

修 士 論 文

多様体学習による向きの変動を伴う
顔画像の認識に関する研究

平成 26 年度修了

三重大学大学院工学研究科

博士前期課程 情報工学専攻

伊藤瑞希

はじめに

近年の情報化社会において、バイオメトリクス認証方式はパスワードや物による認証方法に比べ、盗難や紛失、忘却のリスクが少ない安全な認証方法として注目されている。また、この認証方法は人間の身体的特徴や行動的特徴によって本人確認を行うため、「なりすまし」にくい認証方式として高度なセキュリティを求める施設などでは既に実装されている技術である。その中でも顔を用いた顔認識システムは、早期から研究が進められ、今後の発展や改良が見込まれている技術の一つである。顔認識は非接触による認証が行なえるため、他のバイオメトリクス認証方式と比べて対象者の協力を要するなどの負担をかけない認証が可能である。しかし、現在提案されている顔認識システムの多くは顔の向きや撮影状況、表情などを限定したシステムである。これは顔画像撮影時における環境や光源の変化、顔の表情変化、年齢変化、眼鏡の着脱、顔の向きの影響でシステムの性能が低下しやすい問題があるためである。その中で、本研究では顔の向き変動による見え方の変化に影響を受けない顔認識に関する研究を行なった。

本研究では認識対象者の学習を行わず、第三者の顔画像を用いた学習により、認識対象者の正面顔 1 画像と入力画像から対象者の識別を行なう手法を提案する。顔の向き変動によって生じる特徴の変動は固有でなく、万人に共通すると考えられる。この性質から、向き変動を伴う顔画像の特徴変動の多様体を学習することで得られる変動特徴分布を用い、認識対象者の学習データを必要としない顔認識が可能となる。また、多様体としての学習としてマハラノビス距離と自己想起ニューラルネットワークを用いている。未知の入力画像と登録された正面顔との特徴の変動を算出し、学習によって得られた変動特徴分布との誤差値が最も小さいが未知の人物であると識別を行なう。この手法では、認識対象者が増加した場合、対象者の向き変動を伴う複数の顔画像を必要とせず、学習を再度行なう必要もなくなる利点も挙げられる。

提案手法の有効性を検証するため、多様体学習を行なわない手法との比較、第三者の顔の向き変動を伴う画像による多様体学習を用いた 2 種類の実験を行なった。ORL Database - The ORL Database of Face, SCface Database - Surveillance Cameras Face Database の 2 種類のデータベースを使用した。それぞれ向き変動を伴う顔画像のデータセットであり、

ORL Database は最大 30 度程度，SCface Database は最大 90 度程度の向きの角度を持つ画像で構成されており，顔向き変動の範囲が小さい場合（ORL Database）と大きい場合（SCface Database）として実験に用いる．

他手法と比較し，本手法は高い認識成功率を得ることができた．この実験により，多様体学習の優位性を検証することができた．第三者の顔の向き変動を伴う画像による多様体学習を用いた実験を行なった．ORL Database の 40 人のうち，それぞれ 20 人を学習と評価に，SCface に含まれる 90 人の内，60 人を学習，30 人を評価に用いた．ORL Database では最大 0.83，SCface では最大 0.37 の精度が得られた．多様体学習を用いた提案手法とユークリッド距離の結果を比較し，それぞれ 0.10 以上の精度向上の結果が確認できた．また，多様体学習として向き変動範囲が小さい場合ではマハラノビス距離を用いた結果，向き変動範囲が大きい場合では自己想起ニューラルネットワークを用いた結果が高い認識成功率を得た．

今後の課題として，顔向き変動の範囲が大きい場合の精度向上が挙げられる．向上にむけ，顔領域切出し時の正規化や向き変動角度の間隔が異なるデータセットによる実験や顔の向き変動の間隔をより狭めたデータセットによる学習による実験などが考えられる．

目次

はじめに	i
第 1 章 緒言	1
1.1 研究背景	1
1.2 従来研究	2
1.3 研究目的	2
1.4 本論文の構成	2
第 2 章 変動特徴分布の多様体学習と認識	3
2.1 特徴空間上における特徴ベクトル分布	3
2.2 顔の向き変動に伴う特徴変動	3
2.3 多様体学習による認識	4
第 3 章 顔認識手法	8
3.1 提案手法の流れ	8
3.2 濃度こう配特徴	8
3.2.1 前処理	8
3.2.2 特徴抽出	9
3.3 特徴選択	12
3.4 分布の推定	12
3.4.1 正面顔周りの級内 2 次モーメント	13
3.4.2 マハラノビス距離	13
3.4.3 正則化	13
3.4.4 自己想起ニューラルネットワーク	14
第 4 章 実験	15
4.1 実験データ	15
4.2 実験条件	15

4.2.1	評価方法	17
4.3	多様体学習に本人顔を使用した実験	17
4.4	多様体学習に第三者の顔を使用した実験	18
4.5	結果と考察	21
第 5 章	結言	23
5.1	まとめ	23
5.2	今後の課題	23
謝辞		24

第 1 章

緒言

1.1 研究背景

近年の情報化社会において，認証手段はネット上におけるやりとりや機密性の高い情報の保護などに欠かせない手段となっている．パスワードなどの本人の記憶による認証方法，印鑑や IC カードなどの本人の所有物による認証方法，音声や指紋などの本人の身体的特徴や行動的特徴による認証方法（バイオメトリクス認証）など様々な場面で多くの認証方法が用いられている．しかし，本人の記憶による認証，所有物による認証方法は他人による盗難や自身の不注意からの紛失，忘却により，「なりすまし」による悪用の危険性がある．これに対し，バイオメトリクス認証方式は盗難，紛失，忘却のリスクが低く，「なりすまし」にくい認証方式として注目を集めている．生体認証方式の一つである顔認識は利用者に負担をかけない生体認証方式の中でも非接触で認証が可能という特徴を持ち，監視用途や犯罪防止を目的とした用途への期待が高い手法である．各人特有の顔を用いるため他者による偽造や「なりすまし」が難しく，対象者は容易に認証できることから長年実装を望まれ，一部の施設では実用化されている．2006 年の春には，日本の外務省がバイオメトリクス（顔画像）が格納された電子パスポートを発行している [1]．また，空港における外国人入出国対応公人識別情報（生体情報）システムは実装，高精度化が進められ，試験的な取り組みも進んでいる．

顔認識は長年研究され，多くの高精度な手法が提案されている [2][3]．しかし，未だ実用に踏み切れない問題点がいくつかある．多くの顔認識手法では高精度を保つために顔画像撮影時における顔の向きや撮影状況，表情などを限定した厳しい制約があり，条件を満たせない状況では高精度な認証を行うことができない [4][5]．実際の環境下では，顔画像撮影時における環境や光源の変化，表情変化，眼鏡の着脱，顔の向きなど様々な要因を限定することは困難であり，この問題は顔認識実用化の大きな妨げとなっている．多岐に渡る実用を成すため，これらに影響を受けない顔認識手法が必要となる．

1.2 従来研究

現在提案されている顔認識手法の多くは顔画像撮影状況を限定することで高精度を維持し、実用化されている。顔は3次元的な物体であるため、姿勢変動によって見え方が大きく変化するという技術的な課題がある。この問題の改善を図るためにいくつかの手法が提案されている。確率統計モデルによる手法 [6]、高次面特徴による手法 [7]、部分空間法を用いる手法 [8] モデル変換などを組合わせた手法 [9]、3D モデル (3DMM) を用いた手法 [10][11] などが提案されている。しかし、これらの手法では、実際の環境下では入手が困難であると考えられる対象者の向きの異なる様々な画像 (多方向顔画像) が事前に複数枚必要である、横向き顔画像 (片目が隠れている顔画像) の特徴点を正確に検出する必要がある、顔の向き変動に十分対応できるとは言い切れない範囲 (左右上下 10 度程度) の認識しかできないといった問題があり、顔の向き変動に十分に対応できるとは言えない。3D モデルは精密なモデル生成における計算量が膨大であり、処理時間の面やコストパフォーマンスの面から実用化が難しいと考えられている。

