

先生へ

いなかっただので、提出してきます

10:50 2'3

平成15年度
卒業論文
ニューラルネットワークにおける
パターン認識

信州大学理学部物理科学科
00S2018J 西山実穂

2004年2月27日

目次

第1章	序論	2
第2章	ニューラルネットワーク (Neural Network)	3
2.1	ニューロン (neuron)	3
2.1.1	ニューロンについて	3
2.1.2	ニューロンの具体的動作	4
2.1.3	ニューロンモデル	5
2.1.4	ユニットの応答特性	5
2.2	ニューラルネットワーク	6
2.2.1	ニューラルネットワークについて	6
2.2.2	ニューラルネットワークの特徴と問題点	6
2.2.3	ニューラルネットワークのモデル	8
第3章	ニューラルネットワークの 学習機能	10
3.1	学習	10
3.1.1	パーセプトロン学習	10
3.2	多層パーセプトロンと誤差伝搬法 (Back Propagation)	10
第4章	情報処理とパターン認識	12
4.1	視覚情報処理	12
4.1.1	視覚情報処理の大きな流れ	12
4.2	パターン認識	13
4.3	文字認識	13
4.3.1	鋳型照合モデル	13
4.3.2	パンデモニアム・モデル (Pandemonium Model)	13
4.4	図形認識	14
4.4.1	画像認識・理解	14
4.4.2	輪郭抽出、特徴分析、位置ずれの考慮のメカニズム	15
第5章	パターン認識によるシミュレーション	16
5.1	理論	16
5.1.1	学習システム	16
5.1.2	認識システム	16
5.2	フローチャート	17
5.2.1	学習システム	17
5.2.2	認識システム	17

第6章 まとめ

18

参考文献

19

謝辞

20

第1章 序論

現在、多方面にわたりニューラルネットワークについての研究が行われている。これらの研究の成果により、実用化されているものも多く存在する。

今回、ニューラルネットワークの中でも、パターン認識という分野に的を絞り、図形認識を研究のテーマとする。まず、ニューラルネットワークに関する基礎的なことから知識を深めていき、図形を認識させるためにパソコン上でシミュレーションを行う。

第2章 ニューラルネットワーク (Neural Network)

人間の脳は約 150 億個もの神経細胞から構成され、記憶や学習機能を備えている。この章では、神経細胞や神経細胞が作り出すネットワークについて説明する。

2.1 ニューロン (nueron)

ニューロンとは神経細胞のことで、1891年 Wilhelm Waldeyer によって提唱された。ニューロンの語源はギリシャ語で、「網」を意味する。以下では、生体におけるニューロンについて説明する。

2.1.1 ニューロンについて

成人した人間の脳は約 150 億個ものニューロンが存在し、互いに結びついている。生物の脳の神経系は多数のニューロンが複雑に結合され、それぞれが並列処理を行っている。

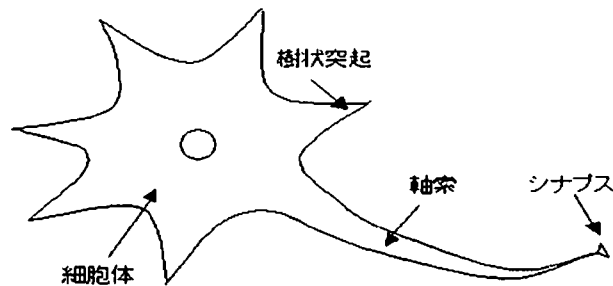


図 2.1: ニューロン

- 細胞体 (soma)
核などが含まれている部分で、ニューロンの本体。入力信号を処理している。
- 樹状突起 (dendrite)
細胞体から伸び出した多数の枝のような部分で、ニューロンの入力端子にあたる部分。
- 軸索 (axon)
細胞体から伸びだし、一般に太くて枝分かれしない。1 個のニューロンに 1 本しか存在しない。ニューロンの出力端子にあたる部分。

- シナプス (synapse)

他のニューロンをつなげる役割をする。樹状突起はシナプスを通して、他のニューロンからの入力信号を受け取る。また、シナプスの伝達効率はいずれも異なっていて、情報は常に一方方向である。

1つの神経細胞は多いもので数万本の軸索とシナプス結合して情報を受け取る。このようにして、脳では多くの神経細胞同士が複雑に結合しあうネットワークを構成し、大規模な情報処理を行っている。

