

Терехин, А. Д. Применение нейросетей глубокого обучения для детектирования пространственных ключевых точек при выполнении спортивных упражнений / А. Д. Терехин, С. А. Федосеев, В. Ю. Столбов // Прикладная математика и вопросы управления. – 2024. – № 2. – С. 67–77. DOI 10.15593/2499-9873/2024.2.05

#### Библиографическое описание согласно ГОСТ Р 7.0.100–2018

Терехин, А. Д. Применение нейросетей глубокого обучения для детектирования пространственных ключевых точек при выполнении спортивных упражнений / А. Д. Терехин, С. А. Федосеев, В. Ю. Столбов. – Текст : непосредственный. – DOI 10.15593/2499-9873/2024.2.05 // Прикладная математика и вопросы управления / Applied Mathematics and Control Sciences. – 2024. – № 2. – С. 67–77.



**пермский  
политех** ПРИКЛАДНАЯ МАТЕМАТИКА  
И ВОПРОСЫ УПРАВЛЕНИЯ

№ 2, 2024

<https://ered.pstu.ru/index.php/amcs>



Научная статья

DOI: 10.15593/2499-9873/2024.2.05

УДК 004.891.3



## Применение нейросетей глубокого обучения для детектирования пространственных ключевых точек при выполнении спортивных упражнений

А.Д. Терехин, С.А. Федосеев, В.Ю. Столбов

Пермский национальный исследовательский политехнический университет,  
Пермь, Российская Федерация

#### О СТАТЬЕ

Получена: 23 июня 2024

Одобрена: 07 июля 2024

Принята к публикации:

07 августа 2024

#### Финансирование

Исследование не имело спонсорской поддержки.

#### Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

#### Вклад авторов

равноценен.

#### Ключевые слова:

анализ изображений, ключевые точки, нейронные сети, глубокое обучение, оценка упражнений, анализ видеоряда, футбол.

#### АННОТАЦИЯ

Рассматривается применение нейронных сетей для детектирования пространственных ключевых точек человека при выполнении спортивных упражнений. Технология детекции ключевых точек позволяет отслеживать движения спортсменов в реальном времени, проводить глубокий анализ их техники и автоматизировать выполнение упражнений. Это помогает тренерам выявлять слабые места и совершенствовать навыки спортсменов. Основное внимание уделено методам 2D- и 3D-детекции ключевых точек, их применению в спорте и анализу эффективности. Приводятся результаты 3D-детекции ключевых точек для спортсмена выполняющего упражнение.

© Терехин Александр Дмитриевич – аспирант кафедры «Вычислительная математика, механика и биомеханика», e-mail: alex\_teryohin@mail.ru.

Федосеев Сергей Анатольевич – доктор технических наук, доцент, профессор кафедры «Вычислительная математика, механика и биомеханика», e-mail: fsa@gelicon.biz, ORCID: 0000-0002-1632-1461.

Столбов Валерий Юрьевич – доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой «Вычислительная математика, механика и биомеханика», e-mail: valeriy.stolbov@gmail.com, ORCID: 0000-0003-3259-8660.



Эта статья доступна в соответствии с условиями лицензии Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License (CC BY-NC 4.0)

**Perm Polytech Style:** Teryohin A.D., Fedoseev S.A., Stolbov V.Yu. Application of deep learning neural networks for detecting spatial key points of a human when performing sports exercises. *Applied Mathematics and Control Sciences*. 2024, no. 2, pp. 67–77. DOI: 10.15593/2499-9873/2024.2.05

**MDPI and ACS Style:** Teryohin, A.D.; Fedoseev, S.A.; Stolbov, V.Yu. Application of deep learning neural networks for detecting spatial key points of a human when performing sports exercises. *Appl. Math. Control Sci.* **2024**, **2**, 67–77. <https://doi.org/10.15593/2499-9873/2024.2.05>

**Chicago/Turabian Style:** Teryohin, Alexander D., Sergey A. Fedoseev, and Valeriy Y. Stolbov. 2024. “Application of deep learning neural networks for detecting spatial key points of a human when performing sports exercises”. *Appl. Math. Control Sci.* no. 2: 67–77. <https://doi.org/10.15593/2499-9873/2024.2.05>



APPLIED MATHEMATICS  
AND CONTROL SCIENCES

№ 2, 2024

<https://ered.pstu.ru/index.php/amcs>



Article

DOI: 10.15593/2499-9873/2024.2.05

UDC 004.891.3



## Application of deep learning neural networks for detecting spatial key points of a human when performing sports exercises

A.D. Teryohin, S.A. Fedoseev, V.Yu. Stolbov

Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation

### ARTICLE INFO

Received: 23 June 2024  
Approved: 07 July 2024  
Accepted for publication:  
07 August 2024

#### Funding

This research received  
no external funding.

#### Conflicts of Interest

The authors declare no conflict  
of interest.

#### Author Contributions

equivalent.

#### Keywords:

image analysis, key points, neural  
networks, deep learning, exercise  
evaluation, video analysis, football.

