

部分空間法の理論拡張と物体認識への応用

福井和広[†] 山口修^{††}

本論文では部分空間法から相互部分空間法、制約相互部分空間法、さらにはその非線形化に至る一連の理論拡張と、これにより実現される3次元物体認識に対する新しいアプローチについて述べる。一般に物体の見え方パターンの分布は特徴空間において局所的に分布するため、特徴空間内の低次元の部分空間で表現できる。ここで見え方パターン分布がその物体の3次元形状を反映していることを考えると、いったん、見え方パターン分布から部分空間を生成できれば、3次元物体認識は部分空間どうしの構造的な類似性を測る問題へと変換される。したがって、2つの部分空間のなす正準角に基づいて識別する一連の部分空間法ベースの認識法は、3次元物体認識との適合性がきわめて高いといえる。さらに、より高い識別性能を実現するためには、2つの物体形状の差異が現れる画像特徴を認識において選択的に用いることが有効である。これは制約相互部分空間法と呼ばれる枠組みにおいて、部分空間の差異を表す一般化差分部分空間を導入し、比較すべき部分空間の一般化差分部分空間への射影に対して正準角を測ることで実現できる。本アプローチの有効性は顔画像認識の実験結果により示す。

A Theoretical Extension of the Subspace Method and Its Application for 3D Object Recognition

KAZUHIRO FUKUI[†] and OSAMU YAMAGUCHI^{††}

This paper describes a theoretical extension of the Subspace Method to the Constraint Mutual Subspace Method, and the nonlinear kernel Constraint Mutual Subspace Method. The extension can enable us to realize a new approach in a framework of appearance-based 3D object recognition. Our approach recognizes each object based on the similarity between the distributions of input appearance patterns and reference appearance patterns. The distribution of appearance patterns of each object is represented by a low-dimensional linear subspace. Then, the similarity between two subspaces is measured using the multiple canonical angles between them. Using these, our approach can easily measure the similarity between two distributions. The validity of our approach is demonstrated through fundamental experimental results of face recognition.

1. はじめに

本論文では部分空間法から相互部分空間法、そして制約相互部分空間法への理論拡張により、3次元物体認識に対する新しいアプローチを実現する。従来の3次元物体認識は、特徴点の幾何学的な関係に基づく方法と、物体の見え方に基づく方法に大別できる。

前者はステレオ視覚や、Shape from Motion に代表されるように、画像特徴点の2次元座標から3次元形状を求め、これをモデルと照合することで、物体認

識を行う。モデル推定に十分な特徴点が検出できれば後者に比べて精度的に優れているが、対象物や認識環境によっては必要な特徴点が求まらない場合が多い。

一方、後者は、“Appearance-based” などとも呼ばれているが、本質はパターン認識そのものである⁵⁾。様々な視点や照明条件における物体の見え方を画像パターンとしてあらかじめ記憶しておき、未知パターンとこれを照合することで3次元物体認識を行う。画像パターンを直接対象にするために、照明変動や物体の姿勢変化などに対処しなければならないが、前者に比べて簡潔なアルゴリズムで実現できるため、実環境において有効な物体認識法となっている。

Appearance-based の認識法では、これまでに提案されている様々なパターン認識アルゴリズムが適用可能である。なかでも文字認識などで有効性が示されている部分空間法¹⁾は3次元物体認識との適合性がきわ

[†] 筑波大学大学院システム情報工学研究科

Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba

^{††} 株式会社東芝研究開発センター

Research and Development Center, TOSHIBA Corporation

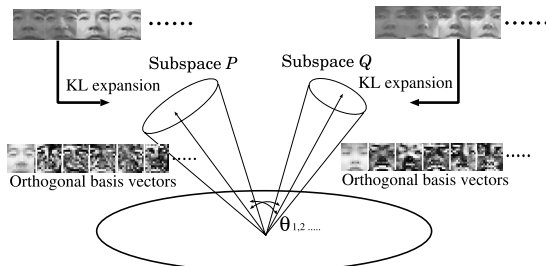


図 1 部分空間の構造的な類似度

Fig. 1 Similarity between two subspaces.

めて高い。これは以下の理由による。一般に物体の見え方パターン分布は特徴空間に比べてはるかに低い次元の線形部分空間で表現できる。ここで、ある物体の 3 次元形状はその見え方パターン分布に反映されていることを考えると、3 次元物体認識は比較すべき物体に付随する部分空間どうしの構造的な類似度を測る幾何学的な問題に変換される。この点、入力ベクトルと学習パターンから KL 展開などにより生成された辞書部分空間のなす角度²⁾、あるいは入力ベクトルの辞書部分空間への射影長¹⁾に基づいて識別を行う部分空間法^{1), 2)}は、3 次元物体認識との適合性が高い。部分空間法は特徴抽出と識別を同時に行う優れた認識法であり、渡辺と飯島によりほぼ同時に提案されてから 30 年近くが経った現在でも、カーネル関数を用いた非線形化などの理論拡張が精力的に行われている^{23)~28)}。

部分空間法により 3 次元形状に基づく物体認識は実現できるが、部分空間法ではベクトルを入力としているので、十分に 3 次元形状を反映した認識を行っているとはいえない。そこで、図 1 に示すように入力側も部分空間として、入力部分空間 P と辞書部分空間 Q のなす角度 θ に基づいて 3 次元物体認識を行うという発想が出てくる。2 つの部分空間のなす角度は統計分野において正準角 (canonical angle) として古くから知られており、2 つの部分空間の幾何学的な関係はこれら複数の正準角により完全に規定される¹¹⁾。

複数の正準角を用いることで、部分空間法に比べて 3 次元形状をより反映した 3 次元物体認識が実現できる。しかしながら、識別の観点から見るとこの枠組みだけでは不十分である。これは部分空間法ベース全般にいえることだが、あるカテゴリ部分空間が他のカテゴリ部分空間との関係を考慮されずに生成されている

ためである。本来、高い認識性能を実現するためには、すべての対象物に共通する 3 次元形状に起因する画像特徴はできるだけ抑制し、各 3 次元形状の差異が顕著に現れる画像特徴を選択的に用いることが有効である。これは文字認識において、“犬”と“大”を識別するためには、点の有無を調べるのが有効であることから理解できる。文字認識では両者の差分ベクトルが有効であるが²²⁾、部分空間に対しては、2 つの部分空間の差異を表す差分部分空間が有効である。さらに差分部分空間の拡張である一般化差分部分空間は複数部分空間の差異を表す。この一般化差分部分空間へ比較すべき部分空間を射影し、射影された部分空間どうしの正準角に基づいて識別する方法が制約相互部分空間法である。この方法により各物体の 3 次元形状の差異が顕著に現れる画像特徴を選択的に用いた物体認識を実現できる。

以下では、2 章において、見え方パターン分布の部分空間による表現を概説したうえで、部分空間法および相互部分空間法に基づく認識について述べる。3 章では制約相互部分空間法による認識を述べ、4 章においてこれを非線形化する。5 章では部分空間法に対する機能拡張について整理する。6 章では具体的な応用例として顔画像認識を取り上げ、有効性を示す。7 章はまとめである。

2. 部分空間表現に基づく物体認識

2.1 見え方パターン分布の部分空間表現

まず、物体と視点の相対位置が固定され、点光源の位置のみが変化する場合を考える。完全拡散反射面、凸形状、影を含まないと仮定すると、任意照明条件における物体の見え方パターン分布は特徴空間において 3 次元部分空間 (照明部分空間と呼ばれる) を構成する⁶⁾、この条件はかなり理想的であるが、これを緩めて影 (attached shadow) がある場合でも、低次元の部分空間で近似できることが球面調和関数を用いて理論的に示されている⁷⁾。これらの部分空間は物体表面の法線ベクトル、つまり 3 次元形状を反映しているので、これらの部分空間の構造的な類似性を測ることで、3 次元形状を反映した物体認識が実現できることが理解される。

次に、視点と光源の相対位置が固定され、物体が運動する場合を考える。この場合でも、フレーム間で特徴点の正確な対応付けができれば、これにより物体の姿勢や大きさを 3 次元的に正規化した後に、同様の部分空間を生成することができる⁸⁾。しかし、一般的に十分な数の特徴点抽出、およびその対応付けは難しい

$n \times n$ ピクセルの画像パターンを $n \times n$ 次元特徴空間のベクトルデータとして扱う。たとえば 15×15 ピクセルの画像パターンは 225 次元特徴空間のベクトルデータとなる。

principal angle とも呼ばれる。

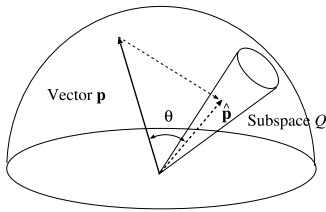


図 2 部分空間法の概念図

Fig. 2 Conceptual diagram of subspace method.

