

フェーズ操作による 量子機械学習

研究駆動コース 26R 林慶一郎

(2)目次

Presenter : 林慶一郎

- (1)表紙
- (2)目次
- (3)研究の動機や背景
- (4)研究目的
- (5)研究方法
- (6)まとめ・結論
- (7)展望
- (8)参考文献表

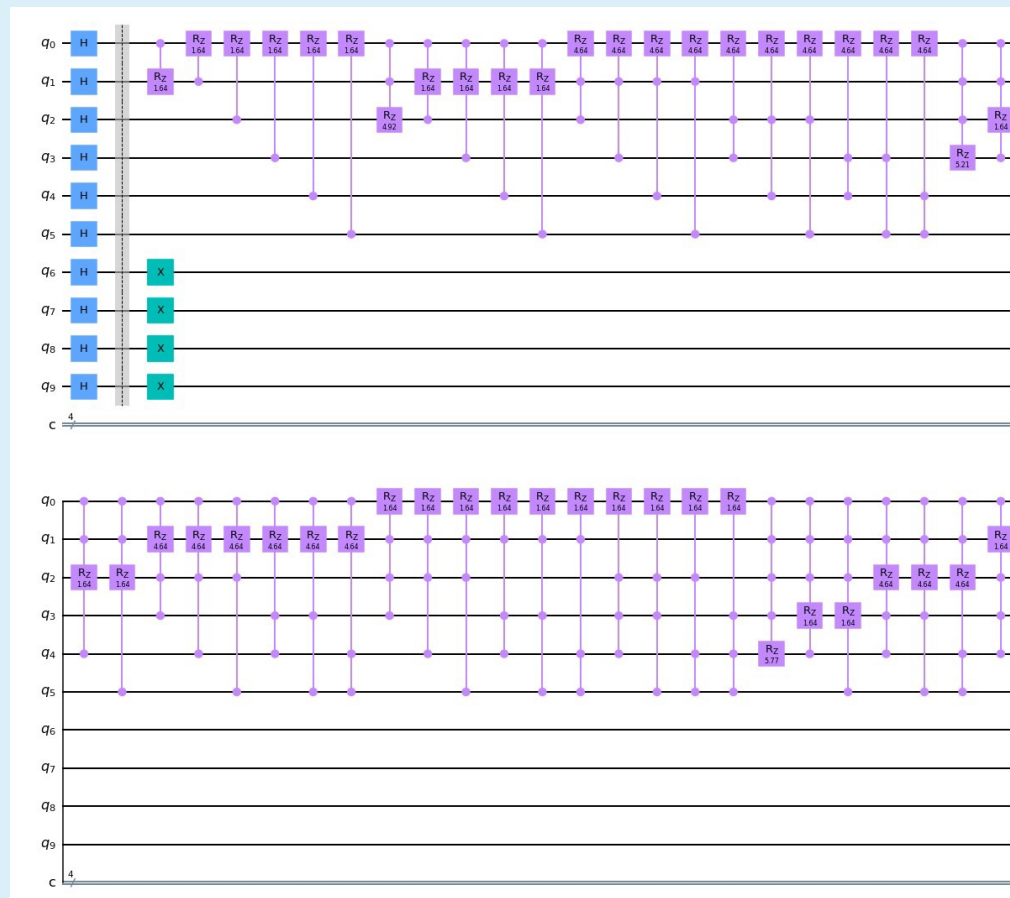


図1 自動で設計された量子回路の一部

(3)研究の動機や背景

Presenter : 林慶一郎

脳の病に苦しむ経験から…

脳を物質として捉えたい！

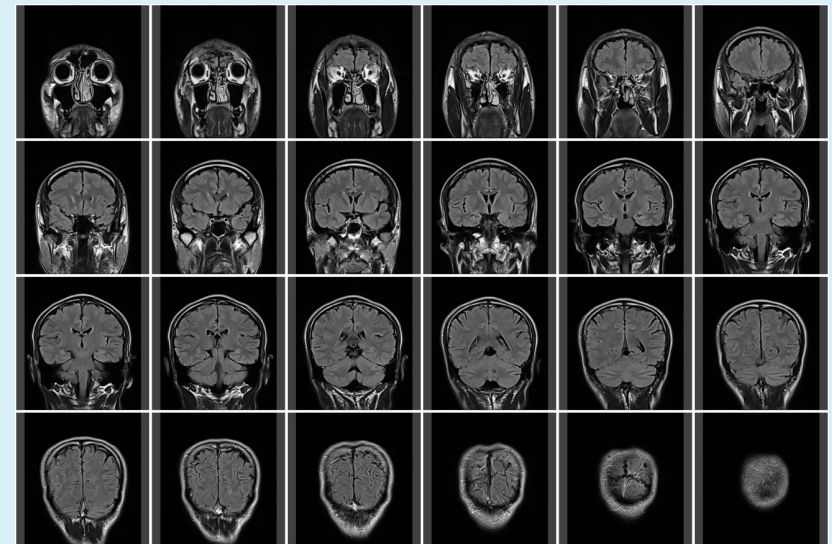


図2 脳のMRI画像(PhotoAC)

偶然聴講した量子コンピュータに関する研究発表を聞いて…

脳の分子レベルでの振る舞いを解明するには量子コンピュータしかない！！
次代の医学ではコンピュータサイエンスが必須なはず、脳相手なら量子だ～！



(いらすとや)

(研究開始当時)白と黒だけの画像の処理を行う論文を発見！

あらゆる入力情報に対応した
量子画像処理手法を作り出そう！



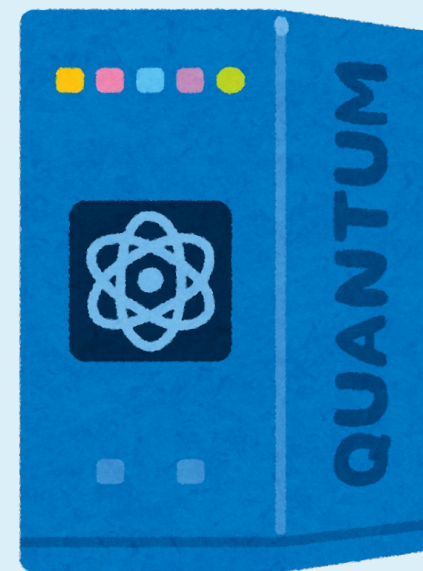
(いらすとや)

(4)研究目的

Presenter : 林慶一郎

- 大型データの処理
- 量子的な振る舞いをするデータの処理
- 量子コンピュータの特性を
最大限活用した機械学習

これらを追求した量子画像処理の
新手法を確立する。

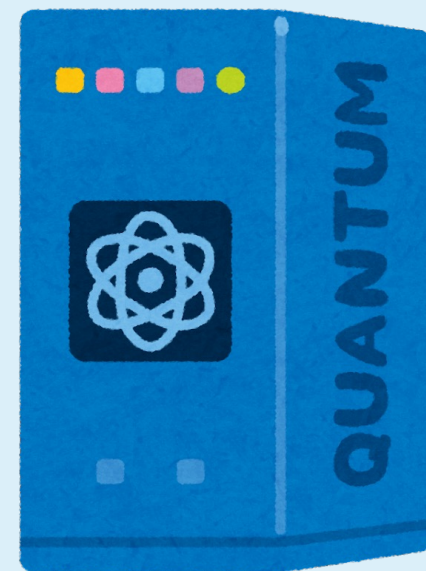


(いらすとや)

