

第5章 ニューラルネットワークを用いた 記憶モデルの構築

- 5.1 はじめに
- 5.2 コード化モデルの構築
- 5.3 想起モデルの構築
- 5.4 まとめ

5.1 はじめに

第2章で述べたように、人間の記憶は、コード化・保存・想起の3種類の過程から構成されている。コード化とは、入力された刺激が内的処理の可能な形式に変換され記憶として保存されるまでの過程、保存とはコード化された刺激を貯蔵している過程、想起とは保存されたものを思い出す過程である。これらをニューラルネットワークにおける処理に置き換えてみると、ある情報をパターン化しそれを保存できるように出力関数と結合定数を決定することがコード化、その関数と結合定数を維持することが保存、保存しているパターンを想起することがそのまま想起に相当すると考えられる。

本研究で提案したネットワークは、調和振動子の運動方程式に従って変化しカオス的な出力をするニューロンから構成されている。また、これを2組結合することにより、ネットワーク間で情報が伝達され、保存されている記憶をネットワーク間で共有できることが確認できた。

人間は内的環境および外的環境より多数の情報を同時に受け取っているが、それらは個々に処理されるのではなく、様々な部位に複雑に影響し合っている。従って、ニューラルネットワークは脳の情報処理をモデル化したものであるが、人間の脳は1つのニューラルネットワークでは表現できない。つまり、人間の脳では、多数のニューラルネットワークがそれぞれ担当する情報を同時に処理し、お互いに情報を伝達し合い、そのときの環境に対して最適な出力を決定しているものと考えられる。さらに、人間のニューロンはカオス的な振舞いをしているため、本研究におけるネットワークはより人間の脳に近い情報処理システムを有していると言える。

そこで、本章では、新しいネットワークを用いて入力された刺激から最適な出力を決定する記憶モデルを提案した。これは、保存する記憶パターンを生成するためのコ

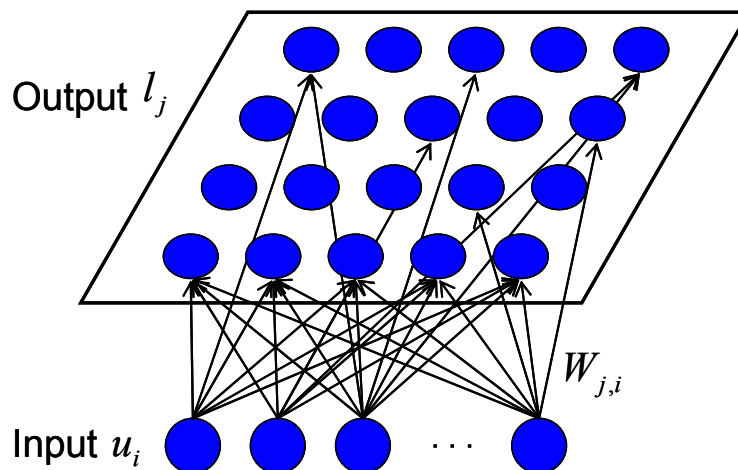


Fig.5.1 Self-Organizing Map for Encoding Model

ード化モデルと気分に従って最適な出力を決定するための想起モデルからなっており、コード化モデルは自己組織化マップ、想起モデルは新しいネットワークを用いて構築している。

5.2 コード化モデルの構築

人間は、起きている状態であれば、その内的環境および外的環境から多数の刺激を同時に知覚しているが、全ての刺激を記憶しているわけではなく、記憶に残るものもあれば、何も記憶せず忘却してしまうものもある。このように、人間は、目が覚めて覚醒し刺激を受容できる状態になると、無制限に刺激を知覚するが、意識が向いた刺激でなければコード化は行われず、記憶として保存されることはない。また、向けられる意識が多ければ多いほど、その刺激が記憶に保存される確率は高くなる。そして、刺激を1つにしぼることができても、例えばりんごは赤い、硬い、甘い、丸いなど、その刺激が複数の情報をもっている場合が多い。ここでは、まず複数の刺激の中から最も意識の向いている刺激を選択し、その刺激がもつ情報を自己組織化マップ[56-58]を用いて、コード化するモデルを構築した。

自己組織化マップは、第2章で説明したように、Kohonenによって提案された教師なし学習アルゴリズムで、多次元入力ベクトルに対して、特徴の類似したベクトルごとにマップ化することが可能である (Fig.5.1)。従って、意識の向いた刺激がもつ情報を自己組織化マップの入力とすることで、その刺激が主にどのような特徴をもっているのかマップ化することができる。まず、刺激のもつ情報を自己組織化マップに入

力し得る形式に変換する必要がある。ここでは、各感覚器からの入力を属性ごとに分類し、そのような刺激が入力された場合は1、入力されなかった場合は0といったように正規化した。さらに、人間はその刺激が快いものなのか、不快なものなのかについても記憶しているため、気分の快度もコード化の対象とし、連続的に0~1の範囲で正規化した。Table 5.1に刺激情報の正規化の例を示す。

次に、このように正規化された入力ベクトル \mathbf{u} と重みベクトル \mathbf{W} との距離 l を求める。ここで、 \mathbf{W} の初期値は小さな乱数とする。

$$l_j = |u_i - W_{j,i}| \tag{5.1}$$

そして、 l_j が最小となるニューロンを j^* とすると、 j^* とその周辺のニューロンに対する重みを次のように更新する。

$$\Delta W_{j,i} = \eta f(j, j^*) (u_i - W_{j,i}) \tag{5.2}$$

ここで、 η は定数で、 $f(j, j^*)$ は近傍関数である。 $f(j, j^*)$ は次のように定義される。

$$f(j, j^*) = \exp\left(\frac{-|j - j^*|^2}{\sigma^2}\right) \tag{5.3}$$

Table 5.1 Normalization of Sensation

Stimulus	Sensation	Memory 1	Memory 2	
Visual	Target Color	Red	1	...
		Blue	0	...
		Green	0	...
Tactile	Pushed	0		
	Stroked	1		
	Hit	0		
Auditory	Left	0		
	Right	0		
Mood	Pleasantness	1		

