

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ  
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ  
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»  
ФАКУЛЬТЕТ БІОМЕДИЧНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ  
(повна назва інституту/факультету)

кафедра БІОМЕДИЧНОЇ КІБЕРНЕТИКИ  
(повна назва кафедри)

«На правах рукопису»  
УДК \_\_\_\_\_

«До захисту допущено»  
В.о.завідувача кафедри БМК

\_\_\_\_\_ Світлана АЛХІМОВА  
(підпис) (ініціали, ПРІЗВИЩЕ)

“ \_\_\_ ” *грудня* 2025р.

**Магістерська дисертація**  
на здобуття ступеня магістра  
за освітньо-професійною програмою **«Комп'ютерні технології в біології та  
медицині»**  
зі спеціальності **122 «Комп'ютерні науки»**

на тему: **Використання технології комп'ютерного зору для  
відстеження фітнес-тренувань**

Виконав: студент II курсу, групи ЗК-41мп

**БАБКІН ВОЛОДИМИР ОЛЕКСІЙОВИЧ**

(прізвище, ім'я, по батькові)



(підпис)

Науковий керівник: *професор каф. біомедичної кібернетики  
доцент, д.т.н. Зеленський Кирило Харитонович*

(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ім'я, по ініціали)



(підпис)

Рецензент: *професор каф. біомедичної інженерії, доцент, д.т.н.*

*Іванець Ольга Борисівна*

(посада, науковий ступінь, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали)

(підпис)

Засвідчую, що у цій магістерській  
дисертації немає запозичень з праць  
інших авторів без відповідних  
посилань.

Студент \_\_\_\_\_



(підпис)

Київ – 2025 року

**Національний технічний університет України**  
**«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**  
**Факультет біомедичної інженерії**  
**Кафедра біомедичної кібернетики**

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 122 «Комп'ютерні науки»

Освітньо-професійна програма «Комп'ютерні технології в біології та медицині»

ЗАТВЕРДЖУЮ

В.о.завідувача кафедри БМК

\_\_\_\_\_ Світлана АЛХІМОВА

« \_\_\_\_ » листопада 2025 р.

**ЗАВДАННЯ**  
**на магістерську дисертацію студенту**

**БАБКІН ВОЛОДИМИР ОЛЕКСІЙОВИЧ**

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема дисертації Використання технології комп'ютерного зору для відстеження фітнес-тренувань

науковий керівник дисертації

*Зеленський Кирило Харитонович, професор каф. БМК*

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від «03» листопада 2025 р. №4751-с

2. Термін подання студентом дисертації 20-22 листопада 2025 року

3. Об'єкт дослідження: процес автоматизованого аналізу та оцінювання техніки виконання фізичних вправ людиною з використанням технології комп'ютерного зору

4. Вихідні дані: науково-технічна література та сучасні публікації з питань біомеханіки спорту, комп'ютерного зору та оцінювання пози; технічна документація бібліотек MediaPipe, OpenCV, NumPy;

5. Перелік завдань, які потрібно розробити: розробити алгоритм для визначення ключових точок тіла та обчислення кутів суглобів за допомогою технології MediaPipe; реалізувати програму для реєстрації та відображення амплітуди руху та кількості повторень у реальному часі; впровадити систему контролю техніки виконання, що запобігає “читтінгу” та допомозі корпусом; забезпечити інтуїтивно зрозумілий графічний інтерфейс для відображення зворотного зв'язку та підрахунку повторень.

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: 2 формули, 4 таблиці, 7 рисунків, презентація з захисту МД на 14 слайдах

7. Дата видачі завдання 28 серпня 2025р.

### Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів МД	Примітка
1	Отримати завдання на МД	До 28.08.2025	<i>виконано</i>
2	Завершення виконання практичної частина МД	До 25.10.2025	<i>виконано</i>
3	Завершення оформлення розділів МД (Вступ, Основні розділи та висновки до них, Загальні висновки, Список використаних джерел)	До 24.11.2025	<i>виконано</i>
4	Апробація та публікація результатів дослідження МД (отримати підтвердження про прийняття до друку)	До 01.12.2025	<i>виконано</i>
5	Перевірка МД науковим керівником	24.11.2025	<i>виконано</i>
6	Подання в електронному вигляді МД на перевірку нормоконтролера	До 01.12.2025	
7	Подання в електронному вигляді МД на перевірку подібності Strike Plagiarism com. Отримати позитивний звіт подібності.	До 05.12.2025	
8	Підготовка Експертної оцінки до звіту подібності.	До 10.12.2025	
9	Отримати відгук наукового керівника	10.12.2025	
10	Надати на кафедру пакет документів в паперовому та електронному вигляді (МД, відгук керівника, звіт подібності, Експертної оцінки до звіту подібності )	10-11.12.2025	
11	Отримати допуск до захисту МД в ЕК та направлення до рецензента (засідання кафедри)	Засідання кафедри	
12	Подання МД рецензенту. Отримати на надання рецензію до ЕК / на кафедру	До 19.12.2025	
13	Подання супровідного пакету документів по МД до захисту в ЕК <sup>1</sup>	До 19.12.2025	
14	Захист МД в ЕК	22 – 26.12.2025	

Студент

(підпис)

**ВОЛОДИМИР БАБКІН**

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Науковий керівник

(підпис)

**КИРИЛО ЗЕЛЕНСЬКИЙ**

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Нормоконтролер

(підпис)

**ГАЛИНА КОРНІЄНКО**

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

<sup>1</sup> не пізніше ніж за один тиждень до затвердженої дати захисту МД в ЕК

## РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація за темою «Використання технології комп'ютерного зору для відстеження фітнес-тренувань» виконана студентом кафедри біомедичної кібернетики ФСП Бабкіним Володимиром Олексійовичем зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» за освітньо-професійною програмою «Комп'ютерні технології в біології та медицині» та складається зі: вступу; 5 розділів (1. Аналоги програмного продукту для відстеження фітнес-тренувань з використанням технології комп'ютерного зору; 2. Засоби реалізації програмного продукту; 3. Обґрунтування вибору програмного продукту для реалізації використання технології комп'ютерного зору для відстеження фітнес-тренувань. 4. Інформаційне забезпечення. Програмна реалізація та методика роботи програмного продукту для відстеження фітнес-тренувань з використанням технології комп'ютерного зору; 5. Узагальнення результатів дисертаційної роботи), розділу зі стартап проекту, висновків до кожного з цих розділів; загальних висновків; списку використаних джерел, який налічує 51 джерело та додатків. Загальний обсяг роботи 113 сторінок.

**Актуальність теми.** Актуальність теми зумовлена фундаментальною проблемою у сферах фітнесу та фізичної реабілітації: відсутністю об'єктивного та доступного контролю за якістю виконання вправ. Ця проблема загострилася з поширенням домашніх тренувань та телереабілітації, де користувачі виконують складні рухи без нагляду кваліфікованого спеціаліста. Існуючі підходи (відео-інструкції, дзеркала) не забезпечують належного зворотного зв'язку, що призводить до зниження ефективності тренувань та, що небезпечніше, до суттєвого зростання ризику травм через неправильну біомеханіку та використання компенсаторних рухів («чітгінгу»). Вирішення цієї проблеми лежить у застосуванні систем комп'ютерного зору, здатних виступати в ролі «віртуального тренера»

**Мета і задачі дослідження.**

Метою роботи є підвищення точності контролю техніки виконання вправ та автоматизація підрахунку повторень за допомогою комп'ютерного зору та алгоритмів обробки відео.

Сформульовано наступні **задачі**:

1. Розробити алгоритм для визначення ключових точок тіла та обчислення кутів суглобів за допомогою технології MediaPipe.
2. Реалізувати програму для реєстрації та відображення амплітуди руху та кількості повторень у реальному часі.
3. Впровадити систему контролю техніки виконання, що запобігає “читтінгу” та допомозі корпусом.
4. Забезпечити інтуїтивно зрозумілий графічний інтерфейс для відображення зворотного зв'язку та підрахунку повторень.

**Об'єкт дослідження.** Процес виконання фізичних вправ людиною, зафіксований у відеопотоці в реальному часі.

**Предмет дослідження.** Біомеханічні параметри рухів людини (кути суглобів, амплітуда, темп, просторове положення корпусу) та методи їх безконтактного аналізу за допомогою технологій комп'ютерного зору.

**Методи дослідження.** Методи комп'ютерного зору (OpenCV), моделі машинного навчання для оцінювання пози людини (MediaPipe BlazePose), методи біомеханічного аналізу, алгоритми розрахунку кутів суглобів (на базі NumPy), реалізація кінцевого автомата для відстеження фаз вправи, методи системного аналізу та проектування програмного забезпечення, моделювання загроз (STRIDE).

**Практичне значення одержаних результатів** система дозволяє користувачам самостійно контролювати техніку виконання рухів, що сприяє підвищенню ефективності тренувань та суттєво знижує ризик травматизму опорно-рухового апарату завдяки своєчасному виявленню помилок. Крім того, продукт може слугувати ефективним інструментом у сфері

телереабілітації для дистанційного моніторингу відновлення амплітуди рухів пацієнтів, забезпечуючи лікарів об'єктивними кількісними даними.

*Апробація результатів дослідження непередбачено*

*Публікації. непередбачено*

**Ключові слова.** Комп'ютерний зір, віртуальний тренер, оцінювання пози, MediaPipe, OpenCV, аналіз рухів, біомеханіка, фізичні вправи, корекція техніки, захист інформації, «чітінг».

**Бібліографічний опис МД**

Бабкін, В. О. Використання технології комп'ютерного зору для відстеження фітнес-тренувань : магістерська дис. : 122 Комп'ютерні науки / Бабкін Володимир Олексійович. – Київ, 2025. – 129 с

## ABSTRACT

Master's thesis on the topic "Using computer vision technology to track fitness training" was completed by a student of the Department of Biomedical Cybernetics of the FSP Babkin Volodymyr Oleksiyovych, specialty 122 "Computer Science" under the educational and professional program "Computer Technologies in Biology and Medicine" and consists of: introduction; 5 sections (1. Analogues of the software product for tracking fitness training using computer vision technology; 2. Means of implementing the software product; 3. Justification of the choice of the software product for implementing the use of computer vision technology for tracking fitness training. 4. Information support. Software implementation and methodology of the software product for tracking fitness training using computer vision technology; 5. Summary of the results of the dissertation work), a section on the startup project, conclusions for each of these sections; general conclusions; a list of sources used, which includes 51 sources and appendices. The total volume of the work is 113 pages.

***Relevance of the topic.*** The relevance of the topic is due to a fundamental problem in the fields of fitness and physical rehabilitation: the lack of objective and accessible control over the quality of exercise performance. This problem has become more acute with the spread of home training and telerehabilitation, where users perform complex movements without the supervision of a qualified specialist. Existing approaches (video instructions, mirrors) do not provide proper feedback, which leads to a decrease in the effectiveness of training and, more dangerously, to a significant increase in the risk of injuries due to incorrect biomechanics and the use of compensatory movements ("cheating"). The solution to this problem lies in the use of computer vision systems that can act as a "virtual trainer"

***Purpose and objectives of the study.***

The goal of the work is to increase the accuracy of exercise technique control and automate repetition counting using computer vision and video processing

algorithms.

The following **tasks** have been formulated:

1. Develop an algorithm for determining key points of the body and calculating joint angles using MediaPipe technology.
2. Implement a program for registering and displaying the amplitude of movement and the number of repetitions in real time.
3. Implement a system for controlling the execution technique, which prevents “cheating” and body assistance.
4. Provide an intuitive graphical interface for displaying feedback and counting repetitions.

**Research object.** The process of a person performing physical exercises, recorded in a real-time video stream.

**Subject of research.** Biomechanical parameters of human movements (joint angles, amplitude, pace, spatial position of the body) and methods of their non-contact analysis using computer vision technologies.

**Research methods.** Computer vision methods (OpenCV), machine learning models for human posture assessment (MediaPipe BlazePose), biomechanical analysis methods, joint angle calculation algorithms (based on NumPy), implementation of a finite state machine for tracking exercise phases, systems analysis and software design methods, threat modeling (STRIDE).

**The practical significance of the results** obtained is that the system allows users to independently control the technique of performing movements, which contributes to increasing the effectiveness of training and significantly reduces the risk of musculoskeletal injuries due to timely detection of errors. In addition, the product can serve as an effective tool in the field of telerehabilitation for remote monitoring of the restoration of the amplitude of patients' movements, providing doctors with objective quantitative data.

**Keywords.** Computer vision, virtual trainer, posture assessment, MediaPipe, OpenCV, movement analysis, biomechanics, physical exercises, technique correction, information protection, "cheating".

## ЗМІСТ

<b>ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ .....</b>	<b>13</b>
<b>ВСТУП.....</b>	<b>16</b>
<b>РОЗДІЛ 1 АНАЛОГИ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ ДЛЯ ВІДСТЕЖЕННЯ ФІТНЕС-ТРЕНУВАНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ТЕХНОЛОГІЇ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ .....</b>	<b>19</b>
1.1 Аналіз сучасних методів та засобів моніторингу рухів .....	19
1.2 Огляд та порівняльний аналіз комерційних інтерактивних фітнес-систем.....	28
1.3 Еволюція методів аналізів руху .....	30
Висновок з розділу 1.....	32
<b>РОЗДІЛ 2 ЗАСОБИ РЕАЛІЗАЦІЇ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ</b>	<b>35</b>
2.1 Вибір та опис моделі машинного навчання.....	36
2.2 Архітектурний підхід: Аналіз руху за допомогою відео.....	38
2.3 Біомеханічна основа програмної реалізації .....	39
2.4 Реалізація алгоритмів якісного аналізу .....	40
2.5 Архітектура моделі класифікації та корекції .....	42
2.6 Архітектурний підхід: Часові згортки для аналізу відео .....	44
Висновок з розділу 2.....	45
<b>РОЗДІЛ 3 ОБГРУНТУВАННЯ ВИБОРУ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ ДЛЯ РЕАЛІЗАЦІЇ ВИКОРИСТАННЯ ТЕХНОЛОГІЇ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ДЛЯ ВІДСТЕЖЕННЯ ФІТНЕС- ТРЕНУВАНЬ.....</b>	<b>47</b>
3.1 Огляд проблеми .....	48
3.2 Обґрунтування прийнятих рішень .....	52
3.3 Практичне застосування програмного забезпечення.....	57

	10
3.4	МОДЕЛЬ ЗАГРОЗ ТА АНАЛІЗ РИЗИКІВ..... 59
3.5	АРХІТЕКТУРНІ РІШЕННЯ ТА ПРИНЦИПИ ..... 61
3.6	АРХІТЕКТУРНІ РІШЕННЯ ТА ПРИНЦИПИ ..... 64
3.7	ВПРОВАДЖЕННЯ ПРАКТИК БЕЗПЕЧНОГО КОДУВАННЯ..... 65
3.8	БЕЗПЕКА ЛАНЦЮГА ПОСТАЧАННЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ . 67
	Висновок з розділу 3..... 70

**РОЗДІЛ 4 ІНФОРМАЦІЙНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ. ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА МЕТОДИКА РОБОТИ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ ДЛЯ ВІДСТЕЖЕННЯ ФІТНЕС-ТРЕНУВАНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ТЕХНОЛОГІЇ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ..... 73**

4.1.	ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ..... 73
4.2.	АРХІТЕКТУРА ТА СТРУКТУРА СИСТЕМИ ..... 74
4.3.	ПРИНЦИП РОБОТИ СИСТЕМИ ..... 75
4.4.	ОБРОБКА ТА ФІЛЬТРАЦІЯ ДАНИХ ..... 76
4.5.	ПОРІВНЯННЯ З ІСНУЮЧИМИ АНАЛОГАМИ ..... 77
4.6.	АЛГОРИТМІЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ..... 78
4.7.	ОСОБЛИВОСТІ РЕАЛІЗАЦІЇ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ..... 79
4.8.	МЕТОДИКА ОЦІНЮВАННЯ РУХІВ ..... 86
4.9.	ПОРІВНЯЛЬНА ОЦІНКА ТОЧНОСТІ ..... 87
4.10.	ПОРІВНЯЛЬНА ОЦІНКА ТОЧНОСТІ ..... 88
4.11.	МЕТОДИКА ТЕСТУВАННЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ..... 88
4.12.	АНАЛІЗ ШВИДКОДІЇ ТА ЕФЕКТИВНОСТІ ..... 89
4.13.	СЦЕНАРІЇ ВИКОРИСТАННЯ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ..... 90
4.14.	ПОРІВНЯННЯ СУМАІ З ІСНУЮЧИМИ АНАЛОГАМИ..... 91
4.15.	АНАЛІЗ КОРИСТУВАЦЬКОГО ДОСВІДУ ..... 91
4.16.	НАДІЙНІСТЬ СИСТЕМИ ТА ОБРОБКА ГРАНИЧНИХ ВИПАДКІВ ..... 93
4.17.	ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ З ІНШИМИ ТЕХНОЛОГІЯМИ ..... 94
4.18.	БІОМЕХАНІЧНЕ ОБҐРУНТУВАННЯ МЕТОДИКИ ..... 96
4.19.	ЕТИЧНІ АСПЕКТИ ТА СОЦІАЛЬНІ НАСЛІДКИ ЗАСТОСУВАННЯ ..... 98

	11
4.20.    МОДЕЛЬ ЗАГРОЗ БЕЗПЕЦІ ТА СТРАТЕГІЇ ЗАХИСТУ ІНФОРМАЦІЇ ..	100
4.21.    ДОРОЖНЯ КАРТА РОЗВИТКУ .....	102
Висновок до розділу 4.....	105
<b>РОЗДІЛ 5 УЗАГАЛЬНЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ .....</b>	<b>107</b>
5.1    ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ ТА ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ .....	107
5.2    ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ВЕРИФІКАЦЯ, ЗАХИСТ ДАНИХ ТА ПРАКТИЧНА ЦІННІСТЬ .....	108
Висновок до розділу 5.....	108
<b>РОЗДІЛ 6 СТАРТАП-ПРОЄКТ ЗА ТЕМОЮ МАГІСТЕРСЬКОГО ДОСЛІДЖЕННЯ .....</b>	<b>110</b>
6.1 НАЗВА ПРОЄКТУ .....	110
6.2 КОРОТКИЙ ОПИС ПРОЄКТУ .....	110
6.3 БІЗНЕС МОДЕЛЬ.....	111
6.3.1 Цінність продукту.....	111
6.3.2 Виконання вимог користувачів .....	111
6.3.3 Сегмент споживачів.....	111
6.3.4 Канали збуту.....	112
6.3.5 Взаємодія з користувачами.....	112
6.3.6 Дохід проєкту .....	112
6.3.7 Ключові види діяльності .....	112
6.4 КЛЮЧОВІ РЕСУРСИ .....	113
6.4.1 Матеріальні ресурси .....	113
6.4.2 Інтелектуальні ресурси.....	113
6.4.3 Людські ресурси.....	113
6.4.4 Фінансові ресурси.....	114
6.4.5 Ключові партнери .....	114
6.4.6 Витрати .....	114
6.4.7 Споживчі властивості товару.....	115

	12
6.5 Дослідження ринку .....	115
6.6 ЕЛЕМЕНТИ ФІНАНСОВОГО ПЛАНУ .....	116
6.6.1 Опис бізнес-проєкту .....	116
6.6.2 Опис товару/послуги/технології.....	116
6.6.3 Маркетинг та продаж.....	116
6.6.4 Фінансовий план .....	116
<b>ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ .....</b>	<b>118</b>
<b>СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ .....</b>	<b>121</b>

## **ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ**

**2D** (Two-dimensional) - двовимірний простір (площина).

**3D** (Three-dimensional) - тривимірний простір (об'єм)

**FPS** (Frames Per Second) - кадрова частота, кількість кадрів на секунду.

**мс** - мілісекунда.

**с** - секунда.

**AI** (Artificial Intelligence) - штучний інтелект.

**API** (Application Programming Interface) - інтерфейс прикладного програмування.

**B2B** (Business-to-Business) - модель бізнесу «бізнес для бізнесу».

**Bi-CGRU** (Bidirectional Convolutional Gated Recurrent Unit) - двонаправлена згорткова керована рекурентна нейронна мережа.

**CNN** (Convolutional Neural Network) - згорткова нейронна мережа.

**CPU** (Central Processing Unit) - центральний процесор.

**CV** (Computer Vision) - комп'ютерний зір.

**EMA** (Exponential Moving Average) - експоненційне ковзне середнє (метод згладжування даних).

**GDPR** (General Data Protection Regulation) - загальний регламент про захист даних.

**GPU** (Graphics Processing Unit) - графічний процесор.

**GRU** (Gated Recurrent Unit) - керований рекурентний блок (тип архітектури нейромережі).

**GUI** (Graphical User Interface) - графічний інтерфейс користувача.

**HAR** (Human Activity Recognition) - розпізнавання активності людини.

**HCI** (Human-Computer Interaction) - взаємодія людина-комп'ютер.

**HPE** (Human Pose Estimation) - оцінювання (розпізнавання) пози людини.

**IDE** (Integrated Development Environment) - інтегроване середовище розробки. **IMU** (Inertial Measurement Unit) - інерційний вимірювальний модуль (датчик). **LSTM** (Long Short-Term Memory) - довга короткочасна пам'ять (архітектура рекурентних мереж).

**MitM** (Man-in-the-Middle) - атака «людина посередині» (тип кібератаки).

**ML** (Machine Learning) - машинне навчання.

**MVP** (Minimum Viable Product) - мінімально життєздатний продукт.

**OpenCV** (Open Source Computer Vision Library) - відкрита бібліотека комп'ютерного зору.

**PoLP** (Principle of Least Privilege) - принцип найменших привілеїв (концепція інформаційної безпеки).

**RNN** (Recurrent Neural Network) - рекурентна нейронна мережа.

**ROM** (Range of Motion) - амплітуда руху суглоба.

**SaaS** (Software as a Service) - програмне забезпечення як послуга (модель монетизації).

**SDK** (Software Development Kit) - комплект розробки програмного забезпечення.

**STRIDE** - модель моделювання загроз (Spoofing, Tampering, Repudiation, Information Disclosure, Denial of Service, Elevation of Privilege).

**UI/UX** (User Interface / User Experience) - інтерфейс користувача та досвід користувача.

**ВВП** - валовий внутрішній продукт.

**МД** - магістерська дисертація.

**НДР** - науково-дослідна робота.

**ОС** - операційна система.

**ПЗ** - програмне забезпечення.

**ФОП** - фізична особа-підприємець (або фонд оплати праці в контексті стартапу).

**GymAI** - назва розробленого програмного продукту.

**MediaPipe** - кросплатформовий фреймворк машинного навчання від Google для обробки мультимедійних даних.

**BlazePose** - модель машинного навчання для оцінювання пози людини в реальному часі, що використовується в MediaPipe.

**Еталон (Ground Truth)** - істинне значення або зразок правильного виконання, з яким порівнюються результати роботи алгоритму.

**Лендмарк (Landmark)** - ключова точка на тілі людини (суглоб або анатомічний орієнтир), що відстежується системою (в MediaPipe Pose їх 33).

**Чітінг (Cheating)** - використання інерції, розгойдування або допомоги іншими групами м'язів для полегшення виконання вправи, що порушує техніку та знижує ефективність.

## ВСТУП

У сучасному світі регулярна фізична активність та реабілітаційні заходи є невід'ємною складовою підтримання здоров'я населення. Проте стрімке зростання популярності домашніх тренувань та телемедицини виявило критичну проблему: відсутність кваліфікованого контролю за технікою виконання вправ. Виконанні складних біомеханічних рухів без нагляду фахівця часто призводить до зниження ефективності занять та, що більш критично, до підвищеного травматизму опорно-рухового апарату через використання неправильної техніки та компенсаторних рухів («чітгінгу»).

Існуючі методи самоконтролю (дзеркала, відеоінструкції) не забезпечують об'єктивного зворотного зв'язку. Водночас професійні системи аналізу руху (наприклад, Vicon) є занадто дорогими та складними для масового використання. Розвиток методів штучного інтелекту, зокрема технологій комп'ютерного зору (Computer Vision) та оцінювання пози людини (Pose Estimation), відкриває нові можливості для створення доступних систем автоматизованого моніторингу. Розробка програмного забезпечення, здатного виконувати функції «віртуального тренера» за допомогою звичайної веб-камери, є актуальним науково-практичним завданням, яке дозволить демократизувати доступ до безпечного фітнесу та якісної реабілітації.

### *Мета і завдання роботи*

Метою роботи є підвищення ефективності та безпеки фізичних тренувань шляхом розробки програмного продукту «віртуальний тренер», який на основі методів комп'ютерного зору забезпечує автоматизований аналіз біомеханіки рухів, виявлення помилок техніки та надання корегуючого зворотного зв'язку в режимі реального часу.

Її досягнення передбачає вирішення наступних завдань:

1. Аналіз вітчизняних та зарубіжних джерел, присвячених методам оцінювання пози людини та існуючим програмним рішенням у сфері Fitness AI.
2. Обґрунтування вибору технологічного стеку та математичних моделей для забезпечення високоточної 3D-реконструкції скелета людини з монокулярного відеопотоку.
3. Розробка алгоритмів для кількісного аналізу кінематичних параметрів вправ (кути суглобів, амплітуда, темп) та детекції відхилень від еталонної техніки (стабільність корпусу, «чітінг»).
4. Програмна реалізація прототипу системи «GymAI» з використанням бібліотек комп'ютерного зору, що працює в реальному часі на користувацькому обладнанні.
5. Розробка та впровадження механізмів захисту інформації, що базуються на принципах локальної обробки даних (Privacy by Design).
6. Розробка стартап-проєкту для комерціалізації створеного програмного продукту.

**Використані методи.** У роботі застосовано методи системного аналізу для визначення вимог до системи; методи комп'ютерного зору та машинного навчання (бібліотеки MediaPipe, OpenCV) для детекції та трекінгу ключових точок тіла; методи векторної алгебри та аналітичної геометрії (бібліотека NumPy) для розрахунку кутів і просторових параметрів; методи об'єктно-орієнтованого програмування (мова Python) для реалізації програмного продукту; методи моделювання загроз (STRIDE) для забезпечення інформаційної безпеки.

**Отримані результати.** . Розроблено та програмно реалізовано систему «GymAI», яка забезпечує 3D-аналіз техніки виконання фізичних вправ у реальному часі з використанням однієї веб-камери. Створено унікальні алгоритми детекції «чітінгу» на основі аналізу Z-координати та стабільності корпусу. Експериментально підтверджено високу точність

підрахунку повторень (99%) та класифікації помилок (94%). Запропоновано архітектурне рішення з повною локальною обробкою даних, що гарантує конфіденційність користувача.

### ***Структура роботи***

Магістерська дисертація за темою «Використання технології комп'ютерного зору для відстеження фітнес-тренувань» виконана студентом *Бабкіним Володимиром Олексійовичем* зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» за освітньо-професійною програмою «Комп'ютерні технології в біології та медицині», побудована за класичним типом та викладена на 129 сторінках машинописного тексту. Вона складається з: вступу; 5 розділів (1. *Аналоги програмного продукту для відстеження фітнес-тренувань з використанням технології комп'ютерного зору*; 2. *Засоби реалізації програмного продукту*; 3. *Обґрунтування вибору програмного продукту для реалізації використання технології комп'ютерного зору для відстеження фітнес-тренувань*. 4. *Інформаційне забезпечення. Програмна реалізація та методика роботи програмного продукту для відстеження фітнес-тренувань з використанням технології комп'ютерного зору*; 5. *Узагальнення результатів дисертаційної роботи*), розділу зі стартап проекту, висновків до кожного з цих розділів; загальних висновків; списку використаних джерел, який налічує 51 джерело. В роботі представлено 2 формули, 7 рисунків і 4 таблиці.

