

ИНФОКОММУНИКАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ INFOCOMMUNICATION TECHNOLOGIES

УДК 004.93

DOI 10.52575/2687-0932-2025-52-3-710-725

EDN WTANPO

Вычисление в видеопотоке пространственно-временных характеристик объектов посредством использования методов фотограмметрии и компьютерного зрения

¹ Болгов Д.А., ¹ Деменков Д.В., ^{1,2} Донская А.Р., ^{1,2} Орлова Ю.А., ^{1,2} Зубков А.В.

¹ Волгоградский государственный технический университет,
Россия, 400005, Волгоград, пр. им. Ленина, 28

² Волгоградский государственный медицинский университет Минздрава России,
Россия, 400066, г. Волгоград, пл. Павших Борцов, 1
dima-bolgov.02@mail.ru

Аннотация. В данной статье представлено исследование, направленное на извлечение пространственно-временных характеристик объектов в видеопотоке с использованием методов фотограмметрии и компьютерного зрения. Особенностью подхода является применение ограниченного количества непрофессиональных видеокамер. В качестве прикладной области была выбрана задача автоматизации спортивной аналитики, в частности – анализ видеозаписей баскетбольных матчей. Тем не менее предложенные решения обладают универсальностью и могут быть адаптированы для других прикладных направлений, таких как системы видеонаблюдения, обеспечение общественной безопасности, мониторинг транспортных потоков, анализ поведения потребителей в розничной торговле, а также повышение эффективности взаимодействия между продавцами и покупателями. Адаптация предложенной методики к различным областям достигается за счёт изменения исходных обучающих данных и настройки соответствующих алгоритмов машинного обучения, подробно рассмотренных в рамках настоящего исследования. Разработанная система включает два последовательных этапа. На первом этапе осуществляется детектирование объектов на видеопотоке с применением методов компьютерного зрения и глубокого обучения, что позволяет выделить интересные объекты на каждом кадре. На втором этапе выполняется расчёт пространственных характеристик обнаруженных объектов с использованием методов фотограмметрической реконструкции, позволяющих восстановить их трёхмерные координаты и траектории движения. Для реализации задачи детектирования объектов (игроков, мяча, судей, баскетбольного кольца и щита) использована модель YOLOv8, обученная на специально сформированном датасете, составленном из видеозаписей матчей FIBA. Для восстановления пространственных координат применён метод прямой фотограмметрической засечки, модифицированный для функционирования с использованием доступного оборудования. В ходе эксперимента, проведённого на баскетбольной площадке размером 23×11 метров с использованием двух камер смартфонов, была достигнута средняя точность позиционирования 4 см при среднеквадратичном отклонении до 8 см. Метрики модели YOLOv8 продемонстрировали значения точности и полноты в диапазоне 0,85–0,95, а показатель mAP составил от 0,70 до 0,85. В рамках работы также предложены усовершенствования, включая использование метода обратной фотограмметрической засечки для автоматизации калибровки на основе разметки площадки. Разработанная система представляет собой перспективное решение для поддержки судейства и аналитики на локальных спортивных соревнованиях, обеспечивая при этом экономичную альтернативу традиционным системам спортивного видеонаблюдения и анализа.

© Болгов Д.А., Деменков Д.В., Донская А.Р., Орлова Ю.А., Зубков А.В., 2025

Ключевые слова: компьютерное зрение, фотограмметрическая засечка, баскетбол, YOLOv8, трекинг объектов, спортивная аналитика

Для цитирования: Болгов Д.А., Деменков Д.В., Донская А.Р., Орлова Ю.А., Зубков А.В. 2025. Вычисление в видеопотоке пространственно-временных характеристик объектов посредством использования методов фотограмметрии и компьютерного зрения. *Экономика. Информатика*, 52(3): 710–725. DOI 10.52575/2687-0932-2025-52-3-710-725. EDN WTANPO

Calculation of Spatial and Temporal Characteristics of Objects in a Video Stream Using Photogrammetry and Computer Vision Methods

¹ Dmitriy A. Bolgov, ¹ Dmitriy V. Demenkov, ^{1,2} Anastasia R. Donskaia, ^{1,2} Yuliya A. Orlova,
^{1,2} Alexandr V. Zubkov

¹ Volgograd State Technical University,
28 Lenin Ave., Volgograd 400005, Russia

² Volgograd State Medical University of Public Health Ministry of the Russian Federation,
1 Pavshikh Bortsov Sq., Volgograd 400131, Russia
dima-bolgov.02@mail.ru

Abstract. This article presents the results of a study aimed at extracting the spatiotemporal characteristics of objects in a video stream using photogrammetry and computer vision techniques. A special feature of the approach is the use of a limited number of non-professional video cameras. The task of automating sports analytics was chosen as an application area, in particular, the analysis of video recordings of basketball matches. Nevertheless, the proposed solutions are versatile and may be adapted for other applications, such as video surveillance systems, public safety, traffic flow monitoring, consumer behavior analysis in retail, as well as improving the efficiency of interaction between sellers and buyers. The adaptation of the proposed methodology to various fields is achieved by changing the initial training data and configuring the corresponding machine learning algorithms, which are discussed in detail in the framework of this study. The developed system includes two consecutive stages. At the first stage, objects are detected in the video stream using computer vision and deep learning methods, which makes it possible to identify objects of interest in each frame. At the second stage, the spatial characteristics of the detected objects are calculated using photogrammetric reconstruction methods, which allow restoring their three-dimensional coordinates and motion trajectories. To implement the task of detecting objects (players, ball, referees, basketball hoop and shield), the YOLOv8 model was used, trained on a specially generated dataset compiled from FIBA match videos. To restore the spatial coordinates, we applied the direct photogrammetric serif method, modified to operate using available equipment. During the experiment conducted on a 23x11-meter basketball court using two smartphone cameras, an average positioning accuracy of 4 cm was achieved with a standard deviation of up to 8 cm. The YOLOv8 metrics demonstrated accuracy and completeness values in the range of 0.85-0.95, and the mAP indicator ranged from 0.70 to 0.85. Improvements have also been proposed as part of the work, including the use of the reverse photogrammetric serif method to automate calibration based on site markings. The developed system is a promising solution for supporting refereeing and analytics at local sports competitions, while providing a cost-effective alternative to traditional sports video surveillance and analysis systems.

Keywords: computer vision, photogrammetric resection, basketball, YOLOv8, object tracking, sports analytics

For citation: Bolgov D.A., Demenkov D.V., Donskaia A.R., Orlova Yu.A., Zubkov A.V. 2025. Calculation of Spatial and Temporal Characteristics of Objects in a Video Stream Using Photogrammetry and Computer Vision Methods. *Economics. Information technologies*, 52(3): 710–725 (in Russian). DOI 10.52575/2687-0932-2025-52-3-710-725. EDN WTANPO

Введение

В современном спорте применяется множество цифровых технологий, которые способствуют улучшению эффективности, точности и безопасности проведения соревнований. Системы на основе трекеров и компьютерного зрения – две самые распространенные технологии цифровизации в спорте, каждая из которых предоставляет информацию для анализа поведения спортсменов, тренеров и судей во время проведения матча [Боровик, Шорох, 2016; Волкова и др., 2022].

Выбор между системами на базе трекеров [Ferraz et al., 2023] и компьютерного зрения [Monier et al., 2009; Thomas et al., 2017] зависит от конкретных потребностей спортсмена, тренера или судьи. Обе технологии предоставляют полезные данные, но различаются в принципах работы и требованиях к оборудованию.