また、 σ は $f(j, j^*)$ の影響が及ぶ近傍領域を表わすパラメータで、本研究では次のように定義した。

$$\sigma(t) = \sigma(0) \exp(-t/\varepsilon) \quad (5.4)$$

ここで、 ε は学習回数である。これより、 σ は学習が進むにつれて減少していくことがわかる。以上の操作を、全ての入力ベクトルに対して行うことにより、各入力ベクトルに類似したニューロンがその近くにマップされ、学習後の重みベクトルとの距離が可視化される。マップ層は 20×20 のニューロンから構成されるものとした。

5.3 想起モデルの構築

次に、相互結合した2組のカオスニューラルネットワークを用いた想起モデルについて説明する。人間の記憶は、気分の影響を強く受け、気分の状態依存性および気分適合性の関係にあると言われている[35]。気分の状態依存性とは、一定の気分で体験した出来事とその内容の快・不快に関わらず、再び体験したときの気分になると簡単に再生される傾向のことをいう。また、ある一定の気分は、その気分と一致する記憶を呼び起こす、つまり、快い気分は快記憶を想起させ不快な気分は不快記憶を想起させる傾向にあり、これを気分適合性という。

本ネットワークでは、ネットワーク間の結合定数 Z_i や他のパラメータによって、自身の記憶している記憶パターンのみを想起するのか、もう一方のネットワークに保存されているパターンのみを想起するのか、両方のパターンを想起するのか決定することができる。従って、本ネットワークの Network A に不快記憶パターン、Network B に快記憶パターンを保存し、Network A が想起するものをネットワークの出力とすると、ネットワーク間の結合定数 Z_i などのパラメータを適当な値におくことによって、どちらの記憶を想起するかコントロールすることができる。そこで、前章では、ネットワークが保存できるパターンおよびネットワーク間の結合状態によって3種類の結合方法を考えたが、ここでは、Fig.5.1のように、Network A, Network B ともにネットワーク内のニューロン間の結合およびネットワーク間の結合を有し、あるパターンを保存したりお互いに信号を送受信することが可能な Case 3 を採用することにした。

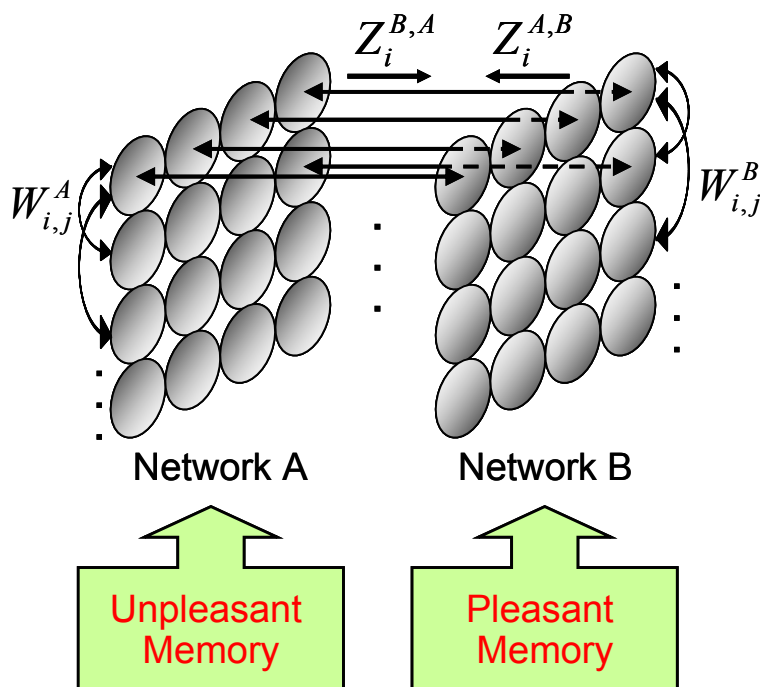


Fig.5.2 Neural Networks in Case 3

$$\ddot{x}_i^\alpha(t) + k_h \dot{x}_i^\alpha(t) + \omega_0^2 x_i^\alpha(t) = E_{f_i}^\alpha(t) \quad (5.5)$$

$$r_i^\alpha(n) = 4 - b + b \cos^2 \beta x_i^\alpha(n) \quad (0.0 \leq b \leq 4.0) \quad (5.6)$$

$$y_i^\alpha(n+1) = r_i^\alpha(n) (0.5 - y_i^\alpha(n)) (0.5 + y_i^\alpha(n)) - 0.5 \quad (0.0 \leq r_i(n) \leq 4.0) \quad (5.7)$$

$$h_i^A(n) = \sum_{j=1}^L W_{i,j}^A y_j^A(n) + Z_i^{A,B} y_i^B(n) \quad (5.8)$$

$$h_i^B(n) = \sum_{j=1}^L W_{i,j}^B y_j^B(n) + Z_i^{B,A} y_i^A(n) \quad (5.9)$$

$$E_{f_i}^\alpha(t) = \frac{K}{\sqrt{\tau}} h_i^\alpha(n) \quad \text{for } n\tau \leq t < (n+1)\tau \quad (n = 0, 1, 2, \dots) \quad (5.10)$$

