

学位論文題名

確率的ニューラルネットワークを用いた連想記憶に関する研究

学位論文内容の要旨

ホップフィールド型ニューラルネットワークを用いた連想記憶モデルに関する研究は物理学におけるスピングラス系との類似性などが特徴的であることなどから、多くの研究者の関心を集め、さまざまな角度からの解析がなされてきた。ネットワークが連想記憶としてうまく機能するためには、1) ネットワークに与えられた全ての記銘パターン、かつこれらのみが想起可能な状態となること、および2) ある記銘パターンにノイズを付加したのから想起を始めた場合に元のパターンを復元する、いわゆる連想能力を有すること、の2点が必要とされる。

一方、ホップフィールド型ニューラルネットワークの確率的な拡張であるボルツマンマシンの学習アルゴリズムを上記の連想記憶モデルの学習過程に導入した場合は、相関学習や直交学習などの学習法を用いた場合に比べ、全ての記銘パターンかつそれらのみを想起可能な状態とするという点で優れていることが数値実験により示されている。しかし、連想記憶の重要な特性である連想能力に関しては、ボルツマンマシンの学習を用いた場合の性質は明らかにはされていない。

一般に、連想能力は記銘パターンの引き込み領域の大きさにより評価することができる。そこで、本研究ではボルツマンマシンの学習を用いた連想記憶モデルにおける各記銘パターンの引き込み領域の大きさを数値実験により解析する。また、記銘パターンが引き込み領域の大きさとして非零のものを有するという条件の下での記憶容量を、数値実験を通して推定する。さらに、連想能力を向上させるための改良として、記銘パターンに故意にノイズを加えたデータから学習を行なう方法を提案し、その有効性を検証する。

本論文は、全部で7章から構成されている。第1章では、ニューラルネットワークおよび連想記憶の研究に関する歴史的経緯、および本研究の背景と目的について述べている。

第2章では、相互結合型のニューラルネットワークであるホップフィールド型ネットワーク、およびそれを用いた自己想起型連想記憶モデルを定義している。また、従来の研究で主に用いられてきた相関学習や直交学習といった学習法について説明し、これらの性質や問題点について論じている。また、相関学習の拡張として、心理学との類似性から提案された反学習というアルゴリズムについても述べている。最後に、記憶容量の定義とこれに関する従来の主な研究結果を紹介している。

第3章では確率的ニューラルネットワークであるボルツマンマシンとその学習アルゴリズムについて述べている。ボルツマンマシンの学習は外界から与えられた確率分布を自らの平衡確率分布で近似するための繰り返しアルゴリズムであり、二つの確率分布間のカルバック情報量を勾配法により最小化するものである。外界の確率分布として記銘パターンのみが一様な確率を持ち、それら以外の状態に対する確率が0であるようなものを与えると、この学習アルゴリズムを連想記憶モデルに導入することができる。この章では、以上のような方

法でボルツマンマシンの学習を行なった場合に、記銘パターンを想起可能とできることと、発生する偽記憶を少なくできることとの両面で、相関学習や直交学習を用いた場合よりも優れた結果が得られる、という従来の研究で得られた結果を示している。さらに、ボルツマンマシンの学習の統計的な性質や、学習アルゴリズムのいくつかの拡張も紹介している。

第4章では、本研究で数値実験を行なうにあたり、連想記憶モデルにおけるボルツマンマシンの学習の条件を予備実験による結果を踏まえて決定した。まず、学習のステップ幅を与える学習係数を次のように求めた。カルバック情報量の変化の下限と上限の算術平均をとった関数を考え、学習の収束時におけるこの関数の極限値を理論的に求め、得られた値を一定な学習係数とした。次に、学習の終了条件に関する解析を行なった。ネットワークが連想記憶としてうまく機能するためには、学習は収束するまで続ける必要はなく、学習過程における早い段階で打ち切ることが可能である。そこで、全ての記銘パターンが想起可能となるような、カルバック情報量の上限および学習ステップ数の下限を数値実験により求めた。この結果を考慮して、学習の終了条件を定めた。

第5章では、ボルツマンマシンの学習を連想記憶モデルの学習過程に導入した場合の各記銘パターンの引き込み領域の大きさを数値実験により解析し、他の学習を用いた場合との比較を行なった。直交学習を用いた場合は、記銘パターンは全て想起可能であるものの、引き込み領域は非常に小さいことが確認された。一方、ボルツマンマシンの学習を用いた場合については、直交学習などの場合と比較して相対的に優れていることが示された。しかし、ネットワークの素子数に対するパターン数の割合、すなわち記憶率が大きい場合は、引き込み領域はそれほど大きくないことが明らかになった。したがって、このときの記憶容量を議論する場合には、全てのパターンが想起可能というだけでなく、引き込み領域の大きさを考慮に入れることが不可欠であることを指摘し、以下の方法でこの場合の記憶容量を推定した。まず、連想能力を示すデータ点列を非線形関数で近似し、この関数の形状を観察することで、素子数が増加した場合の引き込み領域の大きさの変化を調べた。その結果、ある記憶率以下では素子数の増加により引き込み領域が拡大するが、それ以上では引き込み領域の大きさが減衰するような臨界現象が見られることを示した。このときの記憶率の値は、記銘パターンが引き込み領域の大きさとして非零の値を持つための臨界値であると考えられる。したがって、この記憶率を引き込み領域の大きさを考慮に入れた記憶容量と見なし、従来相関学習を用いた場合の記憶容量として知られる値を大きく上回る値を得た。このことにより、ボルツマンマシンの学習が連想記憶モデルの学習方法として有効であることを定量的に示すことができた。

