

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет комп'ютерної інженерії та управління
(повна назва)

Кафедра електронних обчислювальних машин
(повна назва)

АТЕСТАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Методи розпізнавання об'єктів
відеоряду для статистичного аналізу
перебігу спортивних змагань
(тема)

Виконав:

студент II курсу, групи СПМ-19-1
Паніматка П.В.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 123 – Комп'ютерна інженерія
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Системне програмування
(повна назва освітньої програми)

Керівник: доц. Барковська О.Ю.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри ЕОМ

Коваленко А.А.
(прізвище, ініціали)

2020 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ комп'ютерної інженерії та управління _____

Кафедра _____ електронних обчислювальних машин _____

Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____

Спеціальність _____ 123 – Комп'ютерна інженерія _____
(код і повна назва)

Тип програми _____ освітньо-професійна _____
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма _____ Системне програмування _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

“ _____ ” _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ

НА АТЕСТАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові _____ Паніматка Павлу Віталійовичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Методи розпізнавання об'єктів відеоряду для статистичного аналізу
перебігу спортивних змагань

затверджена наказом по університету від “ 30 ” жовтня 2020 р. № 1486Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 14 грудня 2020 р.

3. Вхідні дані до роботи Тип обладнання – процесор Intel Core 2 Duo, Xeon E312xx,
процесор віртуальної машини; Середовище програмування – Microsoft Visual Studio 2017;
Система керування базами даних – MS SQL Server 2012, MS SQL Server 2016; Мови
Програмування – C# (CSharp), SQL (Structured Query Language). Відеоряд – трансляції

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі Сучасні комерційні програми
комп'ютерного зору в спорті, відкриті питання та актуальні напрямки досліджень,
розробка методу розпізнавання об'єктів відеоряду спортивних змагань, тестування методу

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) Комп'ютерних слайдів – 16

6. Консультанти розділів роботи (заповнюється за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

| Найменування розділу | Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові) | Позначка консультанта про виконання розділу | |
|----------------------|--|---|------|
| | | підпис | дата |
| | | | |
| | | | |

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

| № | Назва етапів роботи | Термін виконання етапів роботи | Примітка |
|---|---|--------------------------------|----------|
| 1 | Ознайомлення з тематикою завдання | 2.11.2020–5.11.2020 | |
| 2 | Вивчення літератури | 5.11.2020–17.11.2020 | |
| 3 | Аналіз існуючих систем, що використовуються в сучасному спорті | 17.11.2020–23.11.2020 | |
| 4 | Аналіз особливостей обраного виду спортив. змагань | 23.11.2020–30.11.2020 | |
| 5 | Розробка методу виявлення об'єктів | 1.12.2020–11.12.2020 | |
| 6 | Аналіз отриманих результатів | 11.12.2020–12.12.2020 | |
| 7 | Оформлення матеріалів атестаційної роботи | 12.12.2020–13.12.2020 | |
| 8 | Подання атестаційної роботи керівникові та її попередній захист | 13.12.2020 | |
| 9 | Подання атестаційної роботи на рецензування | 14.12.2020 | |

Дата видачі завдання 2 листопада 2020 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис)

доц. Барковська О.Ю.
(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка атестаційної роботи: 93 с., 22 рис., 8 табл., 4 дод., 25 джерел.

КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, СПОРТИВНІ ЗМАГАННЯ, БАЗА ДАНИХ, ВІДСЛІДКОВУВАННЯ М'ЯЧА, ВИДІЛЕННЯ ІГРОВОЇ ПЛОЩИНИ, C#, ПОШУК ЗОБРАЖЕННЯ, АНАЛІЗ ДАНИХ.

Метою атестаційної роботи є розробка методу розпізнавання об'єктів відеоряду для аналізу статистичних показників спортивних змагань, аналіз існуючих систем, а також виділення їх основних переваг та недоліків.

У ході виконання атестаційної роботи було представлено метод для вирішення завдання обробки відеопотоку даних для їх подальшого занесення у базу даних і використання для майбутнього автоматичного аналізу статистичної інформації та її перегляду або використання гравцями, тренерами та іншими учасниками спортивних змагань з метою вивчення та вдосконалення навичок гри.

Серед застосованих методів були використані основні – виявлення та відслідковування м'яча, виявлення та відслідковування гравця, а також виявлення границь ігрової площини з чітко визначеними кордонами.

ABSTRACT

Master's thesis: 93 pages, 22 figures, 8 tables, 4 appendices, 25 sources.

COMPUTER VISION, SPORTS COMPETITIONS, DATABASE, BALL TRACKING, PLAY SELECTION, C #, IMAGE SEARCH, ANALYSIS.

The purpose of the certification work is to develop a method of recognizing the objects of the video series for the analysis of statistical indicators of sports competitions, analysis of existing systems, as well as highlighting their main advantages and disadvantages.

During the attestation work, a method was presented to solve the problem of processing video data for further entry into the database and use for future automatic analysis of statistical information and its viewing or used by players, coaches and other participants in sports to learn and improve game skills.

Among the methods used were the main ones – detection and tracking of the ball, detection and tracking of the player, as well as detection of the boundaries of the playing plane with clearly defined boundaries.

ЗМІСТ

| | |
|---|----|
| ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ..... | 8 |
| ВСТУП..... | 9 |
| 1 СУЧАСНІ КОМЕРЦІЙНІ ПРОГРАМИ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ В СПОРТІ..... | 11 |
| 1.1 Калібрування та відстеження камери | 11 |
| 1.2 Виявлення та відстеження | 13 |
| 1.2.1 Виявлення та відстеження гравця | 13 |
| 1.2.2 Відстеження м'яча | 15 |
| 1.3 Покращення трансляції | 16 |
| 1.3.1 Моделювання гравців | 16 |
| 1.3.2 Аналіз руху гравців | 18 |
| 1.4 Вплив технологій комп'ютерного зору на спорт..... | 19 |
| 1.5 Відстеження з використанням альтернатив комп'ютерному зору..... | 20 |
| 1.6 Короткий зміст деяких комерційних систем..... | 21 |
| 2 ВІДКРИТІ ПИТАННЯ ТА АКТУАЛЬНІ НАПРЯМКИ ДОСЛІДЖЕНЬ..... | 25 |
| 2.1 Виявлення | 26 |
| 2.1.1 Виявлення гравців | 27 |
| 2.1.2 Виявлення м'яча | 28 |
| 2.2 Відстеження | 28 |
| 2.2.1 Відстеження гравців | 29 |
| 2.2.2 Відстеження м'яча..... | 30 |
| 2.3 Семантика..... | 30 |
| 2.3.1 Семантика з відеоряду..... | 31 |
| 2.3.2 Семантика з обробки даних..... | 32 |
| 3 РОЗРОБКА МЕТОДУ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ВІДЕОРЯДУ СПОРТИВНИХ ЗМАГАНЬ..... | 33 |

| | |
|---|----|
| 3.1 Виділення етапів розпізнавання об'єктів спортивного змагання..... | 33 |
| 3.2 Відслідковування м'яча на ігровому полі..... | 34 |
| 3.2.1 Сегментація ігрової площини..... | 35 |
| 3.2.2 Сегментація гравців..... | 39 |
| 3.2.3 Виявлення особливостей м'яча в рамках роботи..... | 46 |
| 3.2.4 Виявлення м'яча..... | 47 |
| 3.2.5 Визначення області м'яча..... | 48 |
| 3.2.6 Фільтрація потенційних областей з м'ячем..... | 52 |
| 3.3 Відслідковування руху об'єктів..... | 53 |
| 3.3.1 Відслідковування руху м'яча..... | 53 |
| 3.3.2 Віднесення об'єкта до категорії..... | 55 |
| 3.3.3 Віднесення об'єкта до категорії..... | 56 |
| 3.3.4 Передискретизація..... | 57 |
| 3.3.5 Прогнозування..... | 61 |
| 3.3.6 Вимірювання..... | 62 |
| 3.3.7 Фільтрація..... | 64 |
| 3.4 Оцінка траєкторії руху м'яча..... | 64 |
| 3.4.1 Класифікація стану м'яча: політ/кочення..... | 65 |
| 3.5 Застосування алгоритмів збору статистичної інформації..... | 69 |
| 4 АНАЛІЗ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ | 70 |
| 4.1 Виділення особливостей ігрової площини..... | 71 |
| 4.2 Виділення гравця..... | 71 |
| 4.3 Виявлення м'яча..... | 73 |
| 4.4 Відслідковування м'яча..... | 74 |
| ВИСНОВКИ..... | 76 |
| ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ | 78 |
| ДОДАТОК А Графічний матеріал атестаційної роботи | 81 |
| ДОДАТОК Б Алгоритм процесу виявлення області знаходження об'єкта | 91 |
| ДОДАТОК В загальна схема роботи системи..... | 92 |
| ДОДАТОК Г Графічні показники виявлення об'єктів..... | 93 |

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ
І ТЕРМІНІВ

БД – база даних

Гб – гігабайт

Мб – мегабайт

СКБД – система керування базами даних

CV – computer vision

FIFA – Fédération Internationale de Football Association

ВСТУП

Комп'ютерний зір (CV) – це різновид штучного інтелекту та машинного навчання, яке розробляє методи для навчання комп'ютерів інтерпретації та розумінню вмісту зображень. Це також можна застосувати до відео, оскільки відео – це просто сукупність послідовних зображень або «кадрів». Комп'ютерний зір має на меті відтворити частини складності системи зору та зорового сприйняття людини, застосовуючи моделі глибокого навчання для точного виявлення та класифікації об'єктів з динамічного та мінливого фізичного світу.

Комп'ютерний зір вже відіграє ключову роль у світі спорту. Деякі з найвідоміших поточних галузей застосування є:

- спортивний аналіз для трансляції показуючи положення гравців або м'яча як 3D-моделі, що дозволяють детально досліджувати місця та траєкторії гравців для коментаторів та ведучих аналітичних програм;
- за лаштунками спортивних змагань – у таких сферах, як навчання та тренінги, та надання допомоги арбітру під час гри;
- системи захоплення руху, що спираються на світловідбиваючі камери, прикріплені до спортсменів, які переглядаються кількома камерами, використовуються при підготовці фахівців спортсмени, а поточна дослідницька робота розглядає, наскільки простіші в застосуванні системи зору можуть бути використані для подібних завдань у майбутньому;
- аналіз руху груп гравців для таких програм, як тренінг командних видів спорту або автоматично ідентифікується ключові етапи у грі для збору статистики або автоматизації контролю трансляції камери.

Перші основні нейронні мережі були розроблені приблизно в 1950–х роках для виявлення країв простих об'єктів та сортування їх за категоріями (тобто кола, трикутники, квадрати тощо). Далі ці системи були розроблені для допомоги сліпим, дозволяючи їм розпізнавати написаний та набраний текст та

символи за допомогою методу, відомого як оптичне розпізнавання символів. До 1990-х років підйом Інтернету означав, що безпрецедентні масиви мільйонів зображень регулярно розповсюджуються та генеруються в Інтернеті. Ці великі набори візуальних даних дозволили дослідникам краще навчити свої моделі та розробити програми розпізнавання облич, які допомогли комп'ютерам ідентифікувати конкретні фотографії всередині фотографій та відео.

Сьогодні вдосконалення технологій смартфонів, соціальних медіа та їх часте використання мільярдами користувачів – понад 3 мільярди зображень обмінюються в Інтернеті щодня – постійно генерує ще більший обсяг візуальних даних, ніж будь-коли раніше. Разом із розширеною доступністю до великої потужності комп'ютера та нововведеннями в алгоритмах глибокого навчання та нейронних мереж (тобто винаходом згорткових нейронних мереж), наявність такої величезної кількості зображень надало комп'ютерам неоціненні можливості вивчити закономірності та характеристики ці зображення та підвищують рівень точності виявлення та класифікації об'єктів. Як результат, системи комп'ютерного зору перевершили точність людського зору за певних завдань виявлення, категоризації та реакції, досягнувши рівня точності 99% у ряді своїх застосувань.

1 СУЧАСНІ КОМЕРЦІЙНІ ПРОГРАМИ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ В СПОРТІ

У цьому розділі розглядається, як застосовуються основні методи комерційно доступних систем. Програми, які виявляють і відстежують гравців та м'яч, а також ті, що відстежує рух камери. Деякі сучасні приклади технік, що комерційно використовуються для аналізу руху гравців (як окремо, так і в командах) також коротко розглядаються програми в контексті спортивних трансляцій.

1.1. Калібрування та відстеження камери

Калібрування камери має важливе значення при описанні системи відстеження м'яча та гравця у наступних розділах, а також для будь-яких систем, які потребують відтворення графіки зображення, яке здається статичним до реального світу (або «прив'язаний до місця») [6]. Такі, як багатокамерні системи відстеження м'ячів, як правило робота з нерухомими камерами, і можуть бути використані багато підходів до калібрування, в тому числі використання калібрувальних мішеней. Калібрування сцени може навіть використовувати такі підходи, як катання кульок по землі для обліку непланарності (прим. планарний граф – граф, який може бути зображений на площині без перетину ребер) ігрової поверхні. Системи, що працюють з ширококовними камерами, повинні мати можливість враховувати зміни панорамування, нахил і масштабування. Перші подібні системи покладались на механічні датчики, що були закріплені на камерах та датчики на об'єктиві, що вимірювали параметри масштабування та фокусування. Дані калібрування для лінзи необхідні для співвідношення «необроблених» значень цих кодерів лінз до фокусної відстані. В ідеалі спотворення лінз та «вузликовість».

Рух умовної позиції (отвір у простій моделі камери, головним чином

вздовж напрямку огляду) також вимірюється в процесі калібрування і враховується при отриманні зображень. Положення кріплення камери в опорній рамі спортивного майданчика також потрібно виміряти, наприклад з використанням геодезичних інструментів, таких як теодоліт або далекомір.

Приклад камери і приведеного об'єктиву, що оснащений датчиками для розміщення віртуальної графіки на атлетичному покритті зображенні на рис. 1.1. Однак такий підхід є дорогим і не завжди практичним, наприклад, якщо камери встановлюються та експлуатуються іншим мовником і доступний лише відеопоток. Дані датчика мають для проходження через виробничий ланцюжок програми, включаючи кабелі від камери до зовнішньої вантажівки, запису і передачі в студію. Також будь-яка система, яка покладається на дані датчиків не може бути використаний для архівних записів для яких відсутні дані.



Рисунок 1.1 – Камера з сенсором довжини

Більшість сучасних систем спортивної графіки які вимагають калібрування камери для використання комп'ютерного зору, використовують для цього відомі позиції на сцені (ті мітки, які були визначені раніше). Це дозволяє уникнути потреби в спеціально обладнаних лінзах і кріпленнях камери та проблеми із поверненням даних датчику з камери. В таких видах спорту, як футбол, де на майданчику є помітні лінії на чітко визначених

позиціях, часто використовується лінійний трекер. В інших видах спорту, таких як хокей або легка атлетика, де лінії менш корисні, може використовуватись більш загальна характеристика точка відстеження. Однак для реального використання в додатках, де дуже мало надійних статичних характеристик, які можливо відстежити (наприклад, плавання), все ще використовуються сенсорні системи. В особливо складних випадках, коли стабільно кріплення камери недоступне і дуже необхідна висока кутова точність (тобто наближається до $1/10\ 000$ градусів), щоб впоратися з масштабуванням лінзи, що мають дуже вузьке поле зору, може знадобитися використання високоточного гіроскопу. Прикладом є GyroTracker [14], розроблений Mo-Sys. Для бортових систем використовувались як гіроскопи, так і GPS. Додавання деяких відносно простих дій із обробкою зображень дозволяє графіці виглядати так, ніби намальована на землі, а зверху на ній зверху людей або інших об'єктів переднього плану або гравців, якщо фон має відносно однорідний колір. Наприклад, для футболу – кольоровий алгоритм сегментації (називається «chromakeyer»), налаштований на виявлення зеленого кольору заважати малюванню графіки в областях які не мають трав'янистого кольору, так що вони з'являються позаду гравців. Той факт, що «chromakeyer» не буде генерувати ключ для таких областей, насправді може бути перевагою, якщо такі ділянки невеликі, оскільки це додає реалізму графіки «намальованій» на траві.

1.2. Виявлення та відстеження

1.2.1. Виявлення та відстеження гравця

Виявлення позиції гравців на даний момент часу є першим кроком у відстеженні гравця, а також необхідно для використання в спортивній графічній системі для візуалізації ключові моменти гри. Використані техніки в системах аналізу комерційного мовлення варіюються від тих, хто покладається на

людину-оператора, і натискає на ноги гравців у відкаліброване зображення камери до автоматизованих методів, які використовують сегментацію для ідентифікації зон (регіонів), які можуть відповідати гравцям. Допомогти покращити продуктивність команди у таких видах спорту, як футбол, аналізуючи способи, якими обидва окремі гравці рухаються, і загальне формування команди, може надати дуже цінну інформацію для тренера команди. В ідеалі, тренер мав би доступ до повного запису позицій усіх гравців багато разів на секунду протягом усього тренування або фактичної гри. Комерційне відстеження багатокамерного програвача системи, як правило, покладаються на поєднання автоматизованого та ручного відстеження та маркування гравців. STATS SportVu (прим. (Wikipedia) – SportVU – це система камер, підвішена до крокв, яка збирає дані 25 разів на секунду і стежить за м'ячем та кожним гравцем на майданчику. SportVU надає поглиблену статистику, включаючи позиціонування гравців та м'ячів у реальному часі за допомогою складного програмного забезпечення та статистичних алгоритмів. Дані про швидкість, відстань та володіння SportVU надають ключові уявлення та аналітичні моменти) використовує шість камер для відстежування гравців у баскетболі; для футболу ця система використовує групу з 3 HD камер в одному місці, з додатковим другим кластером від 3 датчиків для надання інформації про висоту [10]. Sportvision використовує для цього систему на основі камери FIELD f/x відстеження гравців у бейсболі. Академічні групи також розробляють багатокамерні системи відстеження гравців за допомогою створення комерційних продуктів, таких як Лабораторія комп'ютерного зору в EPFL та його розподіленому PlayfulVision. Повністю автоматизоване відстеження та маркування гравців залишається відкритим викликом. Оптичні системи відстеження повинні справлятися з гравцями, які закривають один одного і мають схожий зовнішній вигляд. Деякі останні дослідження в цій галузі обговорюється в розділі 3.2.

