

ニューロンモデルを用いた手書き文字認識システムの試作

正員 王 景雪[†] 非会員 岩瀬 泰章[†]
 非会員 岩瀬 和明[†] 正員 神保 孝志[†]
 正員 梅野 正義[†]

Development of a Handwritten Character Recognition System Based on a Neural Model

Jing-Xue WANG[†], Member, Yasuaki IWASE[†], Kazuaki IWASE[†],
 Nonmembers, Takashi JIMBO[†] and Masayoshi UMENO[†], Members

[†]名古屋工業大学工学部電気情報工学科, 名古屋市

Faculty of Engineering, Nagoya Institute of Technology, Nagoya-shi,
 466 Japan

あらまし 生体視覚系の受容野構造に注目し, 個別電子素子で手書き文字認識システムを試作した。試作したシステムは入力サイズが12×12という小規模であるにもかかわらず, 80%の認識率が得られた。モデルが簡単であり, 規模を拡大すれば実用化も可能である。
 キーワード: ニューラルネットワーク, 文字認識, 受容野, 特徴検出

1. まえがき

生理学によれば, 視覚系の各神経細胞になんらかの反応を引き起こす網膜上の領域があり, この領域はこの神経細胞の受容野と呼ばれている。また, 大脳皮質視覚領の細胞も受容野をもっていることが報告されている。Hubelらによれば, 大脳皮質視覚領の細胞は働きによって, 単純形, 複雑形および超複雑形の3種類に分類できる⁽¹⁾。単純形細胞は直線状の光または白黒のエッジがあたると強く反応するが, 位置および角度がずれるとほとんど反応しなくなる。複雑形細胞は特定方向の直線やエッジが受容野の中にありさえすればその位置に無関係に反応する。超複雑形細胞は網膜上に与えたパターンの角の部分に強く反応するものや, 特定の長さの直線に強く反応するものなどがある。従って, 工学的な立場でながめると, 視覚系細胞の受容野は入力パターンの種々の特徴を検出するのに役立ついると考えられる。

我々はこのような生体の視覚系における生理学的な知見を基にして, 単純化した工学的モデルを用いた文字パターン認識システムを提案し, 報告してきたが^{(2),(3)}, 今回, これを個別電子素子によりハードウェア化したシステムを試作し, 計算機シミュレーションとほぼ同じ認識率を得られた。

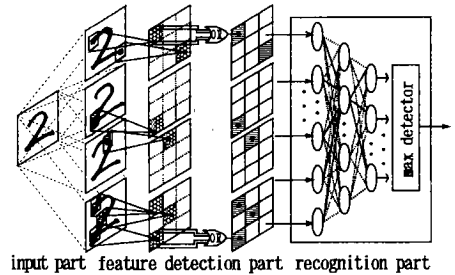


図1 システムの構造
 Fig. 1 Structure of the system.

2. 電子素子による文字認識システムの製作

認識対象は手書き数字0~9の10文字とした。また, 入力パターンの大きさは12×12, 受容野は3×3とした。システムは入力部, 特徴検出部および認識部からなる階層的な構造になっている。図1にその構造を示す。

2.1 入力部

入力部は外界からの情報をシステムに伝える生体の網膜にあたる。今回作製した入力部は, ①パソコンで制御できる入力回路と②光受容器を用いた直接パターン入力回路の2種類である。①はシミュレーションによるものと比較するための回路である。シミュレーションに使ったパターンと同じものをこの回路を経由してシステムの入力とした。②は最終的な状態である。すなわち, チップ上に入力部を組み込んだ状態を想定して作製したものである。これはホトトランジスタをマトリクス状に並べ, 入力パターンをその前に提示し, 光によりそれらをon/offさせることでシステムに伝える。

2.2 特徴検出部

この部分は網膜および視覚領における神経細胞にあたる。検出する特徴は文字パターンにもっとも多く見られる線分の端点“|”, 交差点“+”, 斜線“/”および“\”の4種類を選んだ。図2に特徴検出細胞1個分の回路を示す。図中の受容野部の各抵抗値および比較部のしきい値 V_0 は特徴検出細胞種類別に単純 perceptron 形学習で学習した荷重データを基に決めた。図3には各特徴検出細胞の荷重データを示す。