5.3.1 シミュレーション結果

最適なネットワーク間の結合定数 Z_i を設定するため、「赤」という刺激に対する不快記憶として「トマト」、快記憶として「リンゴ」をそれぞれ Network A, Network B に保存し、Network A がそれぞれの記憶パターンをどれくらい想起するかについて調査した。ここでは、 $Z_i^{B,A}$ を任意の値に固定し、 $Z_i^{A,B}$ を $0.0 \leq Z_i^{A,B} \leq 75.0$ の範囲内で変化させている。そして、 $0 \leq n \leq 60000$ において Network A がそれぞれの記憶パターンを

想起した回数を Fig.5.3-5.9 に示した. 各パラメータの値と初期値は, 前章同様次のようにおいた.

$$K=14.0, \tau=0.1, \mu=0.05, T=2.0, \beta=0.05, b=1.2 \quad (5.11)$$

$$x_i^a(0)=2.5, v_i^a(0)=0.0, y_i^a(0)=0.2 \quad (5.12)$$

これらの図より, 全体的に $Z_i^{A,B}$ が大きくなればなるほど, 不快記憶「トマト」の想起回数は減少し, 快記憶「リンゴ」の想起回数は増加する傾向がある. それぞれの想起回数を詳しく見てみると, まず, 快記憶「リンゴ」の想起回数は, $Z_i^{B,A}$ が負の場合, $Z_i^{A,B}$ が大きくなってあまり増加していない. しかし, $Z_i^{B,A}=0.0$ 以上になると急激に増加し, 特に $Z_i^{B,A}=0.0$ と 10.0 のときは, ほぼ単調増加することが確認できる. また, 不快記憶「トマト」の想起回数は, Fig.5.6, Fig.5.7 以外では, $Z_i^{A,B}=10.0$ 以下で急激に減少しているが, Fig.5.6, Fig.5.7 のように $Z_i^{B,A}$ の大きさが比較的小さいときは, 徐々に減少していることがわかる.

さらに, Fig.5.5 と Fig.5.8 より, $|Z_i^{B,A}|=4.0$ のときは想起回数の増減が激しいことが見てとれる. 特に, Fig.5.5 ではどちらの記憶パターンの方がより多く想起されているのかわかりにくいので, 多い方のパターンを Fig.5.5(b)に表示したところ, 想起する記憶パターンと $Z_i^{A,B}$ の間に特に関係は見られなかった.

以上より, $Z_i^{A,B}$ を気分の快度によって変調すれば, 不快な気分のときは不快記憶を, 快い気分のときは快記憶を想起することが可能となり, 気分適合性を実現できると考えられる. しかし, Fig.5.5 と Fig.5.8 のように, $Z_i^{A,B}$ と想起する記憶パターンとの間に相関が見られない場合もあるので, 注意する必要がある.

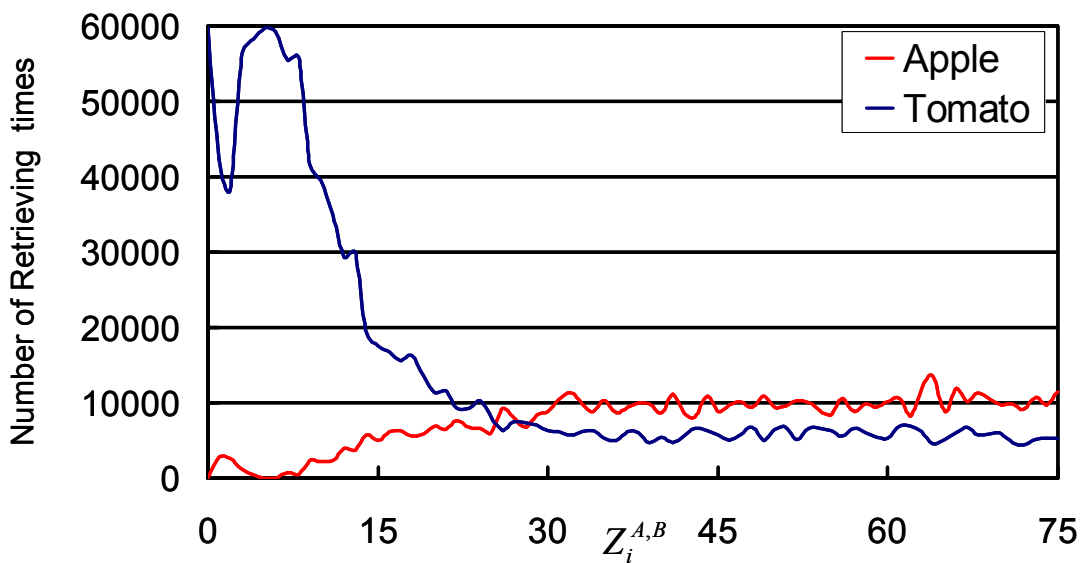


Fig.5.3 Retrieval Number of Each Memory ($Z_i^{B,A}=-20.0$)

