

推薦論文

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

小坂谷 達夫[†] 山口 修[†] 福井 和 広[†]

顔画像を用いた個人認証を高精度に安定して行うことは、顔の向き、表情、照明条件などの変化により顔パターンが多様に変動するため、困難な問題である。動画画像から得られる複数顔パターンを用いて認識を行う制約相互部分空間法 (CMSM) は、制約部分空間と呼ばれる空間上で入力部分空間と辞書部分空間を比較することで、これらの顔パターンの変動を吸収する。本論文では、制約相互部分空間法を用いた実用的な顔認識システムの開発とその評価について述べる。まず、様々な変動を抑制するような制約部分空間の生成法について考察する。次に、実際に入退室システムを試作し、約 14 カ月という長期間にわたって運用して得られた大規模データを用いて評価を行う。その結果、他の手法に対する制約相互部分空間法の有効性が確認できた。

Development and Evaluation of Face Recognition System Using Constrained Mutual Subspace Method

TATSUO KOZAKAYA,[†] OSAMU YAMAGUCHI[†] and KAZUHIRO FUKUI[†]

Robust and accurate person identification by face recognition is a difficult problem because a face pattern changes variously due to its direction, expression and lighting conditions. We propose a robust method, constrained mutual subspace method (CMSM), in order to overcome the problem. In CMSM an input subspace is compared with a reference subspace on a subspace called constrained subspace. In this paper, we describe a practical face recognition system and evaluation of it. For a practical system the accuracy of recognition is an important factor. We consider a method for generating the constrained subspace that can effectively reduce the influence by variations of facial pattern. We have developed a prototype system and run it for 14 months to acquire data. We evaluate the system by experiments using the obtained large-scale data set. Experimental results show the advantage of CMSM over other recognition methods.

1. はじめに

生体情報に基づく個人認証は、鍵やパスワードと比較して紛失や忘れる心配がない。特に顔画像認識を用いたシステムは、非接触で認識処理を行うため認識にかかる時間が短く、ユーザへの心理的な負担も少ないという利点を持つ¹⁾。また、顔画像をログとして残すことで防犯効果が期待できるため、高い利便性とセキュリティ性を合わせ持つシステムを構築することができる。しかし、顔パターンは向き、表情、照明条件などにより多様に変動するため、高精度かつ安定に認識するのは困難な問題である。これまでにも、上述のような変動を吸収してロバストに認識を行う手法が数多く提案されている。たとえば、山元らは仮想部分空

間法により、顔画像をあらかじめ作成した基準空間から推定して識別することで、照明条件に対してロバストな顔認識手法を提案している²⁾。古市らは、照明変動によらない認識を行うために、顔の 3 次元形状をレンジファインダで計測し、その形状データを用いて識別する手法を提案している³⁾。これらは顔パターンの変動に上手く対応しているが、山元らの手法は正面顔に限定しており、古市らの手法はレンジファインダという特別な機器を必要とする。そのため、ユーザに制限を与えず高精度に認識を行う実用的なシステムの開発はまだまだ難しい問題となっている。

我々はこのような顔パターンの変動を吸収するため、動画画像からの複数顔パターンを用いて認識を行う手法を提案している。相互部分空間法 (MSM: Mutual

[†] 株式会社東芝研究開発センター

TOSHIBA Corporate Research & Development Center

本論文の内容は 2001 年 10 月のコンピュータセキュリティシンポジウム 2001 にて報告され、CSEC 研究会幹事により情報処理学会論文誌への掲載が推薦された論文である。

Subspace Method)^{4),5)}は、辞書と入力の両方について複数顔パターンから部分空間を構築し、その部分空間どうしのなす最小角度を求めることで認識を行う。部分空間どうしの比較を行うことで、顔の向きや表情変化による影響を軽減できる。このMSMを用いたシステム構築例としては、モバイルPC上で動作する顔認識ソフトウェア Smartface がある⁵⁾。文献5)では、処理能力の比較的低いモバイルPCの搭載を前提にしており、計算量削減のためにアルゴリズムを工夫することで、一般的なビデオカメラを用いて顔の向きや表情の変化に対応する顔画像処理システムの構築を実現している。

本論文の目的は、より実用的で高精度な顔認識システムを開発することである。その際、顔認識の手法としてMSMを拡張した制約相互部分空間法(CMSM: Constrained Mutual Subspace Method)⁶⁾を用いる。CMSMは、MSMにおいて最小角度を求める際に不要な変動を含まないという制約条件を付加した部分空間(制約部分空間)上で認識を行う手法である。文献6)では、光源を複数用意し、照明条件を多様に变化させた顔パターンから制約部分空間を作成した場合に、CMSMが照明変動に対してMSMよりもロバストに認識できることが評価実験により示されている。

