

I-61

3次元情報を利用した顔認識 Face Recognition using Three Dimensional Information

藤本 稔[†]
Minoru Fujimoto

呂 建明[†]
Jianming Lu

関屋 大雄[†]
Takashi Yahagi

谷萩 隆嗣[†]
Hiroo Sekiya

1. はじめに

近年、個人特有の身体的特徴を用いた個人識別技術、いわゆるバイOMETリック認証は、ヒューマンインターフェース、セキュリティなどの分野で注目を集めている。人間は顔を見て自然にかつ瞬時に相手を判断している。顔認識を利用したセキュリティシステムは、指紋パターンや眼底パターンを用いた個人識別に比べて、認識される側の心理的抵抗感が少ないというメリットがある。

顔画像認識システムとして、ファジィクラスタリングと並列ニューラルネットワークを用いた方法が提案されている [1]。この方法では、ファジィクラスタリングに基づき顔パターンを分割し、幾つかの小規模なネットワークに属させる方法を用いて、一定の条件下で高い識別精度が得られている。しかし、人物の位置及び姿勢の変化によって回転した顔画像に対してはその識別精度が若干低下するということが問題となっている。この人物の位置及び姿勢の変化による画像変動は、本質的に顔の3次元形状によるものであり、これを解決するためには顔の3次元形状を利用することが有効であると考えられる。本研究では、3次元形状計測装置を用い、3次元形状を利用した顔画像認識について提案する。

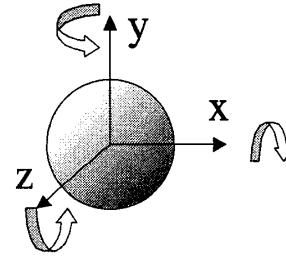


図 1: 回転補正

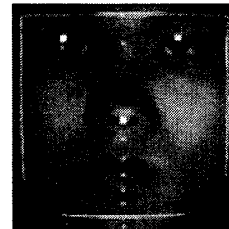


図 2: 特徴点・顔領域の決定を行った画像

2. 前処理

2.1 画像の取り込み

本研究では、3次元非接触型レンジファインダを用いて、3次元の顔形状とグレースケールの顔画像を撮影する。この画像に対し、実際にニューロファジィシステムに学習、認識させるまで種々の画像処理を行う。

2.2 3次元形状から特徴点を抽出

取り込んだ顔画像から、正面を向いた顔領域を切り出すために特徴点を抽出する。最初に、3次元形状において高さが最大となる点より、鼻頂点を抽出する。次に鼻頂点から上下方向へ走査し、極となる点を取得すると、上から順番に目の上の点、左右の目の中間点、鼻頂点、鼻の下の点、唇の上、中、下の点を得られる。次に左右の目の中間点から左右の領域を走査し、高さ変化の大きい箇所を取得することによって左右の目の点を得られる。

本研究では、これらの垂直方向の極点と目の点を利用して回転の補正・顔領域の決定を行う。

2.3 特徴点を利用した回転補正

3次元画像として入力した顔形状は、入力時に位置や姿勢が変化しているため、正面を向くように補正する必要がある。

- 左右の目の中間点、鼻の下の点の高さが等しくなるように顔の前後方向の回転補正を行う (図 1, x 軸)

- 鼻頂点から左右の頬領域の高さが等しくなるように顔の左右方向の回転補正を行う (図 1, y 軸)
- 左右の目が同じ高さになるように顔の左右の傾きの回転補正を行う (図 1, z 軸)

2.4 顔領域の切り出し

顔特徴点から実際に学習、認識に使う顔領域を決定する。この顔領域としては、鼻頂点から目の上の点を顔領域の高さの半分とし、全体が正方形になるように切り出しを行う。

特徴点の抽出、回転補正と顔領域の切り出しについては、1回の処理で全てを完全に補正することは困難なので、回転補正量が一定値以下になるまで 2.2~2.4 の処理を繰り返し行う。

