

量子アルゴリズムの現状と展望

ルガル フランソワ

名古屋大学大学院多元数理科学研究科

ムーンショット目標6 公開シンポジウム2025
2025年3月4日

量子優位性

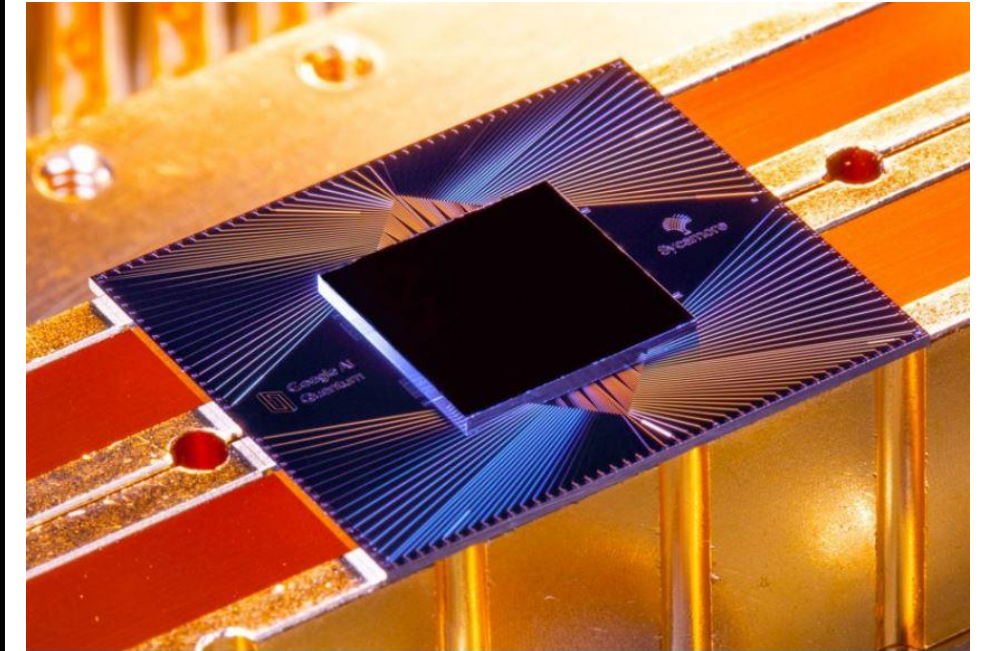
小規模量子コンピュータは古典コンピュータより高速に計算できることが既に確認されている

量子コンピュータは古典コンピュータより高速に
役立つ計算ができるのか？

NEWS • 23 OCTOBER 2019

Hello quantum world! Google publishes landmark quantum supremacy claim

The company says that its quantum computer is the first to perform a calculation that would be practically impossible for a classical machine.



<https://www.nature.com/articles/d41586-019-03213-z>
Nature **574**, 461-462 (2019)

タスク : 53 qubitsに作用する
ランダム量子回路の
出力を求める

役立つ計算における量子優位性

理論的保証付き優位性

- ✓ 素因数分解
- ✓ 量子探索
- ✓ 量子系のシミュレーション
- ✓ 量子分散計算
- ...

メリット：量子優位性が理論的に保証される

デメリット：基本的に量子誤り訂正は必要

ヒューリスティック

- ✓ 量子アニーリング
- ✓ 断熱量子計算
- ✓ QAOA
- ✓ 変分量子アルゴリズム
- ✓ 量子機械学習
- ...

メリット：NISQデバイスで実現可能

デメリット：理論的な保証はあまりない
(実データで性能を確認する必要がある)

本講演の流れ

多項式的優位性のある量子アルゴリズム

- ⇒ 行列積
- ⇒ 文字列問題に対する量子アルゴリズム（応用例：データベース探索、DNA鑑定など）
- ⇒ 量子最適化（応用例：金融など）

指数関数的優位性が見込める（？）量子アルゴリズム

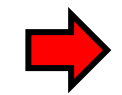
- ⇒ 1 次方程式系 (HHL アルゴリズム)

指数関数的優位性のある量子アルゴリズム

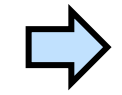
- ⇒ 量子系のシミュレーション（例：化学）
- ⇒ メモリーの削減
- ⇒ 量子分散アルゴリズム

本講演の流れ

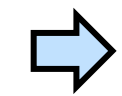
多項式的優位性のある量子アルゴリズム



行列積

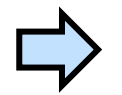


文字列問題に対する量子アルゴリズム（応用例：データベース探索、DNA鑑定など）



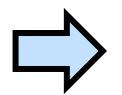
量子最適化（応用例：金融など）

指数関数的優位性が見込める（？）量子アルゴリズム



1 次方程式系 (HHL アルゴリズム)

指数関数的優位性のある量子アルゴリズム



量子系のシミュレーション（例：化学）



メモリーの削減



量子分散アルゴリズム

行列積

与えられた二つの $n \times n$ 行列 A と B の積を求める

$$\begin{array}{c} \updownarrow n \\ \left[\begin{array}{c} a_{ij} \end{array} \right] \\ \leftarrow n \end{array} \times \begin{array}{c} \left[\begin{array}{c} b_{ij} \end{array} \right] \updownarrow n \\ \leftarrow n \end{array} = \begin{array}{c} \left[\begin{array}{c} c_{ij} \end{array} \right] \updownarrow n \\ \leftarrow n \end{array}$$

