

任意方向からの顔画像の認識のための多方向顔画像の主成分分析

細井 辰弥[†] 栗田 多喜夫^{†‡} 名取 研二[†]

[†] 筑波大学大学院数理物質科学研究科 〒305-0001 茨城県つくば市天王台 1-1-1

[‡] 産業技術総合研究所 〒305-8568 茨城県つくば市梅園 1-1-1

E-mail: [†] {hosoi,natori}@hermes.esys.tsukuba.ac.jp, [‡] takio-kurita@aist.go.jp

あらまし 本論文では、撮影方向によらない顔の画像の人物認識の手法について検討する。一般に、識別したい人を別方向から撮影した顔画像をあらかじめ用意することは困難であるので、ここでは、識別したい人の正面顔の画像が各人1枚のみしか得られない場合でも、任意方向からの顔画像を認識できる手法を提案する。認識したい本人を含まない別の人物の多方向から撮影した画像をまとめたベクトルを主成分分析した結果を用いて、任意方向の顔画像からその人の正面顔を推定し、推定した正面顔と識別したい人の正面顔を比較することで、任意方向からの顔画像の認識を実現した。

キーワード 多方向固有顔、linear classes、向きによる違い

Viewpoint independent face recognition by principal component

analysis of multi-oriented view images

Tatsuya Hosoi[†] Takio Kurita^{†‡} and Kenji Natori[†]

[†] Graduate School of Pure and Applied Sciences University of Tsukuba

1-1-1 Tennoudai, Tsukuba-shi, Ibaraki, 305-0001 Japan

[‡] National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

1-1-1 Umezono, Tsukuba-shi, Ibaraki, 305-8568 Japan

E-mail: [†] hanako@denshi.ac.jp, [‡] {taro, jiro}@jouhou.co.jp

Abstract: In this paper, we examine the method for viewpoint independent face recognition. Generally, it is difficult to prepare the multi-oriented face image of person whom wants to be recognized beforehand. So in the case we can obtain only a front face image per man, we propose viewpoint independent face recognition. By principal component analysis of multi-oriented view images without person whom wants to be recognized, we presume front image from one image of viewpoint independent face, and compare front image presumed with front image, we propose a viewpoint independent face recognition method.

Keyword Multi-oriented view images, Linear classes, Difference by the direction

1. はじめに

人の顔は照明条件や顔の向き、経年変化、化粧などで見え方は大きく変化する。しかし、人間はある程度そういった変化に対してロバストに認識することができている。人間にはそういった見え方の変化を過去の学習により予測し、認識に適した顔の見え方を推定、

補正できるためではないかと思われる。近年、起こった犯罪において防犯カメラに映った情報が捜査の進展に大きく影響を及ぼしている。仮に、ある人物を探していたとして、その人物が画像内を通過したかどうかを判定するという課題があったとする。もし画像内でその人物が常に正面を向いて通過しているのであれば、顔の証明写真を一枚でも持っていれば、比較的容易に

自動探索が可能かもしれないが、得られる情報は正面から撮影された顔画像ではなく、別方向の角度から撮影された顔画像である事が多い。そのような見え方の違いに対処するために、その人物のあらゆる方向からの画像を事前に得ておく方法もあるが、これは現実的に難しい。そこで、探索したい人物の正面顔が写った証明写真を一枚だけしか持っていない状況において、別方向の角度から撮影された顔画像の人物の正面顔を推定し、その画像を用いて人物推定をする手法を提案する。

2. 関連研究

2.1 画像生成のためのデータ作成

今回の顔画像の生成の実験のために、様々な方向を向いた膨大な量の顔画像のデータが必要だった。そのために、「財団法人ソフトピアジャパン」提供の640×480の解像度の研究用ビットマップ顔画像を、男女300人、水平垂直に15°ずつ動かした9方向、計2700枚用意した。



Fig.1 原画像例

この中からサンプル用とテスト用の画像を抽出する。各画像はおおよそ同じ位置に人の顔があるため、方向ごとに300×300の範囲内で、おおよその画像の切り出しを手動で行なった上で、単純なテンプレートマッチングを用いて、位置合わせ及び、切り出しを行なった。

その際、解像度を1/4にし、計算量を削減し、ある程度のスケールの違いに対応するために、探索領域を5段階のサイズで用意し、すべてのサイズで探索した。

始めに方向ごとに一枚ずつ手動で切り出し、それをテンプレート画像として用い、同じ方向の顔画像からテンプレートマッチングで画像を切り出した。それを目視して、満足のいかなかったものに関して、その中からまた一枚手動でテンプレート画像を再度作り、満足のいかなかったものだけもう一度テンプレートマッチングを行い、すべての画像が満足いく形で切り出さ