しかし、実際のシステムの開発にあたってはいくつかの考慮すべき問題点がある。文献6)では光源をあらかじめ複数用意して多様な照明変動を学習し、制約部分空間を生成しているが、システム構成を考えた場合、あらかじめ複数の光源を用意することは系統的に大がかりになってしまい、設置やコストの面で問題がある。さらに、どのような照明変動が起こるか、どれだけの照明がどこに必要かをあらかじめ想定することも困難である。また、実際には照明変動のみの特定の変動だけではなく、ユーザによる立ち位置、顔の向きの変化や髪型や加齢といった経時・経年変化など、様々な変化が複合的に起こる。これらの変動をユーザにあらかじめ登録してもらうことは負担が大きく現実的ではない。そのため、実用的なシステムを開発するためには、照明変動のような特定の変動だけでなく多様な変動に対して効果があり、かつ登録作業においてなるべくユーザに負担をかけないような、実用的な制約部分空間の生成法について検討する必要がある。

そこで本論文では、登録ユーザによる認識試行データを用いた制約部分空間の生成法を提案する。試行系列を用いることで実際にユーザがとった様々な変動を学習し、認識に重要な特徴を抽出する制約部分空間の生成が期待できる。評価実験についても文献6)では

照明変動に特化した小規模なデータセットを用いており、大規模定量評価は今後の課題となっていた。そこで、顔認識システムを実際に試作し、約14カ月という長期にわたり現実の運用に即したデータを収集した。収集したデータセットを用いて評価実験を行い、他の手法との比較を交えながらCMSMおよび提案する制約部分空間の生成法の有効性について定量的に検証を行う。

以下、2章でMSMおよびCMSMの概要について述べ、3章では制約部分空間の定義について述べる。4章ではCMSMを用いて試作した顔認識システムの概要と提案する制約部分空間の生成法を説明し、5章では試作システムを運用して得られたデータを用いて行った評価実験について述べ、6章でまとめと今後の課題について述べる。

2. 制約相互部分空間法の概要

本章では制約相互部分空間法と、その基本となる相互部分空間法についての概要を述べる。これらの手法の特徴は、部分空間法⁷⁾のような従来法が入力として静止画1枚を主に処理対象にしているのに対して、動画像から複数の顔パターンを時系列的に取り出して認識を行う点である。入力と登録済みの辞書の両方に複数顔パターンを用いることで、分布どうしを比較し判断するため顔の向きや表情の変化による時間的な変動を吸収し、安定した認識を行うことが可能となる。

2.1 相互部分空間法

複数の顔パターンを主成分分析し、生成した2つの部分空間の分布の類似性について考える。入力と辞書のパターン分布は、図1に示すようにパターン空間の部分空間 P と Q で表現される。このとき、2つのベクトル $u \in P$ と $v \in Q$ のなす最小角度 θ_1 は以下の式により定義できる。

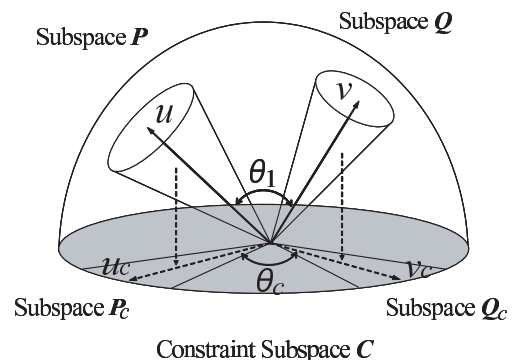


図1 MSMおよびCMSMの概念図
Fig. 1 Concept of MSM and CMSM.

$$\cos^2 \theta_1 = \sup_{\|u\| \neq 0, \|v\| \neq 0} \frac{|(u, v)|^2}{\|u\|^2 \|v\|^2} \quad (1)$$

また、この θ_1 をなすベクトル u, v に直交する方向に対して最小となる角度 θ_2 も求めることができ、 N 次元部分空間では N 個の角度の組を一意に求めることができる。この角度は正準角⁸⁾と呼ばれ、最小正準角を基準として認識を行う手法が相互部分空間法 (MSM) である。実際には、正準角は部分空間 \mathcal{P}, \mathcal{Q} に対する射影行列 P, Q としたときの PQP あるいは QPQ の固有値から求めることができる。計算上はより次元の小さい行列の固有値問題に置き換えられ、高速処理が可能である⁴⁾。

2.2 制約相互部分空間法

MSM は顔向きや表情などの影響を抑える方法としては有効である。しかし、各カテゴリ (部分空間) について識別に不要な変動が含まれた場合でも、その変動を抑制する機構がないため誤認識の原因となっていた。

