

直交相互部分空間法を用いた顔認識

河原 智一 西山 正志 山口 修

(株) 東芝 研究開発センター

〒 212-8582 川崎市幸区小向東芝町 1

{tomokazu.kawahara, masashi.nishiyama, osamu1.yamaguchi} @toshiba.co.jp

あらまし 様々なパターン変動が生じる環境において、顔画像による個人認証を精度よく行うために従来法として制約相互部分空間法が提案されている。制約相互部分空間法では、識別に有効な特徴抽出を行うために制約部分空間と呼ばれる特徴空間へ射影を行う。この特徴抽出により、参照部分空間同士のなす角を広げることによって誤認識率を軽減している。本稿ではこの特徴抽出の考え方をさらに進め、次元の小さな空間への射影ではなく、ベクトル空間内の線型変換によって参照部分空間同士のなす角をより大きく広げる直交相互部分空間法を提案する。さらに実験により識別性能が向上することを確かめた。

Face Recognition by Orthogonal Mutual Subspace Method

Tomokazu KAWAHARA, Masashi NISHIYAMA, Osamu YAMAGUCHI

Corporate Research and Development Center TOSHIBA Corporation

1, Komukai Toshiba-cho, Saiwai-ku, Kawasaki-shi, 212-8582, Japan

{tomokazu.kawahara, masashi.nishiyama, osamu1.yamaguchi} @toshiba.co.jp

Abstract The Constrained Mutual Subspace Method (CMSM) has been proposed for face identification, demonstrating high performance. CMSM can extract effective features for identification by projection to a constraint subspace. This feature extraction creates a larger angle between multiple reference subspaces. In this paper, we propose a new method: Orthogonal Mutual Subspace Method which improves the separation by linear translation instead of projection. We show the effectiveness of this method for face identification through experiments.

1 はじめに

顔画像は、撮影環境、顔向き、表情、髪型、眼鏡や装飾品などの影響により、同一人物の変動が極めて大きく、多様であるため、顔による個人認証を行う際はこれらの変動を考慮する必要がある [1][2]。このように変動が大きく、多様な顔画像を使い、高い精度で個人認証を行うために、従来、制約相互部分空間法 [3][4][5] や、さらにアンサンブル学習を適用した多重制約相互部分空間法 [6] が提案されている。これらの手法を用いることで、実環境でも頑健な個人認証システムが実現できる [7][8]。本稿では制約相互部分空間法で取り入れられた考え方を発展させ

た手法として、直交相互部分空間法を提案する。

制約相互部分空間法では、識別対象から獲得した複数のパターンを主成分分析して生成した入力部分空間と照合を行うカテゴリごとに予め登録した参照部分空間との類似度を比較する。類似度は、部分空間法 [9] を拡張した相互部分空間法 [10] により部分空間同士のなす角から求める。制約相互部分空間法の特徴として、識別に有効な特徴抽出を行うため、相互部分空間法の前処理として、入力部分空間と参照部分空間を制約部分空間と呼ばれる特徴空間へ射影する。制約部分空間へ射影により、各参照部分空間同士のなす角を広げ、識別に有効と考えられるカ

カテゴリ間の差異を強調する。特徴空間への射影による特徴抽出の手法は、主成分分析で求めた固有空間を用いる Eigenfaces [11], 線形判別分析で求めた判別空間を用いる Fisherfaces [12], などが提案され、認証精度向上に有効であることが確認されている。

制約相互部分空間法では、パターンを含むベクトル空間に対して、多くのカテゴリに共通する成分とカテゴリ間の差を強調する成分からなる基底を構成し、カテゴリ間の差を強調する成分から制約部分空間を生成する。制約部分空間へ射影することで、多くのカテゴリに共通する成分を取り除き、カテゴリ間の差異を強調している。一般に、多くのカテゴリに共通する成分が存在するため、制約部分空間の次元は射影前のベクトル空間の次元に比べ小さくなる。つまり、部分空間同士のなす角を大きくするために、元のベクトル空間よりも次元の小さい空間へ射影していたことになる。

