競合型ニューラルネットワークによる個人認証システムの構築

大　松　　繁　　大阪府立大学 大学院工学研究科 教授

研究成果

本研究は，高度情報化社会において，安全かつ快適でしかも利便性に富む電気通信技術の基礎を成すセキュリティ技術として，顔画像による個人認証システムの構築とそのハードウェア化を図るもので，以下のような方法で研究を推進した。

1　SOM（Self-Organizing Map）による顔領域の抽出

SOM による競合型ニューラルネットワークを用いて，CCD カメラから得られたカラー画像の中から人間の顔画領域を抽出した。まず，CCD カメラから得られた256×256画素のカラー画像を入力とし，適当な数のニューロンを競合層に配置した。SOM によってネットワークを学習した後，人間の顔の領域を入力し，それが勝者ニューロンとして発火する領域を抽出した。様々な顔を含む画像に対して，このような操作を繰り返し，人間の顔に対して発火した領域をすべて結合した領域を人間の顔領域とした。その後，未学習の画像に対して，人間の顔領域に入る画素を入力画像から選び出し，人間の顔画像として抽出した。背景にある壁絵やポスターなどのカラ画像と区別するために，これらの対象物が含まれている画像に対して，人間自身の顔であるか背景にあるポスターの画像であるかを識別できるような学習を行った。

まず，SOM の概要について，以下に述べる。

1.1　SOM の概要

SOM には入力層と競合層があり，教師無し学習によってパターン分類を行うことができる。入力ノードは競合層の全てのノードと結合されている。入力ベクトルはネットワーク内に蓄積された結合荷重ベクトルと比較され最も近いユークリッド距離を有するノードを勝者ノードとする。その勝者ノードの近傍も含めて各ノードの結合荷重ベクトルを入力ベクトルに近くなるように更新する。その結果として無秩序であったノードが局所的に自己組織化され特徴マップが生成される。

1.1.1　学習アルゴリズム

本研究では競合層を 7 × 7 グリッド，入力層を 3 ユニットに設定した。ここではそのノード数に従って SOM の学習アルゴリズムについて解説する。

入力パターンをここでは次のように表す：

$$E = [e_1, e_2, e_3] \tag{1.1}$$

この入力から競合層の単一ユニットへの結合荷重を次のように表す。

$$U_i = [u_{i1}, u_{i2}, u_{i3}] \tag{1.2}$$

ただし，i は競合層のユニットを表す。

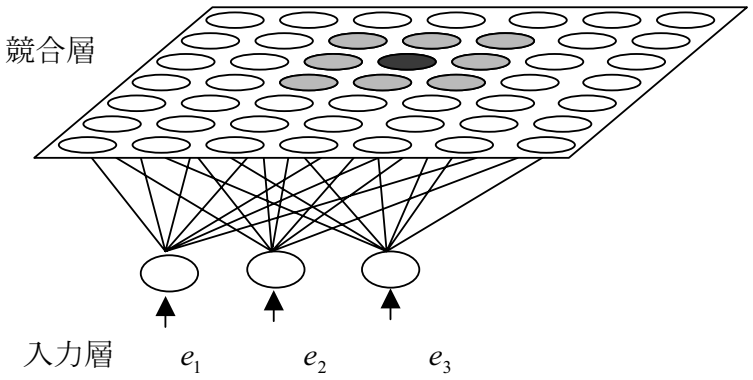

図 1　SOM の基本構造

ベクトル E と U_i の間のユークリッド距離を計算する：

$$\sqrt{\sum_j (e_j - u_{ij})^2} \tag{1.3}$$

ここで，最もユークリッド距離の近いユニットが競合に勝ち，勝者ユニットとなる。

結合荷重の更新式は次の式で表される：

$$U_i(t+1) = \begin{cases} U_j(t) + a(t)(U_j(t) - E(t)) & : j \in N(t) \\ U_j(t) & : j \notin N(t) \end{cases} \tag{1.4}$$

