

## 3次元CGモデルを用いた顔画像の ロバストな認識系実現への試み

赤松 茂\* 深町映夫\*\* 佐々木努\* 増井信彦\* 末永康仁\*

\* NTTヒューマンインタフェース研究所 \*\* NTTソフトウェア株式会社

正面顔画像の識別法として先に提案したフーリエスペクトル強度分布をKL展開した特徴のマッチング法は、顔の3次元的な姿勢変動に対する限界が明らかとなった。2次元濃淡画像による識別法において、このような画像入力条件の変動に対して耐性のある識別の実現を目指す一つの試みとして、頭部を3次元スキャナで計測した3次元CGモデルから、画像生成条件を多様に变化させて変形顔画像データベースを生成し、これを学習サンプルとして識別系の設計に用いる方法を検討した。2クラス間の判別能力をFisherの線形判別法に基づいて評価した予備実験の結果、本データベースを用いて認識辞書作成を行なうことにより、姿勢変動を伴う顔画像の入力に対して、よりロバストな識別が可能となる見通しを得た。

### A new method for designing robust face image classifier using 3D CG model

Shigeru AKAMATSU\* Hideo FUKAMACHI\*\* Tsutomu SASAKI\*  
Nobuhiko MASUI\* Yasuhito SUENAGA\*

\* NTT Human Interface Laboratories  
\*\* NTT Software Corporation

1 - 2356, Take, Yokosuka Kanagawa, 238-03 Japan  
Tel: +81 468 59 2807 Fax: +81 468 59 2898  
E-mail: akamatsu % nttcvg . ntt . jp @ relay . cs . net

This paper proposes a new approach for designing a robust pattern classifier for human face images with the aid of a state-of-the-art 3D imaging technique. 3D CG models of human faces were obtained using a new 3D scanner. A database of synthesized face images simulating diverse imaging conditions was automatically constructed from the 3D CG model of the subject's face, by successively generating images while controlling the image synthesis parameters. The database has been successfully applied to the training of a classifier to yield higher recognition accuracy in the framework of 2D image matching.

## 1 まえがき

映像を媒介とした人間と計算機との優れたインタフェースの実現を目指す人物像認識の研究<sup>[1]</sup>の一環として、顔による個人認識の研究を進めている<sup>[2]~[6]</sup>。

顔による個人認識に関する工学的な立場からの研究では、想定される応用場面における実世界の顔画像が示す変動に対して、ロバストな認識性能を実現することが最大の目標となる。ここで我々は、対話インタフェースへの応用を念頭におき、例えば時間経過に伴う顔の容貌自体の変化よりは、照明条件の変化、あるいは、強い拘束条件は設けない通常の撮影状態での姿勢の変化に代表される、画像入力条件の変動に対して耐性のある識別法の確立を大きな研究課題としている。

我々は、顔画像認識の基本的な枠組みとしては2次元濃淡画像のマッチングを考えている<sup>[2][3]</sup>。本論文ではまず、先に提案したパタンの位置ずれ変動に対してロバストな特徴抽出法<sup>[4]</sup>の概略と、ほぼ正確に正面を向いて入力された顔画像パターンに対するその耐性評価の結果を紹介する。さらに、3次元的な姿勢変動を伴う顔画像データに適用した場合についての識別性能の限界を明らかにする。そしてこのような従来手法の限界を克服し、ロバストな顔認識の実現への強力な武器になると期待される技術として、最新の3次元スキャナによる人物頭部の計測と3次元CGモデルの作成法<sup>[7]</sup>を紹介する。そして、この3次元CGモデルの顔認識への応用の一つとして、画像入力条件の変動に対応するパターンからなる顔画像データベースをCGモデルからの画像生成によって構築する試み<sup>[5]</sup>を示す。最後に、こうして作成された顔画像データベースを用いることで、姿勢変動に対してよりロバストな識別系を実現できるという可能性を、予備実験の結果によって示す。

## 2 濃淡画像のマッチングによる正面顔識別

### 2.1 位置ずれ変動にロバストな識別法<sup>[4]</sup>

Sirovichらは、パターンの情報圧縮の為の統計的特徴抽出法として知られているKL展開を多数の正面顔画像の集合に適用し、その結果得られる直交基底画像(固有顔)で展開することによって、任意の顔画像を低次元の特徴で記述できることを示した<sup>[8]</sup>。またTurkらはパターンを固有顔で展開した特徴ベクトルを用いた個人識別法を提案した<sup>[9]</sup>。我々は、ここで示された識別処理の枠組み

