

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки
Факультет Комп'ютерних наук
(повна назва)
Кафедра Програмної інженерії
(повна назва)

АТЕСТАЦІЙНА РОБОТА

Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)
Дослідження методів для розробки програмної
системи розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини

Виконала:

студентка 2 курсу, групи ПЗМ-18-2
Рассоха О.В.
(прізвище, ініціали)

спеціальності 121 Інженерія програмного забезпечення
(код і повна назва спеціальності)

освітньо-наукової програми
(тип програми)

Інженерія програмного забезпечення
(повна назва освітньої програми)

Керівник проф. каф. ПІ Білоус Н.В.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту
Зав. каф. ПІ

З.В.Дудар
(прізвище, ініціали)

2020р.

ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

Факультет Комп'ютерних наукКафедра Програмної інженерії

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність 121 – Інженерія програмного забезпечення

(код і повна назва)

Тип програми освітньо-наукова програма (Освітня програма Інженерія програмного забезпечення

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____

(підпис)

« _____ » _____ 20 ____ р.

ЗАВДАННЯ НА АТЕСТАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові Рассосі Ользі Валентинівні

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження методів для розробки програмної системи розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини

затверджена наказом університету від “ 27 ” 03 2020 р. № 473Ст

заповнюється вручну після отримання наказу

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії

05 червня 2020 р.3. Вихідні дані до роботи алгоритми розпізнавання емоцій, алгоритми дистанційного визначення стану здоров'я людини, електронні ресурси з обраної тематики, середовище об'єктно-орієнтованого проектування4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі мета роботи, аналіз проблемної галузі і постановка задачі, огляд методів розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини,

5 Консультанти розділів роботи

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата
Спецчастина	проф. Білоус Н.В		

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка *
1.	Аналіз предметної галузі	27.01.20 – 10.02.20 .	
2.	Огляд існуючих методів	11.02.20 – 13.02.20 .	
3.	Аналіз методів розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини	11.02.20 – 13.02.20	
4.	Підготовка пояснювальної записки	20.02.20 – 3.03.20 .	
5.	Спецчастина	4.03.20 – 20.04.20	
6.	Підготовка презентації та доповіді	20.04.20 – 10.05.20	
7.	Попередній захист	10.05.20	
8.	Нормоконтроль, рецензування	10.05.20 – 20.03.20	
9.	Занесення диплома в електронний архів	22.05.20	
10.	Допуск до захисту у зав. кафедри	22.05.20	
* заповнюється вручну після виконання чергового пункту			

Дата видачі завдання _____ 2020 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____ проф. Білоус Н.В.
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ / ABSTRACT

Атестаційна робота магістра містить: 74с., 15 рис., 3 табл., 17 джер.

РОЗПІЗНАВАННЯ ЕМОЦІЙ, ОЦІНКА СТАНУ ЗДОРОВ'Я, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, OPENCV, DLIB, PYTHON, ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФІЯ, АЛГОРИТМИ RPPG

Метою роботи є дослідження методів для розробки програмної системи розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини та розробка системи дистанційного визначення та розробка програмного продукту з використанням результатів досліджень. Методи проектування та розробки базуються на технологіях OpenCV та Dlib з використанням мови програмування Python.

В результаті роботи досліджено методи та алгоритми емоцій та визначення стану здоров'я людини. На базі яких реалізовано систему розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини, основною особливістю якої є визначення та аналіз емоційного та фізичного стану людини.

EMOTION RECOGNITION, ASSESSMENT OF HEALTH STATUS, COMPUTER VISION, OPENCV, DLIB, PYTHON, PHOTO PLETIMOGRAPHY, RPPG ALGORITHMS

The purpose of the work is to research methods for developing a program system of emotion recognition and determination of the State of human health and the development of remote identification system and software development using research results. Design and development techniques are based on OpenCV and Dlib Technologies using the Python programming language.

As a result of this work the methods and algorithms of emotions and determination of human health are investigated. On the basis of which the system of emotions recognition and determination of human health are implemented, the main feature of which is the definition and analysis of a person's emotional and physical state.

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

ЧС – частота серцевих скорочень.

ДФ – дистанційна фотоплетізографія

BSS – blum-shub-smale machine

RGB – red, green, and blue, колірна модель, що описує спосіб синтезу кольору, за якою червоне, зелене та синє світло накладаються разом, змішуючись у різноманітні кольори. Широко застосовується в техніці, що відтворює зображення за допомогою випромінення світла.

ЕК – емоційний коефіцієнт

PI – регіони інтересу

ІЧ-камери – інфрачервоні камери

БІЧ-камери – камері близькі до інфрачервоного спектру

ЕКГ – електрокардіографія

ЗСІ – значення середніх інтервалів

РСА – аналіз принципів компонентів

ЗМІСТ

Вступ.....	7
1 Аналіз стану розв'язання проблеми за матеріалами публікацій.....	8
1.1 Аналіз розв'язання проблеми дослідження методів визначення стану здоров'я людини.....	8
1.2 Аналіз розв'язання проблеми дослідження методів визначення емоційного стану людини	13
1.3 Виявлення проблем та актуалізація рішень	16
1.4 Постановка задачі та функціональні вимоги до системи.....	17
2 Опис досліджень.....	20
2.1 Аналіз методів визначення емоцій людини з метою визначення стану здоров'я.....	20
2.2 Аналіз методів визначення частоти серцебиття.....	22
2.3 Аналіз впливу здоров'я на емоційний стан та частоту серцевих скорочень.....	25
3 Проектування системи.....	27
3.1 UML моделювання.....	27
3.2 Моделювання схеми бази даних.....	31
3.3 Опис використаних технологій.....	31
4 Опис програмного забезпечення.....	34
4.1 Інтерфейс та функціональність.....	34
4.2 Порівняння датасетів.....	37
Висновки.....	42
Перелік джерел посилання.....	43
Додаток А Програмний код.....	45
Додаток Б Слайди презентації.....	59
Додаток В Апробація результатів роботи.....	71

ВСТУП

Здоров'я людини є дуже важливим фактором для розвитку і прогресу суспільства. Домашні або особисті технології охорони здоров'я можуть вирішити незручність відвідування медичного офісу та допомагати користувачам обробляти їх стан здоров'я.

Мета роботи – дослідити методи для розробки програмної системи розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини

Об'єкт дослідження – розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини.

Предмет дослідження – методи для розробки програмної системи розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини.

Методика дистанційного моніторингу емоцій та стану здоров'я людини за допомогою звичайних камер матиме багато потенційних застосувань. Зміни кольору шкіри, викликані серцевим пульсом, можуть бути зняті звичайними камерами. Зміни викликані болем явно можна побачити на обличчі. Тож пропонується порівняти різні датасети для визначення емоцій, зокрема того, чи відчуває людина біль. У роботі досліджено основні методи розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини. Для розробки програмного продукту було обрано мову програмування Python. Як бібліотеки комп'ютерного зору були обрано OpenCV та Dlib. Для реалізації модуля визначення загального емоційного стану людини було обрано метод, який базується на машинному навчанні, класифікатор натренований на датасеті «fer2013» та «PAV-F».

Практичні результати магістерської роботи можуть бути для розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини на прикладі додатку для спортивного залу, який стежить за станом клієнтів у момент часу, зберігає дані про клієнтів та дає змогу адміністраторам переглянути статистику та зробити висновки щодо того, хто з клієнтів перенапружується або відчуває біль під час тренувань.

1 АНАЛІЗ СТАНУ РОЗВ'ЯЗАННЯ ПРОБЛЕМИ ЗА МАТЕРІАЛАМИ ПУБЛІКАЦІЙ

1.1 Аналіз методів визначення стану здоров'я людини

В якості одного з домашніх або особистих технологій охорони здоров'я, щоденний моніторинг життєво важливих ознак, таких як кров'яний тиск і частота серцевих скорочень, є важливим, щоб запобігти ускладненням хвороб, адже постійне підвищене значення частоти серцевих скорочень може бути симптомом захворювань, пов'язаних з серцем, які є основною причиною смертності в усьому світі. Таким чином, розробка ефективних щоденних систем контролю частоти серцевих скорочень, які дозволяють при групам ризику і літнім людям вчасно розпізнати потенційні хвороби, пов'язані з серцем на ранніх і виліковних стадіях [1].

1.1.1 Алгоритми дистанційної фотоплетізографії

Дистанційна-фотоплетізографія (ДФ) – це недорога, безконтактна та широко розповсюджена методика вимірювання частоти серцевих скорочень та виведення інших психофізіологічних даних, включаючи варіабельність серцевого ритму, частоту дихання, артеріальний тиск та оксигенацію, якість сну, порушення ритму серця, а також психічне напруження та сонливість [1].

Його простота використання, низька вартість та зручність роблять його привабливим методом для біомедичних та клінічних досліджень, оскільки він дозволяє віддалено вимірювати серцевий ритм за допомогою простої камери або смартфона, а також може бути інтегрований з платформами розширеної реальності. Інформація, отримана через ДФ, по суті відноситься до серцево-судинного функціонування: періодичний кровотік та зміни обсягу крові в тканинах, які

слідують за кожним серцевим циклом та впливають на оптичні властивості тканин, що дозволяє даній технології, дистанційно вимірювати ЧСС [2].

Дослідження показали, що за умови відповідного освітлення навколишнє світло може бути використаним для отримання сигналу від зміни світла, відбитого від шкіри обличчя, і, таким чином, можна виміряти фізіологічні явища і зробити висновок [2].

Єдине обладнання, необхідне для використання зображень для вимірювання ЧС методом ДФ – це стандартна камера. Хоча існує кілька методів, заснованих на використанні ІЧ-камер або БІЧ-камер, найбільш застосовувані алгоритми використовують метод кольорової моделі на основі RGB зображення для отримання сигналу з відстані до декількох метрів [2].

У технічному плані основна відмінність цих двох методів полягає в тому, що як ІЧ-камери, так і БІЧ-камери дозволяють точніше оцінити показники ЧС та використовувати інформацію, що надається за рахунок зміни обсягу крові судин. У свою чергу, метод на основі камери RGB не дає такої глибокої оцінки ЧС, і розглядає більш широкий і менш сфокусований діапазон процесів, які впливають на оптичні властивості тканин [2].