ために、顔画像認識などでは 3 次元的な正規化に代えて、目鼻などの特徴点を基準にした 2 次元アフィン変換による正規化が適用される場合が多い。物体の姿勢変動や動きが小さい場合には、このような 2 次元的な正規化でも、パターン分布を他のカテゴリと重なりなく、低次元の線形部分空間で表現できる。

しかし、対象物の数が多い場合、あるいは物体の姿勢変動や動きが大きい場合には、これを実現することは難しくなる。また物体と視点の相対位置が固定されている場合でも、完全拡散反射、凸形状等の仮定が成立しない状況では、上記の線形部分空間による表現は難しい。このような場合には、カーネル非線形主成分分析²¹⁾を適用して、見え方パターンを非線形部分空間で表現することが有効である。非線形部分空間を用いた制約相互部分空間法の非線形化は 4 章で述べる。

2.2 部分空間法から相互部分空間法への拡張

部分空間法 (Subspace Method)¹⁾ は図 2 に示すように、入力ベクトル \mathbf{p} のあるカテゴリのパターン分布を表す N 次元の部分空間 Q (辞書部分空間) への射影長 $\|\hat{\mathbf{p}}\|$ 、あるいは両者のなす角度に基づいて識別を行う。本論文では角度に基づいて以下の類似度を定義する。

$$\cos^2\theta = \frac{\sum_{i=1}^N (\mathbf{p} \cdot \Psi_i)^2}{\|\mathbf{p}\|^2} \quad (1)$$

ここで、 $(\mathbf{p} \cdot \Psi_i)$ は入力ベクトル \mathbf{p} と辞書部分空間 Q の第 i 正規直交基底ベクトル Ψ_i との内積、 $\|\mathbf{p}\|$ はベクトル \mathbf{p} のノルムを表している。基底ベクトル Ψ_i はカテゴリ Q に属する学習パターン $\mathbf{x}_j (j = 1, \dots, m)$ に対して KL 展開を適用することで得られる。具体的には m 個の学習パターンから計算される自己相関行列 $\mathbf{R} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \mathbf{x}_j \mathbf{x}_j^T$ の固有ベクトルで固有値が大きい方からとった N 個が基底ベクトルとなる。

辞書部分空間の次元数は予備実験、あるいは行列 \mathbf{R} の固有値から計算される寄与率に基づいて決める^{1),3)}。識別時には入力ベクトルとカテゴリごとに用意された辞書部分空間との類似度を求め、類似度が最も高く、

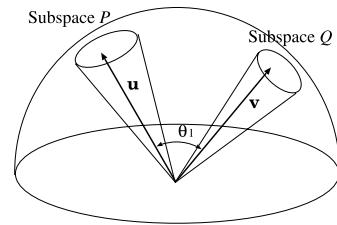


図 3 相互部分空間法の概念図

Fig. 3 Conceptual diagram of mutual subspace method.

しきい値以上の部分空間に相当するカテゴリを該当カテゴリと判定する。

相互部分空間法 (Mutual Subspace Method (MSM))⁹⁾ は部分空間法の自然な拡張であり、図 3 に示すように入力もベクトルから部分空間に置き換えた方法である。入力部分空間 P と辞書部分空間 Q のなす最小角度 θ_1 に基づいて識別を行う。本論文では以下の $\cos^2\theta_1$ を類似度とする。

$$\cos^2\theta_1 = \max_{\substack{\mathbf{u} \in P, \mathbf{v} \in Q \\ \|\mathbf{u}\| \neq 0, \|\mathbf{v}\| \neq 0}} \frac{(\mathbf{u} \cdot \mathbf{v})^2}{\|\mathbf{u}\|^2 \|\mathbf{v}\|^2} \quad (2)$$

2.3 相互部分空間法の一般化

2 つの部分空間のなす角度である正準角を用いて相互部分空間法を一般化する。 M 次元部分空間 P と N 次元部分空間 Q (便宜上、 $M \geq N$ と仮定) の間には N 個の正準角が定義できる¹¹⁾。第 1 正準角 θ_1 は相互部分空間法が利用している最小角である。第 2 正準角 θ_2 は最小正準角 θ_1 に直交する方向において測った最小角、第 3 正準角 θ_3 は第 2 正準角 θ_2 に直交する方向で測った最小角である。以下同様に N 個の正準角が順次求まる。これを式で書くと次のようになる。

$$\cos^2\theta_i = \max_{\substack{\mathbf{u}_i \perp \mathbf{u}_j (j=1, \dots, i-1) \\ \mathbf{v}_i \perp \mathbf{v}_j (j=1, \dots, i-1)}} \frac{(\mathbf{u}_i \cdot \mathbf{v}_i)^2}{\|\mathbf{u}_i\|^2 \|\mathbf{v}_i\|^2} \quad (3)$$

ここで $\mathbf{u}_i \in P, \mathbf{v}_i \in Q, \|\mathbf{u}_i\| \neq 0, \|\mathbf{v}_i\| \neq 0$ である。

多次元空間における正準角の図示は不可能であるが、3 次元空間における正準角は図示できる。たとえば図 4 に示すように、2 つの 1 次元部分空間 (ベクトル) のなす正準角は単純に両者のなす角度となる。また 2 つの 2 次元部分空間に対しては図 5 に示す 2 つの正準角 θ_1 と θ_2 が定まる。ただし、この場合には 2 つの部分空間が共通部分空間を持つために最小正準角 θ_1 は 0 度となっている。

2.4 正準角の計算

正準角 θ の計算が、各部分空間の正規直交基底ベクトルから求まる行列の特異値問題 (あるいは固有値問

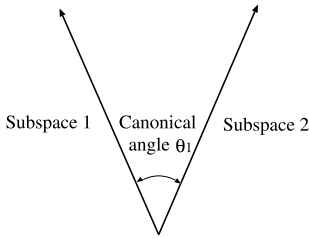


図 4 1次元部分空間のなす正準角

Fig. 4 Canonical angle between one-dimensional subspaces.

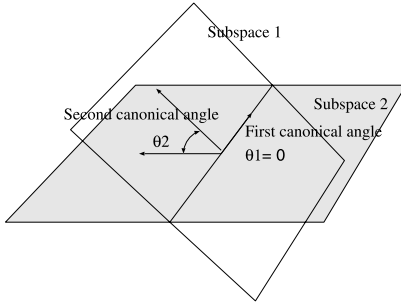


図 5 2次元部分空間のなす正準角

Fig. 5 Canonical angles between two-dimensional subspaces.

題)に帰着されることは、統計学では古くから知られていた¹¹⁾。

相互部分空間法においても導出過程は異なるが、上記と同じ固有値問題が導出されている。M次元部分空間 P と N次元 Q に対する射影行列を P, Q とすると、最小正準角 θ_1 に対する余弦の二乗 $\cos^2\theta_1$ は射影行列の積 QPQ あるいは PQP の最大固有値となることが示されている⁹⁾。ここで射影行列は部分空間 P と Q の第 i 正規直交基底ベクトル Φ_i と Ψ_i から次式により求める。

$$P = \sum_{i=1}^M \Phi_i \Phi_i^T \tag{4}$$

$$Q = \sum_{i=1}^N \Psi_i \Psi_i^T \tag{5}$$

さらに QPQ あるいは PQP の固有値問題は、以下の小さい行列 S の固有値問題に変換される。

$$Sa = \lambda a \tag{6}$$

$$S = (S_{ij}), (i, j = 1, \dots, N) \tag{7}$$

多変量解析の正準相関分析や等均質理論において相関係数を求める過程で本質的に同じ固有値問題が導出されている¹⁰⁾。特に正準相関分析におけるデータを各部分空間を張る正規基底ベクトルとする特別な場合が相互部分空間法と見なせる。

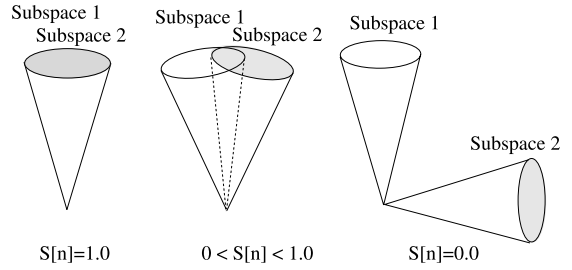


図 6 部分空間の構造的な類似度

Fig. 6 Structural similarity between two subspaces.

$$S_{ij} = \sum_{k=1}^M (\Psi_i \cdot \Phi_k)(\Phi_k \cdot \Psi_j)$$

最終的に、行列 S の第 i 番目に大きい固有値 λ_i が第 i 正準角 θ_i に対する $\cos^2\theta_i$ となる。

2.5 部分空間の構造的な類似度

2つの部分空間の構造的な類似性を測る尺度として、第 n 正準角まで考慮した類似度 $S[n](n \geq 1)$ を次のように定義する。

$$S[n] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos^2\theta_i \tag{8}$$

類似度 $S[n]$ は図 6 に示すように、2つの部分空間が完全に一致するときに最大値 1.0 となり、両者が離れるにつれて次第に低下してゆき、両者が完全に直交するときに最小値 0.0 となる。

類似度 $S[n]$ が有効となるのは、比較する 2つの分布が多様なデータを含んでいる場合である。たとえば、カメラを移動させることで複数視点からの見え方パターンを獲得できる場合^{15),18)}、複数カメラで異なる視点からのパターンを一挙に獲得できる場合¹⁷⁾などはこの条件を満足する。逆に単一カメラで対象物の動きが小さい場合には、パターン分布はきわめて小さい次元に縮退するために、類似度 $S[n](n > 1)$ は有効ではなく、むしろ識別性能の劣化を引き起こす可能性があるので適用には注意が必要である。

3. 制約相互部分空間法による認識

3.1 制約相互部分空間法のアルゴリズム

複数の正準角を用いた相互部分空間法は、3次元物体認識に対する有効なアプローチとなっているが、1章で述べたように識別性能に関しては最良とはいえない³⁾。相互部分空間法はカテゴリ内変動のように本来

正準角の分布は 3次元形状に関する重要な情報が含まれており、さらに議論が必要である。

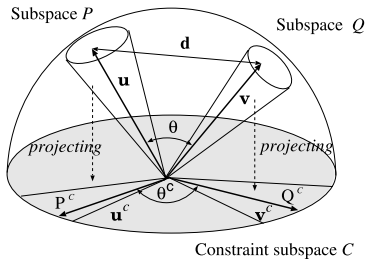


図 7 制約相互部分空間法の概念図

Fig. 7 Conceptual diagram of constrained mutual subspace method.