1.2.2. Відстеження м'яча

Можливість відстеження м'яча в умовах низької затримки реального часу важливий для наступних випадків: аналізу для телевізійної трансляції, для допомоги арбітру або судді. Одна з перших комерційно доступних багатокамерних систем на базі комп'ютерного зору була розроблена HawkEye для відстеження крикетних м'ячів у 3D, і вперше було розгорнуто в 2001 році. Пізніше застосовувалось до тенісу; хоч на початку для отримання зображень використовували ширококомовні камери, наразі система, як правило, розгорнута з системи до десяти камер, встановлених навколо поля для зйомки живих зображень до 340 кадрів в секунду. Будучи статичними, їх легше калібрувати, а також короткий час затвору і більша частота кадрів. Існує дуже багато попередніх баз знань про теніс, якими може користуватися система, включаючи розмір та зовнішній вигляд м'яча, його рух (коли він потрапляє, його рух можна передбачити, використовуючи закони фізики), і область, над якою це потрібно відстежувати [7]. Камери та геометрія може бути точно відкалібровано, ще до початку використання системи на реальних подіях. Система спочатку визначає можливість появи кульки на кожному зображенні камери, ідентифікуючи еліптичні області в очікуваному діапазоні розмірів. Кандидати на появу пов'язані треками через кілька кадрів і доріжки руху кулі потім співвідносяться між кількома камерами для формування траєкторії в 3D. Система настільки точна, що може бути використана суддею для визначення, чи приземляється куля в рамках ігрової площини або виходить, будучи вперше використаною для цього у 2005 р. Стверджується, що середня помилка системи 2,6 мм порівняно з високою швидкістю камера, розташована на ігровій поверхні. Застосовуючи до крикету, система зазвичай використовує шість камери, що працюють зі швидкістю 340 кадрів в секунду і досягає точність 5-10мм. Це може бути використано для передбачення шляху, який би мала куля, якщо битник не вдарив її, або якщо він не повертався при підстрибуванні.

1.3. Покращення трансляції

1.3.1. Моделювання гравців

Після того, як гравці знайдені, в сучасних спортивних графічних системах використовуються різні підходи для забезпечення візуалізації ключових моментів спортивного змагання з різних точок зору. Ранній приклад використання множини камер, щоб забезпечити огляд з цілого ряду точок навколо цікавої області, була система EyeVision, розроблена CBS за допомогою Університету Карнегі Меллона для Суперкубку у 2001 р. 30 камер з моторизованим масштабуванням та фокусом на роботизованих панорамних / нахильних головках слідували за точкою (цілю) на висоту, що визначена оператором. Відео система перемикає швидко перемикається між втдами, щоб створити враження руху навколо визначної точки.

Згодом методи комп'ютерного зору використовувались для імітації плавно рухаючої точки з однієї або декількох фіксованих камери. Сира 3D- модель сцени може бути створена з однієї камери, використовуючи підхід до рекламного щита, сегментуючи гравців з фону та розміщуючи їх в 3D-модель стадіону у вигляді текстур на плоских площинах, розташованих на розрахованих автоматично місця. Приклад такого підходу показано на рисунок 1.2; це було вперше використаний у 2004 р. [4]

Це дозволяє генерувати віртуальні види гри з інших місць, крім тих, де розміщені реальні камери, наприклад, щоб представити вид сцени, який може мати арбітр, коли приймає рішення про знайодження гравця у положенні поза грою, або забезпечити безшовне об'єднання між зображеннями з реальної камери та повністю віртуального вигляду зверху вниз, що більш підходить для представлення аналізу тактики.

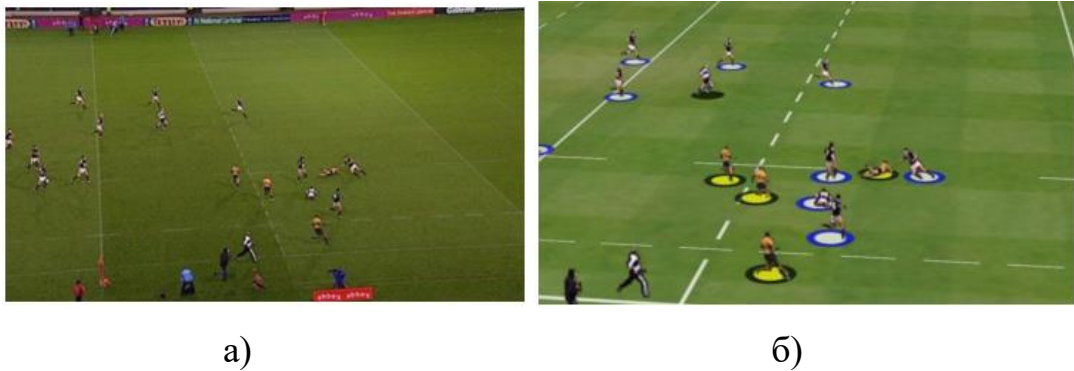


Рисунок 1.2 – Приклад відстеження гравців і перетворення у віртуальну картинку: а) оригінальне зображення, б) віртуальна модель

Цей простий підхід до моделювання гравців добре працює у багатьох ситуаціях, але використання однієї камери для створення моделей обмежує діапазон руху віртуальної камери, що має площинний характер гравців стає очевидним, коли напрямок огляду змінюється більш ніж, приблизно, на 15 градусів від оригінальної камери. Крім того, проблема гравців, що перекривають один одного, не може бути вирішена.

Підходи з використанням двох або більше камери, щоб створити модель «2.5D» що дозволяє плавно поєднувати між кількома щитами (камерами та екранами), або робити висновок, що програвач позиціонує картинку в 3D, поєднуючи силуети гравців до бібліотеки попередньо сформованих поз. Такі методи, як цей доступні в комерційних продуктах, таких як Віз Ліберо. Використання великої кількості камер забезпечує більш широкий діапазон рухів для того щоб створювати точні моделі. Така система була використана на Олімпійських іграх 2012 року для гімнастики [13], а потім під назвою EyeVision 360 на Superbowl 2016 року, що включає 36 камер.

Альтернативне вирішення цих проблем полягає у використанні попередньо створених 3D-моделей, вручну обраних і розміщених відповідно до виду з камери. Для моделювання такої сцени, яка є прийнятною для програми аналізу необхідно лише деілька хвилин у досвідченого оператора, але система є занадто повільною для використання в режимі реального часу.

1.3.2. Аналіз руху гравців

Аналіз або візуалізація руху гравці у ключові моменти у спорті можуть дати корисну інформацію як для тренерів, так і для мовників (коментаторів, а також компаній, що транслюють подію). Навчання на професійному рівні може передбачати використання спеціальних систем фіксації руху з декількома каліброваними камерами та маркерами, розміщеними на гравці. Однак такі системи на основі маркерів непрактичні у використанні на тренувальних заняттях нижчого класу та під час фактичних змагань. У цих ситуаціях для аналізу використовують комп'ютерний зір за допомогою однієї або малої кількості камер. Більшість комерційних систем в даний час обмежені наданням візуалізації руху гравця, а не детального аналізу, оскільки точна оцінка поз без маркерів є дуже складною. Рух сегментованого переднього плану людини або предмету можна проілюструвати, наклавши на фон послідовність «знімків», щоб створити «слід» руху, що дозволяє відслідкувати нещодавній рух об'єкта переднього плану або особи, яку слід побачити. Це дає ефект, подібний до того, якого можна досягти шляхом освітлення сцени стробоскопом та зйомки зображення за допомогою камери з тривалою експозицією. На ранніх етапах – це був інструмент аналізу снукеру який експлуатував відносно доброякісну природу цього виду спорту (камери часто статичні, і кулі легко сегментуються з рівнини зеленого фону). Більш свіжий приклад такого роду інструментного аналізу часто використовується для показу руху у таких видах спорту, як дайвінг або катання на ковзанах. Це необхідно компенсувати будь-яким панорамуванням/нахилом/масштабуванням камери, так що сегментовані знімки людей були показані у правильному місці; це може бути досягнуто за допомогою методів аналізу зображень як ті, що обговорювались вище. Ця програма є відносно стабільною та захищеною від помилок сегментації, що можуть призвести до включення частин фону навколо країв сегментованої людини, оскільки на неї накладено шар фонові області, з якої вони були спочатку виділенні. Шляхом зшивання

(об'єднання) фонових областей з послідовності зображень і переглядаючи це як одне велике зображення, воно можна проілюструвати весь рух людини протягом певного періоду часу. Розширення цього класу техніки може використовувати для накладання результатів кількох гравців під час послідовних розіграшів, наприклад, лижна гонка на гірських лижах. Це вимагає повторного калібрування рухомої камери так, щоб фон можна вирівняти від одного заїзду до наступного, і може також знадобиться синхронізація часу, щоб конкуренти відображались одночасно з самого початку їх руху.

Нещодавно методи машинного навчання та інтелектуального аналізу даних використовувались для кращого розуміння необроблених даних відстеження гравців у командному спорті. Певною мірою методи аналізу, який можна використовувати, дещо залежить від способу отримання даних. Наприклад, шумові характеристики оптичних спостережень значно відрізняються від відстеження радіочастот. Як результат, ми можемо лише виділити кілька останніх прикладів гравця, що використовувався для аналізу відстеження.

1.4. Вплив технологій комп'ютерного зору на спорт

Використання комп'ютерного зору та пов'язаних із ним графічних технологій для забезпечення розуміння та пояснення спортивних подій повинно було стати частиною еволюції спортивного телебачення, спираючись на старі методи, такі як уповільнене відтворення. Ці розробки були значною мірою прийняті глядачами і мовниками. Однак з того часу як сповільнене відтворення вперше стало доступним; це дозволило детально вивчити рішення суддівства, що неминуче призвело до дебатів.

Приклади коментарів, зроблених у контексті футболу:

- «Невизначеність – це частина гри. Арбітр та бокові судді є одноосібними володарями гри. Миттєвий повтор обмежить їх

авторитет.»

- «Футбол є глобальним. У багатьох місцях немає доступу до необхідних технологій для здійснення миттєвого відтворення.»
- «Футбол – це гра події у якій швидко розвиваються, де мало хто має можливості зупинок. Миттєвий повтор сповільнить темп.»

Відео–арбітр використовується у Національна баскетбольних асоціаціях з 2002 року (Сполучені Штати Америки), після випадків, коли суддя міг явно виявити свою помилку дивлячись на повтори. Подібний тиск на ФІФА, яка схвалила використання технологій у воротах у 2012 р.

Технологія відстеження гравців призвела до революції навчання та розвідки супротивника для гравців у таких видах спорту, як футбол та баскетбол.

1.5. Відстеження з використанням альтернатив комп'ютерному зору

Для деяких видів спорту була використана технологія RF–відстеження на основі міток (така як GPS) як альтернатива системам, що базуються на комп'ютерному зорі, для цього використовувались приклади тегів із використанням позиціонування GPS та включаючи монітори серцевого ритму для регбі, особливо для аналізу фізіологічних показників гравців, втомі під час гри, а також реабілітації та запобігання травматизму [11]. Основними недоліками системи на основі тегів можуть є короткий час автономної роботи (як повідомляється, для деяких систем менше 4 годин) і потенційні проблеми перешкод у поганих погодних умовах.

Системи на основі тегів не обмежуються сценаріями на відкритому повітрі, де приймаються GPS сигнали; доступні різні системи, які використовують транспондери на стадіоні для передачі або прийому опорних сигналів. Також недоліком є те, що потрібно змусити гравців носити бірки з опором, що на даний момент є забороненим в деяких спортивних асоціаціях.

1.6. Короткий зміст деяких комерційних систем

У наведених нижче таблицях узагальнено деякі комерційні системи, згадані в цьому розділі. У таблиці 1.1 основна увага приділяється системам надання покращень для глядачів, використовуючи технології, що включають відстеження камери та подання синтезу.

Таблиця 1.1 – Приклади комерційних систем

| Виробник та система | Основна область застосування | Конфігурація камери та підхід | Точність і експлуатаційні характеристики |
|--|---|--|--|
| Mo-Sys: Gyro tracker | Система відстеження для керування накладеною графікою для телевізора для повітряних гонок | Інерційні датчики, встановлені на одній камері (комп'ютерний зір не використовується) | Майже 10 000-й градус. |
| CBS / CMU: Eye vision | Переміщення точки зору по кільцю навколо області нагляду | 30 камер на роботизованих кріпленнях для панорамування/нахилу з інтервалом 7 градусів. Немає інтерполяції подання. | Немає інформації |
| Replay Technologies (Intel) FreeD [13] | Відео для вільного огляду для спортивних змагань | 20–40 камер високого визначення 5К (фіксоване кріплення). Передній та задній фон змодельовані окремо | Немає інформації |

Продовження таблиці 1.1

| | | | |
|--------------------|---|--|--|
| Ericsson: Piero | Дозволяє телекомпаніям накладати 3D-графіку та аналіз у режимі реального часу під час прямих студійних постановок та спортивних ігор для більш захоплюючого перегляду | Одинарна панорамна/нахиляюча /масштабованна ширококомовна камера під контролем оператора, без додаткових датчиків, використовує лінії та / або точкові функції | Як правило, стабільність відстеження перевищує 1 піксель |
|--------------------|---|--|--|

Таблиця 1.2 узагальнює деякі системи для високої точності відстеження м'яча як для покращення офіційного, так і для трансляційного мовлення.

Таблиця 1.2 – Комерційні системи відстеження м'яча

| Виробник та система | Основна область застосування | Конфігурація камери та підхід | Точність і експлуатаційні характеристики |
|----------------------------|---|---|--|
| Тенісна система Hawkeye | Офіційне функціонування в тенісі та покращення трансляції | До десяти камер для зйомки живих зображень зі швидкістю до 340 кадрів / с | Середня похибка 2,6 мм у порівнянні з високошвидкісною камерою |
| Hawkeye Goal-line system | Функціонує у футболі | 7 камер на одні ворота, найчастіше на даху стадіону. | Точність +/- 1,5 см, а також вказівку на ціль за 1 секунду |

У таблиці 1.3 наведено деякі деталі систем відстеження гравців, що використовуються для тренінгу та статистичних даних для трансляцій.

Таблиця 1.3 – Комерційні системи відстеження гравця

| Виробник та система | Основна область застосування | Швидкість роботи та ступінь автономності | Точність і експлуатаційні характеристики |
|---------------------|---|---|---|
| STATS SportVU | Відстеження гравців та м'ячів для спортивної аналітики для тренувань / тренувань та трансляції, найвідоміше за баскетбольним м'ячем | Реальний час, що працює при 25 Гц. Дані можна доп. подіями відтворення з офіційного каналу подій | Дані відстежуються протягом 2–3 секунд захоплення; споттери (оператори) можуть вносити зміни до призначених ярликів гравців. Іноді в сутичках, де згруп. кілька гравців, навіть незважаючи на те, що голови гравця залиш. видимими, система може тимчас. втрат. відстеження, хто є хто. |
| Chyron–Hego TRACA B | Відстеження гравців та м'ячів для тренувань / тренув та трансл. у таких видах спорту, як футб., теніс, баскетбол, бейсбол, крикет та амер. футбол | Два оператори підписують ярлики гравців. Забезпечує «відстеження в прямому ефірі всіх рухомих об'єктів з максимальною затримкою всього три кадри» | Забезпечує «точність позиціонування на всьому полі гри менше ширини руки» |

1.7 Мета роботи. Постановка задачі.

Метою роботи є дослідження та вдосконалення методів розпізнавання динамічних та статичних об'єктів відеоряду для збору статистичної інформації про їх стан із метою подальшого аналізу отриманих результатів. Область застосування – суддівство спортивних змагань.

Для досягнення поставленої мети мають бути вирішені наступні задачі:

- дослідження існуючих методів розпізнавання динамічних об'єктів у відеоряді та їх особливостей (постійна зміна пози гравців, перекриття об'єктами один одного тощо);

- дослідження особливостей виділення статичних елементів з відеоряду в залежності від особливостей ігрового покриття за допомогою існуючих технічних засобів (камер, датчиків руху тощо), що дозволяють відстежувати об'єкти на основі постановки міток на них;

- застосування накопичених знань для оцінки поточних систем та методів розпізнавання об'єктів для статистичного аналізу перебігу спортивних змагань і створення власного методу на основі існуючих.

2 ВІДКРИТІ ПИТАННЯ ТА АКТУАЛЬНІ НАПРЯМКИ ДОСЛІДЖЕНЬ

Для повної автоматизації відеоаналізу спортивних подій багато питань все ще залишаються відкритими для дослідження. Численні аспекти спортивної події починаючи з прийняття рішення про те, як фіксувати подію; моделювання пози та точки розташування камери, її кута огляду, а також калібрування великих мереж камер все ще є дуже складним завданням. Також основною проблемою є виявлення та аналіз людей (гравців на полі). Спортивні відео варіюються від великих планів одиноких спортсменів до широких кутів огляду, включаючи глядачів на великих стадіонах, представляючи широкий спектр різних сценаріїв. У цьому розділі буде описано найбільші напрямки досліджень на даний момент, які включають виявлення та відстеження гравців та м'ячів, а також вилучення семантики зі спортивних відео. Будуть розглянуті загальнодоступні набори даних, корисних для вдосконалення та порівняння досліджень у цих темах.