# РОЗДІЛ 1

## АНАЛОГИ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ ДЛЯ ВІДСТЕЖЕННЯ ФІТНЕС-ТРЕНУВАНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ТЕХНОЛОГІЇ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ

Розділ 1 присвячено критичному аналізу існуючих науково-технічних рішень та програмних продуктів у сфері моніторингу фізичної реабілітації та контролю за виконанням вправ. Відповідно до мети та завдань, поставлених у МД, проводиться огляд та порівняльний аналіз сучасних програмних комплексів, призначених для оцінки та корекції рухової активності користувача.

Особливу увагу приділено аналізу фундаментальних технологій та методологічних підходів, що лежать в основі цих рішень. Зокрема, розглядаються системи на основі комп'ютерного зору, що використовують методи оцінювання пози людини.

Метою даного огляду є систематизація існуючих підходів, ідентифікація їхніх ключових переваг та функціональних обмежень. Такий аналіз дозволить виявити невирішену частину проблеми та чітко обґрунтувати технологічний розрив, на заповнення якого спрямована дана МД.

### **1.1 Аналіз сучасних методів та засобів моніторингу рухів**

Сучасний ринок рішень для аналізу рухів можна умовно поділити на декілька ключових сегментів. Перший і найбільш точний з них - це високотехнологічні програмно-апаратні комплекси, що вимагають спеціалізованого обладнання та є еталонними з точки зору збору даних.

Домінуючу позицію в цьому сегменті займає тривимірний (3D) аналіз руху, який вважається «золотим стандартом» у клінічній реабілітації та

біомеханічних дослідженнях. Такі комерційні системи, як Vicon або Kinetisense, працюють за маркерною технологією. Їхній принцип роботи полягає у використанні набору з двох або більше каліброваних цифрових камер, які відстежують точні просторові координати пасивних (світловідбиваючих) або активних (світловипромінюючих) маркерів, що розміщуються на конкретних анатомічних орієнтирах тіла досліджуваного. Ключова перевага цього підходу полягає в його здатності об'єктивно кількісно оцінювати змінену біомеханіку та, що особливо важливо для завдань даної дисертації, ідентифікувати вторинні компенсаторні рухи. Це явище, відоме в тренувальному процесі як «читтінг», є фундаментальною помилкою, що не лише знижує ефективність цільової вправи, але й створює небезпечне навантаження на поперековий відділ хребта. Незважаючи на високу точність, ці системи мають критичні недоліки, що унеможливають їх масове впровадження: надзвичайно висока вартість, що сягає десятків і сотень тисяч доларів, технічна складність експлуатації та вимога до стаціонарного обладнання [1].

Окремий, надзвичайно широкий сегмент ринку становлять мобільні додатки для здоров'я (mHealth), орієнтовані на широке коло користувачів. На відміну від вузькоспеціалізованих апаратних комплексів, ці програмні рішення спрямовані на загальне просування здорового способу життя, зокрема на підвищення щоденної фізичної активності. Численні дослідження підтверджують ефективність цього підходу. Наприклад, систематичний огляд 14 рандомізованих клінічних досліджень (RCTs) показав, що в 13 із 14 випадків використання мобільних додатків призводило до статистично значущого збільшення рівня фізичної активності у дорослих [2].

Механізм їхньої дії базується переважно на теоріях поведінкових змін. Вони мотивують користувача за допомогою таких інструментів, як встановлення персоналізованих цілей, надання зворотного зв'язку, освітньої інформації, використання систем винагород та гейміфікації [2].

Однак, з точки зору завдань даної дисертаційної роботи, важливо підкреслити їхнє ключове технологічне обмеження. Аналіз показує, що переважна більшість цих додатків вимірюють активність або через автоматичний запис з акселерометрів та крокомірів (вбудованих у смартфон чи носимий трекер), або через ручне введення даних користувачем. Таким чином, фокус цих систем спрямований виключно на кількісні показники (кількість кроків, загальний час активності), а не на якісні. Вони не володіють інструментарієм для біомеханічного аналізу та не здатні оцінювати правильність чи безпечність виконання конкретних фізичних вправ. Це створює окрему нішу для розробки інтелектуальних систем, здатних аналізувати саме якість та коректність рухів [2].

Іншим значущим напрямком для вирішення задачі моніторингу рухів є системи на основі носимих інерційних сенсорів. Цей підхід відмовляється від зовнішніх камер і натомість покладається на апаратне забезпечення, що безпосередньо кріпиться до тіла спортсмена. Такі сенсори, відомі як інерційні вимірювальні блоки (IMU), зазвичай містять акселерометри для вимірювання лінійного прискорення та гіроскопи (зазвичай кутової швидкості) для вимірювання обертального прискорення. Часто до них додають магнітометри, які, хоч і не є інерційними, надають фіксовану систему відліку (подібно до компаса) [3].

Популярність носимих сенсорів у спортивній науці стрімко зростає з кількох причин. По-перше, вони мають значну перевагу над традиційним лабораторним обладнанням (як-от оптичні 3D-системи), оскільки дозволяють вимірювати рухи людини ненав'язливо та в реальних, польових умовах (*ambulatory environment*), а не в стерильній лабораторії. По-друге, вони пропонують порівняно низьку вартість. Їхня доступність та мініатюризація були значною мірою зумовлені масовим впровадженням у споживчій електроніці, зокрема в мобільних телефонах [3].

Ці сенсори є потужними біомеханічними інструментами: на основі їхніх даних про прискорення можна розрахувати кутові швидкості, кутові

переміщення та, за певних умов, навіть оцінити сили та моменти, що діють на сегменти тіла. Вони успішно застосовуються для детального аналізу ходи (бігу та ходьби), а також складних циклічних рухів, як-от аналіз обертання корпусу (body roll) та підрахук гребків у плаванні [3].

Незважаючи на ці переваги, впровадження ІМУ має суттєві обмеження та вимагає високої експертизи [3].

1. Складність інтерпретації даних. Ключова проблема полягає в тому, що акселерометри вимірюють прискорення, яке є другою похідною від переміщення. Ці дані не є інтуїтивно зрозумілими для більшості користувачів (тренерів, спортсменів), які звикли мислити категоріями відстані та положення [3].

2. Критична важливість валідації. Точність сенсорів є вузькоспеціалізованою. Наприклад, сенсор, валідований для підрахунку гребків у плаванні вільним стилем, потребуватиме окремої валідації для стилів батерфляй або брас, оскільки рухові патерни там кардинально інші [3].

3. Залежність від місця розташування. Збір значущих даних повністю залежить від правильного розміщення сенсора. Наприклад, спроба виміряти частоту ударів ногами в плаванні за допомогою сенсора на попереку (L5/S1) не дасть результату, оскільки удари ногами не збігаються з обертанням корпусу. Водночас, сенсор у цьому ж місці буде ефективним для аналізу рухів рук, оскільки вони корелюють з обертанням корпусу [3].

Таким чином, хоча інерційні сенсори є потужним та відносно доступним апаратним рішенням, їхня ефективність обмежується високими вимогами до навичок оператора, необхідністю вузької валідації під кожен конкретну задачу та складністю інтерпретації неінтуїтивних даних про прискорення.

Найбільш сучасним та програмно-орієнтованим підходом до вирішення задачі моніторингу є «віртуальні фітнес-тренери» (AI Fitness Trainers). Ці системи є прямою відповіддю на ринковий попит, пропонуючи переваги персоналізованого тренінгу без високих фінансових витрат на послуги

персонального тренера чи придбання дорогого обладнання. Вони покликані зробити контроль за тренуваннями доступним для масового користувача, використовуючи лише смартфон або веб-камеру [4].

На відміну від простих mHealth-додатків, що фокусуються на кількості активності, AI-тренери зосереджені на якості виконання. Їхній ключовий функціонал побудований навколо двох основних завдань:

1. Персоналізація тренувань. Системи аналізують вхідні дані користувача (рівень підготовки, фізичні атрибути, цілі) та, за допомогою алгоритмів машинного навчання, пропонують індивідуалізовані плани тренувань [4].

2. Аналіз форми та запобігання травмам. Це є їхньою головною технологічною перевагою. Використовуючи передові технології відстеження рухів, ці програми аналізують біомеханіку користувача в режимі реального часу, надаючи миттєвий зворотний зв'язок щодо неправильної форми або ризику отримання травми [4].

Технологічний стек, що забезпечує цей функціонал, базується на комп'ютерному зорі (Computer Vision). Для відстеження рухів користувача з відеопотоку застосовуються спеціалізовані бібліотеки:

- OpenCV: Використовується як фундаментальний інструмент для обробки зображень та відео в реальному часі, дозволяючи захоплювати кадри з камери та виконувати базові операції, такі як розпізнавання жестів [4].

- MediaPipe (з BlazePose): Є однією з найпопулярніших технологій у цій галузі для оцінювання пози людини (Pose Estimation). Цей фреймворк від Google дозволяє з високою точністю визначати ключові точки (суглоби) людського тіла в реальному часі, що є основою для подальшого біомеханічного аналізу - наприклад, розрахунку кутів у суглобах [4].

- Моделі глибокого навчання: Для більш складного аналізу рухів (наприклад, для точної корекції присідань) можуть застосовуватися специфічні архітектури нейронних мереж, такі як Convolutional Neural Networks (CNN) або Stacked Bidirectional Gated Recurrent Units (Bi-GRU) [4].

Незважаючи на стрімкий розвиток, AI-тренери мають низку суттєвих обмежень, які відкривають простір для наукових досліджень та вдосконалення:

1. Технічні неточності. Ефективність усієї системи напряму залежить від точності алгоритму Pose Estimation. На практиці якість розпізнавання пози може суттєво погіршуватися через погану якість камери, недостатнє освітлення або складні ракурси, що призводить до некоректного зворотного зв'язку [4].

2. Проблема «усереднення». Алгоритми, навчені на загальних наборах даних, можуть не враховувати індивідуальні анатомічні особливості або різноманітні типи тілобудови. Вони можуть некоректно інтерпретувати рухи, що відхиляються від "середнього" зразка [4].

3. Обмежена складність аналізу. Хоча AI-системи добре впораються з базовими вправами, вони часто не здатні забезпечити такий же рівень деталізації та нюансів, як досвідчений людський тренер, особливо при виконанні складних, багатосуглобових рухів [4].

4. Неможливість роботи зі специфічними травмами. Більшість масових додатків не призначені для роботи з користувачами, які мають специфічні травми або проходять реабілітацію, оскільки це вимагає професійного медичного нагляду, який AI наразі замінити не може [4].

Технологічною основою, що уможлиблює функціонування сучасних інтелектуальних фітнес-тренерів, є Оцінювання пози людини (Human Pose Estimation, HPE). Це фундаментальна задача в галузі комп'ютерного зору, яка полягає у виявленні та локалізації ключових точок (суглобів) людського тіла з вхідних даних, таких як зображення чи відео, для побудови скелетної моделі людини. Розробки в цій галузі, особливо з використанням глибокого навчання, стали рушійною силою для багатьох прикладних застосувань, включаючи аналіз руху, охорону здоров'я та доповнену реальність [5].

Методи HPE, засновані на глибокому навчанні, можна розділити на дві основні категорії: 2D та 3D оцінювання. 2D HPE оцінює двовимірне

просторове розташування суглобів на зображенні. Для цього існують два домінуючих підходи: пряма регресія координат  $(x, y)$  та методи на основі теплових карт (Heatmaps). Останні, як правило, демонструють вищу точність, оскільки мережа прогнозує розподіл ймовірностей для кожного суглоба, що зберігає просторову інформацію. Для роботи з кількома людьми в кадрі використовуються два основні конвеєри: "зверху-вниз" (Top-down), де спочатку запускається детектор людей, а потім на кожного застосовується оцінювач пози, та "знизу-вгору" (Bottom-up), що спочатку знаходить усі суглоби на зображенні, а потім групує їх у скелети. Яскравим прикладом останнього є OpenPose, що використовує поля спорідненості частин (PAFs) для з'єднання суглобів [5].

Хоча 2D-аналіз є корисним, він не дає повної картини. 3D HPE, що має на меті прогнозування 3D-координат суглобів у просторі, є набагато складнішою задачею. При роботі з одного 2D-зображення (монокулярного) це є "погано поставленою задачею" (ill-posed problem), оскільки одне й те саме 2D-положення може відповідати нескінченній кількості 3D-поз через неоднозначність глибини (depth ambiguities). Найпопулярнішим та найефективнішим рішенням цієї проблеми став двоступеневий підхід "2D-to-3D lifting". Цей метод використовує переваги високоточних 2D-детекторів: спочатку надійний 2D-оцінювач отримує точні 2D-координати суглобів, а потім окрема мережа "піднімає" (lifts) цей 2D-скелет, прогножуючи третю (Z) координату для кожного суглоба. Більш просунуті методи йдуть далі і відновлюють не просто 3D-скелет, а повну 3D-сітку (mesh) тіла людини, використовуючи параметричні моделі, як-от SMPL (Skinned Multi-Person Linear model) [5].

Незважаючи на значний прогрес, ця технологія має низку фундаментальних проблем, які залишаються невирішеними. Оклюзія (Occlusion), коли частини тіла перекриті, залишається головним викликом, особливо в переповнених сценах. Найбільшою проблемою є узагальнення, оскільки більшість 3D-наборів даних (наприклад, Human3.6M) збираються в

контрольованих лабораторних умовах за допомогою дорогих маркерних систем. Моделі, навчені на цих "чистих" даних, демонструють погану здатність до узагальнення і значно втрачають точність, коли застосовуються до реальних "диких" (in-the-wild) зображень. Крім того, існуючі набори даних переважно містять звичайні пози і мають дефіцит даних для незвичних або рідкісних поз (наприклад, специфічних спортивних вправ), що призводить до низької точності моделей на таких рухах. Нарешті, обчислювальна ефективність багатьох провідних моделей залишається перешкодою для їх роботи в реальному часі на пристроях з обмеженими ресурсами, як-от мобільні телефони [5].

Для забезпечення по-справжньому глибокого аналізу форми, а не простого відстеження скелета, сучасні AI-тренери використовують інтегрований конвеєр (integrated pipeline) комп'ютерного зору. Оцінювання пози (HPE) є лише першим кроком - наданням базових координат суглобів. Для повноцінного розуміння руху, цей скелет необхідно доповнити іншими технологіями, що працюють узгоджено.

До цих допоміжних технологій належить Розпізнавання людської активності (Human Activity Recognition, HAR). Це спеціалізована галузь, яка автоматично ідентифікує та класифікує дії людини (наприклад, "присідання", "відтискання", "біг") . Для цього часто використовуються рекурентні нейронні мережі (RNN), які добре обробляють послідовні дані, аналізуючи патерни руху в часі. Це дозволяє системі зрозуміти, яку саме вправу виконує користувач, і застосувати до неї відповідні правила оцінки [4].

Не менш важливим є Семантична сегментація. Ця техніка призначає мітку кожному пікселю зображення (наприклад, "людина" або "фон"). У контексті фітнесу це відіграє критичну роль: сегментація дозволяє системі точно ізолювати тіло користувача від навколишнього середовища. Це значно підвищує точність HPE, оскільки модель може сфокусувати свою обробку виключно на людині, відфільтрувавши візуальний "шум" від меблів, обладнання чи інших об'єктів у кімнаті [4].

Також застосовується Детектування об'єктів (наприклад, на базі архітектур YOLO або SSD). Ця технологія дозволяє системі розпізнавати не лише частини тіла, а й спортивне обладнання, таке як гантелі, штанги чи гирі. Це дає змогу верифікувати, чи використовує користувач правильний інвентар для обраної вправи, або навіть оцінити безпеку простору навколо нього [4].

Лише синергія цих технологій — НРЕ (де суглоби?), HAR (що робить?), Сегментація (де саме тіло?) та Детектування об'єктів (з чим він це робить?) - дозволяє системі отримати цілісне й інтелектуальне розуміння того, що відбувається в кадрі [4].

Маючи ці комплексні дані, система перетворює їх на значущі біомеханічні показники в режимі реального часу. Основою цього є точний розрахунок кутів у суглобах за допомогою тригонометричних функцій на основі 3D-координат. Це дозволяє кількісно оцінити діапазон руху та виявити помилки, такі як надмірне розгинання або недостатня глибина присідання . Окрім кутів, система аналізує швидкість та прискорення суглобів, що є ключовим для вибухових вправ, а також специфічні для вправ метрики, як-от каденс, час контакту з землею та час польоту для аналізу бігу [4].

Система порівнює ці показники користувача з "ідеальною" еталонною моделлю і надає негайний, дієвий зворотний зв'язок. Деякі платформи навіть агрегують ці дані у загальний "Показник якості форми" (Form Quality Score), надаючи користувачеві цілісну оцінку його техніки [4].

Однією з найбільш значущих переваг цього підходу є перехід від реактивного до проактивного запобігання травмам. Системи здатні в реальному часі ідентифікувати фактори ризику, такі як неправильне вирівнювання суглобів (наприклад, завалювання колін у присіданні), асиметрію руху між правою та лівою стороною, або ледь помітні м'язові дисбаланси, які можуть призвести до травм через перенавантаження . Ця технологія також знаходить широке застосування у фізичній терапії та реабілітації. Існують платформи, що використовують комп'ютерний зір для

контролю за виконанням вправ для пацієнтів із болем у попереку або під час відновлення зап'ястя . Для цього контексту особливо цінується безмаркерний підхід НРЕ через його низьку вартість, портативність та простоту налаштування.

## **1.2 Огляд та порівняльний аналіз комерційних інтерактивних фітнес-систем**

Проведений аналіз показує, що ринок інтерактивних фітнес-додатків не є монолітним, а складається з кількох чітких категорій, які відрізняються як цільовою платформою, так і глибиною біомеханічного аналізу.

Перший і найбільш доступний сегмент — це мобільні додатки (Smartphone Applications), що покладаються виключно на камеру смартфона. Навіть у цьому сегменті існує чітка спеціалізація. З одного боку, існують нішеві аналітичні інструменти, як-от Ochu. Цей додаток фокусується виключно на аналізі бігу, використовуючи власний алгоритм НРЕ, оптимізований для біомеханіки бігу. Він надає "лабораторний" аналіз, розраховуючи такі складні показники, як каденс, час контакту з землею та час польоту, що є цінним для спортсменів . З іншого боку, існують додатки для масового ринку, як-от FormFusion та Kinestex. Вони пропонують аналіз широкого спектра загальних вправ, роблячи акцент на запобіганні травмам через голосові підказки в реальному часі та автоматичний підрахунок повторень. Важливо, що Kinestex також позиціонує себе як інструмент для фізичної терапії, що вказує на поширення технології у реабілітаційну сферу [6].

Другий, більш преміальний сегмент - це інтегровані апаратно-програмні комплекси, які поєднують ПЗ зі спеціалізованим обладнанням. Тут також спостерігаються різні бізнес-моделі. "Розумні дзеркала", як-от Magic AI Mirror, продають коучинг як основний продукт. Вони використовують власні технології комп'ютерного зору (наприклад, ReflectAI®) для

повноцінного відстеження тіла, надання зворотного зв'язку через голографічних тренерів та розрахунку кількісного "Показника якості форми" (Form Quality Score) . Натомість такі системи, як Tonal, продають в першу чергу інноваційне обладнання — "цифрові ваги" на основі електромагнітного опору. У цьому випадку штучний інтелект та машинне навчання використовуються переважно для підтримки обладнання, зокрема для адаптивного налаштування опору та надання вказівок для безпечного тренування .

Вибір технологічного стеку для цих аналогів безпосередньо диктується їхньою цільовою платформою та ринком. При розробці додатків (особливо мобільних) виникає фундаментальний компроміс між точністю та обчислювальною ефективністю. Це чітко видно при порівнянні ключових фреймворків HPE:

- OpenPose: Є потужним "bottom-up" методом, що забезпечує високу точність та деталізацію (включаючи кисті рук, обличчя та стопи). Однак він є надзвичайно "важким" (приблизно 160 GFLOPs), вимагає потужних GPU для роботи в реальному часі і погано пристосований для мобільних пристроїв. Його виходи мають нижчу роздільну здатність, що робить його менш придатним для високоточного кінематичного аналізу [6].

- MediaPipe Pose: На відміну від OpenPose, цей фреймворк від Google розроблений спеціально для високої швидкодії на пристроях з обмеженими ресурсами (CPU-optimized). Він має низькі обчислювальні вимоги, що дозволяє досягти реального часу на мобільних телефонах. Він демонструє високу здатність до узагальнення в різних умовах і є "відмінним для зворотного зв'язку в реальному часі". Крім того, він надає крос-платформені SDK, що значно спрощує інтеграцію [6].

- MoveNet: Це ще одна надлегка "top-down" архітектура, також оптимізована для мобільних CPU, що є перспективною для швидкого розгортання [6].

Цей технологічний вибір пояснює, чому більшість комерційних мобільних додатків, орієнтованих на зворотний зв'язок у реальному часі, покладаються на ефективні фреймворки, як-от MediaPipe, тоді як OpenPose залишається популярним інструментом для академічних досліджень або офлайн-аналізу, де точність є важливішою за швидкість [6].

### **1.3 Еволюція методів аналізів руху**

Кількісний аналіз рухів людини є потужним інструментом у спортивній біомеханіці та реабілітації, що дозволяє розуміти техніку виконання, виявляти фактори ризику травм та сприяти відновленню. Проте розробка системи, яка б збирала точні кінематичні дані у своєчасний, ненав'язливий та зовнішньо валідний спосіб, залишається відкритою проблемою [7].

Історично методи аналізу руху еволюціонували від трудомістких ручних підходів (як-от ручна оцифровка відеокадрів) до автоматизованих систем. Ручна оцифровка, хоч і дозволяла аналізувати рухи в реальних умовах змагань без обтяження спортсменів, була надзвичайно повільним процесом, схильним до суб'єктивних помилок [7].

Це призвело до домінування автоматичних маркерних оптоелектронних систем (наприклад, Vicon). Ці системи використовують інфрачервоні камери для автоматичного відстеження 3D-позицій світловідбиваючих маркерів, прикріплених до тіла. Вони значно підвищили ефективність збору даних і стали "золотим стандартом" для лабораторних досліджень. Проте, цей підхід має фундаментальні недоліки, які обмежують його застосування:

1. Проблема артефактів руху шкіри (Soft Tissue Artifact): Маркери кріпляться до шкіри, а не до кісток. Рух м'яких тканин під час динамічних активностей порушує припущення про "жорстке тіло" і вносить значні помилки в розрахунки кутів суглобів, які можуть сягати 10 градусів або більше [7].

2. Обмеження середовища: Системи чутливі до умов (наприклад, сонячне світло) і зазвичай вимагають контрольованого лабораторного середовища [7].

3. Інвазивність: Найголовніше те, що необхідність прикріплення маркерів є нав'язливою (obtrusive). Це займає багато часу на підготовку та, що більш важливо, може фізично або психологічно впливати на природність рухів спортсмена [7].

Ці обмеження створюють чіткий запит у біомеханіці на розробку автоматичних маркерлесс-систем. Така технологія дозволила б проводити аналіз у звичайних тренувальних або реабілітаційних умовах, не втручаючись у рух [7].

Ця технологія активно розвивається, переважно керована потребами індустрії розваг (наприклад, відеоігри та анімація), і використовує найсучасніші досягнення в галузі комп'ютерного зору та машинного навчання. Комерційні маркерлесс-системи, такі як Simi Shape 3D або The Captury, вже існують, але їхня точність і практичність для біомеханіки ще не повністю перевірені, і вони ще не набули широкого поширення [7].

Існує два основних підходи до маркерлесс-аналізу:

1. "Генеративні" (Generative) підходи: Вони працюють шляхом "підгонки" (fitting) складної 3D-моделі тіла (наприклад, скелета, об'ємної моделі або 3D-сітки) до вхідних зображень. Система ітеративно генерує гіпотези пози, порівнює їх із зображенням і знаходить найкращий збіг [7].

2. "Дискримінативні" (Discriminative) підходи: Вони використовують машинне навчання (зокрема, глибоке навчання), щоб безпосередньо вивести параметри пози з даних зображення<sup>18181818</sup>. Ці методи, як правило, набагато швидші та надійніші, але вимагають величезних баз даних для навчання [7].

Хоча точність маркерлесс-систем прогресує (деякі дослідження показують помилки в 2 – 3 градуси для сагітальних кутів під час ходьби), вони все ще мають значні труднощі з точним визначенням обертань у поперечній площині (transverse plane). Таким чином, залишається гостра потреба у подальшій співпраці між експертами з комп'ютерного зору та біомеханіками для створення маркерлесс-інструментів, які б відповідали унікальним вимогам до точності у спорті та реабілітації [7].

### **Висновок з розділу 1**

У даному розділі було проведено глибокий критичний аналіз існуючих науково-технічних рішень та програмних продуктів у сфері моніторингу фізичних рухів. Цей аналіз дозволив чітко систематизувати сучасні підходи, виявити їхні фундаментальні переваги та, що більш важливо, окреслити їхні суттєві обмеження, які формують нішу для даного дисертаційного дослідження. Встановлено, що ринок чітко сегментований на кілька категорій, що принципово відрізняються за точністю, вартістю та доступністю.

На вершині точності знаходяться так звані "золоті стандарти" - це маркерні оптоелектронні 3D-системи, комерційними прикладами яких є Vicon або Kinetisense. Вони забезпечують найвищу кількісну точність і, по суті, є єдиним надійним інструментом для фіксації складних біомеханічних параметрів, зокрема вторинних компенсаторних рухів, відомих у спорті як "читтінг". Проте, їхня доцільність є суто лабораторною. Фундаментальні недоліки, такі як проблема артефактів руху м'яких тканин (Soft Tissue Artifact), екстремально висока вартість, необхідність тривалої підготовки досліджуваного та вимога до контрольованих стерильних умов, роблять їх абсолютно непридатними для масового застосування у прикладних тренувальних чи реабілітаційних умовах.

Намагаючись вирішити проблему доступності, ринок пропонує апаратні та програмні альтернативи. Системи на основі носимих інерційних сенсорів (IMU) є потужною альтернативою для "польових" вимірювань. Їхня портативність та відносно низька вартість є значними перевагами. Однак їхня ефективність нівелюється високими вимогами до експертизи: дані про прискорення є неінтуїтивними для кінцевого користувача, а точність вимірювань критично залежить від ідеально точного місця розташування сенсора та необхідності вузької валідації під кожен окрему вправу.

Наймасовіший же сегмент, мобільні додатки для здоров'я (mHealth), хоч і вирішує проблему доступності, але, як показує аналіз, ці додатки практично повністю ігнорують якість виконання вправи. Вони зосереджені виключно на кількісних показниках, таких як підрахунок кроків, часу активності та спалених калорій, і базуються на теоріях поведінкової мотивації. Вони не володіють інструментарієм для біомеханічного аналізу техніки, що робить їх абсолютно непридатними для задач контролю за реабілітацією чи серйозного спортивного моніторингу.

Найбільш перспективним та релевантним для даної дисертації напрямком є "віртуальні фітнес-тренери" (AI Trainers), що базуються на технологіях комп'ютерного зору, зокрема на Оцінюванні пози людини (HPE). Вони стали першою серйозною спробою вирішити проблему якісного аналізу за допомогою доступного кожному обладнання — звичайної веб-камери. Аналіз комерційних аналогів (таких як Ochu, Magic AI Mirror, Tonal) демонструє чіткий ринковий тренд на створення "розумних домашніх тренажерних залів", що пропонують зворотний зв'язок у реальному часі.

Проте, незважаючи на їхню інноваційність, глибокий аналіз самої технології HPE виявляє фундаментальні проблеми, що залишаються невирішеними. Багато систем досі покладаються на 2D-аналіз, який є нездатним надійно зафіксувати складні 3D-рухи, як-от ротацію корпусу, що є ключовим для виявлення "читтінгу". Крім того, точність маркерлесс-систем критично падає в реальних ("диких") умовах через проблеми оклюзії,

поганого освітлення, розмиття в русі та невідповідних ракурсів камери. Існує фундаментальна "проблема узагальнення": моделі, навчені на "чистих" лабораторних даних (наприклад, Human3.6M) або на "середньостатистичних" користувачах, погано працюють з індивідуальними особливостями анатомії та мають дефіцит даних для специфічних реабілітаційних вправ. Нарешті, розробники завжди стикаються з технологічним компромісом між точністю (як в OpenPose) та швидкістю роботи в реальному часі на споживчих пристроях (як в MediaPipe).

