

ロータ連想記憶の応用 Application of Roter Associative Memory

小林朋幸[†]

Tomoyuki Kobayashi

小林正樹[‡]

Masaki Kobayashi

1. はじめに

人間の記憶メカニズムを模倣した手法であるニューラルネットワークは人工知能の発展に寄与してきた。ニューラルネットワークのモデルは多数存在するが、その中でホップフィールド型ネットワークは、連想記憶としてしばしば応用される。連想記憶とは記憶パターンを保持し、記憶パターンとは少し異なる、あるいは欠落した入力に対して、正しい記憶パターンを返答するものである。ホップフィールド型連想記憶 (Hopfield Associative Memory: HAM) を拡張したモデルとして、複素連想記憶 (Complex-valued Associative Memory: CAM) がある [1]。CAM はニューロンの入出力信号や結合荷重を複素数値化したものであり、2次元連想記憶の一種である。HAM は 2 値情報を処理するのに対し、CAM は多値情報を処理することができる。CAM には多くの偽記憶があり、そのためノイズ除去性能が低いという問題点がある。この問題を解決するために、CAM を拡張したロータ連想記憶 (Roter Associative Memory: RAM) が提案された [2]。CAM や RAM の学習則としてプロジェクションルールが提案されている。プロジェクションルールは高速かつ記憶容量の大きい優れた学習則である。これまで RAM のプロジェクションルールに関して、実データを使用した評価報告はなかった。本研究では、プロジェクションルールの実画像データを用いた評価を報告する。

2. 先行研究

2.1. 複素連想記憶

複素連想記憶 (Complex-valued Associative Memory: CAM) について簡単に述べる [1]。CAM は入出力信号および結合荷重を複素数値化したホップフィールド型連想記憶の拡張モデルである。複素ニューロンの状態は複素数の位相で表現され、連続または複数の状態を取ることが出来る。本研究では K 個の状態をとることができる多値モデルを扱う。計算機シミュレーションにおいて 128 または 256 階調の画像を学習データとして使用するため $K = 128$ または 256 となる。 $K = 8$ における位相による表現を図 1 に示す。

CAM の問題点の一つとして、偽記憶の問題があげられる。偽記憶とは学習パターン以外のパターンを想起することである。ホップフィールド型連想記憶においては反転パターンと呼ばれるパターンを想起することがある。CAM においては、反転パターン以外に回転パターンを想起する。 K 値の複素連想記憶においては、 $K - 1$ 個の回転パターンが存在するため、非常に多くの偽記憶が存在する。このことがノイズ除去性能

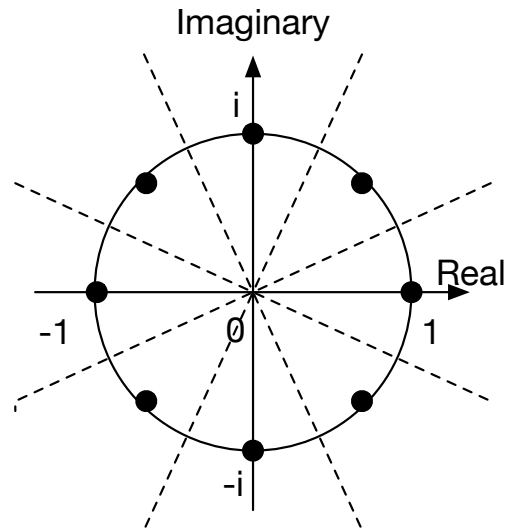


図 1: 複素ニューロンの状態 ($K = 8$)

が低い原因と考えられる。

2.2. ロータ連想記憶

ロータ連想記憶 (Roter Associative Memory: RAM) について簡単に述べる [2]。CAM において複素数であった結合荷重及び入出力信号を、行列および二次元ベクトルに置き換えたものである。結合荷重を行列に置き換えることにより、CAM より自由度が高まる。RAM の記憶容量は CAM の約 2 倍であることが知られている [2] [4]。ロータ連想記憶においては、反転パターンは存在するが回転パターンは記憶しなくなるため、偽記憶の数を削減できる。その結果、ノイズ除去性能が大きく改善する。

2.3. プロジェクションルール

本研究の目的は CAM と RAM のプロジェクションルールを実画像を用いて評価することである。プロジェクションルールは高速かつ大容量の実用的な学習則である [2]。プロジェクションルールにおいて結合荷重行列の対角成分 (自己結合) はしばしば取り除かれる。理由の一つとして、自己結合がないことがホップフィールドネットワークの収束条件に含まれることがあげられる。別の理由としては、自己結合を取り除くとノイズ除去性能が向上することがあげられる。しかしながら、RAM のプロジェクションルールでは自己結合を取り除いた場合、記憶されるパターンは学習パターンと若干異なる。そのため、本研究では自己結合を残したまま実験を行う。

