

令和元年6月18日現在

機関番号：32644

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2016～2018

課題番号：16K00339

研究課題名(和文) 潜在競合学習法による多様多層ニューラルネットワークの構築

研究課題名(英文) Generalized competitive learning for improving and interpreting neural networks

研究代表者

上村 龍太郎 (Kamimura, Ryotaro)

東海大学・情報教育センター・非常勤講師

研究者番号：80176643

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,600,000円

研究成果の概要(和文)：ニューラルネットワークの代表的な競合学習をより一般的な方法に移行する研究をおこなった。一般化によって競合学習を情報量最大化の一手法と考えることができたことがわかった。すなわち、ニューラルネットワークの持つ入力パターンに関する情報量を容易に最大化することができるようになった。この最大化は、複雑な情報を整理する働きがあることもわかり、適切な情報を選択し、情報を圧縮することが可能となった。圧縮された情報は、最も単純なネットワークで表現することができ、ネットワークの推論過程を理解することに応用できることがわかった。

研究成果の学術的意義や社会的意義

意義は、情報量最大化法の単純化、情報の圧縮、さらに解釈可能なニューラルネットワークの開発の3点に要約できる。まず、これまで最大の問題であったニューラルネットワークの持つ情報量の制御を非常に簡単な競合学習で行うことができたことがわかった。また、情報量を圧縮することも容易になり、圧縮された情報を読み取ることが可能となり、解釈へ応用できる可能性が示された。推論過程の解釈が可能となり、より深く社会に受け入れられる方法へ発展する可能性を示したと考える。

研究成果の概要(英文)：The present study tried to extend the competitive learning methods to more generalized methods. The generalized competitive learning can be used to maximize mutual information between neurons and input patterns, disentangling complex patterns into a set of simple features. Thus, maximized mutual information can be compressed to be represented by the simplest neural networks without hidden layers. Then, it becomes easier to interpret the inference mechanism of complex neural networks by using the simplest networks. Applied to the real business data sets, it was found that the information maximization and compression could be used to create simpler and easily interpretable representations on the relations between inputs and outputs.

研究分野：ニューラルネットワーク

キーワード：ニューラルネットワーク 情報理論 汎化能力 解釈 情報圧縮

様式 C - 19、F - 19 - 1、Z - 19、CK - 19 (共通)

1. 研究開始当初の背景

競合学習はニューラルネットワークの中で最も重要な位置を占めている学習法の一つである。データの分類、特徴抽出、特徴発見などに広く用いられている。さらに多くのニューラルネットワークの学習法の基盤となっている。しかし、競合学習には、初期の段階から多くの問題点が指摘されている。代表的な問題は、デッドニューロンとニューロンの数である。競合学習では、すべてのニューロンが同じように働き、入力パターンを代表すべきであるが、一部のニューロンはすべての入力パターンに全く反応しなくなることもある。これをデッドニューロンと呼んでいる。さらに、ニューロンの数をいくつにすれば良いのか決めることはできない。ニューロンの数によって結果が大きく異なる場合がある。これらの問題を解決するためにこれまで数多くの方法が提案されてきた。しかし、これらの多くの方法の提案によっても根本的な問題は解決されていない。

2. 研究の目的

そこで、ニューラルネットワークの代表的な競合学習をより一般的な方法に移行する研究をおこなった。これまでの入力パターンとウェイトの類似性(距離)に基づいた(閉じた)競合学習から多様な競合形態を活用する(開かれた)競合学習へと転換しようとした。新しい競合学習は、競合するニューロンの潜在能力に基づいており、これを潜在競合学習と呼んだ。潜在能力は多種多様であり多くの異なる競合形態を生み出すことができる。一般化により、ニューロン数削減、変数選択、スパースコーディングなどの方法を統合し、多種多様な競合形態を持つ多層ニューラルネットワークを学習させることが可能となる。さらにデータに応じて多層ニューラルネットワークの競合形態を変化させ複雑なデータ解析に柔軟に対応できるネットワークを作り出すことを目標とした。