Такие системы дают возможность тренерам и спортсменам тщательно исследовать свою технику, находить ошибки и совершенствовать свои действия [Buldu et al., 2016]. Судьи, в свою очередь, используют видеоповторы для выявления нарушений и минимизации ошибок, связанных с ограниченным обзором судейской бригады.

Системы, основанные на камерах с компьютерным зрением [Rahimian, Toka, 2022; Vidal-Codina et al., 2022], позволяют фиксировать и анализировать движения спортсменов, анализируя видеопоток. Это помогает в оценке техники, ее улучшении и создании реалистичных тренировочных симуляций. Однако такие системы могут требовать дополнительной настройки и калибровки камер и программного обеспечения для каждого вида спорта.

Системы с трекерами используют датчики, которые носят спортсмены или крепят к их инвентарю. Эти системы могут иметь ограничения при анализе сложных движений или в случае, если нужно отслеживать всю команду. К тому же такие системы могут причинять физические неудобства спортсменам, или же быть поврежденными в контактных видах спорта.

Примером систем видеофиксации, используемых в баскетболе, являются SportVU¹ и SecondSpectrum². Они используют несколько камер, расположенных по всей площадке, для отслеживания движения игроков и мяча в режиме реального времени. Эти системы собирают данные о скорости, расстоянии и других статистических показателях игроков и помогают тренерам и аналитикам разобраться в плане тактики, улучшить тренировки и разрабатывать стратегию команды. В настоящее время система SportVU была заменена в профессиональной лиге NBA на систему Second Spectrum, имеющую аналогичные характеристики. Обе системы используют информацию с камер, имеющих частоту съемки 25 кадров в секунду; обе системы представляют из себя комплексные решения для баскетбольной спортивной аналитики.

В данном исследовании предлагается проверить возможность организации процесса автоматической фиксации положения игровых объектов с использованием ограниченного количества непрофессиональных камер с целью внедрения систем отслеживания на соревнованиях.

Постановка задачи

В рамках данного исследования для оценки эффективности системы, состоящей из меньшего количества камер, предлагается разработать программное обеспечение, которое должно предоставлять возможность для отслеживания пространственного положения динамических объектов на игровом поле.

Для реализации такой системы и достижения поставленной цели выделены следующие этапы:

¹ STATS SportVU // STATS Perform: официальный сайт. — URL: <https://www.statsperform.com/> (дата обращения: 15.05.2025).

² Second Spectrum // Second Spectrum: официальный сайт. — URL: <https://www.secondspectrum.com/> (дата обращения: 15.05.2025).

- разработать алгоритм детектирования игровых объектов на баскетбольной площадке;
- подобрать и адаптировать математический метод определения пространственного положения объектов по изображению;
- реализовать вычислительный модуль, который будет рассчитывать пространственное положение объектов на снимках;
- реализовать средство визуализации трехмерной модели игрового поля;
- проверить возможность использования систем слежения, использующих ограниченное число непрофессиональных камер, и оценить эффективность.

Алгоритм обнаружения игровых объектов на поле в видеопотоке

Для распознавания игровых объектов на поле с использованием видеокамер применяются алгоритмы компьютерного зрения [Zheng, Zhang, 2022]. В рамках данного исследования была выбрана задача детектирования – один из ключевых подходов в компьютерном зрении, заключающийся в обнаружении и локализации объектов определенных классов [Shankara et al., 2024]. Детекция предполагает выделение объектов на изображении с помощью ограничивающих рамок (bounding boxes), определяемых координатами, а затем присвоение каждой рамке одного из заранее определенных классов *C*. В рамках задачи детектирования необходим набор данных (датасет), содержащих требуемые выделяемые объекты: игрок (player), судья (referee), мяч (ball), кольцо (basket), баскетбольный щит (backboard).

Авторами были проанализированы найденные в открытом доступе датасеты DeepSport Dataset¹ и SportsMOT², однако были выявлены ограничения, препятствующие их применению для комплексного анализа баскетбольных матчей. DeepSport Dataset не содержит аннотаций для судей, баскетбольных колец и щита, что критически важно для идентификации всех ключевых объектов игровой ситуации, существенно снижая его применимость. В свою очередь, SportsMOT сосредоточен исключительно на задаче трекинга игроков, с аннотациями, ориентированными на отслеживание перемещений спортсменов, но без информации о других объектах сцены, таких как судьи, кольца и щит.

Был собран набор данных, содержащий 30 записей баскетбольных матчей. В качестве источника данных были выбраны баскетбольные матчи формата FIBA, проводимые с 1 октября 2022 года³. Из каждой записи баскетбольного матча вырезались фрагменты по 5–10 минут, содержащие активные фазы баскетбольного матча. После чего фрагменты баскетбольных матчей разбивались покадрово. Затем полученные кадры были загружены в средство аннотирования Roboflow⁴, которое обладает повышенной оптимизацией по сравнению со своим конкурентом CVAT [Ross et al., 2014].

В качестве целевых игровых объектов детектирования были выбраны следующие классы объектов *C*: игрок (player), судья (referee), мяч (ball), кольцо (basket), баскетбольный щит (backboard)⁵. Затем для каждого кадра было проведено аннотирование при помощи интерактивной разметки.

После завершения аннотирования датасет был экспортирован в нужные форматы. После дополнительной проверки и валидации датасета часть примеров была отброшена в связи с некорректностью разметки. Итоговый размер датасета составил более 8000 аннотированных

¹ 300+ high-resolution professional basketball images with multiple annotations // Kaggle: [источник набора данных]. — URL: <https://www.kaggle.com/datasets/gabrielvanzanddycke/deepsport-dataset> (дата обращения: 06.05.2025).

² SportsMOT // Github: [источник набора данных]. — URL: <https://github.com/MCG-NJU/SportsMOT> (дата обращения: 30.04.2025).

³ Official Basketball Rules 2022: Basketball Rules & Basketball Equipment: as approved by FIBA Central Board on 28.04.2023: valid as of 01.07.2023. — Mies: FIBA, 2023. — 104 p.

⁴ Roboflow // Roboflow: официальный сайт. — URL: <https://roboflow.com/> (дата обращения: 15.05.2025)

изображений. Распределение данных между выборками осуществлялось следующим образом: 60 % всех примеров отводилось на обучение, 20 % – на валидацию, и оставшиеся 20 % – на тестирование.

Существуют два основных подхода к детектированию объектов с использованием моделей машинного обучения. Первый – это двухэтапные методы, например, семейство моделей на базе регионов R-CNN (Region Based Convolutional Neural Network) [Ross et al., 2014]¹. Второй – одноэтапные методы, такие как модели семейства YOLO (You Only Look Once) [Redmon et al., 2016]⁷.

Одноэтапные модели, включая YOLO, отличаются высокой скоростью работы, что делает их подходящими для задач в реальном времени, однако они могут уступать в точности при обнаружении небольших объектов из-за особенностей своей архитектуры. В рамках данного исследования предпочтение было отдано одноэтапному подходу, а именно модели YOLOv8, благодаря ее высокой производительности.