За словами Vang та його колег, на основі камери RGB встановлено два основні обмеження: важко точно оцінити ЧС в умовах слабкої освітленості та при значних коливаннях навколишнього світла; ці два останні фактори разом з рухами голови та тіла можуть різко впливати на виявлення сигналу ДФ, створюючи артефакти на зображенні. Загальна рекомендація щодо правильного вимірювання ЧС полягає в тому, щоб тримати освітленість постійною і обмежити окремі рухи [2].

У цьому підрозділі представлені вибрані алгоритми для отримання значення ЧС. Два з них LICVPR та СНСОМ вже були використані не один раз для вимірювання ЧС. Третій, просторове підпрофільне обертання (SSR), був обраний через свою оригінальну методику аналізу. Він не покладається на середню обробку кольору шкіри, а враховує весь набір пікселів кольору шкіри [3].

LI CVPR – спрощена версія алгоритму ДФ. Це спрощення вже було використано для виявлення серцевого нападу. Зокрема, ігнорування підсвічування та руху не враховується. В основному, імпульсний сигнал отримують, спочатку накопичуючи середнє значення кольору шкіри в нижній області обличчя в кожному кадрі, а потім фільтрують кольоровий сигнал, щоб отримати імпульсний сигнал. У цій роботі замість відстеження нижньої області обличчя від кадру до кадру вона обчислюється в кожному кадрі, використовуючи заздалегідь підготовлений детектор орієнтирів обличчя. Алгоритм спочатку знаходить пікселі кольору шкіри у заданому кадрі та обчислює середній колір шкіри. Потім середнє значення кольору шкіри проектується на певний кольоровий підпростір, який має на меті виявити тонкі кольорові зміни внаслідок кровотоку. Кінцевий імпульсний сигнал отримують спочатку смуговою фільтрацією тимчасових сигналів у запропонованому кольоровому просторі кольоровості, а потім шляхом об'єднання цих двох відфільтрованих сигналів в один. В даній реалізації використовувався фільтр кольорів шкіри [3].

Підхід CHROM є відносно простим, але досить добре себе зарекомендував. Спочатку алгоритм знаходить кольорові пікселі в заданому кадрі і обчислює середній колір шкіри. Потім, середнє значення кольору шкіри проектується на конкретний колірний підпростір, який спрямований на виявлення тонких варіацій кольору через приплив крові. Кінцевий імпульсний сигнал отримується за допомогою першого двопрхідного фільтруючого тимчасового сигналу у запропонованому просторі, а потім діє шляхом об'єднання цих двох відфільтрованих сигналів в один [4].

SSR алгоритм обертання просторового підпростору враховує підпростір шкірних пікселів у просторі RGB і отримує сигнал імпульсу шляхом аналізу кута повороту кольору шкіри у конспективних кадрах. Для цього розглядаються власні вектори матриці кореляції пікселів шкіри. Точніше, кут між головним власним вектором та гіперплощиною, визначений двома іншими, аналізується у часовій вікні. Як стверджують автори, цей алгоритм здатний безпосередньо отримати

надійний імпульсний сигнал, і, отже, не потрібно кроку після обробки (тобто смугової фільтрації) [4].

1.1.2 Алгоритм визначення ЧС заснований на механічних сигналах.

При кожному ударі серця викликає тонкі рухи голови на тій же частоті, що і серцебиття. Таким чином, цей рух голови може бути використаний для оцінки серцевого ритму [5].

Кілька досліджень показали, що ЧС можна точно виміряти шляхом відстеження руху голови за допомогою настільного комп'ютера зі статичною камерою. Тим не менш, здійснення вимірювання за допомогою відстеження руху голови на смартфонах продемонстрували обмежену точність у зв'язку з рухами кадру, викликаними нестатичним положенням камери. Рух крові від серця до голови змушує голову періодично рухатися, а алгоритми частоти серцевих скорочень рухаються намагаються ретельно виміряти циклічний рух голови приблизно передбачуваної частоти, потім опрацьовувати данні і робити висновок про частоту серцевих скорочень [5]. Наведена на рисунку 1.1 схема візуалізує алгоритм.

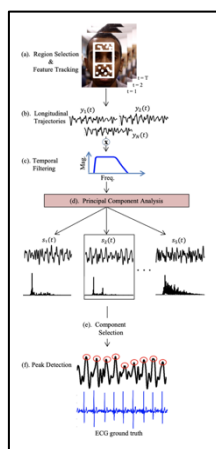


Рисунок 1.1 – Схема алгоритму

Крок 1 – відстеження голови і шиї. Це робиться за допомогою традиційних методик комп'ютерного зору. Крок 2 – знаходження вертикальної осі голови. Автори встановили, що вертикальний напрямок найкраще захоплював мимовільний рух через серцебиття, оскільки в русі в горизонтальних напрямках переважало мимовільне коливання. Крок 3 – навіть у вертикальному напрямку є багато джерел руху, крім серцевих скорочень. Наприклад, дихання і зміни постави також рухають голову і шию. Щоб видалити ці джерела шуму, автори використовують традиційні методи фільтрації обробки сигналів для орієнтації на рух лише у частотному діапазоні, що відповідає "нормальному" серцебиттю. Крок 4 – навіть після фільтрації лише частина вертикального руху голови та шиї пов'язана із частотою серцебиття. На рисунку 1.2 наведено для наочного зображення результату кроку 4 [5].

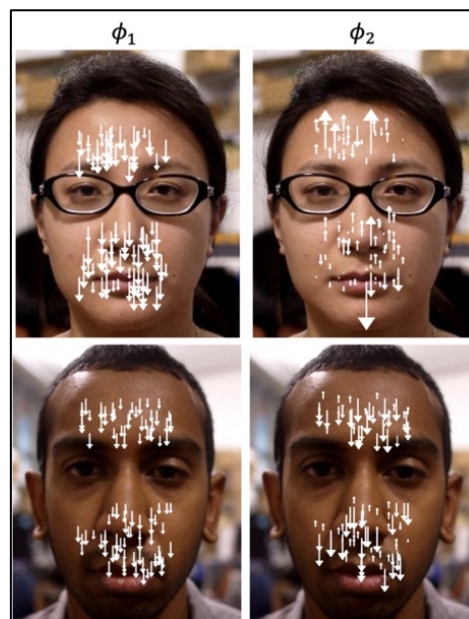


Рисунок 1.2 – Результат кроку 4

Автори розкладають решту змішаних рухів на субмоторні вектори та припускають, що найбільш періодичні вектори руху відповідають частоті серцевих скорочень. Вони використовують стандартну техніку розкладання (Аналіз

принципових компонентів або PCA) для отримання домінуючого напрямку та величини руху [5].

Результати з їх приватного набору даних були чудовими: у всіх 18 суб'єктів середні помилки частоти серцевих скорочень були менше 4% за 70–90 секундне вікно із середньою помилкою 2,4% [5].

1.2 Аналіз методів визначення емоційного стану людини

1.2.1 Класифікація емоцій за допомогою ключових точок.

Найпростіший спосіб визначити емоцію людини за обличчям ґрунтується на класифікації ключових точок (facial landmarks), координати яких можна отримати за допомогою різних алгоритмів PDM, CML, AAM, DPM або CNN. Зазвичай відзначають від 5 до 68 точок, прив'язуючи їх до положення брів, очей, губ, носа, підборіддя, що дозволяє частково захоплювати міміку. Нормовані ключові точки координат можна безпосередньо подати класифікатор (наприклад, SVM или Random Forest) і отримати основне рішення [6]. Принцип роботи ключових точок показано на рисунку 1.3.



Рисунок 1.3 – Принцип роботи ключових точок

Просте використання координат без візуальних компонентів призводить до значної втрати корисної інформації, тому для поліпшення системи в цих точках Обчислюються різні дескриптори: LBP, HOG, SIFT, LATCH. Принцип роботи алгоритму показано на рисунку 1.4 [6].

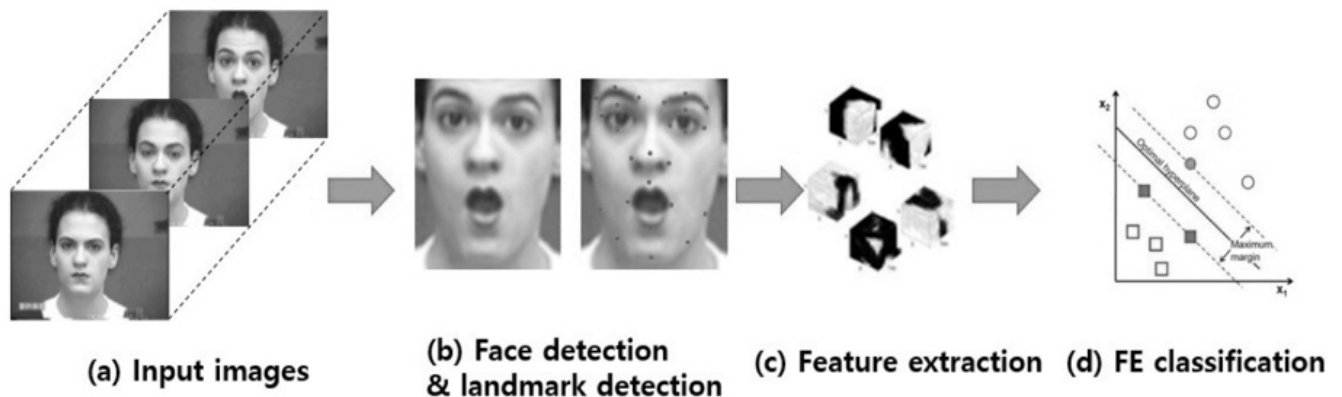


Рисунок 1.4 – Принцип роботи алгоритму

Тим не менш, цей підхід вже вважається застарілим, тому що глибокі нейронні мережі, як відомо, є кращим вибором для візуального аналізу даних.

1.2.2 Класифікація емоцій за допомогою методів глибокого навчання.

