

Романова Елена Юрьевна, доцент кафедры математических методов обеспечения безопасности систем факультета комплексной безопасности ТЭК, РГУ нефти и газа (НИУ) имени И.М. Губкина, г. Москва

Котрини Елена Сергеевна, студентка, РГУ нефти и газа (НИУ) имени И.М. Губкина, г. Москва

КВАНТОВЫЙ ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ: НАПРАВЛЕНИЯ РАЗВИТИЯ И ПЕРСПЕКТИВЫ ПРАКТИЧЕСКОГО ПРИМЕНЕНИЯ

Аннотация

В статье рассматривается квантовый искусственный интеллект как новое направление на пересечении искусственного интеллекта и квантовых вычислений. Представлены подходы к пониманию QAI и его направления развития. Рассмотрены квантовое машинное обучение, квантовое рассуждение, квантовое автоматическое планирование и расписания, квантовая обработка естественного языка, квантовое компьютерное зрение, квантовые агенты и многоагентные системы. Отдельное внимание уделено гибридным квантово-классическим алгоритмам как наиболее реалистичной форме применения QAI в условиях современных NISQ-устройств. На примере квантового компьютерного зрения показано использование QUBO-моделей и квантового отжига для задач сегментации изображений. Сделан вывод, что на современном этапе квантовый искусственный интеллект не заменяет классические методы искусственного интеллекта, а применяется как инструмент его улучшения за счет решения отдельных вычислительно сложных подзадач. Наиболее реалистичным направлением является использование гибридных квантово-классических алгоритмов, особенно в задачах оптимизации, QUBO-моделирования и обработки сложных данных.

Annotation

The article considers quantum artificial intelligence as a new direction at the intersection of artificial intelligence and quantum computing. Approaches to understanding QAI and its development directions are presented. The paper discusses quantum machine learning, quantum reasoning, quantum automated planning and scheduling, quantum natural language processing, quantum computer vision, quantum agents, and multi-agent systems. Special attention is paid to hybrid quantum-classical algorithms as the most realistic form of QAI application in the context of modern NISQ devices. Using quantum computer vision as an example, the application of QUBO models and quantum annealing to image segmentation tasks is demonstrated. It is concluded that at the current stage, quantum artificial intelligence does not replace classical artificial intelligence methods but is used as a tool for their improvement by solving individual computationally complex subtasks. The most realistic direction is the use of hybrid quantum-classical algorithms, especially in optimization tasks, QUBO modeling, and complex data processing.

Ключевые слова: квантовый искусственный интеллект, квантовые вычисления, квантовое машинное обучение, QUBO, квантовый отжиг, гибридные алгоритмы, компьютерное зрение, NISQ.

Key words: quantum artificial intelligence, quantum computing, quantum machine learning, QUBO, quantum annealing, hybrid algorithms, computer vision, NISQ.

Искусственный интеллект (ИИ) широко используются для анализа данных, генерации текстов и изображений, распознавания объектов, поддержки медицинской диагностики, оптимизации производства и принятия решений. Однако рост возможностей ИИ сопровождается ростом вычислительных затрат. Обучение крупных моделей, обработка высокоразмерных данных, решение задач комбинаторной оптимизации и моделирование сложных систем требуют всё более мощной аппаратной базы.

Классические вычислительные архитектуры эффективны для широкого круга задач, но в ряде направлений сталкиваются с ограничениями по скорости, энергопотреблению и масштабируемости. В связи с этим возникает интерес к альтернативным вычислительным парадигмам, одной из которых являются квантовые вычисления.

