

Жестовый подход в управлении объектами дополненной реальности

Д.Б. Горохов^a, В.С. Кузнецова^b

Братский государственный университет, ул. Макаренко, 40, Братск, Россия

^a denis_gorohov@mail.ru, ^b vitori2017@gmail.com

^a <https://orcid.org/0000-0001-7271-350X>, ^b <https://orcid.org/0009-0003-2108-6384>

Статья поступила 21.10.2024, принята 07.11.2024

Авторами статьи представлен один из методов реализации взаимодействия человека и компьютера с помощью жестового управления. Затронуто описание возможных способов разработки данного метода, а именно два подхода, через аналитический алгоритм и нейросетевой. Актуальность темы обусловлена ее востребованностью в различных сферах – как образовательной, так и промышленной, в сфере развлечений, а также здравоохранении и медицине. Данный фактор служит ключевым драйвером для роста и развития рынка технологии распознавания жестов как в отдельных экономических регионах, так и во всем мире. Исследование направлено на подготовку к разработке системы объектов в дополненной реальности и управление ими посредством заданных жестов. Сама система должна представлять собой реализованную в дополненной реальности виртуальную 3D-модель лабораторной установки «равноускоренное движение» с реализацией физических законов, а также взаимодействием объектов этой системы друг с другом и пользователя с ними. Таким образом, необходимо, чтобы система умела распознавать руки, их положение, отслеживать траекторию передвижения и изменение жестов в режиме реального времени, а это уже не простые статичные жесты, а сложные динамические. Для распознавания такого типа жестов как раз применяются нейронные сети. В работе использовались данные как из открытых источников сети Интернет (датасет HaGRID, состоящий из наборов изображений жестов, фреймворк MediaPipe для применения методов искусственного интеллекта и машинного обучения в приложениях), так и наработки различных авторов по методам и способам распознавания, а также данные из подготовленного набора изображений для заданных жестов.

Ключевые слова: жесты; дополненная реальность; метод распознавания.

Gesture approach to controlling augmented reality objects

D.B. Gorokhov^a, V.S. Kuznetsova^b

Bratsk State University; 40, Makarenko St., Bratsk, Russia

^a denis_gorohov@mail.ru, ^b vitori2017@gmail.com

^a <https://orcid.org/0000-0001-7271-350X>, ^b <https://orcid.org/0009-0003-2108-6384>

Received 21.10.2024, accepted 07.11.2024

The article presents one of the methods for implementing human-computer interaction using gesture control. The description of possible ways to develop this method is touched upon, namely two approaches through an analytical algorithm and a neural network. The relevance of the topic is due to its relevance in various fields, both educational and industrial, entertainment, as well as healthcare and medicine. This factor serves as a key driver for the growth and development of the gesture recognition technology market both in individual economic regions and around the world. The research is aimed at preparing for the development of a system of objects in augmented reality and controlling them through specified gestures. The system itself should be a virtual 3D model of a laboratory installation “uniformly accelerated motion” implemented in augmented reality with the implementation of physical laws, as well as the interaction of objects of this system with each other and the user with them. Thus, it is necessary that the system be able to recognize hands, their position, track the trajectory of movement and changes in gestures in real time, and these are no longer simple static gestures, but complex dynamic ones. To recognize this type of gestures, neural networks are used. The work used data from both open sources on the Internet (the HaGRID dataset, consisting of sets of images of gestures, the MediaPipe framework for applying artificial intelligence and machine learning methods in applications), and the developments of various authors on recognition methods and methods, as well as data from a prepared set of images for given gestures.

Keywords: gestures; augmented reality; recognition method.

Введение. На сегодняшний день управление системами и взаимодействие с устройствами через жесты обретает все большую популярность. Это

обусловлено, в первую очередь, удобством и интуитивно понятным способом управления. Активно в этой среде ведутся разработки как орга-

низациями, так и отдельными специалистами в различных направлениях. Такие корпорации, как *Microsoft*, *Apple* и др., например *ByteDance*, разрабатывают оборудование, которое благодаря распознаванию жестов завоевывает потребительский рынок. Тема распознавания жестов является популярной и при разработке приложений небольшими фирмами, а также остается актуальной для изучения в различных учебных заведениях.