理工学において、最も重要な計算問題の一つ

自明な古典アルゴリズム： $O(n^3)$ 時間

$$c_{ij} = \sum_{k=1}^n a_{ik} b_{kj} \quad \text{for all } 1 \leq i \leq n \text{ and } 1 \leq j \leq n$$

最速の古典アルゴリズム： $O(n^{2.38})$ 時間

[Coppersmith and Winograd 87][Stothers 10]
[Vassilevska Williams 12][LG14]
[Alman and Vassilevska Williams 21][Duan, Wu and Zhou 23]
[Vassilevska Williams et al. 23][LG 23][Alman et al. 25]

行列積に対する量子アルゴリズム

[LG 12] [Jeffery, Kothari, LG, Magniez 16]
[Jeffery, LG 16]

Focus beyond Quadratic Speedups for Error-Corrected Quantum Advantage

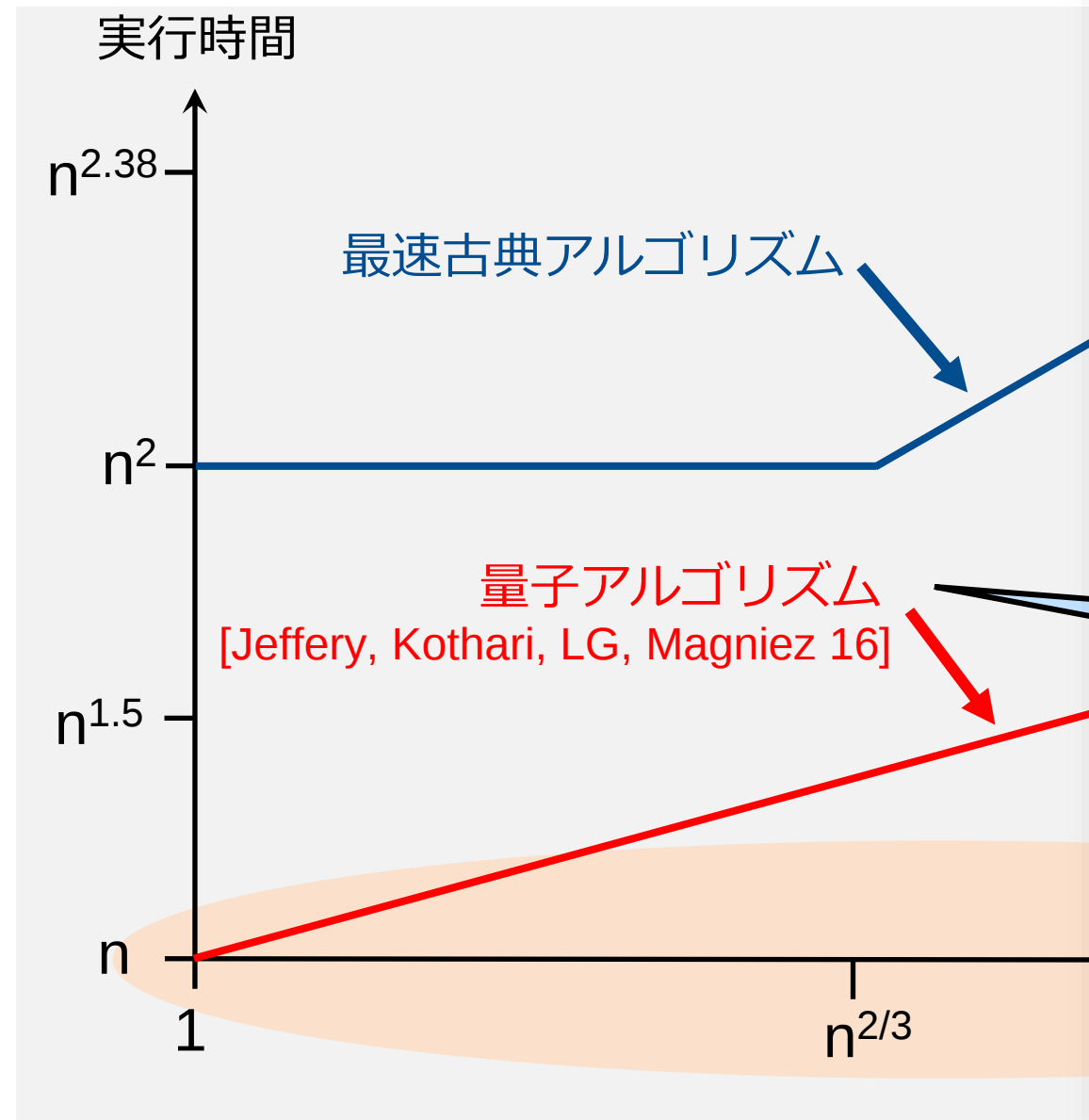
Ryan Babbush^{ID},^{*} Jarrod R. McClean,[†] Michael Newman, Craig Gidney, Sergio Boixo^{ID}, and Hartmut Neven

Google Quantum AI, Venice, California 90291, USA

 (Received 10 November 2020; published 29 March 2021)

In this perspective we discuss conditions under which it would be possible for a modest fault-tolerant quantum computer to realize a runtime advantage by executing a quantum algorithm with only a small polynomial speedup over the best classical alternative. The challenge is that the computation must finish within a reasonable amount of time while being difficult enough that the small quantum scaling advantage would compensate for the large constant factor overheads associated with error correction. We compute several examples of such runtimes using state-of-the-art surface code constructions under a variety of assumptions. We conclude that **quadratic speedups will not enable quantum advantage on early generations of such fault-tolerant devices unless there is a significant improvement in how we realize quantum error correction**. While this conclusion persists even if we were to increase the rate of logical gates in the surface code by more than an order of magnitude, we also repeat this analysis for speedups by other polynomial degrees and find that **quartic speedups look significantly more practical**.