В научной литературе встречается несколько подходов к понятию квантового ИИ. В узком смысле его связывают только с квантовым машинным обучением, то есть с применением квантовых алгоритмов для задач обучения моделей. В ряде работ его определяют как совокупность методов, моделей и алгоритмов, использующих взаимное усиление ИИ и квантовых вычислений [1, 2, 4]. Последние основаны на использовании принципов квантовой механики: суперпозиции, запутанности, интерференции и квантового измерения. Если классический бит принимает значение 0 или 1, то кубит может находиться в суперпозиции этих состояний. Система из n кубитов описывается гильбертовым пространством размерности 2^n , которая экспоненциально растет с числом кубитов. Запутанность отражает наличие нелокальных корреляций между кубитами, когда состояние одного кубита нельзя описать независимо от состояния других. Интерференция позволяет усиливать вероятности нужных вычислительных исходов и подавлять нежелательные. Квантовое измерение переводит квантовое состояние в классический результат. Благодаря этим свойствам квантовые алгоритмы могут быть полезны для задач поиска, оптимизации, сэмплирования, моделирования квантовых систем и обработки сложных корреляций.

Практическая польза QAI сегодня ограничена состоянием квантового оборудования. Теоретически наибольшие преимущества ожидаются от отказоустойчивых квантовых компьютеров, однако современные устройства в основном относятся к эпохе NISQ (noisy intermediate-scale quantum) — шумных квантовых устройств промежуточного масштаба [8]. Они имеют ограниченное число кубитов, подвержены декогеренции, ошибкам измерения и пока не обладают полноценной коррекцией ошибок. Поэтому наиболее

реалистичной формой QAI в ближайшей перспективе являются гибридные квантово-классические алгоритмы. Их идея состоит в том, что квантовый процессор выполняет только ту часть задачи, где потенциально может быть полезна квантовая обработка, а классический компьютер отвечает за подготовку данных, оптимизацию параметров, оценку функции потерь и постобработку результата. Такой подход особенно важен для вариационных квантовых алгоритмов, квантовых нейронных сетей, QAOA (quantum optimization algorithms) и задач QUBO (quadratic unconstrained binary optimization) [10].

В типичном гибридном алгоритме классические данные сначала кодируются в квантовое состояние [4]. Затем к этому состоянию применяется параметризованная квантовая схема:

$$|\psi_{\theta}(x)\rangle = U(\theta) |\psi(x)\rangle,$$

где x — входные данные,

$|\psi(x)\rangle$ — квантовое представление данных,

$U(\theta)$ — параметризованная квантовая схема,

θ — набор обучаемых параметров.

После измерения получается классический результат, который используется для вычисления функции стоимости или функции потерь. Затем классический оптимизатор обновляет параметры и цикл повторяется до достижения требуемого качества:

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta \nabla_{\theta} L(\theta_t).$$

Именно гибридная логика важна для практического понимания QAI: в ближайшие годы квантовый компьютер, скорее всего, не будет заменять классические вычислительные системы, а будет работать как специализированный модуль для отдельных вычислительно сложных подзадач (рис.1).

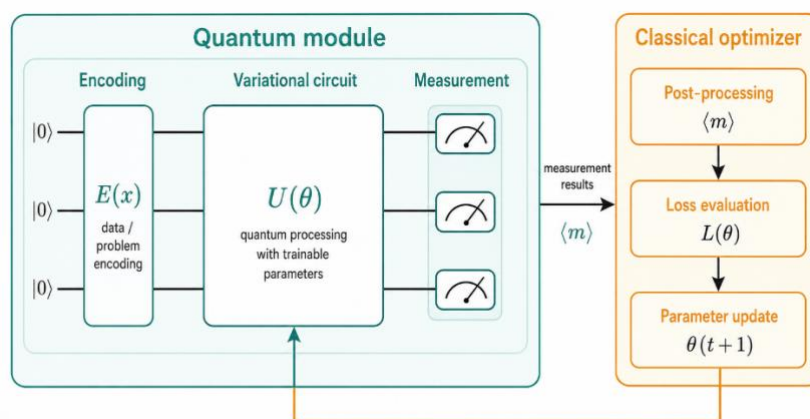


Рисунок 1 Гибридные квантово-классические алгоритмы

На пересечении квантовых вычислений и задач ИИ формируются основные направления: квантовое машинное обучение, квантовое рассуждение, квантовое автоматическое планирование и расписания, квантовая обработка естественного языка, квантовое компьютерное зрение, а также квантовые агенты и многоагентные системы.

