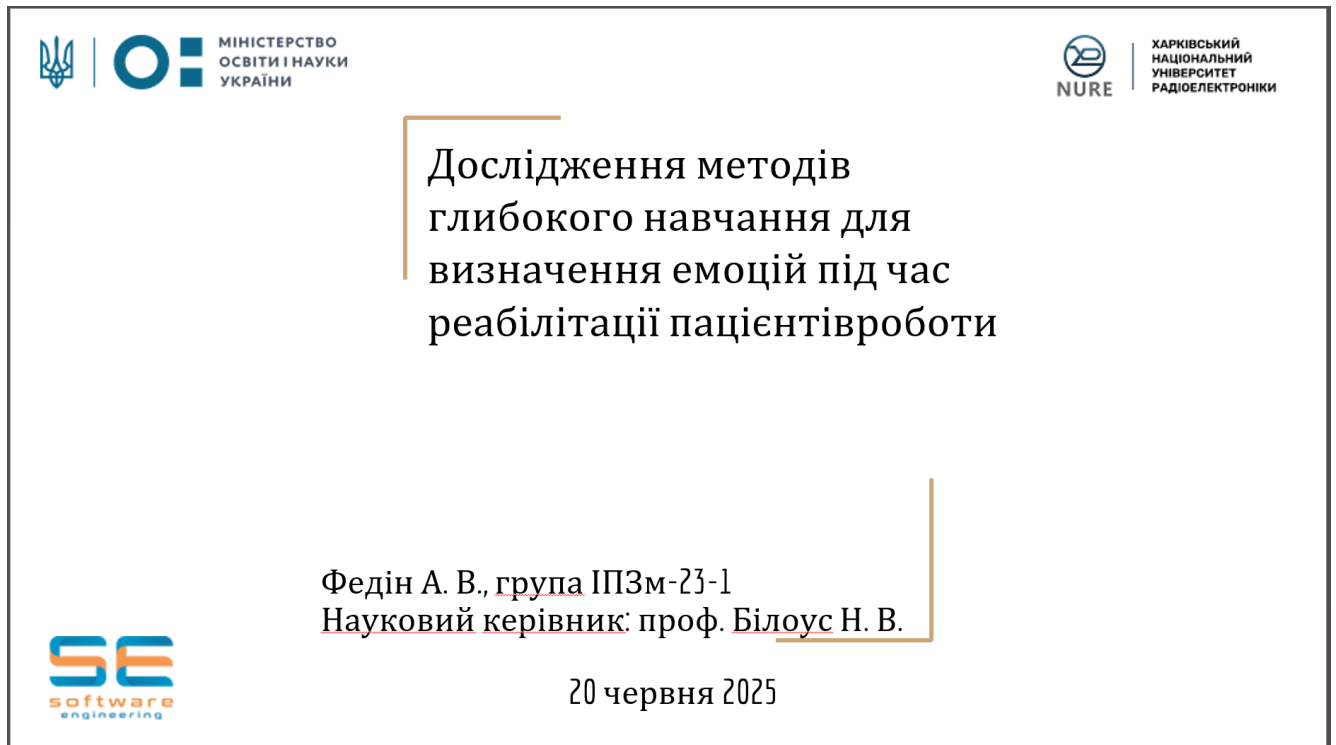


ДОДАТОК А

Слайди презентації



МІНІСТЕРСТВО
ОСВІТИ І НАУКИ
УКРАЇНИ

ХАРКІВСЬКИЙ
НАЦІОНАЛЬНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ
РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

