

複数姿勢の顔画像正規化を統合した顔照合手法

早坂 昭裕[†] 今岡 仁[†]

[†] NEC 情報・メディアプロセッシング研究所 〒211-8666 神奈川県川崎市中原区下沼部 1753

E-mail: [†] {a-hayasaka, h-imaoka}@cb.jp.nec.com,

あらまし 本論文では、姿勢変動にロバストな顔照合を実現するため、入力された顔画像を複数の異なる姿勢の顔画像へ正規化し、それら正規化顔画像から抽出した特徴量ベクトルを連結した連結特徴量ベクトルを用いる顔照合アルゴリズムを提案する。入力された顔画像を正面から撮影した顔と左右斜め上から撮影した顔の3種類の姿勢の顔画像へと変換し、それら3姿勢の顔画像から抽出した特徴量ベクトルを連結した連結特徴量ベクトルを用いて、特徴量の変換行列を学習する。3姿勢の顔画像から抽出した特徴量をひとつの高次元な特徴空間で学習することで、別々の特徴空間で学習した場合よりも最適な特徴量変換行列を構築する。3姿勢の特徴量ベクトルを別々に特徴量変換して照合スコアを統合する手法と比較し、多くの姿勢について照合精度が向上することから、提案手法の有効性を示す。

キーワード 顔認証, 顔照合, 姿勢正規化, バイオメトリクス, 生体認証

1. まえがき

近年の社会の情報化やネットワークサービスの普及拡大に伴い、鍵やパスワードを用いた従来の個人認証に代わり、本人の生体情報を用いたバイオメトリクス認証が注目されている。なかでも顔を用いた顔認証技術は、被撮影者が認証動作を必要としない点や、履歴として残された画像から本人特定が容易に行える点など、他のバイオメトリクス認証にはない優位性があり、パブリックセーフティの要素技術として関心を集めている。

パブリックセーフティにおける顔認証の利用シーンとしては出入国審査などが挙げられるが、近年はより身近なところで、例えば監視カメラ映像などでの顔認証のニーズが高まっている。これを可能とするためには、斜め上から撮影した顔画像のような、さまざまな姿勢の顔画像が高精度に照合できなければならない。

姿勢の変動に対応した顔認証の従来手法として、個人の顔の3次元情報（形状や全方位テクスチャなど）を利用する手法がある[1,2]。個人の顔の3次元情報があれば、あらゆる姿勢の顔画像を生成することができるため、非常に高精度な顔照合が実現できると考えられる。しかしながら、顔の3次元情報の取得には特殊な機材が必要になることや、データ量や演算量の増加なども懸念されるため、実環境で運用するシステムに利用するためにはまだ課題が多いと考えられる。

個人の顔の3次元情報を利用する手法に対して、個人の顔の2次元情報（画像情報のみ）を利用する手法も提案されている。そのひとつに、入力された顔画像を正面顔へ変換（正規化）する手法がある[3,4,5]。さまざまな姿勢の顔画像からその人物の正面顔を生成できれば、後段では正面顔の照合を行う顔照合アルゴリズムを利用できるため、メリットは大きい。しかしながら、あらゆる姿勢の顔画像を正しく正面顔へ変換できるとは限らない。

特に、正面に対して水平方向・垂直方向ともに顔の角度が大きくなるほど、正しい正面顔へ変換するのは難しくなってくる。他には、姿勢ごとの部分空間を生成して照合する手法[6]や、高次元の特徴量を次元削減することで対応する手法[7,8]なども研究されているが、姿勢ごとの部分空間の生成には多くのデータと手間がかかるし、入力された1枚の顔画像のみから得られる特徴量だけではさまざまな姿勢に対応することは困難だと考えられる。

そこで、本稿では、入力された1枚の顔画像を正面・右向き・左向きという特定の3姿勢の顔画像へ変換し利用することを考える。そして、それら3姿勢の顔画像から抽出した特徴量ベクトルを連結し、ひとつの高次元な特徴空間で学習・次元圧縮をすることにより、照合時の演算量を削減しつつより最適な特徴変換を行うアルゴリズムを提案する。本研究では、ターゲットとする姿勢を左右40度・上下20度の範囲とし、約1,000名のさまざまな姿勢の顔画像を利用した性能評価により、提案手法の有効性を示す。

2. 既存手法

2.1. 概要

本研究では、既存手法である入力顔画像を正面顔へ変換（正規化）する手法[3,4,5]に準ずる顔照合アルゴリズムをベースとして考える。これは、入力された顔画像を正面顔へ正規化することにより、以降の特徴抽出や照合の処理に正面顔の照合で用いられる手法をそのまま利用することができるためである。現在まで一般的に広く研究開発されている顔照合アルゴリズムは正面顔を前提としている手法が多いため、従来手法を最大限に活用して姿勢変動にロバストな顔照合を実現することを考えた場合、この手法は非常に有効であると考えられる。

