

IV-333

ビデオ観測交通データの画像処理システムの開発に関する研究

—ニューロモデルによる車種判別—

北海道大学大学院 学生員 佐藤 道男

北海道大学工学部 正 員 萩原 亨

北海道大学工学部 正 員 中辻 隆

1. はじめに

現在、交通流観測にビデオ画像が用いられている。速度、密度、渋滞長などの空間的な観測をビデオ画像から行うとき、二画面間における同一車両の識別が必要である。本研究では、車両の識別に学習機能のあるニューラルネットワークモデルの一つであるコグニトロンを使用した。はじめに数字の識別を行いコグニトロンの性質を明らかにする。次に、ビデオで撮影した車両の識別を行いコグニトロンの有効性を探ってみた。

2. コグニトロン

コグニトロンは、教師信号なしで学習が進むタイプのニューラルネットワークモデルである。コグニトロンの基本構造は、図1に示すような層構造になっている。それぞれの層には、興奮性細胞 u_i と抑制性細胞 v_i がある。興奮性の結合は、与えられた情報に「どれだけ似ているか」という度合いを示すものであり、抑制性の結合は「どれだけ違っているか」というものである。興奮性細胞 u_i は前層の興奮性細胞 u_{i-1} と抑制性細胞 v_{i-1} とから結合を受け取っている。結合の強度を a_i 、 b_i で表すと u_i の出力は次式のようにになる。

$$u_i(n) = r \cdot \phi \left(\frac{1 + \sum_{v \in S_i} a_i(v, n) \cdot u_{i-1}(n+v) - 1}{1 + \frac{2r}{r+1} b_i(n) \cdot v_{i-1}(n)} \right)$$

それぞれの結合は、その付近で自分が一番大きい出力を出している場合のみ強化される。

ところで各層の細胞は、自分よりも一層前のある小領域内に存在する一部の細胞だけから結合を受け取っている。しかし、細胞層は図2のように階層的に結合されており、多層回路内の上位の層になればなるほど、入力層の広い範囲からの情報を統合して受け取ることができる。

以上のようなシステムを u_0 層から u_5 層まで何度も繰り返すことによって、 u_i 細胞が特定の一つの特徴だけに選択的に反応する能力、つまりパターン分離能力を高めることができる。

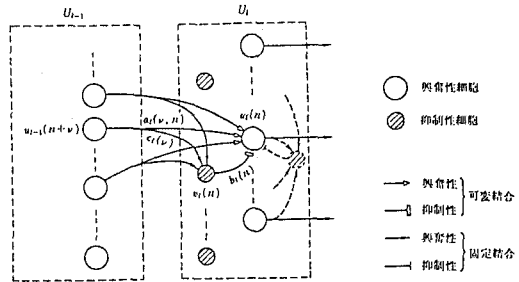


図1 コグニトロンの基本構造（神経回路と情報処理 参照）

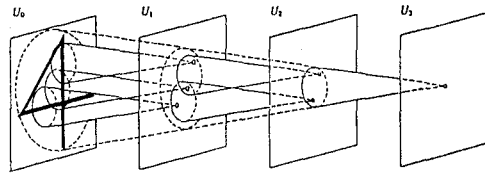


図2 層間の結合の広がり

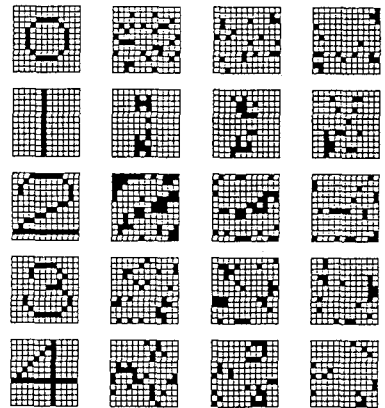


図3 20回学習後の出力

3. 数字の識別

0から4までの5種類の数字（図3の左側）の識別を行った。数字は縦12横12のメッシュの中に書かれている。0～4の順番で20回ずつ学習させた後の出力結果を図3に示す。最終層を見ると0～4の数字のパターンはほぼ完全に分離している。以上のようにして学習させたシナプス結合を使って未学習データの識別を行った。図4にパターン“0”の場合のみを示す。上から順に位置ズレ、縮小、拡大、ノイズがある場合の識別結果である。

