

### 講座 人間とコンピュータによる顔表情の認識 (2) コンピュータによる顔表情認識技術 (1) 表情による感情の認識：微妙な顔の表情 を高次元画像データからいかに取り出すか？

赤松, 茂 / AKAMATSU, Shigeru

---

(出版者 / Publisher)

電子情報通信学会

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

電子情報通信学会誌 / 電子情報通信学会誌

(号 / Number)

10

(開始ページ / Start Page)

766

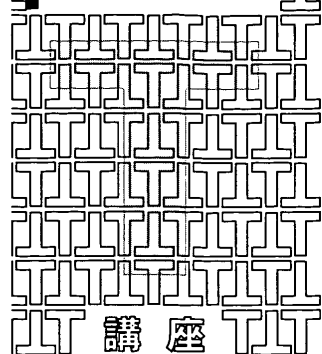
(終了ページ / End Page)

771

(発行年 / Year)

2002-10-01

## Tutorial Series



## 人間とコンピュータによる顔表情の認識 [II]

 —— コンピュータによる顔表情認識技術 (1) :  
 表情による感情の認識 ——

赤松 茂

 赤松 茂 正員 法政大学工学部システム制御工学科  
 E-mail akamatsu@k.hosei.ac.jp

 Recognition of Facial Expressions by Human and Computer [II]: The State of the Art in  
 Facial Expression Analysis-1; Automatic Classification of Facial Expressions. By Shigeru  
 AKAMATSU, Member (Faculty of Engineering, Hosei University, Koganei-shi, 184-8584 Japan).

## 1. ま え が き

人間は日常的な対人コミュニケーションの多くの場合において、顔の表情から相手の人物の喜怒哀楽といった感情を比較的容易にしかもかなり正確に読み取っているように思われる。もしもコンピュータが人間のように顔の表情から相手の感情を推察できるようになれば、人間が顔の表情を媒介として意図的あるいは無意識的に発信している様々な情報を、コンピュータも人間と同様に視覚というチャンネルを通じて自然に獲得することができることになる。するとコンピュータは、人間の意図をくみ取って、よりスムーズな情報交換ができるようになるのではないか。このような期待から、表情によって表出されている感情を認識しようとする研究は、人間の知覚に倣った次世代のインタフェースを実現する要素技術として、早くから様々なアプローチが検討されてきた。本稿では、顔画像の表情から感情を認識する試みについて、最近に至る研究の動向を概観する<sup>(1)</sup>。

表情の変化によって表される感情に幾つかのカテゴリーを定義できるとすると、ここで取り上げる課題は、与えられた入力顔画像の表情が最も良く表現していると判断される感情のカテゴリーを選択し、表情の分類を行

うことである。それは、手書き文字の識別や、顔や指紋による人物の識別と同様に、パターン認識理論を応用して画像のクラス分類を行うものといえる。このような画像分類のタスクは、図1に示すように、画像入力→前処理→特徴抽出→クラス分類→カテゴリー出力、というステップからなる共通した処理過程によって実現されている。もちろん、各ステップにおける処理の具体的内容は、例えば、二次元の紙面上に書かれた文字と、三次元空間で姿勢や表情が自在に変化する顔をカメラで撮影して得られる顔画像という、対象とする視覚パターンの性質や分類すべきカテゴリーの特性の違いに応じて、それぞれ固有の解決手法が考案されている。

特に表情による感情の認識では、様々な環境のシーン画像中に多様な姿勢で出現する未知の人物の顔を確実に検出し、顔パターンの位置・大きさ・姿勢などを正規化する前処理が第一の課題となっている。しかしこの前処理の問題は、個人識別なども含めた顔画像認識の全般に共通する課題とも考えられる。

そこで本稿では、表情による感情の認識手法としてこれまでに提案されている種々のアプローチを、特徴抽出と分類のステップに的を絞って、以下の視点で分類することにより、本研究の全体像を俯瞰することにしたい。

- (1) 表情による顔パターンの変化を記述する特徴抽出法
- (2) 感情カテゴリーに対応する表情モデルの記述法
- (3) 抽出特徴とモデルの照合によるクラス分類法

