

**Классификация движений антропоморфного объекта на видеоизображении
с использованием методов машинного обучения**

**М.В. Терещук^{1,2}, А.В. Зубков^{1,2}, Ю.А. Орлова¹, Д.Р. Молчанов¹,
В.А. Литвиненко¹, Д.Р. Черкашин¹**

¹Волгоградский государственный технический университет,
¹400005, Волгоград, пр. им. В.И. Ленина 28, Россия,

²Волгоградский государственный медицинский университет,
²400131, г. Волгоград, пл. Павших Борцов, д. 1, Россия

Резюме. Цель. Сегодня захват движения является неотъемлемой задачей для реализации медицинских реабилитационных систем, систем мониторинга физической активности человека и в других системах прикладного назначения. Для их решений часто используется аппаратные комплексы – сенсоры, которые имеют набор ограничений и понижают общую доступность системы, повышая её стоимость. Отсюда вытекает следующая цель: повышение доступности прикладных разрабатываемых систем с возможностью распознавания движений без увеличения количества ограничений. **Метод.** Для достижения данной цели в статье предлагается подход, основанный на обработке видеопотока с камеры, фиксирующей спектр видимого излучения. В процессе исследования был собран набор экспериментальных данных. **Результат.** Разработан метод классификации видеоизображения видимого спектра, отличающийся от известных, использованием существующих моделей для детектирования ключевых точек антропоморфного тела на изображении. **Вывод.** Данный метод позволяет отказаться от использования специального оборудования и сенсоров (например, инфракрасной камеры Kinect) для реализации систем прикладного назначения, повышая доступность таких систем и исключая их специальные ограничения.

Ключевые слова: оценка позы человека, классификация движений, полносвязная нейронная сеть

Для цитирования: М.В. Терещук, А.В. Зубков, Ю.А. Орлова, Д.Р. Молчанов, В.А. Литвиненко, Д.Р. Черкашин. Классификация движений антропоморфного объекта на видеоизображении с использованием методов машинного обучения. Вестник Дагестанского государственного технического университета. Технические науки. 2024; 51(2):154-163. DOI:10.21822/2073-6185-2024-51-2-154-163

**Development of models for classifying the movements of an anthropomorphic body from
a video stream**

**M.V. Tereshchuk^{1,2}, A.V. Zubkov^{1,2}, Yu.A. Orlova¹, D.R. Molchanov¹,
V.A. Litvinenko¹, D.R. Cherkashin¹**

¹Volgograd State Technical University,
¹28 V.I. Lenin Ave., Volgograd 400005, Russia,

²Volgograd State Medical University,
²1 Pavshikh Bortsov Sq., Volgograd 400131, Russia

Abstract. Objective. Today, capture is a chain for the implementation of medical rehabilitation systems, systems for measuring human physical activity and other medical applications. Their solutions often use hardware systems - sensors, which have a set of limitations and reduce the efficiency of access systems, increasing their cost. The following goal is required: Increasing the availability of application systems being developed, achieving steps without in-

creasing the number of restrictions. **Method.** To achieve the goals given in the article, the following approach is used, based on processing a video stream from a camera that records the spectrum of visible radiation. During the research, a set of experimental data was collected. **Result.** As a result, a method for classifying video images of a visible phenomenon was developed, which differs from the use of existing models to detect key points of an anthropomorphic body in an image. **Conclusion.** This method avoids the use of special equipment and sensors (for example, the Kinect infrared camera) to implement application systems, increasing the availability of such systems and recording their special limitations.

Keywords: human pose estimation, movement classification, fully-connected neural network

For citation: M.V. Tereshchuk, A.V. Zubkov, Yu.A. Orlova, D.R. Molchanov, V.A. Litvinenko, D.R. Cherkashin. Development of models for classifying the movements of an anthropomorphic body from a video stream. Herald of Daghestan State Technical University. Technical Sciences. 2024; 51(2):154-163. DOI:10.21822/2073-6185-2024-51-2-154-163.

Введение. Классификация движений человека на видео представляет собой сложную задачу, требующую высокой точности и эффективности. Сегодня, существует ряд реабилитационных систем, которые используют камеры Kinect и маркерные системы захвата движения для классификации человеческих движений. Такие системы имеют ряд ограничений, связанных с тем, что они требуют применения специального оборудования, что значительно снижает их доступность

В последние годы с развитием глубокого обучения и нейронных сетей появились новые методы обнаружения движений на видео. Они позволяют автоматически извлекать признаки из видео и классифицировать различные типы движений. Такие подходы показывают высокую точность и способность обрабатывать сложные сцены.

На сегодняшний день, существует множество методов, успешно решающих задачу анализа антропоморфных движений «Human Pose Estimation» [1- 4]. С их помощью можно решать такие задачи, как идентификация эмоциональных реакций человека, слежение за перемещением, контроль взаимодействия людей, анализ движений спортсменов и многие другие [5- 8].

Постановка задачи. В данной статье рассматривается подход к решению задачи классификации движения антропоморфного объекта, в котором в качестве входных данных для статистического классификатора используются данные о ключевых точках человеческого тела, полученные в результате применения метода «Human Pose Estimation».

