

# 表情の動的多様性に基づく心理的ストレスレベルの推定

間所 洋和<sup>†</sup> 佐藤 和人<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 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: †{madokoro,ksato}@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から、個人固有の表情空間を定量化する表情空間チャートという枠組みを用いて、表情表出における覚醒度の変化と心理的ストレスとの関係性について検証する。表情空間チャートとは、「喜び」、「怒り」、「悲しみ」の3表情を対象として、各表情の覚醒度を軸とする表情の表出レベルをチャート状に表現したものであり、教師なしニューラルネットワークのSOM (Self-Organizing Maps) と Fuzzy ART (Adaptive Resonance Theory Networks) を用いて生成する。表情空間チャートから、人間が抱える心理的ストレスが表情に与える影響について分析するために、心理的ストレス尺度のSRS-18を用いて各被験者のストレスの経時変化を計測し解析したところ、「喜び」と「怒り」の表情にストレスの影響が表れやすいという傾向が得られた。

キーワード 表情空間チャート, 覚醒度, 自己組織化マップ, ファジー適応共鳴理論, ストレスシート

## Estimation of Psychological Stress Levels Based on Dynamic Diversity of Facial Expressions

Hirokazu MADOKORO<sup>†</sup> and Kazuhito SATO<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Faculty of Systems Science and Technology, Akita Prefectural University 84-4 Aza Ebinokuchi Tsuchiya, Yurihonjo City, 015-0055 Japan  
E-mail: †{madokoro,ksato}@akita-pu.ac.jp

**Abstract** This paper presents a method to generate individual Facial Expression Spatial Charts (FESC) using Self-Organizing Maps (SOM) and Fuzzy Adaptive Resonance Theory (ART) networks. The proposed method consists of three steps: the first step is to extract topological features from time-series facial image datasets using SOMs; the second step is to integrate weights of SOM into categories using Fuzzy ART networks; the third step is to create FESCs integrated by all arousal levels produced from categories of facial expressions in each basic facial expression. For considering the influence that stress gives an expression, we measured the psychological emphasis that a subject feels at that time. The result shows a negative correlation for psychological stress and the expanse of FESC, which means that the expression became poor during feelings of stress.

**Key words** Facial expression spatial charts, Arousal levels, SOM, Fuzzy ART, SRS-18.

### 1. はじめに

顔は様々な情報を発信しており、人間は表情が与える多彩な情報から相手の意思や感情を機敏に察することができる。特に、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、人間同士のコミュニケーションにおいて、表情の果たす役割は大きい[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や異文化間での表情の普遍性に関する研究において、1970年代に Ekman らは「喜び」、「嫌悪」、「驚き」、「悲しみ」、「怒り」、「恐れ」の6種類の感情を表す表情は文化に普遍的であり、

表情のみにより高い確度でその感情を判定できるという点で、人間の基本的な表情であるとした[2]。しかしながら、実際の表情表出は、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、例えば、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された表情であることが多い。また、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大きい。

これに関して、赤松[3]は、人間の顔には静的多様性と動的多様性が存在すると述べている。静的多様性とは、顔の構成要素である目、鼻、口、耳などの形状、大きさ、配置といったよう

に、個人が有する多様性を意味する。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からである。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多様性を意味する。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。顔画像処理の中でも、表情を扱う場合には、静的多様性と動的多様性の両面から取り扱う必要がある。

表情の動的多様性を扱うには、表情表出に伴う顔のパターン変化（物理的パラメータ）と、認知される感情（心理的パラメータ）の対応関係を考慮する必要がある。物理的パラメータとしての表情パターンは個人固有であっても、心理的パラメータとしての感情は人物によらず普遍と考えられている。また、表情パターンの物理的変化の程度（目や口の開き具合など）により、認知される感情の程度は変化する。したがって、感情の程度を推定するためには、個人固有の表情パターンの物理的変化量を、その程度に応じた心理的変化量に対応付けることが重要な課題と考える。この変化量を表現する特徴空間は、感情が普遍であるということから、被験者ごとに共通の指標に基づいた空間として表現する必要がある。また、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存在する。このことから、普遍的な表情による感情の分類機構の土台として、これを個人々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必要があると及言されている [3]。