$$a(t) = a_0\left(1 - \frac{t}{T}\right) \tag{1.5}$$

ここで，T は全学習回数，a_0 は初期学習率，$a(t)$ は学習係数を示す。結合荷重ベクトルの更新は勝者ノードの近傍を含めて行われる。t 回目の学習における近傍の大きさは次式で表される。N_0 は初期近傍サイズである。

$$N(t) = \left[N_0\left(1 - \frac{t}{T}\right)\right] \tag{1.6}$$

SOM のアルゴリズムは以下のようになる。

Step 1. $t = 1$ として入力ノードと競合層のすべてのノードとの結合荷重ベクトルを小さな乱数で初期化する。

Step 2. 教師データを入力し勝者ノードを求める。

Step 3. 勝者ノードの近傍を含めて結合荷重ベクトルを更新する。

Step 4. $t < T$ なら $t = t + 1$ とし，Step 2 に戻る。それ以外は Step 5 に進む。

Step 5. 再び教師データを入力し，発火度数を調べる。

Step 6. 分類対象データを入力し，教師データの発火度数と比較した上で，各カテゴリに分類する。

上述の SOM を使った場合，入力パターンの類似性が発火する出力ユニットの近さに反映された「トポロジー写像」を形成するという性質を持つため，あるパターンでユニットが発火したとき，そのパターンはそのユニットの周辺ユニットで発火したパターンと類似していることがいえる。このことから，各カテゴリの発火ユニットは，それぞれ，集団を形成しており，発火ユニットの位置により意味付けが可能になる。そこで，その発火ユニットをさらに分類することによりユニットの担当カテゴリを決定する。

まず，はじめに，この時点で各ユニットの担当カテゴリは重みを線形で分類することにより決定した。この方法では，カテゴリの領域に飛び地が出来るといったことが起こっていた。**図 2** では，カテゴリ C に飛び地が生じている。

そのために，このマップを使ってシミュレーションを行ったところ，**図 3** に示すような自己組織化マップの分類結果を得ることができた。それゆえ，SOM は教師を与えられない場合でも，類似の入力パターンを競合層に出力している。

本研究では，このように類似な入力を自然に分類する自己組織化機能を利用して，様々な顔画像の RGB データを入力し，顔とそれ以外に分類した。この分類画像には，ボケやごま塩ノイズや手ブレによる歪み画像が含まれることが多い。まず，学習によって得られた競合層の特徴マップを**図 4** に示す。これは各出力ユニットの，3 つの入力ユニット R, G, B に対する重み値を画像として表したものである。図を見ると 隣接したユニットの重

D	D	D	D	B	B	B	B
D	D	D	C	C	B	B	B
D	D	D	C	D	C	B	B
D	D	D	D	C	C	B	B
D	D	D	D	C	C	C	C
D	D	D	D	C	C	C	A
D	D	D	D	C	C	A	A
D	D	D	D	C	C	A	A

図 2　学習前の各ユニットの担当カテゴリ

D	D	D	D	B	B	B	B
D	D	D	D	B	B	B	B
D	D	D	D	D	B	B	B
D	D	D	D	B	B	B	B
D	D	D	D	B	C	C	C
D	D	D	D	C	C	C	C
D	D	D	C	C	C	A	A
D	D	C	C	C	C	A	A

図 3　学習後の各ユニットの担当カテゴリ

みには類似性が見られる。例えばこの特徴マップの場合，黒色に近い画素データを入力層に与えてやると，出力層の左上付近のユニットを発火させる。

次に，競合層の特徴マップの中から，顔画像の色に当たる部分を指定してやる。つまり，出力層のすべてのユニットを顔の色のカテゴリと，その他の色のカテゴリに分類する。そして，対象画像の全ての画素をもう一度ネットワークに入力として与え，どちらのカテゴリのユニットが発火するかを判定する。この出力結果を**図 4** に示す。

