Квантовые системы искусственного интеллекта

M. V. Altaisky¹

ИКИ РАН

г.Таруса, 19-21 февраля 2019



¹Соавторы: Н.С.Даттани, Н.Е.Капуткина, В.А.Крылов, Ю. Е. Лозовик, Н.Н.Зольникова

1 M. V. Altaisky Квантовые системы искусственного интеллекта

• Что такое машинное обучение?

- Что такое машинное обучение?
- Алгоритмические и не-алгоритмические системы

< ∃ > < ∃ >

- Что такое машинное обучение?
- Алгоритмические и не-алгоритмические системы
- Искусственные нейронные сети

- Что такое машинное обучение?
- Алгоритмические и не-алгоритмические системы
- Искусственные нейронные сети
- Сильный и слабый ИИ

- Что такое машинное обучение?
- Алгоритмические и не-алгоритмические системы
- Искусственные нейронные сети
- Сильный и слабый ИИ
- Квантовая информация и квантовые вычисления

- Что такое машинное обучение?
- Алгоритмические и не-алгоритмические системы
- Искусственные нейронные сети
- Сильный и слабый ИИ
- Квантовая информация и квантовые вычисления
- Квантовое машинное обучение

- Что такое машинное обучение?
- Алгоритмические и не-алгоритмические системы
- Искусственные нейронные сети
- Сильный и слабый ИИ
- Квантовая информация и квантовые вычисления
- Квантовое машинное обучение
- Автономные агенты

- Что такое машинное обучение?
- Алгоритмические и не-алгоритмические системы
- Искусственные нейронные сети
- Сильный и слабый ИИ
- Квантовая информация и квантовые вычисления
- Квантовое машинное обучение
- Автономные агенты
- Квантовые нейронные сети

- Что такое машинное обучение?
- Алгоритмические и не-алгоритмические системы
- Искусственные нейронные сети
- Сильный и слабый ИИ
- Квантовая информация и квантовые вычисления
- Квантовое машинное обучение
- Автономные агенты
- Квантовые нейронные сети
- Открытые квантовые системы и адиабатические квантовые компьютеры

- Что такое машинное обучение?
- Алгоритмические и не-алгоритмические системы
- Искусственные нейронные сети
- Сильный и слабый ИИ
- Квантовая информация и квантовые вычисления
- Квантовое машинное обучение
- Автономные агенты
- Квантовые нейронные сети
- Открытые квантовые системы и адиабатические квантовые компьютеры
- Квантовый ИИ при комнатной температуре

- Что такое машинное обучение?
- Алгоритмические и не-алгоритмические системы
- Искусственные нейронные сети
- Сильный и слабый ИИ
- Квантовая информация и квантовые вычисления
- Квантовое машинное обучение
- Автономные агенты
- Квантовые нейронные сети
- Открытые квантовые системы и адиабатические квантовые компьютеры
- Квантовый ИИ при комнатной температуре
- Креативные машины?

Машинное обучение

Классический компьютер производит обработку данных на основе заданного алгоритма.

Мозг совсем на него не похож – он обучается на основе данных. Идея машинного обучения состоит в подражании работе мозга, хотя бы в некоторых аспектах:

Алгоритмическом: Алгоритм машинного обучения строит математическую модель выборочных данных для того чтобы предсказывать и классифицировать новые данные

Неалгоритмическом: Одна физическая система моделирует другую, не используя алгоритмов

A. Turing. "Computing machinery and intelligence". В: Mind 49 (1950), с. 433—460 S. Russel и Р. Norvig. Artificial Intelligence - A modern approach. Second. New Jersey: Prentice Hall, 2003

Неалгоритмические системы

x1 y1 y2 x7

Мозг человека содержит $pprox 8.6 imes 10^{10}$ нейронов



(Herculano-Houzel, 2009)

Нейронные сети

ИНС – параллельный распределенный процессор, состоящий из одинаковых блоков, называемых нейронами, который способен накапливать знания, и предоставлять их для использования. ИНС похожа на мозг хотя бы в двух аспектах:

- Знание получается из окружения посредством процесса обучения
- Для сохранения знаний используется настройка интенсивности межнейронных связей

S. Haykin. Neural Networks and Learning Machines. Pearson Education, 2009

Автономные интеллектуальные агенты Какие функции мозга можно воспроизвести?

• Восприятие информации из окружения — сенсоры, датчики, и т.п..

• Дискриминатор — нейронная сеть, или алгоритм, которые классифицируют поступающую информацию, строят модель окружения, и управляют работой актуаторов.

 Актуаторы – устройства, воздействующие на окружение агента.

 Контроль обучения сводится к оптимизации заданной целевой функции.





Слабый ИИ

ИИ предназначенный для решения конкретных задач

Сильный ИИ

 Машина с сознанием и умом. На практике: машина, способная применить ИИ к решению любой проблемы.

Существует точка зрения, что использование слабого ИИ самого по себе может приводить к технологическим угрозам.

