

УДК 004.8

*Гурбанова Лейла Гадировна, студентка кафедры прикладной
математики,*

Российский технологический университет МИРЭА,

г. Москва

Gurbanova Leila Gadirovna, Student, Department of Applied Mathematics,

RTU MIREA,

Moscow

КВАНТОВЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И ПЕРСПЕКТИВЫ ИХ ПРИМЕНЕНИЯ В АНАЛИЗЕ ДАННЫХ

***Аннотация.** В статье рассматриваются квантовые нейронные сети как перспективное направление развития искусственного интеллекта и квантовых вычислений. Анализируются теоретические основы квантового машинного обучения, принципы работы кубитов и механизмы квантового параллелизма. Особое внимание уделено архитектурам квантовых нейросетевых моделей и возможностям их применения в задачах анализа данных, классификации и оптимизации. Рассматриваются основные ограничения современных квантовых вычислительных систем, включая декогеренцию, шумы и проблемы масштабируемости. Показано, что развитие квантовых нейронных сетей способно существенно повысить эффективность интеллектуальной обработки информации и сформировать новые подходы к анализу данных.*

***Ключевые слова:** квантовые нейронные сети, квантовые вычисления, машинное обучение, анализ данных, кубиты, искусственный интеллект, квантовый алгоритм, классификация, квантовое машинное обучение*

**QUANTUM NEURAL NETWORKS AND PROSPECTS FOR THEIR
APPLICATION IN DATA ANALYSIS**

***Abstract.** The article examines quantum neural networks as a promising direction in the development of artificial intelligence and quantum computing. The theoretical foundations of quantum machine learning, principles of qubit operation, and mechanisms of quantum parallelism are analyzed. Particular attention is paid to quantum neural network architectures and their applications in data analysis, classification, and optimization tasks. The main limitations of modern quantum computing systems, including decoherence, noise, and scalability issues, are considered. It is shown that the development of quantum neural networks can significantly improve the efficiency of intelligent information processing and create new approaches to data analysis.*

***Keywords:** quantum neural networks, quantum computing, machine learning, data analysis, qubits, artificial intelligence, quantum algorithm, classification, quantum machine learning*

Введение

Современные методы машинного обучения характеризуются высокой вычислительной сложностью и необходимостью обработки больших объёмов данных. Рост размерности задач искусственного интеллекта требует поиска новых вычислительных подходов, способных обеспечить повышение производительности и ускорение анализа информации. Одним из наиболее перспективных направлений является использование квантовых вычислений в задачах интеллектуальной обработки данных. Квантовые вычислительные системы основаны на принципах квантовой механики, включая суперпозицию и запутанность состояний. В отличие от классических битов, кубиты способны одновременно находиться в нескольких состояниях, что обеспечивает возможность параллельной обработки информации. Благодаря этому квантовые алгоритмы потенциально способны значительно ускорять решение отдельных вычислительных задач. На пересечении искусственного интеллекта и квантовых вычислений сформировалось направление квантового

машинного обучения, в рамках которого разрабатываются квантовые нейронные сети. Такие модели рассматриваются как перспективная альтернатива классическим нейросетевым архитектурам при решении задач классификации, прогнозирования и оптимизации.

Целью данной работы является анализ теоретических основ квантовых нейронных сетей, исследование архитектур квантового машинного обучения и оценка перспектив их применения в анализе данных.

Теоретические основы квантовых нейронных сетей

Квантовые нейронные сети представляют собой вычислительные модели, объединяющие методы искусственного интеллекта и принципы квантовой механики. Основой таких систем являются кубиты — квантовые элементы информации, способные находиться в состоянии суперпозиции. В отличие от классического бита, принимающего значения (0) или (1), состояние кубита описывается линейной комбинацией:

$$|\psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle$$

где (α) и (β) — коэффициенты вероятности квантового состояния.

Суперпозиция позволяет квантовой системе одновременно представлять множество состояний, что формирует основу квантового параллелизма. Дополнительным преимуществом является квантовая запутанность, обеспечивающая сложные корреляции между кубитами и повышающая эффективность вычислительных процессов. Большинство современных квантовых нейронных сетей реализуется в виде параметризованных квантовых схем. Такие схемы состоят из квантовых вентилях, параметры которых изменяются в процессе обучения аналогично весовым коэффициентам классических нейронных сетей. Для оптимизации параметров применяются гибридные алгоритмы, объединяющие квантовые вычисления и классические методы градиентного спуска. В задачах классификации качество работы модели оценивается с помощью функции потерь. Одной из наиболее распространённых метрик является accuracy:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

где (TP) — истинно положительные результаты, (TN) — истинно отрицательные, (FP) — ложноположительные, (FN) — ложноотрицательные классификации.

Архитектуры и применение квантового машинного обучения

Современные архитектуры квантового машинного обучения в большинстве случаев строятся как гибридные квантово-классические системы. В таких моделях квантовый процессор выполняет вычислительно сложные операции, а классические алгоритмы используются для оптимизации параметров и управления процессом обучения.

Одной из наиболее распространённых архитектур являются вариационные квантовые схемы (Variational Quantum Circuits, VQC). В этих моделях входные данные кодируются в квантовые состояния, после чего над системой выполняются последовательности квантовых преобразований. Параметры квантовых вентилях оптимизируются в процессе обучения, что позволяет модели адаптироваться к структуре данных. Для оценки качества работы модели используется функция потерь, например среднеквадратичная ошибка:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

где y_i — истинное значение, а \hat{y}_i — предсказание модели.

