

Qiskit による量子古典ハイブリッド画像分類における勾配消失評価

Gradient Vanishing Evaluation in Quantum-Classical Hybrid Image Classification with Qiskit

本 航大†
Kodai Moto吉田 明正†
Akimasa Yoshida

1 はじめに

量子コンピュータは、古典コンピュータでは処理が困難な複雑問題を高速に解決する可能性を秘めており、計算需要が増大している人工知能 (AI) 分野などでの革新が期待されていることから、近年大きな注目を集めている。この流れの中、量子コンピュータを AI に応用する量子機械学習の研究が活発化しており、特に古典的な CNN を量子化した量子畳み込みニューラルネットワーク (QCNN) は、画像認識への応用が期待されている [1]。しかし、QCNN を含む多くの変分量子アルゴリズムは、学習過程で勾配が指数関数的に消失する勾配消失問題という大きな課題に直面している [2]。本稿では、量子古典ハイブリッドモデルを用いた MNIST 画像分類タスクを Qiskit で実装し、変分量子回路の勾配消失の評価を行う。これにより、勾配消失が起こりにくい量子回路設計やモデル構造について考察を行う。

2 量子古典ハイブリッド画像分類

量子古典ハイブリッド画像分類とは、古典コンピュータと量子コンピュータそれぞれの長所を組み合わせることで、画像認識タスクの性能向上を目指す手法である。このハイブリッドモデルは、古典計算の中で時間がかかる高次元空間での複雑なパターン認識や非線形変換を量子計算で行い、得意とする大規模なデータ処理や初期の特徴抽出を古典計算で行うことで、全体としてより高精度・高性能な処理が可能なモデルである [3]。

2.1 Qiskit を用いたハイブリッド画像分類

Qiskit は、IBM が開発・提供するオープンソースの量子計算フレームワークである。このフレームワークは、量子コンピュータのプログラミングを容易にするためのツールやライブラリ群を提供しており、特に Qiskit Machine Learning モジュールは、量子機械学習モデルの構築とトレーニングに特化している。Qiskit を用いたハイブリッド画像分類は、このモジュールを活用し、古典コンピュータと量子コンピュータの連携を実現する [4]。

2.2 ハイブリッド機械学習のモデル

本稿で用いたモデルは、図 1 で示すように、入力画像を低次元ベクトルに変換する古典的な前処理層、量子ビット数に応じた入力パラメータを RY 回転ゲートでエンコードし、続けて各量子ビットに RX, RY, RZ 回転ゲートと制御 NOT (CNOT) ゲートのペアを交互に変更しながら適用する Entangling 層を複数回繰り返す構造の量子回路層、そして量子回路からの出力を最終的な分類結果にマッピングする古典的な後処理層から構成される。量子回路の観測量としては各量子ビットのパウリ Z 期待値を用い、Qiskit の EstimatorQNN と TorchConnector を介して PyTorch フレームワーク上でモデルを構築し、

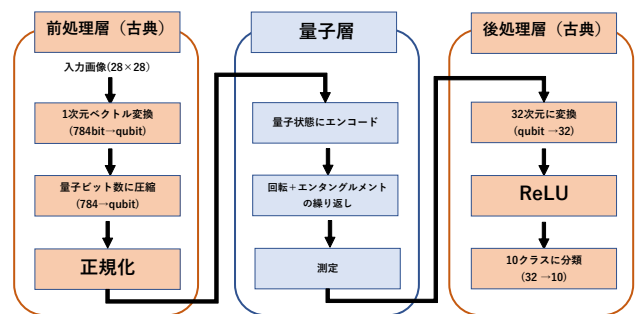


図 1 量子古典ハイブリッド画像分類モデル。

MNIST データセットの部分集合を用いて学習を行う。実験では、量子ビット数、Entangling 層の繰り返し回数 (以下エンタングルメント回数と呼ぶ。)、およびバッチサイズを変化させ、各学習ステップにおける量子回路パラメータの勾配の平均と分散を記録することで、これらのハイパーパラメータがモデルの学習に与える影響を分析する。