は識別に貢献しない成分を抑制する機構がなく、このような不要な成分まで含めた識別を行うことで誤識別を引き起こす。これは正準角 θ をなす 2 つのベクトル $u \in P$ と $v \in Q$ の差分ベクトル $d (\|u\| = \|v\| \neq 0)$ に、識別に不要な変動が含まれることを意味する。たとえば、同じ人物の異なる照明条件で生成された 2 つの部分空間を考えた場合、両者の差分ベクトルには照明変動が含まれる。このために本来は小さいはずの正準角が大きくなり、他人と誤認識されてしまう。

このような誤認識を避け、高い識別性能を実現するためには、同一カテゴリ内の変動をできるだけ抑制し、逆に識別に有効なカテゴリ間の差異を選択的に抽出し、これらを用いて識別することが要求される。このような識別を実現するために、制約相互部分空間法 (Constrained Mutual Subspace Method ; CMSM)¹²⁾ が提案された。制約相互部分空間法は、図 7 に示すように、識別に有効な成分からなる特徴空間への射影を、相互部分空間法に付加した方法であり、入力部分空間 P と辞書部分空間 Q の特徴空間への射影 P^c と Q^c に対して正準角を測る。ここで特徴空間という制約された空間において正準角を測るという意味で、この特徴空間を制約部分空間 C と呼ぶ。 P^c と Q^c のなす正準角 θ^c は式 (3) に対応して以下のように定義できる。

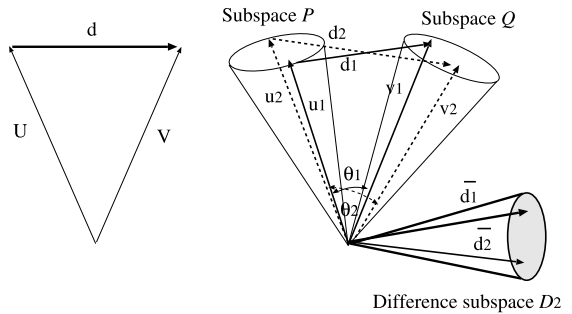
$$\cos^2 \theta_i^c = \max_{\substack{u_i^c \perp u_j^c (j=1, \dots, i-1) \\ v_i^c \perp v_j^c (j=1, \dots, i-1)}} \frac{(u_i^c \cdot v_i^c)^2}{\|u_i^c\|^2 \|v_i^c\|^2} \quad (9)$$

ここで $u_i^c \in P^c$, $v_i^c \in Q^c$, $\|u_i^c\| \neq 0$, $\|v_i^c\| \neq 0$ である。

3.2 制約部分空間の生成

制約部分空間は識別に有効な成分からなる特徴空間の総称であり、問題に応じて具体的な制約部分空間を生成する必要がある^{12),13)}。生成法としてはいくつか

角度基準の識別において、この要請はカテゴリ部分空間どうしをできるだけ直交化させる特徴を抽出し、これを用いて識別することに相当する。



(a) one-dimension (b) multi-dimension

図 8 差分部分空間の概念図：(a) 2 つのベクトルに対する差分ベクトル、(b) 多次元における差分部分空間

Fig. 8 Conceptual diagram of difference subspace.

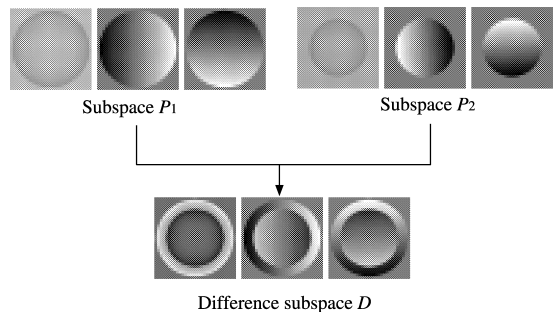


図 9 径の異なる 2 つの半球の照明部分空間に対する差分部分空間
Fig. 9 Difference subspace between illumination subspaces of two objects.

考えられるが、以下では、2 つの部分空間の差異を表す差分部分空間なる概念を導入し、これを複数の部分空間に対して一般化した空間を制約部分空間とする方法^{12),14)} について述べる。

3.2.1 差分部分空間の定義

M 次元部分空間 P と N 次元部分空間 Q に対する差分部分空間 D_2 を、 P と Q の正準角を形成する 2 つのベクトル u と v の差分ベクトル d の集合が張る空間と定義する (図 8 (b))。

$M \geq N$ とすると、部分空間 P と Q の間には N 個の正準角 $\theta_i (i = 1, \dots, N)$ が定義できる。ここで i 番目に小さい正準角 θ_i を形成する 2 つのベクトル u_i と v_i の差分ベクトルを $d_i (= u_i - v_i)$ とすると、 N 個の差分ベクトル d_i はお互いに直交している。長さを 1.0 に正規化した各差分ベクトル \bar{d}_i を、 N 次元の差分部分空間 D_2 の基底ベクトルと定義する。幾何学的には差分部分空間は 2 つのベクトルに対する差分ベクトル (図 8 (a)) の多次元への拡張となっている。

図 9 は径の異なる 2 つの半球物体の見え方パターンを表す 3 次元部分空間 P_1 と P_2 、および両者に対する 3 次元差分部分空間の各基底ベクトルを表して

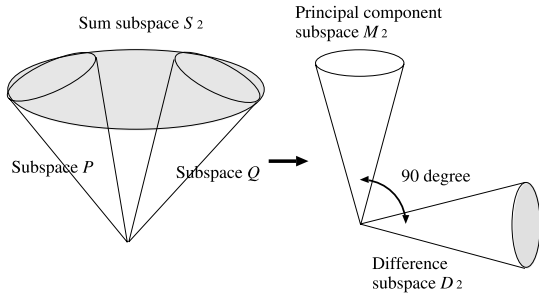


図 10 和空間の主成分部分空間と差分部分空間への分解

Fig. 10 Orthogonal decomposition of sum subspace into principal subspace and difference subspace.

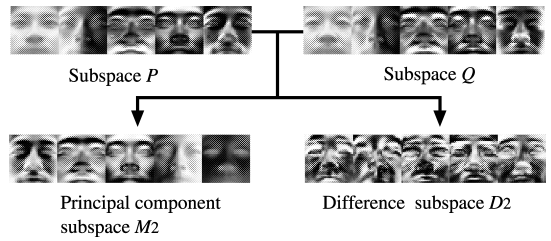


図 11 差分部分空間と主成分部分空間：異なる人物の顔部分空間 P と Q の差分部分空間 D₂ と主成分部分空間 M₂ への分解を示している。

Fig. 11 Difference subspace and principal subspace.

いる。部分空間 P_1 と P_2 は、いわゆる照明部分空間であり、物体と視点の相対位置を固定して光源のみを動かして合成した画像パターンセットから生成した。差分部分空間の基底ベクトルは両者の 3 次元形状の差異を反映していることが見てとれる。

3.2.2 射影行列による差分空間の定義

差分部分空間を複数カテゴリ部分空間に対して一般化した空間を定義し、これを制約部分空間 C とする。このための準備として、先に正準角により幾何学的に定義した差分部分空間を、部分空間 P と Q に対する射影行列の和に基づいて定義する。

行列 PQ の i 番目に大きい固有値 $\lambda_i(PQ)$ と行列 $P+Q$ の i 番目に大きい固有値 $\lambda_i(P+Q)$ に $\lambda_i(PQ) = (\lambda_i(P+Q) - 1)^2$ の関係¹⁰⁾があることを利用すると、導出過程は省略するが以下の関係が導き出される¹⁴⁾。

- (1) 正準角 θ_i を形成するベクトル u_i と v_i のベクトル和 $u_i + v_i$ は、 $P+Q$ の i 番目に大きい固有値 (> 1.0) に対応する固有ベクトルである。
- (2) ベクトル u_i と v_i の差分ベクトル $u_i - v_i$ は、 $P+Q$ の $N \times 2 - i$ 番目に大きい固有値 (< 1.0) に対応する固有ベクトルである。

この関係から、射影行列の和 $P+Q$ の $N \times 2$ 個の固有ベクトルのうちで固有値が 1.0 より小さい N 個が差分部分空間 D_2 を張る基底ベクトルとなることが分かる。ここで $P+Q$ の固有値が大きい側 (> 1.0) の固有ベクトルが張る空間を主成分部分空間 M_2 と呼ぶとすると、 $P+Q$ の全固有ベクトルが張る P と

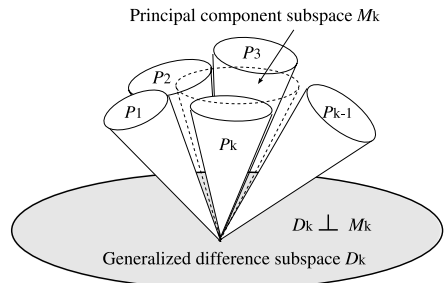


図 12 一般化差分部分空間の概念図

Fig. 12 Concept of generalized difference subspace.