### ABSTRACT

This paper discusses the use of neural networks to detect spatial key points of a person when performing sports exercises. Key point detection technology allows you to track the movements of athletes in real time, conduct an in-depth analysis of their technique and automate the execution of exercises. This helps coaches identify weaknesses and improve athletes' skills. The main attention is paid to methods of 2D and 3D detection of key points, their application in sports and efficiency analysis. The results of 3D detection of key points for an athlete performing an exercise are presented.

© **Alexander D. Teryohin** – Ph. D. Student, Department of Computational Mathematics, Mechanics and Biomechanics, e-mail: [alex\\_teryohin@mail.ru](mailto:alex_teryohin@mail.ru).

**Sergey A. Fedoseev** – Doctor of Technical Science, Associate Professor, Professor of the Department of Computational Mathematics and Mechanics, e-mail: [fsa@gelicon.biz](mailto:fsa@gelicon.biz), ORCID: 0000-0002-1632-1461.

**Valeriy Yu. Stolbov** – Doctor of Technical Science, Professor, Head of the Department of Computational Mathematics and Mechanics, e-mail: [valeriy.stolbov@gmail.com](mailto:valeriy.stolbov@gmail.com), ORCID: 0000-0003-3259-8660.



This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License (CC BY-NC 4.0)

## Введение

В современном мире спорт уже давно перестал быть лишь физической активностью и превратился в настоящее искусство, требующее точности, стратегии и интеллектуального подхода. С развитием технологий компьютерного зрения и глубокого обучения появились новые возможности для анализа и улучшения спортивной деятельности. Одним из ключевых инструментов в этой области является технология детекции ключевых точек человека.

Данная технология позволяет не только отслеживать движения спортсменов в реальном времени, но и проводить глубокий анализ их техники, помогая тренерам и спортсменам выявлять слабые места и совершенствовать навыки либо автоматизировать выполнение упражнений. Она также нашла широкое применение в области медицинского мониторинга и профилактики спортивных травм.

Одним из наиболее очевидных и широко используемых применений технологии обнаружения ключевых точек является анализ движений в спорте [1–3]. Системы, основанные на обнаружении ключевых точек, могут точно отслеживать и записывать движения спортсменов, что позволяет тренерам и аналитикам проводить детальный анализ техники, выявлять ошибки и разрабатывать стратегии улучшения.

Целью работы является разработка и применение нейросетей глубокого обучения для детектирования пространственных ключевых точек человека при выполнении спортивных упражнений на примере тренировки футболистов.

## 2D- и 3D-методы поиска ключевых точек на основе глубокого обучения

В настоящее время применяемые подходы к задаче оценки поз человека можно разделить на два основных типа: методы, работающие по принципу «сверху вниз», и методы, действующие по схеме «снизу вверх». Методы «сверху вниз» начинают с детектирования всех присутствующих на изображении людей, после чего происходит оценка позы каждого из них. Этот подход обычно используют детекторы объектов для идентификации каждого человека, а затем применяет модель для предсказания позы внутри каждого обнаруженного региона. Преимущество этого метода в том, что он позволяет точно оценивать позы даже при плотном скоплении людей, однако его вычислительная сложность растет с увеличением числа людей на изображении. Методы «снизу вверх» начинают с идентификации всех ключевых точек человека на изображении, которые впоследствии группируются в отдельные сущности для создания образов различных людей. Этот подход сначала выделяет ключевые точки, такие как суставы и конечности, для всех людей на изображении, а затем ассоциирует эти точки с конкретными людьми. Преимущество такого подхода заключается в его эффективности при обработке изображений с большим количеством людей, однако точность может снижаться в случаях, когда ключевые точки перекрываются или находятся вблизи друг друга.

Одним из распространенных подходов к предсказанию 2D-координат ключевых точек является использование тепловых карт. В этом подходе нейронная сеть обучается генерировать тепловые карты, на которых каждый пиксель представляет собой вероятность присутствия ключевой точки в соответствующем местоположении. После обучения сеть может использоваться для предсказания тепловых карт для новых изображений. Например, OpenPose [4] использует сверточные нейронные сети для анализа изображений и видео, определяя положение ключевых точек на человеческом теле в реальном времени. Технология генерирует тепловые карты для локализации суставов и других важных частей тела, а также использует Part Affinity Fields [4] для кодирования информации о связях между точками, формируя чело-

веческий скелет. Процесс обучения включает настройку на больших наборах данных с размеченными ключевыми точками, что обеспечивает эффективность и точность.

В работе [5] представлена архитектура нейронной сети High-Resolution Network (HRNet) для оценки позы человека, которая выделяется сохранением высокого разрешения через весь процесс обработки без необходимости восстановления высокого разрешения и повторным слиянием многоуровневых представлений для получения надежных представлений в высоком разрешении. HRNet превосходит существующие методы благодаря своей способности поддерживать высокое разрешение для представления на всех этапах и эффективно интегрировать информацию между параллельными подсетями различного разрешения. Это достигается через использование блоков обмена между подсетями, позволяя каждой подсети повторно получать информацию от других, что приводит к улучшенной точности и эффективности вычислений. HRNet показывает превосходные результаты на наборах данных COCO [6] и MPII [7] для задачи оценки позы человека.