この点に着目し、部分空間同士のなす角をより大きく広げることで、カテゴリ間の差異を強調し、認識精度をさらに向上させるため、参照部分空間同士のなす角を広げる特徴抽出を次元の小さい空間への射影ではなく、ベクトル空間内の線形変換で行う手法を提案する。本稿で提案する手法を直交相互部分空間法 (Orthogonal Mutual Subspace Method: OMSM) と名付ける。直交相互部分空間法では、空間内の線形変換で特徴抽出を行うために、各カテゴリの部分空間の集合に対して、偏りをなくし、分布を均一化する白色化変換を施す。制約部分空間よりも次元の大きい空間で特徴抽出を行うため、カテゴリ間の差異がより強調され、従来の制約相互部分空間法に比べ高い識別精度が期待される。

以下、2章で従来法である制約相互部分空間法における特徴抽出法について説明し、3章で提案手法である直交相互部分空間法について述べる。4章で動画データを用いた識別実験で提案手法の有効性を確認する。その結果を踏まえ、5章で考察を行う。

2 制約相互部分空間法における特徴抽出

制約相互部分空間法は複数の入力・参照パターンを用いて識別を行う手法である。認識対象の複数の入力パターンの自己相関行列 [13] に対して主成分分析を行い、入力部分空間を生成する (図 1)。識別

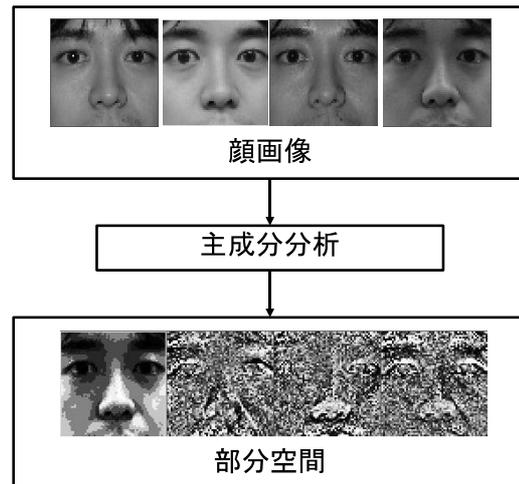


図 1: 部分空間の生成 (顔パターンの場合)

の際に参照する参照パターンについても同様に、参照部分空間を生成する。次に、入力・参照部分空間を制約部分空間へ射影した後、それらの部分空間同士のなす角度から類似度を算出する。

2.1 制約部分空間の生成法

まず、制約部分空間生成の際に使用する学習用部分空間について述べる。同一カテゴリ内のパターン変動を学習するため、各カテゴリ (カテゴリ数: L) ごとに変動を含んだパターンを複数用意し、主成分分析を適用する (図 1)。それぞれのカテゴリについて生成した部分空間を学習用部分空間と呼ぶ。学習用部分空間の固有値が大きい基底ベクトルは、各カテゴリの主要なパターン変動を表していると考えられる。制約部分空間生成の際に使用する学習用部分空間は、認識対象のカテゴリのパターンから生成するのが理想であるが、認識対象とは異なるカテゴリの学習用部分空間から生成することも可能である。

次に、制約部分空間への射影により学習用部分空間同士のなす角が広がるように、制約部分空間の基底ベクトルを求める。これにより、カテゴリ間の差異が強調され、識別に有効な特徴抽出を行うことができる。制約部分空間の生成方法の一つとして、 L 個の学習用部分空間が形成する和空間から一般化差分部分空間を求める手法が提案されている [5]。一般化差分部分空間は、各カテゴリの学習用部分空間へ射影する射影行列を $P_j (j = 1 \dots L)$, その L 個の

平均を \mathbf{P} とし、式 (2) の固有値問題より得られる。

$$\mathbf{P} = \frac{1}{L}(\mathbf{P}_1 + \mathbf{P}_2 + \dots + \mathbf{P}_L) \quad (1)$$

$$\mathbf{P}\mathbf{a} = \lambda\mathbf{a} \quad (2)$$

ただし、カテゴリ毎の学習用部分空間の正規直交基底を $\psi_{jk}(k = 1 \dots N_B)$ とすると、射影行列 \mathbf{P}_j は次のようになる。

$$\mathbf{P}_j = \sum_{k=1}^{N_B} \psi_{jk} \psi_{jk}^T \quad (3)$$

式 (2) について、固有値が大きい固有ベクトルは各カテゴリに共通する成分であると考えられるため、固有値が小さい方から選んだ N_C 本の基底ベクトルで張られる空間が一般化差分部分空間となる。なお、 N_B, N_C は実験的に定める。得られた一般化差分部分空間を制約部分空間として用いている。