Стоит отметить, что происходит явный рост рынка оборудования и программ по распознаванию жестов. Повышение спроса на возможность использования со стороны промышленности, повсеместное внедрение технологии из-за относительно невысокой технической сложности (для компьютерного зрения необходимы камера и определенное ПО), а также растущая распространенность цифровизации, особенно в развивающихся странах, являются основными факторами, объясняющими рост рынка распознавания жестов. По данным исследования *Data Bridge Market Research*¹, среднегодовой темп роста рынка распознавания жестов составит 24,62 % в прогнозируемый период 2021–2028 гг. Это означает, что к 2028 г. рынок распознавания жестов достигнет рыночной стоимости в 93,95 млрд дол. США.

Увеличение востребованности бесконтактных технологий и методов управления в различных отраслях, таких как автомобильная промышленность, медицина и потребительская электроника, сделало Европу значимым рынком для систем распознавания жестов. Этому способствуют такие факторы, как расширение использования бесконтактных интерфейсов в медицинских учреждениях, возрастающий спрос на системы распознавания жестов в автоиндустрии и увеличивающаяся потребность в бесконтактных системах управления в бытовой электронике.

Данная тенденция возникает в связи с тем, что технология призвана улучшить взаимодействие человека и компьютера, так как в основе ее работы лежит интерпретация человеческих жестов с помощью математических алгоритмов.

Однако, хотя данный вопрос активно изучается, универсального решения в настоящее время не существует. В связи с чем были приведены два основных метода по распознаванию жестов в режиме реального времени — аналитический и нейросетевой.

Целью статьи является проведение обзорного анализа особенностей и возможностей существующих методов по распознаванию жестов, их при-

менение и использование, а также представление реализации.

Аналитический алгоритм распознавания жестов описан авторами статьи «Искусственный интеллект в задачах распознавания динамических жестов» [1]. Работа алгоритма детектирования жеста сводится к нахождению ключевых точек на изображении. Пиксели на изображении, сделанном во время наблюдения жеста, принадлежащие руке, могут перемещаться. В связи с чем, благодаря маске движения, алгоритм производит фильтрацию результата детектирования углов. Уже отфильтрованные вершины с помощью приема кластеризации объединяют в объекты — кластеры, которым присваиваются номера. Значение номера кластера удерживается при его перемещении на изображении от кадра к кадру.

Таким образом, детектирование жеста руки сводится к анализу изменения ключевых характеристик кластера: высота и ширина описывающего прямоугольника, количество детектированных вершин углов, положение центра на изображении, событие распада или объединения кластера из нескольких других. В результате анализа можно с высокой достоверностью определить события сжатия ладони в кулак и разжатие кулака. И если эти два события наступают с небольшим интервалом времени, можно судить о фиксации жеста «сжатие в кулак/разжатие» (рис. 1).

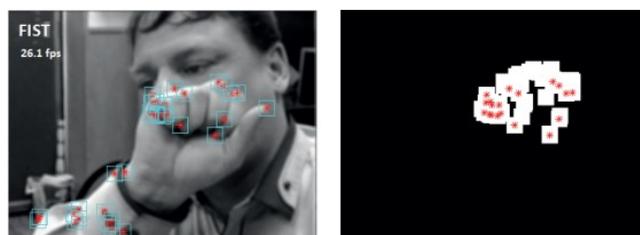


Рис. 1. Результат работы распознавания сегмента и его элементов, принадлежащих объекту «кулак»

В реальности кадры, поступающие от видеокмеры, должны пройти предварительную обработку. Цель предобработки — получить вектор вершин углов детектора углов методом *Shi&Tomasi* [2], а также уменьшить влияние шума на результат детектирования углов.

Таким образом, кратко данный алгоритм можно представить в виде схемы, которая представлена на рис. 2.

Прежде чем перейти ко второму подходу по распознаванию, отметим, что существуют два типа жестов — статические и динамические.

Статические жесты авторы работ [3–5] определяют как неподвижность руки в течение некоторого промежутка времени, чаще фиксированного, за который и происходит захват кадра и, как следствие, само считывание.

