

表情の動的多様性に基づく表情空間チャートの生成

川澄 晃[†] 佐藤 和人[†] 間所 洋和[†]

[†] 秋田県立大学システム科学技術学部 〒015-0055 秋田県由利本荘市土谷字海老ノ口 84-4

E-mail: †{B07A027,ksato,madokoro}@akita-pu.ac.jp

あらまし 本論文では表情表出時の顔の動的多様性に着目し, Gabor Wavelets 変換を行った時系列顔画像を対象に, SOM(Self-Organizing Maps) 及び ART(Adaptive Resonance Theory Networks) を用いて個人固有の表情空間チャートの生成手法を提案する. SOM とは Kohonen によって提案された教師なしのニューラルネットワークの一種であり, 入力パターン群中の傾向や相関関係を自律的に学習していくものである. 本提案手法は SOM により時系列顔画像の位相情報を抽出した後, 分類されたマップユニットの結合荷重を ART に与えることで, 一定の粒度でカテゴリに統合させることである. 加えて, 分類された基本表情毎の表情空間である覚醒度を求めると共に, これを統合した表情空間チャートを生成する. また, 同時に被験者が抱える心理的ストレスを計測し, ストレスが表情に与える影響について考察した結果, 心理的ストレスと表情空間チャートの広がりにも負の相関がみられ, ストレスを感じている時ほど表情は乏しくなるという傾向がみられた.

キーワード 表情の動的多様性, 表情空間チャート, SOM, Fuzzy ART, SRS-18

Generation of Facial Expression Charts Based on Dynamic Diversity of Facial Expressions

Akira KAWASUMI[†], Kazuhito SATO[†], and Hirokazu MADOKORO[†]

[†] Faculty of Systems Science and Technology, Akita Prefectural University 84-4 Aza Ebinokuchi Tsuchiya, Yurihonjo City, 015-0055 Japan

E-mail: †{B07A027,ksato,madokoro}@akita-pu.ac.jp

Abstract This paper presents a novel method to create individual facial expression charts using SOM(Self-Organizing Maps) and ART(Adaptive Resonance Theory networks). We focus on dynamic diversity of facial expressions in time-series facial images after converting Gabor wavelets filters. The proposal method consists of three steps: the first step is to extract phase features from time-series facial image datasets using SOM; the second step is to integrate weights of SOM into categories using ART; and the third step is to create facial expression charts integrated by all arousal levels produced from categories of facial expressions in each basic facial expression. For considering the influence that stress gave an expression, we measured the psychological stress that a subject has at the same time. The result shows negative correlation was examined for psychological stress and the expansion of the facial expression charts that means the expression became poor under the feeling of stress.

Key words Dynamic diversity of facial expressions, Facial expression charts, SOM, Fuzzy ART, SRS-18

1. ま え が き

人間同士のコミュニケーションは音声や文字といった言語情報の交換が中心となっている. しかしながら, 特に顔の表情が与える情報から相手の意思や感情を読み取ったり, また親しい友人や家族などの間柄なら, 体の調子やその時の機嫌なども表情から感じ取ることができる. このように顔は人間の様々な情報を発信しており, 人間はそれを視覚を通じてノンバーバルな

情報として取得し, コミュニケーションに役立っている [1].

表情がどのように感情を表現するかという表出過程に関する研究, また表情の普遍性に関する研究では, 1970 年代に Ekman らが幸福, 嫌悪, 驚き, 悲しみ, 怒り, 恐れといった六つの感情を表す表情は文化に普遍的であり, 表情だけによって高い確度でその感情を判定できるという点で人間の基本的な感情であるとした. 一方, 行動科学, 心理学など人間科学の諸学問分野においては表情による顔面変形を記述する方法として早く

から注目を集め、既にその世界基準といえるまでに普及している、Ekman & Friesen による FACS(Facial Action Coding System) がある。FACS は元々、表情を測定する手法として開発されたものであり、解剖学的に独立した 44 個の運動単位である AU(Action Unit) から成り立っている。顔表情を客観的に記述する代表的な方法として、人間の認知・行動に関する科学研究の様々な分野において、自然で柔軟なインタフェースの実現のために大変有効であるとされている。

