コンピュータビジョンと
イメージメディア 115－4
（1999. 3. 18）

眼鏡顔画像の基底ベクトルの解析

齋藤康之　　剣持雪子　　小谷一孔
北陸先端科学技術大学院大学 情報科学研究科
〒923-1292 石川県能美郡辰口町旭台 1-1
0761-51-1699 (内線 1384)
{sight95,kenmochi,ikko}@jaist.ac.jp

本稿では，顔画像解析の妨げとなる眼鏡フレームを含む顔の画像（眼鏡顔画像）の解析を主成分分析により求めた基底ベクトルを用いて行う．顔画像集合として眼鏡顔画像を含めた顔画像集合と眼鏡顔画像を含まない顔画像集合の2種類の顔画像集合を準備し，主成分分析により基底ベクトルを求め，各々の基底ベクトルの可視化による視覚的な特徴と，累積寄与率について検討する．また，2種類の顔画像集合の各々に対して異なる方法で基底ベクトルから顔画像を再構成することにより基底ベクトルの特徴を検討する．

キーワード　眼鏡顔、眼鏡顔画像，主成分分析，基底ベクトル

Analysis of Basis Vectors for Eyeglasses Facial Images

Yasuyuki SAITO　　Yukiko KENMOCHI　　Kazunori KOTANI
Graduate School of Information Science, Japan Advanced Institute of Science and Technology
1-1 Asahidai, Tatsunokuchi-machi, Nomi-gun, Ishikawa, 923-1292, Japan
0761-51-1699 (ext.1384)
{sight95,kenmochi,ikko}@jaist.ac.jp

This paper presents the analysis for a facial image which contains eyeglasses which hinder a facial image analysis using basis vectors which are calculated by Principal Component Analysis. We prepare two facial image sets. The first one of facial image set contains an eyeglasses facial image, and the second one does not contain it. We calculate the basis vectors, and discuss the visual features of them using visualization and the cumulative proportion. Moreover we discuss the feature of basis vectors by reconstructing a facial image using the different method toward each of two kinds of image set.

Key words　eyeglasses face, eyeglasses facial images, principal component analysis, basis vector

1 はじめに

顔画像解析における個人識別や表情解析では、眼鏡顔（眼鏡をつけた顔画像）は眼鏡フレーム部分が解析の妨げとなるため、眼鏡のない顔画像とは異なる問題として扱われてきた．しかしながら，眼鏡使用者は日本では人口の約40％を占めると言われており，眼鏡顔を含めた顔画像解析は不可欠といえよう．

眼鏡顔画像解析の最も簡単な方法は，解析の前に眼鏡除去処理を行うことであろう．我々は，一般的な眼鏡フレーム形状を関数近似によりモデル化し，顔画像中でモデルにマッチする領域を抽出し，その領域内の輝度値を周囲の肌の輝度値で補間して眼鏡フレーム領域を除去する手法を提案した[1]．提案手法により，後段の領域分割などの処理が良好に行えるようになったが，顔画像としての自然さに改善の余地がみられる上，前処理のような独立した処理としたため，眼鏡顔画像そのものの解析に踏み込んではなかった．

本稿では，主成分分析により求めた基底ベクトルについて検討を行う．主成分分析を用いた顔画像解析の研究としては，Sirovich らが，顔画像をKL展開し，基底顔（Eigenpicture）と呼ばれる互いに直交する基底ベクトルを求め，少ない次元数で高い累積寄与率が得られることを示した[2]．また，永田ら[3]はこれを発展させ，3次元ワイヤーフレームモデルを用いることにより，輝度成分だけでなく顔の形状についても検討を行い，輝度と形状の各々で基底を求めた．

