

自己想起回路による手書き数字認識

井上 聡^{†,☆} 若林 哲史[†] 鶴岡 信治[†]
木村 文隆[†] 三宅 康二[†]

本論文では自己想起回路によるパターン認識に関する基礎的考察と、相互想起回路および統計的識別手法との比較・評価のための手書き数字認識実験の結果について報告する。統計的識別手法としては、投影距離法と最近傍法を用いる。特に K-L 展開を用いる投影距離法と 3 層の自己想起回路の関係について詳しく考察し、3 層および 5 層の自己想起回路が投影距離法より優れている点を明らかにする。手書き数字認識実験には、郵政省郵政研究所が作成した計 44,862 文字の数字データを用い、自己想起回路と相互想起回路、最近傍法、投影距離法の認識率について比較・考察する。実験の結果、5 層の自己想起回路を用いた場合に最も高い認識率が得られた。また、自己想起回路には、(1) クラスごとに学習するため相互想起回路に比べて局所解に陥りにくい、(2) 最近傍法に比べてサンプルの補間・圧縮能力が高い、(3) 投影距離法に比べて部分空間の共有による誤分類が生じにくい、(4) 5 層の自己想起回路は超曲面状の分布を近似できる、などの特色があることを基礎的な考察と実験結果によって示す。

Handwritten Numeral Recognition Using Autoassociative Neural Networks

SATOSHI INOUE,^{†,☆} TETSUSHI WAKABAYASHI,[†] SHINJI TSURUOKA,[†]
FUMITAKA KIMURA[†] and YASUJI MIYAKE[†]

This paper describes a result of fundamental study on pattern recognition using autoassociative neural networks, and experimental comparison on handwritten numeral recognition by conventional multi-layered neural network and statistical classification techniques. As the statistical classification techniques, the projection distance method and the nearest neighbor method are employed. The relationship between the projection distance method which is based on the K-L expansion and three layered autoassociative networks is discussed, and it is shown that the three and five layered autoassociative networks are superior to the projection distance method. In the handwritten numeral recognition experiment, a total of 44,862 numeral samples collected by IPTP are used to evaluate and compare the recognition rates of the autoassociative networks, the mutual associative network, the nearest neighbor method, and the projection distance method. The five layered autoassociative networks achieved the highest recognition rate in the handwritten numeral recognition experiment. The result of experiment together with the fundamental study show that the autoassociative networks have such characteristics that: (1) class independent training makes the possibility of local convergence less than that of the mutual associative network, (2) the networks possess the higher ability of dimension reduction and interpolation than the nearest neighbor method, (3) they yield less misclassification due to subspace sharing than the projection method, (4) the five layered autoassociative network can fit a curved hypersurface to a distribution of patterns.

1. はじめに

自己想起回路は入力層と出力層のニューロン数が等しく、中間層のニューロン数がそれより少ない砂時計型の回路で、出力層の理想出力（教師信号）として入

力パターンを与えるものである。その結果、入力層と中間層の間には、圧縮・符号化の回路、中間層と出力層の間には復号化の回路が形成される（図 1）。

自己想起回路に関する研究としては、これまでに画像やパターンの圧縮・符号化に関する報告^{1)~5)}があり、3 層の自己想起回路と K-L 展開（主成分分析）との関係が明らかにされている⁶⁾。また、パターン認識への応用としては、顔画像の識別における特徴抽出回路として用いた例⁷⁾、2 クラス（‘e’ と ‘c’）の印刷文字

[†] 三重大学工学部

Faculty of Engineering, Mie University

[☆] 現在、日本電信電話株式会社

Presently with NTT

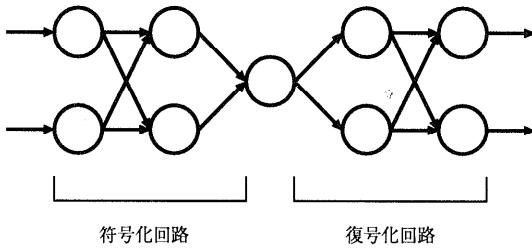


図1 自己想起回路

Fig. 1 Autoassociative neural network.

