

УДК 004.89:004.93:796.332

DOI: 10.20998/2411-0558.2026.02.05

С. Ю. ГАВРИЛЕНКО, д.т.н, професор, Національний технічний університет, "Харківський політехнічний інститут", Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків,

В. Г. ІВАНОВ, к.т.н., професор, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків,

О. О. ЛАТИШЕВ, магістр, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків,

І. В. ШЕВЕРДІН, Sheverline LLC (Armascope), Техас, США

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА МІКРОСЕРВІСНА СИСТЕМА ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ НА ОСНОВІ ТЕХНОЛОГІЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

У роботі запропоновано інтелектуальну мікросервісну систему для автоматизованого аналізу футбольних матчів на основі технологій машинного навчання.

У ході дослідження проведено порівняльний аналіз архітектур нейронних мереж для детекції об'єктів (YOLO, EfficientDet, Detectron2) та методів мультиоб'єктного супроводження (ByteTrack). Запропоновано архітектурне рішення, яке базується на функціональній декомпозиції модулів. Модуль відеоаналізу (Python/YOLOv8) здійснює детекцію гравців та опорних точок розмітки, що у поєднанні з математичним апаратом гомографії дозволяє трансформувати просторові дані у 2D-метричну систему. Обчислювальний модуль (TypeScript/Bun) забезпечує розрахунок кінематичних та командних метрик у реальному часі. Управління метаданими реалізовано через GraphQL API (NestJS/PostgreSQL), а клієнтський інтерфейс (Next.js) інтегровано з великою мовною моделлю (GPT-4o-mini) для генерації прескриптивної тактичної аналітики. Розроблена система автоматизує повний цикл обробки спортивних даних: від детекції об'єктів у відеопотоці до формування якісних рекомендацій для тренерського штабу. Експериментальні дані підтверджують високу ефективність запропонованого стеку технологій. Створена система має практичну цінність, формує надійну технологічну базу для подальшого розвитку систем інтелектуального відеомоніторингу та поглибленої спортивної аналітики. Іл.: 4. Бібліогр.: 23 назв.

Ключові слова: машинне навчання, комп'ютерний зір, YOLOv8, гомографія, мікросервісна архітектура, LLM, спортивна аналітика.

© Гавриленко С.Ю., Іванов В.Г., Латишев О.О., Шевердін І.В., 2026

Постановка проблеми. Висока конкуренція у сучасному футболі зумовлює перехід від суб'єктивного візуального аналізу до використання об'єктивних даних, отриманих за допомогою штучного інтелекту та комп'ютерного зору. Традиційні методи ручної фіксації подій є надто трудомісткими та суб'єктивними, а професійні апаратні рішення (GPS-трекери, сенсорні системи) залишаються фінансово недоступними для аматорського та молодіжного спорту.

Впровадження інтелектуальних систем дозволяє не лише проводити експертизу поточного стану команди, а й здійснювати предиктивний аналіз можливих кризових ситуацій. Це засвідчує еволюційний перехід від традиційного ретроспективного аналізу (post-match analysis) до інтерактивних інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень (DSS), що функціонують у режимі реального часу.

Однією з провідних інформаційних систем у галузі спортивної аналітики є мультиспортивна платформа «**Hudl**», спеціалізована на поглибленому відеоаналізі ігрових процесів [1]. Але система залежність від експертної оцінки та правильної інтерпретації показників аналітиком, є трудомісткою та не забезпечує автоматизованого формування тактичних рекомендацій та стратегічних порад.

Інформаційна система «**Hudl Wyscout**» є однією з найрелевантніших баз даних у сфері професійної футбольної аналітики [2]. Недоліками системи є низький рівень автоматизації процесу класифікація ігрових подій у відеопотоці оскільки він виконується переважно в ручному режимі. Крім того аналітичний висновок обмежується порівнянням метрик без надання комплексних тактичних порад на основі ШІ.

Спеціалізованим рішенням для поглибленого тактичного відеоаналізу футбольних матчів є також інформаційна система «**Metrica Sports**» [3]. Хоча система фокусується на дескриптивному аналізі (виділенні моментів), проте не має модуля для формування автоматизованих рекомендацій щодо оптимізації стратегії. У системі також відсутній скаутинговий інструментарій, що обмежує можливості системи у контексті пошуку нових кадрів або порівняння внутрішніх гравців із зовнішніми кандидатами.

Таким чином, існуючі інформаційні системи потребують подальшого удосконалення для підвищення ігрової ефективності, що підтверджує **актуальність** даної розробки.

