

### 特別講演 人による認知特性と統合した顔表情認識のための特徴表現法

赤松, 茂 / AKAMATSU, Shigeru

---

(出版者 / Publisher)

電子情報通信学会

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解 / 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解

(巻 / Volume)

102

(号 / Number)

651

(開始ページ / Start Page)

25

(終了ページ / End Page)

32

(発行年 / Year)

2003-02-13

## [特別講演]

## 人による認知特性と整合した顔表情認識のための特徴表現法

赤松 茂

法政大学 工学部 システム制御工学科

〒184-8584 東京都小金井市梶野町 3-7-2

E-mail: akamatsu@k.hosei.ac.jp

あらまし 顔の表情があらわす感情カテゴリーをコンピュータで認識するための顔パターンの特徴表現法として、形状とテクスチャを分離して表した特徴に対して主成分分析を行うという、従来の Eigenface 法の拡張について検討した。これにより、感情カテゴリーを認識する精度の向上が期待できるだけでなく、人間による感情カテゴリー判断、快・不快や覚醒度の認知、表情認知と個人識別の独立性などの心理学的な知見と整合性の高い認識が実現できる見通しが得られた。

キーワード 顔表情の認識、特徴抽出、主成分分析、線形判別分析法、顔の認知モデル

## A psychologically plausible representation of facial expressions

Shigeru AKAMATSU

Department of Systems Control Engineering, Faculty of Engineering, Hosei University

3-7-2, Kajino-cho, Koganei-shi, Tokyo 184-8584 Japan

E-mail: akamatsu@k.hosei.ac.jp

**Abstract** This paper describes a linear representation of the separated shape and texture spaces obtained by principal component analysis of the facial images. We have shown that the representation can code facial expressions in a form that can not only support their recognition in good categorization rates but also is consistent with psychological accounts of facial expression recognition developed by cognitive and social psychologists.

**Keyword** Facial expression recognition, Feature extraction, Principal component analysis, Linear discriminant analysis, Face processing model

## 1. まえがき

人間の顔は言葉によらない様々なメッセージを伝えることができるし、顔には感情・関心・気分といったその人の心理状態や体調が無意識のうちに表れるので、視覚を通じて顔から認知される情報は人間同士の円滑なコミュニケーションに重要な役割を果たしている。とくに表情は人間が感情を効果的に伝えるメディアとなっているので、コンピュータが顔画像からその表情の伝える感情を認識できるようになれば、人間と機械のヒューマンインタフェースをより豊かなものにするに違いないという期待があつて、近年、顔画像から感情を認識しようとする表情認識の研究が内外で活発に行われている<sup>(1)</sup>。そして、多くの制約を設けた実

験室環境の下でという条件付きではあるが、顔画像の入力からその表情が表している感情をカテゴリー化して出力するまでを自動かつリアルタイムに処理できる「動くシステム」の構築に成功した事例も少なくない。

しかしそれらは、被験者にある感情を強調している典型的表情を表出させた時の顔を入念にコントロールされた入力条件で撮影して得られた顔画像を、幾つかの基本的感情に対応するカテゴリーの何れかに強制的に分類するという実験を目的とする限定されたタスクを実現したに留まっている。したがって、言葉では言い表せない人間の感情や意図を機械が汲み取って適切に対応してくれる高度なヒューマンインタフェースを実現するために、人間が日常的に顔の表情を介してやり

とりしている感情をコンピュータでも読み取れるようにしたいとする最終目標と照らせば、表情認識の研究はようやく緒についたところである。そしてそのようなヒューマンインタフェースの高度化への貢献を現実のものとするためには、今後引き続き、正しく（＝高精度）・安定で（＝ロバスト）・柔軟な（＝適応的な学習）認識という、顔表情の認識ばかりでなく広くパターン認識システム全般において取り組むべき課題の克服が求められている。と同時に、ここでの認識対象である顔の表情は、人間が視覚を通じて相手の感情や意図を認識し相互のコミュニケーションを円滑に行う手段としているものであるから、コンピュータによる表情の認識を実現するにあたっては、ただ正確だけでなく、人間の目からみた認識判断の妥当さも求められている。すなわち、人間による表情認知特性ともよく整合し、人間の認識判断との矛盾や不自然さが少ない認識を実現する必要がある、具体的には以下のような検討課題があげられる。

a) 人間は表情の表出によって生じる顔パターンの物理的特徴の微妙な変化から感情を読み取っている。人間にとって不自然さのない表情認識をコンピュータで実現するためには、顔パターンの物理的な特徴表現は人間によって知覚される感情の心理量をより忠実に反映した特徴量として求められる必要がある。

