

## 顔部分特徴抽出と顔領域検出

佐藤辰雄  
機械電子部

### Face Detection using Partial Feature Extraction

Tatsuo Sato  
Mechanics & Electronics Division

#### 要旨

個人特定のために顔画像を用いてパターン認識を行う場合、髪型や着ている服の襟形などが認識結果に影響を与える。そこで、このような髪や胸部などを含んだ画像で認識を行った場合と、顔の中でも通常は隠れたりすることの少ない目、鼻、口の一部を部分特徴として検出し、これらを含んだ矩形領域を切出し、この画像を用いて認識を行った場合とについて、その認識結果を比較した。これらの顔部分特徴は、目を伏せたり、見開いたり、閉じたり、あるいは口をパクパクさせたり、といった具合に、比較的变化が激しいため、一般には検出が難しい。このような検出は通常テンプレートマッチングとして画像空間で行なわれるが、ここでは、特徴空間上の距離を用いて、向きや表情などにより変化した顔にも対処できる柔軟な手法を採用した。

#### 1. はじめに

マルチメディア技術やマンマシン対話システムなどのインターフェースとして、顔画像の認識技術の研究が盛んに行われており、実際のシステムでは安定性の見地から顔画像に限定しないで他の情報を併用して行うにしても、顔画像から個人を特定する技術は重要である。

個人特定のために顔画像を対象としたパターン認識を行う場合、免許証写真などのような胸から上を撮影した画像をそのまま用いると、髪型、着ている服の色や形、背景の違いなどが認識結果に影響を与える。この影響を避けるためには顔領域を検出し切り出す必要がある。

この顔領域の検出には、顔全体を表現するテンプレートやモデルを用いて直接検出する方法と、目、鼻、口などの特徴的な構成要素(顔部品)をまず検出し、それを基準として顔領域を決定する方法が考えられる。本研究では後者の方法をとっている。

顔部品の検出は通常テンプレートマッチングとして相関係数などの方法により画像空間で行なわれるが、顔全体が傾いたり、目を伏せたり、見開いたり、閉じたり、あるいは口をパクパクさせたり、といった具合に比較的变化が激しいため、想定されるすべての変化に対応した多数のテンプレートを準備しなければならず、一般には検出が難しい。

テンプレートマッチングは画像間距離を画像空間で定義して類似(一致)度を測るものと考えられるが、

本研究では、パターン認識で行われているように、最初に画像から特徴抽出を行った後、その特徴空間上で画像間距離を定義することにより、マッチングするパターンに変化のある場合でも柔軟なマッチングを行えるようにした。

特徴空間の構成には、カラー画像に拡張した高次局所自己相関特徴<sup>1)</sup>と線形判別分析を用いた。

#### 2. 部分特徴抽出と顔領域切出し

顔を構成する部品としての目、鼻、口を顔部品と呼び、その一部(目、口では両端、鼻では中央下部)を、顔を特徴づける部品の一部という意味で部分特徴と呼び、画像

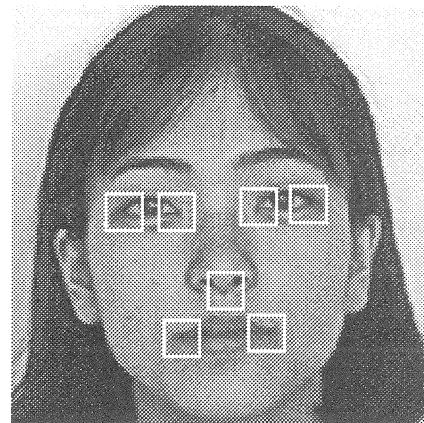


Fig.1 顔部分特徴の例

上で部分特徴と最も良く一致する場所を検出することをここでは部分特徴抽出と呼ぶ。顔部品全体を使わずその一部とした理由は、顔の傾きや向きの変化で見え方はかなり変化するが、これらの変化に対してできるだけ頑健に対応したいため、一部を使用することにした。ここで採用した部分特徴の例を Fig.1 に示す。

### 2.1 部分特徴抽出

画像から顔を検出するのに同様な部分特徴を使用する方法はすでにいくつか提案されている。たとえば宗ら<sup>11</sup>は顔画像を前処理して得たエッジ画像から、PFTと呼ぶモデル化したテンプレートを使って特殊なマッチングを行い、得られた候補群の中からさらに、GFM と呼ぶ各部分特徴点から各特徴点の幾何中心に対して構成されたベクトルの相対長と相対角度で表したモデルにしたがって、最適な組合せを探索する方法で、目と口の両端、眉の内側端の検出を試みている。