3 直交相互部分空間法

本稿で提案する直交相互部分空間法の処理を図 2 の右側に示す。特徴抽出に制約部分空間への射影で

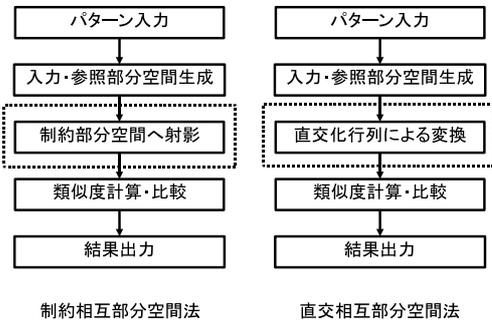


図 2: 従来法 (左) および提案手法 (右) の処理の流れ

はなく、直交化行列による変換を使用する部分が異なる。それ以外は制約相互部分空間法と同じである。

制約相互部分空間法と直交相互部分空間法では、射影や変換などの線形写像によって識別に有効な特徴を取り出すという考え方は同じであるが、射影先の制約部分空間の次元は射影前の空間の次元より小さいのに対し、提案手法は直交化変換後の空間の次元は変換前の空間の次元と同じという点が異なる。

直交化行列は、複数ある部分空間に対して、部分空間同士のなす角を広げるベクトル空間内の線形変換を表す行列である。特徴抽出を制約部分空間より

次元の大きい空間で行うため、制約部分空間へ射影した場合より学習用部分空間同士のなす角を広げることが可能である。特に、全部分空間の基底の集合が 1 次独立なら、直交化行列による変換で、各部分空間同士は直交する (付録 A)。一般には、カテゴリ数と学習用部分空間の次元の積が空間の次元以下なら、学習用部分空間の基底の集合は 1 次独立になる。

3.1 直交化行列の生成

直交化行列は制約部分空間作成に使用した、式 (1) で定義される \mathbf{P} の固有ベクトルだけでなく固有値も使い、その値をすべて 1 にする白色化変換を表現する行列として生成される。生成法を以下に述べる。

学習用部分空間の次元を N_B 、数を L 個、各学習用部分空間へ射影する射影行列を $\mathbf{P}_j (j = 1 \dots L)$ (式 (3))、それらの平均を \mathbf{P} とする (式 (1))。 \mathbf{P} は L 個の学習用部分空間の分布を表現する行列となる。具体的には、式 (4) のように、 \mathbf{P} の固有値 λ は、 \mathbf{P} の固有ベクトルでノルムを 1 に正規化した \mathbf{v} を L 個の学習用部分空間へ射影し、その射影長の 2 乗の平均と一致する。

$$\lambda = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L |\mathbf{P}_i \mathbf{v}|^2 \quad (4)$$

ただし、 $|\cdot|$ はノルムとする。そのため、 L 個の学習用部分空間は \mathbf{P} の固有ベクトル方向に固有値の大きさの広がりを持つと見ることができる。

直交化行列 \mathbf{O} は \mathbf{P} の固有値をすべて 1 にする白色化変換を表す行列として、式 (5) で与えられる。

$$\mathbf{O} = \mathbf{\Lambda}^{-1/2} \mathbf{B}^t \quad (5)$$

ただし、 $\mathbf{\Lambda}^{-1/2}$ は \mathbf{P} の固有値の平方根の逆数を並べた対角行列、 \mathbf{B} は \mathbf{P} の固有ベクトルを並べた行列、右上の t はその転置である。なお、 N_B は実験的に定める。式 (6) により、 \mathbf{O} による変換で、固有値がすべて 1 になることが分かる。ただし、 \mathbf{I} は単位行列とする。

$$\mathbf{O} \mathbf{P} \mathbf{O}^t = \mathbf{\Lambda}^{-1/2} \mathbf{B}^t \mathbf{B} \mathbf{\Lambda} \mathbf{B}^t \mathbf{B} \mathbf{\Lambda}^{-1/2} = \mathbf{I} \quad (6)$$

3.2 直交化行列による特徴抽出

複数のパターンから生成した入力・参照部分空間 (図 1) に対して、部分空間を張る N 本の基底を直

交化行列 O で変換し, 変換後の N 本のベクトルに Gram-Schmidt の直交化を施す. Gram-Schmidt 直交化された N 本のベクトルをそれぞれ直交化行列で変換した入力・参照部分空間の基底とする.