基準とする顔照合アルゴリズムの概要を図1に示す。照合対象となる2枚の顔画像をそれぞれ登録画像、照合

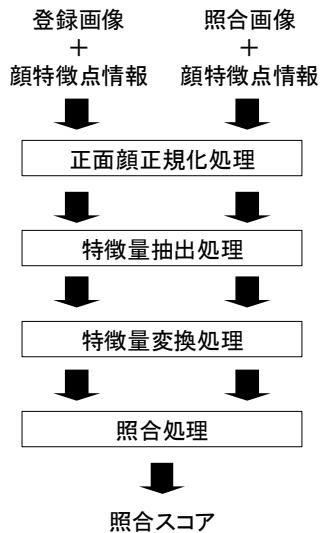


図1 基準とする顔照合アルゴリズムの概要

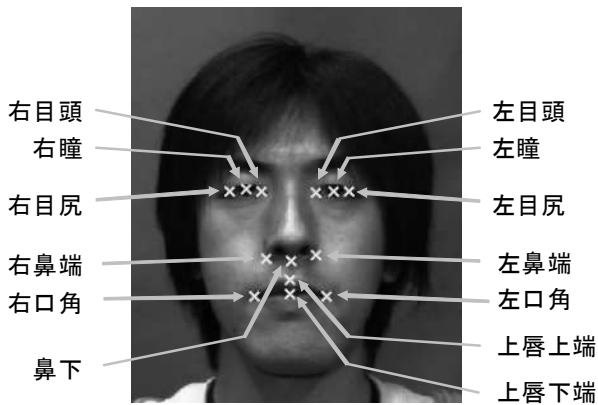


図2 13点の顔特徴点

画像とする。また、それぞれの顔画像に対して顔特徴点情報があらかじめ得られているとする。顔特徴点は、具体的には瞳、鼻下、口角など図2に示す13点である。

まず、入力された顔画像と顔特徴点情報を利用して、顔画像を正面顔へと変換する姿勢正規化処理を行う。正面顔への画像変換には、アフィン変換を用いる。アフィン変換の基準となる情報として、図3に示すような正面顔の平均的な顔特徴点座標と3次元顔形状モデルを事前に生成し利用する。これらの情報は複数名のデータを平均して生成した。この平均的な正面顔の顔特徴点座標と入力された顔画像の顔特徴点情報から2画像間のアフィン変換行列を最小二乗法により算出し、得られた変換パラメータを用いて顔画像を正面顔へと変換する。この処理を登録画像と照合画像についてそれぞれ行う。図4に姿勢正規化処理により正面顔へ変換した顔画像例を示す。ここで、水平方向・垂直方向とは、顔の撮影時のカメラの位置のことを指し、顔を正面から撮影したカメラ位置を水平0度・垂直0度として、顔の右側から撮影する場合を水平の正方向、顔の上側から撮影する場合を垂直の

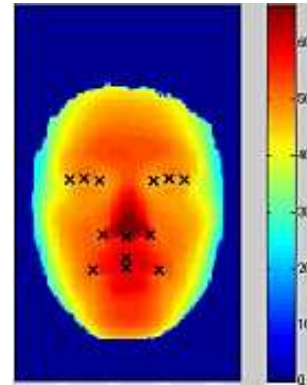


図3 アフィン変換の基準とする正面顔の顔特徴点座標と3次元顔形状モデル

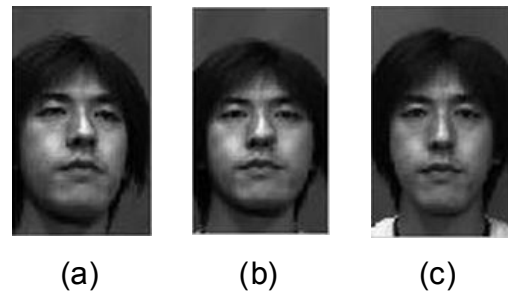


図4 正面顔への姿勢正規化の例:(a) 入力された画像の顔(水平+10度・垂直-10度), (b) 正面顔へ姿勢変換した顔, (c) 正面から撮影した顔

正方向と定義する。そのため、図4(a)の顔画像は、顔を斜め右下から撮影した顔画像となっている。

次に、姿勢正規化処理によって正面顔へ変換した顔画像から特徴量ベクトルを抽出する処理を行う。特徴量としては、顔照合で一般的に利用されるGabor特徴を用いる[9]。Gabor特徴は、目や鼻や口など顔の局所的な特徴を抽出することで、姿勢変動など幾何学的な変化に対してロバストな照合が可能である。本稿では、さまざまな角度と周波数のGabor Waveletを用いて抽出した3,960次元の特徴量とした。この処理についても登録画像と照合画像についてそれぞれ行う。

そして、抽出した特徴量をより照合に適した特徴量へ変換する特徴量変換処理を行う。特徴量を変換するための変換行列の生成には、線形判別分析(Linear Discriminant Analysis: LDA) [10]を用いた。特徴量の次元圧縮により、抽出した特徴量ベクトルをより低次元の特徴量ベクトルへと変換する。具体的には、事前に多数の人物の複数の顔画像(学習データ)から上記手順に基づき特徴量を抽出し、それら特徴量に対してLDAを行うことで、低次元特徴量への変換行列を学習しておく。そして、照合の際に特徴量抽出処理で抽出された特徴量ベクトルと事前に学習しておいた特徴量変換行列を乗じ

ることで、低次元の特徴量ベクトルへと変換する。特徴量変換行列の学習に利用する顔画像に登録画像や照合画像の人物が含まれている必要はないため、顔認証システムの利用者が事前に多数の顔画像を登録しておく必要はなく、利用者が追加された際に特徴量変換行列の再学習が必要になることもない。事前に用意しておいた多数の顔画像を用いて学習した特徴量変換行列を保持しておけば、顔認証システムの利用者は登録時も照合時も顔画像を1枚撮影されるだけでよい。

最後に、登録画像および照合画像それぞれの特徴量ベクトルを特徴量変換行列によって変換した低次元特徴量ベクトル同士を比較することで照合を行う。照合スコアは、特徴量ベクトル同士の正規化相関を計算し、その類似度を用いる。照合スコアは、1に近いほど本人である確率が高いことを示し、-1に近いほど他人である確率が高いことを示す。

