



HOKKAIDO UNIVERSITY

Title	表情識別に対するMTS法の適用
Author(s)	長尾, 光悦; 山本, 雅人; 鈴木, 恵二 他
Citation	電気学会論文誌. C, 電子・情報・システム部門誌, 120(8), 1157-1164
Issue Date	2000-08-01
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/64536
Type	journal article
File Information	120_1157.pdf



表情識別に対する MTS 法の適用

非会員 長 尾 光 悦 (北海道大学)
非会員 山 本 雅 人 (北海道大学)
非会員 鈴 木 恵 二 (はこだて未来大学)
正 員 大 内 東 (北海道大学)

Application of the MTS Method for Facial Expression Recognition

Nagao Mitsuyoshi, Non-member, Yamamoto Masahito, Non-member (Hokkaido University), Suzuki Keiji, Non-member (Future University - Hakodate), Ohuchi Azuma, Member (Hokkaido University)

It is clear that facial expressions are important on face-to-face communication. Humans can not only guess other person's psychological state from facial expressions but can also give own intentions to other persons by using them. If users can use facial expressions to a computer and the computer can correctly recognize them, an effective human interface can be constructed. Therefore, it is necessary to establish an effective facial expression recognition technique from facial image data. In this paper, we propose an application of the MTS (Mahalanobis-Taguchi-System) method for facial expression recognition. Especially, we treat the facial expression recognition from stationary facial image data. The MTS method is a statistical pattern recognition method using the Mahalanobis distance. This method can consider the correlation among each attribute in the recognition, and can optimize the number of attributes based on the results of recognition. We also propose an optimization method with the genetic algorithms. We construct the recognition system based on the MTS method, and then evaluate the effectiveness of the proposed methods through practical experiments. The experimental results revealed that our proposed methods could correctly recognize the facial expressions and could effectively optimize the number of attributes.

キーワード：顔画像，表情識別，MTS 法，微分積分特性，仮想的参照パターン，遺伝的アルゴリズム

1. ま え が き

人間同士の対面コミュニケーションにおいて、表情が重要な役割を果たしていることは明らかである。我々は表情から相手の感情や状態を推測するばかりでなく、自らの意図などを表情を用いて伝達する。また、表情は非常に多くの情報を含んでいると考えられ、計算機が表情から人間に関する情報を抽出可能であるならば、よりインタラクティブな計算機環境の構築が可能になると考えられる。このため、計算機と人間の face-to-face コミュニケーションを実現するヒューマンインターフェースの基礎技術の一つとして顔画像からの表情識別の実現が望まれている⁽¹⁾⁽²⁾。

表情識別における基本的課題としては、各表情に共通して存在する表情パターンを的確に抽出し、この表情パターンに基づく表情識別を実現することが挙げられる。しかしながら、表情には個人差、更には曖昧性といった要素が関係するために十分な識別能力を実現できていないのが現状

である⁽³⁾⁽⁴⁾。

一方、マハラノビス・タグチ・システム法（以下、MTS 法）は、近年、品質工学の分野で盛んに研究されているパターン認識手法の一つである。MTS 法は、学習データ集合に内在する特徴量間の相関関係を抽出し、抽出された相関関係を考慮した仮想的参照パターンを生成することが可能であり、この参照パターンからのマハラノビス距離に基づいてパターン認識を行う手法である。また、学習データにノイズを与えることによってロバスト性のある識別が可能となり、更には識別結果に基づいた特徴量の最適化を行うことにより識別に対して有効な特徴量の再抽出が可能な手法である⁽⁵⁾。これらの特徴から MTS 法は不特定多数の手書き文字認識や音声認識に対する適用が提案されている⁽⁶⁾⁽⁷⁾。

本論文では、静止顔画像からの表情識別に対する MTS 法の適用を提案する。表情は目や口といった顔表面の内的特徴の 1 つから形成されるのではなく、顔面筋の影響により幾つかの内的特徴が連動することによって形成される。

MTS法は特徴量間の相関関係を考慮した仮想的参照パターンの生成が可能であるため、顔の内的特徴の運動によって形成される表情の識別に対して有効であると考えられる。更に、MTS法は多様な学習データ集合内に共通して存在する特徴量間の相関関係を自動的に獲得することが可能であるために、表情に共通して存在する表情パターンを考慮した識別を行うことが可能であると考えられる。

従来、表情識別においてはニューラルネットワークを用いた表情識別に関する研究が多く行われており、これまで表情識別に対するMTS法の適用は行われていない。しかしながら、MTS法はニューラルネットワークを用いた表情識別に比べ、トレーニングに要する計算時間が短く、更には識別する表情の増加に伴う再トレーニングを必要としない。これら利点からMTS法を用いた表情識別はニューラルネットワークを用いた場合に比べ有効であると考えられる。