¹ Мировой рынок распознавания жестов — тенденции отрасли и прогноз до 2028 года [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://www.databridgemarketresearch.com/ru/reports/global-gesture-recognition-market> (Дата обращения 10.06.2024)

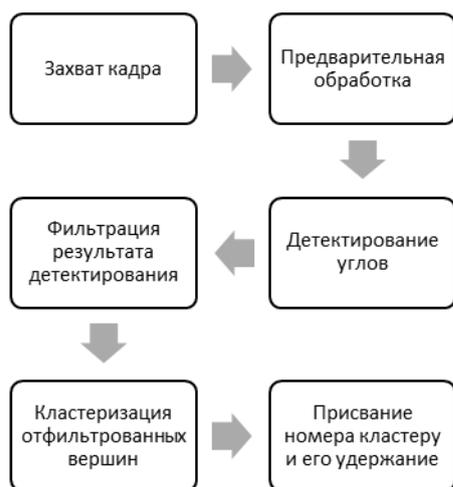


Рис. 2. Схема работы аналитического алгоритма распознавания

Поэтому часто применяется распознавание с помощью сравнения, т. е. система проводит анализ представленного жеста и сопоставляет его с заданным шаблоном.

Что касается динамических жестов, то авторы [6–9] разделяют их на простые и сложные. К простым динамическим жестам относят 2–4 фиксированных положения рук в пространстве. Поэтому в данном случае распознавание сводится к фиксации факта перехода из одного положения в другое и само «прочтение» жеста. При сложных динамических жестах необходимо как распознавать положение рук, так и их траекторию движения.

Представленный аналитический алгоритм удобен в использовании при работе со статическими и простыми динамическими жестами. Если же нам необходимо на постоянной основе, в динамике отслеживать изменения и перемещение рук, то более эффективно будет это делать обученная нейросеть с заданными параметрами.

Нейросетевой подход в распознавании жестов. Нейросетевой подход используется авторами в различных сценариях: и для классификации изображений, полученных камерой [10], и само распознавание заданных жестов [11], и поиск жеста на изображении [12], и обработка прямого видеопотока с выявлением искомого объекта [13] и др.

Наиболее трудоемким шагом является обучение нейронной сети. Для получения наиболее точных результатов распознавания необходимо создать выборку с определенными параметрами. Чем больше изображений сможет обработать нейросеть, чем точнее будет выборка, тем лучше будет результат распознавания. Однако недостатком подхода является не только трудоемкий процесс маркировки изображений для последующего обучения, но и тот фактор, что для каждого жеста необходимо проделывать данный шаг. Т. е. если у нас есть жест «сжатие в кулак» и жест «разжатие»,

то это будут два отдельных жеста, и для каждого из них необходимо создать выборку изображений, а после по каждому жесту провести обучение нейросети.

Поэтому этот подход, хоть и является распространенным, но зачастую каждый из авторов обучает свою нейросеть под свои задачи и, соответственно, только с определенными заданными жестами.

В нашем случае нам нужно, чтобы нейросеть распознавала и сам жест, и траекторию движения рук, так как это необходимо для работы с виртуальной 3D-моделью лабораторной установки для проведения физических экспериментов, а именно для изучения такого явления, как равноускоренное движение. Данная установка (рис. 3) позволяет исследовать зависимость равноускоренного движения от массы ускоряемого тела, что относят к изучению поступательного движения, которое относят к одному из основных принципов классической механики. Целью проведения опыта на данной установке является измерение зависимости мгновенной скорости от пройденного расстояния.



Рис. 3. Лабораторная установка «Равноускоренное движение»

Данный лабораторный практикум нацелен на изучение равноускоренного движения, понимания, как оно работает, поэтому реализация данной установки в виде интерактивного приложения с жестовым управлением в дополненной реальности является актуальной.

Для реализации взаимодействия с системой выполняются следующие шаги:

- 1) создание 3D-модели данной установки;
- 2) выявление необходимых жестов для управления элементами установки;
- 3) обучение системы распознаванию жестов;
- 4) реализация управления установкой с помощью технологии дополненной реальности.