本研究はこのアプローチと戦略的には類似しているが、モデル化したテンプレートではなく多数の実画像から切り出した部分特徴テンプレートを学習サンプルとして使用して画像のマッチングを汎用な特徴空間上で行ない、パターン間距離に近いものを上位としたマッチング点の上位複数候補の中から、顔構造を表現した幾何学的な

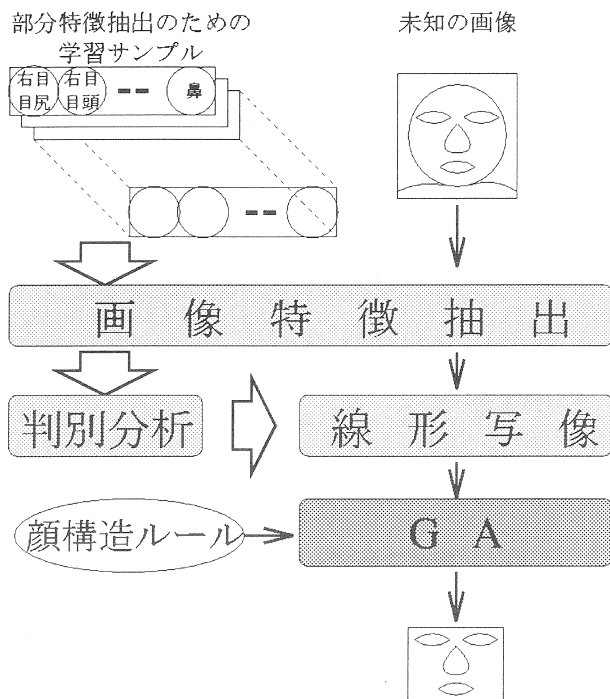


Fig.2 システム概要

モデルに基づく適合度ルールにマッチするような組合せを探索する方式をとっている。システムの概要を Fig.2

に示す。

パターン認識では画像から抽出する特徴によってシステムの性能が大きく左右される。大津ら<sup>12,16</sup>は高次局所自己相関特徴と多変量解析手法を組み合わせることで、2値画像の認識や計測が可能であることを示した。

栗田ら<sup>17</sup>はそれを濃淡画像に拡張し、顔画像の認識に適用した。さらに栗田ら<sup>18</sup>はカラー画像に対応する1次までの局所自己相関特徴を使って絵画データベースの検索を行っている。また、赤穂ら<sup>19</sup>は2値画像の場合について高次局所自己相関特徴から画像の回転に関する不変特徴を構成する方法を示した。

本研究では栗田らのカラー画像に対応する局所自己相関特徴を2次までの高次で使用し、さらに赤穂らの方法を適用して、回転不変特徴を構成して画像特徴とした。その概要は以下になる。

いま画像を  $f(t)$  ( $t$ は2次元座標  $(x, y)$ を表す)として、 $N$ 次自己相関関数  $\gamma_N$ は次式で表される。

$$\begin{aligned} \gamma_N(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N) \\ = \sum f(t)f(t+\tau_1) \cdots f(t+\tau_N) \end{aligned} \quad (1)$$

これは変移  $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N$ のとり方により無数の可能性があるが、次数を2次 ( $N = 2$ )までとし、範囲を  $3 \times 3$  局所に限定してシフトにより同じとなるパターンを除けば、パターンの総数は Fig.3 のような 25 通りとなる。ところが、この画像  $f(t)$ はカラー画像であることから

$$f(t) = (r(t), g(t), b(t))^T$$

と表される。ただし  $r(t), g(t), b(t)$ は画素  $t$ における赤、緑、青色成分である。したがって(1)式の積をすべての組合せによる色成分の積に置き換えれば 0 次の場合を除いて全部で 576 通りの式が得られる。したがって 576 次元の特徴が抽出できる。このような関数は以下のように表せ、 $a, a_1, a_2$ の取り方を Fig.3 のようにすれば良い。