ニューロンの特徴としては、興奮後にたとえ強い入力信号がきても神経は興奮できない絶対不応期、その後もしばらくは興奮の閾値が通常よりも高くなり興奮しにくくなる相対不応期や、1つの細胞が興奮続けると閾値が徐々に増加し興奮しにくくなる疲労などがある。

2.1.2 ニューロンの具体的動作

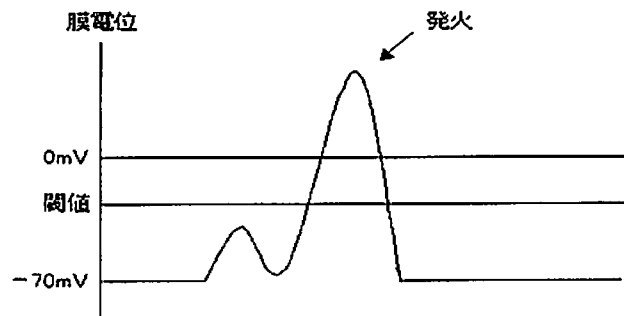


図 2.2: ニューロンの発火

ニューロン間の情報伝達は電気信号によって行われている。細胞は細胞膜で外部と隔てられているので、外部とは異なる電位を持っている。外部の電位を 0 mV としたときの内部の電位を膜電位という。通常、内部の電位は外部の電位よりも低く、 -70mV である。

入力信号がくると、シナプスを介して膜電位が変化し、上昇する。これがある閾値を超えると、内部の電位が急激に上昇（この現象を発火という）し、その後、急速に落ち込み、元の値に戻る。これを細胞の興奮という。つまり、ニューロンは多数の情報を受け取り、その総和を計算し、閾値と比較して発火するかを決定する。（図 2.1 参照）

神経細胞は多数の入力信号を受け取ると、各シナプスにおいて膜電位の変化が起こり、これが細胞体を伝わる途中ですべて重なり合い、その和が細胞体の膜電位を構成する。

2.1.3 ニューロンモデル

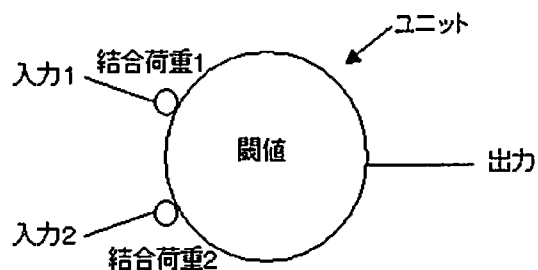
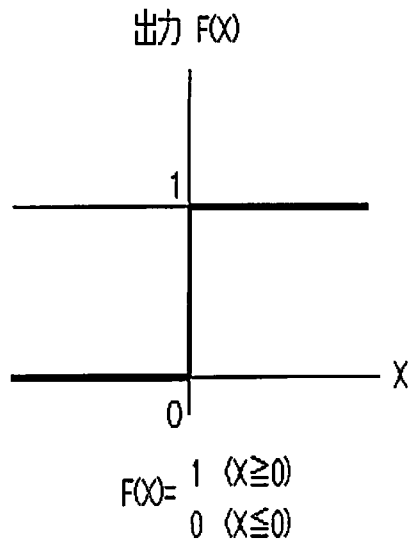


図 2.3: ニューロンモデル

ニューロンモデルは別名ユニットといい、1943年 McCulloch と Pitts により初めて提案された。このニューロンモデルは入力のリ重み付き和を閾値関数に通すだけの単純な素子で、実際のニューラルネットワークにおける神経活動の複雑な動作パターンやタイミングを記述することはできないし、実際のニューロンで知られている複雑な特性もすべて反映されるわけではない。このニューロンモデルは本当のニューロンのコピーではなく、あくまでコンピュータでその機能を実行することが可能な単純化されたモデルである。

2.1.4 ユニットの応答特性

- McCulloch-Pitts モデル



荷重和の値に応じて2通りの状態（あるいは出力）を持つモデル。McCullochとPittsにより提案されたもので、初期のニューロンと有名なパーセプトロン（3.1.1 参照）で用いられた。

