

**ФГБОУ ВО «МОСКОВСКИЙ АВТОМОБИЛЬНО-
ДОРОЖНЫЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ (МАДИ)»**



МОДЕЛИРОВАНИЕ И СИНТЕЗ КВАНТОВЫХ СХЕМ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ НА ОСНОВЕ АЛГОРИТМА ГРОВЕРА

Специальность - 1.2.3. «Теоретическая информатика, кибернетика»

Диссертация на соискание ученой степени кандидата
физико-математических наук

Аспирант: Пронин Ц.Б.
Руководитель: д.т.н., проф.,
Остроух А.В.

Москва 2025

Целью работы является моделирование и синтез квантовых алгоритмов для ускорения процесса обучения нейронных сетей.

Актуальность. Диссертация посвящена созданию квантовых алгоритмов для обучения нейронных сетей. Особенностью проведённых исследований является ориентир на полный перенос процесса обучения нейронной сети в квантовую схему.

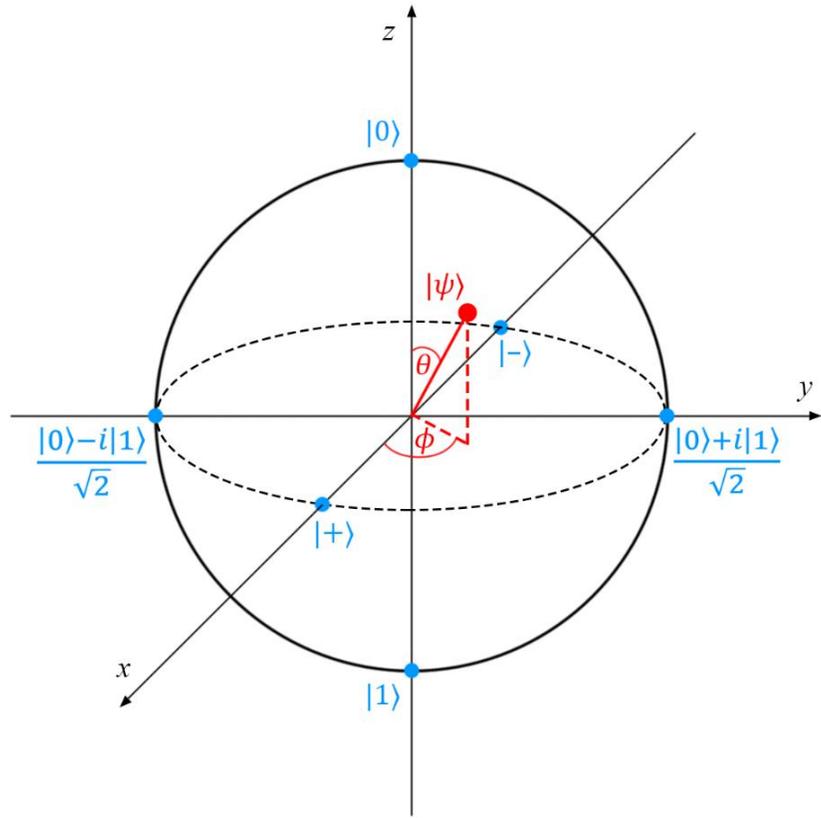
В отличие от вариационных подходов, в данной работе основой предложенного метода обучения является алгоритм поиска Гровера, который в своём определении содержит метод для повышения достоверности получаемых решений в виде итераций Гровера

Научная новизна исследований отражена в заключительных пунктах доклада, среди которых наибольшую ценность и практическую значимость имеют:

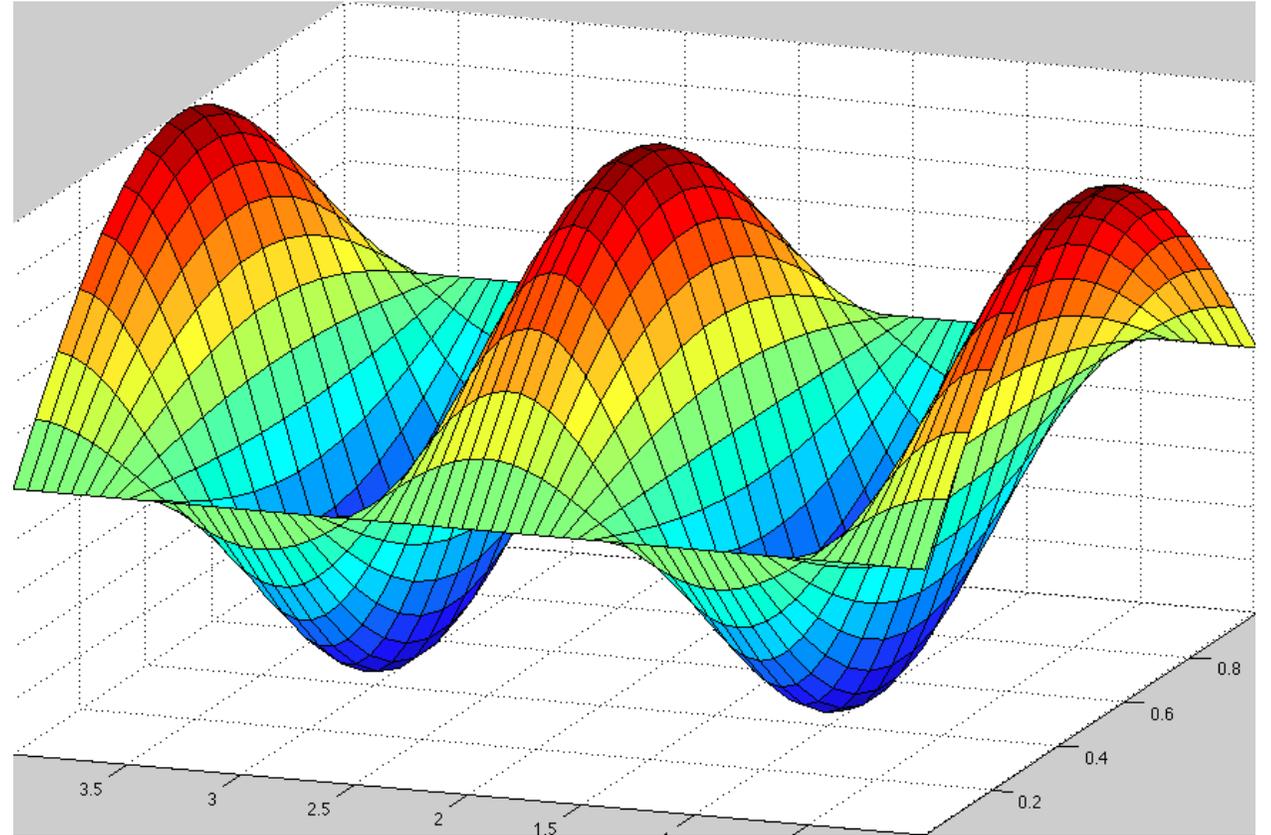
1) Разработан квантовый алгоритм для обучения нейронных сетей прямого распространения на базе оракула алгоритма Гровера с вычислительной сложностью ниже конкурирующих классических подходов.

2) Создан расширяемый комплекс методов для перехода от ручного создания квантовых схем на уровне логических элементов, к квантовому программированию более высокого уровня за счёт параметрического синтеза квантовых схем.

Квантовый бит (кубит) на сфере Блоха



Сфера Блоха



«Кубит»

Квантовая волновая функция: $|\psi\rangle = \cos \frac{\theta}{2} |0\rangle + (\cos \varphi + i \sin \varphi) \sin \frac{\theta}{2} |1\rangle$

$$|\psi\rangle = \alpha |0\rangle + \beta |1\rangle, \quad |\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$$

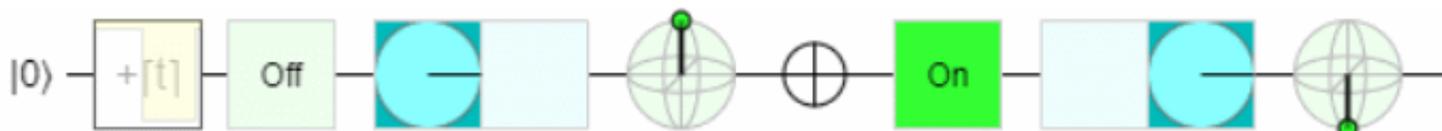
$$|\psi\rangle = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix}$$

$$\alpha = \cos \frac{\theta}{2}; \quad \beta = (\cos \varphi + i \sin \varphi) \sin \frac{\theta}{2}$$

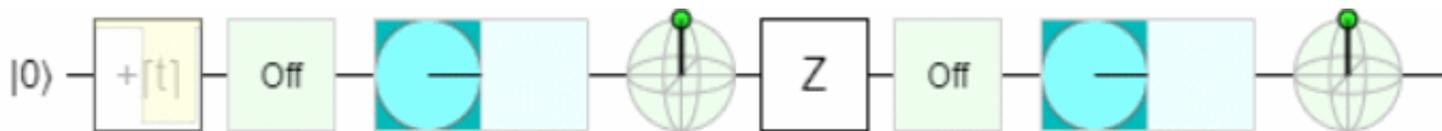
Основные квантовые логические элементы. Паули: Pauli-X, Pauli-Y, Pauli-Z

$$|\psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \rightarrow \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix}$$

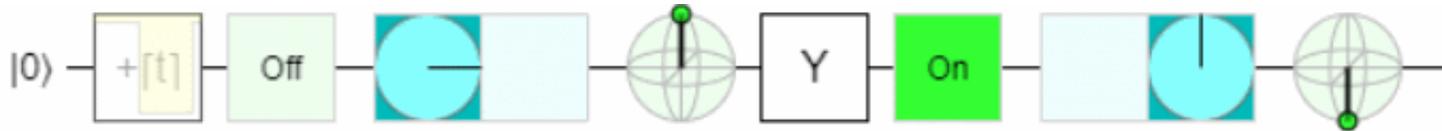
$$\text{Совершение операций: } U * |\psi\rangle = \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A\alpha + B\beta \\ C\alpha + D\beta \end{bmatrix}$$



