

Міністерство освіти і науки України  
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет комп'ютерних наук  
(повна назва)

Кафедра програмної інженерії  
(повна назва)

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**  
**Пояснювальна записка**

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Дослідження методів розробки віртуального асистента  
реабілітолога з доповненою реальністю  
(тема)

Виконав:  
здобувач 2 року навчання  
групи ІПЗм-23-1

Артем ФИЛИППОВ

(Власне ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Спеціальність 121 – Інженерія програмного  
забезпечення

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-наукова

Керівник проф. Наталія БІЛОУС  
(посада, прізвище)

Допускається до захисту  
Зав. кафедри

(підпис)

Кирило СМЕЛЯКОВ

(Власне ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

2025 р.

## Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет \_\_\_\_\_ комп'ютерних наук  
 Кафедра \_\_\_\_\_ програмної інженерії  
 Рівень вищої освіти \_\_\_\_\_ другий (магістерський)  
 Спеціальність \_\_\_\_\_ 121 – Інженерія програмного забезпечення  
 Тип програми \_\_\_\_\_ освітньо-наукова  
 Освітня програма \_\_\_\_\_ Інженерія програмного забезпечення  
 (шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри \_\_\_\_\_  
(підпис)

« \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2025 р.

### ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві \_\_\_\_\_ Филиппову Артему Максимовичу  
 (прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи «Дослідження методів розробки віртуального асистента реабілітолога з доповненою реальністю»  
 Затверджена наказом по університету від 15.04. 2024р. № 290 Ст
2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 20.06.2025
3. Вихідні дані до роботи опис дослідження методів розробки віртуального асистента реабілітолога з доповненою реальністю для проведення досліджень за обраною предметною областю; мови програмування: Dart, середовище розробки Android Studio.
4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі: аналіз та порівняння існуючих технологій комп'ютерного зору та доповненої реальності, вибір оптимальних інструментів для реалізації мобільного віртуального асистента, проектування архітектури програмної системи з урахуванням автономної роботи без серверної частини, розробка програмних модулів, зокрема модуля обробки відео, порівняння рухів та візуалізації підказок у доповненій реальності, проведення експериментів та аналіз отриманих результатів.

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання	16.04.2025	виконано
2	Аналіз предметної галузі і постановка задачі	26.04.2025-10.05.2025	виконано
3	Аналіз існуючих методів	10.05.2025-15.05.2025	виконано
4	Теоретичне дослідження	15.05.2025-22.05.2025	виконано
5	Практичне дослідження	22.05.2025-09.06.2025	виконано
6	Підготовка пояснювальної записки	09.06.2026-14.06.2025	виконано
7	Підготовка презентації та доповіді	15.06.2025	виконано
8	Перевірка на плагіат	15.06.2025	виконано
9	Нормоконтроль	18.06.2025	виконано
10	Рецензування	18.06.2025	виконано
11	Попередній захист	19.06.2025	виконано
12	Занесення диплома в електронний архів		виконано
13	Допуск до захисту у зав. кафедри		виконано

Дата видачі завдання 16.04.2025р.

Студент (ка/и)



(підпис)

Артем ФИЛИППОВ

Керівник роботи

(підпис)

проф. Наталія БІЛОУС

(посада, прізвище, ініціали)

**РЕФЕРАТ / ABSTRACT**

Пояснювальна записка містить: 103 с., 14 рис., 6 табл., 16 джерел.

**ВІРТУАЛЬНИЙ АСИСТЕНТ, ДОПОВНЕНА РЕАЛЬНІСТЬ, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, РЕАБІЛІТАЦІЯ, ARCORE, ARKIT, FLUTTER, ML KIT POSE DETECTION.**

Об'єктом дослідження є застосування сучасних інформаційних технологій, зокрема, доповненої реальності та комп'ютерного зору, для автоматизації реабілітаційних процесів.

Метою роботи є розробка віртуального асистента реабілітолога, який використовує технології Flutter, ML Kit Pose Detection, ARKit, ARCore та комп'ютерного зору для моніторингу та корекції виконання фізичних вправ у реальному часі.

У роботі реалізовано інтеграцію технологій доповненої реальності та комп'ютерного зору для забезпечення високої точності аналізу та зворотного зв'язку в реальному часі.

**AUGMENTED REALITY, COMPUTER VISION, REHABILITATION, VIRTUAL ASSISTANT, FLUTTER, ML KIT POSE DETECTION, ARCORE, ARKIT.**

The research focuses on the application of modern information technologies, particularly augmented reality and computer vision, to automate rehabilitation processes.

The objective of the work is to develop a virtual assistant for rehabilitation specialists, utilizing Flutter, ML Kit Pose Detection, ARKit, ARCore, and computer vision technologies to monitor and correct physical exercises in real time.

The study implements the integration of augmented reality and computer vision technologies to ensure high-precision real-time analysis and feedback.

Завідувачу кафедри  
ПІ  
(скорочена назва кафедри)  
проф. Кирилу СМЕЛЯКОВУ  
(вчене звання, сласне ім'я, прізвище)

### ЗАЯВА

щодо самостійності виконання кваліфікаційної роботи та можливості її публікації  
(та/або публікації анотації кваліфікаційної роботи) в електронному архіві  
відкритого доступу EIAr KhNURE

Я, Филиппов Артем Максимович  
(прізвище, ім'я, по батькові)

здобувач вищої освіти на другому (магістерському) рівні вищої освіти  
академічної групи ПЗМ-23-1

кафедра програмної інженерії,  
(повна назва кафедри)

заявляю: моя кваліфікаційна робота на тему «Дослідження методів розробки  
віртуального асистента реабілітолога з доповненою реальністю»,  
(назва роботи)

що буде представлена в екзаменаційну комісію для публічного захисту, виконана самостійно, в ній не містяться елементи плагіату і вона може бути опублікована в репозиторії "EIArKhNURE". Погоджуюся з авторським договором, відповідно до Положення про репозиторій ХНУРЕ "EIArKhNURE". Всі запозичення з друкованих та електронних джерел мають відповідні посилання.

Я ознайомлений (а) з вимогами академічної доброчесності, згідно з якими виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування дисциплінарних заходів.

18.06.2025

Дата



Підпис

## ЗМІСТ

Вступ.....	7
1 Аналіз предметної галузі і постановка задачі .....	9
1.1 Впровадження та використання комп'ютерного зору і доповненої реальності в процесі реабілітації .....	9
1.2 Стан розвитку технологій у сфері реабілітації .....	14
1.3 Огляд програмних продуктів для реабілітації .....	15
1.4 Аналіз наукової літератури .....	20
1.4 Проблеми та виклики.....	29
1.6 Постановка задачі.....	30
2 Обґрунтування методології дослідження .....	33
2.1 Вибір напрямку дослідження.....	33
2.2 Підходи до вирішення завдань .....	34
2.3 Порівняльна оцінка технологій .....	44
3 Програмна реалізація віртуального асистента .....	60
4 Проведення експериментальних досліджень та їх результати.....	70
5 Аналіз отриманих результатів .....	76
5.1 Оцінка результатів .....	76
5.2 Висновки та рекомендації з експериментального дослідження .....	83
Висновки .....	84
Перелік джерел посилання .....	86
Перелік джерел посилання за науковими напрямами керівника та науковців кафедри програмної інженерії .....	88
Додаток А Слайди презентацій.....	89
Додаток Б Апробація результатів роботи.....	97
Додаток В Звіт з результатами перевірки на унікальність тексту в базі ХНУРЕ	101
Додаток Г Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи на відповідність оформлення вимогам ДСТУ 3008: 2015 .....	103

## ВСТУП

Реабілітація є невід'ємною складовою сучасної системи охорони здоров'я [1], що забезпечує відновлення рухових та когнітивних функцій пацієнтів після травм, операцій або захворювань. Традиційні підходи базуються на постійному очному супроводі фахівця-реабілітолога, що обмежує доступність якісних послуг у регіонах із нерозвиненою інфраструктурою та знижує ефективність контролю домашніх занять. Прогрес у сферах комп'ютерного зору, доповненої реальності (AR) створює передумови для розроблення мобільних застосунків, здатних автоматично оцінювати правильність виконання фізичних вправ, надавати візуальний зворотний зв'язок у реальному часі. Таким чином, актуальною науковою проблемою є пошук та оптимізація методів проектування віртуального асистента реабілітолога, що досліджує окреме застосування AR, комп'ютерного зору і оцінює їх порівняльну ефективність на мобільній платформі.

Актуальність теми обумовлена зростанням кількості пацієнтів, які потребують тривалої фізичної реабілітації, одночасно зі скороченням людського ресурсу медичних працівників, зумовлює необхідність упровадження інноваційних інструментів віддаленої підтримки. Використання мобільного застосунку з AR-підказками підвищує доступність реабілітаційних послуг, покращує мотивацію пацієнтів і скорочує витрати часу фахівців на рутинний контроль рухів.

Дослідження виконується у межах наукової тематики кафедри програмної інженерії «Інтелектуальні інформаційні технології підтримки медичних рішень», що передбачає створення програмних засобів для автоматизованого аналізу зображень і відео у галузі охорони здоров'я. Запропонована робота узгоджується з цим напрямом, доповнюючи його методами AR та мобільного прототипування.

Мета полягає у розробленні та експериментальній оцінці методів створення мобільного віртуального асистента реабілітолога. Для досягнення цієї мети необхідно:

- проаналізувати сучасні підходи до використання AR та комп'ютерного зору у фізичній реабілітації;
- сформулювати вимоги до архітектури мобільного застосунку та обґрунтувати вибір алгоритмів комп'ютерного зору і МН;
- розробити прототип, що поєднує захоплення відео, визначення ключових точок тіла та AR-візуалізацію підказок;
- провести експериментальне дослідження точності виявлення помилок і оцінити користувацьке сприйняття системи;
- порівняти різні бібліотеки AR (ARCore [2], ARKit [3] тощо) за критеріями точності, продуктивності та зручності інтеграції.

Наукова новизна полягає у проведенні комплексного порівняльного аналізу окремих підходів – AR-підказок, алгоритмів комп'ютерного зору, щодо їх здатності точно оцінювати якість фізичних вправ на основі відеопотоку мобільної камери без зовнішніх сенсорів. Розроблено удосконалену методику адаптивного зіставлення траєкторій пацієнта з еталонними шаблонами, а також окреслено рекомендації щодо вибору стратегії персоналізації тренувань.

Запропоновані рішення можуть бути впроваджені в клінічні та домашні програми телереабілітації, знизивши навантаження на лікарів-реабілітологів і покращивши якість виконання вправ пацієнтами. Матеріали дослідження також придатні для навчального процесу при підготовці спеціалістів з медичних інформаційних технологій.

## 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ І ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

### 1.1 Впровадження та використання комп'ютерного зору і доповненої реальності в процесі реабілітації

Реабілітація як медична дисципліна має глибоке коріння, яке сягає ще античних часів. Історичні джерела свідчать, що в Стародавньому Єгипті та Греції вже активно застосовували фізичні вправи, масаж та різноманітні водні процедури для відновлення здоров'я пацієнтів після травм і хвороб. Наприклад, давньогрецький лікар Гіппократ у своїх працях наголошував на важливості фізичних навантажень для відновлення функцій організму після хвороб і травм. Проте, незважаючи на те, що ці підходи почали використовувати ще давно, більшість методик залишалися незмінними протягом століть і вимагали значних зусиль і ресурсів, що робило їх доступними переважно для обмеженого кола пацієнтів.

В ХХ столітті, особливо після закінчення Другої світової війни, ми стали свідками значного прориву в розвитку реабілітаційних технологій. Багато військових, які отримали серйозні травми, потребували ефективних і доступних методів реабілітації. Це спонукало до активного пошуку нових технологій та підходів, які могли б забезпечити якісне і масове лікування. Саме в цей період з'явилися перші механізовані тренажери, які дозволяли пацієнтам проходити реабілітацію без постійної участі медичних працівників. Ці пристрої стали основою для нової парадигми реабілітації, що охоплювала не лише фізичне, а й психологічне та соціальне відновлення, формуючи комплексний підхід до відновлювальної медицини.

З розвитком інформаційних технологій наприкінці ХХ століття розпочався новий етап у сфері реабілітації (див. рис. 1.1). Поява персональних комп'ютерів і програмних рішень значно розширила можливості для персоналізованого моніторингу та аналізу стану пацієнтів, що, в свою чергу, підвищило точність і ефективність реабілітаційних заходів. На початку ХХІ століття з'явилися перші реабілітаційні програми для домашнього використання, які дозволили пацієнтам проходити процедури самостійно за допомогою спеціалізованого програмного

забезпечення. Це стало важливим кроком до підвищення доступності реабілітації та зменшення її вартості, відкриваючи нові можливості для створення універсальних і масово доступних систем.

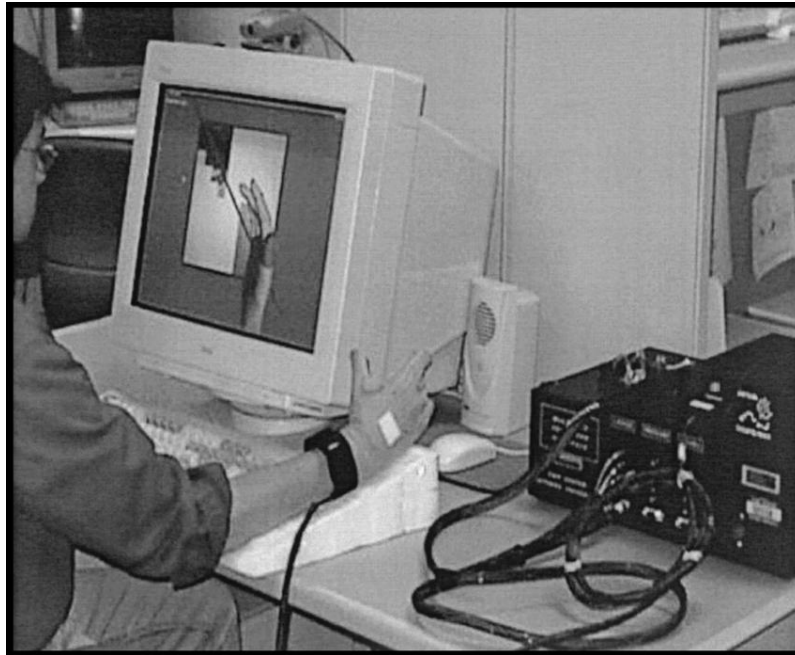


Рисунок 1.1 – Система реабілітації віртуальної реальності на базі персонального комп'ютера (за даними [4])

Поява перших алгоритмів для визначення пози людини стала справжнім переломом у цифровій еволюції реабілітаційних технологій. Ще на початку 2000-х років дослідники почали розробляти комп'ютерні системи, які могли розпізнавати положення тіла людини за допомогою відеозаписів. Спочатку ці алгоритми використовували класичні методи комп'ютерного зору - аналіз контурів, оптичний потік, векторизацію силуету. Вони вимагали статичного фону, добре освітленого середовища та значної кількості ручного налаштування. Хоча ці підходи мали обмежену гнучкість і точність, вони стали основою для подальших досягнень у сфері автоматизованого аналізу рухів.

У 2010 році компанія Microsoft представила революційний сенсорний пристрій – Kinect [5] (див. рис. 1.2), який спочатку створювався для ігрової консолі Xbox. Але його можливості швидко привернули увагу науковців і медиків завдяки здатності відстежувати рухи тіла без використання маркерів або носимих сенсорів. Kinect використовує інфрачервоне випромінювання та камеру глибини,

щоб створити тривимірну модель людського скелета, що дозволяє в реальному часі визначати положення та рухи 20 основних суглобів тіла.



Рисунок 1.2 – Зображення сенсорного пристрою Microsoft Kinect [5]

Одним із перших значущих досліджень, яке показало потенціал Kinect у реабілітації, стала робота «A Review on Technical and Clinical Impact of Microsoft Kinect on Physical Therapy and Rehabilitation» [6]. У ній була розроблена інтелектуальна система електронної реабілітації на основі Kinect та нечіткої логіки. Ця система дозволяла оцінювати початкову позу пацієнта та діапазон рухів суглобів, використовуючи кутові вимірювання між сусідніми суглобами. Завдяки цьому можна було створювати індивідуальні шаблони вправ для кожного пацієнта та відстежувати їх виконання в реальному часі. Нечітка логіка, що лежала в основі системи, забезпечувала адаптивну інтерпретацію даних, враховуючи індивідуальні особливості пацієнтів і надаючи персоналізовані рекомендації щодо корекції рухів.

Переваги використання Kinect у реабілітації включають його доступність, відносно низьку вартість та можливість застосування в домашніх умовах без постійного нагляду фахівця. Це особливо важливо для пацієнтів з обмеженою мобільністю або тих, хто проживає в регіонах з недостатньою медичною інфраструктурою. Крім того, інтеграція Kinect з інтелектуальними системами, такими як нечітка логіка, відкриває нові можливості для створення адаптивних та ефективних програм реабілітації, що враховують індивідуальні потреби кожного пацієнта.

Таким чином, впровадження технології Microsoft Kinect у сферу фізичної терапії та реабілітації стало важливим кроком у розвитку доступних і персоналізованих методів відновлення. Це поєднує сучасні досягнення в комп'ютерному зорі та штучному інтелекті.

Зі стрімким розвитком обчислювальної техніки та глибокого навчання впродовж 2010-х років з'явилися нові, значно потужніші інструменти для аналізу людських поз, які суттєво перевершили Kinect як за точністю, так і за гнучкістю застосування. Одним із перших проривів у цьому напрямку стала бібліотека OpenPose, розроблена в Carnegie Mellon University. OpenPose стала першою у світі відкритою системою, здатною визначати положення кількох осіб на зображенні одночасно з високою точністю. Вона використовувала згорткові нейронні мережі для детекції основних точок скелета (суглоби, кінцівки, обличчя, пальці рук) на двовимірному зображенні. Це дозволило проводити точні вимірювання кутів між частинами тіла та аналізувати складні рухи навіть у складних умовах освітлення та фону. Проте основним недоліком OpenPose була її ресурсомісткість - система вимагала потужної відеокarti, що унеможливило її використання на мобільних пристроях чи в реальному часі на слабкому обладнанні.

Відповіддю на ці обмеження стала розробка бібліотеки MediaPipe, яку представила компанія Google. MediaPipe забезпечила надзвичайно швидку та ефективну обробку відеопотоку з камери, використовуючи оптимізовані нейронні моделі та фреймворки, що підтримують мобільні пристрої. Однією з головних переваг цієї бібліотеки є можливість працювати локально на смартфоні в реальному часі, без необхідності в потужному сервері. Компонент MediaPipe Pose дозволяє відстежувати 33 ключові точки людського тіла у 3D-просторі, що забезпечує не лише точне визначення положення тіла, але й можливість аналізу руху у тривимірному просторі. Для реабілітаційних задач це означає, що програма може надавати зворотний зв'язок у реальному часі, виявляти відхилення від очікуваної траєкторії руху та навіть адаптувати вправи під індивідуальні особливості пацієнта.

Іншим цікавим проєктом, який розвивався паралельно, стала модель BlazePose, створена в Google в рамках MediaPipe. BlazePose - це надшвидка та легка версія моделі для скелетного трекінгу, яка працює з високою частотою кадрів навіть на бюджетних Android-пристроях. Вона виявилася особливо корисною в таких сферах, як фітнес, танці, йога, а також у медичних застосуваннях, де потрібен точний і стабільний аналіз рухів без значного споживання ресурсів. BlazePose визначає більш детальний набір ключових точок (включаючи ступні, кисті, шию), що робить її надзвичайно корисною для завдань, де точність і контроль за позицією кінцівок є критично важливими - наприклад, у фізіотерапії.

З'явившись, ці бібліотеки кардинально змінили наше уявлення про те, як може виглядати сучасна система моніторингу за пацієнтами. Вони відкрили можливості для створення мобільних, доступних, швидких і точних рішень, які легко інтегруються в мобільні додатки без потреби в складному обладнанні. Це зробило такі системи реальними не лише для клінік, а й для домашнього використання, що особливо важливо в умовах телереабілітації та постпандемічної цифрової медицини.

Сучасні інтелектуальні реабілітаційні системи, які поєднують доповнену реальність, комп'ютерний зір і машинне навчання [1], відкривають нову еру в розвитку медичних технологій. Їхня основна цінність полягає в можливості забезпечити високий рівень персоналізації терапії, автономності пацієнта та інтерактивної взаємодії без постійного втручання медичного персоналу. Це особливо важливо в умовах зростаючого навантаження на медичну систему, а також у регіонах, де не вистачає фахівців з фізичної терапії. Використання таких систем у домашніх умовах може значно знизити витрати на реабілітацію, при цьому зберігаючи або навіть покращуючи її якість.