れるまで繰り返し行なった。



Fig.2 左)探索範囲の指定

Fig.3 右)テンプレート画像

その結果、上、正面、下方向を向いた顔画像に関しては、一周目で、ほとんどの画像に対して眼で見て満足する形での切り出すことができた。しかし、左右、特に、斜め上から撮影されたものは、鼻などの3次元形状の影響で、画像に大きな変化がでやすいため、抽出の精度が落ち、5周以上かかった。

このようにして切り出された画像の上下左右数画素ずつ拡張してFig.4のような40×40の解像度の顔画像の切り出しを行なった。



Fig.4 切り出し画像例

2.2 Linear classes

単一方向から撮影された一枚の顔画像から、その人物の別方向からの見え方を推定・生成する手法として、Piggioらが提案した「Linear classes」という手法がある。

この手法では、個人の単一方向から撮影された顔画像を、同じ方向を向いた他の複数のサンプルの人物の顔画像の線形結合で近似する。この時に求めた結合係数を、そのまま対応した複数のサンプルの人物の顔画像の別方向の見え方においても用いることで、人物の任意方向からの見え方を生成している。

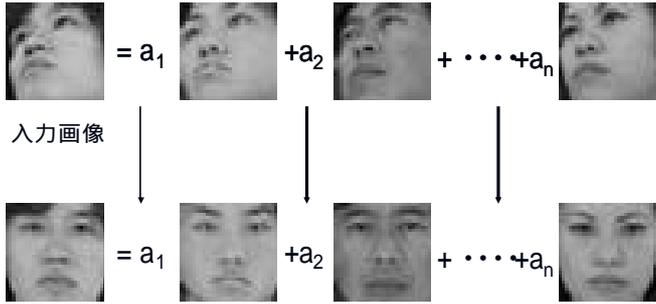


Fig.5 Linear classes

2.3 固有顔

Turkらが提案した固有顔(eigen face)は画像認識で最も有名な手法のひとつである。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いくつかの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、低次元で画像の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して、得られた画像の固有ベクトルを固有顔という。

今、画素数が M 個の顔画像が N 枚あったとする。この n 枚目の M 次元の画像ベクトルを x_n とする。 N 枚

の画像の平均ベクトルを $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n$ とする。各画像ベ

クトルから平均を引いたベクトルを $\tilde{x}_n = x_n - \bar{x}$ と

して、これの集合を $\tilde{X} = [\tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_N]$ とする。顔画像集

合を平均二乗誤差の意味で最適に近似する正規直交基底 U は主成分分析を用いて構成される。まず、ある正規直交基底 U が与えられている時、ある顔画像から平均顔を引いたベクトル \tilde{x}_n の U の列の張る空間への

$$\hat{\tilde{x}}_n = UU^T \tilde{x}_n \quad (1)$$

は平均二乗誤差の意味で \tilde{x}_n の近似になっている。画像集合の平均二乗誤差

$$e^2(U) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left| \tilde{x}_n - \hat{\tilde{x}}_n \right|^2 \quad (2)$$

を最小にする意味で最適に近似する正規直交基底

$U = [u_1, \dots, u_L]$ は、 X の分散共分散行列

$$\Sigma_X = \tilde{X}\tilde{X}^T \quad (3)$$

の固有値問題

$$\Sigma_X U = U \Lambda \quad (U^T U = I) \quad (4)$$

の解として求まる。



Fig.6 固有顔

3. 多方向固有顔を用いた顔画像生成

3.1 多方向固有顔

「linear classes」の手法が、複数の実際のサンプル顔画像を基底としていたのに対し、本手法では、固有顔を基底としてその線形結合で顔画像を推定・生成する。その時、単一方向の顔画像の画像ベクトルから固有顔を作るのではなく、同一人物のいくつかの方向から撮影した顔画像の集合を一つの画像ベクトルとした多方向顔画像を主成分分析した多方向固有顔を生成する。このことによって、別方向からの顔の見え方との相関を持った固有顔を生成する。

今回は左上、上、右上、左、正面、右、左下、下、右下の9方向の画像を1枚の画像として、数人分の多方向顔画像の主成分分析を行なう。今、画素数が M 個の多方向顔画像が N 枚あったとする。この n 枚目の M 次元の画像ベクトルを y_n とする。 N 枚の画像の平均

ベクトルを $\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y_n$ とする。各画像ベクトルから平均