認識における比較実験の結果⁸⁾が報告されている。

本論文では複数の競合する自己想起回路を用いて多クラスのパターンを分類・識別する場合の有効性を手書き数字認識実験により評価する。この手法は、自己想起回路を特徴抽出と識別の双方に利用する点で従来の階層型ニューラルネットワークを応用するパターン認識の手法とは異なっている。階層型ニューラルネットワークを用いるパターン認識では、出力層の各ニューロンを、分類する各クラスに対応させる相互想起回路に関する研究が数多くなされてきたが、クラス数が多い場合に回路が大型化し、学習に要する時間や局所解への収束の可能性が増大するなどの問題が残されている。そのために、クラス数の多い漢字認識では、回路網の階層化や少クラス問題へ分割する手法等が提案されている^{9),10)}。本論文で述べる自己想起回路は、各クラスごとに独立に回路を形成するために学習の負荷分散の効果が、クラス数の多い漢字認識へ直接応用することも原理的に可能である。

本論文では自己想起回路によるパターン認識に関する基礎的考察と、相互想起回路および統計的識別手法との比較・評価のための手書き数字認識実験の結果について報告する。統計的識別手法としては、投影距離法¹¹⁾と最近傍法¹²⁾を用いる。特にK-L展開を用いる投影距離法と3層の自己想起回路の関係については2章で詳しく考察し、3層および5層の自己想起回路が投影距離法より優れている点を明らかにする。また手書き数字認識実験には、郵政省郵政研究所が作成した計44,862文字の数字データを用い、自己想起回路と相互想起回路、最近傍法、投影距離法の認識率について比較・考察する。

2. 自己想起回路

自己想起回路では、クラスごとに独立に回路を形成し、各クラスの回路は、そのクラスの特徴ベクトルのみを学習する。その結果、ある未知パターンを入力したとき、そのパターンの属するクラスの回路における

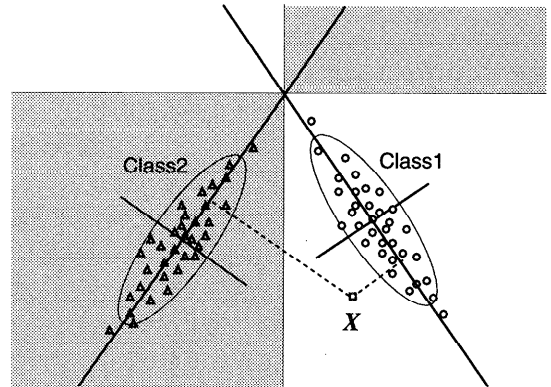


図2 投影距離法の決定境界

Fig. 2 Decision boundary of projection distance method.

出力と入力との2乗誤差は他のクラスの回路に比べて一般に小さくなる。このことを利用して、未知パターンを分類することができる。未知パターンをすべての回路に入力し、2乗誤差が最も小さいクラスに分類するのである。

自己想起回路ではクラスごとに回路を形成するため、相互想起回路によるパターン認識に比較して、学習の負荷分散による効率化が可能であり、大規模なパターン認識の問題に適している。

3層自己想起回路では第1層によって線形な圧縮・符号化、第3層によって線形な復号化が行われ、5層自己想起回路では第1層と第2層によって非線形な圧縮・符号化、第4層と第5層で非線形な復号化が行われる。なお本論文で考察する5層の自己想起回路は、第2層のニューロン数と第4層のニューロン数が等しく、符号化回路と復号化回路が対称な回路である。

3層の自己想起回路は、識別のための距離尺度としてK-L展開の2乗誤差を用いる投影距離法¹¹⁾と密接な関係がある。投影距離は次式で定義され、入力パターン X から、学習サンプル集合の分布を近似する最小2乗超平面までの距離を与える。

$$g(X) = \|X - M\|^2 - \sum_{i=1}^k \{\Phi_i^T(X - M)\}^2 \quad (1)$$

ここで M は平均ベクトル、 Φ_i は X の共分散行列の第 i 固有ベクトルであり、 k は超平面の次元数である。特徴ベクトルが2次元の場合の例を図2に示す。

この図は、各クラスの分布の長軸が分布を近似する最小2乗誤差直線となり、入力パターン X からこれらの直線までの距離によってクラスが決定されることを示している。この図では2次曲線が縮退してできる一組の直線（双曲線の漸近線）が決定境界となってい

るが、一般の場合には超2次曲面になる。

5層以上の自己想起回路を用いる場合は、投影面を超曲面に拡張した投影距離法と考えることができる。

以上の関係を簡単な実験例を用いて説明する。

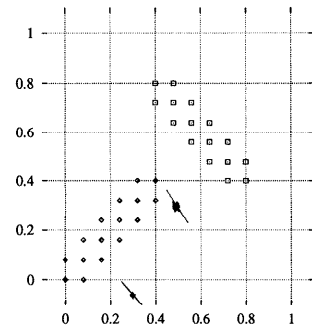
はじめに、3層の自己想起回路による、直線状に分布するパターンの学習過程の例を示す(図3)。

各クラスの自己想起回路の入力層、中間層、出力層のニューロン数は、各々2, 1, 2である。入力信号は、各クラスのサンプルの2次元特徴ベクトルであり、教師信号にも同じものを与える。図中に描かれている2本の線分は中間層の出力を0から1まで変化させたときに得られる出力の軌跡であり、またその線分上の点は投影されたサンプルを表す。これらの線分は学習の収束した段階では分布の長軸に一致し、投影距離法における投影面(直線)に相当するものとなる。

