



## СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ АРХИТЕКТУР НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОЦЕНКИ ЗНАНИЙ В ОБЛАСТИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ КОМПЬЮТЕРНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ

М. Д. Хоч, студент

E-mail: [invokerdarkoverlord@gmail.com](mailto:invokerdarkoverlord@gmail.com)

ФГБОУ ВО «Калининградский государственный  
технический университет»



А. А. Томилов, студент

E-mail: [Lehatomilov@yandex.ru](mailto:Lehatomilov@yandex.ru)

ФГБОУ ВО «Калининградский государственный  
технический университет»

В статье проводится теоретический сравнительный анализ эффективности различных архитектур искусственных нейронных сетей (ИНС) для применения в интеллектуальных системах тестирования знаний. Рассматривается проблема ограниченности традиционных систем оценки, основанных на бинарной логике, и обосновывается целесообразность использования гибридного подхода, сочетающего нейросетевой анализ с аппаратом нечеткой логики для повышения объективности и гибкости оценки. На основе анализа релевантных научных публикаций сопоставляется производительность классических (MLP, CNN), рекуррентных (RNN, LSTM, BLSTM) и трансформерных архитектур в задачах, аналогичных оценке знаний. В результате анализа систематизированы преимущества и недостатки каждой модели, что позволяет теоретически обосновать выбор наиболее перспективной архитектуры для создания точных и интерпретируемых систем автоматизированного контроля знаний.

**Ключевые слова:** искусственные нейронные сети, нечеткая логика, интеллектуальная система тестирования, сравнительный анализ, архитектура нейронной сети, LSTM, BLSTM, Transformer, автоматизированная оценка знаний, машинное обучение.

## ВВЕДЕНИЕ

Современное обучение и профессиональная подготовка невозможны без эффективных систем автоматизированной проверки знаний. В условиях цифровизации образования компьютерные системы контроля приобретают все большую популярность, что объясняется не только их объективностью и экономической эффективностью, но и возможностью индивидуализации процесса обучения [1]. Однако традиционные системы тестирования, зачастую основанные на бинарной логике «верно/неверно», сталкиваются с существенными ограничениями. Они демонстрируют недостаточную гибкость при оценке сложных, развернутых ответов, где знания испытуемого могут быть частичными, неполными или содержать творческие, но не эталонные элементы [2, 3]. Такой подход не позволяет дифференцированно учесть степень соответствия ответа заданным критериям, что делает оценку субъективной и не всегда отражающей реальный уровень компетенций.

Для преодоления этих недостатков научное сообщество активно исследует применение технологий искусственного интеллекта, в частности аппарата нечеткой логики и искусственных нейронных сетей (ИНС). Нечеткая логика позволяет отойти от жестких бинарных оценок и перейти к многозначной, более «человечной» системе оценивания. Использование нечетких моделей истинности, лингвистических переменных (например, «ответ почти полный», «содержит незначительные неточности») и функций принадлежности дает возможность количественно оценить качественные описания и учесть многомерный характер экспертного суждения [2, 4]. Это, в свою очередь, значительно повышает объективность и информативность оценки знаний.

В то же время искусственные нейронные сети являются мощным инструментом для анализа данных и выявления сложных, нелинейных зависимостей, которые трудно формализовать стандартными алгоритмами. В задачах тестирования ИНС способны обучаться на массивах данных (ответах студентов и экспертных оценках), чтобы в дальнейшем автоматически классифицировать новые ответы, прогнозировать оценку и адаптировать сложность заданий [1, 5]. Гибридные нейро-нечеткие системы, такие как ANFIS (Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System), объединяют преимущества обоих подходов: способность нейронных сетей к обучению и адаптации с прозрачностью и интерпретируемостью правил нечеткой логики [4].

Несмотря на доказанную перспективность нейросетевых технологий, термин «нейронная сеть» охватывает широкий спектр различных архитектур, каждая из которых обладает своими сильными и слабыми сторонами. Современные исследования демонстрируют применение многослойных перцептронов (MLP), свёрточных (CNN), рекуррентных (RNN), сетей с долгой краткосрочной памятью (LSTM) и трансформеров для решения задач обработки естественного языка и регрессии [6]. Выбор оптимальной архитектуры является критическим шагом при решении конкретных задач, поскольку он напрямую влияет на точность, скорость обучения и производительность итоговой системы [6, 7]. Сравнительные исследования различных архитектур активно проводятся в смежных областях, таких как вопросно-ответные системы и автоматическая оценка эссе (Automated Essay Scoring, AES), где также доказывается превосходство более сложных моделей, например BLSTM и BERT, над базовыми RNN и LSTM [7–9].

