

氏 名	矢 内 浩 文
授 与 学 位	工 学 博 士
学位授与年月日	平成 2 年 3 月 28 日
学位授与の根拠法規	学位規則第 5 条第 1 項
研究科, 専攻の名称	東北大学大学院工学研究科 (博士課程) 電子工学専攻
学 位 論 文 題 目	神経回路網モデルの要素構成と情報処理能力
指 導 教 官	東北大学教授 澤田 康次
論 文 審 査 委 員	東北大学教授 澤田 康次 東北大学教授 野口 正一 東北大学教授 星宮 望 東北大学助教授 中島 康治

論 文 内 容 要 旨

序 章

神経回路網モデルは、生物の神経系を数理的に単純化して表現したものである。その目的は、それを通して神経系、特に中枢としての脳の機能を納得、説明する事と共に、より抽象的な見方で、並列に分散・多重情報を処理する機構の解明への手がかりとするという事にある。何れの目的にとっても、モデルの出発点は生物の神経系である。生物は神経系を含めて、克服と活用を繰り返して、その生存環境に対して都合のよい方式を獲得してきたと思われ、そこで行われている処理の原理を探ろうという場合に、何が本質的であるのかが非常に分かりにくくなっている。このような時にこそ、要素的な部分（神経系でいえば神経細胞とそれらの結合部分であるシナプス）を数式で表現し、それらから構成されるシステムの性質を調べるという構成的な方法が有用になる。

神経回路網モデルの性質を正しく理解するためには、ある決まった要素から構成されるシステムの性能の限界を明確にしておかなければならない。その目的のために、この論文では、最も基本的な形のモデルを用いて、システムとしての情報処理能力、特に連想（連想的情報処理）の能力と構成要素（素子：神経細胞に相当、結合：シナプスに相当）の関係、更には、連想能力と構成形態（素子相互の結合形態）の関係を調べる。

第 1 章 神経回路網モデルの構成

神経回路網モデルは、多入力で 1 出力の閾値素子が相互に結合した回路網としてモデル化する事

が多い。これは神経系の機能をごく単純にモデル化したものであるので、モデルには取り入れていない（本質的でないとされている）性質がモデルの性能の限界を変える要因になる可能性がいくらでもある。そうすると、これまで扱われてきたモデルは可能な多数のモデル化の少数であり、より多様なモデルによる議論が必要となる。例えば、現実の神経細胞の応答特性にはヒステリシス特性や不応期特性というような履歴が必然的に入ってくる。これら履歴が情報処理に何らかの役割を果たすのかどうかを調べる事も大切である。離散モデルでいえば、最も単純には素子の自己結合で履歴の影響を調べる事ができる（第3章）。

第2章 神経回路網モデルによる連想のモデルの概論

神経回路網モデルの情報処理としては、基本的かつ重要である連想を取り上げて議論するので、この章では連想とは何かについて定め、連想能力の高さの基準について述べ、これまで知られている事実を概観する。

私たちが連想という言葉を用いるのは、思考に関わる場合についてであるが、ここではより一般的に、情報の連鎖、或いは不完全なきっかけから完全に近い情報を再生する事を連想と呼び、前者を系列連想、後者を自己連想と呼ぶ。連想という言葉をおのづかに広い意味で用いるならば、人間の思考をはじめとするすべての行動を連想という枠組みで捉える事も可能であろう。

回路網の状態或いは記憶パターンは各成分が±1を取るN次元のベクトルとして表現される。連想過程を時刻tでの回路網の状態と記憶パターンとの類似度 l_t の力学として記述する。類似度は回路網の状態と記憶との方向余弦で、状態と記憶が一致していれば $l_t = 1$ 、両者が全く関係なければ $l_t = 0$ である。

回路網の状態が記憶の十分近くに留まる（ $l_t \approx 1$ ）時記憶パターン数は記憶容量内であるといひ、相関学習型の結合を持つ自己或いは系列連想モデルにランダムなパターンを記憶させ、履歴のない（自己結合が零の）素子を用いる場合の記憶容量が求められている。また、記憶容量内ならば記憶を再生するための最小のきっかけ（ l_{th} ）が存在し、初期状態が $l_0 > l_{th}$ ならば十分の時間の後に l_t は1に近い値に収束し、そうでなければ記憶には近づかないという事が知られている。