図 2.4: McCulloch-Pitts モデル

- シグモイド (sigmoid) 関数モデル
準線形の飽和型の応答特性をもつモデルで、このモデルを用いることにより McCulloch-Pitts モデルに比べてニューロンの性能が向上した。
- その他のモデル
ユニットの応答特性としては、ボルツマシンなどで用いられている確率モデルや、非線形モデルの一種であるカオスモデルなどが知られている。この応答関数の選択の仕方によっても、ニューラルネットワークの動作が違ってくる。

2.2 ニューラルネットワーク

2.2.1 ニューラルネットワークについて

人間の脳はコンピュータでは実現が困難な処理でさえ容易に達成する優れた能力を持っている。現在私たちが使っているコンピュータは演算速度が非常に速く、定式化された問題を解く場合に大きな威力を発揮する。

しかし、人間が普段行っているパターン認識などを行う場合、問題の定式化が難しく、実装するのが非常に困難となる。そこで、人間の脳内の情報処理機構をヒントにして、人間の基本機能である認識や記憶、判断といった処理をコンピュータ上で実現させるため、ニューラルネットワークが誕生した。

ニューラルネットワークは別名コネクショニズム (connectionism) や並列分散処理 (PDP:parallel distributed processing) とも呼ばれていて、ニューロンを構成素子とする回路網のことである。ニューロンは平均で数百から数千、多いものでは数万ものニューロンと結合し、それぞれのニューロンはつながっている他のニューロンと信号のやりとりをしている。つまり、脳はニューロンとそれらの結合から構成されるネットワークによって処理を行っている。

脳内の情報処理の最大の特徴は、単純な機能しか持たない細胞が多数集まることにより、全体として複雑で高度な処理を実現しているという点である。ニューラルネットワークはこの利点を生かした仕組みを持つことによって、人間の脳の仕組みを真似た情報処理機構を実現している。具体的には、多数のニューロンを配置、結合することによりネットワークを構築する。実際に応用する場合は、適用する問題に合わせて、各ニューロンのパラメータを変化 (学習) させることで、様々な問題に対応することができる。

2.2.2 ニューラルネットワークの特徴と問題点

<特徴>

- 単純性
内部に存在する個々のユニットは単純な規則性のみに従う。
- 相互作用
ユニット間の相互作用のみにより信号が伝達する。
- 情報の分散
全体の機能を表す情報は1ヶ所に固まっているのではなく、ユニット同士の結合関係として、分散的に表現されている。
- 処理の分散
ユニット同士は同期せずに勝手に動く。
- 並列処理
入力された信号は結合を通して様々なニューロンへと送られ、並列的に処理していく。
- 学習能力
サンプルデータを繰り返し処理させると、ニューラルネットワークは自発的にニューロン間の結合の強さ、いいかえればネットワークの「特性」を変化させ、徐々に入力したデータから望ましいデータを出力できるようになる。ニューラルネットワークが自分で望ましい

処理方法を身につける過程を学習という。このようにして、提示され入出力サンプルに基づいて、必要な機能を自動形成することができる。ニューラルネットワーク自身が学習機能を持っているため、適用業務ごとにプログラムを記述する必要がない。

- 汎化能力

学習により、かつて提示されたこのないパターンを適切に分類できる能力を持つ。

- 非線形性

学習により、定式化が困難な複雑な写像関係でさえ、容易に構築することができる。

ネットワークワーク内のニューロン間の結合関係は、最初はランダムな結合関係であっても、入力と教師信号（3.1 参照）の組を何千回、何万回と繰り返し学習していくことにより、次第に与えられた入出力関係を満たすような結合関係が変化していき、最後にはこれ以上変更できないまでに至る。同じ入力の場合、中間ニューロンの数が十分あれば、任意の連続な入出力関係を学習できることが証明されている。

<問題点>

- 中間層（2.2.3 参照）のニューロンが表現能力に影響する

学習した後、人にわかる規則として取り出しにくい。また、中間層の構成要素数の決定が困難である。たとえば、中間層が少なすぎるとはっきりした答えは出るが間違えも増え、識別性能は低下する。多すぎると汎化能力が低下し、学習した例は分類できるが新しい例は分類できない。

- 追加学習で混乱する（過学習）

ある学習例を学んだ回路網に新たな例を追加学習させると混乱し、全ての（新旧の学習例を含む）学習例を使って、はじめから一気に学習しなおす必要が生じてくる。また、反例になるような学習例があると学習がうまくいかない。