実際の人間による表情表出は、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。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。これに関して、赤松 [2] ~ [5] は人間が持つ顔には静的多様性と動的多様性が存在するとしている。静的多様性とは、顔の構成要素である目、鼻、口、耳などの器官の形状、大きさ、色、空間的配置といったように個人がもつ多様性のことである。人物を同定したり、性別などの属性や印象を判定したりすることができるのは、このような顔を持つ静的な特徴の多様性によるものである。一方、動的多様性とは時々刻々と変化する喜びや怒りといった内的な情動の発露として無意識のうちに、あるいは相手に対するメッセージとして何らかの感情を伝達するために、人間が顔面の表情筋を動かすときの動きの多様性のことである。これによって、顔を構成する部品や全体の配置が変化し、真顔からの変位として表情が表出されるのである。顔画像処理の中でも、表情認識においてはこれら人間が持つ静的多様性と動的多様性の特徴を十分理解し、2 つの視点から考えていく必要がある。

表情変化の時間的要因の検討に関する研究として、Bassili [6] は、顔表面に多数の光点をつけて、それを特徴点とし、表情を撮影することにより、顔の特徴点の運動のみによってある程度の表情分類が可能であることを示した。しかし、顔の動的な変化を視覚心理実験で提示する刺激として統制することが極めて困難であったことが考えられ、運動のどのような成分が分類に影響するのは明らかになっていない。また、表情の動的多様性に着目した最近の研究としては、太田らの顔構成要素モデルに基づく手法 [7]、川嶋らの表情譜 [8] などがある。太田らは、顔全体の大局的な動きを検出する手法では、目のまばたきや発話による口の変形などのような個々の顔構成要素の細かな局所の変動を検出することはできないと述べている。川島らは、Ekman らが開発した FACS における AU は、解剖学的に独立し、視覚的に識別可能な表情動作の最小単位として設定されているが、多くの表情を人間が観察することで主観的に分類したものであるため、AU によって表現しきれないような表情動作が実際には存在するのではないかと述べている。両手法とも、特徴点ベースの手法であるが、AU は用いず、独自に設定した特徴点を用いている。一方、人間は、相手の表情から意思や感情などを読み取るうとするとき、顔の大局的な構造の中から局所的な構成要素やその動きを捉えて表情を認識することができ

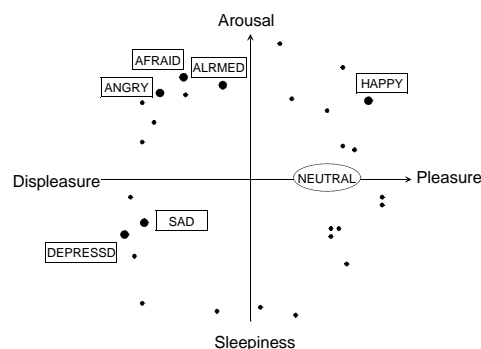


図 1 ラッセルの円環モデル
Fig. 1 Russell's yen ring model.

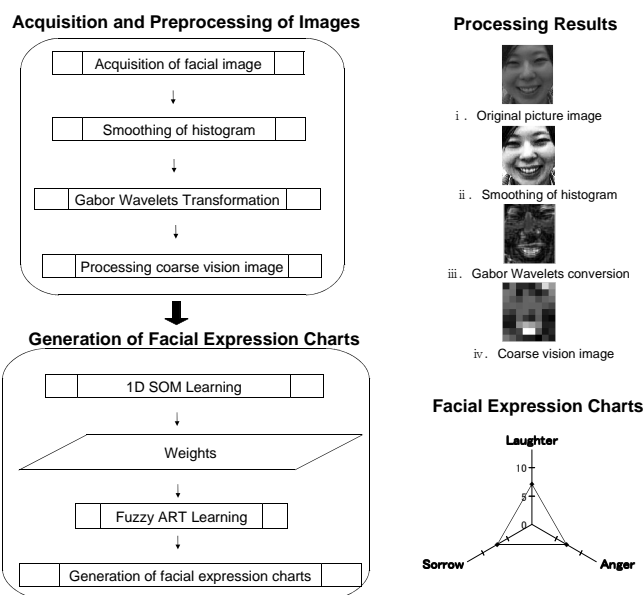


図 2 処理手順
Fig. 2 Processing procedure.

