

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

**Факультет інформатики та обчислювальної техніки
Кафедра автоматизації та управління в технічних системах**

До захисту допущено:

Завідувач кафедри

_____ Олександр РОЛІК

«__» _____ 20__ р.

**Дипломний проєкт
на здобуття ступеня бакалавра
за напрямом підготовки 6.050201 «Системна інженерія»
на тему: «Мобільний додаток для розпізнавання емоцій людини»**

Виконала:

студентка IV курсу, групи ІА-71в

Крутько Злата Юріївна _____

Керівник:

Асистент кафедри АУТС,

Цимбал Святослав Ігорович _____

Рецензент:

Засвідчую, що у цьому дипломному
проєкті немає запозичень з праць інших
авторів без відповідних посилань.

Студентка _____

Київ – 2021 року

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Факультет інформатики та обчислювальної техніки
Кафедра автоматики та управління в технічних системах
Рівень вищої освіти – перший (бакалаврський)
Напрямок підготовки – 6.050201 «Системна інженерія»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Олександр РОЛІК

«___» _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ
на дипломний проєкт студентці
Крутько Златі Юріївні

1. Тема проєкту «Мобільний додаток для розпізнавання емоцій людини», керівник проєкту Цимбал Святослав Ігорович, асистент кафедри АУТС, затверджені наказом по університету від «13» травня 2021 р. №1170-с
2. Термін подання студентом проєкту 07 червня 2021 р.
3. Вихідні дані до проєкту: мова програмування Java, мова програмування Python
4. Зміст пояснювальної записки: аналіз предметної області, огляд існуючих рішень, вибір технологій та особливості реалізації, керівництво користувача, тестування.
5. Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслеників, плакатів, презентацій тощо): блок-схема алгоритму навчання нейронної мережі, блок-схема алгоритму роботи клієнтської та серверної частин, n=графік успішності навчання нейронної мережі, діаграма варіантів використання
6. Дата видачі завдання: 1 грудня 2020

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання дипломного проєкту	Термін виконання етапів проєкту	Примітка
1.	Аналіз предметної області	01.02.2021	
2.	Огляд існуючих рішень	10.02.2021	
3.	Вибір технологій та особливості реалізації	15.02.2021	
4.	Розробка серверної частини	21.02.2021	
5.	Навчання нейронної мережі	04.03.2021	
6.	Розробка клієнтської частини	20.03.2021	
7.	Тестування	01.04.2021	
8.	Виконання графічних документів	20.04.2021	
9.	Оформлення пояснювальної записки	18.05.2021	
10.	Подання ДП на основний захист	07.06.2021	

Студент

Злата КРУТЬКО

Керівник

Святослав ЦИМБАЛ

АНОТАЦІЯ

Крутько З.Ю. Мобільний додаток для розпізнавання емоцій людини.
КПІ ім. Ігоря Сікорського, Київ, 2021

Проект містить 60 сторінок, 22 рисунка, 6 таблиць, посилання на 27 джерел.

Ключові слова: мобільний додаток, нейронна мережа, розпізнавання емоцій, штучний інтелект.

Об'єктом розробки є мобільний додаток для розпізнавання емоцій людини.

Мета розробки – допомогти дітям з розладами аутичного спектру у розпізнаванні емоцій.

В результаті виконання дипломного проєкта поставлена мета була досягнута, мобільний додаток може використовуватись дітьми з розладами аутичного спектру для розпізнавання емоцій. Під час користування додатком можна зробити фотографію, зберегти її у пам'ять пристрою та відправити на сервер для подальшої обробки та розпізнавання.

ABSTRACT

Krutko Z.Y. Mobile human emotion recognition application. Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute, Kyiv, 2021.

Project contains 60 pages, 22 images, 6 tables, references to 27 sources.

Keywords: artificial intelligence, emotion recognition, mobile application, neural network.

The object of development is a mobile human emotion recognition application.

The purpose of development is to help children with autism spectrum disorders to recognize emotions.

As a result the goal was achieved, the mobile application can be used by children with autism spectrum disorders to recognize emotions. During use the application, user can take a photo, save it in the device memory, and send it to the server for further processing and recognition.

**Пояснювальна записка
до дипломного проєкту
на тему: «Мобільний додаток для розпізнавання
емоцій людини»**

Київ – 2021 року

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК ТЕРМІНІВ, СКОРОЧЕНЬ ТА ПОЗНАЧЕНЬ	3
ВСТУП	4
1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ.....	6
1.1 Розпізнавання емоцій.....	6
1.2 Підходи до задачі розпізнавання	7
1.2.1 Динамічні методи для розпізнавання емоцій	7
1.2.2 Статистичні методи для розпізнавання емоцій.....	8
1.3 Історія розвитку нейронних мереж	8
1.4 Поняття «штучна нейронна мережа»	10
1.5 Штучні інтелектуальні системи розпізнавання емоцій.....	11
Висновки до розділу	13
2 ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ.....	15
2.1 MorphCast.....	15
2.2 Imotions.....	15
2.3 FaceReader Online	17
2.4 Micro Expressions.....	18
2.5 Emoticon & Face Analyzer	18
Висновки до розділу	21
3 ВИБІР ТЕХНОЛОГІЙ ТА ОСОБЛИВОСТІ РЕАЛІЗАЦІЇ.....	22
3.1 Вибір нейронної мережі	22
3.1.1 Однонаправлені багатошарові мережі	22
3.1.2 Рекурентні нейронні мережі	24
3.1.3 Мережі Кохонена	25
3.1.4 Радіальні мережі.....	26
3.2 Засоби розробки	29
3.2.1 Мова програмування Java.....	29

					ІА71в.020БАК.005 ПЗ			
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис		Мобільний додаток для розпізнавання емоцій людини. Пояснювальна записка			
Розробив	Крутько З.Ю.							
Перевірив	Цимбал С.І.							
Затв.								
					Літ.	Арк.	Аркушів	
					Т		2	60
					КПІ ім. Ігоря Сікорського Група ІА-71в			

3.2.2 Середовище розробки Android Studio	30
3.3 Мова програмування Python	31
3.3.1 Бібліотеки Python	31
Висновки до розділу	32
4 ОПИС СТРУКТУРИ ТА ЕЛЕМЕНТІВ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ	32
4.1 Багатошаровий перцептрон	33
4.1.1 Метод стохастичного градієнта.....	36
4.1.2 Batch size	38
4.1.3 Ваги.....	39
4.1.4 Проблема перенавчання	39
4.1.5 Emotion FER Dataset.....	40
4.1.6 Алгоритм навчання багатошарового перцептрона	41
4.2 Клієнтська частина.....	41
4.3 Серверна частина	43
4.4 Вимоги до технічного забезпечення	43
4.4.1 Вимоги до програмного та технічного забезпечення сервера.....	43
4.4.2 Вимоги до програмного та технічного забезпечення клієнта	44
4.5 Опис процесу діяльності	44
4.6 Специфікація функцій	46
4.6.1 Функції мобільного додатка.....	46
4.6.2 Функції сервера	47
Висновки до розділу	48
5 КЕРІВНИЦТВО КОРИСТУВАЧА	49
Висновки до розділу	52
6 ТЕСТУВАННЯ	53
6.1 Мета випробувань	53
6.2 Тестування інтерфейсу	53
Висновки до розділу	55
ВИСНОВКИ.....	56
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	58

ПЕРЕЛІК ТЕРМІНІВ, СКОРОЧЕНЬ ТА ПОЗНАЧЕНЬ

РАС – розлади аутичного спектру;

Емодзі (англ. emoji) – особлива мова ідеограм і смайлів, які широко використовують в електронних повідомленнях та на сторінках сайтів;

Стікер (англ. sticker) – етикетка, наклейка, самоклеїтка;

GIF (англ. Graphics Interchange Format – «формат обміну зображень») – популярний растровий формат графічних зображень;

HCI (англ. Human Computer Interaction) – взаємодія людини з комп'ютером;

ММНСІ (англ. Multimodal Human Computer Interaction) – мультимодальна взаємодія людини з комп'ютером;

Дата-сет (англ. Data set) – набір даних. Найчастіше набір даних відповідає вмісту однієї таблиці бази даних або однієї матриці статистичних даних, де кожен стовпець таблиці представляє певну змінну, а кожен рядок відповідає певному значенню даного набору даних;

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						3
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

ВСТУП

Завдяки постійному зростанню, а також широкому використанню смартфонів, послуг та додатків, розпізнавання емоцій стає невід'ємною частиною життя пересічної людини. За допомогою емоцій люди спілкуються так само, як і за допомогою слів і бути здатним розуміти емоції інших людей так само важливо, як і генерувати їх. Але на жаль, не всі люди здатні чітко розпізнавати емоції інших, що значно знижує рівень їхнього життя. Порушення у прийнятних соціальних взаємодіях є ключовою діагностичною характеристикою людей з розладами аутичного спектру (РАС) [1].

В контексті цього питання, особливо важливою є здатність відтворювати вирази обличчя які відповідають виразам обличчя партнера. Нейротипові особи (тобто люди без аутизму), як правило, відтворюють міміку автоматично, в той час, як люди з РАС позбавлені такої можливості через нездатність розпізнати емоції співрозмовника. Особливо гострою ця проблема є для дітей з подібними розладами.

Отже, постає мета допомогти дітям з розладами аутичного спектру в розпізнаванні емоцій та покращити рівень їхнього життя.

В літературі існує ряд систем розпізнавання емоцій. Емоції можна розпізнати по мові, зображенню, відео або тексту. Існує безліч програм розпізнавання емоцій на мобільних платформах. Наприклад, в мобільних додатках текст SMS-повідомлення можна аналізувати для визначення настрою або емоцій користувачів. Як тільки емоція виявлена, система може автоматично додати відповідний «емодзі» в SMS. Аналізуючи відео в контексті емоцій, смартфон може автоматично міняти шпалери або відтворювати деякі улюблені пісні, щоб поєднуватися з емоціями користувача. Соціальні мережі теж зробили внесок в розпізнавання емоцій і можуть додавати певні маски та фільтри, базуючись лише на виразі обличчя користувача. Те ж саме можна застосувати, використовуючи усну розмову через смартфон; емоція може бути виявлена з розмови, і відповідна фільтрація може бути застосована до голосу [2].

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						4
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

Сенсорні технології та розпізнавання виразів обличчя в даний час широко використовуються мобільними пристроями для визначення нашого навколишнього середовища і нашого фізичного і психічного стану. Сьогодні, завдяки цим технологіям, ми можемо створювати додатки, які враховують емоції. Тому однією з цільових груп, які отримають вигоду з таких додатків є діти з розладами аутичного спектру, оскільки їм важко розуміти і виражати емоції, і вони є активними користувачами мобільних пристроїв [3]. Однак сучасні мобільні додатки, призначені для дітей з аутизмом, не враховують емоцій. Це стало причиною розробити саме такий мобільний додаток, який за допомогою фотографій буде розпізнавати вирази обличчя, щоб забезпечити дуже персоналізований спосіб допомогти дітям з подібними порушеннями та їхнім опікунам розуміти і управляти своїми емоціями.

Для цього в ході роботи був створений мобільний додаток з використанням штучного інтелекту, а саме нейронної мережі типу багат шарового персептрона.

Об'єктом розробки є мобільний додаток.

Метою розробки є допомога дітям з РАС у розпізнаванні емоцій.

Для досягнення поставленої мети були сформовані такі завдання:

- проаналізувати предметну область та існуючі рішення;
- обрати технології, які найбільш відповідають вимогам та зможуть забезпечити найкращий результат;
- розробити реалізацію клієнтської (мобільний додаток) та серверної частин;
- протестувати розробку.

Дипломний проєкт складається з таких розділів: вступ, аналіз предметної області, огляд існуючих рішень, вибір технологій та особливості реалізації, керівництво користувача, тестування, висновки, перелік використаних джерел із 27 найменування, графічна частина складається з 4 креслеників.

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						5
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1.1 Розпізнавання емоцій

Розпізнавання емоцій – це процес ідентифікації людських емоцій, найчастіше за виразами обличчя, а також по словесним виразам. Задача розпізнавання емоцій часто включає аналіз виразів людини в мультимодальних формах, таких як тексти, аудіо або відео. Різні типи емоцій виявляються за допомогою інтеграції інформації від виразів обличчя, рухів тіла і жестів, а також мови.

Обличчя людини має кілька компонентів, таких як очі, ніс, рот, брови і кілька інших. На основі руху цих компонентів і зміни форми і розмірів емоції можуть бути розпізнані різними способами. Однак ці рухи є результатом різних комбінацій скорочення і/або розслаблення м'язів обличчя. Вираз обличчя є основним засобом для невербальної мови в спілкуванні людини з людиною.

Як показує статистичний аналіз, тільки 7% повідомлень в спілкуванні між людьми були висвітлені в усній формі спілкування, при цьому 55% передається по виразу обличчя [4].

Розпізнавання емоцій є однією з основних задач в інтелектуальній взаємодії людини з комп'ютером. Велика частина роботи по розпізнаванню емоцій фокусується на роздільному вилученні емоцій з візуальної або аудіо-інформації. У спілкуванні між людьми інтерпретація суміші аудіовізуальних сигналів має важливе значення для спілкування.

Дослідники в багатьох областях визнали це, і завдяки досягненням в розробці унімодальних методів (в обробці мови та звуку, комп'ютерного зору і т. д.), а також в апаратних технологіях (недорогі камери і датчики), дослідження ММНСІ значно розширилися. Мультимодальна взаємодія людини з комп'ютером (ММНСІ) лежить на перехресті кількох областей досліджень, включаючи комп'ютерний зір, психологію, штучний інтелект і багато інших.

На відміну від традиційних додатків НСІ (один користувач використовує комп'ютер і взаємодіє з ним за допомогою миші або клавіатури), в нових програмах взаємодія не завжди здійснюється за допомогою явних команд і часто

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						6
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

включає кілька користувачів. Почасти це пов'язано з помітним прогресом в останні кілька років в області швидкодії пам'яті і пам'яті комп'ютерного процесора в поєднанні з наявністю безлічі нових пристроїв введення та виведення, які роблять повсюдні обчислення реальністю. До таких пристроїв відносяться телефони, вбудовані системи, КПК, ноутбуки, настінні дисплеї і багато іншого. Широкий спектр доступних обчислювальних пристроїв з різною обчислювальною потужністю і можливостями введення/виведення означає, що майбутнє комп'ютерів, ймовірно, буде включати в себе новий спосіб взаємодії. Деякі з методів включають жести, мову, тактильні відчуття, моргання очей, і багато інших. Проте зв'язок як в спілкуванні людина-людина, ймовірно, буде мати місце, коли різні пристрої введення використовуються в комбінації.

1.2 Підходи до задачі розпізнавання

Існуючі підходи до розпізнавання емоцій для класифікації певних типів емоцій можна в цілому розділити на три основні категорії: динамічні методи, статистичні методи і гібридні підходи.

1.2.1 Динамічні методи для розпізнавання емоцій

Більшість методів комп'ютерного розпізнавання емоцій засноване на навчанні з учителем. В якості вихідних даних в них використовуються або окремі зображення особи, або послідовність кадрів з відеопотоку, в зв'язку з чим методи можна умовно розділити на статичні і динамічні.