DOI: [10.1103/PRXQu](https://doi.org/10.1103/PRXQu) 「Early FTQCでは最低でも4次関数的優位性が必要」



最大の古典アルゴリズムは $O(n^{2.38})$ 時間
大きな疎行列の場合、量子優位性はある

様々なグラフ問題に対する量子優位性
[Coppersmith and Winograd 87] [Stothers 10]
[Vassilevska Williams 12] [LG14]

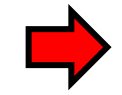
注意点: 実際には、 $O(n^{1.5})$ 時間量子アルゴリズムは $O(n^4)$ 時間古典アルゴリズムより速いのか?
(量子コンピュータのアーキテクチャなどによる)
[Ahman and Vassilevska Williams 21] [Duan, Wu, and Zhou 23]
[Vassilevska Williams et al. 23] [LG 23] [Alman et al. 25]

本講演の流れ

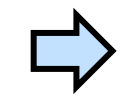
多項式的優位性のある量子アルゴリズム



行列積

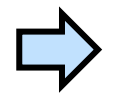


文字列問題に対する量子アルゴリズム（応用例：データベース探索、DNA鑑定など）



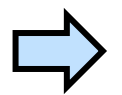
量子最適化（応用例：金融など）

指数関数的優位性が見込める（？）量子アルゴリズム



1 次方程式系 (HHL アルゴリズム)

指数関数的優位性のある量子アルゴリズム



量子系のシミュレーション（例：化学）



メモリーの削減



量子分散アルゴリズム

量子文字列アルゴリズム

二つの長さ n の文字列 X と Y の類似度の計算

ファイルの比較 ← 長さ：数GB

DNAの比較 ← 長さ：30億

類似度の定義？

一つのメジャーな標準： 最長共通部分列の長さ

最速の古典アルゴリズム： $O(n)$ 時間 (最適である)

量子アルゴリズム： $O(n^{5/6})$ 時間 [LG and Seddighin 23] → $O(n^{2/3})$ 時間 (最適である)
[Akmal and Jin 23]

証明された優位性

→ 量子コンピュータの新しい応用分野の開拓

注意点： **実際には**、 $O(n^{2/3})$ 時間量子アルゴリズムは $O(n)$ 時間古典アルゴリズムより速いのか？
(今回は**量子RAM**が必要になるので行列積よりも実現が難しそう)

本講演の流れ

多項式的優位性のある量子アルゴリズム

- ⇒ 行列積
- ⇒ 文字列問題に対する量子アルゴリズム（応用例：データベース探索、DNA鑑定など）
- ⇒ 量子最適化（応用例：金融など）

指数関数的優位性が見込める（？）量子アルゴリズム

- ⇒ 1 次方程式系 (HHL アルゴリズム)

指数関数的優位性のある量子アルゴリズム

- ⇒ 量子系のシミュレーション（例：化学）
- ⇒ メモリーの削減
- ⇒ 量子分散アルゴリズム

量子最適化

理論的保証付き優位性

- ✓ 探索
- ✓ 量子ウォーク
- ✓ バックトラック
- ...

ヒューリスティック

- ✓ 量子アニーリング
- ✓ 断熱量子計算
- ✓ QAOA
- ✓ 変分量子アルゴリズム
- ✓ 量子機械学習
- ...

凸最適化はどうか?

凸最適化（特に線形計画(LP) および半正定値計画(SDPs)）の応用は幅広く、理論もしっかりしていて、古典コンピュータで効率よく解くことはできる

凸最適化

n: 変数の数
 ε : 解の精度

古典の最速アルゴリズム

$O(n^{2.5} (\log(1/\varepsilon))^5)$ [Jiang et al. 20]

量子アルゴリズム

$O(n (1/\varepsilon)^{18})$ [Brandao and Svore 16]

$O(n (1/\varepsilon)^8)$ [van Aperdoon et al. 17]

$O(\sqrt{n} (1/\varepsilon)^{12})$ [Brandao et al. 18]

$O(\sqrt{n} (1/\varepsilon)^5)$ [van Aperdoon and Gilyen 18]

低い精度で良ければ、
計算時間の大きい改良が得られる

大きい凸最適化問題(数百万変数)の場合、解の近似を効率よく求める唯一の方法かもしれない

注意点: **実際には**、古典アルゴリズムより速いのか?

(今回は n に関して、4 次関数的な優位性以上になっているので見込みがある?)