る。これは人間は顔の特徴である鼻や目、口といった構成要素を特徴点の動きとして捉えているのではなく、顔全体の表情変化の中から、局所的な表情変化を位相変化として捉えているからと考えられる。

このように、時間的な顔運動が表情理解に重要な役割を果たしており、かつ、表情変化を顔全体を 1 つの単位として大局的に変化するものと考えすることで、より人間の視覚に近づいた表情分析が可能になると考えられる。

そこで、本研究では、顔全体に着目した顔パターンの位相変化を、自己写像能力特性をもった SOM(Self-Organizing Maps) と時系列データに対して追加的にカテゴリを形成できる ART(Adaptive Resonance Theory) を用いて複雑な特徴点を使用しない見え方ベースによる表情の表現方法を提案する。同時に、人間が抱える心理的ストレスが表情変化に与える影響について考察する。

2. 表情空間と覚醒度の定義

「表情空間」とは表情から認知される様々な感情の意味的な対極性に注目して、各表情を空間的に配置したものであり、か

つ、表情を表出することで顔画像に生じる変化の物理的パラメータと認知される感情の心理的パラメータとの対応関係を表現したものである [2] .

次に「表情空間チャート」は笑い、怒り、恐れ表情毎の覚醒度合いを示す表情空間を統合したものとす。これは図 1 に示すラッセルの円環モデルを元に快、不快の軸に配列できるものとして定義する。具体的には、図 2 に示すように表情毎に覚醒度合いを示す表情空間が形成され、それぞれ 3 表情の表情空間を統合したものを表情空間チャートとして用いる。ここでいう表情の「覚醒度」は無表情からハニカミ笑い、また大笑いといった表情表出のように無数に存在する表情パターンを、表情変化に伴う幾何学的位相変化に着目して数値で表現したものとす。覚醒度はこの後説明する SOM と ART の学習結果として 0~15 までの値で表現され、ART によって分類されたカテゴリ数の最大値とする。覚醒度 0 は被験者が無表情であるときであり、表情が表出し位相変化が大きくなり表情空間が豊かになるにしたがって値は上昇していく。

3. 提案手法

本研究では顔が持つ動的位相変化に着目し、個人固有の表情空間の可視化を目指す。顔の静的多様性と動的多様性に着目し、人それぞれ個人固有な空間を形成するという考えのもと、自己写像能力特性をもった SOM と時系列情報を追加学習できる ART を用いることによる表情空間の生成を行う。表情の動的変化を「表情筋が創り出す顔パターンの位相変化」として捉え、個人固有の表情空間を各表情の覚醒度によって組織化・可視化していく。時系列顔画像の取得から表情空間チャート作成までの処理手順を図 2 に示す。以下、表情空間チャート生成までの処理手順として顔画像の前処理、表情分類について詳述する。

3.1 画像の入力及び関心領域の設定と前処理

取得した顔原画像中の顔の特徴部位であり、顔全体の印象に大きく寄与する、眉、目、鼻、口、頬、顎を含む領域を 80 × 90 ピクセルの大きさで抽出し、処理対象とする。全ての顔画像に対して濃淡値の正規化を行い、人間の初期視覚野の特性を近似した Gabor Wavelets 特徴量を用いて視覚パターンの局所領域の構造的な特徴を抽出する [9]。加えて、顔の特徴を粗視化することにより 8 × 9 の 72 次元まで次元圧縮して顔情報を表現することが可能になる。

3.2 表情パターンの分類

Kohonen によって提案された SOM は、入力空間上に提示された特徴量から自己学習 (教師なし学習) を行い、入力空間の位相情報を内部の結合荷重として保持し、マップ層 (Kohonen 層) に写像するものである。特に、ベクトル圧縮による結合荷重の可視化特性に優れていることから、画像処理などの分野で広く応用されている。マップ層のユニット数を固定した SOM を用いて、表情表出パターンを正規化する。続いて、事前にカテゴリ数の設定を必要とせず、対象問題に対して最適なカテゴリ数を統合できる手段として Fuzzy ART を使用する。