## 2. 表情を分類する感情カテゴリー

Ekmanらは、喜び、嫌悪、驚き、悲しみ、怒り、恐れ<sup>(2)</sup>の六つの感情は、文化の違いを越えて表情によって判別し得る普遍的な基本感情であるとした<sup>(2)</sup>。この主張にはその後の心理学研究の成果から異論もあるが、表情の顔画像からコンピュータで感情を認識する研究では、顔画像をこの六つの基本感情に無表情(真顔)を加えた七

## 予 定 目 次

- |       |   |
|-------|---|
| [I]   | 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 (9月号)         |
| [II]  | コンピュータによる顔表情認識技術 (1)<br>— 表情による感情の認識 — (10月号) |
| [III] | コンピュータによる顔表情認識技術 (2)<br>— 顔面の表情動作の認識 — (12月号) |
| [IV]  | コンピュータによる顔表情認識の展望<br>— 人間による表情認知に学ぶ — (1月号)   |

つ以内のカテゴリのいずれかに分類するというタスクを取り扱うものが主流となっている。

このようなタスクの実現には、認識系を設計し、実験によってその性能を評価するために、各カテゴリの感情を明確に表出していると思わせる表情の顔画像データが、学習サンプル、テストサンプルとして大量に必要な。多様な表情の顔画像を集めたデータベースは、静止画像に関していえば、Ekman & Friesenの顔画像セット<sup>(3)</sup>に代表されるように、表情認知の心理実験で視覚刺激とする目的で収集されたものの中に一般に公開されているものもある。しかしこれらの多くは、画像入力条件に対する統制や、同一人物・同一表情の顔画像データのサンプル数が十分ではないという点で、必ずしもここで取り扱うパターン認識の問題における学習サンプル、テストサンプルとして適しているとは言い難い。そこで多くの研究では、研究者や研究機関が独自に収集した表情の画像データを用いて認識実験を行っているのが現状である。

表情の顔画像データ収集は一般に、表出者役を勤める被験者に表出すべき感情のカテゴリを指示し、その結果被験者が表出した表情を撮影することによって行われる。しかし、第三者がその顔画像を観察した場合、表出者が意図したものと同一カテゴリの感情をその表情から読み取るという保証はない。また仮に、同じ感情が読み取られたとしても、認知される感情の強度は観察者あるいは表出者に応じて変り得る。顔画像の表情によって感情を認識するシステムの設計と評価は、表出者自身の意図よりも第三者である観察者によって顔画像から認知される感情のカテゴリや強さを基準とすることが妥当である。したがって表情の顔画像データベースを構築する際には、被験者によって表出された個々の表情に対して、その顔が表現していると思わせる感情のカテゴリとその強さを第三者である別の被験者に主観評定させ、その結果によって各感情カテゴリを代表するとみなされる表情の顔画像を選別しておく必要があ

る。

図2は、様々な表情を収集したある顔画像データベース<sup>(4)</sup>において、各感情の表出強度を数名の被験者によって評点1~7の7段階で評価した結果から、平均として高い評点が得られた表情の例(左側)、及び、評点が低かった表情の例(右側)を示している。同じ感情を表出しようとした表情であっても、観察者によって認知される感情の強さは、表出者によって大きく変動し得る。例えば、一番右下の表情は、表出者は「恐れ」の表情を意図したものであるが、多くの観察者はこの表情から「恐れ」よりも「悲しみ」や「怒り」の感情を強く認知する

