

Объединенный институт проблем информатики
Национальной академии наук Беларуси

XXIV Международная
научно-техническая конференция

**РАЗВИТИЕ ИНФОРМАТИЗАЦИИ
И ГОСУДАРСТВЕННОЙ СИСТЕМЫ
НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИИ**

РИНТИ-2025

20 ноября 2025 г., Минск

Доклады

Минск
ОИПИ НАН Беларуси
2025

Развитие информатизации и государственной системы научно-технической информации (РИНТИ-2025) : доклады XXIV Международной научно-технической конференции, Минск, 20 ноября 2025 г. – Минск : ОИПИ НАН Беларуси, 2025. – 424 с. – ISBN 978-985-7198-24-5.

Представлены доклады XXIV Международной научно-технической конференции «Развитие информатизации и государственной системы научно-технической информации» (РИНТИ-2025), Минск, 20 ноября 2025 г., в которых рассмотрены вопросы реализации государственной политики научно-технической деятельности в сфере информационных технологий; научно-методического обеспечения развития информатизации в НАН Беларуси в 2024–2025 гг.; искусственного интеллекта, его сравнительно-правового анализа в мировом опыте, рисков и угроз; а также подходы к обеспечению цифрового развития НАН Беларуси, концептуальные подходы к оптимизации товаропроводящих звеньев цепей поставок на основе цифровизации, подготовка инженерных кадров в классическом университете для развития цифровой экономики, данные как элемент национальной экономики и др.

Рассмотрены вопросы научно-методического, информационного, технологического и правового обеспечения цифровой трансформации, проектирования и внедрения автоматизированных систем научно-технической информации, библиотечно-информационных систем и технологий, публикационной активности ученых, а также применения искусственного интеллекта и когнитивных технологий в информатизации.

Материалы конференции будут полезны специалистам в области информационно-коммуникационных технологий, занимающихся научно-методическим обеспечением информатизации и решением задач построения ИТ-страны, цифровой экономикой, разработкой и внедрением автоматизированных информационных систем управления, систем научно-технической информации, автоматизированных библиотечно-информационных систем и технологий, а также развитием информационной инфраструктуры Беларуси и других стран, реализацией проектов государственных и отраслевых программ в сфере информатизации.

Одобрены программным комитетом и печатаются по решению редакционной коллегии Объединенного института проблем информатики Национальной академии наук Беларуси в виде, представленном авторами.

Научные редакторы:

доктор военных наук, кандидат технических наук, доцент С. В. Кругликов,
кандидат технических наук, доцент Р. Б. Григянец,
кандидат технических наук, доцент В. Н. Венгер

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ АРХИТЕКТУР ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ АВТОМАТИЧЕСКОГО РАСПОЗНАВАНИЯ ЖЕСТОВ

К. Ш. Курбанова

Институт информационных технологий, Баку, Азербайджан

Представлен анализ существующих разновидностей методов искусственных нейронных сетей (ИНС), применяемых в задачах распознавания жестов, включая полносвязные (feedforward neural networks), сверточные (convolutional neural networks), рекуррентные (recurrent neural networks) и нейронные сети Кохонена (Kohonen neural networks). Обобщены и представлены в табличной форме результаты сравнительного анализа эффективности различных архитектур ИНС в контексте распознавания жестов.

Введение

За последнее десятилетие стремительное развитие технологий искусственного интеллекта (ИИ) значительно улучшило жестовый человеко-машинный интерфейс и способствовало интеграции бесконтактных средств взаимодействия. Социальное общение и интеграция в общество являются фундаментальными аспектами человеческой жизни. Для людей с нарушениями слуха и речи жесты служат единственным доступным средством коммуникации. Согласно статистическим данным, более 5 % населения земного шара испытывают сложности в общении из-за врожденной или приобретенной потери слуха [1].

Обеспечение эффективного коммуникативного взаимодействия для лиц с нарушениями слуха в социуме имеет ключевое значение для их мотивации, психологического комфорта и социальной адаптации.

В сфере распознавания жестов особенно востребован подход, основанный на применении ИНС, который характеризуется широким спектром архитектур. Среди них выделяются: feedforward neural networks (FFNs), Kohonen neural networks (KNN), convolutional neural networks (CNN), recurrent neural networks (RNN), и многие другие [2].