我々は、表情の動的变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、各表情の豊かさを覚醒度で表し表情空間を組織化・可視化することを目的として、表情の動的多様性を表現するための表情空間チャートという枠組みを提案した [4]。表情空間チャートは、基本 6 表情の中から「喜び」、「怒り」、「悲しみ」の 3 表情を対象として、各表情の覚醒度を軸に表情の表出レベルを定量的かつチャートとして視覚的に表現する。時系列表情画像から、自己写像特性を有する自己組織化マップ (Self-Organizing Maps: SOM) を用いて表情表出に伴う表情空間のカテゴリを抽出し、安定性と可塑性を併せ持ち適応的にカテゴリを分類できる適応共鳴理論 (Adaptive Resonance Theory: ART) ネットワークを用いて一定の粒度で再分類することによりカテゴリを統合する。更に、Fuzzy ART から得られるカテゴリから、無表情画像が含まれるカテゴリを基準として、Russell の円環モデル [5] における覚醒度とそれぞれのカテゴリを対応付けることにより、表情表出時の覚醒度が織り成す表情の多様性を表情空間チャートとして表現する。評価実験では、Ekman が定義した基本 6 表情の中から「喜び」、「怒り」、「悲しみ」の 3 表情を対象として、被験者 10 名の 7 週間から 20 週間に及ぶ表情画像データセットを構築した。各被験者の表情空間チャートを生成した結果、被験者間の表情の多様性と各被

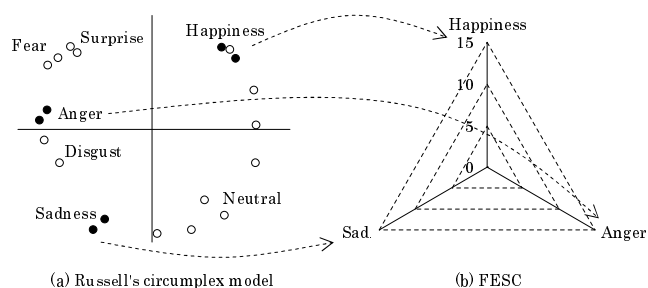


図 1 Russell の円環モデルと表情空間チャートの対応関係  
Fig. 1 Correspondence relationship between Russell's circumplex model and FESC.

験者における時系列変化を可視化することができた。更に、人間が抱える心理的ストレスが表情に与える影響について分析するために、心理的ストレス尺度の SRS-18 を用いて各被験者のストレスの経時変化を計測し、個人固有の表情パターンの数と心理的ストレス値の相関関係を解析する。

## 2. 覚醒度と表情空間チャートの定義

本論文では、表情空間を定量化するための指標として、覚醒度という概念を導入する。覚醒度とは、図 1(a) に示す Russell の円環モデルの縦軸である覚醒次元に注目して、その度合いを定量化した数量である。Russell の円環モデルでは、全ての感情は快の次元（快・不快）と覚醒の次元（覚醒・眠気）の 2 次元で表される平面上に円環状に布置されている。本研究では、Russell の円環モデルの覚醒次元に注目し、個々の表情空間の基準となる無表情から表情が表出されるまでの顔パターンの幾何学的変化を位相変化として定量化した値を覚醒度と定義する。

ここで、表情画像の位相変化から覚醒次元が抽出できるのは、本研究では意図的な表情を扱っているからと考える。表情画像中には快の次元の要素も含まれているが、意図的に表出した表情であるため、快・不快に関係なく（すなわち、心理的状態を抑えて）表情を形成するための表情筋を動かしていると考えられる。つまり、意図的な表情表出を扱った実験では、表出される表情のパターンは覚醒の次元に対して強く対応付くと考えられる。一方、意図的な表情を扱う本実験では快の次元の影響を直接的に扱うことが難しいと考えられるため、心理学分野で用いられている専用のストレスシートを使って評価する。

