

# blueqat

企業名	blueqat株式会社(ブルーキャット)
資本金	1億3,000万円 (資本準備金94,986,050円)
所在地	東京都渋谷区渋谷2-24-12 渋谷スクランブル スクエア39F WeWork
ラボ	神奈川県川崎市高津区坂戸KSP



# 代表者略歴

湊雄一郎(みなとゆういちろう)

blueqat株式会社 CEO/CFO

2004年 東京大学工学部建築学科卒業

2005年 株式会社隈研吾建築都市設計事務所勤務

2008年 MDR株式会社(現blueqat株式会社)設立

2015年 総務省異能vation最終採択

2017年 内閣府ImPACT山本プロジェクトPM補佐

2019/20/21年 文科省さきがけ量子情報領域アドバイザー

2019年 Nature社Scientific Reports 物理学分野論文TOP8

2021年 アメリカ物理学会APSMarchMeeting量子機械学習発表

2021年 IEEE QCE 光連続量テンソルネットワーク採択

2022年 Nature社Scientific Reports 量子コンピュータ量子情報論文Editor's Choice

2022年 SEMI量子コンピュータ協議会委員長

2022年 米Quantescence社、仏QuantFi社 Scientific Advisor



## 著書



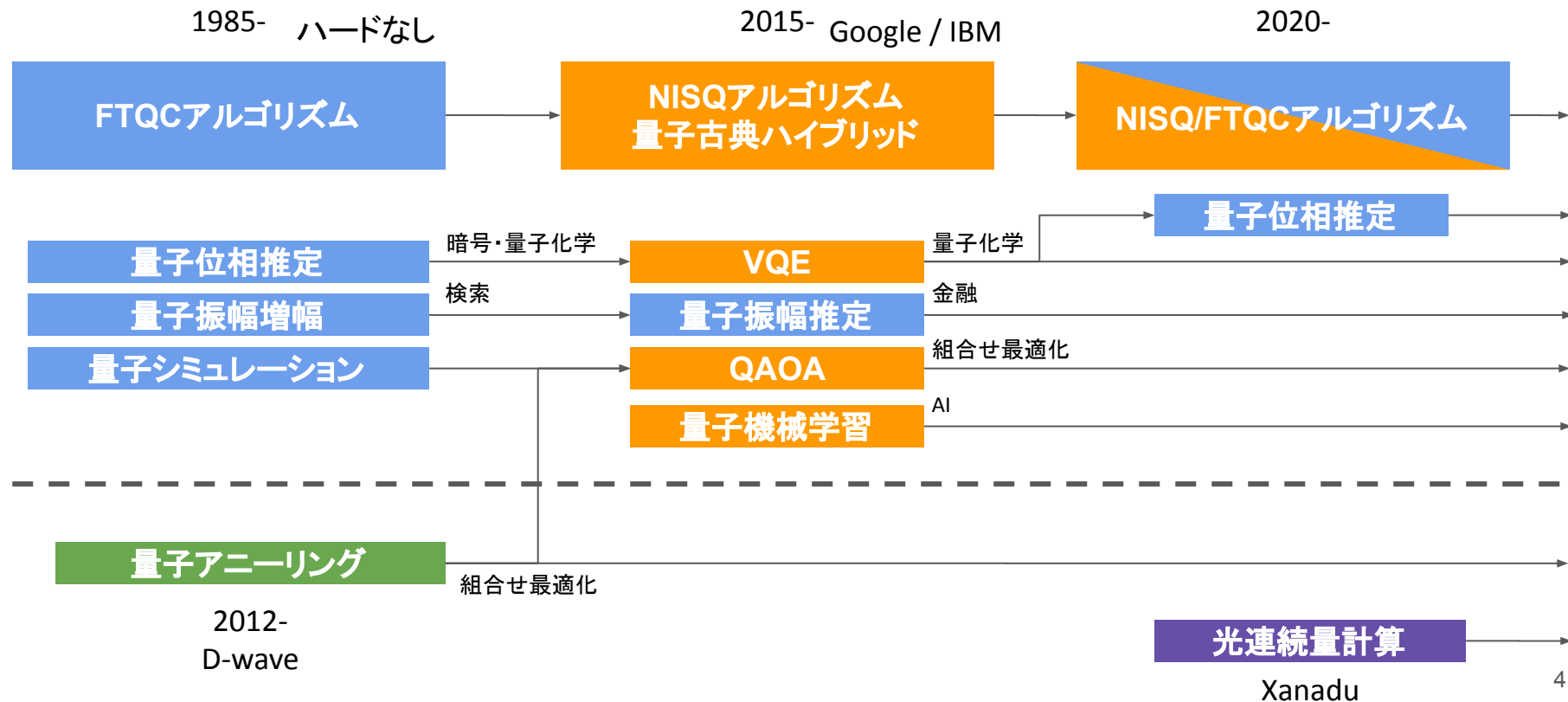
# 目的

量子コンピュータの今後の流れのなかで二種類の流れを把握し、近年の取り組みの中で本寄付講座のテーマの一つであるテンソルネットワークを利用した最新のアプリケーション技術の社会応用への取り組みを紹介し、展望を得る。

