

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору

Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Шифр і назва галузі знань
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Шифр і назва спеціальності
Освітня програма Комп'ютерні науки
Назва освітньої програми

Виконав: студент групи КН-22-1 Олександр Дмитро ОЛЯСЮК
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Керівник: к.т.н., доц. каф. КН [Підпис] Руслан БАГРІЙ
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Нормоконтроль: к.т.н., доц. каф. КН [Підпис] Руслан БАГРІЙ
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КН, д.т.н., професор

[Підпис]
Підпис

Олександр БАРМАК

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

11 06 2026 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій

Кафедра комп'ютерних наук

Освітній ступінь бакалавр

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук

(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

« 22 » січня 2026 року

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору»

2. Завдання видано студенту Дмитру Олясюку

(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи к.т.н., доц. каф. КН Руслан БАГРІЙ

(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від « 20 » січня 2026 р. №

7

5. Дата видачі завдання студенту: « 22 » січня 2026 р.

6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення точності визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору. Завдання на кваліфікаційну роботу бакалавра: провести аналіз методів комп'ютерного зору та існуючих програмних засобів для тактичного аналізу спортивних відеоданих; розробити метод визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору; підготувати набір відеоданих та створити програмну реалізацію розробленого методу; провести тестування програмної реалізації та валідацію методу за визначеними метриками оцінювання.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження теми кваліфікаційної роботи з керівником, складання календарного графіка виконання	січень 2026	Виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети і задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2026	Виконано
3	Проектування методу розв'язання задачі, опис архітектурних рішень, розроблення математичних моделей та алгоритмів.	березень 2026	Виконано
4	Обґрунтування інструментарію розробки, програмна реалізація розробленого методу, проведення експериментального тестування та оцінювання ефективності.	квітень 2026	Виконано
5	Написання тексту кваліфікаційної роботи, урахування зауважень керівника, оформлення згідно з вимогами	травень 2026	Виконано
6	Розроблення презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2026	Виконано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка тексту кваліфікаційної роботи на плагіат, нормоконтроль	червень 2026	Виконано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи	червень 2026	Виконано

Виконавець:

студент групи КН-22-1

Група виконавця



Підпис

Дмитро ОЛЯСЮК

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник:

к.т.н., доц. каф. КН

Науковий ступінь, посада



Підпис

Руслан БАГРІЙ

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-22-1 Дмитро Олясюк

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: к.т.н., доцент кафедри КН Руслан Багрій

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
55	36	16	45	2

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення точності визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору. Розроблено метод, що поєднує детекцію об'єктів футбольної сцени, визначення ключових точок футбольного поля, класифікацію гравців за командною належністю та просторову трансформацію координат на основі гомографії. Програмну реалізацію методу виконано мовою Python із використанням бібліотек OpenCV, Supervision, NumPy, Transformers, UMAP, scikit-learn та фреймворків Ultralytics, PyTorch і Streamlit.

Ключові слова: комп'ютерний зір, футбольні гравці, просторове положення, 2D-модель поля, відеопотік, детекція об'єктів, YOLO, ключові точки, гомографія, класифікація команд.

Виконавець: студент групи КН-22-1 Олясюк Дмитро ОЛЯСЮК
Курс, група виконавця Підпис Ініціали, прізвище

Зміст

Перелік скорочень	4
Вступ.....	5
Розділ 1 Характеристика предметної області та постановка задачі	6
1.1 Характеристика предметної області та формалізація процесу визначення просторового положення об'єктів	6
1.2 Огляд нейромережових архітектур для визначення просторового положення об'єктів.....	8
1.3 Аналіз наукових підходів	11
1.4 Аналіз існуючих програмних засобів	14
1.5 Мета та завдання кваліфікаційної роботи	16
Розділ 2 Проектування методу визначення просторового положення футбольних гравців.....	17
2.1 Загальна концепція та структурна схема методу.....	17
2.2 Архітектура моделі просторової детекції.....	19
2.3 Моделі аналізу сцени та класифікації команд	20
2.4 Математична формалізація просторової трансформації координат.....	24
2.5 Формування наборів даних	28
2.6 Метрики оцінювання ефективності моделей	31
2.7 Висновки до розділу 2	33
Розділ 3 Програмна реалізація та результати тестування методу визначення просторового положення футбольних гравців.....	34
3.1 Обґрунтування вибору технологій та засобів розробки	34
3.2 Програмна реалізація вебзастосунку та налаштування середовища дослідження	35
3.3 Результати донавчання моделей та оцінювання на валідаційній вибірці	38
3.3.1 Гіперпараметри донавчання моделей	38
3.3.2 Оцінка процесу донавчання моделі просторової детекції.....	40
3.3.3 Оцінка процесу донавчання моделі локалізації футбольного поля та його ключових точок	44
3.3.4 Порівняльна оцінка результатів валідації з іншими дослідженнями	49

3.4 Тестування методу та оцінка результатів просторової трансформації	52
3.4.1 Результати тестування моделей на відкладеній тестовій вибірці.....	52
3.4.2 Візуалізація та аналіз просторової трансформації	55
3.5 Висновки до розділу 3	58
Загальні висновки.....	60
Перелік посилань.....	61
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
2D	Двовимірне подання простору
YOLO	Сімейство архітектур комп'ютерного зору
IoU	Коефіцієнт перетину над об'єднанням
mAP	Середня точність, що використовується для узагальненого оцінювання якості виявлення об'єктів
UMAP	Метод зменшення розмірності векторних ознак
K-Means	Алгоритм кластеризації об'єктів за подібністю ознак

Вступ

Визначення просторового положення футбольних гравців є ключовим для аналізу їх руху та взаємодії під час матчу. Автоматизація цього процесу за допомогою методів комп'ютерного зору дозволяє визначати положення гравців і формувати дані для об'єктивного аналізу їх переміщень на полі.

Об'єктом дослідження є процес просторового аналізу відеоданих у командних спортивних іграх.

Предметом дослідження є алгоритмічні моделі та методи комп'ютерного зору, що використовуються для аналізу відеоданих та визначення просторових координат гравців на футбольному полі.

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення точності визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра: провести аналіз методів комп'ютерного зору та існуючих програмних засобів для тактичного аналізу спортивних відеоданих; розробити метод визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору; підготувати набір відеоданих та створити програмну реалізацію розробленого методу; провести тестування програмної реалізації та валідацію методу за визначеними метриками оцінювання.

Однією з основних особливостей телевізійної трансляції футбольного матчу є використання різних ракурсів, що призводить до зміни просторового представлення поля та положення гравців у кадрі. Приклад таких ракурсів телевізійних камер під час трансляції футбольного матчу наведено на рисунку 1.2.

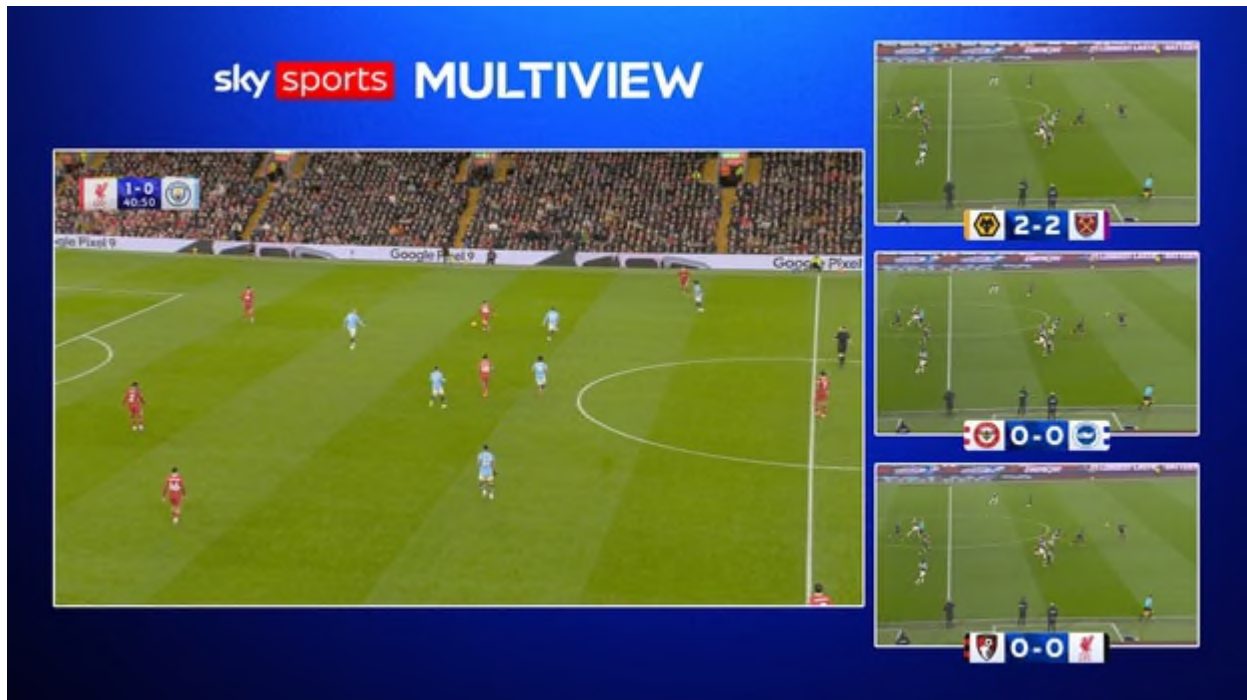


Рисунок 1.2 – Ракурси телевізійних камер [4]

Унаслідок зазначених особливостей телевізійної зйомки процес визначення координат гравців на основі відеоданих може ускладнюватися явищем оклюзії. Під час ігрових епізодів гравці часто перекривають один одного в кадрі, особливо у ситуаціях скупчення футболістів поблизу м'яча або у штрафному майданчику, що ускладнює їх точну ідентифікацію [4].

Незважаючи на зазначені труднощі, визначення координат гравців на площині футбольного поля створює передумови для подальшого аналізу їх просторової організації. Вона може бути представлена як математична або графова модель, у якій взаємне розташування гравців описується через зв'язки між ними, що формуються відповідно до їх координат на площині поля [6]. У такій моделі вершинами виступають окремі футболісти, а ребра відображають

просторові або функціональні взаємозв'язки між ними, зумовлені їх позиційною близькістю чи тактичною взаємодією.

Отже, автоматизація процесу визначення просторового положення футбольних гравців стає можливою саме тому, що взаємозв'язки подаються у формалізованому числовому вигляді, який дає змогу обчислювально встановлювати й відтворювати їх просторову організацію без ручного вимірювання.

1.2 Огляд нейромережевих архітектур для визначення просторового положення об'єктів

Для автоматизації процесу визначення просторового положення футбольних гравців застосовуються різні нейромережеві архітектури, які відрізняються принципом роботи, точністю та швидкістю.

До двоетапних архітектур детекції об'єктів належить Fast R-CNN, у якій регіони-кандидати попередньо формуються алгоритмом вибіркового пошуку, після чого обробляються згортковою нейронною мережею, а механізм пулінгу області інтересу використовується для їх класифікації [7]. Архітектура моделі наведена на рисунку 1.3.

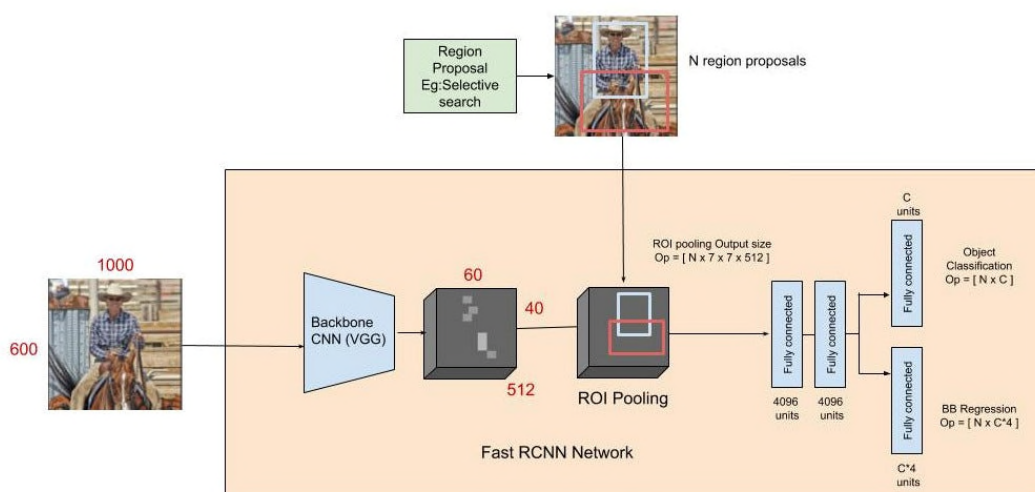


Рисунок 1.3 – Архітектура Fast R-CNN [8]

Для зменшення обчислювальних витрат були запропоновані одноетапні архітектури детекції об'єктів. Однією з таких моделей є SSD, яка виконує локалізацію та класифікацію об'єктів за один прохід [9]. Архітектура моделі SSD зображена на рисунку 1.4.

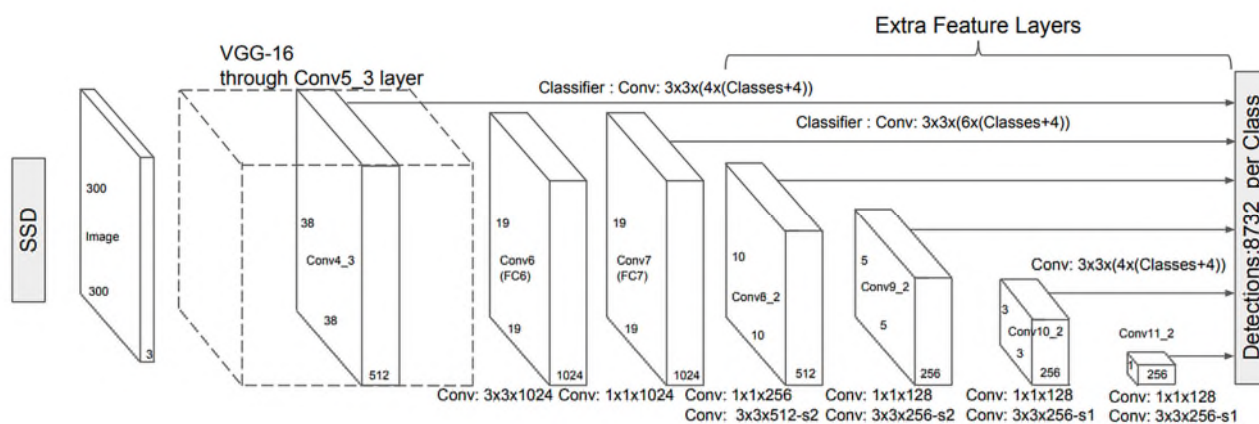


Рисунок 1.4 – Архітектура SSD [10]

Подальше підвищення швидкодії та точності детекції було досягнуто у сучасних архітектурах реального часу. Зокрема модель YOLO виконує одночасну локалізацію та класифікацію об'єктів у межах єдиної згорткової мережі, що дозволяє ефективно обробляти відеопотік та визначати координати об'єктів у кадрі [11]. Архітектура моделі YOLO зображена на рисунку 1.5.

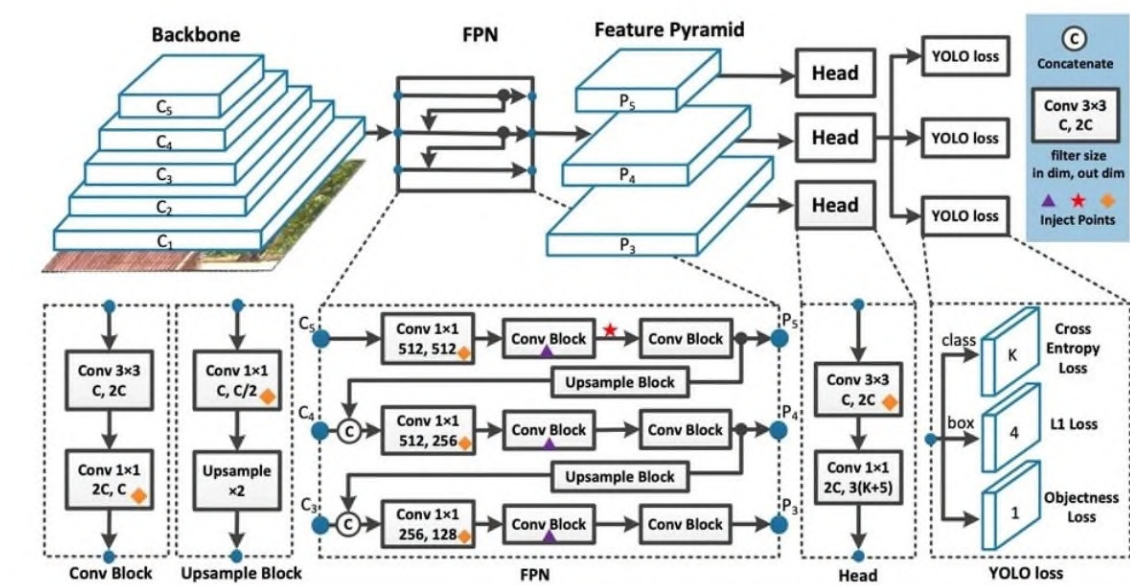


Рисунок 1.5 – Архітектура YOLO [12]

На основі огляду нейромережових архітектур для визначення просторового положення об'єктів можна виділити їхні основні переваги та недоліки, які наведено в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Переваги та недоліки розглянутих архітектур

Архітектура	Переваги	Недоліки
Fast R-CNN	Застосовує згорткову нейронну мережу для обробки зображення та використовує механізм ROI Pooling для аналізу регіонів-кандидатів, що дозволяє точніше визначати розташування гравців.	Потребує попередньої генерації регіонів-кандидатів алгоритмом Selective Search, що збільшує час обробки кадрів і ускладнює використання методу для аналізу відеопотоку футбольного матчу.
SSD	Використовує багатомасштабні карти ознак.	Менш ефективно визначає невеликі об'єкти на великій відстані від камери.
YOLO	Інтегрує локалізацію та класифікацію об'єктів у межах одного проходу мережі, що забезпечує швидке отримання координат гравців.	Розбиває зображення на фіксовану сітку, через що можуть виникати труднощі з точним розділенням об'єктів, які розташовані дуже близько один до одного.

Отже, для автоматизації процесу визначення просторового положення футбольних гравців найбільш доцільним є використання архітектури YOLO, оскільки вона забезпечує автоматичне виявлення гравців та визначення їх координат безпосередньо у кожному кадрі відеопотоку. Завдяки одноетапному принципу роботи модель дозволяє швидко обробляти послідовність кадрів і формувати координатні дані для всіх гравців без додаткових етапів пошуку.

1.3 Аналіз наукових підходів

Визначення просторового положення футбольних гравців у спортивних відеоданих здійснюється на основі різних наукових підходів, що здебільшого базуються на поєднанні методів нейромережевої детекції та проєктивної геометрії.

Для розв'язку задачі локалізації футболістів за відео з однієї рухомої камери було успішно застосовано архітектуру Vision Transformer у поєднанні з багатокадровим відстеженням та процедурою повторної ідентифікації. Обчислення матриці гомографії в цьому методі здійснюється на основі виявлених ключових точок розмітки поля, що дозволяє проєктувати піксельні позиції гравців у єдину 2D-систему координат [13]. Схема визначення координат на основі Vision Transformer зображена на рисунку 1.6.

