

量子シミュレーターを用いた畳み込み型量子自己符号化器の開発

Development of convolution filter embedded quantum autoencoder by quantum simulator

斯波 廣大¹, 坂本 克好¹, 山口 浩一¹, Dinesh Bahadur Malla², 曾我部 東馬^{*1,2,3}¹電気通信大学 先進理工学科²株式会社 グリッド³電気通信大学 i-パワードエネルギーシステム研究センター

The quantum gate type quantum computer has high versatility and can be expected to be put into practical use in short future. However, the quantum bits of the quantum gate type quantum computer are very weak against external interference, and it is difficult to maintain the quantum state for a long time. Therefore, in the currently developed quantum computer, the number of quantum bits is limited, so it is difficult to calculate large scale and high dimensional data. In this paper, as a solution to this problem, we proposed a computation method that applies convolution filter, which is one of the methods used in machine learning, to quantum computation. Furthermore, as a result of applying this method to the quantum auto encoder, we found the effectiveness by applying convolution filter constituted several qubits to the data made of several hundred qubits or more under the autoencoding accuracy of 98%.

1. はじめに

量子ゲート方式量子コンピュータは、解く問題に応じて量子ゲートを組み合わせて量子回路を構築できるため、汎用性が高く数十年後の実用化が期待できる。しかし、量子ゲート方式の量子コンピュータの量子ビットは、外部からの干渉に非常に弱く、量子状態を長時間維持することが難しい。そのため、量子ビット数が多くなるほどノイズが含まれやすく、誤り訂正機能も実装できない。よって、現在は誤り訂正機能がなく、量子ビット数が限られている量子ゲート方式量子コンピュータ NISQ(Noisy Intermediate-Scale Quantum computer)が開発されている[1]。

また、従来のコンピュータで量子ゲート方式量子コンピュータでの量子計算を再現できる量子シミュレーターにおいても、量子ビット数を増やすごとに計算時間が指数関数的に上昇するため、数多くの量子ビットを使用する必要があるビッグデータの計算にはかなりの時間が必要となり、現実的ではない。

本稿では、この問題の解決策として、機械学習で用いられている手法の 1 つである畳み込みを量子計算に適用する計算手法を提案する。例としてこの手法を、量子アルゴリズムの 1 つである断熱量子計算を応用した量子自己符号化器に適用し、数量子ビットで構成した畳み込みフィルターを用いて数百量子ビット以上の量子計算を行う有効性について考察する。

2. 量子自己符号化器

自己符号化器とは、出力データが入力データをそのまま再現するように学習する教師あり学習アルゴリズムである[2]。入力層、隠れ層、出力層の 3 層のニューラルネットワークから構成され、隠れ層のデータは入力データの特徴を表すデータと捉えることができる。

量子自己符号化器はニューラルネットワークではなく、最適化アルゴリズムの 1 つである断熱量子計算を用いて計算している。

2.1 断熱量子計算

断熱量子計算はイジングモデルを用いて計算されるアニーリング計算手法の 1 つである[3]。イジングモデルとは強磁性体や反強磁性体などの磁性体におけるスピンの動作をモデル化した模型であり、アップスピン($s_i = +1$)とダウンスピン($s_i = -1$)の 2 種類の状態をとる。

イジングモデルの系全体のハミルトニアンは、2 つのスピン s_i, s_j 間の結合係数 J_{ij} と、スピン s_i の内部にかかる局所的な縦磁場 h_{z_i} を用いて次の式で表される。

$$H = \sum_{i < j} J_{ij} s_i s_j + \sum_i h_{z_i} s_i \quad (1)$$

断熱量子計算ではハミルトニアンの初期状態の設定のために、横磁場 h_x を追加する。また、スピン s_i はパウリ演算子 σ_i^z に相当するため、同じ行列で表される量子ゲートの位相反転演算ゲート Z で表現できる。さらに、時間 t を t_f 規格化したパラメータ $s (= t/t_f)$ を導入し、 $0 \leq s \leq 1$ とする。よって、断熱量子計算におけるハミルトニアンは次のようになる。

$$H = s \left[\sum_{i < j} J_{ij} Z_i Z_j + \sum_i h_{z_i} Z_i \right] + (1-s) \sum_i h_x X_i \quad (2)$$