(5)研究方法

Presenter : 林慶一郎

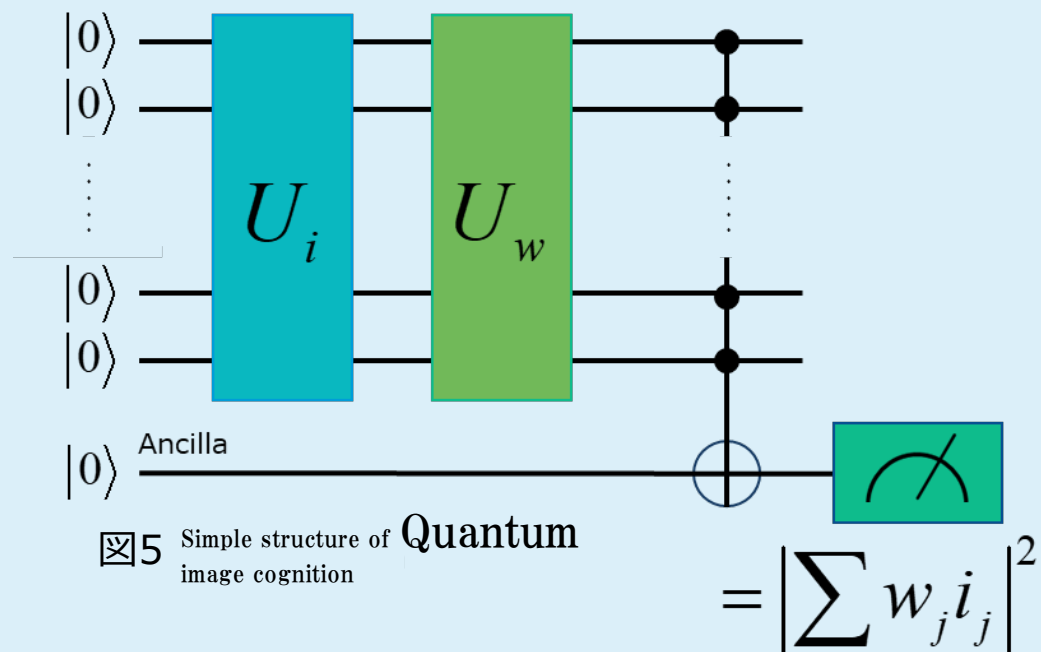
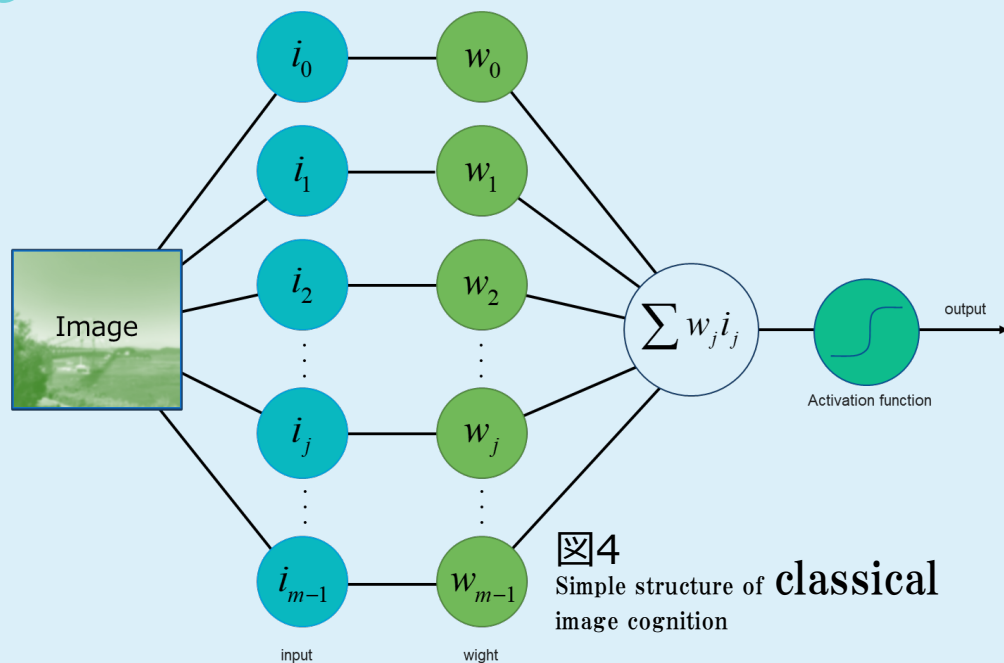
1. 理論の構築
2. 実装
3. 試行と改良
4. 評価



(いらすとや)

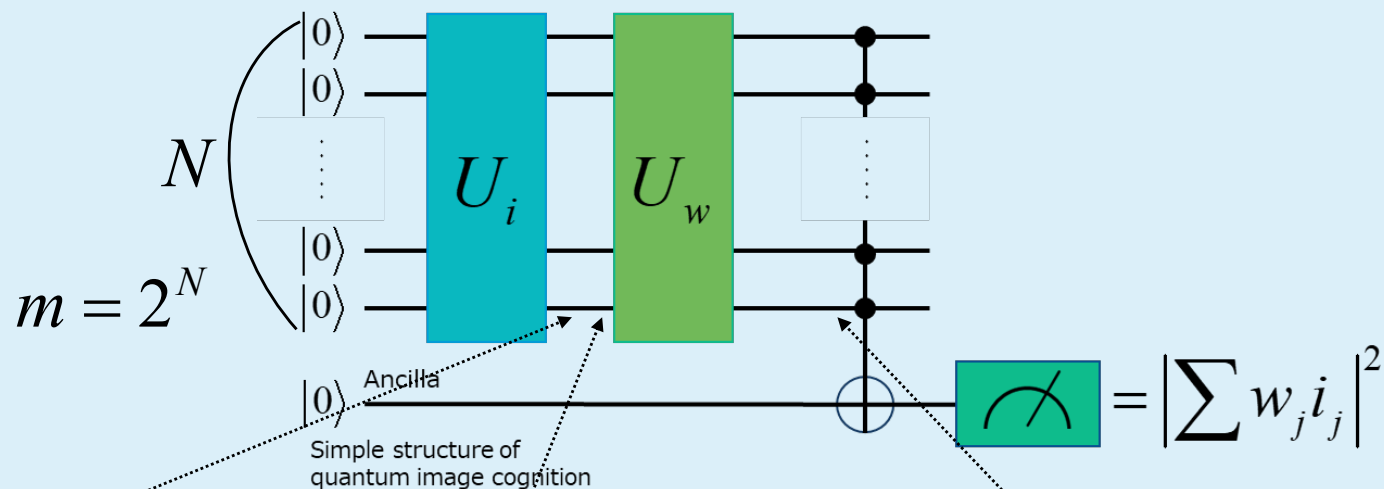
(5-1)理論の構築/Neural Networkを量子で

Presenter : 林慶一郎



(5-1)理論の構築/基本形

Presenter : 林慶一郎



$$|\psi_i\rangle \equiv U_i |0\rangle^{\otimes N}$$

$$|\psi_w\rangle \equiv U_w^{-1} |m-1\rangle$$

$$|\phi_{i,w}\rangle \equiv U_w |\psi_i\rangle$$

$$|\psi_i\rangle = \frac{1}{\sqrt{m}} \sum_{j=0}^{m-1} i_j |j\rangle$$

$$|\psi_w\rangle = \frac{1}{\sqrt{m}} \sum_{j=0}^{m-1} w_j |j\rangle$$

$$\therefore \langle \psi_w | \psi_i \rangle = \langle \psi_w | U_w^\dagger U_w | \psi_i \rangle = \langle m-1 | \phi_{i,w} \rangle$$

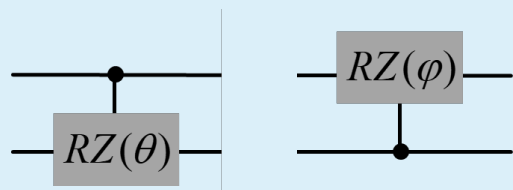
[1]F. Tacchino, C. Macchiavello, D. Gerace, D. Bajoni, "An artificial neuron implemented on an actual quantum processor," npj Quantum Information 5, 1-8 (2019).

(5-1)理論の構築/画像(データ)のマッピング

Presenter : 林慶一郎

g_0	g_1
g_2	g_3

$$0 \leq g_j < 256$$



$$RZ(\theta) = \begin{pmatrix} e^{-i\theta/2} & 0 \\ 0 & e^{i\theta/2} \end{pmatrix}$$

$$H|00\rangle = \frac{1}{2}(|00\rangle + |01\rangle + |10\rangle + |11\rangle)$$



$$\frac{1}{2} \left(e^{i\theta_0} |00\rangle + e^{i\theta_1} |01\rangle + e^{i\theta_2} |10\rangle + e^{i\theta_3} |11\rangle \right), \quad \theta_j = \frac{\pi}{256} g_j$$

$$\frac{1}{2} \left(|00\rangle + e^{i\left(\frac{\pi-\varphi}{2}\right)} |01\rangle + e^{i\left(\frac{\pi-\theta}{2}\right)} |10\rangle + e^{i\left(\pi+\frac{\theta+\varphi}{2}\right)} |11\rangle \right)$$

$$\begin{matrix} C^{\otimes 1} RZ(\varphi_1)_{\{1,0\},1} \rightarrow \\ C^{\otimes 1} RZ(\varphi_2)_{\{0,1\},0} \rightarrow \end{matrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ \varphi_1 \\ \varphi_2 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ \theta_1 + \pi/2 \\ \theta_2 + \pi/2 \\ \theta_3 - \pi \end{pmatrix}$$

