

## 量子特徴抽出を用いた画像分類の PennyLane による性能評価

Performance Evaluation of Image Classification Using Quantum Feature Extraction with PennyLane

西尾 涼太郎†  
Ryotaro Nishio吉田 明正†  
Akimasa Yoshida

## 1 はじめに

量子コンピュータは、量子力学の原理に基づいて動作する新しい計算機であり、量子ビット (qubit) を基本単位とする。量子ビットは「0」と「1」の状態を同時に持つ重ね合わせや、複数の量子ビットが相互に影響し合う量子エンタングルメントといった性質 [1] を利用でき、これにより一部の問題で古典コンピュータを大きく上回る計算能力を発揮すると期待されている。

機械学習の分野においても、量子コンピュータを CNN に適用する量子畳み込みニューラルネットワーク (QCNN) の研究が行われているが、量子コンピュータの得意とする計算問題は限られているため [2]、量子と古典コンピュータを使い分ける量子古典ハイブリッドモデルが研究されている [3]。

本稿では、量子機械学習フレームワーク PennyLane を用いて、量子古典ハイブリッドモデルによる MNIST の画像分類の性能評価を行った。変分量子回路における量子ビット数、Entangling 層の繰り返し回数等のハイパーパラメータの違いが学習時間と精度に与える影響を検討する。

## 2 量子特徴抽出と PennyLane の活用

## 2.1 量子特徴抽出

量子特徴抽出とは、入力画像データを量子ビットに変換し、量子回路を通して新たな特徴量を抽出する手法である。この手法は、量子力学の性質を活用して、古典的な特徴抽出では捉えにくい高次元かつ非線形な関係性を効果的に表現できる点において注目されている。特に、本稿では変分量子回路 (Variational Quantum Circuit, VQC) を量子層として導入している。変分量子回路は、損失関数を最小化するように量子ゲートのパラメータを学習し調整することができる [4]。本稿で使用した VQC である StronglyEntanglingLayers [5] は、複数の量子ビット間に強い相関をもたらすことで、入力データの複雑なパターンを表現する能力が高いとされている。

## 2.2 PennyLane

PennyLane は Xanadu 社が提供する量子機械学習用の Python フレームワークである。本稿では、この PennyLane を用いて量子回路の構築および古典ニューラルネットワークとの統合を行った。PennyLane では PyTorch のような古典機械学習ライブラリが使用できるので、量子古典ハイブリッドモデルの構築が容易である。また、PennyLane は lightning.gpu デバイスを使用することで、GPU による高速な量子回路シミュレーションが可能である。

† 明治大学大学院先端数理科学研究科ネットワークデザイン専攻  
Network Design Program, Graduate School of Advanced  
Mathematical Sciences, Meiji University

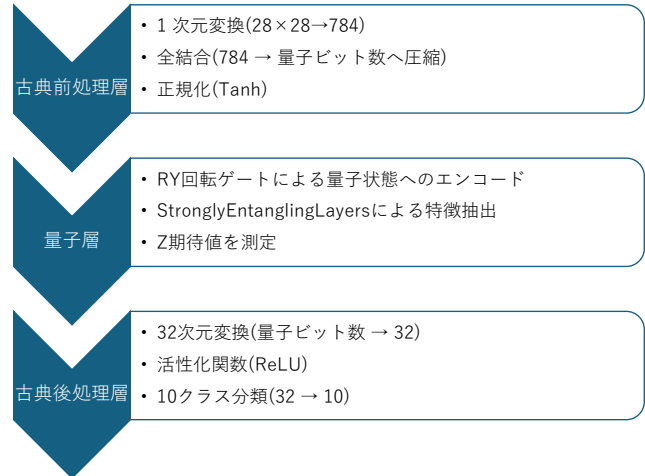


図 1 量子古典ハイブリッドモデルの構成。

## 2.3 PennyLane を用いた量子特徴抽出

本稿では、MNIST 画像データを古典ニューラルネットワークと変分量子回路を組み合わせたモデルを構築し、量子層が画像分類精度に与える影響を検証した。この量子層には PennyLane の StronglyEntanglingLayers を用いており、古典的な特徴抽出では捉えにくい関係性をより効果的に捉えることが期待される。このような変分量子回路の導入が分類性能や学習時間に及ぼす影響を評価し、量子特徴抽出の有効性を評価する。

