

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2026-86-19>

УДК 004.93:004.8:53.08

ПРОХОРЕНКО Сергій

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0000-0002-8539-1287>

СТАДНИК Андрій

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0000-0003-2472-9050>

МЕТОДОЛОГІЯ БЕЗКОНТАКТНОГО ВИМІРЮВАННЯ КІНЕМАТИЧНИХ ПАРАМЕТРІВ РУХУ ЛЮДИНИ З ВИКОРИСТАННЯМ МУЛЬТИМОДАЛЬНИХ СИСТЕМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

В умовах стрімкої цифровізації вимірювальних процесів дедалі актуальнішим стає питання метрологічного забезпечення апаратно-програмних комплексів, що використовують методи штучного інтелекту для кількісного та якісного оцінювання фізичних величин. У роботі представлено результати дослідження метрологічних характеристик мультимодальної вимірювальної системи, призначеної для безмаркерного захоплення руху та аналізу кінематичних параметрів людини. Об'єктом тестування для валідації методології обрано гру в настільний теніс, яка характеризується високою динамікою зміни вимірювальних величин.

Розроблено структурну модель формування похибок у вимірювальному каналі на основі монокулярної камери та алгоритмів нейронної мережі OpenPose. Оцінено складові бюджету невизначеності, зокрема інструментальний, методичний та алгоритмічний внески. Запропоновано підхід до валідації класифікаційних рішень системи шляхом порівняння з еталонними значеннями, отриманими методом експертної кваліметрії з перевіреним коефіцієнтом узгодженості експертів (статистика каппа Флейсса). Результати експериментального дослідження демонструють досягнуто точність ідентифікації кінематичних патернів на рівні 73–82% за умови мінімізації ефектів оклюзії та розмиття руху (motion blur). Крім того, аналіз бюджету невизначеності визначає розмиття руху на високій швидкості та низькі частоти дискретизації як основні обмежувальні фактори, що свідчить про те, що збільшення частоти кадрів до 60-120 кадр/с є важливим для високоточної апроксимації траєкторії в динамічних спортивних середовищах. Ця робота закладає підґрунтя для розроблення стандартизованих методик калібрування інтелектуальних систем спортивної телеметрії.

Ключові слова: метрологія, невизначеність вимірювання, комп'ютерний зір, кінематичні параметри, безмаркерне захоплення руху, штучний інтелект, валідація методології, OpenPose, мультимодальні моделі.

PROKHORENKO Serhii, STADNYK Andrii

Lviv Polytechnic National University

METHODOLOGY FOR CONTACTLESS MEASUREMENT OF HUMAN MOTION KINEMATIC PARAMETERS USING MULTIMODAL AI SYSTEMS

Under conditions of rapid digitalization of measurement processes, the issue of metrological support for hardware and software systems that use artificial intelligence methods for the quantitative and qualitative evaluation of physical quantities becomes increasingly relevant. This paper presents the results of a study of the metrological characteristics of a multimodal measurement system designed for markerless motion capture and analysis of human kinematic parameters. The game of table tennis, characterized by highly dynamic changes in measured variables, was selected as the test object for validating the methodology. A structural model of error generation within the measurement channel based on a monocular camera and OpenPose neural network algorithms was developed. The components of the uncertainty budget were evaluated, including instrumental, methodological, and algorithmic contributions. An approach to validating the system's classification decisions is proposed through comparison with reference values obtained using expert qualitymetry with a verified inter-rater agreement coefficient (Fleiss' kappa statistic). The results of the experimental study demonstrate an achievable accuracy of kinematic pattern identification at the level of 73–82%, provided that the effects of occlusions and motion blur are minimized. Furthermore, uncertainty budget analysis identifies high-speed motion blur and low sampling rates as the main limiting factors, suggesting that increasing frame rates to 60-120 fps is essential for highly accurate trajectory approximation in dynamic sports environments. This work lays the foundation for the development of standardized calibration methodologies for intelligent sports telemetry systems.

Keywords: metrology, measurement uncertainty, computer vision, kinematic parameters, markerless motion capture, artificial intelligence, methodology validation, OpenPose, multimodal models.

Стаття надійшла до редакції / Received 02.04.2026

Прийнята до друку / Accepted 26.04.2026

Опубліковано / Published 31.05.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© ПРОХОРЕНКО Сергій, СТАДНИК Андрій

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Сучасна метрологія переживає зміну парадигми: від традиційних апаратних засобів вимірювання до складних програмно-конфігурованих вимірювальних систем, де ключову роль у формуванні результату відіграють алгоритми обробки даних, зокрема методи машинного навчання (ML) та штучного інтелекту (AI) [1]. Особливої важливості набуває завдання вимірювання параметрів руху біологічних об'єктів, де традиційні

контактні методи (гоніометрія, акселерометрія) вносять спотворення у вимірюваний процес, а оптичні маркерні системи (наприклад, Vicon, OptiTrack) мають обмежене застосування через високу вартість та суворі вимоги до лабораторного середовища [2].