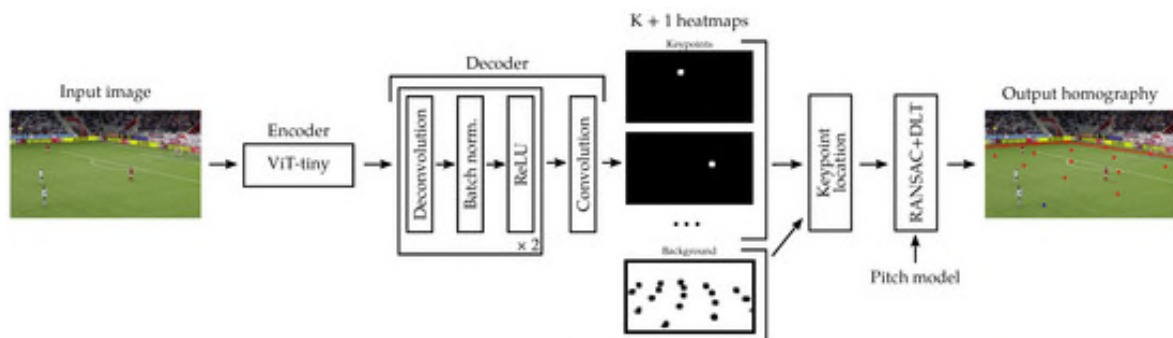


Рисунок 1.6 – Визначення координат на основі Vision Transformer [13]

Формування узгоджених траєкторій переміщення гравців у спортивних відеопослідовностях реалізується за допомогою інтегрованої нейромережевої архітектури, що поєднує детекцію об'єктів на основі моделі YOLOv8, алгоритм багатокадрового відстеження StrongSORT та модель повторної ідентифікації PRTReID. На початковому етапі виконується визначення меж ігрового поля та оцінювання параметрів камери, що дозволяє обчислити гомографію між площиною кадру та моделлю поля. Подальша детекція і відстеження гравців у послідовних кадрах забезпечують формування стабільних траєкторій, а їх координати визначаються шляхом проєкції точок обмежувальних рамок у

систему координат поля [14]. Загальну архітектуру системи та взаємодію її основних модулів наведено на рисунку 1.7.

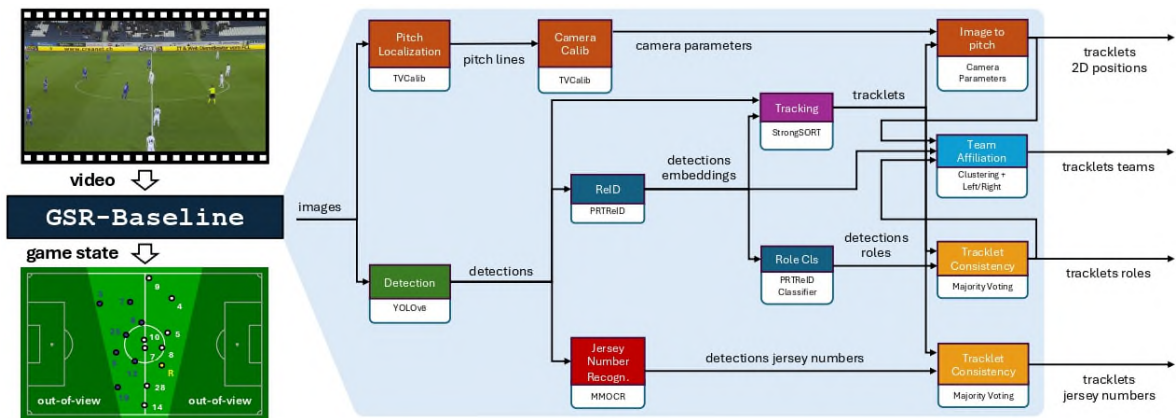


Рисунок 1.7 – Архітектура системи аналізу відеопослідовностей для визначення просторового положення гравців [15]

Підвищення точності багатокادрового відстеження спортсменів досягається завдяки використанню гібридних архітектур, що поєднують згорткові нейронні мережі та трансформерні блоки для аналізу відеопослідовностей. Згорткові мережі забезпечують вилучення локальних ознак об'єктів, тоді як трансформерні модулі формують глобальне контекстуальне представлення сцени. Подальший аналіз виконується із застосуванням механізмів об'єктних і трекових запитів, а також модулів обміну повідомленнями та оновлення відношень, що дозволяє моделювати просторово-часові взаємозв'язки між об'єктами у послідовності кадрів [16]. Схему гібридної архітектури багатокадрового відстеження об'єктів наведено на рисунку 1.8.

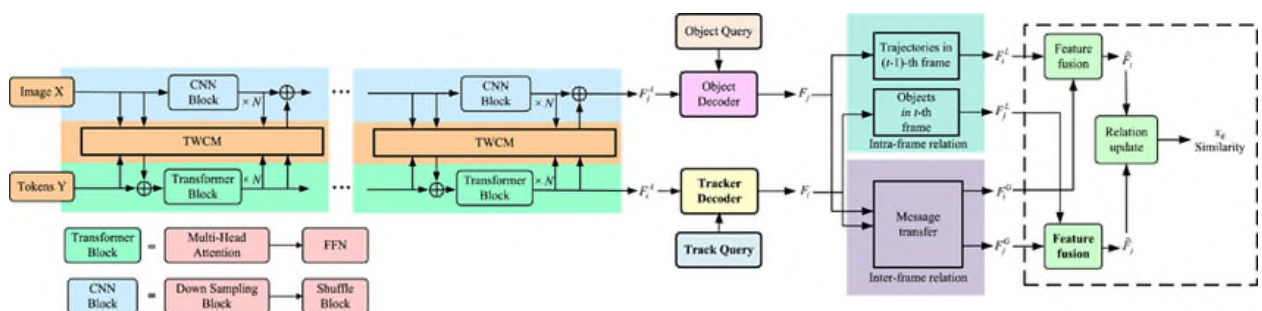


Рисунок 1.8 – Архітектура гібридної моделі багатокадрового відстеження об'єктів [16]

На основі аналізу наукових підходів можна виділити їхні основні переваги та недоліки, які наведено в таблиці 1.2.

Таблиця 1.2 – Переваги, недоліки розглянутих наукових підходів

Архітектура	Переваги	Недоліки
Vision Transformer + ReID [13]	Висока точність координат; стабільна ідентифікація; робота з рухомою камерою	Залежність від точності ключових точок поля
YOLOv8 + StrongSORT + ReID [14]	Повний pipeline tracking-by-detection	Залежність від детектора
CNN + Transformer MOT [16]	Поєднання локальних і глобальних ознак; моделювання міжкадрових взаємозв'язків	Висока обчислювальна складність

Отже, сучасні наукові підходи для аналізу просторового положення об'єктів демонструють значну різноманітність методів. Здобуті висновки не лише дозволяють визначити оптимальні засоби для автоматизації процесу визначення просторового положення футбольних гравців, а й сприяють підвищенню його точності та ефективності.

1.4 Аналіз існуючих програмних засобів

Для автоматизації процесу визначення просторового положення футбольних гравців представлено ряд спеціалізованих програмних засобів, призначених для збору, обробки та інтерпретації даних про їх просторове розташування.

LiveTag ґрунтується на застосуванні алгоритмів комп'ютерного зору та реалізує конвеєрну архітектуру відеоаналітики, що передбачає послідовні етапи попередньої обробки кадрів, детекції гравців, їх трекінгу з формуванням траєкторій, просторового калібрування відносно моделі поля [17]. Недоліки полягають у чутливості моделей до шумів вхідних даних, змін освітлення, оклюзій і варіативності ракурсів зйомки, а також у залежності точності результатів від якості детекції, стабільності трекінгу та коректності калібрування просторових перетворень. Відображення інтерфейсу LiveTag зображено на рисунку 1.9.



Рисунок 1.9 – Інтерфейс застосунку LiveTag [17]

Catapult Pro Video функціонує як платформа відеоаналізу, що застосовує алгоритмічні методи обробки відеоданих і інструменти аналітичної анотації з елементами автоматизації на основі штучного інтелекту [18]. Недоліки полягають у відсутності повноцінної координатної локалізації гравців та залежності точності результатів від якості відеоданих. Відображення інтерфейсу Catapult Pro Video зображено на рисунку 1.10.

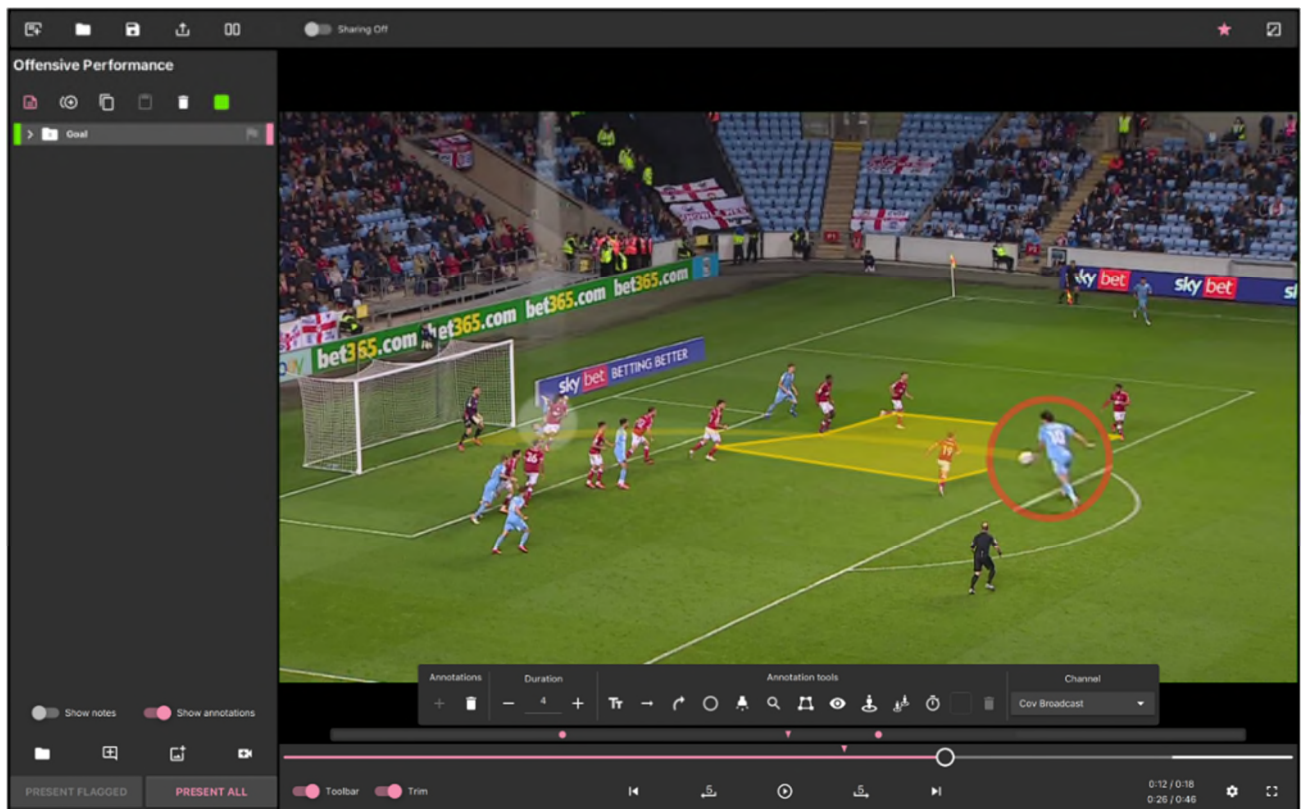


Рисунок 1.10 – Інтерфейс застосунку Catapult Pro Video [19]

Трасе орієнтований на автоматизовану обробку матчевих відеоданих із застосуванням алгоритмів штучного інтелекту, що забезпечують автоматичний запис гри, виділення ключових моментів та формування персоналізованих відеофрагментів гравців без необхідності ручного маркування [20]. Недоліки полягають у відсутності глибокої просторової параметризації сцени та обмеженій точності позиційного моделювання, оскільки архітектура системи орієнтована переважно на подієву сегментацію відео, що може знижувати стійкість результатів у разі складних ракурсів, оклюзій або динамічних змін. Робота функції PlayerCam відображена на рисунку 1.11.

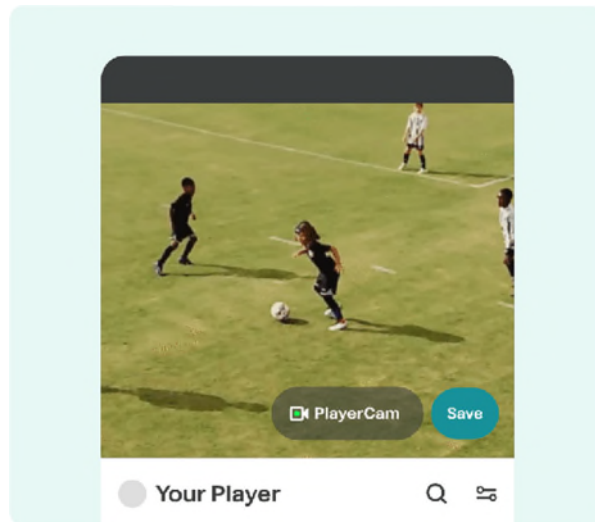


Рисунок 1.11 – Функція PlayerCam від продукту Trace [21]

Таким чином, представлені програмні рішення демонструють різні підходи до аналізу відеоданих у спорті. Однак рівень точності, доступності та інтеграції з іншими системами суттєво відрізняється залежно від цільової аудиторії та бізнес-моделі кожного продукту.

1.5 Мета та завдання кваліфікаційної роботи

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення точності визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору.

Для досягнення поставленої мети потрібно виконати такі завдання:

- провести аналіз методів комп'ютерного зору та існуючих програмних засобів для тактичного аналізу спортивних відеоданих;
- розробити метод визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору;
- підготувати набір відеоданих та створити програмну реалізацію розробленого методу;
- провести тестування програмної реалізації та валідацію методу за визначеними метриками оцінювання.

Розділ 2 Проектування методу визначення просторового положення футболістів

2.1 Загальна концепція та структурна схема методу

Метод визначення просторового положення футболістів базується на використанні моделі комп'ютерного зору для швидкої та точної детекції динамічних об'єктів на зображеннях із відеопотоку футбольного матчу. Схема методу продемонстрована на рисунку 2.1.

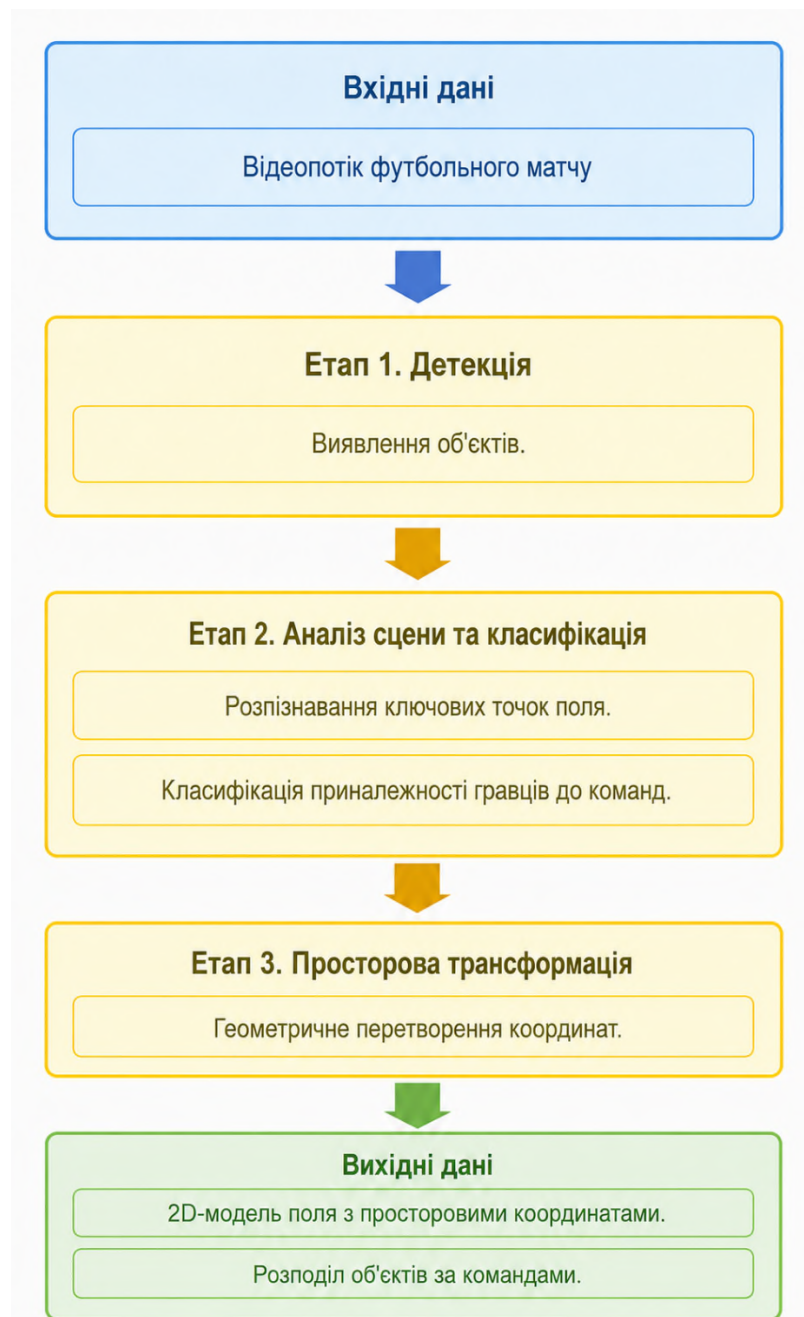


Рисунок 2.1 – Загальна структурна схема методу визначення просторового положення футболістів

Вхідний простір даних формалізується як неперервна множина кадрів відеопотоку $V = \{I_1, I_2, \dots, I_N\}$, де кожен кадр I_t містить піксельні координати об'єктів $(x, y) \in \mathbb{R}^2$.

Перший етап передбачає вирішення задачі детекції об'єктів. Основною метою на цьому кроці є точна локалізація гравців обох команд та футбольного м'яча на кожному зображенні відеопотоку. Для кожного кадру визначаються положення об'єктів у піксельній системі координат, що дає змогу описати їх розташування у межах поточного зображення. Результатом цього етапу є множина виявлених об'єктів футбольної сцени з відповідними координатами у площині кадру.

Другий етап передбачає аналіз ігрової сцени та класифікацію виявлених об'єктів. Ключовою складовою цього кроку є розпізнавання просторових орієнтирів, а саме ключових точок футбольного поля, що дасть змогу алгоритмам обчислити перспективу та геометрію поточного кадру. Одночасно виконується класифікація гравців для визначення їхньої приналежності до певної команди. Цей процес формується на основі візуальних ознак та їх подальшого групування, що дозволяє стабільно ідентифікувати склади команд навіть за умов динамічної зміни освітлення чи часткових перекриттів об'єктів у кадрі.

На третьому етапі закладається механізм просторової трансформації координат. Основою цього процесу є виконання геометричних перетворень, зокрема обчислення матриці гомографії, що забезпечують коректний перехід від перспективи відеокамери до двовимірної системи координат ігрового майданчика. Використовуючи знайдені раніше ключові точки, відбувається проєктування координат гравців на статичну модель поля. Унаслідок цього піксельні координати об'єктів, визначені у кадрі відеопотоку, перетворюються у просторові координати, які відповідають їхньому положенню на 2D-моделі футбольного поля.

Вихідним простором даних є двовимірна метрична площина 2D-моделі футбольного поля $P \subset \mathbb{R}^2$, де положення об'єктів описується фізичними координатами (X, Y) .

