



М. М. Лозінський, В. І. Гавриш

Національний університет "Львівська політехніка", м. Львів, Україна

МОДЕЛІ ТА ЗАСОБИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ВІДСТЕЖЕННЯ ПРАВИЛЬНОСТІ ВИКОНАННЯ ФІЗИЧНИХ ВПРАВ

Розглянуто перспективи використання алгоритмів машинного навчання та засобів штучного інтелекту у сфері охорони здоров'я та фітнесу, зокрема застосування технологій комп'ютерного зору для відстеження фізичних тренувань. Доведено доцільність застосування методу використання переднавченої моделі без донавчання через високу схожість цільової задачі відстеження контрольних точок тіла виконавця фізичної вправи та задачі відстеження положень людського тіла, а також уникнення витрат часу та обчислювальних ресурсів, пов'язаних зі збиранням даних та тренуванням 3D-моделі нейронної мережі. Проаналізовано моделі детекції положень частин тіла людини, швидкість передбачень яких дає змогу використовувати їх у застосунках для опрацювання даних у реальному часі. Досліджено принципи функціонування моделей відстеження контрольних точок тіла особи, а саме – PoseNet, MoveNet, BlazePose бібліотеки TensorFlow.js, проаналізовано використані ідеї та підходи до багатовимірного передбачення положень частин тіла людини у реальному часі, зазначено їхні переваги та недоліки. Встановлено доцільність використання згорткової нейронної мережі BlazePose для прогнозування положення частин тіла людини в реальному часі. Ця модель передбачає 33 контрольні точки, що дасть змогу забезпечити високу точність передбачень та уможливити опрацювання складних фізичних вправ. З'ясовано потребу реалізації алгоритму обчислення кількості виконаних повторень фізичної вправи з боку клієнта, оскільки опрацювання даних безпосередньо у браузері усуває потребу у складних процесах передавання інформації мережею, що, водночас, сприяє зниженню затримок оброблення даних і забезпечує точнішу відповідність між подіями в реальному часі та їхнім відеовідображенням. Використано згорткову нейронну мережу BlazePose, камеру пристрою та сервіс Web Speech API для відстеження положень тіла людини та надання зворотного зв'язку про ефективність її тренування. Створено вебзастосунок та описано загальний алгоритм його роботи, який складається з двох етапів, а саме внесення та опрацювання даних про фізичні вправи із подальшим зберіганням у базі даних системи та використання цих даних в алгоритмі визначення кількості виконаних людиною повних повторень фізичної вправи. Здійснено інтеграцію алгоритму обчислення кількості виконаних повторень фізичної вправи у розроблений вебзастосунок з метою оцінювання ефективності та стабільності його роботи у реальному часі в ході тренувань. Апробовано функціонування алгоритму для віджимань та присідань в домашніх умовах і у спортивному залі з якісним та задовільним освітленням. Оцінено надійність та ефективність використання переднавченої моделі BlazePose у розробленому вебзастосунку для заняття фітнесом і спортом, вказано на залежність якості передбачень від середовища та швидкості виконання вправи.

Ключові слова: фізичні тренування; відстеження положень тіла людини; 3D-нейронні мережі; переднавчені моделі; згорткова нейронна мережа.

Вступ / Introduction

Усім відомий вислів "Життя – це рух", який вказує на потребу фізичної активності для забезпечення нормальної життєдіяльності будь-якого живого організму. Безперечно, заняття спортом та виконання фізичних вправ є важливим для позитивного самопочуття та підтримки людського тіла у хорошому стані. На жаль, далеко не всі охочі мають змогу відвідувати спортивні та тренажерні зали або найняти персонального тренера, який стежитиме за правильним виконанням фізичних вправ та даватиме поради стосовно покращення результатів щодо їх виконання.

Стрімке впровадження алгоритмів машинного навчання та засобів штучного інтелекту відкриває перспек-

тиви та нові можливості в найрізноманітніших сферах людської діяльності, зокрема – медицині, освіті, транспорті, фінансах, промисловості [1, 5, 10]. Сфера охорони здоров'я та фітнесу теж не залишається осторонь: виконано чимало досліджень із використанням розумних девайсів і сенсорів (фітнес-трекерів, давачів серцевого ритму, біомеханічних систем відстеження руху) поєднано зі засобами штучного інтелекту для відстеження інтенсивності тренування, продуктивності, втоми, якості сну, самопочуття, запобігання надмірному тренуванню [6]. Використання сучасних засобів комп'ютерного зору дають змогу достатньо точно виявляти та відстежувати об'єкти на зображеннях та відеороликах: алгоритми сегментації та детекції дають змогу виявляти наявність та місцезнаходження об'єктів, а моделі

Інформація про авторів:

Лозінський Михайло Михайлович, студент-бакалавр, кафедра програмного забезпечення.

Email: mykhailo.lozinskyi.pz.2021@lpnu.ua

Гавриш Василь Іванович, д-р техн. наук, професор, кафедра програмного забезпечення.

Email: vasyli.gavrysh@lpnu.ua; <https://orcid.org/0000-0003-3092-2279>

Цитування за ДСТУ: Лозінський М. М., Гавриш В. І. Моделі та засоби штучного інтелекту для відстеження правильності виконання фізичних вправ. Науковий вісник НЛТУ України. 2025, т. 35, № 3. С. 130–140.

Citation APA: Lozinskyi, M. M., & Gavrysh, V. I. (2025). Artificial intelligence models and tools for tracking the execution of physical exercises. *Scientific Bulletin of UNFU*, 35(3), 130–140. <https://doi.org/10.36930/40350314>

відстеження положення – отримувати координати контрольних частин тіла людини.

Зараз на ринку наявні фітнес-застосунки із функціоналом для перегляду інформації про тренувальні плани, фізичні вправи та кількість їх повторень, які потрібно виконати. Однак, немає змоги в реальному часі відстежувати кількість повних повторень, які виконала особа. Більшість спортсменів переконані, що внаслідок втоми м'язів на останніх підходах вони виконують неповні повторення фізичних вправ. Окрім цього, можливий випадок, коли внаслідок відсутності певних знань та підказок з боку спостерігача із самого початку людина не виконує повне повторення фізичної вправи. Тому розроблення застосунку з відстеженням контрольних точок тіла особи забезпечить значну перевагу його на ринку аналогічних програмних продуктів.

Об'єкт дослідження – відстеження положень окремих ділянок людського тіла під час виконання фізичної вправи.

Предмет дослідження – методи і засоби відстеження положень контрольних точок тіла особи під час виконаних нею повторень фізичної вправи, що надаватиме їй зворотний зв'язок про ефективність процесу тренування.

Мета роботи – на підставі 3D-моделі нейронної мережі розробити метод відстеження процесу виконання фізичних вправ людиною, яка дасть змогу не тільки визначати кількість виконаних повторень вправи, а й візуалізувати в реальному часі прогрес виконання кожного повторення, що сприятиме покращенню ефективності тренувань.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження:

- проаналізувати наявні моделі для визначення положення контрольних ділянок людського тіла особи, що дасть змогу встановити їхні можливості та обрати найпридатнішу для застосування;
- розробити алгоритм визначення кількості виконаних повторень фізичної вправи, що надаватиме людині зворотний зв'язок про ефективність процесу тренування;
- дослідити ефективність функціонування програмної реалізації цього алгоритму в різних середовищах тренування, що надасть змогу оцінити стабільність його роботи та адаптивність до різних умов;
- дослідити можливі способи використання розробленого алгоритму у вебзастосунку, виявити переваги та зазначити недоліки, що забезпечить його інтеграцію у програмний продукт.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. У роботі [7] описано використання технологій машинного навчання та комп'ютерного зору для відстеження правильності виконання пацієнтами фізіотерапевтичних реабілітаційних вправ. Запропоновано методологію з дев'яти кроків для вирішення завдання дистанційного моніторингу та оцінювання техніки виконання реабілітаційних вправ у реальному часі зніманням пацієнтів стандартною RGB-камерою. Основою методології є банк дій для зберігання тренувальних наборів даних та архітектура нейронної мережі, що складається з модуля виявлення, призначеного для класифікації вправи, та модуля вимірювання, який дає змогу визначити правильність виконання вправи та вид помилки у разі її наявності. Модульна структура нейронної мережі сприяла декомпозиції складного завдання оцінювання техніки виконання вправ на дві послідовні підзадачі, а саме,

спочатку класифікація вправи, а потім – визначення, чи правильно цю вправу виконано. Окрім цього, виконано тренування модулів на різних наборах даних: модуль виявлення – на Base-Original та Original-Oscillation, а модуль вимірювання – на Oscillation-Errors. Унаслідок використання цих модулів отримано точність розпізнавання приблизно 90 %.