次に赤穂ら<sup>19</sup>の方法によれば、この高次局所自己相関特徴の  $\pi/4$  回転同値類の和の比は近似的に回転不変となることから、赤、緑、青の組み合わせが同じで、かつ回転同値となるパターンの特徴値の和をとればよい。これにより最終的に 90 次元の特徴が得られる。例としてその一部を以下に示す。

$$\begin{aligned} \tilde{\Gamma}_1 &= \frac{\{\Gamma_{1,rr}(\text{No.2}) + \cdots + \Gamma_{1,rr}(\text{No.5})\}}{\Gamma_{1,rr}(\text{No.1})} \\ \tilde{\Gamma}_2 &= \frac{\{\Gamma_{2,gbr}(\text{No.6}) + \cdots + \Gamma_{2,gbr}(\text{No.9})\}}{\Gamma_{2,gbr}(\text{No.1})} \\ \tilde{\Gamma}_2 &= \frac{\{\Gamma_{2,brg}(\text{No.10}) + \cdots + \Gamma_{2,brg}(\text{No.17})\}}{\Gamma_{2,brg}(\text{No.1})} \end{aligned}$$

ただし添字の  $gbr, brg$ などは色成分の組合せを  $\Gamma(\text{No.6})$ の表現は Fig.3 中 No.6 に対応した局所自己相関特徴

を表す。

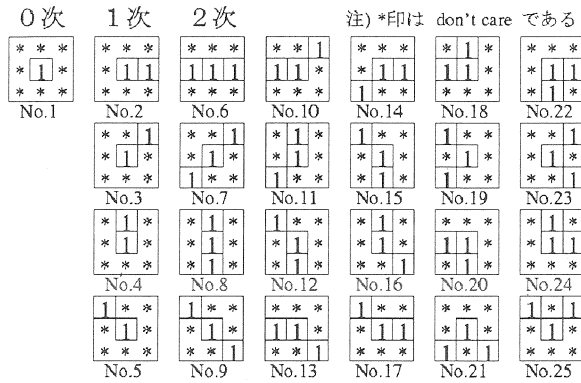


Fig.3 変移の取り方のパターン

### 2.2 パターンマッチング

ここでは画像間距離を画像空間上ではなく、特徴空間上で定義することにより、柔軟なパターンマッチングを実現する。特徴空間は判別分析に基づいて構成し、判別空間上での幾何学距離を画像間の一致度とする。つまり距離が近いほど画像が良く一致(類似)している。

### 2.3 顔構造モデル

顔画像に着目すると、目、鼻、口などの顔を構成する部品は一定の位置関係を保っている。これは人物や表情が変わっても大きく変わることはない。したがってこれらの位置関係を顔構造のルールとして用いることができれば、前節のアルゴリズムで得られる画像間距離の近い方から複数点を部分特徴の候補とし、このルールに基づいてその中から最適なものを選び出すことができる。

本研究では以下のような簡単なルールを用いた。

- (a) 左右の目尻を結んだ直線と左右の目頭を結んだ直線とはほぼ重なり、かつ、口の両端を結んだ直線がそれとほぼ平行である。
- (b) 左右の目尻を結んだ線分の中点、左右の目頭を結んだ線分の中点、口の中心、鼻の中心がほぼ1直線上にある。
- (c) 左右の目の横幅がほぼ同じである。
- (d) 目尻同士、目頭同士を結んだ直線がほぼ一致する。

### 2.4 遺伝的アルゴリズムによる組み合わせ探索

複数候補の中から、あるルール基準で最適なものを選び出す過程は、候補数や選定対象の種類が少ない場合には全組合せによる逐次探索などの単純な方法を使っても簡単に行えるが、候補数や対象数が多くなるといわゆる組み合わせ爆発となり、実用的な時間で行うことは難しい。このような問題に準最適解を手っ取り早く与

える方法として遺伝的アルゴリズム(GA)がある。

生物はその遺伝機構によって進化と環境への適応を可能にし、集団としての頑健性を保っている。GAはコンピュータで問題を解くとき、この生物が進化する過程をまねて解自体を進化させ、解を正解に近づけていく方法で、確率的探索法の一種である。GAの特徴は、一つの処理系(個体)ではなく集団を対象として並列処理を行うこと、処理系群の生成・消滅のダイナミクスとして個体の複製、遺伝子組み替え(交差)、突然変異などの確率的要因を持たせること、評価関数の微分値でなく関数値のみを用いることなどが挙げられる。複製は個体の適応の度合いに比例した確率で次世代の個体を生成させる規則で、適合度の高い個体の割合を増加させる。交差は一对の個体とその遺伝子構造の一部を交換するもので、部分構造を保持しながら新しい組み合わせを作り出すことができる。突然変異は遺伝子構造の一部をランダムに置き換えるもので、全く新しい性質の個体を発生させる。

