

正規化固有空間への部分射影の幾つかの応用について

坂上 文彦 尺長 健

岡山大学 工学部 情報工学科

〒700-8530 岡山市津島中 3-1-1

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

あらまし: 本稿では文献 [2] で提案した正規化固有空間への部分射影の応用例を示す. まず, 従来提案したロバスト射影の実現法に対して, この部分射影を適用することにより, 処理を効率化できることを示す. また, 部分射影およびロバスト射影を認識系の構成に適用した例として, 顔認識を取り上げる. 次に, 部分射影を物体検出に適用することにより, 従来の固有空間を用いた物体検出の計算量を大幅に削減できることを示す. 最後に, 部分画像による他の部分あるいは画像全体の連想への利用可能性を示す. これらの例から, 提案した部分射影アルゴリズムがコンピュータビジョンの広い分野に应用できることが判る.

Some Applications of Optimum Partial Projection onto Normalized Eigenspace

Fumihiko SAKAUE Takeshi SHAKUNAGA

Department of Information Technology, Faculty of Engineering, Okayama University

3-1-1 Tsushima-naka, Okayama, 700-8530, JAPAN

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

Abstract: This paper shows some applications of optimum partial projection to normalized eigenspaces. The first application is an efficient implementation of robust projection. Using the optimum partial projection, convergence of the algorithm is dramatically improved. As the second application, face recognition is shown, where the robust projection and the optimum partial projection work. The third application is an application to object detection. The experimental results show that the optimum partial projection can be used for object detection and tracking. Finally, we also show that the partial projection can be applied to inference of the whole image or another part from a partial image.

1 はじめに

固有空間への射影問題は, コンピュータビジョンにおいて古くから様々な応用に用いられる基本的な問題である. 我々は, 文献 [2] において, 正規化固有空間への最適部分射影問題を定式化するとともに新たに同時固有空間の概念を導入することにより, この問題が線形射影に帰着できることを示した.

本稿では, 正規化固有空間への最適部分射影の概要を示した後, これをコンピュータビジョンの

幾つかの例題に適用し, 簡単な実験により, 最適部分射影の有効性を示す. 本稿で取り上げる最初の応用は, ノイズが存在する場合のロバスト射影の実現であり, 相対残差解析によるノイズ領域検出と最適部分射影の組合せにより, ロバスト射影を実現する方法を示す. 次に, 部分射影およびロバスト射影を顔認識に適用した例を示す. さらに, 物体検出への適用について論じ, 部分射影による高速処理実現の可能性を示す. 最後に, 部分画像による画像全体あるいは他の部分の連想を取り上げる.

2 正規化固有空間への部分射影

本節では文献 [2] で提案した正規化固有空間への最適部分射影の概要を示す。\$n\$ 次元画像空間 (\$n\$-IS) 内の画像 \$\mathbf{X}\$ は、正規化演算 \$\mathbf{x} = \mathbf{X}/1^T\mathbf{X}\$ により \$n\$-次元正規化画像空間 (\$n\$-NIS) に射影される。ここで、\$n\$-NIS は \$1^T\mathbf{x} = 1\$ となる正規化画像の集合により構成される空間である。また、\$n\$-NIS の正規化画像 \$\mathbf{x}\$ の同次表現を次式で定義する。

$$\bar{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \beta\mathbf{x}^T & \beta \end{bmatrix}^T \quad (1)$$

画像の同次表現 \$\bar{\mathbf{x}}\$ の集合により構成される空間を \$(n+1)\$ 次元同次固有空間 (\$(n+1)\$-HIS) と呼ぶ。

正規化画像集合 \$\{\mathbf{x}\}\$ が与えられた場合、集合より計算される平均を \$\bar{\mathbf{x}}\$、共分散行列を \$\Sigma\$ で示す。ここで、\$\Sigma\$ を固有値分解することにより得られる固有値のうち上位 \$m\$ 個に対応する固有ベクトルから構成される行列を \$\Phi_m\$ で表す。このとき、\$\bar{\mathbf{x}}\$ を中心とし、\$\Phi_m\$ を固有軸として NIS 上に作成される \$m\$ 次元の固有空間を正規化固有空間 (\$m\$-NES) と呼ぶ。\$m\$-NES を完全に表現するためには \$\bar{\mathbf{x}}\$ と \$\Phi_m\$ が必要になるため、\$m\$-NES は \$(\Phi_m, \bar{\mathbf{x}})\$ により明示的に表現される。