本講演の流れ

多項式的優位性のある量子アルゴリズム

非常に広範に利益をもたらすが、実際の実行時間を見積もるには量子アーキテクチャに関するより深い理解が必要である

→ 行列積

→ 文字列問題に対する量子アルゴリズム（応用例：データベース探索、DNA鑑定など）

→ 量子最適化（応用例：金融など）

指数関数的優位性が見込める（？）量子アルゴリズム

→ 1 次方程式系 (HHL アルゴリズム)

指数関数的優位性のある量子アルゴリズム

→ 量子系のシミュレーション（例：化学）

→ メモリーの削減

→ 量子分散アルゴリズム

本講演の流れ

多項式的優位性のある量子アルゴリズム

- ⇒ 行列積
- ⇒ 文字列問題に対する量子アルゴリズム（応用例：データベース探索、DNA鑑定など）
- ⇒ 量子最適化（応用例：金融など）

指数関数的優位性が見込める（？）量子アルゴリズム

- ⇒ 1 次方程式系 (HHL アルゴリズム)

指数関数的優位性のある量子アルゴリズム

- ⇒ 量子系のシミュレーション（例：化学）
- ⇒ メモリーの削減
- ⇒ 量子分散アルゴリズム

1 次方程式系のためのHHLアルゴリズム [Harrow, Hassidim, Lloyd 09]

入力：

- ✓ $n \times n$ 行列 A (疎、well-conditioned)
- ✓ 単位ベクトル $b \in \mathbb{C}^n$ (量子状態 $|b\rangle$ として与えられる)

$$x = A^{-1}b \quad \text{と} \quad \bar{x} = \frac{A^{-1}b}{\|A^{-1}b\|} \quad \text{をおく}$$

$Ax = b$ の解

出力：

量子状態 $|\bar{x}\rangle$ の近似

定理 ([Harrow, Hassidim, Lloyd 09])

$\log(n)$ の多項式時間で $|\bar{x}\rangle$ の良い近似を求める量子アルゴリズムが存在する

古典では、1 次方程式系を解くために $O(n)$ 時間が必要

指数関数的に速い

1 次方程式系のためのHHLアルゴリズム [Harrow, Hassidim, Lloyd 09]

✓ 主な問題点: 解は量子状態として出力される

✓ HHLの考えられる応用: オブザーバブルMに対して、 $\langle \bar{x} | M | \bar{x} \rangle$ の近似

✓ どの応用があるのか?

“解 x の統計的な情報を引き出す”

(計算複雑性理論を用いて、
量子優位性が示せる [Harrow, Hassidim, Lloyd 09])

量子機械学習への応用?

有望だが、性能の評価は難しい

• (大きい) 実データに対する性能評価: 大きい量子コンピュータが必要

• 理論的な解析: 性能が解析できる量子機械学習アルゴリズムは開発されたが、
定理 ([Harrow, Hassidim, Lloyd 09]) んどは優位性がないと最近明らかになった (脱量子化 [Tang 19][LG 23])

(n) の多 時間 の良い近似を求める量子アルゴリズムが存在する

キラアアプリケーション
の発見が必要

めに $O(n)$ 時間が必要

指数関数的に速い

量子機械学習

[Gilyen, Su, Low, Wiebe 2020]

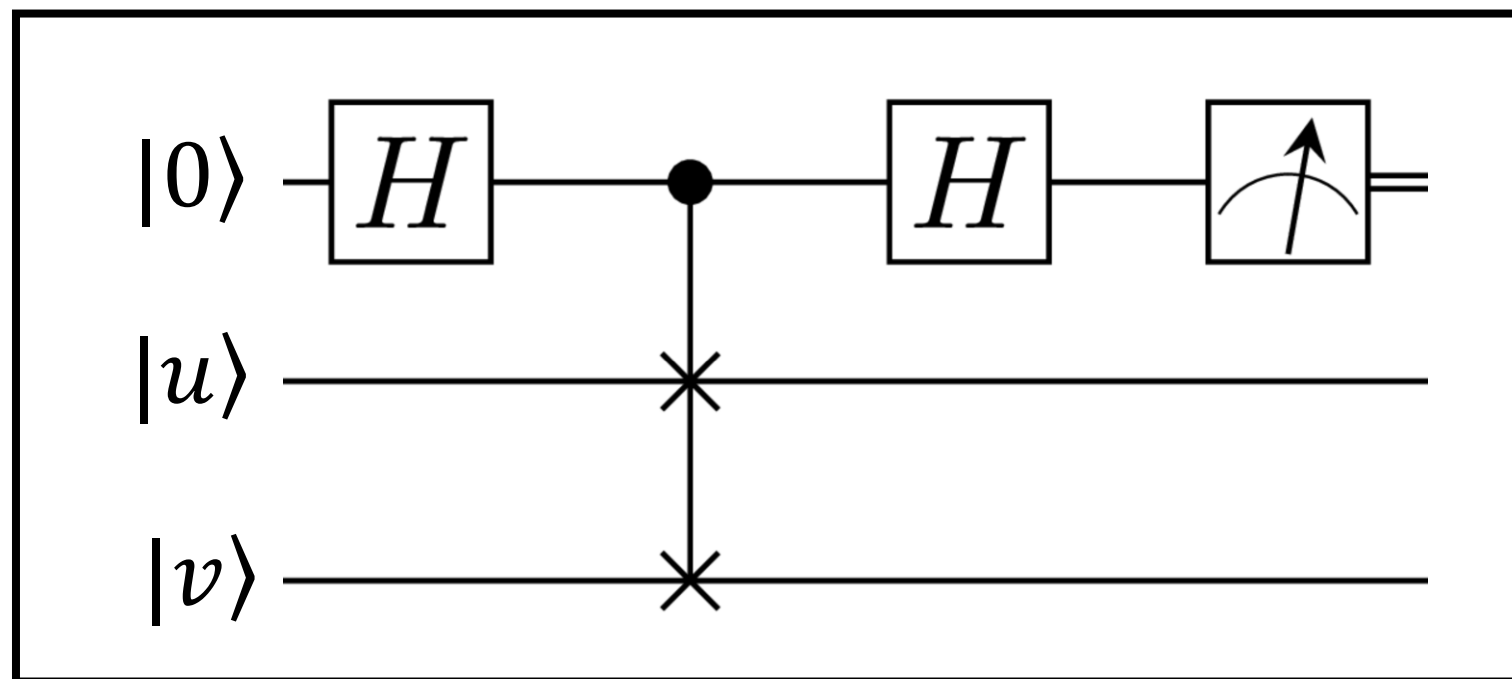
Gilyen, Su, Low, Wiebe. Quantum singular value transformation and beyond: exponential improvements for quantum matrix arithmetics. 2019 (量子特異値変換を導入した論文)