量子コンピュータではユニタリ変換を順に行うことで、シュレディンガー方程式の時間発展を表すことができる。量子ビットの状態ベクトルを $|\psi\rangle$ とすると、シュレディンガー方程式は次のように表せる。

$$i\hbar \frac{\partial}{\partial t} |\psi\rangle = H |\psi\rangle \quad (3)$$

状態ベクトルが時間に依存し、ハミルトニアンが時間に依存しない時のシュレディンガー方程式を解くと、次のように変形でき、ユニタリ変換 $U(t)$ が導出される。

$$|\psi(t)\rangle = e^{-\frac{i}{\hbar} H t} |\psi(0)\rangle \quad (4)$$

$$U(t) = e^{-\frac{i}{\hbar} H t} \quad (5)$$

よって、式(5)の H に式(2)を代入し、ユニタリ変換 $U(t)$ を繰り返すことにより、ハミルトニアンの最小値が求められ、最適なスピン状態を得ることができる。

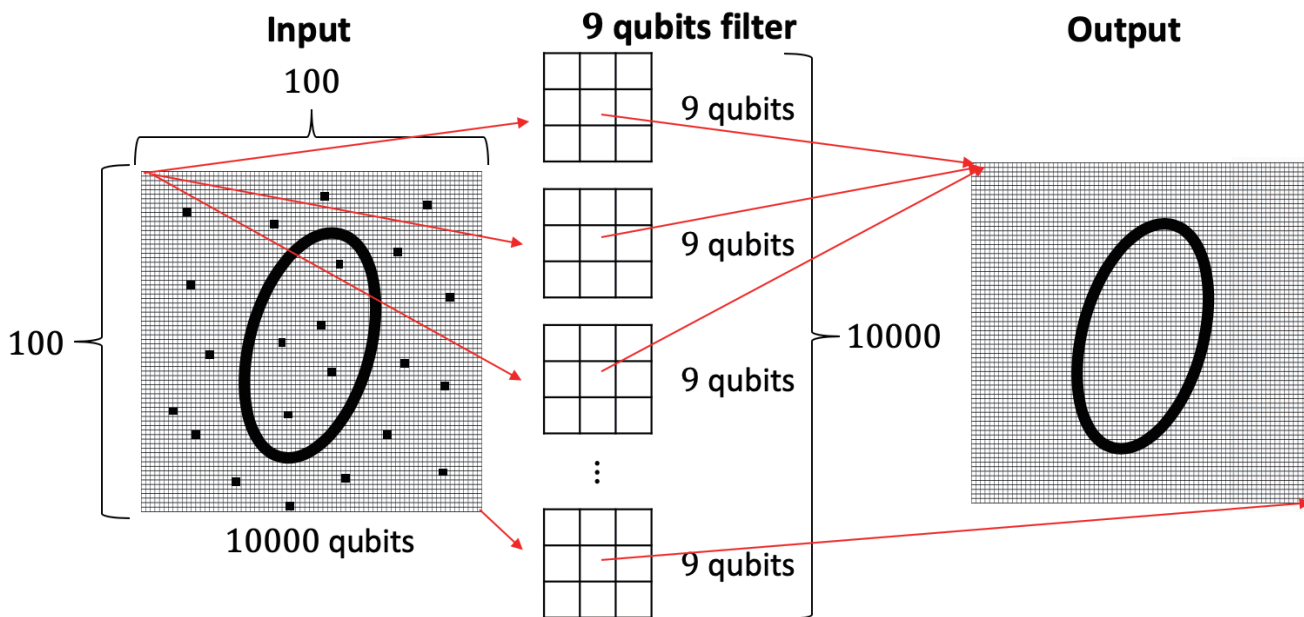


図1 畳み込み量子自己符号化器のイメージ

2.2 通常の量子自己符号化器

まず、通常の量子自己符号化器として、3×3マスの9マス白黒画像を入力データとし、入力データの特徴データにノイズを加えた場合に入力データと同じデータを出力できるかを確認する。

