

# 多次元ビッグデータ処理のための ハイブリッド型汎用量子機械学習手法の確立に向けて

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、Fig.1が示す機械学習のステップを基に提案する。

## 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]。

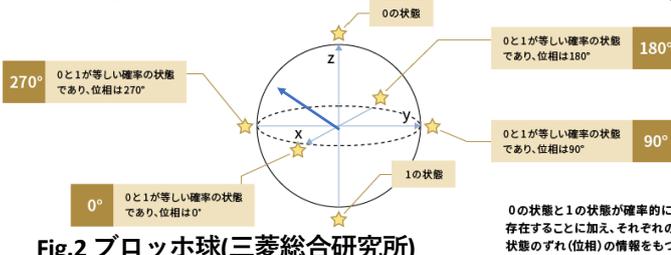


Fig.2 ブロッホ球(三菱総合研究所)  
<https://www.mri.co.jp/50th/columns/quantum/no03/>

## 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。フィルターには0または1の数しか入力できない代わりに、Rzゲートのパラメータを古典的に学習して更新していく。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する。

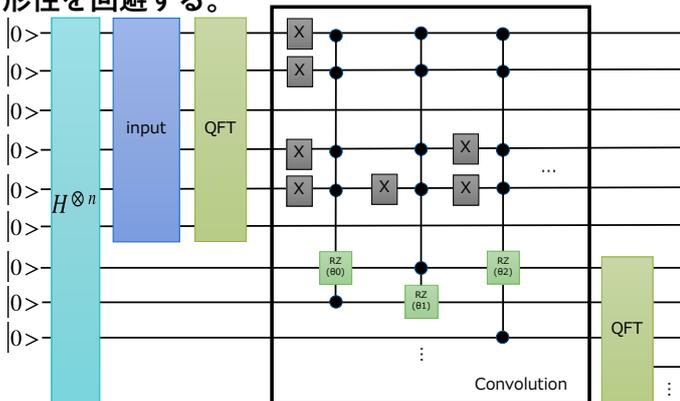


Fig.4 量子回路の概略

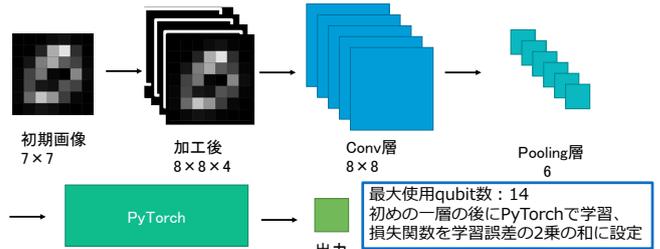


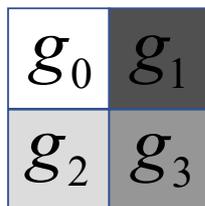
Fig.1 画像の学習ステップ

## 1. 古典情報の多次元空間上への入力

- ① 多次元空間内に位置情報を相関性としマッピング
- ② 密度行列に変換し、これを量子化
- ③ 回路上で量子の重ね合わせ状態を作成
- ④ 観測確率が依存するそれぞれの係数の、フェーズ部分にMCRZゲートを複数用いて情報を入力

例) Fig.3は  $\frac{1}{2}(e^{i\theta_0}|00\rangle + e^{i\theta_1}|01\rangle + e^{i\theta_2}|10\rangle + e^{i\theta_3}|11\rangle)$ ,  $\theta_j = \frac{\pi}{256}g_j$  を作る。

この際、各MCRZゲートは情報の最小単位に1対1で対応するわけではないため、使うゲートとそのパラメータを別で計算する必要がある。この量子化のプロセスを自動で行うシステムを開発した。現状ではデータの指数的増加に従って入力処理にかかるコストも増えるため、今のところ入力時間の削減には至っていない。なお量子情報の入力ではこの処理は省略可である。



$$0 \leq g_j < 256$$



<https://onl.tw/4iM7M5> <https://onl.tw/9v3aGpa>

Fig.3 白黒画像のマッピング例 Fig.5 左は日本語、右は英語のまとめ論文

## 3. 実験結果

量子回路のパラメータだけを学習させることにより、初期値50%から、精度を73%まで向上させることができた。つまり  $O(\ln N)$  にデータ量を減らした上でPyTorchが分類しやすいようにパラメータを学習できた。より大きいサイズのデータを機械学習にかけるときに、特徴量を押さえつつ古典的に機械学習ができるように量子機械学習で加工するというステップとして、応用が見込まれる。(詳細はFig.5参照)