また、表情識別は人間とのコミュニケーションの促進が目的であるため実時間性は一つの重要な要素となり得る。MTS法は識別結果に基づき特徴量の最適化を行うことが可能である。すなわち、識別に要する処理時間の短縮を図ることが可能となる。従来のMTS法では、多大な特徴量を扱う場合には特徴量を幾つかのグループに分割し、各グループにおいて特徴量の最適化を行う⁽⁸⁾。しかしながら、グループを分割することによりグループ間の関係を考慮しない最適化が行われる可能性がある。このことから、本研究では、特徴量の最適化に対して遺伝的アルゴリズムを用いた最適化手法の提案も行う。本論文では、提案手法の有効性を検証するために被験者を用いた識別実験を行う。

本論文の構成は、以下2章では使用する顔画像データ及び識別のための顔画像処理方法について示し、次いで、3章では表情識別に対するMTS法の適用法を提案する。4、5、6章では提案手法の有効性を被験者を用いた識別実験を通して検討し、最後に今後の課題を議論する。

2. 顔画像処理

以下に本論文で用いる顔画像及び顔画像処理方法について示す。

〈2・1〉 顔 画 像 本論文では識別対象画像として静止顔画像を扱うものとした。従来の表情識別では動画画像を扱う研究もあるが^{(3) (4)}、特殊な装置や多大な画像処理時間を要することから本研究におけるアプローチとしては静止顔画像からの表情識別を試みる。

識別に用いる顔画像は正面顔画像である。顔画像は300×300画素、階調数は256階調である。また、表情識別においては多様な撮影変動に対するロバストネスの実現が一つの課題として存在するが、本論文においては撮影変動に対するロバストネスの課題は扱わないため、これらの変動を排除した画像を扱う。すなわち、背景は白色であり、頭髮及び眼鏡を含まない顔画像である。更に、撮影に際しては各顔画像の眼と口の間隔及び鼻の位置がほぼ一定となる

よう撮影を行う。

本論文で扱う表情は、6基本表情（怒り、嫌悪、悲しみ、幸福、恐怖、驚き）及び無表情の計7表情である。6基本表情は、表情に個人差はあるが共通の表情パターンが存在することが報告されており⁽⁹⁾、表情識別において頻繁に用いられる表情である。各表情の顔画像は心理学の分野において用いられるFACS(Facial Action Coding System)に基づいたものを用いる⁽¹⁰⁾。FACSは、Ekmanらによって提案された顔表面に現われる顔面筋の動きを44個のAU(Action Unit)と呼ばれる基本単位に分類し、AUの組み合わせにより任意の表情を形成することを可能とするシステムである。本論文では1枚の静止顔画像からの表情識別を行うため、表情の表出のみにFACSを用いるものとし、識別のための特徴量としてAUを扱うものではない。FACSを用いることにより、表情表出の簡単化及びある程度の個人差を吸収することが可能である。

〈2・2〉 2 値 化 静止顔画像からの表情識別においては、眉、鼻、口といった顔の内的特徴の位置及び形状情報が有効と考える。この位置、形状情報を抽出するため顔画像の2値化、すなわち、顔画像からのエッジ抽出を行う。エッジ抽出に際してはGlobal Range Edge Detection法を用いる⁽¹¹⁾。Global Range Edge Detection法は画像内における階調値の偏差に基づきエッジ抽出を行う手法である。Global Range Edge Detection法を用いたエッジ抽出は以下の式によって行われる。

$$\partial_{ij}^1 = \frac{1}{|I_{ij}|} \frac{1}{3} \{ (p_{i-1,j-1} + p_{i,j-1} + p_{i+1,j-1}) - (p_{i-1,j+1} + p_{i,j+1} + p_{i+1,j+1}) \} \quad (1)$$

$$\partial_{ij}^2 = \frac{1}{|I_{ij}|} \frac{1}{3} \{ (p_{i-1,j-1} + p_{i-1,j} + p_{i-1,j+1}) - (p_{i+1,j-1} + p_{i+1,j} + p_{i+1,j+1}) \} \quad (2)$$

$$\partial_{ij}^3 = \frac{1}{|I_{ij}|} \frac{1}{3} \{ (p_{i-1,j-1} + p_{i,j-1} + p_{i-1,j}) - (p_{i+1,j} + p_{i,j+1} + p_{i+1,j+1}) \} \quad \cdots (3)$$

$$\partial_{ij}^4 = \frac{1}{|I_{ij}|} \frac{1}{3} \{ (p_{i,j-1} + p_{i+1,j-1} + p_{i+1,j}) - (p_{i-1,j} + p_{i-1,j+1} + p_{i,j+1}) \} \quad \cdots (4)$$

$$|I_{ij}| = \sqrt{\frac{1}{9} \sum_{r=i-1}^{i+1} \sum_{s=j-1}^{j+1} p_{r,s}^2} \quad \cdots (5)$$

$$|\partial_{ij}| = \max(|\partial_{ij}^1|, \dots, |\partial_{ij}^4|) \quad \cdots (6)$$

$$|\partial_{ij}| \geq \mu + \sigma \quad \cdots (7)$$



図 1 エッジ抽出画像例
Fig. 1. An example of the edge extracted image

$$\mu = \frac{1}{MN} \frac{1}{4} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{k=1}^4 |\partial_{ij}^k| \dots\dots\dots (8)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{MN} \frac{1}{4} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{k=1}^4 (\partial_{ij}^k - \mu)^2 \dots\dots\dots (9)}$$