図 1 に示すように制約部分空間 (Constraint Subspace) と名付けた部分空間に C 入力と辞書の 2 つの部分空間 \mathcal{P} と \mathcal{Q} を射影することにより、識別に不要な成分による影響を抑制し、射影後の部分空間 \mathcal{P}_c と \mathcal{Q}_c のなす角度 θ_c を類似度とする。この制約条件を付加した相互部分空間法を制約相互部分空間法 (CMSM) と呼ぶ⁶⁾。

以下、射影後の部分空間 \mathcal{P}_c の求め方について説明する。まず入力部分空間を \mathcal{P} 、その射影行列を $P = [p_1, p_2, \dots, p_N]$ 、制約部分空間を \mathcal{C} 、その射影行列を $C = [c_1, c_2, \dots, c_N]$ とし、 \mathcal{P} で用いる基底の数を K 、 \mathcal{C} で射影に用いる基底の数を M とする。このとき、 \mathcal{P} を \mathcal{C} に射影した部分空間 \mathcal{P}_c の基底ベクトル p_{c_i} は以下の式で表現できる。

$$p_{c_i} = \sum_{j=1}^M c_j^\dagger c_j p_i \quad (i = 1, 2, \dots, K) \quad (2)$$

これら K 個のベクトル p_{c_i} をノルム正規化し、グラムシュミットの直交化を施すことで、射影後の部分空間 \mathcal{P}_c の基底ベクトルとする。

3. 制約部分空間の生成

文献 6) では、照明条件に基づいて制約部分空間の生成法が定義されていた。ここでは、照明条件のような特定の変動を前提とせず、識別対象のカテゴリおよび撮影条件に基づいた生成という観点で再定義する。

制約部分空間は以下の手順で生成することができる。まず、識別対象を撮影して部分空間を作成する。得られた部分空間をカテゴリ (人物) と撮影条件ごと

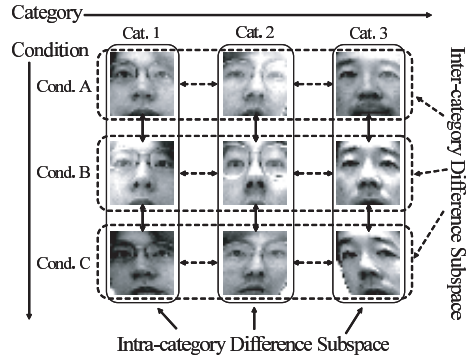


図 2 差分部分空間の概念図
Fig. 2 Concept of difference subspace.

し、それぞれの部分空間間の差分部分空間 (Difference Subspace) を計算する。この差分部分空間に基づいて制約部分空間を生成する。

図 2 に 3 カテゴリがそれぞれ 3 条件ずつ存在した場合の例を示す。図 2 の横方向に異なるカテゴリが並んでおり、縦方向に同一カテゴリにおける異なる条件が並んでいる。また、図 2 では各要素は画像で表現されているが、実際には図が示すカテゴリ、撮影条件において生成された部分空間である。

3.1 差分部分空間の定義

差分部分空間は正準角に基づいて定義する。M 次元部分空間 \mathcal{P} と N 次元部分空間 \mathcal{Q} に対して、 $N (\leq M)$ 個の正準角 $\theta_i (i = 1 \sim N)$ が規定できる。これらの正準角 θ_i を形成する 2 つのベクトルを u_i, v_i 、その差分ベクトルを $d_i = u_i - v_i$ とすると、N 個の差分ベクトルが定義でき、これらは互いに直交する。そこで N 個のうち d 番目までの差分ベクトルを長さ 1.0 に正規化して、 d 次元の差分部分空間 $D_{\mathcal{P}\mathcal{Q}}$ の基底ベクトルとすることで差分部分空間を定義する。

3.2 差分部分空間を用いた制約部分空間の生成

差分部分空間の集合から制約部分空間を生成する方法について述べる。まず、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と、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について考える。前者をカテゴリ内差分部分空間 (Intra-category Difference Subspace)、後者をカテゴリ間差分部分空間 (Inter-category Difference Subspace) と名付ける。顔パターンにおいては、姿勢変動や照明変動による同一人物内の変動がカテゴリ内差分部分空間、他人との差異がカテゴリ間差分部分空間に相当する。

同一カテゴリ p で、異なる条件 A, B の間のカテゴリ内差分部分空間を D_p^{AB} で表す。このとき、同一カテゴリ内での変動を表すカテゴリ内変動部分空間