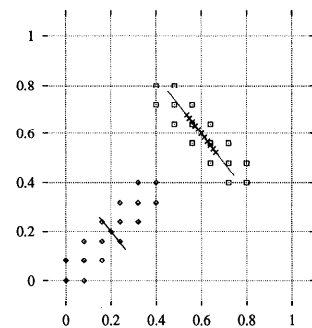
学習後の自己想起回路によって未知パターンを識別する方法を図4に示す。

未知パターン X が与えられたとき、その座標 (x_1, x_2) をそれぞれのクラスの自己想起回路に入力する。出力された (y_1, y_2) および (z_1, z_2) はそれぞれの投影直線上の Y, Z の座標である。また、図中の u, v は中間層の出力であり、シグモイド関数によってその値域が $(0, 1)$ に制限されている。その結果 Y, Z の軌跡はそれぞれ $0 < u < 1, 0 < v < 1$ に対応する線分となる。 Y, Z と X との距離の2乗はそれぞれ $\|Y - X\|^2, \|Z - X\|^2$ である。これらが最小となるクラス、すなわち各クラスの自己想起回路の出力と入力の2乗誤差の最も小さいクラスに分類すると、図の例では X は左下のクラスに分類される。図5にこの例に対する決定境界を示す。この決定境界を投影距離法を用いた場合の決定境界(図6)と比較すると、各クラスの分布の主軸が交差する付近で大きな差が生じていることが分かる。一般に投影距離法や部分空間法には、超平面が交差する部分あるいは共有部分空間において分類誤りが増加する問題が指摘されているが^{13), 14)}、自己想起回路による分類では、このような問題が生じない。これは、投影距離法では分布を直線(超平面)で近似するのに対して自己想起回路では分布を有限長の線分で近似するからである*。

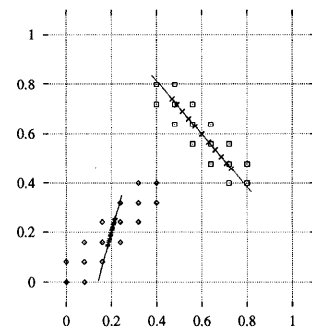
次に、5層の自己想起回路による曲線状に分布するパターンの学習過程の例を図7に示す。



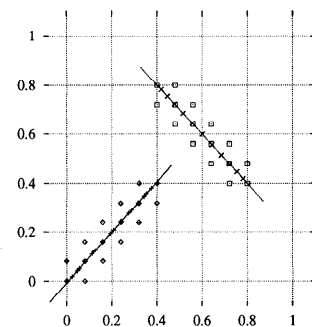
(a) 反復回数: 17



(b) 反復回数: 25000



(c) 反復回数: 77000



(d) 反復回数: 500000

図3 3層自己想起回路の学習過程

Fig. 3 Learning process of three layered autoassociative neural networks.

* 入力パターン X の次元数が大きく、各クラスの超平面の次元数が相対的に小さい場合には、投影距離法や部分空間法においても超平面が交差する確率が減少するため、部分空間の共有による誤分類が減少する。投影距離法や部分空間法を実際に応用する場合には、このような条件下で用いるのが普通である。

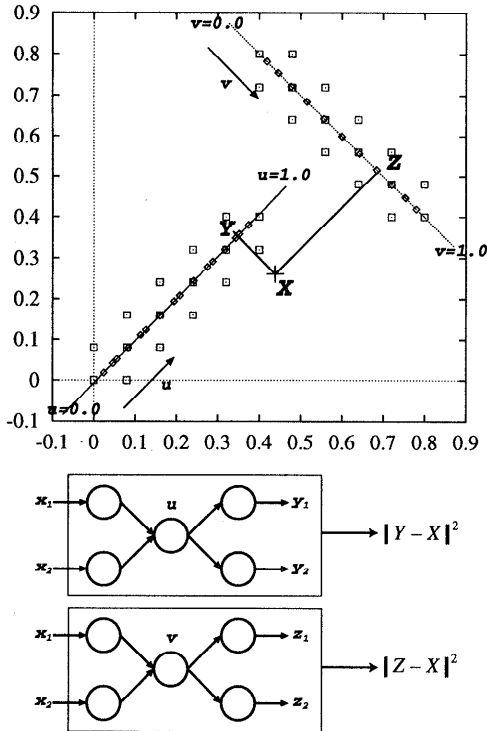


図4 3層自己想起回路による未知パターンの識別
Fig. 4 Discrimination of unknown pattern by three layered autoassociative neural networks.

