

固有空間による顔のモデル化と認識

尺長 健 坂上 文彦 松原 康晴

岡山大学 工学部 情報工学科

〒 700-8530 岡山市津島中 3-1-1

{shaku, sakaue, matubara}@chino.it.okayama-u.ac.jp

あらまし: 本稿では, 正規化固有空間による人物顔画像のモデル化と認識について論じる. 従来, 顔画像認識に対して固有空間(固有顔)が有効であることが知られている. しかし, 照明条件の変動や, 部分変形・隠れに対して不安定であるという問題点が指摘されている. 本稿では, これらの問題点の解決を目指して進めてきた2つのアプローチの概要を示すとともに, その比較と今後の発展性を論じる. 具体的には, 固有空間の直交分解に基づくアプローチと, 部分射影についてその考え方を紹介するとともに, 同じデータベース上での比較実験によりその得失を論じる.

Facial Modeling and Recognition Based on Eigenfaces

Takeshi SHAKUNAGA, Fumihiko SAKAUE, Yasuharu MATSUBARA

Department of Information Technology, Faculty of Engineering, Okayama University
3-1-1 Tsushima-naka, Okayama, 700-8530, JAPAN

{shaku, sakaue, matubara}@chino.it.okayama-u.ac.jp

Abstract: This paper discusses facial modeling and recognition based on eigenfaces. Two methods, the decomposed eigenface method and the parallel partial projection method, are summarized and experimental comparison is reported on the same database. Experimental results show that the parallel partial projection method works more robust to noise even if a considerable amount of noise is included in both the learning and test samples.

1 はじめに

顔画像認識は, セキュリティシステム, ヒューマンインタフェースなど様々な応用を持つ重要な課題であるため, 従来から広く研究が行われている. 中でも, 顔の見え方に基づく認識は, 固有顔 [15, 6] 以来, 照明, 表情などの変動を効率的に取扱う方法として注目されている [1, 9, 13]. 本稿では, これまでに我々が進めてきた, 主に照明変動を対象とした固有顔に基づく顔のモデル化と認識法について述べる.

照明変動に対する物体のモデル化法として, 照明錐 [1, 3] の利用がある. この方法は照明と形状の

関係を正確に取扱う枠組みを示している点で意味があるが, 現実的な照明錐の構成法が確立されていないことや, 影領域の取扱いに問題があり, 実用的ではない. 一方, 画像線形化 [4] を用いて, 岡部・佐藤 [9] は, 照明変動にロバストな顔認識法を構成している. この方法は, あらかじめ妥当な固有空間が作成できる場合には有効であるが, そうでない場合には限界がある.

これに対し, 我々は自然環境下で, 少数の登録画像しか得られない場合にも, 有効な認識系の構成することを目指して研究を進めてきた. この結果得られた方法が Decomposed Eigenface 法 (固

有空間の直交分解) [13] である。この方法は、正規化固有空間を用いて構成され、入力画像のノイズ除去 [12] や、固有空間生成に用いる画像集合のノイズ除去により、性能向上が可能であることが確かめられている [14]。Decomposed Eigenface 法は、主として、モデル化の観点から、照明変動にロバストな顔認識系の構成を目指したものである。

他方、我々 [11] は、最近、画像を部分的に固有空間に射影 (部分射影) することで、固有空間法の適用範囲を様々に拡張できることを示している。この研究は、認識系の構成法に対する新しいアプローチである点で Decomposed Eigenface 法と異なる。即ち、固有空間が不完全であっても、系全体としてのロバスト性を実現できるため、幅広い応用が期待できる。本稿では、この2つの方法を対比的に述べるとともに、同一のデータベース上での実験により、その得失を明らかにし、将来の発展性を考察する。

2 正規化固有空間

2.1 正規化画像空間

照明変動にロバストな画像空間として、我々 [14, 13] は正規化画像空間 (NIS:Normalized Image Space) を提案している。\$N\$ 次元画像を \$\mathbf{X}\$ としたとき、正規化画像 \$\mathbf{x}\$ は次式により定義される。

$$\mathbf{x} = \mathbf{X}/(\mathbf{1}^T \mathbf{X}) \quad (1)$$

ここで、\$\mathbf{1}\$ は全ての要素を 1 とする \$N\$ 次元ベクトルである。この正規化操作により任意の画像 \$\mathbf{X}\$ は \$\mathbf{1}^T \mathbf{x} = 1\$ の意味で正規化される。この正規化は、画像の総エネルギー (画素値の総和) を一定にするという意味で自然である。