次に、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概念である [3]。表情空間には、表情を表出する際に生じる顔パーツの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が表現されている。物理的パラメータは、人物ごとに大きさや形状が異なる顔パターン上で、表情表出によって生じる顔面変形の種類や大きさを、一定の基準に基づいて記述する必要がある。そこで我々は、表情空間を記述し各表情を構成する覚醒度のパターンを表現する手法として、表情空間チャートという枠組みを提案し、表情の物理的パラメータの記述・表現を試みた [4]。本研究では、Russell の円環モデルの中から、第一象限に位置する「喜び」、第二象限に位置する「怒

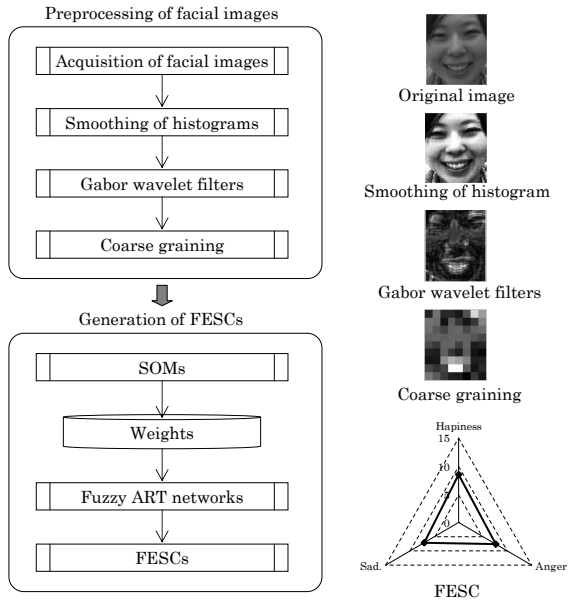


図 2 提案手法の全体構成

Fig. 2 The procedure of the proposed method from acquisition of facial images to generate FESCs.

り」, 第三象限に位置する「悲しみ」の 3 表情を対象とした。表情空間チャートの例を図 1(b) に示す。各軸は各表情の覚醒度の最大値となる。覚醒度の最大値間を結ぶことで、表情空間チャートが生成される。

### 3. 提案手法

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。このため、赤松は、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が必要と述べている [3]。したがって、本研究では、被験者が意図的に表出した表情を対象として、時間軸方向への圧縮による正規化と表情表出における位相変化を抽出するために SOM を用いて表情パターンの分類を行う。更に、SOM により分類した表情画像を、安定性と可塑性を併せ持った適応的学習アルゴリズムである Fuzzy ART を用いて再分類する。SOM は、予め決められた写像空間の中で相対的にカテゴリ分類を行うが、Fuzzy ART は、ピジランスパラメータで制御された一定の粒度のもとでカテゴリ分類を行うため、長期間に及ぶ時系列データに対しても、同じ基準で分類することができる。

提案手法の処理手順を図 2 に示す。以下では、前処理、SOM によるカテゴリ分類、Fuzzy ART によるカテゴリの統合、表情空間チャートの作成について個別に説明する。

#### 3.1 前処理

始めに、取得した画像に対して、ヒストグラムの平滑化により、濃淡値を正規化する。続いて、Gabor Wavelets 変換により特徴を抽出する [6]。本研究では、AU 等の特徴点ベースではなく、画像全体の見え方ベースによる特徴表現を用いる。表情表出に関する局所的な特徴量の変化は、見え方ベースよりも特徴点ベースの方がより細かな記述が可能である。一方、特徴点