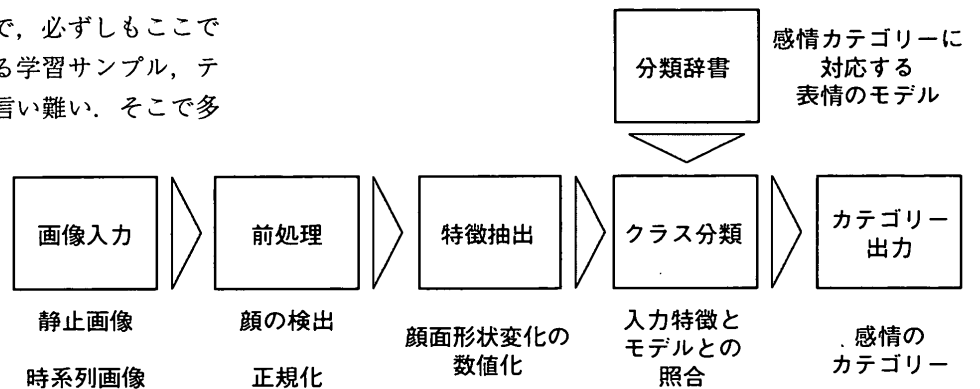


図1 表情による感情の認識 与えられた入力顔画像の表情が最も良く表現していると判断される感情のカテゴリを選択し、表情の分類を行うプロセスは、パターン認識理論を応用して画像分類を行うタスクの一例であり、画像入力→前処理→特徴抽出→クラス分類→カテゴリ出力というステップからなる共通する処理過程によって実現されている。

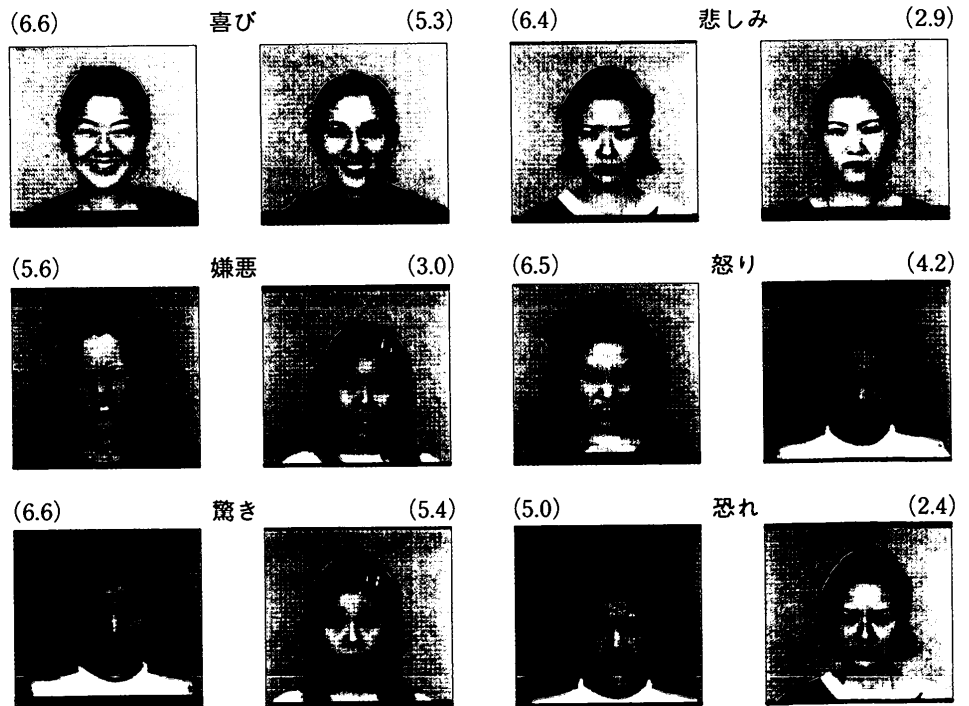


図2 基本感情を表現させた顔表情の例 同じ感情を表出しようとして作られた表情であっても、観察者によって認知される感情の強さは表出者の個性に応じて大きく変化する。( )内の数値は、第三者である観察者によって表情から認知される感情の強さを評点1~7の7段階で評価した結果の平均値を示している。

傾向があることが分かった。

### 3. 表情による感情の認識へのアプローチ

顔画像の表情を幾つかの感情カテゴリーに分類する技術に関しては、種々のアプローチが試みられてきている。表1は、これまでに提案された主要な手法を、(1) 顔面変化の特徴抽出、(2) 表情モデルの記述、(3) カテゴリーへの分類、という観点から分類したものである。(文献(1)での整理に基づき、筆者が修正を加えたものである。)