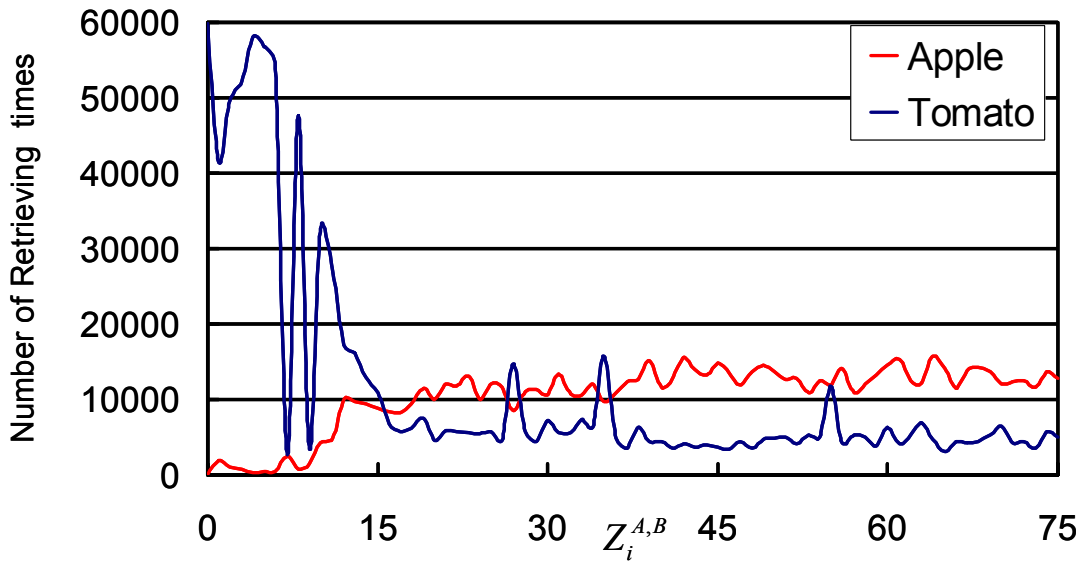
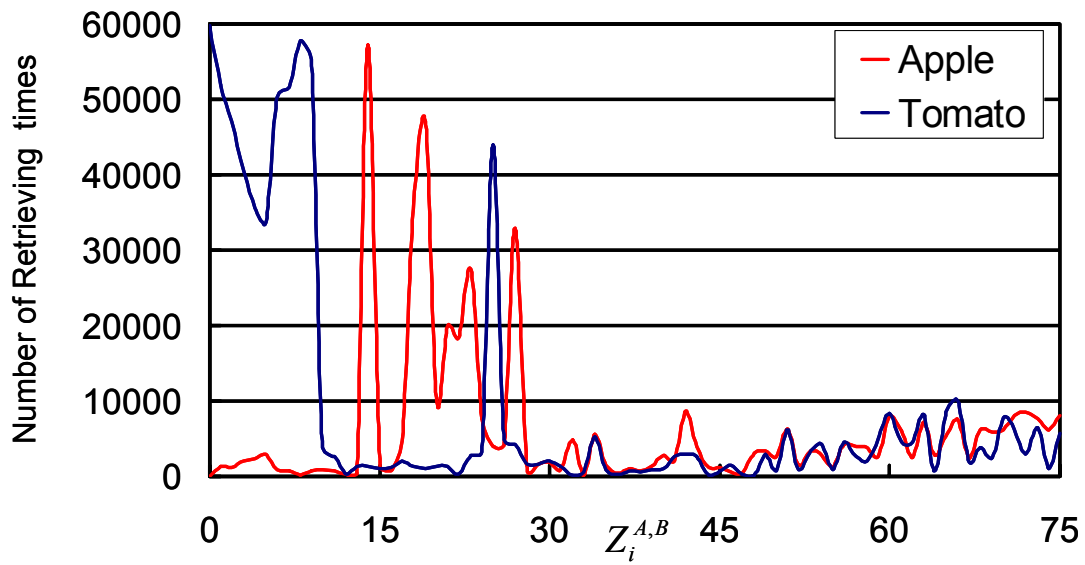
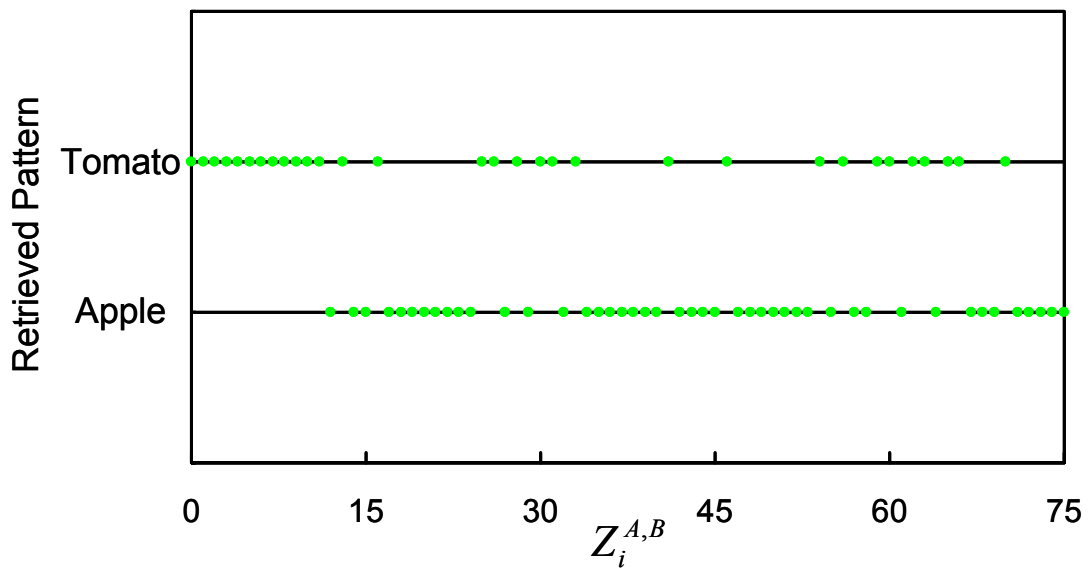


Fig.5.4 Retrieval Number of Each Memory ($Z_i^{B,A}=-10.0$)



(a) Retrieval Number of Each Memory



(b) Memory whose Retrieval Number is Larger

Fig.5.5 Retrieval Number of Each Memory ($Z_i^{B,A}=-4.0$)

