

## 論文内容の要旨

### Learning Schemes for Recurrent Neural Networks

「リカレントニューラルネットワークのための学習則に関する研究」

論文提出者 辻 雅之

脳神経細胞の模倣から端を発したニューロンモデルを採用した人工知能の研究は近年目覚ましい成果を上げているが、今なお発展の途上にあり、様々な用途に向けた多くのニューラルネットワークモデルが盛んに発表され、その性能は向上し続けている。その中でも、画像認識の分野では、CNN (Convolutional Neural Network) に代表される、いわゆる深層機械学習 (ディープラーニング) が人の認識率を超えた高い性能を達成し、世界的に広く開発競争の真ただち中にある。また音声認識の分野においても、ディープラーニングに逐次学習の要素を取り入れた RNN (Recurrent Neural Network) を基にしたネットワークモデルが高い性能を発揮して広く支持され、LSTM など RNN の改良型の研究が盛んに行われている。そして、動画認識の分野では、これらを組み合わせた行動認識や行動予測の研究、即ち、ある瞬間の画像認識により認知された物体が、一連の時間軸の中でどのような行動を行っているのかの認識や、次の瞬間には何処に移動しているのかなどの振る舞いを予測する研究が行われており、一定の成果を上げている。

上記の動画認識の研究例のように、複数のニューラルネットワークを組み合わせ、より高度な人工知能を構築するアプローチに、全脳アーキテクチャ・プロジェクト (WBAP) が提供する、全脳アーキテクチャ中心仮説がある。即ち、脳神経が複数の用途のニューラルネットワークの組み合わせにより構成されている点に着目し、それを真似て人工的に構成された機械学習器を組み合わせ、汎用機能機械を構築可能であるとする。人は繰り返し学習することで記憶が定着するように、様々な経験を重ねて記憶すべきことを抽出して記憶に留め、日々の生活の中でその記憶を意識的、或いは無意識的に想起し、これに照らし合わせて目の前の事象を認知、判断する。つまり、全脳アーキテクチャ中心仮説的に言えば、記憶に留めるニューラルネットワークと、認知、判断するニューラルネットワークが組み合わせられた機能機械が構築できると考えられる。

そこで本論文提出者は、RNN を題材に、長期記憶を想起するニューラルネットワークと、長期記憶に留めるべき複数の抽象化された記憶を学習し、これらを用いて推論するニューラルネットワークを組み合わせることで、より汎用性を高めたニューラルネットワークモデルを構成することが出来るのではないかと考えた。そのためには、個々のニューラルネットワークの学習アルゴリズムを確立しておくことが重要である。本論文では、このような学習アルゴリズムに対する

機械学習の性能向上の関連を調査した結果をまとめている。まず、RNN に対して複数の非対称ネットワーク群からなる拡張を行い、その学習手法を提案・評価した。もう一つの拡張として、RNNの一つであり、連想記憶に利用されるHNN (Hopfield Neural Network) に対して、複素数、分解型複素数、四元数をそれぞれ導入した HNN 拡張について、パターン記憶を行う学習手法を提案・評価した。

本論文の構成は、第一章で背景や意義、目的を述べ、第二章で拡張対象の RNN および HNN についての基本的な定義や安定性などを記す。第三章からは、検討してきた個々のニューラルネットワークモデルについて、その拡張方法および評価実験の結果を記す。

まず第三章では、推論ニューラルネットワークの構成方法の一つとして、非対称なニューラルネットワークを組み合わせたニューラルネットワークモデルについて述べる。本章では言語認識を行う RNN を基盤とした非対称 RNN モデルを対象とし、この拡張による性能の評価ならびに各ニューラルネットワークが学習する単語群についての解析を行った。RNN や LSTM に代表される従来手法では、多くの文章を用いて次にくる言葉を学習させて、この学習済みモデルを用いて、未知の文章における次に出現する単語を予測する手法であるが、単一ニューラルネットワークによるものである。本章で提案する非対称 RNN では、非対称な RNN を並列に構成しており、同じ文章を複数のニューラルネットワークが別の角度で学習した結果を結合することにより、多角的な抽象度での言語取得が可能との仮説を立て、各ニューラルネットワークで獲得された言語モデルを解析することにより、その効果を評価した。

続く第四章から第六章では、HNN の種類を変えながら、想起ニューラルネットワークの学習則の研究結果をまとめた。まず第四章では、HNN のパラメータを複素数値化および複素位相表現を導入した CHNN (Complex Hopfield Neural Network) における連想記憶についてそのパターン記憶方法の検討を行った。CHNN におけるパターン記憶手法としては射影学習則 (Projection Rule; PR) が知られているが、PR が適用できるネットワークは全ニューロンが結合している必要があり、部分的な結合を有する双方向連想記憶やセルラーニューラルネットワークには適用できない。本章では、この制限を克服する一手法として、部分射影学習則 (Partial PR; 以下 PPR) と呼ばれる学習手法を提案する。PPR では全体のネットワークの中において結合が存在する部分について PR によりニューロン間の結合荷重の計算を行い、最終的にこれらの結合荷重を合成することによりネットワーク全体での結合荷重を得る。本章では、PPR の導出を行うと共に、PPR にて記憶されるパターンの安定性ならびに記憶できるパターン容量について計算機実験にて行った評価結果を示す。また、部分結合を持つネットワークに対して PPR による学習が有効であることを画像パターンの記憶性能を示すことによって述べる。

次に第五章では、分解型複素数 (Hyperbolic Number) により表現された HNN である HHNN (Hyperbolic Hopfield Neural Network) についてのパターン記憶方法の検討を行った。本章で提案する学習方法は勾配降下学習 (Gradient Descent Learning; GDL) と呼ばれるものであり、いわゆるディープラーニングにおける学習と同様に、記憶パターンを繰り返し提示してニューロン間の結合荷重を更新していく方法である。GDL は先の PPR と同様に部分的な結合を持つ

HHNN にも適用可能である。本章では、HHNN における GDL 手法の導出を行い、その性能を計算機実験により評価した。具体的には、記録パターンの安定性、パターンを記録することにより生じる偽記憶パターンの解析、ネットワークに記録できるパターンの数である記憶容量の観点について、HHNN における PR 手法との比較を行うことにより評価した結果を述べる。また、第四章にて扱った GDL と同様に、部分結合を持つネットワークに対して GDL による学習が有効であることを画像パターンの記録性能を示すことによって述べる。

更に第六章では、極座標表現された四元数により状態表現を行う Multistate QHNN (Quaternionic Hopfield Neural Network) について、GDL 手法の提案および評価を行った。前章までの HNN は一次元空間における多値表現であったが、本章の QHNN では四元数の虚数成分が三次元であることを活用した三次元空間における多値表現が可能であるため、より多様な状態表現が可能となる。本章では QHNN における GDL の定義および既存 PR 手法と比較した記録性能の評価を行った結果を述べ、具体的な実施例として、RGB 表現された画像パターンの記録についても調査した結果を述べる。

最後に、第七章では本論文での成果をまとめると共に、推論ニューラルネットワークと想起ニューラルネットワークを組み合わせることで、より汎用性を高めたニューラルネットワークモデルを構成する全体像を示し、今後の課題を加えることでまとめとする。