Для створення класифікатора, достатньо взяти будь-яку нейронну мережу з базовою архітектурою, попередньо навчену на великому наборі даних емоцій, і перетренувати останні кілька шарів. Таким чином, можливо отримати гарне основне рішення для класифікації емоцій. Але, знімки не точно відображають справжні емоції, що людина переживає в цій ситуації. Тому для підвищення точності необхідно аналізувати послідовність кадрів. Є два способи вирішення цієї задачі [7].

1.2.2.1 Перший спосіб аналізу послідовності кадрів полягає в тому, що високо-рівневі ознаки, які класифікують кожен кадр подаються в рекурентну нейронну мережу (наприклад, LSTM) для захвату короткострокової складової [7]. Приклад роботи цього способу показаний на рисунку 1.5

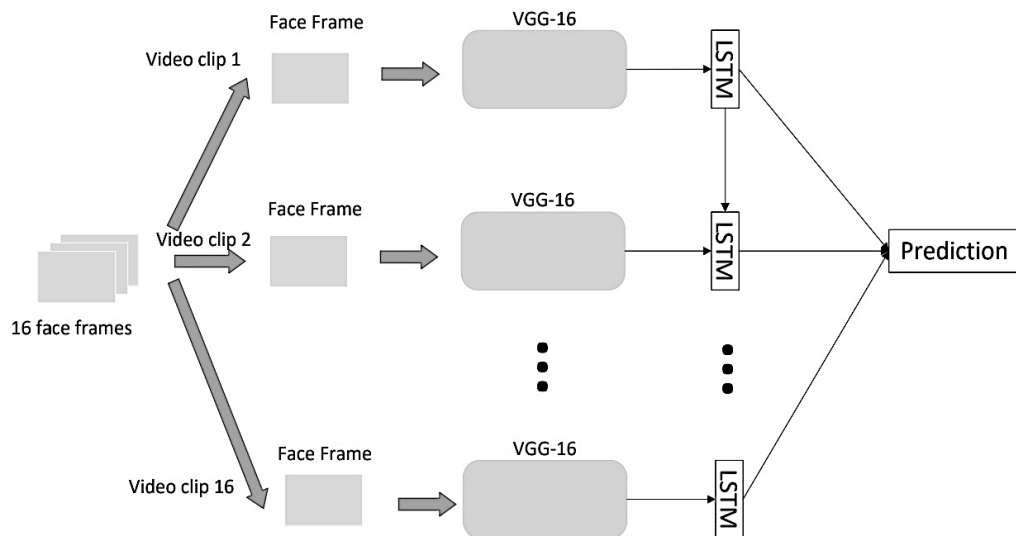


Рисунок 1.5 – Аналіз послідовності кадрів з використанням рекурентної нейронної мережі

1.2.2.2 Другий спосіб полягає в безпосередній передачі послідовності кадрів, взятих з відео з деяким кроком, до 3D-CNN. Такі нейронні мережі, як CNN використовують згортки з трьома ступенями свободи, які перетворюють чотиривимірні карти у тривимірні карти ознак [8]. Алгоритм цього способу показаний на рисунку 1.6

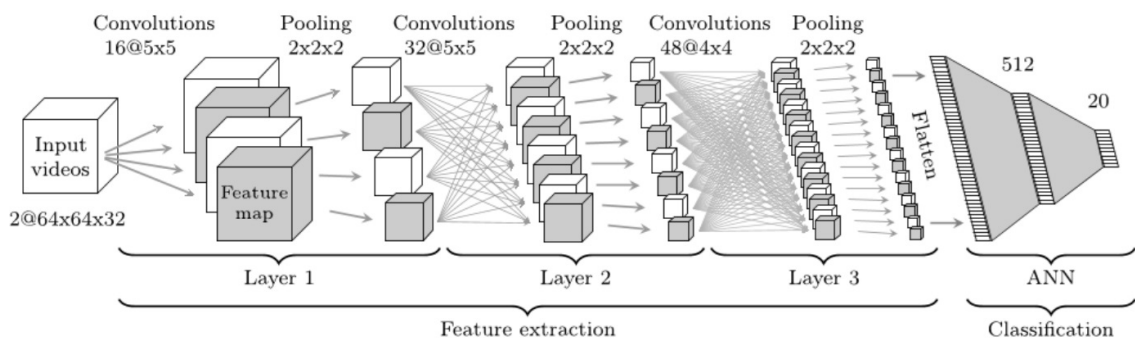


Рисунок 1.6 – Аналіз послідовності кадрів з використанням 3D-CNN

Однією із проблем такого методу раніше була недостатня кількість даних для тестового набору, аде зараз з'явилась велика кількість наборів різного контексту та призначення. Але зараз деякі дослідження стверджують, що алгоритми простого «зчитування» внутрішніх станів людей лише з аналізу їхніх рухів обличчя, без урахування різних аспектів контексту, не можуть буди повністю достовірними [9].

1.3 Виявлення проблем та актуалізація рішень

Розповсюдження камер через мільярди споживчих пристроїв привело до різкого збільшення числа записаних відео, завантажених в соціальних мережах і веб-сайтах обміну відео. Це в свою чергу, стимулювало інтерес в області афективних обчислень, а також машинного навчання і комп'ютерного зору в наукових співтовариствах тож зараз існує багато підходів та алгоритмів аналізу відео та фото матеріалів.

Коли інші люди намагаються розібратися в почуттях співрозмовника, вони використовують різноманітну інформацію – вираз обличчя, мову тіла, який контекст ситуації і так далі [10].

Протягом декількох років дослідники критикують поняття, що міміка може легко показати почуття людини. Група вчених з Асоціації психологічних наук провела два роки, вивчаючи більше тисячі наукових праць з розпізнавання емоцій. Вони були в основному зосереджені на тому, як вираз обличчя людини змінюється, коли вона відчуває певні емоції, і як вони трактуються іншими людьми. Дослідники дійшли висновку, що досить складно передати емоції лише виразом обличчя [10].

Люди дійсно посміхаються, коли вони щасливі і хмуритися, коли вони сумні, але кореляція між емоціями і виразом обличчя досить слабка, стверджує співавтор дослідження Lisa Feldman Barrett, психолог в північно-східному університеті. Зазвичай тренування алгоритмів відбувається наступним чином. Група людей показує різні емоційні на відео і під час перегляду їх обличчя скануються. Також

для підготовки наборів даних використовуються записи міміки, які люди роблять спеціально для відео. Це досить популярний метод, і він має два серйозні недоліки. Перший – це ті самі спеціально записані відео. Якщо вас просять зробити здивований вираз обличчя, воно може відрізнитися від виразу, який буде в дійсно здивованої людини. Друга проблема полягає в тому, що міміка визначається сторонньою людиною. Вона може розізнати гримасу як емоцію «здивування», але може зробити помилку [11]. Тому неможливо визначити стан здоров'я людини, тільки за її емоціями, для покращення розуміння стану здоров'я за емоціями треба брати до уваги й інші показники, які можна визначити за відео: частота серцебиття, як одного із основних показників та частоти моргання, як показнику втомленості та тривоги.

Отже, пропонується зробити додаток, який має аналізувати стан здоров'я людини не тільки за її емоціями, а й брати до уваги серцебиття та частоту моргання.

1.4 Постановка задачі та функціональні вимоги до системи

Метою роботи є дослідження методів для розробки програмної системи розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини.

Практичною задачею роботи є розробка програмного продукту для розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини на прикладі додатку для спортивного залу, який стежить за станом клієнтів у момент часу, зберігає дані про клієнтів та дає змогу адміністраторам переглянути статистику та зробити висновки щодо того, хто з клієнтів перенапружується або відчуває біль під час тренувань.

Для реалізації програмної системи розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини необхідно виконати дослідження та порівняти такі методів аналізу відео потоку:

- методи визначення емоційного стану людини;

- методи визначення частоти серцевих скорочень людини;

Для реалізації аналізу стану здоров'я необхідно визначити міру впливу на здоров'я таких факторів:

- емоційний стан;
- частота серцевих скорочень;

Архітектура системи повинна складатись із таких модулів:

- модуль захвату відеокадрів;
- візуальний інтерфейс;
- модуль визначення емоції на обличчі;
- модуль визначення частоти серцебиття;
- модуль аналізу отриманих даних.

Програмна система повинна виконувати наступні функції:

- робити неперервні знімки з камери;
- визначати загальний емоційний стан та наявність відчуття болю;
- визначати частоту серцебиття;
- аналізувати отримані данні та виводити користувачу;
- зберігати отримані дані за тиждень, у разі перевищення норм ;
- аналізувати статистику даних за тиждень.

Опис функціональних вимог:

- при вході у систему користувач повинен ввести свій персональний номер картки;
- при вході у систему, користувач повинен бачити запис зі своєї камери у режимі стеження за емоційним станом;
- при вході у систему адміністратором повинні відобразитися записи всіх під'єднаних камер (для тестового додатку використовується тільки одна);
- система повинна надавати інформацію про клієнтів, відображати загальний стан здоров'я кожного з клієнтів, наявність або відсутність болю;

- система повинна надавати інформацію про дані збережені з камер, відображати загальний стан здоров'я клієнтів у момент часу у разі виявлення відхилень від норми;
- система повинна надавати інформацію про частоту серцебиття користувача;
- емоціональний стан людини повинен бути розпізнаний одразу після входу до системи;
- система повинна надавати згруповану інформацію про кожного клієнта;
- система повинна надавати згруповану інформацію про кожну з під'єднаних камер.

Отже, поставлена задача провести дослідження методів визначення ЧС та розпізнавання емоцій. Розробити систему відслідковування фізичного та емоційного стану людини на прикладі додатку для спортзалу.

2 ОПИС ДОСЛІДЖЕНЬ

2.1 Аналіз методів визначення емоцій людини з метою визначення стану здоров'я

У мімічних реакціях кожної людини є певний набір стандартних параметрів які ділиться на дві категорії: геометричний і поведінковий. Для опису кількісних і якісних параметрів людини використовують систему кодування лицьових рухів. Відео потік даних є послідовним набором кадрів. Метою розпізнавання є об'єднання зображень обличчя у в класи, які не перетинаються [12].