3.2.1 SOM アルゴリズム

SOM は、教師なし競合近傍学習によって入力データの特徴

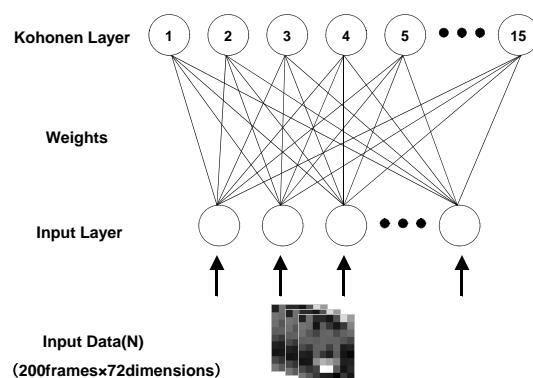


図 3 SOM のネットワーク構成
Fig. 3 Network constitution of one-dimensional SOM.

を学習する手法である。本研究では 1 次元 SOM を使用する。図 3 にネットワーク構成図を示し、SOM の学習アルゴリズムを以下に示す。

(1) $w_{i,j}(t)$ を時刻 t における入力層ユニット i から Kohonen 層ユニット j への結合加重とする。なお、 $w_{i,j}(t)$ は乱数を用いて初期化している。

(2) $x_i(t)$ を時刻 t における入力層ユニット i への入力データとし、 $x_i(t)$ と $w_{i,j}(t)$ のユークリッド距離 d_j を (1) 式を用いて計算する。

$$d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^I (x_i(t) - w_{i,j}(t))^2} \quad (1)$$

(3) d_j が最小となる Kohonen 層ユニットを探索する (これを勝者ユニットと称する)。

(4) 勝者ユニットの近傍領域 $N_c(t)$ に含まれる Kohonen 層ユニットの結合荷重 $w_{i,j}(t)$ を (2) 式を用いて更新する。 $\alpha(t)$ は学習率係数である。

$$w_{i,j}(t+1) = w_{i,j}(t) + \alpha(t)(x_i(t) - w_{i,j}(t)) \quad (2)$$

(5) (2) から (4) の処理を最大学習回数まで繰り返す。

3.2.2 ART アルゴリズム

適応共鳴理論ニューラルネットワークである ART には、ART1, ART2, ART3, ARTMAP, Fuzzy ART, Fuzzy ARTMAP 等のいくつかの種類が提案されている。本研究では、G.A.Carpenter と S.Grossberg により 1991 年頃に開発された学習ニューラルネットワークであり、アナログ入力に対応可能な Fuzzy ART を使用する。Fuzzy ART のネットワーク構成は、特徴表現の F1 層とカテゴリ表現の F2 層から構成されている。図 4 にネットワーク構成図を示し、Fuzzy ART の学習アルゴリズムを以下に示す。

m 次元入力ベクトル I , F1 層のニューロン数 m , F2 層のニューロン数 n とする。Fuzzy ART の動作は選択パラメータ $a(a > 0)$, 警戒パラメータ $p(0 \leq p \leq 1)$, 学習率パラメータ $r(0 \leq r \leq 1)$ により特徴付けられる。

(1) F2 層の各ニューロン i に対応する F1 層との間の結合荷重を w_i とする。ここで結合荷重 w_i のすべての要素を 1 に初期化する。

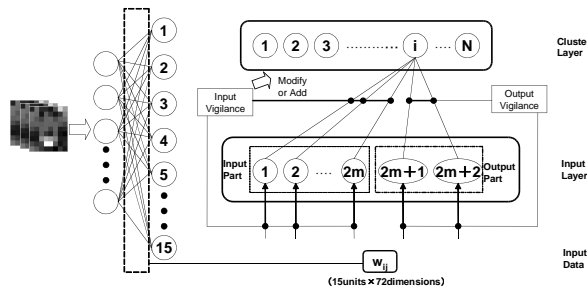


図 4 Fuzzy ART のネットワーク構成
Fig. 4 Network constitution of Fuzzy ART.

