

アピアランスベース物体認識のための高次元特徴空間の回転補間

高橋 友和[†] Lina^{††} 井手 一郎^{††} 目加田慶人^{†††} 村瀬 洋^{††}[†] 岐阜聖徳学園大学 経済情報学部 〒500-8288 岐阜県岐阜市中鷺 1 丁目 38^{††} 名古屋大学 大学院情報科学研究科^{†††} 中京大学 情報理工学部 情報システム工学科

E-Mail ttakahashi@gifu,shotoku.ac.jp

あらまし 高次元特徴空間の回転補間を用いたアピアランスベース物体認識手法を提案する. 異なる 2 つの固有空間からその間の固有空間を滑らかに補間する手法が提案されている. この手法を用いた物体認識手法も提案されており, 人工的なノイズを加えた画像に対する認識性能の向上が実験により示されている. しかしながら, 補間アルゴリズムの妥当性に関しては現在まで十分に議論されておらず, また, 実際のノイズに対する補間手法の認識に対する有効性は示されていない. 本稿では, 観測時のノイズや学習時と認識時の観測状態の違いにロバストなパターン認識の実現を目指し, 固有空間の補間手法と部分空間法を組み合わせた新しい認識手法を提案する. 実際の様々な照明環境の下で撮影された顔画像の認識に提案手法を適用し, その実験の結果から, 提案手法の有効性と補間アルゴリズムの妥当性を検証する.

キーワード 固有空間, 補間, 部分空間法, 高次元回転

Rotation Interpolation of High Dimensional Feature Space for Appearance Based Object Recognition

Tomokazu TAKAHASHI[†], Lina^{††}, Ichiro IDE^{††}, Yoshito MEKADA^{†††}, and Hiroshi MURASE^{††}[†] Faculty of Economics and Information, Gifu Shotoku Gakuen University
1-38 Nakauzura, Gifu-shi, Gifu, 500-8288 Japan^{††} Graduate School of Information Science, Nagoya University, Japan^{†††} School of Information Science and Technology, Chukyo University, Japan

Abstract We propose a new appearance-based object recognition method which uses rotation interpolation in high-dimensional feature space. There has been reported an eigenspace interpolation method which smoothly interpolates between eigenspaces using high dimensional rotation. There has also been reported a method for object recognition using the eigenspace interpolation method. The performance improvement has been demonstrated using this method through experiments that applied to images with artificial noises. However the validity of the interpolation and the effectiveness for recognition of images with actual noises up to now has not been thoroughly discussed. In order to realize robust recognition of patterns with observation noises and differences of situations between learning and testing, we therefore propose a new method that combines the eigenspace interpolation and a subspace method. We then, apply the proposed method to face recognition from images actually captured in various illumination conditions. Experimental results demonstrate the validity of the interpolation and the effectiveness of the proposed method.

Key words Eigenspace, Interpolation, Subspace method, High dimensional rotation

1. はじめに

パターン認識において学習時と認識時に観測されるパターンの違いは, 認識性能低下の大きな要因の 1 つになり得る. 学習

時と認識時に観測されるパターンの違いを引き起こす要因はさらに大きく以下の 2 つに分類できる.

第 1 の要因は, 学習時には想定できなかった認識時の観測ノイズである. 例えばカメラ画像からの物体認識においては, 認

識時と学習時の照明条件の違いやカメラと物体の微細な位置関係のずれなどがこれに含まれる。理想的には認識時に観測され得るパターンを網羅的に学習しておくことが望まれるが、実環境での利用を想定した場合にこれを実現することは容易ではない。この問題に対するアプローチとして、認識時に観測され得るパターンの分布を、学習時にばらつきを持って観測される少数のサンプルから得られるモデルで近似する方法が用いられる。代表的な手法として部分空間法 [1] が挙げられる。部分空間法を用いることによって冗長性やノイズを含んだパターンの分布を少数のパターンで効率良く表現することができる。処理の簡便さと性能の高さから、この手法に関連した多くの手法が提案されている [2], [3]。