Динамічні методи, як правило, використовують інформацію про рух лицьових м'язів в часі. Так, наприклад, один з найперших методів автоматичного розпізнавання емоцій використав оптичні потоки для визначення напрямку і швидкості руху окремих частин особи, які потім зіставлялися із зразками для кожної з розглянутих емоцій. Аналогічний підхід зустрічається і в більш пізніх роботах, однак замість оптичного потоку частіше використовується модель з'єднаних вібрацій, що дозволяє більш точно визначити деформації частин

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						7
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

обличчя. Слід зазначити, що існують також напрацювання з автоматичного виділення патернів. Однією з головних переваг динамічних методів є те, що вони дозволяють вловити короточасні зміни на людському обличчі – так звані мікроемоції.

1.2.2 Статистичні методи для розпізнавання емоцій

Статистичні методи зазвичай включають використання різних контрольованих алгоритмів машинного навчання, в яких великий набір анотованих даних подається в алгоритми для системи, щоб вивчити і передбачити відповідні типи емоцій. Цей підхід зазвичай включає два набори даних: навчальний набір і набір тестування, де перший використовується для вивчення атрибутів даних, а другий використовується для перевірки продуктивності алгоритму машинного навчання. Алгоритми машинного навчання зазвичай забезпечують більш розумну точність класифікації в порівнянні з іншими підходами, але однією з проблем в досягненні хороших результатів в процесі класифікації є необхідність мати досить великий навчальний набір.

1.3 Історія розвитку нейронних мереж

Вперше про штучні нейронні мережі заговорили в 1940-х роках. Саме як наукова дисципліна теорія нейронних мереж була відображена в роботі Мак Каллока і Пітса в 1943 році. В даній роботі стверджувалося, що майже будь-яку логічну або арифметичну функцію можна реалізувати за допомогою найпростішої нейронної мережі. Однією з основних робіт слід відзначити модель Д. Хеба, який в 1949 році сформулював закон, що став відправною точкою для навчання нейронних мереж [5]. Хеб першим припустив, що навчання, перш за все, полягає в зміні сили синаптичних зв'язків.

Теорія Хебба – типовий випадок самонавчання, де випробувана система навчається виконувати необхідну завдання без втручання експериментатора. Свій внесок вніс і М. Мінський, завдяки дослідженню ряду задач, в тому числі відомої

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						8
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

задачі «виключаючого «АБО» Ф. Розенблат в 1958 році запропонував нейронну мережу, названу персептроном, який був призначений для класифікації об'єктів. При навчанні персептрон отримував повідомлення від «вчителя». Завдяки повідомленням, можна визначити до якого класу належить даний об'єкт. Крім того, навчений персептрон був здатний самостійно класифікувати об'єкти, які не використовувалися раніше, роблячи при цьому мале число помилок.

Період затишшя в розвитку нейронних мереж припав на 1968-1985 рр. З появою високопродуктивних персональних комп'ютерів стало доступним моделювати нейронні мережі. Настільною книгою фахівців, які цікавляться теорією нейронних мереж, стала робота Ф. Уоссермена «Нейрокомп'ютерна техніка».

Після появи роботи Д. Хопфилда (1982 рік) інтерес до нейронних мереж різко зріс. Хопфилд, ґрунтуючись на правилах навчання Хебба, показав, що завдання з нейронами можуть бути зведені до узагальнення ряду моделей, розроблених на той час у фізиці неупорядкованих систем. Потім в 1986 році з'явилася робота Вільямса, Румельхарта і Хінтона, яка відповідала на важливе питання про поведінку навчання шаруватих нейронних мереж. Після цього, запропонований Хінтоном алгоритм зазнав безліч змін.

У 80-ті роки поступово сформувався міцний теоретичний фундамент, на основі якого сьогодні створюється більшість мереж. Розроблена теорія широко стала застосовуватися в останні два десятиліття для вирішення прикладних завдань. Стали з'являтися фірми, які займаються розробкою програмного забезпечення для конструювання штучних нейронних мереж.

У 90-ті роки нейронні мережі стали використовуватися в бізнесі, де вони показали колосальну ефективність при вирішенні багатьох задач – від передбачення попиту на продукцію до аналізу платоспроможності клієнтів банку.

У 2007 в університеті Торонто Джеффрі Хінтон створив алгоритми глибокого навчання нейронних мереж. При навчанні нижніх шарів мережі, Хінтон використовував обмежену машину Больцмана, яка представляє стохастичну рекуррентну нейронну мережу. Після навчання мережі отриманий додаток міг швидко вирішувати поставлену задачу (наприклад, пошук осіб на фотографії). Ця

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						9
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

функція на сьогоднішній день вбудована в усі цифрові фотоапарати. подібна технологія використовується інтернет-пошуковими системами при класифікації картинок. За оцінками фахівців, в області проектування нейронних мереж і нейрокомп'ютерів очікується технологічний зростання. Чимало нових можливостей було відкрито за останні роки, а роботи в даній області стають важливим внеском в науку, технології, економіку.

Незважаючи на те, що вивчення нейронного моделювання ведеться вже понад шістдесят років, немає жодної області мозку, де процес обробки інформації був би зрозумілий до кінця. Також немає жодного нейрона, для якого можна було б визначити код передачі інформації у вигляді послідовності імпульсів. В даний час існує велика кількість конфігурацій нейронних мереж, які відрізняються за принципами функціонування, і, отже, спрямовані на різні завдання. Майбутнє нейрокомп'ютерних технологій буде пов'язано з новими відкриттями в області нейронного моделювання – як тільки вдасться розгадати таємницю функціонування хоча б однієї області мозку, відразу стане ясно багато про інших його областях.

1.4 Поняття «штучна нейронна мережа»

Під штучної нейронною мережею розуміється математична модель, а також її програмна і апаратна реалізація, побудована за принципом біологічних нейронних мереж – нервових клітин живого організму.

Це поняття виникло при спробі змодельовати процеси, які протікають в мозку людини. Штучна нейронна мережа являє собою систему простих процесорів (штучних нейронів), з'єднаних і взаємодіючих між собою. Кожен з процесорів мережі має справу з сигналами, які періодично надходять або передаються іншим процесорам. Велика мережа здатна вирішувати найскладніші завдання в найкоротші терміни. На рисунку 1 зображена штучна нейрона мережа.

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						10
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

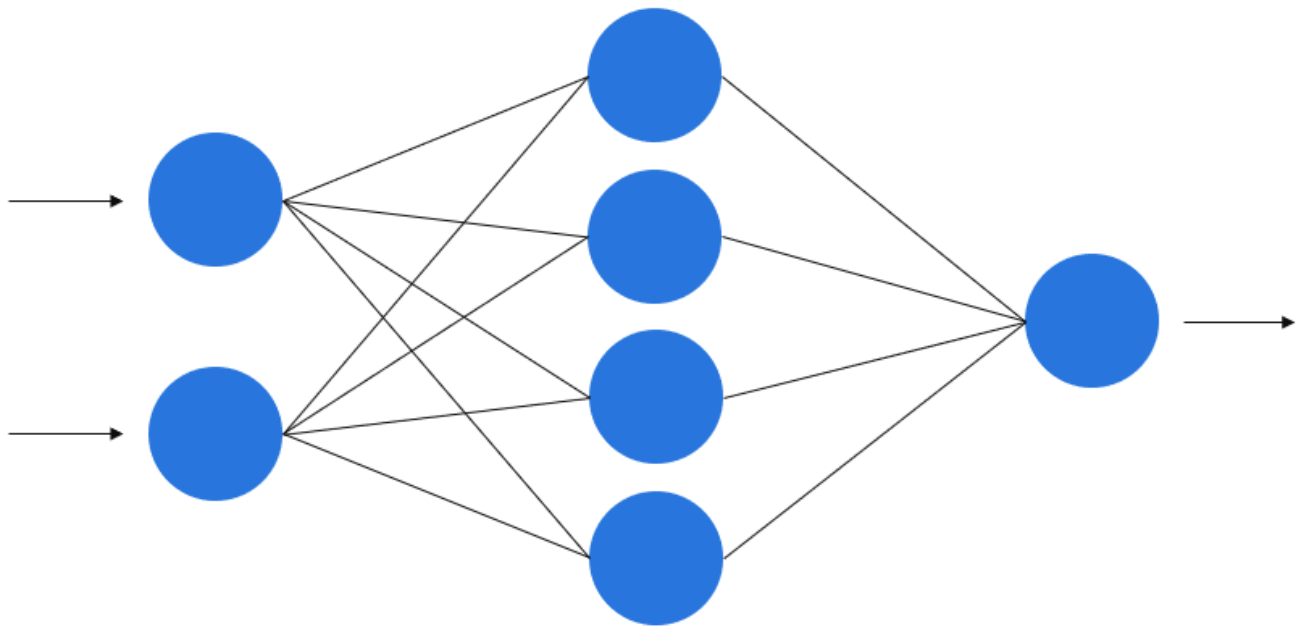


Рисунок 1 – Штучна нейронна мережа

З математичної точки зору нейронні мережі являють собою спосіб вирішення нелінійних задач оптимізації. Кібернетика використовує теорію нейронних мереж в рішенні задач адаптивного управління, побудові алгоритмів для робототехніки. У програмуванні нейронна мережа один із способів вирішення проблеми ефективного паралелізму.

Програмування нейронних мереж має на увазі саме навчання мережі, а не написання програмного коду. Саме завдяки навчанню мережу здатна виявляти залежності між даними (вхідними і вихідними), узагальнювати, спрощувати результати, використовувати знання для розбиття складних задач на більш прості.

1.5 Штучні інтелектуальні системи розпізнавання емоцій

Будь-який мімічний вираз аналізується і перекладається мовою, зрозумілою інтелектуальній системі. Основними і пов'язаними між собою етапами по створенню математичної моделі є:

- визначення осіб на кадрі;
- розуміння штучною системою, що при наявності неприродного повороту особи або недостатньої освітленості – людина на кадрі є однією і тією ж особою;

– виділення унікальних характеристик особи, які дозволяють відрізнити людину від інших людей (наприклад, розріз і форма очей, подовжене обличчя, розташування рота на обличчі).

Мозок людини проробляє все це автоматично і миттєво. Фактично, люди надзвичайно добре розпізнають обличчя і, в кінцевому підсумку, бачать обличчя в повсякденних предметах:

Комп'ютери нездатні до такого високого рівня узагальнення, тому доводиться вчити їх кожному кроку в цьому процесі окремо. Існують різні погляди на визначення числа етапів розробки і проектування інтелектуальних систем. Це залежить від багатьох чинників, зокрема від характеру функцій майбутньої інтелектуальної системи, галузі використання, наявності розвинених інструментальних засобів і багатьох інших.

На рисунку 2 зображений процес побудови штучних інтелектуальних систем, який умовно ділиться на п'ять етапів.

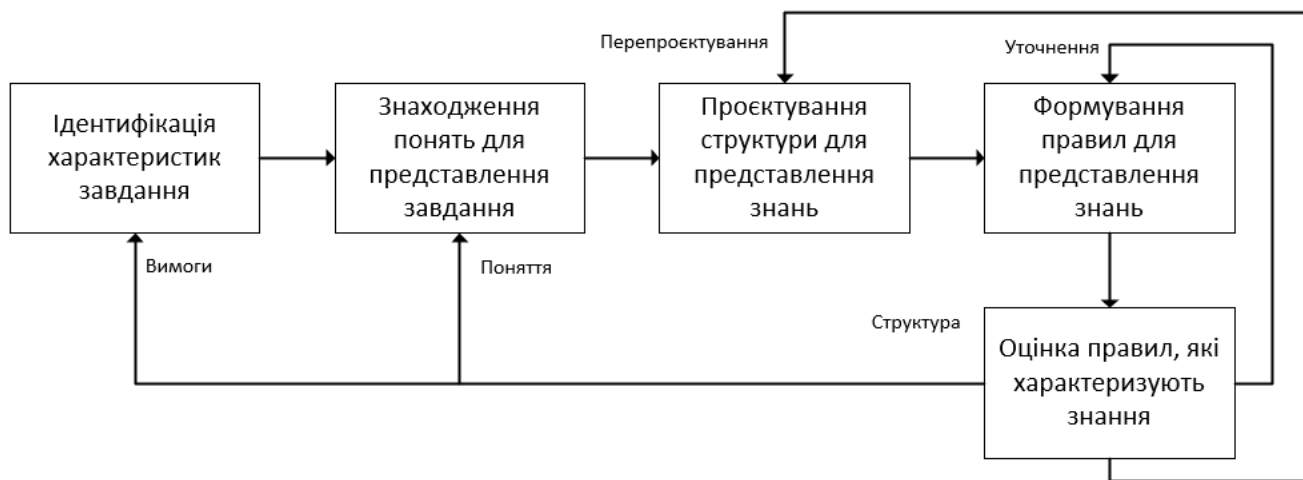


Рисунок 2 – Етапи проектування ІШС

Визначення завдань і ідентифікація їх характеристик. Розробляється технічне завдання на проектувану систему, обмежується коло користувачів системи.

Виділення основних концепцій предметної області, які відображають знання кола експертів. Інженер знань визначає формальні засоби представлення знань і процедури отримання рішень. Виявляються і формулюються поняття, що

визначають вибір характерною схеми представлення знань експерта про предметну область. Основним джерелом знань про проблемну область є людина-експерт, книги, технологічні описи, інструкції, документи, методи «Мозкового штурму», методи автоматизованого заповнення баз даних.

Іншим важливим джерелом знань є Інтернет (традиційний пошук необхідної інформації і знань, а також інтелектуальні агенти).

Вибір формалізму представлення знань і визначення механізму виведення рішень. Розроблена структура для представлення знань є основою для реалізації наступного етапу – безпосереднього побудови бази знань системи.

Вибір або розробка мови представлення знань. Після того як правила сформульовані і представлені обраною мовою уявлення, вони заносяться інженером в базу знань.

Тестування системи шляхом вирішення конкретних перевірочних задач.

Етапи створення інтелектуальних систем не є строго регламентованими. Між деякими з них важко провести чіткі і змістовні кордони, вони лише в якійсь мірі приблизно описують процес проектування інтелектуальних систем.

Розробка штучної інтелектуальної системи розпізнавання емоцій із застосуванням нейронної мережі вимагає обов'язкового навчання нейромережі. Для створення нейронної мережі до конкретного завдання слід підібрати значення параметрів міжнейронних з'єднань.

Висновки до розділу 1

В розділі була досліджена предметна область розпізнавання емоцій. Розглянуто різні підходи до задачі розпізнавання, динамічні та статистичні методи.

Аналіз методів вирішення задачі класифікації дозволив виділити найпоширеніші методи, які найбільш ефективно застосовуються для вирішення завдань розпізнавання. Серед них було обрано статистичний метод.

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						13
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

Штучні інтелектуальні системи класифікуються за видами, задачами, які необхідно вирішити і методами використання. Широкий спектр ШІС дозволяє вибрати найбільш ефективну систему і точний метод для вирішення задачі.

Процес розробки ШІС не має суворої регламентації. Умовно проектування можна розділити на п'ять етапів: ідентифікація характеристик завдання; знаходження понять для представлення знань; проектування структури для представлення знань; формування правил для представлення знань; оцінка правил для представлення знань.