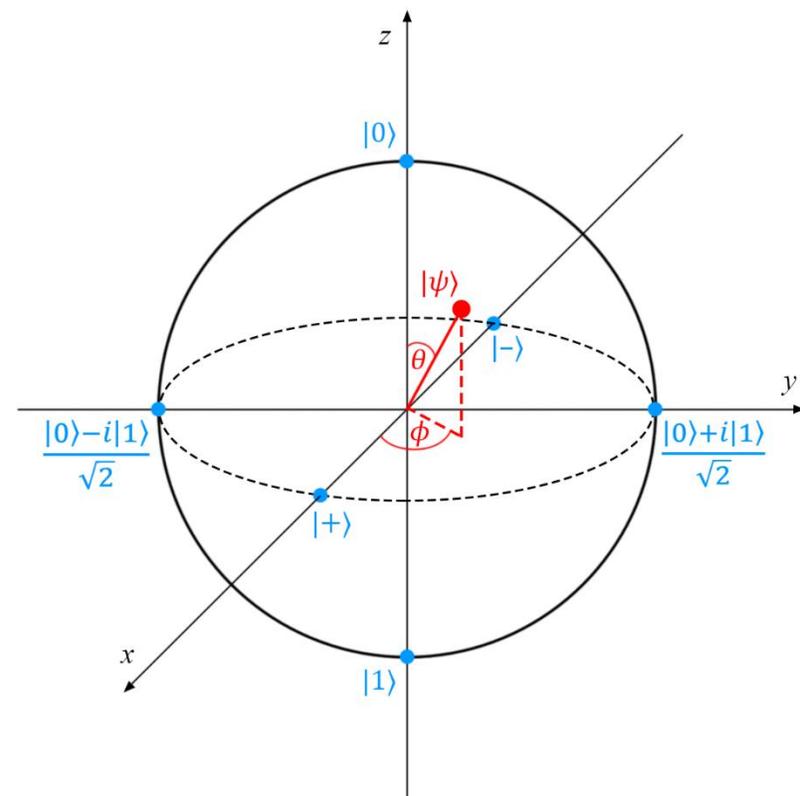
Паули-X (Pauli-X Gate): $|1\rangle \mapsto |0\rangle$; $|0\rangle \mapsto |1\rangle$ $X = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$



Паули-Z (Pauli-Z Gate): $|1\rangle \mapsto -|1\rangle$; $|0\rangle \mapsto |0\rangle$ $Z = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$



Паули-Y (Pauli-Y Gate): $|0\rangle \mapsto i|1\rangle$; $|1\rangle \mapsto -i|0\rangle$ $Y = \begin{bmatrix} 0 & -i \\ i & 0 \end{bmatrix}$



Сфера Блоха

Основные квантовые логические элементы

Логический элемент Адамара

Преобразование базовых состояний кубита:

$$|0\rangle \mapsto \frac{|0\rangle + |1\rangle}{\sqrt{2}}$$

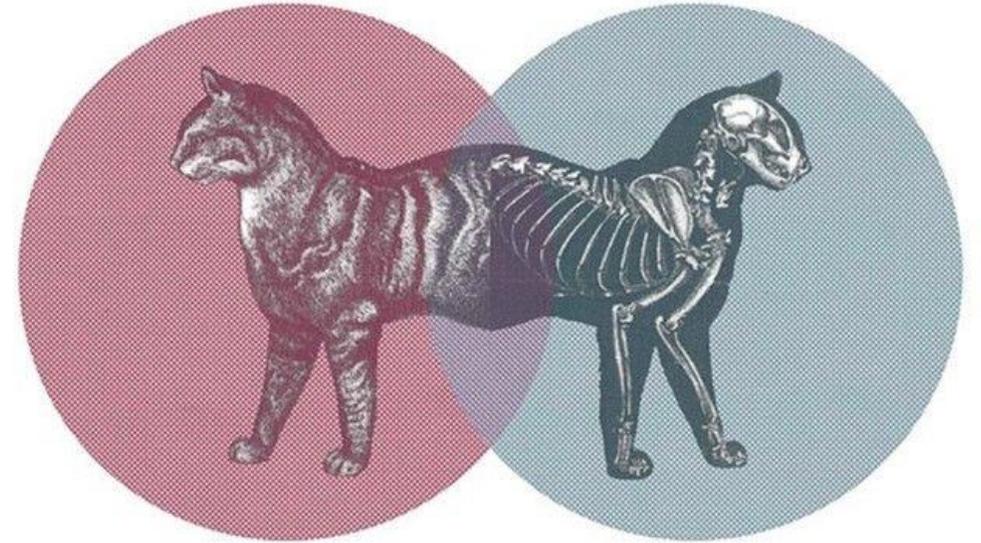
$$|1\rangle \mapsto \frac{|0\rangle - |1\rangle}{\sqrt{2}}$$



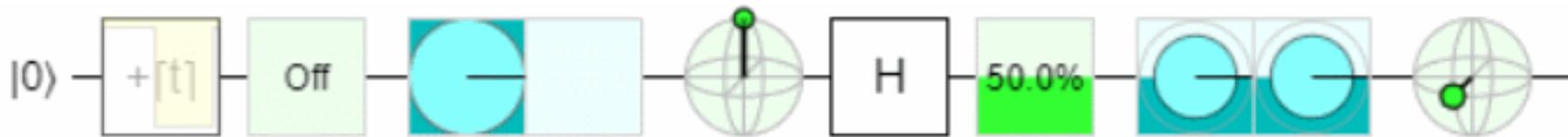
Элемент Адамара

$$H = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$$

Матрица поворота
элемента Адамара



Кот Шрёдингера



Воздействие гейта Адамара на состояние кубита

Квантовый параллелизм – возможность квантовых компьютеров вычислять функцию $f(x)$ для многих различных значений x одновременно. Данную функцию можно обобщить на произвольное число кубит.

$$U_f: |x, y\rangle \rightarrow |x, y \oplus f(x)\rangle$$

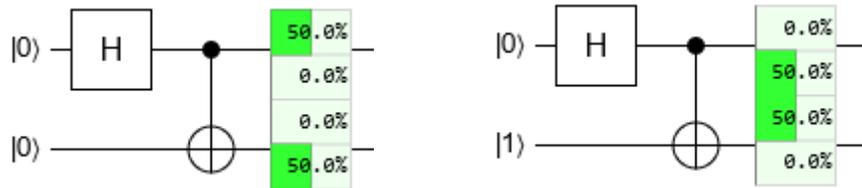
Верхний кубит находится в состоянии Адамара

$$|+\rangle = \frac{|0\rangle + |1\rangle}{\sqrt{2}}, \text{ после совершения операции}$$

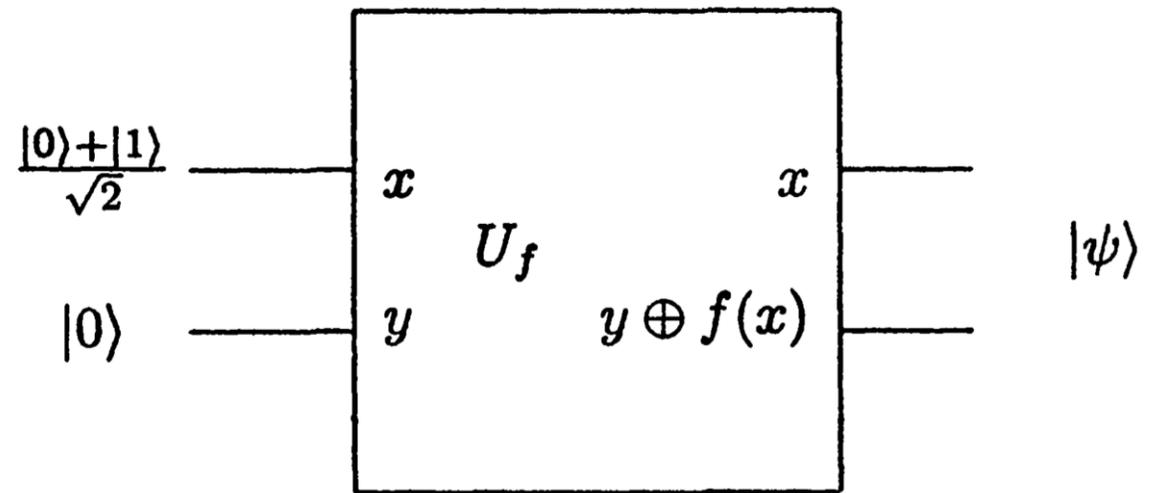
$$|\psi\rangle = \frac{|0, f(0)\rangle + |1, f(1)\rangle}{\sqrt{2}}$$

В новом состоянии $|\psi\rangle$ разные члены содержат информацию об $f(0)$ и $f(1)$, а так как оба состояния квантовой системы существуют одновременно, то это позволяет вычислить $f(x)$ от состояний $f(0)$ и $f(1)$ одновременно.

Данный принцип лежит в основе схем для создания состояний Белла и реализации алгоритмов Гровера, Дойча-Йожа, Шора и др.



Примеры схем для получения состояний Белла



Квантовая схема для одновременного вычисления $f(0)$ и $f(1)$.

U_f - квантовая схема, которая преобразует входные данные вида $|x, y\rangle$ в $|x, y \oplus f(x)\rangle$.

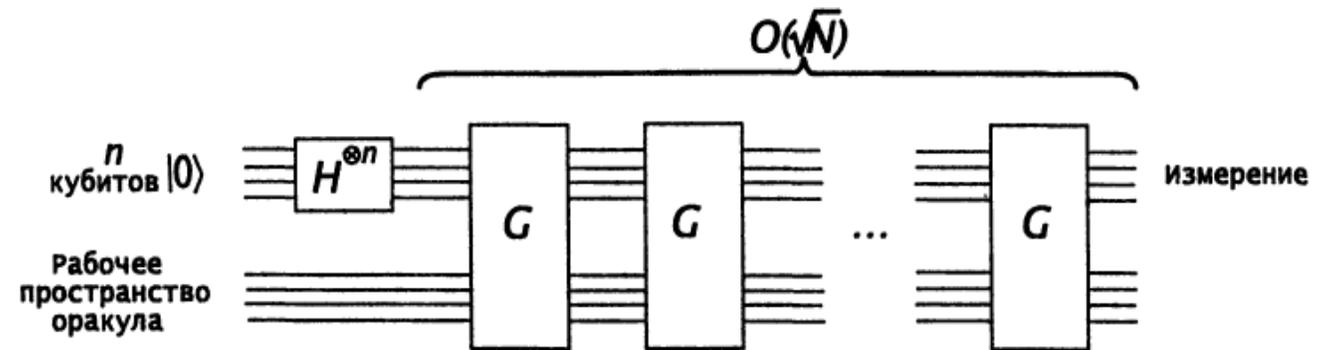
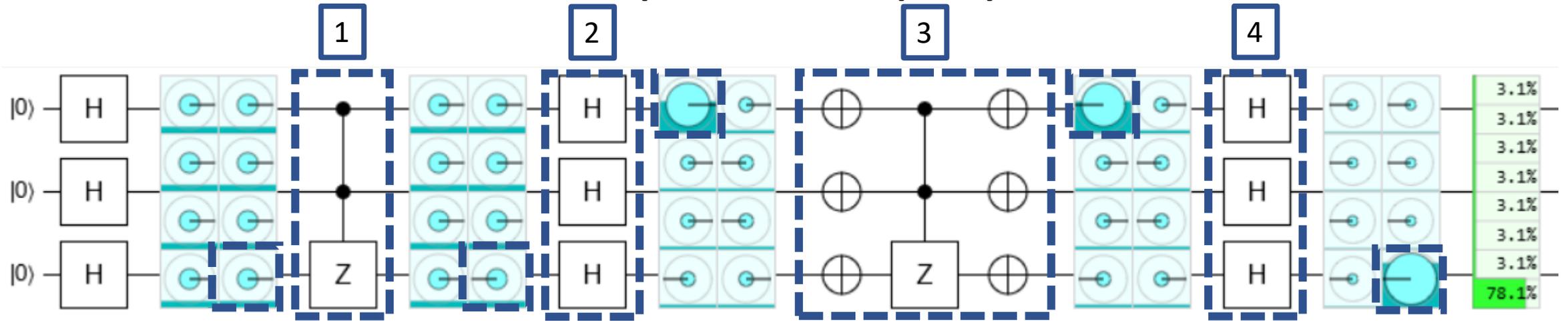


Схема квантового алгоритма поиска. Оракул может использовать рабочие кубиты для своих целей, однако для анализа квантового алгоритма поиска рассматривается только n -кубитный регистр

Иллюстрации выше: М. Нильсен, И. Чанг. «Квантовые вычисления и квантовая информатика» (2006). С. 55, 311-320.