Таким образом, возникает актуальная научная задача: провести комплексный сравнительный анализ эффективности различных архитектур нейронных сетей, интегрированных в интеллектуальную систему тестирования, функционирующую на принципах нечеткой логики. Необходимо определить, какая из архитектур обеспечивает наилучший баланс между точностью оценки, вычислительными затратами и способностью к обобщению на новых данных.

## **ОБЪЕКТ ИССЛЕДОВАНИЯ**

Объектом исследования выступает интеллектуальная система автоматизированной оценки знаний, функционирующая на основе гибридного подхода, который интегрирует аппарат искусственных нейронных сетей (ИНС) для анализа ответов и аппарат нечеткой логики для формирования итоговой оценки [1, 5]. Такая система представляет собой сложный программный комплекс, предназначенный для объективного и многоаспектного контроля уровня компетенций обучаемых.

Ключевой особенностью исследуемого объекта является его способность преодолевать ограничения традиционных методов тестового контроля, основанных на бинарной логике. В отличие от них, рассматриваемая система предназначена для эффективной обработки развернутых, неструктурированных или частично правильных ответов, что является значительной проблемой для стандартных тестовых платформ [2]. Применение аппарата нечеткой логики позволяет системе оперировать нечеткими лингвистическими оценками и многозначными шкалами (например, 12-балльной), что обеспечивает более гибкую, дифференцированную и объективную оценку знаний [1, 4].

Центральным аналитическим ядром исследуемой системы является искусственная нейронная сеть, ответственная за обработку входных данных (ответов студентов) и их последующую классификацию или регрессионную оценку. В рамках объекта исследования рассматриваются различные архитектуры ИНС (такие как MLP, CNN, RNN, LSTM и др.), которые выступают в качестве альтернативных реализаций этого аналитического ядра. Таким образом, исследуется не просто нейронная сеть в вакууме, а ее функционирование внутри комплексной интеллектуальной системы, где ее выходные данные интерпретируются с помощью механизма нечеткого вывода для формирования итоговой оценки [4, 6].

## **ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ ИССЛЕДОВАНИЯ**

Целью настоящего исследования является проведение комплексного сравнительного анализа различных архитектур искусственных нейронных сетей (ИНС) для теоретического обоснования выбора наиболее эффективной из них для применения в интеллектуальных системах тестирования на основе нечеткой логики. Работа носит теоретико-аналитический характер и фокусируется на анализе и синтезе результатов, уже полученных научным сообществом, для формирования обобщенного вывода о перспективности тех или иных моделей.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- Проанализировать научную литературу, посвященную применению нейронных сетей и нечеткой логики в автоматизации оценки знаний. В рамках этой задачи необходимо выявить ключевые архитектуры ИНС (MLP, CNN, RNN, LSTM, Transformer и др.), используемые в данной и смежных областях, а также изучить теоретические предпосылки их интеграции с системами нечеткого вывода.
- Изучить и обобщить методологии и метрики оценки, применяемые в проанализированных источниках для сравнения производительности нейросетевых моделей. Это позволит сформировать единый набор критериев (например, точность, F1-мера, QWK, MSE) для сопоставления результатов, представленных в разных исследованиях, и объективной оценки их выводов.
- Провести сопоставительный анализ результатов и выводов, представленных в отобранных научных работах. Необходимо сравнить заявленную в источниках производительность различных архитектур, выявить общие тенденции, а также отметить преимущества и недостатки каждой модели применительно к задачам оценки знаний.
- На основе проведенного анализа сформулировать теоретически обоснованные рекомендации по выбору наиболее перспективной архитектуры ИНС для создания точных, эффективных и интерпретируемых систем оценки знаний, функционирующих на принципах нечеткой логики.

## **МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ**

В основе данного исследования лежит методология теоретического анализа, включающая сопоставление и обобщение данных из актуальных научных источников. Работа имеет аналитическую направленность и не включает проведение собственных практических экспериментов, концентрируясь на тщательном изучении и сравнении уже апробированных подходов к созданию интеллектуальных оценочных систем.