多くの量子機械学習アルゴリズムは次の計算を行う

単位ベクトル $u, v \in \mathbb{R}^n$ に対して、 u と v の内積を近似する

多くの機械学習のタスク（例：レコメンデーションシステム、教師ありクラスタリング）に対して、**量子特異値変換**を用いて、その量子状態がデータから効率よく作れる [Gilyen, Su, Low, Wiebe 2020]

そのベクトルが量子状態で与えられたら、SWAPテストが使える



測定結果が"1"となる確立： $\frac{1}{2} - \frac{1}{2} |\langle u | v \rangle|^2$

n に依存しない！

SWAP を $O(1/\epsilon^2)$ 回繰り返すことにより、
内積を $O(\epsilon)$ 精度で近似できる

量子優位性があるのか？

内積の計算の脱量子化

[Tang 2019], [LG 2023]

単位ベクトル $u, v \in \mathbb{R}^n$ に対して、 u と v の内積を近似する

古典計算における仮定: u への length-squared アクセス

1990年代に「乱択的線形代数」の研究
で導入された概念

- ✓ 任意の $i \in \{1, \dots, n\}$ に対して、 u_i が $O(\log n)$ 時間で得られる
- ✓ $O(\log n)$ 時間で以下の確率分布 p_u から $i \in \{1, \dots, n\}$ をサンプリングできる

$$p_u: \{1, \dots, n\} \rightarrow [0, 1] \quad p_u(i) = |u_i|^2 \quad (i \in \{1, \dots, n\})$$

$$|u\rangle = \sum_{i=1}^n u_i |i\rangle \text{ を測定する時に得られる確率分布}$$

脱量子化のパラダイム: 量子で $|u\rangle$ (および $|v\rangle$) が与えられているなら、
古典では u (および v) への length-squared アクセスを許すべき

内積の計算の脱量子化

[Tang 2019], [LG 2023]

単位ベクトル $u, v \in \mathbb{R}^n$ に対して、 u と v の内積を近似する

古典計算における仮定: u への length-squared アクセス

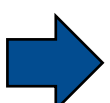
1990年代に「乱択的線形代数」の研究
で導入された概念

- ✓ 任意の $i \in \{1, \dots, n\}$ に対して、 u_i が $O(\log n)$ 時間で得られる
- ✓ $O(\log n)$ 時間で以下の確率分布 p_u から $i \in \{1, \dots, n\}$ をサンプリングできる

$$p_u: \{1, \dots, n\} \rightarrow [0, 1] \quad p_u(i) = |u_i|^2 \quad (i \in \{1, \dots, n\})$$

脱量子化されたアルゴリズム: p_u に従って $i \in \{1, \dots, n\}$ をサンプリングし、 v_i/u_i の値を出力する

出力の期待値:
$$\sum_{i=1}^n p_u(i) \frac{v_i}{u_i} = \sum_{i=1}^n |u_i|^2 \frac{v_i}{u_i} = \sum_{i=1}^n u_i v_i = \langle u | v \rangle$$

偏差値: 低い  何回か繰り返し、平均値を出力すれば
 $\langle u | v \rangle$ の良い近似になる

量子優位性がない!

量子機械学習

[Gilyen, Su, Low, Wiebe 2020]

