

DOI: 10.32347/2412-9933.2026.65.107-116

УДК 004.93:005.8

Бройде Юлій ІгоровичORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5236-3212>

RowerUp, Черкаси, Україна

Технічний директор компанії RowerUp

Підгорний Микола ВолодимировичORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5881-9217>

Черкаський державний технологічний університет, Черкаси, Україна

Кандидат технічних наук, професор, професор кафедри комп'ютерних наук та системного аналізу

Литовченко Володимир ВолодимировичORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8640-879X>

Державний науково-дослідний інститут випробувань і сертифікації озброєння та військової техніки, Черкаси, Україна

Науковий співробітник науково-дослідного відділу трасових систем та спеціалізованих програмних засобів

Науково-технічного комплексу вимірювань

Підгорна Інна МиколаївнаORCID: <https://orcid.org/0009-0009-9862-9985>

Дніпровський державний медичний університет, Дніпро, Україна

Лікар-інтерн

Історія статті:

Надійшла: 27.01.2026

Прийнята: 13.02.2026

Опублікована: 26.03.2026

СУЧАСНІ МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ РОЗПІЗНАВАННЯ ФІЗИЧНИХ ВПРАВ ЛЮДИНИ

Анотація. Розпізнавання та аналіз фізичних вправ людини за відеозображенням є актуальною науково-прикладною задачею сучасного спорту, фізичного виховання та реабілітації, оскільки дає змогу автоматизувати оцінювання якості рухів, підвищити об'єктивність контролю тренувального процесу та забезпечити оперативну корекцію техніки. На відміну від суто експертного спостереження, відеоаналіз зменшує вплив суб'єктивних чинників і створює передумови для формування персоналізованих тренувальних програм з урахуванням індивідуальної моторики спортсмена. Метою статті є огляд сучасних моделей і методів розпізнавання фізичних вправ людини та узагальнення напрямів їх застосування для підвищення результативності й безпеки тренувань з акцентом на безмаркерні та масштабовані рішення для практичного використання. У межах огляду проаналізовано актуальні наукові публікації, присвячені розпізнаванню рухів і автоматичній оцінці техніки виконання вправ, а також підходи до побудови ознак, навчання моделей і валідації результатів. Узагальнено ключові класи рішень, що застосовуються на практиці: (1) біомеханічні та фізіологічні методи з використанням спеціалізованих апаратно-програмних комплексів; (2) сенсорні технології на основі носимих пристроїв (інерційні датчики, GPS/IMU), які забезпечують збір кількісних показників навантаження; (3) методи комп'ютерного зору та машинного навчання, зокрема архітектури глибокого навчання для оцінювання пози (pose estimation), відстеження об'єктів та класифікації дій у відеопотоці. Показано, що найбільш перспективними є комбіновані рішення, які поєднують просторове виділення ознак і аналіз часової динаміки рухів, підтримують роботу в режимі реального часу та допускають перенавчання під конкретні види вправ. Виокремлено типові обмеження відеометодів: залежність від умов зйомки й ракурсу, оклюзія (перекривання), освітлення, якість відео, а також складність стандартизованої валідації та порівняння результатів між дослідженнями. Відеоаналітика у поєднанні з алгоритмами штучного інтелекту створює підґрунтя для точнішого, масштабованішого та персоналізованого контролю техніки виконання вправ і профілактики травматизму. Подальші дослідження доцільно спрямувати на інтеграцію мультимодальних даних (відео + сенсори), розробку уніфікованих протоколів оцінювання якості розпізнавання, підвищення інтерпретованості результатів для тренерів і фахівців із реабілітації та впровадження інформаційних засобів підтримки прийняття рішень у тренувальному процесі.

Ключові слова: розпізнавання фізичних вправ; біомеханічний аналіз; моніторинг рухової активності; методи комп'ютерного зору; інформаційні технології; машинне навчання; оцінювання пози; тренувальний процес

Постановка проблеми

Ідентифікація, дослідження та аналіз моторики тіла спортсменів та любителів спорту за відео зображенням є актуальною задачею для розвитку сучасної культури спорту, оскільки це дозволяє, як автоматизувати процес оцінки ефективності тренувань, так і корегувати техніку виконання вправ для покращення фізичних показників спортсменів. Застосування аналізу потоку відеоданих дозволяє усунути ряд суб'єктивних факторів, які впливають на достовірність та об'єктивну оцінку при проведенні досліджень техніки виконання спортивних вправ. Технології спорту дають можливість створювати індивідуальні тренувальні програми з урахуванням фізіологічних особливостей рухів спортсмена. Системи аналізу моторики тіла допомагають встановити помилки у техніці спортсмена, що потенційно веде до травм. Якісні показники аналізу формують зворотній зв'язок в режимі реального часу між технікою виконання вправ та індивідуальними можливостями спортсмена. Кількісні показники результатів відеофіксації моторики тіла спортсмена безпосередньо підвищують ефективність тренування спортсменів. Завдяки розвитку комп'ютерного зору, 3D-аналіз руху та штучного інтелекту, такі системи стали важливими інструментами, як для професійних спортсменів так і для аматорів. Потенційні переваги, які можуть бути застосовані у спорті, достатньо значні. Прикладом може служити тренування спортсмена з метою поліпшення його якісних навичок (швидкість, точність, згуртованість). Додатковим застосуванням може служити можливість тренера відстежувати процес тренування та тренувати кількох спортсменів одночасно, можливо, навіть дистанційно за допомогою онлайн-застосунків.

З'являється можливість застосувати вищезазначених технологій в реабілітології – галузі медицини, яка тісно сьогодні пов'язана зі спортом.

