

第4章

生理機能：

神経生理，知覚および動作



夏の浜辺

いままで述べてきた心の内部の基本機能と異なり，知覚と動作は心と外界ならびに心と身体を結びつける，仲介／インタフェースの役を担う生理機能である．本章では，まずニューラルネット論の基礎について述べ，その上で知覚と動作の機能を述べよう．

4.1 神経生理

4.1.1 神経細胞とニューラルネット

神経細胞

神経生理の単位である神経細胞について，図 4.1 と対比しながらその構造を述べよう．神経細胞の主要部は，膜で覆われた細胞体である．細胞体は中に細胞核を含む．細胞体からは，他の細胞に情報を伝達するための軸索が伸びている．軸索は数ミリメートルから数十センチメートルと言われており，図では途中を省略している．軸

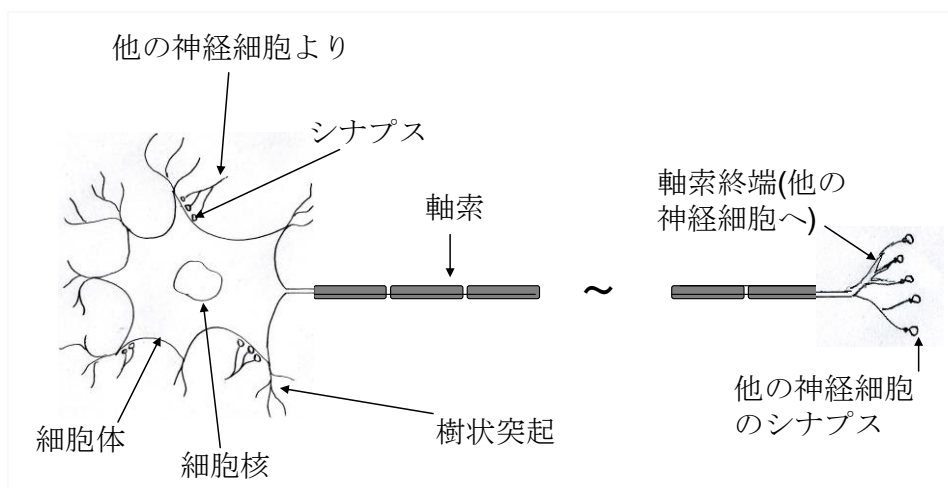
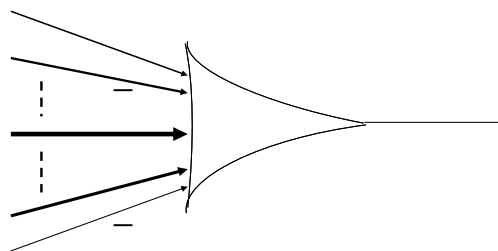


図 4.1 神経細胞

索の先は枝分かれして、他の神経細胞につながる。一方細胞体には樹状突起と呼ばれる尖った部分がある。他の神経細胞からの軸索を受け入れる。細かく見ると、樹状突起と軸索の終端との間にはシナプスと呼ばれる接合部がある。

次に、神経細胞の機能を見てみよう。神経細胞は、化学物質に基づく電気的変化で機能する。細胞膜は、通常一定の電位を保っている。あるシナプスに他の細胞からの電気信号／インパルスが届くと、そのシナプスに応じた微小な電位の変化が生じる。多くの樹状突起にいくつもシナプスがあるので、個々の微小変化を加え合わせた、総和の電位が細胞体に作用する。シナプスには興奮性と抑制性があり、総和をとるとき興奮性の場合にはプラスとして働くが、抑制性はマイナスとして働く。細胞体には、ある値、しきい値が定まっていて、総和がこの値を超えると、細胞体は発火して、軸索から他の細胞に向けてインパルスを送り出す。この機能を数理的にとらえるモデルとして図 4.2 のようなユニット(細胞体)を考える。ユニットに入り込む線(軸索)は当該シナプスの電位の変化量を反映して太さが異なる。ある入力線のインパルスの大きさを x 、シナプスの変化量を w とすると、 xw がその入力線の電位の変化量すなわち太さである。全体として総和がプラスになると、しきい値 0 を超し、ユニットが発火して大きさ y のインパルスが出ていく。