4. 車両の識別

ビデオカメラで撮影した車両の映像を64階調の輝度値に変換したデータを入力値として用いた。入力層の大きさは計算機のメモリの制約のため、256×256ドットの画面の内から縦16横32ドットのちょうど車両を囲める長方形とした。背景の処理として全ての画像に対し車両の存在する画像から車両の存在しない路面だけの輝度値を差し引いた。数字の識別と同様に時刻 t_1 の画像から2台の車両①②を学習させた。図7の上2段が識別結果である。最後に、時刻 t_2 の車両①'②'③を未学習データとして入力した。この結果を図7の下3段に示す。

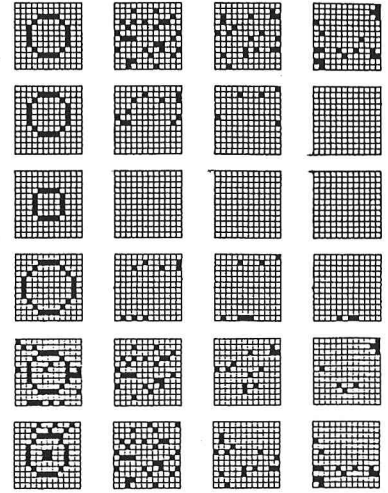


図4 未学習データに対する出力

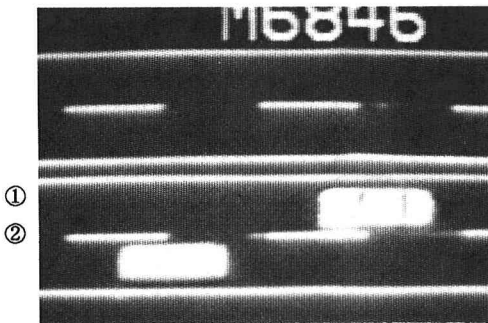


図5 時刻 t_1

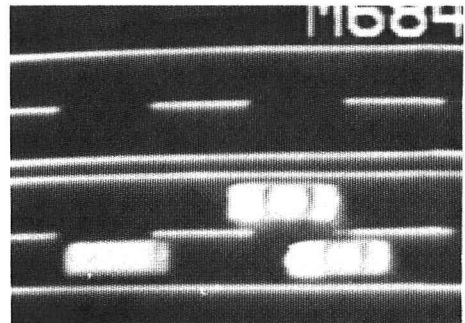


図6 時刻 t_2

5. まとめ

数字の識別を行った結果コグニトロン[®]の性質として、1)学習させたデータは確実にパターンを識別した。2)相似や位置ズレなどの未学習データは識別できなかった。3)少々ノイズがあっても識別できた。

次に車両の識別の結果、学習させたデータは識別できたが、未学習のものは識別できなかった。

今後、車両の識別を行う際に言える点を挙げると、1)人間が画像を識別する際には形だけでなく色によるところが大きい、2)細部の形は濃淡によって表されている、などがある。これらをふまえて今後は、画像の識別手法を発展させて行きたい。

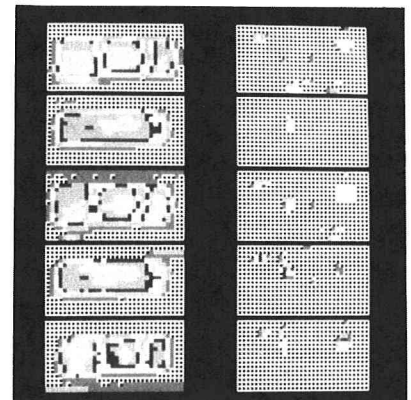


図7 画像に対する出力