b) 従来のように人為的に誇張された表情だけでなく日常よく目にするような自然で中間的な表情に対してコンピュータによる適切な認識を行うためには、表情による顔パターンの連続的な変化に対応して、人間によって認知される感情がどのように変化していくかを明らかにする必要がある。

c) 人間が顔表情から読み取っている感情は表情筋によって生じた顔面動作という狭義の表情だけで決まるものではない。例えば、視線、姿勢、ジェスチャ、さらには音声や言語など表情以外のモードから得られる情報も、顔の表情から認知される感情に大きな影響を与える。また、複数モードによる情報が時間的なずれを伴って提示される場合には、それらの記憶によって形成される文脈もまた感情の認知にさまざまな影響を与える。したがって顔表情を含む人間とコンピュータとの非言語コミュニケーションシステムを現実のものとするためには、人間による表情認知に関してマルチモーダル情報の相互作用やその文脈依存性についての基本的性質を明らかにし、それらの知見をシステム構築に反映させることが必要である。

これらの課題は、人間による表情認知のメカニズムを明らかにしようとして心理学研究者たちが古くから取り組んできた課題とも重なるものである<sup>(2)</sup>。そして最近では、工学と心理学の研究者の共同研究を通じて、

人間による表情認知の性質についての知見と整合性のある認識手法の提案も行われるようになってきている。

本稿では、前記 a) の課題に関連する研究の一例として、英国 MRC の A. Calder らと共同して表情認識に適する心理学的妥当性の高い顔パターンの特徴表現について行った共同研究<sup>(3)</sup>の結果を中心に紹介する。

## 2. 表情による感情の認識のための顔パターンの特徴表現法

顔の表情から感情を認識する処理については、これまでに様々な手法が提案されている<sup>(4)</sup>。各手法を特徴づけるのは、表情によって生じる顔パターンの変化をどのような多次元特徴量によって数値的に表現するかという点といえる。ごく素朴なアプローチとしては、目や口など顔に特有な造作を基準として顔パターンの位置と大きさを正規化して得られた画像から各画素の濃淡値を抽出して多次元の特徴量とする手法がある。このように画像の濃淡値を成分とする多次元データを多くの顔画像について収集し、それらの集合に対して主成分分析を適用して得られる正規直交基底を用いて個々の顔画像の多次元データをより低次元に圧縮した特徴ベクトルを求め、これを各カテゴリについて識別辞書に登録された標準特徴ベクトルと照合することでカテゴリ間の識別を行うという手法は Eigenface 法として知られている。これは顔画像によって個人識別を行うシステムの構築に有効な特徴抽出の代表的手法として、その評価もほぼ定着している<sup>(5)</sup>。

共通する構造のもとで各人の個性を反映した形状の微妙な違いを有する顔について、表情の微妙な変化を表現しうるような特徴は量的に膨大なものとならざるをえず、主成分分析に代表される多変量解析法によるデータの次元圧縮は不可欠である。このように多次元データのサンプル集合に主成分分析を適用することで得られる基底を用いて、個々のデータをその線形結合で表し、その時の各基底の重み係数によって低次元の特徴ベクトルに次元圧縮する方法を適用するためには、対象となる多次元データは数学的にはベクトル空間をなしている必要がある<sup>(6)</sup>。これは、顔画像を記述する多次元特徴量に関して言えば、その各成分が異なる顔パターン間でそれぞれ同一の意味を表している必要があるということである。言い換えれば、多次元特徴量の任意の成分に関係する顔画像中の各画素は、異なる顔パターン間で互いに対応づけられていなければならない。しかし、顔の位置や大きさを正規化しただけの画像から各画素における濃淡値を順番に抽出して得られる多次元特徴量は、厳密にはこのような条件を満足しているとはいえない。