3.3 類似度の計算

直交化行列による変換後の入力部分空間と参照部分空間のなす角から類似度を計算し, 類似度が最大の参照部分空間に対応するカテゴリを入力パターンの属するカテゴリと判定する. また, 類似度がしきい値を下まわる場合は判定せず棄却する. 類似度の計算は次の通りである.

直交化行列による変換後の入力部分空間を P , 参照部分空間を Q とする. P と Q の類似度 s は, 相互部分空間法 [10] により得られる正準角と呼ばれる部分空間同士がなす角 θ から式 (7) で決定される.

$$s = \cos^2 \theta \quad (7)$$

部分空間同士が完全に一致していれば $\theta = 0$ である. $\cos^2 \theta$ は, 以下の行列 X の最大固有値となる.

$$X = (x_{mn}) \quad (m, n = 1 \dots N) \quad (8)$$

$$x_{mn} = \sum_{l=1}^N (\psi_m, \phi_l)(\phi_l, \psi_n) \quad (9)$$

ここで, ψ_m, ϕ_l は部分空間 P, Q の m, l 番目の基底ベクトル, (ψ_m, ϕ_l) は ψ_m と ϕ_l の内積, N は部分空間の基底ベクトルの数を表す.

4 実験

4.1 実験の仕様

認識実験に使用したデータは独自に収集した動画画像である. 50 人の人物について, 異なる 10 種類の照明条件下 (以下, I_1, \dots, I_{10} と呼ぶ) で撮影した. 図 3 に I_1 から I_{10} の照明条件で取得された画像を示す. 各画像から瞳と鼻孔の位置を基準として顔領域のパターンを抽出し, パターンをラスタースキャンによりベクトルに変換する. 前処理を行い, ベクトル長の正規化された 210 次元に変換した. 撮影条件や前処理等の詳細は [6] を参照していただきたい.

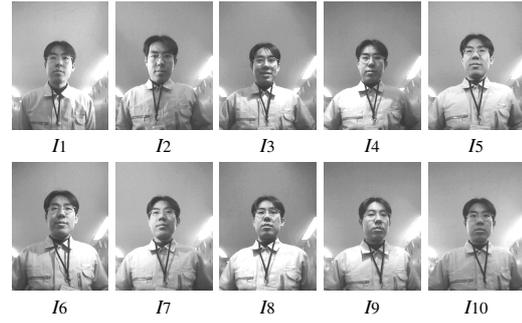


図 3: 各照明条件における撮影画像の例

認識実験は, 50 人を 25 人ずつの 2 グループ (A, B) に分け, グループ A で認識実験を行い, グループ B は特徴抽出の学習のみに使用した. 2 グループに分けた理由は, 識別対象となる人物以外の顔画像から環境変動を学習し, 特徴抽出を行った場合の認識性能も評価するためである. 各グループについて, 各照明環境下で取得された画像列を前半と後半に分け, 前半を参照用, 後半を入力用とし, 実験の試行回数を増やすため, 入力用の画像列をさらに分割し, 1 人の人物に対して試行を複数回の入力とした. 認識実験に使用しないグループ B は参照部分のみを使用した. 以下, 照明環境 I_i で撮影されたグループ A, B の画像列の参照用をそれぞれ A_{I_i}, B_{I_i} , 入力用を A'_{I_i}, B'_{I_i} と呼ぶ.

認識実験は全部で 3 種類行った. 特徴抽出の学習を除き, 3 種類とも A_{I_i} を参照し, $A'_{I_1}, \dots, A'_{I_{10}}$ の入力に対して人物の識別を行った. 結果は, $A_{I_1}, \dots, A_{I_{10}}$ それぞれを参照とした実験結果の平均とした.