- $p_{i,j}$: 画素 (i, j) における階調値
- I_{ij} : 画素 (i, j) の近傍画素における絶対値平均
- ∂_{ij} : 画素 (i, j) の近傍画素における階調値偏差
- μ : 画像全体における偏差パターンの平均値
- σ : 画像全体における偏差パターンの標準偏差
- M : 画像の幅
- N : 画像の高さ

Global Range Edge Detection 法では、任意の画素のエッジ判定において、式 (1) から (4) で表される近傍画素における 4 種類の階調値の偏差を調査し、最大の偏差が画像全体の偏差の平均と標準偏差の和を超えた場合にその画素をエッジと判定する。図 1 にエッジ抽出画像の例を示す。

3. 表情識別に対する MTS 法の適用

以下に、表情識別に対する MTS 法の適用方法を示す。

〈3・1〉 識別プロセス 本提案手法による表情識別プロセスは以下の通りである。

- (1) 各表情に対する顔画像の収集
- (2) 収集した顔画像のエッジ抽出
- (3) エッジ抽出画像からの特徴量抽出
- (4) 各表情に対する仮想的参照パターンの生成
- (5) マハラノビス距離に基づいた未知顔画像の表情識別
- (6) 識別結果に基づいた特徴量の最適化

提案手法における識別プロセスは、2 章で述べたように各表情の顔画像を収集し、収集画像のエッジ抽出を行う。次に、エッジ抽出画像からの特徴量の抽出を行う。抽出された特徴量を用いて各表情毎に仮想的参照パターンの生成を行う。生成された仮想的参照パターンに対するマハラノビス距離を用いて未知顔画像の識別を行う。最後に識別結果を用いて識別に有効な特徴量を再抽出し、識別速度の向上を図る。以下、各過程の詳細について述べる。

〈3・2〉 特徴量表現 MTS 法の応用研究として手書き文字認識及び音声認識手法が提案されている^{(6) (7)}。これらのパターン認識では特徴量として微分特性及び積分特性に基づく特徴量が用いられる。微分特性に基づく特徴量はデータ内の要素の変化頻度に関する情報を有し、積分特性に基づく特徴量はデータ内における要素の距離情報を保持することが可能な特徴量である。これら両特徴量を組み合わせるにより有効なパターン認識が行えることが報告されている⁽⁸⁾。本論文での表情識別においてもこれら特徴量を用いることにより、顔表面の内的特徴の位置、形状、分布、顔画像内の変化頻度に関する情報を含む有効な特徴量となることが期待される。また、微分積分特性に基づいた特徴量は従来の顔画像識別において提案されている、モザイク化、KL 展開等に基づいた特徴量と比較し簡素な処理で抽出することが可能であるために処理の高速化も可能である⁽¹²⁾。以下、各特性に基づく特徴量の算出方法の詳細を示す。

- (1) 微分特性: 微分特性に基づいた特徴量は、図 2 に示すように画像上に h 本のラインを設定する。この各ライン上での画素値の変化数が微分特性に基づいた一つの特徴量となる。画像が図 2 に示されるような完全な一本の線から構成されるものと仮定するならば、微分特性に基づく特徴量はラインとの交点数となる。図 2 及び式 (10) は画像における横方向の微分特性に基づく特徴量の算出方法を示しているが、画像の横方向と同様に画像の縦方向でも特徴量を算出する。また、ラインは、両方向における全画素列に対して設定することが理想ではあるが、計算量の問題から識別対象に応じてライン数を削減することが可能である。

$$DF_h = \sum_{j=1}^M p_{i,j} \dots\dots\dots (10)$$

$$p_{i,j} = \begin{cases} 1 & \text{if } p_{i,j} \neq p_{i,j+1} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

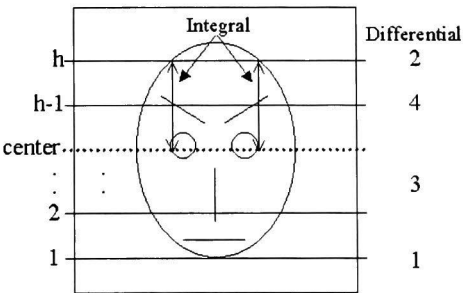


図 2 微分積分特性の算出例
Fig. 2. An example of the attributes based on the differential and the integral characteristic