正規化画像 \$\mathbf{x}\$ の集合により構成される空間を、\$N\$ 次元正規化画像空間 (\$N\$-NIS) と呼ぶ。このとき、\$N\$ 次元画像空間 (\$N\$-IS) の画像 \$\mathbf{X} (\neq \mathbf{0})\$ は式 (1) により \$N\$-NIS にマッピングされる。NIS は平均操作に対して閉じているため、NIS 上に作成された固有空間の取扱いは容易かつ安定になる。特に、入力画像 \$\mathbf{X}\$ が影領域や飽和領域などの非線形領域を含まない場合、正規化画像 \$\mathbf{x}\$ は光源の照度に拘らず一定の画像となる。このため、非線形領域が含まれる場合にも、線形領域の比率が高い場合には非線形領域の影響を受けにくいという特性を持つ。

また、ロバスト射影 [12] が有効に機能することが確かめられている。

2.2 正規化固有空間の構成

正規化画像集合に対して、PCA (主成分分析) を施すことにより、\$N\$-NIS 上に固有空間を構成できる。いま、\$K\$ 枚の正規化画像 \$\mathbf{x}_k (k = 1, \dots, K)\$ が与えられたとき、その集合上での平均画像 \$\bar{\mathbf{x}}\$、および、共分散行列 \$\Sigma\$ は次式で与えられる。

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{x}_k \quad \Sigma = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (\mathbf{x}_k - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_k - \bar{\mathbf{x}})^T$$

\$\Phi_n\$ で \$\Sigma\$ の上位 \$n\$ 個の主固有ベクトルを列ベクトルとする行列を表すとき、画像 \$\mathbf{x}\$ の固有空間 \$\langle \bar{\mathbf{x}}, \Phi_n \rangle\$ への射影 \$\mathbf{x}^*\$ および残差 \$\mathbf{x}^\sharp\$ は次式で与えられる。

$$\mathbf{x}^* = \Phi_n^T (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) \quad (2)$$

$$\mathbf{x}^\sharp = \mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}} - \Phi_n \mathbf{x}^* \quad (3)$$

NIS 上の固有空間 \$\langle \bar{\mathbf{x}}, \Phi_n \rangle\$ を正規化固有空間 (NES:Normalized EigenSpace) と呼ぶ。

3 Decomposed Eigenface 法

3.1 基準空間

多人数の顔画像から構成される固有空間により、効率良く顔画像を表現できることが知られている [15, 6]。我々は、このような固有空間を人物顔の標準的な情報を表す空間であると考え、基準空間 (CS:Canonical Space) と呼ぶ。

基準空間の作成には、\$L\$ 個の照明条件で撮影された、\$P\$ 人の顔画像を用いる。ここで、\$K = PL\$ とし、2.2 の方法で正規化固有空間 \$\langle \bar{\mathbf{x}}_c, \Phi_{cn} \rangle\$ を構成でき、これを \$n\$ 次元基準空間として使用する。図 1 に基準空間の平均画像と上位固有軸の例を示す。顔画像 \$\mathbf{x}\$ の \$n\$ 次元基準空間への射影 \$\mathbf{x}^*\$ および残差 \$\mathbf{x}^\sharp\$ は次式で与えられる。

$$\mathbf{x}^* = \Phi_{cn}^T (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}_c) \quad (4)$$

$$\mathbf{x}^\sharp = \mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}_c - \Phi_{cn} \mathbf{x}^* \quad (5)$$

基準空間は、照明情報や標準的な顔情報を含んでおり、効率的に顔画像を表現できると考えられる。



図 1: 基準空間の平均画像および上位 5 固有軸

なお，基準空間の作成に際して原画像にノイズ除去処理を施すことにより，以下で述べる処理が安定になり，認識性能を向上できることが確かめられている [14]．

3.2 固有顔

特定個人の顔画像集合から作成される正規化固有空間を以下では，固有顔 (EF:Eigenface) と呼ぶ．照明条件 l で撮影された人物 p の顔画像を x_{pl} で表す． L 個の照明条件で撮影された人物 p の顔画像集合が与えられたとき， $K = L$ として，2.2 の方法で構成される正規化固有空間 $\langle \bar{x}_p, \Phi_{pm} \rangle$ が，人物 p の固有顔である．任意の正規化画像 x の固有顔 $\langle \bar{x}_p, \Phi_{pm} \rangle$ への射影は，次式で表される．

