

表情の動的多様性に基づく心理的ストレスレベルの可視化

Visualization of Psychological Stress Based on Dynamic Diversity of Facial Expressions

間所 洋和 佐藤 和人

Hirokazu Madokoro Kazuhito Sato

秋田県立大学

Akita Prefectural University

madokoro@akita-pu.ac.jp

Abstract: 本論文では、表情表出時の顔の動的多様性に着目し、個人固有の表情空間を定量化する手法として表情空間チャートという枠組みを提案する。表情空間チャートは、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。「喜び」、「怒り」、「悲しみ」の3表情を対象として、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た結果、「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。

1 はじめに

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。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 [2] は、人間の顔には静的多様性と動的多様性が存在する述べている。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のことである。これによって、顔を構成する部品の形状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）の対応関係を明らかにする必要がある。表情の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ている顔面変形の種類や大きさを一貫性のある基準に基づいて記述する必要がある。表情による顔面変形を記述する方法として、Ekman と Friesen により提案された FACS (Facial Action Coding System) は、行動科学や心理学などの人間科学の諸学問分野において早くから注目を集め、世界標準といえ

るまで普及している。FACS は表情を測定する手法として開発されたシステムであり、解剖学的に独立した 44 個の運動単位である AU (Action Unit) から成り立っており、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。しかながら、AU の抽出には専門的な訓練が必要とされる。また、AU は多くの表情を人間が観察することで主観的に分類されたものであるため、AU では表現しきれないような表情動作も実際には存在するのではないかと考えている。このように、FACS は顔表情の画像としての見え方を体系化したものであり、必ずしも表情表出による顔面の形状変化を厳密に記述するパラメータとして適しているわけではないため、FACS の AU にとわられないパラメータ表現も検討されている。

一方、心理的パラメータは、表情画像を視覚刺激として被験者に提示し、感情に関する認知的判断を求めることにより得ることができる。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、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で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必要があると言及されている [2]。

本研究では、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、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する。表情空間チャートは、基本 6 表情の中

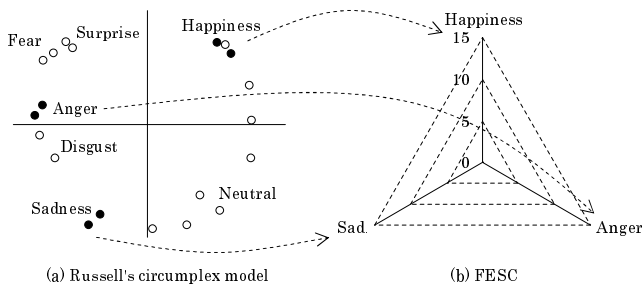


Fig. 1: Russell の円環モデルと表情空間チャートの対応関係

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として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 が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験者における時系列変化を可視化する。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、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捉え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ている。快の次元の要素も表情画像中に含まれているが、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(データセット)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、快の次元に関しては、意図的な表情を扱う本実験では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している。

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[2]。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

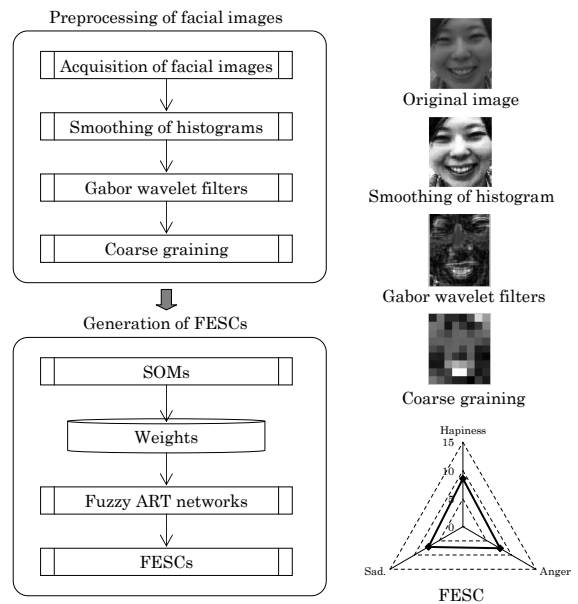


Fig. 2: 提案手法の全体構成

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、FACSなどのように、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。そこで本論文では、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・表現する。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

