

改良投影距離法を用いた顔表情認識

遠藤光太郎[†] 若原 徹^{††}

[†] 法政大学大学院情報科学研究科 〒184-8584 東京都小金井市梶野町 3-7-2

^{††} 法政大学情報科学部 〒184-8584 東京都小金井市梶野町 3-7-2

E-mail: [†]ktaro.endo.4h@stu.hosei.ac.jp, ^{††}wakahara@hosei.ac.jp

あらまし 近年, IT 技術の発展により, 人間とコミュニケーションを取るロボットやシステムが生まれてきている. 我々のコミュニケーションにおいて, 顔表情を認識することは重要であり, コンピュータによる表情認識は広い分野において要求のある技術と言える. 本論文では固有空間法に基づく改良投影距離法を用いた新しい表情認識手法を提案する. また, 固有空間法における固有値・固有ベクトル生成の際に, 濃淡勾配方向分布特徴を利用する. 認識する表情は, 驚き, 恐怖, 嫌悪, 怒り, 幸福, 悲しみ, の 6 表情に無表情を加えた 7 表情である. Web カメラで撮影した特定個人の顔動画像を対象に認識実験を行い, 嫌悪・悲しみの認識率がおおよそ 75.0%と低かったものの, 恐怖・幸福に対しては 100.0%の認識率を達成し, 平均認識率 92.3%を達成した.

キーワード パターン認識, 顔表情認識, 固有空間法, 濃淡勾配方向分布特徴, 改良投影距離法

1. ま え が き

近年, IT 技術の発展により, 人間とコミュニケーションをとるロボットが生まれてきている. また, たとえば笑顔を検出して自動でシャッターを切るカメラや, 顔写真から自動でアバターを作成するサービスなど, 人間同士でのコミュニケーションを補佐するシステムの開発も進められている.

人間のコミュニケーションにおいて, 顔という視覚パターンから我々は多くの情報を得ている. 唇や舌の動きは発話のあいまいさを減らし, また顔は表情を示すことによって, その人物の情緒状態をあらわす[1]. 特に表情から感情を読み取ることは重要であり, 時として人は, 自分自身でも理解できず, 言葉にすることのできない感情や, 口にしたこととは反対の感情を顔に表出させる. 医者や看護師, 心理治療家などはこれらの情報を読み取ることで, 患者の容体や状態を理解し, 適切な治療計画を組むことが求められる. また企業の人事担当者は, 表情から読み取った情報を考慮に入れ, 対象者を適切な役割に配属する. セールスにおいては顧客の満足度などを計るための重要な尺度となる. このように, 相手の表情から感情を読み取る技術は, 幅広い分野で必要とされるものである. そのため, コンピュータによって顔表情を認識することは, 高い要求のある技術と言える.

顔表情認識の研究は, これまでも多くの研究者たちによって行われてきた. それらの手法は大きく分けて表情筋の動きに着目して表情の分析を行うもの[2], 顔の特徴点の抽出を行いその移動量から表情を推定するもの[3], 顔部位の変化を大局的に記述するもの[4], 時系列を導入したもの[5]の 4 つに分類される. どれも 80%前後の認識率を得ている.

本研究では, 安価な Web カメラを用いて顔動画像を撮影し, 特定個人の表情認識を行うことを想定し, 顔識別の分野で 96%の正答率を得ている固有空間法[6], 特に距離計算においては改良投影距離法[7]を用いて顔表情の認識を行い, 動画像の持つ時系列情報を利用することで, 認識率の向上を図ると共に動的な表情認識の実現を検討する. また, 固有空間法に Sobel オペレータによる濃淡勾配方向分布特徴を利用することで, 更なる認識率の向上とデータの軽量化を図る. 表情の基本的な分類方法としては, Ekman らによって制定された, 驚き・恐怖・嫌悪・怒り・幸福・悲しみからなる基本 6 表情[8]を利用した. これは人種や文化, 性格などにとらわれず, ほぼ万国共通であるとされている. そこで本研究では, 上記の 6 表情に無表情を加えた 7 種類の表情の認識を行う.