Метод восстановления пространственных координат игровых объектов

В качестве основы для реализации метода восстановления пространственных координат игровых объектов был взят метод решения прямой фотограмметрической засечки [Безменов, Сафин, 2020; Gruen, 2021]². Это метод обычно используется для определения координат наземных точек, которые находятся в плоскости перекрытия двух или нескольких снимков. Исходя из того, что мяч имеет форму шара, а, согласно принципу цилиндра⁵, игрок на баскетбольной площадке может быть схематично представлен в форме цилиндра, предлагаемый метод можно использовать для определения пространственного положения геометрического центра области изображения, в которой находится игровой объект. В дальнейшем для получения более детальной информации данный подход можно также адаптировать для определения координат ключевых точек игроков, таких как голова, локоть, колено и т. д. [Egi. 2022; Ye, 2024].

Метод прямой фотограмметрической засечки основан на использовании известных элементов внешнего и внутреннего ориентирования. Внешние элементы включают в себя три линейных и три угловых элемента. В качестве линейных выступают координаты камеры X , Y , Z по отношению к началу выбранной в пространстве системы координат. Угловые элементы представлены следующей системой углов Эйлера: α_0 – угол наклона снимка, t – дирекционный угол оптической оси фотокамеры, χ – угол поворота снимка. Элементы внешнего ориентирования представлены на рис. 1.

Элементами внутреннего ориентирования являются координаты главной точки снимка x_0 и y_0 , а также фокусное расстояние камеры f . С учетом этих элементов получаем координаты точки снимка во вспомогательной системе координат: $\tilde{x} = x - x_0$, $\tilde{y} = y - y_0$, $\tilde{z} = -f$.

Сложность использования данного подхода заключается в трудности определения элементов внутреннего ориентирования. Во-первых, фокусное расстояние объектива камеры непрофессионального оборудования редко указывается производителем. Во-вторых, координаты x и y изображения в плоскости камеры определяются в пикселях, и для перехода к миллиметрам необходимо знать размеры матрица видеокамеры, что в свою очередь является еще более недоступной информацией, чем фокусное расстояние. Ниже представлены способ, позволяющий адаптировать метод фотограмметрической засечки для использования на непрофессиональном оборудовании, и проведение расчетов через его известные характеристики.

На рис. 2 представлен конус зрения камеры S в плоскости xoz . BC ограничивает поле зрения камеры.

¹ Дэвис, Р. Компьютерное зрение: современные методы и перспективы развития / Р. Дэвис, М. Терк; пер. с англ. В. Яценков. — Москва: ДМК Пресс, 2022. — 690 с.

² Гордиенко, А.С. Дистанционное зондирование и фотограмметрия. Теория стереопары снимков. Основы пространственной фототриангуляции: учеб.-метод. пособие / А.С. Гордиенко. — Новосибирск: СГУГиТ, 2015. — 88 с.

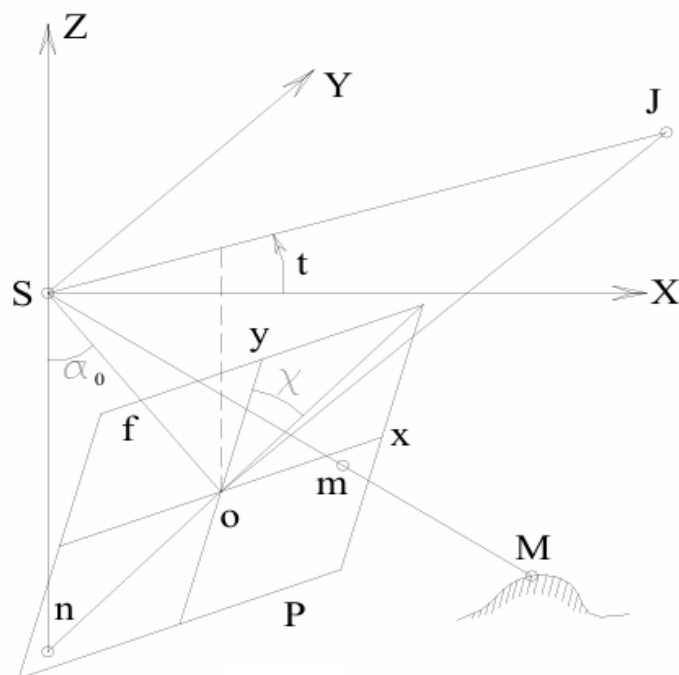


Рис. 1. Элементы внешнего ориентирования системы камер
Fig. 1. Elements of the external orientation of the camera system

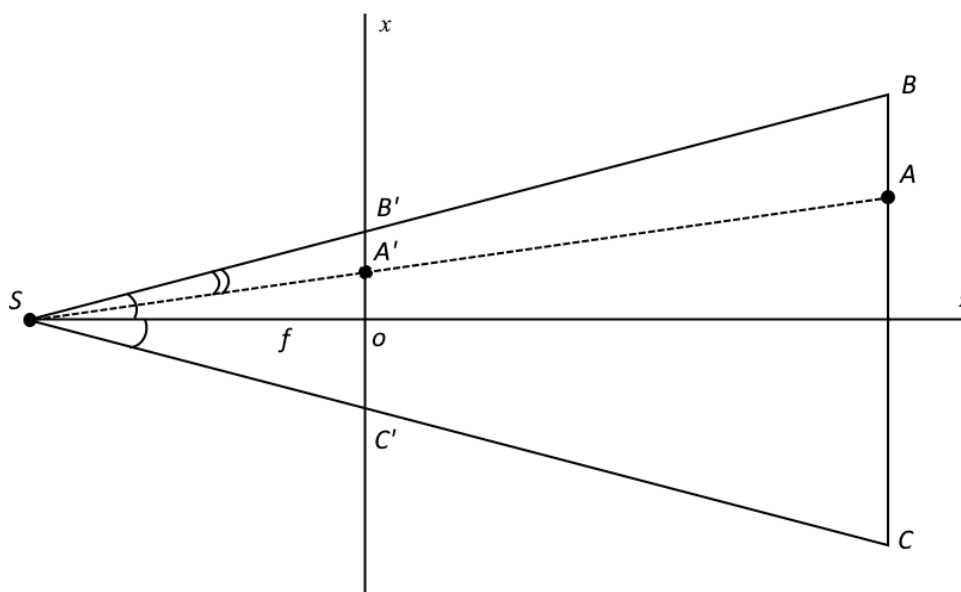


Рис. 2. Конус зрения камеры в плоскости xoz
Fig. 2. The camera's cone of view in the xoz plane

Прямая x проходит в фокальной плоскости объектива, параллельно BC . Объект, попавший в поле зрения камеры, расположен в точке A , его изображение – в точке A' в фокальной плоскости. В силу подобия треугольников SBA и $SB'A'$, а также треугольников SBC и $SB'C'$ можно получить следующее равенство – формула (1):

$$\frac{B'A'}{B'C'} = \frac{BA}{BC} = x_n, \quad (1)$$

где x_n – это нормализованная координата изображения на снимке относительно оси ox . Аналогично в плоскости uoz определяется координата y_n относительно оси ou . Таким образом, использование нормализованных координат изображения дает возможность отказаться от фактического значения фокусного расстояния и принять его за любое положительное число, отличное от 0. В настоящей работе принято считать f равной 1.