\mathcal{L} はカテゴリ内差分部分空間の主成分部分空間から求めることができる．主成分部分空間は，複数の部分空間 \mathcal{H}_k の各基底ベクトルを入力として主成分分析し，得られた主成分ベクトルを基底ベクトルとする部分空間として定義される．主成分部分空間の詳しい求め方は文献(6)の付録に記されている．このとき，カテゴリ内変動部分空間 \mathcal{L} は，カテゴリ内差分部分空間 $\mathcal{D}_1^{A^B}, \mathcal{D}_1^{A^C}, \dots, \mathcal{D}_1^{Z-1^Z}$ の主成分部分空間として定義できる．また，同一の条件下において異なるカテゴリ p, q との間のカテゴリ間差分部分空間を \mathcal{D}_{pq}^A で表すと，異なるカテゴリごとの特徴の差を表すカテゴリ間変動部分空間 \mathcal{F} は，各条件ごとのカテゴリ内差分部分空間 $\mathcal{D}_{12}^A, \mathcal{D}_{13}^A, \dots, \mathcal{D}_{m-1 m}^A$ の主成分部分空間として定義できる．

このカテゴリ間変動部分空間 \mathcal{F} とカテゴリ内変動部分空間 \mathcal{L} を用いて制約部分空間 \mathcal{C} を生成する．変動にロバストな認識を行うためには，同一カテゴリ内の変動を排除することで照明変動や立ち位置などによる自己変動を抑制し，異なるカテゴリ間の変動は大きくすることで他人との差を強調することが必要である．そのためには，カテゴリ間変動部分空間 \mathcal{F} からカテゴリ内変動部分空間 \mathcal{L} を取り除くため， \mathcal{F} を \mathcal{L} の直交補空間 \mathcal{L}^\perp に射影した空間を \mathcal{C} とすればよい．

$$\mathcal{C} = \mathcal{F} \cap \mathcal{L}^\perp \quad (3)$$

カテゴリ内変動部分空間 \mathcal{L} に対応する射影行列を L とすると，直交補空間 \mathcal{L}^\perp に対応する射影行列 L^\perp は単位行列を I とすると $L^\perp = I - L$ となる．このカテゴリ間変動部分空間 \mathcal{F} に対応する射影行列 F と射影行列 L^\perp の主成分部分空間を制約部分空間 \mathcal{C} とする．

4. 制約相互部分空間法を用いた顔認識システム

本章では，実運用に基づいたデータを収集するために試作した顔認識システムと，提案する試行に基づいた制約部分空間の生成法について述べる．

4.1 システム構成

システムはカメラと液晶画面を持つ顔認識端末と，端末を制御するための PC から構成される．図 3 に設置された顔認識端末の外観を示す．

システムの設置環境について説明する．試作機は屋内の廊下壁面に設置され，外光による影響はないが，カメラから撮影した画像のほぼ中央に天井の蛍光灯が映っており，ユーザの立ち位置や顔の向きによって照明条件は大きく変動する．また，この試作機のために特別に照明などは追加せず，試作機設置前と環境は変



図 3 試作した顔認識システムの外観
Fig. 3 A prototype of face recognition system.

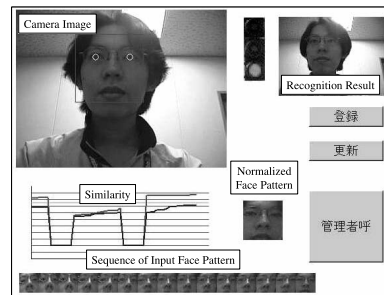


図 4 試作システムで照合している例
Fig. 4 An example image of processing an input.

わらないようにした．

次に，顔認識による入室方法について説明する．このシステムは，顔がカメラの視野に入ると自動的に顔の照合を開始する．対象者は画面を見ながら，顔の位置などを確認することができる．個人認証が完了し，入室が許可された場合は，さらにタッチパネルによってパスワードを入力し，正しいパスワードが入力されることで，実際にドアの電子錠を開錠させる．図 4 で実際に照合している様子を示す．下に抽出された顔パターンの系列が表示されている．左側の画像はカメラ画像であり，右上の画像は識別の結果，同一であった人物を示している．試作したシステムでは顔認識とパスワードを併用しているが，セキュリティのレベルによって，別の組合せをとることもできる．たとえば無線カードなどを利用することで顔認識の非接触性の利点を高めることが考えられる．

4.2 試行データに基づいた制約部分空間の生成

制約部分空間は，図 2 で横方向と縦方向で描かれたカテゴリ間変動部分空間とカテゴリ内変動部分空間の 2 つの組合せで生成され，これらを構成する差分部分空間の選び方は任意である．

本論文では実運用の観点から，なるべくユーザに負担をかけずに，実際に起こる様々な変動を抑制する制

約部分空間の生成が必要とされる．そこで，登録時にあらかじめ撮影するのではなく，実際の試行系列に基づいて制約部分空間を生成する．試行ではユーザが完璧に同一の動きや立ち位置を再現することはなく，何らかの変動を含んでいる．それらの変動をカテゴリ内変動部分空間で学習することにより，実際にユーザが起こした変動に基づいた制約部分空間を生成することができる．登録時に何度もユーザにデータ収集を行う必要がないためユーザに対する負担も小さく，使うごとに制約部分空間が学習されるため，不要な環境変動を吸収しつつ高精度に認識することが期待できる．

