

成長過程の Synapse 形成を考慮した Neural Network Neural Network with Developing Synapse

神奈川大工 宇佐見義之

Yoshiyuki Usami, *Institute of Physics, Kanagawa University*
Rokkakubashi 3-27-1, Kanagawa-ku, Yokohama 221, Japan

1. Introduction

<問題提起>

通常の神経回路網研究における Hebb 型学習モデルは普通、シナプス結合 w_{ij} の増強則を次のように書く¹⁻³⁾。

$$\frac{dw_{ij}}{dt} = -\alpha w_{ij} + \eta x_j f\left(\sum_j w_{ij} x_j - \theta\right), \quad (1)$$

x_j ; 入力、 f ; ステップ関数、 α, η, θ ; 定数。

それでは、この系は入力（学習信号）が無くなったらどうなるか？ 入力 x_j が無いとこのような系は $w_{ij} \rightarrow 0$ つまり、覚えたことを忘れてしまうことになる。おおかたの神経回路網研究においてはこの点について、学習をさせた都合のよい段階で話を終えているように思える。

この問題に対する解答として、筆者は最近 (1) 式の第一項を

$$-\alpha w_{ij} \rightarrow a w_{ij} - b w_{ij}^3 = -\frac{V(w_{ij})}{w_{ij}}, \quad V(w_{ij}) = -\frac{1}{2} w_{ij}^2 + \frac{1}{4} w_{ij}^4, \quad (2)$$

と書き換えることによって、学習した内容をシナプス結合のポテンシャルの安定点に保存させることができ得ることを論じた。⁴⁾ また、それが人為的な書換えであるだけではなく、実際の生理系においても意味がありそうに思えるということについても考察を加えた。本研究においては、この点に関して更に考察を進め、(2) の項が更に時間に依存して変化する場合、ネットワークの振舞いがどのようなになるかを調べ、生理学との対応について考察する。

図 1 神経系の修飾における臨界期の存在

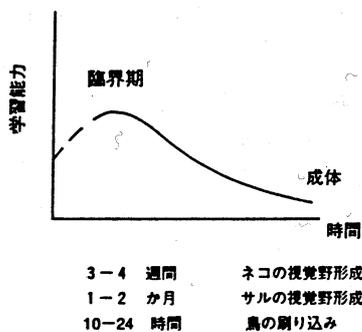


図 2 5)

上述の神経回路モデルに対応する生理的な知見として、学習の臨界期の存在、ニューロン結合形成の選択的安定化仮説がある。

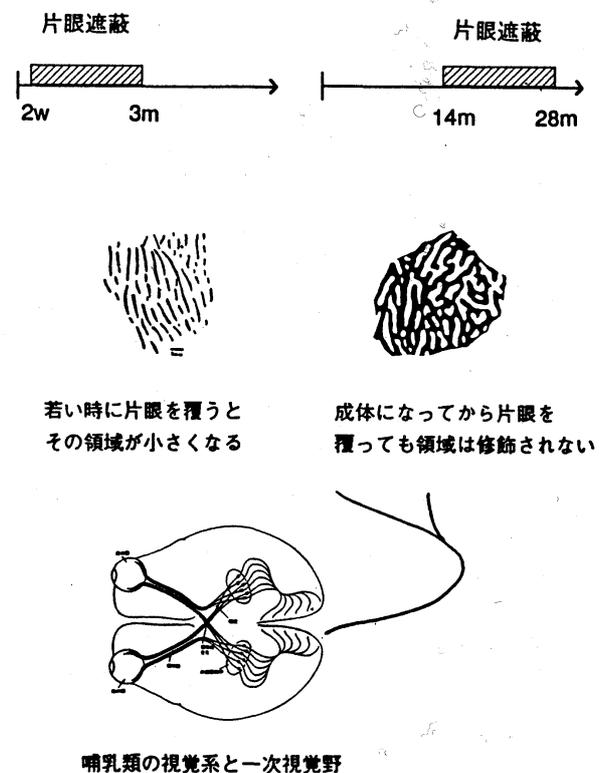
<学習の臨界期について>

生物の神経系のある部分は、あらかじめ修飾される時期が決まっている場合が結構多く存在する(図1)。そしてその時の学習結果はその後生涯失われない。日本ではこのような現象は「三つ児の魂百まで」と称してよく知られている。以下にこのような現象をいくつか挙げる。

(1) 鳥類の刷り込み ある種の鳥類は生後数日以内に見た動く物体を親と認知して、その学習効果は生涯持続する。有名な例は動物学者のコンラートに育てられたハイイロガンが、彼を親とみなして後をついていく図2のような写真にみられる。⁵⁾