Существует два основных подхода к классификации движений по видео. Суть первого заключается в создании нейронной сети, в которой и извлекаются признаки из кадров видео и делаются выводы о принадлежности движения к какому-либо классу [9]. Такие модели могут показывать точность до 98% на некоторых датасетах, но громоздкие, а также долго и нестабильно обучаются.

Второй подход – классификация на основе данных о человеческом скелете. Для такой классификации используются различные методы машинного обучения, такие как кластеризация K-средних, метод опорных векторов, скрытые модели Маркова, метод k-ближайших соседей, деревья решений, а также сверточные нейронные сети [10, 11]. На некоторых датасетах такие модели способны достигать точности 0.96 – 0.99 [12]. Недостаток моделей из вышеуказанных исследований состоит в том, что они требуют специального оборудования. Координаты ключевых точек скелета человека определялись с помощью сенсора Kinect на основе RGB-D видео [13].

Также уже существуют модели, способные классифицировать движения по RGB-видеоряду на основе данных из Human Pose Estimator [14]. Для их использования достаточно обычного видео, записанного на камеру или смартфон, но точность предсказания снижается - она достигает 0.83.

Для определения направления исследования были определены следующие важные понятия в его рамках. Объектом исследования является физическая активность человека, под которой понимается любое движение человеческого тела.

Предметом исследования являются методы классификации активности антропоморфного объекта на основе видеоизображения с камеры, фиксирующей видимый спектр.

Цель данного исследования состоит в разработке методов классификации физических упражнений на основе данных о положении ключевых точек человеческого тела на видеоизображении, вычисленных в результате применения pose.

Из поставленной цели вытекают следующие задачи:

1. Провести обзор существующих методов классификации объектов и метода распознавания ключевых точек антропоморфного тела на изображении;
2. Собрать экспериментальный набор данных для дальнейшего анализа, обучения и тестирования ML-модели;
3. Разработать метод классификации физических упражнений на основе данных о положении ключевых точек человеческого тела на видеоизображении, вычисленных в результате применения алгоритма pose estimation, используя методы машинного обучения;
4. Разработать модель на основе авторского метода;
5. Выявить количественные показатели качества предсказания разработанной модели, провести их анализ и дать оценку разработанному методу.

Концепция исследования состоит в обосновании применимости метода «Human Pose Estimation» к задаче классификации движений антропоморфного тела.

Предполагается, что этот метод может быть эффективен, так как в результате его применения значительно снижается размерность изначальных данных – видеоряда, и на вход классификационной модели подаётся относительно небольшой объём данных, сохраняющий всю основную релевантную информацию.

Методы исследования. Для обучения и тестирования разрабатываемой модели собран экспериментальный набор данных, состоящий из 871 видео, содержащих следующие 7 классов физических упражнений: приседания из узкой стойки; приседания из средней стойки; прыжки на двух ногах; прыжки на левой ноге; прыжки на правой ноге; наклоны головой; наклоны туловищем; случайные упражнения, не относящиеся ни к одному из целевых классов.

На каждом видео запечатлено непрерывное выполнение упражнения в течение 7-8 секунд. На рис. 1 представлена структура собранного датасета.

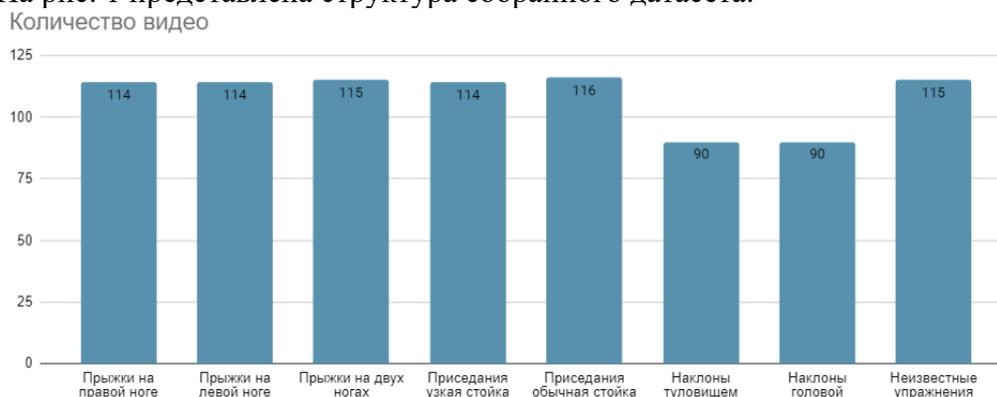


Рис. 1. Структура датасета
Fig. 1. Dataset structure

В рамках данного исследования предлагается метод классификации движений антропоморфного объекта на основании данных, получаемых моделью pose estimator.