$$\hat{x}_p = \Phi_{pm}^T (x - \bar{x}_p) \quad (6)$$

ここで，固有顔 $\langle \bar{x}_p, \Phi_{pm} \rangle$ の次元数 m は基準空間 $\langle \bar{x}_c, \Phi_{cn} \rangle$ の次元数 n と比べて十分に小さくできる．これは，固有顔が特定個人の 3 次元形状にのみ依存しているため，形状が異なる多人数から構成される基準空間との差が現れることによっている．

3.3 固有射影

顔画像の基準空間への射影 x^* からなる集合に対して，PCA を施すことにより，基準空間上に構成される固有空間を固有射影 (EP: Eigen-Projection) と呼ぶ．ここで，固有射影の作成は，3.2 で示した固有顔の作成に準じるが，入力集合が NIS 上ではなく基準空間上にある点が異なる．得られる固有射影を $\langle \bar{x}_p^*, \Phi_{pm}^* \rangle$ で示す．

ここで，

$$\bar{x}_p^* = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L x_{pl}^*$$

$$\Sigma_p^* = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (x_{pl}^* - \bar{x}_p^*)(x_{pl}^* - \bar{x}_p^*)^T$$

としたとき， Φ_{pm}^* は Σ_p^* の m 個の (主) 固有ベクトルで構成される行列である．顔画像の基準空間

内成分 x^* の Φ_{pm}^* への射影 \hat{x}_p^* は，次式で表される．

$$\hat{x}_p^* = \Phi_{pm}^{*T} (x^* - \bar{x}_p^*) \quad (7)$$

基準空間内成分である x^* は，基準画像集合の特徴の線形結合で表現されるため， x^* の集合から生成される固有射影には，その人物の顔画像が持つ標準的な幾何学的，光学的性質が含まれている．

なお，固有射影に対して仮想部分空間 [16] の概念を適用することにより，入力画像数が極端に少ない (最小 1 枚) 場合にも安定な認識を実現できることが確かめられている [14]．

3.4 固有残差

基準空間 $\langle \bar{x}_c, \Phi_{cn} \rangle$ への射影の際に生じる残差成分 $x^\#$ の集合に対して，PCA を施すことにより，IS 上 (NIS 上ではない) に構成される固有空間を固有残差 (ER:Eigen-Residual) と呼ぶ．固有残差の作成は 3.2 で示した固有顔の作成に準じて行う．得られる m 次元固有残差を $\langle \bar{x}_p^\#, \Phi_{pm}^\# \rangle$ で示す．

顔画像の残差成分 $x^\#$ の固有残差 $\langle \bar{x}_p^\#, \Phi_{pm}^\# \rangle$ への射影 $\hat{x}_p^\#$ は次式で表される．

$$\hat{x}_p^\# = \Phi_{pm}^{\#T} (x^\# - \bar{x}_p^\#) \quad (8)$$

基準空間外成分である $x^\#$ は，基準空間では表現できない個人性情報とその他の諸々のノイズからなる．そのため，固有残差 $\langle \bar{x}_p^\#, \Phi_{pm}^\# \rangle$ は，これらの情報を含む固有空間となる．従って，原画像 X を基準空間に射影する際に適当なノイズ除去を施すことにより，固有残差の品質を大幅に向上できる [14]．これにより，人物毎の 3 次元形状の微妙な違いや反射特性の違いが，固有残差の中に効率的に蓄えられることになる．

3.5 評価関数

前 3 節で示した固有顔 (EF)，固有射影 (EP)，固有残差 (ER) の 3 種類の固有空間において使用する識別関数を定義する．以下では，次数が同じ 2 つのベクトル x, y の正規化相関を次式で一般的に示す．

$$C(x, y) = x^T y / (x^T x y^T y)^{1/2} \quad (9)$$

このとき，3 種類の固有空間において，正規化相関をそれぞれ次のように定義できる．

(1) 画像 \mathbf{x} と固有顔 $\langle \bar{\mathbf{x}}_p, \Phi_{pm} \rangle$ の正規化相関:

$$C_{0_p}(\mathbf{x}) = C(\Phi_{pm} \hat{\mathbf{x}}_p + \bar{\mathbf{x}}_p, \mathbf{x}) \quad (10)$$