各マスに量子ビットを配置し、イジングモデルのスピンのようにする。また、入力データの特徴データは結合係数 J とし、2つのスピン s_i, s_j が同じ向きの場合、つまり2つのマスが同じ色(白と白または黒と黒)の場合、結合係数は $J_{ij} = -1$ とし、2つのスピンが違う向きの場合 $J_{ij} = 1$ と設定する。なお、スピンは図2のように上下左右の最隣接4スピンとの結合のみを考慮し、周期境界条件を適用する。次に、この結合係数 J の各要素を一定の確率で符号を反転させ、ノイズとする。入力画像とノイズ混入後の画像を図3に示す。

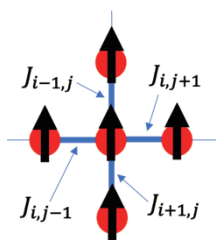
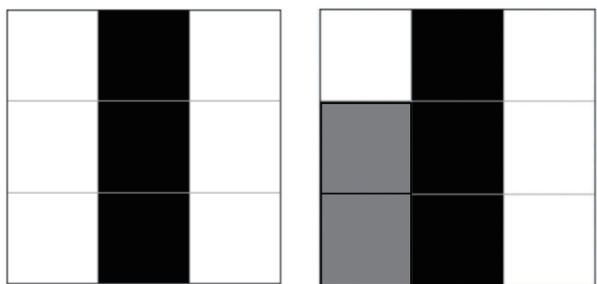


図2 結合係数 J の設定例



(a) 入力画像 (b) ノイズ混入画像(ノイズ率30%)

図3 9マス画像(灰色はノイズ混入マス)

このノイズ画像において断熱量子計算を用いてノイズ除去を行った結果を図4に示す。また、このノイズ除去を100回試し、9マス画像の量子自己符号化器の正確度を検証した結果を図5に示す。