Метою дослідження є розробка та програмна реалізація інформаційної системи інтелектуального аналізу футбольних матчів, функціонал якої забезпечує автономну ідентифікацію гравців, спортивного інвентарю та арбітрів, обчислення верифікованих метрик ефективності та генерацію обґрунтованих стратегічних порад для тренерського штабу.

Аналіз існуючих підходів. Сучасна спортивна аналітика базується на синтезі трьох фундаментальних підходів до обробки даних: аналіз подій (Event-based Analysis), аналіз трекінгу (Tracking Analysis) та контекстний аналіз (Contextual Analysis). Аналіз подій передбачає кількісну та якісну оцінку дискретних техніко-тактичних дій (ТТД) гравця. Об'єктами дослідження є результативні акти, такі як удари, передачі, перехоплення та втрати м'яча, що дозволяє сформуванню статистичний профіль активності футболіста. Аналіз трекінгу базується на реєстрації просторово-часових координат об'єктів. Контекстний аналіз є найскладнішим рівнем інтерпретації, що враховує ситуаційні чинники навколо гравця. Контекстні моделі враховують всю ситуацію (контекст) на полі при аналізі події. Отримані контекстні метрики надають можливість оцінити внесок кожної дії у зміну ймовірності забитого голу або загальної цінності володіння м'ячом [4 – 6].

Інтеграція вищенаведених підходів дозволяє розрахувати комплексний індекс ефективності гравця (Player Performance Index, PPI), який де-факто є галузевим стандартом у професійних футбольних лігах. Згідно з дослідженнями McHale та Scarf [7], PPI представляє собою зважену суму показників, що корелюють з ефективністю як атакуючих, так і оборонних дій суб'єкта ігрового процесу.

де w_i – це ваговий коефіцієнт, що відображає важливість метрики в залежності від ролі гравця (наприклад, нападаючий має коефіцієнт середньої швидкості вищий, ніж захисник).

Аналіз сучасних методів отримання аналітичної інформації та її обробки. Отримання аналітичної інформації у футболі реалізується двома основними шляхами: використанням апаратних сенсорів (GPS-трекерів) або застосуванням методів комп'ютерного зору (CV). Останній підхід дозволяє автономно ідентифікувати об'єкти, обчислювати їхні просторові координати та класифікувати гравців за належністю до команд на основі аналізу кольорової гами ігрової форми.

Фундаментальним етапом обробки відеопотоку є детекція об'єктів, що реалізується за допомогою глибоких згорткових нейронних мереж (CNN) [10] або моделей трансформерів [11]. Вибір архітектури нейронної мережі визначається балансом між обчислювальною потужністю та необхідною точністю детекції. До найбільш релевантних рішень розпізнавання об'єктів належить: YOLO (You Only Look Once), EfficientDet, Detectron2 [12].

Для забезпечення узгодженості та цілісності даних протягом усього матчу застосовуються алгоритми мультиоб'єктного супроводження (Multi-Object Tracking, MOT). Їхнє основне завдання полягає у присвоєнні та підтримці унікальних ідентифікаторів (ID) для кожного динамічного об'єкта в послідовності відеокадрів.

Найбільш ефективним рішенням трекінгу об'єктів між кадрами є алгоритм **ByteTrack**. Його ключова інновація полягає у специфічному підході до обробки результатів детектування..

Після ідентифікації об'єктів виконується перехід від піксельних координат відеокадру до метричної системи координат футбольного поля.

Надалі виконується класифікація гравців за належністю до команд. Для диференціації учасників матчу застосовується аналіз колірних характеристик ігрової форми [13, 14].

Процес ідентифікації об'єктів завершується їх розділенням на групи. Найбільш поширеним підходом є комбінація виділення домінантного кольору та алгоритму кластеризації *K-means* [15, 16].

Завершення етапів ідентифікації, супроводження та гомографічної трансформації координат дозволяє перейти до визначення аналітичних метрик гравців. Отримані просторово-часові дані в метричній системі футбольного поля стають базисом для об'єктивної оцінки фізичних,

технічних та тактичних аспектів ігрової ефективності як на індивідуальному, так і на командному рівнях.

Показники фізичної активності є фундаментальними індикаторами функціонального стану гравця. Ключовим параметром є загальна подолана дистанція (D), яка розраховується як кумулятивна сума евклідових відстаней між послідовними координатами гравця (x, y) у часових проміжках t .

