

установить прочную эмоциональную связь с целевой аудиторией в любой точке мира.

### **Список использованных источников**

1. Петров К.А., Иванова Е.В. Влияние пандемии на трансформацию форматов деловых коммуникаций: выставочная индустрия // Экономика и бизнес: теория и практика. – 2021. – № 5-2. – С. 123-128.
2. Global Market Insights. Virtual Events Market Size, By Component, By Application, By End-Use, COVID-19 Impact Analysis, Regional Outlook, Growth Potential, Competitive Market Share & Forecast, 2022 – 2028. [Электронный ресурс]. – 2022. – URL: <https://www.gminsights.com/industry-analysis/virtual-events-market>
3. Сидорова А.В. Цифровая трансформация маркетинга: инструменты и метрики. – М.: Издательский дом «ИНФРА-М», 2020. – 215 с.
4. Journal of Marketing Research [Электронный ресурс]. – 2023. – URL: <https://journals.sagepub.com/home/mrj>.

УДК 004.27

**Н.А. Жилияк**

Белорусский государственный технологический университет  
Минск, Беларусь

### **РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА РАСПОЗНАВАНИЯ ДВИЖЕНИЙ ЧЕЛОВЕКА**

***Аннотация.** Статья посвящена описанию разработки алгоритма, который сочетает в себе высокую точность распознавания движений с оптимизированной вычислительной сложностью. Предполагается, что использование современных методов машинного обучения, таких как глубокие нейронные сети и ансамбли моделей, позволит достичь значительного улучшения по сравнению с существующими решениями.*

**N.A. Ghilyak**

Belarusian State Technological University  
Minsk, Belarus

### **DEVELOPMENT OF AN ALGORITHM FOR RECOGNIZING HUMAN MOVEMENTS BY SOLUTIONS**

***Abstract.** The article describes the development of an algorithm that combines high accuracy of motion recognition with optimized computational complexity. It is assumed that the use of modern machine learning methods, such as deep neural networks and model ensembles, will achieve significant improvements over existing solutions.*

Целью работы является изучение алгоритмов генерации случайных графов, разработка нового алгоритма, его реализация, проведение необходимых испытаний.

Современные технологии все чаще требуют точного и эффективного распознавания движений человека. Эта задача является ключевой в таких областях, как виртуальная и дополненная реальность, робототехника, медицинская диагностика, спортивный анализ и системы взаимодействия человека с компьютером. Распознавание движений позволяет создавать интуитивно понятные интерфейсы, улучшать качество реабилитационных программ, анализировать технику выполнения спортивных упражнений и обеспечивать безопасность в системах видеонаблюдения. Однако, несмотря на значительные успехи в этой области, существующие алгоритмы часто сталкиваются с проблемами низкой точности, высокой вычислительной сложности и недостаточной адаптивности к различным условиям эксплуатации. Это делает актуальной разработку новых подходов, которые могли бы преодолеть указанные ограничения.

Разработка алгоритма распознавания движений человека является ключевым этапом данной работы. Процесс разработки алгоритма распознавания движений человека можно разделить на несколько ключевых этапов, каждый из которых играет важную роль в достижении конечного результата. Ниже описаны эти этапы.

На основе анализа существующих методов были сформулированы следующие требования к разрабатываемому алгоритму [1]:

- точность: алгоритм должен обеспечивать высокую точность распознавания движений, даже в условиях сложных сценариев (например, при перекрытии объектов или изменении освещения). Это требование обусловлено необходимостью точного анализа движений в таких областях, как медицинская диагностика и спортивный анализ.

- скорость обработки: алгоритм должен работать в реальном времени, что особенно важно для задач, таких как виртуальная реальность или спортивный анализ. Это требование обусловлено необходимостью быстрой обработки данных для обеспечения интерактивности и оперативности.

- универсальность: алгоритм должен быть применим для различных типов данных (видеопотоки, данные с датчиков) и условий эксплуатации. это требование обусловлено необходимостью адаптации алгоритма к различным задачам и условиям.

- эффективность использования ресурсов: алгоритм должен быть эффективен с точки зрения использования вычислительных ресурсов, что особенно важно для задач, требующих обработки в реальном времени. это требование обусловлено необходимостью минимизации затрат на вычислительные ресурсы.