- ・多量子ビット時代
- ・シミュレーション技術の発展

# 量子コンピュータソフトウェア

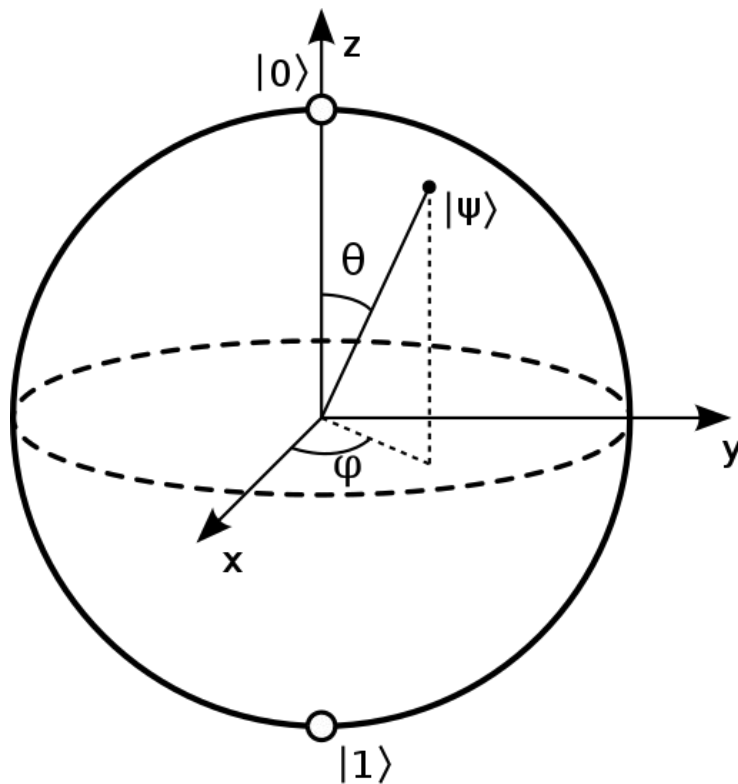
NISQ : Noisy Intermediate Scale Quantum  
FTQC : Fault Tolerant Quantum Computer



# 主要アプリケーションの分類

用途	アルゴ	固有値計算	加速保証	NISQ/FTQC
量子化学	VQE	固有値計算	たぶんなし	NISQ
	QPE		指数加速	FTQC
量子金融	QAE		二乗加速	FTQC
組合せ最適化	QAOA		たぶんなし	NISQ
量子機械学習	QML	固有値計算でない	たぶんなし	NISQ

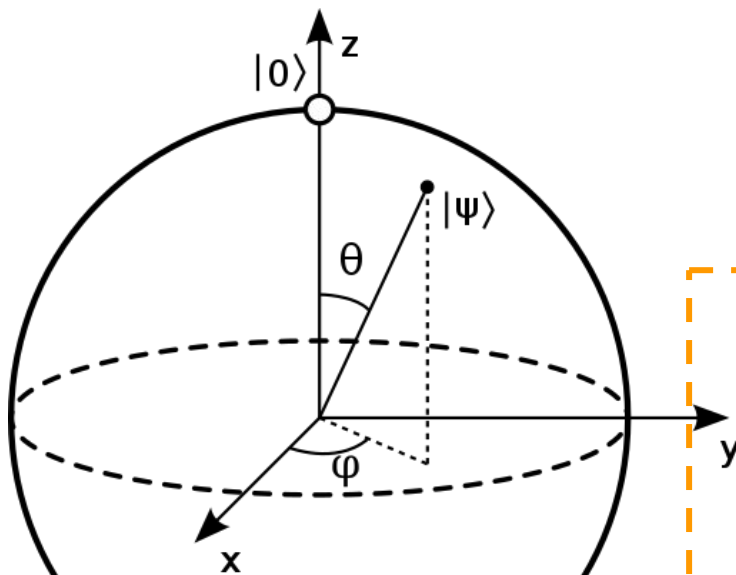
# 1量子ビットの量子データ



量子コンピュータのデータは、  
0と1の割合みたいなものできる。  
(重ね合わせ)

$$|\psi\rangle = \alpha |0\rangle + \beta |1\rangle$$

# 量子データの操作(回転に対応)



アダマールゲート(XZ45度)

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

固定回転(180度)

$$X = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} 0 & -i \\ i & 0 \end{bmatrix}, Z = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