Робота [12] спрямована на розроблення віртуального 3D-помічника для виконання фізичних вправ у реальному часі. Використано бібліотеку MediaPipe з відкритим вихідним кодом та модель визначення положення BlazePose для відстеження контрольних точок людського тіла із застосуванням відеокамери пристрою. Ця інформація потрібна для знаходження кута між суглобами, які задіяні внаслідок виконання вправи, та визначення кількості виконаних повторень. Вибір моделі обґрунтовано зручною архітектурою та швидкістю передбачень, що забезпечує можливість її застосування на пристроях із обмеженими обчислювальними ресурсами та в завданнях відстеження об'єктів у реальному часі.

У дослідженні [11] використано засоби штучного інтелекту та машинного навчання для мінімізації ймовірності отримання травм внаслідок виконання вправ пауерліфтингу. Для вирішення цієї проблеми наведено метод класифікації та оцінювання положення людського тіла в реальному часі з використанням моделей MediaPipe та YOLOv5. Наведений підхід складається з п'яти основних кроків: тренування моделі YOLOv5 для детекції користувача, відстеження людського тіла на відео в реальному часі, використання бібліотек MediaPipe та OpenCV для відстеження контрольних точок тіла особи та нормалізації даних, тренування моделей машинного та глибинного навчання для класифікації положення, надання особі фідбеку із вказівками для виправлення постави. Описано процес створення тренувального набору даних моделі YOLOv5. Пошук даних здійснювали на відомих відкритих платформах Roboflow, Google Images та Kaggle.

Основна мета роботи [9] полягає у тестуванні статистичних гіпотез стосовно використання тренерської системи на підставі 3D для істотного покращення точності класифікації форми станової тяги та мінімізації отримання травм, порівняно із традиційними методами моніторингу вправ. У реалізованому підході передбачено використання моделей комп'ютерного зору та глибинного навчання для відстеження правильності виконання фізичної вправи із пристрою відеокамери та надання відгуку про правильність техніки в реальному часі. Для оцінювання положення людського тіла використано модель PoseNet, для класифікації дій – глибинну нейронну мережу із вхідними, прихованими та вихідними шарами. Процес підготовки вхідних даних для моделі класифікації передбачає виділення на кожному кадрі тільки області руху та застосування до визначених контрольних точок тіла особи методу локальних гістограм орієнтованих градієнтів (LHOG) і локальних гістограм оптичного потоку (LHOF).

Дослідження та порівняння ефективності архітектур CNN, ConvLSTM та LRCN для завдання розпізнавання діяльності людини (HAR) наведено в роботі [17]. Для тренування моделей використано загальнодоступні набори даних UCF50 і HMDB51, які містять відеофайли з різними видами людської діяльності, зокрема гра в теніс, прогулянки, стрибки, біг тощо. З метою забезпечен-

ня швидкої конвергенції моделей, відеокадри нормалізовано (переформатовано до заданої довжини та ширини) і опрацьований набір даних поділено на тренувальну і тестову вибірки у співвідношенні 80 до 20. За результатами експериментів встановлено перевагу архітектури CNN.

Робота [14] спрямована на мінімізацію травматичності виконання початківцями складних положень йоги оцінюванням їхньої складності. Суть методу оцінювання складності положень йоги становить використання моделі OpenPose BODY25 для відстеження та отримання координат контрольних точок людського тіла у двовимірному просторі. Оцінювання складності передбачає використання 12 основних точок верхньої та нижньої частин тіла і її визначають сумою трьох параметрів: області складності, кута складності та складності точки опори тіла людини. На підставі області складності визначають оцінку з використанням частин тіла (верхньої або нижньої), що відповідає за підтримку балансу. Кут складності дає змогу визначити нахил між зваженими центрами верхньої та нижньої частин тіла із подальшим перетворенням нахилу в кут і оцінювання складності пози з урахуванням горизонтального положення тіла людини. Складність точки опори тіла відображає патерн точок, що контактують із поверхнею та витримують вагу людини в цій позі. Комплексне оцінювання складності поз забезпечує врахування важливих аспектів йоги та навантаження на організм виконавця. Результати експериментів свідчать про стабільність та раціональність практичного застосування запропонованого методу.

У дослідженні [19] запропоновано метод визначення пози внаслідок виконання фізичних вправ, в якому поєднано використання способів відстеження поз з методом відносної фази. Тренувальний набір даних, зібраний камерою iPhone 12Pro, містить записи тренувань семи учасників різної статі, віку та рівня фізичної підготовки. Вони виконують 20 присідань за три підходи зі штангою масою 15 кг з 60-секундними перервами. Використано модель BlazePose для відстеження поз внаслідок перевіреної на практиці її високої продуктивності та визначення координат 33 контрольних точок тіла особи. Для оцінювання пози під час виконання присідань зі штангою на спині, внаслідок чого визначали ефективність розробленого алгоритму, виділено тільки 8 контрольних точок, а отримані дані очищено від аномалій із використанням фільтра Хемпеля та згладжено фільтром Савицького-Голея. Розширену відносну фазу використано для створення двох нових ознак оцінювання часової координації конкретного суглоба: відносного фазового кута, який є тимчасовим співвідношенням між кутовим положенням і кутовою швидкістю, та відносної фазової відстані, що характеризує сталість інтенсивності руху. Застосування технік аугментації, таких як внесення випадкових значень у межах допустимого діапазону до кутів і кутової швидкості кожного учасника, шуму Гауса, розтягування та скорочення часових рядів даних, дає змогу вирішити проблему дефіциту даних та сприяє підвищенню якості передбачень моделі. Опрацьовані дані використано для тренування тришарової 1D-CNN-моделі з операцією глобального середнього об'єднання. Розроблена нейронна мережа дає змогу вирішити проблему мультимасової класифікації із такими класами: "professionals", "pretty good", "weak physical

strength" та "need more exercise experience". Для встановлення впливу ознак, отриманих методом відносної фази, на якість передбачень моделі проведено чотири експерименти. Продемонстровано значне покращення значення метрики достовірності (accuracy) від 0,75 до 1,00 внаслідок внесення значень відносного фазового кута та відносної фазової відстані до переліку тренувальних ознак.

У роботі [8] наведено результати мінімізації ризику виробничих травм внаслідок підймання предметів розробленням системи на підставі камери смартфона, інтегрованої з моделями штучного інтелекту для класифікації правильності поз при цьому. У ході дослідження зібрано дані у вигляді відеороликів, на яких 50 волонтерів підіймали кожну із трьох коробок по три рази із правильною та неправильною технікою. Для перевірки наявності залежностей між розташуванням відеокамери та якістю передбачень моделі записи проводили одночасно трьома камерами під різними кутами (0, 45 та 90 градусів). Окрім цього, використано два налаштування розташування відеокамер: відстань від людини та висота встановлення відеокамер становили відповідно 3,5 і 1,0 м – у першому випадку та 3,5 і 2,3 м – у другому випадку. Модель PoseNet використано для відстеження поз на знятих відеороликах і визначення контрольних точок тіла особи, на підставі яких визначено кінематичні параметри вправи. Серед використаних для тренування моделі ознак були кути, кутові швидкості та пришвидшення плечового, тазостегнового та колінного суглобів, різниця координат між точкою шиї та середньою точкою стегна. Дослідники вибрали архітектуру довгої короткочасної пам'яті (LSTM) внаслідок її надійності та продуктивності у завданнях опрацювання рядів даних, а також через баланс між швидкістю та якістю передбачень.

Для виконання порівняльного аналізу пози внаслідок підймання під різними кутами огляду, натреновано три моделі LSTM з однаковими архітектурами [5]. Підбір найкращих значень гіперпараметрів здійснено з допомогою техніки пошуку за сіткою, застосовано ранню зупинку для запобігання перенаванчання та надлишковій витраті обчислювальних ресурсів. Для пришвидшення тренування нейронних мереж використано графічний процесор NVIDIA RX-4096. Встановлено, що запропонована модель LSTM-класифікатора забезпечує високу точність передбачень правильних і неправильних поз підймання, а також зниження точності передбачень у разі вищої позиції та фронтального розташування відеокамери.

Аналіз останніх досліджень та публікацій засвідчив зростання уваги до застосування моделей штучного інтелекту для розпізнавання фізичної активності за зображеннями та відео, однак поза контекстом їх використання у вебзастосунках з обробленням даних у реальному часі. Завдання оброблення відеоданих з наданням зворотного зв'язку у реальному часі є складним, оскільки передбачає мінімізацію затримок оброблення, передачі та відображення інформації. З огляду на це актуальним є застосування моделей для відстеження положення частин тіла людини та їхня інтеграція у вебзастосунки з метою оброблення даних у реальному часі.