(2) ネコ、サルなどの視覚系の形成 Hubel, Weisel らの研究によって重要な進展がもたらされた視覚系神経系の形成においても、生後修飾される時期が存在することが知られている。⁶⁾ この時期は特に臨界期と呼ばれ、ネコの場合は生後3-4週間、サルの場合は生後1-2か月であることが分かっている。⁷⁾ この様子を図3に模式的に示した。第一次視覚野の眼優位性コラムという部分は両眼からの神経の投射を半々に受けている。通常はこの両眼からの神経投射を受けて左右に反応する細胞群が半々の領域を帯状に形成する。そこで、生後まもない期間に片方の目を遮閉するとその目に対応する細胞が発達せず、領域の面積が狭くなる。しかしこのような神経系の発達が環境に左右されるのは若い時に限られ、生後しばらく成長した後と同じことを行っても神経系は変更されない。

図3 眼優位性コラム形成の時間依存性 (サルの場合)^{8), 11)}



(3) 人間の言語獲得能力、聴覚識別能力など人間の言語獲得は生後3年から10年位の期間に行われるが、この期間に適切な教育を行わないとそれから後の言語修得は非常に難しいことが狼少年、狼少女らの事例より分かっている。さらに経験的にも十代の時の第2言語修得は成人の時のそれより容易であることが知られている。またいわゆる絶対音階識別能力といわれるような高度の聴覚能力の獲得は3-4歳の頃の聴覚教育が決定的に重要であることもよく知られている。

以上のことは神経系に関する知見でもかなりマクロな現象であるといえるが、これとは比較的独立に、神経細胞1つ位のスケールにけるシナプス結合形成に関して成長段階のある時期に特異的に選択が行われているのではないかという仮説が Changeux らによって提唱されている。⁸⁾

< ニューロン結合形成の選択的安定化仮説 >

これは脳の中の神経回路が個体の成長と共にどのようにしてできるかという問題に対する神経生理学者 J.P.Changeux が提出した仮説である。⁸⁾ この仮説は回路形成のある段階で、冗長さのある結合がかなりつくられると考える。これがある発育段階（臨界期）で選択されて、有用な結合のみが残されて安定化していき、それ以外のシナプスは退化していくとする（図4）。実験的に同一の神経細胞のシナプス形成を成長の期間追跡していくことは現状では不可能なので、この説明は現在は仮説の段階であるが、間接的に支持する証拠は幾つか報告されている。例えばヒト前頭野における1つのニューロンあたりのシナプス数が発達のある時期に一時的に増大することが観測されている（図5）。同様な傾向はネコの視覚野や小脳のプルキンエ細胞でも観測されている。⁹⁾

図4

神経回路網形成の選択的安定化仮説 (Changeux et.al. (1976))

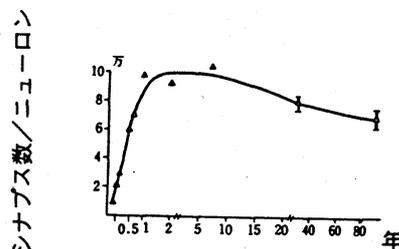
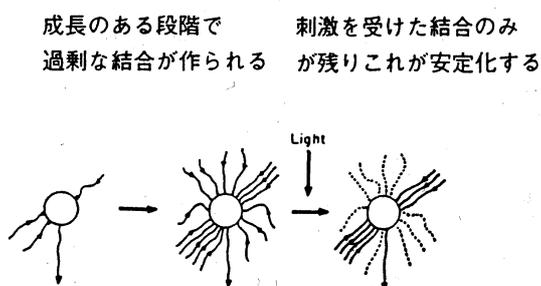


図5 ヒトのシナプス数の変化⁹⁾

シナプスの数は一時的に増大する

以上の実験、観測事実をつないで、かつ冒頭に述べたような学習した内容を保持し続ける神経回路のモデルを以下に提示し、その学習特性を調べるのが本研究の主題である。

§2. 学習の臨界期を記述する神経回路モデル

まずはじめに次のような Hebb 型学習方程式の変形を考える。

$$\frac{dw_i}{dt} = -\eta_0 \frac{\partial V}{\partial w_i} + \eta_1 R_i(t) \tag{3a}$$

