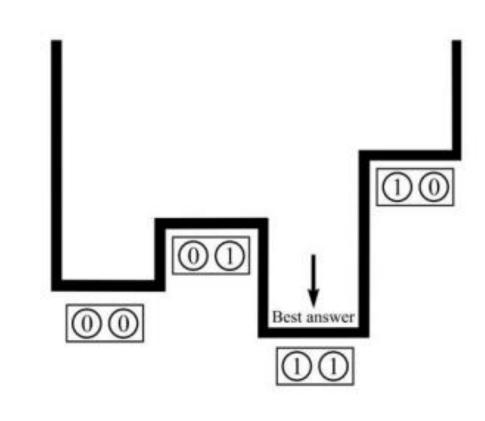
# 巡回セールスマン問題における量子アプローチ: D-WaveとCIMの比較

## 研究背景

## 量子コンピュータの仕組み





最良の答えを示すエネルギー図

#### ビット

### キュービット



量子オブジェクトは一般に状態が「0と1の重ね合わせ」であり、最終的に問題を解く瞬間「0か1のどちらか」にシフトそのエネルギーが最小の時が最適解となる外部磁場により、右の井戸型ポテンシャルを低い状態にする

## TSP問題

確率を高める

今回は組み合わせ問題の中の巡回セールスマンを扱う。そのため、量子コンピュータで実行可能な形に定式化を行う

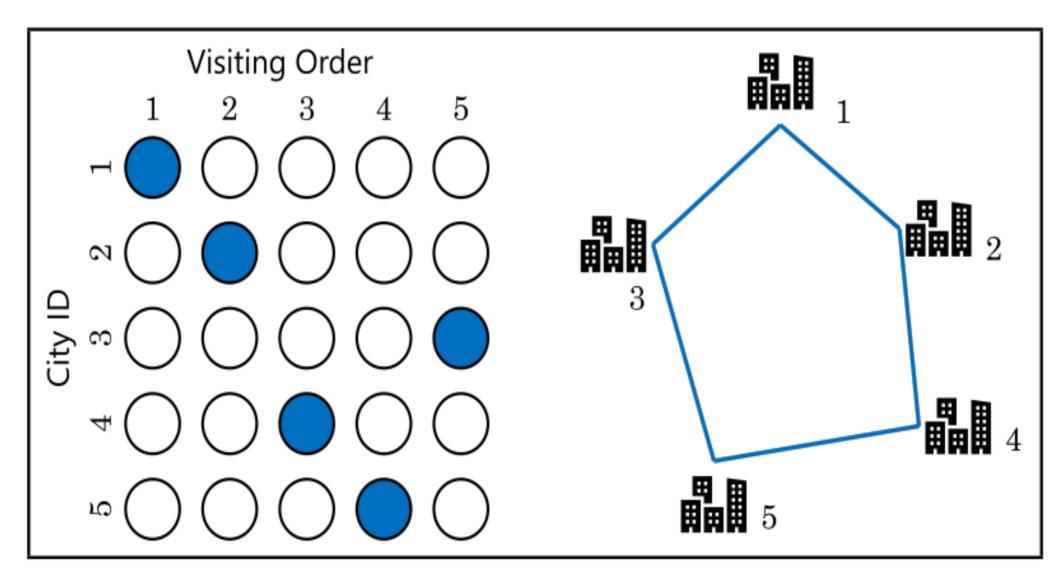
#### TSP問題のエネルギー関数

 $E_{TSP} = AE_1 + BE_2 + CE_3$ A, B, C: 各項のスケーリングパラメータ

 $E_1$ : 各都市を一度ずつ訪問する

 $E_2$ :同時に複数の都市を訪問してはならない

 $E_3$ : TSPの巡回路長



#### 全体の式変形:両方行う

 $E_1$ : 各都市を一度ずつ訪問する

$$E_1 = \sum_{i=1}^{N} \left( \sum_{j=1}^{N} X_{ij} - 1 \right)^2$$

 $E_2$ :同時に複数の都市を訪問してはならない

