

第2章 ヒトの脳・記憶

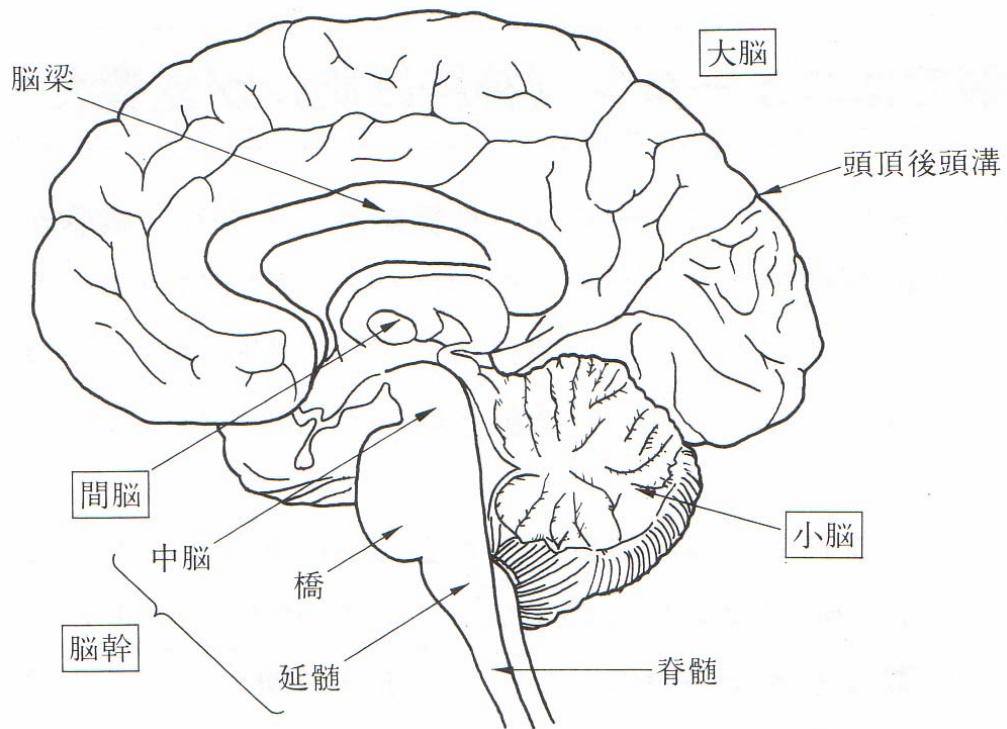
- 2.1 ヒトの脳のメカニズム
- 2.2 ニューラルネットワーク
- 2.3 ヒトの記憶のメカニズム
- 2.4 まとめ

2.1 ヒトの脳のメカニズム

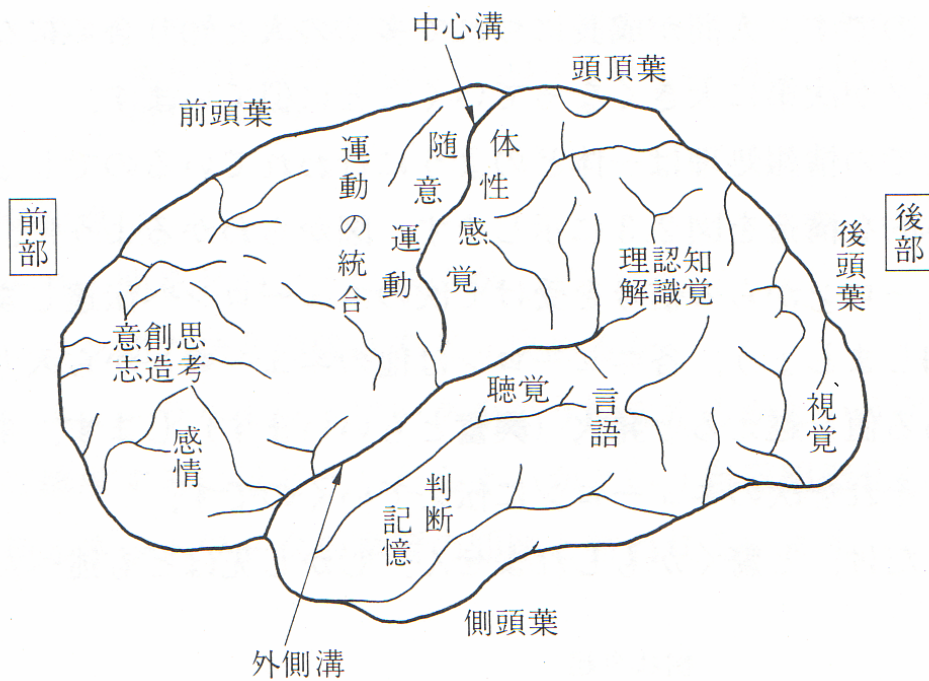
2.1.1 脳のしくみ

人間の脳は、Fig.2.1(a)のように大脳、小脳、間脳、脳幹（中脳・橋・延髄）からなっている。まず、大脳は脳の主要な部分で、大別すると大脳皮質と大脳髄質に分けられ、大脳皮質はさらに大脳新皮質および大脳辺縁系（中間皮質・旧皮質・原皮質）に分けられる[43]。また、ここには4つの大きな溝があり、前頭葉・側頭葉・後頭葉・頭頂葉と分類されている。大脳新皮質は、大脳表面の大部分を占めており、Fig.2.1(b)に示した通り、思考・運動・視覚・聴覚・嗅覚・味覚など機能の中枢を担っている[44]。特に、前頭葉は創造や思考といった高度な精神活動と運動の指示を行っており、運動に関しては上から足、手、顔の順に分担している。細かい動きが要求される手の指などの運動野は広く、粗大な動きを行う体幹の筋肉を動かす運動野は狭い。また、聴覚や言語をつかさどっている部位が側頭葉の耳の近くに位置しているのに対して、視覚情報は後頭葉に入力され、前頭葉に伝達される途中、頭頂葉において知覚や認識が行われる。このように、新皮質が知・情・意を表わす高次な精神機能の中枢であるのに対して、辺縁系は固体維持・種の保存に必要な基本的生命現象の中枢で、情動・欲求・本能・自律神経系機能を制御している。特に、原皮質の側頭葉に属している海馬は記憶に関与している部位である（Fig.2.2）。これは、てんかんの治療のため海馬を取り除く手術を受けた患者が、その後新しい情報を長期にわたり記憶する能力を永遠に失ってしまったことから明らかとなり[45]、現在、記憶・学習のメカニズムを解明するため、様々な分野で研究されている。

一方、小脳は、身体平衡の保持、筋緊張の制御、協調運動の構成など円滑な随意運動のための働きをしている。また、間脳は、視床・視床上部・視床後部・視床下部の4つに分かれており、特に、視床下部は自律神経系の中枢として、体温、血圧、消化