本研究では、以上の処理で構成される顔照合アルゴリズムをベースとする。既存手法の問題点について分析を行い、その解決法を検討する。

2.2. 既存手法の問題点

既存手法は、入力された顔画像を一度正面顔へ姿勢正規化することで、登録画像と照合画像に姿勢の違いがある場合でも照合を行うことができる。しかしながら、入力された顔画像の姿勢によっては、良好な正面顔を生成することが難しい。図4のように、水平+10度・垂直-10度程度の姿勢であれば良好な正面顔へ変換できているが、例えば水平+40度・垂直+20度の姿勢の顔画像などが入力された場合は、良好な正面顔を生成できない場合がある。姿勢変換の失敗例を図5に示すが、変換して生成した正面顔は、顔の左目尻から顎にかけての左頬輪郭部分が欠けた顔画像になっている。これは、変換に利用する顔特徴点が顔の内部に偏って存在していることと、顔の角度が正面に対して大きくなったことにより顔特徴点の隠れ（オクルージョン）が生じることが大きな原因となっている。顔の輪郭など広い領域に対して顔特徴点を配置することができれば、より正面顔に近い良好な顔画像が生成できると考えられるが、輪郭の顔特徴点は水平方向のわずかな姿勢変化でオクルージョンが発生してしまうため、実際の姿勢変換で輪郭の顔特徴点を利用するのは難しいと考えられる。また、顔の角度がさらに大きくなると、左目尻や左鼻端、左口角の顔特徴点などもオクルージョンにより見えなくなるため、姿勢変換後の顔画像が大きく乱れたり、あるいはまったく姿勢変換できなかったりすることもある。このように、オクルージョンにより入力された画像にもともと写っていない顔領域や顔特徴点がある場合には、入力された顔画像のみから良好な正面顔を生成するのはきわめて困難となる。良好な正面顔が得られないと、次の特徴量抽出処理で顔としての正

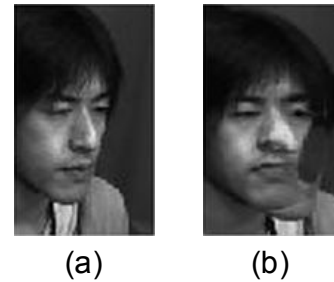


図5 姿勢変換の失敗例：(a) 入力された画像の顔（水平+40度・垂直+20度）、(b) 正面顔へ姿勢変換した顔画像

しい特徴量が得られないため、結果的に正しく照合することができない。

3. 複数姿勢の顔画像正規化を用いた顔照合手法

3.1. 概要

既存手法では、入力された顔画像と正面顔の角度差があまり大きくない場合（角度差の絶対値が水平10～20度・垂直10度程度の範囲）であれば良好な正面顔を生成できるが、入力された顔画像と正面顔の角度差が大きい場合（角度差の絶対値がおよそ水平30～40度・垂直20度以上）に変換後の顔画像に破綻が見られた。これはすなわち、入力された顔画像と正規化すべき姿勢の顔画像（既存手法では正面顔）の見え方が大きく異なる場合には変換画像が破綻することを意味している。逆に言えば、入力された顔画像と正規化すべき姿勢の顔画像の見え方が似ている状況であれば、たとえ正規化すべき姿勢が正面でなくても良好な変換画像を生成することが可能であると考えられる。

そこで本研究では、良好な正面顔を生成できないような姿勢の顔画像を正しく照合するために、正面顔ではなく斜め上から撮影した顔画像へ変換することを考える。これは、監視カメラ画像との照合を想定した場合に重要となるのは斜め上側から撮影された画像であると考えたためである。既存手法では、水平方向と垂直方向の角度がともに0度ではない、つまり斜め方向から撮影した顔画像の正面顔正規化がうまく行われなことが多かった。そのため、斜め向きの顔画像を正面顔ではなく特定の斜め方向から撮影した顔画像へ変換することで、正面顔へ変換する場合よりも良好な正規化画像を生成することができると考えられる。しかし、斜め向きの顔画像へ変換するだけでは、既存手法で正しく照合できていた顔画像が逆に正しく照合できなくなる可能性もある。そこで本稿では、斜め向きの顔画像へ変換する手法を“斜め向きの顔の照合に特化した顔照合アルゴリズム”とし、既存手法を“正面顔の照合に特化した顔照合アルゴリズム”とみなして、これらを組み合わせた顔照合アルゴリズムを提案する。異なる姿勢の顔の照合に特化したアルゴリズムを組み合わせることで、さまざまな姿勢の顔を精度

良く照合できる相互補完的な顔照合アルゴリズムを構築する。

異なる顔照合アルゴリズムの組み合わせの方法は、いくつか考えられる。例えば、入力された顔画像の姿勢によって顔照合アルゴリズムを切り替える方法や、それぞれの顔照合アルゴリズムの照合スコアを組み合わせるスコアレベルの統合方法、あるいはそれぞれの顔照合アルゴリズムによって抽出した特徴量の段階で統合する方法も考えられる。入力された顔画像の姿勢によって顔照合アルゴリズムを切り替える場合、何らかの手段により顔画像の姿勢を推定する必要があり、その推定結果が正しくない場合は所望の照合性能が得られない可能性がある。そこで提案手法では、顔照合アルゴリズムの統合方法として特徴量レベルの統合を採用した。照合スコアレベルの統合と特徴量レベルの統合を比較したとき、それらの特徴空間の次元数の違いから、特徴量レベルの統合の方がより最適な学習が実現できると考えたためである。具体的には、それぞれの顔照合アルゴリズムによって抽出された特徴量ベクトルをすべて連結した高次元な連結特徴量ベクトルを利用する。多数の学習データから得られた連結特徴量ベクトルに対して LDA を行うことで、低次元の変換特徴量ベクトルへの特徴変換行列をあらかじめ学習しておく。照合の際には対象の画像から得られた連結特徴量ベクトルを特徴量変換行列によって低次元の変換特徴量ベクトルへ変換し、照合する。正面顔から抽出した特徴量ベクトルと斜め向きの顔から抽出した特徴量ベクトルは、当然ながら同一人物であっても大きく異なったベクトルとなる。それら同一人物の特徴量ベクトルをそのまま同一の特徴空間で学習したとしても、うまく学習されないと考えられる。そのため、特徴量ベクトルを連結し、それぞれの特徴量ベクトルをひとつの特徴空間の異なる次元の特徴量とみなすことで、より高次元の特徴空間にて最適化を図る。また、このような構成にすることで、3つの姿勢の顔画像から抽出した特徴量ベクトルをひとつの特徴量変換行列で変換可能となる。

