原著論文

表情の時系列変化を可視化する表情空間チャート†

間所 洋和 *1・佐藤 和人 *1・門脇 さくら *2

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提案する。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。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週間に及ぶ独自の長期表情画像データセットを構築し、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、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慢性的ストレスを測定し、SVM（Support Vector Machines）によりストレスレベルを推定した。その結果、10名全体で68.6%、10週間以上の被験者5名では77.4%の推定率が得られたことから、表情空間チャートからストレスレベルを推定できる見通しが得られた。

キーワード：表情空間チャート、自己組織化マップ、適応共鳴理論、サポートベクタマシン

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。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、このような顔が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[3]。

本論文では、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し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

† Facial Expression Spatial Charts for Representing Time-Series Changes of Facial Expressions

Hirokazu MADOKORO, Kazuhito SATO and Sakura KADOWAKI

*1 秋田県立大学 システム科学技術学部

Akita Prefectural University

*2 SmartDesign 株式会社

SmartDesign Co., Ltd.

SOM(Self-Organizing Maps)[22]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[23]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[4]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、本研究では、ストレスが表情表出に与える影響に着目し、専用のストレスチェックシートを用いて各被験者が抱えるストレスを計測するとともに、表情空間チャートからストレスレベルの推定を試みる。

2. 関連研究

表情を扱う研究は、Ekmanが定義した基本6表情への分類や認識を目的としたもの、すなわちパターン分類の延長から、表情の時間的要因や動的な多様性を扱った研究が行われるようになってきている。ここでは、後者に焦点を当てて関連する研究を概観する。表情変化の時間的要因の検討に関する研究として、Bassili[5]は、顔表面に取り付けた多数の光点を特徴点として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表情を分類した。しかしながら、顔の動的な変化を、視覚心理実験で提示する刺激として制御することが極めて困難であったと考えられ、動きのどのような成分が分類に影響するのかは明らかになっていない。

表情の動的側面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[6]がある。太田らは、眉・目・口それぞれの顔構成要素を可変モデルとする顔モデルを生成し、顔動画像にマッチングすることで各顔面筋の収縮度をモデルとするパラメータ値を用いて表情パターンを記述した。このモデルでは、処理対象となる表情パターンと、あらかじめ定めた表情標準パターンとの比較によって表情表出度を抽出し、表情を認識する。表情表出度を用いることで、顔の一連の動作の中で表情が表れている区間を検出することができ、表情表出の時間的変化をとらえることができる。また、表情表出度の増減から、表情の発生過程・持続時間・終了過程という時間的変化をとらえ

ている。しかしながら、表情表出度を求めるには、表情標準パターンを定める必要があり、表情標準パターンが最大となるレベルでの表現に留まっている。また、動画像の初期フレームの特徴点の位置を手動で設定しなければならないなどの問題点を有する。

Nishiyama[7]らは、顔の構成要素(顔パーツ)のそれぞれの動きに関するタイミング構造に基づき、表情の動的側面を詳細に表現する枠組みとして表情譜を提案している。表情譜では、表情変化の時間的要因と表情間における微妙な差異を表現する指標として、表情の表出度合いに応じて分節化されたモードという枠組みが用いられている。AAM(Active Appearance Models)を用いて追跡した顔パーツの動きを静止状態と運動状態に分け、特徴ベクトルの時間差分ノルムから、動きの指標に対して分節化された区間の距離を定義することで、階層的クラスタリングによる区間の併合処理を繰り返すことでモードが抽出される。モードによるタイミング構造の記述は、時間分解能は高いものの、表情空間を表現するための表情の表出度合いとしては、無表情、表出開始、最大表出、表出終了の4パターンであるため、表現能力は低い。

一方、表情の表出は文脈や状況、心理状態などによって表出できる表情の度合いも異なる。本研究では、この差異を積極的に利用するために、表情を撮影する時間軸を長く取った。我々は、各被験者の長期間に渡る表情の時系列変化から、個人の表情空間を定量化し表現することを目指している。また、表情の表出度合いは個人によって異なるだけではなく、個人でもその時々によって異なる。このため、最大表出レベルで表情空間を定量化するのではなく、適応的かつ一定の粒度で表情空間を形成しなければならない。更に、心理状態による影響を考慮しつつ、表情を取得する必要があると考える。