1.3 研究目的

提案手法として顔の向き変動による見え方の変化に影響を受けない、多様体学習による向きの変動を伴う顔認識に関する、以下の特徴を有した手法を提案する。本研究では提案手法の有効性を検証する。

- 学習に対象者の多方向顔画像を必要としない。
- 対象者の用いる顔画像は正面顔画像 1 画像のみ。
- 第三者による変動特徴分布の多様体学習。

1.4 本論文の構成

本論文の構成は第 2 章では変動特徴分布の多様体学習について述べる。第 3 章では提案手法の流れと各処理の詳細について述べる。第 4 章では実験に用いたデータセットの詳細を述べ、検証実験と 2 種類の評価実験を行い、提案手法の有効性と考察を述べる。第 5 章ではまとめと今後の課題をそれぞれ述べる。

第 2 章

変動特徴分布の多様体学習と認識

ここでは、変動特徴分布を多様体として学習する本手法の学習方法と認識方法の詳細を述べる。変動特徴分布は特徴空間上における特徴ベクトルから形成されている。本論文中的特徴空間と特徴ベクトルの詳細を以下に述べる。

2.1 特徴空間上における特徴ベクトル分布

本研究では、濃度こう配特徴方法により抽出された濃度こう配特徴を用いる。また、ここで用いる濃度こう配特徴は多次元空間上で表現されるため、その状態では目に見える形で表現することができない。可視化するため、主成分分析による特徴選択を行い、3次元部分空間に特徴ベクトルを投影する。図中の x, y, z 軸はそれぞれ固有値（分散）の大きい順に3個の主成分軸を表している。また、複数の人物の特徴ベクトルより主成分分析を得た。

図 2.1 は正面顔を基点とした向き変動を伴う顔の特徴分布の軌跡、正面顔を含んだ向き変動を伴う顔の特徴量の平均特徴量を描いている。図 2.1a, 2.1c, 2.1d はそれぞれ異なる人物の顔画像の特徴分布である。

2.2 顔の向き変動に伴う特徴変動

図 2.2 に図 2.1 の3つのサンプルの分布を同特徴空間上で表した。図 2.2 において、異なる3人の特徴空間上における向き変動を伴う顔画像より得られた特徴量の軌跡は固有のものである。しかし、この3つのサンプルの正面顔特徴ベクトルを合わせた分布を同特徴空間上で表した図 2.2 において正面顔特徴量を基点とした際、向き変動を伴う顔の特徴量の分布は似た形の軌跡を描いて変動している。これより、複数の人物の向き変動を伴う顔の特徴ベクトルを同空間上で表すと、似た形状の軌跡が描かれる。すなわち、向き変動を

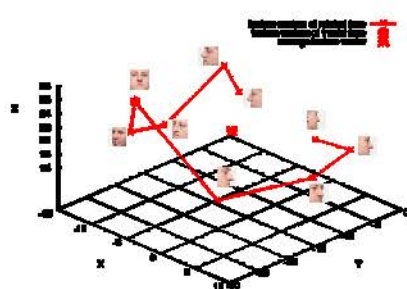
伴う顔の特徴変動は個々人に依存せず，共通の規則性が存在すると考えられる．

2.3 多様体学習による認識

図 2.4，図 2.5 を用いて認識の流れを示す．ここでは，3 名の人物 E，F，G の正面顔画像が登録され，未知の人物 K の顔画像が入力画像として与えられている．

学習によって得られた変動特徴分布と同空間上に，未知の人物 K と登録されている 3 名の正面顔画像特徴ベクトルの変動を算出する．それぞれの得られた変動特徴ベクトルを図 2.4 に示す．それぞれ水色の点は DK，桃色の点は EK，灰色の点は FK 間の特徴変動である．

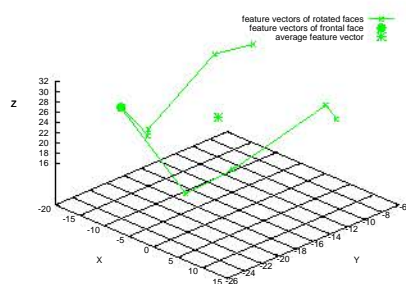
図 2.5 は図 2.4 の角度を変えた図である．それぞれの特徴変動を表した点と学習によって得られた特徴変動分布から人物の識別を行なう．多様体学習によって得られた分布は同一人物間の顔向き変動を伴う顔画像の特徴変動の分布である．正面顔と入力顔の変動特徴がこの分布上，または近い位置に位置している組み合わせは同一人物の顔画像であると判断できる．したがって，図 2.4 上において分布上に位置する EK の組み合わせが同一人物の顔画像であると識別する．