その他の例としては，外光などにより照明条件が変わることが分かっている環境では，それらの照明条件下で画像を撮影しておき，カテゴリ内差分部分空間を生成することで，予想できる変動を抑えることが期待できる．また，屋内のように照明条件が比較的变化しないような環境では，ユーザが立ち位置を変化させて何回かデータを収集することでカテゴリ内変動部分空間を生成させれば，ユーザの立ち位置にロバストな顔認識を行うことができると考えられる．さらに，ある人物において眼鏡の着脱など特殊な変動がある場合は，眼鏡ありと眼鏡なしなどの複数の状況からカテゴリ内差分部分空間を取得しておくことで，特定の人物についてのみ任意に変動を吸収することも期待できる．

このように，カテゴリ間差分部分空間とカテゴリ内差分部分空間の2つを柔軟に組み合わせることで制約部分空間をその目的や環境に応じて設計し，認識に不要な任意の影響を抑制することができる．

5. 評価実験

5.1 実験データについて

4章で述べた入室管理システムを会議室の出入り口に設置し，約14カ月の間，実運用することにより画像データを収集した．入室管理システムは，設置した会議室前を通る人物なら誰でも試行可能であったため，登録者だけでなく様々な未登録者による試行が行われた．システムに登録した人数は73人であり，いたずらや通りすがりの人物などによる系列を除いた試行回数は全部で4,390試行であった．このうち，3,533試行が登録されている人物が行い，1人あたりの平均試行回数は48.4回，1人あたりの平均試用期間は285.9日であった．残りの857系列はシステムに登録されていない未知の人物の試行である．目視であるが，未登録者による857系列の大多数が異なる人物により行われた．

登録データは登録者が利用し始める直前に作成し，

その時期は人物によって異なる．登録時にはまず100枚撮影し，その後さらに3回試行（各試行最大50枚）を行ってもらった．したがって，画像の枚数は4系列の合計で合計250枚（＝100＋50×3）となる．ただし，画像からの顔特徴点抽出に失敗する場合があるため，用いた正規化画像は人物ごとに150～250枚程度となっている．特徴点抽出は，文献9)で提案されている形状抽出とパターン照合を利用した手法を用いた．特徴点抽出後に正規化された画像の大きさは15×15であり，前処理としてヒストグラム平坦化，縦方向の微分処理を行ったため，最終的な特徴ベクトルの次元数は15×14＝210次元となる．

5.2 実験内容

入力系列に対して登録者全員との類似度を計算し，他人受率率（FAR: False Acceptance Rate）と本人排除率（FRR: False Rejection Rate）および1位正解率を求める．このFARを計算する際には，他人が不正に侵入しようとするケースを想定して，未登録者による857系列を用いて計算した．

また，本人と他人の類似度の分布が離れている方が閾値を決定しやすくなるため，システムとして好ましい．この類似度の分離度合いを示す評価尺度としてクラス間分離度を用いる．クラス間分離度 η は，以下の式によって定義できる．

$$\eta = \frac{n_1(\bar{s}_1 - \bar{s}_m)^2 + n_2(\bar{s}_2 - \bar{s}_m)^2}{\sum_{i=1}^{n_1+n_2} (s_i - \bar{s}_m)^2} \quad (4)$$

ここで，入力と辞書が同一人物の場合数を n_1 ，この場合の類似度の平均を \bar{s}_1 ，異なる人物の場合数を n_2 とし，この場合の類似度の平均を \bar{s}_2 ， s_i は入力と辞書のすべての組合せのうち i 番目（ $i = 1 \sim (n_1 + n_2)$ ）の類似度であり，すべての類似度の平均を \bar{s}_m とする．

制約部分空間の生成には，各人とも登録データと登録した後の3回の試行の計4系列を用いることとした．また，中間的に生成されるカテゴリ内差分部分空間の数は ${}_4C_2 \times 73 = 438$ であり，それらから7次元ずつ用いて主成分分析を行った．一方，カテゴリ間差分部分空間の数は ${}_{73}C_2 = 2628$ であり，こちらは差分部分空間の生成に30次元ずつ，主成分部分空間の生成に30次元ずつ用いた．200次元のカテゴリ間変動部分空間を，70次元のカテゴリ内変動部分空間の補空間に射影して制約部分空間を生成した．MSM，CMSMの辞書部分空間と入力部分空間の基底数はそれぞれ7，制約部分空間の射影行列に用いる基底数は130とした．これらの次元数については，これまでに

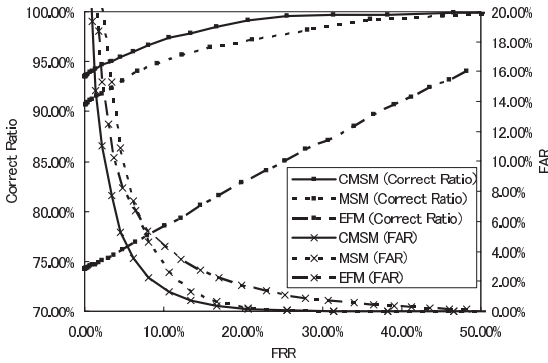


図5 各手法の1位正解率および他人受入率

Fig. 5 Correct ratio and FAR of each methods.