3. 覚醒度と表情空間

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の円環モデルにおける各表情の布置関係に注目し、表情の表出程度を定量化した値である。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)で表される2次元平面上に円環状に布置される。本研究における覚醒度は、Russellの円環モデルにおける覚醒の次元と快の次元の両者の特徴を含む情報となる。具体的には、目や口、眉などの顔パーツの動きに伴う変化を位相変化として抽出する。ここで、位相とは、集合の各要素のつながり方を既定している構造である[18]。抽

図1 Russellの円環モデルと表情空間チャートの対応関係

出された位相変化を特徴としてカテゴリ化し、表出度合いに応じて並び変えることによって覚醒度が得られる。

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。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。各軸の最大値が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。

4. 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、ビ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

図2 提案手法の全体構成

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、及び、SVM(Support Vector Machines)[15]を用いたストレスレベルの推定について個別に説明する。

4.1 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[17]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であり、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[9]。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影響を緩和している。なお、粗視化ウィンドは、予備実験の結果から 10×10 画素とした。したがって、 80×90 画素の原画像は、 8×9 画素に圧縮される。

4.2 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[22]を用いる。

SOMのネットワーク構成を図3(a)に示す。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. データセット中から画像を選択し、時刻 t における入力 $x_i(t)$ として入力層に提示する。
3. $x_i(t)$ 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。

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

4. 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。

図3 SOMとFuzzy ARTのネットワーク構成

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

$\alpha(t)$ は学習率係数である。

5. 最大学習回数に達するまで、2. から4. を繰り返す。

SOMは各データセットに対して個別に適用する。予備実験の結果から、マップ層は15ユニット、学習回数は1000回とした。学習時は各ユニットに偏りが生じないように、入力画像は200枚の中からランダムに選択した。学習後のSOMに表情画像を再入力することにより、各ユニットに対応付ける。

4.3 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FuzzyART[23]で再分類することにより、表情パターンを統合する。

Grossbergらにより提案された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教師なし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のネットワーク構成を図3(b)に示す。ネットワークは、入力層のF0、特徴表現のF1、及びカテゴリ表現のF2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. SOMの結合荷重を入力 x_i としてF0に提示する。
3. 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。

$$\frac{|x_i \wedge w_c|}{|i|} \geq p \quad (3)$$

ここで、 $|\cdot|$ は絶対値、 $\wedge$ はファジー論理積、 a は分母がゼロになることを防ぐ係数を表す。

4. 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。
5. x_i 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 $x_i \wedge w_c$ に対して、マッチング関数

$$T_i = \frac{|x_i \wedge w_i|}{a + |w_i|} \quad (4)$$

のとき、 x_i 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。

$$w_c = r(x_i \wedge w_c) + (1 - r)w_c \quad (5)$$

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。なお、 r は学習速度を決めるパラメータである。

Fuzzy ART では、F2のユニットにSOMの結合荷重が対応付く。このとき、類似した特徴量はカテゴリとして統合される。最後に、各カテゴリの平均顔画像を、無表情を基準にして覚醒していくパターン順に並べ替えられる。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。

図4 覚醒度（被験者A）

4.4 表情空間チャートの生成

SOMで分類されFuzzy ARTで統合された表情カテゴリは、無表情を基準として覚醒度順に並べ替えられる。当該データセットには、無表情画像が最も多く含まれている。したがって、画像枚数が最大のカテゴリを無表情のカテゴリとする。覚醒度の並びは、無表情を基準に相関の低いカテゴリの順とした。覚醒度として対応付けた結果を、代表画像と併せて図4に例示する。覚醒度のレベル数は、Fuzzy ARTで統合されたカテゴリ数となり、「喜び」は8段階、「怒り」は9段階、「悲しみ」は6段階となった。

表情空間チャートの各軸には、覚醒度の最大値が対応付けられる。表情空間チャートの中心部は、覚醒度0（無表情）となる。覚醒度が大きくなるにつれて、三角形の外側に表情カテゴリが配置される。