Алгоритм поиска Гровера



В начале алгоритма, компьютер находится в состоянии $|0\rangle^{\otimes n}$. С помощью преобразования Адамара $H^{\otimes n}$ компьютер переводится в состояние:

$$|\psi\rangle = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{x=0}^{N-1} |x\rangle$$

Далее в квантовом алгоритме поиска последовательно применяется квантовая подпрограмма, называемая «итерацией Гровера» (G). Итерацию Гровера можно разбить на 4 шага:

- 1) Применение оракула O: $|x\rangle \xrightarrow{O} (-1)^{f(x)} |x\rangle$, где соблюдение истинности булевой функции $f(x) = 1$, является критерием поиска, а f задаётся исходя из условия задачи поиска. При $f(x) = 1$, состояние $|x\rangle$ будет выбрано в качестве решения преобразованием в $-|x\rangle$. При $f(x) = 0$, состояние $|x\rangle$ останется неизменным и не будет выбрано в качестве решения.
- 2) Применение преобразования Адамара $H^{\otimes n}$.
- 3) Применение к регистру условного сдвига фазы – состояние $|0\rangle$ вычислительного базиса, приобретает фазовый сдвиг -1 : $|x_0\rangle \rightarrow -|x_0\rangle$
- 4) Применение преобразования Адамара $H^{\otimes n}$.

Алгоритм поиска Гровера (Геометрическая интерпретация)

1) Начальное состояние:

$$\angle(|s\rangle, |s'\rangle) = \frac{\theta}{2}, |s'\rangle \perp |\omega\rangle,$$

где $|\omega\rangle$ - вектор решений.

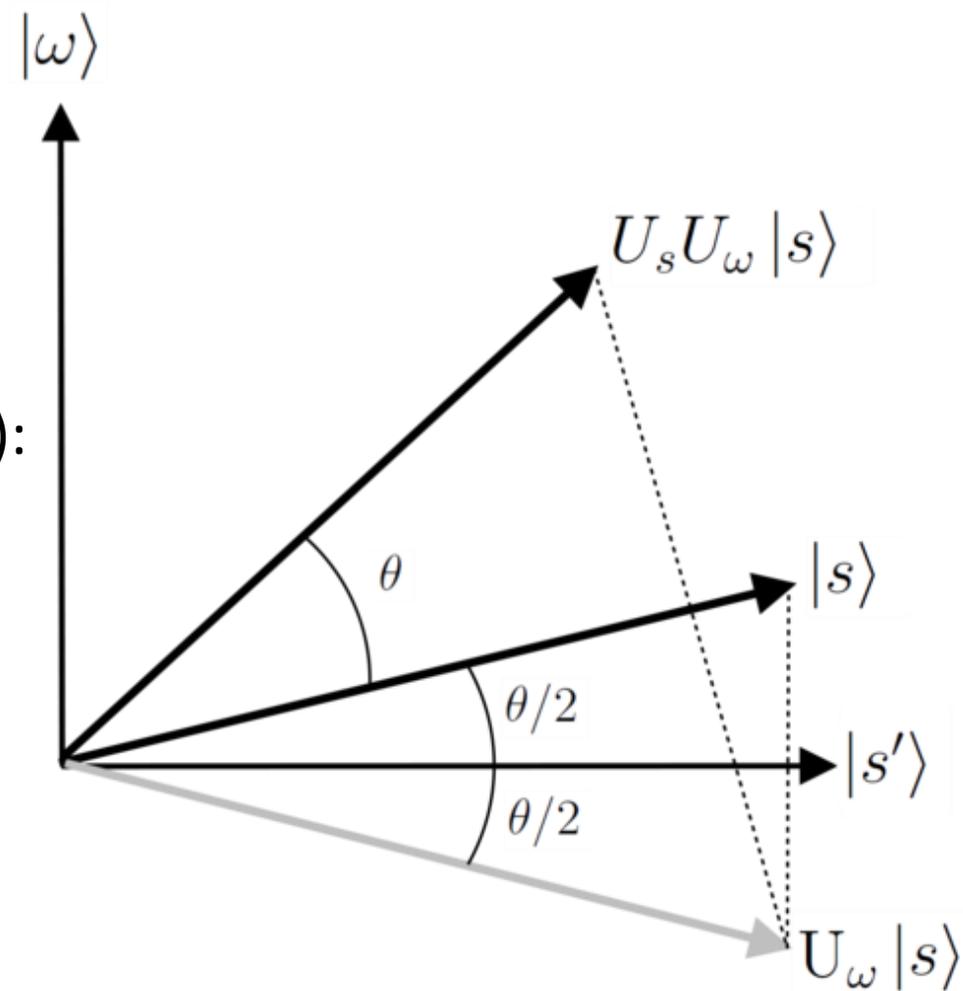
2) Отражение Хаусхолдера $|s\rangle$ относительно $|s'\rangle$ (Оракул):

$$U_\omega = I - 2|\omega\rangle\langle\omega|$$

3) Отражение $U_\omega|s\rangle$ относительно $|s\rangle$:

$$U_s = 2|s\rangle\langle s| - I$$

4) Повтор п. 2 и 3, пока $U_\omega U_s|s\rangle$ не будет максимально близок к $|\omega\rangle$



Однократное действие итерации Гровера - вектор $U_\omega U_s|s\rangle$ поворачивается на угол θ в сторону $|\omega\rangle$.

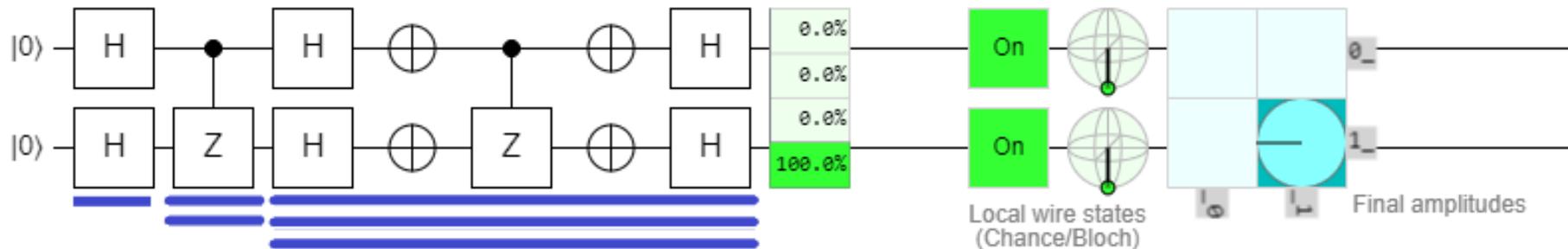
Алгоритм поиска Гровера (Схематическая интерпретация)

Алгоритм Гровера — квантовый алгоритм поиска, позволяющий находить решения задачи поиска, сведённой к истинности булевой функции $f(x) = 1$, путем параллельного анализа всех возможных состояний квантового регистра.

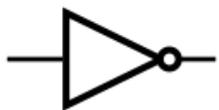
- 1) Формирование равномерной суперпозиции состояний квантового регистра.
- 2) Функция-оракул - инверсия знака амплитуды у искомых состояний ($f(x) = 1$).
- 3) Функция усиления амплитуд — увеличение вероятности измерения выбранных оракулом состояний.

Шаги 2-3 называются **итерацией Гровера (G)** и повторяются $N_G = \left\lceil \frac{\pi}{4} \sqrt{\frac{N}{l}} \right\rceil$,

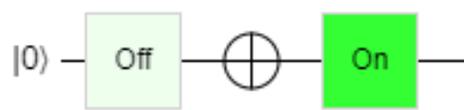
где N число всех состояний системы $N = 2^n$, n — число кубит, l — число решений (если известно)



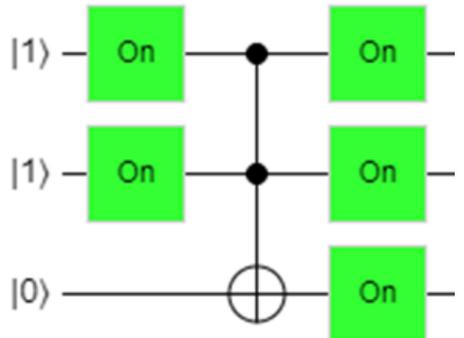
Интерпретация классических логических элементов и алгоритмов в квантовых схемах



