

Разработка квантовых алгоритмов в эпоху NISQ

Чернявский А.Ю., Фастовец Д.В, Богданов Ю.И.

ФТИАН им. К.А. Валиева РАН

Что такое NISQ?



- Noisy intermediate-scale quantum
- Термин ввёл Дж. Прескилл
- Строгого определения нет
- Intermediate-scale
 - Несколько - несколько сотен кубитов
 - Уже достаточно, чтобы не смоделировать на суперкомпьютере, но всё ещё мало для явного превосходства
- Noisy
 - Не используется переход к идеальным логическим кубитам

Текущие NISQ-устройства

Manufacturer	Name/Codename/Designation	Architecture	Layout	Socket	Fidelity	Qubits	Release date
IBM	IBM Eagle	Superconducting	N/A	N/A	N/A	127 qubit	November 2021
USTC	Jiuzhang	Photonics	N/A	N/A	N/A	76 qb ^{[5][6]}	2020
Google	Bristlecone	Superconducting transmon	6×12 lattice	N/A	99% (readout) 99.9% (1 qubit) 99.4% (2 qubits)	72 qb ^{[3][4]}	March 5, 2018
IBM	IBM Manhattan ^[17]	Superconducting	QV32 ^[18]	N/A	N/A	65 qb	
Google	Sycamore	Superconducting transmon	9×6 lattice	N/A	N/A	53 qb effective	2019
IBM	IBM Q 53	Superconducting	N/A	N/A	N/A	53 qb	October 2019
IBM	IBM Q 50 prototype	Superconducting transmon	N/A	N/A	N/A	50 qb ^[10]	
Google	N/A	Superconducting	7×7 lattice	N/A	99.7% ^[11]	49 qb ^[2]	Q4 2017 (planned)
Intel	Tangle Lake	Superconducting	N/A	108-pin cross gap	N/A	49 qb ^[13]	January 9, 2018
IonQ		Trapped ion	32x1 chain ^[21]	N/A	99.98% (1 qubit) 98.5-99.3% (2 qubit) ^[21]	32 qb	

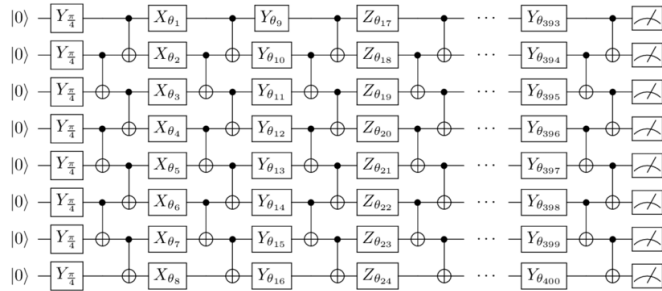
https://en.wikipedia.org/wiki/List_of_quantum_processors

Подходы к NISQ-алгоритмам

- Variational quantum algorithms
- Quantum annealing
- Gaussian boson sampling
- Analog quantum simulation
- Digital-analog quantum simulation and computation
- Iterative quantum assisted eigensolver

Bharti K. et al. Noisy intermediate-scale quantum (NISQ) algorithms //arXiv preprint arXiv:2101.08448. – 2021.

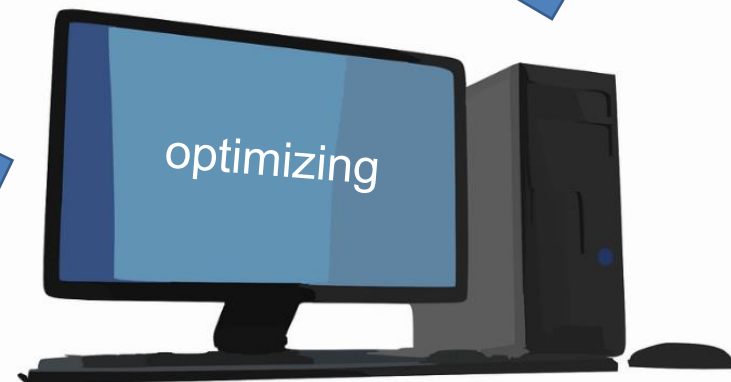
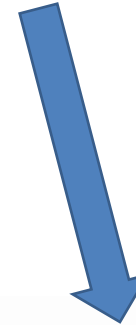
VQA