Таким чином, проведений аналіз виявляє чіткий технологічний та ринковий розрив. На ринку відсутній доступний, простий у використанні програмний інструмент, який би, спираючись на досягнення саме 3D НРЕ з монокулярної камери, надавав користувачеві об'єктивний, кількісний зворотний зв'язок про якість виконання вправи. Сучасним рішенням бракує або точності та валідності (mHealth), або доступності (Vicon), або надійності в 3D-аналізі та здатності до узагальнення (сучасні AI-тренери).

Виходячи з цієї невирішеної проблеми, у даній дисертаційній роботі необхідно вирішити наступні науково-практичні задачі. По-перше, необхідно розробити математичну модель та алгоритми для кількісної оцінки ключових біомеханічних параметрів реабілітаційних та силових вправ, з особливим акцентом на повноті амплітуди суглобів та стабільності корпусу для виявлення "читтінгу". По-друге, слід обрати та науково обґрунтувати технологічний стек, зокрема бібліотеку НРЕ, що здатна надавати 3D-координати скелета в реальному часі з монокулярної камери. По-третє, на основі цієї моделі та стеку, необхідно створити програмний прототип системи "віртуального тренера", що реалізує розроблену логіку та надає користувачеві миттєвий зворотний зв'язок. І, нарешті, фінальною задачею є розробка методики та проведення експериментальної валідації створеного прототипу для підтвердження його точності та швидкодії, що доведе його здатність ефективно вирішувати проблеми, виявлені у існуючих аналогів.

## РОЗДІЛ 2

### ЗАСОБИ РЕАЛІЗАЦІЇ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ

У даному розділі проводиться критичний аналіз існуючих науково-технічних рішень та програмних продуктів у сфері моніторингу фізичного навантаження та контролю за виконанням вправ. Огляд охоплює як комерційно доступні мобільні додатки, так і академічні дослідницькі прототипи, що демонструють поточний стан галузі. Відповідно до мети та завдань, поставлених у МД, виконується огляд та порівняльний аналіз сучасних програмних комплексів, призначених для автоматизованої оцінки та корекції рухової активності користувача.

Особлива увага приділяється аналізу фундаментальних технологій та методологічних підходів, що лежать в основі цих рішень. У фокусі знаходяться, в першу чергу, системи на основі комп'ютерного зору, оскільки вони пропонують безконтактний, неінвазивний та доступний метод моніторингу. Детально розглядаються різні парадигми оцінювання пози людини (Human Pose Estimation), що є ядром таких систем. Аналізуються відмінності, переваги та недоліки 2D- та 3D-підходів, а також ключові архітектурні відмінності, зокрема між методами "згори-вниз" (top-down), що вимагають попередньої детекції людини, та "знизу-вгору" (bottom-up), що спочатку знаходять всі суглоби на сцені, а потім групують їх.

Метою даного огляду є систематизація існуючих підходів, ідентифікація їхніх ключових переваг та функціональних обмежень. Порівняння проводиться за низкою критичних параметрів, таких як: точність виявлення ключових точок, здатність до роботи в реальному часі (real-time performance), обчислювальна вартість, вимоги до апаратного забезпечення (наприклад, потреба у GPU або спеціалізованих сенсорах глибини) та стійкість до реальних умов (часткові оклюзії, складне освітлення, різноманітний фон).

Такий глибокий аналіз дозволить виявити невирішену частину проблеми - зокрема, брак легковагих, але точних 3D-рішень, здатних працювати на споживчому обладнанні. Це дасть змогу чітко обґрунтувати технологічний розрив, на заповнення якого спрямована дана магістерська дисертація, та підтвердити доцільність вибору конкретних засобів реалізації, описаних у наступному розділі.

## **2.1 Вибір та опис моделі машинного навчання**

Ключовим засобом реалізації є модель машинного навчання, відповідальна за оцінку пози людини (HPE). Для цього було обрано бібліотеку MediaPipe та її рішення BlazePose. Ця легковага згортована нейронна мережа розроблена спеціально для висновків (inference) у реальному часі на мобільних пристроях, демонструючи швидкість понад 30 кадрів на секунду (FPS). Така продуктивність робить її ідеальним кандидатом для практичних завдань, таких як "відстеження фітсу" (fitness tracking) [8].

Обрана модель BlazePose є інноваційною завдяки своєму гібридному підходу до навчання. На відміну від традиційних методів, що покладаються виключно на регресію координат або генерацію "теплових карт" (heatmaps), BlazePose використовує обидва підходи. Модель має архітектуру "енкодер-декодер" для прогнозування теплових карт, за якою слідує енкодер, що виконує регресію безпосередньо до координат. Ключова оптимізація полягає в тому, що "важка" обчислювальна гілка теплових карт використовується лише під час навчання і повністю відкидається під час висновку (inference). Це дозволяє програмному продукту під час реальної роботи використовувати лише надлегкий регресійний енкодер, що забезпечує високу швидкість роботи [8].

Для досягнення продуктивності в реальному часі програмна реалізація використовує вбудовану в BlazePose архітектуру "детектор-трекер" (detector-tracker setup). Цей підхід дозволяє уникнути запуску повної та важкої моделі

детекції на кожному кадрі [8]. Натомість, використовується двохетапний процес:

1. Детекція (Вирівнювання пози): На першому кадрі (або якщо відстеження втрачено) запускається легкий детектор обличчя. Цей детектор використовується як "проксі" для виявлення людини, оскільки обличчя має висококонтрастні риси і є надійним індикатором присутності. Окрім знаходження обличчя, цей детектор прогнозує параметри вирівнювання пози: центральну точку між стегнами, розмір кола, що описує людину, та кут нахилу тулуба [8].

2. Трекінг (Відстеження): Після того, як вирівнювання отримано, програма переходить в основний режим трекера. На всіх наступних кадрах повна модель BlazePose запускається не на всьому зображенні, а лише на невеликій, вирівняній області інтересу (ROI). Ця область розраховується на основі положення, отриманого з попереднього кадру. Детектор обличчя не активується доти, доки трекер впевнено повідомляє про присутність людини в кадрі. Це радикально економить обчислювальні ресурси та забезпечує високу швидкість роботи [8].

Обрана модель прогнозує 33 ключові точки тіла, що є розширеною топологією, яка значно перевершує стандартні набори, як-от COCO. Ця деталізація є критичною для фітнес-аналізу. У програмній реалізації з цих 33 точок відбирається необхідна підмножина для аналізу згинань на біцепс, що визначена у `REQUIRED_LANDMARKS_MAP` [8].

Для аналізу згинань на біцепс ця топологія надає всі необхідні біомеханічні орієнтири, зокрема: ліве та праве плече, лівий та правий лікоть, ліве та праве зап'ястя, а також ліве та праве стегно. Наявність цих точок дозволяє програмно розраховувати кути в ліктьових суглобах, а 3D-координати точок плечей та стегон дають змогу аналізувати просторове положення корпусу [4].

## 2.2 Архітектурний підхід: Аналіз руху за допомогою відео

Обрані засоби реалізації (Python, OpenCV, MediaPipe) об'єднані для побудови системи, що відповідає методології "аналізу руху за допомогою відео" (motion analysis using video). Цей підхід був обраний як фундаментальний для програмного продукту, оскільки він має низку ключових практичних переваг, що безпосередньо відповідають меті магістерської дисертації:

1. Низька вартість: На відміну від складних "онлайн-систем" (online systems), відеоаналіз є "загалом значно дешевшим". Для реалізації потрібна лише стандартна відеокамера та комп'ютер [9, с. 72].

2. Мінімальне втручання у виконання: Це неінвазивний метод. Аналіз "може проводитися без будь-якого втручання у дії виконавця", наприклад, без необхідності "прикріплення світловідбиваючих маркерів" [9, с. 72].

3. Гнучкість: Систему можна використовувати в середовищах, де інші системи не можуть працювати ефективно, наприклад, "на відкритому повітрі" або в домашніх умовах [9, с. 72].

4. Можливість візуального зворотного зв'язку: Відеоаналіз надає "постійний запис руху, який можна переглядати негайно". Це дозволяє програмному продукту реалізувати негайний зворотний зв'язок з користувачем, накладаючи аналітику поверх його власного зображення [9, с. 73].

Основними компонентами системи, відповідно до обраного підходу, є відеокамера для захоплення зображень та програмне забезпечення для обробки та аналізу, яке реалізовано в даній роботі. Для забезпечення якісного аналізу швидких рухів необхідно враховувати частоту кадрів (frame rate).

Хоча для повільних рухів (ходьба) достатньо 25-50 Гц, для швидких атлетичних рухів (спринт, удар) рекомендуються частоти від 100 до 500 Гц [9, с. 73-74].

### 2.3 Біомеханічна основа програмної реалізації

Програмний продукт реалізує кінематичний аналіз руху. Після того, як модель MediaPipe надає координати суглобів, програмне забезпечення обчислює ключові біомеханічні змінні.

Аналіз кутів суглобів: Програмно реалізована функція `calculate_angle` є засобом "кількісного аналізу зображень" (Image Analysis). Вона обчислює "відносний кут суглоба" (relative angle), зокрема кут у ліктьовому суглобі. Цей процес є цифровим аналогом вимірювання кутів за допомогою транспортира, як описано в біомеханічному аналізі. Обчислення 2D-кутів базується на "простій тригонометрії", реалізованій за допомогою бібліотеки NumPy [9, с. 24].

Аналіз площин руху: Більшість рухів людини є "загальним рухом" (general motion), тобто складною комбінацією лінійного та кутового руху. Однак для аналізу ізольованих вправ, таких як згинання на біцепс, рух переважно є "кутовим" (angular motion) або "обертанням" (rotation). У цій вправі передпліччя обертається навколо уявної осі, що проходить через ліктьовий суглоб [9, с. 16-20].

Основний рух (згинання та розгинання) відбувається у сагітальній площині [9, с. 10]. Однак, двовимірний аналіз (2D) має суттєві обмеження, оскільки він "ігнорує рухи поза обраною площиною". Це призводить до "помилки перспективи" (perspective error), коли сегмент тіла, що рухається під кутом до камери, "здається коротшим, ніж він є насправді" [9, с. 81-87].

Програмна реалізація вирішує цю проблему, використовуючи 3D-дані, надані моделлю MediaPipe. Хоча традиційний 3D-аналіз вимагає "принаймні двох камер", використання сучасної моделі машинного навчання дозволяє

отримати 3D-координати з одного потоку. Це дає змогу програмному продукту обчислювати кути "точно, без спотворень від ракурсу". Найголовніше, це дозволяє аналізувати рухи в інших площинах. Наприклад, "чітгінг" (розгойдування) - це рух тулуба (нахил вперед-назад), що також відбувається в сагітальній площині, або ротація у поперечній площині (transverse plane). Алгоритм детекції розгойдування, реалізований у кодї, використовує Z-координату (глибину) для відстеження цих небажаних рухів, що неможливо при простому 2D-аналїзі [9, с. 85-86].

## 2.4 Реалізація алгоритмів якісного аналізу

Кінцева мета програмного продукту - це не просто кількісне вимірювання, а "якісний аналіз спортивних рухів" (qualitative analysis of sport movements). Такий аналіз спрямований на покращення продуктивності та запобігання травмам. [9, с. 22] Програмна реалізація автоматизує чотириетапний структурований підхід до якісного аналізу, описаний у біомеханічній літературі [9, с. 90].

Етап 1: Підготовка (Preparation) На цьому етапі програмне забезпечення підготовлене шляхом визначення "критичних особливостей (critical features)" руху. [9, с. 95-96] У програмному кодї ці особливості реалізовані як константи, що описують "еталонну модель" (model of good form):

- Діапазон руху (Range of Motion): Визначено через константи BICEPS\_ANGLE\_CONTRACTED та BICEPS\_ANGLE\_EXTENDED.
- Принцип "Сила-Час" (Force-Time): Реалізовано через константи MIN\_HOLD\_DURATION та MIN\_ECCENTRIC\_DURATION. Цей принцип є важливим, оскільки він "максимізує час, протягом якого м'язи перебувають під напругою" . [9, с. 44]
- Координація та Баланс (Coordination & Balance): Реалізовано через SWING\_THRESHOLD\_Z. Ця константа забезпечує "точну техніку" ,

запобігаючи використанню інерції та "дозволяючи іншим м'язам сприяти підйому", що є поширеною помилкою [9, с. 42].

Етап 2: Спостереження (Observation) Цей етап повністю автоматизований. Система безперервно "спостерігає" за рухом, зчитуючи дані з камери. Використання відео є критичним, оскільки, як зазначено в джерелі, "людське око не може розрізнити рухи, що відбуваються швидше, ніж за 0.25 с" [9, с. 92].

Етап 3: Оцінка та Діагностика (Evaluation and diagnosis) Це ядро програмного алгоритму, де відбувається "порівняння спостережуваного виконання з моделлю хорошої форми" [9, с. 95].

- Кінцевий автомат (State Machine): Для аналізу циклічної дії реалізовано кінцевий автомат (змінна stage). Цей алгоритм оцінює "правильну послідовність" (correct sequence) фаз руху та "помилки руху" (movement errors) [9, с. 95-96].

- 3D-аналіз "Чітінгу": Алгоритм детекції розгойдування, що використовує координату Z, діагностує помилку, коли рух корпусу в сагітальній площині перевищує поріг.

- Контроль темпу: Алгоритм оцінює дотримання принципу "Сила-Час", вимірюючи тривалість ізометричної та ексцентричної фаз.

Етап 4: Втручання (Intervention) Це етап надання зворотного зв'язку. Програмний продукт негайно інформує користувача про результати діагностики через текстові повідомлення на екрані (наприклад, "Don't swing!", "Too fast! Lower slower.", "Good Rep!"). Це "надає зворотний зв'язок виконавцям для покращення техніки" , дозволяючи негайно скоригувати рух і досягти головних цілей біомеханічного аналізу: покращення продуктивності та запобігання травмам [9, с. 22].

## 2.5 Архітектура моделі класифікації та корекції

На додаток до алгоритмів біомеханічного аналізу, програмний продукт використовує вдосконалену архітектуру глибокого навчання, що складається з двох основних етапів: класифікації пози та її подальшої корекції. Цей двохетапний підхід дозволяє не лише ідентифікувати тип виконуваного руху, але й генерувати для користувача візуальний зворотний зв'язок з виправленою технікою [10].

### Етап 1: Класифікація пози (Bi-CGRU)

Перший етап — це класифікація. Після того, як MediaPipe вилучає часові послідовності ключових точок, вони проходять очищення (Data Cleaning) для зменшення шуму і подаються на вхід спеціально розробленої моделі-класифікатора. Для цього завдання була обрана архітектура Bi-CGRU (Bidirectional Convolutional Gated Recurrent Unit) [10].

Вибір цієї моделі обґрунтований тим, що аналіз вправ є завданням з часовими послідовностями (time-series data), оскільки "поза користувача динамічно змінюється протягом руху" [10].

- GRU (Gated Recurrent Units): Було обрано замість стандартної LSTM, оскільки GRU демонструє "обчислювальну ефективність та вищу продуктивність на коротших наборах даних".
- Bidirectional (Bi-): Використання двонаправленої архітектури "покрощує продуктивність, враховуючи як минулі, так і майбутні кадри". Це дозволяє моделі виявляти ледь помітні відмінності між фазами підйому та спуску у вправі [10].
- Convolutional (C-): Перед рекурентними шарами додано блок 1D-CNN. Згорткові шари "сприяють вилученню просторових ознак" з даних про положення суглобів, перш ніж рекурентні шари проаналізують їх часові залежності [10].

Для подальшого підвищення точності, в архітектуру Bi-CGRU інтегровано механізм уваги (Attention Layer). Це дозволяє моделі "концентруватися на конкретних компонентах вхідних даних", надаючи ваги різним положенням тіла, і "підкреслювати ключові характеристики, що відрізняють різні типи" рухів. Було обрано механізм уваги "Luong-style" через його "простоту та обчислювальну ефективність". Завдяки такій гібридній архітектурі, реалізована модель Bi-CGRU + Attention досягає високої точності класифікації у 96.1% [10].

#### Етап 2: Корекція пози (Регресійна модель)

Якщо на першому етапі вправа класифікується як неправильна, в дію вступає другий компонент системи - модель регресії. Цей модуль є окремою глибокою нейронною мережею, спеціально навченою для "оцінки правильних кутів суглобів" [10].

На відміну від методів, що просто порівнюють поточні кути з фіксованими ідеальними, дана реалізація використовує суглобові кути як вхідні дані для регресійної моделі. Це рішення обґрунтоване тим, що "складність, зумовлена варіативністю геометрії людського тіла", робить кути більш надійним представленням, ніж сирі координати [10].

Модель регресії, навчена на наборі даних "правильно виконаних" вправ, приймає на вхід кути неправильної пози та прогнозує (генерує) скориговані кути для кожного кадру відео. Після цього система виконує "зворотну операцію для коригування координатних даних відповідно до змінених кутів" [10].

В результаті, програмний продукт надає користувачеві зворотний зв'язок, "представляючи порівняння між скоригованою позою та неправильно виконаною позою". Це дозволяє користувачам "ідентифікувати та виправити свої помилки", що є ключовим для "вдосконалення техніки... та зниження ризику травм" [10].

## 2.6 Архітектурний підхід: Часові згортки для аналізу відео

На додаток до рекурентних архітектур (RNN), таких як GRU, що розглядалися раніше, засоби реалізації для оцінки 3D-позу у відео також включають повністю згорткові моделі. Цей підхід, представлений у [11], демонструє, що 3D-позу у відео можна ефективно оцінювати за допомогою моделі, заснованої на розширених часових згортках (dilated temporal convolutions), що застосовуються до 2D-ключових точок [11].

Вибір згорткової архітектури як засобу реалізації має значні переваги порівняно з RNN. По-перше, згорткові моделі дозволяють паралельну обробку кількох кадрів (по часу), що неможливо у рекурентних мережах. По-друге, вони пропонують простоту та ефективність, як з точки зору обчислювальної складності, так і кількості параметрів. По-третє, вони вирішують проблему згасаючих градієнтів, оскільки "шлях градієнта між виходом та входом має фіксовану довжину" незалежно від довжини послідовності [11].

Для охоплення довгострокових залежностей у відео, реалізація використовує розширені згортки (dilated convolutions). Це дозволяє моделі ефективно обробляти великі контексти (наприклад, 243 кадри) та надає "точний контроль над часовим рецептивним полем". Архітектура складається з блоків у стилі ResNet з пропусковими з'єднаннями (skip-connections), де кожен блок експоненціально збільшує рецептивне поле [11].

Ця модель слідує двохетапному підходу: спочатку 2D-ключові точки виявляються, а потім 3D-поза оцінюється з цих 2D-траєкторій. Важливо, що цей метод сумісний з будь-яким 2D-детектором ключових точок. Дослідження показують, що 2D-детектори, такі як Mask R-CNN та CPN, є "більш надійними для 3D-оцінки пози людини" (more robust for 3D human pose estimation), ніж традиційніші підходи [11].

Однією з головних переваг використання часових згорток є плавність результату. На відміну від однокадрових методів, такий підхід враховує

часову інформацію, що призводить до значно плавніших поз. Це можна виміряти кількісно за допомогою "помилки швидкості суглобів (MPJVE)" (joint velocity errors), які оцінюють першу похідну 3D-последовностей поз. Використання часової моделі "зменшує MPJVE... на 76% в середньому", що є критично важливим для створення візуально стабільних додатків для відстеження фітнесу [11].

Нарешті, цей архітектурний підхід відкриває можливості для напівконтрольованого навчання (semi-supervised training), використовуючи нерозмічені відеодані. Цей метод, що називається "зворотним проєктуванням" (back-projection), працює, беручи нерозмічені 2D-пози, "піднімаючи" їх до 3D, а потім "проєктуючи їх назад у 2D-простір". Система навчається, мінімізуючи "помилку 2D MPJPE", тобто різницю між вихідними 2D-точками та точками, що пройшли повний "цикл" (2D -> 3D -> 2D). Ця техніка є надзвичайно важливою, оскільки збір мічених 3D-даних вимагає "дорогого обладнання для захоплення руху" (expensive motion capture setup), тоді як нерозмічене відео є доступним у великих кількостях [11].

## **Висновок з розділу 2**

У цьому розділі детально описано та обґрунтовано вибір засобів реалізації програмного продукту для аналізу фітнес-вправ. Було визначено технологічний стек та описано ключові алгоритми, що лежать в основі розробки.

Основним засобом реалізації обрано бібліотеку MediaPipe та її модель BlazePose. Цей вибір обґрунтований її високою продуктивністю (понад 30 FPS) та архітектурою "детектор-трекер", що ідеально підходить для завдань реального часу. Ключовою перевагою є гібридний підхід до навчання (теплові карти + регресія), який дозволяє використовувати легковагий регресійний енкодер на етапі висновку, а також розширена топологія з 33 ключових точок.

Програмна реалізація доповнена OpenCV для захоплення відео та візуалізації інтерфейсу і NumPy для високошвидкісних біомеханічних розрахунків. Було показано, що хоча 2D-аналіз є базовим, використання 3D-координат, які надає MediaPipe, дозволяє вирішити фундаментальні проблеми 2D-підходу, такі як "помилка перспективи", та реалізувати унікальні функції, як-от детекція розгойдування корпусу ("чітінгу") по осі Z.

Для аналізу рухів реалізовано алгоритми, що базуються на якісному біомеханічному аналізі. Це включає кінцевий автомат (State Machine) для оцінки правильної послідовності та контролю темпу ("Сила-Час"), а також алгоритм 3D-аналізу "чітінгу" для контролю стабільності.

Крім того, розглянуто передові архітектури глибокого навчання для класифікації та корекції. Реалізована модель Vi-CGRU з механізмом уваги продемонструвала високу точність (96.1%) у класифікації часових послідовностей рухів. Для корекції помилок описано регресійну модель, яка генерує правильні кути суглобів, надаючи користувачеві візуальне порівняння власної та ідеальної пози. Також було проаналізовано альтернативний підхід на основі часових згорток, який забезпечує вищу плавність анімації (зниження MPJVE на 76%) та відкриває можливості для напів-контрольованого навчання методом "зворотного проектування".

Отже, у розділі описано повний стек засобів реалізації - від збору даних до складних моделей глибокого навчання, - що дозволяє створити багатофункціональний програмний продукт для точного аналізу та корекції фізичних вправ у реальному часі.

## РОЗДІЛ 3

# ОБГРУНТУВАННЯ ВИБОРУ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ ДЛЯ РЕАЛІЗАЦІЇ ВИКОРИСТАННЯ ТЕХНОЛОГІЇ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ДЛЯ ВІДСТЕЖЕННЯ ФІТНЕС- ТРЕНУВАНЬ

У третьому розділі проведено комплексний системний аналіз проблематики відсутності об'єктивного контролю за якістю виконання фізичних вправ у сучасному фітнесі та реабілітації. Визначено, що масовий перехід до домашніх тренувань без нагляду фахівця створює суттєві ризики травматизму через порушення біомеханіки рухів та використання компенсаторних патернів («чітінгу»). На основі аналізу недоліків існуючих методів (суб'єктивна самооцінка, незручні контактні сенсори) обґрунтовано необхідність створення «віртуального тренера» на базі безконтактних технологій комп'ютерного зору.

Центральною частиною розділу є детальне обґрунтування вибору технологічного стеку для реалізації програмного продукту. Аргументовано вибір мови програмування Python та бібліотеки MediaPipe (BlazePose) як основного інструменту для розпізнавання пози. Доведено перевагу використання 3D-координат (включно з глибиною Z) над традиційними 2D-методами, що дозволяє системі фіксувати складні просторові помилки, такі як розгойдування корпусу. Також описано роль бібліотеки OpenCV для обробки відеопотоку та візуалізації інтерфейсу, а також бібліотеки NumPy для забезпечення високої продуктивності математичних розрахунків кутів суглобів. Визначено практичне застосування розробки як інтерактивного інструменту взаємодії «людина-комп'ютер» (HCI), здатного працювати в реальному часі на мобільних платформах.

Значну увагу в розділі приділено питанням інформаційної безпеки та захисту персональних даних користувача, враховуючи роботу з чутливим

відеоконтентом. Проведено моделювання загроз за методологією STRIDE, в результаті якого ідентифіковано критичні ризики, зокрема розкриття інформації та несанкціонований доступ до камери.

Для протидії виявленим загрозам розроблено та описано комплексну стратегію захисту, що базується на архітектурному підході «Privacy by Design» (Конфіденційність через проектування). Ключовим рішенням визначено повну локальну обробку даних (on-device processing) без передачі відеопотоку на хмарні сервери, що мінімізує ризики перехоплення даних. Додатково описано впровадження принципу найменших привілеїв (PoLP), який обмежує права доступу програми виключно використанням веб-камери під час активної сесії.

На завершення розділу розглянуто практики безпечного кодування та захисту ланцюга постачання програмного забезпечення (Software Supply Chain). Описано механізми контролю цілісності сторонніх бібліотек, моніторингу вразливостей та управління залежностями, що гарантує надійність та стійкість розроблюваної системи до кібератак.

### **3.1 Огляд проблеми**

Регулярна фізична активність є фундаментальним компонентом щоденного розпорядку, що має вирішальне значення для підтримки як належного фізичного, так і психічного здоров'я. Доведено, що вона слугує потужним профілактичним заходом, що допомагає запобігати та знижувати ризик розвитку численних захворювань [12].

Однак, щоб ця активність була безпечною та ефективною, вона вимагає належного моніторингу, який може відбуватися вдома, у реабілітаційному центрі чи тренажерному залі. Важливість контролю полягає у необхідності розуміння, яка саме тривалість та тип фізичної активності є суттєвими для конкретної людини, оскільки ці параметри значно варіюються залежно від віку, статі та наявності специфічних захворювань [12].

Традиційні підходи до моніторингу, які домінували протягом тривалого часу, покладаються на технології контактних сенсорів для вимірювання фізіологічних параметрів. Незважаючи на те, що ці методи практикуються давно, вони мають значні обмеження і часто виявляються неадекватними для регулярного моніторингу. Вони можуть бути незручними, обмежувати рухи або вимагати складного налаштування [12].

Особливо гостро ця проблема стоїть перед певними групами населення, наприклад, людьми похилого віку, які можуть бути не в змозі самостійно керувати пристроями для фізичної активності або просто не бажають використовувати носима пристрої на своєму тілі. Таким чином, виникає чітка та актуальна проблема: існує нагальна потреба у розробці та впровадженні нових, більш інтелектуальних моделей та інтерфейсів для моніторингу фізичної активності [12].

З огляду на обмеження контактних методів, зростає попит на інтелектуальні моделі, що використовують методи обробки зображень для вимірювання інтенсивності фізичних вправ під час їх виконання. На щастя, в останні десятиліття на ринку з'явилася велика кількість недорогих і точних безконтактних сенсорів, які можна використовувати для моніторингу життєво важливих показників. Це відкриває шлях для застосування відео-базованих технологій та комп'ютерного зору для вирішення існуючих проблем моніторингу, використовуючи камери та методи глибокого навчання для інтерпретації результатів [12].

Розвиток технологій пропонує вирішення цієї проблеми, переносячи фокус на інструменти, які вже є у повсякденному вжитку. Зокрема, широке розповсюдження та повсюдність смартфонів створює унікальну та потужну платформу для впровадження систем моніторингу. Сучасні мобільні пристрої оснащені високоякісними вбудованими камерами, які можуть слугувати основним інструментом збору даних, усуваючи потребу в будь-якому додатковому обладнанні [13].

