

## 可変固有顔による顔画像認識

Face Recognition Based on Hidden Markov Eigen Face Model

檜垣幸司  
Kouji Higaki南角吉彦  
Yoshihiko Nankaku徳田恵一  
Keiichi Tokuda

名古屋工業大学 情報工学専攻

Department of Computer Science and Engineering, Nagoya Institute of Technology

## 1 まえがき

固有顔法は、有名な顔画像認識手法の一つであり、固有顔と呼ばれる代表的な顔画像によって学習データを効率的に表現することができる。しかし、固有顔法では顔の位置や大きさの変動はあらかじめ適切に正規化されたものと仮定しており、何らかの正規化手法を適用する必要がある。これに対し、画像の正規化をモデル構造に組み込んだ確率モデルとして分離型2次元格子HMM [1]が提案されている。本稿では、固有顔法を確率的主成分分析(Probabilistic Principle Component Analysis; PPCA)や因子分析(Factor Analysis; FA)などの確率モデルとして表現し、PPCA, FAに分離型2次元格子HMMを組み込んだ可変固有顔モデルを提案する。

## 2 確率的主成分分析と因子分析

固有顔法では、学習データの相關行列や共分散行列に基づいて主成分分析(PCA)を行うことにより、少数の基底ベクトルで顔画像モデルを表現する。本稿では固有顔法を確率モデルに組み込むため、確率的主成分分析(PPCA)を用いる。PPCAでは次式によりデータ $O$ が生成されることを仮定する。

$$O = Wa + n \quad (1)$$

ただし、 $a \sim \mathcal{N}(0, I)$ ,  $n \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2 I)$ である。PPCAでは、モデルパラメータ $\{W, \mu, \sigma\}$ を最尤推定することにより、 $W$ にPCAと等価な部分空間を得ることができる。また、ベクトル $n$ の分散に対角共分散行列を仮定すると因子分析(FA)と呼ばれるモデルとなる。PPCAやFAを顔画像データに適用することにより固有顔法を確率モデルによる分類法として実現することができる。

## 3 分離型2次元格子HMM

分離型格子HMMは多次元に拡張されたHMMの一種であり、複数の独立な状態遷移をもつ。2次元の分離型格子HMMでは、矩形を維持しながら横、縦の伸縮が表現可能であることから、画像の位置や大きさの変動に対応することができる。分離型2次元格子HMMの尤度関数を次式に示す。

$$\begin{aligned} P(O, S | \Lambda) &= P(S^{(1)})P(S^{(2)})P(O | S^{(1)}, S^{(2)}) \\ &= \prod_{m=1,2} \left[ P(S_1^{(m)}) \prod_{t^{(m)}=2}^{T^{(m)}} P(S_{t^{(m)}} | S_{t^{(m)}-1}^{(m)}) \right] \\ &\times \prod_{t^{(1)}=1}^{T^{(1)}} \prod_{t^{(2)}=1}^{T^{(2)}} P(O_{t^{(1)}, t^{(2)}} | S_{t^{(1)}}^{(1)}, S_{t^{(2)}}^{(2)}) \quad (2) \end{aligned}$$

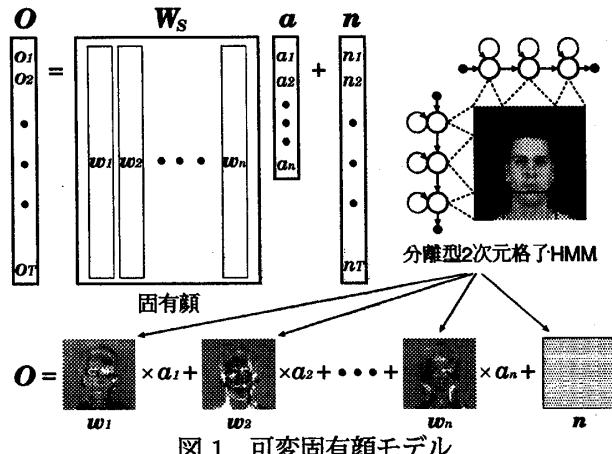


図1 可変固有顔モデル

ここで、 $\Lambda$ はモデルパラメータ、 $O = \{O_{t^{(1)}, t^{(2)}} | t^{(1)} = 1, \dots, T^{(1)}, t^{(2)} = 1, \dots, T^{(2)}\}$ は2次元に配置された観測ベクトルである。また、 $S = \{S^{(1)}, S^{(2)}\}$ は状態を表す隠れ変数であり、 $S^{(1)}, S^{(2)}$ は、それぞれ横方向と縦方向の状態遷移を表す。 $S_{t^{(m)}}^{(m)} \in \{1, \dots, K^{(m)}\}$ は、 $m$ 次元方向のマルコフ連鎖 $S^{(m)}$ における座標 $t^{(m)}$ の状態を表す変数であり、 $K^{(m)}$ は状態数を表す。