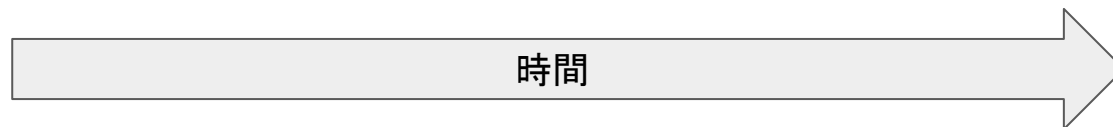
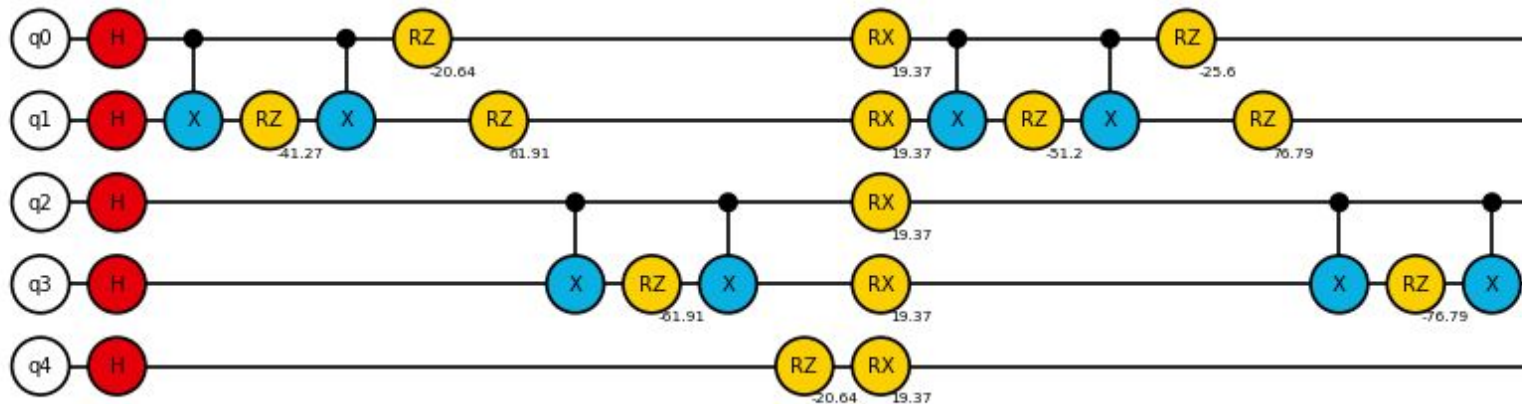
$$Rx(\theta) = \begin{bmatrix} \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) & -i \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \\ -i \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) & \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \end{bmatrix}$$

$$Ry(\theta) = \begin{bmatrix} \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) & -\sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \\ \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) & \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \end{bmatrix}$$

任意回転(角度自由)

$$Rz(\theta) = \begin{bmatrix} e^{-i\frac{\theta}{2}} & 0 \\ 0 & e^{i\frac{\theta}{2}} \end{bmatrix}$$

# 量子回路(連続したデータの操作を時間で記述したもの)



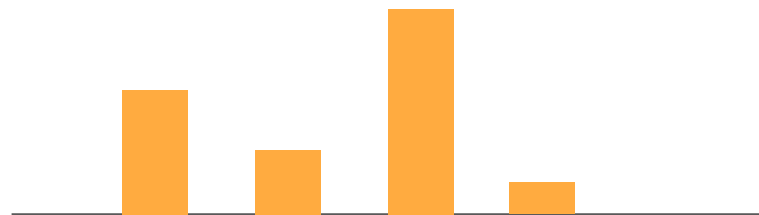


## 測定、サンプリング

量子コンピュータの計算結果は確率によって変わる。確率100%で計算すると今のコンピュータと同じ計算もできる(汎用量子コンピュータ)

**測定:** 計算すると0か1のどっちかが出てくる。出てくる確率は先ほどの量子データの $|0\rangle$ と $|1\rangle$ の割合みたいなものできる。

$$|\psi\rangle = \alpha |0\rangle + \beta |1\rangle$$



**サンプリング:** 何回も上記の測定を行っていろんな計算結果をとりだす。

# 期待値

答えが毎回バラバラででてくるのはちょっと扱いにくい。なんか出現回数に簡単なルールありませんか？

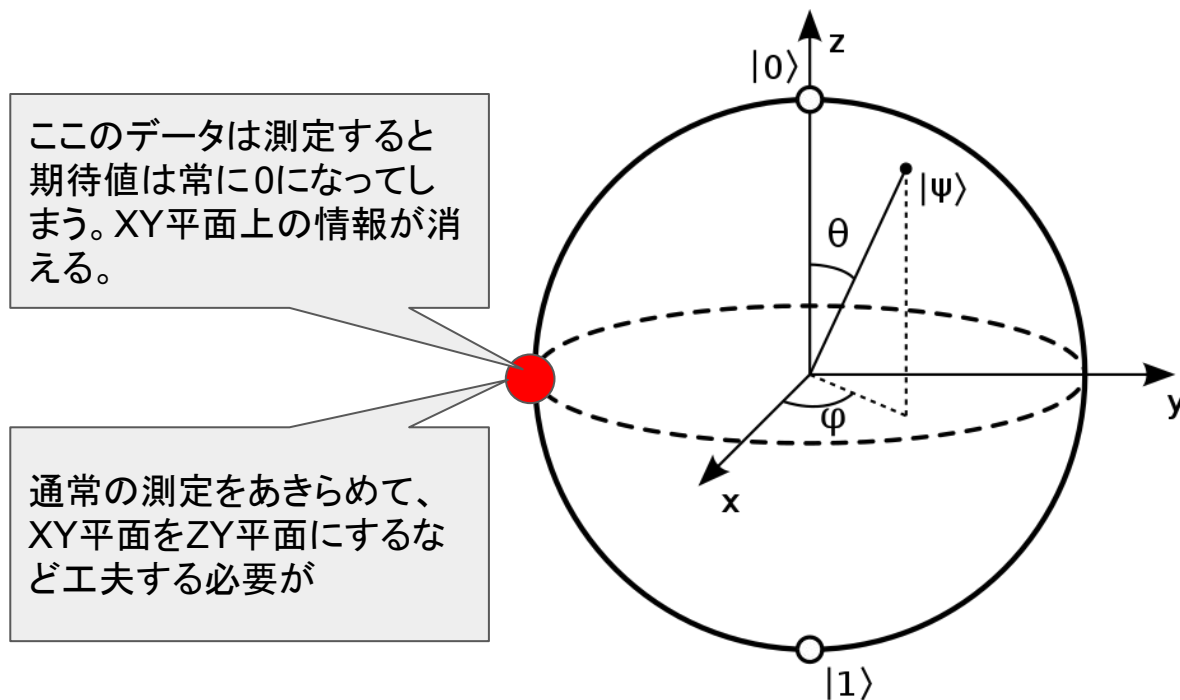
1量子ビットの期待値の例

期待値 = [0が出る確率] - [1が出る確率]