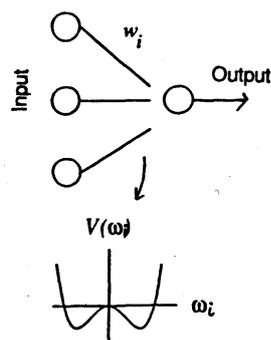
$$V(t, w_i) = -\frac{1}{2} A(t) w_i^2 + w_i^4 + B(t) w_i \eta_2 \tag{3b}$$

$$R_i(t) = x_i f\left(\sum_i w_i x_i - \theta\right) \tag{3c}$$

η_0, η_1, η_2 は定数、 $A(t), B(t)$ は時間と共に変化する係数。

(3) 式で決まるシナプス結合荷重 w_i のダイナミクスは次のようになる。図6に示したように、入力 x_i が提示された時、シナプス結合荷重 w_i の重みをかけた和がしきい値 θ を越えた場合出力側の細胞が発火し（(3c) 式、 f はステップ関数）、入力 x_i が正の値のところのシナプス結合 w_i が効率 η_1 で増強される。また図6中に示したようにシナプス結合 w_i はそれ自身の特性、つまりここでは2重安定点を持つ potential 関数に従っても運動する。

図6 Synaptic Connection



2重安定点を持つ potential において左側の安定点は実際のシナプス結合荷重 w_i がゼロ（完全に切れている）、右側の安定点は実際のシナプス結合荷重 w_i が1（完全につながっている）という状態を持つことを表す。

(3) 式で示した座標 w_i は理論の取扱が便利のように左右対称に座標をとった仮想的なもので、 w_i と w_i とは、

$$w_i(t) = w_i(t) + \frac{1}{4}(A(t) + 1), \quad (4)$$

の関係にある。これはシナプス結合荷重 w_i が切れている状態か完全につながっている状態を安定な状態として持つ（ w_i で考えれば0か1の状態）ということを表している。シナプス結合荷重がこのような2重安定点を持つ potential 関数のダイナミクスに従う Hebb 型学習方程式の特性については、文献()において筆者によって研究されている。そこで、ここではさらに (3b) の potential が時間が経つに従って（個体が成長するに従って）図8のように変化することを考える。式でいうと (3b) 中の potential のパラメータ $A(t), B(t)$ が時間とともに図7のように変化する。(3b) 式中の2乗4乗の potential の2乗の係数が -1 から 1 に序々に変化するということは、図8に示したように（実際のシナプス結合でいって）初めは0が安定であった状態が、時間の経過と共に非常に可塑的になり（外からの外力によって w_i は変化しやすくなる）、最後には0（切れている状態）と1（完全につながっている状態）が安定になることを意味する。このようなシナプス結合の振舞いは前節で述べた生理学的な知見を反映した形になっている。

図7 parameter $A(t), g(t)$ の時間変化

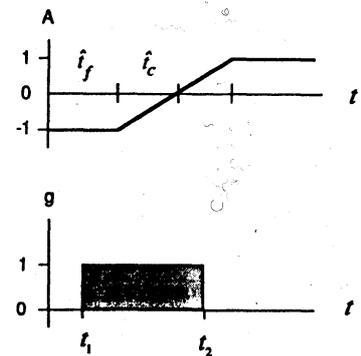
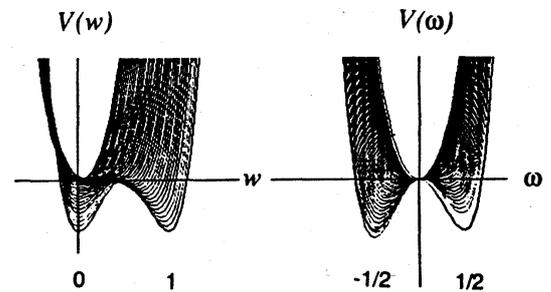


図8 potential の時間変化



次に、(3) 式として提案した神経回路モデルを簡単なものに変形していくことを考える。

(1) 一つのシナプス結合の時間変化だけに着目して議論を進める。

問題設定として、例えばネコの視覚野形成における右目、左目優位の場合のように、成長の過程を通して一様な刺激が入力する場合をここでは考えることにする。図1でいえば、 x_i という入力のパターンは固定して、それがシナプス形成のどの時期に入力するかという問題にはなしを限定する。また今考えている神経回路の部分は必ず発火すると仮定する。この問題を限定すると論じるべき w_i は $x_i=1$ または $x_i=0$ の場合のみに限定される。さらに後述するように $x_i=0$ に対応するシナプス結合の動きは単純になるので ($w_i \rightarrow 0$ for $x_i=0$) $x_i=1$ に対応するただ一種類のシナプス結合の動きのみを考えればよくなる。

(2) 神経回路の発達の日時間スケール（数日から数か月、数年）は通常の日神経のインパルスの日時間間隔よりもはるかに長いことから、(2) 式の増強項 $R_i(t)$ は、神経結合にとって次のような学習期間に一定の値をもつ増強の効果として平均化して考え得るとする。

