

RESEARCHES
OF THE
ELECTROTECHNICAL LABORATORY

No. 229

Apr, 1999

UDC 681.3:519.6

A Survey on Active Memory Systems

by

Kenji NISHIDA, Toshio TANAKA, Hiroaki INAYOSHI

SYNOPSIS

Active memory system aims to extract the information through the relations between its own actions and responses from the environment to overcome the limitations of the traditional intelligent processing systems, such as the frame problem. To construct the active memory system, the representation of the *relations* becomes important. However, if the *relations* must be defined in advance, the active memory system would face the frame problem as the traditional AI systems did. Therefore, the active memory system must have the capability to extract the *relations* from its interaction with the environment and reorganize its memory autonomously. We refer to the *relational association* in hippocampus, which is told to have a capability to extract relations in human brain, and investigate the information coding and computation schemes on it. The word "active" in the term "active memory system" has two meanings: active information acquisition and active reorganization of its memory contents.

In this report, we summarize the background of the "**Active memory system**", the current status of related researches, and research topics of the "active memory system". In Chapter 2, we describe the frame problem in AI field and affordance theory as a background for "Active Memory System". In chapter 3, we first summarize the visual system and visual computation theory of humans. Then, the relational association in hippocampus is described, and the current status of the researches on information processing in the models of the brain is presented. In chapter 4, the researches on information coding in the brain, spiking neuron models and attention are described as necessary technologies to build Active memory system. In chapter 5, we describe the research topics for constructing the Active memory system, such as: the representation of relations, the functional interpretation of hippocampus and information coding. In the final section, we describe the two dimensional pattern recognition system as a simple example to prove the ability of the active memory system.

KEYWORDS:affordance, binding problem, neural network, brain, vision theory, spiking-neuron, attention, hippocampus, relational association, relation

目 次

第 1 章 はじめに	1
1.1 本調査報告の位置づけ	1
1.2 本調査報告の構成	2
第 2 章 能動的記憶システムの背景	3
2.1 フレーム問題	3
2.2 アフォーダンス	4
2.2.1 包囲光配列	4
2.2.2 不変項	5
2.3 能動的記憶システムの研究の意義	6
第 3 章 脳型情報処理の現状	7
3.1 生物の視覚系での処理	7
3.1.1 視覚系の概観	7
3.1.2 網膜	7
3.1.3 空間視経路	8
3.1.3.1 MT 野 (V5 野), MST 野	8
3.1.3.2 頭頂連合野 (7a 野, LIP 野, VIP 野)	8
3.1.4 物体視経路	8
3.1.4.1 第一次視覚野 (V1 野)	8
3.1.5 V2 野, V3 野	8
3.1.5.1 V4 野	8
3.1.5.2 側頭連合野 (IT: TEO, TE)	8
3.2 視覚の計算理論	8
3.2.1 Marr の視覚計算理論	9
3.2.1.1 初期視覚	9
3.2.1.2 中間視覚	9
3.2.1.3 高次視覚	10
3.2.2 標準正則化理論	10
3.2.3 結合マルコフ確立場モデル	10
3.2.4 視覚大脳皮質の双方向性計算理論	11
3.2.4.1 陰影からの構造復元	13
3.3 海馬の関係連合機能	15
3.3.1 海馬の構造	15
3.3.2 海馬の記憶機能	16
3.3.3 マルチモーダルな連合機能	16
3.3.3.1 カテゴリー内の競合	16

3.3.3.2	自己回帰による連合	17
3.3.3.3	カテゴリ間の連合	17
3.3.3.4	学習のための誘導経路	17
3.4	脳型情報処理の現状	17
3.4.1	PATON	17
3.4.2	時系列情報を扱う海馬モデル	18
第4章	能動的記憶システムの周辺技術	20
4.1	脳の情報コーディング	20
4.1.1	バインディング問題	20
4.1.2	ダイナミカルな情報コーディング	20
4.2	spiking neuron に関する研究の状況	21
4.2.1	文献:“spikes”からの重要と思われる記述の抜粋	22
4.2.1.1	スパイクの解釈/重要性について	22
4.2.1.2	解くべき問題の定義	23
4.2.1.3	文献:“spikes”の中心的主張	23
4.2.2	pulse codes の例: “PNN” 1章	24
4.2.3	neuron models: “PNN” 1章	24
4.2.4	pulse timing のヘブ学習 (Hebbian learning) について: “PNN” 1 4章	25
4.2.4.1	通常の定式化の復習	26
4.2.4.2	スパイクに基づく定式化	27
4.3	attention に関する研究の状況	28
4.3.1	文献: “Attentional Processing” からの知見	31
4.3.1.1	注意の捉え方に関する4つの前提	31
4.3.1.2	認知神経科学的な注意の理論:総論	31
4.3.1.3	認知神経科学的な注意の理論:注意は個体の為に何を?	32
4.3.1.4	認知神経科学的な注意の理論:注意のメカニズム	32
4.3.1.5	認知神経科学的な注意の理論:注意の制御	33
4.3.1.6	文献:“Attentional Processing”の中心的主張	33
4.3.1.7	視床皮質回路のシミュレーション	34
4.3.1.8	調節的強調の構造とメカニズム	34
4.3.2	文献:“The attentive brain”からの知見	34
4.3.2.1	編者による序章より (1): abstract	34
4.3.2.2	編者による序章より (2): attention の多様性について	34
4.3.3	文献:「注意と意識」からの知見	37
第5章	能動的記憶システムの研究領域, 課題	38
5.1	関係の抽出, 概念化	38
5.1.1	関係の定義	38
5.1.2	関係の表現と学習	39
5.1.3	注意	39

5.2 回路構成と情報コーディング	39
5.2.1 海馬神経回路の解釈	40
5.2.2 情報コーディング	40
5.3 例題 (平面図形認識システム)	41
5.3.1 平面図形認識システムの概要	41
5.3.2 不変項とは何か	41
5.3.3 基本的な図形からの不変項の抽出	41
5.3.4 複雑な図形の不変項の抽出	41
5.3.5 「目」の構造	43
5.3.6 基本図形の学習	43
5.3.7 図形認識	43
第 6 章 終わりに	44
参考文献	45
付録 A “Pulsed Neural Networks” の目次および概要	48
A.1 目次	48
A.2 概要	49
付録 B “Spikes: Exploring the Neural Code” の目次および概要	51
B.1 目次	51
B.2 概要	51

能動的記憶システムに関する調査報告

通商産業技官 西田健次、田中敏雄、稲吉宏明

第 1 章 はじめに

1.1 本調査報告の位置づけ

人間が行う知的処理を計算機上で実現しようとする研究は、記号的な AI 研究やニューラルネットワークなど様々な手法で試みられてきた。それらに共通するのは、人間は外部の刺激を受け取り、内部で加工することにより意味のあるもの(「情報」)とするというモデルであった。いわば「情報」は認識主体である人間の内部にのみ存在するものであり、計算機による処理は、外部からの刺激パターンを内部の「情報」に加工するプロセスを模倣しようとするものであった。しかし、ニューラルネットワークによるアプローチは、限定された範囲でのパターン処理等には有効性を示してきたが、汎用的な処理に適用するには至っていない。また、記号的な AI 研究は、その長い歴史により広範な有効範囲をもち、個々の用途では高い有用性を示してきているが、その一方でフレーム問題に代表される限界が示されている。

そこで「情報」が人間の内部のみに存在するのではなく、認識主体である人間の行動とそれに対する外部環境の応答の関係から「情報」を引き出そうとするアプローチが提案されてきている。アクティブセンシングは、センサ-アクチュエータのシステムレベルでこれを実現しようとするもので、センサを能動的に動かし、その動きの情報とセンサから得られる情報の変化を統合することにより、より高い認識能力を持たせようとするものである。また、アフォーダンスは、人間の知覚の仕組みをモデル化しようとしたものであり、外部環境が認識主体の行動に対してどう応えてくれるか、あるいは、どういった関係を取り得るかということを基本として事物を記述しようとする。これらのアプローチの共通するのは、認識を行うためには、受動的に外部刺激を受け取りそれを分

析するのではなく、能動的に外部環境に対して行動を起こし、それに対応する外部環境の変化から情報を引き出し、次の行動を決定するという、認識と行動を不可分の処理と考えることである。

これらのアプローチでは、その時々外部刺激から、常に新たな情報を引き出し続けることにより、システム内部には膨大な情報が蓄えられることになる。その膨大な情報を認識および行動決定に役立たせるためには、情報へのアクセスが容易になるように整理されていなくてはならない。つまり、似たような情報や関係する情報をひとまとめにして構造化していく、概念形成に似たプロセスが必要となる。そして、一旦、情報が構造化された後でも、新たな情報が得られることにより、その情報の構造は(その時々で最適な形に)更新されていかななくてはならない。すなわち、これらのアプローチでは、能動的に外部刺激を求めて情報を得ることと、得られた情報を元に内部の情報構造を自ら更新していくという、二つの意味での能動性を持っていると考えることができる。

情報収集、および、情報構造の更新の両方の意味での能動性を持つシステムを「能動的記憶システム」と名付け、それを実現していくための方向性を示すのが本調査報告の目的である。「能動的記憶システム」の他の研究との位置づけを図 1.1 に示す。「能動的記憶システム」での研究手法は、(1) 能動的記憶システムの手本となる人間の脳および神経細胞の処理モデルを参考にし、(2) ニューラルネットワークなどにその知見を適用することにより、「能動的記憶システム」を構築しようとするものである。

「能動的記憶システム」実現のためには、認識対象となる外界の事物と、認識主体となる人間の「関係」を、どのように記述していくかということが重要な課題となる。ここで言う「関係」をあらかじめ定義しておかなくてはならないのであれば、この手法においてもフレーム問題に突き当たることになってしまう。したがって、フレーム問題を回避するためには、あらかじめ与えた知識無し

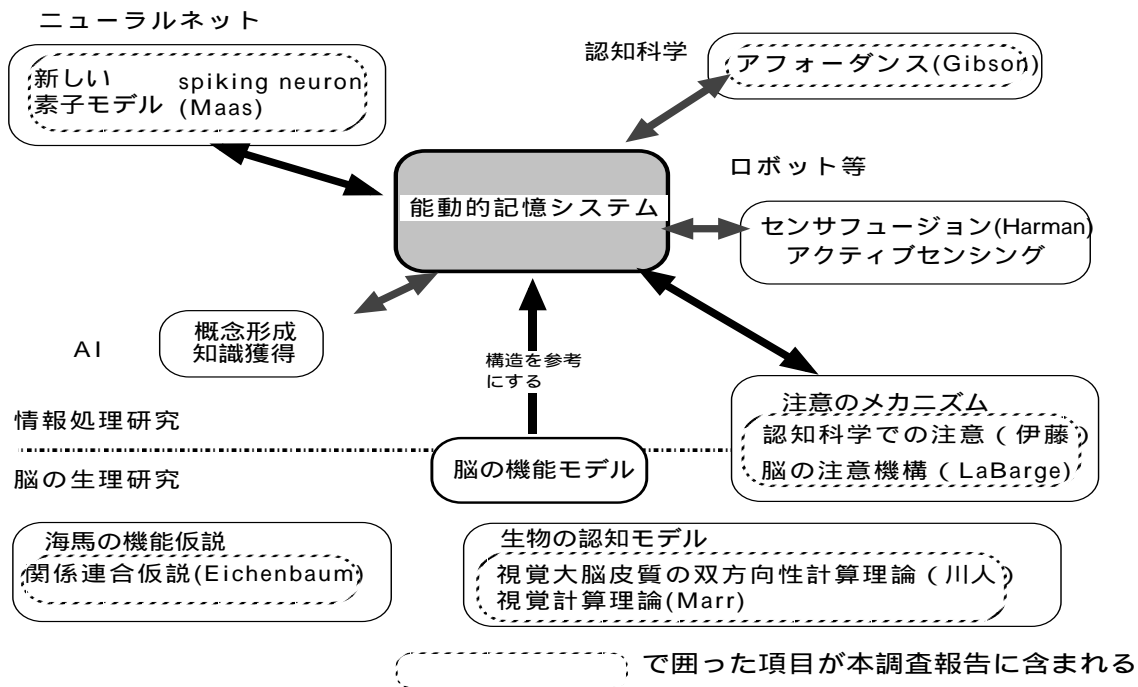


図 1.1 「能動的記憶システム」の位置づけ

に、外界からの情報を元に「関係」を抽出し、外界の知識を自ら構築する機能が必要となる。そこで、人間の脳で「関係」を抽出する機能を持つと言われる海馬の関係連合機能に着目し、そこで、どのような情報コーディングや演算を行えば良いかを考えていく。また、外部情報として、まずは視覚情報を用いることとして、生物の視覚処理に関する知見を組み込んでいくこととする。

1.2 本調査報告の構成

本報告は「能動的記憶システム」の背景、周辺技術の現状、能動的記憶システム研究での研究課題の順に調査をまとめてある。

第 2 章において、能動的記憶システムの背景として、従来の人工知能研究におけるフレーム問題から、それを回避するためのアフォーダンス理論について調査した。

第 3 章では、外部情報の収集において重要な役割を持つ生物の視覚システムについてその概要を調査し、ついで、生物の視覚に関する計算理論を調査した。さらに、人間の脳における「関係」の獲得機能を持つ海馬に関する研究について調査し、海馬をモデルとした脳型情報処

理の研究の現状を調査した。

第 4 章においては、能動的記憶システム構築に必要な周辺技術として、脳内での情報コーディング、Spiking Neuron(パルス型ニューロン)によるニューラルネットワーク、Attention(注意)に関する研究について調査した。

第 5 章においては、能動的記憶システムを構築していくための手法、研究課題として関係の表現法、海馬の機能的な解釈と情報コーディングについて述べる。さらに、能動的記憶システムの機能を実証するための簡単な応用例として、平面図形認識システムについても述べる。

第 2 章 能動的記憶システムの

背景

本章では、まず従来の人工知能での代表的な問題であるフレーム問題について述べる。次に、フレーム問題が回避できる可能性から最近注目されているアフォーダンスについて述べる。その次に、このアフォーダンスの考えを取り入れた能動的記憶システムの研究の意義について述べる。

2.1 フレーム問題

まず、フレーム問題を象徴的に表す例として、以下に哲学者デネットの創作した逸話を挙げる [1]。この逸話には 3 つのレベルのロボットが登場し、爆弾の仕掛けられた部屋からバッテリーを取り出すという課題が与えられている。

ロボット 1 は、バッテリーがしまっている部屋に時限爆弾が仕掛けられているのを知られた。ロボット 1 は、部屋に入り、バッテリーをそれが載っていたワゴンごと持ち出した。ところが、ワゴンの上にはバッテリーと共に爆弾も載っていたので、部屋の外でロボット 1 は、バッテリーと一緒に爆発してしまった。ロボット 1 は、ワゴンを持ち出せば同時に爆弾を持ち出したことになる事が分からなかったのである。そこで、ロボット 1 の設計者は、行為の直接の結果だけでなく、その結果、環境に副次的に起こることに推論できるように、ロボット 1 のプログラムを書き換えロボット 2 が誕生した。

ロボット 2 は、部屋には入り、ワゴンの前で推論を始めた。「ワゴンを引き出しても部屋の色は変わらない」、「ワゴンを引き出せば音がする」、「ワゴンを ... 」と、ワゴンを持ち出すことに伴って環境に起こる副次的結果のすべてについて考え続けた。その間に、爆弾が爆発してしまった。

再び設計者は、「行為に関係している結果と、無関係な結果との区別を教えてやり、関係のないことは無視すればよい」と考え、ロボット 3 を完成させた。ロボット 3 は、同じ状況においても何も行動を起こさなかった。「関

係がある」とことと「関係がない」ことを調べるのに忙しくて行動を起こすことができないのである。当然その間に、爆弾が爆発してしまった。

このようなロボットの爆発の原因をもたらした問題は、フレーム問題と言われ、以下のように定義されている。

状態の記述方法および状態に適用可能な作用素の記述方法が、あらかじめ定義されているものと仮定する。ある状態 A にある作用素を適用して、他の状態 B に遷移した際に、A と B の間で何が変化して何が変化しないかをどのように記述するかという問題のことを、一般にフレーム問題と呼ぶ [2]。

ここで、状態数 m 、作用素 n とすると、一般に $m \cdot n$ 個の規則を記述しなければならないことになる。もしも状態の記述の量を減らしたいのであれば、命題は、それが始めて成立する状態のみを記述することに決めて、その状態以降は、その命題が陽に否定されるまでは成立しているとみなす、という方法も存在する。しかし、ある状態である命題が成立しているかどうかを知るためには、その命題に関する最も近い記述を求めて、以前の状態にさかのぼった推論を行う必要が生じる。

フレーム問題は、このように記述の量とともに推論の量にも関連する。従って、記述の量と推論の量が限定されている環境では、環境中で何が変化して何が変化しないかを記述することができ、フレーム問題は生じない。しかし、現実の世界においては、上述のロボットのように、何が変化して何が変化しないかを記述するには組合せの爆発が生じ、フレーム問題を解決できないということである。

一方、人間の「知性」にとって、行為に関連することとしないことを見分けるのは容易なことであり、人間はフレーム問題に悩まない。フレーム問題の生ずる原因の 1 つは、「環境」を完全に表現しつくした知識表象をつくりあげ、それを、行為をする「地図」として用いるという、知性のモデル化の方法にある。行為することの意味を環境から切り離し、行為と環境の接点を、事前に設計された知識と論理だけで推論する機構にゆだねる限り、フレーム問題から逃れられない [1]。そして、この「知性」のモデルでは、フレーム問題を回避できないと判断した人々が、新たな「知性」のモデルとして、次に述べる「アフォーダンス」に注目した。

2.2 アフォーダンス

アフォーダンス理論は、ジェームス・ギブソンというアメリカの知覚心理学者によって、1960年代に完成された人間の知覚の仕組みについての理論である [3]。アフォード (afford) は「～ができる。～を与える」などの意味を持つ動詞であるが、英語にはアフォーダンス (affordance) という名詞はなく、ギブソンの造語である。

従来の「情報処理モデル」では、人間は、環境から刺激を入力し、それを加工することで意味あるものにすると考えていた。ギブソンの理論は「生態学的認識論」と呼ばれるが、それは従来の「情報処理モデル」とまっこうから対立している。生態学的認識論は、情報は人間の内部にはなく、人間の周囲にあると考える。知覚は情報を直接手に入れる活動であり、脳の中で情報を間接的に作り出すことではない。私たちが認識のためにしていることは、自身を包囲している環境に情報を探索することなのである。そして、アフォーダンスとは、環境が動物に提供する「価値」のことである [1]。

アフォーダンスは、事物の物理的な性質ではなく、それは「動物にとっての環境の性質」である。そして、アフォーダンスは、知覚者の主観によって構成されるものではなく、環境の中に実在する知覚者にとっての価値ある情報である [1]。例えば、今、目の前に椅子が置いてあるとする。この椅子には「座れ」という字が書いていないにもかかわらず、この椅子は座れるものと分かる。これは、この椅子自身が「座る」ことをアフォードしているからである。

以下では、アフォーダンス理論の骨子である「包囲光配列」について概説する。次に、動作や対象の変化に伴って変化する包囲光配列の中で不変な構造である不変項について概説する。そして、見るということで観察者が行っていることは、包囲光配列から不変項をピックアップすることであり、モノを「見る」ということが「それにどう働きかけるか」という行為と、そのモノがどのようなアフォーダンスを提供するかということがコミになって認識される、ということであることを説明する。

2.2.1 包囲光配列

環境の中の面が「知覚の刺激」となるためには、そこに何らかの「異質性」、つまり「差異の構造」がなければならぬ。面が面として成立するための「異質性」とは何かを考えた場合、面を作り上げているものの性質や化学的な状態によって生じる面のキメ (テクスチャ) がある。そしてもうひとつの重要な要因として挙げられるのが「光」である。

薄暗く照明した壁を知覚者に見せる。そして、光を落していくと、やがて壁が見えなくなり「もや」のようなものが見えはじめる。「もや」が見えはじめると、もはや壁という面は知覚されなくなる。このとき「対象」と呼べるものは何も見えていない。しかし「何か」が見える。

照明の状態の変化が「何かが見える」ことと「何も見えない」ことの差を作り出しているということは、あたりまえのようにみえて、実は非常に重要なことを意味している。それは、対象の見えが成立するには「光の状態」が関係している、ということである。壁という対象が見える場合にも「もや」が見える場合にも、光は存在している。その光の性質が対象の見えが成立するか否かの境界条件を作っている。

ギブソンは、面が「見える」ことと「見えない」こととの差が光の状態とどのように関連するかを実験した。中心に約 30 センチメートルの穴を開けた白と黒の板を交互に約 5 メートル間隔で置き、板の一方の端に衝立てを用意し、衝立てに開けた小さな穴から板の配列が作る穴をのぞき込むというものである。その結果、立体的で「リアルなトンネル」が見えたのである (図 2.1)。この時、板と板の間にあったものは照明された「光」である。この光によるキメの密度がトンネルを生成したのである。この光のキメは、光を反射する対象によって生じたものではない。従って、光学的には網膜像を結んでいない。つまり、何ものからも反射しない「光のキメ」が面の知覚の原因となることを示している。すなわち、光の密度にある「異質性」ができると「面」が知覚されることを示している。この結果は、網膜への投影を必要としない視覚の原因が存在することを意味している。言い換えると、視覚は網膜を必ずしも必要としないということになる。

視覚にとって、光が決定的に重要であることは間違いがない。情報は光の中にある。環境にあるのは放射光が

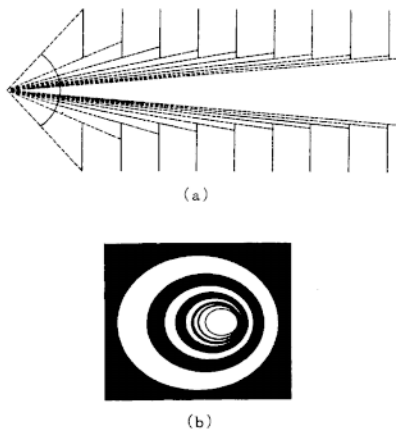


図 2.1 (a) プラスティック板の配列, (b) 光のトンネル

無数の面に反射し、散乱した状態の光である。従って、環境の中の場所はどこでも、すべての方向からの光によって「包囲」されていることになる。この環境を包囲する光をギブソンは「包囲光 (ambient light)」と呼んだ。放射光が構造を持たず、眼への物理的な「刺激」でしかないのに対し、包囲光はそれ自体が視覚にとっての「情報」になりうる。誰かが環境の中にいるとき、観察する位置を包囲する光には、環境を構成する面に応じた構造がある。この包囲光の「異質性」が「包囲光配列 (ambient array)」と呼ばれるものである。