Q の和空間 S_2 は主成分部分空間 M_2 と差分部分空間 D_2 に直交直和に分解できることが分かる。このことから差分部分空間 D_2 は和空間 S_2 から主成分部分空間 M_2 を取り除いた空間であると解釈できる(図 10)。この解釈の意味するところは、2 つの部分空間の差異として定義した差分部分空間が、同時に 2 つの部分空間の平均的な空間に直交、すなわち同一カテゴリ内の平均的な変動を含まないという空間になっているということである。

図 11 は異なる人物の 5 次元部分空間 P と Q の和空間が、両者に対する 5 次元差分部分空間 D_2 と 5 次元主成分部分空間 M_2 に直交分解される様子を示している。

3.2.3 差分部分空間の一般化

差分部分空間 D_2 は和空間 S_2 から主成分部分空間 M_2 を取り除いた空間であるという解釈を、 $k(\geq 2)$ カテゴリの識別問題に対して適用すると、図 12 に示すように、一般化された差分部分空間 D_k は k 個の N 次元カテゴリ部分空間が形成する和空間 S_k から、これらの主成分部分空間 M_k を取り除いた空間と定義できる。この定義に従えば、一般化された N_c 次元の差分部分空間 D_k (以下、一般化差分部分空間) は k 個の射影行列 $P_i (i = 1, \dots, k)$ の総和 $G (= \sum_{i=1}^k P_i)$ に対する固有ベクトルで、固有値 λ が小さい方から順に選ん

差分部分空間と 3 次元形状の差異との関連は、フォトメトリックステレオ¹⁶⁾とも関連し非常に興味深い。また差分部分空間は識別においても有効であり、付録に示すように手続き的な制約部分空間法の生成における基本要素となる^{12),13)}。
2 つの部分空間に重複がない場合

だ N_c 個のベクトル $\mathbf{d}_{N \times k}, \mathbf{d}_{N \times k-1}, \dots, \mathbf{d}_{N \times k-N_c+1}$ により張られることになる。

$$\mathbf{G}\mathbf{d} = \lambda\mathbf{d} \quad (10)$$

N_c の値は後で述べるように射影されたカテゴリ部分空間どうしが最も直交状態に近くなるように実験的に決める。ここから先の議論では、この一般化差分部分空間 \mathcal{D}_k を制約部分空間 \mathcal{C} とする。

3.2.4 同一カテゴリの統合化

形式的には式 (10) は各部分空間の基底ベクトルをデータとした主成分分析と見なせる。したがって、この式だけでは制約相互部分空間法と、主成分部分空間へ射影したうえで識別を行う主成分分析法との差異は、固有値の大きい側あるいは小さい側のどちらの固有ベクトルが張る空間に射影するかという点だけに思われる。しかしながら、両者において、同一カテゴリに属する部分空間の集合（あるいは原データ集合）が 1 つの部分空間で表されているか否かが大きく異なる。このようにあるカテゴリを 1 つの部分空間で表すことを統合化と呼ぶことにする。

統合化を行ったうえで生成した一般化差分部分空間には、各カテゴリ部分空間の共通な成分は含まれない。一方、統合化を行わない場合には、同一カテゴリ内の変動が制約部分空間に含まれることになり、この変動成分の影響により誤認識が生じることになる¹⁴⁾。

3.3 一般化差分部分空間への射影の有効性

一般化差分部分空間の有効性は、定性的には全カテゴリから共通な空間を削除し、残るカテゴリ間の差異を用いて識別することによる。これを定量的に言えば、射影されたカテゴリ部分空間が射影前に比べてお互いが直交状態に近い関係へと変換されることによる。図 13 は一般化差分部分空間へ射影された 40 個の 7 次元カテゴリ部分空間どうしの平均直交度を示している。横軸は一般化差分部分空間の次元である。縦軸の平均直交度が 1.0 に近いほど、各カテゴリ部分空間どうしが直交関係に近いことを意味する。パターンベクトルの次元は 225 であり、射影をともなわない原空間（225 次元）における平均直交度は 0.619 である。これに対して 45 次元の主成分部分空間を取り除いた 180 次元では 0.917 と大きく向上している。これから一般化差分部分空間への射影が角度基準において有効な特徴抽出となっていることが分かる。

一般化差分部分空間への射影は、カテゴリ部分空間をできるだけ直交化するように各カテゴリ部分空間を再構成する点で、直交部分空間法^{3),4)}と関連している。しかしながら、両者の直交化を実現する機構は異なる。一般化差分部分空間では特徴の次元数を下

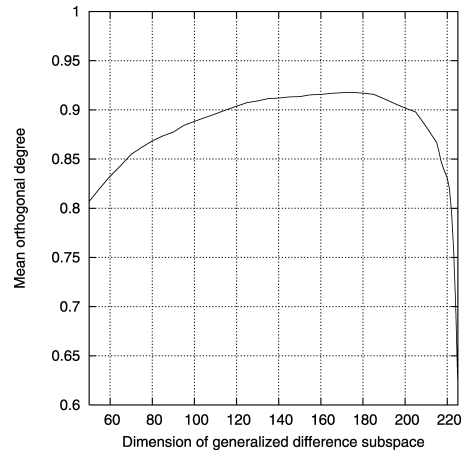


図 13 平均直交度の推移

Fig. 13 Change of mean orthogonal degree among each category subspace.

げて直交化を実現するのに対して、直交化部分空間法ではそのような次元低下はともなわない。また一般化差分部分空間への射影は直交部分空間法のように完全に直交化されるわけではない。このように両者の特性は異なるが、両者の優劣は問題に依存して変わり、平均的な識別性能には大きな差は見られない。両者の理論的な関係の解明は今後の課題と考えている。

さらに別の見方として、一般化差分部分空間 \mathcal{C} への射影は、飯島により提案された正準化²⁾の一般化という見方ができる。正準化とは正規化パターン集合をその集合の平均ベクトルに直交する超平面に射影する操作であり、正規化パターンが有する共通な成分を取り除くことで、識別能力の高い特徴を取り出す効果がある。正準化における正規化ベクトルを部分空間に置き換えたものが、制約部分空間への射影と見なせる。

3.4 制約相互部分空間法の流れ

制約相互部分空間法による物体認識の流れは以下のようなになる。まず複数の見え方パターンから KL 展開やグラム・シュミットの直交化などにより入力部分空間を生成する。次に入力部分空間 \mathcal{P} と辞書部分空間 \mathcal{Q} を制約部分空間へ射影する。ここで入力部分空間 \mathcal{P} の制約部分空間 \mathcal{C} への射影 $\mathcal{P}^{\mathcal{C}}$ は以下の手順で求まる。

- (1) 部分空間 \mathcal{P} を張る M 個の基底ベクトルの制約部分空間上への射影ベクトルを求める。
- (2) 各射影ベクトルの長さを正規化する。
- (3) M 個の正規化ベクトルに対してグラムシュミット

このような画像はマルチカメラ¹⁷⁾に利用や、ロボット視覚¹⁸⁾のように自分自身が動くこと、あるいは能動的に照明条件を変化させることで得られる。

トの直交化を施す．

- (4) 直交化された M 個の正規化ベクトルが射影部分空間 \mathcal{P}^c の基底ベクトルとなる．

同様の手順で辞書部分空間 \mathcal{Q} の制約部分空間 \mathcal{C} への射影 \mathcal{Q}^c が求まる．辞書部分空間はあらかじめ制約部分空間に射影しておくので計算量の増加は少ない．こうして得られた \mathcal{P}^c と \mathcal{Q}^c に対して式 (8) で定義された類似度 S を求める．識別ではすべての辞書部分空間との類似度を求め、最も高く、しきい値以上の類似度に対応するカテゴリに入力部分空間を識別する．

なお上記ではあらかじめ原データから生成しておいた部分空間 \mathcal{P} を制約部分空間 \mathcal{C} へ射影したが、原データを制約部分空間 \mathcal{C} へ射影した後に、射影データから部分空間 \mathcal{P}^c を生成してもよい．顔画像を用いた評価実験では、両者はほぼ同じ識別性能を示している．

4. カーネル関数を用いた非線形化

2章で述べたような原因で、見え方パターン分布を線形部分空間でうまく表現できない場合には、カーネル関数を用いた非線形識別が有効である．以下では非線形主成分分析²¹⁾に基づいて非線形特徴空間上に一般化差分部分空間を構築し、これによりカーネル非線形制約相互部分空間法 (KCMSM) を実現する^{29),30)}．