(2) 射影 \mathbf{x}^* と固有射影 $\langle \bar{\mathbf{x}}_p^*, \Phi_{pm}^* \rangle$ の正規化相関:

$$C_{1_p}(\mathbf{x}) = C(\Phi_{pm}^* \hat{\mathbf{x}}_p^* + \bar{\mathbf{x}}_p^*, \mathbf{x}^*) \quad (11)$$

(3) 残差 \mathbf{x}^\sharp と固有残差 $\langle \bar{\mathbf{x}}_p^\sharp, \Phi_{pm}^\sharp \rangle$ の正規化相関:

$$C_{2_p}(\mathbf{x}) = C(\Phi_{pm}^\sharp \hat{\mathbf{x}}_p^\sharp + \bar{\mathbf{x}}_p^\sharp, \mathbf{x}^\sharp) \quad (12)$$

ここで, C_1 と C_2 は, 基準空間の外内においてそれぞれ別々に計算されるため, これらを組み合わせた識別関数 C_3 を次式で定義する.

$$C_{3_p}(\mathbf{x}) = \frac{C_{1_p}(\mathbf{x})}{C_{1_{\hat{p}_1}}(\mathbf{x})} + \frac{C_{2_p}(\mathbf{x})}{C_{2_{\hat{p}_2}}(\mathbf{x})} \quad (13)$$

ただし, $\hat{p}_i = \arg \max_{1 \leq p \leq P} C_{i_p}(\mathbf{x}), (i = 1, 2).$

Decomposed Eigenface 法とは, C_3 によって識別を行う方法であり, 既に, 3 種類のデータベースを用いてその有効性が確かめられている [14].

3.6 識別実験

3.6.1 実験仕様

本稿では, Decomposed Eigenface 法を, 顔画像データベース Yale Face Database B[3] に適用した認識実験について報告する. このデータベースは 10 人の顔を 9 つの姿勢で, 64 方向の単一光源および環境光の下で撮影した 5850 枚の画像からなる. 本実験では, 正面向き の 650 枚から顔領域を切り出した画像を用いた. この際, 環境光の影響を除去するために, 環境光の下で撮影された画像との差分を取った. また, このデータベースでは各画像について両目と口の画像上の 2 次元位置が与えられているため, これを用いて全ての画像で両目の位置が等しくなるように並進, 回転, スケール変換を行った後, 顔画像を切り出した. 切り出された顔画像の例を図 2 に示す. 画像サイズは 64×64 である.

また, このデータベースでは光源方向とカメラの光軸がなす角度 θ に基づいて, 全ての画像が 5 つの Subset に分類されている. 各 Subset 中の画像の例を図 3 に示す. 実験では, 各人物について Subset1(SS1) に属す画像 7 枚から登録画像を 3 枚あるいは 7 枚選択した. 登録画像枚数に拘らず, 固

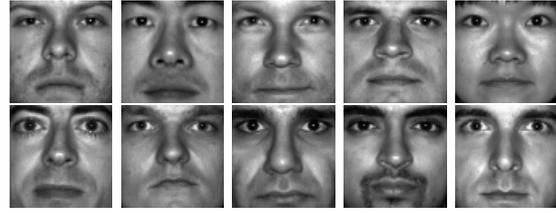


図 2: 切り出された画像の例

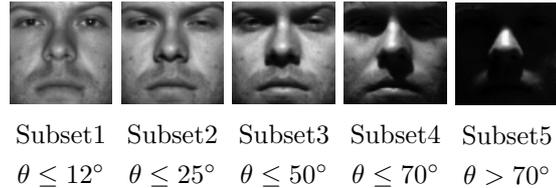


図 3: 各サブセットに含まれる画像の例

表 1: サブセット毎の誤識別率 (%) 比較

measure(# of reg.)	SS2	SS3	SS4	SS5
C_3 (3)	0	0	6.5	57.1
C_3 (7)	0	0	0.7	43.9
C_0 (3)	0	0	13.4	48.1
C_0 (7)	0	0	6.5	43.9

有顔, 固有射影, 固有残差の次元数は 2 次元とした. また, 残りの Subset 2~5 をテスト画像として識別実験を行った. なお, 基準空間はこのデータベースとは異なる AR データベース [8] 中の, 3 つの照明条件下で撮影された 68 人の画像 (合計 204 枚) を使用して作成した. 基準空間の次元数は累積寄与率が 90% となる 25 次元とした.