Матеріали та методи дослідження. Розроблений алгоритм визначення кількості виконаних повторень фізичних вправ передбачає застосування методу вико-

ристання переднавченої моделі BlazePose [2] для визначення контрольних ділянок людського тіла та елементів лінійної алгебри для встановлення кутів між суглобами. Алгоритм інтегровано у вебзастосунок, для розроблення якого використано метод об'єктно-орієнтованого програмування для серверної частини та декларативний підхід – для створення графічного інтерфейсу з боку клієнта.

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Аналіз моделей відстеження поз. Тренування довільної моделі штучного інтелекту передбачає наявність якісного набору даних великого обсягу, а у разі відстеження положень частин тіла людини важливо мати достатньо даних для вивчення їх варіативності. Понад це, навчання таких моделей потребує значного використання обчислювальних ресурсів та часу, що не завжди є можливим. Проте з появою переднавчених моделей практичне застосування відстеження поз стало доступнішим.

Серед фреймворків та бібліотек мов програмування Python та JavaScript, які використовували для реалізації застосунку, лідерами в області комп'ютерного зору є TensorFlow.js та MediaPipe. TensorFlow.js пропонує моделі MoveNet, BlazePose і PoseNet для відстеження положень частин тіла людини. Архітектура кожної з моделей оптимізована для завдань реального часу і дає змогу контролювати співвідношення точності та швидкості передбачень способом зміни відповідних параметрів.

PoseNet [13] – це згортоква нейронна мережа, розроблена Google Creative Lab для відстеження положень частин тіла людини. Модель натренована на наборі даних COCO, тому вона передбачає 17 контрольних точок тіла особи. Визначальну роль у вирішенні завдання відстеження поз відіграють теплова карта і вектори зміщення. Оригінальне зображення розбивається на сітку розміром $resolution \times resolution \times keypoints$, де $keypoints = 17$ і теплова карта показує ймовірності наявності кожної вагової точки у квадратах сітки. Теплова карта надає наближене місцезнаходження контрольних точок тіла особи, яке уточнюють за допомогою векторів зміщення. Оскільки PoseNet забезпечує відстеження положень частин тіла людини у двовимірному просторі, для відповідних точок теплової карти обчислюються два значення зміщення: по осі OX та осі OY, утворюючи вектор $resolution \times resolution \times (keypoints \times 2)$. Перевагою PoseNet є наявність двох версій: для визначення однієї або декількох поз на зображенні, що дає змогу адаптувати модель під різні бізнес-завдання. Серед недоліків можна виділити навчання моделі тільки на наборі даних COCO, що не дає змоги їй вивчити всю різноманітність складних рухів, наявних у фітнесі, і надає можливість передбачати тільки 17 контрольних точок тіла особи, чого може бути недостатньо для ефективного відстеження правильності виконання певних фізичних вправ.

MoveNet [18] – це висхідна модель оцінювання поз, яка використовує теплові карти для точної локалізації контрольних точок тіла особи. Наявна у трьох варіаціях – орієнтована на ефективність SINGLEPOSE_LIGHTNING, орієнтована на точність SINGLEPOSE_THUNDER і призначена для визначення кількох поз одночасно MULTIPOSE_LIGHTNING, що забезпечує

можливість її застосування відповідно до різних вимог продуктивності. Для навчання моделі набір даних COCO доповнено розміченими даними із YouTube-відеороликів, зібраних Google. Архітектура моделі складається з двох компонентів: екстрактора ознак і набору голів передбачення. Екстрактор ознак створює семантично насичену карту ознак з високою роздільною здатністю, яка використовується чотирма головами передбачень для знаходження точного положення всіх контрольних точок тіла особи. Серед переваг MoveNet, безперечно, варто виділити наявність трьох версій та її навчання на доповненому наборі даних. Однак, MoveNet, аналогічно як і PoseNet, визначає 17 контрольних точок тіла особи, що потенційно може накласти обмеження на кількість фізичних вправ у застосунку або якість відстеження складніших рухів.

BlazePose [2] – це легка архітектура згорткової 3D-нейронної мережі для визначення положень частин тіла людини, яка використовує теплові карти і регресію для передбачень місцезнаходження контрольних точок на зображенні. Архітектура моделі імплементована у бібліотеках TensorFlow.js і MediaPipe та має три версії: lite (найменша за розміром і з мінімальними вимогами до пам'яті, але водночас найменш точна), full ("золота середина" між швидкістю і точністю передбачень) і heavy (найбільша і найточніша модель з найменшою швидкістю передбачень). Завдання визначення контрольних точок тіла особи вирішують з допомогою двоетапного пайплайну машинного навчання: детектор визначає область зображення з людиною, а мережа визначення положення частин тіла людини знаходить точні координати контрольних точок. Високої швидкості передбачень досягають за рахунок використання легкого детектора, який використовують на першому фреймі або коли втрачено положення людини. Топологія моделі використовує суперсет з наборів даних COCO, BlazeFace і BlazePalm, що дає змогу передбачати 33 контрольні точки тіла людини. Це забезпечує значну перевагу над PoseNet і MoveNet. Ще однією важливою особливістю моделі є її тренування на наборі даних обсягом 85000 зображень, серед яких 60000 становлять зображення людей у звичайних позах і 25000 – під час виконання фізичних вправ. Недолік BlazePose, порівняно з PoseNet і MoveNet, полягає у відсутності версії для одночасного відстеження декількох людей.

Підсумовуючи, для першої версії застосунку, яка передбачає наявність фізичних вправ тільки для одноосібного виконання, вирішено застосувати 3-D модель нейронної мережі BlazePose через значно більшу кількість відстежуваних контрольних точок тіла особи та можливість її використання мовами Python і JavaScript.

Опис роботи застосунку. На першому етапі адміністратор системи або тренер завантажує відеоролик з правильною технікою виконання фізичної вправи і зазначає між якими ваговими точками тіла виконавця потрібно визначити значення кутів. Для вирішення цього завдання використовують модель відстеження поз BlazePose, що дає змогу забезпечити високу якість і точність збережених даних. Як наслідок, створюють новий відеофайл, кожен кадр якого містить нанесені на оригінальне зображення відстежені контрольні точки тіла виконавця та визначені значення кутів. Передбачено зберігання оригінального та опрацьованого відеороликів для потенційного подальшого перегляду та викорис-

тання у графічному інтерфейсі користувача. Визначені діапазони кутів між вказаними вагомими точками тіла виконавця перед зберіганням у базу даних переглядають адміністратор або тренер і за потреби уточнюють. Це мінімізує ймовірність збереження неправильних даних, а також надає тренеру можливість використати власний досвід, щоб відкоригувати передбачення системи.

Другим етапом є використання застосунку користувачами для виконання фізичних вправ. Графічний інтерфейс забезпечує можливість пошуку вправ за назвою та фільтрацію за певними параметрами, зокрема – частиною тіла людини, необхідним спорядженням і складністю виконання. Вебсторінка вправи містить де-

тальну інформацію про неї та надає можливість особі вказати мету тренування – кількість повторень вправи, які потрібно виконати. Після натискання кнопки "Start" ініціалізується алгоритм визначення кількості виконаних повторень вказаної вправи, вмикається вебкамера і починається відстеження активності виконавця (рис. 1). Для визначення необхідних контрольних точок тіла особи використовують модель відстеження поз BlazePose, що забезпечує правдоподібні передбачення та хорошу якість алгоритму. Після досягнення особою мети тренування вебкамера вмикається і з'являється сторінка-привітання про успішне завершення підходу, що підтримує мотивацію виконавця.