2.5 簡単な照明の補正

本研究では、対象として室内の入室管理を想定しているため、照明については変動が少ないことを仮定し、以下の処理のみを行う。

- 各画像の輝度の平均値を一定にする
- 濃度の分布が偏っている場合があるので、ヒストグラム伸張処理を行う

[†]千葉大学大学院 自然科学研究科

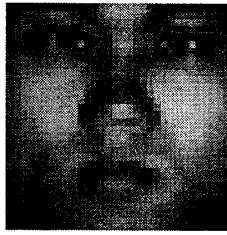


図 3: データ量を削減した画像

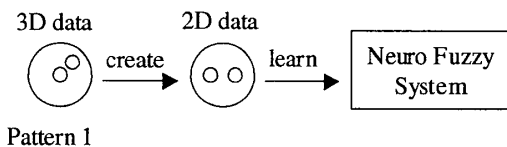


図 4: 処理過程

2.6 データ量の削減

切り出しを行なった画像をそのまま使用すると、ニューラルネットワークによる学習、認識時間が膨大になってしまうので、それぞれ 32×32 画素に縮小して使用する。

以上の処理で正規化を行なった、正面顔の例を図 2 に、 32×32 画素に縮小した画像を図 3 に示す。

3. 認識処理

3.1 ファジィクラスタリング

クラスタリングとは、与えられた多次元データ集合を“似ている”データ同士で同一クラスにまとめ、指定された任意の数のクラスターに分割することである。ニューラルネットワークにおいて画像の認識を行う場合、1つのニューラルネットワークで学習するカテゴリの数が多いと認識率に悪影響を与えてしまう。そこで、データ集合を複数のクラスターに分割し、ニューラルネットワークを複数の小規模なサブネットに分割して処理を行う。

クラスタリングによりパターン集合をカテゴリー分割する際に、通常境界部分のパターンはいくつかのカテゴリに関連を持つ。ハードクラスタリングでは、いずれか1つのカテゴリーに帰属させることになるが、ファジィクラスタリングを用いることによって、帰属度にあいまいさを許して、いくつかのカテゴリに少しずつ帰属させることになる。

3.2 並列ニューラルネットワークによる認識

ファジィクラスタリングによってクラスタリングしたデータ集合の組を、それぞれのクラスターに対応するサブネットに入力し、学習を行う。学習用の画像1枚 (32×32 画素) を入力層のニューロンに入力する。教師信号として、登録者に該当するニューロンに対しては1、それ以外のニューロンに対しては0にした信号を用い、学習処理を行なう。

この学習処理を、全登録者の全画像パターンについて、入力パターンと教師信号の誤差の和が一定値以下になるまで繰り返し行なう。

表 1: 認識結果

	認識率	誤認識率	拒否率
登録者	90	7.5	2.5
未登録者	-	10	90

表 2: 補正した回転量

	平均値	最大値
x 軸方向	7.0°	20.1°
y 軸方向	1.6°	5.3°
z 軸方向	2.6°	7.8°

認識処理においては、学習した後の並列ニューラルネットワークに未知入力データを入力し、各サブネットからの出力を得る。ここで、出力があるしきい値よりも低い場合は候補から外す。次に各出力のうち、他のサブネットで学習されているにもかかわらずそのサブネットの出力になっていないパターンを候補から外す。

この処理を行って残った候補から、類似度法によって最も標準パターンに近いパターンを最終的な答えとする。類似度があるしきい値よりも低い場合、もしくは候補が残らなかった場合は入力画像を未登録者として判断する。

以上の処理によって、近いもの同士の判別はサブネットによって行い、遠いものは類似度法により判別することができる。

本研究で用いた全体のシステムを図 4 に示す。

4. シミュレーション

本システムによって実際に3次元形状計測装置で顔形状データを撮影し、学習、認識を行う。データとしては、登録者20名、未登録者8名分の画像を1人につき5回撮影し、学習用データ40枚、認識用データ40枚、計80枚の画像を用いた。これらの画像に対し2.で述べた前処理を行い、 32×32 画素の2次元グレースケール正面顔画像データを作成する。

前処理を行った画像に対し、3.で述べた処理を行い、学習と認識を行う。ここで、ニューラルネットワークは3層のパーセプトロン、学習アルゴリズムはバックプロパゲーションを用いた。

認識結果を表 1 に、また、実際に補正した回転量を表 2 に示す。

5. まとめ

本研究では、顔の3次元形状を利用して顔画像の回転を補正し、認識する方式を提案した。今後は人数を増やして実験を行い、また特徴点の抽出精度を高めることで認識率の向上を目指す予定である。

参考文献

- [1] 李紅, 呂建明, 谷萩隆嗣: ヘッドモデルを用いた顔画像の認識, 2002年電子情報通信学会総合大会, D-12-17, 2002