4.5 SVMによるストレスレベルの推定

本研究では、ストレスが表情の表出に与える影響に着目し、表情の撮影と同時に専用のストレスシートを用いて被験者のストレスレベルを測定する。このデータを用いた本研究の応用事例として、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、カーネルトリックにより高次元空間に写像することで高い識別精度が得られるSVMを用いた。

SVMの学習は、 N 個の入力データ $x_i (i=1, \dots, N)$ に対して、次式で定義される識別関数 f の荷重係数 w_i とバイアス b を求めることにある。

$$f(x_i) = \text{sign}(w_i^T x_i - b), \quad (6)$$

ここで、 $\text{sign}(u)$ は $u > 0$ で1、 $u \leq 0$ で-1を出力する符号関数である。 x_i に対する教師データを $t_i (i=1, \dots, N)$ とすると、2クラス間のマージンが最大となる識別面は、

$$L(w_i, \epsilon_i) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \sum_{i=1}^N \epsilon_i, \quad (7)$$

の条件下で,

$$L(w_i, \epsilon_i) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \sum_{i=1}^N \epsilon_i, t_i(w_i^T x_i - b) \geq 1 - \epsilon_i, \quad (8)$$

を最小化することにより求められる。ここで、 $\|\cdot\|^2$ は L2 ノルムである。また、第 2 項の $\epsilon_i (\geq 0, i=1, \dots, N)$ は、線形分離が難しい入力データに対して、識別誤りを許すパラメータであり、このメカニズムは、ソフトマージン法と呼ばれている。L の最小化問題は、ラグランジュの未定乗数法を用いて解くことができる。ラグランジュ乗数 α を導入すると、

$$\begin{aligned} L(w_i, b, \alpha) = & \frac{1}{2} \|w\|^2 + \sum_{i=1}^N \epsilon_i \\ & - \sum_{i=1}^N \alpha \{t_i(w_i^T x_i - b) - (1 - \epsilon_i)\} \\ & - \sum_{i=1}^N \epsilon_i, \end{aligned} \quad (9)$$

となる。このとき、 w_i について偏微分すると、

$$w_i = \sum_{i=1}^N \alpha_i t_i x_i, \quad (10)$$

b について偏微分すると、

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i t_i = 0. \quad (11)$$

が得られる。これらを代入すると、目的関数は、

$$L_d(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \alpha_i \alpha_j t_i t_j x_i^T x_j. \quad (12)$$

となる。これを制約条件として、凸二次計画問題として解くことにより $\alpha_i (\geq 0)$ が求まる。ここで、 $\alpha_i > 0$ となる x_i は、超平面 $w_i^T x_i - b = \pm 1$ 上に存在する SV となる。 b は超平面の定義から次式で求まる。

$$b = w_i^T x_i \pm 1. \quad (13)$$

式(12)は、高次元特徴空間への非線形写像関数 Φ を導入することにより、

$$L_d(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \alpha_i \alpha_j t_i t_j \Phi(x_i)^T \Phi(x_j), \quad (14)$$

となる。ここで、内積 $\Phi(x)^T \Phi(x_i)$ は、ヒルベルト空間上においてカーネル関数 K により、次のようなト

リックを用いて計算できる。

$$\Phi(x)^T \Phi(x_i) = K(x, x_i). \quad (15)$$

カーネル関数 K には、多項式カーネル、動径基底関数(Radial Basis Functions: RBF)、シグモイドカーネルなどが用いられているが、本手法では以下に定義する RBF を用いた。

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{\lambda}\right), \quad (16)$$

ここで、 λ は RBF の分散である。 λ の設定値によってカーネルの特性が異なることから、本実験では、一定の範囲内で変化させた結果を用いて評価する。

5. 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。

5.1 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 [11] や Ekman-Hager [12] などのデータセットが有名であり、性能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 [13] 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セットは存在しない。

