Quantum algorithms: Variational quantum algorithms

2025/07/28 Shunta Kikuchi





菊地 駿太

職種: IT Specialist (IBMC)

プロフィール(略歴)

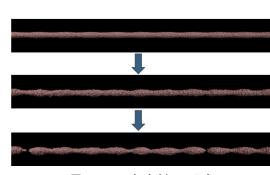
経歴:

- ~2024年 修士号取得 (分野:応用物理・ソフトマター)
- 2024年~ 博士課程 (社会人ドクター、分野変わらず)
- 2024年~ 日本アイ・ビー・エム入社(コンサルタント部門)

研究内容:

- ・スパコンを用いた分子動力学シミュレーション
- ・膜や流体現象をモデル化して計算
- ・ミクロ領域における、熱揺らぎの影響を調査





界面の不安定性の研究 (arXiv:2507.13786 (2025))

膜揺らぎの研究 (J. Chem. Phys., **158** 12 (2023))

今回のトピック

- 期待値とは?
- ・変分原理とは?
- ・変分量子アルゴリズム(VQA)について
- ・量子近似最適化アルゴリズム(QAOA)について
- ・最適化問題とは?
- ・QAOAでMax-cut問題を解く

期待値とは?

確率統計における確率P

$$1 = \sum_{i} P_{i}$$

確率統計における期待値E(例: さいころ)

$$E(x_i) = \sum_i x_i P(X = x_i)$$

規格化された状態ベクトル $|\psi\rangle$

$$1 = \langle \psi | \psi \rangle$$

量子力学における物理量A(行列も取りうる)の期待値 $\langle A \rangle$

$$\langle A \rangle = \langle \psi | A | \psi \rangle \neq A \langle \psi | \psi \rangle$$

4

期待値の例

量子力学における物理量Aの期待値(A)

$$\langle A \rangle = \langle \psi | A | \psi \rangle.$$

例1:ハミルトニアンHが $H | \psi_0 \rangle = \varepsilon_0 | \psi_0 \rangle$ を満たすとき、 ε_0 はスカラーなので

$$\langle H \rangle = \langle \psi_0 | H | \psi_0 \rangle = \langle \psi_0 | \varepsilon_0 | \psi_0 \rangle = \varepsilon_0 \langle \psi_0 | \psi_0 \rangle = \varepsilon_0.$$

※行列形式で考えると、固有値を求める操作に対応。

例
$$2: |\psi\rangle = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix}$$
における、演算子 $Z = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$ の期待値は、 α, β が複素数なので

$$\langle Z \rangle = \langle \psi | Z | \psi \rangle = \begin{bmatrix} \alpha^* & \beta^* \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} = |\alpha|^2 - |\beta|^2.$$

※ |0⟩だと1になり、 |1⟩だと-1になる。

5

変分原理とは?

|ハミルトニアンHの真の基底状態におけるエネルギー固有値が $arepsilon_0$ 、対応する状態ベクトルが $|\psi_0
angle$

$$E[\psi_0] = \langle \psi_0 | H | \psi_0 \rangle = \varepsilon_0,$$

とエネルギー期待値 $E[\psi_0]$ が書けるとき、試行関数 $|\psi\rangle$ における $E[\psi]$ は

$$E[\psi] = \langle \psi | H | \psi \rangle = \varepsilon \ge \varepsilon_0$$

となる。これを変分原理と呼ぶ(証明略)。

- ・ハミルトニアンHに対する ε_0 を求めることは一般に難しい。
 - \times n量子系では、ハミルトニアンHは $2^n \times 2^n$ の行列であり計算量が大きくなる
 - →変分原理を用いてより低いεを探索することで、固有値の近似値を求めることが出来る。

変分定理を活用したアルゴリズム(VQA)

$$E[\psi] = \langle \psi | H | \psi \rangle = \varepsilon \ge \varepsilon_0$$

・変分原理を用いて量子変分アルゴリズム(VQA)が開発されている

例:量子変分固有値ソルバー(VQE)