実験結果より, 7 表情の平均認識率 92.3%を達成した. 嫌悪・悲しみの認識率がおおよそ 75.0%と低かったものの, 恐怖・幸福に対しては 100.0%の認識率を達成し, その他の表情についてもほぼ 100.0%に近い認識率を得られた.

本論文の構成は以下の通りである. 2 章では実験用画像データの整備について説明する. 3 章では濃淡画像の勾配方向分布特徴の抽出について説明する. 4 章では改良投影距離法を用いた顔表情認識について述べる. 5 章で実験結果を示し, 考察を加える.

2. 実験用画像データ

本章では, 実験に使用する顔画像データの作成方法を示す.

2.1 動画像から静止画系列へ変換

動画像データとしてデスクトップ PC に接続した Web カメラより 7 表情について撮影を行い, wmv 形式で PC

上に格納する．次にフリーソフト TMPGEnc [9] を用いて連番で縦 240 × 横 320 画素の連番 ppm 形式に変換した．計 4 回の撮影を行い，各表情につき 150 枚の連番画像を 4 回分得た．

2.2 Viola&Jones 顔検出器

2.1 のデータから Viola&Jones 顔検出器 [10] を使って顔領域を抽出する．Viola&Jones の手法では，顔領域の検出に図 1 に示す 4 種の Haar-like 特徴を用いる．各 Haar-like 特徴は特定領域内の明るさの差を識別の対象とする．つまり，白い矩形部分の平均輝度と，黒い矩形部分の平均輝度との差が一定値より大きいかな否かにより，入力が顔領域か非顔領域かの判断を行う．

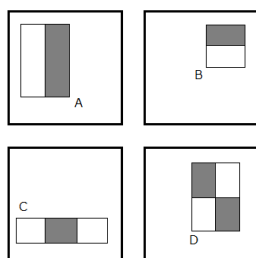


図 1 4 種の Haar-like 特徴.

これらの矩形特徴は高速な処理が可能である一方，識別器としての性能は高くない．しかし，Viola&Jones はこれらの弱識別器に重み付けを行いそれらを組み合わせることで，より強力な識別器を構築する AdaBoost 学習法により，高い識別性能と高速な処理を両立している．これらの処理を行うにあたって，OpenCV [11] を利用した．

こうして得られた顔領域を濃淡 pgm 形式画像として出力する．

2.3 線形補間とデータセット

2.2 で得た濃淡 pgm に，画像サイズが縦 256 × 横 256 画素となるよう線形補間を施す．こうして作成された顔画像データを用いて表情認識の実験を行った．4 回の撮影で得られた 4 組のデータセットについて，4-fold cross validation 法 [12] により認識率を評価する．

各表情のデータの個数は学習データ 450 個，テストデータ 150 個となる．

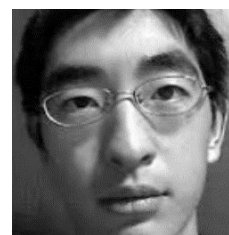
図 2 に，Web カメラで撮影した動画を静止画系列に変換した画像と，Viola & Jones 顔検出器を適用して顔領域を抽出した 7 種類の表情画像の例を示す．

3. 濃淡勾配方向分布特徴

本章では，2 章の画像データに対する，濃淡勾配方向分布特徴の抽出について述べる．



(a) 静止画系列に変換した画像.



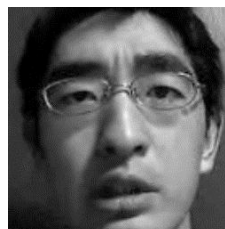
(b) 無表情.



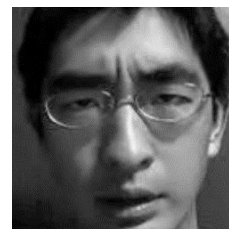
(c) 驚き.



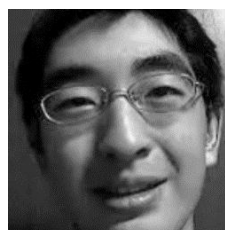
(d) 恐怖.