Квантовое машинное обучение является наиболее развитым и популярным направлением квантового искусственного интеллекта. Оно изучает, каким образом квантовые вычисления могут использоваться для решения задач обучения по данным: классификации, регрессии, кластеризации, генерации данных, обучения с подкреплением и снижения размерности.

В рамках QML можно выделить несколько подходов [3]. Первый подход — использование квантовых алгоритмов для ускорения обучения классических моделей. В этом случае квантовый компьютер может применяться для решения отдельных линейно-алгебраических или оптимизационных подзадач, возникающих при обучении моделей. Вторым подходом — обучение с использованием квантовых моделей, например параметризованных квантовых схем или квантовых нейронных сетей. Третьим подходом — применение классического машинного обучения к квантовым

данным, например к результатам квантовых измерений или задачам коррекции ошибок.

Наиболее часто QML реализуется через вариационные квантовые алгоритмы. В них квантовая схема играет роль параметризованной модели, а классический оптимизатор настраивает параметры схемы. По аналогии с классическими нейронными сетями такие модели называют квантовыми нейронными сетями. Их потенциальное преимущество связывают не только с ускорением вычислений, но и с возможностью представлять данные в высокоразмерном пространстве состояний, где отдельные зависимости могут быть выражены компактнее, чем в классических моделях.

Квантовое обучение с подкреплением также рассматривается как перспективное направление. В таких системах агент взаимодействует со средой и обучается выбирать действия, максимизирующие накопленную награду. Квантовые схемы могут использоваться для аппроксимации политики или функции ценности, а также для ускорения поиска решений в сложных пространствах состояний. В научных обзорах подчеркивается, что квантовые методы потенциально могут быть полезны для задач, где классическое обучение с подкреплением сталкивается с длительным временем обучения и высокой вычислительной сложностью.

Однако QML пока не следует рассматривать как готовую замену классическому машинному обучению. Среди ключевых проблем остаются загрузка классических данных в квантовое состояние, шумы в квантовых устройствах, проблема «бесплодных плато», сложность масштабирования и отсутствие универсально доказанного квантового преимущества для большинства прикладных задач.

Квантовое рассуждение направлено на применение квантовых вычислительных принципов к задачам вывода, принятия решений и работы с неопределенностью. В классическом ИИ рассуждение связано с использованием логики, правил, онтологий, вероятностных моделей, байесовских сетей и экспертных систем. Интеллектуальный агент должен

уметь делать выводы из имеющихся фактов, обновлять свои убеждения при поступлении новой информации и принимать решения в условиях неполноты данных.

Квантовый подход к рассуждению интересен тем, что суперпозиция может использоваться для одновременного представления множества возможных состояний или гипотез, а квантовая интерференция — для усиления вероятности правильных выводов и подавления менее релевантных. Запутанность, в свою очередь, может применяться для моделирования сложных зависимостей между фактами, правилами или агентами.

Наиболее перспективными областями квантового рассуждения являются вероятностный вывод, рассуждение в условиях неопределенности, нечеткая логика, экспертные системы и задачи принятия решений. Например, квантовые алгоритмы могут потенциально ускорять выбор наиболее вероятного объяснения в сложных вероятностных моделях или помогать в анализе множества логических правил. В современных исследованиях это направление пока находится на ранней стадии: значительная часть работ имеет теоретический или экспериментальный характер, а широких промышленных применений еще нет. Тем не менее значение квантового рассуждения состоит в том, что оно расширяет представление о квантовом ИИ за пределы машинного обучения. Если QML отвечает за обучение по данным, то квантовое рассуждение связано с более «символическим» уровнем ИИ: выводом, объяснением, принятием решений и обработкой неопределенности.

Автоматическое планирование и составление расписаний являются классическими задачами искусственного интеллекта. Они возникают в робототехнике, производстве, логистике, транспортных системах, управлении ресурсами и проектном менеджменте. Задача планирования состоит в выборе последовательности действий, приводящей систему из начального состояния к целевому. Задача расписания состоит в распределении операций, ресурсов и временных интервалов при наличии ограничений.