“-” は抑制性のシナプス。またしきい値は 0

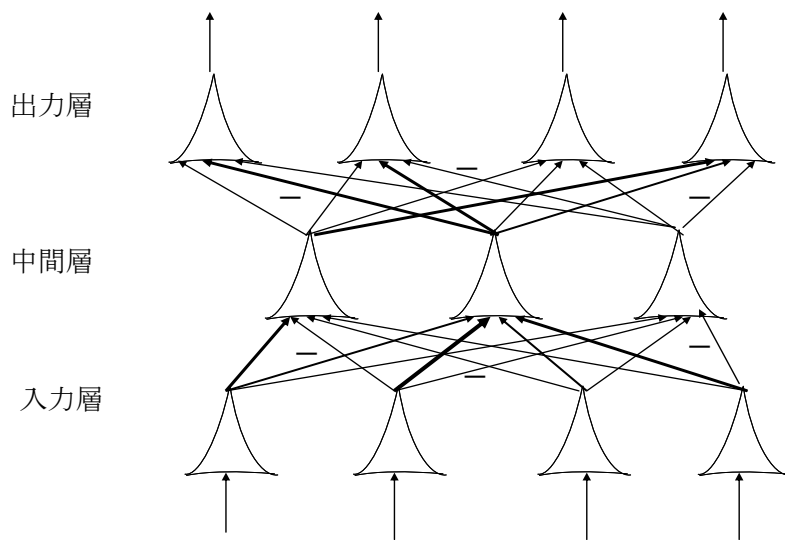
図 4.2 神経細胞のユニット

NN

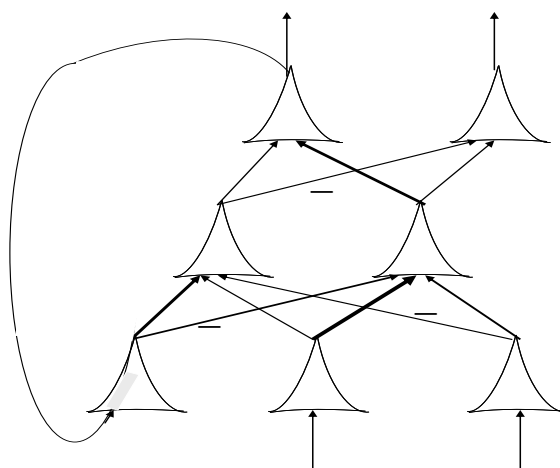
ユニットを色々な形式で結びつけることによって、種々のニューラルネット (NN) が形成される。

➤ 種類

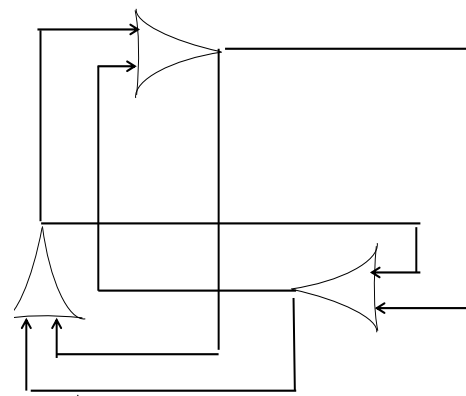
図 4.3 に 3 種類の回路を示している。同図 (a) はユニットを 3 層に重ね一方向に情報の流れる、階層型回路の例である。第 1 層は入力層で、この回路への入力 4 本の線から入ってくる。第 2 層は中間層で、この回路の処理内容を定める。第 3 層



一方向の層を重ねる
(a) 階層型



ループ (フィードバック) を持つ
(b) リカレント型



各ユニットが他のすべてのユニット
と結合している
(c) 相互結合型

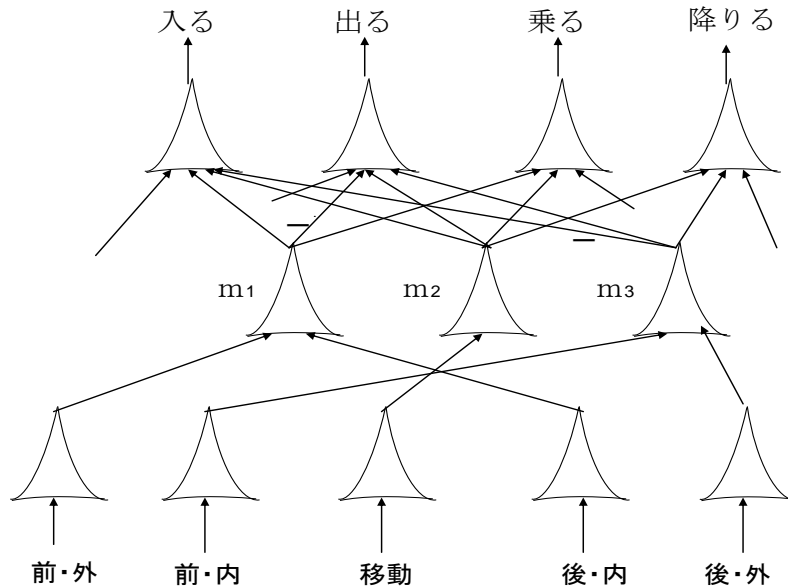
図 4.3 NN の種類

は出力層で、処理の結果を出力する。パターン認識のように、入力されたオブジェクトを識別するのに適している。同図(b)に示すのはループを持つ回路である。出力ユニットの一つが入力ユニットに結び付けられている。このような機構はフィードバックと呼ばれ、ある時点での処理結果を次の時点での処理に反映させるのに適している。同図(c)に示すのは、相互結合型の回路である。ユニットが相互に結び