Использование 2D-сетей для поиска ключевых точек присутствует во многих работах. Например, в работе [8] для анализа поз волейболистов применяется нейронная сеть OpenPose, представленная в работе [4]. При помощи сети OpenPose выделяются спортсмены и их скелетные представления для последующей разработки классификатора позы, который позволит выделять классы поз спортсмена для последующего анализа.

Или работа [3], в которой описано применение модели Caffe при помощи библиотеки OpenCV для детектирования 18 ключевых точек спортсмена с выгрузкой результатов для последующего анализа. В работе нет конкретного описания нейронной сети, которая используется для получения ключевых точек, внимание акцентируется лишь на выводе результатов работы сети.

В работе [9] исследуется возможность применения поиска ключевых точек для распознавания действий легкоатлета, который движется по кругу. Спортсмен начинает движение на одном конце стадиона и бежит несколько кругов, в это время весь процесс записывается на камеру, которая стоит в центре стадиона. В работе для поиска спортсмена применяется несколько нейронных сетей, которые ищут человека на кадре, а для поиска ключевых точек спортсмена применяется HrNet [5]. После получения ключевых точек и поз спортсмена применяется алгоритм для распознавания действий спортсмена по изменению угла между ключевыми точками, при помощи анализа этих действий можно выделить длину шага спортсмена, частоту шагов и изменение центра массы тела на протяжении всего периода движения спортсмена. Эти данные могут использоваться для анализа тренером и выявления недочетов движения спортсмена, что позволит улучшить его характеристики движения.

Также есть работа [10] в которой изучают применимость задачи поиска ключевых точек спортсмена для прыжков с трамплина. В ней авторы применяют нейронную сеть HRNet [5] для анализа положения спортсмена при съезде с трамплина и прыжке. Далее анализируются положения коленей и бедер для выявления оптимальной позы при наборе скорости, для максимизации длины прыжка.

Технология детекции ключевых точек на теле человека может применяться как в 2D-виде, так и в 3D. Оба подхода анализируют входящее изображение, которое может быть снято заранее. В случае 2D-подхода применимость в режиме реального времени не требует больших вычислительных ресурсов, что позволяет создавать системы, ориентированные на мобильные устройства [12].

Одним из ключевых элементов анализа движений в 3D является предсказание положения ключевых точек на теле человека. В последние годы методы, основанные на глубо-

ком обучении, привлекли большое внимание в этой области, обеспечивая значительные прорывы в точности и эффективности предсказания 3D-положения ключевых точек.

3D-подходы к оценке позы предлагают улучшенную точность и глубину анализа, по сравнению с 2D-методами. Они позволяют точнее определять положение и ориентацию объектов в пространстве, учитывая глубину и перспективу, что особенно важно в сложных сценах с перекрытиями объектов. 3D-модели также улучшают восприятие объема и формы тела, предоставляя более полную картину движений и поз. Это открывает новые возможности для анализа и тренировки в спорте, реабилитации и виртуальной реальности. Также 3D-подход может позволить создавать синтетические данные для 2D-подхода, изменяя ракурс камеры.

В настоящее время лидирующие позиции в задаче 3D-оценки позы человека занимают различные методы, которые анализируют либо один снимок, либо серию снимков, либо видеоряд. Например, работа [13] описывает применение трансформера с представленным в статье блоком Attention-GCNFormer, при помощи которого изучаются локальные связи между соседними ключевыми точками. Это позволяет учить сеть эффективнее на данных с 3D-разметкой, чем у других сетей. Или работа [14], которая позволяет воссоздать 3D-положение тела при помощи серии изображений. Сеть использует энкодер-декодер для получения тепловой карты, используя ее для получения координат ключевых точек в 3D-пространстве.

В работе [15] представлен PoseFormer – метод оценки 3D-позы человека по видео на основе трансформеров, без использования сверточных слоев. Основываясь на прогрессе визуальных трансформеров, разработана пространственно-временная структура для анализа связей суставов и временных корреляций между кадрами для точного определения 3D-позы. Метод оценивался на наборах данных Human3.6M [16] и MPI-INF-3DHP [17], показав высокие результаты. PoseFormer интегрирует пространственные и временные аспекты, эффективно моделируя взаимосвязи суставов и динамику движений без создания избыточного количества токенов для длинных последовательностей. Работа показывает эффективность подхода с использованием визуальных трансформеров, по сравнению с существующими методами.

3D-оценка позы человека играет ключевую роль во множестве современных приложений, простираясь от виртуальной и дополненной реальности до медицины и реабилитации. В VR и AR [18] приложениях она используется для создания реалистичных аватаров, что улучшает погружение и взаимодействие пользователя с виртуальным миром. В спорте [19] и фитнесе анализ техники выполнения упражнений и мониторинг движений спортсменов помогает в предотвращении травм и улучшении производительности, предоставляя тренерам и спортсменам ценную обратную связь.

В медицинской сфере и реабилитации 3D-оценка позы обеспечивает точный анализ походки и движений пациентов, что способствует разработке персонализированных планов лечения. Это открывает новые горизонты для отслеживания прогресса восстановления и оптимизации лечебных процедур. В развлечениях и анимации захват движений с помощью 3D-оценки позы позволяет создавать анимации с высокой степенью реалистичности, делая процесс производства контента более эффективным и доступным.