システムの入力サイズは12×12であるので, 一つの特徴当り144個という多数の出力が得られる。このままでは次の認識部の構造が大規模になり, ハードウェア化に不都合である。そこで, 特徴検出細胞を3×3のエリアに分け, 各エリアにある16個の出力をOR処理して最終的な出力とする。つまり, エリアに特徴検出

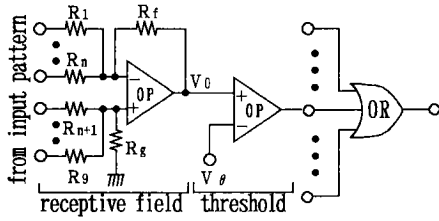


図2 特徴検出器

$R_1 \sim R_n$ および $R_{n+1} \sim R_9$ はそれぞれ負および正の結合荷重に対応している

Fig. 2 Feature detector. $R_1 \sim R_n$ and $R_{n+1} \sim R_9$ realize the negative and positive connecting weights, respectively.

-0.11	-0.01	0.45	0.42	0.16	-0.16
0.11	0.30	-0.12	-0.21	0.24	-0.01
0.36	0.20	-0.18	-0.14	-0.10	0.38
右上がり斜線"/			右下がり斜線\"		
0.41	0.08	0.25	-0.43	-0.47	-0.52
0.13	-0.10	0.19	-0.52	0.06	-0.57
0.28	0.21	0.23	-0.47	-0.52	-0.63
交差点+			端点		

図3 特徴検出器の荷重

Fig. 3 Weights of the feature detectors.

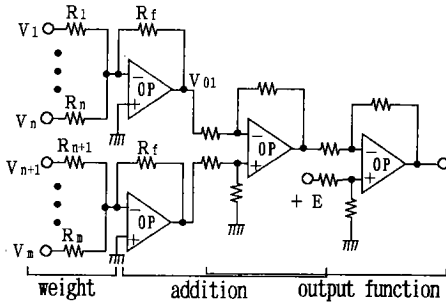


図4 ニューロン回路

Fig. 4 Neural cells.

細胞の出力が一つでもあればそのエリアの出力は1, なければ0という信号を出すのである。このようなデータ圧縮処理を行うことにより, 特徴検出部の出力は一つの特徴当り9個となり, 全体で36個の0, 1信号となる。

2.3 認識部

認識部は back-propagation 学習法で計算機シミュレーションした荷重データをもとに製作した。この部分における入力層, 中間層および出力層のニューロン数はそれぞれ36(特徴検出部の出力), 20, 10である。図4は1個分のニューロン回路を示す。シミュレーシ

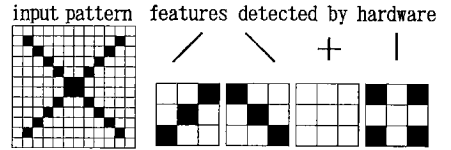
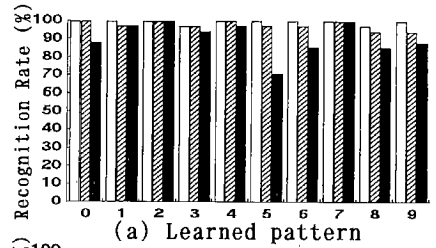
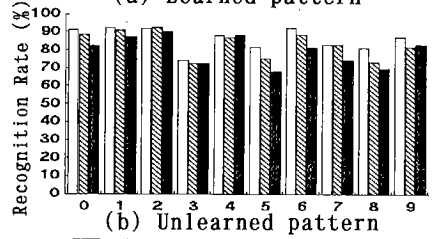


図5 特徴データの検出

Fig. 5 Detection of the feature data.



(a) Learned pattern



(b) Unlearned pattern

□ simulation ■ all circuit
▨ recognition circuit

図6 認識率

Fig. 6. Recognition rates.