AR-компонент у таких рішеннях виконує роль «віртуального асистента», який надає користувачу наочні підказки - стрілки, скелетні траєкторії, анімації або кольорові маркери, що вказують на відхилення від правильної техніки виконання вправ. Це робить взаємодію з системою інтуїтивно зрозумілою навіть для людей

похилого віку або тих, хто не має технічної підготовки. Такі інструменти не лише імітують нагляд фахівця, але й роблять його доступним цілодобово, що особливо важливо в післяопераційний період або при хронічних захворюваннях опорно-рухового апарату.

Використання комп'ютерного зору та алгоритмів глибокого навчання в цих системах дозволяє отримувати об'єктивні метрики ефективності рухів, такі як траєкторії, амплітуди, кути згинання та розгинання, а також час виконання руху. Більше того, накопичення даних під час реабілітації створює можливості для тривалого моніторингу динаміки стану пацієнта, виявлення прогресу або рецидивів, а також для автоматичного коригування програми вправ залежно від реакції організму.

Сучасні системи, що базуються на доповненій реальності та комп'ютерному зорі, мають величезний потенціал змінити підхід до фізичної терапії. Вони можуть перейти від традиційного "ручного" методу до цифрової платформи, яка адаптується до потреб конкретної людини, вчиться на її прогресі та реагує на зміни в реальному часі. Це відкриває нові можливості для телемедицини, дистанційної підтримки та створення екосистеми розумної медичної допомоги, де дані, алгоритми та доступність відіграють ключову роль.

## 1.2 Стан розвитку технологій у сфері реабілітації

Традиційні методи реабілітації базуються на особистій взаємодії пацієнта з фахівцем та застосуванні спеціалізованого обладнання. Однак ці методи не завжди забезпечують необхідну доступність та індивідуалізацію через географічну віддаленість, нестачу кваліфікованих спеціалістів та високу вартість послуг.

Сучасні підходи активно впроваджують технології доповненої реальності (AR) та комп'ютерного зору для покращення якості та доступності реабілітаційних процедур. Доповнена реальність надає можливість створювати інтерактивні візуальні підказки, що допомагають пацієнтам у самостійному виконанні вправ, забезпечуючи точний контроль за правильністю рухів. Такі

технології особливо ефективні для пацієнтів, які проходять реабілітацію вдома або в умовах обмеженого доступу до медичних закладів.

Комп'ютерний зір дозволяє автоматизувати моніторинг точності рухів у режимі реального часу. Сучасні рішення комп'ютерного зору можуть визначати положення тіла та ключові точки кінцівок з високою точністю, що дає змогу створювати системи, які автоматично оцінюють та корегують техніку виконання вправ.

Таким чином, розвиток зазначених технологій є перспективним для покращення доступності, точності й ефективності реабілітаційних процедур. Вони також дозволяють суттєво зменшити витрати ресурсів та розширити доступ до реабілітаційних послуг для пацієнтів з різними умовами та можливостями. Водночас, впровадження цих технологій супроводжується низкою викликів. Наприклад, застосування AR-технологій вимагає високих обчислювальних потужностей мобільних пристроїв, що може обмежувати їх використання серед широкого загалу. Також існує проблема уніфікації стандартів розробки для медичних AR-рішень, що ускладнює інтеграцію та сумісність різних систем. Щодо алгоритмів комп'ютерного зору, існує залежність від якості відеопотоку та освітленості середовища, що може впливати на точність аналізу. Тому актуальним є вдосконалення методів обробки відео та адаптація алгоритмів до роботи в умовах зниженої якості зображення.

Незважаючи на ці виклики, потенціал зазначених технологій залишається високим. Подальший розвиток та вдосконалення дозволять створити більш доступні, ефективні та персоналізовані реабілітаційні рішення, які будуть відповідати сучасним вимогам та потребам пацієнтів.

### 1.3 Огляд програмних продуктів для реабілітації

Індустрія цифрових рішень для реабілітації активно розвивається, пропонуючи різноманітні програмні продукти, які поєднують алгоритми комп'ютерного зору, доповнену реальність та біосенсорні технології. Ці системи дозволяють моніторити фізичну активність, надавати користувачам рекомендації

в реальному часі та здійснювати дистанційне спостереження за станом пацієнтів. Проте, існує ряд обмежень і недоліків у впровадженні таких рішень, які знижують їх ефективність та доступність для широкого кола користувачів. Хоча є кілька систем, які є аналогами розроблюваної програмної платформи, вони мають свої обмеження, які плануються усунути в рамках цього проекту. Розглянемо основні з них.

«Kaia Health» (див. рис. 1.3) – це інноваційна цифрова платформа [7], створена для лікування болю в спині та інших проблемах з опорно-руховим апаратом за допомогою зручного мобільного застосунку. Основна функція базується на алгоритмі комп'ютерного зору, який уважно аналізує положення вашого тіла під час виконання вправ, надаючи біозворотний зв'язок у реальному часі. І найкраще, що для цього вам потрібна лише камера вашого мобільного пристрою - ніяких додаткових сенсорів чи обладнання, що робить цю систему доступною та зручною для використання вдома.

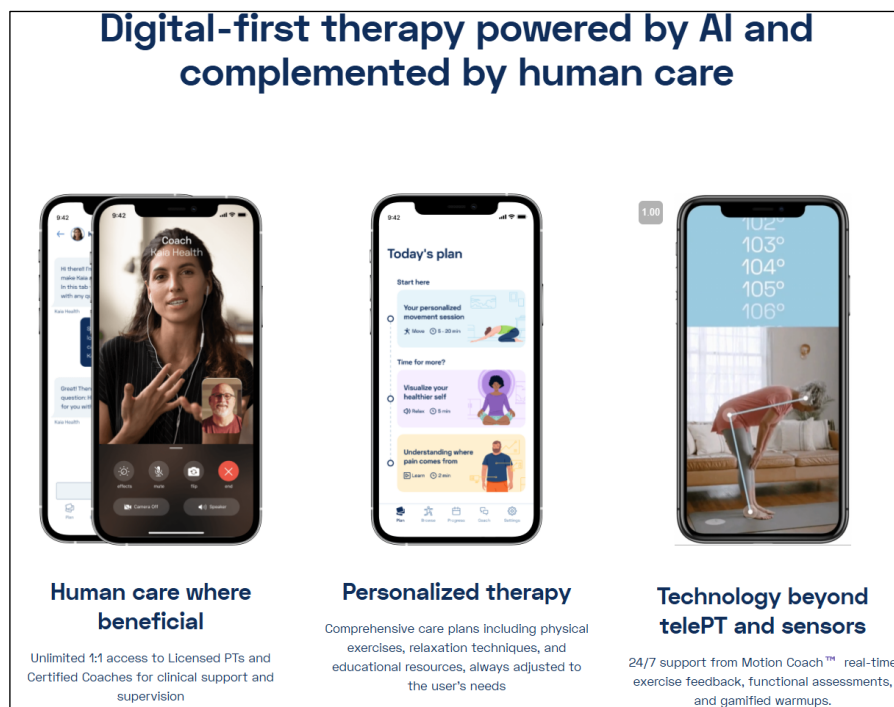


Рисунок 1.3 – Інтерфейс програмної системи «Kaia Health» (за даними [7])

Однією з основних переваг «Kaia Health» є автоматизований аналіз рухів хребта та постуральної стабільності, який надає користувачеві корисні рекомендації. Це не лише підвищує точність виконання вправ, але й допомагає

виявити потенційні ризики для спини на ранніх етапах. Крім того, програма адаптує комплекс вправ відповідно до індивідуальних потреб користувача, враховуючи попередні сесії та рівень болю, що забезпечує персоналізований підхід у терапії.

Основні недоліки полягають у обмеженій можливості інтеграції з зовнішніми медичними системами або носимими пристроями, що ускладнює використання платформи в рамках складних телемедичних рішень. Крім того, відсутність широкого API або відкритого протоколу даних обмежує потенціал для масштабування та використання в клінічних умовах, де потрібен централізований збір і обробка інформації.

«Rehabguru» [8] (див. рис. 1.4) – це хмарна платформа, яка допомагає створювати, управляти та контролювати індивідуальні програми фізичної реабілітації.

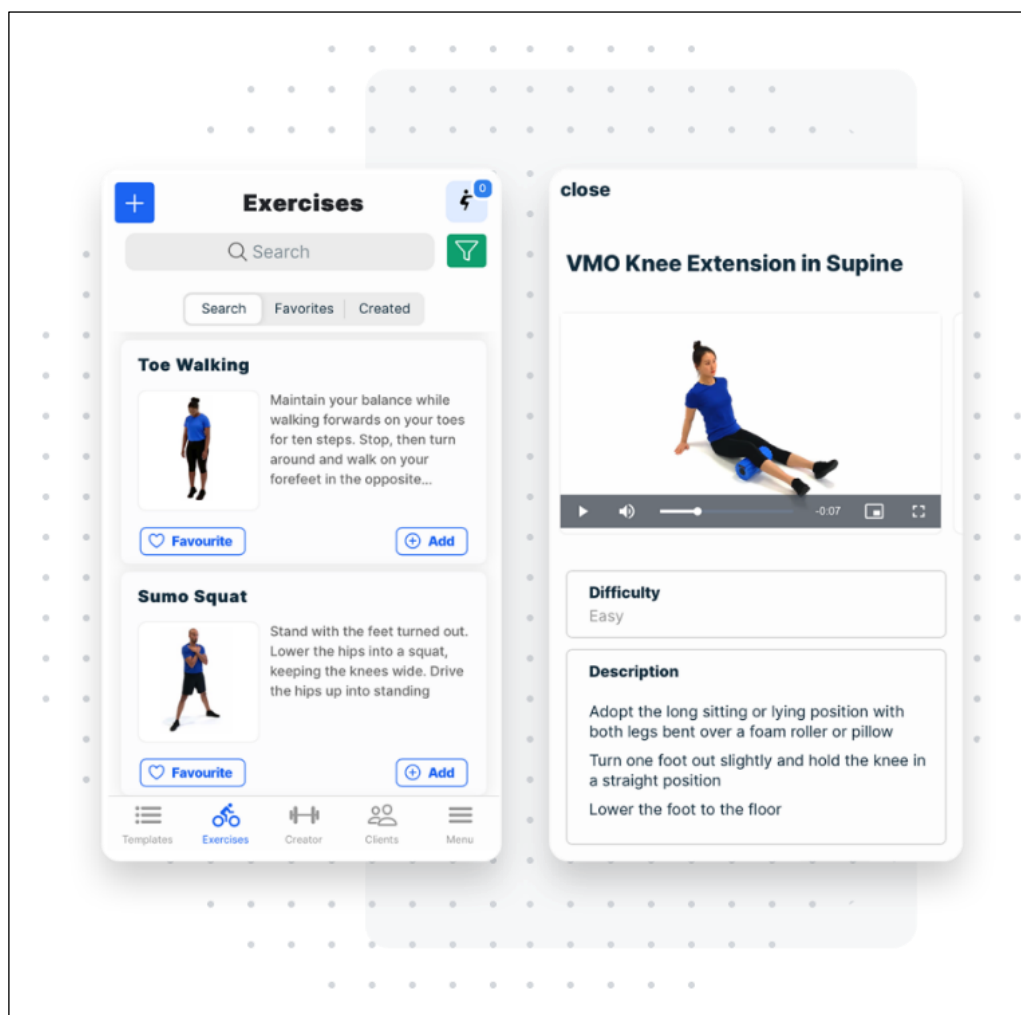


Рисунок 1.4 – Інтерфейс програмної системи «Rehabguru» (за даними [8])

Вона в основному призначена для медичних працівників, таких як фізіотерапевти, спортивні лікарі та реабілітологи. Головна перевага полягає в доступі до великої бібліотеки вправ, що дозволяє формувати персоналізовані плани лікування, які можна надсилати пацієнтам у цифровому форматі. Пацієнти, в свою чергу, можуть отримувати рекомендації та звіти через мобільний додаток або веб-інтерфейс.

«Rehabguru» дає можливість лікарям дистанційно слідкувати за активністю пацієнтів, відстежувати їх прогрес за допомогою опитувальників, графіків виконання, а в деяких випадках навіть інтегруватися з моніторинговими пристроями. Це особливо важливо для роботи з пацієнтами, які живуть у віддалених районах або мають обмежену мобільність. Платформа також підтримує документування клінічних випадків, що значно спрощує ведення історії хвороби.

Основний недолік Rehabguru полягає в обмеженій автоматизації процесу аналізу рухів. На відміну від сучасних рішень, які використовують комп'ютерний зір або алгоритми машинного навчання для оцінки техніки виконання вправ, Rehabguru в основному покладається на самооцінку пацієнта або ручне введення даних лікарем. Це знижує об'єктивність зібраної інформації та ускладнює швидку корекцію реабілітаційного плану у разі помилок пацієнта. Крім того, платформа є платною та орієнтована на професійне використання, що обмежує її доступність для широкого використання.

«Sword Health» [9] (див. рис. 1.5) – це інноваційна цифрова платформа для фізичної реабілітації, яка об'єднує можливості штучного інтелекту, Інтернету речей (IoT) та дистанційного моніторингу медичних спеціалістів. Ця система розроблена для лікування різноманітних захворювань опорно-рухового апарату та для підтримки післяопераційного відновлення. Однією з ключових особливостей є використання набору сенсорів, які пацієнт прикріплює до тіла під час виконання вправ. Дані, зібрані з цих сенсорів, у реальному часі передаються на мобільний пристрій, де їх аналізують алгоритми машинного навчання.

«Sword Health» пропонує надзвичайно точне відстеження рухів, що дозволяє системі автоматично оцінювати, наскільки правильно виконуються вправи, і надавати зворотний зв'язок у вигляді голосових або візуальних підказок. Крім того, результати сесій автоматично завантажуються в хмару, де лікар або фізіотерапевт можуть їх переглядати для подальшого аналізу. Це створює умови для гібридної моделі терапії, яка поєднує автоматизовану самостійну роботу пацієнта з регулярним наглядом фахівця.

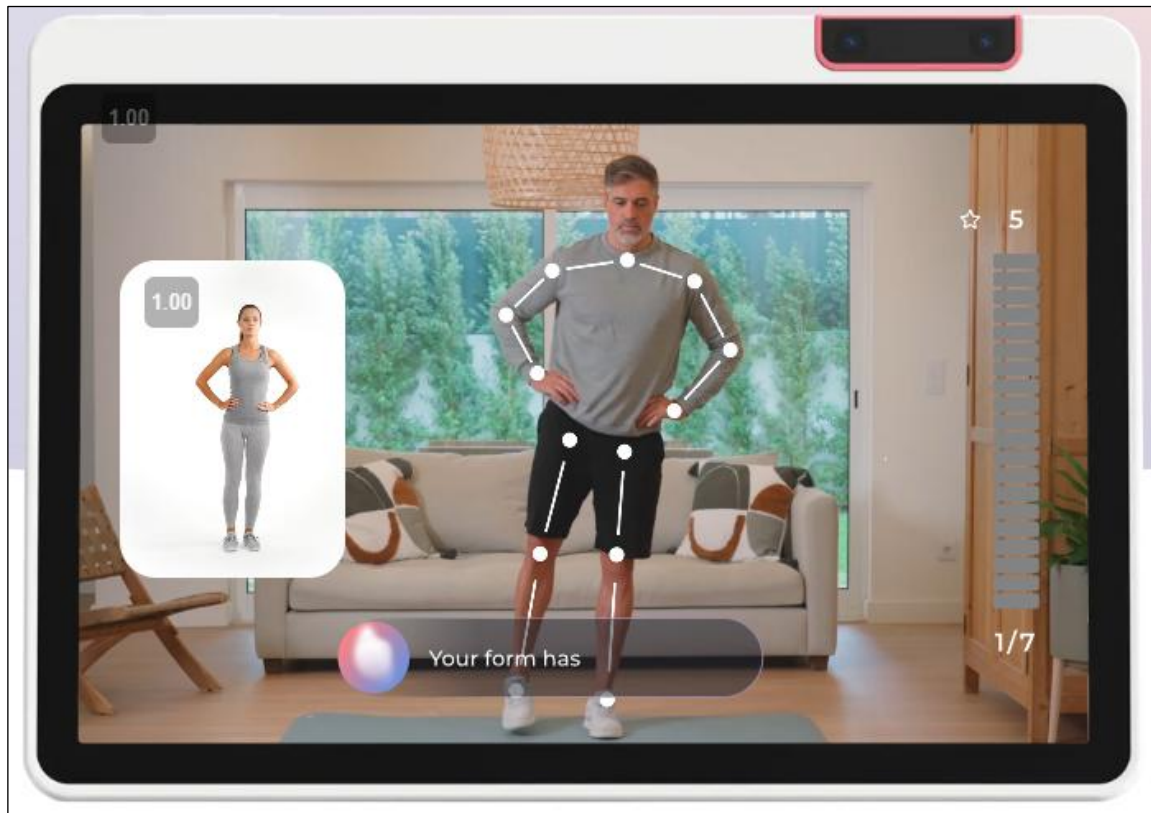


Рисунок 1.5 – Інтерфейс програмної системи «Sword Health» (за даними [9])

До недоліків цієї платформи можна віднести високу вартість апаратного забезпечення, зокрема фірмових сенсорів, що ускладнює її використання для тих, хто має обмежений бюджет або для індивідуальних користувачів. Крім того, необхідність постійного підключення до інтернету для синхронізації даних та консультацій з фахівцями знижує її ефективність у місцях з нестабільним мережевим покриттям. Також система вимагає індивідуального налаштування та підтримки, що потребує початкового навчання як для пацієнтів, так і для медичного персоналу.

## 1.4 Аналіз наукової літератури

Розробка віртуального асистента реабілітолога, який використовує технології доповненої реальності (AR), потребує ретельного аналізу сучасних наукових джерел. Це допомагає виявити ключові напрямки досліджень, окреслити наукові прогалини та визначити можливості застосування AR і алгоритмів комп'ютерного зору в реабілітації. Швидкий розвиток цифрових технологій підкреслює важливість узагальнення існуючих підходів, визначення ефективних методів і створення теоретичної основи для подальшого проектування інноваційних рішень, які відповідатимуть сучасним вимогам персоналізованої медицини та дистанційного моніторингу рухової активності.

У дослідженні Bilous, N. V., Ahekan, I. A., & Kaluhin, V. V. (2023) «DETERMINATION AND COMPARISON METHODS OF BODY POSITIONS ON STREAM VIDEO» [5] розглядається задача визначення та порівняння положень тіла людини на відеопотоці з метою автоматизованої оцінки правильності виконання фізичних рухів. Автори використовують BlazePose - високоточний трекер положення тіла, який є частиною бібліотеки MediaPipe. BlazePose дозволяє виявляти 33 ключові точки людського скелета в 2D та 3D просторах з високою частотою, що дає змогу отримати структуровану інформацію про положення основних сегментів тіла. На основі цих даних розроблено метод визначення поз шляхом обчислення кутів між сусідніми сегментами скелета, що дозволяє перейти від абсолютних координат до інваріантних характеристик, які не залежать від масштабу кадру, положення камери чи анатомічних особливостей користувача.

Отримані кути між суглобами слугують для порівняння поточної пози користувача з еталонною. Автори створюють метрику, базуючись на середній різниці між відповідними кутами, що дозволяє кількісно оцінити відхилення у виконанні вправи. Цей підхід вирізняється прозорістю та зрозумілістю: система не просто фіксує, що рух виконано неправильно, а також вказує, в яких саме зонах (наприклад, колінний або плечовий суглоб) спостерігаються порушення. Це надзвичайно важливо в реабілітаційних застосуваннях, де зворотний зв'язок має бути не лише точним, але й зрозумілим для користувача. Для покращення

точності виявлення та розширення функціональності, автори інтегрують отримані ознаки в модель, створену на базі TensorFlow. Ця модель використовується для класифікації типу пози або для визначення наявності помилки. Архітектура моделі розроблена так, щоб приймати масив кутових значень, з нормалізацією та фільтрацією шумів під час руху. Навчання проводиться на основі набору еталонних вправ, виконаних з різними варіаціями точності, що дозволяє моделі розпізнавати відхилення навіть у складних умовах, наприклад, при частковому перекритті тіла або неповному кадрі.

Важливо, що автори не зупиняються лише на алгоритмічному обчисленні кутів, а також враховують, як рухи змінюються з часом. Для цього вони пропонують використовувати ковзне середнє та фрейм-буфери, які допомагають згладити значення та уникнути різких стрибків, викликаних артефактами трекінгу. Такий підхід є критично важливим для роботи в реальному часі на мобільних пристроях, адже камера та освітлення можуть змінюватися під час виконання вправ. Обчислення кутів базується на трьох ключових точках, які формують сегмент (наприклад, таз - коліно - гомілка), після чого результати нормалізуються та порівнюються з попередньо збереженим еталоном. Усі обчислення виконуються локально на пристрої користувача, без залучення хмарних сервісів, що підвищує конфіденційність і дозволяє працювати в автономному режимі. Для забезпечення реальної адаптації системи до широкого кола пацієнтів було проведено апробацію на різних сценаріях рухів: правильне виконання вправи, помилки у траєкторії, недосягнення повної амплітуди та асиметрія. Модель, навчена на TensorFlow, показала високу точність класифікації з точністю понад 90% при ідентифікації типу відхилення. Це свідчить про ефективність інтеграції BlazePose як трекера та TensorFlow як рушія для автоматизованого аналізу. На практиці це дозволяє формувати персоналізовані відгуки, а також накопичувати дані про прогрес пацієнта в динаміці, що відкриває можливість побудови адаптивних терапевтичних стратегій.

