

## 混合相互部分空間法の提案とその顔画像識別への応用

秋廣 直紀<sup>†a)</sup> 福井 和広<sup>†b)</sup>

## Compound Mutual Subspace Method and Its Application to Face Recognition

Naoki AKIHIRO<sup>†a)</sup> and Kazuhiro FUKUI<sup>†b)</sup>

あらまし 本論文では、顔画像認識などで有効性が知られている相互部分空間法に混合類似度法の考えを組み込んだ混合相互部分空間法を提案する。提案法は混合類似度法において重要な役割を果たす“差分ベクトル”を部分空間の差異を表す“差分部分空間”に置き換えている点で、混合類似度法の自然な一般化になっている。相互部分空間法では比較すべき二つのパターン分布をそれぞれ部分空間で表し、両者のなす正準角に基づいて識別を行うことで、パターン変形に対する高い吸収能力を実現している。しかし各クラス部分空間は各パターンを近似する点では最適になっているが、識別の観点からは必ずしも最良とはいえず、識別性能に関しては改善の余地が多分に残されている。混合相互部分空間法は相互部分空間法のこの欠点を改善する方法となっている。同様の目的で提案されている制約相互部分空間法や直交相互部分空間法に比べて、誤認識しやすい特定の類似パターン分布同士に対して、ピンポイントで誤認識を改善できる利点がある。提案法の有効性を公開顔画像データベースを用いて検証する。

キーワード 混合類似度法, 部分空間法, 相互部分空間法, 差分部分空間, 顔画像認識

## 1. まえがき

本論文では、相互部分空間法に類似パターンとの差異を識別に反映させる混合類似度法 [1] の考えを組み込んだ混合相互部分空間法 (Compound Mutual Subspace Method, CPMSM) を提案する。

近年、顔などの物体認識において、動画像や複数カメラから得られる多視点画像の有効性が知られてきている。特に顔画像認識に関しては、多視点画像に相互部分空間法あるいはその拡張法を適用することで、単視点画像を用いた方法に比べて高い識別性能が得られることが報告されている [5]~[9]。

相互部分空間法は、代表的なパターン認識法である部分空間法 (Subspace Method, SM) [4] の一般化であり、図 1 に示すように、二つのパターン分布の類似度に基づいて識別を行う。部分空間法 (複合類似度法) では入力ベクトルと、あるクラスの学習パターン分布を表す辞書部分空間がなす角度を類似度として識別す

る。これに対して、相互部分空間法では入力を単一ベクトルから複数ベクトルに置き換えて、入力された複数ベクトルを表す入力部分空間と辞書部分空間のなす角度 (正準角) を類似度とする。3次元形状を反映している顔パターン分布同士を比較することで3次元形状に基づいた識別が実現できる。

相互部分空間法において、各クラス部分空間はそのクラスに属するパターン集合に KL 展開 (主成分分析) を適用して生成される。このように生成された部分空間はそのパターン分布を近似する点では最適な部分空間になっているが、識別の観点からは必ずしも最良であるとは限らない。

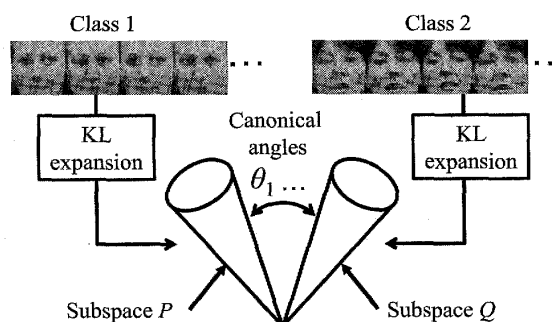


図 1 相互部分空間法の概念図

Fig. 1 Concept of the mutual subspace method.

<sup>†</sup> 筑波大学大学院システム情報工学研究科, つくば市  
Graduate School of Systems and Information Engineering,  
University of Tsukuba, 1-1-1 Tennodai, Tsukuba-shi, 305-  
8573 Japan

a) E-mail: akihiro@cvtlab.cs.tsukuba.ac.jp

b) E-mail: kfukui@cs.tsukuba.ac.jp

このことは部分空間法においても同様である。部分空間法の代表的な応用である文字認識では、“大”、“犬”、“太”のように、全体構造が極めて類似しており、その違いは局所部位のみに現れる特定パターンセットが存在する。このような誤認識しやすい特定の類似パターン同士を高精度に識別するために、混合類似度法 [1], [2] が提案されている。

混合類似度法では、誤認識を生じやすい類似パターンとの差異成分（差分ベクトル）に着目する。未知パターンと識別対象クラスのパターンとの差分ベクトルに、類似パターンとの差分ベクトル成分がどの程度含まれているかを求め、これを補正項（相違度）として全体の類似度から差し引く。先に挙げた、“大”、“犬”、“太”の例では、“点”の有無が差分成分となる。

本論文では差分ベクトルに基づく類似度の補正の考えを相互部分空間法に導入する。導入に際して問題は、差分ベクトルに相当する情報をいかに求めるかである。提案法では差分ベクトルの一般化であり、二つの部分空間の差異を表す「差分部分空間 [9]」を用いる。