データに量子アクセスできると仮定

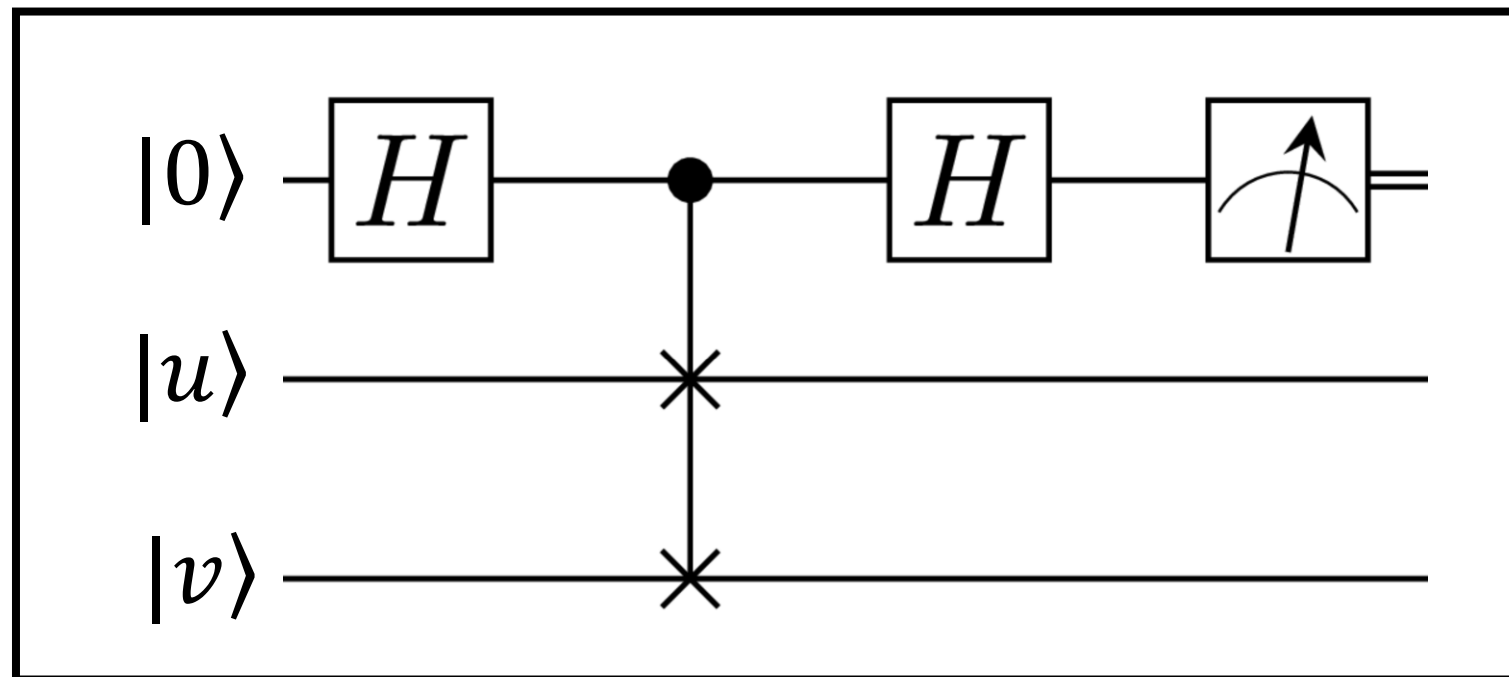
ation and beyond: exponential improvements

多くの量子機械学習アルゴリズムは次の計算を行う

単位ベクトル $u, v \in \mathbb{R}^n$ に対して、 u と v の内積を近似する

多くの機械学習のタスク(例: レコメンデーションシステム、教師ありクラスタリング)に対して、量子特異値変換を用いて、その量子状態がデータから効率よく作れる [Gilyen, Su, Low, Wiebe 2020]

そのベクトルが量子状態で与えられたら、SWAPテストが使える



測定結果が"1"となる確立: $\frac{1}{2} - \frac{1}{2} |\langle u | v \rangle|^2$

n に依存しない!

SWAP を $O(1/\epsilon^2)$ 回繰り返すことにより、内積を $O(\epsilon)$ 精度で近似できる

量子機械学習の脱量子化

[Tang 2019], [LG 2023]

~~データに量子アクセスできると仮定~~

データへのlength-squaredアクセスできると仮定

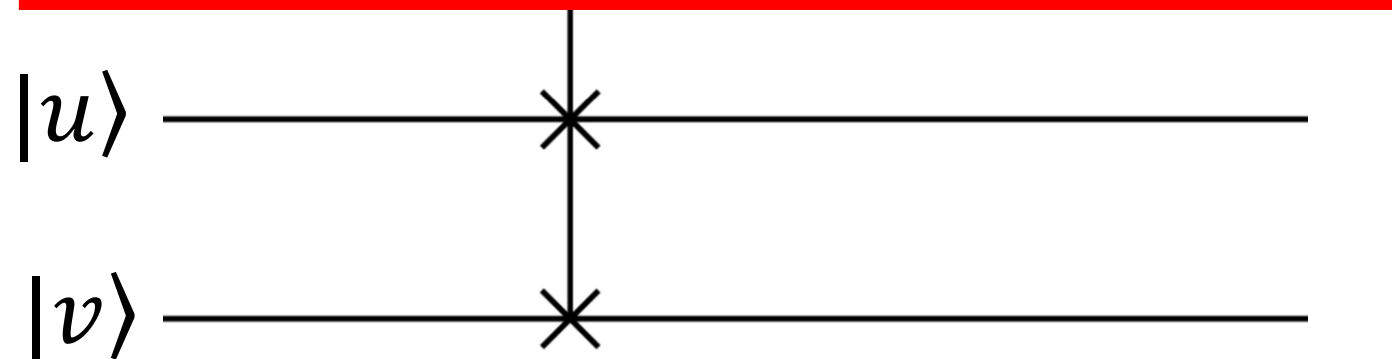
単位ベクトル $u, v \in \mathbb{R}^n$ に対して、 u と v の内積を近似する

多くの機械学習のタスク(例: レコメンデーションシステム、教師ありクラスタリング)に対して、**量子特異値変換**を用いて、その量子状態がデータから効率よく作れる [Gilyen, Su, Low, Wiebe 2020]

そのベクトルが量子状態で与えられたら、SWAPテストが使える

そのベクトルへの length-squared アクセス
は1990年代の技法で効率よく実現できる

$$\text{立: } \frac{1}{2} - \frac{1}{2} |\langle u | v \rangle|^2$$



n に依存しない!