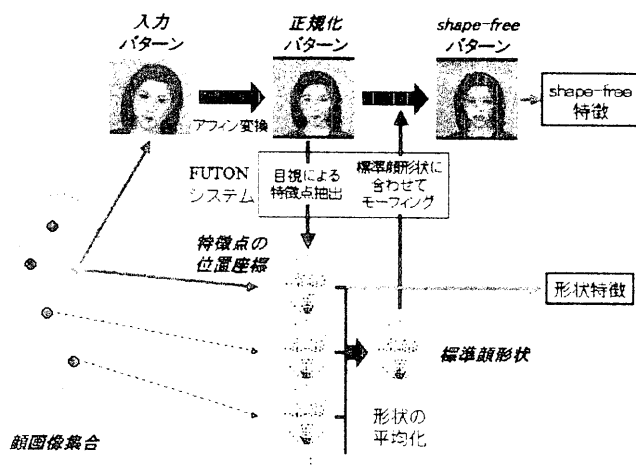


図1 形状とテクスチャを分離する特徴抽出の過程

その解決策として、各画素でのオプティカル・フローを計算することによって異なる顔画像間で各画素の詳細な対応関係を求める試み<sup>(6)</sup>もあるが、これを自動的に求める計算は複雑であり、誤差を小さく抑えることが難しい。そこで、異なる顔画像の間で、各成分の意味的な対応関係が近似的にとれている多次元特徴量を求める次善の方法として、次のようなアプローチが考えられている。まず、顔の造作に対応して定義された特徴点を画像から抽出し、それら各点の位置座標を成分として顔の形状特徴を求める。そして、多数の顔サンプルについての形状特徴を平均化した標準顔形状を求め、個々の顔パターンをその形状が標準顔形状にフィットするように、モーフィングによって変形する。こうして得られる形状が規格化された顔画像を shape-free パターンと名付け、この画像を構成する各画素の濃淡値をサンプリングして得られる多次元特徴量は、顔のテクスチャを表す shape-free 特徴と呼ぶ<sup>(7)</sup>。形状特徴の成分が表す各特徴点の位置座標、shape-free 特徴の成分が表す各画素における濃淡値のいずれについても、近似的にはあるが、異なる顔パターン間で互いに対応がとれているため、ベクトル空間を構成する多次元ベクトルが得られたことになる。

図1は、顔画像から多次元ベクトルとしての性質を満足する形状特徴と shape-free 特徴を求める処理の過程を示している。本研究はこのように顔パターンを形状とテクスチャに分離することで多次元ベクトルとして表す特徴表現法によって、表情による感情認識にどのような性質をもたらすかを検証することを目的としている。そこで形状特徴の成分に位置座標を与える特徴点の抽出は、目視によって手操作で行うことにし、shape-free パターンへの変換処理と合わせて、顔画像合成ソフトウェア FUTON システム<sup>(8)</sup>の特徴点抽出機能と顔画像モーフィング機能を利用することにした。

なお、この shape-free 特徴という概念は先に述べたように、パターン認識において特徴ベクトルが満たすべき条件に関する数学的な考察にもとづいて導かれたものであり、その処理の実現形態は異なっているが、提案されている処理内容の本質は、顔の3次元ワイヤーフレームモデルへのテクスチャマッピングによって多様な顔画像の生成を目指して行われた先行研究<sup>(9)</sup>において、ワイヤーフレームモデルの節点の位置座標を与える顔の形状情報と、そのモデルの3角パッチ面にマッピングされるテクスチャ情報を分離して表現し、両者を独立な線形モーフィング・モデルを用いて合成することにより新規顔画像の生成を行おうとする考え方とほぼ等価なものといえる。

### 3. 形状とテクスチャを分離した特徴による顔パターンの認識

顔認識のためのパターンの特徴表現の標準的な手法と言える Eigenface 法<sup>(10)</sup>と、前章に示す顔パターンの形状とテクスチャを分離して表現した形状特徴と shape-free 特徴の双方に対して主成分分析を行った場合との比較は、顔画像による個人識別というタスクについてまず行われた<sup>(7)</sup>。そこでは、形状特徴と shape-free 特徴とを併用した認識では、顔パターンの位置合わせのみを行った従来の Eigenface 法と比べて、顔による個人識別の精度が向上することが報告されている。(さらに、例えば平均的な顔よりも特異性の強い顔の方が正しく認識されやすい等、人間による顔認知に関して報告されている幾つかの性質が形状とテクスチャを分離した特徴ベクトルを用いた個人識別のシミュレーション実験においても再現され、顔による個人識別に関しては形状とテクスチャを分離した特徴ベクトルが心理学的妥当性がより高い特徴表現であることを示唆する結果も得られている。)そこで、この結果の追試も兼ねて、顔パターンの分類精度に関しては形状とテクスチャを分離した特徴表現が従来の Eigenface 法より優位であることを確かめる予備実験を行った。

#### 【予備実験1】 300名規模の個人識別

HOIP 顔画像データベース<sup>(11)</sup>で提供された300名分の正面顔画像を識別辞書に登録し、このうち20名について1人8パターン、計160パターンの顔画像をテストサンプルとした場合について、300名規模の識別実験を行った。顔パターンを表現した各種の特徴ベクトルを用いて、ユークリッド距離にもとづく最小距離識別を以下の4条件で行った場合の識別性能を累積分類率によって比較した。実験結果を図2に示す。なお最初の(1)は、いわゆる Eigenface 法に相当する。