Параметризованное квантовое вычисление (с измерением)



Число



Алгоритм оптимизации

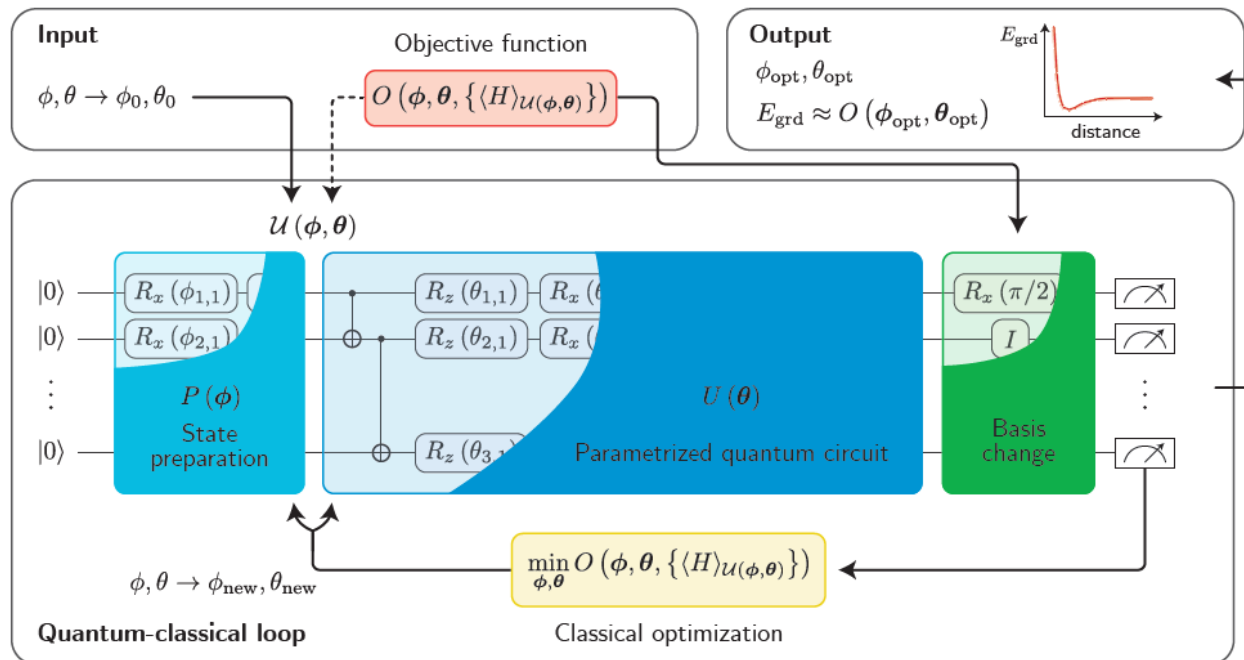


Подробное рассмотрение

- Выделяют отдельно генерацию начального состояния
- Выделяют отдельно измерения (в виде наблюдаемой/среднего значения гамильтониана, другого базиса/суммы строк Паули)
- Заменяют унитарную схему на действие гамильтонианом

$$\min_{\theta} O(\langle \bar{0} | U(\theta) | \bar{0} \rangle) \quad \langle H \rangle_{U(\theta)} \equiv \langle 0 | U^\dagger(\theta) H U(\theta) | 0 \rangle$$

$$\min_{\theta} O(\theta, \{ \langle H \rangle_{U(\theta)} \}) \quad \langle H \rangle_U = \sum_{k=1}^M c_k \langle \hat{P}_k \rangle_U$$