数式モデルを用いた場合には高精度の演算が可能である。しかし、ニューラルネットの出力値は学習したものと同一位置の入力を与えない限り、通常ある程度の誤差を含んでいる。したがって、厳密な精度が要求される問題にはニューラルネットワークは向いていない。

また、一般的に学習にはかなりの時間がかかる。このため、現在ではリアルタイムで学習させようとすると高速な計算機を用いて単純なネットワークモデルしか使えない。

2.2.3 ニューラルネットワークのモデル

階層型ニューラルネットワーク

ニューロンを層状にならべ、前の層から次の層へと一方向にのみ信号が伝わるというネットワークである。任意のパターンを識別するには最低3層あれば十分である。

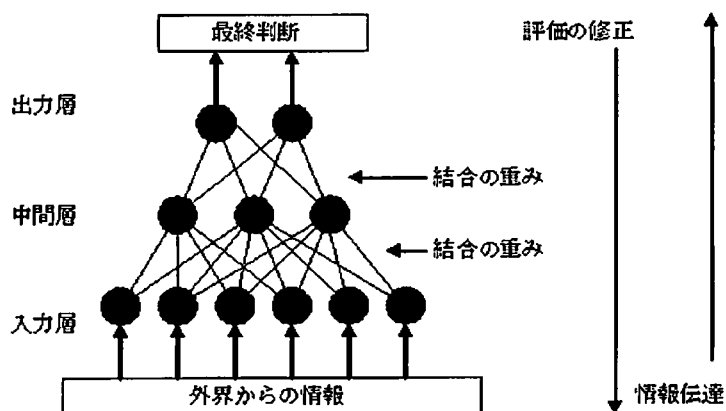


図 2.5: 階層型ニューラルネットワークの構造

- 入力層
人間でいうと、目や耳のような感覚器にあたるものである。文字や音声などの入力情報をまず入力層にインプットする。このとき、文字や音声は分解されて各ニューロンに割り振られる。よって、入力層のニューロンは文字や音声を認識するのに十分な数が必要である。このようにして、外部の情報を収集して中間層に伝達する。
- 中間層
ニューロンのシナプス結合係数の状態により、様々な信号を伝搬し、情報を総合判断して、最終的に出力層に信号を伝搬する。
- 出力層
中間層からの情報を判断して、外部に出す意思を決定する。ここでのニューロンは信号を発するもの、発しないものがある。どのニューロンが信号を発するかで結果を表す。

<特徴>

ユニットが層構造をなし、入力から出力へ一度だけ信号が流れる。

<用途>

パターン認識など

相互結合型ニューラルネットワーク

相互結合型では、層ではなく、各ニューロンが互いに各ニューロンと結合している。結合重みを問題にあわせて適切に設定し、ニューロンの初期状態を設定した後、互いに刺激を交換しあう。その動作が収束して、それ以上刺激のやりとりが起こらなくなったとき、出力をするニューロンの状態を主出力結果（問題の解）とする。

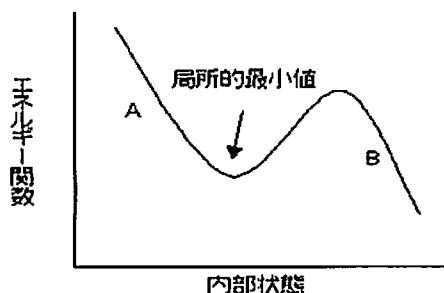
<特徴>

任意のユニット間に相互の信号流れが存在する。

<用途>

連想記憶、組み合わせ最適化など

- ホップフィールドネットワーク



1982年 Hopfield が提案したホップフィールドネットワークは、ニューロン間の結合が対称関係の相互結合型ネットワークである。ニューロン間の結合関係を固定すると、ニューロンの状態からある関数が時間がたつにつれて減少し、最終的に最小値に収束する。

図 2.6: ホップフィールドネットワーク

- ボルツマンマシン (boltzman machine)

初期状態により解が異なるというホップフィールドネットワークの欠点を克服するために考え出された。ニューロン内部の状態遷移の過程に、確率的な要素を取り込んだものである。ネットワークが活動する初期状態では、確率論による変動が大きいため、初期状態には依存せず、時間がたつにつれて決定論的動作を強くすることによって、最終的にやはり極小解が得られる。

第3章 ニューラルネットワークの 学習機能

前章で触れたようなニューラルネットワークモデルを用いることによって、様々な予測やパターン認識が可能になる。このことをふまえて、この章ではニューラルネットワークの学習機能について説明する。