のもとで、入力パタンの変動に対してより安定な識別を可能とする方法についての考察を行ない、KL展開による特徴の次元圧縮に先駆けて、入力画像における顔パタンの位置の正規化処理とその位置ずれ変動を吸収する特徴変換とを行なう特徴抽出法を提案した<sup>[4]</sup>。

図1にその識別アルゴリズムのフローを示す。入力画像中の顔パタンの位置、大きさ、傾きの正規化方法としては、髪型や顔の向きの影響を少なくするように、顔面上でその位置がほぼ固定している造作として左右の目と口の位置を基準とする切出し処理を行なった。入力パターンに対して図2に示すように、幅Dが一定となるようなアフィン変換を行なった後、顔のほぼ中心部をカバーする一定の大きさの照合領域を $128 \times 128$ で標準化して正規化パターンを得る。基準となる左右の目と口の代表点抽出は、学習段階では目視によって行ない、識別段階ではカラー情報を用いた画像の領域分割処理によって自動抽出を行なう<sup>[4][6]</sup>。

また、照明等による濃淡変動を吸収するために、 $128 \times 128$ の画像切出し時には、全体の濃度の平均および標準偏差が一定値となるように濃淡レベルの変換処理も併せて行なっている。

パタンの位置ずれ変動を吸収する特徴変換処理としては、フーリエスペクトルの強度は平行移動に不変なことに着目し、正規化パターンをFFTでフーリエ変換した $128 \times 128$ の変換パターンについて各画素の絶対値をとる。このパターンを特徴ベクトル $X_m$ とみなして、Turkらの処理手順に準じて認識辞書作成と識別処理を行なう。

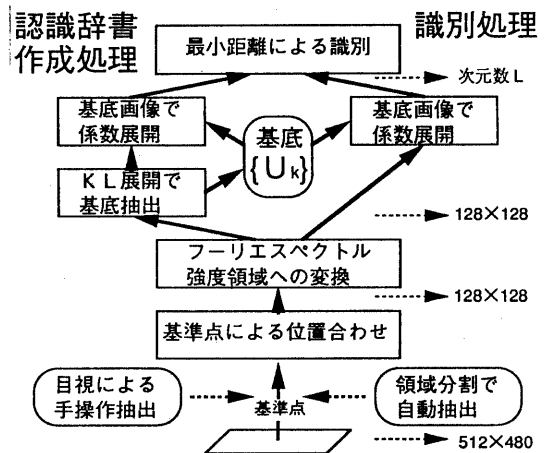


図1 位置ずれ変動にロバストな識別法の処理フロー

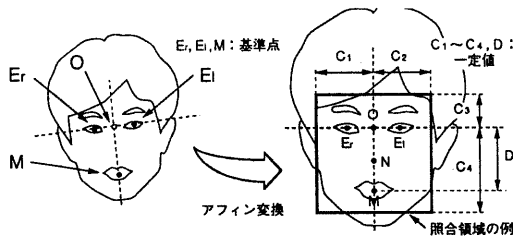


図2 パタンの照合領域の切り出しと正規化

認識辞書作成では、Mカテゴリの学習サンプルについて求められたM個のN次元特徴ベクトルの集合  $\{X_m\}$  の標本共分散行列Rを求め、その大きさの順に並べた固有値  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots$  の上位L個に対応する固有ベクトル  $U_1, U_2, \dots, U_L$  をL次元部分空間の正規直交基底  $\{U_k\}$  として求める。そしてカテゴリmの特徴ベクトル  $X_m$  を基底  $\{U_k\}$  で展開した係数を成分とするL次元特徴ベクトル  $Y_m$  をカテゴリmの認識辞書とする。

識別段階では、入力画像の特徴ベクトルXを同じく基底  $\{U_k\}$  で展開し、L次元の特徴ベクトルYを得る。このYと認識辞書に用意された  $Y_m$  との間のL2距離を求め、最小距離判別法 (MDD rule) で入力パタンの識別を行なう。