本稿では，2種類の顔画像集合を準備する．第1の顔画像集合は眼鏡顔画像を含めたものであり，第2の顔画像集合は眼鏡顔画像を含めないものである．各顔画像集合に対して主成分分析により基底ベクトルを求め，各々の基底ベクトルの可視化による視覚的な特徴と，累積寄与率について検討する．また，2種類の顔画像集合の各々に対して異なる方法で基底ベクトルから顔画像を再構成する．Sirovich や永田らの方法は，元の顔画像を基底ベクトルを用いて近似するものであるが，本方法では基底ベクトルを用いて元の顔画像を近似することを目的としない．第1の顔画像集合に対しては，求めた基底ベクトルの各基底に対する係数を変化させて顔画像を再構成し，第2の顔画像集合に対しては，求めた基底ベクトルと眼鏡顔画像との内積を求めて顔画像を再構成する．顔画像を再構成することにより基底ベクトルの特徴を検討する．

2 主成分分析による基底ベクトルの導出

目，鼻の位置を用いて N 枚の顔画像を正規化し，正規化顔画像 $\boldsymbol{y}_k$（k=1,2,$\cdots$,N）を作成する（図1は一例．正規化の方法については付録A参照）．正規化顔画像集合の平均画像を $\bar{\boldsymbol{y}}$ とし，式(1)より共分散行列 $\boldsymbol{C}$ を求め，$\boldsymbol{C}$ についてその固有値 λ_i の上位 M 個（$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_M$）に対応して式(2)を満足する基底ベクトルを $\boldsymbol{u}_i$（i=1,2,$\cdots$,M）とする．ただし，$\boldsymbol{u}_i{}^t\boldsymbol{u}_i = 1$.

$$\boldsymbol{C} = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}(\boldsymbol{y}_k - \bar{\boldsymbol{y}})(\boldsymbol{y}_k - \bar{\boldsymbol{y}})^t \quad (1)$$

$$\boldsymbol{C}\,\boldsymbol{u}_i = \lambda_i\,\boldsymbol{u}_i \quad (2)$$

3 異なる顔画像集合からの基底ベクトル

顔画像集合に眼鏡顔画像を含める場合と含めない場合の各々について基底ベクトルを求め，各々の条件で求めた基底ベクトルの特徴および相違について検討する．

3.1 複数の眼鏡無し顔画像と1枚の眼鏡顔画像の顔画像集合

顔画像の集合として N 枚の眼鏡無し顔画像 $\boldsymbol{y}_k$（k=1,2,$\cdots$,N）と1枚の眼鏡顔画像を準備し，この顔画像集合について式(3)(4)(5)により基底ベクトル $\boldsymbol{v}_i$（i=1,2,$\cdots$,N）を求める．ただし，$\boldsymbol{v}_i{}^t\boldsymbol{v}_i = 1$.

$$\boldsymbol{C} = \frac{1}{N+1}\sum_{k=1}^{N+1}(\boldsymbol{y}_k - \bar{\boldsymbol{y}}_1)(\boldsymbol{y}_k - \bar{\boldsymbol{y}}_1)^t \quad (3)$$

$$\bar{\boldsymbol{y}}_1 = \frac{1}{N+1}\sum_{i=1}^{N+1}\boldsymbol{y}_i \quad (4)$$

$$\boldsymbol{C}\,\boldsymbol{v}_i = \lambda_i\,\boldsymbol{v}_i \quad (5)$$

複数枚の眼鏡顔画像を用いると，眼鏡の形状のばらつきの影響が出るため，ここでは眼鏡顔画像は1枚だけ用いる．

眼鏡顔を撮影した直後に顔の位置や表情などを変えずに眼鏡を外して撮影した顔画像を眼鏡無し顔画像集合の中に含める場合（closed data）と含めない場合（open data）について検討した．closed data の場合は眼鏡無し顔画像69枚と眼鏡顔画像1枚，open data の場合は眼鏡無し顔画像68枚と眼鏡顔画像1枚を用いて基底ベクトルを求めた（したがって，式（3）（4）（5）における N は，closed data の場合は69であり，open data の場合は68である）．例として，図2の人物1を含めた結果（closed data）を図3に示す（固有値の大きい上位6次元．見やすくするために輝度のヒストグラムを平滑化した）．第1，3，4，5，6次元に眼鏡の特徴が含まれていることが分かる．

