

判別分析と摂動空間法を用いた顔照合アルゴリズム

Face Recognition Algorithm Using Linear Discriminant Analysis and Perturbed Subspace Method

今岡 仁†
Hitoshi Imaoka

佐藤 敦†
Atsushi Sato

1. はじめに

本稿では顔の複数の変動要因に対応した顔照合アルゴリズムを提案する。従来、井上らにより提案されたモデルベースの顔照合手法(摂動空間法)は、1枚の顔画像から標準顔モデルを用いて複数の照明や姿勢の異なる顔画像を生成する方法である[1]。しかし、この方法ではモデル化容易な変動について対応できるが、例えば経年変化のような肌のたるみ、皺などモデル化が困難な変動については対応が難しい。そこで、摂動空間法により複数の個人内変動を記述した後、記述が困難な変動については判別分析[2]を行うことにより、変動成分を吸収する方法を提案する。740名からなるデータベースを用いた評価実験により、従来手法[1,2]に比べて1位照合率、EERともに性能が改善されることを示す。

2. 摂動空間法

1枚の登録画像から顔の向きや照明による見え方が推定できれば変動要因に頑強な照合が可能になる。そこで、登録画像から予測される見えの変動を施した画像群を生成し、摂動画像群から算出された部分空間と、照合画像との距離値をパターン間距離として利用する方法が井上らにより提案されている[1]。

摂動空間法の概念図を図1に示す。登録画像から摂動画像を生成し、得られた摂動画像を主成分分析することにより部分空間を求める。部分空間と照合画像を擬似マハラノビス距離を用いて比較することにより照合を行なう。

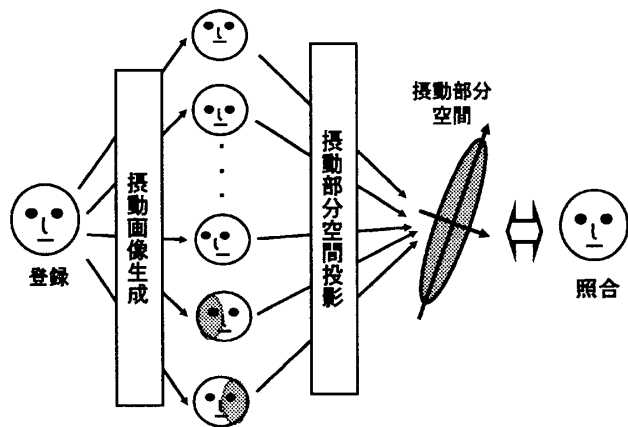


図1 摂動空間法の概念図

井上らは摂動画像として、3次元顔モデルを用いた姿勢摂動画像を生成する方法と、学習サンプルから構築した照明変動成分を登録画像に付加することにより照明摂動画像を生成する方法を提案した。文献[1]の中で、姿勢、照明の他に、表情などの変動を加えることを挙げているが、現実には表情、経年変化などはモデル化することが困難であり、摂動画像を生成することが難しい。特に、顔の皺、肌パターンの変化などに代表される細かい変動については、定量的にモデル化することは難しく、変動の影響を受けない特徴量を統計的手法により抽出する方が望ましいと考える。本稿ではモデル化可能な変動については摂動画像を用いて吸収し、モデル化困難な変動については判別分析により吸収する方法を提案する。

3. 判別分析と摂動空間法を用いた顔照合

図2に提案手法である摂動画像と判別分析を用いた顔照合における処理の流れを示す。事前に設計が必要なのは個人を1クラスとした多クラス判別分析における判別空間と、「標準人物」と呼ぶ平均的な顔を表す特徴ベクトルである。標準人物の特徴ベクトルは学習に用いる人物の特徴ベクトルの分布から求める。登録処理は、1)登録画像における顔の大きさを正規化、2)摂動画像を生成、3)多クラス判別分析により得られた判別空間に摂動画像を投影、4)標準人物との2クラス判別分析の順に行なう。

提案手法において多クラス判別分析と2クラス判別分析の2層構造にしたのは、多クラス判別分析により次元削減を行なうためと、識別に有効な特徴を抽出するためである。2クラス判別分析における登録処理を高速に行う効果も期待できる。

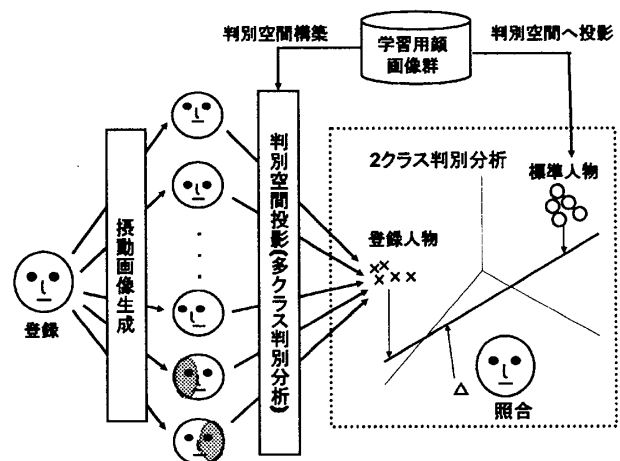


図2 提案手法における概念図

処理の詳細は次の通りである。まず、学習サンプル z_i について顔領域の大きさの正規化を行ない、摂動画像 z^*_{ij} を生成する。摂動画像 z^*_{ij} について、クラス内分散行列 S_W 、クラス間共分散行列 S_B

$$S_B = \sum_{i=1}^C |\mathcal{N}_i| (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (3.1)$$

$$S_W = \sum_{i=1}^C \sum_{z_{jk} \in \mathcal{N}_i} (z^*_{jk} - \mu_i)(z^*_{jk} - \mu_i)^T \quad (3.2)$$