Для преобразования нормализованных координат в фактические необходимо определить линейные размеры проекции области видимости на фокальную плоскость. Выполнить данные расчеты можно с помощью σ – диагонального угла обзора видеокамеры. В случае, когда эта величина неизвестна, ее можно вычислить по формуле (2), расположив объект на расстоянии L и определив с его помощью диагональ области видимости D

$$\sigma = 2 \arctg \frac{D}{2L}. \quad (2)$$

Теперь диагональ проекции области видимости d на расстоянии f можно представить следующим образом – формула (3):

$$d = 2f \cdot \tg \frac{\sigma}{2}. \quad (3)$$

Тогда координаты объекта на изображении x и y в миллиметрах рассчитываются следующим образом – формула (4):

$$\begin{aligned} x &= x_n \cdot d \sin(\arctg \frac{w}{h}), \\ y &= y_n \cdot d \cos(\arctg \frac{w}{h}), \end{aligned} \quad (4)$$

где w/h – соотношение сторон снимка, в большинстве камер эта величина составляет 16 / 9, но также легко определяется из метаданных файла изображения.

Дальнейшее решение прямой фотограмметрической засечки сводится к нахождению скаляра, показывающего, во сколько раз вектор до изображения отличается от вектора до объекта.

Данный метод является наиболее подходящим для решения поставленной задачи, поскольку для принятия судебных решений необходимо оценивать все три пространственные координаты каждого объекта на площадке; дополнение технического оборудования двумя камерами [Chen et al., 2021] является относительно недорогим решением [Magre Colorado, Martinez Santes, 2015]. Их размещение полностью контролируется технической группой, следовательно, системы внешнего ориентирования известны всегда, а расчет элементов внутреннего ориентирования подробно представлен в данном разделе.

Реализация программного обеспечения

Главным компонентом вычислительного сервера является вычислительный модуль, задачей которого является восстановление пространственного положения объектов по их паре изображений. Алгоритм работы вычислительного модуля основывается на решении прямой фотограмметрической засечки.

На первом этапе после получения данных об объектах на изображении происходит расчёт вектора от позиции камеры до изображения объекта – мнимой точки в фокальной плоскости видеокамеры.

На втором этапе вычисляется коэффициент масштабирования. Так как вектор до изображения и вектор до объекта в пространстве коллинеарные, расстояние до объекта можно

найти, умножив вектор изображения на некоторое скалярное значение – коэффициент масштабирования [Kundegorski, Breckon, 2014].

На заключительном этапе на основе коэффициента масштабирования и вектора изображения основной камеры рассчитывается вектор до пространственного положения объекта в пространстве. Этапы с первого по третий выполняются для каждого объекта на изображении.

Описание эксперимента

Для проверки предложенного решения был поставлен эксперимент, в рамках которого была произведена съемка игровых объектов на баскетбольной площадке с помощью пары видеокамер. Испытания проводились на игровом поле размерами 23 x 11 м, схема которого представлена на рис. 3.

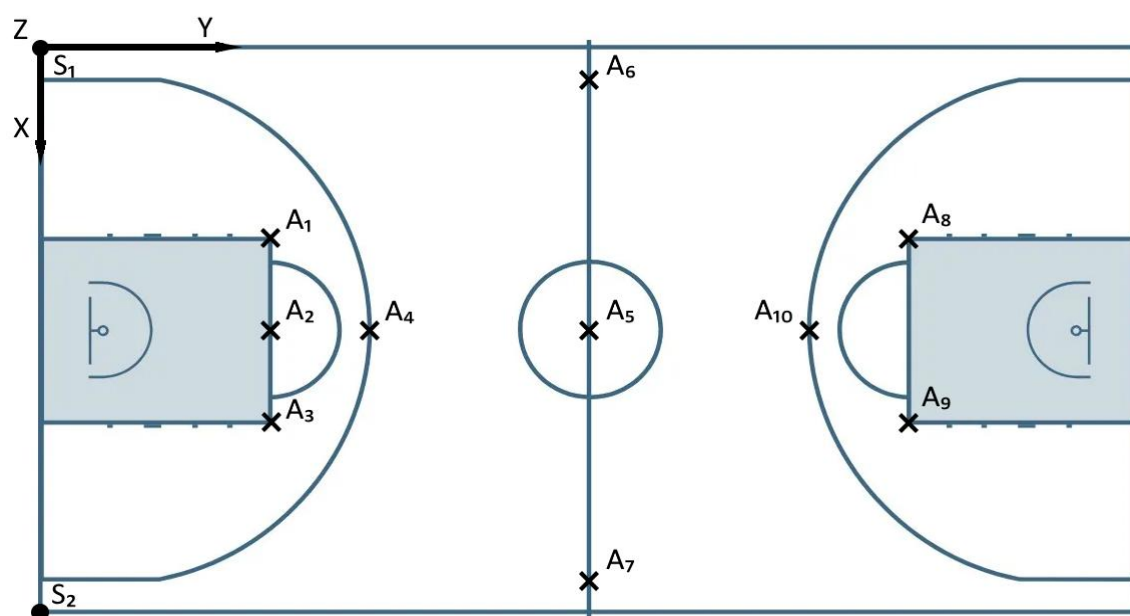


Рис. 3. Схема баскетбольной площадки с контрольными точками
Fig. 3. Diagram of a basketball court with control points

В качестве видеозаписывающих устройств использовались камеры смартфонов, так как они являются наиболее доступными непрофессиональными устройствами данного типа. Первая камера S_1 была расположена в начале выбранной системы координат, вторая S_2 – в другом углу поля вдоль оси OX , как показано на схеме баскетбольной площадки с контрольными точками (рис. 3). Угловые элементы ориентирования для S_1 составили $\alpha_0 = 90^\circ$, $t = 45^\circ$, $\chi = -90^\circ$, для S_2 – $\alpha_0 = 90^\circ$, $t = 45^\circ$, $\chi = -90^\circ$. То есть снимки имели альбомную ориентацию, а их плоскости располагались перпендикулярно плоскости площадки под углом 45° к оси OX . Таким образом вся площадка оказалась в области перекрытия обеих камер.

Для оценки качества на поле были выбраны 10 контрольных точек, которые также отмечены на рис. 3 крестиками. Точки выбирались таким образом, чтобы они были на различном расстоянии от камер и покрывали их границы области видимости. Помимо этого, в расчет принимались некоторые значимые позиции на поле, такие как штрафная линия, трехочковая зона и центр поля.

В каждой контрольной точке были запечатлены игрок и мяч, так как отслеживание именно этих игровых объектов является наиболее важным во время проведения матча. Визуализация расчетных позиций объектов представлена на рис. 4. Визуализация выполнена при помощи игрового движка Unity.



Рис. 4. Визуализация расчётных позиций игрока и мяча
Fig. 4. Visualization of the calculated positions of the player and the ball

В качестве условного обозначения для игрока выбран цилиндр, так как именно пространство внутри данной фигуры должен занимать игрок, согласно правилам ФИБА. Для условного обозначения мяча по объективным причинам выбран шар.

Метрики оценки качества метода

Апостериорная оценка точности результатов фототриангуляции [Chibunichev et al., 2016] выполняется по следующим критериям:

– разность фактических координат опорных точек и полученных в результате расчетов по формулам (5)

$$\begin{aligned}\Delta X &= X' - X \\ \Delta Y &= Y' - Y \\ \Delta Z &= Z' - Z,\end{aligned}\tag{5}$$

где X' , Y' , Z' – координаты опорных точек, полученные в результате фототриангуляции, X , Y , Z – фактические координаты опорных точек;

– среднее квадратичное отклонение разности координат опорных и контрольных точек, как показано в формуле (6)

$$m_{\Delta X} = \sqrt{\frac{\sum_i^n \Delta X^2}{n}} \quad m_{\Delta Y} = \sqrt{\frac{\sum_i^n \Delta Y^2}{n}} \quad m_{\Delta Z} = \sqrt{\frac{\sum_i^n \Delta Z^2}{n}},\tag{6}$$

где n – количество опорных точек;

– средняя ошибка – формула (7) – расхождения фактических и расчетных координат опорных точек

$$\delta X = \frac{\sum_i^n \Delta X}{n},\tag{7}$$

где δY , δZ вычисляются аналогично.