- $\rightarrow \varepsilon$ を出来るだけ小さくするために、変分原理を活用するソルバー
- →物性物理や応用化学で応用される
- ※chapter2. では、scipyのminimizeを使用して実装

量子近似最適化アルゴリズム(QAOA)

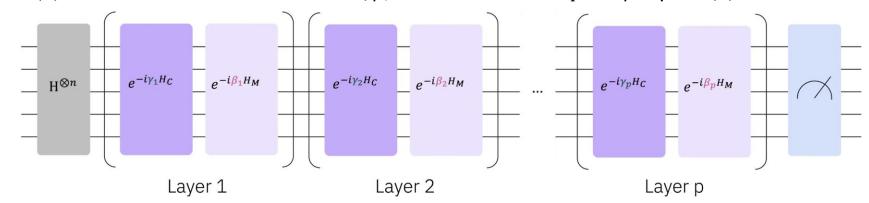
- →コスト関数の近似解を求めるために、変分原理を活用するアルゴリズム
- →最適化問題で応用される
- →本スライドでは、QAOAを詳しく説明

QAOAとは?

- ・最適化問題に対する近似値を得ることを目標に、変分原理を活用するアルゴリズム
- ・初期状態を既知な行列(例えば $H^{\otimes n}|0\rangle$)とユニタリー行列 $U(\theta)$ を用いて設定

$$|\psi(\theta)\rangle \equiv U(\theta)H^{\otimes n}|0\rangle$$

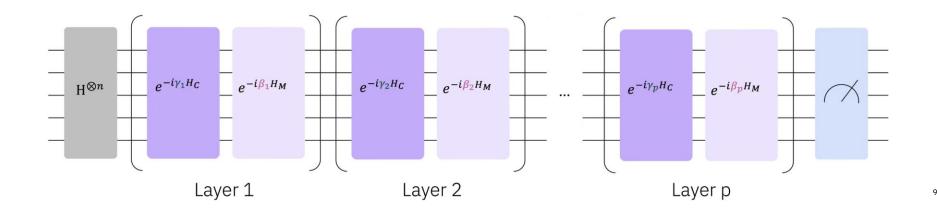
 $\rightarrow U(\theta)$ を最適化することで、筋の良い $|\psi\rangle$ を求める。(下図はp組の β と γ で $U(\theta)$ を最適化)



- $\times H_C$ は解きたい問題を、 H_M は初期状態を表すハミルトニアン(量子断熱計算を基に設計)
- %QiskitではQAOAAnsatzで実行可能(H_C , H_M も作成してくれる)

QAOA**の特徴**

- ・ $2^n \times 2^n$ の行列となるハミルトニアンHに対し、2p個のパラメータを最適化することで 固有値 ε を最小化する
- ・「量子回路を実行→コスト関数を計算しパラメータ(下図の場合はβ,γ)を更新」を繰り返す
 →量子アルゴリズムと古典アルゴリズムのハイブリッド計算

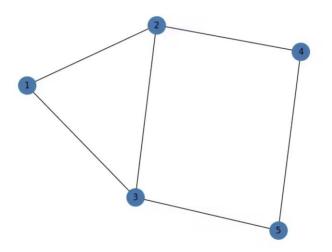


最適化問題とは?

- ・以下の3つの要素で構成される問題
 - 決定変数(離散or整数)
 - 目的関数(最小化or最大化する関数)
 - ・拘束条件(なしor不等式or等式)
- ・解の候補が膨大にあり(組み合わせ爆発)、厳密解・近似解を求めることが難しい
- ・ヒューリスティックな(発見的な)アルゴリズムを使用して筋の良い解が求められている
- →今回は、QAOAで最適化問題を解いてみる

QAOAの最適化問題への適用

- ・以下の手続きで最適化問題を解く
 - ・問題をQUBO形式へ定式化
 - ・定式化した問題をハミルトニアンへ変換
 - ・QAOAを使ってハミルトニアンに対する固有値を最適化
 - ・最適化された固有値が、問題に対する筋の良い解を与える(はずである)
- ・今回はMax-Cut問題を解く