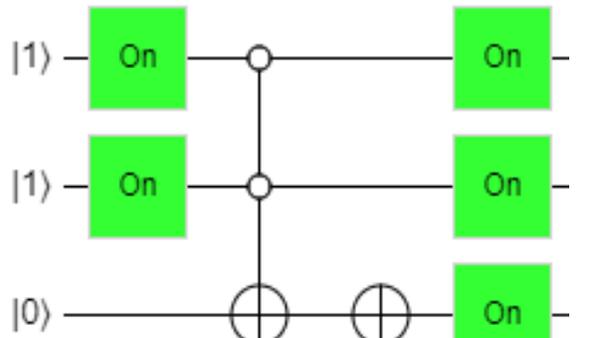
Элемент NOT



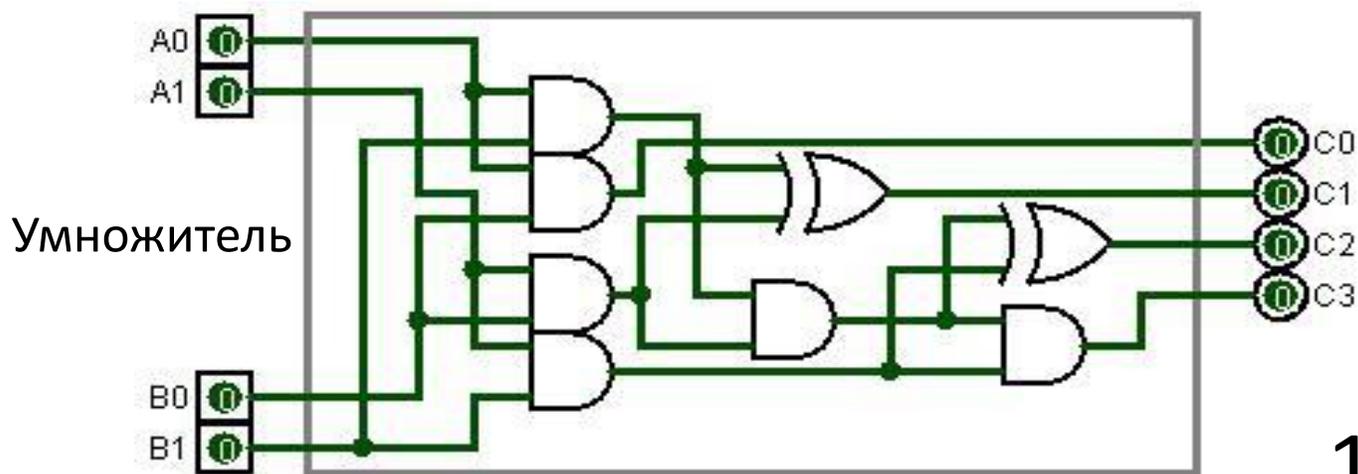
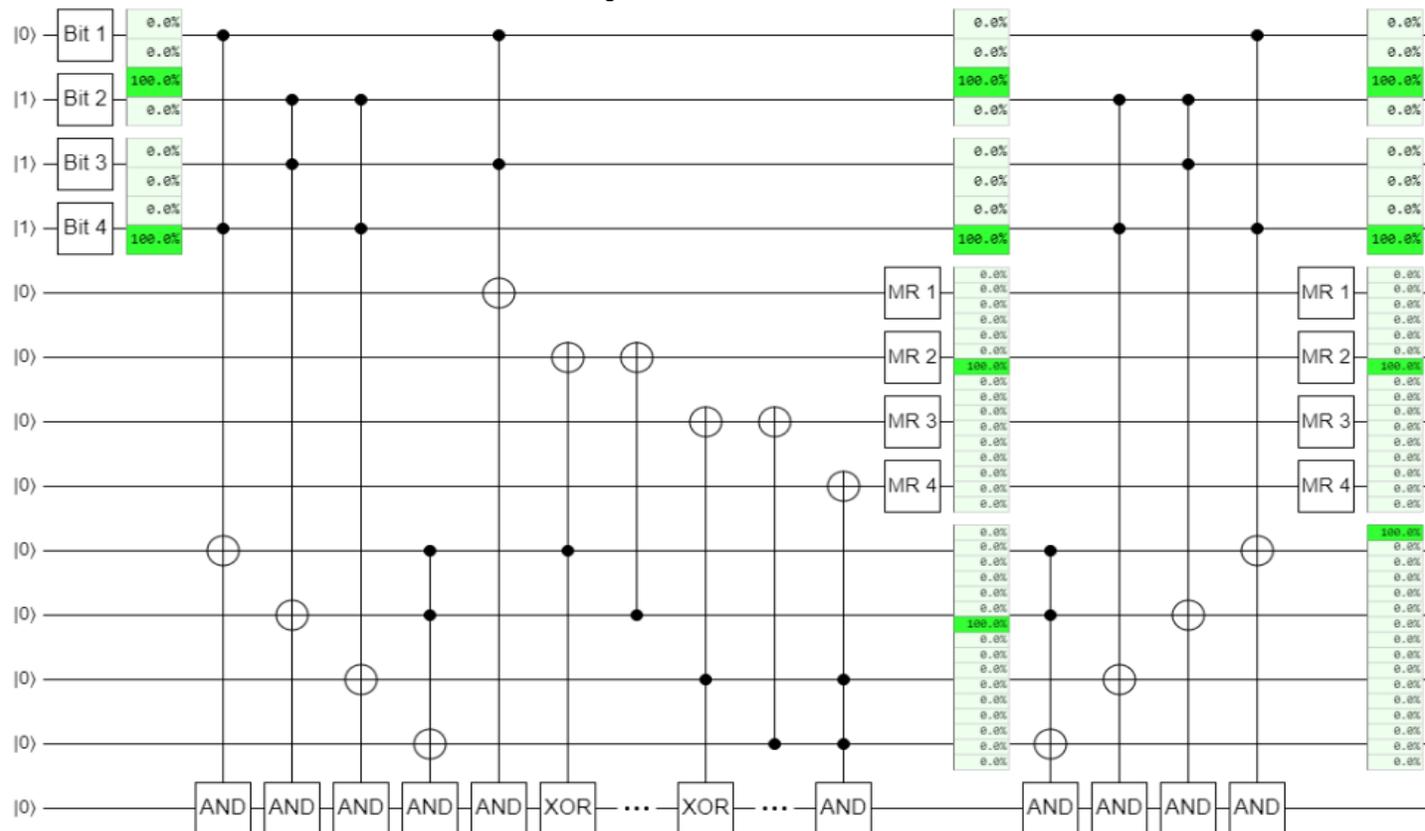
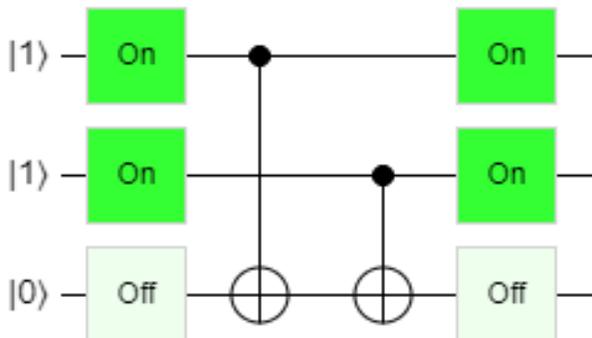
Элемент AND



Элемент OR



Элемент XOR



Умножитель

Гипотеза 1. При условии существования решений x , где $x \in \mathbb{Z}: 0 \leq x < 2^n$, возможно их нахождение не более чем за $\left\lceil \frac{\pi}{4} \sqrt{\frac{2^n}{l}} \right\rceil$ итераций алгоритма Гровера.

Для алгоритма Гровера, критерием поиска является соблюдение булевой функции $f(x) = 1$, где f задаётся исходя из задачи. Возможность интерпретации схем классической логики позволяет сформулировать условие выборки в виде $f(x) = y$, где $x, y \in \mathbb{Z}$, где результат сравнения булева функция $f(x) = 1$.

Следовательно, нахождение решений возможно со сложностью: $O\left(\sqrt{\frac{2^n}{l}}\right)$, исходя из $N_{\Gamma} = \left\lceil \frac{\pi}{4} \sqrt{\frac{2^n}{l}} \right\rceil$

Гипотеза 2. Возможно нахождение значений весов $w \in \mathbb{Z}$ для обучения нейронной сети прямого распространения с помощью алгоритма Гровера со сложностью $O\left(m \sqrt{\frac{2^n}{l}}\right)$.

Вариант 1. Условие поиска для всей сети (1 слой), соблюдение равенства: Сложность обучения для m весов:

I – входные значения
 O – выходные значения
 H – скрытые нейроны

$$\sum_{k \in \text{Outputs}} f_a \left(\sum_{i, j \in H_k} I_i w_{ij} \right) = O_k \quad O\left(\sqrt{\frac{2^{nm}}{l}}\right)$$

Вариант 2. Условие поиска для одного веса w_T в сети, заданной случайными весами, соблюдение равенства:

n – размер регистра веса
Сложность обучения для m весов:

$$f_a \left(I_T w_T + \sum_{i, j \notin T} I_i w_{ij} \right) = O_k + \delta_k,$$

где $\delta_k = -O_k(1 - O_k)(t_k - O_k)$

t_k - правильный ответ сети
 $k \in \text{Outputs}$

$$O\left(m \sqrt{\frac{2^n}{l}}\right)$$

Так как в обоих случаях критерий поиска задан явно – нахождение весов возможно.

Гипотеза 3. Возможно нахождение значений весов $w \in \mathbb{Z}$ для обучения нейронной сети прямого распространения с помощью алгоритма Гровера со сложностью $O\left(m\sqrt{\frac{2^n}{l}}\right)$ при поэтапной обработке

обучающих данных с размером выборки b_{size_opt} .

Исходя из геометрического определения алгоритма Гровера, с каждой итерацией алгоритма совершается поэтапный поворот вектора состояния ψ в выбранных решениях (Рис. 1). Следовательно, так как в результате обучения модели, необходимо найти оптимальный набор весов ($\psi \in v_{good}$) для аппроксимации обучающих данных, то разбивая обучающую выборку (D_{train}) на набор последовательных итераций Гровера (N_G) по b_{size_opt} экземпляров на каждую итерацию, возможно получить желаемый набор весов (т.е. следует изменять целевую функцию P на каждой итерации Гровера). Таким образом, исходя из определения алгоритма Гровера наибольшее число поворотов в направлении вектора «решения» совершат вектора состояний, наиболее подходящих в качестве набора весов.

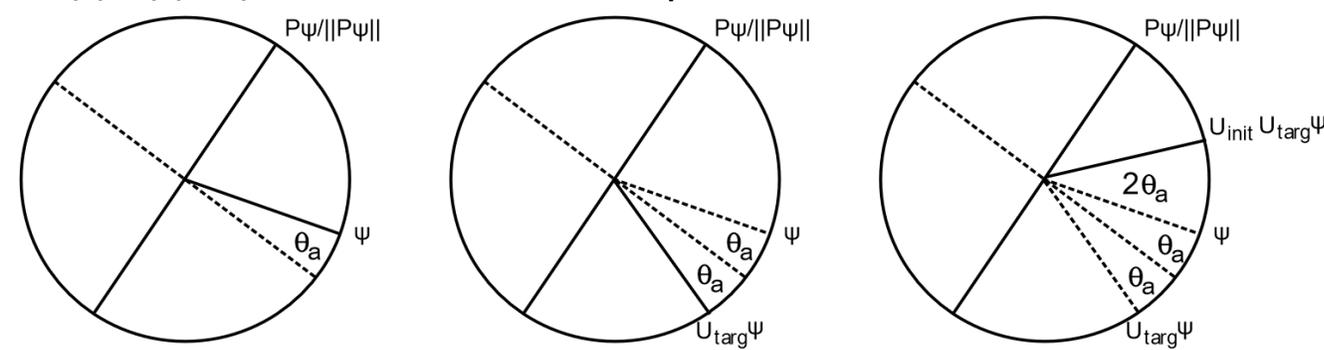


Рис. 1. Геометрическое описание влияния преобразования U_{grover} на первоначальный вектор состояния ψ

$$P\psi = \begin{cases} \psi, & \text{if } \psi \in v_{good} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$N_G = \left\lceil \frac{\pi}{4} \sqrt{\frac{2^n}{l}} \right\rceil \quad b_{size_opt} = \frac{D_{train}}{N_G}$$

b_{size_opt} – оптимальный размер пакета данных

В соответствии с гипотезой 2, при b_{size_opt} сложность обучения для m весов остаётся прежней:

$$O\left(m\sqrt{\frac{2^n}{l}}\right)$$

Сложность вычислений

Сложность линейного поиска: $O(N)$,

с ростом числа параметров: $O(N^m)$, где m – число независимых параметров.