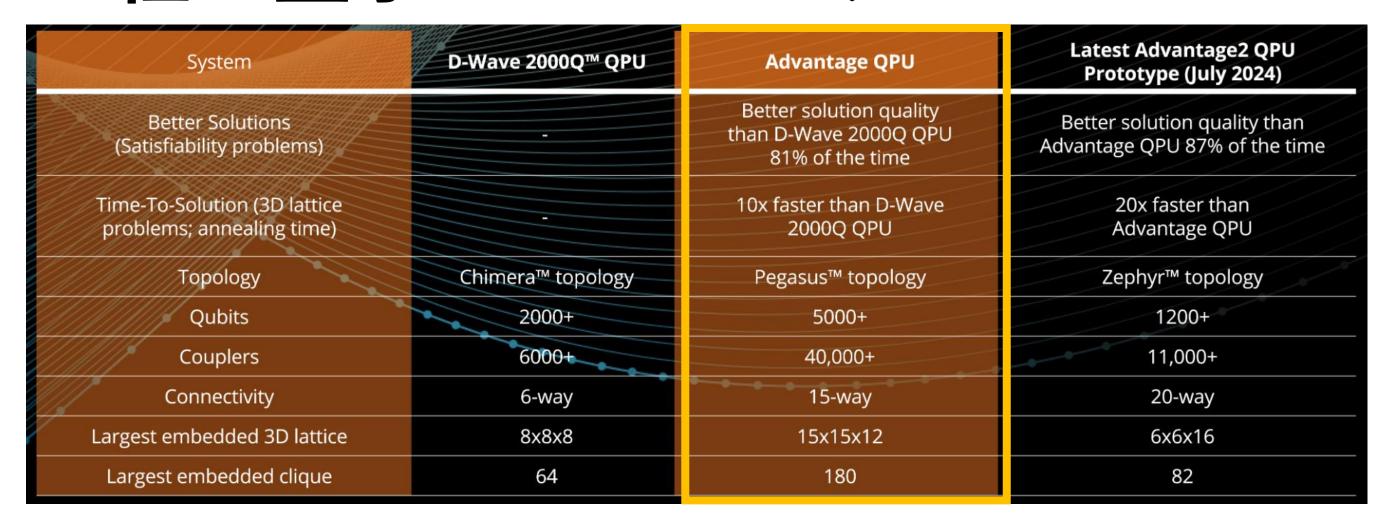
$$E_2 = \sum_{j=1}^{N} \left( \sum_{i=1}^{N} X_{ij} - 1 \right)^2$$

 $E_3$ : TSPの巡回路長

$$E_3 = \sum_{i=1}^{N} \sum_{k=1}^{N} \sum_{i=1}^{N} d_{ik} X_{ij} (X_{k,j-1} + X_{k,j+1})$$

東京理科大学 長谷川研究室学部4年 ケイカロ

## D-wave社の量子コンピュータ[1]



## CIMシミュレーションモデル[2]

## 式変形

$$E_{1} = \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} X_{ij} - 1$$

$$E_{2} = \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} X_{ij} - 1$$

$$E_{3} = \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \sum_{k=1}^{N} \sum_{l=1}^{N} \sum_{l=1}^{N} \sum_{k=1}^{N} \sum_{l=1}^{N} \sum_{l=1}^{N} X_{ij} + N$$

