

視覚系大域的トポグラフィックマッピングの 自動形成の計算機シミュレーション

松田源立[†] 山口和紀[†]

従来、脳のトポグラフィックマッピングの形成に関する理論的な研究は、主に、Hebb 則に基づく計算機シミュレーションの手法によって行われてきた。しかし、Hebb 則に基づく自己組織化では、眼優位性コラムや方位選択性コラムのような局所的なコラム構造の形成はシミュレーションできても、大域的なトポグラフィックマッピング、たとえば、網膜から視覚野への網膜部位対応や体性感覚野における体部位対応などの形成をモデル化し、シミュレーションすることは困難である。本稿では、人間の認知機構、神経機構についてすでに知られているいくつかの事実に基づき、次のような大域的トポグラフィックマッピングの形成原理を提案する。「大域的トポグラフィックマッピングは、同時に値が変化しやすい入力ニューロンに対応する部位が、大脳皮質上の空間的に隣接した部分に集まってくることによって形成される」。そして、この原理をモデル化し、視覚系大域的トポグラフィックマッピング（網膜部位対応）の形成の計算機シミュレーションを行うことにより、その妥当性および汎用性について議論する。

Computer Simulation of the Formation of Visual System Global Topographic Mapping

YOSHITATSU MATSUDA[†] and KAZUNORI YAMAGUCHI[†]

Theoretical researches on the formation of brain topographic mapping have been carried out by computer simulation based on Hebb's law, which shows that self-organization based on Hebb's law can model the formation of local column structure as ocular dominance column or orientation column. However, the self-organization based on Hebb's law cannot model the formation of global topographic mapping such as retinotopic mapping in visual system or somatotopic mapping in somatosensory system. In this paper, we examine some well known facts of human cognitive and neuron system and introduce a principle for forming a global topographic mapping: "Global topographic mapping is formed by the law that draws cortex neurons spacially nearer, which correspond to input neurons that frequently change their values simultaneously." We model this law, carry out computer simulation of the formation of visual system global topographic mapping (retinotopic mapping), and discuss this law's relevance and generality.

1. はじめに

人間の頭脳の構造を計算機を道具として理論的な側面から分析する研究は、現在までに、数多く行われてきた。それらの研究の中でも、視覚野におけるコラム構造の形成を Hebb 則による自己組織化によって説明する研究は大きな成果をあげてきた^{1),4),5)}。今日では、ある種の構造を持った入力に対して Hebb 則に基づいた計算機シミュレーションを行うことで、視覚野における方位選択性コラムや眼優位性コラムに相当するものを自動的に形成させることができることが知られて

いる。しかし、視覚系におけるトポグラフィックマッピング（2つの神経場の連続的な対応関係）は、方位選択性コラムや眼優位性コラムのような微細なコラム構造のみではなく、網膜部位対応と呼ばれる大域的なコラム構造を含む。この大域的なトポグラフィックマッピングの形成に関しては、Hebb 則に基づく従来の研究では、ほとんどふれられてこなかった。本稿では、人間の認知機構、神経機構についての既知の事実に基づいていくつかの仮説を導入する。この仮説から、ある種のパターンを持った入力を受けて、大域的トポグラフィックマッピングを自動形成する原理を導出する。そして、この原理に基づいて視覚系に関して計算機シミュレーションを行い、その結果、視覚系大域的トポグラフィックマッピング（いわゆる網膜部位対応）が

[†] 東京大学大学院総合文化研究科広域科学専攻広域システム科学系
Department of Graphic and Computer Science, Graduate School of Arts and Sciences, the University of Tokyo

形成されることを確認する。

大域的トポグラフィックマッピングの形成を計算機でシミュレーションする研究があまり進まなかった理由には、次の3点があげられる。

- (1) Hebb 則による神経場の自己組織化で、大域的トポグラフィックマッピングの形成をモデル化し、シミュレーションを行うのはHebb 則の性質上非常に困難である（これについては2章で述べる）。
- (2) 生理学的知見から、視覚系の網膜部位対応はほぼ遺伝的に決定されることが分かっている。したがって、生後の入力に基づく神経場の自己組織化の計算機シミュレーションの分野において、網膜部位対応の形成は研究の対象と見なされてこなかった。
- (3) 神経場の自己組織化に関して、従来、視覚系が主に研究の対象とされてきたが、視覚系における大域的トポグラフィックマッピングは網膜部位対応である。これは、網膜への入力信号をほぼそのまま大脳皮質に投影するだけの自明な対応であり、明示的に与えればよく、わざわざ自動形成させる必要性がなかった。

本研究は以上の理由に対し、次のような立場をとる。

- (1) Hebb 則と異なる形成原理を提案する。(2) 大域的トポグラフィックマッピングは、進化的に形成されたとされている以上、その形成原理は、脳の生後の活動と必ずしも対応関係がある必要はなく、より大胆な仮説を立てることが可能である。(3) 大域的トポグラフィックマッピングには、視覚系の網膜部位対応以外にも、運動野、体性感覚野の体部位対応などが存在し、それらすべてが視覚系の網膜部位対応のように自明な対応関係であるわけではない。したがって、一般的な大域的トポグラフィックマッピングの形成原理を発見することには、視覚系以外の神経場の形成を分析するうえで意義があると考えられる。また、ある原理に基づいたシミュレーションによって大域的トポグラフィックマッピングが形成された場合には、その原理が現実世界でも正当である可能性が示唆され、現実の脳研究の発展の一助ともなりうる。

本稿では、以上のような立場から、Hebb 則と異なる原理をもとに、視覚系大域的トポグラフィックマッピング（網膜部位対応）の自動形成を試みる。本稿は以下のような構成になっている。まず、本研究の背景となる、従来の生理学的知見と計算機シミュレーションによる理論的研究を概観し、従来の理論的研究の限界について述べる（2章）。次に、いくつかの実験的

事実と仮説から大域的トポグラフィックマッピングの形成原理を導出し（3章）、その原理を計算機シミュレーション可能な形式にモデル化する（4章）。そして、視覚系における計算機シミュレーションの結果を示し、その結果を評価する（5章）。さらに、理論的考察と計算機実験の結果をもとに、モデルの収束性に関する議論を行う（6章）。そして、それらの評価や議論をもとに、モデルの妥当性と汎用性について考察し（7章）、最後に本研究のまとめを行い今後の展望を述べる（8章）。

2. 研究の背景

2.1 生理学的知見

ここでは、トポグラフィックマッピング（脳の神経場の対応関係）の特徴、およびその形成に関して、生理学的に確認されている事実を概説する^{1)~3)}。

まず、視覚系において、網膜上で隣り合う神経細胞が信号を送る領域は、視覚野でも、少しずつながら重なりあっていることが知られている。つまり、網膜と視覚野の対応関係は、多少のずれや伸縮はあるものの、ほぼ連続な対応関係となっており、網膜部位対応と呼ばれる（図1）。さらに、体性感覚野における体部位対応（図2）のように、視覚系以外の感覚野にも同様の対応関係が存在することも知られている。

また、視覚系におけるトポグラフィックマッピングに関しては、網膜部位対応以外に、さらに細かい構造があることが知られている。たとえば、視覚野には、網膜上の特定の位置に特定の傾きを持った線分が現れたときに反応する細胞があるが、これらの細胞は、同じような傾きに反応するものが皮質上で隣り合うような構造を持つ。この構造は方位選択性コラムと呼ばれる（図3）。他の例としては、視覚野の主に右目から入力を受けている細胞と左目から入力を受けている細胞は、それぞれかたまって分布していることが知られている。この構造は眼優位性コラムと呼ばれる（図3）。

方位選択性コラムと眼優位性コラムの皮質上の位置による変化は、網膜部位対応の変化に比べるとはるかに大きいことが知られている。つまり、視覚野のごく小さな領域に着目したときには、網膜部位対応の変化を無視し、網膜のほぼ共通の領域から入力をうけているものと見なすことができる。したがって、視覚野を局所的に分析するときには、方位選択性コラムや眼優位性コラムのような微細な構造のみを考えればよい。

また、網膜部位対応はほぼ遺伝的に形成されること、方位選択性コラムと眼優位性コラムは、遺伝的な仕組みによってだけでなく、生後の神経活動に依存して形

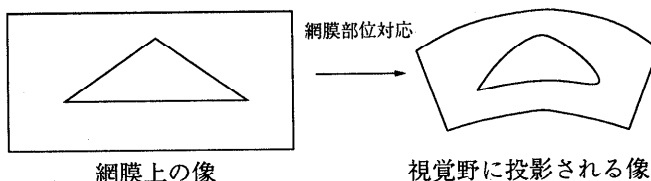


図1 網膜部位対応

Fig. 1 Retinotopic mapping.

