

顔画像解析による人間の快・不快の計測手法

坂本 博康 坂田 年男 井上 光平 浦濱 喜一

九州大学大学院 芸術工学研究院 〒815-8540 福岡市南区塩原 4-9-1
E-mail: (sakamoto, sakata, k-inoue, urahama)@design.kyushu-u.ac.jp

あらまし 人の快・不快などの感情や気分を簡便に計測したいという要望はいろいろな分野から出されている。本報告は、人の単一の感情や気分が直接的に顔の表情に表れている場合について、顔画像の正準相関分析法を用いて計測する方法を提案している。本方法の顔画像の取扱い手法には、固有顔と同列の image-based の方法を用い、これに人が顔画像を観察する際の注視特性を組み込んだ方法を利用する。また、人の感情および表情のモデルにはラッセルの感情円環モデルを採用し、不快-快および沈静-覚醒の2座標軸で各顔画像を主観評価したデータを用いる。女性22名の4種類（笑、怒、泣、驚）の表情を含む顔画像のデータベースを用いて行った数値実験結果を示し、本提案手法の有効性を述べる。

キーワード 感情と顔表情、正準相関分析、注視特性、ラッセルの感情円環モデル

A Method for Measuring Comfortableness/Uncomfortableness of Human by Analyzing Facial Images

Hiroyasu SAKAMOTO, Toshio SAKATA, Kouhei INOUE and Kiichi URAHAMA

Faculty of Design, Kyushu University 4-9-1 Shiobaru, Minami-ku, Fukuoka, 815-8540 Japan
E-mail: (sakamoto, sakata, k-inoue, urahama)@design.kyushu-u.ac.jp

Abstract A convenient measuring method for human's feeling or affect of comfortableness and/or un-comfortableness is required from various fields of research, manufacturing and business. This report discusses a measuring method based on the canonical correlation analysis scheme under the assumption that one's feeling or affect is directly reveals on his/hers facial expression. Our image processing technique is an image-based method like eigenface method, enhanced by eyes' gazing property upon human faces. Employing Russel's circumplex model of affect as a model of facial expression, each facial image is subjectively evaluated on the two coordinates of un-comfortableness-comfortableness and composure-excitement. We show results of numerical experiments carried out by using facial expression database of 22 female subjects covering four affections including joy, anger, sadness and surprise, and describe availability of the proposed method.

Keyword Affect and Facial Expression, Canonical Correlation Analysis, Property of Gazing, Russel's circumplex model of affect.

1. まえがき

人の快・不快などの感情や気分を簡便に計測したいという要望や必要性は、人間を対象とする多くの研究分野を始め、製造、流通などいろ

いろな産業の分野からも聞くことができる。従来、この計測のための主要な手法には、心電計や脳波形等の生体情報信号やアンケート調査等の官能検査などがあるが、これらでは被験者を拘束する必要性やデータの実時間解析が不可能

なこと等、多くの制約を持つので、決して簡便な手法とは言えない。

一方、人間の顔表情はかなりの部分が感情や気分支配されており、多くの状況において単純な一つの感情や気分が直接的に表情に出てくるものと思われる。実際の生活では、人の感情や表情は複雑であり、中には屈折した感情などの理解困難な場合もある。しかし、そのような場合を除外すれば、顔表情の解析によって人の感情や気分をある程度まで正確に推定できるものと期待される。実際日頃から我々は、人の顔色(表情)からその感情や気分を知ることにより、円滑なコミュニケーションを図っている。また、前述の感情の簡便な計測を必要とする分野では、複雑な感情や気分ではなく、単一のもの計測対象とすることが多いだろう。

本報告では、顔表情画像の正準相関分析法に基づいて、人の快・不快の表情や気分を計測する手法を提案し、その有効性について検討している。顔画像の取扱いには、固有顔と同様な image-based の手法を用い、これに更に人が顔画像を観察する際の注視特性を組み込んだ方法を利用する。また、人の感情および表情のモデルには図1に示すラッセルの感情円環モデル[1]を採用し、不快-快および沈静-覚醒の2つの座標軸により各画像を主観評価したデータを用いる。女性の4種類(笑、怒、泣、驚)の表情を含む顔画像のデータベースを利用した数値実験の結果を示し、本提案手法の有効性を述べるとともに問題点を考察する。