ついており、いくつもの関係が互いに絡み合っている場合の処理に適している。

➤ 階層型回路

階層型におけるオブジェクトの抽象化過程に関して補足しておこう。事象の認識で取り上げた出るを含め、出入りに関する事象の認識回路を図 4.4 に示してい



出入りに関する事象群を認識するばあいのイメージを示している。実際の処理はもっと規模が大きく複雑である。

図 4.4 階層型回路における抽象化（イメージ図）

る。単なるイメージにすぎず、実際の回路はもっと大規模で複雑なので注意願いたい。出入りにおいては、移動前後の内または外の関係が大切である。同図において前状態で内すなわち前・内と後状態で外すなわち後・外というインパルスが入力されると、入力層のユニットに続き中間層 m3 が発火する。ここで移動のインパルスが加わると、m2 も発火する。これらにより、出力層の出ると降りるの両方が発火するが、もし（図では表現されていない）乗物のインパルスが加わると、降りるが発火する。階層型回路における認識では、このように層が上位になるにつれ次第にデータの抽象化が進む。

4.1.2 学習機能

神経細胞のシナプスにおける電位変化は固定的ではない。何度もインパルスの届くシナプスは、wすなわち結合の強度が増大する。結合の強度の大きいシナプス、換言すると太い入力線は、当然、その細胞の発火に大きく貢献する。この性質は、

粘土に力を加えると力に応じて粘土が変形する性質にちなんで、可塑性と呼ばれる。可塑性に基づいて NN が学習する過程について述べよう。学習は、指導する教師に依存する。

➤ 教師なし

指導する教師のいない学習を示そう。ある相互結合型の回路において二つのユニット、 u と v が含まれるとする。入力を与えられたとき、もし u が発火するとつねに v も発火し、逆に v が発火するとつねに u も発火するならば、両者の相関は強いと考えねばならない。そこで両者を結びつける線を同時発火のたびに少しずつ太くする。この操作により相関の強さが次第に強化される。

➤ 教師あり

教師から要点の指導を受ける学習について述べる。学習の基本方針は、学習用データを入力して、その出力を教師の指示する出力データと比較し、誤差がなければそれでよし、さもなければ誤差をもたらす配線を見つけて線の太さを調整する、ということ繰り返すものである。

具体的に図 4.4 において中間層のない、入力層と出力層だけの 2 層回路を仮定する。初めに、例えば前・内、移動および後・外を入力したとしよう。このとき教師からの指示として、出力ユニット出るは大きく+の値、一方入るは出力しない、であるとして。実際の出るは、指示に反し+の小さな値、入るは+の大きな値になったとする。特に入るでは大きな誤差が出たので、そこへの配線の太さを誤差が減るようやや大きく調整する。その他についても誤差に応じて微調整する。2 層回路では、多くの学習用データに対しこのような調整を繰り返す。

それに対し 3 層回路では、最初のデータを入力して、出力層と中間層に対し教師の指示データを用いて上記調整操作を施す。次に中間層と入力層に同じ操作を施そうとするが、これについては教師からの指示データがない。そこで先の操作で中間層から出力層に向けて線の太さを修正したので、代わりにその値を教師の指示データと見なす。中間層と入力層に対する操作により入力層の配線の太さが調整される。なお誤差の調整には、全体としてできるだけ誤差を少なくする、最小二乗法という数理的手法が用いられる。このように多層の回路では、上から下に向けて調整操作を逆向きに順次施す。以上が一つの入力データに対する処理で、これを多数のデータに対し繰り返すと、遂には教師がいなくても望ましい出力が得られるようになる。この学習は、ルーメルハートらによって提案された誤差逆伝播^{でんぱ}と呼ばれる学習法である [37]。

4.1.3 処理機能

NNにおいて与えられた入力に対しどのような識別が可能かは、回路の種類や層の重ね方、さらには教師のあり／なしに応じて種々数学的な追求がなされている。2.2節で物や事象あるいは変化する視界など、日常生活で目にするオブジェクトの認識に注目した。いずれの認識についても概念データが必要で、それには予め概念的特徴や視覚的特徴を陽に抽出し、データベース化しておくことが必要である。実際問題として難しい課題で、これがパターン認識の応用にブレーキをかけていた。