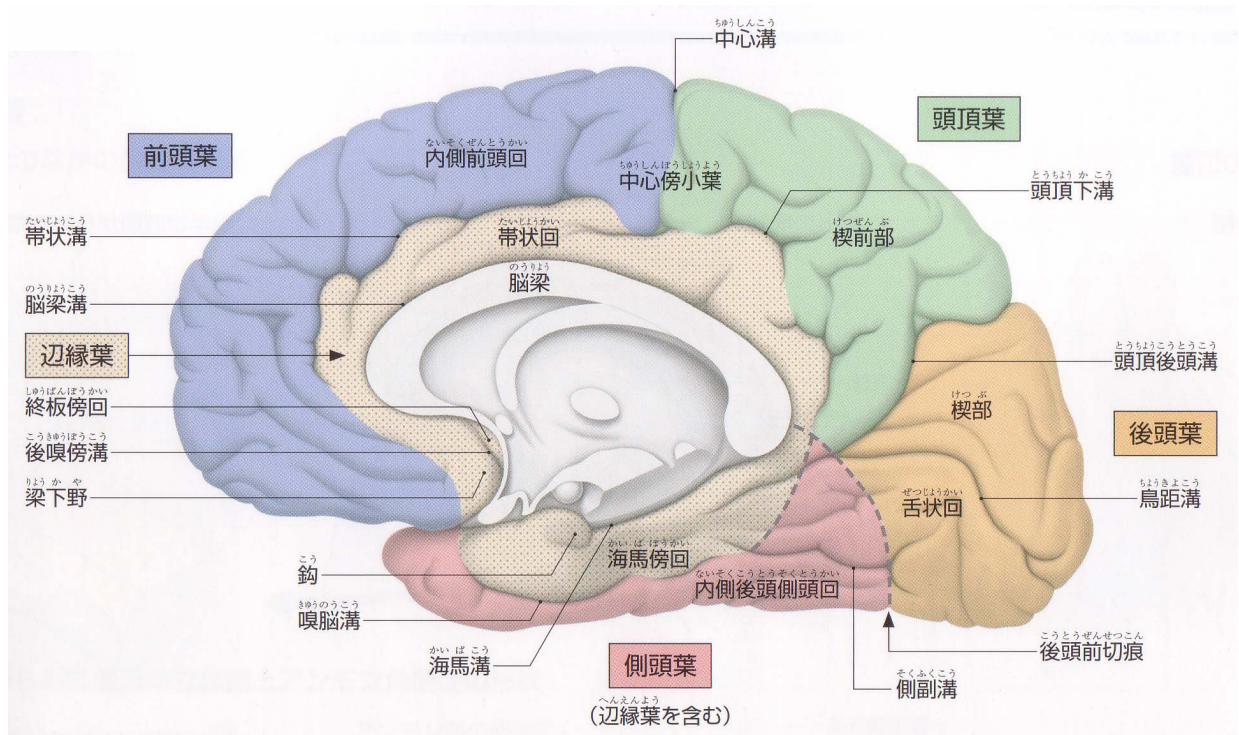


(a) Cross-Section Diagram of Human Brain

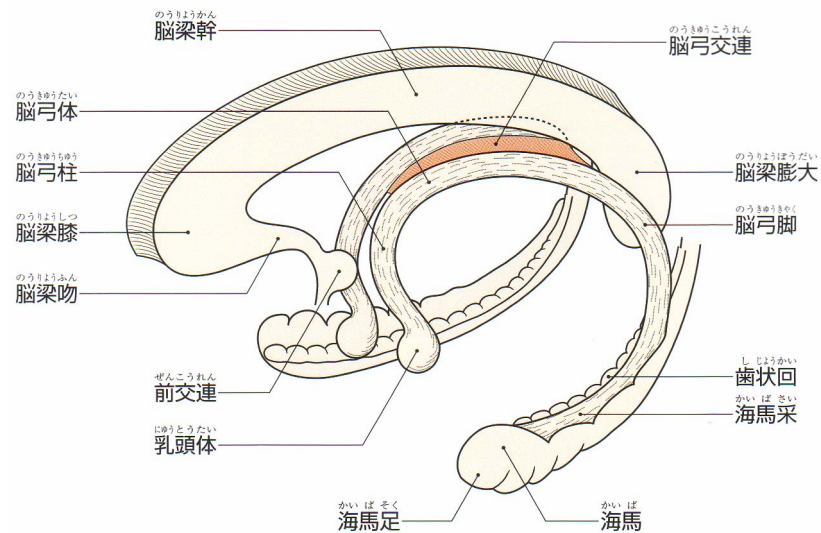


(b) Cerebral Cortical Maps

Fig.2.1 Construction of Human Brain [2]



(a) Medial Surface of Human Brain



(b) Hippocampus

Fig.2.2 Brain Hippocampus [44]

機能，食欲，睡眠・覚醒，情動などの調節を行うほか，神経分泌系を介して水分，血圧などの制御も行っている．最後に，脳幹は，(1)上位の脳と脊髄とを結合する，(2)左右3対の小脳脚により小脳と結合する，(3)左右10対の脳神経を出し，その神経核がある，(4)循環・呼吸・血糖などを調節する自律神経系の中枢を担っている，(5)中心部にある上下に細長い脳幹網様体で，脳と脊髄の活動水準を調節する，といった生命維持の働きを行っている．

2.1.2 ニューロン

人間の脳は140億個程度あるニューロン（神経細胞）と，その5～10倍はあるとされているグリア細胞によって構成されている[2]．ニューロンは情報処理，グリア細胞はニューロンへのエネルギー供給などニューロンの補助の役割を果たしている．ニューロンの数は生まれてから増えることはないが，グリア細胞の増加，ニューロン間の結合の強化により，出生時では約400[g]しかない脳が，成人では約1200～1500[g]にまで大きくなる．

ニューロンは，Fig.2.3のように細胞体・樹状突起・軸索から構成されている[46]．まず，樹状突起は，枝分かれして広がっており，他のニューロンから信号を受け取る入力端子の役割をしている．そして，細胞体に信号が入力されると，細胞内の膜電位が変化し，ある閾値を超えた場合，軸索に情報が出力される．この膜電位は，ニューロンが活動していない場合， -70[mV] 程度の値をとっており，ある情報を受け取ってもそれを伝達する必要がない場合は，Fig.2.4(a)のように大きく変化することはない．しかし，伝達すべき入力があった場合，Fig.2.4(b)のように急激に増加（発火）し，あ