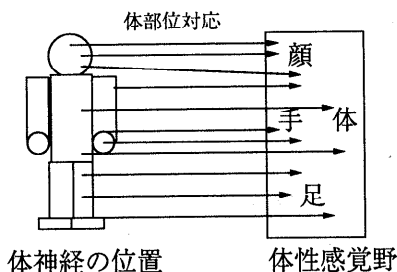


図2 体部位対応

Fig. 2 Somatotopic mapping.

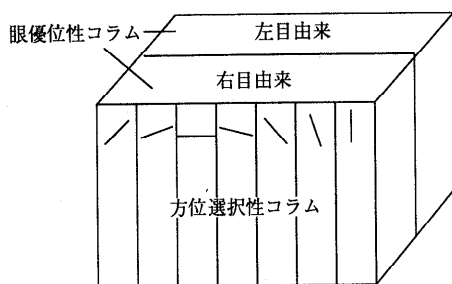


図3 方位選択性コラムと眼優位性コラム

Fig. 3 Orientation columns and ocular dominance columns.

成されることも知られている。

2.2 計算機シミュレーションによる理論的研究

ここでは、脳のトポグラフィックマッピングの形成が、どのようにモデル化され、計算機シミュレーションされてきたかについて概説する^{1),4),5)}。

まずは、今後の議論の見通しを良くし本稿の立場を明確にするために、用語の定義を行う。まず、ニューロンの集まりである入力層と出力層（出力層は2次元平面とする）が存在し、入力層の発火パターンが決まると出力層の発火パターンも決定されるものとする。このときの入力層の発火パターンと出力層の発火パターン間の対応関係を、本稿では（一般的な）トポグラフィックマッピングと呼ぶ。そして入力に対する出力層の発火パターンが、空間的に点在する、いくつかのニューロンもしくはニューロン群（空間的に近接したニューロンのかたまり）のみの発火であるときは、局所的トポグラフィックマッピングと呼ぶ。逆に、出

力層全体のニューロンが巨視的な発火パターンを形成するようなときは、大域的トポグラフィックマッピングと呼ぶ。さらに、局所的トポグラフィックマッピングの中で、入力層が2次元平面であり、類似度の高い入力パターンに対して空間的に隣接した出力パターンに対応するもの、つまり、類似度の高い入力パターンに反応するニューロン（群）が空間的に近い位置になるようなニューロンの配列が出力層に形成されているものを、視覚系局所的トポグラフィックマッピングと定義する。また、入力層が2次元平面であるとし、入力層上の1点を出力層上の1点に対応させるような連続な全単射写像を考える。入力層、出力層とも2次元平面であるので、そのような写像は、2次元ベクトルから2次元ベクトルへの連続な全単射写像である。さて、このような写像を使えば、任意の入力層の発火パターンを出力層に投影することができる。この投影された発火パターンを出力層の発火パターンとすれば、この入力層と出力層の発火パターンの対応関係は1つのトポグラフィックマッピング、それも大域的トポグラフィックマッピングをなす。したがって、入力層上の1点を出力層上の1点に対応させる連続な全単射写像が1つ決まれば、以上のようにしてそれに付随する大域的トポグラフィックマッピングを構成できる。この方法で構成が可能な、つまり、もととなる連続な全単射写像が存在するような大域的トポグラフィックマッピングを、視覚系大域的トポグラフィックマッピングと定義する。視覚系局所的トポグラフィックマッピングは方位選択性コラムや眼優位性コラムに、視覚系大域的トポグラフィックマッピングは網膜部位対応にそれぞれ対応する概念である。

さて、人間の脳の機能を計算機でシミュレーションしようとする研究は、様々な立場から、活発に行われている。しかしながら、脳のトポグラフィックマッピングがどのように形成されるかをシミュレーションする分野は、現在のところ、ニューラルネット、その中でも、Hebb 則に基づく自己組織化の分野が中心である。ニューラルネットの他の分野、たとえばバックプロパゲーションによる学習などでは、実際の神経場

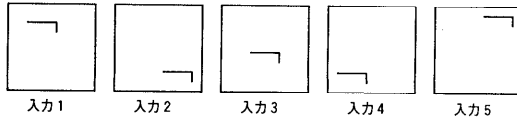


図4 類似性を持った入力信号群の例
Fig. 4 'Similar' input signals.

の形成とは独立に議論が行われている (Hebb 則に基づく自己組織化が必ず実際の神経場の形成のレベルを扱っているというわけではない)。そこで、ここでは、Hebb 則に基づく自己組織化に関する研究のみについて述べる。

Hebb 則に基づく自己組織化によるトポグラフィックマッピングを形成する仕組みの特徴は、次の3つに集約される。

- (1) 入力層に与えられる信号群は何らかの構造を持つ、と仮定する。
- (2) 出力層では、近くの細胞は互いに興奮性の結合で結ばれ、離れた細胞は抑制性の結合で結ばれている。この結果、出力層では、近接した細胞がまとまって発火する。
- (3) 入力層と出力層の間の結合は、「ニューロン A からニューロン B へ向かうシナプスの結合強度は、ニューロン A とニューロン B が同時に活動したときに強まる」という Hebb 則によって形成される。

特徴(1)は、自然界における感覚系への入力、ランダムなものではなく、ある種の構造を持っている、という事実を理想化したものである(図4)。

特徴(2)は、出力層では、図5のように発火が起こる、ということ表現している。図5は出力層の断面の発火の分布を示す。縦軸はニューロンの発火値(興奮度)を示している。ニューロンの発火値が0か1の2値に限定されているときには、この図のような連続的な分布ではなく、シルクハットのような形の分布になる。

特徴(3)のHebb則は、シナプスの生理学的に観察された性質に基づく。ここでは、結合強度を発散させないために導入される付加条件については省略する。

以上のような特徴をモデル化して計算機シミュレーションを実行すると、概略、次のようなプロセスが進む。(A) Hebb 則(3)により、ある特定の入力に対して反応する部分が出力層の狭い領域に集中し、(B) 近接する出力ニューロンの発火(2)により、似たような入力(1)に反応する部分が出力層の空間的に近接した部分に引き寄せられる。この結果、ランダムな神経結合(トポグラフィックマッピング)から、視覚系局

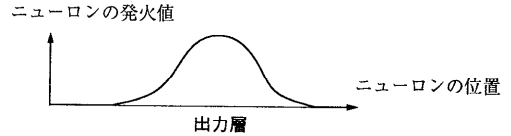


図5 出力層における発火の分布
Fig. 5 Distribution of excited neurons on output layer.

所的トポグラフィックマッピングを形成することができることが知られている。

2.3 従来の理論的研究の限界

ここでは、従来の Hebb 則に基づく自己組織化によって、大域的トポグラフィックマッピング、特に視覚系大域的トポグラフィックマッピングが自動形成できるかどうかを検討する。

先にも述べたように、視覚系局所的トポグラフィックマッピングは、Hebb 則に基づく自己組織化によって形成可能であることが示されている。しかし、それらの研究では、視覚系大域的トポグラフィックマッピング(網膜部位対応に相当)は、あらかじめ与えられたものとしてシミュレーションが実行されている。したがって、それらの研究から視覚系大域的トポグラフィックマッピングが形成可能かどうかは判断することはできない。

さて、Hebb 則に基づく自己組織化では、その性質から、ある特定の入力に対する出力層での反応が空間的に近接した狭い領域に集中していく。すなわち、局所的トポグラフィックマッピングの形成にむかう。したがって、Hebb 則に基づく自己組織化では、大域的トポグラフィックマッピングの形成は困難であると予想される。