NURE

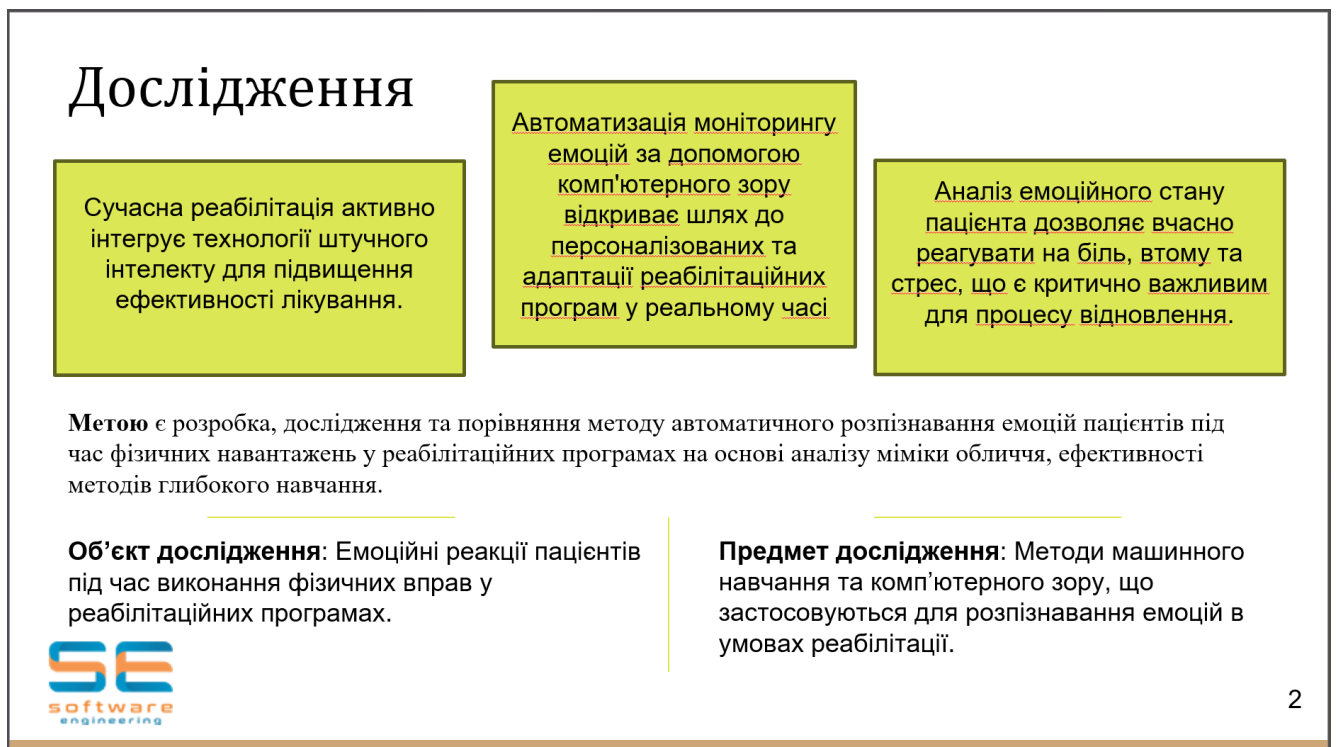
Дослідження методів глибокого навчання для визначення емоцій під час реабілітації пацієнтів роботи

Федін А. В., група ІПЗм-23-1
Науковий керівник: проф. Білоус Н. В.

20 червня 2025

SE
software
engineering

Рисунок А.1 – Слайд 1



Дослідження

Сучасна реабілітація активно інтегрує технології штучного інтелекту для підвищення ефективності лікування.

Автоматизація моніторингу емоцій за допомогою комп'ютерного зору відкриває шлях до персоналізованих та адаптації реабілітаційних програм у реальному часі

Аналіз емоційного стану пацієнта дозволяє вчасно реагувати на біль, втому та стрес, що є критично важливим для процесу відновлення.

Метою є розробка, дослідження та порівняння методу автоматичного розпізнавання емоцій пацієнтів під час фізичних навантажень у реабілітаційних програмах на основі аналізу міміки обличчя, ефективності методів глибокого навчання.

Об'єкт дослідження: Емоційні реакції пацієнтів під час виконання фізичних вправ у реабілітаційних програмах.

Предмет дослідження: Методи машинного навчання та комп'ютерного зору, що застосовуються для розпізнавання емоцій в умовах реабілітації.

SE
software
engineering

2

Рисунок А.2 – Слайд 2

Огляд літератури (аналогів)

1. Дослідження методів для розробки програмної системи розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини (2020). Білоус Н.В., Рассоха О.В., Агемян І.А., Грамм О.В.
2. Comparison of CNN-Based Architectures for Detection of Different Object Classes (2024). Bilous N.& Malko V. & Frohme M.& Nechyporenko A.
3. Determination and comparison methods of body positions on stream video (2023). Bilous N. & Ahegian I. & Kaluhin V.
4. A skeleton-based method for exercise recognition based on 3D coordinates of human joints (2024). Bilous N. & Svidin O. & Ahegian I. & Malko V.
5. Search and Detection of People in the Water Using YOLO Architectures: A Comparative Analysis from YOLOv3 to YOLOv8 (2020). Bilous N. & Malko V. & Moshenskyi N.

Використані методи включали очищення зображень, вирівнювання обличчя і налаштування параметрів тренування. Експерименти підтвердили, що якість розпізнавання значно залежить від специфічності набору даних, що є цінним для розробки систем медичного моніторингу.