Під штучної нейронної мережею розуміється математична модель, а також її програмна і апаратна реалізація, побудована за принципом біологічних нейронних мереж. Це поняття виникло при спробі змодельовати процеси, що протікають в мозку людини.

Навчання штучної нейронної мережі складний процес, де вільні параметри налаштовуються в результаті моделювання середовища, в яке вбудована мережа. Нейронні мережі мають ряд проблем, однією з яких є вибір оптимальної моделі для побудови тієї чи іншої системи, яка ефективно дозволяла б використовувати нейронні мережі в дії.

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						14
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

2 ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ

Більшість існуючих рішень – мобільні додатки та сервіси, які використовують розпізнавання обличчя, служать для цілей безпеки, таких як блокування та розблокування телефону, обмеження доступу до файлів та облікових записів, верифікації клієнтів; і маркетингових цілей – для точного вимірювання емоційної залученості і ефективності контенту для цільової аудиторії. Такі сервіси проваджують достатньо високий та точний рівень розпізнавання емоцій, але вони реалізовані як хмарні сервіси, що унеможлиблює їх використання з мобільних телефонів, або надані у вигляді API, що також потребує додаткової розробки ПЗ. Нижче наведені приклади таких сервісів і додатків.

2.1 MorphCast

Сервіс MorphCast надає SDK для HTML5 і застосунків для ПК. Цей сервіс працює з відео, розпізнаючи на ньому обличчя, виявляє емоції, визначає їх та класифікує. В залежності від виявлених емоцій, користувач застосунка має змогу змінювати наступні кадри в відео. Використання SDK дозволяє інтегрувати MorphCast в відеоконференції та веб-сторінки, на виході отримуючи графіки, діаграми та детальну інформацію про емоції учасників. На рисунках 3 та 4 наведені інтерфейс MorphCast та схема роботи SDK відповідно.

2.2 Imotions

Imotions – це онлайн-платформа і рішення для мобільних пристроїв, яке дозволяє проводити дослідження в області психології, медицини та освіти з використанням інформації про емоції респондентів. Висока ефективність досягається за рахунок зовнішніх зчитувачів сигналів, які відстежують рух погляду, використовують аналіз виразу обличчя, електродермальну активність/гальванічну реакцію шкіри, обладнання для ЕЕГ, ЕМГ і ЕКГ, що з

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						15
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

іншого боку робить використання Imotions дорогим, повільним та потребує великої кількості ресурсів. На рисунку 5 зображене налаштування сервісу Imotions.

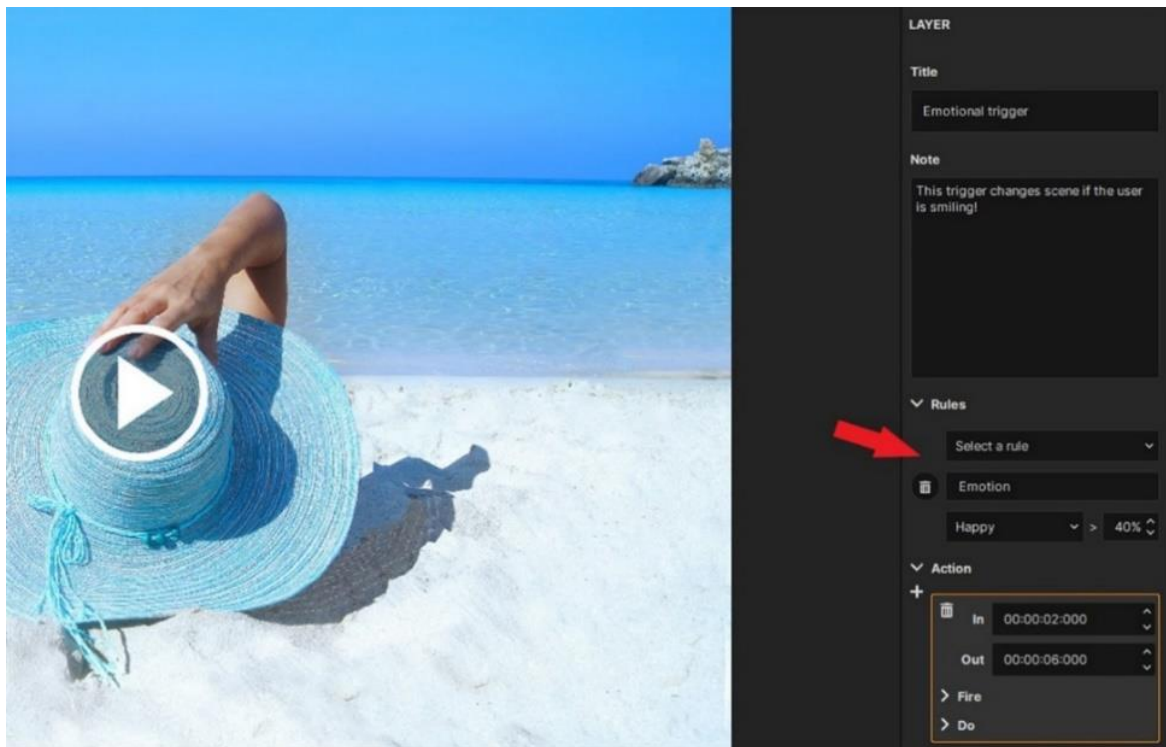


Рисунок 3 – Інтерфейс десктопного застосунка MorphCast [6]

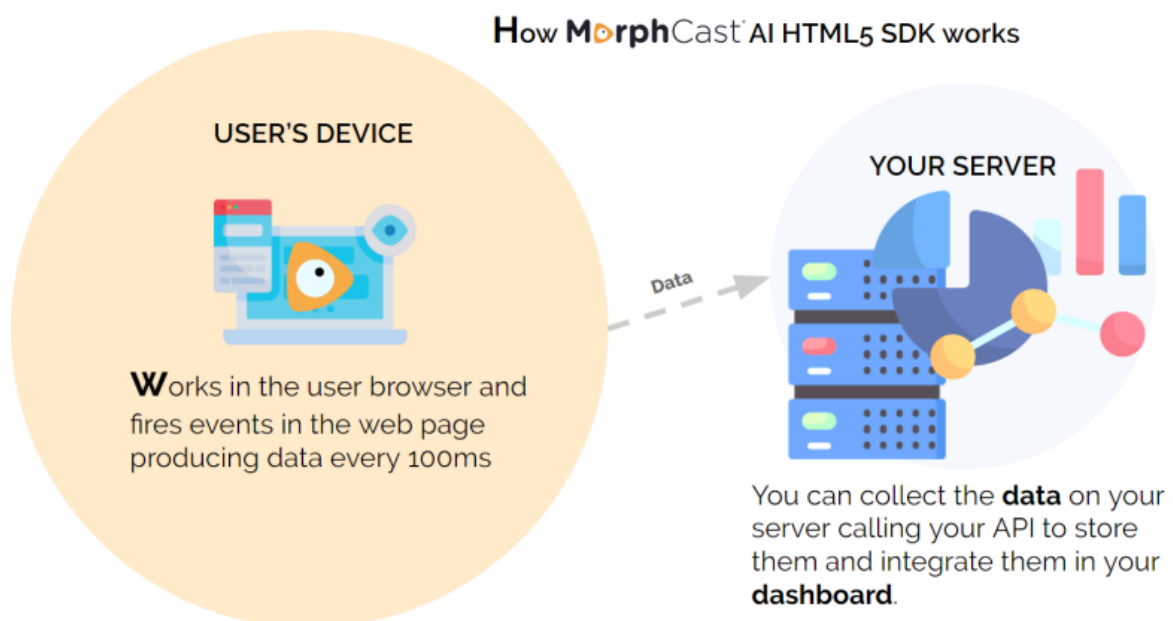


Рисунок 4 – Схема роботи SDK MorphCast [7]

Study setup

Before the study begins, we need your help to prepare a couple things:

6. Check placement and lighting for webcam

Please make sure you are sitting comfortably, so you don't have to move during the study. Then, check that you can clearly see your face in the webcam, and that the lighting is bright enough to see all features of your face.

- ✓ Align your head as close as possible to the green outline. Not too big, not too small.
- ✓ Make sure the lighting in the room allows you to see your face easily, and the background behind you is not too bright (for example, don't sit with a bright light or window behind you).
- ✓ Pull your hair back, so it doesn't cover your face.
- ✓ Once you are ready, click the Start study button below.



- ✗ Position & head size ✓
- ✗ Background lighting ✓
- ✗ See face clearly ✓



Рисунок 5 – Налаштування Imotions перед дослідженням [8]

2.3 FaceReader Online

Онлайн-платформа FaceReader дозволяє проводити зустрічі і записувати відео з учасниками, після чого аналізувати записати і визначати реакції та емоції, створюючи 3Д-модель обличчя по ключових точках. Після обробки результатів запису, користувач сервісу отримає звіт. Це не дозволяє обробляти дані про емоції в реальному часі та потребує великих ресурсів, що робить цей сервіс не оптимальним з точки зору поставленої мети проєкту. На рисунку 6 зображено результат роботи платформи FaceReader.

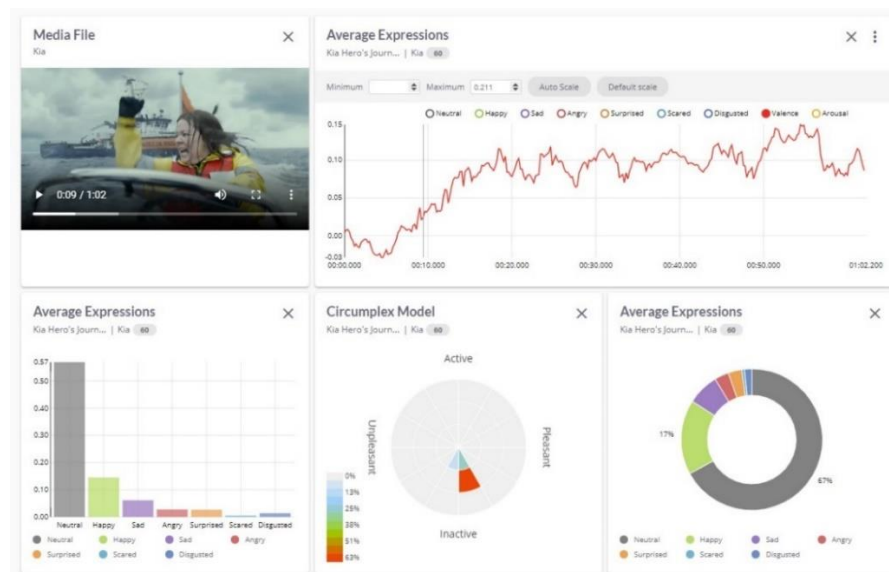


Рисунок 6 – Дашборд з результатами роботи FaceReader Online [9]

2.4 Micro Expressions

Цей мобільний додаток використовує розпізнавання емоцій для протилежної мети – він дозволяє користувачу навчитись розпізнавати швидкоплинні мимовільні вирази обличчя. Ці вирази можуть надзвичайно точно передавати приховані емоції, але часто залишаються непоміченими через свою надзвичайно коротку тривалість (1/25 – 1/15 секунди). Додаток являє собою тренажер, який дає змогу навчитись виявляти приховані мікроекспresi в вигляді тесту, де після короткої появи емоції потрібно обрати одну з наведених, або обрати певну емоцію (наприклад, страх) і з наведених зображень обирати, чи справді зображена емоція – страх. На рисунку 7 зображено інтерфейс додатку Micro Expressions.

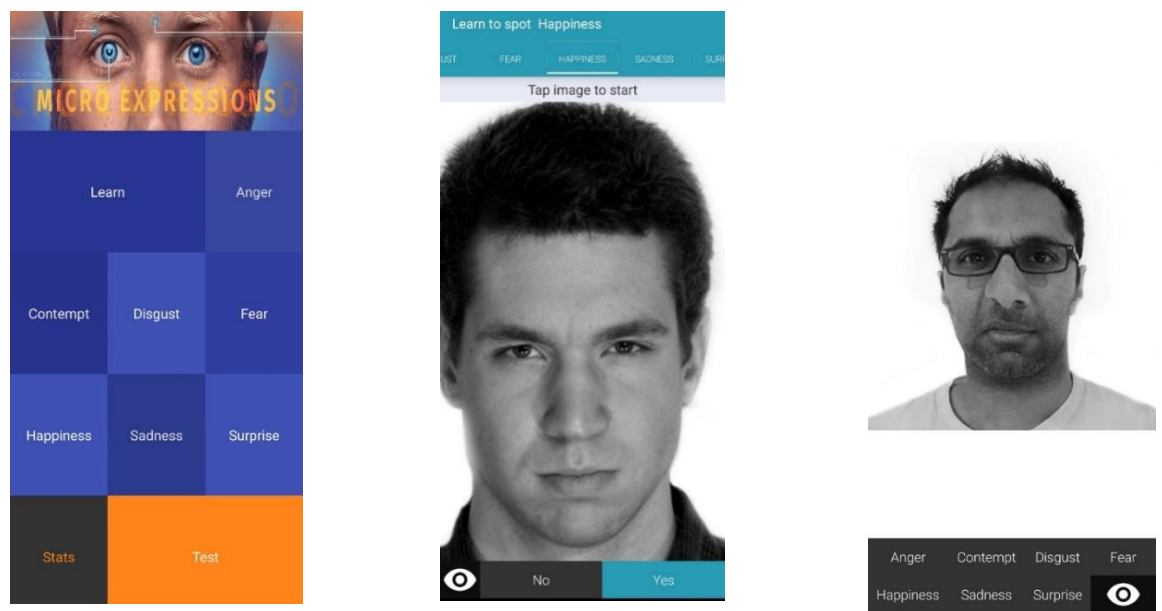


Рисунок 7 – Інтерфейс додатку Micro Expressions з прикладами тестів [10]

2.5 Emoticon & Face Analyzer

Мобільні додатки Emoticon та Face Analyzer мають схожий функціонал, який дозволяє зробити фотографію або завантажити її з пристрою та отримати інформацію про зображені емоції, але самі розробники заявляють, що ці додатки було створено виключно для розважальних цілей. До того ж, під час ознайомлення та тестування було виявлено декілька критичних помилок, які не дозволяють

використовувати вищевказані додатки для повноцінного розпізнавання емоцій, що унеможлиблює їх роботу в цілому. На рисунку 8 зображено інтерфейс застосунка Emoticon.

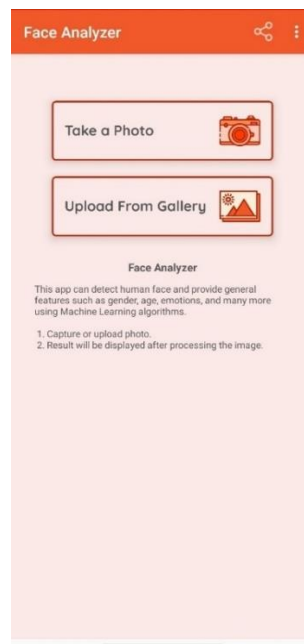


Рисунок 8 – Інтерфейс застосунка Face Analyzer [11]

На рисунку 9 зображено інтерфейс застосунка Emoticon.

