

角度の変化に対応した顔認識手法

A Face Recognition Technique Robust to Angle of Observation

尾形直哉† Goutam ChakraBorty† 馬淵浩司† 松原雅文†

Naoya Ogata Goutam ChakraBorty Hiroshi Mabuchi Masafumi Matsuhara

1. はじめに

人間は、視覚によって様々な情報を読み取ることができる。たとえば、その人物が誰であるか、年齢、性別、感情などを人間は顔から読み取ることができる。このような情報を計算機で読み取ることができれば、様々な分野への応用が考えられる。応用例を挙げると、セキュリティ分野の個人認識、顔を利用したユーザインターフェース、顔の表情から感情の推測などが考えられるため、80年代後半から、90年代にかけて盛んに研究され、様々な顔検出手法や顔認識手法が提案された[1]。

その結果、近年、入退室のアクセス管理や、空港の監視目的などに顔画像を利用して個人認識を行うものが増えてきている。しかしながら、顔認識を計算機で実現することは困難である。顔認識とよく比較される指紋認識では主にセンサーに押し付けられた二次元の指紋パターンを対象とする。これに対して顔認識では、表情変化などにより柔軟に変形する三次元物体が対象である。このため、顔パターンは同一でも、視点、顔の角度、表情、証明の変化などにより大きく変化し、実際には髪型、化粧、眼鏡の有無、加齢などによるパターン変動がこれに加わる。

顔認識は画像中から顔パターンを切り出し、そこから個人特徴を抽出し、同様の手法で事前に作成したデータベースと個人特徴の類似度を比較することにより認識を行っている。この際、事前にデータベースに登録した顔画像と、実際に入力画像とに、顔の角度・表情・照明などの変動があった場合、たとえ登録画像と入力画像の人物が同じであったとしても、十分な類似度を満たすことは困難である。この中でも特に顔の角度の変化に対する問題は、非拘束姿勢において個人の認識が可能になるという顔認識の利点を生かすためにも、解決すべき重要な課題である。

本研究では、この顔の角度の変化の影響に対して、認識を可能とすることを目的とする。

2. 処理過程

本システムは学習段階と認識段階の2つに分かれている。以下、それぞれの段階について説明する。

2.1 処理概要

学習段階では、個人ごとに次の処理を行う。顔の向きが異なる複数枚の顔画像から、目・口の位置関係に基づき顔の向きに関わりのある特徴（以下、角度特徴）を求める。また、同じ顔画像から個人の識別に関わりのある特徴（以下、個人特徴）を固有顔法[2]により求める。これらをデータベースに保存する。

次に、入力を角度特徴、出力を個人特徴とするようにニ

ューラルネットワークを学習させる。学習データとして前述のデータベースの内容を使用する。同様の作業をデータベースに登録する各人物に対して行う。

認識段階は、入力として未知の向きの顔画像と本人のIDを与える。まず、その画像より角度特徴と個人特徴を取得する。角度特徴を、IDで特定する人物に対する学習済みのニューラルネットワークへの入力とする。次に、ニューラルネットワークから出力される個人特徴と、入力画像より抽出した個人特徴から、類似度の指針となるユークリッド距離を求め、本人であるかの判定を行う。

本システムのキーポイントは、ニューラルネットワークを用い、データベースに無い向きの顔画像の個人特徴の補間を行うことである。

以下に固有顔法、角度特徴の抽出方法、ニューラルネットワークの構成について述べる。

2.2 固有顔法

顔画像を構成する最小単位である画素値を成分とするベクトルとみなし、主成分分析を行う。そこから顔画像の特徴を持った比較的低次元の部分空間を得て、認識処理をこの部分空間の中で行う。本研究ではこの手法を用いて抽出した部分空間を個人特徴としている。

図1は13方向の顔画像から生成した固有顔から生成した顔空間の例である。この例で言うと、総画素数である1600次元で表されていた顔画像を、12次元の部分空間で表している。

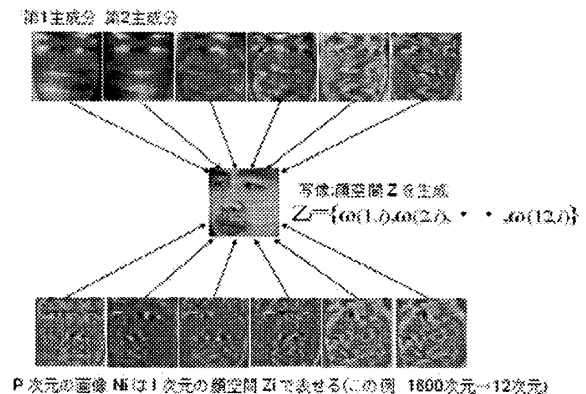


図1:固有顔から生成した顔空間

2.3 角度特徴抽出方法

顔の向きによって、目と口の見え方が変化するのは明らかであることから、角度特徴として目と口の位置関係を利用する。まず、目の瞳孔および口の中心を手作業で指定する。その3点の座標を左目 $LE(x_1, y_1)$ 、右目 $RE(x_2, y_2)$ 、口 $M(x_3, y_3)$ とし、この座標からその3点を結ぶ線分の長さ (D_1, D_2, D_3) と、その線分の傾き (m_1, m_2, m_3) を計算し、角度特徴とした。図2に概要を示す。