Для розрахунку відстані від м'яча до гравця застосовується формула Евкліда:

$$d = \sqrt{((x_{\text{гравця}} - x_{\text{м'яча}})^2 + (y_{\text{гравця}} - y_{\text{м'яча}})^2)} \quad (1)$$

Для розрахунку відсотку володіння командою м'ячем використовується наступна формула:

$$Possession = (\text{кадри_з_контр} / \text{заг_кількість_кадрів}) \times 100\% \quad (2)$$

Для генерації тактичних рекомендацій на основі аналізу метрик використовуються підсистеми підтримки прийняття тренерських рішень (DSS) на базі великих мовних моделі (LLM). Це дозволяє не лише проводити об'єктивну дескриптивну оцінку, а й здійснювати предиктивний (прогнозний) та прескриптивний аналіз (формування тактичних рекомендацій) на основі ідентифікованих паттернів [17]. Для раціонального виявлення типу моделі LLM проведено їх порівняльний аналіз. За результатами порівняльного аналізу для інтеграції було обрано модель GPT-4o-mini.

Для створення інструкції для LLM, що визначають поведінку моделі, формат відповідей та обмеження використано методологію Prompt engineering. Ефективність взаємодії з LLM забезпечується застосуванням таких принципів prompt engineering як: рольова детермінація, контекстна ізоляція, параметризація виводу, метод негативних інструкцій, спеціалізація аналізу. Впровадження цих принципів мінімізує ризик отримання недостовірних даних та забезпечує високу аналітичну цінність висновків для користувача.

Розробка архітектурної та технологічної реалізації системи. Для забезпечення масштабованості та відмовостійкості системи обрано мікросервісну архітектуру що є критичним для ресурсномісткої обробки відеоданих [18, 19]. Для реалізації компонента по обробці відео було прийнято рішення щодо використання мови програмування Python через кількість готових рішень [20]

Модуль відеообробки реалізовано на базі бібліотек Ultralytics (YOLOv8) для детекції, OpenCV та Supervision для аналізу відеопотоку, а також NumPy для оптимізації операцій із масивами координат. Аналітичний модуль використовує мову програмування TypeScript з середовищем виконання Bun. Це забезпечує високу швидкість обробки запитів та строгу типізація розрахунків ігрових метрик при низькій латентності. Для управління метаданими обрано сервіс Node.js оскільки він має високу стабільність та розвинену екосистему інструментів для побудови серверних застосунків.

Архітектура системи базується на принципі поліглотного зберігання даних (Polyglot Persistence), що передбачає використання двох типів СКБД для оптимізації специфічних задач. Вибір PostgreSQL зумовлений необхідністю підтримки цілісності реляційних зв'язків, тоді як MongoDB впроваджено для високоефективної обробки неструктурованих масивів даних у форматі JSON. Такий розподіл дозволяє нівелювати обмеження PostgreSQL щодо швидкодії при роботі з великими документами та усунути складнощі MongoDB із забезпеченням зв'язності сутностей [21].

Клієнтська частина (Frontend) розроблено на базі фреймворка Next.js, що дозволяє поєднувати статичну генерацію сторінок із високою інтерактивністю. Комунікація реалізована через GraphQL (Apollo Client/Server), що забезпечує гнучку вибірку даних та наскрізну типізацію.

На основі вибраних технологій було спроектовано мікросервісну архітектуру системи, яка складається з чотирьох основних компонентів та зовнішніх сервісів (рис. 1).

Система використовує дві бази даних з різним призначенням: MongoDB для зберігання нестандартизованих результатів розпізнавання та PostgreSQL для структурованих метаданих і метрик. MongoDB дозволяє зберігати результати відеоаналізу як цілісні об'єкти, що містять вичерпну інформацію про координати та ідентифікатори. PostgreSQL зберігає всі

бізнес-сутності системи: команди, гравці, тренери, матчі, турніри, метрики та статистики.

Функціональна реалізація модуля відеоаналізу. Ключовим джерелом первинних даних у системі є компонент обробки відеозапису, який за допомогою методів комп'ютерного зору здійснює ідентифікацію гравців, спортивного інвентарю та ігрової поверхні.

Ідентифікація об'єктів: базується на архітектурі YOLOv8, яку реалізованій через набір інструментів SDK бібліотеки Ultralytics. Для досягнення максимальної прецизійності розпізнавання використано найбільш повнофункціональну модифікацію моделі (Extra Large), розгортання якої здійснено з використанням обчислювальних потужностей графічного процесора (GPU) [22].

