

相互結合形ニューラルネットによる形状認識モデル*

5 R-4

富川義弘†
金沢大学大学院中山謙二‡
金沢大学工学部

1 はじめに

画像認識の問題の1つとして、対象物の位置ズレ、特に回転の影響による誤認識があげられる。不良検査装置などの従来の形状認識装置の多くは、ハード的、またはソフト的な処理で、対象物の位置合わせを行ない、その後、認識処理を行なっている。これに対して、人間の視覚情報処理は、これまでの形状認識装置に使用されている一方向的な処理とは異なり、認識処理と位置合わせの処理が平行して行われていると考えられる。本稿では、相互結合形ニューラルネットを用いて、位置合わせと形状認識処理を平行して行うような認識処理を提案する。

2 対応付け形状認識モデル

提案モデルの概要を図1に示す。入力層には、画像入力点が点データとして入力される。入力側特徴抽出層には、入力層中の特定の局所的特徴に反応するニューロンを与える。局所的特徴としては、特定の角度を持つコーナーや特定の曲率を持つ円弧など、認識対象物によって任意に設定できる。本稿では、特定の長さや勾配を持つ線分に限定する。入力側特徴抽出層の段階では、特徴は座標と回転等の位置情報に依存している。

記憶側には、三角とか四角といった特定の形状に反応するニューロンを記憶層に割り当てる。これらのニューロンは、対応する形状を構成する特徴に基づいて反応する。記憶側の特徴に反応するニューロンは、記憶側特徴ニューロン層に設置する。これらのニューロンは、特徴の相対位置に基づいて反応する。

対象物の位置や回転に無関係に形状を認識する為には、位置に依存した入力側の特徴を、相対位置に依存した記憶側の特徴に対応づける必要がある。この作業を行なう部分が、入力側制約ニューロン層、記憶側制約ニューロン層、対応づけニューロン群になる。

入力側特徴層のニューロンの反応によって、入力側

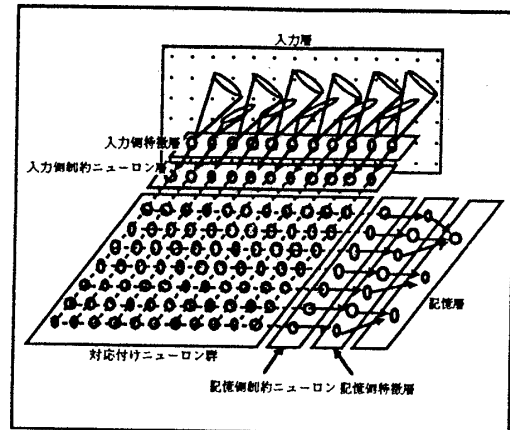


図1: 対応付け形状認識モデル

制約ニューロンが刺激される。刺激された制約ニューロンは、縦並びの対応付けニューロンのどれか1個だけを反応させる。記憶側の制約ニューロンは、横方向の対応付けニューロンのどれか一個だけを反応させる。また、横方向の対応づけニューロン群に反応するものがあれば自分も反応する性質を持つ。これらの制約ニューロンについては、富川ら [1] に述べられている。

対応づけニューロン群は、入出力側の制約ニューロンの制約に従って、ネットワークの持つエネルギー関数が最小化する様に状態を変化させる。対応付けニューロンが活性化することは、縦方向の入力側の特徴と横方向の記憶側の特徴が対応づけられたことを表す。この対応付けニューロン群の反応に相互結合形のニューラルネットのメカニズムを使用する。

3 特徴の対応づけ方法

入力側の特徴と記憶側の特徴は座標系が異なるので、同じ形状であっても、その絶対位置や勾配は、必ずしも一致しない。しかし、形状が一致するものであれば、それらの構成特徴間の相対的な位置関係は、不変に保たれているはずである。つまり、もし、入力側特徴 i が記憶側特徴 J に対応すると仮定すれば、入力側特徴 j が記憶側特徴 J に対応する可能性は、入力形状と記憶形状の関係から一様に決定できる。この対応関係を、条件付き確率 $P_{i|J,j}$ として表す。

*Shape Recognition Model Using Recurrent Neural Network

†Yoshihiro Tomikawa, Kanazawa University, 2-40-20, Kodutsuno, Kanazawa, 920 Japan