実は、視覚系大域的トポグラフィックマッピングに関しては、Hebb 則で疑似的に形成可能であることが知られている。その方法は、入力層の発火パターンを極端に制限し、出力層の発火パターンと同様に、入力層の発火パターンも、空間的に非常に近接した一部のみの発火に限定するというものである。たとえば、入力の発火パターンを入力層の面上の1つの点の発火に限定すると、入力層で空間的に隣接するニューロン群に対応する出力ニューロン群が出力層上でも空間的に近くなるように整列し、結果として、視覚系大域的トポグラフィックマッピングに一見類似したものを自己組織化することができることが分かっている^{4),5)}。しかし、網膜などの入力層への入力は、一般的に、平面上の1点のみの発火ではなく、線や図形などの高次のパターンである。そして、大域的トポグラフィックマッピングにおいては、出力もまた高次のパターンである。

したがって、上記の方法は適用範囲が極端に限定されており、視覚系大域的トポグラフィックマッピングを一般的に形成する方法とはいえない。

このように、Hebb 則に基づく自己組織化によって大域的トポグラフィックマッピングを形成することは困難であり、視覚系に限っても一般的な入力からの形成は難しい。

3. 形成原理の導出

ここでは、大域的トポグラフィックマッピングの形成原理の導出を行う。本稿の目標は、人間の脳を分析することではなく、計算機シミュレーションにより視覚系大域的トポグラフィックマッピングの自動形成を行うことであるが、原理の導出は、すでに実験的に知られている事実から仮説を導出していき、というスタイルで行う。この方が分かりやすく、また視覚系以外への適用の可能性についての議論がしやすくなるからである。

まず、人間の「注意」のはたらきについて、いくつか知られている事実をあげる³⁾。

事実 1: 人間は、一時に、すべての入力される感覚情報を処理することはできず、注意システムによってその一部を切り出してきて処理する。

事実 2: 視覚系において、人間の注意の範囲は、網膜上の空間的に近接した一部分である。

事実 1 は、認知心理学的な実験により示されているが、日常的な経験からも明らかであろう。事実 2 については、同じく認知心理学的な実験から、人間が視覚系で注視行動をしているとき、網膜上のある 1 点で注意の強さが最大となり、網膜上でその点から離れるにつれて注意の強さは弱くなり、ある程度以上離れると注意の強さは 0 に近づくことが知られている。

さらに、視覚系において、網膜と視覚野の間には次の対応関係が存在する。

事実 3: 視覚系には網膜部位対応と呼ばれる関係があり、網膜上の像が連続的な対応で大脳皮質上に投影されている。

まず、事実 2、事実 3 から次の仮説を導き出す。

仮説 1: 視覚系において、人間の注意の範囲は、大脳皮質上の空間的に近接した一部分である。

この仮説を、視覚系以外に一般化し、事実 1 と合わせると次の仮説が導かれる。

仮説 2: 人間は、一時に、大脳皮質上で空間的に近接した一部分のもたらす感覚情報しか処理できない。

この仮説 2 を生物全般に及ぶ根源的な制約だと考えると、次の仮説 3 が導出できる。

仮説 3: 生物は、一時に、大脳皮質上で空間的に近接した一部分のもたらす感覚情報しか処理できない。

次に、すべての感覚情報を均等に処理するのが困難だとして、生物が情報をどのように処理すれば、より生存競争において有利なのか考えてみよう。生物の生存を脅かすような危険は、捕食者の出現のように、突発的に起こることが多い。したがって、今までの入力情報から極端に変化した部分は、「危険」のような生存と関係のある情報を持つ可能性が高く、それをより多く認識した方が生存競争において有利だと考えられる。この考察から、次の仮説が導ける。

仮説 4: 生物は、以前の情報と大きく異なるような入力情報を、同時により多く処理できるように進化させる。

仮説 3、仮説 4 を合わせると次の仮説が成立する。

仮説 5: 生物は、大脳皮質上で空間的に近接した一部分が、入力情報の変化を最もよく表現できるように進化させる。

この仮説から、大域的トポグラフィックマッピングの形成に関する次の原理が導き出せる。

原理: 大域的トポグラフィックマッピングは、同時に値が変化しやすい入力ニューロンに対応する部位が、大脳皮質上の空間的に隣接した部分に集まってくることによって形成される。

この原理を以後、大域的トポグラフィックマッピング形成原理（略してマップ形成原理）と呼ぶ。

4. 形成原理のモデル化

前章で提案したマップ形成原理に基づいてシミュレーションを行うために、そのモデル化を行う。以後の説明、特に図示においては、視覚系大域的トポグラフィックマッピングの形成に準拠して話を進める。ただし、モデル化の段階において視覚系の特性は用いていないので、このモデルは視覚系大域的トポグラフィックマッピングに限定されるものではない。

4.1 入力層と皮質層

ここでは、入力層と皮質層（出力層）のモデル化について述べる。

入力層は網膜など末梢の神経系を表し、皮質層は大脳皮質の感覚野を表す。入力層と皮質層は、ともに N 個のニューロンからなるとする。ニューロンは離散的な値をとるものとする。入力ニューロンと皮質ニューロンは 1 対 1 対応であるものとする[☆]。入力ニューロ

[☆] これにより、視覚系大域的トポグラフィックマッピングの定義のうちの全単射性については自動的に満たされるので、以降では全単射性の判定についての記述は省略する。

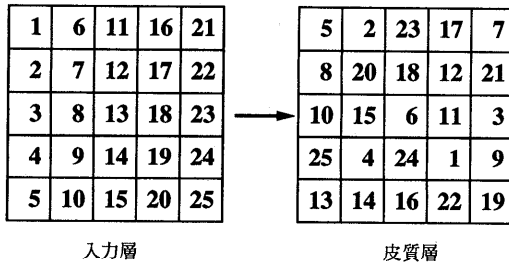


図6 入力層と皮質層の対応関係の例
Fig. 6 Example of mapping from input layer to cortex layer.

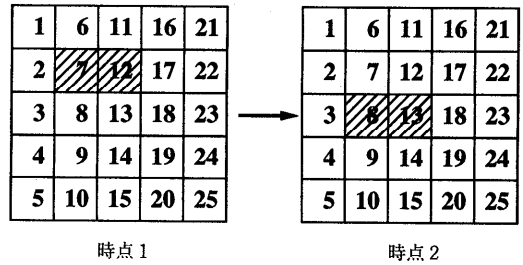


図7 入力層での変化の例
Fig. 7 Change on input layer.

間、皮質ニューロン間の結合はないものとする。入力ニューロンの配置については制限はないが、皮質ニューロンは凸な2次元上の連続平面に配置されるとする(凸に限定する理由は次節で述べる)。

視覚系での例を図示する。図6において、 $N = 25$ 、入力層、皮質層とも 5×5 の平面の場合、ランダムな初期結合状態の例を示す。この図では、入力層のニューロンには順番に番号をつけ、入力ニューロンと皮質ニューロンは1対1対応なので、皮質ニューロンは、対応する入力ニューロンの番号で参照する。

最後に、入力ニューロン間、皮質ニューロン間の結合を無視したことについて考察する。2章で述べたように、Hebb 則に基づく自己組織化では出力層におけるニューロン間の結合が重要視されてきた。実際の脳でも、ニューロンは空間的に近接する他のニューロンと結合している。しかし、それは脳を局所的に見たときの性質であり、ある程度以上距離をおいたニューロンの間には直接的な結合関係はないと考えられる。本稿で問題としているのは大域的トポグラフィックマッピングの形成であるので、そのような局所的な性質は無視して考える。

4.2 皮質層における近接化

ここでは、マップ形成原理の実現方法を示す。

マップ形成原理を実現するには、入力層で同時に値が変化した入力ニューロンに対し、それらに対応する皮質ニューロンの皮質層での距離を短くする。

まず、時間を離散時間で近似する。そして、形成は、以下のオペレーションの繰返しで進める。

- (1) 各入力ニューロンについて、現時点と、1つ前の時点の値を比較し、値の変化した入力ニューロンを特定する(開始直後で、以前の値がない場合は、変化した入力ニューロンはなかったものとする)。
- (2) 変化した入力ニューロン群に対応する皮質ニューロン群を特定する。

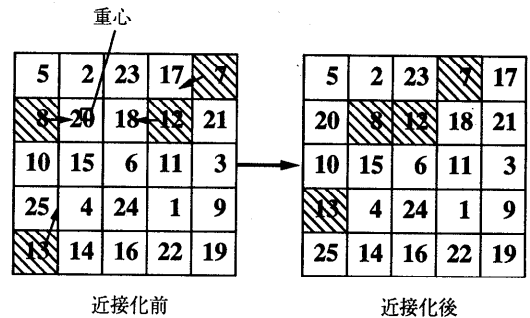


図8 皮質層での近接化の例
Fig. 8 Attraction of related neurons on cortex layer.