一方で、観測状態の変化が学習時に制御可能な何らかのパラメータによって表現される場合には、学習の際にそのパラメータの情報を観測パターンに付随させておくことによって、後の認識に役立てるといったアプローチが有効である。パラメータを用いて制御可能な観測状態の例として、カメラで物体を撮影する際のカメラ位置、物体の姿勢、光源位置、パターンの時間変化などが挙げられる。理想的にはパラメータを連続的に変化させながらの学習が望まれるが、観測装置の設置場所やコンピュータ資源の制約から、パラメータを離散的にサンプリングする方法が用いられる。

第 2 の要因は、上記のことによって生じる学習時と認識時の観測状態のパラメータの違いである。例えば、認識時のカメラが遅悪く学習時の 2 台のカメラのちょうど中間に位置していた場合には、認識性能が大きく低下する。

パラメトリック固有空間法 [4] はこの問題を扱う代表的な手法であり、各パターンに付随するパラメータの情報を用いて特徴空間内に離散的に分布するパターンとパターンの間を滑らかに補間するものである。しかしながら、この手法はパターンとパターンの間の補間を行うものであり、第 1 の要因に対するアプローチのようなパターンの分布と分布の間の補間には対応できていない。

これに対して、我々 [5] は異なる 2 つの固有空間からその間の固有空間を、高次元の回転補間を用いて滑らかに補間する手法を提案している。また、斎藤ら [6] は、ケプストラムの声道長依存性の解析を目的として、パターンの分布の変化を高次元特徴空間における回転に着目して幾何学的に考察している。これらの報告から、我々は高次元特徴空間内でのパターンの回転や他の幾何変換の利用は、パターン認識の問題を解決するアプローチとして有用であると考え。そして、我々は提案した固有空間の補間手法を用いることによって、上述の 2 つの要因を同時に扱うアプローチが実現でき、それによって観測時のノイズや学習時と認識時の観測状態の違いにロバストなパターン認識が可能となると考える。

Lina ら [7] は我々の補間手法を用いた物体認識手法を提案している。この手法では、人工的に発生させた回転、位置ずれ、ぶれを含む画像群が特徴空間内において多次元正規分布を形成するという仮定の下、異なる正規分布間の補間に我々の補間手法を適用し、実験によって手法の有効性を示している。しかし

ながら、現在までに人工的なノイズではなく実際の観測ノイズを対象とした際の補間手法の有効性は示されておらず、また補間アルゴリズム自体の妥当性に関する検証も十分に行われていない。

以上のような背景を踏まえて本稿では、固有空間の補間手法と部分空間法を組み合わせた新しい認識手法を提案するとともに、実際の様々な照明環境の下で撮影された顔画像の認識に提案手法を適用し、その実験の結果から提案手法の有効性と補間アルゴリズムの妥当性を検証する。

続く 2. で固有空間の補間手法について簡単に述べる。提案手法の詳細は 3. で述べる。4. では様々な照明環境の下で撮影された顔画像の認識実験の結果から提案手法の有効性と補間アルゴリズムの妥当性を検証し、5. で本稿をまとめる。

2. 固有空間の補間

2 つの固有空間の間を高次元空間の回転補間を用いて滑らかに補間する手法が提案されている [5]。ここでは、その手法の概要と補間アルゴリズムについて簡単に述べる。

2.1 概要

ある分布から得られる固有ベクトルの任意の 2 つは互いに直交するため、固有ベクトルを列ベクトルとして並べた正方行列は、高次元の回転行列であると考えることができる。提案されている補間手法は、異なる 2 つの分布から得られる 2 つの固有ベクトル群の間を高次元の回転行列を用いて補間する。これによって、固有ベクトルの直交性を保存した滑らかな補間が実現される。

固有空間の補間を行うために回転行列を作成する際、固有ベクトルを並べる順番の多様性と、各固有ベクトルの符号の不定性から、補間処理に多義性が生まれることが問題となる。これに対して文献 [5] では、各固有ベクトルの固有値と対応づいた固有ベクトル間の角度に着目することによって、一意な補間を行うアルゴリズムを実現している。

