

УДК 004.4

## **РЕАЛИЗАЦИЯ РАБОТЫ НЕЙРОСЕТИ ПРИ РЕШЕНИИ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ ЗАДАЧ**

**Домбровский Я.А.**

*старший преподаватель*

*Калужский государственный университет им. К.Э. Циолковского,  
Калуга, Россия*

**Домбровский Г.А.**

*магистрант*

*Калужский государственный университет им. К.Э. Циолковского,  
Калуга, Россия*

### **Аннотация.**

В статье рассматриваются технические и алгоритмические основы реализации работы нейронных сетей при решении образовательных задач. Раскрываются архитектурные принципы построения нейросетей – от классического перцептрана до современных трансформеров, лежащих в основе крупных языковых моделей. Представлены механизмы функционирования нейросетевых структур, включая этапы предобработки данных, обучение с учителем и без учителя, оптимизацию параметров и применение функции обратного распространения ошибки. Особое внимание уделяется применению нейронных сетей в интеллектуальных образовательных системах и их роли в развитии у студентов аналитического и критического мышления. В статье представлена структурная схема реализации нейросети, адаптированной для задач образовательного моделирования и анализа цифрового поведения студентов. Описаны принципы взаимодействия искусственного интеллекта с

пользователями, обеспечивающие персонализированную подачу учебного материала.

**Ключевые слова:** нейронные сети, искусственный интеллект, трансформер, обработка данных, цифровая компетентность, информационная культура, образовательные технологии.

## ***IMPLEMENTATION OF NEURAL NETWORK OPERATION IN SOLVING EDUCATIONAL TASKS***

***Dombrovsky Y.A.***

*Senior Lecturer*

*Kaluga State University named after K.E. Tsiolkovsky,  
Kaluga, Russia*

***Dombrovsky G.A.***

*Master's student*

*Kaluga State University named after K.E. Tsiolkovsky,  
Kaluga, Russia*

### **Annotation.**

The article examines the technical and algorithmic foundations of implementing neural networks for solving educational tasks. It reveals the architectural principles of constructing neural networks, ranging from the classical perceptron to modern transformers that underlie large language models. The mechanisms of operation of neural network structures are presented, including stages of data preprocessing, supervised and unsupervised learning, parameter optimization, and the use of the backpropagation algorithm. Particular attention is paid to the application of neural networks in intelligent educational systems and to their role in developing students' analytical and critical thinking. The article presents a structural scheme for implementing a neural network adapted to the tasks of educational modeling and

analysis of students' digital behavior. The principles of interaction between artificial intelligence and users that ensure the personalized delivery of learning content are described.

**Key words:** neural networks, artificial intelligence, transformer, data processing, digital competence, information culture, educational technologies.

Современное развитие информационных технологий приводит к активному внедрению систем искусственного интеллекта и нейросетевых алгоритмов во все сферы человеческой деятельности, включая образование. В последние годы наблюдается стремительный рост числа нейронных архитектур, использующих принципы глубокого обучения (deep learning) для решения сложных задач обработки естественного языка, анализа изображений, прогнозирования и интеллектуального управления [3,5].

В образовательной среде эти технологии открывают новые возможности: автоматизированное оценивание знаний, адаптивное обучение, генерация учебных материалов и интеллектуальные ассистенты [1]. Однако полноценное использование потенциала нейронных сетей требует понимания не только их педагогической ценности, но и технических принципов функционирования, что является одной из задач формирования информационной культуры будущего специалиста [10].

Цель данной статьи заключается в анализе архитектурных и алгоритмических принципов работы нейросетей, описании их технической реализации и определении возможностей их использования в образовательных системах, направленных на развитие информационной культуры студентов.

Современные нейронные сети представляют собой сложные многоуровневые вычислительные структуры, основанные на принципах биологического моделирования нервной системы человека. В их основе лежит искусственный нейрон – математический элемент, который получает на вход

множество сигналов, обрабатывает их с помощью весовых коэффициентов и передаёт результат активации на следующий уровень сети [2,9].

Работа нейрона описывается формулой:

$$y = f \left( \sum_{i=1}^n (w_i x_i) + b \right)$$

где  $x_i$  – входные сигналы,  $w_i$  – весовые коэффициенты,  $b$  – смещение (bias), а  $f(x)$  – функция активации.

Функция активации определяет, как нейрон преобразует сумму входов в выходной сигнал. Наиболее часто используются:

- сигмоидальная функция, которая обеспечивает плавное изменение выходного сигнала в диапазоне (0, 1).

$$f(x) = \left( \frac{1}{1 + e^{-x}} \right)$$

- ReLU (Rectified Linear Unit) используется для ускорения обучения глубоких сетей

$$f(x) = \max(0, x)$$

- $\tanh$  — гиперболический тангенс, обеспечивающий нормализацию значений в диапазоне (-1,1).

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{(e^x - e^{-x})}{(e^x + e^{-x})}$$

Выбор функции активации напрямую влияет на способность сети к обучению и скорость сходимости алгоритма.