均を引いたベクトルを $\tilde{y}_n = y_n - \bar{y}$ とする。これの集

合を $\tilde{Y} = [\tilde{y}_1, \dots, \tilde{y}_N]$ とする。多方向顔画像集合を平均

二乗誤差の意味で最適に近似する正規直交基底 U は主成分分析を用いて構成される。まず、ある正規直交基底 U が与えられている時、ある多方向顔画像から平均顔を引いたベクトル \tilde{y}_n の U の列の張る空間への

$$\hat{\tilde{y}}_n = UU^T \tilde{y}_n \quad (5)$$

は平均二乗誤差の意味で \tilde{y}_n の近似になっている。画像集合の平均二乗誤差

$$e^2(U) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |\tilde{y}_n - \hat{y}_n|^2 \quad (6)$$

を最小にする意味で最適に近似する正規直交基底 $U = [u_1, \dots, u_L]$ は、 Y の分散共分散行列

$$\Sigma_Y = \tilde{Y}\tilde{Y}^T \quad (7)$$

の固有値問題

$$\Sigma_Y U = U \Lambda \quad (U^T U = I) \quad (8)$$

の解として求まる。

ここで、変数 $M \gg$ データ数 N となるので、特異値分解を用いて固有値問題を用いる。

特異値分解ではまず、データ \tilde{Y} を次のように考える

$$\tilde{Y} = U\Phi V^T \quad (9)$$

この時 \tilde{Y} は階数 r の $M \times N$ 実行列、 U は $M \times M$ 直交行列、 V は $N \times N$ 直交行列、 Φ は

$$\Phi = \begin{pmatrix} D & 0_{r, N-r} \\ 0_{M-r, r} & 0_{M-r, N-r} \end{pmatrix}$$

$$D = \text{diag}(s_1, s_2, \dots, s_r), \quad s_1 \geq s_2 \geq \dots \geq s_r \geq 0$$

で表される $M \times N$ 行列である。

ここで、

$$\begin{aligned} \tilde{X}\tilde{X}^T &= (U \quad V^T)(U \quad V^T)^T \\ &= U \quad {}^T U^T \end{aligned} \quad (10)$$

これより、特異値分解したときに出てきた U は分散共分散行列の固有ベクトルであることがわかる。

また同じように $\tilde{X}^T \tilde{X}$ を解いてやると、

$$\begin{aligned} \tilde{X}^T \tilde{X} &= (U \quad V^T)^T (U \quad V^T) \\ &= V \quad {}^T V^T \end{aligned} \quad (11)$$

よって V は $\tilde{X}^T \tilde{X}$ の固有ベクトルで、 Φ 中の特異値はそれの固有値の平方根に当たることがわかる。

このことから、(9)より

$$\tilde{X} = U \quad V^T$$

$$\tilde{X}V = U$$

$$U = \tilde{X}V(\quad)^{-1} \quad (12)$$

で求めることができる。ここの $(\Phi)^{-1}$ は

$$(\Phi)^{-1} = \begin{pmatrix} D^{-1} & 0_{r, m-r} \\ 0_{n-r, r} & 0_{n-r, m-r} \end{pmatrix}$$

このようにして U を求めると、 $M \times M$ の巨大な分散共分散行列から直接 U を求めるよりも計算量が少なく求めることができる。

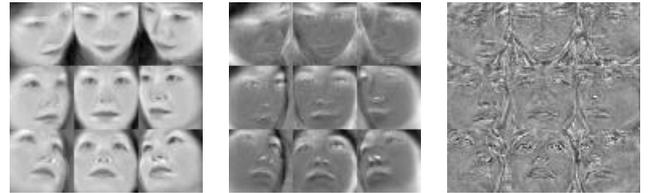
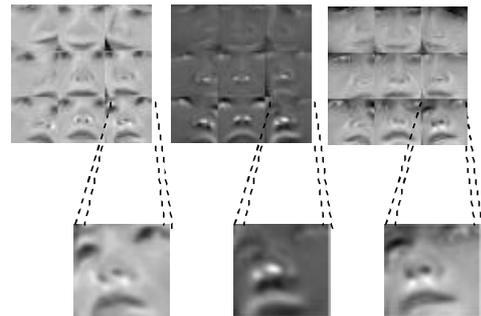


Fig.7 多方向固有顔

3.2 別方向の見え方の生成

得られた多方向固有顔と平均顔を用いて、入力画像とは別の特定方向の見え方を生成したい。ある入力顔画像に対して、多方向固有顔と平均顔の入力顔画像と同じ向き部分を基底として用いて、その線形結合で入力画像を生成する。そこで求めた結合係数を、多方向固有顔の別方向部分にも適用して、別方向からの見え方を生成する。