## 2.2 正面顔画像に対する識別実験結果 [4]

学習用サンプルとして、一人1枚の正面顔画像データ269名分を用意し、識別辞書を作成した。

多クラス間の識別能力を評価するためのテスト用サンプルとしては、上記の269名から選んだ20名について、カメラに向かってほぼ一定の姿勢で正面像を5回ずつ撮影した画像を目視により抽出した基準点を使って正規化した100パターンを用いた。ここで対象とする正面顔画像パタンの例を図3に示す。

テスト用サンプルについて、図1に示した処理フローに従って上記269名に対する識別を行なった結果を図4に示す。なお、特徴の次元数Lは100として実験を行なった。

ここでは、提案した特徴抽出法 (以後、便宜上これを特徴抽出法#1と表記する) の識別性能を



図3 正規化された正面顔画像の例

相対的に評価するため、以下の2種類の特徴抽出法による識別結果との比較を行なった。

### 特徴抽出法#2:

128×128の正規化パタンの濃淡値をKL展開した次元数100の係数ベクトル

### 特徴抽出法#3:

正規化パタンの近傍画素濃度を平均化するピラミッド処理で16×16にモザイク化した次元数256の濃淡値ベクトル

図4に示す結果から、多数の正面顔画像の識別能力という点で特徴抽出法#1が優れていることが確認された。しかし、これは目視によって検出された基準点を用いてパタンの切り出し/正規化を行なった場合の結果である。画像の領域分割処理によって基準点の自動抽出を行なおうとする場合には、基準点検出の位置ずれによる正規化パタンの変動は避けられない。そこで正面顔画像の基準点変動に対する識別耐性の評価を行なった。

図5に示すように、一つの標準顔画像について、3基準点を独立に、目視による検出位置から放射8方向にdメッシュ移動させた点の組み合わせをとって、計728個の正規化パターンを発生させた。

この発生パターンをテストサンプルとして、特徴抽出法#1~#3についてパタンの位置ずれ変動による1位認識率の低下を比較した結果を図6に示す。特徴抽出法#1は、平行移動に不変となるフーリエスペクトル強度領域の特性から、パターンをばかすことで位置変動を吸収しようとする特徴抽出法#3と比べても、位置ずれに対して優れた耐性をもつことが確認された。