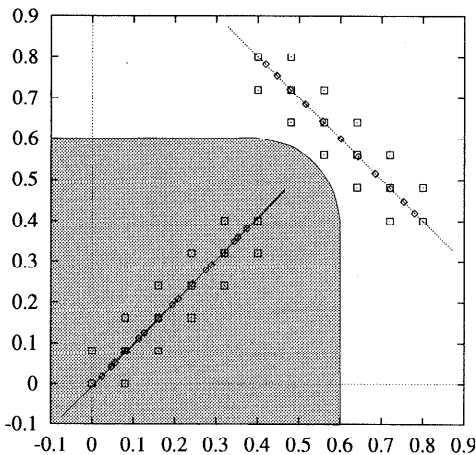


図5 3層の自己想起回路による決定境界
Fig. 5 Decision boundary of three layered autoassociative neural networks.

入力層（第1層）から出力層（第5層）までの各層のニューロン数は、各々2, 2, 1, 2, 2である。

入力信号、教師信号は図3と同様に平面上の座標値を与え、クラスごとに学習を行う。図中に描かれている2本の曲線は、各クラスの1次元の投影面を表し、またその線上の点は投影されたサンプルを表す。

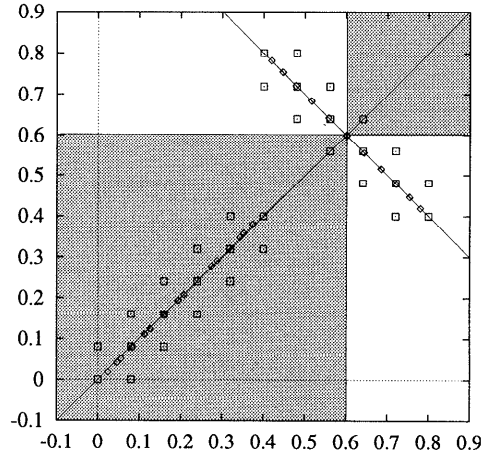


図6 投影距離法による決定境界
Fig. 6 Decision boundary of projection distance method.

図8, 図9に3層, 5層の自己想起回路による曲線上に分布するパターンの圧縮と識別の例を示す。図8, 図9を見ると、3層の場合はサンプルが超平面へ投影されるため、2次元では投影面が直線になってしまうのに対して、5層の場合は超曲面（2次元の場合は曲線）に投影されることが分かる。未知パターンを分類する場合は2乗誤差の小さい方に分類されるため、その直線あるいは曲線までの距離が近い方のクラスに分類されることになる。その結果、曲線状に分布するパターンの場合には、3層の自己想起回路や投影距離法より、非線形な投影が可能な5層の自己想起回路の方がより多くのサンプルを正しく分類することができる（図8, 図9）。

3. 認識実験

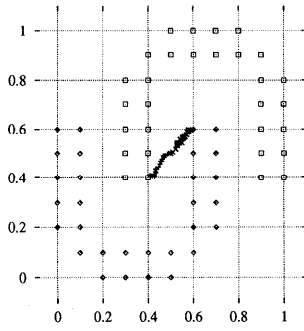
自己想起回路の有効性を確かめるため、濃淡パターンを特徴ベクトルとして用いた場合、および加重方向指数ヒストグラム¹⁵⁾を特徴ベクトルとして用いた場合の手書き数字認識実験を行った。

実験には、郵政省郵政研究所が作成した手書き数字データより29,883文字を学習用に、14,979文字を評価用に用いた。

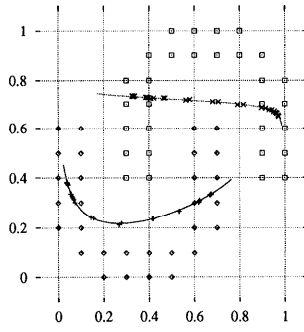
自己想起回路は、クラス（0～9の数字）ごとに1つずつ計10個を形成して用いる。最終層には線形素子を用い、学習には誤差逆伝搬法を使った。認識の際には、テストパターンを各クラスの自己想起回路に入力し、入力信号と出力信号との2乗誤差が最小になるクラスに識別する。

3.1 濃淡パターンによる認識

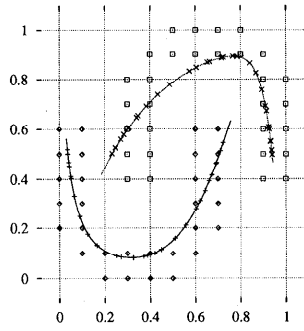
濃淡パターンによる特徴ベクトルは、2値の原画像を10×10の小領域に分割し、各小領域中に存在する



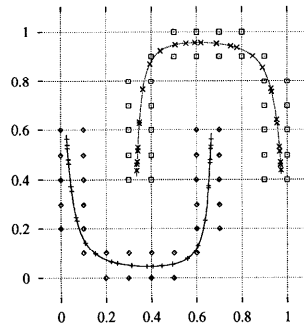
(a) 反復回数: 1



(b) 反復回数: 6500



(c) 反復回数: 13000



(d) 反復回数: 4000000

図7 5層自己想起回路の学習過程

Fig. 7 Learning process of five layered autoassociative neural networks.