Результаты и их обсуждение

На рис. 5 представлена серия графиков, иллюстрирующих метрики обучения и валидации модели для анализа объектов. По оси X отложено количество эпох (от 0 до 200), а по оси Y – соответствующие значения метрик. Графики включают: trainbox loss и valbox loss (потери на тренировочных и валидационных данных для рамок), traincls loss и valcls loss (потери на тренировочных и валидационных данных для классификации), trainloss и valloss (общие потери), metrics/precision(B) и metrics/recall(B) (точность и восстановление для рамок), а также metrics/mAP50(B) и metrics/mAP50-95(B) (средняя точность при IoU 0,5 и в диапазоне 0,5–0,95). Синие линии показывают исходные данные, а оранжевые – сглаженные значения. Все метрики демонстрируют снижение потерь и рост точности/восстановления с увеличением эпох, с валидационными значениями, стабилизирующимися около 0,85–0,95 для precision и recall, и 0,70–0,85 для mAP.

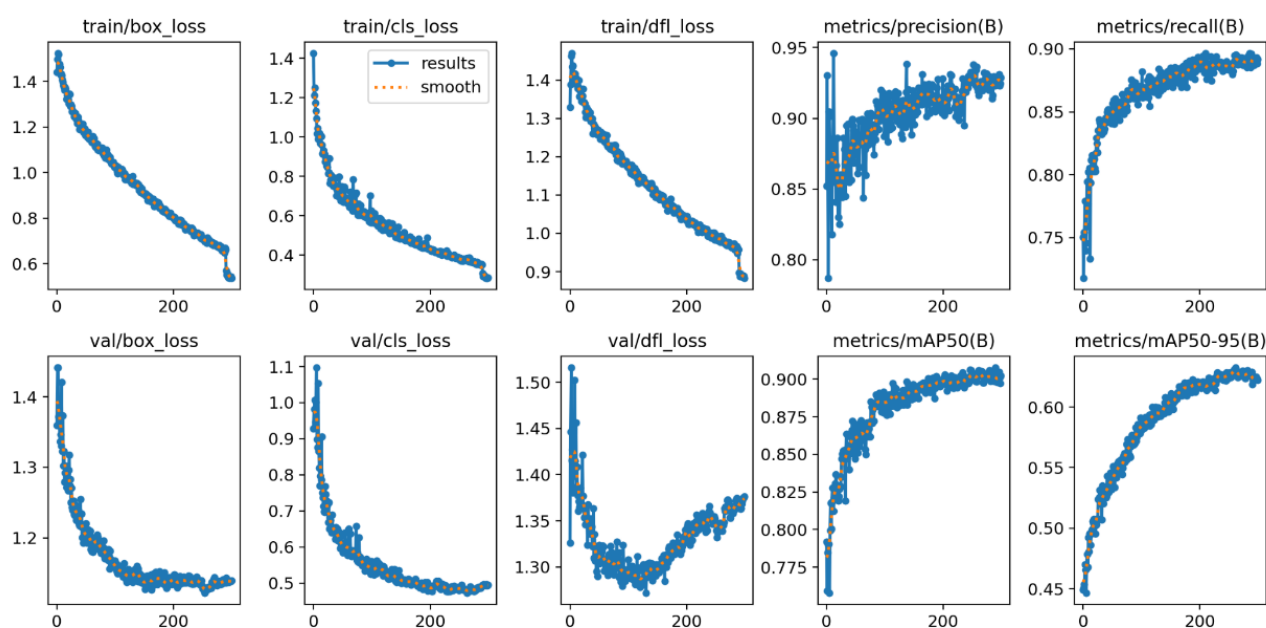


Рис. 5. Графики основных метрик обученной модели
Fig. 5. Graphs of the main metrics of the trained model

На рис. 6 представлены графики кривых Recall-Confidence (восстановление-по уверенности) (слева), Precision-Confidence (точность-по уверенности) (в центре) и F1-Confidence (F1-оценка по уверенности) (справа) [Yacoubu, Axman. 2020] для анализа объектов на баскетбольной площадке. Общая кривая Recall-Confidence для всех классов имеет пик со значением 0,93 в 0,00, что указывает на высокую общую производительность модели при низкой уверенности. Кривая Recall-Confidence всех классов показывает плавное снижение восстановления с увеличением уверенности с заметным пересечением других кривых, что отражает различия в детекции каждого объекта. Общая кривая Precision-Confidence для всех классов (all classes) показывает почти идеальную точность при высокой уверенности, что указывает на отличную производительность модели в условиях строгих порогов. Кривая плавно возрастает и стабилизируется ближе к 1 при уверенности около 0,98, демонстрируя высокую надежность детекции объектов. Общая кривая F1-Confidence для всех классов (all classes) показывает пиковую F1-оценку около 0,90 при уверенности 0,446, после чего значение постепенно убывает, отражая баланс между точностью и восстановлением при изменении порога уверенности.

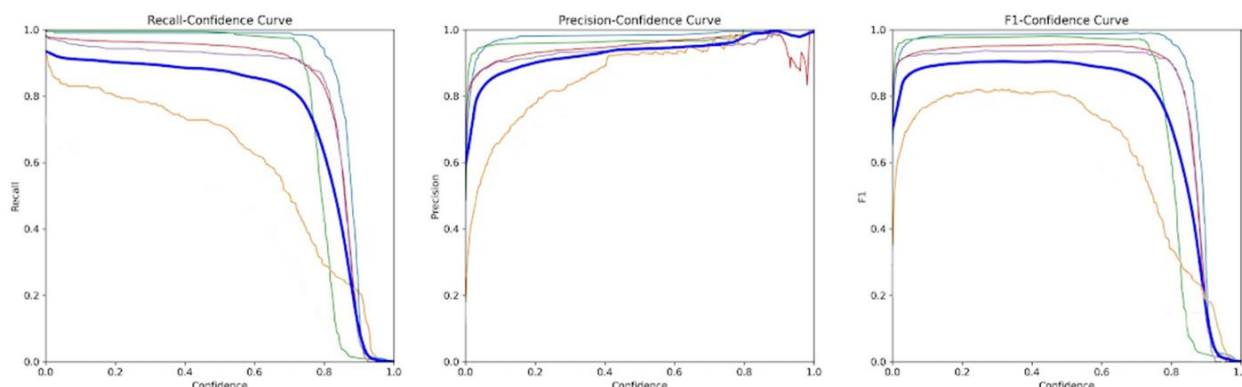


Рис. 6. Графики кривых Recall-Confidence (слева), Precision-Confidence (в центре) и F1-Confidence (справа). На левом графике По оси X на всех графиках отложена уверенность (Confidence) от 0 до 1, а по оси Y на левом графике – восстановление (Recall), также в диапазоне от 0 до 1, на центральном графике – точность (Precision), также в диапазоне от 0 до 1, на правом графике – F1-оценка, варьирующаяся от 0 до 1. На графике показаны отдельные кривые для различных классов объектов: щит (backboard) – оранжевая линия, игрок (player) – зеленая линия, мяч (ball) – розовая линия, судья (referee) – голубая линия и корзина (basket) – синяя линия. Также отображена общая кривая для всех классов (all classes), обозначенная тёмно-синей линией

Fig. 6. Graphs of Recall-Confidence curves (left), Precision-Confidence (center) and F1-Confidence (right). On the left graph, Confidence is set from 0 to 1 on the X – axis on all graphs, and on the Y – axis on the left graph, Recall is set, also in the range from 0 to 1, on the central graph, Precision is set, also in the range from 0 to 1, on the right graph – F1-score, ranging from 0 to 1. The graph shows separate curves for different classes of objects: The backboard is the orange line, the player is the green line, the ball is the pink line, the referee is the blue line and the basket is the blue line. The general curve for all classes is also displayed, indicated by a dark blue line

На рис. 7 представлен пример работы модели детектирования на тестовом видео.