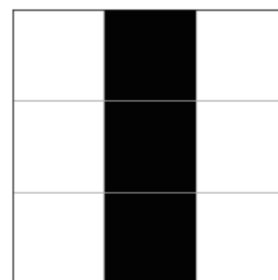


図4 9マス画像の量子自己符号化器の出力結果

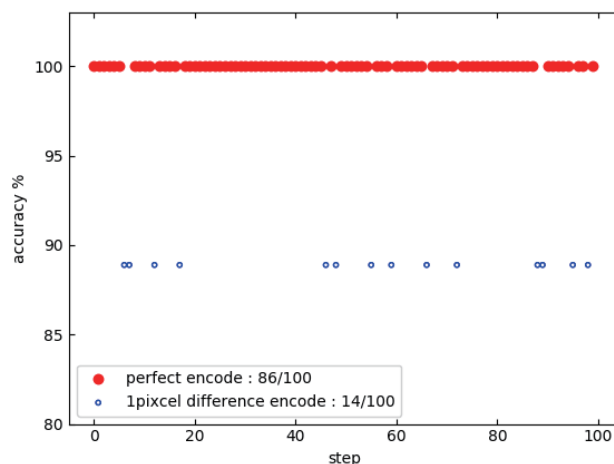


図5 9マス画像の量子自己符号化器の正確度

ノイズ率30%の場合、86%の割合で入力データ画像を完全に復元できた。また、14%の割合で完全にノイズを除去できなかった

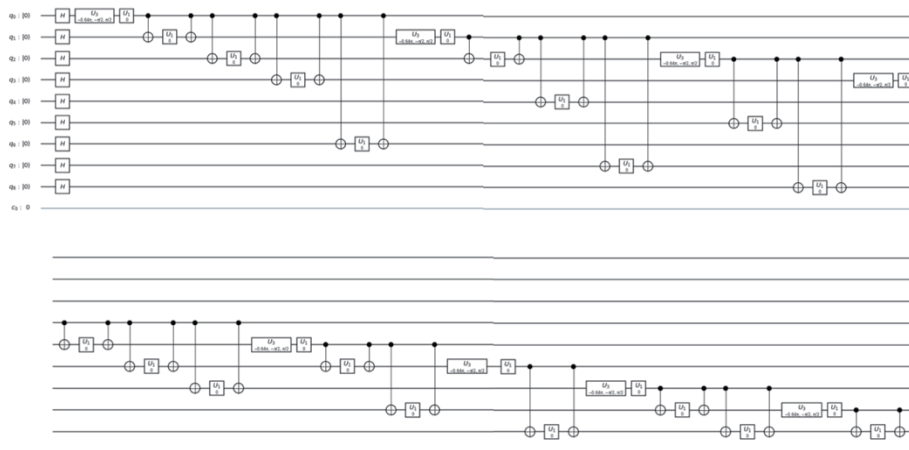


図 6 畳み込み量子自己符号化器における 9 マスの畳み込みフィルターの量子回路図の一部

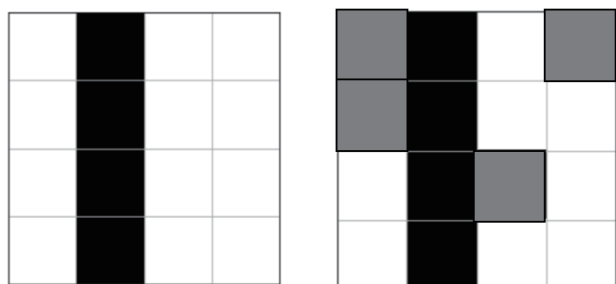
た。この結果を、畳み込みを量子計算に適用する計算手法で量子自己符号化器を行った場合と比較する。

2.3 畳み込み量子自己符号化器

前述したように、量子ビット数が限られた量子コンピュータではビッグデータの計算を行うことが困難である。この問題に対処するために、全てのマスを同時に計算するのではなく、図 1 のように 3×3 マスの 9 マスを畳み込みフィルターと考え、元の画像の 1 マスずつ計算する手法を提案する。各マスは図 2 のように上下左右の最隣接マスのみ相互作用しているが、元画像から取り出した 9 マスにおける中心のマスのみ、元画像と同じ最隣接マスからの影響を受ける。よって、元画像の 1 マスずつ 9 マスのフィルターで計算し、最後に各フィルターの中央マスを集めることで、元画像における自己符号化器として機能するのではないかと考えた。畳み込み量子自己符号化器における 9 マスの畳み込みフィルターの量子回路図の一部を図 6 に示す。

3. 実験

4×4 マスの 16 マス白黒画像を入力データとし、量子自己符号化器に畳み込みを適用する有効性を検証する。入力画像とノイズ混入後の画像を図 7 に示す。



(a) 入力画像 (b) ノイズ混入画像(ノイズ率 30%)

図 7 16 マス画像(灰色はノイズ混入マス)

このノイズ画像において断熱量子計算を用いてノイズ除去を行った結果を図 8 に示す。また、このノイズ除去を 50 回試し、16 マス画像における畳み込み量子自己符号化器の正確度を検証した結果を図 9 に示す。

