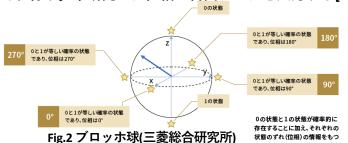


## 量子機械学習の新手法の提案 研究駆動コース/林慶一郎

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、Fig.1が示す機械学習のステップ順に提案する。

#### 0. 量子ビット/量子ゲートとは

量子ビットは、量子力学的な現象である「重ね合わせ」を利用して、2つの状態の線形結合を実現している。古典的なバイナリビットは、0 または 1 の単一の 2進法の値を表すことしかできない。しかし、量子ビットは、0、1、または 0 と 1 の任意の割合の状態を重ね合わせて表現することができ、一定の確率で 0 になり、一定の確率で 1 になる。量子ゲートは、Fig.2に示すブロッホ球上の量子ビットの矢印を回転させたり向きを反転させる操作をそれぞれ行う。本研究では位相に古典データを入力する[1]。



### 2. 多次元畳み込み手法

Fig.4のような回路構造を提案する。当手法では畳み込み操作を、ヒルベルト空間の次元のフィルター(二次元での一般的な呼称)が当たる部分で共通する量子ビットをコントロールビットに設定することで、その量子ビットの観測確率の積に当たる確率で新たに導入した量子ビットにRzゲートを適用する。MNISTでの学習ステップを例に上げると右下のようになる。畳み込み後に量子フーリエ変換(QFT)を挟んで観測することでデータ量を減らしつつ線形性を回避し、それを再度入力し直し、ここまでを繰り返す。

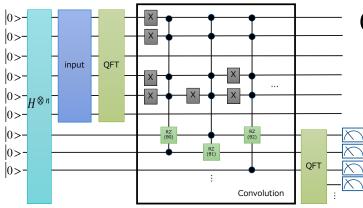


Fig.4 量子回路の概略

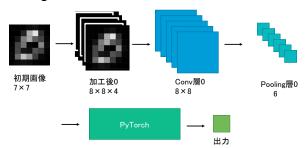


Fig.1 画像の学習ステップ

# 1. 量子情報の多次元空間上への入力手法 多次元空間内に位置情報をデータの相関性として

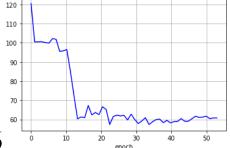
多次元空間内に位置情報をデータの相関性としてマッピングする。マッピング構造を確定したら密度行列に変換し、それを量子化する。量子の重ね合わせ状態を作り出し、それぞれの観測確率が依存する係数のフェーズに情報を入れ込む。この量子化のプロセスを自動で行うシステムは独自に開発した。簡単な例について示す(Fig.3)。

2量子ビットに関して、

- ①重ね合わせ状態を作る
- ②画像の画素情報を係数に乗せる
- ③2つのCRZゲートの適用後の状態の例
- ④これを元に解くべき連立方程式

連立方程式を解くことで量子ゲートのパラメータ

を確定させる。 $oldsymbol{g}_0 oldsymbol{g}_1 oldsymbol{g}_2 oldsymbol{g}_3$ 



 $0 \le g_i < 256$ 

Fig.3 白黒画像のマッピング Fig.5 精度73%まで向上できた

### 3. 観測による線形性の回避

機械学習において線形アルゴリズムでは学習精度が 頭打ちになってしまうことを懸念した。本研究では 途中で量子ビットを観測して古典データに直すこと で線形性を回避した。

### 4. 実験結果

損失関数は順調に減少していき、初期値50%から73% の精度で画像を分類することに成功した。(Fig.5)



[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).