Математическая модель нейрона



Виды обучения

Обучение с учителем основано на существовании отображения $\{\mathbf{x}_i, d_i\}_{i=\overline{1,M}},$

известного учителю



Цель обучения минимизация ошибки

$$E[w] = \sum_{i=1}^{M} (y(\mathbf{x}_i, w) - d_i)^2$$

(Delayed) Обучение

с подкреплением



Нет обучающего отображения. Система взаимодействует с окружением и пытается минимизировать *функцию затрат*. [Barto et al. 1983]

Без учителя



1

< 一型

Самоорганизация

Соревновательность

э

Наличие меры организации

• • = • • = •

Прямоточные





output



(Изинговские) Спиновые стекла

$$H[s] = -rac{1}{2}\sum w_{ij}s_is_j + h_is_i$$

- 4 同 ト 4 三 ト 4

э

Глубокое обучение www.deeplearningbook.org byGoodfellow,Bengio,Courville

Иерархия концепция – каждая зависит от более простых



- Сверточные сети
- Обучение с подкреплением
- V. Mnih и др. "Human-level control through deep reinforcement learning". в: *Nature* 518 (2015), c. 529—533





Квантовая информация

Классическая информация

Бит

Физическая система, которая может находиться в одном из двух различимых состояний "0" or "1", "off" or "on", \downarrow or \uparrow

Квантовая информация

$$ert \psi
angle = c_0 ert 0
angle + c_1 ert 1
angle,$$
 $c_0, c_1 \in \mathbb{C}, \quad ert c_0 ert^2 + ert c_1 ert^2 = 1$

$$\begin{array}{ll} 0+0=0, 0+1=1, & 1+1=10 \\ 0*0=0, 0*1=0, & 1*1=1 \\ \neg 0=1 & \neg 1=0 \end{array}$$



Сфера Блоха
$$|\theta, \phi\rangle = \cos \frac{\theta}{2}|\uparrow\rangle + e^{i\phi} \sin \frac{\theta}{2}|\downarrow\rangle,$$
$$0 \le \theta \le \pi; 0 \le \phi \le 2\pi.$$

11 M. V. Altaisky

Квантовые системы искусственного интеллекта

Квантовая информация против классической

Классическая

- Классическая информация копируется (x,0) → (x,x)
- Copy + NAND can produce all binary computations
- Классические вычисления необратимы: рассеивается kT ln 2 энергии на каждую AND и OR

$\stackrel{\rightarrow}{\rightarrow} \stackrel{\rightarrow}{\rightarrow}$

Квантовая

No-clonning theorem

Квантовую информацию нельзя копировать: $|\psi
angle=lpha|0
angle+eta|1
angle$

 $\begin{array}{ll} |\psi\rangle \otimes |\mathbf{0}\rangle = & \alpha |\mathbf{0}\rangle \otimes |\mathbf{0}\rangle + \beta |\mathbf{1}\rangle \otimes |\mathbf{0}\rangle \\ \stackrel{\mathrm{CNOT}}{\to} & \alpha |\mathbf{0}\rangle \otimes |\mathbf{0}\rangle + \beta |\mathbf{1}\rangle \otimes |\mathbf{1}\rangle \\ \neq & |\psi\rangle \otimes |\psi\rangle \end{array}$

Основные гейты: CNOT, Hadamard



Эволюция квантовых состояний унитарна: $|\psi(t)
angle=e^{-\imath \frac{t\hat{H}}{\hbar}}|\psi(0)
angle$

12 M. V. Altaisky Квантовые системы искусственного интеллекта

Поиск в неупорядоченной базе данных Grover's algorithm: Looking for a Needle in a Haystack

Классический поиск требует в среднем $\frac{N}{2}$ шагов. В квантовом случае имеется линейная суперпозиция $N = 2^n$ строк:

$$|\psi_0\rangle = \mathbb{H}^{\otimes n}|\vec{0}\rangle = \frac{1}{\sqrt{N}}\sum_{x=0}^{N-1}|x\rangle, \quad \mathbb{H} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & 1\\ 1 & -1 \end{pmatrix}$$

Oracle: f(x) = 1 if x is a solution, or 0 otherwise

NP: difficult to solve, but easy to verify: $\mathbb{O}|x
angle = (-1)^{f(x)}|x
angle$

Алгоритм Гровера

Пусть j – метка искомой записи. Определим: $|\psi(\theta)\rangle \equiv \sin \theta |j\rangle + \frac{\cos \theta}{\sqrt{N-1}} \sum_{i \neq j} |i\rangle$ Оператор Гровера: $U_G |\psi(\theta)\rangle = |\psi(\theta + \phi)\rangle$, где $\sin \phi = \frac{2\sqrt{N-1}}{N}$, такой что $m \simeq \frac{\pi}{4} \sqrt{N}$ в пределе $\theta \to \frac{\pi}{2}$