第6章では、ボルツマンマシンの学習を用いた場合に、各記銘パターンの引き込み領域を拡大するための改良法として、各パターンにわずかなノイズを加えたデータに基づいて学習を行なう方法を提案する。引き込み領域を拡大することはネットワークのエネルギー関数の谷を拡大することに他ならない。そこで、外界の確率分布として、記銘パターンのみが確率を持つのではなく、これらのパターンとハミング距離の意味で近いパターンほど大きな確率を持つようなものを考えれば、学習の結果、引き込み領域が拡大されることが期待される。この章では、このような確率分布を外界から与える方法を提案し、これに基づいてボルツマンマシンの学習を行なった場合に、偽記憶の個数を減少させることや引き込み領域もある程度拡大すること、すなわち連想能力を向上させることが可能であることを数値実験により示唆した。

第7章は結論であり、本研究のまとめと今後の課題および展望について述べている。

# 学位論文審査の要旨

主 査 教 授 伊 達 惇  
副 査 教 授 新 保 勝  
副 査 教 授 佐 藤 義 治

## 学 位 論 文 題 名

### 確率的ニューラルネットワークを用いた連想記憶に関する研究

相互結合型ニューラルネットワークの一種であるホップフィールド型ネットワークを用いた連想記憶モデルに関する研究は、学習や想起アルゴリズムの改良法の提案、引き込み領域の形状や記憶容量などといった性能に関する解析など、幅広く活発に行なわれている。

ホップフィールド型ネットワークの確率的拡張であるボルツマンマシンの学習アルゴリズムを上記の連想記憶モデルに導入すると、従来の主な学習法を用いた場合に比べ、与えられた全ての記銘パターンが想起可能となること、および記銘パターン以外の想起可能な状態である偽記憶が少ないことの両面で優れていることが数値実験により示されている。しかし、連想記憶の重要な性質である連想能力、すなわちある記銘パターンに近い初期状態から元のパターンを復元する能力に関しては、ボルツマンマシンの学習を用いた場合の性質は明らかにされておらず、十分な解析が行なわれてきたとは言い難い。

本論文は、このような状況にあるボルツマンマシンの学習を用いた連想記憶モデルについて、連想能力の解析を行ない、その結果を考慮した上で記憶容量の推定を行なうこと、また、連想能力を向上させるための学習法の改良を行なうことを主たる目的としたものである。

第2章では、ホップフィールド型ニューラルネットワークとそれを用いた連想記憶モデルを紹介して特徴を整理し、従来主に用いられてきた学習法の性質や問題点を述べている。さらに、記憶容量に関して、定義や従来の主な知見を整理している。

第3章では、確率的ニューラルネットワークであるボルツマンマシンおよびその学習アルゴリズムについて説明している。また、外界の確率分布として、ネットワークに与えられたパターンのみが一様な確率を持ち、それら以外の状態に対する確率が0であるようなものを与えることにより、この学習アルゴリズムが連想記憶の学習法として導入できることを述べている。さらに、この方法を用いた場合が、記銘パターンを想起可能な状態にできることと発生する偽記憶を減少できることの両面で、従来の相関学習や直交学習を用いた場合と比較して優れていることを示している。また、ボルツマンマシンが統計的モデルの一つとして捉えられることを指摘し、統計的推定の方法をシステムとして具現化するものであることを主張しており、そのような観点に基づいて学習アルゴリズムを拡張する方法を示している。

第4章では、連想記憶のためのボルツマンマシンの学習の条件に関する予備実験を行なっている。まず学習係数に関する検討を行ない、学習の1ステップにおけるカルバック情報量の変化量の上限と下限の平均を最大にするような定数係数を用いることを提案している。また、本研究で用いる学習の終了条件が、ネットワークが連想記憶として機能するために十分なものであり、かつ判定のための計算量が比較的少ないことを検証している。

第5章では、ボルツマンマシンの学習を連想記憶モデルに導入した場合の各記銘パターンの引き込み領域の大きさ、すなわち連想能力の高さを数値実験により解析している。その結果により、ボルツマンマシンの学習を用いた場合は、他の学習法と比較して相対的には大きな引き込み領域を有するが、ネットワークの素子数に対する記銘パターン数、すなわち記憶率が高い場合は、絶対的に連想能力が高いとは言えないことを示している。このため記憶容量を議論する場合にも、各パターンが引き込み領域として半径が非零のものを有することを考慮に入れる必要性を改めて強調し、素子数の変化による引き込み領域の大きさの変動を数値実験を通して調べることにより、本論文の方法による記憶容量が従来の相関学習を用いた場合の容量を上回ることを示している。このことにより、ボルツマンマシンの学習が連想記憶のための学習法として優れていることを定量的に評価している。

第6章では、ボルツマンマシンの学習を用いた場合の連想能力を向上するための改良法を提案している。この方法は、各記銘パターンに所定の方法でノイズを与えたデータが、記銘パターンにハミング距離で近い状態ほど高い確率を持つような分布をなすことに注目したものである。ノイズを含むパターンのなす確率分布を外界の分布として与え、学習を行なうことで、発生する偽記憶の個数を減少させること、および連想能力を向上させることが可能であることを数値実験を通して示している。

以上を要するに、著者は、連想記憶における確率的ニューラルネットワークを用いた学習の有効性を示し、統計的推定の理論と神経回路網モデルに関する理論の関連性について有益な新知見を得ており、今後の情報工学の発展に貢献するところ大なるものがある。

よって著者は北海道大学博士（工学）の学位を授与される資格あるものと認める。