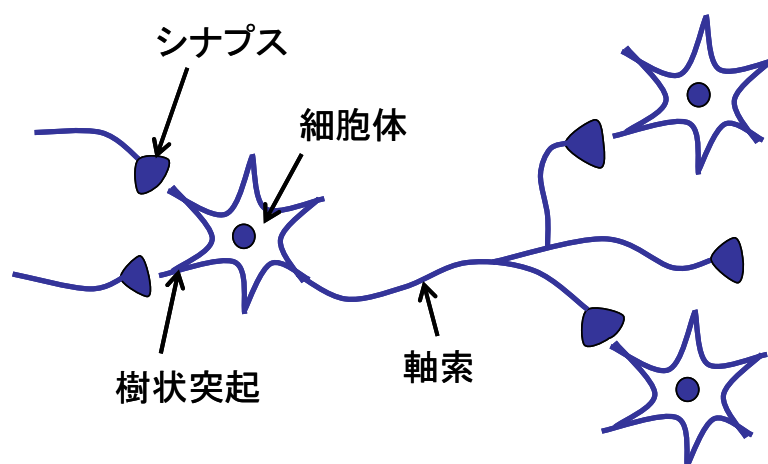


Fig.2.3 Structure of Neuron

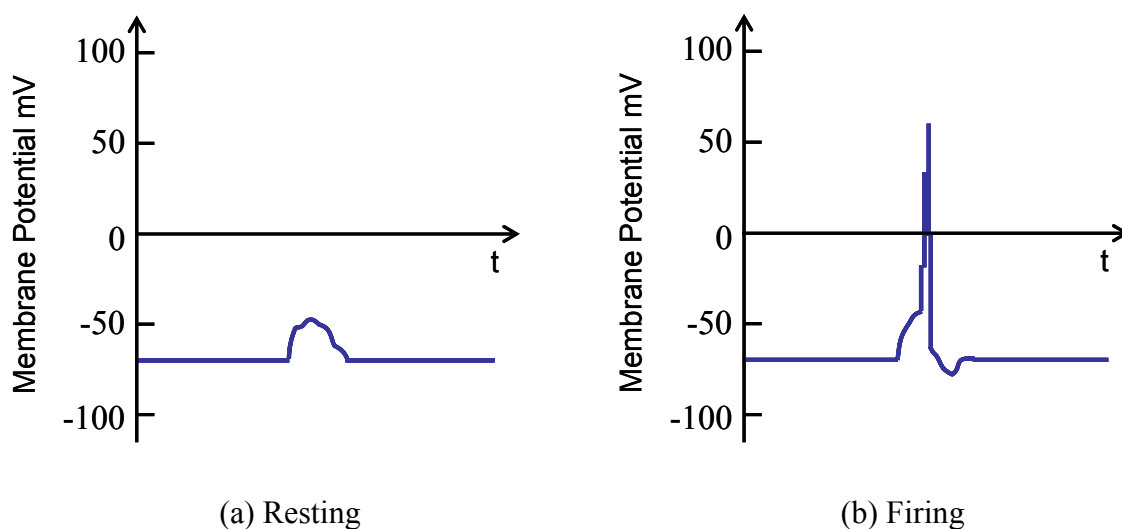


Fig.2.4 Membrane Potential

る閾値を超えると、その入力を他のニューロンへ送信する．軸索は多くのニューロンに情報を伝達できるよう枝分かれしており、末端のシナプスから信号を出力する．

以上のようなニューロンを McCulloch と Pitts によってモデル化されたものが Fig.2.5 である[1]．ニューロンには多くのニューロンからの入力があるが、その際、それぞれに重みをつけてから受け取っている．ここで、重みとは、他のニューロンの入力をどのような割合で受け取るかを示すシナプスの役割をするもので、結合定数ともいう．ニューロンはこのような入力を総和して、自身が発火するかどうか決める．つまり、ニューロン j の出力を y_j 、ニューロン i がそれを受け取る際の結合定数を W_{ij} とすると、ニューロン j からニューロン i への入力は $W_{ij}y_j$ となり、それに対するニューロンの内部状態は次のように表わされる．

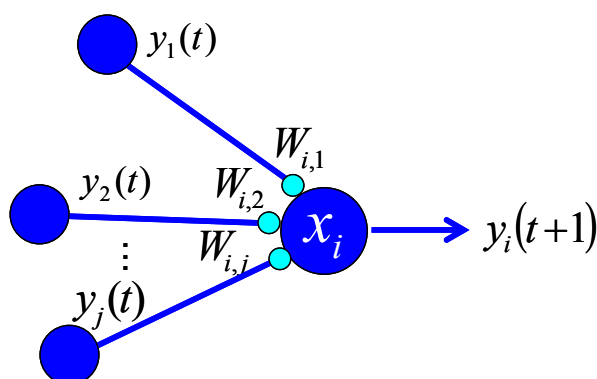


Fig.2.5 Neuron Model Proposed by McCulloch and Pitts

$$x_i(t+1) = \sum_j W_{i,j} y_j(t) - \theta_i \quad (2.1)$$

ここで、 θ_i は閾値で、入力 of 総和がこれを超えると発火する。また、ニューロンは発火すると軸索に信号を出力するが、静止状態では出力しない。そこで、発火状態での出力を 1、静止状態での出力を 0 とした。

$$y_i(t) = \begin{cases} 1 & \text{for } x_i(t) \geq 0 \\ 0 & \text{for } x_i(t) < 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

2.1.3 脳とカオス

脳に存在するたくさんのニューロンは、発火したりしなかったりして相互作用しており、また、情報を受け取る際シナプスからも大きな影響を受けるため、大変複雑な時間的空間的活動をしていることが知られている。ここでは、Fig.2.6 のようなラットの海馬で見られるカオス応答[47]について説明する。

林らは、ラットの海馬の横断面切片を用いて、以下のような実験を行っている[48]。まず、直径約 170[μm]のステンレス線で作った双極電極を苔状繊維の近傍におき、パルス電流で周期的に刺激する。すると、苔状繊維の束が発火し、CA3 領野の錐体細胞集団に周期的に入力が加えられるので、それに対する CA3 領野の電場電位応答を記録する。その結果を Fig.2.7 に示す。Fig.2.7(a)の周期的な電場電位活動を拡大した Fig.2.7(b)を見ると、約 40[ms]にわたるゆっくりとした電場電位変化に、周期約 1[ms]の電場電位変化が付加されていることがわかる。この速い電場電位変化は錐体細胞の活動電位に、ゆっくりとした電場電位変化は樹状突起で生じる電流変化に由来している。また、この電場電位の時間変化は、ニューロンの集団的活動の時間変化を反映しており、大きい振幅の変化は、より多くのニューロンが同期していることを意味している。

さらに、CA3 領野で見られるカオス応答を Fig.2.8 に示す。Fig.2.8(a)-(d)は、それぞれ苔状繊維刺激に対する CA3 領野の電場電位変化、10 個の電場電位応答を重ね書きしたもの、アトラクタ[49]、1 次元ストロボ写像を表わしている。まず、Fig.2.8(a)において電場電位が不規則に変化しているが、それを拡大すると振幅が大きく変動していることがわかる (Fig.2.8(b))。また、電場電位が刺激を受けるたびに变化するため、軌道も不規則になり、Fig.2.8(c)のようなストレンジアトラクタが構築されている。そして、Fig.2.8(d)の 1 次元写像では、不安定な固定点をもつ上に凸な関数となっており、