3.1 学習

ニューロンには学習機能がある。つまり、外部環境に応じて自分自身を変化させて調節する（自己組織化）能力がある。ニューロンは学習データを与えることによって自分で学習を行う。

ニューラルネットワークの学習方法としては、入力データに対して理想的と考えられる出力（教師信号）が与えられている学習方法を教師あり学習（supervised learning）、与えられていない学習方法を教師なし学習（unsupervised learning）がある。

3.1.1 パーセプトロン学習

パーセプトロン（perceptron）は、ニューラルネットワーク研究の初期に Rosenblatt によって提案された、もっとも簡単な階層型ニューラルネットワークで、入力層・中間層・出力層の3層からなっている。Rosenblatt はパーセプトロンを「単純化されたネットワークであって、実際の神経系のいくつかの特性が強調され、他の特性はまったく無視されたものである」と定義している。

3.2 誤差伝搬法（Back Propagation）

単純パーセプトロンの学習に限界があるために新しく導入されたのが、多層パーセプトロンである。この多層パーセプトロンの学習規則は「Back Propagation」と呼ばれ、1986年 Rumelhart、McClelland、Williams の3人によって、提案された。学習規則とはネットワークにおける重みの修正法であるが、パーセプトロンの単純な学習機能は多層構造のネットワークには適用できない。新たにシグモイド関数を用いることによって、出力に関する十分な情報が次の誤差を減らすための重みの調節をする。

多層パーセプトロンの動作はパターンの提示により、対応する応答を計算するという点では単純パーセプトロンと同じである。ネットワークはより正確な値を出力するように、期待出力と実際の出力を比較することによって重みを調節するのである。

Back Propagation は入力に対する誤差関数を計算し、その誤差をある層から前の層へと後ろ向きに伝播させていくことにより重みの修正を行う。ネットワークに含まれるすべてのユニットにおいては、実際の出力と期待出力が知られているので、重みを調節することは比較的単純である。しかし、中間層のユニットの重み調節はそれほど明確ではない。大きい誤差を生ずる中間層のユ

ニットの重みは大きく修正し、ほぼ正しい出力を出すユニットの重みに関しては修正する必要がない。

多層パーセプトロンは入力パターンから学習によって重要とされ、内部ユニットにコード化されている特徴を検出することによって汎化能力を発揮する。未知のパターンは特色のある特徴を共有しているパターンとして分類される。代表的なパターンのみを教えておけばニューラルネットの汎化能力によって類似のパターンも適切に分類されるようになるからである。さらに雑音が大きく混入したパターンも純粋なパターンとの類似性によって分類可能となる。

多層パーセプトロンは本質的に誤りに寛大である。それは、多層パーセプトロンが分散された多層の処理ユニットを持ち、その一つ一つが最終出力応答に影響を与える構造となっている。

ユニットが壊れたり、ダメージを受けた場合、機能は損なわれるであろうが、情報が多数のユニットに分散されているのでよほど多数のユニットがダメージを受けない限り機能損失の程度は大きくない。よって、ネットワークの機能ユニットを失うことによって破滅的な打撃を受けるのではなく、徐々に低下することになる。多層パーセプトロンは学習したオリジナルパターンが変形したパターンを本質的に備わった汎化能力によって認識できるので雑音にも強い。ネットワークのダメージはユニットの減少、または学習パターンへの雑音の混入のいずれかによって引き起こされたものであっても、再学習によってしばしば素早い回復というのが可能となる。

<問題点>

ネットワークが安定した解に収束するまでに非常に多数の入力パターンを提示し、各パターンに対してバックプロパゲーションの莫大な計算の繰り返しの必要とする。

<適用例>

航空会社のマーケティング戦略など

第4章 情報処理とパターン認識

4.1 視覚情報処理

神経回路網の研究は進んできていて、どこがどの処理に関連しているかは解明されつつあるが、いまだにどのような処理がどのようにして行われているかはわからない部分が多いの現状である。