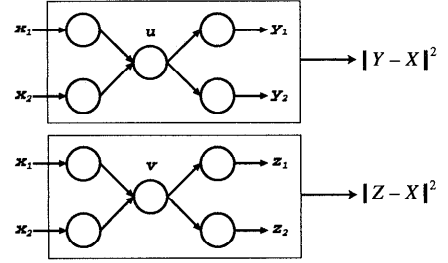
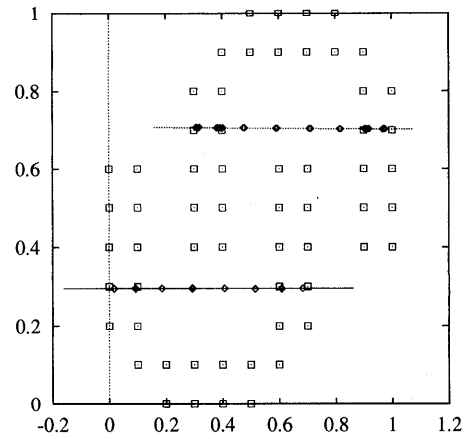


図8 3層自己想起回路による圧縮と識別

Fig. 8 Dimension reduction and discrimination by three layered autoassociative neural networks.

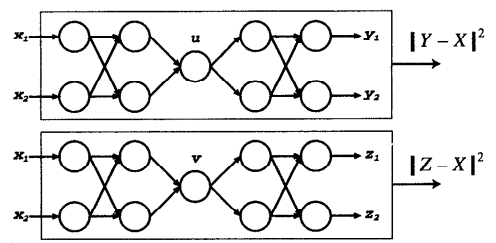
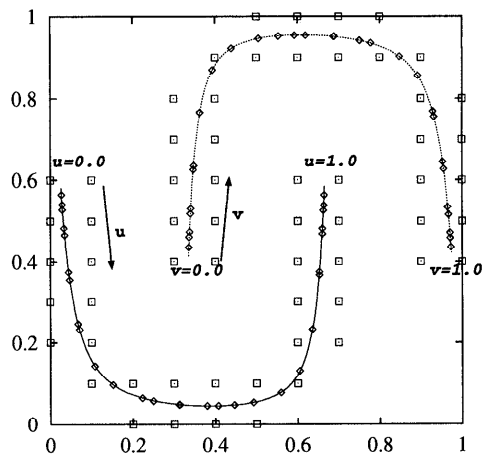


図9 5層自己想起回路による圧縮と識別

Fig. 9 Dimension reduction and discrimination by five layered autoassociative neural networks.

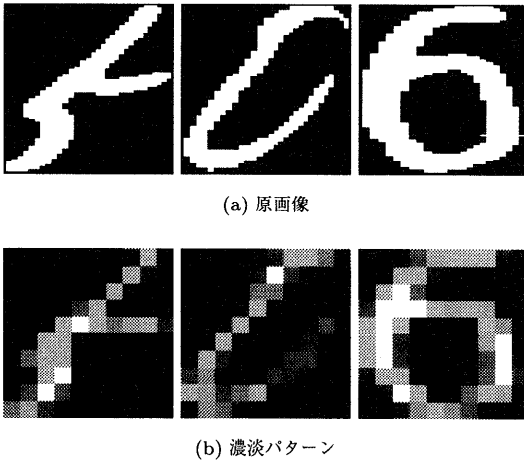


図 10 原画像と濃淡パターン

Fig. 10 Examples of original binary image and gray scale pattern.