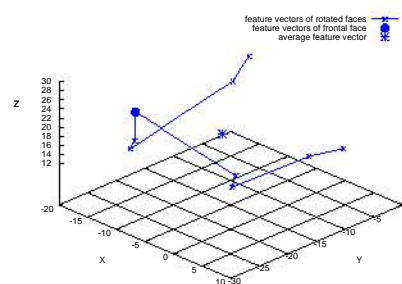
(a) Label A の 3 次元特徴空間上における顔画像特徴分布



(b) Label A の画像例



(c) Label B の 3 次元特徴空間上における顔画像特徴分布



(d) Label C の 3 次元特徴空間上における顔画像特徴分布

図 2.1: 多次元特徴量の 3 次元空間への投影

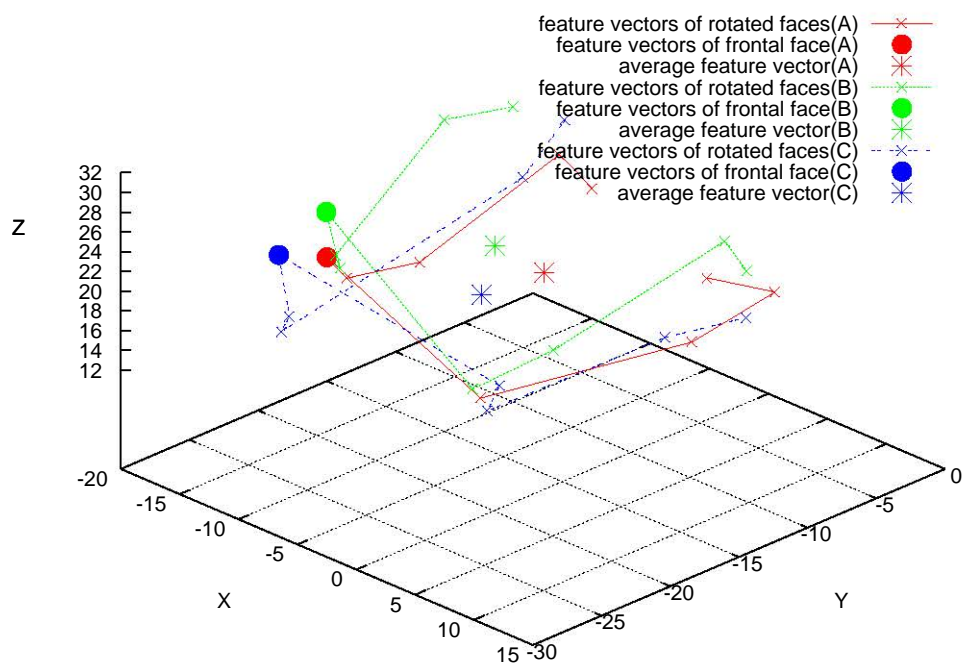


図 2.2: 図 2.1 を同空間上に投影した 3 次元空間

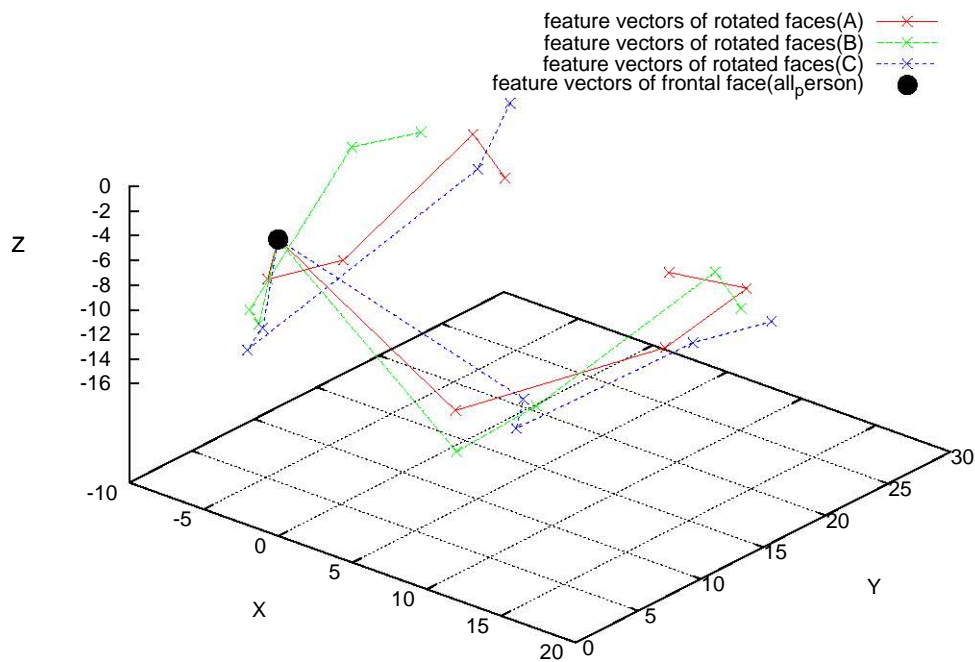


図 2.3: 図 2.1 の正面顔特徴ベクトルを基点とした向き変動を伴う顔画像特徴ベクトル

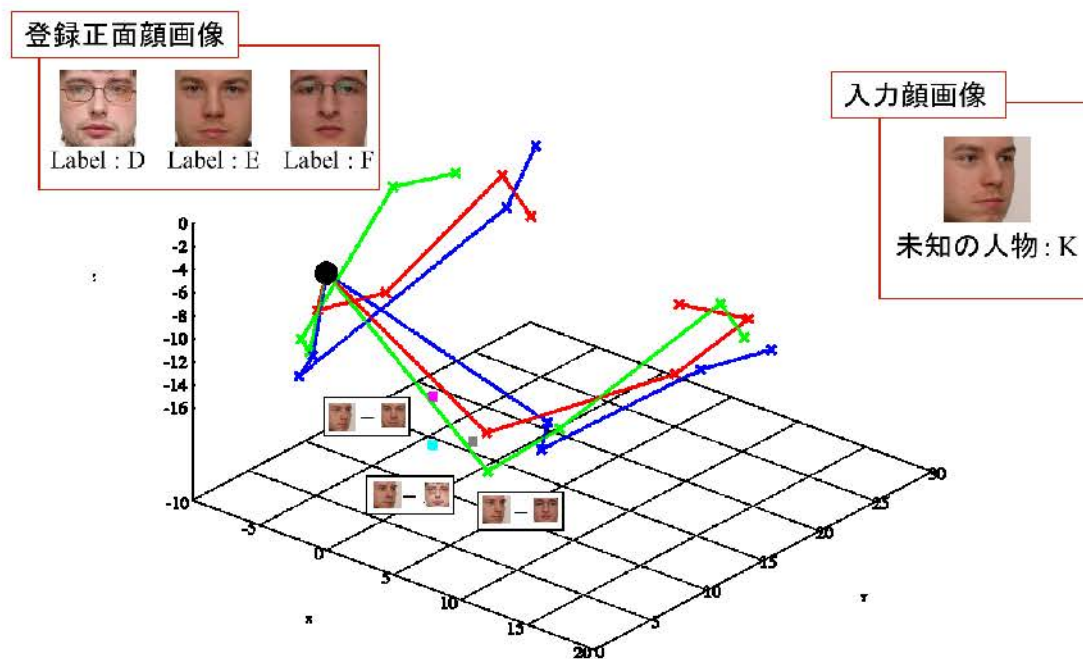


図 2.4: 多様体学習による認識の流れ (1)

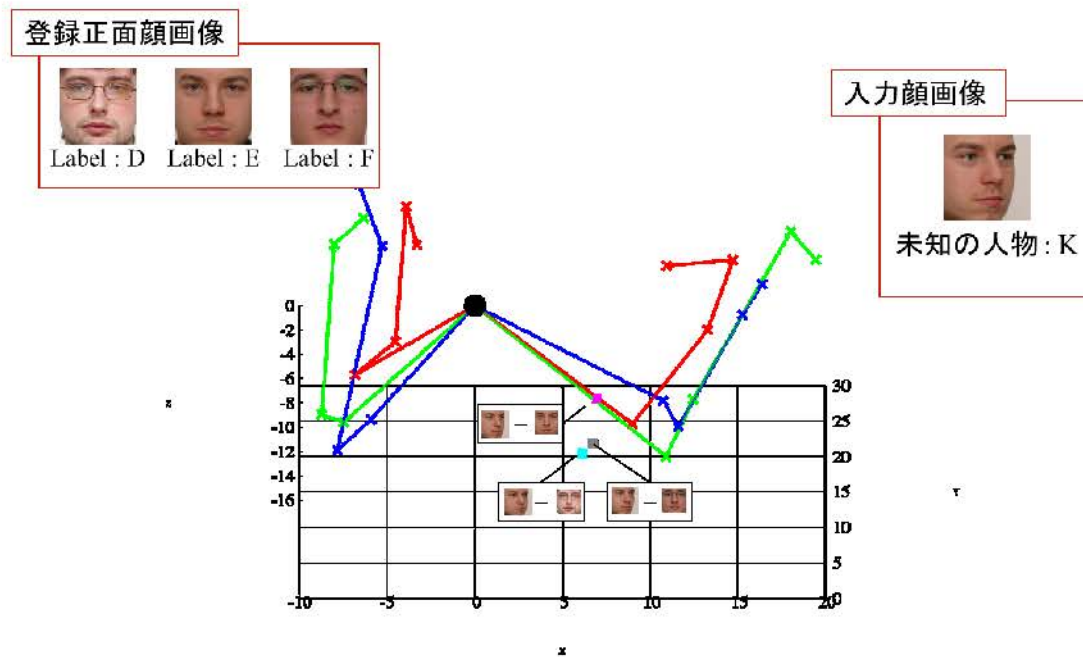


図 2.5: 多様体学習による認識の流れ (2)

第 3 章

顔認識手法

3.1 提案手法の流れ

図 3.1 に本手法の流れを示す．本手法で用いる画像は顔部品が既に検出済みであると仮定している．

本手法は学習，参照，分類（評価）の 3 つの段階から成り立つ．また，それぞれの段階で用いる画像は重複するものはない．全ての段階において，画像から特徴抽出を行い，特徴選択による次元削減を行う．学習段階では，正面顔と回転顔の特徴ベクトルから正面顔を基点とした際の向き変動を伴う顔画像の変動特徴分布の多様体学習を行なう．参照の段階では登録済みの正面顔画像と入力された未知の人物の向き変動を伴う顔画像特徴ベクトルから得られる特徴変動をそれぞれ算出する．分類（評価）の段階では，学習段階で得られた変動特徴分布と参照段階で算出したそれぞれの特徴変動の誤差が最も小さい人物に分類する．

3.2 濃度こう配特徴

濃度こう配は，各画素値の変化の度合いを示し，こう配強度とこう配方向という二つの特徴量を持つ [12]．濃度こう配特徴法により抽出された原特徴ベクトルの各画素における濃度こう配の強度と方向の度合いを図 3.5a に示す．以下に，本研究の濃度こう配特徴法による特徴抽出の流れを示す．

3.2.1 前処理

1. 両目が検出可能な顔画像では両目を結ぶ線が水平になるように回転させる．両目の検出が行えない横向き顔画像は既に回転済みの画像として扱う．
2. 顔画像領域を切り出し，一定のサイズに拡大または縮小し，画像サイズを統一する

(図 3.3).