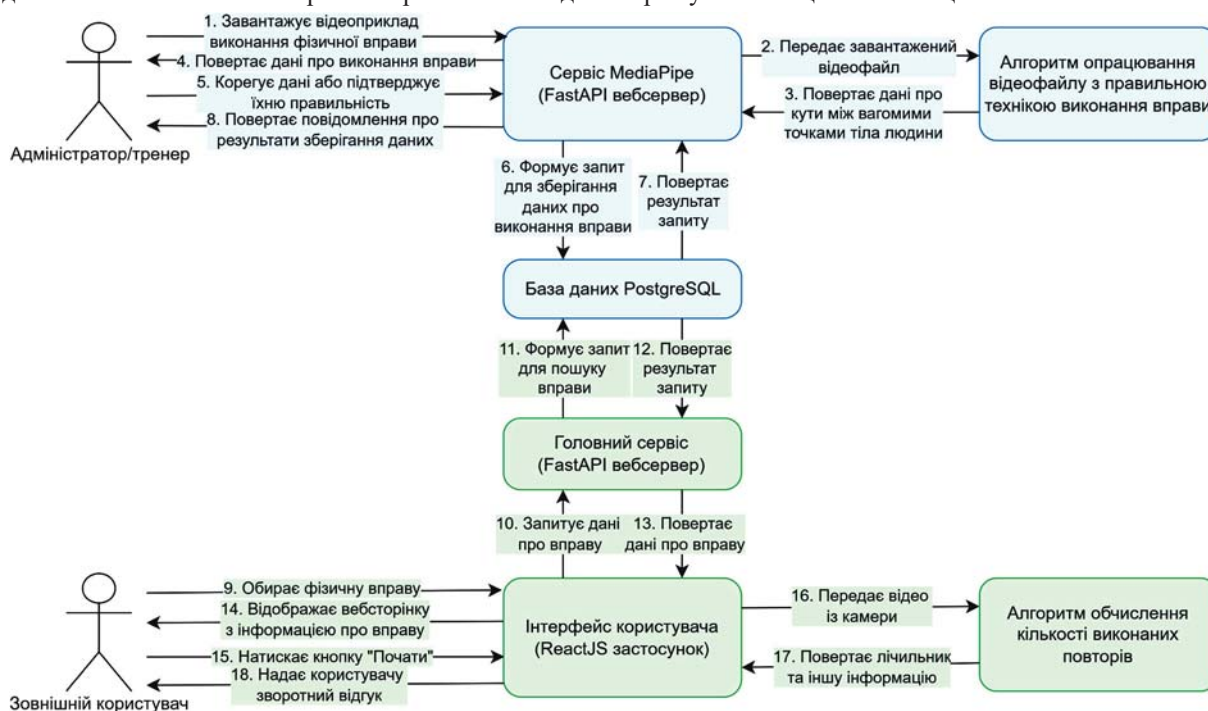


Рис. 1. Загальний алгоритм роботи застосунку / General algorithm of the application

Алгоритм обчислення кількості виконаних повторень фізичної вправи. Оскільки алгоритм функціонує в реальному часі, то важливо забезпечити його швидкодію, щоб відображене на графічному інтерфейсі відео виконавця не відставало від реального. Тому його доцільно реалізувати з боку клієнта з допомогою бібліотеки TensorFlow.js. У ході аналізу моделей відстеження контрольних точок тіла виконавця прийнято рішення про застосування переднавченої 3D-моделі нейронної мережі BlazePose в алгоритмі обчислення кількості виконаних повторень фізичної вправи. Використання цієї моделі дає змогу значно скоротити витрати часу та обчислювальних ресурсів, пов'язані зі збиранням навчальних даних та тренуванням власної нейронної мережі. Алгоритм, загальний принцип роботи якого наведено на рис. 2, передбачає наявність відеокамери та даних про важливі для вправи контрольні точки тіла та діапазони кутів між ними.

Опрацювання відеопотоку відбувається покадрово. Спочатку модель BlazePose відстежує положення 33 контрольних точок тіла виконавця на основі відеопотоку з камери пристрою, після чого відбувається їхня фільтрація з метою залишити тільки важливі для вправи точки. Для оцінювання виконання фізичної вправи використовують один або декілька триплетів вагомих точок тіла. Обов'язковим для кожної вправи є основний

триплет, який визначає кут між контрольними точками тіла людини, найбільше задіяними у фізичній активності (наприклад, між плечем, ліктем і зап'ястям під час відтискань). Частку виконання вправи розраховують на основі кута між вагомими точками основного триплету. Додаткові триплети вагомих точок тіла особи можуть застосовуватися для покращення контролю техніки виконання (наприклад, положення спини) або орієнтації тіла відносно підлоги, однак їх використання не є обов'язковим і залежить від специфіки конкретної фізичної активності.

Обчислення кута між триплетом контрольних точок передбачає використання знань лінійної алгебри та аналітичної геометрії. Для наведення математичного запису реалізованих у функції обчислень введемо потрібні позначення:

- $A = (x_1, y_1)$ – точка *point1*;
- $B = (x_2, y_2)$ – точка *point2* (спільна вершина);
- $C = (x_3, y_3)$ – точка *point3*.

Тоді різницю кутів (у радіанах) між векторами $\overrightarrow{BA}$ і $\overrightarrow{BC}$ обчислюють за такою формулою [12]:

$$\theta = \arctan 2(y_3 - y_2, x_3 - x_2) - \arctan 2(y_1 - y_2, x_1 - x_2). \quad (1)$$

Кут α між векторами $\overrightarrow{BA}$ і $\overrightarrow{BC}$ обчислюють за такою формулою:

$$\alpha = \min \{ (\theta \cdot 180 / \pi) \bmod 360; 360 - (\theta \cdot 180 / \pi) \bmod 360 \}. \quad (2)$$

Оцінювання частки виконання повтору вправ *executionPercentage* здійснюють за такою формулою:

$$executionPercentage = \min \left\{ \max \left(\frac{\theta - \theta_{\min}}{\theta_{\max} - \theta_{\min}} \cdot 100 \right); 100 \right\}, \quad (3)$$

де: θ – поточне значення кута; $\theta_{\min}$ – мінімальне значення кута між вагомими точками тіла; $\theta_{\max}$ – максимальне значення кута між вагомими точками тіла людини.

Допустимі діапазони значень кутів між триплетами контрольних точок тіла особи для вправи "відтискання" наведено у табл. 1. Допустимі діапазони значень кутів між триплетами контрольних точок тіла особи для вправи "присідання" наведено у табл. 2. У разі досягнення значення *executionPercentage* = 100, кількість виконаних повторень фізичної вправи збільшується на одиницю.

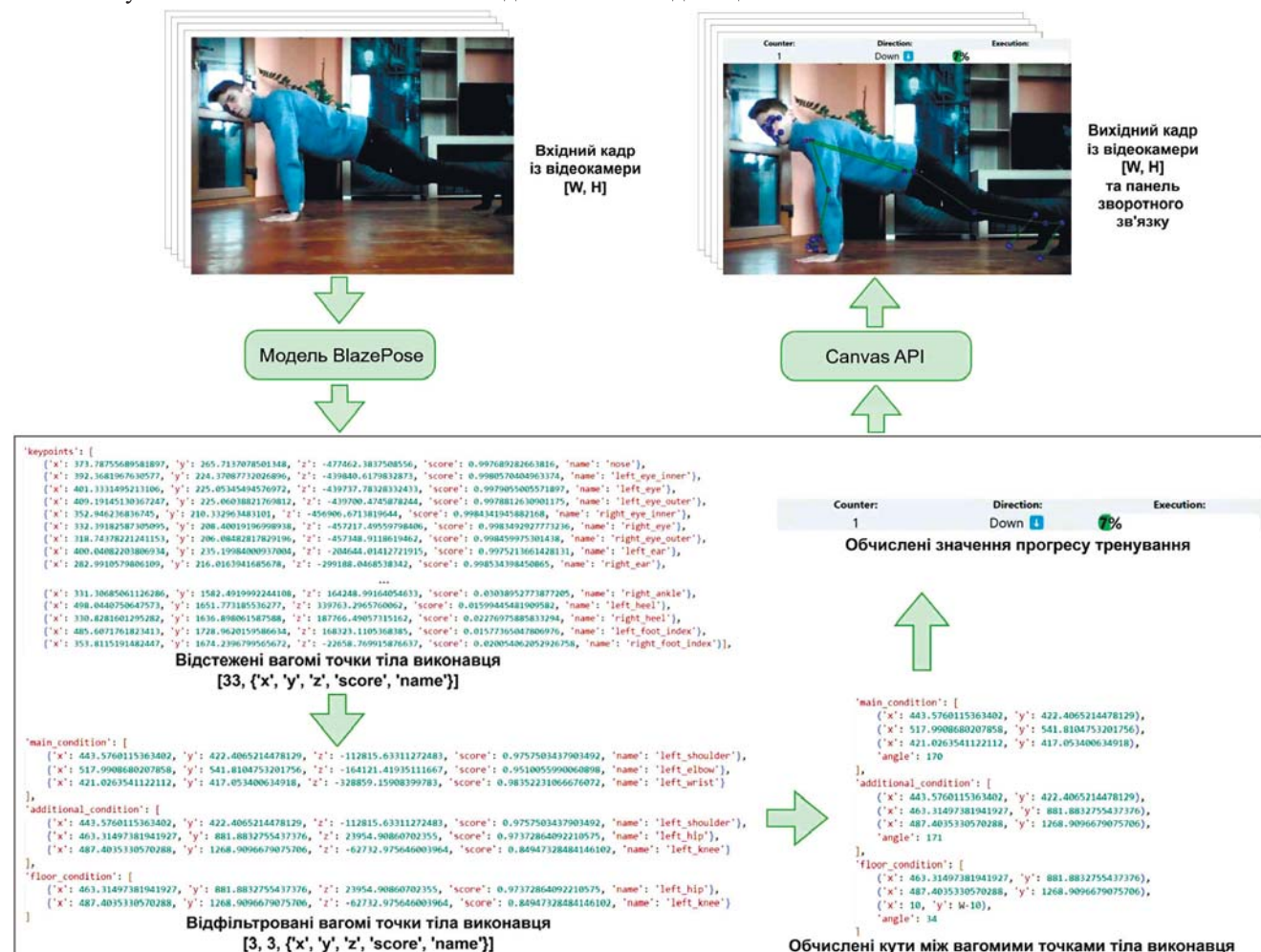


Рис. 2. Алгоритм обчислення кількості виконаних повторень фізичної вправи / Algorithm for calculating the number of performed repetitions of a physical exercise