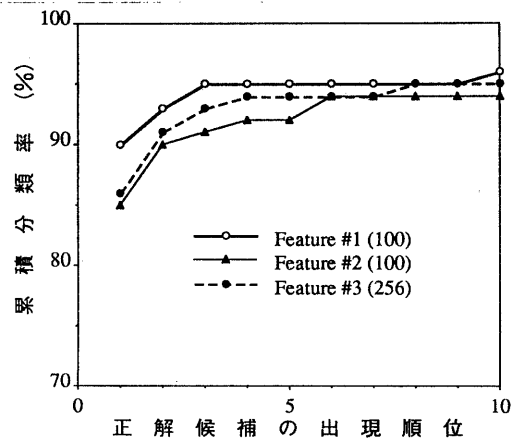


図4 多クラス間の識別能力の評価

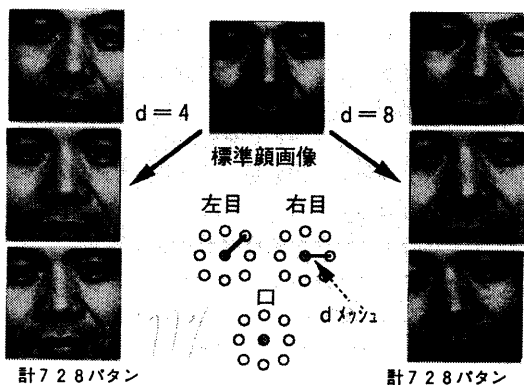


図5 基準点の位置ずれ変動パタンの発生例

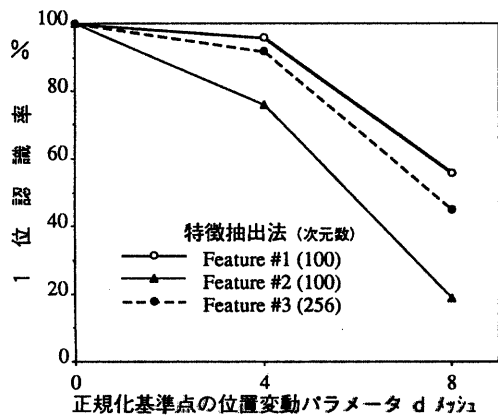


図6 基準点の位置変動への耐性の評価

### 3 姿勢変動に対する識別性能の評価

頭の3次元的な姿勢変動に対する認識の耐性を評価するテストサンプルとするため、一人の人物Aについて、その首振り動作をデジタルVTRで撮影し、これを一定時間間隔でフレーム画像をサンプリングすることにより、271枚の多様な姿勢による顔画像データの標本T1を用意した。さらに各画像について、顔の姿勢を目視によって3段階に分類し、標本T1を以下の3つの集合に分割して評価に用いることにした。

T1 [a] : 前節のテストサンプルとほぼ同様の正面顔画像と判定された37パターン

T1 [b] : [a] [c] の中間の90パターン

T1 [c] : 上下左右いずれかの斜め方向を向いていると判定された144パターン

正面顔画像の入力に対しては、既に比較的良好な位置ずれ変動への耐性が確認された特徴抽出法#1と#3を用いて、この標本集合T1をテスト

サンプルとして同様の269名からの識別実験を行なった結果を図7に示す。なお、ここで正規化の基準点は目視によって抽出されたものを用いた。ここでも特徴抽出法#1の#3に対する優位性は認められるが、特徴抽出法#1を用いても正しく識別されなかったT1 [b]、T1 [c]の顔画像の例を図8に示すとおり、本識別法において、頭部の姿勢変動に対しては識別性能は少なからぬダメージを受けることが確かめられた。

### 4 3次元スキャナによる人物頭部の計測<sup>[7]</sup>

我々は3次元物体の形状とその表面のカラーを同時に計測できる3次元スキャナを開発し、これを用いて人物頭部の3次元CGモデルを容易に作成できるようになった。

この3次元スキャナは、図9に示すような外観をもち、レーザー光を用いて表面までの距離を計測するディジタイザユニットが対象物体の周囲を約15秒で一周しながら形状を計測するスリット光投影型の3次元形状計測装置(米国Cyber Ware Laboratory Inc. 製)をベースとして、その回転するディジタイザユニット上に表面のカラー輝度を計測するカラーCCDカメラを装備し、3次元

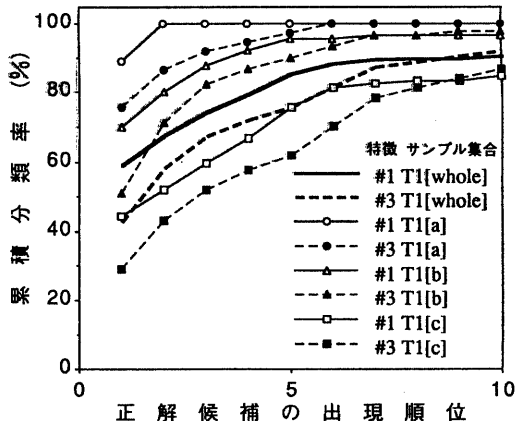


図7 姿勢変動に対する識別性能の評価

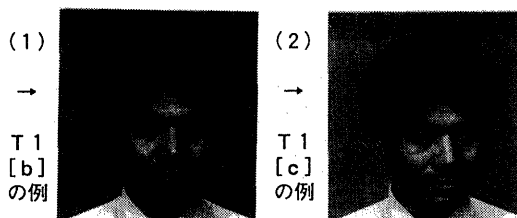


図8 誤識別された姿勢変動顔画像の例

形状とカラーの情報を同期して取り込めるようにしたものである。

3次元形状データは、ディジタイザユニットが計測対象を一周する間に円周方向512点、垂直方向256点でサンプリングされた計13万点において計測された距離値に基づいて、円筒座標系データとして求められる。その空間解像度は直径35cmの円筒を計測した場合、その円筒表面において0.7mmに相当する。カラー情報は距離計測と同期して計測され、512×256画素の2次元画像(R、G、B各8ビット/画素)として蓄積される。図10は人物頭部を計測して得られた情報の例で、(a)はワイヤーフレーム表示した3次元形状情報、(b)は512×256の画像として得られた表面のカラー情報を示す。