Сложность этих задач часто связана с комбинаторным взрывом: число возможных вариантов растет экспоненциально с увеличением числа объектов, действий или ресурсов. Например, в задаче job-shop scheduling необходимо распределить набор работ по машинам так, чтобы минимизировать общее время выполнения или другой критерий качества. В реальных условиях добавляются ограничения по доступности оборудования, приоритетам, срокам, маршрутам и непредвиденным изменениям.

Квантовое автоматическое планирование и расписания используют квантовые алгоритмы для поиска решений в таких сложных пространствах. Одним из наиболее практичных подходов является перевод задачи в форму QUBO.

С практической точки зрения QPS может быть полезно в производственном планировании, управлении складами, маршрутизации транспорта, распределении вычислительных ресурсов и логистике. При этом наиболее реалистичной является гибридная схема: классический алгоритм формирует или упрощает задачу, а квантовый модуль решает наиболее трудную оптимизационную часть [9].

Квантовая обработка естественного языка изучает применение квантовых моделей к анализу и представлению языковых структур. Классическая обработка естественного языка сегодня во многом опирается на нейросетевые модели и трансформеры, однако язык остается сложным объектом из-за многозначности, контекстной зависимости, синтаксических связей и необходимости учитывать смысловые отношения между словами и предложениями.

Квантовые подходы к NLP интересны тем, что квантовые состояния могут использоваться для представления смыслов, а квантовые операции — для моделирования композиции значений. Одним из известных теоретических оснований QNLP является категориально-композиционный подход, в котором грамматическая структура предложения и семантическое значение представляются в единой математической форме. Такой подход отличается от

классических нейросетевых моделей тем, что он стремится явно учитывать связь между структурой языка и смыслом, а не только статистические зависимости в больших корпусах текстов [6, 7].

Потенциальные задачи QNLP включают классификацию текстов, анализ тональности, ответы на вопросы, семантический поиск и машинный перевод. Однако на практике направление пока ограничено малым масштабом экспериментов и текущими возможностями квантовых устройств. В ближайшей перспективе QNLP, вероятно, будет развиваться как гибридная область: часть обработки выполняется классическими языковыми моделями, а квантовые схемы используются для отдельных семантических или оптимизационных операций.

Квантовое компьютерное зрение связано с применением квантовых методов к задачам анализа изображений и видео. Классическое компьютерное зрение включает классификацию изображений, сегментацию, обнаружение объектов, трекинг, восстановление сцены, распознавание действий и обработку медицинских или спутниковых изображений. Многие из этих задач требуют обработки больших массивов данных и решения сложных оптимизационных задач. Наиболее перспективны те задачи, которые можно свести к дискретной оптимизации. К ним относятся, например, сегментация изображений и постобработка результатов обнаружения объектов [5].

Классически изображение представляется графом $G = (V, E)$, где вершины — пиксели, ребра — связи соседей, добавляются источник S (объект) и сток T (фон). Для бинарной сегментации каждой вершине ставится переменная $x_i \in \{0,1\}$ (1 — объект, 0 — фон). Энергия разреза имеет вид:

$$E(x) = \sum_i D_i(x_i) + \lambda \sum_{(i,j) \in E} w_{ij} (x_i - x_j)^2,$$

где D_i — штраф за отнесение пикселя к классу, а w_{ij} — сходство соседей. Задача — найти min cut, минимизирующий $E(x)$.

Классическую энергию Graph Cut в QUBO можно представить формулой:

$$E_{\text{QUBO}} = \sum_p \alpha_p x_p + \sum_{(p,q)} w_{pq} (x_p - x_q)^2.$$

Далее может быть передана на квантовый отжигатель. Он возвращает конфигурацию $\{x_i\}$ с минимальной энергией, которая интерпретируется как битовая маска сегментации.

Квантовые агенты и многоагентные системы представляют направление QAI, связанное с применением квантовых вычислений к автономным интеллектуальным системам. В классическом ИИ агент — это система, которая воспринимает среду, принимает решения и выполняет действия для достижения цели. Многоагентная система состоит из нескольких агентов, которые могут сотрудничать, конкурировать, обмениваться информацией, формировать коалиции и распределять ресурсы.