3.6.2 実験結果

Decomposed Eigenface 法 (C_3 を評価値とする) と通常の固有空間法 (C_0 を評価値とする) を用いた実験結果を表 1 に示す. 表の各列は各サブセット SS2-SS5 に対する誤識別率を示す.

表 1 から, 登録枚数に拘らず, C_3 により, サブセット SS4 の誤識別率を大幅に低減できることがわかる. これは, Decomposed Eigenface 法が登録枚数が少ない場合においても, 顔の個性をうまく抽出し, 適切に顔画像をモデル化できることを示している. 一方, SS5 を入力とした場合には, C_3 と C_0 のどちらも同程度の結果を示しており, Decomposed Eigenface 法の限界を示している. 即

ち, Decomposed Eigenface 法は画像全体の射影に基づいているため, ノイズが極端に多い場合には対応できないことが判る.

なお, 今回の実験では使用しなかったが, 固有射影に対して仮想部分空間 [16] の概念を適用し, 仮想固有射影を作成することにより, 登録画像が3枚以下の場合についても, 比較的安定な認識を行える [12].

3.7 位置ずれに対するロバスト性の確認

Decomposed Eigenface 法の並進に対するロバスト性を確認する実験を行った. この実験では, 登録画像のサイズよりも上下左右に5画素ずつ大きなテスト画像を用い, 並進方向に121(11×11)の自由度をもたせた. この中から評価値が最小となる人物および位置を認識結果として求めることにより, 人物判定の正確さとともに位置推定の精度を調べた. 登録画像枚数は7枚とし, 固有射影, 固有残差の次元数は2次元とした.

表2に実験結果を示す. 各表は人物判定が正しい場合の位置推定分布を示しており, 中央のポールド体が正解位置を表す. 実験結果より, SS2, SS3においては, 人物判定については100%, 位置推定についても高々1画素の誤差しか生じないことがわかる. これらの結果は, ノイズが少ない場合については, 位置決めの不確定性を認識系で補えることを意味している.

一方, SS4では人物判定誤り率は2.9%となり, 表1の結果(0.7%)と異なる結果が得られている. また, 正しい人物判定が得られる場合についても, 位置推定分布が広がりを持ち始めることが判る. さらに, SS5では人物判定誤り率が57.7%にのぼることから, ノイズが多くなるにつれて, Decomposed Eigenface 法の性能が急激に低下することが判る.

4 並列部分射影に基づく認識

4.1 固有空間へのロバスト射影

前節では, 固有顔を固有射影, 固有残差に直交分解し顔をモデル化する方法について述べた. この方法は, 固有顔から個性などの認識に有効な成分を抽出可能であり, 認識系への適用に適している. しかし, 前節の実験結果からも判るように, 画像

表 2: 人物判定が正しい場合の位置推定分布 (%)

	0	0	0	0	0
	0	0	1.9	0	0
SS2	0	12.3	79.2	6.6	0
	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0
	0	0	3.8	0	0
SS3	0	0.9	87.7	6.6	0
	0	0	0	0.9	0
	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0
	0.8	0	5.6	3.2	0.8
SS4	0.8	12.1	51.6	9.7	0.8
	0	0	4.0	5.6	0
	0	0	0.8	0.8	0
	0	0	0	0	0
	1.8	0	0	0	0.6
SS5	0	4.1	12.4	3.5	1.2
	0.6	1.2	0.6	1.8	0.6
	0	0.6	0	0	0.6

中に影やオクルージョンなどのノイズが含まれる場合, 基準空間への射影が正しく行えず認識性能が低下する. この問題はロバスト射影の利用によりある程度回避可能である [14] が, ロバスト射影 [2, 7, 10] には, 確率的な不安定性 (“breakdown-point” 問題) が残されており, 特にノイズが一定比率以上の場合には根本的な解決が難しい. 表2のSS5に対する実験結果はまさにこの顕著な例であると考えられる. 我々[11]はこの問題を解決する方法として, 効果的な部分射影の利用を提案しているが, 以下では, これに基づく顔認識法を示す.

4.2 固有空間への部分射影

未知画素を含む画像を正規化固有空間に部分射影する方法 [11] を簡単に述べる.