ここで、表情表出によって生じる顔パターンの変化をどのような特徴で表現するかに関する(1)での選択は、(2)、(3)での方略にも大きく影響し、アプローチの性格を決定づけるものとなっている。顔面変化の特徴抽出法は、表情を表出した静止顔画像の空間的特徴に着目するものと、表情表出過程の時系列画像に見られる顔面の時間的変化に着目するものとに大別される。いずれの場合も、顔濃淡パターンに何らかのフィルタリングを行った結果をテンプレートと照合することによって、真顔を基

準とした顔面の各点の変位を求め、これを表情パターンの特徴とするものが多い。また、静止顔画像を認識対象とする研究では、顔の部分領域について画像変換を行った結果を利用する、顔を構成する造作の特徴点の位置情報を利用する、などの方法も提案されている。

このように抽出された顔面表情の特徴を用いて、感情カテゴリーに対応する表情モデルを記述する方法は、顔全体の構造の特徴をパターンとして表現した大局的(Holistic)モデル、顔の構成要素としての造作の形状や特徴点の相互関係によって表現した構造解析的(Analytic)モデル、そして両者を融合したハイブリッド型(Hybrid)モデル、の3種類に分類される。

そして、入力顔画像から得られた特徴とモデルの照合によってカテゴリーへのクラス分類を行う過程については、最近傍決定則による最小距離識別法、主成分分析(PCA)や線形判別分析(LDA)を用いた特徴空間の変換による識別法などの統計的パターン認識の基本的分類手法を応用したものや、ニューラルネットワークを利用

表1 表情による感情カテゴリー認識の研究事例

対象	顔面変化の特徴抽出	表情モデルの記述	カテゴリへの分類	到達性能	文献
静止顔画像	入力画像にフィッティングしたポテンシャルネットの各ノードの変位ベクトル	Holistic ポテンシャルネット	PCAによる次元圧縮と最近傍決定則による分類	4基本表情 認識率90%	(5)
	入力画像とActive Appearance Model(AAM)との差分	Holistic Active Appearance Model(AAM)	PCAによる次元圧縮とLDAによる分類	6基本表情+真顔 認識率74%	(6)
	Gabor Jet 特徴ベクトル (Gabor ウェーブレットフィルタ出力のサンプリング値)	ラベル付きグラフ	Elastic Graph Matching	6基本表情+真顔 認識率81%	(7)
	グラフ格子点の位置座標とGabor Jet 特徴ベクトル	Hybrid 格子点の位置座標+Gabor Jet 特徴ベクトル	三層ニューラルネットワーク	6基本表情+真顔 認識率90%	(8)
	Gabor Jet 特徴ベクトル	Gabor Jet 特徴ベクトル	PCAによる次元圧縮とLDAによる分類	6基本表情+真顔 認識率92%	(9)
	画像変換 特徴領域における離散コサイン変換(DCT)係数	Analytic 表情顔と真顔とのDCT係数の差分	四層ニューラルネットワーク	4基本表情+真顔 認識率90%	(10)
特徴点 特徴点の位置によって設定される基準線上の濃淡値分布	Analytic 基準線上の濃淡値分布	三層ニューラルネットワーク	6基本表情 認識率85%	(11)	
対象	顔面変化の特徴抽出	表情モデルの記述	カテゴリへの分類	到達性能	文献
時系列画像	オプティカルフローの平均化によって求められる小領域別の水平・垂直方向の速度成分	クラス間分類能力が高い特徴成分を選択	最近傍決定則による分類	4基本表情 認識率80%	(12)
	オプティカルフローからカルマンフィルタを用いて抽出された二次元の運動エネルギー場	Holistic 運動エネルギーの時空間テンプレート	運動エネルギー差分を用いた最近傍決定則による分類	4基本表情 認識率98%	(13)
	各フレームにポテンシャルネットをフィッティングして求められる各ノードの変位ベクトル	ポテンシャルネット	PCAによって変位ベクトルから生成される三次元感情空間	3基本表情 認識率-	(14)
	オプティカルフローから求まる水平・垂直方向速度の2D フーリエ変換係数を成分とする時系列ベクトル	Hybrid 隠れマルコフモデル(HMM)	隠れマルコフモデル(HMM)	4基本表情 認識率93%	(15)
	オプティカルフローから求められる顔面全体及び各造作の変形をモデルに基づいてコード化	Hybrid 各造作の動きを記述した中間レベル表現	変形を符号化したコードによるルールに基づく分類	6基本表情 認識率88%	(16)