Информационной базой послужил отбор и анализ научных публикаций, включая статьи, обзоры и доклады конференций, которые освещают разработку и использование нейронных сетей и нечеткой логики в сфере автоматизированной оценки знаний. В процессе работы были рассмотрены предложенные разными авторами архитектуры нейронных сетей, концепции построения гибридных нейро-нечетких моделей, а также применяемые ими функции принадлежности, алгоритмы обучения и метрики для оценки качества.

Компаративный анализ различных подходов строился на следующих ключевых аспектах:

- Структурные характеристики моделей: изучались конструктивные отличия между нейросетями различных типов – от классических MLP до современных трансформеров – и их потенциал для решения задач, связанных с анализом данных в системах тестирования.
- Производительность в аналогичных приложениях: сопоставлялись результаты, продемонстрированные моделями в смежных областях, таких как автоматическая оценка эссе и создание вопросно-ответных систем для экстраполяции выводов на задачу оценки знаний.
- Совместимость с нечеткой логикой: анализировались возможности интеграции нейросетевых архитектур с механизмами нечеткого вывода и оценивалось, как такое сочетание влияет на общую эффективность и понятность работы системы.
- Ресурсоемкость и требования к данным: сравнивались потребности различных моделей в объемах обучающих выборок, времени на обучение и аппаратных мощностях, что является значимым аспектом для их внедрения на практике.

## РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Анализ источников [6–9, 11, 13] показал, что задачи, аналогичные оценке знаний, такие как автоматическая оценка эссе (Automated Essay Scoring, AES) и анализ тональности текста, являются релевантными тестовыми полигонами для сравнения эффективности ИНС [8]. В ходе исследования была сопоставлена их производительность по ключевым для данной задачи показателям.

Прежде чем перейти к сравнению, необходимо уточнить используемую терминологию. Под производительностью в контексте данного исследования понимается совокупность характеристик модели, включающих точность, скорость работы и требования к ресурсам. Ключевым критерием эффективности для систем оценки знаний является точность – способность модели давать оценку, максимально близкую к экспертной. Именно этот показатель был выбран в качестве основного для сравнительного анализа.

В ходе исследования была сопоставлена эффективность следующих ключевых архитектур:

- Многослойный персептрон (MLP): является базовой архитектурой, которая, однако, показывает ограниченную эффективность при работе со сложными последовательными данными, такими как текст. В современных исследованиях MLP чаще используется как часть более сложных гибридных моделей или для задач регрессии на уже извлеченных признаках [6, 12].
- Сверточные нейронные сети (CNN): изначально разработанные для обработки изображений, CNN успешно адаптированы для анализа текста. Они эффективно извлекают локальные признаки (n-граммы) и устойчивые паттерны, рассматривая текст как одномерную последовательность [14, 15]. Модели на основе CNN демонстрируют высокую скорость работы, но могут уступать рекуррентным сетям в улавливании долгосрочных зависимостей в тексте [15].
- Рекуррентные нейронные сети (RNN): классические RNN предназначены для обработки последовательных данных, но страдают от проблемы исчезающего градиента, что ограничивает их способность анализировать длинные тексты [6, 14].
- Сети с долгой краткосрочной памятью (LSTM): являются развитием RNN, эффективно решая проблему исчезающего градиента за счет использования специальных ячеек памяти. LSTM-сети показывают значительно лучшие результаты в задачах обработки естественного языка, чем классические RNN, и долгое время считались стандартом в этой области [6, 7, 15].
- Двухнаправленные LSTM (BLSTM): данная архитектура является усовершенствованием LSTM, обрабатывая последовательность в двух направлениях – прямом и обратном. Это позволяет модели учитывать, как предыдущий, так и последующий контекст, что критически важно для глубокого понимания семантики текста. Исследования показывают, что BLSTM

стабильно превосходит однонаправленные LSTM по точности и полноте в задачах, требующих контекстного анализа [7, 13].