Идея формата данных для классификации моделью машинного обучения остаётся той же, что и в описанных выше исследованиях, использующих RGB-D видеосъемку для извлечения координат точек. Данные об изменении положения ключевых точек

человеческого тела в течении времени содержат информацию, достаточную для выявления закономерностей в типах движений и классификации этих движений моделью машинного обучения. Ключевой аспект предлагаемого метода состоит в использовании Human Pose Estimator для извлечения данных о положении антропоморфного объекта. На сегодняшний день существует несколько методов, эффективно оценивающих позу человека. В рамках данного исследования использовалась модель MediaPipe Pose Landmarker [15]. Выбор модели связан с методом, лежащим в её основе. Он отслеживает больше точек, а на процессоре работает быстрее других методов, решающих аналогичную задачу, что делает его перспективным для будущих исследований [16].

MediaPipe Pose Landmarker, используя метод BlazePose, отслеживает местоположения 33 точек тела и вычисляет его координаты на изображении в трёхмерном пространстве [17]. Метод использует двухэтапный конвейер ML детектор-трекер для оценки позы. Сначала конвейер находит область интереса (ROI) в кадре, после чего прогнозирует координаты ключевых точек позы на основе рентабельности инвестиций. В отличие от аналогов, видео детектор запускается только на первом кадре.

Для последующих кадров вычисляется рентабельность инвестиций из ключевых точек позы предыдущего кадра [18]. На выходе MediaPipe Pose Landmarker выдаёт 5-мерный вектор для каждой из 33 ключевых точек человека на изображении, содержащий следующую информацию о них:

- X и Y - координаты точки, нормированные между 0,0 и 1,0 по ширине изображения (X) и высоте (Y);
- Z - глубина точки, начало координат - глубина в середине бедер. Чем меньше значение, тем ближе ориентир к камере. Величина z использует примерно тот же масштаб, что и x;
- Visibility - вероятность того, что точка видна на изображении;
- Presence - вероятность того, что точка присутствует на изображении (соответствующая часть тела помещается в кадр).

Первый этап выполнения разработанного метода заключается в покадровом определении ключевых точек скелета человека в двухмерной плоскости видеоизображения. С помощью MediaPipe Pose Landmarker из кадров видео извлекаются координаты ключевых точек человеческого тела. Пример работы MediaPipe Pose Landmarker представлен на рис. 2.

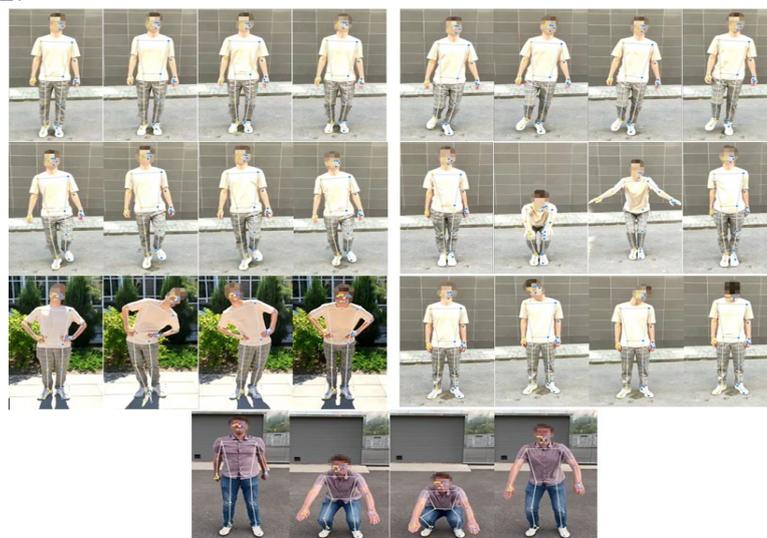


Рис. 2. Пример работы MediaPipe Pose Landmarker

Fig. 2. The example of the work of the MediaPipe Pose Landmarker

Модель, разработанная на основе метода и показавшая наиболее успешные результаты, вычисляет координаты точек на 20 кадрах видео. Частота дискретизации – 3 кадра в секунду. Координаты из нескольких кадров видео объединяются в один вектор

и передаются на вход модели. На выходе получается одномерный временной ряд размером 33 (количество маркеров) *3 (координаты x, y и z для каждого маркера) *20 (количество кадров видео).

На рис. 3 представлен пример изменения координат точек плечей в процессе выполнения приседания.