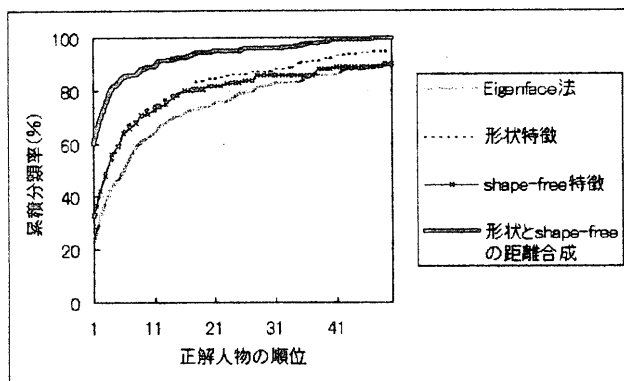


図2 300名規模の個人識別実験の結果

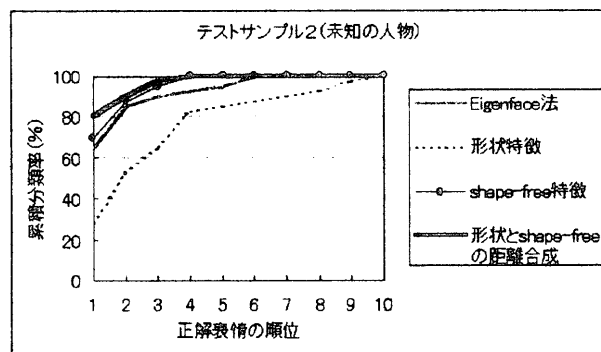
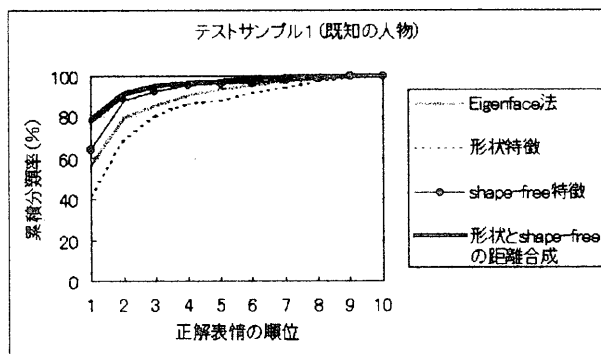


図3 表情が表出する基本感情の分類実験の結果

- (1) 正規化した顔の濃淡画像 (128×128) の主成分分析で得られた特徴ベクトルを用いた最小距離識別、
- (2) 特徴点の位置を表す形状特徴 (182次元) の主成分分析で得られた特徴ベクトルを用いた最小距離識別、
- (3) 顔の shape-free パターン (128×128) を主成分分析で得られた特徴ベクトルを用いた最小距離識別、
- (4) 形状特徴と shape-free 特徴の併用として、(2) (3) で得られた距離値の加重和を用いた最小距離識別。

いずれの場合も、主成分分析によって次元圧縮された特徴ベクトルの次元数は50とした。また(4)における距離値の重み係数は、試行の結果、1位識別率が極大となった場合の値を採用した。

【予備実験2】 表情が表出する基本感情の分類

被験者が喜び\*、怒り\*、悲しみ、恐れ、驚き、嫌悪、軽蔑の感情を表した表情に真顔を加えた計10種類の表情 (\*印の表情は口の開閉の2種類を用意した) を表出した顔画像データベース<sup>(12)</sup>を用いて、表情が表す基本感情を認識する実験を行った。10表情を20名の被験者が表出した顔画像200パターンを学習サンプルとして、同じ20名(既知の人物)が新たに10表情を表出した顔画像200パターンからなるテストサンプル1、別の被験者4名(未知の人物)が10表情を表出した顔画像40パターンからなるテストサンプル2を対象として、[予備実験1]と同様に4つの条件による表情の識別性能を比較した。累積分類率で表した実験結果を図3に示す。

2つの予備実験の結果から、顔パターンの形状とテクスチャを分離して表現した特徴表現に対して主成分分析を適用して識別用特徴を求める手法が、顔による個人識別ならびに表情があらわす感情の分類のいずれのタスクでも、従来の Eigenface 法に比べて高い認識精度が達成できるという見通しが得られた。

#### 4. 人間による表情認知に関する幾つかの基本的知見

人間の認識判断との不一致や不自然さの少ない表情認識をコンピュータで実現することを目指すためには、そもそも人間は顔パターンのどのような情報にもとづいて感情を読み取っているのかを明らかにする必要がある。実際、表情による感情の表出と認知は心理学における重要なテーマの1つとして古くからとりくまれてきた。しかし、人間がさまざまな感情をどのような表情によって表現しているかという表情の表出過程に関する研究と比べると、人間が他者の表情から感情を認識している表情の認知過程に関する研究に関してはこれまでに得られている知見はそれほど多いとはいえない。そのうち、後に述べる顔パターンの特徴表現法の心理学的妥当性の検証と関わりのあるものを選んで以下に示す<sup>(1)</sup>。