(5-1)理論の構築/畳み込み

Presenter : 林慶一郎

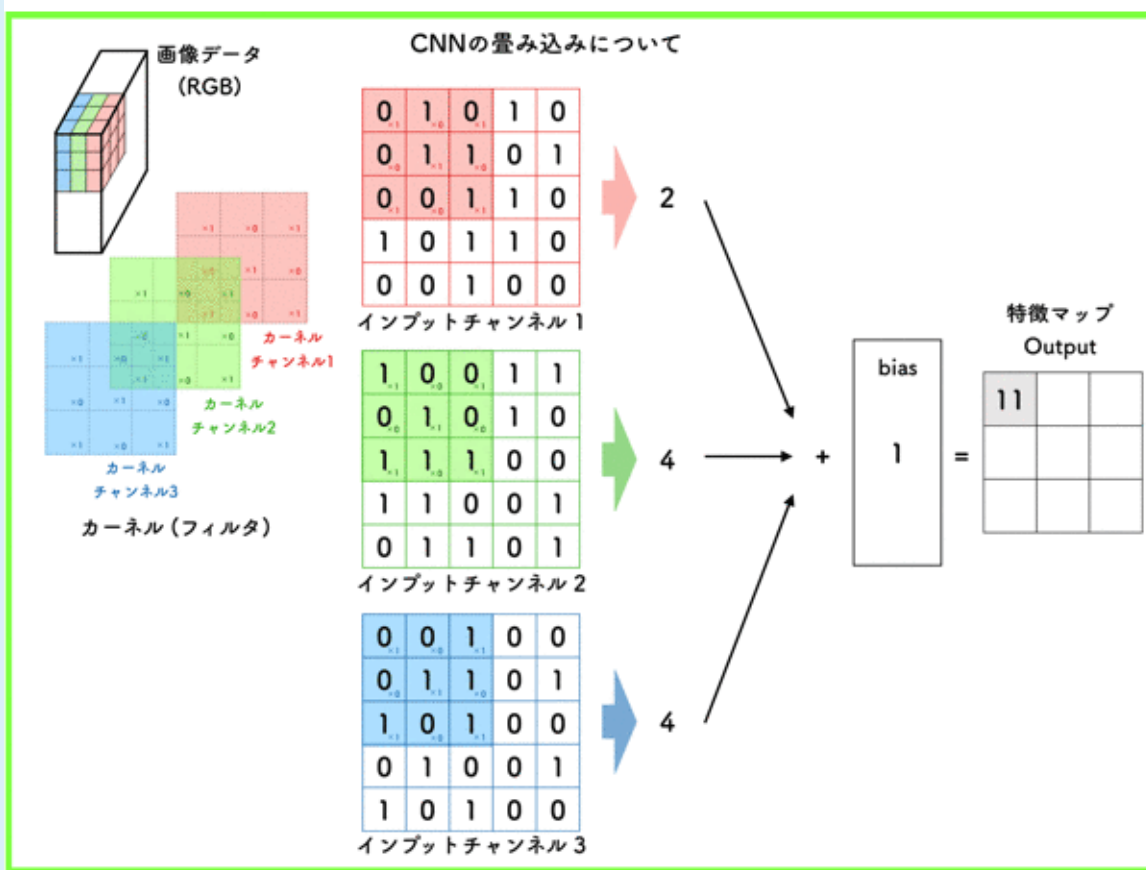


図7 一般的な畳み込み手法

000	000	000	000	000	000	000	000
000	001	010	011	100	101	110	111
001	001	001	001	001	001	001	001
000	001	010	011	100	101	110	111
010	010	010	010	010	010	010	010
000	001	010	011	100	101	110	111
011	011	011	011	011	011	011	011
000	001	010	011	100	101	110	111
100	100	100	100	100	100	100	100
000	001	010	011	100	101	110	111
101	101	101	101	101	101	101	101
000	001	010	011	100	101	110	111
110	110	110	110	110	110	110	110
000	001	010	011	100	101	110	111
111	111	111	111	111	111	111	111
000	001	010	011	100	101	110	111

図8 当手法でのマッピングとフィルター

(5-1)理論の構築/畳み込み(障壁)

Presenter : 林慶一郎

000	000	000	000	000	000	000	000
000	001	010	011	100	101	110	111
001	001	001	001	001	001	001	001
000	001	010	011	100	101	110	111
010	010	010	010	010	010	010	010
000	001	010	011	100	101	110	111
011	011	011	011	011	011	011	011
000	001	010	011	100	101	110	111
100	100	100	100	100	100	100	100
000	001	010	011	100	101	110	111
101	101	101	101	101	101	101	101
000	001	010	011	100	101	110	111
110	110	110	110	110	110	110	110
000	001	010	011	100	101	110	111
111	111	111	111	111	111	111	111
000	001	010	011	100	101	110	111

格子を超えてフィルターを
当てることができない。

図8 当手法でのマッピング

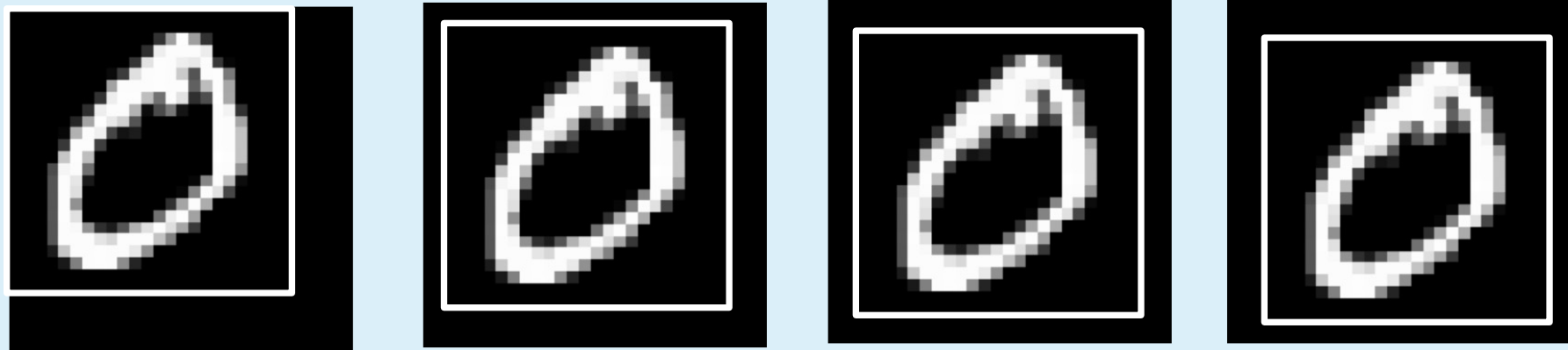


図9 ずらした画像

- ・フィルターの大きさ分ずらした画像を用意
28 × 28のMNISTだと初めに4 × 4枚
- ・入力データサイズに制約がある中で、
パディングは必須のため便利な方法