正規化画像 \$\mathbf{x}\$ の \$m\$-NES \$(\Phi_m, \bar{\mathbf{x}})\$ への射影 \$\mathbf{x}^*\$ と残差 \$\mathbf{x}^\# \$ は次式で計算される。

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

$$\mathbf{x}^\# = \mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}} - \Phi_m\mathbf{x}^* \quad (3)$$

ここで、射影 \$\mathbf{x}^*\$ に同次表現を導入した \$\bar{\mathbf{x}}^*\$ を次式で定義する。

$$\bar{\mathbf{x}}^* = \begin{bmatrix} \beta\mathbf{x}^{*T} & \beta \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

このとき、\$\bar{\mathbf{x}}^*\$ の集合により構成される空間を \$(m+1)\$ 次元同次固有空間 (\$(m+1)\$-HES) と呼ぶ。

\$n\$-IS 内の画像 \$\mathbf{X}\$ の \$(m+1)\$-HES への射影は \$(\Phi_m, \bar{\mathbf{x}})\$ により次式で定義される \$\tilde{\Phi}_m = [\Phi_m \ \bar{\mathbf{x}}]\$ を用いて次式で与えられる。\$\tilde{\Phi}_m\$ により \$\mathbf{X}\$ の \$(m+1)\$-HES への射影 \$\bar{\mathbf{x}}^*\$ は次式から求められる。

$$\bar{\mathbf{x}}^* = \tilde{\Phi}_m^+ \mathbf{X} \quad (5)$$

ここで \$\tilde{\Phi}_m^+\$ は \$\tilde{\Phi}_m\$ の疑似逆行列であり、\$\tilde{\Phi}_m^+ = (\tilde{\Phi}_m^T \tilde{\Phi}_m)^{-1} \tilde{\Phi}_m^T\$ である。

\$P\$ を画像 \$\mathbf{X}\$ から固有空間 \$(\Phi_m, \bar{\mathbf{x}})\$ への射影における有効領域を示す対角行列とする。なお、\$P\$ の対

角要素は 0 か 1 の値をもち、\$P\$ の第 \$j\$ 対角要素 \$p_{jj}\$ が 1 である場合、\$\mathbf{X}\$ の \$j\$ 要素は有効であり、それ以外の場合は無効とする。このとき、\$\mathbf{X}\$ の \$(\Phi_m, \bar{\mathbf{x}})\$ への最適部分射影 \$\bar{\mathbf{x}}^*\$ は次式により求められる。

$$\bar{\mathbf{x}}^* = (P\tilde{\Phi}_m)^+ \mathbf{X} \quad (6)$$

\$\bar{\mathbf{x}}^*\$ は \$(m+1)\$-HES の要素であるため、\$\bar{\mathbf{x}}^*\$ の第 \$m+1\$ 要素により \$m\$ 番目までの全ての要素を割れば \$m\$-NES の要素へと変換できる。なお、以下では最適部分射影のことを部分射影と略記する。

3 ロバスト射影の効率的実現

3.1 ロバスト射影の定義

本節では、固有空間への射影のロバスト推定 (ロバスト射影と呼ぶ) を、部分射影を用いて効率的に実現する方法を論じる。ロバスト推定は、ロバスト性を一意に定義できないため、本質的に不良設定問題である。そのため、様々な手法が存在している。代表的なものとして、ニューラルネットにおいて用いられるシグモイド関数などの利用、\$M\$-推定による非線形最適化などがあげられる。これに対して、我々は閾値処理と単純な線形射影の組合せによるロバスト射影の定式化を提案している [3]。この定式化では、ノイズ領域を示すために \$n \times n\$ の行列 \$N_i\$ が用いられる。\$N_i\$ はノイズ領域を示す領域指定行列であり、入力画像の第 \$j\$ 画素がノイズを含む場合、第 \$j\$ 対角要素 \$n_{jj}^i\$ が 1 となり、それ以外の場合は 0 となる。

3.2 ノイズが射影に及ぼす影響とその軽減

\$m\$-NES \$(\Phi_m, \bar{\mathbf{x}})\$ とノイズを含む画像 \$\mathbf{X}\$ が与えられた場合、ノイズが射影に及ぼす影響について議論する。まず、入力画像 \$\mathbf{X}\$ が真値画像 \$\mathbf{X}_s\$ とノイズ画像 \$\mathbf{X}_n\$ により次式で表される場合を考える。

