

Title	固有空間法と重判別分析による顔画像の個人性と表情の解析
Author(s)	黒住, 隆行
Citation	
Issue Date	1999-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/1243
Rights	
Description	Supervisor:小谷 一孔, 情報科学研究科, 修士

固有空間法と重判別分析による顔画像の個人性と表情の解析

黒住 隆行

北陸先端科学技術大学院大学 情報科学研究科

1999年2月15日

キーワード： 個人識別，表情解析，主成分分析，重判別分析，クラス特徴に基づく固有空間法.

人間のコミュニケーションにおいて顔が重要な役割をはたしていることが知られている．そして，ネットワークを介したコミュニケーションにおいて顔の重要な情報である個人性や表情が伝送できれば，より親密かつ効率の良いコミュニケーションができると考えられる．本研究はそのようなコミュニケーションを実現するために顔画像から個人性及び表情の解析を行うことを目的としている．

顔画像から個人性や表情を解析する代表的手法として主成分分析 (Principal Components Analysis; PCA) がある．PCA は抽出した特徴ベクトル (ex. 顔画像の輝度値，顔形状，オプティカルフロー，etc) の集合から，射影成分の分散が大きい射影軸をあらかじめ求めておき，特徴ベクトルをその射影軸への射影成分 (主成分) で表す手法である．しかし，PCA により求めた主成分は個人性や表情，照明等の様々な影響が混合した成分である．よって，PCA により個人性を解析する場合，表情，照明等のばらつきによって解析結果が大きく影響されるという問題がある．

このような影響を軽減する方法としてフィッシャーの線形識別を多クラスに拡張した重判別分析 (Multiple Discriminant Analysis; MDA) を用いる方法がある．MDA は級内分散と級間分散の比が大きい軸を求める手法である．本研究では従来の PCA に基づく固有空間法を変形して得た，級間分散と級内分散の差が大きい軸を求める手法 (本稿では本手法のことをクラス特徴に基づく固有空間法 (Eigenspace Method based on Class features; EMC) と呼ぶ) を提案する．そして，EMC と MDA のそれぞれを使用し，任意の顔パターンに対して個人性または表情の特徴を表す軸，すなわち EMC，MDA における固有ベクトルを導出する．その固有ベクトルで顔パターンを変換して得た特徴ベクトルにより個人性と表情の解析を行う．また，手法の妥当性を示すため，クラス特徴に基づく固有空間法と重

判別分析を 50 人の人物の個人識別と 7 表情の表情識別に適用した結果と固有ベクトルの表す顔画像の傾向も示す。

クラス特徴の解析手法

解析したいクラスの集合を F とする。ここで、 F は個人性を解析したい場合は各人物クラスの集合を、表情を解析したい場合は各表情クラスの集合を表す。各クラス $f \in F$ に対し M_f 枚の顔パターンが与えられているとする。 $m = 1, 2, \dots, M_f$ 枚目の顔パターンを画像サイズ N の各画素の輝度値を要素とする N 次元ベクトル x_{fm} で表す。

ここでクラス f の m 枚目の画像 x_{fm} を N 次元空間でのある固有ベクトルに射影したときの値を z_{fm} とし、 z_{fm} の級間分散を S_B 、級内分散を S_W とする。ここで級内分散に比べて級間分散が大きくなる固有ベクトルに標本点を射影した方が解析には有利であると考えられる。このような固有ベクトルを求める手法として EMC と MDA をそれぞれ用いる。 EMC では固有ベクトルが互いに直交するという制約のもとで標本点の射影成分の級間分散と級内分散の差 $S_B - S_W$ が大きい順に固有ベクトル ϕ_k を求める。一方、MDA では固有ベクトルの射影成分が互いに無相関という制約のもとで標本点の射影成分の級内分散と級間分散の比 S_B/S_W が大きい順に固有ベクトル a_i を求める。

顔画像のクラス特徴解析

顔画像データベース

実験用の顔画像データベースとして眼鏡の無い 50 人 (男性 42 人 (内ヒゲを生やした男性 7 人を含む)、女性 8 人) についてそれぞれ 7 表情 (Neutral, Happiness, Sadness, Anger, Disgust, Surprise, Fear) の合計 350 枚を用いた。実験の前処理として顔画像の位置合わせをすることを目的に目と鼻の下を基準に顔の位置、大きさ、傾きの正規化を行なった。

個人性の解析及び識別

データベースの全ての顔画像を training data として EMC を適用し、求められた固有ベクトルのうち k 次の固有ベクトルによる変換出力 z_k を training data の標準偏差 σ_k の定数倍だけ変化させ、逆変換により顔画像を合成した。EMC の単一固有ベクトルによる合成顔画像の傾向は、低次の成分に個人性が、高次の成分に他の要因による成分が現れる傾向があった。MDA の単一固有ベクトルによる合成顔画像の傾向には各成分の変化の特徴があまりはっきりと現れなかった。これは固有ベクトル a_i の決定に級間分散と級内分散の比の最大化を評価基準とするため、ある画素の全分散が小さくても級間分散と級内分散の比が大きければその画素の重みが大きくなることが原因と考えられる。

次に 7 表情の内, 6 表情を training data, 残り 1 表情を test data として複数の固有ベクトルを用いて個人識別を行った。個人識別には入力ベクトル z (test data) との距離が最短となる辞書ベクトル \bar{z}_f (training data の m についての z_{fm} の平均; $f \in F$) に対応する f を入力顔画像の識別結果とした。距離は Euclid 距離を使用した。EMC, MDA 共に PCA に比べ少ない使用次元数で高い識別率を得た。特に MDA は少ない使用次元数で識別率が向上している。EMC よりも MDA の方が識別率が良い原因として, MDA の固有ベクトルが互いに斜交であることにより級間分散を大きくするような強調効果が起こることが考えられる。

表情の解析及び識別

データベースの中から一般性のある画像のみを使用するため, 主観評価実験を行った。主観評価実験はデータベースのある表情に属する顔画像を 18 人の評価者に 7 表情のうちどの表情であるか評価してもらい, データベースの表情クラスと評価者の 6 人以上の評価クラスが一致した画像のみを選び出した。

主観評価により選び出された顔画像の全てを training data として EMC を適用し, 求められた固有ベクトルのうち k 次の固有ベクトルによる変換出力 z_k を training data の標準偏差 σ_k の定数倍だけ変化させ, 逆変換により顔画像を合成した。EMC の単一固有ベクトルによる合成顔画像の傾向は, 低次の成分に表情が, 高次の成分に他の要因による成分が現れる傾向があった。MDA の単一固有ベクトルによる合成顔画像の傾向には各成分の変化の特徴があまりはっきりと現れなかった。これには個人性の解析の場合と同様の原因が考えられる。

次に 50 人の内, 49 人を training data, 残り 1 人を test data として複数の固有ベクトルを用いて表情識別を行った。EMC, MDA 共に PCA に比べ少ない使用次元数で高い識別率を得た。特に EMC は少ない使用次元数で識別率が向上している。MDA よりも EMC の方が識別率が良い原因として級内のバラツキの偏りが考えられる。