ニューラルネットワークを用いた 顔の向きによらない人物画像の識別*

須藤 寛**・大友 照彦***・大槻 恭士***

Face Discrimination Using Neural Network under Varying View*

Satoru SUTO**, Teruhiko OHTOMO*** and Takashi OTSUKI***

In this paper, we propose a view invariant method for face discrimination using two kinds of three-layered neural networks. The first neural network learns informations of face obtained from different view point. Considering the human visual mechanism, two images from different views are fed into the first neural network. The second neural network integrates the outputs of the first neural network and recognizes a person. Our method has achieved a recognition rate of 100% on a database of 20 persons containing 150 images per person.

1. はじめに

近年、金融機関等におけるセキュリティシステムでは、種々の個人識別技術が利用されている。現在、最も普及している個人識別法は、パスワードやカードを使った識別である。この方法は簡単で実用的ではあるが、紛失や偽造という危険を伴う。そこで、紛失や偽造といった問題の少ない、個人の生体情報に基づいた個人識別技術¹⁾が注目されている。このような個人識別には、指紋や網膜像を使った方法などがあるが、利用者の能動的行為が必要となるため、操作に対して不快感を持つおそれがある。これらの方法に対して、顔画像を用いた識別²⁾⁻⁴⁾ではカメラから取り込まれた画像を使用するため、利用者の抵抗感は薄く、魅力的な識別法といえる。

顔画像を用いた個人識別の利点は、本人の能動的行為を必要とせず、偽造が困難であるという点にある。この利点を生かすためには、任意のviewを許容する識別法が望まれる。そこで、顔の回転を考慮した顔画像識別法が畠田らにより提案⁵⁾されている。この方法は顔の向きに

よる画像の変化を正規化することにより辞書に登録するテンプレート数を抑制し、Nearest Neighbor法による識別を行うものである。20人分の識別実験では25方向の登録テンプレートを用いることにより、98%の精度が得られている。しかし、さらに高精度を得るためにはテンプレートやモザイクブロック数の増加が必要で、明るさの正規化が難しい等の問題もある。

本論文では、人間の視覚神経系を参考に物体の3次元情報を考慮したニューラルネットワークモデル(NN)を構築し、顔画像の学習を行うことによって、view変動の影響を受けない顔画像識別法を提案する。本手法は、1段目のNNで顔の回転方向に対応した顔画像の学習を行い、そのNNに異なる2方向からの顔画像を入力した時の出力を2段目のNNに入力することによって総合的な人物識別を行うという2段階方式を採用している。

本識別法の有効性は、予備実験の結果に基づいて、20人分(3000枚)の顔画像を使用した識別実験において検証する。さらに、識別システムとしては未登録者のアクセスを禁止しなければならないため、未登録者画像の拒否についても検討している。

2. 識別法の概要

2.1 回転に対応した顔識別法

立体を識別する際、見かけ上の画像が変化することによって、識別が困難になるという問題が生じる。とくに、

* 原稿受付 1998年3月23日

** ミツミニュートロニクス(株) Mitsumi Newtronics;
Tendo city, Yamagata 994, JAPAN

*** 山形大学 工学部 Faculty of Engineering, Yamagata University; Yonezawa city, Yamagata 992-8510, JAPAN

Key Words: face discrimination, two-step neural network, locally connected neural network, facial image, pattern recognition.

顔は首の回転や傾きを持つため、同一状態での画像を得ることは非常に難しい。また、3次元の物体を2次元の画像に変換する際、空間的な情報が失われる。これらの問題により、任意のviewを扱うことのできる顔識別法の構築は困難になっている。そこで、人間の視神経系に目を向けると、我々は左右の目から別々の情報を取り入れることによって、2次元を越えた外界の情報を得ている。すなわち、3次元物体の情報の低減を抑えて2次元の画像で表現するためには、二つの視点から物体をとらえる必要があると考えられる。

一方、パターンマッチングによる顔識別⁵⁾では、物体の回転を考慮する際、様々な角度から得られた顔画像のデータベースが必要となる。このようなデータベースは、多くの記憶容量が必要となるため好ましくない。そこで様々な角度から得られた画像をNNに学習させることによって、物体の持つ空間情報や形状などの全情報をまとめておく。このような学習を行うことによって、データベースによる記憶容量の問題を解決することができる。