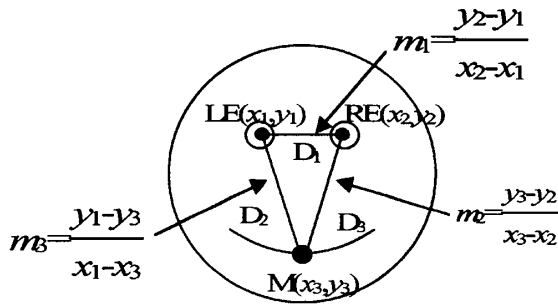


図2:角度特徴概要

2. 4 ニューラルネットワーク

個人特徴と角度特徴の関係の定式化は困難であり、非線形性をもつニューラルネットワークを用いて関係を探る。ニューラルネットワークの構造は入力層、中間層、出力層の3層からなり、学習方法はバックプロパゲーション法を用いる。入力層は6個のユニット、出力層のユニット数は個人特徴における固有値が1以上の値の個数とし、中間層は15個のユニットとした。入力値は角度特徴の値を用い、教師信号には入力された角度特徴と同じ顔画像から求めた個人特徴の値を用いる。

3. 評価実験

本システムの有効性を確認するために、5人の顔画像を用いて評価実験を行った。

3. 1 実験データ

本実験において顔画像はHOIP顔画像データベース[3]を用いた。このデータベースの顔画像は被験者一人に対して5度間隔(73方向)、垂直方向に15度間隔(7方向)の最大511方向から撮影したものである。撮影時、各方向からの照明条件は一定である。水平方向は一定とし、正面から左右に30度の範囲の顔画像を使用した。

3. 2 実験手順

1人の人物の0度と左右に10度、20度、30度の7方向の顔画像を学習データとし、テスト画像として0度とその人物の学習に使用していない5度、15度、25度の7方向の顔画像を使用した。テスト画像から抽出した個人特徴と、テスト画像から抽出した角度特徴より生成された個人特徴とをユークリッド距離Rを用いて比較する。この距離が小さいほど認識率が良いと判断する。Rについては式(1)により求める。

$$R = \sqrt{\sum_{j=1}^l (\omega_{m,j} - \omega_{m,j})^2} \quad (1)$$

$\omega_{m,j}$ はニューラルネットワークにより生成された個人特徴であり、 $\omega_{m,j}$ は入力画像により生成された個人特徴である。

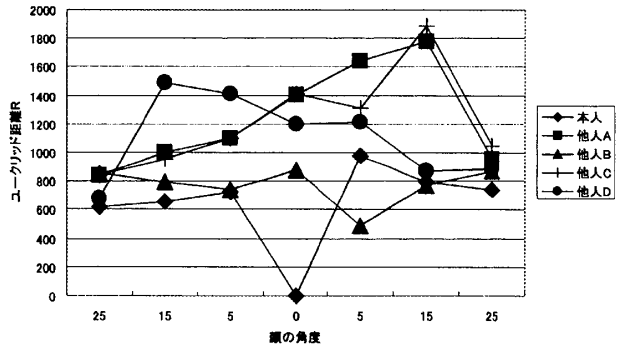


図3:ユークリッド距離の比較

3. 3 実験結果

実験結果を図3に示す。右5度、15度の入力を除き、全ての入力において他人よりも本人のユークリッド距離が小さいという結果が得られた。

4. 考察

一部を除いて本人のユークリッド距離が他人よりも小さくなる結果となった。これは角度特徴と個人特徴に何らかの相関関係があるためニューラルネットワークによる予測が行えたものと考えられる。

しかしながら右5度、15度の入力において本人よりも他人のユークリッド距離が小さくなってしまった。これは角度特徴あるいは個人特徴が本人と他人をはっきり分類できる特徴になっていないためと考えられる。本人と他人とをはっきり分類できていない理由は主成分分析を利用した固有顔法がデータの独立性を考慮していないからである。主成分分析の軸は直行しなければならないが、独立成分分析[4]の軸は直交しなくてもよく、最も独立性がある分布に軸を取ることができる。このことにより、分類などの処理の識別精度を高めることができる。本システムの個人特徴に独立成分分析を用いることにより認識精度の向上が可能であると考えられる。

5. おわりに

本稿ではニューラルネットワークを用いることで顔の角度の変化に対応した顔画像認識の手法を提案、実験した。今後はさらに認識精度を高めるため、個人特徴を固有顔法から独立成分分析へ変更しさらに、角度特徴を現在のものに比べて角度変化を明確に表すことができる特徴へ変更し実験を行う予定である。

参考文献

[1] R.Chellappa, C.L.wilson, and S.Sirohey: Human and machine recognition of faces: A survey. IEEE, Vol83, No.5, pp.705-740(1995)
 [2] M.Turk and A.pentland: Eigenfaces for recognition, J.Cognitive Neurosci, vol.3 no.1, pp.71-86(1991)
 [3] 財団法人ソフトピアジャパン: HOIP 顔画像データベース, <http://www.softpiaor.jp/rd/facedb/top.html>
 [4] 村田昇, 入門 独立成分分析, 東京電機大学出版局(2004)