したものが主流を占めている。また、表情によるパターンの時間的変化を符号化した結果を隠れマルコフモデル(HMM)によって分類するもの、各感情カテゴリーに対応する表情パターンに対してそれぞれの顔の造作の変形を符号化したコードを用いてその変形規則を記述しておく、入力パターンに対しては各規則の合致判定を行ってカテゴリーへの分類を行う方法なども提案されている。

いずれの方法においても、表情による顔パターンの変化を表現する特徴は一般にその次元数が膨大となるのに対して、認識系の学習のために通常用意できる各カテゴリーに属する顔表情の画像データはそのサンプル数に限界がある。したがって、顔面変化の特徴抽出においては、認識系の学習・評価に供し得るサンプル数に見合った少数の次元からなる特徴表現を得るために、顔面変形の記述に対して適切な情報圧縮を実現することが求められている。

#### 4. 静止画像による顔表情の自動分類の試み

表情認識と類似した課題に、顔画像による個人識別がある。そこでは、顔の個人性を表現する特徴の選び方として、顔を構成している造作の形や位置関係に注目する特徴点ベースの方法よりも、濃淡分布としての顔画像が持つ特徴をテンプレートベースの画像処理によって抽出する方法が有効であることが明らかにされた。これは、大局的(holistic)表現法とハイブリッド型(hybrid)表現法とに分けられる。前者の代表例としては、顔パターンの全体的なマッチングによって効率的な識別を行うために、二次元濃淡画像としての顔パターンのサンプル集合に対して主成分分析(PCA)を適用し、できるだ

け冗長性のない少数の特徴で顔パターンを記述しようとする方法がある。また後者の代表例としては、顔パターン上に抽出された特徴点の空間的な位置情報と、その近傍に対するフィルタリング処理によって得られる局所的なテクスチャ情報とを併用して顔パターンを記述する手法が知られている。この二つのタイプの特徴抽出法による顔の個人識別の性能はほぼきつ抗しており、両者は個人識別のための顔パターンの特徴表現法の標準的アプローチとして位置づけられている<sup>(17)</sup>。

表1に示すように、静止画像による顔表情の分類においても、この二つのアプローチが試みられている。後者の hybrid 表現法<sup>(7)-(9)</sup>の方が、分類性能の点で若干優位に立っているが、これは表情による顔の変化が、異なる人物の顔の個人差に比べると、一般に顔パターンの局所的かつ微妙な変化として現れているためと考えられる。

表情パターンの hybrid 表現法の具体例として、Gabor フィルタを用いて特徴ベクトルを抽出する過程を図3に示す。ここでは、濃淡画像の局所領域における空間周波数特性と方向特性を検出する Gabor フィルタを、空間周波数について5段階、方向について6通りの組合せとして計30種類を用いている。そして入力画像上の各点においてこれらのフィルタから得られる多重出力値を、顔の造作を基準として位置決めされた7×7のグラフの格子点上でサンプリングすることによって、計1,470個の成分からなる Gabor Jet 特徴を得ている。このようにして求まる Gabor Jet 特徴は、顔による個人識別において、姿勢や画像入力条件の変動に対して頑健な識別を実現できることが既に確認されている。更に、Gabor Jet 特徴によって定義される多次元の特徴空間内