- Трансформеры (включая BERT): архитектура Transformer, основанная на механизме внимания (attention mechanism), представляет собой современный стандарт в NLP. Модели, подобные BERT, способны улавливать сложные контекстуальные связи в тексте на больших расстояниях и демонстрируют передовые результаты во многих задачах, включая AES [9, 15, 16]. Однако они требуют значительных вычислительных ресурсов и больших объемов данных для обучения [9].

Для наглядного сопоставления ключевых характеристик и производительности моделей была составлена таблица.

Таблица – Сравнительная характеристика архитектур нейронных сетей

Архитектура	Преимущества	Недостатки	Типичное применение в оценке
MLP	Простота реализации, высокая скорость на готовых признаках	Плохо справляется с последовательными данными, не улавливает контекст	Регрессионный анализ числовых признаков, извлеченных из ответа
CNN	Эффективное извлечение локальных признаков (n-грамм), высокая скорость	Ограниченная способность к улавливанию долгосрочных зависимостей	Анализ структуры ответа, выявление ключевых фраз и терминов
RNN	Способность обрабатывать последовательности	Проблема исчезающего/взрывающегося градиента, сложность обучения на длинных текстах	Анализ коротких ответов, где важен порядок слов
LSTM	Эффективная работа с долгосрочными зависимостями, решение проблемы градиентов	Более высокая вычислительная сложность по сравнению с CNN	Анализ эссе, проверка семантической связности и логики изложения
BLSTM	Учет двунаправленного контекста, что повышает точность понимания	Еще более высокая ресурсоемкость, чем у LSTM	Глубокий семантический анализ ответов, оценка релевантности аргументов
Transformer	Механизм внимания, параллельная обработка, лучший захват глобального контекста	Высокая требовательность к данным и вычислительным ресурсам, сложность интерпретации	Комплексная оценка развернутых ответов, сопоставление с эталоном (state-of-the-art)

Для наглядной демонстрации обобщенных выводов был построен сравнительный график (рисунок), иллюстрирующий иерархию архитектур по показателю точности. Важно пояснить принцип его построения. Поскольку анализ основан на множестве научных работ, использующих различные наборы данных и метрики (Accuracy, F1-score, QWK и др.), прямое количественное сопоставление их результатов некорректно. Поэтому данные для графика являются синтетическими и отражают общую тенденцию, выявленную в ходе метаанализа источников.

Значения по горизонтальной оси (рисунок) представляют собой обобщенный показатель точности, выраженный в условных единицах на шкале от 0 до 1. Этот количественный показатель не является результатом одного конкретного эксперимента, а служит для визуализации качественной иерархии: он демонстрирует относительное превосходство одних моделей над другими, агрегируя выводы из проанализированной литературы [6, 7, 11].