Область безопасности и наблюдения также извлекает выгоду из применения 3D-оценки позы, позволяя распознавать подозрительные действия или поведение человека в реальном времени. В интерактивных системах и робототехнике это направление позволяет разрабатывать новые способы взаимодействия человека с машинами, делая их более естественными и интуитивно понятными. А в автомобилестроении оценка позы водителя может способствовать повышению безопасности и комфорта вождения.

Наконец, в областях кинематографии и социальных медиа 3D-оценка позы обогащает пользовательский контент новыми интерактивными возможностями. От реалистичных эффек-

тов до автоматической замены фона, технологии 3D-позы расширяют границы творческого самовыражения. Таким образом, 3D-оценка позы открывает широкие перспективы для инноваций в различных сферах, начиная от улучшения здоровья и благополучия человека до создания нового поколения интерактивных развлечений и инструментов коммуникации.

### Применение 3D-нейросетей для анализа упражнения по футболу

В работе [11] уже описывалось применение поиска ключевых точек спортсмена по изображению. Результатом работы стал прототип системы, способный оценивать выполнение упражнений по 2D-скелету спортсмена и его взаимодействие со спортивным инвентарем. Но для некоторых упражнений 2D-скелета недостаточно, так как необходимо оценивать положение некоторых ключевых точек относительно друг друга в пространстве. Для работы выбрано упражнение, в котором спортсмен выполняет наклоны. Требования к этому упражнению следующие:

Во время наклона нельзя сгибать ноги в коленях.

Фиксация результата наклона должна производиться пальцами обеих рук.

Время фиксации результата не более 3 с.

Для выполнения первого требования необходимо видеть 2D-скелет с левой и правой стороны, для того чтобы контролировать обе ноги спортсмена, также после съемки необходимо синхронизировать по времени кадры с левой и правой камеры, что является трудозатратной задачей. При использовании нейронных сетей, способных отображать скелет человека в 3D-пространстве, необходимость в использовании двух камер и их синхронизации отпадает.

В качестве нейронной сети использовалась PoseFormer, описанная выше. Используя код, прикрепленный к работе PoseFormer, были обработаны несколько видео при помощи нескольких нейронных сетей. Первая сеть Yolo, она находит всех людей на кадре, после чего кадр обрабатывается при помощи HRNet для выделения ключевых точек на изображении, далее используется сеть PoseFormer, чтобы показать расположение точек в 3D-пространстве. На рис. 1 и 2 представлены кадры, обработанные при помощи вышеописанных нейронных сетей, которые позволяют перенести положение ключевых точек человека из 2D-пространства в 3D.

В 2D-отображении ключевых точек нет возможности понимать все положения тела спортсмена, что ограничивает возможность анализа. К примеру, такие требования к выполнению упражнения, как держать ноги не согнутыми при наклоне тела вперед, не может быть проанализировано на 2D-скелете, без применения дополнительного оборудования. В 3D-пространстве появляется возможность анализировать движения всех суставов тела человека в трех направлениях, что позволяет выявлять более мелкие недочеты при выполнении заданного упражнения.

Исходное положение спортсмена, выполняющего упражнение, приведено на рис. 1, на котором слева показаны ключевые точки спортсмена, объединенные в скелет, которые наложены на исходный кадр, а справа показан тот же скелет, только в пространстве. В исходном положении спортсмен стоит на скамейке. На рис. 2 показано положение спортсмена при выполнении упражнения. Спортсмену необходимо, немного раскачиваясь, дотянуться руками до максимально низкой позиции, фиксируя ее на 3 с. Во время всего выполнения упражнения собираются данные о скелете спортсмена, как в 2D, так и 3D-формате, для обнаружения положения спортсмена, когда он зафиксировался и нужно снять результат упражнения. Для снятия результата упражнения используются ключевые точки, которые находятся на

руках. Изменение положение рук спортсмена по вертикали отображено на рис. 3 по оси ординат, а по оси абсцисс показан номер кадра. На графике видны периоды раскачки спортсмена и период фиксации результата. Так как изменение положения рук по вертикали рассматривается в разрезе номера кадра, для определения длительности фиксации результата можно использовать количество кадров, при которых спортсмен находился в максимально низком положении и практически не отмечается движение рук по вертикальной составляющей.