Сложность обучения нейронной сети методом обратного распространения ошибки: $O(n_e * k * m)$

где n_e - число эпох, k - количество строк в наборе данных для обучения, m - количество весов

Сложность алгоритма Гровера для задачи поиска: $O\left(\sqrt{\frac{N}{l}}\right)$. Итерации Гровера: $N_G = \left\lceil \frac{\pi}{4} \sqrt{\frac{N}{l}} \right\rceil$,

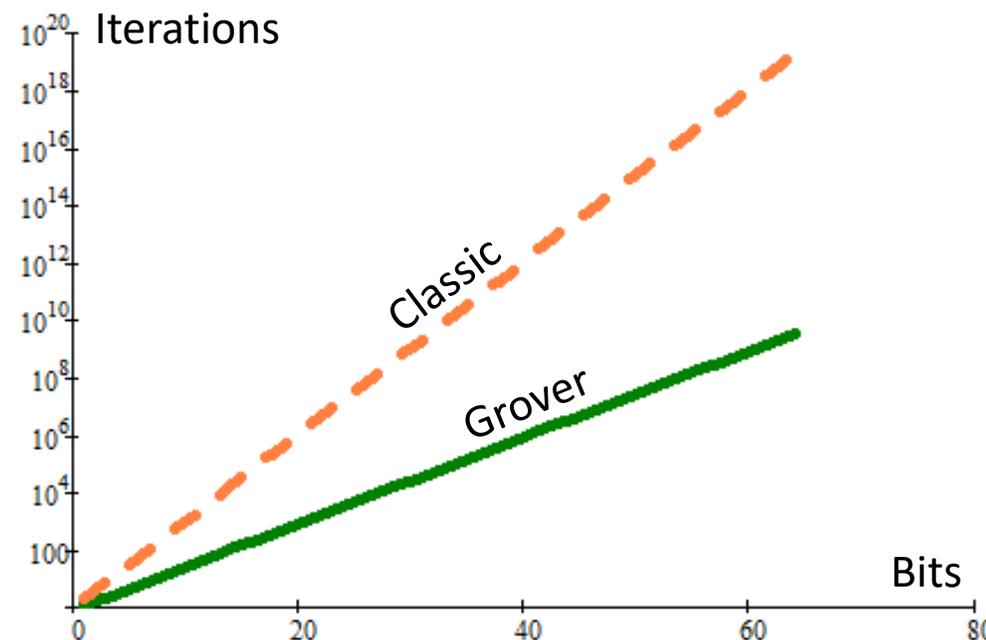
где N – число состояний регистра

Сложность обучения нейронной сети предложенным методом: $O\left(m \sqrt{\frac{2^n}{l}}\right)$

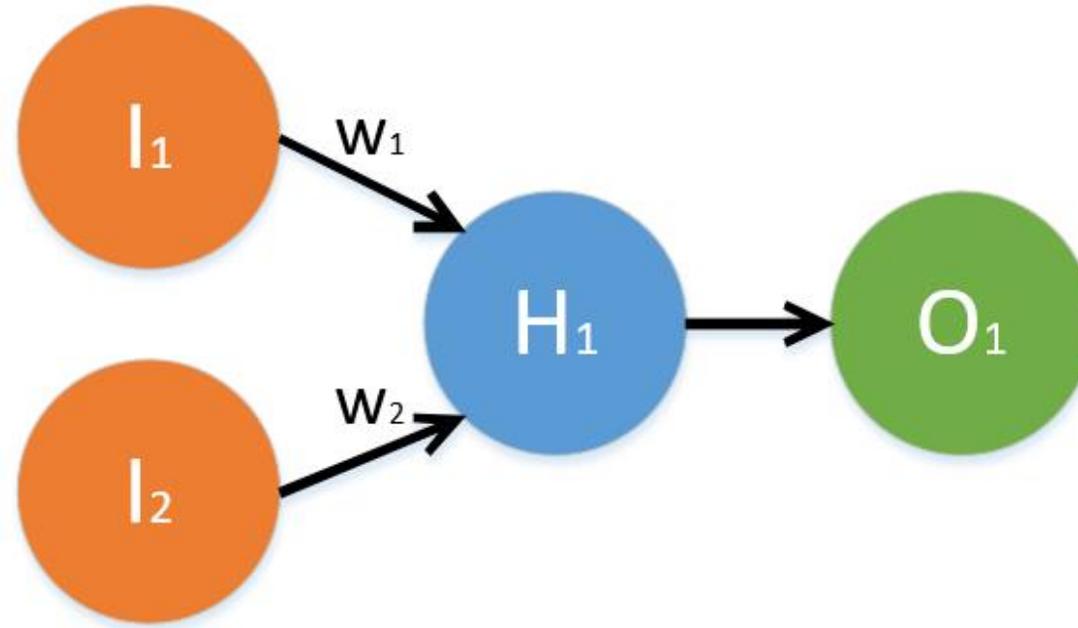
где l - число решений, m - количество весов, n – разрядность веса в кубитах.

Сравнение количеств итераций при поиске одного значения методами классического перебора и алгоритма Гровера

Число бит/кубит	Число классических итераций перебора	Число итераций Гровера	Выигрыш квантового алгоритма в количестве итераций (в разы)
2	4	1	4
3	8	2	4
8	256	12	21
16	65 536	201	326
32	4 294 967 296	51 471	83 444
64	18 446 744 073 709 551 616	3 373 259 426	5 468 522 205



Сеть прямого распространения (СПР) с двумя входными нейронами

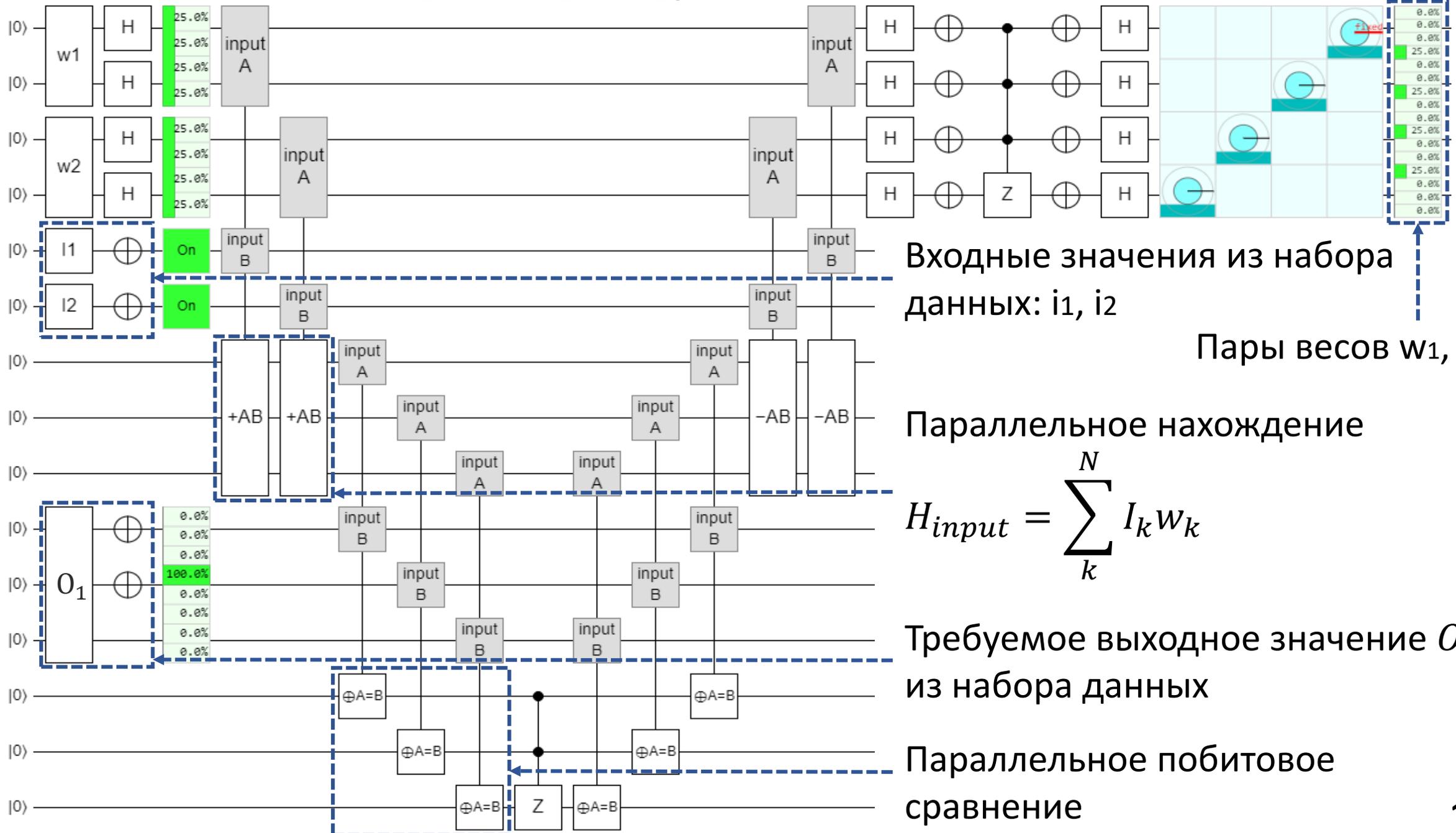


Входное значение скрытого нейрона: $H_1 input = I_1 w_1 + I_2 w_2$

Выходное значение скрытого нейрона: $H_1 output = f_{activation}(H_1 input)$

Для тождественной функции активации условием выборки весов будет соблюдение равенства: $I_1 w_1 + I_2 w_2 = O_1$; $w_1, w_2 = ?$

Схема обучения СПР $O_1 = 011_2 = 3_{10}$ с помощью квантового алгоритма Гровера



Результат запуска синтезированной схемы для обучения СПР

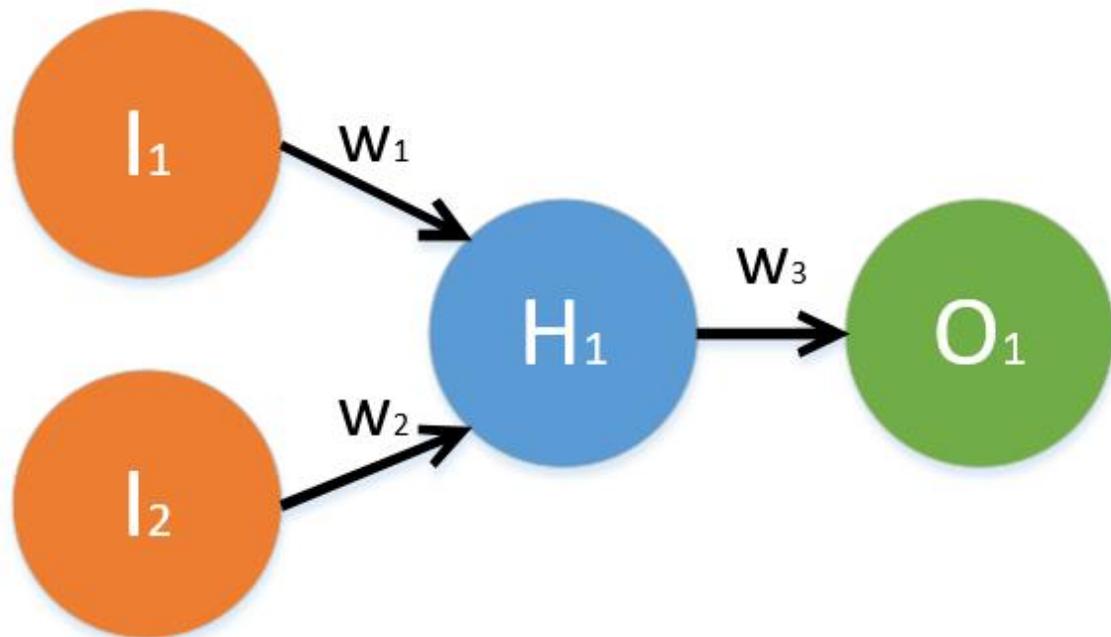
Задача обучения - нахождение коэффициентов w_i , удовлетворяющих уравнению:

$$(I_1 w_1 + I_2 w_2) w_3 = O_1$$

На входе алгоритма, значения:

$$I_1 = 11_2 = 3_{10}; I_2 = 10_2 = 2_{10}; O_1 = 000110_2 = 6_{10}$$

Порядок разбиения полученных битовых строк на значения w



Рассматриваемая топология нейронной сети

<i>measured</i>	w_3	w_2	w_1
010010	01	00	10
011100	01	11	00
100001	10	00	01
110100	11	01	00