Але на даний момент, ні галузі медицини, ні в індустрії спорту немає методів, які однозначно дозволяють реалізувати задачу розпізнавання та аналізу фізичних вправ чи однієї фізичної вправи за одним цілісним алгоритмом [1]. Для розпізнавання рухів і автоматичної оцінки моторики застосовують як маркерні, так і безмаркерні підходи, що дозволяє точно визначити рухові моделі [1]. Реалізація розпізнавання та аналізу фізичних вправ людини необхідно вирішити множинну підзадачу, що об'єднують цю загальну задачу [1-3].

Мета статті

Метою дослідження узагальнення та систематизація сучасних моделей, методів і інформаційних технологій розпізнавання та аналізу

фізичних вправ людини за відеозображенням з визначенням їх можливостей, обмежень і перспектив практичного застосування у спорті та реабілітації.

Аналіз основних досліджень і публікацій

Відомі сьогодні моделі та методи розпізнавання та аналізу фізичних вправ спортсменів і аматорів охоплюють широкий спектр підходів – від класичних біомеханічних і фізіологічних [8] до сучасних інформаційних технологій та алгоритмів машинного навчання [4 – 7]. Сучасні підходи розпізнавання та аналізу фізичних вправ поділяються: біомеханічний аналіз; класичні тести; носимі пристрої, інформаційні технології; машинне навчання.

Біомеханічний аналіз використовуючи багаторічний досвід досліджували провідні спеціалісти Національного університету фізичного виховання і спорту А. М. Лапугіна, В. О. Кашуби, В. В. Гамалія, О. А. Архипова, Т. О. Хабінець, М. О. Носко та інших.

Способом моделювання рухового апарату спортсмена є уявлення про людину як про систему взаємозв'язаних біокінематичних ланок. В умовах реального функціонування організму людини всі рухомі ланки тіла містять між собою кінематичні зв'язки, які обмежують їх зовнішню свободу рухів. Завдяки цим зв'язкам усі біокінематичні ланки об'єднані у біокінематичні пари [8].

В біомеханіці, вимірювання механічних характеристик руху (швидкість, прискорення, траєкторія) здійснюється за допомогою спеціальних комп'ютерних програм та відеоаналізу. Сучасні системи, такі як Qualisys (Швеція) ґрунтується на реєстрації сигналів від рефлексивних маркерів розміщених на тілі спортсмена, використовують оптико-електронні датчики, відеокамери, тензоплатформи й електроміографи для збору та синхронізації даних про рухи спортсмена. Автоматизована система апаратно-програмного комплексу експрес-аналізу біомеханічних характеристик важкоатлетичних вправ Weightlifting analyzer 3.0 (Німеччина, рисунок, а [9]) функціонує на основі розпізнавання траєкторії руху атлетичних предметів (штанги).

Обробка результатів дослідження відбувається з використанням комп'ютерних програм, що дозволяє визначити кінематичні та динамічні характеристики рухів, оцінювати поставу та рівновагу [8].

Наступним є технічні засоби, що сприяють виконанню завдань технічної підготовки спортсменів: Прикладом є стабілографічний комплекс Delos Postural System (DPS, Італія, рисунок, б) призначений для контролю динамічного та статичного положення тіла спортсмена.

За технічними особливостями програмного забезпечення системи відеокomp'ютерного аналізу поділяються на системи, у яких проводиться візуальний аналіз відеокліпів, та системи, у яких передбачено отримання кількісних параметрів рухової дії накладення кадрів (наприклад програмне забезпечення Dartfish [9]). Як правило, системи, що мають можливість проведення кількісного аналізу, функціонують зі спеціалізованим відеоустаткуванням. Деякі системи, наприклад Simi (Німеччина), поєднують функції як кількісного біомеханічного аналізу, так і якісного візуального аналізу.



Рисунок – Приклади реалізованих комплексів для розпізнавання фізичних вправ:
 а – апаратно-програмний комплекс експрес-аналізу важкоатлетичних вправ Weightlifting analyzer 3.0;
 б – стабілографічний комплекс Delos Postural System

Сьогодні в спорті застосовуються системи, що дають змогу визначити параметри стартової реакції, прояву зусиль, часу проходження окремих ділянок і дистанції в цілому. Ці системи, зачасти, складаються з вимірювача часових інтервалів, тензокологів і фотодатчиків. Компанією "Microgate" (Італія) розроблено оптоелектронну систему OptoJump. Системи відеоаналізу та біомеханічного аналізу. Програмні комплекси, як-от «BioVideo», «Vicon», «Qualisys», здійснюють комп'ютерний аналіз відеокадрів рухів для отримання кількісних біомеханічних характеристик і графічних моделей рухів. Це дає змогу виявляти помилки техніки та розробляти індивідуальні плани тренувань. До найбільш універсальних прикладних комплексів можна віднести програмний комплекс «BioVideo» [14], тому що він дозволяє вивчати різні біомеханічні системи: «спортсмен-прилад», «людина-людина» тощо.

З кожним роком зростає роль автоматизації в проведенні спортивних змагань, зокрема з єдиноборств. Прикладом є «Автоматизована система проведення змагань зі спортивною боротьби» Hercules [14].

Сенсорні технології та "розумний одяг" (Smart Clothing). В тканину вбудовують датчики, що

моніторять біометричні дані спортсменів у реальному часі під час тренувань і змагань. Це допомагає тренерам відстежувати фізичний стан, виявляти ознаки перевантаження та коригувати навантаження.

Подальший розвиток моделей та методи розпізнавання та аналізу фізичних вправ спортсменів з різних видів спорту триває завдяки працям науковців, зокрема А. А. Тесленка (велосипедний спорт), В. В. Гамалія (легка атлетика), О. А. Архипова (гімнастика), В. П. Ляпіна, З. Ю. Чочарай (вільна боротьба), Т. О. Хабінець (лижний спорт), М. О. Носко (волейбол), А. А. Македона (вільна боротьба), В. М. Смирнова (дзюдо), В. І. Плисько, В. В. Крутова (військово-прикладні види єдиноборств) та ін.