13 M. V. Altaisky Квантовые системы искусственного интеллекта

Классификация векторов квантовыми нейросетями

Нейронные сети

- Нелинейная переходная функция
- Параллелизм синаптических связей
- Открытая диссипативная система

Квантовые компьютеры

- Линейные операторы, действующие в пространстве состояний
- Квантовый параллелизм
- Унитарная эволюция замкнутой системы

S. Kak, 1995

S.Kak. On quantum neural computing. Inf. Sci. 83(1995)143-160,

В. Чавчанидзе, 1970

К вопросу о пространственно-временных квантово-волновых процессах в нервных сетях. *Сообщ. АН Грузинской ССР* **59**(1)(1970)37-40

うくで

Классификация векторов квантовыми нейросетями

Нейронные сети

- Нелинейная переходная функция
- Параллелизм

синаптических связей

 Открытая диссипативная система

Квантовые компьютеры

- Линейные операторы, действующие в пространстве состояний
- Квантовый параллелизм

- 4 同 6 4 日 6 4 日 6

 Унитарная эволюция замкнутой системы

しょうよかのうつでのしてした。約00k00からめの、353%03000 目のうきた。55,361,1975 COOBILENTIS AKAZEMINI HAYK FPV3NHCKOH CCP,55,361,1975 BULLETIN of the ACADEMY of SCIENCES of the GEORGIAN SSR 55,361,1970

N.TK 612.8:62-50

КИБЕРНЕТИКА

В. В. ЧАВЧАНИДЗЕ (член-корресполдент АН ГССР)

К ВОПРОСУ О ПРОСТРАНСТВЕННО-ВРЕМЕННЫХ КВАНТОВО-ВОЛНОВЫХ ПРОЦЕССАХ В НЕРВНЫХ СЕТЯХ

Использовав полученные в сообщениях |1-4| детерминистские п

Типы KHC | Hardware: SQUID, Optics, QDots, lons

- Симуляторы
- Ассоциативная память
- Спиновые стекла
- Прямоточные сети (М-Р, SVМ)
- Квантовые схемы
- Безвесовые сети
- Квантовоинспирированные сети

M. Altaisky, N. Kaputkina n V. Krylov. "Quantum neural networks: Current status and prospects for development". B: *Physics of Particles and Nuclei* 45.6 (2014), c. 1013—1032 M. Schuld, I. Sinayskiy n F. Petruccione. "The quest for a Quantum Neural Network". B: *Quantum Information Processing* 13.11 (2014), c. 2567—2586

V. Dunjko n H. J. Briegel. "Machine learning & artificial intelligence in the quantum domain: a review of recent progress". B: *Rep. Prog. Phys.* 81 (2018), c. 074001

S. Jeswal n S. Chakraverty. "Recent Developments and Applications in Quantum Neural Network: A Review". B: Arch Computat Methods Eng (2018). URL: https://doi. org/10.1007/s11831-018-9269-0 Ассоциативная память — классификация изображений A.Vlasov, Quantum computations and images recognition. arXiv.org/quant-ph/9703010

Пусть нужно запомнить изображение размером $k \times m = N$, представленное массивом спинов $\xi_i = \pm 1$. Изображению сопоставляется матрица J_{ii} и гамильтониан

$$H = -\frac{1}{2}\sum_{ij}J_{ij}\xi_i\xi_j + \sum_j b_j\xi_j,$$

имеет минимумы на этом изображении. Это сеть Хопфилда J.J.Hopfield PNAS **79**(1982)2554 если переходная функция sgn(): $y_i(t) = \operatorname{sgn}(\sum_{i \neq j} J_{ij}y_j(t-1))$ is stationary if $J_{ij} = \frac{1}{N}\xi_i\xi_j$. Если нужно запомнить p различных изображений $J_{ij} = \frac{1}{N}\sum_{l=1}^{p} \xi_i^{(l)}\xi_j^{(l)}$. Для неизвестного изображения $\xi^{(new)}$ амплитуда $\langle \xi^{(new)} | \xi^{(l)} \rangle$ имеет максимум для ближайшего из базисных (*l*-th) изображений.

В квантовом случае роль корреляционной матрицы играет проектор: $\hat{J}\!=\!\sum_{i=1}^p |i\rangle\langle i|$ Ассоциативная память — классификация изображений A.Vlasov, Quantum computations and images recognition. arXiv.org/quant-ph/9703010



16 M. V. Altaisky Квантовые системы искусственного интеллекта

Квантовый перцептрон (M.V.Altaisky arxiv.org/quant-ph/0107012)



$$|u_k\rangle = \sum_{j=1}^n \hat{w}_{kj} |x_j\rangle, \quad |y_k\rangle = \hat{F} |u_k\rangle.$$

В отсутствие окружения \hat{F} - *линейный* оператор. Правило обучения (F = 1): $\hat{w}_j(t+1) = \hat{w}_j(t) + \eta (|d\rangle - |y(t)\rangle) \langle x_j|$

$$||d\rangle - |y(t+1)\rangle|^2 = \left||d\rangle - \sum_{j=1}^n \hat{w}_j(t+1)|x_j\rangle\right| = (1-n\eta)^2 ||d\rangle - |y(t)\rangle|^2$$

Алгоритм сходится, но не унитарен.