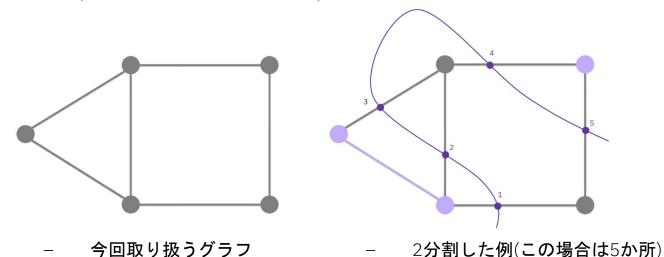
Max-Cut問題とは?

・グラフに対して、ノードを2分割する際に、エッジそれぞれの重みの和を最大化する方法を

探索する問題

→基本的には厳密解を求めることが難しい(NP-hard)

- ※画像処理やクラスタリング等に応用
- ・今回は各重みが1(辺の数が最大になる問題)として問題を解く



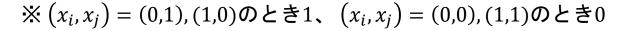
Max-Cut問題の定式化

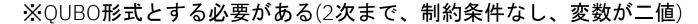
- ・各ノードは最終的に二分されるので、それぞれのノードに1 or 0を割り振る
- $\rightarrow x_i \in \{0,1\}, i \in \{1,2,3,4,5\}$
- ・エッジでつながっているノード間で値が異なる場合、そこで分割が行われているため、そ

れを1として数え上げる。

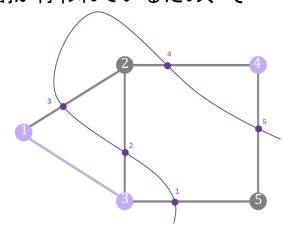
$$\rightarrow$$
最大化する目的関数: $\sum_{(i,j)} [x_i(1-x_j) + x_j(1-x_i)]$,

$$(i,j) \in [(1,2), (1,3), (2,3), (2,4), (3,5), (4,5)]$$





QUBO: Quadratic Unconstrained Binary Optimization



ハミルトニアンへ変換

目的関数: $\sum_{(i,j)} \left[x_i (1-x_j) + x_j (1-x_i) \right]$ where $(i,j) \in [(1,2),(1,3),(2,3),(2,4),(3,5),(4,5)]$.

変数: $x_i \in \{0,1\}, i \in \{1,2,3,4,5\}.$

・変数 x_i を変数 z_i に変換した後、パウリの演算子Zへ変換する。

$$x_i = \frac{1 - z_i}{2}$$
 where $z_i \in \{-1,1\}, z_i \to Z_i (= I \otimes \cdots Z \cdots \otimes I)$

$$X = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$
の固有値は $\langle 0|Z|0 \rangle = 1$, $\langle 1|Z|1 \rangle = -1$, であるため。 i 番目のqubitに変換

・加えて、変分原理の性質上、-1をかけて最小化問題へ

目的関数,変数:
$$\sum_{(i,j)} \left[-\frac{1}{2} (1 - z_i z_j) \right]$$
, $z_i \in \{-1,1\}$

ハミルトニアン
$$H: \sum_{(i,j)} \frac{1}{2} Z_i Z_j - \sum_{(i,j)} \frac{1}{2} I^{\otimes n}$$
 where $Z_i = I^{n-i-1} \otimes Z \otimes I^{\otimes i-1}$

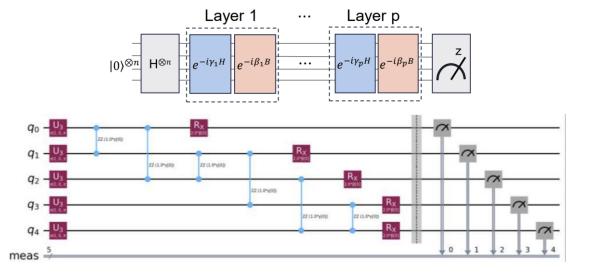
QAOAを使って解を得る

ハミルトニアン
$$H: \sum_{(i,j)} \frac{1}{2} Z_i Z_j$$
 where $(i,j) \in [(1,2), (1,3), (2,3), (2,4), (3,5), (4,5)]$