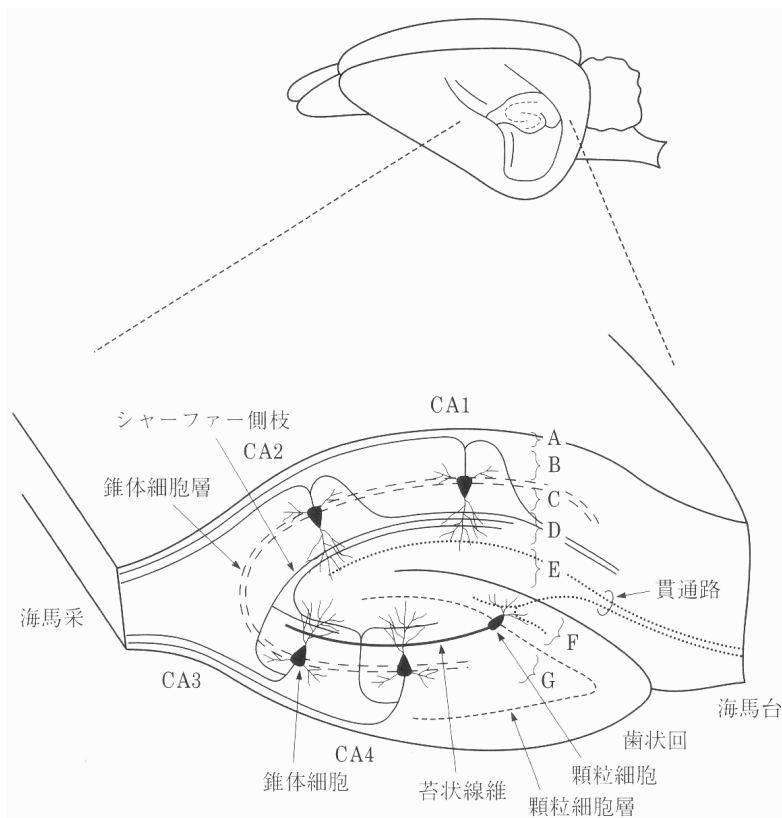
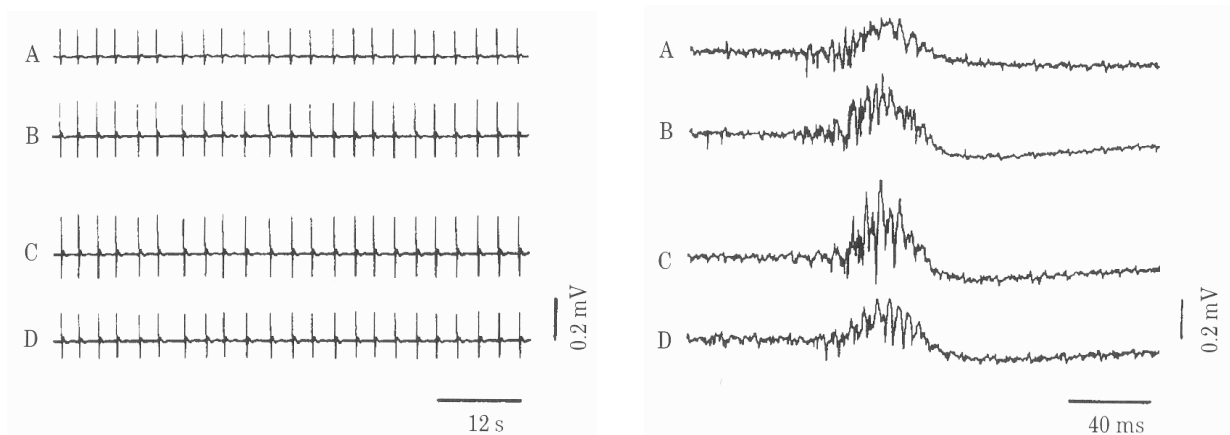


Fig.2.6 Rat Hippocampus [46]



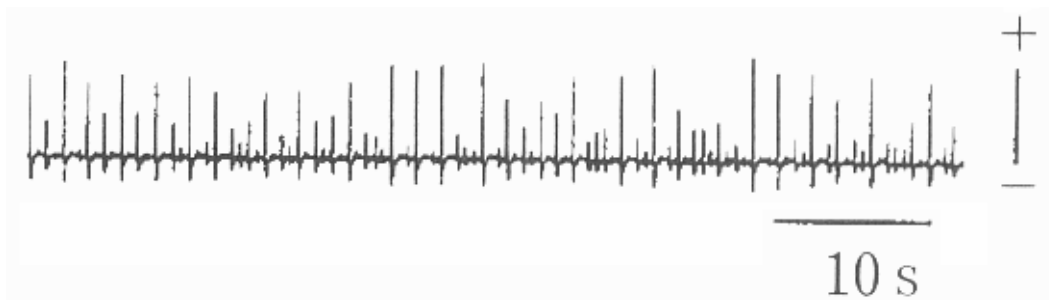
(a) Field Potential at four points

(b) Magnified View of (a)

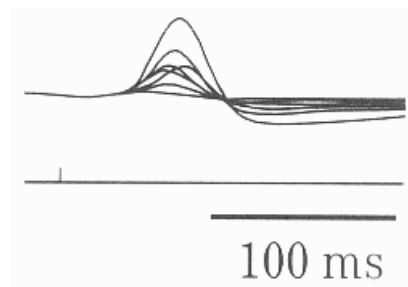
Fig.2.7 Spontaneous Field Potential in Rat Hippocampal CA3 region [34]

固定点近傍を通る軌道は，固定点周辺で振動しながら固定点から離れていくが，軌道はそのうち固定点近傍に押し戻され，再び固定点から離れていく．つまり，カオス応答が現れていることがはっきりと確認できる．

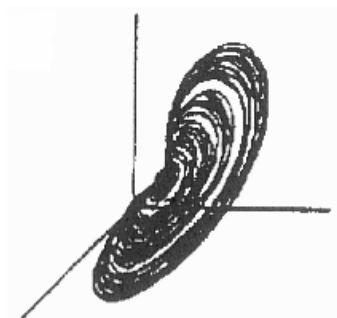
以上のように，脳内ではカオス的な振舞いが見られるが，特に海馬は多くの感覚信号を受け取り，それを記憶する部位であるため，カオス的振舞いが記憶にとって重要な役割を果たしているものと考えられる．



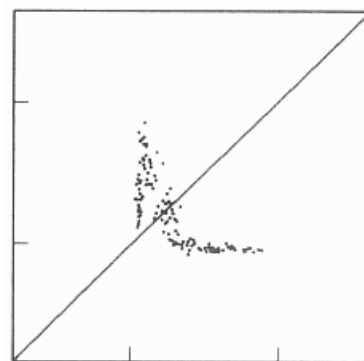
(a) Field Potential Response



(b) 10 Potential Responses



(b) Attractor



(c) 1-Dimensional Map

Fig.2.8 Chaotic Response in Rat Hippocampal CA3 region [34]

2.2 ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークとは、多数のニューロンを結合することによって構成されたネットワークで、人間の脳と同様の情報処理機能の確立を目指している[50]。ただし、ここで用いられるニューロンモデルは式(2.1)と同様であるが、ニューロンの出力には様々な関数が考えられており、シグモイド関数を用いたり、ニューロンの入力の総和をそのまま用いることもある。

ニューラルネットワークは、その構造から、Fig.2.9(a)のように階層的な構造をもつ階層型ニューラルネットワークと、Fig.2.9(b)のように全てのニューロンが結合している相互結合型ニューラルネットワークに分類することができる[51]。階層型ニューラルネットワークでは、入力データは出力層に向かって一方向にのみ伝達されるが、相互結合型ニューラルネットワークでは、各ニューロンが他のニューロンに情報を伝達するだけでなく、逆にそのニューロンから情報を受け取る双方向の伝達が可能である。階層型ニューラルネットワークは主に学習[52]、時系列解析等に優れており、相互結合型ニューラルネットワークは連想記憶問題[53]、組合せ最適化問題などを得意とする。以下、それぞれのネットワークの代表的なモデルについて説明する。