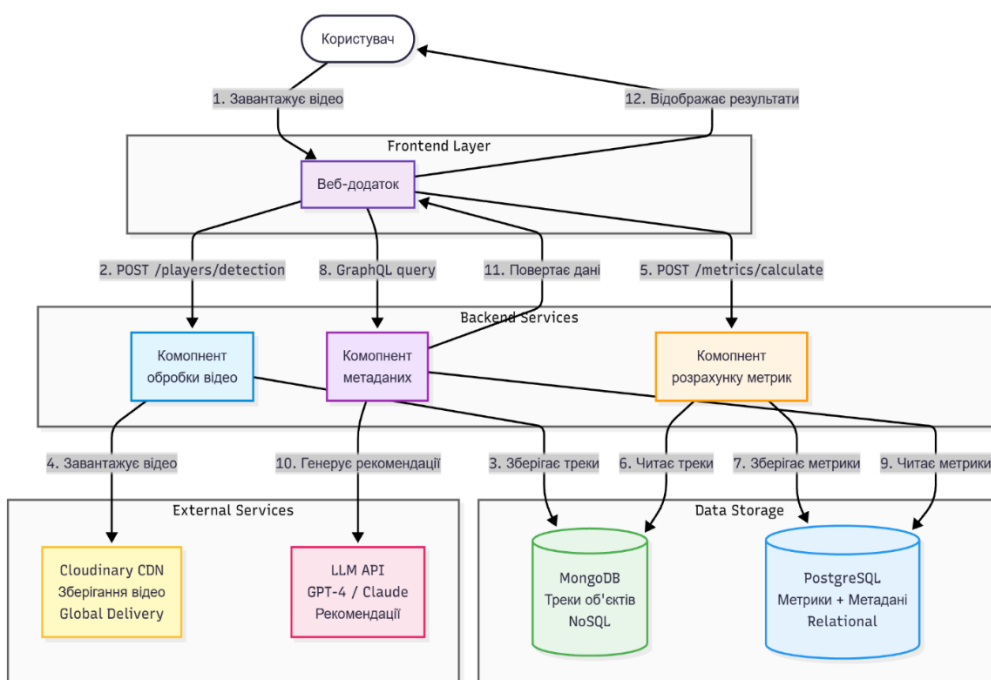


Рис. 1. Мікросервісна архітектура системи

Навчання моделі проведено на основі референтного відкритого набору даних [23], що містить понад 800 анотованих зразків із розміткою

ключових об'єктів (футболісти, м'яч, суддівська бригада). Результат навчання моделі на даних наведено на рис. 2.

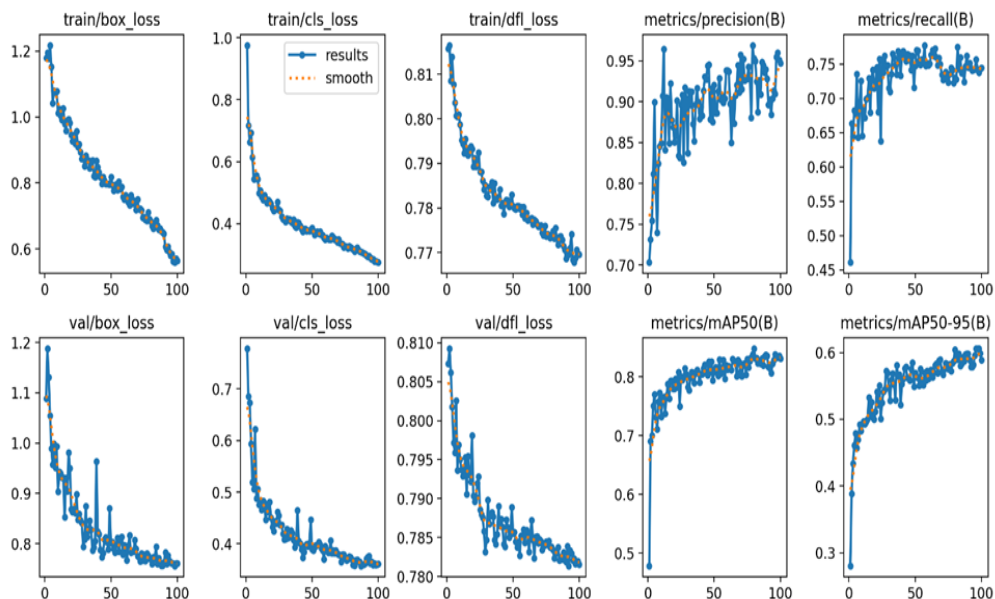


Рис. 2. Результат навчання моделі YOLOv8 на датасеті з розміченими гравцями, м'ячом та суддіями

Як видно із рис. 2 :

- mAP50 (Mean Average Precision at IoU=0.5) має значення 0.831 (83.1%), що свідчить про високу точність детекції об'єктів. при порозі IoU 50%;
- mAP50-95 (Mean Average Precision at IoU=0.5:0.95) досягає 58.9%, що демонструє стабільну роботу моделі навіть при більш суворих порогах перетину bounding boxes;
- Precision (точність, мінімальну кількість хибнопозитивних детекцій) сягає 94.7%;
- Recall (повнота, здатність моделі виявити більшість об'єктів на кадрі.) складає 0.744 (74.4%);
- Функція втрат (loss) стабільно знижується протягом усіх 100 епох: train/box_loss з 1.18 до 0.56, train/cls_loss – з 0.98 до 0.28, що свідчить про успішне навчання без ознак перенавчання (overfitting);

– Валідаційні метрики (val/box_loss , val/cls_loss) демонструють також тенденцію зниження, підтверджуючи узагальнюючу здатність моделі обробки нових даних.