表情の表出は、撮影時点での被験者の心理状態や文脈、状況などによって、表出度合いやパターンが異なる。本研究では、個人固有な表情空間モデルの作成とストレスレベルの推定を行うために、表情の撮影期間を長期に設定した。また、表情の表出パターンは個人差の影響を強く受けるものの、既存の手法の大半は、複数人に対して単一のモデルを構築し、識別や認識を行っていた。本研究では表情空間チャートを形成する覚醒度の抽出及びストレスレベルを推定するための推

定器の構築は、個人毎のモデルを作成する。個人毎のモデルを作成するには、1回の撮影だけではなく、複数回のデータが必要となるため、本研究では長期間に渡る縦断的表情画像データセットを構築した。具体的には、10名の被験者を対象として、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。

日常生活で頻繁に目にする表情は、単一表情より複合表情が多い[3]。よって、単一表情のみではストレスレベル推定への影響が生じると考えられる。しかしながら、複合表情を表情画像データセットとして大量に取得することは、被験者への訓練、理解、心理的負担を考えると、非常に困難な課題である。また、複合表情は、複合される各表情の比率を定量的に把握することが難しい。したがって、本研究では単一表情のみを対象とした。

5.2 表情撮影

本研究の表情撮影は長期間に渡るため、実験に協力してくれる被験者の負担軽減を考慮して、基本6表情から撮影対象とする表情を3表情まで絞り込むことにした。始めに「嫌悪」に関して、Ekmanは表情表出における文化的要因として、日本人は「嫌悪」を感じているにもかかわらず笑顔を表出するというJapanese smileについて言及している[20]。このことから、日本人にとっては「嫌悪」の表出は難しいと判断し、撮影対象外とした。次に「恐れ」の表情に関しては、日常生活でそのような状況になることが稀であり、表出の仕方がよく分からないといった意見が多かったことから撮影対象外とした。最後に「驚き」に関しては、表出への抵抗感は少なかったが、特に男性の被験者を中心に照れの感情が入る傾向にあった。このため、笑顔と混在した複合表情になる画像が多数見受けられたことから、撮影対象外とした。以上の理由を鑑みつつ本研究では、表情表出の容易性とRussellの円環モデルにおける各象限での布置を考慮して、撮影対象を「喜び」「怒り」「悲しみ」の3表情とした。

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

図5 表情画像データ例

ング手法[16]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。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。図5に取得した表情画像データ例を示す。

撮影条件として被験者には、以下の内容を事前に説明した。

- 撮影中はカメラに向かって表情を表出する。
- 頭部をあまり動かさないようにする。
- 20秒間の撮影時間内に表情表出を3回繰り返す。
- 各表情とも最大まで表出する。
- 表情表出後は必ず無表情に戻ってから表出する。
- 緊張せずリラックスした気分で表出する。

なお、被験者には、FACSによるトレーニングは行っていない。また、撮影した表情画像を学術研究以外では使用しないという誓約書への署名のみを実施し、本研究の具体的な内容やストレスレベルの推定については説明していない。

5.3 ストレス測定

心理的ストレス反応測定尺度として、本研究では、鈴木ら[14]が提案したSRS-18(Stress Response Scale-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を用いて心理的ストレスを測定した。

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。なお、被験者によっては表情撮影による一過性ストレスの発生や本撮影を続けることによって生じる長期的ストレスの影響が考えられるが、SRS-18は数日間程度の慢性的ストレスを計測対象としているため、本実験による一過性及び長期的ストレスによる影響は少ないと考えている。

なお、SRS-18は主観評価であるため、被験者によっては主観のブレなどが推定精度に影響を与えることが考えられる。本研究では、客観的なストレス値を得るために、唾液アミラーゼ活性によりストレスを測定するニプロ社の唾液アミラーゼモニタの使用について検討した。唾液アミラーゼモニタによるストレス評価の有用性は、柏野ら[19]によっても示されているが、測定前の数時間は食事を控えることや、測定時に唾液を採取するための専用のチップを口の中に30秒程度入れなければならないなど、データ取得における被験者への負荷が大きい。また、唾液アミラーゼモニタは、一過性のストレスに対して敏感に反応するため、測定データのばらつきが大きいことから、本研究での使用を見送った。なお、SRS-18は18項目の質問のみから構成されているため、短時間でシートの記入ができるとともに、健常者が日常的に接する事象に関する