Виклад основного матеріалу

Сучасні інформаційні технології (ІТ) докорінно змінили підходи до розпізнавання, аналізу та оптимізації фізичних вправ у спорті й фізичному вихованні. Вони дозволяють не лише автоматизувати процеси збору й обробки даних, а й здійснювати глибокий аналіз рухів, контролювати стан здоров'я та підвищувати ефективність тренувального процесу. Сучасні технології відкривають нові можливості для покращення тренувань, підвищення ефективності змагань та збереження здоров'я спортсменів. Від трекерів до віртуальної реальності, від систем штучного інтелекту до аналізу великих об'ємів даних – ці технології несуть значний внесок у розвиток сучасного спорту.

Відеоаналіз у поєднанні з машинним навчанням є однією з найсучасніших і найефективніших технологій для автоматичного розпізнавання, класифікації та аналізу фізичних вправ і спортивних дій.

Глибоке навчання (Deep Learning). Для аналізу рухів спортсменів широко використовуються гібридні моделі, що поєднують згорткові нейронні мережі (CNN) для виділення просторових ознак із відеокадрів та рекурентні мережі типу LSTM для аналізу часових послідовностей рухів. Такі моделі дозволяють точно розпізнавати й класифікувати різні технічні дії, наприклад, у настільному тенісі, баскетболі чи футболі, навіть у складних умовах з великою кількістю гравців і динамічними сценами [10].

Авторами [10] створюється гібридна нейронна мережа для аналізу технічних дій гравців у настільний теніс, заснована на конволюційній нейронній мережі (CNN) та довготривалій короткочасній пам'яті (LSTM) у глибокому навчанні. Спочатку CNN витягує просторові характеристики з кадрів відео. Після цього LSTM обробляє ці дані в часовому ряді, щоб точно розпізнати та

класифікувати рухи спортсменів. Нарешті, шляхом випробувань модель навчається та оцінюється за допомогою набору даних Table Tennis Tracking Network (TTNET).

Ефективність поєднання конволюції з послідовним навчанням повністю продемонстрована гібридною моделлю CNN-LSTM, яка показує найкращі результати за всіма показниками в порівнянні з CNN, LSTM, Multi-Objective Function (MOF) та Convolutional Neural Network–Long Short-Term Memory (CNN-LSTM). Її коефіцієнт точності, коефіцієнт прецизійності, коефіцієнт відтворення та показник F1 становлять відповідно 0,923, 0,918, 0,925 та 0,921. Крім того, оцінка продуктивності зворотного зв'язку в режимі реального часу показує, що модель може досягти низького часу обробки та затримки зворотного зв'язку при обробці відеоданих різної довжини, що забезпечує реальний час і надійність у практичних застосуваннях. Результати [10] свідчать, що запропонована модель може не тільки забезпечувати точне розпізнавання технічних дій, але також надавати своєчасний та ефективний зворотний зв'язок у практичному застосуванні, що має високу практичну цінність.

Методи комп'ютерного зору. Технології аналогічні YOLO (You Only Look Once) та його модифікації (YOLO-OSA) дозволяють швидко й ефективно знаходити й відслідковувати об'єкти (спортсменів, м'ячі тощо) на відео в реальному часі, що особливо цінно для аналізу командних видів спорту.

Аналогічно бачиться доцільним використовуватися інформація з відеозображень у спортивному відеоаналізі для реалізації наукового спортивного тренування. Метод «ти дивишся тільки один раз» (YOLO) досліджується в легкому виявленні об'єктів. Система аналізу спортивних рухів на основі мережі виявлення цілей YOLO-OSA (you only look once-one-shot aggregation) побудована на основі мережі виявлення цілей з щільною згорткою (DenseNet), створеної за допомогою з'єднання one-shot aggregation (OSA). Нарешті, принципи оцінки виявлення об'єктів використовуються для аналізу продуктивності мережі та виявлення об'єктів у спортивних відео. Результати показують, що чим більш очевидна особливість цілі, чим більший розмір і чим більше інформації про рух міститься в особливості спортивної категорії, тим більш очевидним є ефект виявленої цілі. При аналізі спортивного відео в систему подаються відеозображення відповідної роздільної здатності. Мережа YOLO-OSA досягла точності 21,70% і відтворюваності 54,90%. Загалом, мережа YOLO-OSA має певну актуальність для аналізу спортивних відеозображень і покращує швидкість виявлення відеоаналізу.

Біомеханічний аналіз рухів – це науковий підхід до оцінки техніки виконання фізичних вправ із точки зору механіки руху, фізичних законів і анатомічних особливостей людини. З метою визначення перспектив використання методів розпізнавання рухів спортсмена дослідники в цій галузі застосовують узагальнену модель біометричної системи ідентифікації. Використання як біометричного ідентифікатора рухів спортсмена по аналогії [13]. Методи розпізнавання рухів поділяються на шаблонні та нешаблонні. Методи на основі шаблонів спрямовані на отримання моделей рухів тулуба або ніг, тобто вони зазвичай зосереджуються на просторово-часових методах або на динаміці руху спортсмена в просторі. Методи, що не базуються на шаблонах, вважають форму та її особливості більш релевантними характеристиками, тобто розпізнавання людини здійснюється за допомогою вимірювань, що відображають форму людини [13]. Технологія розпізнавання рухів зосереджуються виключно на даних, витягнутих із RGB-відеопотоку. У роботі [13] автори пропонують засіб для мультимодального розпізнавання рухів, застосувавши базу даних з загальним доступом TUM Gait from Audio, Image and Depth (GAID). Вказана база даних одночасно містить RGB-відео. Вона містить дані про 305 осіб у трьох варіаціях і є однією з найбільших на день публікації. Для подальшого дослідження проблем, пов'язаних із зміною часу, підгрупа з 32 осіб була записана вдруге. Для всіх визначених експериментів представляється кілька базових результатів для всіх доступних модальностей. Вони ефективно демонструють, що мультимодальне злиття є корисним для розпізнавання рухів [11].