パターン認識

その課題に対し、NNには次のような長所がある。

- (1) 予め陽に個々の概念的特徴に注目しなくても適切な学習データを与えると概念全体を学習し識別できる。
- (2) 予め特定の概念的特徴に注目できれば、それを抽出することもできる。

一方、短所もある。

- (3) 回路が大きくなるにつれ全体がブラックボックス化する。

これらを議論するため、まず図 4.5 を説明しよう。同図は馬、ロバそれに動物の認識を目指す階層型回路である。簡単のためそれぞれの概念全体ではなく、視覚に関わる部分のみの学習に注目する。馬の画像を入力したときは出力の馬と動物がプラス、そしてロバがマイナスとなるよう指示、一方ロバの画像を入力したときは出力のロバと動物がプラス、そして馬がマイナスと指示する。これを繰り返すと、馬の入力画像で馬と動物がまたロバの入力画像でロバと動物が出力するよう学習する。3.2節で概念形成における一般化と特殊化について述べたが、動物に関わ

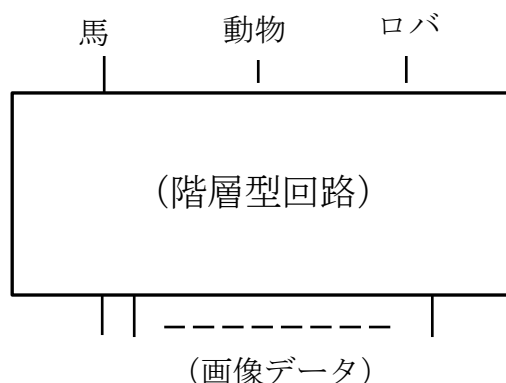


図 4.5 識別機能

る部分は共通性に注目しているのので、一般化を行っている。それに対し馬あるいはロバに関わる部分はそれぞれに特異な点をとらえているので、特殊化を行っている。

まず(1)に注目する。学習過程で教師は馬やロバの視覚的特徴に一切ふれていない。にもかかわらず結果としてそれぞれの特徴を把握したと同様に識別できる。また(2)に関し、例えば“足が4本ある”ことを予め教師が承知していて動物の出力にもう一つ4本足を加えると、学習後は4本足の出力が得られる。このように特徴を陽に抽出しなくても識別できるし、あるいは予め特徴を承知していればそれに特化した出力も得られる。これは計算論のパターン認識では適わなかった手法で、NNの応用面で強力な長所となる。

次に(3)に関し、階層型の層を重ねたり種々の型を組み合わせたりして回路が大きくなるとユニット数が増大する。個々のユニットの配線の結合強度/太さは学習で変化し、最終的に回路の全配線に強度のパターンができる。これを静的にとらえると特徴を記憶したパターンと言える。先の図4.4に示した小さなモデルではその一部を観察して全体における役割をある程度知ることができた。しかし図4.5ではどの部分が一般化あるいは特殊化に関わっているかは、必ずしも明確でない。回路が大きくなると複雑になるにつれ、システムの設計者でさえも個々の部分の機能を知ることが適わなくなり、次第にシステムがブラックボックス化する。かつて行動主義の心理学が刺激と反応のみに注目して心をブラックボックス化したことに対し認知科学やAIの創始者たちが強い批判を浴びせた(1.2節参照)。システムを還元論に沿って要素とその構成に分解できないと、理論の発展性にあまり期待が持てなくなる。

高次の認知処理

NN論を拡張するには、まず還元論に対する配慮が必要であろう。それには回路の部品化/モジュール化が一般的である。もちろん状況により一つのユニットしか持たないモジュールもあり得よう。各モジュールの内部構成はブラックボックスであるとしても、入力と出力の仕様は明示するものとする。これにより種々の機能を持つモジュールを組み合わせてもシステム全体としてグレーボックス化が可能になる。いずれの手法を取るにせよ還元論で把握できることが大切なのである。もう一つは時間経過への配慮である。本節の議論ではユニットにおける処理時間を不問にしてきたが、現実はそのようではない。NNに時間軸を導入すると、処理順序が明示化され、記憶に関しても結合強度のパターンという静的な方式だけでなく信号がル

ープの中を移動する方式にも拡張できる。

以上を踏まえた高次の認知処理を2, 3紹介しよう。

➤ 構築 - 統合モデル

記号処理によって得られた意味ネットワークをNNで解釈し、推論するものである。例えば“アスピリンを飲んだら、頭痛が治った”という文において飲むと治るという因果関係の間に“(アスピリンが痛みを)鎮める”という橋渡しの事象が隠れている。まず統合段階で計算論に沿って飲むと治るを中心にした意味ネットワークを張る。このネットワークをNNと見なし、確度に沿った“活性値”を各節に割り付ける。次の統合段階で活性化拡散と呼ばれる手法で学習させると、アスピリンなどの節を通じて隠れた事象の活性値が上がり、因果の連鎖が浮かび上がる[38]。

