

重ね文字を認識する複写学習モデル

須崎 健一[†] 井上 充裕[†]
百原 武敏[†] 荒屋 眞二[†]

本研究は基本文字の学習だけで、重ね文字が認識できる複写学習モデルを提案する。複写学習モデルは3層ネットの一部を用いて、基本文字を学習し、得られた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し、ネット全体で重ね文字を認識するニューラルネットワークである。本稿は重ね文字の認識実験を行い、重ね文字から基本文字が認識できることを記述する。

A Copy-learning Model for Recognizing Superimposed Character

KENICHI SUZAKI,[†] MITUHIRO INOUE,[†] TAKETOSHI MOMOHARA[†]
and SHINJI ARAYA[†]

This study proposes a copy-learning model which can recognize superimposed characters by only learning the standard characters. The copy-learning model is a neural network which learns standard characters by using a part of the 3-layer BP net, copies obtained weights and biases on an unused part of the net based upon a rule, and recognizes the standard characters from the superimposed characters by using all parts of the net. This paper describes that the standard characters can be recognized from the superimposed characters through the recognition experiment of the superimposed characters.

1. ま え が き

最近のホームページや雑誌など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られる。また、故意に字間・行間を詰め、重ねた文字も見られる。このような重ね文字が分離・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も可能である。人間は単純なパターンであれば、重ね文字や変形文字でも瞬時に認識し、多くの情報抽出を行える。ニューラルネットワークによる文字認識に関する研究は活発に行われており、重ね文字も高い信頼性および汎用性のもとで認識可能とすることも重要である。

現在、重ね文字を分離できるネットに選択性注意機構を有するネオコグニトロン¹⁾が提案されている。このネットは異種細胞間の多層構造であり、競合学習で重ね文字の分離を行っている。しかし、誤差逆伝播(BP)法による報告は見あたらない。

本研究は2値で表された基本(学習)文字だけの学習で、重ね文字が認識できる複写学習モデルを提案する。複写学習モデルは、すでに回転、位置ずれパターンが認識できるネット²⁾が提案されている。本稿は複写学習法の応用として、認識時の基本文字の出力値と、重ね文字の出力値が同じになるように複写すれば、重ね文字から基本文字を認識できることを示す。

2. 複写学習モデル

2.1 ネット構造

本モデルは図1のような3層BPネットの一部(点線内)を用いて、基本文字を通常のBP法で学習し、得られた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し、ネット全体で重ね文字を認識するものである。図1の実線の四角はユニット集合を表す。各層間は完全結合である。入力層INは、 N^2 個のユニットからなり、入力文字を表現するための $N \times N$ の正方入力メッシュに対応する。隠れ層 H_i ($i = 0, 1, 2$)のユニット数 L は、記憶させたい文字数に依存する。出力層 Out_i ($i = 0, 1, 2$)のユニット数 U は、基本文字数に等しい。INから H_i 間の結

[†] 福岡工業大学情報工学部情報工学科
Department of Computer Science and Engineering,
Faculty of Information Engineering, Fukuoka Institute
of Technology

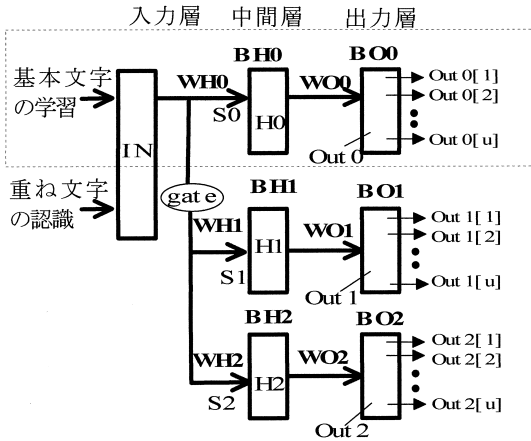


図 1 複写学習モデルのネット構造

Fig. 1 Network structure of a copy-learning model.

