

# 記憶構造観測のための神経網シミュレーション

† 京都大学大学院情報学研究科 ‡ 京都大学工学部情報学科  
津邑 公暁† 三輪 忍‡ 五島 正裕† 富田 眞治†  
{tsumura, miwa, goshima, tomita}@kuis.kyoto-u.ac.jp

## A nerve network simulation for finding brain-like memory structure

†Grad. School of Informatics ‡School of Informatics and Mathematical Science  
Kyoto Univ. Faculty of Engineering, Kyoto Univ.  
TOMOAKI TSUMURA† SHINOBU MIWA‡ MASAHIRO GOSHIMA† SHINJI TOMITA†

### Abstract

For the purpose of finding brain memory structure, we have been doing simulations of nerve network. In this paper, our simulation models and simulation processes are mentioned. Our simulator model has loop structures modeled after the parahippocampal gyrus, and has special nerve cells as somatosensory system. The structures would enable it to express short-term memory. We implemented the simulator on discrete event system.

**Keywords:** nerve network simulation, integrator model, discrete event system

## 1 はじめに

人間のように柔軟な知的システムは、どうすれば構成できるだろうか。

我々は、その本質が記憶構造にあると考える。たとえばそれは概念ノードのネットワークのようなものでなく、もっと「場」のような形で知識は保存されているであろう。問題解決のプロセスにおいては、状態遷移を保持する短期的な記憶もまた不可欠である。

そこで知識の単純な記号化は避け、記憶構造や学習といった従来は明示的に与えられてきたものの正しいと思われる方法を、神経網のシミュレーションを通じて発見したいと考えている。

本研究の目的は、決して 脳 の記憶構造 を知ることではない。脳における記憶構造は、有機質で構成することにおいてほぼ最適解である可能性はある。しかし計算機上で表現するのに必ずしも向いているとは限らないであろう。ただ、実際に我々の望むことを実現している脳は、手本として採用するにはよいモデルであると考ええる。

本稿では、我々の目的のもとに採用した神経網のシミュレーションモデルについて説明する。また、そのモデルによる離散時刻シミュレーション手法について述べる。

## 2 シミュレーションモデル

本章では、本研究で神経網シミュレーションを行うにあたって採用しているモデルについて述べる。

### 2.1 インパルスの時間要素

神経細胞の数値モデルには、樹状突起の電導特性やイオンコンダクタンスなどの微細な特徴まで記述したモデルから、McCullock&Pitts による有名な形式ニューロンモデルのような単純なものまで、さまざまなものが提案されている。

前者のような詳細なモデルは、神経細胞のかなりの性質を記述し得るものであるが、シミュレーションの際には計算量が膨大になりすぎる。また本研究自体、単一の神経細胞に関する理解を目的とはしていない。知能は、中間的なスケールの物理現象であり、もう少し巨視的なレベルでの理解が必要であると考ええる。

逆に後者に代表される荷重による線形和モデルでは、スパイク発火帯における興奮性シナプス後電位 (epsp) の空間的加算のみを表現している。このため飽和特性<sup>1</sup>を導入することで入力インパルスの時間的加算要素を、発火頻度の平均値という簡略化した形で組みこむことになってしまう。

我々は、これらの中間に位置するパルス動作型ニューロンモデルを採用する。これは、いわゆるインテグレータを用いた概念で説明されるモデルであり [Tuc89]、指

<sup>1</sup>一般にシグモイド関数などで表されることが多い。

数関数的に変化する膜電位によってパルス到着の時刻や時間間隔の情報も扱うことができる。

## 2.2 短期記憶

陳述記憶に海馬 (hippocampus) が関わっていることは広く知られている。この海馬の、記憶における役割に関し、Squire の仮説というのがある。海馬周辺にはいくつかの閉回路が存在し、刺激がその閉回路を巡回することが記憶にとって大きな意味があるのではないかというものである (図 1)。