Отже, запропонований метод концептуально являє собою математичне відображення $f: V \rightarrow P$, що забезпечує трансформацію координат між цими просторами.

2.2 Архітектура моделі просторової детекції

Архітектуру YOLO26 обрано як основний інструмент безпосереднього виявлення об'єктів на кадрах відеопотоку. Детальну структурну схему моделі зображено на рисунку 2.2.

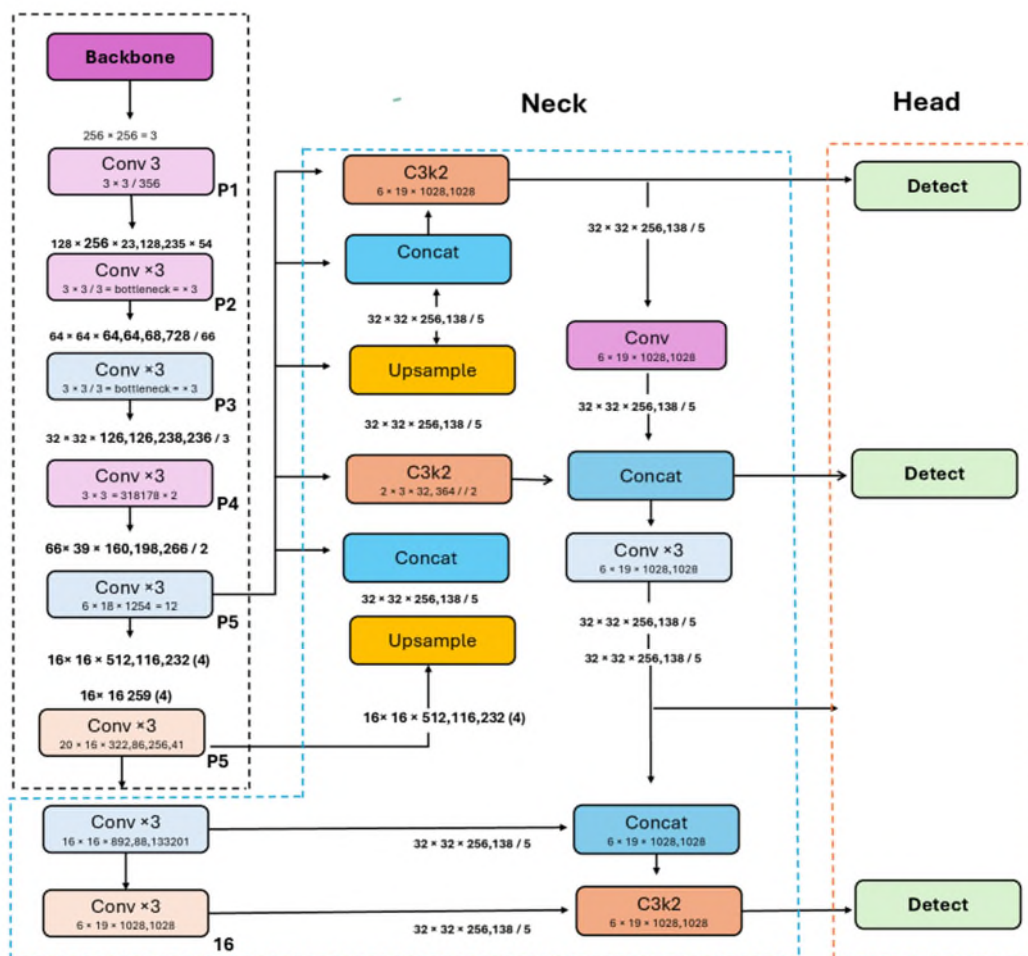


Рисунок 2.2 – Архітектура моделі YOLO26 [22]

Вибір цієї моделі зумовлений її належністю до передового класу одностадійних детекторів, які забезпечують оптимальне співвідношення між високою точністю просторової локалізації та швидкістю обробки даних, що є критично важливим критерієм для аналізу динамічних спортивних відео [23].

Першим ключовим компонентом є модуль Backbone, який відповідає за виділення візуальних ознак із вхідного зображення. На цьому етапі виконується ієрархічне перетворення даних: від базових низькорівневих характеристик до більш абстрактних представлень. Це дозволяє сформувати багаторівневе представлення сцени.

Другим компонентом є модуль Neck, призначений для агрегації ознак, отриманих із різних рівнів Backbone. Його основна функція полягає в об'єднанні інформації різних масштабів, що забезпечує одночасне врахування як локальних деталей, так і глобального контексту сцени. Завдяки цьому підвищується точність виявлення об'єктів різного розміру, зокрема малих та частково перекритих.

Математичним результатом роботи модуля Head для кожного кадру I_t є формування множини обмежувальних рамок. Кожна виявлена i -та рамка формалізується вихідним вектором B_i :

$$B_i = [x_c, y_c, w, h, conf, class] \quad (2.1)$$

де x_c, y_c – координати центру обмежувальної рамки у піксельному просторі кадру; w, h – піксельна ширина та висота рамки відповідно; $conf$ – ймовірність наявності цільового об'єкта; $class$ – ідентифікатор цільового класу.

Отже, узгоджена взаємодія компонентів архітектури забезпечує багаторівневе представлення та ефективну обробку ознак, що підвищує стійкість і точність моделі під час виявлення об'єктів у складних візуальних умовах.

2.3 Моделі аналізу сцени та класифікації команд

Для аналізу ігрової сцени обрано модель YOLO26-pose, призначену для виявлення об'єктів та визначення їх ключових точок. У межах запропонованого методу ця модель забезпечує детекцію області футбольного поля як об'єкта сцени та локалізацію його геометрично значущих точок. Доцільність використання цієї моделі визначається поєднанням механізмів об'єктної детекції та регресії ключових точок у межах єдиного процесу обробки зображення [24].

YOLO26-pose належить до pose-модифікацій сімейства YOLO, у яких детекція об'єктів поєднується з регресією координат ключових точок у межах єдиного процесу обробки зображення. Загальну логіку роботи pose-моделей цього сімейства наведено на рисунку 2.3.

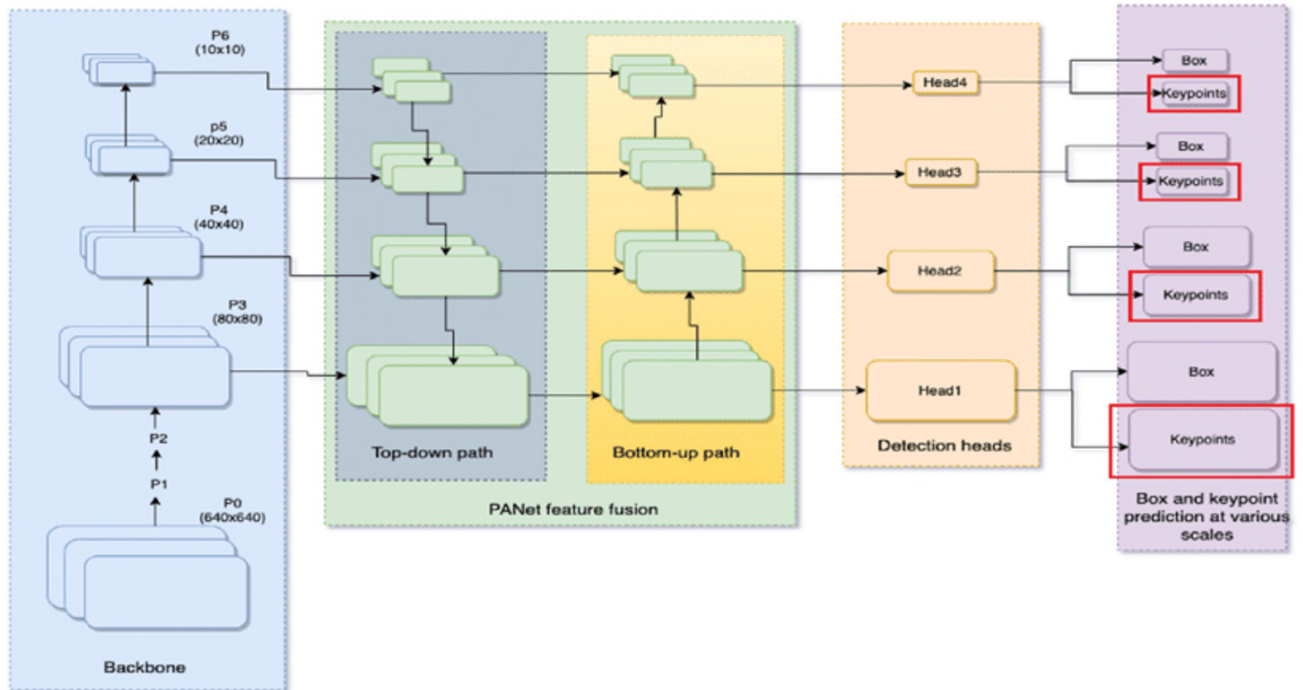


Рисунок 2.3 – Схема роботи моделі pose-модифікацій сімейства YOLO [25]

На поданій схемі початковим етапом є виділення ознак із вхідного зображення. У межах цього етапу формується багаторівневе представлення сцени у вигляді карт ознак різної просторової роздільної здатності. Нижчі рівні зберігають локальну інформацію про контури та текстури, тоді як вищі рівні узагальнюють семантичний зміст об'єктів. Це забезпечує можливість одночасного врахування дрібних елементів сцени та загального контексту зображення.

Наступним етапом є багатомасштабне об'єднання ознак, що дає змогу поєднати інформацію з різних рівнів представлення сцени. Семантичні ознаки з глибших шарів доповнюються локалізаційною інформацією з більш детальних рівнів. Завдяки цьому формується узгоджене представлення об'єктів, необхідне для подальшого визначення їх положення та ключових точок.

Завершальним етапом є формування передбачень. У pose-моделях сімейства YOLO на цьому етапі визначаються положення об'єктів, обмежувальні рамки та координати ключових точок. Це дає змогу враховувати як загальне розташування об'єкта, так і його геометричну структуру в межах одного процесу обробки.

На виході моделі формується множина виявлених об'єктів, для кожного з яких визначається обмежувальна рамка та набір ключових точок. Математично результат визначення окремої ключової точки можна подати так:

$$K_j = [x_k, y_k, conf_k] \quad (2.2)$$

де K_j – вектор параметрів j -го об'єкта, що описує його геометричну структуру; x_k та y_k – координати k -ї ключової точки на зображенні, які відповідають характерним елементам сцени, зокрема кутам і лініям розмітки футбольного поля; $conf_k$ – міра впевненості моделі у точності визначення відповідної k -ї ключової точки.

Для вирішення задачі класифікації гравців у запропонованому методі слід застосувати обробку візуальних даних. Загальний процес класифікації команд за допомогою обробки візуальних даних наведено на рисунку 2.4.



Рисунок 2.4 – Загальна схема класифікації команд

Вхідними даними для етапу класифікації команд є множина вирізаних зображень гравців, отриманих за допомогою вихідних векторів B_i на попередньому етапі детекції.

На першому етапі застосовується модель YOLO26, яка формує обмежувальні рамки для кожного з гравців, у результаті чого отримуються окремі вирізані зображення для подальшої класифікації.

На другому етапі виконується попередня обробка отриманих вирізаних зображень гравців. Зокрема, здійснюється їх масштабування до фіксованого розміру, нормалізація піксельних значень та усунення можливих шумів. Це забезпечує уніфікацію вхідних даних та підвищує стабільність роботи наступних етапів обробки.

На третьому етапі використовується блок Image Encoder трансформерної моделі SigLIP [26], який перетворює кожне зображення гравця у векторне представлення ембединг, що відображає його ключові візуальні характеристики. Робота даного блоку архітектури трансформерної моделі SigLIP продемонстрована на рисунку 2.5.

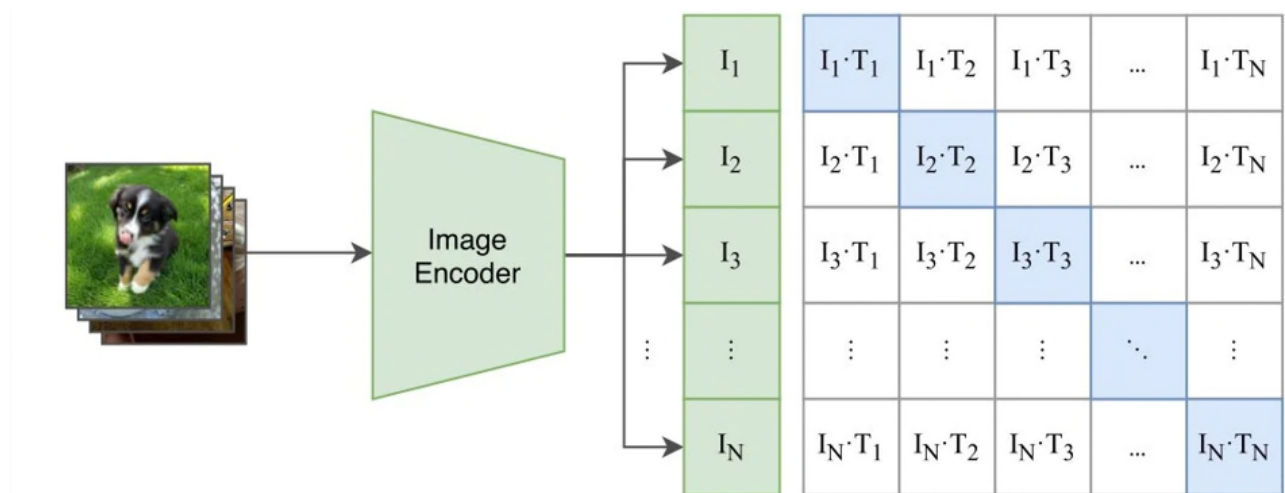


Рисунок 2.5 – Схема роботи блоку Image Encoder в трансформерній моделі SigLIP [27]

Завдяки механізмам внутрішньої уваги трансформерна архітектура здатна ефективно аналізувати глобальні залежності між різними частинами зображення гравця, фокусуючись на кольорових та текстурних паттернах форми та ігноруючи фоновий шум газону, що в результаті дозволяє демонструвати унікальні візуальні характеристики кожної команди.

На четвертому етапі застосовується алгоритм UMAP [28], який виконує зменшення розмірності отриманих векторних представлень. Це дозволяє відобразити високовимірні ембединги у просторі меншої розмірності зі

збереженням їх структурної подібності, що є важливим для подальшого групування об'єктів.

На кінцевому етапі застосовується алгоритм кластеризації K-Means [29], що розподіляє отримані вектори візуальних ознак гравців x_i на дві команди. Він мінімізує сумарне квадратичне відхилення між ознаками x_i та центроїдами μ_j відповідних кластерів.

Вихідними є ідентифікатори гравців, які відображають їхню належність до однієї з двох команд.

Отже, поєднання архітектури YOLO26-pose із подальшими етапами обробки візуальних даних забезпечує узгоджений перехід від визначення геометричних характеристик об'єктів до їх інтерпретації на основі візуальних ознак.

2.4 Математична формалізація просторової трансформації координат

Головним завданням запропонованого методу є відображення множини об'єктів із вхідного піксельного простору відеокадру у вихідний метричний простір 2D-моделі поля. Такий перехід реалізується через послідовність взаємопов'язаних обчислювальних етапів, що включають визначення опорних точок об'єктів, компенсацію перспективних спотворень, проєктивне перетворення координат та подальшу просторову трансформацію.

Визначення координат точки дотику об'єкта до площини

Визначення опорних точок об'єктів є ключовим етапом побудови геометричної відповідності. Хоча детекція гравців за допомогою обмежувальних рамок дозволяє отримати область розташування об'єкта, для коректного проєктивного відображення на площину поля необхідно використовувати лише одну репрезентативну точку, а саме точку контакту гравця з газоном. Горизонтальна координата цієї точки визначається як центр обмежувальної рамки:

$$x = \frac{x_1 + x_2}{2} \quad (2.3)$$

де x – горизонтальна координата опорної точки; x_1, x_2 – відповідно ліва та права межі обмежувальної рамки гравця у піксельному просторі зображення.

Вертикальна координата потребує додаткової корекції, оскільки нижня межа рамки не завжди точно відповідає положенню ніг через перспективні викривлення та варіативність поз гравців. Для цього вводиться динамічний коефіцієнт компенсації перспективи r , що масштабує висоту рамки:

$$y = y_1 + r \cdot (y_2 - y_1) \quad (2.4)$$

де y – вертикальна координата опорної точки; y_1, y_2 – відповідно верхня та нижня межі обмежувальної рамки; r – динамічний коефіцієнт компенсації перспективи, який коригує положення опорної точки залежно від висоти рамки та віддаленості об'єкта.

Обмеження для коефіцієнта r встановлюються залежно від висоти кадру H_{frame} та поправки δ :

$$r = \min \left(\max \left(k_1 - k_2 \cdot \frac{y_2 - y_1}{H_{frame}} + \delta, k_3 \right), k_1 \right) \quad (2.5)$$

де r – динамічний коефіцієнт компенсації перспективи; k_1 – коефіцієнт, що визначає верхню межу значення r ; k_2 – коефіцієнт, що задає інтенсивність зміни r залежно від відносної висоти об'єкта; k_3 – коефіцієнт, що визначає нижню межу значення r ; H_{frame} – висота відеокадру; δ – емпірична поправка, що враховує варіації положення камери та похибки детекції.

Для м'яча застосується заданий коефіцієнт k_4 :

$$y_{ball} = y_1 + k_4 \cdot (y_2 - y_1) \quad (2.6)$$

де y_{ball} – вертикальна координата точки дотику м'яча до газону; y_1, y_2 – відповідно верхня та нижня межі рамки детекції м'яча; k_4 – коефіцієнт зміщення точки м'яча всередині рамки.

Проективне перетворення

Після визначення опорних точок виконується проективне перетворення координат із площини зображення у фізичну площину поля. Для цього використовується матриця гомографії M , яка встановлює відповідність між двома площинами:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ w' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

де x', y', w' – координати точки у проективному просторі; m_{11} до m_{33} – елементи матриці гомографії; x, y – координати опорної точки у піксельному просторі зображення.

Нормалізація та перехід до декартового простору

Отримані значення нормалізуються через гомогенну компоненту w' для знаходження фізичних декартових координат (X, Y) :

$$X = \frac{x'}{w'}, \quad Y = \frac{y'}{w'} \quad (2.8)$$

де X, Y – фізичні координати точки на 2D-моделі поля; x', y' – проективні координати після застосування матриці гомографії; w' – гомогенна компонента, через яку виконується нормалізація координат.

Для уникнення масштабування сама матриця перетворення нормалізується за своїм нижнім правим елементом:

$$M_{norm} = \frac{M}{m_{33}} \quad (2.9)$$

де M_{norm} – нормалізована матриця гомографії; M – початкова матриця гомографії до нормалізації; m_{33} – нижній правий елемент матриці, ділення на який забезпечує коректність масштабування перетворення.

Оцінка якості матриці гомографії

Оскільки точність просторової трансформації залежить від коректності побудованої матриці гомографії, необхідно оцінити її відповідність між точками

зображення та еталонними координатами на площині футбольного поля. Якість матриці визначається середньою похибкою репроекції:

$$E_{reproj} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{(X_{proj,i} - X_{target,i})^2 + (Y_{proj,i} - Y_{target,i})^2} \quad (2.10)$$

де E_{reproj} – середня похибка репроекції; N – загальна кількість контрольних точок; $X_{proj,i}$, $Y_{proj,i}$ – розраховані координати проєкції для i -тої точки; $X_{target,i}$, $Y_{target,i}$ – еталонні фізичні координати цієї точки на площині поля.