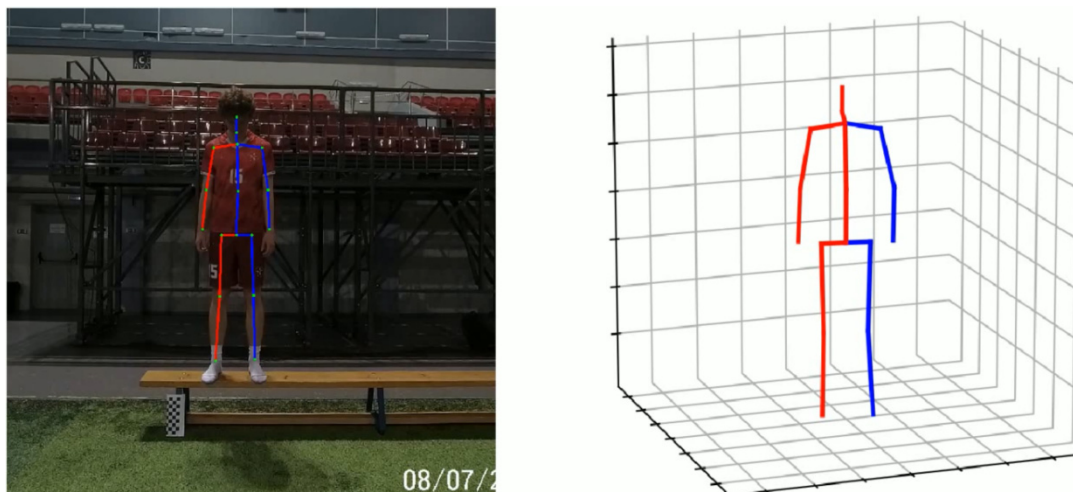


Рис. 1. Исходное положение спортсмена при выполнении упражнения

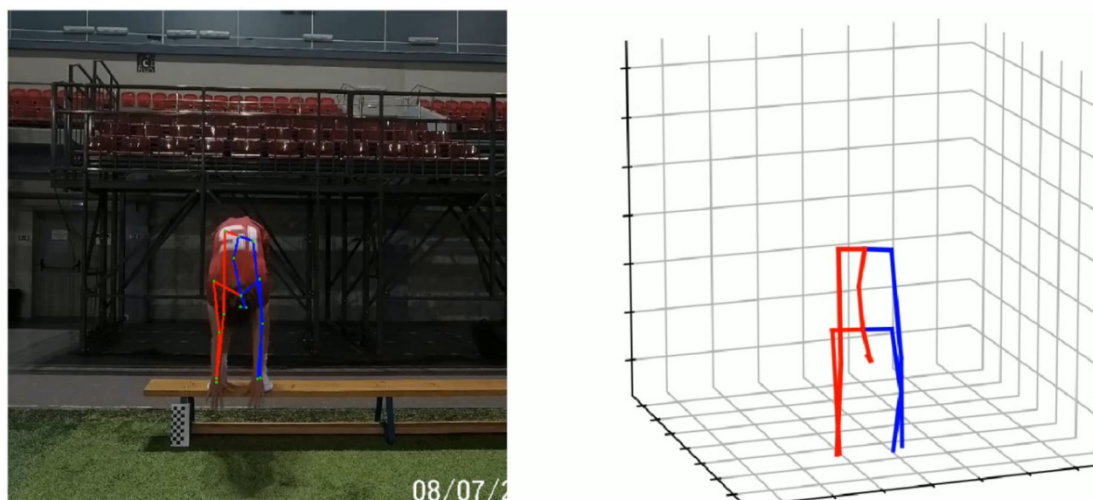


Рис. 2. Положение спортсмена в ходе выполнения упражнения

Для проверки требования 1, лежат ли три точки в 3D-пространстве на одной прямой, можно использовать свойство коллинеарности. Рассмотрим точки бедра, колена и стопы правой и левой ноги, с их помощью можно проверять, стоят ли ноги прямо при выполнении упражнения. Результат применения такого метода отражен на рис. 4. График по оси абсцисс показывает номер кадра видеоряда, а по оси ординат график равен единице в ситуациях, когда левая или правая ноги коллинеарны. По графику можно судить о том, были ли ноги прямыми или нет и какое время они были в таком состоянии, для контроля требования 1 к выполнению упражнения.

Также в ходе выполнения работы над упражнением было выделено еще одно требование к процессу съемки упражнения: необходимо снимать упражнение перед игроком спра-

ва, чтобы не было перекрытия отдельных частей тела другими частями тела, из-за чего может возникнуть ситуация, когда нейронная сеть, выделяющая ключевые точки человека, не понимает, где нужно поставить и как объединить в скелет отдельные ключевые точки. Пример такой ситуации показан на рис. 5.

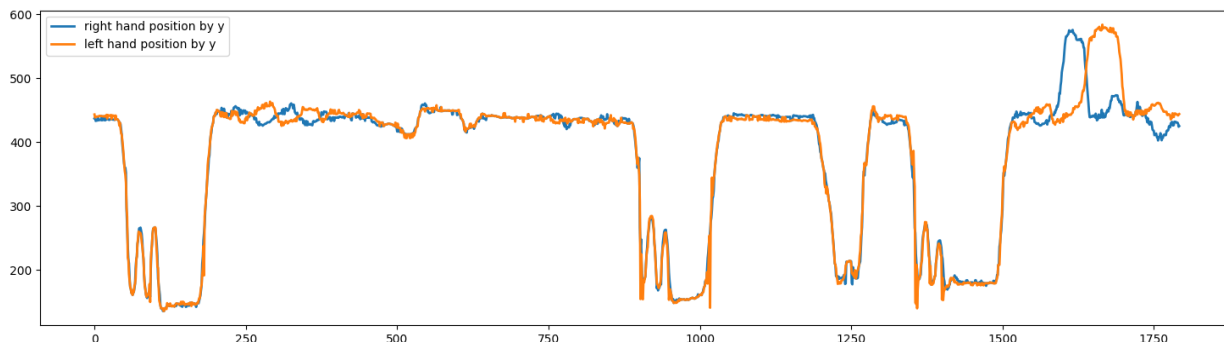


Рис. 3. Изменения положения рук спортсмена упражнения по вертикальной оси при выполнении упражнения