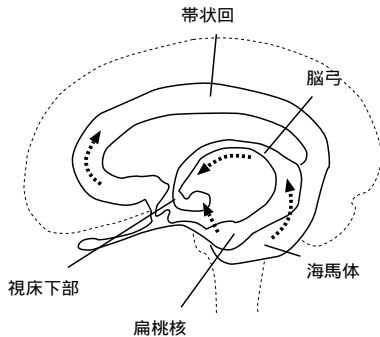


図 1: Squire の仮説: 傍海馬回における刺激の循環が、記憶に重要な役割を果たしている。

ある問題を解決するとき数段のステップを経る必要がある場合がある。その場合は、前状態、あるいは過去に自分が経てきた状態遷移を記憶しておく必要がある。

我々は、ネットワークにおけるループ構造こそがこの状態の記憶のために必要なものであると考える。信号がループを巡ることによって遅延された過去の信号が現在の処理に影響を及ぼすことが可能となり、ステートマシンの動きをすることができる。

この考えに基づき、傍海馬回 (parahippocampal gyrus) のような信号の巡回が可能となるよう、これに似せたループ構造をネットワークモデルに導入している。

## 2.3 運動系

神経網モデルは、ある意味一人の人間に対応すべきものである。そう考えるとき、モデルを構成するにおいて運動系を別にしてしまうのは問題があると思われる。

体性感覚 (somatic senses) と呼ばれる感覚は、筋や関節に生じる深部感覚を含んでおり、運動と密接な関係がある。これによって我々は自身の運動を認識することができる。

これを処理する体性感覚野 (somatosensory cortex) からの情報は、被殻を通して基底核へと入ることが知られている (図 2)。つまり、運動によって発生した体性感覚が、運動へとフィードバックされているということである。

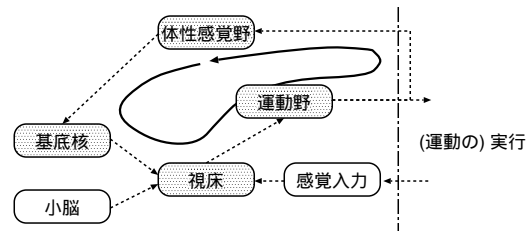


図 2: 哺乳類運動系の関連図 (一部)。体性感覚が巡って、運動自体に影響を及ぼす。

自身の運動を認識するにおいて、外界からの入力だけでは不十分である。外界は一般にいくつかのパラメータによって単純化して表される。これは、パラメータの一致が必ずしも外界の状態の一致を意味しないことになる。つまり運動の結果 同じパラメータで表される外界状態へと遷移した場合、自身の運動を認識できないことになってしまう。

本シミュレーションモデルでは、体性感覚に相当するような神経細胞を用意し、ネットワーク全体の出力からその細胞へ入力を与えてやることにする。これによって、自身の運動を認識できなくなることを防ぐことができる。

## 2.4 学習

このシミュレーションにおいて「学習」とは、神経細胞の発火に関連づけられる神経細胞どうしの結合の強化; すなわちシナプス学習である。また GA による個体選別も「学習」であろう。

本研究においては、GA のプロセスによって優良個体を発現させることが主目的であり、個体ひとつに対して複雑な学習則を適用したりはしない。これは、学習則それ自体がネットワーク自身によって構成されるべきものであると考えるからである。

教師つき学習などの高度な学習規則を与えることによって、良い個体が出現するのは早まるだろう。しかし、その結果生じた記憶構造はその学習規則に適したそれであり、必ずしも我々の求めているものではない。

神経細胞どうしの結合の強化は、発火が起こる度にそれに寄与した入力側ニューロンに起こるわけではなく、その神経細胞の発火頻度がある程度高くなったところで起こる。

つまり、発火が起こった時刻からその発火によって生じた脱分極が終了するまでの間の  $\text{Ca}^{2+}$  濃度に依存すると考える [Kan90]。

これに基づき、脱分極終了時刻 (不応期が終わる時刻) のタイミングで結合の強化 すなわちシナプス学習を実行する。発火に寄与したものを見落とさないため、学習は 不応期が終了する時刻に行う。不応期中に届いたパルスも、寄与したとみなすべきだと考えるためである。