(2) 入力 I と F2 層の各ニューロン i に対して, 選択強度 T_i を次式により計算する.

$$T_i = \frac{|I \wedge w_i|}{a + |w_i|} \quad (3)$$

ここで, M -次元ベクトル u と v に対して, ファジー AND オペレータは,

$$(u \wedge v)_j \equiv \min(u_j \wedge v_j) \quad (4)$$

により定義され, ノルムは,

$$|u| \equiv \sum_{j=1}^m |u_j| \quad (5)$$

により定義される.

(3) T_i の最大値を与える i_0 を勝者としてカテゴリを選択する. 複数の勝者が存在するときは, 最小のインデックスのカテゴリが選択される. カテゴリ i_0 が選択されたとき, F2 層の i_0 番目のニューロンの活動が 1, それ以外のニューロンの活動は 0 となる.

(4) 入力 I が (2), (3) で選択されたカテゴリに共鳴するか, そのカテゴリをリセットするかの判断を (5) により行う.

(5) 入力 I がカテゴリ i_0 に共鳴する場合, 即ち F2 層の i_0 番目のニューロンからの信号の F1 層への伝達による F1 層の活動値, $I \wedge w_{i_0}$ に対して, マッチング関数, $|I \wedge w_{i_0}|/|i| \geq p$ のとき, 入力 I とカテゴリ i_0 が共鳴し, カテゴリ i_0 の選択が確定するとともに, そのカテゴリの学習が入力 I に関してなされる. このとき, 結合荷重ベクトル w_{i_0} の学習が次式により行われ, 結合荷重が更新される.

$$w_{i_0} = r(I \wedge w_{i_0}) + (1 - r)w_{i_0} \quad (6)$$

(6) 入力 I がカテゴリ i_0 に共鳴しない場合, カテゴリ i_0 はリセットされ, 次に大きい T_i の値を与えるカテゴリが再選択され, 同様に共鳴かりセットかの判定がなされる. すべてのカテゴリがリセットされた場合は (7) へ遷移する.

(7) F2 層に新たなニューロンが生成され, カテゴリが追加される. 上記 (2) から (7) の各ステップを, 入力データベクトル数 M と繰返し呈示回数 K を用いて制御し, 入力データベクトル I を順番に $M \times K$ 回呈示し繰返す.

4. 評価・実験

4.1 表情のデータベース

人間個人の動的多様性により, 表情による顔パターンの変化

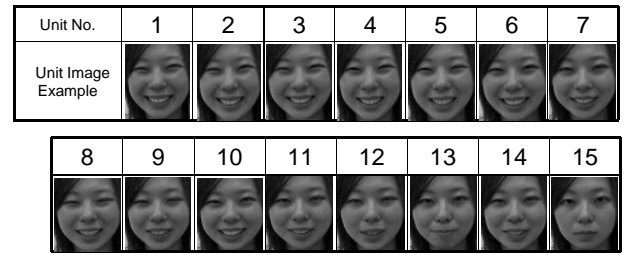


図 5 SOM の学習結果
Fig. 5 Study result of SOM.

を表現する特徴は, 一般に次元数が大きいものとなる. 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が一般に公開されているものとして有名である. 動画像では Cohn-Kanade や Ekman-Hager などの表情データベースがあり, 実験用データとして幅広く利用されている. しかし静止画像, 動画像のいずれの場合も, 実験評価・比較といった部分で多量のデータが必要だということと, 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なく限界がある. そのため, 一般に公開されているデータベースでなく, 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うことが多い.

そこで, 我々は女子 1 名の被験者に対して 11 週に渡り, 一週間間隔で表情撮影を行った. これは, 多人数による横断的なデータではなく, 個人の時系列データによる縦断的なデータを取得するためである. これにより, 被験者がその時に抱えている心理的ストレスや心理状態が反映した表情データの取得, 表情の経時変化に関する検証を行う. 被験者が意図的に表現した「笑い」「怒り」「悲しみ」の各表情表出(無表情と表情を交互に繰り返し表出)を 1 セットとし, 20 秒間で 200 フレームの動画像で撮影した後, グレースケール (8bit) の静止画像に変換した.