Нейронная сеть обучается путём корректировки весов  $w_i$  для минимизации ошибки между ожидаемым и фактическим выходом сети. Процесс обучения обычно реализуется методом обратного распространения ошибки (backpropagation), при котором градиент функции потерь вычисляется с помощью цепного правила дифференцирования.

Функция потерь (loss function) определяется как:

$$L = \left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

где  $y_i$  – истинное значение, а  $\hat{y}_i$  – предсказанное моделью.

Для оптимизации весов применяются алгоритмы:

- SGD (Stochastic Gradient Descent) – стохастический градиентный спуск;
- Adam (Adaptive Moment Estimation) – адаптивный метод, использующий усреднение первых и вторых моментов градиентов;
- RMSprop – модификация с нормализацией шага обучения.

Процесс обучения повторяется итерационно: сеть получает обучающую выборку, вычисляет ошибку, корректирует веса и постепенно снижает значение функции потерь.

Основные архитектуры нейронных сетей, применяемые в настоящее время:

Многослойный перцептрон (MLP) – это базовый тип сети, состоящий из входного, скрытых и выходного слоёв. Каждый нейрон одного слоя связан со всеми нейронами следующего. MLP используется для задач классификации, регрессии и обработки структурированных данных.

Сверточные нейронные сети (CNN) – применяются для обработки изображений и видео. Их ключевая особенность – наличие сверточных слоёв, выполняющих фильтрацию входных данных с помощью ядер (kernels).

Формула свертки:

$$S(i, j) = (I * K)(i, j) = \sum_m \sum_n I(i + m, j + n)K(m, n)$$

Сверточные сети включают пулы (pooling layers) для уменьшения размерности и ускорения вычислений.

Рекуррентные нейронные сети (RNN) – ориентированы на обработку последовательностей данных (текст, временные ряды). Их особенность –

наличие обратных связей, позволяющих сохранять информацию о предыдущих состояниях.

Расширенные варианты: LSTM (Long Short-Term Memory) и GRU (Gated Recurrent Unit) – решают проблему исчезающих градиентов.

Наиболее современные архитектуры, применяемые в языковых моделях (ChatGPT, GigaChat, YandexGPT). Их ключевая идея – механизм самовнимания (self-attention), позволяющий учитывать взаимосвязи между всеми элементами входной последовательности.

Формула самовнимания:

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V$$

где Q, K, V — матрицы запросов, ключей и значений;  $d_k$  – размерность ключей.

Технический анализ существующих нейросетевых систем, применяемых в образовании, показал, что эффективность их функционирования определяется архитектурой, объёмом обучающих данных и корректностью выбора оптимизационных алгоритмов. На практике значительную роль играет точность предсказаний и способность модели к контекстной адаптации. Сравнительная характеристика архитектур нейронных сетей представлена в таблице 1.

Таблица 1 – Сравнительная характеристика архитектур нейронных сетей

Архитектура	Особенности	Преимущества	Ограничения	Применение
MLP	Многослойный перцептрон с плотными связями	Простота реализации, малые вычислительные затраты	Ограниченные возможности при работе с неструктурированными данными	Автоматическая классификация тестов
CNN	Сверточные слои, фильтрация признаков	Эффективна для анализа изображений	Требует больших объемов данных	Анализ рукописных работ, инфографики
RNN / LSTM	Обработка последовательностей	Память о контексте, прогнозирование ответов	Проблема исчезающих градиентов	Анализ текстов, отслеживание динамики обучения

Transformer	Механизм самовнимания, параллельные вычисления	Высокая точность, контекстная адаптивность	Большие вычислительные ресурсы	Диалоговые системы, генерация учебных материалов
-------------	--	--	--------------------------------	--

Для оценки эффективности нейросетевых систем в образовательных задачах оценивание производилось по ряду технических метрик, представленных в таблице 2.

Таблица 2 – Технические метрики, используемые для оценки эффективности нейросетевых систем

Метрика	Обозначение	Описание
Accuracy (Точность)	$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$	Доля правильно классифицированных ответов
Precision (Прецизионность)	$P = \frac{TP}{TP + FP}$	Доля релевантных предсказаний среди всех сгенерированных
Recall (Полнота)	$R = \frac{TP}{TP + FN}$	Способность модели обнаруживать все верные ответы
F1-score	$F1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R}$	Баланс между точностью и полнотой
Perplexity (Озадаченность)	$PP = e^{-(\frac{1}{N}) \sum \log P(w_i)}$	Используется в языковых моделях, отражает предсказуемость текста

Анализ образовательных нейросетевых моделей (ChatGPT, GigaChat, YandexGPT) показывает среднюю точность в диапазоне 86–92% при генерации педагогически корректных ответов.

Современные модели требуют значительных вычислительных ресурсов. Например, обучение трансформера с 7 млрд параметров может занимать до 2000 GPU-часов при энергопотреблении около 1800 кВт/ч.

Для образовательных учреждений это создаёт необходимость оптимизации – использование облегчённых моделей (DistilGPT, TinyBERT), технологий transfer learning и quantization, снижающих объём памяти и энергозатраты.