また，顔画像集合に眼鏡顔画像69枚のうちの l 番目の眼鏡顔画像を含めて求めた基底ベクトルの p 次元までの累積寄与率 $a_l^{(p)}$ を求めた（全次元数を n とする）．

$$a_l{}^{(p)} = \frac{\sum_{j=1}^{p} \lambda_l{}^{(j)}}{\sum_{j=1}^{n} \lambda_l{}^{(j)}} \tag{6}$$

図4に $a_l^{(p)}$ の平均値 $\bar{a}^{(p)}$ を示す．横軸は使用次元数 p，縦軸は平均累積寄与率 $\bar{a}^{(p)}$ である．

$$\bar{a}^{(p)} = \frac{1}{69}\sum_{l=1}^{69} a_l{}^{(p)} \tag{7}$$

図4では第16次元で80％を越えている．第16次元までの基底ベクトルを用いて再構成した顔画像は個人の特徴を良く表しており（文献[3]でも16次元までを用いると顔の特徴をよく表すという結果が得られている），第20次元まで用いると原画像とほぼ同じ顔画像となる（図5，6，7，8）．累積寄与率が80％を越える次元数を用いると顔の特徴を表すことができると考えられる．

基底ベクトルと眼鏡顔画像との内積の絶対値の上位第5番目までの基底を用いて顔画像を再構成した（図9，10）．用いた次元の基底の累積寄与率は，closed data の場合は平均55.4％，分散 3.103×10^{-3}，open data の場合は平均54.3％，分散 2.81×10^{-3} となり，先に述べた80％には及ばないが，5つだけの基底ベクトルを用いただけで

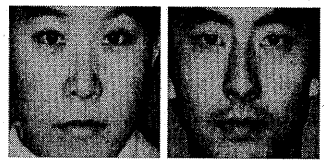
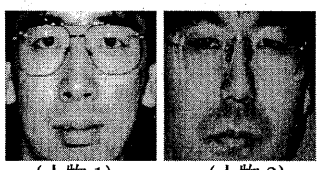


図1: 原画像の例（眼鏡無し顔）



(人物1)　　(人物2)

図2: 眼鏡顔画像

顔の特徴が良く現れ，10個の基底ベクトルを用いると原画像に非常に近い顔画像が得られる．低次元から高次元へとそのまま累積していく場合に比べ，少ない次元数を用いて顔の特徴を表すことができる．

3.2　すべて眼鏡無し顔画像の顔画像集合

主成分分析に用いる顔画像集合は，69枚の眼鏡無しの顔画像 $\boldsymbol{y}_k$（k=1,2,…,69）とする．式（8）（9）（10）より基底ベクトル $\boldsymbol{w}_i$（$i=1, 2, \cdots, 68$）を求めた．ただし，$\boldsymbol{v}_i{}^t\boldsymbol{v}_i = 1$．

$$\boldsymbol{C} = \frac{1}{69}\sum_{k=1}^{69}(\boldsymbol{y}_k - \bar{\boldsymbol{y}}_2)(\boldsymbol{y}_k - \bar{\boldsymbol{y}}_2)^t \tag{8}$$

$$\bar{\boldsymbol{y}}_2 = \frac{1}{69}\sum_{i=1}^{69}\boldsymbol{y}_i \tag{9}$$

$$\boldsymbol{C}\,\boldsymbol{w}_i = \lambda_i\,\boldsymbol{w}_i \tag{10}$$

求めた基底ベクトルの上位6次元を図11に示す．3.1節の場合と異なりすべて眼鏡無し顔画像を用いたため，眼鏡の特徴は基底ベクトルには現れていない．

図11を求めるときに用いた顔画像集合は，図3で含めた眼鏡顔画像の代わりにその人物の眼鏡無し顔画像を含めている．したがって，両者に用いた顔画像集合の差異はほぼ眼鏡フレームだけであ