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}_s + \mathbf{X}_n \quad (7)$$

ここで、ノイズ領域が局在化していると仮定する。すなわち、ノイズ領域を示す部分指示行列 \$N\$ が与えられたとき、\$\bar{N} = I - N\$ と \$\mathbf{X}_n\$ について次式が成立する。

$$\bar{N}\mathbf{X}_n = \mathbf{0} \quad (8)$$

ここで、 $\mathbf{0}$ は全ての要素が 0 である n 次元ベクトルである。また、 \mathbf{X}_s については次式が成立するものとする。

$$\mathbf{X}_s = \tilde{\Phi}_m \tilde{\Phi}_m^+ \mathbf{X}_s \quad (9)$$

$(m+1)$ -HES に対する \mathbf{X} の残差 $\mathbf{X}^\#$ を次式で定義する。

$$\mathbf{X}^\# = \mathbf{X} - \tilde{\Phi}_m \tilde{\Phi}_m^+ \mathbf{X} \quad (10)$$

\mathbf{X}_s について式 (9) が成立することから、明らかに $\mathbf{X}^\# = \mathbf{X}_n^\# (= \mathbf{X}_n - \tilde{\Phi}_m \tilde{\Phi}_m^+ \mathbf{X}_n)$ である。

これにより \mathbf{X} は次式のように表される。

$$\begin{aligned} \mathbf{X} &= \tilde{\Phi}_m \tilde{\Phi}_m^+ \mathbf{X} + \mathbf{X}^\# \\ &= \tilde{\Phi}_m \tilde{\Phi}_m^+ \mathbf{X}_s + \tilde{\Phi}_m \tilde{\Phi}_m^+ \mathbf{X}_n + \mathbf{X}_n^\# \end{aligned} \quad (11)$$

$\mathbf{X}_n^\#$ は $\tilde{\Phi}_m$ に直交する成分であるため、 $\tilde{\Phi}_m^+ \mathbf{X}_n^\# = \mathbf{0}$ となる。

このことから、ノイズが射影に及ぼす影響は、式 (11) の第 2 項として現れることになる。この項が小さい場合、ノイズの検出・除去は容易であるが、この項が大きな場合、ノイズの検出・除去は難しくなる。

式 (9) による定義により、 \mathbf{X}_s ではいかなる領域指定行列 P が与えられた場合でも $\mathbf{X}_s = \tilde{\Phi}_m (P \tilde{\Phi}_m^+)^+ \mathbf{X}_s$ が成立する。さらに、ノイズ領域の局所性を仮定しているので、ノイズ領域を全く含まない領域指定行列 P が与えられれば \mathbf{X}_s を推定できる。しかし、実際の画像では \mathbf{X}_s 中にもノイズが含まれるため、 $\text{tr}(P)$ の大きさにより射影の信頼性が大きく変化する。これにより、ロバスト射影は \mathbf{X} に対する最適な P を求める問題に帰着される。

3.3 繰返し部分射影による解法

前節の分析に基づき、我々は、相対残差解析によるノイズ検出法と繰返し射影によるロバスト射影法 [3] を提案している。この手法では、相対残差解析によるノイズ領域の検出と、ノイズ領域の射影画像への置換を繰返し行うことによりロバスト射影を実現している。ここで用いられたノイズ検出法は、部分射影を用いる場合でも本質的に変化しない。そこで、ロバスト射影にも部分射影を適用することにより、処理の効率化を行う。以下に射影アルゴリズムを示す。

(0) 初期状態 ($i=0$) ではノイズ領域を示す行列 $N_0 =$

$\mathbf{0}$ とする。

(1) 式 (6) により、固有空間 (Φ_m, \bar{x}) への第 i 部分射影 \mathbf{x}_i^* を求める。ただし、 $P = I - N_i$ とする。