4.1 カーネル主成分分析

非線形特徴空間上で一般化差分部分空間を形成するための準備として、カーネル主成分分析について述べる． m 次元の原パターン \mathbf{x} を非線形変換 ϕ により、原空間に比べてはるかに高い次元 d_ϕ の非線形特徴空間 \mathcal{F} (以下、非線形空間) に写像する．

$$\phi: \mathbf{x} \rightarrow \phi(\mathbf{x}) = (\phi_1(\mathbf{x}), \dots, \phi_{d_\phi}(\mathbf{x}))^\top \quad (11)$$

非線形空間上の写像に対して主成分分析や生成した非線形部分空間への射影を行うためには、写像 $\phi(\mathbf{x})$ と写像 $\phi(\mathbf{y})$ の内積を計算する必要がある．しかし、非線形空間上において、この内積 $(\phi(\mathbf{x}) \cdot \phi(\mathbf{y}))$ を直接計算することは、対象とするベクトルの次元がきわめて高いために計算困難 (無限次元空間では不可能) となる．ところが非線形変換 ϕ をカーネル関数 $h(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ を介して定義すると、内積 $(\phi(\mathbf{x}) \cdot \phi(\mathbf{y}))$ は原パターンベクトル \mathbf{x} と \mathbf{y} のみから計算することができる．これが“カーネルトリック”と呼ばれる計算技法である．具体的な非線形変換 ϕ が存在するためには、カーネル関数 $h(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ が Mercer の条件を満足する必要があり、たとえば以下のような関数が存在する．

$$h(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (12)$$

このガウシアン関数を適用した場合には、原パターンベクトルは無限次元空間へ写像されることになる．

カーネルトリックを用いた非線形空間上の主成分分析がカーネル主成分分析²¹⁾である． m 個のパターン $\mathbf{x}_i (i = 1, \dots, m)$ に対するカーネル主成分分析の計算は、カーネル関数を介して得られる以下の $m \times m$ 行列 \mathbf{K} (カーネル行列) の固有値問題に帰着する．

$$\mathbf{K}\mathbf{a} = \alpha\mathbf{a} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} K_{ij} &= (\phi(\mathbf{x}_i) \cdot \phi(\mathbf{x}_j)) \\ &= h(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \end{aligned}$$

カーネル主成分分析により求まる非線形部分空間 \mathcal{V} の第 i 基底ベクトル \mathbf{e}_i は、 m 個の学習パターンの写像 $\phi(\mathbf{x}_i)$ の線形和で表される．

$$\mathbf{e}_i = \sum_{j=1}^m a_{ij} \phi(\mathbf{x}_j) \quad (14)$$

ここで a_{ij} はカーネル行列 \mathbf{K} の第 i 番目に大きい固有値 α_i に対応する固有ベクトル \mathbf{a}_i の第 j 成分である．ただし \mathbf{a}_i は $\alpha_i(\mathbf{a}_i \cdot \mathbf{a}_i) = 1.0$ を満足するように基準化されている．

この基底ベクトル \mathbf{e}_i 自体は計算できないが、写像 $\phi(\mathbf{x})$ の \mathbf{e}_i への射影成分や、後で述べるように基底ベクトルどうしの内積は計算できる．

4.2 カーネル差分部分空間の生成

一般化差分部分空間 \mathcal{D} の生成、および \mathcal{D} への射影はベクトルの内積で構成されているので、カーネルトリックを用いた非線形化が可能である．基本的な生成の流れは線形の一般化差分部分空間 \mathcal{D} と同様であり、線形カテゴリ部分空間を非線形カテゴリ部分空間に置き換えればよい．以下では、 r 個の d 次元非線形カテゴリ部分空間 $\mathcal{V}_k (k = 1, \dots, r)$ から N_k 次元のカーネル一般化差分部分空間 \mathcal{D}_ϕ (以下、カーネル差分部分空間) を求める手順を述べる．

まず、各非線形カテゴリ部分空間 \mathcal{V}_k を張る基底ベクトル \mathbf{e}_i^k (式 (14)) の係数ベクトル \mathbf{a}_i^k を、各カテゴリ k に属する m 個の学習サンプル $\mathbf{x}_i^k (i = 1, \dots, m)$ から前節で示した手順で計算する．

次に r 個の非線形カテゴリ部分空間のすべての基底ベクトル、つまり合計 $r \times d$ 個の基底ベクトルからカーネル差分部分空間の基底ベクトルを求める．これはすべての基底ベクトルをデータと見なして主成分分析を行うことに相当する．ここですべての基底ベクトルを列として並べた行列を \mathbf{E} とする．

$$\mathbf{E} = [\mathbf{e}_1^1, \dots, \mathbf{e}_{d_1}^1, \dots, \mathbf{e}_1^r, \dots, \mathbf{e}_d^r] \quad (15)$$

厳密には以下は誤差最小基準に基づく非線形 KL 展開である．

以下で定義される行列 \mathbf{D} の固有値問題を解く．

$$\mathbf{D}\mathbf{b} = \beta\mathbf{b} \quad (16)$$

$$D_{ij} = (\mathbf{E}[i] \cdot \mathbf{E}[j]), \quad (i, j = 1, \dots, r \times d) \quad (17)$$

ここで $\mathbf{E}[i]$ は行列 \mathbf{E} の第 i 列成分を意味する． $\mathbf{E}[i]$ と $\mathbf{E}[j]$ が、それぞれカテゴリ k の第 i 基底ベクトル \mathbf{e}_i^k とクラス k^* の第 j 基底ベクトル $\mathbf{e}_j^{k^*}$ を表す場合、両者の内積は次式により計算できる．

$$(\mathbf{e}_i^k \cdot \mathbf{e}_j^{k^*}) = \left(\sum_{s=1}^m a_{is}^k \phi(\mathbf{x}_s^k) \cdot \sum_{t=1}^m a_{jt}^{k^*} \phi(\mathbf{x}_t^{k^*}) \right) \quad (18)$$

$$= \sum_{s=1}^m \sum_{t=1}^m a_{is}^k a_{jt}^{k^*} (\phi(\mathbf{x}_s^k) \cdot \phi(\mathbf{x}_t^{k^*})) \quad (19)$$

$$= \sum_{s=1}^m \sum_{t=1}^m a_{is}^k a_{jt}^{k^*} h(\mathbf{x}_s^k, \mathbf{x}_t^{k^*}) \quad (20)$$

カーネル差部分空間 \mathcal{D}_ϕ の第 i 基底ベクトル \mathbf{d}_i は行列 \mathbf{D} の i 番目に小さい固有値 β_i に対応する固有ベクトル \mathbf{b}_i を重み係数として、以下のように基底ベクトル $\mathbf{E}[j]$ ($j = 1, \dots, r \times d$) の線形和で表される．

$$\mathbf{d}_i = \sum_{j=1}^{r \times d} b_{ij} \mathbf{E}[j] \quad (21)$$

ここでベクトル \mathbf{b}_i は $\beta_i(\mathbf{b}_i \cdot \mathbf{b}_i) = 1.0$ を満足するように基準化されている．

さらに $\mathbf{E}[j]$ がクラス $\zeta(j)$ の第 $\eta(j)$ 基底ベクトルとすると、上式は以下のように変形できる．

$$\sum_{j=1}^{r \times d} b_{ij} \mathbf{E}[j] = \sum_{j=1}^{r \times d} b_{ij} \sum_{s=1}^m a_{\eta(j)s}^{\zeta(j)} \phi(\mathbf{x}_s^{\zeta(j)}) \quad (22)$$

$$= \sum_{j=1}^{r \times d} \sum_{s=1}^m b_{ij} a_{\eta(j)s}^{\zeta(j)} \phi(\mathbf{x}_s^{\zeta(j)}) \quad (23)$$

基底ベクトル \mathbf{d}_i は実際には求めることはできないが、次節で述べるように写像ベクトル $\phi(\mathbf{x})$ のこのベクトルに対する射影成分は計算できる．

4.3 カーネル差部分空間への射影計算

写像ベクトル $\phi(\mathbf{x})$ のカーネル差部分空間 \mathcal{D}_ϕ の第 i 基底ベクトル \mathbf{d}_i への射影成分は、入力ベクトル \mathbf{x} と $r \times m$ 個の全学習ベクトル \mathbf{x}_s^k ($s = 1, \dots, m, k = 1, \dots, r$) を用いて次式で計算できる．

$$(\phi(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{d}_i) = \sum_{j=1}^{r \times d} \sum_{s=1}^m b_{ij} a_{\eta(j)s}^{\zeta(j)} (\phi(\mathbf{x}) \cdot \phi(\mathbf{x}_s^{\zeta(j)})) \quad (24)$$

$$= \sum_{j=1}^{r \times d} \sum_{s=1}^m b_{ij} a_{\eta(j)s}^{\zeta(j)} h(\mathbf{x}, \mathbf{x}_s^{\zeta(j)}) \quad (25)$$