Для спорту як діяльності, зосередженої на людині, першим кроком у більшості автоматичних аналізів є пошук і сегментація кожної людини, і, можливо, слідування за цією людиною протягом тривалості відео. На ці завдання впливає кілька аспектів. Поза тіла людини може сильно відрізнятися під час спортивних вправ, що знижує ефективність будь-якого стандартного детектора для людини (гравця). Ще однією важливою проблемою є перекриття. Люди можуть бути частково або повністю закриті, наприклад, обладнанням, перешкодами або іншими гравцями. У будь-якому контактному спорті або командному спорті перекривання одним гравцем іншого є частою проблемою і включає випадки зіткнень та взаємодій між кількома гравцями одночасно.

2.1. Виявлення

2.1.1. Виявлення гравців

Вибір методів виявлення залежить від типу кадру, такого як рухомі та статичні камери, одиночні проти кількох камер, статичний фон проти мінливого фону та ступеню перекриття.

Використовуючи статичні камери, можна створити фонову модель та виявити гравців простими методами, такими як диференціювання зображення та віднімання фону [8]. На кортах з рівномірно забарвленими поверхнями можна застосовувати подібні підходи з рухомими камерами з використанням кольорової елімінації ґрунту. Ці методи часто є швидкими та добре підходять для роботи в режимі реального часу. Однак слід очікувати шуми та похибки у виявленнях через інші рухомі об'єкти, подібні кольори переднього та заднього планів та такі ефекти, як зміна умов освітлення та тіней. Запропоновано багато методів остаточного налаштування та обробки зображень переднього плану, і це залишається проблемою, відкритою для досліджень.

Застосування кваліфікованих класифікаторів стало найпопулярнішою стратегією виявлення пішоходів. Звичайно, оскільки обидва методи зосереджені на виявленні людей, цей підхід був перенесений і на виявлення спортивних гравців. Однак у спортивних гравців, як правило, значно більші варіації поз, і точка зору та відстань можуть суттєво змінюватися між пішохідними та спортивними відео. Використовуючи алгоритм AdaBoost для навчання класифікатора з функціями HOG, показує, що важливо тренувати систему із зразками тих самих типів відео, в даному випадку австралійським футбольним м'ячем, оскільки детектор, який тренується на стандартних зображеннях пішоходів, виконує аналіз дуже погано на спортивних даних. Подібний підхід до характеристик AdABoost та Haar представлений для виявлення баскетболістів, але висновок тут полягає в тому, що, хоча отримані обґрунтовані показники виявлення, фальшиво-позитивний показник занадто

високий, щоб метод був застосований.

У командних видах спорту необхідно ввести додаткові кроки, щоб забезпечити послідовність ідентичності виявлених гравців. Один із підходів полягає у вирішенні завдання присвоєння з класифікацією кожного об'єкта на основі унікальних особливостей зовнішнього вигляду, таких як номер гравця. Оскільки ці особливості часто видно лише в підмножині кадрів, класифікація може поєднуватися з тимчасовим відстеженням гравця для відстеження особистості.

2.1.2. Виявлення м'яча

Багато видів спорту мають зосереджену гру навколо м'яча, що робить автоматичне виявлення м'яча цікавим для класифікації голів та інших подій або статистики, як володіння м'ячем. Як описано в розділі 2.2.2, системи розпізнавання цілей на основі комп'ютерного зору в даний час розроблені до такої міри, що вони були комерціалізовані та їм довіряли навіть для ігор Кубка світу. Однак у цих системах використовуються багатовимірні високошвидкісні камери, що охоплюють кожну область воріт, а це означає, що поширення подібної системи відстеження м'ячів на все поле вимагатиме нереально великої кількості каліброваних камер. Виявлення та відстеження руху м'яча є особливо складним завданням завдяки швидкому руху та малому розміру м'яча порівняно з людьми та розмірами полів у більшості видів спорту.

Більшість алгоритмів виявлення м'ячів є результатом виявлення рухомих об'єктів та їх перевірку на приналежність до категорії м'ячів за площею, кольором та формою [9]. Однак часто м'яч частково або повністю перекривається гравцями, у цьому випадку чистий алгоритм виявлення не буде корисним. Натомість поєднання виявлення та відстеження може дозволити синтезувати положення кулі на основі траєкторії.

2.2. Відстеження

2.2.1. Відстеження гравців

Відстеження – одне з найбільших напрямків досліджень комп'ютерного зору, щорічно видається сотнями статей. Порівняно з іншими програмами відстеження людей, завдання відстеження спортивних гравців є особливо складним через швидкі та нестабільні рухи, ймовірну появу гравців у командних видах спорту та часто тісні взаємодії між гравцями. Багато багатоцільових алгоритмів відстеження передбачають лінійний рух, що призводить до низької продуктивності у спорті порівняно із звичайними відеоспостереженнями. Багатоцільові трекери зазвичай вирішують проблему асоціації даних за допомогою моделей зовнішнього вигляду. Однак це може не спрацювати в командних видах спорту через неоднозначність зовнішнього вигляду гравців у кожній команді. У цьому розділі буде розглянуто деякі методи, які зосереджуються на вирішенні проблем відстеження у спортивних відеорядах.

Недавні дослідження досліджували використання контекстної інформації, припускаючи, що гравці реагують на поточну ігрову ситуацію як група. Був представлений метод, що використовує цей підхід, сформулювавши ряд особливостей контексту гри, що суттєво покращило результати відстеження на польових наборах даних хокею та баскетболу. Інформація про контекст також застосовується для відстеження гравців в американському футболі, а також у футболі та волейболі.

Спортивні ігри також можуть бути змодельовані як обмежений сценарій закритого світу, як з точки зору фізичного простору, так і руху гравців. Серйозні виклики окулярів, які спостерігаються в командних видах спорту, розглядаються в багатьох роботах. Деякі із них використовують графічне представлення, яке включає кількість людей, яких передбачається включити в кожну виявлену модель. Різним рішенням для усунення перекриття гравцями

один одного є додавання більшої кількості камер, які переглядають сцену з різних кутів.

Багато спортивних відеорядів походять від трансляцій, які перериваються комерцією, повторами та зміною виду камери. Послідовне відстеження окремих гравців через ці переривання є складним через подібний вигляд гравців. Деякі з існуючих робіт пропонують метод асоціювання доріжок між відеорядами шляхом моделювання формування команди у вигляді графіку з кожним вузлом, що представляє позицію гравця.

2.2.2. Відстеження м'яча

Побудова траєкторій м'яча представляє неабиякий інтерес, наприклад, для аналізу типів ударів, динаміки гри та виявлення подій у багатьох видах спорту або для віртуальних повторів. Багато запропонованих методів засновані на фізиці, починаючи з набору виявлення м'ячів, для якого формується фізична модель, а траєкторія може бути побудована та розширена.

У таких видах спорту, як теніс, де м'яч повністю видно в більшості кадрів, можна створити треклети, які можна з'єднати на наступному етапі – асоціації.

Відстеження м'яча складніше у командних видах спорту, де кілька гравців можуть закрити м'яч своїми тілами, і можливо, гравці знаходяться у володінні м'яча або в руках, або між ногами. Поєднуючи знання про позиції гравців та м'яча, володіння м'ячем можна змоделювати та використовувати як частину траєкторії м'яча.

Також існує підхід, який визначає низку станів, які може прийняти м'яч, таких як фіксація, кочення або володіння. Для кожного стану застосовуються специфічні обмеження, що розвиваються, базуючись на фізичних особливостях об'єктів кульового типу.

На відміну від гравців, не можна вважати, що м'яч рухається по ґрунтовій площині, а навпаки, необхідно мати на увазі, що гравець рухається

у необмеженому тривимірному просторі. Для вирішення неоднозначностей часто застосовується установка кількох каліброваних камер або навіть стереосистема або датчик RGB–D для оцінки глибини на менших ділянках, наприклад, у середовищі тенісного корту [12]. Для прикладу можна привести наступні системи: «GAME GOLF»[15], «FoxTenn».



Рисунок 2.1 – Система «GAME GOLF»[15]

2.3. Семантика

2.3.1. Семантика з відеоряду

З урахуванням швидкозростаючого обсягу відеоданих, які фіксуються та публікуються, шукаються методи автоматичного маркування даних. Це можна зробити, витягнувши семантику з візуальних особливостей. Маркування можна розділити на два рівні, причому перший рівень – це спортивний жанр, або іншими словами загальна активність, що спостерігається під час відеокліпу. Другий рівень – це окремі вчинені дії, де одна діяльність може складатися з кількох різних дій. Розпізнавання дії часто поєднується з локалізацією дії як у просторі, так і в часі. Поєднуючи два рівні категоризації, виявляє події під час надходження відеоряду і використовує їх для класифікації діяльності.

Розпізнавання активності часто виконується для всього відеоряду. У цих випадках візуальна інформація про навколишнє середовище, така як колір ігрової площини та лінії, може бути вилучена та використана для класифікації. Для об'єктів загального призначення, таких як загальнодоступні закриті арени, де навколишнє середовище не надає інформації про тип діяльності, було досліджено, як з часом використовувати лише інформацію про позиції гравців. Ці дані можуть походити як з візуального відстеження, так і з інших технологій відстеження. За даними позицій можна побудувати теплові карти зайнятості або траєкторії і використовувати їх для класифікації.

Розпізнавання дій у відеоряді може бути використано для автоматичного формування статистики, наприклад типу знімка, та для індексації відеозаписів для простішого перегляду або створення зведення. Метою створення основних моментів або підсумків ігор є скорочення записів повнометражних ігор, зберігаючи при цьому найцікавіший вміст, наприклад для телевізійних новин або персоналізованого мультимедійного вмісту на запит. Узагальнення часто будуються шляхом виявлення подій та класифікації подій (наприклад, забитих голів) або кінематографічних особливостей (наприклад, руху камери та типу пострілу). Найцікавішими подіями, які можна виявити під час гри, часто є голи або забивання, але такі події, як пенальті, близькі промахи та удари, також можуть бути цікавими.

Аналіз дій окремих видів спорту також може бути використаний для аналізу результативності. Для бойових видів спорту було продемонстровано можливість відстеження боксерів та класифікації ударів за допомогою даних RGB та глибини.

2.3.2. Семантика з обробки даних

Заглибившись трохи глибше в діяльність, що виконується на спортивному майданчику, аналізуючи рух як окремих людей, так і команд, можна виявити інформацію про поведінку та результативність. Ці методи

пов'язані з видобутком даних, і дані можуть походити з різних технологій відстеження, таких як системи радіочастот, GPS або комп'ютерного зору. Однак у цьому розділі виділені лише методи, засновані на відеоданих.

До основних результатів, які можна отримати за допомогою систем аналізу відеоряду спортивної події можна віднести наступні:

- перетин кордону поля мячем;
- положення поза грою гравця футбольного матчу;
- відстань, яку пробігає гравець за ігровий час;
- траєкторії переміщення гравців на протязі ігрового часу;
- кількість ударів в площину воріт, або ігрову площину суперника;
- кількість ударів нанесених гравцем за період часу і інше.

Визначення поведінки команди, таких як конкретні формації та типи гри, може бути використано для інформування системи відстеження або для вилучення конкретних подій. Деякі системи використовують відображення на карті заповнення поведінки команди у польовому хокеї з класифікаціями команд для кожного виявлення. Подібним чином інші системи використовують позиції гравців, щоб виявити формування команди, лінію сутичок та рамки формування у відеорядах футболу. Також було виявлено, що стратегію екрану в баскетболі можна виявити на основі траєкторій гравців. Так само був представлений метод, що базується на траєкторії для аналізу командної діяльності в баскетболі. Однак отримання надійних траєкторій все ще залишається проблемою, як обговорювалося в розділі 2.2.

3 РОЗРОБКА МЕТОДУ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ВІДЕОРЕАДУ СПОРТИВНИХ ЗМАГАНЬ

У світі існує безліч видів спорту, які потребують допомоги при оцінці статистичних показників гравців, результатів спортивних змагань, кожен із видів має свої особливості (розмітка поля, кількість гравців і т.д.), тому було вирішено розглянути метод оцінки статистичних показників лише окремого виду спорту – футболу. До статистичних показників даного виду спорту, які будуть розглянуті віднесемо:

- кількість ударів у площину воріт;
- кількість виходів м'яча за рамки ігрової площини;
- довжину шляху, що пробіг гравець в рамках ігрового часу.

3.1 Виділення етапів розпізнавання об'єктів спортивного змагання

Для того, щоб оцінити статистичні показники, що були описані вище за допомогою комп'ютерного алгоритму необхідно виділяти об'єкти на відеореаду.

До основних етапів виділення об'єктів можна віднести наступні:

- розділення відеореаду на окремі зображення;
- виділення кордонів ігрової площини;
- виділення м'яча на зображенні для відслідковування його шляху на протязі усього відеореаду і оцінки його позиції відносно розмітки ігрової площини;
- виділення окремого гравця та його номеру задля оцінки шляху, що було подолано ним на протязі ігрового часу.

На примітивному рівні процеси можна описати алгоритмом зображеним на рисунку 3.1.

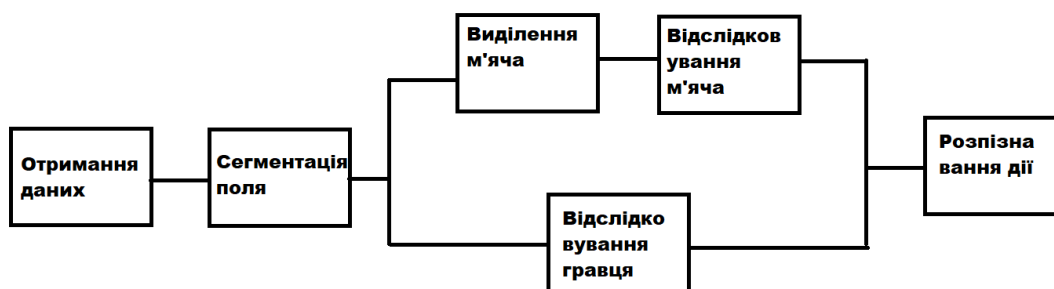


Рисунок 3.1 – Загальна структура системи

3.2 Відслідковування м'яча на ігровому полі

М'яч є головним елементом футболу, який зазвичай має сферичну форму, однак він може відходити від стандартної форми і спостерігатись як розмитий через швидкі рухи. Під час гри стан м'яча змінюється, коли до нього прикладають силу – штовхають або кидають гравці. Іншими словами, будь-який контакт з гравцями надає м'ячу іншу форму, що відрізняється від шара. Оскільки м'яч є найменшим елементом гри, то це безпосередньо впливає на ефективність виявлення та відстеження м'яча. Деякі приклади форми м'яча наведені на рисунку 3.2. У цих кадрах спостерігається, що м'яч рідко має ідеальну круглу форму. Тому статичні характеристики повинні бути посилені додатковими статичними та динамічними ознаками.

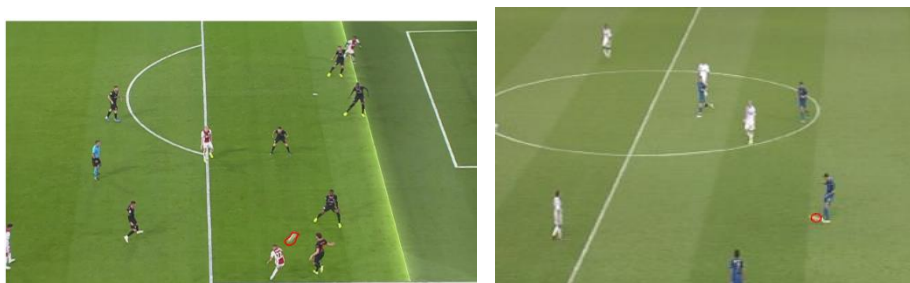


Рисунок 3.2 – Форма м'яча у динаміці футбольного матчу

Багато розроблених до цього часу методів зосереджуються лише на кольорових і фігурних особливостях кулі [15]. У цій роботі була створена залежність не тільки від кольору та особливостей форми, але також враховується динаміка м'яча з його взаємним розташуванням та взаємодією з гравцями. Складні проблеми, що розглядаються в цій роботі, здебільшого виникають через:

- швидкі рухи камери;
- відсутність огляду камери;
- швидка кінематика кулі, тобто швидке і непередбачуване прискорення;
- невеликий розмір;
- оклюзія гравцями;
- плутанина з частинами гравця та лініями поля.

Отже, це ускладнює прогноз положення м'яча, оскільки вимірювання можуть також трактуватися неправильно через відхилення від стандартних характеристик кольору та форми.

3.2.1 Сегментація ігрової площини

Першим кроком у розробці системи є виявлення зрізів та фільтрація кадрів для виключення ефектів, що можуть вплинути на алгоритм розбору зображення.

Для фільтрації цих кадрів за основу було прийнято систему, згадану в [16]. Сегментація поля здійснюється за допомогою домінуючого розподілу кольорів [17]. Однак інтенсивність кольорів може варіюватися залежно від стадіону, який потребує попереднього етапу підготовки. Основне припущення при виділенні домінуючої кольорової області вимагає, щоб камери в основному фокусувались на полі, і, отже, домінуюча кольорова особливість робить сегментацію успішною. Відповідне значення кольору зазвичай спостерігається при різній інтенсивності зеленого каналу. Тому першим

кроком у сегментації поля є розкладання кадру на його 3–канали, щоб отримати сірі значення зеленого каналу. На цьому кроці ми використовували характеристику пікового значення гистограми, яка також пропонується в [16]. Приклад кадру та його розподілу гистограми показано на рисунку 3.3.

