

Волянський Станіслав Андрійович,
магістр спеціальності 122 "Комп'ютерні науки"
Західноукраїнський національний університет

Науковий керівник:
Саченко Олег Анатолійович
кандидат технічних наук, Західноукраїнський національний
університет



Метод аналізу спортивних подій за допомогою машинного навчання

Автоматичне виявлення і відстеження гравців в командно-спортивних іграх набуває все більшого значення [1]. Оскільки прибуток від спорту значно зростає, команди вкладають більше коштів у збір статистики про своїх спортсменів. Певна статистика, наприклад, пробіг дистанції під час матчу, може надати інформацію про стан здоров'я гравця. Більше того, виявлення гравців у режимі реального часу може бути цінним для визначення формування та стратегії суперника, а також може дати певне уявлення про ймовірність того, що певна гра буде успішною. Це може призвести до кращих стратегій.

Наша теза актуальна тим, що показує як можна збирати інформацію щодо положення гравців на майданчику, а також дані, пов'язані зі стилем гри кожної команди. Така інформація може мати вирішальне значення для перемоги в матчах, якщо її добре проаналізувати тренер команди. Загалом, наш метод можна було б адаптувати до відстеження гравців будь-якого спортивного матчу.

Цей vtnjl був розроблений повністю на Python. Для досягнення нашої кінцевої мети - двовимірного зображення з позиціонуванням гравця, ми використали п'ятиступінчастий алгоритм, кожен з яких буде додатково розширений:

- 1) Виявлення поля - знайти лінії поля;
- 2) Індивідуальне виявлення- виявлення осіб, які стоять на майданчику;
- 3) Класифікація кольорів- Розділіть цих осіб на дві команди;
- 4) Відстеження гравців - Зберігати позиції інформації кадр за кадром;
- 5) Картографування - переклад на поле.

Дані для проекту склалися з кількох відео на YouTube, які потім були обрізані для того, щоб ми могли зробити наш аналіз. В основному ми підбирали відео, в яких змогли побачити всі основні лінії поля, щоб точно виконати гомографію.



Рис. 1. Структурна схема алгоритму виявлення і відстеження гравця.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ



1. Wei-Lwun Lu, Jo-Anne Ting, James J. Little, Kevin P. Murphy, "Learning to Track and Identify Players from Broadcast Sports Videos," IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2011.
2. Dollar, Piotr, et al. "Pedestrian detection: An evaluation of the state of the art." Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on 34.4 (2012): 743-761.
3. Scott Parsons and Jason Rogers, "Basketball Player Tracking and Automated Analysis," EE368 final project, Spring 2013/2014.
4. Matthew Wilson and Jerry Giese, "Basketball Localization and Location Prediction," EE368 final project, Winter 2013/2014.

На рисунку 1 ілюструється структурна схема розробленого алгоритму. У наступних абзацах детально розглядається кожен етап алгоритму.

Виявлення поля. Відеокадри, які ми отримали з Youtube, спочатку були перетворені з BGR в колірну модель HSV (відтінок, насиченість і цінність). Потім ми зосередилися на H-площині, щоб створити бінарну модель системи. Потім ми перейшли до виконання ерозії та розширення зображення, щоб позбутися артефактів, які не мали відношення до суду. Згодом ми використали крайовий детектор Canny для виявлення ліній у нашій системі. Нарешті, ми виконали перетворення Хафа для того, щоб виявити прямі лінії в системі. Цей процес ілюструється рисунком 2.

Наступним етапом є виявлення пішоходів через гістограму орієнтованих градієнтів (HOG). HOG по суті будує гістограми орієнтацій градієнта в локалізованих частинах зображення, які можна використовувати для ідентифікації об'єктів на зображенні. Хоча важко встановити певні характеристики для цих гістограм з метою виявлення певного об'єкта, класифікатори машинного навчання, такі як опорна векторна машина (SVM), можуть бути використані для ідентифікації потрібного об'єкта на зображенні на основі навчального набору даних. Для виявлення пішоходів не було показано, що жодна функція не перевершує HOG. Однак продуктивність можна поліпшити, якщо використовувати додаткові можливості для надання додаткової інформації [2].

Кольоровий детектор виконує виявлення гравця в коробці HOG, яка є областю оригінального зображення, класифікованого як пішохід детектором HOG. Визначення кольору також може бути використано для більшого зображення (не обов'язково лише в коробці HOG), наприклад, виявлення гравців на всьому майданчику, як це було зроблено в попередніх проєктах [3], [4]. Однак детектор HOG значно покращує продуктивність цього кольорового детектора, оскільки коробки HOG обмежують область застосування парою гравців. Таким чином, інші предмети, які можуть мати однаковий колір футболок гравця, такі як деталі в підлозі, які зазвичай зустрічаються на баскетбольних майданчиках, не будуть виявлені так часто, як якщо б використовувався цілий каркас.

Після виявлення наступною метою є встановлення кадру за допомогою фреймового позиціонування окремих гравців, щоб зрозуміти гру в цілому. Таким чином, алгоритм відстеження відстежував рухи гравців. Цей алгоритм використовував інформацію з попередніх кадрів для початкових умов відстеження.

Останній крок був пов'язаний з проєкцією розташування кожного гравця в полі зору зверху вниз майданчика. Маючи розміри суду, ми можемо знайти матрицю гомографії 3×3 , яка обчислюється за допомогою афінного перетворення. Потім позиція кожного гравця множиться на матрицю гомографії, яка проєктує їх на модельний майданчик: Порівняння між виявленими гравцями і проєктованим зображенням на майданчику. Як бачите, гравці відповідають позиції в моделі майданчика зверху вниз.