Завдання розпізнавання розпізнавання емоцій формулюється так: необхідно створити функцію:

$$F(w) = (F_1(w), F_1(w) \dots F_n(w))$$

де, w – клас зображення [12].

У нашому w випадку клас зображення – це одна з шести базових емоцій людини.

$$F_k(w) = \begin{cases} 1, \text{ якщо } w \text{ належить класу} \\ 0, \text{ якщо } w \text{ належить класу} \\ \Delta, \text{ якщо не відомо} \end{cases}$$

Пошук розв'язку виконується за допомогою штучних нейронних мереж. Інваріант – це властивість певного класу (множини) математичних об'єктів, які залишаються однаковими під час певного типу перетворення [12]. Інваріантні моменти – це характерні ознаки, які можуть зустрічатися у кожному зображенні. Найчастіше люди на відеокадрах піддаються різним деформації, характерним для міміки людини [12].

Розв'язання задачі розпізнавання емоцій вважається задачею класифікації, тобто нейрона мережа повинна співставити отриманий набір даних з емоцією, яка відповідає заданому набору параметрів.

Вся вибірка поділена на дві підмножини, які не пересікаються: навчальну та тестову. Після навчання штучної нейронної мережі перевіряється якість її навчання

на тестовій множені. Нейронна мережа повинна бути настроєна так, щоб при подачі вектору ознак, який відноситься до класу А мережа видавала значення «1» на виході класу А, а на всіх інших виходах «0». Це досягається настройкою мережі методом зворотного поширення помилки:

- ініціалізація ваги зав'язків: невеликі, випадкові значення та максимальна середньоквадратична помилка;
- подавання на вхід нейронної мережі вертор;
- розповсюдити сигнали до прямих зав'язків;
- обчислення похибок і похибки вихідного шару нейронів;
- розрахунок похибки внутрішнього шару нейронів;
- оновлення ваги зв'язку кожного шару [12].

Алгоритм навчання нейронних мереж:

- елементи навчальної послідовності подаються на вхід до мережі по одному;
- елементи тренувальної послідовності порівнювалися з цільовими (бажаними) значеннями;
- обчислюється функціонал помилки;
- значення функціоналу та його градієнту використовуються для регулювання вагів.

Операції повторюються, доки не виконається певна кількість циклів або доки помилка не зменшиться [12]. У ході дослідження було використано датасети «fer2013» та «PAB-F» які є відкритим вихідним кодом набору даних.

«fer2013» складається з 48x48 піксельних зображень у градаціях сірого. Обличчя були автоматично розміщені так, щоб бути більш-менш по центру і займати приблизно однаково місця в кожному зображенні [13].

Завдання полягає в категоризації кожної фотографії на основі емоцій, показаних у виразі обличчя в один з семи категорій (0 = злість, 1 = огида, 2 = страх, 3 = щастя, 4 = сум, 5 = здивування, 6 = нейтральні) [13].

CSV містить два стовпці, «емоція» та «пікселі».

Стовпець «емоція» містить числовий код, що варіюється від 0 до 6 включно, відповідно емоції, яка присутня на зображенні.

Стовпець «пкселі» містить рядок, оточений лапками для кожного зображення. Вміст цього рядка – значення пікселів, розділені пробілами, у основному порядку рядків [13].

Test. CSV містить лише стовпець «пкселі», і завдання полягає в тому, щоб передбачити емоцію колонки [13].

Навчальний комплект складається з 28 709 прикладів. Публічний набір тестів, складається з 3 589 прикладів [13].

«PAB-F» датасет складається з 320×240 кольорових зображень. Як і у «fer2013» обличчя розміщені так більш-менш по центру, але вони займають різну площу зображення [13].

Завдання полягає в категоризації кожної особи на основі на основі виразу обличчя у одну із таких категорій (0 = не боляче, 1 = дискомфортно, 2 = середній біль, 3 = сильний біль, 4 = дуже сильний біль) [13].

Датасет – категоризовані зображення людини розділені по директоріям.

Навчальний комплект складається з 1200 прикладів. Набір тестів, складається з 50 прикладів [13].

2.2 Аналіз методів визначення частоти серцебиття

Алгоритм заснований на механічних сигналах. При кожному ударі серця викликає тонкі рухи голови на тій же частоті, що і серцебиття. Таким чином, цей рух голови може бути використаний для оцінки серцевого ритму [14].

Виділення області голови за допомогою функції відстеження. Для цього використовуються будь-які методи видалення обличчя на відео. Наприклад, виділення обличчя за допомогою фреймворку OpenCv. Для даної задачі треба скоротити область виділення та брати 50% ширини та 90% висоти.

Крок перший – відстеження виділеної області. Рухи голови відстежуються за допомогою ключових точок. Показано на рисунку 2.1 Для кожного кадру отримується положення точок в залежності від часу:

$$\langle x_n(t), y_n(t), \rangle$$

де, x та y – координати, n – номер кадру по порядку, t – момент часу. При цьому тільки значення $y_n(t)$ береться до уваги при аналізі.

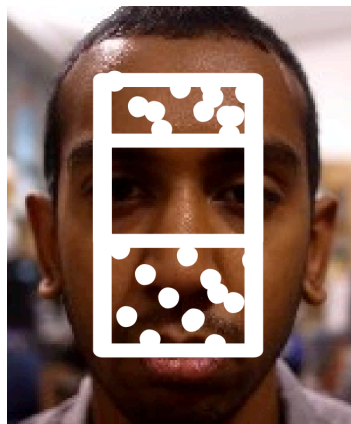


Рисунок 2.1 – виділена область голови

Багато з ключових точок можуть бути не стабільними та мати не чіткі траєкторії. Щоб знайти найбільш стабільну точку необхідно знайти мінімальну відстань (закруглену до одного пікселя), пройдену кожною точкою між послідовними кадрами та відкинуті ті, відстаням яких перевищує задане значення. Далі відбувається фільтрація. Не всі частоти траєкторій потрібні для виявлення пульсу. Нормальний пульс у дорослого спокою швидкість знаходиться в межах $[0,75, 2]$ Гц, або $[45, 120]$ уд / хв. Однак гармоніка та інші частоти вище ніж 2 Гц забезпечують корисну точність, необхідну для виявлення піку. Враховуючи ці елементи, кожен $y_n(t)$ фільтрується. Залишаємо тільки значення у діапазоні $[0,75, 5]$ Гц [14].

Основне джерело сигналу, яке нам потрібно визначити, рух, голови, викликаний ЧС. Траєкторії ключових точок – суміш цього руху і інших рухів,

викликаних джерелами подібними до дихання: вестибулярна діяльність і зміни у виразі обличчя. Потрібно проаналізувати цей змішаний рух у під сигналах та відділити траєкторії ЧС. Щоб зробити це, розглядається багатовимірною позиція голови в кожному кадрі окремо і використовується алгоритм PCA, щоб знайти набори головних вимірів, уздовж яких позиція змінюється. Потім потрібно вибрати окремий набір з максимальною періодичністю, щоб отримати сигнал пульсу [14].

Формально N ключових точок це N -вимірною позиція голови, на кожному кадрі в момент часу t . У векторному вигляді це можна записати так:

$$m_t = [y_1(t), y_2(t) \dots y_N(t)]$$

де, m_t – вектор рухів голови, $y_n(t)$ – координати по вертикалі у момент часу t .

Отже, коваріантну матрицю позицій можна записати так:

$$\bar{m} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T m_i$$

PCA знаходить основні осі зміни положення як власні вектори матриці коваріації. Кожен власний вектор представляє N -мірний напрямок та величину руху для ключових точок [14].

На відео є періоди, протягом яких голова рухається (наприклад, ковтання, коригування постави). Такий рух додає дисперсії векторам позиції, тим самим впливає на PCA декомпозицію. Щоб вирішити це можна відкинути відсоток кадри, коли відсоток зміни m_t більше 25% [14].

Вилучення механічних імпульсів, що відбуваються під час дихання, відбувається наступним чином: як зміни під час дихання беруться ті, які відбуваються з максимальною постійною періодичністю. У нашому тілі немає більш періодичних сигналів, ніж ЧС.

2.3 Аналіз впливу здоров'я на емоційний стан та частоту серцевих скорочень

Для визначення стану здоров'я достатньо тільки негативного спектру емоцій, тобто другої та третьої чверті графіку повного спектру емоцій, показаного на рисунку 2.3. Якщо емоція знаходиться у першій або четвертій чверті, вона не має впливати на результат.

Навряд чи можна зберегти гарний настрій, якщо ви постійно відчуваєте біль різного ступеня інтенсивності. Але навіть якщо ви приймаєте ліки, ви все ще можете бути схильні до перепадів [15].

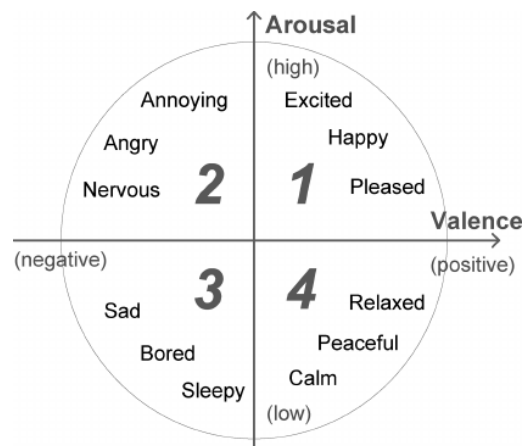


Рисунок 2.3 – Спектр емоцій

Біль може виражатися такими емоціями, як злість та сум. При цьому емоція дуже інтенсивна.

Психолог Miris Kunz університету Монреалю досліджував взаємозв'язок між болем і виразом обличчя. Протестовані двадцять жінок і двадцять чоловіків у віці від 18 до 30 років. На ногах піддослідних були пов'язки, які можуть виробляти тепло. Коли піднялася температура, добровольці, які брали участь в експерименті, продемонстрували ступінь ступінь дискомфорту, а вираз їхніх обличчя був сфотографований. Звичайно, Kunz в його дослідженні було брав до уваги те, що

кожна людина має свій рівень больового порогу. Експеримент показав, що больовий поріг безпосередньо впливає на скорочення лицьових м'язів. Іншими словами, чим інтенсивніша гримаса тим вище степінь відчуття болю [15].