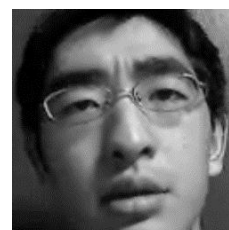
(e) 嫌悪.



(f) 怒り.



(g) 幸福.



(h) 悲しみ.

図 2 顔画像データの例.

3.1 Sobel オペレータを用いた濃淡勾配方向の算出

得られた画像データから，濃淡勾配方向を算出するために，Sobel オペレータを用いる．

$$f_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}, f_y = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

ある注目画素を中心とした 9 画素に対し式 (1) で示すマスクをそれぞれ乗算し，水平方向の合計値を Δx ，垂

直方向の合計値を Δy とすると、

$$\theta = \arctan\left(\frac{\Delta y}{\Delta x}\right), (-\pi < \theta \leq \pi) \quad (2)$$

により、注目画素の濃淡勾配方向がラジアンで求まる。

3.2 濃淡勾配方向分布特徴の生成

2.2 で述べたように、一枚の画像は 256×256 画素で成り立っている。そこで図3のように、縦横それぞれを8分割し、 32×32 画素 $\times$ 64 ブロックとして扱う。そして、各ブロックごとに、3.1 で得た濃淡勾配方向を図4、図5のように8方向に量子化して分類し逐次格納していく。これにより、注目ブロックが8種類の濃淡勾配方向をそれぞれいくつ所持しているか、すなわち濃淡勾配方向分布特徴が得られる。

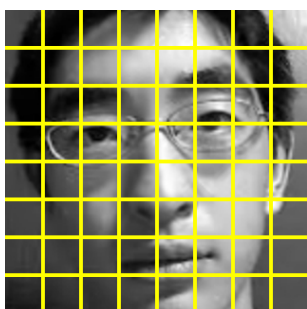


図3 濃淡画像の分割.

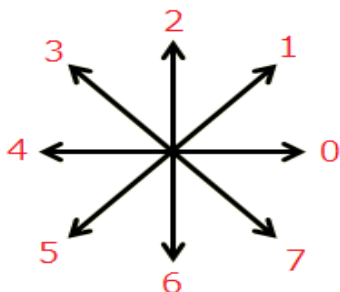


図4 濃淡勾配の8方向量子化.

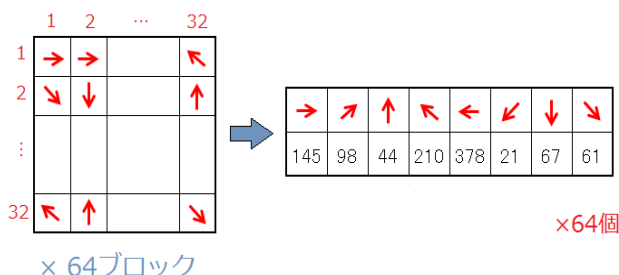


図5 濃淡勾配方向の格納.

これ以降、縦 $256 \times$ 横 256 の画素データの代わりに、生成した 64 ブロック $\times$ 8 方向の濃淡勾配方向分布特徴

データを使用する。これにより、扱うデータが軽量化されることで処理時間の短縮が図れ、また濃淡画素データを利用する場合と比較して、より明確な特徴データを扱うため認識精度が向上する。

3.3 HOG 特徴との比較

ここで、物体検出の分野で用いられる HOG(Histograms of Oriented Gradients) 特徴について述べる。

HOG 特徴の処理の流れは、次のようである。まず画像をブロックに分割し、さらにブロックをセルに分割する。ブロックを移動しながら、セル中の輝度勾配・輝度強度を求め、輝度勾配ヒストグラムを生成する。得られたヒストグラムの形状にブロックごとに正規化処理を施し、形状を整える。これを繰り返した後、すべてのヒストグラムを統合して特徴量とする。

このように、3.2 で述べた濃淡勾配方向分布特徴と似通った手法であるが、濃淡勾配方向分布特徴よりも多くの次元数を持ち、また、正規化処理によりヒストグラムの形状を整えるため、明るさの変化などにも対応可能といわれている。