3 勾配消失評価環境

本稿の勾配消失評価は、表 1 の環境で行う。

表 1 性能評価環境のシステムおよびソフトウェア仕様。

構成要素	バージョン/仕様
CPU	AMD EPYC 7443P 24 コア
主記憶	128GB
GPU	NVIDIA RTX A5000
CUDA Toolkit	12.4
Qiskit	0.44.1
Qiskit Machine Learning	0.6.1
Qiskit Aer	0.12.1
PyTorch	2.4.1
Torchvision	0.19.1

4 ハイブリッド機械学習の勾配消失の性能評価

4.1 量子ビット数と勾配消失の関係

図 2 に示すように、勾配分散の平均は、量子ビット数が増加するに従って全体的に小さな値域で推移するようになった。具体的には、量子ビット数が少ない場合、エポックの進行と共に勾配分散は比較的高値を示したが、量子ビット数が増加するにつれて勾配分散の全体的なスケールが明確に低下し、学習後半における分散の最大値も大幅に小さくなる傾向が確認された。この勾配分散の継続的な低下は、量子ビット数が増加するにつれて勾配の多様性が失われ、多くのパラメータで勾配が類似し、非常に小さな値を取るようになることを示唆している。したがって、変分量子アルゴリズムを用いたモデルにおいて量子ビット数を増加させることは、より複雑な問題を表現する潜在能力を高める一方で、勾配情報の希薄化を通じてモデルの学習を著しく困難にするリスクがある。

† 明治大学総合数理学部ネットワークデザイン学科
Department of Network Design, School of Interdisciplinary
Mathematical Sciences, Meiji University

ことが示された。

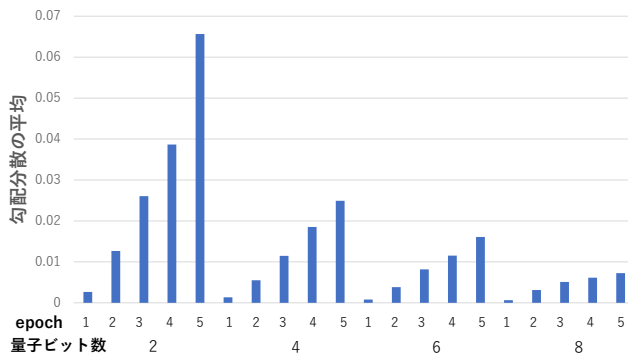


図2 量子ビット数と勾配分散平均。
(エンタングルメント回数 = 3, バッチ数 = 16)

4.2 エンタングルメント回数と勾配消失の関係

図3に示すように、エンタングルメント回数が増えるにつれて、勾配分散の平均は全体的に低い水準で推移する傾向が明確になった。エンタングルメント回数4回では最大値が0.021に留まり、5回では0.025、6回では0.036と、学習が進んでも勾配分散が大きく上昇しない傾向が観察された。これらの結果は、回路が特定の深さを超えると、勾配の多様性が失われ、多くのパラメータで勾配が類似した小さな値を取るようになることを示唆している。したがって、過度なエンタングルメントは、変分量子回路における勾配情報を著しく希薄化させ、結果として学習の進行が遅延したり、停滞したりするリスクがあることが示された。

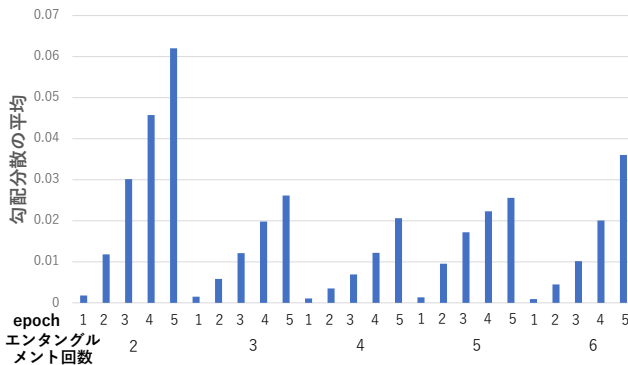


図3 エンタングルメント回数と勾配分散平均。
(量子ビット数 = 4, バッチ数 = 16)

