

# 高次局所自己相関を用いた ニューラルネットワークによる重ね文字認識

井上 充祐 小林 誠 中川 勝博 須崎 健一\*

福岡工業大学情報工学部\*\*

## 1. まえがき

最近の雑誌は文字の表現が豊かになり、絵柄の上に書かれた文字や重ね文字なども見受けられる。このような重ね文字が認識できれば、限られた紙面上に多くの文字情報を載せることが可能である。現在、重ね文字を認識するニューラルネットとして、複写学習モデルが提案[1]されている。しかし、このモデルは文字が位置ずれした場合、大幅に認識率が低下するという欠点がある。また、学習する文字が増えると、それに応じてネット規模が増大するという問題もあった。

今回、提案するモデルは、高次自己相関マスクを通すことにより得られる文字パターンの特徴量をネットワークの入力として用いる。自己相関マスクにより得られた特徴量は、平行移動に関して不変であることが知られている。よって、このモデルは位置ずれした重ね文字に対して認識を行うことが期待できる。また、複写学習の一部を変更することで、文字数が増えてもネット規模が大きくなるよう改善されている。

本稿は自己相関マスクと複写学習モデルを組み合わせた改良型の複写学習モデルを用いて、重ね文字および重ね位置ずれ文字の認識実験を行い、その有効性を示す。

## 2. 高次自己相関マスク

高次自己相関マスクは、高次自己相関関数から得ることのできる局所パターン[2]である。

本研究で使用する自己相関マスクは、高次自己相関関数の次数を 2 (0,1,2)までとし、変移方向を参照点 (中心) の周りの 3×3 メッシュに限定する。このとき、平行移動により等価となるマスクを除くと、マスクの数は全部で 25 個 (図 1) となる。このマスクを通して得られた特徴量をネットワークの入力値とする。

## 3. 複写学習モデル

複写学習モデル (図 2) とは、3 層誤差逆伝播 (以下、BP) ネットワークで基本文字のみを学習し、得られたネットの重みとバイアスを未使用の部分ネットに、ある規則に基づいて複写を行うことにより、重ね文字をネット全体で認識するものである。

Superimposed Characters Recognition by Neural Network using Higher Order Local Autocorrelation

\* Mitsuhiro Inoue, Makoto Kobayashi, Katuhiro Nakagawa, Kenichi Suzuki

\*\*Faculty of Information Engineering, Fukuoka Institute of Technology Fukuoka

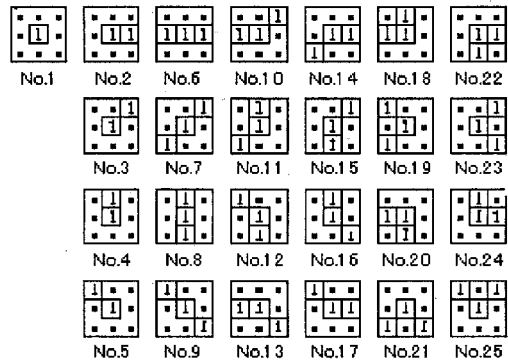


図 1. 高次自己相関マスク

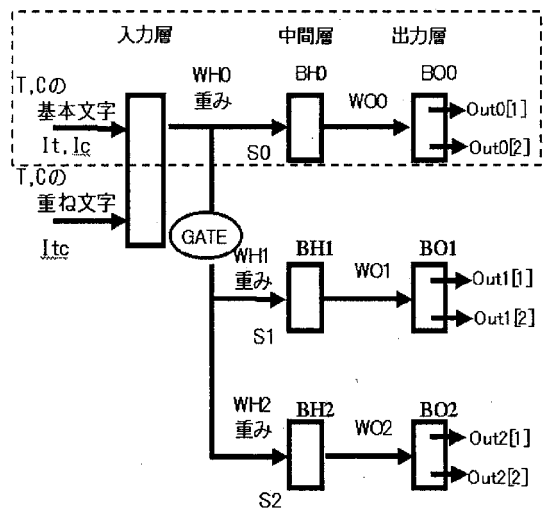


図 2. 複写学習モデルの基本構造

ここで、基本文字の例として“T”、“C”の 2 文字を考える。それぞれの特徴量を  $I_t$ 、 $I_c$ 、“T”と“C”の重ね文字特徴量を  $I_{tc}$  としたとき、

$$M \cdot I_{tc} = I_t \quad \dots (1)$$

となる  $M$  を考える。ここで  $M$  は重ね行列と呼ぶ。

次に、複写学習法について説明する。まず図 2 の GATE を閉じ、点線部分のネットの基本文字だけを BP 法にて学習する。学習終了後、GATE を開き、未使用の部分ネットに対して複写学習を行