Таким чином, у цьому дослідженні була створена архітектура, яка об'єднує BlazePose з MediaPipe для збору даних, власний модуль для розрахунку кутів як

блок ознак, а також TensorFlow для оцінки та класифікації. Цей підхід демонструє високу продуктивність і може бути використаний у мобільних реабілітаційних додатках з AR-візуалізацією, де оцінка точності рухів накладається на зображення в реальному часі. Розроблена система не лише виявляє відхилення, але й повідомляє, які саме частини тіла працюють неправильно, що є критично важливим у контексті віртуального асистента реабілітолога.

У роботі Bilous N. V., Svidin O., Ahekan I., Malko V. (2024) «A skeleton-based method for exercise recognition based on 3D coordinates of human joints» [10] автори розробляють метод розпізнавання вправ, що ґрунтується на обробці тривимірних координат суглобів тіла людини. Головною метою дослідження є створення методу ідентифікації поз та вправ, який є стійким до помилок у даних, не залежить від кута зйомки та пропорцій тіла користувача, і може працювати на споживчих пристроях без спеціального обладнання. Автори вказують на слабкі сторони традиційних систем трекінгу, які базуються на маркерах або сенсорних костюмах, через їхню високу вартість та низьку зручність. Замість цього вони пропонують використання markerless-систем, зокрема ARKit (для мобільних пристроїв Apple) та BlazePose (для десктопів), як джерел координат суглобів у просторі.

Для підвищення точності та стійкості обробки даних пропонується проводити нормалізацію положення суглобів з урахуванням довжин кісток, що з'єднують ці суглоби, а також використовувати фільтрацію графіка положення для усунення "зубців" та шумів. Ці кроки дозволяють виключити артефакти, викликані коливаннями в координатах, і отримати стабільні значення для подальшого аналізу. Саме представлення руху відбувається у вигляді послідовності поз, кожна з яких формується у вигляді матриці координат (x, y, z) по 91 суглобу, що підтримуються ARKit. Для BlazePose обирається аналогічна структура з меншою кількістю точок, але з відповідним урахуванням обмежень системи. Ключовим аспектом методу є формалізоване описання кожної пози через систему логічних тверджень (conjunction of statements), які описують просторові співвідношення між суглобами. Наприклад, поза для присідання може бути

представлена через умови на висоти тазу, коліна та ступні відносно одна одної. Такий підхід дозволяє розпізнавати ключові пози незалежно від абсолютних значень координат, покладаючись лише на відносні просторові взаємозв'язки. Цей метод надзвичайно стійкий до помилок вимірювання, які можуть виникати при зйомці з різних кутів або в умовах низької якості освітлення.

Для виявлення ключових поз у відео, автори застосували процедуру пошуку локальних екстремумів у графіку руху суглобів, при цьому використовувався алгоритм усереднення по кожній осі координат з фіксованим кроком, який дорівнює межі допустимої похибки (наприклад, 0.05 м для ARKit). Завдяки цьому вдалося зменшити вплив флуктуацій координат та виділити характерні пози, що справді відображають зміни у виконанні вправи. Після фільтрації ці ключові пози описуються як логічні комбінації просторових відносин, наприклад: "коліно нижче тазу", "таз вище стопи" тощо. Така формалізація дозволяє швидко і точно зіставляти пози користувача з еталонними прикладами від тренера. У методі реалізовано механізм порівняння зразка вправи користувача з відповідною послідовністю поз, що виконував професійний тренер. Автори виділяють множину ключових поз тренера  $L_{ref}$ , які вважаються коректними, та множину поз користувача  $L$ , і обчислюють їхнє перетинання  $CL$  - кількість поз, що задовольняють умовам правильної техніки. Основним критерієм ефективності методу є частка збігів  $Q=|CL|/|L_{ref}|$ , яка демонструє якість виконання вправи користувачем.

Експерименти проводилися як на відкритих датасетах (UTKinect, JHMDB, NTU RGB+D), так і на власному наборі відео, знятому за допомогою ARKit (на iPhone XR, 12, 12 Pro) та BlazePose (на десктопі з GeForce GTX 1050). Аналізувалися три типи вправ - присідання, віджимання та нахили - у різних варіаціях: правильне виконання, швидке виконання, часткові помилки, повністю неправильні рухи. Зйомка проводилася під різними кутами ( $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ ,  $180^\circ$ ), щоб оцінити чутливість методу до зміни перспективи. Зафіксовано високу точність при зйомці під кутом  $90^\circ$ , коли зміни відбуваються переважно в площині

XY - тобто без глибини (z-координати), яка зазвичай викликає помилки через обмежену точність оцінки глибини.

У результатах експериментів автори наводять детальне порівняння між ARKit та BlazePose як платформами для трекінгу людського тіла. ARKit продемонстрував середню точність розпізнавання поз 95%, що є трохи вищим за показник BlazePose (92%). Проте ARKit виявився більш чутливим до зміни глибини сцени, що особливо помітно при виконанні рухів із вираженою компонентною вздовж осі Z. BlazePose, попри дещо нижчу абсолютну точність, забезпечив більш стабільну роботу в умовах фіксованого освітлення та стаціонарного фону, що робить його придатним для використання у лабораторному середовищі або фіксованих реабілітаційних пунктах. Порівняльний аналіз впливу кута зйомки на точність розпізнавання показав, що при 90° (збоку) обидві системи досягають максимального результату: 100% для ARKit і 99-100% для BlazePose. Найбільше зниження точності фіксується при зйомці під кутом 180° (з тилу), що пов'язано з труднощами ідентифікації частин тіла, перекритих іншими сегментами (наприклад, руки за спиною). Крім того, було оцінено стійкість системи до частково правильних і неправильних виконань вправ. ARKit показав 0% розпізнавання при повністю некоректних рухах, а BlazePose - також 0%, що свідчить про добру фільтрацію помилкових результатів. Однак при частково правильному виконанні BlazePose демонстрував деякі хибнопозитивні спрацьовування (до 8%), чого не було в ARKit. Порівняння з іншими методами ідентифікації поз - зокрема методами порівняння кутів та інтервалів - продемонструвало перевагу розробленого підходу. Він забезпечує до 30% кращу точність при роботі з шумними або неповними даними. Це досягається завдяки використанню логічних умов як основи для опису поз, що дозволяє системі бути стійкою до незначних неточностей або нестабільних координат. Зокрема, методика довела свою здатність розпізнавати понад 90% поз навіть при значних варіаціях у швидкості виконання вправ, а також при наявності пауз у русі.

У підсумку, автори стверджують, що запропонований метод ефективно підходить для задач, пов'язаних із автоматичним моніторингом правильності виконання фізичних вправ, зокрема у реабілітації. Його переваги - простота реалізації, незалежність від кута зйомки, стійкість до помилок і можливість використання на споживчих пристроях - роблять його придатним для інтеграції у мобільні додатки або системи доповненої реальності. Основним обмеженням наразі є чутливість до неточностей у z-координаті, яка може бути усунена з удосконаленням мобільних сенсорів, зокрема впровадженням LiDAR.

У систематичному огляді «Virtual/Augmented Reality for Rehabilitation Applications Using Electromyography as Control/Biofeedback: Systematic Literature Review 2022» [11] розглянуто використання сигналів поверхневої електроміографії (sEMG) як засобу керування та біозв'язку в реабілітаційних системах з віртуальною та доповненою реальністю. Метою дослідження є визначення того, наскільки стандартизовано підходи до застосування sEMG у VR/AR-терапіях, зокрема в нейроруховій реабілітації та тренуванні з управління протезами. Огляд охоплює 40 робіт, опублікованих у 2017-2022 роках, відібраних відповідно до методології PRISMA. Аналіз зосереджено на структурах інтерфейсів, типах біологічного зворотного зв'язку, алгоритмах обробки сигналів, апаратних платформах і типах терапевтичних застосувань. Переважна більшість досліджень (70%) орієнтована на нейрорухову реабілітацію, зокрема відновлення після інсульту, тоді як 30% спрямовані на навчання використанню міоелектричних протезів. У 82.5% робіт цільовою зоною є верхні кінцівки, особливо передпліччя, долоні та пальці, тоді як нижні кінцівки розглядалися лише в 17.5% випадків. Значна частина досліджень (67.5%) була проведена на здорових волонтерах, проте близько третини включала пацієнтів із патологіями, що підвищує клінічну валідність результатів. Для взаємодії користувача з VR/AR-системами використовуються переважно візуальні інтерфейси, у вигляді відеоігор (47.5%), тренувальних сцен (25%) та first-person режимів (20%). Лише в поодиноких випадках застосовувались тактильні, гаптичні чи аудіовізуальні типи зворотного зв'язку. Це свідчить про переважну візуальну природу більшості

реалізацій, що потенційно обмежує мультимодальне стимулювання нейропластичності.

Одним із ключових аспектів у дослідженні є аналіз способів використання sEMG-сигналів як каналу керування або біологічного зворотного зв'язку в VR/AR-середовищах для реабілітації. У більшості проаналізованих робіт (понад третину) реалізовано алгоритми розпізнавання жестів або патернів м'язової активності, що дозволяє інтерпретувати рухові наміри користувача в реальному часі. Найчастіше використовувалися класифікатори на базі методів машинного навчання, зокрема Support Vector Machine (SVM), нейронні мережі (у тому числі CNN та PNN), а також Kalman-фільтри. Деякі моделі досягали точності класифікації понад 95%, що демонструє високу потенційну ефективність при належному налаштуванні. Попри це, близько третини робіт не надавали достатньо деталізованих відомостей про алгоритмічні компоненти - відсутні специфікації екстрагованих ознак, методів попередньої обробки або метрик ефективності. Така фрагментарність у представленні технічних рішень обмежує можливість відтворення результатів та порівняння підходів між собою.

Щодо апаратного забезпечення для збору sEMG-сигналів, найпоширенішим рішенням є використання Muo Armband (у 22.5% статей), що пояснюється його компактністю, простотою застосування та інтеграцією з візуальними інтерфейсами. Частина досліджень використовувала професійні системи типу Delsys, які забезпечують вищу якість сигналу, але мають вищу вартість і складність у застосуванні. У 17.5% випадків описувались власноруч розроблені апаратні рішення, що демонструє спробу адаптувати систему під специфіку задачі або знизити витрати. Деякі роботи комбінували sEMG з іншими сенсорами, наприклад, акселерометрами, IMU або навіть EEG, щоб забезпечити мультиканальне керування або підвищити надійність сигналів. Особливий інтерес становлять експерименти з екзоскелетами, активованими через sEMG, а також поєднання з функціональною електростимуляцією (FES), що дозволяє реалізувати фізичну підтримку рухів у пацієнтів із вираженою втратою моторики.

Останнім важливим висновком, який зробили автори огляду, є відсутність єдиного протоколу для використання sEMG у VR/AR реабілітації. У більшості випадків відсутня уніфікація щодо тривалості сесій, частоти тренувань, кількості повторень або порогів активації. Також немає єдиних стандартів щодо інтерфейсів - у багатьох випадках VR визначається як 3D-графіка на екрані комп'ютера без повноцінної іммерсивності. Це обмежує порівнюваність досліджень і ускладнює впровадження таких систем у клінічну практику. Автори наполягають на необхідності формування методичних рекомендацій щодо структури інтерфейсу, характеристик сигналу, алгоритмів обробки та вимірювання ефективності терапії. Відсутність стандартизації є основним бар'єром для переходу від дослідницьких прототипів до масового клінічного використання технологій sEMG + VR/AR у реабілітації.

У роботі Butz, B., Jussen, A., Rafi, A., Lux, G., & Gerken, J. (2022) «A Taxonomy for Augmented and Mixed Reality Applications to Support Physical Exercises in Medical Rehabilitation-A Literature Review. Healthcare» [1] автори сформували узагальнену таксономію застосувань доповненої (AR) та змішаної реальності (MR) у сфері фізичної реабілітації. Аналіз охопив 91 наукову публікацію, в яких представлено 114 різних AR/MR-додатків, що використовуються для покращення ефективності виконання фізичних вправ у медичному середовищі. Основна мета дослідження - не лише узагальнити поточні підходи, а й запропонувати структуровану класифікацію, що враховує як клінічні аспекти (типи пацієнтів, медичне призначення), так і особливості дизайну взаємодії (вихідні технології, типи візуального супроводу). Методологічно автори застосували "scoping review", що дозволило охопити широкий спектр джерел із галузей медицини, інформатики та взаємодії людини з комп'ютером.

Найбільше розробок орієнтовані на пацієнтів після інсульту - таких випадків було понад 70%. Основний акцент зроблено на верхніх кінцівках, особливо на кистях, зап'ястках і пальцях, тоді як нижні кінцівки розглядалися значно рідше. Серед функціональних цілей переважає тренування моторики (84% застосувань), з помітно меншою увагою до тренування рівноваги, сили або

когнітивних функцій. При цьому більшість рішень спрямовані на підвищення автономії пацієнтів (80%) і мотивації до регулярного виконання вправ - через ігрові механіки, візуальний зворотний зв'язок або системи оцінювання прогресу. Частина систем дозволяє також аналізувати точність виконання рухів у реальному часі або після сесії, що особливо важливо для реабілітологів у процесі віддаленого контролю. З технічного погляду, значна частина рішень усе ще базується на екранах (63%) - від звичайних дисплеїв до мобільних телефонів. Лише чверть додатків використовують гарнітури доповненої реальності (AR-HMD) або проєкційні системи Spatial AR, попри потенційні переваги цих технологій у створенні глибшої інтеграції цифрових підказок у фізичне середовище. Щодо типів застосувань, половина - це ігрові додатки, а інша частина - завдання, орієнтовані на відтворення рухів. В ігрових рішеннях активно використовуються цілі, об'єкти, очки та графічна оцінка. Натомість серйозніші терапевтичні інтерфейси частіше впроваджують демонстрації, віртуальних тренерів і наочні інструкції (зокрема накладання скелетних моделей або траєкторій руху).

Одним із головних результатів дослідження стала класифікація типів візуального супроводу (Visual Guidance) в AR/MR-застосуваннях для реабілітації. Автори виокремили три основні групи: керована взаємодія, демонстраційна взаємодія та зворотний зв'язок. Керована взаємодія охоплює мішені, траєкторії, об'єкти та перешкоди, які спрямовують рух пацієнта. Наприклад, пацієнт повинен досягти віртуального об'єкта або рухатись по заданій траєкторії - це дає чіткий просторовий орієнтир. Демонстраційна взаємодія включає відтворення вправи через відео, анімацію або віртуального тренера. Ефективними визнано накладання скелетних моделей на тіло користувача або голографічні фігури, які виконують рух у режимі реального часу. Це дозволяє не лише показати рух, а й зробити його персоналізованим і більш зрозумілим. У категорії зворотного зв'язку представлені текстові підказки, оцінка у балах, кольорні сигнали й механізми самооцінювання. Наприклад, коло стає зеленим, коли рух виконано правильно, або пацієнт бачить себе у вигляді аватара. Такі елементи підвищують мотивацію й допомагають краще контролювати техніку.

У підсумку, автори зазначають, що попри велику кількість рішень, бракує систематичних порівнянь ефективності різних типів візуальних підказок. У більшості досліджень оцінюється цілісна система без ізольованого аналізу окремих елементів, таких як вказівники, аватари чи текстові інструкції. Це ускладнює визначення того, які саме елементи справді впливають на мотивацію, автономію чи точність виконання вправ. Водночас, представлена таксономія є цінною базою для розробників, дозволяючи цілеспрямовано обирати та комбінувати візуальні засоби залежно від задачі, типу пацієнта та бажаного клінічного результату.

#### 1.4 Проблеми та виклики

Однією з основних проблем у сфері використання доповненої та змішаної реальності в фізичній реабілітації є відсутність єдиного стандартного підходу до створення таких систем. Наразі різні дослідницькі групи застосовують несумісні формати для представлення скелетних моделей, використовують різну кількість ключових точок, а також мають свої власні методи нормалізації координат і розрахунку кутових параметрів. Це ускладнює, а іноді й робить неможливим, порівняння ефективності між різними методами. Більше того, багато досліджень не надають повної інформації про алгоритми, що ускладнює відтворюваність результатів. Така фрагментарність не лише гальмує інтеграцію рішень у клінічну практику, але й уповільнює розвиток відкритих баз знань, які необхідні для навчання та калібрування моделей машинного навчання.

Ще одним важливим викликом є обмежена продуктивність технологій у мобільних умовах. Більшість реабілітаційних додатків працює або на звичайних екранах, або на гарнітурах, які не мають достатніх обчислювальних ресурсів. Це призводить до спрощення алгоритмів, зменшення частоти обробки кадрів, зниження точності трекінгу або затримок при візуалізації зворотного зв'язку. Наприклад, BlazePose або ARKit можуть показувати чудові результати в ідеальних умовах, але в динамічному середовищі або при нестабільному освітленні їхня точність помітно падає. У поєднанні з високими вимогами до

енергоефективності, це суттєво обмежує використання моделей глибокого навчання або складних методів обробки сигналів без попередньої оптимізації.

Окрім технічних і методологічних обмежень, існують також системні та етичні бар'єри. По-перше, більшість розробок не враховує індивідуальні потреби користувачів з когнітивними або сенсорними порушеннями, що обмежує доступність рішень. По-друге, у багатьох дослідженнях спостерігається надмірне захоплення ігровими або візуальними ефектами без аналізу клінічної доцільності кожного елемента інтерфейсу. Водночас бракує довготривалих клінічних випробувань, які б доводили стійкий терапевтичний ефект використання AR/MR у домашніх умовах. Крім того, актуальними залишаються питання конфіденційності, безпеки персональних біомеханічних даних та етичного використання віртуальних агентів, що імітують дії лікаря або тренера. Усе це вимагає міждисциплінарного підходу, злагодженої співпраці між інженерами, лікарями та фахівцями з реабілітації для подолання зазначених бар'єрів.

## 1.6 Постановка задачі

Метою цього дослідження є створення методів для розробки віртуального асистента реабілітолога, який використовуватиме технології доповненої реальності (AR) та комп'ютерного зору. Цей асистент забезпечить автоматизований моніторинг і корекцію реабілітаційних вправ у реальному часі. Щоб досягти цієї мети, планується вивчити ефективність алгоритмів для визначення положень тіла людини, можливості інтеграції AR-технологій у кросплатформені мобільні додатки, а також методи надання зворотного зв'язку, які допоможуть покращити якість фізичних вправ.

Для досягнення поставленої мети потрібно вирішити ряд науково-технічних завдань, які включають як аналіз вже існуючих рішень, так і практичну реалізацію системи. Дослідження зосереджене на забезпеченні точності, інтерактивності та доступності реабілітаційного процесу з використанням сучасних інформаційних технологій. Перелік завдань, які необхідно виконати:

- провести аналіз сучасного стану технологій у сфері реабілітації з акцентом на можливості застосування доповненої реальності та комп'ютерного зору;
- дослідити та обґрунтувати вибір технологій і бібліотек, придатних для реалізації віртуального асистента реабілітолога (зокрема MediaPipe BlazePose, ML Kit Pose Detection, ARKit/ARCore, Unity AR Foundation, Web AR, Flutter);
- розробити методику аналізу точності виконання фізичних вправ на основі виявлення ключових точок тіла людини у відеопотоці;
- інтегрувати в систему функціональність доповненої реальності для надання візуальних підказок користувачу в реальному часі;
- реалізувати прототип кросплатформеного мобільного додатка з можливістю автономного функціонування без підключення до інтернету;
- провести тестування прототипу в умовах, наближених до реального використання, оцінити точність аналізу рухів та зручність користування системою;
- провести порівняння результатів з аналогічними системами або підходами, зробити висновки щодо ефективності розроблених методів.

Розробка віртуального асистента включає наступні етапи:

- розробка та впровадження мобільного додатку, що використовує технології доповненої реальності та комп'ютерного зору для відстеження рухів користувача в реальному часі;
- інтеграція алгоритмів для визначення поз тіла з обраною бібліотекою та створення модулів, які допоможуть аналізувати точність виконання реабілітаційних вправ;
- використання AR-технологій (ARKit/ARCore) для візуалізації корекційних підказок та створення інтерактивного зворотного зв'язку з користувачем;

- оптимізація системи для роботи на різних мобільних пристроях, враховуючи обмеження продуктивності та можливість автономної роботи без підключення до інтернету;
- забезпечення зручності користувача шляхом створення інтуїтивно зрозумілого інтерфейсу та налаштування режимів взаємодії, які враховують індивідуальні особливості кожного користувача.

