

顔パーツに対する固有空間法の適用と統計量を用いた顔認識

小島 亮† 三浦 孝夫†

法政大学工学部情報電気電子工学科†

1. 前書き

近年、情報セキュリティや犯罪防止の観点から顔画像を対象とした認証システムの実用化が叫ばれている[1]。しかし、顔認識は子供が簡単に行えてコンピュータで難しい問題の典型例であり、依然として活発な研究がなされている。

本研究では、従来の顔画像認識方法と、目の認識を強調した方法、および幾何学的統計量を用いた方法を組み合わせ、認識率向上の新たな手法を提案する。第 2 章では従来展開されている固有空間法を要約し、統計量を組み合わせた手法とその実施手順について第 3 章で述べる。第 4, 5 章で実験を行い、提案する手法の有効性を検証する。6 章は結論である。

2. 固有顔

顔認識には目や鼻などの位置関係で調べる“特徴点の幾何学的情報に基づく方法”と、顔全体の濃淡パターンを特徴量とする“顔パターンに基づく方法”に大別できる。後者は顔濃淡パターンから作られる次元数の大きな特徴ベクトルを小さな次元数の特徴ベクトルに直交変換し、モデル画像と未知画像を比較する方法である。これを多変量解析の分野では主成分分析とよび、パターン認識の分野では固有空間法と呼ばれる。この手法を用いた研究で、M. Turk 等が提案した固有顔 (eigen face) は顔認識の中で最も有名な手法のひとつである[2]。

画像は本来その画素の数だけ変数が存在する。しかし、画像の内容にある程度パターンのあるものであれば、そのパターンを含む画像を主成分分析することによって、同じパターンの画像であれば、低次元で大部分を復元することができる。その中で特に顔画像において主成分分析を行い得られた固有ベクトルを固有顔という。

今、総画素数 M の顔画像が n 枚ある。2 次元配列の画像を 1 次元化し、 n 枚の学習サンプルの顔画像の濃度値ベクトルを x_k と表すと、 $x_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kM})^T$, ($k=1, 2, \dots, n$) となる。 x_k 全体の行列 X を濃度値行列とする。

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1M} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n1} & \dots & x_{nM} \end{pmatrix}$$

顔濃度値行列 X から分散共分散行列 S を求め、固有値 λ_i 、固有ベクトル a_i ($i=1, 2, \dots, L$) を計算する。ただし L は次元縮小後の固有空間の次元数である。固有ベクトルで構成される行列 $A = (a_1, a_2, \dots, a_L)$ は正規直交基底の変換行列となる。各サンプル画像 x_k と固有顔 a_i の内積から展開係数 $\omega_{ki} = a_i^T (x_k - \bar{x})$ を求める。 \bar{x} は各濃度値の平均値ベクトルである。この展開係数と固有顔により各サンプル画像を復元できるので展開係数のベクトル $\Omega_k = (\omega_{k1}, \omega_{k2}, \dots, \omega_{kL})$ を顔特徴ベクトルとよぶ。

未知テスト画像に対しても 1 次元化された濃度値ベクトル x_i を求め固有顔 a_i との内積から、展開係数 $\omega_i = a_i^T (x_i - \bar{x})$ を求め、顔特徴ベクトル $\Omega_k = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_L)$ を作成する。

類似度を示す値はユークリッド距離

$$d = \|\Omega_k - \Omega\| = \sqrt{\sum_{i=1}^L (\omega_{ki} - \omega_i)^2}$$

を使用する。固有空間法の流れを図 1 に示す。

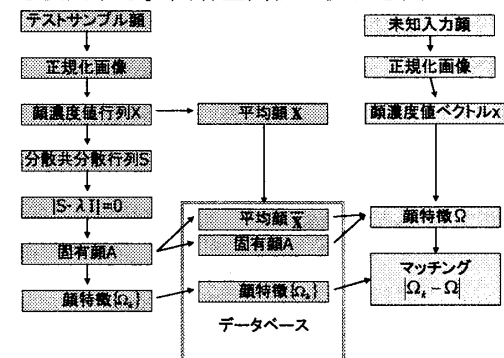


図 1 固有空間法の流れ

3. 統計量を用いた顔認識

統計データは図 2 のように、特徴点の間の長さを左目-右目： L 、目と目の中心-鼻穴と鼻穴の中心： N 、鼻穴-鼻穴： M 、鼻穴と鼻穴中心-右目： O とし、 $A=L/N$, $B=O/A$, $C=N/M$ の 3 つの比の値を特徴ベクトルとして使用する。ただし、目の座標データは使用したデータベースサイト内のすでに抽出された座標データを用い、その他の距離は手動で測定する。