➤ 記号的コネクショニスト

従来は記号処理として扱われた高次の認知機能をNNで実現しようとする取り組みがある。例えば、咲くという事象を表すユニットのクラスター/モジュールにおいて主格のユニットと別のクラスターに含まれる花のユニットが同じタイミングで発火すると、咲くに対し主格の役割を担って花が結合したと解釈する。格構造の解析以外にも割り込み、繰り返し、IF-THEN推論などに取り組む[39]。

➤ 深層層学習

コンピュータの強力な計算力を背景にして多数のユニットを多層に重ねて教師ありの学習を行い、実践的なAIを目指す。大規模データの処理や類推という手法に特徴が見られる。例えば天気予報システムでは、オンラインの計測機器/センサーを多くの地点に設置するため、大量の入力データを扱う。また類推は、2.3節で原理を示したが、事例ベースを用いる。実用化を目指すそれが大規模となり、入力に対し最も近い事例を検索するのに統計的判断が求められる。その上で選ばれた事例を参考にして、望ましい出力を得るものである。

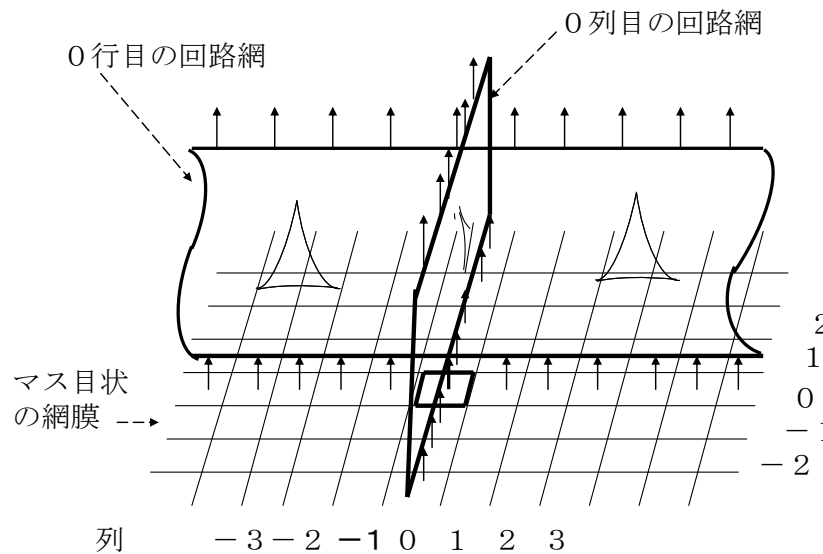
4.2 知覚

知覚には、視覚、聴覚、味覚、嗅覚、および触覚の五感の他に、内臓の状態や身体の平衡を感じ取る機構もある。本節では特に重要な視覚に焦点を当てる。ただしNNの詳細な構成を示すのは難しいので、処理される機能を中心に述べる。

4.2.1 視覚の機構

視覚器

目の機構は、デジタルカメラを参照すると理解が容易である。よく知られているように、目にはレンズの役をする水晶体と、絞りの役を果たす瞳孔と、とらえ



網膜上のあるマス目(視細胞)に注目し、そこを原点(0, 0)として近傍、特に
行と列、両方向の処理をする。

図 4.7 網膜の一部とその近傍の NN(イメージ図)

た画像のメモリーの役をする網膜がある。水晶体の厚さは、焦点を調節するため
対象の遠近に合わせて変化する。また瞳孔は、入ってくる光の量を調整する。網
膜には、1 億を超える視細胞があり、それらは明暗と色をとらえるものと 2 種類
ある。網膜に写し取られた画像はマス目上に区切られ、一つずつの画素すなわち
視細胞が明暗あるいは色の情報を受容する。図 4.7 は、網膜上のある視細胞（画
素）に注目しそこを原点(0, 0)とした近傍、特に行と列の両方向の NN をモデ
ル化している。原点(0, 0)の視細胞は、行方向の回路にも列方向の回路にも参加
している。

立体視

自然界は 3 次元空間である。人はどのようにして画面の奥行きをとらえるのだら
う。図 4.7 のようなトンネルは片目だけでも奥行きを知覚できる。しかし一般の場
面では両眼を用いないと奥行きをとらえられない。図 4.8 は一つのオブジェクト
(3 角錐)をとらえたとき、それぞれの目がどのような角度になっているかを示し
ている。同図では、ややおおげさな表現をしているが、実際にはわずかに角度が異
なり、その差は両眼視差と呼ばれる。立体視は、この両眼視差を利用する。立体視
の処理には、難しい課題がある。3 角錐で視線の交わる点は、左右の網膜上で同じ