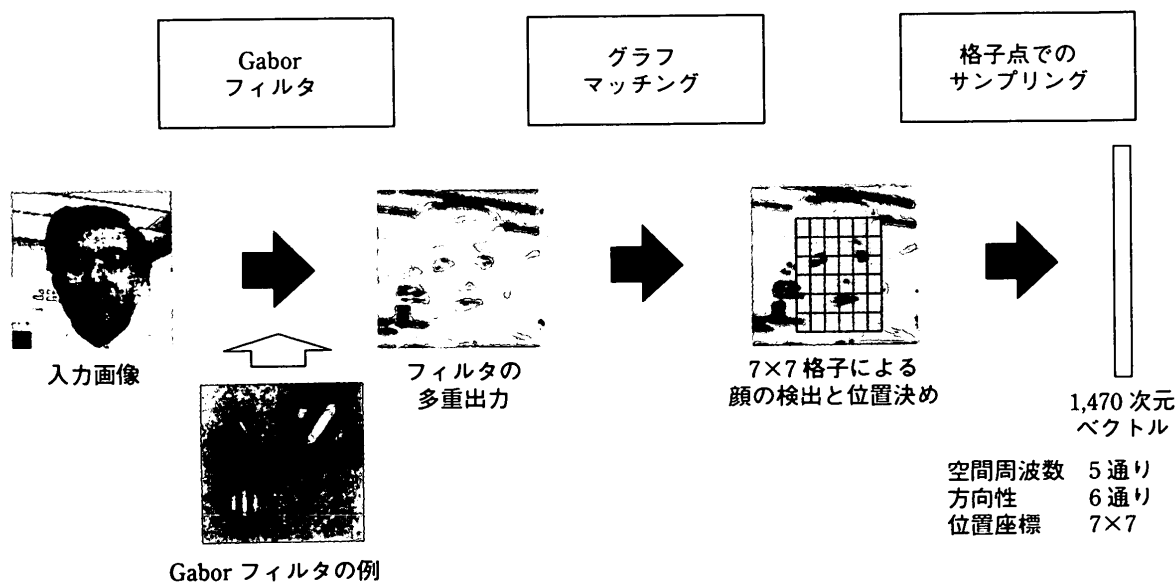


図3 Gabor Jet 特徴ベクトルの抽出 特定の空間周波数成分と方向性を検出する30種の Gabor フィルタを顔の入力画像に施して得られる多重出力に対して、顔の造作を基準として位置決めされたグラフの格子点でサンプリングすることで、1,470次元の Gabor Jet 特徴ベクトルを得る。

で各表情の顔パターン間に求まる距離は、表情から感情カテゴリを知覚している人間の高次の視覚特性とも良く整合していることが心理物理実験を通じて明らかにされてきた。そこで、この Gabor Jet 特徴を表情の分類に利用する試みが検討されてきた<sup>(9)</sup>。そこではまず、表情を表出している顔画像から抽出される Gabor Jet 特徴ベクトルに対して主成分分析(PCA)を適用することによって、低次元の特徴ベクトルへの次元圧縮を行っている。そして、任意の感情カテゴリと無表情(真顔)とのペアについて、線形判別分析法(LDA)を用いることで入力パターンがこの二つのカテゴリのいずれに近いかを判定する2クラスの分類を行う。そして、入力された表情の顔画像に対して、各々のカテゴリ対について得られた2クラス判定結果を総合して、最も確からしい感情カテゴリを決定するというものである。

表1に示したように、静止顔画像を用いた表情の分類では、この例のような hybrid 表現法が到達性能の点で最も有望なアプローチとなっている。

## 5. 時系列画像による顔表情の自動分類の試み

人間による顔表情の認知に関する最近の視覚心理研究<sup>(18)</sup>によって、表情表出における顔面の動き、特にその速度が、表情からの感情カテゴリ判断を左右する要因となっていることが明らかになっている。こうした知見によれば、時系列顔画像から抽出される表情表出時の顔面の動き情報を用いて表情の自動分類を行おうとするのは合理的なアプローチと考えられる。

その先駆的な研究の一つに、時系列画像からオプティカルフローを計算することによって画像上の各点での速度成分を求め、顔パターン上に定義した局所領域ごとに速度成分を平均化した結果を成分とする多次元ベクトルによって表情パターンの特徴を表現する方法<sup>(12)</sup>がある。そのような多次元ベクトルの成分のうち、感情カテゴリの判別に有効な成分を選択して低次元の識別特徴を求め、最近傍決定則によって表情の分類を行う方法であった。表情表出過程の時系列画像から抽出されるオプティカルフローを利用するアプローチは、その後、皮膚や筋肉の構造とその動的特性を反映した顔面時空間運動に関する物理モデルを導入することによって、顔面の動作をより安定かつ正確に抽出する方法へと発展してきている<sup>(13)</sup>。具体的には、物理モデルによって規定される運動エネルギーの分布が、時系列画像から各点で抽出されるフローの生データとよくマッチするように、物理モデルの変形を制御していくというアプローチをとっている。本手法は、表情による感情カテゴリの分類だけでなく、表情による顔面動作の客観的かつ精緻な計測を行う手法としてもその有効性が期待されている。