### 3 シミュレータの実装

#### 3.1 離散事象シミュレーション

パルス駆動型モデルでは、一度 神経細胞が発火するとその膜電位 (興奮状態) はすぐにおさまるのではなく、徐々に減衰していくと考える。

このようなモデルで、毎回その膜電位を計算していたのでは、非常に計算コストが大きくなる。また、細胞終端のシナプスに信号が到達するまでの遅延時間 (細胞間距離を表すもの) も各細胞ごとに設定されているため、これも考慮しなくてはならない。

各細胞における計算の目的は、その膜電位が閾値を超えるかどうかを確認することである。ある細胞の膜電位が閾値を超えるのがどういう場合かを考えてみると、膜電位は入力パルスの荷重和で与えられるので、入力パルスが変化したときであることが分かる。

また、この方法では変化した信号が明らかであるため、減衰の式とパルス到着時刻さえ得られれば、簡単に現時点での入力値を計算できる。

よって、この入力パルスの変化をひとつの事象として、離散事象シミュレーションの手法によってシミュレーションを行うものとする。

#### 3.2 処理の流れ

一般には、信号の伝達する方向に更新を行うと、下流では更新後の「未来の値」を参照することになって正しく計算できない。下流から更新を行えばこの状況を避けることができるが、本モデルはループ構造を持つためこれも可能ではない。

一般には何らかの方法で更新後の値を別の場所に一時的に保存しておき、更新後の値がすべて得られた時点でその値を書き戻すという方法を採用。しかし今回のシミュレーションでは、上流から下流に伝達されるのはイベントの発生のみである。すなわち、下流のニューロンは上流のニューロンの膜電位や閾値電位などを参

照するわけではない。したがって、上述のような問題は基本的には発生せず、この点に関しては問題がない。

この他に、離散事象でニューロンの値を更新するにおいて問題となる点として、以下のものが考えられる。

発火時の膜電位更新 同時刻に複数の入力があり、そのすべての入力の寄与を計算しないうちにそのニューロンが発火することが分かった場合。そこで発火したとして膜電位をリセットしてしまうと、それ以外の入力の寄与が発火後の入力として扱われてしまう。

シナプス学習による強化 遅延時間が離散的なので、同時の入力によって発火するという事は多い。発火時にリセットしたのでは、上流のニューロンの番号などの人為的なものによって学習の効果が変わってしまい、都合が悪い。

これらの問題を避けるためニューロンの値の更新は、

1. すべての入力の寄与を計算
2. 発火の判断

の 2 フェイズで行うようにした。

#### 3.3 電位の計算

パルス動作型ニューロンモデルでは、ニューロンの膜電位および閾値を計算するにあたって、指数関数の計算が必要となる。

ただしこのシミュレーションモデルでは、電位の精度は 8bit もあれば十分でありそれほど精度を必要としない。よって、テーブル参照によって指数関数を計算するようにしている。

実際にはテーブル参照は inline 展開されるため、1 回の条件分岐と 1 回のメモリ・アクセス程度のコストで必要な計算を行うことができることになる。これにより、シミュレーション実行時間の主要部分を大幅に削減することが可能となっている。

### 4 トレーニング環境

現在、前章までに述べたシミュレータを用い、さまざまな迷路問題を解かせることによってシミュレーションを行っている。各結合に対応する重み全てと、学習のし易さを個体のパラメータとし、GA を用いて優良個体を残すことを目的とする。