В докладе представлен сопоставительный анализ ключевых принципов функционирования различных архитектур ИНС, применяемых для распознавания жестов рук. Для каждой архитектуры выявлены характерные преимущества и ограничения при решении задачи классификации жестов. Проведенный анализ позволяет определить наиболее подходящие подходы в зависимости от специфики задачи и доступных ресурсов.

1. Распознавание жестов: упрощение коммуникации и автоматизированное управление

Жестовый язык представляет собой визуально воспринимаемую систему коммуникации, сформировавшуюся естественным путем. Эта форма взаимодействия признана основной среди лиц с нарушением слуха по всему миру. Его главными средствами являются движения кистей рук и пальцев. С точки зрения функциональности и коммуникативной эффективности жестовый язык сопоставим с устной речью. Распознавание жестов (с преобразованием в текст или речь) облегчает решение проблем коммуникации. Одновременно с этим жесты широко применяются в системах автоматизированного управления, обеспечивая бесконтактное взаимодействие с техническими устройствами [3].

Жесты делятся на две группы по форме выражения: статические и динамические. Статические жесты – это неподвижное, фиксированное положение руки в пространстве. Динамические жесты – последовательное движение руки в пространстве в течение определенного периода времени. Трудности, с которыми сталкиваются подобные системы, условно подразделяются на следующие категории: определение последовательности жестов; вариации в скорости исполнения; изменение размеров кистей; влияние освещенности на цвет кожи; индивидуальные особенности моторики; частичное перекрытие рук (окклюзия); идентификация ведущей руки и др. [4].

Процедура распознавания жестов реализуется поочередно и охватывает несколько основных этапов: сегментацию изображения с удалением фона, предварительную обработку и извлечение значимых признаков, этап классификации, интерпретацию и последующую идентификацию [5]. Распознанный жест преобразуется в аудиосообщение либо текстовую информацию в зависимости от конкретной прикладной задачи.

В контексте распознавания жестов активно применяются разнообразные алгоритмы и методы, осуществляющие анализ данных, которые поступают от контактных сенсоров и специализированных видеокамер. Одним из эффективных подходов к решению этой задачи является использование ИНС.

ИНС представляет собой математическую модель, вдохновленную принципами организации биологических нейронных сетей, функционирующих в живых организмах. Модель ИНС базируется на выполнении трех основных операций: умножение входного значения на соответствующий весовой коэффициент; суммирование всех взвешенных входных сигналов; применение функции активации, которая формирует выходное значение нейрона. В ИНС функция активации нейрона определяет его выходной сигнал, исходя из взвешенной суммы входных сигналов [6].

2. Распознавание жестов рук: типы методов искусственных нейронных сетей

Для решения распознавание жестов в реальном времени широко используются классификаторы машинного обучения, основанные на архитектурах ИНС. Рассмотрим по отдельности наиболее распространенные типы архитектур ИНС:

FFNs – одна из простейших топологий ИНС, где информация передается строго в одном направлении: от входных узлов к выходным, т. е. данные поступают через входной слой и выводятся через выходной [7]. Следует отметить, что архитектура FFNs может служить эффективным методом для распознавания статических жестов рук за счет многоуровневого анализа входных данных, что позволяет достигать высокой точности распознавания в задачах компьютерного зрения.

KNN – оптимально подходит для решения задач интеллектуального анализа сегментированных объектов, выделенных из изображений. Сеть состоит исключительно из входного и выходного слоев. В основе принципа работы метода лежит прямая связь каждого компонента входного слоя с соответствующим компонентом выходного слоя [8]. Как правило, графическая структура метода изображается в виде двухмерной карты, которая представляет распределение входных нейронов. В графической структуре карты Кохонена может возникать топологическая ошибка, которая служит мерой того, насколько хорошо структура карты сохраняет топологическое соседство. Благодаря способности к сохранению топологических свойств входного пространства и автоматической кластеризации метод является надежным инструментом в системах компьютерного зрения и человеко-машинного взаимодействия.

CNN – разработана специально для обработки графических данных и позволяет автоматически выделять значимые признаки изображений без необходимости ручного

выбора параметров. Основным элементом CNN являются сверточные фильтры (ядра свертки) [3].