4.1.1 視覚情報処理の大まかな流れ

物体にあたって反射した光が水晶体、ガラス体を經由して網膜に届く。

↓

網膜の視細胞が視細胞が光のあたったところだけ興奮し、その信号が視神経を伝わる。

↓

視神経は視交叉という部分で左右に分かれる。このとき、視野の左部分の神経は右脳に、右部分の神経は左脳に行く。

↓

視神経は視床の一部である外側膝状体を通り、視放線につながる。

↓

2次視覚野、3次視覚野へと順番に信号が伝わる。

↓

ここで、色を認識する4次視覚野、運動を認識する5次視覚野へと信号が送られる。

↓

高次視覚野からの信号は視覚連合や荷伝わり物体の最終的な認識・記憶される。

しかし、実際の処理はこのような単純な流れではなく、ここまでの器官同士のフィードバックが行われていることが確認されている。そのため、その処理機構の理想的モデル化は難しく、モデル化のためには更なる生理学的研究が必要である。

<網膜>

網膜自体、数種類のニューロンが規則正しく整然と配列した見事な層構造を持ち、発生学分野の研究により脳の一部からできあがることがわかっている。明暗と色調という異なる光学的情報の受け取りには、別々の網膜のニューロンが関わっている。

4.2 パターン認識

パターン認識とは、観測されたパターンをあらかじめ定められた概念（クラス）の1つに対応させる処理のことである。例えば、1桁の数字を認識するのであれば、与えられた画像（パターン）を0～9までのいずれかに対応させる処理になる。この人間にとっては容易な処理も機械（コンピュータ）には非常に難しく、間違いのない認識を実現するために様々な研究がされている。

コンピュータによるパターン認識は、通常特徴抽出と識別の2つの過程で行われる。特徴抽出とは、対象を区別できるような情報を観測パターンから取り出す処理であり、コンピュータでは扱いやすいように情報はすべて数値化される。識別は得られた特徴を用いて観測されたパターンがどのクラスに属するかを判断する処理を行う。観測パターンから得られた数値を対象とするので、識別の理論は様々な認識対象に対して適用できる。

<識別理論>

1. 統計的アプローチ

認識対象となるそれぞれのクラスについて、あらかじめ多数のデータを収集しておく。そして、収集されたデータから得られた統計量（平均、分散など）をもとに、観測パターンが各クラスに属するもつもらしさを評価する。

2. 構文解析的アプローチ

各クラスのパターンがある規則（文法）に従って生成すると考え、観測パターンを生成するのはどのクラスの規則であるかを判断することでクラスを判定する。

<パターン認識の応用>

- 人間の顔の認識
- 情景画像の理解
- 文字・文書画像の認識
- 情景画像の文字情報の抽出

4.3 文字認識

ここでは、文字認識での2つのタイプのモデルをアルファベットを例に説明していく。

4.3.1 鋳型照合モデル

各アルファベットの鋳型が1つずつ存在し、それを用いてパターンマッチングを行い、アルファベットが認識されるという説である。この説には大きな欠点がある。それは、アルファベットの一部が切れていたり、ゆがんでいた場合は鋳型に適合せず、認識がうまくいかない。もし、このような事態に対処しようとするれば、様々な状態のアルファベットに対して全ての鋳型を用意しなくてはならないので、非常に効率が悪い。

4.3.2 パンデモニアム・モデル (Pandemonium Model)

パンデモニアムとは悪魔の館という意味で、認識を行うときには各デーモンが働くようになっている。アルファベットを見たときに、まず「イメージデーモン」が働く。「イメージデーモン」は目の光学的な作用によって、網膜上に表された光の情報を脳の信号である電気的な神経インパルスへと変換する。生理的に対応しているのは、網膜に備わっている機構になる。次に「特徴デーモン」がアルファベットを直線、曲線、角、二重線、凹などの要素に分解する。ここで「認知デーモン」が「特徴デーモン」の反応を監視し、それらの存在頻度をもとに該当する「認知デーモン」が反応し、「決定デーモン」が最終的な決定を下す。したがって、パンデモニアム・モデルは鋳型照合モデルより柔軟な判断ができる。

しかし、初期のモデルでは基本的なパターンの存在頻度を考慮するのみで、位置の情報を無視している。これは位置に関する判断を厳密にしてしまうとゆがんだ図形などに対応できなくなるので、ある程度の許容幅を持って位置判断がなされて、性能が向上する。