いま, 対角要素に0か1をもつ $N \times N$ の対角行列 P を領域指定行列と呼ぶ. ここで, P の各対角要素は入力画像の対応画素が部分射影に対して有効 (1) か否 (0) かを示している.

このとき, 画像 X の正規化固有空間 $\langle \bar{x}, \Phi_m \rangle$ への最適な部分射影 x^* は次式を満たす [11].

$$PX = P \begin{bmatrix} \Phi_m & \bar{x} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta x^* \\ \beta \end{bmatrix} \quad (14)$$

ここで, $\tilde{\Phi}_m = [\Phi_m \ \bar{x}]$ とおくと, X の部分射影の同次表現 $\tilde{x}^* = [\beta x^{*T} \ \beta]^T$ は次式で求められる.

$$\tilde{x}^* = (P\tilde{\Phi}_m)^+ PX \quad (15)$$

ただし, $(P\tilde{\Phi}_m)^+ = (\tilde{\Phi}_m^T P \tilde{\Phi}_m)^{-1} (P\tilde{\Phi}_m)$ である. また, 射影残差 \mathbf{X}_P^\sharp は次式により計算できる.

$$\mathbf{X}_P^\sharp = P(\mathbf{X} - \tilde{\Phi}_m \tilde{\mathbf{x}}^*) \quad (16)$$

4.3 部分射影を利用したロバストな認識

幾つかの異なる P を用意することにより, 1つの固有空間, 1枚の入力画像から P と同数の射影が得られる. また, 各射影成分は独立に計算されるため, 局所的なノイズの影響が全体に拡散することがない. さらに, 画像を複数の小領域として扱うことにより, 固有空間の表現能力の向上が見込まれる.

部分射影を利用した方法は, あらかじめ複数の顔部品毎に固有空間を作成しておき, これらを並列に利用して認識する方法と同様の考えに基づいているが, 射影を全て同一の固有空間内に対して行う点が従来の方法とは異なる.

この考え方に基づいて, ロバストな顔認識を実現するための枠組を構成する. 即ち, 人物当たり1つの固有顔を作成することにより, 数種類の P を並列に使用して, ロバストな認識系を構成できると期待できる.

4.4 並列部分射影による顔認識系の構成

部分射影から認識系を構成する場合, 局所的に現れるノイズが, 認識結果にある程度以上の影響を与えない距離系を選択する必要がある. 固有空間と入力画像の距離として通常用いられる L2 ノルムでは, 誤差の影響が2乗で効くため, ノイズの影響が大きくなり過ぎるという問題がある. そこで, M-推定で用いられる関数が有効と考えられる. 本稿では, この中から Geman-McClure 関数を用いた場合について述べるが, 同様の特性を持つ関数を用いることにより, ほぼ同等の効果が得られると考えられる.

$$\rho(x) = \frac{x^2}{\sigma^2 + x^2} \quad (17)$$

Geman-McClure 関数と, その影響力関数(推定関数の微分)を図4に示す. このとき, 本稿で用いるロバスト距離は次式で表される.

$$R(\mathbf{X}^\sharp) = \sum_{i=1}^n \rho(\mathbf{e}_i^T \mathbf{X}_P^\sharp) \quad (18)$$

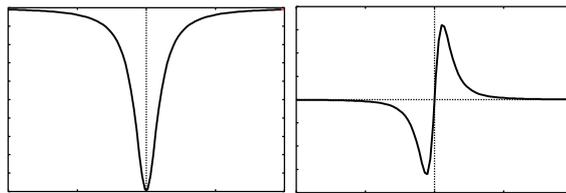


図4: 推定関数 (Geman-McClure 関数) と影響力関数

ここで \mathbf{e}_j を第 j 要素のみ1で残りの要素を全て0とする単位ベクトルである.

4.5 並列部分射影

領域指定行列 $P_i (i = 1, \dots, p)$ が与えられると, その領域におけるロバスト距離を計算できる. これらの和により最終的な評価値 D を計算する.

$$D = \sum_{i=1}^p w_{P_i} R(\mathbf{X}_{P_i}^\sharp) \quad (19)$$

ただし, $\mathbf{X}_{P_i}^\sharp$ は P_i から得られる残差であり, w_{P_i} は領域 P_i に対する重みである. 本来, w_{P_i} は, 固有空間全体における領域 P_i のもつ情報量に基づいて決定すべきであるが, 今回の実験では全て1として取扱った.