Табл. 1. Допустимі діапазони значень кутів між триплетами контрольних точок тіла особи для вправи "відтискання" / Acceptable angle ranges between triplets of a person's body keypoints for the "push up" exercise

Тип триплету	Триплет контрольних точок тіла людини	Допустимий діапазон кутів (градуси)	Призначення
Основний	Плече – лікоть – зап'ястя	65 – 155	Оцінювання руху рук під час відтискання
Додатковий	Плече – стегно – коліно	160 – 180	Контроль положення спини
Орієнтаційний	Плече – стегно – п'ята	170 – 180	Орієнтація тіла особи відносно підлоги

Табл. 2. Допустимі діапазони значень кутів між триплетами контрольних точок тіла особи для вправи "присідання" / Acceptable angle ranges between triplets of a person's body keypoints for the "squat" exercise

Тип триплету	Триплет контрольних точок тіла людини	Допустимий діапазон кутів (градуси)	Призначення
Основний	Стегно – коліно – щиколотка	65 – 170	Визначення ефективності присідання
Додатковий	Плече – стегно – коліно	60 – 180	Контроль положення спини

Після визначення частки виконання повтору вправи, відстежені 3D-моделлю BlazePose контрольні точки тіла особи та лінії, що їх з'єднують, за допомогою засобів Canvas API мови програмування JavaScript програмно наносяться на оригінальне зображення з камери пристрою. У верхньому правому куті (див. рис. 2) наведено візуалізацію результатів однієї ітерації алгоритму: панель зворотного зв'язку містить оновлені значення кіль-

кості виконаних повторень фізичної вправи, напрям руху тіла особи та частку виконання поточного повтору вправи, а передбачені моделлю BlazePose вагомі точки тіла людини позначені синіми маркерами і з'єднані зеленими лініями, що ілюструють положення та орієнтацію основних сегментів тіла особи. Умовою завершення роботи алгоритму є успішне виконання особою запланованої кількості повторень.

Програмний продукт розроблено так, що користувач може вибирати будь-яку фізичну вправу із переліку наявних, а також може здійснювати її пошук за назвою, фільтрувати за частиною тіла людини, потрібним

тренувальним обладнанням та складністю виконання вправи. На рис. 3 наведено фрагмент користувацького інтерфейсу, відповідального за цю функціональність програмного продукту.

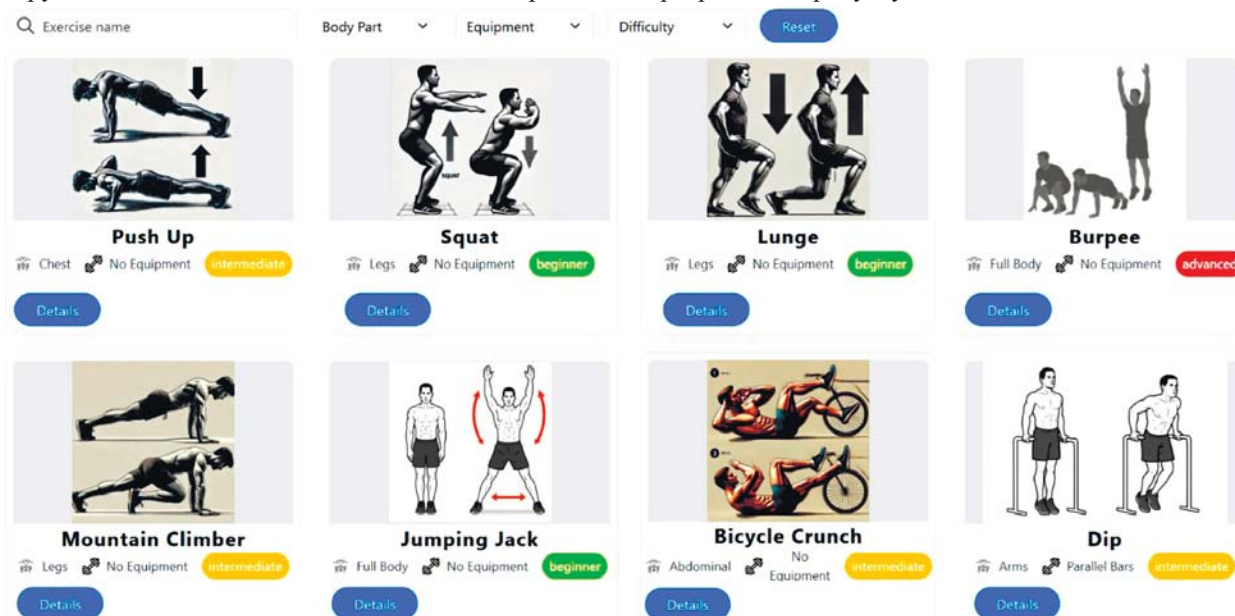


Рис. 3. Вебсторінка каталогу фізичних вправ / Exercise catalog webpage

Після натискання кнопки "Details" здійснюють перехід на вебсторінку з детальною інформацією про фізичну вправу, яка містить такі дані: зображення з технікою виконання, частину тіла людини, яка тренується найбільше, користь від виконання вправи, перелік м'язових груп, потрібне обладнання, рівень складності, кількість калорій, витрачених внаслідок виконання фізичної вправи впродовж однієї хвилини, опис техніки

виконання вправи. Інформація про фізичні вправи, яка відображається у графічному інтерфейсі користувача, отримана внаслідок опрацювання публічних наборів даних "Best 50 Exercise for your body" та "Gym Exercises Dataset" із платформи Kaggle. Користувач вебзастосунку може встановити бажану кількість повторень, які потрібно виконати. На рис. 4 зображено вебсторінку фізичної вправи "Push Up".

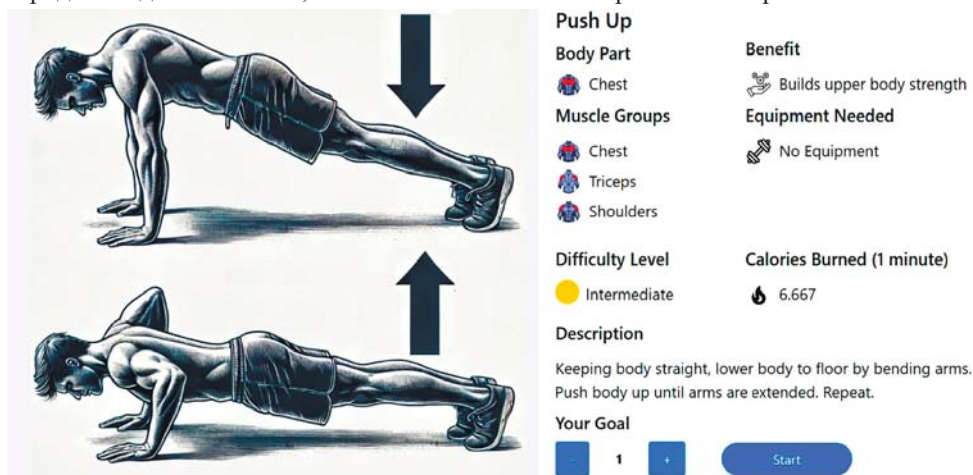


Рис. 4. Вебсторінка фізичної вправи "Push Up" / Push Up exercise webpage

Унаслідок натискання кнопки "Start" відбувається перехід на вебсторінку виконання фізичної вправи. Упродовж процесу підвантаження моделі система сповіщає користувача про свій поточний стан. Після отримання необхідних даних та успішного створення об'єкта моделі BlazePose вмикається камера пристрою і відбувається відстеження кількості успішно виконаних повторень фізичної вправи. Якщо виконавець відсутній на відео або модель не може відстежити позу тіла людини, виводиться повідомлення "You are out of camera view". В іншому разі передбачені контрольні точки та лінії між ними наносять на оригінальне зображення. На рис. 5-7 наведено вигляд вебсторінки під час виконання

вправи "відтискання" в домашніх умовах з якісним освітленням. Інформаційна панель, розташована над елементом камери, відображає дані про тренування: кількість успішно виконаних повторень, необхідний напрям руху та частку виконання половини повторень вправ. Описаний зворотний зв'язок дає змогу виконавцю в реальному часі відстежувати прогрес виконання фізичної вправи.