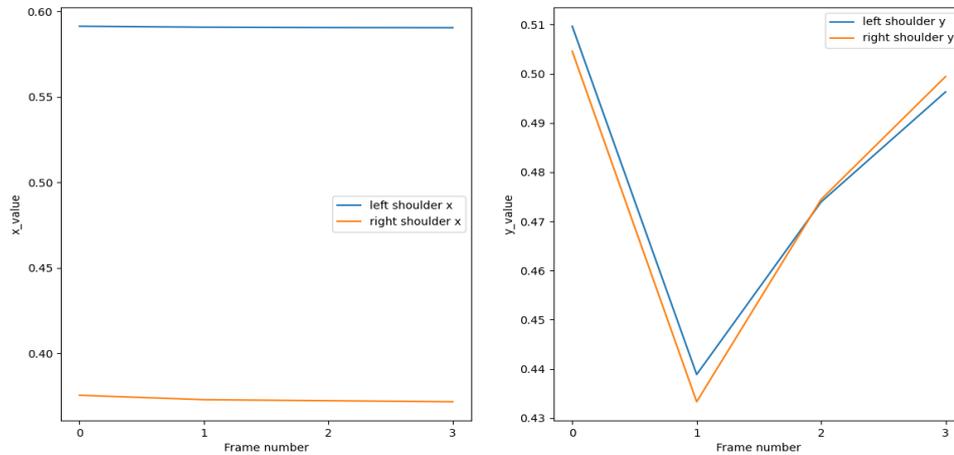


Рис. 3. Изменение координат точек плечей при приседании
Fig. 3. Changing the coordinates of the shoulder point during the sit-up

Второй этап заключается в использовании нейросетевых методов для классификации движений на видеоизображении по данным, полученным в результате выполнения первого этапа.

Классификационная модель представляет собой полносвязную нейронную сеть прямого распространения, обученную в процессе исследования. Она получает на вход вектор, содержащий координаты x, y и z для каждой точки из кадров видео и выводит вероятности принадлежности видео к различным классам физических упражнений и вероятность того, что видео не принадлежит ни к одному из этих классов.

В результате создаётся вектор вероятностей принадлежности упражнений к классам физических упражнений. На основании предсказания модели делается заключение о принадлежности упражнения на видео к одному из изученных моделью классов.

Диаграмма потоков данных представлена на рис. 4.

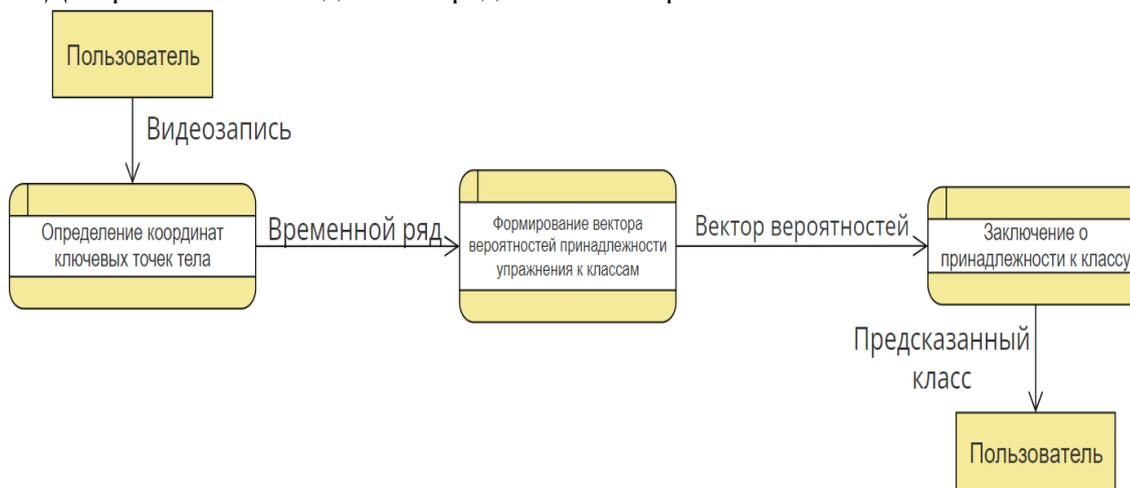


Рис. 4. Диаграмма потоков данных
Fig. 4. Data Flow Diagram

Общая схема метода отображена на рис. 5.

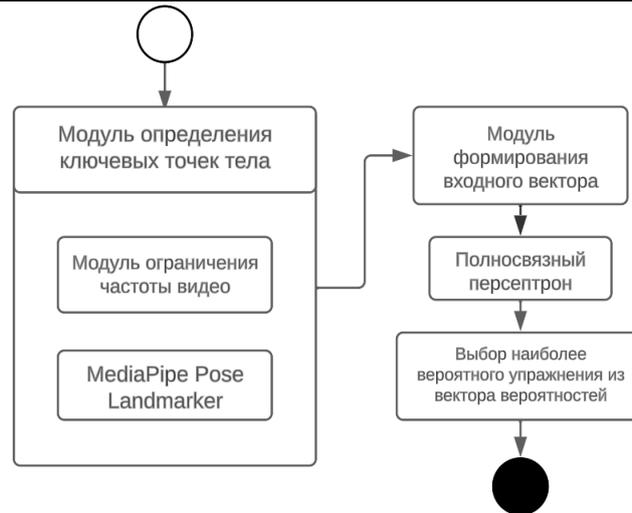


Рис. 5. Метод классификации физического упражнения с использованием полносвязного перцептрона

Fig. 5. A method of classifying physical exercise using a fully connected perceptron

Обсуждение результатов. Для оценки результатов моделей используются классические для задач классификации метрики. Accuracy показывает долю правильных предсказаний модели по отношению ко всем.

$$\text{accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

Precision - отношение количества правильно отнесенных к классу объектов ко всем объектам, отнесенным классификатором к этому классу.