2.2.2 不変項

包囲する光から、私たちはどのように情報を得ているのか。包囲光配列は、一郡の立体角をなす構造であり、観察点が動くと包囲光配列の構造が変化する(図 2.2)。包囲光配列を構成している立体角は、観察者が環境に接近したり、離れたりとすると、拡大、縮小する。観察者が移動することによって立体角の構造は多様に変形する。そして、変形から不変なものが知覚される。

例えば「方形のテーブル板」という面に対応する包囲光の構造を考えてみる。観察者がテーブルの周囲をゆっ

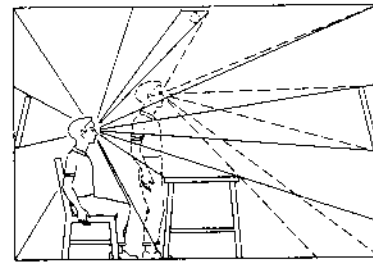


図 2.2 包囲光配列とその変化

くりと回ると、立体角として現れる一つのテーブル板はさまざまな台形に変形する。台形の角や辺は移動の仕方によって縦横に変形する。しかしそれにもかかわらず「変わらない一つのテーブル」が知覚される。

不変なテーブルの知覚を可能にしているのは、変形があらわにする対象の性質である。テーブル板の場合、観察者の視点の移動によってさまざまな台形に変形するが、そのようにして次々と現れる台形の四つの角と辺の関係には常に変化しない一定の比率がある。テーブルが正方形と長方形の場合とでは、この四辺がなす「不変な比率」は異なる。この不変な比率が、テーブル面が正方形か長方形か、すなわちどのような「姿」であるのかを特定する。

ギブソンは、この変形から明らかに不変なものを「不変項 (invariant)」と呼んだ。見るということによって観察者が行っていることは、包囲光配列から不変項をピックアップすることである。

私たちが認識のためにしていることは、自身を包囲している環境に情報を探索することなのである。環境の中にあるものが無限のアフォーダンスを内包している。このことは、モノを「見る」ということが「それにどう働きかけるか」という行為と、そのモノがどのようなアフォーダンスを提供するかということがコミになって認識される、ということである [4]。

2.3 能動的記憶システムの研究の意義

アフォーダンス理論は、人間の知覚の仕組みについての理論であり、その実現に対しての具体的なメカニズムを示しているわけではない。例えば「不変項は、変形から知覚される対象がもつ不変なもの」というように説明しているが、不変項をどのようなアルゴリズムで見い出すか、またどのようにアフォーダンスを導くかについては述べていない。しかし、アフォーダンス理論における環境の見方は斬新であり、工学的に実現できれば、従来の情報処理の問題点である、限られた環境の中でしか動作できない問題を解決できる可能性がある。そこで、以下ではこのアフォーダンスの考えを取り入れた、我々が提案する能動的記憶システムの研究について述べる。

能動的記憶システムの研究では、人間の移動（視点の移動）と視点の移動に伴う対象物の見え方の変化を関係付けて記憶することにより、対象物の特性（形状）から不変項（対象物をそのものであると認識させている特徴）を自律的に抽出し、形状認識を行うシステムを構築することを目指す。

対象物の形状を不変項に変換して記憶することができれば、その物の特性をもたらしている形状的な特徴を抽出できることになる。その際、視点の移動と対象物の形状の不変項を関係付けて記憶する。このように記憶していくことにより、関係からその物の特性（用途）が推測できるのではないかと考える。

例えば「机」を移動しながら観察し、その形状的な不変項を天板の面と脚であると抽出できれば、木の切株やミカン箱であっても状況によっては「机」とであると判定できるようになる。

このような認識は、従来の「ニューラルネット」による認識では困難である。例えば、ニューラルネットによる認識では、木の切株やミカン箱も「机」になりうる、ということをお教えしない限り認識できない。逆に言うと、教えれば認識できることになるが、それでは、先に述べた「限られた環境でしか動作できない問題」を解決できないことになる。

第 3 章 脳型情報処理の現状

本章では、生物の脳での情報処理に着目した研究の現状について述べる。本章は、大きく、以下の三つの部分に分けられる。(1) 視覚系での処理、(2) 海馬での関係連合処理、最後に、(3) 脳での処理をモデルにした情報処理の事例である。

視覚系での処理は、まず、生物の視覚系の概観を述べ、次に、視覚に関する計算理論を紹介している。海馬での関係連合機能では、海馬の構造、機能について紹介している。脳型情報処理の事例としては、ともに海馬の機能に基づいた、「PATON」と「時系列情報を扱う海馬モデル」の二者を挙げる。

3.1 生物の視覚系での処理

本節では、生物の視覚系がどのような構成をとっており、それぞれの機能ブロックでどのような処理が行われていると考えられているかを、簡単にまとめる。

3.1.1 視覚系の概観

図 3.1 は、視覚に関係する領野や連合野の機能と連絡関係をまとめたものである [6]。図 3.2 は、図 3.1 と同じものだが、物体を受動的に見る場合に活性化する部位と、それらの位置関係を示している。

図 3.2 で、視覚情報は左下の眼球から中央付近を通

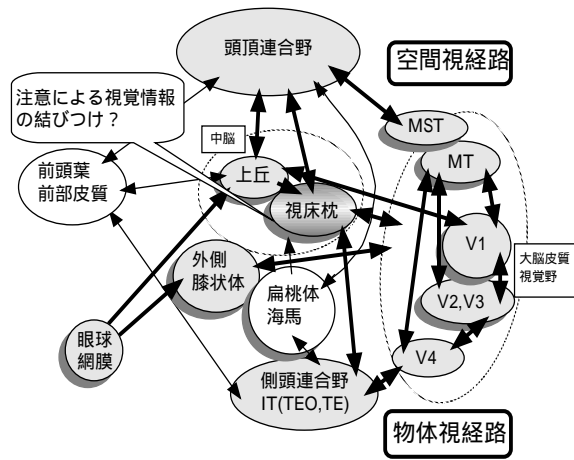


図 3.2 受動的認知過程

て大脳皮質視覚野に至り、そこから上下に分かれて頭頂連合野と側頭連合野に達する。このうち、大脳皮質視覚野から上に向かい頭頂連合野に至る経路は“空間視経路”と呼ばれ、自分と他のものとの空間的な位置関係の把握が行われる。大脳皮質視覚野から下の側頭連合野に至る経路は“物体視経路”と呼ばれ、空間視経路とは並列独立に、視野中の物体が何であるかのパターン認識を行う。

3.1.2 網膜

網膜は、厚さ 200~300 ミクロン、面積数平方センチの膜状をしている。網膜上の視細胞は 1 億個以上あるが、視軸と交わる中心部の半径 200 μm の領域では、さらに細胞が密集しており、その密度は 1 mm^2 あたり 16 万個と言われている。

網膜の細胞は、単にその細胞に対する光の入力強度に対応した出力を出すのではなく、入力画像からエッジ検出を行うための基本的な機能を備えている。網膜上の受容野は、オン中心-オフ周辺型 (以下、オン中心型) とオフ中心-オン周辺型 (以下、オフ中心型) の二種類の基本型に分けられる。オン中心型では、受容野中心に光をあてると興奮し、その周辺に光をあてると抑制する領域がドーナツ上に配置されている。オフ中心型では、その逆に中心部に光をあてると抑制され、周辺部への刺激で興奮する。

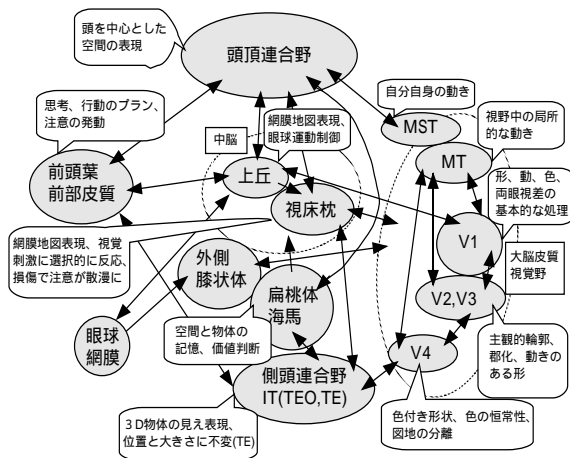


図 3.1 視覚に関係する領野の連絡関係

3.1.3 空間視経路

本節では、大脳皮質視覚野から先の経路の内、頭頂連合野に至る空間視経路について述べる。

3.1.3.1 MT 野 (V5 野), MST 野

MT 野の細胞の受容野は、視野中心では小さく、重なり合いながら互いにずれている。また、細胞は、視野内の刺激の動きの方に選択性を示し、0.5mm の間に最適な運動方向が 180 度回転するコラム構造をなしているほか、刺激の速さや両眼視差にも選択性を示す。MT 野は視野内の局所的な動きに反応すると考えられている。

MST 野の細胞は、受容野が視野の半分以上を占めることもあり、自分自身の動きによる大きな動きに反応すると考えられている。しかし、像の拡大と視差の変化の組み合わせによって反応する細胞や、眼球の動きによる網膜上の見かけの動きをキャンセルして反応する細胞も見いだされている。

3.1.3.2 頭頂連合野 (7a 野, LIP 野, VIP 野)

頭頂連合野では、MT 野, MST 野で検出された動きや奥行きの情報に、眼球運動や体性感覚といった非視覚系の情報を加え、さらに情報の統合が進められる。

空間視経路では、“自らの視点位置 (頭部) を中心とした 3 次元空間の記述”が行われていると考えられている。

3.1.4 物体視経路

本節では、大脳皮質視覚野から先のもう一つの経路、物体視経路について述べる。

3.1.4.1 第一次視覚野 (V1 野)

第一次視覚 (V1) 野は、外側膝状体や上丘と双方向に連絡し、大脳における視覚情報処理の起点となっている。V1 の細胞は、ほとんどが視野中心 5 度以内の情報の処理に使われている。V1 では、形、動き、色、両眼視差に関する基本的な情報を処理していると考えられている。

3.1.5 V2 野, V3 野

V2 の細胞は、方位、運動方向、色、コントラストなどに並列/独立に反応し、V1 に似ているが、V1 よりも

受容野が大きく、両眼視差感受性が高い。

V3 に関する報告は少ないが、動いている線分の集合から形状を抽出していると考えられている。

3.1.5.1 V4 野

V4 では、人間の主観的な色の見えに対応した細胞が見いだされている。また、図形の輪郭の方位やテクスチャに選択的に反応する細胞が見つかっており、これらは、“図形の図と地の分離”を行っていると考えられている。

さらに、V4 では、注意を向けるべき刺激と無視すべき刺激を同じ視野に与えると、無視すべき刺激に対するニューロンの応答が抑制されるとの報告があり、視覚的な“注意”の影響が観察されている。

3.1.5.2 側頭連合野 (IT: TEO, TE)

IT 野 (下側頭葉皮質) は、物体のパターン認識に関連が深く、TEO 野と TE 野に分類されている。

TEO 野の細胞は 4~8 度程度の受容野を持ち、視野の中心付近のものでも必ずしも中心視を含まない。TE 野の細胞の受容野は 20~40 度とかなり大きく中心視を含んでおり、位置と大きさに不変な処理が行われている。

TEO 野と TE 野には、複雑な刺激に選択的に反応する細胞があり、TEO から TE に進むにつれその数が増え、選択性も強くなっている。

さらに、TE 野では似た図形特徴に反応する細胞がコラム状に固まっており、また、少しずつ異なる特徴に反応する数個のコラムが隣接して全体として一段大きい認識の単位を構成している。また、様々な 3 次元物体を回転させながら与えると、それらの出力中心は皮質上を一方にずれていく。TE 野のこうした刺激選択性は固定ではなく、学習により変化している。

3.2 視覚の計算理論

本節では、これまで提案されている代表的な視覚の計算理論について概説する。

人間は、眼から入力した視覚情報をどのように処理しているのか。D.Marr[13] は、視覚の初期過程 (初期視覚) の目的を、網膜に投影された 2 次元画像データから 3 次元構造を復元することであると考えた。2 次元画像デー

タは3次元構造を縮約したものであるから、3次元構造に関する拘束条件などの、事前知識が与えられなければ復元することはできない。

Poggioら [14] は、初期視覚過程が3次元物体から2次元画像への写像である光学のちょうど逆になっているので、これを逆光学と呼び、解が一意に決まらないことから不良設定問題であることを示した。また、従来、視覚計算モデルで提案されてきた幾つかのアルゴリズムが、不良設定問題を解くための標準正則化理論の枠組を用いて統一的に理解できることを指摘した。しかし、標準正則化理論では、遮蔽輪郭などに現れる不連続を取り扱うことができない問題があった。

Geman 兄弟 [15] は、ノイズに汚れた画像データから原画像を推定する画像復元の問題において、画像の不連続を扱うことができる結合マルコフ確立場モデル(結合MRF)とベイズモデルに基づく最大事後確立(MAP)推定を厳密に行うためのGibbs サンプラーとシミュレーテッドアニーリング法を提案した。しかし、MRFはその局所性のため画像の中の大域的な関係を記述できない。また、MAP 推定を行うための緩和計算に非常に多数の繰り返しを必要とするため、脳が行っている速い計算をこれでは説明できないなどの問題点が指摘されている。

川人ら [16,17] は、これらの問題が解決できる計算理論と神経回路モデルを提案している。しかし、この計算理論が人間の視覚情報処理で行われているかは分かっていない。

以下では、まず、Marr の視覚計算理論について述べる。次に、標準正則化理論について述べ、Geman 兄弟によって提案された結合マルコフ確立場モデルについて説明する。その次に、川人らが提案している視覚大脳皮質の双方向性計算理論について概説する。

3.2.1 Marr の視覚計算理論

表 3.1 に Marr が脳研究のために必要であるとした異なる3つのレベルを示す [13]。

最上位の計算理論のレベルは、抽象的な計算理論である。そこでは計算の目標は何か、なぜそれが適切なのか、またそれを実現する論理はいかなるものかを明らかにするレベル。真中の表現とアルゴリズムのレベルは、計算理論を具体的に実現するアルゴリズムと入出力の表現形

表 3.1 情報処理課題を実行するのに必要な3つのレベル

計算理論	計算の目標は何か、なぜそれが適切なのか、それを実現するための論理は何か。
表現とアルゴリズム	計算理論を実現するアルゴリズムと入出力の表現形態は何か。
ハードウェア	アルゴリズムがどのようにして物理的に実現されるか。

態を明らかにするレベル。最下位のハードウェアのレベルは、アルゴリズムがどのようにして物理的に実現されるかについて明らかにするレベルである。

Marr は、自らのアプローチに基づき、視覚の役割は網膜に投影された2次元画像から3次元構造を推測することであると述べている。そして、2次元画像から3次元空間の表面を推測する初期視覚、さまざまな視覚情報を統合して $2\frac{1}{2}$ 次元スケッチをつくる中間視覚、3次元物体の認識を行う高次視覚の3つの段階に分類している。以下にその概要を示す。

3.2.1.1 初期視覚

網膜上に投影された画像から、局所的な明るさの変化をエッジや線分などとして取り出す過程である。そして視覚系はモジュール構造をしており、色、形、動き、テクスチャーなどを別々に処理するモジュールがあった。ある一つのモジュールが、例えば明るさなら明るさだけの一つの手がかりから3次元構造を復元することを初期視覚と呼んだ。

3.2.1.2 中間視覚

Marr は、初期視覚で計算された、各視覚モジュールの出力を統合した2次元画像と3次元モデルの中間的な表現が脳の中につくられるとした。これを「 $2\frac{1}{2}$ 次元スケッチ」と呼んだ。2次元画像と3次元モデルの中間という意味である。 $2\frac{1}{2}$ 次元スケッチは、面の奥行きと向きが観察者からどのくらい離れているのか、面の向きが観察者の視線と比べてどの方向にあるのかという、観察者中心の座標系で表現するものである。この $2\frac{1}{2}$ 次元ス

ケッチを作り出す機能を中間視覚と呼んだ。

3.2.1.3 高次視覚

高次視覚では、3次元モデルが作られると考えた。そして3次元モデルは、一般化円筒と呼ばれる円筒状のモデルの階層的な組合せによって表現されていると考えた。

Marrの視覚の研究は、さまざまな分野の研究者を刺激し、その後の視覚研究の進展に大いに寄与した。しかし、Marrの主張にはいくつかの問題点が指摘されている。

その第1は、視覚の目的は2次元画像から3次元物体を復元することであるという主張に対して、視覚を受動的で汎用的な3次元構造の復元システムとしすぎているという点である。つまり、タスクによっては観測者が自ら動いて情報を獲得したり、必要がなければ3次元構造の復元過程を省略するといった柔軟性に欠けている。

第2は、高次視覚における3次元モデルの存在に関する疑問である。人間が3次元物体を記憶する際、その物体をいくつかの方向から見た「見え」を覚えており、3次元モデルは作っていないということである。

3.2.2 標準正則化理論

Marrの共同研究者であるPoggio[14]は、視覚過程の不良設定性を指摘している。良設定問題とは(1)ある問題の解が存在し(2)解が一意で(3)解がデータ(例えば初期値)に依存するという3つの条件がすべて満足されているような問題をいい、これらのうち1つでも満足されないものがあるとき、この問題を不良設定問題という。

光学が3次元空間を2次元画像に落すものであると考えれば、網膜上の2次元画像から3次元空間を推測する視覚は逆光学と考えることができる。3次元空間の状態から2次元画像が生成される過程は一意に定まるが、逆に2次元画像から3次元空間を推定するという問題は、不良設定問題になる(前述の(1)~(3)の条件を満足しない)。

Poggioら[14]は、従来、視覚計算理論で提案されてきた幾つかのアルゴリズムが、不良設定問題を解くための標準正則化理論の枠組を用いて統一的に理解できることを示した。

3次元空間 z からその像である2次元画像 y を求める

光学の問題を簡単のために、線形の連立1次方程式

$$Az = y \quad (3.1)$$

で表せるとする。式(3.1)において、画像生成過程が線形であれば、以下の議論が成立する。行列 A が正方行列でかつ正則である場合には、

$$z = A^{-1}y \quad (3.2)$$

として2次元画像 y から3次元空間 z を復元することができる。しかし、 A が正方行列でない場合、あるいは正方行列であっても正則でない場合には、式(3.1)の解は一意には求まらない。このような場合には、新たに評価関数

$$\|Az - y\|^2 + \lambda \|Pz\|^2 \quad (3.3)$$

を定義し、これを最小にすることによりこの逆問題を解く。

式(3.3)の第1項は式(3.1)の両辺の差のノルムの2乗であり、第2項は z の線形汎関数 Pz のノルムの2乗に正則化のパラメータ λ を乗じたものになっている。 P は z に関する事前知識を表す作要素である。 A と P が線形であるから、式(3.3)は z に関する2次形式になっており、ある場合には、 z を y から前向きに計算する一撃アルゴリズムも導ける。しかし、標準正則化理論では、遮蔽輪郭などの不連続を取り扱うことはできない。

3.2.3 結合マルコフ確立場モデル

Geman兄弟[15]は、ノイズに汚れた画像データから原画像を推定する画像復元の問題において、画像の不連続を扱うことができる結合マルコフ確立場モデル(結合MRF)とベイズモデルに基づく最大事後確立(MAP)推定を厳密に行うためのGibbsサンプラーとシミュレーテッドアニーリング法を提案した。

観測データを z 、もとの画像を y で表し、 P で確率を示す。データ z が与えられた条件の下で、それを導く y のうち最も確からしいものを推定するMAP推定は、ベイズの公式から、

$$P(y|z) = \frac{P(z|y)P(y)}{P(z)} \quad (3.4)$$

を最大にすることになる。原画像の確率モデルとして、ある画素の状態が、その近傍だけに依存するという、MRFを採用すれば、事前分布 $P(y)$ は次のような Gibbs 分布になる。

$$P(y) = \frac{1}{Z} \exp^{-U(y)} \quad (3.5)$$

$$U(y) = \sum_{c \in C} V_c(y) \quad (3.6)$$

ここで Z は分配関数、 V_c は近傍系から決まるクリーク C の状態だけに依存する局所エネルギーである。このときの事後確率 $P(y|z)$ も Gibbs 分布で表せて、そのエネルギー $U_p(y|z)$ は、

$$U_p(y|z) = \sum_s \phi(z_s - y_s) + \sum_{c \in C} V_c(y) \quad (3.7)$$

のように第1項のデータと推定画像の差によって決まる部分と、第2項の事前分布のエネルギーの和になる。ここで s は画像の格子点を表す。式(3.7)の第1項、第2項は式(3.3)の第1項、第2項とそれぞれ対応しており、標準正則化理論は MAP の特別な一例とみなせる。以下では、標準正則化理論が MAP の特別な場合としてみることを示す [17]。

式(3.3)で示したように、3次元空間を z 、画像を y 、光学を A とする。ここで画像の観測の第 i 成分には平均 0、分散 σ の正規分布に従う観測ノイズ n_i が加法的に加わるとする ($y = Az + n, n = y - Az$)。ここで y と n は N 次元ベクトル、 n の第 i 成分を n_i とする。3次元空間に関する先験的な知識が、確率変数 z についての事前分布として次のような Gibbs 分布で与えられているとする。

$$P(z) = \frac{1}{Z} \exp(-U_{prior}(z)) = \frac{1}{Z} \exp(-\|Qz\|^2) \quad (3.8)$$

なお、事前分布を決めるポテンシャルが、2次形式 $\|Qz\|^2$ で表せると仮定している。

3次元空間が z であるとき画像 y が観測される条件つき確率は、ノイズが正規分布に従うことから次のように表せる。

$$\begin{aligned} P(y|z) &= \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{n_i^2}{2\sigma^2}\right) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{\sum_{i=1}^N n_i^2}{2\sigma^2}\right) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{\|Az - y\|^2}{2\sigma^2}\right) \end{aligned} \quad (3.9)$$

ここでノルムは通常のユークリッドノルムである。

画像 y が与えられたとき、3次元空間 z がどうかであるかという推測を y が与えられた下での z の条件つき確率、つまり事後確率を最大にするという、ベイズ推定の立場で行う。ベイズの公式から事後確率は次式のように表せる。

$$\begin{aligned} P(z|y) &= \frac{P(y|z)P(z)}{P(y)} \\ &= \frac{1}{P(y)\sqrt{2\pi}\sigma Z} \\ &\quad \times \exp\left(-\frac{\|Az - y\|^2 + 2\sigma^2\|Qz\|^2}{2\sigma^2}\right) \end{aligned} \quad (3.10)$$

$P(z|y)$ を z について最大化するのが、最大事後確率推定である。ところが $P(z|y)$ のうち z に依存するのは指数関数の中身だけで、これを最大化すればいいということになる。負の符号をとれば結局次式

$$\|Az - y\|^2 + \lambda\|Qz\|^2 \quad (3.11)$$

を最小化するのが最大事後確率推定と等価になることがわかる。これは、標準正則化理論で最小化する評価関数、式(3.3)そのものである。従って、標準正則化理論は、最大事後確率推定の特殊な場合とみなせることがわかる。