合重みを WH_i ($i = 0, 1, 2$) とする。 WH_i は $N^2 \times L$ 次元のベクトルとなる。 H_i から Out_i への結合重みを WO_i ($i = 0, 1, 2$) とする。 WO_i は $L \times M$ 次元のベクトルとなる。 H_i と Out_i のユニットグループの各バイアスを BH_i ($i = 0, 1, 2$), BO_i ($i = 0, 1, 2$) とする。

2.2 重ね文字の複写学習法

2文字の重ね文字を取り扱う。いま、基本文字 T と C を 3×3 の正方入力メッシュ上で表す。ここで、 T と C を次式のように It と Ic で表す。

$$It = (111010010)^t \tag{1}$$

$$Ic = (011010011)^t \tag{2}$$

t は転置を表す。 It と Ic の重ね文字 Itc を次式のように表す。ここで、 $\text{sgn}(\cdot)$ 関数は括弧の中が 1 以上であれば 1 となる関数である。

$$\begin{aligned} Itc &= It + Ic = \text{sgn}((122020021)^t) \\ &= (111010011)^t \end{aligned} \tag{3}$$

It と Itc の関係を次式で表す。

$$It = M \cdot Itc \tag{4}$$

ここで、 M を重ね行列と呼ぶ。

図 1 を用いて複写学習法を説明する。まず、 gate を閉じ、点線で囲んだ部分ネットを用いて、基本文字 (It と Ic) を学習する。教師信号は、それぞれ $Out0[1]$ だけが 1 で他は 0, $Out0[2]$ だけが 1 で他は 0 とする。学習完了後、 gate を開け、ネット全体で認識テストを行う。ここで、 It を認識テストしたときの $H0$ の入力積和を $S0$ とする (式 (5))。また、 Itc を認識テストしたときの $H1$ の入力積和を $S1$ とする (式 (6))。

$$S0 = WH0^t \cdot It \tag{5}$$

$$S1 = WH1^t \cdot Itc \tag{6}$$

ここで、 $S1 = S0$ となるように IN と $H1$ 間の重

み $WH1$ を式 (7) で求め、隠れ層から出力層までの部分ネットをすべて同じ (式 (8)) にすれば、基本文字を認識テストしたときの $Out0$ の出力値と重ね文字を認識テストしたときの $Out1$ の出力値は完全に一致する。

$$WH1 = R \cdot WH0 \tag{7}$$

$$BH1 = BH0, BO1 = BO0, WO1 = WO0 \tag{8}$$

ここで、 R を複写行列と呼ぶ。 R は式 (5)=式 (6) から求める。式 (6) の Itc は式 (4) から $M^{-1} \cdot It$ と表されるので次式のように表される。

$$WH0^t \cdot It = (R \cdot WH0)^t \cdot M^{-1} \cdot It \tag{9}$$

式 (9) は、次式のとおり、右辺と左辺が等しくなる。

$$R^t \cdot M^{-1} = E \quad (E: \text{単位行列}) \tag{10}$$

式 (10) から $R = M^t$ となる。ここで、 M は式 (4) から $It \cdot Itc^+$ と表される。 $+$ は擬似逆行列を示す。式 (10) は次式のようになる。

$$R = (It \cdot Itc^+)^t \tag{11}$$

この R を式 (7) の右辺に代入し、 $WH1$ を求めれば、 $S1 = S0$ となる。ここで、 Itc は非正則となり、 Moore-Penrose の擬似逆行列^{(3),(4)} を用いる。

次に、 Ic と Itc に着目すれば、複写行列 R は $(Ic \cdot Itc^+)^t$ となり、式 (7)~(11) の手法を適用し $WH2, BH2, BO2, WO2$ を求めれば、 $S2 = S0$ となり、 Ic の認識時の $Out0$ の出力値と、 Itc の認識時の $Out2$ の出力値は等しくなる。つまり、 $Out0, Out1, Out2$ の認識結果から重ね文字の判定ができる。