ここで提案法のアイデアを整理すると、提案する混合相互部分空間法は、表 1 に示すように混合類似度法の全体類似度を測る「部分空間法」を「相互部分空間法」に、それに合わせて補正項の計算で使う「差分ベクトル」を「差分部分空間」に置き換えた方法となっている。

混合相互部分空間法の大きな利点は、特定パターン分布対に対して少ない計算量でピンポイントに適用できることである。更に相互部分空間法のみならず、その拡張である制約相互部分空間法 [9] や直交相互部分空間法 [8] との様々なレベルでの組合せも可能である。

以下、本論文では 2. で提案法を導入するための諸準備を行う。3. では混合相互部分空間法の具体的なアルゴリズムを説明する。4. では提案法の有効性を示すために公開顔画像データベースを用いた評価実験を行い、その結果について考察する。5. はまとめである。

表 1 提案法と混合類似度法の対比

Table 1 The comparison between the proposed method and the compound similarity method.

|     | 混合類似度法 | 混合相互部分空間法 |
|-----|--------|-----------|
| 入力  | ベクトル   | 部分空間      |
| 類似度 | 部分空間法  | 相互部分空間法   |
| 補正項 | 差分ベクトル | 差分部分空間    |

## 2. 提案法に向けた諸準備

本章では、提案法の基礎となる混合類似度法について説明し、続いて混合類似度法の一般化の基礎となる相互部分空間法と差分部分空間について説明する。

### 2.1 混合類似度法のアルゴリズム

混合類似度法は部分空間法の拡張であり、部分空間法の類似度に類似クラス間の差異を強調する補正項を設けた手法である [2]。

以下では  $c$  個のクラス  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c$  があり、その中に類似した二つのクラス  $\omega_i, \omega_j$  があると仮定する。入力された未知ベクトル  $\mathbf{x}$  が、クラス  $\omega_i$  に属するか、 $\omega_i$  に類似したクラス  $\omega_j$  に属するかを識別する場合を例として説明する。

クラス  $\omega_i, \omega_j$  の辞書部分空間をそれぞれ  $L_i, L_j$  とし、各辞書部分空間の次元を  $f_i, f_j$  とする。また各辞書部分空間  $L_i, L_j$  は、それぞれ  $f_i, f_j$  個の正規直交基底ベクトル  $\mathbf{u}_{i1}, \dots, \mathbf{u}_{if_i}, \mathbf{u}_{j1}, \dots, \mathbf{u}_{jf_j}$  によって張られている。これらの正規直交基底ベクトルはそのクラスに属するパターン集合から求められる自己相関行列の固有ベクトルとして求められる。ただし、固有ベクトルはその対応する固有値が大きい順に並べ換えられているとする。

混合類似度法の類似度は、部分空間法の類似度と差分ベクトルを用いた補正項を用い、次式で定義される。

$$S(\mathbf{x}, L_i) = S_{SM}(\mathbf{x}, L_i) - \mu S_{cor}^{L_i L_j}(\mathbf{x}, L_i) \quad (1)$$

ここで  $\mu$  は部分空間法の類似度に差異を反映させる度合を示すパラメータ ( $0 \leq \mu \leq 1$ ) である。

$S_{SM}(\mathbf{x}, L_i)$  は入力ベクトル  $\mathbf{x}$  の辞書部分空間  $L_i$  に対する部分空間法の類似度であり、次式により定義される。

$$S_{SM}(\mathbf{x}, L_i) = \sum_{k=1}^{f_i} (\mathbf{x} \cdot \mathbf{u}_{ik})^2 \quad (2)$$

次に補正項  $S_{cor}^{L_i L_j}(\mathbf{x}, L_i)$  は次式により定義される。

$$\begin{aligned} S_{cor}^{L_i L_j}(\mathbf{x}, L_i) &= \frac{[(\mathbf{y} \cdot \mathbf{d}) - \sum_{m=1}^{f_i} (\mathbf{y} \cdot \mathbf{u}_{im})(\mathbf{d} \cdot \mathbf{u}_{im})]^2}{(\mathbf{d} \cdot \mathbf{d}) - \sum_{m=1}^{f_i} (\mathbf{d} \cdot \mathbf{u}_{im})^2} \end{aligned} \quad (3)$$

$\mathbf{d}$  と  $\mathbf{y}$  は次式により表される。

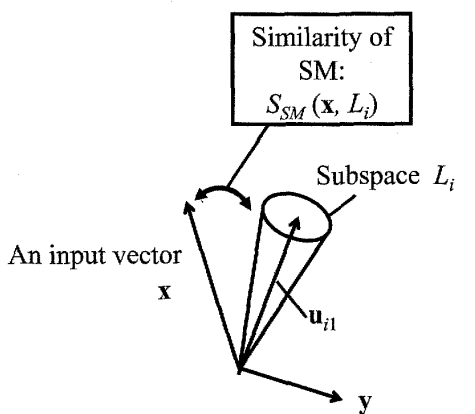
$$\mathbf{d} = \mathbf{u}_{j1} - \mathbf{u}_{i1} \quad (4)$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} - \mathbf{u}_{i1} \quad (5)$$

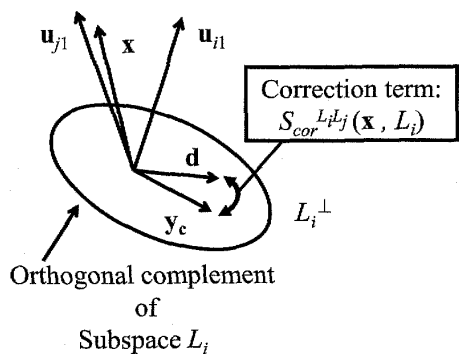
式(2), 式(3)において(·)はベクトルの内積を表す.