特徴抽出の学習に使用した学習用部分空間は, 実験 1 では $A_{I_1}, \dots, A_{I_{10}}$ から, 実験 2 では $B_{I_1}, \dots, B_{I_{10}}$ から, 実験 3 では A_{I_i} のみから生成した. つまり, 学習用部分空間はそれぞれ, 実験 1 では参照する人物の様々な変動, 実験 2 では参照する人物とは異なる人物の様々な変動, 実験 3 では参照する 1 照明条件下での変動のみを含んだものである. これらの学習用部分空間から直交化行列, 制約部分空間を生成した. 以上をまとめたのが表 1 である.

4.2 識別精度の評価基準

識別精度の評価は次の 2 つの基準を用いた. エラー率 (ER:Error Rate):

表 1: 実験の仕様

	参照	入力	学習
実験 1	A_{I_i}	$A'_{I_1}, \dots, A'_{I_{10}}$	$A_{I_1}, \dots, A_{I_{10}}$
実験 2	A_{I_i}	$A'_{I_1}, \dots, A'_{I_{10}}$	$B_{I_1}, \dots, B_{I_{10}}$
実験 3	A_{I_i}	$A'_{I_1}, \dots, A'_{I_{10}}$	A_{I_i}

本人類似度よりも他人類似度の方が高くなる割合。本人類似度は入力部分空間と参照部分空間に対応する人物が同じ場合に算出された類似度, 他人類似度は異なる場合に算出された類似度である。

等価エラー率 (EER:Equal Error Rate):

FAR(他人受理誤り率) と FRR(本人排除誤り率) が等しい時の割合。FAR は以下の式で求まる。

$$FAR = \frac{\text{他人類似度がしきい値以上の試行数}}{\text{全試行数} - \text{本人の試行数}}$$

登録数は参照部分空間の個数を表す。一方, FRR は以下の式で求まる。

$$FRR = \frac{\text{本人類似度がしきい値以下の試行数}}{\text{本人の試行数}}$$

顔認識システムの場合, 登録されていない未知の人物に対応する必要がある。EER が低いとそのシステムは信頼性が高いといえる。

4.3 実験 1(参照する人物の様々な変動を学習)

比較のために使用した認識手法は, 提案手法の直交相互部分空間法 (OMSM) の他, 相互部分空間法 (MSM)[10], 制約相互部分空間法 (CMSM)[3] である。MSM では入力・参照部分空間に対して, 図 2 の破線で示した特徴抽出が行われない。3 手法とも入力, 参照部分空間の次元数を 7 とした。CMSM では, 各人物に対して $N_B = 30$ 次元の学習用部分空間を用い, $N_C = 180$ 次元の制約部分空間を生成した。OMSM においても, 各人物に対して $N_B = 30$ 次元の学習用部分空間から直交化行列を生成した。実験結果は表 2 の通りである。

ER, EER 共に, MSM に比べて, 特徴抽出を行う CMSM, OMSM で認識性能の向上がみられる。認識する人物の様々な照明条件で撮影された画像を学習した特徴抽出に効果があることを示している。この実験のように学習用部分空間の生成に用いたパ

表 2: 実験 1 の結果

	ER(%)	EER(%)
MSM	4.49	5.48
CMSM	4.33	3.31
OMSM	1.06	1.54

ターンが参照部分空間に用いたパターンを含んでいる場合, OMSM が CMSM より ER, EER 共に良い結果であり, OMSM の学習用部分空間同士のなす角を広げる効果が CMSM よりもよいことがわかる。

4.4 実験 2(参照する人物とは異なる人物の様々な変動を学習)

次に, 特徴抽出の学習を参照する人物とは異なるグループ B で行い, 認識実験を行った。パラメータについては実験 1 と同様である。なお, 特徴抽出のための射影や線形変換を行わないため MSM の結果は実験 1 と同じである。実験結果は表 3 の通り。

表 3: 実験 2 の結果

	ER(%)	EER(%)
OSM	3.13	2.64
MSM	4.49	5.48
CMSM	4.32	3.56

実験 2 についても, MSM と比べ ER, EER 共に, 特徴抽出を行う CMSM および OMSM の認識性能の向上がみられた。さらに両手法とも実験 1 に比べ認識性能の劣化があまりみられなかった。これは, 様々な照明条件で撮影された顔画像パターンの場合, 参照する人物から生成した学習用部分空間の分布と参照する人物とは異なる人物から生成した学習用部分空間の分布が似ており, そのため, 式 (1) で与えられる射影行列の平均 P の固有値同士の値が近く, 固有ベクトル同士も近くなり, 生成される直交化行列が非常に似た変換となるためと考えられる。実験 2 においても, CMSM より OMSM で ER, EER 共に良い結果が得られたのは, 上記の理由と実験 1 の理由を合わせた結果, OMSM の参照部分空間同士のなす角を広げる効果が CMSM より強いためと考えられる。