Разработка 3D-модели описана в работе [14]. На данном этапе нам необходимо выделить основные жесты и обучить нейросеть, чтобы она могла их отслеживать и распознавать.

Для этого были выбраны два жеста, «свободная рука» и «захват». Жест «захват» необходим, чтобы производилась активация работы с элементами установки либо захват какого-то элемента. Жест «свободная рука» показывает, что система «видит» наши руки и распознает их движение, а их отоб-

ражение на экране помогает ориентироваться в пространстве относительно самой модели.

Для обучения нейронной сети необходимо подготовить набор данных. Данные для обучения должны быть репрезентативными. Обучающая выборка должна полно и разносторонне представлять описываемый объект, включать в себя различные возможные сценарии. Чем точнее обучающая выборка аппроксимирует генеральную совокупность изображений, которые будут поступать на вход нейронной сети, тем выше предельно возможное качество обучения нейронной сети [15].

Поэтому подготовка выборки изображений может занять большое количество времени, и для упрощения данной задачи разработчики придумали одно из решений – библиотека изображений жестов *HaGRID* и фреймворк *MediaPipe* [16].

HaGRID (*Hand Gesture Recognition Image Dataset*) – это набор данных изображений для систем распознавания жестов рук (HGR). Данный датасет может быть использован для задач классификации изображений или обнаружения изображений.

MediaPipe – это фреймворк для создания кроссплатформенных (*Android, iOS, web*) приложений, который состоит из алгоритмов машинного обучения, классического компьютерного зрения и обработки информации [17].

Использование нейронной сети для обнаружения жестов в режиме реального времени. Для удобства применения технология распознавания жестов должна работать в режиме реального времени через обычную веб-камеру компьютера или ноутбука, направленную на человека, а для корректной работы алгоритма, чтобы система могла распознать жест, рука должна находиться в зоне видимости камеры.

Для распознавания пальцев и ладоней система в трехмерной проекции анализирует точки. Сопоставление их положения определяется через длину, глубину и высоту каждого маркера этих точек. Затем определяются каждый из пальцев и их векторы направлений.

Определение жестов рук основывается на использовании библиотеки *OpenCV* и сверточной нейронной сети.

Вначале задаются настройки камеры. После этого запускается обработка видеопотока с веб-камеры, в ходе которого каждый кадр проходит через нейронную сеть для определения рук в пространстве и жестов.

Обработка видеопотока включает в себя метод для поиска положения рук в пространстве, определение положения большого и указательного пальцев, маркировку большого и указательного пальцев. Полученный результат выводится в графическом представлении в режиме реального времени (рис. 4).

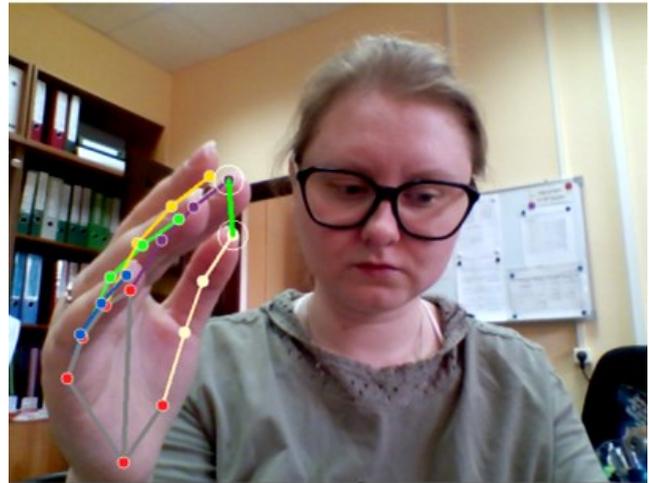


Рис. 4. Определение ключевых точек и распознавание руки

Установка настроек камеры происходит следующим образом:

```
wCam, hCam = 640, 480
cam = cv2.VideoCapture(0)
cam.set(3, wCam)
cam.set(4, hCam)
```

Здесь первая строчка – это размер выводимого окна, его ширина и высота, т. е. можно сделать больше или меньше при необходимости.