本研究においては、処理時間、データの複雑さの観点から、より軽量である濃淡勾配方向分布特徴を採用した。

4. 改良投影距離法

本章では、固有値・固有ベクトルの算出と、識別方法の基礎となる擬似バイズ識別関数、それを近似した改良投影距離法について説明する。

4.1 特異値分解による固有値・固有ベクトルの算出

3章で作成した特徴データを使った固有値・固有ベクトルの作成について述べる。特徴データを $n(=64 \times 8)$ 次元ベクトルで表し、学習用の N 個のベクトルを $p_1, \dots, p_N$ とする。

ここで、 $n \times n$ の自己相関行列

$$R = \sum_{\alpha=1}^N p_{\alpha} p_{\alpha}^T \quad (3)$$

の固有値・固有ベクトルを求めたいとき、 n が大きいと処理量が膨大になり、かつ計算誤差も累積する。特異値分解[13]の理論より、 $n \times n$ 行列 R の代わりに次に示す $N \times N$ 行列 P の固有値・固有ベクトルを求めれば良い。

$$P = \begin{bmatrix} (p_1, p_1) & (p_1, p_2) & \dots & (p_1, p_N) \\ (p_2, p_1) & (p_2, p_2) & \dots & (p_2, p_N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (p_N, p_1) & (p_N, p_2) & \dots & (p_N, p_N) \end{bmatrix} \quad (4)$$

但し、 $p_i = f_i - \bar{f}$ (各特徴ベクトルと平均ベクトルの差)

$$\bar{f} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i \text{ (各表情の平均ベクトル)}$$

ここで、行列 R と P の 0 でない固有値は一致することが知られている。さらに、行列 R の固有値 λ (>0) に対する単位固有ベクトルを u 、行列 P の固有値 λ (>0) に対する単位固有ベクトルを v 、 $p_1, \dots, p_N$ を列とする $n \times N$ 行列を Q とすると、

$$u = \frac{\pm Qv}{\sqrt{\lambda}}, v = \frac{\pm Q^T u}{\sqrt{\lambda}} \quad (5)$$

の関係が成り立つ。これより、 v を用いて u が計算できる。上記の特異値分解の計算を行うには、CLAPACK [14] の関数を使って固有値・固有ベクトルを求めた。得られた固有ベクトルを式 (5) により元の行列 R の固有ベクトルに変換した。

4.2 擬似ベイズ識別関数

擬似ベイズ識別関数とは、ベイズアプローチから得られる最適識別関数を、計算量・記憶容量を削減するために変形して得られる識別関数であり、次式により定義される [7]。

$$\begin{aligned} g(X) &= (N + N_0 + 1) \ln \left\{ 1 + \frac{1}{N_0 \sigma^2} [\|X - M\|^2 \right. \\ &\quad \left. - \sum_{i=1}^K \frac{(1 - \alpha) \lambda_i}{(1 - \alpha) \lambda_i + \alpha \sigma^2} [\Phi_i^T (X - M)]^2 \right\} \\ &\quad + \sum_{i=1}^K \ln((1 - \alpha) \lambda_i + \alpha \sigma^2) - 2 \ln P(\omega) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\text{但し, } \alpha = \frac{N_0}{N + N_0}$$

ここで、 N は各クラスの学習標本の大きさ、 N_0 は特徴ベクトル X の事前分布の共分散行列の信頼度を表す定数、 $P(\omega)$ はクラス ω の事前確率であり、 λ_i 、 Φ_i はそれぞれ X の共分散行列の第 i 固有値と第 i 固有ベクトル、 K は識別に用いる固有ベクトルの数、 M はクラスの平均ベクトルである。