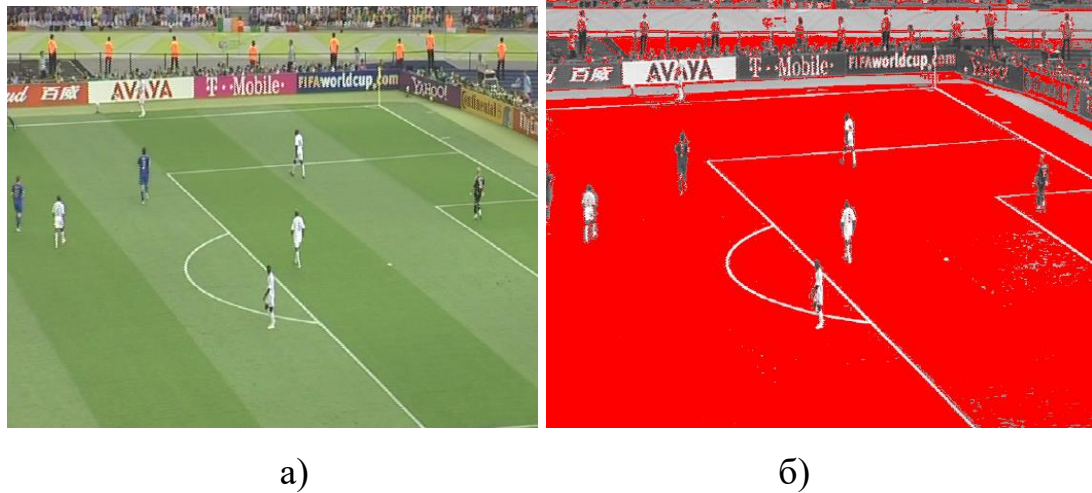


Рисунок 3.3 – Приклад кадру, який було сегментовано: а) оригінальне зображення; б) сегментація

Однак [16] використовували ручну лінійну міру відстані у своїй роботі для порогу вимірювання відстані домінуючого кольору. У методі було визначено автоматизований метод визначення області поля. З метою автоматичної класифікації середнє значення пікових значень перших 1000 кадрів використовується для підготовки середнього пікового значення кольору поля. Цей етап навчання завжди доступний під час трансляції спортивних ігор, оскільки телевізійні канали запускають програми приблизно за 10–15 хвилин до гри. У таких програмах вони показують поле та тренування гравців, тоді як коментатори обговорюють гру.

Визначене пікове значення обчислюється за формулою (3.1).

$$m_p = \frac{\sum_{i=1}^{1000} G_{\text{пik}}(i)}{1000} \quad (3.1)$$

де m_p – середнє значення пікових значень інтенсивності гiстограми, i – номер кадру. $G_{\text{пiк}}(i)$ – значення сiрого кольору найвищої точки відповідної гiстограми.

Потiм ми застосували фiльтр Гаусса на гiстограму зеленого каналу і відфiльтрували пікселі, що знаходиться на відстані від пікового значення. Для вибору областей поля ми визначили автоматичну міру відстані відносно m_p як:

$$d_{\text{iнтенсивнiсть зел.комп.}}(j) = |m_p - I(j)| \quad (3.2)$$

де $d_{\text{iнтенсивнiсть зел.компоненту}}$ – міра відстані відповідного значення інтенсивності i (j) j -го пікселя.

Згадана відстань Махаланобіс показала кращі результати, ніж звичайний лінійний розрахунок відстані. Зелений колір на більшості футбольних стадіонів розглядається як темний та світло-зелений. Ця різниця кольорів відбувається через різні напрямки косіння. Полоски, побачені на футбольному полі, робляться змішуванням травинок у різних напрямках під час косіння. На додаток до цього, напрямок вигину трави під час косіння визначає світлу або темну смужку. Коли леза трави відгинаються від спостерігача, трава виглядає світлішою, оскільки відбивається більше світла. Якщо трава відігнута від камери, вона здається світлішою, оскільки світло відбивається від широкої довгої частини леза. Якщо трава відігнута до камери, вона виглядає темнішою, оскільки видно кінчики лез, а під травою з'являються тіні. Нарешті, в результаті колір трав'яної області залежить від напрямку, під яким вона коситься і спостерігається. В результаті експериментів було також виявлено характерну особливість синього каналу відповідних відеорядів футбольних подій. Особливість, що спостерігалася, полягала в тому, що, оскільки поле складається із світло-темно-зелених областей, вони утворюють два пікові бункери в гiстограмі синього каналу. Прикладом цього випадку є такий, як показано на рисунку 3.4.

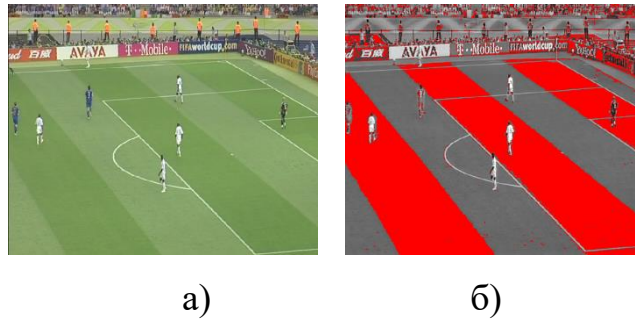


Рисунок 3.4 – Темна область сегментації двох різновидів газону: а) оригінальне зображення; б) сегментація кольорів газону

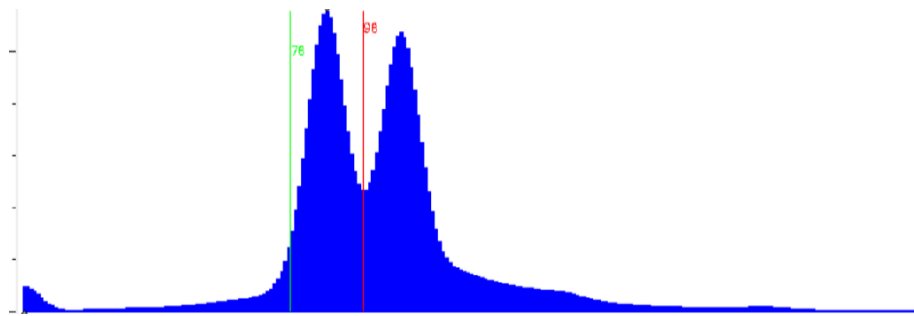


Рисунок 3.5 – Гістограма сегментації участків газону

Два піки на гістограмі синього каналу вказують на світлі та темні частини трав'яних областей. Було відокремлено ці дві області піків від їх середньої точки і зроблено ту ж саму процедуру гауссового припасування та автоматичне вимірювання відстані, як пояснювалося вище для зеленого каналу. Тренування для отримання пікових значень бункерів гістограм виконуються подібним чином для тих самих перших 1000 кадрів. Але різниця в синьому каналі полягає в тому, що шукаються два найбільші значення, а середні знаходяться між меншим і більшим значеннями. Обчислення оцінюється як:

$$L_p = \frac{\sum_{i=1}^{1000} G_{\text{БП}}(i)}{1000} \quad (3.4)$$

$$S_p = \frac{\sum_{i=1}^{1000} G_{\text{МП}}(I)}{1000}$$

Потім було досліджено поєднання двох сегментованих областей шляхом вилучення перетину найбільшої області в зеленому каналі з об'єднанням виявлених трав'яних областей у синьому каналі. Тут найбільша область, виявлена першим методом, об'єднується з ділянками трави, виявленими за допомогою другого методу. Отримана область поля використовується як маска для запуску виявлення гравця, а також виявлення та відстеження м'яча.

Сегментація польових областей зменшує шум і захаращення зображення, особливо ті регіони, де спостерігаються несподівані швидкі рухи. Що стосується виявлення гравця, це також підвищує точність і зменшує обчислювальні витрати, якщо ми зосереджуємо свій інтерес лише на польових регіонах. Проблеми з виявленням гравців іноді виникають, коли гравці перебувають навколо кордонів поля. Ми вирішуємо цю проблему, зменшуючи обмеження розміру гравця навколо кордонів. Якщо область кандидата в гравці знаходять за кордоном за допомогою кольорової функції, але розмір обмеження не задовольняє, ми все одно обробляємо згаданий регіон як регіон гравця. Якщо гравці стоять нерухомо на кордоні, це не проблема, окрім ліній поля. Тому область поля розширюється за допомогою методу розширення, щоб отримати безпечну та стабільну область для виявлення та відстеження. Це застосовується для того, щоб переконатись, що гравці та м'яч лежать у зоні інтересу. М'яч є найшвидшим рухомим елементом гри, і він не тільки в рухомих ситуаціях, коли в нього грають на полі, але він також може літати, коли в нього грають у повітрі. З цієї причини м'яч не може бути знайдений в області поля під час виявлення або відстеження. Це одна з основних проблем, обговорених у цій роботі.

3.2.2 Сегментація гравців

Регіони гравців повинні бути сегментовані та виявлені, щоб локалізувати особистість та витягти дії щодо гравця з м'ячом. Гравці можуть бути класифіковані як найважливіші особи гри після м'яча. Тому локалізація

гравців неминуча для аналізу вищого рівня та розпізнавання гри. Гравців легше класифікувати щодо м'яча за розміром та рухом. Вони не можуть рухатися так швидко, як м'яч, і мають більші розміри. Їх плавні рухи та більші розміри роблять їх більш сприятливими для виявлення, ніж м'яч. Однак відстеження гравців все ще є цікавою темою, що вивчається в багатьох інших дослідженнях [16]. У цій роботі увага зосереджена на абстрагуванні та узагальненні гри, фокусуючись на виявленні та відстеженні м'яча. Для сценаріїв взаємодії з гравця з м'ячем було виявлено лише позиції гравця без подальших методів відстеження. Однак детальне дослідження про відстеження гравців у футбольних відеорядах можна знайти в [16].

У цій роботі виявлення гравця розроблено як окремий модуль, і позиції подаються в систему розпізнавання дії м'яча для аналізу вищого рівня. На першому кроці виявлення програвача зображення переноситься із довільного кольорового простору в кольоровий простір RGB. У польових іграх фон поля утворює достатньо гладку область для розміру гравців, а майки гравців завжди відрізняються від зеленої області поля.

У даній роботі використовуються сигнали руху з кольоровими відхиленнями, щоб виявити гравців. Алгоритм виявлення гравців представлений на рисунку 3.6. Виявлення гравців базується на регіоні інтересу, класифікованому як регіон ігрової зони. Завжди має сенс шукати гравців у цьому регіоні, оскільки гра завжди проводиться на полі. Ця фільтрація також зменшує шум, пов'язаний з глядачами та іншими об'єктами навколо поля. Наступні операції виконуються в рамках згаданої рентабельності інвестицій, яка є місцем для футбольних ігор.

Для того, щоб виділити регіони гравців, було використано стандартне відхилення розподілу значення сірого зеленого каналу. Для цього завдання було обрано прямокутну маску, оскільки регіони гравців знаходяться у формі прямокутної форми.

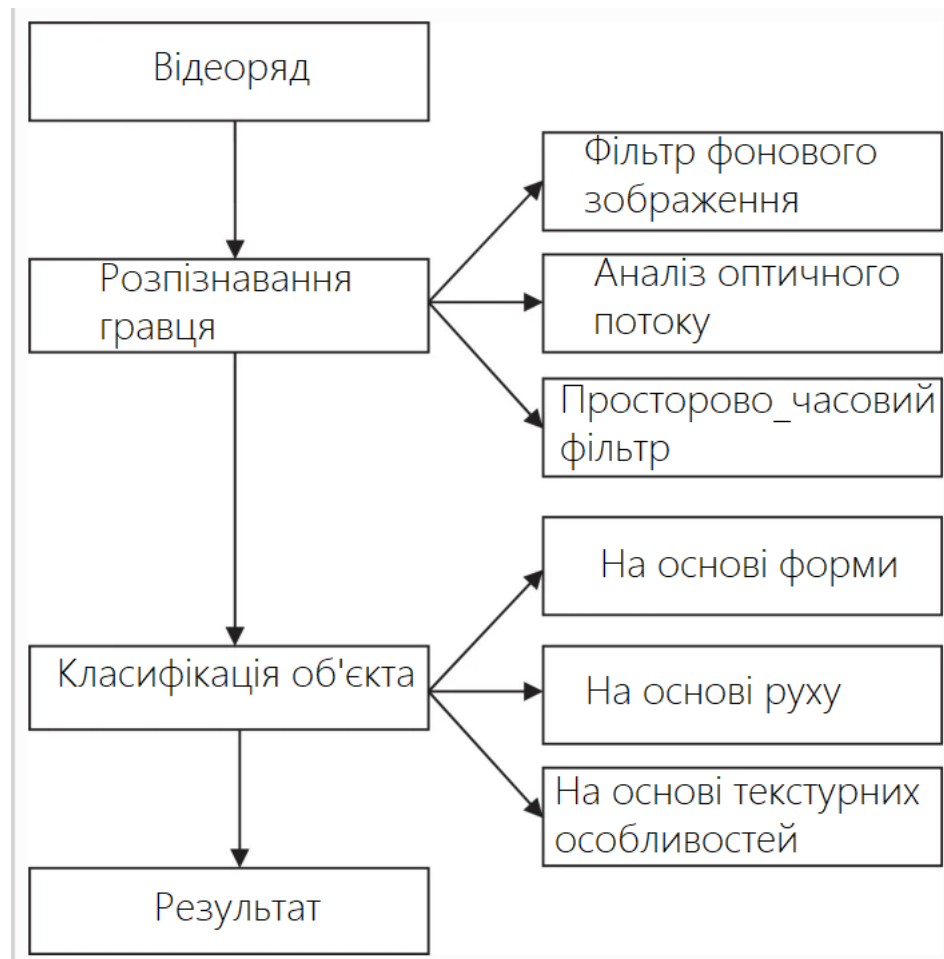


Рисунок 3.6 – Алгоритм виділення гравця на полі

У експериментах було перевірено багато розмірів масок для різних відео та різних ситуацій за допомогою гри. В результаті цих експериментів було виявлено, що прямокутна маска 5x5 давала кращі результати. Тому маску 5x5 було обрано емпіричним шляхом як маску відхилення. Отримане зображення відхилення відображено на рисунку 3.7.

Як видно на рисунку 3.6, значення діапазону значень сірого не здається розподіленим у більшому діапазоні через розмір обраної маски. Використання маски більшого розміру може генерувати значення сірого, розподілене в кращому діапазоні, але це може призвести до помилкових класифікацій. Для вирішення цієї проблеми ми помножили отримані значення сірого на 2, щоб мати кращий розподіл значень сірого, як показано на рисунку 3.6.



Рисунок 3.7 – Відхилення зразкового кадру з використанням маски 5x5

Оскільки маємо кадри розміром 720x576, вони змінюються на наступні непарні значення, а саме 721x577. Додатково також відображено сірі значення на межі зображення.

Отримавши зображення відхилення, було використано поріг гістерезису [19] для того, щоб виділити регіони гравців на полі. Ідея полягає в тому, щоб просто класифікувати точки зображення на три класи. Значення, що перевищують верхнє порогове значення, приймаються безпосередньо, а значення, менші за нижнє порогове значення, автоматично відхиляються. Значення, що потрапляють між цими значеннями, називаються потенційними точками.

Потенційні точки класифікуються відповідно до їх відстані до захищених точок. Для виявлення гравця в наших експериментах було обрано міру відстані 20 пікселів. Це значення було обрано, оскільки відстань між гравцями зазвичай перевищує 20 пікселів, а при відстані 20 пікселів гарантовано, що всі частини гравця сегментовані. Цей вплив захищених точок було використано для посилення точності класифікації і, отже, виявлення. Результат порогового рівня гістерезису зображений на рисунку 3.8.

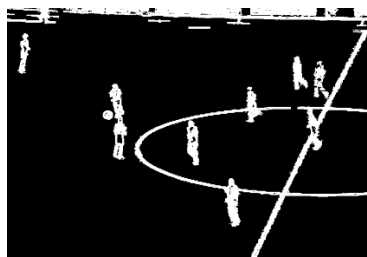


Рисунок 3.8 – Сегментація гравців

Після порогового значення гістерезису проблема полягає у визначенні зв'язаних областей для вилучення меж гравця. Було використано метод зв'язаних компонентів із 8 сусідніми районами для того, щоб визначити об'єднані регіони. 8-мікрорайонів дали точні результати для сегментації переднього плану. На цьому кроці лінії поля можуть бути проблематичними, оскільки вони мають великі значення відхилення від зеленого поля. У цьому випадку було обрано модель поля, розроблену [16], і віднімаємо виявлені лінії поля з поточного кадру. Згадані результати операцій зображені на рисунку 3.9. Решта регіонів класифікуються з використанням обмежень розміру.

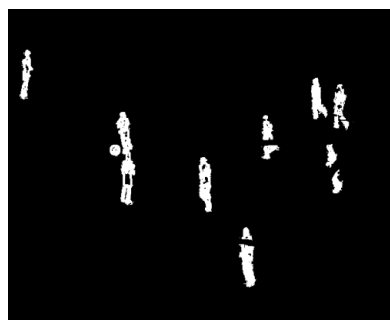


Рисунок 3.9 – Відокремлення гравців та ліній поля

Гравців іноді плутають з лініями поля, і їх виявляють як дві менші області в залежності від їх положення. Ця проблема була вирішена автоматично, виявляючи середній розмір виявлених областей і об'єднуючи регіони, менші половини середнього значення виявлених регіонів. Приклад сцени показаний на рисунку 3.10.