円筒座標系で表現された点の集合として与えられた3次元物体表面をXYZ座標系による三角形パッチ表現に変換し、各パッチに対応する計測点でのカラー情報のRGB成分に基づいて面の属性情報を与えることにより3次元CGモデルを作成することができる。ここでは充分微小なサイズの三角形パッチが求められているため、この3次元CGモデルは汎用グラフィックワークステーションに標準装備されているシェーディング表示機能を利用することで容易にテクスチャマッピングの効果を得ることができるとともに、対象の3次元情報を保持しているため任意の視点から見た画像を容易に作成できるというメリットがある。

#### 5 顔認識への3次元CGモデルの応用

2で示した濃淡画像のマッチングをベースと



図10 人物頭部の3次元計測結果

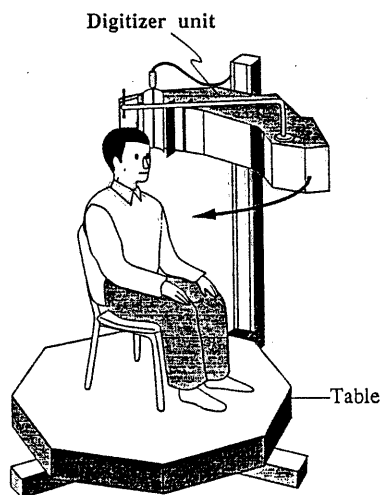


図9 3次元スキャナによる人物頭部の計測<sup>[7]</sup>

する顔認識の試みは、頭部の姿勢変動をとまなう入力画像に対しては十分な耐性が得られなかった。この原因として考えられるのは、まず第一には、

- [1] ほは理想的な姿勢で撮影された1枚の正面顔画像を各人物を代表する唯一の標準パターンとして、特徴のクラス内変動を考慮しない最小距離識別法による識別処理を行なったことによる限界、

であり、より本質的には、

- [2] 見かけの形状や陰影パターンが大きく変動する2次元の濃淡画像を入力として3次元空間中の姿勢変化に対処しようとするものの限界、であろう。そしてその解決策としては、それぞれ、

[1'] 姿勢変動に対応した複数のボタンを各クラスの学習用サンプルとして用意することにより、特徴のクラス内変動を吸収する識別を行なう、  
 [2'] 距離画像などによって与えられる視点に依存した対象物体の3次元情報に基づいて、姿勢変動によって生じる3次元空間の幾何変換に対して不変性の高い特徴の抽出をめざす<sup>[10]</sup>、というアプローチが考えられる。

3次元スキャナで計測された頭部の3次元CGモデルは、姿勢などの変動に対してよりロバストな顔の識別法を求める上記のアプローチにおいて有力な実験ツールになるものと期待される。

まず [1'] では入力ボタンの変動範囲をカバーするだけの十分な数の学習サンプルを各クラスについて用意する必要がある。特徴のクラス内変動を吸収してクラス間の差異を強調するような識別関数を求める手法としては多変量解析の一手法として判別分析法があるが、この方法を実際に適用できるためには、学習サンプルとして特徴の次元数よりも多くのサンプルが必要となることも知られている<sup>[11]</sup>。このようなサンプル数についての条件を満足し、予想されるボタン変動を反映した多数の顔画像を、同一人物について実際に用意することは一般に困難であり、これが顔画像認識においてボタン変動への耐性を正面から取り上げた研究がこれまでほとんど無かった大きな理由とも考えられる。しかし3次元CGモデルを用いれば、シェーディングによる画像生成時にパラメータを制御することにより、1回の計測結果から、顔の姿勢や照明等を多様に変化させた多数の顔画像を自動的に得ることができるというメリットがある。

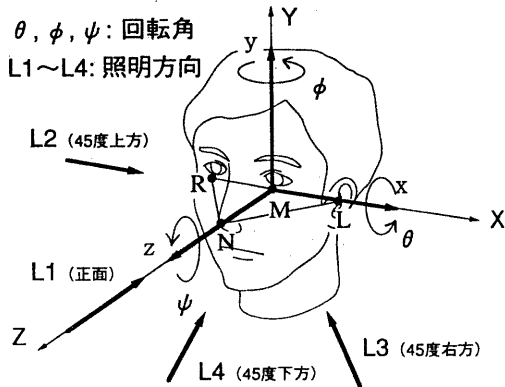


図11 頭部の3次元CGモデルの基準姿勢

一方 [2'] では、視点に依存した3次元情報が処理の対象となるが、3次元CGモデルは顔表面を微小に分割した三角形パッチの面方向と位置、およびその色情報を物体座標系上で保持しているため、これを用いることにより任意の姿勢条件における視点に依存した3次元情報を容易にシミュレートできるという利点がある。