う。ここで、各隠れユニットの入力積和を  $S_0$ 、 $S_1$  で表し、 $I_t$  を認識テストしたときの  $S_0$  と、 $I_{tc}$  を認識テストしたときの  $S_1$  が等しくなるように入力・隠れ層間の重み  $WH_1$  を次式にて求める。

$$WH_1 = R \cdot WH_0 \quad \dots(2)$$

ここで  $WH_0$  は基本文字の学習完了後の重みで (図1)、 $R$  を複写行列と呼ぶ。 $S_0$  と  $S_1$  は以下の式で求まる。

$$S_0 = WH_0^t \cdot I_t \quad \dots(3)$$

$$S_1 = WH_1^t \cdot I_{tc} \quad \dots(4)$$

ここで、式(4)の右辺の  $WH_1$  を式(2)、 $I_{tc}$  を式(1)でそれぞれ代入し、次式のと看、 $S_0 = S_1$  になる。

$$R^t \cdot M^{-1} = E \quad (E: \text{単位行列}) \quad \dots(5)$$

式(5)は次式のようになる。

$$R = M^t \quad \dots(6)$$

$$= (I_t \cdot I_{tc}^{-1})^t \quad \dots(7)$$

ここで、 $I_{tc}^{-1}$  には、Moore-Penrose の擬似逆行列[3]を用いる。

よって、式(7)で  $R$  を求め、式(2)に代入して  $WH_1$  を求め、未使用の部分ネットに複写する。

次に、隠れ層と出力層の間の各重み各バイアス、を等しく ( $WO_0=WO_1=WO_2$ ,  $BH_0=BH_1=BH_2$ ,  $BO_0=BO_1=BO_2$ ) すれば、 $I_t$  と  $I_{tc}$  パターンの出力値は完全に一致し、 $I_{tc}$  パターンは“T”と“C”が重なったパターンとわかる。

また今回の例では、重ね行列  $M$  は1組の重ね文字の関係を表したが、 $n$ 組の重ね文字の関係を表す行列式を作れば、複数の重ね文字も一度に複写することができる。

#### 4. 重ね文字の認識実験

提案モデルで学習認識実験を行う。10×10の正方メッシュ上の基本文字T、C、Hを用意し、自己相関マスクにより特徴量を求める。まず特徴量を入力値とし、BP法によって基本文字のみの学習を行う。その際の学習条件は、入力層のユニット数25、中間層のユニット数10、出力層のユニット数3、学習率0.25、慣性係数0.8で学習を行い、訓練文字に対して平均自乗誤差が0.001になった時点で学習終了としている。次に、基本文字同士の重ね文字を認識できるように未使用の部分ネットに複写する。

認識実験は3組の重ね文字および重ね位置ずれ文字の認識テストを行った。認識テストの出力例を表1に示す。

表1より、基本文字が入力されたときの  $Out_0$  からの出力値と、重ね文字が入力されたときの  $Out_1, Out_2$  からの出力値とがほぼ一致していることがわかる。また重ね位置ずれ文字が入力された場合も同じように認識できている。

#### 5. 未学習重ね文字による認識実験

提案モデルの汎化能力を調べるために、4と同じネット条件で学習後、一方の文字が右に1ずれ、及び2ずれした場合の重ね文字認識実験を行った。また比較として、従来の複写学習モデルに自己相関マスクを組み合わせたモデル[4]を用いて

テストパターン	出力値					
	Out0[1]	Out0[2]	Out0[3]	Out1[1]	Out1[2]	Out1[3]
基本文字パターン	T	0.927	0.030	0.042		
	C	0.058	0.967	0.007		
	H	0.053	0.007	0.954		
				Out2[1]	Out2[2]	Out2[3]
TとCの重ね文字	0.927	0.031	0.042	0.058	0.967	0.007
TとHの重ね文字	0.053	0.007	0.954	0.927	0.030	0.042
CとHの重ね文字	0.058	0.967	0.007	0.054	0.007	0.954
TとCの位置ずれ重ね文字	0.927	0.031	0.042	0.058	0.967	0.007

表1. 認識実験の出力例

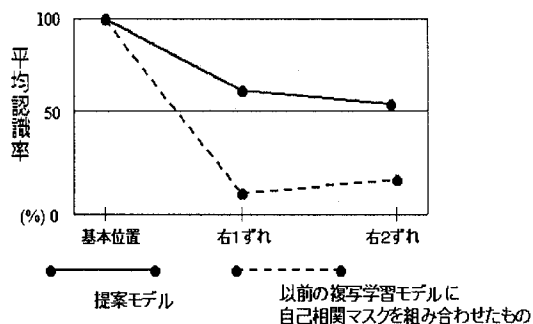


図3. 未学習重ね文字の認識率

た。実験結果を図3に示す。結果から、明らかに提案モデルの方が改善されている。

#### 6. まとめ

本研究は、複写学習モデルの入力値として、高次自己相関マスクより得た特徴量を用いることで、重ね位置ずれ文字を認識できるモデルを提案した。認識実験の結果、位置ずれ重ね文字でも、ほぼ同じ出力値が出るように認識できることがわかった。また複写学習法の一部を変更することで、部分ネットの増加を抑えると共に、未学習の重ね文字に対する認識率の改善ができた。

今後の課題としては、複写学習の過程で擬似逆行列を用いているため、その精度が問題となる。同時に複写するパターンが増えると、擬似逆行列の精度が落ちることが予想できるので、学習する文字数を増やすなどして、実験していく予定である。

(参考文献)

- [1]丸上、安部、井上、須崎：“重ね文字を認識するニューラルネットワークの汎化能力に関する実験”、2001 信学総大、D-2-15,2001.3
- [2]大津、栗田、園田：“パターン認識”、朝倉書店
- [3]Golub, G.H, and C.F. Van Loan. Matrix Computations 3rd ed. Baltimore, MD: Johns Hopkins University Press, 1996
- [4]小林、井上、須崎：“高次自己相関マスクと複写学習の組み合わせによる重ね文字の認識” 信学会九州支部学生会、D-18,2001.10