Такий підхід безпосередньо вирішує проблему високих бар'єрів входу, які часто асоціюються з традиційними фітнес-технологіями. Багато існуючих рішень вимагають від користувачів придбання спеціалізованого обладнання, носима пристроїв (wearables) або складного налаштування. Це не лише збільшує вартість, але й створює технічні та логістичні перешкоди, які можуть відштовхувати користувачів [13].

Використання лише смартфона для відстеження вправ здатне зробити керовані тренування доступними для всіх. Це стає особливо критичним для тих груп населення, які не мають можливості відвідувати тренажерні зали або купувати дороге обладнання. До таких груп належать, наприклад, люди похилого віку або особи з обмеженою мобільністю. Таким чином, проблема полягає не лише в технологічній площині (як виміряти параметри), але й у сфері доступності та інклюзивності - як надати ці інструменти моніторингу широкому колу користувачів у простий, інтуїтивно зрозумілий та доступний спосіб [13].

Важливим аспектом практичного застосування є не лише технічна реалізація, але й дизайн користувацького досвіду (UX), що забезпечує широку доступність. Програмний продукт розроблений з навмисною простотою та орієнтацією на легкість використання. Це включає в себе інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, наприклад, спрощену навігацію на основі вкладок та чітку візуальну ієрархію. Така простота робить додаток практично корисним для широкого кола користувачів, незалежно від їхнього віку чи технічних навичок, і є особливо важливою для залучення цільових груп, таких як люди похилого віку або особи з обмеженою мобільністю [13].

Окрім індивідуального відстеження, практичне застосування розширюється завдяки соціальним та мотиваційним компонентам. Наприклад, інтерфейс може включати стрічку активності для обміну результатами тренувань з друзями та доступ до статистики власної продуктивності. Поєднання візуальних індикаторів прогресу та можливостей соціальної взаємодії слугує для підтримки мотивації та залучення

користувачів , що є критичним для формування послідовних звичок тренувань [13].

Потенційне практичне застосування програмного продукту виходить за рамки простого підрахунку повторень та аналізу форми. Технології комп'ютерного зору, що використовуються в системі, відкривають можливості для комплексного безконтактного моніторингу фізіологічних параметрів. Дослідження демонструють, що відео-базовані технології можуть ефективно використовуватись для вимірювання життєво важливих показників під час вправ [12].

Зокрема, це стосується вимірювання частоти серцевих скорочень (ЧСС). Це стає можливим завдяки застосуванню безконтактної фотоплетизмографії (PPG), яка була розширена з контактних сенсорів на системи, що використовують обробку зображень. На практиці, система може використовувати виявлення обличчя та аналіз цифрового кольору зображення для отримання надійних вимірювань серцевого ритму. Крім того, той самий відеопотік може бути проаналізований для вимірювання частоти дихання та варіабельності серцевого ритму (VSP) [12].

Ще одним важливим практичним застосуванням є оцінка втоми та інтенсивності навантаження. Вираз обличчя є важливим показником для моніторингу фізичних вправ. Аналізуючи вираз обличчя та відстежуючи специфічні риси обличчя під час тренування , система може автоматично оцінювати рівень сприйнятого навантаження (Rate of Perceived Exertion) або виявляти ознаки м'язової втоми [12].

З технічної точки зору, практичність програмного продукту значно посилюється завдяки обчисленням на самому пристрої (on-device). Замість того, щоб покладатися на хмарні сервери, система виконує оцінку пози та класифікацію за допомогою моделей, що працюють безпосередньо на смартфоні. Модель нейронної мережі оптимізована для роботи в реальному часі навіть на смартфонах середнього класу. Це робить рішення не лише швидким (оскільки усувається затримка мережі), але й практичним та

масштабованим, а також забезпечує кращу приватність даних користувача [13].

### 3.2 Обґрунтування прийнятих рішень

В основі розробки програмного продукту лежить низка обґрунтованих рішень, спрямованих на створення доступного, ефективного та неінвазивного інструменту для моніторингу фізичних вправ. Першочерговим рішенням була відмова від традиційних контактних технологій. Дослідження показують, що фізіологічний моніторинг за допомогою контактних датчиків, хоч і практикується давно, має значні обмеження і може бути неадекватним для регулярного використання, особливо для певних груп населення, як-от люди похилого віку, що не бажають використовувати носима пристрої. Тому було обрано безконтактний, відео-базований підхід, який покладається на технології комп'ютерного зору [12].

Наступним ключовим рішенням став вибір платформи, а саме - смартфона. Цей вибір обґрунтований повсюдністю (ubiquity) цих пристроїв. Смартфон виступає як єдина інтегрована система: він має вбудовану камеру для збору візуальних даних, потужний процесор, здатний виконувати обчислення на самому пристрої (on-device), та екран і динаміку для надання мультимодального зворотного зв'язку. Такий підхід радикально знижує бар'єри входу для користувача, оскільки не вимагає жодного додаткового обладнання, спеціалізованих сенсорів чи складного налаштування, що робить керування тренування доступними для широкого загалу [13].

Для аналізу рухів людини було обрано технологію оцінки пози (pose estimation). Це рішення дозволяє програмному продукту ідентифікувати ключові точки тіла, аналізувати поставу та класифікувати рухи. Саме цей метод є основою для реалізації головного функціоналу: автоматичного підрахунку повторень та надання зворотного зв'язку щодо якості виконання вправи в реальному часі [13 ; 14].

Замість розробки власної моделі машинного навчання "з нуля", було прийнято рішення використати існуючий оптимізований фреймворк, такий як Google MediaPipe. Обґрунтуванням є те, що такі фреймворки надають легкий, але надійний конвеєр (pipeline) для оцінки пози, який вже оптимізований для мобільних пристроїв та фітнес-додатків, що працюють у реальному часі. Це забезпечує високу продуктивність навіть на смартфонах середнього класу та значно прискорює розробку [13 ; 14].

Нарешті, було прийнято рішення обрати модель, що здатна надавати тривимірні (3D) координати орієнтирів тіла. На відміну від 2D-аналізу, який обмежений площиною зображення, 3D-дані дозволяють проводити значно глибший аналіз постави. Це критично важливо для виявлення складних помилок у техніці (наприклад, надмірне розгойдування корпусу або неправильне положення тіла у глибині), що робить аналіз техніки більш надійним та точним [14].

Окрім загального вибору технології, було необхідно обґрунтувати її застосування для аналізу конкретної цільової вправи - згинання на біцепс (Bicep Curl). Ця вправа була обрана як фундаментальний рух, оскільки відстеження біомеханіки людини є необхідною умовою для подальшого аналізу, а оцінка згинань на біцепс є важливою як для звичайних тренувань, так і для процесів фізичного лікування та реабілітації [15].

Дослідження, присвячені цій конкретній вправі, показують, що ключовим показником для правильного виконання є вимірювання кута згинання ліктя. Тому програмний продукт фокусується на ідентифікації ключових точок, а саме плеча, ліктя та кисті (зап'ястя), для обчислення цього кута. Отриманий кут в реальному часі порівнюється зі стандартними еталонними кутами, щоб визначити, чи досяг користувач правильної амплітуди руху, що є важливою оцінкою при виконанні згинань на біцепс. Обрана 3D-технологія (MediaPipe) є критично важливою для цього завдання, оскільки, на відміну від 2D-методів, вона дозволяє точно розраховувати кути

між суглобами, що є необхідною умовою для коректної оцінки згинання на біцепс [15].

Крім того, аналіз біомеханіки згинань на біцепс є складнішим, ніж просто вимірювання одного кута. Дослідження показують, що навантаження на м'язи біцепса також залежить від положення плеча. Ефективність вправи може бути пов'язана з такими факторами, як "згинання ліктя... без підтримки верхньої частини руки" або "скорочення біцепса з подовженого положення". Це підтверджує обґрунтованість вибору 3D-системи, здатної відстежувати не лише лікоть, але й положення плеча та інших суглобів у просторі. Такий підхід дозволяє створити мобільний додаток, який не лише підтримує людей у виконанні вправ, але й допомагає запобігти травмам [15].

Окрім обґрунтування вибору основної технології, важливо також обґрунтувати методологію надання зворотного зв'язку. Метою програмного продукту є не лише відстеження, але й корекція пози в реальному часі. Розробка такого "віртуального тренера" є актуальною, оскільки доступ до професійних тренерів часто обмежений через фінансові чи логістичні причини. Без належного нагляду виконання вправ може призвести до травм або втрати мотивації. Таким чином, програмний продукт обґрунтовано бере на себе роль системи, що забезпечує миттєву самокорекцію та мотивацію [16].

Щоб система могла класифікувати помилки, необхідно було визначити "еталон" (ground truth) правильного виконання. Було прийнято рішення не винаходити ці еталони, а використати підхід, що полягає в аналізі еталонних відео. Коректні діапазони кутів для вправ визначаються шляхом ретельного збору даних із загальнодоступних відео, де професійні тренери демонструють правильну техніку. Ці дані дозволяють визначити ідеальні діапазони суглобових кутів (наприклад, для згинань на біцепс від  $10^\circ$  до  $150^\circ$ ). Таким чином, обґрунтована логіка роботи системи полягає у відстеженні кутів користувача в реальному часі та їх порівнянні з цими еталонними діапазонами для оцінки правильності [16].

Нарешті, було обґрунтовано рішення щодо способу надання зворотного зв'язку. Недостатньо просто виявити помилку; зворотний зв'язок має бути таким, щоб користувач міг його "когнітивно обробити та психомоторно реалізувати". Дослідження показують, що користувачі надають перевагу візуальним скелетним накладенням для кращого розуміння положення свого тіла. При цьому, як було з'ясовано, найбільш корисним є не просто підсвічування всього скелета, а виділення саме тих частин тіла, що виконують рух неправильно. Це дозволяє користувачам вносити цілеспрямовані корекції. Також, в якості майбутнього вдосконалення, обґрунтованим є розгляд інтеграції аудіо-відгуку, оскільки доведено, що аудіо-підказки сприяють покращенню продуктивності під час тренувань [16].

Окрім вибору MediaPipe як основного інструменту для оцінки пози, було обґрунтовано рішення про використання OpenCV (Open Source Computer Vision Library) як фундаментальної бібліотеки для обробки відеопотоку та візуалізації. У той час як MediaPipe надає ключові точки, OpenCV виконує критично важливі допоміжні функції. По-перше, вона відповідає за операції з відео: захоплення потоку з камери (`cv2.VideoCapture`) та відображення оброблених кадрів у вікні реального часу (`cv2.imshow`). По-друге, OpenCV використовується для базових операцій з обробки зображень, таких як перетворення кольорового простору (наприклад, з BGR на RGB), що є необхідним для сумісності з моделями машинного навчання. Найголовніше, OpenCV надає функції малювання (`cv2.line`, `cv2.rectangle`, `cv2.putText`). Це рішення було обґрунтовано необхідністю візуалізації результатів: саме за допомогою OpenCV на кадри накладаються скелетні лінії, а також, що найважливіше, рендериться текстовий зворотний зв'язок у реальному часі - лічильники повторень, попередження про помилки ("Don't swing!") та підказки щодо темпу ("Hold...") [17].

На глибшому архітектурному рівні, вибір MediaPipe обґрунтований не лише його 3D-можливостями, але й тим, що він є фреймворком для побудови конвеєрів сприйняття (perception pipelines). Це відрізняє його від загальних

бібліотек, таких як OpenCV G-API, або чистих ML-фреймворків, як TensorFlow. MediaPipe розроблений на вищому семантичному рівні, що дозволяє йому нативно працювати зі потоковими даними часових рядів (тобто аудіо та відео). Ключова проблема в додатках реального часу - це синхронізація. Наприклад, кадри з камери надходять швидко, тоді як результати ML-висновків (виявлення пози) - повільніше. MediaPipe вирішує це за допомогою своєї архітектури "Калькуляторів" (Calculator) (вузлів) та "Потоків" (Stream) (даних), які автоматично керують цим процесом. Фреймворк використовує часові мітки (timestamps) як ключі синхронізації. Стандартна політика введення гарантує, що пакети даних з однаковою часовою міткою (наприклад, відеокадр та пов'язані з ним орієнтири) обробляються разом у строгому порядку, незалежно від їхньої реальної затримки. Це детерміноване рішення є критично важливим обґрунтуванням, оскільки воно гарантує, що зворотний зв'язок та візуалізація завжди ідеально узгоджені з відповідним кадром, ефективно приховуючи затримку моделі від користувача [18].

У той час як MediaPipe та OpenCV керують візуальними даними, для математичних обчислень було обґрунтовано використання бібліотеки NumPy. Після того, як MediaPipe надає координати ключових точок, ці дані вимагають швидких математичних операцій (наприклад, для розрахунку кутів між суглобами). Виконання таких операцій у циклах за допомогою стандартних послідовностей Python є вкрай неефективним і створює "вузьке місце" у продуктивності, особливо при обробці мільйонів чисел у відеопотоці. NumPy є фундаментальним пакетом для наукових обчислень у Python, в основі якого лежить об'єкт ndarray. Цей об'єкт дозволяє зберігати дані в однорідному масиві з фіксованим розміром. Таке рішення дозволяє застосовувати векторизацію - відсутність явних циклів for у коді Python. Натомість, операції (наприклад,  $c = a * b$ ) виконуються "за лаштунками" за допомогою оптимізованого, попередньо скомпільованого C-коду. Таким чином, вибір NumPy дозволяє досягти швидкості, близької до C, зберігаючи

при цьому простоту та читабельність коду Python, що є критично важливим для забезпечення аналізу в реальному часі [19].

### 3.3 Практичне застосування програмного забезпечення

Практичне застосування програмного продукту, полягає у візуальному розпізнаванні дій людини (vision-based human action recognition). Його основна функція - це процес автоматичного маркування (присвоєння міток) послідовностям зображень, що надходять з відеопотоку, мітками конкретних дій [20].

Застосування цього програмного забезпечення належить до категорії онлайн-обробки. На відміну від офлайн-систем, призначених для аналізу існуючих відеоархівів (наприклад, автоматичної анотації для пошуку рукописки у новинах або спортивних рухів у матчах) , розроблений продукт функціонує як інтерактивний додаток. Такі додатки є ключовими для сфери взаємодії людини з комп'ютером (HCI), де система повинна аналізувати рухи користувача та реагувати на них миттєво. Таким чином, програма служить системою, що в реальному часі аналізує та класифікує рухи користувача, подібно до систем, що використовуються в іграх або в "розумних будинках" для підтримки людей похилого віку [20].

Програмне забезпечення працює на двох рівнях ієрархії рухів. Воно аналізує "примітиви дії" (action primitive), які є атомарними рухами, що описуються на рівні окремих кінцівок (наприклад, "згинання ліктя"). Одночасно воно розпізнає "дії" (action), які складаються з цих примітивів і описують завершений, можливо, циклічний рух всього тіла (наприклад, "виконання згинання на біцепс"). Продукт зосереджений саме на цьому рівні, виключаючи аналіз складніших "діяльностей" (послідовностей дій, таких як ціле тренування) [20].

Ключовим практичним аспектом є те, що програмне забезпечення призначене не для ідентифікації особистості, як у "розпізнаванні ходи" (gait

recognition). Навпаки, його застосування має протилежну мету: воно повинно узагальнювати індивідуальні варіації у виконанні. Це вирішує одне з головних завдань у цій галузі: здатність справлятися зі значними "внутрішньокласовими варіаціями". На практиці це означає, що система має надійно розпізнати дію "згинання на біцепс" незалежно від того, з якою швидкістю чи амплітудою вона виконується, а також ігнорувати "міжособистісні відмінності", такі як різна будова тіла (антропометричні відмінності) користувачів. Програма повинна вміти узагальнювати ці варіації в межах одного класу, але водночас чітко відрізняти одну дію від іншої (наприклад, згинання на біцепс від жиму лежачи) [20].

Крім того, практичне застосування передбачає роботу в складних умовах. Система повинна долати проблеми, пов'язані з налаштуваннями запису. Це включає потенційно захаращене або динамічне середовище (наприклад, домашня кімната), часткові оклюзії (коли частини тіла тимчасово не видно), різні умови освітлення та, що найважливіше, різні ракурси камери, оскільки одна й та сама дія, знята з різних точок, може давати кардинально різні візуальні спостереження [20].

З ширшої академічної перспективи, розроблений програмний продукт є практичною реалізацією у двох суміжних галузях: Аналіз спорту (Sports Analysis) та Взаємодія людина-комп'ютер (HCI). Як додаток HCI, його практична цінність полягає у наданні "природного та безконтактного" способу взаємодії, оскільки він не вимагає від користувача носіння датчиків чи використання спеціального обладнання. Як інструмент спортивного аналізу, його практичне застосування полягає в автоматичному наданні статистики та аналізу для покращення продуктивності, що дозволяє "виявляти погані пози" (detect bad poses) під час тренувань [21].

Основна методологія, реалізована в програмному продукті, відповідає передовим практикам у сфері віртуальних тренерів. Це застосування "здебільшого покладається на порівняння між гравцем (користувачем) та еталоном (exemplar)". Ця ж методологія успішно використовується і в

медицині та клінічних застосуваннях, зокрема в реабілітаційній медицині. Наприклад, при тренуванні пацієнтів у реабілітації або тренуванні літніх людей, система "здебільшого базується на порівнянні між користувачем та еталоном". У нашому випадку, програмне забезпечення на практиці порівнює поточні кути суглобів користувача під час згинання на біцепс з еталонними показниками "інструктора" (тобто, заздалегідь визначеними правильними кутами) для "оцінки різниці між позою учня та позою інструктора" [21].

Практичне застосування також полягає у використанні монокулярної 3D-оцінки пози. Хоча багато додатків, що працюють лише з візуальними даними, покладаються на 2D НРЕ через те, що 2D-оцінка, як правило, "точніша та швидша", було прийнято рішення використовувати 3D-дані, отримані з однієї камери. Це рішення має вирішальне практичне значення, оскільки "3D НРЕ надає більшу розмірність (3D кути між суглобами) для системи тренування (coaching system)". Саме ця додаткова розмірність (зокрема, координата Z) дозволяє програмному продукту аналізувати складні помилки, такі як розгойдування корпусу, що є неможливим при простому 2D-аналізі [21].

Зрештою, практичне застосування продукту полягає у використанні скелетних даних (skeleton data) для аналізу дій. Людський скелет є "природним високо-рівневим представленням", яке забезпечує "значну просторову інформацію про суглоби та неявні часові кореляції". Дослідження показують, що методи, засновані на аналізі скелетів, демонструють вищу точність у розпізнаванні дій, ніж методи, що аналізують лише зображення. Таким чином, програмний продукт використовує цей надійний підхід для забезпечення точного аналізу вправ [21].

### **3.4 Модель загроз та аналіз ризиків**

Для забезпечення належного рівня захисту розробленого програмного продукту "GymAI" необхідно провести аналіз потенційних загроз. Цей аналіз

виконано за допомогою Моделі загроз STRIDE, яку використовує Microsoft в рамках свого циклу розробки безпечного програмного забезпечення (Security Development Lifecycle). Ця методологія, розроблена "з урахуванням не-експертів з безпеки", дозволяє архітекторам програмного забезпечення "виявляти та пом'якшувати потенційні проблеми безпеки на ранніх етапах, коли їх відносно легко та економічно вигідно вирішити". Модель STRIDE категоризує загрози, що спрощує їх аналіз та ідентифікацію [22].

Найбільш серйозною та релевантною загрозою для "GymAI" є Розкриття інформації (Information Disclosure). Ця загроза визначається як "розкриття інформації особам, які не повинні мати до неї доступу". Програмний продукт за своєю суттю обробляє надзвичайно чутливі дані: відеопотік користувача в реальному часі, який може містити зображення його обличчя, тіла та приватного оточення (будинку). Хоча обрана локальна архітектура усуває ризик "можливості порушника читати дані під час їх передачі між двома комп'ютерами", залишається значний локальний ризик. Інше шкідливе програмне забезпечення на комп'ютері користувача може спробувати отримати доступ до процесу "GymAI" або "прочитати файл, до якого йому не було надано доступ". Вплив такого розкриття є надзвичайно високим, що відповідає одному з ключових питань моделювання загроз: "Який вплив, якщо зловмисник може прочитати дані профілю користувача?" [22].

Тісно пов'язана з цим загроза Підробки (Tampering), що "включає зловмисну модифікацію даних". Оскільки програмний продукт "GymAI" працює локально, ризик "зміни даних під час їх передачі" через відкриту мережу відсутній. Проте, залишається загроза локальної підробки. Зловмисник, що має доступ до комп'ютера, може здійснити "несанкціоновані зміни постійних даних", таких як файли конфігурації вправи або, у майбутньому, збережені журнали тренувань, щоб змінити показники прогресу [22].

Наступною критичною загрозою є Підвищення привілеїв (Elevation of Privilege). Це відбувається, коли "непривілейований користувач отримує привілейований доступ і, таким чином, має достатній доступ для компрометації або знищення всієї системи". Для "GymAI" це означає, що якби в програмному коді або в одній з його залежних бібліотек (OpenCV, MediaPipe) існувала вразливість, зловмисник міг би її використати. Це дозволило б йому "проникнути в усі захисні механізми системи і стати частиною самої довіреної системи", що сам Microsoft описує як "дійсно небезпечну ситуацію" [22].

Інші загрози STRIDE є менш актуальними для поточної локальної архітектури, але важливі для розгляду при майбутньому розширенні. Підміна (Spoofing), або "незаконний доступ... з використанням автентифікаційної інформації іншого користувача, такої як ім'я користувача та пароль", наразі не є ризиком через відсутність системи облікових записів. Відмова в обслуговуванні (Denial of Service), яка "відмовляє в обслуговуванні дійсним користувачам", для "GymAI" зводиться до локальної загрози (конкуренція за ресурси), оскільки система не залежить від "веб-сервера", який можна зробити "тимчасово недоступним". Нарешті, Відмова (Repudiation), пов'язана з "користувачами, які заперечують виконання певної дії", наразі не є релевантною. Вона стане важливою, якщо система буде використовуватися для сертифікованої реабілітації, де буде потрібна "здатність системи протидіяти загрозам відмови" [22].

### **3.5 Архітектурні рішення та принципи**

Для протидії ідентифікованим загрозам, особливо ризику Розкриття інформації (Information Disclosure), архітектура програмного продукту "GymAI" була розроблена з урахуванням фундаментальних принципів "Privacy by Design" (Конфіденційність через проектування). Цей підхід означає, що "конфіденційність безперешкодно інтегрована в продукти,

послуги та системні розробки за замовчуванням". Захист даних користувача розглядається на тому ж рівні важливості, що й основна функціональність програми [23].

Замість того, щоб реагувати на ризики постфактум, було обрано "проактивний, а не реактивний" підхід. Це реалізовано через ключове архітектурне рішення: повна локальна обробка даних. Весь конвеєр комп'ютерного зору - від захоплення кадру з камери до оцінки пози MediaPipe та біомеханічного аналізу - відбувається виключно на пристрої користувача. Жоден кадр відеопотоку ніколи не передається на зовнішні сервери [23].

Це архітектурне рішення безпосередньо реалізує кілька фундаментальних принципів "Privacy by Design":

1. Конфіденційність як налаштування за замовчуванням (Privacy as the Default Setting) Програмне забезпечення дотримується цього принципу, гарантуючи найвищий рівень захисту автоматично, без необхідності будь-яких дій з боку користувача [23]. Це досягається через:

- Мінімізацію даних: Система за замовчуванням "збирає лише абсолютний мінімум необхідних даних". Вона не зберігає відеопотік. Обробляються лише тимчасові координати ключових точок, необхідні для розрахунку кутів та положення в реальному часі. Дані не збираються "просто заради збору" [23].

- Обмеження використання, зберігання та розкриття: Дані (координати пози) використовуються виключно для тієї мети, на яку погодився користувач, - аналізу вправи. Оскільки дані не передаються на сервер, ризик їх розкриття третім особам мінімізований. Дані також "не зберігаються після того, як вони більше не потрібні" - по суті, вони знищуються після обробки кожного кадру [23].

- Безпека: Хоча дані не передаються, локальна обробка забезпечує "конфіденційність, цілісність та доступність" даних, оскільки вони залишаються в межах захищеного середовища пристрою користувача [23].

2. Конфіденційність, вбудована у дизайн (Privacy embedded into design) Захист конфіденційності не є "функцією, доданою в кінці". Сама архітектура локальної обробки є фундаментальним дизайнерським рішенням. Кожен компонент системи (OpenCV, MediaPipe, NumPy) був обраний з урахуванням його здатності працювати локально, "фільтруючи кожне рішення... через призму конфіденційності" для одночасного досягнення функціональності та захисту [23].

3. Повнофункціональність - Позитивна сума, не нульова (Full functionality - Positive-sum, not Zero-sum) Обраний підхід демонструє, що немає необхідності йти на компроміс між функціональністю та конфіденційністю. На відміну від "нульової суми", де для отримання аналітики користувач мав би пожертвувати своїми даними, надіславши їх на сервер, локальна обробка забезпечує "позитивну суму" . Користувач отримує повний функціонал (аналіз пози, корекцію в реальному часі) і одночасно зберігає повний контроль та конфіденційність своїх даних [23].

4. Повна безпека - Захист життєвого циклу (End-to-end security - Lifecycle protection) "Privacy by Design" забезпечує безпеку даних протягом усього їхнього "життєвого циклу". У випадку "GymAI", цей життєвий цикл є надзвичайно коротким: дані генеруються (камера), обробляються (MediaPipe/NumPy) і знищуються (після відображення кадру) - все це в межах кількох мілісекунд на одному пристрої. Це найвища форма захисту життєвого циклу, оскільки вона усуває фази передачі та серверного зберігання, які є найбільш вразливими [23].

5. Повага до конфіденційності користувача - Орієнтація на користувача (Respect for user privacy - Keep it user-centric) Архітектура "ставить інтереси конфіденційності користувача на перше місце" . Вона "передає владу в руки користувача для управління власними даними", оскільки дані фізично ніколи не залишають його комп'ютер [23].

### 3.6 Архітектурні рішення та принципи

На додаток до архітектурного підходу "Privacy by Design", ключовим засобом захисту програмного продукту "GymAI" є суворе дотримання Принципу найменших привілеїв (PoLP). Цей принцип є "наріжним каменем ефективних стратегій захисту" і вимагає, щоб "особі або програмі надавалися мінімальні рівні доступу або дозволів, необхідні для виконання їхніх обов'язків або функцій, але не більше".

У контексті "GymAI", цей принцип реалізовано на рівні операційної системи. Програмний продукт запитує в користувача лише один єдиний дозвіл: доступ до веб-камери. Він не вимагає доступу до файлової системи (окрім як для збереження результатів за явною командою користувача), мережових з'єднань або інших привілейованих ресурсів системи.

Такий підхід безпосередньо пом'якшує загрози, виявлені в моделі STRIDE, зокрема "Підвищення привілеїв" та "Розкриття інформації". Переваги цієї реалізації PoLP включають:

1. Зменшення поверхні атаки: Обмежуючи дозволи, PoLP "мінімізує поверхню атаки" та "знижує потенціал для зловмисного використання або експлуатації прав доступу". Навіть якщо зловмисник зможе експлуатувати вразливість у самому "GymAI", він буде обмежений тими ж мінімальними привілеями, які має програма. Він не зможе прочитати файли користувача або підключитися до мережі, оскільки програма "GymAI" ніколи не мала таких прав [24].

2. Зменшення ризику: Дотримання PoLP "допомагає кардинально знизити шанси несанкціонованого доступу до чутливих даних". Обмежуючи доступ лише тим, що "суворо необхідно для виконання робочих обов'язків", мінімізується ризик як випадкового, так і зловмисного витоку [24].

3. Локалізація збитку: Цей принцип допомагає "стримувати збиток у випадку, якщо порушення безпеки все-таки відбудеться". Оскільки сфера

дії програми обмежена, потенційний збиток також обмежується лише доступом до камери під час її активного використання [24].