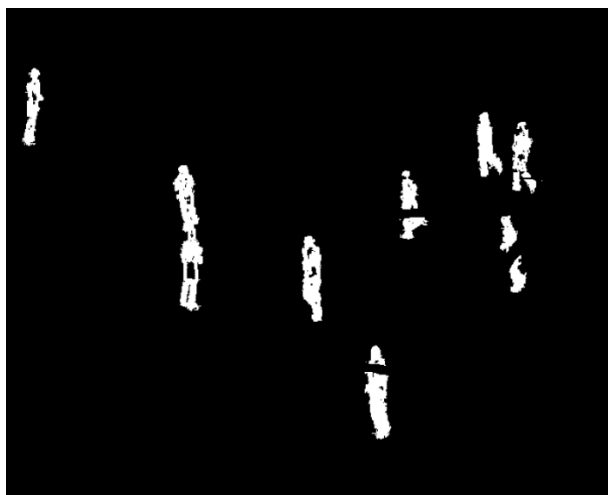


Рисунок 3.10 – Сегментовані регіони, включаючи невеликі помилково виявлені регіони

Ще однією проблемою є асоціація регіонів. Для цього було виконано об'єднання регіонів за динамічно визначеними мірами відстані. Динамічно визначені міри відстані стосуються з'єднання регіонів, які знаходяться в районі половини їх ширини або висоти. Більші характеристики ширини та висоти регіону враховуються при визначенні міри відстані для малих регіонів. Якщо всі регіони гравців сегментовані у повному розмірі, цей крок пропускається, як пояснюється в алгоритмі.

Результати виявлених гравців показані на рисунку 3.11. У алгоритмі виявлення гравця спочатку припускаємо певний розмір та діапазон прямокутності.

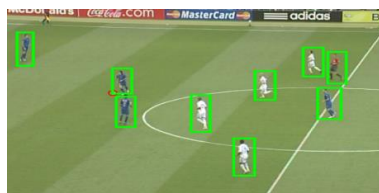


Рисунок 3.11 – Результати виявлення гравців

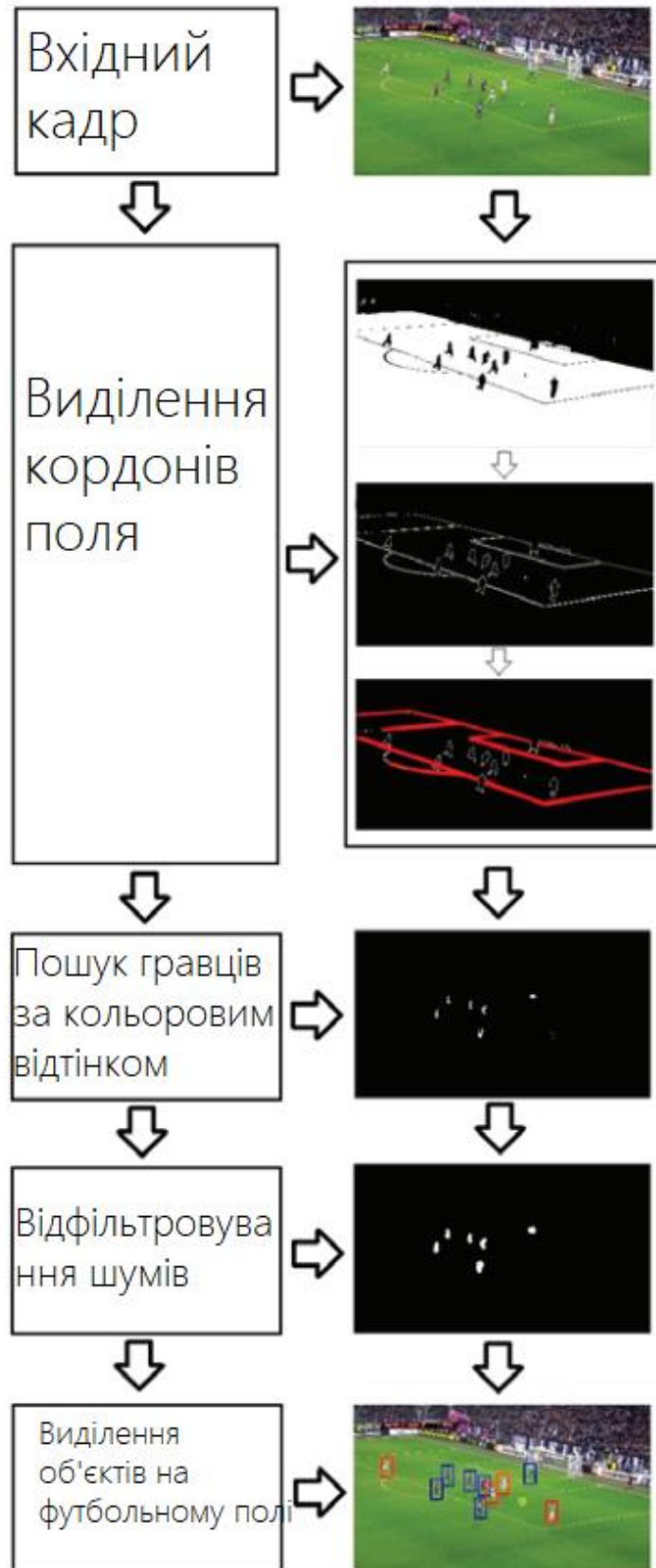


Рисунок 3.12 – Загальна схема виявлення гравців

3.2.3 Виявлення особливостей м'яча в рамках роботи

Виявлення та відстеження м'яча вимагає визначення та вилучення особливостей м'яча. Для вилучення особливостей кулі було використано статичні та динамічні характеристики. Статичні особливості м'яча залежать від форми та колірних характеристик м'яча, а динамічні особливості – відображають рухи та кінематику м'яча.

Футбольний м'яч – це завищена сфера, що використовується для гри у футбол. Усі стандартні футбольні м'ячі, сертифіковані FIFA, тестуються на відповідність наступним специфікаціям:

- повністю округла форма;
- мінімальне поглинання води;
- послідовність поведінки м'яча при однакових діях;
- вага;
- мінімальний тиск для деформації;
- розмірна відповідність стандарту;
- баланс.

Знаючи вищезазначені норми, спочатку обробляється м'яч як єдиний нерухомий об'єкт, спостерігаємо кольорові та фігурні особливості об'єкта. Перша особливість футбольного м'яча полягає в тому, що він постійно є круглим предметом. Оскільки він повинен забезпечувати вищезазначені стандарти, він, як правило, повинен бути круглим об'єктом. Через рух кулі та системи збору даних ми дуже рідко можемо спостерігати за м'ячем у ідеальній круглій формі. Задля запобігання цьому було вирішено зупинитись на загальних рисах, які можуть бути використані для розпізнавання м'яча.

Друга особливість – колір м'яча. До розвитку шкіряного виробництва та техніки освітлення куля була забарвлена в темні кольори. Після розробки прожекторів та виробництва шкіри, дозволяється використовувати лише світлі м'ячі, щоб допомогти глядачам легше бачити його. Більшість типів м'ячів, дозволених FIFA, мають білий колір. У них також є деякі цифри та текст на

даних, але для відеорядів з футбольних камер дуже важко розпізнати цей текст, і м'яч вважається білим. Винятково у дуже рідкісних випадках, коли поле стає білим через сильний сніг, куля може бути помаранчевого кольору.

Крім того, м'яч – це найменший елемент гри на полі. Оскільки це може бути перевагою під час фільтрації областей–кандидатів у кулі, але, як правило, це стає недоліком, оскільки кульку можна сплутати з людськими предметами навколо через її розмір. Деякі приклади таких випадків – лінії поля, точка штрафного удару, деталі гравців тощо. Статичні особливості м'яча можуть не завжди спостерігатися через швидкі рухи м'яча, швидкі рухи камери мовлення. Таким чином, було використано динамічні особливості м'яча у поєднанні зі статичними характеристиками. На щастя, м'яч майже завжди в русі, і він має постійну швидкість, коли переходить між гравцями. Крім того, якщо він не передається між гравцями, він завжди знаходиться у власності гравців або поза грою, залежно від ситуації. Тому додатково була застосована ця кінематика, щоб розпізнати м'яч під час гри.

3.2.4 Виявлення м'яча

Зазвичай дуже важко досягти виявлення м'яча, оскільки камери завжди рухаються, і їх налаштування завжди коригуються відповідно до цих рухів. Очевидно, що можна зрозуміти, що м'яч має дуже маленькі розміри щодо інших об'єктів у кадрі, і він в основному затуляється гравцями під час гри, оскільки протягом більшої частини гри м'яч знаходиться біля підніжжя гравців. Інше питання також полягає в тому, що коли м'яч піднімається високо в повітрі, він виходить за межі поля зору камери і, зазвичай рухається з високою швидкістю і плутається з частинами гравців та розміткою ліній. Це швидке і непередбачуване прискорення також робить виявлення м'яча складним завданням. У наступних двох підрозділах обговорено та представлено сегментацію м'яча із використанням статичних характеристик та із фільтруванням областей–кандидатів для м'яча.

3.2.5 Визначення області м'яча

У літературі виділення областей м'яча реалізована з використанням лише статичних ознак [20]. Як правило, форма та колір використовуються для сегментації областей м'яча через гру. Однак злиття цих особливостей поки що широко не досліджується в поточній літературі. У нашому методі кольорова особливість м'яча є першою функцією пошуку під час виявлення. М'яч, як правило, забарвлений в білий колір, і навіть якщо він дуже малий і навряд чи помітний, кольорова особливість все одно залишається дискримінаційною рисою. Розподіл кольорів деяких зразків м'ячів показано на рисунку 3.13

У відеорядах футбольних подій білі кольорові області – це м'яч, лінії поля та розмітки, а іноді і деякі частини гравців. Виходячи з цієї загальної інформації, для першого кроку сегментації було використано функцію кольору та застосована проста фільтрація на кадрі. Цей фільтр надав області–кандидати на основі колірної характеристики. Під час експериментів спостерігалось більшість помилкових спрацьовувань, що відбуваються на лініях поля та частинах гравця.

Тому потім було відфільтровано потенційні області, виходячи з обмежень розміру виявлених областей. Розмір м'яча–зразка вводиться в систему вручну в автономному режимі під час підготовки шаблонів м'ячів. Генерація шаблону м'яча детально пояснюється в розділі відстеження м'яча. Діаметр футбольного м'яча стандартного розміру становить близько 22 см, який залишається незмінним у грі. Також можливо використовувати розмір гравців як еталон для виявлення м'яча, виходячи з припущення про розмір гравців, оскільки розміри гравців легко отримати.

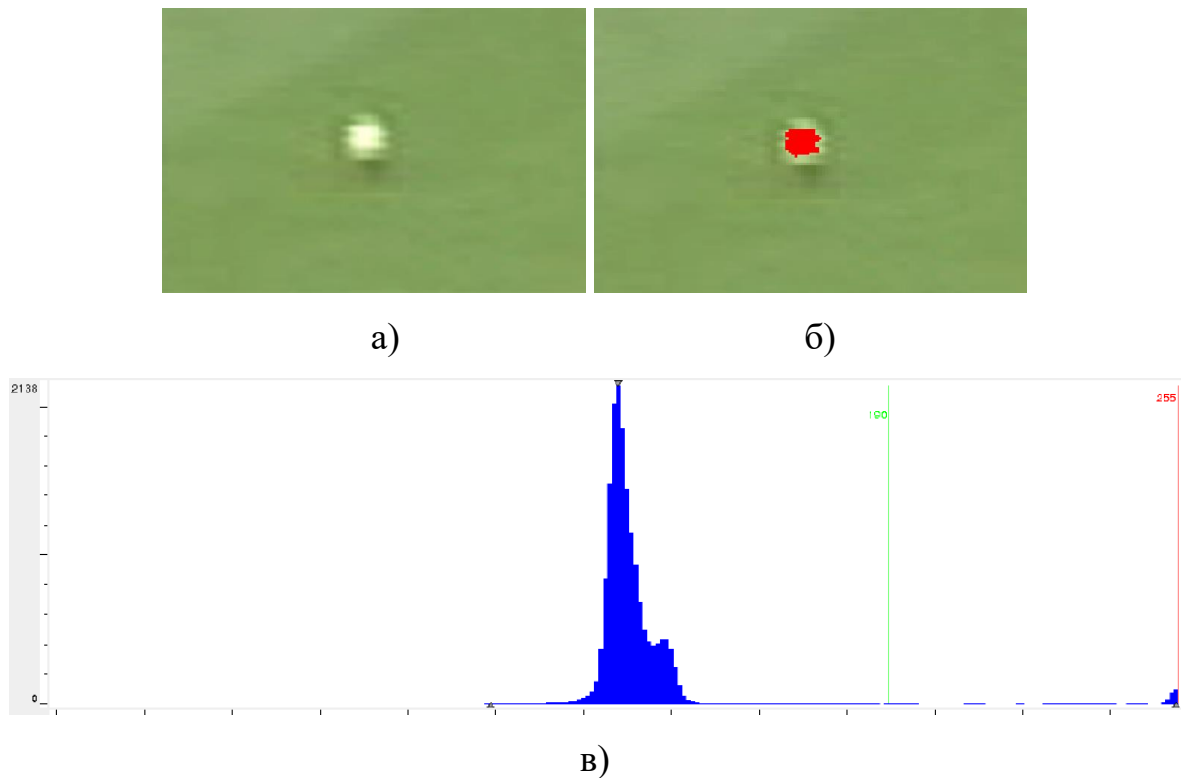


Рисунок 3.13 – Кольорове виділення області м'яча: а) – оригінальне зображення; б) виділення м'яча; в) гістограма зеленого каналу області

Потім було відфільтровано регіони, що не схожі з м'ячем залежно від їх розміру, або іншими словами, відфільтровано потенційні області м'яча. З цією метою було застосовано обмеження форми та відфільтровано результати фільтрації на основі розміру. Міра, яку було використано для виявлення області м'яча, є найбільш характерною особливістю її форми, а саме шароподібністю, заданою формулою (3.5).

$$f_{\text{кулі}} = \frac{\mu_c}{\sigma_c} \tag{3.5}$$

$$\mu_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} \|(x_i, y_i) - (\bar{x}, \bar{y})\|$$

$$\sigma_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} (\|(x_i, y_i) - (\bar{x}, \bar{y})\| - \mu_c)^2$$

де $f_{\text{кулі}}$ це шароподібність, N – кількість пікселів контура, (x_i, y_i) – позиція пікселів контурів та (x, y) – центр області визначення.

Як згадувалося вище, більшість проблем полягали в плутанині потенційних об'єктів у м'ячі з частинами гравця та лініями поля. Першу проблему було вирішено, відфільтрувавши кандидатів по сусідству з гравцями. Іншими словами, якщо кандидата в м'яч знаходять в одному регіоні з гравцем, він відфільтровується, і цей регіон класифікується як частина гравця. Це можна трактувати як ігнорування ситуацій, коли гравець володіє м'ячем, але в більшості випадків навіть коли гравець володіє м'ячем, в основному м'яч знаходиться окремо від самого гравця. Звичайно, тут випадки, коли м'яч перекривається гравцем, пропускаються, але згідно зі спостереженнями та статистикою гри були враховані ці витрати.

Крім того, виявлення полягає у вилученні тієї конкретної інформації про м'яч з великого кадру без конкретної співпраці, що означає просту присутність на основі особливостей кольору та форми, як зазначено вище.

Плутанина з лініями усувається за допомогою ознак форми, оскільки частини лінії класифікуються як довгі прямокутні області. У цій роботі для вирішення проблем плутанини та підвищення точності виявлення, відмінних від сучасних методів, було включено динаміку м'яча на додаток до форми та її колірних характеристик. Для виявлення рухів м'яча застосовується стандартне відхилення значень сірого в зеленому каналі зображення у поєднанні з описаними вище обмеженнями кольору та форми. Оскільки м'яч здебільшого рухається під час гри, відхилення пікселів дає надійну інформацію при виявленні м'яча. Стандартне відхилення обчислюється за допомогою кадрового підходу. Кадр використовується навколо останнього виявлення, і якщо не знайдено жодного кандидата, тоді виявлення запускається для всієї області поля.

Отже, для області, що представляє інтерес для виявлення, визначено два стани, один на основі попереднього виявлення, і якщо в цьому кадрі не знайдено жодного надійного кандидата, застосовується інший пошук у цілому

кадрі. Якщо об'єкт не виявлено за допомогою двох станів пошуку, тоді кадр пропускається, а пошук продовжується в наступному кадрі з цілим регіоном.



а)

б)

Рисунок 3.14 – Стандарте відхилення зображення при масці 3x3: а) оригінальне зображення; б) зображення з відхиленням

Стандартне відхилення значень пікселів обчислюється в межах прямокутної маски розміром 3x3 пікселі, аналогічно методу, який застосовується для виявлення гравця. Оскільки м'яч рухається з більшою швидкістю і має менший розмір, він має більші відхилення, ніж гравці та інші предмети, що стало причиною використання меншої маски. Для виділення кульових областей та кращого використання діапазону значень сірого, доступних у вихідному зображенні, результат множиться на 2, а на межі зображення відкидаються сірі значення. Тут використання меншої маски також забезпечує обмеження розміру м'яча, згадані як друга особливість для його виявлення. Більша маска може призвести до втрати областей, оскільки вона дуже мала, і відхилення всередині більшої маски не може забезпечити впливу такого маленького розміру кулі. Результати пошуку на основі стандартного відхилення зображено на рисунку 3.14.