Отримані результати підтверджують, що навчена модель YOLOv8x здатна з високою точністю розпізнавати гравців, м'яч та суддів у реальних умовах футбольних матчів, що є критично важливим для подальшого трекінгу та аналізу.

Налаштування алгоритму відстежування ByteTrack для забезпечення трекінгу об'єктів між кадрами виконано за допомогою присвоєння їм їх унікальних ідентифікаторів. Для класифікації гравців використано колір джерсі. У якості моделі прийняття рішення використано модель на основі кластеризації K-means. K-Means розділяє пікселі на два кластери: фон (поле, трибуни) та форма. Для визначення, який з двох кластерів належить формі гравця, аналізуються кутові пікселі зображення. Після обробки кожного гравця формується масив кольорів форм оскільки колір форми залежить від світла і багато інших факторів, то спочатку необхідно отримати середній колір між ними (рис. 3). Завершальним етапом є глобальна кластеризація масиву у RGB-просторі на дві групи, що відповідають двом командам (рис. 4).

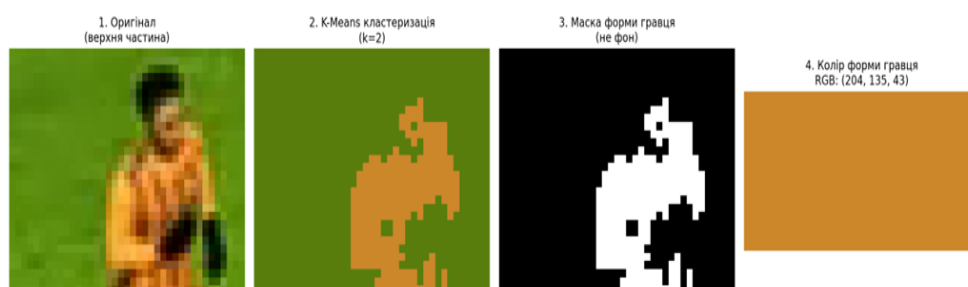


Рис. 3. Процес визначення кольору форми методом K-Means

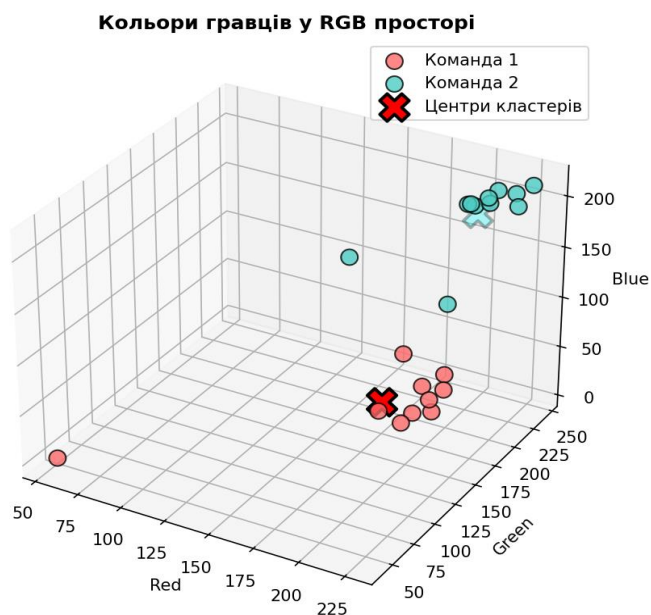


Рис. 4. Процес глобальної кластеризації кольорів форм методом K-Means

Для побудови двовимірних тактичних діаграм і трансформації піксельних координат у метричні показники критично важливим є точне визначення геометрії футбольного поля. У межах дослідження було імплементовано метод автоматизованої детектування ключових точок (опорних вузлів розмітки) з використанням архітектури YOLOv8. Модель було навчено на спеціалізованому датасеті [21], що містить анотовані координати ключових точок (кути штрафних майданчиків, перетин ліній, центральна точка).

Процес розрахунку метрик системи базується на перетворенні сирих треків з MongoDB у структуровані метрики продуктивності гравців та команд.