- (3) 対応する皮質ニューロン群の皮質層における重心を求める。
- (4) 変化した入力ニューロンに対応する皮質ニューロンが重心に近づくよう、ニューロン間の対応関係を変える。重心に近づくことで、対応する皮質ニューロン間の距離を確実に縮めることができる。
- (5) 時間を1つ進め、(1)に戻る。

視覚系での例を図示して説明する(図7, 図8)。入力層(視覚系の場合網膜)に写っている物体が動いたとすると、入力層でのニューロンの値が変化する(図7で斜線部の入力ニューロンの値は1, それ以外のニューロンの値は0とする)。このとき、値の変化したニューロンは、{7,8,12,13}の4つとなる(オペレーション(1))。

次に、{7,8,12,13}の4つの入力ニューロンに対応する皮質ニューロンを特定し(図8, 近接化前の図, 斜線部), それらの重心を求める(オペレーション(2), (3))。

対応関係を変化させ、{7,8,12,13}の4つの入力ニューロンに対応する皮質ニューロンを重心に近づける(図8, 近接化後の図, オペレーション(4))。

重心への近接化は、近接化すべきニューロン各々に対して順番に次の処理を行うことによって実現する。

まず、現在着目している近接化すべき皮質ニューロンと、重心位置のニューロンとの上下、および左右の距離を求める。そして、両方の距離とも0である場合は何も行わない。そうでなければ、どちらか大きい方の距離を減らすよう、上下左右いずれかの方向に対応関係を変更する。上下、左右の距離が同じ場合は、2分の1の確率でどちらの方向に動かすかを定める。対応関係の変更は、皮質ニューロンの交換に対応する形で行う。これによって1対1対応の関係が守られる。

この方式では、ニューロンの処理順序によって、最終結果に違いが生じるが、ニューロンの数が十分多ければ全体的な傾向には影響を与えないものと考え、ニューロンに割り当てられた番号順などで処理を進めることにする。また、皮質層が凸平面でなければ、この方式では、対応関係が与えられた皮質層から出てしまうことがある。これを避けるために、本稿では、皮質層が凸平面の場合だけを扱うこととする。

図8で近接化のプロセスを説明する。まず、番号の最も小さい皮質ニューロン7に着目する。重心は、皮質ニューロン20にある。上下方向の距離は1、左右方向の距離は3である。そこで、左右方向の距離を短くすることとし、皮質ニューロン7を1つ左にずらす。これにより、以前1つ左にあった、皮質ニューロン17は右にずれる。1度の近接化について、対象となる各ニューロンの対応関係の変更が1回だけ起きるとすると、ここで1つのニューロンに対する近接化のプロセスは終了する。以後、8、12、13に対し同じプロセスが適用され、近接化後の新たな対応関係が形成される。

これが、本モデルの基本的なプロセスである。実はこのプロセスは、マップ形成原理をもとにした一種の最適化問題を、最大傾斜法に類似した方法で解くことに相当しているが、くわしくは6章で述べる。

4.3 ステップ幅のスケジューリング

ここでは、マップの形成プロセスが、高速に、そして収束性良く進むようにするために導入する、ニューロンの対応関係の変更回数(ステップ幅)のスケジューリングに関して述べる。

図8では、1度の近接化について、対象となる各ニューロンの対応関係の変更は1回だけ行った。しかし、初期のランダムな対応関係の状態では、このような短い移動では、なかなか収束が進まない。逆に、最終段階では、このような変更でも移動距離が大きすぎて、安定して収束しない。そこで、この問題を解決するため、初期においては1度の変更回数を多くし、収束が進むに従い徐々に変更回数を減らすようにシステ

ムを制御することにする。

まず、初期に変動の幅を大きくするために、対応関係の変更を複数回行うようにする。たとえば、図8で、7のニューロンを17と交換したあと、さらに23、さらには2(もしくは18)と数ステップまとめて交換できるようにする。このステップ数を調整することによって初期の変動の大きさを制御する。

1度に1ステップの移動(1回の変更)でも大きすぎるようになった収束の最終段階においては、次のようにして、近似的に1回未満の変換を行う。まず、各入力ニューロンに、上下左右4方向への移動力というデータを持たせる。さらに、変更回数の代わりに減弱度という値を設定する。そして、次のようなプロセスで対応関係の変更を行う。

- (1) 初期において、すべての入力ニューロンの4方向への移動力はすべて0とする。
- (2) 今まで述べたプロセスによって、入力ニューロンの対応関係が変更されると決定されたら、そのニューロンの移動方向(上下左右のいずれか)の移動力を1増やす。
- (3) その入力ニューロンの4方向への移動力の中で減弱度以上のものであれば、その方向へ動くよう実際に対応関係を変更し、そのニューロンの移動力は4方向とも0に戻す。

以上のプロセスでは、4方向への移動力が2方向で同時に増えることはなく、4方向のどれかの移動力が減弱度以上になると、実際の変換が起きて4方向すべての移動力は0に戻る。したがって、4方向への移動力のうちの2つ以上が同時に減弱度以上になることはなく、移動方向は一意に決まる。

たとえば、0.5回の変更(移動)は、以上のプロセスで減弱度を2とすることにより近似的に実現することができる。この近似のもとで、1度の近接化における移動量をステップ幅と呼ぶことにする。つまり、ステップ幅2は変更回数2、ステップ幅0.5は減弱度2で実現されるものとなる。収束が進むにつれてステップ幅を徐々に減らしていくが、その減らし方をステップ幅のスケジューリングと呼ぶことにする。

ここで導入したステップ幅のスケジューリングは、最大傾斜法におけるステップ幅のスケジューリングに相当するが、このことについては6章で詳述する。

5. 計算機シミュレーションの結果と評価

本章では、計算機シミュレーションにおけるニューロン数や入力層への入力、入力層と皮質層間の対応関係の初期値などの条件について説明する。そして、シ

シミュレーション結果の表示方法について述べ、次に実行結果を示す。そして最後に、結果の評価を行う。

5.1 初期設定

ここでは、シミュレーションの初期設定について述べる。

入力ニューロンと皮質ニューロンの数はそれぞれ10000個とする。皮質ニューロンは 100×100 の正方形の平面に配置する（一部比較のため 200×50 の長方形を用いている）。

視覚系に対応させ、入力層は 100×100 の正方形の平面とする。そして入力層は、入力層上で移動する三角形とする。三角形の辺上の入力ニューロンの値は1、それ以外の入力ニューロンの値は0である。

この三角形は入力層上で移動させる（図9）。3頂点は、それぞれ独立の速度ベクトルで移動させ、それを結んで三角形とする。図9の実線部が現在の三角形であり、一定時間後、点線の三角形に変化する。この三角形は、入力層上を、連続的に、比較的まっぺなく \star 、そしてほぼランダムに移動する。頂点の初期位置はランダムとし、各頂点の速度ベクトルは同じ値とならないようにランダムに与える。

ステップ幅は16で始め、以後、8、4、2、1、0.5、0.25、0.125、と減らしていく。

入力層と皮質層の対応関係の初期値はランダムに与える。以下では、入力層と皮質層の対応関係の初期値と入力層上の三角形の頂点と速度ベクトルの初期値をまとめて、初期状態と呼ぶこととする。本論文のモデルでは、初期設定以外にほとんど確率的な操作を用いていない $\star\star$ ので、初期状態により実行結果はほぼ決定されると考えられる。

5.2 結果の表示方法

本稿では、シミュレーションの結果として出力されるのは、入力層と出力層の対応関係である。しかし、ニューロンが10000個あるとき、その対応関係をニューロンに割り当てられた番号の対応表で表示しても、マップの形成がうまく行われたのかどうか分からない。そこで、サンプルパターンを入力層に入力したとき、皮質層にどのような投影がなされるかを視覚的に判断することで、マップの形成度を判断することとする。多少のノイズやずれなどがあっても、サンプルパターンの図形がある連続写像によって皮質層に投影されていると見なせるのであれば、視覚系大域的トポグラフィックマッピングが形成されたと考えすることに

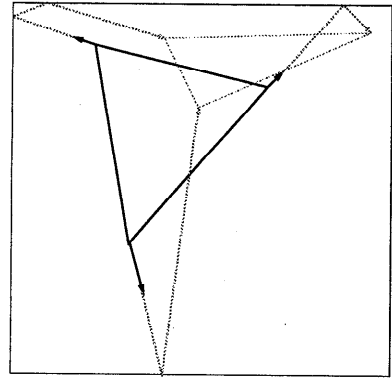


図9 三角形の移動の様子
Fig. 9 Moving triangle.