Серед методів, що використовуються для аналізу ходи, підходи на основі скелета виявилися перспективними завдяки своїм надійним і інтерпретованим характеристикам [11]. У роботі [11] автори пропонують новий метод спрощення просторово-часового графічного представлення для оцінки статі на основі ходи, що покращує інтерпретованість без втрати продуктивності. Застосовуючи прийом Straight-Through Gumbel-Softmax, демонструється ефективність підходу на наборі даних CASIA-B для оцінки статі на основі ходи. Отримані графіки є інтерпретованими і якісно відрізняються від фіксованих графіків, що використовуються в існуючих моделях. Це сприяє підвищенню адаптивності розпізнавання рухів до конкретних завдань, сприяючи більш ефективній та надійній біометрії на основі рухів.

У роботі [12] досліджено розпізнавання рухів за допомогою смартфонів у природних умовах. На відміну від традиційних методів, які часто вимагають від людини ходити по визначеній дорозі та/або з

нормальною швидкістю ходьби, запропонований метод збирає інерційні дані про ходу в умовах без обмежень, не знаючи, коли, де і як спортсмен рухається. Для досягнення високої ефективності ідентифікації та надійного представлення особливостей рухів пропонується гібридна глибока нейронна мережа, в якій особливості в просторовій та часовій областях послідовно абстрагуються за допомогою конволюційної нейронної мережі та рекурентної нейронної мережі [11]. В експериментах [11] для оцінки використовуються два набори даних, зібрані смартфонами на загальній кількості 118 суб'єктів. Експерименти показують, що запропонований метод досягає точності понад 93,5% та 93,7% відповідно в ідентифікації та автентифікації осіб.

У дослідженні [11] пропонується застосувати мережу парних просторових трансформаторів (PSTN) для розпізнавання рухів з різних ракурсів, яка зменшує небажане зміщення ознак через різницю в ракурсах перед етапом розпізнавання для кращої продуктивності.

Запропонована PSTN – це уніфікована архітектура CNN, що складається з парного просторового трансформатора (PST) і подальшої мережі розпізнавання (RN). Більш конкретно, маючи пару відповідних ознак рухів з різних джерел і цільових ракурсів, PST оцінює нежорстке поле деформації для реєстрації ознак у парі відповідників у їх проміжному ракурсі, що зменшує спотворення при реєстрації порівняно з випадком прямої деформації з джерельного ракурсу до цільового ракурсу. Зареєстрована пара подається в RN для виведення оцінки відмінності [11].

У роботі [12] представлено нове представлення рухів скелету людини під назвою «скелетна карта», а також SkeletonGait – метод на основі скелета для використання структурної інформації з карт скелета людини. Зокрема, скелетна карта представляє координати суглобів людини у вигляді теплової карти з гаусовим наближенням, демонструючи зображення, схоже на силует, без точної структури тіла. Крім того, автори [12] пропонують багатогілкову архітектуру під назвою SkeletonGait++, щоб використовувати доповнювальні особливості як скелетів, так і силуетів. Експерименти показують, що SkeletonGait++ значно перевершує існуючі найсучасніші методи в різних сценаріях. Наприклад, він досягає вражаючої точності рангу 1 понад 85% на складному наборі даних GREW [15].

Завдяки графічним процесорам (GPU) [12] з більш досконалими алгоритмами, глибоке навчання з застосуванням комп'ютерного зору дозволило розпізнавання обличчя (FR). Методи глибокого FR використовують глибокі мережі для навчання більш дискримінаційних представлень, значно

покращуючи сучасний стан техніки та перевершуючи людські можливості (97,53%). У [12] подано огляд методів глибокого FR, включаючи дані, алгоритми та сцени.

У дослідженні [15] автори зосередилися на аналізі рухів. Використовуючи конволюційні нейронні мережі (CNN) та пояснювальне машинне навчання, аналізуються дані про рухи та прив'язують результати з біомаркерами. Запропонований [15] метод дозволив досягти точності класифікації 98% за показником F1 для кожного набору даних PhysioNet.org і 95,5% за показником F1 для комбінованого набору даних PhysioNet. Крім того, досліджувалося значення когнітивного навантаження в аналізі рухів, що дає надійну точність класифікації 100% F1 для перевірки ідентичності суб'єкта.

GPS-трекінг у спорті – це технологія, що використовує глобальну систему позиціонування для збору даних про переміщення спортсменів та їх фізичні показники в режимі реального часу. Інформаційна технологія Catapult – це комплексна система моніторингу спортсменів, яка поєднує високоточний GPS, інерційні датчики та аналітичні платформи для глибокого аналізу рухів і фізичного стану. Вона допомагає тренерам і спортсменам підвищувати ефективність тренувань, знижувати ризики травм і досягати кращих спортивних результатів як на професійному, так і на аматорському рівні.

Точність GPS 10 Гц: Catapult One використовує GPS із частотою 10 Гц, що забезпечує вдесятеро більше точок даних у порівнянні з Apple Watch, дозволяючи точно фіксувати швидкі рухи, характерні для футболу та інших видів спорту. Вимірювання ключових метрик: система відстежує загальну дистанцію, дистанцію спринтів, максимальну швидкість, а також формує теплові карти переміщень для аналізу тактичної поведінки на полі. Професійне застосування: Catapult працює з провідними командами і лігами у понад 40 видах спорту по всьому світу, підтверджуючи високу надійність і точність своїх рішень. Програми для шкіл і аматорів: Catapult One пропонує рішення для шкільних команд і аматорів, допомагаючи покращувати результати, запобігати травмам і впроваджувати спортивну науку у навчальний процес.

