

УДК: 004.89

**Худайберидева Г. Б., магистр, ассистент кафедры
«Информатика и информационные технологии»
Московский Политехнический Университет,
Россия, г. Москва**

**Кожухов Д. А., магистр, ассистент кафедры
«Информатика и информационные технологии»
Московский Политехнический Университет,
Россия, г. Москва**

**Пименкова А. А., студент-бакалавр кафедры
«Информатика и информационные технологии»
Московский Политехнический Университет,
Россия, г. Москва**

КВАНТОВО-НЕЙРОСЕТЕВЫЕ ГИБРИДЫ ДЛЯ ДИНАМИЧЕСКОЙ ОПТИМИЗАЦИИ ИТ-ИНФРАСТРУКТУРЫ

Аннотация: Представлен концептуальный анализ принципиально нового подхода к управлению и оптимизации сложной ИТ-инфраструктуры, основанного на интеграции квантовых вычислений и искусственных нейронных сетей. Рассматривается возможность формирования квантово-нейросетевых гибридов, способных обрабатывать многопараметрические оптимизационные задачи динамической реконфигурации систем в условиях изменяющейся нагрузки, угроз информационной безопасности и эволюции бизнес-требований. Подчеркивается фундаментальное отличие данного подхода от существующих практик ИИ-кодирования в разработке программного обеспечения, так как гибридная модель оперирует на уровне архитектуры вычислений. Анализируется потенциал преодоления вычислительных ограничений классических алгоритмов при решении NP-трудных задач оптимизации, характерных для крупномасштабных распределенных сред. Обсуждаются теоретические предпосылки, актуальность в свете прогресса

квантовых процессоров и ключевые исследовательские вызовы данной формирующейся области.

Ключевые слова: квантовые вычисления, искусственные нейронные сети, гибридные системы, динамическая оптимизация, IT-инфраструктура, распределенные системы, квантовые нейронные сети, NP-трудные задачи, адаптивное управление, архитектура вычислений.

Khudaiberideva G. B.

**master and department assistant at the department of
"Computer Science and Information Technology"
Moscow Polytechnic University
Moscow, Russia**

Kozhukhov D. A.

**master and department assistant at the department of
"Computer Science and Information Technology"
Moscow Polytechnic University
Moscow, Russia**

Pimenkova A. A.

**bachelor's student at the department of
"Computer Science and Information Technology"
Moscow Polytechnic University
Moscow, Russia**

QUANTUM NEURAL NETWORK HYBRIDS FOR DYNAMIC OPTIMIZATION OF IT INFRASTRUCTURE

Annotation: *A conceptual analysis of a fundamentally new approach to managing and optimizing a complex IT infrastructure based on the integration of quantum computing and artificial neural networks is presented. The possibility of forming quantum neural network hybrids capable of handling multiparametric optimization tasks of dynamic reconfiguration*

of systems under conditions of changing load, threats to information security and the evolution of business requirements is being considered. The fundamental difference between this approach and existing AI coding practices in software development is emphasized, since the hybrid model operates at the level of computing architecture. The potential of overcoming the computational limitations of classical algorithms in solving NP-hard optimization problems typical of large-scale distributed environments is analyzed. The theoretical background, relevance in the light of the progress of quantum processors, and key research challenges of this emerging field are discussed.

***Keywords:** quantum computing, artificial neural networks, hybrid systems, dynamic optimization, IT infrastructure, distributed systems, quantum neural networks, NP-hard problems, adaptive control, computing architecture.*

Введение

Современные корпоративные и облачные IT-инфраструктуры характеризуются экстремальной сложностью, масштабируемостью и динамичностью [1]. Непрерывно изменяющиеся рабочие нагрузки, возникающие угрозы кибербезопасности и быстро эволюционирующие бизнес-процессы предъявляют жесткие требования к способности систем к адаптации и оптимизации в реальном времени [2]. Традиционные методы управления, основанные на статических конфигурациях и реактивных подходах, демонстрируют недостаточную эффективность в таких условиях [3]. Широко применяемые сегодня решения, использующие методы искусственного интеллекта, часто сводятся к «ИИ-кодированию» – имплементации алгоритмов машинного обучения в рамках стандартных программных компонентов, что, по сути, является усовершенствованием существующих парадигм разработки ПО [4]. Однако фундаментальные ограничения классических вычислительных моделей, особенно при решении задач комбинаторной оптимизации высокой размерности, свойственных управлению инфраструктурой (распределение ресурсов, балансировка нагрузки, маршрутизация, обеспечение безопасности), остаются значительным барьером [5]. Появление коммерчески доступных квантовых процессоров, пусть и с ограниченными возможностями (NISQ-

устройства), открывает перспективы для принципиально иных вычислительных подходов [6]. В данном контексте предлагается концепция квантово-нейросетевых гибридов (КНГ), направленная на создание систем динамической оптимизации инфраструктуры, оперирующих на фундаментальном уровне архитектуры вычислений.