Ітеративний процес опрацювання кадрів відеореєстрації виконання вправи в реальному часі продовжується до моменту виконання особою запланованої кількості повторень фізичної вправи. Якщо виконавцю потрібен час на відновлення сил для досягнення мети,

він може скористатися кнопкою "Stop camera", що забезпечує економію ресурсів пристрою. Після досягнення мети тренування камера вимикається, а на екрані відображається повідомлення про успішне завершення виконання вправи (рис. 8). Кнопка "Repeat Exercise" призначена для випадку виконання фізичної активності кількома підходами, що характерно для тренувань.

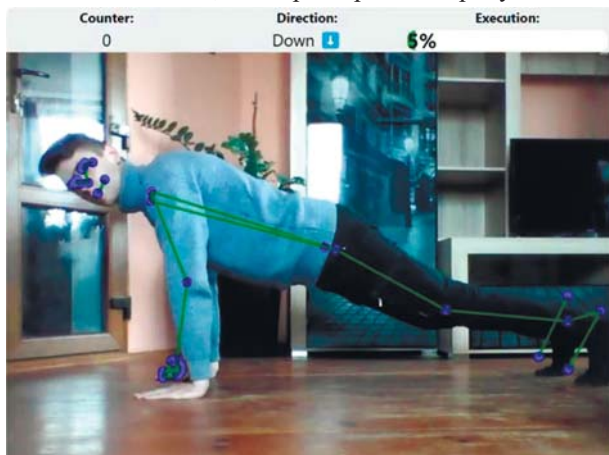


Рис. 5. Вебсторінка виконання фізичної вправи "push up" (початок виконання вправи) / Push up exercise execution webpage (start of exercise)

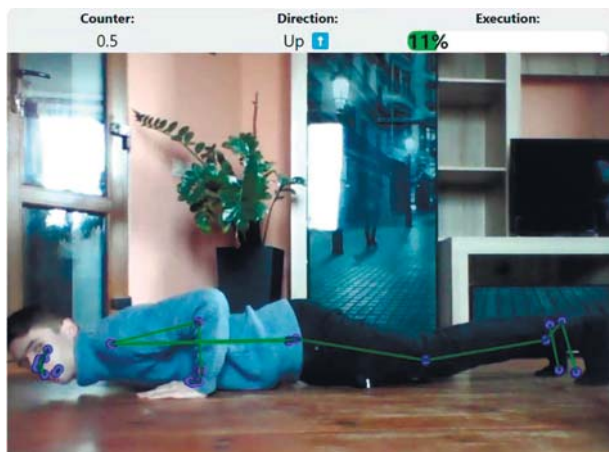


Рис. 6. Вебсторінка виконання фізичної вправи "push up" (успішне виконання першої половини повтору вправи) / Push up exercise execution webpage (successful completion of the first half of the exercise repetition)

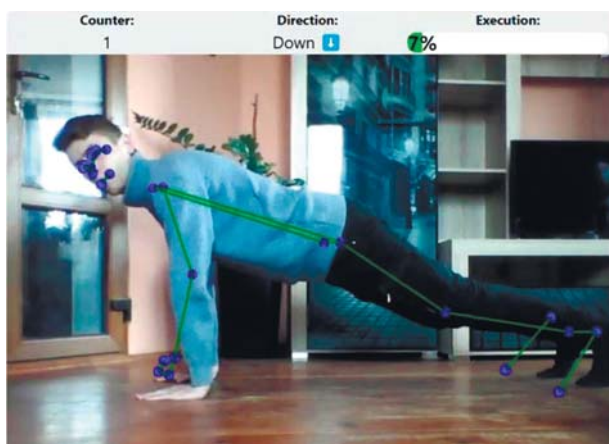


Рис. 7. Вебсторінка виконання фізичної вправи "push up" (успішне виконання другої половини повтору вправи) / Push up exercise execution webpage (successful completion of the second half of the exercise repetition)

Тут варто нагадати, що функціональні методи дослідження біомеханіки ходи, бігу чи виконання будь-якої

фізичної вправи дають можливість об'єктивно оцінити порушення руху, які можуть бути як причиною, так і наслідком тендінопатії ахіллового сухожилля. Багатоканальна відеореєстрація руху чи виконання вправи з використанням маркерів на анатомічних орієнтирах дає можливість визначити кінематичні параметри суглобів нижньої кінцівки. Подометрія та плантографія допомагають виявити порушення розподілу навантаження на стопу, що часто супроводжує тендінопатію. Аналіз ходи на спеціальних тредмілах з вбудованими датчиками тиску дозволяє об'єктивізувати порушення біомеханіки та визначити напрямки корекції.

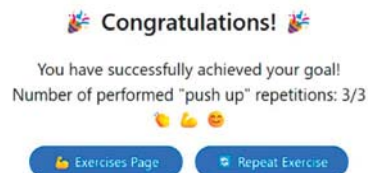


Рис. 8. Відображення повідомлення про успішне досягнення мети тренування / Displaying a message about successfully achieving a training goal

На рис. 9-11 наведено фрагменти користувацького інтерфейсу під час виконання фізичної вправи "присідання" ("squat") у спортивному залі з задовільним освітленням.

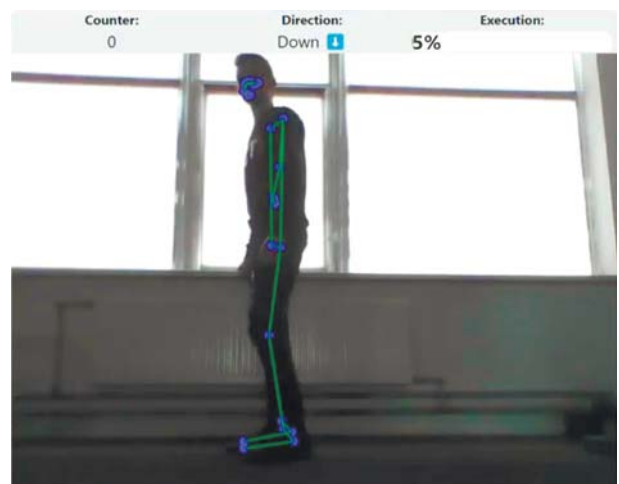


Рис. 9. Вебсторінка виконання фізичної вправи "squat" (початок виконання вправи) / Squat exercise execution webpage (start of exercise)

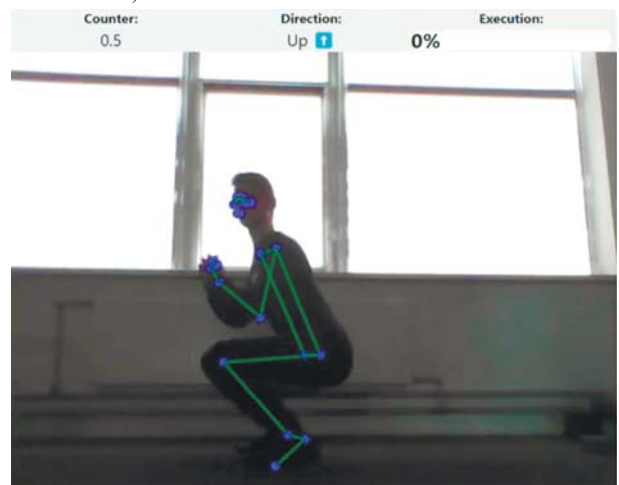


Рис. 10. Вебсторінка виконання фізичної вправи "squat" (успішне виконання першої половини повторення вправи) / Squat exercise execution webpage (successful completion of the first half of the exercise repetition)

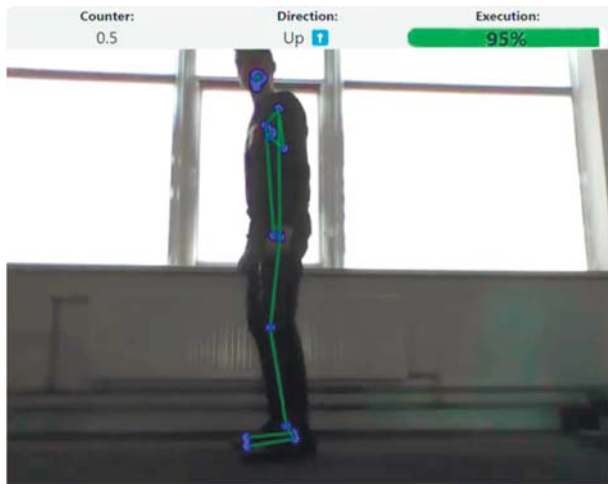


Рис. 11. Вебсторінка виконання фізичної вправи "squat" (успішне виконання другої половини повторення вправи) / Squat exercise execution webpage (successful completion of the second half of the exercise repetition)

Отже, розроблений вебзастосунок продемонстрував високу ефективність використання моделі BlazePose для вирішення завдання відстеження контрольних точок тіла людини та надання зворотного зв'язку в режимі реального часу. Алгоритм обчислення кількості виконаних повторень фізичних вправ, побудований на підставі даних, отриманих із BlazePose, показав точність та стабільність у виявленні рухових патернів особи. Проведене тестування підтвердило доцільність використання цього підходу як у домашніх умовах, так і в спортивних залах, за умови належного освітлення.