本来3次元的な幾何変換と考えられる頭の姿勢変動に対して本質的にロバストな識別の実現には、対象の3次元情報にもとづいた後者のアプローチが必要と思われる。しかし本報告ではまず2次元濃淡画像から得られる特徴による識別の姿勢変動に対する耐性の限界を明らかにするというねらいから、前者のアプローチに的を絞った3次元CGモデルの応用について以下に述べる。

### 6 3次元CGモデルからの顔画像データベースの生成<sup>[5]</sup>

以下の手順で、画像生成パラメータを変化させながら(3)(4)を繰り返すことによって、人物頭部の3次元CGモデルから、多様な画像入力条件をシミュレートした顔画像データベースを作成した。

- (1) 頭部の特徴点として、左右の耳穴点、鼻の頂点の3点を、3次元CGモデルから目視によって求め、これより物体上の直交する基準軸  $x$ 、 $y$ 、 $z$  軸を求める。
- (2)  $x$ 、 $y$ 、 $z$  軸を観測座標系  $X$ 、 $Y$ 、 $Z$  軸に一致させ、頭部モデルを基準姿勢におく。なお、視点は  $Z$  軸正方向にあるものとする。
- (3) モデルの画像生成パラメータとして、照明の明るさと方向を定める。

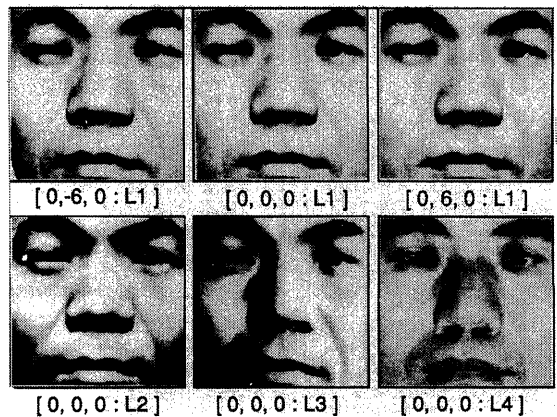


図12 生成された顔画像の例 (人物A)

(4) モデルの姿勢を与える画像生成パラメータとして、その基準軸  $x$ 、 $y$ 、 $z$  のまわりの回転角  $\theta$ 、 $\phi$ 、 $\psi$  を定める。

(5) 汎用のグラフィックワークステーションに標準装備されている  $z$ -buffer 法による画像生成機能を用いて、視点から眺めたモデルの2次元画像を生成する。

ここで照明方向としては、正面、45度上方、45度右方、45度下方の4方向、頭部の姿勢を与える  $\theta$ 、 $\phi$ 、 $\psi$  としては、独立に、0、 $\pm 3$ 、 $\pm 6$  [deg] の5段階の組合せをとることで、一人の人物の3次元CGモデルから500個の画像を生成した。以上に述べた頭部の基準姿勢、および、照明方向、姿勢パラメータの概念を図11に示す。

先の実験で被験者とした人物Aについて、その3次元CGモデルから生成した画像を正規化した結果を図12に示す。(ここでの正規化基準点の抽出は目視によって与えた。) なお、図中の [] 内の表記は、順番に  $\theta$ 、 $\phi$ 、 $\psi$ 、そして図11に示すL1~L4の4つの照明方向を表している。

### 7 姿勢変動にロバストな顔画像識別の試み

3次元CGモデルによる顔画像データベースが姿勢変動に対する識別耐性の向上にどの程度有効かを評価する予備実験を行なった。

ここでは入力ボタンがある人物Aに該当するか(クラス1)、該当しないか(クラス2)の2つのクラス間の判別を行なうものとして、各クラスに属するボタンをFisherの線形判別軸上に射影したデータの分布を分析した。