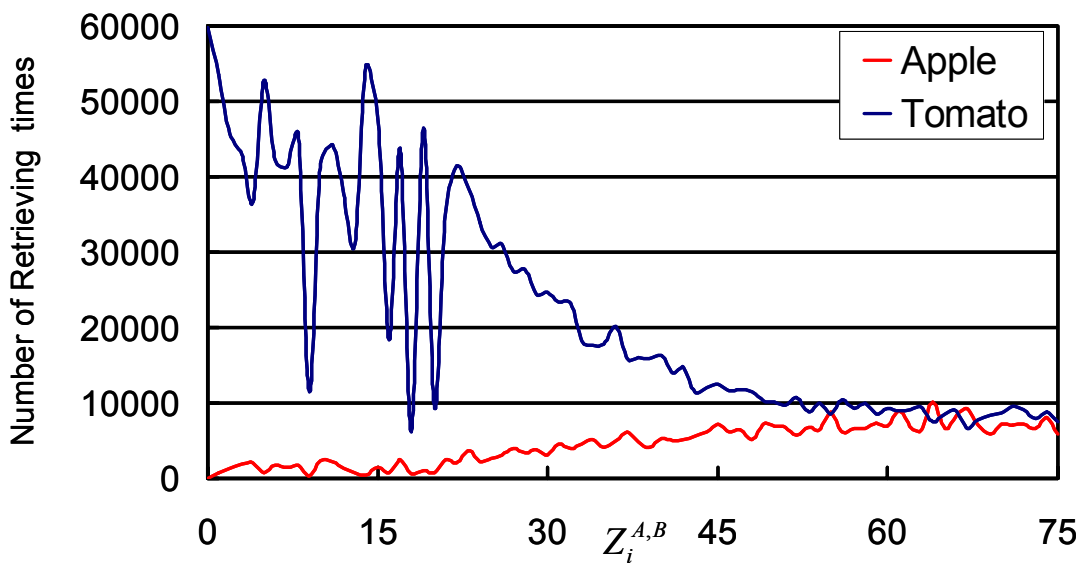


Fig.5.6 Retrieval Number of Each Memory ($Z_i^{B,A}=-1.0$)

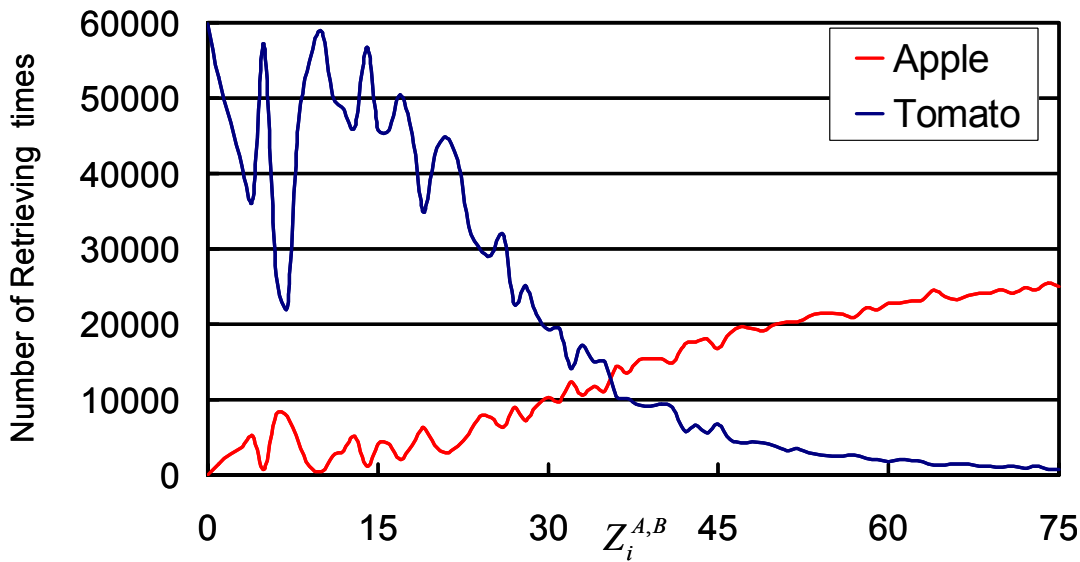


Fig.5.7 Retrieval Number of Each Memory ($Z_i^{B,A}=0.0$)

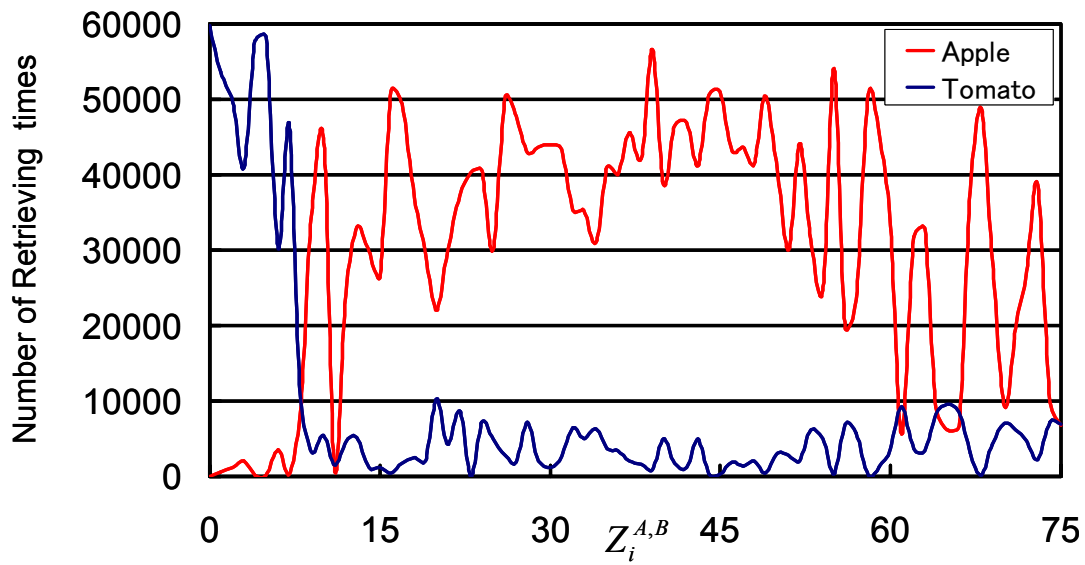


Fig.5.8 Retrieval Number of Each Memory ($Z_i^{B,A}=4.0$)