上述の (1),(2) を (3) 式に適用すると次のような比較的簡単な方程式が得られる。

$$\frac{dw}{dt} = -\eta_0 \frac{\partial V}{\partial w} + \eta_1 g(t; t_1, t_2), \quad (4a)$$

$$V = -\frac{1}{2} A(t; t_f, t_c) w^2 + w^4 + B(t; t_f, t_c) \eta_2 \quad (4b)$$

ここでシナプス結合加重 w_i は $\frac{1}{\eta_0}$ 位の時間でポテンシャル上を緩和するので、全体に時間の要素の入った変数、係数を η_0 でスケールすると、最終的なモデル方程式、

$$\frac{dw}{dt} = -\frac{\partial \hat{V}}{\partial w} + \hat{\varepsilon}_0 g(\hat{t}; \hat{t}_1, \hat{t}_2), \quad (5a)$$

$$\hat{V} = -\frac{1}{2} A(\hat{t}; \hat{t}_f, \hat{t}_c) w^2 + w^4 + B(\hat{t}; \hat{t}_f, \hat{t}_c) \hat{\eta}_2, \quad (5b)$$

が得られる。($\hat{t} = \eta_0 t$, $\hat{\varepsilon}_0 = \eta_1 / \eta_0$, $\hat{t}_1 = t_1 \eta_0$, $\hat{t}_2 = t_2 \eta_0$, $\hat{t}_f = t_f \eta_0$, $\hat{t}_c = t_c \eta_0$) 実際の座標 w での方程式は、

$$\frac{dw}{dt} = -\eta_0 \frac{\partial \hat{V}}{\partial w} + \hat{\varepsilon}_0 g(\hat{t}; \hat{t}_1, \hat{t}_2), \quad (6a)$$

$$\hat{V} = -\frac{1}{2} A(\hat{t}; \hat{t}_f, \hat{t}_c) \left(w - \frac{1}{4} (A+1) \right)^2 + \left(w - \frac{1}{4} (A+1) \right)^4 + B(\hat{t}; \hat{t}_f, \hat{t}_c) w \left(\hat{\eta}_2 - \frac{1}{4t_c} \right), \quad (6b)$$

という形をしていて、元の w の式と比べて全体にバイアス $-B(t)w \frac{1}{4t_c}$ が加わった形になっている (図8)。($B(\hat{t})$ は $\hat{t}_f < \hat{t} < \hat{t}_f + 2\hat{t}_c$ で 1, それ以外で 0 となるパラメーター)

ここでもとにもどって $\hat{\eta}_2$ は不定性のパラメーターで、生理的な知見からのみでは唯一には定まらないが、ここではモデル構築の上での一番簡単な選択 $\hat{\eta}_2 = \frac{1}{4t_c}$ をとる。意味的には、系になにも摂動が加わらない場合 $t=0$ で $w=0$ にある結合は成長後も $w=0$ にあることを表す。($w=0 \rightarrow w=-1/2$) すなわち成長期になにも刺激がないと、その部分の結合は成長しないことを意味している。

以上までモデルを構成してきたが、ここでモデル方程式に表れたパラメーター群を整理してみよう。ここでのアイデアは各パラメーターをシステムに固有なものと学習によって変え得るものに分けることである。

学習によって変え得るパラメーター

システムに固有なパラメーター

\hat{t}_1 学習の開始時期

\hat{t}_f potential が変化するまでの時間

\hat{t}_2 学習の終了時期

(~ 10 日位とする)

$\hat{\varepsilon}_0$ 刺激 (入力)

\hat{t}_f potential が変化している時間

(~ 10 日位とする)

$\hat{\eta}_2$ potential 全体の傾き

($\frac{1}{4t_c}$ に固定)

< 各パラメーターの設定 >

モデル方程式に表れるパラメーターは沢山あるので、ここではモデルケースとしてシステムの方をネコの視覚野形成を参考として設定し、これを固定して考えよう。その上で、システムの発展が学習によって変え得るパラメーターにどのように依存するかを調べる。

ここで学習によって変え得るパラメーターは学習の開始時期 \hat{t}_1 , 学習の終了時期 \hat{t}_2 , 摂動の大きさ $\hat{\epsilon}_0$ の3つである。摂動の大きさについては以下の範囲にあるべしという目安が存在する。

(1) 何もしなければ $w=0$ ($w=-1/2$) に行こうとする、ポテンシャル全体の傾き $\frac{1}{4t_c}$ に抗して $w=1$ ($w=1/2$) の安定点までたどり着くためにおよそ $\frac{1}{4t_c} (\sim 0.025) < \hat{\epsilon}_0$ を満たさなければならない。