図2に沿って混合類似度法の流れを説明する. 学習時には, 差分ベクトル  $\mathbf{d}$  は, 各クラス辞書部分空間を張る正規直交基底ベクトルを求めた後, 類似したクラスの組に対してあらかじめ生成しておく. 識別時には, まず入力ベクトル  $\mathbf{x}$  に対して部分空間法で類似度を求める(図2(a)). 次に補正項  $S_{cor}^{L_i L_j}(\mathbf{x}, L_i)$  を次の手順で求める.  $\mathbf{y}$  を辞書部分空間  $L_i$  の直交補空間に射影し  $\mathbf{y}_c$  を得る. そして, 補正項  $S_{cor}^{L_i L_j}(\mathbf{x}, L_i)$  の分子は,  $\mathbf{y}_c$  と  $\mathbf{d}$  の内積の2乗として(図2(b)), 分母は差分ベクトル  $\mathbf{d}$  を部分空間  $L_i$  の直交補空間に射影して得たベクトルのノルムの2乗として求まる.

混合類似度法の類似度において, 補正項  $S_{cor}^{L_i L_j}(\mathbf{x}, L_i)$  は, 入力ベクトル  $\mathbf{x}$  と辞書部分空間  $L_i$  の第1基底ベクトルとの差分が, 辞書部分空間  $L_i$  の第1基底ベクトルと辞書部分空間  $L_j$  の第1基底ベクトルの差分成分をどの程度含むかを測る尺度となつて



(a) The similarity of the subspace method.



(b) The correction term of compound similarity method.

図2 混合類似度法で用いられる類似度の概念図  
Fig.2 The concept of the similarity used for compound similarity method.

おり, 差異を強調する項になっている. 更に, 差分ベクトル  $\mathbf{y}$  を辞書部分空間  $L_i$  の直交補空間に射影することで,  $\mathbf{y}$  がもつクラス  $\omega_i$  のクラス内変動を除去し, クラス間変動のみを取り出す[12]. これにより, 上記の差異強調プロセスがより効果的に働くことになる.

### 2.2 相互部分空間法のアルゴリズム

相互部分空間法は, 図1に示したように, 入力と辞書の二つの部分空間のなす正準角に基づいて識別を行う.  $f_i$  次元部分空間  $L_i$  と,  $f_j$  次元部分空間  $L_j$  の間には  $f_j$  個の正準角が定義できる(便宜的に  $f_i > f_j$  と仮定する). 式(6)に示す行列  $\mathbf{W}$  の  $k$  番目に大きい固有値  $\lambda_k$  が第  $k$  正準角に対する  $\cos^2 \theta_k$  となる[11].

$$\mathbf{W}\mathbf{a} = \lambda\mathbf{a} \quad (6)$$

$$w_{rs} = \sum_{l=1}^{f_j} (\mathbf{u}_{lr} \cdot \mathbf{u}_{jl})(\mathbf{u}_{jl} \cdot \mathbf{u}_{ls}) \quad (7)$$

得られた  $n$  個の正準角を用いて相互部分空間法の類似度を以下のように定義する.

$$S_{MSM}[n] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos^2 \theta_i \quad (8)$$

### 2.3 差分部分空間の定義

図3に示すように, 差分部分空間  $D$  は二つのベクトルに対する差分ベクトルの多次元への拡張であり, 二つの部分空間  $L_i$  と  $L_j$  の差異を表す部分空間となっている. 差分部分空間は, この空間への射影により識別に有効な特徴抽出が実現できるという興味深い特性を有する[9], [10].

前述したように,  $f_i$  次元部分空間  $L_i$  と  $f_j$  次元部分空間  $L_j$  の間には  $f_j$  個の正準角が定義できる. ここで,  $k$  番目に小さい正準角  $\theta_k$  を形成する二つのベクトル  $\mathbf{v}_{ik}$  と  $\mathbf{v}_{jk}$  に対して互いに直交する差分ベク

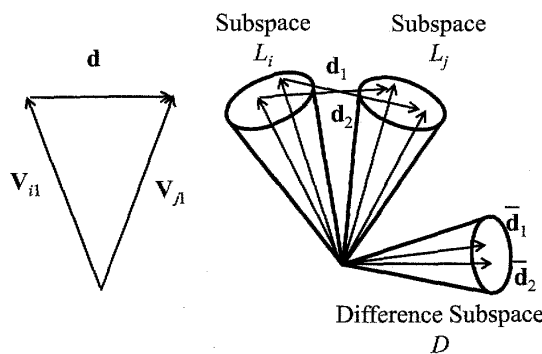


図3 差分部分空間の概念図  
Fig.3 Concept of difference subspace.