ベースは、特徴点を検出し追跡するための処理に多くの計算負荷を要するとともに、大量のサンプルに対して自動的に処理する際に、精度及び安定性において課題が残っている。本手法では、人間の視覚特性に基づき、Gabor Wavelets で特徴表現された画像を用いた見え方ベースの手法を採用する。特に、本研究で対象とした処理は、無表情から単一の表情を表出した際のパターンの変化から覚醒度を抽出することにあり、変化部位の出現範囲が限定されるため、AU に基づく特徴点を追跡しなくても、その部位の変化が Gabor Wavelets 変換後の特徴空間上に出現していると考えられる。最後に、情報量の圧縮とノイズの低減を目的として、粗視化処理を行う。本手法では、顔画像を取得する際に顔の構成パーツ（眉、目、鼻、口、頬、顎）を含む領域を手動でテンプレートの初期位置として設定していることや、顔画像撮影中におこる被験者の体動により微少のずれが生じてしまうため、粗視化処理によって、このようなずれの影響を緩和している。80 × 90 画素で表される顔の特徴を、10 × 10 画素のブロックで粗視化することにより、8 × 9 画素の 72 次元まで次元圧縮して表現することが可能となる。

#### 3.2 SOM による表情パターンの分類

1 セット 200 枚から構成される時系列画像から覚醒度に応じた分類を行うために、一定の範囲内で正規化する必要がある。本手法では、教師なし学習により競合と近傍の概念に基づき任意のユニットに対応付くカテゴリ分類を行う SOM を用いる。

SOM のネットワークは、入力層とマップ層の 2 層から構成される。マップ層の各ユニットは入力層の全ユニットと結合しており、結合荷重を保持する。入力データに対して、最も類似する結合荷重を保持するユニットが発火し、そのユニットと近傍を形成するユニットが、入力データに近づくように結合荷重を更新することにより SOM の学習が行われる。入力データ間の類似性が、1 次元または 2 次元配列上で発火するユニットの近さに反映されるトポロジー保存性という特徴を持つ。学習が進むにつれて、類似した特徴を持つデータは近くに、そうでないものは離れた位置に配置されるようなマップが形成される。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  $i$  からマップ層ユニット  $j$  への結合加重とし、乱数を用いて初期化する。

(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  $d_j$  を次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)  $d_j$  が最小となるユニットを勝者ユニットとする。勝者ユニットの近傍領域  $N_c(t)$  に含まれるマップ層ユニットの結合荷重  $w_{i,j}(t)$  を次式を用いて更新する。

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

$\alpha(t)$  は学習率係数である。

(4) 最大学習回数に達するまで、(2) から (3) を繰り返す。

### 3.3 Fuzzy ART による表情パターンの統合

SOM によるカテゴリ分類は、予め定められた写像空間、すなわちマップ層のユニット数の中で分類が行われるため、分類結果は相対的となる。一方、縦断的データセットとして長期に渡るデータに対して、同じ基準、すなわち一定の粒度で分類を行う必要がある。そこで本手法では、SOM で分類されたカテゴリを代表する結合荷重を学習データとして Fuzzy ART で再分類することにより、表情パターンの統合を行う。

G.A.Carpenter と S.Grossberg により提案された ART は、入力パターンの記憶、クラスタリング、連想の能力を有する教師なし学習のニューラルネットワークである。ART は、過去の記憶を保持しつつ新しいパターンの学習が可能な、安定性と可塑性を併せ持つ追加学習型のニューラルネットワークである。

ART には様々な種類が存在するが、本研究ではアナログ入力に対応した Fuzzy ART を使用する。Fuzzy ART の学習アルゴリズムを以下に示す。

(1) F2 層の各ユニット  $i$  に対応する F1 層との間の結合荷重を  $w_i$  とし、すべての要素を 1 に初期化する。

(2) 入力  $x$  が与えられたときに、F2 層の各ユニット  $i$  に対して、選択強度  $T_i$  を次式により計算する。

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

(3)  $T_i$  の最大値を与える  $c$  を勝者ユニット  $T_c$  として選択する。複数の勝者が存在するときは、最小のインデックスのユニットが選択される。 $T_c$  が選択されたとき、F2 層の  $c$  番目のユニットの活動が 1、それ以外のユニットの活動は 0 となる。