Перш за все треба зазначити, що для кожної вікової категорії є різні норми ЧС, які показані на рисунку 2.4.

Возраст	Среднее значение пульса (уд/мин)	Границы нормы пульса (уд/мин)
до 1 мес	140	110–170
1–12 мес	132	102–162
1–2 года	124	94–154
2–4 года	115	90–140
4–6 лет	106	86–126
6–8 лет	98	78–118
8–10 лет	88	68–108
10–12 лет	80	60–100
12–15 лет	75	55–95
15–50 лет	70	60–80
50–60	74	64–84
60–80	79	69–89

Рисунок 2.4 – Норми значення ЧС залежно від віку

Частота серцевих скорочень при спокої може суттєво відрізнятись від середньої, але якщо стан здоров'я нормальний і немає неприємних симптомів, то вона не вважається патологією. Якщо аномалії регулярні, ви повинні шукати причину, найчастіше серцевого ритму порушується через будь-які захворювання. Серед відхилень частоти імпульсних інсультів є два типи порушень-тахікардія (більше 100 ВРМ) і брадикардія (повільне серцебиття, менше 60 ВРМ) [16].

Обидва типи аномалії у дорослих і дітей можуть бути спровоковані фізіологічними і патологічними причинами. Серед них фізіологічно-емоційно та фізичні перевантаження, стрес і перепади температур, сильний біль і тривале використання ліків [16].

3 ПРОЕКТУВАННЯ СИСТЕМИ

3.1 UML моделювання

3.1.1 Діаграма президентів.

Це UML діаграма, на якій зображені дії користувача та очікуваний результат. Діаграма президентів показана на рисунку 3.1

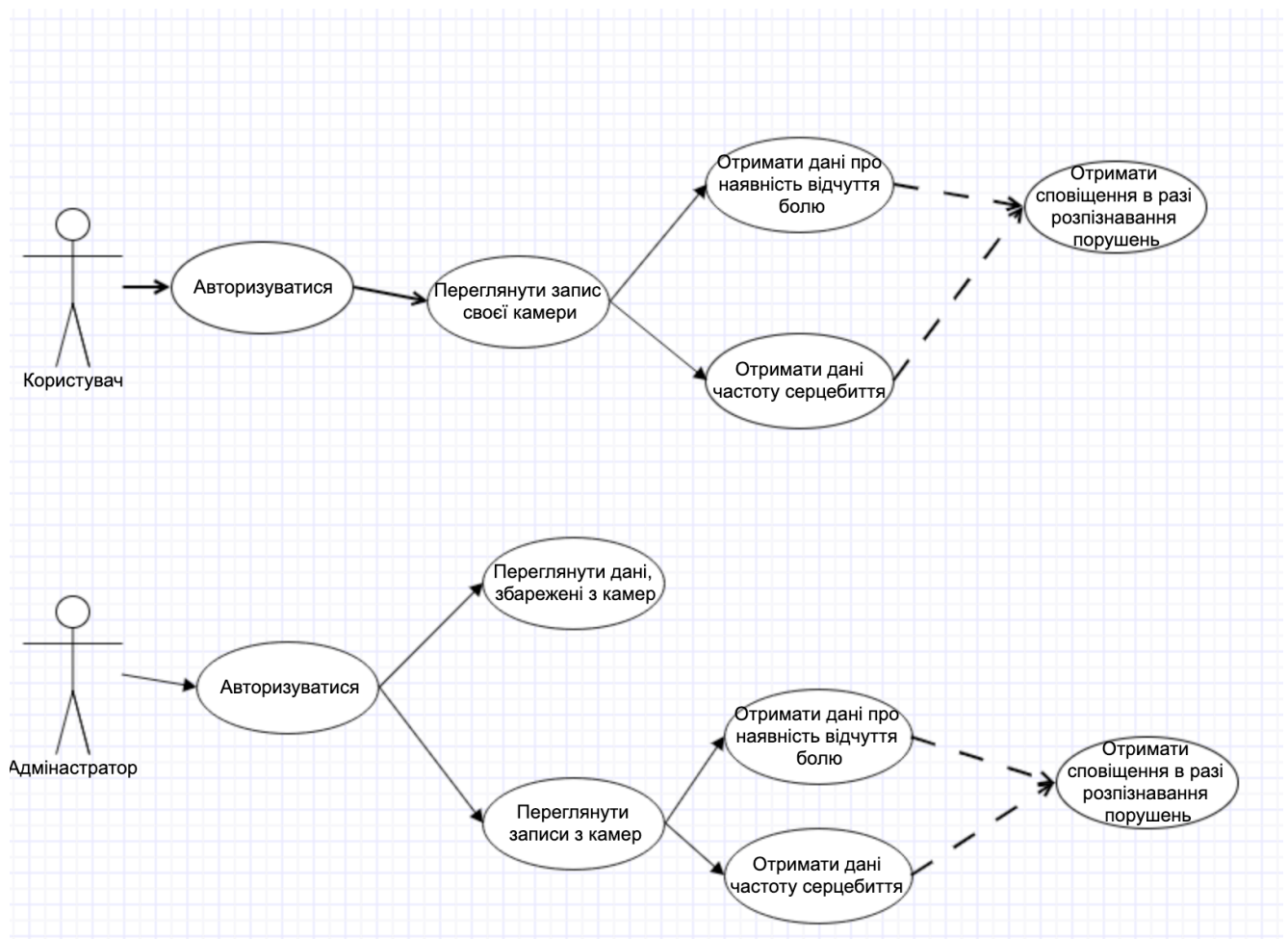


Рисунок 3.1 – Діаграма прецедентів

Прецедент – можливість модельованої системи (частина її функціональності), завдяки якій користувач може отримати конкретний, вимірний

і потрібний йому результат. Прецедент відповідає окремому сервісу системи, визначає один з варіантів її використання і описує типовий спосіб взаємодії користувача з системою. Дана діаграма зазвичай створюється першою, адже дозволяє отримати високий рівень абстракції та точніше зрозуміти систему та вимоги до неї [17].

3.1.2 Діаграма станів.

Діаграма станів аналізу емоції людини показана на рисунку 3.2.

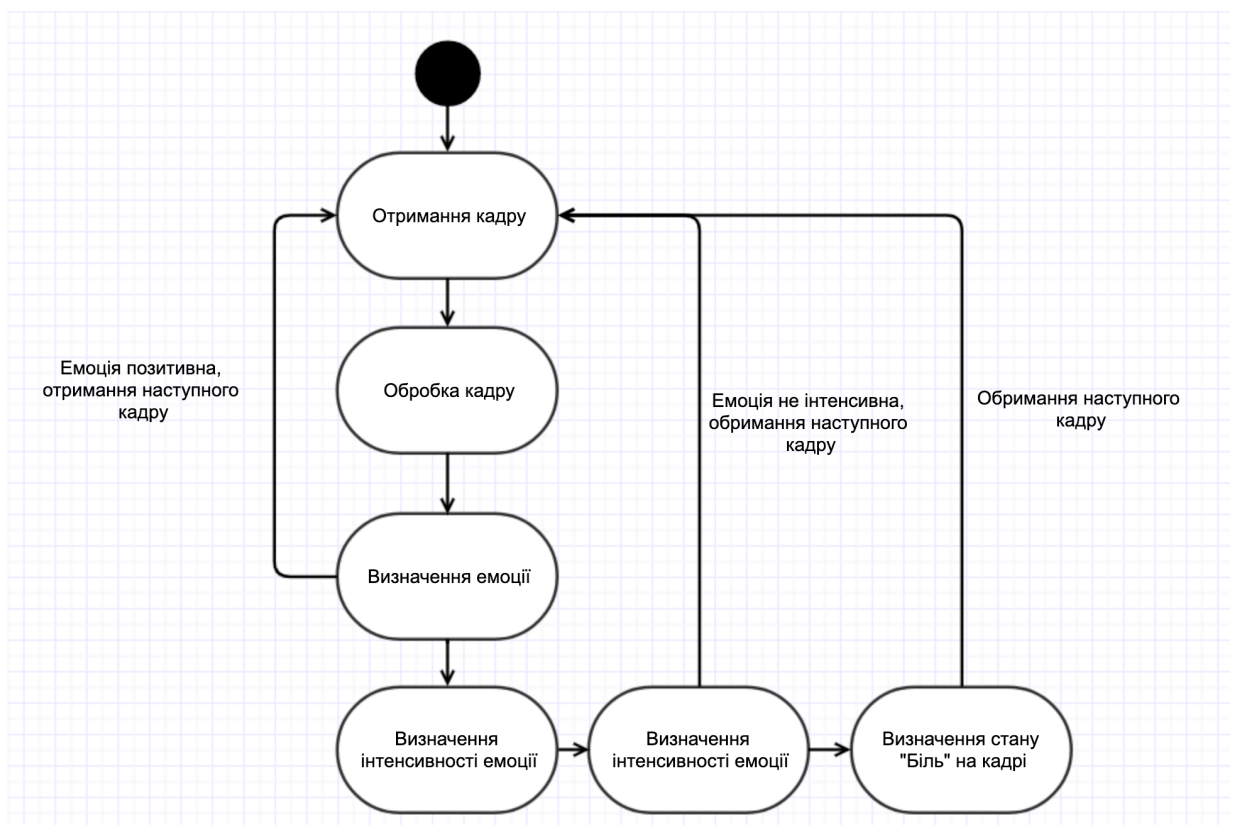


Рисунок 3.2 – Діаграма станів аналізу емоції людини

Діаграма станів – орієнтований граф для кінцевого автомата, в якому: вершини позначають стани, а дуги показують переходи між двома станами [17].