Безмаркерні системи захоплення руху, що базуються на аналізі відеопотоку за допомогою згорткових нейронних мереж (CNN), відкривають нові можливості для «польової» метрології [3]. Проте їх впровадження у практику відповідальних вимірювань гальмується відсутністю розвинутої метрологічної бази. На відміну від детермінованих алгоритмів, нейромережеві моделі демонструють стохастичну поведінку, що ускладнює оцінювання невизначеності вимірювань відповідно до вимог GUM (Настанови з вираження невизначеності у вимірюваннях) [4]. Крім того, такі системи мають специфічну проблему простежуваності, оскільки прямий ланцюг передачі розміру одиниці від первинного еталона до результату вимірювання розривається на етапі інтерпретації зображення нейронною мережею [5].

Актуальність дослідження зумовлена необхідністю гармонізації методів оцінювання якості систем III з класичними метрологічними стандартами (ISO/IEC 17025, OIML D 31). У цій роботі розглядається методологія метрологічної атестації системи, що використовує великі мовні моделі (LLM) для інтерпретації кінематичних даних, на прикладі аналізу техніки гри в настільний теніс процесу, що висуває суворі вимоги до часової роздільної здатності та точності просторової локалізації високошвидкісних об'єктів.

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Проблема валідації систем комп'ютерного зору як засобів вимірювальної техніки активно обговорюється в науковій спільноті. Стандарт ASTM E3064-16 регламентує методи випробувань оптичних систем відстеження пози, проте він орієнтований переважно на системи з жорсткими маркерами та не враховує специфіку деформівних об'єктів, таких як людське тіло [6].

Дослідження точності популярних алгоритмів оцінювання пози (OpenPose, BlazePose, DeepLabCut) демонструють значну варіативність результатів [7]. Наприклад, середня абсолютна похибка (MAE) визначення кутів у суглобах порівняно з маркерними системами становить від 2° до 7° для сагітальної площини, проте може зростати до 15°–20° при складних ротаційних рухах або оклюзіях. Більшість існуючих робіт зосереджені на «точності в сенсі класифікації» або кореляції (R^2), ігноруючи побудову повного бюджету невизначеності, який би враховував інструментальні складові (дисторсія лінзи, шум сенсора), методичні (похибка моделі скелета) та алгоритмічні фактори [8].

Окремою проблемою є використання якісних шкал (номінальних властивостей) у метрології. Згідно з VIM (Міжнародний словник метрології), номінальні властивості можуть бути об'єктом вимірювання, але потребують специфічних підходів до оцінювання невизначеності, наприклад, через показники ентропії або матриці ймовірностей переходів [9]. Існуючі підходи до використання LLM у спортивній аналітиці часто нехтують цими аспектами, розглядаючи вихідні дані моделі як абсолютну істину без супроводу кількісними показниками достовірності [10]. Завдання розроблення комплексної методології, яка б поєднувала кількісне оцінювання інструментальної похибки з якісним оцінюванням надійності експертних систем на основі III, залишається невирішеним.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Метою цього дослідження є розроблення алгоритму та валідація методології метрологічного оцінювання точності й невизначеності мультимодальної системи вимірювання кінематичних параметрів на прикладі ігрових ситуацій та техніки виконання рухів у настільному тенісі, де як первинний вимірювальний перетворювач використовується оптичний сенсор, а ансамбль нейромережевих алгоритмів слугує вторинним засобом обробки даних.

Для досягнення поставленої мети було визначено такі завдання:

- Розробити алгоритм та модель вимірювального перетворення для системи безмаркерного відстеження та ідентифікувати основні джерела вхідних невизначеностей.
- Провести експериментальні дослідження точності роботи системи на тестовому полі (сценарії гри в настільний теніс) та порівняти результати з еталонним методом.
- Обґрунтувати застосування статистичних критеріїв узгодженості (каппа Фляйса) для кількісного оцінювання невизначеності еталонних значень при валідації якісних вимірювань.
- Сформулювати рекомендації щодо калібрування та перевірки подібних систем відповідно до вимог метрологічної надійності.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Дослідження проводилося шляхом порівняння даних, отриманих за допомогою розробленої автоматизованої системи, з даними групи незалежних експертів, які виступали у ролі «еталона» для порівняння [10].