3. 画像をグレースケール化し, 全画素に 2×2 の移動平均フィルタ処理と 3×3 の移動平均フィルタ処理をそれぞれ 1 回ずつ適用させ, 実数値を取る濃淡画像を得る (図 3.4).

3.2.2 特徴抽出

1. 前処理を行なった画像に対して Roberts フィルタを適用し, 各画素ごとのこう配の向きと強度を算出する. 算出に用いる式は以下に示す.

$$f(x, y) = \sqrt{\Delta u^2 + \Delta v^2} \quad (3.1)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{\Delta v}{\Delta u} \quad (3.2)$$

$$\Delta u = g(x+1, y+1) - g(x, y) \quad (3.3)$$

$$\Delta v = g(x+1, y) - g(x, y+1) \quad (3.4)$$

式中の $f(x, y)$ はこう配の強度, $\theta(x, y)$ は向き, $g(x, y)$ は (x, y) における濃度値である.

2. 得られたこう配の方向を $\frac{\pi}{16}$ 刻みの 16 方向に量子化し, 画像を 13×13 のブロックに分割し, 各ブロック内で量子化した方向別にエッジの強度の値を加算して 2704 次元 ($16 \times 13 \times 13$) の局所方向ヒストグラムを作成する.
3. ヒストグラムの 16 方向に量子化した向きに対して, 1 つおきに窓の中心を設定し, $[1 \ 2 \ 1]$ の重みを用いて加重平均することで, 向きを 8 方向に削減する.
4. ヒストグラムのこう配強度に対して, 縦横 1 ブロックおきに 5×5 の 2 次元ガウスフィルタを施し, ブロック数を 7×7 に削減する. これにより, 392 次元 ($8 \times 7 \times 7$) の原特徴ベクトルを得る.

抽出した濃度こう配特徴をカラー化した画像例を図 3.5b に示す. この図ではこう配の向き, 強度をそれぞれの色相, 明度によって表現する.

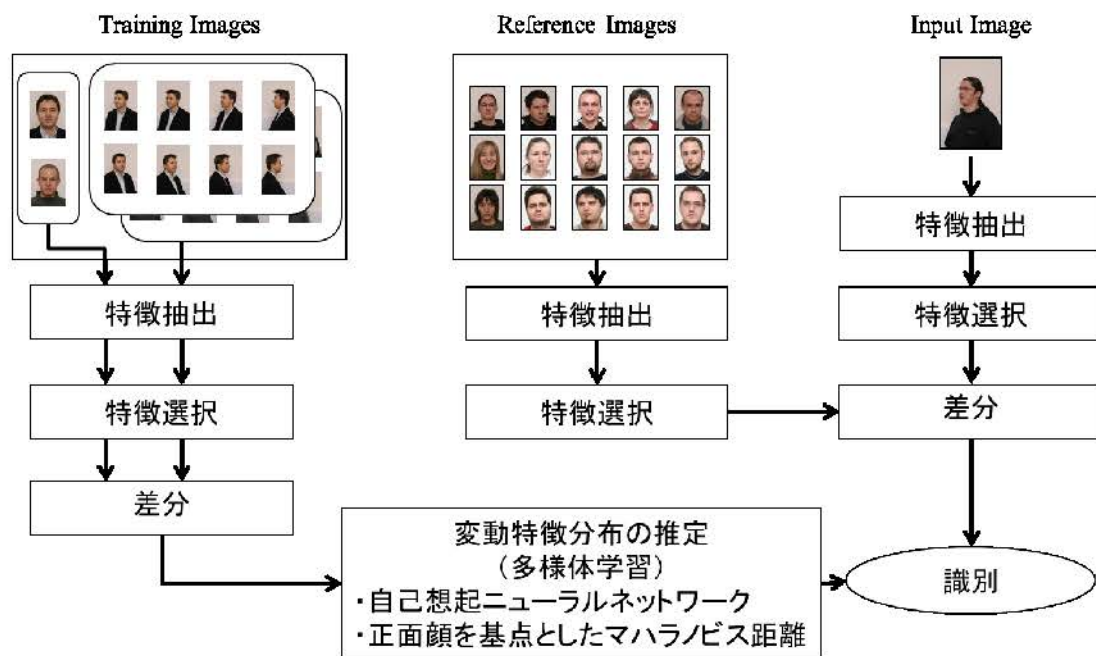


図 3.1: 提案手法の流れ



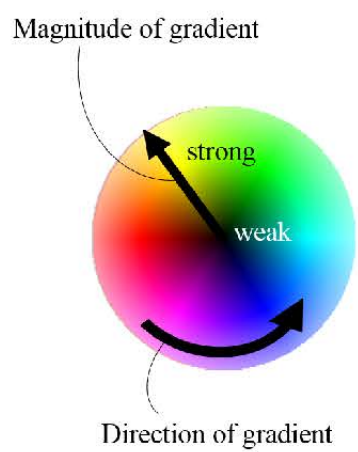
図 3.2: 入力画像



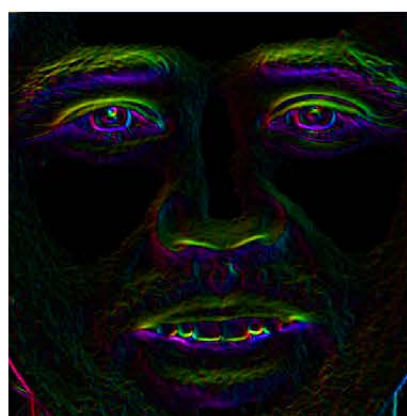
図 3.3: 正規化画像



図 3.4: 濃淡画像



(a)



(b)

図 3.5: こう配画像

3.3 特徴選択

本研究では濃度こう配特徴により抽出された原特徴ベクトルに対し、主成分分析法を用いて次元削減した特徴ベクトルを用いる。

特徴抽出より生成される原特徴ベクトルは高次元ベクトルとなる。高次元の原特徴ベクトルには相関の高い要素の組が含まれ、冗長性を含んだ特徴ベクトルになる。このような特徴は認識に用いるとエラー率や計算コストが増加する。この為、特徴抽出より得られた特徴ベクトルに対して、特徴選択より次元削減を行う。本研究では主成分分析を用いる。主成分分析には冗長性を低下させるとともに顔の部分的な隠れへの敏感さを低減させるメリットがある。

学習データの全平均ベクトル M ，散乱行列 S_t より以下の式を満たす固有値行列 Λ ，固有ベクトル行列 Φ を求める。

$$S_t \Phi = \Phi \Lambda \quad (3.5)$$

算出された各固有値に対応する d 個の固有ベクトルを用いて以下の式により原特徴を d' 次元まで削減する ($d < n$)。

$$y = \Phi^T x \quad (3.6)$$

ここで x は原特徴ベクトル， y は次元削減後の特徴ベクトルを表す。

式 (3.6) より算出された特徴ベクトルは原特徴ベクトルより特徴量の冗長性が低下した為、認識の精度が向上すると考えられる。本研究では次元数を変動させ認識の性能に影響を与える。