Оптимальний варіант матриці визначається шляхом мінімізації цільової функції:

$$S_{homography} = E_{reproj} - \lambda \cdot R_{inliers} \quad (2.11)$$

де $S_{homography}$ – значення цільової функції оцінки якості матриці; E_{reproj} – середня похибка репроекції; $R_{inliers}$ – частка коректних точок, що задовольняють умови перетворення; λ – ваговий коефіцієнт впливу частки коректних точок на загальну оцінку.

Схема обчислення просторової трансформації координат, що охоплює формули (2.3–2.11), подана на рисунку 2.6.



Рисунок 2.6 – Схема обчислення просторової трансформації координат

Отже, запропонована математична формалізація просторової трансформації координат дозволяє перетворювати результати детекції з відеокадру у декартову 2D-систему координат футбольного поля.

2.5 Формування наборів даних

Для донавчання, валідації та тестування моделі YOLO26 обрано набір даних «football-players-detection Computer Vision Model» [30]. Він містить 372 зображення розміром 576×576 , на яких виділено чотири класи: польові гравці, воротарі, судді та м'яч. Приклад анотованого зображення з даного набору даних продемонстровано на рисунку 2.7.

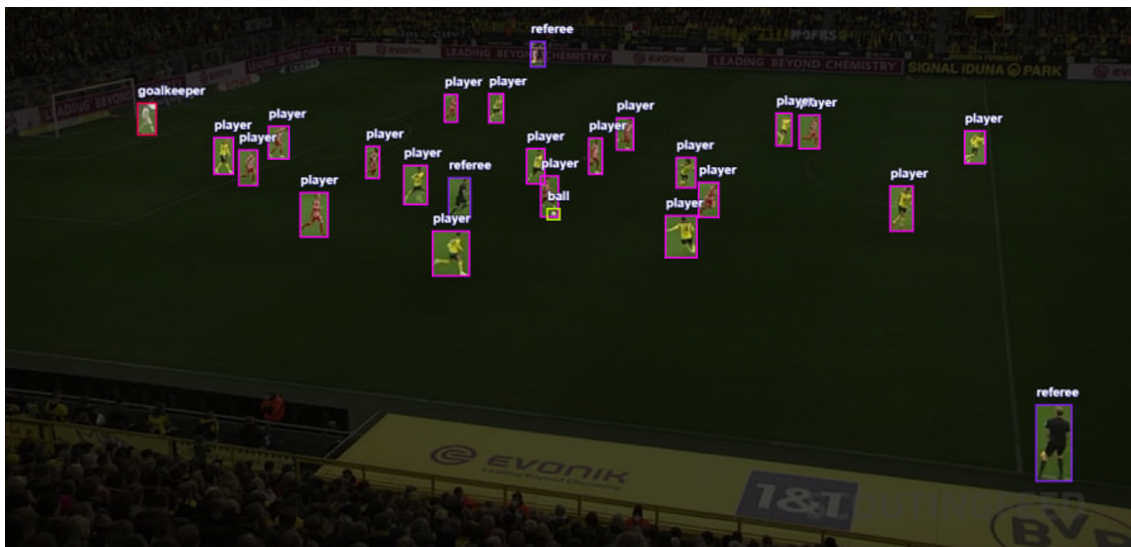


Рисунок 2.7 – Приклад анотованого зображення з набору даних «football-players-detection Computer Vision Model»

У наборі даних «football-players-detection Computer Vision Model» представлено анотації об'єктів футбольної сцени, розподіл яких є нерівномірним між класами та вибірками. Така особливість зумовлена специфікою футбольного відеоконтенту, оскільки в одному кадрі зазвичай присутня значна кількість польових гравців, тоді як м'яч, воротарі та арбітри трапляються рідше. Нерівномірність розподілу анотацій важливо враховувати під час донавчання моделі, оскільки вона впливає на якість розпізнавання як основних, так і менш

представлених класів. Детальний розподіл кількості анотацій для кожного класу в межах навчальної, валідаційної та тестової вибірок наведено в таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Розподіл кількості анотацій за класами у навчальній, валідаційній та тестовій вибірках набору даних «football-players-detection Computer Vision Model»

Клас	Навчальна	Валідаційна	Тестова
Гравець	5955	973	500
Арбітр	690	117	56
М'яч	258	45	24
Воротар	230	39	19

Основними для запропонованого методу є класи гравець і воротар, оскільки саме вони безпосередньо пов'язані із задачею визначення просторового положення футбольних гравців. Клас м'яч розглядається як додатковий об'єкт футбольної сцени, що може доповнювати аналіз ігрової ситуації. Водночас клас арбітра не є ключовим для розв'язання поставленої задачі, однак його наявність у наборі даних дає змогу моделі коректніше розрізняти учасників сцени та зменшувати ймовірність помилкового віднесення арбітра до класу гравців.

Для донавчання, валідації та тестування моделі YOLO26-pose обрано набір даних: «football-field-detection Computer Vision Model» [31]. Він містить 317 зображень розміром 640×640, на яких розмічено ключові точки та межі поля. Приклад анотованого зображення з даного набору даних продемонстровано на рисунку 2.8.



Рисунок 2.8 – Приклад анотованого зображення з набору даних «football-field-detection Computer Vision Model»

Для перевірки працездатності запропонованого методу обрано тестову вибірку набору даних «DFL Bundesliga 460 MP4 Videos in 30Sec + CSV» [32]. Вона містить відеофрагменти матчів німецької футбольної ліги, де кожне відео тривалістю 30 секунд. Ілюстрацію окремих кадрів одного з відеофрагментів тестової вибірки даного набору даних подано на рисунку 2.9.



Рисунок 2.9 – Приклад кадрів відеофрагмента з тестової вибірки набору даних «DFL Bundesliga 460 MP4 Videos in 30Sec + CSV»

Розподіл зображень та відеофайлів між навчальною, валідаційною та тестовою вибірками для обраних наборів даних наведено в таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 – Розподіл даних за вибірками в обраних наборах даних

Набір даних	Тип даних	Навчальна	Валідаційна	Тестова
«football-players-detection Computer Vision Model» [30]	Зображення	298 (80%)	49 (13%)	25 (7%)
«football-field-detection Computer Vision Model» [31]	Зображення	255 (80%)	34 (11%)	28 (9%)

«DFL Bundesliga 460 MP4 Videos in 30Sec + CSV» [32]	Відео (mp4)	–	відсутня	36
---	-------------	---	----------	----

Слід зазначити, що навчальна частина набору «DFL Bundesliga 460 MP4 Videos in 30Sec + CSV» не передбачена для донавчання моделей у межах запропонованого методу, оскільки для цього обрано анотовані зображення з перших двох наборів даних.

Отже, обрані набори даних забезпечують умови для донавчання моделей та перевірки працездатності запропонованого методу на реальних футбольних відеофрагментах.

2.6 Метрики оцінювання ефективності моделей

Ефективність моделей YOLO26 та YOLO26-pose оцінюється за метриками: *Precision*, *Recall*, *F1-score* та *mAP* [33]. У контексті YOLO26 ці показники відображають якість детекції об'єктів футбольної сцени за обмежувальними рамками, тоді як у YOLO26-pose вони застосовуються до локалізації ключових точок і характеризують точність визначення геометрично значущих елементів об'єкта.

Precision вимірює відсоток правильно передбачених об'єктів серед усіх, що визначила модель. Математично ця метрика розраховується за формулою:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.12)$$

де TP – кількість істинно позитивних результатів, тобто правильно виявлених об'єктів; FP – кількість хибно позитивних результатів, тобто помилкових спрацьовувань.

Recall показує здатність знаходити всі наявні об'єкти в наборі даних. Формула для розрахунку має такий вигляд:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.13)$$

де TP – кількість істинно позитивних результатів; FN – кількість хибно негативних результатів.

$F1-score$ комбінує ці два показники, забезпечуючи збалансовану оцінку точності та повноти. Вона обчислюється як гармонійне середнє між ними:

$$F1 - score = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (2.14)$$

де $Precision$ – значення точності, отримане на основі попередніх обчислень; $Recall$ – значення повноти, отримане на основі попередніх обчислень.

Основним інтегральним показником є mAP , який усереднює точність для всіх класів при різних порогах, що дозволяє оцінити якість детекції як окремих об'єктів, так і моделі загалом. Метрика AP для окремого класу обчислюється за формулою:

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (2.15)$$

де $P(R)$ – значення точності як функція від повноти R ; R – значення повноти; dR – диференціальний приріст повноти; межі інтегрування від 0 до 1 – повний діапазон зміни повноти.

Загальний показник mAP для N класів є середнім арифметичним:

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (2.16)$$

де N – загальна кількість класів об'єктів; AP_i – значення середньої точності для i -го класу.

Отже, для повноцінної перевірки моделей потрібно поєднати використання класичних метрик $Precision$, $Recall$, $F1-score$ та mAP . Це допомагає зрозуміти реальну ефективність алгоритмів моделей і підібрати для них правильні налаштування.

2.7 Висновки до розділу 2

Отже, у даному розділі спроектовано загальну архітектуру методу визначення просторового положення футбольних гравців. Як базову модель просторової детекції обрано архітектуру YOLO26, що забезпечує локалізацію об'єктів футбольної сцени в кадрах відеопотоку.

Для аналізу сцени та визначення геометричних характеристик обрано архітектуру YOLO26-pose, яка дозволяє безпосередньо отримувати ключові точки об'єктів і просторові орієнтири поля, що є основою для подальших перетворень координат і побудови узгодженої 2D-моделі поля.

Для задачі класифікації гравців обрано блок архітектури трансформерної моделі SigLIP під назвою Image Encoder із подальшим зменшенням розмірності ознак методом UMAP та їх кластеризацією алгоритмом K-Means, що забезпечує стійке розділення гравців на команди за візуальними характеристиками та зменшує вплив варіацій освітлення і ракурсів зйомки.

Сформульовано математичну формалізацію процесу просторової трансформації координат, яка включає визначення опорних точок об'єктів, компенсацію перспективних викривлень, проєктивне перетворення на основі матриці гомографії та її динамічне оновлення з урахуванням руху камери.

Для донавчання, валідації та тестування моделей підготовлено спеціалізовані набори даних, що охоплюють задачі детекції об'єктів та визначення ключових точок поля. Також обрано тестову вибірку відеонабору, яку слід застосувати для перевірки роботи запропонованого методу на реальному відеопотоці.

Оцінювання ефективності запропонованого методу базується на використанні комплексу кількісних метрик, зокрема *Precision*, *Recall*, *F1-score* та *mAP*, що забезпечує об'єктивний аналіз якості роботи моделей на етапі експериментального тестування.

Розділ 3 Програмна реалізація та результати тестування методу визначення просторового положення футбольних гравців

3.1 Обґрунтування вибору технологій та засобів розробки

Для запропонованого методу важливим є визначення програмних і апаратних засобів, що забезпечують опрацювання вхідних даних, виконання обчислень та подання отриманих результатів. Вибір технологій зумовлений їх функціональними можливостями, сумісністю між собою та відповідністю задачі визначення просторового положення футбольних гравців.

Основною мовою програмування обрано Python, що зумовлено її широким застосуванням у сфері комп'ютерного зору та наявністю розвиненої екосистеми спеціалізованих бібліотек і фреймворків [34].

Бібліотеку OpenCV обрано для опрацювання кадрів відеопотоку, роботи з координатними даними та виконання геометричних перетворень [35].

Фреймворк Ultralytics обрано для застосування моделей сімейства YOLO, які забезпечують детекцію об'єктів у кадрах відеопотоку [36].

Фреймворк PyTorch обрано для виконання нейромережових обчислень із підтримкою CUDA-прискорення, що дає змогу задіяти графічний процесор [37].

Бібліотеку Supervision обрано для опрацювання результатів детекції, зокрема координат виявлених об'єктів та їх подальшого подання [38].

Бібліотеку NumPy обрано для числових і матричних обчислень та опрацювання координатних даних [39].

Бібліотеку Transformers обрано для застосування візуального енкодера архітектури SigLIP, який забезпечує отримання векторних візуальних ознак зображень об'єктів [40].

Бібліотеку UMAP обрано для зниження розмірності векторних ознак перед їх подальшим опрацюванням [41].

Бібліотеку scikit-learn обрано для реалізації алгоритму кластеризації K-Means, що застосовується для групування векторних ознак [42].

Фреймворк Streamlit обрано для створення веборієнтованого інтерфейсу та візуального подання результатів методу [43].

Окрім програмних засобів, важливим є апаратне середовище, яке визначає умови виконання обчислень у межах методу. Його основними компонентами є центральний процесор AMD Ryzen 5 5500U, оперативна пам'ять обсягом 8,00 ГБ та графічний процесор NVIDIA GeForce GTX 1650 з 4096 МіБ відеопам'яті [44].

Отже, обрані технології та засоби розробки узгоджуються з функціональними потребами методу та відповідають вимогам його програмної реалізації.

3.2 Програмна реалізація вебзастосунку та налаштування середовища дослідження

Вебзастосунок побудовано за модульним принципом із взаємодією окремих програмних компонентів. Веббраузер забезпечує доступ до інтерфейсу, а основна обробка виконується у програмній частині застосунку. Схему взаємодії модулів наведено на рисунку 3.1.

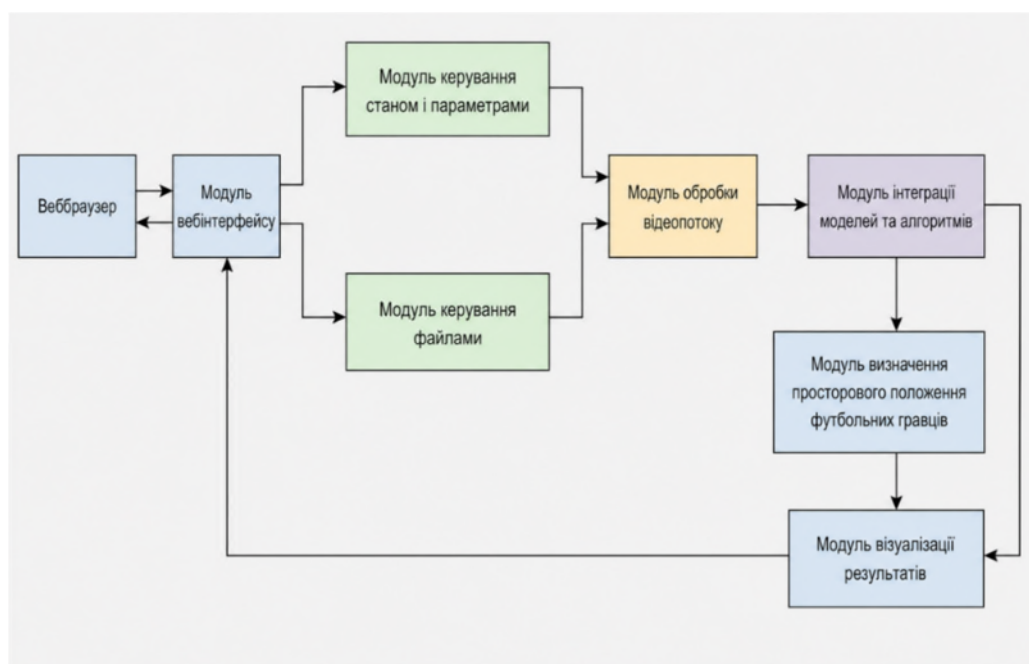


Рисунок 3.1 – Схема взаємодії основних модулів вебзастосунку

Початковий етап проведення дослідження у вебзастосунку пов'язаний з модулем вебінтерфейсу, через який здійснюється взаємодія з програмною реалізацією методу. У межах цього етапу модуль керування файлами забезпечує завантаження вагових файлів моделей комп'ютерного зору, необхідних для подальшої обробки відеопотоку. Головну сторінку вебзастосунку із завантаженням моделей наведено на рисунку 3.2.

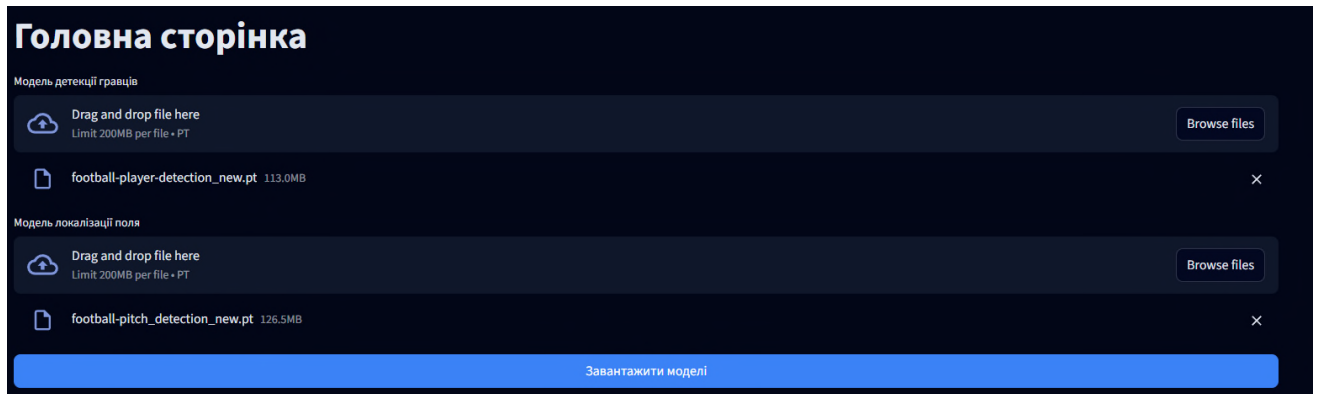


Рисунок 3.2 – Головна сторінка вебзастосунку

Після завантаження необхідних моделей модуль керування станом і параметрами перевіряє готовність вебзастосунку до подальшої обробки. На цьому етапі фіксується стан завантажених моделей, параметри запуску та можливість переходу до обробки відеопотоку. Запуск експериментальної обробки здійснюється через вебінтерфейс, після чого активується модуль обробки відеопотоку. Етап запуску обробки відеопотоку наведено на рисунку 3.3.

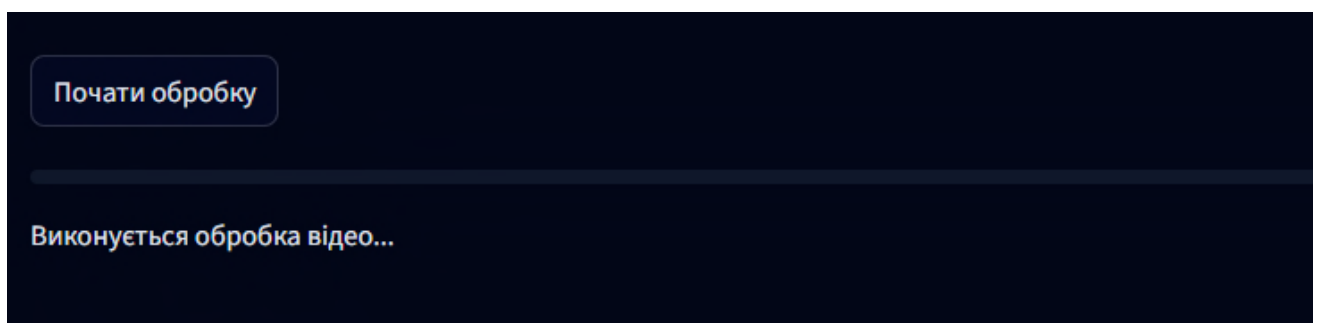


Рисунок 3.3 – Обробка відеопотоку футбольного матчу

Модуль обробки відеопотоку забезпечує покадрове опрацювання вхідного відео та передавання кадрів до модуля інтеграції моделей та алгоритмів. У цьому модулі поєднуються моделі комп'ютерного зору та алгоритмічні засоби, які забезпечують виявлення об'єктів, визначення ключових точок поля, формування візуальних ознак і групування гравців за командою. Отримані результати передаються до модуля визначення просторового положення футбольних гравців.