[†] (株) ベストシステムズ

[‡] 山梨大学

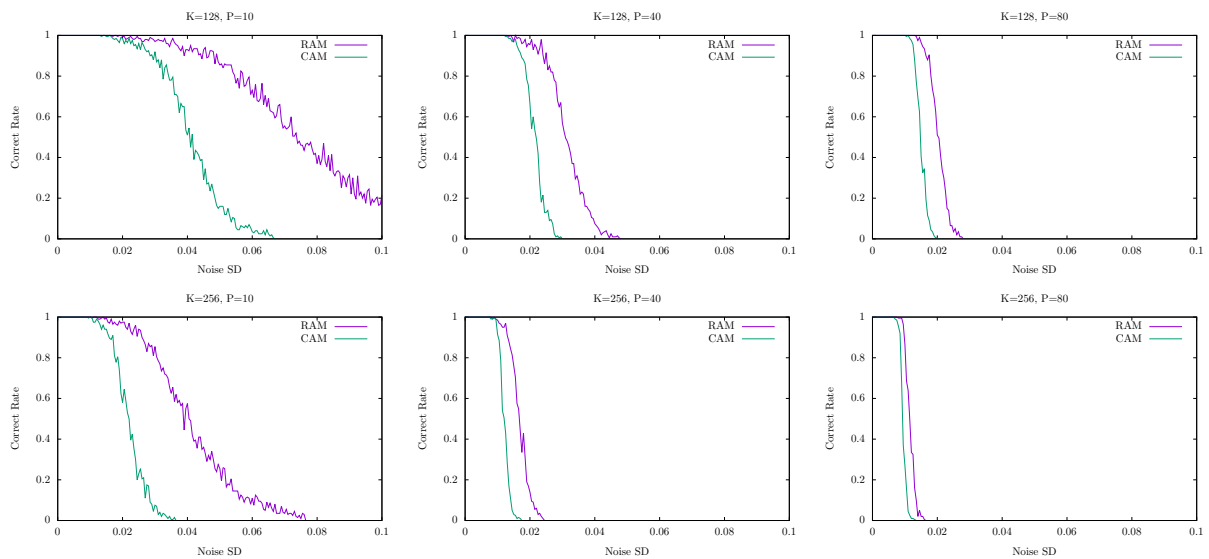


図 2: CAM, RAM の比較

3. 実データを用いた評価

本研究では、プロジェクションルールのCAM, RAMを実画像データを用いて評価した。先行研究 [2] においては、ランダムに生成されたデータを用いた。そのため学習データ間の相関などを考慮した評価はできておらず、実データによる評価が求められている。

縦 32 ピクセル、横 32 ピクセルの画像データ集合である Cifar データセット [3] を用いて実験を行った。各画像は予め K 階調グレイスケールに減色してある。データセット内からランダムに P 個の画像を選択して学習し、学習セットの中から一つランダムに選び、ノイズを加えたものを入力として与える。そして、ノイズを加える前の画像を正しく想起できるかを検証した。画像に加えたノイズはガウシアンノイズである。平均 0、所定の標準偏差となる乱数で得た値を 256 倍して、元画像の各画素に加えている。

結果の一部を図 2 に示す。図の横軸は入力に加えたノイズの標準偏差であり、縦軸は入力画像のノイズ付加前のパターンを正しく想起できた割合である。ここでは、完全に画像が一致した場合のみ正答とした。

K, P がいずれの状況であっても、RAM は CAM より優れた性能を示した。記憶したパターン数 P が多くなると CAM, RAM とともにノイズ耐性は下がる。 P が大きいときは CAM, RAM の差は小さくなり、ノイズの拡大に対して正答率は急速に悪化する。この実験結果から、RAM の実データに対する実用性は CAM より優れているといえる。

4. おわりに

本研究では、従来人工的なデータでのみ評価されてきたプロジェクションルール CAM, RAM について、画像という実データを用いて評価を行った。画像を用いた評価をするにあたっては、本研究では正答か否かについては各画素の完全一致をもって正答とした。想

起結果と学習パターンの類似度による評価も重要であり、ピーク信号対雑音比 (PSNR) などを用いた評価を考えたい。特に、RAM のプロジェクションルールでは自己結合を取り除くことで学習パターンを正しく記憶できないが、偽記憶の削減も予想される。そのため、類似度による評価では RAM の高い評価が期待できる。

参考文献

- [1] Jankowski, S., Lozowski, A. and Zurada, J. M.: Complex-valued multistate neural associative memory, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 7, No. 6, pp. 1491–1496 (1996).
- [2] Kitahara, M. and Kobayashi, M.: Projection rule for rotor Hopfield neural networks, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, Vol. 25, No. 7, pp. 1298–1307 (2014).
- [3] Krizhevsky, A. and Hinton, G.: Learning multiple layers of features from tiny images, *Computer Science Department, University of Toronto, Tech. Rep* (2009).
- [4] Nakamura, Y., Torii, K. and Munakata, T.: Neural-network model composed of multidimensional spin neurons, *Physical Review E*, Vol. 51, No. 2, p. 1538 (1995).