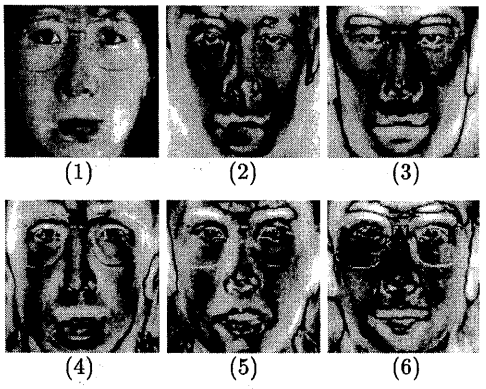


図 3: 眼鏡顔画像（図 2の人物 1）を含む画像集合の基底ベクトル（上位 6 次元．括弧内は次元数）．

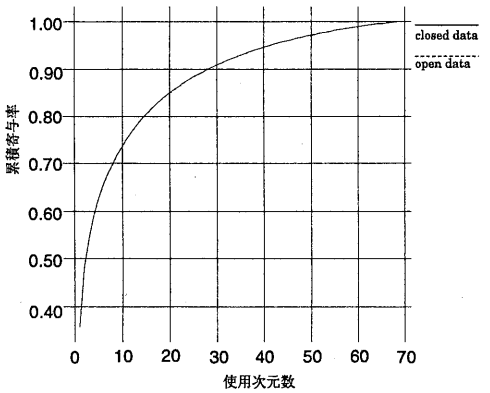


図 4: 累積寄与率の平均値．

るため，図 3 と図 11 では，同様なパターンが現れている．

4 眼鏡無し顔画像の再構成

本章では，前章で求めた基底ベクトルを用いて顔画像を再構成して基底ベクトルの特徴を解析する方法について述べる．眼鏡顔画像を含めた顔画像集合を用いる場合と，眼鏡顔画像を含めない顔画像集合を用いる場合で異なる方法を適用する．

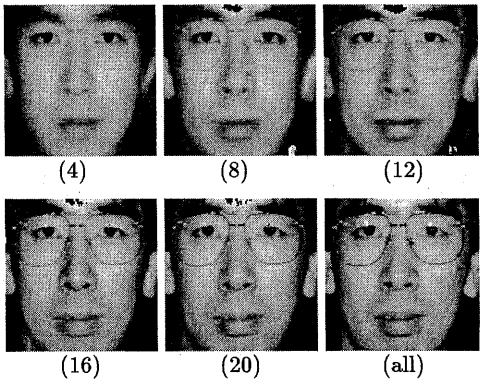


図 5: 基底ベクトルを累積した結果（closed data に対する結果．括弧内は使用した次元数）

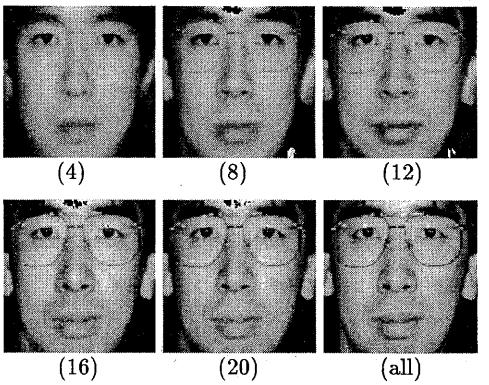


図 6: 基底ベクトルを累積した結果（open data に対する結果．括弧内は使用した次元数）

4.1 方法 1：基底ベクトルの荷重を変化させた再構成

眼鏡顔画像を含めた顔画像集合を用いる．3.1 節で求めた基底ベクトル $\boldsymbol{v}_i$ を用いて以下の方法を考える．第 i 次元の基底ベクトル $\boldsymbol{v}_i$ と眼鏡顔画像 $\boldsymbol{x}$ の内積 p_i は，式（11）で求められる．

$$p_i = \boldsymbol{v}_i{}^t (\boldsymbol{x} - \bar{\boldsymbol{y}}_1) \tag{11}$$