SWAP を $O(1/\epsilon^2)$ 回繰り返すことにより、
内積を $O(\epsilon)$ 精度で近似できる

量子優位性はないが、非常に新しい古典アルゴリズム
(量子インスパイアアルゴリズム)が発見できた

量子優位性がない

本講演の流れ

多項式的優位性のある量子アルゴリズム

- ⇒ 行列積
- ⇒ 文字列問題に対する量子アルゴリズム（応用例：データベース探索、DNA鑑定など）
- ⇒ 量子最適化（応用例：金融など）

指数関数的優位性が見込める（？）量子アルゴリズム

- ⇒ 1次方程式系 (HHL アルゴリズム) ← 優位性の可能性があるが、脱量子化できる場合もあり、より説得力のある応用の開発が必要

指数関数的優位性のある量子アルゴリズム

- ⇒ 量子系のシミュレーション（例：化学）
- ⇒ メモリーの削減
- ⇒ 量子分散アルゴリズム

本講演の流れ

多項式的優位性のある量子アルゴリズム

- ⇒ 行列積
- ⇒ 文字列問題に対する量子アルゴリズム（応用例：データベース探索、DNA鑑定など）
- ⇒ 量子最適化（応用例：金融など）

指数関数的優位性が見込める（？）量子アルゴリズム

- ⇒ 1次方程式系 (HHL アルゴリズム) ← 優位性の可能性があるが、脱量子化できる場合もあり、より説得力のある応用の開発が必要

指数関数的優位性のある量子アルゴリズム

- ⇒ 量子系のシミュレーション（例：化学）
- ⇒ メモリーの削減
- ⇒ 量子分散アルゴリズム

量子系の基底エネルギー計算（例：量子化学計算）

量子多体系の基底エネルギーの計算は量子コンピュータに使っても困難である



[Kitaev 02]

基底状態の粗い近似が与えられるとき（例：量子化学の場合、Hartree-Fock法によって得られる近似）、量子コンピュータでは基底エネルギーを効率よく、**高精度**で計算できる

量子位相推定

量子コンピュータの有望な応用

[Gharibian and LG 22]

[Cade, Folkertsma, Gharibian, Hayakawa, LG, Morimae and Weggemans 23]

結果 #1:

基底状態の粗い近似が与えられるとき、**高精度での**基底エネルギーの計算は古典コンピュータにとって困難である

➡ 量子優位性の理論的な根拠を与える

結果 #2:

基底状態の粗い近似が与えられるとき、**定数精度での**基底エネルギーの計算は古典コンピュータでも効率よくできる

➡ 量子優位性の理由は計算精度の向上にある

定式化: Guided Local Hamiltonian Problem

量子多体系の基底エネルギーの計算は量子コンピュータに使っても困難である



[Kitaev 02]

基底状態の粗い近似が与えられるとき（例：量子化学の場合、Hartree-Fock法によって得られる近似）、量子コンピュータでは基底エネルギーを効率よく、**高精度**で計算できる

定式化: Guided Local Hamiltonian Problem

量子多体系の基底エネルギーの計算は量子コンピュータに使っても困難である



[Kitaev 02]

基底状態の粗い近似が与えられるとき（例：量子化学の場合、Hartree-Fock法によって得られる近似）、量子コンピュータでは基底エネルギーを効率よく、**高精度**で計算できる

GLH(ϵ, δ)

“Guided local Hamiltonian problem”

$\delta \in (0,1]$: overlap parameter
 $\epsilon \in (0,1]$: precision parameter

input: ① local Hamiltonian H acting on n qubits such that $\|H\| \leq 1$
② an n -qubit quantum state $|u\rangle$

promise: $|u\rangle$ has overlap at least δ with the ground state of H

output: an estimate $\tilde{\lambda}$ such that $|\tilde{\lambda} - \lambda_H| \leq \epsilon$

λ_H : ground energy (i.e., smallest eigenvalue) of H

量子化学計算のための量子アルゴリズムが解く問題の定式化

定理 (既存研究):

任意の $\epsilon \geq 1/\text{poly}(n)$ と $\delta \geq 1/\text{poly}(n)$ に対して、
量子コンピュータでは GLH(ϵ, δ) は $\text{poly}(n)$ 時間で解ける

GHL: 結果

n : number of qubits
(H : $2^n \times 2^n$ matrix)

$\delta \in (0,1]$: overlap between $|u\rangle$ and the ground state
 $\varepsilon \in (0,1]$: precision parameter

結果 #1: 高精度での基底エネルギーの計算は古典コンピュータにとって困難である

正確な定理:

[Gharibian and LG 2022]

[Cade, Folkertsma, Gharibian,
Hayakawa, LG, Morimae and
Weggemans 2023]

$\varepsilon = 1/\text{poly}(n)$ と $\delta \approx 1$ に対して、 $\text{GLH}(\varepsilon, \delta)$ は BQP-困難である

“素因数分解よりも難しい”

➡ 量子優位性の理論的な根拠を与える

結果 #2: 定数精度での基底エネルギーの計算は古典コンピュータでも効率よくできる

正確な定理:

[Gharibian and LG 2022]
[LG 2024]

任意の定数 $\varepsilon > 0$ と定数 δ に対して、
古典コンピュータでも $\text{GLH}(\varepsilon, \delta)$ は $\text{poly}(n)$ 時間で解ける

➡ 量子優位性の理由は計算精度の向上にある

定理 (既存研究): 任意の $\varepsilon \geq 1/\text{poly}(n)$ と $\delta \geq 1/\text{poly}(n)$ に対して、
量子コンピュータでは $\text{GLH}(\varepsilon, \delta)$ は $\text{poly}(n)$ 時間で解ける