まず学習サンプルとして以下の標本を用意した。

D1: 人物Aの3次元CGモデルからの生成画像データベース(図12)に、その正面顔の実画像6ボタンを加えた計506ボタン

D2: 正面顔画像の識別実験の学習サンプルから人物Aを除いた268名の正面顔の実画像

D1、D2の各ボタンについて特徴抽出法#1で求めた100次元の特徴ベクトルからFisherによる線形判別軸を表す係数  $a$  を求めた<sup>[12][13]</sup>。そしてクラス1、2に属するサンプル集合、

T1: 人物Aの首振り動作を撮影した姿勢変動を伴う顔の実画像、計271ボタン

T2: 正面顔画像を入力とする2.2の識別実験で用いたテストサンプルから人物Aを除いた19名分の正面顔画像、計95ボタン

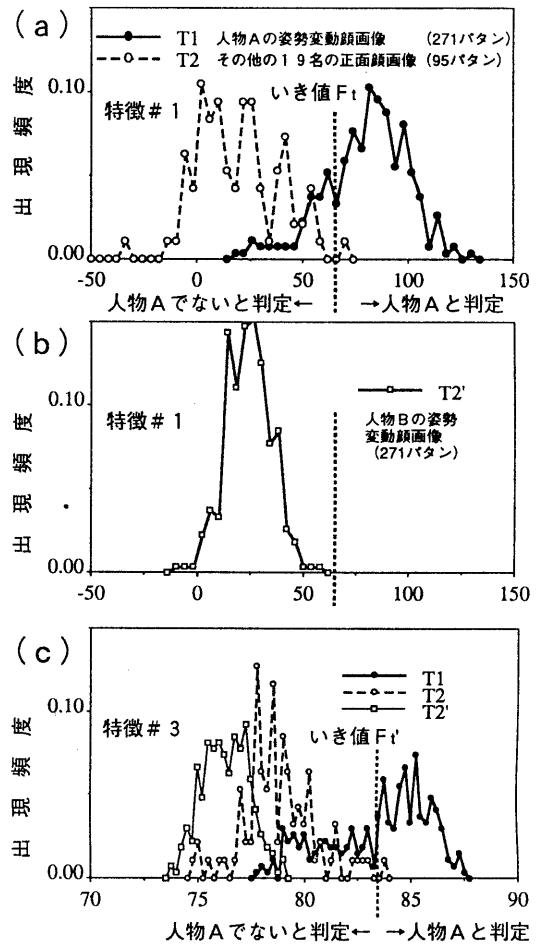


図13 Fisherの線形判別軸上に射影したボタン分布

について、 $y = a^T x$  によって判別軸への射影を求めた結果を図13(a)に示す。ここで、

$$y \geq F_t \quad \text{ならばクラス1 (人物A)}$$

$$y < F_t \quad \text{ならばクラス2 (人物A以外)}$$

という判定基準を設け、人物A以外の正面顔画像の集合T2に対しては99%以上の確率で正しくクラス2に識別されるように  $F_t$  を設定すると、T1を正しく人物Aと識別する確率は84.9%となる。これは人物Aを1枚の正面像で代表させた3節の識別実験における集合T1に対する識別率59.0%(図7)と比べて、姿勢変化を伴う顔画像を学習サンプルとして用意したことの効果と評価することができる。ちなみに図8に示した人物Aの姿勢変動時の顔画像は、本実験ではともに正しくクラス1に識別された。

表1 姿勢変動顔画像に対する識別実験結果

特徴	T1全体	T1 [a] 正面向き	T1 [b] 中間	T1 [c] 斜め向き
# 1 (100次元)	84.9% (59.0%)	100% (89.0%)	88.9% (70.0%)	78.5% (44.4%)
# 3 (256次元)	62.0% (42.8%)	97.3% (75.7%)	55.6% (51.1%)	56.9% (29.2%)

上段は Fisher 判別軸への射影値による2クラス間の正識別率  
下段 ( ) は正面顔画像を標準パターンとする最小距離識別の結果

ここで、D1は一人の人物の多様な姿勢条件の顔パターンを含むのに対して、D2はすべて正面顔から構成されている。そこで、判別軸aは入力パターンが人物Aか否かではなく、正面像か否かを強調する軸となっているのではないかという心配が残る。そこで、クラス2のサンプル集合として、T2' : 人物Bの首振り動作を撮影した姿勢変動を伴う顔の実画像、計271パターン