上記を踏まえ、次節にて提案する顔照合アルゴリズムの詳細な処理の流れについて述べる。

3.2. 提案手法の処理フロー

本稿にて提案する顔照合アルゴリズムの処理フローを図 6 に示す。前提として、既存手法と同様、顔画像とともに 13 点の顔特徴点情報があらかじめ与えられているものとする。なお、図が煩雑になるのを避けるため、照合対象となる登録画像と照合画像のうち、登録画像についてはあらかじめ照合に利用する変換後の特徴量ベクトルがデータベースに保持されているものとし、照合画像についての処理のみを記載する。実際には、登録画像についても顔画像とともに顔特徴点情報が与えられているものとし、照合画像と同様の処理を行い、照合に利用す

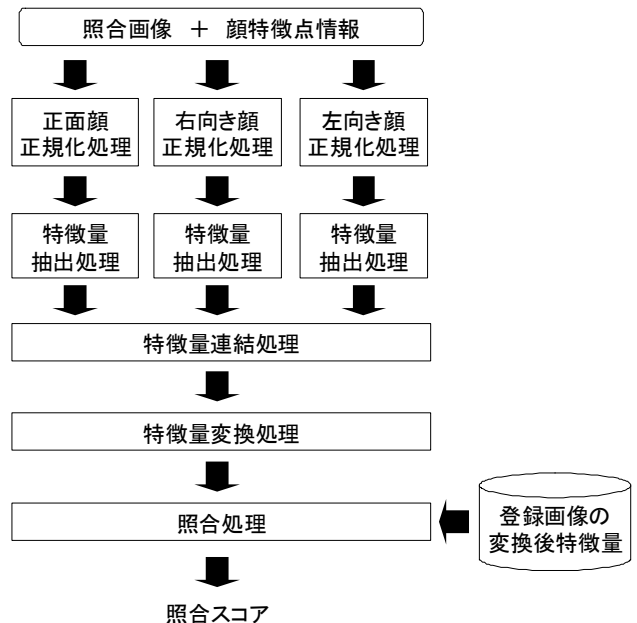


図 6 提案する顔照合アルゴリズムの処理フロー

る変換後の特徴量ベクトルを生成する。

まず、顔特徴点情報をもとに照合画像から正面顔と斜め右向きの顔、斜め左向きの顔の 3 種類の異なる姿勢の顔画像を生成する。斜め向きの顔への変換は、入力された画像の向きと、変換すべき顔の向きによって結果が大きく異なる。例えば、水平+20度の顔画像を水平+30度の顔画像へ変換する場合は 10 度の変換でよいが、水平-20度の顔画像を水平+30度の顔画像へ変換する場合には 50 度の変換をしなければならないため、良好な正規化顔画像が得られない。そのため、右側の斜め向きの顔と左側の斜め向きの顔の両方に変換し、正面顔も含めて計 3 姿勢の顔画像へ変換するように構成する。これにより、左右どの姿勢であってもいずれかの姿勢変換で良好な顔画像を生成することができる。本稿では、斜め左向きの顔は水平+40度・垂直+20度、斜め右向きの顔は水平-40度・垂直+20度と設定した。

斜め向きの姿勢の顔画像への変換には、既存手法と同様にアフィン変換を用いる。ただし、アフィン変換の基準となる平均的な顔特徴点座標と 3 次元顔形状モデルとして、正面顔のデータではなく斜め向きの顔のデータを用いる。これにより、既存手法と同じ手順で異なる姿勢の顔画像を生成することができる。斜め向きの顔の顔特徴点座標と 3 次元顔形状モデルは、既存手法で用いた正面顔のデータを人工的に回転させて生成した。図 7 に斜め左向きへ変換する際に用いる顔特徴点座標と 3 次元顔形状モデルを示す。正面顔のデータを回転させることで、斜め向きの姿勢では本来画像には写らない顔特徴点の座標も既知となる。アフィン変換により斜め左向きの顔へ変換した画像例を図 8 に示す。図 8 から、入力された顔

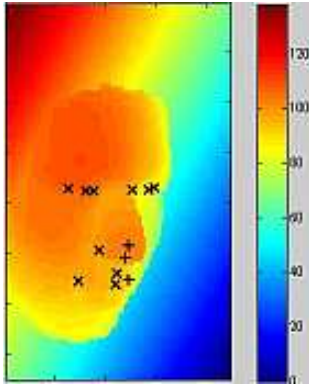


図 7 アフィン変換の基準とする斜め左向きの顔の顔特徴点座標と 3 次元顔形状モデル (+のマークはオクルージョンにより本来見えない顔特徴点)