NNを使った顔画像の識別では、一つのNNに顔画像を学習させているものが多い。しかし、画像はデータ量が多いために、一つのNNでパターン認識処理を行うには、能力的な限界がある。人間の脳におけるパターン認識では、視覚情報に対応する領野に分散させ、それぞれの領野で情報処理を行っている。そこで、複数のNNを組み合わせ、それぞれのNNに情報の処理を分散させることによって、人間の脳で行われているパターン認識処理に近いNNモデルができるものと考えられる。

上記の観点から、本論文で提案する顔識別モデルをFig.1に示す。この識別モデルは2種類の3層階層型NNから構成される。一つ目はデータベースとしての役割を果たし、各角度に関する顔の情報を保持。この1段目のNNには局所結合型方式を採用し、学習の効率化と汎化性の向上を図る。二つ目のNNは、1段目からの情報を統合する役割を果たし、最終的な識別を行うためのものである。また、1段目のNNに異なる2方向からの画像を入力し、その出力を2段目のNNに入力することによって、立体情報の損失を抑えた識別が可能となり、このモデルを使うことによって、顔の回転の影響を受けない顔識別システムを構築することができると考えられる。

このNNモデルの学習には誤差逆伝播法を使い、以下の手順で学習を行う。

- ステップ 1 1段目のNNに様々な角度から得られた画像を学習させる。
- ステップ 2 ステップ 1のNNに異なる2方向から得られた画像を入力する。
- ステップ 3 ステップ 2の出力を2段目のNNの入力と

Fig. 1 Face discrimination model which is able to manage face rotation

Fig. 2 All connected three-layered NN (a) and Locally connected three-layered NN (b)

して使用し、2段目の学習のみを行う。

2.2 全結合型 NN と局所結合型 NN

顔画像識別を行うNNモデルは、Fig.2 (a)のような3層の階層構造型で層内結合を持たない層間全結合によるものが一般的である。しかし、全結合型NNを使った顔画像の識別では、NNの計算量が膨大になることや、過学習により汎化能力が低下すること等が問題となる。

本論文では顔画像識別に適したNNモデルを構築するために、1段目のNNにFig.2 (b)のような局所結合型方式⁷⁾を採用している。Fig.2 (a)の全結合型NNは入力ユニットと各隠れユニットがすべて結合しているため、全結合型NNの隠れ層では画像の左上の情報も右下の情報も同一に扱われ、画像の持つ空間情報は考慮されてい

い。これに対して、局所結合型 NN は入力ユニットの一定領域が対応する隠れユニットとのみ結合している。すなわち、上位ユニットは下位ユニットの特定領域（受容野）だけから入力を得ている。この結果、隠れ層では入力ユニット中の領域情報が完全に分離され、画像の持つ空間情報は保たれると考えられる。また、学習データを部分的に学習することによって、未学習データに対する汎化性を向上させることができる。さらに、入力ユニットの一定領域に重なりを持たせることにより、多少の位置ずれを補正することができる。

各 NN の構造を比較した場合、局所結合型 NN の結合数は全結合型 NN に比べて非常に少なくなる。誤差逆伝播法では結合数とユニット数に比例して計算量が増えていくため、結合数が少ないほど 1 回の学習時間は短くなる。したがって、局所結合型 NN では全結合型 NN に比べ、学習時間を大幅に短縮することができると考えられる。

2.3 データ分割による学習

1 段目の NN はデータベースの役割を果たすため、回転を含む様々な顔画像を学習させておく必要がある。このような学習を行うことによって、回転や傾きを持った顔画像を識別することが可能になると考えられる。しかし、複数方向の画像を NN に学習させる場合、被識別者に対する学習画像が多くなるため、学習時間の増大や学習の困難といった問題が生じる。

この問題を解決するために Fig. 3 に示すデータ分割による学習を行う。この学習法では、初めに全学習データを N 個のグループに分割しておく。グループ分けは学習角度や識別人数に対して行い、一定範囲に属する学習データを一つのグループにまとめておく。分割したグループには一つずつの NN が割り当てられ、各グループごとに学習を行う。以上の学習を行うことによって、各 NN は特定の範囲の顔に反応するようになる。

つぎに、1 段目の NN に異なる 2 方向から得られた画像をそれぞれ入力する。これによって、1 段目の NN からは識別人物に対応した出力が生じる。この出力を 2 段目の NN に入力し、2 段目の学習を行う。