Об'єктом вимірювання вважається вектор просторово-часових станів об'єкта:

$$S(t) = [P_{body}(t), P_{ball}(t)]^T \quad (1)$$

, де P_{body} - сукупність координат ключових точок (суглобів) скелета людини,
а P_{ball} - координати центра мас м'яча у тривимірному просторі (або його 2D-проекція на площину зображення).

- Ключовими похідними параметрами, що підлягають моніторингу, є:
- Миттєва швидкість дистальних сегментів (зап'ястя, ракетка) - $u(t) = dP/dt$;
- Кутіві прискорення в ліктьовому та плечовому суглобах;
- Траєкторія загального центра ваги (COG) системи «гравець» - $a(t)$;

Експериментальна установка складалася з монокулярної оптичної системи на базі смартфона, закріпленого на штативі. Параметри зйомки: роздільна здатність 1920×1080 пікселів (Full HD), частота дискретизації 30 кадрів за секунду. Програмний стек для обробки вимірювальних даних включав наступні компоненти.

Вимірювальний канал складався з:

- Модуль попередньої обробки: виділення рухомих об'єктів за допомогою віднімання фону з адаптивною фільтрацією Гаусса для зниження шуму сенсора.
- Модуль кінематичного аналізу: бібліотека OpenPose для детектування 25 ключових точок тіла людини. Цей алгоритм функціонує як «віртуальний вимірювальний прилад», перетворюючи растр зображення в масив координат.
- Модуль інтелектуальної інтерпретації: мультимодальна велика мовна модель (LLM) GPT-4, яка генерує оцінку відповідності руху еталонній техніці на основі числових послідовностей та візуальних патернів.

Забезпечення метрологічної простежуваності. За відсутності фізичного еталона кінематики людини (наприклад, каліброваного роботизованого маніпулятора) під час «польових» випробувань було застосовано схему простежуваності до консенсусного стандарту на основі експертних оцінок.

Група з 10 кваліфікованих експертів (суддів з настільного тенісу) незалежно анотувала відеоматеріал, класифікуючи технічні дії за вісьмома категоріями помилок. Узгодженість думок експертів розглядалася як міра невизначеності еталонного значення.

Набори даних (Datasets). Для розроблення та вдосконалення системи було створено детальний набір даних, орієнтований на типові помилки гравців-початківців.

Набір даних класифікує помилки за трьома основними категоріями:

- Помилки технічного маневру: рухи зап'ястя та передпліччя, орієнтація ракетки, точка контакту.
- Помилки таймінгу та ритму: неточність у моменті удару, запізнена реакція.
- Помилки фізичного стану: повільні переміщення корпусу, високий центр ваги, робота ніг (footwork).

Модель оцінки невизначеності. Рівняння вимірювання для координати x_i -ї точки на зображенні можна записати так:

$$x_i = f_{proj}(X_i, Y_i, Z_i, K_{int}, D) + \delta_{res} + \delta_{blur} + \delta_{alg} \quad (2)$$

, де (X_i, Y_i, Z_i) істинні координати у просторі сцени;

K_{int} - матриця власних параметрів камери;

D - коефіцієнти спотворення;

δ_{res} - похибка квантування (роздільна здатність);

δ_{blur} - динамічна похибка, спричинена розмиттям руху;

δ_{alg} - алгоритмічна похибка нейронної мережі.

Наукова новизна роботи полягає у розробленні інтегрованого підходу, що поєднує безмаркерний трекінг та мультимодальну інтерпретацію даних за допомогою LLM. Вона в основному побудована на основі трьох передових технологій, включаючи захоплення рухів, комп'ютерне розпізнавання траєкторій та мультимодальну велику мовну модель на основі бази знань про настільний теніс. Конкретний процес проілюстровано на рисунку 1.

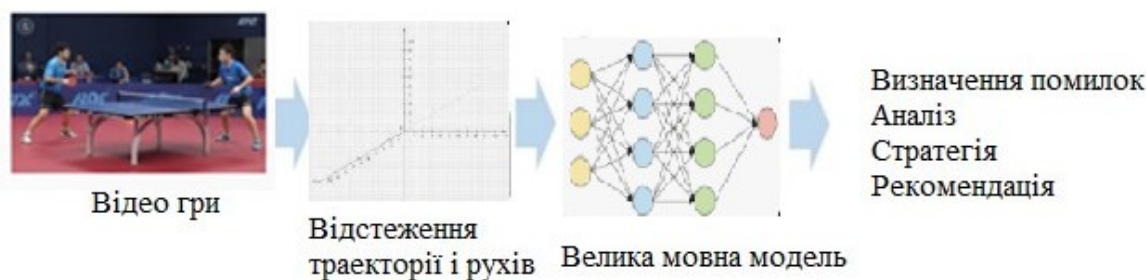


Рис. 1. Загальна схема процесу тренувань з настільного тенісу AI

Система спочатку збирає візуальні дані, включаючи зображення та діаграми, які зображають позу гравця, положення ракетки та рухи рук під час удару. Потім ця інформація перетворюється в мультимодальні дані та комбінується з попередньо розробленими підказками для введення в велику мовну модель. Модель оцінює різні типи помилок, аналізуючи ці вхідні дані. Основною мультимодальною великою мовною моделлю в цій системі є GPT-4, обрана після порівняльного тестування з низкою альтернативних моделей.