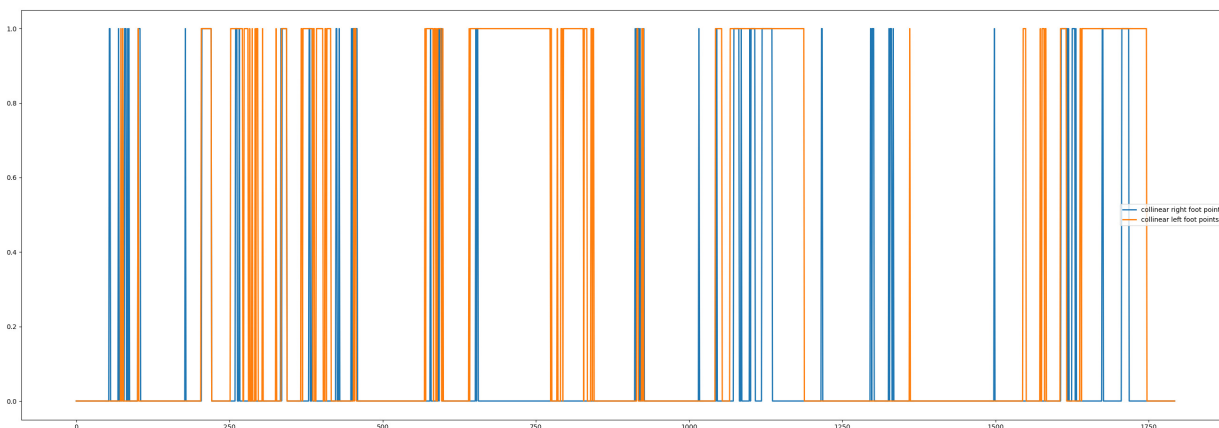


Рис. 4. Коллинеарность точек бедра, колена, стопы левой и правой ног

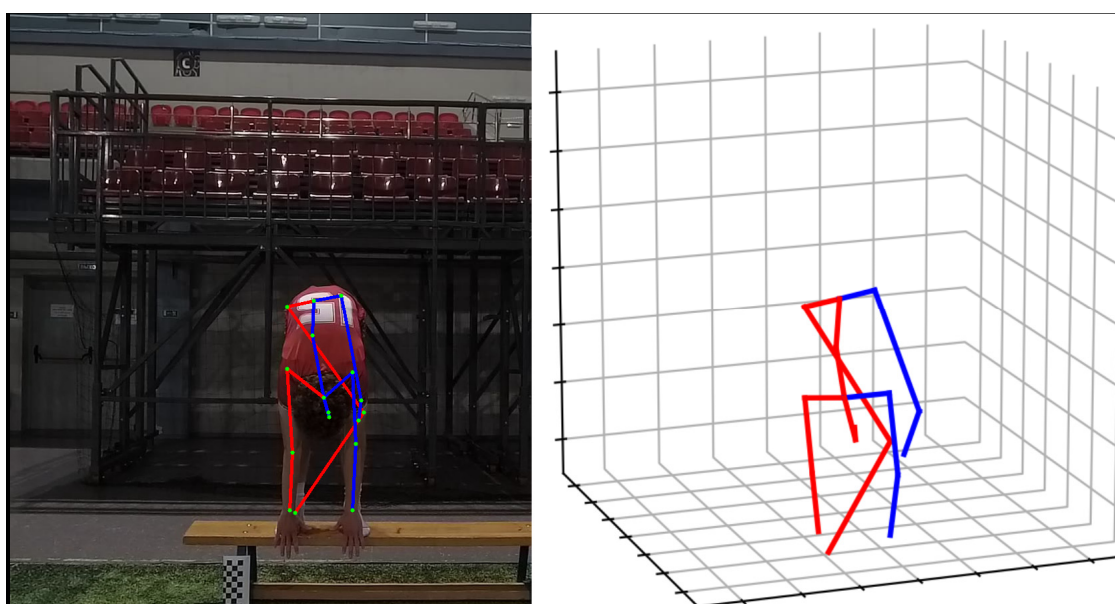


Рис. 5. Пример неправильной работы нейронной сети



## Заключение

Проведенные исследования показывают возможность применения нейронных сетей для анализа ключевых точек спортсмена в 3D-пространстве, даже несмотря на некорректность работы сети с новыми данными, где в исходном видеоматериале есть незначительное перекрытие частей тела спортсмена. Также выдвинуто новое требование к съемке 3D-объектов для последующей обработки: на исходном видеоматериале не должно быть слишком больших перекрытий одних частей тела другими.