Задачи

- Many-body physics and chemistry
 - Qubit encodings
 - Constructing electronic Hamiltonians
 - Variational quantum eigensolver
 - Variational quantum eigensolver for excited states
 - Hamiltonian simulation
 - Quantum information scrambling and thermalization
 - Simulating open quantum systems
 - Nonequilibrium steady state
 - Gibbs state preparation
 - Many-body ground state preparation
 - Quantum autoencoder
 - Quantum computer-aided design
- Machine learning
 - Supervised learning
 - Unsupervised learning
 - Reinforcement learning
- Combinatorial optimization
 - Max-Cut
 - Other combinatorial optimization problems
- Numerical solvers
 - Variational quantum factoring
 - Singular value decomposition
 - Linear system problem
 - Non-linear differential equations
- Finance
 - Portfolio optimization
 - Fraud detection
- Other applications
 - Quantum foundations
 - Quantum optimal control
 - Quantum metrology
 - Fidelity estimation
 - Quantum error correction
 - Nuclear physics
 - Entanglement properties

Задачи

- Many-body physics and chemistry
 - Qubit encodings
 - Constructing electronic Hamiltonians
 - Variational quantum eigensolver
 - Variational quantum eigensolver for excited states
 - Hamiltonian simulation
 - Quantum information scrambling and thermalization
 - Simulating open quantum systems
 - Nonequilibrium steady state
 - Gibbs state preparation
 - Many-body ground state preparation
 - Quantum autoencoder
 - Quantum computer-aided design
- Machine learning
 - Supervised learning
 - Unsupervised learning
 - Reinforcement learning
- Combinatorial optimization
 - Max-Cut
 - Other combinatorial optimization problems
- Numerical solvers
 - Variational quantum factoring
 - Singular value decomposition
 - Linear system problem
 - Non-linear differential equations
- Finance
 - Portfolio optimization
 - Fraud detection
- Other applications
 - Quantum foundations
 - Quantum optimal control
 - Quantum metrology
 - Fidelity estimation
 - Quantum error correction
 - Nuclear physics
 - Entanglement properties

Яркие задачи

- Факторизация

- Факторизация может быть сведена к поиску основного состояния гамильтониана Изинга ([Burges, 2002](#); [Dattani and Bryans, 2014](#)).
- В работе ([Anschuetz et al., 2019](#)) авторы использовали QAOA для поиска основного состояния (алгоритм VQF).
- В численной симуляции разложено 291311

- СЛАУ

- Новые результаты ([Bravo-Prieto et al., 2019](#); [Huang et al., 2021](#))
- Проблемы с бесплодными плато
 - Есть способы обхода (?)

Burges C. J. C. Factoring as optimization //Microsoft Research MSR-TR-200. – 2002.

Dattani N. S., Bryans N. Quantum factorization of 56153 with only 4 qubits //arXiv preprint arXiv:1411.6758. – 2014.

Anschuetz E. et al. Variational quantum factoring //International Workshop on Quantum Technology and Optimization Problems. – Springer, Cham, 2019. – С. 74-85.

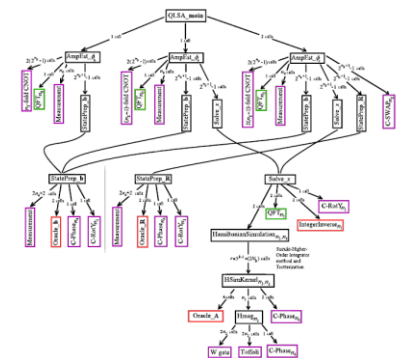
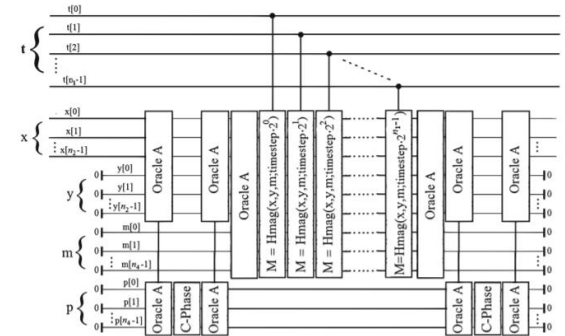
Bravo-Prieto C. et al. Variational quantum linear solver //arXiv preprint arXiv:1909.05820. – 2019.