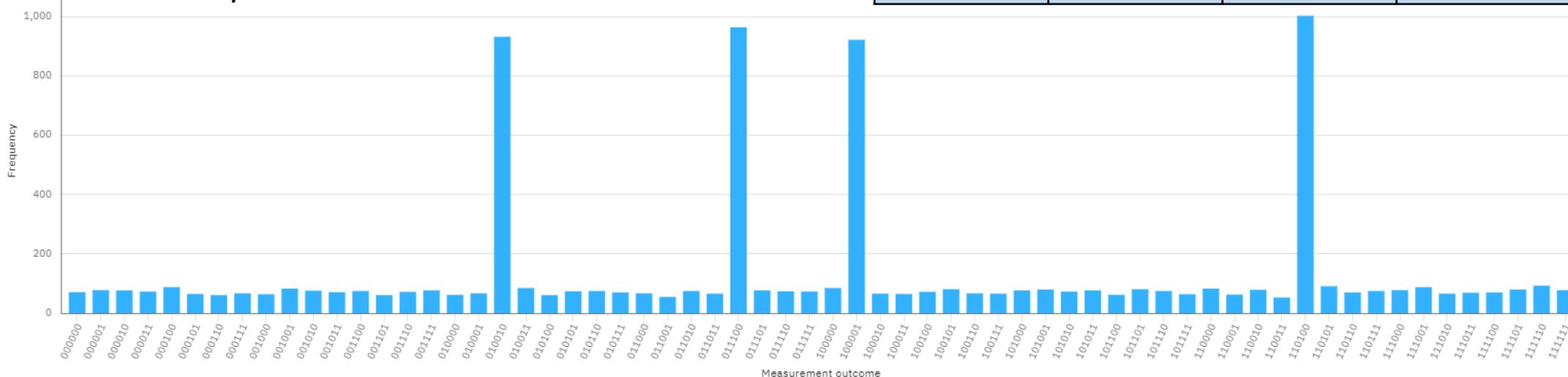
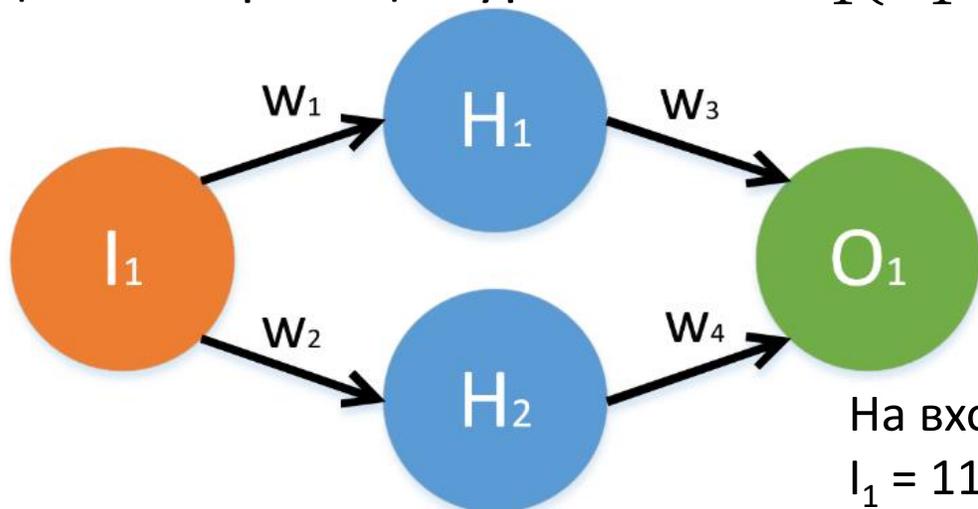


Диаграмма распределения выходных значений алгоритма обучения за 8192 измерений (shots = 8192)

Результат запуска синтезированной схемы для обучения СПР №2

Задача обучения - нахождение коэффициентов w_i , удовлетворяющих уравнению: $I_1(w_1w_3 + w_2w_4) = O_1$



На входе алгоритма, значения:
 $I_1 = 11_2 = 3_{10}$; $O_1 = 000110_2 = 6_{10}$

Топология персептрона №2

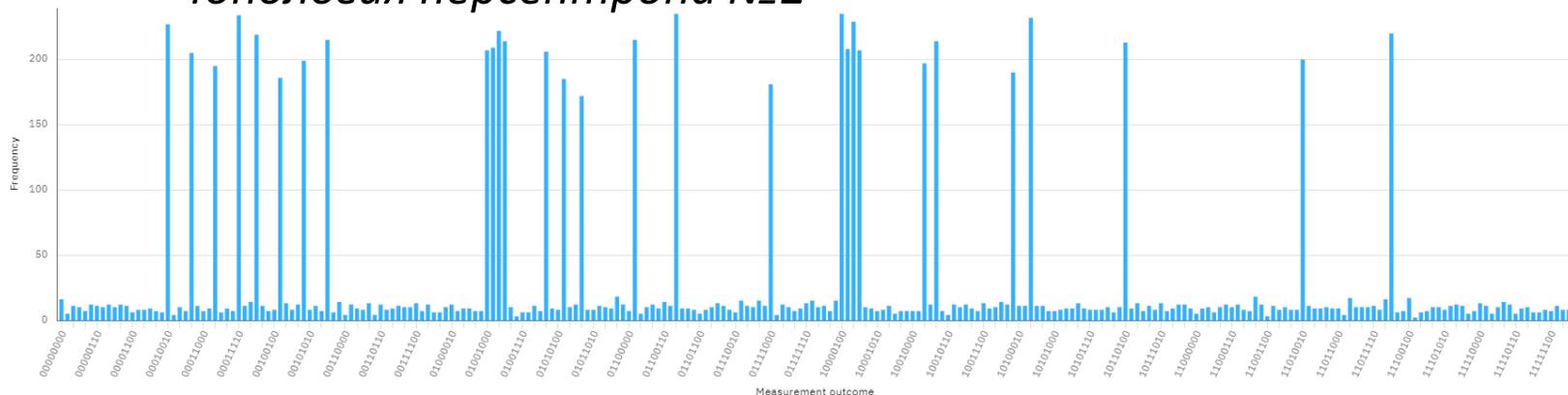


Диаграмма распределения выходных значений алгоритма обучения персептрона №2 за 8192 измерений (shots = 8192)

<i>measured</i>	w_4	w_3	w_2	w_1
00010010	00	01	00	10
00010110	00	01	01	10
00011010	00	01	10	10
00011110	00	01	11	10
00100001	00	10	00	01
00100101	00	10	01	01
00101001	00	10	10	01
00101101	00	10	11	01
01001000	01	00	10	00
01001001	01	00	10	01
01001010	01	00	10	10
01001011	01	00	10	11
01010010	01	01	00	10
01010101	01	01	01	01
01011000	01	01	10	00
01100001	01	10	00	01
01101000	01	10	10	00
01111000	01	11	10	00
10000100	10	00	01	00
10000101	10	00	01	01
10000110	10	00	01	10
10000111	10	00	01	11
10010010	10	01	00	10
10010100	10	01	01	00
10100001	10	10	00	01
10100100	10	10	01	00
10110100	10	11	01	00
11010010	11	01	00	10
11100001	11	10	00	01

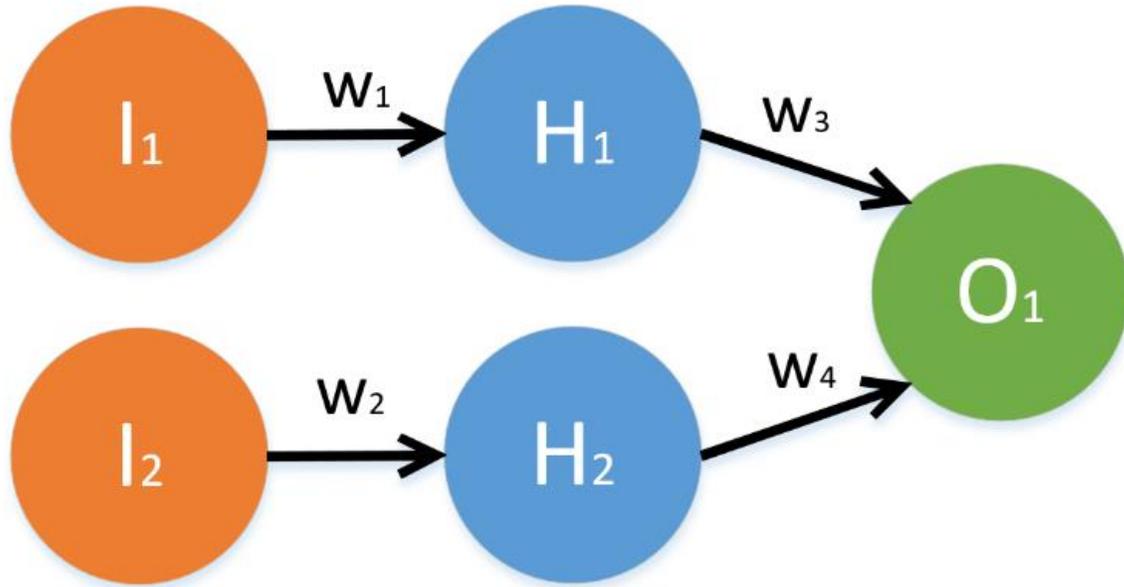
Результат запуска синтезированной схемы для обучения СПР №3