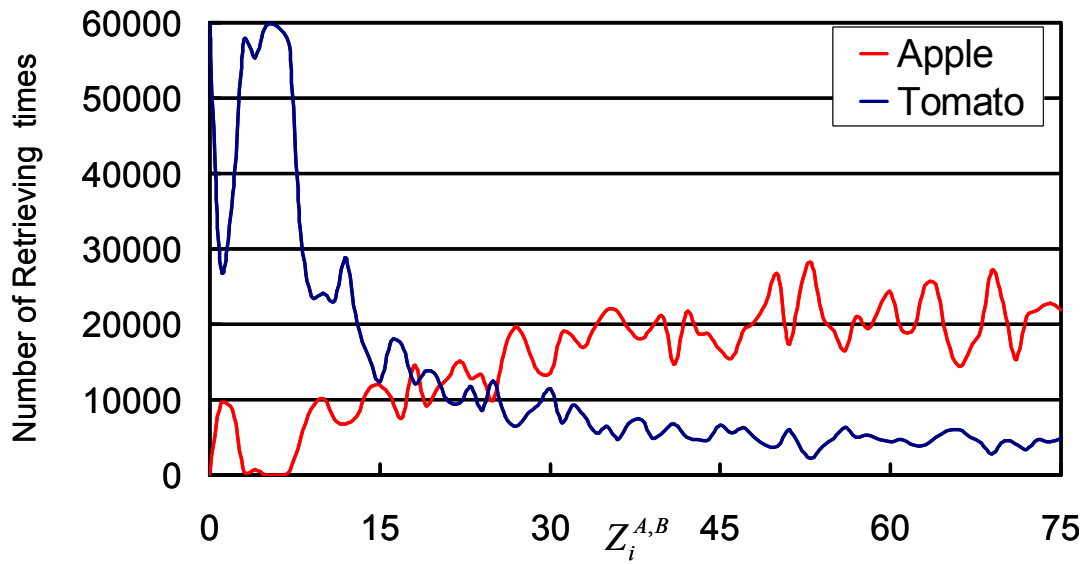


Fig.5.9 Retrieval Number of Each Memory ($Z_i^{B,A}=10.0$)

5.3.2 気分および覚醒度によって変化する想起モデル

前述した通り, 相互結合した2組のカオスニューラルネットワークのうちNetwork A に不快記憶パターン, Network B に快記憶パターンを保存し, Network A から Network B への結合定数 $Z_i^{A,B}$ を変化させると, Network A における快記憶パターンの想起回数は増加し, 不快記憶パターンの想起回数は減少した. 従って, 気分適合性の関係を有する想起モデルを構築するためには, $Z_i^{A,B}$ を気分の快度によって変調すれば良いものと思われる. しかし, ここで注意したい点が3つある.

1つは, $Z_i^{A,B}$ と想起する記憶パターンとの間に相関が見られない場合もあることで, 本研究では Fig.5.7 の $Z_i^{B,A}=0.0$ の場合に注目することにより, この問題を解決することとした. このとき, 快記憶の想起回数はほぼ単調増加, 不快記憶の想起回数はほぼ単調減少となるため, 気分適合性を容易に実現することができる.

また, 食欲の想起に対する影響も考慮する必要がある. 気分適合性によると, 快い気分は快記憶を想起させ, 不快な気分は不快記憶を想起させる. しかし, 人間は空腹により不快となっているときに, 嫌いな食べ物を想起することはせず, むしろ好きな食べ物を思い浮かべる. そこで, $Z_i^{A,B}$ を気分の快度だけではなく食欲にも依存させる必要があると考え, 次のように定義した.