Дослідження має на меті оцінити, як можна використовувати доповнену реальність та комп'ютерний зір для створення віртуального асистента. Цей асистент автоматизує контроль за реабілітаційними вправами та надає персоналізований зворотний зв'язок у мобільному середовищі.

## 2 ОБҐРУНТУВАННЯ МЕТОДОЛОГІЇ ДОСЛІДЖЕННЯ

### 2.1 Вибір напрямку дослідження

Доповнена реальність (AR) є ключовою технологією для створення інтерактивних інтерфейсів у медичних застосунках, зокрема в реабілітації. У сучасній практиці застосовується широкий спектр платформ та фреймворків, що забезпечують візуалізацію віртуального контенту поверх реального світу. Серед найбільш поширених інструментів варто виокремити ARKit (для екосистеми Apple), ARCore (для Android-пристроїв), Unity AR Foundation (кросплатформне рішення для розробки у середовищі Unity) та WebAR (технології на основі браузера).

ARKit і ARCore є нативними рішеннями від Apple та Google відповідно, що надають розширений доступ до функцій мобільного пристрою, зокрема трекінгу простору, розпізнавання площин, виявлення освітлення та глибини. Ці платформи дозволяють точно інтегрувати віртуальні об'єкти в реальне середовище з мінімальною затримкою, що важливо для реабілітаційних застосунків. Unity AR Foundation, своєю чергою, забезпечує уніфіковане API для обох платформ, дозволяючи спростити процес розробки мультиплатформених додатків. Завдяки цьому, розробники отримують змогу реалізовувати складні AR-сценарії з використанням єдиного коду для різних операційних систем. WebAR - альтернативний напрям, що базується на веб-технологіях (WebXR, WebGL, JavaScript), дозволяє запускати AR-додатки без встановлення нативного ПЗ. Такий підхід особливо актуальний для широкого охоплення користувачів, проте має обмеження щодо продуктивності, точності трекінгу та доступу до апаратних сенсорів мобільного пристрою.

Таким чином, дослідження AR-технологій охоплює порівняння різних підходів до реалізації віртуального компонента системи реабілітації - від потужних нативних SDK до гнучких, але обмежених браузерних рішень. Таке порівняння є необхідним для формування цілісного уявлення про можливості застосування доповненої реальності в медичних та реабілітаційних мобільних системах.

Паралельно з доповненою реальністю, важливою складовою системи віртуального асистента реабілітолога є механізми аналізу рухової активності пацієнтів. У цьому контексті особливу увагу привертають інструменти комп'ютерного зору, такі як MediaPipe, BlazePose і ML Kit Pose Detection, що забезпечують реальний аналіз поз тіла, розпізнавання помилок у виконанні вправ та формування зворотного зв'язку в режимі реального часу.

## 2.2 Підходи до вирішення завдань

Для реалізації віртуального асистента реабілітолога, здатного аналізувати та підтримувати фізичну активність користувача в режимі реального часу, необхідно обрати ефективний підхід, який поєднує інструменти доповненої реальності та комп'ютерного зору. Такий підхід передбачає дослідження, порівняння і оцінку можливостей різних технологій AR - зокрема ARKit, ARCore, Unity AR Foundation та WebAR - у контексті їхньої інтеграції в мобільні системи підтримки реабілітації. Паралельно розглядаються рішення для відстеження положення тіла людини, зокрема MediaPipe Pose, BlazePose та ML Kit Pose Detection, які забезпечують розпізнавання поз та оцінку якості рухів.

З моменту свого представлення у 2017 році компанією Apple, ARKit став одним із провідних інструментів для створення доповненої реальності в межах екосистеми iOS. ARKit - це нативний SDK, що дозволяє створювати високоточні, інтерактивні AR-сценарії з використанням камер, гіроскопів, акселерометрів і сенсорів глибини на пристроях Apple. Основна функціональність платформи включає трекінг руху, визначення площин, виявлення зображень і об'єктів, а також підтримку віртуального освітлення та взаємодії з навколишнім середовищем. ARKit інтегрується з такими фреймворками, як SceneKit, RealityKit і Metal, забезпечуючи розробникам гнучкі інструменти для створення насичених AR-досвідів.

Ключові особливості та переваги:

- підтримка трекінгу шести ступенів свободи (6DoF), що забезпечує високу точність позиціонування віртуальних об'єктів у просторі;

- виявлення горизонтальних і вертикальних площин з подальшим розміщенням об'єктів на них;
- використання технології LiDAR (на сумісних пристроях) для побудови глибоких карт і покращеного розпізнавання простору;
- можливість роботи в реальному часі з точним відображенням взаємодії віртуального і реального світу;
- висока інтеграція з інструментами iOS-розробки, такими як Xcode та Swift, що спрощує створення нативних додатків;
- підтримка одночасного відстеження обличчя, жестів і руху користувача, що дозволяє створювати персоналізований та динамічний контент;
- сумісність із RealityKit для високоякісного рендерингу з фотореалістичними ефектами та анімаціями.

#### Недоліки:

- працює виключно на пристроях Apple з iOS 11 і новіше, що обмежує охоплення користувачів;
- потребує високої обчислювальної потужності, особливо при використанні LiDAR та складних моделей освітлення;
- складність у перенесенні функціоналу на інші платформи без повного переписування логіки;
- деякі функції доступні лише на новіших моделях iPhone або iPad, що знижує зворотну сумісність;
- документація орієнтована переважно на досвідчених iOS-розробників, що може ускладнити вхід для початківців.

Отже, ARKit – це потужний інструмент для створення доповненої реальності з високим рівнем деталізації та інтеграції у середовище Apple, що робить його особливо придатним для застосунків, орієнтованих на якісну взаємодію в межах екосистеми iOS.

ARCore – це платформа доповненої реальності, розроблена компанією Google для пристроїв на базі Android. Вперше представлений у 2018 році, ARCore надає розробникам можливість створювати реалістичні AR-сценарії без потреби у

зовнішніх сенсорах, використовуючи лише камеру смартфона та вбудовані датчики. Основні функції ARCore включають відстеження руху, виявлення площин, оцінку освітлення сцени, розпізнавання зображень та об'єктів, а також можливість спільної AR-взаємодії на декількох пристроях. Платформа підтримується на широкому спектрі Android-пристроїв, що забезпечує доступ до широкої аудиторії користувачів.

Ключові особливості та переваги:

- технологія трекінгу руху на основі візуальної інерційної одометрії (VIO), що дозволяє точно відтворювати положення пристрою у просторі;
- автоматичне виявлення горизонтальних і вертикальних площин у фізичному середовищі для розміщення віртуальних об'єктів;
- адаптивна оцінка освітлення для коректного освітлення віртуальних моделей відповідно до умов реального оточення;
- інтеграція з середовищами розробки Android Studio, Unity і Unreal Engine, що дає розробникам гнучкість у виборі інструментів;
- підтримка Cloud Anchors механізму спільної AR, який дозволяє кільком користувачам бачити одні й ті самі віртуальні об'єкти у синхронізованому просторі;
- сумісність із SDK Sceneform, який спрощує роботу з 3D-об'єктами у нативному Android-додатку.

Недоліки:

- обмежена підтримка пристроїв: хоча список сумісного обладнання постійно оновлюється, не всі Android-пристрої підтримують ARCore;
- нижча точність трекінгу у порівнянні з LiDAR-технологіями, доступними на деяких моделях iOS;
- продуктивність та якість візуалізації можуть суттєво залежати від апаратної частини пристрою;
- деякі розширені функції, як Cloud Anchors, вимагають підключення до інтернету та синхронізації з хмарними сервісами Google;

- потребує ретельної оптимізації для забезпечення стабільної роботи на широкому спектрі пристроїв із різним рівнем потужності.

Таким чином, ARCore є гнучким та масштабованим інструментом для розробки доповненої реальності на Android-платформах, що поєднує доступність, інтеграцію з екосистемою Google та широкі функціональні можливості, хоча і потребує врахування апаратних обмежень користувацьких пристроїв.

Unity AR Foundation – це кросплатформенний фреймворк, створений компанією Unity Technologies для розробки застосунків доповненої реальності з єдиною кодовою базою. Цей інструмент надає абстрактний рівень між API платформ ARKit (iOS) і ARCore (Android), дозволяючи розробникам реалізовувати AR-функціональність, не створюючи окремих реалізацій для кожної операційної системи. AR Foundation забезпечує підтримку таких функцій, як трекінг площин, виявлення облич, глибина сцени, анкерування, розпізнавання зображень та взаємодія з фізичним середовищем у реальному часі. Фреймворк активно використовується у проектах, де необхідна складна 3D-візуалізація, ігрова логіка або мультиплатформеність.

Ключові особливості та переваги:

- уніфіковане API для розробки AR-додатків одночасно для iOS та Android;
- глибока інтеграція з рушієм Unity дозволяє створювати складні сцени з 3D-анімацією, фізикою, освітленням та ефектами;
- підтримка роботи з ARKit та ARCore через спеціальні плагіни, що спрощує розробку кросплатформених проєктів;
- можливість створення розширених інтерфейсів взаємодії з користувачем, включно з UI, звуком, хмарними сервісами та мультиплеєром;
- активна спільнота розробників, велика база документації, прикладів та плагінів;
- доступ до інструментів Unity, таких як Timeline, Shader Graph, VFX Graph, що дозволяє реалізовувати реалістичні й анімовані AR-сценарії;

- гнучкість при масштабуванні можливість створення як простих прототипів, так і повноцінних комерційних продуктів.

Недоліки:

- вища складність освоєння для початківців порівняно з нативними SDK;
- потребує додаткових залежностей (наприклад, ARKit, ARCore), що можуть створювати складнощі при оновленні та сумісності;
- висока ресурсоємність: застосунки, створені в Unity, споживають більше оперативної пам'яті та процесорного часу порівняно з нативними рішеннями;
- великий розмір зібраного додатку, що може бути критичним при обмеженнях на сторінках завантаження в маркетах;
- потреба у спеціальній оптимізації під мобільні пристрої для забезпечення стабільної продуктивності, зокрема на Android.

Отже, Unity AR Foundation є потужним фреймворком для створення кросплатформених AR-додатків з великою гнучкістю та розширеними можливостями візуалізації, однак потребує додаткових зусиль для налаштування, оптимізації та підтримки проекту на різних пристроях.

WebAR – це підхід до реалізації доповненої реальності на базі вебтехнологій, який не вимагає встановлення окремих додатків і запускається безпосередньо в мобільному браузері. У контексті кросплатформенної розробки WebAR може бути інтегрований у застосунки, створені за допомогою Flutter, з використанням WebView або спеціалізованих плагінів. Це відкриває можливості для швидкого доступу до AR-функціональності навіть у тих випадках, коли нативні можливості ARKit чи ARCore недоступні або надлишкові. Основними інструментами розробки WebAR є фреймворки A-Frame, 8thWall, ZapWorks, Three.js, які можуть бути вбудовані у вебінтерфейс, інтегрований у Flutter-додаток.

Ключові особливості та переваги:

- можливість використання в межах Flutter-застосунку через WebView або гібридну структуру, що забезпечує кросплатформенність;

- не вимагає встановлення додаткових компонентів користувачем – AR-досвід відкривається за допомогою вбудованого браузера або WebView;
- швидке оновлення AR-контенту без потреби випуску нових версій додатка;
- підтримка базового функціоналу AR: трекінг площин, розпізнавання зображень, накладення 3D-об'єктів;
- інтеграція з вебаналітикою, базами даних, REST API, що дозволяє створювати повноцінні інтерактивні сценарії;
- велика кількість бібліотек з відкритим кодом та платних SDK для розширення функціональності.

#### Недоліки WebAR:

- обмежена продуктивність у порівнянні з нативними AR-технологіями через запуск у середовищі браузера або WebView;
- нижча якість трекінгу, відсутність доступу до апаратних сенсорів, таких як LiDAR або глибина сцени;
- залежність від стабільного інтернет-з'єднання, що критично для потокового завантаження контенту;
- складність у забезпеченні однакового користувацького досвіду на різних пристроях через обмеження WebView і поведінку мобільних браузерів;
- інтеграція з Flutter потребує додаткової оптимізації UI, навігації та ресурсів пам'яті.

Таким чином, WebAR у поєднанні з Flutter є гнучким рішенням для реалізації базових AR-сценаріїв без потреби у повноцінній нативній інтеграції. Такий підхід може бути корисним для створення легких, швидкодоступних прототипів або як додатковий режим в основному застосунку, однак не є оптимальним для сценаріїв, що потребують високої точності трекінгу та стабільної взаємодії в реальному часі, як у випадку з реабілітаційними вправами.

MediaPipe – це кросплатформена фреймворк-бібліотека від компанії Google, призначена для обробки мультимедійних потоків у реальному часі, зокрема для задач комп'ютерного зору. Вона широко використовується для виявлення та

трекінгу ключових точок тіла, рук, обличчя й об'єктів у відеопотоці. Особливо популярною є модель MediaPipe Pose, яка дозволяє відстежувати до 33 ключових точок людського тіла з високою точністю, що робить її ефективним інструментом для аналізу рухової активності. MediaPipe поєднує класичні алгоритми комп'ютерного зору з оптимізованими нейронними мережами, що дозволяє досягати високої продуктивності навіть на мобільних пристроях.

Ключові особливості та переваги:

- підтримує роботу у реальному часі з високою частотою кадрів, що важливо для точного аналізу рухів під час виконання вправ;
- має оптимізовані моделі, які можуть працювати без підключення до хмари, забезпечуючи офлайн-режим і збереження конфіденційності;
- сумісний із Android, iOS, desktop і web-платформами, а також може бути інтегрований у Flutter-додатки через C++ або TensorFlow Lite;
- забезпечує доступ до даних у вигляді координат ключових точок у 2D або 3D-просторі, що дає змогу використовувати їх для подальшого аналізу або машинного навчання;
- має вбудовані модулі для післяобробки, такі як згладжування, фільтрація шумів, нормалізація та інтерполяція координат;
- підтримує обробку відео як з камери в реальному часі, так і з попередньо записаних джерел.

Недоліки:

- вимагає високої якості зображення та достатнього освітлення для точної роботи, особливо при складних позах або часткових перекриттях тіла;
- не має вбудованого механізму оцінки правильності виконання рухів, лише надає координати, які потребують додаткової обробки або аналізу;
- складність у кастомізації моделей: для зміни структури нейронної мережі потрібна глибша інтеграція на рівні C++ або TensorFlow;
- обмеження в обробці кількох осіб одночасно, особливо на мобільних пристроях;

- потребує окремого механізму для зворотного зв'язку користувачу - AR або візуальні підказки мають реалізовуватись зовнішніми засобами.

Отже, MediaPipe є ефективним та продуктивним інструментом для відстеження поз людини в реальному часі, що робить його придатним для застосування в системах реабілітації. Проте для повноцінного функціонування віртуального асистента потрібна його інтеграція з іншими модулями, зокрема з механізмами доповненої реальності та логікою оцінювання рухів.

BlazePose – це спеціалізована модель глибокого навчання, розроблена Google для високоточного відстеження людської пози. Вона є ядром модуля MediaPipe Pose і дозволяє ідентифікувати до 33 ключових точок тіла у двовимірному або тривимірному просторі. BlazePose спроектована з урахуванням мобільної ефективності, її архітектура оптимізована для роботи в реальному часі навіть на пристроях із обмеженими ресурсами. Завдяки швидкому inference та стійкості до часткових перекриттів, ця модель стала популярним рішенням у фітнес-застосунках, контролі постави, танцювальному трекінгу та реабілітації.

Ключові особливості та переваги:

- виявляє 33 ключові точки, включаючи суглоби та додаткові анатомічні орієнтири (наприклад, вуха, плечі, носок стопи, палець ноги);
- забезпечує високу стабільність трекінгу при швидких або неповних рухах, що важливо для активних фізичних вправ;
- підтримує двоетапну обробку: спочатку виявляється область тіла, потім детально визначаються точки скелета, що підвищує точність моделі;
- доступна у варіантах для CPU, GPU та мобільних платформ (через TensorFlow Lite), що робить її гнучкою у виборі середовища виконання;
- забезпечує координати у 3D, що дозволяє будувати більш точні моделі руху;
- інтегрується з MediaPipe Graph API для подальшої обробки, фільтрації та аналізу результатів.

Недоліки:

- не виконує оцінювання руху або класифікацію вправ, лише забезпечує необроблені координати, які потребують подальшої інтерпретації;
- продуктивність моделі знижується при сильних перекриттях тіла або при роботі в умовах слабкого освітлення;
- модель вимагає попередньої калібровки масштабу й положення користувача в кадрі для забезпечення стабільної роботи;
- не завжди справляється з нетиповими позами, де частина тіла виходить за межі камери;
- для використання на мобільних пристроях потрібно забезпечити достатній рівень оптимізації та адаптації UI під обмеження по ресурсах.

Отже, BlazePose є однією з найсучасніших моделей трекінгу людської пози, здатною працювати в реальному часі на мобільних пристроях. Вона чудово підходить для збору координат, необхідних для подальшого аналізу рухів у реабілітаційних системах, але потребує доповнення іншими компонентами - наприклад, алгоритмами оцінювання або механізмами візуального зворотного зв'язку.

ML Kit Pose Detection – це інструмент від Google, що входить до складу платформи ML Kit і дозволяє виявляти та відстежувати ключові точки людського тіла на мобільних пристроях у режимі реального часу. Він створений спеціально для розробників мобільних додатків і не потребує глибоких знань у сфері машинного навчання. ML Kit працює безпосередньо на пристрої (on-device), що гарантує низьку затримку, швидку обробку даних та збереження конфіденційності користувача - всі розрахунки виконуються локально. Технологія використовується для фітнес-додатків, оцінювання рухової активності, аналізу постави та інших сценаріїв, де потрібна проста у використанні та надійна система відстеження рухів.

Ключові особливості та переваги:

- забезпечує розпізнавання до 33 ключових точок тіла, що дозволяє отримати повну картину рухів користувача;

- працює на мобільному пристрої без необхідності підключення до Інтернету, що особливо важливо для медичних і реабілітаційних застосунків;
- інтегрується з Android та iOS за допомогою зрозумілих API, що спрощує розробку та зменшує час на впровадження;
- висока продуктивність моделі, оптимізована для виконання на мобільних CPU та GPU;
- підтримка як стрімінгової обробки з камери, так і обробки відеофайлів або окремих зображень;
- не потребує окремого навчання або підготовки моделей, що знижує поріг входу для розробників;
- надає базові функції фільтрації шуму та згладжування координат.

#### Недоліки:

- менш гнучкий порівняно з кастомними ML-моделями, немає можливості змінювати архітектуру чи адаптувати модель під специфічні задачі;
- орієнтований переважно на одну людину в кадрі, багатокористувацький трекінг не підтримується;
- якість трекінгу залежить від положення камери, освітлення та фону;
- координати надаються лише у 2D (експериментальна підтримка 3D - обмежена), що може бути недостатньо для деяких задач точного позиціонування;
- не має вбудованого механізму оцінки правильності виконання вправ - лише виводить координати ключових точок, які потрібно інтерпретувати окремо.

Отже, ML Kit Pose Detection – це зручне та ефективне рішення для мобільного трекінгу людської пози, особливо у випадках, коли потрібна швидка інтеграція, низька затримка та локальна обробка. У контексті розробки віртуального асистента реабілітолога ця технологія є перспективною для реалізації базового модуля контролю рухів, який можна доповнити AR-візуалізацією або аналітичним шаром.

Важливо підкреслити, що всі розглянуті системи визначення пози MediaPipe Pose, BlazePose та ML Kit Pose Detection підтримують відстеження 33 ключових точок тіла (див. рис), що дозволяє будувати точні моделі руху та створювати повноцінний алгоритмічний аналіз реабілітаційних вправ.