Аналіз емоцій відбувається наступним чином, спочатку отриманий кадр обробляється та фільтрується, потім фільтровані дані аналізуються нейронною мережею. Нейронна мережа повертає емоцію та її ймовірність, чим інтенсивнішу емоцію відчуває людина, тим більше ймовірність. Позитивні емоції відкидаються одразу. Для відчуття болю характерні сильні, інтенсивні емоції. Тож не інтенсивні емоції відкидаються

3.1.3 Діаграма компонентів.

Оскільки системи розпізнавання обличчя досить важкі для апаратної частини, компоненти системи було вирішено розділити на 5 логічних. Дана система вважається розподіленою.

Розподілена система являє собою систему, для якої зв'язок між розташуваннями елементів (або групами елементів) відіграє значну роль в плані функціонування системи, а тому з точки зору системного аналізу і синтезу [17].

Діаграма компонентів системи зображена на рисунку 3.3

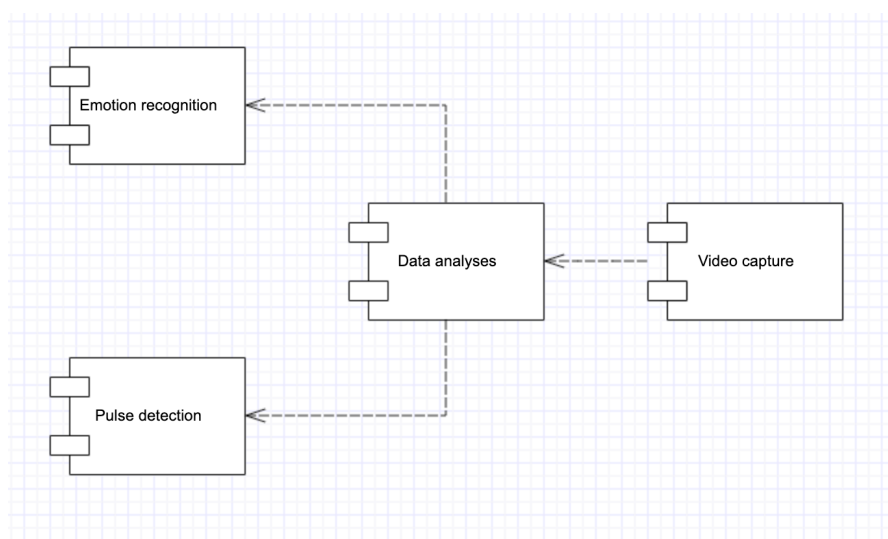


Рисунок 3.3 – Діаграма компонентів

Компонент «Захват відео» на вхід отримує дані користувача у форматі потокового відео та є інтерфейсом програмного забезпечення. Він повинен реалізовувати такі функції:

- захват відео;
- передача кадрів до компонента аналізу даних;
- відтворення обробленого відео потоку
- відтворення не обробленого відео потоку;
- відображення даних про загальний стан здоров'я користувача;
- відображення даних про частоту серцевих скорочень користувача;
- відображення даних про кількість моргань за хвилину;
- отримання даних про користувача від модулю аналізу даних;
- відображення даних про вік та стать користувача;
- відображення даних про попередні сесії користування системою користувачем.

Компонент аналізу даних отримує дані від компонента «Захват відео» та передає компонентам розпізнавання емоцій, частоти серцевих скорочень на моргання. Отримує від них результати аналізу та повертає оброблені дані до компонента «Захват відео». Має зв'язок з базою даних, зберігає та передає до компонента «Захват відео». Він має виконувати наступні функції:

- передача даних до компонентів розпізнавання емоцій, частоти серцевих скорочень на моргання;
- повернення даних до компонента захват відео «Захват відео»;
- аналіз даних з модулів розпізнавання емоцій, частоти серцевих скорочень на моргання;
- повернення результату аналізу компоненту «Захват відео»;
- зберігання даних про користувачів;
- зберігання даних про попередні сесії.

Компонент «Розпізнавання емоцій» на вхід отримує кадри з потокового відео від компонента аналізу даних розпізнає негативні емоції, які можна трактувати як біль та повертає результати компонента аналізу даних.

Компонент «Визначення частоти серцебиття» на вхід отримує кадри з потокового відео від компонента аналізу даних, визначає частоту серцебиття за хвилину та повертає результати компонента аналізу даних.

3.2 Моделювання схеми бази даних

Схема бази даних показана на рисунку 3.4.

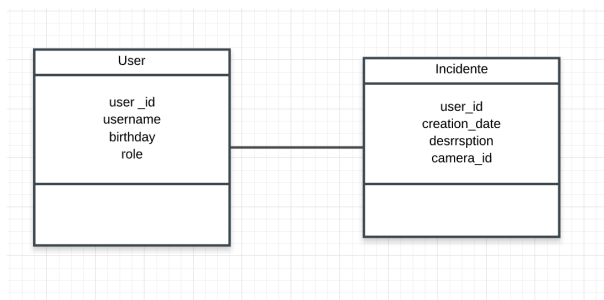


Рисунок 3.4 – Схема бази даних

Для виведення даних про порушення самопочуття клієнтів достатньо зберігати тільки інформацію про клієнта та про інциденти.

3.3 Опис використаних технологій

Як фреймворк для розпізнавання облич був вибраний OpenCV. Робота над OpenCV була розпочата в Intel в 1999 році Гері Bradsky і перший реліз вийшов 2000

року У 2005 році OpenCV був використаний на Stanley, автомобілі, який виграв 2005 DARPA Grand Challenge. Пізніше його активний розвиток тривав за підтримки Willow Garage. Зараз OpenCV підтримує безліч алгоритмів, пов'язаних з комп'ютерним зором та машинним навчанням і розширюється з кожним днем. В даний час OpenCV підтримує широкий спектр мов програмування, таких як C ++, Python, Java і т.д., і доступна на різних платформах, включаючи Windows, Linux, OS X, Android, IOS і т.д. OpenCV-Python є Python API з OpenCV. Він поєднує в собі кращі якості OpenCV C ++ API і Python. Python це мова програмування загального призначення, яка стала дуже популярною в короткий час, головним чином, через свою простоту і читання коду. Це дозволяє програмісту висловлювати свої ідеї в меншій кількості рядків коду, не знижуючи читаність [17].

У порівнянні з іншими мовами, як C / C ++, Python повільніша. Але ще одна важлива особливість Python є те, що вона може бути легко розширена з C / C ++. Ця функція дозволяє писати обчислювально інтенсивні коди C / C ++ і створити оболонку Python для нього, так що програміст може використовувати ці обгортки як модулі Python. Це дає дві переваги: по-перше, швидка робота коду, як оригінальний C C ++ / код (так як він є фактичним C ++ код працює у фоновому режимі), і по-друге, це дуже легко з коду в Python. Ось як працює OpenCV-Python, це обгортка Python навколо первісної реалізації C ++. Підтримка NumPy робить задачу ще легшою. NumPy є оптимізованою бібліотекою для численних операцій. Всі OpenCV структури масиву перетворюються із NumPy масивів. Так що всі операції, які ви можете зробити в NumPy, ви можете комбінувати з OpenCV, що збільшує кількість зброї у вашому арсеналі. Крім того, деякі інші бібліотеки SciPy, Matplotlib які підтримують NumPy можуть бути використані також [18].

Отже, OpenCV-Python є одним з найкращих інструментів для швидкого прототипування завдань комп'ютерного зору.

Як бібліотека для використання нейро мереж буда обрана TensorFlow. TensorFlow – відкрита бібліотека з підтримкою Python для числових обчислень, що робить машинне навчання швидшим і легшим [18].

TensorFlow може тренувати та запускати глибокі нейронні мережі для класифікації рукописних цифр, розпізнавання зображень, заливки, періодичних нейронних мереж, моделей послідовності до послідовності для машинного перекладу, обробки природної мови, і PDE (часткове диференціальне рівняння) на основі симуляторів. Tensorflow дозволяє розробникам створювати потік даних, графі-структури, які описують, як дані переміщення через графік, або ряд обробки вузлів. Інструмент забезпечує все це для програміста шляхом мови використання Python. Python легко вчитися і працювати, і надає зручні способи, щоб висловити, як високого рівня абстракції можуть бути пов'язані між собою. Вузли і тензорів в TensorFlow є об'єктами Python, а програми TensorFlow є самими додатками Python. Однак, фактичні математичні операції не виконуються на Python. Бібліотеки перетворень, доступних через TensorFlow, записуються як високопродуктивні двійкові файли C++. Python просто направляє трафік між шматочками, і забезпечує високий рівень програмування абстракцій, щоб підключити їх разом [18].

Dlib – використана для знаходження ключових точок. Dlib – сучасний інструментарій C++, що містить алгоритми машинного навчання та інструменти для створення комплексного програмного забезпечення на C++ для розв'язання реальних проблем світу. Він використовується в промисловості і в академічних кілолах в широкому діапазоні областей, включаючи робототехніку, вбудованих пристрої, мобільні телефони, а також великі високопродуктивних обчислювальних середовищах. Ліцензування з відкритим вихідним кодом dlib дозволяє вам використовувати його в будь-якому додатку, безкоштовно [19].

4 ОПИС ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

4.1 Інтерфейс та функціональність

4.1.1 Вхід до системи. Вікно входу в систему показано на рисунку 4.1.

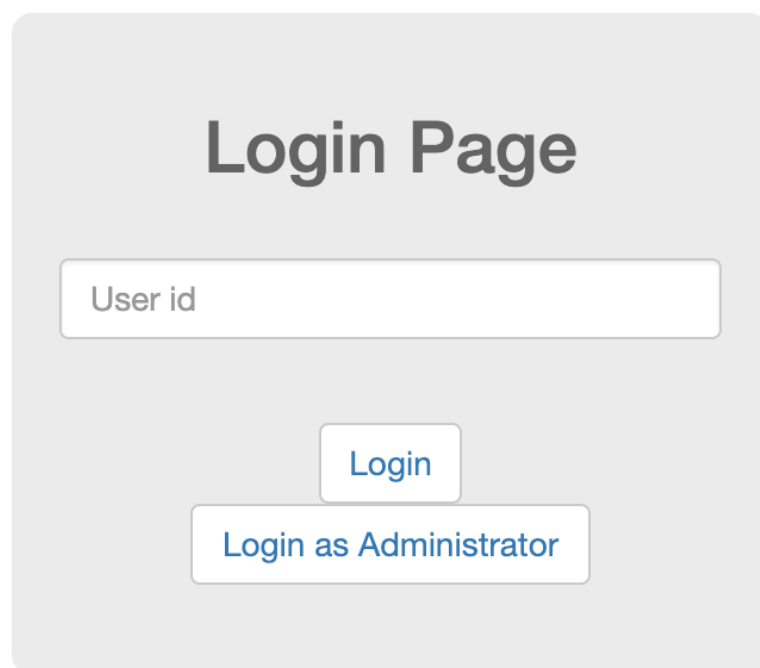


Рисунок 4.1 – Вхід до системи.