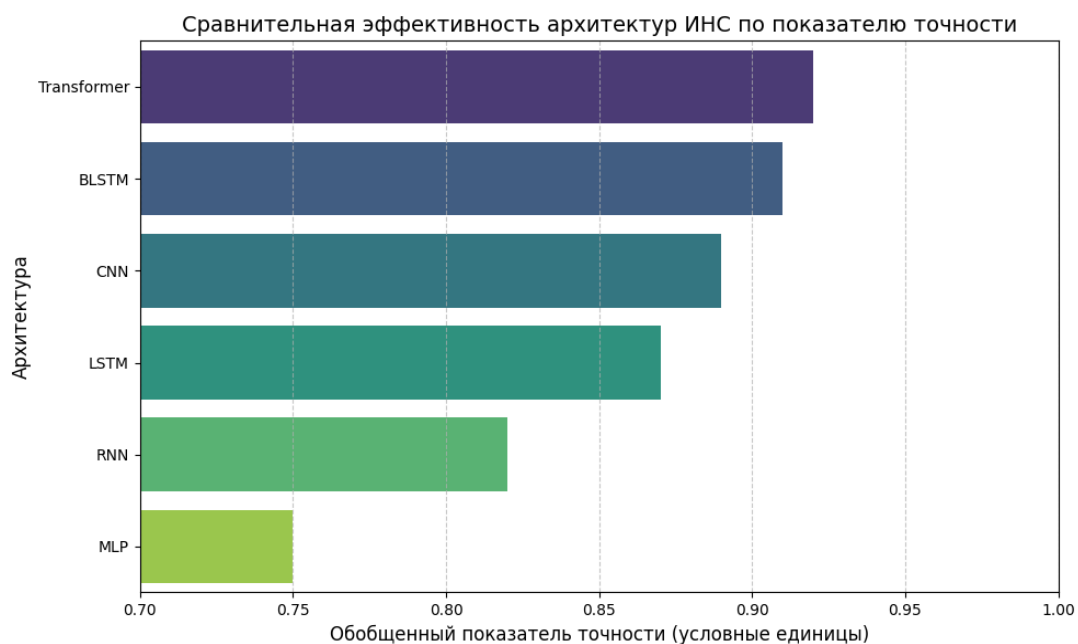


Рисунок – Иерархия нейросетевых архитектур по показателю точности

Как видно из таблицы и рисунка, наблюдается четкая тенденция: по мере усложнения архитектуры и ее способности улавливать контекст, точность в задачах анализа текста растет. Модели BLSTM и Transformer демонстрируют наилучшие результаты, что делает их наиболее перспективными кандидатами для аналитического ядра интеллектуальной системы оценки.

Анализ источников подтвердил, что ключевым недостатком традиционных систем тестирования является их бинарная природа («верно/неверно»), которая не позволяет адекватно оценивать частично правильные, неполные или творческие ответы [2]. Применение аппарата нечеткой логики позволяет решить эту проблему.

Гибридный нейро-нечеткий подход, описанный в ряде работ [1, 4, 17], сочетает в себе сильные стороны обоих методов:

- Нейронная сеть выступает в роли мощного аналитического инструмента, который обучается на большом массиве данных (ответах студентов и экспертных оценках) и извлекает сложные, нелинейные зависимости. Выход нейросети представляет собой вектор признаков или предварительную оценку.
- Система нечеткого вывода (Fuzzy Inference System) принимает на вход результаты работы ИНС и интерпретирует их с помощью набора лингвистических правил (например, «ЕСЛИ ответ семантически близок к эталону И содержит мало грамматических ошибок, ТО оценка 'высокая'»).

Такой подход позволяет:

- Повысить гибкость оценки: Вместо бинарной шкалы используется многозначная, оперирующая такими понятиями, как «ответ почти полный», «содержит незначительные неточности» [1, 2].
- Увеличить объективность: Система способна дифференцированно учитывать степень соответствия ответа множеству критериев, снижая субъективность, присущую ручной проверке [2].
- Повысить интерпретируемость: В отличие от «черного ящика» чистой нейросети, система нечеткого вывода работает на основе понятных человеку правил, что делает процесс принятия решения более прозрачным [4, 18].

Исследования показывают, что гибридные системы, такие как ANFIS (Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System), успешно сочетают обучаемость нейронных сетей с прозрачностью нечетких правил, что делает их идеальными кандидатами для создания интеллектуальных систем тестирования [4, 17].

Таким образом, результаты исследования показывают, что для создания эффективной интеллектуальной системы оценки знаний наиболее перспективным является гибридный подход. В качестве аналитического ядра следует использовать современные архитектуры, такие как BLSTM или Transformer, благодаря их высокой способности к глубокому семантическому анализу текста. Для интерпретации результатов их работы и формирования гибкой, многозначной и объективной итоговой оценки необходимо интегрировать их с системой нечеткого вывода. Этот синтез позволяет преодолеть ограничения как чисто нейросетевых, так и традиционных систем оценки, обеспечивая наилучший баланс между точностью, гибкостью и интерпретируемостью.

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

Проведенный теоретический сравнительный анализ позволил обобщить существующие научные подходы к применению искусственных нейронных сетей и нечеткой логики в задачах автоматизированной оценки знаний. Исследование было направлено на выявление наиболее перспективной архитектуры для создания интеллектуальных систем тестирования, способных преодолеть ограничения традиционных бинарных методов оценки.

Ключевым выводом является то, что для эффективного анализа сложных, развернутых ответов, требующих глубокого семантического понимания, наиболее предпочтительными являются современные нейросетевые архитектуры. Сравнительный анализ производительности показал явную иерархию моделей, в которой двунаправленные сети с долгой краткосрочной памятью (BLSTM) и, в особенности, архитектуры на основе трансформеров (например, BERT), демонстрируют наивысшую точность. Их способность улавливать двунаправленный и глобальный контекст в тексте делает их идеальными кандидатами на роль аналитического ядра в интеллектуальной системе оценки.