Формирование модели для определения рук и жестов включает в себя:

```
1) Метод для поиска положения ориентиров рук
lmList = []
if results.multi_hand_landmarks:
    myHand = results.multi_hand_landmarks[0]
    for id, lm in enumerate(myHand.landmark):
        h, w, c = image.shape
        cx, cy = int(lm.x * w), int(lm.y * h)
        lmList.append([id, cx, cy])
```

Однако при отображении на камере происходит вывод изображения в виде отраженного кадра, т. е. правая рука, попадающая в кадр, выглядит, словно это левая рука. Чтобы этого избежать, добавим функцию, что даст перевернут кадр по горизонтали:

```
image = cv2.flip(image, 1)
```

Это создаст корректное отображение распознанных рук на экране, т. е. если в угол обзора камеры попадает правая рука с правой стороны, то и в окне отображения она будет выглядеть, как если бы мы смотрели в зеркало и видели правую руку, «заходящую» в кадр справа (рис. 5).

Соединение между большим и указательным пальцем указывает на то, какая рука сейчас активна для управления, что сделано для наглядного отображения и демонстрации.



Рис. 5. Вывод изображения после переворота кадра по горизонтали

2) Назначение переменных для определения положения большого и указательного пальца

if len(lmList) != 0:

x1, y1 = lmList[4][1], lmList[4][2]

x2, y2 = lmList[8][1], lmList[8][2]

3) Маркировка большого и указательного пальца

cv2.circle(image, (x1, y1), 15, (255, 255, 255))

cv2.circle(image, (x2, y2), 15, (255, 255, 255))

cv2.line(image, (x1, y1), (x2, y2), (0, 255, 0), 3)

length = math.hypot(x2 - x1, y2 - y1)

if length < 50:

cv2.line(image, (x1, y1), (x2, y2), (0, 0, 255), 3)

Также при частичном отображении кисти руки камера может распознавать пальцы (рис. 6) благодаря минимальному заданному пороговому коэффициенту сходимости.



Рис. 6. Частичное распознавание левой руки без ладони

Так как камера распознает жест с фронтальной стороны, а отображение в программе для пользователя должно быть, словно он видит так же свои руки, как и в жизни, т. е. со стороны внешней стороны кисти, а не с внутренней, где ладони, то нам необходимо произвести «достройку» модели руки для более привычного отображения с точки зре-

ния пользователя. Для этого необходимо, используя модель руки, сопоставить с необходимыми точками. Затем приравнять отображение одних жестов к другим, чтобы приложение могло отображать нужные нам в окне программы. На рис. 7 приведено одно из сопоставлений точек и модели руки.

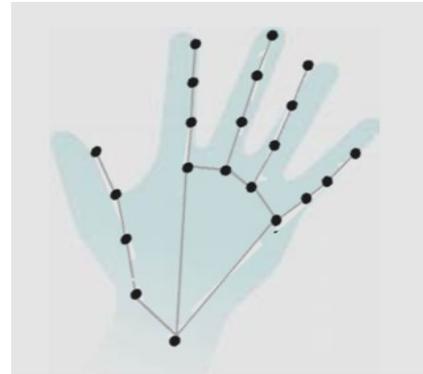


Рис. 7. Сопоставление точек и модели руки

На рис. 8 и 9 приведены заложенные жесты, необходимые для дальнейшей работы с программой по управлению объектами дополненной реальности.

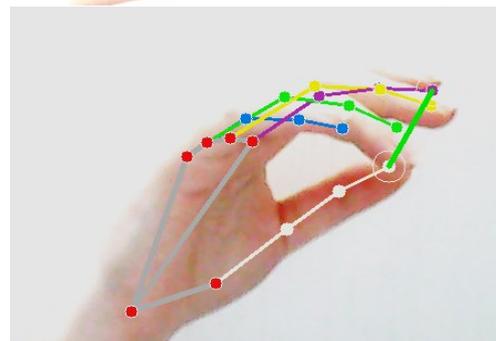


Рис. 8. Жест «свободная рука»

Жест «свободная рука» означает, что рука не взаимодействует с объектом, не управляет, находится в режиме ожидания.