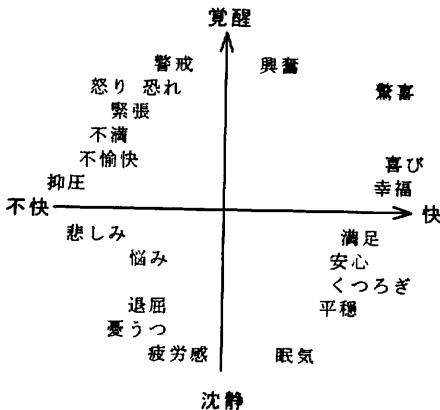


図1. ラッセルの感情円環モデル

人の顔表情に関する研究は近年盛んに行われている[2,3,4]. これらは、顔面中の筋肉を表す Action Unit (AU) や顔画像中の特徴点の運動に基づく feature-based の方法、および顔画像の濃淡パターンを用いる image-based の方法に分類される。また、これらに主成分分析、線形判別分析、独立成分分析そして正準相関分析などの統計的手法を組み合わせた多様な研究が発表されている。しかし、本報告と同様に正準相関分析を用いる研究[5]を始め、その多くは表情をカテゴリに分類する識別問題を目的としており、表情や感情などに関する定量的な計測を目的としたものは比較的少数である[6,7]. 他方、カテゴリ分類法においても、線形識別器によれば識別境界からの距離を測ることにより定量的計測を容易に行えるが、最近のカーネル化手法[8]を始めとする非線形識別器はあまり適していないと思われる。

以下、本報告では第2節に正準相関分析法を用いた表情や感情の解析法を提案し、第3節で人が顔画像を見るとき注視特性の推定法を述べ、正準相関分析法への組込手法を示す。第4節では、用いる顔画像データベースと主観評価実験について述べる。数値実験の方法と結果を第5章に説明して考察する。

2. 正準相関分析法を用いた解析手法の提案

正準相関分析法は、2種類の測定量をそれぞれの線形変換によって統計的に無相関化すると同時に、2者間の相互相関を最大化することによって、これらの測定量を最大限に関連付ける手法であり、その条件式は2.1節のように定式化される。この条件式を顔画像に適用する際の解法や効率的計算法を2.2節に示す。2.3節で、顔画像からの快-不快の解析法を示す。

2.1. 正準相関分析

測定ベクトル $f_n, g_n (n=1, \dots, N)$ は、それぞれ p, q 次元であり、その平均ベクトルをそれぞれ \bar{f}, \bar{g} とする。 f_n, g_n に対する線形変換を

$$\begin{aligned} s_n &= A^T (f_n - \bar{f}), \\ t_n &= B^T (g_n - \bar{g}), \end{aligned} \quad (1)$$

として, s_n, t_n 間の関連性を最大化するため,

$$\begin{aligned} A^T R_f A &= I, \\ B^T R_g B &= I, \end{aligned} \quad (2)$$

の制約条件の下で, s_n, t_n 間の相互の共分散行列が持つ固有値の和を最大化する.

$$\max_{A, B} \text{trace}\{(A^T R_{fg} B)\}. \quad (3)$$

ここで, R_f, R_g, R_{fg} はそれぞれ次の共分散行列である.

$$\begin{aligned} R_f &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (f_n - \bar{f})(f_n - \bar{f})^T, \\ R_g &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (g_n - \bar{g})(g_n - \bar{g})^T, \\ R_{fg} &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (f_n - \bar{f})(g_n - \bar{g})^T. \end{aligned} \quad (4)$$

また, 変換係数ベクトル s_n, t_n の次元は, p, q の小さい値以下 (L とおく) であり, 変換行列 A, B はそれぞれ $p \times L, q \times L$ 次元, 式(2)の単位行列 I は $L \times L$ となる.

式(3)を最大化する変換 A, B の必要条件は, A^2 を正の固有値の対角行列として, それぞれ,

$$(R_f^{-1} R_{fg} R_g^{-1} R_{gf}) A = A A^2, \quad (5)$$

$$(R_g^{-1} R_{gf} R_f^{-1} R_{fg}) B = B A^2, \quad (6)$$

の固有方程式で与えられる. ただし, 式(5),(6)の固有ベクトルの解は任意のノルムをとるから, それぞれ式(2)で正規化されなければならない.