本稿では、後の実際のノイズを含む画像群を対象とした実験において、現在まで十分な議論がなされていなかった補間アルゴリズムの妥当性に関する検証を行う。

2.2 補間アルゴリズム

異なる 2 つの N 次元ベクトルの分布から得られた 2 つの固有ベクトル群をそれぞれ列ベクトルとして並べた行列を $\mathbf{E}'_0 = (e'_{0,1}, e'_{0,2}, \dots, e'_{0,N})$, $\mathbf{E}'_1 = (e'_{1,1}, e'_{1,2}, \dots, e'_{1,N})$ とする。このとき \mathbf{E}'_0 と \mathbf{E}'_1 の間の $\mathbf{E}_x = (e_{x,1}, e_{x,2}, \dots, e_{x,N})$ を滑らかに補間する。ここで、 x は任意の実数であり、 $0 \leq x \leq 1$ のとき \mathbf{E}_x は 2 つの固有ベクトル群の内挿を表し、それ以外の場合は外挿を表す。また \mathbf{E}_x は、 $x = 0$ のとき \mathbf{E}'_0 と等価になり、 $x = 1$ のとき \mathbf{E}'_1 と等価になる。

[Step 1. ベクトルの順番の対応付け] $\mathbf{E}'_0, \mathbf{E}'_1$ 中の $e'_{0,n}, e'_{1,n}$ ($n = 1, 2, \dots, N$) をそれぞれ固有値の大きい順に並べ替えた $e_{0,n}, e_{1,n}$ を順番に対応付け、 $\mathbf{E}_0, \mathbf{E}_1$ を得る。

[Step 2. ベクトルの方向の対応付け] $n = 1, 2, \dots, N$ について $e_{0,n}^T e_{1,n} < 0$ ならば、 $e_{1,n}$ を $-e_{1,n}$ に置き換える。

固有ベクトルに対応する固有値は、元の分布のその固有ベクトルの方向における散らばりの大きさを表す。Step 1. における固有値の大きさに基づく固有ベクトルの対応付けは、元の分布の形状特徴が補間に伴って大きく失われることを防ぐための処理である。

固有ベクトルの方向の不定性から、Step 1. によって一意に対応づいた固有ベクトルの間には方向の対応付けに関する多義性が残っている。Step 2. において対応づいた固有ベクトル間の内積が負となるのは、それらの間の角度が $\pi/2$ より大きい場合である。この場合には、いずれかのベクトルの方向を反転することによって、その角度は必ず $\pi/2$ 以下に抑えることができる。この処理は、補間された固有ベクトルが元の固有ベクトルから大きく離れてしまうことを防ぐための処理である。

最後に、 \mathbf{E}_0 , \mathbf{E}_1 が回転行列となるように、 $\det(\mathbf{E}_0) = -1$ となる場合には、 $\mathbf{e}_{0,N}$ の方向を反転する。また \mathbf{E}_1 に対しても同様の処理を施す。直交行列の determinant が -1 となる場合、その行列が表す変換は回転の他に鏡像を含む。鏡像を含む変換の滑らかな補間は実数空間上では不可能であるため、得られた固有ベクトルの行列が鏡像の変換を含む場合には、この処理が必要となる。

以上の処理により得られた \mathbf{E}_0 , \mathbf{E}_1 の間を補間する \mathbf{E}_x を以下のように算出する。

$$\mathbf{E}_x = \mathbf{R}_{0 \rightarrow 1}^x \mathbf{E}_0 \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{R}_{0 \rightarrow 1}$ は \mathbf{E}_0 から \mathbf{E}_1 への変換を表す回転行列であり、以下のように算出される。

$$\mathbf{R}_{0 \rightarrow 1} = \mathbf{E}_1 \mathbf{E}_0^T \quad (2)$$

$\mathbf{R}_{0 \rightarrow 1}$ をユニタリ行列 \mathbf{U} を用いて対角化することにより、途中の回転を表す行列 $\mathbf{R}_{0 \rightarrow 1}^x$ を以下のように算出する。

$$\mathbf{R}_{0 \rightarrow 1}^x = \mathbf{U} \mathbf{D}^x \mathbf{U}^\dagger \quad (3)$$