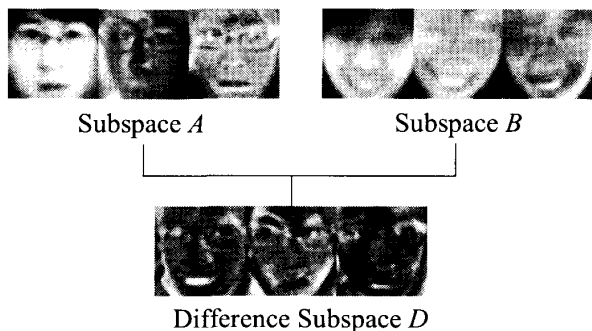


図 4 差分部分空間を張る直交基底ベクトル

Fig. 4 The orthogonal basis of difference subspace.

トル  $\mathbf{d}_k = \mathbf{v}_{ik} - \mathbf{v}_{jk}$ ,  $k = 1, \dots, f_j$  が求まる. これらの差分ベクトルを長さ 1 に正規化したものを  $\bar{\mathbf{d}}_k$ ,  $k = 1, \dots, f_j$  とする. 差分部分空間  $D$  は, これらの正規直交基底ベクトル  $\bar{\mathbf{d}}_k$ ,  $k = 1, \dots, f_j$  で張られる部分空間である.

#### 2.4 差分部分空間の計算

$k$  番目の正準角  $\theta_k$  をなす二つの正準ベクトル  $\mathbf{v}_{ik}$ ,  $\mathbf{v}_{jk}$  は以下の式から求められる [9].

$$\mathbf{v}_{ik} = \sum_{l=1}^{f_i} a_{kl} \mathbf{u}_{il} \quad (9)$$

$$\mathbf{v}_{jk} = \sum_{l=1}^{f_j} a'_{kl} \mathbf{u}_{jl} \quad (10)$$

ここで,  $a_{kl}$  は, 式 (6) から求まる  $k$  番目に大きい固有値に対応する固有ベクトル  $\mathbf{a}_k$  の  $l$  番目の成分である.  $a'_{kl}$  は, 式 (7) の  $\mathbf{u}_i$  と,  $\mathbf{u}_j$  を入れ換えて得られる行列  $\mathbf{W}$  の  $k$  番目に大きい固有値に対応する固有ベクトル  $\mathbf{a}'_k$  の  $l$  番目の成分である.

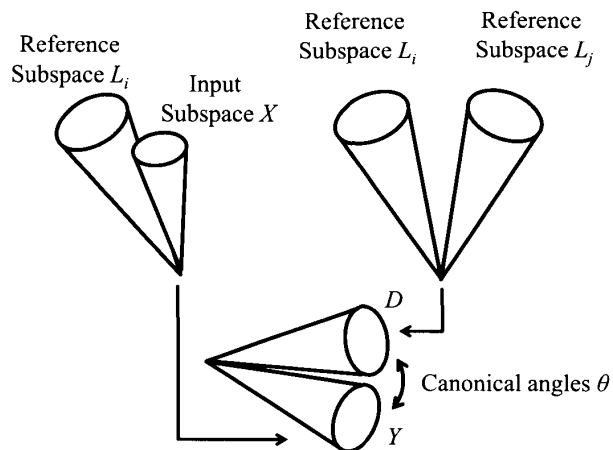
異なる人物の 3 次元部分空間  $A$  と  $B$  に対する差分部分空間  $D$  の正規直交基底ベクトルを計算し, 可視化した結果を図 4 に示す. メガネの有無, 輪郭の形状差, 口元の形状差が現れていることが見て取れる.

### 3. 混合相互部分空間法のアルゴリズム

#### 3.1 差分部分空間に基づく補正

図 5 に, 混合相互部分空間法における補正の概念を示す. 未知の入力部分空間を  $X$ , クラス  $\omega_i$  の辞書部分空間を  $L_i$ , クラス  $\omega_j$  の類似クラスを  $\omega_j$ , その辞書部分空間を  $L_j$  とし, 未知部分空間  $X$  の辞書部分空間を  $L_i$  に対する混合相互部分空間法の類似度を例として説明する.

あらかじめ辞書部分空間とその類似クラス部分空間との差分部分空間  $D$  を求めておく. 識別時には, 入



$D$ : Difference subspace between  $L_i$  and  $L_j$   
 $Y$ : Difference subspace between  $X$  and  $L_i$

図 5 混合相互部分空間法における補正項算出の概念

Fig. 5 Concept of the correction term for CPMSM.

力部分空間と辞書部分空間の差分部分空間  $Y$  と, 先に求めておいた  $D$  との類似度を両者のなす正準角で計り, これを相互部分空間法で求めた類似度  $S_{MSM}$  に対する補正項  $G$  とする. つまり, 入力パターンが類似クラスに近いほど, 補正項  $G$  の値は大きくなり, それに伴って最終的な類似度  $S_{CPMSM}$  は抑制されることになる. 以上が提案法の基本アイデアであるが, 実際の補正項の計算では, 差分部分空間から類似度を求める識別対象クラスの変動成分を除くために, 比較する差分部分空間を識別対象クラス部分空間の直交補空間に射影する操作が加わる.