表1 評価実験の結果

Table 1 A result of evaluation experiment.

	correct ratio(%)	separability	COR(%)
CMSM	93.26	0.148	5.18
MSM	90.61	0.054	9.21
EFM	74.21	0.180	12.85

行われた評価実験^{5),6)}などを参考に定めた。

さらに比較のため、MSMとCMSMの他に固有顔法(EFM: EigenFace Method¹⁰⁾)による類似度も計算した。固有顔を作成するためのデータセットはMSM、CMSMと同一である。MSM、CMSMの辞書は複数枚の画像から作成されるが、EFMの辞書は画像を平均して作成した。入力についても同様に複数の入力画像がある場合は、それを平均することにより1枚の画像として用いた。固有顔空間に射影する次元数は、累積寄与率が95%となる値(38次元)に設定した。

また、辞書登録と制約部分空間の生成に用いる試行系列の数を増やすことで、より精度の高い人物辞書部分空間が生成でき、認識性能の向上が期待できる。これを確認するために、辞書登録と制約部分空間の生成に用いる試行系列の数を3系列と10系列の2つの場合について実験を行う。他のパラメータは同じである。

5.3 実験結果

認識実験の結果を図5および表1で示す。図5は、CMSM、MSM、EFMの各手法について1位正解率およびFAR、FRRを計算し、グラフにしたものである。これらの値は正解かどうかを判定するしきい値に依存する。手法ごとにしきい値となる類似度の値は異なるため、本実験ではFRRによって決定した。図5の横軸がしきい値となるFRRであり、左縦軸が1位正解率、右縦軸がFARを表す。しきい値を大きくする(FRRが高くなる)に従って、1位正解率は上がりFARは下がる。ただし、しきい値を高くするとユー

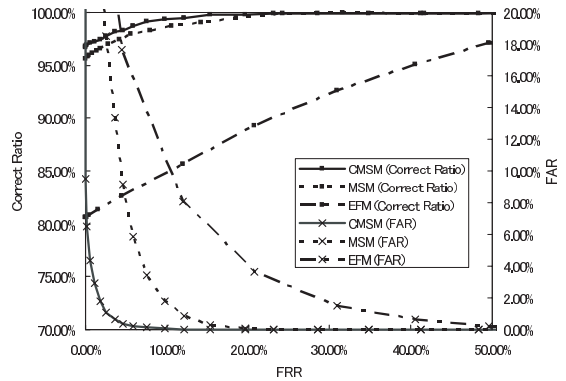


図6 学習を加えた各手法の1位正解率および他人受入率

Fig. 6 Correct ratio and FAR with extra learning.

表2 学習を加えた評価実験の結果

Table 2 A result of evaluation experiment with extra learning.

	correct ratio(%)	separability	COR(%)
CMSM ⁺	96.70	0.258	2.69
MSM ⁺	95.56	0.062	7.56
EFM ⁺	80.62	0.217	11.41

ザの負担が増すことになる。表1は、1位正解率、分離度、COR(Cross Over Rate)を示す。このCORは、FAR=FRRとなる値であり認識システムの性能の目安となっている。

図5からCMSMが1位正解率とFARの面から見て最も優れた結果となっており、制約部分空間への射影によって認識性能が向上したことが分かる。また同じ動画像を用いるMSMも、静止画ベースのEFMに比べ高い1位正解率を示し、動画像を用いることの優位性が確認できる。分離度ではCMSMがMSMと比較して3倍近い値が得られた。これらから、EFMやMSMに対するCMSMの有効性は示されたと考えられる。また、実際の試行を用いてその場の環境に適応した制約部分空間が、照明変動だけでなく、実際に起こる様々な変動に対して有効に機能していることが確認できた。

辞書登録と制約部分空間の生成に用いた試行を10系列に増やした場合の実験結果を図6および表2に示す。その結果CMSM、MSM、EFMのいずれについても改善が見られる。特にFARについてはMSMでは図5と図6でほとんど変化がないのに対して、CMSMでは大きく改善されていることが分かる。学習によりFARが低下することはセキュリティシステムにとって好ましく、CMSMならびに提案する制約部分空間の生成法が実システムに適していることが確