2.2.1 階層型ニューラルネットワーク

(1) バックプロパゲーション学習アルゴリズム

バックプロパゲーション学習法は、1986年にRumelhartらによって提案されたもので、階層型ニューラルネットワークが用いられ、同じ層のニューロン間には結合が存

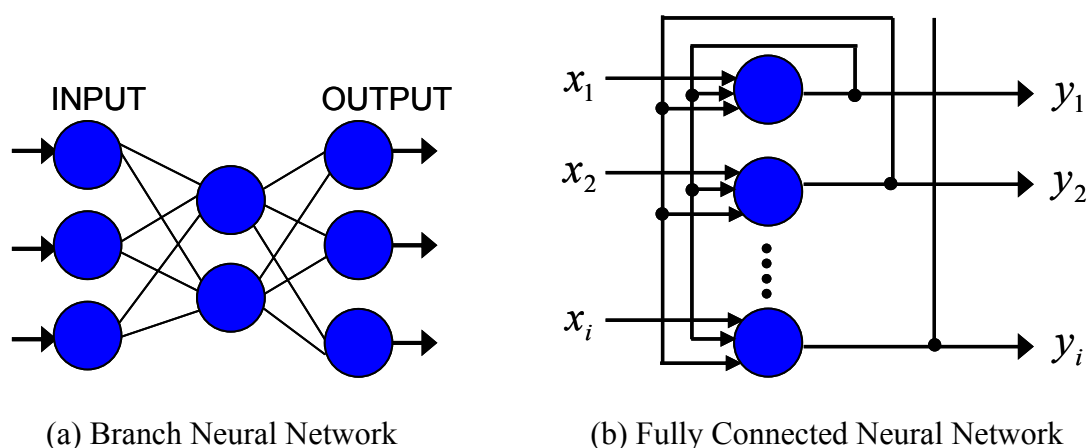


Fig.2.9 Type of Neural Network

在しないのが特徴である[54][55]. ここでは, まず, 結合定数を乱数を用いて小さな値に設定する. そして, 入力層に入力ベクトルを入力すると, 出力層へ伝播されていくが, 各ニューロンは前の層のニューロンから重みをつけた入力を受け取り, その総和からシグモイド関数によって出力を決定する. つまり, 入力層・中間層・出力層のニューロンの内部状態をそれぞれ x_i^I, x_j^M, x_k^O , 出力をそれぞれ y_i^I, y_j^M, y_k^O とすると, 中間層のニューロンの内部状態および出力は

$$x_j^M = \sum_i W_{j,i}^I y_i^I \tag{2.3}$$

$$y_j^M = f(x_j^M) \tag{2.4}$$

となる. ここで, $W_{j,i}^I$ は入力層のニューロンから中間層のニューロンへの結合定数である. さらに, 出力層のニューロンの内部状態および出力は

$$x_k^O = \sum_j W_{k,j}^M y_j^M \tag{2.5}$$

$$y_k^O = f(x_k^O) \tag{2.6}$$

と表わすことができる. $W_{k,j}^M$ は中間層から出力層への結合定数である. 次に, 出力の誤差が小さくなるよう結合定数を修正するため, 出力層に教師ベクトルを与え, その誤差を入力層に向かって逆伝播していく. ここで, 誤差は

$$E_r = \frac{1}{2} \sum_k (\lambda_k - x_k^O)^2 \tag{2.7}$$

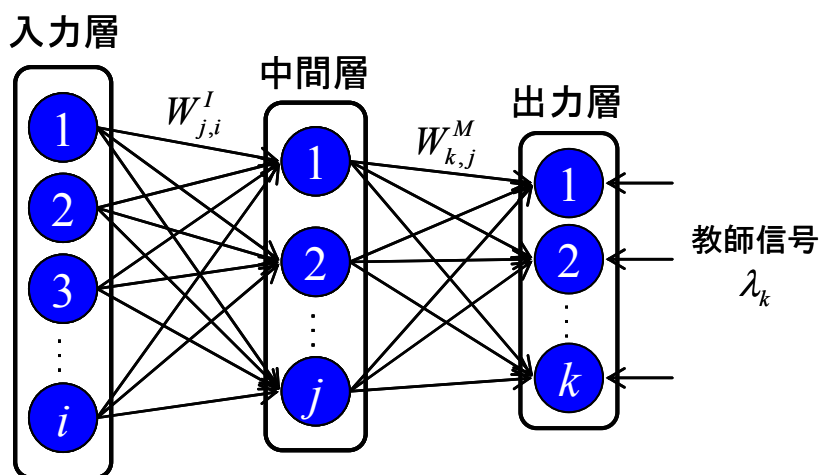


Fig.2.10 Back Propagation Network

と定義されている。まず、中間層から出力層への結合定数の修正量は、結合定数 $W_{k,j}^M$ に対する誤差 E_r の変化を見れば良いので、次のように表わされる。

$$\begin{aligned}\Delta W_{k,j}^M &= -\eta \frac{\partial E_r}{\partial W_{k,j}^M} \\ &= -\eta \frac{\partial E_r}{\partial y_k^O} \frac{\partial y_k^O}{\partial x_j^O} \frac{\partial x_j^O}{\partial W_{k,j}^M} \\ &= -\eta \left(-(\lambda_k - y_k^O) y_k^O (1 - y_k^O) y_j^M \right)\end{aligned}\quad (2.8)$$

入力層から中間層への結合定数 $W_{j,i}^I$ の修正量も同様に

$$\begin{aligned}\Delta W_{j,i}^I &= -\eta \frac{\partial E_r}{\partial W_{j,i}^I} \\ &= -\eta \frac{\partial y_j^M}{\partial x_j^M} \frac{\partial x_j^M}{\partial W_{j,i}^I} \sum_k \frac{\partial E_r}{\partial y_k^O} \frac{\partial y_k^O}{\partial x_k^O} \frac{\partial x_k^O}{\partial y_j^M} \\ &= \eta y_j^M (1 - y_j^M) x_i^I \sum_k W_{k,j}^M (\lambda_k - y_k^O) y_k^O (1 - y_k^O)\end{aligned}\quad (2.9)$$

となり、それぞれ

$$W_{j,i}^I = W_{j,i}^I + \Delta W_{j,i}^I \quad (2.10)$$

$$W_{k,j}^M = W_{k,j}^M + \Delta W_{k,j}^M \quad (2.11)$$

と学習を繰り返す。ここで、 η は学習率という一度にどの程度修正するかを決定するパラメータで、小さすぎると学習回数が多くなってしまい、大きすぎると収束しなくなってしまう。

(2) 自己組織化マップ

与えられた多くのデータを何らかの方法で分類したいとき、先に示したバックプロパゲーションなど教師あり学習アルゴリズムを用いることはできない。そこで、教師なしアルゴリズムである自己組織化マップについて説明する[56-58]。これは、Kohonenによって提案されたモデルで、入力データの類似度を自動的に算出し、似た入力同士をネットワーク上の近くに配置するという特徴がある。このモデルは、Fig.2.11 のような入力層とマップ層の2層からなる階層型ニューラルネットワークを用いており、

同一層内のニューロン同士は結合していないが，入力層ニューロンとマップ層ニューロンは全て結合している．また，入力層は d 次元の層となっているが，マップ層は出力を視覚的に見るため 2 次元に配列されているのが普通で，入力層と同じ d 個の要素をもつ．

