

任意の印象語による顔の表情の自動合成方式の実現

中西 崇文[†] 北川 高嗣^{††} 清 木 康^{†††}

本稿では、任意の印象を表す言葉（印象語）により人間の表情を生成する表情合成の実現方式について示す。本方式は、表情に関連する研究において最も広く利用されている表情記述法である Facial Action Coding System (FACS) を用いて、与えられた任意の印象語を対象として、基本的な感情（基本情動）を計量し、その基本情動と表情動作の最小単位である Action Unit (AU) の相関を求めることにより、その印象に合致した動的な顔の表情の自動合成を可能とする。本稿では、これまで我々が提案してきた言葉と言葉、あるいは、言葉とメディアデータ間の意味的な関係を与えられた文脈や状況に応じて動的に計算することが可能な意味の数学モデルを適用した任意の印象語による表情を自動的に合成する実現方式を示す。また、本方式に基づく実験システムを構築し、実験により、本方式の有効性を示す。

An Implementation Method of Automatic Composition of the Facial Expression by Any Impression Words

TAKAFUMI NAKANISHI,[†] TAKASHI KITAGAWA^{††}
and YASUSHI KIYOKI^{†††}

This paper presents a composition method of the facial expressions by impression words. This method enables automatic composition of the facial expressions dynamically corresponding to the impression by using for Facial Action Coding System (FACS) which is the expression describing method most widely used in the research relevant to the facial expressions, measuring fundamental feeling (basic emotions) for the given arbitrary impression words, and searching for correlation of Action Unit (AU) which is the minimum unit of the basic emotions and expression operation. In this paper, we show an composition method of the facial expressions by impression words using a mathematical model of meaning which can be dynamically calculated according to the context and the situation that the semantic relation between languages or language and media data. We clarify the effectiveness of our method by showing experimental results.

1. はじめに

近年、コンピュータネットワーク上には多種多様なメディアデータ群が散在している。この中で、これまでのコンピュータと人間の論理情報の伝達だけでは、操作による人間の負荷が大きくなっており、人間の感性や直感に合致したユーザへの負担が少ない、コミュニケーションメディアの実現が重要な課題となっている。

一般に、我々のコミュニケーションにおいて、互い

の感情を正確に理解することが重要であり、特に顔の表情は様々な情報を相手に効果的に伝えるメディアとして重要な役割を担っている。メディアデータ群を対象とした環境において、感性的な非言語行動の1つである顔の表情を人間とシステムとのコミュニケーションメディアとして導入することができれば、人間の感性や直感に合致した、ユーザへの負担が少ないインタフェースの実現が可能となると考えられる。

このような観点から、コンピュータに表情の合成や顔の認識の機能を持たせ、対面 (face-to-face) によるコミュニケーションメディアを実現しようとする研究が最近国内外で活発に行われている。これらに関する研究に関しては、文献 1) で紹介されている。それらの研究において、表情記述法として Facial Action Coding System (FACS)²⁾ が最も広く利用されている。FACS は Action Unit (AU) と呼ばれる解剖的に独立し、視覚的に識別可能な表情動作の最小単位と

[†] 筑波大学大学院システム情報工学研究科
Graduate School of Systems and Information Engineering,
University of Tsukuba

^{††} 筑波大学電子・情報工学系
Institute of Information Sciences and Electronics, Uni-
versity of Tsukuba

^{†††} 慶應義塾大学環境情報学部
Faculty of Environmental Information, Keio University

して記述されている。AU の様々な組合せによって、任意の表情の合成が可能である。また、AU と 6 つの基本的な感情（基本情動）と呼ばれる happiness, surprise, fear, anger, disgust, sadness を表現する AU の関連についても研究されている^{3),4)}。この 6 つの基本情動が混合することによって、複雑な表情になることが知られている。

これまでの表情の合成に関する研究として、AU を実装し、表情画像を作成を実現している研究⁵⁾、FACS で実現しきれない発話の際の独自ルールによる基本口形に関する研究⁶⁾ などが、これらの研究から実際の表情に近いリアルな表情合成を実現している。

本稿では、任意の印象語により人間の表情を生成する表情合成の実現方式について示す。本方式は、言葉と言葉の意味的な関係を計量する機構を用いて、任意の印象語から、その印象語の印象にあった表情を生成することを可能とする。

これまで我々は、言葉と言葉の関係を計量する機構として意味の数学モデルによる意味的連想検索方式^{7)~9)}を提案してきた。これは、統計的に意味素を抽出して意味の解釈を実現する従来の研究¹⁰⁾と比較して、言葉の意味を文脈に応じて解釈する機構により、言葉と言葉、あるいは、言葉とメディアデータ間の意味的な関係を与えられた文脈や状況に応じて動的に計算することが可能となる。現在の実現システムでは、文脈の様相の数は約 2^{2000} であり、ほぼ無限の文脈を表すことが可能である。