ここで、 \mathbf{U}^\dagger は \mathbf{U} の複素共役転置行列を表し、 \mathbf{D} は複素数を要素に持つ対角行列である。

固有空間の補間手法の詳細は文献 [5] に譲る。

3. 提案手法

提案手法は固有空間の補間手法と部分空間法を組み合わせたアピアランススペースの物体認識手法である。ここではカメラ画像からの物体認識を対象とした場合について述べるが、それ以外のパターンに対しても同様に適用可能である。

提案手法は、特徴空間の基底の作成、学習段階、認識段階の3つの段階から構成される。以下、それぞれの段階を詳しく説明する。

3.1 特徴空間の基底の作成

画像の画素数を N' としたとき、各画像を画素値を要素として持つ N' 次元画像ベクトルとして表現する。はじめに、学習段階で用いるものと同じ、学習用の N' 次元画像ベクトル群に対して主成分分析を施すことによって、画像群の平均ベクトルと $N(\leq N')$ 本の特徴空間の基底ベクトルを作成する。

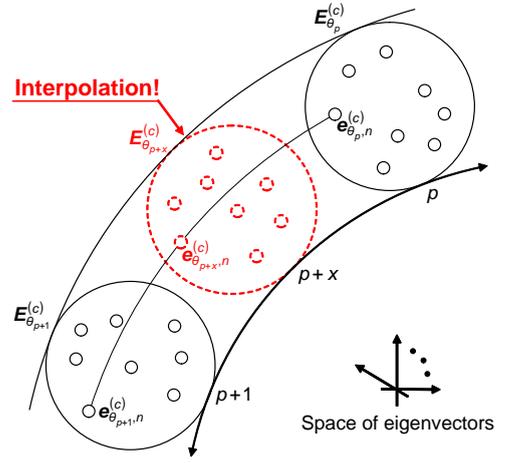


図1 提案手法における固有ベクトルの補間の概念図

後の学習段階と認識段階では、ここで作成された平均ベクトルと N 本の基底ベクトルを用いて、各 N' 次元画像ベクトルから N 次元特徴ベクトルを作成し、それらに対して処理を行う。

これは、認識に対してノイズとなる特徴や冗長な特徴を排除し、特徴を選択的に利用することによって認識性能の向上を図ることを目的とした処理である。

3.2 学習段階

3.1 で作成した平均ベクトルと基底ベクトルを用いて、学習用の N 次元特徴ベクトル $\mathbf{y}_{\theta_p, s}^{(c)}$ ($c = 1, 2, \dots, C$, $p = 1, 2, \dots, P$, $s = 1, 2, \dots, S$) を得る。ここで、 C はカテゴリ数、 P は観測状態の数、 θ_p は p 番目の観測状態のパラメータを表す。 P と θ_p の例としては、カメラの台数とそれらの位置が挙げられる。 S は各カテゴリ、各カメラに対する固有空間を作成するためのサンプル数を表す。 S の例としては、異なる照明条件の下で撮影された画像の枚数が挙げられる。

はじめに、各 $\mathbf{y}_{\theta_p, s}^{(c)}$ に対して、要素の平均が0、ノルムが1となるような正規化を施し、 $\mathbf{y}_{\theta_p, s}^{(c)}$ を得る。次に、各 $c (= 1, 2, \dots, C)$ に対して以下の処理を行う。

各 $p (= 1, 2, \dots, P)$ に対して、 S 個のサンプルの主成分分析を行い、固有ベクトル群を列ベクトルとして並べた行列 $\mathbf{E}_{\theta_p}^{(c)}$ を作成する。

各 $p (= 1, 2, \dots, P-1)$ に対して、 $\mathbf{E}_{\theta_p}^{(c)}$ と $\mathbf{E}_{\theta_{p+1}}^{(c)}$ の間を2. で説明した手法で補間し、 $\mathbf{E}_{\theta_{p+x}}^{(c)}$ を得る。このとき、補間される固有空間の数を $I (\geq 2)$ とし、各 $i (= 0, 1, \dots, I-1)$ に対して $x = i/(I-1)$ に対する $\mathbf{E}_{\theta_{p+i/(I-1)}}^{(c)}$ を得る。ただし、 $I=2$ の場合に得られる2つの固有空間はそれぞれ $\mathbf{E}_{\theta_p}^{(c)}$ と $\mathbf{E}_{\theta_{p+1}}^{(c)}$ と等しくなり、これは補間を行わない場合と等価となる。