図 4.1 と 4.2 はアルファベットを例にパンデモニアムモデルについて説明したものである。

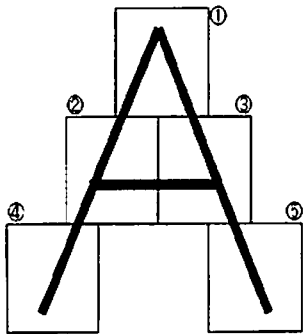


図 4.1: アルファベット A

A を基本的なパターンに分解する。パンデモニアム・モデルでは、アルファベットを記憶するにはこれらの基本的なパターンを記憶すればよい。



しかし、これだけでは不十分である。各パターンの位置を記憶しなければならない。

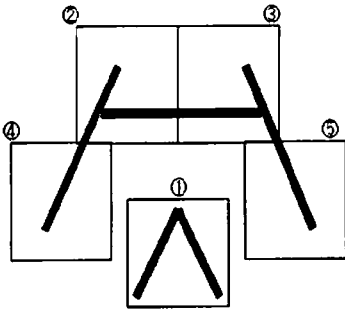


図 4.2: 位置を記憶していない A

もし、位置を記憶していないと、この図形も A と判断してしまう。

4.4 図形認識

4.4.1 画像認識・理解

画像認識や理解には画像特有の問題点がいくつかある。画像一般にいえることであるが、データ量が多いという点である。複雑な画像であればあるほど、データ量が多くなっていく。単純な画像を認識・理解することにも問題はあつた。1つは画像の2次元的な連続性からくる問題である。世界は3次元で画像は2次元なので、画像の世界では非常に類似したはずの微妙な平行移動した対象でもベクトルとしてのデータは大きく変わってしまうのである。もう1つは物体とその画像の表現のずれからくる問題である。画像の認識においては、画像で表現されているものが何なのかということであり、どのように表現されているかではない。そのため、ある物体を認識するとき、その認識は物体の平行移動、回転、拡大、縮小などの幾何学的な変換に対して不変でなければならない。よつて、鋳型モデルでは各々の変形に対応した鋳型を用意しなければいけなくなつてしまうのである。これらのことから考へて、全ての位置ずれに対応する認識を学習させるのは非常に困難である。

4.4.2 輪郭抽出、特徴分析、位置ずれの許容のメカニズム

ある図形を認識するとき、文字についても同様なことがいえるのだが、それがどのような色をしていても関係なく正しい認識ができる。なぜか？これは輪郭抽出と特徴分析という作業が行われているからである。

輪郭抽出とは、ある画素とそれに隣接する画素との濃度差を計算し、それがあつた一定の閾値よりも大きければそこを輪郭の一部とする。この閾値を上げればシャープな輪郭にしか反応せず、閾値を下げれば少しの濃度差でも輪郭と判断する。輪郭抽出とは低次視覚野のパターンマッチングのことで、見た物体はまず直線、角、曲線などの単純な要素に分解される。このように輪郭抽出を行い、パターンマッチングを行うとき、1つの問題が生じる。たとえば、今注視している像と記憶しているパターンが平行に少しずれている場合である。この2つのパターンは当然一致していると判断されなくてはならない。しかし、この状態でパターンマッチングを行えば平行にずれているため、一致しているとはみなされない可能性が高い。

では、どのようにしたら適切な判断を行えるのか？その解決策として、記憶してあつたパターンに対して位置ずれを許容するという作業を入れる。デジタルな判断しかできないニューロンがそのようなアナログな処理を行うためには、どのようにしたらよいのか？パターンを記憶する際、厳密に輪郭上の視神経と連結されているシナプスの神経伝達物質を多量にし、輪郭から少しはなれた視神経と連結されているシナプスの神経伝達物質を抑制すればよいのである。これで、少しくずれあつたパターンであつても許容されるのである。

単純な図形を認識するならば上の基本的なパターンの記憶で対処できるが、人間の顔などといった複雑な物体を認識しなければならない場合、この方法では非効率である。パターン認識のメカニズムは「単純から複雑へ」という流れがある。顔の例でいえば、最初は直線、丸、曲線などのパターンを認識し、それらの情報をさらに結合して、目、鼻、口、耳といった部分を認識し、それらの情報をさらに結合して1つの顔を認識する。このような階層的な処理を行うには、特徴分析のときに行つたネットワークを繰り返して行い、位置に関するパターン認識の部分も含めておく。