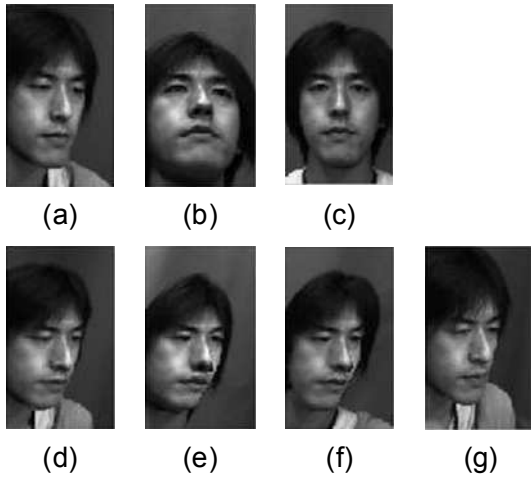


図 8 斜め左向きの姿勢へ変換した顔画像例：(a) 水平+30度・垂直+10度の顔画像，(b) 水平+10度・垂直-20度の顔画像，(c) 水平0度・垂直0度（正面）の顔画像，(d) (a)の変換後画像，(e) (b)の変換後画像，(f) (c)の変換後画像，(g) 水平+40度・垂直+20度の顔画像

画像の姿勢が変換すべき姿勢と異なる場合でも意図した斜め左向きの顔へ変換できているのがわかる。また、変換すべき姿勢との角度差が大きい正面顔を変換した場合でも比較的良好的な変換画像が生成できているのが確認できる。正面顔を斜め左向きの顔へ変換する場合に角度差が大きくても画像の乱れがあまり発生しないのは、問題の複雑さの違いによる。斜め向きの顔画像を正面顔へ変換する場合、オクルージョンにより見えない顔特徴点が多かったり、画像にもともと写っていなかった顔領域を作り出す（情報量を増やす）必要があったりという対処が困難な問題があるが、逆に正面顔を斜め向きの顔画像へ変換する場合は、顔特徴点のオクルージョンがなく、もともと画像に写っていた情報を減らすだけでよいので、前者よりもはるかに問題が簡単である。上記の手法により、照合画像を正面と斜め右、斜め左の3姿勢に変換す

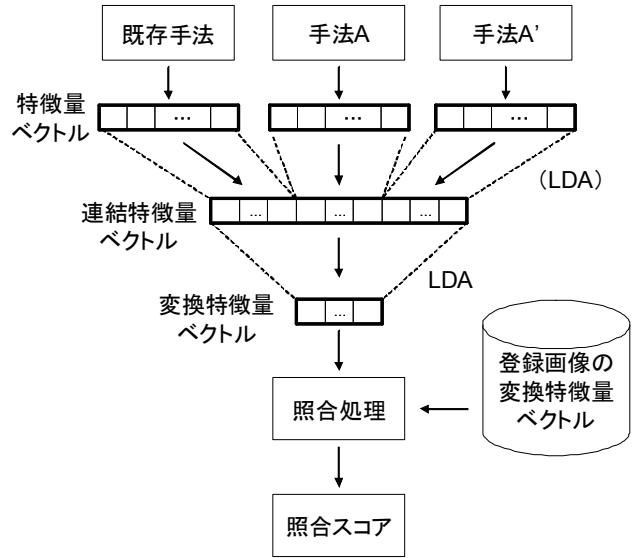


図 9 特徴量連結の処理（提案手法 1 は連結時に LDA で次元圧縮し，提案手法 2 は得られた特徴量ベクトルをそのまま連結する）

る。

次に、照合画像を3つの姿勢に変換し得られた3つの姿勢正規化画像それぞれから特徴量を抽出する。本稿では、既存手法との比較を容易に行うため、すべての姿勢正規化画像から既存手法と同様の Gabor 特徴を抽出する。1枚の入力画像から3つの異なる Gabor 特徴を抽出することになる。

そして、得られた3つの特徴量ベクトルを連結し、1つの連結特徴量ベクトルを生成する。連結特徴量ベクトルは抽出した特徴量ベクトルの3倍の次元数となる。これにより、既存手法と比べてより高次元の特徴空間で学習および特徴量変換を行うことになり、異なる姿勢の特徴量ベクトルとの関係も考慮することで既存手法よりも最適な特徴量変換が実現できると考える。本稿では、(1)抽出した特徴量ベクトルを次元圧縮して連結する場合と(2)抽出した特徴量ベクトルをそのまま連結する場合の2通りに関して検証した(図9)。特徴量変換に用いる特徴量変換行列は、既存手法と同様、事前に多数の学習データから得た連結特徴量ベクトルに対して LDA を行うことで学習しておく。そして、照合画像から抽出した連結特徴量ベクトルと事前に生成しておいた特徴量変換行列を乗じて、照合に適した低次元特徴量ベクトルへ変換する。照合の際には、照合画像から得た変換後の低次元特徴量ベクトルと登録画像から得た変換後の低次元特徴量ベクトルの正規化相関を計算し、照合スコアを算出する。

なお、実際に構築したアルゴリズムでは、入力された顔画像を斜め右向きの顔画像へ変換するのではなく、入力された顔画像を左右反転して斜め左向きの顔画像へ変換することで、擬似的に斜め右向きの顔画像（正確には



図 10 左右反転した顔画像の姿勢正規化例：(a) 水平+10度・垂直+10度の顔画像，(b) 水平-40度・垂直+20度の姿勢へ変換した顔画像，(c) (a)を左右反転した画像，(d) (c)を水平+40度・垂直+20度の姿勢へ変換した顔画像

斜め右向きの顔へ変換した画像を左右反転して左向きにした画像)を生成している(図 10)。これは、提案手法において姿勢正規化に必要な基準の顔特徴点座標と3次元顔形状モデル、それから特徴量変換行列が2姿勢分だけで済むようになるためである。人間の顔が左右対称であると仮定すれば、理論的にはこの変換で擬似的に斜め右向きの顔画像が生成できる。

