

脳 の 非 線 形 動 力 学 的 観 点

津 田 一 郎 (九 工 大 情 報 工 学 部)

1. S e l f - o r g a n i z a t i o n i s t A p p r o a c h

Marrが‘Vision’の中で指摘した、視覚の情報処理過程を理解するための3レベル(1.計算理論、2.表現とアルゴリズム、3.ハードウェアによる実現)は有名であるが、ここではむしろ、彼が画像処理は既にシンボル化されたものと捉えていたことに注目したい。

知能研究においては、従来2つの対立する方法論的立場がとられてきた。即ち、神経生理学的論拠を求めるか、シンボル表現での記述を考えるか、である。近年盛んにいわれ始めた、いわゆるコネクショニストの考え方は、これら2つの隔たりを埋めるものだといえるかもしれない。しかしそこで提案されているモデルは、動的側面或いは自己組織化能力に乏しく、実際には脳が、情報を蓄積するだけでなく、それを自己組織化した規則を用いて操作していることを考えるとき、未だ不十分だと言えよう。そこで、コネクショニストの方法に更に動的側面を考慮に入れる立場が出て来るのであるが、これを、Self-organizationistのアプローチと名付けよう。

2. S e l f - o r g a n i z e d L o g i c

Self-organizationistの立場では、論理も自己組織化されたものであるべきである。例として、次のような実験を考えよう。

数本の異なる長さを持つ棒が、机の上に置かれているとしよう。これらの棒を長さの順に並べ変えることは、一般に3歳の幼児にも出来るとされている。その時、幼児の頭の中では何が起きているのだろうか。その子供は、次のようにして解決するかも知れない。まず片手で棒の束を作り、下端を揃えて持つ。他方の手で棒の束の最上端を握り、その手を徐々に下へずらせてゆく。動かしている手の端から見えてきた順に机の上に並べれば、出来上りだ。これは、アナログ的且つ並列的計算と見なせよう。ところが他方、人工知能研究の立場では、3本の棒を取り上げ‘ $E > C$ and $C > D : E > D$ ’という比較を繰り返すことで問題を解

く、デジタル的且つシリアルな処理を行うだろう。Self-organizationistは、前者のような効率の良い、そして何より、外から予め与えられたのではなく自己組織化された論理を扱う。

3. Learning as a Process of an Increase of Complexity

そこで、学習とは何か考えてみよう。

例えば、幾つかの画像によるパターンを与えられた場合、最も複雑なパターンと認識するのは必ずしも最もランダムなものではない。この時問題になるのは、‘複雑さ complexity’の定義である。ここで、観測している系に対して相対的に測られる量として、視覚パターンの複雑さ C を次で定義する；

$$C = \sum_{\text{distinct regions}} \text{degree of "inconsistency"} \\ , \text{ maximizing } H = \text{"inner consistency"} + \lambda \cdot \text{"outer consistency"} .$$

測りうる量である2つの consistency は各々、観測者が使った異なる知識間の距離 (inner consistency)、及び、それらを用いてタイル張りした結果できたパターンともとの対象との距離 (outer consistency) である。それ故複雑さ C は、パターン認識過程に於けるフラストレーションの度合を示す。観測者とは即ちその者が持つ知識ベースを意味し、対象に attention を払うと同時に、対象に adapt して変化する。そして知識ベースが発達すると、観測される対象の複雑さは下がり、知識ベースの複雑さは上がる。このように学習とは、知識ベースの複雑さが上がっていく過程なのである。

4. 'Chaotic' Cortical Processors

ここで、カオスの果たす役割に注目する。

カオスは、決定論的力学系のもつ非線形性によって生じる coherent irregularity (富田 1984) と言えるが、それを特徴付ける諸量のうち、擬軌道追跡性を取り上げよう。擬軌道追跡性が破れている系では、正確な計算機シミュレーションや正確な観測は期待できない。そこで、カオスを観測するという立場から、

カオスによる観測、即ち、情報処理に使うという立場へと変えてみる。

次の点を考えたとき、経済的な biological processor としてのカオスの有効性が理解できる。多くの情報を処理できるためには、容量は大きくなければならず、他方正確な記述のためには容量は小さい方がよい。この相反する2条件を満たすものとして、生物はその知識ベースの中で、カオスを情報処理機械として用いるように、学習の過程を通してなっていたのではないか。実際これまでに、入力された刺激の ○短期記憶、○中期記憶、○解釈、等に果たすカオスの役割の可能性が指摘されてきた (Nicolis 1982, Tsuda 1984, Nicolis & Tsuda 1985, Tsuda et al. 1987, Tsuda 1989)。

また、実際生理学的実験によりカオスが見られる例が、近年幾つも報告されている。下等動物の巨大軸索での単一ニューロンの応答 (Hayashi et al. 1982, 1986; Aihara et al. 1986) の他、ラットの嗅球表面の集合電位 (Freeman 1987) や、ヒトの EEG (Babloyantz et al. 1988) でも低次元カオスの存在が確認されている。これらとの関連で強調しておきたいのは、アトラクターの非一様性に基づく情報混合が重要であり、それを更に結合させることで有効な情報チャンネルが得られるということだ (Matsumoto and Tsuda 1985, 1987, 1988)。

5. Neural Oscillators as an Informational Units

この節では、脳におけるダイナミクスを考察する。

脳の情報処理での基本単位は cell assembly であり、各々が非線形振動をしている、ということは実験的にもかなり確かめられてきた。例えば、視覚野にある単純細胞や複雑細胞は、feedback 及び feedforward 回路を通して機能単位となっている (Levay 1987)。また、視覚野の処理単位は非線形振動子と見なせ、その引き込みによって特徴の判断がなされる、という報告もある (Gray et al. 1989)。更に、絵や単語を提示すると各々複数のニューロンが発火し、各ニューロンは複数の入力刺激に反応するという、実験結果が、てんかん患者の海馬の場合に得られている (Heit 1988)。患者が予め覚えた漢字や絵を再度見せられ、以前に見たと

認識したときのみ発火するニューロン群が見つかったのだ。つまり、その時その時に必要となった情報を処理する機能が海馬にはあるわけで、大脳皮質や海馬での encoding は、cell assembly が単位となって担っていることが示唆される。同様の報告は、複雑な画像をサルに学習させ、側頭葉の下側頭回におけるニューロン応答を調べた実験にも見ることが出来る (Miyashita 1988)。

記憶に関する実験で観測されているニューロン群の発火状態は、振幅の大きなランダムな時系列である。このことは、cell assembly がカオス的な応答をして記憶過程に関与していることを示唆する。収束型のニューロンネットワークでよく調べられている ” 記憶の想起を力学系の固定点への引き込みとしてとらえる ” といった考え方は、実験事実とそぐわないものであり、よりダイナミックな記憶の想起過程が調べられねばならない。

これらの実験事実を踏まえて、更に脳の flexibility を考えにいったモデルが、最近講演者により提出された。各基本単位 (module) は、相互連結の変化に適応して柔軟に、その機能や役割が変化しうるというものであるが、残念ながらその詳細の報告は、時間的制約により別の機会に譲らざるを得ない。