Huang H. Y., Bharti K., Reberntrost P. Near-term quantum algorithms for linear systems of equations with regression loss functions //New Journal of Physics. – 2021. – Т. 23. – №. 11. – С. 113021.

Трудности построения и анализа алгоритмов

Scherer, Artur, et al. "Concrete resource analysis of the quantum linear-system algorithm used to compute the electromagnetic scattering cross section of a 2D target." *Quantum Information Processing* 16.3 (2017): 1-65.

Resources	Incl. oracles	Excl. oracles
Max. overall number of qubits in use at a time	3×10^8	341
Max. number of data qubits at a time	60	60
Max. number of ancilla qubits in use at a time	3×10^8	281
Overall number of ancilla generation-use-termination cycles	2.8×10^{27}	8.2×10^{21}
Total number of gates	2.37×10^{29}	3.34×10^{25}
# H gates	2.7×10^{28}	1.20×10^{25}
# S gates	1.4×10^{28}	6.3×10^{24}
# T gates	9.5×10^{28}	1.29×10^{25}
# X gates	1.6×10^{28}	2.0×10^{23}
# Z gates	2.4×10^{23}	2.4×10^{23}
# CNOT gates	8.5×10^{28}	1.7×10^{24}
Circuit width	3×10^8	341
Circuit depth	1.8×10^{29}	3.30×10^{25}
T-Depth	8.2×10^{28}	1.28×10^{25}
Measurements	2.8×10^{27}	8.23×10^{21}

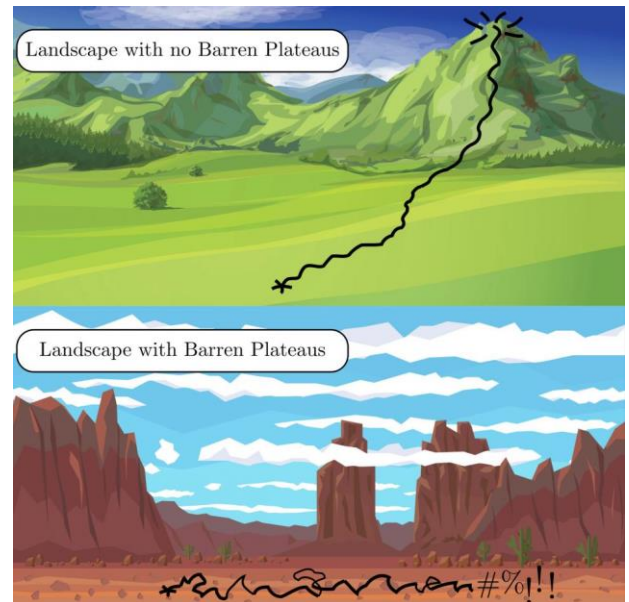


- IARPA QCS program: the PLATO project (“Protocols, Languages and Tools for Resource-efficient Quantum Computation.”)
- Задача вычисления электромагнитного сечение рассеяния металлической цели

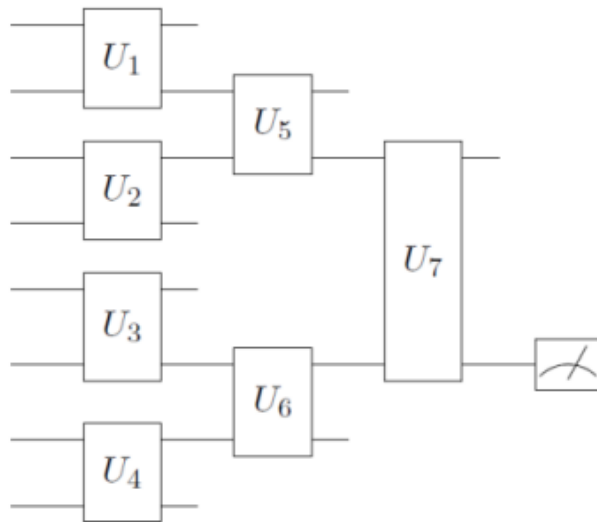
Трудности NISQ-алгоритмов

- Стандартные
 - Разложение гейтов
 - Проекция на топологию и особенности
 - Разложение гамильтонианов и измерений
- Нестандартные
 - Подбор и анализ анзацев
 - Barren Plateaus