- устойчивость к шумам и помехам: алгоритм должен быть устойчив к шумам и помехам в данных, что особенно важно для задач, где данные могут быть зашумлены (например, данные с датчиков). это требование обусловлено необходимостью обеспечения высокой точности даже в условиях неидеальных данных.

На основе сформулированных требований была поставлена следующая задача: разработать алгоритм распознавания движений человека, который обеспечивает высокую точность, работает в реальном времени, применим для различных типов данных и условий эксплуатации, эффективен с точки зрения использования вычислительных ресурсов и устойчив к шумам и помехам.

Анализ существующих методов показал, что каждый из них имеет свои достоинства и недостатки. Для того чтобы разрабатываемый алгоритм конкурировал с существующими решениями, он должен сочетать в себе высокую точность, скорость обработки, возможность применения для различных типов данных, эффективность использования ресурсов и устойчивость к шумам и помехам. Это требует комбинирования различных подходов и методов, таких как глубокое обучение, ансамбли моделей и transfer learning, а также оптимизации алгоритма для работы в реальном времени [2, 3].

Алгоритм распознавания движений разработан с применением современных технологий глубокого обучения и включает последовательную реализацию нескольких взаимосвязанных этапов: подготовку данных, построение смешанной архитектуры модели, обучение с регуляризацией, ансамблирование, дообучение предобученных моделей и финальную визуализацию.

Шаг 1 подготовка данных. На первом этапе выполняется загрузка и предварительная обработка видеоданных. Исходные видеоролики разбиваются на короткие отрезки фиксированной длины, каждый кадр масштабируется до размера  $112 \times 112$  пикселей и нормализуется. Метки классов кодируются в формате one-hot, а все данные делятся на обучающую, валидационную и тестовую выборки. Полученные батчи

представляют собой трёхмерные тензоры (высота, ширина, количество кадров), пригодные для подачи на вход нейросетевой модели.

Шаг 2 использование обучения с переносом (Transfer Learning). Для ускорения обучения и повышения точности применяется стратегия transfer learning. Используются предобученные модели, прошедшие обучение на крупных видеодатасетах (Kinetics, Sports-1M). Слои нижнего уровня замораживаются, а верхние переобучаются под новую задачу. Это позволяет эффективно использовать накопленные ранее знания и снижает потребность в большом объеме обучающих данных.

Шаг 3 использование сверточных и рекуррентных компонентов. Архитектура модели строится на основе смешанной нейросетевой структуры, сочетающей свёрточные и рекуррентные слои. Сначала применяется 3D-CNN, которая извлекает пространственно-временные признаки из входных видеофрагментов. Слои 3D-свёртки позволяют анализировать форму объекта и его движение во времени. После этого извлечённые признаки передаются в рекуррентную сеть LSTM, которая обеспечивает анализ временной зависимости между кадрами и запоминает важные этапы движения. Такая комбинация позволяет учитывать как форму, так и динамику действия, что особенно важно при различении похожих жестов и движений.

Шаг 4 внедрение механизма внимания. Далее используется механизм внимания, который позволяет фокусироваться на наиболее значимых кадрах или временных интервалах. Это особенно полезно для распознавания действий, содержащих короткие, но информативные фазы (например, прыжок, хлопок или поворот головы). Attention позволяет модели игнорировать лишнюю или шумную информацию и повышает точность классификации.

Шаг 5 обучение модели. Процесс обучения реализован с использованием функции потерь CategoricalCrossentropy и оптимизатора Adam. В качестве методов регуляризации применяются Dropout, Batch Normalization и Gradient Clipping, предотвращающие переобучение. Также используется label smoothing — метод сглаживания меток, делающий модель менее уверенной в своих предсказаниях и тем самым более устойчивой. Для увеличения обобщающей способности модели применяется аугментация данных: кадры случайным образом поворачиваются, масштабируются, изменяется яркость и контраст. Дополнительно используется динамическое изменение скорости обучения с помощью ReduceLROnPlateau.