について、同様に判別軸への射影を求めたところ図13(b)が得られた。この人物Bの姿勢変動パターンの判別軸への射影は、Ftによってすべてクラス2に正しく識別された。これより求めた判別軸は姿勢変動の有無ではなく人物Aか否かを表していると言ってよさそうである。

同様に、特徴抽出法#3による256次元の特徴ベクトルについて、学習サンプル集合D1、D2から線形判別軸を求め、テストサンプルT1、T2、T2'の特徴をこの軸上に射影した結果を図13(c)に示す。図13(a)の場合と同様の基準で、2クラス間の判別いき値Ft'を決定した。この時、集合T1について人物Aと正しく判定された正識別率を、特徴抽出法#1と#3との間で、姿勢変動の程度に応じて比較した結果をまとめて表1に示す。

## 8 むすび

2次元濃淡画像のマッチングによる顔の認識において、画像入力条件の変動に対して耐性のある識別の実現を目指す一つの試みとして、人物頭部を3次元スキャナを用いて計測して求めた3次元CGモデルから画像生成パラメータを多様に変化させることで変形顔画像データベースを作成し、これを学習サンプルとして識別系の設計に用いる方法を検討した。2クラス間の判別能力をFisherの線形判別法に基づいて評価した予備実験の結果、実際の顔画像入力で予想される姿勢変動に対して、よりロバストな識別が可能となる見通しを得た。

今後は、3次元スキャナの計測精度向上による生成画像の品質改善、複数人物のデータベースを用いて識別を行なうことによる評価、生成顔画像のパターン変動範囲を規定するパラメータとこれを学習用サンプルとして得られる識別耐性との関係の分析などを、機会を改めて報告する予定である。  
謝辞

本研究の機会を与えて下さった釜江尚彦NTTヒューマンインタフェース研究所長、日頃ご指導頂く小林幸雄視覚情報研究部長に深謝致します。本研究の遂行にあたって、討論を通じて貴重なご意見を頂いた視覚情報研究部の諸氏に感謝するとともに、特に3次元スキャナを用いた人物頭部の計測に関しては渡部保日児主任研究員に大いなる協力を頂くとともに、データの処理方法について有益なアドバイスを頂いたことを特に記して感謝します。また、実験データの整理に協力して頂いた電気通信協会の吉田桂子嬢にも感謝します。

## 参考文献

- [1] 赤松, 間瀬, 末永 「人物像を用いる優れたインタフェースの研究」、信学会大会、SA-7-1、March 1990
- [2] 佐々木, ワレス, 赤松, 末永 「ボタン照合法にもとづく顔画像認識システムの基本検討」、信学技報、PRU90-43、July 1990
- [3] 赤松、佐々木、末永「正面顔画像による個人認識の基本検討」、TV学会技術報告、Vol.14、No.54、pp. 7-12、Oct. 1990
- [4] 赤松、佐々木、深町、末永 「KL展開によるボタン記述法の顔画像識別への応用の評価」、信学技報、PRU90-152、March 1991
- [5] 佐々木、増井、赤松、末永「3次元CGモデルによる顔画像データベースとその顔認識法評価への応用」、信学会大会、D-603、March 1991
- [6] 佐々木、赤松、末永 「顔画像認識のための色情報を用いた顔の位置合わせ法」、信学技報、IE91-2、April 1991
- [7] 末永、渡部 「3D形状と輝度(色)の同時計測が可能なスキャナとその顔画像入力への応用」、情報処理学会コンピュータビジョン研究会 CV67-5、June 1990
- [8] L.Sirovich & M. Kirby "Low-dimensional procedure for the characterization of human faces", J.Opt.Soc.Am.A, Vol.4, No.3, March 1987
- [9] M. Turk and A. Pentland "Face recognition without features", IAPR Workshop on MVA'90, Nov. 1990
- [10] J.C. Lee & E. Milius "Matching Range Images of Human Faces", ICCV '90, Dec. 1990
- [11] K. Fukunaga "Introduction to statistical pattern recognition (2nd ed.), Academic Press, 1990
- [12] 舟久保 「視覚パターンの処理と認識」啓学出版、1990
- [13] 大津 「パターン認識における特徴抽出に関する数理的な研究」、電子技術総合研究所研究報告第818号、1981