(4)  $x$  が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次式により行う。F2 層の  $c$  番目のユニットからの信号の F1 層への伝達による F1 層の活動値  $x \wedge w_c$  に対して、マッチング関数

$$\frac{|x \wedge w_c|}{|i|} \geq p \quad (4)$$

のとき、 $x$  と  $c$  が共鳴し、選択が確定するとともに、次式により結合荷重が更新される。

$$w_{i0} = r(x \wedge w_{i0}) + (1 - r)w_c \quad (5)$$

共鳴しない場合は、 $c$  はリセットされ、次に大きい  $T_i$  の値を与えるユニット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。すべてのユニットがリセットされた場合は F2 層に新たなユニットが生成され、カテゴリが追加される。

最後に、Fuzzy ART 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順に並べ替える。ここで、対応付く画像の枚数が最も多いカテゴリを無表情のカテゴリとする。これは、本データセットには無表情となる画像を多く含むという暗黙知を用いている。表情空間チャートでは、中心部が覚醒度 0 の無表情となり、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カテゴリを配置する。

## 4. 評価実験

本章では、始めに本研究で使用した表情画像データセットに

ついて説明する。本データセットを用いて、覚醒度の抽出から表情空間チャートまでの一連の処理結果を示す。続いて、心理的ストレスシートを用いたストレスレベルの測定方法を示し、計測結果から表情空間チャートの経時変化と心理的ストレスの関係について考察する。

### 4.1 表情画像データセット

表情認識用の顔画像データセットは、大学や研究機関において様々な撮像条件で作成したものが、インターネット等を通じて一般に公開されており、特に性能比較のために活用されている。静止画像に関しては、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 Ekman & Friesen のデータセット [2] が有名である。動画像では、Cohn-Kanade [7] や Ekman-Hager [8] などの表情データセットが有名であり、評価及び比較実験用として幅広く利用されている。また、近年では、Pantic らが公開している MMI Facial Expression Database [9] が著名である。これらのデータセットは、被験者数としては十分な人数が確保された横断的なデータセットであるものの、各被験者に対して 1 回だけの撮影に留まっており、同一被験者に対して長期的に表情を撮影したデータベースは存在しない。そこで、我々は、同一人物の特定表情を長期間に収集した縦断的なデータセットを独自に構築した。具体的には、10 名の被験者を対象として、表情空間チャートが対象とする 3 表情（喜び、怒り、悲しみ）について、数カ月にわたり表情画像を取得した。被験者の内訳は、女子大学生 5 名（A, B, C, D = 19 歳, E = 21 歳）、男子大学生 5 名（F, J = 19 歳, G, H, I = 22 歳）の合計 10 名である。撮影期間は被験者によって異なるが 7~20 週間（1 週間間隔）とした。

撮影環境は、通常室内（日常一般的と考えられる蛍光灯による照明下）とし、被験者の頭部がフレーム中に含まれる状態で正面顔画像を撮影した。あらかじめ被験者には、頭部をあまり動かさないで表情を表出するように指示して撮影を行ったため、一定の範囲内に顔領域が収まっているが、微小な変動に対しては、Haar-like 特徴と Boosting を用いた顔領域のトラッキング手法を用いて補正した。

被験者が意図的に表出した表情画像列（無表情と表情表出の繰り返し）を 1 セットとした。撮影の容易性と今後の応用展開を考慮して、カメラは市販の USB カメラ（Logicool 社製 QcamOrbit）を用いた。撮影時間は 20 秒間として、被験者にはこの間に表情表出を 3 回程度繰り返すよう指示した。カメラのサンプリングレートは毎秒 10 フレームとしたため、1 セットは 200 フレームの画像列から構成される。