Користувач може увійти у систему як адміністратор або як звичайний користувач. При вході у систему користувач повинен ввести свій унікальний номер. Для користувачів спортзалу – це номер картки, наприклад. Система не розрахована на реєстрування, адже дані про клієнтів спортзалу вже є у їх базі даних і достатньо тільки зробити синхронізацію. При вході у систему як адміністратор, також перевіряються права користувача на перегляд даних «Панель адміністратора».

4.1.2 Вікно користувача.

Одразу після вдалого входу у систему користувач бачить повідомлення, яке показано на рисунку 4.2. Воно повідомляє, що для коректної роботи системи вікно має бути відкритим постійно.

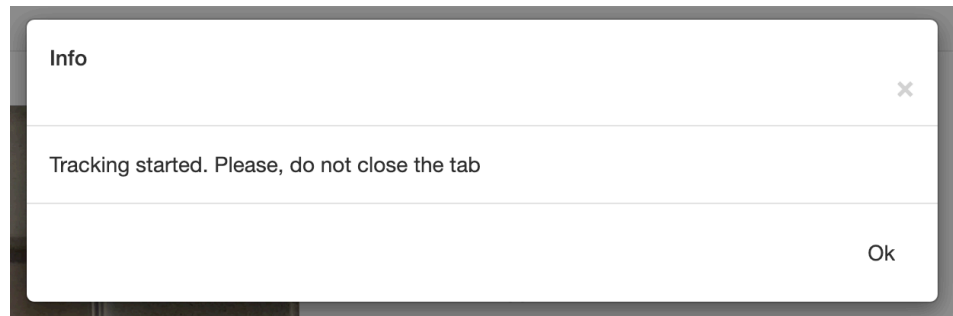


Рисунок 4.2 – Попередження системи

Після цього користувач попадає на свою сторінку. Вікно режиму звичайного користувача зображено на рисунку 4.3.

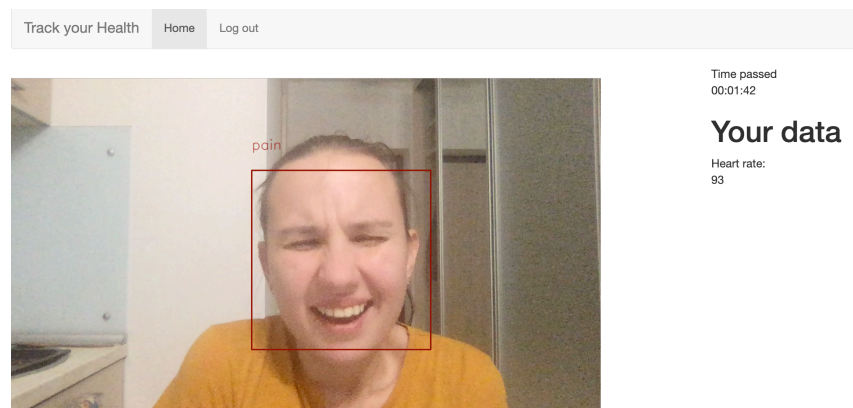


Рисунок 4.3 – Вікно режиму звичайного користувача

На цій сторінці користувач може бачити свою частоту серцебиття та відслідковування больових відчуттів та бачити час проведений у системі.

4.1.2 Вікно адміністратора.

Основне вікно адміністратора зображене на рисунку 4.4

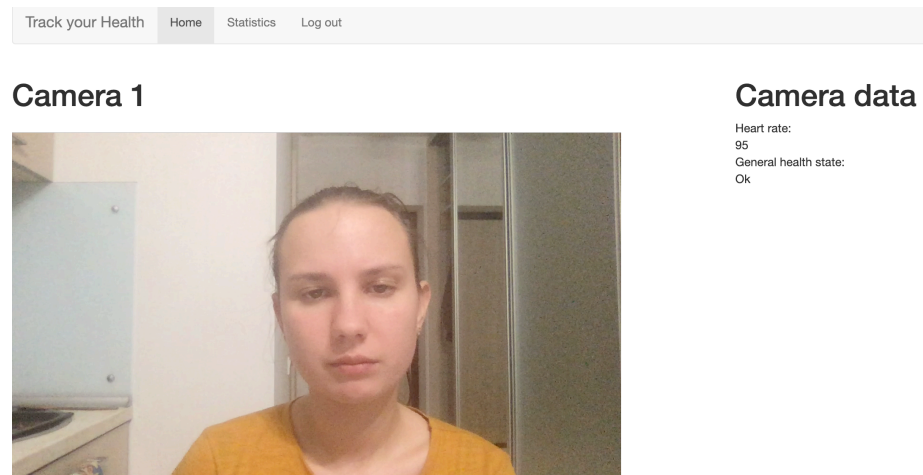


Рисунок 4.4 – Вікно адміністратора

У вікні адміністратора користувач може переглянути дані з усіх підключених камер. Для тестового додатку було реалізоване підключення лише одної камери. Адміністратор має змогу бачити все те, що і кожен користувач.

4.1.3 Вікно перегляду інцидентів. Вікно перегляду статистики показано на рисунку 4.5.

The screenshot shows the "Statistics" window. At the top, there are links for "Statistics" and "Log out". Below the navigation bar, there is a control for the number of records to display, set to "10", and a search box labeled "Поиск:". The main content is a table with the following columns: "User name", "Time stamp", "Camera", and "Description". The table contains 11 rows of data, all with "Robot" as the user name. The descriptions include "Too high heart rate" and "Pain detected". At the bottom left, it says "Показано с 1 по 10 из 1,000 записей". At the bottom right, there is a pagination control with "Назад", "1", "2", "3", "4", "5", "...", "100", and "Вперед".

User name	Time stamp	Camera	Description
Robot	2020-05-06	1	Too high heart rate
Robot	2020-05-06	1	Too high heart rate
Robot	2020-05-09	1	Pain detected
Robot	2020-05-12	1	Pain detected
Robot	2020-05-07	1	Too high heart rate
Robot	2020-05-12	1	Too high heart rate
Robot	2020-05-13	1	Pain detected
Robot	2020-05-15	1	Pain detected
Robot	2020-05-03	1	Too high heart rate
Robot	2020-05-06	1	Too high heart rate

Рисунок 4.5 – Вікно перегляду інцидентів

У вікні перегляду інцидентів адміністратор може переглянути таку інформацію за останній тиждень: дату інциденту, ім'я користувача та опис того, що станосся.

4.2 Порівняння датасетів.

У кожного з поданих датасетів є свої переваги і недоліки: «fer2013» має значно більший навчальний комплект, а «PAB-F» більше підходить тематично. Порівняння датасетів показано на таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Порівняння датасетів

	«fer2013»	«PAB-F»
Кількість навчальних	28 709	1200
Розмір зображень	320×240	320×240
Колірна гамма	Чорно-білі	Кольорові
Наявність навчених моделей	Є	Немає
Орієнтованість на задачу розпізнавання болю	Немає	Є
Необхідність додаткової логіки після розпзнавання	Є	Немає

Для простоти експерименту, нехай ми розділимо стан здоров'я людини в момент часу на дві категорії: боляче і не боляче.

Тоді, для датасету «PAB-F» будемо вважати, що всі типи болю, крім легкого – це боляче, а «не боляче» та «дискомфорт» – не боляче.

Для датасету «fer2013», щоб визначити наявність болю необхідна після обробка даних. Як правило біль виражається у інтенсивній та тривалій наявності емоції злості та суму. Інтенсивність емоції пропоную вимірювати коефіцієнтом ймовірності визначення емоції, який повертає нейронна мережа.

Для тренування моделей була використана Google teachablemachine.

4.2.1 Навчання моделі.

Для навчання моделі є кілька налаштувань:

- епохи, одна епоха - це коли цілий набір даних передається вперед та назад через нейронну мережу лише один раз.
- швидкість навчання, контролює, наскільки швидко чи повільно модель нейронної мережі навчається.

Процес створення моделі показано на рисунку 4.5.

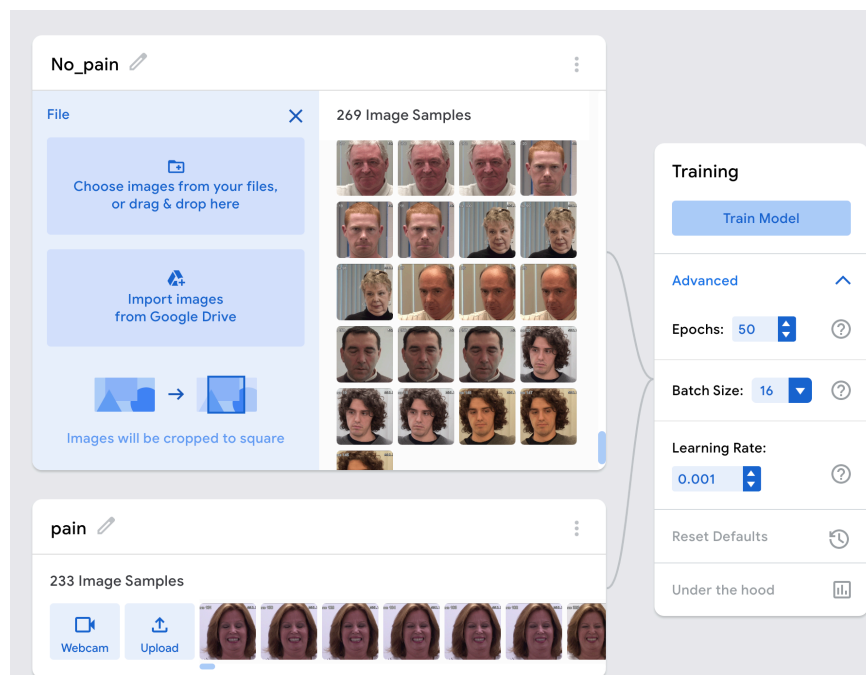


Рисунок 4.5 – Процес створення моделі нейронної мережі

Для перевірки точності роботи нейронних мережі на вхід до модуля перевірки емоційного стану на вхід подавалися зображення знайдені за пошуковим запитом «Гримаса болю» на ресурсі depositphotos. Усього 130 зображень. Приклад зображень показано на рисунку 4.6.