する。

具体的には、まず入力層に図10、図11、図12に示されるパターンのいずれかを入力する。このときの入力値は4種あり、図では濃淡で表示する。そして、入力ニューロンの値を対応する皮質ニューロンに与え、その結果生じる皮質層での投影パターンをシミュレーション結果として表示する。

5.3 実行結果

以下に示す実行結果で（）中に記してあるのは、入力層のサンプルパターンと収束の段階である。

まず、ある初期状態（初期状態Aとする）に対するシミュレーションの実行結果を示す。図13は初期状態Aでの最初の結合状態を示す。図14で一部マップの形成が始まり、図15でほぼ収束し、マップが完成している。図13では、縞模様の4部分がほぼ全体に均等にばらまかれているが、図14では、縞が徐々に分かれてきているのが見える。そして、図15においては、端の一部を除き、多少のずれはあるものの、サンプルパターンの縞模様が連続的に投影されている。

図16、図17は、図15で示された収束状態のマップに、他のサンプルパターンを入力したときの結果を示す。いずれも、端の一部を除くと、サンプルパターンがある連続写像により投影されている。

図18、図19は、それぞれ初期状態B、C（初期状態A、B、Cは互いに異なる初期状態）に対する収束結果であり、図15のものとは異なる連続写像によって、サンプルパターンの縞模様が投影されている。

図20は、入力層が 100×100 で皮質層は 200×50 の場合の例であり、入力層と皮質層の形が異なっているにもかかわらず、視覚系大域的トポグラフィックマッピングの形成は妥当に行われることを示している。なお、縞模様だと結果が見にくいので、入力サンプルパターン

\star 後にも述べるが、入力面の端の方はやや辺が通りにくい。

$\star\star$ 近接化時に上下左右の距離が同じときのみ例外的に確率的な操作が行われる。4章参照。

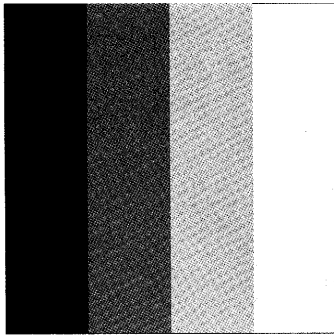


図 10 入力層のサンプルパターン 1 (縞模様)
Fig. 10 Sample pattern 1 on input layer (stripes).

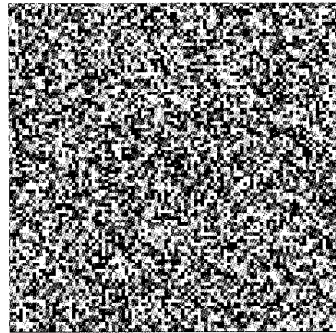


図 13 皮質層のパターン (サンプル: 縞模様, 段階: 初期)
Fig. 13 Pattern on cortex layer (sample: stripes, state: initial).

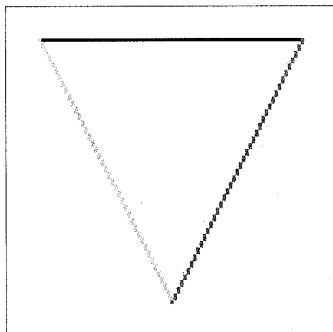


図 11 入力層のサンプルパターン 2 (三角形)
Fig. 11 Sample pattern 2 on input layer (triangle).

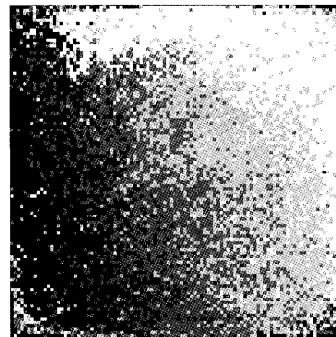


図 14 皮質層のパターン (サンプル: 縞模様, 段階: 中間期)
Fig. 14 Pattern on cortex layer (sample: stripes, state: intermediate).

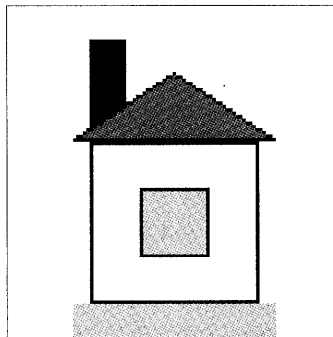


図 12 入力層のサンプルパターン 3 (家)
Fig. 12 Sample pattern 3 on input layer (House).

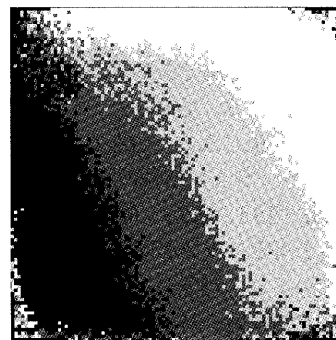


図 15 皮質層のパターン (サンプル: 縞模様, 段階: 収束期)
Fig. 15 Pattern on cortex layer (sample: stripes, state: convergent).

が三角形の場合の結果を示した。

図 22, 図 23 は, 移動する三角形 (マップ形成時の入力) が, 入力層の上半分のみを動いた場合 (図 21 参照) の結果である。サンプルパターンとして縞模様を入力すると, 皮質層の中心付近では, マップが形成されているためサンプルパターンが連続的に投影されて縞模様が見えるが, 周辺部分はランダムなままの投影である (図 22)。サンプルパターンとして三角形を

入力すると, 三角形の最も黒い辺の周辺でのみ収束が起きていることが分かる (図 23)。最も黒い辺は入力層の上半分にあるので (図 11), このことから入力層の上部のみが連続写像によって皮質層の中心付近に投影されていることが分かる。

図 24 は, マップの全体的な形成が失敗し, 一部に

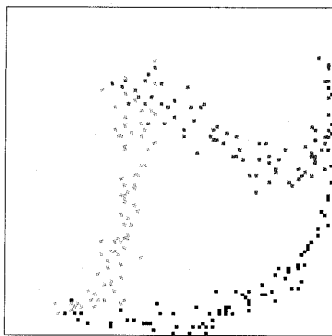


図 16 皮質層のパターン (サンプル: 三角形, 段階: 収束期)
Fig. 16 Pattern on cortex layer (sample: triangle, state: convergent).

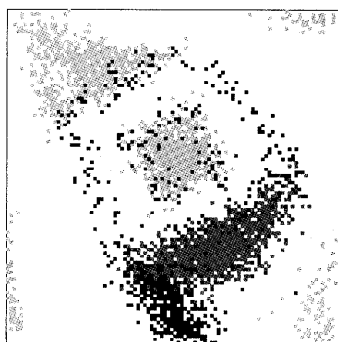


図 17 皮質層のパターン (サンプル: 家, 段階: 収束期)
Fig. 17 Pattern on cortex layer (sample: house, state: convergent).

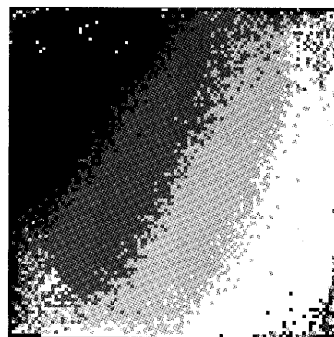


図 18 初期値 B に対する皮質層のパターン (サンプル: 縞模様, 段階: 収束期)
Fig. 18 Pattern on cortex layer for initial state B (sample: stripes, state: convergent).