Розпізнавання траєкторії м'яча та захоплення рухів людини. Для відстеження м'яча використовується техніка віднімання фону для ізоляції м'яча від навколишнього середовища, зменшуючи вплив змін середовища та підвищуючи надійність системи. Ця техніка порівнює послідовні кадри, видаляючи статичний фон і зберігаючи лише пікселі рухомих об'єктів. У результаті отримується чітке зображення переднього плану, що сприяє подальшому розпізнаванню м'яча. Крім того, застосування гауссового розмиття після віднімання фону зменшує шум зображення та згладжує краї, покращуючи видимість контуру м'яча для більш ефективного вилучення ознак і розпізнавання.

Під час фази позиціонування м'яча метод використовує інформацію про динамічні відмінності між сусідніми кадрами для оцінки розташування м'яча. Він аналізує морфологічні характеристики областей із динамічними змінами для попереднього визначення позиції м'яча. Подальші техніки обробки зображень уточнюють це позиціонування, підвищуючи точність розпізнавання. Нарешті, шляхом інтеграції даних про положення м'яча в різних кадрах, траєкторія руху обчислюється з високою точністю. Процес захоплення рухів на основі бібліотеки з відкритим кодом OpenPose, яка використовує технологію комп'ютерного зору для оцінки пози спортсменів у реальному часі. OpenPose може визначати ключові точки тіла людини у відео, включаючи голову, плечі, лікті, зап'ястя, коліна та щиколотки, створюючи скелетну модель спортсмена. Хоча OpenPose надає детальні дані про позу, часто потрібна додаткова обробка для повного використання цієї інформації. У цьому контексті мультимодальні великі мовні моделі, які відзначаються обробкою як зображень, так і текстових даних, можуть бути особливо корисними. Як показано на рис. 3, аналіз поз кінцівок, розпізнаних OpenPose у кожному кадрі, дозволяє вилучити ключову динамічну інформацію. Це включає швидкість рухів рук і зап'ясть, кути між руками, зрушення центру тяжіння тіла та зміни кутів тіла, які відображаються для надання інформації про продуктивність спортсмена. Для створення системи тренування з настільного тенісу на основі ШІ, яка легко розгортається для початківців, вимоги до обладнання для відеозахоплення було зведено до мінімуму. Захоплення рухів за допомогою однієї камери 1080p, 30 кадр/с, розташованої по діагоналі через стіл, є достатнім.

На рисунку 2 показано робочий процес.

Результати захоплення та аналізу рухів є невід'ємною частиною системи тренування з настільного тенісу на основі ШІ, надаючи ключові дані серед інших мультимодальних вхідних даних, таких як статистика продуктивності гравця та тактика гри. Цей підхід дозволяє системі ефективно виявляти та аналізувати невимуснені помилки навіть за мінімальної кількості даних. Як наслідок, система пропонує точні та персоналізовані тренувальні рекомендації на основі своїх аналізів.

Для розробки та вдосконалення системи тренування з настільного тенісу на основі ШІ було створено детальний набір даних, зосереджений на частих помилках, які допускають гравці-початківці. Цей набір даних, отриманий із аналізу відео, спостережень тренерів і зворотного зв'язку від гравців, класифікує помилки на три основні категорії та вісім конкретних невимуснених помилок. Категорії включають:

Помилки технічних маневрів: Сюди входять помилки зап'ястя, рук, орієнтації ракетки та точки удару, зосереджені на правильному поводженні з ракеткою та техніці удару.

Помилки таймінгу та ритму: Сюди входять неточності в таймінгу удару та повільна робота ніг, що підкреслює важливість вибору правильного моменту для удару та координації рухів.

Помилки фізичного стану: Сюди входять помилки, такі як повільні переходи тіла та високий центр тяжіння, що підкреслюють, як фізична підготовка впливає на продуктивність у настільному тенісі.