例: 0が20%、1が80%でるとき、期待値は $0.2 - 0.8 = \mathbf{0.6}$

# 軸の違いによる期待値の違い

量子データは球面上にあるので、データのとり方を工夫する必要がある。



# 「今の量子コンピュータ」と「将来の量子コンピュータ」

## NISQ(エラーが多い)

エラーが多いので、答えを間違える。  
操作をするほどエラーが掛け算で間違えを増やす。

仕方ないので回路を短くして、今のコンピュータで集計して計算する別の手法が必要。量子古典ハイブリッド。

ソフトウェア: 量子古典ハイブリッド計算。

ハード: 今の量子コンピュータと既存コンピュータ、もしくはシミュレータ

## FTQC(エラーがとても少ない)

エラーがないので長い回路を実行しても問題ない。

遠慮なく長い回路を実行できるが、実現は10年後以降? 理想的なシミュレータを使う。

ソフトウェア: 汎用アルゴリズム。長くて途中で止められない計算。

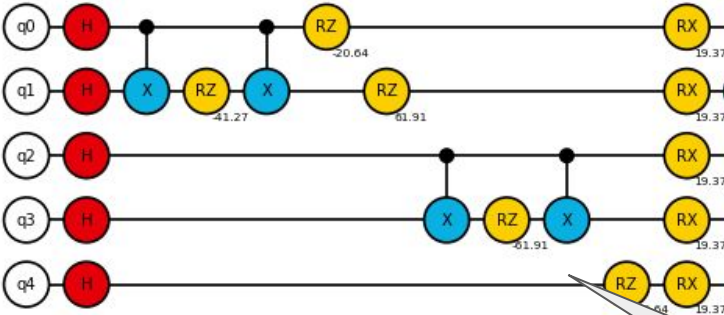
ハード: 誤り訂正された理想的な量子コンピュータもしくはシミュレータ(50量子ビットまで)

# 量子古典ハイブリッド計算

問題設定がされた式(ハミルトニアン)