4.3 改良投影距離法

4.2 で定義した擬似ベイズ識別関数をさらに近似することを考える。すべてのクラスにおいて、共分散行列の行列式、 $P(\omega)$ 、 N 、 N_0 が等しいと仮定すると、式 (6) の第 2 項、第 3 項は定数項となり、また第 1 項の係数 $(N + N_0 + 1)$ はクラス間で共通となる。この結果、次式 (7) で定義される改良投影距離によって、式 (6) の擬似ベイズ識別関数を近似することが可能である。

$$\begin{aligned} g(X) &= \|X - M\|^2 \\ &\quad - \sum_{i=1}^K \frac{\lambda_i}{\lambda_i + (\alpha / (1 - \alpha)) \sigma^2} \{\Phi_i^T (X - M)\}^2 \end{aligned} \quad (7)$$

ここで、

$\alpha \in [0, 1)$: 識別率が最大になるように調整

σ^2 : 特徴要素の全カテゴリでの平均分散値

4.4 切断次元数

4.1 で求めた固有値に対して、固有値の累積寄与率から

$$\rho_K = \frac{\sum_{j=1}^K \lambda_j}{\sum_{i=1}^N \lambda_i} \geq \beta \quad (8)$$

となる最小の値 K 、すなわち切断次元を求める。なお、本研究においては $\beta = 0.95$ とし、 K の値を決定した。

5. 実験結果

本章では、3 章、4 章で説明したアプローチによる顔表情の認識実験結果を示す。

5.1 平均分散値

式 (7) の σ^2 の値は全表情の固有値の和を、表情の種類・分割されたブロックの数・勾配方向の種類の 3 つを掛け合わせた数、すなわち $7 \times 64 \times 8$ で割った値を用いた。

表 1 に、cross validation 法による各実験で用いた σ^2 の値を掲げる。

表 1 改良投影距離法における平均分散値.

	実験 1	実験 2	実験 3	実験 4
σ^2	0.576590	0.619451	0.624962	0.609165

5.2 切断次元数の決定

式 (8) より、切断次元を求める。

表 2 に、各表情に対する切断次元を、cross validation 法による 4 回の実験別に掲げる。

表 2 各表情の切断次元.

	実験 1	実験 2	実験 3	実験 4
驚き	83	81	78	86
恐怖	97	92	91	89
嫌悪	84	88	88	91
怒り	89	88	90	91
幸福	90	81	81	81
悲しみ	88	84	85	85
無表情	83	84	83	85

表 2 より、表情ごとの切断次元に大きな差はなく、学習データ 450 個に対し、80 台前後の特徴次元数を用いることになる。

5.3 改良投影距離法による認識率

式 (7) の α の値を、0.1 から 0.9 まで 0.1 刻みで変化させ、2.2 で述べたように cross validation 法により 7 表情の認識を行った。その結果、 $\alpha=0.1$ の時、7 表情の中で最も認識率の低いカテゴリである嫌悪に対する認識精度が、9 回の実験の中で最高となった。よって本実験においては $\alpha=0.1$ の時の実験結果を評価対象とする。図 6 に、 $\alpha=0.1$ の時の各表情の認識率を示す。

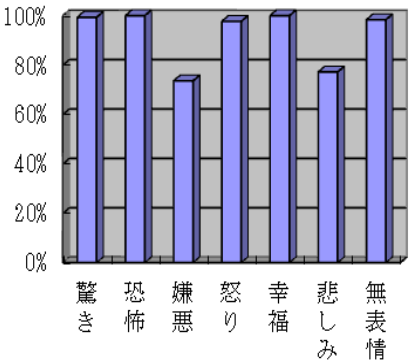


図 6 改良投影距離法による顔表情認識率。

4 組のデータセットに対し、改良投影距離法による表情認識を行った結果、図 6 より、7 表情中 5 表情がほぼ 100% の認識率を得て、残る 2 表情は約 75% の認識率となった。

5.4 コンフュージョンマトリックス

各表情がどの表情に誤認識されやすかったかを調べるために、コンフュージョンマトリックスを計算した。表 3 に、4 回の実験から得られた平均のコンフュージョンマトリックスを掲げる。対角要素が各表情の正認識率を示している。また、 α の値は 0.1 である。