Кожен тип помилок був ретельно анотований і пояснений через аналіз відео професійними тренерами, що забезпечує якість і застосовність набору даних. Процес анотації даних проводили 10 експертів, кваліфікованих як судді з настільного тенісу. Частка кожного типу помилок у загальному наборі даних, а також значення Каппа Флаяса для кожного типу. Отримані результати підтверджують гіпотезу про високий

рівень інтерсуб'єктивної узгодженості експертів при оцінці технічних помилок. Через складність помилок у настільному тенісі одна втрата очка може бути результатом комбінованого впливу кількох факторів помилок. Ця структурована категоризація не лише дозволяє системі точно визначати помилки учнів, але й сприяє наданню індивідуалізованих рекомендацій щодо покращення, ефективно підвищуючи навички гри в настільний теніс.

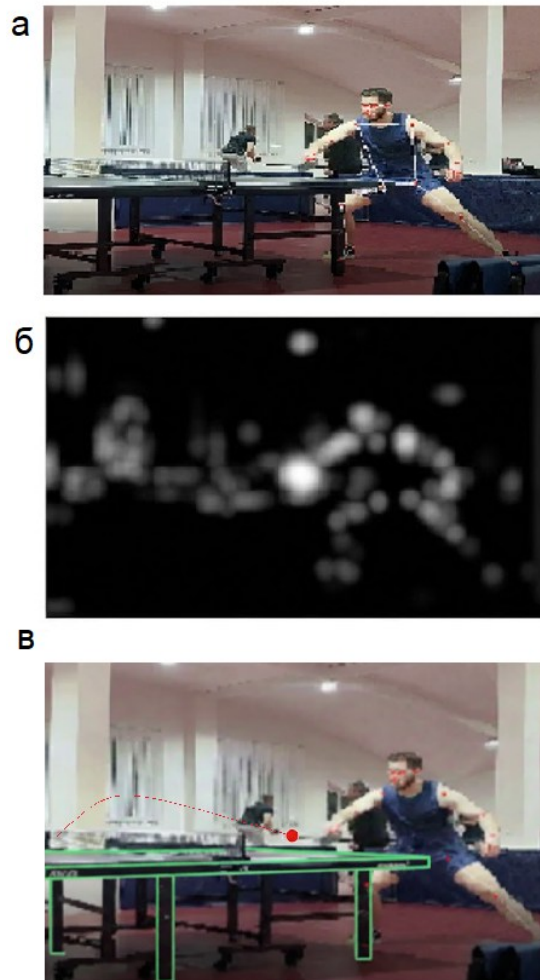


Рис. 2. Робочий процес розпізнавання траєкторії настільного тенісу.
а: Оригінальне відео. б: результат віднімання фону та застосування Гауссового розмиття.
в: Локалізація та розпізнавання траєкторії руху м'яча.

Метод інтеграції бази знань про настільний теніс у мультимодальну велику мовну модель є особливо важливим для інтерпретації питань, специфічних для цієї галузі. Він ефективно компенсує виклики, з якими можуть стикатися великі мовні моделі при вирішенні професійних питань, таких як недостатність доказів або генерація неточної інформації. Крім того, мультимодальний вхід є ще одним ключовим аспектом систем тренування з настільного тенісу на основі ШІ. Використовуючи результати розпізнавання траєкторії м'яча та захоплення рухів гравця як вхідні дані, система отримує візуальну інформацію та ключові параметри дій гравця. Ці мультимодальні вхідні дані, у поєднанні з традиційною текстовою інформацією, надають LLM більш багаті та комплексні дані. Завдяки інтеграції з мультимодальним навчанням і базами знань, LLM можуть ефективно працювати в складніших сценаріях. У системі тренування з настільного тенісу LLM на основі бази знань про настільний теніс може використовуватися для розуміння різних мультимодальних аспектів, таких як описи дій, правила гри, технічні рухи, та подальшого створення тренувальних рекомендацій і стратегій матчів на основі цієї інформації. Через поточні обмеження великих мовних моделей наша система тренування з настільного тенісу використовує базу знань у формі текстових описів питань і відповідей. Вона охоплює різні помилки та продуктивність, які спостерігаються під час атакуючих і захисних процесів гравців-початківців у настільному тенісі.

Висока параметризація та мультимодальне навчання моделей GPT дозволяють використовувати їх як інструменти для детектування патернів у біомеханічних даних та формування аналітичних висновків на основі апріорних знань про техніку настільного тенісу. Це досягається шляхом активації та інтеграції

попередньо існуючих знань із попереднього навчання моделі GPT через методи, такі як мультимодальний вхід, інженерія підказок і бази знань. Поточні мультимодальні великі мовні моделі мають обмежену підтримку відеоконтенту. Більшість мультимодальних моделей рівня відео покладаються на розпізнавання кадр за кадром. Тому наша система тренування з настільного тенісу на основі ШІ безпосередньо використовує ключові кадри та діаграми підсумків дій як вхідні дані для мультимодальної великої мовної моделі, прагнучи досягти кращих результатів. Архітектура системи базується на використанні алгоритмічних модулів, які функціонують на основі структурованих запитів (підказок) для генерації відповідей природною мовою.