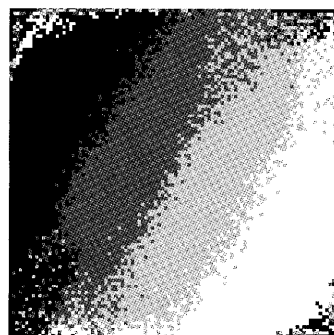


図 19 初期値 C に対する皮質層のパターン (サンプル: 縞模様, 段階: 収束期)
Fig. 19 Pattern on cortex layer for initial state C (sample: stripes, state: convergent).

非連続な投影が起きた例である。この例では、白の縞が2つにちぎれている。現在のシミュレーションではこのような現象が生じることがある。

5.4 シミュレーション結果の評価

まず、図 13, 図 14, 図 15 の結果から、入力層と皮質層の間ももとはランダムな対応関係が徐々に秩序を形成していくことが分かる。このように、このモデルである程度の構造を持つトポグラフィックマッピングを形成することができる。

どのようなマップが形成されたか調べるために、収束期の皮質層のパターン図 15, 図 16, 図 17 と、それぞれの入力サンプルパターン図 10, 図 11, 図 12 を比較すると、多少の部分的なずれはあるものの、入力層のサンプルパターンが、ある連続写像によって皮質層に投影されていることが分かる (皮質層において、入力層の端の部分 (図 12 の家の土台の部分など) に対応する部分を除く)。視覚系大域的トポグラフィックマッピングは、まさにそのような性質を持つものと

して定義されている (2 章参照)。このことから、このモデルで視覚系大域的トポグラフィックマッピングが自動的に形成された、と主張することが可能であろう。入力層の端の部分組織化されないのは、本稿で入力として用いた移動する三角形 (5 章参照) がその部分を動く確率が低いいため、そこに属するニューロンは、近接化があまり働かないまま、他のニューロンの重心方向への移動によって皮質層の端の部分に移動したのが原因だと考えられる。

次に初期値がマップの形成に及ぼす影響を見るために、図 15, 図 18, 図 19 を分析する。どの図においても、各々の図に関して固有ではある (つまり、すべての図に関して同一ではない) もの、ある連続写像が存在し、それによってサンプルパターンが投影されている。このことから、初期状態が異なっても、視覚系大域的トポグラフィックマッピングが形成されることが分かる。さらに、初期値が違えば、マップ形成時の連続写

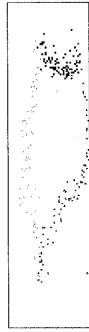


図 20 皮質層 (200 × 50) のパターン
(サンプル: 三角形, 段階: 収束期)

Fig. 20 Pattern on cortex layer (200 × 50)
(sample: triangle, state: convergent).

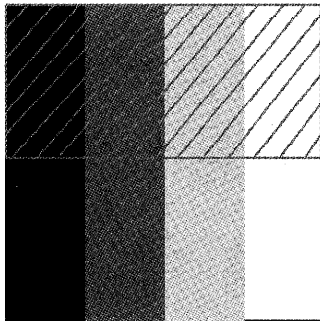


図 21 三角形の移動範囲の制限

Fig. 21 Constrained moving triangle to the upper half
region (hatched area).

像も異なることも分かる。ただし、後述するように、現在のモデルでは、初期状態によってはマップが形成されないこともある。

また、図 20 により、入力層と皮質層の形が違っていても、マップの形成は可能であることが示されている。このことから、このモデルは皮質の形などに影響されにくく、かなりの安定性を持つモデルであるといえる。

図 22, 図 23 では、入力が異なっても（この場合上半分のみ偏った入力）、その入力に応じたマップが形成されることが示されており、このことから、このモデルは様々な入力に柔軟に対応していることが分かる。

現在のところ、初期状態によっては、図 24 のようにマップの形成に失敗する例がある。図 24 の結果は完全にランダムではなく、本来形成されるべきマップがちぎれたものである。これは、変更回数数の減らし方が速すぎ全体的な収束に失敗したためである。この問題はまだ解決していないが、解決の方針については 6 章

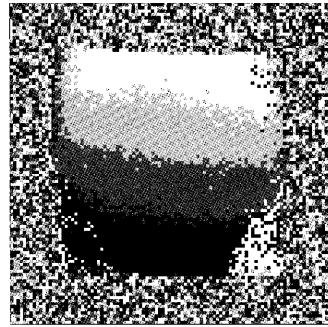


図 22 入力信号の偏りがあったときの皮質層のパターン
(サンプル: 縞模様, 段階: 収束期)

Fig. 22 Pattern on cortex layer for constrained moving
triangle (sample: stripes, state: convergent).

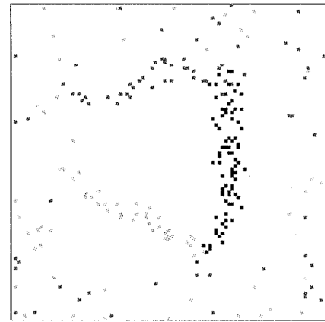


図 23 入力信号の偏りがあったときの皮質層のパターン
(サンプル: 三角形, 段階: 収束期)

Fig. 23 Pattern on cortex layer for constrained moving
triangle (sample: triangle, state: convergent).

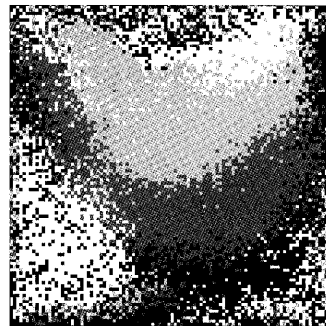


図 24 一部領域が分裂した皮質層のパターン
(サンプル: 縞模様, 段階: 収束期)

Fig. 24 Pattern on cortex layer with discontinuous map
(sample: triangle, state: convergent).

で述べる。

以上のことから、視覚系大域的トポグラフィックマッピングを自動形成するという本研究の所期の目的はおおむね達成されたといつてよいだろう。なお、この原理とモデル自体は視覚系の特性に基づいてはいないので

で、他の大域的トポグラフィックマッピングに関しても適用可能である。ただし、視覚系以外に適用したとき、妥当な大域的トポグラフィックマッピングが形成されるかどうかは現在のところ不明である。

6. モデルの収束性

ここでは、モデルの収束性について理論的な考察を行い、さらにそれに基づく数値実験の結果を示す。まず、マップ形成原理に基づき、マップを形成するシステムが最小化すべき誤差を定義する。次に、本稿で提案したモデルが、その誤差を最大勾配法によく似た方法で最適化していること、そしてニューロンの対応関係の変更回数の制御は、最大勾配法でのステップ幅のスケジューリングと見なせることを示す。そして、誤差の値の経時的な変化を、前章の図 13, 図 14, 図 15 および図 24 を例にとって表示する。最後に十分にゆっくりとしたスケジューリング（同一のステップ幅の期間を十分長くするようなスケジューリング）をとれば、マップの収束が成功する可能性が高いことを示す。

6.1 理論的考察

マップ形成原理によれば、「大域的トポグラフィックマッピングは、同時に値が変化しやすい入力ニューロンに対応する部位が、大脳皮質上の空間的に隣接した部分に集まってくることによって形成される」のであるから、「同時に値が変化し」た「入力ニューロンに対応する部位」の「大脳皮質上」での相対距離を最小化することによって「大域的トポグラフィックマッピング」が形成されると考えられる。そこで、ある時点 t での誤差 E^t を、その時点 t で値が変化したニューロン群の皮質層での相対距離の自乗の平均値として以下のように定義する。

$$E^t = \frac{1}{|I_c^t|^2} \sum_{N_1, N_2 \in I_c^t} (x_{N_1}^t - x_{N_2}^t)^2 + \frac{1}{|I_c^t|^2} \sum_{N_1, N_2 \in I_c^t} (y_{N_1}^t - y_{N_2}^t)^2 \quad (1)$$

ここで、 I_c^t は時点 t で同時に値の変化した入力ニューロンの集合、 N_1, N_2 は入力ニューロン、そして、 x_N^t, y_N^t は、時点 t で入力ニューロン N に対応する皮質ニューロンの皮質層における x 座標、 y 座標である*。