DF_h : ライン h における微分特性に基づく特
 徴量
 $p_{i,j}$: エッジ抽出画像におけるライン h に対
 応した画素 (i,j) の画素値
 M : 画像の幅

(2) 積分特性: 微分特性に基づいた特徴量と同様に画
 像上に h 本のライン及び画像における中心線を設定
 する。中心線は画像の幅または高さを等分する線で
 あるが、ラインの設定状態により移動することも可
 能である。積分特性に基づく特徴量はライン h 上で
 画素が存在する個所から中心線までのユークリッド
 距離を算出し、この距離の合計を特徴量とするもの
 である。積分特性においても画像の縦横の両方向で
 特徴量を算出する。画像の横方向における積分特性
 に基づく特徴量は以下の式によって算出される。

$$IN_h = \sqrt{\sum_{j=1}^M p_{i,j}(i-c)^2} \dots\dots\dots (11)$$

IN_h : ライン h における積分特性に基づく
 特徴量
 $p_{i,j}$: $\{0,1\}$
 c : 画像の中心線 ($c = M/2$)

〈3・3〉 仮想的参照パターンの生成 微分積分特性に基
 づいて算出した特徴量から仮想的参照パターンを生成する。
 MTS 法に基づく識別は、学習データ集合から仮想的参照
 パターンを生成し、生成した参照パターンに対するマハラ
 ノビス距離を用いて未知データが仮想的参照パターンに帰
 属するか否かを判別するものである。本論文においては複
 数の表情を識別する必要があるために、各表情毎に仮想的
 参照パターンを生成するものとする。仮想的参照パターン
 は以下の手順により生成される。

(1) 学習データ集合の基準化: ここで、学習データの
 次元数を k 、学習データ集合の要素数を n とする時、
 以下の式により平均値 m_j と標準偏差 δ_j を用いて学
 習データ集合を変換し、 X_{ij} を算出する。この操作を
 基準化、 X_{ij} を基準化値と呼ぶ。

$$X_{ij} = \frac{x_{ij} - m_j}{\delta_j}$$

$$(i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, k) \dots\dots\dots (12)$$

(2) 相関行列の算出: 基準化された学習データ集合か
 ら相関行列 R を算出する。

$$R = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \cdots & r_{1k} \\ r_{21} & 1 & \cdots & r_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{k1} & r_{k2} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (13)$$

$$r_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n X_{li} X_{lj} \quad (i, j = 1, \dots, k) \cdot (14)$$

(3) 逆行列計算: 相関行列 R の逆行列 A を算出する。
 この逆行列を仮想的参照パターンとして用いるもの
 とする。

$$A = R^{-1} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1k} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{k1} & a_{k2} & \cdots & a_{kk} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (15)$$

識別対象を y (次元数 k) とした時の仮想的参照パター
 ンからのマハラノビス距離 D^2 は、参照パターン生成時に
 使用した平均値 m_j 及び標準偏差 δ_j に基づき y を基準化した
 Y を用い、以下の式により算出する。

$$Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_k\} \dots\dots\dots (16)$$

$$D^2 = \frac{Y^T A Y}{k} \dots\dots\dots (17)$$

4. 実験方法

本提案手法の評価を行うため、被験者を用いた識別実験
 を行った。以下に実験方法を示す。

実験では表情撮影のための被験者として男子大学生 10 名
 を採用し、学習用顔画像データとして 5 名、未知顔画像用
 として 5 名からそれぞれ撮影した顔画像を用いた。被験者
 に対してまず表情の種類を指定し Ekman の文献⁽¹³⁾に掲
 載されている表情写真を見本として提示した後、その表情
 における AU と顔表面の変化について説明を行った。次い
 で、鏡を用いて表情表出の練習を行わせ、被験者が納得の
 いった時点から撮影を開始した。撮影時には鏡は使用しな
 いが、表出している表情が FACS に基づく表情と著しく異
 なる場合には、再度教示を与え表情表出の練習をさせ撮影
 し直した。表情識別における基本的課題として各表情に存
 在する表情パターンを的確に抽出し、このパターンに基づ
 いた識別を実現することが挙げられる。本実験では FACS
 に基づく表情を採用している。すなわち、予め各表情に共
 通する表情パターンが存在することとなる。実用的な表情
 識別システムを考慮した場合、ユーザが何ら制約を受けず
 表出した表情の識別を行うことが理想である。しかしなが
 ら、ユーザに制約を与えない場合、個人差が大きすぎ共通