4.5 実験3(1つの照明環境だけから学習)

参照部分空間のみから特徴抽出に使用する制約部分空間および直交化行列を学習し、認識実験を行った。パラメータについては実験1, 2と同様である。実験結果は表4の通りである。

表 4: 実験3の結果

	ER(%)	EER(%)
MSM	4.49	5.48
CMSM	8.68	5.35
OMSM	2.98	2.59

提案手法の OMSM は、MSM と比べ EER, ER 双方で改善が見られた。一方、CMSM は MSM と比べ、EER がやや改善されるものの、ER は悪化している。この理由として、特徴抽出を参照パターンに特化したことにより、異なる照明環境の顔パターンに対する性能低下を起こしたと考えられる。OMSM については、同様に照明環境に特化した特徴抽出による低下があるものの、参照部分空間同士のなす角を広げる効果のために結果が改善していると考えられる。これを確認するために、実験3において、各手法で用いたすべての参照部分空間同士の類似度を計算し平均したものが表5である。類似度は式(7)で与えられるため、小さいほどなす角は広くなり、0の時に部分空間同士は直交する。目安として、「 $\cos^2 \theta = \text{平均類似度}$ 」となる θ も表示する。表5

表 5: 参照部分空間同士の類似度平均

	平均類似度	角度 $\theta(^{\circ})$
MSM	0.705	32.9
CMSM	0.276	58.3
OMSM	0.183	64.7

から、制約部分空間への射影、直交化行列による変換で、参照部分空間同士のなす角が広がり、提案手法の方がその効果が大きいことが分かる。

5 考察

5.1 直交部分空間法との関係

提案手法である直交相互部分空間法 (OMSM) と直交部分空間法 (OSM)(付録 B) との違いについて述べる。両手法とも、認識に部分空間を使用し、白色化変換を使い部分空間同士を可能な限り直交させる点は共通するが、OSM が白色化をパターンの全分布 (付録 B の式 (14)A) に対して行うのに対し、提案手法である OMSM は部分空間の基底ベクトルのなす射影行列の平均 (式 (1)P) に対して行うという点が異なる。これは、CMSM においても同様の方法が採用されており、パターンの全分布を利用した場合には、認識精度が低下する。

表 6: 実験1の結果 (2種類の直交化行列)

	ER(%)	EER(%)
OMSM(パターンの全分布)	33.26	14.56
OMSM(部分空間の集合)	1.06	1.54

上記の2つの白色化変換の認識における違いを比べるため、 $A_{I_1}, \dots, A_{I_{10}}$ のパターンの分布を白色化する行列を直交化行列と置き換えた特徴抽出による直交相互部分空間法による実験1を行った結果を表6に示す。ER, EER 共に、部分空間の集合の白色化変換を表す行列である直交化行列による特徴抽出の方が、パターンの分布を白色化変換する行列による特徴抽出よりも良い結果が得られた。

これは、パターンの全分布から自己相関行列を生成した場合、各カテゴリの自己相関行列の固有値の高い成分をその固有値に応じて強調するため、式(1)のように各カテゴリの自己相関行列の固有値の大きな成分を均等に扱う場合に比べ、変動に弱くなると考えられる。これらの点については、統計的な立場から検証する必要があり、今後の課題とする。

5.2 認識対象人数と次元数の関係

提案手法では、パターンを含むベクトル空間の次元を D 、認識するカテゴリ数を N 、使用する学習用部分空間の次元を d としたとき、一般に、式(10)を満たすならば学習用部分空間同士を直交させること

ができる (付録 A).

$$d \times N \leq D \quad (10)$$

4章の実験では, $D = 210$, $d = 30$ であったが, 式 (10) を満たす人数の上限を計算すると

$$N = \frac{D}{d} = \frac{210}{30} = 7 \quad (11)$$

となり, これより多い人数で認識する際は, 学習用部分空間同士の直交化は不可能である. しかし, 表 5 を見ると, 式 (10) の条件を満たさない場合でも, 直交化変換によって参照部分空間同士のなす角は広がっている.