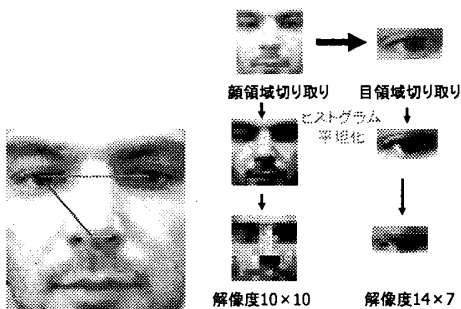


図2 統計量測定 図3 画像正規化

4. 実験方法および結果

まず原画像から眉上から唇下を基準に 1:1 で顔中心画像を切り取り、顔の上下を基準に右目領域を 1:2 で手動で切り取る。一貫性を保つため切り出し後の画像全てにヒストグラム平坦化処理を行う。さらに顔中心画像は 10×10、右目画像は 7×14 にリサイズ処理を行い、図 3 のように正規化画像作成する。

本実験では BioID Face Database[3]より学習サンプル画像として正面無表情画像 27 人×1 枚、未知テストデータとして同一人物かつ違うイメージの正面画像 27 人×2 枚を用いた。

第 2 章で述べた固有空間法を顔中心画像および右目画像に適用し固有顔、固有右目を求め、それぞれ特徴ベクトルを算出する。統計量と合わせて 3 つのユークリッド距離評価結果から併用した場合の距離を導出する。

各認識率は図 5 に示す値となる。ただし累積寄与率 90%となるよう次元数を固有顔は 16 次元、固有右目は 15 次元まで圧縮する。

固有顔と固有右目の併用の場合は認識率 85.19%に向上する。併用方法は各ユークリッド距離を足して最小の距離を認識結果とする。

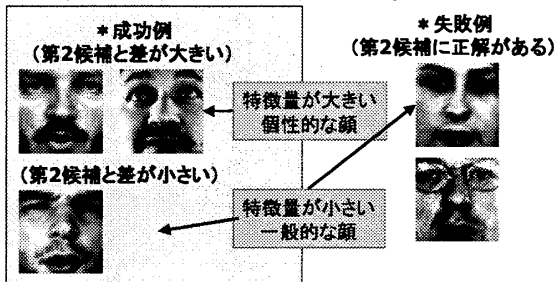


図4 実験結果 全て併用

| | 固有顔 | 固有右目 | 固有顔 & 固有右目 | 統計量 | 全て併用 |
|-----------------|-------|-------|------------|-------|-------|
| 認識率[%] | 74.07 | 37.04 | 85.19 | 75.93 | 92.59 |
| 誤認識数 [枚] (54枚中) | 14 | 34 | 8 | 13 | 4 |
| 認識率[%] (ベスト3以内) | 92.59 | 59.26 | 96.30 | 95.68 | 100 |

図5 実験結果

5. 考察

固有顔のみの場合、ユークリッド距離の範囲が広く、極めて距離が短く第 2 候補との差が大きいものは個性的な顔と判断でき、正しく認識する例でも第 2 候補との差が小さいもの、さらに失敗例でも第 2、第 3 候補に正解がある顔は特徴量の小さい一般的な顔と判断できる。また、距離最小から上位 3 つ以内であれば 92%以上の認識率を得ることができる。これは固有顔が顔パターンを表すのに有効であるという証明となる。

固有右目のみの場合、距離の範囲が比較的狭く、目のみのパターンでは認識困難と考えられる。

固有顔と固有右目の併用では眼鏡の有無の違いがある画像でも併用することによって認識することができる。

統計量のみの場合、距離の範囲が広く第 2 候補と差が大きいものは、目が離れていたり鼻穴が近いなど特徴的な顔である。ただし今回は目の座標データ以外手動で測定する、つまり人間の目によって判断するため上位 3 つ以内では高い認識率を得ることができるが、自動で特徴点を精度良く抽出する手法を考案する必要がある。

全てを併用した場合、高い認識率を得ることができる。統計量の特徴ベクトルは固有顔、固有右目の特徴ベクトルと比べ値が極端に小さいため、ユークリッド距離の比を固有顔:固有右目:統計量=1:1:10 とする。

6. 結び

本研究では、顔画像のみではなく、顔の中の他の特徴量とを併用して認識に用いることで、認識率の向上を得た。今後解像度の高低程度での比較やデータ量の増加など課題とする。

[参考文献]

- [1]越後、他：人画像処理、オーム社(2007)
- [2]M. Turk and A. Pentland: Eigenface for Recognition, *Journal of Cognitive Neuroscience* VOL. 3, No. 1, pp. 71-86 (1991)
- [3]BioID FaceDateBase
<http://www.bioid.com/downloads/facedb/index.php>
- [4]坂野鋭：パターン認識における主成分分析, 統計数理, 第 49 巻, 第 1 号, 23-42 (2001)