#### 3.2 混合類似度法の一般化

混合類似度法における部分空間法を相互部分空間法に置き換える. これに伴って, 差分ベクトルを先に定義した差分部分空間に置き換える.

未知の入力部分空間  $X$  の, 辞書部分空間  $L_i$  に対する混合相互部分空間法の類似度  $S_{CPMSM}(X, L_i)$  は, 相互部分空間法の類似度  $S_{MSM}(X, L_i)$  に, 補正項  $G^{L_i L_j}(X, L_i)$  を加えた以下の式になる.

$$S_{CPMSM}(X, L_i) = S_{MSM}(X, L_i) - \mu G^{L_i L_j}(X, L_i) \quad (11)$$

類似度  $S_{MSM}(X, L_i)$  の計算は相互部分空間法に基づいて行う. これに対して補正項  $G^{L_i L_j}(X, L_i)$  の計算はやや複雑になるが, 基本的には差分ベクトルを差分部分空間に置き換えて計算を進めればよい.

#### 3.3 混合相互部分空間法の識別の流れ

学習時には各辞書パターンの集合に KL 展開を適用

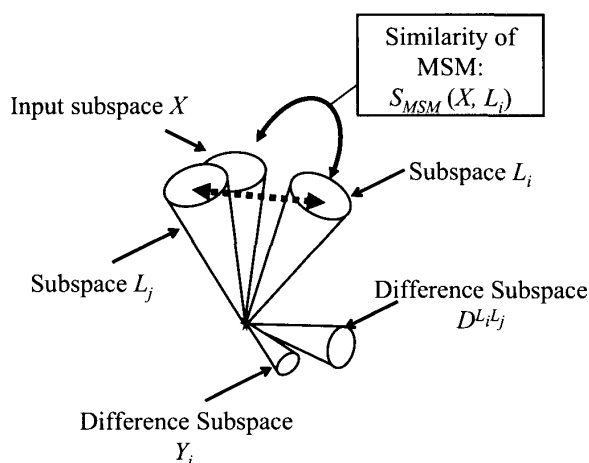
し辞書部分空間  $L_i$  と  $L_j$  を求める. 更に辞書部分空間  $L_i$  と  $L_j$  の差分部分空間  $D^{L_i L_j}$  も求めておく.

識別時には, 入力パターン集合から KL 展開により入力部分空間  $X$  を求める. 次に入力部分空間  $X$  と辞書部分空間  $L_i$  及び  $L_j$  との差分部分空間  $Y_i, Y_j$  を求める. これらを用いて, 入力部分空間  $X$  の辞書部分空間  $L_i$  と  $L_j$  に対する各類似度 (式 (11)) を求め, その値が大きいクラスを識別結果とする.

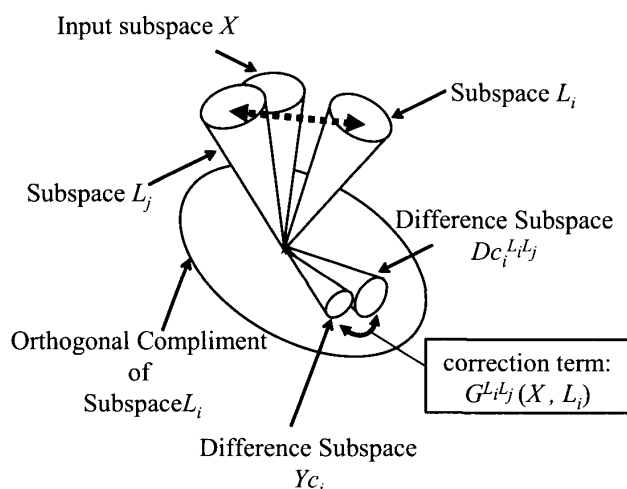
### 3.4 混合相互部分空間法の類似度

提案法の類似度は, 前述のとおり相互部分空間法により求まる類似度に補正項  $G^{L_i L_j}(X, L_i)$  を組み合わせたものである. 補正項は次の手順で求める.

(1) 図 6(a) に示す二つの差分部分空間: 辞書部分空間  $L_i$  と  $L_j$  の差分部分空間  $D^{L_i L_j}$  と, 入力部分空間  $X$  と辞書部分空間  $L_i$  の差分部分空間  $Y_i$  の基底ベクトルを辞書部分空間  $L_i$  の直交補空間に射影する.



(a) The similarity of MSM, and difference subspaces.



(b) The correction term of the similarity.

図 6 混合相互部分空間法の類似度導出の概念図  
Fig. 6 The concept of the similarity used for CPMSM.

(2) 射影された基底ベクトルをグラムシュミットの直交化法を用いて直交化する. こうして得られた部分空間を, それぞれ  $Dc_i^{L_i L_j}, Yc_i$  とする.