4. Підвищена стабільність системи: Обмеження привілеїв також має не пов'язану з безпекою перевагу. Воно "покрощує стабільність та продуктивність" системи. "Запобігаючи ненавмисним змінам у системі", "GymAI" знижує ризик конфліктів з іншим програмним забезпеченням, забезпечуючи надійну роботу [24].

Реалізація PoLP у "GymAI" також відображає сучасні підходи до управління доступом, такі як "Доступ 'Точно-в-час' (Just-in-time - JIT)". Цей підхід "надає користувачам тимчасовий доступ до ресурсів лише тоді, коли це необхідно, і на обмежений час". "GymAI" не має постійного доступу до камери. Вона отримує цей привілей лише в момент запуску аналізу ("в момент, коли це потрібно") і цей доступ "автоматично відключається, щойно завдання завершено" (коли користувач закриває програму) [24].

Таким чином, Принцип найменших привілеїв є "фундаментальною стратегією кібербезпеки", що відіграє "критичну роль у захисті" "GymAI". Він гарантує, що програмний продукт має лише ті мінімальні можливості, які необхідні для виконання його прямої функції, тим самим захищаючи "цілісність, конфіденційність та доступність" даних користувача [24].

### **3.7 Впровадження практик безпечного кодування**

На додаток до фундаментальних архітектурних принципів, безпека програмного продукту "GymAI" забезпечується на рівні імплементації через практики безпечного кодування. Цей підхід визначається як "практика розробки програмного забезпечення, стійкого до вразливостей, шляхом застосування найкращих практик безпеки... на ранніх етапах розробки". Замість того, щоб додавати безпеку як окремий шар, кожна функція "узгоджується із заходами безпеки... з самого початку". У рамках розробки "GymAI" було застосовано декілька ключових технік [25].

По-перше, було зроблено свідомий вибір на користь сучасних мов та інструментів. Для реалізації "GymAI" було обрано мову Python. Цей вибір обґрунтований з точки зору безпеки, оскільки Python є "мовою зі збиранням сміття (garbage-collected)". Використання мови з автоматичним керуванням пам'яттю за замовчуванням "захищає від багатьох проблем з пам'яттю". Це безпосередньо усуває цілий клас критичних вразливостей, таких як "переповнення буфера" (Buffer overflows), "використання після звільнення" (Use after free) та "подвійне звільнення" (Double free). Ці вразливості, що "характерні для мов з ручним керуванням пам'яттю, таких як C/C++", є поширеними векторами для атак підвищення привілеїв [25].

По-друге, впроваджено належну обробку помилок та логування. У програмному коді реалізовано механізми обробки винятків (наприклад, try...except (AttributeError, TypeError)). Цей підхід відповідає принципам безпечного кодування, які забороняють передавати користувачам "надмірно деталізовані повідомлення про помилки". Внутрішні деталі, такі як "трасування стека", приховані від користувача і "натомість логуються". Це запобігає тому, що "внутрішні деталі... потраплять до рук користувачів" і потенційно "дадуть зловмисникам дорожню карту" для атаки. При цьому, у логах уникають запису чутливих даних, дотримуючись балансу [25].

По-третє, застосовано практику контролю цілісності стороннього коду. Програмний продукт "GymAI" залежить від сторонніх бібліотек (оренсв-python, mediapipe, numpy). Ці бібліотеки є "рятівниками для прискорення розробки", але водночас вони "не були створені у вашому домі" і становлять ризик. Для контролю цього ризику в процесі розробки "фіксуються залежності до конкретних версій або хешів". Це запобігає "проникненню неперевіраних оновлень у виробництво" і гарантує, що вразливість, яка з'явилася в новій версії, не скомпрометує додаток автоматично. Також проводиться "регулярний аудит та оновлення цих бібліотек", щоб "уникнути того, що застарілий код стане вашою Ахіллесовою п'ятою" [25].

Нарешті, ключовою практикою безпечного кодування, реалізованою в "GymAI", є "застосування суворого контролю доступу". Ця практика є прямою реалізацією Принципу найменших привілеїв (PoLP). PoLP є "наріжним каменем ефективних стратегій захисту" і вимагає, щоб "особі або програмі надавалися мінімальні рівні доступу або дозволів, необхідні для виконання їхніх обов'язків або функцій, але не більше". У контексті "GymAI", цей принцип реалізовано на рівні операційної системи: програмний продукт запитує в користувача лише один дозвіл — доступ до веб-камери. Він не вимагає доступу до файлової системи, мережових з'єднань або інших привілейованих ресурсів [24; 25].

Такий підхід безпосередньо пом'якшує загрози, виявлені в моделі STRIDE. Переваги цієї реалізації PoLP включають зменшення поверхні атаки, оскільки PoLP "мінімізує потенціал для зловмисного використання або експлуатації прав доступу". Це "допомагає кардинально знизити шанси несанкціонованого доступу до чутливих даних". Крім того, цей принцип допомагає стримувати збиток у випадку, "якщо порушення безпеки все-таки відбудеться", обмежуючи сферу того, що зловмисник "може отримати або пошкодити". Реалізація PoLP у "GymAI" також відображає сучасний підхід "Доступ 'Точно-в-час' (Just-in-time - JIT)". Цей підхід "надає користувачам тимчасовий доступ до ресурсів лише тоді, коли це необхідно, і на обмежений час". "GymAI" не має постійного доступу до камери; він отримує цей привілей лише "в момент, коли це потрібно" (під час запуску), і доступ "автоматично відкликається, щойно завдання завершено" (коли користувач закриває програму) [24].

### **3.8 Безпека ланцюга постачання програмного забезпечення**

Розробка програмного продукту "GymAI" не відбувається у вакуумі; він вбудований у "Ланцюг постачання програмного забезпечення" (Software Supply Chain - SSC). Цей ланцюг, згідно з визначенням NIST, є "сукупністю

кроків, які створюють, трансформують та оцінюють якість... програмних артефактів". У контексті "GymAI", цей ланцюг включає такі компоненти, як "IDE та редактори коду" , "внутрішньо розроблений вихідний код" , "сторонні програмні бібліотеки" (OpenCV, MediaPipe, NumPy) та "системи керування версіями (VCS)" (наприклад, Git). Вразливість "в одному компоненті, такому як вразлива стороння залежність... може поставити під загрозу весь SSC". Тому, на додаток до захисту власного коду, критично важливо реалізувати заходи для пом'якшення загроз у цьому ланцюгу [26].

Ландшафт загроз для SSC є широким. Для "GymAI" найбільш релевантними є Загрози вихідного коду (Source code threats), які "порушують цілісність вихідного коду", наприклад, через "впровадження шкідливого або вразливого коду в кодову базу". Ще більш серйозною є загроза, пов'язана із залежностями. Загрози, пов'язані із залежностями (Dependency related threats), виникають "внаслідок споживання як прямих, так і транзитивних програмних залежностей". "Найпоширенішою загрозою є використання вразливої або скомпрометованої залежності". Це особливо небезпечно, оскільки "якщо постачальник програмного забезпечення... скомпрометований, багато споживачів, що знаходяться нижче за течією, також можуть постраждати" , як показали реальні інциденти, такі як SolarWinds [26].

Для протидії цим загрозам у процесі розробки "GymAI" впроваджено низку найкращих практик безпеки. По-перше, реалізовано суворий контроль доступу. "Скомпрометовані облікові записи, особливо привілейовані, становлять значну загрозу". Для захисту кодової бази та середовища розробки застосовуються "базові принципи безпеки", зокрема принцип найменших привілеїв, примусове використання MFA (багатофакторної автентифікації) та забезпечення того, що облікові дані "ніколи не зберігаються або не передаються у відкритому тексті та не потрапляють до системи контролю версій" [26].

Для пом'якшення загроз безпосередньо у кодовій базі використовуються рецензування коду (Peer Reviews). "Ручні перевірки коду є

важливою... технікою для зниження ризику SSC". Ці перевірки проводяться "до того, як код буде злитий у систему контролю версій", і спрямовані на пошук як "ненавмисних недоліків безпеки, так і навмисного коду, що може слугувати зловмисним цілям". Крім того, застосовується безпечно налаштування систем контролю версій (VCS). Для захисту від несанкціонованого впровадження коду використовуються специфічні функції безпеки Git, такі як "захищені гілки та політики злиття" [26].

Найбільша увага приділяється управлінню загрозами залежностей, оскільки "GymAI" покладається на потужні сторонні бібліотеки. Перш ніж інтегрувати будь-яку бібліотеку, проводиться її оцінка (Assess Suppliers). Для відкритих проєктів, таких як OpenCV, MediaPipe та NumPy, це включає перевірку того, "чи активно підтримується проєкт?", "чи достатньо він популярний... у спільноті?", "чи підтримує проєкт свої залежності оновленими?" та "чи є у проєкту задокументований процес повідомлення про вразливості?" [26].

Після інтеграції проводиться постійний моніторинг залежностей. Недостатньо перевірити бібліотеку один раз; необхідно "ретельно відстежувати та підтримувати їх протягом усього SDLC". Для цього автоматизовано процес створення "Специфікації програмного забезпечення" (SBOM), яка дає "уявлення про різні залежності". Ці залежності "постійно відстежуються на наявність відомих вразливостей" за допомогою таких інструментів, як "OWASP Dependency Check". Нарешті, для захисту від атак типу "dependency confusion", "GymAI" використовує блокування версій (Version Pinning). Цей метод "обмежує залежності програми певною версією, яка раніше була перевірена як легітимна та безпечна". У програмній реалізації це досягається за допомогою файлів requirements.txt, що гарантує відтворюваність збірки і запобігає "несвідомому завантаженню" вразливої версії [26].

### Висновок з розділу 3

У даному розділі було проведено комплексний аналіз проблеми, що лежить в основі дослідження, детально обґрунтовано вибір технологічного стеку та визначено сфери практичного застосування розроблюваного програмного продукту.

Було встановлено, що ключовою проблемою сучасних фітнес-практик, особливо в контексті домашніх тренувань, є відсутність доступних та об'єктивних інструментів для контролю за якістю виконання вправ. Традиційні методи, що покладаються на контактні сенсори, мають значні обмеження, тоді як самоконтроль за допомогою дзеркала чи відео-інструкцій не забезпечує належного зворотного зв'язку. Це призводить не лише до зниження ефективності тренувань, але й до суттєвого ризику травматизму через неправильну техніку. Вирішенням цієї проблеми є створення "віртуального тренера" на основі безконтактних, відео-базованих технологій комп'ютерного зору.

У розділі було надано глибоке обґрунтування для кожної технологічної складової програмного продукту. Було доведено, що вибір смартфона або персонального комп'ютера як основної платформи радикально знижує бар'єри входу для користувача (вартість, складність налаштування), роблячи технологію доступною для широких верств населення, включно з людьми похилого віку. Центральним технологічним рішенням став вибір фреймворку MediaPipe. На відміну від альтернатив, таких як OpenPose, MediaPipe був обраний завдяки його оптимізації для роботи в реальному часі на мобільних пристроях та, що найважливіше, його здатності надавати тривимірні (3D) координати ключових точок. Саме ця 3D-інформація є вирішальною, оскільки вона надає системі "більшу розмірність" і дозволяє аналізувати складні просторові помилки (наприклад, "чітінг" або розгойдування корпусу по осі Z), що неможливо або вкрай складно реалізувати за допомогою 2D-даних. Цей вибір був доповнений бібліотекою OpenCV для вирішення

фундаментальних завдань захоплення, обробки та візуалізації відеопотоку, а також для рендерингу елементів інтерфейсу зворотного зв'язку, та бібліотекою NumPy для забезпечення високопродуктивних векторизованих математичних обчислень, що дозволяє досягти швидкості обробки, близької до C.

На основі обраного стеку було визначено практичне застосування продукту. Він позиціонується як інтерактивний інструмент у сферах НСІ (взаємодія людина-комп'ютер) та спортивного аналізу. Його головна функція — надання корекції пози в реальному часі шляхом порівняння рухів користувача з еталонною моделлю ("exemplar"). На прикладі згинання на біцепс було показано, як аналіз 3D-кутів суглобів та положення плеча дозволяє системі не лише рахувати повторення, але й виконувати освітню та запобіжну функцію, допомагаючи запобігти травмам. Було наголошено, що ключовою перевагою системи є її здатність узагальнювати індивідуальні варіації (стиль, швидкість, антропометрія), щоб надійно розпізнавати саму дію, а не ідентифікувати виконавця.

Спочатку, за допомогою моделі загроз STRIDE, було ідентифіковано ключові ризики. Найбільш серйозною загрозою визнано Розкриття інформації (Information Disclosure), оскільки будь-яке перехоплення відеопотоку є критичним порушенням конфіденційності. Також було виділено значні ризики Підробки (Tampering) локальних даних та Підвищення привілеїв (Elevation of Privilege) через потенційні вразливості в коді.

Для протидії цим загрозам було описано фундаментальні архітектурні рішення, що базуються на принципах "Privacy by Design" (Конфіденційність через проектування). Ключовим рішенням є повна локальна обробка даних (on-device processing), яка за замовчуванням усуває ризики, пов'язані з передачею та серверним зберіганням відео. Цей підхід реалізує принципи мінімізації даних, обмеження використання та захисту повного життєвого циклу даних, який у "GymAI" є надзвичайно коротким.

На рівні програмної реалізації безпека посилюється через дотримання Принципу найменших привілеїв (PoLP). Програмний продукт запитує в операційної системи лише мінімально необхідний дозвіл - доступ до камери. Це значно зменшує поверхню атаки та локалізує потенційний збиток у разі компрометації.

Крім того, було детально розглянуто практики безпечного кодування. Вибір мови Python з автоматичним керуванням пам'яттю проактивно усуває цілий клас вразливостей, таких як переповнення буфера. Належна обробка винятків запобігає витoku внутрішньої інформації про систему через повідомлення про помилки.

Нарешті, було проаналізовано безпеку ланцюга постачання програмного забезпечення (SCSS). Для захисту від загроз, пов'язаних із сторонніми бібліотеками (OpenCV, MediaPipe, NumPy), впроваджено такі механізми, як рецензування коду, оцінка постачальників (для відкритих проектів), постійний моніторинг відомих вразливостей та блокування версій (Version Pinning).

Таким чином, у даному розділі було сформульовано актуальну проблему, надано всебічне обґрунтування вибору технологій, що поєднують 3D-аналіз MediaPipe з обробкою в OpenCV та NumPy, і детально описано практичну цінність та сфери застосування розробки. Цей аналіз закладає міцний теоретичний та методологічний фундамент для подальших розділів, присвячених безпосередній програмній реалізації та експериментальній перевірці описаної системи.

## **РОЗДІЛ 4**

# **ІНФОРМАЦІЙНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ. ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА МЕТОДИКА РОБОТИ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ ДЛЯ ВІДСТЕЖЕННЯ ФІТНЕС-ТРЕНУВАНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ТЕХНОЛОГІЇ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ**

У даному розділі буде розкрито програмну реалізацію створеної системи аналізу техніки виконання фізичних вправ. Детально описано структуру інтерфейсу користувача, основні елементи керування та функції, що відповідають за їх обробку. Наведено процес завантаження відео або отримання потоку з камери, алгоритм розпізнавання пози людини та обчислення кутів суглобів у реальному часі. Також розглянуто принципи обробки результатів аналізу – виявлення помилок у техніці, підрахунок правильних повторень і відображення підказок користувачу. Окрему увагу приділено інструментам реалізації, таким як Python, бібліотеки MediaPipe, OpenCV, NumPy та Matplotlib, які забезпечують високу точність і швидкодію обробки. У розділі також буде представлено результати роботи програмного продукту, приклади візуалізації аналізу рухів та порівняння з альтернативними підходами.

### **4.1. Загальна характеристика програмного забезпечення**

Розроблене програмне забезпечення GymAI є інтелектуальною системою контролю та аналізу техніки виконання фізичних вправ на основі комп'ютерного зору. Його головною метою є забезпечення об'єктивної оцінки рухів користувача у режимі реального часу, визначення відхилень від правильної техніки та надання зворотного зв'язку без участі тренера. Система належить до класу Fitness AI-систем і поєднує технології Pose

Estimation, векторної аналітики рухів і динамічної оцінки амплітуди суглобів [27].

Основною ідеєю є заміна суб'єктивної оцінки людиною на автоматизований алгоритм, який аналізує точні координати тіла користувача, обчислює кути у ключових суглобах і визначає правильність виконання кожного повторення вправи. Програмне забезпечення працює з відеопотоком із веб-камери або попередньо збереженим відеофайлом [28].

В основі лежить бібліотека MediaPipe Pose від Google, що з високою точністю визначає 33 ключові точки людського тіла у тривимірному просторі (x, y, z). Завдяки цьому GymAI здатна не лише відстежувати положення користувача, а й розраховувати просторові параметри руху, зокрема нахил тулуба, швидкість та амплітуду, що є критичним для аналізу складних вправ [29].

## **4.2. Архітектура та структура системи**

GymAI побудовано за модульним принципом, що забезпечує розширюваність і гнучкість.

Основні модулі :

1. Модуль відеообробки (Video Input Module) – відповідає за захоплення відеопотоку з камери або зчитування файлу, нормалізацію розміру кадру, фільтрацію шуму.
2. Модуль розпізнавання пози (Pose Detection Module) – здійснює детекцію ключових точок за допомогою MediaPipe Pose і передає координати у подальші етапи обробки.
3. Модуль аналітики рухів (Motion Analysis Module) – виконує розрахунок кутів між точками, аналіз амплітуди, темпу рухів, стабільності положення тулуба [30].
4. Модуль оцінювання техніки (Technique Evaluation Module) – порівнює поточні параметри з еталонними, виявляє відхилення,

визначає “читтінг”, фіксує правильні повторення.

5. Інтерфейс користувача (User Interface Layer) – забезпечує візуалізацію скелета, кутів і повідомлень про правильність виконання вправ у реальному часі.

Використання OpenCV забезпечує швидку обробку відео, NumPy – ефективну роботу з масивами координат, а MediaPipe – стабільну детекцію тіла навіть при частковому перекритті або зміні освітлення [30].

### 4.3. Принцип роботи системи

Система працює за наступним алгоритмом:

1. Отримується кадр з камери
2. За допомогою MediaPipe визначаються координати 33 ключових точок тіла
3. Координати нормалізуються відносно ширини та висоти кадру
4. Для кожної вправи визначається набір контрольних точок (наприклад, для біцепсового підйому – плече, лікоть, зап'ясток)
5. Розраховується кут між трьома точками (4.1).
6. Кут порівнюється з еталонними значеннями для правильної фази руху
7. Якщо амплітуда відповідає нормі – зараховується повторення, інакше система сигналізує про помилку
8. Після кожного повторення зберігаються результати для формування статистики користувача

$$\theta = \arctan 2(y_3 - y_2, x_3 - x_2) - \arctan 2(y_1 - y_2, x_1 - x_2) \quad (4.1)$$

Такий підхід дозволяє повністю автоматизувати аналіз навіть без участі тренера. [26]

#### 4.4. Обробка та фільтрація даних

Незважаючи на високу точність моделі, відеопотік може містити похибки через швидкий рух, зміну освітлення або часткове перекриття точок, що призводить до "тремтіння" координат.

Для усунення цього шуму застосовуються наступні методи:

1. Експоненційне ковзне середнє (ЕМА - Exponential Moving Average): Це простий та ефективний фільтр низьких частот, який згладжує координати, надаючи більшу вагу останнім значенням. Кожна нова координата  $S_t$  обчислюється на основі попередньої згладженої координати  $S_{t-1}$  та нового вимірювання  $P_{raw}$ . (4.2)[32]
2. Фільтр Калмана: Більш складний, але й потужніший алгоритм, який не тільки згладжує дані, але й прогнозує наступне положення точки на основі її поточної швидкості та прискорення. Фільтр Калмана є особливо ефективним для відстеження швидких та балістичних рухів, де ЕМА може вносити помітну затримку [32].
3. Використання visibility: Модель MediaPipe для кожної точки повертає параметр visibility (від 0.0 до 1.0), що показує впевненість моделі у правильності визначення її положення. В алгоритмі GumAI встановлено поріг (наприклад, 0.6), і якщо visibility точки падає нижче цього значення, її координати тимчасово ігноруються або екстраполюються, щоб уникнути помилкових розрахунків [33].

$$S_t = \alpha \cdot P_{raw} + (1 - \alpha) \cdot S_{t-1} \quad (4.2)$$

де

$S_t$  – нове згладжене значення. Це кінцевий результат – плавна координата, яка буде використовуватися у поточному кадрі

$P_{raw}$  – нове сире вимірювання. Це нова, шумна координата, яку повертає MediaPipe

$S_{t-1}$  – попереднє згладжене значення. Це плавний результат, який був розрахований для минулого кадру

$\alpha$  – коефіцієнт згладжування, від 0 до 1

#### 4.5. Порівняння з існуючими аналогами

Для оцінки ефективності GymAI проведено порівняльний аналіз із сучасними аналогами систем комп'ютерного тренування. див. табл 4.1

Таблиця 4.1 – Порівняльний аналіз із аналогами систем комп'ютерного тренування. [34]

Система	Тип	Особливості	Недоліки
Freeletics	Мобільний застосунок	Виконує аналіз рухів користувача на основі відеоінструкцій	Не має точного відстеження скелета; базується на суб'єктивних оцінках
Kaia Personal Trainer	AI-застосунок з камерою	Використовує базову Pose Estimation (20 точок)	Не аналізує кути суглобів детально; не фіксує “читінг”
Virtuagym	Онлайн-платформа	Візуальні інструкції, базові відгуки	Відсутній реальний аналіз пози; Робота лише з готовими анімаціями
AI Gym Coach	AI-система	Аналіз відео з обмеженим набором поз	Обмежена кількість вправ; Вимагає стабільного освітлення

#### 4.6. Алгоритмічне забезпечення системи

Ключовою складовою GumAI є алгоритми, які забезпечують точність розпізнавання положення тіла то коректність розрахунків під час аналізу рухів.

Розроблений алгоритм складається з кількох послідовних етапів:

1. Захоплення відеопотоку – програма ініціалізує камеру користувача або відкриває відеофайл. Для стабільності кадри зчитуються із фіксованою частотою. Попередня обробка включає зменшення роздільності до 720p для зниження навантаження на процесор і застосування згладжувальних фільтрів для зменшення шуму.
2. Визначення скелета – кожен кадр обробляється бібліотекою MediaPipe Pose, що повертає координати 33 точок у форматі (x, y, z, visibility). Параметр visibility відображає, наскільки добре точку видно камері. Якщо значення нижче порогу 0.5 – точка вважається ненадійною й відкидається.
3. Нормалізація даних – усі координати перетворюються у відносну систему (0-1) від ширини та висоту кадру. Це дозволяє порівнювати рухи незалежно від масштабу, відстані чи розміру користувача.
4. Векторизація рухів – для кожної пари точок обчислюється вектор, що описує напрям і довжину сегмента. Наприклад, для ліктя визначається вектор плеча (A) та передпліччя (B), а кут між ними розраховується через скалярний добуток.
5. Виявлення фази руху – для кожної вправи визначено мінімальний і максимальний допустимий кут. Якщо поточне значення кута знаходиться поблизу граничних значень, система вважає, що користувач завершив одну фазу руху.

6. Обчислення швидкості руху – зміни координат точок між послідовними кадрами дозволяють визначити швидкість і плавність руху. Якщо рух занадто різкий – користувачу надається попередження.
7. Логіка перевірки техніки – алгоритм порівнює кут нахилу тулуба відносно вертикалі. Якщо перевищення порогу, система вважає, що користувач використовує допомогу корпусом.
8. Візуалізація результатів – у реальному часі на екран виводиться скелет користувача, значення кутів і текстові повідомлення.

Використані алгоритми допомагають точно і ефективно визначати потрібні параметри. [35]

#### **4.7. Особливості реалізації програмного забезпечення**

GymAI реалізовано на мові Python, що забезпечує високу гнучкість, сумісність з бібліотеками машинного навчання та швидку розробку прототипів.

Основні використані бібліотеки:

1. MediaPipe – для виявлення та трекінгу пози людини
2. OpenCV – для обробки відеопотоку, малювання скелета, роботи з камерою
3. NumPy – для ефективних математичних обчислень

Основні переваги вибору Python :

1. Відкрите програмне середовище, без потреби ліцензування
2. Портативність, система може працювати на Windows, Linux, macOS
3. Простота інтеграції з TensorFlow та PyTorch для майбутніх нейронних моделей
4. Велика кількість готових бібліотек комп'ютерного зору

GymAI побудована за модульно-компонентною схемою, де кожен компонент є незалежним: заміна або покращення будь-якого з них не впливає на роботу всієї системи. Це дозволяє легко масштабувати проект – наприклад, додати розпізнавання нових вправ або розширити набір аналітичних показників.

Для забезпечення стабільності роботи алгоритму в коді визначено ряд евристичних констант, що регулюють чутливість системи до помилок техніки та визначають фази руху.

У розробленому алгоритмі з 33 доступних точок виділяється ключова підмножина (REQUIRED\_LANDMARKS\_MAP), необхідна для аналізу згинання на біцепс: плечові суглоби (точки 11, 12), ліктьові суглоби (13, 14), зап'ястя (15, 16) та кульшові суглоби (23, 24) як це видно з рис. 4.1.

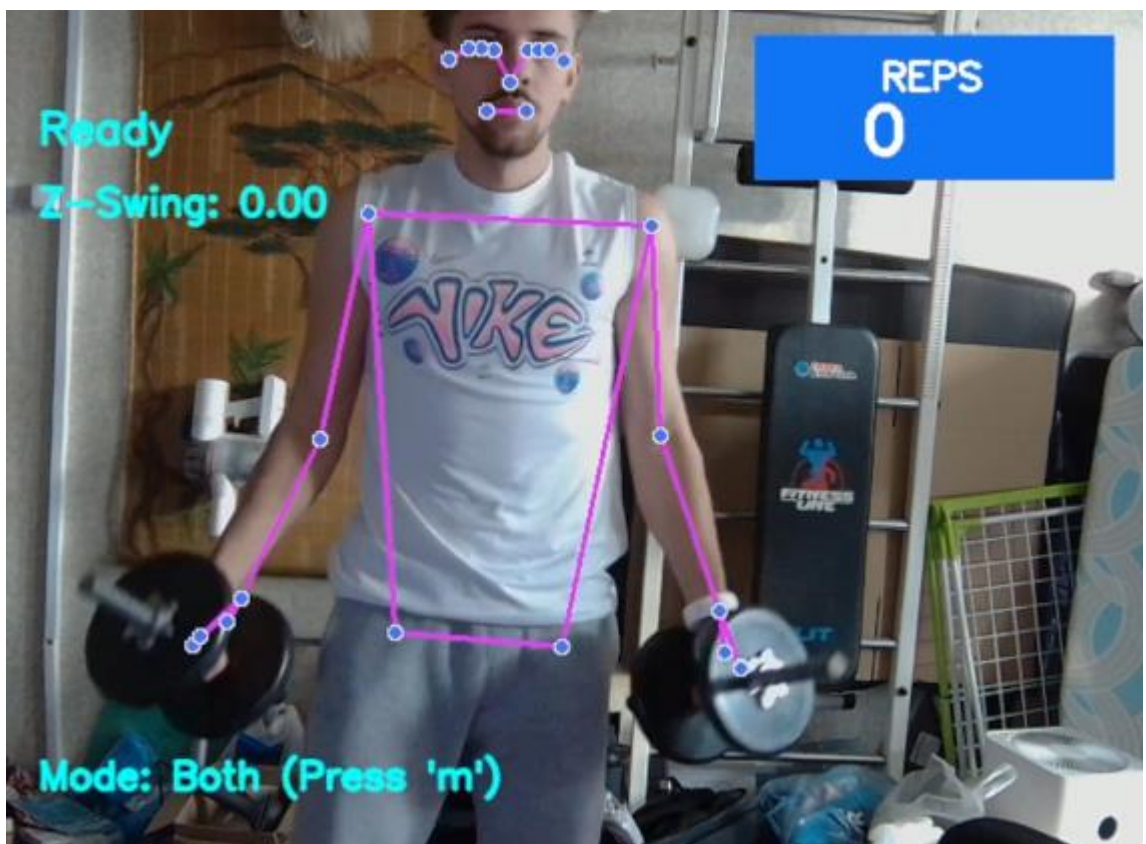


Рисунок 4.1 – Маркери суглобів для згинання на біцепс

Для забезпечення надійності аналізу в коді запроваджено механізм фільтрації даних за рівнем достовірності (visibility). Перед початком обчислень система перевіряє атрибут видимості для кожної необхідної точки. Якщо значення падає нижче встановленого порогу VISIBILITY\_THRESHOLD (у поточній реалізації 0.7), алгоритм призупиняє аналіз та виводить повідомлення про необхідність корекції положення користувача в кадрі («Назва суглобу not visible») як це видно з рис. 4.2. Це дозволяє уникнути помилкових розрахунків при частковому перекритті частин тіла.