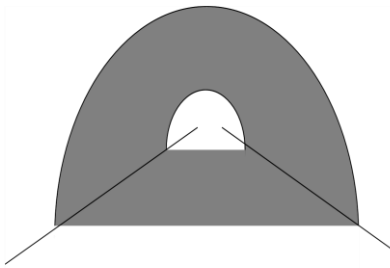


図 4.7 トンネル：
奥行きのある画面

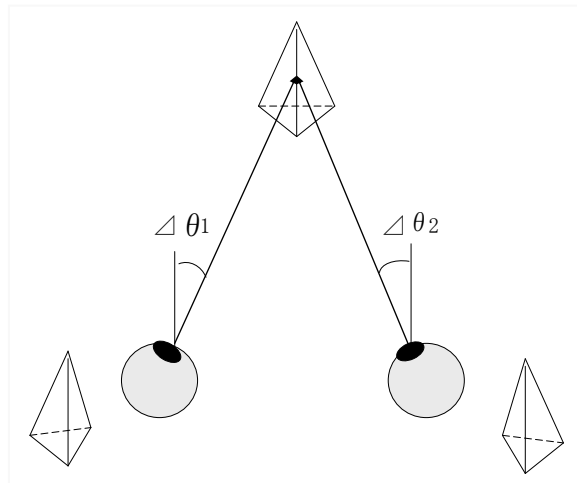


図 4.8 両眼視差

(x, y)座標にない. 左右の画像を融合しようとするとき, 片方の点に対しいくつかの制約に注目してもう一方の対応点を定め, その上で視差による奥行きを計算するという複雑な処理が施される.

4.2.2 並列分散処理

視覚レベルで行われる処理は, 概念的特徴に基づく認識に比べ, 画像の表層的な前処理が中心である. 本書では, 画像の意味内容に踏み込む深層的な処理を高次と呼ぶのに対し, 表層的な処理を低次と呼ぶ. 低次の処理では以下に示すような並列分散方式が取られる.

➤ 雑音除去

低次の処理の代表例は雑音除去である. 例えば白い用紙に描かれたモノクロの図の余白に, 細かいシミが沢山あるとしよう. 図の認識に集中するには, 雑音を除く必要がある. ある画素の左右上下の画素がすべて白で当該画素だけが黒なら, その画素は雑音の可能性が大なので, 黒を白に変えてしまう. この操作を全画素に同時に施すと, 小さなシミ等の雑音がかなり取り除ける. もちろん見込み違いで, 大切な情報を失うこともある.

➤ 輪郭線

形をとらえる上で重要な特徴は輪郭線である. 例えば墨で写し取られた相撲取りの手形を考えて見よう. 画面上部の横方向に左から視線を走らせると, 右手の場合人差し指の所で黒いマス目が現れる. しばらく黒ですぐに白に戻るが, そのまま走らせると, 今度は中指の黒が現れる. このように黒になったり白になったりして,

移動する視線上のマス目の明暗の値が変化する。一様であった明暗／色がある所で急激に変化したり，ゆるやかに変化する明暗／色がある所で急激に変化したりすると，そこは輪郭線の可能性が大である。このような変化の仕方を縦横両方向にわたって調べると，輪郭線が浮かび上がる。

➤ 変位

物体が連続的に移動したりあるいは変形したりするときの変化量を考えよう。図4.9に人がお辞儀するときの位置変化，特に特徴的な点の変化量を矢印で表している。このような矢印は動きベクトルと呼ばれ，各画素が単位時間の間にとれほど変位したかの向きと大きさを示す。移動あるいは変形する物体の全体に対してこのような変化量を求めると，物体の移動の速度とか変形の大きさを知ることができる。

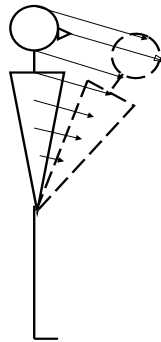


図 4.9 物体の各点の連続的変位

➤ 領域

青い空，緑の草原，黒い髪など，画面には色や明暗に応じて均質な領域が形成される。それらが認識のための手がかりになることは述べるまでもなかろう。均質な領域を取り出すには，同じ明暗や色情報を持つ画素が画面全体にどれほどあるかに注目すると同時に，雑音処理と同じく周囲の画素とのつながりをチェックする。

以上の他にも低次の処理には種々の機能がある。低次の処理に共通して言えることは，各画素の近傍を行と列，さらには斜め方向も参照して，画面全体を同時並行的に処理する形態である。