1) 入力画像と同じ方向の部分を基底として用いて、



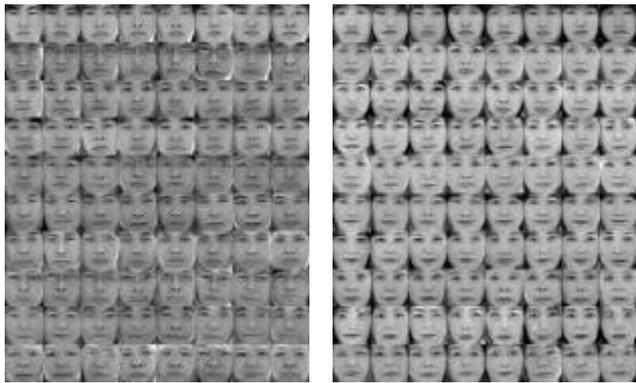


Fig.10 固有顔 100 個の時の生成結果

5. 考察

単一方向の顔画像の入力 160 枚 (20 人 8 方向) に対し、100 次元までの多方向固有顔を用いて正面から見た顔画像を生成し、20 人の中から人物の推定を行なった結果、76.9% の認識率を得た。またどちらの向きをみているかの認識に関しては 99% の認識率だった。

多方向固有顔の作成時に用いた人物の顔画像に関しては、279 次元全てを用いれば、どの単一方向からの顔画像が入力されたとしても正面顔を完璧に復元できるので、用いる多方向固有顔の枚数が 279 次元の時が最も良くなる。しかし、多方向固有顔に用いていない、未知の単一方向の顔画像に関しては、比較的低次元で表したほうが認識率の高い正面顔画像が生成された。その理由として考えられるのは、単一方向の顔画像から結合係数を決定する際、その基底の数が多すぎると、本来望んだ結合係数の組み合わせではなく、全く別の結合係数の組み合わせで顔画像を再現できてしまう可能性があるために、その結合係数を別の方向の多方向固有顔に適用する際、不具合が生じていると考えられる。つまり、単一方向の顔画像を固有顔で復元するだけなら、次元は多く取ったほうがいいが、その結合係数を別方向に適用することを考えた場合、おおまかな部品だけで、なるべく低次元な復元でとどめておいたほうが良い推定ができると考えられる。逆に低次元すぎると、顔の復元構成がおおまかすぎて、他者との区別がつくほどの特徴が反映されないように思われる。

また、人の顔の違いが良く出て、特徴となってくるであろうと推測される眼の周りや、鼻、口周辺や輪郭付近に、生成時にエラーが発生してしまっている箇所がいくつか見られた。

これは、単一方向の顔画像から結合係数を求める際に、同じ多方向固有顔の中で向きによって、その固有

顔の意味が違ってしまふことが原因だと思われる。

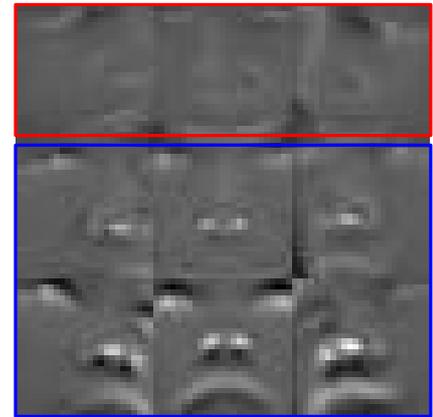


Fig.66 多方向固有顔

上の画像は本実験の時よりも、狭い範囲の顔画像で多方向固有顔を生成した時の、第二主成分の多方向固有顔だが、画像全体は鼻の穴周辺の調整を行なうパーツとしての役割を持っている多方向固有顔と思われる。しかし、赤い枠に囲まれている固有顔には、鼻の穴周辺が写っていないため、単一の画像としては、全体の濃淡具合を調整する程度の部品としてしか用いられず、逆に青い枠に囲まれている固有顔は、鼻周辺の特徴を調整するための重要な役割を持った固有顔として用いられ、赤と青で部品としての意味が変わってしまい、当然、結合係数も大きく変わってしまっていると思われる。このため、多方向固有顔内での固有顔同士の関係を考慮した結合係数の決定方法や、生成によって発生した誤差と個人の顔の違いにより発生した誤差の 2 つを区別できる認識方法が今後の課題となってくる。

参考文献

- 1) T.Vetter and T.Poggio, "Linear object classes and image synthesis from a single example image," A.I.Memo No.1531, Artificial Intelligence Laboratory, Massachusetts Institute of Technology, 1995.
- 2) M.Turk and A.Pentland, "Eigenfaces for recognition," Journal of Cognitive Neuroscience, Vol.3, No.1, pp.71-86 (1991).
- 3) M.Turk and A.Pentland, "Eigenfaces for recognition," Journal of Cognitive Neuroscience, Vol.3, No.1, pp.71-86 (1991).