赤松は、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ため、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。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を用いて再分類を行う。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、ビジアル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 顔画像の取得

表情には、自発的的表情と意図的な表情がある。自発的的表情は直接的に情動や感情と対応付くという利点を有するものの、撮像環境や状況の設定やカメラを意識せずに長期的に安定して取得することが極めて困難である。また、どのような情動や感情から表情が表出されているのかの因果関係を捉えることが難しい。一方、意図的な表情は、特に社

交面において、積極的に相手に何かを伝えたい場合のようなコミュニケーション手段として重要である。また、長期的に特定の被験者の表情画像が得ることが容易であることから、本研究では、意図的な表情を用いて表情画像データセットを構築した。

表情の撮影は、複数回の予備撮影を行った後、被験者が実験環境に慣れた段階で取得を開始した。汎用性と容易性を考慮して、撮影にはUSBカメラ(Logicool社製Qcam)を用いた。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、微小な補正には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た。照明条件は、一般的な蛍光灯下とした。取得した顔原画像中の顔の特徴部位である眉、目、鼻、口、頬、顎を含む領域を80×90画素の大きさで抽出し処理対象とする。

3.2 前処理

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て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。

本研究では、一定の制約条件下で表情画像を取得しているものの、撮影が数週間から数ヶ月単位の長期間に渡るため、照明変動による揺らぎ等の外的要因を完全に抑えることはできない。したがって、前処理としてまず始めに、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。

次に、Gabor Wavelets変換により特徴を抽出する。コンピュータビジョンや画像処理などの分野では、生体の視覚特性に基づく情報処理モデルとしてGabor Waveletsの情報表現が注目されている。内部パラメータによって任意の特徴を強調できるGabor Waveletsの情報表現は、受容野の反応選択性と類似した特性を持つことが示されていることから、文字認識やテキストチャの分類、顔画像処理などの様々な分野に応用されている。

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。また、本手法の顔画像取得の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、微小のずれが生じてしまうため、この処理によって、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粗視化することにより、8×9ブロックの72次元まで次元圧縮して表現することが可能になる。

3.3 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. 2. から 3. を最大学習回数まで繰り返す。

3.4 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、教師なし学習ニューラルネットワークで、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で、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には多数の種類が存在し、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、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。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リ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。表情空間チャートの中心部は、無表情を覚醒度 0 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カテゴリを配置する。

4 評価実験

本章では、はじ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。本データセットから 1 名の被験者を対象として、表情空間チャートまでの一連の処理結果を示す。続いて、被験者 10 名に対して表情空間チャートを生成した結果を示す。

4.1 表情画像データセット

表情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、様々な形式で公開されており、特に表情認識の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 のデータセットが有名である。動画データでは、Cohn-Kanade や Ekman-Hager 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 [6]。また、近年では、Panticらが公開している MMI Facial Expression Database が著名である [7]。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 回のみ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、表情空間チャートの生成に用いる 3 表情について、長期間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、通常の室内 (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。本実験では Ekman の基本 6 表情の中でも、一般的に表情の表出が容易である「喜び」「怒り」「悲しみ」の 3 表情を撮影対象とした。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、