4.2 ストレス測定

心理的ストレスの測定尺度として使用されるものとして, Stress Response Scale 18(SRS-18) [10] といった質問紙がある. これは普段の生活の中で経験するストレス場面における「心理的ストレス反応」を短時間で簡易に, 加えて多面的に測定できるものである. 具体的な測定として, 「抑うつ・不安」「不機嫌・怒り」「無気力」の各 3 因子に対する, ストレス反応を測定することができる. 18 項目の質問に対して, 回答は「全くちがう」から「その通りだ」の 4 件法であり, それぞれに 0~3 の得点が与えられる. 総得点の範囲は 0~54 である. 4 段階の各因子の合計得点が高得点ほど, 心理的ストレスが高いことになる.

4.3 表情パターンの分類結果

4.3.1 SOM による表情特徴の正規化

笑い, 怒り, 悲しみの表情を表出した時系列画像から各表情画像 200 枚ずつの静止画像を 1 次元 SOM の学習データとした. ここでは例として 8 週目に撮影した笑いの表情データを

使用する．Kohonen 層が 15 ユニットの 1 次元 SOM を用いて各表情の学習データについて動的位相変化を学習した．この SOM の使用利点は多次元データである表情の位相特性の学習を行い，低次元空間へ位相の圧縮を行うことである．200 枚の表情画像を 15 ユニットという写像空間を設けクラスタリングすることによって，表情がもつ位相情報を保ちつつ，特徴的な表情位相特性を学習すると考えたためである．15 というユニット数は実験条件が同じ場合にユニット数を 9～20 まで変化させて SOM による学習を行ったものと比較すると，ユニット数が多い場合，表情の位相変化を広すぎる写像空間に表現するため，発火しないユニットが存在してしまい，逆に 9 と少ない場合に顔の位相情報が各ユニットに反映されなかったためである．次の 4.3.2 で行われる ART によるユニットの統合によって，類似した重みベクトルを学習することができるため，実験結果を考慮した上で最小値としてユニット数を 15 とした．本研究では入力データを Gabor Wavelets 変換し，72 次元の粗視化された時系列顔画像の輝度値情報としているため，入力層のユニット数は入力画像のサイズと同一である 72 とした．続いて学習回数を 500 回とし，学習を繰り返す．学習が進むに連れて重みベクトルの更新量が漸減し，また更新の対象となる近傍領域が狭くなり，500 回までに学習が収束し，顔の位相情報が十分学習できたため，ここでは経験的に学習回数を 500 回とした．結果として，Kohonen 層の 15 ユニットに 200 枚の時系列画像が分類される．図 5 に学習結果として SOM によって分類された顔画像の一部を示す．学習データに最も近い重みベクトルをもつユニットを探し，その近傍ユニットについても，重みと入力との距離を減少させる．隣接するユニットの結合荷重の相関値はユニットが隣接するほど近い値を示し，ユニット間で類似した特徴を学習するため，図 5 に示されるようにユニット間では類似した顔画像が隣接する結果となった．

4.3.2 ART によるユニットの統合

4.3.1 の 1 次元 SOM の学習結果である 15 ユニットのそれぞれに対応付いた重みベクトルを入力データとし，Fuzzy ART の学習データとした．入力層であり特徴表現を行う F1 層のニューロン数を顔画像の特徴表現の次元数と同値の 72 とし，学習を実行した．1 次元 SOM のそれぞれのユニットに対応する重みベクトルを学習し，SOM で分類された 15 ユニット中の類似した特徴を持つユニットをさらに Fuzzy ART によって同一のカテゴリに統合した．

ART ネットワークにおける学習はパラメータの変化に非常に敏感に反応する．本手法では最も影響の大きいパラメータのひとつである，警戒パラメータ（ビジランス閾値）を 0.90 とした．警戒パラメータは分類過程の分解能を制御しており，この閾値を低くとると分類過程の分解能が低くなり，カテゴリ数が少なくなる．逆に 1 に近い値をとると，分解能は非常に高くなり，微小の入力の違いによっても，新しいカテゴリを生成することになる．つまり，あまり分解能を上げすぎると，同じクラスとみなしても良い入力であっても，すべて新しいクラスとなってしまう．しかし，本手法では 4.3.1 で述べたように，顔パターンの位相変化を SOM の自己写像特性により学習し，一度，

	Classification Image	Average of Category
Category1		
Category2		
Category3		
Category4		
Category5		
Category6		
Category7		
Category8		

図 6 表情位相特性による分類結果

Fig.6 Classification result by expression phase characteristic.