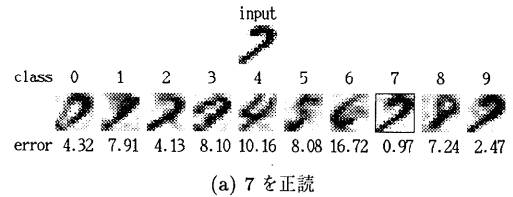
黒点の数を特徴としたものである。原画像と対応する濃淡パターン画像の例を図 10 に示す。

ニューロンの数は 3 層の場合、各々 100, 16, 100 で、5 層の場合、各々 100, 16, 8, 16, 100 とした。

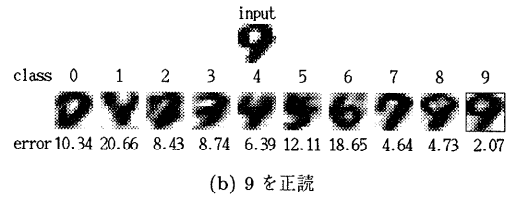
図 11 に 5 層の自己想起回路における各回路の入出力パターンの例を示す。図中の“input”と書かれた所にあるパターンが入力パターンを表し、その下の“class”と書かれ、数字がふってあるパターンがその数字に対応するクラスの自己想起回路から出力されたパターンである。各クラスの出力パターンの下に書かれている数字は入力パターンとの 2 乗誤差で、その値が最も小さいクラスが識別結果となり、黒枠で囲まれている。

表 1 に自己想起回路、相互想起回路、投影距離法および最近傍法¹²⁾との比較実験の結果を示す。3 層および 5 層の自己想起回路の隘路 (bottleneck) となる中間層のニューロン数は、それぞれ 16, 8 である。また、投影距離法は投影面 (超平面) の次元数 k が 19 のときに最も認識率が高かった。相互想起回路においては、3 層の階層型ニューラルネットの中間層のニューロン数を、20, 30, 50, 100, 400 と変化させたところ、その中では 400 個とした場合に最も高い認識率 (97.83%) が得られた。

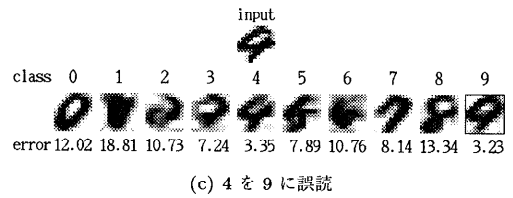
投影距離法の認識率が 3 層の自己想起回路より低いのは、2 章で述べた理由により部分空間の共有による認識率の低下が生じることが一因として考えられる。また 3 層の自己想起回路の認識率が 5 層の自己想起回路より低いのは、濃淡パターンの分布が超平面ではなく超曲面上にあることが一因として考えられる。



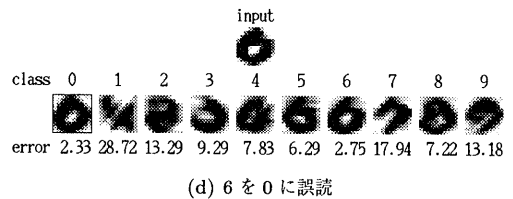
(a) 7 を正読



(b) 9 を正読



(c) 4 を 9 に誤読



(d) 6 を 0 に誤読

図 11 濃淡パターンによる認識の例

Fig. 11 Recognition of gray scale images.

表 1 認識率の比較 (濃淡パターン)
Table 1 Comparison of recognition rates (gray scale pattern).

| | |
|---------------|--------|
| 5 層自己想起回路 | 98.11% |
| 相互想起回路 | 97.83% |
| 擬似ベイズ識別関数 | 97.78% |
| 最近傍法 | 97.43% |
| 3 層自己想起回路 | 97.28% |
| 投影距離法 (19 次元) | 96.89% |
| 投影距離法 (16 次元) | 96.78% |
| 投影距離法 (8 次元) | 96.14% |

最近傍法は、すべての学習サンプルと入力サンプル間の距離が最短となる学習サンプルのクラスを入力サンプルのクラスとする決定手法であり、パターンの分布形に正規分布など特殊な仮定を必要としないノンパラメトリック手法である。また学習サンプル数が十分大きい場合はその誤り確率がベイズ決定 (最適決定) の誤り確率の 2 倍を超えないことが知られている。それにもかかわらず、最近傍法の認識率が 5 層の自己想

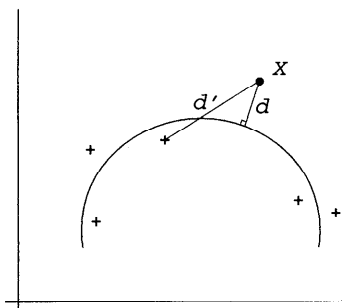


図 12 最近傍法と自己想起回路による距離

Fig. 12 Distance of the nearest neighbor method and autoassociative neural network.