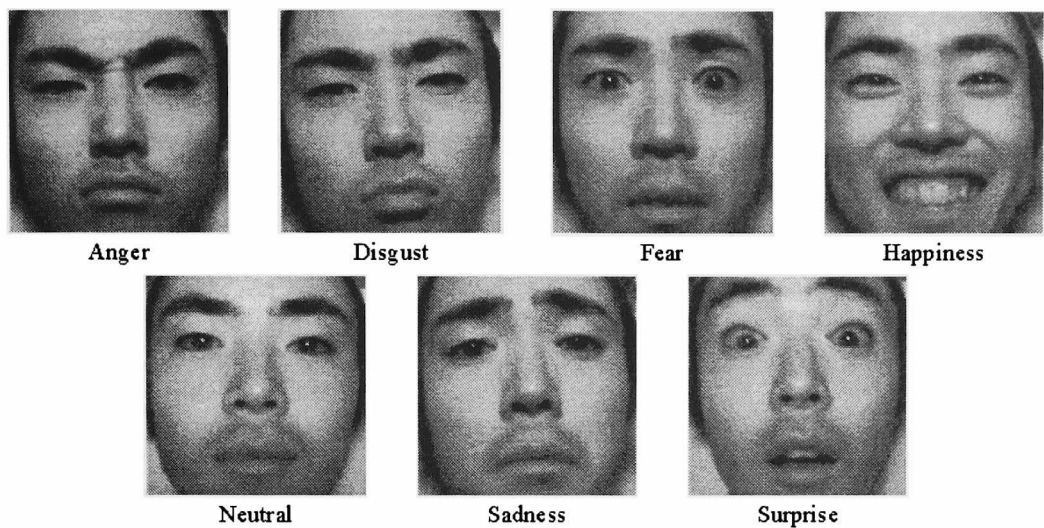


図 3 各表情における顔画像例
Fig. 3. An example of the face expression images

の表情パターンが存在しない場合が考えられるため、現在の多くの表情識別に関する研究が FACS に基づく表情を採用しているのが現状である。しかしながら、FACS に基づいた表情を用いた場合においても各ユーザの顔の内的特徴の形状等は異なり、その中から共通する表情パターンを抽出することも表情識別の一つの重要な課題と考える。このようなことから本実験では FACS に基づく表情を採用している。

また、一表情において一被験者あたり 20 枚の顔画像を撮影した。よって、一表情の仮想的参照パターンは 5 名の被験者から 20 枚ずつ収集された計 100 枚の顔画像から生成することとなる。更に、未知顔画像の識別は、7 表情×5 名×20 枚の計 700 枚の顔画像を識別した。図 3 に学習データとして用いた各表情における顔画像の一例を示す。

実験で用いた微分積分特性に基づく特徴量は、特徴量数の増大を防ぐため顔画像の縦横方向で各 12 画素ごとにラインを設定し特徴量抽出を行った。よって、顔画像の横方向において 24 ライン×2 特性の 48 個の特徴量、縦方向においても 48 個の計 96 個の特徴量を用いて仮想的参照パターンを生成した。

更に、比較のため以下の 2 種類の手法を用いた表情識別を行った。

- (1) モザイク化特徴量に基づく識別：顔画像に 100×100 のモザイク化処理を施した後、各表情における顔画像群の階調値の平均値に基づき平均顔を生成する。この平均顔からのユークリッド距離に基づき未知顔画像の識別を行う。
- (2) 微分積分特性に基づく特徴量を用いた識別：各表情における顔画像で微分積分特性に基づく特徴量を抽出し、この特徴量の平均値からのユークリッド距

離を用いて識別を行う。これは MTS 法における特徴量間の相関関係の考慮が識別において有効であることを検証するために行うものである。

5. 実験結果

以下、表 1、図 4 に実験結果を示す。表 1 は未知顔画像の識別結果である。表 1 の識別結果では、MTS 法を用いた場合には、未知顔画像の各仮想的参照パターンまでのマハラノビス距離を算出し、最小距離を示した参照パターンに未知顔画像が属するものとした。また、モザイク及び微分積分特性に基づいた識別の場合も、各平均顔または平均値に対し最小のユークリッド距離を示したものをその表情に属するものとした。

モザイク化特徴量による識別では幸福、驚きを除いて識別率が低い。幸福と驚きは顔表面における変化が著しく、他の表情との差異が大きいためユークリッド距離を用いた場合においても識別が可能であったと思われる。しかしながら、無表情、嫌悪、怒り、悲しみ、恐怖の表情は顔表面の変化が部分的に他の表情と類似する可能性があり、顔の内的特徴における相関関係を考慮することが困難なユークリッド距離では識別が困難なために低い識別率になったと考えられる。これに対し MTS 法を用いた場合には、各表情において有効な識別が可能であることが示された。これは微分積分特性に基づく特徴量を用いたユークリッド距離によ

表 1 識別結果 (%)
Table 1. Recognition results (%)

	怒り	嫌悪	恐怖	幸福	無表情	悲しみ	驚き
モザイク	52	38	55	73	43	65	81
微分積分特性	70	53	10	82	42	48	59
MTS 法	100	100	100	100	100	100	100