(3) 補正項  $G^{L_i L_j}(X, L_i)$  は部分空間  $Dc_i^{L_i L_j}$  と  $Yc_i$  の類似度として求められる (図 6(b)). 辞書部分空間  $L_j$  に対しても, 同様の手順で補正項  $G^{L_i L_j}(X, L_j)$  を算出する.

### 3.5 3 クラス以上の場合における識別結果の決定法

提案法の類似度計算は, 2 クラスの辞書部分空間から生成した差分部分空間に基づくために, 3 クラス以上を識別する場合には, 単純に類似度が最大のクラスを識別結果とすることはできない. そこで文献 [2], [3] で用いられている混合識別関数の決定則を採用して, 以下の手順で識別する.

まず, ある組に対して 2 クラス識別を行い, 類似度が小さい方のクラスが識別結果であることを否定する. これを全ての組に対して行い, 一度も否定されなかったクラスを正解クラスとする. 否定されていないクラスが二つ以上求まった場合, それらのクラスに対し, 再度この識別規則を適用し唯一の解を得るまで繰り返す. また, 全てのクラスが否定されてしまった場合には, 相互部分空間法の類似度が最も小さいクラスを除外して識別を行い, 解が得られるまでこの識別規則を繰り返す.

### 3.6 他の手法と組み合わせた場合の識別の流れ

提案法は, 類似したクラス対に対して識別を行うため, 識別対象となるクラス数が増えると, 識別を行う組合せが増加し, 効率的な識別法とはいえなくなる. 実際の識別問題では全てのクラスが互いに類似しているわけではなく, 誤識別が起こる組合せは限られている. そこで, まず類似したクラスを抽出し, 抽出した少数のクラスに対してのみ提案法を適用する. 類似クラスの抽出には, 様々な識別法が適用できるが, 混合相互部分空間法の識別に必要な材料は, 相互部分空間法の類似度を計算する際に既に得られているので, 相互部分空間法を用いるのが最も効率が良いと考えられる.

相互部分空間法により抽出した類似クラスに, 混合相互部分空間法を適用する場合の流れを図 7 に示す. 類似クラスペアの抽出基準は次のとおりである. 最も大きい類似度との差がしきい値  $th$  より小さい場合, 類似クラスがあると判断し, それらのクラスに対して混合相互部分空間法を適用する. 最も大きい類似度との差がしきい値以上の場合, 類似クラスはないとして相

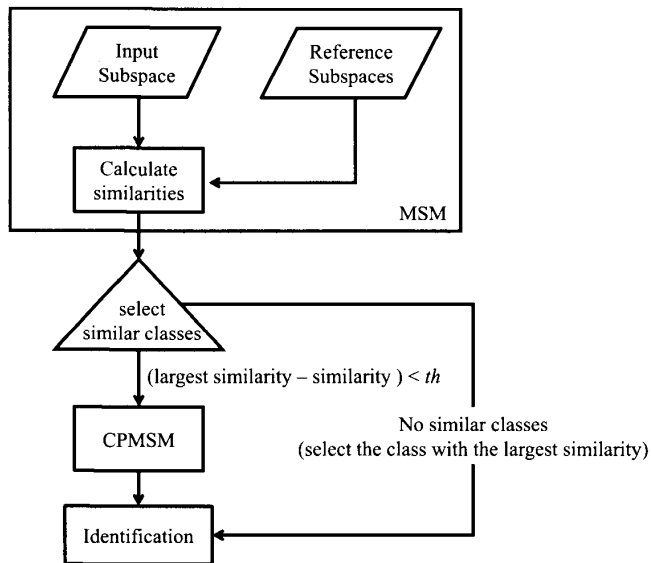


図7 相互部分空間法に混合相互部分空間法を組み合わせた識別の流れ

Fig. 7 The classification flow of MSM using CPMSM as post-process.



図8 データベースに含まれる人物  
Fig. 8 Subjects contained in the database.

互部分空間法の識別結果を出力する。

#### 4. 実験及び考察

ここでは顔画像認識における提案法の有効性を示す。先に述べたように各人物クラス部分空間はその人物の顔の3次元形状を反映した空間となっており、異なる人物クラス部分空間の差分部分空間は両者の3次元形状差異を反映している。したがって混合相互部分空間法に基づく顔認識は人物間の3次元形状の差異を考慮した識別になっている。

まず実験1では、類似ペアに対する2クラス識別において、提案法と相互部分空間法の性能比較を行う。更に実験2では、提案法に3.5で述べた判定規則を適用して、3人以上の類似顔セットに対する識別を行う。

##### 4.1 実験条件

評価には公開データベース：VidTIMIT [13]を用いた。このデータベースには図8に示すような43人の顔画像が含まれている。一人当たり、顔を動かす方向と順序が指示され撮影された三つの動画画像が用意されており、それぞれの動画画像は異なる日に撮影されている。三つの動画画像の一つを評価用、残りの二つを学習用とした。

このデータベースから評価に使う顔画像データを次の手順で生成した。まず顔領域をOpenCVを用いて切り出し、15 pixel × 15 pixelの濃淡画像に縮小した。次に顔領域が誤検出されたデータを目視によって取り



図9 抽出された顔画像  
Fig. 9 Extracted face images of a subject.