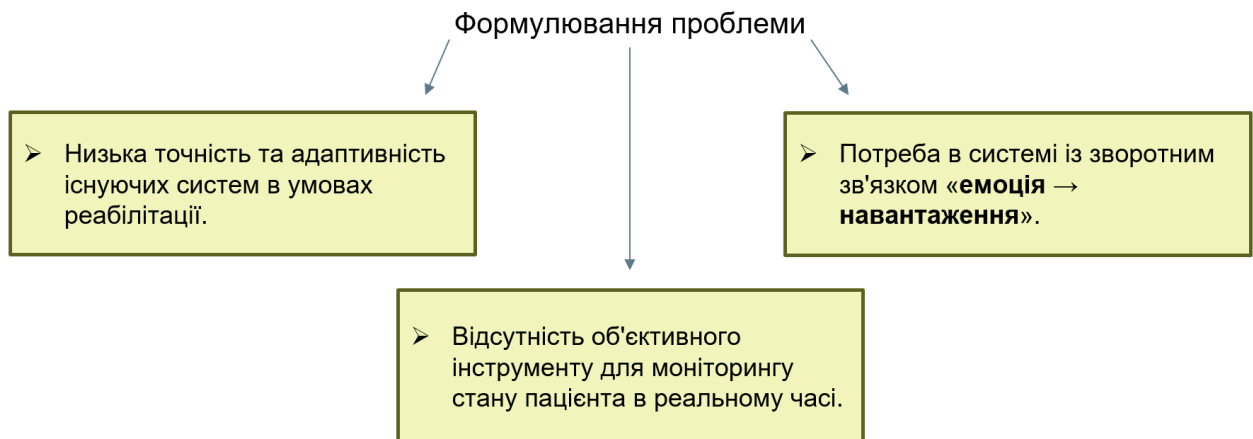


6. Sensing Human Emotion using Emerging Machine Learning Techniques (2024). Yusuf P. & Dileep G. & Devendra A. & Opinder V. & Priya M. & Nitya.

3

Рисунок А.3 – Слайд 3

Постановка задачі



4

Рисунок А.4 – Слайд 4

Постановка задачі

- Аналіз літератури та аналогів.
- Порівняльний аналіз VGG, RESNet, LSTM.
- Вибір та порівняння датасетів
- Навчання та валідація моделей
- Розробка програмного забезпечення для розпізнавання емоцій в реальному часі.

Рисунок А.5 – Слайд 5

Методологія

Використані методи дослідження

- Аналіз наукової літератури та існуючих рішень
- Проектування архітектури програмної системи
- Експериментальне навчання та тестування моделей
- Згорткові нейронні мережі
- Рекурентні нейронні мережі
- Порівняльний аналіз моделей за методом вагових коефіцієнтів

Мова програмування: Python



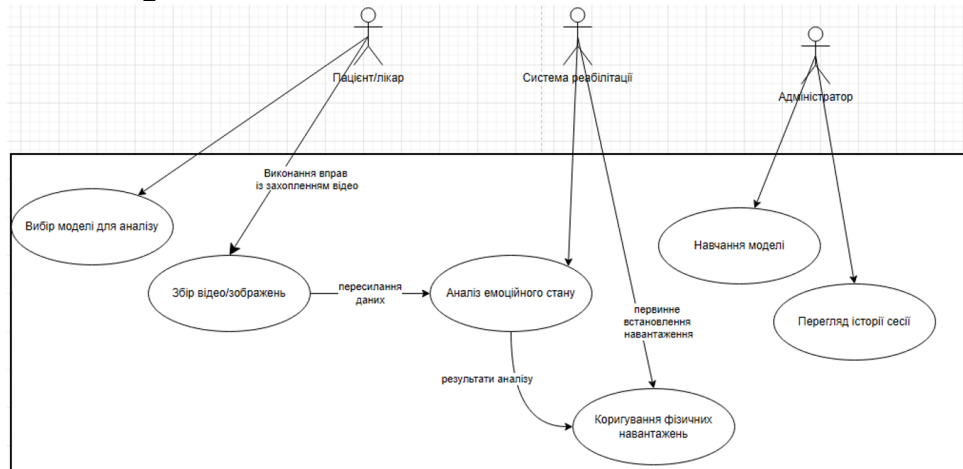
Основні бібліотеки: TensorFlow,
Keras, OpenCV, Dlib, Scikit-learn



Середовище розробки: Visual Studio Code

Рисунок А.6 – Слайд 6

Архітектура система для проведення експериментального дослідження



Модульна
архітектура

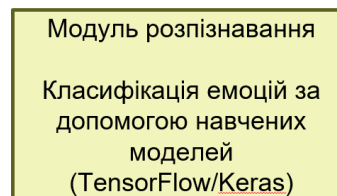
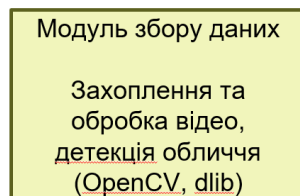


Відеопотік → Детекція обличчя → Класифікація емоції → Аналіз історії → Адаптивне рішення

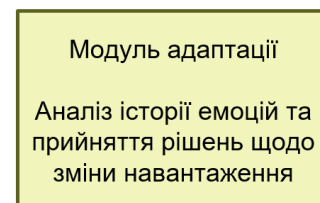
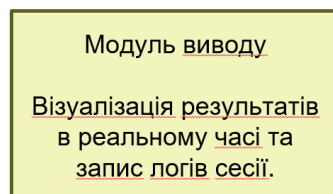
7

Рисунок А.7 – Слайд 7

Архітектура система для проведення експериментального дослідження



Опис
ключових
компонентів



8

Рисунок А.8 – Слайд 8

Опис програмного забезпечення, що було використано у дослідженні

Опис процесу розробки

Етап 1. Підготовка даних: Завантаження та обробка датасету FER-2013, застосування технік аугментації для розширення навчальної вибірки.