図1に提案手法における固有ベクトルの補間処理の概念図を示す。また、簡単な場合の例として、特徴空間が2次元の場合の固有ベクトルの補間の様子を図2に示す。ただし、実際の高次元特徴空間を扱う場合、補間処理はより複雑となる。

3.3 認識段階

3.1 で作成した平均ベクトルと基底ベクトルを用いて、テスト用の N 次元特徴ベクトル \mathbf{z}' を得る。 \mathbf{z}' に対して学習段階と同様の正規化を施し、その結果得られた \mathbf{z} の認識結果 \hat{c} を以下の式によって得る。

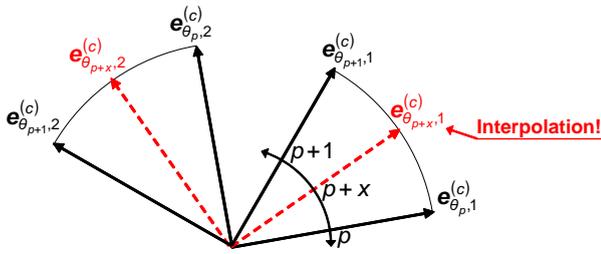


図2 特徴空間が2次元の場合の固有ベクトルの補間

$$\hat{c} = \arg \max_c \max_p \max_i \sum_{n=1}^M (z^T e_{\theta_{p+i/(I-1),n}}^{(c)})^2 \quad (4)$$

ここで、 $c \in \{1, 2, \dots, C\}$, $p \in \{1, 2, \dots, P\}$, $i \in \{0, 1, \dots, I-1\}$ であり、 $M (\leq \min(N, S))$ は部分空間法の認識に利用する固有ベクトルの数である。

4. 実験

実際の様々な照明条件の下、複数のカメラ位置から撮影された複数の人物の顔画像のデータベースを使用した認識実験を行った。その結果から、提案手法の有効性と固有空間の補間アルゴリズムの妥当性を検証する。

以下、最初に実験で用いる画像の準備と提案手法のパラメータの設定、実験で想定する問題と状況について説明する。それから、提案手法の有効性を検証するための実験と固有空間の補間アルゴリズムの妥当性を検証するための実験の方法と結果を順に示す。

4.1 準備と設定

実験では、顔画像データベース “Yale Face Database B” [8], ならびに “Extended Yale Face Database B” [9] を用いた。また、提案手法や実験の実装には、C/C++音声画像処理ソフトウェアライブラリ MIST [10] を使用した。

51種類の異なる照明条件の下で、水平方向に角度の異なる3つのカメラ位置から撮影された、異なる37人分の人物の画像を使用した。この場合、カテゴリ数 C は37、固有空間を作成するためのサンプル数 S は51である。

図3に異なる人物の顔画像の例を示す。また、図4に異なる照明条件の下で撮影された顔画像の例を示す。図5は、実験で使用した顔画像を撮影した水平方向に角度の異なる3つのカメラ位置と、それらから撮影された顔画像の例を示している。

データベース中の画像には人物の認識に不必要な顔以外の領域が含まれているため、人物の目と口の位置を基準として各画像から顔領域部分のみを手手で切り出した。切り出された顔画像を伸縮し、画像サイズが 32×28 pixel になるように正規化した。画像ベクトルの次元 N' は $896 (= 32 \times 28)$ となる。

図5に示すように、各カメラは正面を0度として正面から向って右方向に12度と24度の位置にそれぞれ配置されている。実験では、学習段階には0度のカメラ ($\theta_1 = 0$) と24度のカメラ ($\theta_2 = 24$) が利用可能である状況を想定した。この場合、観測状態の数 P は2となる。また、認識段階には中間の12度のカメラから撮影された顔画像が入力される状況を想定した。