Модуль визначення просторового положення футбольних гравців формує координатне подання виявлених об'єктів і забезпечує їх подальше відображення у просторовій площині футбольного поля. Завершальний етап програмної обробки пов'язаний з модулем візуалізації результатів, який формує вихідне подання результатів дослідження у вигляді оброблених відеокадрів, позначених гравців і їх розташування на 2D-моделі поля. Результат візуалізації визначеного просторового положення футбольних гравців наведено на рисунку 3.4.

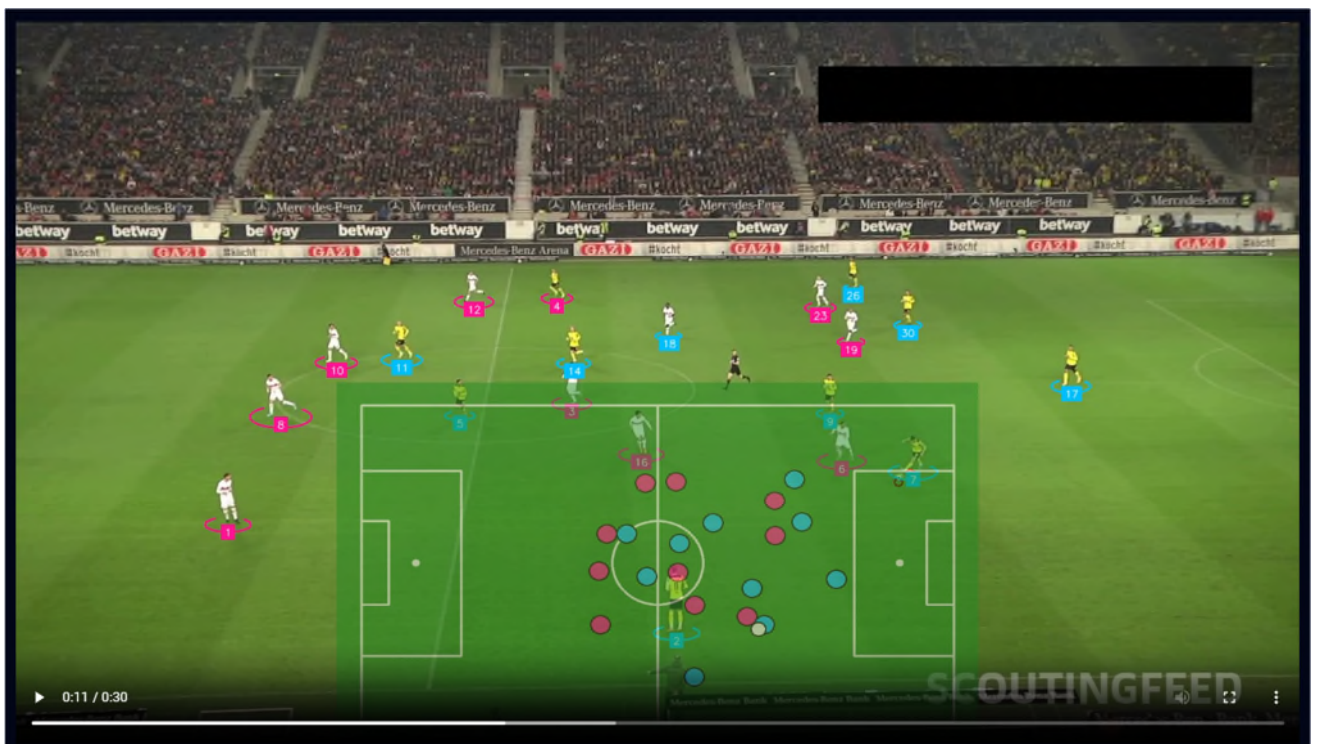


Рисунок 3.4 – Візуалізація результатів визначення просторового положення футбольних гравців

Отже, реалізований вебзастосунок забезпечує послідовне виконання етапів дослідження та узгоджену взаємодію програмних компонентів, необхідних для програмної реалізації запропонованого методу.

3.3 Результати донавчання моделей та оцінювання на валідаційній вибірці

У межах реалізації запропонованого методу використано дві донавчені моделі комп'ютерного зору YOLO26 та YOLO26-pose. Модель YOLO26 призначена для детекції об'єктів футбольної сцени, а YOLO26-pose використовується з метою локалізації футбольного поля та його ключових точок, необхідних для подальшого геометричного перетворення координат у межах заданої 2D-моделі поля. Оскільки моделі мають різне функціональне призначення, результати їх донавчання подано окремо.

3.3.1 Гіперпараметри донавчання моделей

Для донавчання моделі YOLO26 використано гіперпараметри, що відповідають задачі детекції та локалізації об'єктів у кадрі. Збільшений розмір вхідного зображення дає змогу зберегти більше просторових деталей, а обраний розмір пакета даних узгоджується з обчислювальними витратами під час обробки зображень такої роздільної здатності. Значення гіперпараметрів донавчання моделі YOLO26 наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Основні гіперпараметри донавчання моделі YOLO26

Гіперпараметр донавчання	Значення
Кількість епох	50
Розмір вхідного зображення	1280
Розмір пакета даних	6
Оптимізатор	AdamW
Швидкість навчання	0.00125

Коефіцієнт імпульсу	0.9
Mosaic-аугментація	1

Для донавчання моделі YOLO26-pose використано гіперпараметри, що відповідають задачі локалізації просторових орієнтирів футбольного поля. Більша кількість епох пов'язана з потребою стабільнішої збіжності під час визначення ключових точок, а вимкнення Mosaic-аугментації спрямоване на збереження геометричної узгодженості сцени. Значення гіперпараметрів донавчання моделі YOLO26-pose наведено в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Основні гіперпараметри донавчання моделі YOLO26-pose

Гіперпараметр донавчання	Значення
Кількість епох	100
Розмір вхідного зображення	640
Розмір пакета даних	12
Оптимізатор	AdamW
Швидкість навчання	0.002
Коефіцієнт імпульсу	0.9
Mosaic-аугментація	0

Отже, наведені гіперпараметри визначають умови донавчання моделей і забезпечують коректну інтерпретацію подальших результатів оцінювання. Для значень, які не задавалися явно під час запуску, використано базову конфігурацію донавчання, тоді як оптимізатор, швидкість навчання та коефіцієнт імпульсу подано за результатами автоматичного налаштування процесу оптимізації.

3.3.2 Оцінка процесу донавчання моделі просторової детекції

Процес донавчання моделі YOLO26 демонструє стабільну та послідовну оптимізацію впродовж усього циклу. Графіки зміни функцій втрат і метрик якості моделі YOLO26 на тренувальній та валідаційній вибірках наведено на рисунку 3.5.

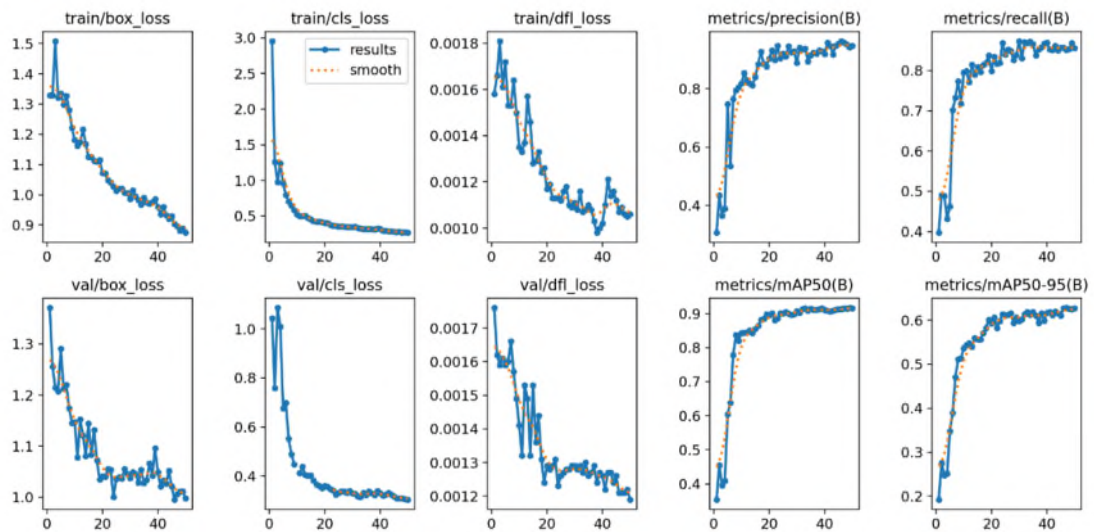


Рисунок 3.5 – Доновчання моделі YOLO26 на навчальній та валідаційній вибірках

Компоненти функції втрат як на тренувальній, так і на валідаційній вибірці мають виражену спадну тенденцію без ознак перенавчання чи розбіжності, що свідчить про здатність моделі узагальнювати ознаки об'єктів на валідаційній вибірці. Метрики якості детекції зростають інтенсивно на початкових етапах і поступово виходять на плато, демонструючи збіжність моделі до високих значень точності та повноти. Крива mAP50-95, що є більш вимогливим показником якості локалізації об'єктів, також стабільно зростає і стабілізується наприкінці донавчання, що підтверджує адаптацію моделі до специфіки задачі виявлення об'єктів на футбольному полі. Відповідні числові значення валідаційних метрик якості детекції моделі YOLO26 наведено в таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Динаміка валідаційних метрик якості детекції моделі YOLO26 під час донавчання

Epoch	Precision(B)	Recall(B)	mAP50(B)	mAP50-95(B)
1	0.30653	0.39707	0.35426	0.19244
10	0.81752	0.79511	0.84249	0.53597
20	0.90332	0.79919	0.89494	0.59309
30	0.88847	0.87351	0.90721	0.59836
40	0.91809	0.87013	0.90998	0.61681
47	0.95827	0.85103	0.91551	0.62827
50	0.94757	0.85553	0.91564	0.62744

Найвище значення mAP50-95(B) у таблиці 3.3 отримано на 47-й епосі, де цей показник становить 0,62827. Оскільки mAP50-95(B) враховує якість локалізації об'єктів за різних порогів, ця епоха є найбільш показовою з погляду узагальненої точності локалізації.

Додаткове оцінювання донавченої моделі YOLO26 на валідаційній вибірці виконано за допомогою кривих Precision-Confidence, Recall-Confidence та F1-Confidence. Вони дають змогу оцінити вплив порогу впевненості передбачень на точність, повноту та збалансовану якість детекції об'єктів.

Крива Precision-Confidence характеризує зміну точності детекції залежно від порогу впевненості передбачень. Зі збільшенням порогу значення Precision поступово зростає для всіх класів, що свідчить про зменшення кількості хибнопозитивних спрацювань. Для узагальненого показника всіх класів значення Precision досягає 1,00 при порозі 0,948, тобто за високого порогу модель залишає лише найбільш надійні передбачення. Графічне представлення залежності Precision від порогу впевненості передбачень наведено на рисунку 3.6.

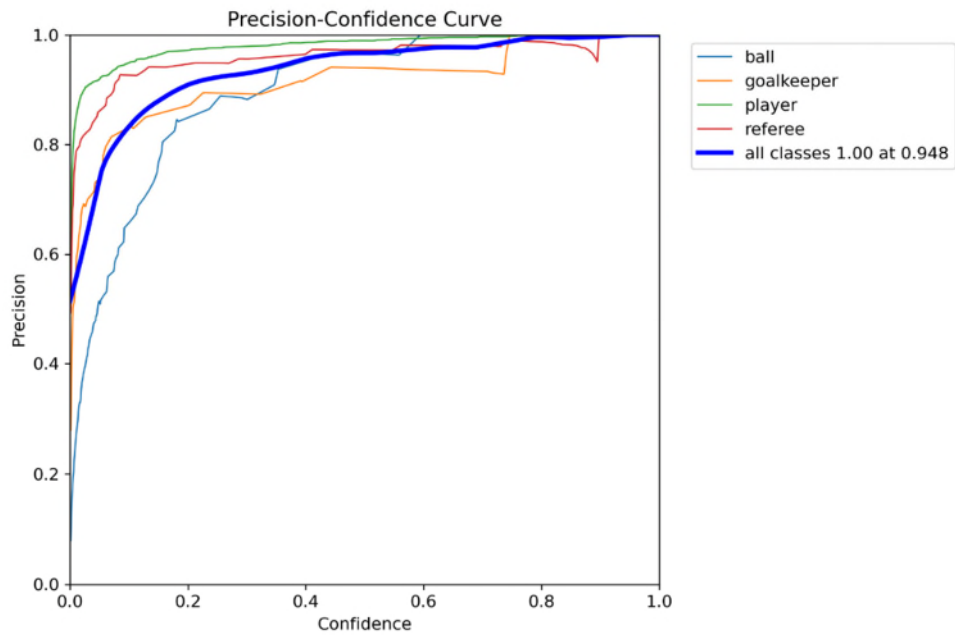


Рисунок 3.6 – Крива залежності Precision від порогу впевненості передбачень

Крива Recall-Confidence відображає зміну повноти детекції залежно від порогу впевненості передбачень. Зі збільшенням порогу значення Recall поступово знижується, оскільки частина менш упевнених передбачень відсіюється. Для всіх класів максимальне значення Recall становить 0,94 при порозі 0,000, що відповідає режиму збереження максимальної кількості передбачень. Графічне представлення цієї залежності наведено на рисунку 3.7.

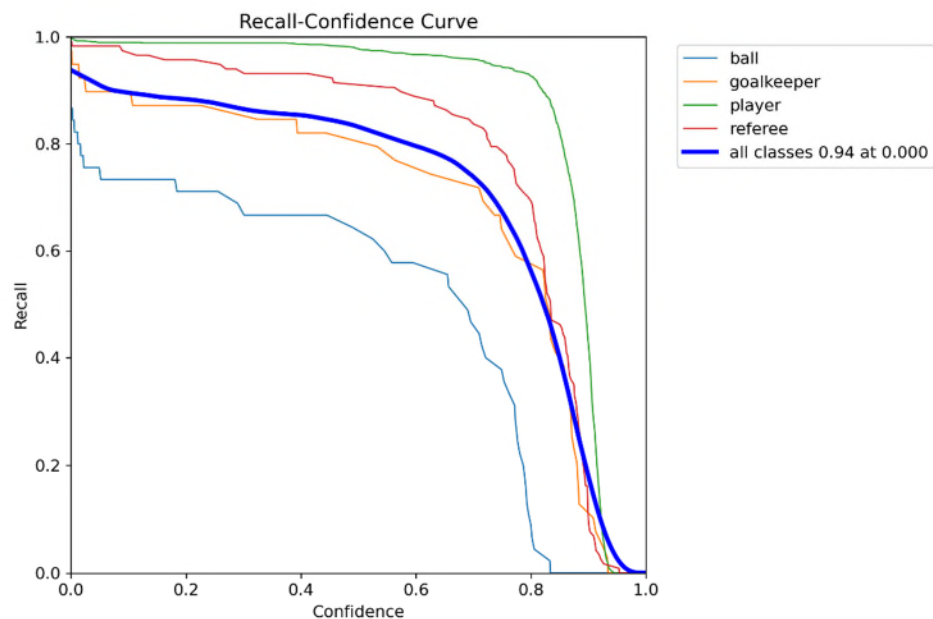


Рисунок 3.7 – Крива залежності Recall від порогу впевненості передбачень

Крива F1-Confidence узагальнює співвідношення між Precision та Recall і дає змогу визначити найбільш збалансований поріг впевненості. Для всіх класів максимальне значення F1-score становить 0,90 при порозі 0,409, що свідчить про оптимальне співвідношення між точністю та повнотою детекції. Саме ця крива є найбільш показовою для вибору робочого порогу, оскільки враховує одночасно хибнопозитивні та пропущені виявлення. Графічне представлення залежності F1-score від порогу впевненості передбачень наведено на рисунку 3.8.

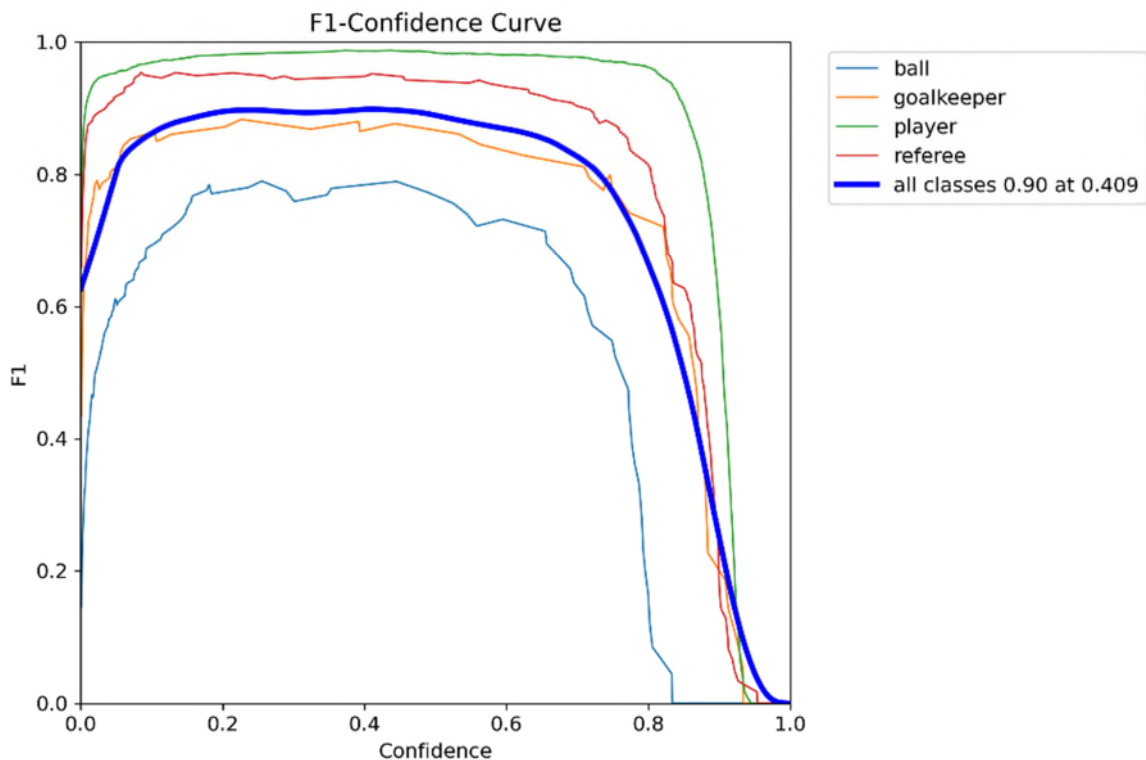


Рисунок 3.8 – Крива залежності F1-score від порогу впевненості передбачень

Нормалізована матриця помилок відображає розподіл правильних і помилкових передбачень між класами. Найкращі результати отримано для класів гравець та арбітр, тоді як складнішим для розпізнавання є клас м'яч через малий розмір об'єкта на зображеннях. Нормалізовану матрицю помилок донаведеної моделі YOLO26 наведено на рисунку 3.9.