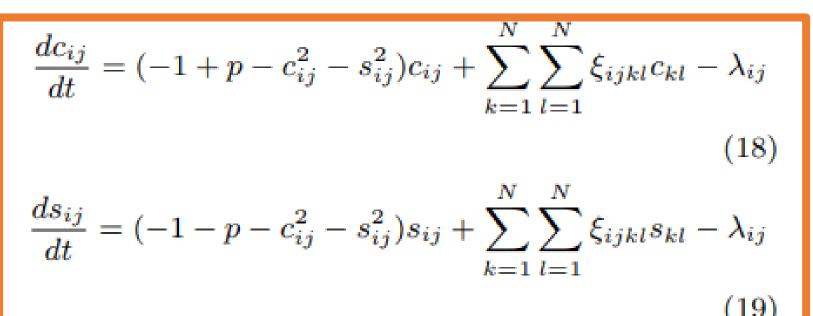
$$E_{3} = \sum_{i=1}^{N} \sum_{k=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \sum_{k=1}^{N} \sum_{l=1}^{N} \sum_{l=1}^{N} \sum_{k=1}^{N} \sum_{l=1}^{N} \sum_{l=1}^{N} X_{ij} + N$$

$$H_{HTNN} = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \sum_{k=1}^{N} \sum_{l=1}^{N} \sum_{l=1}^{N} W_{ijkl} X_{ij} X_{kl} + \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \theta_{ij} X_{ij}$$

$$W_{ijkl}^{TSP} = -A \delta_{ik} (1 - \delta_{jl}) -B \delta_{jl} (1 - \delta_{ik}) - C d_{ik} (\delta_{j+1,l} + \delta_{j-1,l})$$

$$B_{ij}^{TSP} = -\frac{A + B}{2}$$

$$TSPO I \stackrel{?}{\sim} NF = AE_{1} + BE_{2} + CE_{3}$$



#### シミュレーションの式

- $c_{ij}$ ,  $s_{ij}$ は光の同相成分と直交成分、pはポンプレートを指す
- ルンゲクッタ法で微分式を解き、スピンを計算
- Hopfield-Tank相互結合型ニューラルネットワークとイジングモデルのエネルギー関数で定式化したが、ローカルミニマムで停止してしまうため量子ニューラルネットワークを用いる
- 量子ニューラルネットワークでは $c_{ij} > 0$ となった場合を発火と見なすので、 出力が1または-1となるニューラルネットワークに変形する必要がある

## 実験結果

#### TSP関数

D-wave :  $E_{TSP} = 1000E_1 + 1000E_2 + E_3$ 

量子ニューラルネットワーク:  $E_{TSP} = E_1 + E_2 + E_3$ 

1入力ごとの実行回数 D-wave: 1000□

量子ニューラルネットワーク:1000イタレーション

|          | 都市数5(正解1.58) |                   | 都市数6(正解2.04) |                   | 都市数7(正解2.19) |                   |
|----------|--------------|-------------------|--------------|-------------------|--------------|-------------------|
| 入力回<br>数 | D-wave       | 量子ニューラル<br>ネットワーク | D-wave       | 量子ニューラル<br>ネットワーク | D-<br>wave   | 量子ニューラル<br>ネットワーク |
| 1        | 1.58         | 1.75              | 2.06         | 2.04              | 2.44         | 2.6               |
| 2        | 1.58         | 1.58              | 2.06         | 2.04              | 2.61         | 2.6               |
| 3        | 1.58         | 1.75              | 2.06         | 2.04              | 3.17         | 2.6               |
| 4        | 1.58         | 1.83              | 2.06         | 2.04              | 2.83         | 2.6               |
| 5        | 1.58         | 1.75              | 2.06         | 2.04              | 2.94         | 2.45              |

## 今後の方針

参考文献
[1]Mikio Hasegawa, "Combinatorial Optimization by Quantum Neural Networks and Its Applications", *Engineering Science Frontier Research*, vol. 11, no. 2, pp. 113, Year. https://www.jstage.jst.go.jp/article/essfr/11/2/11\_113/\_pdf/-char/ja
[2]D-Wave Systems, "*D-Wave Systems: Solutions and Products,*" https://www.dwavesys.com/solutions-and-products/systems/.

両方にとって最適なTSPのパラメータの調整し、CIM実機で実験を行う。