## 4 可変固有顔

可変固有顔では、固有顔(PPCAにおける $W$ )が分離型2次元格子HMMから出力されると仮定する。可変固有顔のモデル構造を図1に示す。可変固有顔では、固有顔ベクトルが入力データの位置や大きさの変動に対応して変化するため、固有顔による効率的なデータ表現と画像の変動に対する頑健性を両立することができる。可変固有顔モデルの尤度関数を以下に示す。

$$P(O | \Lambda) = \sum_s \int P(a)P(S)P(O | a, S)da \quad (3)$$

$$P(S) = \prod_{m=1,2} \left[ P(S_1^{(m)}) \prod_{t^{(m)}=2}^{T^{(m)}} P(S_{t^{(m)}} | S_{t^{(m)}-1}^{(m)}) \right] \quad (4)$$

$$\begin{aligned} P(O | a, S) &= \mathcal{N}(O | W_s a + \mu_s, \sigma^2) \\ &= \prod_{t^{(1)}=1}^{T^{(1)}} \prod_{t^{(2)}=1}^{T^{(2)}} \mathcal{N}(O_{t^{(1)}, t^{(2)}} | \bar{w}_i a + \mu_i, \sigma^2) \quad (5) \end{aligned}$$

ただし、 $i = (S_{t^{(1)}}, S_{t^{(2)}})$ である。また、 $W_s = [\bar{w}_{S_{1,1}}^\top, \dots, \bar{w}_{S_{T^{(1)}, T^{(2)}}}^\top]^\top$ ,  $\mu_s = [\mu_{S_{1,1}}, \dots, \mu_{S_{T^{(1)}, T^{(2)}}}]^\top$ は、それぞれ状態 $S$ が与えられたときの $W, \mu$ を示す。可変固有顔モデルでは画像の正規化と特徴抽出がモデル

の構造に組み込まれているため、モデルの学習においてこれらを同時に最適化することができる。

可変固有顔におけるパラメータ推定には変分EMアルゴリズムを適用する。本稿では事後確率分布を次式のように分解できると仮定し、計算量の削減を行う。

$$P(a, S | O, \Lambda) \simeq Q(a)Q(S^{(1)})Q(S^{(2)}) \quad (6)$$

変分EMアルゴリズムでは、 $Q(a), Q(S^{(1)}), Q(S^{(2)})$  の更新とモデルパラメータの更新を繰り返すことにより、尤度を極大に導く。

## 5 認識実験

本稿では XM2VTS データベース [2] を用いて顔画像モデルを作成し、認識実験を行った。実験条件を表 1 に示す。SL-2D は分離型 2 次元格子 HMM を表し、PPCA, FA に分離型 2 次元格子 HMM を組み込んだ提案法をそれぞれ SL-PPCA, SL-FA とした。また、予備実験の結果より、状態数を  $32 \times 32$  とした。本稿では、位置、大きさをあらかじめ正規化した画像とガウス乱数により位置、大きさを変動させた画像を用いて認識実験を行った。それぞれの実験結果を図 2, 3 に示す。

結果より、SL-PPCA, SL-FA ともに PPCA, FA に比べ全ての因子数において認識率の改善が見られた。また、SL-PPCA, SL-FA は PPCA, FA に比べ変動ありのデータにおける認識率の低下が少ない結果となった。これは分離型 2 次元格子 HMM の構造により、適切な画像の正規化が行われたためと考えられる。また、SL-2D と比較しても SL-PPCA, SL-FA は高い認識率が得られており、固有顔法によって認識に適した特徴抽出が行われたと考えられる。SL-PPCA と SL-FA を比較すると、全ての因子数において SL-PPCA の方が SL-FA の認識率を上回る結果となった。また SL-FA では因子数によって大きな認識率の低下が見られた。これは学習データの不足により、FA における分散の推定精度が低下したためと考えられる。