本研究独自のポイント1

(5-1)理論の構築/QFTと観測による線形性の回避

Presenter : 林慶一郎

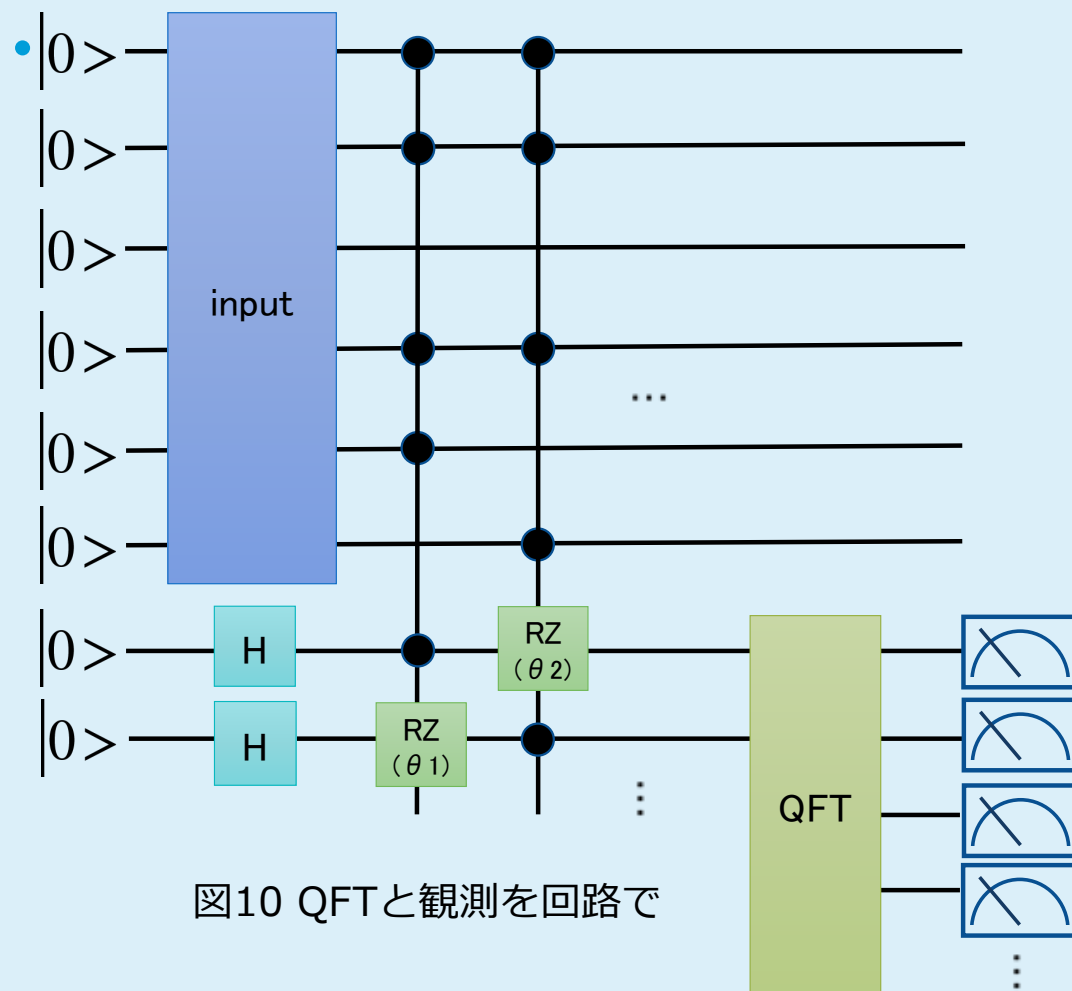


図10 QFTと観測を回路で

学習効率向上のため、
非線形処理を行うことが必須
→途中で観測を挟むことで解決

本研究独自のポイント2

(5-1)理論の構築/設計した回路モデル

Presenter : 林慶一郎

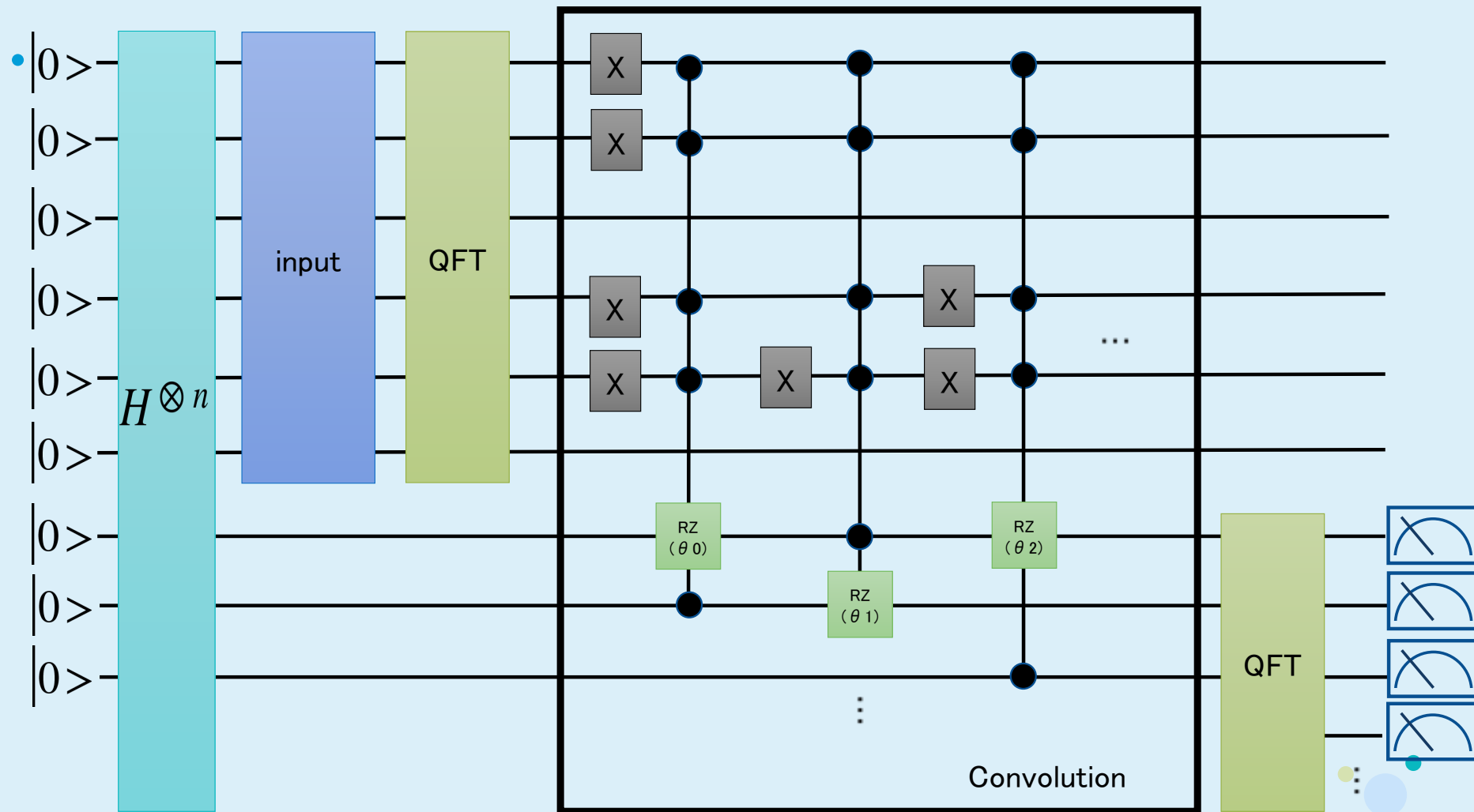


図11 本研究で提案する回路モデル(古典データ)

(5-1)理論の構築/設計した回路モデル

Presenter : 林慶一郎

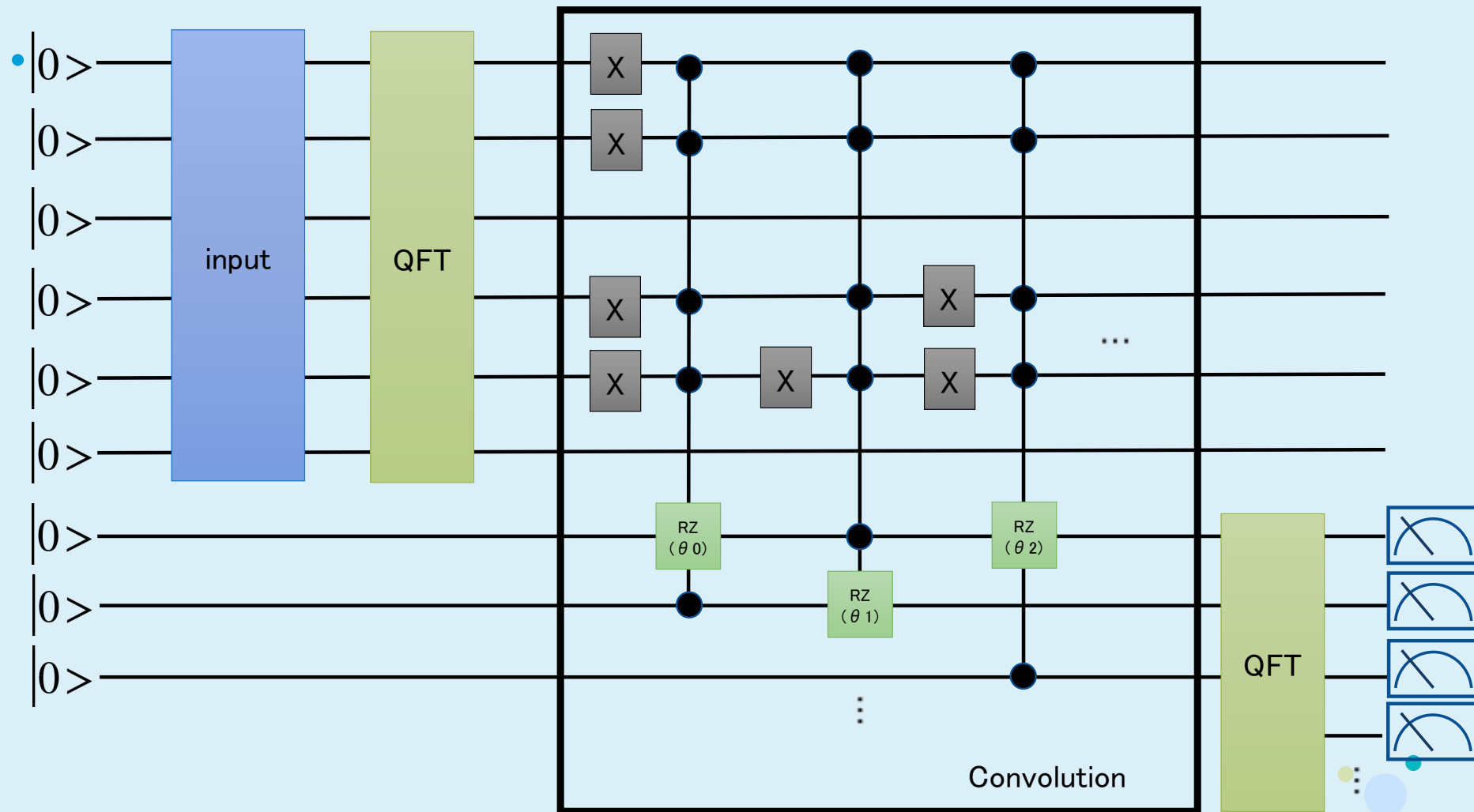


図11 本研究で提案する回路モデル(量子データ)

(5-1)理論の構築/同時摂動法の採用

Presenter : 林慶一郎

$$f(\vec{x} + c\vec{s}) = f(\vec{x}) + c \sum_{i=1}^n \frac{\partial f(\vec{x})}{\partial x_i} s_i + \frac{c^2}{2} \sum_{i,j=1}^n \frac{\partial^2 f(\vec{x})}{\partial x_i \partial x_j} s_i s_j + \dots, \quad \leftarrow \text{テイラー展開}$$

$$\bar{f} = f(\vec{x}), \nabla = \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial x_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial}{\partial x_n} \end{pmatrix}, H = \nabla^2 \bar{f} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 \bar{f}}{\partial x_1 \partial x_1} & \dots & \frac{\partial^2 \bar{f}}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 \bar{f}}{\partial x_n \partial x_1} & \dots & \frac{\partial^2 \bar{f}}{\partial x_n \partial x_n} \end{pmatrix}, \quad \leftarrow H \text{はヘッセ行列}$$

$$f(\vec{x} + c\vec{s}) \simeq \bar{f} + c(\nabla f, \vec{s}) + \frac{c^2}{2}(\vec{s}, H\vec{s}),$$

$$\frac{f(\vec{x} + c\vec{s}) - f(\vec{x})}{cs_i} \simeq (\nabla \bar{f}, \vec{s}) s_i + \frac{c}{2}(\vec{s}, H\vec{s}) s_i,$$

$$E\left(\frac{f(\vec{x} + c\vec{s}) - f(\vec{x})}{cs_i}\right) = \frac{\partial f(\vec{x})}{\partial x_i}, x_i' = x_i - \eta \frac{\partial f(\vec{x})}{\partial x_i} \quad \leftarrow \text{期待値が偏微分になっている}$$