Жест «захват» необходим для активации взаимодействия с объектами системы: гири, тележка, датчик, кнопки интерфейса.

Таким образом, представленный метод позволяет отслеживать движение рук в режиме реального времени с высокой точностью распознавания кистей как при частичном отображении руки, так и при перекрытии пальцами друг друга. В дальнейшем

это будет способствовать разработке системы по распознаванию жестов и управлению объектами в дополненной реальности не с одной лабораторной установкой, а с несколькими в комплексе.

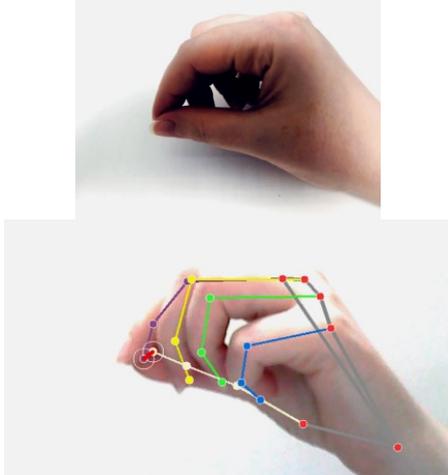


Рис. 9. Жест «захват»

Для выявления экономического эффекта отметим, что данные установки имеют высокую денежную стоимость, и не каждое учебное заведение может себе позволить их приобрести. Например, цена рассматриваемой в данной работе лабораторной установки «Равноускоренное движение» составляет около 400 тыс. р. по последним данным на июнь 2024 года (рис. 10)².

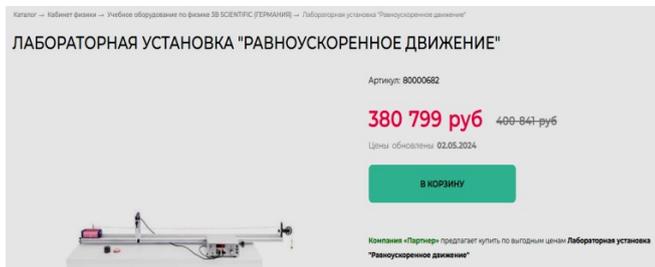


Рис. 10. Информация о стоимости установки, июнь 2024 г.

Поэтому было принято решение о возможности переноса данных установок в 3D-визуализацию и реализацию управления взаимо-

Литература

1. Муратов Е.Р., Никифоров М.Б., Скачков А.М. Искусственный интеллект в задачах распознавания динамических жестов // Современные информационные технологии и ИТ-образование. 2020. Т. 16, № 4. С. 883-892.

² Лабораторная установка «Равноускоренное движение» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://xn----7sbbumkojddmeoc1a7r.xn--p1acf/products/kabinet-fiziki/uchebnoe-oborudovanie-po-fizike-3b-scientific-germaniya/laboratornaya-ustanovka-ravnouskorennoe-dvizhenie/> (Дата обращения 10.06.2024)

действия через жесты с помощью технологии дополненной реальности.

Реализация интерактивного приложения через жестовое управление с помощью технологии дополненной реальности позволит проводить эксперименты, даже не находясь непосредственно в университете, рядом с лабораторным оборудованием, и не докупать его, если что-то выйдет из строя.

Заключение. Описанные выше шаги необходимы для реализации разработки системы по управлению и взаимодействию с лабораторной установкой в дополненной реальности. Это позволит учебному заведению или организации в будущем значительно сэкономить на приобретении оборудования, при этом обучающиеся будут все также интерактивно взаимодействовать с установкой, но с помощью дополненной реальности.

Применение жестового подхода при управлении объектами дополненной реальности станет одним из факторов стимуляции учебного процесса.

Широкое применение технологий распознавания жестов в разного рода направлениях стимулирует их развитие. Такие направления, как здравоохранение, автомобильная промышленность, развлекательная деятельность и образование, станут ключевыми точками роста рынка.

Интеграция нескольких технологий с управлением жестами и увеличение инвестиций в исследования и разработки усилят этот тренд. Активность других отраслей может еще больше ускорить развитие рынка. Также неоспоримым фактором влияния на рост становятся внедрение технологий среди конечных пользователей, технологическое обновление продуктов, улучшающих комфорт и удобство, а также быстрый рост популярности бытовой электроники.