を求める。ここで、 \mathcal{N}_i は人物毎のクラスを意味し、 μ_i はクラス \mathcal{N}_i における平均ベクトル、 μ は全平均ベクトル、 $|\mathcal{N}_i|$ はクラス \mathcal{N}_i におけるサンプル数である。クラス内分散行列 S_W が特異行列でない場合、クラス内/クラス間分散比を最大にする投影空間は、

$$W_{opt} = \arg \max_W \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} = [w_1, w_2, \dots, w_l] \quad (3.3)$$

により得る。

登録時においては、登録画像 x を顔の大きさで正規化した後、摂動画像 $x^*_1, x^*_2, \dots, x^*_m$ を生成する。得られた摂動画像 x^* を判別空間に投影し、特徴ベクトル

$$y^* = W_{opt}^T x^* \quad (3.4)$$

を求める。次に特徴ベクトル y^*_i ($i=1, 2, \dots, m$) を用いて、標準人物との分離度を最大にする軸を求める。標準人物を学習人物の平均と仮定すると、判別軸は、

$$u = (S_{W_y} + S_{W_z})^{-1} (\bar{y}^* - \mu) \quad (3.6)$$

となる。ここで、 y^* に関するクラス内共分散行列 S_{W_y} 、学習画像におけるクラス内共分散行列 S_{W_z} は

$$S_{W_y} = \sum_{k=1}^m (y^*_k - \bar{y}^*)(y^*_k - \bar{y}^*)^T \quad (3.7)$$

$$S_{W_z} = W_{opt}^T S_W W_{opt} \quad (3.8)$$

である。

マッチング関数は照合画像から得られる特徴ベクトルを x' 、判別空間に投影して得られる特徴ベクトルを

$$y' = W_{opt}^T x' \quad (3.9)$$

として、2クラス判別分析における最適軸 u を用いて、

$$s = u^T (y' - \mu) / u^T (\bar{y}^* - \mu) \quad (3.10)$$

とする。照合画像の特徴ベクトルが学習画像の平均ベクトルに等しい場合 ($y' = \mu$) にはスコア s は 0 となり、登録画像の平均ベクトルと等しい場合 ($y' = \bar{y}^*$) の場合にはスコアは 1 となる。すなわち、スコアが 1 に近いほど登録画像と照合画像中の人物は同一人物である可能性が高いと判定できる。

4. 照合実験

NEC メディア情報研究所で収集した顔画像データベースを用いて、姿勢変動と経年変化に関する照合実験を行った結果を示す。図3に生成した摂動画像の例を示す。照合時間は、100万回で2.56秒(Pentium4 2.4GHz)と高速に動作した。

図4に姿勢別の1位照合率を示す。150名分の正面顔を各人1枚登録し、横方向への姿勢変動を5種類調べた。従来手法として、摂動空間法と、線形判別分析で生成した特

徴ベクトルを正規化相関を用いてマッチングした方法(LDA+正規化相関)と比較した。本結果より、姿勢変動については提案手法と摂動画像法が、単純な判別分析手法に比べて性能が良いことが得られた。姿勢摂動画像を付加したことによる効果と考えられる。

次に表1に登録時からの経年変化が0~38年である画像における照合結果を示す。この場合も姿勢変動同様、提案手法の方が良い結果が得られた。提案手法で特にEERが良いのは、2クラス判別分析を用いたことによりスコアが安定したためと推察される。



図3 摂動画像例

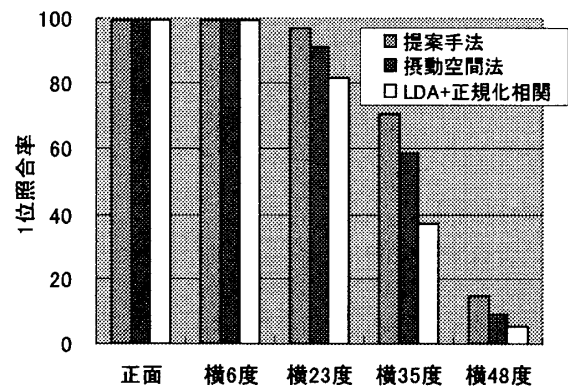


図4 姿勢別1位照合率の比較

表1 経年変化画像に対する1位照合率とEER

	第1位照合率(%)	EER(%)
提案手法	75.0	6.3
摂動空間法	63.4	19.2
LDA+正規化相関	67.3	15.1

5. まとめ

摂動画像を用いた判別分析ベースの顔照合手法を提案した。提案手法の利点は、モデル化可能な変動に対しては摂動画像を用い、モデル化困難な変動に対しては判別分析を用いて、変動要素別に手法を組み合わせている点にある。照合性能については、経年変化画像のEERにおいて従来手法の半分以下になることを確認した。更に照合の際の計算量は線形判別分析と同じであり、100万回の照合で2.56秒と高速に動作することを示した。

参考文献

- [1] A.Inoue, S.Sakamoto and A.Sato, "部分領域マッチングと摂動空間法を用いた顔照合" 画像センシングシンポジウム2003,p 555
- [2] V. Belhumeur, J. Hespanha, and D. Kriegeman, "Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection", *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 19, No. 7, pp. 711-720, July 1997.