第5章 パターン認識によるシミュレーション

5.1 理論

前章で述べた輪郭抽出、特徴分析、位置ずれの許容という作業を考慮して作ったプログラムによって図形認識を行い、図形の認識度を調べる。

5.1.1 学習システム

- 学習の結果はファイルに保存して次回も使えるようにする。
- 1つの図形に対し、50回のパターンと位置を記憶するという学習のファイルは2つ用意する。1つは、1次パターンとその発見位置を列挙するものである。もう1つのファイルは、記憶してある各形状の特徴を記憶するもので「n番の1次パターンが(x, y)にある」というように、その形状に含まれる全1次パターンと、その位置が書き込まれる。

5.1.2 認識システム

- まず、記憶してある各形状の一致度を調べる。
- 次に、輪郭抽出されたパターンと登録されたパターンとの照合を行い、一致しているものは1次パターンの番号を記憶し、それを含んでいる形状も記憶する。ファイルにあるものと現在の注視点の位置を比較し、近ければ一致しているとみなす。

5.2 フローチャート

5.2.1 学習システム

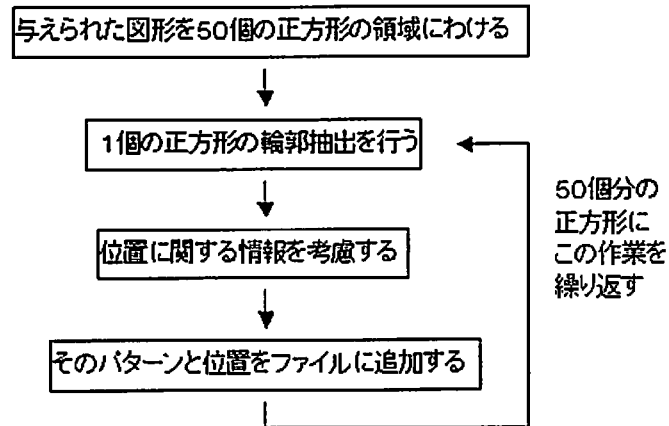


図 5.1: 記憶システムのフローチャート

5.2.2 認識システム

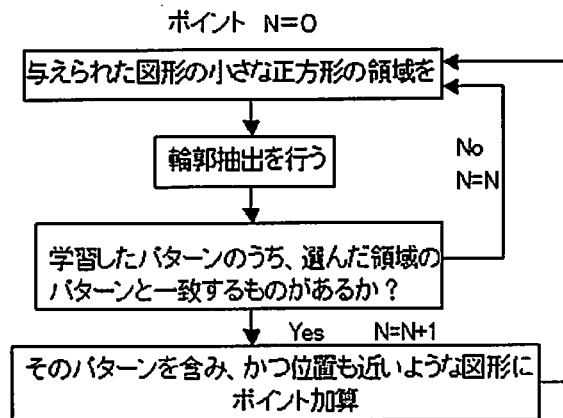


図 5.2: 認識システムのフローチャート

第6章 まとめ

今回の卒業研究を進めるにあたり、パターン認識、特に図形認識や文字認識について学習したことで、多くの知識を得ることができた。また、知識を深めることもできた。

実験については、シミュレーションがきちんと作動する段階までには至らなかった。原因はプログラム上の問題である。輪郭抽出等に関してはきちんと作動している。しかし、特徴分析の部分がきちんと作動していないので、この部分のプログラムの改良をすることによって、実験を進めることができるであろうと考えられる。

参考文献

- 『脳とコンピュータ1 ニューロンコンピューティング』
松本元 大津展之 著 1992 培風館
- 『視覚の情報処理 <見ることのソフトウェア>』
K.T スペアー S.W レムクール 著 1986 サイエンス社
- 『知能工学概論』
廣田薫 著
- 『ニューロコンピュータ』
中野馨 飯沼一元 ニューロンネットグループ著
1988 技術評論社
- 『図解人工知能入門』
戸内順一 著 1995 日本理工出版会
- 『ニューロンコンピューティング入門』
R. ビール T. ジャクソン 著 八名和夫 監訳
1995 海文堂出版社
- 『人と機械の知能』
M.A フィッシュラー O. ファーシャイン 著 玉井哲夫 訳

謝辞

卒業研究を進めていくにあたり、竹下徹先生、長谷川庸司先生には、ご指導、様々な助言をいただき、心から感謝いたしますとともに深くお礼申し上げます。同研究室の皆様にもお世話になりました。

また、卒業論文を作成するにあたり、様々な助言とご協力をしてくださった電子研の皆様にも感謝の意を表したいと思います。

ありがとうございました。