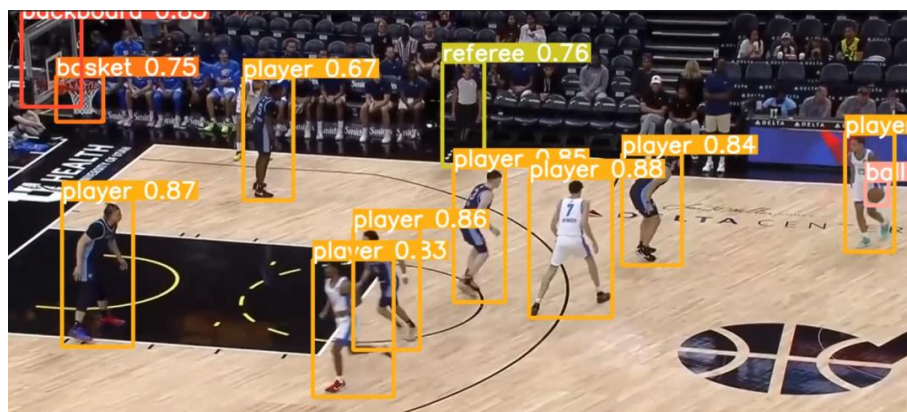


Рис. 7. Пример работы модуля обнаружения игровых объектов
Fig. 7. An example of the operation of the game object detection module

Испытания по оценке точности проводились на тестовом стенде по 10 опорным точкам. Результаты тестирования представлены в табл. 1.

Из результатов, приведенных в табл. 1, видно, что среднее расхождение координат опорных точек примерно равно 4 см, а среднеквадратичное отклонение не превышает 8 см. Данные испытаний показывают – реализованный вычислительный метод предоставляет достаточную точность для использования его при восстановлении пространственных координат игровых объектов во время проведения баскетбольных матчей.

Также реализованный метод расчета пространственного положения сильно зависит от настройки оборудования и элементов внешнего ориентирования.

Таблица 1
Table 1

Результаты оценки точности вычислительного метода
The results of evaluating the accuracy of the computational method

Критерии оценки точности	ΔX , м	ΔY , м	ΔZ , м
Среднее расхождение	0.04	0.06	0.03
Среднеквадратичное отклонение	0.05	0.08	0.04

Заключение

Исследование, посвященное разработке системы автоматической фиксации положения игровых объектов на баскетбольной площадке с использованием ограниченного числа непрофессиональных камер, демонстрирует значительный потенциал для применения в спортивной аналитике и судействе. Авторами была успешно реализована методика, включающая создание специализированного датасета, обучение модели компьютерного зрения на основе YOLOv8 и применение метода прямой фотограмметрической засечки. Основным результатом стало достижение средней точности определения пространственных координат объектов на уровне 4 см, что подтверждает пригодность предложенного подхода для использования в баскетбольных матчах местного уровня. Среднеквадратичное отклонение координат не превышало 8 см, что свидетельствует о стабильности метода при работе с непрофессиональным оборудованием.

В ходе эксперимента была протестирована система на баскетбольной площадке размером 23 x 11 м с использованием двух камер смартфонов, размещенных в противоположных углах поля. Тестирование проводилось на 10 контрольных точках, охватывающих ключевые зоны площадки, такие как штрафная линия и трехочковая зона. Модель YOLOv8 показала высокую производительность в задачах детектирования игровых объектов (игроки, мяч, судьи, кольцо, щит), с метриками точности и восстановления на уровне 0,85–0,95 и средней точностью (mAP) в диапазоне 0,70–0,85. Эти показатели подчеркивают эффективность одноэтапного подхода к детекции в условиях реального времени.

При дальнейших исследованиях можно повысить точность результатов с помощью уточнения положения камер в пространстве путем решения обратной фотограмметрической засечки [Симинеев, Тарасова, 2012]. В качестве опорных точек можно использовать линии разметки и полностью автоматизировать процесс калибровки оборудования. В дальнейших исследованиях планируется развитие методики обнаружения и описания пространственно-временных событий в видеопотоке. Эта технология позволит автоматически идентифицировать происходящие события, определять вовлеченные объекты, фиксировать их положение и взаимодействие, а также строить выводы на основе экспертных правил и механизмов рассуждений. Подобную систему можно в дальнейшем использовать для разработки интеллектуальных инструментов поддержки принятия решений судьями, повышая объективность и качество оценки игровой ситуации в реальном времени или оценки взаимодействия участников сервисов [Ульев и др., 2023]. В заключение, разработанная система представляет собой экономичное и доступное решение для локальных спортивных мероприятий, способное поддерживать судейские бригады в принятии объективных решений. Полученные результаты подтверждают возможность использования непрофессиональных камер для задач спортивной аналитики, а предложенные улучшения открывают перспективы для создания универсальных систем трекинга, применимых в широком спектре спортивных дисциплин.

Список источников

1. Гордиенко, А.С. Дистанционное зондирование и фотограмметрия. Теория стереопары снимков. Основы пространственной фототриангуляции: учеб.-метод. пособие / А.С. Гордиенко. – Новосибирск: СГУГиТ, 2015. – 88 с.
2. Дэвис, Р. Компьютерное зрение: современные методы и перспективы развития / Р. Дэвис, М. Терк; пер. с англ. В. Яценков. – Москва: ДМК Пресс, 2022. – 690 с.
3. CVAT // CVAT: официальный сайт. – URL: <https://www.cvat.ai/> (дата обращения: 15.05.2025).
4. Official Basketball Rules 2022: Basketball Rules & Basketball Equipment: as approved by FIBA Central Board on 28.04.2023: valid as of 01.07.2023. – Mies: FIBA, 2023. – 104 p.
5. Roboflow // Roboflow: официальный сайт. – URL: <https://roboflow.com/> (дата обращения: 15.05.2025).
6. Second Spectrum // Second Spectrum: официальный сайт. – URL: <https://www.secondspectrum.com/> (дата обращения: 15.05.2025).
7. SportsMOT // Github: [источник набора данных]. – URL: <https://github.com/MCG-NJU/SportsMOT> (дата обращения: 30.04.2025).
8. STATS SportVU // STATS Perform: официальный сайт. – URL: <https://www.statsperform.com/> (дата обращения: 15.05.2025).
9. 300+ high-resolution professional basketball images with multiple annotations // Kaggle: [источник набора данных]. – URL: <https://www.kaggle.com/datasets/gabrielvanzanddycke/deepsport-dataset> (дата обращения: 06.05.2025).