また，写真に写っている子供の肌色をこの手法で抽出した結果を**図 5** に示す。

2　ICA によるノイズ除去およびボケ画像の鮮明化

独立成分分析（Independent Component Analysis:ICA）は入力画像数をそれと同じ個数の独立な画像に分離する手法であり，ノイズの混入した 1 枚の画像を，オリジナル画像とノイズに分離することはできない。本研究では，ごま塩ノイズを除去するために，様々な半径のガウシアンフィルタを作用したボケ画像を作成し，これを ICA の入力画像とした。この分離を行うために Kullback 情報量を最小とする規範を用いた。これによって，出力画像としては，ボケの無い画像，輪郭，ノイズ，等々の独立な画像を得ることができた。

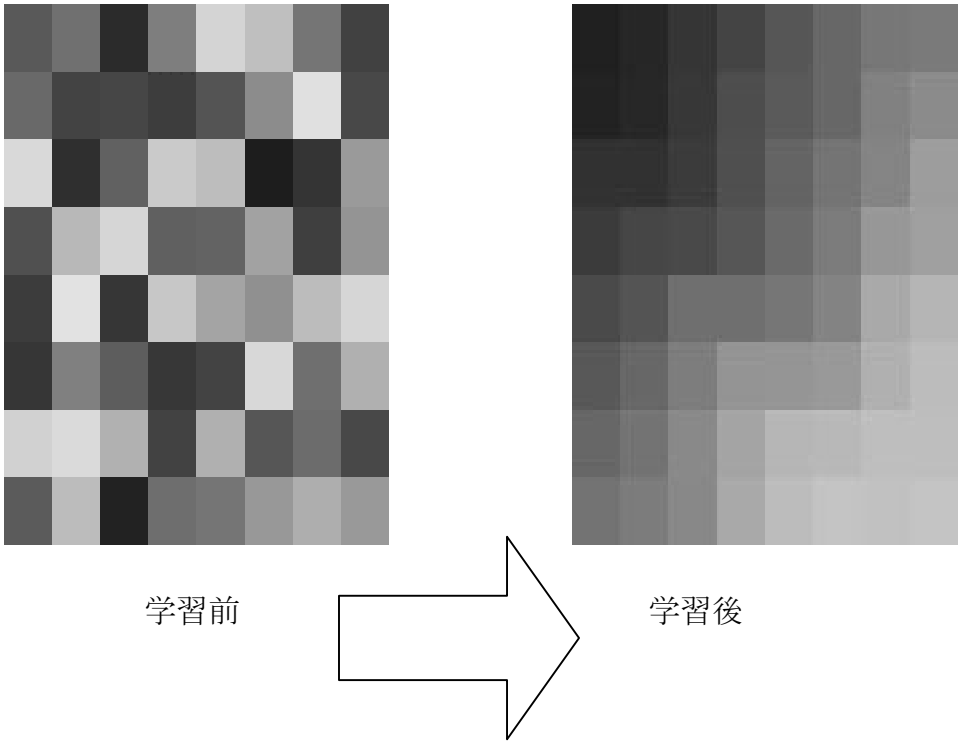

図 4　SOM の特徴マップの学習

2.1　ICA の概要

ディジタル画像を扱う時，撮影や走査，伝送などにより元画像に比べて画質が低下することがある。このような画像の補正には，コントラスト強調のための濃度変換や雑音除去のための平滑化など様々な方法がある。とくに写真などの場合に多い劣化としてぼけがあり，このぼけ画像から元の鮮鋭な画像に補正する方法には，微分演