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

Recall - отношение количества правильно отнесенных к классу объектов ко всем объектам этого класса в выборке.

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

Macro-average F-score и weighted average F-score основываются на метрике F-score и являются разными способами подсчёта этого показателя для многоклассовой классификации. F-score используется для нахождения баланса между метриками precision и recall в бинарной классификации.

$$F1 = \frac{2 \cdot \text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (4)$$

Macro-average F-score усредняет невзвешенные f-показатели для каждого класса.

$$\text{Macro - average } F1 = \frac{F1_{class1} + F1_{class2} + \dots + F1_{classN}}{N} \quad (5)$$

Weighted average F-score вычисляет среднее значение f-показателей для каждого класса, взвешенных по их доле в тестовых данных.

$$\text{Weighted average } F1 = F1_{class1} \cdot W_1 + F1_{class2} \cdot W_2 + \dots + F1_{classN} \cdot W_N \quad (6)$$

В табл. 1 отображены значения показателей, достигнутые моделью.

ROC-curve (Receiver Operator Characteristic) – графическая характеристика качества бинарного классификатора (логистической регрессии), зависимость доли верных положительных классификаций от доли ложных положительных классификаций при варьировании порога решающего правила.

Таблица 1. Результаты испытаний модели с полносвязной нейронной сетью прямого распространения

Table 1. Results of testing the model with a fully connected feedforward neural network

	jumps 2	jumps left	jumps right	sit-ups narrow	sit-ups ord	tilts body	tilts head	unknown
accuracy	0.86							
precision	0.71	0.93	0.93	0.93	1	0.83	0.6	1
recall	0.86	1	1	0.88	0.93	0.91	0.6	0.6
macro-average F-score	0.83							
weighted average F-score	0.82							

Осями для ROC-кривой выступают TPR (доля верно предсказанных положительных объектов) и FPR (доля отрицательных объектов, предсказанных моделью как положительные). Обе эти величины растут с уменьшением порога.

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP} \quad (8)$$

На рис. 6 отображены ROC-кривые, вычисленные для каждого из классов.

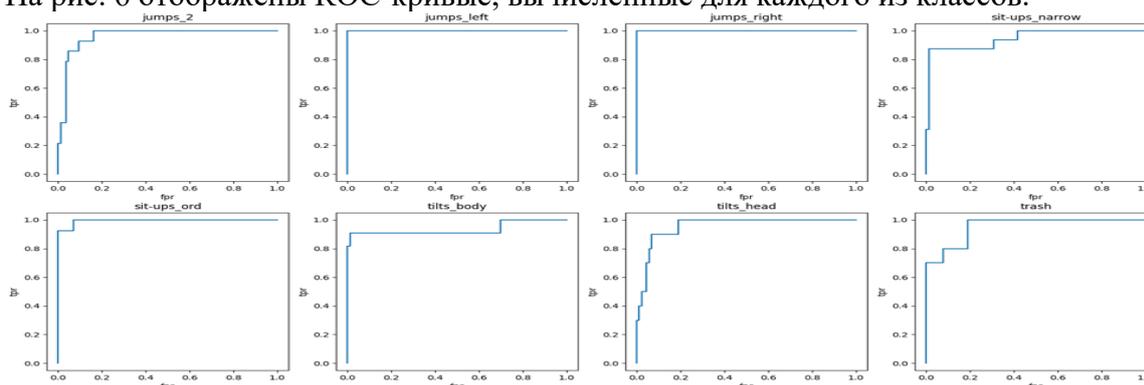


Рис. 6. ROC-кривые для определяемых классов, полученные полносвязной нейронной сетью прямого распространения

Fig. 6. ROC-curves for defined classes obtained by fully connected feedforward neural network

Как видно из метрик и графиков, модель испытывает проблемы с определением прыжков на двух ногах и наклонов головой. На рис. 7 показан пример работы MediaPipe Pose Landmarker по вычислению ключевых точек на видео с прыжками, которое модель определила как наклоны головой.

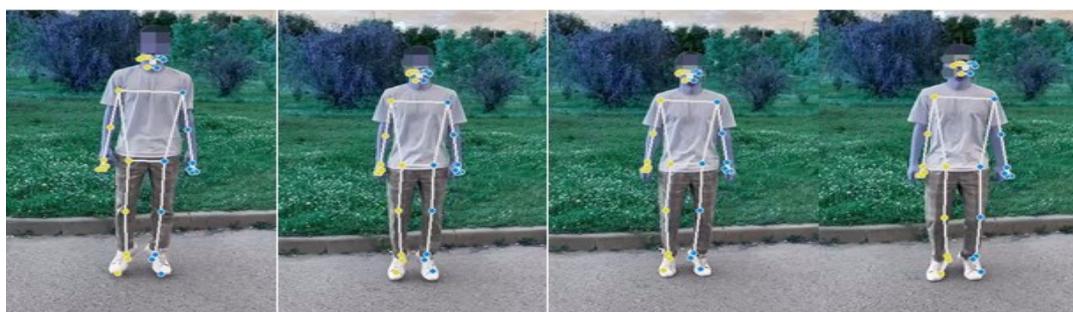


Рис.7. Пример работы MediaPipe Pose Landmarker на видео с прыжками.