Barren plateau landscapes correspond **to gradients that vanish exponentially in the number of qubits**. Such landscapes have been demonstrated for variational quantum algorithms and quantum neural networks with either deep circuits or global cost functions.



TTN (Tree Tensor Networks)



Обучающий набор данных

$$D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$$

Кодирование

$$|\psi_j\rangle = \cos(x_{i,j})|0\rangle + \sin(x_{i,j})|1\rangle$$

$$|\psi_i\rangle = \bigotimes_{j=1}^d |\psi_j\rangle$$

- Плюсы

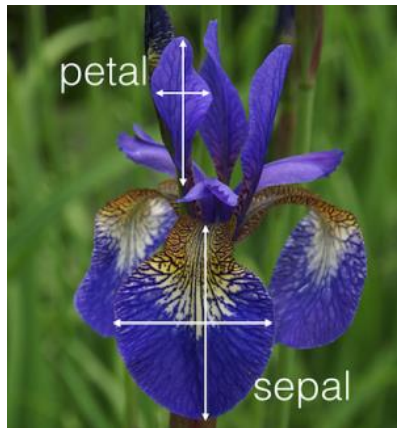
- Возможность использовать «квантовые» данные
- Простая структура и связь с классическим ML

- Минусы

- Отсутствие эффективности по памяти
- Требуется приготовление произвольных состояний

TTN (Tree Tensor Networks)