Ограничения классических подходов и существующих ИИ-решений

Оптимизация конфигурации IT-инфраструктуры представляет собой комплексную задачу с множеством переменных и ограничений. Классические алгоритмы, такие как методы линейного и целочисленного программирования, эвристики или метаэвристики (например, генетические алгоритмы или алгоритмы роя частиц), сталкиваются с экспоненциальным ростом вычислительной сложности при увеличении размерности задачи [7]. Это делает их неприменимыми для динамической оптимизации крупномасштабных систем в режиме, близком к реальному времени [5]. Решения, основанные на искусственном интеллекте, в частности глубокое обучение и обучение с подкреплением (Reinforcement Learning, RL), показали определенный успех в прогнозировании нагрузки, обнаружении аномалий и автоматизации рутинных задач управления [8, 9]. Однако их эффективность существенно зависит от качества и объема обучающих данных, они могут демонстрировать недостаточную обобщающую способность в условиях непредвиденных изменений среды и часто требуют значительных вычислительных ресурсов для обучения и вывода [10]. Критически важно, что большинство современных ИИ-решений для управления инфраструктурой реализованы как программные надстройки, функционирующие поверх существующей вычислительной платформы, не меняя ее базовых принципов работы [4]. Этот слой «ИИ-кодирования» не преодолевает фундаментальные ограничения фон-неймановской архитектуры при решении определенных классов задач.

Теоретические основы квантово-нейросетевых гибридов

Концепция КНГ предполагает глубокую интеграцию квантовых вычислительных примитивов и искусственных нейронных сетей, выходящую за рамки простого сопряжения отдельных блоков. Квантовые вычисления оперируют кубитами, способными находиться в суперпозиции состояний, и используют квантовую запутанность для выполнения специфических операций с потенциально экспоненциальным ускорением по сравнению с классическими алгоритмами для определенных задач [11]. Особый интерес представляют задачи комбинаторной оптимизации, к которым относится большинство проблем динамической настройки инфраструктуры (например, оптимальное размещение виртуальных машин, минимизация задержек в сети, распределение ресурсов безопасности) [12]. Квантовые алгоритмы, такие как алгоритм Гровера для поиска или квантовое приближенное оптимизационное вычисление (QAOA), предлагают теоретические перспективы для эффективного решения подобных NP-трудных проблем [13]. Искусственные нейронные сети, в свою очередь, обладают выдающейся способностью к аппроксимации сложных нелинейных функций, распознаванию паттернов в многомерных данных и адаптации на основе опыта [14]. В гибридной модели нейронная сеть может выполнять функции высокоуровневого контроллера: интерпретировать состояние инфраструктуры (входные данные от систем мониторинга), формулировать оптимизационную задачу в виде, подходящем для квантового обработчика, и, получив решение от квантового компонента, инициировать необходимые изменения конфигурации [15]. Квантовый компонент, реализованный либо на специализированном процессоре, либо эмулируемый через квантово-вдохновленные алгоритмы на классических кластерах (на переходном этапе), берет на себя вычислительно сложную часть оптимизации. Ключевой инновацией является именно синергия: нейросеть обеспечивает

адаптивность и работу с неструктурированными данными, квантовый блок – эффективное решение ядра оптимизационной задачи.

Потенциал для динамической оптимизации IT-инфраструктуры

Применение КНГ для динамической оптимизации IT-инфраструктуры открывает перспективы в нескольких ключевых аспектах. Во-первых, гибридная система потенциально способна находить квазиоптимальные конфигурации для экстремально сложных, многокритериальных задач (например, одновременная оптимизация производительности, стоимости, энергопотребления и уровня безопасности) за временные интервалы, недостижимые для классических систем [17]. Это позволяет осуществлять практически мгновенную реконфигурацию инфраструктуры в ответ на резкие скачки нагрузки, такие как флэш-трейфик или DDoS-атаки [2]. Во-вторых, способность квантовых алгоритмов эффективно исследовать огромные пространства состояний может быть использована для проактивного выявления уязвимостей и оптимизации политик безопасности в распределенных системах с тысячами узлов [1]. В-третьих, гибридная архитектура может обеспечить принципиально новый уровень адаптивности к изменяющимся бизнес-требованиям, автоматически перестраивая топологию сети, распределение вычислительных и хранимых ресурсов в соответствии с текущими приоритетами [3]. Фундаментальное отличие от текущих ИИ-решений заключается в том, что оптимизация происходит не на уровне прикладной логики ПО, а на уровне базовых механизмов управления ресурсами и коммуникациями, заложенных в архитектуре гибридной системы [16].