### 4.2 覚醒度の抽出と表情空間チャートの生成結果

覚醒度の抽出結果の一例として、被験者 A（18 才、女性）の 9 週目における各表情の覚醒度の時間変化を図 3 に示す。横軸は画像のフレーム数であり、各画像セットとも 200 フレームから構成されている。縦軸は覚醒度を示す。事前に原画像から表情の表出が開始されているフレーム位置と表出表情から無表情に戻る位置を同定し、図中に破線の縦線で示している。被験者には撮影 1 セット（20 秒間）で 3~4 回の表情表出を繰り返しており、このデータセットでは、「喜び」が 3 回、「怒り」と「悲

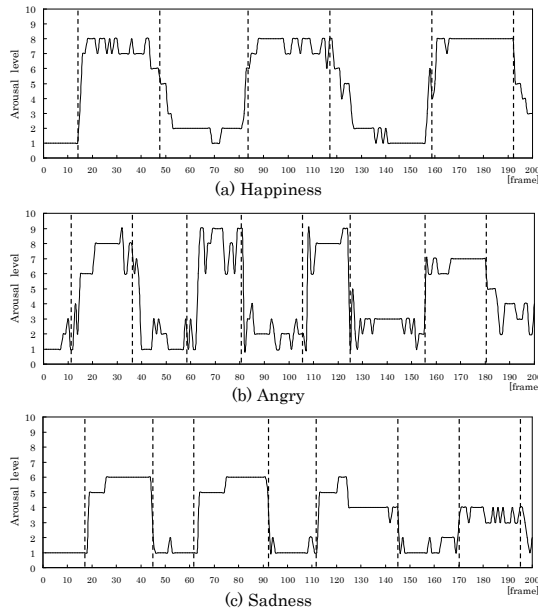


図3 表情表出に伴う覚醒度の時間変化 (被験者 A)  
Fig. 3 Time-series changes of arousal levels (Subject A)

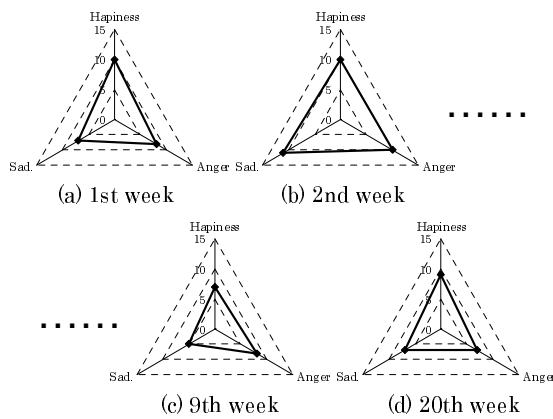


図4 表情空間チャート (被験者 A)  
Fig. 4 FESC (Subject A)

表1 各被験者の表情別平均覚醒度

Table 1 Average of arousal levels in each subject.

Subject	Happiness	Angry	Sadness
A	8.5	7.5	7.1
B	8.6	8.1	6.8
C	8.6	6.1	8.4
D	8.6	7.6	7.6
E	8.7	8.6	7.6
F	8.5	5.5	6.7
G	9.1	7.2	7.0
H	7.6	7.0	7.2
I	8.8	7.7	8.2
J	5.6	5.9	5.3

しみ」が4回ずつ表出している。表情表出の開始と終了のタイミングが覚醒度の変化として表現されている。また、若干の揺らぎは含まれるものの、表情の表出に対応付くように覚醒度が変化している。

続いて、表情空間チャートの生成結果を図4に示す。同一人

表2 SRS-18の測定結果

Table 2 Measurement results of SRS-18

Person	Dysphoria	Displeasure	Lassitude	Total
A	7.25	0.55	6.45	14.25
B	2.09	0.64	2.36	5.18
C	9.88	5.00	7.75	22.63
D	3.57	1.86	4.00	9.43
E	4.86	2.86	4.57	12.29
F	7.64	3.09	6.82	17.55
G	1.62	1.15	2.62	5.38
H	6.62	2.69	9.08	18.23
I	8.90	5.80	11.90	26.60
J	3.86	3.00	6.71	13.57