$$Z_i^{A,B} = M_p + N_A \tag{5.13}$$

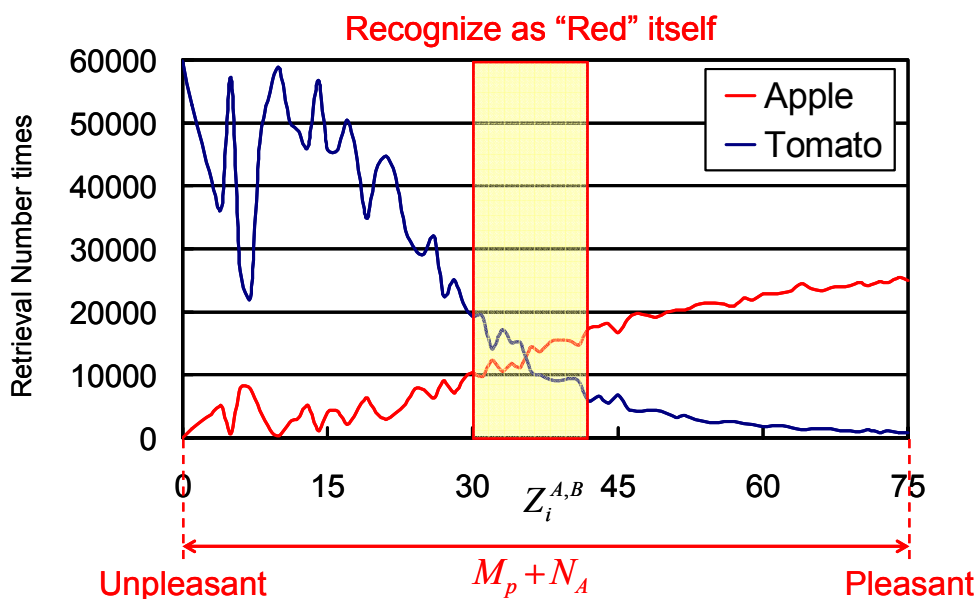


Fig.5.10 Relation between $Z_i^{A,B}$ and other parameters

ここで、 M_p は気分の快度、 N_A は食欲である。

最後に、気分が中程度の場合の想起について述べる。本研究では、気分が快いとも不快とも区別できない場合、従来のロボットのように入力刺激をそのまま認識するのではないかと考えた。そこで、このときは「赤い」という刺激に対しては「赤い」というように、入力刺激に対してそれに関連する記憶を想起することがないものとした。Fig.5.10に $Z_i^{A,B}$ と気分適合性の関係を示す。

一方、人間は覚醒度が高すぎたり低すぎたりするとうまく行動できず、中程度の覚醒が最適な遂行を導くと言われている[76]。Fig.5.11にパフォーマンスと覚醒度の関係を表わす逆U字曲線を示す。このように、刺激の行動誘導の力は、覚醒度が非常に低かったり高かったりするときはわずかだが、中程度の覚醒度のとき最も大きくなる。つまり、覚醒度が非常に低い場合、刺激は十分に伝達されずその刺激に対する行動を阻害してしまうが、覚醒度が非常に高い場合、同時に多くのものに反応してしまい混乱する。従って、本研究では、覚醒度 E_a によってある刺激を認識するための時間 n 、即ちニューラルネットワークの計算時間を変化させ、中程度の覚醒度のときは刺激を速く認識できるが、覚醒度が低かったり高いときは刺激を認識するまで時間を要するものとした (Fig.5.12)。また、覚醒度が高すぎたり低すぎたりする場合は、気分適合性に従わず、気分と一致する記憶を想起できない場合もあるのではないかと考えた。そこで、覚醒度が中程度のときは $Z_i^{B,A} = 0.0$ とし、気分適合性に従って記憶を想起するが、覚醒度が高すぎたり低すぎたりする場合は $Z_i^{B,A} = -4.0$ とし、必ずしも気分と一致する記憶を想起しないものとした。