3. 研究の方法

新しい潜在競合学習の研究は、基礎的な三つの研究、すなわち、多様なニューロンの能力、多様な競合の場、多様な競合形態の研究とこれらの研究にも基づいた多層ニューラルネットワークを構築しようとする研究から構成された。多様なニューロンの能力の活用では、ニューロンの競合の基準となる能力をニューロンの潜在能力と考え、この能力は多様な形で実現されていると考えた。多様な競合の場では、ニューラルネットワークの全層を競合の対象とした。次に、複数の競合の形態を許容する学習法の構築しようとした。最後に、この多層化多層化したニューラルネットワークを自由に變形し、与えられたデータに最適の形態を作っていくことができると考えた。

4. 研究成果

ニューラルネットワークの競合学習をより一般的な方法に移行させる研究をおこなってきた。また、多種多様な競合形態を可能にすることによって、与えられた問題に最適なネットワーク形態を生み出す可能性を研究した。この研究の中から、一般化された競合学習は、未知の入力にうまく対応できるだけでなく、これまで不可能とされていた推論過程の解釈に応用できることがわかった。研究の結果、競合学習を相互情報量最大化によって一般化することができ、さらに最大化された情報量を圧縮できることが解明された。

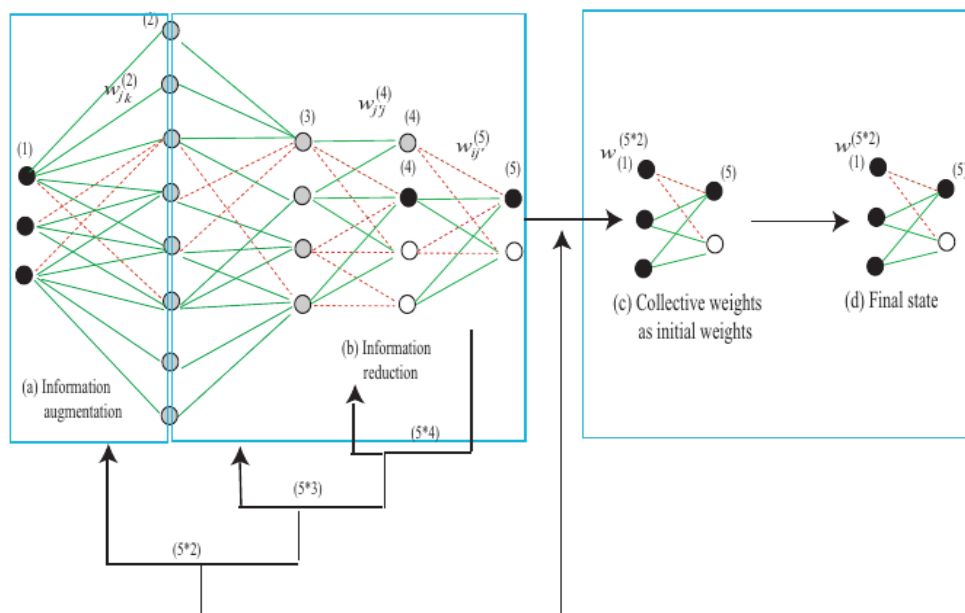
まず、相互情報量の最大化は、競合学習の基本メカニズムである Winner-take-all メカニズムによって実現できることを確認した。ニューラルネットワークにおける情報量最大化の重要性は、研究の初期から指摘されてはいたが、計算方法が複雑であり、広く使用されているとはいえない。しかし、競合学習を情報量最大化の手段として用いることによって情報量最大化の実用化が可能となった。競合学習は、情報量を直接計算するよりも、はるかに単純な方法で、情報量を制御できることが示された。また、競合するニューロンの数を増加させることによって情報量を大きくできることもわかった。このことは、ニューロンの数を大きくした場合、小さい場合と比較して、その性質が異なるネットワークを生み出す可能性を示している。従来、ニューラルネットワークの研究は、ウェイトあるいはニューロンの数を小さくすることによって、その汎化能力を高めようとしてきた。しかし、この研究から、ウェイトとニューロンの数を増加させることによって、その能力を高められることが確認された。