ここまで、1組の重ね文字の例を示したが、 n 組の重ね文字の複写学習も可能である。式 (12), (13) は $n = 3$ のときの複写行列 $R1$ と $R2$ の例である。ただし、 Iet と Ice は、それぞれ “E と T” と “C と E” の重ね文字の縦ベクトルである。

$$R1 = (|ItIeIc| \cdot |ItcIetIce|^+)^t \tag{12}$$

$$R2 = (|IcItIe| \cdot |ItcIetIce|^+)^t \tag{13}$$

3. 重ね文字の認識実験

基本文字どうしの重ね文字と位置ずれ重ね文字の認識実験を行った。

実験で用いた文字を図 2 に示す。図 2 の 2 行目は類似度が低い重ね文字 (TC, TH, CH) と高い重ね文字 (EF, TI, FT) の例を示す。

ネットの構造は図 1 と同じで、入力層のユニット数 400, 中間層 H_i の各ユニット数 3, 出力層 Out_i の各ユニット数 6, 学習率 0.25, 慣性係数 0.8 とし、学習完了はすべての基本文字に対して平均自乗誤差が 0.001 以下になったときとした。

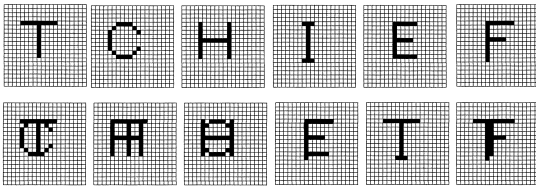


図 2 基本文字パターンと重ね文字パターン

Fig.2 Standard character pattern and superimposed characters pattern.

表 1 基本文字と重ね文字の認識テスト

Table 1 Recognition test of standard character and superimposed character.

認識テスト文字	出力層Out _i (i=0)の出力値						
	Out 0[1]	Out 0[2]	Out 0[3]	Out 0[4]	Out 0[5]	Out 0[6]	
基本文字	T	0.920	0.022	0.037	0.055	0.049	0.007
	C	0.031	0.924	0.057	0.051	0.007	0.054
	H	0.051	0.048	0.920	0.007	0.031	0.016
	I	0.046	0.032	0.007	0.933	0.010	0.012
	E	0.046	0.007	0.038	0.015	0.938	0.062
	F	0.007	0.033	0.028	0.030	0.046	0.928
認識テスト文字	出力層Out _i (i=1,2)の出力値						
	Out 1[1] Out 2[1]	Out 1[2] Out 2[2]	Out 1[3] Out 2[3]	Out 1[4] Out 2[4]	Out 1[5] Out 2[5]	Out 1[6] Out 2[6]	
重ね文字	TC	0.920	0.022	0.037	0.055	0.049	0.007
		0.031	0.924	0.057	0.051	0.007	0.054
	HT	0.051	0.048	0.920	0.007	0.031	0.016
		0.920	0.022	0.037	0.055	0.049	0.007
	HC	0.051	0.048	0.920	0.007	0.031	0.016
		0.031	0.924	0.057	0.051	0.007	0.054
	FE	0.007	0.033	0.028	0.030	0.046	0.928
		0.046	0.007	0.038	0.015	0.938	0.062
	TI	0.920	0.022	0.037	0.055	0.049	0.007
		0.046	0.032	0.007	0.933	0.010	0.012
	FT	0.007	0.033	0.028	0.030	0.046	0.928
		0.920	0.022	0.037	0.055	0.049	0.007

まず、6個の基本文字を学習後、未使用の部分ネットに15組の重ね文字の複写を行い、認識テストを行った。表1は図2の6組の重ね文字に対する認識結果である。表1から、重ね文字判定用のOut1, Out2の出力値はOut0の出力値と一致しており、かつ他の出力ユニットの出力値は0.1以下となり認識精度が高く、基本文字どうしの重ね文字と認識できた。

次に、位置ずれ重ね文字に対する認識率を調べた。位置ずれ重ね文字は多数存在するので、図2の2行目の6組の重ね文字に限定し、その一方の文字(左の重ね文字からC, H, H, F, I, T)を左右2, 4メッシュ位置ずれした重ね文字の複写行列R(IH1, IH2)に対するR1, R2)を作成し、未使用の部分ネットに複写を行った。認識テストは上記で示した一方の文字を左右1, 2, 3, 4メッシュ位置ずれした重ね文字を用いた。この実験は未学習文字も含んだ認識テストになるため、出力層の最大出力値により認識判定を行った。平均認識率はネットの初期値を5回変更し、複写

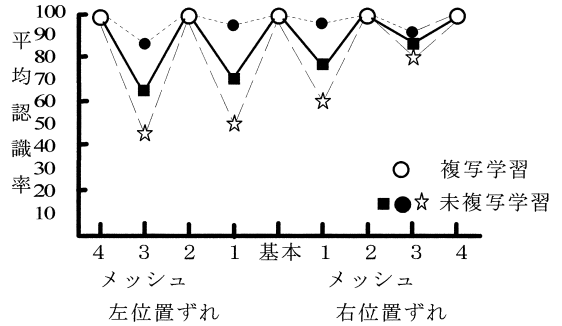


図 3 一方の文字が左右に位置ずれした重ね文字の平均認識率

Fig.3 Average recognition rate of the superimposition character in which the other character shifted to right and left.