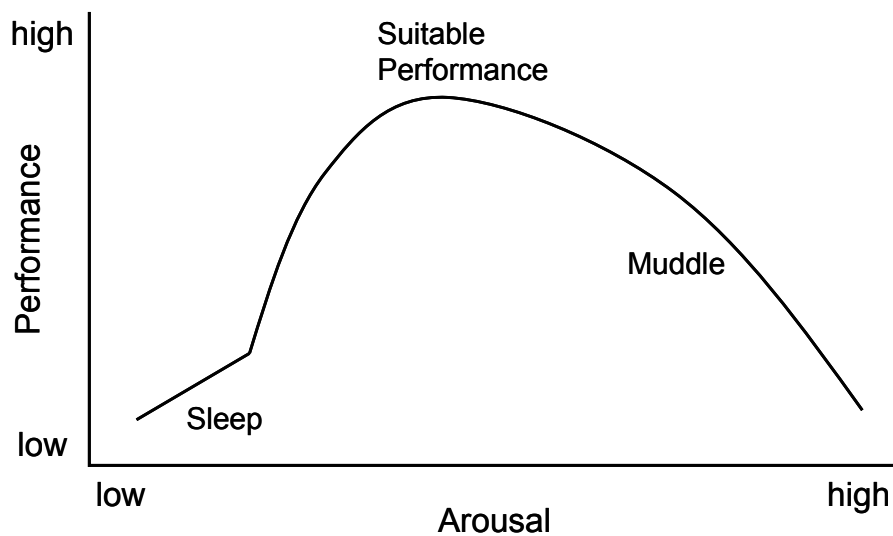


Fig.5.11 Relation between Performance and Activation Level

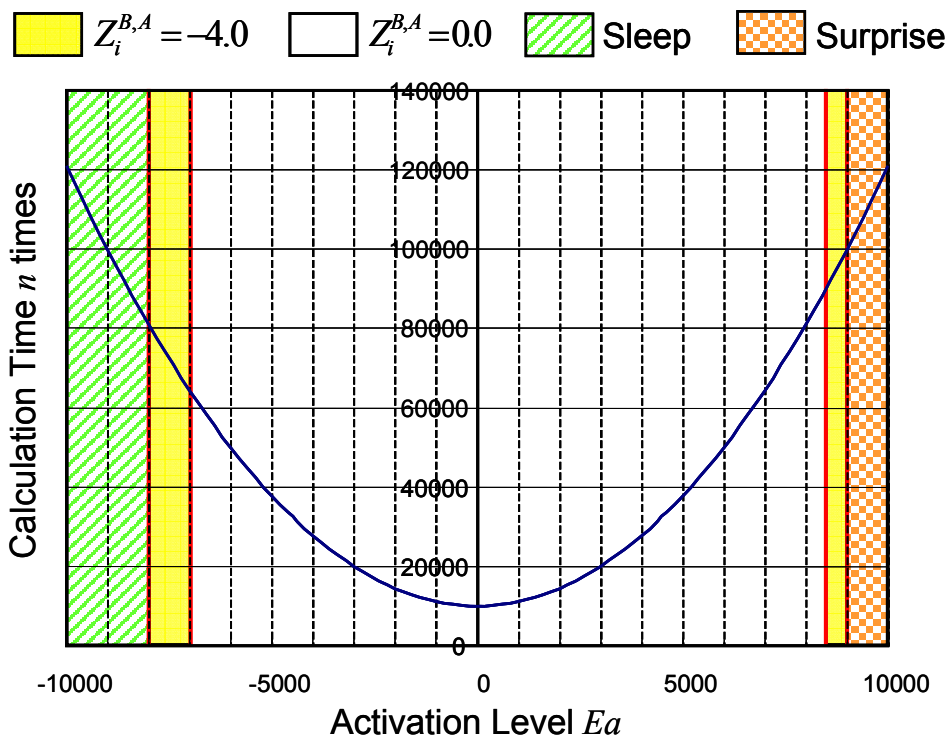


Fig.5.12 Relation between Performance and Activation Level

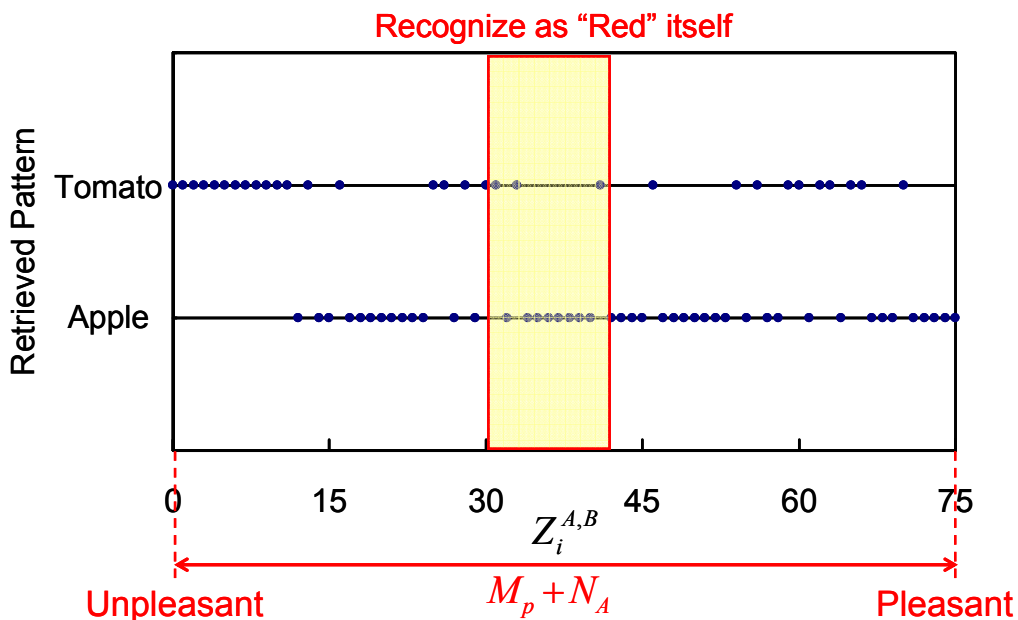


Fig.5.13 Retrieving for too High and Low Activation Level

5.4 まとめ

以上のように、本章では、自己組織化マップを用いたコード化モデル、カオスニューラルネットワークを用いた想起モデルからなる記憶モデルについて述べた。まず、コード化モデルには、多次元ベクトルの組み合わせに対して、特徴の類似したベクトルごとにネットワーク上にマッピングすることが可能な自己組織化マップを用いた。これに、最も意識の向いた刺激の情報と、その刺激を受けたときの気分を正規化したデータを入力し、その刺激のもつ情報を 20×20 からなるネットワークに可視化することとした。

また、相互結合した2組のカオスニューラルネットワークの Network A に不快記憶パターン、Network B に快記憶パターンを保存し、Network A から Network B への結合定数 $Z_i^{A,B}$ を気分の快度によって変調することにより、気分適合性に従った刺激認識システム、想起モデルを構築した。ただし、食欲が気分を与える影響と気分が中程度の場合も考慮に入れ、 $Z_i^{A,B}$ を気分の快度だけではなく食欲によっても変調し、気分が中程度のときは刺激をそのまま認識するものとした。

さらに、人間のパフォーマンスは覚醒度と関係があり、覚醒度が高すぎたり低すぎたりするとうまく行動できないが、中程度の覚醒度のとき最適なパフォーマンスを実行する。従って、ある刺激を認識するまでの時間、つまりニューラルネットワークの計算に要する時間を情動の覚醒度によって決定することにより、覚醒度が中程度のときは刺激をすぐに認識できるが、覚醒度が高ければ高いほど、また低ければ低いほど、刺激を認識するまでに時間がかかるようにした。また、Network A から Network B への結合定数 $Z_i^{B,A}$ を変化させ、覚醒度が中程度のときは気分適合性に従って刺激を認識するが、覚醒度が高すぎたり低すぎたりするときは、気分と一致した認識ができない場合も現れるようにした。

しかし、このように新しく考案されたニューラルネットワークは、これまでシミュレーションによってのみ評価されており、異なる分野に応用することで評価されることは全くと言って良いほどなかった。これは、例えばロボット工学への応用を考えた場合、ロボットを開発するための専門知識や専門技術が必要となるためである。ここで、近年盛んに開発されているパーソナルロボットに着目してみると、同一刺激に対する認識が一意的であるため、あらかじめ定義されている行動しかすることができないという問題がある。これに対して本章で構築した記憶モデルを応用すると、ロボットも気分に従ってその行動を変化させることが可能になるのではないかと考えられ、ニューラルネットワークの応用が期待される場所である。