Fig 7. The example of the work of the MediaPipe Pose Landmarker on a video with tilts

На рис. 7 видно, что при быстрых движениях модель не успевает отслеживать ключевые точки объекта. Когда он находится в верхней точке, модель определяет координаты значительно ниже их реального расположения. Это связано с тем, что MediaPipe Pose Landmarker запускает детектор точек только на первом кадре, после чего их положение вычисляется на основании рентабельности инвестиций.

На рис. 8 сравнивается изменение координат при прыжках на двух ногах и наклонах головой (слева – видео с прыжками на двух ногах, справа – с наклонами головой).

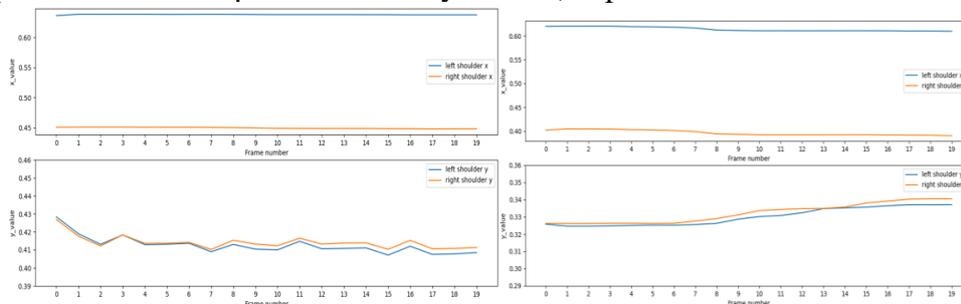


Рис. 8. Изменение координат точек плечей при прыжках на двух ногах (слева) и наклонах головой (справа)

Fig. 8. Changing the coordinates of the shoulder points during jumps on two legs (left) and tilting the head (right)

Графики на рис. 8 показывают, что на двух видах упражнений изменение координат точек минимально. Это становится причиной того, что модель часто неправильно классифицирует эти упражнения.

Вывод. На основании вычисленных метрик можно сделать вывод о том, что идея использования данных из модели, вычисляющей координаты ключевых точек антропоморфного объекта для классификации его движений работоспособна, но результаты, полученные при попытке применения разработанного метода, являются неудовлетворительными - метод нуждается в серьёзных доработках.

В дальнейших исследованиях планируется использование другой модели для извлечения координат точек и использование методов Long short-term memory и Temporal Segment Networks для классификации движений. Кроме того, планируется разработка алгоритма для выбора наиболее релевантных кадров видео для дальнейшей классификации, а также метода для детектирования отдельных упражнений на видеоизображении.

Библиографический список:

1. Chang F, Tatsumi N, Hiranuma Y, Bannard C. Visual Heuristics for Verb Production: Testing a Deep-Learning Model With Experiments in Japanese. *Cognitive Science*. Cognitive Science. 2023; 47 (8): e 13324. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2012.13392>.
2. Fang H, Li J, Tang H, Xu C, Zhu H, Xiu Y, et al. AlphaPose: Whole-Body Regional Multi-Person Pose Estimation and Tracking in Real-Time. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* [Internet]. 2023;45(6):7157-7173. Available from: doi:10.1109/tpami.2022.3222784.
3. Cao Z, Hidalgo G, Simon T, Wei S, Sheikh Y. OpenPose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* [Internet]. 2021;43(1):172-186. Available from: doi:10.1109/tpami.2019.2929257.
4. Zheng, C., Wu, W., Chen, C., Yang, T., Zhu, S., Shen, J., Kehtarnavaz, N., & Shah, M. (2022). Deep learning-based human pose estimation: A survey. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2012.13392>.
5. Розалиев В.Л., Орлова Ю.А. Определение движений и поз для идентификации эмоциональных реакций человека // 11-ая Международная конференция по распознаванию образов и анализу изображений: новые информационные технологии (PRIA-11-2013). Самара. 2013 г. №2, С. 713-716.
6. Ульев А.Д., Орлова Ю.А., Розалиев В.Л., Донская А.Р. Методы и средства слежения за перемещением и взаимодействием сотрудников и покупателей по видеоизображению/ Известия ЮФУ. Технические науки. – 2023. – № 2(232). – С. 263-273. DOI 10.18522/2311-3103-2023-2-263-273.
7. Ульев А.Д., Донская А.Р., Зубков А.В. Автоматизированное распознавание и контроль взаимодействия людей по видеоизображению// Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. - 2023. - Т. 13, № 2. - С. 45-64. DOI: <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2023-13-2-45-64>.