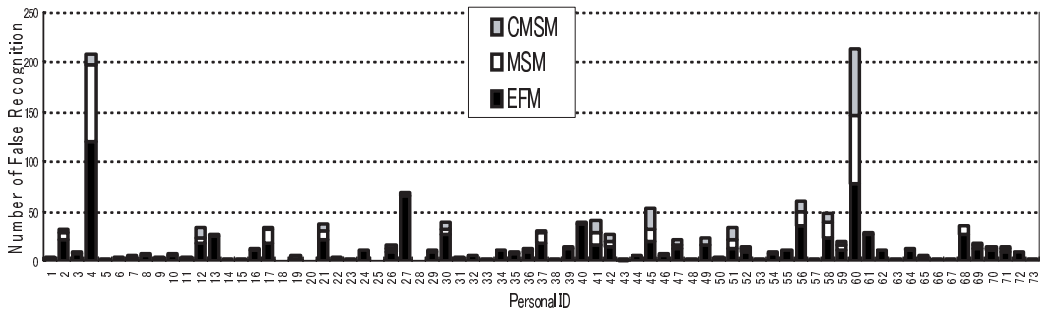


図7 各人ごとの識別失敗回数
Fig. 7 Number of False Recognition in each person.

表3 ID4 および ID60 の人物の正解率
Table 3 Correct ratio of ID4 and ID60.

	num of trials	CMSM	MSM	EFM
ID4	172	96.6%	54.7%	30.8%
ID60	100	34.0%	31.0%	22.0%
ID60 ⁺	90	85.6%	90.0%	31.0%

認できた。

5.4 考察

全人物に対する平均的な識別性能については、前述の実験結果により、CMSM の優位性が明確に示されたといえる。ここでは提案法の優位性および問題点を顕著に表す個別例を抜き出して考察する。

図7 に登録した 73 人の各人について識別失敗した回数を手法ごとの積み上げグラフで示す。縦軸が識別に失敗した回数、横軸は登録人物の ID 番号、棒グラフの内訳は上から CMSM, MSM, EFM となっている。図7 から、識別失敗した人物と手法には偏りがあることが分かる。以下では、提案法と従来法とで明確な差が出た ID4 と、提案法が有効に働かなかった ID60 の 2 人について取り上げる。表3 に ID4 と ID60 の手法ごとの識別率を示す。

5.4.1 提案手法の有効性を示す例

ID4 の人物において、MSM の 54.7% (94/172), EFM の 30.8% (53/172) という低い識別率が、CMSM では 96.6% (166/172) と大きく改善された。

このように MSM, EFM で識別性能が低いのは、登録時と識別時の照明条件、および髪の長さの違いにより、図8 (a) に示すような顔パターンの変化が生じたためと考えられる。このような状況において、制約部分空間への射影をとみなさない MSM や EFM では、このパターン変動を抑制する機構を持たないために、識別性能が低下してしまう。

一方、CMSM では、すでに述べたように制約部分空間への射影により、照明変動や髪の有無によるパターン変動をカテゴリ内変動で抑制しつつ、カテゴリ間変

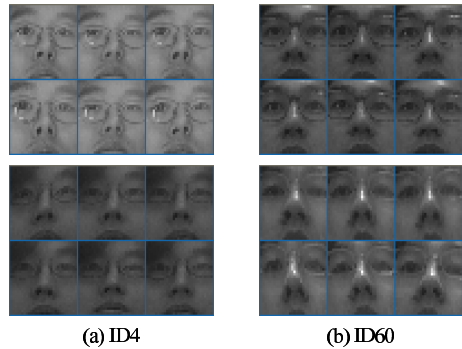


図8 ID4 および ID60 の人物の正規化画像の例 (上段：登録データ, 下段：入力データ)
Fig. 8 Normalized images of ID4 and ID60 (upper: dictionary data, lower: input data).

動で他人との差異を強調する機能を有する。このために、MSM, EFM と比較して照明条件や前髪の影響を受けずに高い精度で認識することができたと考えられる。

5.4.2 提案手法の問題点を示す例

ID60 の人物は、CMSM, MSM, EFM のすべての手法で識別正解率が低かった。この人物の試行を調べた結果、辞書に登録した際の姿勢と入力の際の姿勢が大きく異なっていた (入力の際はカメラに近寄っていた)。そのため、顔パターンが大きく変化し、認識性能が低下してしまったと考えられる。

通常、このような場合には学習の効果が期待できるが、表3 の ID60⁺ に示すように、学習の試行系列を 3 から 10 に増やしても、CMSM の識別率は 85% と低く、MSM に対する優位性も見られない。