除き、最終的に一動画当たり140枚の顔画像を抽出した。ある人物の抽出された顔画像の一部を図9に示す。

評価では各画像を225次元ベクトルとして扱った。入力部分空間は連続した30枚の顔画像に対してKL展開を適用して生成した。辞書部分空間は、二つの動画画像から、それぞれ等間隔で40枚の顔画像をサンプリングし、計80枚から生成した。全方法において、辞書部分空間と入力部分空間の次元は7に設定した。

提案法において辞書部分空間同士の差分部分空間と、入力部分空間と辞書部分空間の差分部分空間の次元は、予備実験に基づきそれぞれ7に設定した。

##### 4.2 実験1

用意した顔データセットから相互部分空間法を適用して、172組の類似ペアを抽出し、提案法を適用した。補正項をどの程度効かせるかを制御する係数 $\mu$ (式(11))は最も識別率が高くなる際の値に設定した。

試行回数は各ペアにおいてそれぞれ180回である。全ての組合せに対する平均識別率は相互部分空間法では96.9%、混合相互部分空間法では98.9%となり、

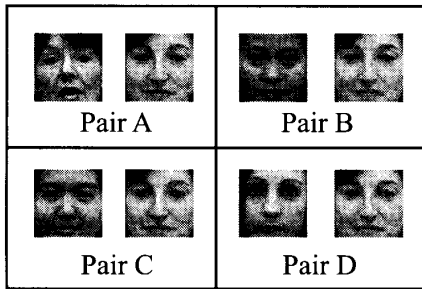


図 10 識別困難な人物ペア

Fig. 10 Pairs of subjects difficult to discriminate.

表 2 図 10 に示す人物ペアの識別率 (%)

Table 2 Classification rates of similar pairs (%).

| 識別手法      | Pair A | Pair B | Pair C | Pair D |
|-----------|--------|--------|--------|--------|
| 相互部分空間法   | 73.9   | 75.6   | 80.0   | 80.5   |
| 混合相互部分空間法 | 79.4   | 83.3   | 100    | 83.3   |

表 3 図 10 に示す人物ペアの EER (%)

Table 3 EERs of similar pairs (%).

| 識別手法      | Pair A | Pair B | Pair C | Pair D |
|-----------|--------|--------|--------|--------|
| 相互部分空間法   | 25.6   | 27.9   | 28.6   | 27.8   |
| 混合相互部分空間法 | 5.6    | 16.6   | 17.2   | 16.7   |

2.0%の改善が見られた。EER (Equal Error Rate) は、相互部分空間法では 11.4%，混合相互部分空間法では 1.4%となり、10%と大幅な改善が確認できた。相互部分空間法で識別率が特に低かった 4 組を図 10 に示す。相互部分空間法は入力部分空間と辞書部分空間の角度のみに基づいて識別するために、このようなペアを識別できない。これに対して、提案法は差分部分空間が保持する両者の位置関係を考慮することで識別できている。なお、この図では、4 人の人物に対して、同一人物（各ペアの右側）が、類似した人物として選択されているが、これはこの人物がたまたま 4 人の平均顔に近かったためと推察される。

これらはいずれも相互部分空間法では識別が困難であったが、表 2 と表 3 に示すように、提案法により識別率と EER がともに大きく改善された。以上の結果から、差分部分空間に基づく補正項が、相互部分空間法の識別性能の改善において、極めて有効に働くことが確認できた。

#### 4.3 実験 2

相互部分空間法、3.6 で述べた提案法と相互部分空間法の融合法、及び顔認識に有効とされる制約相互部分空間法 [9] の性能を比較した。

類似クラスを抽出するためのしきい値  $th$  は、混合相互部分空間法が適用される試行回数が総試行回数

表 4  $\mu$  と識別率の関係Table 4 Relation between  $\mu$  and recognition rate.

| $\mu$   | 0.0  | 0.2  | 0.4  | 0.6  | 0.8  | 1.0  |
|---------|------|------|------|------|------|------|
| 識別率 (%) | 97.7 | 98.9 | 99.5 | 98.9 | 99.0 | 99.0 |

表 5 各手法の識別率 (%)

Table 5 Recognition rate (%).

| 識別手法      | 識別率 (%) |
|-----------|---------|
| 相互部分空間法   | 97.7    |
| 制約相互部分空間法 | 99.8    |
| 混合相互部分空間法 | 99.5    |

の 10%以内に収まること、また各識別試行において最大 10 クラス程度が選ばれることを目安に選択し、 $th = 0.01$  とした。識別率は係数  $\mu$  に依存して表 4 に示すように変化した。本実験でも係数  $\mu$  は最も高い識別率が得られた際の値を用いた。

制約相互部分空間法は相互部分空間法の拡張である。入力と辞書部分空間を一般化差分部分空間へ射影して、各クラス部分空間を互いに直交状態に近づけた上で、相互部分空間法を適用する。一般化差分部分空間は 43 個の 7 次元のクラス部分空間から生成し、その次元は予備実験に基づいて 190 とした。類似度計算に用いる正準角の数 (式 (8)) は、予備実験に基づき 4 とした。