したがって，$\boldsymbol{x}$ はこの p_i を基底ベクトル $_i$ の係数として用いて式（12）で表される．

$$\boldsymbol{x} = \sum_{i=1}^{N} p_i \boldsymbol{v}_i + \bar{\boldsymbol{y}}_1 \tag{12}$$

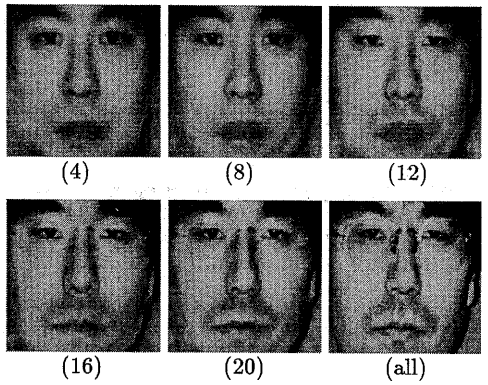


図 7: 基底ベクトルを累積した結果（closed data に対する結果．括弧内は使用した次元数）

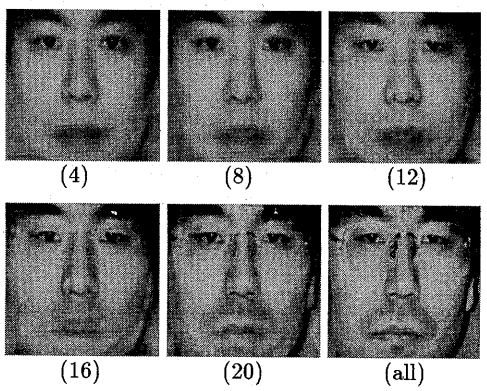


図 8: 基底ベクトルを累積した結果（open data に対する結果．括弧内は使用した次元数）

$\boldsymbol{v}_i$ は，基底ベクトルの作成に用いた顔画像集合の特徴が低次に凝縮された基底である．その特徴が個人性の特徴と眼鏡フレーム領域の特徴とに分離されていれば，眼鏡フレームの特徴を含む基底ベクトルの係数を 0 にした係数列ベクトル $\boldsymbol{p}_i'$ を用いて眼鏡無し顔画像 $\boldsymbol{x}'$ が推定できる．

$$\boldsymbol{x}' = \sum_{i=1}^{N} p_i' \, \boldsymbol{v}_i + \bar{\boldsymbol{y}}_1 \qquad (13)$$

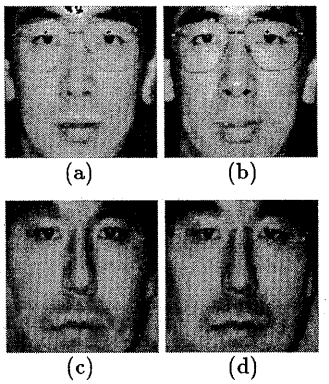


図 9: closed data に対する基底ベクトルと眼鏡顔画像との内積の絶対値の上位の次元を用いた再構成画像．(a)(c) 上位 5 個の基底ベクトルを使用した結果，(b)(d) 上位 10 個の基底ベクトルを使用した結果．

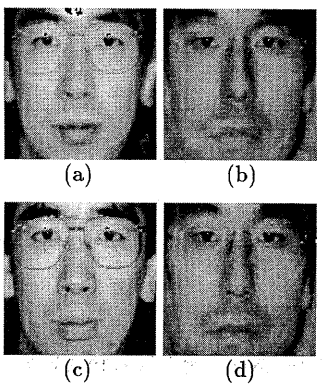


図 10: open data に対する基底ベクトルと眼鏡顔画像との内積の絶対値の上位の次元を用いた再構成画像．(a)(c) 上位 5 個の基底ベクトルを使用した結果，(b)(d) 上位 10 個の基底ベクトルを使用した結果．