起回路より低いのは、最近傍法には分布形の補間能力がないため、学習サンプル数が特徴ベクトルの次元数に対して相対的に不足すると(図 12)、正解クラスの学習サンプルと入力サンプルの最短距離 d' が自己想起回路によって補間された分布までの距離 d に比べて大きくなって、他クラスへの誤読を生じやすくなることが一因として考えられる。

さらに、相互想起回路より 5 層の自己想起回路の認識率が高いのは、相互想起回路が 1 つのニューラルネットワークで全クラスを学習するために、局所解に陥りやすいことが一因として考えられる。

3.2 加重方向指数ヒストグラム法による認識

加重方向指数ヒストグラム法¹⁵⁾により抽出した 400 次元の特徴ベクトルを、主成分分析によって 64 次元に次元削減した特徴ベクトルを使用した。

加重方向指数ヒストグラムは文字の輪郭線の方向の分布をとらえる特徴ベクトルで、濃淡パターン等に比べて文字認識に有効であることが分かっている。また、従来正規分布を仮定するパラメトリックな識別手法(擬似ベイズ識別関数)とともに用いていたため、特徴量の分布も正規分布に近くなるような変数変換が施されており、高次元特徴空間ではほぼ超平面に沿って分布していることが分かっている¹⁵⁾。

ニューロンの数は 3 層の場合、各々 64, 16, 64 で、5 層の場合、各々 64, 24, 12, 24, 64 である。

表 2 に相互想起回路および統計的識別手法¹⁴⁾との比較実験の結果を示す。投影距離法では投影面(超平面)の次元数 k が 22 のときに最も認識率が高かった。相互想起回路では、3.1 節と同様に 3 層の階層型ニューラルネットの中間層のニューロン数を 400 個とした場合に最も高い認識率(99.19%)が得られた。

濃淡パターンに対する実験結果と比較すると、全体

表 2 認識率の比較(加重方向指数ヒストグラム法)

Table 2 Comparison of recognition rates (weighted direction code histogram).

| | |
|--------------|--------|
| 5 層自己想起回路 | 99.27% |
| 相互想起回路 | 99.19% |
| 疑似ベイズ識別関数 | 99.18% |
| 最近傍法 | 99.22% |
| 3 層自己想起回路 | 99.20% |
| 投影距離法(22 次元) | 99.12% |
| 投影距離法(16 次元) | 99.07% |
| 投影距離法(12 次元) | 99.06% |

的に認識率が高く、手法間の差が減少しているが、傾向としては濃淡パターンによる実験結果に対する考察が同様に成り立つことを示している。

濃淡パターンより加重方向指数ヒストグラムに対する認識率が高い理由としては、文字輪郭線の方向が文字認識の特徴として有効である¹⁶⁾こと以外に、濃淡パターンの空間分解能が 10×10 では低すぎることも考えられる。より分解能の高い濃淡パターンに対する自己想起回路による特徴抽出・識別は、その特徴抽出能力について考察するうえで興味があるが、これについては今後検討する予定である。

4. おわりに

実験の結果、どの特徴ベクトルを用いた場合も 5 層の自己想起回路を用いた場合に最も高い認識率が得られた。また、自己想起回路には、

- (1) クラスごとに学習するため相互想起回路に比べて局所解に陥りにくい、
- (2) 最近傍法に比べてサンプルの補間・圧縮能力が高い、
- (3) 投影距離法に比べて部分空間の共有による誤分類が生じにくい、
- (4) 5 層の自己想起回路は超曲面状の分布を近似できる、

などの特色があることを基礎的な考察と実験結果によって示した。

今後、前述した濃淡パターンに対する特徴抽出能力の考察や後方抑制等による学習の高速化¹⁷⁾のほか、特徴ベクトルの高次元化、クラス数の多い漢字認識への応用を試み、学習の負荷分散の効果を検討する予定である。