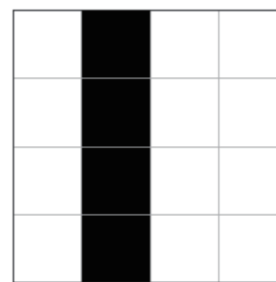


図 8 16 マス画像の量子自己符号化器の出力結果

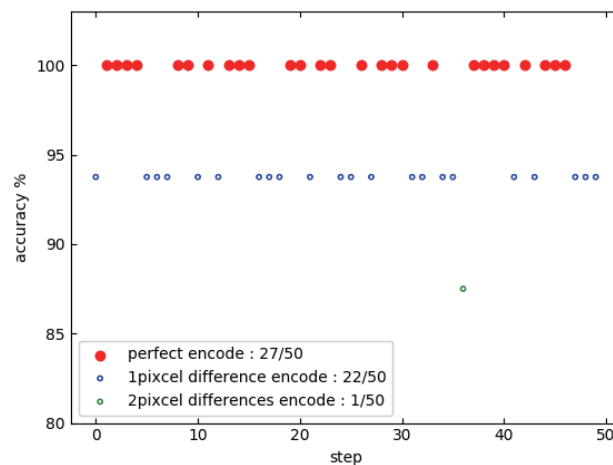
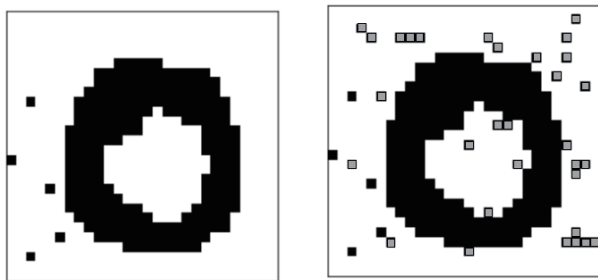


図 9 16 マス画像の量子自己符号化器の正確度

図 8 より、出力データ画像が図 7(a)の入力データ画像と同じ画像になっていることがわかる。よって、ノイズ除去ができていると考えられる。また図 9 より、ノイズ率 30%の場合、54%の割合で入力データ画像を完全に復元できることがわかった。しかし、通常の量子自己符号化器である図 5 と比較すると、正確度が低いことがわかる。これは、9 マスのフィルターでの計算の計 16 回全においてノイズ除去が成功した時にのみ、元画像のノイズが完全に除去できるためであると考えられる。

続いて 28×28 マスの MNIST の数字 0 の画像を入力データとし、量子自己符号化器に畳み込みを適用する有効性を検証する。入力画像とノイズ混入後の画像を図 10 に示す。



(a) 入力画像 (b) ノイズ混入画像(ノイズ率 10%)

図 10 MNIST 画像(灰色はノイズ混入マス)

このノイズ画像において断熱量子計算を用いてノイズ除去を行った結果を図 11 に示す。

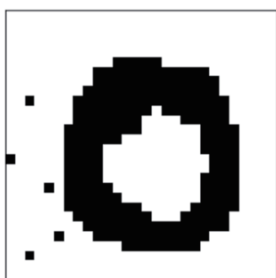


図 11 MNIST 画像の量子自己符号化器の結果

図 11 より、出力データ画像が図 10(a)の入力データ画像と全く同じ画像になっていることがわかる。よって、通常の量子自己符号化器では 784 量子ビットが必要である MNIST 画像でも、畳み込み量子自己符号化器ではノイズ除去ができていると考えられる。

4. おわりに

本稿では、量子ビット数が限られた量子コンピュータでのビッグデータの計算手法として、畳み込みの概念を量子計算に適用する手法を提案した。実験の結果、正確度は劣るものの畳み込み量子計算の有効性を見出した。今後は正確度の低下の原因を探るとともに、複数枚の入力画像より学習した J を用いた量子自己符号化器に対して、畳み込み計算を適用する有効性の検証を行う予定である。

参考文献

- [1] J. Preskill, "Quantum computing in the NISQ era and beyond," arXiv: 1801.00862, 2018.
- [2] G. E. Hinton and R. R. Salakhutdinov, "Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks," *Science* 313 (5786), pp.504-507, 2006.
- [3] E. Farhi, J. Goldstone, S. Gutmann, and M. Sipser, "Quantum Computation by Adiabatic Evolution," quant-ph/0001106, 2000.