Етап 2. Навчання моделей: Реалізація, навчання та збереження моделей глибокого навчання (VGGNet, ResNet, CNN-LSTM) за допомогою трансферного навчання.

Етап 3. Розробка адаптивного алгоритму: Створення логіки для аналізу історії емоцій та автоматичної корекції рівня навантаження.

Етап 4. Інтеграція та створення прототипу: Об'єднання всіх компонентів у єдиний додаток з графічним інтерфейсом (Tkinter) для вибору моделі та режиму роботи.

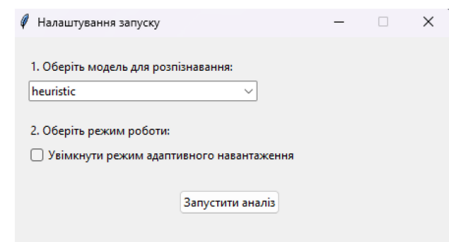
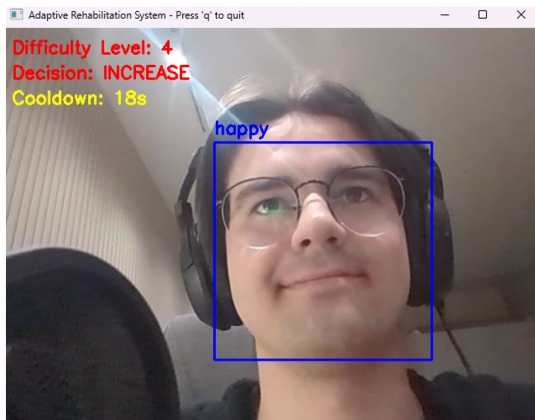


Вибрані мови програмування та фреймворки
 Мова програмування: Python
 Глибоке навчання: TensorFlow та Keras API Комп'ютерний зір: OpenCV (cv2) та Dlib
 Аналіз даних: NumPy, Scikit-learn, Matplotlib Графічний інтерфейс (GUI): Tkinter

9

Рисунок А.9 – Слайд 9

Програмна реалізація

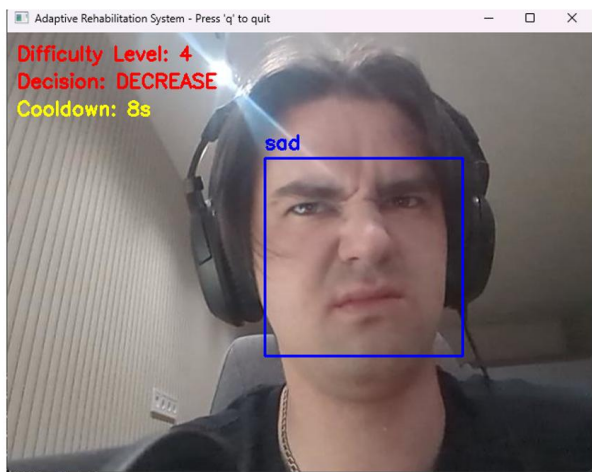


На рисунку показано реакцію системи на позитивний стан пацієнта. Стабільне розпізнавання емоції «happy» призводить до прийняття алгоритмом рішення «INCREASE», в результаті чого рівень навантаження підвищується, і активується «період охолодження» для стабілізації системи перед наступною оцінкою

10

Рисунок А.10 – Слайд 10

Програмна реалізація



На рисунку зображено появу негативної емоції «sad» система фіксує зміну стану пацієнта. При накопиченні в історії емоцій з негативної групи (наприклад, «sad»), система приймає пріоритетне рішення «DECREASE», щоб знизити навантаження та забезпечити комфорт пацієнта.

Рисунок А.11 – Слайд 11

Зміст проведеного експерименту

Методи

- Трансферне навчання для адаптації попередньо навчених моделей
- Порівняння трьох архітектур: CNN (VGGNet), CNN (ResNet) та гібридної CNN-LSTM
- Метод вагових коефіцієнтів для інтегральної оцінки моделей

Вхідні дані

- Датасети (FER-2013)
- Попередня обробка: Зміна розміру до 48x48, нормалізація, перетворення в RGB
- Аугментація даних: Застосована для тренувальної вибірки (повороти, зсуви, віддзеркалення)

Послідовність

- Навчання 3-х моделей
- Збереження найкращої версії кожної моделі за показником `val_accuracy`.
- Оцінка кожної моделі на валідаційній вибірці для збору метрик.
- Тестування швидкодії моделей в режимі реального часу.
- Розрахунок фінальної оцінки за методом вагових коефіцієнтів.