Список литературы

- Безменов В.М., Сафин К.И. 2020. Оценка точности прямой фотограмметрической засечки для произвольного случая съёмки разными камерами. *Известия вузов. Геодезия и аэрофотосъемка*. 64(4): 415–422. DOI: 10.30533/0536-101X-2020-64-4-415-422
- Боровик И.Г., Шорох Д.К. 2016. Обнаружение и ведение движущихся объектов на примере спортивного мероприятия. *Молодой ученый*, 6: 75–83. URL: <https://moluch.ru/archive/110/26905/> (дата обращения: 22.04.2025).
- Волкова М.А., Романов М.П., Бычков А.М. 2022. Трекер объектов на спортивных мероприятиях. *Российский технологический журнал*, 10(5): 38–48. DOI: 10.32362/2500-316X-2022-10-5-38-48
- Симинеев А.А., Тарасова Е.И. 2012. Обратная фотограмметрическая засечка: надежность решения задачи. *Вестник СПбГУ. Серия 7. Геология. География*, Вып. 4: 129–134.
- Ульев А.Д., Донская А.Р., Зубков А.В. 2023. Автоматизированное распознавание и контроль взаимодействия людей по видеоизображению. *Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение*, 13(2): 45–64. DOI: 10.21869/2223-1536-2023-13-2-45-64
- Buldu J.M., Busquets J., Echegoyen I. 2019. Defining a historic football team: Using Network Science to analyze Guardiola's FC Barcelona. *Scientific Reports*, 9(1). Article ID 13602. DOI: 10.1038/s41598-019-49969-2
- Chen L., et al. 2021. A real-time photogrammetric system for acquisition and monitoring of three-dimensional human body kinematics. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 87(5): 363–373. DOI: 10.14358/PERS.87.5.363
- Chibunichev A.G., et al. 2016. Investigation of phototriangulation accuracy with using of various techniques laboratory and field calibration. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Vol. 41: 1227–1233. DOI: 10.5194/isprs-archives-XLI-B5-1227-2016.
- Egi Y. 2022. Basketball self training shooting posture recognition and trajectory estimation using computer vision and Kalman filter. *Journal of Electrical Engineering*. 73(1): 19–27. DOI: 10.2478/jee-2022-0003.
- Ferraz A., Duarte-Mendes P., Sarmento H., et al. 2023. Tracking devices and physical performance analysis in team sports. *Frontiers in Sports and Active Living*. Vol. 5: 123–145. DOI: 10.3389/fspor.2023.1067969.
- Gruen A. 2021. Everything moves: The rapid changes in photogrammetry and remote sensing. *Geo-spatial Information Science*. 24(1): 33–49. DOI: 10.1080/10095020.2020.1859359.
- Kundegorski M.E., Breckon T.P. 2014. A photogrammetric approach for real-time 3D localization and tracking of pedestrians in monocular infrared imagery. *Optics and Photonics for Counterterrorism*,

- Crime Fighting, and Defence X; and Optical Materials and Biomaterials in Security and Defence Systems Technology XI. SPIE. Vol. 9253: 139–154. – DOI: 10.1117/12.2067217.
- Magre Colorado L.A., Martínez Santos J.C. 2015. Kinematic parameter estimation using close range photogrammetry for sport applications. 11th International Symposium on Medical Information Processing and Analysis. Proceedings of Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers. Vol. 9681. DOI: 10.1117/12.2208354.
- Monier E., Wilhelm P., Rückert U. 2009. A computer vision based tracking system for indoor team sports. The Fourth International Conference on Intelligent Computing and Information Systems. 5 p.
- Rahimian P., Toka L. 2022. Optical tracking in team sports: A survey on player and ball tracking methods in soccer and other team sports. *Journal of Quantitative Analysis in Sports*. 18(1): 35–57. DOI:10.1515/jqas-2020-0088.
- Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. 2016. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Las Vegas, 27–30 June 2016). New York: IEEE, pp. 779–788. DOI: 10.1109/CVPR.2016.91.
- Ross G., Donahue J., Darrel T., Malik J. 2014. Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation. Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Washington, 23–28 June 2014). Washington: IEEE Computer Society, pp. 580–587. DOI: 10.1109/CVPR.2014.81.
- Shankara V. et al. 2024. Object detection and tracking for football data analytics. Proceedings of the 2024 International Conference on Sports Analytics. 10 p. DOI: 10.4108/eai.23-11-2023.2343216.
- Thomas G., Gade R., Moeslund T.B., Carr P., Hilton A. 2017. Computer vision for sports: Current applications and research topics. *Computer Vision and Image Understanding*. Vol. 159: 3–18. DOI: 10.1016/j.cviu.2017.04.011.
- Vidal-Codina F. et al. 2022. Automatic event detection in football using tracking data. *Sports Engineering*. 25(1): 1–15. DOI: 10.1007/s12283-022-00381-6.
- Yacoub R., Axman D. 2020. Probabilistic Extension of Precision, Recall, and F1 Score for More Thorough Evaluation of Classification Models. Proceedings of the First Workshop on Evaluation and Comparison of NLP Systems. Online: Association for Computational Linguistics. 79–91. DOI: 10.18653/v1/2020.eval4nlp-1.9.
- Ye M. 2024. Application of 3D recognition algorithm based on spatio-temporal graph convolutional network in basketball pose estimation. *International Journal for Simulation and Multidisciplinary Design Optimization*. Vol. 15: 9. DOI: 10.1051/smdo/2024004.
- Zheng Y., Zhang H. 2022. Video Analysis in Sports by Lightweight Object Detection Network under the Background of Sports Industry Development. *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2022(1). Article ID 3844770. DOI: 10.1155/2022/3844770.

References

- Bezmenov V.M., Safin K.I. 2020. The accuracy estimation of photogrammetric spatial intersection with different cameras for an arbitrary case of aerial survey. *Izvestiya vuzov. Geodeziya i aerofotos'yemka [News of universities. Geodesy and aerial photography]*, 64(4): 415–422. DOI: 10.30533/0536-101X-2020-64-4-415-422.
- Borovik I.G., Shorokh D.K. 2016. Obnaruzhenie i vedenie dvizhushchikhsya ob'ektov na primere sportivnogo meropriyatiya [Detection and tracking of moving objects using the example of a sports event]. *Molodoy uchenyy [Young scientist]*, 6: 75–83. URL: <https://moluch.ru/archive/110/26905/> (accessed: 22.04.2025).
- Volkova M.A., Romanov M.P., Bychkov A.M. 2022. 3D object tracker for sports events. *Rossiyskiy tekhnologicheskii zhurnal [Russian Technological Journal]*, 10(5): 38–48. DOI: 10.32362/2500-316X-2022-10-5-38-48.
- Simineev A.A., Tarasova E.I. 2012. Obratnaya fotogrammetricheskaya zasechka: nadezhnost' resheniya zadachi [Inverse photogrammetric resection: reliability of the solution]. *Vestnik SPbGU. Seriya 7. Geologiya. Geografiya [Bulletin of St. Petersburg State University. Series 7. Geology. Geography]*, Issue 4: 129–134.
- Ulyev A.D., Donskaia A.R., Zubkov A.V. 2023. Automated Recognition and Control of Human Interaction by Video Image. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie [News of the South-West State University. Series: Management, computing, informatics. Medical instrumentation]*, 13(2): 45–64. DOI: 10.21869/2223-1536-2023-13-2-45-64.