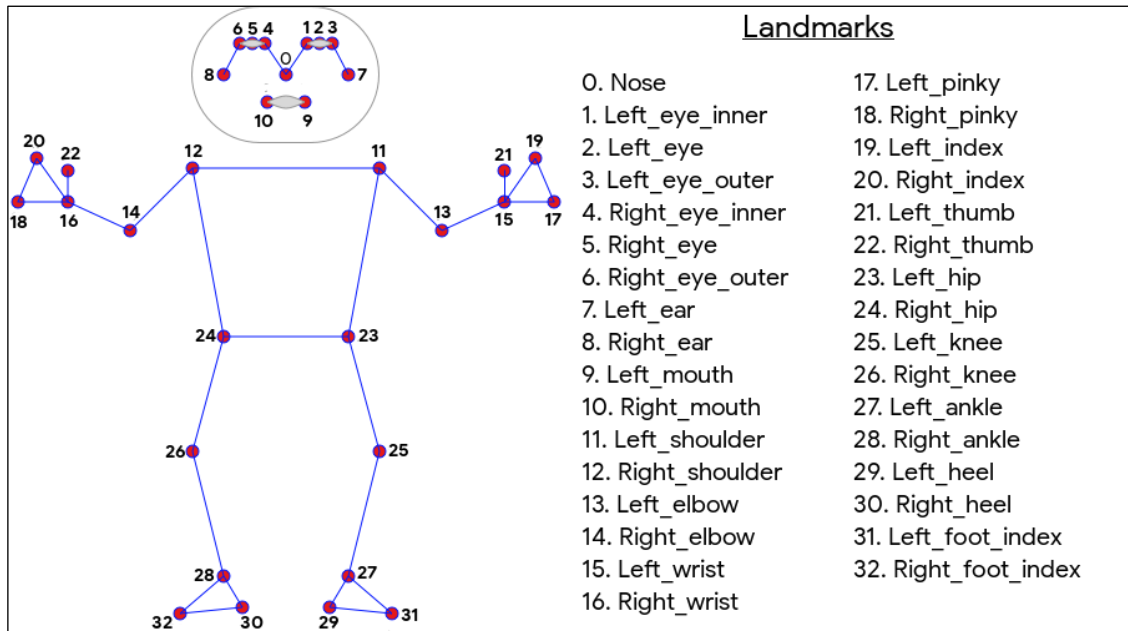


Рисунок 2.1 – Перелік ключових точок (за даними [12])

Таким чином, вибір конкретної комбінації AR і трекінг-технологій має базуватись на вимогах до точності, продуктивності, інтерактивності та обмеженнях цільової платформи. Поєднання цих технологій створює основу для розробки ефективної, масштабованої та мобільної системи підтримки користувачів під час реабілітації.

### 2.3 Порівняльна оцінка технологій

Стрімкий розвиток технологій доповненої реальності (AR), комп'ютерного зору та мобільної розробки відкрив нові можливості для створення інноваційних рішень у сфері медичної реабілітації. У контексті розробки віртуального асистента реабілітолога особливої актуальності набуває завдання вибору оптимальних технологій для реалізації таких функцій, як візуальний зворотний зв'язок, відстеження рухів тіла та інтерактивна взаємодія з пацієнтом. Серед широкого спектра доступних рішень – ARKit, ARCore, Unity AR Foundation,

WebAR, MediaPipe, ML Kit Pose Detection - кожна з цих технологій має власні переваги й обмеження, що впливають на ефективність, продуктивність і зручність використання мобільного асистента в реальних умовах.

Ураховуючи різноманітність технічних можливостей і вимог реабілітаційного процесу, необхідним є обґрунтований підхід до вибору програмно-апаратних засобів. Саме тому метою цього підpunkту є проведення системної порівняльної оцінки основних технологій, які можуть бути застосовані в реалізації AR-асистента. Оцінювання здійснюватиметься за низкою критичних критеріїв, таких як точність трекінгу, підтримка кросплатформності, продуктивність, доступність SDK, складність інтеграції та підтримка розширених функцій візуалізації.

Для забезпечення об'єктивності та наочності порівняння буде використано метод лінійної адитивної згортки. Цей підхід дозволяє кількісно оцінити ефективність кожної технології з урахуванням вагової значущості обраних критеріїв, що своєю чергою надає змогу обґрунтовано визначити найдоцільніший набір інструментів для подальшої розробки програмної системи. Результати порівняння дозволять сформулювати практичні рекомендації щодо вибору технологій для реалізації адаптивного, точного й масштабованого рішення у сфері телереабілітації.

Список критеріїв за якими будуть порівнюватися технології для розробки віртуального асистента реабілітолога з доповненою реальністю:

- наявність маркерного або просторового відстеження – технологія повинна підтримувати стабільне трекінг-середовище, що дозволяє точно позиціонувати AR-підказки відносно тіла пацієнта;
- сумісність та підтримка пристроїв – AR-платформа має працювати як на Android, так і на iOS пристроях для забезпечення широкого охоплення користувачів;
- точність відстеження – система повинна забезпечувати високоточне позиціонування об'єктів доповненої реальності для коректної візуалізації рухів і підказок;

- простота інтеграції – технологія повинна мати зрозумілий SDK та добре задокументовану інтеграцію з мобільними фреймворками, зокрема Flutter;
- продуктивність та швидкість реагування – платформа повинна працювати з мінімальними затримками, забезпечуючи реальний зворотний зв'язок під час виконання вправ;
- середовище розробки та підтримка – важливо, щоб AR-технологія мала активну спільноту, актуальну документацію та регулярні оновлення;
- наявність безкоштовного тарифного плану – наявність повнофункціональної безкоштовної версії є критично важливою для прототипування та дослідницьких проєктів.

Після порівняльної оцінки технологій доповненої реальності наступним етапом є визначення критеріїв для вибору найбільш ефективного інструменту розпізнавання поз людини, що є ключовим компонентом у системі віртуального асистента реабілітолога. Якість роботи такого інструменту безпосередньо впливає на точність аналізу рухів, виявлення помилок під час виконання вправ та формування індивідуальних рекомендацій.

Список критеріїв за якими будуть порівнюватися технології розпізнавання поз людини:

- точність визначення ключових точок тіла – алгоритм повинен забезпечувати стабільне й точне визначення положення суглобів у реальному часі для достовірного аналізу рухів;
- кількість підтримуваних ключових точок – важливо, щоб система відстежувала повний набір основних суглобів тіла, включаючи руки, ноги, тулуб і голову, для комплексного аналізу вправ;
- продуктивність на мобільних пристроях – технологія повинна мати низьке навантаження на процесор і графічний модуль, що дозволяє її стабільно використовувати на телефонах середнього класу;

- підтримка роботи в реальному часі – система повинна обробляти відеопотік без суттєвих затримок для забезпечення оперативного зворотного зв'язку користувачеві;
- сумісність із мобільними платформами – бібліотека має підтримувати інтеграцію з Android та iOS, бажано з наявністю Flutter-плагіна або REST/FFI-інтерфейсу;
- простота інтеграції – важливо, щоб інструмент мав добре структуровану документацію, приклади використання та SDK, що спрощує розгортання в мобільному застосунку;
- наявність офлайн-режиму роботи – алгоритм має підтримувати роботу без підключення до Інтернету, що критично для використання у віддалених або обмежених умовах;
- безкоштовна або відкрито-ліцензійна модель розповсюдження – доступ до повного функціоналу без додаткових ліцензійних витрат є важливою перевагою для дослідницьких і освітніх проєктів.

Після формування списків критеріїв вибору технологій доповненої реальності та розпізнавання поз людини, наступним етапом є їх застосування в узагальнених порівняльних таблицях. У таблиці 2.1 наведено оцінку AR-технологій згідно з визначеними параметрами, тоді як таблиця 2.2 містить аналогічну оцінку бібліотек для розпізнавання поз. Такий підхід дозволяє систематизувати інформацію, забезпечити об'єктивне порівняння рішень і обґрунтовано визначити найбільш доцільні технології для подальшої реалізації системи віртуального асистента реабілітолога.

Таблиця 2.1 – Порівняння технологій доповненої реальності (таблиця виконана самостійно)

	Тип відстеження	Підтримка пристроїв	Точність відстеження	Простота інтеграції	Продуктивність та швидкість реагування	Середовище розробки та підтримка	Наявність безкоштовного тарифу
ARKit	Просторове	iOS	Висока	Висока	Висока	Висока	Обмежена
ARCore	Просторове	Android	Висока	Висока	Висока	Висока	Обмежена

## Кінець таблиці 2.1

	Тип відстеження	Підтримка пристроїв	Точність відстеження	Простота інтеграції	Продуктивність та швидкість реагування	Середовище розробки та підтримка	Наявність безкоштовного тарифу
Unity AR Foundation	Просторове	Android та iOS	Помірна	Помірна	Висока	Помірна	Обмежена
WebAR	Обмежене (залежить від бібліотеки)	Android та iOS (через браузер)	Помірна	Висока	Помірна	Низька	Так

Таблиця 2.2 – Порівняння технологій розпізнавання поз (таблиця виконана самостійно)

	MediaPipe Pose	BlazePose	ML Kit Pose Detection
Точність визначення ключових точок	Помірна	Висока	Помірна
Кількість ключових точок	33	33	33
Продуктивність на мобільних пристроях	Помірна	Помірна	Висока
Реальний час	Так	Так	Так
Сумісність з мобільними платформами	Android, iOS	Android, iOS	Android, iOS
Простота інтеграції	Ввисока	Висока	Помірна
Офлайн-режим	Так	Так	Так
Безкоштовна/відкрита ліцензія	Так	Так	Обмежена

Наступник кроком потрібно зробити розподіл балів та опис за кожним критерієм для оцінки технологій доповненої реальності.

Технологія:

- просторове (на основі сенсорів): 3 бали - забезпечує достатню стабільність і точність візуалізації без використання маркерів, базуючись

на даних камери та інерційних сенсорів пристрою; цей підхід є основним для більшості сучасних AR-рішень у мобільних додатках;

- обмежене просторове відстеження (наприклад, WebAR): 2 бали - реалізується у браузерних середовищах або через бібліотеки з обмеженим доступом до сенсорів пристрою, що може призводити до нестабільного розміщення віртуальних об'єктів і нижчої точності;
- відсутнє або дуже обмежене трекінг-середовище: 0 бал - означає, що технологія фактично не забезпечує просторового позиціонування об'єктів, що унеможлиблює повноцінну реалізацію інтерфейсу з доповненою реальністю у контексті моніторингу реабілітаційних дій.

Сумісність та підтримка пристроїв:

- Android та iOS: 4 бали – найвищий рівень кросплатформеності, що дозволяє використовувати AR-рішення на більшості сучасних мобільних пристроїв, що критично важливо для забезпечення широкої доступності додатку серед пацієнтів з різними операційними системами;
- тільки Android або тільки iOS: 3 бали – підтримка лише однієї мобільної платформи обмежує потенційну аудиторію користувачів, однак така технологія може бути оптимізована для відповідного середовища та забезпечувати високу стабільність роботи;
- підтримка через браузер (наприклад, WebAR): 2 бали – хоча забезпечується універсальність за рахунок запуску через веб інтерфейс, функціональність та стабільність таких рішень суттєво поступається нативним мобільним застосункам;
- обмежена або нестабільна підтримка мобільних платформ: 1 бал – свідчить про складнощі з запуском або відсутність офіційної підтримки для Android/iOS, що значно ускладнює використання технології у мобільних реабілітаційних системах.

Точність відстеження:

- висока: 3 бали – технологія забезпечує стабільне й точне позиціонування віртуальних об'єктів у просторі, що є критично важливим для

відображення AR-підказок без зміщень або "дрейфу", особливо під час виконання фізичних вправ;

- помірна: 2 бали – рівень точності задовільний для базових сценаріїв, однак можуть спостерігатися незначні відхилення або нестабільність при швидких рухах або зміні освітлення, що знижує ефективність візуального зворотного зв'язку;
- низька: 1 бали – AR-об'єкти часто відстають або зсуваються відносно реального середовища, що робить використання такої технології непридатним для задач, пов'язаних із точною оцінкою рухів у реабілітаційних вправах.

Простота інтеграції:

- висока: 3 бали - технологія має зручний SDK, детальну документацію, приклади реалізації та підтримує інтеграцію з популярними інструментами розробки, зокрема Flutter, що значно спрощує її впровадження у мобільні додатки;
- помірна: 2 бали - базова документація наявна, але відсутні повноцінні приклади для Flutter або потрібна додаткова обробка вручну, що ускладнює інтеграцію у кросплатформні проєкти;
- низька: 1 бали - інтеграція можлива, однак потребує значних зусиль з боку розробника, зокрема написання обгорток, взаємодії з нативним кодом або відсутності офіційної підтримки певних середовищ;

Продуктивність та швидкість реагування:

- висока: 4 бали - технологія забезпечує плавну та стабільну роботу без помітних затримок, з низьким споживанням ресурсів, що дозволяє реалізувати реальний зворотний зв'язок навіть на пристроях середнього класу;
- помірна: 3 бали - у більшості випадків забезпечується прийнятна швидкодія, однак можуть виникати незначні затримки або просідання FPS під час складних сцен або швидких рухів;

- низька: 2 бали - продуктивність нестабільна, можуть спостерігатися відчутні затримки, повільне оновлення AR-елементів і високе навантаження на пристрій, що ускладнює використання в реабілітаційних вправах;
- недостатня або критично обмежена: 1 бал - технологія працює з великою затримкою або зовсім не дозволяє реалізувати взаємодію в реальному часі, що робить її непридатною для сценаріїв з високими вимогами до швидкодії.

Середовище розробки та підтримка:

- висока: 4 бали - технологія активно розвивається, має регулярні оновлення, широку спільноту, офіційні ресурси, стабільний SDK і підтримку з боку розробників, що забезпечує надійність у довготривалій перспективі;
- помірна: 3 бали - базова підтримка доступна, документація переважно актуальна, однак темпи оновлень повільні, спільнота менш активна, а вирішення нестандартних питань може потребувати часу;
- низька: 2 бали - оновлення відбуваються нерегулярно, існують проблеми із сумісністю або відсутня технічна підтримка, що створює ризики під час розробки й обслуговування продукту;
- відсутня або застаріла підтримка: 1 бал - технологія не оновлюється, не має документації або спільноти, що робить її ненадійною основою для створення довготривалих проєктів.

Наявність безкоштовного тарифу:

- так: 3 бали - технологія надає відкритий або безкоштовний SDK з повним набором функцій без обмежень у комерційному або дослідницькому використанні, що ідеально підходить для прототипування, навчання та розгортання;
- безкоштовний доступ із частковими обмеженнями: 2 бали - базовий функціонал доступний безкоштовно, але існують обмеження щодо

кількості сеансів, тривалості використання або доступу до розширених можливостей;

- ні: 1 бал - усі функції AR-технології доступні лише на платній основі, що обмежує можливість вільного експериментування, досліджень і широкого впровадження.

Далі зробимо розподіл балів та опис для оцінки технологій розпізнавання поз за кожним критерієм.

Точність визначення ключових точок тіла:

- висока: 4 бали - алгоритм забезпечує стабільне й точне визначення координат суглобів навіть за умов часткового перекриття тіла, зміни освітлення або динамічних рухів, що критично важливо для аналізу реабілітаційних вправ;
- помірна: 3 бали - система демонструє прийнятну точність у типових умовах, однак може втрачати стабільність при складних позах або швидких рухах, що знижує надійність зворотного зв'язку;
- низька: 2 бали - алгоритм часто помиляється у визначенні положення частин тіла, особливо при нестандартних ракурсах, що робить його непридатним для точної оцінки техніки виконання вправ;
- недостатня або нестабільна точність: 1 бал - система регулярно генерує хибні координати ключових точок, не забезпечуючи функціональності, придатної для будь-якого медичного або реабілітаційного застосування.

Кількість ключових точок:

- повний набір (30+ точок): 4 бали - система відстежує розширений набір точок тіла, включаючи суглоби кінцівок, плечі, стегна, хребет, голову та навіть пальці, що дозволяє детально аналізувати рухи та виявляти дрібні відхилення у виконанні вправ;
- основні точки (25-29): 3 бали - алгоритм охоплює ключові суглоби, достатні для аналізу більшості базових рухів, проте деталізація нижча у порівнянні з повноцінними 3D-моделями;

- скорочений набір (15-24): 2 бали - підтримується лише базовий каркас (наприклад, руки, ноги, голова), чого може бути недостатньо для точного аналізу складних або реабілітаційних рухів;
- мінімальний набір (<15): 1 бал - відстежується лише обмежена кількість точок, що унеможлиблює застосування технології у медичних або функціонально складних реабілітаційних сценаріях.

#### Продуктивність на мобільних пристроях:

- висока: 4 бали - алгоритм оптимізований для роботи на смартфонах середнього класу, демонструє стабільну частоту кадрів (FPS) та низьке енергоспоживання, що дозволяє використовувати його у реальному часі без перегріву чи затримок;
- помірна: 3 бали - система працює задовільно на більшості сучасних пристроїв, однак при тривалому використанні або високому навантаженні може спостерігатися підвищене споживання ресурсів;
- низька: 2 бали - для стабільної роботи потрібні флагманські пристрої, а на середньобюджетних смартфонах можуть виникати затримки, зниження FPS або значне навантаження на процесор і батарею;
- недостатня: 1 бал - технологія не адаптована для мобільних платформ або вимагає таких обчислювальних ресурсів, що її використання в реальному часі на смартфонах практично неможливе.

#### Підтримка роботи в реальному часі:

- так: 2 бали - технологія здатна обробляти відеопотік з камери без попереднього запису, забезпечуючи стабільний аналіз рухів у момент виконання вправ, що дозволяє використовувати її для інтерактивного зворотного зв'язку;
- ні: 0 балів - алгоритм не підтримує роботу з потоком у реальному часі або потребує попередньої обробки відео, що унеможлиблює його застосування в мобільних додатках із живим AR-зворотним зв'язком.

#### Сумісність із мобільними платформами:

- Android + iOS: 4 бали - технологія має повноцінну підтримку обох мобільних платформ, що дозволяє розробляти кросплатформні рішення без суттєвих обмежень і забезпечує широку доступність застосунку;
- тільки Android або тільки iOS: 2 бали - технологія офіційно підтримує лише одну з мобільних платформ, що обмежує охоплення користувачів і ускладнює підтримку багатоплатформності;
- ні: 0 балів - технологія не підтримує мобільні платформи або має серйозні обмеження, що робить її непридатною для реалізації на Android або iOS.

#### Простота інтеграції:

- висока: 4 бали - технологія має повноцінну документацію, готові приклади для Android та iOS, доступні офіційні пакети або плагіни (наприклад, для Flutter), а також активну підтримку спільноти, що забезпечує швидке та безпроблемне впровадження;
- помірна: 3 бали - основна документація та SDK доступні, але інтеграція вимагає додаткових налаштувань або роботи з нативним кодом, що ускладнює використання у кросплатформних середовищах або зменшує гнучкість;
- низька: 1 бал - відсутні актуальні інструкції, плагіни або стабільна підтримка мобільних платформ, що значно ускладнює інтеграцію в застосунок і потребує глибокого технічного втручання.

#### Офлайн-режим роботи:

- так: 2 бали – технологія повністю підтримує роботу без підключення до Інтернету, виконуючи обробку відеопотоку локально на пристрої, що є критично важливим для використання у віддалених умовах або за обмежених мережевих ресурсів;
- ні: 0 балів – обробка виконується лише за допомогою хмарних сервісів або API, що вимагає постійного інтернет-з'єднання, обмежуючи застосування в мобільних автономних реабілітаційних системах.

#### Безкоштовна або відкрито-ліцензійна модель розповсюдження:

- так: 2 бали - технологія має повністю відкриту або безкоштовну ліцензію, доступна для будь-якого типу використання - як некомерційного, так і комерційного - без функціональних або юридичних обмежень;
- обмежена: 1 бал - базова версія доступна безкоштовно, однак існують ліцензійні обмеження (наприклад, лише для некомерційного використання) або частина функцій/SDK недоступна без окремої угоди;
- ні: 0 балів - використання технології можливе лише на платній або закритій ліцензії, що не допускає безкоштовного доступу без комерційної домовленості або підписки.

Після визначення оцінок критеріїв, знайдемо які з технологій доповненої реальності та розпізнавання точок тіла більше підійдуть для розробки віртуального асистента реабілітолога з доповненою реальністю. За формулою (див. ф. 2.1) лінійної адитивної згортки з ваговими коефіцієнтами:

$$Z^* = \max_{i=1,m} \sum_{j=1}^n \alpha_j \beta_j \alpha_{ij} \quad (2.1)$$

де  $\alpha_j$  – нормуючі множини;

$\beta_j$  – вагові коефіцієнти.

Для початку потрібно нормувати всі значення критеріїв за формулою (див. ф. 2.2) із урахуванням  $\min$  та  $\max$  в діапазоні від 0 до 1:

$$f = \frac{f_i - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} \quad (2.2)$$

Прорахуємо нормування значень критеріїв для технологій доповненої реальності.

Технологія: просторове – 1, обмежене просторове відстеження – 0.6 та відсутнє або дуже обмежене трекінг-середовище: 0.

Сумісність та підтримка пристроїв: Android та iOS – 1, тільки Android або тільки iOS – 0.6, підтримка через браузер – 0.3, обмежена або нестабільна підтримка мобільних платформ – 0.

Точність відстеження: висока – 1, помірна – 0.5, низька – 0.

Простота інтеграції: висока – 1, помірна 0.5, низька – 0.

Продуктивність та швидкість реагування: висока 1, помірна 0.6, низька – 0.3, недостатня або критично обмежена – 0.

Середовище розробки та підтримка: висок – 1, помірна, 0.6, низька – 0.3, відсутня або застаріла підтримка – 0.

Наявність безкоштовного тарифу: так – 1, безкоштовний доступ із частковими обмеженнями – 0.5, ні – 0.