(2) \mathbf{X} と \mathbf{x}_i^* から得られる相対残差を解析し、ノイズ領域 N_{i+1} を求める (詳細は 3.4 参照)。

(3) $N_i = N_{i+1}$ の場合、最終的なノイズ領域 N を N_i とし処理を終了する。そうでない場合は (1) に戻り同様の処理を繰り返す。

3.4 相対残差解析によるノイズ検出

(1) 相対残差の定義

相対残差 \mathbf{r} は射影 \mathbf{x}^* と残差 $\mathbf{X}^\#$ を用いて次式により定義される。

$$\mathbf{r}(\mathbf{x}^*, \mathbf{X}^\#) = \left[\frac{\mathbf{e}_i^T \mathbf{X}^\#}{\mathbf{e}_i^T (\bar{x} + \Phi_m \mathbf{x}^*)} \quad \cdots \quad \frac{\mathbf{e}_n^T \mathbf{X}^\#}{\mathbf{e}_n^T (\bar{x} + \Phi_m \mathbf{x}^*)} \right] \quad (12)$$

ここで、 \mathbf{e}_i は i 要素を 1 とし、その他の要素を 0 とするベクトルである。同次画像空間では、輝度の値そのものが本質的な意味をもたないため、何らかの基準を用いて輝度値を正規化しなければならない。そのため、相対残差では各画素ごとに対応する射影画像の画素値を用いて正規化を施している。

(2) ノイズ検出アルゴリズム

画像中のノイズ領域は、相対残差を用いて次式で定義される $\rho_j(\mathbf{r})$ により検出される。 $\rho_j(\mathbf{r})$ を定義する。

$$\rho_j(\mathbf{r}) = \begin{cases} 1 & \text{if } |\mathbf{e}_j^T \mathbf{r} - \hat{r}| \geq r_\theta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

ここで、 r_θ は閾値であり、 \hat{r} は $\mathbf{e}_j^T \mathbf{r}$ の中央値である。 $\rho_j(\mathbf{r})$ は \mathbf{X} の第 j 画素に一定量以上のノイズが含まれるかどうかを示している。

しかし、画像中に様々な種類のノイズが含まれる場合、ノイズの分布において複数のピークが生成されてしまうため、 \hat{r} 中心から大きく外れてしまう。また、画像中に異なる種類の真値が含まれる場合 (例えば、複数光源下において撮影された画像)、うまくノイズ領域を検出できない。このようなシーンに対応するためには、ノイズの分布中から複数のピークを検出する必要がある。これは、式 (13) の \hat{r} を \hat{r}_k として一般化することにより実

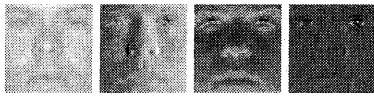


図 1: 個人の固有顔

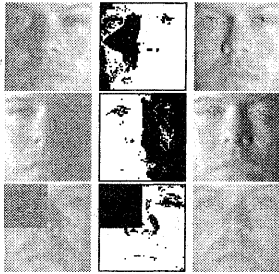


図 2: ロバスト射影の例

現できる (\hat{r}_k は検出されたピーク). あとは, それぞれのピークから検出されたノイズ領域によりロバスト射影を行い, 仮説・検証の枠組において真値となる \hat{r}_k を決定すればよい.

3.5 ロバスト射影の例

(1) 個人の固有顔への適用

実際の画像に対しロバスト射影を行った結果を示す. 図 1 に示した固有空間に対して適用した. 入力画像および射影結果を図 2 に示す. 1 段目の画像では, 鼻のまわりの影領域がノイズとして検出され, 射影においてはその影響が除去されている. 2 段目では入力画像において顔の右半分が影となっているのに対し, 投影結果では影領域が負の領域として復元されている. 3 段目では画像の 1/4 が人工的なノイズにより隠されているが, 射影結果ではその領域が復元されている. これらの結果からロバスト射影がノイズを含む画像の射影に有効であることが確認できる.

図 3 は図 3(o) にロバスト射影を適用した際の, 真値領域および射影画像の変化を示している. また, このときの相対残差の分布の変化を, ヒストグラムとして図 4 に示してある. 図 4 中の (i)-(iii) のヒストグラムには複数のピークが存在する. 左側にある大きなピークは画像中の影領域により引き起こされたノイズの影響によるものである. 右側のピーク群は, 本来 1 つであるべき真値のピークがノイズの影響により分かれてしまったものであ

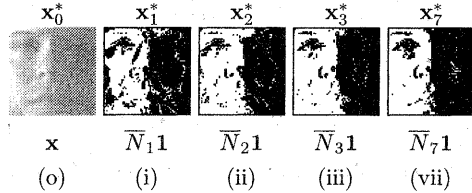
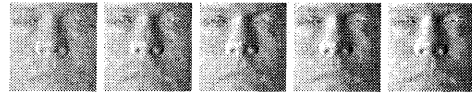