##### (1) 基本的感情カテゴリーの普遍性

Paul Ekman らは、喜び、怒り、嫌悪、悲しみ、恐れ、驚きの6つの感情を、表情によって感情を高い確度で

判定できるという意味で基本的感情カテゴリと呼んでいる。そして基本的感情カテゴリを表している表情については異なる文化の間で普遍性があることを科学的な調査・実験を通じて明らかにした。我々が日常よく目にする表情には Japanese Smile に代表されるように各々の文化に特有と思われるケースも見受けられるが、これらの表情は、感情を直接反映した結果というよりも、社会的な状況に応じて表情表出のスタイルを制御する表示規則が文化によって異なるために生じる現象であると説明されている。このような基本的感情カテゴリという概念が定着した結果、コンピュータによる表情認識の研究では、入力画像として与えられた表情を6～7種類の基本的感情カテゴリのいずれかに強制的に分類するタスクの実現が中心となっている。

### (2) 感情空間を規定する主要な次元

一方、表情認知に関するその後の心理学研究により、異文化の間で高い共通性をもつ基本的感情カテゴリの存在は否定できないものの、日常的に目にする多くの曖昧な中間表情の認知を、このような6つの基本的感情カテゴリのいずれかに強制的に対応づけることによって説明することは困難であるなど、Ekman らが提唱した基本的感情カテゴリの概念には異論も多い。そして表情が表す感情をカテゴリ化された存在として捉えるのではなく、連続する感情空間の中に配置される位置関係によって捉えるという考え方も登場している。人間によって表情から認知される感情カテゴリの組合せがランダムではないため、感情空間中の配置が近い表情については互いに混同されやすく、また遠く離れて存在しているものは互いの混同が少ないと考えるのが自然だからである。Schlosberg の円環モデルはそのような立場の先駆的なモデルである。本モデルで各表情は円環上に連続的に順序づけられ、その2次元平面上の位置関係は、快・不快、注意・拒否の2つの直交する座標軸を用いて記述できるとされている。

Russell はこのような表情の空間的配置表現に関する研究をさらに進めた Circumplex Model で、快・不快度と覚醒水準とを表す2つの次元を2次元の感情空間を規定する直交軸として提唱した。実際、喜び、怒り、悲しみ、驚きの4つの感情を表す表情画像のサンプル集合を対象に、それぞれの表情について被験者が認知する各感情の強度評定値を4次元データとして求め、その4次元評定値データの集合に対して主成分分析を行う実験を試みた。その結果得られる2つの主成分を軸として規定される2次元平面上に4つの表情が分布している様子を考察した結果、直交する2つの座標軸は、図4に示すように、快・不快、覚醒度を表すものと解釈できることが確認されている。

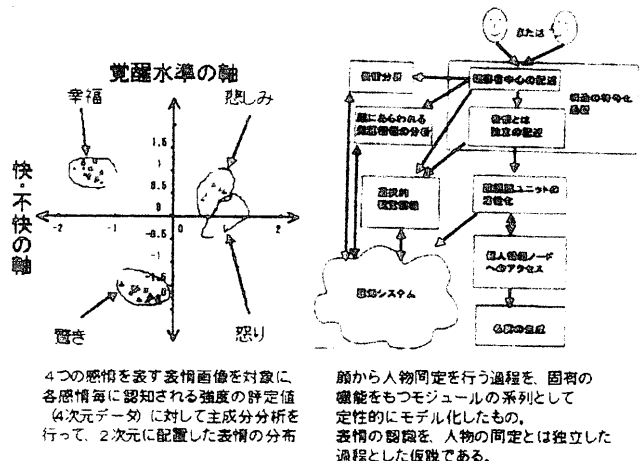


図4 2次元の感情空間を規定する直交軸 図5 Bruce & Youngの顔の情報処理モデル<sup>(2)</sup>

### (3) 人物同定と表情認知の独立性

顔の認知に関わる情報処理の理論的枠組みの構築を目指すモデルとしてその後の顔の認知研究の出発点となった先駆的な研究が Bruce & Young の顔の情報処理モデルである。これは図5に示すように、顔画像から人物の同定を行う処理の過程をそれぞれ固有の機能をもつモジュールに分けて、それらの系列として処理の流れを定性的にモデル化したものである。したがって表情の認知過程に関しては多くを規定しているわけではない。しかし表情の認識を人物同定とは独立した言い換えると顔パターンの異なる情報にもとづく処理過程と考えるべきであるという重要な仮説を提示している点が注目される。