2.2. 条件式の解法

式(5),(6)の左辺括弧内の行列は非対称行列である. 非対称行列は一般に複素固有値と非直交の複素固有ベクトルを持つ. しかし, 式(5)の行列を, (R_f^{-1}) と $(R_{fg} R_g^{-1} R_{gf})$ の2行列の積に分解すると, 2行列はともに非負定値で対称であるから, その積は対称化可能行列となり, 実数の固有値と固有ベクトルを持つことがわかる. 式(6)についても同様である.

ここで, 2種の測定量のうち画像データを f_n として, 全画像を次の $p \times N$ 行列にまとめる.

$$F = [(f_1 - \bar{f}), \dots, (f_N - \bar{f})] \quad (7)$$

顔画像を相応の分解能で表すとき総画素数 p は

普通数千以上となり, $R_f = (FF^T)/N$ は大規模な行列となる. 本報告では, 64×64 画像を用いるので, $p = 4096$ である. また, R_f を正則とするためには, p 枚以上の顔画像を用いる必要がある. しかし実際には, p よりずっと少ない画像数 N を使い, $N \times N$ 行列 $F^T F$ のスペクトル分解による次のような効率的解法が知られている. $F^T F$ の非負固有値の対角行列 Φ と固有ベクトルの正規直交行列 X を用いれば, 次の固有方程式が得られる.

$$(F^T F) X = X \Phi. \quad (8)$$

上式の両辺に左側から F を掛けると,

$$(FF^T)(FX) = (FX)\Phi, \quad (9)$$

となるので, 固有値は同値のまま, $X_F \equiv FX$ が FF^T の N 個の固有ベクトルを表すことがわかる. ここで, X_F の各列ノルムを1に正規化して, X_F を正規直交行列に変形しておく. FF^T の逆行列を, F の張る部分空間内だけで作成することにする. 対角行列 Φ の逆行列として, Φ の正要素の逆数を取り, 0要素をそのままにした対角行列によって Φ^{-1} とすることができる. この0要素の部分は, もととの F が存在しない部分空間であるので, 逆行列でも考慮しないほうが合理的である. 従って,

$$R_f^{-1} = (FF^T)^{-1} = X_F \Phi^{-1} X_F^T. \quad (10)$$

このとき, 全観測ベクトルの平均を求め, 式(4)を使用して標本共分散行列を計算する場合, 少なくとも1だけは行列のランクが低下することが知られている.

上記のような画像データ f_n に対して, 本報告での g_n は不快-快と沈静-覚醒の2次元データであるから, 逆行列の計算を含め, 取り扱いが容易である.

2.3. 画像データの解析法

式(5),(6)を上記の方法で解けば, 本報における画像と主観評価ベクトルのための, それぞれ $2 \times 4096, 2 \times 2$ の変換行列 A, B が得られる. しかし, 固有値・固有ベクトルの並ぶ順番および固有ベクトルの符号には任意性がある. 従って, 例えば画像から「快」の指標を求める場合でも, どの変換係数ベクトルをどちらの符号で利用するか, 4通りの選択から決定する必要がある.

この決定問題は、同時に主観評価ベクトルに対しても存在するので、結果的に16通りの組合せから1組の行列 A , B を決定する問題となる。

そこで、全部の学習データに対して次の評価関数 c を最小とする行列 A , B の組を採用する。

$$c = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \{ (B^{-1} A f_n)_i - (g_n)_i \}^2 \quad (11)$$

ただし、 $(\cdot)_i$ はベクトルの第1要素として、 g_n の第1要素が「不快-快」の主観評価データとする。あるいは、2種類の主観評価データ共に計測したい場合は、次式の評価関数 c' を採用するとよい。

$$c' = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \| B^{-1} A f_n - g_n \|^2 \quad (12)$$

3. 注視特性の推定法

人が顔画像からその表情などを観察するとき目や口などの特定の部分に注目し、同時に両者間の動きなどの関連性にも注意を払うと考えられる。例えば、笑顔と泣顔の両方について目尻は下がるが、口元は笑顔では上がり、泣顔では下がる。これらの注視特性は、人間の認識を大きく補助しているので、機械における顔画像解析法へも組み込むことが望ましい。第1著者は、顔画像への注視特性を組み込んだ一般固有値・固有ベクトルを利用して、顔表情を合成する方法を提案した[9]。本報告では、その注視特性の一部を利用する。