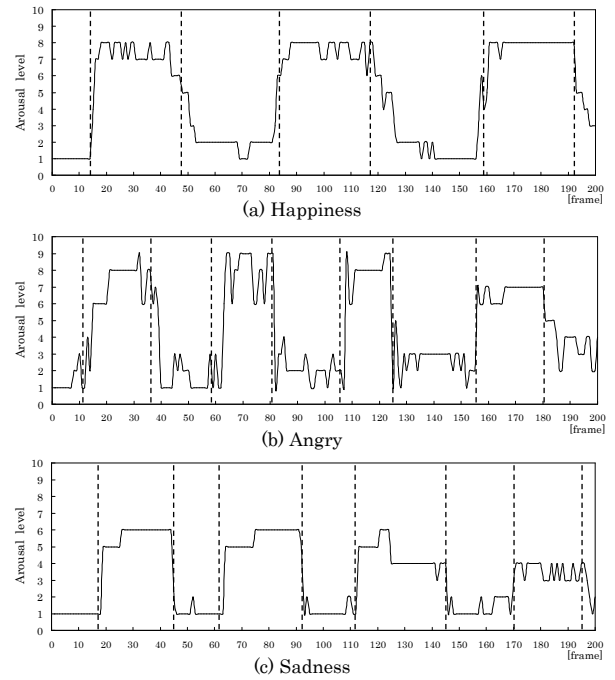


Fig. 4: 表情表出に伴う覚醒度の時間変化 (被験者 A)

この間に表情表出を 3 回程度繰り返すことを条件として被験者に事前に提示した。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 表情空間チャート生成結果 (被験者 A)

各表情の覚醒度の最大値を用いて生成した表情空間チャートを図 3 に示す。同一人物であっても、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。このような変化は、心理面の影響を受けていると考えられるため、本結果は SRS-18 を用いた心理的ストレステストの結果と併せて次章において考察する。

ここで、覚醒度が表情表出に応じて対応付けられているかを検証するために、表情表出に伴う覚醒度の時間変化について評価する。各表情の覚醒度の時間変化を図 4 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 (被験者 A, 9 週目) では、「笑い」が 3 回、「怒り」と「悲しみ」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。

4.3 表情空間チャート生成結果 (被験者 10 名)

被験者 10 名に対して表情空間チャートの生成した。撮影期間は被験者により異なり、7 週間から 20 週間までとなっている。被験者 10 名の撮影期間における平均覚醒度を算出し生成した表情空間チャートを図 5 に示す。

全被験者の平均覚醒度の中で、「喜び」の表情に関しては、被験者 G が 9.1 と最も高く、被験者 J が 5.6 と最も低い結果となっている。同様に、「怒り」は、被験者 E が最も高く、被験者 F が最も低い。「悲しみ」は、被験者 C が覚醒度が最も高く、被験者 J が最も低い。被験者 J は、他

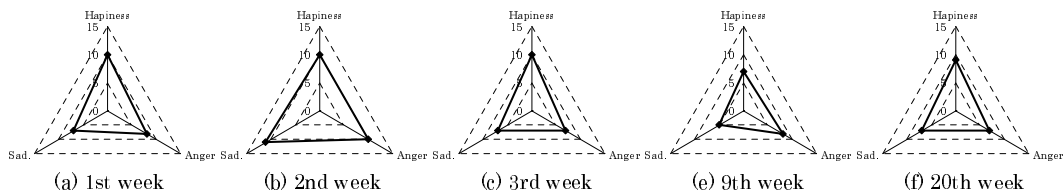


Fig. 3: 表情空間チャート (被験者 A)

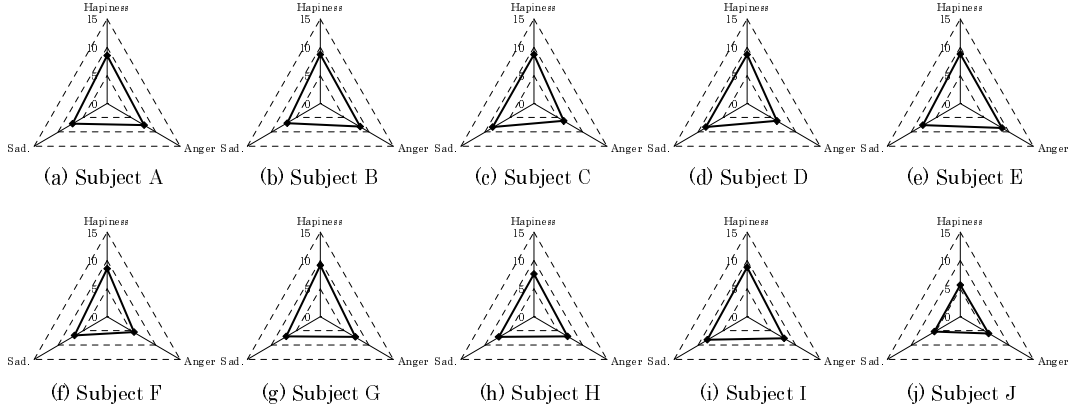


Fig. 5: 表情空間チャート (被験者 10 名)