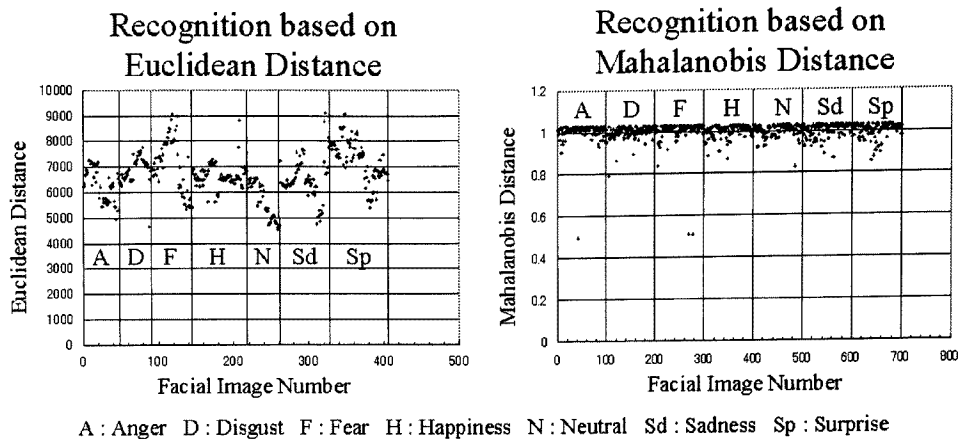


図 4 識別パターンまでの距離
Fig. 4. Distance to the recognized pattern

る識別結果からも示唆されるように、MTS 法が多次元特徴量間の相関関係を考慮した識別を行うことが可能であるために有効な識別が可能であったと考えられる。すなわち、本論文では顔の表現方法としてエッジ抽出画像を用い、識別に用いる特徴量としてエッジ抽出画像における微分積分特性に基づく特徴量を採用している。微分積分特性に基づく特徴量は画像における形状情報を考慮することが可能である。これら相関関係の考慮、エッジ抽出画像、微分積分特性に基づく特徴量の点から MTS 法に基づく表情識別では、顔表面における内的特徴間の関係を考慮可能であったために有効な識別が可能であったと考えられる。

また、図 4 にモザイク化特徴量と本提案手法の各々により適切に識別された各 407 枚、700 枚の未知顔画像の平均顔及び識別パターンに対する距離を示す。図 4 左のユークリッド距離を用いた識別においては、平均顔に対する各未知顔画像のユークリッド距離が各顔画像及び表情において広く分布している。一方、提案手法による識別においては識別パターンまでの全未知顔画像のマハラノビス距離が約 1.1 以下となることが示され、MTS 法に基づいた識別においては各表情において閾値を容易に設定可能であることが示された。

6. 特徴量の最適化

上記の実験では 96 個の特徴量を用いて識別を行ったが、識別処理時間の軽減を意図し、識別に有効な特徴量の再抽出を行う。従来の MTS 法における特徴量の最適化では多大な特徴量数を扱う場合には特徴量をグループに分割し、各グループ毎に直交表と SN 比を用いて最適化を行う⁽⁸⁾。しかしながら、特徴量をグループ化することにより各グループ間の関係を考慮しない最適化が行われる可能性がある。このことから、本論文では SN 比と遺伝的アルゴリズム⁽¹⁴⁾を用いた特徴量の最適化手法を提案し、提案手法に基づく最適化を行う。本論文における特徴量の最適化手順を以下

に示す。

- (1) 最適化対象となる仮想的参照パターンに属さない顔画像の収集：本論文では、各表情に対する仮想的参照パターン毎に最適化を行う。よって、各表情に対する仮想的参照パターンに帰属しない顔画像としては、例えば、幸福の表情の仮想的参照パターンの最適化を行う際には参照パターンに属さない顔画像として、他の仮想的参照パターンの生成に用いた顔画像 600 枚及び幸福の仮想的参照パターンに属しないと識別された未知顔画像 600 枚の計 1200 枚の顔画像を用いる。
- (2) 集団の生成：集団は、特徴量列に対して、「特徴量を用いない」を 0、「特徴量を用いる」を 1 とし割り当てた遺伝子長 96 の個体から成る。また本論文においては集団数を 50 とした。
- (3) 個体に基づいた仮想的参照パターンの再生成：最適化の対象である仮想的参照パターンを生成するために用いた学習データ集合において個体の遺伝子型に対応した特徴量を用い、新たに仮想的参照パターンを生成する。
- (4) 個体の適応度の算出：個体に基づき生成した仮想的参照パターンに対して、(1) において収集した 1200 枚の顔画像の各マハラノビス距離を算出する。次に、算出されたマハラノビス距離に基づいて SN 比を計算する。SN 比とは仮想的参照パターンと識別データの分離性を示す尺度であり、SN 比が増大するということは参照パターンに属さないデータ集合を的確に識別可能であることを示す。この SN 比を個体の適応度として扱うものとする。SN 比は以下の式により算出される。

$$\eta = -10 \log \frac{1}{d} \left(\frac{1}{D_1^2} + \frac{1}{D_2^2} + \cdots + \frac{1}{D_d^2} \right) \quad (18)$$