Квантовый подход здесь может развиваться в двух направлениях. Первое — создание агентов, которые используют квантовые вычисления как часть своего механизма принятия решений. Второе — применение квантовых алгоритмов к задачам координации и оптимизации в многоагентных системах.

Одной из важных задач является формирование коалиций. Если множество агентов должно быть разбито на группы так, чтобы максимизировать общий выигрыш системы, возникает сложная комбинаторная задача. Такие задачи могут быть сведены к QUBO и решаться с помощью квантового отжига или гибридных алгоритмов. Перспективными областями применения являются управление энергетическими сетями, распределение ресурсов, координация роботов, транспортные системы, логистика и автономные мобильные системы.

В то же время QMAS остается одним из наименее зрелых направлений QAI. Здесь не хватает стандартных архитектур, языков программирования, инструментов моделирования и экспериментальных подтверждений масштабируемости. Однако именно многоагентные системы могут стать важным полем для будущего квантового ИИ, поскольку многие реальные задачи — от управления беспилотным транспортом до энергосетей — являются распределенными, динамическими и оптимизационно сложными.

В настоящее время квантовый ИИ находится преимущественно на стадии экспериментальных и пилотных разработок. В более долгосрочной перспективе развитие отказоустойчивых квантовых компьютеров может расширить возможности QAI в моделировании новых материалов, климатическом прогнозировании, разработке лекарств, управлении автономными системами и обучении сложных моделей ИИ. Однако массовое применение квантового ИИ будет зависеть от развития аппаратной базы, снижения уровня шумов, увеличения числа кубитов и доказательства практического преимущества над классическими алгоритмами.

Проведенный анализ показал, что QAI не сводится только к квантовому машинному обучению, а включает несколько направлений: QML, квантовое рассуждение, квантовое планирование и расписания, QNLP, QCV и QMAS.

Гипотеза о том, что квантовые методы могут расширить возможности ИИ в вычислительно сложных задачах, подтверждается частично. Наиболее обоснованным на современном этапе является применение гибридных квантово-классических алгоритмов, особенно для задач оптимизации, QUBO-моделей, квантового отжига и отдельных этапов компьютерного зрения. При этом полное практическое преимущество QAI пока ограничено состоянием квантового оборудования.

Дальнейшие исследования целесообразно направить на разработку устойчивых гибридных алгоритмов, развитие QUBO-моделей для компьютерного зрения, изучение возможностей QAI после появления более масштабируемых и отказоустойчивых квантовых устройств.

Список литературы

1. Акампора, Г. Квантовые вычисления и искусственный интеллект: состояние и перспективы / Г. Акампора, А. Амбайнис, Н. Арес [и др.] // arXiv. — 2025. — arXiv:2505.23860v3. — URL: (дата обращения: 19.05.2026).

2. Байолетти, М. Квантовый искусственный интеллект: некоторые стратегии и перспективы / М. Байолетти, Ф. Фаджоло, К. Логлиши, В. Н. Лосавио, А. Одди, Р. Раскони, П. Л. Джентили // *AI*. — 2025. — Т. 6, № 8. — Ст. 175. — DOI 10.3390/ai6080175.
3. Биамонте, Дж. Квантовое машинное обучение / Дж. Биамонте, П. Виттек, Н. Панкотти, П. Ребентрост, Н. Вибе, С. Ллойд // *Nature*. — 2017. — Т. 549. — С. 195–202. — DOI 10.1038/nature23474.
4. Клуш, М. Квантовый искусственный интеллект: краткий обзор / М. Клуш, Й. Лессиг, Д. Мюссиг, А. Макалузо, Ф. К. Вильгельм // *arXiv*. — 2024. — *arXiv:2408.10726*. — URL: (дата обращения: 19.05.2026).
5. Ли, Дж. Подавление квантового мягкого QUBO для точного обнаружения объектов / Дж. Ли, С. Гош // *Компьютерное зрение — ECCV 2020 Workshops*. — Cham: Springer, 2020. — С. 158–173. — DOI 10.1007/978-3-030-58526-6_10.
6. Лукас, А. Формулировки многих NP задач в виде модели Изинга / А. Лукас // *Frontiers in Physics*. — 2014. — Т. 2. — Ст. 5. — DOI 10.3389/fphy.2014.00005.
7. Мейханантзидис, К. Квантовая обработка естественного языка на квантовых компьютерах ближайшего будущего / К. Мейханантзидис, А. Туми, Г. де Феличе, Б. Коек // *Electronic Proceedings in Theoretical Computer Science*. — 2020. — Т. 340. — С. 213–229. — DOI 10.4204/EPTCS.340.11.
8. Прескилл, Дж. Квантовые вычисления в эпоху NISQ и за её пределами / Дж. Прескилл // *Quantum*. — 2018. — Т. 2. — Ст. 79. — DOI 10.22331/q-2018-08-06-79.
9. Фархи, Э. Квантовый приближённый алгоритм оптимизации / Э. Фархи, Дж. Голдстоун, С. Гутман // *arXiv*. — 2014. — *arXiv:1411.4028*. — URL: (дата обращения: 19.05.2026).