一定範囲ごとのデータを各 NN に学習させることによって、学習の効率化が図られる。また、1 段目の NN の出力数が増えることによって、2 段目への入力が増え、より良い識別が可能になると考えられる。

3. データの採集

3.1 データ採集と前処理

実験を行うに当たり、22 人分の顔画像を Fig. 4 の要領で撮影した。顔画像の撮影では、撮影対象の左方向を 0° として、 $20^\circ \sim 160^\circ$ まで 10° ごとに回転してもらう。この

Fig. 3 Learning of divided data

Fig. 4 Situation of collecting image data

時、各角度ごとに水平方向の一点を注視してもらい、その状態をデジタルカメラで撮影した。また、顔以外の情報をカットするために、以下の点に注意する。

- 暗幕を張り、背景の影響を抑える。
- 眼鏡をかけている人には、眼鏡をはずしてもらう。
- 照明の変動を抑えるため、自然光を遮断し、2 方向からの照明のみで撮影する。

撮影で得られた画像は、 420×240 のカラー画像である。この画像から髪を除いた顔領域を検出し、 128×128 の大きさに切り出す。また、画像の認識にはカラー画像は

必要なく、グレイスケールの画像で十分である⁸⁾と考えられているため、カラー画像から256階調グレイスケール画像に変換する。

3.2 特徴抽出

3.1での顔範囲切り出しの後、顔画像の特徴抽出を行う。特徴抽出には、エッジ抽出とガウシアンを使用する。エッジ抽出では、顔の輪郭や大まかな目・鼻・口といった特徴の抽出を行う。ガウシアンでは、顔の切り出し時に生じるわずかな位置ずれやスケールの変化を吸収する。以下に、本実験における特徴抽出の手順を示す。

ステップ 1 顔画像のピクセル値の平均を求める。この値を閾値として、二値化を行う。

ステップ 2 二値画像からエッジを検出する。

ステップ 3 ガウシアンをかけ、画像全体をぼかす。

ステップ2の処理では、 3×3 の大きさの局所オペレータを用いて、局所積和演算によりエッジを求める。エッジ検出オペレータは8方向Laplacianを使用する。

ステップ3の処理では、(1)式に示す分散 σ^2 の2次元のガウス分布からガウシアンを求める。ここで、 r は中心からの距離を表す。

$$G(r) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(\frac{-r^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

Fig. 5に特徴抽出の具体例を示す。

Fig. 5 A process of image

4. 予備実験

4.1 評価の定義

実験の評価を行うために、識別率、誤識別率、拒否率の三つの評価値を用いる。各評価値は(2)~(4)式で定義される。ここで、1段目のNNに入力する画像の組合せ数を $Number$ 、2段目の出力の中で拒否値以下のものを $Reject$ 、出力が拒否値を越え、出力ユニットが対応人物と一致するものを $Success$ 、出力が拒否値を越えるが、出力ユニットが対応人物と一致しないものを $Error$ とする。また、拒否値は出力の閾値であり、実験ごとに適当な値に設定しておく。

$$\text{識別率 } (D) = \frac{Success}{Number - Reject} \times 100 \quad (2)$$

$$\text{誤識別率 } (E) = \frac{Error}{Number - Reject} \times 100 \quad (3)$$

$$\text{拒否率 } (R) = \frac{Reject}{Number} \times 100 \quad (4)$$

4.2 実験手順

学習モデルにおいて、1段目のNNにはデータベース的な役割が要求される。また、データ分割による学習を行うために、学習データを複数のグループに分割して、1段目のNNに学習させている。以上の点を考慮して、Fig. 1の学習モデルとFig. 3のデータ分割による学習から、Fig. 6の実験モデルを作成する。この実験モデルを使用した実験は、以下の手順により行われる。

Fig. 6 Architecture of face discrimination system

ステップ 1 濃淡画像 (128×128) からエッジ画像を生成し、これにガウシアンをかける。この画像を 64×64 に縮小し、学習データとする。

ステップ 2 $20 \sim 50^\circ$, $60 \sim 90^\circ$, $90 \sim 120^\circ$, $130 \sim 160^\circ$ の範囲の画像に分割し、1段目の学習を四つのニューラルネットですれぞれ行う。出力ユニットは学習される各人物にそれぞれ対応させ、学習には誤差逆伝播法を用いる。この学習から得られた結合係数を用いて、2段式NNの1段目のNNを構築する。