この確率的な視覚アルゴリズムのとらえ方では、視覚の計算機構は、3次元空間の事前確率モデルと、画像が作られるプロセス(つまり光学)に関する条件つき確率モデルとを保持しており、この二つからベイズの公式に基づいて画像が与えられたときの3次元空間の事後確率を計算する。この事後確率を最大化することで画像に基づいて3次元空間を推測していると考えられる。標準正則化理論は、この一般的な枠組の中で、3次元空間の事前確率モデルが2次形式の Gibbs 分布で与えられ、画像生成プロセスが線形の演算に加法的に正規白色雑音を加えられるという二つの単純化した理論体系であるととらえられる。

3.2.4 視覚大脳皮質の双方向性計算理論

網膜上に与えられた2次元画像データの生成過程をモデル化する場合、様々なレベルでの記述が考えられるが、川人ら [16,17] は、Horn の画像放射照度方程式 [18] を拡

張した次のような画像生成方程式を提案している。

$$\begin{aligned} I(\mu, x, y, \lambda, t) \\ &= R(\Delta G * I, dI, d^2I, v^\perp, sd, r(\lambda), L, md, \nu, \\ &C, A, V, N, O) \\ &= R(S) \end{aligned} \quad (3.12)$$

左辺は 2 次元画像強度データである。右辺は画像生成過程を表す非線形方程式である。右辺の R の中の引き数は、可視表面の反射率など初期視覚に対応する変数だけでなく、3 次元物体の運動ベクトルや視覚記憶像など中期視覚や高次視覚の変数を含んだ冗長な表現になっている。視覚の目的は、I から R 内の引き数を推定することである。これを解決するために、視覚大脳皮質はその並列構造に上式右辺の画像生成過程の逆モデルと順モデルを埋め込んでいる。すなわち、大脳皮質一次視覚野から高次視覚野への前向き神経結合は R の逆の近似を与え、高次視覚野から大脳皮質一次視覚野への後向き神経結合は R の順モデルを与えていると考えるわけである。以下では、川入らが提案している視覚大脳皮質の双方向性計算理論について説明する [16,17]。

式(3.12)の左辺の I は、左 ($\mu = 0$) か右 ($\mu = 1$) の網膜上の位置 (x, y) での、時間 t 、波長 λ の光強度を示す。右辺は視覚世界の様子 S から画像の強度が決まる画像生成過程を非線形関数 R で表したものである。R の中の引き数はすべて視覚大脳皮質で別々に表現され再構成されるとしている。

各引き数は以下のことを表している。 $\Delta G * I$ は光強度とラプラシアンガウス関数の重畳積で、輪郭検出に重要である。 dI と d^2I はそれぞれ画像強度 I のある方向への 1 回微分と 2 回微分である。 v^\perp は画像の濃淡値の最大変化方向の速度成分である。 sd はステレオ視によって得られた奥行きを表している。 $r(\lambda)$ は可視表面の波長 λ の光に対する反射率を表している。L は観察者からみた可視表面の遮蔽輪郭や異なる物体の接合部などの不連続を表す。この L が結合 MRF の線過程に対応している。 md は単眼視によって得られた可視表面の奥行きと面方向を表している。 ν は照明光の波長分布と光源位置を表す。C は、L で区別された個々の 3 次元物体の 3 次元的空間位置を示す。A は個々の物体の色やテクスチャーなどの属性を表す。V は個々の物体の並進・回転の速度ベ

クトルを表す。N は観察者の身体や頭部・眼球がもつ並進・回転の速度ベクトルである。O は 3 次元物体の記憶像を表す。

視覚世界の脳内表現 S の内部モデルの事前確率を $P(S)$ 、S が与えられたときの画像強度の条件つき確率を $P(I|S)$ で表す。これらが Gibbs 分布に従うと仮定して、対応するエネルギーをそれぞれ $U(S), U(I|S)$ とする。つまり、視覚大脳皮質の各領野は、MRF モデルのような局所並列モデルで記述できると仮定している。

MAP 推定に従って、次の事後エネルギーを最小化する S が推定されている。

$$\begin{aligned} U(S|I) + U(I) \\ &= U(I|S) + U(S) \\ &= \frac{1}{2} \|R^\sharp(I - R(S))\|^2 + U(S) \end{aligned} \quad (3.13)$$

このエネルギーの右辺の第 1 項は、推定 S と画像データ I がどれだけ適合しているかを計るデータ項である。第 2 項は、推定 S が、3 次元世界はこうあるべきであるという拘束条件に照らし合わせてどれだけもとももらしいかを計る事前分布の項である。

ここで R^\sharp は画像生成過程 R の近似的逆モデルである。初期視覚でよく知られているように、画像生成過程の逆を求める問題は不良設定であるから R^{-1} は存在しない。しかし、その近似 R^\sharp は考えられる。そして、コンピュータビジョンで提案されてきた多くの一撃アルゴリズム(繰り返し演算を必要としないアルゴリズム)は R^\sharp の具体例とみなせる。

図 3.3 に示したモデルは、次式に従って、式(3.13)の事後エネルギーを最小化する。

$$S(0) = R^\sharp(I) \quad (3.14)$$

$$\frac{dS(t)}{dt} = R^\sharp(I - R(S)) - \frac{\partial U(S)}{\partial S} \quad (3.15)$$

もし近似的に $\partial(R^\sharp R(S))/\partial S = E$ であれば式(3.15)が式(3.13)の最急降下法を与えていることがわかる。ただし E は恒等写像である。

図 3.3 で上位から下位への後向き神経結合は画像生成過程 R の順方向モデルを与えている。一方、下位から上位への前向き神経結合は、画像生成過程の近似逆モデル R^\sharp を与えている。さらに上位中枢内の固有神経結合は S の内部モデルとして $-\partial U/\partial S$ を与えている。

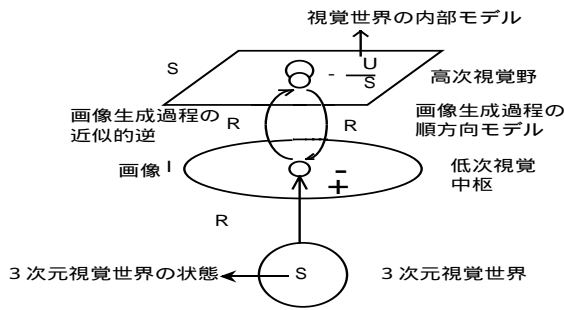


図 3.3 視覚大脳皮質の計算理論の基本モデル

図 3.3 と式 (3.14) (3.15) に従ってこのモデルの動作を説明する。画像データ I が入力すると、式 (3.14) のように、下位から上位への前向き神経結合によって S の粗い推定値 $R^\sharp(I)$ が一撃で計算されるが、これは MAP 推定になっていない。続いて、モデルは式 (3.15) で記述される前向き・後向き結合をループで用いる繰り返し計算モードに入る。上位中枢の推定 S から後向き結合によって、画像データの推定値 $R(S)$ が計算され、それが下位中枢で実際のデータと比較されて誤差 $I - R(S)$ が求められる。この誤差が前向き結合を通して上位中枢に戻されて、 $R^\sharp(I - R(S))$ が入力される。一方、上位中枢内の固有神経結合は式 (3.15) の第 2 項を与えている。この繰り返し演算によって、入力画像データをよく説明し、また内部モデルに照らして確率の高い、視覚世界の推定値が式 (3.15) の安定平衡状態として求められる。

このモデルは、前向き神経結合によって粗い近似解をまず求めてしまう。この解を繰り返しによって改善していくので、多数の繰り返しは必要でない。逆に、計算時間が限られていても、ある程度よい推定ができることになる。川人らは、この理論を陰影からの構造復元問題に適用している。以下にその概要を示す。

3.2.4.1 陰影からの構造復元

陰影からの構造復元問題は、面の向き、照明光の位置、面の反射率、不連続の位置などを同時に推定する必要があるが、川人らは、面の反射率は一定であるとして、他の三つの要素を同時に推定することを試みている。以下では、川人らに従って、その概要を説明する [17]。

図 3.4 に、この問題を解くための順逆光学モデルに基づいて作られた三つのモジュールからなる構造を示す。真中に位置する md モジュールは面の方向を推定する。右に位置する ν モジュールは照明方向の位置を推定する。左に位置する L モジュールは不連続を推定する。それぞれのモジュールは、視覚野の V_3 、 V_4 、 V_2 野に対応させて考えられたものである。

それぞれのモジュールでは、その表現に応じた 3次元世界の拘束条件が内部モデルとして使われている。 md モジュールでは、不連続線以外の部分では面の向きは滑らかにしか変化しないという条件が使われている。 L モジュールでは、線過程がとぎれたり、分岐しにくいという結合 MRF の性質と同様に、不連続が連続になる傾向があるという拘束条件が使われている。光源位置の推定 ν モジュールでは、照明が画像全体に対して一様であるという仮定がなされている。

各モジュールでの近似的逆光学による一撃計算は次のように与えられている。光源位置推定モジュールでは画像をローパスの空間フィルターをかけて面の向きの細かな変化をぼやけさせた後で空間微分をとることで、明るさが増す方向に光源位置があると近似している。不連続検出の L モジュールでは濃淡画像の明るさのエッジをそのまま不連続として抽出する。面方向推定モジュールでは、面の方向が画像平面の中で不連続線に垂直なこと、面の法線の傾斜角の推定は前回の推定と同一であるという仮定をして、面の滑らかさを取り込んでいる。

図 3.5A に示すような山岳地帯の航空写真の濃淡画像について約 20 回以下の繰り返し計算によって図 B に示す不連続線 (分水嶺線と谷線)、図 C に示す光源の方向 (矢印)、また図 D に示す奥行きが得られる。図 D に明暗で示した奥行きをわかりやすく 3 次元的な透視図で示したのが図 E である。

図 C に示した陰影像は推定された面の向きと光源方向から画像生成過程を用いて再構成したものであり、これが図 A に近いということは、推定が正しく行われていることを裏付けている。

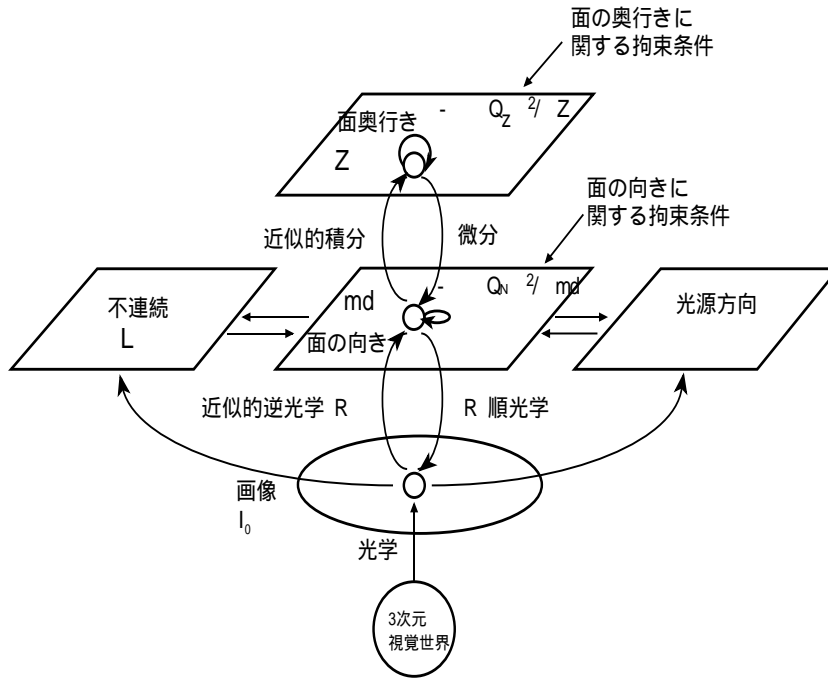
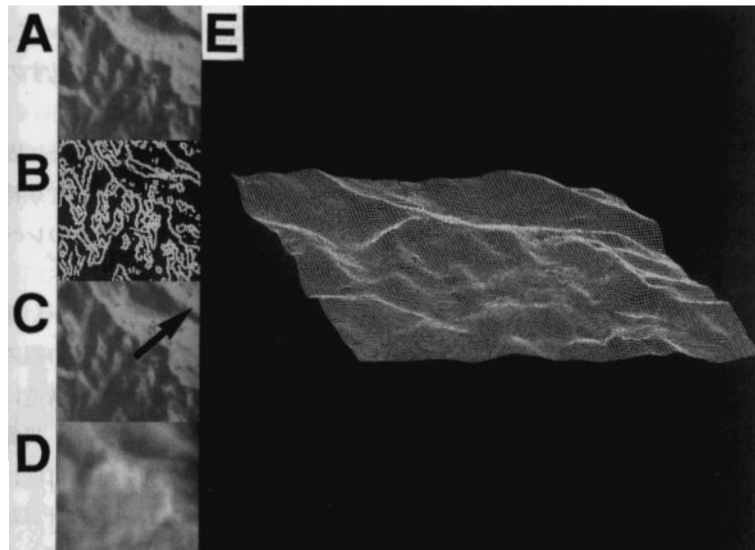


図 3.4 陰影からの構造復元問題を解く順逆光学モデル



A: 原画像. B: 推定された不連続面. C: 推定された照明方向 (矢印で示す) と面の向きから再計算された陰影像. D: 推定された面の奥行きを濃淡画像で表したもの. E: D に示した奥行きを透視図で示したもの

図 3.5 順逆光学モデルによる陰影からの構造復元のシミュレーション結果

与していることを示唆する。

3.3.2 海馬の記憶機能

海馬の記憶機能に関しては、これまで種々の仮説が提出されている。代表的なものは、(1) 認知地図 (cognitive map) 仮説、(2) 作業記憶 (working memory) 仮説、(3) 記憶バッファ (temporal buffer) 仮説、(4) 陳述記憶 (declarative memory) 仮説、(5) 構成連合 (configural association) 仮説、(6) 関係連合 (relational association) 仮説である。これら処理される情報の性質をもとに分類すると、1) 空間的記憶に限定される特殊な情報だけが処理される認知地図仮説、2) 空間的記憶だけでなく非空間的な記憶も含む (非特異的な) 情報が処理されるとする作業記憶仮説、構成連合仮説、および関係連合仮説、3) 側頭葉内側皮質および海馬がそれぞれ非空間的記憶および空間的記憶に関与するという分離仮説に分類することができる。

このうち、関係連合仮説は、海馬が多数の刺激間の関係を符号化しているとするものである。この仮説によると、時間的、空間的な情報は、多数の刺激間の関係として符号化されることになる。関係連合仮説を空間的な学習 (ラットの迷路の学習) に当てはめると、空間的な情報 (迷路の目印) はそれぞれの相対的な位置関係が記憶されることになる。そのため、スタートポジションを変えたり、一部の目印を取り除いても、新しく入力された視覚入力とすでに記憶されている目印の位置関係を比較することにより、容易に自己の位置と目的地の位置を算出することができる。関係連合機能を持たない場合、空間的情報は、学習時の自分の位置から全ての目印の位置、そして目的地の位置までを含めた組み合わせとして記憶するため、スタート位置を変えたり、一部の目印を取り除いた場合には、学習を全てやり直さなくてはならない。

3.3.3 マルチモーダルな連合機能

エピソード記憶とは、時空間的に定位された出来事の記憶であり、ある時刻ある場所に何があったか、それらの位置関係がどうなっていたか、また、その前後の出来事との関係がどうであったかなどが互いに関連して記憶される。海馬には、エピソード記憶を実現するために必要な、同時に与えられた各種の刺激入力 (視覚、聴覚、嗅

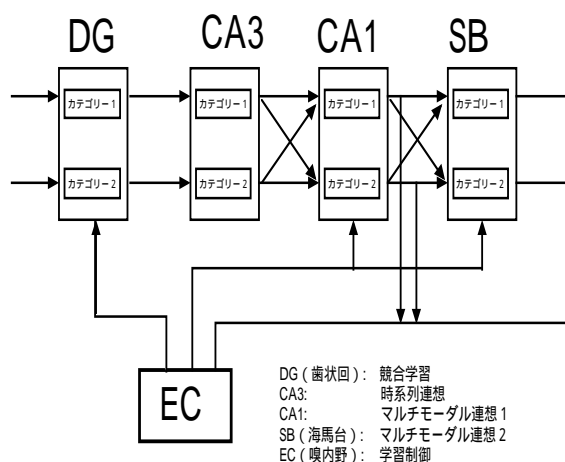


図 3.8 海馬の三次元モデル

覚、触覚、味覚)、空間的な情報、時間的な情報など、モダリティの異なる情報を連合する機能があると考えられている [21]。

“海馬の三次元神経回路モデル”では、海馬での情報処理を、(1) カテゴリー内での競合、(2) 自己回帰による連合、(3) カテゴリー間の連合、(4) 学習のための誘導経路に大別して、その動作をモデル化している。

このモデルは、海馬の長軸に垂直な面内では単一のカテゴリ (視覚、あるいは聴覚など) の情報を処理しており、カテゴリ間の連合は、CA3 から CA1、CA1 から海馬台への結線に見られる海馬の長軸方向の結線によってなされていると仮定している (図 3.8)。

3.3.3.1 カテゴリー内の競合

歯状回の顆粒細胞では、強い入力で最初に発火した細胞が他の発火を抑制する競合学習をされると考えられる。ここでは、色・形・動き・価値評価などそれぞれのカテゴリに関係した信号が、各スライス平面毎の顆粒細胞に入力することを仮定している。

カテゴリ平面内で、競合学習により単一、または、ごく少数の特性の入力が選出され、スパースな情報による処理がなされる。これは、事柄の明確な特徴を強調し、二次的な情報を排除することにより、その後の連想記憶を効率良くする準備となる。

3.3.3.2 自己回帰による連合

苔状繊維は同一平面上に限られたシナプス結合を CA3 としていることから、顆粒細胞と CA3 細胞間での情報処理は、同一カテゴリ内での連想記憶回路を形成する働きをしていると考えられる。ここでは、自己強調による S/N 比の改善だけでなく、苔状繊維と自己帰還結合間での改良 Hebb 学習則により、カテゴリ内の時系列連想の回路が形成されると考えている。

3.3.3.3 カテゴリ間の連合

CA3 細胞から CA1 細胞への結合は、スライス平面に垂直方向の結合が主流となる立体的な結線構造をしている。このことは、ここではカテゴリ内での連想記憶ではなく、カテゴリ間の連想記憶回路が形成されると解釈される。また、CA1 から海馬台への結合も同様に垂直方向の結線をしており、カテゴリ間の連想記憶が二段に行われ、より複雑な連想を行えるようになっている。

3.3.3.4 学習のための誘導経路

歯状回-CA3-CA1 と回路を循環してきた連想記憶の信号と、貫通繊維を通して直接入力してきた信号が、CA1 と海馬台で合流し、互いに時間的な相関を持つ信号となる。このことから、時間的相関を持つ入出力間のシナプス結合が強化される。このようにして直接入力により連想出力がどの出力細胞を選択すれば良いかを誘導し教えることができ、その出力に関係した海馬傍回の細胞に正しく帰還して伝えられる。この出力細胞に誘導する働きにより、入出力の正常が関係を築くことができる。

3.4 脳型情報処理の現状

本節では、脳型情報処理、特に、海馬をモデルにした情報処理の研究について例を挙げる。

3.4.1 PATON

海馬-新皮質系の記憶モデルをもとに、パターン入力から「記号」を作り出す機能を持ったモデル PATON が提案されている [19]。

PATON では、海馬と新皮質系の補完的な機能による

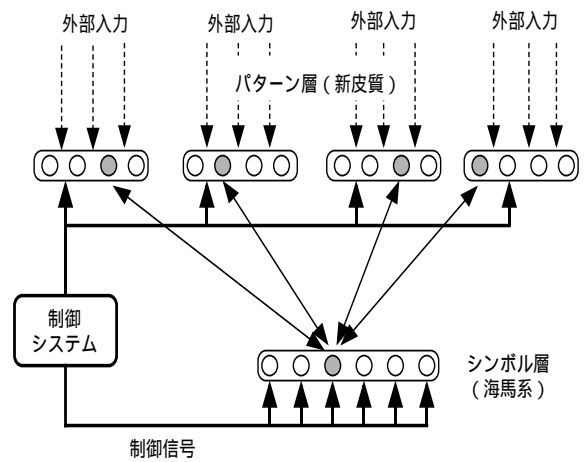


図 3.9 PATON の構成

記憶形成のメカニズムを提案している。そのモデルでは、海馬記憶系は大脳新皮質にある各種の連合野 (側頭葉、頭頂葉、前頭葉) と相互接続を持ち、全体としては感覚器-特徴抽出系-連合野-海馬系という空間的な階層構造を持つ。また、このような構造的な階層性のほかに、脳には情報表現方式の階層性があると考えている。情報表現の階層性とは、新皮質では感覚ごとに分散した情報表現をとり外界からの信号をパターンとして記憶するのに対し、海馬周辺の領域ではそれらは連合され直交符号化されたシンボルとして記憶されているという仮定である。

PATON は、新皮質に相当するパターン層 P と海馬周辺に相当するシンボル層 S の二層構造を持ち、パターン層はさらに各種感覚ごとに属性領域に分かれている (図 3.9)。その二層とは別に、システム全体を制御する制御システムがあり、各層・各属性領域に制御信号を送っている。

P 層は、外部からの感覚入力のための特徴抽出系の出力層と考える。S 層は、P 層に現れる興奮パターンに対応して直交した興奮パターンを短時間で符号化し記録する。P 層、S 層の間には双方向接続があり、連想記憶の機能を実現している。制御系は、S 層と P 層に対して作用する注意ベクトル A を制御する。注意ベクトルは、S 層、P 層それぞれの、どの要素を扱うかを指示することにより、システム全体の動きを制御する。

PATON の基本動作は、(1) 概念の記録・認識と汎化、(2) 概念の想起、(3) 概念間の連想の三つである。概念の記録・認識は、外界の入力に対してシンボル層 S に直交

符号化されたパターンが固定化されることを言う。概念の想起は、すでに学習した部分パターンから、すでに学習した概念が想起されることを言う。また、概念間の連想は、あるシンボル (S 層) のパターンから P 層のパターンを経由して、別のシンボル (S 層) のパターンを想起するものである (図 3.10)。

また、PATON では、注意ベクトルを用いることにより、文脈依存性を表現しようとしている。これは、ある一つのシンボルが複数の属性を持つ場合に、どの属性を想起するかを制御するものである。図 3.11 では「馬」というシンボルに対して、金儲け、ペット、食事の文脈を与え、それぞれどういう想起が行われるかを示している。