## 5. 人間による表情認知の特性との整合性

英国 MRC の A. Calder らとの共同研究により、顔の形状とテクスチャを分離した形状特徴と shape-free 特徴の併用が、表情の認識においても、単に認識精度の向上ばかりでなく、人間による表情認知特性との整合性という心理学的妥当性の観点からも、従来の Eigenface 法と比べて優れていることが実験によって確認された<sup>(3)</sup>。以下にその概要を紹介する。

顔パターンの多次元特徴量が表情による感情の認識にどの程度有効かを評価するための実験データとして、ほぼ一定の撮影条件でさまざまな表情の正面顔を撮影したモノクロ写真を集めた Ekman & Friesen の表情画像セット<sup>(13)</sup>から、14名の被験者(男性6名、女性8名)が6つの基本感情(喜び、悲しみ、怒り、恐れ、嫌悪、驚き)と真顔の計7種類の表情を表出した顔画像をそれぞれ1枚以上、計110枚を選んで使用した。

顔パターンを表現する多次元特徴量としては、表1に示す4種類を比較対象としてとりあげ、各特徴を用

表 1 比較した顔パターンを表現する多次元特徴量

特徴の種類	特徴が表す情報	特徴の次元数
full image	位置を正規化した濃淡画像	190×285
shape-only	31個の特徴点のx, y座標	31×2
shape-free	形を標準形状に規格化した濃淡顔像	190×285
shape-free+shape	shape-onlyとshape-freeの併用	190×285+31×2

いた感情カテゴリへの分類の傾向が、前章で紹介した人間による表情認知の特性との整合性の良否について比較を行った。ここで full image は3章の予備実験1の(1)に示す位置合わせした正規化パターンの濃淡値ベクトル、shape-only は(2)に示す形状特徴ベクトル、shape-free は(3)に示す shape-free パターンの濃淡値ベクトルを表す。また shape-free + shape 特徴は、両特徴がある意味で相補的であるので双方の成分を統合した特徴ベクトルである。本研究は、予備実験とは異なる計算機環境で行われたため、各特徴の次元数などのパラメータは3章の予備実験の時とは異なっているが、本質的な特徴抽出の原理は同一と考えてよい。

4種類の特徴ベクトルによる感情カテゴリ分類能力の評価は、以下のような手順によって行った。まず、多次元ベクトルとして与えられたパターンの特徴表現に対して、学習サンプルについての主成分分析 (PCA) を行うことによって、より低次元の特徴ベクトルに次元圧縮する。full image 特徴と shape-free 特徴はいずれも次元数 50 に圧縮され、shape only 特徴は次元数 20 に圧縮されたものを使用する。shape-free + shape 特徴では前者を 30 次元、後者を 20 次元として、次元数 50 に圧縮されたものを使用する。これらの特徴成分のうち、線形判別分析 (LDA) における独立変数として使用するものを選択するために、Wilks の  $\Lambda$  と呼ばれる F 検定を多変量に拡張した統計量を用いた判定法によって、特徴成分の組合せによるクラス間の判別能力を少数の特徴成分の組合せから段階的に評価していく。そして、感情カテゴリを従属変数とする場合のクラス間判別に適する特徴成分を、ここでは最大 10 個まで選ぶことにした。これらの独立変数を用いて、多クラス問題に拡張された線形判別分析法に従って、クラス数  $c$  に対して  $c-1$  個の正準判別関数値を導き、これらを成分とする特徴ベクトルによる最小距離識別法にもとづいてカテゴリの分類を行うものとし、分類精度の評価は、7つの感情クラスからなる 110 枚の顔画像サンプル集合に leave-one-out 法を適用することによって行った。

こうした手順での特徴ベクトルによる感情カテゴリの識別を前章に示した人間による表情認知に関する3つの知見と関連して、以下の視点から評価した。

**実験 1** 人間による表情の感情カテゴリ判断との対比

**実験 2** 人間による快・不快度、覚醒度認知との対比

**実験 3** 感情認識と個人性・性別の判定が異なる情報によって行われている可能性の検証

以下の順を追ってその実験結果の概要を示す。

## 5.1 実験1

20名の被験者に、前述の計110枚の表情顔画像に対して真顔+6基本感情の計7カテゴリのいずれかに判定させる主観評価実験を行った。そして個々の表情顔について7つのカテゴリに判定した被験者の割合を成分とする7次元のベクトル  $H$  を求めた。

$$H = (h_1, h_2, \dots, h_7)$$

$h_k$  は当該表情をカテゴリ  $k$  と判定した人の割合を表す。

一方、個々の顔表情データについて、特徴ベクトルを用いて線形判別分析 (LDA) によって分類された感情カテゴリの判定結果を、ベクトル  $P$  で表すことにした。

$$P = (p_1, p_2, \dots, p_7)$$

$p_i$  はその表情が感情カテゴリ  $i$  と判定される確率を表す。

1つの表情データに対して、特徴ベクトルによる線形判別分析と人間による感情カテゴリ分類の一致度を  $H \cdot P$  (内積) で表すものとする。表2に示すような実験結果が得られ、shape-free + shape 特徴を利用した場合に人間による感情カテゴリの判断との一致度がもっとも高くなることが確かめられた。