3.4 分布の推定

本手法では正面顔を基点とした向き変動を伴う顔画像の特徴空間上における変動分布を推定し、認識に用いる。

正面顔画像の特徴ベクトルを基点とした場合、顔の角度を変化させた様々な顔画像の特徴ベクトルの変化は異なる人物間でも似た特徴を表す。この性質により、第三者の正面顔を基点とした向き変動を伴う顔の特徴ベクトルの変動は任意の人物にも適用することが可能であると考えられる。したがって、得られた変動特徴から任意の人物の正面顔画像から向き変動を伴う顔画像の変動特徴を推定し、認識を行うことが可能となる。本手法では正面顔周りの 2 次モーメントを用いた手法と自己想起ニューラルネットワークによる学習を用いた 2 種類の分布推定手法を示す。

3.4.1 正面顔周りの級内 2 次モーメント

複数の人物による正面顔周りの 2 次モーメントの算出を行うことで正面顔を基点とした向き変動を伴う顔画像の特徴空間上における特徴変動分布を推定する．正面顔周りの 2 次モーメントとは，各クラスの特徴ベクトルの平均ベクトルをそのクラスの正面顔画像の特徴ベクトルとし，定義する分散行列である．

正面顔画像と向き変動を伴う顔画像から変動特徴ベクトルを算出する．得られた変動特徴ベクトルを用い，正面顔の周りの 2 次モーメントを算出し，各クラス（1 人の人物を 1 つのクラスとする）の分布を推定する．各クラスの正面顔の周りの 2 次モーメントの平均を級内 2 次モーメントとする．級内 2 次モーメントから得られた分布を用いることで，任意の人物の正面顔画像と入力画像（向き変動を伴う評価顔画像）から得られる変動特徴ベクトルが同一人物間における変動かを推定することが可能となる．ここで用いた正面顔の周りの 2 次モーメントの式を次式（3.7）に示す．

$$\Sigma'_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (M_{ij} - M_{if})(M_{ij} - M_{if})^T \quad (3.7)$$

式中の Σ'_i は第 i クラスの正面顔の周りの 2 次モーメント， N は正面顔画像を除いた第 i クラスの画像枚数， M_{ij} は第 i クラスの画像の特徴ベクトル（正面顔画像を除く）であり， M_{if} は第 i クラスの正面顔画像である．

3.4.2 マハラノビス距離

正面顔周りの級内 2 次モーメントを適用したマハラノビス距離を用いる．本研究で用いるマハラノビス距離の定義を次式（3.8）に示す．

$$g(x) = (x - M_{if})^T \Sigma_{\omega}'^{-1} (x - M_{if}) \quad (3.8)$$

式中の x は入力された未知の向き変動を伴う顔画像の特徴ベクトル， M_{if} は第 i クラスの正面顔画像の特徴ベクトル， Σ_{ω}' は級内 2 次モーメントである．

3.4.3 正則化

級内 2 次モーメント Σ'_{ω} のランクは，（学習データ-クラス数）を越えられない．したがって，特徴ベクトルの次元数に対して学習データが少ないと， Σ'_{ω} が正則にならず，逆行列が存在しない．そこで， Σ'_{ω} を正則行列に変換し，逆行列を求めるため，式（3.9）を用いる．

$$\Sigma'_{\omega} = (1 - \alpha) \Sigma_{\omega}' + \alpha \frac{\text{trace} \{ \Sigma_{\omega}' \}}{n} \mathbf{I} \quad (3.9)$$

式中の $\text{trace}\{\Sigma\}$ は行列 Σ の対角要素の和をとったもので、 α は $0 < \alpha \leq 1$ の範囲をとり、 n は次元数、 \mathbf{I} は単位行列である。また、 $\alpha = 1$ の場合、識別関数としてユークリッド距離を用いた場合と等しい結果となる。

3.4.4 自己想起ニューラルネットワーク

自己想起ニューラルネットワーク (Auto-associative Neural network) は入力層と出力層のニューロン数が同じ砂時計型のニューラルネットワークである。出力層の理想信号 (教師信号) を入力パターンとし、誤差逆伝播法によって学習を行う [13]。本手法では 3 層の自己想起ニューラルネットワークを用いる。

自己想起ニューラルネットワーク回路は正面顔を基点とした向き変動を伴う顔画像の特徴変動を学習することで、正面顔画像から向き変動を伴った顔画像の変動特徴分布を推定することが出来る。学習によって形成された回路に、同一人物間の正面顔画像特徴ベクトルと向き変動を伴う顔画像特徴ベクトルの変動特徴を入力パターンとして与えた場合、得られる二乗誤差値は異なる人物間の正面顔特徴ベクトルと回転顔特徴ベクトルを入力パターンとして与えた場合に得られる二乗誤差値と比較し、小さくなると考えられる。これより、得られた二乗誤差値が最小となる正面顔画像人物が同一人物であると判断する。

第 4 章

実験

4.1 実験データ

本研究ではデータセット ORL Database - The ORL Database of Face , SCface Database-Surveillance Cameras Face Database[14] の顔画像を用いる .

ORL Database はケンブリッジ大学工学部で実施した顔認識プロジェクトのコンテキストで使用されたデータセットである . 1992 年から 1994 年の間に撮影された . 40 名の人物画像が含まれ , 1 人につき正面顔と最大 30 度程度までの向き変動を伴った顔画像の計 10 画像が与えられている . 向きの角度は個人によってばらつきがあり , ラベルによる角度の定義はない . 画像の一例を図 4.1 に示す .

SCface は 130 名の人物画像データセットである . 1 人につき , 正面顔と最大 90 度程度までの向き変動を伴った顔画像の計 9 画像が与えられている . 正面顔画像を frontal , 紙面に対し , 左方向へ向く顔画像を角度が小さい順に L1 , L2 , L3 , L4 , 右方向へ向く顔画像を角度が小さい順に R1 , R2 , R3 , R4 とラベルが与えられており , 左右へ向ける顔の角度は一律ではない . 画像の一例を図 4.2 に示す . また , 本研究では 130 名のうち , 9 方向の画像全てにおいて顔領域が検出できる (髪などで隠れが発生していない) 人物のみを用いる .

4.2 実験条件

マハラノビス距離 , 自己想起ニューラルネットワークを用いた実験をそれぞれ行う . ORL Database では既に顔領域が切り出されている画像が用意されているため , 92×112 ピクセルの原画像を用いる . SCface Database は顔領域を切出し , 461×461 ピクセルに正規化した画像を用いる .



図 4.1: ORL Database 使用画像例



図 4.2: SCface Database 使用画像例

4.2.1 評価方法

評価画像数の内，正解画像数の割合を認識成功率（Recognition Accuracy）とし，評価方法として用いる．

認識成功率は次式により求める．評価画像数を N ，参照用正面顔画像と入力画像（評価画像）の人物が一致した画像数を N_c で表す．

$$R(\text{Recognition Accuracy}) = \frac{N_c}{N} \quad (4.1)$$

4.3 多様体学習に本人顔を使用した実験

多様体学習の効果を検証するため，多様体学習を行なわない Roberto らの手法 [15][16][17][18][19] と比較実験を行なった．学習，評価に同じ人物（方向は異なる）を用い，認識精度を検証した．

ORL Database を用いた学習は，1 クラスに含まれる画像の半分を学習，残りを評価に用いた．使用画像数は表 4.1 に記す．

図 4.3 は ORL Database を用いた検証実験の結果を示す．赤い棒グラフが多様体学習を用いた提案手法，青い棒グラフがユークリッド距離と Roberto らの比較手法である．多様体学習を用いた本手法の結果は比較手法より高い認識成功率を得た．まず，ユークリッド距離の結果との比較により，最大 30 度程度の顔向き変動の範囲では多様体学習を用いた手法は有効であることが確認できた．更に Roberto らの手法と比較し，高い認識成功率を得ることができた．これらの結果より，向き変動を伴った顔画像認識において多様体学習が有効であると考えられる．