遺伝子の構造としては、各部分特徴毎に8bitを与えて画像間距離の順位を書き込み、それをすべての部分特徴について連結したものとした。これにより各部分特徴毎に、距離の近い方から上位256位までを探索できる。

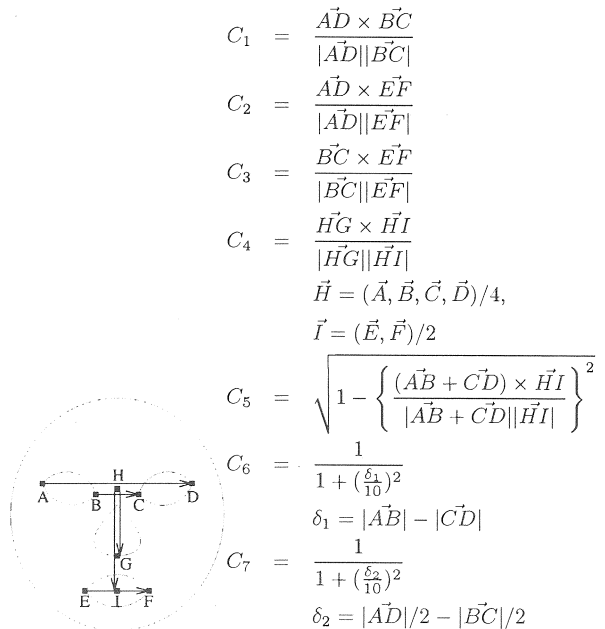


Fig.4 顔構造モデルと適合度評価関数

また、順位と画像上での座標との対応はテーブルで準備しておく。

適合度評価関数は以下のようにした。

$$Fit = C_1 + [C_2] + C_3 + [C_4] + [C_5] + [C_6] + [C_7]$$

ここで  $C_1 \dots C_7$  は Fig.4 のとおりである。

### 3. 実験と結果

実験は、ビデオカメラで撮影した動画像から、フレーム毎に抽出したデジタルカラー画像をファイルとして蓄え、それを用いて行った。入力画像の解像度はすべて 150 × 150 画素である。

#### 3.1 パターンマッチング

本手法の有効性を確かめるため、回転を含むたくさんのテンプレートを準備したマルチテンプレートによるテンプレートマッチング法および宗らの PFT と比較した。

結果は、パターンマッチングの結果の上位複数候補の中から最適な組み合わせを選択することを考慮して、100 位、200 位、256 位までの候補の中に正しい特徴点が含まれるかどうかを調べ、累積検出率で表した。

テンプレート画像としては、本手法では 10 名各 10 枚ずつの入力画像から部分特徴に相当する部分画像を切出し学習サンプルとした。マルチテンプレートマッチングでは 10 名各 1 枚ずつの画像から切り出した部分画像を -30° から 30° まで 5° ずつ回転させたものを使用した。切出しは人手により行った。結果を Tab.1 に示す。

Tab.1 部分特徴抽出(累積検出率)

(%) 顔状態	100位まで		200位まで		256位まで	
	平常*	変化+	平常	変化	平常	変化
本手法	99.7	95	100	98	100	98
相関	96.8	75.9	98.1	85.2	98.6	86.9
PFT	82.3	41.3	93.3	57.7	95.7	64

\*平常とは正立で表情変化の少ない顔画像で、+変化とは傾いたり笑っているなど表情に変化のある顔をいう。

#### 3.2 GA を用いた組合せ探索

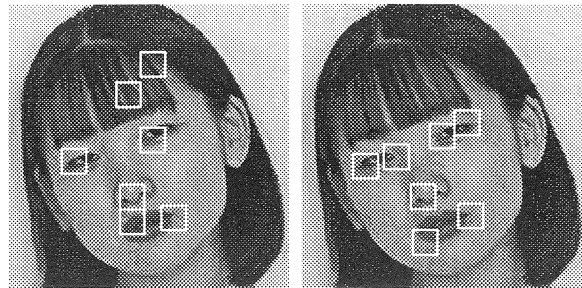
前節の実験では同一の顔画像に対してすべての部分特徴が同時に検出されているかどうかは考慮していない。

GA を使って構造ルールを適用した場合は同時検出が前提となるので、Tab.1 と比較して見劣りする結果となるが、実験結果は Tab.2 のようになり、かなりよく抽出されている。