の被験者と比較して、全体的に表情空間が小さいことが観察できる。

性別では、すべての表情において、女性 (被験者 A ~ E) が男性 (被験者 F ~ J) より覚醒度が高くなっている。経験的にも明らかのように、女性は活発な表情やカメラスマイルを作ることが苦にならない人が多い。主観的な観察結果であるが、被験者 10 名に対して意図的な表情を作ってもらった際に、男性は恥ずかしがったり、表情を作るのが苦手な人が多くいたという印象を受けている。

5 心理的ストレスが表情に与える影響

前章では、顔の物理的パラメータの時系列変化を記述表現する表情空間チャートの生成のみについて示した。ここでは、情動に影響を与える要因として心理的ストレスに着目して、表情空間チャートを形成する各表情の覚醒度との関係について考察する。また、心理的パラメータとして Russell の円環モデルにおける快の次元 (快・不快) に対応するパラメータとして位置付けられる。

5.1 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 [8] により提案された 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 の得点が与えられる。総得点の範囲は 0~54 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。

Table 1: SRS-18 の測定結果

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

5.2 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 1 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。

各被験者の基本 3 表情とストレスの経時変化を図??に

Table 2: ストレスの影響を受けやすい表情

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

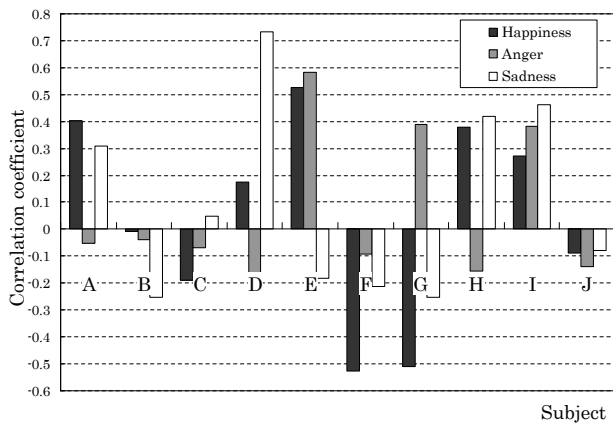


Fig. 6: ストレスと表情の相関関係

示す。ここで、被験者毎の各グラフの横軸は撮影週、縦軸の第1軸は表情空間チャートにおける「喜び」、「怒り」、「悲しみ」の各表情の覚醒度の値、第2軸はストレスシートによって得られたストレス値を示す。ストレス値及び各表情の覚醒度は被験者によって様々なパターンの変化を示している。ここで、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6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と高い数値を示している。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で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つた。特に、被験者Cは、ストレス値が大きく変化しているにもかかわらず、表情空間チャートには大きな変化はない。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ているといえる。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2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くるが、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あらわれる被験者が多く、「怒り」の表情にはストレス影響があらわ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。

6 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提案した。表情空間チャートは、「喜び」、「怒り」、「悲しみ」の3表情を対象とし、Russellの円環モデルに基づき覚醒度を軸として構成される。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「笑い」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を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な表情空間チャートの評価と、各被験者における表情空間チャートの縦断的に評価を進めたい。

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 有限責任事業組合の方々に多くの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。

参考文献

- [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] 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.
太田寛志, 佐治斉, 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.
- [4] Masahiro Nishiyama, Hiroaki Kawashima, Takatsugu Hirayama, and Takashi Matsuyama, "Facial Expression Representation based on Timing Structures in Faces", IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures (W. Zhao et al. (Eds.): AMFG 2005, LNCS 3723), pp. 140-154, 2005.
- [5] 本間元康, 長田佳久 "動的特性が表情認知に与える効果", Technical Report on Attention and Cognition (2003), No.17.
- [6] T. Kanade, J.F. Cohn, and Y. Tian, "Comprehensive database for facial expression analysis," IEEE Face and Gesture, pp.46-53, 2000.
- [7] 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
- [8] 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.