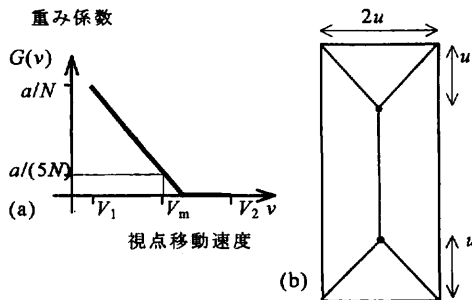


図2. (a)視点移動速度 v に対する加重係数の大きさ、(b)視点位置(\cdot)と注視領域の形状(寄せ棟の屋根形の平面図)。

3.1. 視点移動速度と注目度

ここでは、人が顔画像を見るとき視線移動のデータから注視特性を推定する。視点の移動速度 v が小さいときは、その視点位置の近傍を注意深く観察していると考えられる。そこで、加重係数 $G(v)$ を v の減少関数として、図2(a)のように計算する。ここで、 v の測定値の最小値、平均値、最大値をそれぞれ V_1 , V_m , V_2 、視点系列のデータ数を N として、定数 a は図(b)の注目領域(後述)の幅 u から決める。

3.2. 注目領域の設定

画像観察時に、注視する領域を注目領域と呼び、図2(b)の2視点間を結ぶ線分を中心軸とする矩形領域の重ね合せとする。各矩形領域は最大値 $G(v)$ の寄せ棟屋根の形状をした注目度係数を示し、図中の u は注目領域の広さを表す。図2(a)の定数 a を次式で定め、注目領域が広いほど注意は其中で分散されるものとする。

$$a = 1/u. \quad (13)$$

3.3. 視点移動データ

視点移動には相当の個人差があるので、多くの被験者のデータを平均化するのが望ましい。しかし、現在は視線追跡装置が無く、顔表情画像上のマウス指定により擬似的な視線移動データ

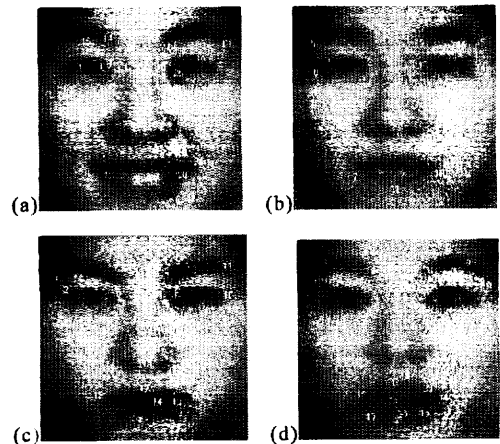


図3. 数値実験用画像データベースの4表情の平均画像に対する視線移動の擬似データ。(a)笑顔、(b)泣顔、(c)怒顔、(d)驚顔。

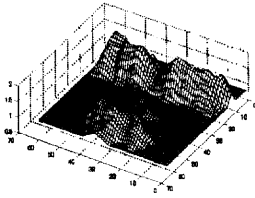


図4. 顔画像全面の注視度の 64×64 メッシュ表示. 表情4種の視点移動データからの平均値. 左下側が画像の下部. 最大値2, 最小値0.5.

を得ている. 図3(a)~(d)はそれぞれ, 4節で用いる顔画像データベースの4表情(笑, 泣, 怒, 驚)の平均画像を表示した上で, 気の向くままにマウスで指定した擬似的視線移動軌跡である.

図4のメッシュ図は, 図3の4表情の視点データの平均として得た, 画像全体(64×64 画素)の注視特性(注目度) $w(i, j)$ を示す. 但し, 各視点移動のデータ長は任意であり, 全く視線が通過しない部分も解析に必要なので, 各視点移動データの注目度の最大値を2, 最小値を0.5とした後, 4表情の平均をとった.

それぞれの注視特性は, 観察する画像の種類や性質により相当の違いがあると考えられる. 実際これまでに, ある表情に対して異なる擬似視線データを組み合わせて文献[9]の表情を合成した結果, 同種の組合せの場合に比べて中途半端な表情の画像が生成された.