実験で用いる提案手法のパラメータの設定を表1にまとめる。

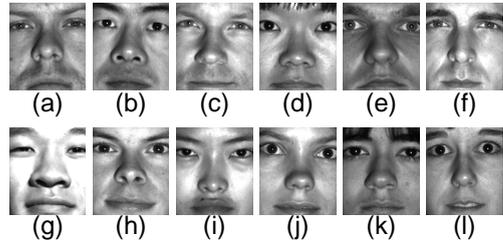


図3 異なる人物の顔画像の例

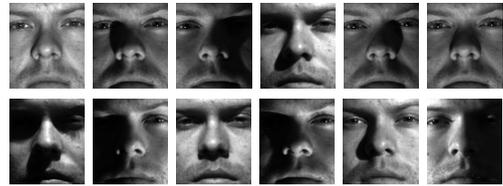


図4 異なる照明条件の下で撮影された顔画像の例

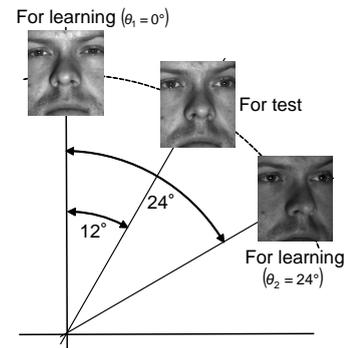


図5 3つのカメラ位置とそれらから撮影された顔画像の例

4.2 提案手法の有効性

提案手法で補間する固有空間の数 I を11とし、補間を行わない場合 ($I = 2$) を比較手法として認識実験を行った。

提案手法と比較手法の認識率の比較を表2に示す。このとき、特徴ベクトルの次元 N は200とし、部分空間法で認識に用いる固有ベクトルの数 M を51とした。表2は、固有空間の補間を行う提案手法の認識率が補間を行わない比較手法の認識率よりも高いことを示している。この結果から、固有空間の補間手法と部分空間法を組み合わせた提案手法の認識性能の向上に対する有効性を確認することができた。

表1 実験で用いる提案手法のパラメータ

| パラメータ | 記号 | 値 |
|----------------------|----------------------|-------|
| カテゴリ数 (人物の数) | C | 37 |
| サンプル数 (照明条件の数) | S | 51 |
| 観測状態の数 (学習時のカメラ台数) | P | 2 |
| 観測状態のパラメータ (各カメラの位置) | θ_1, θ_2 | 0, 24 |
| 画像ベクトルの次元 (画素数) | N' | 896 |
| 特徴ベクトルの次元 | N | 実験に依存 |
| 認識に用いる固有ベクトルの数 | M | 実験に依存 |
| 補間する固有空間の数 | I | 実験に依存 |

表2 提案手法と比較手法の認識率の比較

| 手法 | 固有空間の補間 | 認識率 |
|------|---------|-----|
| 提案手法 | 有 | 84% |
| 比較手法 | 無 | 79% |

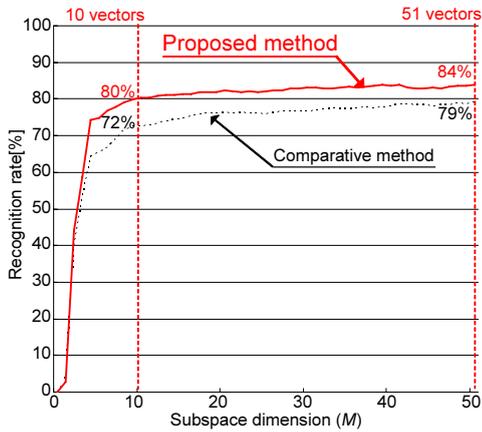


図6 認識に用いる固有ベクトルの数に対する認識率の変化

また、 M を変化させたときの提案手法 (Proposed method) と比較手法 (Comparative method) の認識率の変化を図6に示す。図6から、例えば $M = 10$ とした場合に提案手法では80%、比較手法では72%の認識率が得られた。また、 $M = 51$ とした場合に両手法ともに認識率が最大となり、そのときの認識率は提案手法では84%、比較手法では79%であった。

