

表情空間チャートを用いた心理的ストレスレベルの推定

間所 洋和[†] 佐藤 和人[†]

[†] 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、表情空間の動的多様性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。具体的には、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) 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、心理的ストレスシートを用いて計測した慢性的ストレスの経時変化との関係性を解析したところ、個人固有な相関関係が得られた。更に、SVM (Support Vector Machines) を用いて4段階に分類されるストレスレベルを推定したところ、10名全体で68.6%、10週間以上の被験者5名では77.4%という推定率が得られた。

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, サポートベクタマシン

Estimation of Psychological Stress Levels Using Facial Expression Spatial Charts

Hirokazu MADOKORO[†] and Kazuhito SATO[†]

[†] 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 new framework to describe individual facial expression spaces focusing on dynamic diversity of facial expressions under the consideration of facial expressions that appeared as discharge of emotion to create a unique space in each person. Our method consists of three steps: the first step is to extract topological features from time-series facial image datasets using Self-Organizing Maps (SOMs); the second step is to integrate weights of SOM into categories using Fuzzy Adaptive Resonance Theory (ART) networks; and the third step is to create facial expression spatial charts integrated by all arousal levels produced from categories of facial expressions in each basic facial expression. We analyzed relations between the number of individual facial expression patterns and psychological stress values. The results show facial expressions effected by stress differ in each subject. Moreover, we estimated stress levels of four grades using Support Vector Machines (SVMs). The mean estimation rates for all ten subjects and five subjects whose datasets are more than ten weeks are 68.6 and 77.4 percent, respectively.

Key words Facial expression spatial charts, Arousal levels, SOM, Fuzzy ART, SVM.

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ため、次世代のMMI (Man-Machine Interface) として発展が期待され

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、顔を構成するパーツ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。

我々は、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 SOM (Self-Organizing Maps) 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 Fuzzy ART (Adaptive Resonance Theory) 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、表情空間チャートを生成することにより、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とともに、表情空間チャートを用いてストレスレベルを推定する。

2. 覚醒度と表情空間チャート

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

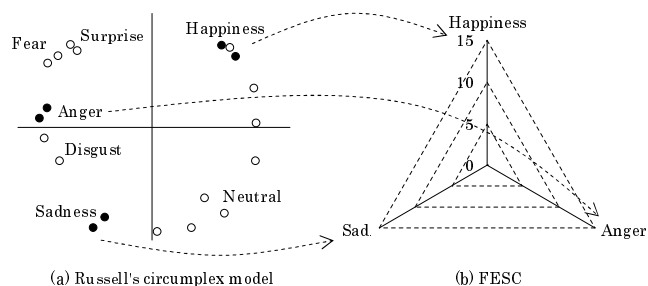


図 1 Russell の円環モデルと表情空間チャートの対応関係

Fig. 1 Correspondence relationship between Russell's circumplex model and FESC.

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、心理的狀態を抑えて）表情を形成するために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

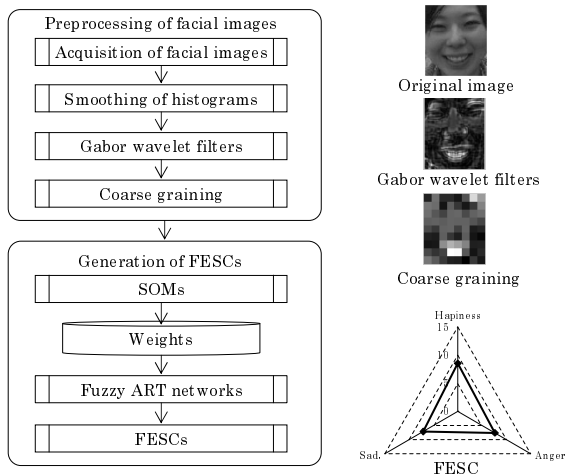


図 2 提案手法の全体構成

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

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

本研究では、AU (Action Units) による特徴点ベースの手法ではなく、画像全体から特徴を表現する見え方ベースの手法を用いる。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 により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実現するために、対象画像セットを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間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. データセット

本研究では、長期間に渡る表情変化を扱うために、独自のデータセットを構築した。また、表情の撮影と同時に、専用のストレスシートを用いて心理的ストレスレベルを測定した。

4.1 表情画像データ

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回のみ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。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したため、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。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フレームに設定したため、1セット200フレームの画像列から構成される。

4.2 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。得点範囲は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。更に、この得点から4段階の評定値(レベル1: 弱い, レベル2: 普通, レベル3: やや高い, レベル4: 高い)に分類される。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。