Таким образом, можно констатировать, что технология 3D-детекции ключевых точек человека представляет собой мощный инструмент для анализа и оптимизации спортивных тренировок, предоставляя возможность для глубокого понимания движений человеческого тела. Ее применение в спорте, медицине, реабилитации и других областях открывает новые горизонты для исследований и разработки персонализированных тренировочных и лечебных программ. По мере развития и усовершенствования этих технологий можно ожидать их все более широкое внедрение в практику, что сделает процесс тренировок и восстановления после травм еще более эффективным и безопасным.

## Список литературы

1. Self-Supervised Learning for Human Pose Estimation in Sports / K. Ludwig, S. Scherer, M. Einfalt, R. Lienhart // *International Conference on Multimedia & Expo Workshops*. – 2021. DOI: 10.1109/ICMEW53276.2021.9456000
2. SportsPose – A Dynamic 3D sports pose dataset / C. Ingwersen, C. Moller Mikkelsen, J. Jensen, M. Rieger Hannemose, A. Dahl // *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. – 2023. DOI: 10.1109/CVPRW59228.2023.00550
3. Athlete Pose Detection Using OpenCV in Deep Learning [Электронный ресурс]. – URL: <https://medium.com/swlh/athlete-pose-detection-3d1b93f2d82e> (дата обращения: 20.05.2024).
4. Realtime Multi-person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields / Z. Cao, T. Simon, S. Wei, Y. Sheikh // *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. – 2017. DOI: 10.1109/CVPR.2017.143
5. Deep High-Resolution Representation Learning for Human Pose Estimation / K. Sun, B. Xiao, D. Liu, J. Wang // *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. – 2019. DOI: 10.1109/CVPR.2019.00584
6. Microsoft COCO: Common Objects in Context [Электронный ресурс] / Tsung-Yi Lin, Michael Maire, Serge Belongie, Lubomir Bourdev, Ross Girshick, James Hays, Pietro Perona, Deva Ramanan, C. Lawrence Zitnick, Piotr Dollár. – URL: <https://arxiv.org/abs/1405.0312> (дата обращения: 05.05.2024).
7. 2D Human Pose Estimation: New Benchmark and State of the Art Analysis / M. Andriluka, L. Pishchulin, P. Gehler, S. Bernt // *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. – 2014. DOI: 10.1109/CVPR.2014.471
8. Серов, С.С. Метод распознавания игровых поз спортсменов на видео на основе траекторий перемещения и скелетных представлений / С.С. Серов, Д.Р. Пойчанов, Г.И. Афанасьев // *Физико-техническая информатика: сборник трудов конференции*. – Пушкино, 2022. – С. 170–172.
9. Action Recognition and Sports Evaluation of Running Pose Based on Pose Estimation / Y. Yang, Y. Zeng, L. Yang, Y. Lu, X. Lee, Y. Enomoto // *International Journal of Human Movement and Sports Sciences*. – 2024. DOI: 10.13189/saj.2024.120118

10. Pose estimation and motion analysis of ski jumpers based on ECA-HRNet / W. Bao, T. Niu, N. Wang, X. Yang // *Scientific Reports*. – 2023. DOI: 10.1038/s41598-023-32893-x
11. Терехин, А.Д. Система оценивания спортивных упражнений по нейросетевому анализу видеоряда / А.Д. Терехин, О.Р. Ильялов, А.В. Степанов // *Прикладная математика и вопросы управления = Applied Mathematics and Control Sciences*. – 2022. – № 1. – С. 75–86. DOI 10.15593/2499-9873/2022.1.04
12. Osokin, D. Real-time 2D Multi-Person Pose Estimation on CPU: Lightweight OpenPose [Электронный ресурс] / D. Osokin. – URL: <https://arxiv.org/abs/1811.12004> (дата обращения: 29.04.2024).
13. Mehraban, S. MotionAGFormer: Enhancing 3D Human Pose Estimation with a Transformer-GCNFormer Network / S. Mehraban, V. Adeli, B. Taati // *Winter Conference on Applications of Computer Vision*. – 2024. DOI: 10.1109/WACV57701.2024.00677
14. Chun, S. Representation learning of vertex heatmaps for 3D human mesh reconstruction from multi-view images [Электронный ресурс] / S. Chun, S. Park, J. Yong Chang. – URL: <https://arxiv.org/pdf/2306.16615v1.pdf> (дата обращения: 29.04.2024).
15. 3D human pose estimation with spatial and temporal transformers / C. Zheng, S. Zhu, M. Mendieta, T. Yang, C. Chen, Z. Ding // *International Conference on Computer Vision*. – 2021. DOI: 10.1109/ICCV48922.2021.01145
16. Human 3.6M: Large Scale Datasets and Predictive Methods for 3D Human Sensing in Natural Environments / C. Ionescu, D. Papava, V. Olaru, C. Sminchisescu // *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – 2014. DOI: 10.1109/TPAMI.2013.248
17. Monocular 3D Human Pose Estimation in the Wild Using Improved CNN Supervision / D. Mehta, H. Rhodin, D. Casas, P. Fua, O. Sotnychenko, W. Xu, C. Theobalt // *International Conference on 3D Vision (3DV)*. – 2017. DOI: 10.1109/3DV.2017.00064
18. Vision-based Pose Estimation for Augmented Reality: A Comparison Study [Электронный ресурс] / H. Belghit, A. Bellarbi, N. Zenati-Henda, S. Otmane. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1806.09316> (дата обращения: 29.04.2024).
19. Baumgartner, T. Monocular 3D Human Pose Estimation for Sports Broadcasts using Partial Sports Field Registration / T. Baumgartner, S. Klatt // *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. – 2023. DOI: 10.1109/CVPRW59228.2023.00539