3.2.6 Фільтрація потенційних областей з м'ячем

На наступному етапі було застосовано метод класифікації, заснований на правилах, для того, щоб відфільтрувати області кандидатів у м'ячі. Класифікація проводиться шляхом злиття трьох окремих масивів, пов'язаних з областями–кандидатами на м'яч. Ці три масиви генеруються за допомогою згаданих вище функцій виявлення м'ячів, а саме кольору, форми та стандартного відхилення. Злиття інформації про область кандидатів у м'яч застосовується з використанням вагової функції, визначеної для кожної відповідної області–кандидата. Виходячи з обмежень, кожному відповідному кандидату потім присвоюється вага. Функція ваги визначається як лінійна функція, яка залежить від результатів трьох досліджених характеристик м'яча. Кожна функція, виконана кандидатом на м'яч, додає значення 1 до відповідної області.

Якщо область кандидата задовольняє всім обмеженням кольору, форми та стандартного відхилення, тоді вона має міру ваги 3 і класифікується як надійна область – м'яч. Потім процес переміщується до наступного кадру. Якщо область кандидата задовольняє лише обмеження кольору і форми, тоді вона має міру ваги 2. Це означає, що м'яч не рухається, а залишається в постійному положенні, що зазвичай відбувається перед положеннями вільного удару. Якщо область кандидата задовольняє лише обмеження кольору та стандартного відхилення, тоді вона має міру ваги 2. Це також трапляється, коли гравець швидко штурхає м'яч або якщо рухається камера. Тому що, коли м'яч сильно б'ється, або якщо камера рухається швидко, м'яч виглядає скоріше в еліптичній формі, а не круговій.

Область зображення, що задовольняє фігуру та стандартні відхилення, не спостерігається під час гри. Цей випадок не трапляється, тому що коли відхилення зазвичай велике, тобто м'яч рухається, тоді круговість більше не задовольняється через порушення. Крім того, пошук у цілому кадрі має обчислювально дуже високі витрати. З цієї причини було запропоновано

динамічне вікно пошуку, яке використовувало виявлення на основі попереднього виявлення положення м'яча та результату на зображенні із стандартним відхиленням. Рамки пошуку сходяться навколо обох позицій. Якщо позиція м'яча пов'язана з вагою 3, тоді вона класифікується як надійний кандидат і враховується при визначенні рамки пошуку. Якщо в кадрі не знайдено жодного кандидата на м'яч, переходимо до наступного кадру, збільшуючи вікно пошуку до цілого кадру, поки не знайдемо потенційного кандидата. Коли знайдеться кандидат з більш потенційним значенням, то знову зменшуємо вікно пошуку і продовжуємо цикл виявлення м'яча. Структурна схема процесу приведена у додатку Б. У експериментах було використано вікно пошуку розміром 120x120 пікселів. Це призвело до скорочення часу обробки та зменшення обчислювальних витрат, як очікувалося.

3.3 Відслідковування руху об'єктів

3.3.1 Відслідковування руху м'яча

Фільтр частинок є послідовним методом Монте–Карло (SMC), який може обробляти більш складні моделі, ніж інші методи [21]. З метою відстеження м'яча було застосовано новий підхід SMC, який представляє рекурсивний оцінювач положення м'яча. Іншими словами, запропонований метод фільтрування частинок наближує задній кут над усіма потенційними об'єктами м'ячів. У цьому методі попередня оцінка положення м'яча додатково переміщується до наступного вимірювального сканування, передбачаючи місце розташування відповідно до моделі руху. Частинки розподіляються між передбачуваними та поточними вимірами, пропорційно призначеним колишнім вагам. Ваги визначаються частотою зразків, що призвели до тієї ж асоціації. Запропонований метод відстеження слідує за положенням м'яча в області зображення. Вимірювання, призначеної цілі, аналітично обмежене для

запобігання надмірній вибірці. Алгоритм лінійний за кількістю частинок і вимірювань.

Запропоновано та розроблено підхід до відстеження малих та одиничних цілей разом із дослідженням динамічної кількості частинок. Зі збільшенням частоти зразків зменшувалась кількість частинок до іншого, заздалегідь визначеного рівня. Такий підхід призводить до підвищення точності та зниження обчислювальних витрат. Іншими словами, якщо частота зразків збільшується більше, ніж конкретна величина, тоді зменшуємо кількість частинок до іншого заздалегідь визначеного рівня, щоб зменшити обчислювальні витрати. Іншими словами, можемо в достатній мірі заявити про правильність вимірювань, тоді зменшимо кількість розподілених частинок. Коли знову трапляється випадок, що достовірність вимірювань зменшується, починаємо збільшувати кількість частинок, що використовуються, для підвищення точності відстежування.

Відстеження м'яча реалізоване в кожному кадрі після розширеної версії системи фільтрування частинок [23]. Було розширено звичайний фільтр частинок відповідно до динаміки м'ячів. Особливість розробленого алгоритму полягає у передискретизації частинок, що слідує за динамікою м'яча. Цей підхід можна узагальнити для більшості інших програм відстеження малих об'єктів, де можна передбачити кінематику.

Підхід ґрунтується на розробці трекера щодо цільових характеристик. Характеристики цілі стосуються не лише кінематики, а й взаємодії цілі з об'єктами навколо неї. Оскільки футбольні ігри проводяться в контрольованому середовищі згідно з наперед визначеними правилами, домен відеоаналізу футбольної трансляції забезпечує відповідний домен програми для реалізації та реалізації цього підходу. Цей підхід можна узагальнити для більшості інших програм відстеження малих об'єктів у спортивній області, де можна передбачити кінематику.

3.3.2 Віднесення об'єкта до категорії

Типовий футбол завжди проводиться з одним м'ячем, тобто однією ціллю для відстеження. Видимість м'яча змінюється на протязі гри завдяки його швидкості, взаємодії з гравцями та швидким рухам камери. М'яч замінюється кілька разів під час гри, коли його б'ють за межі поля. Якщо м'яч виштовхується далеко від поля, він негайно замінюється новим, щоб забезпечити безперервність гри. Навіть якщо м'яч кілька разів замінюється під час гри, він завжди зберігає стандартні характеристики, як пояснено вище. За стандартними характеристиками, крім статичних характеристик м'яча, ми також називаємо спосіб гри м'ячем та загальну кінематику м'яча. Тому спосіб, яким грають у м'яч, та загальні рухи м'яча залишаються незмінними під час гри. Незважаючи на те, що м'яч являє собою швидко рухаючесь ідентичність у грі, тимчасова швидкість м'яча залишається незмінною протягом гри. Зазвичай м'яч рухається швидко, але шлях, який він може пройти за 40 мілісекунд (для типового трансляційного відео 25 кадрів в секунду), дуже обмежений. На сьогоднішній день найшвидша зафіксована швидкість футбольного м'яча становить близько $200 \text{ км} = \text{год}$, що змушує м'яч рухатись на відстані максимум 2 метри на кадр. Крім того, найшвидші рухи м'яча відбуваються під час пострілів, і постріли трапляються дуже рідко навколо воріт, що рідко трапляється в більшості випадків під час гри. Що стосується характеристик гри, м'яч має швидкі зміни напрямку і прискорення, але коли він грається між гравцями, швидкість м'яча залишається незмінною. Навіть якщо швидкість м'яча між гравцями досить висока, вона залишається майже незмінною в цей проміжок часу. А також, якщо м'яч є у гравця, швидкість стає відносно дуже низькою. З усіх зазначених причин у цьому підході для моделювання кінематики м'яча обрана модель лінійного руху. Незважаючи на те, що фактичні спортивні ігри включають багато несподіваних рухів, для переданих відеоданих модель лінійної та постійної швидкості є достатнім підходом. У запропонованому способі стани м'яча виражаються в положенні,

швидкості та прискоренні. Це звичайна практика відстеження окремих цілей.

Крім того, оцінка проводиться за двовимірною позицією на ігровому полі, оскільки 3D-позицію м'яча навряд чи можна витягти зі спортивних відео. Крім того, ці результати 3D оцінки будуть недостатньо точними щодо розміру м'яча. Цей підхід пояснюється для моделі руху з постійною тимчасовою швидкістю. Навіть якщо це не може бути правдою для складних випадків, для більшості ситуацій припущення справедливо.

Як пояснювалося вище, м'яч може рухатися не більше 2 метрів за кадр. У випадках, коли запропонованого алгоритму може бути недостатньо, модель руху може бути легко розширена до нелінійної моделі руху. Вимірювання спостерігаються один раз на кожному часовому кроці, і для визначення правильності вимірювань використовується вимірювання достовірності для кожного вимірювання. Міра довіри обчислюється за допомогою алгоритму узгодження шаблонів. Вимірювання моделюються незалежно від інших вимірювань того самого кроку часу. Що стосується асоціації, стверджуємо, що багаторазові вимірювання можуть бути результатом одного кандидата-мішені, а також одного вимірювання, отриманого в результаті однієї цілі.

3.3.3 Рух м'яча та його динаміка

Слід м'яча описується її гіпотетичними станами, x_k^i , включаючи положення, швидкість та прискорення. Поточний стан оновлюється відповідно до динаміки м'яча, приймаючи модель руху з постійною швидкістю. Тут x_k^i – стан i пов'язаний з невід'ємними числовими факторами w_k^i , званими вагами важливості, які рахуються до 1. Коротко кажучи, на кожному часовому кроці фільтр частинок отримує набір зразків S_{t-1} , що представляє попередню задню частину станів м'яча та вимірювання z_k . Потім генеруються зразки N_p для представлення задньої частини. Для м'яча модель стану може бути записана як:

$$m_{k;j} = (x_{pos}; y_{pos}; x_{pos}'; y_{pos}') \quad (3.7)$$

3.3.4 Передискретизація

Першим кроком у формуванні зразків є передискретизація, яка стосується виведення стану з попереднього. У підході до основного фільтрування частинок проба відбирається з імовірністю відповідно до маси зразка. У більшості методів застосовується мінімальна дисперсія для повторної вибірки, відома також як детермінований відбір [21] або стохастична універсальна вибірка [22]. На цьому кроці основною проблемою є вирішення, яку вибірку взяти з попереднього набору. У типовому підході до фільтрування частинок загальним методом є відбір зразків із використанням залишкової передискретизації [Liu and Chen, 1998]. У цьому методі зразки відбираються лише відповідно до їх ваги та повторюються детерміновано:

$$N_i = \left[w_k^i - 1/N_p \right] \quad (3.8)$$

Тут частки з більшою вагою відбираються багато разів, а частинки, що мають незначну вагу, відкидаються. Також використовувалась змінна кількість частинок після передискретизації, як також зазначено в [18]. Цей метод зазвичай не використовується в літературі, але, з іншого боку, немає обмежень щодо кількості частинок, що використовуються на кожному часовому етапі. Після того, як кількість частинок регулюється відповідно до місця події, ваги повторно ініціалізуються при однакових значеннях. На додаток до ваг, ми також використовуємо міру довіри, щоб визначити кількість відібраних зразків, як показано в рівнянні 3.8.

Новизна методу покращують передискретизацію за динамічною кількістю частинок та динамічним простором пошуку. При цьому підході кількість частинок є динамічною змінною, і вона оптимізується відповідно до

рівня достовірності вимірювань та швидкості повторної вибірки. Динамічний простір пошуку представляє область інтересів для вимірювання цілі на основі характеристик цілі та середовища. За типового підходу [21], кількість зразків завжди залишається незмінною. Однак можна зробити висновок, що якщо рівень достовірності вимірювань досить високий, тоді нам не потрібно відбирати всі частинки, або якщо спостереження не надто надійні, ми можемо збільшити кількість частинок у фазі передискретизації. У запропонованому методі було розглянуто міра достовірності C , як це впливає з рівняння 3.8, для того, щоб визначити кількість частинок, передискретизованих динамічно. Тут розподіл Гауса підходить до набору значень, що підлягають передискретизації, а дисперсія використовується як достовірна змінна. Для програми відстеження м'яча було використано три рівні часток 50, 100 та 200 частинок під час відбору проб. Щоб визначити кількість частинок, які потрібно відібрати, залежить від дисперсії попередніх зразків та їх евклідової відстані до попереднього положення стану кулі. Достовірна змінна залежно від дисперсії зразків визначається як:

$$\frac{1}{C} \sim \sigma_k = \frac{\sum_{i=1}^{N_p} (x_{k-1}^i - \bar{x}_{k-1})^2}{N_p} \quad (3.9)$$

Якщо дисперсія перевищує заздалегідь визначений поріг, це означає, що існує більше однієї сильної гіпотези, і тому ми збільшуємо кількість відібраних частинок, щоб отримати кращі спостереження. Збільшуючи зразки, враховуємо відстань до попереднього кроку часу, і більше нових зразків відбирається від кандидата, який має меншу евклідову відстань до попереднього стану. З іншого боку, якщо маємо меншу дисперсію та відстань до попереднього стану, тоді починаємо зменшувати кількість частинок, використаних для відбору проб. Це може здатися, що метод може страждати від явища виродження, але ця проблема була подолана, визначивши межу вибірок, відібраних для кожного значення, та використовуючи евклідову

відстань. Якщо одна із умов, впевненість чи відстань, не виконується, зразки повторно ініціалізуються. На додаток до динамічної кількості частинок, іншим внеском у роботу є підхід на основі розумного вікна для відстеження динаміки м'яча.

При відстеженні футбольних м'ячів ціль дуже мала і не надає нам багато текстурної або фігурної інформації протягом ігрового періоду. Тому було запропоновано метод передискретизації на основі вікон, який є ефективним підходом пошуку для точного відстеження кінематики цілі. Використовуючи міру довіри, визначену у рівнянні 3.8, динамічно регулюється розмір вікна пошуку навколо цілі. М'яч грається між гравцями і залишається на полі протягом усієї гри. Як пояснювалося вище, максимальна відстань, яку він може пройти за один кадр, становить близько 2 метрів, що відбувається лише під час зйомки. Виходячи з наших припущень про природу цілі, також відомо, що м'ячем в основному грають гравці, і він знаходиться на полі. Якщо через кадр неможливо зібрати надійних вимірювань, збільшуємо розмір вікна пошуку. Цей процес продовжується пірамідальним підходом, оскільки надійне вимірювання можна спостерігати від цілі з вищим рівнем впевненості. У деяких випадках, коли воротарі перезапускають гру довгими ударами, м'яч летить довго і, як правило, поза полем зору. Особливо в таких ситуаціях вікно пошуку м'яча розширюється до розміру зображення, поки зразки не починають сходитися до надійного значення. Автоматичне збільшення та зменшення вікна пошуку на основі спостережень збільшує продуктивність та точність відстеження безпосередньо, як очікувалося. Найбільшою проблемою у відстеженні малих цілей, особливо в цьому випадку, є страждання від безладу та помилкових спрацьовувань, оскільки ціль порівняно дуже мала, а рух швидкий. Мінімізація вікна пошуку не тільки зменшує кількість безладу, але й мінімізує помилкові спрацьовування. У роботі запропоновано розумніший метод вибірки для ігор з м'ячем, що проводяться в командах. У цьому підході було використано інформацію про рух м'яча на додаток до його кінематики. Це ефективний метод при роботі з цілями, які мають меншу

структуру, але великі відхилення в динаміці руху. Тут ідея полягала в ефективному розподілі частинок щодо динамічних характеристик цілі. Використовуючи запропоноване визначення концепції розумного регіону, можемо зосередитись на найцінніших спостереженнях. У порівнянні з іншими методами, цей метод має перевагу ефективного пошуку і, тому, забезпечує більш цінні спостереження протягом фільтрації. Припущення про природу даних датчиків підвищують точність методу. [24] розробили інший метод для підвищення обчислювальної ефективності відстеження цілі, пропонуючи статичне вікно в залежності від попередніх станів. Але краще, ніж запропонований метод, налаштуємо вікно пошуку відповідно до цільової кінематики, що має кращу продуктивність, ніж статичне вікно. Дві згадані вище новинки підвищують точність оцінки та знижують обчислювальну ефективність, особливо в менш захищених середовищах, розумним визначенням вікна пошуку в залежності від природи цілі та зміною кількості вибірок залежно від рівня достовірності оцінки. Ці методи динамічної передискретизації можна також узагальнити для багатьох інших малих одиничних цільових середовищ, де можна зробити висновок про кінематику цілей.

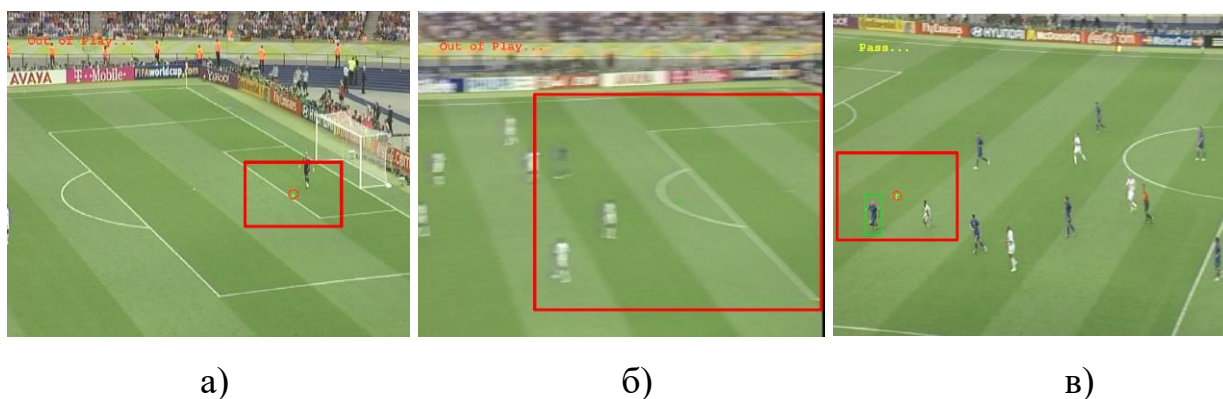


Рисунок 3.15 – Приклади пошуку з різними розмірами області: а) висока точність; б) мала точність; в) середня точність;

3.3.5 Прогнозування

Крок прогнозування також відомий як етап відбору проб при фільтрації частинок. Після того, як на етапі передискретизації складений індекс вибірки, відповідний зразок використовується для прогнозування наступного стану x_i^k . Вибірка x_i^k проводиться з:

$$p(x_k | x_{k-1}) \quad (3.10)$$

зумовлений попереднім станом $x_{i, k-1}$, де врахована динаміка системи. Це рівняння також називають моделлю прогнозування. Зібрані зразки відповідають прогнозуванню стану м'яча. Для м'яча маємо модель стану, як пояснюється у рівнянні 3.7. На цьому етапі мета полягає в тому, щоб генерувати зразки до задньої частини, і, таким чином, застосовується вибірка важливості для цілі від вірогідності та прогнозу:

$$p(z_k | x_k^i) p(x_k | x_{k-1}^i) \quad (3.11)$$

Ділення рівняння 3.11 на 3.12 надає вагу. Як і в більшості додатків для комп'ютерного зору, було прийнято попередній $p(x_j | x_{j,k-1})$ як щільність важливості, а потім отримаємо оновлення ваги як показано у формулі 3.12.

$$w_k^i \sim w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k | x_{k-1}^i)}{q(x_k | x_{k-1}^i, z_k)} \quad (3.12)$$

$$w_k^i \sim w_{k-1}^i p(z_k | x_k^i)$$

Потім зразок подається до набору зразків, і коли всі N_p -зразки відібрані, ваги важливості нормуються, щоб мати суму 1, щоб задовольнити загальну теорему ймовірності.