次に、最大化された情報量を圧縮する方法を提案した。圧縮は、ニューラルネットワークを構成するすべてのウェイトを平均することによって求められることがわかった。すなわち、入力層から出力層までの平均経路によって入力と出力の関係を記述できることがわかった。しかし、圧縮には情報の劣化を必然的に伴っている。この劣化を防ぐために、情報量最大化を圧縮の前におこなった。これにより情報の劣化を最小限にすることができることも確認できた。また、情報量の最大化は、ニューラルネットワークが獲得する複雑な情報を、より単純な多くの特徴に分解する働きを持っていることがわかった。この結果、複雑な情報から、重要な情報を抽出することが可能となり、さらに複雑な情報を容易に理解できるものへ変換できることがわかった。

情報圧縮は、下図のニューラルネットワークで行われる。図の左側の層は(a)、競合学習によって情報量を最大化する部門である。右側の層は(b)、最大化された情報量から適切な情報を選び出すために用いられる。情報量最大化部門では、ニューロンを増加させ、情報量を増加させる。また、競合学習を用い、ニューロンを特定の入力パターンに結合させる。これは、増加さ

せたニューロンすべてを用い、入力パターンを表現しようとしていることになる。

情報の圧縮では、層と層の間のウェイトのすべての相関を見ることによって、多層を単層へ圧縮することが可能となった。図(a)と(b)では、ネットワークの後方から段階を踏んで圧縮が行われていることをあらわしている。さらに、各層においてすべてのウェイトの平均をおこない、さらに異なる初期値による結果もすべて平均して圧縮されたウェイトが作られる。図(c)では、情報圧縮されたネットワークが隠れ層のない最も単純なネットワークへ変換されている。変換されたネットワークは、元のネットワークのすべてのウェイトを代表していることになる。また、このネットワークは、単純な回帰分析と同じとなり、入力と出力の関係を読み取ることが可能となる。



この方法を、実際のビジネスデータへ応用した。ビジネスデータ解析では、結果の解釈が最も重要視され、解釈を不得意とするニューラルネットワークの最大の問題点であった。応用の結果、従来の方法よりも、新しいパターンにうまく対応できることがわかった。すなわち、汎化能力を向上できることがわかった。さらに、情報圧縮により、従来の方法、たとえば、ロジスティック回帰分析と比較すると、入力と出力の個別の相関を表現するような学習をおこなうことがわかった。ニューラルネットワークの柔軟性のある学習は、より単純な入力と出力の相関を出力することができることがわかった。

競合学習の一般化から始めた研究は、競合学習と情報量最大化の強い関係を明らかにした。これは、これまで実用化できなかった情報量最大化を簡単な競合学習で実現できることを示している。さらに情報圧縮を実現できることもわかった。この情報圧縮は、ニューラルネットワークの内部表現を明確に理解できる可能性につながっていると考えられる。すなわち、ニューラルネットワークの最大の欠陥である解釈不可能の問題を解決できる方法である。研究成果は、解釈が必要なビジネス、医学などの解釈が必要な分野にニューラルネットワークの応用範囲を広げるものであると確信している。

5. 主な発表論文等

[雑誌論文](計 6 件)