10. Черезо, М. Вариационные квантовые алгоритмы / М. Черезо, А. Аппасмит, Р. Баббуш [и др.] // *Nature Reviews Physics*. — 2021. — Т. 3. — С. 625–644. — DOI 10.1038/s42254-021-00348-9.

References

1. Acampora, G. Quantum computing and artificial intelligence: status and perspectives / G. Acampora, A. Ambainis, N. Ares [et al.] // *arXiv*. — 2025. — arXiv:2505.23860v3. — URL: (accessed: 19.05.2026).
2. Baiocchi, M. Quantum Artificial Intelligence: Some Strategies and Perspectives / M. Baiocchi, F. Fagiolo, C. Loglisci, V. N. Losavio, A. Oddi, R. Rasconi, P. L. Gentili // *AI*. — 2025. — Vol. 6, no. 8. — Article 175. — DOI 10.3390/ai6080175.
3. Biamonte, J. Quantum machine learning / J. Biamonte, P. Wittek, N. Pancotti, P. Rebentrost, N. Wiebe, S. Lloyd // *Nature*. — 2017. — Vol. 549. — P. 195–202. — DOI 10.1038/nature23474.
4. Klusch, M. Quantum Artificial Intelligence: A Brief Survey / M. Klusch, J. Lässig, D. Müssig, A. Macaluso, F. K. Wilhelm // *arXiv*. — 2024. — arXiv:2408.10726. — URL: (accessed: 19.05.2026).
5. Li, J. Quantum-Soft QUBO Suppression for Accurate Object Detection / J. Li, S. Ghosh // *Computer Vision — ECCV 2020 Workshops*. — Cham: Springer, 2020. — P. 158–173. — DOI 10.1007/978-3-030-58526-6_10.
6. Lucas, A. Ising formulations of many NP problems / A. Lucas // *Frontiers in Physics*. — 2014. — Vol. 2. — Article 5. — DOI 10.3389/fphy.2014.00005.
7. Meichanetzidis, K. Quantum Natural Language Processing on Near-Term Quantum Computers / K. Meichanetzidis, A. Toumi, G. de Felice, B. Coecke // *Electronic Proceedings in Theoretical Computer Science*. — 2020. — Vol. 340. — P. 213–229. — DOI 10.4204/EPTCS.340.11.
8. Preskill, J. Quantum Computing in the NISQ era and beyond / J. Preskill // *Quantum*. — 2018. — Vol. 2. — Article 79. — DOI 10.22331/q-2018-08-06-79.

9. Farhi, E. A Quantum Approximate Optimization Algorithm / E. Farhi, J. Goldstone, S. Gutmann // arXiv. — 2014. — arXiv:1411.4028. — URL: (accessed: 19.05.2026).
10. Cerezo, M. Variational quantum algorithms / M. Cerezo, A. Arrasmith, R. Babbush [et al.] // Nature Reviews Physics. — 2021. — Vol. 3. — P. 625–644. — DOI 10.1038/s42254-021-00348-9.
- 11.