Прорахуємо нормування значень критеріїв для технологій розпізнавання поз.

Точність визначення ключових точок тіла: висока – 1, помірна – 0.6, низька – 0.3, недостатня або нестабільна точність – 0.

Кількість ключових точок: повний набір (30+ точок) – 1, основні точки (25-29) – 0.6, скорочений набір (15-24) – 0.3, мінімальний набір (<15) – 0.

Продуктивність на мобільних пристроях: висока – 1, помірна – 0.6, низька – 0.3, недостатня – 0.

Підтримка роботи в реальному часі: так – 1, ні – 0.

Сумісність із мобільними платформами: Android + iOS – 1, тільки Android або тільки iOS – 0.5, ні – 0.

Простота інтеграції: дуже висока – 1, помірна – 0.6, низька – 0.

Офлайн-режим роботи: так – 1, ні – 0.

Безкоштовна або відкрито-ліцензійна модель розповсюдження: так – 1, обмежена – 0.5, ні – 0.

Для доповненої реальності були визначені вагові коефіцієнти за допомогою пропорційного методу з урахуванням пріоритетності окремих критеріїв для побудови системи віртуального асистента реабілітолога. Особливу увагу було приділено трьом ключовим аспектам: типу відстеження, сумісності з мобільними

платформами та наявності безкоштовного тарифного плану, які розглядаються як вирішальні для забезпечення доступності, точності та ефективності реалізації мобільного застосунку. Їх важливість оцінюється в чотири рази вище порівняно з іншими критеріями.

Таким чином, було отримано такі вагові коефіцієнти:

- тип відстеження - 0.25;
- сумісність та підтримка пристроїв - 0.25;
- наявність безкоштовного тарифу - 0.25;
- точність відстеження - 0.0625;
- простота інтеграції - 0.0625;
- продуктивність та швидкість реагування - 0.0625;
- середовище розробки та підтримка - 0.0625.

Для розпізнавання поз особливу важливість мають [13]: точність визначення ключових точок тіла, сумісність із мобільними платформами та підтримка офлайн-режиму, кількість ключових точок адже вони безпосередньо впливають на ефективність зворотного зв'язку, універсальність застосування та автономність роботи системи. Ці чотири критерії вважаються в 4 рази важливішими, ніж решта (кількість ключових точок, продуктивність, підтримка реального часу, простота інтеграції та безкоштовність), кожен з яких отримує базову вагу.

Вагові коефіцієнти:

- точність визначення ключових точок тіла - 0.2;
- сумісність із мобільними платформами - 0.2;
- офлайн-режим роботи - 0.2;
- кількість підтримуваних ключових точок - 0.2;
- продуктивність на мобільних пристроях - 0.05;
- підтримка роботи в реальному часі - 0.05;
- простота інтеграції - 0.05;
- безкоштовна/відкрита модель розповсюдження - 0.05.

Останнім кроком за допомогою адитивної лінійної згортки з урахуванням вагових коефіцієнтів та нормуючих множин, розрахуємо порівняльні оцінки технологій доповненої реальності (див. рис. 2.1) та розпізнавання поз людини (див. рис. 2.2).

	Тип відстеження	Підтримка пристроїв	Точність відстеження	Простота інтеграції	Продуктивність та швидкість реагування	Середовище розробки та підтримка	Наявність безкоштовного тарифу	Z*
ARKit	1	0.6	1	1	1	1	0.5	0.775
ARCore	1	0.6	1	1	1	1	0.5	0.775
Unity AR Foundation	1	1	0.5	0.5	0.6	0.6	0.5	0.7625
WebAR	0.6	0.3	0.5	1	0.3	0.3	1	0.60625
Вагові коефіцієнти	0.25	0.25	0.0625	0.0625	0.0625	0.0625	0.25	

Рисунок 2.2 – Результат розрахунків технологій доповненої реальності (рисунок виконаний самостійно)

	MediaPipe Pose	BlazePose	ML Kit Pose Detection	Вагові коефіцієнти
Точність визначення ключових точок	0.6	1	0.6	0.2
Кількість ключових точок	1	1	1	0.2
Продуктивність на мобільних пристроях	0.6	0.6	1	0.2
Реальний час	1	1	1	0.05
Сумісність з мобільними платформами	1	1	1	0.2
Простота інтеграції	0.6	0	1	0.05
Офлайн-режим	1	1	1	0.05
Безкоштовна/відкрита ліцензія	1	1	0.5	0.05
Z*	0.82	0.87	0.895	

Рисунок 2.3 – Результат розрахунків технологій розпізнавання поз (рисунок виконаний самостійно)

У сегменті доповненої реальності найкращий результат показали ARKit та ARCore, які набрали узагальнений показник  $Z^* = 0.775$ . Цей результат пояснюється високими оцінками за ключовими критеріями - точним трекінгом, стабільною продуктивністю та хорошим середовищем для розробки. Unity AR

Foundation продемонстрував результат ( $Z^* = 0.7625$ ). Найменший результат спостерігається у WebAR ( $Z^* = 0.625$ ), що зумовлено обмеженою точністю трекінгу та нестабільною продуктивністю у браузерних середовищах.

У сегменті технологій розпізнавання поз найвищий узагальнений бал отримала ML Kit Pose Detection ( $Z^* = 0.895$ ), що свідчить про її високу оптимізацію, наявність офлайн-режиму, гнучку інтеграцію та добру сумісність з Android та iOS. Технологія BlazePose ( $Z^* = 0.87$ ), яка є частиною MediaPipe, показала дуже близький результат, поступаючись лише за деякими допоміжними критеріями. MediaPipe також продемонструвала прийнятні показники ( $Z^* = 0.82$ ).

Отже, результати порівняльного аналізу дозволяють зробити висновок, що для реалізації функціонального віртуального асистента реабілітолога доцільним є використання Unity AR Foundation як базової AR-платформи та ML Kit Pose Detection як основа для системи розпізнавання поз, що забезпечує оптимальний баланс точності, продуктивності та доступності.

### 3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ВІРТУАЛЬНОГО АСИСТЕНТА

Процес програмної реалізації віртуального асистента реабітолога передбачає інтеграцію низки компонентів, що працюють у реальному часі на мобільному пристрої користувача. Основна мета реалізації – створення функціональної системи, здатної аналізувати рухи пацієнта, порівнювати їх із еталонними записами та генерувати корекційні підказки із застосуванням технологій доповненої реальності. У межах цього етапу були об'єднані сучасні інструменти комп'ютерного зору, такі як ML Kit Pose Detection, із можливостями фреймворку Flutter для побудови кросплатформного графічного інтерфейсу та використання AR-бібліотек (ARCore/ARKit) для візуального зворотного зв'язку.

Програмна архітектура була побудована відповідно до принципів розділення відповідальностей та локальної обробки даних, що дозволило забезпечити автономну роботу без підключення до мережі. Ключовими елементами системи стали модулі захоплення відео з камери, обробки поз користувача, порівняння рухів з еталоном, формування рекомендацій та їх виведення у вигляді AR-підказок. У результаті реалізовано стабільну систему, що поєднує точність аналізу рухів з інтерактивністю та зручністю мобільного застосування.

Розробка програмної системи віртуального асистента реабітолога відбувалася поетапно, з акцентом на функціональну цілісність, автономність та відповідність обчислювальним можливостям мобільних пристроїв. Початковим етапом стала розробка архітектури програмного забезпечення. Було сформовано вимоги до системи, що враховували потреби користувачів у віддаленому та персоналізованому моніторингу реабілітаційних вправ, а також обмеження щодо продуктивності та кросплатформності. Відповідно до цих вимог було обрано набір технологій: Flutter - як основний фреймворк для кросплатформної реалізації, ML Kit Pose Detection - для визначення ключових точок тіла на відеопотоці, ARCore/ARKit - для реалізації доповненої реальності.

Далі було реалізовано модуль обробки відеопотоку з камери мобільного пристрою. Відео в реальному часі передавалося в систему, де кожен кадр

аналізувався за допомогою ML Kit. У результаті визначалися координати основних суглобів користувача [14], які в подальшому нормалізувалися та зберігалися для аналізу. Ці дані виступали основою для порівняння з еталонними записами правильного виконання вправ.

Окремий етап було присвячено реалізації алгоритмів порівняння рухів користувача з еталонними траєкторіями. Для цього були створені механізми завантаження й обробки еталонних записів, які попередньо аналізувалися тим самим способом - через виявлення ключових точок. Порівняння здійснювалося за допомогою обчислення кутових відхилень [15] між відповідними сегментами тіла, що дозволяло виявити відхилення від коректної техніки навіть при невеликих зміщеннях.

Заключним технічним етапом стала інтеграція модуля доповненої реальності, за допомогою якого результати аналізу візуалізувалися у вигляді підказок безпосередньо на відео в реальному часі. Система генерувала графічні маркери, стрілки та лінії, які накладалися на зображення з камери, вказуючи користувачу на помилки та оптимальні напрямки руху. Це забезпечило миттєвий і наочний зворотний зв'язок, що є критичним для підвищення ефективності реабілітаційного процесу.

Для організації процесу захоплення відео в реальному часі застосовується бібліотека camera, яка надає низькорівневий доступ до апаратного забезпечення пристрою. Камера є джерелом відеопотоку, що слугує вхідними даними для модуля аналізу поз. У рамках проєкту використано об'єкт CameraController, який дозволяє керувати параметрами зйомки, зокрема вибирати активну камеру, роздільну здатність і режим доступу до мікрофона.

Нижче наведено фрагмент коду, що реалізує ініціалізацію камери:

```
CameraController? _controller;  
late Future<void> _initializeControllerFuture;  
  
Future<void> _initializeCamera() async {  
    final cameras = await availableCameras();  
    final firstCamera = cameras.first;  
  
    _controller = CameraController(  

```

```

    firstCamera,
    ResolutionPreset.medium,
    enableAudio: false,
  );

  _initializeControllerFuture = _controller!.initialize();
  await _initializeControllerFuture;
}

```

У цьому фрагменті спочатку викликається функція `availableCameras()`, яка повертає список доступних на пристрої камер. З них вибирається перша (як правило, фронтальна або основна), після чого створюється об'єкт `CameraController` з параметрами середньої роздільної здатності (`ResolutionPreset.medium`) та без доступу до мікрофона (`enableAudio: false`), оскільки аудіо у даному проєкті не використовується.

Далі ініціалізується контролер методом `initialize()`, після чого його результат зберігається у змінну `_initializeControllerFuture`, яка використовується для відкладеного запуску обробки або відображення відео. Вся процедура є асинхронною, що дозволяє не блокувати основний потік виконання, зберігаючи при цьому стабільну продуктивність програми.

Цей метод викликається у `initState()` віджета, що відповідає за захоплення відео, забезпечуючи готовність камери до подальшого аналізу зображення в реальному часі.

Після успішної ініціалізації камери та запуску відеопотоку необхідним етапом є передача окремих кадрів у модуль комп'ютерного зору, де здійснюється аналіз положення тіла користувача. У розробленій системі ця задача реалізована шляхом обробки кожного кадру, отриманого від об'єкта `CameraController`, з подальшим перетворенням його у формат `InputImage`, що підтримується бібліотекою `ML Kit Pose Detection`.

У Flutter-проєктах обробка відеопотоку часто відбувається через підписку на потік зображень, що транслюються об'єктом `CameraImage`. Кожен кадр, отриманий у форматі `YUV420`, перетворюється у структуру `InputImage.fromBytes`, яка вимагає правильного задання розміру зображення, формату обертання, а також специфікацій площин. Крім того, для коректної роботи алгоритму важливо

враховувати орієнтацію пристрою, яка визначається за допомогою `camera.sensorOrientation`.

Обробка кадру в ML Kit ініціюється викликом детектора `poseDetector.processImage(inputImage)`, який у відповідь повертає об'єкт `Pose`. Цей об'єкт містить координати ключових точок людського тіла, які далі нормалізуються відповідно до розміру області відображення, а також відфільтровуються за значенням довіри (`confidence score`). Такі координати можуть бути візуалізовані для зворотного зв'язку або передані до модуля порівняння з еталонною вправою.

Приклад коду, який демонструє, як здійснюється передача кадру у модуль аналізу поз:

```
Future<void> _processImage(InputImage inputImage) async {
  if (!_canProcess) return;
  if (_isBusy) return;
  _isBusy = true;

  setState(() {
    _text = '';
  });

  final poses = await _poseDetector.processImage(inputImage);

  if (inputImage.metadata?.size != null &&
      inputImage.metadata?.rotation != null) {
    if (widget.onPoseDetected != null && poses.isNotEmpty) {
      widget.onPoseDetected!(poses.first, inputImage.metadata!.size);
    }
  }

  _isBusy = false;
}
```

Цей метод є ключовим у процесі обробки зображення. Він перевіряє, чи можна обробляти кадр (`_canProcess`) і чи не виконується вже поточна обробка (`_isBusy`). Після цього за допомогою `poseDetector.processImage(inputImage)` відбувається аналіз кадру, і результатом є список знайдених поз.

Якщо кадр містить коректну метадані, зокрема розмір та орієнтацію, і при цьому хоча б одна поза виявлена, тоді викликається колбек `onPoseDetected`,

що передає першу знайдену позу та розмір кадру у відповідний обробник (наприклад, для візуалізації чи порівняння з еталоном).

Механізм блокування `_isBusy` дозволяє обробляти лише один кадр за раз, запобігаючи перевантаженню та забезпечуючи стабільну роботу в реальному часі.

Для реалізації функціоналу комп'ютерного зору в системі віртуального асистента було інтегровано бібліотеку `ML Kit Pose Detection` - оптимізоване рішення від Google, що дозволяє в режимі реального часу визначати ключові точки тіла людини на основі відеопотоку з камери. Цей модуль виконує базову задачу визначення положення користувача у просторі, яка є критичною для подальшого порівняння рухів з еталонними вправами та генерації корекційних підказок.

У рамках інтеграції `ML Kit` ініціалізація детектора поз здійснюється за допомогою стандартного інтерфейсу `PoseDetector`, який конфігурується в режимі `PoseDetectionMode.stream`, що оптимізований саме для обробки потокового відео. Такий режим забезпечує баланс між точністю визначення та продуктивністю, що особливо важливо при роботі на мобільних пристроях з обмеженими ресурсами.

Після створення екземпляра детектора система отримує на вхід об'єкт `InputImage`, який формується з кожного кадру відео. У цьому об'єкті зберігаються як самі байти зображення, так і метадані, така як розмір, орієнтація кадру та формат.

Результатом роботи детектора є список об'єктів `Pose`, кожен з яких містить координати 33 ключових точок людського тіла, серед яких: плечі, лікті, зап'ястя, таз, коліна, щиколотки та інші. Для кожної точки надається інформація про координати у пікселях, а також рівень достовірності визначення (`confidence score`). Це дозволяє реалізувати додаткову перевірку якості вхідних даних та фільтрацію шумових вимірювань.

У практичній реалізації координати, отримані від `ML Kit`, трансформуються у систему координат екрану та зберігаються у вигляді структури, зручної для візуалізації та подальшого аналізу. Наприклад, при виявленні некоректного кута згину в лікті чи коліні система може на основі цих координат видати

рекомендацію щодо виправлення положення руки або ноги. Це формує основу для модулів порівняння рухів і відображення підказок у доповненій реальності.

Приклад використання ML Kit Pose Detection з твого проєкту, витягнутий із файлу `pose_detector_view.dart`:

```
class _PoseDetectorViewState extends State<PoseDetectorView> {
  final PoseDetector _poseDetector =
    PoseDetector(options: PoseDetectorOptions());
```

У цьому фрагменті створюється об'єкт `_poseDetector` на основі класу `PoseDetector`, який ініціалізується з типовими параметрами через `PoseDetectorOptions()`. За замовчуванням це дозволяє працювати у `stream`-режимі, що підходить для обробки кадрів з камери в реальному часі.

Надалі цей об'єкт використовується в методі:

```
final poses = await _poseDetector.processImage(inputImage);
```

Він викликає основну функцію ML Kit – аналіз кадру у форматі `InputImage`, яка повертає список виявлених поз (`Pose`), кожна з яких містить координати 33 ключових точок тіла.

Для оцінки точності виконання вправи віртуальним асистентом реалізовано функцію `_comparePoses`, яка здійснює покадрове порівняння поточної пози користувача з еталонною. Даний підхід базується на метриці схожості між координатами відповідних ключових точок (`landmarks`), нормалізованих відносно розміру зображення. У результаті обчислюється агрегований показник схожості, що використовується як основа для зворотного зв'язку.

Приклад коду з порівнянням вправ:

```
double compareTwoPoses(Pose p1, Pose p2) {
  double sum = 0;
  int count = 0;
  for (final type in PoseLandmarkType.values) {
    ///compare only hands
    if (!handLandmarks.contains(type)) {
      count++;
      continue;
    }
  }
```

```

final l1 = p1.landmarks[type];
final l2 = p2.landmarks[type];
if (l1 != null && l2 != null) {
    final norm1 = normalize(Offset(l1.x, l1.y), Size(1, 1));
    final norm2 = normalize(Offset(l2.x, l2.y), Size(2, 2.5));
    final dx = norm1.dx - norm2.dx;
    final dy = norm1.dy - norm2.dy;
    final dist = math.sqrt((dx * dx + dy * dy));
    sum += dist;
    count++;
}
}
if (count == 0) return 0;
final avg = sum / count;
double m = .006;
if (_compareIndex > 80) {
    m = 0.05;
}
// 0.0 (погано) ... 1.0 (ідеально)
return (1.0 - avg * m).clamp(0.0, 1.0);
}

```

Усередині функції кожна точка з поточної пози livePose порівнюється з відповідною точкою з еталону. Координати нормалізуються (діляться на ширину та висоту зображення), після чого обчислюється евклідова відстань між парою точок. Вона трансформується у метрику схожості (в межах [0;1]) за формулою  $1 - \text{distance}$ . Значення схожості додається до загального балу totalScore, а також рахується кількість успішно зіставлених точок (matchedPoints).

Для відображення зворотного зв'язку система використовує комбінацію CustomPainter у Flutter та платформних бібліотек ARCore (Android) / ARKit (iOS). Основне завдання – візуалізувати положення ключових точок тіла та показати користувачу підказки щодо правильності виконання вправ.

На рівні Painter реалізується 2D-візуалізація: суглоби позначаються колами, лінії з'єднують частини тіла, а кольори (зелений, червоний) вказують на відповідність еталону. Координати масштабуються під розмір камери та оновлюються в реальному часі.

Для створення ефекту доповненої реальності ARCore/ARKit дозволяють закріплювати підказки у фізичному просторі – наприклад, у вигляді 3D-стрілок над частинами тіла. Це підсилює сприйняття помилок та робить взаємодію з системою інтуїтивною.

Приклад paint з класу PosePainter:

```
void paint(Canvas canvas, Size size) {
    final paint = Paint()
        ..style = PaintingStyle.stroke
        ..strokeWidth = 4.0
        ..color = Colors.green;

    final leftPaint = Paint()
        ..style = PaintingStyle.stroke
        ..strokeWidth = 3.0
        ..color = Colors.yellow;

    final rightPaint = Paint()
        ..style = PaintingStyle.stroke
        ..strokeWidth = 3.0
        ..color = Colors.blueAccent;

    for (final pose in poses) {
        pose.landmarks.forEach((_, landmark) {
            canvas.drawCircle(
                Offset(
                    translateX(landmark.x, size, imageSize, rotation,
cameraLensDirection),
                    translateY(landmark.y, size, imageSize, rotation,
cameraLensDirection),
                ),
                1,
                paint,
            );
        });
    }
}
```

У системі реалізовано клас PosePainter, що відповідає за візуалізацію ключових точок тіла користувача на зображенні з камери. Для кожної точки, отриманої від ML Kit, координати трансформуються у піксельні значення з урахуванням розміру зображення, обертання та напрямку камери.

Відображення здійснюється методом canvas.drawCircle(), що малює суглоби як точки, з'єднані лініями. Використання різних кольорів дозволяє підсвічувати проблемні ділянки або розрізняти сторони тіла. Такий підхід забезпечує швидку та наочну AR-візуалізацію без складних 3D-елементів.

На рисунку 3.1 представлено приклад роботи мобільного додатку, що реалізує розпізнавання фізичних поз користувача в реальному часі з використанням ML Kit Pose Detection. Зображення отримується з фронтальної камери смартфона, а ключові точки тіла виявляються і візуалізуються у вигляді

зелених маркерів. Поверх зображення також будуються лінії між суглобами, що ілюструє положення кінцівок у просторі. Виявлені координати використовуються для аналізу точності виконання вправ та подальшого порівняння з еталонною моделлю. У наведеному прикладі на екран накладено назву активної сесії та елементи інтерфейсу для керування тренуванням.