$$H = Z[0]*Z[1] + Z[2] + Z[3]*Z[4]*Z[5]$$

いっぺんに計算すると回路が長くなるので、細切れにしてバラバラに計算。



計算結果の集計

より良い角度を提供



角度を入れられるタイプの量子ゲートを準備してそれを色々変えてみる。

# どういった量子回路を用意すればいいか？

ときたい問題による。今回は組合わせ最適化と機械学習を概観。

組合せ最適化

- ・ **QAOAで固有値を求める**
- ・ VQEで固有値を求める
- ・ 量子振幅増幅(グローバー)ベースの探索

機械学習

- ・ **あんまりきまってない、ある程度決まってる**

# 組合せ最適化の基本

問題設定された行列

求めたい答え。低いほうが良い。

$$H |\psi\rangle = E_0 |\psi\rangle$$

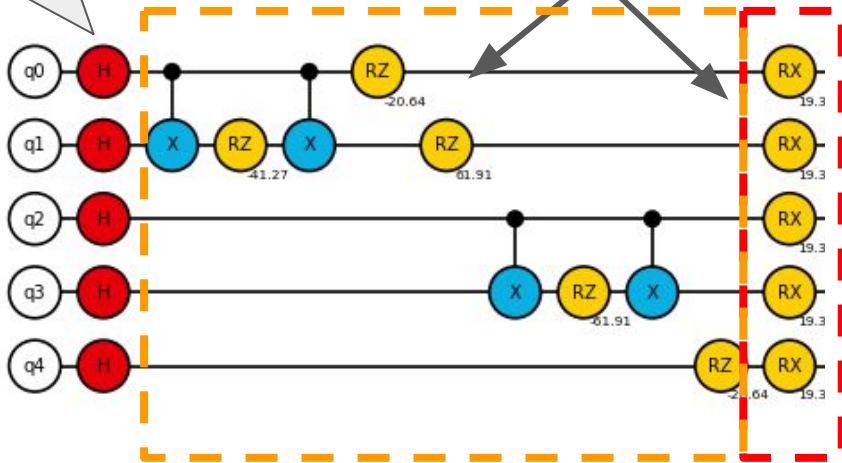
量子回路で作った量子状態  
VQEでつくるか、QAOAでつくるか

# QAOAは組合せ最適化特化の量子回路生成を使う

実はアルゴリズムはFTQC由来なので回路は長めになりがちですが、組合せ最適化問題は問題によって回路の長さが結構変わる。

$$H_{temp} = (1 - \frac{t}{T}) H_{start} + \frac{t}{T} H_{final}$$

これが初期の  
固有状態！



各ステップで固有値

$$H_{temp} | \psi \rangle = E_{0temp} | \psi \rangle$$

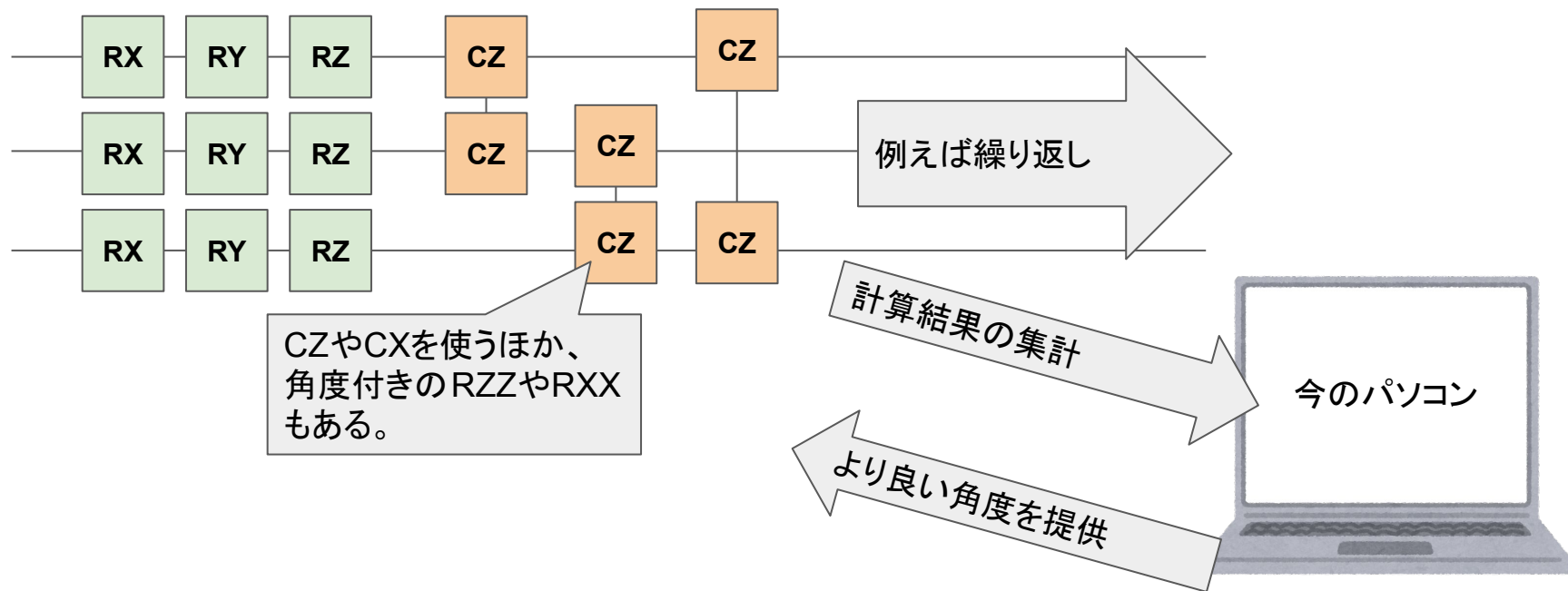
量子回路は下記のルールで作る

$$| \psi_{t+1} \rangle = U | \psi_t \rangle = e^{-iHt} | \psi_t \rangle$$



# 一方量子機械学習、、、

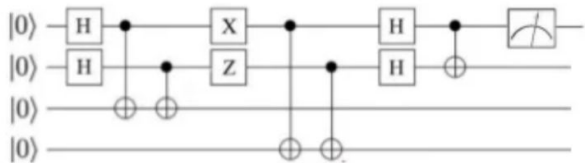
こうすれば効率的なモデルが作れるというのはまだ発展途上だが、一定のモデルは見えてきた。



## 2種類のシミュレータ

<https://www.slideshare.net/NVIDIAJapan/nvidia-cuquantum-sdk>

max50量子ビット程度。無限に回路を計算できる。



### State vector simulation

“Gate-based simulation of a quantum computer”

- Maintain full  $2^n$  qubit vector state in memory
- Update all states every timestep, probabilistically sample  $n$  of the states for measurement

Memory capacity & time grow exponentially w/ # of qubits - practical limit around 50 qubits on a supercomputer