データセット	学習画像数 (クラス数 × 方向数)	評価画像数 (クラス数 × 方向数)
ORL	200 (40person × 5direction)	200 (40person × 5direction)

表 4.1: 検証実験で使した画像数

4.4 多様体学習に第三者の顔を使用した実験

第三者による学習によって得られる向き変動による変動特徴分布推定を用いた評価実験を行なった．顔向き変動の範囲が小さい場合（最大顔向き角度は 30 度程度），大きい場合（最大顔向き角度は 90 度程度）に分け，実験を行なった．小さい場合に使用したデータセットは ORL Database，大きい場合は SCface Database を用いた．共に学習，評価用画像は重複しない人物である．使用画像数は表 4.2 に記す．

図 4.4 は ORL Database を，図 4.5 は SCface Database を用いた認識実験の結果を示す．横軸の RANK は正解に至るまでの候補者の数を表している．

第三者の顔向き変動による特徴ベクトルの変動分布を学習し，認識に用いた結果，図 4.4 より，顔向き変動の範囲が小さい場合ではマハラノビス距離による多様体学習によって 0.83，自己想起ニューラルネットワークによる多様体学習によって 0.81 の認識成功率を得た．顔向き変動の範囲が大きい場合ではマハラノビス距離による多様体学習によって 0.31，自己想起ニューラルネットワークによる多様体学習によって 0.37 の認識成功率が得られた．ユークリッド距離と比較し，それぞれ 0.10 以上の精度向上の結果が確認できた．RANK1 の段階で，多様体学習として向き変動範囲が小さい場合ではマハラノビス距離を用いた結果，向き変動範囲が大きい場合では自己想起ニューラルネットワークを用いた結果が高い認識成功率を得た．また，顔向き変動の範囲が大きい場合のラベル毎の認識成功率を図 4.6 に示す．

データセット	学習画像数 (クラス数 × 方向数)	評価画像数 (クラス数 × 方向数)
ORL	200 (20person × 10direction)	180 (20person × 9direction)
SCface	540 (60person × 9direction)	240 (30person × 8direction)