また、顔パターンを shape-free + shape 特徴で表現することによって、分類の精度は人間とほぼ同程度の約83%が達成できることがわかった。さらに、怒り・嫌悪、悲しみ・真顔など、人間でさえも誤りやすい感情カテゴリ間の判別は、この shape-free + shape 特徴を用いた分類においても同様に困難であり、同種の混同がみられることが確認された。これらの実験の結果、shape-free + shape 特徴による顔パターンの多次元ベクトル表現は、従来の Eigenface 法で用いられてきた特徴表現に比べて、人間による感情カテゴリ判断との類似性の高い表情認識が可能となることが期待される。

表 2 判別分析の結果と人間による表情分類の一致度

full image	shape-only	shape-free	shape-free + shape
0.41	0.63	0.56	0.70

## 5.2 実験2

人間が表情から認知する感情は離散的なカテゴリとして捉えるのではなく、個々の表情は感情が連続する空間内に配置されているとする考え方も有力である。表情空間を規定する直交軸として、快・不快感と覚醒水準を表す2つの次元をとるのが主流となっている。そこで、表情データに対して主観評価実験を行い、人間によって認知される快・不快感、覚醒度の大きさを定量化した。そして個々の顔パターンについて、4種の特徴ベクトルを用いて表情の感情カテゴリ分類に使用される線形判別関数として計算された値（ここでは7つの感情カテゴリを分類するために使用された6個の判別関数値のうち、識別への寄与の大きい上位4個を選んだ）と、その表情に対する快・不快感、覚醒度の主観評定値との間の相関を調べた。その結果、図6に見られるように、shape-free + shape 特徴を用いて得られた判別関数値が主観評定値ともっとも高い相関を示した。さらに快・不快感および覚醒度の評定値は、表情パターンから求められる特徴量のうち、それぞれ異なる成分と強い相関をもつことも明らかになった。

言い換えると、shape-free + shape 特徴にもとづく顔パターンの表現が、Circumplex model で提唱された表情空間を規定しているとされる認知的な2つの次元をよく説明できる可能性が示されたことになる。

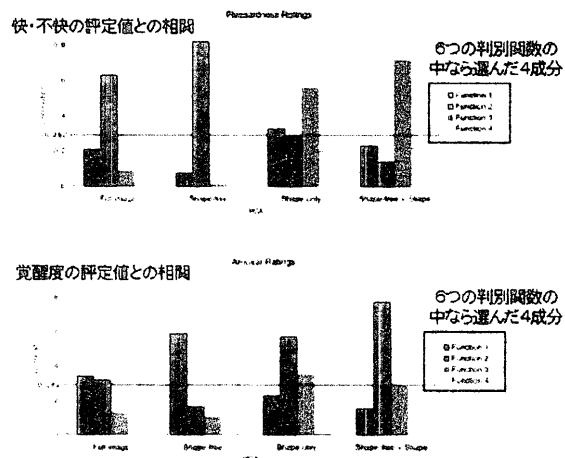


図6 感情空間を規定する直交軸に関する人間による主観評定値と判別関数との相関

## 5.3 実験3

表情による感情の分類と個性や性別の判定が独立した処理過程によって行われている、言い換えると、両者の判定が異なる情報によって行われていることを示唆する Bruce & Young の顔の情報処理モデルの仮説の妥当性を情報論的な見地から確認することを狙いとする実験を行った。

本実験における判別処理の流れを再度まとめると、パターンを表現する多次元特徴に対して主成分分析を行い、20~50個の成分に次元圧縮した後、その中からc個のクラスを判別すべき従属変数に応じて、クラス間判別に適した独立変数となるべき特徴成分を Wilks の  $\Lambda$  統計量による検定を用いて最大10個選び、選択された特徴成分を独立変数とした線形判別分析により、クラス間の判別を行う、ということになる。ここで、感情カテゴリを従属変数とする線形判別分析における独立変数として選ばれる特徴成分は、表情パターンに表れる感情カテゴリの情報を大きく担っているものと考えられる。同様にして、個性あるいは性別をそれぞれ従属変数とする線形判別分析における独立変数として選ばれる特徴成分は、表情パターンに表れる個性あるいは性別の情報を担っているものと考えられる。