5. 実験結果

本章では、始めに表情空間チャートの生成結果を示し、続いて表情空間チャートと心理的ストレスレベルの関係を示し、最後に心理的ストレスレベルの推定結果を示す。

5.1 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

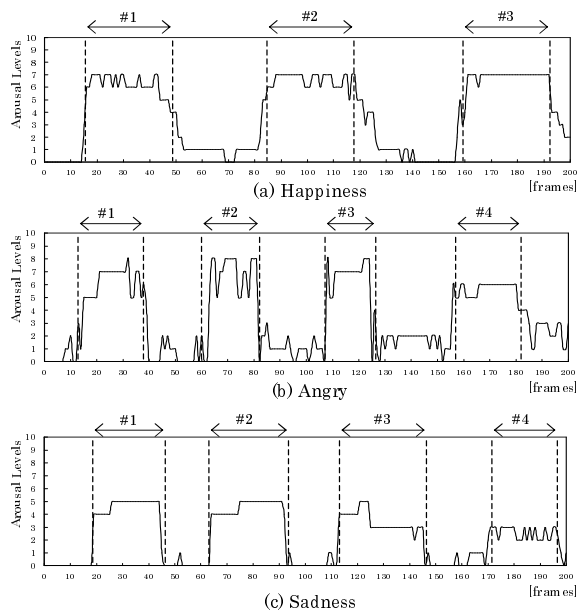


図 3 表情表出に伴う覚醒度の時間変化 (被験者 A)
Fig. 3 Time-series changes of arousal levels (Subject A).

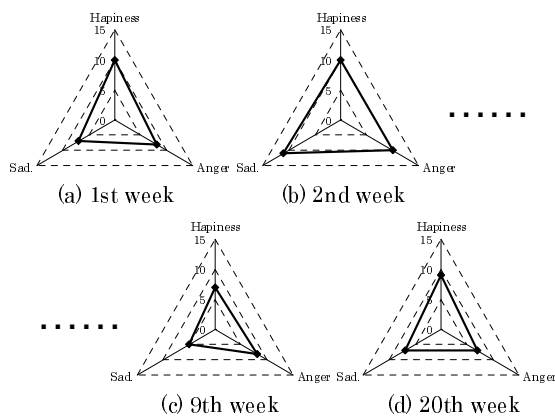


図 4 表情空間チャート (被験者 A)
Fig. 4 Facial expression spatial Charts (Subject A).

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。3 表情が織り成す表情の動的多様性をチャートとして示しており、同一被験者であっても、週単位で表情空間がダイナミックに変化していることが確認できる。また、被験者間では、個人固有な表情空間チャートとなっていることを確認している。

5.2 表情空間チャートと心理的ストレス

被験者 A におけるストレス値と覚醒度との時系列変化を図 5 に示す。この図から、心理的ストレスが表情表出に与える影響について検証するために、ストレス値と覚醒度の相関関係を算出した。被験者 10 名の結果を表 1 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

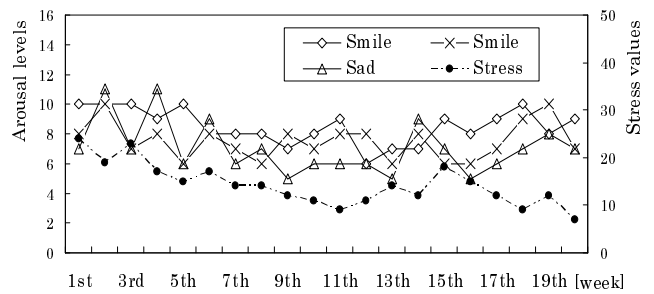


図 5 ストレス値と覚醒度の時系列変化 (被験者 A)
Fig. 5 Time-series changes of stress values and arousal levels (Subject A).

表 1 ストレス値と各表情の覚醒度及び全体との相関係数。

Table 1 Correlation coefficient of stress values and arousal levels.

Subject	Happiness	Angry	Sadness	FESC
A	0.403	-0.053	0.308	0.306
B	-0.007	-0.039	-0.253	-0.241
C	-0.190	-0.068	0.047	-0.183
D	0.174	-0.169	0.732	0.445
E	0.526	0.584	-0.183	0.298
F	-0.527	-0.093	-0.213	-0.408
G	-0.510	0.389	-0.254	-0.229
H	0.380	-0.155	0.418	0.351
I	0.271	0.384	0.461	0.609
J	-0.089	-0.138	-0.077	-0.163

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、0.609 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。被験者 C と被験者 J は、いずれの表情に対しても、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、ストレス値が他の被験者よりも高い値を示していたにもかかわらず、覚醒度との相関はみられなかった。