本方式は、与えられた任意の印象語と 6 つの基本情動語の意味的な計量を意味の数学モデルを適用して計測することにより、その印象語における各基本情動の混合具合を求め、さらに、基本情動と AU の関連の研究^{3),4)}を用いて、AU の相関度を抽出することにより、任意の印象語に合致した基本情動の混合による複雑な顔の表情の動的な合成を実現する。

本方式の特徴は、ユーザが与える任意の印象語の入力から、その印象、文脈にあった顔の表情を表す AU を抽出できる点、文献 11) で示す刺激量と人間の感覚との関係を表す感性作用素を適用することにより、人間の感性に合致した印象語による表情の合成ができる点にある。従来研究^{1),5),6)}では主に実際の表情に近いリアルな表情合成する方式の実現を目的としており、その有効性を示している。それに対して、本方式は、任意の言葉と表情を文脈に沿って、言葉と顔の表情を統一的に扱うことを可能とする方式の提案である。さらに、本方式は与えられた任意の印象語と 6 つの基本情動語の意味的な計量値を人間に与える感情の刺激量

と見なし、感性作用素¹¹⁾を適用することにより与えられた印象語の印象に合致した表情の合成を可能としている。

本方式にこれまで研究されているメディアデータから人間の印象を表す言葉（印象語）をメタデータとして自動的に抽出する方式^{8),11),12)}を適用し、連結することにより、様々な任意のメディアデータからそのメディアデータの印象に合致した顔の表情の自動合成が可能になると考えられる。このような、顔の表情のような感情などの様々な情報を効果的に表すメディアを含む異種のメディアが統一的に扱うことが可能な方式の実現ができれば、人間の感性や直感に合致した、マルチメディア環境での有効的なコミュニケーションメディアの実現の第 1 歩となりうる。さらに、これによりユーザへの負荷が少ないインタフェースの実現が可能となると考えられる。

本稿では、人間の印象を表す印象語で表現された要求による表情を自動的に合成する実現方式を示す。

2. 意味の数学モデルによる意味的連想検索の概要

2.1 意味の数学モデルの基本構成

本章では、人間が様々な印象を表す際に用いられる単語（以下、印象語）によって表現した問合せに対応したメディアデータを検索することを目的とした意味の数学モデルによるメディアデータ検索方式の概要を示す。詳細は、文献 7)~9) に述べられている。

(1) メタデータ空間 *MDS* の設定

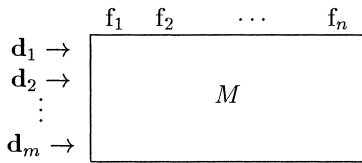
検索対象となるメディアデータをベクトルで表現したデータにマッピングするための正規直交空間（以下、メタデータ空間 *MDS*）を設定する。

(2) メディアデータのメタデータをメタデータ空間 *MDS* へ写像

設定されたメタデータ空間 *MDS* へ、メディアデータのメタデータをベクトル化し写像する。これにより、検索対象データのメタデータが同じメタデータ空間上に配置されることになり、検索対象データ間の意味的な関係を空間上での距離として計算することが可能となる。

(3) メタデータ空間 *MDS* の部分空間（意味空間）の選択

ユーザは与える文脈を複数の印象語を用いて表現する。ユーザが与える印象語の集合をコンテキストと呼ぶ。このコンテキストを用いてメタデータ空間 *MDS* に各コンテキストに対応

図 1 データ行列 M によるメタデータの表現Fig. 1 Metadata represented in data matrix M .

するベクトルを写像する。これらのベクトルは、メタデータ空間 MDS において合成され、意味重心を表すベクトルが生成される。意味重心から各軸への射影値を相関とし、閾値を超えた相関値（以下、重み）を持つ軸からなる部分空間（以下、意味空間）が選択される。

- (4) メタデータ空間 MDS の部分空間（意味空間）における相関の定量化

選択されたメタデータ空間 MDS の部分空間（意味空間）において、メディアデータベクトルと検索語列との相関を計量する。メタデータ空間に写像されたメディアデータベクトルの意味空間におけるノルムを求めることにより、文脈に対応したメディアデータの探索を行う。意味空間におけるメディアデータベクトルのノルムの大きさをその文脈とメディアデータとの関連の強さとする。これにより、与えられたコンテキストと各メディアデータとの相関の強さを定量化している。この意味空間における検索結果は、各メディアデータを相関の強さについてソートしたリストとして与えられる。