さて、一般に、最小化すべき関数 E が定義されたとき、その最適化問題を解く代表的な方法として、最大傾斜法がある⁶⁾。最大傾斜法は一般に次式で表される。

$$\Delta x = -c \nabla f(x) \quad (2)$$

ここで $f(x)$ は最小化すべき関数、 c はステップ幅と呼ばれる正数、 Δx は $f(x)$ を最小化するための x の変動値である。 $N \in I_c^t$ なる N と E^t に対して、 x_N^t, y_N^t を変数と見なす最大傾斜法を適用するには、次式のように、式 (2) の $f(x)$ として E^t をとればよい。

$$f(x_N^t, y_N^t) = E^t \quad (3)$$

さて、任意の N について、 x_N^t を連続変数として x_N^t に関して ∇f (∇E^t) を求めると次式のようになる。

$$\begin{aligned} \frac{\partial f}{\partial x_N^t} &= \frac{1}{|I_c^t|^2} \frac{\partial}{\partial x_N^t} \sum_{N_1, N_2 \in I_c^t} (x_{N_1}^t - x_{N_2}^t)^2 \\ &\quad + \frac{1}{|I_c^t|^2} \frac{\partial}{\partial x_N^t} \sum_{N_1, N_2 \in I_c^t} (y_{N_1}^t - y_{N_2}^t)^2 \\ &= \frac{2}{|I_c^t|^2} \sum_{N_1 \in I_c^t} (x_N^t - x_{N_1}^t) \\ &\quad + \frac{2}{|I_c^t|^2} \sum_{N_2 \in I_c^t} (x_N^t - x_{N_2}^t) \\ &= \frac{4}{|I_c^t|^2} \sum_{N_1 \in I_c^t} (x_N^t - x_{N_1}^t) \\ &= 4 \left(\frac{x_N^t}{|I_c^t|} - \frac{\sum_{N_1 \in I_c^t} x_{N_1}^t}{|I_c^t|^2} \right) \\ &= \frac{4(x_N^t - x_G^t)}{|I_c^t|} \end{aligned} \quad (4)$$

ここで x_G^t は、 I_c^t に含まれる入力ニューロンに対応する皮質ニューロンの皮質層における重心の x 座標である。

y_N^t に関しても同じことがいえるので、結局、任意の $N \in I_c^t$ について

$$\Delta(x_N^t, y_N^t) = \frac{-4c(x_N^t - x_G^t, y_N^t - y_G^t)}{|I_c^t|} \quad (5)$$

となり、 (x_N^t, y_N^t) を重心方向に移動させることによって、 E^t を最大傾斜法により減少させることができることが分かる。これはまさに 4 章で本稿が採用した方法であった。したがって、本稿で提案したモデルは、各時点 t において (x_N^t, y_N^t) に最大傾斜法を離散的に近似して適用することによって、マップ形成原理を実現していると解釈できる。また、1つのニューロンに関するステップ幅は、そのニューロンの重心への移動量と解釈でき、それが最大傾斜法のステップ幅に対応していることも自明であろう。ただし、本来、式 (5) においては、 c が一定でも、 $(x_N^t - x_G^t), (y_N^t - y_G^t), |I_c^t|$ に依存して移動量 $\Delta(x_N^t, y_N^t)$ の値が変化する。

* 誤差関数は距離の自乗の平均値として定義されており、原点および座標軸の向きによらないので、それらは任意にとってよい。

表1 ステップ幅のスケジューリング

Table 1 Step size scheduling.

| times | 0- | 10000- | 20000- | 30000- | 40000- | 60000- | 80000- | 120000- |
|-----------|----|--------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|
| step size | 16 | 8 | 4 | 2 | 1 | 0.5 | 0.25 | 0.125 |

しかし、本モデルにおいては、移動量はステップ幅によって決定される一定の値をとるものとしており、これは、 $(x_N^t - x_G^t)$, $(y_N^t - y_G^t)$, $|I_c^t|$ が一定だと仮定した場合に相当する。この仮定はかなり粗く、今後さらに理論的解析をすすめるには、この仮定を必要としないモデルが必要だと考えられるが、本論文では、この仮定が成立するものとして議論を行っている。

さて、本稿のモデルでは t が変化するにつれて、 I_c^t も変化するため、最大傾斜法で全体の収束性を説明することはできないが、様々な状態を設定して E^t を計測することで収束性などに関する議論を行うことができると考えられる。

6.2 収束に関する計算結果とその評価

ここでは4章で示したマップについて、実際に E^t の経時的な変化を追跡した結果を示し、それを評価する。

まず、予備実験として、2層間の対応関係が自明な恒等写像（サンプル画像をそのまま皮質層に投影するような連続写像）である場合、つまり一種の視覚系大域的トポグラフィックマッピングがすでに存在している場合に、ステップ幅0、つまり実際の移動なしで、10000 時点にわたって E^t を計測し、その平均をとったところ、1009 という値になった。したがって、視覚系大域的トポグラフィックマッピングが形成されたときの E^t の値は1000 前後になるものと予想される。したがって、以降では E^t の最適値（最小値）は1000 だと仮定して議論を進める。

表1 は、本稿で採用したステップ幅のスケジューリングを示したものである。図13 から図24 の図はすべて表1 のスケジューリングに基づいて形成された。以下、 E^t の経時的な変化は折れ線グラフで示すが、ノイズを小さくするためと変化を見やすくするために、実際のグラフには1000 時点ごとの E^t の平均値を表示している。

図25 は図13、図14、図15 に対応する E^t の変化のグラフである。このグラフで、 E^t は、初期のランダムな状態では大きい値、中間段階では中間的な値、収束段階では小さな値をとっており、直観的なマップの形成段階と、定量的な指標である E^t の値とが対応していることが分かる。このことと、100000 から200000 時点では E^t が最適値1000 に近い値（1割

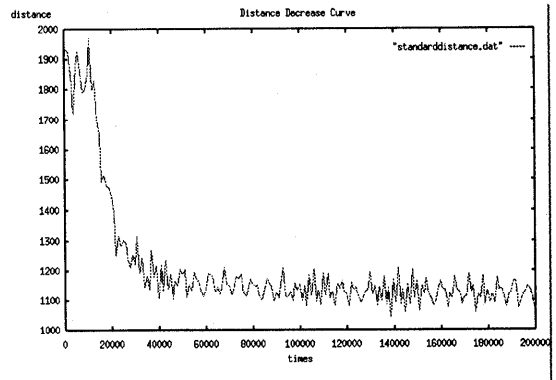


図25 相対距離の減少曲線（横軸 = 時間，0：初期（図13），20000：中間期（図14），200000：収束期（図15））

Fig. 25 Relative distance reduction curve (horizontal axis = time, 0: initial (Fig.13), 20000: intermediate (Fig.14), 200000: convergent (Fig.15)).

程度大きい値) に収束していると見なせることから、図15 を収束状態と見なすことは妥当であることが分かる。ただし、この場合の収束とは E^t の収束であるので、 E^t は一定でも、結合の状態は徐々に変化し続けている可能性があり、厳密にはマップの収束状態とはいえないかもしれないが、本稿では、 E^t の収束をマップの収束であると見なすことにする。

マップの形成がうまくいかなかった例（図24）の場合の E^t のグラフを図26 に示す。図26 では、 E^t は最適値より2、3割大きい値に収束しており、図25 と比較すると、最適値との差が2倍以上になっている。これは、初期のステップ幅が大きな時期に十分に E^t が減少しなかったことにより、マップの形成に失敗したものと考えられる。また、マップの形成に失敗すると E^t の収束時の値が大きくなることから、逆に、 E^t の値をもとに形成の成功、失敗の判定をすることが考えられる。

図27 は、表1 のスケジューリングに対して10倍遅いスケジューリング*によるマップの形成を行ったときの E^t の変化のグラフである。図27 は階段状のグラフになっており、このことから、ある一定のステップ幅のもとで十分な期間近接化を繰り返すと、 E^t は

* ステップ幅16の期間が0-9999から0-99999になっている（他のステップ幅に関しても同様）ようなスケジューリングのことを示す。

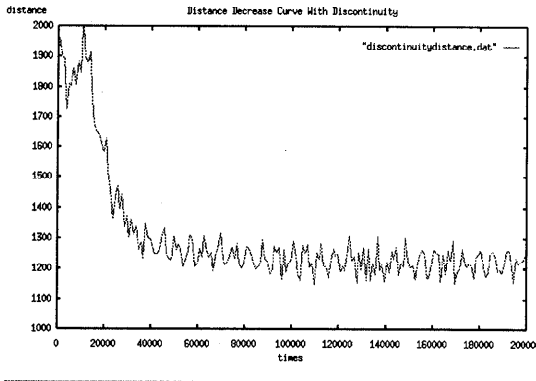


図 26 相対距離の減少曲線 (収束に失敗した例, 図 24)
Fig. 26 Relative distance reduction curve for discontinuous map (Fig.24).