ステップ 3 $20 \sim 160^\circ$ より得られた異なる2方向の画像を四つの1段目のNNにそれぞれ入力する。それらの出力を2段目のNNに入力し、2段目のNNの学習のみを行う。ただし、2段目のNNの出力ユニットも学習される各人物に対応させ、学習には誤差逆伝播法を用いる。この時、2枚の画像には一定の角度差を持たせて入力する。

Table 1 The number of units in Four-layered NN and Two-step NN

	Four-layered NN	Dual NN (First)	Dual NN (Second)
Input (Receptor)	10×10	10×10	$48 (6 \times 4 \times 2)$
Input (Overlap)	4×10	4×10	—
Hidden (First)	100	100	30
Hidden (Second)	20	—	—
Output	6	6	6
Number of Connection	12,120	10,600	1,620

ステップ 4 ステップ 2, ステップ 3 の結合係数から識別モデルを構成する。この識別モデルに未学習データを入力して、識別実験を行う。

ステップ 5 学習データは 1 人につき 10 セット用意し、9 セットを学習データ、1 セットを識別データとして使用する。学習・識別データを入れ換え、10 回の識別実験を行う。

4.3 入力画像数の検討

本識別法では入力画像を 2 枚使うことによって、顔の持つ空間情報を考慮することができ、より良い識別率が得られると考えている。ここでは、入力画像を 2 枚使うことの有効性を示すために、入力画像を 1 枚しか使わない場合との比較を行う。

4.3.1 実験方法

入力画像数の比較のために、Fig. 7 (a) の 1 段式 4 層階層型 NN と Fig. 7 (b) の 2 段式 NN の比較実験を行う。2 段式 NN には画像を 2 枚入力し、1 段式 4 層階層型 NN には画像を 1 枚入力する。ここで、2 段式 NN における 1 段目の NN と 1 段式 4 層階層型 NN の入力層-隠れ層間には局所結合方式を採用する。

実験には 6 人分の顔画像 ($20^\circ \sim 160^\circ$ を 1 セットとし、10 セット用意する) を使用する。入力画像にはエッジ処理を施し、 $\sigma^2 = 3.0$ のガウシアンをかけたものを使用する。2 段式 NN の学習は 4.2 の手順で行い、入力画像には 60° の角度差を持たせて学習を行う。1 段式 4 層階層型 NN では $20^\circ \sim 160^\circ$ 方向の学習画像を NN に入力して学習を行う。本実験における各 NN のユニット数を Table 1 に示す。

4.3.2 実験結果

Fig. 8 は、拒否値を 0.1 ずつ変化した時の 1 段式 4 層階層型 NN と 2 段式 NN の評価値を示す。

人数は少ないものの、2 段式 NN では拒否値が 0.8 の時点で識別率 100% という良好な結果が得られた。また、NN の出力状況に関しても、同一人物と判断した時の出力は 1 に近く、他人物と判断した時の出力は 0 に近いこ

Fig. 7 Four-layered NN (a) and Two-step NN (b)

Fig. 8 The performance of Four-layered NN (a) and Two-step NN (b)

とから、理想に近い出力が得られている。

一方、1 段式 4 層階層型 NN では学習が完全にできていたにもかかわらず、未学習データを入力した時に誤識別を生じた。拒否値を 0.9 と高めに設定した場合でも誤識別を生じるため、NN の汎化能力に問題があるものと考えられる。たとえ隠れユニットの数を増やしたとしても、現在の隠れユニット数でも学習ができていないため、過学

習が生じ識別率が低下する可能性が高い。

以上の結果より、回転を取り扱う場合には、1方向の画像だけを使うよりも2方向からの画像を取り込んだ方が、より良い識別が可能になると考えられる。

4.4 入力角度差に対する検討

4.3の実験結果から、2方向から画像を入力することの有効性が示された。次に問題となるのは、最適な入力角度差である。入力角度差があまりに小さい場合、入力される画像は類似のものになり、2枚の画像を入力する効果は小さくなる。そこで、ここでは入力角度差が顔の識別に与える影響を調べる。

4.4.1 実験方法

入力角度差の影響を調べるために、2段式NNを使って実験を行う。2段式NNは入力画像A、Bを必要とし、入力画像Bは入力画像Aに一定の角度差を持たせた方向の画像を使用する。実験では、それぞれに異なる入力角度差を設定した実験モデルを用意し、おのおのについて学習を行う。この時の評価をもとに、入力角度差が識別に与える影響について調べる。