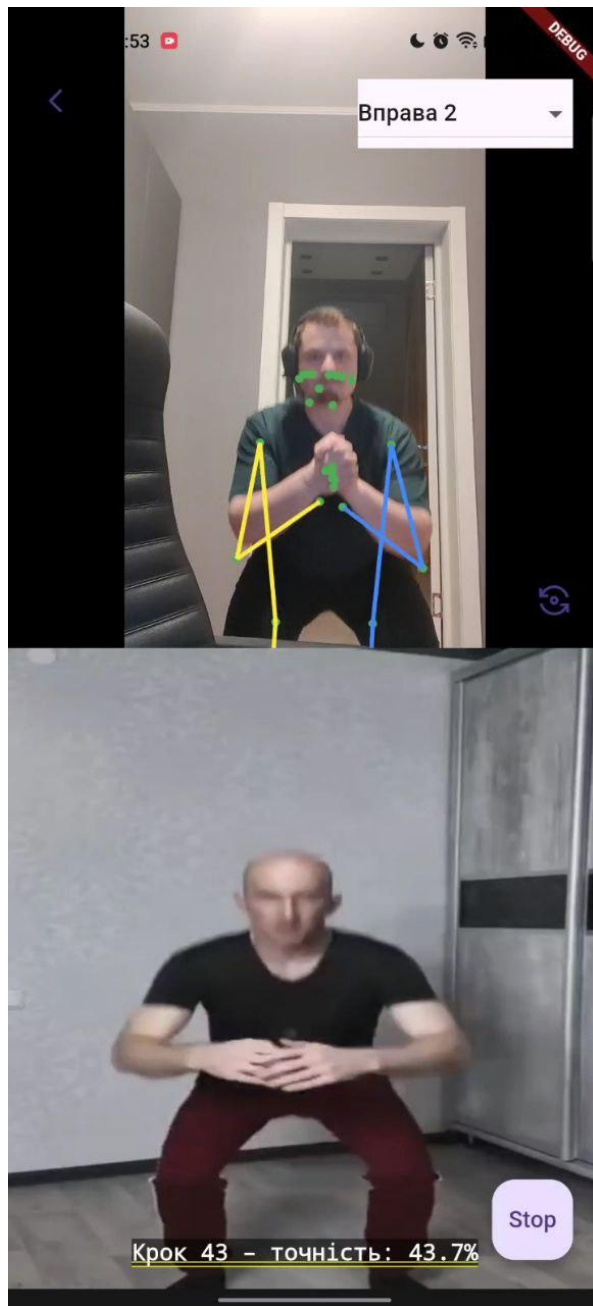


Рисунок 3.1 – Демонстрація роботи додатку (рисунок виконаний самостійно)

Як видно з прикладу, додаток успішно здійснює розпізнавання людської пози, навіть при використанні фронтальної камери в домашніх умовах. Це

підтверджує працездатність інтегрованого алгоритму ML Kit та ефективність відображення ключових точок тіла у доповненій реальності. Такий підхід забезпечує візуальний контроль за правильністю виконання фізичних вправ та може бути використаний у реабілітаційних або фітнес-застосунках.

## 4 ПРОВЕДЕННЯ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ЇХ РЕЗУЛЬТАТИ

З метою перевірки ефективності запропонованих методів та технологій було проведено низку експериментальних досліджень, спрямованих на оцінку точності, стабільності та продуктивності роботи системи віртуального асистента реабілітолога. Експерименти дозволили дослідити роботу алгоритмів розпізнавання поз людини, функціонування доповненої реальності (AR) та інтеграцію цих компонентів у режимі реального часу на мобільному пристрої. Особливу увагу приділено факторам, які можуть впливати на точність і швидкодію системи, таким як умови освітлення, тип виконуваної вправи та технічні обмеження апаратного забезпечення.

Для кожного експерименту були визначені мета, методика, відповідні метрики оцінювання та інтерпретація отриманих результатів. Експерименти проводилися в умовах, максимально наближених до реальних сценаріїв використання, з фокусом на реабілітаційні вправи, що вимагають точного моніторингу рухів. Нижче наведено опис та результати проведених експериментів.

Метою першого експерименту було оцінити, як умови освітлення впливають на точність визначення ключових точок тіла та швидкодію системи доповненої реальності. Для цього було змодельовано три режими освітлення: яскраве природне світло (денне), стандартне кімнатне освітлення та слабе освітлення (напівтемрява). Кожен режим тестувався за фіксованим сценарієм виконання вправи стандартного нахилу тулуба вперед з наступним аналізом точності та часу генерації AR-підказки. Результати експерименту зазначено у таблиці 4.1.

У першому стовпчику наведено конфігурації освітлення, які відображають типові умови, в яких може використовуватися система в реальному житті. Другий стовпчик містить середню оцінку якості розпізнавання ключових точок тіла - вона

визначається на основі кількісного порівняння координат, отриманих від ML Kit Pose Detection, з очікуваними еталонними значеннями.

Таблиця 4.1 – Експеримент 1: вплив умов освітлення (таблиця виконана самостійно)

Умови освітлення	Оцінка якості розпізнавання (%)	Час накладання AR-підказки (с)
Яскраве денне освітлення	92	0.78
Штучне кімнатне світло	83	1.05
Слабке освітлення	69	1.92

Оцінка виражається у відсотках і відображає сумарну точність, стабільність та плавність позицій ключових точок. У третьому стовпчику подано середній час накладання AR-підказки – тобто час, який потрібен системі на обробку зображення та появу візуальної підказки на екрані. Цей показник є критичним для систем, що працюють у режимі реального часу.

Оцінка якості розпізнавання ґрунтувалася на трьох компонентах:

- точність – відстань між поточною і еталонною координатами (нормалізована);
- стабільність – наскільки стабільно система тримає розпізнані точки при невеликих рухах;
- продуктивність – швидкість появи AR-компонента після фіксації пози.

Результати експерименту свідчать, що освітлення є критичним фактором для точності роботи ML Kit Pose Detection. Найвища якість розпізнавання (92%) була досягнута за умов яскравого природного світла, де також спостерігався найменший час накладання AR-підказки (0,78 с). У випадку слабого освітлення точність знизилася до 69%, а час реакції системи виріс до 1,92 с, що вказує на необхідність хорошого освітлення під час використання системи.

Метою другого експерименту було оцінити вплив використання візуальних підказок у доповненій реальності (AR) на точність виконання вправ та швидкість

реагування системи. Для цього порівнювались дві версії мобільного застосунку: одна з активованим режимом AR-підказок, інша - з традиційним виведенням результатів на екран без доповненої реальності. Виконувалась вправа «відведення руки в сторону», після чого оцінювались точність пози та зручність взаємодії з системою. Результати експерименту зазначено у таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 - Експеримент 2: порівняння режимів з AR та без AR (таблиця виконана самостійно)

Режим роботи	Оцінка якості пози (%)	Середній час реакції (с)	Суб'єктивна зручність (1–5)
Без AR-підказок	81	0.74	3.2
З AR-підказками	89	0.88	4.6

У першому стовпчику зазначено два режими роботи застосунку: без використання доповненої реальності (лише текстовий/графічний вивід) та з активним AR-модулем. У другому стовпчику представлено середню точність пози - ця метрика розраховувалася шляхом порівняння ключових точок тіла з еталонною позицією. Третій стовпчик містить середній час реакції системи - період між розпізнаванням руху та появою зворотного зв'язку. Четвертий стовпчик відображає суб'єктивну оцінку зручності використання, яка виставлялася за 5-бальною шкалою.

Під час аналізу виявлено, що активне використання AR-компонента дозволило досягти вищої точності пози (89% проти 81%) за рахунок покращеного візуального орієнтування. Хоча середній час відповіді системи був трохи довшим у режимі з AR (0.88 с проти 0.74 с), користувачі визнали цей режим значно зручнішим, оцінивши його на 4.6 балів із 5.

Результати експерименту підтверджують, що використання доповненої реальності сприяє підвищенню точності виконання вправ і загального комфорту роботи з системою. Незначне збільшення часу реакції компенсується підвищеною

наочністю, що особливо важливо для пацієнтів, які потребують чіткого і швидкого зворотного зв'язку.

Метою третього експерименту було дослідити вплив технічних характеристик мобільного пристрою на продуктивність роботи системи віртуального асистента. Оскільки застосунок розроблено для реального часу, важливо оцінити, як різні апаратні платформи впливають на швидкодію компонентів Pose Detection та візуалізації AR-підказок. Для експерименту було обрано три категорії пристроїв – флагманський, середній та бюджетний сегменти. Результати експерименту зазначено у таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 – Експеримент 3: продуктивність на різних пристроях (таблиця виконана самостійно)

Категорія пристрою	Середній FPS під час розпізнавання	Час обробки кадру (мс)	Затримка появи AR-підказки (с)
Флагманський пристрій	30	28	0.72
Середній клас	23	41	1.09
Бюджетний смартфон	15	68	1.88

У першому стовпчику зазначено клас пристрою, що характеризує його апаратні можливості (процесор, оперативна пам'ять, GPU). У другому стовпчику подано середню частоту кадрів (FPS) під час роботи алгоритму розпізнавання поз - цей показник ілюструє плавність відображення даних у режимі реального часу. Третій стовпчик показує час, необхідний для обробки одного кадру з відеопотоку, включаючи детекцію та обчислення координат ключових точок. У четвертому стовпчику вказано затримку між виявленням пози та відображенням AR-підказки.

Отримані результати показують, що продуктивність системи суттєво залежить від апаратних характеристик. На флагманському пристрої система працювала стабільно з 30 FPS, забезпечуючи швидку реакцію (<1 с) при появі

підказки. Середній пристрій показав зменшення частоти кадрів і помітне зростання часу реакції, що може впливати на комфорт використання. На бюджетному пристрої спостерігалось значне зниження FPS (до 15) та підвищення затримки AR-компонента до майже 2 секунд. Ці результати свідчать про те, що для повноцінного використання віртуального асистента рекомендується використовувати пристрої середнього або високого класу. Разом з тим, оптимізація коду та зменшення навантаження на процесор можуть суттєво розширити коло сумісних пристроїв.

Метою четвертого експерименту було дослідити, як на точність розпізнавання поз впливають зовнішні візуальні перешкоди – так звані «шуми» у відеопотоці. До таких шумів належать сторонні рухомі об'єкти у кадрі, фонові рухи, часткове перекриття тіла користувача, а також змінне положення камери. Дослідження було спрямоване на оцінку стійкості ML Kit Pose Detection до перешкод, що типові для домашнього або клінічного середовища з обмеженим контролем умов. Результати експерименту зазначено у таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 - Експеримент 4: вплив шумів на розпізнавання (таблиця виконана самостійно)

Тип шуму у відео	Якість розпізнавання (%)	Частота втрати точок (разів/хв)	Візуальна стабільність (1–5)
Без шуму (контроль)	91	0.2	4.9
Сторонній об'єкт у фоні	85	1.1	4.2
Перекриття частини тіла (рукою)	73	3.4	3.6
Коливання камери	68	4.1	3.1

У першому стовпчику описані типи завад, які були введені до відеопотоку під час виконання вправи "нахил тулуба вперед". Другий стовпчик містить середню оцінку якості розпізнавання, розраховану як точність відповідності ключових точок до еталонної пози. Третій стовпчик показує частоту втрати точок - кількість випадків, коли одна чи кілька точок переставали фіксуватися під час руху. Четвертий стовпчик - суб'єктивна візуальна оцінка стабільності відображення, яку виставляв спостерігач за шкалою від 1 (сильно «плаває») до 5 (стабільне положення точок).

Результати експерименту засвідчили, що найбільше погіршення якості розпізнавання спостерігається при коливанні камери та частковому перекритті тіла користувача. Система найкраще працювала в умовах відсутності фонових рухів або при наявності незначних сторонніх об'єктів у кадрі. Також спостерігалось зростання кількості помилок при динамічному змінюванні ракурсу, що є типовим при використанні нестабільно закріпленої камери (наприклад, у руках).

Таким чином, система демонструє обмежену стійкість до візуальних шумів, що потребує врахування під час впровадження у реальне середовище. Для підвищення точності рекомендується забезпечити стабільну фіксацію камери та уникати рухомих об'єктів у полі зору.

## 5 АНАЛІЗ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

### 5.1 Оцінка результатів

Експеримент впливу умов освітлення на точність і швидкодію системи мав на меті дослідити вплив різних умов освітлення на ефективність роботи системи розпізнавання поз людини та швидкодію накладання AR-підказок. Було змодельовано три типи освітлення – яскраве денне, штучне кімнатне та слабке – в рамках виконання однакової вправи. Результати демонструють, що погіршення освітлення суттєво знижує точність виявлення ключових точок та збільшує час реакції системи, що підтверджено наочно на графіку (див. рис. 5.1).

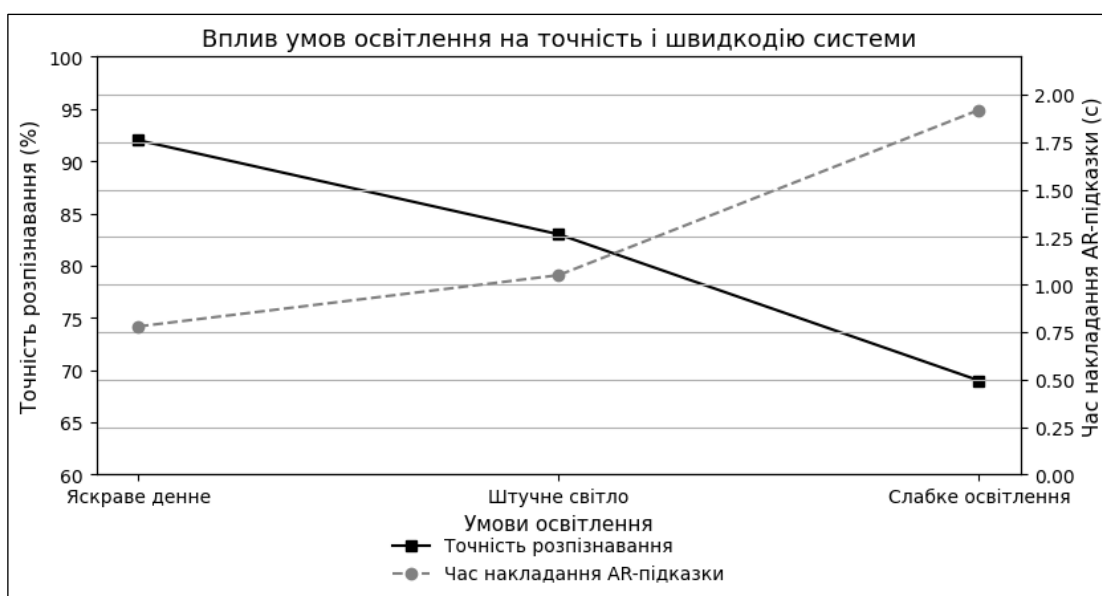


Рисунок 5.1 – Результат першого експерименту (рисунок виконаний самостійно)

Графік демонструє взаємозв'язок між умовами освітлення та двома ключовими показниками ефективності системи - точністю розпізнавання поз користувача та середнім часом накладання AR-підказки. Вісь абсцис відображає три експериментальні умови: яскраве денне освітлення, штучне кімнатне освітлення та слабке освітлення (напівтемрява). Ліва ордината показує значення точності виявлення ключових точок тіла у відсотках, тоді як права ордината відображає середній час генерації AR-підказки у секундах.

Чорна суцільна лінія з квадратними маркерами на графіку репрезентує точність розпізнавання поз у залежності від освітлення. Видно, що за умови

яскравого денного освітлення система досягає максимальної точності - 92%, що свідчить про стабільне визначення координат ключових точок навіть при динамічному виконанні вправи. При переході до менш сприятливого середовища - штучного світла - точність знижується до 83%, що все ще залишається прийнятним показником, хоча в окремих випадках спостерігались часткові втрати деяких точок (особливо при поворотах корпусу або згинанні рук). Найнижча точність була зафіксована при слабкому освітленні - лише 69%, що є критичним порогом для використання системи без зовнішніх джерел світла.

Пунктирна сіра лінія з круглими маркерами демонструє залежність часу накладання AR-підказки від тих самих умов. У найкращому сценарії - денному освітленні - система в середньому накладала AR-елементи за 0,78 секунди, що практично не помітно користувачеві. У кімнатному освітленні час зростає до 1,05 с. Найгірший результат - 1,92 секунди - спостерігався при слабкому освітленні, що призводило до помітних затримок і втрати інтерфейсної плавності.

Таким чином, результати графічно підтверджують, що освітлення є визначальним чинником як для точності роботи алгоритмів Pose Detection, так і для загальної продуктивності AR-компоненту. Оптимальне використання системи можливе лише за умов достатньої яскравості - бажано природного або спрямованого штучного світла. Застосування системи у затемнених приміщеннях без відповідної адаптації призводить до суттєвого погіршення якості зворотного зв'язку, що може вплинути на точність виконання реабілітаційних вправ користувачем.

У результаті третього експерименту було побудовано графік (див рис 5.2 та 5.3), що відображає вплив використання доповненої реальності (AR) на точність розпізнавання поз, час реакції системи та зручність для користувача. Для цього порівнювались два режими: з AR-підказками та без них.

Перший графік ілюструє порівняння точності розпізнавання поз та часу реакції системи у двох режимах роботи: без використання доповненої реальності (AR) та з активованими AR-підказками. По осі абсцис зазначено два режими, ліва

ордината відображає точність у відсотках (чорна лінія з квадратними маркерами), а права - час реакції у секундах (сіра пунктирна лінія з круглими маркерами).

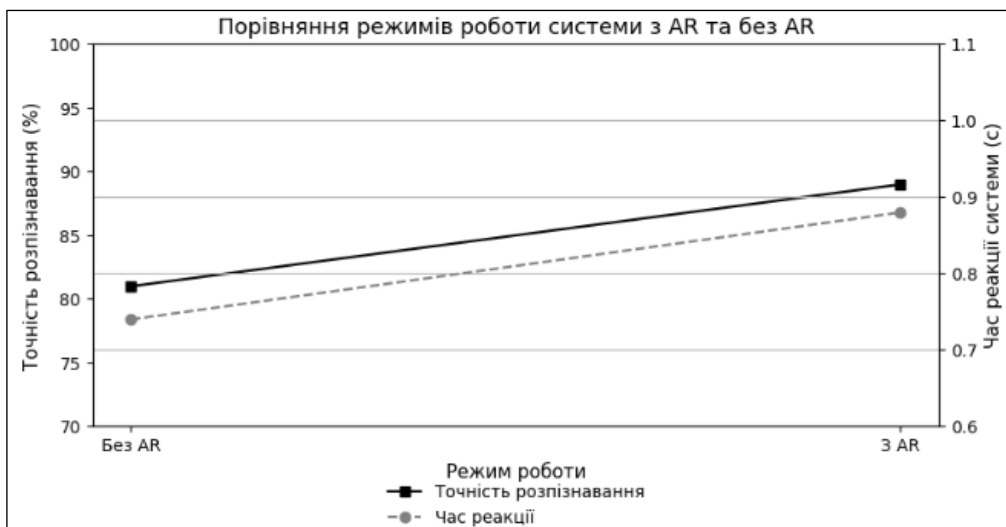


Рисунок 5.2 – Результат другого експерименту (рисунок виконаний самостійно)

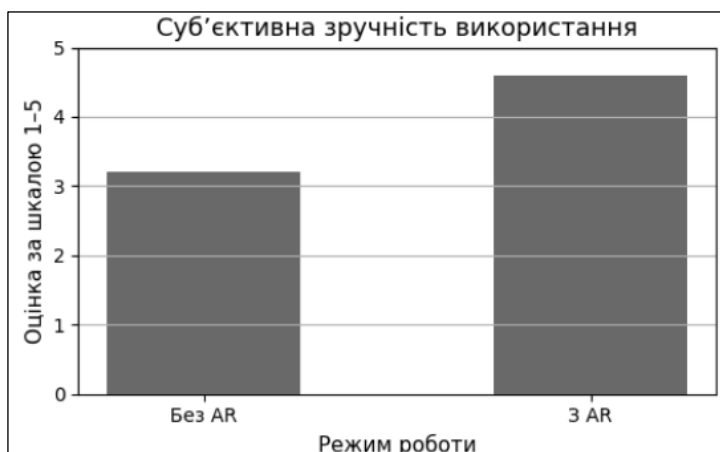


Рисунок 5.3 – Результат другого експерименту (рисунок виконаний самостійно)

Як видно з графіка, режим з AR-підказками демонструє вищу точність розпізнавання поз - 89%, порівняно з 81% у режимі без AR. Це свідчить про те, що наявність візуального зворотного зв'язку позитивно впливає на правильність виконання рухів користувачами, дозволяючи їм краще орієнтуватися на підказки в реальному часі. Щодо часу реакції, то у режимі з AR він становить 0,88 с, що лише трохи перевищує значення 0,74 с у базовому режимі. Незначне зростання затримки пояснюється додатковим часом, необхідним на рендеринг віртуальних об'єктів та позиціонування AR-підказки у просторі.