提案法と従来法の識別結果を表 5 に示す。相互部分空間法の 97.7%に対して混合相互部分空間法では 99.5%の識別率となり、提案法では、1.8%の性能向上を実現した。試行回数の観点から分析すると、総識別回数 3970 回のうち、混合相互部分空間法が適用された試行は 207 回あった。このうち 84 回の試行が誤識別となっていたが、これらを混合相互部分空間法で識別し直すことで、75 回を正解に転じることができた。改善率は 89%であった。

提案法の識別率は顔認識では高い識別性能が得られるとされる制約相互部分空間法とほぼ同程度である。

しかしながら、制約相互部分空間法では各クラス部分空間を制約空間へ射影する必要があること、更に、制約空間は新しい人物クラスが追加されると、全クラス部分空間から再度生成し直す必要があること等を考えると、顔認識における提案法の有効性は極めて高いといえる。

本実験では 3.3 で述べた決定則を用いたが、複数のクラスが残ってしまった場合や全クラスが否定されたケースはなく、全ての組で唯一の結果が得られた。しかしながら、対象クラスが増加し、それに伴って類似

クラス数も増えた場合を想定すると、提案法を多クラスに適用する際の判定法については更に検討する余地がある。

## 5. むすび

本論文では、相互部分空間法に混合類似度法の考えを導入した混合相互部分空間法を提案した。提案法は、混合類似度法において重要な役割を果たす類似パターンとの“差分ベクトル”を、二つの部分空間の差異を表す“差分部分空間”に置き換えている点で、混合類似度法の自然な一般化になっている。相互部分空間法の拡張である制約相互部分空間法や直交相互部分空間法に比べて、誤認識しやすい特定の類似パターン分布を狙って、少ない計算量で効率良く誤認識を改善できる利点がある。提案法の有効性は公開顔画像データベースを用いて確認した。

提案法を更に大規模な問題に適用するための課題として、4.3で述べたように3クラス以上に適用する場合の判定法と、補正項を制御する係数 $\mu$ (式(11))を理論的に決定する方法の確立が挙げられる。係数 $\mu$ は提案法の性能に直結するパラメータであり、ペアごとに最適な値が存在する。したがってペア数が増えた場合、これらを実験的に決定することは困難になる。そこで最適値を自動決定する方法を検討したい。

## 文 献

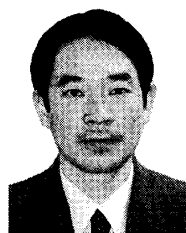
- [1] 飯島泰蔵, パターン認識理論, 森北出版, 1989.
- [2] 中嶋 孝, 澤 和弘, 若林哲史, 木村文隆, 三宅康二, “混合識別関数による類似文字認識の高精度化,” 信学論 (D-II), vol.J83-D-II, no.2, pp.623-633, Feb. 2000.
- [3] 鈴木雅人, 大町真一郎, 加藤 寧, 阿曾弘具, 根元義章, “混合マハラノビス関数による高精度な類似文字識別手法,” 信学論 (D-II), vol.J80-D-II, no.10, pp.2752-2760, Oct. 1997.
- [4] S. Watanabe, P.F. Lambert, C.A. Kulikowski, J.L. Buxton, and R. Walker, “Evaluation and selection of variables in pattern recognition,” Computer and Information Sciences, vol.2, pp.91-122, Academic Press, New York, 1967.
- [5] 山口 修, 福井和広, “顔向きや表情の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, June 2001.
- [6] 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, Aug. 2001.
- [7] K. Fukui and O. Yamaguchi, “The kernel orthogonal mutual subspace method and its application to 3D object recognition,” ACCV 2007, vol.4844, pp.467-476, 2007.

- [8] T. Kawahara, M. Nishiyama, T. Kozakaya, and O. Yamaguchi, “Face recognition based on whitening transformation of distribution of subspaces,” ACCV2007 Workshop Subspace 2007, pp.97-103, 2007.
- [9] 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, Aug. 2004.
- [10] J. Hirayama, H. Nakayama, and N. Kato, “A classifier of similar characters using compound Mahalanobis function based on difference subspace,” Proc. 9th Int. Conf. on Document Analysis and Recognition, pp.432-436, 2007.
- [11] 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, March 1985.
- [12] 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, vol.45, no.3, pp.951-959, 2004.
- [13] C. Sanderson, Biometric Person Recognition: Face, Speech and Fusion, VDM-Verlag, 2008.  
(平成 22 年 10 月 18 日受付, 23 年 2 月 22 日再受付)



秋廣 直紀

平 15 九大・工・機械航空卒。平 18 同大工学研究院了。同年 (株) 理想科学工業入社。平 19 より筑波大学大学院システム情報工学研究科博士課程在学中。パターン認識の研究等に従事。



福井 和広 (正員)

1986 九大・工・機械卒。1988 同大大学院工学研究科了。同年 (株) 東芝入社。同社研究開発センター主任研究員を経て、現在、筑波大学大学院システム情報工学研究科准教授。パターン認識・コンピュータビジョンの理論と応用に関する研究に従事。工博。2002 本会論文賞, 2006 本会 ISS 活動功労賞受賞。情報処理学会, IEEE 各会員。