

氏 名	たつみ けい じ 巽 啓 司
学位(専攻分野)	博 士 (情 報 学)
学 位 記 番 号	論 情 博 第 73 号
学位授与の日付	平 成 18 年 11 月 24 日
学位授与の要件	学 位 規 則 第 4 条 第 2 項 該 当
学 位 論 文 題 目	Studies on Supervised Learning for Neural Networks with Applications to Optimization Problems (ニューラルネットワークの教師有り学習および最適化問題への適用に関する研究)
論文調査委員	(主 査) 教 授 福 嶋 雅 夫 教 授 永 持 仁 教 授 酒 井 英 昭

論 文 内 容 の 要 旨

ニューラルネットワークは、脳や神経細胞システムをモデルとして提唱された情報処理機械であり、適用される問題に応じて多様なモデルが提唱されている。特に、パターン識別問題に用いられる階層型およびリカレントニューラルネットワークの教師有学習アルゴリズムや、最適化問題に対するメタヒューリスティック解法としてのホップフィールドネットワークの有効性は広く認められている。本論文では、数理計画法や最適化理論の視点から、階層型ニューラルネットワークに対する新しい教師有学習アルゴリズムの提案やリカレントニューラルネットワークに対する学習アルゴリズムの理論的な収束性の考察を行うとともに、適用する最適化問題に適したホップフィールドネットワークの改良法を提案している。

第1章は序論であり、本論文で扱うニューラルネットワークの代表的なモデルと学習法などの基本的な概念を紹介したうえで、関連する基礎的な結果を整理して簡潔に説明している。

第2章では、ネットワークの出力次元が1の場合の階層型ニューラルネットワークに対する逐次型誤差逆伝播法が、非線形連立不等式の逐次解法として解釈できることを指摘している。さらに、その解釈に基づいて新しい学習法である逐次射影法を導出し、数値実験で提案法の頑健性と高速性を検証している。

第3章では、前章で提案した方法を、ネットワークの次元が複数の場合に拡張した方法を提案している。それぞれの出力ユニットごとに第2章で提案した逐次射影法を適用し、得られた結合荷重の線形和を次の更新点とすることで、従来法に比べ計算量を増やすことなく学習を高速化できることを数値実験で確認している。

第4章では、前章で拡張した方法をさらに改良するため、各反復で求解する部分問題を2次計画問題として定式化して解くことを提案している。この方法では、一反復での計算量は増えるものの、より効率的に次の更新点を求めることができるため、アルゴリズム全体の計算量を軽減できる。さらに学習の成功率を向上させる方法や、非線形性による数値的困難を回避するためのネットワークモデルの改良や出力関数の修正を提案している。

第5章では、階層型ニューラルネットワークを含むより一般的なリカレントニューラルネットワークに対する逐次型誤差逆伝播法について考察している。特に、リアルタイム更新型の誤差逆伝播法の収束性について考察し、この手法が大域的収束性をもつ条件を示している。さらに、理論的収束性が保証されない一般的な誤差逆伝播法と組み合わせることで、大域的収束性が保証されるハイブリット法も提案している。

第6章では、0-1混合整数計画問題を2段階問題として定式化し、上位問題の近似解法として離散型ホップフィールドネットワークを用いることを提案している。その際、各反復での探索領域を広げ、探索能力を向上させるための可変近傍探索法や、下位問題の近似解法において信頼領域法の考え方に基づくペナルティパラメータの調整法も提案している。さらに、数値実験において提案手法の有効性を検証している。

第7章では、2次割当て問題に対する連続型ホップフィールドネットワークにおいて、従来型モデルでは解の実行可能性を維持するため用いられてきたシグモイド関数を、制約条件への射影関数で置き換えることで求解を効率的に行う方法を提

案している。さらにペナルティパラメータに関して実行可能性を保証する十分条件を理論的に示し、ベンチマーク問題に適用した結果、提案法が従来法に比べ、高い求解能力をもつことを確認している。

第8章は結論であり、本論文のまとめと今後の課題を述べている。

論文審査の結果の要旨

本論文は、パターン判別問題や関数近似問題に対して有効とされている階層型およびリカレントニューラルネットワークや、最適化問題に対するメタヒューリスティック解法であるホップフィールドネットワークに対して、従来研究ではあまり行われていない数理計画や最適化理論の視点からの、新しい学習アルゴリズムの提案、学習アルゴリズムの収束性の理論的考察、および最適化問題の解法としてのホップフィールドネットワークの改良を行っており、得られた結果は以下のとおりである。

1. 階層型ニューラルネットワークの逐次的な教師有り学習方法として「非線形連立不等式の逐次解法である逐次射影法」を提唱し、この解釈に基づく新しい学習アルゴリズムの提案を行うとともに、数値実験によりその頑健性・高速性を示した。ネットワークの出力が1次元の場合、複数次元の場合に応じて、それぞれアルゴリズムの提案を行っており、特に複数次元の場合に対して、逐次的に生成する部分問題を扱いやすくするため、新しいネットワークモデルと出力関数の提案を行っている。これらのアルゴリズムを導出する際、数理計画の視点から従来研究には見られない独自の定式化を行っている点は大いに評価できる。
2. 階層型ニューラルネットワークを含むより一般的なモデルである、リカレントネットワークのリアルタイム型誤差逆伝播法に対して、その大域的収束性を理論的に保証する条件を明らかにした。さらに、収束性の理論的保証がない学習法と組み合わせることで、その方法の特徴を生かしながらも大域的収束性を保証することのできるハイブリット法を提案した。
3. 組合せ最適化問題に対する近似解法としてのホップフィールドネットワークの研究を行った。特に、0—1混合整数計画問題を2段階問題として定式化した際の上位問題に対する近似解法として、探索範囲を効率的に広げる遷移規則を持った離散型ホップフィールドネットワークを提案した。この方法では、離散型の特性である軽量の計算量という特性を生かしたまま探索能力の向上に成功している。また、下位問題の近似解法において信頼領域法の考え方に基づいたペナルティパラメータの調整を提案し、数値実験においてその有効性を検証した。
4. 2次割当て問題に対する連続型ホップフィールドネットワークの改良法として、制約条件への射影を用いた効率的な求解法を提案し、さらに、ペナルティ係数の設定に関して実行可能性を保証する条件を理論的に示した。ベンチマーク問題に適用した数値実験により、提案法が高い求解性能をもつことを明らかにした。

以上のように、本論文は階層型およびリカレントニューラルネットワークの教師有り学習と最適化問題に対するホップフィールドネットワークの新しい方法を開発し、それらの有効性を理論と数値実験の両面から確かめたものであり、得られた成果は学術上および応用上寄与するところが少なくない。よって、本論文は博士（情報学）の学位論文として価値あるものと認める。また、平成18年10月5日実施した論文内容とそれに関連した試問の結果合格と認めた。