4. 実験および考察

4.1. 比較手法の概要

提案手法の照合性能を評価するために、提案手法と類似した顔照合アルゴリズムを用いて照合性能の比較を行う。本稿では、提案手法の2パターンと既存手法以外に、下記2つの手法との照合性能を比較する。

- ・手法 A：斜め向きの姿勢へのみ変換する手法

既存手法の中で正面顔に変換する処理を斜め左向き(水平+40度・垂直+20度)の顔に変換する処理へと変更した照合アルゴリズムである。手法 A は斜め左向きの顔の照合に特化したアルゴリズムといえる。基本的な処理フローは図 1 と同様である。

- ・手法 B：照合スコアの重み付き加算統合(図 11)

既存手法と左右それぞれの斜め向きの顔画像の照合に特化した照合アルゴリズムで算出した計3つの照合スコアを重み付き加算することで最終的な照合スコアとする手法である。左右それぞれの斜め向きの顔画像の照合に特化した照合アルゴリズムは、既存手法の正面顔変換処理を斜め左向き(水平+40度・垂直+20度)へ変換する処理に変更した顔照合アルゴリズム(手法 A)と、斜め右向き(水平-40度・垂直+20度)へ変換する処理に変更した顔照合アルゴリズム(以下、手法 A'とする)である。それぞれの照合スコアに対する重みは、多数の学習データのうち、登録画像を水平0度・垂直0度の顔(正面顔)とし、照合画像を水平+40度・垂直+20度と水平-40度・垂直+20度の顔として3つの顔照合アルゴリズムでそれぞれ照合スコアを算出し、得られた照合スコアを元に線形 SVM (Support Vector Machine) により学習した値を

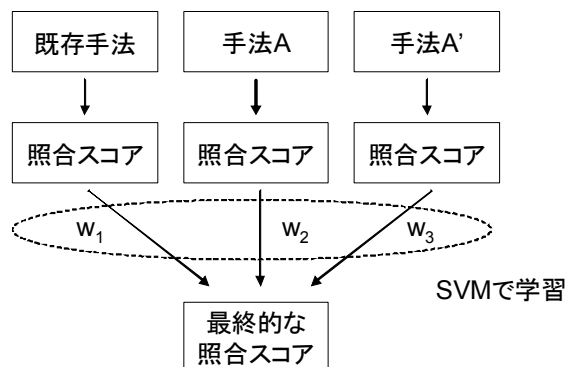


図 11 比較手法 B の処理フロー

表 1 各手法のまとめ

| 手法名 | 概要 |
|---------|---------------------|
| 既存手法 | 正面顔の照合に特化 |
| 手法 A | 斜め左向きの顔の照合に特化 |
| (手法 A') | 斜め右向きの顔の照合に特化 |
| 手法 B | 上記3手法の照合スコアを重み付き加算 |
| 提案手法 1 | 上記3手法の特徴量を2段階で特徴量変換 |
| 提案手法 2 | 上記3手法の特徴量を1段階で特徴量変換 |

用いた。学習の結果、正面顔の照合に特化した顔照合アルゴリズム(既存手法)に対しての重み w_1 は 0.3374, 斜め左向きの顔の照合に特化した顔照合アルゴリズム(手法 A)に対しての重み w_2 は 0.3264, 斜め右向きの顔の照合に特化した顔照合アルゴリズム(手法 A')に対しての重み w_3 は 0.3362 となった。3つの照合スコアに対する重みがほぼ均等になったのは、照合画像が右向きか左向きかで3つの照合スコアの挙動が大きく異なることが原因であると考えられる。

上記2つの手法と提案手法との照合性能の違いを比較評価する。各手法の概要を表 1 にまとめる。

4.2. 実験条件

評価には、筆者らが独自に構築した顔画像データベースを利用した。このデータベースには、1名あたり水平方向に0度~+40度まで、垂直方向に-20度~+20度までそれぞれ10度おきの計25姿勢の顔画像が含まれ、これが日本人男女1,062名分存在する大規模データベースとなっている。データベースの画像例を図 12 に示す。1,062名のうち563名分の25姿勢と、これらの画像のうち水平+10~+40度までの顔画像を左右反転して擬似的に作り出した水平-10~-40度までの顔画像を合わせた計45姿勢の顔画像を学習データとし、残りの499名分の25姿勢の顔画像をテストデータとした。なお、学習データは複数の照明条件の顔画像を含み、テストデータは照明変動を含まないものとする。また、すべての顔画像について顔

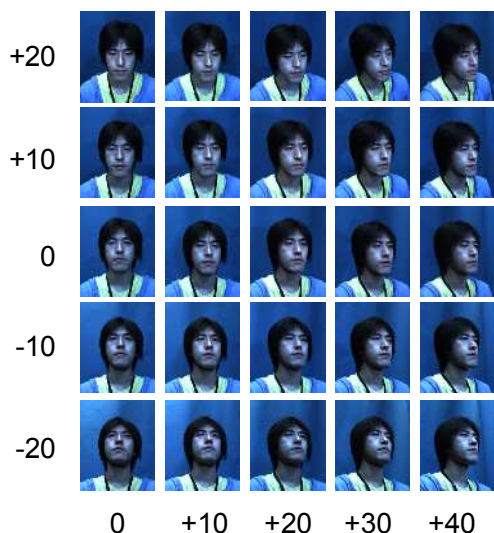


図 12 データベースの画像例

特徴点を得られている。

それから、特徴量変換処理によって変換する特徴量の次元数は 300 次元と設定した。これは既存手法や提案手法だけでなく、前節で述べた各比較手法においても同様の次元数としている。提案手法 1 で 2 段階の特徴量変換をする場合も、1 段階目で各特徴量ベクトルを 300 次元へ圧縮し、それらを連結した 900 次元の連結特徴量ベクトルを再度 300 次元に圧縮する。