まず，入力層とマップ層間の重みベクトルを小さな乱数に設定し，入力層に入力ベクトル u_i を入力する．そして，マップ層において入力ベクトル u と重みベクトル W との距離 l を計算し， l_j が最小となるニューロンを選択する．

$$l_j = |u_i - W_{j,i}| \tag{2.12}$$

ここで， l_j が最小となるニューロンを勝者ユニットと呼び， j^* と書くことにする．続いて，勝者ユニットとその周辺のニューロンに対する重みが更新される．

$$\Delta W_{j,i} = \eta f(j, j^*) (u_i - W_{j,i}) \tag{2.13}$$

$f(j, j^*)$ は近傍関数といい，次のように定義されている．

$$f(j, j^*) = \exp\left(\frac{-|j - j^*|^2}{\sigma^2}\right) \tag{2.14}$$

ここで， 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，学習の進行とともに

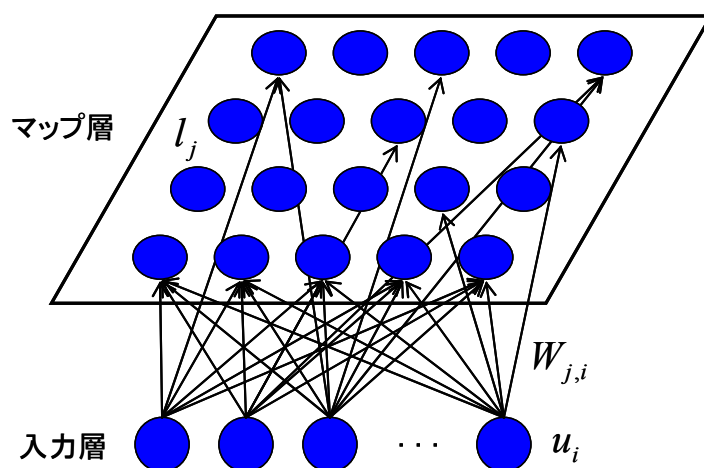


Fig.2.11 Network in the Self-Organizing Map

に減少していく。つまり、この近傍領域は学習の初期は広く、学習の進行とともに狭くなっていくため、初めは粗く学習し、時間が経つにつれて微調整することが可能である。また、 η は定数で、一般的に0.2~0.5の値を設定する。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集まるようになる。

2.2.2 相互結合型ニューラルネットワーク

従来のコンピュータの場合、記憶するデータにアドレスをつけて記憶装置に保存し、そのアドレスを指定することによってデータを取り出している。しかし、後に説明するが、人間の脳にはアドレスはなく、何らかの手がかりが示されることによって記憶を想起しており、手がかりが想起する内容と同じ場合を自己想起、異なる場合を相互想起と呼んでいる。ここで、相互結合型ニューラルネットワークを連想記憶問題に適用すると、人間と同様アドレスを介さずにあるデータからそれに対応したパターンを想起することが可能となる。ここでは、連想記憶問題に有効なニューラルネットワークをいくつか紹介する。

(1) アソシアトロン

中野によって提案されたアソシアトロンは、結合定数が自己相関行列となっており、自己想起、相互想起のいずれにも適用することができる[59]。まず、保存するパターンが Q 個あり、連想関数 F によって L 次元パターン U^q から同じく L 次元パターンの O^q ($q=1,2,\dots,Q$)が連想される場合を考える。

$$O = F(U) \quad (2.15)$$

このとき、 L 次の正方行列 W の (i,j) 成分 W_{ij} を、 j 番目の入力から i 番目の出力素子への結合定数とすると、 W_{ij} は次のように表わされる。

$$W_{i,j} = \sum_{q=1}^Q U_j^q O_i^q \quad (2.16)$$

ただし、ここでは非線形性を加味しているため、パターン U の各要素は-1, 0, +1の3値をとるものとする。そして、式(2.17)、式(2.18)のように結合定数行列を離散化して保存し、これによって連想されたパターンを再び離散化することによって、想起を実現している。

$$O = f(f(W)U) \tag{2.17}$$

$$f(X) = \begin{cases} +1, & X > 0 \\ 0, & X = 0 \\ -1, & X < 0 \end{cases} \tag{2.18}$$

(2) Hopfield モデル

Hopfield モデルは、特に自己想起が可能な相互結合型ニューラルネットワークの 1 つである[3][4]。このモデルは、1982 年にアメリカの物理学者 Hopfield によって提案されたモデルで、エネルギー関数という新しい概念を用いることにより、非常に優れたパフォーマンス性を有している。

まず、ニューロンの内部状態は式(2.1)と同様に定義しており、出力には内部状態が正の値のとき+1、負の値のとき-1 をとるような階段関数を用いている。

$$x_i(t+1) = \sum_j W_{i,j} y_j(t) - \theta_i \tag{2.19}$$

$$y_i(t) = \begin{cases} +1 & \text{for } x_i(t) \geq 0 \\ -1 & \text{for } x_i(t) < 0 \end{cases} \tag{2.20}$$

また、結合定数 W_{ij} は他のニューロンに情報を伝達する場合とそれから受け取る場合で等しく、自分自身の出力はフィードバックしない。

$$W_{ij} = W_{j,i} \tag{2.21}$$

$$W_{ij} = 0 \tag{2.22}$$

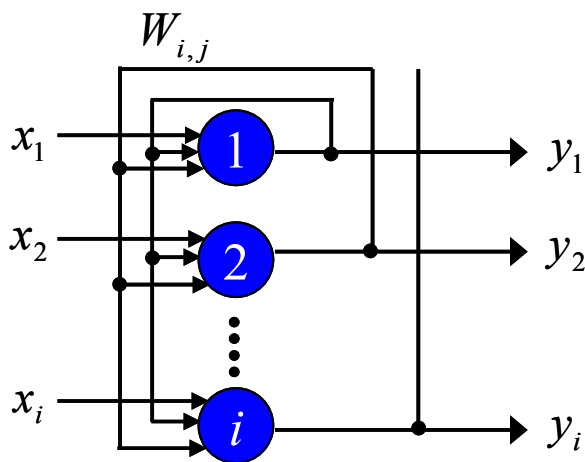


Fig.2.12 Hopfield Network

そして、このモデルでは次のようなエネルギー関数が定義されている。

$$E_n = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L W_{i,j} y_i y_j + \sum_{i=1}^L \theta_i y_i \quad (2.23)$$

ここで、 L 個のニューロンで構成されているネットワークのうち k 番目のニューロンの出力だけが変化、つまり y_k だけが $+1$ から -1 、あるいは -1 から $+1$ に変化した場合のエネルギー関数について考える。このとき、 $y_k(t+1) = -y_k(t)$ 、 $y_i(t+1) = y_i(t) (i \neq k)$ であるため、時刻 t および $t+1$ のときのエネルギー差は次のように表わされる。

$$E_n(t+1) - E_n(t) = 2y_k(t) \left(\sum_{i \neq k} W_{k,i} y_i(t) - \theta_k \right) \quad (2.24)$$