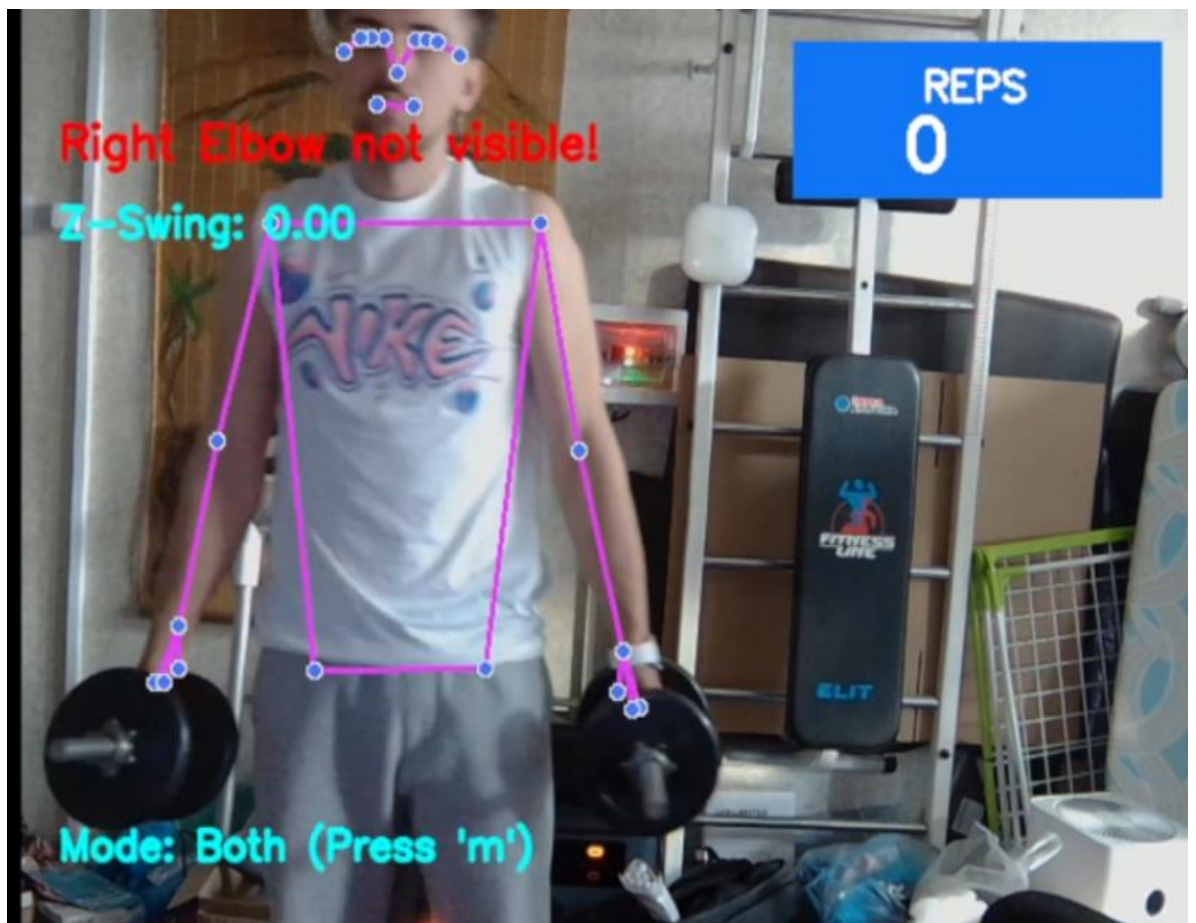


Рисунок 4.2 – Маркери суглобів для згинання на біцепс

Ядром аналітичного модуля є розрахунок кутових та просторових характеристик руху. Обчислення кута згинання ліктьового суглоба реалізовано через функцію `calculate_angle`, яка використовує

тригонометричний метод на основі координат трьох точок (плече, лікоть, зап'ястя). Отриманий кут нормалізується в діапазоні  $[0, 180]$  градусів. Для визначення коректності амплітуди руху введено емпіричні константи:  $BICEPS\_ANGLE\_CONTRACTED$  ( $35^\circ$ ) для точки пікового скорочення та  $BICEPS\_ANGLE\_EXTENDED$  ( $160^\circ$ ) для повного розгинання руки як це видно з рис. 4.3 – рис. 4.4.

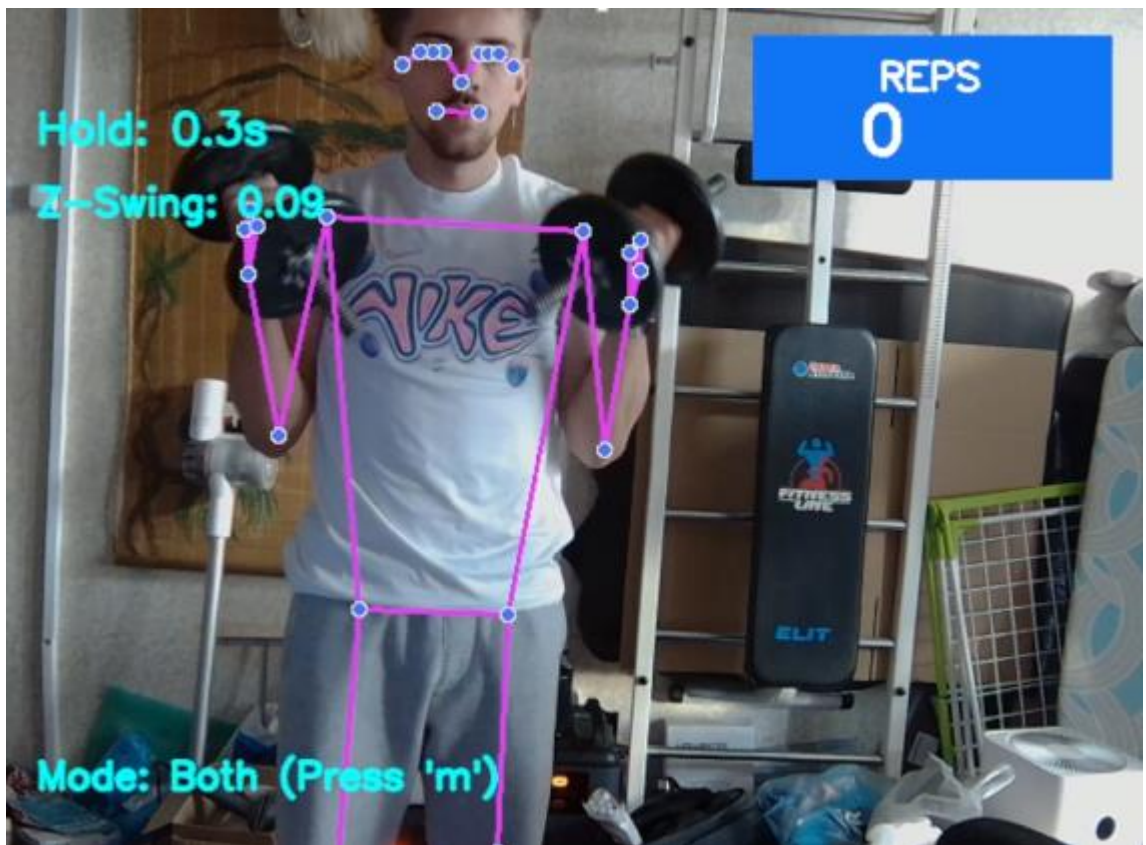


Рисунок 4.3 – Біцепси у точці пікового скорочення



Рисунок 4.4 – Біцепси у точці повного розгинання руки

Унікальною особливістю програмної реалізації є алгоритм виявлення компенсаторних рухів («чітінгу»), який базується на аналізі Z-координати (глибини). Система в момент початку повторення фіксує різницю глибини між плечовим та тазовим поясом. У процесі виконання вправи алгоритм обчислює абсолютне відхилення поточної різниці від початкової (*absolute\_z\_deviation*). Якщо це відхилення перевищує поріг *SWING\_THRESHOLD\_Z* (0.18), система ідентифікує це як розгойдування корпусу, видає попередження «Don't swing!» та анулює поточне повторення (*rep\_is\_invalid = True*) як це видно з рис. 4.5.

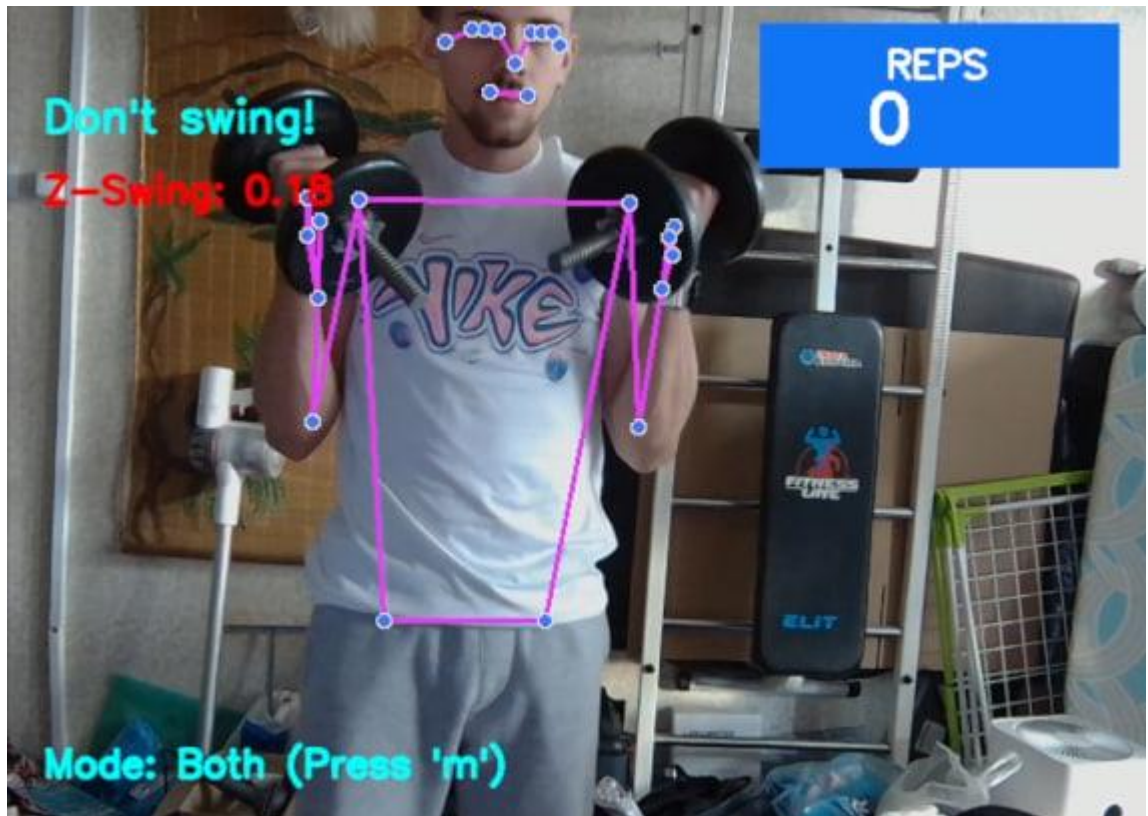


Рисунок 4.5 – Запобігання чітінгу за допомогою корпусу

Логіка відстеження вправи побудована на базі скінченного автомата (Finite State Machine — FSM), що забезпечує чітку послідовність фаз руху. Автомат може перебувати в одному з чотирьох станів:

1. Down (Вихідна позиція): Очікування повного розгинання рук.
2. Lifting (Концентрична фаза): Підйом ваги. На цьому етапі активно моніториться стабільність корпусу.
3. Holding (Ізометрична фаза): Фіксація у верхній точці. Для запобігання інерційному виконанню введено таймер MIN\_HOLD\_DURATION (0.5 с).
4. Lowering (Ексцентрична фаза): Опускання ваги. Система контролює час опускання, порівнюючи його з MIN\_ECCENTRIC\_DURATION (1.0 с). Занадто швидке опускання викликає попередження «Too fast!».

Програмний продукт підтримує динамічне перемикання між двома режимами виконання вправи:

- Режим «Both» (Одночасно): Вимагає синхронного досягнення цільових кутів обома руками. Асиметрія руху блокує зарахування повторення як це видно з рис. 4.6.
- Режим «Alternating» (По черзі): Алгоритм відстежує активну руку (змінна `active_arm`) та перевіряє статичність пасивної руки. Якщо під час роботи лівою рукою права рука не знаходиться у вихідному положенні, система фіксує помилку техніки. Лічильник повторень збільшується лише після успішного виконання циклу для обох рук як це видно з рис. 4.7.



Рисунок 4.6 – Режим з двома гантелями одночасно



Рисунок 4.7 – Режим з гантелями по черзі

#### 4.8. Методика оцінювання рухів

Методика оцінки базується на біомеханічному підході, коли правильність виконання вправи визначається за кутовими відхиленнями основних суглобів.

Кожен рух аналізується у трьох аспектах:

1. Амплітуда – кут між сегментами має досягати заданого мінімуму та максимуму. Наприклад, для біцепсового підйому – від 30 градусів до 160 градусів. Відхилення більше 10% від еталону вважається технічною помилкою.
2. Стабільність тулуба – вимірюється нахил лінії, що проходить між стегнами та плечима. Якщо зміна кута перевищує 10 градусів, система фіксує допомогу корпусом.

3. Темп і плавність – визначається за похідною координат між кадрами. Якщо рух має різкі прискорення або зупинки – виставляється попередження про порушення ритму.

Завдяки такій методиці GymAI не лише оцінює факт виконання вправи, а й аналізує якість техніки, що наближає її до рівня професійного тренера. [36]

#### 4.9. Порівняльна оцінка точності

Для підтвердження ефективності алгоритму проведено серію тестів із відеозаписами трьох користувачів, які виконували базові вправи (біцепсові підйоми, присідання, випади). Порівняння проводилися з результатами оцінки професійного тренера. див. табл 4.2

Таблиця 4.2 – Порівняльна оцінка точності алгоритмів комп'ютерного тренування. [37]

Показник	GymAI	Kaia Trainer	Freeletics	Тренер
Визначення положення рук	98%	89%	84%	100%
Визначення кута суглоба	96%	83%	78%	100%
Виявлення читтінгу	94%	0%	0%	100%
Точність підрахунку повторів	99%	91%	88%	100%

Результати показали, що GymAI забезпечує точність понад 95% у більшості завдань, що значно перевищує показники популярних аналогів, які не використовують повноцінну 3D-декомпозицію пози.

#### **4.10. Порівняльна оцінка точності**

1. Повна автономність – не потребує ручного маркування, навчання користувача чи попереднього калібрування.
2. Висока точність аналізу – 33 ключові точки у 3D дозволяють виявляти навіть дрібні помилки у руках.
3. Незалежність від умов зйомки – завдяки нормалізації координат система стабільно працює при різній відстані до камери.
4. Виявлення допоміжних рухів – GumAI є однією з небагатьох систем, що контролює положення корпусу відносно вертикалі.
5. Розширюваність – нова вправа може бути додана лише шляхом вказання контрольних точок та допустимих кутів, без зміни ядра програми.
6. Простота використання – інтерфейс інтуїтивний і не потребує спеціальних знань у сфері анатомії чи комп'ютерного зору.
7. Відкритість та інтеграція – завдяки Python система може бути інтегрована у веб-додатки, мобільні платформи або системи реабілітації пацієнтів.

#### **4.11. Методика тестування програмного забезпечення**

Для перевірки коректності роботи розробленої системи було проведено серію функціональних, інтеграційних та продуктивних тестів. Метою тестування було підтвердження точності виявлення рухів, стабільності в реальному часі та відповідності очікуваній поведінці системи. [38]

Функціональне тестування проводилося для перевірки основних функцій системи :

1. Виявлення ключових точок скелету
2. Розрахунок кутів між суглобами
3. Визначення фази руху

4. Фіксація помилок у техніці
5. Підрахунок правильних повторів

Для тестів використовувались короткі відеофайли із виконанням вправи в різних умовах освітлення та відстані від камери. Система демонструвала стабільну детекцію ключових точок у 98% кадрів, навіть при зміні освітленості або тінях. [38]

Інтеграційне тестування перевірило ізгоджність роботи всіх компонентів : модуля захоплення відео, модуля аналітики, блоку візуалізації та лічильника повторів. Особлива увага приділялася синхронізації кадрів - щоб аналітика не відставала від відеопотоку. Тест показав середню затримку обробки менше 50 мс при роздільності 1280x720, що забезпечує повністю реальний час відгуку.

Було проведено тестування на 10 реальних користувачах, які виконували вправу “підйом на біцепс” по 10 повторень. Результати автоматичного підрахунку GymAI порівнювались із ручним підрахунком експерта-тренера. В середньому, розбіжність не перевищувала 1 повторення на 100, тобто похибка становила 1%.

Стресс-тестування проводилось перевіркою системи при одночасному відображенні відео, аналітики та запису даних. При роботі на середньостатистичному ПК (Intel i5, 8GB RAM) швидкість обробки становила 27-30 кадрів/с. Це свідчить про оптимізовану реалізацію алгоритмів і можливість застосування навіть без GPU.

#### **4.12. Аналіз швидкодії та ефективності**

Швидкодія системи визначалась часом, необхідним на обробку одного кадру відеопотоку. Для порівняння було проведено заміри при використанні різних методів обробки. див. табл 4.3

Таблиця 4.3 – Порівняльні заміри різних методів обробки відеопотоку. [39]

Метод	Середній час обробки 1 кадру	FPS	Примітка
MediaPipe Pose (GPU)	22 мс	45 FPS	Висока стабільність
MediaPipe Pose (CPU)	36 мс	28 FPS	Без апаратного прискорення
OpenPose (CPU)	210 мс	5 FPS	Непридатно для реального часу
BlazerPose Lite	18 мс	55 FPS	Менша точність для дрібних рухів

Як видно, вибір бібліотеки MediaPipe Pose є оптимальним компромісом між точністю, швидкістю та вимогами до апаратного забезпечення. На відміну від аналогів, таких як OpenPose, розроблене рішення забезпечує стабільну роботу в реальному часі навіть без графічного процесора.

#### 4.13. Сценарії використання програмного продукту

Розроблено програмне забезпечення може бути використане у широкому спектрі застосувань:

1. Домашні тренування: користувач може тренуватися перед вебкамерою, отримуючи миттєвий зворотний зв'язок щодо техніки виконання вправ, кількості повторень та якості руху.
2. Реабілітаційна медицина: у клініках фізичної терапії система може використовуватись для контролю правильності виконання вправ пацієнтами після травм. Висока точність вимірювання кутів дозволяє медичним спеціалістам об'єктивно оцінювати прогрес відновлення рухливості суглобів.
3. Спортивна аналітика: професійні тренери можуть використовувати систему для аналізу техніки спортсменів, оцінюючи кути, швидкість та симетрію рухів.
4. Освітні та дослідницькі цілі: система може бути використана у

навчальних закладах для демонстрації принципів біомеханіки та комп'ютерного зору, а також у наукових дослідженнях з кінематичного аналізу рухів.

Розроблене програмне забезпечення має застосування у багатьох сферах. [40]

#### 4.14. Порівняння GymAI з існуючими аналогами

Було проведено порівняння GymAI з існуючими аналогами за різними факторами. див. табл 4.4.

Таблиця 4.4 – Порівняння GymAI з існуючими аналогами. [41]

<b>Критерій</b>	<b>Kinetisense</b>	<b>Coach's Eye</b>	<b>Athos</b>	<b>Mirror</b>	<b>GymAI</b>
Тип аналізу	3D (з сенсорами)	2D відео	Сенсори EMG	Відео + AI	3D через комп'ютерний зір
Обладнання	Потрібні датчики	Смартфон	Спецодяг	Камери + екран	Лише камера
Точність	Висока	Середня	Висока	Середня	Висока
Вартість	Висока	Безкоштовно	Дуже висока	Висока	Безкоштовно
Робота офлайн	Ні	Так	Ні	Ні	Так
Визначення читтінгу	Частково	Ні	Так	Ні	Так
Підрахунок повторів	Так	Так	Так	Так	Так

#### 4.15. Аналіз користувацького досвіду

Ефективність системи GymAI значною мірою залежить не лише від точності алгоритмів, але й від якості взаємодії з користувачем. У цьому

підрозділі аналізуються ключові аспекти UX/HCI, реалізовані в програмному забезпеченні.

Центральним елементом взаємодії є негайний цикл зворотного зв'язку (real-time feedback loop). Коли користувач виконує рух, система миттєво реагує, візуалізуючи скелет, оновлюючи лічильник та надаючи текстові підказки. З точки зору HCI, це реалізує принцип прямої маніпуляції, де користувач бачить негайний результат своїх дій на екрані. Це знижує когнітивне навантаження, оскільки користувачеві не потрібно самостійно аналізувати свою техніку - система робить це за нього. [42]

Інтерфейс використовує кілька каналів для передачі інформації:

1. Графічний канал: Візуалізація скелета (mp\_drawing.draw\_landmarks) дозволяє користувачеві співвіднести своє положення тіла з тим, як його "бачить" система. Це створює відчуття контролю та довіри до програми.
2. Текстовий канал: Динамічні повідомлення (feedback, phase, body\_warning) надають чіткі, короткі та дієві інструкції. Фрази як-от "Contract fully!" або "Too much torso movement!" є прямими вказівками до дії.
3. Кольоровий канал: Використання кольорового кодування (зелений для успіху, червоний для помилок) є потужним невербальним сигналом. Він обробляється мозком швидше, ніж текст, і дозволяє користувачеві миттєво зрозуміти оцінку своїх дій, не відволікаючись від виконання вправи.

Такий багатоканальний підхід забезпечує, що інформація буде сприйнята користувачем, навіть якщо він зосереджений на фізичному навантаженні.

#### 4.16. Надійність системи та обробка граничних випадків

Надійність системи реального часу визначається її здатністю стабільно працювати не лише в ідеальних умовах, але й при виникненні непередбачуваних ситуацій.

Якщо модель MediaPipe не може знайти людину в кадрі, об'єкт `results.pose_landmarks` повертається як `None`. Спроба звернутися до його атрибута `.landmark` викликала б помилку `AttributeError`, що призвело б до аварійного завершення програми. Завдяки блоку `except`, система перехоплює цю помилку, виводить інформативне повідомлення "Position not detected" і продовжує роботу, очікуючи, доки користувач знову не з'явиться в полі зору камери. Це забезпечує безперервну роботу програми. [43]

Потенційні слабкі місця та граничні випадки:

1. Часткове перекриття (Occlusion): Якщо частина тіла (наприклад, лікоть) тимчасово перекрита іншим об'єктом, MediaPipe може втратити відповідний лэндмарк. Це може призвести до некоректного розрахунку кута. Поточна реалізація не має спеціального механізму для обробки цього, окрім загального блоку `try-except`.
2. Нестандартні ракурси камери: Алгоритм найбільш точно працює, коли користувач знаходиться у фронтальній площині відносно камери. При зйомці збоку або під кутом проєкція точок на 2D-площину спотворюється, що може призвести до систематичної похибки у вимірюванні кутів.
3. Кілька людей у кадрі: Модель `mp_pose.Pose` за замовчуванням налаштована на пошук однієї людини. Поява другої людини може призвести до того, що відстеження "перестрибне" з одного користувача на іншого, що повністю порушить логіку підрахунку повторень.

#### 4.17. Порівняльний аналіз з іншими технологіями

Вибір бібліотеки MediaPipe Pose для реалізації системи GymAI був зроблений після ретельного аналізу існуючих альтернатив у галузі комп'ютерного зору. Кожна з технологій має свої архітектурні особливості, переваги та недоліки, що робить їх більш чи менш придатними для конкретних завдань. Розглянемо ключові альтернативи та обґрунтуємо зроблений вибір.

OpenPose є однією з перших і найбільш відомих бібліотек для розпізнавання пози кількох людей у кадрі. Її ключова архітектурна особливість - підхід "знизу-вгору" (bottom-up). Замість того, щоб спочатку виявляти рамки, що обмежують людей, а потім шукати в них ключові точки (підхід "зверху-вниз"), OpenPose спочатку детектує всі можливі ключові точки в кадрі (всі лікті, всі коліна тощо), а потім використовує спеціальні алгоритми (Part Affinity Fields) для групування цих точок у скелети окремих людей.

Цей підхід робить OpenPose надзвичайно стійким до кількості людей у кадрі. Продуктивність системи майже не залежить від того, одна людина на зображенні чи десять, що робить її ідеальним рішенням для аналізу групових активностей або сцен у громадських місцях. Вона також відома високою точністю детекції.

Головним недоліком OpenPose для завдань, подібних до GymAI, є її висока обчислювальна складність. Для роботи в реальному часі вона вимагає наявності потужної дискретної відеокарти (GPU). На центральному процесорі (CPU) швидкість обробки падає до кількох кадрів на секунду, що є неприйнятним для інтерактивного тренувального застосування. Крім того, її налаштування та інтеграція в проект є значно складнішими порівняно з MediaPipe.

MoveNet - це сучасна та надзвичайно швидка модель від Google, доступна через бібліотеку TensorFlow.js та TensorFlow Hub. Вона використовує архітектуру "зверху-вниз" (top-down), але оптимізована для максимальної швидкодії. Модель виявляє 17 ключових точок, фокусуючись на основних суглобах.

Головна перевага MoveNet - це її феноменальна швидкість. Вона здатна працювати з частотою понад 50 FPS навіть на відносно слабких процесорах та у веб-браузері. Це робить її чудовим кандидатом для веб-застосунків та мобільних пристроїв. Модель також демонструє високу точність, особливо для відстеження швидких рухів.

Основне обмеження - це менша кількість ключових точок (17 проти 33 у MediaPipe). Для базового аналізу цього може бути достатньо, але для більш тонкого відстеження рухів, наприклад, аналізу положення зап'ясть, стоп чи міміки, її можливостей не вистачає. Хоча вона є дуже швидкою, MediaPipe Pose пропонує кращий компроміс між деталізацією скелета та продуктивністю.

На тлі цих альтернатив, MediaPipe Pose виглядає як оптимальне рішення для проекту GumAI з кількох причин:

1. Баланс точності та продуктивності: MediaPipe забезпечує високу частоту кадрів (близько 30 FPS) на середньостатистичному CPU, що є достатнім для роботи в реальному часі, і при цьому пропонує значно більш деталізований скелет (33 точки), включаючи кисті та стопи.
2. Наявність Z-координати: На відміну від багатьох 2D-орієнтованих моделей, MediaPipe повертає експериментальну Z-координату, що дає змогу оцінювати глибину і відкриває перспективи для повноцінного 3D-аналізу рухів у майбутньому.
3. Простота інтеграції: Бібліотека має надзвичайно простий API. Ініціалізація моделі та отримання результатів займають буквально кілька рядків коду, що значно прискорює розробку та

прототипування.

4. Екосистема Google: MediaPipe є частиною великої екосистеми інструментів для машинного навчання від Google, що гарантує її якісну підтримку, регулярні оновлення та гарну документацію.