本研究において同時摂動法を用いることの
正当性を数式で証明
→計算時間を指数関数的に短縮

本研究独自のポイント3

(5-2)実装/量子回路の構築を自動化

Presenter : 林慶一郎

- Python
- Qiskit, Qulacsの活用し、これらの量子回路を自動で組み立てるコードを開発

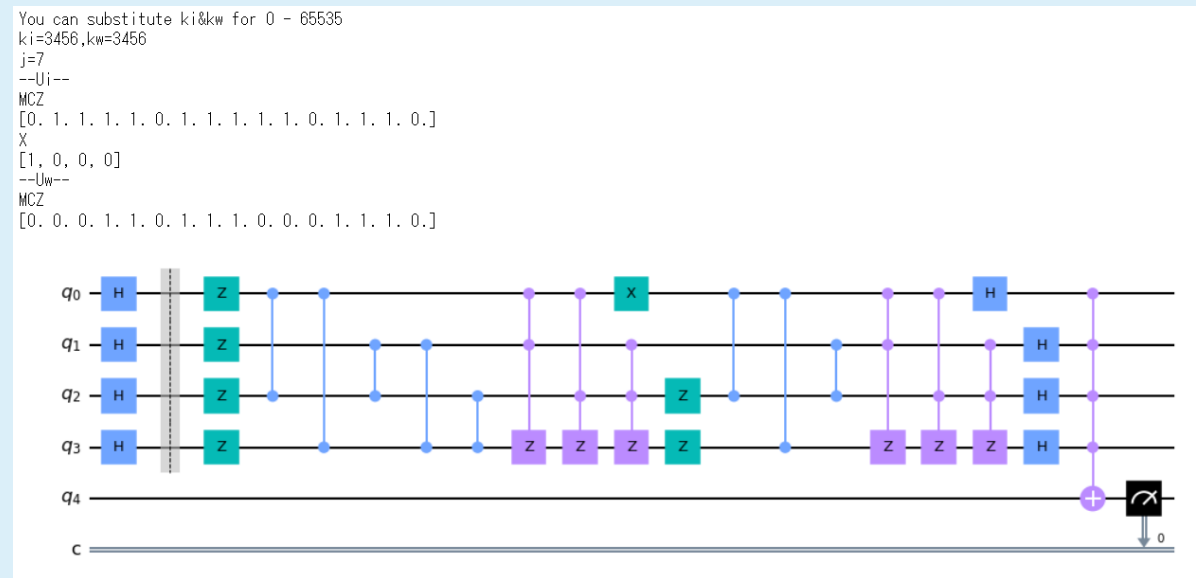
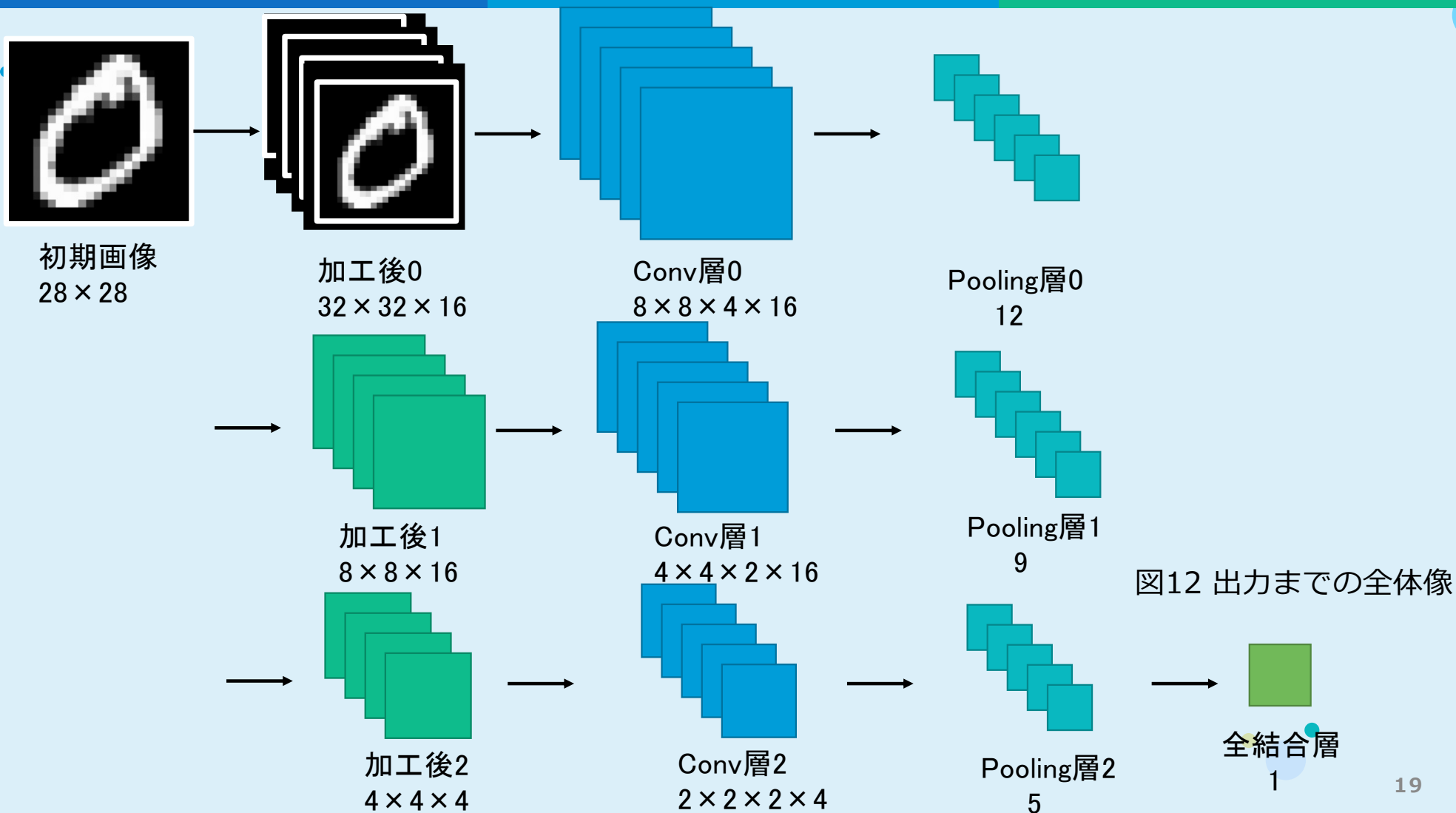