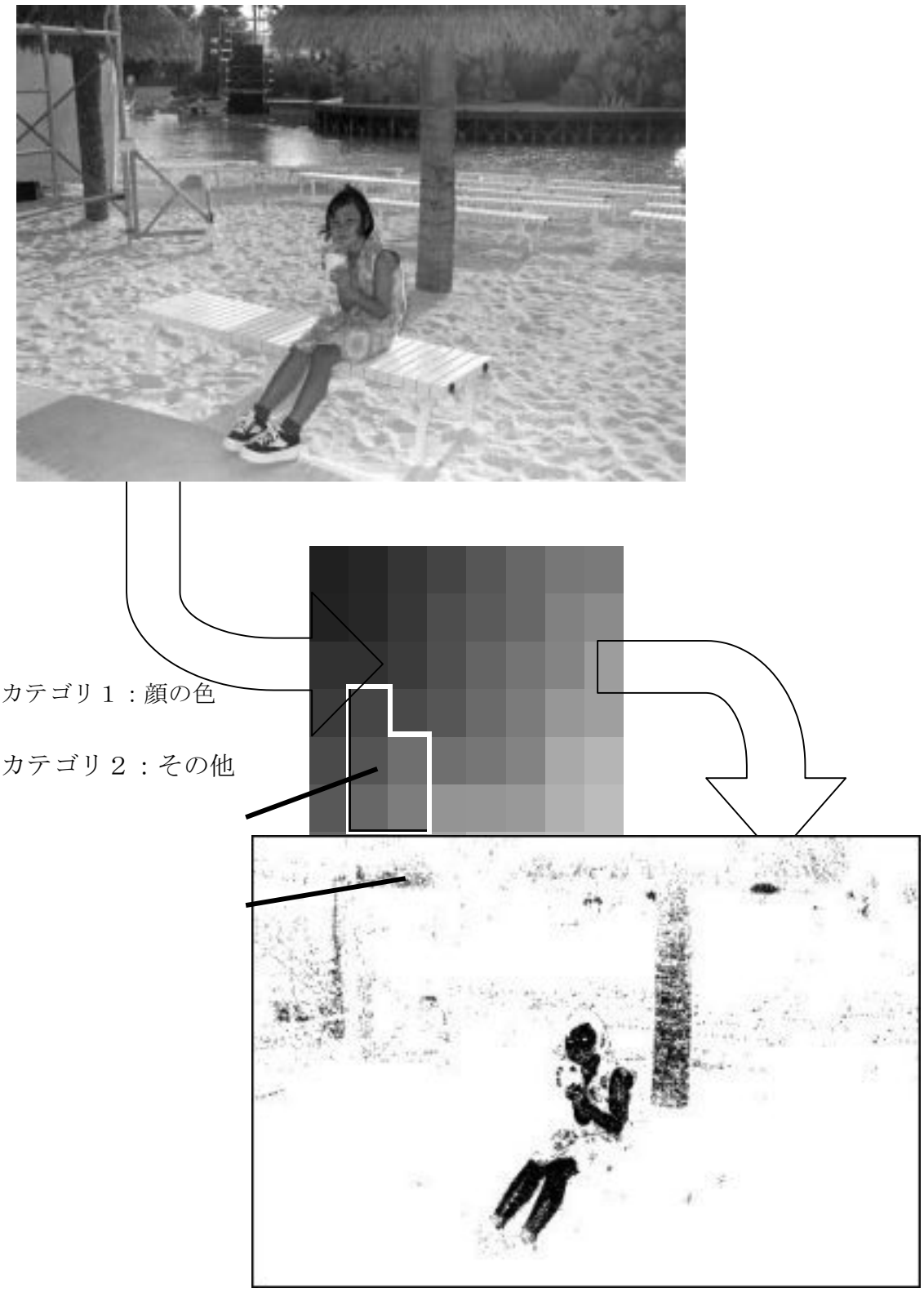

図５　肌色の抽出結果

算による高域強調フィルタなどがある。

本研究では，ICA：Independent Component Analysisを画像の復元に応用し，ぼけ画像の復元を試みた。ICA はノイズと信号を統計的に独立にするという評価規範の基ており，複数の信号が混合した観測信号から，原信号の独立性のみを手掛かりに，原信号に分離するものである。