Інформаційна технологія Polar Team Pro – це сучасне, науково обгрунтоване рішення для професійного моніторингу спортсменів у командних видах спорту, яке забезпечує точний збір і аналіз даних про рух, серцевий ритм і фізичну активність. Воно допомагає тренерам приймати обгрунтовані рішення для підвищення продуктивності команди і профілактики травм. GPS 10 Гц: система використовує високочастотний GPS (10 Гц), що

забезпечує точне відстеження позиції, швидкості й прискорення спортсмена під час тренувань і змагань. Інерційні датчики (IMU): включають акселерометр, гіроскоп і магнітометр, які дозволяють вимірювати рухи, прискорення та орієнтацію тіла навіть у приміщеннях, де GPS недоступний. Моніторинг серцевого ритму: датчики серцевого ритму вбудовані у спеціальні футболки або нагрудні пояси, що дає змогу відстежувати пульс і варіабельність серцевого ритму в реальному часі. Живий моніторинг і аналітика: тренери можуть спостерігати за показниками до 60 гравців одночасно в реальному часі через iPad-додаток, отримувати детальні звіти, порівнювати гравців і коригувати тренування. Відсутність потреби у додаткових базових станціях: система мобільна і проста у використанні, що робить її зручною для роботи як на відкритих майданчиках, так і в залах. На сьогодні OpenPose лишається еталонною бібліотекою для багатьох дослідників [16]. У порівнянні моделей оцінювання, у дослідженні Washabaugh et al. зазначається, що OpenPose і MoveNet Thunder мають схожу ефективність для вимірювання кутів стегна, але OpenPose кращий для колінних кутів ScienceDirect. Pose-format – новий інструмент, корисний для уніфікації даних між різними системами позооцінювання (табл. 1).

У ряді досліджень [15; 16; 18] подібних до «Comparison of OpenSim and AnyBody modeling system» показано, що під час симуляцій рухів рук (згинання, абдукція) системи видають подібні результати лише в деяких рухах, але значущі відмінності в інших (табл. 2).

Проект IMUVisBiomech надав код злиття IMU і відео за методом direct collocation, що дозволяє оцінювати кінематичні та динамічні параметри в єдиному фреймворку simtk.org [19].

У загальних оглядах систем відео + ML згадується, що комерційні камери в поєднанні з алгоритмами OpenPose/MediaPipe використовуються для порівняння з маркерними «золотими стандартами» (табл. 3).

Інформаційна технологія STATSports APEX – це провідна GPS-система для відстеження продуктивності спортсменів, яка широко використовується в елітному спорті і затверджена FIFA та World Rugby. Вона забезпечує точний збір і аналіз даних у режимі реального часу, це дає можливість спортсменам і тренерам приймати обґрунтовані рішення для підвищення ефективності тренувань і зниження ризику травм. Висока точність GPS: Пристрій використовує технологію Augmented 10 Гц GNSS, що забезпечує високу частоту та точність позиціонування навіть у складних умовах (наприклад, у напівзакритих стадіонах або міських зонах). Інерційні датчики: Вбудований 952 Гц акселерометр дає змогу детально відстежувати рухи, прискорення та інші параметри. Патентована технологія MAPPS: Комбінує 18 Гц GPS з 10 Гц GNSS і Ultra Wideband маяками для ще більш точної локалізації спортсменів на полі. Швидке завантаження даних: Завантаження 2-годинної сесії для 16 гравців займає менше 2 хвилин. 16 ключових метрик: Система відстежує загальну дистанцію, максимальну швидкість, кількість спринтів, інтенсивність навантажень, теплові карти активності та інші показники. Pro Score: Унікальна оцінка продуктивності спортсмена, що об'єднує різні метрики в один індекс для легшого аналізу і порівняння з професійними гравцями. Сумісність із командними платформами: Підтримка 16-и та 10-и каналних док-станцій для зарядки та завантаження даних.

Таблиця 1 – Порівняння бібліотек позооцінювання

Назва	Платформа / мова	Переваги	Обмеження	Типове застосування
OpenPose	C++ / Python	Реальне мультиособове позооцінювання, підтримка тіла, рук, стоп та обличчя в одному фреймі (Part Affinity Fields)	Вимогливість до апаратури, інфраструктури GPU; затримка при великій кількості людей	Спорт, аналіз рухів, відеоаналітика
MediaPipe Pose / Holistic	Python / C++ / Android / Web	Висока швидкість роботи в реальному часі, легка інтеграція в мобільні/вебсередовища	Менша точність порівняно з маркерними системами або «важкими» CNN	Тренувальний зворотний зв'язок, додатки для смартфонів
MoveNet / PoseNet / інші lightweight моделі	TensorFlow / TFLite	Оптимізовані для мобільних / edge-пристроїв, швидка інференція	Обмежена точність у складних позах або частковому перекриванні	Мобільні додатки, портативні системи тренувального аналізу
Pose-format (утиліта для роботи з даними пози)	Python (інтеграція з NumPy, PyTorch, TensorFlow)	Уніфікований формат зберігання і обробки .pose, нормалізація, аугментація, візуалізація	Не сам по собі двигун оцінювання поз, лише інструмент для роботи з результатами	Аналіз даних поз у ML-проектах

Джерело: розроблено авторами

Таблиця 2 – Порівняння систем моделювання м'язово-скелетної (musculoskeletal) біомеханіки