CNN эффективно решает задачи классификации, регрессии, а также обнаружения объектов, опираясь на иерархически организованные признаки различного уровня абстракции. Архитектура CNN состоит из набора слоев, каждый из которых выполняет специфическую функцию обработки данных. Основные типы слоев в типичной CNN представлены ниже в логической последовательности: входной слой, сверточный слой, слой объединения, слой активации, полносвязные слои и выходной слой. В процессе обучения CNN использует фильтры, а также включает такие элементы, как пулинг (объединение), смещение и нелинейные функции активации [9].

RNN – успешно применяется для обнаружения и обработки объектов интереса в видеопотоках. Среди глубоких нейронных сетей RNN демонстрирует высокую точность в распознавании жестов. Благодаря своей способности учитывать временные зависимости RNN успешно применяется для решения задачи распознавания динамических жестов, зафиксированных в последовательности видеок кадров. RNN может отслеживать и интерпретировать постоянно изменяющиеся движения жеста в последовательных кадрах [10].

3. Преимущества и недостатки архитектур искусственных нейронных сетей

Правильный выбор метода классификации является ключевым аспектом для достижения наилучших результатов в решении задачи распознавания. Каждая из архитектур FFNs, KNN, CNN и RNN имеет свои преимущества и недостатки (таблица).

Результаты анализа процесса распознавания жестов, выполненного с использованием различных типов архитектур ИНС, представлены в таблице.

Сравнительный анализ архитектур ИНС для распознавания жестов

Архитектура ИНС	Применимость	Скорость распознавания	Преимущества	Недостатки
FFNs [11]	Статические жесты (без временной динамики)	Средняя	Простота реализации, прозрачная структура, понятность, параллельная обработка, эффективность при использовании извлеченных признаков	Чувствительность к вариациям, сложность распознавания последовательных жестов, ограниченная способность к обработке сложных жестов, ограниченная обработка признаков
KNN [10]	Статические жесты (кластеризация и сегментация)	Низкая	Отсутствие необходимости в обучении, простота реализации кластеризации, устойчивость к шуму, необходимость предварительного определения количества кластеров, параллельная обработка	Необходимость предварительного выбора числа кластеров, ограниченная масштабируемость, ограниченные возможности для динамических жестов, потенциальная топологическая ошибка, выбор параметров

Архитектура ИНС	Применимость	Скорость распознавания	Преимущества	Недостатки
CNN [12]	Статические и частично динамические жесты (по кадровому анализу)	Высокая	Автоматическое извлечение признаков жестов, инвариантность к смещению, повороту и масштабу, параметрическая эффективность, высокая производительность для статических жестов	Высокие требования к вычислительным ресурсам и данным, сложности в интерпретации ошибок, низкая способность к обработке динамических жестов, чувствительность к вариациям освещения и фона
RNN [13]	Динамические жесты (анализ временных последовательностей)	Высокая	Автоматическое извлечение признаков, чувствительность к временным зависимостям, обработка последовательностей видеок кадров, способность распознавать сложные динамические жесты, поддержка многоклассовой классификации	Проблема «долгой памяти», вычислительная сложность, ошибки распознавания при быстрых движениях, потребность в больших объемах данных для обучения

Заключение

Проведенное исследование позволило сделать следующие выводы: архитектуры FFNs и KNN наиболее подходят для распознавания статических жестов, а CNN и RNN являются оптимальным решением для задач реального времени, связанных с распознаванием динамических жестов, включающих последовательные движения.

В настоящее время наблюдается высокая потребность в технологиях управления жестами. Гибридные архитектуры, основанные на сочетании CNN и RNN, демонстрируют высокую точность распознавания жестов и находят широкое применение в различных сферах: робототехнике, медицине, интеллектуальных пользовательских интерфейсах и технологиях AR/VR, а также в умных домах и бытовой электронике.

Список литературы

1. Deafness and hearing loss. – WHO. – URL: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/deafness-and-hearing-loss> (date of access: 02.06.2025).
2. Mahmudova, R. Sh. The opportunities of technologies application of automatic recognition of gestures shown by the movement of hands / R. Sh. Mahmudova, K. Sh. Gurbanova // Проблемы информационных технологий. – 2020. – № 2. – С. 102–110.
3. Сингх, С. Исследование и разработка системы распознавания жестов руки для управления объектами / С. Сингх, А. В. Прибыльский // Информационные технологии, системный анализ и управление. – 2021. – С. 348–353.
4. Катасев, А. С. Распознавание языка жестов с помощью сверточной нейронной сети / А. С. Катасев, Т. И. Тухбатуллин // Вестник технологического университета. – 2023. – Т. 26, № 4. – С. 53–57.