実験に用いた顔画像および実験手順は、4.3のものと同様である。ただし、入力画像に対する角度差は 10° ずつ変えていき、入力角度差が 90° になるまで実験を繰り返す。本実験で使用するNNのユニット数は、4.3の2段式NNのユニット数と同じである。

4.4.2 実験結果

入力角度差に関する実験結果をFig.9に示す。この結果から、入力角度差を大きくしていくにつれ、識別率が高くなっていることがわかる。拒否値を0.9にした場合、入力角度差が 60° 以上で識別率が100%になっている。これは入力角度差が小さい場合には、二つの入力画像が似通ったものになり、入力画像を2枚にする効果は小さくなるためと考えられる。したがって、2方向から画像を入力する場合には入力角度差を大きくし、なるべく異なる画像を入力した方が良好な識別ができることがわかる。この傾向は、拒否値を0にした時にはっきりと現われる。特に 40° の組合せの時と 80° の組合せの時に急激に識別率が上昇している。入力角度差が 40° と 80° における画像の組合せの例をFig.10に示す。

今回の実験では、入力角度差が 90° 以上の場合については実験していない。これは採集した画像が少なく、実験してもデータの信頼性が低くなると考えたためである。入力角度差が 90° までの範囲では、識別率は徐々に上昇していくが、これ以上の範囲では識別率が下がることが予想される。本識別法ではエッジ画像にガウシアンをかけた画像を使用しているため、横顔像を入力した時のNNの出力が多少落ちることがわかっている。これは横顔像

Fig. 9 The dependence of performance upon the parallax

Fig. 10 Example images of parallax— 40° and 80°

のエッジ画像がほぼ似通ったものになってしまうためと考えられる。入力角度差が 90° 以上の範囲では、正確な識別が可能な正面像は識別の対象としてはほとんど入力されず、識別の難しい横顔像を識別対象とする場合が多くなる。また、入力角度差を大きくし過ぎた場合、後頭部などの顔以外の画像が入力されてしまう。このため、正常な識別は行われず、ほとんどの画像が拒否されると予想される。以上の点を考慮すると、入力角度差が 90° 以上になるのは好ましくないと考えられる。

5. 顔画像の識別実験

5.1 一括学習による識別実験

4.の予備実験では、識別人数は少ないものの識別率100%という良好な結果が得られた。そこで、識別人数を増やした時の評価を調べるために、20人分の顔画像(計3000枚)を使った識別実験を行う。入力画像にはエッジ処理を施し、 $\sigma^2 = 4.0$ のガウシアンをかけたものを使用する。実験は4.2の手順で行い、NNのユニット数はTable 2のように設定する。本実験では、1段目のNNに20人分の顔画像を一括して学習させるものとする。

Fig.11に識別実験の結果を示す。拒否値=0の場合でも未学習画像の90%以上の識別はできることから、本識別法の汎化能力は高い。しかし、拒否値を0.99と高めに設定した場合でも100%の識別率は得られなかった。こ

Table 2 The number of units in lump data learning

	First NN	Second NN
Input (Receptor)	10×10	160 (20×8)
Input (Overlap)	4×10	—
Hidden	100	50
Output	20	20

Fig. 11 The face discrimination performance of lump data learning

れは識別人数を 20 人に増やしたことによって、1 段目の学習が困難になり、全体的な出力状況が悪くなったために誤識別が生じたものと考えられる。

5.2 分割学習による識別実験

5.1 の実験では、20 人分の顔画像を 1 段目の NN に一括して学習させた。識別人数が少ない場合には、人数分の顔画像を一括して学習させても問題はない。しかし、識別人数がある程度多くなった場合には、識別者を一定数のグループに分割して学習させることによって、効率的な学習ができると考えられる。ここでは、20 人分の顔画像を 10 人ずつの 2 グループに分割し、1 段目の学習を行う。実験は 4.2 の手順で行い、NN のユニット数は Table 3 のように設定する。また、諸条件は 5.1 と同じとする。

識別実験の結果を Fig. 12 に示す。拒否値 = 0 の場合でも、分割学習を行うことによって、高い識別率を得ることができ、拒否値を 0.96 にしたところで識別率 100% が得られた。一括学習では、拒否値をいくら上げたとしても識別率が 100% にはならなかったことを考えると、分割学習の方が高い識別率を示し、グループ化による分割学習の有効性を示すものと考えられる。