- Buldu J.M., Busquets J., Echegoyen I. 2019. Defining a historic football team: Using Network Science to analyze Guardiola's FC Barcelona. *Scientific Reports*, 9(1). Article ID 13602. DOI: 10.1038/s41598-019-49969-2.
- Chen L., et al. 2021. A real-time photogrammetric system for acquisition and monitoring of three-dimensional human body kinematics. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 87(5): 363–373. DOI: 10.14358/PERS.87.5.363.
- Chibunichev A.G., et al. 2016. Investigation of phototriangulation accuracy with using of various techniques laboratory and field calibration. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. 41: 1227–1233. DOI: 10.5194/isprs-archives-XLI-B5-1227-2016.
- Egi Y. 2022. Basketball self training shooting posture recognition and trajectory estimation using computer vision and Kalman filter. *Journal of Electrical Engineering*, 73(1): 19–27. DOI: 10.2478/jee-2022-0003.
- Ferraz A., Duarte-Mendes P., Sarmento H., et al. 2023. Tracking devices and physical performance analysis in team sports. *Frontiers in Sports and Active Living*, Vol. 5: 123–145. DOI: 10.3389/fspor.2023.1067969.
- Gruen A. 2021. Everything moves: The rapid changes in photogrammetry and remote sensing. *Geo-spatial Information Science*, 24(1): 33–49. DOI: 10.1080/10095020.2020.1859359.
- Kundegorski M.E., Breckon T.P. 2014. A photogrammetric approach for real-time 3D localization and tracking of pedestrians in monocular infrared imagery. Optics and Photonics for Counterterrorism, Crime Fighting, and Defence X; and Optical Materials and Biomaterials in Security and Defence Systems Technology XI. SPIE. Vol. 9253: 139–154. – DOI: 10.1117/12.2067217.
- Magre Colorado L.A., Martínez Santos J.C. 2015. Kinematic parameter estimation using close range photogrammetry for sport applications. 11th International Symposium on Medical Information Processing and Analysis. Proceedings of Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers. Vol. 9681. DOI: 10.1117/12.2208354.
- Monier E., Wilhelm P., Rückert U. 2009. A computer vision based tracking system for indoor team sports. The Fourth International Conference on Intelligent Computing and Information Systems. 5 p.
- Rahimian P., Toka L. 2022. Optical tracking in team sports: A survey on player and ball tracking methods in soccer and other team sports. *Journal of Quantitative Analysis in Sports*, 18(1): 35–57. DOI:10.1515/jqas-2020-0088.
- Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. 2016. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Las Vegas, 27–30 June 2016). New York: IEEE, pp. 779–788. DOI: 10.1109/CVPR.2016.91.
- Ross G., Donahue J., Darrel T., Malik J. 2014. Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation. Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Washington, 23–28 June 2014). Washington: IEEE Computer Society, pp. 580–587. DOI: 10.1109/CVPR.2014.81.
- Shankara V. et al. 2024. Object detection and tracking for football data analytics. Proceedings of the 2024 International Conference on Sports Analytics. 10 p. DOI: 10.4108/eai.23-11-2023.2343216.
- Thomas G., Gade R., Moeslund T.B., Carr P., Hilton A. 2017. Computer vision for sports: Current applications and research topics. *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 159: 3–18. DOI: 10.1016/j.cviu.2017.04.011.
- Vidal-Codina F. et al. 2022. Automatic event detection in football using tracking data. *Sports Engineering*, 25(1): 1–15. DOI: 10.1007/s12283-022-00381-6.
- Yacoub R., Axman D. 2020. Probabilistic Extension of Precision, Recall, and F1 Score for More Thorough Evaluation of Classification Models. Proceedings of the First Workshop on Evaluation and Comparison of NLP Systems. Online: Association for Computational Linguistics. 79–91. DOI: 10.18653/v1/2020.eval4nlp-1.9.
- Ye M. 2024. Application of 3D recognition algorithm based on spatio-temporal graph convolutional network in basketball pose estimation. *International Journal for Simulation and Multidisciplinary Design Optimization*, Vol. 15: 9. DOI: 10.1051/smdo/2024004.
- Zheng Y., Zhang H. 2022. Video Analysis in Sports by Lightweight Object Detection Network under the Background of Sports Industry Development. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022(1). Article ID 3844770. DOI: 10.1155/2022/3844770.

Конфликт интересов: о потенциальном конфликте интересов не сообщалось.

Conflict of interest: no potential conflict of interest related to this article was reported.

Поступила в редакцию 28.05.2025
Поступила после рецензирования 01.08.2025
Принята к публикации 08.08.2025

Received May 28, 2025
Revised August 01, 2025
Accepted August 08, 2025

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Болгов Дмитрий Александрович, магистрант направления «Программная инженерия», профиль «Машинное обучение и интеллектуальный анализ данных», программист кафедры «Программное обеспечение автоматизированных систем», Волгоградский государственный технический университет, г. Волгоград, Россия.

Деменков Дмитрий Владимирович, магистрант направления «Программная инженерия», профиль «Машинное обучение и интеллектуальный анализ данных», Волгоградский государственный технический университет, г. Волгоград, Россия.

Донская Анастасия Романовна, старший преподаватель кафедры программного обеспечения автоматизированных систем, Волгоградский государственный технический университет; старший преподаватель кафедры клинической инженерии и технологий искусственного интеллекта, Волгоградский государственный медицинский университет Минздрава России, г. Волгоград, Россия.

Орлова Юлия Александровна, доктор технических наук, доцент, заведующая кафедрой программного обеспечения автоматизированных систем, Волгоградский государственный технический университет; профессор кафедры клинической инженерии и технологий искусственного интеллекта, Волгоградский государственный медицинский университет Минздрава России, г. Волгоград, Россия.

Зубков Александр Владимирович, кандидат технических наук, начальник управления информационного развития, Волгоградский государственный медицинский университет Минздрава России; доцент кафедры программного обеспечения автоматизированных систем, Волгоградский государственный технический университет, г. Волгоград, Россия.

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Dmitriy A. Bolgov, Master's Student in Software Engineering, "Machine Learning and Data Mining" Profile, Programmer of the Department of Software for Automated Systems, Volgograd State Technical University, Volgograd, Russia.

Dmitriy V. Demenkov, Master's Student in Software Engineering, "Machine Learning and Data Mining" Profile, Volgograd State Technical University, Volgograd, Russia.

Anastasia R. Donskaia, Senior Lecturer of the Department of Software for Automated Systems, Volgograd State Technical University; Senior lecturer of the Department of Clinical Engineering and Artificial Intelligence Technologies, Volgograd State Medical University of Public Health Ministry of the Russian Federation, Volgograd, Russia

Yulia A. Orlova, Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, Head of the Department of Software for Automated Systems, Volgograd State Technical University; Professor of the Department of Clinical Engineering and Artificial Intelligence Technologies, Volgograd State Medical University of Public Health Ministry of the Russian Federation, Volgograd, Russia

Alexandr V. Zubkov, Candidate of Technical Sciences, Head of the Information Development Department, Volgograd State Medical University of Public Health Ministry of the Russian Federation; Associate Professor at the Department of Software for Automated Systems, Volgograd State Technical University, Volgograd, Russia.