本講演の流れ

多項式的優位性のある量子アルゴリズム

- ⇒ 行列積
- ⇒ 文字列問題に対する量子アルゴリズム（応用例：データベース探索、DNA鑑定など）
- ⇒ 量子最適化（応用例：金融など）

指数関数的優位性が見込める（？）量子アルゴリズム

- ⇒ 1 次方程式系 (HHL アルゴリズム)

指数関数的優位性のある量子アルゴリズム

- ⇒ 量子系のシミュレーション（例：化学）
- ⇒ メモリーの削減
- ⇒ 量子分散アルゴリズム

量子化系の基底エネルギー計算に必要なメモリー容量

量子多体系の基底エネルギーの計算は量子コンピュータに使っても困難である



[Kitaev 02]

補助的な入力（基底状態の粗い近似）が与えられないとき

n qubitsの量子系の場合、量子位相推定を $O(2^n)$ 回繰り返す必要がある

必要なメモリー：poly(n) qubits

古典のランチョス法等でも $O(2^n)$ 時間でできる

必要なメモリー： $O(2^n)$ bits

量子では速くならない

メモリー容量に
関する指数関数的な改善

定理 [Fefferman, Remscrem 2021]

高精度での基底エネルギーの計算は古典コンピュータでは指数関数的な古典メモリーが必要

➡ メモリー容量に関する量子優位性の理論的な根拠を与える

定理 [LG 2024]

定数精度での基底エネルギーの計算は古典コンピュータでも poly(n) 古典メモリーでできる

➡ メモリー容量に関する量子優位性の理由は計算精度の向上にある

本講演の流れ

多項式的優位性のある量子アルゴリズム

- ⇒ 行列積
- ⇒ 文字列問題に対する量子アルゴリズム（応用例：データベース探索、DNA鑑定など）
- ⇒ 量子最適化（応用例：金融など）

指数関数的優位性が見込める（？）量子アルゴリズム

- ⇒ 1 次方程式系 (HHL アルゴリズム)

指数関数的優位性のある量子アルゴリズム

- ⇒ 量子系のシミュレーション（例：化学）
- ⇒ メモリーの削減
- ⇒ 量子分散アルゴリズム

分散型量子計算における量子優位性

背景: 小・中規模量子コンピュータは計算資源 (量子ビット数など) が限
補助や複数台の量子コンピュータを接続すること (

従来の量子計算シス

[LG, Rosmanis, Nishimura 2020]

分散型量子計算の指数関数的優位性を初めて確立

人工的な問題 (=役に立たない計算) を考える

[Izumi, LG, Magniez 2022] [LG et al. 2022]

様々な重要な問題に対して、分散型量子計算の多項式的優位性の証明

ネットワークのトポロジーの計算など

[Fraigniaud, LG, Nishimura, Paz 2021] [LG et al. 2025]

様々な重要な問題に対して、分散型量子計算の指数関数的優位性の証明

データの完全性 (データが全て揃っていて欠損や不具合がないこと) の検証

理論計算機科学において
分散型量子計算という分野の確立

PODC 2025 Call for Papers

Scope

The ACM Symposium on Principles of Distributed Computing is an international forum on the theory, design, analysis, implementation and application of distributed systems and networks. We solicit papers in all areas of distributed computing. Papers from all viewpoints, including theory, practice, and experimentation, are welcome. The goal of the conference is to improve understanding of the principles underlying distributed computing. Topics of interest include, but are not limited to, the following:

- distributed resource management and scheduling
- fault-tolerance, reliability, self-organization, and self-stabilization
- game-theoretic approaches to distributed computing
- high-performance, cluster, cloud and grid computing
- internet applications
- languages, verification, and formal methods for distributed systems
- lower bounds and impossibility results for distributed computing
- mobile computing and autonomous agents
- multiprocessor and multi-core architectures and algorithms
- peer-to-peer systems, overlay networks, and social networks
- population protocols
- quantum and optics based distributed algorithms
- replication and consistency
- security and cryptography in distributed computing
- specifications and semantics
- system-on-chip and network-on-chip architectures

本講演のまとめ

多項式的優位性のある量子アルゴリズム

非常に広範に利益をもたらすが、実際の実行時間を見積もるには量子アーキテクチャに関するより深い理解が必要である

⇒ 行列積

⇒ 文字列問題に対する量子アルゴリズム（応用例：データベース探索、DNA鑑定など）

⇒ 量子最適化（応用例：金融など）

指数関数的優位性が見込める（？）量子アルゴリズム

⇒ 1次方程式系（HHL アルゴリズム）

脱量子化（= 量子インスパイアアルゴリズムの開発）できる場合もあり、より説得力のある応用の開発が必要

指数関数的優位性のある量子アルゴリズム

⇒ 量子系のシミュレーション（例：化学）

⇒ 優位性が示され、量子コンピュータの最も有望な応用

⇒ メモリーの削減

⇒ 実行時間以外の資源に関する優位性

⇒ 量子分散アルゴリズム

⇒ 新しい研究分野

終わりに

最も喫緊な課題:

- ✓ 量子コンピュータの新しい応用先の開拓
特に古典に対する**指数関数的優位性**のある量子アルゴリズムの開発が重要
- ✓ ヒューリスティックに基づく量子アルゴリズムにおいて、優位性の根拠の追究

ご清聴ありがとうございました