3.4.2 時系列情報を扱う海馬モデル

ここでは、海馬の構造を参考にし、海馬の各部位での情報処理機能を仮定することにより、時系列情報に対する連想想起を可能にする記憶モデル [20] を紹介する。このモデルでは、エピソード記憶を異なる事象の連合としてとらえ、(1) 時間的な要素を含まない事象の連合、(2) 時間的な要素を含む連合の 2 種類を考えている。時間的な連合を可能にするため、入力履歴に基づく学習則 [21] を取り入れ、二種類のエピソード記憶が形成されることを示した。

文献 [20] で提案されているモデルを、図 3.12 に示す。海馬への情報入力、嗅内野を経て歯状回と CA1 へ与えられる。歯状回では入力情報が直交符号化され CA3 へ送られる。CA3 では、直交符号化された情報で連想想起を行い、情報の欠落を補う。CA1 では、直交符号化されたパターンを元のパターンへ戻す復号化が行われている。このモデルでは、海馬台は省略され、CA1 と同様の動作を行っているものと考えている。各部位に用いられるニューロンは、発火頻度ニューロンを用いるが、入力履歴に基づく学習則 [21] を取り入れ、時間的な連合を可能にしている。

このモデルについての数値実験から、時間的な要素を含まない異なる事象の連合と、時間的に異なる事象の連合を作業記憶として形成可能であり、さらに異なる事象の連想想起が可能であることが示された。しかし、ニューロンの入出力として発火頻度を用いたため、時系列パターンの想起において時間的な分解能が悪くなるという問題

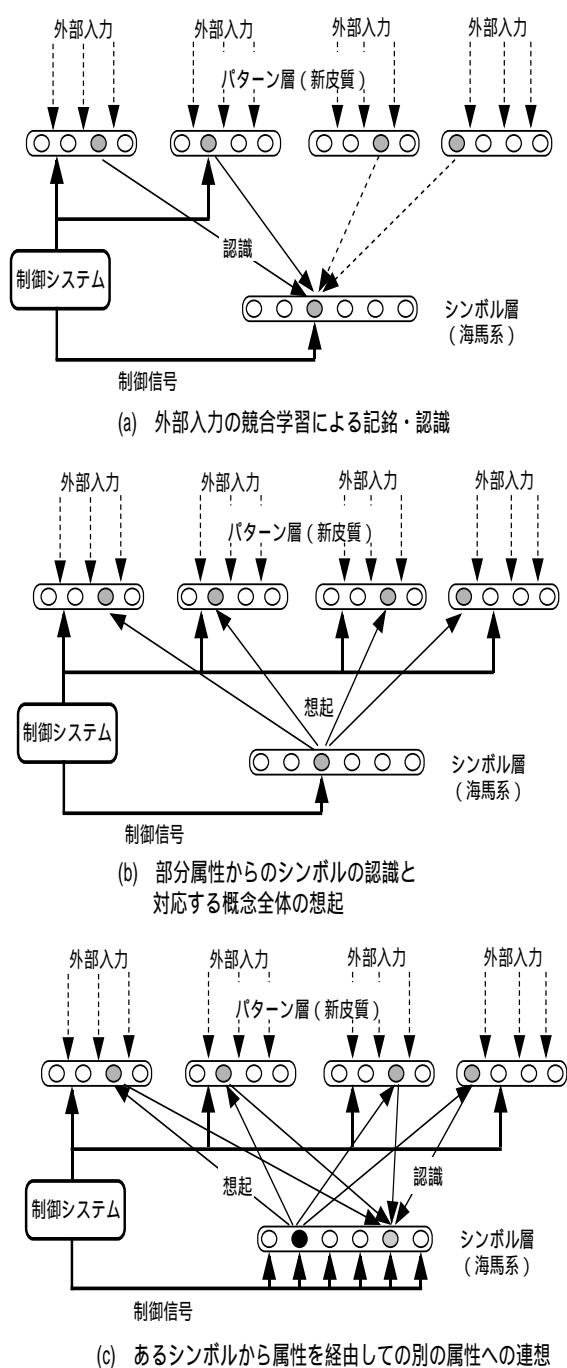


図 3.10 PATON での連想

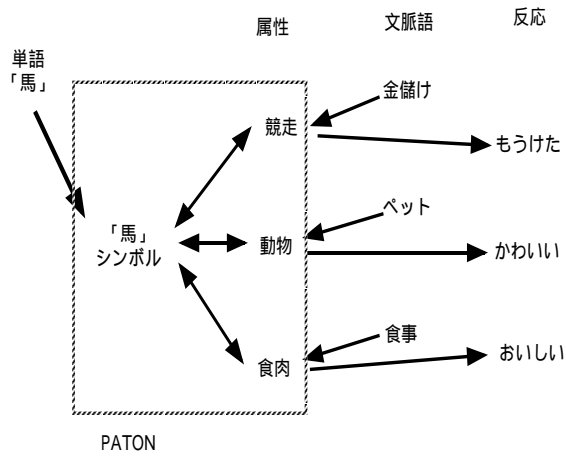


図 3.11 PATON での文脈処理

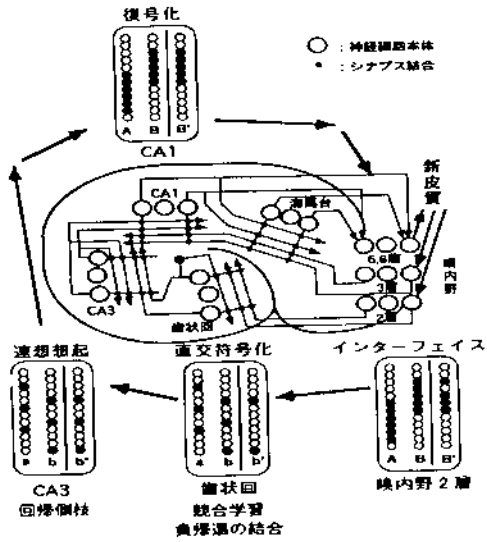


図 3.12 時系列を扱う海馬モデル

が生じた。発火頻度ニューロンではなくパルス型ニューロンを用いることにより、この問題は解決できるのではないかと考察されている。

第 4 章 能動的記憶システムの 周辺技術

本章では、能動的記憶システム構築に用いられる周辺技術として、脳での情報コーディング、Spiking Neuron(パルス型ニューロン)、Attention(注意)に注目し、これらの現状について説明する。

4.1 脳の情報コーディング

脳の中で情報がどのように符号化(コーディング)されているか、というのが情報コーディングの問題である。しかし、神経科学研究において最も基本的であるべきこの問題に対する答は、未だ見つかっていない。

現在の神経生理学は、ニューラルネットワーク内の信号の伝播と細胞の興奮によって情報処理が実行されるといふ仮説の上に研究が行われている。動物の脳内に微小電極を刺入し、電極先端の近辺にある神経細胞に生じる電位変動を測定する方法が伝統的に行われてきた。そして、観測している神経細胞のスパイク頻度が有意に高くなっているか否かによって、事象との関わりを調べてきた。このような神経細胞が生成する単位時間当りのスパイク頻度による情報表現を平均発火率(レート)コーディングという。

平均発火率コーディングは、外界からの刺激の情報や筋肉を動かす動作等と明瞭に対応関係が見られることから、広く認知されている考え方である。従って、今日までの工学的なニューラルネットワークの多くのモデルは、平均発火率コーディングが情報を表現しているという前提で構成されている。

一方、平均発火率コーディングによる情報表現では「バインディング問題」が解決できないことが指摘されている [10]。そこで最近、この問題が解決できるダイナミカルな情報コーディングが注目されている [7-9]。

以下では、まず「バインディング問題」について説明する。次に、この問題が解決できるダイナミカルな情報コーディングについて概説する。

4.1.1 バインディング問題

以下では、伊藤 [7] の説明に基づいてバインディング問題を説明する。

我々の脳での視覚情報処理においては、視覚刺激の持つ様々な特徴(形、色、傾き、運動方向など)がいったん要素ごとにバラバラに分解されて処理される並列分散処理が行われていることが解明されている。

例えば図 4.1 では、脳の二つの領域 A と B において色と形がそれぞれ別々に処理されていると仮定している。問題を簡単にするために、領域 A では「赤」「青」「緑」の三種類の色にそれぞれ反応する細胞が存在し、領域 B では「丸」「三角」「四角」の三種類の形にそれぞれ反応して発火率を上昇させる細胞が存在すると仮定する。

図 4.1(a) に示すように、視野内に「赤い三角」が存在する場合には色と形の情報が独立に処理され、領域 A では「赤」を表す細胞が、領域 B では「三角」を表現する細胞がそれぞれスパイク発火を開始し平均発火率が上昇している。ここでは、領域 A の「赤」細胞と領域 B の「三角」細胞が同時に発火率が上昇した状態自体が「赤い三角」の認識そのものであると仮定する。そうすると、図 4.1(b) に示すように「青い丸」が視野内に提示された場合には、領域 A の「青」細胞と領域 B の「丸」細胞が同時に発火率を上昇させていることから「青い丸」を認識していることになる。

それでは、視野内に「赤い三角」と「青い丸」を同時に提示した場合には、どのように認識が行われるのか。図 4.1(c) において、領域 A では「赤」細胞と「青」細胞が、領域 B では「丸」細胞と「三角」細胞がすべて発火率を上昇させる。問題は色と形をどのような方法で「赤」と「三角」「青」と「丸」とを正しく組合せ「赤い三角」と「青い丸」を同時に認識できるかである。このような問題を「バインディング問題」という。平均発火率コーディングによる情報表現では、この問題は解決できないことになり、新たな情報コーディングを考える必要がある。次では、この問題が解決できるダイナミカルな情報コーディングについて述べる。

4.1.2 ダイナミカルな情報コーディング

バインディング問題は、時間情報を加えた情報コーディングにより、解決できる。すなわち、同じ領域に属する

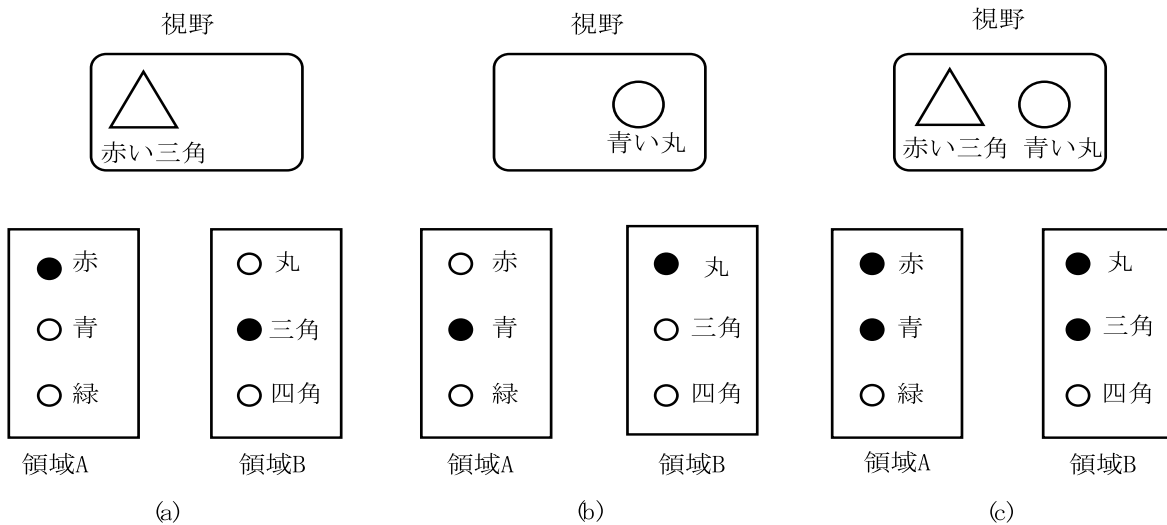


図 4.1 バインディング問題

刺激に由来した神経細胞の反応を，互いの発火の時間相関を利用して弁別するというアイデアである。ここでは，神経スパイクの発火タイミングに着目するような非常に短い時間スケールの現象を考えることにする。神経生理学的には，数 msec 以下のダイナミクスである。ダイナミカルな情報コーディングによって，図 4.1(c)においてバインディング問題が解決されるメカニズムを伊藤 [7] に従って説明する。

図 4.1(c)において，領域 A で「赤」細胞と「青」細胞が，領域 B で「丸」細胞と「三角」細胞が同時に平均発火率を上昇させている。色と形の正しい組合せとして「赤」と「三角」，および「青」と「丸」を組み合わせるための自由度をそれぞれの細胞のスパイク発火のタイミングに求める。すなわち「赤」細胞と「三角」細胞のスパイク発火が常に同時に生じ，また一方「青」細胞と「丸」細胞のスパイク発火も常に同時であると仮定する。ここで重要なことは，異なるグループに属する細胞のスパイク発火同士にはタイミングになんら関係がないという点である。この様子を図 4.2 に示す。

以上，ダイナミカルな情報コーディングにより「バインディング問題」が解決できることを示した。また，この分野の研究が最近注目されている背景には，このメカニズムが実際に脳での情報処理に使われている可能性を示唆する生理実験結果が発表 [11,12] されているためである。

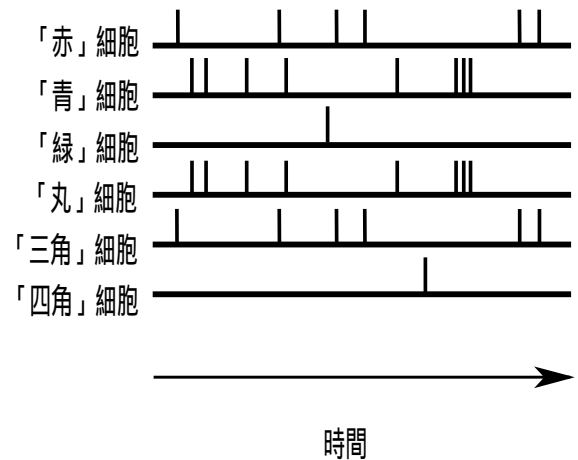


図 4.2 スパイク発火のタイミングの同期を用いて細胞同士の関係を表現する

4.2 spiking neuron に関する研究の状況

本節では spiking neuron に関連する研究の調査結果を述べる。

従来の人工ニューラルネットの多くでは

連続値の変数の値の伝搬

を用いていた。これに対して，近年の神経生物学的知見から生物のニューラルネットでは，パルスによって通信し，

- 情報を送る
- 計算を行なう

際に、

パルスのタイミング

を利用していることが明らかにされている。spiking neuron とは、この知見に基づいて「パルスのタイミングを利用している人工ニューラルネット用のニューロンのモデル」を指す。

次小節以降で、具体的な調査結果を示す。調査対象とした情報源(文献)は、主に以下の2つである：

- (1) 書籍: Fred Rieke, David Warland, Rob de Ruyter van Steveninck, and William Bialek “Spikes: Exploring the Neural Code” (MIT press, 1996.12) (付録参照)
- (2) 書籍: Wolfgang Maass and Christopher M. Bishop (eds.) “Pulsed Neural Networks” (MIT press, 1998.10) (付録参照)

特に、Wolfgang Maass and Christopher M. Bishop (eds.) “Pulsed Neural Networks” (MIT press, 1998.10) (以降 “PNN” と略す) は、本調査報告作成の3ヵ月前に出版された書籍であり、spiking neuron に関連する研究の最新の情報を含んだものであると期待できる。同書は下記の3部構成で、14の章からなる：

- Basic Concepts and Models (計4章)
- Implementations (計5章)
- Design and Analysis of Pulsed Neural Systems (計5章)

(同書の目次等に関しては、付録参照。)ただし、Implementations 部に関しては、我々の研究焦点からやや外れているとの判断により今回の調査対象には含めていない。

以降の小節で、重要と思われる知見を記す。(以降の小節末尾に {“PNN”, “Spikes”} として情報源種別を併記する。)

なお、以下では調査者(稲吉)によるコメント/補足を【】内に示す。【】外部は、基本的に各情報源の著者による主張であって、調査者のそれではない。

4.2.1 文献: “spikes” からの重要と思われる記述の抜粋

4.2.1.1 スパイクの解釈 / 重要性について

外部世界の我々の認識は、我々の感覚神経から脳へ送られる生データで構築される。そしてこれらのデータは

共通の標準形式 (the same standard form)

即ち活動電位 (action potentials) 又は「スパイク」 (“spikes”) と呼ばれる、

同一の電圧パルスの系列
(sequences of identical voltage pulses)

として送られる。

我々が見る時、

網膜に当たる光の強さパターンを解釈

しているのではなく

視神経の百万個の細胞が脳に送るスパイク
のパターンを解釈

しているのである。

我々が聞く時、

音響波形を特徴づける振幅や周波数のパターン
を解釈

しているのではなく

約3万個の聴覚神経繊維からのスパイクの
パターンを解釈

しているのである。

入ってくる感覚信号を処理する際に脳が行なうすべてのタスクは、これらのスパイク系列から始まる。そして脳の計算結果に基づき行動する際も、脳は運動ニューロン群にスパイク系列を送る。

スパイク系列は

- 脳が聞いている言語であり、
- 内的思考のために用いる言語であり、
- 外界に語る時に話す言語である。

もしスパイクが脳の言語であるならば、我々はこの言語の辞書 (dictionary) を提供したい。この辞書の構造を理解し、シソーラスのようなものも提供したい。一般言語と同様に、各単語の意味に影響を及ぼすような文脈という考え (notions of context) があるかどうか知りたい。そしてもちろんこの言語アナログが意味を持つかどうか知りたい。

4.2.1.2 解くべき問題の定義

小人 (homunculus) は、脳の議論でしばしば軽べつされる概念である。その変形版である図 4.3 のような小ハエ (“flynculus”) を考える。彼は自身の感覚ニューロンの応答を観察し【それを基に】その個体【ハエ】が経験する知覚を形成する。小ハエの問題は【無限退行 (infinite regress) と呼ばれるように、】世界を知覚する (perceive) 又は世界を経験する (experience) とは何を意味するかの本質に決してたどり着けないことである。

他方、神経系の探求者として、我々は不可避免的に自身を小人の立場におく。即ち、自身の感覚ニューロンの応答を観察し、それらの応答が個体にどんな意味を持つかを決めるのである。この

感覚ニューロンの活動に意味を割り当てる
こと

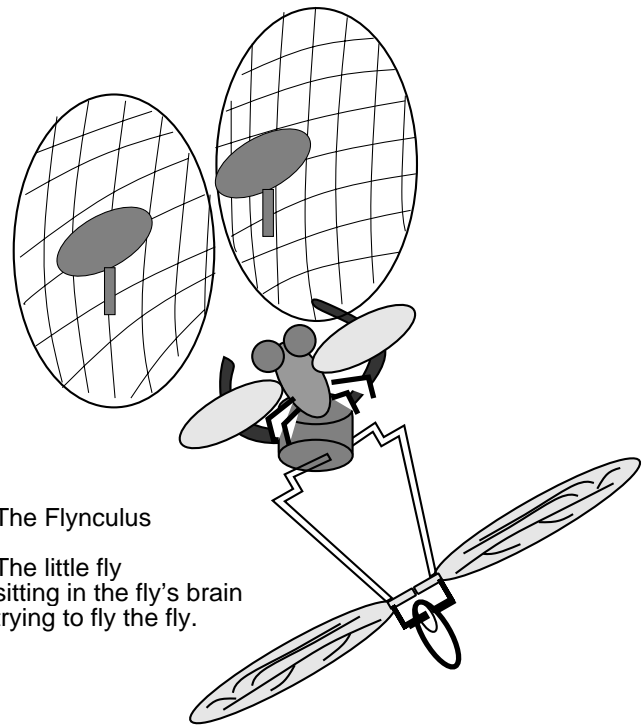
は神経コード (the neural code) に関する議論の中心問題である。

小人のタスクは自明だと想像しがちである— 脳に写される世界の投射像 (a projected image) を眺めるだけだ、と。しかしこの投射像は、感覚ニューロンが生成する活動電位のパターンにエンコードされている。このエンコードデータを理解する (make sense) するために、小人が原理的に何をすれば良いのかは、少しも自明ではない。

「神経コードを理解すること」 (“understanding the neural code”) は、

感覚器官から流入してくるスパイク系列の
配列をどのように意味づければ良いのが判る、

ということの意味する。



The Flynculus

The little fly
sitting in the fly's brain
trying to fly the fly.