※定数項 $-\sum_{(i,j)} \frac{1}{2} I^{\otimes n}$ は省略

$$H = \frac{1}{2}(Z_1Z_2 + Z_1Z_3 + Z_2Z_3 + Z_2Z_4 + Z_3Z_5 + Z_4Z_5)$$

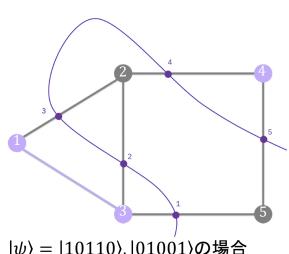
・QAOAを使用して、2p個の β と γ でコスト関数を最適化(回路はp=1の場合)



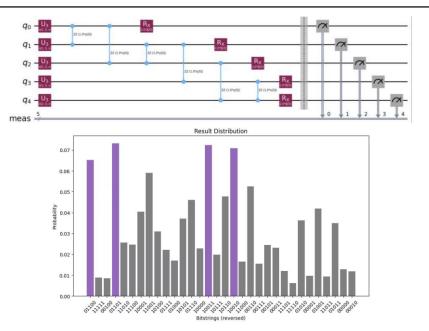
実機による計算結果

$$H = \frac{1}{2}(Z_1Z_2 + Z_1Z_3 + Z_2Z_3 + Z_2Z_4 + Z_3Z_5 + Z_4Z_5)$$

※最小の固有値: -5,対応する|ψ⟩ = |00110⟩,|11001⟩,|10110⟩,|01001⟩



 $|\psi\rangle = |10110\rangle, |01001\rangle$ の場合



→最小固有値に対応する|ψ)の確率が高い

まとめ

- ・ $\langle \psi | A | \psi \rangle$ で物理量Aの期待値が計算できる
- →行列形式の量子力学で考えると、固有値を求める操作に対応
- ・試行関数を用いて計算された固有値は真の固有値よりも大きい(変分定理)
- →これを用いてVOAが開発され(例:OAOA)、最適化問題へ応用
- ・最適化問題は、解の候補が膨大であり解くことが難しい
- →今回はOAOAでMax-Cut問題の近似解を求めた
- ・問題に対して定式化→ハミルトニアンへ変換することで、量子回路上に乗せることが可能

最後に:もっと勉強したい方へ





IBM Quantum Learning

「Utility-scale quantum computing」の日本語解説

元のコース: https://quantum.cloud.ibm.com/learning/en/courses/utility-scale-quantum-computing

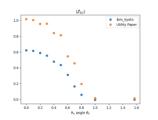
- 1. はじめに(飛ばします)
- 2. 量子ビット・量子ゲート・量子回路 (7/7(月))
- 3. 量子テレポーテーション (7/16(水))
- 4. **グローバーのアルゴリズム** (7/16(水))
- 5. 量子位相推定 (7/28(月))
- 6. 量子変分アルゴリズム (7/28(月))
- 7. 量子系のシミュレーション
- 8. 古典計算によるシミュレーション
- 9. 量子ハードウェア
- 10. 量子回路の最適化
- 11. 量子エラー緩和
- 12. 量子ユーティリティーの実験 I
- 13. 量子ユーティリティーの実験 II
- 14. 量子ユーティリティーの実験 III

Jupyter notebookの和訳:

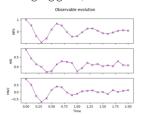
https://quantum-tokyo.github.io/introduction/courses/utility-scalequantum-computing/overview-ja.html



I. Nature paper (127 qubits x 60 entangling gates)



II. 1D Transverse Ising model (70 qubits x 80 entangling gates)



III. The largest GHZ state challenge