質問項目が多く、更に、心身の諸反応を多面的に測定できることから、表情との併用に最適かつ有用なチェックシートと考えられる。

6. 評価実験

本節では、1名の被験者を対象として、表情空間チャート作成までの一連の処理結果を示す。続いて、被験者10名に対する表情空間チャートの生成結果を示す。

6.1 表情パターン分類結果(被験者A)

本手法では、各被験者の各週の各表情に対して個別にSOMを構築し学習する。入力層は、粗視化後の入力画像のサイズと同じ72ユニットとした。マップ層のユニット数に決定方法については、全画像データセットを対象とした予備実験において、マップ層のユニット数を9ユニットから21ユニットまで変化させることによりSOMの写像結果を比較検討した。その結果、15ユニット以上の場合において学習データが対応付かない未発火ユニットが発生したことから、SOMのネットワーク構成が最小でかつ表現能力が最大となる15ユニットとした。学習回数は500回とした。

SOMによる表情パターンの分類結果の一例として、被験者Aの9週目に撮影した「喜び」の表情データセットに対する結果を図6に示す。図の上段はSOMのユニット、中段はSOMのユニットと結合荷重の可視化画像、下段は各カテゴリに対応付く画像の枚数を示す。各ユニットに分類された画像の中で、類似度が最大となる入力画像を代表画像として図中に表示する。近傍特性により、類似した表情パターンが隣接するユニットに表現されている。ユニット13、14、15の画像は、被験者が口を閉じていることが確認できる。一方、ユニット1-12の画像は被験者が口を開けている。このように、表情表出における顔パーツの変化及びその割合が、各ユニットにより異なるカテゴリに分類されている。

図6 SOMによる分類結果(被験者A)

図7 Fuzzy ARTによる統合結果 (被験者A)

6.2 表情パターン統合結果(被験者A)

SOMの学習結果でありかつカテゴリの代表ベクトルとなる結合荷重を学習データとしてFuzzy ARTの学習を行い、覚醒度を決定するためのカテゴリを一定の粒度で統合する。Fuzzy ARTのネットワーク構成は、SOMと同様にF1層は72ユニット(8×9 次元)、F2層は15ユニットとした。Fuzzy ARTの動作を特徴付けるビジランスパラメータ、選択パラメータ、学習率パラメータは、それぞれ、0.90, 0.75, 0.50に設定した。これらのパラメータの中でも、分類粒度を決定するビジランスパラメータは、Fuzzy ARTのメタパラメータとして機能するため、予備実験により表情変化に伴う位相構造がカテゴリとして反映されていると判断される結果から主観的に決定した。しかしながら、このようなパラメータの決定は、客観性に欠け、実験者に対する負荷も大きいことから、進化的学習やメタ学習によるパラメータの最適化手法等の導入を検討している。

Fuzzy ARTによるカテゴリの統合結果の一例を図7に示す。このサンプルでは、SOMで分類された15カテゴリ(図6)は、Fuzzy ARTによって8カテゴリに統合された。図の1段目はFuzzy ARTの分類結果、2段目と3段目はSOMのユニットと結合荷重の可視化画像、4段目は各カテゴリに対応付く画像の枚数を示す。カテゴリ5と8にはSOMで分類されたカテゴリが3カテゴリずつ対応付いている。カテゴリ2, 4, 6にはSOMのカテゴリが2カテゴリずつ対応付いている。カテゴリ1, 3, 7ではSOMのカテゴリと同じ粒度となり1対1で対応付いている。このように、Fuzzy ARTにより一定の粒度でカテゴリの統合を行うことにより、異なる週に撮影された表情データにおいても、常に同じ粒度で覚醒度に対応付く表情カテゴリの形成が可能となる。

6.3 表情空間チャート生成結果(被験者A)