Задача обучения - нахождение коэффициентов w_i , удовлетворяющих уравнению:

$$I_1 w_1 w_3 + I_2 w_2 w_4 = O_1$$

На входе алгоритма, значения:

$$I_1 = 11_2 = 3_{10}; I_2 = 10_2 = 2_{10}; O_1 = 010110_2 = 22_{10}$$



Топология персептрона №3

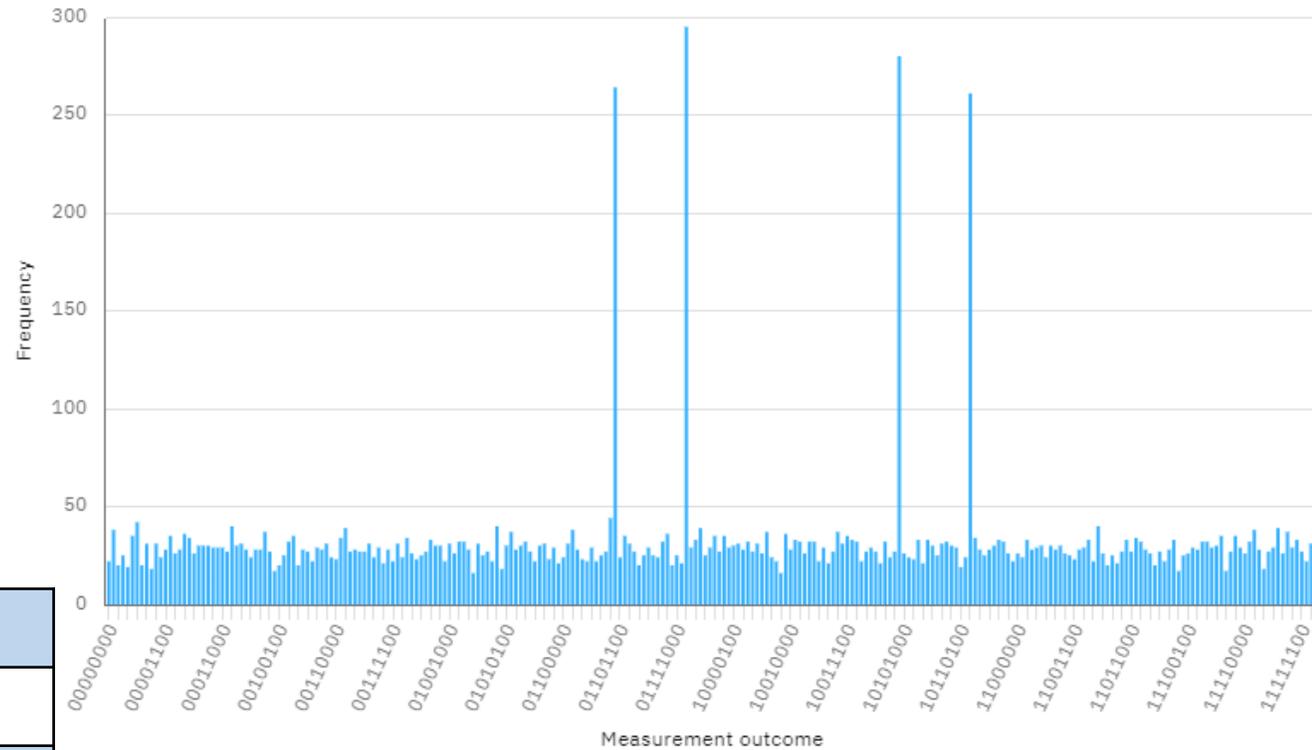
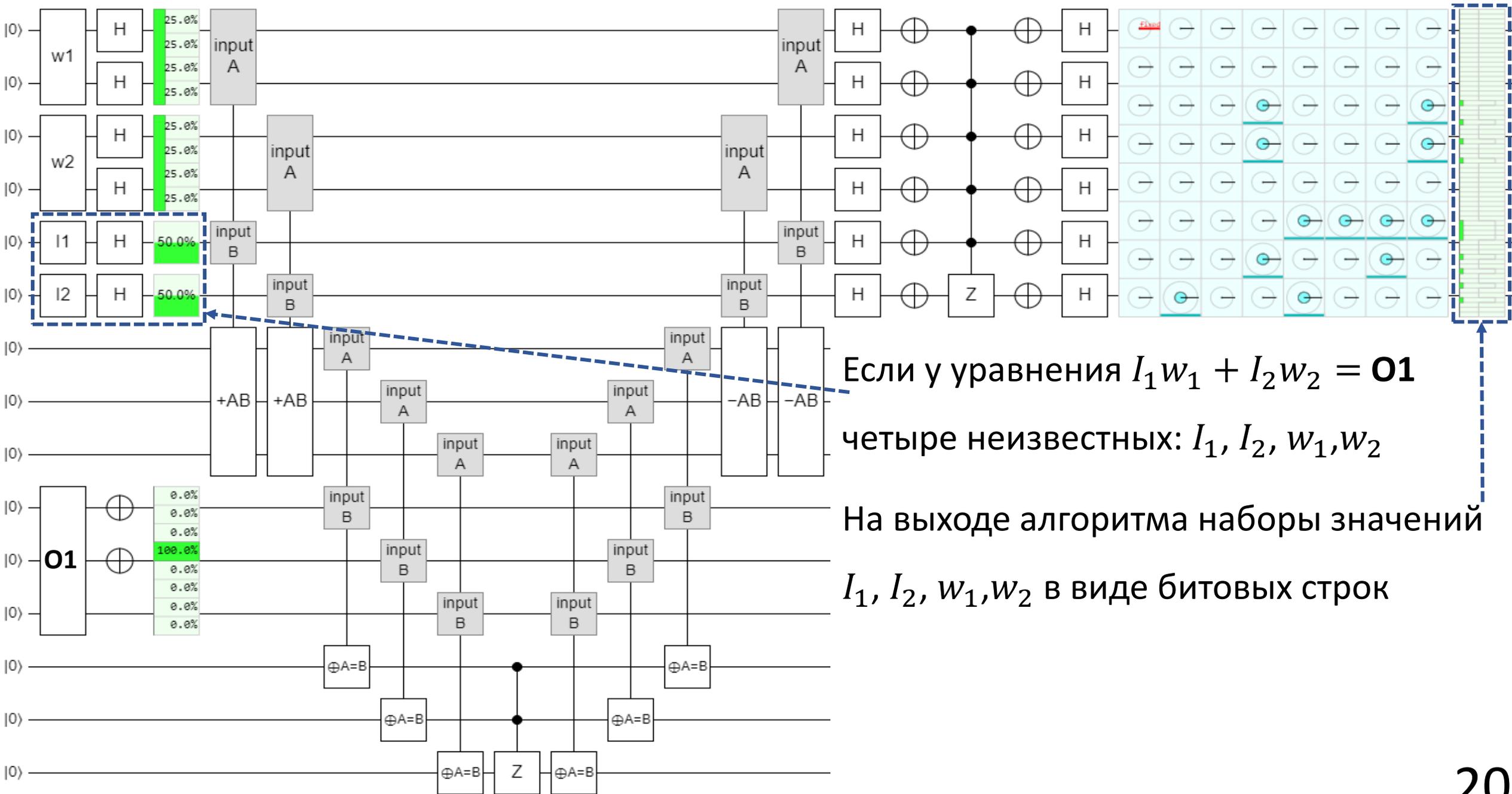
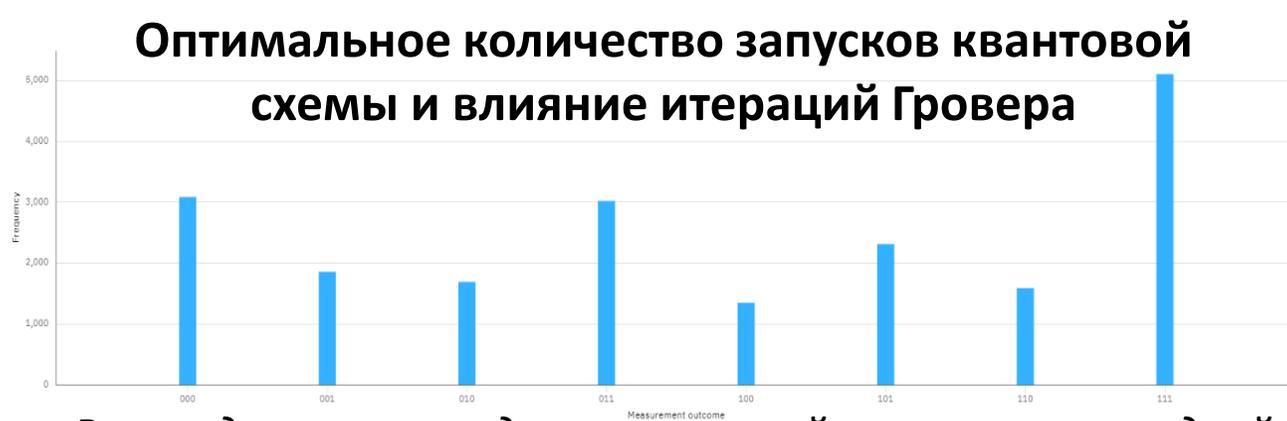
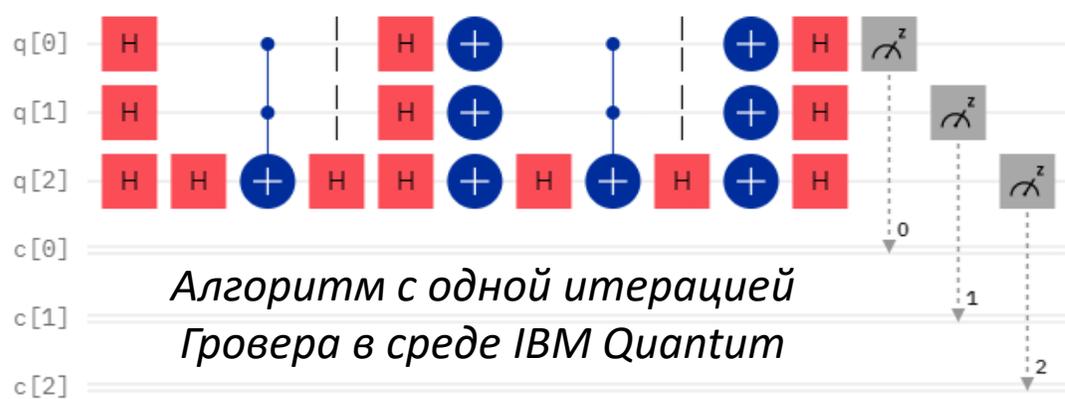


Диаграмма распределения выходных значений алгоритма обучения персептрона №3 за 8192 измерений (shots = 8192)

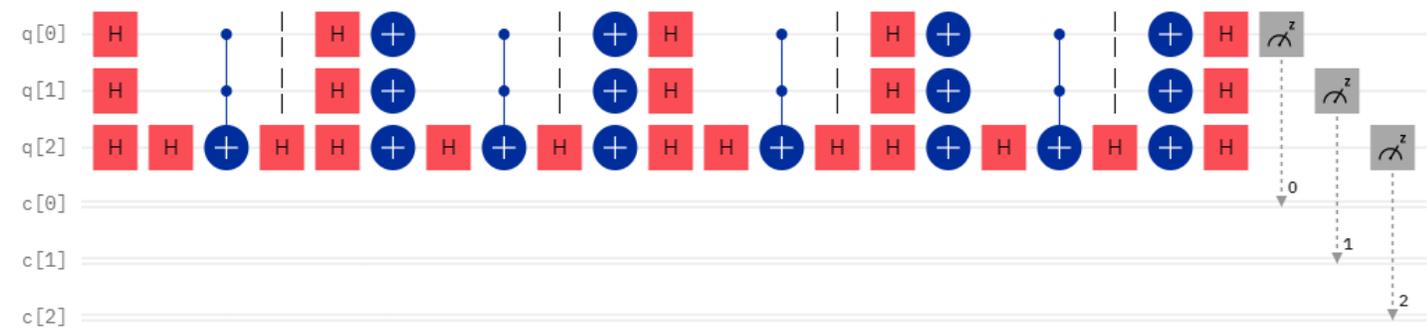
<i>measured</i>	w_4	w_3	w_2	w_1
01101011	01	10	10	11
01111010	01	11	10	10
10100111	10	10	01	11
10110110	10	11	01	10