Квантовые нейронные сети находят применение в различных задачах анализа данных. В области классификации они используются для распознавания изображений, обработки медицинских данных и анализа финансовых показателей. Благодаря квантовому параллелизму такие модели способны эффективно работать с высокоразмерными пространствами признаков.

Дополнительным направлением является использование квантовых алгоритмов в задачах оптимизации и кластеризации. Исследуются квантовые версии алгоритмов k-means и методов снижения размерности данных. Предполагается, что в перспективе квантовые вычисления смогут существенно ускорить обработку больших массивов информации. Однако практическое применение квантового машинного обучения пока ограничивается характеристиками современных квантовых устройств. Большинство существующих квантовых процессоров обладают ограниченным числом кубитов и высоким уровнем шумов, что снижает стабильность вычислений и усложняет реализацию глубоких квантовых моделей. Тем не менее развитие квантовых архитектур и гибридных алгоритмов позволяет рассматривать квантовые нейронные сети как перспективное направление развития систем искусственного интеллекта.

Ограничения и перспективы развития квантовых моделей

Несмотря на значительный теоретический потенциал квантовых нейронных сетей, их практическое применение в анализе данных ограничено рядом фундаментальных и технологических факторов. Эти ограничения связаны как с физической природой квантовых систем, так и с текущим уровнем развития квантового аппаратного обеспечения. Одной из ключевых проблем является декогеренция — процесс потери квантовой когерентности вследствие взаимодействия системы с внешней средой. Декогеренция приводит к разрушению квантовых состояний и снижению точности вычислений, что особенно критично при выполнении многокубитных операций в нейросетевых моделях. Дополнительным ограничением выступает шумность современных квантовых устройств. Большинство существующих квантовых процессоров относится к классу NISQ (Noisy Intermediate-Scale Quantum), что означает ограниченное число кубитов и высокую чувствительность к ошибкам. В таких условиях реализация глубоких квантовых нейронных сетей становится затруднительной. Существенной проблемой также является эффект «плато градиентов» (barren plateau), при

котором значения градиентов функции потерь стремятся к нулю при увеличении размерности квантовой схемы. Это значительно усложняет процесс обучения и снижает эффективность оптимизационных алгоритмов.

Несмотря на указанные ограничения, квантовые нейронные сети обладают значительным потенциалом развития. Одним из перспективных направлений является создание гибридных квантово-классических систем, в которых квантовые вычисления используются для обработки наиболее сложных частей модели, а классические алгоритмы обеспечивают устойчивость и интерпретируемость. Также активно развиваются методы квантовой коррекции ошибок, направленные на повышение стабильности вычислений и снижение влияния шумов. В долгосрочной перспективе ожидается увеличение числа доступных кубитов и улучшение качества квантовых операций, что позволит реализовать более сложные архитектуры квантового машинного обучения.

Заключение

В ходе работы рассмотрены основные принципы построения квантовых нейронных сетей, их архитектурные особенности, а также возможные направления применения в задачах анализа данных. Показано, что квантовые вычислительные модели основаны на использовании фундаментальных свойств квантовой механики — суперпозиции и запутанности, что обеспечивает принципиально новые вычислительные возможности по сравнению с классическими подходами. Анализ существующих квантовых алгоритмов демонстрирует, что квантовые нейронные сети могут быть эффективно использованы в задачах классификации, оптимизации и обработки многомерных данных. Особый интерес представляют гибридные квантово-классические модели, которые позволяют компенсировать ограничения современных квантовых устройств и обеспечивают более устойчивое обучение.

В то же время выявлены ключевые ограничения практического применения квантовых нейросетевых моделей, включая декогеренцию, шумность вычислений и проблему масштабируемости. Эти факторы существенно замедляют переход от теоретических моделей к промышленным квантовым системам анализа данных. Тем не менее развитие технологий квантовых вычислений, а также совершенствование методов квантового машинного обучения позволяют рассматривать квантовые нейронные сети как перспективное направление исследований. В будущем ожидается их более глубокая интеграция в системы искусственного интеллекта и обработку больших данных, что может привести к появлению новых вычислительных парадигм.

Литература

1. Aeppli G., Rosenbaum T. Quantum Annealing and Related Optimization Methods / Ed. by A. Das, K. Chakrabarti. Lecture Notes in Physics. Heidelberg: SpringerVerlag, 2007.
2. Altaisky M. Quantum Neural Network: Tech. Report. arxiv.org:quant-ph/0107012. 2001.
3. Altaisky M., Rao V. Inverted Mexican Hat Potential in Activation of Receptor Cells // Nonlin. Analysis B. 2009.
4. Beck F. Synaptic Quantum Tunnelling in Brain Activity // Neuroquantology. 2008.
5. Beck F., Eccles J. Quantum Aspects of Brain Activity and the Role of Consciousness // PNAS. 1992.
6. Behera L., Kar I., Elitzur A. A Recurent Quantum Neural Network Model to Describe Eye Tracking of Moving Targets // Found. Phys. Lett. 2005.

7. Chrisley R. Learning in Non-Superpositional Quantum Neurocomputers // Brain, Mind and Physics / Ed. by Pylkkéanen, P. Pylkkéo. IOS Press, 1997.