Критерії

- Точність
- Швидкодія (кадри/с)
- Повнота (Recall)
- Втрати (Loss)
- Розмір моделі

Рисунок А.12 – Слайд 12

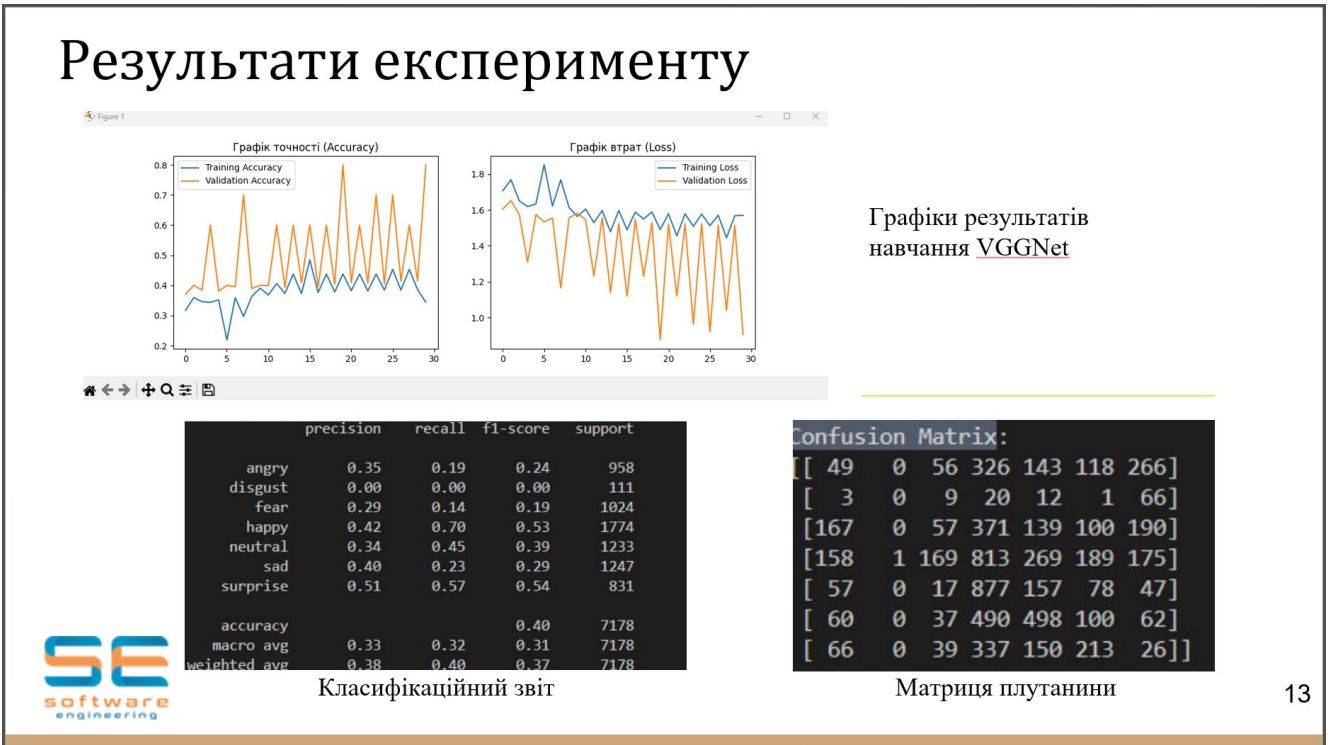


Рисунок А.13 – Слайд 13

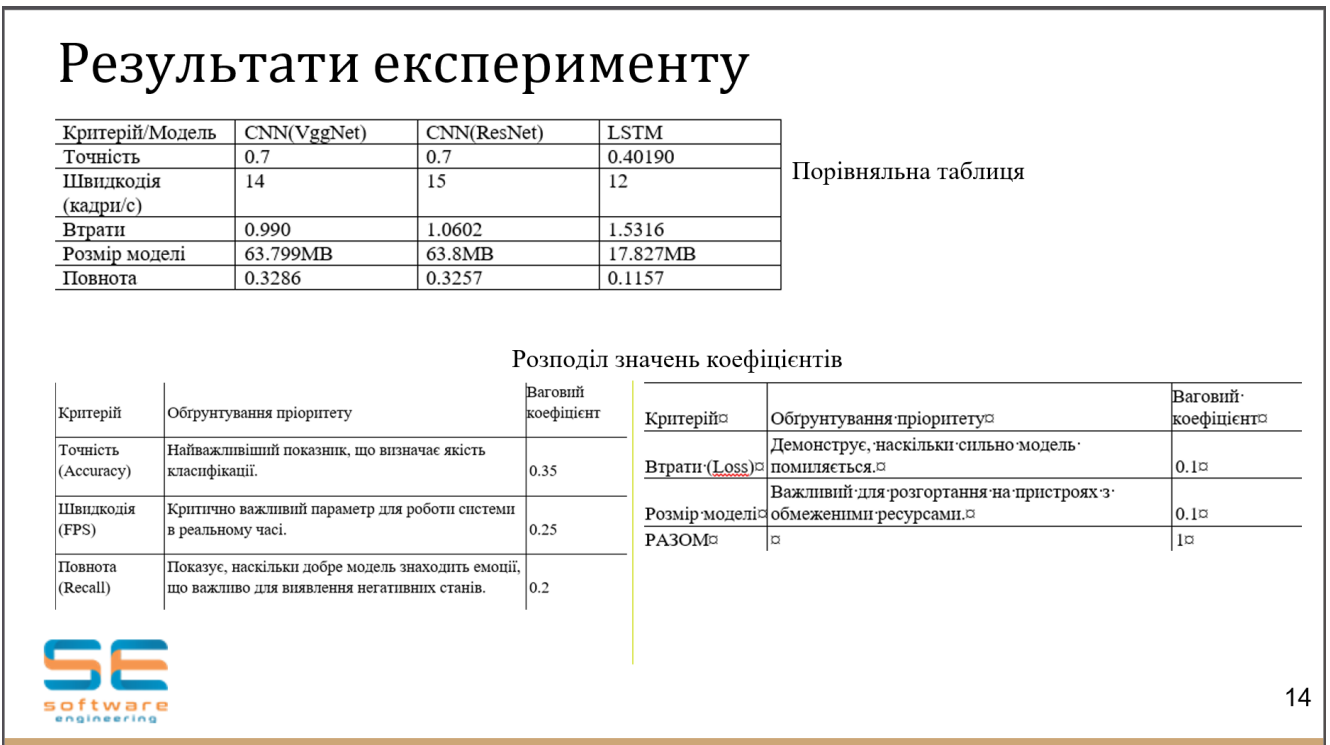


Рисунок А.14 – Слайд 14

Підсумки

Реалістичність та корисність отриманих результатів

- Доведено ефективність CNN-архітектур (VggNet, ResNet) для розпізнавання емоцій в реальному часі.
- Розроблено програмний прототип, що успішно реалізує алгоритм адаптації фізичних навантажень на основі емоційного стану пацієнта.
- Запропоновано методику кількісного порівняння моделей (метод вагових коефіцієнтів) для вибору оптимального рішення.
- Підтверджено практичну можливість створення систем для підвищення ефективності та безпеки адаптивної реабілітації.

Можливий розвиток досліджень

- Навчання гібридних CNN-LSTM моделей на повноцінних відео-даних для аналізу динаміки емоцій.
- Розширення спектру розпізнаваних станів, специфічних для реабілітації (біль, втома, фрустрація).
- Впровадження механізмів персоналізації моделі під індивідуальні особливості міміки пацієнтів.
- Інтеграція мультимодальних даних (біометричні показники, аналіз пози тіла) для більш комплексної оцінки стану.
- Проведення клінічних випробувань розробленої системи для валідації в реальних умовах.


ДОДАТОК Б
Апробація результатів роботи



Рисунок Б.1 – Сертифікат апробації

SECTION 12.

COMPUTER AND SOFTWARE ENGINEERING

Федін Андрій Володимировичздобувач вищої освіти факультету комп'ютерних наук
*Харківський національний університет радіоелектроніки, Україна***Науковий керівник: Білоус Наталія Валентинівна** Кандидат технічних наук, професор кафедри програмної інженерії
*Харківський національний університет радіоелектроніки, Україна***ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ
ЕМОЦІЙ ПАЦІЄНТА ПРИ НАВАНТАЖЕННЯХ
ПІД ЧАС РЕАБІЛІТАЦІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ
ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

Вступ. Сучасна сфера медицина та реабілітації все активніше застосовує технології штучного інтелекту та машинного навчання через істотне підвищення ефективності процесу лікування на оздоровчих процедурах. Особливо важливою стає можливість розпізнавання емоцій пацієнтів під час фізичних навантажень у різноманітних реабілітаційних курсах[1]. Точність оцінки емоційного стану людини позитивно впливає на перебіг процесу відновлення, покращуючи його ефективність та зменшуючи негативні наслідки, здатні впливати на прогрес пацієнтів. Актуальність даного напрямку підкреслюється необхідністю розробки методів, що враховують специфіку емоційних реакцій саме в умовах реабілітації.

Мета дослідження – аналіз існуючих підходів розпізнавання емоцій та дослідження ефективності застосування згорткових нейронних мереж для відповідних цілей, використовуючи аналіз обличчя під час фізичних навантажень у реабілітації.

Методи: Для досягнення поставленої мети були розглянуті різні методи дослідження та був проведений аналіз науково-технічної літератури для вивчення наявних сучасних підходів розпізнавання емоцій з фокусуванням саме на комп'ютерний аналіз міміки обличчя пацієнти. Основний акцент під час аналізу було зроблено на методах машинного навчання, перевагах та архітектурах нейронних мереж. Окрім того, було розглянуто різні датасети, наприклад, FER-2013 та AffectNet, їх особливості для навчання,

тестування та ключові етапи попередньої обробки даних: знаходження обличчя, його ключових точок[2], нормалізація та аугментація. Досліджено потенціал таких архітектур CNN, як VGGNet та ResNet, у контексті поставленої задачі.