図 4.3 小ハエ (“flynculus”) の図 (文献 “spikes” より改変)

4.2.1.3 文献: “spikes” の中心的主張

単一ニューロンでのコーディングに関する下記の 3 主要問題の定式化 (formalization) および分解能 (resolution) が進展した。これら 3 つの問題が本書の核心である。

(1) 時間依存信号の表現 (Representation of time-dependent signals)

多様な感覚系ではスパースな時間表現 (a sparse temporal representation) が用いられている。……各ニューロンは刺激変化の特有の時間 (characteristic time of stimulus variations) あたり 1 発のオーダのスパイクを生成する。これは単純な直観的なレートコーディングと真向から対立する。なぜならレートというのは

平均量 (an average quantity)

であり、単一のスパイクからは得られないものだから。

スパース時間コードはエンコードが複雑な非線形プロセスであっても

単純なアルゴリズムでデコード可能

である。

このようにデコーディングの問題、即ち我々の小人が解く問題は、エンコーディングの典型的問題よりも易しい問題かもしれない。

(2) 情報率とコーディング効率 (Information rates and coding efficiency)

現実的な時間依存を持つ信号 (signals with realistic time dependencies) に注意すると、単一ニューロンは多量の情報

— 1 スパイクあたり数ビットのオーダー —

を送信可能なことが示される。

少なくともある場合では、信号は、

より多くの自然な時間的相関を持たせるほど (more natural temporal correlations) より効率的にエンコードが可能

となり、その結果、およそ同じ数のスパイクを用いても、そのスパイク系列にはより多くの情報を持たせられる。これらの高効率性は情報伝達の基本的物理的限界 (fundamental physical limits to information transmission) に近い。

(3) 計算の信頼性 (Reliability of computation)

神経系の信頼性を理解するためには神経系がその計算問題の解を表現するために用いるコードを理解することが必要となる。神経コーディング (neural coding) の研究は、このように神経計算 (neural computation) というより大規模の問題と結び付いている。いくつかのシステムにおいては次の 3 つの基本的量 (fundamental quantities) のうち少なくとも 3 つの一致が見られる：

1. 【全体の】振舞いの信頼性
2. 単一ニューロンの信頼性
3. 感覚データ自身中に含まれるノイズによる、信頼性への基本的物理的限界 (fundamental physical limits to reliability)

【上記の 3 番めの】物理限界へのアプローチが、時間依存信号の処理というより自然なタスクにとって一番近いことは明らかである。

4.2.2 pulse codes の例: “PNN” 1 章

spike timing に基づく pulse codes の例として、{ “time-to-first”, “phase”, “correlations & synchrony” } の 3 つを順に説明する (図 4.4 参照) :

1. “time-to-first” ... 入力刺激の強さに対応して「入力から応答出力までの時間差」が変化する方法。(例：入力が強い/弱いほど、早く/遅くパルスを出力する。) この方法での「基準信号 (reference signal) タイミング」は入力信号 (a single event) のタイミングである。
2. “phase” ... “time-to-first” 同様の方法で、(単一の入力イベントではなく) ある周期的信号を基準信号とする方法。すなわち「周期的信号との位相差」で入力刺激の強さをコードする。ある大域変数の振動 (例えばニューロンの集団活動) は、海馬や嗅覚系、脳のある領域で見られており、これらの「背景振動 (background oscillation)」が「個体内部の基準信号」となりうる。
3. “correlations & synchrony” ... “phase” 同様の方法で、(背景振動ではなく)「他のニューロン集団」を基準信号とする方法。ニューロンのペア又はグループにおける同期が「結合 (“belonging together”)」を意味できるという考えに基づく。例えば複数の対象からなるシーンに対して、ある同一の対象を表現するニューロン集団が同期発火することにより、その集団が「ラベルづけ」される。

4.2.3 neuron models: “PNN” 1 章

“Spike Response Model”(スパイク応答モデル) に関する定義を以下に示す：

- u_i : neuron i の状態を示す変数。
- θ : 閾値。
- 発火: u_i が θ に達した時、その neuron i は発火したとよぶ。

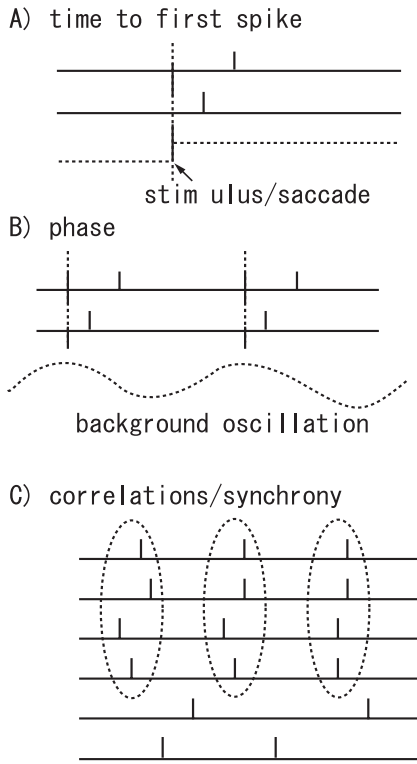


図 4.4 pulse codes の 3 つの例. (A) “time-to-first” spike. 2 列めのニューロンは 1 列めよりも、刺激変化に対し素早く応答している。刺激変化の開始は矢印で示す。(B) “phase”. 背景振動 (破線) に対し 2 つのニューロンは異なる位相で発火している。(C) “synchrony”. 上の 4 ニューロンはほぼ同期しているが、下の 2 つはこれらと同期していない。(文献 “PNN” より改変)

- $t_i^{(f)}$: u_i が θ に達した瞬間の時刻。

$$F_i = \{t_i^{(f)}; 1 < f < n\} = \{t | u_i(t) = \theta\} \quad (4.1)$$

: neuron i の発火時刻の集合。

- $\hat{t}_i^{(f)}$: $t_i^{(f)}$ 中でもっとも最近の発火時刻。
- η_i : a refractory function (不応期関数): 発火直後に u_i を下げる / リセットするために加算される負の効果。 $s < 0$ に対し, $\eta(s) = 0$ で, $s \rightarrow \infty$ に対し, $\eta(s) \rightarrow 0$ である。

$$\Gamma_i = \{j | j \text{ presynaptic to } i\} \quad (4.2)$$

: neuron i は $j \in \Gamma_i$ である neuron j から入力を受ける。

- ϵ_{ij} : neuron j から neuron i への影響を表す関数。因果律により, $s < 0$ に対し, $\epsilon_{ij}(s) = 0$ である。(関数の形の例は図 4.5 参照)
興奮性シナプスにおいては ϵ_{ij} は非負の関数で, “EPSP” = Excitatory Post-Synaptic Potential とよばれる。抑制性シナプスにおいては ϵ_{ij} は非正の関数で, “IPSP” = Inhibitory Post-Synaptic Potential とよばれる。
- w_{ij} : ϵ_{ij} に乗算される重み。neuron j から neuron i への結合強さを表す。
- $H(s)$: Heaviside step function; ($s < 0$ のとき $H(s) = 0$, $s > 0$ のとき $H(s) = 1$)

状態変数 u_i は次の 2 つの異なるプロセスから影響を受ける:

- 発火直後の不応期関数 η_i による負の効果。
- Γ_i に属する neuron 集団からの効果。

状態変数 u_i は上記 2 種のプロセスの線型加算として次式で表現される:

$$u_i(t) = \sum_{t_i^{(f)} \in F_i} \eta_i(t - t_i^{(f)}) + \sum_{j \in \Gamma_i} \sum_{t_j^{(f)} \in F_j} w_{ij} \epsilon_{ij}(t - t_j^{(f)}) \quad (4.3)$$

式 (4.1)- 式 (4.3) が “Spike Response Model”(SRM, スパイク応答モデル) とよばれる。

4.2.4 pulse timing のヘブ学習 (Hebbian learning) について: “PNN” 1 4 章

ヘブ学習 (Hebbian learning) とは相関に基づく教師なし適応機構 (unsupervised correlation-based adaptation mechanism) を指し, 通常平均発火率を用いて定式化される。本小節では, スパイクレベルでの学習を検討する。これから示す学習プロセスは

- シナプス前部のスパイク到着 と
- シナプス後部の細胞発火

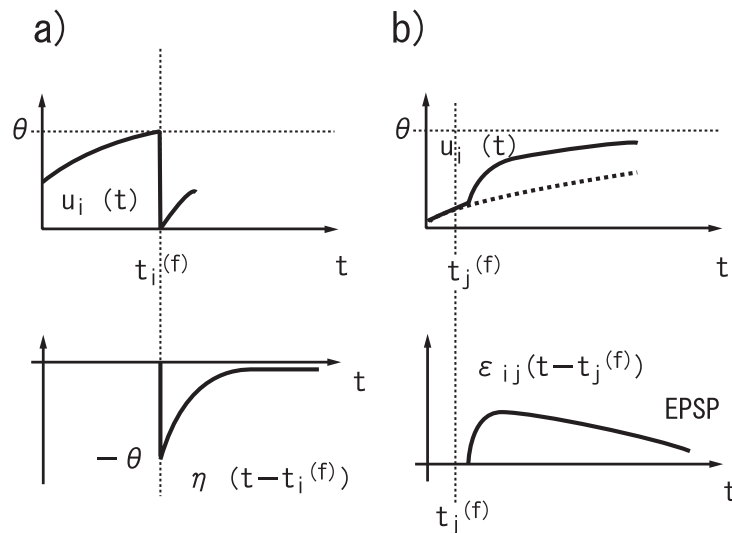


図 4.5 状態変数 u および関数 η, ϵ の図. (a) 状態変数 $u_i(t)$ が時刻 $t_i^{(f)}$ に閾値 θ に到達。この直後に $u_i(t)$ はゼロにリセットされる。このリセットは関数 $\eta_i(t - t_i^{(f)})$ の加算でなされる。関数 $\eta_i(s)$ は $s = 0$ でスパイクを放出した後の不応期を処理する。(b) 状態変数 $u_i(t)$ は時刻 $t_j^{(f)}$ の前シナプスの発火により変化する。関数 $\epsilon_{ij}(t - t_j^{(f)})$ は $s = 0$ での前シナプスのスパイクに対する $u_i(t)$ の応答を表す。後シナプス電位は興奮性 (EPSP) 又は抑制性 (IPSP) のいずれかである。(文献 “PNN” より改変)

の間の時間相関により駆動される。

以降の小小節では、

- (平均発火率に基づく) 通常の定式化の復習
- スパイクに基づく定式化

の 2 項目を順に示す。

4.2.4.1 通常の定式化の復習

1949 年の D. Hebb が定式化した学習の基本的原理は次の通りである [22] :

細胞 A の軸策が細胞 B を興奮させられるだけの近くにあり、かつ繰り返されるいは持続的に細胞 B の発火に関与した場合に何らかの成長過程または代謝的变化が一方あるいは両方の細胞に起こり、その結果、細胞 B を発火される細胞のひとつとしての細胞 A の効率が增加する。

Hebb のこの記述はシナプス前ニューロンの発火とシナプス後ニューロンの発火との間の時間相関が伝達効率の変化をもたらす、ということを示している。「相関を通じての学習」というアイデアは Hebb 以前に遡るものの、

相関に基づく学習規則 (correlation-based learning rules) は今日では一般にヘブ学習 (Hebbian learning) とよばれている。

ν_j でシナプス前ニューロンの発火率、 ν_i でシナプス後ニューロンの発火率を表すと、期間 T の学習後のニューロン j からニューロン i への伝達効率 w_{ij} の変化 Δw_{ij} は次式で示される :

$$\Delta w_{ij} = c_{ij}\nu_i\nu_j + c_{ii}\nu_i^2 + c_{jj}\nu_j^2 + b_i\nu_i + b_j\nu_j + a. \quad (4.4)$$

式 (4.4) の右辺第 1 項がシナプス前後の活動相関項であり、残りの項は、適切な正規化等の制約を課する際に用いられる項である。(ただし対角項: $c_{ii}\nu_i^2, c_{jj}\nu_j^2$ は通常無視される。)

式 (4.4) の例のひとつとして次の学習規則を考える :

$$\Delta w_{ij} = \eta(\nu_i - \bar{\nu})\nu_j \quad (4.5)$$

式 (4.5) は式 (4.4) で $c_{ij} = \eta, b_i = 0, b_j = -\eta\bar{\nu}, c_{ii} = c_{jj} = a = 0$ とした場合に相当する。式 (4.5) では出力ニューロンの発火率 ν_i が $\bar{\nu}$ を越えるとシナプス効率変化の向き (=増減) が逆転する。また $\eta < 0$ の場合の式 (4.5) の面白い性質として学習が ν_i を $\bar{\nu}$ に近付ける傾向を持つことがあげられる。

式 4.4 の Hebb 規則は一般学習規則 [23],[24]

$$\Delta w_{ij} = F(w_{ij}; \nu_i, \nu_j) \quad (4.6)$$

の特殊ケースと見做せる。ここで F は 3 変数のある任意関数である。式 (4.6) は局所的学習規則である。なぜなら同式の 3 つの変数はいずれもシナプスの存在場所で入手可能であるから。同式を 2 字の項まで展開したものが式 (4.4) となる。また Hebb 学習規則は時間依存の問題にも拡張されている (例えば時系列学習 [25], [26], [27], [28], [29], [30], [31], [32])。

原理的には、重み w_{ij} は無制限に増減できてしまうため

これを避ける策として次の 3 通りが考えられる：

- (i) 何らかの重み正規化を課するために (式 (4.4) 中にあるような) 係数を w_{ij} 依存にする
- (ii) w_{ij} に対して明示的に上下限值を設定する
- (iii) 各学習試行において重みの再正規化を行なう

以降では (ii) を用いて、 $w_{ij} + \Delta w_{ij} > w^{max}$ または $w_{ij} + \Delta w_{ij} < 0$ の場合には w_{ij} を変化させない。

ヘブ学習は成長過程におけるニューロン集団組織化の主要な駆動力であると考えられる。皮質組織の成長に関する初期のモデル研究 [33], [34] が誘因となり多量の研究がなされている (例えば [35], [36], [37], [38], [39]: レヴューについては [40] 参照)。

4.2.4.2 スパイクに基づく定式化

ヘブ学習はシナプス前ニューロンとシナプス後ニューロンが「同時に」活動すれば、そのシナプスは強められる、としてしばしば曖昧に記述される。パルスコーディングの世界では「同時」の意味を指定する必要がある。

シナプス前のスパイク系列を

$$S_j(t) = \sum_{t_j^{(f)} \in F_j} \delta(t - t_j^{(f)})$$

で表す。ここで $t_j^{(f)}$ はシナプスへの到着時刻を示し、 F_j は j (と i) のシナプスへの全スパイク到着時刻の集合を意味する。シナプス後ニューロン (出力ニューロン) のスパイク系列を

$$S_i(t) = \sum_{t_i^{(f)} \in F_i} \delta(t - t_i^{(f)})$$

で表す。ここで $t_i^{(f)}$ は出力ニューロンの発火時刻を示し、 F_i は全出力スパイクの集合を意味する。シナプス変化はある時間窓 (time window) 内でシナプス前のスパイク到着と出力ニューロンの発火が同時発生した場合に起こる (最近の実験的測定については [41] 参照)。

例えば、長さ $2\bar{s}$ の単純な四角の時間窓は

$$|t_j^{(f)} - t_i^{(f)}| < \bar{s}$$

で表現できる。より一般的には時間差 $s = t_j^{(f)} - t_i^{(f)}$ に依存するある関数 $W(s)$ を学習窓 (a learning window) として考える。期間 T の学習後のシナプス変化は次のようになる：

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij} &= \int_0^T \int_0^T W(t' - t) S_i(t) S_j(t) dt dt' \\ &+ \tilde{b}_i \int_0^T S_i(t) dt \\ &+ \tilde{b}_j \int_0^T S_j(t) dt + T\tilde{a}. \end{aligned} \quad (4.7)$$

同式右辺第 1 項が学習窓を含み、シナプス前後の発火の同時制約を課している。学習窓の例を図 4.6 に示す。式 (4.7) の線形項については

$$\int_0^T S_k(t) dt = n_k (k = i, j)$$

とおくとこれは期間 T の間のシナプス前 ($k = j$) 後 ($k = i$) の各スパイク数に過ぎない。式 (4.7) の両辺を T で割り時間平均を求めると次式となる (ただし $s = t' - t$ と置換)：

$$\begin{aligned} \frac{\Delta w_{ij}}{T} &= \frac{1}{T} \int_0^T \int_0^T W(t' - t) S_i(t) S_j(t) dt dt' \\ &+ \frac{\tilde{b}_i}{T} \int_0^T S_i(t) dt \\ &+ \frac{\tilde{b}_j}{T} \int_0^T S_j(t) dt + \tilde{a}. \end{aligned} \quad (4.8)$$

$W(s)$ の幅： \bar{s} に対し $T \gg \bar{s}$ ならば、 s 積分の上下限を $\pm\infty$ に拡張でき、式 (4.8) を次式に書換えられる：

$$\begin{aligned} \left\langle \frac{d}{dt} w_{ij} \right\rangle &= \int_{-\infty}^{\infty} W(s) \langle S_i(t) S_j(t+s) \rangle ds \\ &+ \tilde{b}_i \langle S_i(t) \rangle + \tilde{b}_j \langle S_j(t) \rangle + \tilde{a}. \end{aligned} \quad (4.9)$$

ここで $\langle \cdot \rangle$ は期間 T での時間平均を表す。

$$\langle S_i(t) \rangle = \nu_i,$$

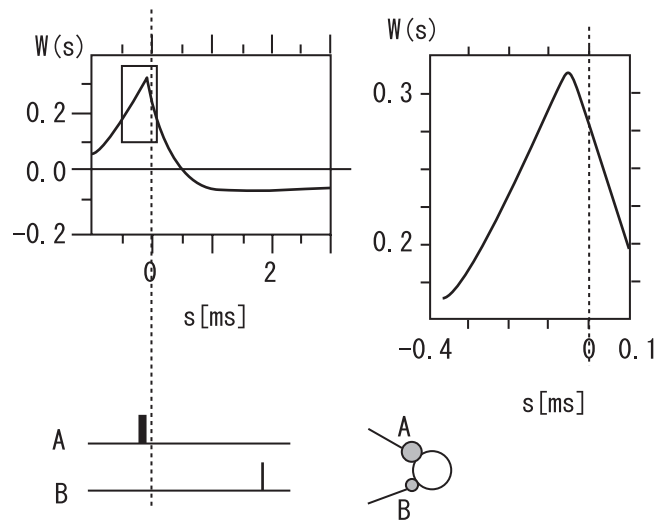


図 4.6 学習窓 W の例. W はシナプス前のスパイク到着と後シナプス側の発火の間の時間差 s の関数 ($W(s)$) である。右のグラフは左のグラフのピーク付近を拡大したものである。ある s に対し $W(s)$ が正 (負) ならば, そのシナプス効率は増大 (減少) する。後シナプスの発火は $s = 0$ で起こる (垂直破線)。シナプス A のように後シナプス側のニューロンが発火し始める直前に前シナプスのスパイクが到着した場合に学習は最も効率的となる。後シナプス側のニューロンの発火の後で発火するシナプス B は減少する。(文献 “PNN” より改変)

$$\langle S_j(t) \rangle = \nu_j,$$

であるから, 式 (4.9) は次式となる:

$$\frac{\Delta w_{ij}}{T} = \left[\int_{-\infty}^{\infty} W(s) ds \right] \nu_i \nu_j + \tilde{b}_i \nu_i + \tilde{b}_j \nu_j + \tilde{a}. \quad (4.10)$$

同式を式 (4.4) と比較すれば, 次の関係が得られる:

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{\infty} W(s) ds &= c_{ij}/T \\ \tilde{b}_i &= b_i/T \\ \tilde{b}_j &= b_j/T \\ \tilde{a} &= a/T \\ c_{ii} &= c_{jj} = 0 \end{aligned}$$

4.3 attention に関する研究の状況

本節では attention(注意) に関連する研究の調査結果を述べる。

「注意」は, ほぼすべての人が日常的に経験しているにも関わらず, その実体は必ずしも解明されていない。

注意を定義することは容易ではないが, 下記の南山堂医学大辞典 (第 18 版, 1998) からの「注意障害」および「注意反応」の 2 項目の引用から, おおよそのイメージが浮かび上がると期待できる (残念ながら, 同医学大辞典には「注意」という項目がないため, 注意に関連する上記 2 項目を選択した):

注意障害

[英 disturbance of attention] 注意はわれわれの誰もが体験することであるが, 明確に定義することはむずかしい。注意は, 簡便には「意識の焦点化と集中」と定義される。近年, 注意の働きについて科学的研究が可能になり, 注目をあびるようになった。注意の働きは能動的注意と受動的注意に分けられる。前者は意図的, 意識的に生じるもので, 後者は自動的・無意識的に生じるものである。随意的注意と不随意的注意に分けられる場合もある。受動的注意は定位反応 (orienting response or 注意反応) 強い刺激や新奇な刺激に依存する注意などを含むが, 情報処理の初期の過程に作用するといわれる。実験的にはタキストスコープ tachistoscope を

用いて手がかり(先行)刺激による影響などで検討されている。能動的注意はより後期の情報処理過程に関与し、制御的に働くと考えられている。しかし、受動的注意と能動的注意はまったく別個の機能というより両者には相互作用があると考えられることが多い。眼球運動、多重課題、trail making test, stroop test, 誘発電位、タキストスコープなどを用い検討されている。注意障害では注意の選択性、志向性・範囲・強度、持続性、探索などが障害される。臨床的には、半側空間無視・触覚消去現象、病態失認などに対して注意障害仮説による説明が試みられている。また、前頭葉損傷時にみられる副次的刺激の抑制障害、伝導性亢進・速択的行動の障害などは能動的注意の障害の関与が指摘されている

注意反応

[英 attention response] 新しい刺激を受けると、動物はそれに対して感覚系の働きを集中したり、探索する行動を起こしたりする。このような選択的な反応をいうが、定位反応 orienting response と同類のものと考えられる。その背景として網様体賦活系および大脳辺縁系の活動がうかがわれる。

上記の「注意障害」説明中で「注意」を「意識の焦点化と集中」と定義していることから、さらに「意識」の定義がどうなされているかを次項目に引用する：(同辞典からの引用ついでに、本調査のタイトルにもある「記憶」が如何に定義されているかも、引用しておく：「記憶」&「記憶障害」の2項目)

意識

(英 consciousness) 意識の概念は、哲学や心理学の領域でも盛んに論じられてきており、その考え方は多種多様である。しかし、精神医学的には次の2つに大別されるといってよい。つまり、1) 意識障害と対置される意識および2) 精神分析的な無意識と対置される意識である。(1)「意識がある」とは、はっきりと目が覚めている状態をいうが、この場合の意識は、精神的

活動全体の場として考えられていて、まず場の明るさや広がりや問題となる。こうした場の障害がいわゆる意識障害であり、明るさの障害を意識混濁 clouding of consciousness、広がりやの障害を意識狭窄 limited consciousness と呼ぶ。こうした意識には全脳が関与しているが、意識の維持の神経機構として上行性網様賦活系や視床下部賦活系などがあり、大脳皮質などによる高次の精神活動を支えていると考えられる。(2)「意識している」とは、何物かに注意を向けている作用をいうが、意識 consciousness には本来「知る」という意味がある。この意識の作用面に注目したブレンターノ F. Brentano は、「意識は常に何かについての意識であり、一定の対象に向けられている」という志向性を意識の本質と考え、フッサール E. Husserl の現象学 phenomenology を準備することになる。現象学的な意識は主体的なものであり、権利上は(自らに関わる)すべてのものを見る(知る)ことができるはずであると考えられている。こうした意識に対し、フロイト S. Freud が提唱した精神分析的な無意識は、その中核に、意識化されることがないにもかかわらず意識的な精神生活に影響を与えるものをもつと考えられている。そこには無意識の主体が想定されており、精神分析学 psychoanalysis が今日の思想に与えた衝撃の主要なものがそこにある。このように意識-意識障害と、意識-無意識は、理念的には別物であるが、実際には睡眠現象一つとってみても交錯して現れる。例えば、エー H. Ey は意識障害の本質を単に覚醒度の障害とだけみるのではなく、睡眠中の夢現象に重ねてみることを主張している。

記憶

(英 memory) 新しい情報が個体に取り込まれ、保存されることを記憶という。記憶過程には情報の脳への取り込み(あるいは登録)、貯蔵(あるいは把持)、再生の3過程が区別される。記憶のうち、その内容が言語や絵や音楽など、意味あるしるしを用いて第三者へ伝達可能

な形で再生されうるものは、陳述記憶 declarative memory (あるいは宣言的記憶) と呼ばれ、内容が第三者へ伝達されうるものでなく、本人の習慣の変化あるいは技量や反応速度の変化として現れるものは手続記憶 (あるいは非陳述記憶) と呼ばれる。一応は手続記憶に分類されているが、やや性格の異なるものにプライミング (呼び水効果) がある。ある刺激を前もって与えておき (覚えさせるのではない、なにげなく与える)、その後何か課題を再生させると、その刺激と関連あるものがより多く再生されるという現象。それと意識されなにもかかわらず、ある刺激が取り込まれ、その影響が再生過程に現れる。陳述記憶の中で一回性の出来事の連続として把持されるものをエピソード記憶 (あるいは生活記憶) と呼び、繰り返し記憶される中である概念を形成していくもの (単語や物体の意味など) を意味記憶 semantic m. (あるいは知的記憶) と呼ぶ。貯蔵時間の長短でも記憶は分類される。短期記憶は数十秒までの短い記憶で、新しいものを取り込むときの前提能力となる記憶である。容量に限りがあり、正常平均で 7 ± 2 個の情報塊 (数字とか単語など) を把持できるとされる。ワーキングメモリー working m (作動記憶あるいは作業記憶) は短期記憶とほぼ同義に使われる場合もあるが、ややニュアンスが異なる。すなわち聴覚性短期記憶 (主として言語性聴覚性短期記憶) と視覚性短期記憶 (視覚性メモ記憶)、それに長期記憶から呼び出され意識に短期的にとどめられるものを合わせてワーキングメモリーと呼ぶ。知的活動の土台と考えられている。短期記憶を超えるものを長期記憶と呼ぶ。このうち貯蔵時間が数分から数時間にわたるものを臨床神経学では近時記憶 recent m. と呼ぶ。さらに貯蔵時間が長く、記憶として十分に固定されていると考えられるものを遠隔記憶 remote m. と呼ぶ。