表1 平均認識率(%)

	学習データ	未学習データ
シミュレーション	98.2	86.0
認識部回路	97.6	83.5
システム全体	90.6	80.0

ンではニューロンの出力関数としてシグモイド関数を用いたが⁽³⁾, ハードウェアでは簡単のため近似した区分的線形関数を用いた。近似関数の傾きはシグモイド関数の $X=0$ における値に設定した。認識部出力層の各ニューロンの出力は最大値検出回路で最大のものを検出し, LEDの点灯によりシステムの出力として示す。

3. システムの動作結果およびその考察

特徴検出部の動作を確かめるため, 特徴検出器荷重の学習に使った学習パターンを与えたときの発火状態を調べた。図5はその一例である。

システムの認識率を調べるため, まず, シミュレーションによって得られた特徴データをインタフェース

を介し、直接認識部に入力することにより認識部のみの認識率を調べた。次に、入力部と出力部を接続し、入力部に文字パターンを提示することによりシステム全体の認識率を調べた。学習済みデータ 35 人分および未学習データ 85 人分、計 1200 文字を用いて得られた認識率を図 6 に、それぞれの平均認識率を表 1 に示す。ここで認識したというのは LED の点灯する文字と提示した文字が全く同じであったことを指し、二つ以上の LED が点灯した場合や全く別の LED が点灯した場合は認識できなかったとした。

まず、認識部のみの認識率をシミュレーション結果と比較すると、ハードウェアでは若干の認識率低下が見られる。この原因は結合荷重の丸め誤差以外にシグモイド関数の区分線形近似によるものがある。例えば、“3”と“8”の LED が同時に点灯している場合、それぞれのニューロンの各部の電圧を調べた結果、出力関数の入力側では電圧が異なるにもかかわらず、区分線形近似をしたため二つの出力電圧が等しくなる場合があることがわかった。実際、未学習パターン 850 文字中二つ以上の LED が点灯した場合が 24 回あり、その出力層の出力関数処理前の電圧を調べた結果、13 個は正解のほうが高かった、つまり、シグモイド関数を用いれば認識可能である。出力関数用 OP アンプの帰還抵抗を非線形素子に変えることにより、このような文字が認識可能になるとすれば、回路の認識率は約 1.5% 上がって、85.0% となり、シミュレーションの 86.0% とほぼ一致する。

次に、システム全体と認識部のみの認識率を比較すると、同じ 35 人分の学習済みデータに対して 7% の差が見られる。これは特徴検出部が必ずしもシミュレーションと同じ特徴を検出できていないことを示している。

また、結果全体を見ると、文字“3”、“5”、“8”の認識率が比較的低い。これはシステムのサイズが小さいためである。これらのパターンは互いに形が似ていて、サイズが小さいと誤認したりすることが多い。また、受容野の大きさが 3×3 では斜線などの特徴を検出するには小さすぎると思われる。

更に、システムの耐障害性能の評価として、認識部

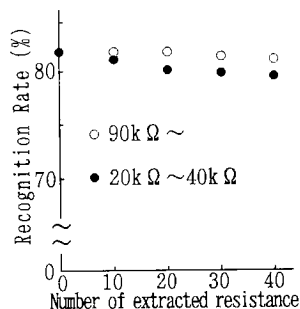


図 7 耐障害試験

Fig. 7 Fault tolerance test.

の結合荷重抵抗から値の頻度が高い二つの領域を選んで何本かを抜き取った後の認識率を測定した。図 7 にその結果を示す。図に示したように回路の一部が壊れても現代社会に使われている OA 機器のように装置が動かなくなることがないことを確認した。

4. むすび

ニューロンモデルを用いた手書き文字認識システムを個別電子素子で試作し、期待どおりに動作することを確認した。このシステムは完全な並列処理アルゴリズムを採用しているため、データ処理速度が非常に速い。この程度の規模でも簡単なパターン認識には利用できるが、データ圧縮による配線数の減少を利用して規模を拡大すれば実用化も可能であろう。

謝辞 本研究に対し東海産業技術振興財団から助成頂いたことを感謝します。

文 献

- (1) Hubel D. H. and Wiesel T. N. : "Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in cat's visual cortex", *J. Physiol.*, **160**, pp. 106-154 (1962).
- (2) Zhu X., Iwase Y., Jimbo T. and Umeno M. : "A model for pattern recognition", *Trans. IEICE*, **E72**, pp. 888-890 (1989).
- (3) 朱 小燕, 山内康一郎, 神保孝志, 梅野正義 : "階層的ニューラルネットワークを用いた手書き文字認識", *信学論(D)*, **J73-D**, 1, pp. 54-61 (1990-01).

(平成 3 年 9 月 25 日受付, 12 月 26 日再受付)