Другий графік подає суб'єктивну оцінку зручності використання системи в кожному з двох режимів, що була визначена експерименту за 5-бальною шкалою. Як видно зі стовпчикової діаграми, режим з AR-підказками отримав значно вищу оцінку - 4,6 бала, тоді як режим без AR - лише 3,2. Це вказує на те, що користувачі відчували помітно вищий рівень комфорту та розуміння своїх дій при наявності візуального супроводу.

Загалом, результати обох графіків підтверджують ефективність інтеграції доповненої реальності у систему: точність розпізнавання покращується, а взаємодія з додатком стає інтуїтивнішою та зручнішою, незважаючи на невелике збільшення часу реакції. Це свідчить про доцільність застосування AR у мобільних рішеннях для реабілітації, де критично важливими є зворотний зв'язок та мотивація користувача.

У рамках третього експерименту було побудовано графік (див. рис. 5.4), що ілюструє вплив апаратних характеристик мобільного пристрою на продуктивність системи віртуального асистента. Було протестовано три категорії пристроїв: флагманський, середнього рівня та бюджетний, з метою оцінки частоти кадрів (FPS) під час роботи алгоритмів розпізнавання поз, а також часу, необхідного для накладання AR-підказки. Графік дозволяє візуально порівняти ці два показники та зробити висновки щодо мінімальних технічних вимог для комфортного використання системи.

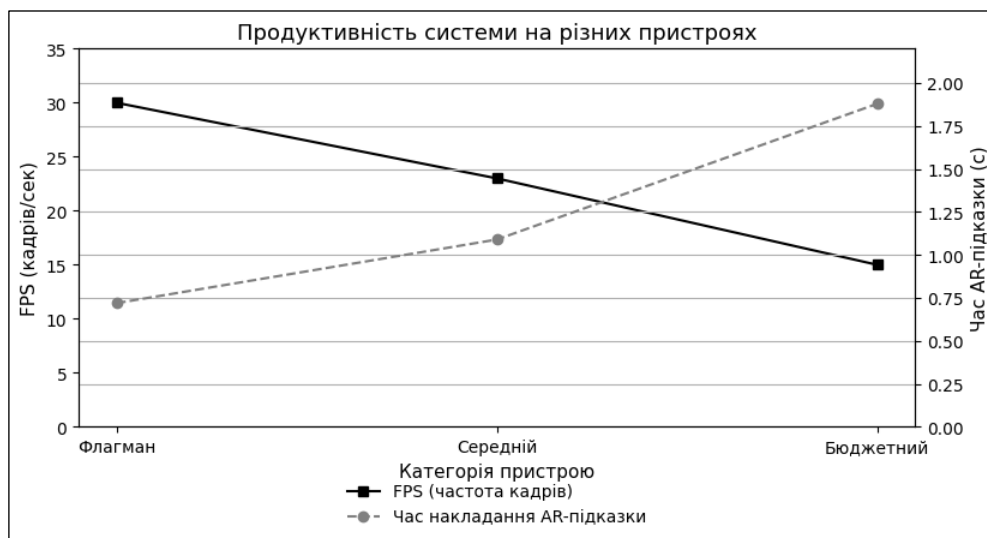


Рисунок 5.4 – Результат третього експерименту (рисунок виконаний самостійно)

Графік демонструє зміну частоти кадрів (FPS) та часу накладання AR-підказки залежно від технічного рівня мобільного пристрою. По осі абсцис подано три категорії пристроїв: флагманський смартфон, смартфон середнього класу та бюджетний смартфон. Ліва ордината показує частоту кадрів, яку система підтримувала під час роботи алгоритмів ML Kit Pose Detection. Права ордината відображає середній час, необхідний для накладання AR-підказки після розпізнавання пози користувача.

Чорна суцільна лінія з квадратними маркерами відображає частоту кадрів (FPS). Найвищий показник 30 кадрів/с був досягнутий на флагманському пристрої, що забезпечує максимально плавну роботу в реальному часі. Пристрій середнього класу забезпечив 23 FPS, що є допустимим рівнем для стабільного користування, але вже може створювати візуальні підвисання при динамічних рухах. На бюджетному смартфоні частота знизилася до 15 FPS, що є критично низьким показником для реабілітаційних систем з високими вимогами до візуальної точності та безперервності.

Сіра пунктирна лінія з круглими маркерами відображає час накладання AR-підказки, тобто затримку між фіксацією пози і появою графічної підказки в інтерфейсі. На флагманському пристрої час реакції становив лише 0,72 с, що забезпечує практично миттєвий візуальний зворотний зв'язок. У середньому сегменті цей час зріс до 1,09 с, що все ще є прийнятним, але менш комфортним. У випадку бюджетного пристрою час накладання перевищив 1,88 с, що призводить до відчутної затримки між діями користувача та відповіддю системи.

Отримані результати підтверджують чітку залежність продуктивності від технічних характеристик пристрою. Зменшення FPS супроводжується збільшенням часу відповіді системи, що негативно впливає на якість взаємодії користувача з програмою, особливо в реабілітаційних задачах, де важлива точність і своєчасність зворотного зв'язку. Таким чином, оптимальним для використання є пристрій середнього або високого класу, тоді як застосування системи на малопотужних смартфонах можливе лише за умови додаткової оптимізації алгоритмів і зменшення графічного навантаження.

У рамках четвертого експерименту було побудовано графік (див. рис. 5.5), що ілюструє, як різні типи візуальних перешкод (шумів) у відеопотоці впливають на точність розпізнавання поз користувача та частоту втрати ключових точок. Дослідження охоплювало чотири сценарії: ідеальні умови (без шуму), наявність рухомого об'єкта у фоні, часткове перекриття тіла користувача та коливання камери. Графік дозволяє оцінити стійкість системи до завад, які є типовими для реального середовища використання.

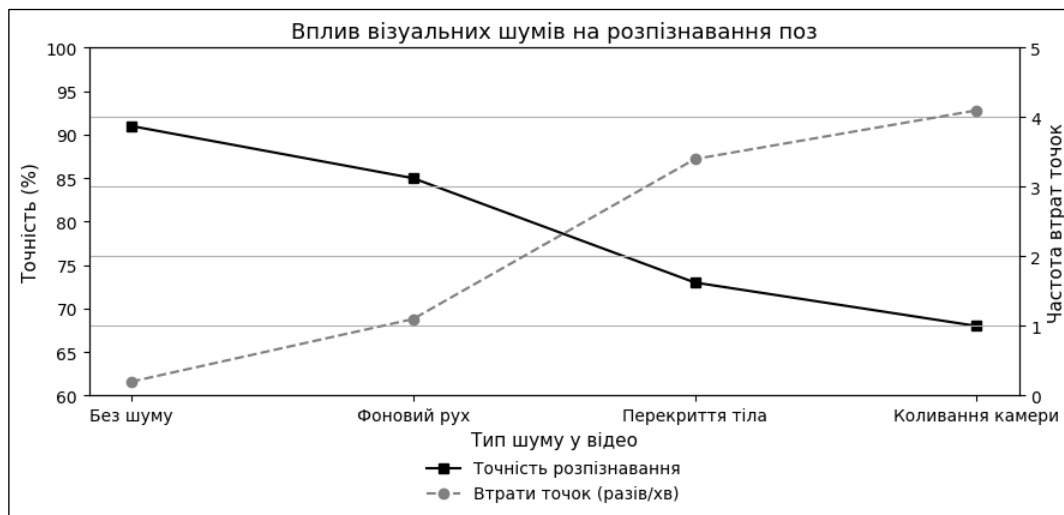


Рисунок 5.5 – Результат четвертого експерименту (рисунок виконаний самостійно)

Графік демонструє вплив чотирьох різних типів візуального шуму у відеопотоці на точність розпізнавання ключових точок тіла та частоту втрати точок при роботі системи. По осі абсцис подано категорії шумів: без шуму (контрольні умови), фоновий рух у кадрі, часткове перекриття тіла користувача та коливання камери. Ліва ордината відображає точність у відсотках (чорна лінія з квадратними маркерами), а права - частоту втрат точок (кількість втрат координат за хвилину), що показано сірою пунктирною лінією з круглими маркерами.

Як видно з графіка, найвища точність 91% досягається в ідеальних умовах, коли відео не містить жодних завад. Частота втрат точок у цьому випадку є мінімальною 0,2 рази на хвилину, що фактично не впливає на стабільність позицій. За умов фонового руху (наприклад, проходження іншої людини позаду)

точність знижується до 85%, а втрата точок зростає до 1,1/хв, однак система загалом зберігає стійкість до подібних помірних перешкод.

Найбільше падіння якості спостерігається при перекритті частини тіла та коливаннях камери. У випадку перекриття (наприклад, рука перекриває частину корпусу або ноги), точність знижується до 73%, а втрати зростають до 3,4 рази/хв. Ситуація ще більше погіршується при коливаннях камери - точність падає до 68%, а частота втрат координат досягає 4,1 рази/хв, що свідчить про значну дестабілізацію алгоритмів.

Ці результати підтверджують, що система розпізнавання поз є достатньо надійною в умовах статичного та чистого фону, але чутливою до перекриттів і рухів самої камери. Такі фактори можуть суттєво вплинути на якість аналізу рухів та ефективність зворотного зв'язку.

Таким чином, для досягнення найкращої точності системи віртуального асистента необхідно забезпечити стабільну фіксацію камери, мінімізувати перекриття частин тіла та зменшити кількість фонових рухів. Врахування цих умов є критично важливим при використанні системи в реабілітаційних програмах або домашньому середовищі.

Проведена серія експериментальних досліджень підтвердила, що на точність і стабільність роботи системи віртуального асистента реабілітолога з доповненою реальністю впливає низка критичних чинників. Зокрема, важливими виявилися якість освітлення, технічні характеристики пристрою, наявність візуальних завад у кадрі, а також спосіб виведення підказок для користувача. Встановлено, що інтеграція AR-підказок покращує результати виконання вправ та сприймається користувачами як більш зручна форма взаємодії, навіть за незначного зростання часу відповіді системи. Тестування на різних пристроях показало, що недостатня обчислювальна потужність суттєво знижує продуктивність системи та впливає на якість зворотного зв'язку. Загалом отримані дані є основою для прийняття рішень щодо оптимізації алгоритмів, підвищення надійності системи та забезпечення її адаптивності до реальних умов використання.

## 5.2 Висновки та рекомендації з експериментального дослідження

За результатами експериментального дослідження було встановлено, що ефективність системи віртуального асистента реабілітолога з доповненою реальністю залежить від ряду ключових факторів: умов освітлення, стабільності відеопотоку, продуктивності мобільного пристрою та типу взаємодії з користувачем (наявність AR-підказок). Висока точність розпізнавання поз досягається лише за оптимальних умов зйомки, що включають достатній рівень освітлення, відсутність візуальних перешкод і стабільне положення камери. У режимі з використанням доповненої реальності система демонструє покращену точність виконання рухів і вищу суб'єктивну зручність, що свідчить про ефективність інтеграції візуального зворотного зв'язку.

На основі отриманих результатів можна сформулювати такі практичні рекомендації:

- для досягнення максимальної точності розпізнавання поз користувача рекомендується використовувати добре освітлені приміщення з мінімальними тінями та сторонніми об'єктами у кадрі;
- бажано забезпечити фіксоване положення камери (наприклад, за допомогою штативу) з метою зниження шумів, викликаних вібрацією або коливанням;
- оптимальну продуктивність системи забезпечують пристрої середнього та високого класу, тоді як бюджетні смартфони потребують додаткової оптимізації застосунку;
- використання AR-підказок значно покращує сприйняття та зручність системи, тому доцільно надавати перевагу саме інтерактивному візуальному зворотному зв'язку.

Таким чином, результати експериментального етапу підтвердили життєздатність підходу до побудови AR-асистента для реабілітаційних завдань і окреслили шляхи до подальшого вдосконалення його точності, адаптивності та зручності у використанні.

## ВИСНОВКИ

Дослідження методів розробки віртуального асистента реабілітолога з використанням доповненої реальності та комп'ютерного зору в рамках цієї магістерської роботи дало змогу сформуванню концепцію інтерактивного мобільного застосунку для підтримки фізичної реабілітації. На початковому етапі дослідження було проведено глибокий аналіз предметної галузі, вивчено наукові публікації, патентну літературу, а також комерційні продукти, що дозволило чітко сформулювати технічні та функціональні вимоги до майбутньої системи. Особливу увагу приділено технологіям розпізнавання людських поз, зокрема ML Kit Pose Detection, та механізмам побудови AR-середовища на мобільних пристроях за допомогою ARCore та ARKit.

У процесі роботи було здійснено порівняльне дослідження доступних технологій, що застосовуються у віртуальних асистентах і реабілітаційних системах. Основними критеріями оцінювання були точність розпізнавання, швидкодія, адаптивність до мобільних платформ, підтримка кросплатформних рішень, можливість автономної роботи без доступу до мережі та зручність використання. На основі розрахунків із застосуванням адитивної лінійної згортки та вагових коефіцієнтів було обґрунтовано вибір найдоцільнішого технічного стеку для реалізації системи.

У рамках розробки було створено мобільний застосунок на платформі Flutter, що реалізує реальний відеопотік, автоматичне розпізнавання поз користувача, обчислення відхилень від еталонної вправи та виведення візуальних AR-підказок у реальному часі. Для точного аналізу рухів було застосовано нормалізовані координати, алгоритми порівняння кутів суглобів, а також формули оцінки точності, стабільності та подібності траєкторій.

Проведене експериментальне тестування дозволило виявити ключові фактори, що впливають на ефективність системи: рівень освітлення, присутність шумів у відео, тип пристрою та використання AR-підказок. Зокрема, було показано, що система досягає найвищої точності у добре освітленому середовищі, на пристроях середнього та флагманського рівня, а AR-візуалізація суттєво

покращує як точність виконання рухів, так і користувацький досвід. У той самий час недоліки на кшталт нестабільної камери або слабкого світла значно знижують якість розпізнавання. Отримані результати свідчать про практичну доцільність та ефективність створеної системи в контексті підтримки процесів дистанційної реабілітації. Вона може бути використана як допоміжний інструмент для пацієнтів, які потребують контролю та зворотного зв'язку при виконанні лікувальної фізкультури, але не мають постійного доступу до реабілітолога.

Подальші напрями розвитку даного рішення можуть включати розширення бібліотеки вправ, персоналізацію алгоритмів з урахуванням біомеханічних характеристик конкретного користувача, інтеграцію з зовнішніми медичними системами, додавання голосового асистента та підтримку глибших аналітичних функцій за допомогою машинного навчання. Також перспективним є використання сенсорних пристроїв і трекерів для поєднання AR-контролю з біофізичними показниками.

Таким чином, результати виконаної магістерської роботи підтверджують доцільність використання технологій доповненої реальності в системах реабілітаційного супроводу. На основі дослідження було створено функціональний прототип, який демонструє практичну ефективність обраного підходу та має потенціал для подальшого розвитку, адаптації під ширший спектр реабілітаційних сценаріїв і впровадження в реальні медичні практики.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Butz, B., Jussen, A., Rafi, A., Lux, G., & Gerken, J. (2022). A Taxonomy for Augmented and Mixed Reality Applications to Support Physical Exercises in Medical Rehabilitation-A Literature Review. *Healthcare (Basel, Switzerland)*, 10(4), 646. URL: <https://doi.org/10.3390/healthcare10040646> (дата звернення: 16.06.2025).
2. ARCore: вебсайт. URL: <https://developers.google.com/ar> (дата звернення: 16.06.2025).
3. ARKit: вебсайт. URL: <https://developer.apple.com/documentation/arkit> (дата звернення: 16.06.2025).
4. Alma S Merians, David Jack, Rares Boian, Marilyn Tremaine, Grigore C Burdea, Sergei V Adamovich, Michael Recce, Howard Poizner. (2002) Virtual Reality–Augmented Rehabilitation for Patients Following Stroke, *Physical Therapy. Computer Science, Control* (9), 82. URL: <https://doi.org/10.1093/ptj/82.9.898> (дата звернення: 16.06.2025).
5. Bilous, N. V., Ahebian, I. A., & Kaluhin, V. V. (2023). DETERMINATION AND COMPARISON METHODS OF BODY POSITIONS ON STREAM VIDEO . *Radio Electronics, Computer Science, Control*, (2), 52. URL: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2023-2-6> (дата звернення: 16.06.2025).
6. Mousavi Hondori, H., & Khademi, M. (2014). A Review on Technical and Clinical Impact of Microsoft Kinect on Physical Therapy and Rehabilitation. *Journal of medical engineering*, 2014, 846514. <https://doi.org/10.1155/2014/846514> (дата звернення: 16.06.2025).
7. KaiHealth: вебсайт. URL: <https://kaihealth.com/> (дата звернення: 16.06.2025).
8. RehabGuru: вебсайт. URL: <https://www.rehabguru.com/> (дата звернення: 16.06.2025).
9. SwordHealth: вебсайт. URL: <https://swordhealth.com/> (дата звернення: 16.06.2025).
10. Bilous, N., Svidin, O., Ahebian, I., & Malko, V. (2024). A skeleton-based method for exercise recognition based on 3D coordinates of human joints. *IAES*

International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI), 13(2), 1805-1816. URL: <http://doi.org/10.11591/ijai.v13.i2.pp1805-1816> (дата звернення: 16.06.2025).

11. Toledo-Peral, C. L., Vega-Martínez, G., Mercado-Gutiérrez, J. A., Rodríguez-Reyes, G., Vera-Hernández, A., Leija-Salas, L., & Gutiérrez-Martínez, J. (2022). Virtual/Augmented Reality for Rehabilitation Applications Using Electromyography as Control/Biofeedback: Systematic Literature Review. *Electronics*, 11(14), 2271. <https://doi.org/10.3390/electronics11142271> (дата звернення: 16.06.2025).

12. ML Kit Pose Detection: вебсайт. URL: <https://developers.google.com/ml-kit/vision/pose-detection> (дата звернення: 16.06.2025).

13. Bilous, Nataliya, Vladyslav Malko, Marcus Frohme, and Alina Nechyporenko. 2024. "Comparison of CNN-Based Architectures for Detection of Different Object Classes" *AI* 5, no. 4: 2300-2320. <https://doi.org/10.3390/ai5040113>. (дата звернення 16.06.2025).

14. Білоус Н.В., Рассоха О.В., Агемян І.А., Грамм О.В. (2020). Дослідження методів для розробки програмної системи розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини. URL: [https://doi.org/10.30837/bi.2020.1\(94\).10](https://doi.org/10.30837/bi.2020.1(94).10) (дата звернення 16.06.2025).

15. Rakova, A. O., and N. V. Bilous. 2020. "REFERENCE POINTS METHOD FOR HUMAN HEAD MOVEMENTS TRACKING". *Radio Electronics, Computer Science, Control*, no. 3 (November):121-28. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2020-3-11>. (дата звернення 16.06.2025).

16. GitHub – mag\_diploma\_2025. GitHub. URL: [https://github.com/artiomIgg/mag\\_diploma\\_2025.git](https://github.com/artiomIgg/mag_diploma_2025.git) (дата звернення 16.06.2025).

**ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ ЗА НАУКОВИМИ НАПРЯМАМИ  
КЕРІВНИКА ТА НАУКОВЦІВ КАФЕДРИ ПРОГРАМНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ**

5. Bilous, N. V., Ahekan, I. A., & Kaluhin, V. V. (2023). DETERMINATION AND COMPARISON METHODS OF BODY POSITIONS ON STREAM VIDEO. Radio Electronics, Computer Science, Control, (2), 52. URL: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2023-2-6> (дата звернення: 16.06.2025).

10. Bilous, N., Svidin, O., Ahekan, I., & Malko, V. (2024). A skeleton-based method for exercise recognition based on 3D coordinates of human joints. IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI), 13(2), 1805-1816. URL: <http://doi.org/10.11591/ijai.v13.i2.pp1805-1816> (дата звернення: 16.06.2025).

13. Bilous, Nataliya, Vladyslav Malko, Marcus Frohme, and Alina Nechyporenko. 2024. "Comparison of CNN-Based Architectures for Detection of Different Object Classes" AI 5, no. 4: 2300-2320. <https://doi.org/10.3390/ai5040113>. (дата звернення 16.06.2025).

14. Білоус Н.В., Рассоха О.В., Агемян І.А., Грамм О.В. (2020). Дослідження методів для розробки програмної системи розпізнавання емоцій та визначення стану здоров'я людини. URL: [https://doi.org/10.30837/bi.2020.1\(94\).10](https://doi.org/10.30837/bi.2020.1(94).10) (дата звернення 16.06.2025)

15. Rakova, A. O., and N. V. Bilous. 2020. "REFERENCE POINTS METHOD FOR HUMAN HEAD MOVEMENTS TRACKING". Radio Electronics, Computer Science, Control, no. 3 (November):121-28. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2020-3-11>. (дата звернення 16.06.2025).