(2) 成長しきった後に刺激を受けてもシナプス結合はポテンシャルの山を越えて反対の安定点に遷移しない。すなわちポテンシャルのどちらの谷に行くかは、臨界期における刺激のみによって変わり、それ以後の刺激はシナプス結合を本質的には変えないという問題意識であったので、刺激の大きさ $\hat{\epsilon}_0$ はポテンシャルの不安定点近傍の傾きの最大値よりも小さくなければならない。 $\left. \frac{\partial V}{\partial w} \right|_{max} < \hat{\epsilon}_0 (\sim 0.2)$

ここでは摂動の大きさが以上の範囲のうちで比較的小さい場合 $\hat{\epsilon}_0 = 0.04$ と、大きい場合 $\hat{\epsilon}_0 = 0.15$ の2つのケースについて調べた。

§3. 数値解の振舞い

上の方程式は形は比較的簡単であるが、解析的には解けない。特に臨界期近傍 $\hat{t} \sim \hat{t}_f + \hat{t}_c$ での w の振舞いは非常に特異的である。一方数値解法としては一次元の微分方程式であり、容易に解くことができる。その結果を以下に示す。

図9は臨界期の時期に刺激が与えられた場合の w の時間変化を示す ($\hat{\epsilon}_0 = 0.15$)。臨界期に刺激を与えられると(図の中では上方方向に摂動が加えられた) w のトラジェクトリーは $w=1/2$ の安定点に向う。これはシナプスの結合ができたことを意味する。図の下方にポテンシャルの時間変化と、併せてポテンシャル上での w の位置を図示した。

図9

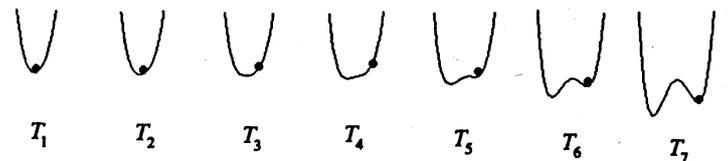
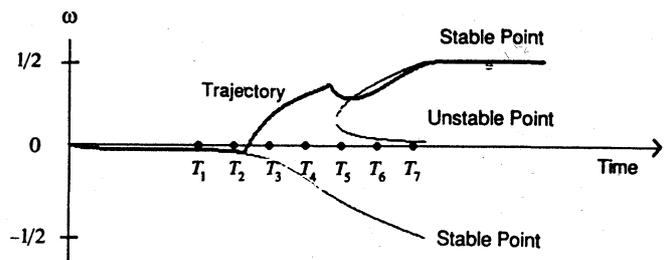


図10

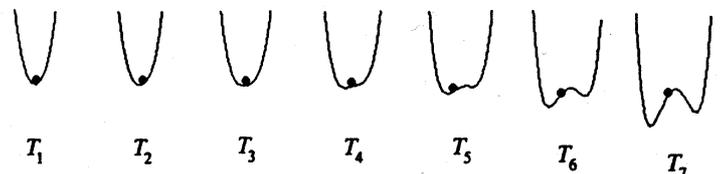
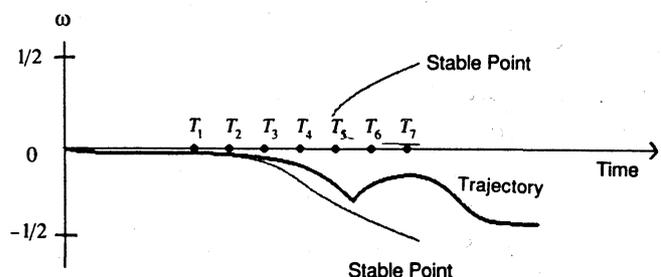


図 10 は臨界期を過ぎてから刺激を与えた場合のシナプス結合の時間変化を表す。後から刺激を与えてもシナプスは結合を形成せず、図中で上向きの摂動が加えられているにも関わらず $w = -1/2$ の安定点に落ちてしまう。興味深いのは臨界期のごく近傍で、最小の期間だけ刺激が加えられた図 11 のようなケースである。ポテンシャルが急激に変化する T_4 の時期に僅かだけプラス方向に摂動が加えられ、その後ポテンシャル上を自由に運動する。

図中の T_5, T_6 の時期はポテンシャルの変化の方が速く、これに比べて勾配の緩い不安定点近傍にいる w の位置の変化は大変小さい。細かく見ると、 T_5 の段階では、まだ w はポテンシャルの山の左側 ($w = -1/2$) にいるが、 w の変化よりもポテンシャルの変化の方が速く、 T_6 の段階で w のトリジェクトリーはポテンシャルの不安定点にクロスされる形になっている。