図13 自動化に成功した回路

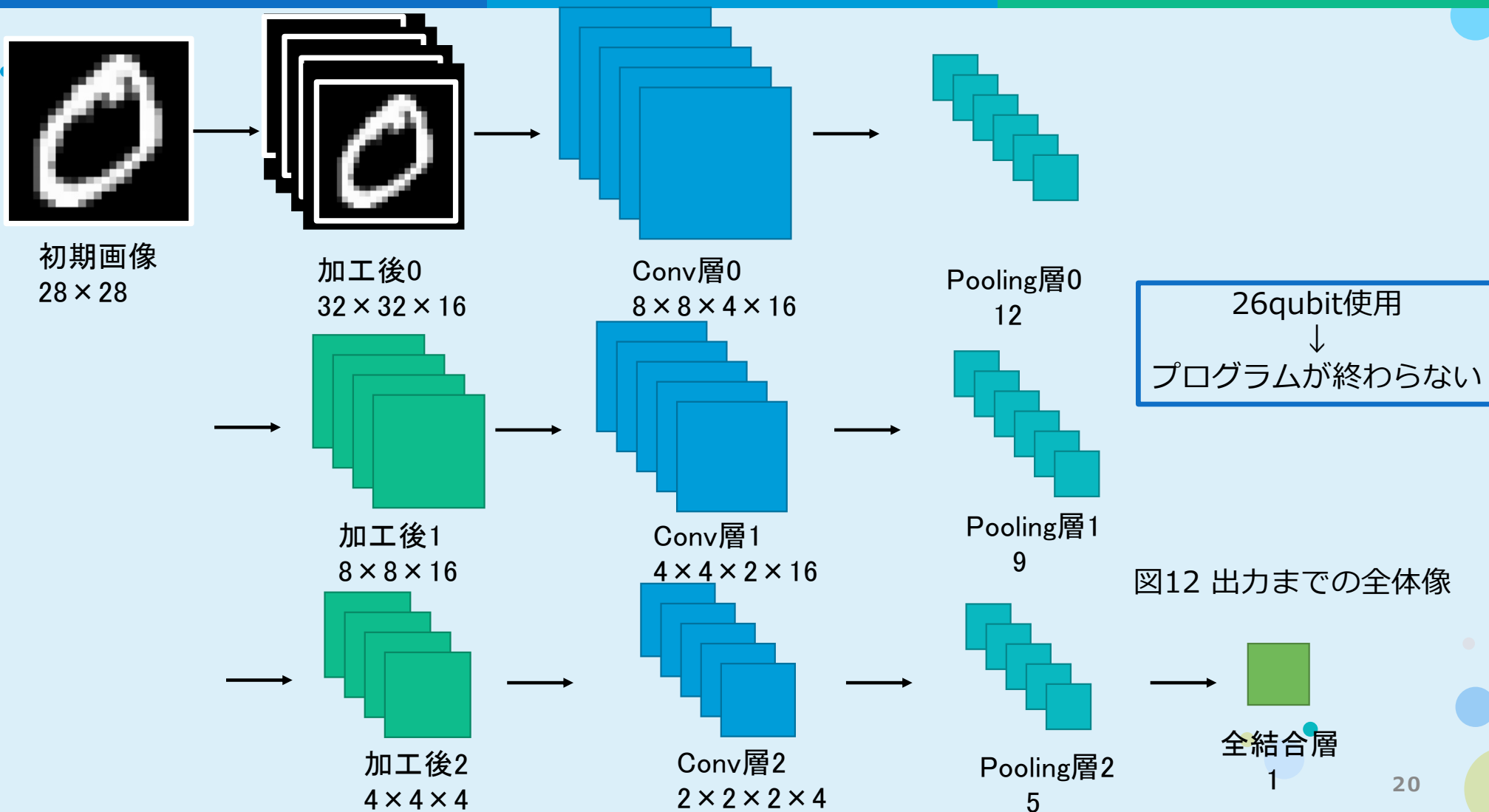
(5-3) 試行と改良 / 試行1

Presenter : 林慶一郎



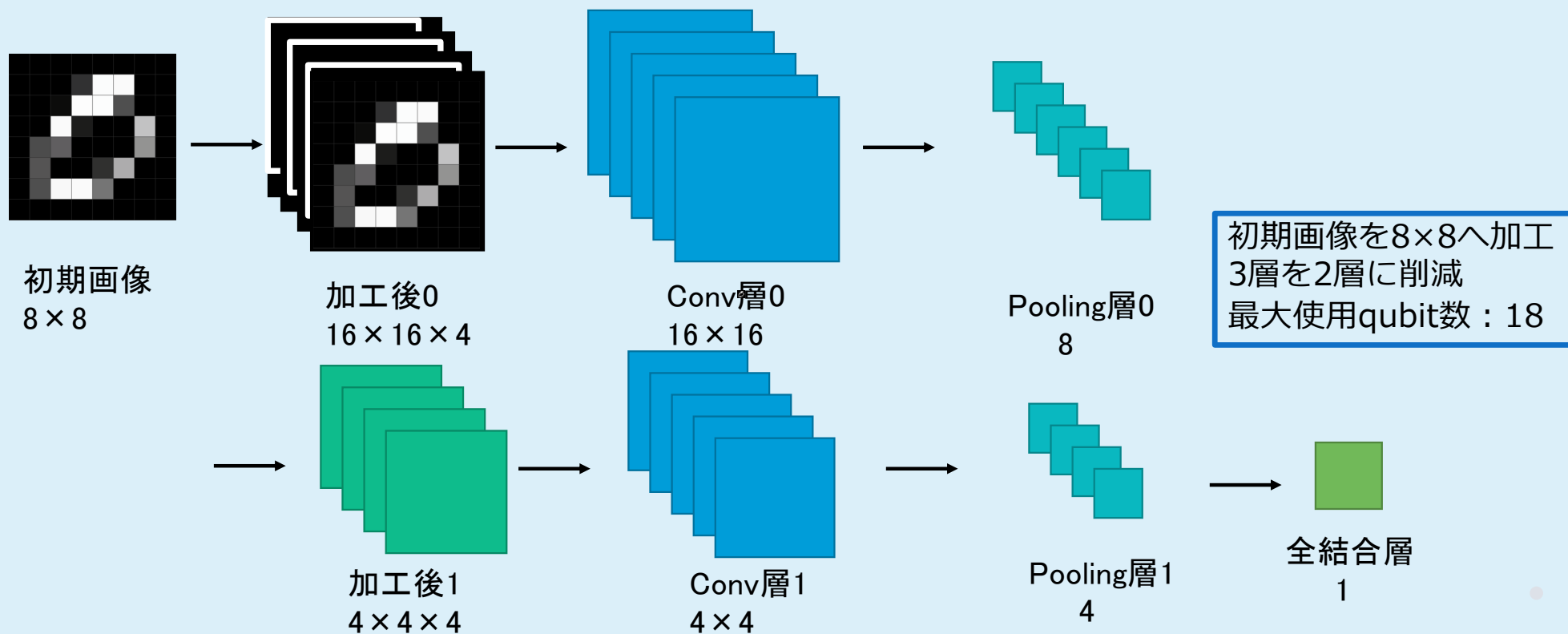
(5-3) 試行と改良 / 試行1の失敗

Presenter : 林慶一郎



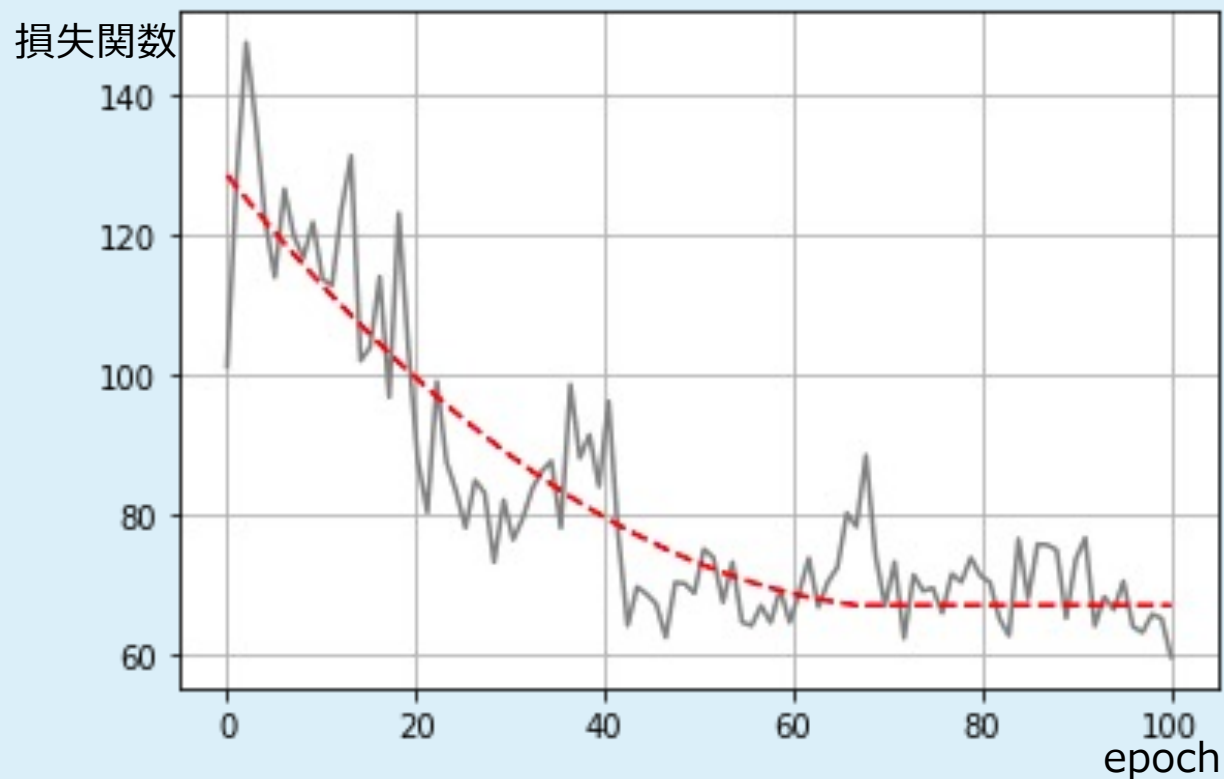
(5-3) 試行と改良 / 試行2のモデル

Presenter : 林慶一郎



(5-3) 試行と改良 / 試行2の結果

Presenter : 林慶一郎

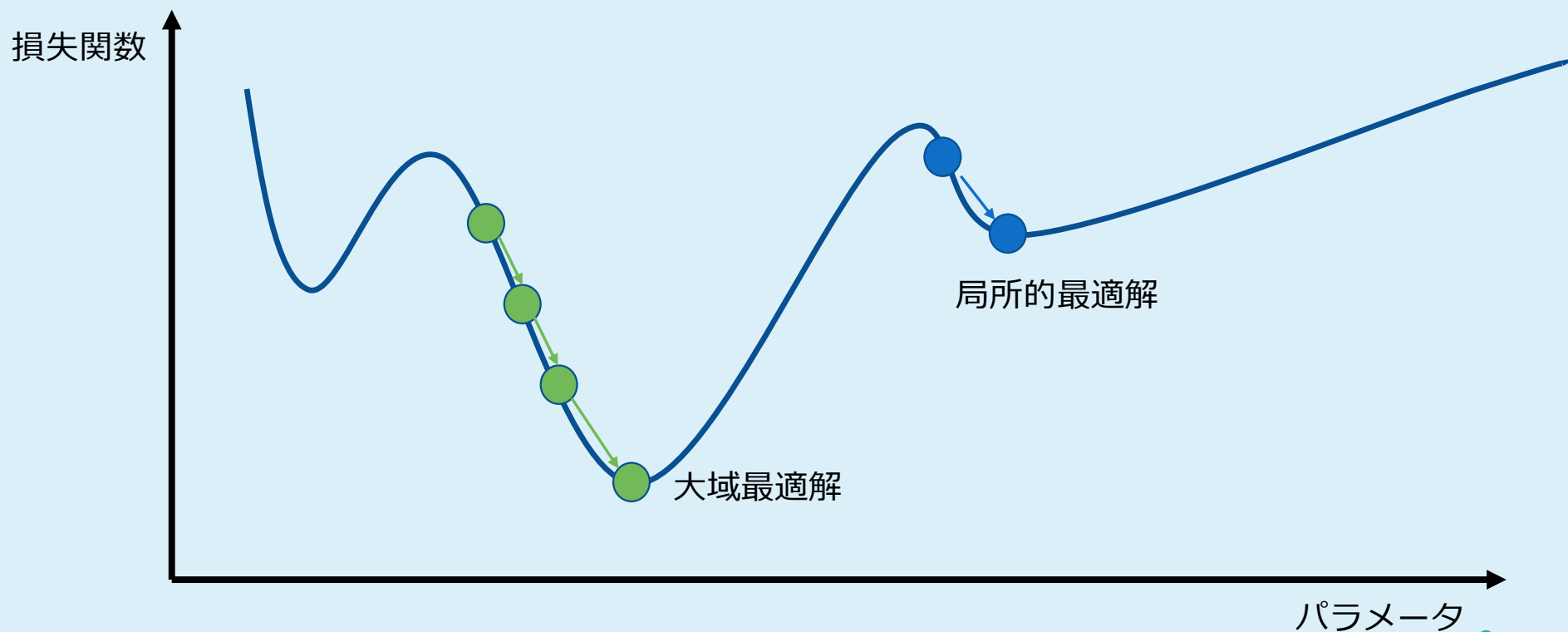


損失関数は減少していったが、
精度は向上しなかった。