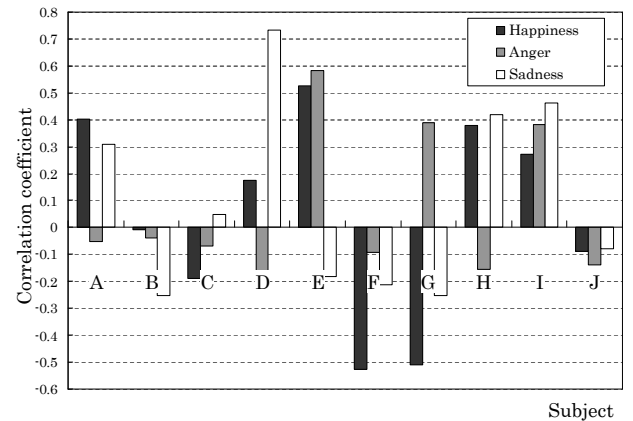


図5 ストレスと表情の相関関係

Fig. 5 Correlation coefficient between stress and each facial expression of ten subjects.

物であっても、週単位で表情パターンが変化していることが表情空間チャートより観察できる。同様に10名に対して表情空間チャートを生成した。各表情別の覚醒度の平均値を表1に示す。各表情とも被験者毎の差異がみられる。

#### 4.3 ストレス測定方法

心理的ストレス反応測定尺度として、本研究では、鈴木ら [10] が提案した Stress Response Scale - 18 (SRS-18) を用いた。SRS-18は、日常生活で経験する心理的ストレス反応を短時間で簡易かつ多面的に測定することができる質問紙から構成されている。心理的ストレス反応としては、日常的に体験する各種ストレスサによって引き起こされる、憂うつ・不安や怒り(情動的反応)、無気力や集中困難(認知的反応)、仕事の能率の低下(行動的反応)などがある。測定内容としては、抑うつ・不安、不機嫌・怒り、無気力の3因子に対するストレス反応が対象となる。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ポイントの得点が与えられる。総得点の範囲は0~54ポイントであり、得点が高いほどストレスが高いことを意味する。本実験では、被験者10名を対象として、表情撮影(7週間~20週間)を行うと同時に、SRS-18で心理的ストレスの測定を行った。SRS-18への記入は表情撮影前に行い、表情の表出に影響を与えないようにするために、得点は被験者に提示していない。

表 3 ストレスの影響を受けやすい表情  
Table 3 Facial expressions affected by stress

Subject	Facial Expression	Subject	Facial Expression
A	Happiness	B	Sadness
C	-	D	Sadness
E	Anger	F	Happiness
G	Happiness	H	-
I	Sadness	J	Anger

#### 4.4 測定結果及び表情空間チャートとの関係

SRS-18 を用いて測定した被験者 10 名の得点の平均値を表 2 に示す。ストレス値が最も低い結果となった被験者 B (5.18 ポイント) と、最も高い結果となった被験者 I (26.60 ポイント) では 5 倍以上の得点の差があった。このことから、同一環境で同一条件で実験を行う際にも、被験者の心理的側面には極めて大きな差異が存在していることが理解できる。

続いて、心理的ストレスが表情に与える影響を調べるために、各被験者のストレス値と各表情の覚醒度の相関係数を算出した。結果を図 5 に示す。正の相関を示す代表例としては、被験者 I があげられる。全ての表情に対して相関係数が正の方向となっており、表情空間チャートとストレスの相関係数をみても、0.61 と高い値を示している。負の相関を示す代表例としては、被験者 F があげられる。「怒り」以外の表情に負の相関が現われていることが確認できる。また被験者 C と被験者 J は、「喜び」、「怒り」、「悲しみ」の表情に対して、いずれもストレスとの有意な相関関係を確認することができなかった。特に、被験者 C は、ストレス値の合計が 22.63 ポイントと高い値を示しているにもかかわらず、覚醒度との相関はみられなかった。つまり、ストレスに左右されず、表情表出を行うことができるといえる。