したがって、写像 $\phi(\mathbf{x})$ の $N_k (< r \times d)$ 次元のカーネル差部分空間上への射影 $\tau(\phi(\mathbf{x}))$ の各成分は次のように表される．

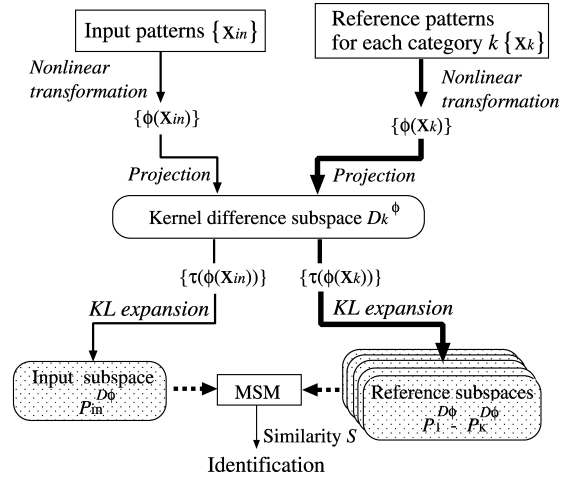


図 14 カーネル非線形制約相互部分空間法 (KCMSM) の流れ
Fig. 14 Flow chart of KCMSM.

$$\tau(\phi(\mathbf{x})) = (z_1, z_2, \dots, z_{N_k})^\top \quad (26)$$

$$z_i = (\phi(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{d}_i)$$

4.4 カーネル非線形制約相互部分空間法の流れ

前節で生成したカーネル差部分空間 \mathcal{D}_ϕ への射影パターン $\tau(\phi(\mathbf{x}))$ に対して、線形相互部分空間法を適用すれば、カーネル非線形制約相互部分空間法 (KCMSM) が構築できる．

KCMSM による識別の流れを図 14 に示す．まずカテゴリ k に属するパターン \mathbf{x}_i^k ($i = 1, \dots, m_k$) の写像 $\phi(\mathbf{x}_i^k)$ を、カーネル差部分空間 \mathcal{D}_ϕ へ射影する．次に射影パターンの集合 $\{\tau(\phi(\mathbf{x}_i^k))\}$ に対して KL 展開を適用して、 N 次元の線形カテゴリ部分空間 $\mathcal{P}_k^{D_\phi}$ を生成する．これがカテゴリ k の辞書部分空間となる．全カテゴリ辞書部分空間を同様に生成する．

識別時には、辞書部分空間と同様に入力パターン \mathbf{x}_i^{in} ($i = 1, \dots, m_{in}$) の写像 $\phi(\mathbf{x}_i^{in})$ を、カーネル差部分空間 \mathcal{D}_ϕ へ射影し、射影パターン集合 $\{\tau(\phi(\mathbf{x}_i^{in}))\}$ から線形入力部分空間 $\mathcal{P}_{in}^{D_\phi}$ を求める．次に入力部分空間 $\mathcal{P}_{in}^{D_\phi}$ とカテゴリ k の辞書部分空間 $\mathcal{P}_k^{D_\phi}$ の類似度 S (式 (8)) を求める．全カテゴリの類似度の中で、しきい値以上で最も高い類似度に該当するカテゴリを、入力パターン分布のカテゴリとする．

5. 部分空間法に対する機能拡張の系譜

本章ではこれまで述べてきた部分空間法 (SM) からカーネル非線形制約相互部分空間法 (KCMSM) への機能拡張の流れについて整理する．図 15 は機能

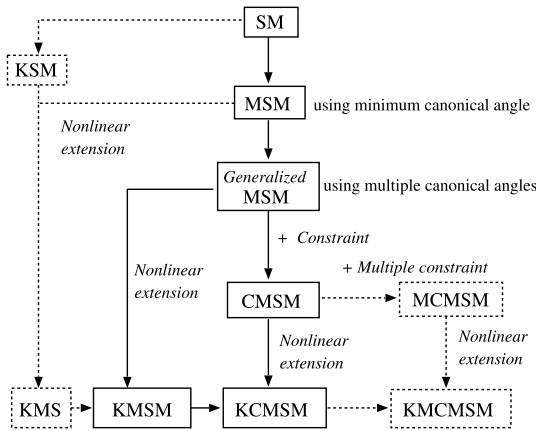


図 15 部分空間法に対する機能拡張の系譜

Fig. 15 Genealogy of function enhancement of subspace method.

拡張の系譜を示している。図中で MSM は最小正準角度を用いた相互部分空間法, *Generalized MSM* は複数の正準角を用いた相互部分空間法を示している。KMSM は *Generalized MSM* の非線形拡張である。図では筆者らが提案した方法に加えて, 津田²⁵⁾, 前田²⁶⁾ によって提案されたカーネル非線形部分空間法と, 坂野らによる MSM の拡張である核非線形相互部分空間法 (KMS)²⁸⁾ もあわせて示している。さらに本論文では取り上げなかったが, 筆者らによる多重制約相互部分空間法 (MCMSM)³⁵⁾ も加えてある。MCMSM はアンサンブル学習の枠組みに基づいて生成された複数の制約部分空間を用いた識別法であり, 比較する 2 つの部分空間を各制約部分空間へ射影して, それぞれで類似度を求める。識別は得られたすべての類似度の平均値などに基づいて行う。評価実験では単一の制約部分空間を用いる CMSM に比べて, 識別性能が向上することを確認している³⁵⁾。MCMSM もカーネル関数を用いてカーネル多重制約相互部分空間法 (KMCMSM) へと拡張できる。カーネル関数を用いた非線形化では, 学習パターン数に比例する計算量は大きな問題である。この点, MCMSM は各制約部分空間をアンサンブル学習の枠組みに基づいて, 少ない学習サンプルから生成できるために, 実行可能な計算量で非線形化が実現できると期待される。

6. 物体認識への応用

ここでは物体認識の具体例として顔画像認識につい

CMSM に関連する方法のみを取り上げたが, これ以外にもはじめに述べたように, 部分空間法に対する様々な機能拡張が提案されている。

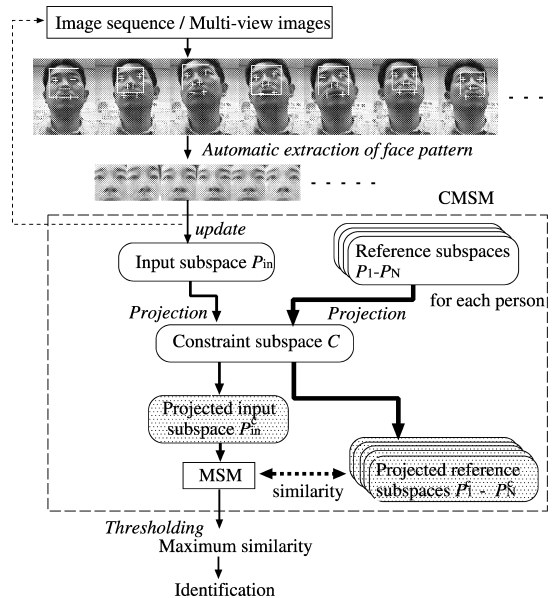


図 16 CMSM に基づく顔画像認識の流れ

Fig. 16 Process flow of face recognition using CMSM.

て述べる。顔画像認識は画像パターンによる 3 次元物体認識の重要な研究テーマの 1 つである。顔画像認識と共通点が多い文字認識の研究では, 主に 2 次元面上のパターンを対象とする。これに対して顔画像認識の研究では表情変化などにより柔軟に変形する複雑な 3 次元物体が対象である。このため顔の見え方パターンは同一人物でも, 顔向き, 表情, 光源の変動により大きく変化し, 場合によっては髪型, 化粧, 眼鏡の有無, 加齢などによるパターン変動がこれに加わる。一方, 目, 鼻, 口などの基本部位から構成される顔のつくりは, 個人によらずに万人共通である。したがって他人との識別を可能としているのは各部位の形状や配置の微妙な違いである。このような顔パターンの特性が, コンピュータによる顔認識をきわめて困難な課題としている³²⁾。

6.1 制約相互部分空間法による顔認識の流れ

図 16 に制約相互部分空間法による顔認識の流れを示す。画像入力条件としては, 光源位置は固定されて, 被験者が顔向きを上下左右に軽く振ることを想定している。これにより光源と顔面の位置関係が変化し, 顔の見え方パターン分布が安定して得られる。

処理の流れは以下ようになる。まず入力画像から瞳と鼻孔の 4 点を基準に大きさ, 向きを正規化した矩形パターンを切り出し³¹⁾, ヒストグラム平坦化を施

このほかにも, ジェスチャ認識や発話認識²⁰⁾, ISAR 画像解析¹⁹⁾ などにも有効であることを確認している。

す．正規化パターンが切り出されるごとに同時反復法を用いて入力部分空間 P_{in} を更新する³³⁾．次に入力部分空間 P_{in} を制約部分空間 C へ射影し，あらかじめ射影された人物 i の辞書部分空間 P_i^c との類似度 S を求める．この類似度を人物に対して求め，しきい値以上で最も高い類似度に対応する人物を本人と判定する．