Arousal Level	0	1	2	3	4	5	6	7
Arousal Face Image								

図 7 覚醒顔画像

Fig.7 Arousal face image.



図 8 表情空間チャート

Fig.8 Facial expression charts.

ユニットごとに類似した特徴を学習したパターン分類を行っている．そこで，Fuzzy ART ではより特徴的な表情位相特性を学習させ，位相情報を保ったまま，類似したユニットの統合を目的とするため，予備実験から 0.90 という値とした．基本的に表情には曖昧な表情が存在するため，一意的にカテゴリ数を統一せず，この Fuzzy ART によって未知な対象問題に対して最適なカテゴライズを行った．Fuzzy ART による学習結果を図 6 に示す．分類画像の欄には分類された 200 枚の原画像を表示し，各カテゴリに分類された平均顔画像も同時に示す．

4.4 表情空間チャートの生成

4.3.2 で出力された各カテゴリの平均顔画像を，無表情を基準にして表情が覚醒していくパターンに並べ替え，個人が持つ表情空間の可視化を行った．被験者の笑いの表情の覚醒顔画像を図 7 に示す．これは 200 枚の原画像から SOM と ART を用いて学習した被験者が持つ笑いの固有な表情空間を示している．つまり，覚醒度 0 である無表情から最も笑顔を表出したと考えられる覚醒度 7 という計 8 段階で被験者表情空間の数値化

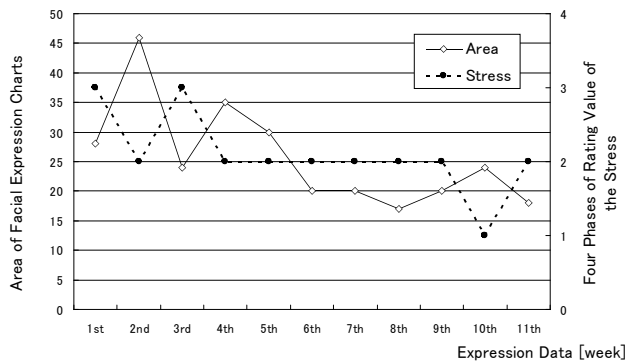


図 9 表情空間チャートとストレスとの関係性
Fig.9 Relation between facial expression charts and stress.

を行った。笑いの覚醒度を求めるまでの処理手順と同様に、怒り、悲しみの表情についても覚醒度を求めた結果、それぞれ 8、5 という値となった。表情空間である覚醒度を統合した表情空間チャートを図 8 に示す。表情空間チャートの中心部は表情表出が行われていない無表情のデータ部として覚醒度 0 の値とし、三角形が外側に広がるにつれて覚醒度の大きな値を示すものとした。図 8(a) は 8 週目の被験者の表情空間チャートである。(b) はストレス値が最も高かった 3 週目、(c) は最も低かった 10 週目の表情空間チャートであり、これらの結果は次節の SRS-18 の解析結果と併せて考察する。

4.5 SRS-18 の解析結果及び考察

表情撮影時の被験者のストレスを SRS-18 のストレスシートによって測定した。測定結果を図 9 に示す。このグラフの横軸には被験者の一週間間隔で撮影した表情のデータ数を与え、縦軸の第 1 軸に表情空間チャートのデータ、第 2 軸はストレスシートによって得られたストレス値とした。表情空間チャートのデータとしては、図 8 で表現されたチャートの面積を与えた。これは被験者が主観的に表情表出した、笑い、怒り、悲しみの 3 表情の表情空間チャートを定量化するためである。ストレス値としては「抑うつ・不安」、「不機嫌・怒り」、「無気力」の各 3 因子に対する総得点 0~54 を、4 段階評定値として 1~4 までの値で示した。