本稿では、登録画像を水平 0 度・垂直 0 度（正面）の顔画像に固定し、照合画像をさまざまな姿勢の顔画像とした場合の姿勢ごとの照合精度で評価する。

4.3. 精度評価

精度評価結果を表 2 から表 6 までに示す。表のそれぞれのセルは図 12 の画像配置と姿勢が対応している。つまり、横方向が水平方向の角度に対応し、縦方向が垂直方向の角度に対応する。表の左列中央のセルが水平 0 度・垂直 0 度の正面となる。精度評価の指標として、他人受入率（False Acceptance Rate: FAR）を 0.1% としたときの本人拒否率（False Rejection Rate: FRR）を用いた。数値が小さいほどエラーが小さく照合精度が高いということになる。

表 2 から、既存手法は正面顔へ姿勢正規化し照合するため、正面に近い姿勢の顔画像との照合精度は非常に高いことが確認できる。しかしながら、正面との角度差が大きくなると精度が下がり、特に斜め上や斜め下など水平方向と垂直方向の向き変化が同時にある場合には精度が大きく低下する。また、手法 A（表 3）では、姿勢正規化する水平+40 度・垂直+20 度に近い姿勢の顔画像では既存手法よりも精度が高くなるが、正面に近い顔画像の場合は既存手法の方が精度が高い。

これらに対して、姿勢正規化の角度が異なる 3 つの顔照合アルゴリズムの照合スコアを統合する手法 B（表 4

表 2 既存手法の姿勢別照合エラー率（単位は%）

| | 0 度 | +10 度 | +20 度 | +30 度 | +40 度 |
|-------|-----|-------|-------|-------|-------|
| +20 度 | 0.4 | 0.6 | 2.4 | 6.6 | 25.1 |
| +10 度 | 0 | 0 | 0 | 0.4 | 4.2 |
| 0 度 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1.0 |
| -10 度 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2.4 |
| -20 度 | 0 | 0 | 0.4 | 3.4 | 15.4 |

表 3 手法 A の姿勢別照合エラー率（単位は%）

| | 0 度 | +10 度 | +20 度 | +30 度 | +40 度 |
|-------|-----|-------|-------|-------|-------|
| +20 度 | 2.2 | 2.6 | 4.4 | 4.6 | 16.6 |
| +10 度 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3.6 |
| 0 度 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1.8 |
| -10 度 | 0 | 0 | 0 | 0.4 | 1.8 |
| -20 度 | 1.8 | 0.6 | 1.2 | 4.6 | 15.0 |

表 4 手法 B の姿勢別照合エラー率（単位は%）

| | 0 度 | +10 度 | +20 度 | +30 度 | +40 度 |
|-------|-----|-------|-------|-------|-------|
| +20 度 | 0.2 | 0.2 | 1.6 | 5.0 | 19.2 |
| +10 度 | 0 | 0 | 0 | 0.4 | 3.0 |
| 0 度 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1.0 |
| -10 度 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1.2 |
| -20 度 | 0.2 | 0.2 | 0.6 | 3.8 | 14.0 |

表 5 提案手法 1 の姿勢別照合エラー率（単位は%）

| | 0 度 | +10 度 | +20 度 | +30 度 | +40 度 |
|-------|-----|-------|-------|-------|-------|
| +20 度 | 0.6 | 0.4 | 1.4 | 4.2 | 17.6 |
| +10 度 | 0 | 0 | 0 | 2.0 | 2.2 |
| 0 度 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.4 |
| -10 度 | 0 | 0 | 0 | 0.2 | 0.8 |
| -20 度 | 0.2 | 0 | 0.4 | 2.8 | 12.4 |

表 6 提案手法 2 の姿勢別照合エラー率（単位は%）

| | 0 度 | +10 度 | +20 度 | +30 度 | +40 度 |
|-------|-----|-------|-------|-------|-------|
| +20 度 | 0.2 | 0.4 | 0.6 | 2.2 | 11.6 |
| +10 度 | 0 | 0 | 0 | 0.2 | 0.8 |
| 0 度 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.6 |
| -10 度 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.8 |
| -20 度 | 0 | 0 | 0.2 | 1.0 | 9.0 |

）では、大部分の姿勢において既存手法と手法 A の良い方に近い精度が得られており、既存手法や手法 A など 1 つの姿勢へ正規化する顔照合アルゴリズム単体よりも全体的な照合精度は改善されているように見える。しかし、それぞれの姿勢の照合エラー率を見ると既存手法や手法 A よりも照合エラー率が高いこともあり、一概にどの手法が良いとは言い難い。

一方、表 5、表 6 の提案手法の照合エラー率を見ると、提案手法 1 は手法 B と大差ない程度の精度しか得られていないが、提案手法 2 は他のすべての手法と比べて各姿勢の精度が改善していることが確認できる。提案手法 1 は、一度特徴量ベクトルを低次元のベクトルへ変換した

表 7 各手法の全体的な照合エラー率 (単位は%)

| 手法 | 水平 0~+20 | 水平+30~+40 | 水平 0~+40 |
|--------|----------|-----------|----------|
| 既存手法 | 0.4 | 6.0 | 3.4 |
| 手法 A | 1.0 | 5.1 | 3.2 |
| 手法 B | 0.3 | 5.7 | 3.2 |
| 提案手法 1 | 0.3 | 3.8 | 2.1 |
| 提案手法 2 | 0.1 | 2.6 | 1.4 |