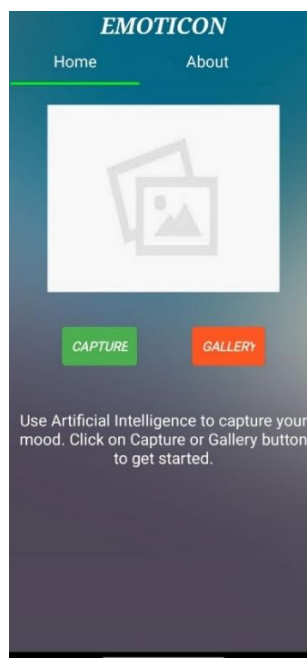


Рисунок 9 – Інтерфейс застосунка Emoticon [12]

Отже, проаналізувавши існуючі рішення можна виокремити такі переваги:

– усі наведені вище рішення (онлайн-сервіси та мобільні додатки) дозволяють розпізнавати та транслювати сім ключових емоцій: гнів, страх, відраза, щастя, смуток, здивування і презирство можливість інтегрування блоку розпізнавання у власну розробку, використовуючи API та SDK, запропоновані розробниками;

– підтримка розпізнавання в реальному часі;

та такі недоліки:

– використання платформ розробників;

– необхідність створення окремого, зручного інтерфейсу для можливості використання API та SDK;

– велика кількість додаткового обладнання для зчитування сигналів;

– робота в реальному часі можлива тільки з використанням продуктів, запропонованих розробником, що з одного боку обмежує функціонал, а з іншого - дає велику кількість даних, які не потрібні для вирішення поставленої задачі;

– пост-обробка відео або записів зустрічі, що також уповільнює роботу розпізнавання і використовується для інших цілей, таких як маркетинг або аналіз.

Порівняння розглянутих рішень наведене у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Порівняння функцій розглянутих рішень

Функції	Morph Cast	Imotions	Face Reader Online	Micro Expressions	Emoticon	Face Analyzer
Розпізнавання емоцій	+	+	+	-	+	+
Розпізнавання в реальному часі	-	+	-	-	+	+
Додаткове ПЗ та пристрої	+	+	-	-	-	-

Функції	Morph Cast	Imotions	Face Reader Online	Micro Expressi ons	Emoticon	Face Analyzer
Доступність на мобільних пристроях	-	-	-	+	+	+
Простота та зручність інтерфейсу	-	-	-	+	+	+

Порівнявши існуючі рішення у вигляді веб-сервісів та мобільних додатків та звертаючи увагу на їх недоліки, було запропоновано створити новий додаток, який буде підтримуватись на будь-якому телефоні на платформі Android, але так само буде простим і зручним у використанні та виконуватиме свої основні функції, такі як здатність розпізнавати емоції та мати зручний і простий інтерфейс.

Висновки до розділу 2

На основі проаналізованих існуючих сервісів та платформ, було встановлено, що існуючі аналоги не відповідають усім необхідним критеріям. Розглянуті вище застосунки та платформи мають необхідний функціонал, але не поєднують всі функції в одне зручне та ефективне рішення. Це робить поставлену задачу по розробці мобільного додатка для розпізнавання емоцій актуальною та затребуваною.

3 ВИБІР ТЕХНОЛОГІЙ ТА ОСОБЛИВОСТІ РЕАЛІЗАЦІЇ

3.1 Вибір нейронної мережі

3.1.1 Однонаправлені багатошарові мережі

Багатошарова нейронна мережа може бути формально визначена як сукупність простих обробних елементів, званих нейронами. Нейрони організовані по верствам і об'єднані односпрямованим зв'язками, які називаються синапсами.

Нейронні мережі прямого поширення мають вхідний сигнал, який передається від шару до шару (від одних нейронів до інших). Саме такою мережею і є багатошаровий персептрон, який складається з вхідного шару, прихованих обчислювальних шарів всередині системи і вихідного шару нейронів.

Багатошаровий персептрон – це односпрямована мережа сигмоїдальна типу [13].

Сигмоїдальна функція – це монотонно зростаюча всюди дифференціюєма S-образна нелінійна функція з насиченням, яку дуже зручно використовувати в формальному нейроні в якості опції активації [14]. Сигмоїд дозволяє підсилювати слабкі сигнали і не насичуватися із сильних сигналів.

Структурна схема багатошарового персептрона (в даному випадку двошаровий персептрон) наведена на рисунку 10.

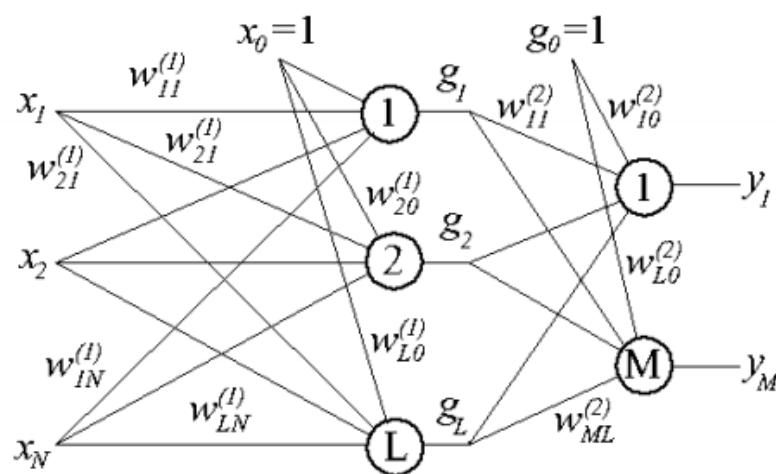


Рисунок 10 – Структурна схема багатошарового персептрона

Позначення:

$g_l, l = 1, 2, \dots, L$ – сигнали, що виходять з першого шару нейронів;

$(m), m = 1, 2, \dots$ – індекси номера шару нейрона;

$x_1, x_2, \dots, x_n$ – вхідні сигнали, які формують вхідний шар;

$g_1, g_2, \dots, g_l$ – перший прихований шар;

$y_1, y_2, \dots, y_m$ – вихідні сигнали, які формують шар на виході.

Формули для розрахунку вихідних сигналів шарів нейронів:

$$g_l = f(\sum_{j=0}^N w_{lj}^{(1)} \cdot x_j), l = 1, 2, \dots, L \quad (4.1)$$

$$y_i = f(\sum_{l=0}^L w_{il}^{(2)} \cdot g_l) = f(\sum_{l=0}^L w_{il}^{(2)} \cdot f(\sum_{j=0}^N w_{lj}^{(1)} \cdot x_j)), i = 1, 2, \dots, M \quad (4.2)$$

Цільова функція для одиничної навчальної вибірки $\langle X, D \rangle$ виглядає наступним чином:

$$E(W) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M (y_i - d_i)^2 \quad (4.3)$$

Цільова функція для безлічі навчальних пар $\langle X_k, D_k \rangle$, $k = 1, 2, \dots, p$, має вигляд суми по всіх парах:

$$E(W) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^p \sum_{i=1}^M (y_i - d_i)^2 \quad (4.4)$$

Мета навчання багатошарового персептрона: при вхідному векторі X_k необхідно підібрати такі значення ваг мережі $w_{lj}^{(1)}$ і $w_{il}^{(2)}$, щоб вихідний вектор Y^k і вектор очікуваних значень D^k максимально збігалися.

3.1.2 Рекурентні нейронні мережі

Рекурентна нейронна мережа найскладніший вид нейронних мереж, що має зворотний зв'язок між елементами: від менш віддаленого до більш віддаленого. Саме зворотний зв'язок дозволяє мережі запам'ятовувати і навчатися. Однак потенціал такої мережі погано вивчений через складність аналізу. Рекурентна штучна нейронна мережа – мережа, що отримується з односпрямованого багатошарового персептрона, шляхом введення зворотних зв'язків з затримкою з виходу на входи мережі [15].

Далі буде розглянуто одну з різновидів таких мереж – це рекурентна мережа Елмана, що складається з двох шарів. Структурна схема даної мережі представлена на малюнку 4. Добре видно, що зворотні зв'язки йдуть від внутрішніх шарів, а не від виходів нейронної мережі. Саме така структура дозволяє накопичувати і запам'ятовувати інформацію. Сигнал надходить на вхід і проходить в прихований шар. Після перетворення прихованим шаром, сигнал піде на вихід, а його копія потрапить на затримку. Потім в мережу надходить наступний сигнал, і в цей же час надходить копія попереднього сигналу. На рисунку 11 зображено структурну схему рекурентної нейронної мережі.

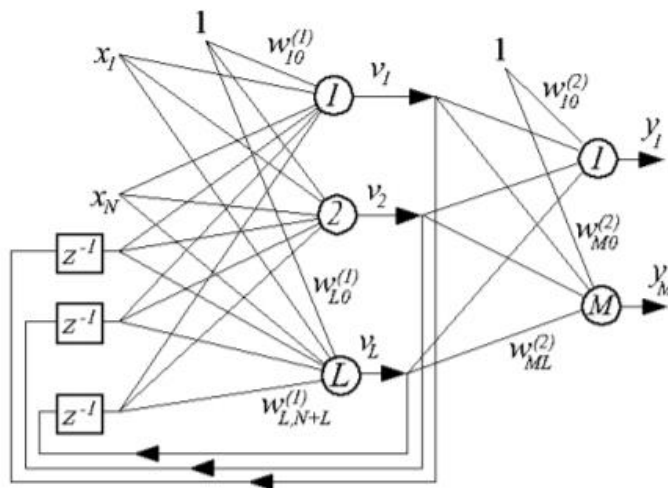


Рисунок 11 – Структурна схема рекурентної нейронної мережі

Формула Елмана виглядає наступним чином:

$$\frac{\partial E^k(w)}{\partial w_{nm}^{(2)}} = e_n^k \cdot \frac{\partial f_2(g_n^k)}{\partial g_n^k} \cdot v_m^k \quad (4.5)$$

Навчання рекурентної мережі Елмана можна задати наступним алгоритмом:

- визначити початкові значення для ваг, привласнити $k = 1$;
- визначити всі діючі сигнали мережі для поточного моменту k ;
- для всіх ваг нейронів першого шару розрахувати значення;
- розрахувати всі компоненти вектора цільової функції;
- для всіх верств скорегувати ваги нейронів;
- збільшити k на 1, перейти на пункт 2.

Мережі Елмана в основному застосовуються в системах управління рухомими об'єктами. Вони не забезпечують високу точність рішення, оскільки наявність зворотного зв'язку в прихованому шарі не дозволяє точно обчислити градієнт функціоналу. Однак такі мережі здатні обробляти послідовності образів, враховуючи зв'язок між елементами послідовності; мають високу здатність до узагальнення, яка набагато вище, ніж у багатошарового персептрона. рекурентні мережі застосовуються в задачах обробки звуку й мови, аналізі електронних схем, завданнях комп'ютерного зору і обробки сигналів.

3.1.3 Мережі Кохонена

Як було зазначено раніше, задача розпізнавання емоцій належить до задач класифікації. Ще одним видом нейронних мереж, які здатні вирішувати цю задачу є окремий клас нейронних мереж, названий мережами Кохонена [16]. Основна задача класифікації полягає в поділі об'єктів на класи, з якими – небудь ознаками. Основою такого поділу є вектор параметрів об'єкта. Такі мережі ще називають самоорганізаційні мережі на основі конкуренції. Нейронні мережі не вимагають «вчителя», а діють за принципом «переможець отримує все».

З математичної точки зору це значить, що є двошарова мережа, в якій кожен нейрон має всі компонентами вхідного вектора X розмірністю N . На виході

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						25
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

найбільший сигнал стане одиничним, інші ж звернуться в нуль. На рисунку 12 зображено структурну схему мережі Кохонена.

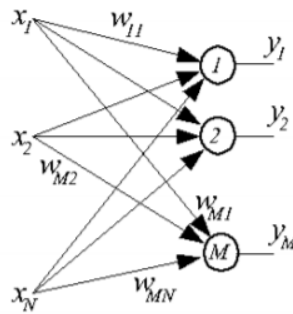


Рисунок 12 – Структурна схема мережі Кохонена

3.1.4 Радіальні мережі

Мережа радіальних базисних функцій – нейронна мережа прямого поширення сигналу, яка містить проміжний (прихований) шар симетричних нейронів [17]. Такий нейрон перетворює відстань від даного вхідного вектора до відповідного йому "центру" по деякому нелінійному закону.

Радіальні нейронні мережі будуються за допомогою радіальних нейронів. В околицях свого центру функція активації цих нейронів має ненульові значення. Це називається локальною апроксимацією.

Апроксимація – науковий метод, що полягає в заміні одних об'єктів іншими, близькими до початкових, але спрощеним в деякому сенсі. З математичної точки зору багат шарові мережі сигмоїдальна типу виконують апроксимацію функції декількох змінних $X \in R^M$ у безліч вихідних змінних $Y \in R^M$.

Радіальні нейронні мережі полегшують вибір початкових умов для процесу навчання, забезпечуючи швидке досягнення оптимального рішення. Отримана архітектура радіальних мереж має структуру, аналогічну багат шаровій структурі сигмоїдальних мереж з одним прихованим шаром. Роль прихованих нейронів в ній грають базисні радіальні функції, що відрізняються своєю формою від сигмоїдальних функцій.

Незважаючи на зазначену схожість, мережі цих типів принципово відрізняються один від одного. Подібного роду мережі мають більш слабку здатність до узагальнення, в порівнянні з сигмоїдальними мережами. Цей недолік компенсується за рахунок розбиття навчальних класів на підкласи. При цьому кожен підклас матиме свій «центр», навколо якого реалізується радіальна базисна функція. Крім того, алгоритм навчання радіальних мереж унікальний.

У таблиці 3.1 перераховані основні інформаційні моделі нейронних мереж (по горизонталі), та основні задачі, які можливо вирішити з використанням штучних нейронних мереж (по вертикалі).

Таблиця 3.1 – Порівняння видів нейронних мереж і задач, які вони можуть виконувати

ІНМ	Однонаправленні багат шарові мережі	Рекурентні нейронні мережі	Мережі Кохонена	Радіальні нейронні мережі
Асоціативна пам'ять	+	+	-	+
Стиснення інформації	+	+	-	-
Прогнозування	+	+	-	+
Оптимізація	-	+	+	-
Класифікація	+	-	+	+
Кластеризація	-	-	+	+

Асоціативна пам'ять – це особливий вид машинної пам'яті, використовуваної в додатках дуже швидкого пошуку.

Стиснення інформації – алгоритмічне стиснення інформації для зменшення займаного обсягу. Застосовується для раціонального використання пристроїв зберігання і передачі даних.

Прогнозування – оцінка можливих шляхів розвитку на підставі накопиченого досвіду і поточних припущень.

Оптимізація – знаходження найкращого рішення задачі при заданих умовах та обмеженнях.

Класифікація – рішення задачі шляхом розбиття об'єктів на класи за якими-небудь ознаками.

Кластеризація – задача, в якій потрібно розбити задану вибірку об'єктів на непересічні підмножини, які називаються кластерами, так, щоб кожен кластер складався з схожих об'єктів.

Отже, при виборі нейронної моделі слід враховувати: структурне уявлення мережі, підбір вхідних даних, можливість використання нейронної мережі для обраної системи, здатність мережі до навчання, можливість пошуку оптимального рішення задачі.