そして、ポテンシャルが十分変化して、 w もある程度成長した段階 T_7 では、シナプス結合 w は急激に成長することになる。

全体から眺めて、この場合の w の運動は、臨界期に於ける短い刺激によって、その成果が後から w の成長として発現してくる構図になっている。また実際の神経系でこのようなことが起こるかどうかは大変興味深いところであると思う。実際には純粋にこのようなモデルのポテンシャル上での動きに近似しえないか、またはニューロンの発火も、純粋な外部刺激によってのみ起こるのではなく、自発発火や学習の刺激以外の部分からくるノイズなどもあるので、このようなシャープな w の変化はないかも知れない。またはそのようなこと全部が起こってもなおかつ、 w の成長が刺激を加えた後に起こるといような現象は実際に見つかるかも知れない。

このように、刺激の大きさ $\hat{\epsilon}_0$ が一定の場合、学習の開始時期と終了時期によってシナプス結合ができるか、できないかの 2 通りに分類される。学習の開始時期、終了時期 2 つのパラメータ空間における、シナプス結合形成の領域を相図のように描いたものが図 12 である。小さいドットは計算を行ったポイントを示し、黒塗りで示された領域が結合が形成される学習期間を示す。

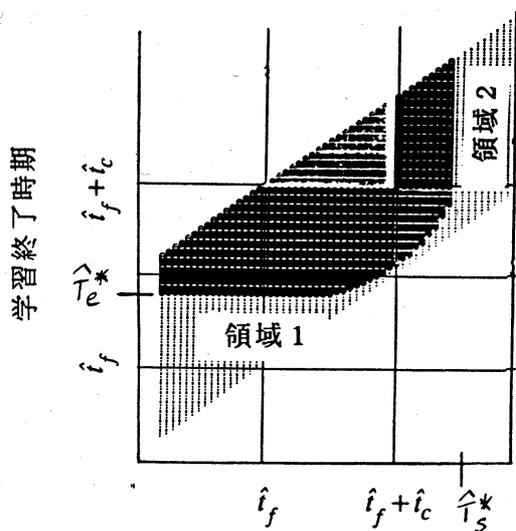


図 1 2 学習開始時期

図 1 1

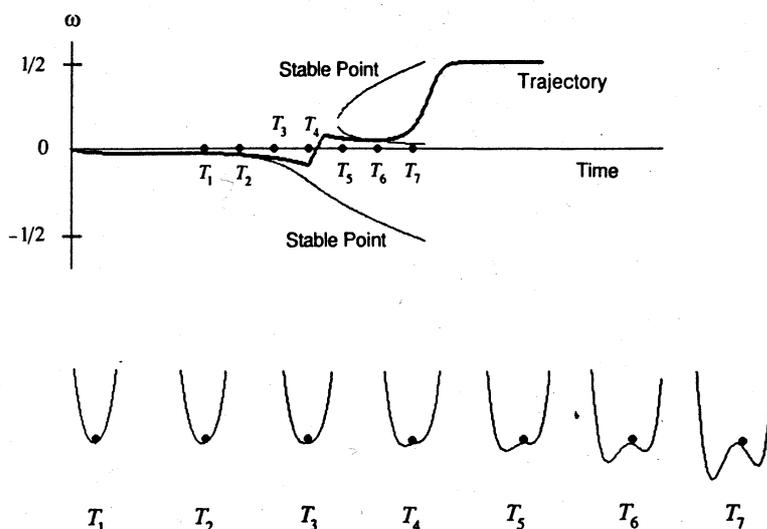


図13は計算で得られた相図について、シナプスの発達関数 $A(\hat{t}, \hat{t}_f, \hat{t}_c)$ と学習の開始、終了時期の関係を模式的に図中に書き込んだものである。また図14は図13中に示した各点 $a_1, a_2, \dots, b_1, \dots$ のトラジェクトリーを示した。これら図12、図13に見られる特徴は、結合が形成できる期間に対して次の2つの部分で図中に直線が表れることにある。

(1) 領域1：この領域はシナプスの発達の早い段階で学習がおこなわれる場合の話である。図中にみられるこの部分の特徴は、ある学習の終了時期 \hat{T}_e^* を境に、図中上の部分、 $\hat{T}_e^* < \hat{t}$ の領域で結合が形成されることにある。境界線が水平になっているということは、この部分では学習開始には無関係に、学習終了の時期のみによって結合が形成されるかどうかはきまることを意味する