Взаємодія між клієнтською частиною (вебдодатком) та сервером реалізована за допомогою технології GraphQL. Це дозволяє мінімізувати мережеве навантаження шляхом суворої специфікації запитуваних полів, забезпечуючи отримання лише релевантних даних.

Реалізація клієнтського інтерфейсу. Клієнтська частина системи представлена вебзастосунком, що забезпечує користувачеві

інструментарій для моніторингу, верифікації та модифікації аналітичних даних. Архітектура фронтенд-компонента базується на фреймворку Next.js, що дозволяє реалізувати стратегії статичної генерації сторінок (SSG) та інкрементальної статичної регенерації (ISR). Технологічною особливістю реалізації є інтеграція інтелектуальних модуліву вигляді мовної моделі (LLM). Взаємодія з LLM реалізована через серверні проксі-запити до публічного API, що забезпечує безпечне формування та отримання тактичних рекомендацій у межах сесії користувача. Для прискорення розробки та забезпечення консистентності дизайну використано утилітарний CSS-фреймворк Tailwind CSS та бібліотеку високорівневих компонентів Shadcn/ui. Такий підхід гарантує адаптивність інтерфейсу та високу продуктивність рендерингу. Взаємодія з GraphQL-сервером метаданих здійснюється за допомогою клієнта Apollo Client. Це дозволяє використовувати наскрізну типізацію на основі схем даних, що підвищує надійність обробки запитів та оптимізує структуру вхідних масивів інформації.

Реалізовано сторінку матчу, де користувач може переглянути інформацію про матч, метрики та графіки, які пов'язані з цим матчем, а також переглянути агреговану статистику, наприклад, графіки відображення топ гравців та отримати тактичні рекомендації.

Висновки. У даній роботі проведено комплексне дослідження методів автоматизованого аналізу футбольних матчів із застосуванням технологій комп'ютерного зору та машинного навчання. Проаналізовано сучасні підходи до оцінки ігрової ефективності, порівняно архітектури нейронних мереж для детектування об'єктів (YOLO, EfficientDet, Detectron2), досліджено алгоритми мультиоб'єктного трекінгу (ByteTrack) та методи командної класифікації на основі K-means кластеризації.

На основі теоретичного базису спроектовано та імплементовано мікросервісну інформаційну систему, що складається з таких модулів:

– Модуль відеоаналізу реалізований на базі Python 3.10 та YOLOv8, що забезпечує детекцію об'єктів і 32 опорних точок розмітки. Використання класу ViewTransformer та математичного апарату гомографії дозволило трансформувати піксельні координати у метричну систему для побудови 2D-тактичних діаграм.

– Модуль обчислення метрик побудовано на TypeScript 5 із використанням середовища Bun 1.2. Висока продуктивність стеку дозволяє оперативно розраховувати кінематичні (дистанція, швидкість) та командні (володіння м'ячем) показники.

– Сервіс управління метаданими функціонує на базі NestJS 10 та GraphQL, забезпечуючи структуроване зберігання та менеджмент даних про гравців і матчі у реляційній СКБД PostgreSQL через Prisma ORM.

– Клієнтський вебзастосунок (інтерактивний інтерфейс на базі Next.js) інтегровано із LLM API (GPT-4o-mini), що трансформує кількісні показники у якісні тактичні рекомендації для тренерського штабу.

Результатом роботи є розробка цілісної інтелектуальної системи що автоматизує процес збору та інтерпретації спортивної статистики. Попри наявність допустимих похибок, що на поточному етапі потребують експертного контролю з боку тренера, система демонструє високу ефективність і створює надійну технологічну базу для подальшого розвитку автоматизованих систем спортивної аналітики.

References:

1. Welcome to hudlacademy, (2025), [Electronic resource].– available at: <https://universe.roboflow.com/roboflow-jvuqo/football-players-detection-3zvbc>
<https://academy.hudl.com/learn>
2. Introducing Hudl Wyscout: The Next Evolution in Football Scouting, .(2025),[Electronic resource].– available at: <https://www.hudl.com/blog/introducing-hudl-wyscout>
3. Empowering Coaches and Analysts at Every Level,(2026), [Electronic resource].– available at: <https://www.metrica-sports.com/>
4. Spearman, W. (2018), “Beyond Expected Goals”, *MIT Sloan Sports Analytics Conference Proceedings*, [Electronic resource]. – available at: https://www.researchgate.net/publication/327139841_Beyond_Expected_Goals
5. Decroos, T., Bransen, L., Van Haaren, J. and Davis, J. (2019), “Actions Speak Louder Than Goals: Valuing Player Actions in Soccer”, *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, pp. 1851–1861, doi: <https://doi.org/10.1145/3292500.3330758>
6. Van, R., M., Robberechts, P., Decroos T. and Davis J. (2020), “Valuing On-the-Ball Actions in Soccer: A Critical Survey and New Approaches”, *Frontiers in Sports and Active Living*, vol. 3, https://tomdecroos.github.io/reports/xt_vs_vaep.pdf .
7. McHale, I.G. and Scarf, P.A. (2012), “On the Development of a Soccer Player Performance Rating System for the English Premier League”, *Interfaces*, vol. 42, no. 4, pp. 339–351. doi: <https://doi.org/10.1287/inte.1110.0589>