これらのデータを基に、被験者から取得した 3 つの表情のうち、最もストレスの高低に起因する表情を考察するため、各表情に対しての相関係数の絶対値を取り、その値が最も高い表情を、心理的ストレスの影響を受けやすい表情として表 3 に示す。各被験者によって、ストレスの影響されやすい表情は異なっているが、10 名の被験者の全体的な傾向として、「喜び」と「悲しみ」のいずれかの表情にストレスの影響が現れる被験者が多く、「怒り」の表情にはストレス影響が現れにくい結果となった。しかしながら、ストレスの感じ方や程度、身体に及ぼす影響などは、実際にはその体質、性格から個人差も存在し、表情への影響度合いも人それぞれである。そのため、本研究では長期に渡っ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いる。更に、撮影期間、被験者を増やすことにより、個人固有な表情パターンの抽出、また、ストレスの経時変化に伴う表情パターンの違いについて、より詳細に多方面から考察が可能になると考えている。

## 5. むすび

情動の発露として現れる表情は人それぞれ固有な空間を形成

するという考えのもと、本論文では、個人固有の表情空間を表現する手法として表情空間チャートという枠組みを用いて、表情表出における覚醒度の変化と心理的ストレスとの関係性について検証した。男女 5 名ずつ、10 名の被験者を対象として 7~20 週間に渡って表情画像データセットを構築して本手法に適用した結果、個人固有な表情空間を、表情空間チャートを用いて表現することができた。また、表情画像を取得する前に、ストレスシート SRS-18 に記入してもらい、心理的ストレスが表情空間チャートに与える影響について考察した結果、各被験者のストレスの影響を受けやすい表情について、特に「喜び」と「悲しみ」の影響が大きいことがわかった。

今後の課題としては、表情空間チャートから各表情における覚醒度の時系列パターン変化を「表情が奏でるリズム」として表現することにより、表情の複雑性や曖昧性の定量化を目指したい。また、被験者数と撮影期間を増やすことにより、被験者間での横断的かつ各被験者の縦断的な表情空間チャートの評価を進めたい。

## Acknowledgment

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 株式会社の方々にご助言を頂きました。また、実験データの取得に際し、被験者として長期に渡り顔画像の撮影に協力して頂きました本学の 10 名の学生諸氏に深く感謝申し上げます。

## 文 献

- [1] M. Pantic, L. 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] Paul Ekman and Wallace V. Friesen, " Unmasking the Face: A Guide to Recognizing Emotions from Facial Clues, " Malor Books, 2003.
- [3] 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.
- [4] H. Madokoro, K. Sato, A. Kawasumi, and S. Kadowaki, " Facial Expression Spatial Charts for Representing of Dynamic Diversity of Facial Expressions, " IEEE Int'l Conf. System, Man, and Cybernetics, (SMC), Oct. 2009.
- [5] J.A. Russell and M. Bullock, " Multidimensional Scaling of Emotional Facial Expressions: Similarity From Preschoolers to Adults, " *Journal of Personality and Social Psychology*, vol. 48, 1985, pp. 1290-1298.
- [6] G. Donato, M. S. Bartlett, J. C. Hager, P. Ekman, T. J. Sejnowski, " Classifying Facial Actions, " IEEE Trans. PAMI, Vol.21, No.10, pp.974-989, Oct. 1999.
- [7] T. Kanade, J.F. Cohn, and Y. Tian, " Comprehensive database for facial expression analysis, " IEEE Face and Gesture, pp.46-53, 2000.
- [8] M. Bartlett, J. Hager, P. Ekman, and T. Sejnowski. Measuring facial expressions by computer image analysis. *Psychophysiology*, 36:253-264, 1999.
- [9] M. Pantic, M.F. Valstar, R. Rademaker and L. Maat, " Web-based Database for Facial Expression Analysis ", Proc. IEEE Int'l Conf. Multimedia and Expo, Amsterdam, The Netherlands, July 2005
- [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.