この方法では, 各部分射影は完全に最適化されているわけではなく, 単にロバスト距離を計算するだけである. 従って, 信頼性の低い評価値を与える領域が存在することになるが, これを最適化することは諦める. しかし, 各領域から得られる評価値はロバスト距離により計算されるため, その結果から最終的な判定を行う段階で, ノイズの影響を相対的に抑制できると考えられる.

4.6 SS1 を登録画像とした識別実験

並列部分射影による認識法の有効性を確認するため, Yale Face Database B 上で識別実験を行った. この実験では, SS1 中から登録画像を選び, 登録枚数が3枚と7枚の2つの場合について実験を行った. 固有空間の次元数は2とした. 表3に分割数, 登録枚数を変化させた場合の誤識別率を, サブセット毎に求めた結果を示す.

実験結果から, 分割数を増やすに従って, 誤識別率が低減することがわかる. また, ノイズが極

表 3: 分割数による誤識別率の変化

dimension	parts	SS2	SS3	SS4	SS5
3	1	0	0	9.4	82.0
	4	0	0	0.7	13.8
	16	0	0	0	4.8
	64	0	0	0	0.5
7	1	0	0	8.7	81.5
	4	0	0	0	18.0
	16	0	0	0	5.3
	64	0	0	0	0

端に多くなる SS5 を未知サンプルとした場合, Decomposed Eigenface 法や通常の部分空間法ではほとんど識別できないのに対し, この方法では正しく認識できることが確認できた. この結果は, 本手法のノイズに対するロバスト性を示している.

4.7 登録画像を変化させた識別実験

SS1-4 のそれぞれのサブセットを登録画像として, 別々に固有顔を作成し, それぞれについて識別実験を行った. Yale Face Database B では, 各サブセットはカメラの光軸と光源方向のなす角により分類されるため, サブセット毎に含まれるノイズ量が大きく異なる. 従って, この実験では, 登録画像にもノイズが含まれることになる.

表 4 に実験結果 (誤識別率) をまとめた. なお, この実験では分割数が 16,64 の場合について, 登録画像とテスト画像を各サブセットとした全ての組合せについて誤識別率を算出した. 各欄には (16 分割での結果) / (64 分割での結果) を併記した.

実験結果から, 分割数を 64 とする場合, SS1 から SS4 のどのサブセットを登録画像としても, 誤識別率が 0 になっていることが判る. これは, SS4 のように登録画像にノイズが相当量含まれる場合についても, 提案手法がうまく動作することを示している.

一方, 画像の分割数が 16 の場合には, ある程度の誤識別が生じていることから, 分割数が認識性能に大きく影響することがわかる. また, この結果は, 提案手法の本質がロバスト関数や残差の計算方法ではなく, 画像分割であることを示している.

表 4: 登録画像を変更した場合の誤識別率 (%)

Learning set	Test set				
	SS1	SS2	SS3	SS4	SS5
SS1	-	0/0	0/0	0/0	0.5/0
SS2	0/0	-	0/0	0/0	2.7/0
SS3	0/0	0/0	-	0/0	0.5/0
SS4	7.1/0	1.7/0	0.9/0	-	0/0

4.8 位置ずれに対するロバスト性の検証

提案手法の位置ずれに対するロバスト性を確認するため, 3.7 と同様の実験を行った. なお, 3.7 との比較を行うため, 登録画像は SS1 の 7 枚, 固有空間の次元数は 2 次元とした. 表 5 に実験結果を示す.

表 5 に実験結果を示す. 各表は人物判定が正しい場合の位置推定分布を示しており, 中央のボールド体が正解位置を表す. SS2-4 では全ての入力に対して正しい人物判定が得られた. これらのサブセットでは, 位置推定誤差も高々 1 画素である. これから, 位置ずれに対して, Decomposed Eigenface 法よりも, 提案手法の方がよりロバストであることがわかる.

また, SS5 が入力の場合については, 有効な画素が極端に少なくなってしまうことから, 2.6% の人物判定誤りが発生している. しかし, 人物判定が正しい場合については, 位置推定誤差は, ほとんど 2 画素以内におさまった.