最後に、実験で実際に補間された固有空間の第1固有ベクトルを画像化したものの例を図7に示す。一番上と一番下の段の画像は、実際の画像から算出された第1固有ベクトルであり、残りの画像は補間されたものである。また、図7の(a)-(l)は図3の(a)-(l)にそれぞれ対応している。

4.2.1 補間する固有空間の数と認識率の関係

補間する固有空間の数 I と認識率の関係を、 $I = 2, 3, 6, 11$ の場合について表3に示す。特徴ベクトルの次元 N は200とした。ここで、 $I = 2$ の場合の結果は、表2の比較手法の結果と同じものである。また、 $I = 11$ の場合の結果は、表2の提案手法の結果と同じものである。

表3から、 I の増加に伴う若干の認識率の向上が確認できた。しかしながら、 I の増加は認識に要する計算コストの増加に繋がるため、認識性能の向上と計算コストのバランスをうまくとることが重要であると考えられる。今回の実験では対象としなかったが、式4を用いて人物の認識を行うのと同時に、その際の p と i から認識時のカメラの位置をパラメータとして推定することも可能であり、その場合には、 I の設定は重要となると考える。

4.2.2 特徴ベクトルの次元と認識率の関係

特徴ベクトルの次元 N を100, 200, 896と変化させた場合の累積寄与率、提案手法と比較手法の最大認識率を表4に示す。 $N = 896 (= 32 \times 28)$ の場合は、画像の画素値をそのまま並べて特徴ベクトルを作成した場合の結果となる。提案手法にお

表3 補間する固有空間の数と認識率の関係

| 手法 | I | 最大認識率 |
|-------------|-----|-------|
| 提案手法 | 11 | 84% |
| | 6 | 84% |
| | 3 | 83% |
| 比較手法 (補間なし) | 2 | 79% |

る補間する固有空間の数 I は3に設定し、 $I = 2$ の場合、つまり補間を行わない場合を比較手法とした。

$N = 100$ の場合の認識率が $N = 200$ の場合の認識率よりも低かったのは、特徴空間の次元を削減することによって認識に対して有効な特徴が失われてしまったためであると考えられる。一方、特に提案手法に関して、 $N = 896$ の場合の認識率が $N = 200$ の場合の場合の認識率よりも低かったのは、冗長な特徴やノイズとなる特徴の存在が補間に対して悪い影響を与えるためであると考えられる。これらのことから、特に固有空間の補間を用いた認識を考える際には、適切な次元、ならびに適切な特徴の選択が重要であることがわかった。今回提案した手法では、特徴の選択方法として単純な主成分分析による次元削減を用いたが、対象に合わせたより適切な特徴の選択方法の検討が必要であると考えられる。

4.3 補間アルゴリズムの妥当性

2.2の補間アルゴリズムをそのまま用いた提案手法 (Proposed method) と以下の2つの手法の認識率を比較することによって、固有空間の補間アルゴリズムの妥当性を実験的に検証した。実験の結果を図8に示す。

[Random order] 2.2のStep1の固有ベクトルの順番の対応付けをランダムに行う手法。

[Inverse direction] 2.2のStep2の固有ベクトルの方向の対応付けを逆向きにする手法。

図8において、Random order, Inverse direction を用いる場合よりも補間アルゴリズムをそのまま用いた提案手法を用いる場合の認識率が高かったことから、認識性能の向上に対する補間アルゴリズムの妥当性が確認できた。

Random order の認識率が提案手法の認識率よりも低かったのは、固有値の大きさを考慮せずに固有ベクトル間の対応付けをランダムに行ったことにより、元の分布の形状特徴が補間に伴って失われてしまったためであると考えられる。一方、Inverse direction の認識率が提案手法の認識率よりも低かったのは、対応づいた固有ベクトルの間の角度が大きくなることによって、補間された固有ベクトルが元の固有ベクトルから大きく離れてしまったためであると考えられる。

固有ベクトル間の対抗付けや固有ベクトルの方向の対応付けの方法には、他にもバリエーションが存在する。今後は、特に認識性能の向上への貢献という観点から、より適切な対応付けの方法を検討する必要があると考えられる。