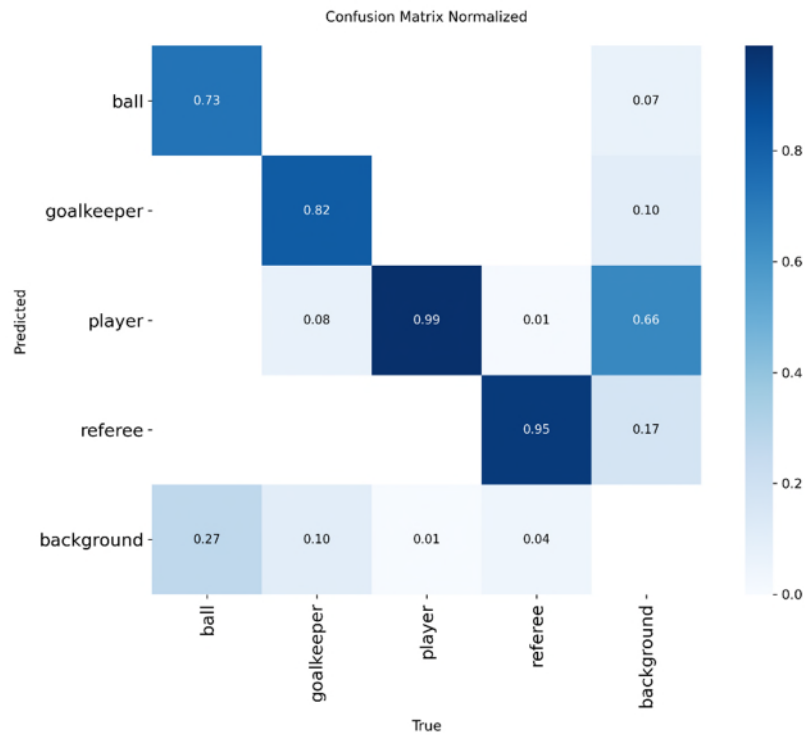


Рисунок 3.9 – Нормалізована матриця помилок донавченої моделі YOLO26

Отже, результати донавчання моделі YOLO26 підтверджують доцільність її використання для задачі детекції об'єктів на футбольному полі в рамках методу. Значення основних метрик якості свідчать про стабільну роботу моделі та її здатність коректно виявляти необхідні об'єкти.

3.3.3 Оцінка процесу донавчання моделі локалізації футбольного поля та його ключових точок

Процес донавчання моделі YOLO26-pose спрямований на підвищення якості визначення ключових точок футбольного поля. На відміну від моделі просторової детекції, ця модель має забезпечити не лише виявлення відповідної області поля, а й точне визначення положення опорних точок, які надалі використовуються для просторового перетворення координат. Динаміку зміни функцій втрат і метрик якості на навчальній та валідаційній вибірках наведено на рисунку 3.10.

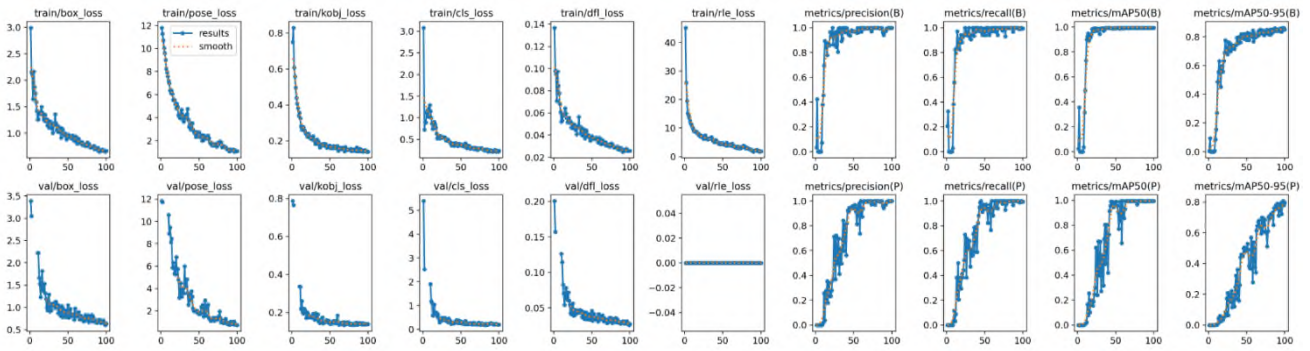


Рисунок 3.10 – Доновчання моделі YOLO26-pose на навчальній та валідаційній вибірках

Функції втрат моделі YOLO26-pose демонструють загальну тенденцію до зниження, що свідчить про поступову оптимізацію параметрів під час донавчання. Складові, пов'язані з обмежувальними рамками, стабілізуються швидше, тоді як показники ключових точок змінюються менш рівномірно. Це пояснюється тим, що модель має не лише визначити область футбольного поля, а й локалізувати його опорні координати.

Метрики обмежувальних рамок характеризують якість визначення області футбольного поля у кадрі. Вони дають змогу оцінити, наскільки точно модель локалізує відповідний об'єкт перед подальшим визначенням ключових точок. Відповідні числові значення валідаційних метрик обмежувальних рамок моделі YOLO26-pose наведено в таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 – Динаміка валідаційних метрик обмежувальних рамок моделі YOLO26-pose під час донавчання

Epoch	Precision(B)	Recall(B)	mAP50(B)	mAP50-95(B)
1	0.034	0.206	0.023	0.005
20	0.928	0.882	0.965	0.633
40	1	0.992	0.995	0.799
60	0.968	0.971	0.989	0.820
80	0.999	1	0.995	0.831
98	0.997	1	0.995	0.864

100	1	0.994	0.995	0.851
-----	---	-------	-------	-------

Метрики ключових точок безпосередньо відображають якість локалізації просторових орієнтирів футбольного поля. Саме ці показники є основними для оцінювання моделі YOLO26-pose у межах запропонованого методу, оскільки від точності визначення ключових точок залежить подальше просторове перетворення координат. Відповідні числові значення валідаційних метрик локалізації ключових точок моделі YOLO26-pose наведено в таблиці 3.5.

Таблиця 3.5 – Динаміка валідаційних метрик локалізації ключових точок моделі YOLO26-pose під час донавчання

Epoch	Precision(P)	Recall(P)	mAP50(P)	mAP50-95(P)
1	0	0	0	0
20	0.235	0.412	0.154	0.051
40	0.561	0.588	0.419	0.158
60	0.910	0.912	0.918	0.498
80	0.999	1	0.995	0.693
98	0.997	1	0.995	0.807
100	1	0.994	0.995	0.798

Порівняння таблиць 3.4 і 3.5 показує, що метрики обмежувальних рамок досягають високих значень раніше, ніж метрики локалізації ключових точок. На завершальних епохах значення Precision, Recall та mAP50 для обох типів оцінювання стають близькими, однак mAP50-95(P) залишається нижчим за mAP50-95(B). Це свідчить про те, що точна локалізація ключових точок за жорсткішими порогамі відповідності є складнішою задачею, ніж визначення обмежувальної області поля.

Найвище значення mAP50-95(P) отримано на 98-й епосі, де цей показник становить 0,807. На цій самій епосі серед наведених результатів зафіксовано також найвище значення mAP50-95(B), що становить 0,864. Ця епоха є найбільш

показовою для оцінювання донавченої моделі YOLO26-pose, оскільки вона забезпечує найкраще поєднання якості локалізації області поля та визначення його ключових точок.

Оскільки криві Precision-Confidence, Recall-Confidence та F1-Confidence використовуються для оцінювання впливу порогу впевненості на якість передбачень, для моделі YOLO26-pose доцільно розглядати їх саме для локалізації ключових точок. Це пов'язано з тим, що ключові точки є основним результатом роботи цієї моделі в межах запропонованого методу.

Крива Precision-Confidence характеризує зміну точності локалізації ключових точок залежно від порогу впевненості передбачень. Зі збільшенням порогу значення Precision поступово зростає та досягає 1,00 при порозі 0,840. Це свідчить про те, що за високого порогу модель залишає найбільш надійні передбачення ключових точок. Графічне представлення залежності Precision від порогу впевненості передбачень наведено на рисунку 3.11.

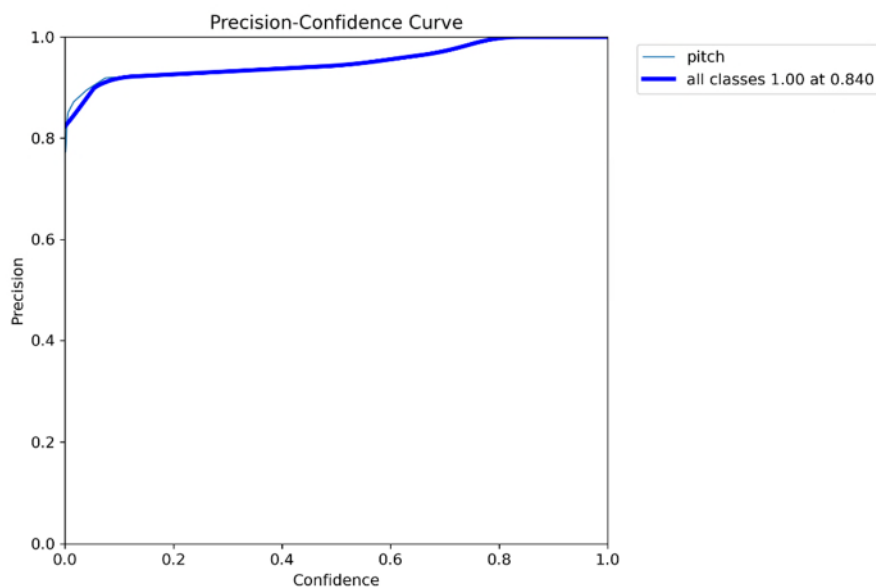


Рисунок 3.11 – Крива залежності Precision від порогу впевненості передбачень

Крива Recall-Confidence відображає зміну повноти локалізації ключових точок залежно від порогу впевненості передбачень. За низьких і середніх значень порогу модель зберігає максимальну повноту, а при значному підвищенні порогу Recall різко знижується через відсікання частини

передбачень. Для всіх класів максимальне значення Recall становить 1,00 при порозі 0,000. Графічне представлення цієї залежності наведено на рисунку 3.12.

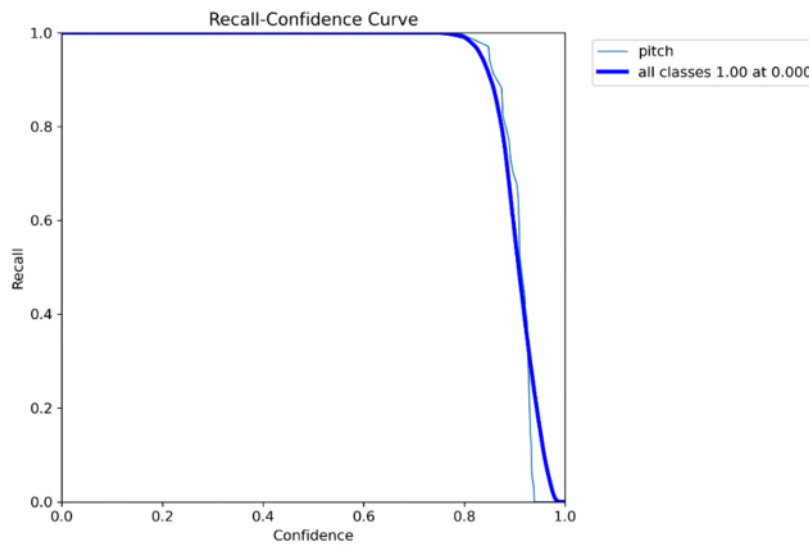


Рисунок 3.12 – Крива залежності Recall від порогу впевненості передбачень

Крива F1-Confidence відображає баланс між Precision та Recall під час локалізації ключових точок. Максимальне значення F1-score становить 0,99 при порозі 0,781, що відповідає найбільш збалансованому співвідношенню між точністю та повнотою. Графічне представлення залежності F1-score від порогу впевненості передбачень наведено на рисунку 3.13.

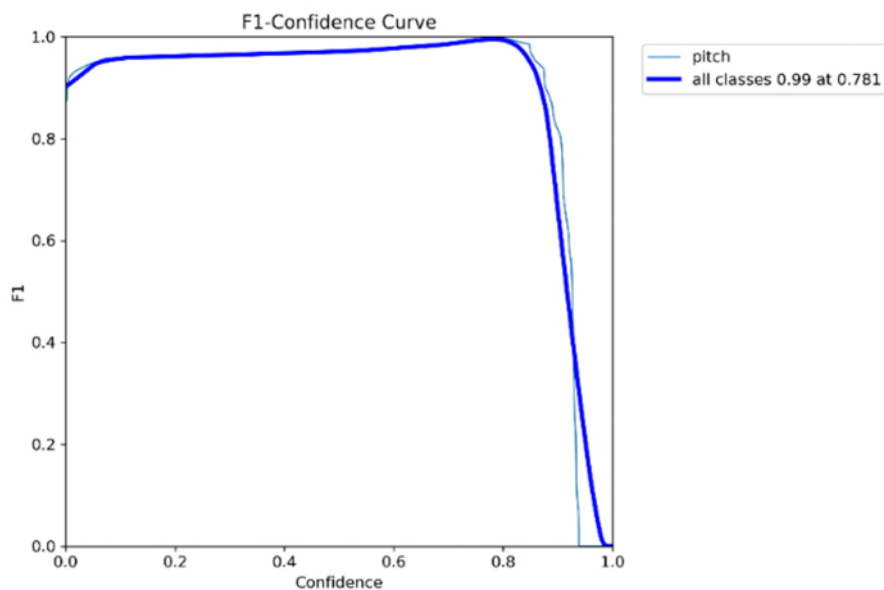


Рисунок 3.13 – Крива залежності F1-score від порогу впевненості передбачень

Нормалізована матриця помилок підтверджує коректне визначення класу поле на валідаційній вибірці. Нормалізовану матрицю помилок донавченої моделі YOLO26-pose наведено на рисунку 3.14.

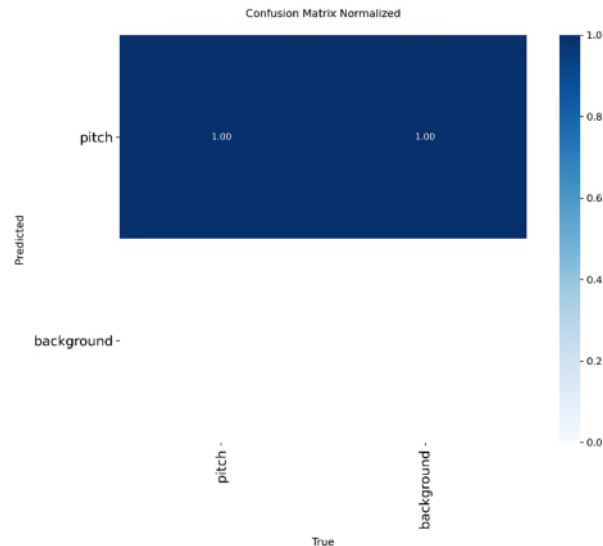


Рисунок 3.14 – Нормалізована матриця помилок для YOLO26-pose

Отже, результати донавчання моделі YOLO26-pose підтверджують доцільність її використання для визначення ключових точок футбольного поля у межах запропонованого методу. Значення валідаційних метрик і кривих якості свідчать про стабільну роботу моделі та її здатність коректно локалізувати просторові орієнтири поля.

3.3.4 Порівняльна оцінка результатів валідації з іншими дослідженнями

Для об'єктивного підтвердження якості та стабільності процесу донавчання отримані результати на валідаційній вибірці зіставлено з альтернативним дослідженням [45], автор якого реалізував архітектури YOLO11 та YOLO11-pose на ідентичних наборах даних. Використання спільного валідаційного датасету забезпечує коректні умови для прямого зіставлення метрик збіжності моделей.

Результати порівняння для задачі просторової детекції об'єктів футбольної сцени зведено у таблиці 3.6.

Таблиця 3.6 – Порівняння результатів донавчання моделей для задачі просторової детекції об'єктів футбольної сцени

Модель	Кількість epoch	Precision (B)	Recall (B)	mAP50 (B)	mAP50- 95 (B)
YOLO26	50	0.958	0.851	0.916	0.628
YOLO11 [45]	103	0.889	0.881	0.905	0.649

Як видно з результатів валідації, донавчена модель YOLO26 демонструє перевагу за окремими метриками якості детекції. Зокрема, вищий показник Precision(B) свідчить про меншу кількість хибнопозитивних спрацьовувань під час виявлення об'єктів. Значення mAP50(B) також є дещо вищим, що підтверджує якісну локалізацію об'єктів за базовим порогом відповідності.

Водночас модель YOLO11 має дещо вищі значення Recall(B) та mAP50-95(B), що вказує на кращу повноту виявлення об'єктів і точнішу локалізацію за жорсткіших порогів оцінювання. Попри це, донавчена модель YOLO26 досягає конкурентних результатів за меншої кількості epoch, тому її використання у межах запропонованого методу є обґрунтованим.

Аналогічне порівняння проведено для моделей YOLO26-pose та YOLO11-pose, які застосовуються для локалізації футбольного поля та визначення його ключових точок. Оскільки pose-модель під час валідації оцінюється як за обмежувальними рамками, так і за ключовими точками, спочатку зіставлено показники Precision(B), Recall(B), mAP50(B) та mAP50-95(B). Ці метрики характеризують якість визначення області поля у кадрі та дають змогу оцінити роботу детекційної складової pose-моделі. Результати порівняння наведено в таблиці 3.7.

Таблиця 3.7 – Порівняння результатів валідації pose-моделей за метриками обмежувальних рамок

Модель	Кількість епох	Precision (B)	Recall (B)	mAP50 (B)	mAP50-95 (B)
YOLO26-pose	100	0.997	1	0.995	0.864
YOLO11-pose [45]	317	1	1	0.995	0.995

За результатами таблиці 3.7 обидві моделі демонструють високі показники локалізації області футбольного поля. Значення Recall(B) та mAP50(B) є однаковими, а Precision(B) у YOLO26-pose лише незначно нижчий. Основна різниця спостерігається за mAP50-95(B), де YOLO11-pose має вищий результат, що свідчить про точнішу локалізацію області поля за жорсткіших порогів оцінювання.

Далі зіставлено метрики ключових точок, які характеризують якість визначення просторових орієнтирів футбольного поля. Результати порівняння Precision(P), Recall(P), mAP50(P) та mAP50-95(P) наведено в таблиці 3.8.

Таблиця 3.8 – Порівняння результатів валідації pose-моделей за метриками ключових точок

Модель	Кількість епох	Precision (P)	Recall (P)	mAP50 (P)	mAP50-95 (P)
YOLO26-pose	100	0.997	1	0.995	0.807
YOLO11-pose [45]	317	1	1	0.995	0.994

За результатами таблиці 3.8 модель YOLO26-pose досягає високих значень Precision(P), Recall(P) та mAP50(P), які майже збігаються з показниками YOLO11-pose. Найбільша відмінність спостерігається за mAP50-95(P): для YOLO26-pose цей показник становить 0,807, тоді як для YOLO11-pose – 0,994. Це свідчить про вищу точність локалізації ключових точок у моделі з альтернативного дослідження за жорсткіших порогів оцінювання.

Водночас донавчання моделі YOLO26-pose виконувалося протягом 100 епох, тоді як у порівнюваному дослідженні модель YOLO11-pose навчалася протягом 317 епох. За таких умов YOLO26-pose досягає близьких значень Precision, Recall та mAP50 для обмежувальних рамок і ключових точок за меншої тривалості навчання. Водночас за більш вимогливими метриками mAP50-95(B) та mAP50-95(P) перевага залишається за YOLO11-pose.