Робочий процес системи тренування з настільного тенісу на основі ШІ починається з алгоритмічних модулів, які аналізують траєкторію м'яча та рухи гравця за допомогою технологій візуального розпізнавання та захоплення рухів. Ці алгоритмічні модулі потім використовують техніки методу векторного зіставлення для вилучення релевантної інформації з бази даних для надання контексту для LLM. Цей контекст полегшує розуміння та аналіз гри LLM. Далі LLM генерує детальний звіт про аналіз помилок у продуктивності гравця та пропонує індивідуалізовані рекомендації та тренувальні пропозиції. Ці рекомендації базуються не лише на великих професійних знаннях, але й спеціально адаптовані до продуктивності та технічних характеристик гравця, що підвищує точність і персоналізацію тренувальної підтримки. Завдяки інтеграції великих мовних моделей, баз знань і мультимодальних вхідних даних система забезпечує професійні, персоналізовані тренувальні рекомендації та стратегічні поради, значно покращуючи ефективність і якість тренувань. Протягом розробки системи тренування з настільного тенісу на основі ШІ модель GPT-4V не мала попередніх знань про будь-який вміст нашого набору даних. Отже, велика мовна модель не навмисно адаптується до тренувального набору.

Аналіз джерел інструментальної похибки. На основі технічних характеристик використаного обладнання та умов експерименту було розраховано теоретичні межі складових бюджету невизначеності (Таблиця 1).

Таблиця 1

Бюджет невизначеності для вимірювання координат ключових точок (оцінка)

Джерело невизначеності	Тип оцінювання	Опис / Значення	Внесок у сумарну невизначеність, μ (пікселі)
Роздільна здатність сенсора	B	Рівномірний розподіл, ± 0.5 пкс	$0.5/\sqrt{3} \approx 0.29$
Дисторсія об'єктива	B	Залишкова похибка після калібрування, $\approx 1\%$ по краях	≈ 2.0
Розмиття руху	B	При швидкості руху руки 10 м/с та витримці 1/60 с	$\approx 5.0-10.0$
Алгоритмічна похибка OpenPose	A	Експериментальне стандартне відхилення (згідно з даними)	$\approx 3.0-5.0$
Синхронізація (ефект рухомого затвора)	B	Часовий зсув між рядками сенсора	≈ 1.0
Сумарна стандартна невизначеність, μ		Корінь із суми квадратів	$\sim 6.0 - 11.5$

При типовому масштабі зображення (зріст людини ≈ 800 пікселів), відносна невизначеність визначення положення становить близько 1–1,5%, що для абсолютної довжини сегмента руки 0,6 м відповідає абсолютній невизначеності $\pm 6 \dots 9$ міліметрів. Це значення узгоджується з літературними даними для 2D-оцінювання. Однак для 3D-реконструкції за допомогою однієї камери невизначеність глибини (координата Z) може бути на порядок вищою.

Результати валідації класифікатора помилок. Система виконувала бінарну класифікацію наявності технічних помилок. Результати порівнювалися з еталонними даними експертів. У таблиці 2 наведено метрики точності системи та рівень узгодженості між експертами.

Таблиця 2

Метрологічні характеристики каналу виявлення технічних помилок

Вимірюваний параметр (Номінальна властивість)	Коефіцієнт каппа Фляйса(к) (Референсна невизначеність)	Точність вимірювання, %	Чутливість	Характеристика надійності
Кут нахилу ракетки	0,91 (Відмінно)	82	Висока	Найбільш надійний канал вимірювання
Траєкторія руху руки	0,82 (Дуже добре)	73	Висока	Задовільно для навчальних цілей
Рух зап'ястя	0,86 (Дуже добре)	~ 70	Середня	Обмежено роздільною здатністю
Позиція удару	0,79 (Добре)	~ 70	Середня	Ефект паралакса
Робота ніг	0,73 (Добре)	< 60	Низька	Значний вплив оклюзій (перекриття столом)
Загальний результат	0,81 (Середній)	67.4	Помірна	Система придатна для базового рівня

Аналіз даних показує пряму кореляцію між узгодженістю експертів (κ) та точністю системи. Для параметра «Кут ракетки», де експерти досягли $\kappa = 0,91$, система також продемонструвала найвищу точність (82%). Це вказує на те, що чіткість визначення вимірюваної величини (дефініційна невизначеність) є критичним фактором при навчанні моделей ШІ.