8. Oliva-Lozano, J.M., Martín-Fuentes, I. and Muyor, J.M. (2024), "Summarizing Physical Performance in Professional Soccer: Development of a New Composite Index", *Scientific Reports*, vol. 14, Article number 3. <https://www.nature.com/articles/s41598-024-65581-5>
9. Pappalardo, L., Cintia, P., Rossi, A., Massucco, E., Ferragina, P., Pedreschi, D. and Giannotti, F. (2019), "PlayeRank: Data-Driven Performance Evaluation and Player Ranking in Soccer via a Machine Learning Approach", *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, vol. 10, no. 5, Article 59, pp. 1–27, doi: <https://doi.org/10.1145/33431>
10. Bilous, N., Malko, V., Frohme, M. and Nechyporenko, A. (2024), "A. Comparison of CNN-Based Architectures for Detection of Different Object Classes". *Artificial Intelligent*, Vol. 5, pp. 2300-2320. doi: <https://doi.org/10.3390/ai5040113>
11. Poltoratskyi, V. and Gavrylenko, S. (2025), "Improved Feature Tokenizer Transformer," *2025 IEEE 6th KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek)*, Kharkiv, Ukraine, pp. 1-7, doi: <https://doi.org/10.1109/KhPIWeek61436.2025.11288603>.
12. Gavrylenko, S. and Wang, Z. (2025), "Pedestrian red light traffic recognition model based on YOLOv8 algorithm", *Advanced Information Systems*, vol. 9, no. 2, pp. 75–83, doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2025.2.10>
13. Maglo, A., Orcesi, A., Denize, J. and Pham, Q.C. (2023), "Individual Locating of Soccer Players from a Single Moving View", *Sensors*, vol. 23, no. 18, Article 7938, doi: <https://doi.org/10.3390/s23187938>
14. Cioppa, A., Giancola, S., Somers, V., Magera, F. and Zhou, X. (2023), "SoccerNet 2023 Challenges Results", *Sports Engineering*, doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.06006>
15. Azzami, S.Y.A., Pramono, H., Alzami, F. and Irawan, C. (2025), "Clustering and Profiling Analysis for FIFA Football Player using K-Means", *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 10, no. 1, pp. 178–189, doi: <https://doi.org/10.30591/jpit.v10i1.7897>
16. Falaleev, N.S. and Chen, R. (2024), "Enhancing Soccer Camera Calibration Through Keypoint Exploitation", *Proceedings of the 7th ACM International Workshop on Multimedia Content Analysis in Sports (MMSports '24)*, doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.07401>
17. Dang, X. (2025), "Artificial Intelligence-Driven Tactical Analysis in Football Training", *Pacific International Journal*, vol. 8, no. 4, doi: <https://doi.org/10.55014/pij.v8i4.847>
18. Meijer, W., Trubiani, C. and Aleti, A. (2024), "Experimental evaluation of architectural software performance design patterns in microservices", *Journal of Systems and Software*, vol. 217, Article 112183, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jss.2024.112183>
19. Richardson, C. (2018), *Microservices Patterns: With Examples in Java*, Manning Publications, 520 p.
20. Raschka, S. and Mirjalili, V. (2019), *Python Machine Learning: Machine Learning and Deep Learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow 2*, 3rd ed., Packt Publishing, 770 p.
21. Rathore, M. and Bagui, S.S. (2024), "MongoDB: Meeting the Dynamic Needs of Modern Applications", *Encyclopedia*, vol. 4, no. 4, Article 93, doi: <https://doi.org/10.3390/encyclopedia4040093>
22. Ultralytics (2025), "Ultralytics YOLO", [Electronic resource].– available at: <https://github.com/ultralytics/ultralytics>

23. Roboflow (2025), "Football Players Detection Dataset", [Electronic resource].– available at: <https://universe.roboflow.com/roboflow-jvuqo/football-players-detection-3zvbc>

Статтю представив д-р техн. наук, проф. Національного технічного університету "Харківський політехнічний інститут" Г.А. Кучук