表 3 表情認識のコンフュージョンマトリックス。

入力	分類結果 (%)						
	驚き	恐怖	嫌悪	怒り	幸福	悲しみ	無表情
驚き	99	0	1	0	0	0	0
恐怖	0	100	0	0	0	0	0
嫌悪	1	0	74	3	0	22	0
怒り	0	0	0	98	0	0	2
幸福	0	0	0	0	100	0	0
悲しみ	0	0	23	0	0	77	0
無表情	0	0	0	2	0	0	98

表 3 より、認識率の低かった嫌悪・悲しみの 2 表情について、互いに誤認識されていることがわかる。この 2 つの表情に関しては、今回使用したサンプルでは、人間の視覚であっても判別が難しいことが原因と考えられる。

5.5 3 種の識別方式による認識率の比較

改良投影距離法の有効性を調べるために、同じデータセットに対し、平均ベクトルのみで距離計算を行う、最近傍平均識別法による認識、および、学習データすべてを登録しておき、最短の二乗距離から識別を行う One Nearest-Neighbor (以下 1-NN) 識別法による認識を行う。

表 4 に、最近傍平均識別法、1-NN 識別法、改良投影距離法による各表情の平均認識率を示す。

表 5 に各識別方式の 1 枚の顔画像特徴に対する平均処理時間を示す。

表 4 各識別方式の平均認識率 [%]。

手法	驚き	恐怖	嫌悪	怒り	幸福	悲しみ	無表情
最近傍平均識別法	81.9	99.7	58.3	97.5	99.5	84.2	99.8
1-NN 識別法	96.5	100	69.3	96.7	100	89.3	99.5
改良投影距離法	99.3	100	73.6	97.7	100	77.1	98.3

表 4 より、悲しみ・無表情に対しては、最近傍平均識別法、1-NN 識別法による認識率が改良投影距離法を上回るものの、特に驚き・嫌悪の認識率について、改良投影距離法の認識が優れていることがわかる。また、すべての表情の平均認識率は、最近傍平均識別法が 88.7%、1-NN 識別法が 93.0%、改良投影距離法が 92.3% と、1-NN 識別法が最も優れていた。

表 5 各識別方式の平均処理時間。

手法	処理時間 [msec]
最近傍平均識別法	1.7
1-NN 識別法	146.1
改良投影距離法	18.8

表 5 より、処理速度においては最近傍平均識別法が最も優れているものの、改良投影距離法も、1-NN 識別法のおよそ 8 分の 1 の処理速度で、優秀な認識率を達成できていることがわかる。

5.6 先行フレーム群の認識結果への活用

本研究における認識対象は、2.1 で述べたように本来は動画画像である。そこで、ある注目フレーム 1 枚に対し、すでに処理済みの先行フレーム 6 枚を使用し、計 7 フレームで 5.3 の改良投影距離法により得られた認識結果の多数決を行い、最終的な認識結果の調整を行った。

図 7 に先行フレームを活用した認識率を示す。

先行フレーム群を用いて調整を行ったところ、図 7 より、驚き・怒り・無表情の 3 表情の認識率がわずかに落ちているが、認識率の低かった嫌悪・悲しみの 2 表情の精度が若干上昇していることが分かる。また、恐怖・幸福の 2 表情は、既に認識率が 100.0% であったため、変動することはなかった。

すべての表情の平均認識率は 92.9% となり、1-NN 識別法と同等の認識率でありながら、処理速度において優る結果となった。

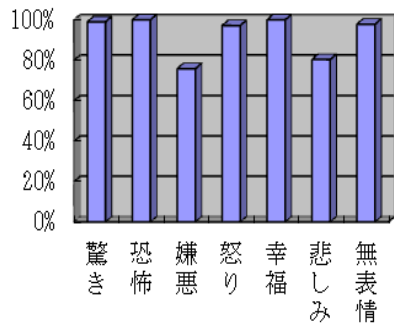


図 7 先行 6 フレームを活用した認識率.

5.7 他研究機関の結果との比較

表 6 に、近年の他研究機関による基本 6 表情の表情認識に対する平均認識率を示す。なお、表 6 における本手法の認識率は、5.3 で述べた結果から無表情を除いた 6 表情の平均認識率である。

表 6 他研究機関の結果との対照表.