すなわちこの時期における学習においては、学習開始時期は重要ではなく、学習終了がある時期以降でなければ結合が形成されないことである。

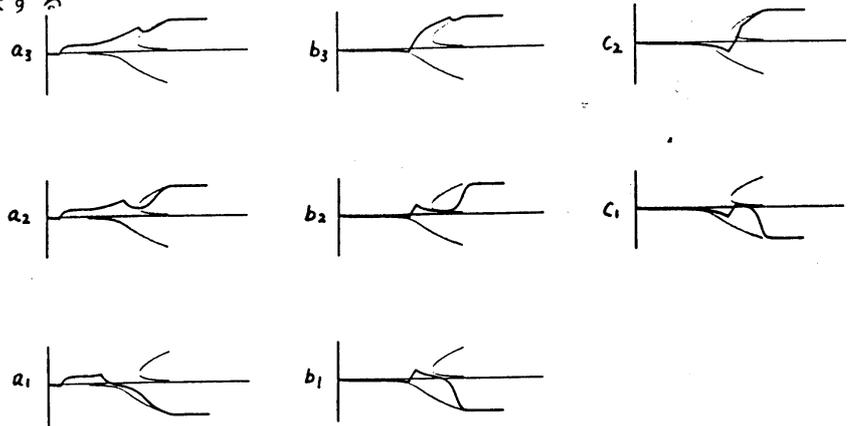


図14

(2) 領域2：この領域はシナプスの発達の後期に学習が行われる場合である。(1)の場合と同様に相図中に直線部分が存在するが、(1)とは異なって、直線が縦方向に現れている。ここでは結合が形成されるかどうか(2)の場合とは反対に学習の終了時期には依存せず、いつ学習を開始したかによってのみ決まる。すなわち図に示した時点 \hat{T}_e^* より早い時期に学習を開始しなければシナプス結合は形成されない。この場合はこの後にいくら学習を続けてもダメなことを、図の垂直な線は示している。

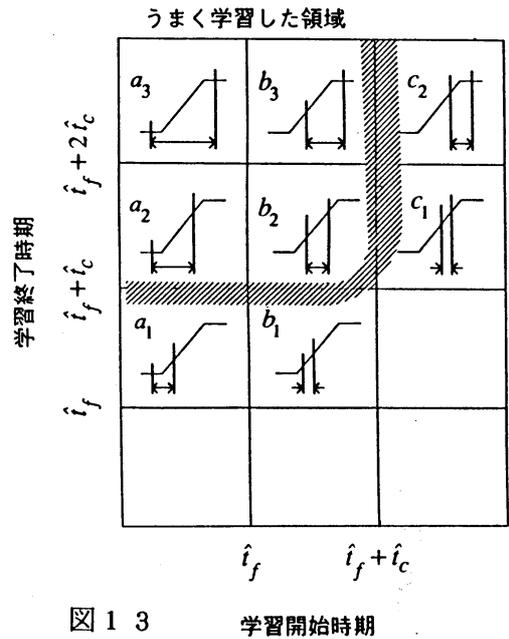


図13 学習開始時期

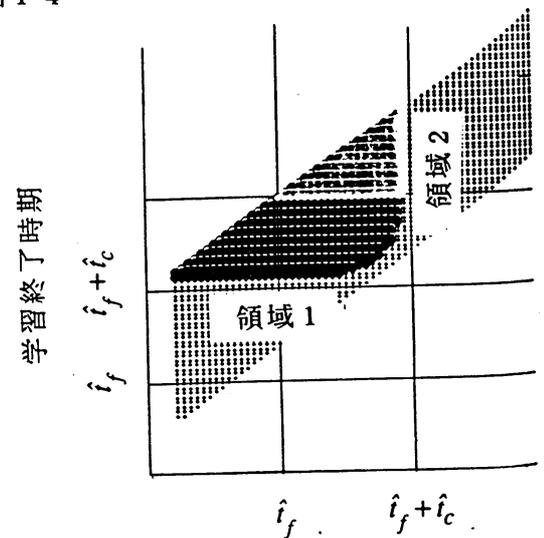


図15 学習開始時期

以上のことをまとめて言うなら、シナプスの発達それ自身の発展が定まっている場合、早い段階の学習は、ある程度期が熟すまで続けなければ効果はなく、一方成長期間に学習を始める場合にはある時期以前（今の場合は \hat{T}_j^* ）に学習を始めなければだめということになる。