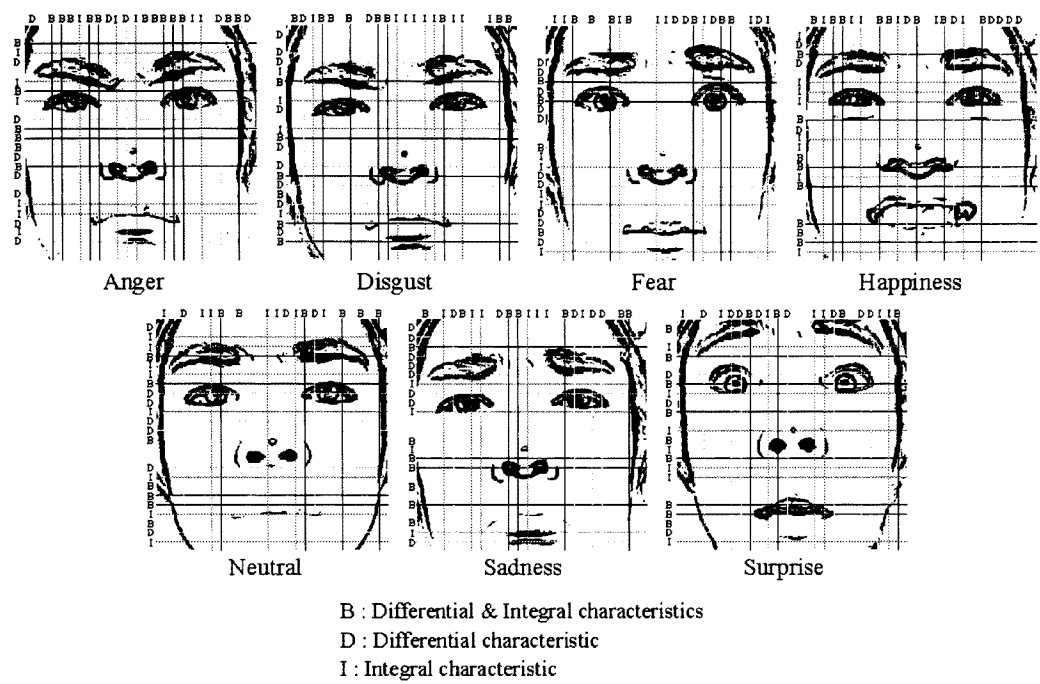


図 5 最適化後の特徴量

Fig. 5. The optimized attributes

η : SN 比
 d : (1) において収集した顔画像数

- (5) 淘汰：算出された適応度に基づき次世代の親となる個体を決定する。淘汰には適応度比例戦略を用い重複を許すものとした。
- (6) 交叉：交叉オペレータとしては一点交叉を用い、交叉率は 0.1 とした。
- (7) 突然変異：個体における遺伝子座の値を確率的に反転する。突然変異率は 0.01 を用いた。

以上の操作を 50 世代繰り返し行い、最大の適応度、すなわち SN 比を持つ個体を最適特徴量とした。

表 2 は上記の操作に基づき最適化した各表情における特徴量数である。表 2 から各表情において有効な特徴量数が 50 前後という結果が得られた。これにより、識別に用いる特徴量数を約 1/2 に軽減することが可能であることが示され、本論文で提案する遺伝的アルゴリズムと SN 比を用いた最適化手法が有効であることが示された。また、図 5 に最適化後の特徴量の配置図を示す。図 5 から顔の内的特徴が存在するラインだけでなく存在しないラインも識別に有

効な特徴量として再抽出されることが示された。更に各表情毎に識別に有効な特徴量が異なることが確認された。

7. あとがき

本論文では、表情識別に対する MTS 法の適用を提案し、被験者を用いた識別実験を通して提案手法の有効性を検討した。実験結果から本論文で提案する MTS 法を適用した表情識別手法がユークリッド距離を用いた表情識別に比べ有効であることが示され、学習データ集合からの特徴量間の相関関係の抽出、ロバスト性といった MTS 法の特徴が表情識別に対して有効であることが示された。また、識別結果に基づく特徴量の最適化においては、提案する遺伝的アルゴリズムを用いた最適化手法が有効に働き、特徴量を約半数にまで低減することが可能であることが示されたが、更なる効率化を意図し、遺伝的アルゴリズムによって再抽出された特徴量に対して直行表を用いた最適化を行うことにより、より詳細な最適化が行える可能性があると考えられる。