Багатошарова нейронна мережа сигмоїдальна типу на основі багатошарового персептрона має нескладне математичне опис, однак вимагає грамотної підготовки навчальної послідовності, формування навчальної вибірки, підбір початкових значень.

Рекурентна нейронна мережа досить складний вид мережі. має зворотний зв'язок між елементами, що дозволяє мережі накопичувати і запам'ятовувати інформацію. Така мережа не завжди забезпечує високу точність рішення, через складність обчислення градієнта функціоналу в прихованому шарі. Якщо мережа буде позбавлена надмірної або недостатньої обробки даних, то вона також зможе відстежувати зміни показань середовища, в яку її помістили.

Основним завданням в реалізації мереж Кохонена є поділ об'єктів на класи, з яких-небудь ознаками. такі мережі діють за принципом «переможець отримує все», тобто вихідний сигнал мережі, що має найбільше значення стане одиничним (Переможець), інші звернуться в нуль. Мережі Кохонена працюють з числовими даними, на початковому етапі необхідна мінімізація розмірів мережі (тобто зменшення обсягу в мережі, з метою полегшення процесу навчання).

Радіальні нейронні мережі полегшують вибір початкових умов для процесу навчання. При наявності одного прихованого шару і зв'язку нейрона з відповідною областю простору навчальних даних, точка початку навчання виявляється набагато ближче до оптимального рішення, порівняно з іншими моделями

нейромереж. Радіальні нейронні мережі мають нескладні алгоритми навчання. Розбиття об'єкта на класи компенсує слабку здатність до узагальнення у радіальних нейронних мереж.

Аналіз моделей нейронних мереж дозволив обрати найбільш оптимальну для поставленої мети модель, а саме багатошаровий персептрон, який є підвидом односпрямованих багатошарових мереж.

3.2 Засоби розробки

3.2.1 Мова програмування Java

Java – це об'єктно-орієнтована мова програмування. Синтаксис цієї мови утворився із мов C та C++, тому він є досить схожим до цих мов програмування. Дана мова програмування є кросплатформенною, саме тому код, реалізований цією мовою може запускатися на різних платформах, основою для цього є компілювання програми у двійковий код, що при виконанні інтерпретується через віртуальну машину для кожної конкретної платформи. Java була створена аж у 1995 році, але і зараз продовжує свій розвиток і вже наразі вихід нової версії цієї плаформи привнесе революційні зміни у програмуванні. Для компілювання коду за замовчуванням використовується компілятор та віртуальна машина від компанії Oracle, що задовольняють умови ліцензії GNU General Public License [18].

Відтворення запозиченого із мов програмування C та C++ синтаксису можна прослідкувати у модифікованій об'єктній моделі Java. Було зменшено кількість можливих конфліктних ситуацій та розроблено стратегію, що дозволяє уникати незрозумілих ситуацій через помилки програміста, також було покращено процес розробки об'єктно-орієнтованого програмного забезпечення. Більшість дій, що у мові програмування C та C++ виконував розробник, передали віртуальній машині, яка виконує їх майже безпомилково. Передусім Java була створена як кросплатформенна, незалежна мова, тому вона має не так багато низькорівневих функціональностей для роботи з апаратним забезпеченням. Якщо

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						29
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

такі операції є необхідними, Java дозволяє інтегрувати підпрограми, написані іншими мовами програмування.

Android SDK – набір інструментів розробки, який містить у собі дебагер, різного роду бібліотеки, що розробник може підключати за потреби, емулятор для виконання коду, документацію та різноманітні зразки виконання коду [19]. Під час розробки мобільного додатку буде використовуватися мова програмування Java, а сама розробка буде проводитися на базі операційної системи Windows. Android SDK надає можливість проводити розробку програмного забезпечення не лише для найновіших версій платформи, але й підтримує роботу додатку і для більш старших версій Android. Мобільний додаток зможуть використовувати пристрої із версіями платформи Android від 4.2 до 9.0. Розроблені мобільні додатки на базі платформи Android зазвичай упаковані у формат .apk.

3.2.2 Середовище розробки Android Studio

Для розробки мобільного додатку для операційної системи Android необхідно використовувати певні середовища програмування. Для розробки під ОС Android від компанії Google є офіційне середовище розробки Android Studio [20].

Android Studio – це відносно нове середовище розробки Android додатків, що базується на платформі IntelliJ IDEA компанії JetBrains.

Особливості та переваги Android Studio:

Нові функції з'являються з кожною новою версією Android Studio. На даний момент доступні наступні функції:

- розширений редактор макетів: WYSIWYG, здатність працювати з UI компонентами за допомогою Drag-and-Drop, функція попереднього перегляду макета на декількох конфігураціях екрану;
- складання додатків, заснована на Gradle;
- різні види збірок і генерація кількох apk файлів;
- рефакторинг коду;

- статичний аналізатор коду (Lint), що дозволяє знаходити проблеми продуктивності, несумісності версій і інше;
- вбудований ProGuard і утиліта для підписки додатків;
- шаблони основних макетів і компонентів Android;
- підтримка розробки додатків для Android Wear і Android TV;
- вбудована підтримка Google Cloud Platform, яка включає в себе інтеграцію з сервісами Google Cloud Messaging і App Engine.

3.2.3 Мова програмування Python

Python – також об’єктно-орієнтована мова програмування, яка набула надзвичайної популярності в сфері машинного навчання та штучного інтелекту завдяки великій еко-системі бібліотек і фреймворків та можливості легкої інтеграції між наявними компонентами.

Перевагами Python перед іншими мовами програмування для роботи зі штучними інтелектом і, зокрема, нейронними мережами можна вважати:

- широкий вибір бібліотек та фреймворків;
- кросплатформеність;
- адаптивність та гнучкість у стилях використання;
- простий та зрозумілий синтаксис;
- вбудовані засоби візуалізації даних.

3.2.4 Бібліотеки Python

Крім модуля самої нейронної мережі в додаток вбудовані інші сторонні бібліотеки необхідні для її повноцінної роботи. Окрім стандартних бібліотек, таких як NumPy, що використовується для роботи з масивами даних, були використані спеціальні бібліотеки для машиноного навчання та роботи з нейронним мережами – Tensorflow і Keras [21]. Зазначені бібліотеки знаходяться у відкритому доступі і є абсолютно безкоштовними. Нижче представлений перелік використовуваних бібліотек з їх описом:

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						31
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

- NumPy – для високоточних обчислень і аналізу даних;
- Tensorflow – відкрита програмна бібліотека для машинного навчання, розроблена компанією Google для вирішення завдань побудови і тренування нейронної мережі з метою автоматичного знаходження та класифікації образів, досягаючи якості людського сприйняття;
- Keras – для машинного навчання, обчислень та прототипування нейронних мереж, їх налаштування та тренування з використаннями великих масивів даних. На відміну від Tensorflow являє собою інтерфейс, який містить набір абстракцій для більш простого формування нейронних мереж;
- Pandas – для структур даних та загального аналізу, що дозволяє об'єднувати та фільтрувати дані;
- Matplotlib – створення графіків та візуалізації;
- Scikit-image – обробка зображень;
- base64 – алгоритм шифрування та дешифрування.

Висновки до розділу 3

У розділі були розглянуті чотири моделі нейронних мереж, проаналізувавши характеристики, переваги та недоліки яких, було обрано багат шаровий персептрон.

Також були обрані засоби розробки відповідно до поставленої задачі. Для реалізації клієнтської частини було обрано мову програмування Java та середовище розробки Android Studio. Для розробки нейронної мережі та реалізації серверної частини обрано мову програмування Python та бібліотеки Tensorflow, Keras, NumPy, Pandas, Matplotlib, Scikit-image.

4 ОПИС СТРУКТУРИ ТА ЕЛЕМЕНТІВ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

4.1 Багатошаровий персептрон

Персептрон – це алгоритм контрольованого навчання бінарних класифікаторів. Бінарний класифікатор, в свою чергу – це функція, яка може вирішити, чи належать дані, подані на вхід і представлені вектором чисел, до певного класу. Це тип лінійного класифікатора, тобто алгоритм класифікації, який робить прогнози на основі лінійної функції прогнозування, що об'єднує набір ваг з вектором ознак.

Персептрон складається з трьох типів елементів, а саме: сигнали, що надходять від датчиків і передаються асоціативним елементам, а потім реагуючим елементам. Таким чином, персептрони дозволяють створити набір «асоціацій» між вхідними стимулами і необхідної реакцією на виході. На рисунку 13 зображено структурну схему багатошарового персептрона.

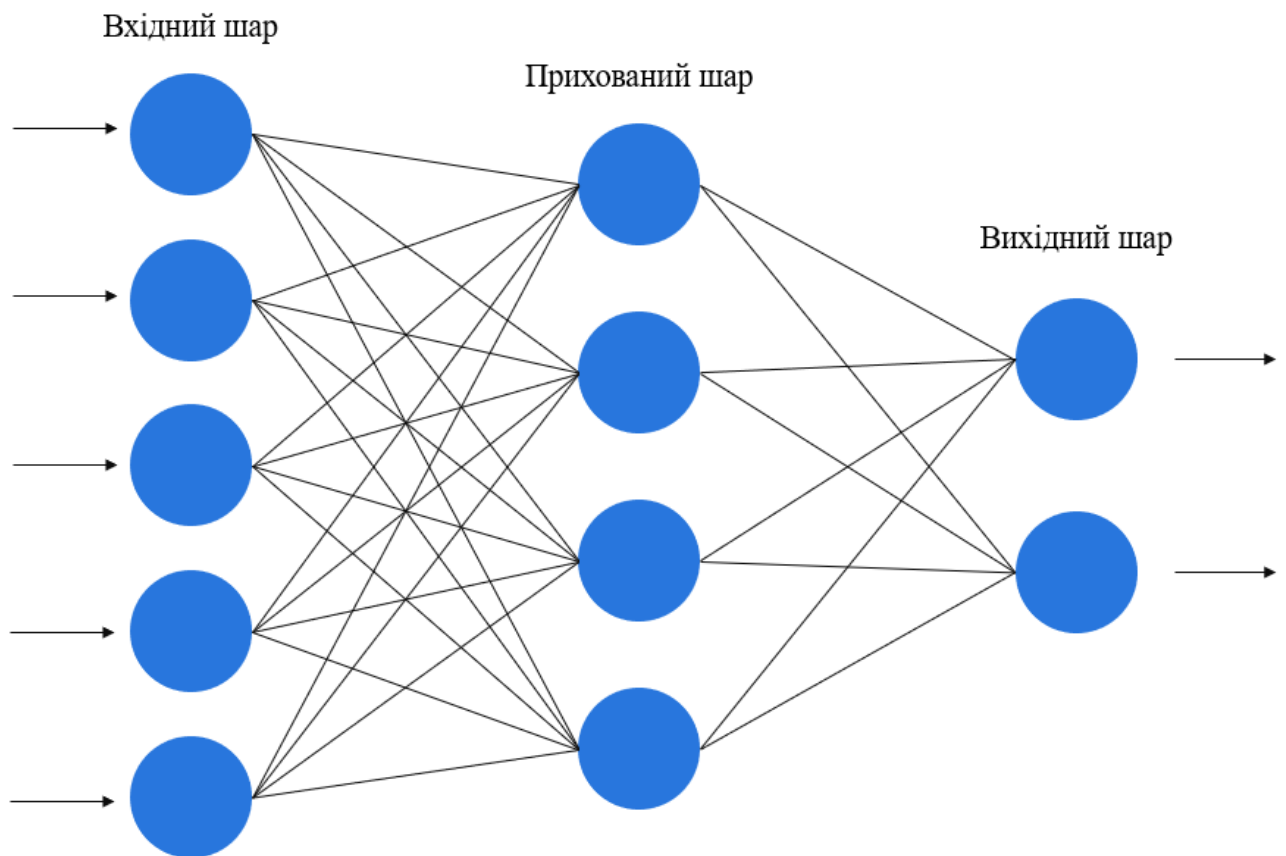


Рисунок 13 – Структурна схема багатошарового персептрона

Багатошарові персептрони часто застосовуються для контрольованих завдань навчання: вони навчаються на безлічі пар введення-виведення і вчаться моделювати кореляцію (або залежності) між цими входами і виходами. Навчання включає в себе налаштування параметрів або ваг і зсувів моделі з метою мінімізації помилок.

Одним з методів навчання персептрона є алгоритм зворотного поширення помилки [22]. Передбачається, що вектор матиме два проходу по верствам мережі – один прямий, а другий зворотний. У першому випадку вектор починає рух з вхідного шару, далі рухається по мережі від шару до шару. При цьому всередині самої мережі генерується набір вихідних сигналів. Під час зворотного проходу синаптичні ваги налаштовуються таким чином, що з бажаного виходу мережі віднімається фактичний, після чого надходить сигнал помилки. Далі сигнал в напрямку протилежному синаптичним зв'язкам поширюється по мережі. Саме тому даний метод отримав назву зворотного поширення помилки.

Модель багатошарової мережі сигмоїдального типу і метод її навчання, незважаючи на свою відносну простоту і зручність, мають ряд складнощів, які уповільнюють процес навчання, або зовсім не дозволяють мережі навчитися. Наприклад, значення ваг в результаті корекції можуть стати дуже великими величинами. Така ситуація призведе до того, що велика частина нейронів на виході видасть величезні значення, але похідна в цих значеннях буде дуже мала. Процес може зупинитися, так як помилка, що посиляється назад в процесі навчання, пропорційна цій похідній.

Крім того, необхідно вибрати такий розмір кроку, щоб він був кінцевим. У цьому питанні можна спиратися тільки на досвід. Даний алгоритм має доказ збіжності. Розмір кроку безпосередньо буде впливати на збіжність: або вона буде занадто повільна, якщо розмір кроку дуже малий, або буде зазнавати постійну нестійкість через занадто великого розміру кроку.

Ще однією складністю є тимчасова нестійкість. Мережа може розпізнавати букви, але якщо, вивчивши одну, вона забуває іншу, то навчання не матиме сенсу. Процес навчання повинен проводитися так, щоб мережа була навчена на всій множині, без втрат тієї інформації, яка вже вивчена.

Але не дивлячись на вищевказані недоліки, багат шаровий персептрон успішно справляється з задачею класифікації, коли потрібно встановити належність об'єкта до того чи іншого класу за його параметрами. Саме задачею класифікації є процес розпізнавання емоцій. Відповідно до теорії емоцій Роберта Плутчика, основними емоціями є радість, смуток, страх, злість, здивування і відраза. Таким чином, ми маємо шість класів, до яких потрібно віднести певне зображення, на якому ми хочемо розпізнати емоції.

Для розпізнавання емоцій потрібно навчити нейронну мережу їх класифікувати. Навчання персептрона належить до алгоритмів навчання з учителем. Це значить, що є безліч об'єктів і безліч можливих відповідей. Існує деяка залежність між відповідями і об'єктами, але вона невідома. Відома тільки кінцева сукупність прецедентів – пар «об'єкт, відповідь», звана навчальною вибіркою. На основі цих даних потрібно встановити залежність, тобто побудувати алгоритм, здатний для будь-якого об'єкта видати досить точну відповідь. Під учителем розуміється або сама навчальна вибірка, або той, хто вказав на заданих об'єктах правильні відповіді.