8. Хафизов, Р.Р. Разработка технологий анализа движений спортсменов на основе нейросетевого анализа данных: дис. канд. техн. наук: 05.13.18. - Долгопрудный, 2020. - 89 с.
9. Carreira J, Zisserman A. Quo vadis, action recognition? A new model and the kinetics dataset. In: 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2017 Mar 21-26; Honolulu, HI, USA.
10. Gaglio S, Re GL, Morana M. Human Activity Recognition Process Using 3-D Posture Data. IEEE Transactions on Human-Machine Systems [Internet]. 2015;45(5):586-597. Available from: doi:10.1109/thms.2014.2377111.
11. Arunehru J, Nandhana AD, Sharan RR, Nambiar PG. Human Pose Estimation and Activity Classification Using Machine Learning Approach. Advances in Intelligent Systems and Computing [Internet]. 2020;1118:113-123. DOI:10.1007/978-981-15-2475-2_11.
12. Rahayu ES, Yuniarno EM, Purnama IE, Purnomo MH. Human activity classification using deep learning based on 3D motion feature. Machine Learning with Applications [Internet]. 2023;12:100461. Available from: doi:10.1016/j.mlwa.2023.100461.
13. Azure Kinect DK. [Электронный ресурс]:сайт.– Режим доступа: <https://azure.microsoft.com/ru-ru/products/kinect-dk>, свободный (дата обращения: 11.09.2023).
14. Singh A, Bevilacqua A, Nguyen TL, Hu F, McGuinness K, O'Reilly M, et al. Fast and robust video-based exercise classification via body pose tracking and scalable multivariate time series classifiers. Data Mining and Knowledge Discovery [Internet]. 2022;37(2):873-912. Available from: doi:10.1007/s10618-022-00895-4.
15. Pose landmark detection guide. [Электронный ресурс]:сайт.– Режим доступа: https://developers.google.com/mediapipe/solutions/vision/pose_landmarker, свободный (дата обращения: 01.09.2023).
16. Bazarevsky V., Grishchenko I., Raveendran K., Zhu T., Zhang F., Grundmann M. (2020). BlazePose: On-device Real-time Body Pose tracking. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.10204>.
17. Kim J-W, Choi J-Y, Ha E-J, Choi J-H. Human Pose Estimation Using MediaPipe Pose and Optimization Method Based on a Humanoid Model. Applied Sciences. 2023; 13(4):2700. <https://doi.org/10.3390/app13042700>
18. Bazarevsky, V.; Grishchenko, I. On-Device, Real-Time Body Pose Tracking with MediaPipe BlazePose, Google Research. <https://ai.googleblog.com/2020/08/on-device-real-time-body-pose-tracking.html>.
19. Глебов В. В. , Марьенков А. Н. Сравнительный анализ алгоритмов обнаружения человека на изображении // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. - 2023. - №2 (62). - С. 97–106.

References:

1. Chang F, Tatsumi N, Hiranuma Y, Bannard C. Visual Heuristics for Verb Production: Testing a Deep-Learning Model With Experiments in Japanese. Cognitive Science. Cognitive Science. 2023; 47 (8): e 13324. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2012.13392>.
2. Fang H, Li J, Tang H, Xu C, Zhu H, Xiu Y, et al. AlphaPose: Whole-Body Regional Multi-Person Pose Estimation and Tracking in Real-Time. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence [Internet]. 2023;45(6):7157-7173. Available from: doi:10.1109/tpami.2022.3222784.
3. Cao Z, Hidalgo G, Simon T, Wei S, Sheikh Y. OpenPose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence [Internet]. 2021;43(1):172-186. Available from: doi:10.1109/tpami.2019.2929257.
4. Zheng, C., Wu, W., Chen, C., Yang, T., Zhu, S., Shen, J., Kehtarnavaz, N., & Shah, M. (2022). Deep learning-based human pose estimation: A survey. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2012.13392>.
5. Rozaliev V.L., Orlova Yu.A. Determination of movements and poses to identify the emotional impact of a person. 11th International Conference on Pattern Recognition and Image Analysis: New Information Technologies (PRIA-11-2013). Samara. 2013 No. 2, pp. 713-716 (In Russ).
6. Ulyev A.D., Orlova Yu.A., Rozaliev V.L., Donskaya A.R. Methods and means of tracking the movement and interaction of employees and customers using video images. *Izvestia of the Southern Federal University. Technical Science*. 2023;2(232): 263-273. DOI 10.18522/2311-3103-2023-2-263-273 (In Russ).
7. Ulyev A.D., Donskaya A.R., Zubkov A.V. Automated recognition and control of human interaction from video images. News of the South-West State University. Series: Management, computer technology, computer science. *Medical instrumentation*. 2023;13(2):45-64. – DOI: <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2023-13-2-45-64> (In Russ).
8. Khafizov, R.R. Development of technologies for analyzing the movements of athletes based on neural network data analysis: dis. Ph.D. tech. Sciences: 05.13.18. - Dolgoprudny, 2020; 89 . (In Russ).
9. Carreira J, Zisserman A. Quo vadis, action recognition? a new model and the kinetics dataset. In: 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2017 Mar 21-26; Honolulu, HI, USA.
10. Gaglio S, Re GL, Morana M. Human Activity Recognition Process Using 3-D Posture Data. IEEE Transactions on Human-Machine Systems [Internet]. 2015;45(5):586-597. Available from: doi:10.1109/thms.2014.2377111.