第3章 素子の応答特性の変更が神経回路網モデルの連想能力を向上させる事について——様構造の回路網

神経回路網モデルの連想能力を的確に評価するためには、まず各素子の応答特性が回路網としての振舞いにどう関わるかを明らかにしなければならない。これまでおもに用いられてきているモデルでは、離散モデルにおいては自己結合のない閾値素子、連想モデルにおいてはシグモイド型の応答特性を持ち応答に時間遅れのない素子が用いられている。ところが、現実の神経細胞には不応期がある上、パルスの発生が素子の履歴に依存するヒステリシス特性など様々な性質を持っている。モデルの設定をむやみに複雑にしては本質を見失う可能性があるが、また一方で、既存のモデルに固執しては潜在的な性能を見逃す恐れがある。

そこで、この章では、回路網の構成素子の応答特性の変更が神経回路網モデルの連想能力に及ぼ

す効果を数値実験及び統計神経力学による解析に基づいて調べる。離散モデルについては素子の自己結合の多きさ b を応答特性の表現のためのパラメータとする。自己結合の大きさは、素子の 1 時刻前の状態の履歴が次の状態に関わる大きさであるので、 $b > 0$ ならばヒステリシス特性を、 $b < 0$ ならば不応期特性を表現すると考えられる。連続モデルについては、入力に対して一次遅れで応答する素子としてモデル化する。

結果は次のようにまとめられる。

離散モデルによる自己連想については、記憶パターンがランダムな場合、 $b \approx$ (記憶の負荷率) と選んだ時に最も小さなきっかけ (l_0) から記憶を再生できる。

離散モデルによる系列連想については、系列の隣合うパターンに相関 q (全く同じパターンが続くなら $q = 1$, 無相関ならば $q = 0$) がある場合には、系列の長さに依存するが、 $b \approx -q$ の時に系列再生能力が最も高い。

連続モデルでは自己連想について調べ、素子が応答に遅れない非線形増幅器、素子が飽和のある積分器の両極端な 2 つの場合について主に検討し、後者の方が回路網のパラメータ (結合強度の絶対的な多きさなど) のより広い範囲で期待通りに動作する。

第 4 章 結合の強さの適応規則と神経回路網モデルの連想能力の関係

これまで神経回路網モデルの情報処理を議論する際には、結合の強さなどの適応規則を記述するパラメータが最適に設定されている場合が殆どである。しかしながら、神経系の特徴は予期に反した環境に対しても適応できる柔軟性である。そこで、この章では、系列連想を取り上げ、基本的かつ単純な範囲で 3 種の適応規則を定式化し、それらの規則で作られる回路網の連想について、ロバスト性に注意して調べる。

適応規則は、素子 j から素子 i への結合強度 w_{ij} の変化量 Δw_{ij} が、結合の適応状況に依存せず新たに示されたパターンのみで決まるような (一方的な) 3 種を考える (例えば、記憶パターン相互の干渉が小さくなるように結合を決めようとする、新しい記憶を入れる時に既にどのような記憶が入っているかを知らなければならず、適応は必然的に非一方的となる)。素子 i の時刻 t での状態を x_i とする時、

$$\Delta w_{ij} \propto \begin{cases} (x_{j^{t+1}} - a_j) (x_j - a_j) & \text{SS型} \\ (x_{j^{t+1}} - x_j) (x_j - a_j) & \text{DS型} \\ (x_{j^{t+1}} - x_j) (x_j - x_{j^{t-1}}) & \text{DD型} \end{cases}$$

とする。ただし、 a_j は定数である。SS型は素子の状態の積に基づいて適応する型で、基本的には相関学習型或いは Hebb 型と同じである。DD型は素子の状態変化の積に基づき適応する型で、DS型はそれらの中間的である。

例えば、各成分の平均値が定まっているようなパターンを記憶しようとする場合、各パラメータ、特に a_j を適切に選んだとすると、連想能力は $SS > DS > DD$ の順である。しかし、予期したパターンと実際に出現するパターンの各成分の平均値が少しでも違えば SS , DS 型は役に立たなくなる、つまりロバスト性が低い。一方、DD型は、予期と実際の平均値に少々の違いがあっても大