Як видно з рівнянь та похідних, фільтр частинок є приблизним

підхідним підходом фільтра Байєса на основі вибірки. У фільтрації частинок намагаємось підійти до оцінки Байєса, використовуючи генеровані зразки N_p в дискретному домені.

3.3.6 Вимірювання

Вимірювання проводяться на основі сформованих шаблонів м'ячів. На етапі ініціалізації було створено два шаблони м'яча, і ці шаблони використовуються для експериментів, згаданих у роботі. Зображення шаблонів були підібрані таким чином, що вони містять дуже малу кількість пікселів мінливого фону, але в основному належать до області м'яча. На щастя, футбольне поле є гладкою областю, що дозволяє уникнути проблеми безладу внаслідок природи цільового середовища. Створений шаблон має круглу форму, оскільки він краще відображає форму м'яча та відхилення навколо межі. Оскільки куля має лише одну сторону, односторонній, круговий шаблон ідеально відображає ціль. Ця операція виконується один раз вручну під час ініціалізації, і для експериментів було використано саме ці два шаблони м'яча, створених у двох різних областях газону. Створений шаблон передається як зображення для відповідності шаблону. У цьому методі визначається ідентичність для кожного шаблону, де його розмір і форму можна довільно вибирати в випадкових частинах футбольного поля. Відповідність шаблону реалізується таким чином, що відповідає пірамідальному підходу, дослідженому в [24]. Таким чином, під час ініціалізації різні шаблони генеруються на різних рівнях, а відповідність реалізується на рівнях менших або рівних рівню шаблону. Суму різниць використовуються як характеристика, яка є дуже стабільною і швидкою. Застосовувана міра похибки визначається як:

$$\text{Похибка}[x_{pos}, y_{pos}] = \frac{\sum_{u,v} |\text{Зображ.}[x_{pos}-u, y_{pos}-v] - \text{Шаблон}[u,v]|}{\text{Область (шаблон)}} \quad (3.13)$$

де u та v – точки пікселів на поточній частині зображення та шаблоні.

Для програм відстеження в мінливих середовищах значення сірого потрібно нормалізувати. Але оскільки під час типового футбольного матчу освітленість не змінюється кардинально, через постійне освітлення на стадіоні безпосередньо була використана сума різниць. Також проведена оптимізація використаного шаблону на час роботи. Цей метод призводить до більш стабільних результатів узгодження, і збільшується можливість виявлення. У цій техніці генерується і використовується кілька спотворених версій одного шаблону на додаток до вибору значущих значень сірого, описаних у [25].

Позиційне положення шаблону – це центр ваги, що також є значенням, повернутим в процесі вимірювання помилок та узгодження. Тому практично при ініціалізації надати шаблони, де м'яч розташований в центрі. З цієї причини система запитує у користувача шаблони у формі кола, щоб збільшити оцінку відповідності, надаючи шаблон, відповідний формі та характеру цілі. Застосовуючи підхід [25], також обчислюється і різниця між знайденим положенням і центром ваги як вектор корекції. Однак це в основному не є необхідним у нашому застосуванні, оскільки маємо менш текстуровану мішень із симетричним круглим малюнком. Тому в експериментах вектор корекції вважався нульовим вектором. Цим шаблон переміщується по точках пікселів області вимірювання, щоб отримати значення помилки, так що шаблон завжди повністю лежить всередині області інтересу кандидата відстеження. Збіг для однієї позиції припиняється, якщо помилка занадто висока. Цей прийом призводить до зменшення часу роботи, але з іншого боку, це може призвести до пропуску правильних збігів. У нашому методі вимірювання збираються з домену пошуку, який пропонується у розумному методі вибірки. Всі вимірювання, які показують похибку відповідності, меншу за заздалегідь визначений поріг, повертаються у вихідні дані як кандидати в м'яч. Для простоти було встановлено це значення приблизно на 60% від цільового розміру. Однак використання розумної передискретизації та фільтрації вимірювань забезпечує точне відстеження кулі навіть у дуже

складних ситуаціях, коли її майже не видно. Тут не лише відстежується кінематика, але й інтегрується знання цільових специфікацій.

3.3.7 Фільтрація

Відстеження м'яча застосовується у 2D-області зображення, а також в області зображень пропонуються заходи представлення дії. Якщо м'яч не виявляється за формою та фактурними характеристиками в першому циклі, проводиться більш грубий пошук на основі прогнозування положення м'яча. Отже, на цьому етапі кінематика м'яча також бере участь у визначенні простору пошуку. Після фази відбору проб ваги для нових частинок повинні бути встановлені відповідно рівнянням 3.13.

Передбачається, що відібрані частинки дають міцні асоціації з урахуванням зразків та вимірювань. Фільтрування цілі визначається обмеженнями на відповідність шаблону та алгоритмом найближчого сусіда до вже існуючої доріжки. Остаточна оцінка вибирається фільтруванням частинки з максимальною ймовірністю. Загалом він також застосовується для фільтрування відповідно до середньозваженого середнього значення всіх частинок. Недоліком цього методу є так званий феномен привидів. Феномен привидів, полягає у появі неіснуючої цілі на середньому рівні різних режимів розподілу у випадках, коли ціль невідома з високою достовірністю.

3.4 Оцінка траєкторії руху м'яча

У попередній частині глави пояснюються та досліджуються розроблені методи відстеження. Залежно від точного та ефективного відстеження м'яча, можемо продовжувати подальший аналіз гри та надавати дії вищого рівня на основі локалізації м'яча. У цьому підрозділі представлено підхід до класифікації станів м'яча на основі аналізу траєкторії. Цей метод включає методику класифікації між станами кочення та літаючого м'яча на основі

локалізації 2D м'яча в області зображення. Інваріантні особливості траєкторії винаходять і досліджують для вилучення різних його станів.

3.4.1 Класифікація стану м'яча: політ/кочення

У багатьох спортивних іграх м'яч може знаходитися в стані польоту або кочення, що відрізняється від будь-яких інших елементів гри. Оскільки гравці протягом гри завжди залишаються на землі, м'яч може бути присутнім в одному із згаданих станів. Літаючий стан м'яча робить цікавою і важкою мішенню, про яку можна зробити висновок у деяких ситуаціях через гру. Крім того, тривалість м'яча, що грається в повітрі, та дії в повітрі або на полі надають тренерам неминуче цінну інформацію про вдосконалення своєї тактики або аналіз команди суперника. У представленому підході розроблено метод класифікації станів, що летять і котяться, що веде до глибшого аналізу гри. Наразі аналіз траєкторії кулі вивчався широко, але, наскільки відомо, не проводилось жодної роботи з класифікації стану літаючого або котячого кулі на основі аналізу траєкторії. Где отступ ???

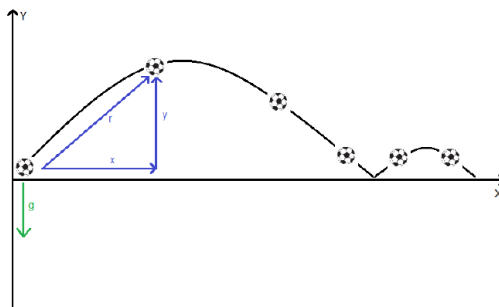


Рисунок 3.16 – Проекція поведінки м'яча

Виявлення стану м'яча, якщо м'яч котиться або летить, використовуючи передані відеодані, є складним завданням. У грі м'ячем переважно грають на землі, але інформація, коли він летить або котиться, дає тренерам глибші знання, щоб зробити висновок про тактику команди суперника. Наприклад,

якщо команда суперника атакує, подаючи на землю, або якщо вона намагається наблизитися до цілі довгими або короткими передачами по повітрю. На підставі згаданих причин було винайдено деякі інваріантні особливості та застосовано метод траєкторії видобутку для розрізнення стану літаючого та м'яча який котиться. Коли м'яч вибивається гравцем по повітрю, він рухається по криволінійному шляху через дію сили тяжіння. Цей рух, по криволінійному шляху під дією сили тяжіння виникає внаслідок удару навскоси біля земної поверхні, називається рухом снаряда. Приклад руху снаряда наведено на рисунку 3.16.

З метою класифікації стану м'яча будується та аналізується модель фізичного руху м'яча. Особливості, які використовувались під час класифікації станів м'яча, залежать від криволінійної траєкторії видобутку та порівняння фактичної траєкторії з мінімальною відстанню між станами володіння м'ячем. Коли м'яч грається по повітрю, він не проходить найкоротший шлях між двома володіннями гравців або двома позиціями м'яча. Як видно також на рисунку 3.14, вдарений або кинутий предмет рухається по вигнутому шляху, рухаючись у повітрі. Незважаючи на те, що рух відбувається в тривимірних світових координатах, коли він відображається на площині зображення, траєкторія кулі завжди утворює криволінійний шлях. Коли гравець передає м'яч на землю, він майже дотримується лінійного шляху, який є майже найкоротшим шляхом між двома гравцями, зображеним на рисунку 3.17. Однак, поки він летить, він не йде найкоротшим шляхом, але йде по криволінійному шляху в повітрі. Різниця між найкоротшим шляхом та фактичним шляхом з точки зору траєкторії та відстані є однією з особливостей, яка використовується для виявлення станів літаючого м'яча. Різниця між фактичним та найкоротшим шляхами зображена на рисунку 3.16. Як було винайдено під час експериментів, запропонована міра дає точні результати для класифікації станів літаючого м'яча та успішно класифікує стани кочення та летючої м'яча. Якщо м'яч вдарений гравцем з початковою швидкістю v_0 та з кутом, як на рисунку 3.17, компоненти записуються як у формулі 3.14.

$$\begin{aligned} v_{0x} &= v_0 \cos \theta \\ v_{0y} &= v_0 \sin \theta \end{aligned} \quad (3.14)$$

У цій ситуації горизонтальний та вертикальний рух можна аналізувати незалежно один від одного, оскільки вони не мають жодної ефективної складової один на одного. Іншими словами, прискорення у горизонтальному напрямку відсутнє, а горизонтальна швидкість постійна. Вертикальний рух відбувається завдяки гравітації. Отже, компоненти прискорення можна зобразити як:

$$\begin{aligned} a_x &= 0 \\ a_y &= -g \end{aligned} \quad (3.15)$$

Як видно з рівняння 3.15, горизонтальна складова швидкості залишається в русі, а вертикальна складова швидкості лінійно збільшується. Тому в будь-який момент часу t компоненти швидкості можуть бути записані як:

$$\begin{aligned} v_x &= v_0 \cos \theta \\ v_y &= v_0 \sin \theta - gt \end{aligned} \quad (3.16)$$

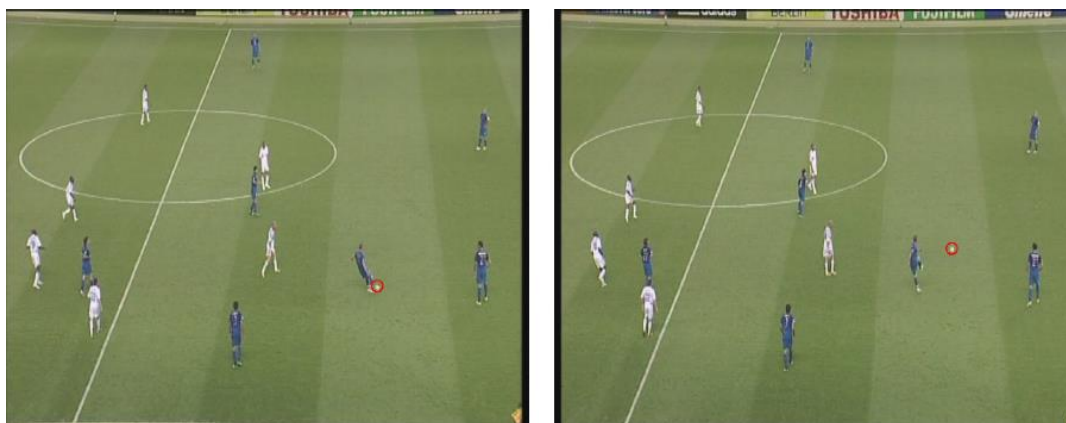


Рисунок 3.17 – Передача м'яча по землі

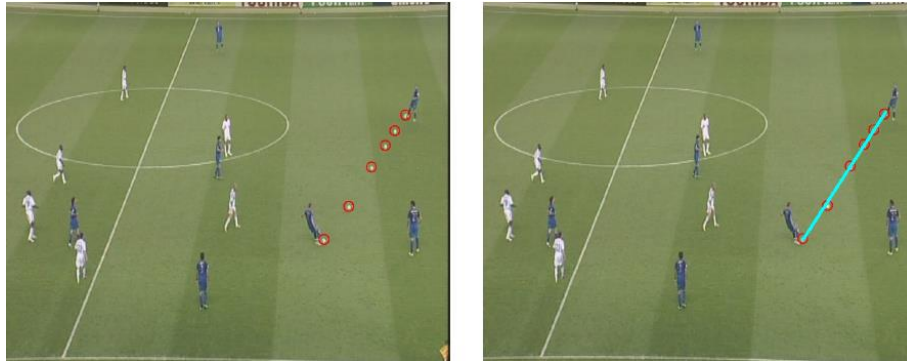


Рисунок 3.18 – Лінійна характеристика передачі

Геометрично для визначення параболи достатньо трьох нелінійних точок. Основний підхід, який було застосовано, побудований на основі цього математичного принципу. Незважаючи на те, що теоретично достатньо трьох послідовних точок для визначення параболи, у методі для того, щоб бути впевненим у русі м'яча, було використано кадр, що складається з 5 послідовних точок. Використання 5 точок робить алгоритм більш надійним, а довжина кадру робить його більш придатним для виявлення параболічних траєкторій. Використання 3-х точок може призвести до втрати криволінійної форми траєкторії м'яча, і таким чином 5 дають найкращі результати експериментів. Було розроблено два сператні методи з метою виявлення та забезпечення стану кочення або літаючого м'яча. Перший метод перевіряє, чи є частина досліджуваної доріжки у формі параболи, використовуючи методи траєкторії видобутку. Це базується на виявленні кута променя від першої точки на шляху до третьої точки і п'ятої точки. Стани літаючих м'ячів в основному спостерігаються за допомогою наступних дій:

- володіння;
- володіння поза грою;
- поза грою (не для володіння).

На додаток до методу траєкторії видобутку, також була використана область між найкоротшим шляхом та фактичним шляхом як інший метод класифікації. Появи руху літаючого м'яча зображені на рисунку 3.18. Метод

також допомагає виявляти ситуації, коли м'яч б'ється високо в повітрі, його не видно на екрані і захищено фоном глядачів. Точки, вибрані для аналізу, також відфільтровуються відповідно до заданого рівня відстані. Тому що, якщо гравець володіє м'ячем і здійснює рухи м'ячем, це може призвести до більш хибних спрацьовувань для режиму польоту. Поки м'яч летить, він проходить довший шлях, ніж у підніжжя гравця.

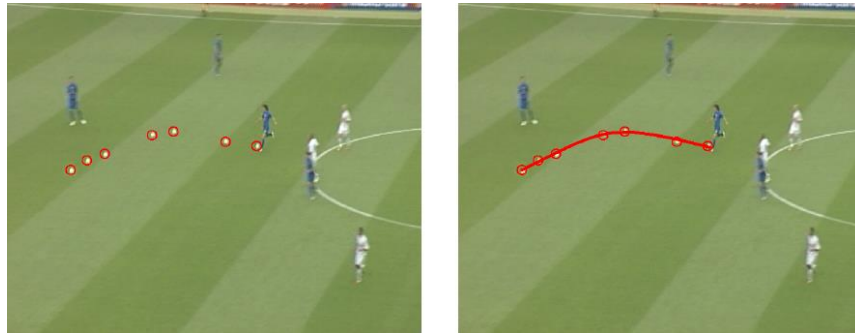


Рисунок 3.19 – Нелінійна характеристика м'яча у повітрі

3.5 Застосування алгоритмів до збору статистичної інформації

Основною задачею алгоритму постає збір статистичних даних. На основі вище зазначеного функціоналу було створено масив даних, що був отриманий при застосуванні алгоритму визначення кордонів ігрової площини (визначається кожен раз при зміні кадрів) і відбувається порівняння цей масив координат із координатами частинок (точок) футбольного м'яча та гравців, що були отримані в процесі їх сегментації на тому самому кадрі.