У випадку розпізнавання емоцій та їх подальшої класифікації є навчальна вибірка – датасет – яка складається з зображень людей, котрі демонструють різні емоції з вищевказаного переліку. Кожне зображення має відповідь (мітку), яка сама емоція реалізована. Мета навчання нейронної мережі полягає в тому, щоб встановити ознаки, знайти залежність між зображенням і емоцією.

Отже, алгоритм навчання з учителем виглядає наступним чином:

- проініціалізувати елементи вагової матриці – встановити ваги випадковим чином, тобто дати кожному зв'язку між нейронами вхідного і прихованого (-их) шару (-ів) певний коефіцієнт впливу;
- подати на входи один з вхідних векторів, які мережа повинна навчитися розрізняти, і обчислити її вихід;
- якщо вихід правильний, перейти на крок 4. Інакше обчислити різницю між ідеальним і отриманим значеннями виходу:

$$\delta = y^u - y, \quad (5.1)$$

- модифікувати ваги відповідно до формули:

$$w_{ij}(i + 1) = w_{ij}(t) + \eta \cdot \delta \cdot x_i, \quad (5.2)$$

де t і $t + 1$ – номери відповідно поточній та наступній ітерацій; η – коефіцієнт швидкості навчання, $0 < \eta < 1$; i – номер входу; j – номер нейрона в шарі.

Очевидно, що, якщо вагові коефіцієнти будуть збільшені і тим самим зменшать помилку. В іншому випадку вони будуть зменшені, і u теж зменшиться, наближаючись до u^u ;

– на другому кроці на різних ітераціях по черзі у випадковому порядку пред'являються всі можливі вхідні вектори. На жаль, не можна заздалегідь визначити число ітерацій, які потрібно виконати, а в деяких випадках і гарантувати повний успіх.

4.1.1 Метод стохастичного градієнта

Метод стохастичного градієнта або, як його ще називають стохастичний градієнтний спуск, полягає в тому, щоб досягнути найнижчого значення функції. Цей алгоритм починається з випадкової точки функції і поступово спускається по її схилу, доки не досягне найнижчої точки цієї функції

На вхід подається один рядок даних, які нейронна мережа опрацьовує і видає вихідне значення. Ці значення порівнюються з очікуваними вихідними даними і обчислюється помилка. Ця помилка потім поширюється назад по мережі, по одному шару за раз, і ваги оновлюються відповідно до суми, яку вони внесли в помилку. Цей математичний елемент і є алгоритмом зворотного поширення помилки [23].

Цей процес повторюється для всіх прикладів в тренувальних даних. Один раунд поновлення мережі для всього набору навчальних даних називається епохою.

Епоха – один з параметрів, який визначає кількість раз роботи алгоритму навчання з усім набором тренувальних даних. Після проходження однієї епохи, кожна вибірка в наборі навчальних даних мала змогу оновити внутрішні

параметри моделі і скоригувати алгоритм, за яким відбувається класифікація. Кількість епох традиційно велика, може сягати кількох сотень або навіть тисяч, дозволяючи алгоритму працювати доти, доки помилка не буде мінімізована. Приклади навчання нейронної мережі наведено на рисунку 14.

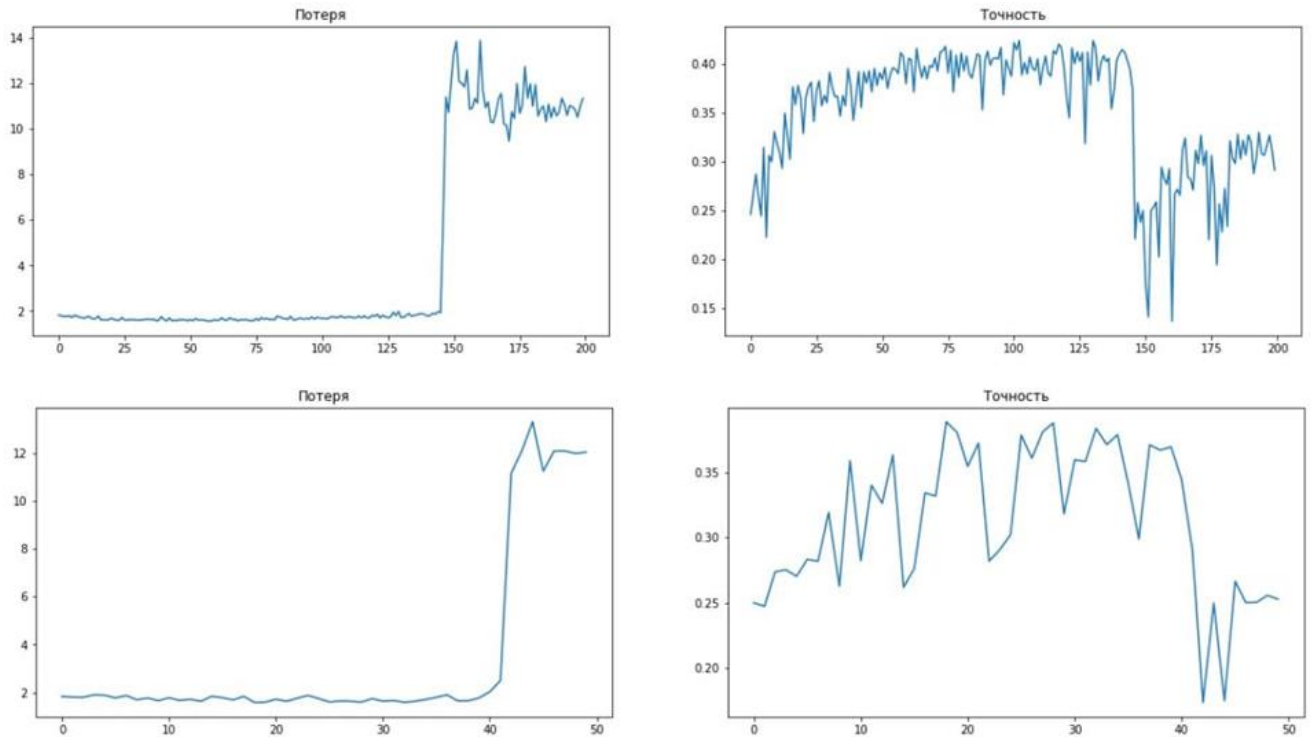


Рисунок 14 – Графіки прикладів навчання нейронної мережі

Для створення ефективної моделі нейронної мережі потрібно змінювати і експериментувати з певною кількістю параметрів, які визначають структуру моделі, такі як:

- кількість даних (зображень), поданих на вхід (batch);
- кількість епох;
- кількість нейронів на прихованих шарах;
- дропаут (dropout).

На рисунку 15 зображена таблиця підбору параметрів навчання.

batch_size	1st_layer_neurons	1st_layer_dropout	2nd_layer_neurons	2nd_layer_dropout	epochs	test_loss	test_acc
512	512	0.05	256	0.05	50	1.5632	0.3980
512	512	0.05	256	0.05	50	1.5963	0.4000
256	512	0.05	256	0.05	50	1.5788	0.3887
256	512	0.05	256	0.05	50	1.5756	0.3890
1024	512	0.05	256	0.05	50	1.5790	0.3937
1024	512	0.05	256	0.05	50	1.5833	0.4055
2048	512	0.05	256	0.05	50	1.6323	0.3718
1024	512	0.05	512	0.05	50	1.5837	0.3937
1024	256	0.05	256	0.05	50	1.5981	0.3757
512	256	0.05	256	0.05	50	1.5572	0.4073
512	256	0.05	256	0.05	200	1.5493	0.4111
512	256	0.05	0	0	200	1.5809	0.3836
1024	512	0.05	0	0	200	1.6010	0.3844
512	256	0.01	0	0	200	1.7442	0.3020
512	256	0.01	256	0.01	200	1.5676	0.4004

Рисунок 15 – Приклад порівняльної таблиці підбора параметрів навчання

4.1.2 Batch size

Batch size (розмір партії) – це кількість прикладів (samples), які будуть подані на вхід нейронної мережі за один раз, в той час як sample – лише один рядок даних, який містить вхідні дані, які подаються моделі, і вихідні, які порівнюються з результатом передбачення і подальшого обчислення помилки [24]. Тренувальний дата-сет містить велику кількість прикладів, тому batch size використовується для визначення, яка саме кількість буде подана. Розмір партії визначається наступним чином:

$$\text{кількість партій в епосі} = \frac{\text{розмір тренувального датасету}}{\text{розмір партії}}.$$

Подання даних партіями використовується для того, щоб модель нейронної мережі змогла виявити певну закономірність для класифікації даних. Чим більший розмір партії, тим швидше модель пройде кожну епоху навчання, що дозволить ефективніше використовувати обчислювальні ресурси. Але варто зауважити, що у випадку, коли розмір партій занадто великий – модель не зможе належним чином узагальнити дані. Тому batch size є одним з ключових параметрів, які потрібно налаштовувати та тестувати при навчанні моделі.

4.1.3 Ваги

Ще одним важливим елементом в структурі нейронної мережі є ваги. Ваги використовуються для поєднання вузлів між шарами і являють собою числа, випадково присвоєні кожному вузлу або нейрону [25]. Вони впливають на те, наскільки сильним буде зв'язок між нейронами.

Наприклад, при навчанні нейронної мережі під час першої епохи ваги присвоюються випадковим чином та рівномірно розподіляються між нейронами в значеннях 0 і 1 і виступають в якості множника. Це означає, що результуюче значення буде множитись на показники ваг зв'язків і на виході буде представляти суму всіх значень. Після закінчення епохи, вага тих зв'язків, які наблизили результат роботи моделі до неправильного, буде зменшено, а тих, які були ближчими до правильного, збільшено. Кожна така ітерація буде коригувати ваги, посилюючи або послаблюючи зв'язки, і таким чином порушуючи симетрію між різними нейронами. Якщо ж не порушити цю симетрію, то алгоритм навчання буде оновлювати ваги однаково, що призведе до неспроможності моделі віднайти кореляцію між вхідними даними та очікуваним результатом.

4.1.4 Проблема перенавчання

При навчанні нейронної мережі, при створенні оптимальної моделі виникає така проблема як перенавчання (overfitting). Перенавчання виникає, коли модель починає дуже добре класифікувати тестові дані, які включено в тестовий дата-сет, але показує погані результати на реальних даних, з якими вона має працювати. Один з методів боротьби з перенавчанням – дропаут.

Дропаут (dropout) – метод регуляризації, який випадковим чином ігнорує певну частину навчальних даних. Основна ідея полягає в тому, щоб зробити процес навчання більш хаотичним і таким чином уникнути адаптації моделі і скоригувати помилки з попередніх шарів, що в свою чергу робить модель більш стійкою.

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						39
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

Навчальний набір складається з 28 709 прикладів. Тестовий набір складається з 3589 прикладів.

4.1.6 Алгоритм навчання багат шарового персептрона

Навчання багат шарового персептрона виконується шляхом обчислення суми вхідного вектора зі значеннями, помноженими на відповідну вагу.

- а) призначення ваг випадковим чином вхідним даним;
- б) отримання зважених сум;
- в) порівняння сум з пороговим значенням для кожного класу;
- г) якщо вхідні дані:
 - 1) належать класу, то зупинити навчання;
 - 2) не належать класу, то змінити ваги;
- д) порівняти значення поточної епохи з кінцевим заданим:
 - 1) якщо лічильник епох досягнув кінцевого значення – зупинити навчання;
 - 2) якщо лічильник епох не досягнув кінцевого значення – перейти до наступної епохи та повернутися до кроку 2.

Блок-схема алгоритму навчання наведена на кресленику ІА71в.020БАК.005 Д1.

4.2 Клієнтська частина

Як уже було зазначено раніше, для написання мобільного додатку було обрано мову програмування Java та середовище розробки Android Studio. Такий вибір зумовлений популярністю операційної системи Android.

Android – операційна система для смартфонів, інтернет-планшетів, електронних книг, цифрових програвачів, наручних годинників, ігрових приставок, нетбуків, смартбуків, окулярів Google, телевізорів та інших пристроїв. В майбутньому планується підтримка автомобілів і побутових роботів. Заснована на ядрі Linux і власної реалізації віртуальної машини Java від Google. Спочатку

розроблялася компанією Android, Inc., яку потім купила Google. Згодом Google ініціювала створення альянсу Open Handset Alliance (ОНА), який зараз займається підтримкою і подальшим розвитком платформи. Android дозволяє створювати Java-додатки, що керують пристроєм через розроблені Google бібліотеки. Android Native Development Kit дозволяє перенести бібліотеки і компоненти додатків, написані на С та інших мовах.

За даними статистики, за дослідженнями з різних джерел вдалося з'ясувати, що в середньому частка смартфонів з ОС Android на ринку смартфонів перевищила 87% від загальної кількості проданих смартфонів у світі. Всього за 2019 рік було продано більше 1,54 мільярдів пристроїв [27]. На рисунку 17 зображена статистика продажу телефонів за різні роки.

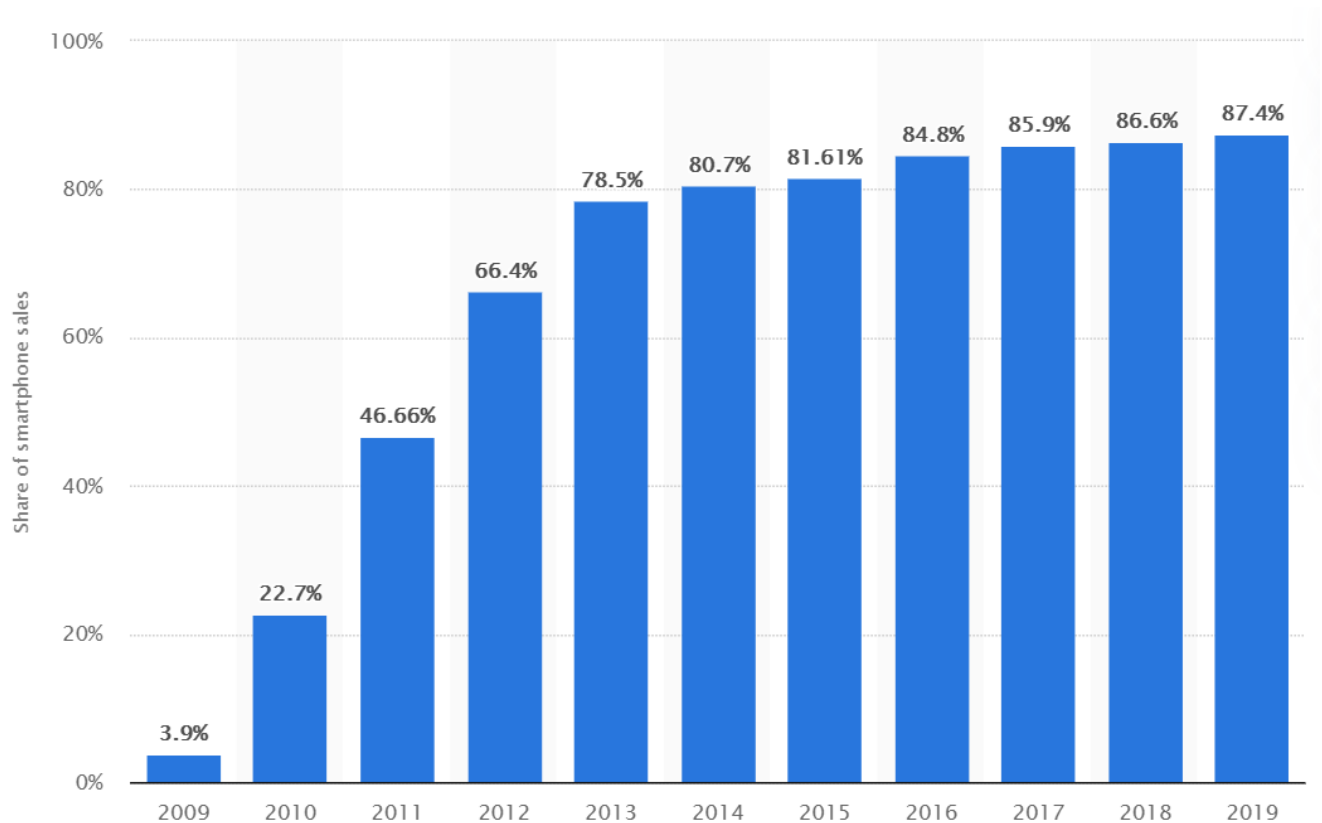


Рисунок 17 – Статистика продажу телефонів на операційній системі Android

4.3 Серверна частина

Сервером в даному випадку вважається абстрактна машина в мережі, здатна отримати запит, обробити його і повернути коректну відповідь. Серверна частина реалізована за допомогою мови програмування Python. Вибір був зроблений на користь Python через його популярність та розповсюдженість у роботі з нейронними мережами. Python, крім простоти, лаконічності й виразності, що дозволяють з мінімальними витратами часу і сил розробляти складні алгоритми, має ще й потужний механізм інтероперабельності з C/C ++, що відкриває доступ до швидких обчислень.