記憶障害

(英 defects of memoru) 記憶は、記銘、保持、追想 (再認) という一連の精神作用によ

て維持されており、この過程のどこかに障害が起これば記憶は障害される。記銘力障害とは、脳への新たな情報のインプットが困難な状態で、1) 意識障害、2) 慢性器質脳障害、3) コルサコフ症状群 Korsakoff's syndrome などに際して起こる。「保持障害」は、すでに獲得され、保持されている記憶材の消失であり、病的なものは脳器質疾患に際してみられる。「追想障害」には、量的障害と質的障害がある。追想の量的障害 (亢進) である記憶亢進の例として、限られた範囲に関しては驚くほどの正確な機械的記憶を示すイディオ・サヴァン idiot savant (天才白痴)、発熱時、夢、催眠状態、ある種のてんかん発作 (精神発作) などをあげることができる。追想の量的障害として最も多いのは記憶減退である。記憶材が保持されていないながら追想が困難な場合 (心因健忘 psychogenic amnesia) にはちょっとした機会やヒント、緊張の緩和などによって追想が可能になることが多いが、器質的な病変によって記銘、保持機能の障害があれば (器質健忘 organic amnesia) 記憶は回復し得ない。また、追想の質的障害として、本来の体験と追想された内容が明らかに質的に異なるものを記憶錯誤と呼ぶ。自己顕示性格者が、記憶内容を自分に都合良く改変する空想性記憶錯誤 phantastic paramnesia、てんかんの複雑部分発作にみられる既視体験 deja vu、未視体験 jamais vu などがこれに当たる。

次小節以降で、具体的な調査結果を示す。調査対象とした情報源 (文献) は、以下である：

- (1) David LaBerge "Attentional Processing: The Brain's Art of Mindfulness" (Harvard University Press, 1995)
- (2) Raja Parasuraman (ed) "The attentive brain" (MIT Press, 1998)
- (3) 伊藤正男 他 編集, 安西祐一郎 他 著「注意と意識」岩波講座認知科学 ; 9 (岩波書店, 1994)

上記の諸情報源の各々では、注意に関する主張は必ずしも同一ではない。これは注意に関する研究が現在進行

形で展開中であり、注意の現象/しくみが充分解明されていないことに起因するのであろう。以下では、上記情報源から重要と思われる知見を記す。(前述の通り、主張は文献により必ずしも同一ではないため、諸知見の間の整合性は保証されていない。なお、以下では調査者(稲吉)によるコメント/補足を【】内に示す。【】外部は、各情報源の著者による主張であって、調査者のそれではない。)

4.3.1 文献: “Attentional Processing” からの知見

4.3.1.1 注意の捉え方に関する4つの前提
認知神経科学的な注意の捉え方に関する4つの前提を以下に示す:

1. 注意は生物学的なものである。注意は訓練で獲得されるような文化に基づく処理プログラムではない。注意する能力は神経生物学的ハードウェアに組み込まれている(呼吸や循環能力が他の体組織に組み込まれているように)。脳の経路において注意が表出(attentional expression)する際のアルゴリズム的な形態(algorithmic form)はほとんどすべて、基礎となるハードウェア【=神経回路】で決定される、と仮定する。(この捉え方は、引き算をしたり、本を読んだり、といった認知能力(cognitive skills)の表出形態(form of expression)に関する現在の理論と対照的である。これらのような認知能力は異なる計算手続き(computational procedures)によってなされ、これら手続きのアルゴリズムはその個人がどのように訓練されたかに強く依存する。)
2. 注意表出のアルゴリズム(an algorithm of attentional expression)を発見するためには、ニューロンおよび神経回路の解剖学的、生理学的知識(knowledge of the anatomy and physiology of neurons and neural circuits)同様、計算論的、認知的、行動学的知識(computational, cognitive and behavioral knowledge)が必要である。神経組織が「如何にして」注意による処理を表出する(express attentional processing)かを理解するためには、注意による処理が「何をするのか」即ち、注意による処理が起きる際

に「何が計算されるか」を始めに把握しなくてはならない。

3. 注意の表出(expression of attention)は行動学的、生理学的、経験的といった多様な指標(a variety of indicators: behavioral, physiological, and experiential)で観察者に表示される(manifested to human observers)。

行動学的指標の例:(1)視野に多様なものを提示した際の特定のものの正確な同定(the correct identification of items) ... e.g. “HOT” 中の文字“O”の同定。 選択的注意(selective attention)
(2) 提示する{もの/ものの属性/位置}のいずれかをあらかじめ教えることによる短縮化された正確な応答(the speeded correct response to an anticipated item, attribute, or location) 準備的注意(preparatory attention)

生理学的指標の例:(1) ERPs = Event-Related Potentials (出来事に関連する脳波形)

(2) 血流量の違いまたはグルコース代謝量の違いを示す PET(Positron Emission Tomography)

経験的指標の例: 自己の内省(主観的であって客観的な指標ではない。この指標は伝統的に、理論および研究のガイドとして大変役に立ってきた。しかしこの状況—強い一般的アイデアはあるものの実用的な詳細のない状況—は、化学史の似た状況に対比される。即ち、酵素が重要であると判っていても酵素が如何にして他の化学物質の反応促進に作用するかについては未知でありつづけた、という状況に。)

4. 注意の表出(expression of attention)は脳のある領域に限定されておらず、多くの領域で起こる。また(領域によっては)複数の領域で同時に起こることも可能である。

4.3.1.2 認知神経科学的な注意の理論:総論

・注意は脳の経路におけるその表出(its expression in brain pathways)により定義される。
・注意の表出(expression of attention)は注意を向けられた座での情報流(information flow at the attended site)とそのまわりの情報流(information flow in its surround)の間の正の差

である。・注意による調節 (attentional modulation) を受ける情報流は感覚を源とする流れ (from sensory sources) または記憶を源とする流れ (from memory sources) である。・注意の表出は強さ (集中の低い-高い) および期間 (比較的短期 / 過渡-比較的長期 / 継続) に関して可変である。・注意の表出が長期間 集中の高い状態にあった時、それは非常に鮮やかに経験され (experienced most vividly)、「心を占有した」 (“possess” the mind or “fill” the mind) といわれる。【 書名の由来? 】

・計算論的にいえば、注意によりその標的の情報流がまわり / 散らすものの情報流よりも大きくなる必要がある。 (the target information flow be greater than the information flow in the surround or at distractor sites) ・この標的 / まわりの差別化 (target/surround difference) は次の 3 通りの方法で実現可能である :

- 標的となる部分集合の出力の増加分 (an increase in output at the target subset) が、非標的となる部分集合の出力の増加分 (the increase of the non-target subset) よりも大。
- 非標的となる部分集合の出力の減少分が、標的となる部分集合の出力の減少分よりも大。
- 標的となる部分集合の出力の増加かつ非標的となる部分集合の出力の減少

・皮質経路における通常発火率 (base rates of firing in cortical pathways) が低い場合は【低い非標的を減少しても効果が無い】ため】標的 / 非標的の大きな差を生むためには標的側の増大 (enhancement) が必要となる。

4.3.1.3 認知神経科学的な注意の理論:注意は個体の為は何をする?

・脳の経路において注意が表出する場所は、注意が情報流への効果を生成する場所である。・多様な脳の経路における効果的な注意の表出の結果、個体の生存を助長したり (promotes the survival of the organism) , 望ましい認知状態を長びかせたり (prolongs desirable cognitive states) して神経による情報処理が調節される (a modulation of neural information processing) 。・このように、注意が役に立つような主な 2 タイプの目標は、行動および経験である。

・選択的注意による恩恵 (the selective benefits of attention) として、以下が考えられる :

- (1) 環境中の諸対象の正確で素早い判断に基づく適切で迅速な行動 (appropriate and prompt actions based on correct and rapid judgments) ,
- (2) 適切な行動系列の計画 (planning an appropriate action sequence) ... ある特定のゴールイメージが、行動系列を構成する多様な操作を実行する際の羅針番 (an organizing anchor) となる。

・認知の活動レベルを強化することの恩恵 (the benefits of enhancing activity levels of cognitive operations) として、以下が考えられる :

- (1) 準備 (preparation)
- (2) 保護 (protection)
- (3) 持続 (prolongation)
- (4) 増強 (potentiation)

(1) により期待される刺激 / 応答の開始以前に活動レベルが上がる。その結果迅速な処理が可能となる。

(2) は、ある認知処理を他の【関係しない】処理による邪魔 (特に気を散らすような出来事の突然の開始による中断) から守ることを指す。(例えば通常、交通騒音中で本を読む場合、静寂の場合よりもより集中した注意が必要。)

(3) は経験的に心的状態 (普通は快 (pleasurable) だが、時には不安や心配といった不快 (unpleasant) も含む) を持続又は維持する際に役に立つことを指す。

(4) は (3) の付加的なものであり、(3) の心的状態の持続によって経験される喜びや痛みも同様に増加するためである。

4.3.1.4 認知神経科学的な注意の理論:注意のメカニズム

・注意のメカニズム (the mechanisms of attention) は注意の表出を構成する皮質経路での情報流 (the flow of information) を直接、調節 (modulate) する。

・視覚的空間的注意の場合、2 つの主要なメカニズムが存在する :

- (1) 視床と皮質の間の神経回路 (neural circuits between the thalamus and cortical areas)
- (2) 上丘 (superior colliculus) と後部頭頂 (posterior parietal cortex) の、動眼領域 (oculomotor regions) を含む神経回路

・【上記 (1) の】視床メカニズムで具体化するアルゴリズム (the algorithm embodied in the thalamic mechanism) は「視床皮質回路 (thalamocortical circuitry) のシミュレーション」【4.3.1.7 節参照】により、主に標的側の情報流を強めることが示唆され、他方【上記 (2) の】視覚運動領域のアルゴリズムは非標的側の情報流を抑制する、と推測される。

4.3.1.5 認知神経科学的な注意の理論:注意の制御

注意の制御 (the control of attention)

・注意メカニズム【そのもの】は皮質経路での注意表出の原因には関与しない。

むしろ

- (1) 何を注意対象とするか
- (2) どのくらいの強さで注意するか
- (3) どのくらいの期間注意するか

の原因となる決定因子 (causal determinants) は、自発的処理を具体化する (embody voluntary processes) 前頭前野皮質 (prefrontal cortex) の領域に存在する。

・生理学的測定により注意を制御していると同定された前皮質領域 (anterior cortical areas) は

- (1) 背側前頭前野 (the dorsolateral prefrontal cortex)
- (2) 腹側前頭前野 (the ventrolateral prefrontal cortex)
- (3) 前部帯状皮質 (anterior cingulate cortex)

である。

・(1) & (2) は空間的位置と色、形等の属性専門のニューロンを含む。これらニューロンがキューと標的間の遅延期間中発火することから位置や形属性のワーキングメモリ役を果たしていることが示唆される。

・(3) は個体が行動の新たな組合せを要求される時に特に活動し、(1), (2) のワーキングメモリ同様に、行動系列を蓄えているように見える。

・一時記憶/ワーキングメモリは検索メカニズム (a retrieval mechanism) と組み合わされている (be coupled) と推測される: 検索メカニズムにより、記憶された情報が

(1) 対象の形と位置に対する注意を表出する後皮質領域を活性化すること、

(2) 行動実行に対する注意を表出する前&後皮質領域を活性化すること

を可能にする。

・大部分でないにせよ、多くの注意制御が自発的処理 (voluntary processing) に起因していることから「注意の座」(the “site of attention”) を脳の前頭前野領域としがちなことである。(どの証拠も指令中枢的活動 (executive-like activities) が同領域で処理されていることを示している。)

・しかし文献1の立場では、

- 「注意の座」は注意が表出される(ひとつ又は複数の)領域にあり、
- 前頭前野は注意が表出される場所での注意を制御又は調節している (controlling or regulating) ,

と捉える。これは、「呼吸の座」(the “site of breathing”) が【肺等の】空気の経路にあって(そこで「空気の移動」として呼吸が表出している)、呼吸用の筋肉の制御場所である「脳幹中の神経核」に呼吸の座があるのではないのと同様である。

4.3.1.6 文献:“Attentional Processing”の中心的主張

・文献1の中心的主張は以下である: 注意は特定の経路の情報流の、まわりの情報流に対する相対的強化 (relative enhancement) として表出される。この調節を生む脳の構造は、視床皮質回路 (the thalamocortical circuits) であると推測され、同回路は大脳皮質のほとんど至るところで見い出される。{ 感覚, 考え, 行動計画 } (perception, idea, or plan of action) を専門とするいずれか

の皮質の活動が視床皮質回路により十分に高められている間、

その感覚 / 考え / 行動計画は心を占有する
 (“fill the mind”)

ように見える。

脳の中のある特定のプロセスで心が占有されること (being “mindful” of a particular process within the brain) は受動的 (a spectator activity) ではない。心占有 (mindfulness) 即ち注意による処理 (attentional processing) は【能動的に】

心的活動の進行する道筋を形成
 (shape the way that mental activity proceeds)

する。

【以上 7 章:synopsis より】

4.3.1.7 視床皮質回路のシミュレーション

図 4.7 に通常の視床皮質回路の 3 層構造を示す。これを基に図 4.8 にある 3 通りのモデル (これらは RN=Reticular Nucleus:網様核からの抑制の結線が異なる。実線 = 興奮性繊維, 破線 = 抑制性繊維) を立ててシミュレーションし, 図 4.9 の結果を得た。

4.3.1.8 調節的強調の構造とメカニズム

表 4.1 に, 神経構造とそこでなされる調節のプロセスのメカニズムの間の推測される関係をまとめて示す。

【以上 5 章: “Attentional processing in two subcortical areas” より】

4.3.2 文献: “The attentive brain” からの知見

4.3.2.1 編者による序章より (1): abstract

注意は単一の实体ではなく, 脳のプロセスのある有限集合につけられた名称である。それらのプロセスは, 異なる { 感覚, 認知, 運動 } の課題において互いにそして他の【有限集合外の】プロセスと相互作用可能である。注意に関する完全に合意された分類法は存在しないが, 注意の少なくとも 3 つの要素:

視床皮質回路

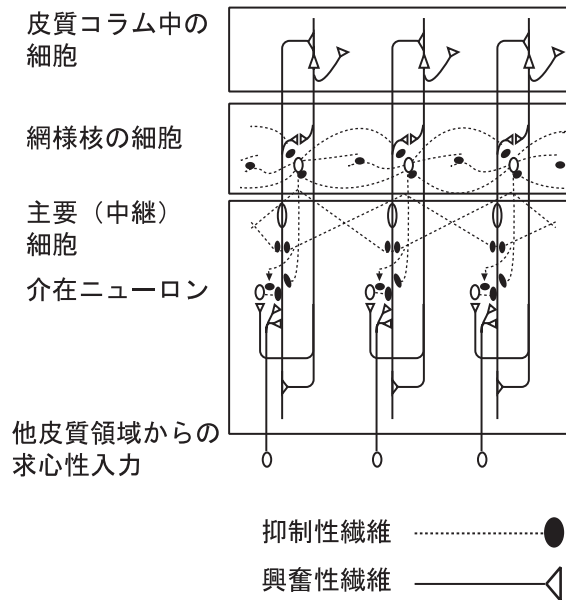


図 4.7 標準的な視床皮質回路の 3 つのコラム (文献 “Attentional Processing” より改変)

- 選択 (selection)
- 覚醒 (vigilance)
- 制御 (control)

の相対的独立性についてはほどほどの合意が得られている。最も一般的レベルでは, 注意のこれら 3 つの面はすべて, 複数の競合する注意対象候補に面する際に目標指向の振舞い (goal-directed behavior) を採り続けるという目的に役立っている。これら多様な注意の機能的性質や神経系での実現を理解するための認知神経科学 (cognitive neuroscience) による貢献を議論する。

4.3.2.2 編者による序章より (2): attention の多様性について

(varieties of attention)

James(1890) の時代で既に,

- 環境の出来事が引き起こす感覚的注意 (sensory attention)
- 外部刺激 (external stimuli) および内的思考 (inter-

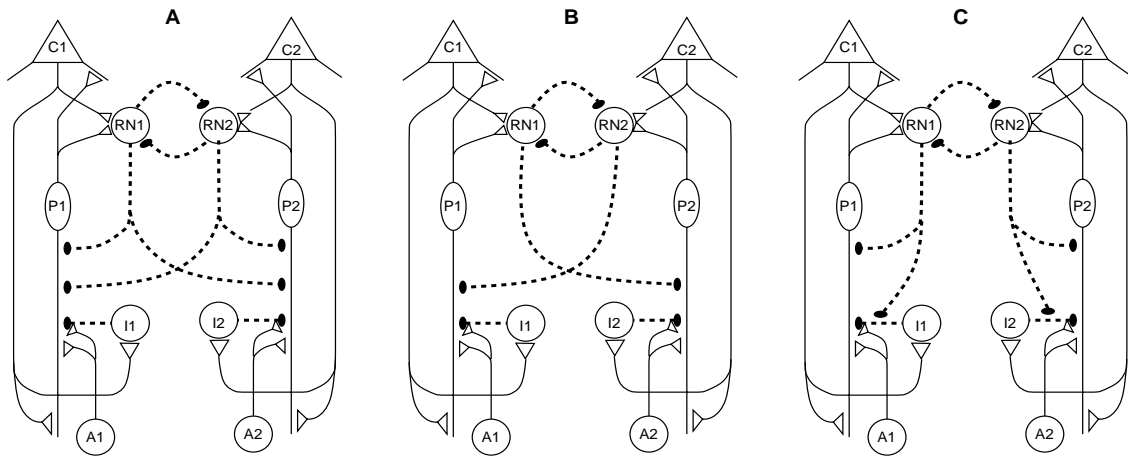


図 4.8 3通りの視床皮質回路: 抑制性のRNの軸索の配線が異なる。実線は興奮性繊維, 破線は抑制性繊維である。(文献 “Attentional Processing” より改変)

表 4.1 調節的強調 (modulatory “emphasis”) のメカニズム

構造 (structure)	メカニズム (mechanism(s))
retina (網膜)	lateral inhibition (側抑制)
Lateral Geniculate Nucleus (LGN)	lateral inhibition (側抑制) + recurrent excitation (再帰的興奮)
Pulvinar nucleus	lateral inhibition (側抑制) + 感覚領域に作用するトップダウン制御下での recurrent excitation (再帰的興奮)
Mediodorsal nucleus	lateral inhibition (側抑制) + 行動領域に作用する recurrent excitation (再帰的興奮)

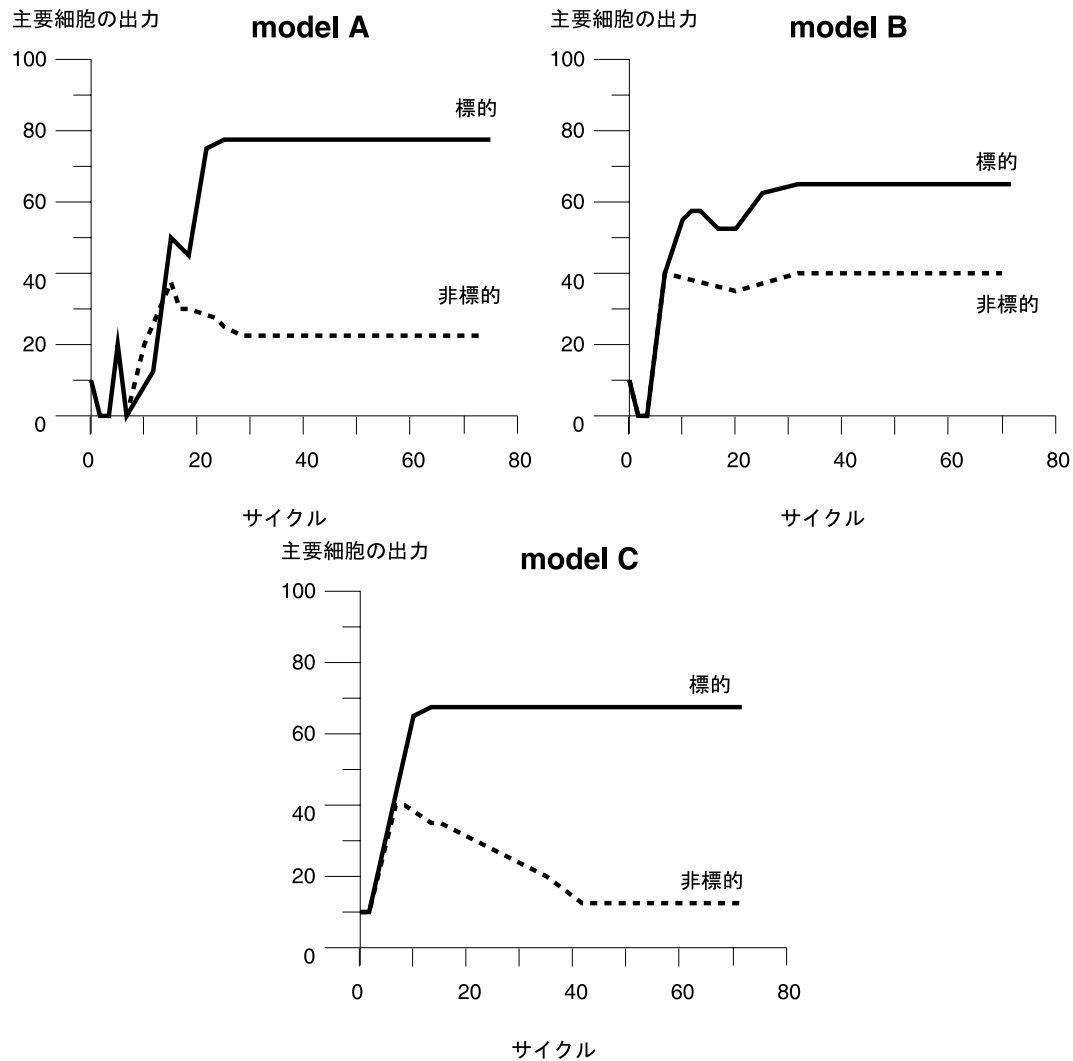


図 4.9 前図の 3 通りの視床皮質回路でのシミュレーション結果 (文献 “Attentional Processing” より改変)

nal thoughts) に向かう自発的注意 (voluntary attention)