5.3 心理的ストレスレベルの推定

表情は、情動の変化に伴って自発的に、あるいは社会的な制約を受けて意図的に表出されるが、実際に表出される表情の程度は、その場の状況や心理的な影響を受けて様々な形に修飾される。本研究では、表情変化を縦断的に捉えるために、同一条件下で長期間に渡って継続的に表情の撮影を続けているが、表情空間チャートは、週単位で異なった分布を示していることから、表情表出の程度を示す覚醒度は週毎に様々な値を示している。そこで本実験では、心理的側面から、ストレスが表情表出に与える影響に着目して、表情空間チャートからストレスレベルの推定を試みる。

推定器には、カーネルトリックを用いて入力特徴量を高次元空間に写像することにより高い識別精度を有する SVM (Support Vector Machines) [11] を用いた。推定精度は、LOOCV (Leave-One-Out Cross Validation) により評価する。推定対象は、4 段階の評定値 (レベル 1: 弱い, レベル 2: 普通, レベル 3: やや高い, レベル 4: 高い) とした。なお、データの割合は、レベル 2 が最も多く全体の 48.6% となっており、続いてレベル 1 が 33.6%, レベル 3 とレベル 4 はそれぞれ 13.1% と

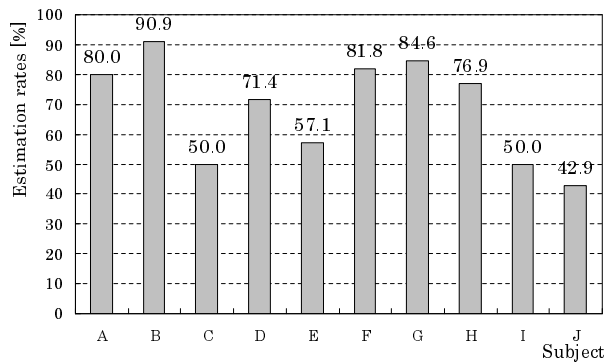


図 6 SVM によるストレス推定結果

Fig. 6 Stress estimation results with SVM

4.7%となっている。SVM のカーネル関数には RBF (Radial Basis Function) を用いた。ガウス関数の広がりを決めるパラメータ γ には、入力データ数 (撮影週) の逆数を設定した。

10 名の被験者に対するストレス推定結果を図 6 に示す。全体の平均推定率は 68.6%であった。被験者別では、被験者 B の推定率が最も高く、90.9%であった。続いて被験者 G が 84.6%、被験者 F が 81.8%であった。撮影期間数が最長の被験者 A は 80.0%となっている。一方、被験者 J が 42.9%、被験者 C と被験者 I がそれぞれ 50.0%となっている。被験者 J と被験者 C に関しては、データ数がそれぞれ 7 週分、8 週分しかなく、このような少ないデータから 4 段階の分類を可能とする推定器を構築すること自体が、SVM にとって困難な問題となっている。そこで、データ数が 10 週以上の被験者 (A, B, F, G, H, I) のみに対して推定率を求めたところ、平均 77.4%となった。したがって、継続的にデータ取得を行い、10 週間以上の期間に渡るデータセットを構築することで、高い精度のストレスレベルの推定が可能になると考えられる。

本手法では推定器として SVM を用いたが、学習データセットに偏りがある中で、高い精度のストレスレベルの推定が実現できている。全てのデータに対して LOOCV により評価を行ったが、ストレスレベル別データ数には偏りが大きく、ストレス反応がレベル 2 の「普通」が 5 割程度と圧倒的に多く、次に多いレベル 1 の「弱い」と合わせて 8 割になっている。さらに、ストレスレベルを構成するデータ数が 1 セットしかないデータも 5 パターンあり、4 名の被験者がこれに該当する。また、サンプル数が 2 の場合も 6 パターン、被験者数では 5 名存在する。このようなデータに対しては、汎化能力という面でも学習が非常に難しい問題設定となっているが、本実験ではこれらのサンプル数の少ないデータを除外することなく評価対象とした。ストレスの分布には個人差があるため、均等にデータを収集することは困難な課題であるが、季節による変化が捉えられる程度まで撮影期間を増やすことにより、推定精度の向上に結び付けることができると考えている。

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、個人固有の相関関係が得られた。更に、SVM を用いて 4 段階に分類されるストレスレベルを推定したところ、10 名全体で 68.6%、10 週間以上の被験者 5 名では 77.4%という結果が得られた。

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 Trans. PAMI, Vol.22, No.12, pp.1424-1445, Dec 2000.
- [2] P. Ekman and W. 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.
- [11] V. Vapnik, Statistical Learning Theory, Wiley, 1998.