На сервері знаходиться нейронна мережа, яка здійснює попередню обробку зображення та розпізнавання емоцій. За допомогою серверної частини можна встановити взаємодію між мобільним додатком та нейронною мережею.

4.4 Вимоги до технічного забезпечення

Оскільки в даному проекті розробляється клієнт-серверний застосунок, наявні окремі вимоги для технічного забезпечення сервера та клієнта.

4.4.1 Вимоги до програмного та технічного забезпечення сервера

Мінімальні вимоги до програмного та технічного забезпечення сервера для роботи веб-сервера.

- операційна система Windows 10, Linux, чи Mac OS;
- RAM 1 ГБ;
- HDD 256 ГБ;
- процесор частотою 1,7 ГГц;
- доступ до мережі Інтернет зі швидкістю 100 Мбіт/с.

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						43
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

4.4.2 Вимоги до програмного та технічного забезпечення клієнта

Для використання мобільного додатка буде достатньо клієнтської машини, що відповідає наступним мінімальним вимогам:

- операційна система Android версії 9.0 або вище;
- процесор 1.7 ГГц;
- оперативна пам'ять 4 ГБ;
- доступ до мережі Інтернет зі швидкістю 100 Мбіт/с.

4.5 Опис процесу діяльності

Процес розпізнавання емоцій, як було зазначено вище, складається з декількох етапів, отже розглянемо її реалізацію.

Перший етап – навчання багатошарового персептрона. Цей процес є підготовчим та не впливає на роботу мобільного додатка, але є невід'ємною частиною роботи усього проєкта. Навчання нейронної мережі дуже складний та довгий процес, адже для отримання успішної моделі, яка буде задовільно розпізнавати емоції потребується багато ітерацій та тривалий підбір параметрів. На рисунку 18 зображено процес підбору параметрів у вигляді таблиці.

Графік успішності навчання нейронної мережі наведено на кресленику ІА71В.020БАК.005 ДЗ.

Після того, як отримана достатньо точна модель багатошарового персептрона, для розпізнавання можна подавати реальні зображення. Для цього потрібен мобільний додаток, через який і відбувається взаємодія зі штучним інтелектом, та який є своєрідним прошарком між користувачем та нейронною мережею для спрощення та зручності використання.

Отже, другий етап – використання мобільного додатку, яке ділиться на під етапи. Користувач має змогу зробити фотографію, щоб зберегти її у пам'яті телефона або одразу відправити на сервер для подальшої обробки та розпізнавання. Звичайне зображення, отримане з камери телефону не підходить

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						44
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

для розпізнавання, адже нейронна мережа менш потужна за людський мозок та навчена на певному дата-сеті, тому має обмеження та вимоги до зображень.

batch_size	1st_layer_neurons	1st_layer_dropout	2nd_layer_neurons	2nd_layer_dropout	epochs	test_loss	test_acc
512	512	0.05	256	0.05	50	1.5632	0.3980
512	512	0.05	256	0.05	50	1.5963	0.4000
256	512	0.05	256	0.05	50	1.5788	0.3887
256	512	0.05	256	0.05	50	1.5756	0.3890
1024	512	0.05	256	0.05	50	1.5790	0.3937
1024	512	0.05	256	0.05	50	1.5833	0.4055
2048	512	0.05	256	0.05	50	1.6323	0.3718
1024	512	0.05	512	0.05	50	1.5837	0.3937
1024	256	0.05	256	0.05	50	1.5981	0.3757
512	256	0.05	256	0.05	50	1.5572	0.4073
512	256	0.05	256	0.05	200	1.5493	0.4111
512	256	0.05	0	0	200	1.5809	0.3836
1024	512	0.05	0	0	200	1.6010	0.3844
512	256	0.01	0	0	200	1.7442	0.3020
512	256	0.01	256	0.01	200	1.5676	0.4004
512	256	0.01	128	0.01	125	2.1254	0.2801
512	256	0.01	256	0	125	2.3288	0.1784
4096	1024	0.2	512	0.2	50	1.4104	0.4682
4096	1024	0.25	512	0.25	50	1.4403	0.4721
4096	1024	0.25	1024	0.25	50	1.3975	0.4821
4096	1024	0.3	1024	0.3	50	1.3921	0.4792
4096	1024	0.3	1024	0.2	50	1.4586	0.4940
4096	2048	0.3	1024	0.25	50	1.4212	0.4734
4096	1024	0.3	1024	0.3	50	1.3936	0.4904
4096	1024	0.3	1024	0.3	50	1.3911	0.4872
4096	1024	0.3	1024	0.3	50	1.3910	0.4958

Рисунок 18 – Процес підбору параметрів нейронної мережі

Етап обробки полягає в підготуванні зображення для розпізнавання, а саме – необхідно виявити обличчя на зображенні, обрізати його до певних розмірів та перевести кольорову фотографію у чорно-білу (grayscale).

Після обробки відбувається розпізнавання. Нейронна мережа, яка вже навчена знаходити певні ознаки для прояву кожної емоції, аналізує отриману фотографію та робить висновок щодо зображених емоції. Після отримання результату, відповідь відправляється назад в мобільний додаток та з'являється на екрані.

Блок-схема алгоритму роботи додатку наведена на кресленику ІА71В.020БАК.005 Д2.

Опис алгоритму роботи клієнтської частини:

- отримати фотографію;
- закодувати за допомогою base64;
- відправити на сервер;
- отримати відповідь від сервера;
- вивести результат на екран.

Опис алгоритму роботи серверної частини:

- а) ініціалізація класу, який відповідає за нейронну мережу;
- б) завантаження даних;
- в) визначення моделі нейронної мережі;
- г) попередня обробка зображення;
- д) на фотографії одне обличчя:
 - 1) так – перейти до наступного кроку;
 - 2) ні – обрати найбільше;
- е) обрізати зображення;
- ж) зображення квадратне;
 - 1) так – перейти до наступного кроку;
 - 2) ні – обрізати до квадратної форми;
- з) конвертувати зображення в чорно-білий формат;
- и) визначити емоцію на зображенні;
- к) повернути найбільш вірогідну емоцію.

4.6 Специфікація функцій

4.6.1 Функції мобільного додатка

Під час написання дипломного проєкта було створено класи та функції, що описують та реалізують основні дії робот клієнтської частини додатку. Основні функції мобільного додатка та їх опис наведені в таблиці 4.1.

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						46
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

Таблиця 4.1 – Основні функції та їх опис для мобільного додатка (клієнтська частина)

Функція	Опис функції
sendTakePictureIntent()	Відкрити вікно стандартної камери, встановленої за замовчуванням, щоб зробити фотографію
getPictureFile()	Зчитування файлу фотографії з пам'яті телефона
onActivityResult ()	Виведення фотографії на головний екран
addToGallery()	Збереження фотографії у Галерею (пам'ять телефона)
sendToServer ()	Відсилення файлу фотографії на сервер

4.6.2 Функції сервера

Також, у ході виконання було розроблено функції серверної частини, які визначають нейронну мережу, допомагають обробляти зображення та повертати результату користувачеві. Функції нейронної мережі, розташованої на сервері, та їх опис наведені в таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Основні функції та їх опис для нейронної мережі (серверна частина)

Функція	Опис функції
__init__(self)	Ініціалізація класу нейронної мережі EmotionClassifier ().
load_data(self)	Завантаження даних.
create_model(self)	Визначення структури моделі нейронної мережі

Функція	Опис функції
crop_face(self, img_path)	Попередня обробка зображення на основі його шляху. Зокрема, виявлення обличчя, обрізання зображення в квадратний формат, переведення зображення в чорно-білий формат.
predict_emotions(self, img_path)	Передбачення емоції для обличчя на зображенні.

Висновки до розділу 4

В розділі було детально описано всі елементи нейронної мережі, мобільного додатку та сервера, які були використані в розробленій системі та вимоги до технічного забезпечення.

Було детально описано процес навчання, алгоритм роботи додатка та сервера, та загальний алгоритм роботи системи.

Для успішного запуску та подальшого використання розробленого програмного забезпечення було сформовано чіткі вимоги щодо потужності та інтернет-підключення серверного комп'ютера та комп'ютерів клієнтів.

В процесі написання розділу було побудовано блок-схеми алгоритмів навчання нейронної мережі та роботи мобільного додатку, що дозволяють чітко простежити послідовність дій під час навчання та зрозуміти хід роботи застосунка.

5 КЕРІВНИЦТВО КОРИСТУВАЧА

Як було зазначено, мобільний додаток для розпізнавання емоцій було створено для певної аудиторії, а саме для дітей з розладами аутичного спектру, тому створення простого у використанні та яскравого інтерфейсу мобільного додатку – одна з основних вимог.

Отже, для початку використання додатка необхідно відкрити його. Вигляд головного екрану зображено на рисунку 19.

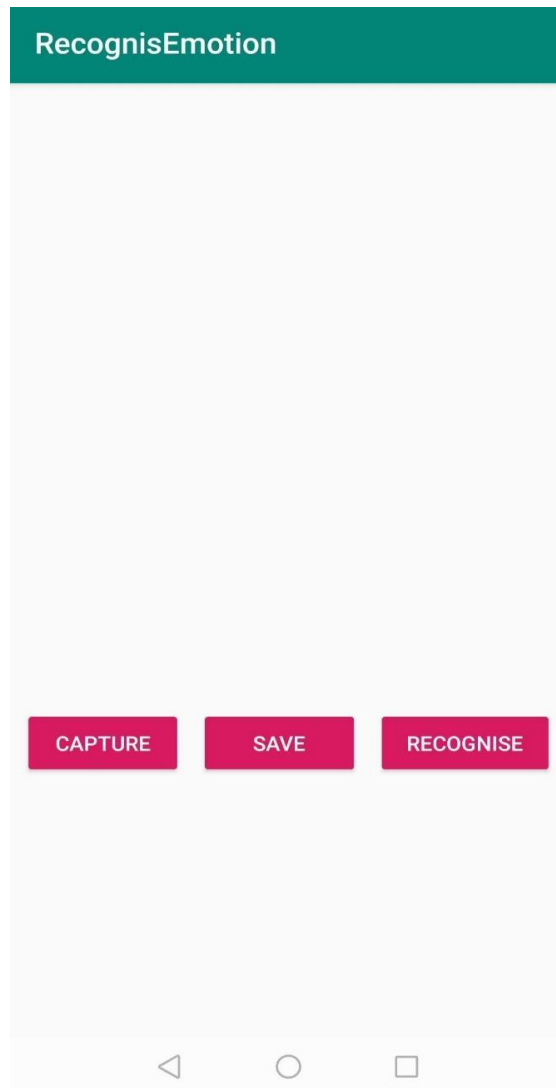


Рисунок 19 – Головний екран додатка

Взаємодія з додатком відбувається за допомогою трьох кнопок, які виконують основні функції, які описано в таблиці 5.1.

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						49
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

Таблиця 5.1 – Опис кнопок інтерфейсу та їх функцій

Кнопка	Функція
CAPTURE	Відкривається камера, користувач має змогу зробити фотографію
SAVE	Користувач може зберегти зроблену фотографію у пам'ять телефона
RECOGNISE	Фотографія відправляється на сервер для подальшої обробки та розпізнавання

Після того, як користувач зробив фотографію, вона відображається на головному екрані. На рисунку 20 зображено інтерфейс додатку після отримання фотографії з камери.

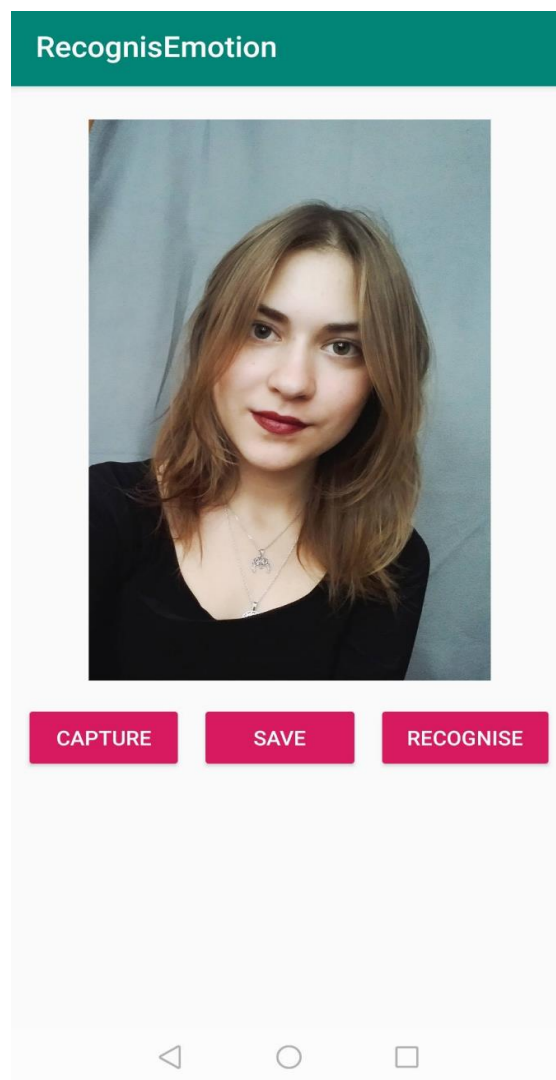


Рисунок 20 – Фотографія, зроблена користувачем

Якщо користувач вирішив зберегти фотографію, то з'явиться сповіщення про успішне збереження.