Обговорення результатів дослідження. У роботі [4] проведено порівняння основних бібліотек для відстеження положень частин тіла людини – OpenPose, PoseNet, MoveNet і MediaPipe Pose. Оцінювання продуктивності проведено на підставі наборів даних Microsoft Common Object in Context (COCO) і Penn Action, попередньо опрацьовані з метою відфільтрувати нерелевантні дані. Дослідження передбачало використання зображень та відеороликів тільки з однією людиною, файли без людей і з кількома людьми було видалено. За метрику вибрано частку виявлених з'єднань, який для оцінювання якості відстеження використовує евклідову відстань в пікселях між очікуваними і передбаченими вагомими точками тіла людини. За результатами експериментів автор робить висновок про перевагу MoveNet над іншими бібліотеками для виявлення положень частин тіла людини на зображеннях та відеороликах. Дослідник відзначає, що MediaPipe Pose краще використовувати для оброблення відеореєстрації, а OpenPose – зображень.

Мета роботи [3] полягає у використанні алгоритмів машинного навчання і комп'ютерного зору для підтримки правильних поз йоги. Набір даних Yoga-82, який містить зображення 82 класів йоги, опрацьовано засобом MLKit для виявлення положення частин тіла людини. Між визначеними вагомими точками тіла обчислено кути і сформовано тренувальний набір даних для класифікаційних моделей. У межах дослідження здійснено порівняння основних моделей машинного навчання для задачі класифікації: логістичної регресії, випадкового лісу, посилення градієнта, екстремального посилення градієнта, надзвичайно рандомізованих дерев та глибоких нейронних мереж. Оцінювання якості

передбачень здійснювали з допомогою метрики достовірності та матриці плутанини. Значення Шейплі використано для отримання середнього граничного внеску значень кожної ознаки в передбачення моделей. Зроблено висновок, що ознаки кута ліктя мали найменший вплив на можливості прогнозування для всіх досліджених алгоритмів машинного навчання. Експерименти порівняння показали перевагу моделі надзвичайно рандомізованих дерев та недоцільність використання логістичної регресії для класифікації поз йоги.

Завдання визначення та класифікації поз бадмінтону засобами комп'ютерного зору вирішують у дослідженні [16]. Тренувальний набір даних складається із зображень, отриманих внаслідок опрацювання відеороликів з YouTube для трьох видів ударів в бадмінтоні – подачі, удару з передньої частини ракетки та смешу. Автор застосовує архітектуру згорткових нейронних мереж у поєднанні з моделлю відстеження опорних точок тіла особи BlazePose та інструментами MediaPipe Pose Solution для визначення стратегій бадмінтону. Як класифікатори ударів у бадмінтоні використано різні моделі машинного навчання, враховуючи логістичну регресію, випадковий ліс, k -найближчих сусідів та посилення градієнта. Продemonстровано перевагу моделі випадкового лісу, значення точності передбачень якої становить 98,8 %. За результатами експериментів науковець робить висновок про ефективність та практичність запропонованого підходу для класифікації ударів у бадмінтоні.

Робота [15] спрямована на перевірку можливості застосування моделі BlazePose для відстеження положень частин тіла людини під час бігу на вулиці. Зокрема, у дослідженні оцінено точність BlazePose для вимірювання кутів кульшових, колінних і гомілковостопних суглобів під час основних етапів бігу: початкового контакту, середньої дистанції і відриву. Для виконання поставленого завдання автори зібрали набір даних з відеороликів бігу 16-ти спортсменів-чоловіків на дистанції 30 метрів. Камера смартфона розміщувалася перпендикулярно до смуги бігу на штативі в 5 м від позначки 25 метрів. З метою забезпечення надійного оцінювання якості передбачень моделі BlazePose, відеоролики анотовано вручну з допомогою інструмента Kinovea та проведено статистичні тести. Коефіцієнт кореляції Пірсона, який використовували для визначення сили кореляції між передбаченнями моделі BlazePose та анотованим набором даних, продемонстрував дуже сильну валідність для гомілковостопного суглоба: коефіцієнт кореляції Пірсона r перебуває в діапазоні [0,95; 0,97]. Сильна кореляція характерна для кульшового та колінного суглобів і перебуває у діапазонах [0,79; 0,93] та [0,70; 0,95] відповідно. Результати дослідження свідчать про доцільність використання BlazePose для вимірювання кутів суглобів під час бігу.

Метою роботи [20] є застосування засобів штучного інтелекту для оцінювання поз гравців настільного тенісу. Здійснено порівняння швидкості часу оброблення зображень та відеофайлів моделлю OpenPose для її реалізації на центральному (CPU) та графічному (GPU) процесорах і зроблено висновок про те, що GPU надає істотну перевагу у швидкості опрацювання порівняно з CPU. Різниця у часі оброблення особливо помітна на довгих відео: для розпізнавання положень тіла гравців на відеоролику тривалістю одна хвилина 21 секунда, версії OpenPose для CPU знадобилося приблизно у 124

рази більше часу, ніж версії для GPU. Після аналізу отриманих результатів дослідники вказують на виявлені обмеження під час відстеження контрольних точок тіла особи у настільному тенісі, серед яких наявні неправильне розпізнавання пози в певних ракурсах, недоцільне відстеження персонажів поза камерою, неможливість оцінювання положень певних частин тіла людини через інші предмети або кут знімання. Для вирішення зазначених вище проблем у роботі пропонують двоетапний метод оцінювання пози засобами штучного інтелекту: на першому кроці модель відстеження пози визначає контрольні точки тіл гравців, які на другому кроці стають вхідними даними мережі глибокого навчання для розпізнавання рухів у настільному тенісі.

Отже, внаслідок обговорення результатів дослідження було здійснено порівняння та оцінювання ефективності застосування моделей машинного навчання та штучного інтелекту для розпізнавання різних видів фізичної активності людини, поданих зображеннями та відеореєстрацією. Однак, у згаданих дослідженнях не порушено питання використання моделей у програмному забезпеченні, яке вимагає оброблення відеоданих у реальному часі. У цій роботі наведено реалізацію алгоритму обчислення кількості виконаних повторень фізичної вправи, який надає особі зворотний зв'язок в реальному часі. Алгоритм успішно інтегровано у вебзастосунок, що дало змогу оцінити ефективність роботи моделі BlazePose у реальному програмному продукті. Ще одним ключовим внеском цього дослідження є аналіз ефективності застосування бібліотеки TensorFlow.js для використання засобів штучного інтелекту у браузері за допомогою JavaScript. Це дає змогу уникнути потреби у складній передачі інформації через мережу, що, своєю чергою, мінімізує розрив між реальним перебігом подій і їхнім відображенням на відео.

Отже, внаслідок виконаної роботи можна сформулювати такі наукову новизну та практичну значущість результатів дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – розроблено метод відстеження процесу виконання фізичних вправ людиною, алгоритм реалізації якого дає змогу визначати кількість виконаних повторень та відстежувати прогрес кожного повторення в реальному часі.

Практична значущість результатів дослідження – розроблений вебзастосунок можна використовувати для обчислення кількості виконаних повторень фізичних вправ у режимі реального часу та, за умови інтеграції із розумними девайсами і сенсорами, сприятиме покращенню якості фізичних тренувань.

Висновки / Conclusions

Розроблено алгоритм на підставі 3D-моделі нейронної мережі для відстеження процесу виконання фізичних вправ людиною, який дає змогу не тільки визначати кількість виконаних повторень вправи, а й візуалізувати в реальному часі виконання кожного повторення. За результатами проведеного дослідження можна зробити такі основні висновки.

1. Досліджено моделі глибокого навчання для відстеження положень окремих частин людського тіла, зокрема – PoseNet, MoveNet та BlazePose, зазначено переваги і недоліки, відзначено особливості роботи та застосування. Зроблено висновок про доцільність вико-

ристання моделі BlazePose внаслідок великої кількості відстежуваних контрольних точок тіла особи та її підтримку бібліотеками MediaPipe мови програмування Python і TensorFlow.js мови програмування JavaScript.