図 3: ノイズ領域と部分射影の変化

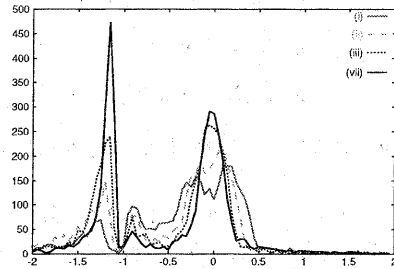


図 4: 相対残差分布の変化

る. このピークは徐々に収束していき (vii) では 1 つの大きなピークとしてまとまっている. また, ヒストグラム全体を見ると, (i) では広い分布であったものが, (vii) では少数のピークへと収束していることが確認できる. 同様に, 図 3 に示したノイズ領域を見ると, (i) ではノイズ領域と真値領域がうまく分離できていないが, (vii) ではうまく分離できていることが確認できる.

(2) 20 次元の固有顔への適用

Yale Face Database B[1] における Subset1 の正面向き画像 70 枚を用いて 20 次元の固有空間を作成し, この固有空間にロバスト射影を適用した. 図 5 に固有空間の原点および第 1~第 3 固有軸の画像を示す. また, ロバスト射影により得られるノイズ領域および射影結果を図 6 に示す.

この実験においても先ほどの実験と同じ入力画像を用いてロバスト射影を行った. 固有空間の作成に用いた画像に, 入力画像とした人物の画像が含まれるため, かなり良好な射影結果が得られている. これにより, 高次元の固有空間を用いた場合でも, ロバスト射影が有効に働くことが確認できる.

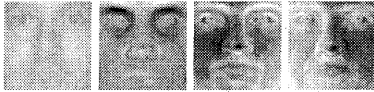


図 5: Yale Face Database から作成した固有顔

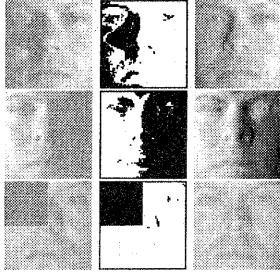


図 6: ロバスト射影結果

4 顔認識への適用

4.1 データベースと実験仕様

部分射影, ロバスト射影を顔認識に適用した結果を報告する. 本実験は顔画像データベース Yale Face Database B[1] を使用して行った. 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下で撮影した 5850 枚の画像からなる. 本実験では, 正面を向いている 650 枚の画像から顔領域を切り出した画像を用いた.

また, このデータベースは光源方向とカメラの光軸のなす角 θ に基づいて, 全ての画像は 5 つの Subset のいずれかに分類されている. 本実験では, 各人物について θ の最も小さくなる Subset1 に属する画像 7 枚を登録画像とした. この 7 枚の画像を主成分分析することにより人物 p の固有空間 (Φ_p, \bar{x}_p) を作成した. 人物の顔は, ほぼ拡散反射面として仮定できるため, 固有空間の次元数は 3 次元とした. また, Subset1 の全ての画像 70 枚を主成分分析することにより 20 次元の固有空間 (Φ_c, \bar{x}_c) を作成した. 残りの Subset 2~5 をテスト画像として認識実験を行った.

4.2 認識方法

実験では, 部分射影とロバスト射影を組み合わせることにより認識系を構成する. まず, テスト画像 \mathbf{X} を固有空間 (Φ_c, \bar{x}_c) にロバスト射影することにより \mathbf{X} の (Φ_c, \bar{x}_c) に対するノイズ領域 N を決

定する. この N を用いて \mathbf{X} のノイズ領域を射影画像へと置換したノイズ除去画像 \mathbf{X}_c を次式により作成する.

$$\mathbf{X}_c = \bar{N}\mathbf{X} + N\bar{\Phi}_c(\bar{N}\bar{\Phi}_c)^+\mathbf{X}$$

ここで, $\bar{N} = I - N$ である. ロバスト射影により得られる N と \mathbf{X}_c により評価関数 $C1 \sim C3$ を正規化相関を用いて定義する. ここで \mathbf{x}, \mathbf{y} の正規化相関 $C(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ は次式により求められる.

$$C(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \mathbf{x}^T \mathbf{y} / (||\mathbf{x}|| ||\mathbf{y}||) \quad (14)$$

同次固有空間では, 輝度値の大きさが本質的な意味をもたない. そのため, 正規化相関を評価尺度として用いることは, 本質的に妥当である.