## References

1. Ludwig K., Scherer S., Einfalt M., Lienhart R. Self-Supervised Learning for Human Pose Estimation in Sports // *International Conference on Multimedia & Expo Workshops*. - 2021, DOI: 10.1109/ICMEW53276.2021.9456000.
2. Ingwersen C., Moller Mikkelstrup C., Jensen J., Rieger Hannemose M., Dahl A. SportsPose – A Dynamic 3D sports pose dataset // *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. - 2023, DOI: 10.1109/CVPRW59228.2023.00550.
3. Athlete Pose Detection Using OpenCV in Deep Learning, available at: <https://medium.com/swlh/athlete-pose-detection-3d1b93f2d82e> (accessed 20 May 2024).
4. Cao Z., Simon T., Wei S., Sheikh Y. Realtime Multi-person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields // *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2017. DOI: 10.1109/CVPR.2017.143.
5. Sun K., Xiao B., Liu D., Wang J. Deep High-Resolution Representation Learning for Human Pose Estimation // *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2019. DOI: 10.1109/CVPR.2019.00584.

6. Microsoft COCO: Common Objects in Context [Электронный ресурс] / Tsung-Yi Lin, Michael Maire, Serge Belongie, Lubimir Bourdev, Ross Girshick, James Hays, Pietro Perona, Deva Ramanan, C. Lawrence Zitnick, Piotr Dollár. – URL: <https://arxiv.org/abs/1405.0312> (accessed 5 May 2024).
7. Andriluka M., Pishchulin L., Gehler P., Bernt S. 2D Human Pose Estimation: New Benchmark and State of the Art Analysis // Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014, DOI: 10.1109/CVPR.2014.471
8. Serov S.S., Poychanov D.R., Afanasyev G.I. Method for determining the slot of poses of athletes on video based on the presented trajectories of movement and skeletons // In the collection of proceedings of the conference “Physical and Technical Informatics”, Pushchino, 16-20 May 2022», 2022. pp. 170-172. (in Russian)
9. Action Recognition and Sports Evaluation of Running Pose Based on Pose Estimation / Yang Y., Zeng Y., Yang L., Lu Y., Lee X., Enomoto Y. // International Journal of Human Movement and Sports Sciences. - 2024, DOI: 10.13189/saj.2024.120118.
10. Bao W., Niu T., Wang N., Yang X. Pose estimation and motion analysis of ski jumpers based on ECA-HRNet. Scientific Reports. - 2023, DOI: 10.1038/s41598-023-32893-x.
11. Teryohin A.D., Ilyalov O.R., Stepanov A.V. Assessment system for sports exercises by neural network video analysis. Applied Mathematics and Control Sciences, 2022, no. 1, pp. 75–86. DOI: 10.15593/2499-9873/2022.1.04 (in Russian)
12. Osokin D. Real-time 2D Multi-Person Pose Estimation on CPU: Lightweight OpenPose, available at: <https://arxiv.org/abs/1811.12004> (accessed 29 April 2024).
13. Mehraban S., Adeli V., Taati B. MotionAGFormer: Enhancing 3D Human Pose Estimation with a Transformer-GCNFormer Network // Winter Conference on Applications of Computer Vision. - 2024, DOI: 10.1109/WACV57701.2024.00677.
14. Chun S., Park S., Yong Chang J. Representation learning of vertex heatmaps for 3D human mesh reconstruction from multi-view image, available at: <https://arxiv.org/pdf/2306.16615v1.pdf> (accessed 29 April 2024).
15. 3D human pose estimation with spatial and temporal transformers / Zheng C., Zhu S., Mendieta M., Yang T., Chen C., Ding Z. // International Conference on Computer Vision. - 2021, DOI: 10.1109/ICCV48922.2021.01145.
16. Ionescu C., Papava D., Olaru V., Sminchisescu C. Human3.6M: Large Scale Datasets and Predictive Methods for 3D Human Sensing in Natural Environments. // Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. - 2014, DOI: 10.1109/TPAMI.2013.248.
17. Monocular 3D Human Pose Estimation in the Wild Using Improved CNN Supervision / Mehta D., Rhodin H., Casas D., Fua P., Sotnychenko O., Xu W., Theobalt C. // International Conference on 3D Vision (3DV), 2017, DOI: 10.1109/3DV.2017.00064.
18. Belghit H., Bellarbi A., Zenati-Henda N., Otmame S. Vision-based Pose Estimation for Augmented Reality : A Comparison Stud, available at: <https://arxiv.org/pdf/1806.09316> (accessed 29 April 2024).
19. Baumgartner T., Klatt S. Monocular 3D Human Pose Estimation for Sports Broadcasts using Partial Sports Field Registration. // Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. - 2023, DOI: 10.1109/CVPRW59228.2023.00539