覚醒度として対応付けるために、SOMで分類しFuzzy ARTで統合したカテゴリを抽出する本実験条件では無表情の画像が多くなるため、対応付く画像枚数

が最大となるカテゴリを無表情カテゴリとする。図7の例では、60枚の画像が対応付いているカテゴリ8が無表情カテゴリとなる。この基準カテゴリからカテゴリ間の相関を算出し、相関が小さいカテゴリから順に並び替えることにより、各カテゴリと覚醒度が対応付けられる。

ここで、覚醒度が表情表出に応じて対応付けられていることを検証するために、表情表出に伴う覚醒度の時間変化について評価した。各表情の覚醒度の時間変化を図8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

図8 表情表出に伴う覚醒度の時間変化 (被験者A)

図9 表情空間チャート (被験者A)

らぎが含まれるものの、表情表出に対応付くように覚醒度が変化している。

表情空間チャートの例を、図9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本チャートを用いることにより観察できる。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考察する。

6.4 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を生成した。撮影期間は被験者によって異なり、7週間から20週間までとなっている。被験者10名の各撮影期間における表情空間チャートを図10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が最も高く、被験者Jが最も低い。被験者Jは、他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、男性(被験者F～J)より女性(被験者A～E)の表情空間チャートが大きくなっている。感情及び表情における性差に関して、Kringら[21]は、男女間の文化差により女性が男性より表情による感情表現が豊かであることを示している。本実験においても、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。また、意

図10 表情空間チャート (被験者10名)

図的に表情を表出してもらった際に、男性は表情を作るのが苦手な人や恥ずかしがる人が多いことから、これらの特徴が表情空間チャートに表現されていることが示唆される。

7. 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、5.3節で述べた4段階の評定値(レベル1～4)とした。ストレスデータ別のデータ数の内訳を図11に示す。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。なお、推定器は個人ごとに構築した。

10名の被験者に対するストレス推定結果を図12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週と8週分しかなく、

図11 ストレスレベルのデータ分布

図12 SVMによるストレス推定結果

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。また、SRS-18は主観評価であるため、データ数の少ないこれらの被験者は、主観評価のブレが相対的に大きくなることが考えられる。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、図11に示す通り各ストレスレベルにおける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。一方、推定率に関しては、表情からストレスの推定は本研究が初めての試みであるため、本結果をもとに精度の改善を目指したい。

8. 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、表情表出における性差を表情空間チャートを用いて確認することができた。更に、SRS-18を用いて心理的ストレスが表情に与える影響について解析したところ、10名中8名

の被験者に正又は負の相関関係が現れた。表情空間チャートの応用として、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る予定である。

Acknowledgment

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。本研究の一部は、科学研究費補助金若手研究(B) (課題番号: 21700257)の補助により行われた。

参 考 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] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] M. Nishiyama, H. Kawashima, T. Hirayama, and T. 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.
- [8] 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.
- [9] H. Madokoro, K. Sato, and M. Ishii, "Orientation Selectivity for Representation of Facial Expression Changes," The IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Orlando, Florida, Aug. 2007.
- [10] 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.
- [11] T. Kanade, J.F. Cohn, and Y. Tian, "Comprehensive database for facial expression analysis," IEEE Face and Gesture, pp.46-53, 2000.
- [12] M. Bartlett, J. Hager, P. Ekman, and T. Sejnowski. Measuring facial expressions by computer image analysis. Psychophysiology, 36:253-264, 1999.
- [13] 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
- [14] 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," July 2007.
- [15] V. Vapnik, "Statistical Learning Theory," Wiley, 1998.
- [16] P. Viola and M.J. Jones, "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.511-518, 2001.
- [17] A.K. Jain and S.K. Bhattacharjee, "Address block location on envelopes using Gabor filters: supervised method," The 11th IAPR International Conference on Pattern Recognition, vol.II, pp.264-267, Sep. 1992.
- [18] C. Kosniowski, "A first course in algebraic topology," Cambridge University Press 1980.
- [19] 柏野明美, 柏英康, 末森一恵, "臨床検査技師の当直時における唾液アミラーゼモニターによるストレス評価," 川崎病院医学ジャーナル, vol.5, pp.25-27, 2010.
- [20] P. Ekman, "Emotions Revealed: Understanding Faces and Feelings," Orion Publishing, 2004.
- [21] A. M. Kring and A. H. Gordon, "Sex Differences in Emotion: Expression, Experience, and Physiology," Journal of Personality and Social Psychology, vol.74, pp.686-703, 1998.
- [22] T. Kohonen, "Self-organized formation of topologically correct feature maps," Biological Cybernetics, vol.43, no.1, pp.59-69, 1982.
- [23] G.A Carpenter, S. Grossberg, and D.B. Rosen, "Fuzzy ART: Fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system," Neural Networks, No.4, pp.759-771, 1991.