17 M. V. Altaisky

Кубитные сети

- Нелинейность можно ввести путем процедуры измерения R.Zhou et al. in Proc ICANN 2006.
- Формально можно строить сеть на фазах комплексных амплитуд *u* Kouda, Matsui, Nishimura, Peper. 2005:

$$y = \frac{\pi}{2} \frac{1}{1 + e^{-\sigma}} - \arctan \frac{\Im(u)}{\Re(u)}, \quad u = \sum_{k=1}^{n} e^{i\frac{\pi}{2}x_k} e^{i\theta_k} - e^{i\lambda}$$

Кубитные сети

- Нелинейность можно ввести путем процедуры измерения R.Zhou et al. in Proc ICANN 2006.
- Формально можно строить сеть на фазах комплексных амплитуд *u* Kouda, Matsui, Nishimura, Peper. 2005:



Обучение кубитной сети





От квантовых симуляторов к нейронным сетям R.Feynman. Simulating physics with computers. *Int. J. Theor. Phys.* **21**(1982)467

L.Behera, I.Kar, A.Elitzur. A recurrent quantum neural network model to describe eye tracking of moving targets. *Found. Phys. Lett.* **18** (2005) 357:

Движение цели мозг симулирует движением волнового пакета, подчиняющегося уравнению Шредингера

$$\imath\hbar\frac{\partial\Psi(t,x)}{\partial t}=-\frac{\hbar^2}{2m}\Delta\Psi(t,x)+V(t,x)\Psi(t,x)$$

с настраиваемым потенциалом $V(t,x) = \sum_i W_i(t,x) \exp((\nu(t) - g_i)^2)$. Квадрат модуля волновой функции дает плотность вероятности обнаружения цели: $f(t,x) = |\Psi(t,x)|^2$.

Идея была применена в мульти-агентных играх:

V.G. Ivanceic and D.J. Reid. Dynamics of confined crowds modelled using Entropic Stochastic Resonance and Quantum Neural Networks. *Int. J. Intell. Def. Supp. Sys.* **2**(2009)269

Quantum Support Vector Machines Rebentrost, Mohseni, Lloyd. *Phys. Rev. Lett.* **113**(2014)130503

SVM:

a supervised ML algorithm that classifies vectors in two classes



Classical linear classification takes O(poly(N, M)) steps. Quantum linear classification takes $O(\log(NM))$ steps; N is dimension of the feature space, M is the number of training vectors Maximization of the form

$$\mathcal{L}(\vec{\alpha}) = \sum_{j=1}^{M} y_j \alpha_j - \frac{1}{2} \sum_{j,k=1}^{M} \alpha_j \mathcal{K}_{jk} \alpha_k$$

is performed on quantum computer, where the kernel $K_{jk} = k(\vec{x}_j, \vec{x}_k) = \vec{x}_j \cdot \vec{x}_k$ is easy to evaluate.

The minimization is subjected to constraints:

$$\sum_{j=1}^{M} \alpha_j = 0, \quad y_j \alpha_j \ge 0,$$

and gives the result
 $\vec{w} = \sum_{j=1}^{M} \alpha_j \vec{x}_j$

Quantum Support Vector Machines

P.Rebentrost, M.Mohseni and S.Lloyd, Quantum support vector machine for big data classification. *Phys. Rev. Lett.* **113** (2014) 130503

Классификация больших данных на два класса ($y=\pm 1$): N — размерность векторов; M — число векторов в обучающей выборке

Затраты времени:

Классический алгоритм: $O(\log(\epsilon^{-1})\mathrm{poly}(N,M))$ Квантовый алгоритм: $O(\log(NM))$

Задача:

По имеющимся данным подобрать нормаль (*w*) к разделяющей классы плоскости так что:

Quantum Support Vector Machines

Принципы имплементации: X.-D. Cai et al., Entanglement-based machine learning on quantum computer. *Phys. Rev. Lett.* **114** (2014) 110504;

Пусть M = 1: нужно оценить, к какому из векторов, v_A или v_B , ближе тестируемый вектор u, т.е. нужно сравнить расстояния $D_A = |\vec{u} - \vec{v}_A|$ и $D_B = |\vec{u} - \vec{v}_B|$. Для этого каждому вектору ставится в соответствие нормированное квантовое состояние $\vec{u} = |u||u\rangle$, $\vec{v} = |v||v\rangle$,...