この原因として以下のような考察ができる。ID60 では登録時と識別時において、他の人物に比べて立ち位置による顔向きの変動が極端に大きく、その正規化画像は図8 (b) に示すように大きく異なる。制約部分空間は実運用データから生成したため、運用過程で得られた ID4 の照明変動や前髪の変動などは、自己変

動として制約部分空間への射影によりうまく抑制された。しかし、ID60における顔向きの大変動は実運用では得られなかった。そのために、この変動は抑制されずにむしろ他人の差として強調されてしまい、認識性能が低下したと考えられる。

このような問題に対して、認識アルゴリズムの改良は重要だが、あらかじめ多様な変動を持つデータを収集することでも改善できる。たとえば、マルチカメラを用いたシステム¹¹⁾に拡張することで、同時に複数視点の顔パターンを強制的に収集でき、極端な顔向きの変動に対してよりロバストなシステムを構築できると考えられる。

6. ま と め

本論文では、制約部分空間の実用的な生成法を提案し、さらに顔認識システムを実際に試作し14カ月の間運用することで得られた大規模データセットを用いたCMSMの定量評価について述べた。評価実験から、CMSMが1位正解率や他人受入率などでMSMやEFMよりも優れた結果を示し、手法の有効性が確認できた。

今後は認識性能のさらなる向上や、制約部分空間の生成や学習、認識における次元数の最適値などの理論的決定、システムのインターフェースについて改良を加えていく予定である。

参 考 文 献

- 1) 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，Vol.80, No.3, pp.257-226 (1997).
- 2) 山元宣政，重成一真，尺長 健：仮想部分空間法による照明に影響されない顔認識，信学論(D-II)，Vol.84, No.8, pp.1753-1761 (2001).
- 3) 古市喜則，安藤慎吾，中島真人：顔の3次元情報を用いた個人照合，CVIM，Vol.2002, No.26, pp.39-45 (2002).
- 4) 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.68, No.3, pp.345-352 (1985).
- 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.84, No.16, pp.1045-1052 (2001).
- 6) 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化にロバストな顔画像認識—照明変動を抑える制約相互部分空間の学習，信学論(D-II)，Vol.82, No.4, pp.613-620 (1999).
- 7) エルッキオヤ：パターン認識と部分空間法，産業図書 (1986).
- 8) Stewart, G.W.: Error and perturbation bounds for subspaces associated with certain eigenvalue problems, *SIAM*, Vol.15, pp.727-764 (1973).
- 9) 福井和広，山口 修：形状情報とパターン照合の組み合わせによる顔特徴抽出，信学論(D-II)，Vol.80, No.8, pp.2170-2177 (1997).
- 10) Turk, M. and Pentland, A.: Eigenfaces for Recognition, *Journal of Neuroscience*, Vol.3, No.1, pp.71-86 (1991).
- 11) 小坂谷達夫，山口 修，福井和広：マルチカメラ動画画像を用いた顔画像認証，第8回画像センシングシンポジウム講演論文集(SSII2002)，pp.319-324 (2002).

(平成 15 年 3 月 6 日受付)

(平成 16 年 1 月 6 日採録)

推 薦 文

認証に用いる顔画像を複数個利用するという試みと、探索空間を制約する制約空間法を組み合わせることで、信頼性の高い認証方式を提案している。特に、制約相互部分空間法の本質である「制約部分空間の汎用的な生成法」を示し、提案方式の有効性を入室管理を対象とした長期に渡る実環境下のデータを用いて定量評価している点は注目に値する。提案方式の新規性は明確であり、また、方式の提案だけにとどまらず、定量的な評価と試作を行い、運用実験を通じてその有効性を明確にしている。その意味で、完成度の高い研究であり、関連分野への貢献も高く、論文誌への投稿を推薦する。

(CSEC 研究会幹事 寺田真敏)



小坂谷達夫(正会員)

1976年生。2001年東京工業大学大学院精密工学科知能システム科学専攻修士課程修了。同年(株)東芝入社。現在(株)東芝研究開発センターマルチメディアラボラトリー勤務。コンピュータビジョン、顔画像認識の研究開発に従事。2002年本会山下記念研究賞受賞。



山口 修 (正会員)

1969年生。1994年岡山大学大学院工学研究科情報工学専攻修士課程修了。同年(株)東芝入社。現在(株)東芝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

タービジョン, 顔画像認識, ヒューマンインタフェースの研究開発に従事。1996年本会全国大会優秀賞受賞, 2002年電子情報通信学会論文賞受賞, 2003年本会山下記念研究賞受賞, 電子情報通信学会会員。



福井 和広

1986年九州大学工学部機械工学科卒業。1988年同大学大学院工学研究科修了。同年(株)東芝入社。以来, ロボットビジョン, パターン

認識, および顔画像処理をベースにしたヒューマンインタフェースの研究開発に従事。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主任研究員。工学博士。平成14年電子情報通信学会論文賞受賞。