ここで、括弧内と式(2.19)を比較すると、括弧内は時刻 $t+1$ におけるニューロンの内部状態 $x_k(t+1)$ を示していることがわかる。従って、式(2.20)より括弧内は $y_k(t+1)$ と同符号であるため、エネルギー差は必ず負となり、エネルギーは時間の経過とともに減少していく関数となっていることがわかる。

このように Hopfield モデルでは、ニューロンがエネルギー関数に従って変化し、出力が変化しなくなるまで動作し続ける。従って、Fig.2.13 のようにエネルギー最小値を記憶したい項目に対応させることで、記憶の想起が可能である。

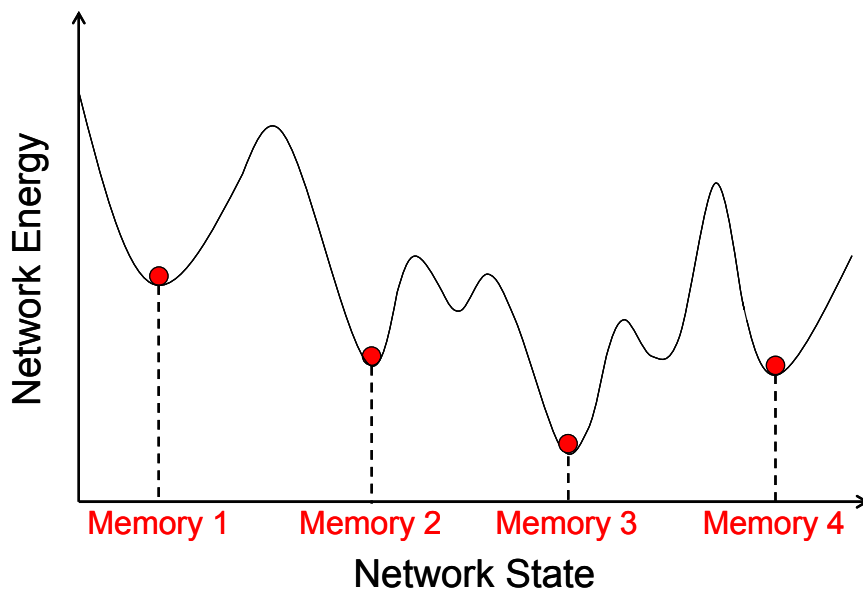


Fig.2.13 Energy in the Hopfield Model

2.3 ヒトの記憶のメカニズム

人間の記憶は、一般にコード化・保存・想起の 3 つの過程に分けられる[60][61]. 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がコード化, コード化された刺激を貯蔵している過程が保存, 保存されたものを思い出す過程が想起である. さらに, 記憶を保存している期間によって, 感覚記憶・短期記憶・長期記憶に分類される. 以下, それぞれについて詳しく説明する.

2.3.1 コード化

人間は知覚した情報をそのまま処理することができず, それを記憶として保存するためには処理が可能な形式に変換する必要がある. この過程をコード化といい, 刺激がもつ大量の情報を保存しやすいように圧縮する作業とも考えられる. 記憶を保存するということは, 局所的表現という, 記憶対象により脳に何らかの変化が生じ, その変化が脳の一部に残されることであるとする考え方もあるが, 複数のニューロンの状態が記憶パターンとして保存されることであるとする分散的表現が一般的である. 分散的表現においては, 例えば 0 と 1 という状態をとる 5 個のニューロンによって, リンゴ→11100, ナシ→11000, モモ→11011, ブドウ→01110 といったようなコード化が行われ, 保存されると考えられている. コード化する手段としては, コーディングやリハーサルといったものがある.

(1) コーディング

コーディングには, 主にチャンク化とイメージ化の 2 つが提唱されている. Bower らは, 被験者に金属の種類を覚えてもらう実験を通して, ただ呈示したときよりも貴金属・金属一般・合金といったようなカテゴリーに分けて呈示した方が覚えやすいことを示した[62]. つまり, 多くの項目を保存するときは, いくつかのグループに分けて覚えると覚えやすく, 特に, 何らかの特徴ごとにまとめると, 非常に効率よく覚えることが可能である. このようにいくつかのグループに分けることをチャンク化といい, 人間は複数の項目を保存するとき, それらがチャンク化されていない場合でも, 想起するときにある特徴ごとにまとめて思い出す傾向がある. チャンク化するためには, 様々な方法があるが, 数字を文章に置き換えたり, リズムをつけたりする方法が挙げられる. 例えば, $\sqrt{2}$ (≈ 1.41421356) のように「ひとよひとよにひとみごろ」という文句に置き換えると保存しやすいのも, チャンクの一例である.

イメージ化は, ある単語を覚える際にそのイメージを思い浮かべると覚えやすいよ

うに、保存する記憶に対して関連する視覚的イメージを同時に保存することをいう。Bowerの実験では、イヌー自転車などの20の単語対を被験者に5[s]ずつ呈示した後、単語対のうち一方の単語を見せ、もう一方の単語が再生できるかどうかテストした[63]。ここで、半数の被験者にはただ覚えるよう教示し、残りの半数には単語対の単語同士を関連させるような視覚イメージ、たとえばイヌが自転車に乗っているようなイメージを作成するよう教示したところ、イメージを作成した方がはるかに再生率の高いことが明らかになった。

(2) リハーサル

リハーサルとは、コード化すべき情報を声に出して、あるいは心の中で繰り返し再現することである、これには、維持リハーサルと、精緻化リハーサルがあるが、維持リハーサルは情報を一時的に保存するためのもので、いくら繰り返しても長期的に保存されることはない。これは、 Craik らによって実証されている[64]。ここでは、被験者に12の単語からなる単語リストを12用意し、各リストの最後の4単語が特に重要であると教示した。そして、実験の間、声を出してリハーサルしてもらい、半分のリストに関しては呈示直後に、残りの半分のリストに関しては呈示後20[s]後に再生テストを行った。さらに、被験者には告知せず、実験の終わりに12のリスト全てに対して改めて再生テストを行ったところ、最後の4単語はリハーサルされ記憶として保存されていたが、他の単語は記憶として残されていないことがわかった。つまり、情報を長期記憶として保存するためには、精緻化リハーサルを行う必要がある。これは、すでに知っている単語と関連づけたり、語呂合わせなどを用いる方法で、たとえば、鎌倉幕府が開闢した年号の1192年を「良い国作ろう鎌倉幕府」などと覚えるのがこれに当たる。

2.3.2 保存

(1) 感覚記憶

人間は、外界から常に様々な刺激を取得しており、その情報は感覚器官および神経系によって処理され、このうち一部が記憶として保存される。ここで、AtkinsonとShiffrinの二重貯蔵モデルによると、入力された情報は最初に感覚登録器(Sensory Registers)に入り、そこでごく短時間保存されるといわれている[65]。これが感覚記憶で、テレビや映画の映像を連続して認識できるのはこのためである。保存様式は各感覚器官によって異なり、視覚刺激の場合はアイコニック・メモリーと呼ばれ、保存時間は約500[ms]以内であることが明らかにされている。また、聴覚刺激の場合はエ