Ключевым элементом алгоритма является создание перепутанного состояния

$$|\varphi\rangle = (|0\rangle_{anc}|u\rangle_{new} + |1\rangle_{anc}|v\rangle_{ref})/\sqrt{2})$$

после этого производится измерения этого состояния только по вспомогательному кубиту 'ancilla'. Для этого используется референтное состояние

Quantum Support Vector Machines Экспериметальная реализация

- X.-D.Cai et al., Entanglement-based machine learning on a quantum computer. *Phys. Rev. Lett.* **114** (2015) 110504
- Z. Li, X.Liu, N. Xu and J. Du, Experimental Realization of a quantum support vector machine. *Phys. Rev. Lett.* **114** (2015) 140504



24 M. V. Altaisky

Квантовые системы искусственного интеллекта

Multi-agent system Ivancevic & Reid. Int. J. Def. Supp. Sys. 2(2009)269

$$i\frac{\partial\psi_i(t,x)}{\partial t} = -D[\psi]\frac{\partial^2\psi_i}{\partial x^2} + VU_i[\psi]\psi_i(t,x)$$

where $D[\psi]$ is nonlinear diffusion coefficient, and $U_i[\psi] = |\psi_i(t,x)|^2$ is the p.d.f. of the *i*-th type agent.

$$V(t,x,\omega) = \sum_{i=1}^{n} \omega_i g_i(x)$$

self-learning potential Learning rule:

$$\dot{\omega}_i = -\omega_i + c_H \max_{x,k\neq l} |\psi_k(t,x)| g_i(x) |\psi_l(t,x)|$$

Local basic potentials are:

$$g_i(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{(x-\bar{x}_i)^2}{2\sigma_i^2}}, \quad \bar{x}_i = \frac{\int_M \bar{\psi}_i(t,x) x \psi_i(t,x) dx}{\int_M \bar{\psi}_i(t,x) \psi_i(t,x) dx}.$$

System with two types of agents



$$i\frac{\partial\psi_{B}(t,x)}{\partial t} = -\frac{a_{B}}{2}|\psi_{R}|^{2}\frac{\partial^{2}\psi_{B}}{\partial x^{2}} + V|\psi_{B}|^{2}\psi_{B}(t,x),$$

$$i\frac{\partial\psi_{R}(t,x)}{\partial t} = -\frac{a_{R}}{2}|\psi_{B}|^{2}\frac{\partial^{2}\psi_{R}}{\partial x^{2}} + V|\psi_{R}|^{2}\psi_{R}(t,x),$$

$$\dot{\omega_{i}} = -\omega_{i} + c_{H}\max_{x}|\psi_{R}|g_{i}|\psi_{B}|,$$

$$i = B, R$$

26 M. V. Altaisky

Квантовые системы искусственного интеллекта

Машины квантового отжига, D-wave Systems Inc. M.Johnson et al. *Nature* **473**(2011)194

Первый масштабируемый квантовый компьютер был создан D-Wave Systems Inc. и предназначен для решения экспоненциально сложных задач оптимизации

$$H_P = -\sum_{i=1}^N h_i \sigma_i^z + \sum_{i,j=1}^n J_{ij} \sigma_i^z \sigma_j^z$$

за полиномиальное время. 'Спины' σ_i^z – Superconducting Quantum Interference Devices. Матрица связей J_{ij} – индуктивные связи. Использована стандартная технология сверхпроводящих контуров.





128 qubit SQUID processor. From arxiv.org:1204.2821

27 M. V. Altaisky

Квантовые системы искусственного интеллекта

SQUID кубиты магнитного потока



473(2011)194

▲ 同 ▶ - ▲ 三 ▶

э

• При t = 0 все 'спины' инициализируются в направлении X

$$H(t) = -\Gamma(t)\sum_{i=1}^{n}\Delta_{i}(t)\sigma_{i}^{\mathsf{x}} + \Lambda(t)\left[-\sum_{i=1}^{n}h_{i}\sigma_{i}^{\mathsf{z}} + \sum_{i,j=1}^{n}J_{ij}\sigma_{i}^{\mathsf{z}}\sigma_{j}^{\mathsf{z}}
ight]$$

• Трансверсальное магнитное поле адиабатически выключается $\Gamma(t) o 0$ с одновременным увеличением $\Lambda(t) o 1$



Redrawn from M.Johnson et al. Nature 473(2011)194

DW2X





Taket Taket Taket Daket Daket Daket Daket Daket Taket Daket Daket



D Were OVER
1152 (8x12x12) = 64000
1007 cubic 2012 (0x12x12) qubit "Washington" processor
1097 dubits in "Working Graph"
12 mK nominal operating temperature. <u>Key</u> <u>feature</u> : A small reduction in temperature provides a significant boost in performance
3.5% and 2% precision level for h and J
Graph connectivity: 6 per qubit (Chimera architecture)

NASA QuAIL Ames



31 M. V. Altaisky Квантовые системы искусственного интеллекта

Optical implementation of Hopfield network

Optical implementation of N-spin Ising model

$$H = -\sum_{1 \le i < j \le N} J_{ij} \sigma_i \sigma_j$$

http://qnncloud.com

- T. Inagaki et al. Large-scale Ising spin network based on degenerate optical oscillators. *Nature Photonics* **10**(2016)415
- P.L.McMahon et al. A fully programmable 100-spin coherent lsing machine with all-to-all connections. *Science* 354(2016)614
- H. Takesue et al. Quantum neural network for solving complex combinatorial optimization problems. NTT Technical Review 15(7)(2017)

Utsonomiya et al. Opt. Express 19 (2011) 18091

One master laser and *M* mutually injection locked slave lasers. Ising model is implemented by coherent feedback network using optical interference circuits instead of measurements.