Оцінка ефективності мультимодального підходу. Порівняльний аналіз показав, що використання спеціалізованої бази знань (RAG, Retrieval-Augmented Generation) та попередня обробка кінематичних даних підвищує точність класифікації з 42,9% (для «чистої» моделі GPT-4V) до 67,4% (для розробленої системи). Це метрологічно еквівалентно зменшенню випадкової складової похибки шляхом усереднення та фільтрації вхідного сигналу.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

Наукова новизна роботи полягає у розробленні інтегрованого підходу, що поєднує безмаркерний трекінг та мультимодальну інтерпретацію даних за допомогою LLM. А також:

Валідація методології: Розроблена безмаркерна методологія вимірювання кінематичних параметрів продемонструвала свою працездатність і забезпечила точність класифікації технічних дій у діапазоні 67,4–82%. Це дозволяє класифікувати систему як вимірювальний прилад індикативного класу для завдань спортивної аналітики.

Точність вимірювання: Інструментальна невизначеність визначення координат ключових точок при використанні камери 1080p@30fps оцінюється в 1–1,5% від розміру кадру. Основним обмежувальним фактором є низька частота дискретизації, що призводить до значного розмиття руху (motion blur) при швидкостях понад 5–10 м/с.

Роль бази знань: Використання апріорної метрологічної інформації (бази знань з біомеханіки) у циклі обробки даних LLM дозволяє компенсувати частину невизначеності вимірювання, підвищуючи надійність класифікації на 25–30% порівняно з необробленими даними.

Рекомендації. Для підвищення метрологічного статусу таких систем необхідно:

- Впровадити процедуру геометричного калібрування камери перед кожним сеансом вимірювань.
- Використовувати камери з частотою кадрів не менше 60–120 к/с для зменшення похибок апроксимації траєкторії.
- Застосовувати методи «м'якої» класифікації, надаючи користувачеві не лише результат, а й оцінку його ймовірності (confidence score), що узгоджується з концепцією вираження невизначеності вимірювань.

Традиційний підхід GUM базується на припущенні про неперервні величини та нормальний розподіл похибок. У випадку систем класифікації, що працюють за номінальними шкалами (так/ні, тип помилки), концепція «невизначеності» трансформується у ймовірність неправильної класифікації, ($P(\text{error}) = 1 - \text{Assurance}$). Отримані значення точності (67,4%–82%) вказують на те, що розширена невизначеність результату класифікації (при рівні довіри 95%) залишається відносно високою. Це обмежує застосування системи в законодавчо регульованій метрології (наприклад, для офіційного суддівства), але є прийнятним для індикативних вимірювань у тренувальному процесі.

Важливим аспектом є невизначеність самого еталона. Значення $\kappa \approx 0.8$ означає, що навіть «еталонні» експерти не мають повної згоди. Якщо експертне судження розглядати як істинне значення (ground truth), максимально теоретично досяжна точність системи обмежена рівнем узгодженості експертів. Спроба досягти 100% точності відносно «зашумлених» міток призведе до перенавчання моделі та втрати здатності до узагальнення.

Результати підтверджують відомі обмеження OpenPose в оцінці координати $\$Z\$$ та роботі в умовах швидкого руху. Низька точність оцінки роботи ніг (<60%) пояснюється систематичною похибкою, спричиненою оклюзією нижньої частини тіла столом. Для усунення цього обмеження необхідно перейти до стереоскопічних систем (мультикамерна зйомка) або інтегрувати інерційні датчики (IMU) для гібридного трекінгу[11].

Література

1. González L., Álvarez J. C., López A. M., Álvarez D. Metrological Evaluation of Human–Robot Collaborative Environments Based on Optical Motion Capture Systems. *Sensors*. 2021. Т. 21, № 11. С. 3748. DOI: 10.3390/s21113748.
2. Stenum J., Rossi C., Roemmich R. T. Two-dimensional video-based analysis of human gait using pose estimation. *PLoS Computational Biology*. 2021. Т. 17, № 4. e1008935. DOI: 10.1371/journal.pcbi.1008935.
3. Molteni L. E., Andreoni G. Comparing the Accuracy of Markerless Motion Analysis and Optoelectronic System for Measuring Gait Kinematics of Lower Limb. *Bioengineering*. 2025. Т. 12, № 4. С. 424. DOI: 10.3390/bioengineering12040424.