手法	平均認識率 [%]	各表情のテスト・学習データ数
Hu ら [15]	71.5	80 : 320
Zhi ら [16]	94.1	7 : 1
本手法	91.3	150 : 450

表 6 より、本手法によって得られた結果は、評価に値するものであるといえる。

6. む す び

本論文では、7 種類の表情に対する、濃淡勾配方向分布特徴を用いた改良投影距離法による表情認識法を提案した。

実験結果より、4 組のデータセットに対しては、嫌悪・悲しみの認識率がおよそ 75.0% と低かったものの、恐怖・幸福に対しては 100.0% の認識率を達成し、92.3% の平均認識率を得られた。認識率の低かった表情については、今回撮影したデータでは 2 表情が似通っていたことが原因であると考えられる。そのため、本人のみならず、誰が見ても一意に表情の定まるデータを使用することで、この問題は解決できるものと思われる。しかし、その場合、表情の変化が大きい人物のみに認識対象が限られてしまい、1 章で述べた本人の意図せぬ、あるいは言葉にできない感情を読み取ることが困難となる。よって、曖昧なデータに対していかに妥当性を高めるかが今後の課題といえる。

また、現段階では学習データを拡張する場合、固有値・固有ベクトルなどの特徴データもまた、はじめから生成しなければならない。全ての学習データを保持し続けることは現実的ではないため、追加データによる固有値・固有ベクトルの効率的な更新法の適用を検討していく。

- [1] V. Bruce (吉川佐紀子 訳), “顔の認知と情報処理,” サイエンス社, 1990.
- [2] Z. Prochazka, 伊藤崇之, 岡本敏雄, “顔の動き特徴量を用いた表情認識システム,” 信学技報, HIP96-42, 1997.
- [3] 小林宏, 高橋久憲, 菊地耕生, “顔器官輪郭の自動抽出と表情認識の自動化,” 信学技報, PRMU99-138, pp. 37-42, 1999.
- [4] 武藤淳一, 藤井英史, 森島繁生, “空間周波数に基づく顔器官の形状認識と再合成,” 情処研, CVIM, No.110-007, 2001.
- [5] 大塚尚宏, 大谷淳, 中津良平, “連続出力確率密度分布を用いた HMM による動画像からの複数人物の表情認識,” 信学論 (D-II), vol. J80-D-II, no.8, pp. 2129-2137, 1997.
- [6] T. Kurozumi, Y. Shinza, Y. Kenmochi and K. Kotani, “Facial individuality and expression analysis by eigenspace method based on class features or multiple discriminant analysis,” IEEE ICIP 99, vol. I, pp. 648-652, Oct. 1999.
- [7] 韓雪仙, 若林哲史, 木村文隆, 三宅康二, “ベイズアプローチによる最適識別系の有限標本効果に関する考察—学習標本の大きさがクラス間で異なる場合—,” 信学論 (D-II), vol. J82-D-II, no.4, pp. 621-630, 1999.
- [8] P. Ekman and W. V. Friesen (工藤力 編訳), “表情分析入門,” 誠信書房, 1987.
- [9] http://www.tmpgenc.net/ja/j_main.html
- [10] P. Viola and M. Jones, “Robust real-time face detection,” Int. Journal of Computer Vision, vol. 57, no. 2, pp. 137-154, 2004.
- [11] <http://opencv.jp/>
- [12] C. M. Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning, Springer, 2006.
- [13] 金谷健一, “これなら分かる応用数学教室—最小二乗法からウェーブレットまで—,” 共立出版, 2003.
- [14] <http://www.netlib.org/clapack/>
- [15] Y.Hu, Z.Zeng, L.Yin, X.Wei, J.Tu, and T.S.Huang, “A Study of non-frontal-view facial expressions recognition,” Proc. of Nineteenth International Conference on Pattern Recognition, Florida, USA, Dec. 2008.
- [16] R.Zhi, Q.Ruan, and Z.Miao, “Fuzzy discriminant projections for facial expression recognition,” Proc. of Nineteenth International Conference on Pattern Recognition, Florida, USA, Dec. 2008.