A spin σ_{iz} is represented by right or left polarization state of each slave laser

$$H = \sum_{i < j} J_{ij} \sigma_{iz} \sigma_{jz} + \sum_{i} \lambda_i \sigma_{iz}$$

Output readout

$$\sigma_{iz} = \begin{cases} +1 & n_{R_i} > n_{L_i} \\ -1 & n_{R_i} < n_{L_i} \end{cases}$$

Fig. 1. A proposed injection-lockel laser system for finding the ground state of an Ising model Eq. (2). A match laser takes output start system in output start and injected in of M are lasers via an optical isolator. An time t < 0 diministration but all where lasers are initialized invertical linear polarization states $|V_1|_{U_2}..., V_{U_N}|_{A}$. At since t = 0, the combined attemator, HWP and the linear polarization states $|V_1|_{U_2}..., V_{U_N}|_{A}$. At since t = 0, the combined attemator, HWP is injected to other states laser compared in the laser output is injected to other states laser compared in the laser output is injected to other states laser laser compared in the laser output is injected to other states laser laser

< ロ > < 同 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < 回 > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ > < □ >

33 M. V. Altaisky Квантовые системы искусственного интеллекта

P.L.McMahon et al. Science 354(2016)614



Fiber beamsplitter

Fig. 1. Experimental schematic of a measurement-feedback-based coherent Ising machine.

A time-division-multiplexed pulsed degenerate optical parametric oscillator is formed by a nonlinear crystal [periodically poled lithium niobate (PPLN)] in a fiber ring cavity containing IGO pulses. A fraction of each pulse is measured and used to compute a feedback signal that effectively couples the otherwise-independent pulses in the cavity. IM, intensity modulator; PM, phase modulator; LO, local oscillator; SHG, second-harmonic generation; FPGA, field-programmable gate array.

・ 同 ト ・ ヨ ト ・ ヨ ト

э

ARTICLES

NATURE PHOTONICS DOI: 10.1038/NPHOTON.2016.68

(日)



Figure 11 Ising model and set-up for generating artificial Ising spins based on DOPOs. a An Ising model b, Experimental set-up. IM, Intensity modulator; EDFA, erbium-doped fibre amplifier; WDM, wavelength division multiplexing: HNLF, highly nonlinear fibre; M2L delayed Mach-Zehnder interferometer. The difference in the propagation times of the two arms of the M2Is is 500 ps for both M2I and M2L2. An EDFA and an optical bandpass filter formitted for clarity) were placed in front of M2It to pre-amplify the DOPO signal and suppress noise from the EDFA, respectively. Inset: Wavelength allocation of pumps 1 and 2 and the signal/idler wave. M2Iz is inserted when simulating the ID bing model.

Квантовые нейронные сети на квантовых точках

В 2000 Е.Берман с соавторами была предложена модель КНС на основе массива квантовых точек. По предположению, обучение сети должно было происходить за счет изменение спектра фононов подложки. В качестве нейронов выступали "молекулы" из 5 КТ Е. Behrman и др. "Quantum dot neural networks". в: Inf. Sci. 128 (2000), с. 257

M. Kastner. "Prospects for quantum dot implementation of adiabatic quantum computers for intractable problems". B: *IEEE Proc.* 93.10 (2005), c. 1765—1771. DOI: 10.1109/JPROC.2005.853542



Способы получения КТ на основе полупроводниковых гетероструктур и МДП-структур

- путем приложения электрического напряжения к управляющему электроду;
- путем молекулярно-лучевой эпитаксии
- путем газофазной эпитаксии;
- путем электронно-лучевой литографии с селективным травлением;
- методами коллоидной химии;







Размер скана $7 \times 7 \mu m$

Управляемые параметры:

- число носителей заряда
- 🔹 их локализация.