Can model either ideal or noisy qubits

数千量子ビット可能。その代わりに量子ビット数と量子回路の深さやつながりに制限がある。



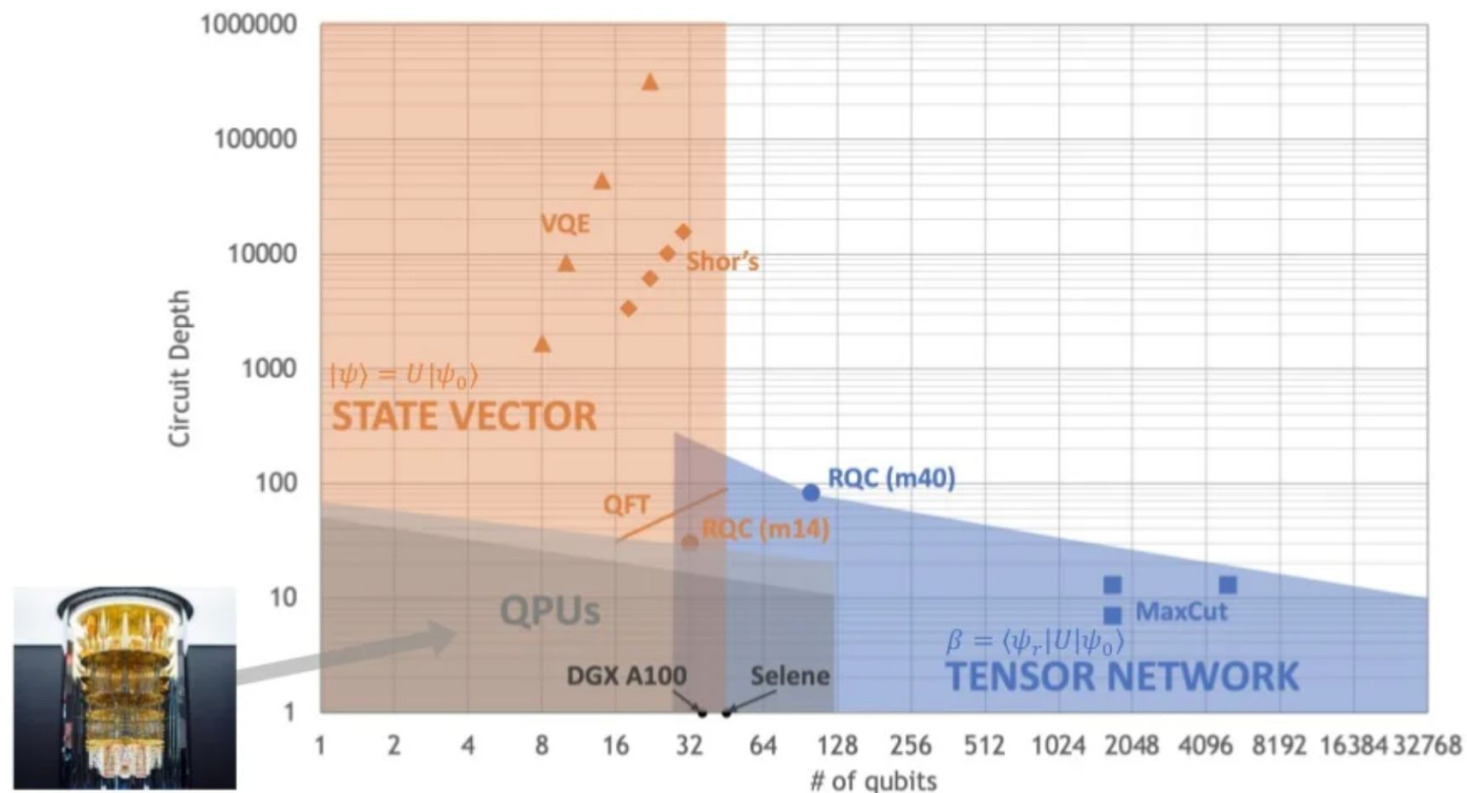
### Tensor networks

“Only simulate the states you need”

- Uses tensor network contractions to dramatically reduce memory for simulating circuits
- Can simulate 100s or 1000s of qubits for many practical quantum circuits