Результати та обговорення: Аналіз сучасних підходів показав, що найбільш вдалим рішенням для наших завдань є комп'ютерний аналіз міміки за допомогою згорткових нейронних мереж (CNN). Цей метод є гнучким та доступним для інтеграції в реабілітаційні програми. Переваги CNN для цієї задачі очевидні: вони самостійно знаходять важливі для розпізнавання емоцій риси обличчя і не дуже чутливі до незначних поворотів голови чи змін освітлення. Крім того, висока точність та можливість використовувати вже готові, попередньо навчені моделі, як-от VGGNet чи ResNet, дозволяють не починати все з нуля, а адаптувати існуючі потужні інструменти до специфічних умов реабілітації. Наприклад, VGGNet добре підходить для швидкої адаптації завдяки своїй простій структурі, тоді як ResNet дозволяє створювати дуже глибокі мережі, здатні вловлювати ледь помітні зміни в міміці пацієнта.

Водночас, впровадження цієї технології в реальну практику пов'язане з певними труднощами. По-перше, це якість зображення. Погане освітлення, розмитість кадру через рухи пацієнта – все це може суттєво ускладнити аналіз для нейромережі. По-друге, це проблема даних. Для якісного навчання моделей потрібні великі набори зображень, де емоції пацієнтів розмічені правильно, а зібрати такий специфічний датасет в умовах реабілітації досить складно.

Попри ці виклики, перспективи є значними. Ключова інновація полягає у можливості створити систему, що працює в реальному часі. Це дозволить динамічно змінювати інтенсивність фізичних навантажень[3], орієнтуючись на емоційний стан пацієнта[4]. Такий підхід відкриває шлях до посправжньому персоналізованих реабілітаційних програм, які враховують не тільки фізичні показники, але й психоемоційну реакцію людини, що є особливо важливим при роботі з больовими відчуттями або стресом під час вправ.

Висновки: Отже, дане дослідження підтверджує, що розпізнавання емоцій під час реабілітації є важливим та актуальним завданням для сучасної медичної інженерії. Аналіз міміки обличчя за допомогою згорткових нейронних мереж є перспективним інструментом для об'єктивного моніторингу стану пацієнтів. Створення таких систем дозволить підвищити

якість реабілітаційного процесу, адже вони дають змогу вчасно коригувати навантаження, розробляти персоналізовані програми відновлення і, як результат, покращувати як фізичний, так і психологічний комфорт пацієнтів.

Список використаних джерел:

1. Білоус Н.В., Рассоха О.В., Агеян І.А., Грамм О.В. (2020). Дослідження методів для розробки програмної системи розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини. Вилучено з: https://www.researchgate.net/publication/382503143_Research_on_Methods_for_Development_of_Software_System_for_Emotions_Recognition_and_State_of_Human_Health_Determination.
2. Beaulieu A. Learning SQL: Generate, Manipulate, and Retrieve Data 3rd Edition. Sebastopol: O'Reilly Media, 2020. 377 с.
3. Advancements in Emotion Classification via Facial and Body Gesture Analysis: A Survey. Retrieved from: https://www.researchgate.net/publication/385176440_Advancements_in_Emotion_Classification_via_Facial_and_Body_Gesture_Analysis_A_Survey
4. Bang, G.-S., & Park, S.-B. (2024). Workout Classification Using a Convolutional Neural Network in Ensemble Learning. *Sensors*, 24(10), 3133. Retrieved from: <https://doi.org/10.3390/s24103133>.

