

研究課題別事後評価結果

1. 研究課題名： 高速な量子機械学習の基盤構築

2. 個人研究者名

山崎 隼汰（東京大学大学院理学系研究科 助教）

3. 事後評価結果

本研究は量子機械学習と誤り耐性量子計算の実装という 2 つの内容で行われた。当初提案にあった QRAM の実装には触れられなかったが、両方の研究テーマについて極めて優れた成果を得ている。

機械学習の効率化に有用な量子アルゴリズムの研究については、ニューラルネットワーク学習で有効な量子リッジレット変換を開発した。古典コンピュータでは指数時間必要なリッジレット変換がデータ次元に対して線型時間でできることを示した。ニューラルネットワークにおける量子リッジレット変換の応用例も提示し、その有用性を明らかにしている。また、従来量子機械学習に必要であった疎行列・低ランク行列の仮定がなくても大幅な高速化を達成できる量子機械学習アルゴリズムを構築した。具体的には、学習データに合わせて最適化されたランダム特徴量をサンプリングして探す量子アルゴリズムを開発し、既存の古典アルゴリズムに比べてサンプリングタスクを指数的に高速に実行できることを示し、回帰・分類といった機械学習の代表的なタスクを広く効率化できることを示した。また、量子機械学習アルゴリズムがいかなる古典学習手法よりも優位性をもつ教師あり学習タスクを具体的に構成した。これは、古典アルゴリズムに対して優位性のある量子アルゴリズムについて構成可能であり、様々な種類の量子高速化を用いることで量子機械学習の優位性を実験的にデモンストレーションできる道が開かれた。この他に、量子計算や古典計算のエネルギー消費量の上界・下界を定量的に解析できる一般的な理論的枠組みを構築し、量子計算に対する古典計算への優位性をエネルギー消費量の観点から解析を行える理論的な枠組みを構築した。

量子アルゴリズムを少ないリソースで効率的に実現するための方法として、実行時間のオーバーヘッドが短く、かつ量子ビット数のオーバーヘッドが定数 $O(1)$ に抑えられた誤り耐性量子計算 (FTQC) の実行手順を、長い量子 LDPC 符号ではなく複数の短い量子符号を接続させることによって具体的に構築した。これは世界で誰もが予想しなかった研究成果と言える。

量子情報処理の可能性や原理的限界を解析する理論的道具として量子リソース理論があるが、様々な量子リソースを解析できる一般的な理論的枠組みを確立し、その変換可能性・定量化に関して普遍的な性質を解明した。これは量子計算ばかりでなく広く応用が可能と思われ、基礎的な観点からも興味深い。

以上の成果は新たな量子計算への方向性を示したものであり、今後の実用的な量子コンピュータ実現に向けた指針となるものである。同時に、今後実際のシステムに具現化されていくことを期待したい。これは NeurIPS・ICML といった機械学習のトップカンファレンスや、Nature Physics、Physical Review Letters といった物理学のトップジャーナルで発表された。特に、量子接続符号による FTQC は量子情報分野のトップ会議 QIP2023 でも plenary talk に選ばれるなど世界的にも注目されている。また、本さがけ期間中にオーストリア科学アカデミー量子光学量子情報学研究所 研究員から東京大学大学院理学系研究科 助教に採用された。