2. Розроблено алгоритм опрацювання відеофайлу із правильною технікою виконання вправи з використанням бібліотеки MediaPipe для внесення в базу даних інформації про кути між відповідними контрольними точками тіла людини. В алгоритмі передбачено покадрове опрацювання відеоролика з відстеженням положення виконавця, обчислення кутів між триплетами контрольних точок та нанесенням цієї інформації на оригінальне зображення кадру.
3. Розроблено алгоритм визначення кількості виконаних повторень фізичної вправи з використанням бібліотеки TensorFlow.js, який дає змогу опрацювати дані відеокamera пристрою та встановлює з виконавцем зворотний зв'язок в реальному часі. Внаслідок тестування алгоритму встановлено можливість його використання для виконання відтискань і присідань у домашніх умовах і в спортивному залі. Виявлено залежність якості передбачень від середовища та швидкості виконання вправи, оскільки у разі поганого освітлення або швидких різких рухів виникають помилки за обчисленні кількості виконаних повторень.
4. Із використанням вебфреймворків FastAPI мови програмування Python та React мови програмування JavaScript розроблено вебзастосунок, який дає змогу людині визначитись із виконанням певних фізичних вправ, переглядати детальну інформацію про них, встановлювати мету тренування щодо запланованої кількості повторень її виконання та досягати виконання вибраних фізичних вправ у реальному часі з використанням камери пристрою.
5. Алгоритм інтегровано у вебзастосунок і його протестовано в домашніх умовах і в спортивному залі із якісним та задовільним освітленням.

References

1. Basu, K., Sinha, R., Ong, A., & Basu, T. (2020). Artificial Intelligence: How is It Changing Medical Sciences and Its Future?. *Indian journal of dermatology*, 65(5), 365–370. https://doi.org/10.4103/ijd.IJD_421_20
2. Bazarevsky, V., Grishchenko, I., Raveendran, K., Zhu, T., Zhang, F., & Grundmann, M. (2020). *BlazePose: On-device Real-time Body Pose tracking*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.10204>
3. Borthakur, D., Paul, A., Kapil, D., & Saikia, M. J. (2023). Yoga Pose Estimation Using Angle-Based Feature Extraction. *Healthcare*, 11(24), article ID 3133. <https://doi.org/10.3390/healthcare11243133>
4. Chung, J.-L., Ong, L.-Y., & Leow, M.-C. (2022). Comparative Analysis of Skeleton-Based Human Pose Estimation. *Future Internet*, 14(12), article ID 380. <https://doi.org/10.3390/fi14120380>
5. Dela, C., Geraldin, J., & Rubi, J. (2022). The Effects of AI in Various Spheres of Life. *Technoart Transactions on Advances in Computer Applications*, 1(2), 1–8. URL: https://www.researchgate.net/publication/373338553_The_Effects_of_AI_in_Various_Spheres_of_Life
6. Dudek, S., Koziak, W., Makiela, M., Bętkowska, A., Kornacka, A., Dudek, W., Szostak, K., Tomaka, R., & Byra, A. (2025). Revolutionizing Sports: The Role of Wearable Technology and AI in Training and Performance Analysis. *Quality in Sport*, 39, article ID 58456. <https://doi.org/10.12775/QS.2025.39.58456>
7. Francisco, J. A., & Rodrigues, P. S. (2023). Computer Vision Based on a Modular Neural Network for Automatic Assessment of Physical Therapy Rehabilitation Activities. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 31, 2174–2183. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2022.3226459>
8. Hsu, G.-S. J., Wu, J. S., Huang, Y.-K. D., Chiu, C.-C., & Kang, J.-H. (2025). Automatic Detect Incorrect Lifting Posture with the

- Pose Estimation Model. *Life*, 15(3), article ID 358. <https://doi.org/10.3390/life15030358>
9. Kaldarova, B., Toktarova, A., & Abdrakhmanov, R. (2024). Enhancing deadlift training through an artificial intelligence-driven personal coaching system using skeletal analysis. *Retos*, 60, 439–448. <https://doi.org/10.47197/retos.v60.109183>
 10. Kanrar, S. (2024). Application of Artificial Intelligence (AI) in Different Fields of Human Needs: A Study. *International Journal for Innovative Research in Multidisciplinary Field*, 10(8), 88–93. URL: <https://www.ijirmf.com/wp-content/uploads/IJIRMF202408014-min.pdf>
 11. Ko, Y.-M., Nasridinov, A., & Park, S.-H. (2024). Real-Time AI Posture Correction for Powerlifting Exercises Using YOLOv5 and MediaPipe. *IEEE Access*, 12, 195830–195853. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3516723>
 12. Mhaikar, R., Dhandapani, V., Verma, P., & Kaur, B. (2023). Performance Analysis of Human Activity. *ITM Web of Conferences*, 56, article ID 05006. <https://doi.org/10.1051/itmconf/20235605006>
 13. Oved, D. (2018). Real-time Human Pose Estimation in the Browser with TensorFlow.js. Medium. URL: <https://medium.com/tensorflow/real-time-human-pose-estimation-in-the-browser-with-tensorflow-js-7dd0bc881cd5>
 14. Shih, C.-L., Liu, J.-Y., Anggraini, I. T., Xiao, Y., Funabiki, N., & Fan, C.-P. (2024). A Yoga Pose Difficulty Level Estimation Method Using OpenPose for Self-Practice System to Yoga Beginners. *Information*, 15(12), article ID 789. <https://doi.org/10.3390/info15120789>
 15. Srinivasan, H. K., Mathunny, J. J., Devaraj, A., Gogoi, H., Govindasamy, K., & Karthik, V. (2025). Can BlazePose accurately assess joint angles in outdoor running environments?. *Biomedical Human Kinetics*, 17(1), 13–25. <https://doi.org/10.2478/bhk-2025-0002>
 16. Tukino, T., Pratiwi, M., & Defit, S. (2024). Deep Learning Based Technical Classification of Badminton Pose with Convolutional Neural Networks. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 16(1), 76–86. <https://doi.org/10.33096/ilkom.v16i1.1951.76-86>
 17. Uddin, M. A., Talukder, M. A., Uzzaman, M. S., Debnath, C., Chanda, M., Paul, S., Islam, M. M., Khraisat, A., Alazab, A., & Aryal, S. (2024). Deep learning-based human activity recognition using CNN, ConvLSTM, and LRCN. *International Journal of Cognitive Computing in Engineering*, 5, 259–268. <https://doi.org/10.1016/j.ijcce.2024.06.004>
 18. Votel, R., & Li, N. (2021). Next-Generation Pose Detection with MoveNet and TensorFlow.js. *TensorFlow Blog*. URL: <https://blog.tensorflow.org/2021/05/next-generation-pose-detection-with-movenet-and-tensorflowjs.html>
 19. Woo, Y., & Jeong, H. (2025). Exercise Assessment Based on Human Pose Estimation and Relative Phase for Real-Time Remote Exercise System. *IEEE Access*, 13, 53203–53213. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3551834>
 20. Wu, C.-H., Wu, T.-C., & Lin, W.-B. (2023). Exploration of Applying Pose Estimation Techniques in Table Tennis. *Applied Sciences*, 13(3), article ID 1896. <https://doi.org/10.3390/app13031896>

M. M. Lozinskyi, V. I. Gavrysh

Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine

ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODELS AND TOOLS FOR TRACKING THE EXECUTION OF PHYSICAL EXERCISES

This study examines the prospects for using machine learning algorithms and artificial intelligence tools in the field of health and fitness, in particular the application of computer vision technologies to track physical training. The feasibility of employing a pre-trained model without additional fine-tuning has been substantiated due to the high similarity between the target task of tracking body landmarks during physical exercise execution and the general task of human pose estimation. This approach also enables the avoidance of time and computational costs associated with data collection and training of a 3D neural network model. Pose detection models with prediction speeds suitable for real-time data processing applications have been analyzed. The principles of operation of landmark tracking models PoseNet, MoveNet, and BlazePose from the TensorFlow.js library have been examined, through a detailed analysis of the underlying concepts and approaches for high-dimensional prediction of human body part positions in real time, as well as a discussion of their advantages and limitations. The suitability of the BlazePose neural network for real-time pose estimation has been established. The model predicts 33 keypoints, enabling high prediction accuracy and facilitating the processing of complex physical exercises. The necessity of implementing an algorithm for counting exercise repetitions on the client side has been identified, as processing data directly within the browser eliminates the need for complex network-based data transmission. This, in turn, reduces data processing latency and ensures a more accurate alignment between real-time events and their visual representation. The solution utilizes the BlazePose convolutional neural network, the device camera, and the Web Speech API service to track the users body positions and provide feedback on exercise performance. A web application has been developed, and a general algorithm for its operation has been described. The algorithm comprises the next two main stages: the input and processing of data related to physical exercises, followed by storage in the system database; and the use of this data within the algorithm for determining the number of completed full repetitions of a given exercise. The repetition counting algorithm has been integrated into the developed web application to evaluate its effectiveness and operational stability during real-time training sessions. The algorithm was tested for push-ups and squats in both home and gym environments under high-quality and satisfactory lighting conditions. The reliability and effectiveness of utilizing the pretrained BlazePose model within the developed web application for fitness and sports activities were evaluated. The study highlights the dependency of prediction quality on environmental conditions and the speed of exercise execution.

Keywords: physical training; pose detection; 3D neural networks; pre-trained models; convolutional neural network.