4.3 バッチ数と勾配消失の関係

表2に示すように、バッチサイズが増加するに従って勾配の分散の平均は劇的に減少し、特にバッチサイズが64では、勾配の分散は極めて小さな値に収束した。この結果は、バッチサイズが大きいほど多数のサンプルによって勾配推定におけるノイズが平均化される影響を示唆する一方で、勾配のばらつき自体が極端に小さくなることは、実質的に勾配情報が希薄化していることを示している。勾配の分散が極小になるということは、全てのパラメータで勾配が一様に0に近づき、パラメータの更新がほとんど行われなくなり、結果として学習が停滞するリスクが高まることを意味する。したがって、過度に大きなバッチサイズは、勾配情報を著しく希薄化させ、モデルの学習を困難にする可能性があることが示された。

表2 バッチサイズと勾配分散平均。
(量子ビット数 = 4, エンタングルメント回数 = 3)

Batch	epoch1	epoch2	epoch3	epoch4	epoch5
4	0.0160	0.0475	0.0804	0.1025	0.1281
8	0.0032	0.0125	0.0259	0.0407	0.0519
16	0.0014	0.0055	0.0115	0.0185	0.0249
32	0.0005	0.0021	0.0027	0.0038	0.0055
64	0.0002	0.0009	0.0010	0.0013	0.0018

4.4 精度比較

変分量子回路における量子ビット数とエンタングルメント回数がモデルの分類精度比較評価した。量子ビット数を変化させた実験では、表3のように、量子ビット数の増加に伴い精度が顕著に向上した。一方、エンタングルメント回数を変化させた実験では、表4のように、特定の繰り返し回数で最高の精度を示し、それ以降回数が増えるにつれて精度は低下する傾向が見られた。これは、回路の深さの増加が学習を困難にする可能性を示唆する。この結果から、エンタングルメント回数を増加させるよりも量子ビット数の増加させる方が表現能力を高め、精度向上に寄与すると考察する。

表3 量子ビット数と精度。
(エンタングルメント回数 = 3, バッチ数 = 16)

量子ビット数	2	4	6	8
Accuracy[%]	41.7	67.6	72.3	80.5

表4 エンタングルメント回数と精度。
(量子ビット数 = 4, バッチ数 = 16)

エンタングルメント回数	2	3	4	5	6
Accuracy[%]	71.4	67.9	66.3	68.9	66.4

5 おわりに

本稿では、変分量子回路における量子ビット数、エンタングルメント回数、バッチサイズ等のハイパーパラメータが勾配に与える影響を比較・検討した。実用的な量子機械学習では、ハイパーパラメータと勾配の質を考慮し、タスクに見合った量子ビット数の選択、および勾配情報を活用する回路設計や最適化手法の導入が重要だと考える。Qiskitでハイブリッド実装を行った結果、エンタングルメント回数の増加に比べて、量子ビット数の増加が精度向上に大きく貢献することが確かめられた。今後の課題としては、量子ビット数をさらに増やした場合の評価やCIFAR-10の画像分類への適用が挙げられる。

参考文献

- [1] 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. 情報処理学会研究報告, Vol.2025-HPC-198, No.26, 2025.
- [2] Y.Kawase. Distributed quantum neural networks via partitioned features encoding, <https://doi.org/10.1007/s42484-024-00153-4>, 2024.
- [3] 岩崎元一. 量子技術の実装に向けて - 今実用的な量子インスパイアード技術による量子・古典ハイブリッドアプローチ -, 会誌「情報処理」Vol.66 No.5, 2025.
- [4] IBM. Qiskit:量子コンピューターに性能をもたらすソフトウェア <https://www.ibm.com/jp-ja/think/insights/quantum-software-vision>, 2025.