В то же время стало понятно, что применение исключительно нейросетевых моделей, несмотря на их высокую точность, не решает проблему «черного ящика» и не обеспечивает необходимую гибкость и многогранность оценки. Для преодоления жесткости бинарной логики и повышения объективности итогового балла необходима интеграция с аппаратом нечеткой логики. Использование лингвистических переменных и функций принадлежности позволяет системе оперировать качественными, «человеческими» категориями оценки, адекватно обрабатывая частично правильные или неполные ответы.

Таким образом, настоящее исследование позволяет сделать теоретически обоснованный вывод о том, что наиболее перспективным подходом к созданию интеллектуальных систем автоматизированного контроля знаний является гибридная нейро-нечеткая модель. Рекомендуемая архитектура такой системы предполагает двухуровневую структуру:

**Аналитическое ядро**, реализованное на базе современной нейронной сети (BLSTM или Transformer), которое отвечает за глубокий семантический анализ ответа студента и извлечение ключевых признаков.

**Оценочный механизм**, построенный на основе системы нечеткого логического вывода (например, ANFIS), который интерпретирует результаты работы нейронной сети и формирует гибкую, многозначную итоговую оценку на основе набора понятных правил.

Такой синергетический подход позволяет объединить высокую аналитическую мощность глубокого обучения с интерпретируемостью и гибкостью нечеткой логики. Это открывает путь к созданию систем оценки нового поколения, которые не только автоматизируют процесс проверки, но и делают его более объективным, информативным и справедливым, приближая его к качеству оценки, выполняемой опытным экспертом.

## **СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Григорьев, А. П. О применении нейронных сетей в тестировании знаний / А. П. Григорьев, В. Я. Мамаев // Научное приборостроение. – 2016. – № 4. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/o-primenenii-neyronnyh-setey-v-testirovanii-znaniy> (дата обращения: 26.10.2025).

2. Рудинский, И. Д. Структурные основы тестологии / И. Д. Рудинский. – Изд. 2-е, испр. – Москва: Горячая линия – Телеком, 2015. – 244 с.
3. Хоч, М. Д. Использование нечеткой модели в автоматизированной системе тестирования знаний / М. Д. Хоч // Материалы IV Национальной научно-технической конференции студентов и курсантов «Дни науки». – Калининград: Изд-во БГАРФ ФГБОУ ВО «КГТУ», 2025. – С. 288–290.
4. Ханевский, А. А. Сравнение результатов моделирования нейро-нечеткой сети в Matlab / А. А. Ханевский // Научный журнал. – 2019. – № 1 (35). – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sravnenie-rezultatov-modelirovaniya-neyro-nechetkoy-seti-v-matlab> (дата обращения: 26.10.2025).
5. Шилонос, А. В. Интеллектуальная измерительная система на основе нейросетевых технологий и нечеткой логики / А. В. Шилонос // Вестник ТГТУ. – 2022. – № 2. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/intellektualnaya-izmeritelnaya-sistema-na-osnove-neyrosetevykh-tehnologiy-i-nechetkoy-logiki> (дата обращения: 26.10.2025).
6. Комличенко, В. Н. Сравнительный анализ различных архитектур нейронных сетей для задач регрессии / В. Н. Комличенко, В. А. Федосенко, А. С. Купрейчик // Экономика и качество систем связи. – 2025. – № 35. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sravnitelnyy-analiz-razlichnyh-arhitektur-neyronnyh-setey-dlya-zadach-regressii> (дата обращения: 26.10.2025).
7. Подход к проектированию интеллектуальной вопросно-ответной системы, построенной на основе применения нейронных сетей / В. В. Тельбух, П. А. Глыбовский, А. С. Гудков, И. А. Ратушняк // Известия ТулГУ. Технические науки. – 2025. – № 2. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/podhod-k-proektirovaniyu-intellektualnoy-voprosno-otvetnoy-sistemy-postroennoy-na-osnove-primeneniya-neyronnyh-setey> (дата обращения: 26.10.2025).
8. Ramesh, D. An automated essay scoring systems: a systematic literature review / D. Ramesh, S. K. Sanampudi // Artificial Intelligence Review. – 2022. – Vol. 55. – P. 2495–2527.
9. On the Use of Bert for Automated Essay Scoring: Joint Learning of Multi-Scale Essay Representation / Y. Wang, C. Wang, R. Li, H. Lin // Proceedings of the 2022 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. – Seattle, United States: Association for Computational Linguistics, 2022. – P. 3416–3425.
10. Zhao, X. A hybrid deep learning and fuzzy logic framework for feature-based evaluation of english Language learners / X. Zhao // Scientific Reports. – 2025. – Vol. 15, 33657.
11. Трифонов, К. В. Сравнение сверточной и рекуррентной архитектур нейронных сетей при решении задачи анализа тональности текста / К. В. Трифонов // Молодой исследователь Дона. – 2024. – № 2. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sravnenie-svertochnoy-i-rekurrentnoy-arhitektur-neyronnyh-setey-pri-reshenii-zadachi-analiza-tonalnosti-teksta> (дата обращения: 26.10.2025).
12. Перков, А. С. Сравнение методов обучения нейронных сетей в задаче классификации / А. С. Перков [и др.] // Известия СПбГЭТУ «ЛЭТИ». – 2019. – № 6.
13. Azhari, A. Optimization of AES using BERT and BiLSTM for Grading the Online Exams / A. Azhari [et al.] // International Journal of Intelligent Engineering & Systems. – 2024. – Vol. 17, № 5.
14. Шилова, Н. В. Эффективность нейросетевых моделей в обучении иностранным языкам / Н. В. Шилова // Проблемы современного педагогического образования. – 2024. – № 85-1. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/effektivnost-neyrosetevykh-modeley-v-obuchenii-inostrannym-yazykam> (дата обращения: 28.10.2025).
15. Mashru, D. Comparative Analysis of CNN, RNN, LSTM, and Transformer Architectures in Deep Learning / D. Mashru, K. Vora // Educational Administration: Theory and Practice. – 2023. – Vol. 29, № 4. – P. 5439–5443.
16. Wu, Y. Critical Thinking Writing Assessment in Middle School Language: Logic Chain Extraction and Expert Score Correlation Test Using BERT-CNN Hybrid Model / Y. Wu, Q.-H. Zheng // Applied Sciences. – 2025. – Vol. 15, № 19. – P. 10504.