(2010年8月16日 受付)
(2010年12月17日 採録)

[問い合わせ先]
〒015-0055 秋田県由利本荘市土谷字海老ノ口84-4
秋田県立大学システム科学技術学部機械知能システム学科
間所 洋和
TEL: 0184-27-2081
E-mail: madokoro@akita-pu.ac.jp

著者紹介

まどころ ひろかず
間所 洋和 [非会員]

2000年秋田大学大学院鉱山学研究科博士前期課程情報工学専攻了。同年松下システムエンジニアリング株式会社入社。2002年秋田県工業技術センター勤務。2006年秋田県産業技術総合研究センター高度技術研究所研究員。2008年秋田県立大学システム科学技術学部助手。2010年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士後期課程情報工学専攻了。博士(工学)。現在、秋田県立大学システム科学技術学部助教。機械学習、ロボットビジョンの研究に従事。電子情報通信学会、日本福祉工学会、IEEE各会員。

さとう かずひと
佐藤 和人 [非会員]

1975年秋田大学大学院鉱山学研究科電気工学専攻博士前期課程情報工学専攻了。同年日立エンジニアリング株式会社入社。1979年秋田県工業技術センター勤務。1997年秋田大学大学院鉱山学研究科博士後期課程システム工学専攻了。博士(工学)。2005年秋田県高度技術研究所上席研究員。2008年秋田県立大学システム科学技術学部機械知能システム学科准教授。現在に至る。医用画像処理、顔画像処理、知識情報システムの研究に従事。電子情報通信学会、日本福祉工学会、日本医用画像工学会、日本医療情報学会、IEEE各会員。

かどわき さくら
門脇 さくら [非会員]

2001年財団法人あきた産業振興機構地域結集型共同研究推進課研究員。2007年IPA未踏ソフトウェア創造事業第II期クリエイター。2009年SmartDesign 株式会社取締役。表情画像処理技術を用いたアプリケーション開発、マーケティング、コンサルティングに従事。

Facial Expression Spatial Charts for Representing Time-Series Changes of Facial Expressions by

Hirokazu MADOKORO, Kazuhito SATO and Sakura KADOWAKI

Abstract :

This paper presents Facial Expression Spatial Charts (FESCs) as a new framework to describe individual facial expression spaces, particularly addressing the dynamic diversity of facial expressions that appear as an exclamation or emotion. The FESCs are created using Self-Organizing Maps (SOMs) and Fuzzy Adaptive resonance Theory (ART) of unsupervised neural networks. In the experiment, we created an original facial expression dataset consisting of three facial expressions-happiness, anger, and sadness-obtained from 10 subjects during 7-20 weeks at one-week intervals. Results of creating FESCs in each subject show that the method can adequately display the dynamic diversity of facial expressions between subjects. Moreover, we used stress measurement sheets to obtain temporal changes of stress for analyzing psychological effects of the stress that subjects feel. We estimated stress levels of four grades using Support Vector Machines (SVMs). The mean estimation rates for all 10 subjects and for 5 subjects over more than 10 weeks were, respectively, 68.6 and 77.4%.

Keywords : Facial Expression Spatial Charts, SOMs, Fuzzy ART, SVMs.

Contact Address : **Hirokazu MADOKORO**

Department of Machine Intelligence and Systems Engineering, Faculty of Systems Science and Technology, Akita Prefectural University
84-4 Aza Ebinokuchi Tsuchiya, Yurihonjo City, 015-0055, JAPAN
TEL : 0184-27-2081
E-mail : madokoro@akita-pu.ac.jp