ДОДАТОК В

Звіт з результатами перевірки на унікальність тексту в базі ХНУРЕ

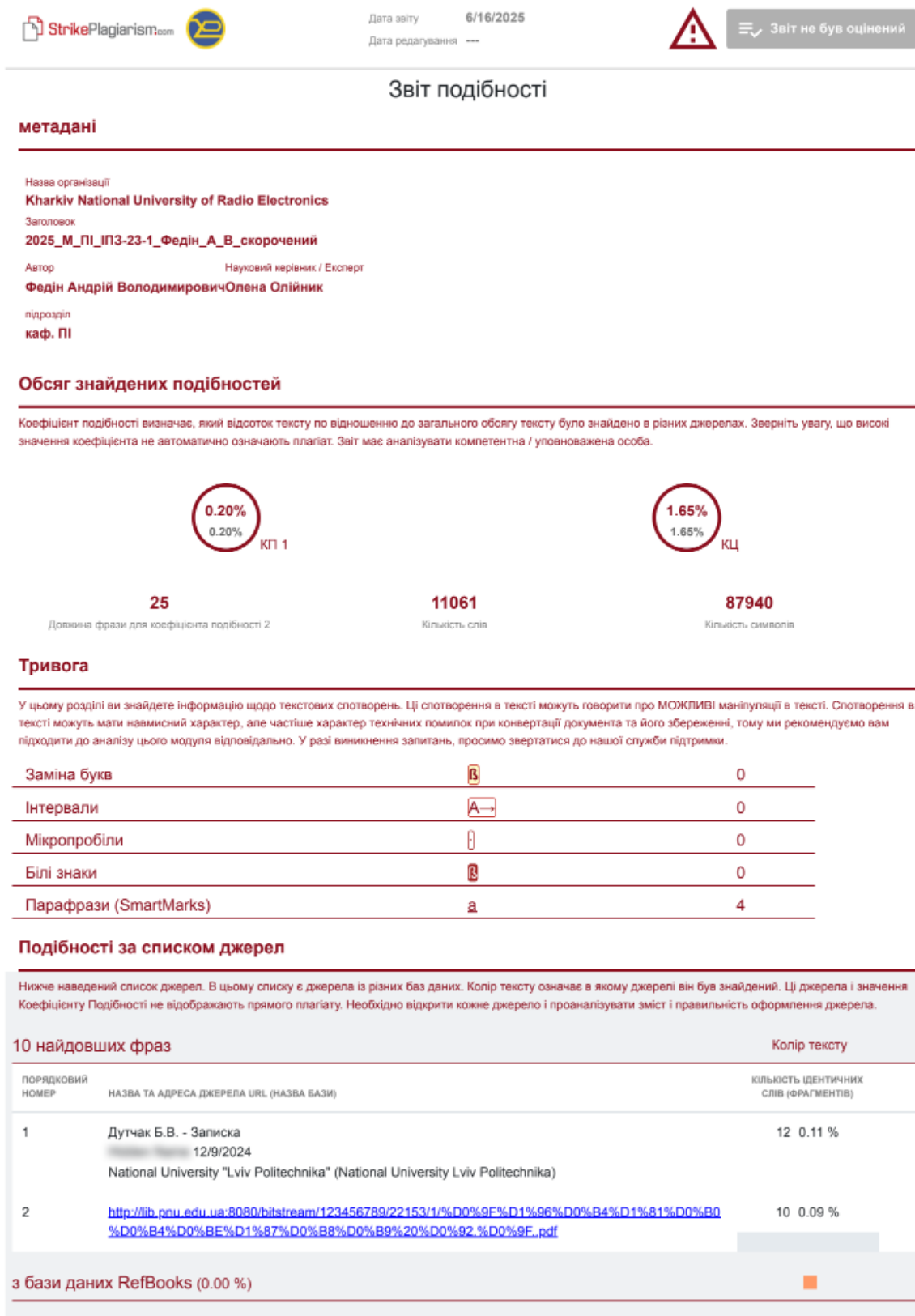


Рисунок В.1 – Звіт з перевірки на плагіат

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
з домашньої бази даних (0.00 %) ■		
ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
з програми обміну базами даних (0.11 %) ■		
ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	Дутчак Б.В. - Записка 12/9/2024 National University "Lviv Politechnika" (National University Lviv Politechnika)	12 (1) 0.11 %
з Інтернету (0.09 %) ■		
ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ДЖЕРЕЛО URL	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	http://lib.pnu.edu.ua:8080/bitstream/123456789/22153/1/%D0%9F%D1%96%D0%B4%D1%81%D0%B0%D0%B4%D0%BE%D1%87%D0%B8%D0%B9%20%D0%92.%D0%9F.pdf	10 (1) 0.09 %
Список прийнятих фрагментів (немає прийнятих фрагментів)		
ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗМІСТ	КІЛЬКІСТЬ ОДНАКОВИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)

Рисунок В.2 – Звіт з перевірки на плагіат

ДОДАТОК Г

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи на
відповідність оформлення вимогам ДСТУ 3008: 2015

1

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи

студент
(посада)

програмної інженерії
(кафедра)

ПЗМ-23-1
(група)

Федін Андрій Володимирович

(прізвище, ім'я, по батькові)

Зауваження

Пункт ДСТУ 3008-2015	Зміст пункту	Сторінка кваліфікаційної роботи
1	2	3
	7.1 Загальні положення	
	7.3 Нумерація сторінок звіту	
	7.4 Нумерація розділів, підрозділів, пунктів, підпунктів	
	7.5 Рисунки	
	7.6 Таблиці	
	7.7 Переліки	
	7.8 Примітки	
	7.9 Виводки	
	7.10 Формули та рівняння	
	7.11 Посилання	
	7.13 Список авторів	
	7.14 Скорочення та умовні позначки	
	7.15 Додатки	

зауважень немає

Експерт
(підпис)

Олена ОЛІЙНИК
(прізвище, ініціали)

18.06.2025

Рисунок Г.1 – Звіт з перевірки на плагіат