$C1_p$: \mathbf{X} と (Φ_p, \bar{x}_p) の相関

$$C1_p(\mathbf{X}) = C(\mathbf{X}, \bar{\Phi}_p \bar{\Phi}_p^+ \mathbf{X}) \quad (15)$$

$C1$ により得られる認識結果は HES を用いて通常の部分空間法を行った結果である.

$C2_p$: \mathbf{X}_c と (Φ_p, \bar{x}_p) の正規化相関

$$C2_p(\mathbf{X}) = C(\mathbf{X}_c, \bar{\Phi}_p \bar{\Phi}_p^+ \mathbf{X}_c) \quad (16)$$

$C3_p$: \mathbf{X} と (Φ_p, \bar{x}_p) の部分相関

$$C3_p(\mathbf{X}) = C(\bar{N}\mathbf{X}, \bar{N}\bar{\Phi}_p(\bar{N}\bar{\Phi}_p)^+\mathbf{X}) \quad (17)$$

ここで, \bar{N} は (Φ_c, \bar{x}_c) へのロバスト射影により得られる部分指示行列である.

4.3 認識実験結果

$C1 \sim C3$ を用いて認識実験を行った. 表 1 に各サブセットにおける誤り率を示す.

$C2$ を用いた場合, Subset4 では $C1$ を用いた場合よりも認識率が低下している. これは, (Φ_c, \bar{x}_c) が個性的な特徴を表現できないため, ロバスト射影の結果 \mathbf{X} から認識に必要な情報が落ちてしまうためと考えられる. $C3$ を用いた場合は Subset4, Subset5 とともに認識率の向上が確認できる. これは \bar{N} により部分射影を行った結果, 射影時のノイズの影響が減少されたためだと考えられる.

表 1: 各サブセットにおける誤り率 (%)

method	Error rate(%)			
	Subset2	Subset3	Subset4	Subset5
C1	0	0	6.5	43.9
C2	0	0	7.2	24.2
C3	0	0	0.7	10.7

5 物体検出への適用

5.1 部分射影による計算量の削減

部分射影を用いて固有空間を用いた物体検出の高速化を行う。固有空間との距離を用いて物体の検出を行えば、照明変動の存在するような環境化でも物体の検出が行えることが報告されている [4]。しかし、この方法は入力画像を何度も固有空間に射影する必要が生じるため、テンプレートマッチングと比較して多くの計算量が必要になる。しかし、我々の提案する部分射影を用いれば大幅に計算量の削減が行える。

固有空間 (Φ_m, \bar{x}) が与えられた場合、 P を固定すれば 1 度 $(P\Phi_m)^+$ を計算しておくだけで通常の射影と同様の方法により固有空間への部分射影が行える。これにより、切り出された画像 X は次式で示される ν により判定される。

$$\nu(X) = \begin{cases} 1 & \text{if } C(PX, P\Phi_m(P\Phi_m)^+X) > \theta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

P の対角要素が 0 である画素については計算を行う必要がないため、 $\text{tr}(P)$ を小さくすることにより、固有空間への射影に必要な計算量を大幅に削減することができる。

5.2 実験結果

3 次元の固有空間 (Φ_3, \bar{x}) を用いて画像中から目領域を検出する実験を行った。この固有空間は、本研究室で撮影された 400 枚 (20 人 \times 20 照明条件) の画像から 32×16 で左右の目領域を切り出し、主成分分析により作成された。図 7 に固有空間の平均画像および固有軸を示す。