学習後に基本と位置ずれの2つの重ね文字の認識テストから求めた。結果を図3に示す。複写を行った位置ずれ重ね文字はすべて100%の認識率が得られた。図中の☆は類似性の低い位置ずれ重ね文字の平均認識率である。●は類似性の高い位置ずれ重ね文字の平均認識率である。○は基本と位置ずれの2つの重ね文字の平均である。認識率は文字の類似性の影響を受け、変動が見られるが、未複写の位置ずれ重ね文字には補間力が現れていると見られる。また、類似性の高い左右位置ずれ重ね文字に認識率の違いが見られるが、字形の非対象性の影響が出ていると考えられる。なお、両文字とも位置ずれした重ね文字の認識は、定量的な実験を要するため今後の課題とした。

4. まとめ

2値で表現された基本文字を学習するだけで、重ね文字が認識できる複写学習モデルを提案した。また実験を通して、提案モデルの有効性を示した。

提案モデルは基本文字が増えても、重みやバイアスを1組の部分ネット(Out_i(i=1,2))に複写するだけであるため、ネット規模が小さく、構造も簡素である。なお、本稿では重ね文字の認識手法に焦点を絞り議論したので正方メッシュに表した文字に限ったが、文字に対する前処理を施せば変形の重ね文字にも理論的に適用できると考えられる。今後は変形の重ね文字認識に関する研究を行う予定である。また、複写行列Rの算出に擬似逆行列を適用しているため、複写学習の精度とRの特異値分解の収束判定および特異値の零判定などの関係を調べるのも今後の課題である。

参考文献

1) Fukushima, K.: Neural Network model for selective attention in visual pattern recognition

and associative recall, *Applied Optics*, Vol.26, No.23, pp.4985-4992 (Dec. 1987).

- 2) 須崎健一, 荒屋真二, 中村良三: 任意に回転したパターンと回転角度を認識する複写学習モデル, 情報処理学会論文誌, Vol.35, No.7, pp.1311-1317 (1994).
- 3) The MathWorks, Inc.: MATLAB6 Documentation, Using MATLAB (1999).
- 4) Albert, A.: *Regression and the Moore-Penrose Pseudo Inverse*, Academic Press, New York (1972).

(平成 14 年 11 月 5 日受付)

(平成 15 年 2 月 4 日採録)



須崎 健一 (正会員)

1948 年生。1972 年日本大学理工学部電気工学科卒業。1977 年東京電機大学大学院修士課程修了。1972 年防衛大学校助手。1980 年福岡工業大学講師。1989 年同助教授。1996 年同教授。工学博士。ニューラルネット, 人工知能等に興味を持つ。電子情報通信学会, 電気学会各会員。



井上 充裕

1977 年生。1999 年福岡工業大学工学部情報工学科卒業。2001 年同大学大学院工学専攻修士課程修了。現在, 同大学研究生。ニューラルネットワークに興味を持つ。電子情報通

信学会学生会員。



百原 武敏 (正会員)

1967 年福岡工業大学工学部電子工学科卒業。同年同大学助手。1984 年同大学講師。1996 年同大学情報工学科助教授。人工知能, 知識工学, ニューラルネットワーク等に興味を

持つ。人工知能学会会員。



荒屋 真二 (正会員)

1949 年生。1972 年 3 月東北大学工学部通信工学科卒業。同年 4 月三菱電機(株)入社。1985 年福岡工業大学助教授。1989 年同教授。現在, 情報工学部情報工学科所属, 工学博

士(東京大学)。人工知能, Web3D 等に興味を持つ。著書「人工知能概論」(共立出版)等。1982 年電気学会論文賞受賞。IEEE 等の会員。