Применение КТ

- Оптоэлектроника
 - Лазеры
 - Солнечные батареи
 - Фотодетекторы
 - Фотоизлучатели
- Наноэлектроника
 - Кубиты
 - Гейты
 - Память
 - Квантовые нейронные
 - сети

Comparison between QDs and atoms

Parameter	Atoms	Quantum dots
Level spacing	1 eV	0.1 meV
Ionization energy	10 eV	0.1 meV
Typical magnetic field	104 T	1-10 T

Пара КТ с диполь-дипольным взаимодействием M.V.Altaisky et al. *Appl. Phys. Lett.* **108**(2016)103108

$$H = \sum_{i=1}^{2} \frac{\Delta_{i}}{2} \sigma_{z}^{(i)} + \sum_{i=1}^{2} \frac{K_{i}}{2} \cos(\omega_{L}t) \sigma_{x}^{(i)} + \sum_{i \neq j} J_{ij} \sigma_{+}^{(i)} \sigma_{-}^{(j)}$$
$$+ \sum_{a,i} g_{a} x_{a} |X_{i}\rangle \langle X_{i}| + H_{phonon},$$

 Δ_i — разность энергий между возбужденным и основным состояниями*i*-й КТ; *K*_i — константа взаимодействия с внешними полем, *J_{ij}* — константа диполь-дипольного взаимодействия

$$\sigma_{z}^{(i)} = |\mathbf{X}_{i}\rangle\langle\mathbf{X}_{i}| - |\mathbf{0}_{i}\rangle\langle\mathbf{0}_{i}|, \sigma_{x}^{(i)} = |\mathbf{0}_{i}\rangle\langle\mathbf{X}_{i}| + |\mathbf{X}_{i}\rangle\langle\mathbf{0}_{i}|, \\ \sigma_{+}^{(i)} = |\mathbf{X}_{i}\rangle\langle\mathbf{0}_{i}|, \sigma_{-}^{(i)} = |\mathbf{0}_{i}\rangle\langle\mathbf{X}_{i}|.$$

Фононные моды x_a взаимодействуют только с возбужденными состояниями $|X_i
angle$

Пара идентичных КТ

$$\Delta_1 = \Delta_2 = \Delta, J_{12} = J_{21} = J, K_1 = K_2 = K.$$

В пределе исчезающего внешнего поля (K
ightarrow 0) собственные состояния $H_{
m Ex}$:

$$\frac{|\mathrm{X0}\rangle - |\mathrm{0X}\rangle}{\sqrt{2}}, \quad \frac{|\mathrm{X0}\rangle + |\mathrm{0X}\rangle}{\sqrt{2}}, \quad |\mathrm{00}\rangle, \quad |\mathrm{XX}\rangle$$

для собственных значений $(-J, J, -\Delta, \Delta)$. Первые два состояния имеют нулевые собственные значения по отношению к взаимодействию с фононами $V = \sum_{\alpha,i} g_{\alpha} x_{\alpha} |X_i\rangle \langle X_i|$, благодаря чему выживают в когерентной суперпозиции даже в присутствии фононов.

Параметризация термостата

Гамильтониан свободных фононов $H_{Ph} = \sum_{a} \frac{p_a^2}{2m_a} + \frac{m_a \omega_a^2 X_a^2}{2}$. Спектральная плотность фононов в подложке GaAs:

$$J(\omega) = \frac{\pi}{2} \sum_{a} \frac{g_{a}}{m_{a}\omega_{a}} \delta(\omega - \omega_{a}) \approx \alpha \omega^{3} \exp(-(\omega/\omega_{c})^{2}),$$

which defines the bath correlation function

$$R(t) = \int_0^\infty \frac{d\omega}{\pi} J(\omega) \left[\cos(\omega t) \coth\left(\frac{\omega}{2k_B T}\right) - i \sin(\omega t) \right].$$

Данное представление $J(\omega)$ находится в хорошем согласии с экспериментом [A.J.Ramsay et al., *PRL* **104**(2010)017402, **105**(2010)177402; D.P.S. McCutcheon et al, *PRB* **84**(2011)081305R; N.S.Dattani, *CPC* **184**(2013)2828]

$$\alpha = \frac{(D_e - D_h)^2}{4\pi^2 \rho \hbar v_s^5} = 0.027 \text{ps}^2 \text{for GaAs}, \quad \omega_c = \frac{\sqrt{2} v_s}{d} = 2.2 \text{ps}^{-1}$$

Численное решение уравнения фон Неймана Makarov and Makri J. Chem. Phys. **102** (1995) 4600

Мы использовали метод quasi-adiabatic propagator path integral (QUAPI) для решения уравнения фон Неймана, описывающего динамику матрицы плотности $\rho(t)$, для пары взаимодействующих КТ:

$$\dot{
ho} = \operatorname{tr}_{\operatorname{Ph}}\left(-\frac{\imath}{\hbar}[H,
ho_{\operatorname{tot}}]
ight),$$

с начальным условием :

$$ho_{ ext{tot}}(\mathbf{0}) =
ho(\mathbf{0}) \otimes rac{e^{-eta \mathcal{H}_{ ext{Ph}}}}{ ext{tr}\left(e^{-eta \mathcal{H}_{ ext{Ph}}}
ight)}.$$

и начальным состоянием пары КТ:

$$ho(0)=|\psi(0)
angle\langle\psi(0)|\;,\;|\psi(0)
angle=rac{1}{\sqrt{2}}\left(|0X
angle+|X0
angle
ight)$$