11. Arunehru J, Nandhana AD, Sharan RR, Nambiar PG. Human Pose Estimation and Activity Classification Using Machine Learning Approach. *Advances in Intelligent Systems and Computing* [Internet]. 2020;1118:113-123. DOI:10.1007/978-981-15-2475-2_11.
12. Rahayu ES, Yuniarno EM, Purnama IE, Purnomo MH. Human activity classification using deep learning based on 3D motion feature. *Machine Learning with Applications* [Internet]. 2023;12:100461. Available from: doi:10.1016/j.mlwa.2023.100461.
13. Azure Kinect DK. [Electronic resource]: website. – Access mode: <https://azure.microsoft.com/ru-ru/products/kinect-dk>, free (accessed: 09/11/2023).
14. Singh A, Bevilacqua A, Nguyen TL, Hu F, McGuinness K, O'Reilly M, et al. Fast and robust video-based exercise classification via body pose tracking and scalable multivariate time series classifiers. *Data Mining and Knowledge Discovery* [Inter]. 2022;37(2):873-912. Available from: doi:10.1007/s10618-022-00895-4.
15. Pose landmark detection guide. [Electronic resource]: website. – Access mode: https://developers.google.com/mediapipe/solutions/vision/pose_landmarker, free (accessed: 09/01/2023).
16. Bazarevsky V., Grishchenko I., Raveendran K., Zhu T., Zhang F., Grundmann M. (2020). BlazePose: On-device Real-time Body Pose tracking. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.10204>.
17. Kim J-W, Choi J-Y, Ha E-J, Choi J-H. Human Pose Estimation Using MediaPipe Pose and Optimization Method Based on a Humanoid Model. *Applied Sciences*. 2023; 13(4):2700. <https://doi.org/10.3390/app13042700>.
18. Bazarevsky, V.; Grishchenko, I. On-Device, Real-Time Body Pose Tracking with MediaPipe BlazePose, Google Research. <https://ai.googleblog.com/2020/08/on-device-real-time-body-pose-tracking.html>.
19. Glebov V.V., Maryenkov A.N. Comparative analysis of algorithms for detecting a person in an image. *Caspian Journal: Management and High Technologies*. 2023; 2 (62): 97–106 (In Russ).

Сведения об авторах:

Терещук Максим Валерьевич, студент магистратуры кафедры программного обеспечения автоматизированных систем, руководитель образовательных проектов Управления информационного развития; maxtery571@gmail.com

Александр Владимирович Зубков, кандидат технических наук, начальник управления информационного развития, старший преподаватель кафедры программного обеспечения автоматизированных систем, преподаватель кафедры биотехнических систем и технологий с курсом программной инженерии; zubkov.alexander.v@gmail.com. ORCID: 0000-0003-0425-5695.

Орлова Юлия Александровна, доктор технических наук, доцент, заведующая кафедрой программного обеспечения автоматизированных систем; yulia.orlova@gmail.com. ORCID: 0000-0003-4854-7462.

Молчанов Дмитрий Романович, студент кафедры программного обеспечения автоматизированных систем; samedit66@yandex.ru.

Литвиненко Владимир Алексеевич, студент магистратуры кафедры программного обеспечения автоматизированных систем; vladimirlit00.00@mail.ru. ORCID: 0000-0003-1717-603X.

Черкашин Дмитрий Романович, студент магистратуры кафедры программного обеспечения автоматизированных систем; dima.ch.460@gmail.com. ORCID: 0000-0001-7421-3517.

Information about the authors:

Maxim V. Tereshchuk, Master's Student, Department of Software for Automated Systems, Head of educational projects of the Information Development Department; maxtery571@gmail.com

Alexander V. Zubkov, Cand. Sci. (Eng), Head of the Information Development Department, Senior Lecturer at the Department of Software for Automated Systems, Lecturer, Department of Biotechnical Systems and Technologies with a course in Software Engineering; zubkov.alexander.v@gmail.com. ORCID: 0000-0003-0425-5695.

Yulia A. Orlova, Dr. Sci. (Eng), Assoc. Prof, Head of the Department of Automated Systems Software, yulia.orlova@gmail.com. ORCID: 0000-0003-4854-7462.

Dmitry R. Molchanov, Student, Department of Software for Automated Systems; samedit66@yandex.ru.

Vladimir A. Litvinenko, Master's Student, Department of Software for Automated Systems; vladimirlit00.00@mail.ru. ORCID: 0000-0003-1717-603X.

Dmitry R. Cherkashin, Master's Student, Department of Software for Automated Systems; dima.ch.460@gmail.com. ORCID: 0000-0001-7421-3517.

Конфликт интересов/Conflict of interest.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов/The authors declare no conflict of interest.

Поступила в редакцию/ Received 10.02.2024.

Одобрена после рецензирования/ Revised 02.03.2024.

Принята в печать/ Accepted for publication 02.03.2024.