一方、目や口を含む局所領域でのオプティカルフローにより水平・垂直方向の速度成分を求め、これに二次元フーリエ変換を行って得られる空間周波数成分に基づき低次元の時系列ベクトルを求め、これを入力として隠れマルコフモデルによって感情カテゴリの分類を行う手法<sup>(15)</sup>も提案されている。このアプローチによれば、表情表出における時間的特性の違いを感情カテゴリへの分類に反映させることもできるという点で、今後の展開が期待される。

また、顔面動作に注目した表情の認識において解決しなければならない課題は、表情の表出によって生じる顔面の非剛体運動と、頭部の姿勢変化によって生じる剛体運動とを切り分けて、前者による動的特徴のみを抽出して表情の認識を行うことである。この課題については、①頭部全体及び目や口などの特定の造作の運動を、剛体運動と非剛体運動の幾つかのタイプに分類し、②各々のタイプの運動によって生じるパターンの画像上の見かけの変形をあらかじめモデル化しておき、③入力画像のオプティカルフローによって求められる動き情報と最も良くマッチするパターンの変形モデルを選択し、④入力された時系列画像から抽出される変形モデルの系列が、感情のカテゴリごとにあらかじめ規定されているパターン時系列変化のルールを満足しているかを判定することで、感情のカテゴリの分類を行う、という方法が提案されている<sup>(16)</sup>。表情動作によってパターンに生じる変形をより詳細なタイプに分類してモデル化するところにまだ課題が残されているが、時系列顔画像からの表情認識において避けることができない重畳した複数の動き情報を分解するという課題を解決する一歩として期待が持てる。

## 6. 今後の課題

人間が顔の表情から読み取ることができるような感情をコンピュータによる画像処理によって認識する技術については多くの研究が行われてきた。そしてそれらの中には、画像入力から認識までを自動かつリアルタイムで処理する実験システムの構築に成功している事例も少なくない<sup>(9),(10),(15)</sup>。

しかし、人間が表情を介して発信している感情を認識することで、人間とコンピュータとのインタフェースの高度化を目指すためには、引き続き以下のような課題の解決が必要と考えられる。

(1) 従来研究における認識実験は、静止画像については100～200枚程度の顔画像、動画像についてはたかだか数十個程度の時系列画像という限られたサンプルを対象としたものであり、認識性能の定量的な評価には十分とはいえない。