4. M3003 *The Expression of Uncertainty and Confidence in Measurement*. 4th ed. Middlesex : UKAS, 2023. URL: [https://www.ukas.com/...](https://www.ukas.com/)
5. *Metrological Traceability: Frequently Asked Questions and NIST Policy*. Gaithersburg : NIST, 2024. URL: [https://www.nist.gov/...](https://www.nist.gov/)
6. Buchicchio E., Carbone P., De Angelis A., Santoni F. Uncertainty Quantification in AI-Based Measurement Systems. *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine*. 2025. T. 28, № 3. C. 52–59. DOI: 10.1109/MIM.2025.10982089.
7. Akbari H., Kuwano S., Shimokochi Y. Validity and Reliability of OpenPose-Based Motion Analysis in Measuring Knee Valgus during Drop Vertical Jump Test. *Journal of Sports Science and Medicine*. 2024. T. 23, № 3. C. 515–525. DOI: 10.52082/jssm.2024.515.
8. *The EU Artificial Intelligence Act and Legal Metrology*. *OIML Bulletin*. 2025. T. LXVI, № 1. URL: [https://www.oiml.org/...](https://www.oiml.org/)
9. *Testing Dynamic Accuracy and Precision*. Oxford : Vicon, 2024. URL: [https://www.vicon.com/...](https://www.vicon.com/)
10. Shirmohammadi S. et al. Review and Performance Evaluation of Uncertainty Quantification in Data-Driven AI-Assisted Measurements. *IEEE Open Journal of Instrumentation and Measurement*. 2025. DOI: 10.1109/OJIM.2025.3621742.
11. Antunes R., Jacob P., Meyer A., Conditt M. A., Roche M. W., Verstraete M. A. Accuracy of Measuring Knee Flexion after TKA through Wearable IMU Sensors. *Journal of Functional Morphology and Kinesiology*. 2021. T. 6, № 3. C. 60. DOI: 10.3390/jfmk6030060.

References

1. González L., Álvarez J. C., López A. M., Álvarez D. Metrological Evaluation of Human–Robot Collaborative Environments Based on Optical Motion Capture Systems. *Sensors*, 2021, vol. 21, no. 11, p. 3748. DOI: 10.3390/s21113748.
2. Stenum J., Rossi C., Roemmich R. T. Two-dimensional video-based analysis of human gait using pose estimation. *PLoS Computational Biology*, 2021, vol. 17, no. 4, e1008935. DOI: 10.1371/journal.pcbi.1008935.
3. Molteni L. E., Andreoni G. Comparing the Accuracy of Markerless Motion Analysis and Optoelectronic System for Measuring Gait Kinematics of Lower Limb. *Bioengineering*, 2025, vol. 12, no. 4, p. 424. DOI: 10.3390/bioengineering12040424.
4. M3003 *The Expression of Uncertainty and Confidence in Measurement*, 4th ed. Middlesex: UKAS, 2023. URL: <https://www.ukas.com/wp-content/uploads/2023/05/M3003-The-expression-of-uncertainty-and-confidence-in-measurement.pdf>.
5. *Metrological Traceability: Frequently Asked Questions and NIST Policy*. Gaithersburg: NIST, 2024. URL: <https://www.nist.gov/metrology/metrological-traceability>.
6. Buchicchio E., Carbone P., De Angelis A., Santoni F. Uncertainty Quantification in AI-Based Measurement Systems. *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine*, 2025, vol. 28, no. 3, pp. 52–59. DOI: 10.1109/MIM.2025.10982089.
7. Akbari H., Kuwano S., Shimokochi Y. Validity and Reliability of OpenPose-Based Motion Analysis in Measuring Knee Valgus during Drop Vertical Jump Test. *Journal of Sports Science and Medicine*, 2024, vol. 23, no. 3, pp. 515–525. DOI: 10.52082/jssm.2024.515.
8. *The EU Artificial Intelligence Act and Legal Metrology*. *OIML Bulletin*, 2025, vol. LXVI, no. 1. URL: <https://www.oiml.org/en/publications/oiml-bulletin/2025-03/20250306>.
9. *Testing Dynamic Accuracy and Precision*. *Vicon Support*, 2026. URL: <https://www.vicon.com/support/faqs/how-do-you-test-dynamic-accuracy-precision>
10. Shirmohammadi S. et al. Review and Performance Evaluation of Uncertainty Quantification in Data-Driven AI-Assisted Measurements. *IEEE Open Journal of Instrumentation and Measurement*, 2025. DOI: 10.1109/OJIM.2025.3621742.
11. Antunes R., Jacob P., Meyer A., Conditt M. A., Roche M. W., Verstraete M. A. Accuracy of Measuring Knee Flexion after TKA through Wearable IMU Sensors. *Journal of Functional Morphology and Kinesiology*, 2021, vol. 6, no. 3, p. 60. DOI: 10.3390/jfmk6030060.