В образовательных приложениях эффективным решением является гибридный подход, при котором тяжёлые вычисления выполняются в облаке, а локальная система университета взаимодействует с ИИ через API. Это позволяет минимизировать энергопотребление и ускорить отклик системы.

Для апробации был разработан прототип нейросетевой подсистемы EduNet-AI, реализованный на фреймворке PyTorch с применением архитектуры Transformer Encoder-Decoder.

Система включала три блока:

1. Data Preprocessing – очистка и нормализация данных учебных журналов;
2. Model Training – обучение на корпусе студенческих ответов;
3. Evaluation – проверка результатов по метрикам Accuracy и F1-score.

Результаты обучения представлены в таблице 3.

Таблица 3 – Результаты обучения и тестирования модели EduNet-AI

Метрика	Обучающий набор	Тестовый набор
Accuracy	93.4%	89.7%
Precision	91.2%	87.5%
Recall	90.6%	86.9%
F1-score	90.9%	87.2%

Проведённый анализ технических принципов реализации нейронных сетей и их применения в образовательных системах позволяет сделать ряд обобщающих выводов.

Нейросетевые технологии сегодня являются ключевым направлением развития цифровой инфраструктуры образования. Их архитектура – от классического перцептрона до современных трансформеров – демонстрирует высокую эффективность при решении задач обработки данных, генерации текста и моделирования взаимодействий «человек–компьютер». Понимание алгоритмических и вычислительных принципов работы нейросетей становится

неотъемлемой частью профессиональной подготовки специалистов технического и педагогического профиля [4,7].

Экспериментальные данные, полученные в ходе тестирования модели EduNet-AI, подтверждают техническую реализуемость и эффективность применения нейросетевых решений в задачах анализа учебных текстов и формирования индивидуальных заданий. Высокие показатели точности (до 89,7% на тестовых выборках) свидетельствуют о стабильности и надёжности работы разработанного прототипа.

Перспективы дальнейшего развития нейросетевых технологий в образовании связаны с внедрением мультиагентных систем искусственного интеллекта, федеративного обучения и объяснимого ИИ. Эти направления позволяют повысить прозрачность алгоритмов, снизить вычислительные издержки и обеспечить защиту персональных данных обучающихся [6,8].

Таким образом, реализация работы нейросети при решении образовательных задач представляет собой не только техническую задачу, но и стратегическое направление развития образовательных систем нового поколения. Освоение принципов функционирования нейросетей способствует формированию у студентов компетенций цифрового анализа, критического восприятия информации и ответственности при взаимодействии с ИИ-технологиями, что является фундаментом современной информационной культуры.

### **Библиографический список:**

1. Бермус, А. Г. Преимущества и риски использования ChatGPT в системе высшего образования: теоретический обзор / А. Г. Бермус // Педагогика. Вопросы теории и практики. – 2024. – Т. 9. – № 8. – С. 776–787.
2. Васенков, Д. В. Методы обучения искусственных нейронных сетей / Д. В. Васенков // Компьютерные инструменты в образовании. – 2007. – № 1. – С. 20–29.

3. Галлини, Н. И. Использование искусственного интеллекта в интеллектуальной системе цифровой образовательной среды вуза : монография / Н. И. Галлини, А. А. Денисенко, А. Н. Казак, М. А. Руденко. – Тамбов : Изд-во «Грамота», 2022. – 109 с.
4. Гребенюк, Е. В. Искусственный интеллект в образовании: возможности, методы и рекомендации для педагогов / Е. В. Гребенюк, Д. Г. Даниелян, С. С. Даниелян, С. О. Крамаров. – М. : Издательский центр РИОР, 2024. – 99 с.
5. Гудфеллоу, Я. Глубокое обучение / Я. Гудфеллоу, И. Бенджио, А. Курвилл ; пер. с англ. А. А. Слинкина. – 2-е изд. – М. : ДМК Пресс, 2018. – 652 с.
6. Иванченко, Д. А. Нейросетевые технологии в образовании: возможности и применение : метод. пособие / Д. А. Иванченко. – М. : Директ-Медиа, 2025. – 88 с.
7. Околелов, О. П. Искусственный интеллект и инновационные педагогические средства в образовании : монография / О. П. Околелов. – М. ; Берлин : Директ-Медиа, 2020. – 180 с.
8. Раицкая, Л. К. Перспективы применения ChatGPT для высшего образования: обзор международных исследований / Л. К. Раицкая, М. Р. Ламбовска // Интеграция образования. – 2024. – Т. 28. – № 1. – С. 10–21.
9. Ростовцев, В. С. Искусственные нейронные сети : учебник для вузов / В. С. Ростовцев. – 4-е изд., стер. – СПб. : Лань, 2024. – 216 с.
10. Токтарова, В. И. ChatGPT в работе педагога: возможности и риски использования / В. И. Токтарова, О. В. Ребко // Цифровая гуманитаристика и технологии в образовании (DHTE 2023): сб. ст. IV Междунар. науч.-практ. конф. – М. : МГППУ, 2023. – С. 421–430.