変動ありのデータにおいて PPCA と SL-PPCA によって得られた平均ベクトルと固有顔の例を図 4 に示す。PPCA では平均ベクトルがぼやけた画像となっており、固有顔も明らかに位置の変動の影響を受けていることが分かる。それに対し、SL-PPCA の平均ベクトルは次元数が少ないのでも関わらず目や鼻の形状を確認することができる。また、SL-PPCA による固有顔は位置や大きさの変動が取り除かれ、照明条件の違いや経時変化が表現されていると考えられる。

## 6 むすび

本稿では、PPCA, FA に分離型 2 次元格子 HMM を組み込んだ可変固有顔モデルを提案し、顔画像認識実験においてその有効性を検討した。認識実験の結果より、可変固有顔モデルは、画像の正規化と特徴抽出を同時に最適化することが可能であり、従来法に比べ高い認識性能を有することを示した。今後の課題としては、より大規模な実験の検討、DAEM アルゴリズムによるパラメータ推定の適用等が挙げられる。

表 1 実験条件

原画像	720 × 576				
画像サイズ	64 × 64, grayscale				
学習データ	7 枚 × 100 名分				
テストデータ	1 枚 × 100 名分				
手法	SL-2D	PPCA	FA	SL-PPCA	SL-FA
状態数	$32 \times 32$	—	—	$32 \times 32$	
因子数	—			1~6	
位置の変動	中心から $40 \times 20$ 以内				
大きさの変動	$500 \times 500 \sim 600 \times 600$ (縦横比固定)				

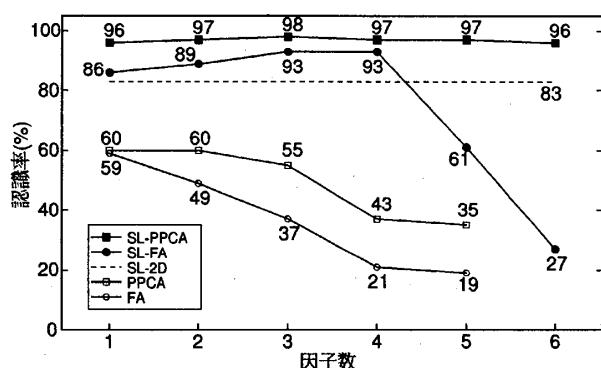


図 2 変動無しの認識率

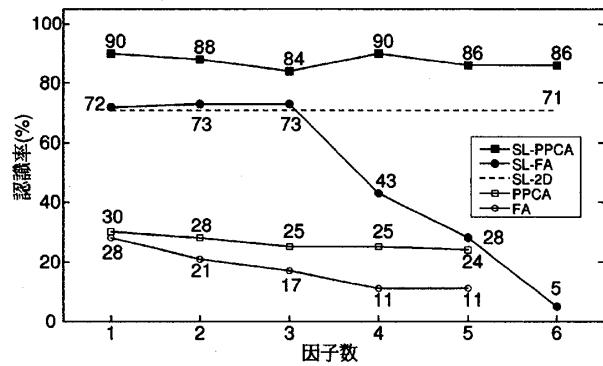


図 3 変動ありの認識率

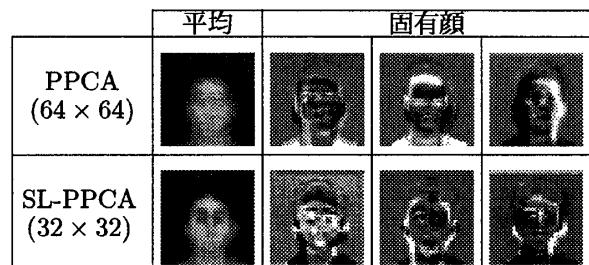


図 4 平均ベクトルと固有顔(変動あり、因子数 3)

## 参考文献

- [1] 大野也澄志, 南角吉彦, 徳田恵一, 北村正, Zoubin Ghahramani, “変分近似に基づいた分離型 2 次元 HMM 学習アルゴリズム,”信学技報, Vol.102, No.652, PRMU2002-211, pp.1-6. Feb. 2003.
- [2] K. Messer, J. Mates, J. Kitter, J. Luettin, and G. Maitre, “XM2VTSDB: The Extended M2VTS Database,” Audio and Video-Based Biometric Person Authentication, pp.72-77, 1999.