5.2.1 $\text{tr}(P)$ と検出時間、候補数の関係

図 7 に示した固有空間を用いて、 P を変えながら部分射影により画像中から目の候補位置を検出



図 7: 目の固有空間の平均および固有軸

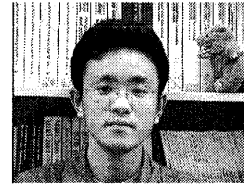


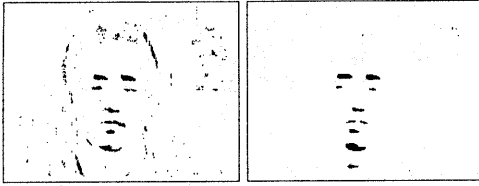
図 8: 入力画像

する実験を行った。初期状態では $\text{tr}(P) = 15$ であり、15 点はランダムに選択した。この P に対して、ランダムに選択した対角要素を 1 つずつ 0 から 1 に変更しながら、それぞれの P について、部分射影による目領域の検出を行った。テスト画像を図 8 に示す。この画像のサイズは 320×240 pixel である。また、 ν に対する閾値 θ は初期状態の P を用いて別の画像からの目検出を行い、必ず正解点が候補中に含まれるように設定した。実験には Pentium III 933MHz の PC を使用した。

図 9 は $\text{tr}(P)=20$ と $\text{tr}(P)=200$ の場合に、目の候補点として検出された箇所を示している。図 10 は、 $\text{tr}(P)$ と検出に必要な時間の関係グラフを示している。 $\text{tr}(P)$ が大きくなるにしたがって、検出時間が線形に増加していることが確認できる。また、図 11 は $\text{tr}(P)$ と全画素数に対する検出された候補数の割合の関係を示している。ある程度まで $\text{tr}(P)$ が大きくなれば、候補数があまり変化しなくなることが確認できる。この結果から、部分射影を用いて候補点を絞り込むことにより、検出時間を大幅に削減できることが判る。

5.2.2 $\text{tr}(P)$ が極端に小さな場合

$\text{tr}(P)$ を極限まで小さくした場合の影響を調べる実験を行った。 m 次元の固有空間が与えられた場合、 $\text{tr}(P) \geq m+1$ であれば $(P\Phi_m)^+$ を計算可能であり、原理的には部分射影が行える。しかし、 $\text{tr}(P)=m+1$ の場合、 $C(PX, P\Phi_m(P\Phi_m)^+X)$ が必ず 1 となるため、 $\text{tr}(P) > m+1$ でなければ検出に利用することはできない。そこで、実験では図 7 に示した固有空間を用いて $\text{tr}(P)=5$ となる P により検出を行った。テスト画像には 3 つの環境で



$\text{tr}(P)=20$

$\text{tr}(P)=200$

図 9: 入力画像と検出候補の例

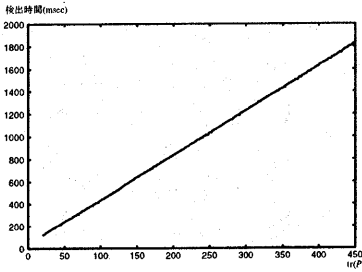


図 10: $\text{tr}(P)$ と検出時間の関係

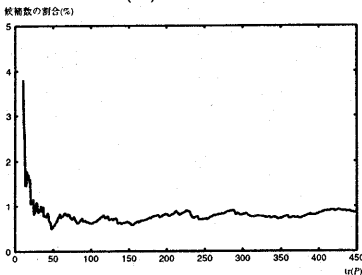


図 11: $\text{tr}(P)$ と検出される候補数の関係

撮影された 50 人の画像 150 枚を用いた。 P および ν における閾値 θ は、この 50 人には含まれない人物の画像を用いて P を変化させながら何回か実験を行い、必ず目領域が検出されたものを手動で選択して使用した。

図 12 に入力画像と検出された候補点の例を示す。全ての画像において、正解点は検出された候補点に含まれていた。また、画像全体の画素数と検出された候補点の割合の平均は 7.9% であった。この実験結果から $\text{tr}(P)$ を極限まで小さくした場合でも、部分射影を検出に利用できる可能性が示された。しかし、実際には使用する P の適切な選択方法や閾値の決定方法に関しては十分な検討がなされていないため、今後は P や閾値の自動的な設定方法について検討をすすめていく必要がある。

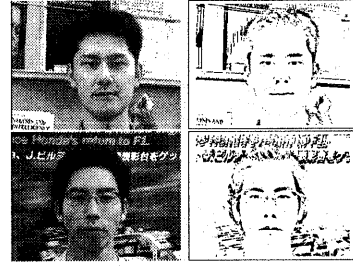


図 12: 入力画像と検出候補の例 ($\text{tr}(P)=5$ の場合)