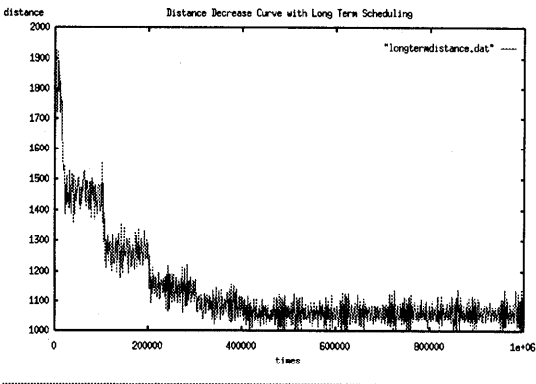


図 27 相対距離の減少曲線 (同一ステップ幅の期間が長い例)
Fig. 27 Relative distance reduction curve (slow scheduling).

そのステップ幅に応じたある値に収束することが分かる。このことから、十分に遅いスケジューリングで徐々にステップ幅を減らしていけば、任意のステップ幅に関して最適な収束値に E^t を収束させることができると考えられ、最終的に E^t をモデルの最適な収束値に到達させることができると考えられる。なお、図 27 の収束段階でのマップは図 28 であり、図 15 に比べると少し E^t の値は小さい (最適値との差は半分ぐらいである) が、図から直観的な違いはあまり見い出せない。

ほかに、これらのグラフ全体から分かることとしては、減弱度を用いても E^t は小さくならないということがあげられる。これは、この問題のサイズでは減弱度による E^t の減少が微々たるもので、結果的に収束時のノイズの中に紛れ込んでしまったとも解釈できるが、減弱度によるニューロンの対応関係の変更そのものが適切に機能していない可能性もあり、今後検討する必要がある。

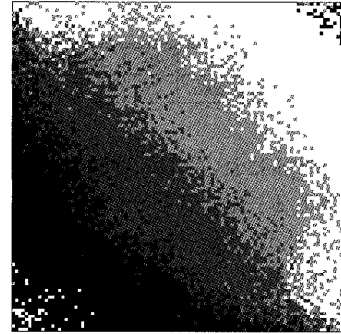


図 28 図 27 の場合の皮質層のパターン (サンプル: 縞模様, 段階: 収束期)
Fig. 28 Pattern on cortex layer for Fig. 27 (sample: stripes, state: convergent).

7. 考 察

ここでは本稿で提案したモデルの妥当性、および汎用性について考察する。

まず、モデルの妥当性、具体的には、マップ形成原理に基づいて視覚系大域的トポグラフィックマッピングの自動形成が可能である、という主張の正当性について考察する。4章においてモデルを提案し、そのモデルに基づいて視覚系大域的トポグラフィックマッピングが自動形成されることを示した。さらに6章では、理論的分析および数値実験から、提案したモデルが確かにマップ形成原理をモデル化していることを示した。以上のことからマップ形成原理に基づき視覚系大域的トポグラフィックマッピングが自動形成されたと主張することが可能であり、モデルの妥当性が示された。しかし、問題点が2つある。1つはマップを形成する入力として移動する三角形というごく単純なものを使っている点である。三角形の移動でも、単なる直線の移動などと比べるとはるかに複雑であり、マップが形成されることは必ずしも自明ではないが、立体の回転画像などと比べると非常に単純であり、今後、そのような複雑な入力に対してもマップが形成されるかを検証していく必要がある。もう1つの問題は、視覚系大域的トポグラフィックマッピングの形成の判定、つまり2層間の対応関係の連続性の判定に直観的な手法 (図を見て連続性を判断するという手法) を用いていることである。ある写像の連続性の程度を測るような指標は今のところないのでこのような手法を使わざるをえなかったが、今後、そのような指標を開発してより厳密な議論を行いたいと考えている。

次にモデルの汎用性、具体的には視覚系以外への適

用可能性について考察する。このモデルは入力層の配置とは関係なく、入力ニューロンの発火状態の変化のみを入力情報として動くので、モデルとしては視覚系以外を入力情報にも適用可能である。しかし、視覚系以外で妥当に機能するかどうかは今のところ検証していない。ただ、視覚系において、マップ形成原理の実現により視覚系大域的トポグラフィックマッピングが形成されたという事実から、他の感覚系に関しても妥当に機能する可能性が示唆される。つまり、マップ形成原理の中には直接に連続性に対する制約は含まれていないにもかかわらず、原理を適用することによって連続写像が形成されたということは、その妥当性を示す間接的な証拠であると見なせる。また、誤差を測定することによって収束状態を判定することができるので、生理学的にまだその性質がはっきり分かっていない聴覚野などの感覚系に対して本モデルを適用し、収束状態に達したマップを観察することで、生理学の分野に対して有効な知見を得るために使用することも考えられる。

8. おわりに

本稿では、まず、脳の神経場の形成に関する従来の研究を整理し、その手法では、大域的トポグラフィックマッピングの自動形成は困難であることを示した。次に、その自動形成のための新たな原理を導出した。そして、その原理をもとに、計算機シミュレーション可能なモデルを作った。さらに、モデルの計算機シミュレーションを行い、結果を評価した。さらにモデルの収束性について、理論的な側面も交えて議論し、最後に、本モデルの妥当性と汎用性について考察した。

今回は、視覚系に限定して移動する三角形という単純な入力情報を使ったシミュレーションを行ったが、今後は回転する立体などのより複雑な入力や、あるいは音声などの視覚系以外の入力を使ってどのようなマップが形成されるか調べようと考えている。

また、現在のモデルでは正しく収束しないことがある。これについてはさらなる理論的考察と数値実験を行うことで、効率的なスケジューリングの方法を発見したいと考えている。さらに、視覚系大域的トポグラフィックマッピングにおける連続性の程度を表すような指標を見出し、より厳密な理論的分析を進めたいと考えている。また、減弱度による移動などモデルそのものの分析、改良も進めたい。

また、マップ形成原理によって、実際にマップの自動形成が行われたことから、原理の導出に用いたいくつかの仮説が正当である可能性が示唆された。今後、

これらの仮説をもとに脳の情報過程を分析してみたい。

参考文献

- 1) 甘利俊一(編):ニューラルネットの新展開, *Information & Computing*, Vol.75, サイエンス社(1993).
- 2) 伊藤正男, 安西祐一郎, 川人光男, 市川伸一, 中島秀之, 橋田浩一(編):視覚と聴覚, 岩波講座認知科学3, 岩波書店(1994).
- 3) 伊藤正男, 安西祐一郎, 川人光男, 市川伸一, 中島秀之, 橋田浩一(編):注意と意識, 岩波講座認知科学9, 岩波書店(1994).
- 4) Kohonen, T.: *Self-Organization and Associative Memory*, 3rd edition, Springer-Verlag(1989). 中谷和夫(監訳):自己組織化と連想記憶, シュプリンガー・フェアラーク東京(1990).
- 5) Kohonen, T.: *Self-Organizing Maps*, Springer-Verlag(1995). 徳高平蔵ほか(訳):自己組織化マップ, シュプリンガー・フェアラーク東京(1996).
- 6) 関根泰次:数理計画法, 岩波書店(1976).

(平成9年11月14日受付)

(平成10年12月7日採録)



松田 源立(学生会員)

1974年生。1997年東京大学教養学部基礎科学科第2卒業。同年、同大学院総合文化研究科広域科学専攻広域システム科学系修士課程進学。現在同修士課程在学中。



山口 和紀(正会員)

1956年生。1979年東京大学理学部数学科卒業。1981年東京大学理学部助手。1985年理学博士(東京大学)。1989年筑波大学電子情報工学系講師。1992年東京大学教養学部助教授。モデリング全般に興味を持つ。ACM, IEEE CS各会員。