3.4. 正準相関分析への注視特性の組み込み

文献[9]では2種類の注視特性として, ある領域に対する注目度(加重係数)と2ヶ所の変動に対する関連付け(例: 目元と口元の動き等)を考慮した. 本報告では演算量の増加を避けるため, 前者の注目度だけを採用した. これを組み込むためには, 式(7)の各列ベクトル $(f_n - \bar{f})$ の各要素それぞれに図4の数値を掛けるだけで十分である.

従って, 全部の平均顔のデータへ注目特性を付加することはないが, その効果を見るために, 本報告で用いる画像データベースの全面像の平均顔(式(7)の \bar{f})を図5(a)に示す. また, この画像から画像全体の平均明度を差し引き,



図5. (a)全部の平均顔, (b)注視特性を組み込んだ平均顔.

注目特性の加重係数を掛けて再合成した平均顔を, 図5(b)に示す. 目の周りと口の周りが特に際立った平均顔を得ている.

4. 顔画像と主観評価実験

4.1. 顔画像データベース

数値実験には日本人女性10人から構成されるJAFFEデータベース[10]に加えて, 本学の女子学生12人の表情画像データベースを利用し, 喜び(笑顔), 悲しみ(泣顔), 怒り, 驚きの4種類の表情からなる, 合計88枚の画像を用いた. これらの各画像に対して2次元アフィン変換を適用し, 両目の中心位置と口の中央(口両端の中点位置)を全面像で揃えることによって, 正規化された 64×64 画素のモノクロ画像を作成した. 更に, 輝度の線形変換により, 全面像の平均明度とコントラストも揃えた. その4種類の表情の平均顔と, 全部の平均顔を既に図3, 図5にそれぞれ示している.

ここで, 女性の顔画像だけを用いた理由を述べる. 正準相関解析における固有値問題では, 固有ベクトルの極性(符号)やその意味付け(快・不快など)には前述のような不確実性がある. 筆者らは男女混合のデータベースを利用した固有顔に関する従来の研究[9]において, しばしば固有ベクトルの符号反転により, 女性の顔と男性の顔が切り替わる現象を経験した. この現象から, 男女の顔特徴は元来, 相当の違いを持っており, 画像空間における分布が何れかの固有軸の正負両側にそれぞれクラスを構成しているものと予想される. 今回は, この現象を避けるために, 女性(東洋人)だけの顔画像データベースを利用した.

4.2. 顔画像の主観評価

上述の 88 枚の顔画像に対して、4名の男子大学生と著者の 1 人の計 5 名が被験者となり、主観評価実験を行った。特に今回の被験者は、顔表情に対する専門知識をあまり持たないことを条件に選定した。今後、同じ被験者が顔表情の専門知識を学習した条件の下で再度の評価実験を行い、その違いを検討する予定である。

被験者の評価した項目は、各顔画像における被写体の女性が「不快-快」および「沈静-覚醒」のどの状態にあるかであり、それぞれ「-3, -2, -1, 0, +1, +2, +3」の整数の採点で評価した。図 6 には、5名の被験者の平均値を、横軸に「不快(-), 快(+）」, 縦軸に「沈静(-), 覚醒(+）」として示す。5名の被験者は表情の知識に乏しいことから、各画像の平均評価値への標準偏差が大きく、その平均値は不快-快: 0.73, 沈静-覚醒: 0.87 である。被験者が顔表情の専門知識を付ければ、この値の減少が期待できる。

5. 数値実験

5.1. 計測対象画像を含む実験

最初の実験として、88枚の画像全部に対して正準相関分析を行い、変換行列 A, B を求め、その中の各画像に対して快-不快の計測を行う。本章では、式(11),(12)とは別の行列 A の決定法を用いる。 A の行ベクトルは 2枚の基底画像を表すので、平均画像と足し合わせて図 7 に表示する。図(a),(b)及び(c),(d)は、それぞれの基底画像において符号を反転して得た画像を表している。この 4 画像は、主観評価の座標軸中心から 4 方向の特徴を良く表しており、(a)が快、(b)