表 4.2: 多様体学習に第三者の顔を使用した実験で使用した画像数

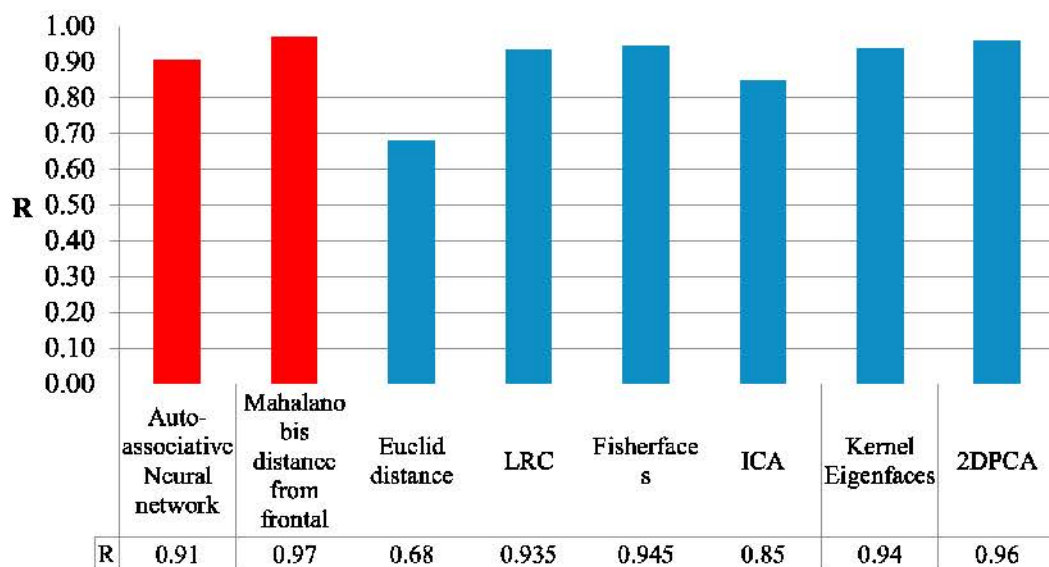


図 4.3: ORL Database による検証比較実験結果

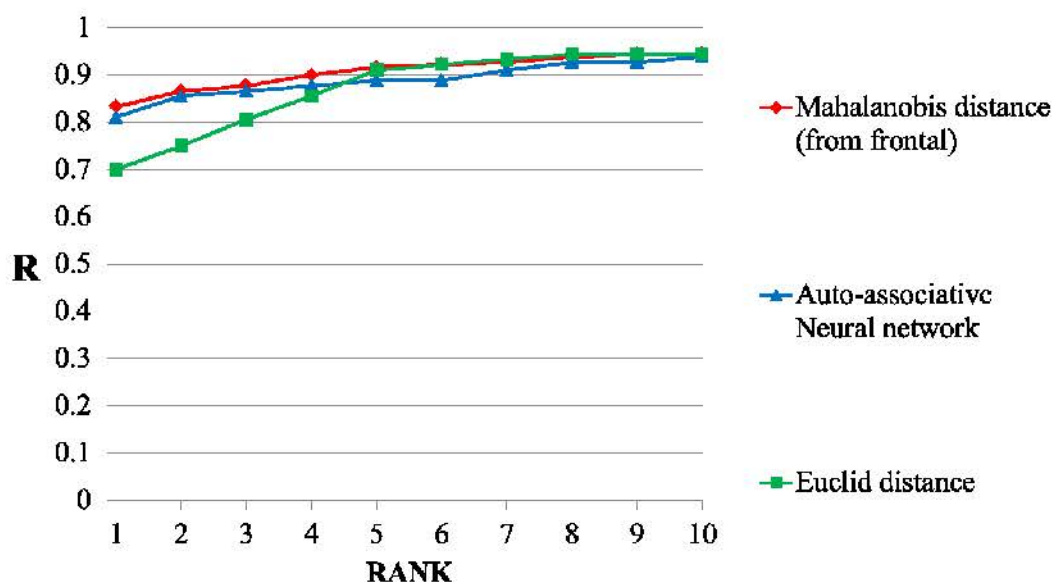


図 4.4: ORL Database を用いた第三者の多様体学習による評価実験結果

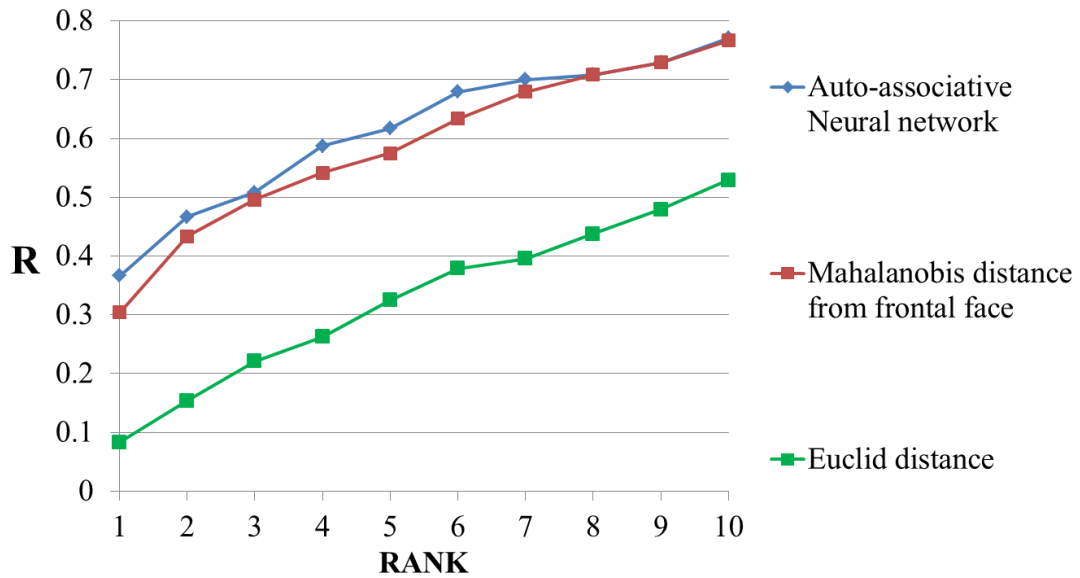


図 4.5: SCface Database を用いた第三者の多様体学習による評価実験結果

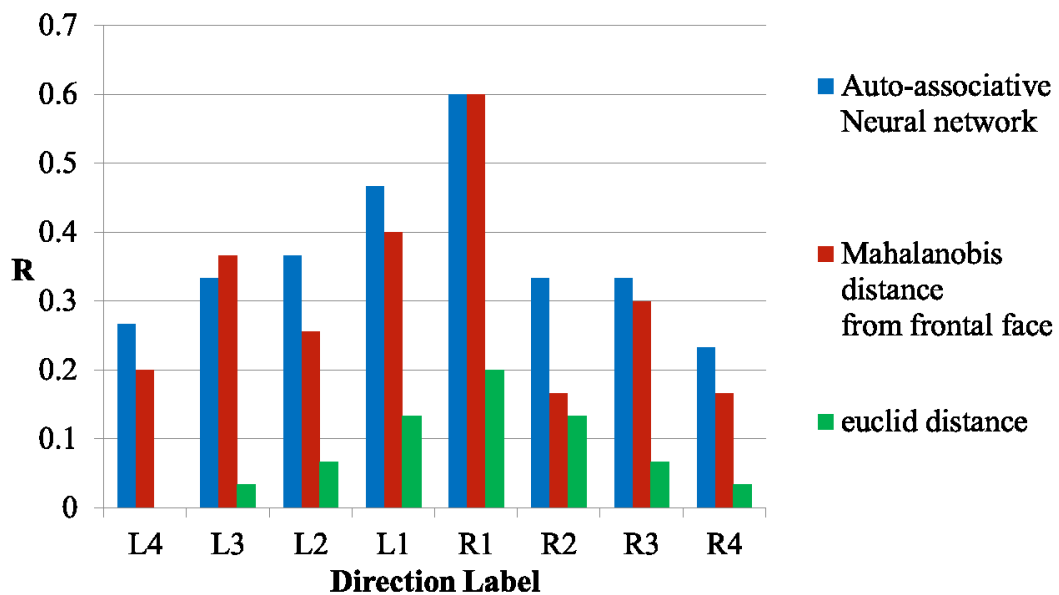


図 4.6: SCface Database を用いた第三者の多様体学習による各ラベル毎の評価実験結果

4.5 結果と考察

ORL Database を用いて、多様体学習の効果を検証するため、多様体学習を行わない手法と比較実験を行なった。他手法と比較し、多様体学習を用いた提案手法の結果を検証し、有効性を示した。

第三者の正面顔からの向き変動による変動特徴分布を多様体として学習することによって得られた推定分布を用いた実験を行なった。顔向き変動範囲が小さい場合と大きい場合の2種類の条件で検証した。顔向き変動範囲が小さい場合では0.83、顔向き変動範囲が大きい場合では0.37の認識成功率を得た。

図4.7、図4.8はそれぞれ向き変動範囲が小さい場合、向き変動範囲が大きい場合において多様体として学習する変動特徴分布を可視化するために3次元に次元削減した図である。顔向き変動範囲が小さい場合は変動特徴分布の分散は小さく、顔向き変動範囲が大きい場合は変動特徴分布の分散は大きくなっている。

図4.4より分布の分散が小さい場合では変動特徴分布を楕円形に投影するマハラノビス距離による多様体学習の結果は0.83、超平面に投影する自己想起ニューラルネットワークによる多様体学習の結果は0.81となった。分布の分散が小さいため、多様体としての学習によって得られた推定分布が形成する部分空間に含まれる誤差が小さくなる。更に、分散の小さい分布の多様体学習では2種類の多様体学習のうち、変動特徴分布を楕円形に投影するマハラノビス距離を用いることで高い認識成功率を得ることができた。

図4.5より分布の分散が大きい場合ではマハラノビス距離による多様体学習の結果は0.30、自己想起ニューラルネットワークによる多様体学習の結果は0.37となった。自己想起ニューラルネットワークを用いることで分類誤りの原因となっていた共有部分空間の範囲が狭まり、分類誤りが減少したためマハラノビス距離を用いた結果から認識成功率が向上したと考えられる。投影距離法や部分空間法は一般的に超平面上の共有部分空間において分類誤りが増加するという問題がある[20]。自己想起ニューラルネットワークによる分類によって共有部分空間によって生じていた分類誤りが減少し、精度向上に繋がったと考えられる。