4.2 方法 2：眼鏡無し基底ベクトルとの内積を荷重とした再構成

眼鏡顔画像を含めない顔画像集合を用いる．3.2 節で求めた基底ベクトル $\boldsymbol{w}_i$ と眼鏡顔画像 $\boldsymbol{x}$ との

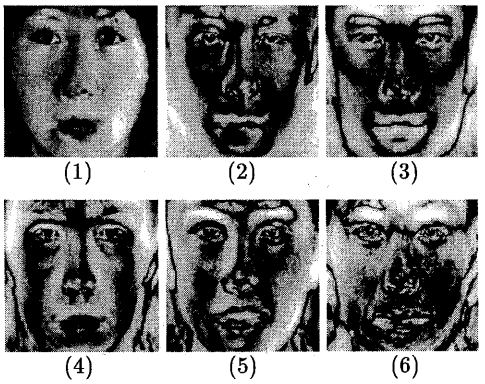


図 11: 眼鏡無し顔画像を用いて求めた基底ベクトル（上位 6 次元．括弧内は次元数）．

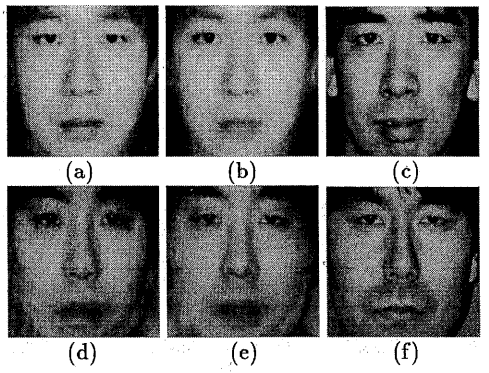


図 12: 基底ベクトルの係数を変化させて再構成した顔画像．(a)(d)closed data，(b)(e)open data，(c)(f) 眼鏡無し顔画像

内積 q_i を求める．

$$q_i = \boldsymbol{w}_i{}^t (\boldsymbol{x} - \bar{\boldsymbol{y}}_2) \tag{14}$$

この q_i の値は，眼鏡無し顔画像集合で計算された基底ベクトル内に含まれている $\boldsymbol{x}$ の特徴量を表す．q_i を荷重とた $\boldsymbol{w}_i$ の線形和として顔画像を再構成する．

$$\boldsymbol{x}^* = \sum_{i=1}^{M-1} q_i \boldsymbol{w}_i + \bar{\boldsymbol{y}}_2 \tag{15}$$

$\boldsymbol{W}$ には，眼鏡フレームの特徴が含まれていないので，再構成して得られる $\boldsymbol{x}^*$ は眼鏡無し顔画像となる．

5 顔画像再構成実験結果

5.1 方法 1：基底ベクトルの荷重を変化させた再構成

複数の眼鏡無し顔画像（closed data の場合は 69 枚，open data の場合は 68 枚）と眼鏡顔画像 1 枚を用いて基底ベクトルを求めた．求めた基底ベクトルについて，式（11）により再構成する際の基底ベクトルの係数を求め，主観的に眼鏡フレームの特徴が含まれている基底ベクトルの係数を 0 にし，式（12）により顔画像を再構成した．眼鏡フレームの特徴が含まれる基底は各顔画像により変化し，ある次数に集中するという傾向は見られなかった．再構成した結果は，open data と closed data ともにほぼ同様となり，眼鏡フレームの特徴を抑えることができるが，同時に個人性の特徴も失われた（図 12）．眼鏡の特徴と顔の特徴の現れる基底ベクトルが各々異なれば，眼鏡の特徴を含む基底ベクトルを取り去っても顔の特徴は残るため，再構成した顔画像は個人の顔の特徴が現れたものとなる．しかし，眼鏡の特徴が顔の特徴が現れる基底ベクトルと同じ場合，眼鏡の特徴を含む基底ベクトルを取り去ってしまうと顔の特徴も失われるので，求めた基底ベクトルは眼鏡の特徴と顔の特徴が分離されていないと考えられる．