一方 $\hat{\epsilon}_0$ が小さい場合にシナプス結合が形成され得る学習期間を図 15 に示した。この図を図 12 と比べて言えることはシナプス結合ができる学習範囲の相図中の形は $\hat{\epsilon}_0$ が大きい場合（図 12）と変化せず、その相図中に占める割合が全体的に左上方に平行移動したことである。図 12 と併せてこの図が意味するところは、刺激の大きさ $\hat{\epsilon}_0$ の変化に対してこの神経系の学習時期の特性は本質的には変化は無く、ただ領域 1（早い時期に学習を行う場合）の学習終了時期を刺激 $\hat{\epsilon}_0$ が強い場合よりも遅らせなければならないことと、領域 2（発達の後期に学習を行う場合）では学習を開始する時期を $\hat{\epsilon}_0$ が大きいときよりもはやめなければならないことである。

§4. まとめ

最後に本研究が提起した問題とその解法などについて、箇条書きにまとめる。

(1) 生理学、動物行動学などで知られている学習時期における臨界期の存在について、これを数理的に記述する方法を神経回路の数理の枠組の中でモデル化し、その性質について議論した。

(2) 現在の神経回路モデルにおいては、減衰項 $\frac{dw_{ij}}{dt} = -\alpha w_{ij} + \eta x_j$ $f(\sum_j w_{ij} x_j - \theta)$ が存在する為に学習した内容を全て忘却するシステムになっていることを指摘した。この忘却を避ける為の簡単な解決法の一つとして、シナプス結合荷重 w がゼロ以外の安定点を持つようなポテンシャルを持つ場合を考えて、その場合の生理的な対応が上記の臨界期を記述することにつながることを示した。

(3) ここで筆者が提示したような特性を実際のニューロン、シナプス結合が持っているかどうかは現在のところ分かっていないと思われる。しかしながら実際のニューロン同士のシナプス結合が 0（つながっていない）か 1（つながっている）かのいずれか状態を安定な状態として維持しているとする考えはある程度正当な見方なのではないだろうか。

(4) しかしながら上述のように、シナプス結合が 0 か 1 を安定な状態として持つということを認めることと、これを表現する為に potential を w^2, w^4 ととることはすぐには結びつかずここにはモデル化の為の飛躍がある。

(5) このモデルは広く物理で使われている相転移のモデルに類似な構造をしている。この点に関して興味深い点は通常相転移モデルでの温度は、本モデルでは発達あるいは成長の時間そのものに対応することである。つまり、温度が下がって行って相転移を示す系に組織的に外力が加わった形になっている。

通常神経回路研究において統計力学のアイデアの転用から仮想温度を導入して工学的には有用な結果を引き出すものの、生理的には意味の無いものと思われてきた。本研究において温度という概念がある部分では生理的な対応をもつことを示した点は、これらの神経回路研究の流れのなかでは重要な点と思われる。

また神経回路網研究における温度という概念が、シナプス結合の可塑性と関係があるという点は田中も指摘していることを付記しておく。¹⁰⁾

(6) 本研究は、神経系というシステムの能力がそれ自身の性格だけでは決定できず、システム＋外界からの影響をセット特定して初めて決定され得ることを明示的に示した点についても特徴があるといえよう。

(7) 最後に、本研究で示したモデルで記述されるような現象は生物的、社会的に少なからず存在するように思われる。すなわち系の時間変化のなかで選択枝の（あるいは解の）分岐が起こり、その臨界期に於ける選択が将来を決定する現象である。例えば生物の生殖、（人間の場合結婚）など生物の社会現象を数理的に記述するモデルになり得ているのではないだろうか。

文献

- 1) S.Amari: Biol. Cybern.26(1977)175.
- 2) G.A.Carpenter: Neural Networks 2(1989)243.
- 3) S.Grossberg: Neural Networks 1(1988)17.
- 4) Y.Usami, "Pattern Formation of Synaptic Connections in a Generalized Hebb-Type Learning Model": J.Phys.Soc.Jpn., to be published (1992).
- 5) 講談社 Quak 編集部: 賢い脳の作り方, 講談社 (1990)
- 6) 塚原伸晃: 脳の可塑性と記憶, 紀ノ国屋書店 (1987)
- 7) T.N.Wiesel and D.H.Hubel: J.Neurophysiol. 28(1965)1029; D.H.Hubel and T.N.Wiesel: J.Physiol. 206(1970)419; S.Levaym T.T.Wiesel and D.H.Hubel: J.Comp.Neurology 191(1980)1.
- 8) J.P.Changeux and A.Danchin: Nature 264(1976)705; J.P.Changeux: L'homme Neuronal, Livrairie Artheme Fayard, Paris(1983), ニューロン人間, みすず書房 (1989)
- 9) 久保田競: 脳の発達と子どものからだ, 築地書館 (1981).
- 10) S.Tanaka: Biol.Cybern.65(1991)91; S.Tanaka: Neural Network 3(1990)625.
- 11) 塚田裕三編: 別冊サイエンス; 脳を探る, 日経サイエンス社 (1982)