Назва	Вихідна архітектура / тип	Безкоштовність / ліцензія	Підтримка зовнішніх датчиків (IMU, оптичні системи)	Сильні сторони	Обмеження / зауваження
OpenSim	Модель із скелетом, м'язово-силовими ланками, оптимізація (inverse / forward dynamics)	Open source (ліцензія Apache та ін.)	Підтримка імпорту даних з камер, IMU, платформи сил (GRF)	Велика спільнота, розширюваність через API / плагіни (RRA, Moco тощо) (PMC)	Результати сильно залежні від моделювальних припущень; потреба у калібруванні моделей
AnyBody Modeling System (AMS)	Аналітична / оптимізаційна модель м'язово-скелетної системи	Комерційне програмне забезпечення	Підтримка оптичних, IMU-датчиків, інші	Може моделювати контактні сили, оптимізацію м'язової активності (PMC)	Не є open source; деякі функції недоступні без ліцензії
AMS vs OpenSim (в порівнянні)	–	–	–	AMS – платна система. OpenSim підтримує більше інструментів (residual reduction, EMG-інформовані моделі), AMS має сильні моменти у прогнозуванні сил та контактів (PMC)	У різних швидкостях ходьби/руху їх прогнози можуть значно розходитися, особливо у деяких суглобах (PMC)
Neuromusculoskeletal Modeling Pipeline	Надбудова над OpenSim, включає персоналізацію моделей, оптимізацію	Open source (компоненти)	Дані руху, моделі скелета, EMG, контактні моделі	Персоналізація моделі, налаштування під конкретного користувача чи пацієнта	Залежність від якості вхідних даних, складність налаштування

Джерело: розроблено авторами

Таблиця 3 – Порівняння сенсорних/комбінованих систем (IMU + відео / fusion підходи)

Система / підхід	Тип датчиків / джерел даних	Методи злиття / інтеграції	Переваги	Недоліки / виклики
IMU + Vision Fusion (SimTK проект IMUVisBiomech)	IMU (акселерометри, гіроскопи) + відео	Злиття даних через прямокутну оптимізацію (direct collocation) (simtk.org)	Компенсація недоліків обох джерел (дрейф IMU, шум відео), краща точність рухів	Складність реалізації, високе обчислювальне навантаження
Безмаркерні системи (камери RGB / depth) + ML (OpenPose, MediaPipe тощо)	RGB / Depth камера (монокулярна, стерео)	ML-моделі (CNN, PAF, transformer) для оцінки поз	Відсутність необхідності в маркерах, простота установки	Зменшена точність в умовах поганого освітлення чи накладення об'єктів
Сенсорні поєднання (IMU, акселерометри) + оптимізаційні моделі	IMU, акселерометри	Оптимізація, фільтрація (Kalman, complementary filter)	Можливість роботи без зовнішніх камер, портативність	Дрейф, недостатня точність для складних рухів

Джерело: розроблено авторами

Таким чином, враховуючи особливості наукового проекту, виконана постановка актуального науково-прикладного завдання дослідження.

Тому подальші дослідження повинні бути спрямовані на розробку нових та вдосконалених існуючих моделей, методів та інформаційних засобів розпізнавання та аналізу фізичних вправ.

Висновки

Поданий огляд моделей, методів та інформаційних технологій розпізнавання та аналізу фізичних вправ спортсменів і аматорів охоплюють широкий спектр підходів – від класичних біомеханічних і фізіологічних до сучасних інформаційних технологій. Це дозволяє зробити висновок, хоча сучасні інформаційні технології розпізнавання та аналізу фізичних вправ охоплюють широкий спектр інструментів – від біометричних сенсорів і відеоаналізу до складних аналітичних платформ і систем GPS, але на сьогодні їх

застосування не в повній мірі дозволяє підвищити ефективність тренувального процесу, забезпечити об'єктивний контроль за станом спортсменів і розвитку персоналізованого підходу у фізичному вихованні та спорті.

Конфлікт інтересів. Автори підтверджують відсутність фінансових, особистих чи інших інтересів, які могли б бути розцінені як потенційний конфлікт інтересів щодо публікації цієї статті.

Фінансування. Це дослідження було проведене без залучення зовнішньої фінансової підтримки.

Доступність даних. Усі дані представлені в цифровому або графічному вигляді в основному тексті рукопису.

Використання штучного інтелекту. Автори підтверджують, що під час роботи над статтею інструменти штучного інтелекту не використовувалися.