そこで感情・個性・性別に関する3種の線形判別分析において、各々の独立変数として選ばれた10個の特徴成分のうちで互いに重複しているものの個数を、4種類の特徴表現を利用する各々の場合について比較した。その結果、表3に示すように shape-free + shape 特徴を用いた場合には、感情カテゴリの分類と個性や性差の分類に用いられる特徴成分の重複度が小さくなっており、感情を個性や性別と切り離して表現する傾向が顕著であることが確かめられた。これらの結果は、表情分析過程と人物同定過程との独立性を仮説として提示している Bruce & Young による顔の情報処理モデルを支持する幾つかの心理実験の結果とも整合するデータといえる。

表3 カテゴリ間の判別に独立変数として選ばれた特徴成分の重複度

従属変数の間で重複している独立変数の個数	full image	shape-only	shape-free	shape-free + shape
感情 v.s. 個性	3	7	4	1
感情 v.s. 性別	1	6	4	1
個性 v.s. 性別	8	7	8	6



## 6. むすび

顔の表情があらわす感情カテゴリをコンピュータで認識するための顔パターンの特徴表現法として、顔を構成する特徴点の位置座標によって形状を表すとともに、その形状を平均顔にそろえて変形した *shape-free* パターンの濃淡分布を考えることによって形状とテクスチャを分離した特徴表現の導入へと *Eigenface* 法を拡張するアプローチについて検討した。これによって感情カテゴリを認識する精度の改善が期待できるだけでなく、表情に対する人間の感情カテゴリ判断、表情に対する人間の快・不快、覚醒度の認知、人間による顔認識における表情認識と個人識別との独立性という観点から、人間の表情認知に関する心理学的な知見と整合性の高い表情認識が実現できる見通しが得られた。

## 謝辞

本稿で報告する実験の一部では、顔画像サンプルとして財団法人ソフトピアジャパンより教育研究目的の使用を許諾された HOIP 顔画像データベースを用いた。表情認識実験のデータの一部には、報告者らが ATR 人間情報通信研究所において収集した表情データベース DB99 を使用した。また、顔画像合成ソフトとして同じく ATR 人間情報通信研究所において心理実験の視覚刺激作成用ツールとして開発した FUTON システムを使用した。これらの使用に関して、お世話になった関係各位に感謝します。また、英国 MRC 研究員の A. Calder 博士、(株)国際電気通信基礎技術研究所の蒲池みゆき博士には、共同研究の成果であるデータや図表を提供していただいたことを感謝します。

## 文献

- [1] 赤松茂, “人間とコンピュータによる顔表情の認識 - コミュニケーションにおける表情とコンピュータによるその自動解析 -,” 電子情報通信学会誌, Vol.85, No.9, pp.229-237, Sep.2002 (連載4回)
- [2] V.Bruce, *Recognizing faces*, Lawrence Erlbaum Assoc., London, 1988
- [3] A.Calder, A.M.Burton, P.Miller, A.W.Young, and S.Akamatsu, “A Principal Component Analysis of Facial Expressions,” *Vision Research*, Vol.41, No.9, pp.1179-1208, 2001
- [4] 赤松茂, “コンピュータによる顔の認識 - サーベイ -,” 信学論, Vol.J80-A, No.8, pp.1215-1230, Aug. 1997
- [5] D. Beymer and T. Poggio, “Image representations for visual learning,” *Science*, vol.272, pp.1905-1909, June 1996

- [6] T. Vetter and N. Troje, “A separated linear shape and texture space for modeling two-dimensional images of human faces,” *Max-Planck-Institut fur biologische Kybernetik, Technical Report, No.15, 1995*
- [7] I.Craw, N.Costen, T.Kato, and S.Akamatsu, “How Should We Represent Faces for Automatic Recognition?,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 21, No.8, pp.725-736, Aug. 1999
- [8] 蒲池みゆき, 向田茂, 吉川左紀子, 加藤隆, 尾田政臣, 赤松茂, “顔・表情認知に関する心理実験のための顔画像合成システム,” 信学技報, HIP97-39, pp.73・80, Jan. 1998
- [9] 永田明德, 岡崎透, 崔昌石, 原島博, “主成分分析による顔画像の基底生成と空間記述,” 信学論, Vol.J79-D-II, No.7, pp.1230-1235, July 1996
- [10] M.Turk and A.Pentland, “Eigenfaces for recognition,” *J.Cognitive Neurosci.*, vol.3, no.1, pp.71-86, March 1991
- [11] <http://www.hoip.softopia.pref.gifu.jp/index.html> 参照
- [12] 蒲池みゆき, “ATR 顔表情データベース(DB99)概要,” ATR テクニカルレポート TR-H-305, (株)国際電気通信基礎技術研究所発行
- [13] P. Ekman, and W. V. Friesen, “Pictures of Facial Affect,” *Human Interaction Laboratory, Univ. of California Medical Center, San Francisco, 1976*