コイック・メモリーという感覚記憶が存在し、その保存時間は約 5[s]程度である。

(2) 短期記憶

人間は電話をかけるとき、相手の電話番号を調べ、それを忘れないうちに慌ててかけることがある。しかし、この場合電話をかけ終わる頃には相手の電話番号をすっかり忘れてしまっている。これが短期記憶と呼ばれているもので、電話番号が長くなってしまうと覚えられないように、記憶範囲というある保存容量を有している。二重貯蔵モデルによると、感覚登録器に保存された感覚記憶のうち、注意を向けられた情報だけが短期記憶貯蔵庫に保存されるとしているが、コーディングやリハーサルなどのコード化が行われなければ、15-30[s]でその情報は消失してしまう。

(3) 長期記憶

コーディングやリハーサルによって長期貯蔵庫に保存された記憶は、長期記憶としてほぼ永久的に保存される。長期記憶には保存容量に限界がなく、長期記憶された情報は忘却されることはない。これは、言語を用いて記述できるかどうかによって、宣言的記憶と手続記憶に分けることができ、さらに宣言的記憶は、一般的な知識に関する意味記憶と、ある時間的・空間的文脈の中に位置づけることができるエピソード記憶に分類される[66]。

まず、意味記憶は、言語を使用する際に必要で、単語やその意味、その使い方などについて体制化された知識のことを指す。Collins と Quillian は、意味記憶内の情報がどのように保存されるかを、Fig.2.14 のような意味ネットワークモデルを用いて表わしている[67]。ここでは、概念が上下関係を持ち、それらが階層的に組織化されて

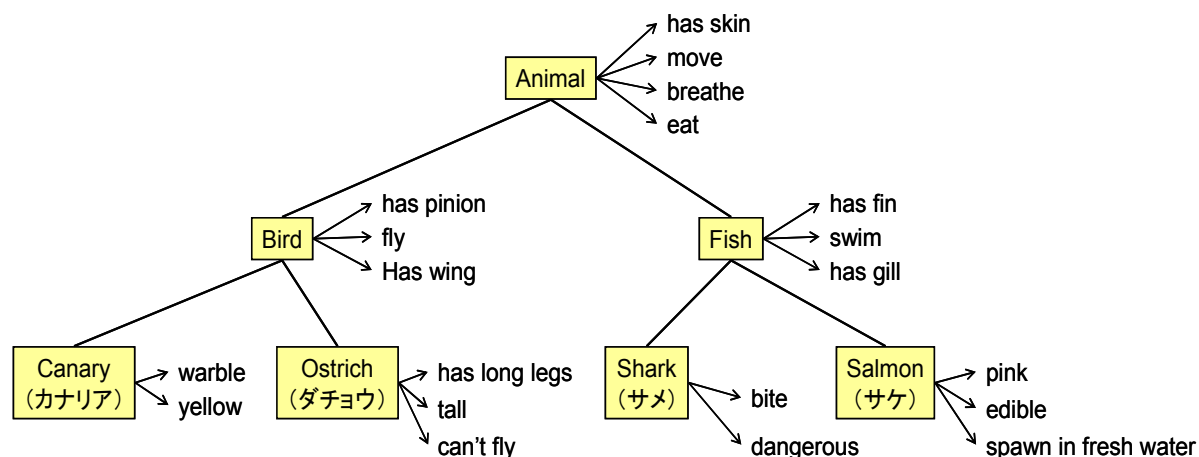


Fig.2.14 Example of Semantic Network Model

おり、各概念はネットワーク中のノード、概念間の関係はリンクとして表現されている。また、エピソード記憶は「昨日は友達と新宿で映画を見た」といったように時間や空間を特定して思い出すことができる、個人的な体験に関する記憶のことである。

これらに対して、自転車の乗り方のように、生まれてきてから意識しなくても徐々に築かれていくものを手続記憶といい、言葉によって記憶されないという特徴がある。

2.3.3 想起

人間はよく知っている曲を聴くと、努力せずにその曲名を思い出したり、知人に会うと、すぐに誰であるかわかる。このように膨大な記憶の中から、必要な事柄を思い出すことを想起という。これには、顔の一部分を見ただけで顔全体を想起する自己想起と、「リンゴ」と聞いて「甘い」を想起するような相互想起がある。

想起に関する実験においては、再生・手がかり再生・再認といった手続きが用いられている[68]。まず、再生とは、記憶した項目を思い出して再現することで、「昨日誰に会ったか」という質問に対して答えることが再生に当たる。手がかり再生は、学習時に何らかの手がかりを呈示し、想起時においてもその手がかりを呈示することによって、記憶の再生を促す方法である。この場合「昨日駅で会ったのは誰だったか」というように、想起すべき記憶に関する情報を含んだ質問をして、想起してもらう。再認は、より容易に想起できるようにしたもので、いくつかの項目を同時に呈示して、その中から保存した記憶を選択してもらう強制選択法と、1つずつ呈示して、それが保存されている記憶であるかどうか答えてもらうはいーいいえ法がある。

特に、手がかり再生においては、外的環境だけではなく内的状態も手がかりになることが知られている。この中でも、Eich と Metcalfe は、気分が記憶想起の手がかりとなることを示している[69]。彼らは、まず学習者の気分を明るい音楽、暗い音楽を聴かせることにより誘導し、学習時に明るい音楽を聴いて明るい気分になった被験者は、同じように明るい音楽を聴いているときの方が、学習した事柄をよく想起できるということを明らかにした。このように想起時に学習時と同じ気分になると、学習したことをよく想起する現象を気分の状態依存性という[35]。ただし、これは学習した事柄の快・不快・中性に関わらず、学習時と想起時の気分が同じ場合であるときの方が、異なる場合と比べて想起されやすいというものである。一方、学習時の気分は中性であっても、学習した内容と想起時の気分が一致すると、想起が促進されるということも知られている。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。

2.4 まとめ

本章では、(1)ヒトの脳のしくみ、(2)それをモデル化したニューラルネットワーク、(3)脳におけるカオス現象、(4)ヒトの記憶のメカニズムについて紹介した。

第1章においてニューラルネットワークにカオスを用いた研究例を挙げたが、実際に脳のニューロンはカオス的な振舞いをしているため、これらのネットワークは従来のモデルと比べてより人間に近い情報処理を行っているものと思われる。しかし、生物のニューロンは、数個あるいはそれ以上の内部変数を有しているため、ニューロン数千個からなるネットワークは脳のごく一部にすぎない。つまり、脳は複数のニューラルネットワークが結合している系であると考えられるが、このような系に関してはこれまでほとんど研究されてこなかった。そこで、本論文では、第3章で新たに考案したカオス的な力によって駆動するニューロンについて述べ、第4章においてそれらを用いて構築したニューラルネットワーク、およびそれら2組を結合した系について説明する。

また、人間の記憶は、コード化・保存・想起の3つの過程からなるとされているが、これらはニューラルネットワークを用いることによって実現できると考えられる。まずコード化は、入力されたデータを自己組織化マップによって整理し、あるパターンと化すことで可能となる。想起に関しては、気分の状態依存性および気分適合性といったように気分と深い関係があり、快い気分は快記憶を、不快な気分は不快記憶を想起させる傾向にあることがわかった。つまり、第4章で述べるネットワークにおいて記憶と気分を関連づけ、連想記憶問題に適用することによって気分に従った想起を実現することができる。第5章ではこのようなコード化モデル、想起モデルについて述べ、第6章においてこれらをヒューマノイドロボットに応用した結果を示す。