Список використаних джерел

1. Nadeem A., Jalal A., Kim K. Automatic human posture estimation for sport activity recognition with robust body parts detection and entropy markov model. *Multimedia Tools and Applications*. 2021. Vol. 80 (14). P. 1–34. DOI: 10.1007/s11042-021-10687-5.
2. Латишев М. В., Головач І. І., Гацко О. В., Гнутова Н. П. Використання сучасних методів машинного навчання для аналізу рухів спортсменів: огляд досліджень. *Фізичне виховання, спорт та здоров'я людини: досвід, проблеми, перспективи* : матеріали XI Всеукр. наук.-практ. онлайн-конф. (м. Київ, 12 грудня 2024 р.). Київ : Київський столичний ун-т ім. Б. Грінченка, 2024. С. 124–125. DOI: 10.28925/2024.1211235conf.
3. Wu F., Wang Q., Bian J., Ding N., Lu F., Cheng J., Xiong H. A survey on video action recognition in sports: Datasets, methods and applications. *IEEE Transactions on Multimedia*. 2022. Vol. 25. P. 1–26. DOI: 10.48550/arXiv.2206.01038.
4. Zago M., Kleiner A. F. R., Federolf P. A. Machine learning approaches to human movement analysis. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*. 2021. Vol. 8. P. 1–3. DOI: 10.3389/fbioe.2020.638793.
5. Kidziński Ł., Yang B., Hicks J. L., Rajagopal A., Delp S. L., Schwartz M. H. Deep neural networks enable quantitative movement analysis using single-camera videos. *Nature Communications*. 2020. Vol. 11 (1). P. 1–10. DOI: 10.1038/s41467-020-17807-z.
6. Richter C., O'Reilly M., Delahunt E. Machine learning in sports science: challenges and opportunities. *Sports Biomechanics*. 2024. Vol. 23 (8). P. 961–967. DOI: 10.1080/14763141.2021.1910334.
7. Leddy C., Bolger R., Byrne P. J., Kinsella S., Zambrano L. The application of machine and deep learning for technique and skill analysis in swing and team sport-specific movement: A systematic review. *International Journal of Computer Science in Sport*. 2024. Vol. 23 (1). P. 110–145. DOI: 10.2478/ijcss-2024-0007.
8. Ахметов Р. Ф., Шаверський В. К. Перспективні підходи до вдосконалення техніки рухових дій спортсменів. *Фізичне виховання, спорт і культура здоров'я у сучасному суспільстві*. 2012. № 2. С. 262–266. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Fvs_2012_2_65 (дата звернення: 20.12.2025).
9. Weightlifting analyzer. URL: <http://eshop.netclusive.de> (дата звернення: 20.12.2025).
10. Zhang X. Analysis of athletes' technical action based on deep learning. *Molecular & Cellular Biomechanics*. 2024. Vol. 21 (3). P. 490. DOI: 10.62617/mcb490.
11. Xu C. Cross-view gait recognition using pairwise spatial transformer networks. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*. 2020. Vol. 31 (1). P. 260–274.
12. Wang M., Deng W. Deep face recognition: A survey. *Neurocomputing*. 2021. Vol. 429. P. 215–244. DOI: 10.1016/j.neucom.2020.10.081.
13. Purish S. V., Lobachev M. V. Gait recognition methods in the task of biometric human identification. *Herald of Advanced Information Technology*. 2023. Vol. 6 (1). P. 13–25. DOI: 10.15276/hait.06.2023.1.
14. Ахметов Р. Ф., Кутек Т. Б. Сучасні тенденції використання інформаційних технологій у технічній підготовці спортсменів. *Вісник Чернігівського державного педагогічного університету*. 2011. № 86. С. 15–18.

15. Alharthi A. Explainable AI and machine learning towards human gait deterioration analysis. URL: <https://arxiv.org/pdf/2306.07165> (дата звернення: 20.12.2025). DOI: 10.48550/arXiv.2306.07165.
 16. Souaifi M., Dhahbi W., Jebabli N., Ceylan Hİ., Boujabli M., Muntean R. I., Dergaa I. Artificial intelligence in sports biomechanics: A scoping review on wearable technology, motion analysis, and injury prevention. *Bioengineering (Basel)*. 2025. Vol. 12 (8). Art. 887. DOI: 10.3390/bioengineering12080887.
 17. Jia Y., Abdullah N. A., Eliza H., Lu Q., Si D., Guo H., Wang W. A narrative review of deep learning applications in sports performance analysis: current practices, challenges, and future directions. *BMC Sports Science, Medicine and Rehabilitation*. 2025. Vol. 17 (1). Art. 249. DOI: 10.1186/s13102-025-01294-0.
 18. Zhu X., Liu L., Huang J. et al. The analysis of motion recognition model for badminton player movements using machine learning. *Scientific Reports*. 2025. Vol. 15. Art. 19030. DOI: 10.1038/s41598-025-02771-9.
 19. Martín-Sierra P., Sanchez C., Urendes E., Raya R. Assessment of upper limb motor control: establishing normative benchmarks for clinical applications. *PeerJ*. 2025. Vol. 13. Art. e19859. DOI: 10.7717/peerj.19859.
-

Yulii Broide

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5236-3212>

RowerUp, Cherkasy, Ukraine

Technical Director of RowerUp

Mykola Pidhornyi

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5881-9217>

Cherkasy State Technological University, Cherkasy, Ukraine

PhD, Professor, Professor of the Department of Computer Science and Systems Analysis

Volodymyr Lytovchenko

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8640-879X>

State Research Institute for Testing and Certification of Weapons and Military Equipment, Cherkasy, Ukraine

Researcher of the Research Department of Track Systems and Specialized Software Tools, Scientific and Technical Complex of Measurements

Inna Pidhorna

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-9862-9985>

Dnipro State Medical University, Dnipro, Ukraine

Medical Intern

MODERN MODELS AND METHODS FOR HUMAN PHYSICAL EXERCISE RECOGNITION

Abstract. *Human physical exercise recognition and analysis from video streams is a relevant scientific and applied problem in modern sports, physical education, and rehabilitation. It enables the automated assessment of movement quality, increases the objectivity of training control, and supports the timely correction of technique. In contrast to purely expert observation, video-based analytics reduces the influence of subjective judgments and creates prerequisites for designing personalized training programs that account for an athlete's individual motor patterns. The aim of this paper is to review modern models and methods for human physical exercise recognition and to generalize key application directions for improving training effectiveness and safety, with an emphasis on markerless and scalable solutions suitable for practical use. The review analyzes recent research publications devoted to movement recognition and the automatic evaluation of exercise execution techniques, as well as approaches to feature engineering, model training, and validation protocols. The main classes of solutions used in practice are summarized: (1) biomechanical and physiological approaches based on specialized hardware–software systems; (2) sensor-based technologies relying on wearable devices (inertial sensors, GPS/IMU), which provide quantitative workload indicators; and (3) computer vision and machine learning methods, including deep learning architectures for pose estimation, object tracking, and action classification in video. The analysis indicates that the most promising directions are hybrid solutions that combine spatial feature extraction with temporal modeling of movement dynamics, support real-time feedback, and allow task-specific fine-tuning for various exercise types. Typical limitations of video-based approaches are also highlighted, including sensitivity to acquisition conditions, camera viewpoints, occlusions, illumination changes, and video quality, as well as the lack of standardized validation procedures. Video analytics combined with artificial intelligence provides a foundation for more accurate, scalable, and personalized control of exercise techniques and for injury prevention. Future research should focus on integrating multimodal data (video plus wearable sensors), developing unified evaluation protocols, and improving the interpretability of model outputs for coaches and rehabilitation professionals.*