## 3 量子古典ハイブリッドモデルの構成

本稿で使用したモデルは、古典前処理層、量子層、古典後処理層の3つの段階で構成されている(図 1)。

まず、古典前処理層では、入力となる 28 × 28 ピクセルの MNIST 画像を 1次元に変換した後、量子ビット数に対応する次元に圧縮する。その後、tanh 関数を掛け、出力値を [-1,1] の範囲に正規化し、回転ゲートに投入しやすい形に整形する。次に、量子層では、PennyLane ライブラリを用いて構築された量子回路を用いる。各入力データに対して回転ゲート (RY) を適用し、その後 StronglyEntanglingLayers を通し量子特徴抽出を行う。出力としては、各量子ビットに対応するパウリ Z の期待値が得られ、量子状態を古典情報に変換する役割を果たす。最後に、古典後処理層では、量子層から出力された量子ビット数に対応する次元のベクトルを入力とし、古典ニューラルネットワークにより MNIST データセットを 10 クラスに分類する。

本稿では、この変分量子回路において、量子ビット数および StronglyEntanglingLayers の繰り返し回数 (以降では層数と呼ぶ) を変化させることで、学習時間および分類精度に与える影響を検討する。

## 4 量子古典ハイブリッドモデルの評価

### 4.1 性能評価環境

本稿で使用した性能評価環境は表 1 の通りである。

表 1 性能評価に用いるマシンとソフトウェア.

項目	仕様
CPU	AMD EPYC 7443P 24core
メモリ	16GB DDR4-3200 ECC REG × 8
GPU	NVIDIA RTX A5000 24GB × 2
CUDA	12.4
PennyLane	0.41.0
PyTorch	2.4.1

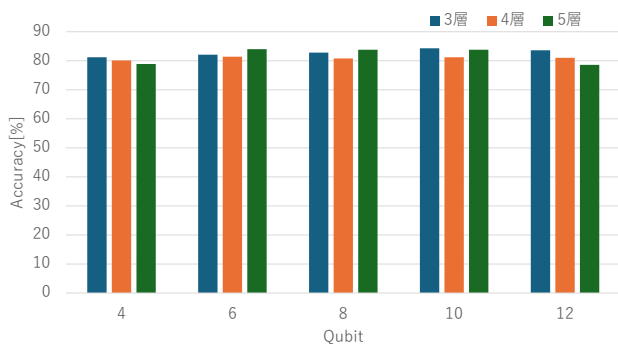


図 2 認識精度の推移.

### 4.2 量子ビット数を変化させた場合の認識精度

認識精度は図 2 に示す通り、全体的に 80% 前後の認識精度が確認されたが、過剰な層の深さやビット数では逆に精度が低下する傾向が見られた。10 量子ビット・3 層の構成が 84.3% と最もよい結果となり、他の 10 量子ビットでの結果も良好な値を示しているの、10 量子ビットが適切なビット数であると思われる。また、全ての層数において 12 量子ビットでは精度が低下したが、これは回路の過学習といった原因が考えられる。その上、回路が深くなることで勾配の消失が生じやすく、結果として性能が低下する可能性がある [6][7]。したがって、モデル構築においては量子ビット数・層数のバランスを適切に調整することが重要である。

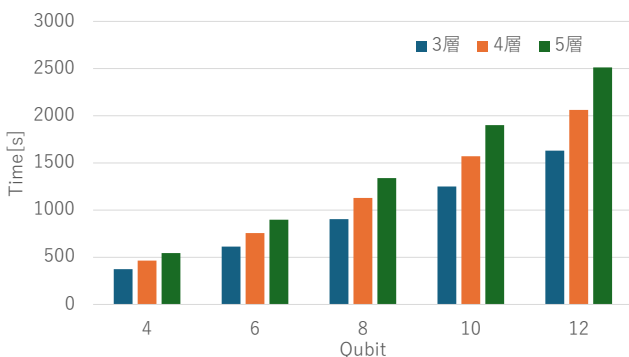


図 3 学習時間の推移.