*GPUs are a great fit for either approach*

# シミュレータやアプリの対応



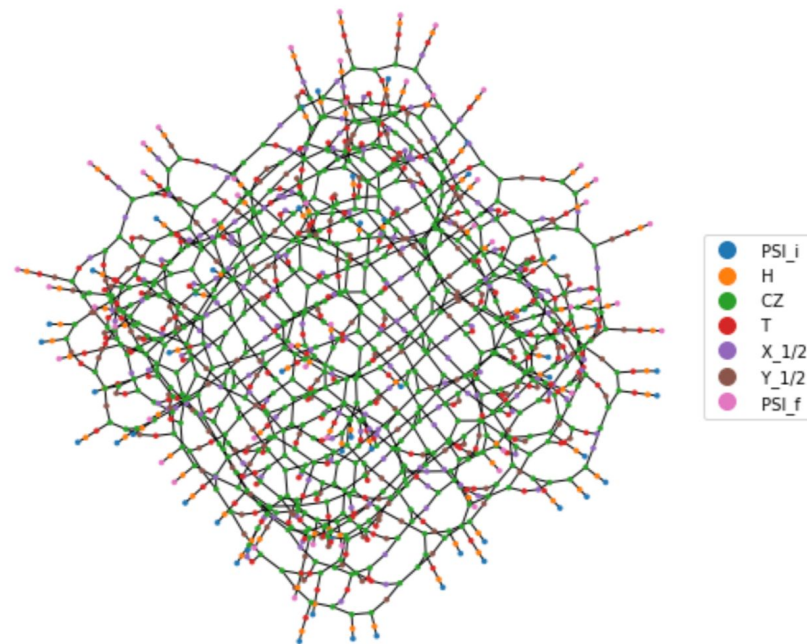
# TNシミュレータの使い方

量子ビットは劇的に増やせるが、使い方に制限がありそれを理解する必要がある。

最初に組んだ量子回路「全体」の姿を把握して計算の複雑度を計算する  
例:最大の腕の本数、ノード数、エッジ数などなど

より計算量が減らせる計算の順番がないか探索をする  
より計算量が減らせるようにグラフそのものを変更できないか検討する

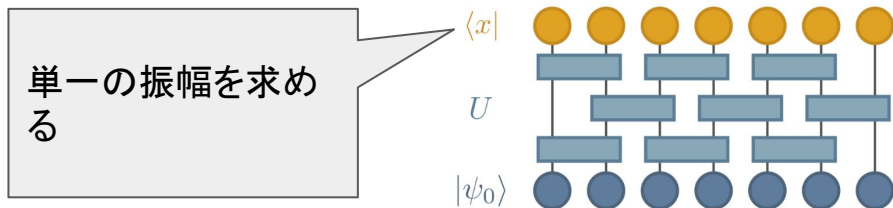
近似を入れてよさそうならモデルを作って計算を高速化するなど  
MPSなど



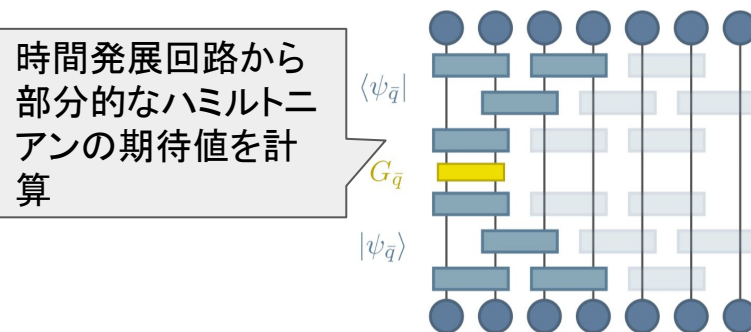
# 単一振幅、ローカルハミルトニアン期待値、サンプリング

これまでの状態ベクトルとは使える要素と計算過程が違うところがある。

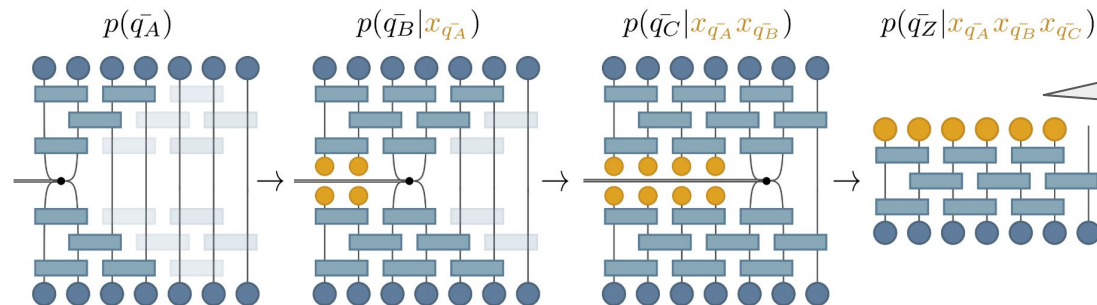
## 5.3.1. Compute an amplitude



## 5.3.2. Compute a local expectation



## 5.3.5. Generate unbiased samples

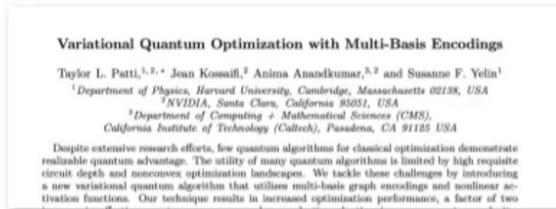


期待値から部分的にサンプリング。サンプルから単一振幅を利用。

<https://quimb.readthedocs.io/en/latest/tensor-circuit.html>

# 具体的な組合せ最適化事例

## MAXCUT QUANTUM ALGORITHM SIMULATION TENSOR NETWORK SIMULATION WITH cuTensorNet ON THE DGX SuperPOD



### Variational Quantum Optimization with Multi-Basis Encodings

Taylor L. Patti,<sup>1,2,\*</sup> Jean Kossaifi,<sup>2</sup> Anima Anandkumar,<sup>3,2</sup> and Susanne F. Yelin<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Department of Physics, Harvard University, Cambridge, Massachusetts 02138, USA

<sup>2</sup>NVIDIA, Santa Clara, California 95051, USA

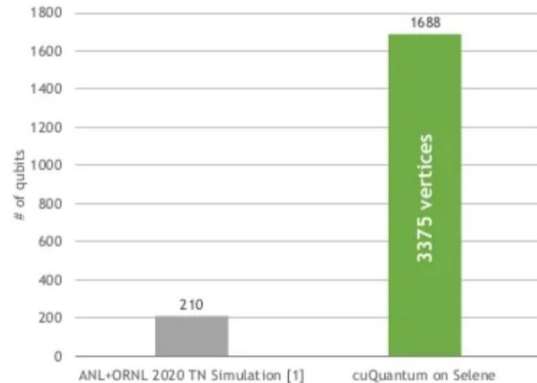
<sup>3</sup>Department of Computing + Mathematical Sciences (CMS),  
California Institute of Technology (Caltech), Pasadena, CA 91125 USA

Despite extensive research efforts, few quantum algorithms for classical optimization demonstrate realizable quantum advantage. The utility of many quantum algorithms is limited by high requisite circuit depth and nonconvex optimization landscapes. We tackle these challenges by introducing a new variational quantum algorithm that utilizes multi-basis graph encodings and nonlinear activation functions. Our technique results in increased optimization performance, a factor of two

<https://arxiv.org/pdf/2106.13304.pdf>



NVIDIA's Selene DGX SuperPOD based supercomputer



- Largest number of qubits used to simulate a quantum algorithm
- MaxCut problem solved with 3375 vertices within 97% of the best-known classical solution
- Utilized 112 nodes and 896 GPUs on Selene