Table 3 The number of units in divided data learning

	First NN	Second NN
Input (Receptor)	10×10	160 ($10 \times 8 \times 2$)
Input (Overlap)	4×10	—
Hidden	100	50
Output	10	20

Fig. 12 The face discrimination performance of divided data learning

5.3 拒否実験

識別システムを構築する際、未登録者のアクセスを考慮しなければならない。本識別法では拒否値という閾値を用いることによって、未登録者を拒否することができると考えている。そこで、5.1 と 5.2 の結合係数を用いて、未登録者画像を入力した時の拒否状況に関する実験を行う。

未登録者に対する出力を見るために、一括型と分割型の識別モデルに 2 人分の未登録画像 ($20 \sim 160^\circ$: 300 枚) を入力する。この時の出力状況をもとに、拒否値による拒否状況を調べる。すなわち、出力の小さいものは登録されていないものとして扱い、未登録者の拒否状況を拒否率で表す。

この時の結果を Fig. 13 に示す。どちらの学習法でも、拒否値をある程度大きくすることによって、未登録者画像の 90% は拒否することが可能である。両学習法の拒否率を比較した場合、分割学習の拒否率の方が良いことがわかる。一括学習では、拒否値をいくら高くしても拒否率は 100% にはならないが、分割学習では拒否値を 0.96 の時点で拒否率が 100% になり、未登録者のアクセスを完全に拒否することができた。本実験より、分割学習を行った場合に、未登録者画像の入力に対する出力を抑制できることがわかった。

以上の結果、未学習画像の入力に対して識別率が100%になり、未登録者画像を完全に拒否することができることから、分割学習の優位性が示された。しかし、一括学習に比べると拒否率が高いことから、さらなる改良が必要と思われる。

Fig. 13 The performance of rejection

6. おわりに

本研究では、NNを用いた顔の回転の影響を受けない2段式NNを用いた顔画像識別法を提案した。

本方式では、顔の回転に強い識別を行うために、1段目のNNに回転方向を考慮した学習をさせておき、識別時には異なる2方向からの画像を1段目のNN群に入力し、それらの出力を2段目のNNで総合判定することによって、より精度の高い識別を可能にするというものである。また、学習モデルに局所結合型NNを用いることによって、学習時間を大幅に短縮させると共に汎化性の向上を図っている。本方式を用いて20人分の顔識別実験を行った結果、100%の識別結果が得られた。また、2人分の未登録者画像を入力した結果、100%の拒否率が得られた。

今回の実験では、水平方向の回転のみを取り扱ったが、今後は垂直方向の回転を加えた場合について検討する必要がある。

参考文献

- 1) 増田：セキュリティサービスにおける認識・理解技術への期待；信学技報，PRMU97-54，pp. 49-55 (1997)
- 2) D. J. Beymer: *Face Recognition Under Varying Pose*; Massachusetts Institute of Technology, C. B. C. L. Paper No. 89 (1993)
- 3) 小杉：モザイクとニューラルネットを用いた顔画像の認識；電子情報通信学会論文誌，Vol. J76-D-II，No. 6，pp. 1132-1139 (1993)
- 4) 森田，永野：顔画像の前処理とニューラルネットワークによる認識；信学技報，NC93-122，pp. 79-84 (1994)
- 5) 鳶田，小池，伴野，石井：顔の向きによらない人物識別のための辞書構成法；電子情報通信学会論文誌，Vol. J78-D-II，No. 11，pp. 1639-1649 (1995)
- 6) 武田：物体の回転を考慮したニューラルネットワークによる画像識別に関する研究；山形大学工学部電子情報工学科修士論文 (1995)
- 7) 大友，大槻，石谷，原：局所結合型神経回路網モデルにおける手書き漢字の効率的認識法；情報処理学会論文誌，Vol. 35，No. 6，pp. 1091-1100 (1994)
- 8) A. Samal and P. A. Iyengar: Automatic recognition and analysis of human faces and facial expressions: a survey; *Pattern Recognition*, Vol. 25, No. 1, pp. 65-77 (1992)
- 9) 山根：脳と情報処理 (1) —ニューロン集団で個々の顔を識別する—；人工知能学会誌，Vol. 9，pp. 665-672 (1994)