- (2) 顔画像データの取得は種々の条件がコントロールされた実験室環境において行われたものが大部分であった。実環境における照明や周辺環境などの変動、人物の姿勢の揺らぎなどに対する認識の頑健性評価が必要である。
- (3) 表情による感情の認識は、もっぱら Ekman らが提唱した基本感情と無表情に該当する真顔のいずれか一つを強制選択する課題として実現されてきた。実際の人間による表情表出は、これら基本感情のいずれか一つだけを純粋に表現したものであることはむしろまれであり、複数の感情に対応する表情がブレンドされた中間的な表情であったり、口元は微笑みながら目は泣いているといった複数の感情を並列的に表出した表情であったりすることが多い。したがって表情が表す感情カテゴリーを唯一選択するというよりも、各々の感情カテゴリーとの似つかわしさを定量的に評価するメカニズムを確立する必要がある。
- (4) 顔という対象の形状が人物それぞれで異なるように、表情表出の仕方、例えばある感情をどの程度の大きさの顔面変形として表情に表出するかについては個人差がある。したがって、普遍的な表情による感情の分類機構を土台として、これを個々人の表情表出の特性に応じて修正していく適応的な学習メカニズムを導入することが必要となろう。
- (5) 表情やジェスチャなどによって伝達される非言語情報の解釈は、状況に大きく依存することが知られている。したがって表情から感情を認識するにあたっては、単にその時点で得られる顔の静止画像の情報だけではなく、前後の文脈情報や言語などの他モードによって得られる情報をも加味した総合的なアプローチが必要となる。
- 表情による感情認識の研究が引き続き活発に進められ、以上のような困難な課題についても遠からず克服されるものと期待したい。
- 今回は、これまでに述べてきたような「表情による感情カテゴリーの認識」とともに、コンピュータによる顔表情の認識においても一つの目標とされている「顔面の表情動作の認識」について、最近の研究動向を紹介する予定である。
- (3) P. Ekman and W.V. Friesen, Pictures of facial affect, Human Interaction Laboratory, Univ. of California Medical Center, San Francisco, 1976.
- (4) 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, Feb. 2001.
- (5) 松野勝弘, 李 七雨, 辻 三郎, "ポテンシャルネットと KL 展開を用いた顔表情の認識," 信学論 (D-II), vol. J77-D-II, no. 8, pp. 1591-1600, Aug. 1994.
- (6) G.J. Edwards, T.F. Cootes, and C.J. Taylor, "Face recognition using active appearance models," Proc. European Conf. Computer Vision, vol. 2, pp. 581-695, 1998.
- (7) H. Hong, H. Neven, and C. von der Malsburg, "Online facial expression recognition based on personalized galleries," Proc. Int'l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 354-359, 1998.
- (8) Z. Zhang, M. Lyons, M. Schuster, and S. Akamatsu, "Comparison between geometry-based and gabor wavelets-based facial expression recognition using multi-layer perceptron," Proc. Int'l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 454-459, 1998.
- (9) M.J. Lyons, J. Budynek, and S. Akamatsu, "Automatic classification of single facial images," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 21, no. 12, pp. 1357-1362, Dec. 1999.
- (10) 坂口竜己, 森島繁生, "画像の 2 次元離散コサイン変換を利用した実時間顔表情認識," 信学論 (D-II), vol. J80-D-II, no. 6, pp. 1547-1554, June 1997.
- (11) H. Kobayashi and F. Hara, "Facial interaction between animated 3D face robot and human beings," Proc. Int'l Conf. Systems, Man, Cybernetics, pp. 3732-3737, 1997.
- (12) K. Mase, "Recognition of facial expression from optical flow," IEICE Trans., vol. E74, no. 10, pp. 3474-3483, 1991.
- (13) I. Essa and A. Pentland, "Coding, analysis interpretation, recognition of facial expressions," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 19, no. 7, pp. 757-763, July 1997.
- (14) S. Kimura and M. Yachida, "Facial expression recognition and its degree estimation," Proc. Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 295-300, 1997.
- (15) T. Otsuka and J. Ohya, "Recognizing abruptly changing facial expressions from time-sequential face images," Proc. Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 808-813, 1998.
- (16) M.J. Black and Y. Yacoob, "Recognizing facial expressions in image sequences using local parameterized models of image motion," Int. J. Comput. Vis., vol. 25, no. 1, pp. 23-48, 1997.
- (17) 赤松 茂, "コンピュータによる顔の認識—サーベイ—," 信学論 (A), vol. J80-A, no. 8, pp. 1215-1230, Aug. 1997.
- (18) M. Kamachi, V. Bruce, S. Mukaida, J. Gyoba, S. Yoshikawa, and S. Akamatsu, "Dynamic properties influence the perception of facial expressions," Perception, vol. 30, pp. 875-887, July 2001.

## 文 献

- (1) M. Pantic and L.J.M. Rothkrantz, "Automatic analysis of facial expressions: The state of the art," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 22, no. 12, pp. 1424-1445, Dec. 2000.
- (2) P. Ekman, Darwin and facial expression: A century of research in review, Academic Press, N. Y., 1973.



あかもつ しげふ  
赤松 茂 (正員)

昭 50 東大・工・計数卒。昭 52 同大学院修士課程了。同年電電公社 (現 NTT) 電気通信研究所入所。以来、パターン認識システムの研究に従事。平 4 ~ 12 ATR 人間情報通信研究所第二研究室長。平 13 より法政大学教授。工博。