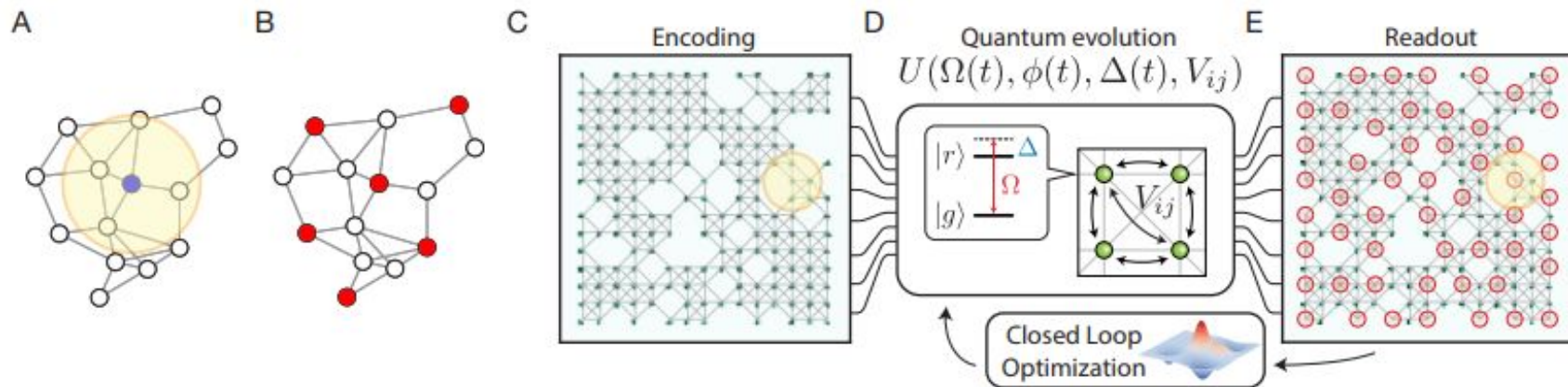
[1] Danylo Lykov et al, Tensor Network Quantum Simulator With Step-Dependent Parallelization, 2020

<https://arxiv.org/pdf/2012.02430.pdf>

# 具体的な組合せ最適化事例(289量子ビットQAOA)

## Quantum Optimization of Maximum Independent Set using Rydberg Atom Arrays

S. Ebadi<sup>1,\*</sup>, A. Keesling<sup>1,2,\*</sup>, M. Cain<sup>1,\*</sup>, T. T. Wang<sup>1</sup>, H. Levine<sup>1,‡</sup>, D. Bluvstein<sup>1</sup>, G. Semeghini<sup>1</sup>, A. Omran<sup>1,2</sup>, J.-G. Liu<sup>1,2</sup>, R. Samajdar<sup>1</sup>, X.-Z. Luo<sup>2,3,4</sup>, B. Nash<sup>5</sup>, X. Gao<sup>1</sup>, B. Barak<sup>5</sup>, E. Farhi<sup>6,7</sup>, S. Sachdev<sup>1,8</sup>, N. Gemelke<sup>2</sup>, L. Zhou<sup>1,9</sup>, S. Choi<sup>7</sup>, H. Pichler<sup>10,11</sup>, S.-T. Wang<sup>2</sup>, M. Greiner<sup>1,†</sup>, V. Vuletic<sup>12,†</sup>, M. D. Lukin<sup>1,†</sup>

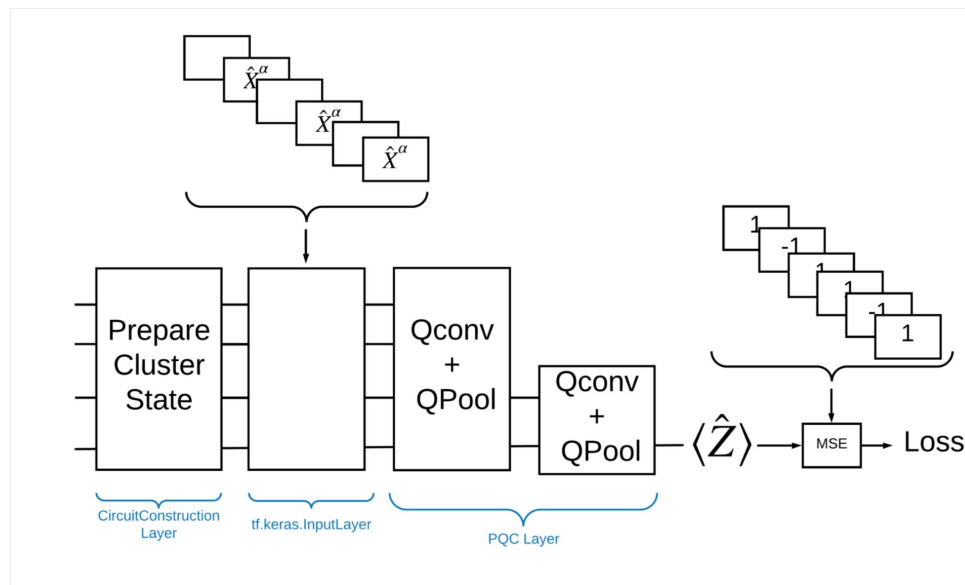


# 具体的な量子機械学習事例

- ・強化学習
- ・文字認識
- ・予測問題

基本的にはほとんど古典  
機械学習と手順が同じ

## TensorFlow Quantum 量子畳み込みニューラルネットワーク



<https://www.tensorflow.org/quantum/tutorials/qcnn?hl=ja>



## まとめ

- ・目的に合わせてシミュレータや実機を選ぶ必要が。
- ・TNを使う場合にはアルゴリズムを新しく作る必要が。
- ・FTQCかNISQによって今後は選ぶアルゴが変わる。
- ・領域を絞って深く学ばないとなかなかきつくなる時期

以上