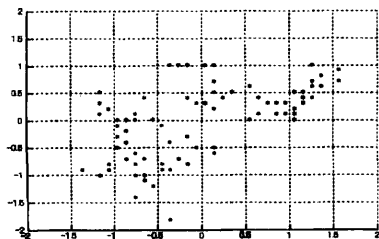


図 6. 全画像(88枚)の主観評価の平均値.
横軸: 不快-快, 縦軸: 沈静-覚醒

が不快, (c)が覚醒, (d)が沈静と認識できる。

そこで、図 7(a)の基底画像と各画像との内積を取った値 (88 個) を縦座標に取り、(不快-快)の主観評価の平均値を横軸に取って表せば、図 8(a)を得る。同様に、図 7(c)の基底画像と各

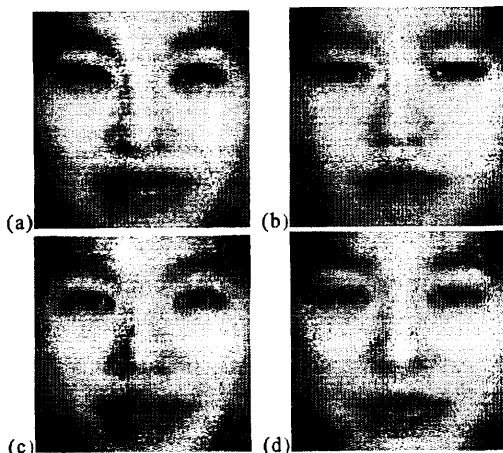


図 7. 平均顔±(A の 2 行の基底画像).

(a),(b),(c),(d)はそれぞれ、快,不快,覚醒,沈静の表情と認識できる。

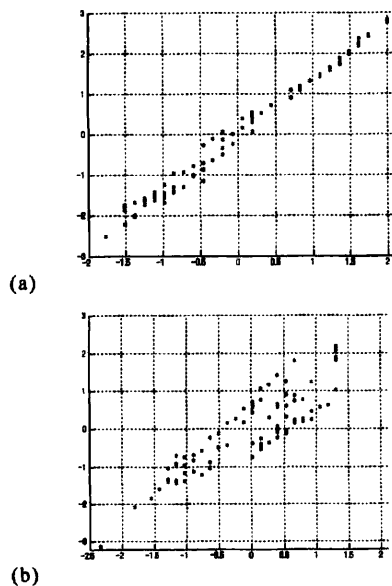


図 8. 計測対象画像を正準相関分析に含む実験.
(a)横軸: 不快-快の主観評価平均値,
縦軸: 図 7(a)の基底と各画像の内積
(b)横軸: 沈静-覚醒の主観評価平均値,
縦軸: 図 7(c)の基底と各画像の内積

画像との内積値を縦座標に、(沈静-覚醒)の主観評価値を横軸に取ったものが図 8 (b)である。

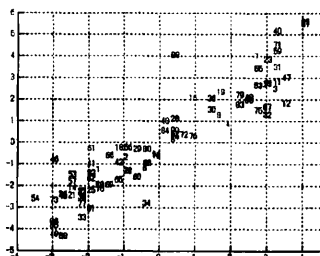
図 8 (a),(b)より、計測対象画像を解析データベースに含むとき、「快-不快」および「沈静-覚醒」の主観評価と良く一致する評価値を与えることが分った。

しかしながら、計測対象の画像は正準相関分析の対象データには普通なり得ないので、次に計測対象画像 1 枚を除外した場合の実験を行う。

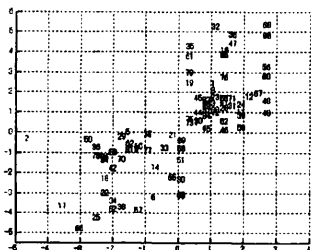
5.2. 計測対象画像を除いた実験

ここでは、計測対象の画像をデータベースから除外して、88 通りの正準相関分析を行い、その結果により対象画像を評価する。

88 通りのうち大部分に対しては、前節と同様に、基底画像の主観評価が可能であるが、判断できない場合も少なからず存在する。しかし、このような場合も基底ベクトルの符号については明確に極性を判断できる。本節では、式(11)を測定対象 1 個だけに適用して、その最小値を得るように行列 A を決定している。



(a)



(b)