5. Толыбаева, Г. Н. Методы машинного обучения для распознавания языка жестов в мире / Г. Н. Толыбаева // *Models and Methods for Increasing the Efficiency of Innovative Research*. – 2024. – Т. 4, № 38. – С. 49–53.
6. Dastres, R. Artificial neural network systems / R. Dastres, M. Soori // *International Journal of Imaging and Robotics*. – 2021. – Vol. 21, no. 2. – P. 13–25.
7. Patil, A. R. Performance analysis of static hand gesture recognition approaches using artificial neural network, support vector machine and two stream based transfer learning approach / A. R. Patil, S. Subbaraman // *International Journal of Information Technology*. – 2022. – Vol. 14, no. 7. – P. 3781–3792.
8. Hand gestures recognition from surface electromyogram signal based on self-organizing mapping and radial basis function network / Z. Lv, F. Xiao, Z. Wu [et al.] // *Biomedical Signal Processing and Control*. – 2021. – Vol. 68. – P. 102629.
9. Сулов, Д. Я. Распознавание языка жестов с помощью Mediapipe Hands / Д. Я. Сулов // Проблемы и перспективы внедрения инновационных телекоммуникационных технологий : сб. материалов VIII Междунар. науч.-практ. очно-заочной конф., Оренбург, 25 марта 2022 г. – Оренбург : Оренбургский филиал Поволжского государственного университета телекоммуникаций и информатики, 2022. – С. 308–314.
10. Machine learning applied to diagnosis of human diseases : A systematic review / N. Caballé-Cervigón, J. L. Castillo-Sequera, J. A. Gómez-Pulido [et al.] // *Applied Sciences*. – 2020. – Vol. 10, no. 15. – P. 5135.
11. Franslin, N. M. F. Vision-based dynamic hand gesture recognition techniques and applications : A review / N. M. F. Franslin, G. W. Ng // *Proc. of the 8th Intern. Conf. on Computational Science and Technology, Singapor, 28–29 Aug. 2022*. – Singapor, 2022. – P. 125–138.
12. Булыгин, Д. А. Распознавание жестов рук в режиме реального времени / Д. А. Булыгин, Т. Е. Мамонова // *Системы анализа и обработки данных*. – 2020. – № 1(78). – С. 25–40.
13. Wu, M. Gesture recognition based on deep learning : A review / M. Wu. // *EAI Endorsed Transactions on e-Learning*. – 2024. – Vol. 10. – P. 1.

Мухсимова Д. Х. Цифровая трансформация и управление на основе данных: международный опыт	197
Набибекова Г. Ч. Цифровое государство: международный опыт, проблемы и перспективы	202
Романчик В. С., Перез Чернов А. Х. Обучение программированию в эпоху доступности моделей искусственного интеллекта	207
Григянец Р. Б., Венгеров В. Н. Инструментальные средства автоматизации информационного обеспечения научной, научно-технической и инновационной деятельности в НАН Беларуси	211
Григянец Р. Б., Молчан Ж. М., Котов В. И., Новицкая С. М. О создании портала научной организации	217
Муха Н. П., Потетенко С. В. Разработка информационной системы формирования и ведения паспортов энергоэффективности жилых зданий	223
Мацуганова М. Д., Черненко Д. В. Применение алгоритмов машинного обучения для кластеризации клиентов в электронной коммерции	227
Дравица В. И., Король И. А., Кочин В. П., Линич О. В. Сложные интегрированные программные системы: основные положения	231
Дравица В. И., Линич О. В., Решетняк А. В. Применение современных технологий блокчейн для холодových цепей поставок	236
Ёвженко Ю. Д., Панарин К. А., Курочка К. С. Промт-инжиниринг большой языковой модели для генерации дерева решений с целью оптимизации выкладки товаров	241
Курбанова К. Ш. Сравнительный анализ архитектур искусственных нейронных сетей для автоматического распознавания жестов	246
Коваленко Н. С. О разработке библиотеки программных приложений с ускорением векторных операций в веб-браузерах	251
Демиденко В. М. Конвейерный режим выполнения последовательных неветвящихся скалярных вычислений	256
Сытова С. Н., Гавриловец В. В., Дунец А. П., Коваленко А. Н., Черепица С. В. Особенности национального портала ядерных знаний Республики Беларусь	262