‡Kenji Nakayama, Kanazawa University, 2-40-20, Kodutsuno, Kanazawa, 920 Japan

シミュレーションでは、特徴として有限長を持つ線分を仮定し、線分間の位置の違いと勾配の違いを考慮して、下式の計算式で条件付き確率を与えた。

$$P_{iIjJ} = 2e^{(\frac{\Delta x^2}{D_1} - \frac{\Delta y^2}{D_2} - \frac{\Delta \theta^2}{D_3})} - 1 \quad (1)$$

ここで、 Δx は線分 i を線分 I 上で走査した時の線分 j と線分 J の水平方向の距離の最小値、 Δy はその時の垂直方向の距離の最小値、 $\Delta \theta$ はその時の勾配差である。 D_1, D_2, D_3 は、定数である。

この様に条件付き確率を設定すると、パターンマッチングの問題は、考えられる入出力間の対応関係から、条件に一致する関係を選び出すと言う、組合せ最適化問題に置き換えることができる。この種の問題は、相互結合形のニューラルネットを用いて、解くことができる。そこで、入力特徴 i が、記憶特徴 I に対応する確信度を P_{iI} とし、ネットワークのエネルギー関数を

$$E = \sum_i \sum_j \sum_I \sum_J W_{iIjJ} P_{iI} P_{jJ} \quad (2)$$

$$W_{iIjJ} = -P_{iIjJ}$$

で定義する。ただし、入力情報と記憶情報との対応関係は、1対1または、1対0（対応するものが無い場合も考えられる。）であるので、

$$0 \leq \sum_i P_{iI} \leq 1 \quad (3)$$

$$0 \leq \sum_I P_{iI} \leq 1 \quad (4)$$

の制約条件を満たす必要がある。

この P_{iI} を対応づけニューロン群のニューロンの活性値に置き換え、それぞれの不等号条件を制約ニューロンとして、パターンマッチングを行なうのが、図1に示すモデルである。

4 シミュレーション

提案モデルを、図2の三角ピラミッドの入力を用いてシミュレートした。シミュレーションでは、入力層から予め線分特徴が抽出されているものとした。

図2のピラミッド形の場合、入力パターンとして、4個の三角形を含む図形が入力されるが、記憶層では、1個の三角形のみが反応するように構成されている。どの三角形が反応するかは、対応づけニューロン群の初期値に依存する。シミュレーションでは、適当な初期値でネットワークを動作させることによって、パターンの回転、位置に無関係に入力データ中から、三角パターンを検出できた。

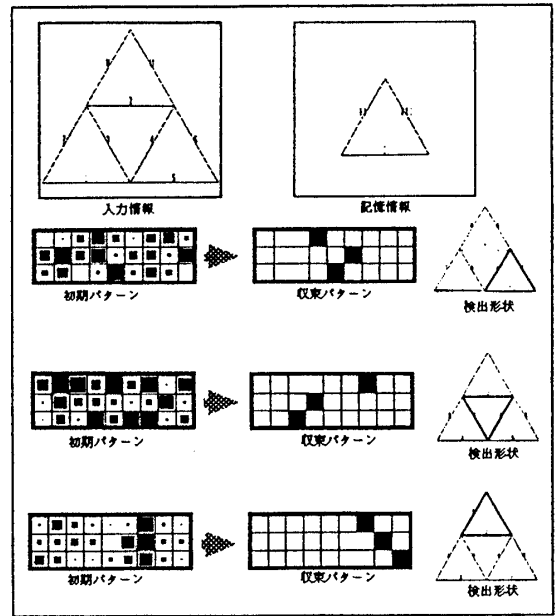


図2: ピラミッドからの三角形抽出

収束パターンと初期パターンを比較するとそのパターンが似ていることがわかる。どのような初期パターンが、どのようなパターンに収束するかは、ネットワークの引き込み領域の問題であるが、初期値をコントロールすることにより、収束パターンを制御することも可能であると思われる。

5 考察

今回、提案したモデルは、回転した対象物を認識できると言うばかりではなく、ネットワークの初期値によって、認識結果が異なるという相互結合形ニューラルネット特有の性質を持っている。この認識処理は、従来のモデルよりもより人間の処理に類似していると思われる。今後、理論的な側面から、この認識処理について研究したいと考えている。

また、人間の視覚情報処理のモデルとしては、学習能力は不可欠の要素である。提案モデルにおいて、対称物をどのように学習するかは大きな問題であり、今後、考えて行く必要がある。

参考文献

- [1] 富川、中山、"相互結合形ニューラルネットに不等号条件を与える制約ニューロン"、信学技報
- [2] 福島 邦彦、"神経回路と情報処理"、朝倉出版、(1989,6)