きな影響は受けず、ロバスト性が高いといえる。

このような事から、潜在的に性能のより高いSS型を有効的に活用するためには、記憶パターンの成分の平均値の予測機構が不可欠である。全記憶パターン数があまり大きくなく、平均値が正確に予測できない上、適応機構を単純化したい場合にはDD型がよい。

第5章 神経回路網モデルにおける素子相互の結合形態と連想能力の関係

一様でなく何らかの構造がある場合に連想能力がどのように変わるかを調べておく事は重要である。例えば、脳において神経細胞は一様に全結合しているのではなく、結合は構造化し、各部は機能を分担している。これは神経回路網の進化にとって必然的であったのか、それとも偶然なのか、それを調べるためには、構造化によって何らかの有利な点が生まれるかどうかを調べる事がヒントになるだろう。

はじめに、相関学習型の結合で全結合している自己連想モデルを元に、結合のいくつかをランダムに切断し結合率を c ($0 < c \leq 1$)とした場合を例に説明する。解析によれば、結合1本当たりの記憶容量は c が減少すると共に単調に増加する。これは数値実験結果とよく一致する。記憶可能な最大パターン数 M_{max} で表現すれば、結合率 c の減少と共に M_{max} は単調に減少するが、 c が半分になっても M_{max} は半分にまでは小さくならないという事である。

切断がランダムではなく構造的である場合は、連想の性質は c のみではなく形態にも依存する。 c を一定にしたとすると、素子を層状に配置し、層内にはできるだけ結合がなく、主に層間に結合があるようにするとき最も記憶容量が大きくなる。

この他、層状構造回路網では各層になるべく関連のないパターンを割り振った方が連想能力が高くなる事や、通常の相関学習では記憶できないパターンを、閾値に適応性のある素子を隠れ層に用いた構造の回路網でうまく記憶できる事などを述べる。

終章

神経回路網モデルの素子の応用特性、結合の適応規則、素子相互の結合形態の違いが、モデルのシステムとしての連想能力、或いはロバスト性に関わる様子を明らかにした。

審査結果の要旨

神経回路網のモデル化は、神経細胞に対してしきい値素子を用いる McCulloch-Pitts の提案とシナプスの可塑性に対する Hebb の提案に始まり、脳における知的情報処理機構の構成論的解明と神経回路網の並列性を生かした情報処理能力の研究が続けられてきた。

著者は、このようなモデル神経回路網の素子特性、適応規則、回路構成等が連想能力を主とした情報処理能力に及ぼす影響について統計解析の手法と数値計算によって、総合的かつ定量的研究を行った。本論文はこれらの成果をまとめたもので序章及び終章を含め全編7章からなる。

序章では本研究の背景と論文の構成について述べている。第1章では、生体神経系の特性を概観することにより、従来のモデルにおいては考慮されなかった問題点を探っている。

第2章では、モデル系の情報処理能力を定量化するために、記憶状態と連想過程の状態との類似度 l_i と記憶状態に到達するための最小類似度 l_{i1} を定義した。

第3章では、ランダムな記憶パターンが埋めこまれている神経回路網において素子特性にヒステリシスを持たせた場合に連想能力が向上することを類似度の離散ダイナミックスを用いて示した。ヒステリシス強度は、自己連想の場合は記憶の負荷率と同程度の正の値に、系列連想の場合には系列間の相関値と同程度で逆符号の値に選ぶのが最適であることを示したことは高く評価される。

第4章では、シナプス強度の適応則として従来の状態・状態相関型 (S・S型) の他に、差分・状態相関型 (D・S型) 及び差分・差分相関型 (D・D型) の3種類を考え、それぞれの系列連想能力を比較した。記憶すべきパターンの平均的性質が既知の場合は S・S型が、それでない場合は D・D型が優れていることを指摘した。

第5章では、回路構成と記憶容量との関係を論じている。種々の構成方法のうち、層状構造を持つ回路の記憶容量が最も大きいこと、またランダムに結合を切断した回路では、結合率の減少とともに相対的記憶容量が増大すること等興味深い結果を得ているのは評価できる。終章は結論である。

以上要するに、本論文はモデル神経回路網のモデル神経素子の特性、モデルシナプスの学習方式及び回路構成法における可能なバリエーションを提案し、それぞれの場合について情報処理能力を解析し、多くの有用な知見を得たもので、電子工学、神経情報工学の発展に寄与するところが少ない。

よって、本論文は工学博士の学位論文として合格と認める。