Tab.2 GA を用いた最適探索

平常	変化	総合
96.8	92	96.3

上記の例でパターンマッチングだけで検出する場合と、GA により下位候補の中から正しい部分特徴が抽出された結果を Fig.5 に示す。



(a) マッチング 1 位 (b)GA による最適探索

Fig.5 部分特徴抽出結果の例

### 4. まとめと考察

顔画像を用いてパターン認識を行う場合、髪型や着ている服の襟の形などが認識結果に影響を与える。そこで、顔の中でも通常は隠れたりすることの少ない目、鼻、口の一部分を部分特徴として検出し、これらをすべて含んだ矩形領域を顔領域とすることで、顔領域の検出(切出)を行った。

また、部分特徴の抽出には画像空間上で行ういわゆるテンプレートマッチングを行うのではなく、カラー画像に拡張した高次局所自己相関特徴を基に構成した回転不変量を画像特徴として、判別分析により(判別)特徴空間を構成し、その特徴空間上でパターンマッチングを行う方法を用いた。

また、パターンマッチングだけで検出しようとすると、十分な性能とはならないが、得られた複数候補の中から(GA を用いて)顔の構造モデルにしたがって良さそうな組み合わせを探索する手法も検討した。

パターンマッチングについて、本手法と、回転を含む多数のテンプレートを準備したいわゆるマルチテンプレートによるテンプレートマッチング、および PFT との部分特徴の検出率を比較実験を行い、本手法の優位性を確かめた。

ここで使用した部分特徴は、目を伏せたり、見開いたり、閉じたり、あるいは口をパクパクさせたり、といった具合に、比較的变化が激しいため、相関係数などの方法によるテンプレートマッチングでは、傾き、向き、表情のあらゆる変化を含む多数のテンプレートを準備する必要があり、一般には検出が難しいが、本手法では特徴空間での距離尺度に顔構造のルールを併用して、GA による最適組合せの探索を行い、顔の向きや傾き、表情などの変化した顔にも柔軟に対処できる。

また、この手法は部分特徴の学習サンプルを認識しようとする本人の顔画像から毎回抽出する必要はなく、あらかじめ準備可能な数人の顔画像からとっておくだけで良い、また傾きの変化に対しては回転不変特徴を使用しているため正立のサンプルだけを準備すれば良い、な

どシステムの構成が簡単化できるという特徴がある。

部分特徴の抽出や顔領域の検出は特に向きや表情に大きな変化のある画像に対してまだ十分な性能が得られているとは言えないが、表情の変化に伴う顔部品の変形度合いを、たとえば丸く見開いた目、細く閉じた目などといった具合に系統的に整理していくつかに類別できれば、それを部分特徴のテンプレートとして学習させることなどにより、さらに改善可能と思われる。このように学習用テンプレートの選び方が結果に大きく影響すると考えられるため、今後その辺の研究を行うとともに、もう少し実験量を増やしてみる必要があると考えている。

## 文 献

- [1]宗, 徐, 李, 辻:“部分特徴テンプレートとグローバル制約による顔器官特徴の抽出,”信学論(D-II), J77-D-II, 8, pp. 1601-1609(1994-08).
- [2]大津, 島田, 森:“N 次自己相関マスクによる図形の特徴抽出,”信学技報, PRL78-31(1978).
- [3]大津:“パターン認識における特徴抽出に関する数理的研究,”電総研研究報告, 818(1981).

[4]大津:“適応学習型高速画像計測認識システム,”映像情報, Vol.21, No.5, pp. 41-46(1989).

[5]栗田, 大津:“高次局所自己相関特徴に基づく適応的画像計測,”第4回産業における画像センシング技術シンポジウム講演論文集(1989).

[6]大津, 栗田:“パターン認識--理論と応用--,”朝倉書店(1996).

[7] T.Kurita, N.Otsu, T.Sato:“A face recognition method using higher order local autocorrelation and multivariate analysis,” Proc. of 11th IAPR Intl. Conf. on Pattern Recognition, Vol.II, pp. 213-216(1992)

[8]栗田, 加藤, 福田, 坂倉:“印象語による絵画データベースの検索,”情処論, Vol.3, No.11, pp.1373-1383(1992).

[9]赤穂, 佐藤, 関田, 梅山, 大津:“高次自己相関関数を用いた図形の位置・大小および回転不変な特徴量の構成,”電子情報通信学会春季全国大会 (1991).

[10]佐藤, 三浦, 福田, 大城, 遠藤:“部分特徴を用いた顔領域検出と顔画像の認識,”信学技報, PRMU97-70, pp. 103-110(1997-07).