- (1) KAMIMURA, Ryotaro. Supposed Maximum Mutual Information for Improving Generalization and Interpretation of Multi-Layered Neural Networks. Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research, 2019, 9.2: 123-147. <https://doi.org/10.2478/jaiscr-2018-0029>.
- (2) KAMIMURA, Ryotaro. SOM-based information maximization to improve and interpret multi-layered neural networks: From information reduction to information augmentation approach to create new information. Expert Systems with Applications, 2019, 125: 397-411. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.01.056>
- (3) KAMIMURA, Ryotaro; TAKEUCHI, Haruhiko. Sparse semi-autoencoders to solve the vanishing information problem in multi-layered neural networks. Applied Intelligence, 2019, 1-24. <https://doi.org/10.1007/s1048>
- (4) KAMIMURA, Ryotaro. Neural self-compressor: Collective interpretation by

compressing multi-layered neural networks into non-layered networks. *Neurocomputing*, 2019, 323: 12-36. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.09.036>

- (5) KAMIMURA, Ryotaro; KITAGO, Tsubasa. Self-assimilation for solving excessive information acquisition in potential learning. *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research*, 2018, 8.1: 5-29.
- (6) KAMIMURA, Ryotaro. Simplified Information Maximization for Improving Generalization Performance in Multilayered Neural Networks. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016, 2016. <https://doi.org/10.1515/jaiscr-2018-0001>

[学会発表](計 12 件)

- (1) KAMIMURA, Ryotaro. Information Augmentation, Reduction and Compression for Interpreting Multi-layered Neural Networks. In: *Future of Information and Communication Conference*. Springer, Cham, 2019. p. 211-223.
- (2) KAMIMURA, Ryotaro; TAKEUCHI, Haruhiko. Excessive, Selective and Collective Information Processing to Improve and Interpret Multi-layered Neural Networks. In: *Proceedings of SAI Intelligent Systems Conference*. Springer, Cham, 2018. p. 664-675.
- (3) KAMIMURA, Ryotaro; TAKEUCHI, Haruhiko. Autoencoder-Based Excessive Information Generation for Improving and Interpreting Multi-layered Neural Networks. In: *2018 7th International Congress on Advanced Applied Informatics (IIAI-AAI)*. IEEE, 2019. p. 518-523.
- (4) KAMIMURA, Ryotaro. Information-Theoretic Self-compression of Multi-layered Neural Networks. In: *International Conference on Theory and Practice of Natural Computing*. Springer, Cham, 2018. p. 401-413.
- (5) KAMIMURA, Ryotaro. Mutual information maximization for improving and interpreting multi-layered neural networks. In: *2017 IEEE symposium series on computational intelligence (SSCI)*. IEEE, 2017. p. 1-7.
- (6) KAMIMURA, Ryotaro. Potential layer-wise supervised learning for training multi-layered neural networks. In: *2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. IEEE, 2017. p. 2568-2575.
- (7) KAMIMURA, Ryotaro. Selective and cooperative potentiality maximization for improving interpretation and generalization. In: *2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. IEEE, 2017. p. 147-153.
- (8) KAMIMURA, Ryotaro; TAKEUCHI, Haruhiko. Supervised semi-autoencoder learning for multi-layered neural networks. In: *2017 Joint 17th World Congress of International Fuzzy Systems Association and 9th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (IFSA-SCIS)*. IEEE, 2017. p. 1-8.
- (9) KAMIMURA, Ryotaro. Repeated potentiality assimilation: simplifying learning procedures by positive, independent and indirect operation for improving generalization and interpretation. In: *2016 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. IEEE, 2016. p. 803-810.
- (10) KAMIMURA, Ryotaro. Simple and stable internal representation by potential mutual information maximization. In: *International Conference on Engineering Applications of Neural Networks*. Springer, Cham, 2016. p. 309-316.
- (11) KAMIMURA, Ryotaro. Collective interpretation and potential joint information maximization. In: *International Conference on Intelligent Information Processing*. Springer, Cham, 2016. p. 12-21.
- (12) KAMIMURA, Ryotaro. Solving the Vanishing Information Problem with Repeated Potential Mutual Information Maximization. In: *International Conference on Neural*

6 . 研究組織

科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属されます。