Якщо користувач натиснув кнопку RECOGNISE, то фотографія відправиться на сервер та після обробки і розпізнавання, користувач побачить результат роботи нейронної мережі. На рисунку 21 зображено результат розпізнавання.

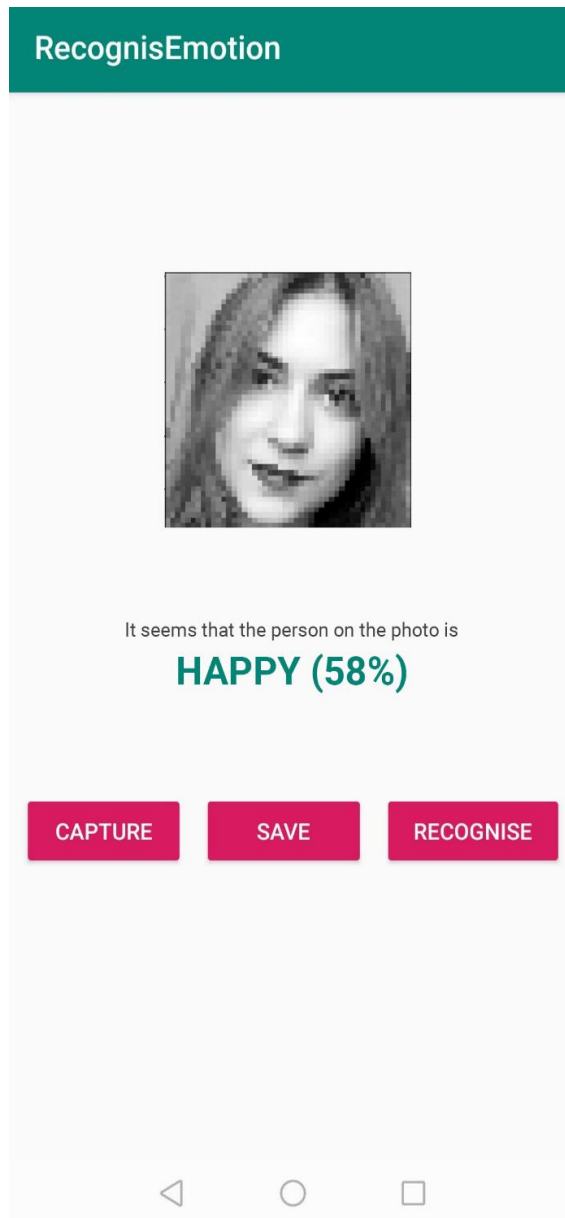


Рисунок 21 – Результат роботи додатка

Вище описано роль користувача. Функціональні можливості інших ролей зображені на кресленику ІА71в.020БАК.005 Д4.

Також варто зауважити, що результат розпізнавання відображається у відсотках та позначає кількісне значення належності емоції на фотографії до

					ІА71в.020БАК.005 ПЗ	Лист
						51
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

емоцій з заданого спектру (категорій). Тобто, це означає, що емоція, яка переважає на фотографії – щастя, так як належність до цієї категорії становить 58% у даному випадку. Це не значить, що існує шкала від 1% до 100% і людина щаслива на 58% зі 100 можливих.

Висновки до розділу 5

В розділі було наведено керівництво користувача для отримання фотографії, відправки на сервер для розпізнавання та отримання результату. Описані основні функції та можливості інтерфейсу. Також покроково описаний процес використання додатку та наведено приклад роботи.

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						52
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

6 ТЕСТУВАННЯ

Цей підрозділ описує мету тестів, алгоритми проведення та результати для перевірки роботи мобільного додатка та відповідність функціоналу заявленим вимогам.

6.1 Мета випробувань

Перевірка коректності роботи мобільного додатка, відповідність наявних функцій заявленим у технічному завданні, пошук та обробка апаратних та програмних помилок, оцінка задовільності виконання головного процесу розпізнавання.

6.2 Тестування інтерфейсу

Інтерфейс мобільного додатка є основним елементом зв'язку між користувачем та програмним забезпеченням. Інтерфейс має бути зрозумілим, не перевантаженим зайвими функціями, давати чіткий фідбек про дії користувача та стан системи в даний момент.

На рисунку 22 наведені сповіщення, які виникають у разі помилки.

У таблиці нижче наведені основні елементи та функції інтерфейсу, очікуваний результат та підсумки проходження тесту.

Таблиця 6.1 – Тести інтерфейсу додатка

Дія	Очікуваний результат	Відгук інтерфейсу	Підсумок
Зробити фото (Кнопка «CAPTURE»)	Відкривається камера, користувач робить фотографію	Нотифікація при помилці «Photo file can't be created, please try again»	Тест пройдений

Продовження таблиці 6.1

Дія	Очікуваний результат	Відгук інтерфейсу	Підсумок
Зберегти фото (Кнопка «SAVE»)	Фотографія зберігається в пам'ять пристрою	Нотифікація при успішному збереженні «Saved to Gallery»	Тест пройдений
Розпізнати емоції (Кнопка «RECOGNISE»)	Фотографія в зашифрованому вигляді відправляється на сервер для подальшої обробки і розпізнавання	Нотифікація при помилці з'єднання з сервером «No connection»	Тест пройдений

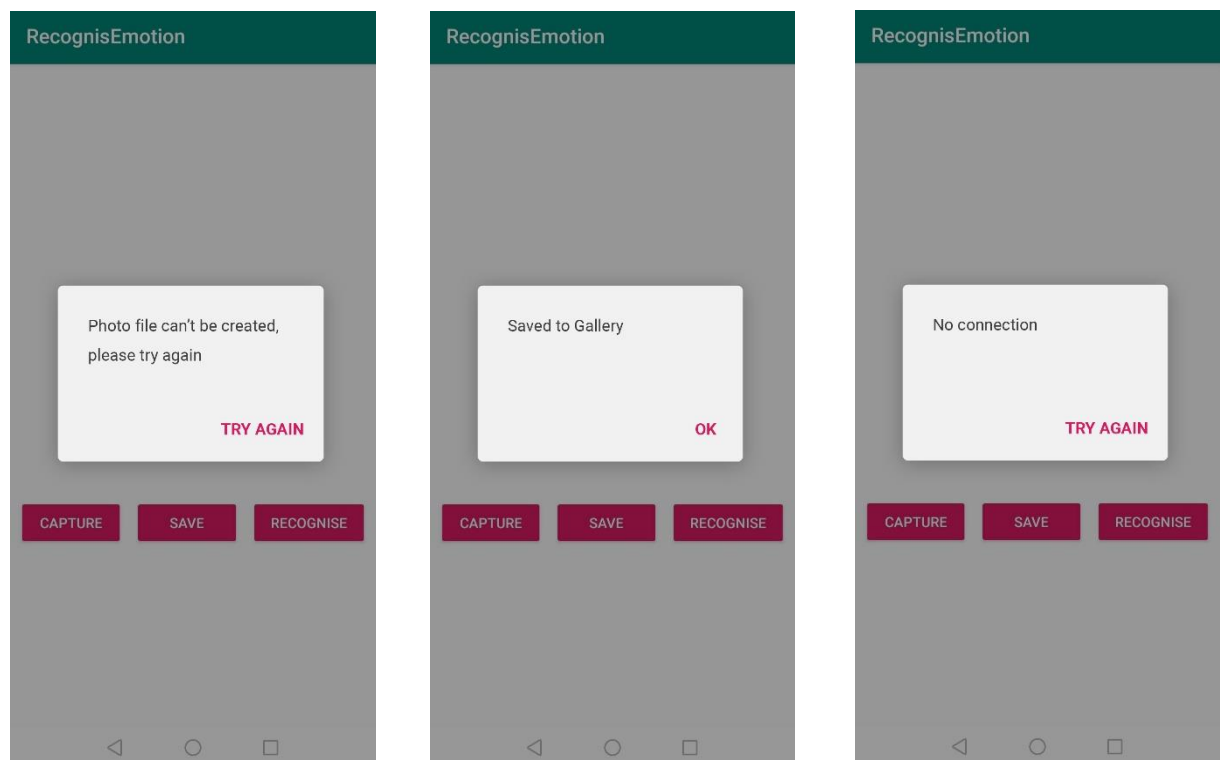


Рисунок 22 – Сповіщення про помилку

Висновки до розділу 6

У ході написання розділу було детально описано процес тестування інтерфейсу. Саме інтерфейс є ключовим елементом у проєкті, тому що мета створення додатку – допомога дітям з розладами аутичного спектру.

Опис тестів містить інформацію про мету проведення випробувань, очікуваний результат, інформацію про відгук системи та результати. Під час опису випробувань було детально описано тестування всіх основних елементів інтерфейсу та наведено результат проведення тестування у вигляді таблиці.

					ІА71в.020БАК.005 ПЗ	Лист
						55
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

ВИСНОВКИ

В ході виконання дипломного проєкту було спроектовано та розроблено мобільний додаток для розпізнавання емоцій людини за допомогою штучного інтелекту.

Розробка додатку розпочалася з аналізу предметної області, де було розглянуто задачу розпізнавання емоцій як таку, що має актуальність, методи її вирішення, означено поняття штучного інтелекту та нейронної мережі. Наступним кроком був огляд існуючих рішень, кожне з яких мало переваги та недоліки. Результати аналізу було представлено у вигляді таблиці для наочного порівняння. Проаналізувавши аналоги було висунуто вимоги до мобільного додатка та обрано технології, за допомогою яких було спроектовано та реалізовано необхідний функціонал. В розділі опису структури та елементів програмного забезпечення були детально описані складові частини нейронної мережі, їх важливість, взаємозв'язок та процес діяльності. Також було описано використані технології, алгоритми та вимоги до технічного забезпечення клієнтської і серверної частин. Після завершення програмної реалізації було створено покрокове керівництво користувача для повноцінного розуміння роботи мобільного додатку. Останнім етапом було тестування розробленого додатку на відповідність поставленим вимогам та заявленим функціям.

В результаті виконання дипломного проєкту було розроблено мобільний додаток, який розпізнає емоції та допомагає дітям з розладами аутичного спектру. Ціль дипломного проєкту було досягнуто успішно, всі поставлені завдання були виконані в повному обсязі.

Розроблений мобільний додаток має великий потенціал та піднімає важливі питання, інтегруючи інформаційні технології в соціальну та медичну сфери. Для того, щоб привернути увагу до цієї теми та заохотити потенційних користувачів пропонується ряд таких покращень:

– групування фотографій по категоріям, виходячи з зображень людей на світлині: поєднати фотографії певних людей, наприклад батьків, для кращого розуміння емоцій людей, з якими дитина комунікує найчастіше;

					ІА71В.020БАК.005 ПЗ	Лист
						56
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

- зберігати результати розпізнавання для подальшого обговорення та аналізу;
- впровадження окремого інтерфейсу для батьків та/або опікунів для корекції результатів розпізнавання;
- розширення кольорової гами інтерфейсу для створення кращих асоціацій у користувачів.

					ІА71в.020БАК.005 ПЗ	Лист
						57
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Imitation and recognition of facial emotions in autism: a computer vision approach. URL: <https://molecularautism.biomedcentral.com/articles/10.1186/s13229-021-00430-0>
2. An Emotion Recognition System for Mobile Applications. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7862118>
3. Mobile technology for mental assessment. URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4969703/>
4. Comparative analysis of emotion recognition methods. URL: <http://dspace.bracu.ac.bd/xmlui/bitstream/handle/10361/679/Binder1.pdf?sequence=4&isAllowed=y>
5. История нейронных сетей. URL: <http://www.aiportal.ru/articles/neural-networks/history.html>
6. Best Interactive Video Platform | Interactive Video Software&Creator. URL: <https://www.morphcast.com/morphcast-studio/>
7. MorphCast – Best Face and Emotion Recognition AI SDK | Face. URL: <https://www.morphcast.com/sdk/>
8. iMotions Online Data Collection Module. URL: <https://imotions.com/online-data-collection/>
9. FaceReader Online >> Emotion Recognition Software and Analysis. URL: <https://www.facereader-online.com/>
10. Micro Expressions App. URL: <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.Mazuzu.ExpressionTraining&hl=ru&gl=US>
11. Emoticon – Face Emotion Recognizer – Apps on Google Play. URL: https://play.google.com/store/apps/details?id=com.smartguyin98.Emotion_Recognizer&hl=en_US&gl=US
12. Face Analyzer: Emotion & Feature Detection – Apps on Google Play. URL: https://play.google.com/store/apps/details?id=analyzeface.inspiringlab.com.np.analyze_face&hl=en_US&gl=US

13. Розенблатт, Ф. Принципы нейродинамики: Перцептроны и теория механизмов мозга = Principles of Neurodynamic: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms. — М. : Мир, 1965. — 480 с.

14. Сигмоїда – Вікіпедія. URL: <https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A1%D0%B8%D0%B3%D0%BC%D0%BE%D1%97%D0%B4%D0%B0>

15. Динамічні рекурентні нейронні мережі. URL: <http://dspace.nbuu.gov.ua/handle/123456789/47217>

16. Trevor Hastie, Robert Tibshirani, Jerome Friedman. Chapter 14.4 Self-Organizing Maps // The Elements of Statistical Learning. — 2009. — С. 528-534.

17. Мережа радіальних базисних функцій – Вікіпедія. URL: <https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D0%B5%D1%80%D0%B5%D0%B6%D0%B0%D1%80%D0%B0%D0%B4%D1%96%D0%B0%D0%BB%D1%8C%D0%BD%D0%B8%D1%85%D0%B1%D0%B0%D0%B7%D0%B8%D1%81%D0%BD%D0%B8%D1%85%D1%84%D1%83%D0%BD%D0%BA%D1%86%D1%96%D0%B9>

18. Java – Объектно-ориентированный язык программирования | Хабр. URL: <https://habr.com/ru/hub/java/>

19. Android SDK – Вікіпедія. URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Android_SDK

20. Meet Android Studio | Android Developers. URL: <https://developer.android.com/studio/intro>

21. Best Python Libraries for Machine Learning and Deep Learning. URL: <https://towardsdatascience.com/best-python-libraries-for-machine-learning-and-deep-learning-b0bd40c7e8c>

22. How the backpropagation algorithm works. URL: <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/chap2.html>

23. Backpropagation explained | Part 1. URL: <https://deeplizard.com/learn/video/XE3krf3CQls>

24. Batch Size in a Neural Network Explained. URL: <https://deeplizard.com/learn/video/U4WB9p6ODjM>

25. Weight (Artificial Neural Network) Definition. URL: <https://deepai.org/machine-learning-glossary-and-terms/weight-artificial-neural-network#:~:text=Weight%20is%20the%20parameter%20within,weight%2C%20and%20a%20bias%20value>.

26. This is the FER+ new label annotations for the Emotion FER dataset | GitHub. URL: <https://github.com/microsoft/FERPlus>

27. Android OS smartphone sales share worldwide 2009-2019. URL: <https://www.statista.com/statistics/216420/global-market-share-forecast-of-smartphone-operating-systems/#:~:text=Android's%20smartphone%20sales%20share%20worldwide,running%20the%20Android%20operating%20system>.