5.2 方法 2：眼鏡無し基底ベクトルとの内積を荷重とした再構成

眼鏡顔画像と求めた基底ベクトルより式（14），（15）を用いて顔画像の再構成を行った．眼鏡をかけて撮影した直後に顔の位置や表情を変えずに眼鏡を外して撮影した顔画像が，基底ベクトルを求める顔画像集合の中に含まれている場合（closed data）と，含まれていない場合（open data）について検討を行った．対象の眼鏡顔画像の人物が closed data となっている場合は，自然な眼鏡無し顔画像を得ることができた（図 13(a)(d)）．一方，open data の場合は口や顔の輪郭が崩れ，個人性が失われている（図 13(b)(e)）．

顔の個人性の特徴は，目や眉だけでなく，鼻 [4]，頬，顎などにも現れている [5]．基底ベクトル画像

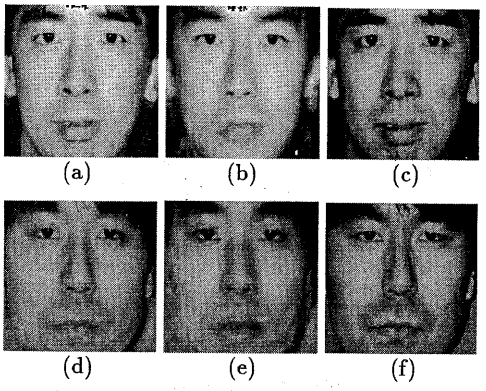


図 13: 方法 2 による結果. (a)(d) 再構成画像 (closed data), (b)(e) 再構成画像 (open data), (c)(f) 眼鏡無し原画像

集合内に，ある顔の独特な個人性の特徴が含まれない場合は，再構成した顔画像中にその特徴は現れない．したがって，顔画像全体を用いる場合，特に open data については，鼻，頬，顎などにおける個人性の特徴を表すことができず，再構成した顔画像は原画像の個人性の特徴があまり現れていない顔画像になったと考えられる．この点については，基底ベクトルを作成する眼鏡無し顔の枚数を多くすることで，多くの個人性を含む基底ベクトルが計算され，より汎用性が高まると考えられる．

6 むすび

本稿では，顔画像解析の妨げとなる眼鏡フレームを含む顔の画像（眼鏡顔画像）の解析を主成分分析により求めた基底ベクトルを用いて行った．顔画像集合として 2 種類の顔画像集合を準備し，主成分分析により基底ベクトルを求め，各々の基底ベクトルの可視化による視覚的な特徴と，累積寄与率について検討した．第 1 の顔画像集合は眼鏡顔画像を含めたものであり，第 2 の顔画像集合は眼鏡顔画像を含めない物である．

第 1 の顔画像集合については，累積寄与率が 80 %を越える基底ベクトルの次元数（第 16 次元）までを累積した顔画像は，顔の特徴をよく表し，第 20 次元までを累積すると原画像とほぼ同じ顔画像を得た．また，基底ベクトルと眼鏡顔画像の内積の絶対値の大きいもから順に累積すると，上位 10 番目までの基底ベクトルを用いるだけで顔の特徴を良く表した．第 2 の画像集合については，眼鏡顔画像を含めていないために基底ベクトルに眼鏡の特徴は現れない．