(5-3) 試行と改良 / 試行2失敗の原因

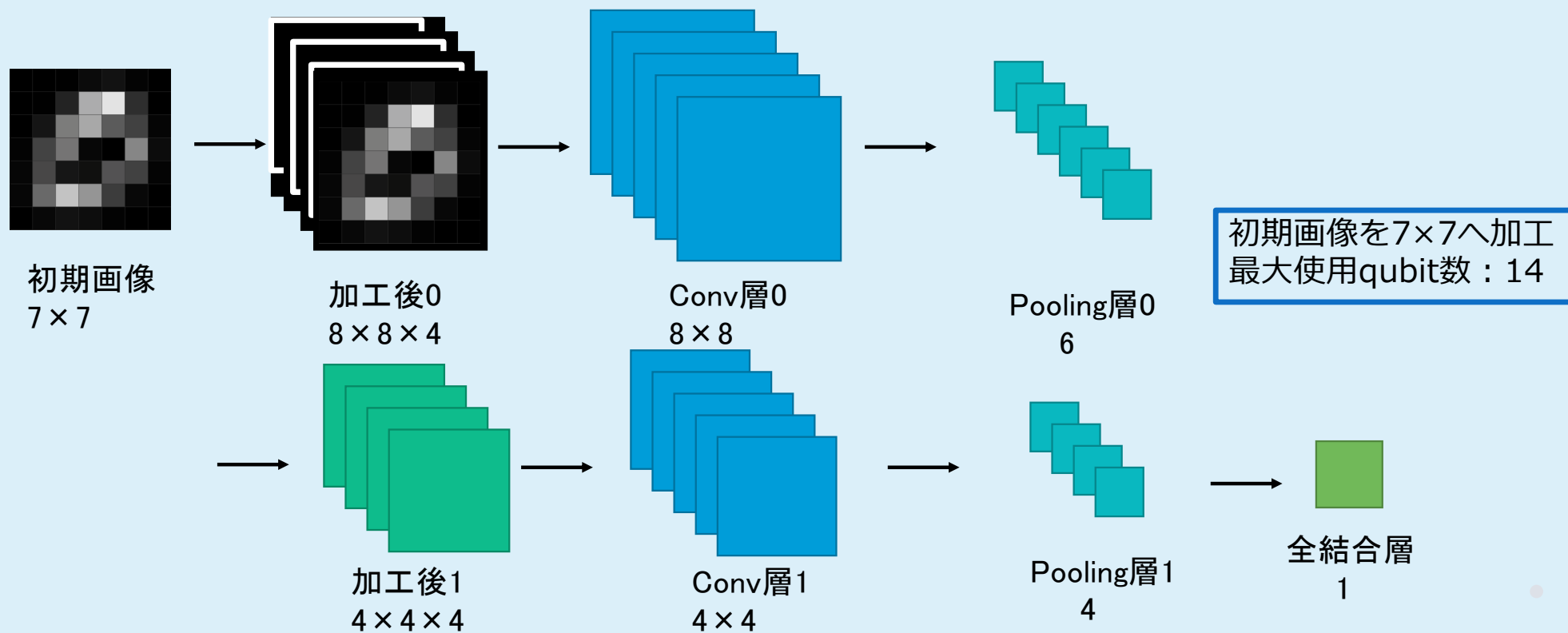
Presenter : 林慶一郎

- ・パディング範囲が大きすぎた(3/4が関係ない部分)
- ・局所的最適解に陥った



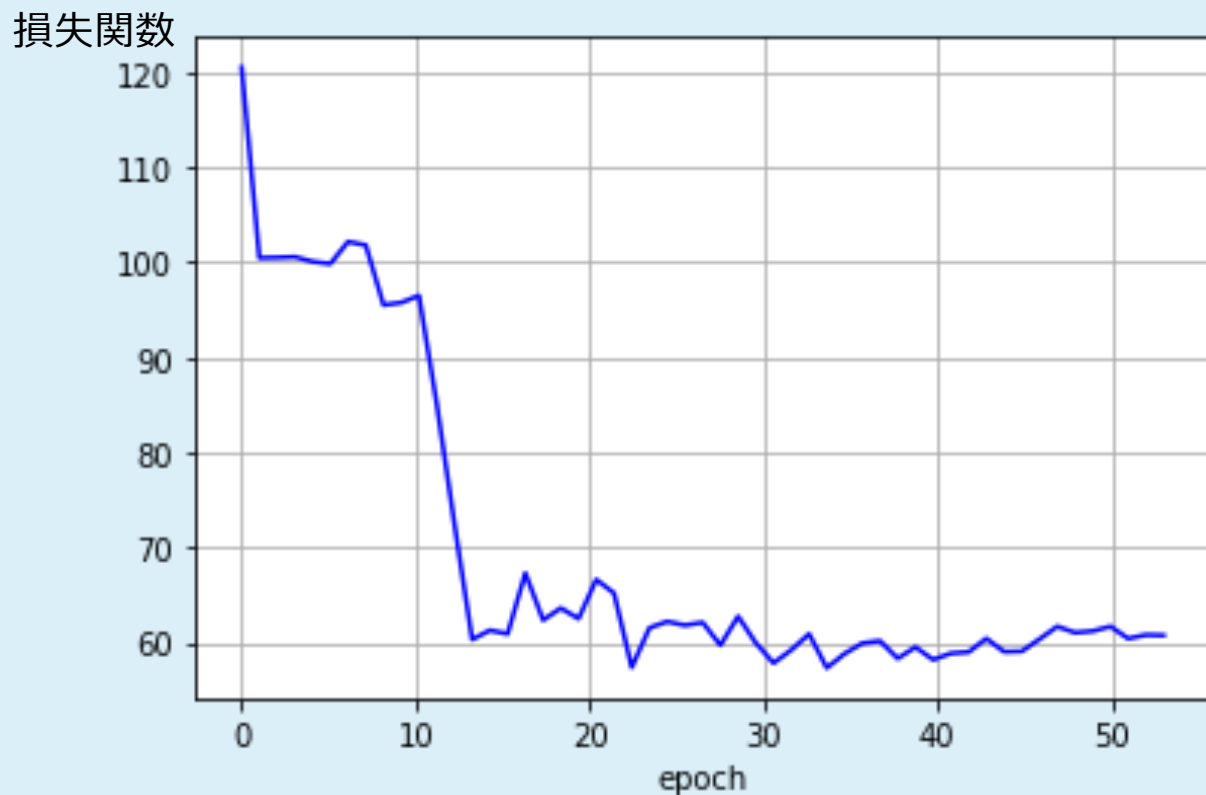
(5-3) 試行と改良 / 試行3のモデル

Presenter : 林慶一郎



(5-3) 試行と改良 / 試行3の結果

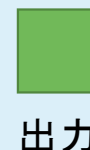
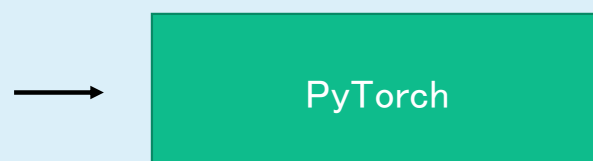
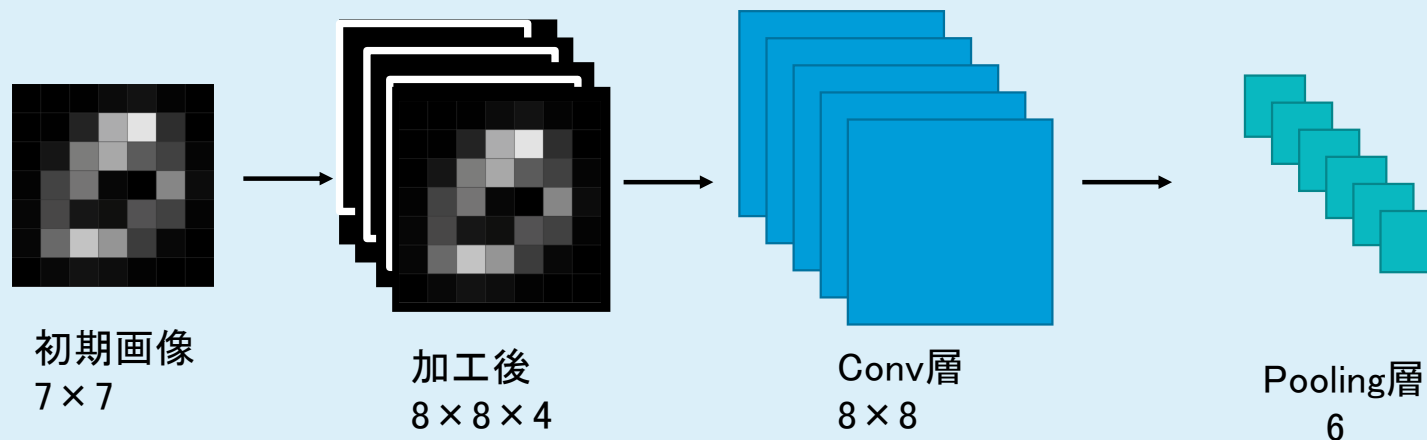
Presenter : 林慶一郎