6.2 制約部分空間の生成

制約部分空間は以下の手順で生成する．まず各人物ごとに様々な種類の照明条件において撮影された m 枚の顔パターン集合に主成分分析を適用して N 次元の部分空間を生成する．次に，各人物の部分空間に対する射影行列の総和 G を求め，この行列の固有値が小さい方から N_c 個の固有ベクトルを N_c 次元の一般化差分部分空間，つまり制約部分空間の基底ベクトルとする．

図 17 は，225 次元の特徴空間において，13 人分の 30 次元部分空間から求めた 225 個すべての固有ベクトルを示している．たとえば一般化差分部分空間の次元数 N_c を 170 とする場合，これらのうちで固有値が大きい側の 55 個の固有ベクトルを主成分部分空間を張る基底ベクトル (図 17 (a))，残りの 170 個の固有ベクトルを一般化差分部分空間を張る基底ベクトル (図 17 (b)) となる．ここで，一般化差分部分空間の固有値が小さい側の基底ベクトルはノイズのように見えるが，部分空間どうしの最小正準角に対応した，意味のある差分ベクトルとなっていることに注意が必要である．

図 18 に 170 次元の制約部分空間への射影にともなう重みを示す．明るい画素ほど，識別において重視されることを示している．これから額や頬などの領域が識別において重視されていることが分かる．この観察結果は頬などの領域は照明変動の影響を受けやすく，変動抑制の観点からは無視すべき領域であるという直感と異なるが，これらの領域の輝度は顔の 3 次元形状を反映していることを考えると，この結果は理解できる．

6.3 有効性の検証

部分空間法などの従来法との性能比較により，制約相互部分空間法の有効性を検証する．

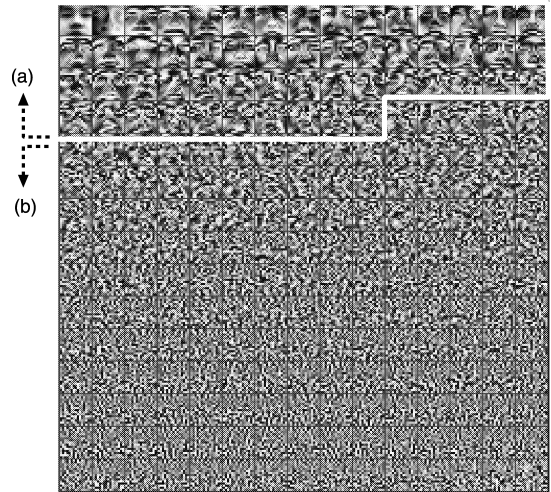


図 17 全固有ベクトル：たとえば一般化差分部分空間の次元数を 170 とすると，(a)，(b) がそれぞれ主成分部分空間，一般化差分部分空間を張る基底ベクトルとなる

Fig. 17 All eigenvectors.

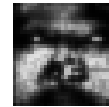


図 18 制約部分空間への射影にともなう重み：明るい画素ほど識別時に重視される

Fig. 18 Weighting image.

6.3.1 線形識別が可能な場合

まず顔向きがほぼ正面で，照明変動が少ない場合について考える．この場合には各人物の顔パターン分布は線形部分空間で重なりなく表現できるため，線形制約相互部分空間法でも高い識別性能が得られる．

実験条件は以下のとおりである．被験者は 25 人，各人物ごとに照明条件 (L1–L8) を変えて，それぞれで 40 枚の矩形顔パターンを収集した．パターンサイズは 15×15 ピクセルとした．前処理として矩形パターンに対してヒストグラム平坦化を施した．入力部分空間と辞書部分空間はそれぞれ 40 枚のパターンから生成し，次元数は 7 とした．制約部分空間は 4 種類の照明条件 (L1–L4) における 12 人分の 30 次元部分空間から生成し，その次元数 N_c は 170 とした．すべての方法で入力条件を同じにするために，SM の入力，および EF の入力と辞書には，40 枚の平均パターンを用いた．

評価では，制約部分空間の生成に用いた人物とは異なる 13 人に対して，4 種類の照明条件間 (L5–L8) において総当たりで識別を行い，各方法の識別性能を比較した．表 1 は部分空間法 (SM)，固有顔法 (EF)³⁴⁾，相

一般化差分空間の次元は識別実験の結果に基づいて決めたが，この次元数は図 13 に示した平均直交度からも予測可能である．一般化差分部分空間を制約部分空間とする場合について述べるが，付録に示した方法を用いる場合の識別性能に関しては文献 14) を参照．

表 1 各認識方法の性能比較： $S[n]$ は識別に用いた類似度である
Table 1 Comparison of recognition performance.

	SM	EF	MSM			CMSM		
			$S[1]$	$S[2]$	$S[3]$	$S[1]$	$S[2]$	$S[3]$
Rec.rate	71%	75%	80%	88%	89%	99%	99%	99%
Sep.	0.09	0.12	0.12	0.34	0.39	0.57	0.63	0.65

表 2 カーネル制約相互部分空間法の有効性
Table 2 Effectiveness of kernel constrained mutual subspace method.

	CMSM	KMSM	KCMSM
Rec. rate	91.3%	91.1%	97.2%
Sep.	0.474	0.219	0.708

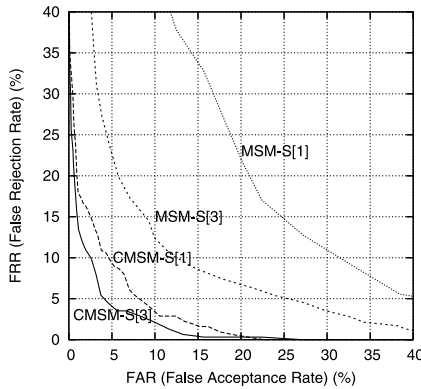


図 19 ROC 特性曲線
Fig. 19 ROC curve.

互部分空間法 (MSM), 制約相互部分空間法 (CMSM) の識別性能を第 1 位識別率と分離度で比較した結果である。表中の $S[n]$ は識別に第 n 正準角まで考慮した類似度を用いたことを表している。分離度は本人の類似度と他人の類似度がどの程度分離されているかの正規化量であり, 1.0 に近いほど識別性能が高いことを示している¹²⁾。

この結果から, 相互部分空間法を適用することで部分空間法などの従来法に比べて識別性能が向上していることが分かる。しかし, その識別性能は十分とはいえず, 制約相互部分空間法を適用することでさらに高い識別性能が得られている。さらに $S[1] \sim S[3]$ の結果を比較すると, 最小正準角だけではなく, 第 3 正準角まで識別に考慮することで, より高い性能が実現できることが確認できる。

図 19 は各方法の ROC (Receiver operating characteristic) 曲線を示している。曲線が左下隅に近づくほど性能が良いことを示しており, この指標に関しても第 3 正準角まで用いる制約相互部分空間法の性能が最も高いことが分かる。

実用上, 制約部分空間の汎化能力は重要であるが, 13 人という少人数から生成した制約部分空間でも異なる人物に対しても有効性が認められたことから, 顔

画像パターンに関しては汎化能力は期待できる。

6.3.2 線形識別が困難な場合

次に, 顔向きや照明条件が大きく変動するために, パターン分布を線形部分空間でうまく表現できない場合を考える。この場合にはカーネル関数を用いた非線形識別が有効となる。

実験条件は次のとおりである。50 人に対して, 照明条件 (10 種類) と顔向きを大きく変化させて顔パターンを収集した。全データのうち, 25 人のデータを制約部分空間の生成に用い, 残りの 25 人のデータを評価用とした。矩形パターンのサイズは 15×15 ピクセルであり, これにヒストグラム平坦化, 縦方向微分を施して得られた 210 次元のパターンを評価に用いた。制約部分空間の生成には 25 個の 60 次元非線形カテゴリ部分空間を用いた。各非線形カテゴリ部分空間は, 全照明条件から均等に選んだ 500 枚のパターンから生成した。カーネル関数はガウシアン関数 ($\sigma^2 = 0.5$) を用いた。一般化差分部分空間の次元数 N_k は 1100 次元 (取り除く非線形主成分部分空間の次元数は 400 次元) とした。非線形入力部分空間と非線形辞書部分空間の次元数は 30, 線形入力部分空間と線形辞書部分空間の次元数は 7 とした。

評価では残りの 25 人のデータに対して, 10 種類の照明条件のすべての組合せについて類似度 $S[1]$ を用いた識別を行った。表 2 は線形制約相互部分空間法 (CMSM), 非線形相互部分空間法 (KMSM), 非線形制約相互部分空間法 (KCMSM) の識別性能を第 1 位識別率, 分離度の観点で比較した結果である。これから, パターン分布を線形部分空間でうまく表現できない場合には, CMSM でも不十分であり, KCMSM を適用することで最良の識別性能が得られることが分かる。また KMSM と KCMSM を比較すると, カーネル非線形差分部分空間への射影が非線形識別においてきわめて有効な特徴抽出となっていることが確認できる。