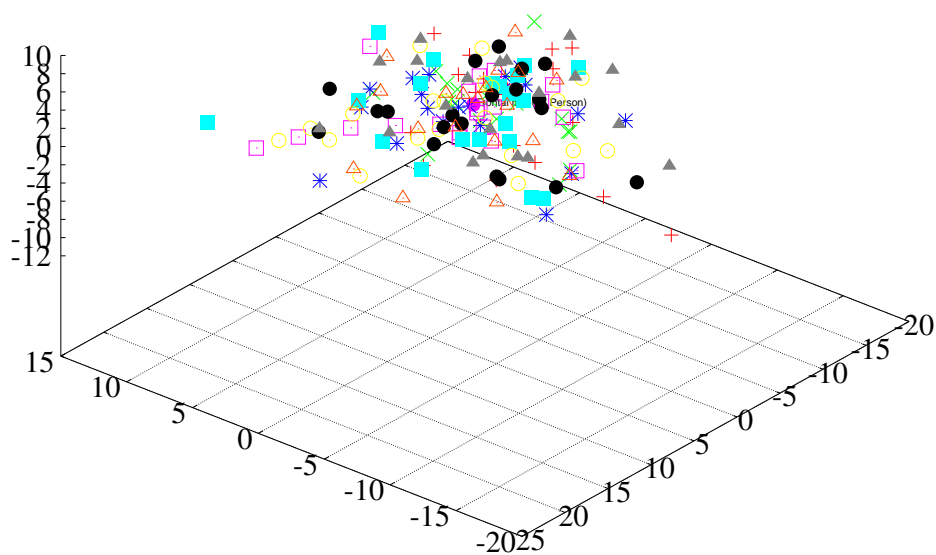


図 4.7: ORL Database を用いた向き変動を伴う顔画像の変動特徴分布

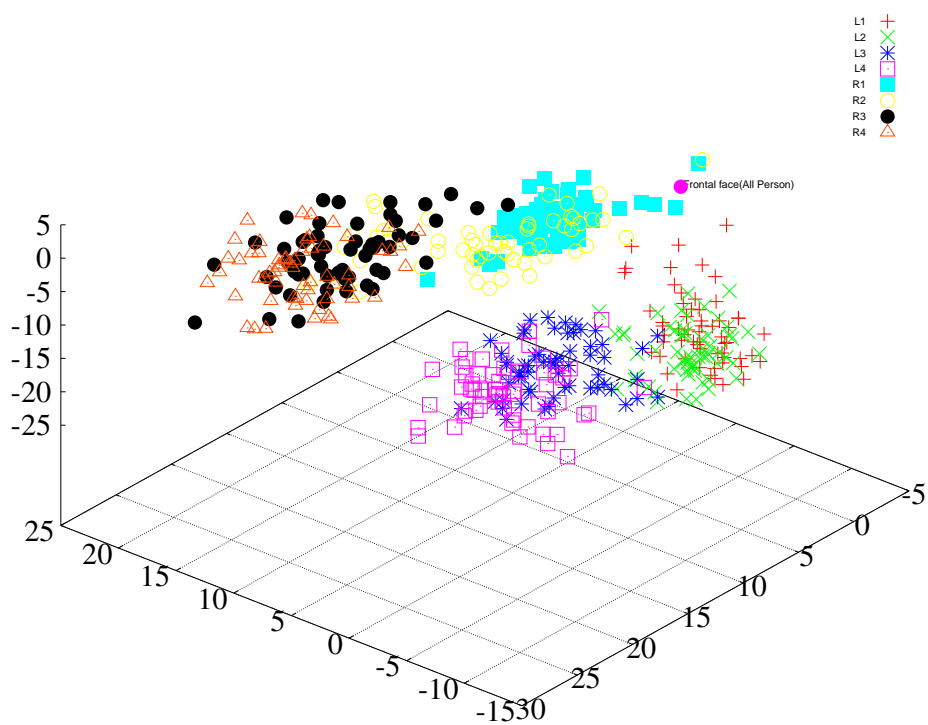


図 4.8: SCface Database を用いた向き変動を伴う顔画像の変動特徴分布

第 5 章

結言

5.1 まとめ

本研究では第三者の正面顔から向き変動を伴う顔の特徴空間上における特徴変動の多様体を学習し、認識対象者の正面顔画像から向き変動を伴う顔画像の変動特徴分布を推定することで認識を行なう手法を提案し、その有効性を検証した。特徴空間上において各人の顔画像より得られる特徴量は固有のものであるが、正面顔を基点とした際の向き変動による特徴量の変動は共通の規則性を有している。この性質より、認識対象者の正面顔画像 1 画像と第三者の多方向顔画像による多様体の学習で認識が可能となる。また、認識対象者が増加した場合でも、対象者の向き変動を伴う顔画像を学習に必要としないため、学習データを更新する必要がないという利点が挙げられる。

ORLdataset 400 画像（最大顔向き角度は 30 度程度）、SCfaceDataset 810 画像（最大顔向き角度は 90 度程度）の 2 種類のデータセットを用いて、第三者による学習、評価を行った結果、それぞれ最大 0.83、0.37 の認識成功率を得られた。

5.2 今後の課題

顔向き変動の範囲が大きい場合（顔の最大向き変動が 90 度程度に至る際）、変動特徴分布は非常に広範囲で複雑な形状になる。この推定精度を向上するためには顔領域切出し時の正規化やより多くの多方向の顔画像を用いた学習が必要になると考えられる。今後は、顔画像正規化手法の検討や学習に用いる各人物の多方向顔画像を追加し、分布推定精度向上を目指すことが課題に挙げられる。

謝辞

本研究に関し，研究に対する基本姿勢や多くのアイデアを御教授下さった木村文隆教授，進捗発表での数多くのアドバイスをいただいた若林哲史准教授，研究に対する指摘やプレゼンテーションの仕方などを御教授下さった大山航助教授，深く幅広い知識やアイデア，専門的観点からの指摘など多くを御教授下さった三重大大学三宅康二名誉教授に深く感謝します．また，いつも優しい笑顔で学生生活を支えてくださったヒューマンインタフェース研究室事務員田中みゆき事務官，多くのアドバイスや精神的に助けていただいた研究室の先輩方，共に切磋琢磨した同期の皆様，楽しい学生生活を与えて下さった研究室の仲間に感謝します．

最後になりましたが，長きにわたる私の学生生活を支えてくれた両親に今一度の感謝を表して，本論文の結びといたします．

参考文献

- [1] 瀬戸洋一．”行政情報システムへの適用を考慮したプライバシー影響評価手法の開発”，産業技術大学院大学紀要，vol.1，pp.79-91, Oct.2007．
- [2] M-H Yang, D.J.Kriegman and N.Ahuja, ”Detecting faces in images: a survey”, IEEE Trans PAMI, pp.34-58, vol.24, No.1, 2002.
- [3] R.Chellappa, C.L.Wilson, S.Sirohey, ”Human and machine recognition of faces: a survey”, Proc.of IEEE, vol.83, No.5, pp.704-740, May.1995.
- [4] M.Turk and A.Pentland, ”Face recognition using eigenfaces”, Proc. 1991 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, vol.3, pp.71-86, June 1991.
- [5] X.Yi-qiong, L.Bi-cheng and W.Bo, ”Face recognition by fast independent component analysis and genetic algorithm”, in proc. of the 4 International conference on Computer and Information Technology(CIT04), pp.194-198, 2004.
- [6] A.Yamada and T.Kanade. ”Multi-Subregion Based Probabilistic Approach Toward Pose-Invariant Face Recognition”, Transactions of the Institute of Electronics, Information and Communication Engineers. D-II(1), 8-16, 2005-01-01.
- [7] 栗山聖，山本和彦，本郷仁志，加藤邦人．”高次面特徴による顔認識方式の提案”，信学技報，PRMU99(448)，pp.105-110，1999．
- [8] 小松良江，有木康雄．”部分空間法を用いた向きによらない顔の切り出しと認識”，信学技報，PRMU，95(469)，pp.7-14，1996．
- [9] Adbel-Kader.R.F, Ramadan.R.M and Rizk.R.Y, ”A Hybrid Rotation-Invariant Face Recognition System Using Log-Polar Transform”, Signal Processing and Information Technology (ISSPIT), pp.585-590, Dec.2009.proce.
- [10] Aldrian.O and Smith.W.A.P, ”Inverse Rendering of Faces with a 3D Morphable Model”, proc.IEEE, vol.35, pp.1080-1093, May.2013.
- [11] V.Blanz, S.Romdhani and T.Vetter, ”Face identification across different poses and illuminations with a 3D morphable model”, Proc.5th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp202-203, 2002.

- [12] T.Wakabayashi, S.Tsuruoka, F.Kimura and Y.Miyake, "Accuracy improvement through increase feature size in handwritten numeral recognition", EC-II, vol.J77-D-2(10), pp.2046-2053, Oct.1994.
- [13] M.Hassoun, "Fundamentals of Artificial Neural Networks", Mit Press, 1995.
- [14] M.Grgic, K.Delac and S.Grgic, "SCface-Surveillance Cameras Face Database", Multimedia Tools and Applications J., vol.51, pp.863-879, 2009.
- [15] Naseem.I, Togneri.R, Bennamoun.M, "Linear Regression for Face Recognition", IEEE.Trans.Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.32, Issue.11, pp.2106-2112, Jul.2010.
- [16] J.Yang, D.Zhang, A.F.Frangi, "Two-Dimensional PCA: A New Approach to Appearance-Based Face Representation and Recognition", IEEE Trans.Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.26, no.1, pp.131-137, Jan.2004.
- [17] X.Jiang, B.Mandal, and A.Kot, "Eigenfeature Regularization and Extraction in Face Recognition", IEEE.Trans.Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.30, no.3, pp.383-394, Mar.2008.
- [18] M.H.Yang, "Kernel Eigenfaces vs. Kernel Fisherfaces: Face Recognition Using Kernel Methods", Proc.Fifth IEEE Int'l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, pp.215-220, May 2002.
- [19] P.C.Yuen, J.H.Lai, "Face Representation Using Independent Component Analysis", Pattern Recognition, vol.35, no.6, pp.1247-1257, 2002.
- [20] Oja.E, Subspace Method of Pattern Recognition, Research Studies Press, England 1983.
- [21] D.Ming, Sankaranarayanan.A.C, Chellappa.R, "Robust Face Recognition From Multi-View Videos", IEEE.Trans.Image Processing, vol.23, Issue.3, pp.1105-1117, 2014.
- [22] Biswas.S, Aggarwal.G, Flynn.P.J and Bowyer.K.W, "Pose-Robust Recognition of Low-Resolution Face Images", proc.IEEE, vol.35, pp.3037-3049, Dec.2013.