謝辞 本研究に関し、手書き郵便番号データを作成・配布された郵政省郵政研究所の皆様、討論をしていただいた研究室の皆様にご感謝いたします。

参 考 文 献

- 1) Cottrell, G., Munro, P. and Zipser, D.: Image Compression by Back-propagation: An Example of Extensional Programming, in Models of Cognition, *A Review of Cognitive Science*, Vol.1, pp.208-240 (1989).
- 2) Cottrell, G., Munro, P. and Zipser, D.: Learning Internal Representations from Gray-scale Images: An Example of Extensional Programming, *Ninth Annual Conference of the Cognitive Science Society*, Seattle, pp.462-473 (1987).
- 3) 曾根原登, 川人光男, 三宅 誠, 中根一成: ニューラルネットによる画像データ圧縮 (Neuro-CODEC) の検討, 信学技報, Vol.IE88-62, pp.57-64 (1988).
- 4) 入江文平, 川人光男: 多層パーセプトロンによる内部表現の獲得, 信学論, Vol.J73-D-II, No.8, pp.1173-1178 (1990).
- 5) 米倉達広, 横井茂樹, 鳥脇純一郎: 多層ニューラルネットによる情報集約の一手法とその理論的考察, 信学論, Vol.J73-D-II, No.8, pp.1205-1212 (1990).
- 6) 船橋賢一: 3層ニューラルネットワークによる恒等写像の近似的表現についての理論的考察, 信学論, Vol.J73-A, No.1, pp.139-145 (1990).
- 7) DeMers, D. and Cottrell, G.: Non-linear Dimensionality Reduction, *Advances in Neural Information Processing Systems 5*, Denver, pp.550-587 (1992).
- 8) 水谷博之: 砂時計型5層パーセプトロンにおける非線形回帰特性, 信学秋全大, 分冊6, D-390, p.392 (1994).
- 9) 猪野 浩, 岩田 彰: CombNET-II を用いた JIS 第 1 水準手書き漢字の認識, 信学技報, Vol.PRU93-151, pp.65-72 (1994).
- 10) 猿田和樹, 加藤 寧, 安部正人, 根元義章: 排他的学習ネット (ELNET) を用いた手書き文字認識の細分類手法, 信学論, Vol.J79-D-II, No.5, pp.851-859 (1996).
- 11) 池田正幸, 田中英彦, 元岡 達: 手書き文字認識における投影距離法, 情報処理学会論文誌, Vol.24, No.1, pp.106-112 (1983).
- 12) 鳥脇純一郎: 認識工学—パターン認識とその応用, コロナ社, 東京 (1991).
- 13) Oja, E.: *Subspace Method of Pattern Recognition*, Research Studies Press, England (1983).
- 14) 若林哲史, 鶴岡信治, 木村文隆, 三宅康二: 手書き数字認識における特徴選択に関する考察, 信学論, Vol.J78-D-II, No.11, pp.1627-1638 (1995).
- 15) 若林哲史, 鶴岡信治, 木村文隆, 三宅康二: 特徴量の次元数増加による手書き数字認識の高精度化, 信学論, Vol.J77-D-II, No.10, pp.2046-2053 (1994).
- 16) 小川英光 (編): パターン認識・理解の新たな展開, 電子情報通信学会, p.42 (1994).
- 17) Hrycej, T.: *Modular Learning in Neural Networks*, p.94, John Wiley & Sons (1992).

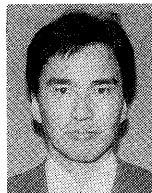
(平成 9 年 7 月 14 日受付)

(平成 10 年 6 月 5 日採録)



井上 聡

平成 8 年三重大学工学部情報工学科卒業。平成 10 年同大学大学院工学研究科情報工学専攻博士 (前期) 課程修了。同年 NTT 入社, 現在に至る。文字・パターン認識, ニューラルネットワークの研究に従事。



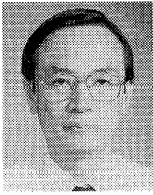
若林 哲史 (正会員)

昭和 38 年生。昭和 60 年三重大学工学部電子工学科卒業。昭和 62 年同大学大学院工学研究科電子工学専攻修士課程修了。同年ダイキン工業 (株) 入社。平成 3 年三重大学工学部情報工学科助手。平成 10 年同助教授, 現在に至る。博士 (工学), 名古屋大学。手書き文字認識, 文書理解, 医用画像処理, コンピュータグラフィックスの研究に従事。電子情報通信学会会員。



鶴岡 信治 (正会員)

昭和 52 年岐阜大学工学部電子工学科卒業。昭和 54 年名古屋大学大学院博士 (前期) 課程修了。同年三重大学工学部電子工学科助手。平成元年同助教授, 現在に至る。工学博士。この間, 平成 3~4 年米国ミシガン大学デアボーン校客員助教授。手書き文字認識, 文書理解, コンピュータグラフィックス, 医用画像処理に関する研究に従事。電子情報通信学会, 日本 ME 学会, 人工知能学会各会員。



木村 文隆 (正会員)

昭和 48 年名古屋大学工学部電気
工学科卒業。昭和 53 年同大学大学院
博士課程修了。同年同大学助手。昭
和 58 年三重大学工学部助教授。平
成 10 年同教授，現在に至る。工学

博士。その間，平成 1~3 年米国ミシガン大学客員助
教授。文字・パターン認識，画像処理の研究に従事。
電子情報通信学会，日本 ME 学会，人工知能学会各
会員。



三宅 康二 (正会員)

昭和 35 年名古屋大学工学部電気
工学科卒業。昭和 40 年同大学大学
院博士課程修了。同年同大学助手。
昭和 43 年同講師。昭和 44 年同助教
授。昭和 53 年三重大学工学部教授，

現在に至る。工学博士。手書き文字の機械認識，コン
ピュータグラフィックスおよび医用画像処理の研究に
従事。電子情報通信学会，日本 ME 学会，日本人工
知能学会，日本ロボット学会，電気学会，日本シミュ
レーション学会等各会員。