## 4.1 迷路問題における記憶

神経網モデルには、周囲の壁の情報を入力として与え、進行方向を出力させることにする。

結合強度の分布という形で、問題一般に関する解き方が獲得されると考えられる。これは長期の記憶にあたる。

また迷路問題は、自分の前状態を記憶しておかないとうまく解くことができない。ここで前状態とは、前の時刻に自分がどちらから来たかという情報であり、短期的な記憶として保持される必要がある。

各個体には、現在自分が向いている方向という情報を敢えて与えないようにしてある。これはすなわち前状態を表す情報であり、それを記憶する手段は自ら獲得させないといけないからである。

モデル面から見ると、前時刻における入力はループ内を巡ることによってある程度の遅延時間後にまで残すことが可能である。また、前出力によって起こした行動が体性感覚として入力される。つまり記憶するための構造は用意されていることになり、ここに短期記憶を保持するための構造が発生すると考えられる。

## 4.2 初期構造

1 個体 (神経網) は、入出力層を除いて3つの層から成るとする。各層は基本的に全結合で繋ぐものとする (図 3)。

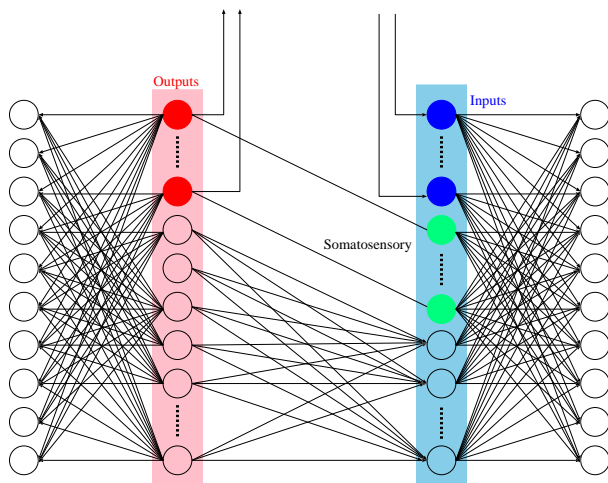


図 3: 出力ノードから、体性感覚とみなすノードへ枝が繋がれている。図の左端と右端も連結されており、全体としてループ構造を成している。

第1層には、外界の情報を受けとる5つの入力ノードと、出力ノードの情報を受けとる4つの体性感覚ノードが含まれる。5つの入力は、それぞれ自分の周囲の

各方角の壁の状態と、自分が迷路内のゴールに位置しているかどうかの情報が与えられる。

最終層には、運動を出力する4つの出力ノードが含まれる。やはりそれぞれは各方角に対応する。最終層の残りのノードは、ネットワーク全体でループ構造を形成するために、第1層にある特殊ノード以外のノードに結合するものとする。

初期パラメータすなわち各荷重の値は、初期状態でもある程度迷路内を動きまわるように入出力近辺のものを適切に設定しておく。その他のノードに関しては、入出力への影響が殆ど出ない小さな値に設定しておく。

つまり初期状態では、意味のある荷重の分布範囲が入出力近辺だけであるというようにする。この分布範囲はGAの過程によって拡大されていくべきものである。

## 5 おわりに

本稿では、シンボリックでない記憶構造を発生させることを目的とした神経網のシミュレーションモデルを提案した。また、そのモデルに基づいて作成したシミュレータおよびその実行方法について説明した。

現在 離散事象管理によるシミュレータが完成し、小規模なネットワークモデルを用いて、実際にシミュレーションを開始している。

また神経細胞モデルにおいては、馴化 (habituation) と呼ばれる応答低下現象や、促進 (facilitation) と呼ばれる eppsp の増大現象を組みこんだ拡張も行いたいと考えている。

## 参考文献

- [Kan90] K. Kaneko. Clustering, coding, switching, hierarchical ordering, and control in a network of chaotic elements. *Physica D*, 41:137–172, 1990.
- [Tuc89] H. C. Tuckwell. Stochastic processes in the neurosciences. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, 1989.