4.3 動作

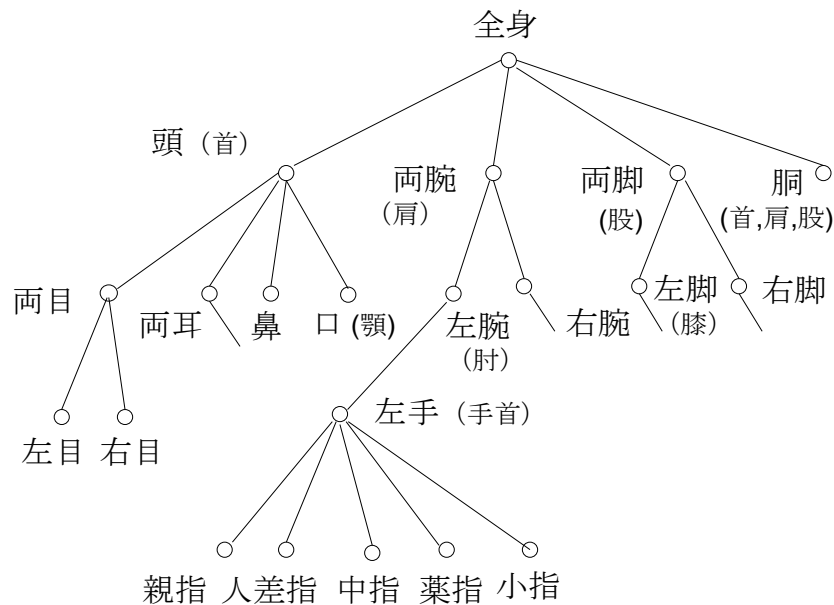
身体の構造を観察した上で，動作の制御について考えよう。前節同様，NNの詳細ではなく，処理機能を中心に述べる。

4.3.1 動作の機構

もし人の身体がムカデのように、それぞれは単純な動きしかしない多数の足や手で構成されているとすると、その動作はかなり制限されたものになるだろう。

身体構造

図 4.10 に制御する観点からとらえた階層構造を示す。人体は、大きく頭、胴、両腕および両脚からなる。頭は胴の上に位置しているが、これは視聴覚の観点から好都合である。脚が腰より上にあると歩くことができず、尻尾があると座りにくい。図 4.10 の各節において兄弟要素の数は短期記憶における魔法の数字（ 7 ± 2 ）の制約の範囲内にあり、制限を損なっていない。その制限を超える 10 本の指は左右に分散され、協調作業に便利なように両手、両足ともに対称性をもっている。



注. かっことは軸となる関節を示している。

図 4.10 身体構造

関節と筋肉

人体を構成するすべての骨を合わせるとおよそ 200 になる。骨と骨とは、頭蓋骨のように固定的な結合もあるが、多くは関節によって結合し動かすことができる。骨の動きには、脳や内臓などの重要な器官を収め保護する機能もあるが、ここでは関節を支点とした動作機能に注目する。図 4.11 に腕の関節の仕組みを簡単なモデルで示している。関節を曲げるためには、腱によって骨に結び付けられた筋肉が収

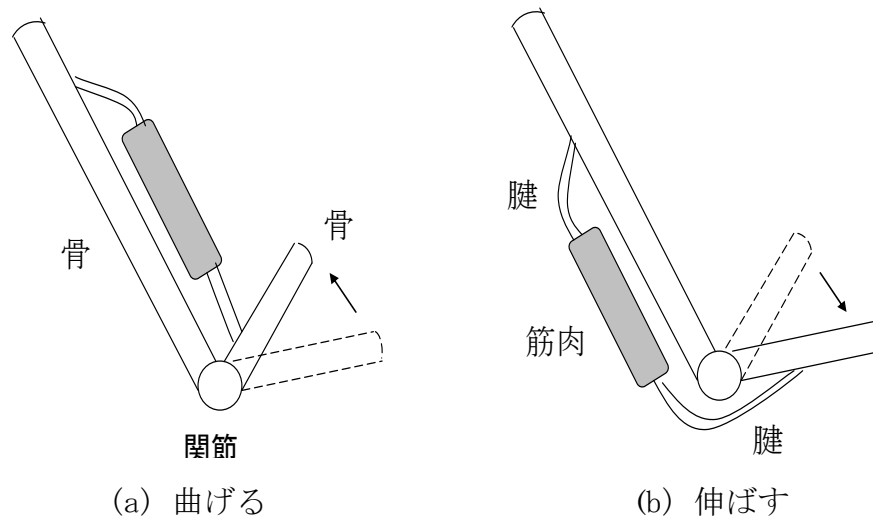
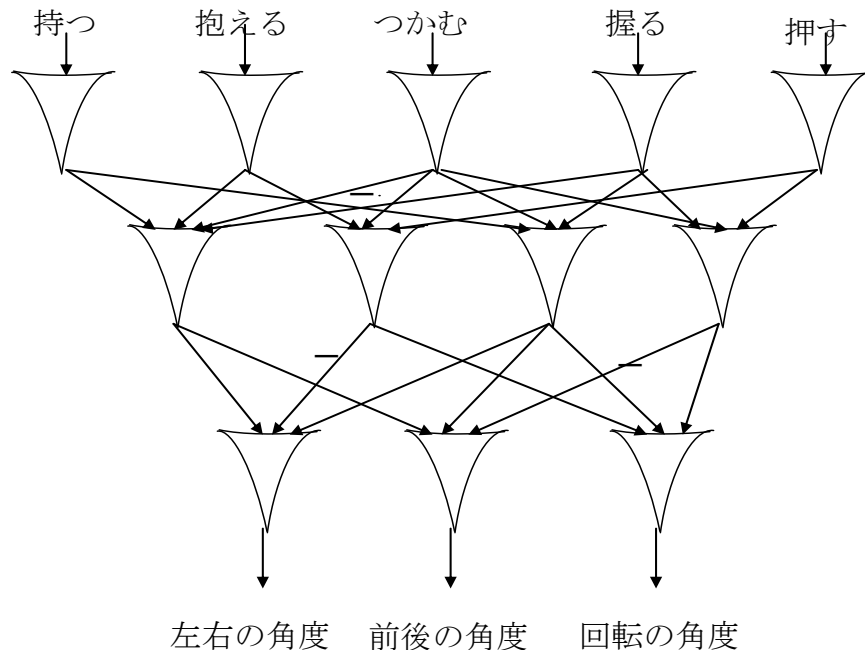