Квазиадиабатический интеграл по путям

Временная зависимость матрицы плотности системы КТ задается интегралом по путям

$$egin{aligned} &\langle s_N^+ |
ho(t) | s_N^-
angle &= \int \left(\prod_{m=0}^{N-1} \langle s_{m+1}^+ | e^{-rac{\imath\Delta t}{\hbar} H_{OQS}} | s_m^+
angle \langle s_m^- | e^{rac{\imath\Delta t}{\hbar} H_{OQS}} | s_{m+1}^-
angle
ight) imes \ & imes & \langle s_0^+ |
ho(0) | s_0^-
angle I \left(\{ s_m^\pm \}^N; \Delta t
ight) \prod_{m=0}^{N-1} ds_m^+ ds_m^-, \end{aligned}$$

где $s_m^+ \, (s_m^-)$ — метки состояния открытой квантовой системы при $t_m = m \Delta t$ для прямого и обратного распространения. Дискретизированный функционал влияния имеет вид

$$I\left(\{s_{m}^{\pm}\}^{N};\Delta t\right)=e^{-\sum_{mm'}(s_{m}^{+}-s_{m}^{-})(\eta_{mm'}s_{m'}^{+}-\eta_{mm'}^{*}s_{m'}^{-})},$$

где $\eta_{mm'}$ — дискретная версия коррелятора фононов в схеме Макарова-Макри N.S.Dattani, *СРС* 184 (2013)2828 .

Программы и алгоритмы M.V.Altaisky et al. *EPJ WoC* **108**(2016)02006

Мы использовали F77 и C++ для вычисления эволюции матрицы плотности, согласно методу описанному в A.Vagov, M.Croitoru et al., *PRB* 83 (2011)094303. Время эволюции *t* разбивалось на *N* равных интервалов:

$$\rho_{\alpha_N,\beta_N} = e^{it \left(\hat{\Omega}_{\beta_N \beta_N} - \hat{\Omega}_{\alpha_N \alpha_N}\right)} \sum_{\{\alpha_n,\beta_n\}} \prod_{n=1}^N M_{\alpha_n}^{\alpha_{n-1}} M_{\beta_{n-1}}^{\beta_n *} \prod_{n'=1}^n e^{S_{nn'}} \rho_{\alpha_0 \beta_0},$$

где $\hat{\Omega} = \operatorname{diag}(0, \Delta, \Delta, 2\Delta)$ – диагональная часть гамильтониана системы, $\alpha, \beta \in \{00, 0X, X0, XX\}$.

Вычисления проводились методом пополненной матрицы плотности (Makarov and Makri, 1995): $\overline{R}_n = T_n \overline{R}_{n-1}$, где \overline{R}_n совпадает с матрицей плотности системы R_n для дискретных моментов времени не превосходящих n_c .

Отдельные результаты также независимо проверялись с помощью программы FeynDyn N.S.Dattani, *СРС* **184**(2013)2828

Coherence evolution [Altaisky et al, APL 108(2016)103108]



Parameters of the model d = 3.3nm, $\mu = 79.3$ Debye $K = 0.24 \text{ps}^{-1}$ $\approx 950V/cm$ $J = \frac{\mu^2}{\varepsilon L^3}$ $J \approx 1.4 \text{ps}^{-1}$ for I = 7.5 nm Initial state $|\psi(0)
angle=rac{|0X
angle+|X0
angle}{\sqrt{2}}$ Memory: $n_{c} = 5$

45 M. V. Altaisky

Квантовые системы искусственного интеллекта

Схема управления массивом из трех квантовых точек с диполь-дипольным взаимодействием





Отображение ¬XOR при конечной температуре

Отображение

Вход		Выход
0	0	1
0	1	0
1	0	0
1	1	1

можно получить используя конфигурацию, в которой i_0 , изначально приготавливаемый в состоянии (1), является выходным. При $i_1 \neq i_2$, в диапазоне $t \in [5, 10]$ пс, доминируют состояния $|??0\rangle$, в которых выходной кубит находится в состоянии (0). При совпадающих состояниях входных кубитов ($i_1 = i_2 = 1$) приготовленное возбужденное состояние $i_0 = 1$ выживает до больших времен.



- P.Lodahl, Quantum-dot based photonic quantum networks, arXiv: 1707.02094
- A.Aspuru-Guzik 1 and P. Walther, Photonic quantum simulators, *Nat. Phys.* vol.8, p.285, 2012; H.Kim et al., Detailed Balance of Thermalization Dynamics in Rydberg-Atom Quantum Simulators, *Phys. Rev. Lett.*, vol. 120, p.180502, 2018.
- фотонные кристаллы
- QED cavity networks

THANK YOU FOR YOUR ATTENTION !!!

Perspectives

- Low energy consuming QNN
- Compatibility with optical devices

⊒ >