Keywords: *physical exercise recognition; biomechanical analysis; computer vision; machine learning; pose estimation; training process; information technologies*

References

1. Nadeem, A., Jalal, A., & Kim, K. (2021). Automatic human posture estimation for sport activity recognition with robust body parts detection and entropy markov model. *Multimedia Tools and Applications*, 80 (14), 1–34. <https://doi.org/10.1007/s11042-021-10687-5>
2. Latyshev, M. V., Holovach, I. I., Hatsko, O. V., & Hnutova, N. P. (2024). The use of modern machine learning methods for the analysis of athletes' movements: A review of research. *Physical Education, Sports and Human Health: Experience, Problems, Prospects: Materials of the XI All-Ukrainian Scientific-Practical Online Conf.*, 124–125. <https://doi.org/10.28925/2024.1211235conf>
3. Wu, F., Wang, Q., Bian, J., Ding, N., Lu, F., Cheng, J., & Xiong, H. (2022). A survey on video action recognition in sports: Datasets, methods and applications. *IEEE Transactions on Multimedia*, 25, 1–26. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2206.01038>
4. Zago, M., Kleiner, A. F. R., & Federolf, P. A. (2021). Machine learning approaches to human movement analysis. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 8, 1–3. <https://doi.org/10.3389/fbioe.2020.638793>
5. Kidziński, Ł., Yang, B., Hicks, J. L., Rajagopal, A., Delp, S. L., & Schwartz, M. H. (2020). Deep neural networks enable quantitative movement analysis using single-camera videos. *Nature Communications*, 11 (1), 1–10. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-17807-z>
6. Richter, C., O'Reilly, M., & Delahunt, E. (2024). Machine learning in sports science: Challenges and opportunities. *Sports Biomechanics*, 23 (8), 961–967. <https://doi.org/10.1080/14763141.2021.1910334>
7. Leddy, C., Bolger, R., Byrne, P. J., Kinsella, S., & Zambrano, L. (2024). The application of machine and deep learning for technique and skill analysis in swing and team sport-specific movement: A systematic review. *International Journal of Computer Science in Sport*, 23 (1), 110–145. <https://doi.org/10.2478/ijcss-2024-0007>
8. Akhmetov, R. F., & Shaverskiy, V. K. (2012). Perspective approaches to improving the technique of motor actions of athletes. *Physical Education, Sports and Health Culture in Modern Society*, 2, 262–266. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Fvs_2012_2_65
9. Weightlifting analyzer. (n.d.). URL: <http://eshop.netclusive.de>
10. Zhang, X. (2024). Analysis of athletes' technical action based on deep learning. *Molecular & Cellular Biomechanics*, 21 (3), 490. <https://doi.org/10.62617/mcb490>
11. Xu, C. (2020). Cross-view gait recognition using pairwise spatial transformer networks. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 31 (1), 260–274.
12. Wang, M., & Deng, W. (2021). Deep face recognition: A survey. *Neurocomputing*, 429, 215–244. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.10.081>
13. Purish, S. V., & Lobachev, M. V. (2023). Gait recognition methods in the task of biometric human identification. *Herald of Advanced Information Technology*, 6 (1), 13–25. <https://doi.org/10.15276/hait.06.2023.1>
14. Akhmetov, R. F., & Kutek, T. B. (2011). Modern trends in the use of information technologies in the technical training of athletes. *Bulletin of the Chernihiv State Pedagogical University*, 86, 15–18.
15. Alharthi, A. (2023). Explainable AI and machine learning towards human gait deterioration analysis. URL: <https://arxiv.org/pdf/2306.07165>. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2306.07165>
16. Souaifi, M., Dhahbi, W., Jebabli, N., Ceylan, H. İ., Boujabli, M., Muntean, R. I., & Dergaa, I. (2025). Artificial intelligence in sports biomechanics: A scoping review on wearable technology, motion analysis, and injury prevention. *Bioengineering*, 12 (8), 887. <https://doi.org/10.3390/bioengineering12080887>
17. Jia, Y., Abdullah, N. A., Eliza, H., Lu, Q., Si, D., Guo, H., & Wang, W. (2025). A narrative review of deep learning applications in sports performance analysis: Current practices, challenges, and future directions. *BMC Sports Science, Medicine and Rehabilitation*, 17 (1), 249. <https://doi.org/10.1186/s13102-025-01294-0>
18. Zhu, X., Liu, L., Huang, J., et al. (2025). The analysis of motion recognition model for badminton player movements using machine learning. *Scientific Reports*, 15, 19030. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-02771-9>
19. Martín-Sierra, P., Sanchez, C., Urendes, E., & Raya, R. (2025). Assessment of upper limb motor control: Establishing normative benchmarks for clinical applications. *PeerJ*, 13, e19859. <https://doi.org/10.7717/peerj.19859>

Посилання на публікацію

- APA Broide, Y., Pidhornyi, M., Lytovchenko, V., & Pidhorna, I. (2026). Modern models and methods for human physical exercise recognition. *Management of Development of Complex Systems*, 65, 107–116. [dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2026.65.107-116](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2026.65.107-116).
- ДСТУ Бройде Ю. І., Підгорний М. В., Литовченко В. В., Підгорна І. М. Сучасні моделі та методи розпізнавання фізичних вправ людини. *Управління розвитком складних систем*. Київ, 2026. № 65. С. 107 – 116. [dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2026.65.107-116](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2026.65.107-116).