表 5: 並列部分射影による位置推定分布 (%)

	0	0	0	0	0
	0	0	14.4	0	0
SS2	0	0.8	79.7	0	0
	0	0	5.1	0	0
	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0
SS3	0	0	99.2	0	0
	0	0	0.8	0	0
	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0
	0	0	12.3	0	0
SS4	0	3.6	69.6	0	0
	0	0	14.5	0	0
	0	0	0	0	0
	0	0	1.1	0.5	0
	0	1.6	11.6	0.5	0
SS5	0	1.1	69.3	1.6	0
	0	0	8.5	0.5	0
	0	0	0.5	0	0

5 まとめ

本稿では，正規化固有空間を用いた顔認識法として，Decomposed Eigenface 法と並列部分射影法を取り上げ，顔認識に要求されるロバスト性に対する2つの典型的なアプローチを比較検討した．両者はともに正規化固有空間をベースとする点で共通しているが，前者はモデル化を中心に構成された手法であるのに対し，後者は認識法の観点から構成された手法である．今後，両者の効率的な組合せを検討し，より安定な認識方法の構成を目指したい．また，顔認識の問題は，顔検出・追跡に[5]に密接に関連しており，今後，統一的な研究の展開が望まれる．

本研究の一部は科学技術研究補助金，基盤研究(B)(2)（課題番号 15300062）の補助を受けた．

参考文献

- [1] Belhumeur, P. N. and Kriegman, D. J.: What is the set of images of an object under all possible lighting conditions?, *Proc. CVPR'96*, pp. 270–277 (1996).
- [2] Black, M. and Jepson, A.: Eigentracking: Robust Matching and Tracking of Articulated Objects using a View-based Representation, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 26, No. 1, pp. 63–84 (1998).
- [3] Georgiades, A. S., Belhumeur, P. N. and Kriegman, D. J.: From Few To Many: Generative Models For Recognition Under Variable Pose and Illuminations, *Proc. IEEE Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 277–284 (2000).
- [4] 石井育規, 向川康博, 福井孝太郎: 光学現象の分類に基づく画像の線形化, 情報処理学会論文誌: コンピュータビジョンとイメージメディア, Vol. 44, No. SIG 5(CVIM 6), pp. 11–21 (2003).
- [5] 加藤丈和, 向川康博, 尺長健: 安定な顔認識のための分散協調登録, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol. J84-D-II, No. 3, pp. 500–508 (2001).
- [6] Kirby, M. and Sirovich, L.: Application of the Karhunen-Loeve Procedure for the characterization of human faces, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 12, No. 1, pp. 103–108 (1990).
- [7] Leonardis, A. and Bischof, H.: Dealing with Occlusions in the Eigenspace Approach, *Proc. CVPR'96*, pp. 453–458 (1996).
- [8] Martinez, A. and Benavente, R.: The AR Face Database, *CVC Technical Report #24* (1998).
- [9] 岡部孝弘, 佐藤洋一: 画像の線形化に基づく物体認識, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU 2002) 論文集, Vol. 1, pp. 453–459 (2002).
- [10] Sakaue, F. and Shakunaga, T.: Natural Image Correction by Iterative Linear Projection onto Eigenspaces, *Proc. MVA2002*, pp. 36–39 (2002).
- [11] 坂上文彦, 尺長健: 正規化固有空間への部分射影問題とその解法, 情報研報 CVIM-2003-136, pp. 155–162 (2003).
- [12] Shakunaga, T. and Sakaue, F.: Natural Image Correction by Iterative Projections to Eigenspace Constructed in Normalized Image Space, *Proc. ICPR 2002*, Vol. 1, pp. 648–651 (2002).
- [13] Shakunaga, T. and Shigenari, K.: Decomposed Eigenface for Face Recognition under Various Lighting Conditions, *Proc. CVPR2001*, Vol. 1, pp. 864–871 (2001).
- [14] 重成一真, 坂上文彦, 尺長健: 固有顔の直交分解と仮想化による照明変動に影響されない顔画像認識, to appear in 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol. J86-D-II, No. 7 (2003).
- [15] Turk, M. and Pentland, A.: Eigenfaces for Recognition, *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1, pp. 71–86 (1991).
- [16] 山元宣政, 重成一真, 尺長健: 仮想部分空間法による照明変動に影響されない顔認識, 信学論 (D-II), Vol. J84-D-II, No. 8, pp. 1753–1761 (2001).