За рахунок взаємодії усіх трьох алгоритмів і створеному набору даних, який аналізується – відбувається збіг або розходження у координатах, який і є основним показником події яка відбулася із м'ячем (вихід за межі поля). Слід зазначити, що потрапляння у рамку воріт аналізується також методом виходу м'яча за межі ігрової зони.

4 АНАЛІЗ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

У цьому розділі представлені детальні результати експериментів, проведених за результатами роботи. Програми для вилучення спортивного вмісту є більш цікавими та вимогливими, оскільки футбол є найпопулярнішим видом спорту у всьому світі. Алгоритми та методи, розроблені протягом цієї роботи, оцінюються з відеорядів телевізійних трансляцій з різних міжнародних подій. Тому основна увага запропонованих алгоритмів зосереджується на галузі трансляції футбольних відео. Винайдені алгоритми були протестовані на іграх Кубка націй грі між Грецією та Кіпром, Німеччиною та Чехією, Бельгією та Швейцарією. Ці відео включають усі можливі дії, які відбуваються під час типового футбольного матчу. Основна правдоподібність даних для оцінок формується вручну. Однак, незважаючи на те, що основною метою цього дослідження було дослідити проблему у спортивному відеодомені, особливо у футболі, розроблені методи відстеження можуть бути також узагальнені для інших спортивних доменів з подібною структурою. З точки зору комп'ютерного зору, складність сцен та розпізнавання рухів збільшує потребу в вдосконалених алгоритмах машинного зору. Експерименти проводились, починаючи з фази збору даних і закінчуючи абстракцією вищого рівня. Вхідні дані для виявлення м'яча, відстеження та розпізнавання дії м'яча складаються із записаних відео, які транслюються у спортивні ігри. Ці відеозаписи отримуються з різних джерел телевізійних каналів за допомогою простого інтерфейсу телевізійного рекордера. Використовуючи апаратні карти для запису, ігри можна записувати на жорсткі диски ПК для останнього аналізу. Записи збережено у 25 кадрах на секунду та роздільній здатності 720. Завдяки методам мовлення, зазвичай страждаємо від проблем із переплетенням, а також низької якості потоків. Тому першим кроком після збору даних було видалення переплетення всередині кадрів.

4.1 Виділення особливостей ігрової площини

Як і в багатьох інших польових іграх, цікава частина дій під час гри завжди відбувається на полі. З цієї причини експериментальні результати, що демонструють фільтрацію поля, що цікавить, відіграють вирішальну роль у роботі системи. Першим кроком в аналізі є визначення області, що нас цікавить. Було використано статистичні виміри Гауса відстані замість лінійних вимірювань, запропонованих у літературі. Результати експерименту наведені в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Результати виділення кордонів поля

| Гра | Вид відео– поток | К–ть кадрів | Хибний результат | Негативний результат | Точність |
|-----------------------|---------------------|----------------|---------------------|-------------------------|----------|
| Греція–Кіпр | Трансляція | 50000 | 400 | 0 | 0.992 |
| Німеччина– Чехія | Трансляція | 15000 | 120 | 0 | 0.992 |
| Бельгія– Швейцарія | Трансляція | 30000 | 320 | 0 | 0.9 |

4.2 Виділення гравця

Метод виявлення гравців був реалізований з використанням простих і кольорових особливостей гравців на полі [26]. У цій дипломній роботі ми використовували позиції гравців для того, щоб вилучити взаємодії та дії гравців із м'ячем більш високого рівня. З цієї причини було застосовано метод вилучення гравців на основі кольору та форми. Увага була зосереджена на можливості сегментувати гравців навколо м'яча. У наступній таблиці 4.2 наведені результати щодо виявлення гравців, які взаємодіють з м'ячем.

Таблиця 4.2 – Результати виділення гравця (з передискретизацією)

| Гра | Вид відео-потoku | К-ть кадрів | К-сть виявлень | Неточний результат | Точність |
|-------------------|------------------|-------------|----------------|--------------------|----------|
| Греція–Кіпр | Трансляція | 50000 | 44022 | 5978 | 0.88 |
| Німеччина–Чехія | Трансляція | 15000 | 8006 | 6994 | 0.53 |
| Бельгія–Швейцарія | Трансляція | 30000 | 23567 | 6433 | 0.78 |

Таблиця 4.3 – Результати виділення гравця (без передискретизації)

| Гра | Вид відео-потoku | К-ть кадрів | К-сть виявлень | Неточний результат | Точність |
|-------------------|------------------|-------------|----------------|--------------------|----------|
| Греція–Кіпр | Трансляція | 50000 | 35672 | 14328 | 0.71 |
| Німеччина–Чехія | Трансляція | 15000 | 5789 | 9211 | 0.38 |
| Бельгія–Швейцарія | Трансляція | 30000 | 19765 | 10235 | 0.65 |

Як видно з таблиці, зазвичай не маємо помилкових спрацьовувань, але маємо проблеми з виявленням гравців, які знаходились близько до м'яча. Це сталося через масштабування камери або фактор оклюзії, який часто траплявся протягом типового футбольного матчу. Однак можемо з хорошою точністю виявляти гравців, які знаходяться близько до м'яча.

Також у порівнянні з алгоритмом в якому не було застосовано етап додаткової дескретизації маємо приріст у точності близько 14%, що дозволило зменшити кількість хибних виявлень, а також швидкість роботи алгоритму за рахунок того, що не відбувається додатковий етап обробки одного того самого зображення із різними масками.

4.3 Виявлення м'яча

Наступним кроком після виявлення області інтересу та гравців було виявлення м'яча. Для цього експерименту ми використовували ті самі кадри, що і при сегментації поля. Виявлення поля здійснюється з використанням особливостей форми та кольору, як це пояснюється в розділі 3. Результати зображені в таблиці 4.3. В середньому експериментується лише виявлення тривалої відеопослідовності широкомовних відеокадрів. У представленому алгоритмі було використано розроблений метод на типовому поточному відео з футбольної гри, яке містить оклюзії гравців, постріли, оклюзії польовими лініями тощо. Крім того, ефективність алгоритму спостереження за м'ячем покращується за допомогою нових методів відстеження.

Таблиця 4.4 – Результати виділення м'яча

| Гра | Вид відео– потoku | К–ть кадрі в | К–сть виявлен ь | Хибних виявлен ь | Неточни й результат | Точність |
|-----------------------|----------------------|--------------------|-----------------------|------------------------|---------------------------|----------|
| Греція– Кіпр | Трансляці я | 50000 | 24534 | 24500 | 3057 | 0.49 |
| Німеччина –Чехія | Трансляці я | 15000 | 7056 | 7050 | 1056 | 0.47 |
| Бельгія– Швейцарія | Трансляці я | 30000 | 13002 | 12900 | 2408 | 0.43 |

Таблиця 4.5 – Результати виділення м'яча (з етапом передискретизації)

| Гра | Вид відео– потoku | К–ть кадрів | К–сть виявлень | Хибних виявлень | Неточний результат | Точність |
|----------|----------------------|----------------|-------------------|--------------------|-----------------------|----------|
| Гр.–Кіпр | Трансляція | 50000 | 19456 | 30544 | 5678 | 0.38 |

Продовження таблиці 4.5

| | | | | | | |
|-----------------|------------|-------|------|-------|------|------|
| Нім.– Чехія | Трансляція | 15000 | 4879 | 10121 | 1344 | 0.32 |
| Бельгія– Шв. | Трансляція | 30000 | 9678 | 20322 | 2999 | 0.32 |

4.3 Відслідковування м'яча

Однією з основних цілей даної роботи є запропонувати, розробити та дослідити новий алгоритм відстеження малих та єдиних цілей із програмами для трансляції футбольних відео. Маленькою і єдиною мішенню, на основі якої аналізувались трансляції спортивних відео, був м'яч білого кольору. Методи відстеження та аналізу траєкторії були представлені та детально пояснені в попередніх розділах. Основна частина експериментів була спрямована на розробку та реалізацію алгоритму для відстеження м'яча та подій, що відбуваються навколо нього.

Таблиця 4.6 – Результати відслідковування м'яча

| Гра | Вид відео– потoku | К–ть кадрі в | К–сть відслід . | Хибних виявлен ь | Неточни й результат | Точніст ь |
|-----------------------|----------------------|--------------------|-----------------------|------------------------|---------------------------|--------------|
| Греція– Кіпр | Трансляці я | 50000 | 39012 | 3987 | 8097 | 0.78 |
| Німеччина –Чехія | Трансляці я | 15000 | 11298 | 1346 | 6098 | 0.75 |
| Бельгія– Швейцарія | Трансляці я | 30000 | 23578 | 2458 | 2408 | 0.79 |

Таблиця 4.7 – Результати відслідковування виходу м'яча за рамки поля (з етапом передискриптації)

| Гра | Вид відео– потoku | К–ть кадрів | К–сть відслідк. | Хибних виявлень | Точність |
|-----------------------|----------------------|----------------|--------------------|--------------------|----------|
| Греція– Кіпр | Трансляція | 2500000 | 56 | 13 | 0.77 |
| Німеччина– Чехія | Трансляція | 1500000 | 24 | 4 | 0.84 |
| Бельгія– Швейцарія | Трансляція | 2000000 | 31 | 9 | 0.71 |

Таблиця 4.8 – Результати відслідковування виходу м'яча за рамки поля (без етапа передискриптації)

| Гра | Вид відео– потoku | К–ть кадрів | К–сть відслідк. | Хибних виявлень | Точність |
|-----------------------|----------------------|----------------|--------------------|--------------------|----------|
| Греція– Кіпр | Трансляція | 2500000 | 43 | 18 | 0.59 |
| Німеччина– Чехія | Трансляція | 1500000 | 20 | 7 | 0.65 |
| Бельгія– Швейцарія | Трансляція | 2000000 | 25 | 11 | 0.56 |

Загалом за усіма видами виділення можна відзначити, що в середньому за рахунок того, що була збільшена точність виявлення мяча та гравця на кадрі загальна точність виходу мяча за межі футбольного поля була підвищена до 15–20% у порівнянні із методом, який не використовує етап додаткової передискретизації кадра, що був описаний у розділі 3.

Також необхідно відзначити приросту швидкості, що було досягнуто за рахунок підвищення точності вимірювань, що в свою чергу дозволило не використовувати повторних циклів обробки зображення.

ВИСНОВКИ

В роботі було розглянуто основні системи, які використовуються на даний момент часу. Проведений огляд міжнародної діяльності з наукових досліджень в концепції комп'ютерного зору для виявлення статистичних показників у спортивних змаганнях показав, що в даний час існує безліч відкритих питань з цього приводу і єдиного алгоритму виявлення не існує, що дає можливість реалізації своїх ідей в ще не зайнятій ніші.

В аналітичному огляді показано, що до теперішнього часу були відсутні роботи, в яких була б детально проаналізована і вивчена концепція методів розпізнавання об'єктів відеоряду для статистичного аналізу перебігу спортивних змагань.

На даний момент ці технології дуже швидко розвиваються. Але в кожній системі є свої особливості виділення об'єктів спортивного змагання, тому в роботі було обрано деякі особливості, з кожної системи та спроба об'єднати їх кращі сторони.

Було представлено алгоритми з виділення розмітки поля, гравців та м'яча – основних складових спортивних змагань, а також сумісне застосування даних технологій до збору статистичних результатів спортивного змагання.

В якості вхідних даних були застосовані відеоряди, які є доступними до перегляду глядачам, тобто відеопотік трансляцій. Основними особливостями даних відеорядів є те, що якість зображення не завжди є стабільною, а також те, що немає можливості самостійно обирати камеру огляду футбольного поля.

В результаті експериментів було виявлено, що алгоритм з виявлення м'яча (найменшої одиниці спортивного змагання) є «сирим», бо не було пройдено достатньої кількості навчання алгоритму на прикладах, а також те, що на загальному плані виявити м'яч достатньо складно враховуючи його розміри. Але якщо одиниці виявлення є більшою за розміром (наприклад

гравець команди), то точність виявлення цієї одиниці, буде на порядок більшим (усі результати можна переглянути у розділі 4). Результати цих експериментів також вплинули на те, що виявлення статистичних показників, які були обрані для огляду у розділі 3 є неточними на початковому етапі роботи системи, зокрема похибка у виявленні статистичних показників становить приблизно 20–30%.

Зокрема необхідно зазначити, що новизна методу покращує передискретизацію за динамічною кількістю частинок та динамічним простором пошуку. При цьому підході кількість частинок є динамічною змінною, і вона оптимізується відповідно до рівня достовірності вимірювань та швидкості повторної вибірки. Це дозволило прискорити алгоритм роботи – за рахунок того, що точність виявлення при першому захваті кадра було збільшено, тобто при використанні додаткової передискретизації точність була збільшена до 15–20% і необхідність застосування більших масок до одного кадру була зменшена. На сонові цього була прискорена робота алгоритму.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Паніматка П.В., Барковська О.Ю. МЕТОДИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ВІДЕОРЕЯДУ ДЛЯ СТАТИСТИЧНОГО АНАЛІЗУ ПЕРЕБІГУ СПОРТИВНИХ ЗМАГАНЬ // Проблеми інформатизації: Тези доповідей восьмої міжнародної науково–технічної конференції.– Черкаси: ЧДТУ; Баку: ВА ЗС АР; Бельсько–Бяла: УТіГН; Полтава: ПНТУ, 2020. – С. 40.
2. Barkovskaya O, Axak N. Contrastive Analysis of the Parallel Version of the Binary Image Skeletonization Algorithms on Basis of Binary Matrix and Structural Elements. The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics – Proceedings of the 9th International Conference, CADSM 2007, 2007, с. 435–436, 4297609.
3. ChyronHego. 5 reasons you need TRACAB player tracking. <http://chyronhego.com/sports-data/tracab>. Accessed 12th Feb 2017.
4. Ericsson. The Piero™ sports graphics system. <http://www.ericsson.com/broadcastandmedia/what-we-do/piero>. Accessed 2 May 2016.
5. Mazzeo, P. L., Leo, M., Spagnolo, P., and Nitti, M. (2012). Soccer ball detection by comparing different feature extraction methodologies. *Advances in Artificial Intelligence*, 2012: 6.
6. Poppe, C., De Bruyne, S., Verstockt, S., and Van de Walle, R. (2010). Multi-camera analysis of soccer sequences. In *Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS)*, 2010 Seventh IEEE International Conference on, pages 26–31. IEEE.
7. D’Orazio, T., Guaragnella, C., Leo, M., and Distanto, A. (2004). A new algorithm for ball recognition using circle hough transform and neural classifier. *Pattern Recognition*, 37 (3): 393 – 408p.
8. Felzenszwalb, P. F., Girshick, R. B., McAllester, D., and Ramanan, D. (2010). Object detection with discriminatively trained part-based models. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 32 (9): 1627–1645p..

9. Komorowski J., Kurzejamski G., Sarwas G. DeepBall: Deep Neural–Network Ball Detector (2019), Proceedings of the VISAPP 2019, part of the 14th International Joint Conference on Computer Vision.
10. STATS. STATS SportVU R : Player track– ing and predictive analytics. [https://www. stats.com/publications/stats-sportvu- player-tracking-advanced- analytics/](https://www.stats.com/publications/stats-sportvu-player-tracking-advanced-analytics/). Accessed 12 Feb 2017.
11. John Gilligan. How GPS technology is changing rugby. SportTechie, May 19, 2014 <http://www.sporttechie.com/2014/05/> Accessed 12 Feb 2017.
12. Tamaki and H. Saito. Plane approximation–based approach for 3d reconstruction of ball trajectory for perfor– mance analysis in table tennis. In T. B. Moeslund, G. Thomas, and A. Hilton, edi– tors, Computer Vision in Sports, chapter 3. Springer, 2014.
13. Replay Technologies. freedTMfree dimensional video. [http://replay- technologies.com/](http://replay-technologies.com/). Accessed 12 Feb 2017.
14. Mo–Sys.Red bull air race with gy– rotracker.[http://www.mo- sys.com/news/ red-bull-air-race-gyrotracker](http://www.mo-sys.com/news/red-bull-air-race-gyrotracker). Ac– cessed 15 May 2016.
15. Yu Huang, Joan Llach, and Sitaram Bhagavathy. Players and ball detection in soccer videos based on color segmentation and shape analysis. Multimedia Content Analysis and Mining, 2007.
16. Michael Beetz, Suat Gedikli, and Jan Bandouch. Visually tracking football games based on TV broadcasts. 20th international joint conference on Artificial intelligence, 2007.
17. Ahmet Ekin, a Murat Tekalp, and Rajiv Mehrotra. Automatic soccer video analysis and summarization. IEEE transactions on image processing : a publication of the IEEE Signal Processing Society, 12(7):, jan 2003.
18. Nicolai Hoyningen–Huene. Real–time Tracking of Player Identities in Team Sports. PhD thesis, TUM, 2011.
19. J F Canny. Finding Edges and Lines in Images. PhD thesis, MIT, 1983.
20. J Hossein–Khani, H Soltanian–Zadeh, M Kamarei, and O Stadt. Ball

Detection with the Aim of Corner Event Detection in Soccer Video. 2011 IEEE Ninth International Symposium on Parallel and Distributed Processing with Applications Workshops, pages, 2011.

21. M.S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, and T. Clapp. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002.

22. J. Baker. Reducing bias and inefficiency in the selection algorithm. 1987.

23. C Kwok, D Fox, and M Meila. Real-time particle filters. *Proceedings of the IEEE*, 2004.

24. Andreas Hofhauser, C Steger, and N Navab. Harmonic deformation model for edge based template matching. *Third International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, 2008.

25. Carsten Steger. Occlusion, clutter, and illumination invariant object recognition. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing.*, XXXIV, 2002.