7. ま と め

本論文では, 部分空間法から制約相互部分空間法,

第 3 以降の正準角も考慮することでさらに性能向上する場合もあり, 正準角の扱いは今後の課題である。

別の実験では 50 人から生成した制約部分空間が 500 人以上に対してでも有効であることを確認している。

一般化差分部分空間の次元数を 500 と小さくしても識別性能の大きな劣化はない。

そして、その非線形化に至る一連の理論拡張により、3次元物体認識に対する新しいアプローチが実現できることを述べた。まず物体の見え方パターンが特徴空間の低次元部分空間に局所的に分布するという特性に基づいて、3次元物体認識の問題が正準角を用いた部分空間どうしの構造的な類似性を測る問題に変換されることを示した。次に識別性能を高めるために、一般化差分部分空間なる概念を導入し、この空間への射影により、高性能な3次元物体認識が実現できることを述べた。さらに物体の動きや照明条件の変動が大きい場合には、カーネル関数を用いた非線形識別が有効であることを述べた。本アプローチの有効性は顔画像認識の実験結果により示した。

最後に、本アプローチは見え方パターンだけでなく、他の特徴量に対しても適用可能なため、Appearance-basedの物体認識と幾何学的な物体認識との融合に向けた有効な手段となると思われる。

謝辞 本研究を進めるに際して、適切な助言をいただいた(株)東芝研究開発センターマルチメディアラボラトリー前田賢一技監、また議論や評価実験を通して多大なご協力をいただいた同ラボラトリー顔認識研究グループの諸氏には深く感謝いたします。

参 考 文 献

- 1) Watanabe, S. and Pakvasa, N.: Subspace method of pattern recognition, *Proc. 1st Int. J. Conf. on Pattern Recognition*, pp.2-32 (1973).
- 2) 飯島泰蔵: パターン認識, 電気・電子工学大系 43, コロナ社 (1973).
- 3) エルツキ・オヤ (著), 小川英光, 佐藤 誠 (訳): パターン認識と部分空間法, 産業図書 (1986).
- 4) 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).
- 5) 松山隆司, 久野義徳, 井宮 淳: コンピュータビジョン: 技術評論と将来展望, 第 14 章: 固有空間法による画像認識, pp.206-217, 新技術コミュニケーションズ (1998).
- 6) Shashua, A.: Geometry and photometry in 3D visual recognition, Ph.D. thesis, MIT (1992).
- 7) Basri, R. and Jacobs, D.: Lambertian reflectance and linear subspace, *Proc. IEEE ICCV 2001*, pp.383-390 (2001).
- 8) Nakashima, A., Maki, A. and Fukui, K.: Constructing illumination image basis from object motion, *Proc. 7th European Conference on Computer Vision*, pp.195-209 (2002).
- 9) 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, 信学会論 (D), Vol.J68-D, No.3, pp.345-352 (1985).
- 10) 柳井晴夫: 多変量データ解析法—理論と応用, 行動計量シリーズ 8, 朝倉書店 (1994).
- 11) Chatelin, F. (著), 伊理正夫, 伊理由美 (訳): 行列の固有値, シュプリンガー・フェアラーク東京 (1993).
- 12) 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—照明変動を抑える制約部分空間の学習, 信学論 (D-II), Vol.J82-D-II, No.4, pp.613-620 (1999).
- 13) 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).
- 14) 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).
- 15) Fukui, K. and Yamaguchi, O.: Face Recognition using multi-viewpoint patterns for robot vision, *Robotics Research, 11 International Symposium (ISRR2003)*, Series: Springer Tracts in Advanced Robotics, pp.192-201 (2005).
- 16) Woodham, R.J.: Photometric method for determining surface orientation from multiple images, *Optical Engineering*. Vol.19, No.1, pp.139-144 (1980).
- 17) 小坂谷達夫, 山口 修, 福井和広: マルチカメラを用いた顔画像認識システム, 画像センシングシンポジウム, pp.319-324 (2002).
- 18) 福井和広, 山口 修: ロボット向け顔画像認識, 東芝レビュー, Vol.56, No.8, pp.20-23 (2001).
- 19) Maki, A. and Fukui, K.: Ship identification in sequential ISAR imagery, *Machine Vision and Applications*, Vol.15, No.3, pp.149-155 (2004).
- 20) 西山正志, 山口 修, 福井和広: 制約相互部分空間法を用いたジェスチャ認識, 画像センシングシンポジウム (SSII04), pp.439-444 (2004).
- 21) Schölkopf, B., Smola, A. and Müller, K.-R.: *Nonlinear principal component analysis as a kernel eigenvalue problem*, *Neural Computation*, Vol.10, pp.1299-1319 (1998).
- 22) 飯島泰蔵: 混合類似度による識別理論, パターン認識と学習研究会, PRL 74-24 (1974).
- 23) 黒沢由明: 球面ガウス分布から導出される部分空間法, 信学論 (II), Vol.J81-D2, No.6, pp.1205-1212 (1998).
- 24) 池野靖行, 山下幸彦, 小川英光: 相対 KL 変換法によるパターン認識, 信学論 (D-II), Vol.J80-D-II, No.2, pp.541-547 (1997).
- 25) 津田宏治: ヒルベルト空間における部分空間法, 信学論 (D-II), Vol.J82-D-II, No.4, pp.592-599 (1999).
- 26) 前田英作, 村瀬 洋: カーネル非線形部分空間法によるパターン認識, 信学論 (D-II), Vol.J82-

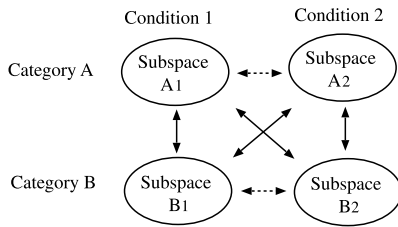


図 20 差分部分空間の集合からの生成
Fig. 20 Generation of constraint subspace.

D-II, No.4, pp.600–612 (1999).

- 27) 上田修功, 中野良平: 確率的混合部分空間法, 信学論 (D-II), Vol.J82-D-II, No.12, pp.2394–2401 (1999).
- 28) 坂野 鋭, 武川直樹, 中村太一: 核非線形相互部分空間法による物体認識, 信学論 (D-II), Vol.J84-D-II, No.8, pp.1549–1556 (2001).
- 29) 福井和広: カーネル差分部分空間に基づく非線形特徴抽出, 第 6 回情報論的学習理論ワークショップ (IBIS2003), pp.265–270 (2003).
- 30) 福井和広, 山口 修: カーネル非線形制約相互部分空間法による物体認識, 信学論 (D-II), Vol.J88-D-II, No.8, pp.1349–1356 (2005).
- 31) 福井和広, 山口 修: 形状抽出とパターン照合の組合せによる顔特徴点抽出, 信学論 (D-II), Vol.J80-D-II, No.8, pp.2170–2177 (1997).
- 32) 赤松 茂: コンピュータによる顔の認識の研究動向, 電子情報通信学会誌, Vol.80, No.3, pp.257–266 (1997).
- 33) 山口 修, 福井和広: 顔向きや表情変化にロバストな顔認識システム ‘Smartface’, 信学論 (D-II), Vol.J84-D-II, No.6, pp.1045–1052 (2001).
- 34) Turk, M. and Pentland, A.: Face recognition using eigenfaces, *Proc. CVPR*, pp.586–591 (1991).
- 35) 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).

付録 制約部分空間の手続き的な生成

差分部分空間を構成要素として制約部分空間を以下の手順により生成することができる^{12),13)}.

図 20 に示すように, 同一カテゴリに分類すべき 2

つの部分空間の差分部分空間 (破線ベクトルで表示) の集合に対する主成分部分空間を, カテゴリ内変動空間 \mathcal{W} と呼ぶ. また異なるカテゴリに分類すべき 2 つの部分空間の差分部分空間 (実線ベクトルで表示) の集合の主成分部分空間を, カテゴリ間変動空間 \mathcal{B} と呼ぶ. ここで, カテゴリ間変動空間をできるだけ含みつつ, カテゴリ内変動空間をできるだけ含まない空間が求めるべき制約部分空間となる. このような制約部分空間 \mathcal{C}_1 はカテゴリ間変動空間 \mathcal{B} をカテゴリ内変動空間 \mathcal{W} の補空間 \mathcal{W}^T に射影することで得られる.

(平成 17 年 1 月 10 日受付)

(平成 17 年 7 月 18 日採録)

(担当編集委員 杉本 晃宏)



福井 和広 (正会員)

昭和 61 年九州大学工学部機械工学科卒業. 昭和 63 年同大学大学院工学研究科修了. 同年 (株) 東芝入社. 同社研究開発センターマルチメディアラボラトリー主任研究員, 平成 16 年筑波大学院システム情報工学研究科助教授. パターン認識およびコンピュータビジョンの理論と応用に関する研究開発に従事. 工学博士. 平成 14 年電子情報通信学会論文賞. 電子情報通信学会, IEEE 各会員.



山口 修 (正会員)

平成 4 年岡山大学工学部情報工学科卒業. 平成 6 年同大学大学院工学研究科修了. 同年 (株) 東芝入社. 現在, 同社研究開発センターマルチメディアラボラトリー研究主務. コンピュータビジョン・画像処理の研究開発に従事. 平成 8 年情報処理学会全国大会優秀賞受賞. 平成 14 年電子情報通信学会論文賞. 平成 15 年山下記念研究賞受賞. 電子情報通信学会会員.