以下では，独立成分分析について説明する。さらに，これをぼけ画像の補正へ応用する方法を述べる。同時に，

ぼけ画像の補正方法として一般的に用いられているエッジ強調についても紹介する。

また，ICA によるボケ画像の補正能力を示すために，シミュレーションによる定量的検討も行う。まず，独立成分分析の基本として，複数の画像を混合したものから原画像に分離する。次に，１次元データを用いて独立成分分析と微分の関係について調べる。その後，ぼけ画像に対して独立成分分析を適用し，鮮鋭な画像への復元を試みた結果を**図 6** に示す。この図から，ボケ画像として計測された画像でも先鋭化され，個人識別可能な画像を得ることができた。

したがって，１．で述べた SOM で人物の顔を抽出し，その結果として得られた顔画像に含まれているノイズやボケ補正をすることによって個人認証可能な識別画像を得られることが示された。

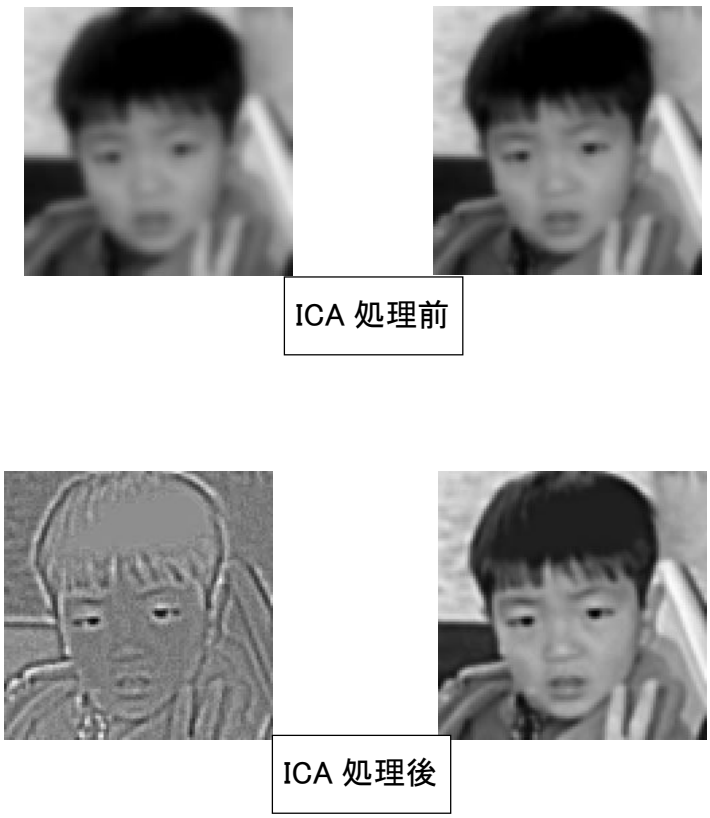

図 6　ICA によるボケ画像補整結果

〈発 表 資 料〉

題　　名	掲 載 誌 ・ 学 会 名 等	発 表 年 月
Quality Evaluation of Machines Using the LVQ	Journal of Signal Processing, 信号処理学会	2003
Quality Evaluation of Transmission Devices Using the Neural Network	Far East Journal of Mathematical Sciences	2003
Quality Evaluation of Transmission Devices Using the GA	Trans. IEE Japan, 電気学会	2003
On Reliability of Paper Currency Classifiers Using Neural Networks and PCA	Trans. IEE Japan, 電気学会	2003
A Reliable Classification Method for Paper Currency based on the Non-linear PCA	Trans. IEE Japan, 電気学会	2003
An Electric Nose System Using Neural Networks with Effective Training Data Selection	Journal of Robotics and Mechatronics, 日本機械学会	2003
An Electric Nose System Using Artificial Neural Networks with an Effective Initial Training Data Set	Trans. IEE Japan, 電気学会	2003
Identify Smells Using Time Series Data From Metal Oxide Gas Sensors	Trans. IEE Japan, 電気学会	2003
Web Page Classification Method Using Neural Networks	Trans. IEE Japan, 電気学会	2003