Однако неактуальные задачи, связанные с распознаванием 3D-жестов, будут ограничивать рост рынка. Высокое энергопотребление дополнительно замедлит его развитие. Повышение затрат на разработку и интеграцию технологий еще больше может затормозить темпы роста.

2. Bansal M., Kumar Mu., Kumar Ma., Kumar K. An efficient technique for object recognition using Shi-Tomasi corner detection algorithm. *Soft Computing*. 2012. 25 (6). P. 4423-4432.
3. Lugaresi C. Media Pipe: A Framework for Building Perception Pipelines. arXiv:1906.08172v1, 2019. URL: <https://arxiv.org/abs/1906.08172> (date of access: 21.08.2020).
4. Wu D., Zhu F., Shao L. One shot learning gesture recognition from RGBD images. In: 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Work-shops. Providence, RI, USA, 2012. P. 7-12.
5. Ren Z., Meng J., Yuan J., Zhang Z. Robust hand gesture recognition with kinect sensor. In: Proceedings of the 19th ACM international conference on Multimedia (MM)

- '11). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2011. P. 759-760.
6. Dominio F., Donadeo M., Zanuttigh P. Combining multiple depth-based descriptors for hand gesture recognition. *Pattern Recognition Letters*. 2014. 50. P. 101-111.
 7. Yuan Q., Sclaroff S., Athitsos V. Automatic 2D Hand Track-ing in Video Sequences. In: 2005 Seventh IEEE Workshops on Applications of Computer Vision (WACV/MOTION'05). Breckenridge, CO, USA. 2005. Vol. 1. P. 250-256.
 8. Van den Bergh M. Real-time 3D hand gesture interaction with a robot for understanding directions from humans. In: 2011 RO-MAN. Atlanta, GA, USA, 2011. P. 357-362.
 9. Munoz-Salinas R., Medina-Carnicer R., Madrid-Cuevas F.J., Carmona-Poyato A. Depth silhouettes for gesture recognition. *Pattern Recognition Letters*. 2008. 29 (3). P. 319-329.
 10. Нгуен Т.Т. Метод распознавания фигур с использованием фурье-дескрипторов и нейронной сети // Проблемы информатики. 2011. № 5 (спецвыпуск). С. 64-69.
 11. Хнюнин М.В., Гриф М.Г. Система распознавания жестов в реальном времени с использованием Media Pipe // Информатика: проблемы, методы, технологии: материалы XXIII Междунар. науч.-практической конф. (15-17 февр. 2023 г.). Воронеж, 2023. С. 1097-1102.
 12. Rytis Augustauskas, Robust Hand. Detection using Arm Segmentation from Depth Data and Static Palm Gesture Recognition // The 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications. Bucharest, Romania, 2017. P. 664-667.
 13. Sundus Munir, Shiza Mushtaq, Afrozah Nadeem, SyedaBinish Zahra. Hand Gesture Recognition: A Review // International journal of scientific & technology research. may 2021. Vol. 10, iss. 5. P. 392-401.
 14. Горохов Д.Б., Кузнецова В.С., Уразаев В.А. Разработка трехмерной модели для реализации лабораторной работы по физике средствами Blender и Unity // Труды Братского гос. ун-та. Сер.: Естественные и инженерные науки. 2021. Т. 1. С. 36-40. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=46596866> (дата обращения: 19.05.20204).
 15. Сирота А., Цуриков В. Модели и алгоритмы классификации многомерных данных на основе нейронных сетей с радиально-базисными функциями // Вестн. Воронежского гос. ун-та. Сер.: Системный анализ и информационные технологии. Воронеж, 2013. С. 1-7.
 16. Media Pipe Hands: On-device Real-time Hand Tracking / Fan Zhang et al // CVPR Workshop on Computer Vision for Augmented and Virtual Reality, Seattle, WA, USA, 2020. URL: <https://arxiv.org/abs/2006.10214> (date of access: 21.08.2020).
 17. Ван Вэньюэ, Сун Бисянь. Применение алгоритмы распознавания жестов для управления мобильного робота // Stud Net. 2022. № 5. С. 4823-4834.