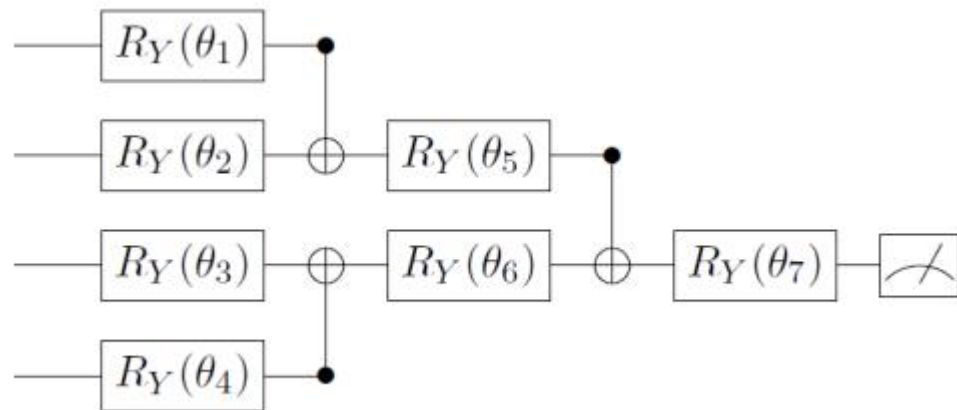
Пример



Ирисы Фишера

- 150 точек
- 4 признака
- 3 класса

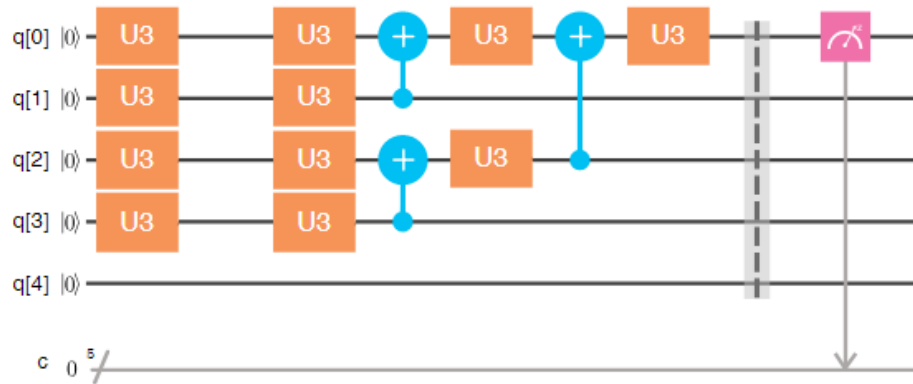
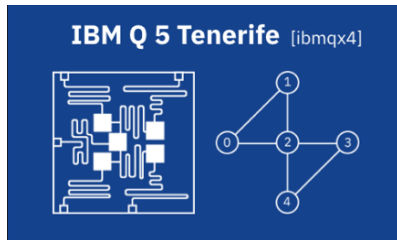
Бинарная классификация



3 модели:

- Class1 vs Class2
- Class2 vs Class 3
- Class1 vs Class3

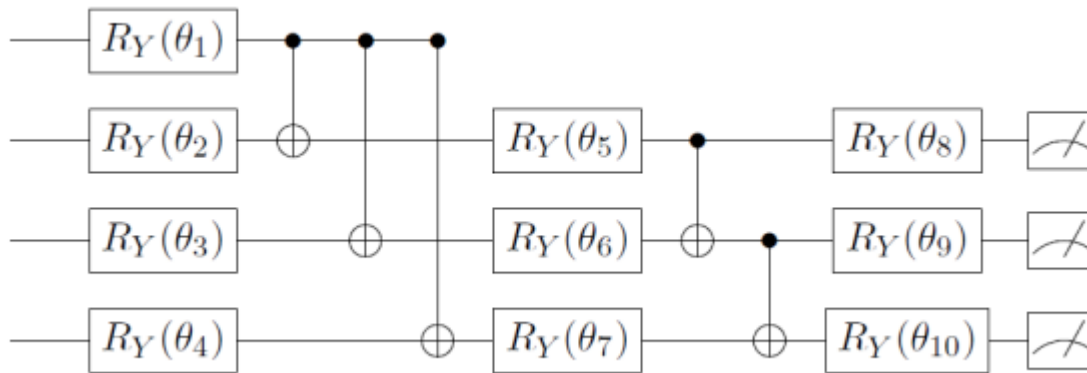
TTN (Tree Tensor Networks)



	1	3	5	9	21	55	201	1001
0 vs 1	0.818	0.879	0.939	0.970	1.0	1.0	1.0	1.0
0 vs 2	0.666	0.8181	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
1 vs 2	0.606	0.606	0.727	0.789	0.848	0.879	0.909	0.909

TTN (Tree Tensor Networks)

Многоклассовая модель



	Class 0	Class 1	Class 2
Class 0	1.0	0.0	0.0
Class 1	0.0	1.0	0.0
Class 2	0.0	0.09	0.91

Литература (TTN)

- Huggins, William, et al. "Towards quantum machine learning with tensor networks." *Quantum Science and technology* 4.2 (2019): 024001.
- Lazzarin, Marco, Davide Emilio Galli, and Enrico Prati. "Multi-class quantum classifiers with tensor network circuits for quantum phase recognition." *arXiv preprint arXiv:2110.08386* (2021).
- Fastovets, D. V., et al. "Machine learning methods in quantum computing theory." *International Conference on Micro-and Nano-Electronics 2018*. Vol. 11022. SPIE, 2019.

Выводы

- Известно большое число перспективных NISQ-алгоритмов
 - Многие из них относятся к классу VQA
- Как и в случае «классических» квантовых алгоритмов сложно оценить необходимые ресурсы/ускорение
 - Добавляются новые сложности, связанные с оптимизацией
- Важно переходить к подробным оценкам и тестам на реальных NISQ-устройствах
- Было проведено численное моделирование и тестирование на NISQ-процессорах алгоритма TTN