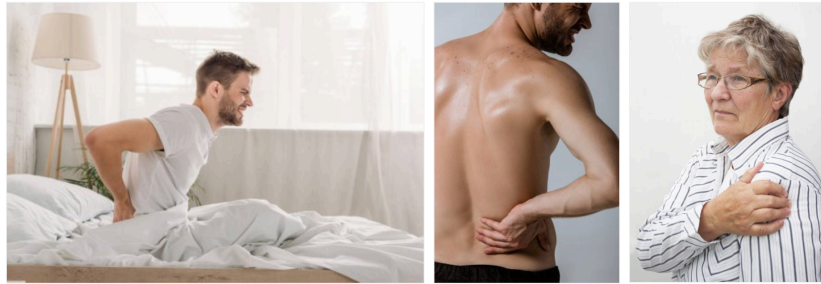


Рисунок 4.6 – Фотографії знайдені за запитом «Гримаса болю»

Для перевірки також використовувалися зображення за запитом «Емоція люди». Всі зображення цієї категорії однотипні, 150 зображень. Приклад зображень показано на рисунку 4.7.



Рисунок 4.7 – Зображення за запитом «Емоція люди»

Кожен клас зображень був покладений у окрему директорію. Алгоритм тестування обирав директорію випадковим чином та брав зображення випадкове зображення та подав на вхід модулю розпізнавання емоцій. Коли модуль повертав результат, він порівнювався з назвою директорії, з якої було взяте зображення. Таким чином було проведено 400 тестів та отримано результати подані на таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Результати експерименту з порівняння різної кількості епох навчання

	«fer2013»		«PAB-F»	
	50 епох	100 епох	50 епох	100 епох
Відсоток помилкового спрацюванням	18%	16%	15%	13%
Відсоток не розпізнання	16%	12%	7%	3%

Тож, експериментально визначено, що спеціалізований набір даних набагато краще справляється з поставленою задачею, не дивлячись на те, що має достатньо малий набір даних. «fer2013» має високий відсоток помилкового спрацювання. Це можна пояснити тим, що на фотографіях були також явні негативні емоції, які розцінювалися як біль. При збільшенні кількості епох навчання збільшується точність та відсоток розпізнання болю, але відсоток помилкового спрацювання майже не змінився.

Крім цього пропонується порівняти різні налаштування змін швидкості навчання моделі нейронної мережі.

Як зрозуміло з першого експерименту, збільшення епох навчання має позитивний вплив на точність нейронної мережі. Тому, нехай у другому експерименті ми будемо використовувати 100 епох навчання нейронної мережі.

Датасети для навчання – «PAB-F» та «fer2013», як і у експерименті описаному вище.

Результати другого експерименту показано на таблиці 4.2

Таблиця 4.2 – Результати експерименту порівняння різної швидкості навчання

	«fer2013»		«PAB-F»	
	0,0009	0,005	0,0009	0,005
Відсоток помилкового спрацюванням	23%	13%	32%	10%
Відсоток не розпізнання	18%	10%	7%	2%

Отже як датасет для навчання нейронної мережі для визначення болі, рекомендується використовувати спеціалізовані датасети, необхідно вчити нейронну мережу мінімум 100 епох швидкість навчання повинна бути рівна 0,005. За можливості їх треба розширити, хоча б до 1000 зображень для кожного класу.

ВИСНОВОК

Метою було дослідити існуючі методи розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини.

Проаналізувавши інструментарій та мови програмування, для розробки програмного продукту було обрано мову програмування Python. Як бібліотеки комп'ютерного зору були обрано OpenCV та Dlib. Для реалізації модуля визначення загального емоційного стану людини було обрано метод, який базується на машинному навчанні, класифікатор натренований на датасеті «fer2013» та «PAV-F».

Було порівняно два способи визначення відчуття болю:

- визначення відчуття болю за наявністю сильних негативних емоцій;
- використання для тренування нейронної мережі датасету, з зображеннями людей, поділеними на класи «боляче» - «не боляче».

Експериментально визначено, що спеціалізований набір даних краще справляється з поставленою задачею, не дивлячись на те, що має достатньо малу кількість зображень. «fer2013» має високий відсоток помилкового спрацювання. Це можна пояснити тим, що на фотографіях були також явні негативні емоції, які розцінювалися як біль. Кількість епох навчання позитивно впливає на точність нейронної мережі, а збільшення швидкості навчання – негативно.

Для реалізації модуля вимірювання ЧС обрано алгоритм PCA.

Результатом стала програмна реалізація системи стеження за емоційним станом та станом здоров'я людини, яка може вимірювати частоту серцевих скорочень та показувати наявність відчуття болю. Виводити візуальні оповіщення для користувача та для адміністратора, у режимі адміністратора бачити запис з інших камер відео спостереження та поглядати дані про відчуття болю та перевищення допустимої частоти серцевих скорочень у користувачів. Це дасть змогу адміністраторам проводити аналіз щодо того, хто з клієнтів занадто перевантажується або постійно відчуває біль під час тренувань.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Зимон А.Д., Лещенко Н.Ф. Коллоидная химия. — М., 2001; Шиц Л.А. Тиндалля эффект. В кн.: Физическая энциклопедия. — М., 1998. — Т. 5.
2. Солонина А.И. Алгоритмы и процессоры цифровой обработки сигналов / А.И. Солонина, Д.А. Улахович, Л.А. Яковлев // СПб.: БХВ-Петербург, 2001. – 484 с.
3. Выдрин Д.Ф Платформа Ардуино: преимущества / Д.Ф. Выдрин, А.О.Махнёва, А.Р. Мавлютов // Academy. 2017. № 1 (16). С. 9–12.
4. Щелбанин А. В. Алгоритмы преобразования Фурье и их применение при анализе звуковой информации / А. В. Щелбанин, Л. А. Зинченко // Молодой ученый. — 2016. — №20. — С. 29-34. [Электронный ресурс] — Режим доступа: <https://moluch.ru/archive/124/34105/>
5. Рабинер Л. Теория и применение цифровой обработки сигналов. / Л. Рабинер, Б. Гоулд // М: Мир, 1978.
6. Алфимцев А. Н. Каскадный детектор характерных признаков для распознавания пользователя в информационной системе / А. Н. Алфимцев // Вестник МГТУ им. Н. Э. Баумана. Сер. Приборостроение. - 2011. - Спец.вып. Технические средства. - С. 164-170.
7. Рахметов М.С. АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ НАAR CASCADE И LOCAL BINARY PATTERN / М. С. Рахметов // Научное сообщество студентов: МЕЖДИСЦИПЛИНАРНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ: сб. Ст. По мат. XXXVI междунар. Студ. Науч.-практ. конф. № 1(36).
8. Сакович И. О. Обзор основных методов контурного анализа для выделения контуров движущихся объектов. / И. О. Сакович, Ю. С. Белов // Инженерный журнал: наука и инновации, 2014, вып. 12. [Электронный ресурс] — Режим доступа: <http://engjournal.ru/catalog/it/hidden/1280.html>. 87
9. Зенин А. В. Анализ методов распознавания образов / А. В. Зенин // Молодой ученый. — 2017. — №16. — С. 125-130. — [Электронный ресурс] — Режим доступа: <https://moluch.ru/archive/150/42393/>

10. Shcherbakova G., Krylov V., Bilous N., Methods of automated classification based on wavelet-transform for automated medical diagnostics, Information Technologies in Innovation Business Conference (ITIB) 2015, pp. 7-10. DOI: 10.1109/ITIB.2015.7355048 41-53.
11. Великий Я. О. Анализ принципа распознавания объектов на изображении методом Виолы–Джонса / Я. О. Великий // Открытые информационные и компьютерные интегрированные технологии. - 2015. - Вып. 68. - С. 162-166. [Электронный ресурс] — Режим доступа: http://nbuv.gov.ua/UJRN/vikt_2015_68_22
12. Юр Т. В. Аналіз методів розпізнавання облич на зображеннях / Т. В. Юр // Наукові праці Донецького національного технічного університету. Серія : Інформатика, кібернетика та обчислювальна техніка. - 2015. - Вип. 2. - С. 42-46. [Электронный ресурс] — Режим доступа: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Npdntu_inf_2015_2_8
13. Hubel, D. H.; Wiesel, T. N. (1968-03-01). "Receptive fields and functional architecture of monkey striate cortex". The Journal of Physiology. [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1557912/>
14. Bilous, N and Povoroznyuk, A and Kozina, O Synthesis of structured models of computer systems in medical diagnosis, 2009 [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://openarchive.nure.ua/bitstream/document/6432/1/ijitk03-3-p03.pdf>
15. Habibi, Aghdam, Hamed. Guide to convolutional neural networks: a practical application to traffic-sign detection and classification. Heravi, Elnaz Jahani, Cham, Switzerland.
16. Bilous, N. and Visotskaja, E. and Kozina, O. and Porvan, A. and Kobzar, G. and Krasov, A. Improving of recognition accuracy of ecg-signal in varios disorders of heart and optimization of treatment by drugs, 2009 [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://openarchive.nure.ua/bitstream/document/6438/1/ibs-13-p27.pdf>
17. Habibi, Aghdam, Hamed. Application of Convolutional Neural Network for Image Classification on Pascal VOC Challenge 2012 dataset [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1607.03785>