5. むすび

観測時のノイズや学習時と認識時の観測状態の違いにロバ

表4 特徴ベクトルの次元と認識率の関係

| N | 累積寄与率 | 最大認識率 | |
|--------------|-------|-------|------|
| | | 提案手法 | 比較手法 |
| 100 | 97% | 80% | 75% |
| 200 | 99% | 83% | 79% |
| 896(画素値そのまま) | 100% | 79% | 78% |



図7 補間された第1固有ベクトルを画像化したものの例

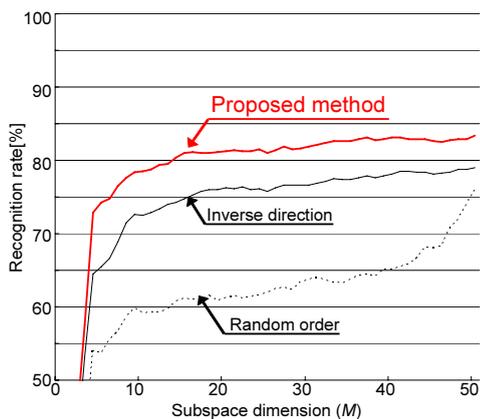


図8 補間アルゴリズムと認識率の関係

トなアピアランススペースの物体認識の実現を目指し、固有空間の補間手法と部分空間法を組み合わせた新しい認識手法を提案した。実際の様々な照明条件の下で撮影された顔画像の認識に提案手法を適用した結果、認識性能の向上に対する提案手法の有効性と補間アルゴリズムの妥当性が確認できた。

今後は、提案手法を用いたカメラ位置や物体の姿勢などのパラメータ推定手法を検討していきたい。また、固有ベクトル間の対応付けと固有ベクトルの方向の対応付けに関して、より適切な方法の検討を行ってきたい。

謝辞 日頃より熱心に御討論頂く名古屋大学村瀬研究室諸氏に感謝する。本研究の一部は日本学術振興会科学研究費補助金による。本研究では顔画像データベース“Yale Face Database B” [8] を用いた。

文 献

- [1] S. Watanabe and N. Pakvasa, “Subspace Method in Pattern Recognition,” Proc. 1st Int. J. Conf. on Pattern Recognition, pp. 25–32, 1971.
- [2] M. Turk and A. Pentland, “Face Recognition Using Eigenfaces,” Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 568–591, 1991.
- [3] B. Moghaddam, “Principal Manifolds and Bayesian Subspaces for Visual Recognition,” Proc. Int. Conf. on Computer Vision, pp. 1131–1136, 1999.
- [4] H. Murase and S. K. Nayar, “Illumination Planning for Object Recognition using Parametric Eigenspaces,” IEEE Trans. PAMI, Vol. 16, No. 12, pp. 1218–1227, 1994.
- [5] 高橋友和, Lina, 井手一郎, 目加田慶人, 村瀬洋, “超楕円体の回転を用いた固有空間の補間,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2007) 講演予稿集, IS-4-09, pp. 1195–1199, 2007
- [6] 齋藤大輔, 松浦良, 朝川智, 峯松信明, 広瀬啓吉, “ケプストラムの声道長依存性に関する幾何学的考察,” 信学技報 SP2007–128, pp. 189–194, 2007.
- [7] Lina, Tomokazu Takahashi, Ichiro Ide and Hiroshi Murase, “Embedding View-dependent Covariance Matrix in Object Manifold for Robust Recognition,” Proc. Fifth IASTED Int. Conf. of Signal Processing, Pattern Recognition, and Applications, pp. 24–29, 2008
- [8] A. S. Georghiadis, P. N. Belhumeur and D. J. Kriegman, “From Few to Many: Illumination Cone Models for Face Recognition under Variable Lighting and Pose,” IEEE Trans. PAMI, Vol. 23, No. 6, pp. 643–660, 2001.
- [9] K. C. Lee, J. Ho and D. Kriegman, “Acquiring Linear Subspaces for Face Recognition under Variable Lighting,” IEEE Trans. PAMI, Vol. 27, No. 5, pp. 684–698, 2005.
- [10] <http://mist.suenaga.m.is.nagoya-u.ac.jp>, “Media Integration Standard Toolkit.”