Надійшла (received) 10.12.2025

Стаття прийнята до друку 21.01.2026

Опублікована 27.03.2026

Gavrylenko Svitlana, Dr. Tech. Sci., Professor
National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute"
Str. Kirpichova, 2, Kharkov, Ukraine, 61002
Tel.: +38 (066) 408-85-51, e-gavrilenko08@gmail.com
ORCID <https://orcid.org/0000-0002-6919-0055>

Valerii Ivanov Candidate Tech. Sci., Professor
Kharkiv National University of Radio Electronics
Nauky Ave. 14, Kharkiv, Ukraine, 61166
Tel.: +38 (097) 2863016, valeriy.ivanov@nure.ua
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-6419-3759>

Latyshev Oleksii - Master of Systems Engineering Department
Kharkiv National University of Radio Electronics
Nauky Ave. 14, Kharkiv, Ukraine, 61166
Tel: +38 (095) 5777671, oleksii.latyshevskiy@gmail.com
ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0007-4598-3396>

Illia Sheverdin
Armascope, Texas, USA
Email: illia.sheverdin@gmail.com
ORCID <https://orcid.org/0000-0002-7881-0658>

УДК 004.89:004.93:796.332

Інтелектуальна мікросервісна система прийняття рішень на основі технологій машинного навчання / Гавриленко С.Ю., Іванов В.Г., Латишев О.О., Швердін І.В. // Вісник НТУ "ХПІ". Серія: Інформатика та моделювання. – Харків: НТУ "ХПІ". – 2026. – № 2 (16). – С. 81 – 95.

У роботі запропоновано інтелектуальну мікросервісну систему для автоматизованого аналізу футбольних матчів на основі технологій машинного навчання.

У ході дослідження проведено порівняльний аналіз архітектури нейронних мереж для детектування об'єктів (YOLO, EfficientDet, Detectron2) та методів мультиоб'єктного супроводження (ByteTrack). Запропоновано архітектурне рішення, яке базується на функціональній декомпозиції модулів. Модуль відеоаналізу (Python/YOLOv8) здійснює детектування гравців та опорних точок розмітки, що у поєднанні з математичним апаратом гомографії дозволяє трансформувати просторові дані у 2D-метричну систему. Обчислювальний модуль (TypeScript/Bun) забезпечує розрахунок кінематичних та командних метрик у реальному часі. Управління метаданими реалізовано через GraphQL API (NestJS/PostgreSQL), а клієнтський інтерфейс (Next.js) інтегровано з великою мовною моделлю (GPT-4o-mini) для генерації прескриптивної тактичної аналітики. Розроблена система автоматизує повний цикл обробки спортивних даних: від детекції об'єктів у відеопотоці до формування якісних рекомендацій для тренерського штабу. Експериментальні дані підтверджують високу ефективність запропонованого стеку технологій. Створена система має практичну цінність, формує надійну технологічну базу для подальшого розвитку систем інтелектуального відеомоніторингу та поглибленої спортивної аналітики. Іл.: 4. Бібліогр.: 23 назв.

Ключові слова: машинне навчання, комп'ютерний зір, YOLOv8, гомографія, мікросервісна архітектура, LLM, спортивна аналітика

UDC 004.89:004.93:796.332

Intelligent microservice system for making decisions based on machine learning technologies / Gavrylenko S.Yu., Ivanov V.G., Latishev O.O., Sheverdin I.V. // Bulletin of NTU "KhPI". Series: Computer science and modeling. – Kharkiv: NTU "KhPI". – 2026. – No. 2. - P. 81 – 95.

The paper proposes an intelligent microservice system for automated analysis of football matches based on machine learning technologies.

In the course of the investigation, a comparative analysis of neural network architectures for object detection (YOLO, EfficientDet, Detectron2) and multi-object tracking methods (ByteTrack) was conducted. An architectural solution based on functional decomposition of modules was proposed. The video analysis module (Python/YOLOv8) detects players and reference points of the markup, which, in combination with the mathematical apparatus of homography, allows transforming spatial data into a 2D-metric system. The computational module (TypeScript/Bun) provides real-time calculation of kinematic and team metrics. Metadata management is implemented via the GraphQL API (NestJS/PostgreSQL), and the client interface (Next.js) is integrated with a large language model (GPT-4o-mini) for generating prescriptive tactical analytics. The developed system automates the full cycle of sports data processing: from object detection in the video stream to the formation of high-quality recommendations for the coaching staff. Experimental data confirm the high efficiency of the proposed technology stack. The created system has practical value, forms a reliable technological base for the further development of intelligent video monitoring systems and advanced sports analytics. Figs.: 4. Refs.: 23 items.

Keywords: machine learning, computer vision, YOLOv8, homography, microservice architecture, LLM, sports analytics