6 画像の連想への適用

6.1 部分射影による画像の連想

部分射影を用いれば、限られた情報から他の情報を連想することができる。固有空間 (Φ_m, \bar{x}) と、限られた情報 PX (ただし P は既知) が与えられた場合、式 (6) により部分射影 \bar{x}^* が計算できる。このとき、 $\bar{\Phi}_m^+ X = (P\bar{\Phi}_m)^+ X$ と仮定すれば、 \bar{x}^* からの逆射影 $\bar{\Phi}_m \bar{x}^*$ により、 X の全体像を連想できる。部分射影を用いた画像連想法の概要を図 13 に示す。この図では、画像の部分領域から画像全体の連想を行っているが、部分領域から全体領域の連想だけでなく、相関が強いものどうしであれば、様々な連想を行うことができる。

6.2 顔画像の連想

Yale Face Database B の Subset1 の画像 70 枚を主成分分析して作成した 20 次元の固有空間 (図 5) を用いて、顔の部分領域から顔全体を連想する実験を行った。図 14 に入力とした部分画像、連想結果、正解画像を示す。どの画像についても概ね良好に画像の連想が行えていることが確認できる。

6.3 照明変換への応用

部分射影による画像連想を用いて、照明変換の実現を試みた。まず、異なる 4 つの照明条件の下で撮影された顔画像を図 15 のように結合した。この画像を 90 人の人物ごとに作成した。このような画像 90 枚を主成分分析することにより固有空間を作成した。固有空間の平均画像と主要な固有軸を図 16 に示す。固有空間の次元数は累積寄与率がは

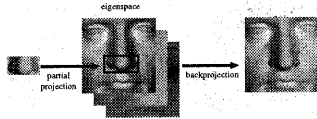


図 13: 部分射影による画像連想

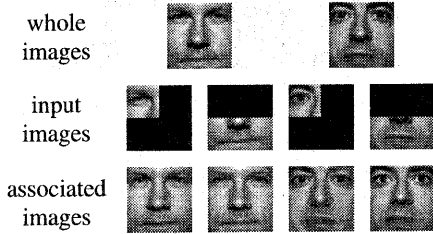


図 14: 部分射影による連想結果

じめて 95%以上となる 65 次元とした。

この固有空間の左上の領域に、同一の照明条件で撮影された顔画像を部分射影し、他の照明条件における画像を連想することにより照明変換を行った。なお、入力画像に用いた人物の顔画像は固有空間の作成には使用していない。図 17 に入力画像、正解画像、連想結果を示す。図 17 の上段の白枠で囲まれた領域が入力画像であり、残りの領域が推定されるべき正解画像である。この画像の白い枠で囲まれた領域を部分射影し、連想による照明変換を行った。下段が連想により照明変換を施した結果の画像である。画像が入力された右上の領域は固有空間内成分による近似画像である。照明条件が入力と大きくことなる左下の領域では、うまく推定が行えていないものがある。また、固有空間を作成した人物の中に、入力とした人物が含まれないため、少し個性が落ちているが、ある程度の精度で照明変換を実現できている。この結果から、部分射影による画像の連想は部分領域の推定、照明変換、表情変換など、様々な変換に対して適用できると期待できる。

7 まとめ

本稿では、文献 [2] において提案した部分射影を用いて、ロバスト射影を効率化する方法を示した。また、部分射影、ロバスト射影を顔認識、物体検出、画像連想の各問題に適用し、基本的な有効性を示した。同次固有空間、部分射影、ロバスト射



図 15: 結合した画像の例



図 16: 固有空間の平均画像と主要軸

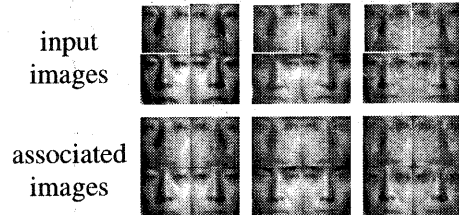


図 17: 入力画像および変換結果

影は、固有空間を扱う多くの手法に適用可能と考えられ、様々な発展が期待できる。

なお、本研究の一部は、科学技術振興事業団 CREST 池内プロジェクトの援助を受けて行った。

参考文献

- [1] Georghiades, 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.
- [2] 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", to appear in 情報処理学会研究報告 CVIM, 2003.
- [3] 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.
- [4] Turk, M. and Pentland, A., "Eigenfaces for Recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, vol. 3, no. 1, pp. 71-86, 1991.