Отже, аналіз результатів на валідаційній вибірці підтверджує високу енергоефективність, швидку збіжність та конкурентну точність розроблених моделей, що дозволяє перейти до фінального етапу наскрізного тестування методу.

3.4 Тестування методу та оцінка результатів просторової трансформації

3.4.1 Результати тестування моделей на відкладеній тестовій вибірці

Тестування моделей на даних, що не використовувалися під час донавчання, є необхідним етапом для перевірки їхньої узагальнювальної здатності та практичної придатності в умовах реальних футбольних матчів.

Для оцінювання результатів використано набір параметрів, що визначає умови прийняття передбачень та їх зіставлення з еталонною розміткою. Поріг впевненості задає мінімальний рівень достовірності виявленого об'єкта або області поля, а поріг IoU, тобто коефіцієнт перетину над об'єднанням, використовується для перевірки просторової відповідності між передбаченими та еталонними обмежувальними рамками. Окремо враховано параметри, пов'язані з ключовими точками: мінімальний рівень їхньої впевненості та допустиме відхилення від еталонних координат. Ці параметри безпосередньо впливають на кількість зарахованих правильних, хибних і пропущених передбачень, тому їх фіксація є необхідною перед розрахунком Precision, Recall, F1-score та mAP. Значення використаних параметрів наведено в таблиці 3.9.

Таблиця 3.9 – Параметри тестування моделей на відкладеній тестовій вибірці

Параметр	Значення
Поріг впевненості передбачення	0.250
Поріг IoU для зіставлення обмежувальних рамок	0.50
Поріг впевненості ключових точок	0.25
Допустима похибка ключової точки відносно діагоналі кадру	0.015

Наведені в таблиці 3.9 параметри застосовано для уніфікованого оцінювання результатів детекції об'єктів, локалізації області футбольного поля та визначення ключових точок. Їх використання забезпечує однакові умови відбору передбачень і зіставлення їх з еталонною розміткою.

Після визначення параметрів тестування модель YOLO26 оцінено на відкладеній тестовій вибірці за категоріями: гравець, воротар і м'яч. Для кожної категорії враховано кількість об'єктів еталонної розмітки та розраховано Precision, Recall, F1-score і mAP. Результати тестування моделі YOLO26 наведено в таблиці 3.10.

Таблиця 3.10 – Результати тестування моделі YOLO26 на відкладеній тестовій вибірці

Категорія оцінювання	Precision	Recall	F1-score	mAP	Кількість
Гравець	0.965	0.99	0.977	0.988	499
Воротар	0.867	0.684	0.765	0.669	19
М'яч	0.895	0.708	0.791	0.694	24
Макросереднє значення	0.909	0.794	0.844	0.784	542

Результати, наведені в таблиці 3.10, показують, що найвищі значення Precision, Recall, F1-score та mAP отримано для категорії оцінювання «гравець». Це пояснюється найбільшою кількістю об'єктів цієї категорії в тестовій вибірці та сприятливими умовами їх виявлення в окремих тестових кадрах. Зокрема, на тестових зображеннях гравці переважно розташовані на відкритій площині поля, достатньо відокремлені один від одного та не утворюють значної кількості складних перекриттів. Такі умови сприяють стабільнішому формуванню обмежувальних рамок і зменшують вплив окремих помилок на підсумкові метрики. Нижчі показники для категорій «воротар» і «м'яч» пов'язані з меншою кількістю тестових об'єктів та специфікою їх виявлення: воротар трапляється рідше й може мати візуальну подібність до польових гравців, а м'яч є малим об'єктом і чутливішим до пропусків або неточної локалізації. Для узагальнення результатів використано макросередні значення метрик.

Для моделі YOLO26-pose результати тестування подано за двома категоріями оцінювання: локалізацією області футбольного поля та визначенням ключових точок. Область поля оцінюється за відповідністю передбаченої обмежувальної рамки еталонній розмітці. Для ключових точок враховується точність їх розташування відносно еталонних координат. Для кожної категорії розраховано Precision, Recall, F1-score і mAP. Результати тестування моделі YOLO26-pose наведено в таблиці 3.11.

Таблиця 3.11 – Результати тестування моделі YOLO26-pose на відкладеній тестовій вибірці

Категорія оцінювання	Precision	Recall	F1-score	mAP	Кількість
Область футбольного поля	1	1	1	1	28
Ключові точки футбольного поля	0.875	0.824	0.849	0.791	426
Макросереднє значення	0.938	0.912	0.925	0.896	454

Результати, наведені в таблиці 3.11, показують, що найвищі значення Precision, Recall, F1-score та mAP отримано для категорії «область футбольного поля». Це пояснюється тим, що область поля є найбільшим і чітко вираженим об'єктом футбольної сцени, займає значну частину кадру та має стабільні візуальні ознаки, зокрема площину газону і лінії розмітки. Через це її обмежувальна рамка визначається стабільніше, а незначні відхилення меж менше впливають на результат порівняно з точковою локалізацією. Нижчі показники для категорії «ключові точки футбольного поля» пов'язані з необхідністю точного визначення окремих просторових орієнтирів поля, оскільки навіть незначне зміщення точки від еталонних координат впливає на результат. Макросередні значення метрик узагальнюють оцінку за обома категоріями.

Отже, результати тестування на відкладеній тестовій вибірці свідчать, що YOLO26 забезпечує достатню якість детекції об'єктів футбольної сцени, а YOLO26-pose коректно локалізує область поля та визначає ключові точки. Макросередні значення Precision, Recall, F1-score та mAP узагальнюють якість роботи моделей.

3.4.2 Візуалізація та аналіз просторової трансформації

Для аналізу просторової трансформації взято тестовий відеофрагмент футбольного матчу, що містить реальну ігрову сцену з перспективним спотворенням, різною віддаленістю гравців від камери та видимими елементами розмітки поля. Початковий кадр без графічних накладань відображає вихідний стан сцени перед виконанням детекції об'єктів, визначенням ключових точок поля та перетворенням координат у площину 2D-моделі. Такий кадр дає змогу порівняти початкове зображення з подальшими результатами просторової трансформації та оцінити, як піксельні координати гравців переносяться у координатну систему футбольного поля. Вхідний кадр тестового відеофрагмента наведено на рисунку 3.15.

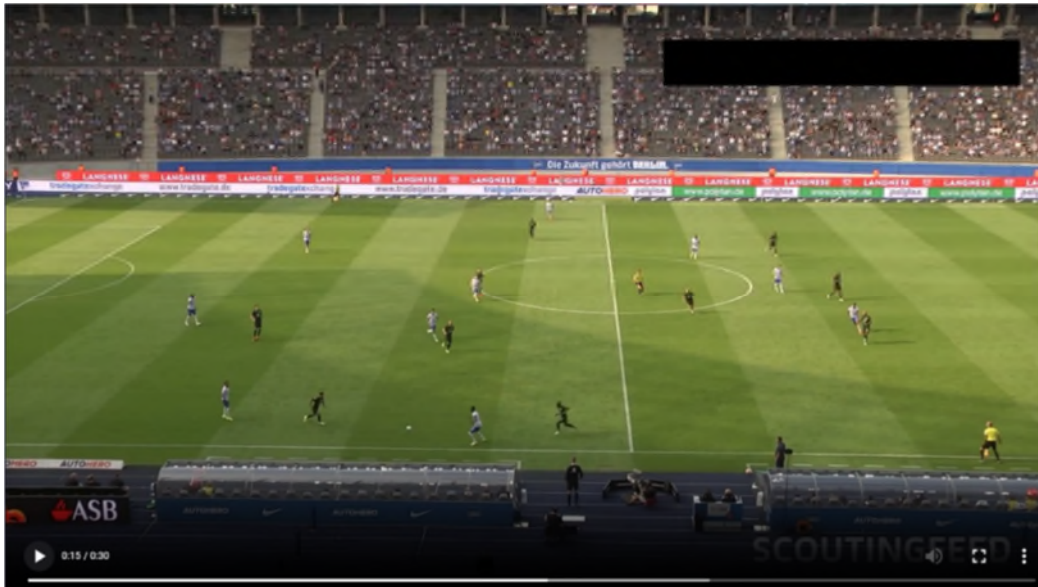


Рисунок 3.15 – Вхідний кадр тестового відеофрагмента

У процесі оброблення відеофрагмента виконується просторова трансформація координат виявлених гравців із площини відеокадру на 2D-модель футбольного поля. Результат такого перетворення наведено на рисунку 3.16, що дає змогу візуально зіставити положення гравців у кадрі з їхнім розташуванням у площині поля.

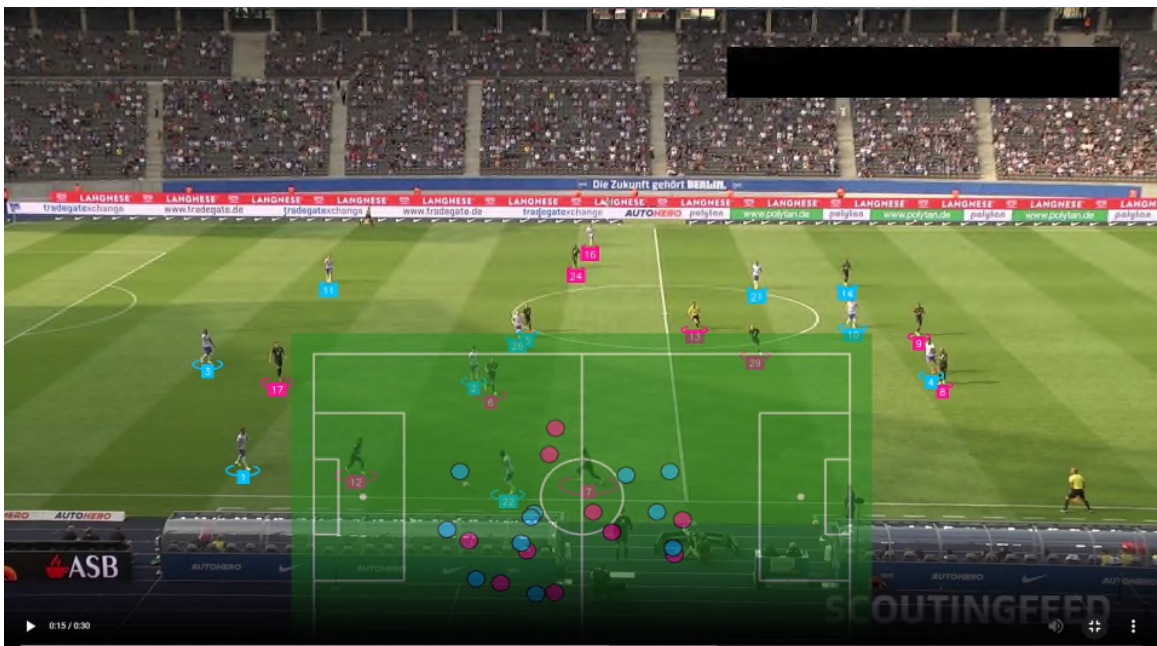


Рисунок 3.16 – Просторова трансформація положення гравців на 2D-модель футбольного поля

Для кількісного аналізу просторової трансформації потрібні показники для всього тестового відеофрагмента. Вони характеризують стабільність побудови гомографії, похибку репроекції ключових точок поля та кількість точок, які брали участь у формуванні просторового перетворення. Окреме подання цих показників підтверджує, що перенесення координат на 2D-модель поля зберігається не лише для окремого кадру, а протягом усього відеофрагмента. Узагальнені результати просторової трансформації містить таблиця 3.12.

Таблиця 3.12 – Показники просторової трансформації на тестовому відеофрагменті

Показник	Значення
Усього кадрів відеофрагмента	750
Кадрів з успішною просторовою трансформацією	750
Частка кадрів з успішною трансформацією, %	100
Середня похибка репроекції, см	255.964
Медіанна похибка репроекції, см	259.872
Середня частка узгоджених ключових точок	0.4
Середня кількість ключових точок для побудови гомографії	10

Наведені показники в таблиці 3.12 характеризують геометричний етап просторової трансформації, у межах якого координати з площини відеокадру переносяться до площини 2D-моделі футбольного поля. Просторове перетворення сформовано для всіх 750 кадрів, тому частка кадрів з успішною трансформацією становить 100%.

Оскільки розміри 2D-моделі футбольного поля задані в сантиметрах, похибку репроекції також подано в сантиметрах. Середня похибка становить 255.964 см, а медіанна – 259.872 см, що відповідає приблизно 2.56 м та 2.60 м. Ці

значення відображають відхилення між ключовими точками поля після перетворення та їх очікуваним положенням на 2D-моделі. Похибка зумовлена умовами реального відео: перспективою зйомки, нечіткістю або перекриттям розмітки та зміщенням окремих ключових точок. Тому наведені показники характеризують якість геометричного узгодження кадру з моделлю поля.

Частка узгоджених ключових точок у середньому становить 0.4. Це означає, що для побудови гомографії використовувалася не вся множина знайдених точок, а лише ті точки, які найкраще відповідають геометрії футбольного поля. Інші точки могли мати відхилення через перспективні спотворення, неповну видимість або похибки локалізації. Кількість ключових точок у середньому дорівнює 10, що є достатнім для побудови гомографії, оскільки для такого перетворення мінімально потрібно чотири пари відповідних точок.

Отже, результати підтверджують стабільне формування просторової трансформації на всьому відеофрагменті, а наявні відхилення пояснюються складністю геометричного узгодження футбольної сцени з 2D-моделлю поля.

3.5 Висновки до розділу 3

У третьому розділі подано програмну реалізацію методу визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору. Розглянуто засоби розробки, структуру вебзастосунку, процес донавчання моделей, тестування на відкладеній тестовій вибірці та оцінювання результатів просторової трансформації координат.

Програмна реалізація побудована як взаємодія функціональних модулів, що забезпечують виявлення об'єктів футбольної сцени, визначення області поля та ключових точок, класифікацію гравців за командами і просторову трансформацію координат на 2D-модель футбольного поля. Створений вебзастосунок забезпечує завантаження моделей, оброблення футбольного відеопотоку та візуалізацію отриманих результатів.

У межах експериментальної частини проведено донавчання моделей YOLO26 та YOLO26-pose. Результати валідації показали, що донавчені моделі досягають достатнього рівня точності для використання у запропонованому методі, а порівняння з іншими моделями підтвердило конкурентність отриманих результатів за основними метриками якості.

Результати тестування на відкладеній тестовій вибірці підтвердили придатність моделей для практичного застосування в межах методу. Модель YOLO26 забезпечує детекцію основних об'єктів футбольної сцени, а модель YOLO26-pose виконує локалізацію області футбольного поля та визначення його ключових точок. Макросередні значення Precision, Recall, F1-score та mAP дали змогу узагальнити якість роботи моделей.

Окремо перевірено просторову трансформацію координат на тестовому відеофрагменті. Просторова трансформація сформувалася для всіх 750 кадрів, що підтверджує можливість перенесення координат гравців із відеокадру на 2D-модель футбольного поля. Наявні відхилення репроекції пояснюються умовами реального футбольного відео, зокрема перспективою зйомки, видимістю розмітки та складністю геометричного узгодження сцени з моделлю поля.

Отже, розроблено метод визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору.

Загальні висновки

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра було підвищення точності визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору. Для досягнення мети розроблено метод, що поєднує виявлення об'єктів футбольної сцени, визначення ключових точок поля, класифікацію гравців за командною належністю та просторову трансформацію координат на основі гомографії.

Поставлені завдання виконано: проаналізовано методи комп'ютерного зору та існуючі програмні засоби для тактичного аналізу спортивних відеоданих, реалізовано метод визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору, підготовлено набір відеоданих та створено програмну реалізацію розробленого методу, проведено тестування програмної реалізації та валідацію методу за визначеними метриками оцінювання.

Створений вебзастосунок забезпечує оброблення футбольного відеопотоку, виконання просторової трансформації координат і відображення положення гравців на 2D-моделі поля.

Експериментальне оцінювання підтвердило працездатність методу на тестових даних. Отримані значення Precision, Recall, F1-score та mAP засвідчили достатню якість виявлення об'єктів футбольної сцени та локалізації ключових точок поля. Макросередні значення метрик дали змогу узагальнити результати оцінювання.

Просторова трансформація сформувалася для всіх 750 кадрів тестового відеофрагмента, що підтверджує можливість побудови гомографії та перенесення координат гравців на 2D-модель поля.

Отже, результати розробки та тестування підтверджують досягнення мети кваліфікаційної роботи щодо підвищення точності визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору.

Перелік посилань

1. Mallick S. Object Tracking using OpenCV (C++/Python). LearnOpenCV. URL: <https://learnopencv.com/object-tracking-using-opencv-cpp-python/>.
2. Law 1 – The Field of Play. Laws of the Game | IFAB. URL: <https://www.theifab.com/laws/latest/the-field-of-play/#field-markings>.
3. Yeung C., Ide K., Someya T., Fujii K. OpenSTARLab: open approach for spatio-temporal agent data analysis in soccer. *Complex & Intelligent Systems*. 2025. Vol. 11. 342. DOI: 10.1007/s40747-025-01965-y. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s40747-025-01965-y>.
4. MacInnes P. Sky Sports launches 'multiview' in revamp of Premier League coverage. The Guardian. URL: <https://www.theguardian.com/football/2025/aug/12/sky-sports-launches-multiview-in-revamp-of-premier-league-coverage>.
5. Zheng F., Al-Hamid D. Z., Chong P. H. J., Yang C. A Review of Computer Vision Technology for Football Videos. *Information*. 2025. Vol. 16, No. 5. 355. DOI: 10.3390/info16050355. URL: https://www.researchgate.net/publication/391264379_A_Review_of_Computer_Vision_Technology_for_Football_Videos.
6. What is a graph database. Neo4j. URL: <https://neo4j.com/docs/getting-started/graph-database/>.
7. Nanos G. Fast R-CNN: What is the Purpose of the ROI Layers? Baeldung. URL: <https://www.baeldung.com/cs/fast-r-cnn-roi-layers>.
8. Ananth S. Fast R-CNN for object detection. A technical summary. Medium. URL: <https://medium.com/data-science/fast-r-cnn-for-object-detection-a-technical-summary-a0ff94faa022>.
9. Object Detection Tutorial with SSD and OpenCV. Codez Up. URL: <https://codezup.com/object-detection-tutorial-ssd-opencv/>.

10. Hui J. SSD object detection: Single Shot MultiBox Detector for real-time processing. Medium. URL: <https://jonathan-hui.medium.com/ssd-object-detection-single-shot-multibox-detector-for-real-time-processing-9bd8deac0e06>.
11. Buhl N. YOLO Object Detection Explained: A Beginner's Guide. Encord. URL: <https://encord.com/blog/yolo-object-detection-guide/>.
12. Torres J. What is YOLOv8? Exploring its Cutting-Edge Features. Yolov8.org. URL: <https://yolov8.org/what-is-yolov8/>.
13. Maglo A., Orcesi A., Denize J., Pham Q. C. Individual Locating of Soccer Players from a Single Moving View. *Sensors*. 2023. Vol. 23, No. 18. 7938. DOI: 10.3390/s23187938. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/18/7938>.
14. Somers V., Joos V., Cioppa A., Giancola S., Ghasemzadeh S. A., Magera F., Standaert B., Mansourian A. M., Zhou X., Kasaei S., Ghanem B., Alahi A., Van Droogenbroeck M., De Vleeschouwer C. SoccerNet Game State Reconstruction: End-to-End Athlete Tracking and Identification on a Minimap. *arXiv*. 2024. arXiv:2404.11335. URL: <https://arxiv.org/html/2404.11335v1>.
15. sn-gamestate. GitHub. URL: https://github.com/SoccerNet/sn-gamestate/blob/main/images/gsr_baseline_architecture.jpg.
16. Cao W., Wang X., Liu X., Xu Y. A deep learning framework for multi-object tracking in team sports videos. *IET Computer Vision*. 2024. Vol. 18, No. 5. P. 574–590. DOI: 10.1049/cvi2.12266. URL: https://www.researchgate.net/publication/377082537_A_deep_learning_framework_for_multi-object_tracking_in_team_sports_videos.
17. LiveTag.Pro | All-In-One sports video and performance. Livetag.Pro. URL: <https://livetag.pro/en>.
18. Catapult Pro Video | Performance Analysis Software. Catapult. URL: <https://www.catapult.com/solutions/pro-video>.
19. Sports Video Analysis Software. Catapult. URL: <https://www.catapult.com/solutions/video-analysis>.
20. How to Use Soccer Statistics to Improve. Trace. URL: <https://traceup.com/academy/how-to-use-soccer-statistics-to-improve>.