Вызовы и перспективы реализации

Несмотря на значительный теоретический потенциал, практическая реализация КНГ для оптимизации инфраструктуры сталкивается с комплексом серьезных вызовов. Текущее состояние квантовых процессоров (NISQ) характеризуется ограниченным числом кубитов,

высоким уровнем шумов и ошибок, что существенно затрудняет выполнение сложных алгоритмов, необходимых для реальных задач оптимизации инфраструктуры [6]. Разработка устойчивых к ошибкам квантовых алгоритмов и методов коррекции ошибок является критически важным направлением исследований [11]. Другим фундаментальным вызовом является создание эффективных интерфейсов и протоколов взаимодействия между классическими нейросетевыми компонентами и квантовыми устройствами [15]. Необходимы специализированные схемы кодирования задач управления инфраструктурой в форму, понятную квантовым алгоритмам (например, в виде гамильтонианов для QAOA) [13]. Вопросы интеграции КНГ в существующие системы управления инфраструктурой (такие как системы оркестрации контейнерами или SDN-контроллеры) требуют разработки новых стандартов и архитектурных паттернов [3]. Значительные усилия необходимы в области разработки методов обучения и настройки самих гибридных систем, учитывающих специфику квантовых вычислений [16]. Прогресс в области квантового машинного обучения, включая разработку квантовых нейронных сетей и гибридных квантово-классических алгоритмов обучения, может внести существенный вклад в преодоление этих барьеров [14, 17].

Заключение

Концепция квантово-нейросетевых гибридов представляет собой перспективное направление для преодоления фундаментальных ограничений классических вычислений в области динамической оптимизации сложных ИТ-инфраструктур. Интеграция способности нейронных сетей к адаптации и работе с многомерными данными с потенциалом квантовых вычислений для решения NP-трудных оптимизационных задач открывает путь к созданию систем, способных к практически мгновенной и глубокой реконфигурации в ответ на изменения нагрузки, угрозы безопасности и бизнес-требования. В отличие от текущих

практик «ИИ-кодирования», гибридный подход оперирует на уровне архитектуры вычислений, предлагая качественно иной способ управления ресурсами. Теоретический анализ подтверждает возможность значительного ускорения решения ключевых задач управления инфраструктурой, таких как распределение ресурсов, балансировка нагрузки и оптимизация политик безопасности, особенно в экстремально крупных и распределенных средах. Однако путь к практической реализации сопряжен с преодолением существенных технологических барьеров, связанных с незрелостью квантовых аппаратных платформ, сложностью интеграции разнородных компонентов, разработкой специализированных алгоритмов и методов кодирования задач. Активные исследования в области квантовых алгоритмов, квантового машинного обучения и гибридных архитектур являются необходимым условием для превращения концепции КНГ в работающие решения для управления инфраструктурой будущего. Прогресс в развитии квантовых процессоров будет ключевым драйвером для практической верификации и внедрения данной концепции.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ:

1. Buyya R., Yeo C. S., Venugopal S. Market-Oriented Cloud Computing: Vision, Hype, and Reality for Delivering IT Services as Computing Utilities // *Future Generation Computer Systems*. 2009. Vol. 25, № 6. P. 599–616.
2. Feamster N., Rexford J., Zegura E. The Road to SDN: An Intellectual History of Programmable Networks // *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*. 2014. Vol. 44, № 2. P. 87–98.
3. Bhamare D., Jain R., Samaka M., Erbad A. A Survey on Service Function Chaining // *Journal of Network and Computer Applications*. 2016. Vol. 75. P. 138–155.
4. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep Learning // *Nature*. 2015. Vol. 521, № 7553. P. 436–444.

5. Garey M. R., Johnson D. S. Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness. San Francisco: W. H. Freeman and Company, 1979. 338 p.
6. Preskill J. Quantum Computing in the NISQ era and beyond // Quantum. 2018. Vol. 2. P. 79.
7. Talbi E.-G. Metaheuristics: From Design to Implementation. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc., 2009. 624 p.
8. Mao M., Humphrey M. Auto-Scaling to Minimize Cost and Meet Application Deadlines in Cloud Workflows // Proceedings of 2011 International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis (SC). 2011. P. 1–12.
9. Mnih V. et al. Human-level control through deep reinforcement learning // Nature. 2015. Vol. 518, № 7540. P. 529–533.
10. Szegedy C. et al. Intriguing properties of neural networks // arXiv:1312.6199 [cs.CV]. 2014.
11. Nielsen M. A., Chuang I. L. Quantum Computation and Quantum Information: 10th Anniversary Edition. Cambridge: Cambridge University Press, 2010. 708 p.
12. Lucas A. Ising formulations of many NP problems // Frontiers in Physics. 2014. Vol. 2. P. 5.
13. Farhi E., Goldstone J., Gutmann S. A Quantum Approximate Optimization Algorithm // arXiv:1411.4028 [quant-ph]. 2014.
14. Biamonte J. et al. Quantum machine learning // Nature. 2017. Vol. 549, № 7671. P. 195–202.
15. Perdomo-Ortiz A., Benedetti M., Realpe-Gómez J., Biswas R. Opportunities and challenges for quantum-assisted machine learning in near-term quantum computers // Quantum Science and Technology. 2018. Vol. 3, № 3. P. 030502.

16. Dunjko V., Briegel H. J. Machine learning & artificial intelligence in the quantum domain: a review of recent progress // Reports on Progress in Physics. 2018. Vol. 81, № 7. P. 074001.
17. Benedetti M., Lloyd E., Sack S., Fiorentini M. Parameterized quantum circuits as machine learning models // Quantum Science and Technology. 2019. Vol. 4, № 4. P. 043001.