Шаг 6 ансамблирование моделей. Для повышения устойчивости и точности применяется ансамбль нейросетевых моделей. Несколько

независимых архитектур обучаются параллельно. Их предсказания объединяются с помощью метода взвешенного голосования, в котором на выходе формируется мета-классификатор. Это позволяет компенсировать недостатки отдельных моделей и добиться более стабильных результатов даже на сложных тестовых данных.

Шаг 7 тестирование и визуализация результата. После завершения обучения модель тестируется на независимых видеоданных. Выполняется стандартная предобработка видеороликов, после чего они подаются в модель. Результат распознавания интерпретируется как класс действия с максимальной вероятностью. Для наглядности предсказания отображаются прямо на видео в виде наложенного текста. Также строятся графики зависимости точности и функции потерь от эпох обучения, позволяющие визуально оценить поведение модели, наличие переобучения и прогресс в обучении.

В процессе разработки алгоритма распознавания движений человека были последовательно применены различные методы машинного обучения, направленные на повышение точности, устойчивости и скорости работы модели. Каждый из этих методов сыграл важную роль на определённом этапе построения архитектуры, обучения и оптимизации алгоритма.

Разработанный алгоритм превосходил простые однотипные нейросети и в скорости сходимости при обучении. Использование предобученных сверточных слоев (в рамках transfer learning) значительно сократило объём необходимых эпох обучения, а встроенные механизмы регуляризации (Dropout, L2-нормализация) обеспечили устойчивую работу модели даже при ограниченном объёме данных. По производительности алгоритм также показал уверенные результаты: даже в условиях работы на CPU время обработки одного видеофрагмента составляло менее секунды, а при использовании GPU достигалась скорость, позволяющая интеграцию в системы с требованием к почти реальному времени (VR/AR-сценарии, онлайн-мониторинг).

### **Список использованных источников**

1. Рязанцев, Н. Д. Алгоритм распознавания движения для спорта = A motion recognition algorithm for sports / Н. Д. Рязанцев, Д. Д. Рязанцев, Н. А. Жияк // Минские научные чтения-2023. Технологическая независимость и конкурентоспособность Союзного государства, стран СНГ, ЕАЭС и ШОС : Сборник статей VI Международной научно-технической конференции, Минск, 6–8

декабря 2023 г. : в 3 т. Т. 2 / Белорусский государственный технологический университет. – Минск, 2023. – С. 370–375.

2. Рязанцев, Н. Д. Алгоритм распознавания движений человека / Н. Д. Рязанцев, Н. А. Жияк // Информационные технологии и системы 2023 (ИТС 2023) = Information Technologies and Systems 2023 (ITS 2023) : материалы Международной научной конференции, Минск, 22 ноября 2023 / Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники ; редкол.: Л. Ю. Шилин [и др.]. – Минск: БГУИР, 2023. – С. 161–162.

3. Рязанцев, Д. Д. Алгоритм поиска пути в игровом приложении. Алгоритм Дейкстры / Д. Д. Рязанцев, Н. А. Жияк // Информационные технологии и системы 2023 (ИТС 2023) = Information Technologies and Systems 2023 (ITS 2023) : материалы Международной научной конференции, Минск, 22 ноября 2023 / Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники ; редкол.: Л. Ю. Шилин [и др.]. – Минск: БГУИР, 2023. – С. 159–160.

УДК 373: 378.147

**Д.Б. Касыбаева, Е.А. Спирина**

Карагандинский национальный исследовательский университет  
имени академика Е.А. Букетова  
Караганда, Казахстан

## **ИННОВАЦИОННЫЕ ПОДХОДЫ К ПРЕПОДАВАНИЮ ИНФОРМАТИКИ НА ОСНОВЕ ПРОБЛЕМНОГО ОБУЧЕНИЯ**

***Аннотация.** В статье рассматриваются инновационные подходы к преподаванию информатики, основанные на принципах проблемного обучения, направленных на развитие исследовательского и критического мышления учащихся. Особое внимание уделяется созданию учебных ситуаций, стимулирующих самостоятельный поиск решений и формирование алгоритмического мышления.*

**D.B. Kassybayeva, Ye.A. Spirina**

Buketov Karaganda National Research University  
Karaganda, Kazakhstan

## **INNOVATIVE APPROACHES TO TEACHING COMPUTER SCIENCE BASED ON PROBLEM-BASED LEARNING**