 3. Lugaresi C. Media Pipe: A Framework for Building Perception Pipelines. arXiv:1906.08172v1, 2019. URL: <https://arxiv.org/abs/1906.08172> (date of access: 21.08.2020).
 4. Wu D., Zhu F., Shao L. One shot learning gesture recognition from RGBD images. In: 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Work-shops. Providence, RI, USA, 2012. P. 7-12.
 5. Ren Z., Meng J., Yuan J., Zhang Z. Robust hand gesture recognition with kinect sensor. In: Proceedings of the 19th ACM international conference on Multimedia (MM '11). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2011. P. 759-760.
 6. Dominio F., Donadeo M., Zanuttigh P. Combining multiple depth-based descriptors for hand gesture recognition. *Pattern Recognition Letters*. 2014. 50. P. 101-111.
 7. Yuan Q., Sclaroff S., Athitsos V. Automatic 2D Hand Track-ing in Video Sequences. In: 2005 Seventh IEEE Workshops on Applications of Computer Vision (WACV/MOTION'05). Breckenridge, CO, USA. 2005. Vol. 1. P. 250-256.
 8. Van den Bergh M. Real-time 3D hand gesture interaction with a robot for understanding directions from humans. In: 2011 RO-MAN. Atlanta, GA, USA, 2011. P. 357-362.
 9. Munoz-Salinas R., Medina-Carnicer R., Madrid-Cuevas F.J., Carmona-Poyato A. Depth silhouettes for gesture recognition. *Pattern Recognition Letters*. 2008. 29 (3). P. 319-329.
 10. Nguen T.T. Method of figure recognition using Fourier descriptors and a neural network // Problems in informatics. 2011. № 5 (specvypusk). P. 64-69.
 11. Hnyunin M.V., Grif M.G. Real-time gesture recognition system using MediaPipe // Informatika: problemy, metody, tekhnologii: materialy XXIII Mezhdunar. nauch.-prakticheskoy konf. (15-17 fevr. 2023 g.). Voronezh, 2023. P. 1097-1102.
 12. Rytis Augustauskas, Robust Hand. Detection using Arm Segmentation from Depth Data and Static Palm Gesture Recognition // The 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications. Bucharest, Romania, 2017. P. 664-667.
 13. Sundus Munir, Shiza Mushtaq, Afrozah Nadeem, SyedaBinish Zahra. Hand Gesture Recognition: A Review // International journal of scientific & technology research. may 2021. Vol. 10, iss. 5. P. 392-401.
 14. Gorohov D.B., Kuznecova V.S., Urazaev V.A. Development of a three-dimensional model for the implementation of laboratory work in physics using Blender and Unity // Trudy Bratskogo gos. un-ta. Ser.: Estestvennye i inzhenernye nauki. 2021. V. 1. P. 36-40. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=46596866> (data obrashcheniya: 19.05.20204).
 15. Sirota A., Curikov V. Models and algorithms for classifying multidimensional data based on neural networks with radial basis functions // Proceedings of Voronezh State University. Series: Systems analysis and information technologies. Voronezh, 2013. P. 1-7.
 16. Media Pipe Hands: On-device Real-time Hand Tracking / Fan Zhang et al // CVPR Workshop on Computer Vision for Augmented and Virtual Reality, Seattle, WA, USA, 2020. URL: <https://arxiv.org/abs/2006.10214> (date of access: 21.08.2020).
 17. Van Ven'yue, Sun Bisyan'. Using gesture recognition to control a mobile robot // Stud Net. 2022. № 5. P. 4823-4834.

References

1. Muratov E.R., Nikiforov M.B., Skachkov A.M. Artificial intelligence in dynamic gesture recognition tasks // Modern Information Technologies and IT-Education. 2020. V. 16, № 4. P. 883-892.
2. Bansal M., Kumar Mu., Kumar Ma., Kumar K. An efficient technique for object recognition using Shi-Tomasi corner detection algorithm. *Soft Computing*. 2012. 25 (6). P. 4423-4432.