また、本論文では 6 基本表情及び無表情のみを扱ったが、人間の表情は幾つかの表情が混在したものや微細な表情など多様に存在する。このような表情に対しての識別が可能となるならば、より有効なヒューマンインターフェースの構築が可能となるため、本提案手法の拡張を行う必要があると考える。更に、撮影時の変動に対するロバスト性の実現も表情識別システムに必要である。これらは今後の課題である。

表 2 最適化された特徴量数

Table 2. The optimized number of the attributes

	怒り	嫌悪	恐怖	幸福	無表情	悲しみ	驚き
特徴量数	59	54	49	55	51	52	51

謝辞 本研究の一部は、(財)電気通信普及財団の援助によるものである。

(平成11年3月18日受付, 同12年2月4日再受付)

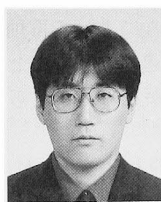
文 献

- (1) 長尾雄: インタラクティブな環境をつくる, 共立出版 (1996)
- (2) 森島繁生: 表情認識・合成の技術課題, 信学技報, HIP97-22, pp.83-92 (1997)
- (3) Zdenek 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, pp.19-24 (1997)
- (4) 安藤泰之, 米倉達広: 表情を入力に用いた感情対話システムの試み, 信学技報, MVE96-72, pp.29-36 (1997)
- (5) 田口玄一: 品質工学の数理, 品質工学会誌, Vol. 6, No. 6, pp.5-10 (1998)
- (6) 田口玄一: パターン認識と品質工学, 品質工学会誌, Vol. 3, No. 4, pp.2-5 (1995)
- (7) 田口玄一: 音声のパターン認識, 品質工学会誌, Vol. 3, No. 5, pp.3-7 (1995)
- (8) 手島昌一, 坂東友則, 金丹: マハラノビス・タグチ・システム法を適用した外観検査技術の研究, 品質工学会誌, Vol.5, No.5, pp.38-45 (1997)
- (9) 山田寛: 顔面表情認識の心理学モデル, 計測と制御, 第33巻, 第12号, pp.1063-1069 (1994)
- (10) Paul Ekman, Wallace V. Friesen: Facial Action Coding System, Consulting Psychologists Press (1978)
- (11) Yihong Gong: INTELLIGENT IMAGE DATABASES Towards Advanced Image Retrieval, KLUWER ACADEMIC PUBLISHERS (1998)
- (12) 尾田政臣, 赤松茂, 深町映夫: あいまい顔イメージの検索に対するKL展開の適用性, 電子情報通信学会論文誌, A, Vol. J79-A, No.2, pp.288-297 (1996)
- (13) P. エクマン, W. フリーセン著, 工藤力 訳編: 表情分析入門, 誠信出版 (1987)
- (14) Goldberg David: Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning., Addison-Wesley (1989)

長尾光悦 (非会員) 1973年2月6日生。1995年3月北海道工業大学工学部電気工学科卒業。1998年3月北海道大学工学研究科修士課程システム情報工学専攻修了, 同年4月同大学院博士後期課程入学, 現在に至る。主としてヒューマンインターフェース, 感性工学に関する研究に従事。人工知能学会, 電子情報通信学会, 情報処理学会, 品質工学会学生会員。



山本雅人 (非会員) 1968年7月30日生。1991年3月北海道大学工学部情報工学科卒業。1993年同大学院工学研究科修士課程情報工学専攻修了。1996年同博士後期課程修了。博士(工学)。1996年日本学術振興会特別研究員(PD)。1997年北海道大学大学院工学研究科複雑系工学講座助手。自動推論, ゲノム情報処理などに関する研究に従事。人工知能学会, 情報処理学会, 電子情報通信学会, 計測自動制御学会, 日本オペレーションズ・リサーチ学会会員。



鈴木恵二 (非会員) 1965年2月22日生。1988年3月北海道大学工学部精密工学科卒業。1990年同大学院工学研究科修士課程精密工学専攻修了。1993年同博士後期課程修了。博士(工学)。同年北海道大学工学部助手。1996年同大学院工学研究科複雑系工学講座助教授。2000年公立はこだて未来大学助教授。ニューラルネットワーク, 遺伝的アルゴリズム, マルチエージェントなどに関する研究に従事。人工知能学会, 情報処理学会, 日本機械学会会員。



大内東 (正員) 1945年8月19日生。1974年北海道大学大学院工学研究科博士課程修了。博士(工学)。北海道大学大学院工学研究科複雑系工学講座教授。システム情報工学, 応用人工知能システム, 医療システムの研究に従事。情報処理学会, 人工知能学会, 計測自動制御学会, 日本OR学会, 医療情報学会, 病院管理学会, 品質工学会, IEEE-SMC会員。