後に連結しているのに対し、提案手法 2 では、抽出した特徴量ベクトルをそのまま連結するため、提案手法 1 と比べて非常に高い次元の特徴空間から一度に個人識別に適した特徴空間へ変換していることになる。すべての特徴量ベクトルを高次元なひとつの特徴空間で一度に学習することで、3 種類の特徴量ベクトルのすべての次元を考慮して特徴空間を最適化でき、より個人識別に適した特徴空間への変換が可能となったと考えられる。提案手法 2 は、既存手法に対し、すべての姿勢において照合エラー率を約 1/2 程度に抑えることができた。

また、登録画像を水平 0 度・垂直 0 度 (正面) の顔画像とし、照合画像を水平 0~+20 度、水平+30~+40 度、水平 0~+40 度のそれぞれの全姿勢の顔画像として全体的な照合精度を評価した結果を表 7 に示す。手法 A は左向きの顔の照合に特化しているアルゴリズムであるため、既存手法と比べて水平+30~+40 度の照合エラー率が低くなっているが、水平 0~+20 度の照合エラー率は既存手法よりも高い。また、手法 B は、水平 0~+20 度では既存手法および手法 A よりも精度が高いが、水平+30~+40 度では精度の低い既存手法の影響で精度があまり改善せず、全体を通して手法 A と同等の精度しか得られなかった。照合画像の姿勢によって統合する 3 つの照合スコアの挙動が大きく異なるため、照合スコアを統合するだけではこれ以上の高精度化は難しいと考えられる。一方、特徴量を統合して変換する提案手法は、どちらも既存手法より高い精度が得られている。特に、段階的に特徴量変換する提案手法 1 よりも一度に特徴量変換をする提案手法 2 の方が精度が高く、既存手法の 1/2 以下まで照合エラー率を抑えることができています。このように、異なる特徴量ベクトルをひとつの高次元な特徴空間で学習することで照合精度の大幅な改善が実現できることが確認できた。

5. まとめ

本稿では、入力された 1 枚の顔画像を正面・右向き・左向きという特定の 3 姿勢の顔画像へ変換し、それら 3 姿勢の顔画像から抽出した特徴量ベクトルを連結してひとつの高次元な特徴空間で最適な特徴量変換を行う顔照合アルゴリズムを提案した。1,062 名の顔画像データベースのうち 499 名分をテストデータとして、正面顔を登録画像とし、照合画像を水平 0~+40 度・垂直-20~+20 度

の各姿勢の顔画像としたとき、既存手法と比べてどの姿勢の顔画像でも照合エラー率が約 1/2 程度に抑えられることが確認できた。また、正面顔を登録画像とし、照合画像を水平 0~+40 度・垂直-20~+20 度のすべての顔画像とした場合も、提案手法では既存手法に対して照合エラー率が 1/2 以下に抑えられることを確認した。

本稿で提案した顔照合アルゴリズムは、3 つの姿勢に正規化した顔画像を利用するため、単純に見積もっても既存手法の 3 倍の処理時間がかかってしまう。この問題に対しては、特徴量変換行列をスパース化するなどアルゴリズムの高速化を検討する。また、正面に対してさらに角度が大きい顔画像を用いた評価や、表情変化や照明変化など姿勢以外の変動が加わった場合の評価を行い、さまざまな変動にロバストな顔照合アルゴリズムの開発を続ける。

文 献

- [1] X. Lu, D. Colbry and A.K. Jain, "Three-Dimensional Model Based Face Recognition," Proc. 17th ICPR, pp.362--366, Sept. 2004.
- [2] A. Rama, F. Tarres, D. Onofrio and S. Tubaro, "Mixed 2D-3D Information for Pose Estimation and Face Recognition," Proc. ICASP2006, ppII--II, July, 2006.
- [3] Xiujuan Chai, Shiguang Shan and Wen Gao, "Pose Normalization for Robust Face Recognition Based on Statistical Affine Transform," Proc. 4th ICICS, pp.1413--1417, May, 2004.
- [4] Ting Shan, B.C. Lovell and Shaokang Chen, "Face Recognition Robust to Head Pose from One Sample Image," Proc. 18th ICPR, pp.515--518, Sept., 2006.
- [5] Hua Gao, Hazim Kemal Ekenel S. Rainer, "Pose Normalization for Local Appearance-Based Face Recognition," Proc. 3rd ICB, pp.32--41, 2009.
- [6] Fu Jie Huang, Zhihua Zhou, Hong Jiang Zhang and Tsuhan Chen, "Pose Invariant Face Recognition," Proc. 4th AFGR, pp.245--250, Aug., 2002.
- [7] B. Raytchev, I. Yoda and K. Sakaue, "Multi-View Face Recognition by Nonlinear Dimensionality Reduction and Generalized Linear Models," Proc. 7th AFGR, pp.625--630, April, 2006.
- [8] D.R. Kisku, H. Mehrotra, J.K. Sing and P. Gupta, "SVM-based Multiview Face Recognition by Generalization of Discriminant Analysis," International Journal of Computer Systems Science and Engineering, Vol.3, No.7, pp.474--479, 2008.
- [9] X. Wang and X. Tang, "Bayesian Face Recognition Using Gabor Features," Proc. WBMA'03, pp.70--73, 2003.
- [10] K. Etemad and R. Chellappa, "Discriminant Analysis for Recognition of Human Face Images," Journal of the Optical Society of America A, Vol. 14, No. 8, pp. 1724--1733, August 1997