図 9. (a)横軸：不快-快の主観評価平均値，
縦軸：図 7 (a)の基底と各画像の内積
(b)横軸：沈静-覚醒の主観評価平均値，
縦軸：図 7 (c)の基底と各画像の内積

以上のように、88 通りの測定対象を除外して行った実験結果を図 9 (a),(b),(c)に示す。この図では、除外した測定対象の番号を図示している。図 9 (a)の縦横座標の一致度は、図 8 (a)に比べれば低い、それでもある程度の精度で不快-快の計測が可能であることを示している。また、本実験では不快-快の計測を優先させて変換行列を選択したが、それでも、図 9 (b)の結果は沈静-覚醒の正しい評価の傾向を示す。

5.3. 考察

本報告の正準相関分析においては、画像の変換 A の決定は、変換の自由度(8192)に比べて、制約条件の数が少ない(主観評価の値の個数 176)、過小制約条件問題である。逆に、主観評価量の変換 B については過剰制約条件となっている。従って、計測対象を含む実験においては、主観評価量の 2 次元空間の主軸方向への投影の精度で、全部のデータについて正確な計測が可能であることは予想できる。これから、被計測者の表情画像を前もって多数獲得できれば、ある程度正確に計測可能であると考えられる。

計測対象画像の 1 枚だけを除外して正準相関分析を用いた場合は、いくつかの例外を除けば、計測対象を含む場合に比べて計測の精度が低下するものの、主観評価の実験結果における標準偏差程度の精度の結果が得られている。この計測誤差を減少させるために、主観評価において、被験者の表情に関する心理学的知識[11]を充実させ、主観評価実験結果の精度を上げることが有効であると考えられる。

6. まとめ

ラッセルの感情円環モデルと正準相関分析法を応用して、人の正面顔表情から快-不快などの気分を計測するための image-based 手法を提案した。正準相関分析法の効率的手法を紹介すると共に、人が顔画像を見るとき視点移動データから注視特性を推定し、これを上の分析法へ組み込む方法を示した。女性 22 人の 4 表情(88 枚)からなる顔画像データベースを用い、計測対象画像を正準相関分析に含む場合と除外する場合の実験を行い、本提案法の適用可能性

を示した。

今後、表情に対する主観評価実験結果の精度を向上させること、動画などのより大規模な画像データベースの使用などの改良を進めていく予定である。

文 献

- [1] J.A.Russell, "A Circumplex Model of Affect," J. Personality and Social Psychology, 39, 1161-1178, 1980.
- [2] 赤松茂, "人間とコンピュータによる顔表情の認識 [I][II][III][IV]", 電子情報通信学会誌, Vols.85-86, Nos.9,10,12,1, 2002-2003.
- [3] M.Pantic and 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.
- [4] 岩井儀雄, 勞世竈, 山口修, 平山高嗣, "顔画像による顔検出と顔認識", 情報処理学会研究報告, 2005-CVIM-149, pp.343-368, 2005.
- [5] W.Zheng, X.Zhou, C.Zou and L.Zhao, "Facial Expression Recognition Using Kernel Canonical Correlation Analysis (KCCA)," IEEE Trans. Neural Netw., Vol.17, No.1, pp.233-238, 2006.
- [6] 坂口竜己, 山口寛, 森島繁生, "顔画像を基にした3次元感情モデルの構築とその評価" 電子情報通信学会論文誌, Vol.J80A, No.8, pp.1279-1284, 1997.
- [7] 永田明徳, 金子正秀, 原島博, "平均顔を用いた顔印象分析", 電子情報通信学会論文誌, Vol.J80A, No.8, pp.1266-1272, 1997.
- [8] 西田健次, 栗田多喜夫, "カーネル学習法とその画像認識への応用", 情報処理学会論文誌, Vol.46, No.SIG15(CVIM12), pp.1-10, 2005.
- [9] 坂本博康, 森田伊織, 林龍森, "人間の注視特性を考慮した固有顔の一方方法", 2006-CVIM-153, pp.355-360, 2006.
- [10] M.J.Lyons, S.Akamatsu, M.Kamachi and J.Gyoba, "Coding Facial Expressions with Gabor Wavelets," Proc. 3-rd Int. Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, pp.200-205, Apr.1998.
- [11] P.エクマン, W.V.フリーゼン著, 工藤訳, 表情分析入門, 誠信書房, 1987.