図 4.11 腕の関節のモデル

縮する．筋肉は収縮によってのみ力を産み出す．同図(a)は，収縮によって関節が曲がった状況を示している．いったん曲げた関節を元に戻すには，屈曲用の筋肉を利用できないので，同図(b)のように反対側に結びついたもう一つの筋肉を収縮して関節を伸ばす．関節は，肩，ひじ，手首，指，股，膝，足首，などであり，それぞれで動きのモードが決まっている．例えば膝は前後に曲がるだけである．それに対し肩は，腕を前後，左右に動かすだけでなく，ぐるぐる回転させるなど複雑な動きが可能である．

4.3.2 制御信号

前項によると，身体の動作では関節を動かすためどの筋肉にどれほどの力を加えるかを制御することになる．制御信号は，具体的にどのように生成されるのであろう．手を動かすために肩関節の制御信号を生成する例を図 4.12 に示している．単なるイメージにすぎないが，認識と比較したばあい大きな相違がある．認識の場合は外界からの生データを受容し，回路を通じて次第にデータが抽象化される．それに対し動作機構の場合は，内界からの，歩けのような抽象的な指令を受理して，最終的には筋肉の収縮など具象的な信号を発しなければならない．データの抽象化という観点から認識とは，全く逆の方向性を持っている．



手の動作を制御するばあいのイメージを示している。階層の向きが図 4.4 と逆向きである点に注意。実際の処理はもっと規模が大きく複雑である。

図 4.12 肩関節の制御 (イメージ図)

本節の最後に知覚や動作における並列処理について補足しておこう。認識、推考、表出、言語など基本的な心理機能は、通常、それぞれ逐次処理が施され、同時並行的には機能しない。つまり同一の機能に専念する仕組みになっている。それに対し視覚の場合は、百万にも及ぶ多数の画素を並列分散処理する。ただし個々の画素に分散された処理は単純で、かつ低次の内容である。動作の場合は、低次と高次の内容を伴う、いくつかの並列処理を行う。例えば動作歩くのプログラムでは大半において運動機構が作動し、手、足、指などで並列処理が行われる。しかし一部で異なる機構や機能、具体的に述べると 2.4 節の①では知覚・認識、⑥では平衡感覚、そして⑧では触覚・認識との連携が行われる。同じ機構/機能内の並列数であれ、連携する機構や機能の数であれ、やはり魔法の数字の範囲を超えることはできない

4.4 コンピュータシミュレーション

筆者の研究室では、人体の動作に関し歩行と跳躍についてのシミュレーション

を行なった。動作のみに注目するのではなく、文献[22]で述べているように、認識、推考および表現との連携を取る制御を背景にしている。また、手書き動作についても調査した。手書きの場合は、文献[18]で述べているように、手の動きに起因する雑音が多く発生する。それらは適切な画像を描く上でも、また描かれた画像を認識する上でも不都合をもたらす。調査の結果、指、手首および腕の動きによって3種類の雑音が見出された。雑音を除去するサブシステムを構築し、並列分散処理（プログラム）によって除去した所、SUPPの前処理として有効であることが分かった。