さらに人数が多い場合も同様の効果があるがその効果は弱まり, 人数が少ない場合に比べ認識性能が低下すると考えられる. この問題に対応するためには, 人数と学習用部分空間同士のなす角, および認識性能の関係を解明し, 本手法の人数の限界を見積もるための理論式等を構築する必要がある.

6 おわりに

本稿では, 制約相互部分空間法の考え方を発展させた直交相互部分空間法を提案した. 提案手法では, 射影ではなく線型変換により学習用部分空間同士のなす角を広げるため, 従来法より人物間の差異を強調できる. また実験により提案手法の認識性能および参照部分空間同士のなす角が従来法より広くなることを確かめた.

今後の課題として, 直交部分空間法の特徴抽出と提案手法である直交相互部分空間法の特徴抽出を統計的な立場から検討する. また, ベクトル空間の次元に対して人数が多くなった場合に学習用部分空間同士のなす角を広げる効果が弱まると予想されるため, 部分空間同士のなす角が広がるメカニズムを詳細に解析することで, この問題に対応することを検討する.

参考文献

- [1] 赤松 茂, “コンピュータによる顔の認識 – サーベイ –,” 信学論 D-II Vol. J80-D-II, No. 8, pp. 2031-2046, 1997
- [2] 岩井 儀雄, 勞世紅, 山口 修, 平山高嗣 “画像処理による顔検出と顔認識,” 情処研報 CVIM-149, pp. 343-368(2005)
- [3] 福井 和広, 山口 修, 鈴木 薫, 前田 賢一, “制約相互部分空間法を用いた環境変動にロバストな顔画像認識 – 照明変動の影響を抑える制約相互部分空間の学習 –,” 信学論 D-II Vol. J82-D-II, No. 4, pp. 613-620, 1999
- [4] K. Fukui and O. Yamaguchi, “Face Recognition Using Multi-viewpoint Patterns for Robot Vision,” 11th International Symposium of Robotics Research, pp. 192-201, 2003
- [5] 福井 和広, 山口 修, “一般化差分部分空間に基づく制約相互部分空間法,” 信学論 D-II Vol. J87-D-II, No. 8, pp. 1622-1631, 2004
- [6] 西山 正志, 山口 修, 福井 和広, “多重制約相互部分空間法を用いた顔画像認識,” 信学論 D-II Vol. J88-D-II, No. 8, pp. 1339-1348, 2005
- [7] 佐藤 俊雄, 助川 寛, 横井 謙太郎, 土橋 浩慶, 緒方 淳, 岡崎 彰夫, “立ち位置変動を考慮した顔照合セキュリティシステム「FacePass」の開発,” 映像情報メディア学会誌 Vol. 56, No.7, pp.1111-1117, 2002
- [8] 小坂谷 達夫, 山口 修, 福井 和広, “制約相互部分空間法を用いた顔認識システムの開発と評価,” 情報処理学会論文誌 Vol. 45, No.3, pp.951-959, 2004
- [9] S. Watanabe and N. Pakvasa, “Subspace method of pattern recognition,” Proc. 1st Int. J. Conf. on Pattern Recognition, 1973
- [10] 前田 賢一, 渡辺 貞一, “局所的構造を導入したパターンマッチング法,” 信学論 D Vol. J68-D, No.3, pp.345-352, 1985
- [11] M. Turk and A. Pentland, “Face recognition using eigenfaces,” IEEE Proc. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.586-591, 1991.
- [12] P.N. Belhumeur, J.P. Hespanha and D.J. Kriegman, “Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear

Projection,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.19, no.7, pp.711-720, 1997.

- [13] 石井 健一郎, 上田 修功, 前田 英作, 村瀬 洋, “わかりやすいパターン認識,” オーム社, 1998.
- [14] E. Oja, “Subspace Methods of Pattern Recognition,” Research Studies Press, 1983.

付録 A 直交化行列の変換による部分空間の直交化

一般に, カテゴリ数と学習用部分空間の次元の積が空間の次元以下の時, 全部分空間の基底の集合は 1 次独立になる. この時, 直交化行列による変換で学習用部分空間が互いに直交することを証明する.

