

ОБУЧЕНИЕ КВАНТОВЫХ РЕКУРРЕНТНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ НА NISQ УСТРОЙСТВАХ

Самарин Сергей Станиславович

Студент

*ФМХФ МФТИ, лаборатория искусственных квантовых систем, Москва,
Россия*

E-mail: samarin.ss@phystech.edu

Научный руководитель — Сандуляну Штефан Васильевич

Машинное обучение получило широкое развитие за последнее время. Для решения широкого спектра задач было создано множество алгоритмов и архитектур, которые продолжают совершенствоваться по сей день.

В развитии квантовых технологий также были достигнуты успехи. Со временем стало ясно, что квантовые системы (теоретически) возможно использовать для воспроизведения тех же логических операций, что производятся в классическом компьютере посредством битов. Далее стали осуществляться попытки реализовать архитектуры машинного обучения на квантовом процессоре. Мотивацией для этого является наличие у квантовых двухуровневых систем (кубитов) ряда свойств, которые могут дать преимущество по сравнению с классическими компьютерами. А именно: нелинейность операций над пространством признаков [5] (закрывающихся в повороте вектора состояния одного кубита на сфере Блоха рис. 1), экспоненциальный рост описательной способности состояния квантовой системы с увеличением числа кубитов [4], принцип суперпозиции базисных состояний, возможность запутывать однокубитные состояния (при помощи двухкубитных операций), использование `parameter-shift` для градиентного спуска [2–3].

Однако существующие сегодня квантовые процессоры, `noisy intermediate-scale quantum (NISQ)` устройства, обладают конечными временами когерентности: они остаются чувствительны к воздействию окружающей среды и со временем теряют когерентность и, как следствие, часть закодированной в состоянии системы информации. Обучаясь на конкретном NISQ устройстве, модель имеет возможность адаптироваться под его «неидеальность» для того, чтобы улучшить свои предсказания и уменьшить функцию потерь.

В рамках этой работы с использованием библиотеки `pennylane` была написана архитектура квантовой RNN для задачи обработки временных рядов. Было проведено сравнение результатов с клас-

сическими моделями RNN, LSTM, GRU. После моделирования на классическом компьютере, процессы обучения и предсказания модели планируется запустить на процессоре на сверхпроводниковых кубитах. [1]

Иллюстрации

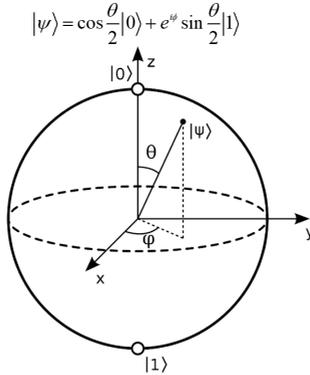


Рис. 1. Сфера Блоха — способ представления чистых состояний кубита, удобный для визуализации однокубитных операций, которые в такой интерпретации являются поворотами вектора состояния вокруг одной из осей x, y, z.

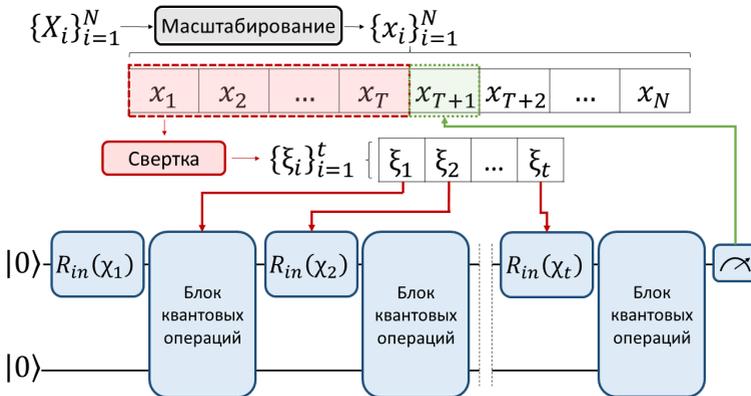


Рис. 2. Архитектура квантовой RNN.

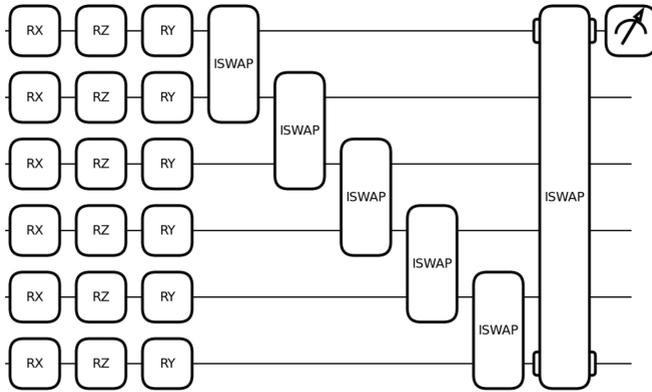


Рис. 3. Схема блока квантовых операций, состоящего из однокубитных параметризованных операций RX , RY , RZ и двухкубитных операций $iSWAP$, обеспечивающих запутывание состояний.

Литература

1. Krantz P., Kjaergaard M., Yan F., et al A quantum engineer's guide to superconducting qubits // *Appl. Phys. Rev.* 2019. Т. 6, № 2. С. 3–18
2. Mitarai K., Negoro M., Kitagawa M., Fujii K. Quantum circuit learning // *Phys. Rev. A* 2018. Т. 98, № 032309. С. 3.
3. Ostaszewski M., Grant E., Benedetti M. Structure optimization for parameterized quantum circuits // *Quantum*. 2021. Т. 5, С. 391.
4. Schuld M, Bocharov A., Svore K. M., Wiebe N. Circuit-centric quantum classifiers // *Phys. Rev. A* 2020. Т. 101, № 032308. С. 4.
5. Schuld M., Killoran N. Quantum machine learning in feature Hilbert spaces // *Phys. Rev. Lett.* 2019. Т. 122, № 040504. С. 1–2.