の区別はなされている。

James の 1 世紀後, Parasuraman & Davies(1984) で注意の多様性が明示的に扱われる。

しかし多様性が認識されても分類法はいまだに確立していない。(この状況は注意に限ったことではなく「記憶」の分類についても同様。)

注意の多数の機能は脳の相互作用し合う多数の神経システムで実行されることが, 神経科学により確認されている。

多くの脳プロセスは自動的であり (run automatically), 注意にわずかな影響を受けるか, 全く影響されない。この自動プロセスは (外部刺激の突然の開始に対する応答のように) 注意を呼ぶこともあるが, 自覚なしでも実行できる (can operate outside awareness)。

注意の少なくとも 3 つの要素: 選択 (selection), 覚醒 (vigilance), 制御 (control), は相対的に独立であり, Posner & Boies(1971) は, 幾らか異なる用語:

- 選択 (selection)
- 覚醒 (alertness)
- 容量 (capacity)

を用いているが, 彼らは行動学的証拠からこれらが異なる機能性質を持つことを示した。

LaBerge(1995) 【文献 1】は, 注意が

- (1) 正確かつ素早い感覚と行動という目標
- (2) プロセスの時間的継続

に役立つと主張した。もちろん, 個体の目標自体は

- 環境

のみならず

- (一時的および持続的な) 個体の内的性質 (the organisms's internal dispositions, both temporary and enduring))

によって決定され, これがおそらく注意を動機 (motivation) におよび感情 (emotion) に結び付けるものであ

る。一旦目標が与えられると, 注意の要素【selection, vigilance, control】はそれを設定し維持 (implement and maintain) するのに役立つ。

4.3.3 文献: 「注意と意識」からの知見

注意は

感覚情報を選択する機構

である。われわれはその選択された情報にもとづいて行動をおこし, 記憶を蓄える。そしてさらに, その行動や記憶にもとづいて注意による選択が行われる。この連鎖の中で脳は適応し, 自律性を獲得する。しかしわれわれが注意について知っていることはわずかである。その原因は, 注意そのものを直接に観察・測定することができないからである。すべてが目に入っていないながら特定のものを見ることができなかったときに, はじめて注意というものが背後に存在することを知る。感覚情報がなんらかの理由で選択されていることを知る。脳は鏡の様なものではないことを知る。

これまで多くの心理学者や生理学者が, 注意のありかたとそのメカニズムを明らかにしようとしてきた。しかし, 依然として多くの疑問が残されている。注意によって感覚情報処理の何が変わるのだろうか—強さなのか, 速さなのか。情報処理のどのレベルに作用するのだろうか—知覚を利用する過程で注意による選択が行われるのか, 知覚そのものの成立に注意がはたらくのだろうか。意思によって注意をなにかに向けることもできるし, 外界のできごとに注意がひきつけられることもある。これらは同じ注意といえるのだろうか。共通するメカニズムはあるのだろうか。注意の対象は何だろうか—空間なのか『もの』なのか, その特定の属性なのか。

第 5 章 能動的記憶システムの 研究領域，課題

本章では，前章までの調査を受け「能動的記憶システム」実現のための鍵となる「関係」を，どのように扱っていくかを述べる。

本章では，まず「関係」についての我々の考え方を明らかにするために「能動的記憶システム」での「関係」の定義を与える。そして，対象から関係を抽出し，さらに関係を概念化していく方法について述べる。次に「関係」を扱っていくために必要な回路構成，および，その上での情報コーディングについて述べ，最後に「能動的記憶システム」の最初の例題として「平面図形認識システム」にて述べる。

5.1 関係の抽出，概念化

本節では「能動的記憶システム」での「関係」の定義を述べ，外界の情報から「関係」を抽出し概念化していく方法について述べる。

5.1.1 関係の定義

二つの対象物を結び付ける鍵となる情報を，関係と定義する。ここで，対象物とは，具体的な物だけでなく，概念的な知識も含むものとする。

「ミカンとリンゴの関係は何か」という問いに対して，「ミカンとリンゴは，どちらも果物である」と答えた場合，対象物となったのは，ミカンという概念とリンゴという概念であり，ともに共通な概念（果物）に属することを両者の関係ととらえたと解釈される。一方「ミカンとリンゴの関係は何か」という問いを「このミカンとこのリンゴの関係は何か」というように特定のミカンとリンゴの関係を求めるものと解釈した場合は「両者とも私のものである」というように両者の持つ属性のうち共通するものを関係ととらえたと解釈される。

従来，論理演算，あるいは，集合演算として扱えるものを「関係」として扱ってきた。一方，人間が認識している「関係」は，必ずしも論理や集合演算として扱えるも

のばかりではない。例えば，以下に示すクイズは二つのものの「関係」を推理するものであるが，これらの「関係」を従来からの手法で表現することは困難である。

「三日」と（プロ野球巨人軍の）「長島監督」の関係：「三日坊主」という言葉があり，一方，長島監督は巨人軍の成績不振を理由に「坊主頭」にした。どちらも「坊主」という言葉に結び付く。

「自動車」と「ネジ」の関係：どちらも「ドライバー」が必要。自動車にとってのドライバーは運転手であり，ネジにとってのドライバーは工具であるため，これらは意味的には何ら関係を持たない。しかし，同じ呼び名を持つために「自動車」と「ネジ」を結び付ける鍵となることができた。

「トランプ」と「ウサギ」の関係：どちらも「不思議の国のアリス」の登場人物。この問いが単独で与えられた場合に正解を出すことは難しいが，この問いの前に『狐』と『蛇』の関係は『星の王子様』の登場人物である」という例が示されていると答えることができる。

このように，人間は，二つの対象物のもつ無数の属性の中から，何らかの方法で共通するものを選びだし，それを両者の「関係」として対象物同士を結び付けている。

二つの対象物の「関係」を抽出することは，対象物の共通する属性の中から，得ようとする情報を与えてくれるものを選び出してくることである。どのような属性であれ，人間がそれを鍵として二つの対象物を結び付ければ，それが「関係」となる。対象物の属性のうち，どれが「関係」として利用され得るかは，人間がどのような情報を引き出そうとしているかによって決まる。いわば，人間の意図により，対象物の特定の属性に対して注意（attention）が向けられることにより「関係」が抽出されると考える。前述の「トランプ」と「ウサギ」の例で言うなら，あらかじめ「物語の登場人物」という情報のカテゴリーに注意が向けられることにより「トランプ」と「ウサギ」を登場人物とする物語「不思議に国のアリス」が，両者の「関係」と認識される（図 5.1）。

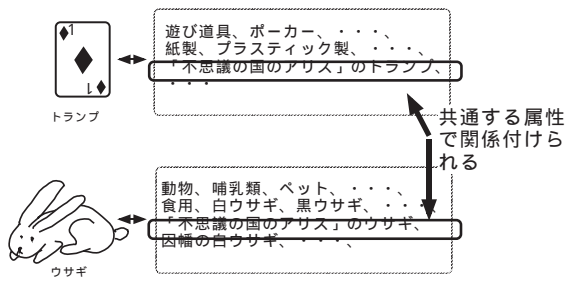


図 5.1 トランプとウサギの関係

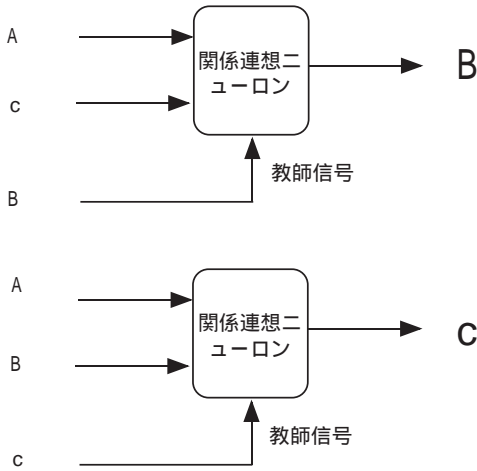


図 5.2 関係付けを行う回路

5.1.2 関係の表現と学習

対象物二つが「関係」を鍵として結び付けられることにより、対象物が「関係」により相互連想可能となり、対象物二つが「関係」を持つことが表現される。対象物を A, B, 「関係」を c とすると、対象物 A と関係 c から残りの対象物 B が連想され、二つの対象物 A, B から関係 c が連想できれば、A と B が c によって関係付けられたと考えられる。

対象物 A と関係 c から B を連想する回路は、A と c を入力、B を教師信号として、A と c が入力されると B のパターンが出力されるように学習させることにより構成することができる。同様に、対象物 A, B を入力、c を教師信号とすることにより、対象物 A, B から関係 c を連想する回路が構成できる (図 5.2)。

対象物間の「関係」を知識として利用するためには、それがどのような関係であるか分類していく必要がある。「関係」として用いられた情報がどのようなカテゴリー

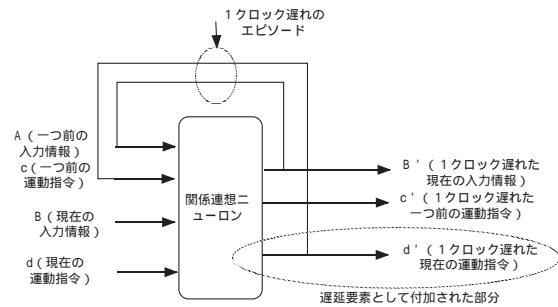


図 5.3 運動指令で関係付けを行う回路

であるか、どのような属性として用いられているか等を手掛かりに、自己組織的に「関係」の分類を行う。分類された「関係」のグループは、何らかの概念的な知識となっていることが期待される。

5.1.3 注意

関係付けを行うためには、対象物の属性のうち適正な部分に注意を向けなくてはならない。しかし、何が適正であるかは認識主体である人間の意図が問題となるため、一般的に定めることは困難である。そこで、人間の運動指令によって対象物に関する入力情報がどう変化するかを関係付けることを基本とすることにより、まず主体となる人間と対象物との関係表現する。いわば、自分の運動指令に対して常に注意を向けている事になる。

この場合、運動指令実行前と実行後という時間的推移のある情報を同時に扱わなくてはならないため、遅延要素を用いて運動指令実行前の入力情報と運動指令実行後の入力情報、そして、運動指令そのものを同時に回路に入力する。実際の構成では、回路自身を遅延要素として用い、図 5.3 のように回路の出力を入力にフィードバックすることにより、時間的なずれのある入力情報同士を関係付ける。

5.2 回路構成と情報コーディング

第 3 章で紹介したように、海馬は人間の脳において、外界の情報から関係を抽出する機能を持っていると考えられている。本節では、海馬の構成に対して機能的な解釈を行ない、それに基づいた神経回路網モデルを用いて

関係を抽出する回路を考える。また、その回路上での情報コーディングの方法についても検討する。

5.2.1 海馬神経回路の解釈

人間の脳においては、海馬が関係付けの機能を持っていると考えられている。ここでは、海馬の解剖学的な知見に対し機能的な解釈を行う。

関係付けは、シンボル化された対象物をその属性によって結び付けるものであるため、モダリティの異なる情報が組み合わせられなくてはならない。したがって、海馬神経回路網において関係付けが行われているのは (DG と CA3 ではモダリティ間での結線がないという解釈に立つとして) CA1 と海馬台 (SB) であると考えられる。CA1 と SB には自己回帰ループがないため、エピソード間での関係付けは行われておらず、DG, CA3, CA1, SB のパスでは専ら一つのエピソード内での関係付けを行っていると考えられる。エピソード間での関係付けは、海馬 (DG-CA3-CA1-SB) をディレイ要素としたループとして用いて、海馬傍回 (EC) で行われていると考える。

海馬神経回路の解釈をまとめる (図 5.4)。

- エピソード (その時得られた入力全てを総合したものは、EC から DG, CA1, SB へ与えられる。
- DG では、情報のモダリティ(カテゴリー) 毎に符号化され、CA3 へ送られる。
- CA3 では、情報のモダリティ毎に自己連想を行い、情報の復元、汎化を行う。
- CA1 では、異なるモダリティの情報に対して関係付けを行い、シンボルの生成とシンボル間での関係付けを行い、同時に EC からの直接の入力を用いてエピソードとシンボルの関係付けを行う。CA1 の出力は、シンボルで表現されたエピソードとでも言うものとなる。
- SB では、シンボル化されたエピソードから元のエピソードへの関係付けが行われる。
- CA1 は、あるエピソードが与えられた時に、そのエピソードに属するシンボルを連想する。SB は、CA1 とは逆に、あるシンボルが与えられた時に、そのシンボルの属するエピソードが連想される。

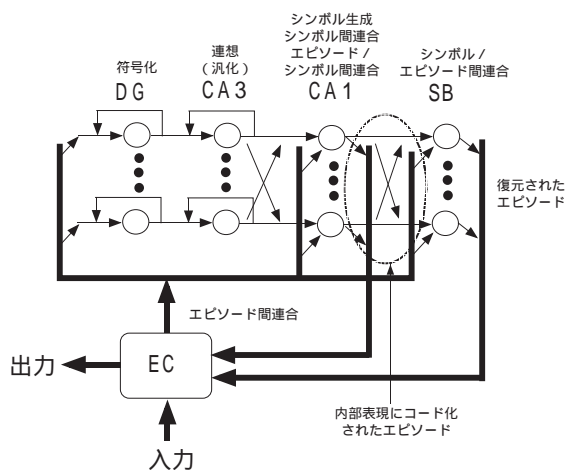


図 5.4 海馬の構成

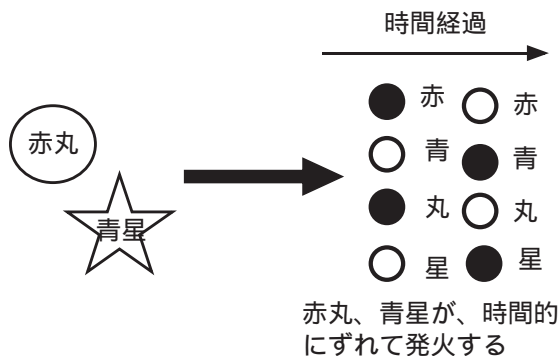


図 5.5 分散表現によるシンボルの分離

- CA1 の出力 (シンボル化されたエピソード) と SB の出力 (元のエピソードが復元されている) は、EC に戻され次のエピソードと関係付けが行われる。

5.2.2 情報コーディング

海馬神経回路内では、対象物 (シンボル) は、一つのニューロンの発火に対応する局所表現ではなく、複数の (その対象物の属性を表す) ニューロンが同時に発火することによって表現される分散表現がとられていると考えられる。たとえば、赤丸と青星という二つの対象物が同時に与えられた時、局所表現ならば赤丸ニューロンと青星ニューロンが同時に発火するが、分散表現では赤と丸のニューロンが同時発火し、その後で青と星のニューロンが同時発火すると考えられる (図 5.5)。

異なる対象物は異なるタイミングで発火するとすると、

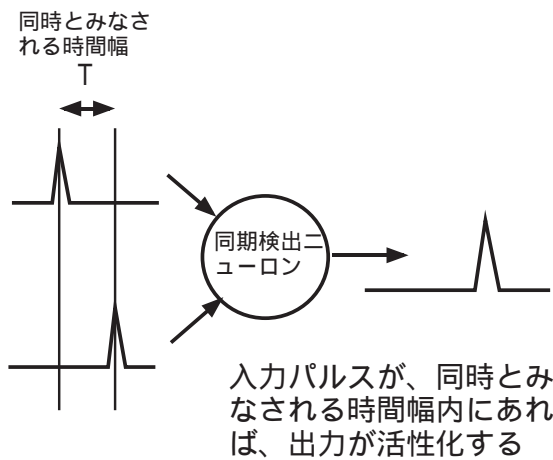


図 5.6 履歴依存性を利用した同期検出

パルス型ニューロンによる単純な同期検出機能では複数の対象物間の関係を表現することができなくなる。そこで、ニューロンのモデルに履歴依存性を取り入れ、時間的にずれた発火同士の相関をとることとする。つまり、一つの発火から一定時間内に次の発火が起こった場合は、それらが同時に与えられたものであるとして考える。赤丸と青星の例では、赤と丸が同時発火した後、ある時間幅内に青と星が同時発火すれば、赤丸と青星が同時に与えられたと解釈される(図 5.6)。

5.3 例題(平面図形認識システム)

運動指令を関係付けの鍵として用い、入力情報の変化により何らかの認識を行うシステムの例として、平面図形認識システムを考える。このシステムは、限られた認識能力しか持たないが、本章で述べた関係付けの機能を検証する例題として用いることができる。

5.3.1 平面図形認識システムの概要

平面図形認識システムは、人間の移動(視点の移動)と視点の移動に伴う対象物の見え方の変化を関係付けて記憶することで、対象物の形状から不変項(対象物をそのものであると認識させている特徴(第2章参照))を自律的に抽出し、形状認識を行なおうとするものである。

対象物の形状を不変項に変換して記憶することにより、そのものの用途をもたらしている形状的な特徴を抽出で

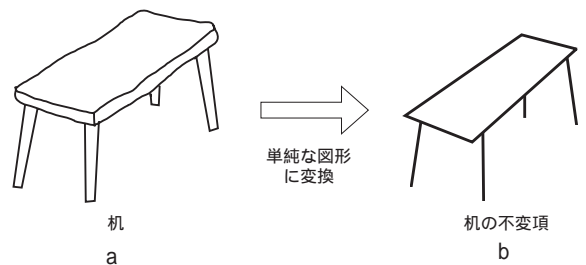


図 5.8 四角い机の不変項

きる。そのため、未知(それまで学習したことのない形状)のものを与えられた場合でも、その用途を推測することができる。あるいは、それまで学習したことのない形状のものであっても、そのときに与えられた課題(用途)に適用可能かどうかを判断できる。

たとえば「机」について学習し、その形状的な不変項を天板の面と脚であると抽出できれば、木の切株やミカン箱であっても状況によっては「机」であると判定できるようになる(図 5.7)。

5.3.2 不変項とは何か

形状的な不変項とは、対象物の形状的な特徴を失わない最も単純な形であると考えられる。図 5.8a に示す「机」を例にとると、4本脚で上に四角い面が乗っているという特徴を持つ最も単純な形(図 5.8b)が、その不変項であると考えられる。

5.3.3 基本的な図形からの不変項の抽出

本研究では、視点移動に伴う「見え方」の変化を学習することで、形状的な特徴を失わないようにして図形を単純化し、不変項を抽出する。例えば、長方形は、ある程度近い距離から見ているときは4本のエッジとその中の面が見えるが、ある程度離れて見るとある長さを持った線分として見えることになる。長方形にとっては、この線分が長方形を再現できる限界(即ち、長方形の不変項)であると考えられる(図 5.9)。

5.3.4 複雑な図形の不変項の抽出

複雑な図形は、その図形を構成する部分的な(基本的な)図形を不変項に変換し、それらの組合わせで記憶し

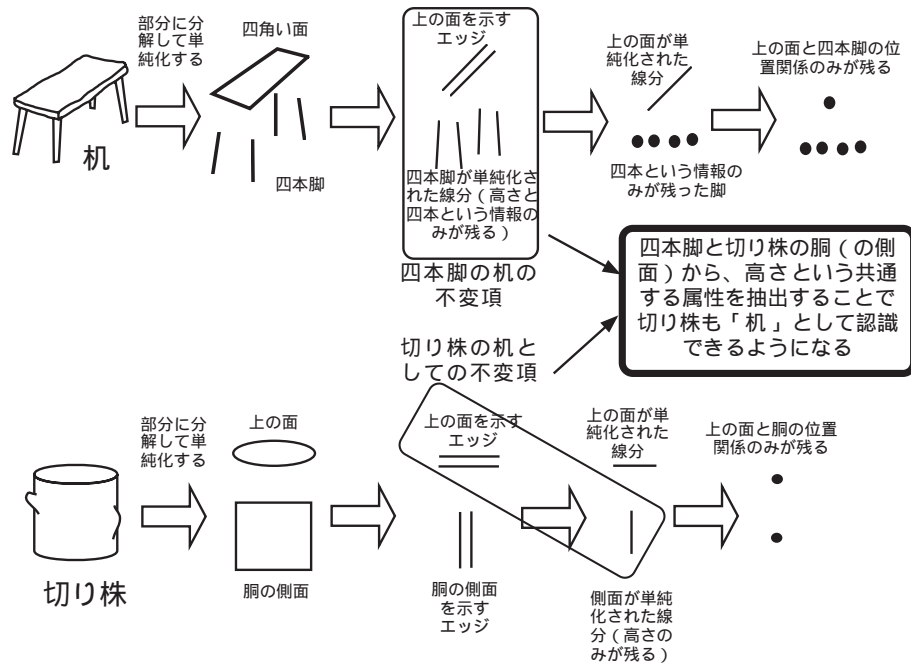


図 5.7 形にとらわれずに机を認識する

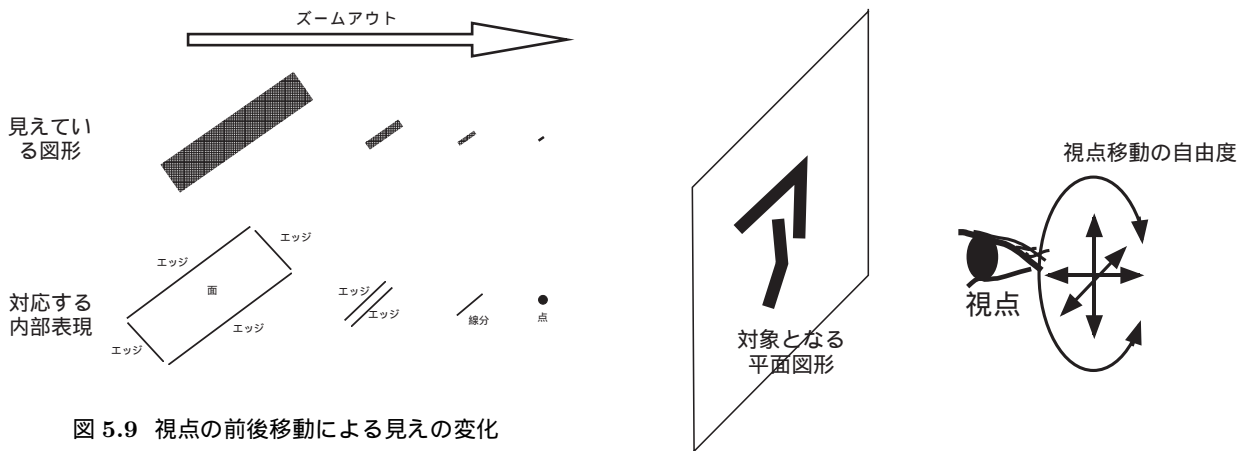


図 5.9 視点の前後移動による見えの変化

図 5.10 平面図形認識システム

ていく。「机」の例で言うと、4本の線分と平行四辺形を表し得る最小の面の組み合わせが「机」の不変項である。つまり、4本の線分は脚の不変項であり、平行四辺形は天板の不変項である。