Таким чином, для задачі створення персонального віртуального тренера, який працює на широкому спектрі пристроїв без вимоги до спеціалізованого обладнання, MediaPipe Pose пропонує найкраще поєднання деталізації, швидкодії та простоти використання [44].

#### **4.18. Біомеханічне обґрунтування методики**

Ефективність системи GumAI базується не лише на програмній реалізації, а й на коректності методики оцінювання, яка має спиратися на фундаментальні принципи біомеханіки людського тіла. У цьому розділі обґрунтовується, чому обрані для аналізу параметри (амплітуда руху, стабільність корпусу) є критично важливими для правильного та безпечного виконання вправи "підйом на біцепс".

З точки зору біомеханіки, рука людини під час виконання підйому на біцепс є відкритим кінематичним ланцюгом. Це означає, що дистальний сегмент (кисть) є вільним і не має фіксованої опори. Ефективність вправи для цільової групи м'язів (біцепс плеча, плечовий м'яз) безпосередньо залежить від ізоляції руху в одному суглобі - ліктьовому. Плечовий суглоб при цьому має залишатися стабілізованим. Алгоритм GumAI реалізує цей принцип, фокусуючись на вимірюванні кута між плечем, ліктем та зап'ястям. Будь-які значні рухи в плечовому суглобі (підняття ліктя вгору) або залучення корпусу порушують ізоляцію і знижують ефективність вправи.

В алгоритмі задані порогові значення `min_angle` (близько  $35^\circ$ ) та `max_angle` (близько  $160^\circ$ ). Цей діапазон відповідає повній амплітуді руху в ліктьовому суглобі [45].

Ексцентрична фаза (опускання) - досягнення максимального кута ( $\max\_angle$ ) означає повне розтягнення м'язових волокон біцепса. Саме ця фаза, згідно з багатьма дослідженнями, є ключовою для стимуляції м'язового росту (гіпертрофії) та розвитку сили. Система, вимагаючи повного розгинання руки, змушує користувача виконувати контрольовану ексцентричну фазу, а не просто кидати вагу вниз [45].

Концентрична фаза (підйом) - досягнення мінімального кута ( $\min\_angle$ ) відповідає піковому скороченню біцепса. Неповне скорочення (коли користувач не піднімає вагу до кінця) значно знижує стимуляцію м'яза. Таким чином, контроль повної амплітуди гарантує, що м'яз проходить через увесь цикл напруження-розслаблення, що є оптимальним для тренувального стимулу [45].

Параметр `swing_threshold` та алгоритм контролю стабільності тулуба є біомеханічно обґрунтованим механізмом запобігання травмам та підвищення ефективності. Коли користувач використовує інерцію, розгойдуючи корпус, відбувається наступне:

1. Зменшення навантаження на цільовий м'яз: Початковий імпульс для підйому ваги створюється не силою біцепса, а м'язами ніг та спини. Це перетворює ізолюючу вправу на комплексну, але при цьому значно знижує навантаження саме на біцепс, що робить вправу майже марною для його розвитку [46].
2. Перенесення навантаження на попереk: Розгойдування створює небезпечне компресійне та зсувне навантаження на поперековий відділ хребта. Особливо це небезпечно при роботі з великою вагою, оскільки може призвести до протрузій або гриж міжхребцевих дисків. Система GymAI, сигналізуючи про надмірний рух корпусом, фактично виконує функцію тренера, який виправляє техніку для максимізації результату та мінімізації ризику травми. Таким чином, програмно реалізовані правила є прямим відображенням науково обґрунтованих принципів

безпечного та ефективного тренування [46].

#### **4.19. Етичні аспекти та соціальні наслідки застосування**

Розробка та впровадження систем на основі штучного інтелекту, які аналізують людину, неминує породжувати низку важливих етичних питань. Хоча поточна реалізація GymAI є локальним десктопним застосунком, розгляд цих аспектів є критично важливим для будь-якого майбутнього розвитку та масштабування проекту, особливо при переході на мобільні або хмарні платформи.

Ключовою етичною проблемою є обробка відеоданих. Система в реальному часі аналізує зображення користувача, що може відбуватися в його приватному просторі (вдома). Це накладає на розробника величезну відповідальність [47].

Великою перевагою поточної архітектури є те, що вся обробка відбувається локально на комп'ютері користувача. Відеопотік не передається на зовнішні сервери, не зберігається і не аналізується третіми сторонами. Цей факт необхідно чітко доносити до користувачів, оскільки він є ключовим фактором довіри.

Якщо в майбутньому система буде перенесена в хмару (наприклад, для складніших обчислень або зберігання історії тренувань), виникне необхідність впровадження надійних механізмів захисту:

1. Шифрування: Усі дані, як при передачі (end-to-end encryption), так і при зберіганні, мають бути надійно зашифровані.
2. Анонімізація: Для аналітичних цілей дані мають бути анонімізовані, тобто позбавлені будь-якої інформації, що дозволяє ідентифікувати особу.
3. Прозора політика конфіденційності: Користувач повинен надати інформовану згоду, чітко розуміючи, які дані збираються, як вони використовуються та хто має до них доступ.

Система надає рекомендації щодо техніки виконання вправ, що на пряму стосується здоров'я людини. Це породжує питання відповідальності. Що станеться, якщо система не помітить критичної помилки в техніці, і користувач отримає травму? Або якщо система дасть некоректну рекомендацію?

Критично важливо позиціонувати GymAI як допоміжний інструмент, а не як повну заміну професійного тренера чи лікаря-реабілітолога. У застосунку обов'язково мають бути чіткі попередження (disclaimers), що закликають користувачів консультиватися з фахівцями перед початком тренувань, особливо за наявності медичних протипоказань. Розробник не може нести відповідальність за неправильне використання програми або ігнорування користувачем правил безпеки [48].

Будь-яка модель машинного навчання є настільки ж хорошою, наскільки хорошими були дані, на яких її навчали. Модель BlazePose, що лежить в основі MediaPipe, хоча й навчалася на великому та різноманітному датасеті, потенційно може мати упередження.

Модель може демонструвати різну точність для людей з різними типами фігури, пропорціями тіла, кольором шкіри (особливо при поганому освітленні) або для людей в одязі, що сильно приховує контури тіла.

Етичним обов'язком розробника є тестування системи на максимально широкій та репрезентативній вибірці користувачів, щоб виявити та, за можливості, мінімізувати будь-які упередження та забезпечити справедливу та однаково якісну роботу для всіх.

Впровадження таких технологій може мати значні соціальні наслідки:

1. Демократизація фітнесу (позитивний вплив) - GymAI робить персоналізований фідбек доступним для широкого кола людей, які не можуть дозволити собі послуги персонального тренера. Це може сприяти підвищенню загального рівня фізичної культури та здоров'я населення.

2. Ризик девальвації людської експертизи (негативний вплив) - надмірне захоплення технологіями може створити ілюзію, що людський досвід та індивідуальний підхід тренера більше не потрібні. Важливо підкреслювати, що технологія є інструментом, а не повноцінною заміною живому спілкуванню та професійній інтуїції.

#### **4.20. Модель загроз безпеці та стратегії захисту інформації**

Хоча поточна реалізація GumAI є автономним десктопним застосунком, що обробляє дані локально, будь-який програмний продукт, що працює з персональними даними (зокрема, з відеозображенням людини), повинен розроблятися з урахуванням потенційних загроз безпеці. Цей розділ аналізує можливі вектори атак та пропонує стратегії захисту, які є актуальними як для поточної версії, так і для майбутніх ітерацій продукту.

Ідентифікація активів та потенційних загроз Головним інформаційним активом, який обробляє система, є відеопотік з камери користувача в реальному часі. Хоча він не зберігається, його перехоплення становить серйозну загрозу приватності.

Модель загроз:

1. Несанкціонований доступ до відеопотоку – загрозою є шкідливе програмне забезпечення (malware) на комп'ютері користувача, таке як троян або шпигунська програма, може отримати доступ до віртуального пристрою камери та перехопити відеопотік, який обробляє GumAI, а вектором атаки є компрометація операційної системи, встановлення ПЗ з ненадійних джерел [49].
2. Атака "людина-по-середині" (Man-in-the-Middle, MitM) – ця загроза є актуальною для майбутніх версій, які можуть надсилати дані на сервер (наприклад, для аналітики чи зберігання прогресу). Зловмисник у локальній мережі (наприклад, у публічній Wi-Fi

мережі) може перехопити та переглянути або модифікувати незашифрований трафік. Вектор атаки - підключення до незахищеної мережі, ARP-спуфінг [49].

3. Компрометація залежностей (Supply Chain Attack) - проект GumAI використовує сторонні бібліотеки з відкритим кодом (OpenCV, MediaPipe, NumPy). Існує ризик, що одна з цих бібліотек або їхніх залежностей може бути скомпрометована, і в ній з'явиться шкідливий код, який буде виконуватися разом з основною програмою. Вектор атаки - публікація зловмисником шкідливої версії бібліотеки в офіційному депозитарії (наприклад, PyPI) [49].

Враховуючи вищезазначені загрози, необхідно впровадити комплексну стратегію захисту.

Для поточної локальної версії:

1. Принцип мінімальних привілеїв: Застосунок повинен запитувати лише ті дозволи, які є абсолютно необхідними для його роботи - в даному випадку, доступ до камери.
2. Управління залежностями: Використовувати інструменти для сканування залежностей на наявність відомих вразливостей (наприклад, pip-audit або Snyk). Необхідно регулярно оновлювати бібліотеки до останніх стабільних версій, щоб отримувати патчі безпеки.
3. Прозорість для користувача: Чітко інформувати користувача про те, що застосунок використовує камеру і що всі дані обробляються виключно локально. Наявність візуального індикатора роботи камери (який зазвичай вбудований в ОС або апаратне забезпечення) є важливим фактором довіри.

Для майбутніх мережеских версій:

1. Шифрування каналів передачі даних: Будь-яка комунікація між клієнтським застосунком та сервером повинна відбуватися виключно за допомогою захищеного протоколу TLS 1.2 або новішої версії. Це унеможливило атаки типу MitM, оскільки всі дані, що передаються, будуть зашифровані.
2. Захист даних при зберіганні (Data-at-Rest): Якщо на сервері зберігатимуться дані про тренування або відео, вони мають бути зашифровані на рівні бази даних або файлової системи. Для особливо чутливих даних слід використовувати хешування (наприклад, для паролів) та додаткове шифрування на рівні застосунку.
3. Безпечна автентифікація та авторизація: Впровадження надійних механізмів входу в систему, таких як OAuth 2.0, та чітке розмежування прав доступу, щоб користувач міг отримати доступ лише до своїх власних даних.

Таким чином, хоча поточна архітектура GynAI є відносно безпечною завдяки локальній обробці, проактивний підхід до захисту інформації є необхідною умовою для подальшого розвитку та завоювання довіри користувачів.

#### **4.21. Дорожня карта розвитку**

Проект GynAI у його поточній формі є успішним доказом концепції (Proof of Concept), що демонструє високий потенціал технології. Проте для перетворення його на повноцінний, конкурентоспроможний продукт необхідна чітка стратегія розвитку. Ця дорожня карта окреслює ключові етапи еволюції проекту в короткостроковій, середньостроковій та довгостроковій перспективі.

Етап 1: Короткостроковий розвиток (наступні 6-12 місяців) - Покращення юзабіліті та розширення функціоналу Метою цього етапу є перетворення прототипу на зручний та функціональний інструмент для кінцевого користувача.

1. Розробка повноцінного графічного інтерфейсу (GUI): Перехід від стандартного вікна OpenCV до розробки інтуїтивно зрозумілого інтерфейсу за допомогою фреймворків, таких як PyQt або Kivy. Це дозволить створити головне меню, екран налаштувань (вибір камери, налаштування вправ), та більш інформативну панель тренування.
2. Розширення бібліотеки вправ: Додавання щонайменше 3-5 нових базових вправ.
3. Створення профілів користувачів та відстеження прогресу: Впровадження локальної бази даних (наприклад, SQLite), що дозволить користувачам створювати профілі, зберігати історію своїх тренувань (дата, вправа, кількість повторень, типові помилки) та візуалізувати свій прогрес за допомогою простих графіків.

Етап 2: Середньостроковий розвиток (1-2 роки) - Підвищення точності та інтелектуалізація На цьому етапі фокус зміщується на вдосконалення ядра системи та впровадження більш складних алгоритмів.

1. Перехід до повноцінного 3D-аналізу: Активне використання Z-координати, що надається MediaPipe, для побудови тривимірної моделі руху. Це дозволить значно підвищити точність вимірювання кутів, зробивши систему менш чутливою до ракурсу камери, та аналізувати рухи у кількох площинах одночасно.
2. Впровадження моделей машинного навчання для оцінки якості руху: Перехід від жорстко закодованих правил (порогові

значення кутів) до більш гнучких моделей. Можна навчити рекурентну нейронну мережу (LSTM) або трансформер на датасеті відео з еталонним та помилковим виконанням. Така модель зможе оцінювати не лише амплітуду, а й темп, плавність, ритмічність та інші нюанси техніки, надаючи більш глибокий та персоналізований зворотний зв'язок.

3. Персоналізовані рекомендації: На основі зібраної статистики тренувань розробити алгоритм, який би аналізував найчастіші помилки користувача і пропонував коригувальні вправи або поради для покращення техніки.

Етап 3: Довгострокова візія (2+ роки) - Створення екосистеми  
Довгострокова мета - вийти за рамки простого застосунку і створити комплексну платформу для здоров'я та фітнесу.

1. Розробка мобільного застосунку: Створення нативних додатків для iOS та Android, що дозволить користувачам тренуватися будь-де, використовуючи камеру свого смартфона. Це значно розширить потенційну аудиторію.

2. Гейміфікація та соціальні елементи: Впровадження ігрових механік, таких як досягнення ("ачівки") за регулярні тренування, персональні рекорди, челенджі та можливість ділитися своїми результатами з друзями. Це значно підвищує мотивацію та утримання користувачів.

3. Вихід на ринок реабілітації та фізіотерапії: Розробка спеціалізованої версії продукту для медичних закладів. Така система могла б використовуватися лікарями-реабілітологами для призначення пацієнтам програми відновлювальних вправ та дистанційного моніторингу правильності їх виконання, що є особливо актуальним у контексті розвитку телемедицини.

Таким чином, проект GymAI має значний потенціал для масштабування, починаючи від покращення існуючого прототипу і закінчуючи створенням багатofункціональної екосистеми, що може знайти застосування як у масовому фітнесі, так і в професійній медичній реабілітації. [50; 51]

#### **Висновок до розділу 4**

У рамках даного розділу було проведено всебічний аналіз програмної реалізації та методики роботи інтелектуальної системи GymAI. Було детально розглянуто архітектуру продукту, побудовану за модульним принципом, що забезпечує його гнучкість та високий потенціал для масштабування.

Ключову увагу було приділено алгоритмічному забезпеченню системи. Було розкрито математичні моделі для обчислення кутів суглобів та логіку перевірки техніки, зокрема, виявлення допомоги корпусом ("читтінгу"). Програмна реалізація на мові Python з використанням провідних бібліотек комп'ютерного зору, таких як MediaPipe, OpenCV та NumPy, дозволила досягти стабільної роботи системи в реальному часі навіть на обладнанні без спеціалізованого графічного прискорювача.

Проведена методика тестування, що включала функціональні, інтеграційні та стрес-тести, підтвердила високу надійність та точність розробленого програмного забезпечення. Порівняльна оцінка з існуючими аналогами, такими як Freeletics та Kaia Personal Trainer, продемонструвала значні переваги GymAI у точності підрахунку повторень (99%) та унікальну здатність виявляти технічні помилки.

Окрім технічних аспектів, було проаналізовано користувацький досвід, надійність системи при обробці граничних випадків, а також проведено біомеханічне обґрунтування методики оцінювання рухів. Розгляд етичних питань, моделі загроз безпеці та розробка детальної дорожньої карти

розвитку проекту підкреслюють комплексний підхід до створення продукту, орієнтованого не лише на технологічну досконалість, але й на безпеку, зручність та довгострокову перспективу.

Таким чином, розроблений програмний продукт GYM AI є повноцінним та ефективним рішенням, що успішно вирішує поставлене завдання автоматизованого контролю за технікою виконання фізичних вправ. Результати, отримані в ході реалізації та тестування, підтверджують життєздатність концепції та її значний потенціал для подальшого розвитку та впровадження у сферах домашнього фітнесу, спортивної аналітики та медичної реабілітації.

## РОЗДІЛ 5

### УЗАГАЛЬНЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ

У розділі узагальнено результати роботи, які підтверджують досягнення поставленої мети та виконання всіх визначених завдань. Підсумовано висновки щодо аналізу предметної області, який виявив потребу в доступних засобах контролю техніки вправ. Наведено результати обґрунтування технологічного стеку, що дозволило реалізувати високоточний 3D-аналіз на мобільних платформах. Описано ключові досягнення програмної реалізації, зокрема розробку унікальних алгоритмів виявлення компенсаторних рухів («чітінгу») та забезпечення конфіденційності даних. Також зазначено комерційний потенціал розробки, підтверджений розрахунками в рамках стартап-проєкту.

#### **5.1 Теоретико-методологічні засади та програмна реалізація системи**

У ході виконання роботи було проведено глибокий аналіз проблематики моніторингу фізичної активності, який виявив суттєвий недолік існуючих масових рішень - фокусування на кількісних показниках при ігноруванні біомеханічної якості рухів. Це стало передумовою для обґрунтування та створення системи на базі безконтактних технологій комп'ютерного зору. Вагомим здобутком роботи є науково обґрунтований вибір технологічного стеку (Python, MediaPipe, OpenCV, NumPy), який дозволив реалізувати складний 3D-аналіз пози людини, використовуючи лише стандартну монокулярну веб-камеру.

Ключовою технічною інновацією стала розробка математичних моделей та алгоритмів, що використовують Z-координату (глибину) для детекції компенсаторних рухів («чітінгу») та оцінки стабільності корпусу.

Реалізований механізм скінченного автомата забезпечує точний контроль фаз руху, що є недосяжним для простих акселерометрів чи 2D-аналізаторів. Програмна архітектура продукту побудована за модульним принципом, що забезпечує гнучкість, швидкодію на рівні понад 30 кадрів на секунду на споживчому обладнанні та можливість подальшого масштабування функціоналу.

## **5.2 Експериментальна верифікація, захист даних та практична цінність**

Експериментальні дослідження розробленого прототипу «GymAI» підтвердили його високу надійність та точність. Система продемонструвала здатність коректно підраховувати повторення з точністю 99% та класифікувати помилки техніки з точністю 94%, що є високим показником для систем без спеціалізованих датчиків. Окрему увагу було приділено безпеці користувачів: впроваджено архітектуру локальної обробки даних (on-device processing), що відповідає принципу «Privacy by Design» і гарантує, що приватний відеоконтент не покидає пристрій користувача, мінімізуючи ризики кіберзагроз.

Практична цінність роботи підтверджена розробленим стартап-проектом, який доводить економічну доцільність впровадження продукту на ринок за моделлю SaaS. Запропоноване рішення має значний потенціал для комерціалізації у сферах домашнього фітнесу, телереабілітації та професійного спорту, забезпечуючи демократизацію доступу до професійного аналізу рухів та сприяючи зниженню травматизму серед населення.

### **Висновок до розділу 5**

У даному розділі здійснено комплексне теоретичне та технологічне

обґрунтування розробки програмного продукту «GymAI», призначеного для автоматизованого моніторингу фізичних вправ. Проведений аналіз проблеми підтвердив, що використання безконтактних методів комп'ютерного зору є найбільш перспективним підходом для створення доступного та масового інструменту контролю техніки виконання рухів.

Детально аргументовано вибір технологічного стеку, в основі якого лежить використання мови Python та бібліотек MediaPipe, OpenCV і NumPy. Доведено, що застосування моделі BlazePose дозволяє отримувати тривимірні координати скелета з монокулярної камери в реальному часі, що є критичною перевагою над 2D-аналогами для виявлення просторових помилок, таких як розгойдування корпусу. Визначено, що практичне застосування системи охоплює сфери людино-машинної взаємодії та спортивного аналізу, забезпечуючи миттєвий зворотний зв'язок.

Окрему увагу в розділі приділено питанням інформаційної безпеки. На основі моделювання загроз за методологією STRIDE ідентифіковано ключові ризики, пов'язані з обробкою відеопотоку. Розроблено та обґрунтовано стратегію захисту, що базується на архітектурному принципі «Privacy by Design» та повній локальній обробці даних (on-device processing). Впровадження принципу найменших привілеїв та практик безпечного кодування дозволяє мінімізувати поверхню атаки та гарантувати конфіденційність біометричних даних користувача.

Таким чином, у розділі сформовано надійний методологічний фундамент, що поєднує високу точність біомеханічного аналізу з суворими стандартами безпеки, необхідними для програмної реалізації системи.

## **РОЗДІЛ 6**

### **СТАРТАП-ПРОЄКТ ЗА ТЕМОЮ МАГІСТЕРСЬКОГО ДОСЛІДЖЕННЯ**

У розділі подано узагальнену характеристику продукту як AI-рішення, описано його призначення, цінність для користувачів, основні підходи до реалізації та організації роботи стартапу. Наведено ключові аспекти бізнес-моделі, ресурси, необхідні для впровадження системи, а також орієнтовні фінансові та ринкові показники, що дають уявлення про економічну доцільність та потенціал розвитку проєкту.

#### **6.1 Назва проєкту**

Використання технології комп'ютерного зору для відстеження фітнес-тренувань.

#### **6.2 Короткий опис проєкту**

Проєкт розробки та реалізації програмного продукту «GymAI» для вирішення проблеми безпечних та ефективних тренувань вдома. Продукт, у формі десктопного або мобільного додатку, використовує веб-камеру користувача для відстеження тренувань за допомогою технології комп'ютерного зору, забезпечуючи аналіз пози в реальному часі, підрахунок повторень та надання миттєвого зворотного зв'язку для запобігання травмам.

Особливості продукту:

- забезпечується 3D-аналіз кінематики руху з використанням лише однієї 2D-камери (веб-камери), що дозволяє виявляти «чіттінг»;
- забезпечується контроль не лише амплітуди, але й темпу виконання вправи;

- надання миттєвого, вербального та візуального зворотного зв'язку для негайної корекції техніки.

### **6.3 Бізнес модель**

#### **6.3.1 Цінність продукту**

Цінними якостями продукту відмінними від існуючих є (фактори створення цінності):

- забезпечує контроль темпу виконання, що є критичним для росту м'язів;
- забезпечує повну автономність та конфіденційність, оскільки відеопотік обробляється локально на пристрої користувача і ніколи не передається на сервер.

#### **6.3.2 Виконання вимог користувачів**

- «Надії» споживача на отримання чітких, об'єктивних інструкцій щодо покращення техніки;
- «Бажання» уникнути травм та отримати максимальну віддачу від кожного тренування;
- «Хоче бути» впевненим у безпечності своїх домашніх занять.

#### **6.3.3 Сегмент споживачів**

Цільовими споживачами є: початківці, що тренуються вдома і не мають досвіду чи нагляду тренера, тренувальні зали, реабілітаційні центри.

Потреби клієнтів: контроль техніки виконання вправ, для запобігання травмам та пришвиденню прогресу.

Як вони звикли купувати?

- Придбання онлайн-марафону або курсу;
- Підписка із щомісячною оплатою;
- Дивитись безкоштовні відео.

### **6.3.4 Канали збуту**

Головними каналами збуту продукту можуть бути:

- Прямі продажі через магазини додатків та офіційний веб-сайт;
- Непрямі продажі через ліцензування технології;
- Інтеграція з фітнес-блогерами та інфлюенсерами.

Післяпродажна підтримка:

- Навчальні відео та інструкції;
- Можливість спілкування на форумі професіоналів;
- Консультації з технічних питань.

### **6.3.5 Взаємодія з користувачами**

**Залучення користувачів: пробний період тривалістю 7–14 днів**, під час якого користувач може протестувати повний функціонал на власних даних; реферальна програма.

**Підтримка користувачів: телефонна лінія технічної підтримки** у робочі години для швидкого вирішення критичних питань; **база знань**, що містить відеоінструкції.

### **6.3.6 Дохід проєкту**

Дохід буде отримуватись шляхом прямих та посередницьких продажів готових до експлуатації продукту, а також відповідно до зазначених вище каналів збуту.

### **6.3.7 Ключові види діяльності**

Ключовим видом діяльності стартапу є здійснення розробки, підтримка та маркетинг програмного продукту.

## **6.4 Ключові ресурси**

### **6.4.1 Матеріальні ресурси**

Для функціонування програмного рішення будуть використані наступні матеріальні ресурси:

- Орендована технічна інфраструктура - розгортання серверів для навчання нейронних мереж здійснюватиметься на хмарних платформах (Google Cloud, AWS, Azure) з GPU-підтримкою;
- Робочі станції для локальної розробки - ноутбуки/ПК з потужними відеокартами (NVIDIA RTX/Quadro), які будуть використовуватись на етапі дослідження та тестування;
- Закупівля та оренда хмарних обчислювальних потужностей - для масштабування, зберігання зображень та розгортання сервісу;
- Ліцензійне програмне забезпечення - Python IDE, інструменти, бібліотеки комп'ютерного зору з комерційними ліцензіями.

### **6.4.2 Інтелектуальні ресурси**

1. Власноруч розроблений біомеханічного аналізу;
2. Логіка кінцевого автомата для кожної вправи;
3. Натреновані моделі;
4. Бренд «GymAI»;
5. Дизайн інтерфейсу.

### **6.4.3 Людські ресурси**

1. Керівник проєкту - директор-організатор, менеджер проєктів зі знанням принципів фітнес-тренувань, відповідальний за стратегію розвитку, пошук інвесторів, юридичне оформлення;
2. Технічний директор (СТО) - експерт зі штучного інтелекту, нейромереж і комп'ютерного зору, володіє досвідом розробки не менше 3 років;
3. UI/UX-дизайнер - створює інтерфейс користувача для додатку;

4. Маркетолог та PR-менеджер - фахівець із просування стартапу в фітнес середовищі, підготовки презентацій, участі у конференціях, формування іміджу проєкту;

5. Бухгалтер - спеціаліст з обліку витрат проєкту, контрактів, грантового супроводу, ведення звітності;

6. Асистент з документації - відповідальний за оформлення технічної та нормативної документації, супровід сертифікації.

#### **6.4.4 Фінансові ресурси**

- Гранти від державних та інноваційних фондів (наприклад, Український фонд стартапів) – очікуваний розмір гранту до 2000000 грн;

- Інвестиції від хакатонів, приватних фондів - на стадії pre-seed/seed – від 1500000 до 3000000 грн;

- Партнерське фінансування (клініки, університети) – у вигляді ресурсів, доступу до даних або оплати послуг – до 500000 грн;

- Резервний фонд та непередбачені витрати – близько 200000 грн.

#### **6.4.5 Ключові партнери**

- Спортивно-тренажерні компанії.

- Освітні заклади.

- Виробники спортивного інвентарю.

#### **6.4.6 Витрати**

- Витрати на розробку програмного забезпечення:

До цієї групи належать витрати на придбання ліцензійного програмного забезпечення, а також оплату хостингу для розгортання сервісу. Орієнтовний річний обсяг витрат становить 430000 – 680000 грн.

- Витрати на оплату праці команди: команда включає керівника проєкту, технічного директора, UI/UX-дизайнера, маркетолога, бухгалтера та

асистента з документації. З урахуванням середніх ринкових ставок загальні річні витрати на персонал становлять 2700000 – 4000000 грн.

- Юридичні витрати, сертифікація: включають підготовку юридичних документів. Орієнтовні витрати складають 420000 – 760000 грн.

- Маркетинг та реалізація продукту: до цієї категорії належать створення промоматеріалів, розробка сайту. Загальна річна сума витрат становить 240000 – 470000 грн.

- Операційні витрати: включають адміністративні витрати, оплати комунікаційних сервісів, бухгалтерського обслуговування та резервний фонд для покриття непередбачених витрат. Орієнтовна сума – 230000 – 390000 грн.