Схема для получения всех наборов значений I_1, I_2, w_1, w_2 , для обучения СПР при $O1 = 011$

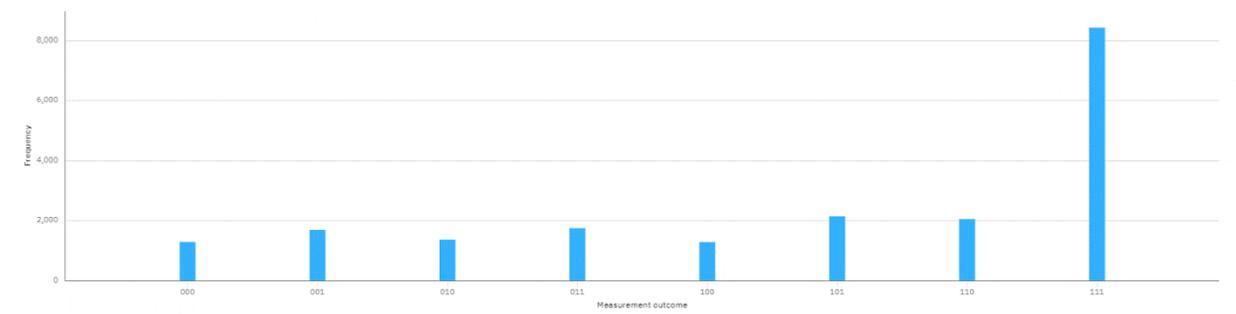




Распределение выходных состояний у алгоритма с одной итерацией Гровера после 20000 измерений на квантовом компьютере «ibm_oslo»



Алгоритм с двумя итерациями Гровера в среде IBM Quantum



Распределение выходных состояний у алгоритма с двумя итерациями Гровера после 20000 измерений на квантовом компьютере «ibm_oslo»

Итераций алгоритма Гровера	Время затраченное квантовым компьютером на вычисления (секунды)	Количество измерений искомого состояния / (точность в %)	Количество измерений схемы (Shots)
1 итерация Гровера			
1	4.7612	41 (41%)	100
1	5.9718	1649 (40%)	4096
1	7.2076	2767 (34%)	8192
1	10.7678	5102 (26%)	20000
2 итерации Гровера			
2	4.8852	31 (31%)	100
2	5.7147	1462 (36%)	4096
2	7.1277	2376 (29%)	8192
2	10.2990	8432 (42%)	20000

Jobs / d0gg7wzfbx30008w2hyg

freeform_q5_25

See more details

Completed
May 11, 2025 11:09 PM (in 4.8s)

QPU name
ibm_brisbane

Status timeline Completed

Details

Results

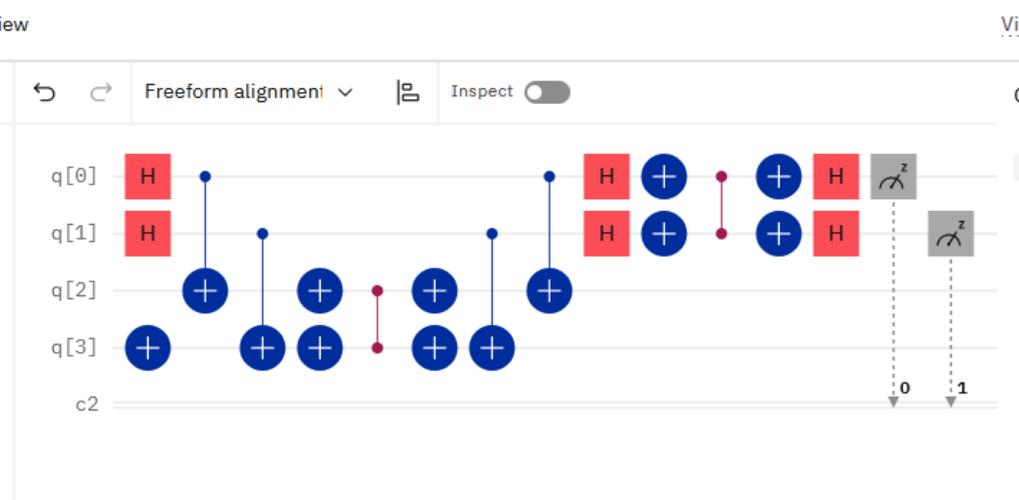
Histogram for register "c"

Measurement outcome	Count
00	1
01	1
10	11
11	1

Operations

Search

H	\oplus	\otimes	\otimes	\otimes	\otimes	I
T	S	Z	T^\dagger	S^\dagger	P	
RZ	\curvearrowright	0>		•	if	
\sqrt{X}	\sqrt{X}^\dagger	Y	RX	RY	RXX	
RZZ	U	RCCX	RC3X			



```
1 OPENQASM 2.0;  
2 include "qelib1.inc";  
3 qreg q[4];  
4 creg c[2];  
5  
6 h q[0];  
7 h q[1];  
8 x q[3];  
9 cx q[0], q[2];  
10 cx q[1], q[3];  
11 x q[2];  
12 x q[3];  
13 cz q[3], q[2];  
14 x q[2];  
15 x q[3];  
16 cx q[1], q[3];  
17 cx q[0], q[2];  
18 h q[0];  
19 h q[1];  
20 x q[0];  
21 x q[1];  
22 cz q[1], q[0];  
23 x q[0];  
24 x q[1];  
25 h q[0];  
26 h q[1];  
27 measure q[0] -> c[0];  
28 measure q[1] -> c[1];  
29  
30 // @columns [0,0,0,1,2,3,3,4,5,5,6,7,  
31
```

Запуск на квантовом компьютере алгоритма поиска с компаратором

Заключение

- 1) Разработаны концепции и методы построения квантовых схем для обучения нейронных сетей.
- 2) Созданы квантовые алгоритмы для обучения нейронных сетей прямого распространения на базе оракула алгоритма поиска Гровера и алгоритмы синтеза для упрощения процесса масштабирования предложенных подходов.
- 3) Для ухода от ручного построения квантовых схем на уровне логических элементов, разработана на языке Python система синтеза квантовых схем «Naginata».
- 4) С помощью разработанного синтезатора построены квантовые схемы для обучения сетей прямого распространения различных топологий. Запуск схем производился на 100-кубитном квантовом симуляторе IBM “simulator_mps” в облачной среде IBM Quantum.
- 5) На основании результатов тестирования в IBM Quantum установлены работоспособность и масштабируемость выдвинутой концепции построения квантовых схем обучения нейронных сетей.

Публикации в журналах из перечня ВАК (1.2.3)

1. Pronin C. B., Volosova A.V. A Method for Solving a System of Equations Based on the Principle of Training Generative-Adversarial Neural Networks (GAN) Using a Modified Grover Algorithm // Computational Nanotechnology. Issue №4 2023. – С. 11-15.
2. Ostroukh A. V., Pronin Ts. B., Volosova A. V., Volkov A. O., Ptitsyn D. A. Hyperautomation in the Auto Industry // Russian Engineering Research, 2021, Vol. 41, No. 6, Allerton Press, Inc., 2021. – С. 532–535.
3. Гиперавтоматизация предприятий транспортного машиностроения / А. В. Остроух, Ц. Б. Пронин, А. В. Волосова [и др.] // СТИН. – 2021. – № 3. – С. 2-6. – EDN JRHOUN.

Публикации в журналах из перечня ВАК

4. Пронин Ц.Б., Остроух А.В. Исследование возможности интерпретации и применения классических логических элементов и алгоритмов в квантовых схемах // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2020. – № 7. – С. 56-63.
5. Пронин Ц. Б., Остроух А. В., Баринов К. А., Аль-Саиди Джафар Мохаммед Ахмед. Исследование возможности совершения параллельных квантовых вычислений за счет объединения нескольких операций // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2020. – № 11. – С. 23-31.
6. Остроух А. В., Пронин Ц. Б. Исследование возможностей создания математических функций-оракулов для квантового алгоритма Гровера. // Промышленные АСУ и контроллеры. 2018, № 9. С. 3-10.
7. Пронин Ц. Б., Остроух А. В. Разработка квантовых схем для машинного обучения нейронных сетей с архитектурой персептрона на основе принципов алгоритма Гровера // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2021. – № 12 – С. 3-9.
8. Пронин Ц. Б., Остроух А. В. Создание и обучение квантовых нейронных сетей на основе алгоритма Гровера //Промышленные АСУ и контроллеры. – 2021. – № 11. – С. 39-43.
9. Пронин Ц. Б., Волосова А. В., Остроух А. В., Строгов Ю. Н. Преодоление лингвистических барьеров в кодовых ассистентах: создание адаптера Qlora для улучшения поддержки русскоязычных инструкций по написанию кода // Динамика сложных систем. – 2024. – Т. 18. – № 1. – С. 32-40.

Публикации в журналах индексируемых в базе Scopus

10. Pronin C. B., Ostroukh A. V., Maksimychev O. I., Kuftinova N. G., Yadav A. K. Parametric Synthesis of Computational Circuits for Complex Quantum Algorithms in the Transport and Road Sphere // 2022 Intelligent Technologies and Electronic Devices in Vehicle and Road Transport Complex (TIRVED). – IEEE, 2022. – С. 1-4.
11. Ostroukh A. V., Pronin C. B., Volosova A. V., Subbotin B. S., Smirnov P. I. Parametric Synthesis of Quantum Circuits for Training Perceptron Neural Networks // 2022 Intelligent Technologies and Electronic Devices in Vehicle and Road Transport Complex (TIRVED). – IEEE, 2022. – С. 1-4.
12. Pronin, C. B., Maksimychev, O. I., Ostroukh, A. V., Volosova, A. V., Matukhina, E. N. Creating Quantum Circuits for Training Perceptron Neural Networks on the Principles of Grover's Algorithm // 2022 Systems Of Signals Generating And Processing In The Field Of On Board Communications. – IEEE, 2022. – С. 1-5.

На защиту выносятся:

1. Постановка задачи: моделирование и синтез квантовых алгоритмов для ускорения процесса обучения нейронных сетей.
2. Квантовые схемы для обучения нейронных сетей прямого распространения и предложенные методы их построения.
3. Методы параметрического синтеза квантовых алгоритмов.
4. Программное обеспечение для параметрического синтеза сложных квантовых алгоритмов и методы его применения.
5. Методика интерпретации результатов запуска разработанных квантовых алгоритмов. Оценка эффективности и вычислительной сложности предложенных решений.

Соответствие диссертации паспорту научной специальности.

Содержание диссертации соответствует паспорту специальности

1.2.3 – «Теоретическая информатика, кибернетика» (физико-математические науки). Полученные в ней результаты соотносятся с направлениями исследований:

«**10.** Теоретические вопросы квантовой информатики».

«**15.** Модели данных и новые принципы их проектирования.»

«**17.** Анализ больших данных, обнаружение закономерностей в данных и их извлечение».

Спасибо за внимание!