まず, 補題を証明する前に記号の定義を行う. V を N 次元ベクトル空間, u_1, \dots, u_n を V の n 個のベクトル, U を u_1, \dots, u_n を並べた $N \times n$ 行列, $\Lambda, \Lambda^{-1/2}, B$ をそれぞれ UU^t の固有値を対角に並べた行列, 0 でない固有値の平方根の逆数を対角に並べた行列, 固有ベクトルを並べた行列とすると, $W = \Lambda^{-1/2}B^t$ は u_1, \dots, u_n から生成した直交化行列になる. $u'_i = Wu$ ($i = 1, \dots, n$) とする.

補題 u_1, \dots, u_n が 1 次独立のとき, u'_1, \dots, u'_n は正規直交系になる.

証明 $U' = WU$ とすると, U' は u'_1, \dots, u'_n を並べた行列となる. I_n を $n \times n$ の単位行列とすると, $U'^t U' = I_n$ を示せばよい.

$U'^t U'$ は対称行列なので, 固有ベクトルは直交し, 固有値は式 (12) から $U'U'^t$ と一致する. ただし, $U'U'^t$ の固有ベクトルを v , 固有値を λ とする.

$$\begin{aligned} (U'^t U')(U'^t v) &= U'^t (U'U'^t)v \\ &= U'^t \lambda v = \lambda (U'^t v) \end{aligned} \quad (12)$$

$U'U'^t$ の固有値は, u_1, \dots, u_n が 1 次独立なので, 式 (13) から 1 が n 個で残りが 0 である. ただし, I'_n 対角成分の n 個が 1, 残りが 0 の行列である.

$$\begin{aligned} U'U'^t &= WUU^t W^t \\ &= \Lambda^{-1/2} B^t B \Lambda B^t B \Lambda^{-1/2} = I'_n \end{aligned} \quad (13)$$

これらの事実を合わせると, $U'^t U'$ は $n \times n$ 行列で, 固有値がすべて 1, 固有ベクトルが互いに直交している. よって, $U'^t U' = I_n$ が分かる. (証明終)

この補題を全学習用部分空間の基底の集合に対して適用することで, カテゴリ数と学習用部分空間の次元の積が元の空間の次元以下ならば提案手法により学習用部分空間同士を互いに直交になる.

付録 B 直交部分空間法

直交部分空間法 [14] では, 全人物の全パターンの自己相関行列の固有値をすべて 1 にする白色化変換を施した後に, 各人物の自己相関行列の固有値の大きい固有ベクトルから自分以外の部分空間とはできるだけ直交する部分空間を生成する. 直交化のやり方は次の通りである. 各人物のパターン数を n_i , 自己相関行列を A_i ($i = 1 \dots L$), 全人物の全パターン数を n , その自己相関行列を A とすると次の式が成り立つ.

$$A = \sum_{i=1}^L \frac{n_i}{n} A_i \quad (14)$$

A の白色化変換の行列を W とすると A の固有値・固有ベクトルから次のように与えられる.

$$W = \Lambda_0^{-1/2} B_0^t \quad (15)$$

ただし, $\Lambda_0^{-1/2}$ は A の固有値の平方根の逆数を対角線に並べた行列, B_0 は A の固有ベクトルを並べた行列とする. 白色化変換後の人物毎の自己相関行列 $WA_i W^t$ ($i = 1 \dots L$) に対して, 式 (14) から

$$I = WAW^t = \sum_{j=1}^L \frac{n_j}{n} WA_j W^t \quad (16)$$

が成り立つ. ただし, I を単位行列とする. 式 (16) から, 各人物の自己相関行列 $WA_i W^t$ ($i = 1 \dots L$) とその人物以外の自己相関行列の和は同じ固有ベクトルを持ち, その固有値の和が 1 となる. そのため, $WA_i W^t$ ($i = 1 \dots L$) の固有値の大きい固有ベクトルではその人物以外の自己相関行列 $WA_j W^t$ ($j \neq i$) の固有ベクトルすべてとの相関がほぼないことが分かる. 特に固有値が 1 の場合, 他の人物の固有ベクトルすべてと直交する.