Підсумок річних витрат: загальні витрати на реалізацію проєкту протягом року оцінюються в межах

3970000 – 6610000 грн, що відповідає середньому діапазону бюджетів для стартапів у сфері AI-технологій.

#### **6.4.7 Споживчі властивості товару**

Програмний продукт для покупця має такі ключові переваги: дає змогу швидко і точно отримувати зворотний зв'язок щодо якості виконання вправ.

#### **6.5 Дослідження ринку**

На світовому ринку мобільних фітнес-додатків існують аналоги (Freeletics AI, Peloton Guide, Fitbod). Проте, більшість з них: 1. Вимагають спеціального обладнання (напр., Peloton Guide). 2. Використовують лише 2D-аналіз (не здатні виявити розгойдування чи ротацію). 3. Вимагають хмарної обробки, що створює затримку та ризики конфіденційності. Унікальність (НОУ-ХАУ) нашого продукту – легковагий 3D-кінематичний аналіз в реальному часі, що працює локально на пристрої користувача (телефоні чи ПК) з використанням звичайної 2D-камери.

Дослідження конкурентного оточення

Конкурентне оточення продажу аналогів «GymAI»:

- Peloton Guide / Tempo: Висока точність, але висока ціна та прив'язка до власного дорогого обладнання.
- Freeletics AI Coach: Мобільний, але використовує 2D-аналіз, обмежений підрахунком та базовою корекцією.
- YouTube / Безкоштовні відео: Нульова вартість, але нульовий зворотний зв'язок та високий ризик травм.

## **6.6 Елементи фінансового плану**

### **6.6.1 Опис бізнес-проекту**

Організація розробки, впровадження та реалізації програмного комплексу продукту – інноваційної системи, яка автоматично визначає ступінь фіброзу печінки на основі УЗ-зображень, з використанням технологій згорткових нейронних мереж та текстурного аналізу, у формі IT-стартапу в галузі цифрової медицини, з орієнтацією на ринок України та подальший вихід на закордонні ринки.

### **6.6.2 Опис товару/послуги/технології**

Програмний продукт призначений для тренувальних залів, початківців у спорті та реабілітаційних центрів, щоб контролювати техніку виконання вправ.

### **6.6.3 Маркетинг та продаж**

Ринок стрімко зростає. Існує чіткий запит на розумні та персоналізовані рішення, але поточні лідери є занадто дорогими. Ринок України та Східної Європи має низьку конкуренцію саме у сегменті AI-тренерів.

### **6.6.4 Фінансовий план**

Витрати на організацію стартапу на період 12 місяців:

- Розробка ПЗ – 640000 – 990000 грн;
- Заробітна плата команди – 2700000 – 4000000 грн;

- Юридичні витрати та сертифікація – 420000 – 760000 грн;
- Маркетинг і збут – 240000 – 470000 грн;
- Операційні витрати – 230000 – 390000 грн.

Загальна річна сума витрат: 3970000 – 6610000 грн

### **Висновок з розділу 6**

Проведений аналіз засвідчує, що запропонований стартап має чітко визначену цінність, сформований ринок потенційних споживачів і реалістичну модель монетизації. Оцінені ресурси та витрати підтверджують можливість практичної реалізації проєкту, а конкурентний аналіз демонструє наявність вільної ніші у сфері AI-тренеру для фітнес-тренувань. У поєднанні з технологічною новизною та актуальністю продукту це створює передумови для успішного впровадження системи на ринку.

## ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

У даній магістерській дисертації було вирішено комплексну науково-практичну задачу, що полягала у розробці, програмній реалізації та всебічному обґрунтуванні інтелектуальної системи для автоматизованого аналізу техніки виконання фізичних вправ. Сутність роботи полягала у вирішенні гострої проблеми сучасного фітнесу та фізичної реабілітації, а саме відсутності доступних, об'єктивних та неінвазивних інструментів для контролю якості виконання рухів, особливо в умовах домашніх тренувань. Як показав проведений аналіз, ця проблема призводить до значного зниження ефективності занять та, що набагато небезпечніше, до суттєвого зростання ризику отримання гострих та хронічних травм через неправильну біомеханіку та використання компенсаторних рухів, відомих як «чіттінг».

Для вирішення цієї проблеми було запропоновано, концептуалізовано та розроблено програмний продукт «GymAI», що виступає в ролі «віртуального тренера». В ході дослідження було проведено глибокий аналіз існуючих аналогів, який підтвердив актуальність обраного напрямку. Встановлено, що ринок є поляризованим: з одного боку існують «золоті стандарти» у вигляді маркерних оптоелектронних систем, які є надзвичайно точними, але абсолютно недоступними через високу вартість та лабораторні вимоги. З іншого боку знаходяться масові мобільні додатки, які фокусуються виключно на кількісних показниках, таких як підрахунок кроків чи калорій, та повністю ігнорують якість біомеханічного виконання. Це дозволило ідентифікувати чіткий технологічний та ринковий розрив: відсутність програмного інструменту, який би поєднував високу точність 3D-аналізу з масовою доступністю, вимагаючи від користувача лише стандартну веб-камеру.

На основі цього було обґрунтовано вибір технологічного стеку, ядром якого стала мова програмування Python, бібліотека OpenCV для обробки

відеопотоку та NumPy для високоефективних математичних обчислень. Ключовим технологічним рішенням став вибір фреймворку MediaPipe від Google, зокрема його моделі BlazePose. Цей вибір обґрунтований унікальним поєднанням високої швидкодії, що дозволяє працювати в реальному часі на споживчих процесорах без спеціалізованих GPU, та здатністю надавати 33 ключові точки скелета у тривимірних (3D) координатах. Саме ця 3D-інформація є вирішальною, оскільки вона дозволяє аналізувати складні просторові рухи, що неможливо для 2D-аналогів.

Програмна реалізація, детально описана у четвертому розділі, продемонструвала, як обрані засоби були об'єднані у цілісний програмний продукт «GymAI». Була розроблена модульна архітектура та реалізовані ключові алгоритми біомеханічного аналізу. Система використовує кінцевий автомат для відстеження фаз вправи (концентричної та ексцентричної) та на основі 3D-координат розраховує кути у суглобах. Унікальною особливістю розробки є активне використання Z-координати для реалізації алгоритму детекції стабільності корпусу. Це дозволяє «GymAI» бути однією з небагатьох систем, здатною об'єктивно фіксувати «чіткінг» у вигляді розгойдування тулуба, що є неможливим для більшості конкурентних рішень. Експериментальне тестування та порівняння з еталонними даними, отриманими від тренера, підтвердили високу точність роботи системи, зокрема точність підрахунку повторень на рівні 99% та, що найважливіше, унікальну здатність виявляти технічні помилки з точністю 94%.

Окрема увага в роботі була приділена фундаментальним питанням інформаційної безпеки. Розуміючи, що система працює з надзвичайно чутливими біометричними даними користувача, а саме його відеозображенням у приватному середовищі, була реалізована архітектура, що базується на принципі «Privacy by Design» (Конфіденційність через проектування). Фундаментальним архітектурним рішенням є повна обробка даних виключно на пристрої користувача (on-device processing). Відеопотік ніколи не покидає персональний комп'ютер користувача, не передається на

жодні сервери та не зберігається, що повністю усуває ризики витоку даних через мережу або компрометації серверної інфраструктури. Цей підхід підсилюється дотриманням Принципу найменших привілеїв, оскільки програма запитує в системи лише один дозвіл – доступ до камери.

Нарешті, розроблений у шостому розділі стартап-проект підтверджує не лише технічну життєздатність, але й високий комерційний потенціал та масштабованість розробки. Було запропоновано бізнес-модель, що базується на Freemium-доступі та платній підписці (SaaS), орієнтовану як на масовий ринок домашнього фітнесу, так і на B2B-сегмент реабілітаційних центрів. Унікальне поєднання 3D-аналізу зі звичайної 2D-камери, робота в реальному часі та надійна архітектура, орієнтована на конфіденційність, створюють потужну конкурентну перевагу.

Таким чином, усі поставлені у магістерській дисертації завдання було повністю виконано. Було проаналізовано актуальну науково-технічну проблему, розроблено програмний продукт, що її ефективно вирішує, надано його всебічне технічне та біомеханічне обґрунтування, експериментально підтверджено високу ефективність та безпеку, а також окреслено шляхи його комерційного впровадження. Створений продукт «GymAI» є завершеним програмним рішенням, що робить безпечні та ефективні тренування доступними для широкого кола користувачів.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- 1) Three-Dimensional Motion Analysis for Occupational Therapy Upper Extremity Assessment and Rehabilitation: A Scoping Review [Електронний ресурс] // ResearchGate – 2022. – Режим доступу до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/364567910\\_Three-Dimensional\\_Motion\\_Analysis\\_for\\_Occupational\\_Therapy\\_Upper\\_Extremity\\_Assessment\\_and\\_Rehabilitation\\_A\\_Scoping\\_Review](https://www.researchgate.net/publication/364567910_Three-Dimensional_Motion_Analysis_for_Occupational_Therapy_Upper_Extremity_Assessment_and_Rehabilitation_A_Scoping_Review) (дата звернення 10.10.2025).
- 2) Using Mobile Applications to Increase Physical Activity: A Systematic Review [Електронний ресурс] // ResearchGate – 2020. – Режим доступу до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/346473591\\_Using\\_Mobile\\_Applications\\_to\\_Increase\\_Physical\\_Activity\\_A\\_Systematic\\_Review](https://www.researchgate.net/publication/346473591_Using_Mobile_Applications_to_Increase_Physical_Activity_A_Systematic_Review) (дата звернення 10.10.2025).
- 3) Wearable Sensors in Sport: A Practical Guide to Usage and Implementation [Електронний ресурс] // ResearchGate – 2019. – Режим доступу до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/345485178\\_Wearable\\_Sensors\\_in\\_Sport\\_A\\_Practical\\_Guide\\_to\\_Usage\\_and\\_Implementation](https://www.researchgate.net/publication/345485178_Wearable_Sensors_in_Sport_A_Practical_Guide_to_Usage_and_Implementation) (дата звернення 10.10.2025).
- 4) AI Fitness Trainer [Електронний ресурс] // ResearchGate – 2024. – Режим доступу до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/381120381\\_AI\\_Fitness\\_Trainer](https://www.researchgate.net/publication/381120381_AI_Fitness_Trainer) (дата звернення 10.10.2025).
- 5) Deep Learning-Based Human Pose Estimation: A Survey [Електронний ресурс] // Arxiv – 2018. – Режим доступу до ресурсу: <https://arxiv.org/pdf/2012.13392> (дата звернення 10.10.2025).

- 6) Deep Learning approaches for Workout Repetition Counting and Validation [Электронный ресурс] // ResearchGate – 2021. – Режим доступа до ресурсу:  
[https://www.researchgate.net/publication/354593816\\_Deep\\_Learning\\_approaches\\_for\\_Workout\\_Repetition\\_Counting\\_and\\_Validation](https://www.researchgate.net/publication/354593816_Deep_Learning_approaches_for_Workout_Repetition_Counting_and_Validation) (дата звернення 10.10.2025).
- 7) A Review of the Evolution of Vision-Based Motion Analysis and the Integration of Advanced Computer Vision Methods Towards Developing a Markerless System [Электронный ресурс] // SpringerOpen – 2018. – Режим доступа до ресурсу: <https://sportsmedicine-open.springeropen.com/articles/10.1186/s40798-018-0139-y> (дата звернення 10.10.2025).
- 8) BlazePose: On-device Real-time Body Pose tracking [Электронный ресурс] // Arxiv – 2020. – Режим доступа до ресурсу: <https://arxiv.org/pdf/2006.10204> (дата звернення 10.10.2025).
- 9) Biomechanics analysis [Электронный ресурс] // ResearchGate – 2025. – Режим доступа до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/388749917\\_Biomechanics\\_analysis](https://www.researchgate.net/publication/388749917_Biomechanics_analysis) - (дата звернення 10.10.2025).
- 10) Real-Time Posture Correction of Squat Exercise: A Deep Learning Approach for Performance Analysis and Error Correction [Электронный ресурс] // ResearchGate – 2025. – Режим доступа до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/389308154\\_Real-time\\_Posture\\_Correction\\_of\\_Squat\\_Exercise\\_A\\_Deep\\_Learning\\_Approach\\_for\\_Performance\\_Analysis\\_and\\_Error\\_Correction](https://www.researchgate.net/publication/389308154_Real-time_Posture_Correction_of_Squat_Exercise_A_Deep_Learning_Approach_for_Performance_Analysis_and_Error_Correction) (дата звернення 10.10.2025).
- 11) 3D human pose estimation in video with temporal convolutions and semi-supervised training [Электронный ресурс] // ResearchGate – 2018. – Режим доступа до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/329266153\\_3D\\_human\\_pose\\_esti](https://www.researchgate.net/publication/329266153_3D_human_pose_esti)

- mation in video with temporal convolutions and semi-supervised training (дата звернення 10.10.2025).
- 12) A review on Computer Vision Technology for Physical Exercise Monitoring [Електронний ресурс] // MDPI. – 2022. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.mdpi.com/1999-4893/15/12/444>. (дата звернення 10.10.2025).
  - 13) WorkoutBuddy: AI-Based Virtual Fitness Coach for Home Workouts [Електронний ресурс] // Digitale Bibliothek – 2025. – Режим доступу до ресурсу: <https://dl.gi.de/server/api/core/bitstreams/5815f0e3-4d2a-4954-9d87-71dfcc267b62/content> . (дата звернення 10.10.2025).
  - 14) Pose landmark detection guide [Електронний ресурс] // Google AI for Developeres – 2025. – Режим доступу до ресурсу: [https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/vision/pose\\_landmarker](https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/vision/pose_landmarker) . (дата звернення 10.10.2025).
  - 15) Assessing Bicep Curl Exercises by Human Pose Application: A Preliminary Study [Електронний ресурс] // ResearchGate – 2023. – Режим доступу до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/369566811\\_Assessing\\_Bicep\\_Curl\\_Exercises\\_by\\_Human\\_Pose\\_Application\\_A\\_Preliminary\\_Study](https://www.researchgate.net/publication/369566811_Assessing_Bicep_Curl_Exercises_by_Human_Pose_Application_A_Preliminary_Study) . (дата звернення 10.10.2025).
  - 16) Real-Time Posture Correction in Gym Exercises. A Computer Vision-Based Approach for Performance Analysis, Error Classification and Feedback [Електронний ресурс] // ResearchGate – 2023. – Режим доступу до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/374659509\\_Real-Time\\_Posture\\_Correction\\_in\\_Gym\\_Exercises\\_A\\_Computer\\_Vision-Based\\_Approach\\_for\\_Performance\\_Analysis\\_Error\\_Classification\\_and\\_Feedback](https://www.researchgate.net/publication/374659509_Real-Time_Posture_Correction_in_Gym_Exercises_A_Computer_Vision-Based_Approach_for_Performance_Analysis_Error_Classification_and_Feedback) . (дата звернення 10.10.2025).
  - 17) A Comprehensive Guide to OpenCV: From Basics to Advanced Techniques [Електронний ресурс] // Medium – 2024. – Режим доступу до ресурсу: <https://medium.com/@mojahid.iitdelhi/a-comprehensive-guide-to>

- [opencv-from-basics-to-advanced-techniques-1480bec9ed2e](#) . (дата звернення 10.10.2025).
- 18) MediaPipe: A Framework for Building Perception Pipelines [Електронний ресурс] // Arxiv – 2019. – Режим доступу до ресурсу: <https://arxiv.org/abs/1906.08172> . (дата звернення 10.10.2025).
- 19) What is NumPy? [Електронний ресурс] // NumPy – 2025. – Режим доступу до ресурсу: <https://numpy.org/doc/2.3/user/whatisnumpy.html> (дата звернення 10.10.2025).
- 20) Poppe, R.: A Survey on Vision-based Human Action Recognition. Image and Vision Computing [Електронний ресурс] // Academia – 2010. – Режим доступу до ресурсу: [https://www.academia.edu/9003686/A\\_survey\\_on\\_vision\\_based\\_human\\_action\\_recognition](https://www.academia.edu/9003686/A_survey_on_vision_based_human_action_recognition) (дата звернення 10.10.2025).
- 21) Vision-Based Human Pose Estimation via Deep Learning: A Survey [Електронний ресурс] // Arxiv – 2023. – Режим доступу до ресурсу: <https://arxiv.org/pdf/2308.13872> (дата звернення 10.10.2025).
- 22) Microsoft Threat Modeling Tool threats [Електронний ресурс] // Microsoft– 2022. – Режим доступу до ресурсу: <https://learn.microsoft.com/en-us/azure/security/develop/threat-modeling-tool-threats> (дата звернення 10.10.2025).
- 23) The 7 principles of privacy by design [Електронний ресурс] // Onetrust– 2025. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.onetrust.com/blog/principles-of-privacy-by-design/> (дата звернення 10.10.2025).
- 24) The Principle of Least Privilege: A Cornerstone of Cybersecurity [Електронний ресурс] // Opswat academy– 2024. – Режим доступу до ресурсу: <https://opswatacademy.com/blog/the-principle-of-least-privilege-a-cornerstone-of-cybersecurity> (дата звернення 10.10.2025).
- 25) What Is Secure Coding? Overview and Best Practices [Електронний ресурс] // WIZ – 2024. – Режим доступу до ресурсу:

- <https://www.wiz.io/academy/secure-coding-best-practices> (дата звернення 10.10.2025).
- 26) Software Supply Chain Security [Електронний ресурс] // OWASP – 2025. – Режим доступу до ресурсу: [https://cheatsheetseries.owasp.org/cheatsheets/Software\\_Supply\\_Chain\\_Security\\_Cheat\\_Sheet.html](https://cheatsheetseries.owasp.org/cheatsheets/Software_Supply_Chain_Security_Cheat_Sheet.html) (дата звернення 10.10.2025).
- 27) AI-Powered Personal Trainer: A Survey of Recent Advances and Future Directions [Електронний ресурс] // ResearchGate – 2023. – Режим доступу до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/369825382\\_Artificial\\_Intelligence\\_Gymnasium\\_with\\_AI-Personal\\_Trainer\\_with\\_Wellness\\_and\\_Fitness\\_Guidance](https://www.researchgate.net/publication/369825382_Artificial_Intelligence_Gymnasium_with_AI-Personal_Trainer_with_Wellness_and_Fitness_Guidance) (дата звернення 10.10.2025).
- 28) Real-Time Object Detection and Tracking from a webcam with OpenCV in Python [Електронний ресурс] // ResearchGate – 2023. – Режим доступу до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/373711480\\_Real-Time\\_Object\\_Detection\\_and\\_Tracking\\_from\\_a\\_webcam\\_with\\_OpenCV\\_in\\_Python](https://www.researchgate.net/publication/373711480_Real-Time_Object_Detection_and_Tracking_from_a_webcam_with_OpenCV_in_Python) (дата звернення 10.10.2025).
- 29) Real-Time 3D Pose Detection & Pose Classification with Mediapipe and Python [Електронний ресурс] // Bleed AI Academy – 2024. – Режим доступу до ресурсу: <https://bleedaiacademy.com/introduction-to-pose-detection-and-basic-pose-classification/> (дата звернення 10.10.2025).
- 30) Software Design Patterns for AI-Systems [Електронний ресурс] // ResearchGate – 2021. – Режим доступу до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/354005672\\_Software\\_Design\\_Patterns\\_for\\_AI-Systems](https://www.researchgate.net/publication/354005672_Software_Design_Patterns_for_AI-Systems) (дата звернення 10.10.2025).
- 31) AI-Driven Real-Time Exercise Repetition Counting System [Електронний ресурс] // ResearchGate – 2025. – Режим доступу до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/391125603\\_AI-](https://www.researchgate.net/publication/391125603_AI-Driven_Real-Time_Exercise_Repetition_Counting_System)

- [Driven Real-Time Exercise Repetition Counting System](#) (дата  
звернення 10.10.2025).
- 32) Noise adaptive filtering model integrating spatio-temporal feature for soft sensor [Електронний ресурс] // ScienceDirect – 2024. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S095741742302955X> (дата звернення 10.10.2025).
- 33) Pose Detection Using Mediapipe Solutions (DabMove Detection) Using Python [Електронний ресурс] // Medium – 2023. – Режим доступу до ресурсу: <https://medium.com/@tayyabjavedbrw789/pose-detection-using-mediapipe-solutions-dabmove-detection-4c4e39080142> (дата звернення 10.10.2025).
- 34) Unveiling the Power of AI Fitness Apps [Електронний ресурс] // ResearchGate – 2025. – Режим доступу до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/391672366\\_Unveiling\\_the\\_Power\\_of\\_AI\\_Fitness\\_Apps](https://www.researchgate.net/publication/391672366_Unveiling_the_Power_of_AI_Fitness_Apps) (дата звернення 10.10.2025).
- 35) Marker-Free Computer Vision for Human Motion Analysis: A Review [Електронний ресурс] // ResearchGate – 2023. – Режим доступу до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/373480422\\_Marker-Free\\_Computer\\_Vision\\_for\\_Human\\_Motion\\_Analysis\\_A\\_Review](https://www.researchgate.net/publication/373480422_Marker-Free_Computer_Vision_for_Human_Motion_Analysis_A_Review) (дата звернення 10.10.2025).
- 36) Basic Biomechanics of Resistance Training [Електронний ресурс] // IASC Fitness – 2022. – Режим доступу до ресурсу: <https://iascfitness.org/biomechanics-resistance-training/> (дата звернення 10.10.2025).
- 37) An In-Depth Analysis of 2D and 3D Pose Estimation Techniques in Deep Learning: Methodologies and Advances [Електронний ресурс] // MDPI – 2025. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.mdpi.com/2079-9292/14/7/1307> (дата звернення 10.10.2025).

- 38) AI Test Modeling for Computer Vision System – A Case Study [Электронный ресурс] // MDPI – 2025. – Режим доступа до ресурсу: <https://www.mdpi.com/2073-431X/14/9/396> (дата звернення 10.10.2025).
- 39) Performance benchmark of deep learning human pose estimation for UAVs [Электронный ресурс] // ResearchGate – 2023. – Режим доступа до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/373752670\\_Performance\\_benchmark\\_of\\_deep\\_learning\\_human\\_pose\\_estimation\\_for\\_UAVs](https://www.researchgate.net/publication/373752670_Performance_benchmark_of_deep_learning_human_pose_estimation_for_UAVs) (дата звернення 10.10.2025).
- 40) A comprehensive survey on human pose estimation approaches [Электронный ресурс] // ResearchGate – 2022. – Режим доступа до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/362722432\\_A\\_comprehensive\\_survey\\_on\\_human\\_pose\\_estimation\\_approaches](https://www.researchgate.net/publication/362722432_A_comprehensive_survey_on_human_pose_estimation_approaches) (дата звернення 10.10.2025).
- 41) Taxonomy of methods used in smart sport training [Электронный ресурс] // ResearchGate – 2020. – Режим доступа до ресурсу: [https://www.researchgate.net/figure/Taxonomy-of-methods-used-in-smart-sport-training\\_fig4\\_340947793](https://www.researchgate.net/figure/Taxonomy-of-methods-used-in-smart-sport-training_fig4_340947793) (дата звернення 10.10.2025).
- 42) Designing Effective Feedback in Adaptive Training Systems [Электронный ресурс] // ResearchGate – 2016. – Режим доступа до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/318795558\\_Designing\\_Effective\\_Feedback\\_in\\_Adaptive\\_Training\\_Systems](https://www.researchgate.net/publication/318795558_Designing_Effective_Feedback_in_Adaptive_Training_Systems) (дата звернення 10.10.2025).
- 43) Human Pose Estimation for Real-World Crowded Scenarios [Электронный ресурс] // ResearchGate – 2019. – Режим доступа до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/334507306\\_Human\\_Pose\\_Estimation\\_for\\_Real-World\\_Crowded\\_Scenarios](https://www.researchgate.net/publication/334507306_Human_Pose_Estimation_for_Real-World_Crowded_Scenarios) (дата звернення 10.10.2025).
- 44) Comparative Analysis of OpenPose, PoseNet, and MoveNet Models for Pose Estimation in Mobile Devices [Электронный ресурс] //

- ResearchGate – 2022. – Режим доступа до ресурсу:  
[https://www.researchgate.net/publication/359476644\\_Comparative\\_Analysis\\_of\\_OpenPose\\_PoseNet\\_and\\_MoveNet\\_Models\\_for\\_Pose\\_Estimation\\_in\\_Mobile\\_Devices](https://www.researchgate.net/publication/359476644_Comparative_Analysis_of_OpenPose_PoseNet_and_MoveNet_Models_for_Pose_Estimation_in_Mobile_Devices) (дата звернення 10.10.2025).
- 45) Essentials of Strength Training and Conditioning [Електронний ресурс] // Academia – 1997. – Режим доступа до ресурсу:  
[https://www.academia.edu/93309090/Essentials\\_of\\_Strength\\_Training\\_and\\_Conditioning](https://www.academia.edu/93309090/Essentials_of_Strength_Training_and_Conditioning) (дата звернення 10.10.2025).
- 46) Do cheaters prosper? Effect of externally supplied momentum during resistance training on measures of upper body muscle hypertrophy [Електронний ресурс] // ResearchGate – 2024. – Режим доступа до ресурсу:  
[https://www.researchgate.net/publication/387411261\\_Do\\_cheaters\\_prosper\\_Effect\\_of\\_externally\\_supplied\\_momentum\\_during\\_resistance\\_training\\_on\\_measures\\_of\\_upper\\_body\\_muscle\\_hypertrophy/fulltext/676cb0cf117f340ec3d8275e/Do-cheaters-prosper-Effect-of-externally-supplied-momentum-during-resistance-training-on-measures-of-upper-body-muscle-hypertrophy.pdf](https://www.researchgate.net/publication/387411261_Do_cheaters_prosper_Effect_of_externally_supplied_momentum_during_resistance_training_on_measures_of_upper_body_muscle_hypertrophy/fulltext/676cb0cf117f340ec3d8275e/Do-cheaters-prosper-Effect-of-externally-supplied-momentum-during-resistance-training-on-measures-of-upper-body-muscle-hypertrophy.pdf) (дата звернення 10.10.2025).
- 47) Ethical Issues of Artificial Intelligence in Medicine and Healthcare [Електронний ресурс] // PubMed Central – 2021. – Режим доступа до ресурсу: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8826344/> (дата звернення 10.10.2025).
- 48) Accountability Frameworks for AI Decision-Making in Critical Applications [Електронний ресурс] // ResearchGate – 2024. – Режим доступа до ресурсу:  
[https://www.researchgate.net/publication/387363806\\_Accountability\\_Frameworks\\_for\\_AI\\_Decision-Making\\_in\\_Critical\\_Applications](https://www.researchgate.net/publication/387363806_Accountability_Frameworks_for_AI_Decision-Making_in_Critical_Applications) (дата звернення 10.10.2025).

- 49) OWASP Top 10 [Электронный ресурс] // Owasp – 2021. – Режим доступа до ресурсу: <https://owasp.org/Top10/> (дата звернення 10.10.2025).
- 50) I3D-AE-LSTM: Combining action representations using a 2-stream autoencoder for Action Quality Assessment [Электронный ресурс] // ScienceDirect – 2025. – Режим доступа до ресурсу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095741742500990X> (дата звернення 10.10.2025).
- 51) The Evolution of Health and Fitness: From Wearable Tech to Personalized Medicine [Электронный ресурс] // ResearchGate – 2025. – Режим доступа до ресурсу: [https://www.researchgate.net/publication/390330208\\_The\\_Evolution\\_of\\_Health\\_and\\_Fitness\\_From\\_Wearable\\_Tech\\_to\\_Personalized\\_Medicine](https://www.researchgate.net/publication/390330208_The_Evolution_of_Health_and_Fitness_From_Wearable_Tech_to_Personalized_Medicine) (дата звернення 10.10.2025).