- 試行2と変わらず精度は向上せず。
- 1epochあたり約2時間→約20分と時間は短縮。
- 安定までが早くなった。

(5-3) 試行と改良 / 試行4のモデル

Presenter : 林慶一郎



最大使用qubit数 : 14
初めの一層の後にPyTorchで学習、
損失関数を学習誤差の2乗の和に設定

PyTorchが学習しやすい方向へパラメータを更新
→精度50%を73%にまで向上 **本研究の成果**

本研究における計算コスト \div 各量子ゲートの深さの和
(量子ビット数 \times 深さの平均)

①量子ゲートを減らす

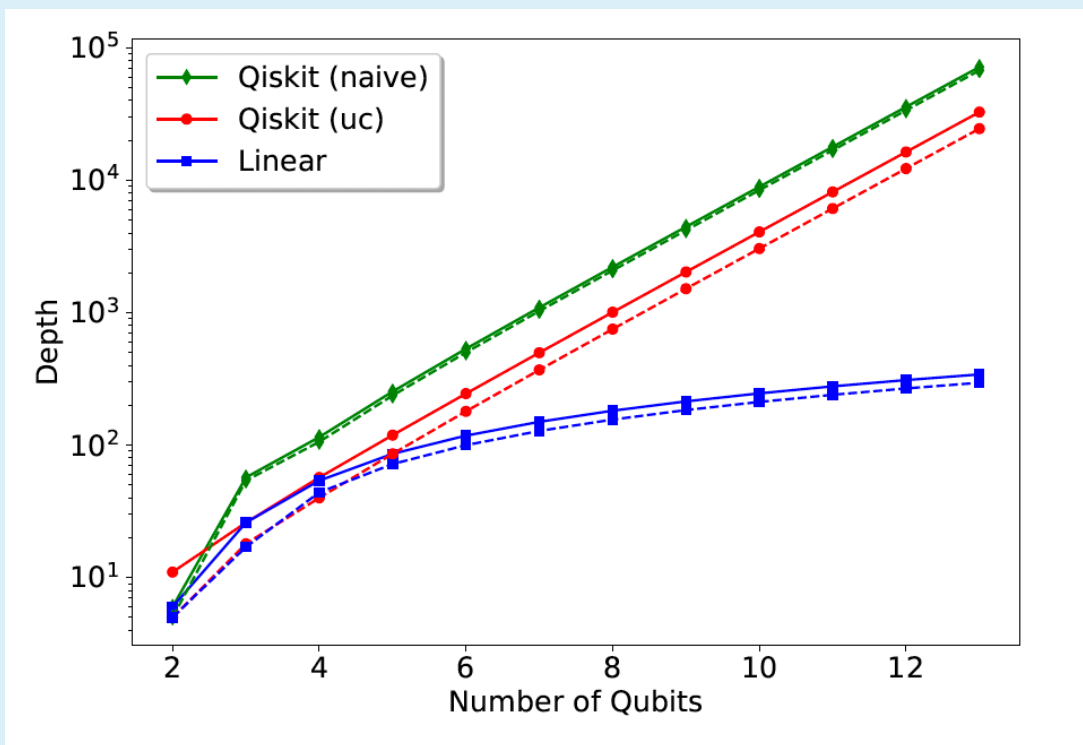
現状: $O(2^{n-m})$ (入力サイズ: 2^n , フィルタサイズ: 2^m)

②量子ゲートの深さを減らす

現状: $O(k^n)$ ($2 < k < 3$) (nはゲートに関わる量子ビット数)

(5-4)評価/コスト削減の余地

Presenter : 林慶一郎



複数の手法でのmulti-controlled gateの深さ(\propto コスト)
Da silva, A. J., & Park, D. K. (2022). Linear-Depth Quantum Circuits for Multi-Qubit Controlled Gates. Phys. Rev. A **106**, 042602

Linear手法へ移行できれば速くなる

$$O(k^n) \quad (2 < k < 3)$$

↓

$$O(n^2)$$

- ・理論の構築から実装、精度の向上もできた
- ・1層だけ量子アルゴリズムを使うというやり方が最も有効な手段(?)
- ・新規性と汎用性のある量子画像処理手法を提案するに至った
- ・多次元データの量子画像処理により、機械学習効率の向上が期待される
- ・セキュリティ分野への応用

セキュリティ分野では、異常感知のシステムにCNNを始めとした機械学習手法が多く用いられている。近年ナノスケールでの情報を検知できる量子センシング領域が活発であるが、量子情報を機械学習にかける手法として決定的なものは未だ存在しない。汎用的な量子コンピュータ実機自体の完成が先送りにされる中、NISQ(Noisy Intermediate-Scale Quantum device)を想定した量子機械学習では実用的な機械学習精度を実現できずにいる。Shorのアルゴリズムが素因数分解を多項式時間で解く手法を提案したように、量子コンピュータによる機械学習を実現すれば、将来的にそれを活用した有益なセキュリティ技術が開発されるかもしれない。本研究では汎用的な量子コンピュータが実現した前提で、ゲート操作のパラメータ値を更新しながらヒルベルト空間にマッピングした情報から機械学習を行う手法を開発できた。

これから1,2年を目安に

- ・Linear手法を用いた量子コンピュータ向けフレームワークの改良/新規作成
- ・ゲートコスト削減に向け、手法の改良

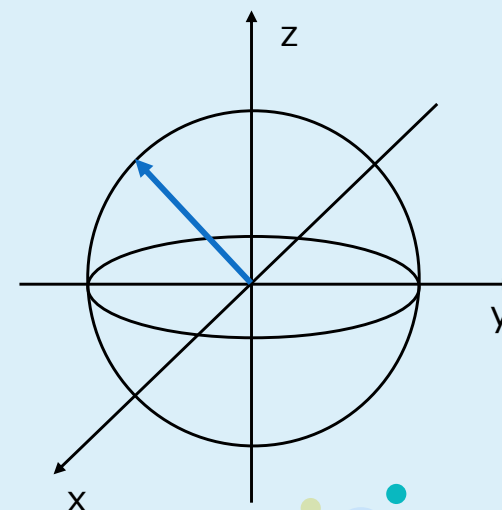


図15ブロッホ球

(8)参考文献

Presenter : 林慶一郎

- [1] F. Tacchino, C. Macchiavello, D. Gerace, D. Bajoni, “An artificial neuron implemented on an actual quantum processor,” npj Quantum Information 5, 1-8 (2019).
- [2] S. Mangini, F. Tacchino, D. Gerace, C. Macchiavello, D. Bajoni, “Quantum computing model of an artificial neuron with continuously valued input data,” Mach. Learn.: Sci. Technol. 1 045008 (2020).
- [3] F. Tacchino, C. Macchiavello, D. Gerace, D. Bajoni, “Variational learning for quantum artificial neural networks”
- [4] F. Tacchino, P. Kl. Barkoutsos, C. Macchiavello, D. Gerace, I. Tavernelli, D. Bajoni, 2020 IEEE International Conference on Quantum Computing and Engineering (QCE), 130-136 (2020).
- [5] F Tacchino, P. Barkoutsos, C. Macchiavello, I. Tavernelli, D. Gerace, “Quantum implementation of an artificial feed-forward neural network,” Quantum Sci. Technol. 5 044010 (2020).
- [6] S. Mangini, F. Tacchino, D. Gerace, D. Bajoni, C. Macchiavello, “Quantum computing models for artificial neural networks” EPL (Europhysics Letters) 134, 10002 (2021).
- [7] M. Benedetti, E. Lloyd, S. Sack, and M. Fiorentini, “Parameterized quantum circuits as machine learning models,” Quantum Sci. Technol. 4 043001 (2019).
- [8] A. Chalumuri, R. Kune, B. S. Manoj, “Training an Artificial Neural Network Using Qubits as Artificial Neurons: A Quantum Computing Approach,” Procedia Computer Science, 171, 568-575 (2020).
- [9] Y. Li, R-G. Zhou, R. Xu, J. Luo, and W. Hu, “A quantum deep convolutional neural network for image recognition” Quantum Sci. Technol. 5 044003 (2020).