### 4.3 量子ビット数を変化させた場合の学習時間

学習時間は図 3 に示す通り、量子ビット数や層数を増やすと学習時間が増加する傾向が見られた。PennyLane

の lightning.gpu, PyTorch においては、GPU による並列処理が行われている。なお、学習時には、量子層だけでなく、古典前処理層と後処理層を含んでいる。

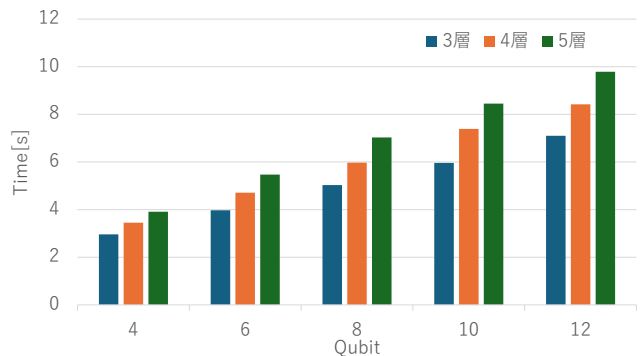


図 4 推論時間の推移.

### 4.4 量子ビット数を変化させた場合の量子回路部分の推論時間

推論時間は図 4 に示す通り、学習時間と同様に量子ビット数と層数の増加に伴って全体的な処理時間が増加する傾向が見られた。特に量子ビット数が増えるにつれてこの傾向は顕著となり、例えば 4 量子ビット・3 層では 2.96 秒だった推論時間が、12 量子ビット・3 層では 7.10 秒にまで増加している。

## 5 おわりに

本稿では、PennyLane を用いて量子古典ハイブリッドモデルの構築・学習・推論を行い、量子ビット数と Entangling 層の深さが性能や計算時間に与える影響を評価した。性能評価の結果、量子ビット数や層数の増加は一定の精度向上に寄与するが、過剰な場合過学習等により精度が低下することが明らかとなった。量子 CNN においてモデルの複雑さを適切に制御することは、高精度を維持する上で重要であるといえる。

### 参考文献

- [1] 嶋田 義皓．量子コンピューティング，情報処理学会出版委員会，2020.
- [2] 滝澤 真一郎，高野 了成，谷村 勇輔．量子・古典ハイブリッドコンピューティング基盤 (ABCI-Q) の概要，第 198 回情報処理学会研究報告，No.26，2025.
- [3] 津田 拓実，小林 泰三，高橋 公也，南里 豪志．量子コンピュータと古典コンピュータのハイブリッド環境におけるタスクスケジューラの実装，第 198 回情報処理学会研究報告，No.30，2025.
- [4] Maria Schuld, Alex Bocharov, Krysta Svore, Nathan Wiebe Circuit-centric quantum classifiers <https://arxiv.org/abs/1804.00633>, 2018.
- [5] PennyLane . StronglyEntanglingLayers , <https://docs.pennylane.ai/en/stable/code/api/pennylane.StronglyEntanglingLayers.html>, 2025
- [6] 津嘉山 大輔，三木 司，沖田 涼，白樫 淳一．変分固有値ソルバーにおける量子回路と古典最適化手法の検討，第 82 回応用物理学会秋季学術講演会，2021.
- [7] 御手洗 光祐．量子特徴量と量子ニューラルネットワーク，日本神経回路学会誌，Vol.29, No.4, pp.202–210, 2022.