グラフから分かるように初期の表情撮影の頃は、表情の空間チャートの値が一般的に大きな値をとるという結果となっているが、撮影回数を重ねるにつれて値は安定する結果となった。この要因として考えられることは被験者が撮影初期の頃は表情撮影に慣れていなかったことが挙げられる。グラフの結果からは被験者が心理的ストレスを強く感じているときほど、表情空間チャートの大きさは減少傾向になり(図 8(b))、ストレスをあまり感じていないときほど、増加傾向になる(図 8(c))。特に 1 週目~4 週目、9 週目~11 週目といったデータの中でそのような傾向が見られた。一般的にストレスは身体、行動などに影響を及ぼしやすく、表情にも大きく影響を及ぼしているとされており、ストレスを感じている人ほど表情が乏しくなるということは経験的にも明らかである。しかし、ストレスの感じ方、程度、身体に及ぼす影響などは実際には個人差も存在し、表情への影響度合いも人それぞれであるが、本研究では長期に渡

て継続して表情データを解析し、被験者の心理的ストレスが与える表情への影響や表情の経時変化に関する検証を縦断的に行っており、更に撮影期間を増すことにより、個人固有な表情パターンの抽出が可能になると考えている。

5. むすび

本論文では、表情表出時の顔の動的多様性に着目し、Gabor Wavelets 変換を行った時系列顔画像を対象に、SOM 及び ART を用いて表情空間の作成を行った。表情筋が作り出す動的位相変化を Gabor Wavelets 変換された画像の輝度値を利用することで、特徴点を設けずに表情の全体の見え方で特徴表現し、位相情報を保持しつつ個人固有の表情空間を表情空間チャートを用いて表現することができた。

今後は表情の左右の対称性を利用し、自然な笑顔と作り笑顔の判別方法や、実験対象となる被験者を増やした上で、覚醒度が時間的遷移によって変化していくパターンを個人が作り出す「表情のリズム」として表現、また表情とストレスとの関係性をより明確にしていくためにも、長期に渡るデータ解析を進める予定である。また、被験者を増やした横断的な実験の検討もしている。

謝辞 本研究の評価・実験にあたって、顔画像取得に関するシステムの構築について、SmartDesign 有限責任事業組合の方々にご助言を頂きました。また、本大学の 1 年生女子 1 名に被験者となってもらい長期にわたって実験データの取得に協力して頂きました。ここに深く感謝申し上げます。

文 献

- [1] Maja Pantic, Leon J.M. Rothkrantz, " Automatic Analysis of Facial Expressions: The State of the Art ", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.22, No.12, pp.1424-1445, Dec 2000.
- [2] 赤松茂, " 人間とコンピュータによる顔表情の認識 [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-", 信学誌, Vol.85, No.9, pp.680-685, Sep 2002.
- [3] 赤松茂, " 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-", 信学誌, Vol.85, No.10, pp.766-771, Oct 2002.
- [4] 赤松茂, " 人間とコンピュータによる顔表情の認識 [III] -コンピュータによる顔表情認識技術 (2): 顔面の表情動作の認識-", 信学誌, Vol.85, No.12, pp.936-941, Dec 2002.
- [5] 赤松茂, " 人間とコンピュータによる顔表情の認識 [IV・完] -コンピュータによる顔表情認識の展望: 人間による表情認知に学ぶ-", 信学誌, Vol.86, No.1, pp.54-61, Jan 2003.
- [6] J.N. Bassili, " Facial motion in the perception of faces and of emotional expression ", Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance, Vol.4, No.3, pp.373-379, 1978.
- [7] 太田寛志, 佐治育, 中谷広正, " 顔面筋に基づいた顔構成要素モデルによる表情変化の認識 ", 信学論 (D-II), Vol.J82-DII, No.7, pp.1129-1139, Jul 1999.
- [8] 川嶋宏彰, 西山正紘, 松山隆司, " 表情譜: タイミング構造に基づく表情の記述・生成・認識 ", FIT2005(第 4 回情報科学技術フォーラム) 情報科学技術レターズ, pp.153-156, 2005.
- [9] 間所洋和, 佐藤和人, 石井雅樹 " Gabor Wavelets の方位選択性を用いた ART ネットワークの分類粒度解析 ", 信学技報, vol. 107, no. 92, NC2007-18, pp. 59-64, Jun 2007.
- [10] 鈴木伸一, 嶋田洋徳, 坂野雄二, 福井至, 長谷川誠, " 心理ストレス反応測定尺度 Stress Response Scale-18 ", Jul 2007.