17. Финогеев, А. А. Интеллектуальный анализ сенсорных данных на основе нечеткой логики и нейронной сети в системе мониторинга критических событий / А. А. Финогеев // Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе. – 2023. – № 3 (47). – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/intellektualnyy-analiz-sensornyh-dannyh-na-osnove-nechetkoy-logiki-i-neyronnoy-seti-v-sisteme-monitoringa-kriticheskikh-sobytiy> (дата обращения: 28.10.2025).

18. Kang, W. A merged fuzzy system and neural network for improving management method and strategy in scientific research and education / W. Kang // Scientific Reports. – 2025. – Vol. 15, 21491.

## COMPARATIVE ANALYSIS OF NEURAL NETWORK ARCHITECTURES FOR KNOWLEDGE ASSESSMENT IN INTELLECTUAL COMPUTING TECHNOLOGIES BASED ON FUZZY LOGIC

M. D. Khoch, student

E-mail: invokerdarkoverlord@gmail.com  
Kaliningrad State Technical University

A. A. Tomilov, student

E-mail: Lehatomilov@yandex.ru  
Kaliningrad State Technical University

The article provides a theoretical comparative analysis of the effectiveness of various artificial neural network (ANN) architectures for application in intelligent knowledge testing systems. The problem of the limitations of traditional assessment systems based on binary logic is considered, and the feasibility of using a hybrid approach that combines neural network analysis with fuzzy logic to increase the objectivity and flexibility of assessment is substantiated. Based on the analysis of relevant scientific publications, the performance of classical (MLP, CNN), recurrent (RNN, LSTM, BLSTM), and transformer architectures in tasks analogous to knowledge assessment is compared. As a result of the analysis, the advantages and disadvantages of each model have been systematized, which allows for a theoretical justification for the choice of the most promising architecture for creating accurate and interpretable systems for automated knowledge control.

**Keywords:** *artificial neural networks, fuzzy logic, intelligent testing system, comparative analysis, neural network architecture, LSTM, BLSTM, Transformer, automated knowledge assessment, machine learning.*