21. Introducing PlayerCam: The Personal Videographer for Soccer Moms and Dads. Trace. URL: <https://traceup.com/academy/introducing-playercam-trace-soccer-camera-latest-feature>.
22. Sapkota R., Cheppally R. H., Sharda A., Karkee M. YOLO26: Key Architectural Enhancements and Performance Benchmarking for Real-Time Object Detection. *arXiv*. 2025. arXiv:2509.25164. URL: <https://arxiv.org/html/2509.25164>.
23. Vina A. Choosing the right Ultralytics YOLO model. Ultralytics. URL: <https://www.ultralytics.com/blog/ultralytics-yolo26-vs-yolo11-vs-yolov8-which-one-should-you-use>.
24. Chakrabarty S. YOLO26 Pose Estimation: Real-Time Keypoint Tutorial. LearnOpenCV. URL: <https://learnopencv.com/yolo26-pose-estimation-tutorial/>.
25. Maji D., Nagori S., Mathew M., Poddar D. YOLO-Pose: Enhancing YOLO for Multi Person Pose Estimation Using Object Keypoint Similarity Loss. *arXiv*. 2022. arXiv:2204.06806. URL: <https://arxiv.org/abs/2204.06806>.
26. SigLIP. Hugging Face. URL: https://huggingface.co/docs/transformers/model_doc/siglip.
27. David M. Google's SigLIP: A Significant Momentum in CLIP's Framework. Analytics Vidhya. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2024/10/googles-siglip/>.
28. Luna F. UMAP: An alternative dimensionality reduction technique. Medium. URL: <https://medium.com/mcd-unison/umap-an-alternative-dimensionality-reduction-technique-7a5e77e80982>.
29. Byrd J. Data Clustering: Intro, Methods, Applications. Encord. URL: <https://encord.com/blog/data-clustering-intro-methods-applications/>.
30. football-players-detection Computer Vision Model. Roboflow Universe. URL: <https://universe.roboflow.com/roboflow-jvuqo/football-players-detection-3zvbc>.
31. football-field-detection Computer Vision Model. Roboflow Universe. URL: <https://universe.roboflow.com/roboflow-jvuqo/football-field-detection-f07vi>.

32. DFL Bundesliga 460 MP4 Videos in 30Sec. + CSV. Kaggle. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/saberghaderi/-dfl-bundesliga-460-mp4-videos-in-30sec-csv>.
33. Key Object Detection Metrics for Computer Vision. Roboflow Blog. URL: <https://blog.roboflow.com/object-detection-metrics/>.
34. About Python. Python.org. URL: <https://www.python.org/about/>.
35. OpenCV | Open Source Computer Vision Library. OpenCV. URL: <https://opencv.org/>.
36. Ultralytics YOLO | Computer Vision Models Documentation. Ultralytics. URL: <https://docs.ultralytics.com/>.
37. Get Started. PyTorch. URL: <https://pytorch.org/get-started/locally/>.
38. Supervision – Roboflow. Roboflow. URL: <https://supervision.roboflow.com/latest/>.
39. NumPy documentation — NumPy v2.5.dev0 Manual. NumPy. URL: <https://numpy.org/devdocs/>.
40. Transformers | Machine Learning Models Library. Hugging Face. URL: <https://huggingface.co/docs/transformers/>.
41. UMAP Learn | Dimensionality Reduction Library Documentation. UMAP. URL: <https://umap-learn.readthedocs.io/>.
42. KMeans — scikit-learn 1.8.0 documentation. Scikit-learn. URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.cluster.KMeans.html>.
43. Streamlit | App Framework for Machine Learning and Data Science. Streamlit. URL: <https://streamlit.io/>.
44. Aspire 7 Laptop – A715-42G-R2M7. Acer Store. URL: <https://store.acer.com/en-us/aspire-7-laptop-a715-42g-r2m7>.
45. football_analysis/tracking/keypoints_tracker.py at master. GitHub. URL: https://github.com/mradovic38/football_analysis/tree/master.

ДОДАТКИ

Додаток А

Програмні коди

Посилання на репозиторій з програмним кодом розробленого методу:
https://github.com/star110n/Bachelor_Thesis_Oliasiuk_CS-22-1.



Структура репозиторію наступна:

- головний файл програмної реалізації (`main.py`). Містить основний код вебзастосунку для оброблення футбольного відеопотоку, завантаження моделей комп'ютерного зору, виконання детекції об'єктів, визначення ключових точок поля, просторового перетворення координат та відображення результатів на 2D-моделі футбольного поля;

- модулі аналізу футбольної сцени (`football_analysis`). Містять допоміжний код для реалізації окремих етапів методу, зокрема візуалізацію футбольного поля, оброблення положення м'яча, класифікацію гравців за командною належністю, перетворення координат на основі гомографії та конфігурацію геометричних параметрів 2D-моделі поля;

- модулі для донавчання моделей (`models_training_scripts`). Містять файли для донавчання моделей комп'ютерного зору, зокрема моделі YOLO26 для детекції об'єктів футбольної сцени та моделі YOLO26-pose для локалізації футбольного поля і визначення його ключових точок.

Додаток Б

Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

НА ТЕМУ: «МЕТОД ВИЗНАЧЕННЯ ПРОСТОРОВОГО ПОЛОЖЕННЯ
ФУТБОЛЬНИХ ГРАВЦІВ НА 2D-МОДЕЛІ ПОЛЯ ЗАСОБАМИ
КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ»



Виконав:

студент 4 курсу, група КН-22-1

Дмитро **ОЛЯСЮК**



Керівник:

к.т.н., доцент кафедри КН

Руслан **БАГРІЙ**

Актуальність

Визначення просторового положення футбольних гравців є ключовим для аналізу їх руху та взаємодії під час матчу. Автоматизація цього процесу за допомогою методів комп'ютерного зору дозволяє визначати положення гравців і формувати дані для об'єктивного аналізу їх переміщень на полі.

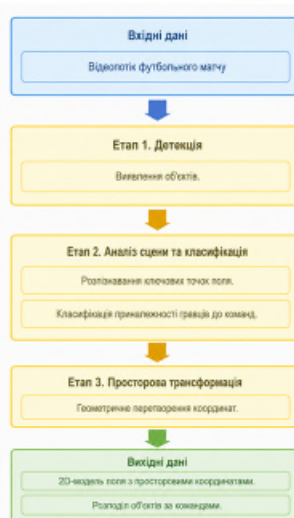
Мета та завдання

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення точності визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору.

Для досягнення поставленої мети потрібно виконати такі завдання:

- провести аналіз методів комп'ютерного зору та існуючих програмних засобів для тактичного аналізу спортивних відеоданих;
- розробити метод визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору;
- підготувати набір відеоданих та створити програмну реалізацію розробленого методу;
- провести тестування програмної реалізації та валідацію методу за визначеними метриками оцінювання.

Загальна структурна схема методу визначення просторового положення футбольних гравців



Нейромережеві моделі, що використовуються

Модель YOLO26 використовується для виявлення об'єктів футбольної сцени у кадрах відеопотоку. Модель YOLO26-rose застосовується для локалізації футбольного поля та визначення його ключових точок. Для класифікації гравців за командною належністю використовується блок трансформерної моделі SigLIP під назвою Image Encoder, який перетворює вирізані зображення гравців у векторні ознаки.

Загальна схема класифікації команд



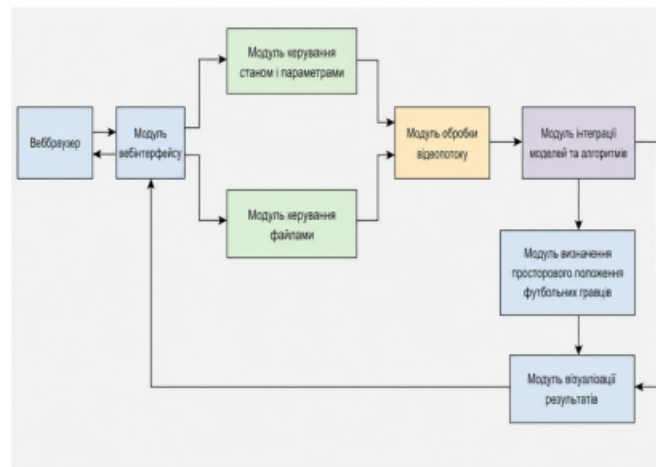
Схема обчислення просторової трансформації координат



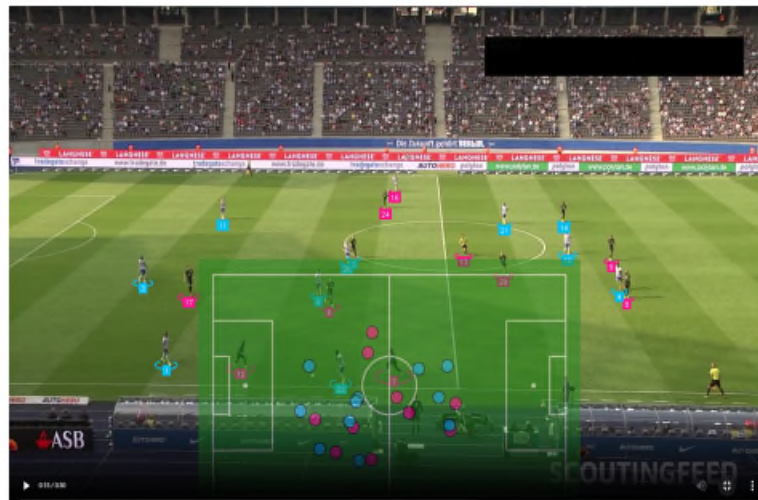
Розподіл даних за вибірками в обраних наборах даних

Набір даних	Тип даних	Навчальна	Валідаційна	Тестова
football-players-detection	Зображення	298 (80%)	49 (13%)	25 (7%)
football-field-detection	Зображення	255 (80%)	34 (11%)	28 (9%)
DFL Bundesliga	Відео	–	відсутня	36

Схема взаємодії основних модулів вебзастосунку



Візуалізація результатів визначення просторового положення футбольних гравців



Показники просторової трансформації на тестовому відеофрагменті

Показник	Значення
Усього кадрів відеофрагмента	750
Кадрів з успішною просторовою трансформацією	750
Частка кадрів з успішною трансформацією, %	100
Середня похибка репроекції, см	255.964
Медіанна похибка репроекції, см	259.872
Середня частка узгоджених ключових точок	0.4
Середня кількість ключових точок для побудови гомографії	10

Результати тестування моделі YOLO26 на відкладеній тестовій вибірці

Категорія оцінювання	Precision	Recall	F1-score	mAP	Кількість
Гравець	0.965	0.99	0.977	0.988	499
Воротар	0.867	0.684	0.765	0.669	19
М'яч	0.895	0.708	0.791	0.694	24
Макросереднє значення	0.909	0.794	0.844	0.784	542

Результати тестування моделі YOLO26-pose на відкладеній тестовій вибірці

Категорія оцінювання	Precision	Recall	F1-score	mAP	Кількість
Область футбольного поля	1	1	1	1	28
Ключові точки футбольного поля	0.875	0.824	0.849	0.791	426
Макросереднє значення	0.938	0.912	0.925	0.896	454

Висновки

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра було підвищення точності визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору. Для досягнення поставленої мети розроблено метод, що поєднує виявлення об'єктів футбольної сцени, визначення ключових точок поля, класифікацію гравців за командною належністю та просторову трансформацію координат на основі гомографії.

Експериментальне оцінювання підтвердило працездатність методу на тестових даних. Отримані значення Precision, Recall, F1-score та mAP засвідчили достатню якість виявлення об'єктів футбольної сцени та локалізації ключових точок поля. Макросередні значення метрик дали змогу узагальнити результати оцінювання.

Отже, результати розробки та тестування підтверджують досягнення мети кваліфікаційної роботи щодо підвищення точності визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору.

Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Дмитро ОЛЯСЮК

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору

Науковий керівник: Руслан БАГРІЙ, к.т.н., доцент

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 4.35%

Коефіцієнт подібності 2: 2.41%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 1

Інтервали: 0

Білі знаки: 112

Дата створення звіту: 2026-06-08 11:22:47.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2026-06-08

Дата

експерт

Петровський С.С. Та



Mon Jun 08 10:40:43 EEST 2026, Петровський Сергій Степанович, Хмельницький національний університет, ХНУ

Anti-Plagiarism (http://ap.km.ua) v-16.718

Максимальне співпадіння з одним документом 3.0%

Словники перевірки: UA, US, RU. **Помилки в документах: 17%**

ID: 274024 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору Додано в БД: 2026-06-08 Автора: Дмитро ОЛЯСЮК Керівники: Руслан БАГРІЙ Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	74285	615	4053 (5%)	53 (9%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору

Автор студент групи КН-22-1 Дмитро Олясюк

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: к.т.н., доц. каф. комп'ютерних наук Руслан Багрій

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмними засобами комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	відповідає
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та Доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укряття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	відсутні

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі Дмитра Олясюка, не є плагіатом, оскільки: запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; до запозичень входять фрагменти, які не мають авторства і містять поширені конструкції та загальновідомі терміни, скорочення. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином, робота є законною та приймається до захисту.

Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою Anti-Plagiarism: 3%;

- за системою StrikePlagiarism КПІ: 4.35%

10.06.2026

Завідувач кафедри

Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми

Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи

Руслан БАГРІЙ



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МОН УКРАЇНИ



Кафедра комп'ютерних наук

**ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА
на кваліфікаційну роботу бакалавра**

студента *гр. КН-22-1 Олясюка Дмитра Віталійовича*

за темою Метод визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору

1. Актуальність теми

Актуальність теми обґрунтована потребою автоматизації просторового аналізу футбольних відеоданих для оцінювання руху, взаємодії та тактичної організації гравців під час матчу. Особливістю теми є застосування засобів комп'ютерного зору для детекції об'єктів футбольної сцени, визначення ключових точок поля, класифікації гравців за командами та перенесення їх координат на 2D-модель поля.

2. Відповідність роботи предметній області Стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки

Тема кваліфікаційної роботи "Метод визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору" відповідає предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та вимогам до кваліфікаційної роботи бакалавра. Результатом роботи є метод, що поєднує виявлення об'єктів футбольної сцени, локалізацію ключових точок поля, класифікацію гравців за командною належністю та просторову трансформацію координат на основі гомографії. Для вирішення завдань використано методи комп'ютерного зору, нейромережевої детекції, кластеризації візуальних ознак, проєктивної геометрії та оцінювання моделей.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

Олясюк Д. В. продемонстрував високий рівень професійної підготовки, здатність до самостійного опрацювання складних технічних питань, аналітичне мислення та відповідальний підхід до виконання поставлених завдань.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Робота виконана самостійно, академічного плагіату не виявлено, усі запозичення оформлено з відповідними посиланнями на джерела. Рівень подібності не перевищує допустимої межі.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

При виконанні роботи студент проявив високий рівень володіння сучасними методами комп'ютерних наук. Зокрема, успішно застосовано методи комп'ютерного зору, алгоритми глибокого машинного навчання для детекції об'єктів, методи кластеризації візуальних ознак, алгоритми просторової трансформації координат, а також сучасні технології розробки вебзастосунків. Для оцінки результатів коректно використано статистичні метрики якості моделей машинного навчання.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема роботи повністю розкрита: проведено аналіз предметної області, нейромережових архітектур, наукових підходів і програмних засобів; розроблено метод визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля, підготовлено набір відеоданих, створено вебзастосунок та проведено тестування. Метод підтверджено практичною реалізацією і перевіркою просторової трансформації на тестовому відеофрагменті.

7. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладення матеріалу

Викладення матеріалу логічне, послідовне та аргументоване. Мова і стиль роботи відповідають стандартам наукових текстів, забезпечуючи чіткість і доступність сприйняття. Структура роботи, що включає аналіз предметної області, проєктування методу, програмну реалізацію та оцінювання результатів, відповідає вимогам кваліфікаційних робіт.

8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин

Запропонований метод може бути застосований у системах спортивної відеоаналітики, тактичного аналізу футбольних матчів, тренувальних платформах і сервісах підтримки тренерських рішень. Його компоненти можуть бути адаптовані для інших командних спортивних ігор та інформаційних систем відеоаналізу.

9. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи бакалавра до захисту, на яку оцінку заслуговує робота

Враховуючи високий рівень виконання, повноту розкриття теми та дотримання всіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка – «відмінно».

Керівник _____ к.т.н., доц. Руслан Багрій



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента *гр. КН-22-1 Олясюка Дмитра Віталійовича*

за темою: Метод визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору

1. Актуальність обраної теми

Визначення просторового положення футбольних гравців є актуальним для тактичного аналізу спортивних відеоданих. Актуальність роботи зумовлена необхідністю автоматизації цього процесу засобами комп'ютерного зору для отримання точних 2D-координат із відеопотоку без використання дороговартісних апаратних трекерів.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Під час виконання кваліфікаційної роботи бакалавра розроблено метод визначення просторового положення футбольних гравців на 2D-моделі поля засобами комп'ютерного зору, що відповідає меті та завданням роботи. Усі поставлені завдання виконано: проведено аналіз існуючих підходів до визначення об'єктів у спортивних відеозаписах, реалізовано механізм детекції футбольних гравців, розроблено алгоритм проєкції їх координат на двовимірну модель поля та здійснено експериментальну перевірку працездатності запропонованого рішення.

3. Зміст кожного розділу роботи

Записка кваліфікаційної роботи складається з трьох розділів. Перший розділ присвячено характеристиці предметної області, огляду нейромережових архітектур, наукових підходів та програмних засобів. Другий розділ містить проєктування методу, моделей детекції, класифікації команд і просторової трансформації координат. Третій розділ розглядає програмну реалізацію вебзастосунку, донавчання моделей, тестування та оцінювання результатів.

4. Оцінка розробленого методу та його практична цінність

Розроблений метод поєднує детекцію об'єктів футбольної сцени, визначення ключових точок поля, класифікацію гравців за командною належністю та трансформацію координат на основі гомографії. Практична цінність роботи полягає у створенні готового вебзастосунку, який дозволяє спортивним аналітикам автоматизувати рутинну розмітку матчів та візуалізацію тактичних схем на основі звичайних відеозаписів.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Записка якісно оформлена відповідно до встановлених вимог, чітко і зрозуміло написана, зі структурованою побудовою розділів та логічною послідовністю викладення матеріалу.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

До недоліків роботи можна віднести відсутність алгоритмів міжкадрового відстеження, що обмежує аналіз часової динаміки епізодів.

7. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), та оцінка на яку заслуговує кваліфікаційна робота.

Враховуючи рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка *Відмінно*

Рецензент *доц. пед. наук Траворська Н.Г.*