複雑な図形を部分図形の不変項の組み合わせで記憶することにより、未知の図形に対しても、それまでに記憶した図形の不変項と照合することにより、その図形が何であるかを推定できる。

平面図形認識システムは、自らの視点を移動しながら、平面に描かれた図形から図形の基本パターンを自律的に

抽出し、それにしたがって与えられた図形を分類していく。視点移動の自由度は、上下左右、前進(拡大)後退(縮小)と回転の四つとする(図 5.10)。

運動指令と入力情報の関係付けによって図形認識を行うためには、入力情報をどのようにコード化するかを具体的に与え、次に図形について学習させる。以下では、入力情報のコード化から学習、図形認識までの処理を、順を追って述べる。

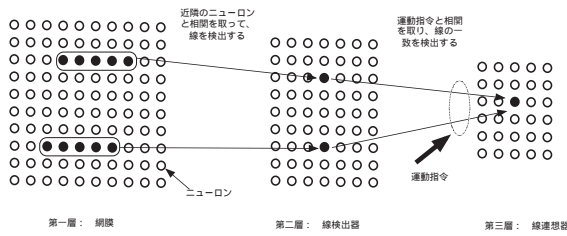


図 5.11 平面図形認識システムの入力部

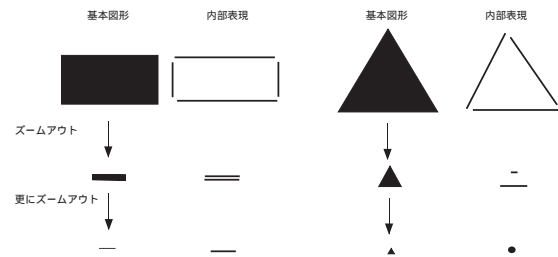


図 5.12 基本的な図形についての学習

5.3.5 「目」の構造

平面図形認識システムの「目」は、生物の視覚系、特に、網膜の構造を参考にし（第3章参照）、基本的な線分の認識や図形同士の連想などを行うものとする。図5.11に示すように、画像入力段は、大まかには三段に分かれ、網膜上に投影された図形は、視点の移動に伴って網膜上を移動する。

第一段は、点検出器として働き、画像が入力されると画像に対応したニューロンが活性化する。

第二段は、線検出器として働く部分で、近隣のニューロンが同時に活性化している時に活性化するように学習を行う。

第三段で運動指令と入力図形変化を記憶する。この段は図形連想器として働き、与えられた図形に対して何らかの運動指令を与えた時に、その図形がどのように変化したかを学習していく。

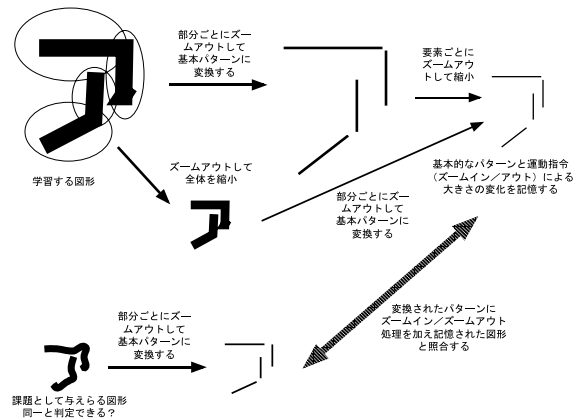


図 5.13 平面図形認識システムの動作

理と全体の大まかな形を組み合わせさせて記憶する。これにより、様々な書き方をされた文字でも、その文字を構成している図形の特徴が同じ（近い）物であれば、同一の文字として認識できるようになる（図5.13）。

5.3.6 基本図形の学習

まず、基本的な図形（単純な長方形や丸、三角など）について、運動指令とその見え方の変化の関係を学習させることで、図形の特徴を抽出させる（図5.12）。

たとえば、長方形は、視点を後ろに移動することにより縮小され、あるところからは線分として見えるようになる。様々な向き、大きさを持った長方形について学習させることにより、長方形としての特徴を学習する。同様の学習を、幾つかの単純な図形について行ない、図形の基本的な特徴を学習する。

5.3.7 図形認識

次に、複雑な図形（文字など）を与え、視点を移動しながら文字の部分ごとに図形の基本パターンに還元する処

第 6 章 終わりに

本調査報告で我々は「外界の刺激を能動的に収集し、記憶内容の動的な更新を自ら行うシステム」を「能動的記憶システム」と呼んだ。情報処理研究の究極の目標は、人間の行っている複雑な情報処理機能を計算機に代行させることと言って良いだろう。そのためには、人間、特に脳の持つ情報処理機能を分析し模倣することが必要だが、それだけでなく、その情報処理機能の根幹となるメカニズムを抽出し計算機に実装可能なものとしていく必要がある。

本報告書では、情報処理研究の新たな流れである外界と認識主体のインタラクションを基本としたシステムを中心に調査してきた。特に、実現すべき情報処理機能の見本として、生物の感覚系や脳の情報処理機能に注目している。脳の情報処理に関する研究は、これまでなかなか「役に立つ情報処理」とは思われてきていなかったが、脳内での基本的な処理メカニズムの考察を行ない基本的な情報処理機能を抽出できる段階に来ていると考えられる。その基盤となっているのが、脳の活動の解析や神経細胞の基本機能の分析などから得られた知見である。

この種の研究はともすればどっち付かず（実用的な情報処理の研究をするのか、脳の研究をするのか）な印象を与えてしまうが、実現手段（計算機）と実現目標（脳、あるいは、生物の情報処理機能）を見誤ることなく研究を進めていかなくてはならない。

以上、知的情報処理研究の新たな展開を期待して本調査報告をまとめた。

謝辞

本調査報告をまとめるにあたり御指導頂いた大蒔情報アーキテクチャ部長に感謝致します。

参考文献

- [1] 佐々木 正人著：“アフォーダンス 新しい認知の理論”，岩波書店 (1994).
- [2] 松原 仁, 山本 和彦：“フレーム問題について”，人工知能学会誌, Vol.2, No.3, pp.266–272 (1987).
- [3] 古崎 敬, 古崎 愛子, 辻 敬一郎, 村瀬 旻 共訳：“生態学的視覚論”，サイエンス社 (1985).
- [4] 佐伯 胖, 佐々木 正人 編：“アクティブ・マインド”，東京大学出版会 (1990).
- [5] 西条寿夫：“海馬体の構造と機能”，“分子から高次脳機能へ” (蛋白質核酸酵素 Vol.40, No.6), pp.814–828, 共立出版 (1995).
- [6] 長谷川修：“生体の視覚に学ぶコンピュータビジョン”，情報処理 Vol.39, No.2, pp.133–138 (1998).
- [7] 伊藤 浩之：“脳におけるダイナミカルな情報コード”，数理科学, No.394, pp.27–37 April (1996).
- [8] Fujii, H., Ito, H., Aihara, K., Ichinose, N., and Tsukada, M., : “Dynamical cell assembly hypothesis - Theoretical possibility of spatio-temporal coding in the cortex”, Neural Networks, Vol.9, No.8, pp.1303–1350, (1996).
- [9] 市瀬 夏洋：“脳におけるダイナミカルな情報コーディング”，Computer Today, No.82, pp.41–51, (1997).
- [10] Von der Malsburg : “Am I thinking assemblies ?,” in Brain Theory, eds by G. Palm and A. Aertsen, Springer-Verlag, Berlin (1986).
- [11] Vaadia, E., Ahissar, E., Bergman, H., and Lavner, Y., : “Correlated activity of neurons : a neural code for higher brain functions ?,” in Neuronal Cooperativity, ed by J. Kueger, Springer-Verlag, Berlin (1991). Vaadia, E., and Aertsen, A., : “Coding and computation in the Cortex - Experiments and Theory”, eds. by A. Aertsen and V. Braitenberg, North Holland, Amsterdam (1992).
- [12] Vaadia, E., Haalman, I., Abeles, M., Bergman, H., Prut, Y., Slovin, H., and Aertsen, A., : “Dynamics of neuronal interactions in monkey cortex in relation to behavioural events”, Nature, 373, pp.515–518 (1995).
- [13] D. Marr : “Vision”, W.H.Freeman(1982), 乾 敏郎, 安藤 広志 訳：“ビジョン 視覚の計算理論と脳内表現 ”, 産業図書 (1987).
- [14] Poggio, T., Torre, V., and Koch, C., : “Computational vision and regularization theory”, Nature, Vol.317, pp.314–319, (1985).
- [15] Geman, S., and Geman, D., : “Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the bayesian restoration of images”, IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., PAMI-6, pp.721–741, (1984).
- [16] 川人 光男, 乾 敏郎：“視覚大脳皮質の計算理論”，信学論 (D-II), J73-D-II, No.8, pp.1111–1121 (1990).
- [17] 川人 光男：“脳の計算理論”，産業図書 (1996).
- [18] Horn, B.K.P., : “The psychology of computer vision”, P.H.Winston ed., McGraw-Hill (1975).
- [19] 大森隆司：“階層的記憶のモデルとニューラルネットワーク”，システム / 制御 / 情報, Vol.39, No.8, pp.363–368 (1995).
- [20] 伊藤真, 黒岩丈介, 三宅章吾：“時系列情報が扱える海馬を含む記憶モデル”，信学技法, NC96-142, pp.225–232 (1997).
- [21] 重松征史, 秋山修二, 松本元：“海馬の三次元神経回路モデル”，信学技法, NC-93-105, pp.187-194 (1994).
- [22] [Hebb, 1949] Hebb, D. O. (1949). The Organization of Behavior. Wiley, New York .

- [23] [Sejnowski, 1989] Sejnowski, T. J. and Tesauro, G. (1989). The Hebb rule for synaptic plasticity: algorithms and implementations. In J. H. Byrne and W. O. Beny, eds.. *Neural Models of Plasticity*. Academic Press, chapter 6. 94-103.
- [24] [Kohonen, 1984] Kohonen, T. (1984). *Self-Organization and Associative Memory*. Springer-Verlag; New York.
- [25] [Sompolinsky and Kanter, 1996] Sompolinsky, H. and Kanter, I. (1996). Temporal association in asymmetric neural networks. *Phys. Rev. Lett.*, 57:2861-2864.
- [26] [Herz et al., 1988] Herz, A. V. M., Sulzer, B., Kühn, R., and van Hemmen, J. L. (1988). The Hebb rule: Representation of static and dynamic objects in neural nets. *Europhys. Lett.*, 7:663-669.
- [27] [Herz et al., 1989] Herz, A. V. M., Suizer, B., Kuhn, R., and van Hemmen, J. L. (1989). Hebbian learning reconsidered: Representation of static and dynamic objects in associative neural nets. *Biol. Cybern.*, 60:457-467.
- [28] [Minai and Levy, 1993] Minai, A. A. and Levy, W. B. (1993). Sequence learning in a single trial. *Proc. World Congress on Neural Networks II*, 50S-508.
- [29] [Abbott and Blum, 1996] Abbott, L. F. and Blum, K. I. (1996). Functional significance of long-term potentiation for sequence learning and prediction. *Cerebral Cortex*, 6:406-416.
- [30] [Blum and Abbott, 1996] Blum, K. I. and Abbott, L. F. (1996). A model of spatial map formation in the hippocampus of the rat. *Neural Computation*, 8:85-93.
- [31] [Wu et al., 1996] Wu, X., Baxter, R. A., and Levy, W. B. (1996). Context codes and the effect of noisy learning on a simplified hippocampal CA3 model. *Biol. Cybern.*, 74:159-165.
- [32] [Wimbauer et al., 1994] Wimbauer, S., Gerstner, W., and van Hemmen, J. L. (1994). Emergence of spatio-temporal receptive fields and its application to motion detection. *Biol. Cybern.*, 72:81-92.
- [33] [Willshaw and von der Malsburg, 1976] Willshaw, D. J. and von der Malsburg, C. (1976). How patterned neuronal connections can be set up by self-organization. *Proc. R. Soc. Lond. B*, 194:431-45.
- [34] [Swindale, 1982] Swindale, N. V. (1982). A model for the formation of orientation columns. *Proc. R. Soc. Lond. B*, 215:211-230.
- [35] [Linsker, 1986a] Linsker, R. (1986). From basic network principles to neural architecture: emergence of spatial-opponent cells. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, 83:7508-7512.
- [36] [Linsker, 1986b] Linsker, R. (1986). From basic network principles to neural architecture: emergence of orientation selective cells. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, 83:8390-8394.
- [37] [Linsker, 1986c] Linsker, R. (1986). From basic network principles to neural architecture: emergence of orientation columns. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, 83:8779-8783.
- [38] [Miller et al., 1989] Miller, K. D., Keller, J. B., and Stryker, M. P. (1989). Ocular dominance column development: analysis and simulation. *Science*, 245:605-615.
- [39] [MacKay and Miller, 1990] MacKay, D. J. C. and Miller, K. D. (1990). Analysis of Linsker's application of Hebbian rules to linear networks. *Network*, 1:257-297.
- [40] [Erwin et al., 1995] Erwin, E., Obermayer, K., and Schulten, K. (1995). Models of orientation and ocular dominance columns in the visual cortex: a critical comparison. *Neural Computation*, 7:425-468.

- [41] [Markram et al., 1997a] Markram, H., Lübke, J., Frotscher, M. and Sakmann, B. (1997). Regulation of synaptic efficacy by coincidence of postsynaptic APs and Ersps. *Science*, 275:213-215.

付録 A “Pulsed Neural Networks” の目次および概要

A.1 目次

- Foreword by Terrence J. Sejnowski
- Preface
- Contributors to the book
- Basic Concepts and Models
- 1 Spiking Neurons
 - 1.1 The Problem of Neural Coding
 - 1.2 Neuron Models
 - 1.3 Conclusions
- 2 Computing with Spiking Neurons
 - 2.1 Introduction
 - 2.2 A Formal Computational Model for a Network of Spiking Neurons
 - 2.3 McCulloch-Pitts Neurons versus Spiking Neurons
 - 2.4 Computing with Temporal Patterns
 - 2.5 Computing with a Space-Rate Code
 - 2.6 Computing with Firing Rates
 - 2.7 Firing Rates and Temporal Correlations
 - 2.8 Networks of Spiking Neurons for Storing and Retrieving Information
 - 2.9 Computing on Spike Trains
 - 2.10 Conclusions
- 3 Pulse-Based Computation in VLSI Neural Networks
 - 3.1 Background
 - 3.2 Pulsed Coding: A VLSI Perspective
 - 3.3 A MOSFET Introduction
 - 3.4 Pulse Generation VLSI
 - 3.5 Pulsed Arithmetic in VLSI
 - 3.6 Learning in Pulsed Systems
 - 3.7 Summary and Issues Raised
- 4 Encoding Information in Neuronal Activity
 - 4.1 Introduction
 - 4.2 Synchronization and Oscillations
 - 4.3 Temporal Binding
 - 4.4 Phase Coding
 - 4.5 Dynamic Range and Firing Rate Codes
 - 4.6 Interspike Interval Variability
 - 4.7 Synapses and Rate Coding
 - 4.8 Summary and Implications
- Implementations
- 5 Building Silicon Nervous Systems with Dendritic Tree Neuromorphs
 - 5.1 Introduction
 - 5.2 Implementation in VLSI
 - 5.3 Neuromorphs in Action
 - 5.4 Conclusions
- 6 A Pulse-Coded Communications Infrastructure
 - 6.1 Introduction
 - 6.2 Neuromorphic Computational Nodes
 - 6.3 Neuromorphic aVLSI Neurons
 - 6.4 Address Event Representation (AER)
 - 6.5 Implementations of AER
 - 6.6 Silicon Cortex
 - 6.7 Functional Tests of Silicon Cortex
 - 6.8 Future Research on AER Neuromorphic Systems
- 7 Analog VLSI Pulsed Networks for Perceptive Processing
 - 7.1 Introduction
 - 7.2 Analog Perceptive Nets Communication Requirements
 - 7.3 Analysis of the NAPFM Communication System
 - 7.4 Address Coding
 - 7.5 Silicon Retina Equipped with the NAPFM Communication System
 - 7.6 Projective Field Generation
 - 7.7 Description of the Integrated Circuit for Orientation Enhancement
 - 7.8 Display Interface
 - 7.9 Conclusion
- 8 Preprocessing for Pulsed Neural VLSI Systems
 - 8.1 Introduction
 - 8.2 A Sound Segmentation System
 - 8.3 Signal Processing in Analog VLSI

8.4	Palmo - Pulse Based Signal Processing
8.5	Conclusions
8.6	Further Work
8.7	Acknowledgements
9	Digital Simulation of Spiking Neural Networks
9.1	Introduction
9.2	Implementation Issues of Pulse-Coded Neural Networks
9.3	Programming Environment
9.4	Concepts of efficient Simulation
9.5	Mapping Neural Networks on Parallel Computers
9.6	Performance Study
	Design and Analysis of Pulsed Neural Systems
10	Populations of Spiking Neurons
10.1	Introduction
10.2	Model
10.3	Population Activity Equation
10.4	Noise-Free Population Dynamics
10.5	Locking
10.6	Transients
10.7	Incoherent Firing
10.8	Conclusions
11	Collective Excitation Phenomena and Their Applications
11.1	Introduction
11.2	Synchronization of Pulse Coupled Oscillators
11.3	Clustering via Temporal Segmentation
11.4	Limits on Temporal Segmentation
11.5	Image Analysis
11.6	Solitary Waves
11.7	The Importance of Noise
11.8	Conclusions
12	Computing and Learning with Dynamic Synapses
12.1	Introduction
12.2	Biological Data on Dynamic Synapses
12.3	Quantitative Models
12.4	On the Computational Role of Dynamic Synapses
12.5	Implications for Learning in Pulsed Neural Nets
12.6	Conclusions

13	Stochastic Bit-Stream Neural Networks
13.1	Introduction
13.2	Basic Neural Modelling
13.3	Feedforward Networks and Learning
13.4	Generalization Analysis
13.5	Recurrent Networks
13.6	Applications to Graph Colouring
13.7	Hardware Implementation
13.8	Conclusions
14	Hebbian Learning of Pulse Timing in the Barn Owl Auditory System
14.1	Introduction
14.2	Hebbian Learning
14.3	Barn Owl Auditory System
14.4	Phase Locking
14.5	Delay Tuning by Hebbian Learning
14.6	Conclusions

A.2 概要

Most practical applications of artificial neural networks are based on a computational model involving the propagation of continuous variables from one processing unit to the next. In recent years, data from neurobiological experiments have made it increasingly clear that biological neural networks, which communicate through pulses, use the timing of the pulses to transmit information and perform computation. This realization has stimulated significant research on pulsed neural networks, including theoretical analyses and model development, neurobiological modeling, and hardware implementation.

This book presents the complete spectrum of current research in pulsed neural networks and includes the most important work from many of the key scientists in the field. Terrence J. Sejnowski's foreword, "Neural Pulse Coding," presents an overview of the topic. The first half of the book consists of longer tutorial articles spanning neurobiology, theory, algorithms, and hardware. The second half contains a larger number of

shorter research chapters that present more advanced concepts. The contributors use consistent notation and terminology throughout the book.

Contributors: Peter S. Burge, Stephen R. Deiss, Rodney J. Douglas, John G. Elias, Wulfram Gerstner, Alister Hamilton, David Horn, Axel Jahnke, Richard Kempter, Wolfgang Maass, Alessandro Mortara, Alan F. Murray, David P. M. Northmore, Irit Opher, Kostas A. Papathanasiou, Michael Recce, Barry J. P. Rising, Ulrich Roth, Tim Schvnauer, Terrence J. Sejnowski, John Shawe-Taylor, Max R. van Daalen, J. Leo van Hemmen, Philippe Venier, Hermann Wagner, Adrian M. Whatley, Anthony M. Zador.

付録 B “Spikes: Exploring the Neural Code” の目次および概要

B.1 目次

- Series Foreword
- Preface
- Acknowledgments
- Chapter 1 Introduction
 - 1.1 The classical results 1.2 Defining the problem 1.3 Central claims of this book
- Chapter 2 Foundations
 - 2.1 Characterizing the neural response 2.2 Taking the organism’s point of view 2.3 Reading the code 2.4 Summary
- Chapter 3 Quantifying information transmission
 - 3.1 Why information theory? 3.2 Information transmission with spike trains 3.3 Entropy and information with continuous stimuli 3.4 Summary
- Chapter 4 Reliability of computation
 - 4.1 Reliability of neurons and reliability of perception 4.2 Hyperacuity 4.3 Motion processing in the fly visual system 4.4 Summary
- Chapter 5 Directions
 - 5.1 Arrays of neurons 5.2 Natural signals 5.3 Optimal coding and computation
- Epilogue Homage to the single spike
- Appendix Mathematical asides
 - A.1 Rates of expectation values A.2 Two-point functions A.3 Wiener kernels A.4 Poisson model I A.5 Poisson model II A.6 Estimation from independent responses A.7 Conditional mean as optimal estimator A.8 Practical calculations of reconstruction filters A.9 Entropy of Gaussian distributions A.10 Approximating the entropy of spike trains A.11 Maximum entropy and spike counts A.12 The Gaussian channel

- A.13 Gaussians and maximum entropy A.14 Wiener-Khinchine theorem A.15 Maximizing information transmission A.16 Maximum likelihood A.17 Poisson averages A.18 Signal to noise ratios with white noise A.19 Optimal filters
- References
- Index

B.2 概要

Our perception of the world is driven by input from the sensory nerves. This input arrives encoded as sequences of identical spikes. Much of neural computation involves processing these spike trains. What does it mean to say that a certain set of spikes is the right answer to a computational problem? In what sense does a spike train convey information about the sensory world? Spikes begins by providing precise formulations of these and related questions about the representation of sensory signals in neural spike trains. The answers to these questions are then pursued in experiments on sensory neurons.

The authors invite the reader to play the role of a hypothetical observer inside the brain who makes decisions based on the incoming spike trains. Rather than asking how a neuron responds to a given stimulus, the authors ask how the brain could make inferences about an unknown stimulus from a given neural response. The flavor of some problems faced by the organism is captured by analyzing the way in which the observer can make a running reconstruction of the sensory stimulus as it evolves in time. These ideas are illustrated by examples from experiments on several biological systems.

Intended for neurobiologists with an interest in mathematical analysis of neural data as well as the growing number of physicists and mathematicians interested in information processing by “real” nervous systems, Spikes provides a self-contained review of relevant concepts in information theory and statistical decision theory. A quantitative framework is used to pose precise

questions about the structure of the neural code. These questions in turn influence both the design and analysis of experiments on sensory neurons.