また，2 種類の顔画像集合の各々に対して異なる方法で基底ベクトルから顔画像を再構成した．第 1 の顔画像集合に対しては，求めた基底ベクトルの各基底に対する係数を変化させて顔画像を再構成した．眼鏡の特徴を含む基底ベクトルを用いずに再構成した顔画像は，眼鏡フレーム領域が薄まるものの個人性も失われた．また，顔画像集合に含める眼鏡顔画像により眼鏡の特徴の現れる基底ベクトルの次元は異なり，ある特定の次元に現れるという傾向は見られなかった．第 2 の顔画像集合に対しては，求めた基底ベクトルと眼鏡顔画像との内積を計算し，求めた内積を荷重とした基底ベクトルの線形和として顔画像を再構成した．用いた基底ベクトルには眼鏡の特徴が含まれていないので，再構成した顔画像には眼鏡の特徴が現れないので眼鏡フレームを除去できる．再構成した顔画像は，open data の場合は顔の個人の特徴があまり現れなかったが，closed data の場合は個人の特徴がよく現れた．

今後の課題として，より多くの顔画像を用いることによる基底ベクトルの特徴の変化の解析と，輝度情報だけでなく形状情報に対する検討が挙げられる．また，眼鏡フレームが顔画像の上半分に存在するという仮定のもとで顔画像の上半分で主成分分析を行って再構成する方法について現在検討中である．

参考文献

[1] 齋藤康之, 剣持雪子, 小谷一孔, “パラメトリックな眼鏡フレームモデルを用いた顔画像内の眼鏡フレーム領域の抽出と除去,” 信学論 D-II, 採録決定

[2] L.Sirovich and M.Kirby, “Low-dimensional procedure for characterization of human faces,” J.Opt.Soc.America A, Vol.4, No.3, pp.519-524, March 1987.

[3] 永田明徳, 岡崎 透, 崔 昌石, 原島博, “主成分

分析による顔画像の基底生成と空間記述," 信学論 D-II, Vol.J79-D-II, No.7, pp.1230-1235, July 1996.

[4] 北田基樹, 小谷一孔, "顔部品画像のモルフォロジー解析と個人識別," 情処研 CVIM, 109-9, pp.65-72, Jan. 1998.

[5] L.Young (佐藤素子訳), "顔の本," 河出書房新社, 1996.

[6] 野牧文子, "すてきなメイクアップ," ナツメ社, 1995

付録 A 顔画像の正規化

解析の前処理として，顔の傾き，大きさ，位置の正規化を行う．顔の傾きは，左右の瞳の中心（フラッシュの反射部分）を結ぶ線分が画像の x 軸に対して平行となるように，affine 変換により回転を施して補正した．顔の大きさは，横方向については左右の瞳の中心のユークリッド距離が一定となるように，また，縦方向については左右の瞳の y 座標と鼻の下とのユークリッド距離が一定となるように affine 変換を施した．標準的な人の顔の比率は，目と目の間の距離は目の横幅と等しい．また，眉頭の下から鼻下の距離と鼻下から顎までの距離は等しい [6]．これら踏まえ，位置抽出のしやすい瞳の中心と鼻下の位置を用いてパラメータを決定した．図 14 に示すように，左右の瞳の中心間のユークリッド距離は 48 画素，左右の瞳の y 座標と鼻下とのユークリッド距離は各々48 画素とし，右目（画像の向かって左側の目）から x 方向に 36 画素，y 方向に 24 画素離れた位置から 120× 120 画素の大きさの画像に切り出した．図 15 に正規化した顔画像の例を示す．

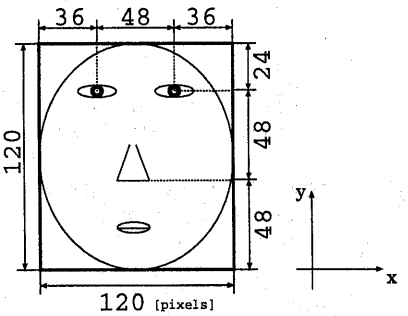


図 14: 顔画像の正規化のパラメータ値



(a) (b)

図 15: 正規化顔画像の例．(a) 正規化前（1300 × 1500 pixels），(b) 正規化後（120 × 120 pixels）