2.2 メタデータ空間 MDS の設定

初めに、 m 個の基本データについて各々 n 個の特徴 (f_1, f_2, \dots, f_n) を列挙した特徴付きベクトル $d_i (i = 1, \dots, m)$ が与えられているものとし、そのベクトルを並べて構成する $m \times n$ 行列を M とおく（図 1）。このとき、 M は、列ごとに 2 ノルムで正規化されている。

- (1) データ行列 M の相関行列 $M^T M$ を計算する。
 (2) $M^T M$ を固有値分解する。

$$M^T M = Q \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \ddots & & \\ & & \lambda_\nu & \\ & & & 0 \dots 0 \end{pmatrix} Q^T, \quad (1)$$

$$0 \leq \nu \leq n.$$

ここで行列 Q は、

$$Q = (\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \dots, \mathbf{q}_n) \quad (2)$$

である。この $\mathbf{q}_i (i = 1, \dots, n)$ は、相関行列の正規化された固有ベクトルである。相関行列の対称性から、この固有値はすべて実数であり、その固有ベクトルは互いに直交している。

- (3) メタデータ空間 MDS を以下で定義する。

非ゼロ固有値に対応する固有ベクトルによって形成される正規直交空間をメタデータ空間 MDS と定義する。この空間の次元 ν は、データ行列 M のランクに一致する。この空間は、 ν 次元ユークリッド空間となる。

$$MDS := \text{span}(\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \dots, \mathbf{q}_\nu). \quad (3)$$

$\{\mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{q}_\nu\}$ は MDS の正規直交基底である。

2.3 メディアデータのメタデータ作成方式

- (1) 印象語による特徴づけ

メディアデータ P を t 個の印象語（あるいは、 t 個のオブジェクト） w_1, w_2, \dots, w_t を用いて、次のように特徴づける。

$$P = \{w_1, w_2, \dots, w_t\}. \quad (4)$$

メディアデータ P を特徴づけた t 個の印象語（オブジェクト）のデータをメタデータと呼ぶ。メタデータを抽出する方式は文献 8), 11), 12), 14) で示されており、これらの方式によって、人手を関与せず自動的にメタデータ抽出が実現される。

ここで、各印象語 w_i は、データ行列の特徴と同一の特徴を用いて表現される特徴付きベクトルである。

$$w_i = (f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{in}) \quad (5)$$

- (2) メディアデータ P のベクトル表現

メディアデータ P を構成する t 個の印象語 w_1, w_2, \dots, w_t が、それぞれ n 次元のベクトルで定義されている。印象語 w_1, w_2, \dots, w_t は、合成することで n 次元ベクトル表現され、メディアデータベクトル p を形成し、メタデータ空間 MDS に写像される。これにより、同じ空間上に言葉とメディアデータが配置されることになり、言葉とメディアデータの関係を空間上で動的に計算することが可能となる。

ここで、各特徴について印象語を合成する際に、各特徴の総和をその特徴を持つ刺激の強さと位置づけ、その刺激に対応する感覚の大きさを合成後の値として求めるために、Fechner の法則を用いた関数を適用する。

詳細は 3.2 節 (3) で述べる。

3. 任意の印象語による顔の表情の合成の実現

本章は、任意の印象語による顔の表情の自動合成方式について示す。本方式は、与えられた任意の印象語を対象として印象に合致する顔の表情を顔の表情関連する研究において最も広く利用されている表情記述法である Facial Action Coding System (FACS²⁾) を用いる。与えられた任意の印象語と 6 つの基本情動語の意味の計量を 2 章で示した意味の数学モデルを適用し、計測することにより、その印象語における各基本情動の混合割合を求め、さらに、基本情動と AU の関連の研究を用いて、基本情動の混合割合に応じた AU の相関度を抽出することにより、任意の印象語に合致した基本情動の混合による複雑な顔の表情の動的な合成を実現する。本方式により、任意のメディアデータに対して印象に応じた、顔の表情の合成が可能となると考えられる。

3.1 節では、Facial Action Coding System の概要を示し、3.2 節では、本方式の実現方法について示す。

3.1 Facial Action Coding System (FACS)

Ekman らの研究による Facial Action Coding System (FACS²⁾) は顔の行動の解剖分析に基づいて顔の動きを説明する方法であり、客観的な表情評定システムの中では厳密かつ最も広く使われている方法の 1 つである。Ekman らは個々の顔の筋肉(単独および複数の組合せ)の収縮により顔の外観がどう変化するかを明らかにし、個々の顔の部分の振舞いによってどの感情のカテゴリに収まるかを決定する信頼のおける方法を明らかにした。FACS は筋肉ではなく Action Unit (AU) と呼ばれる解剖学的に独立し、かつ視覚的に識別可能な表情動作の最小単位の組合せによって表情が記述される。表 1 は、AU 番号とその動作の説明の一部を示している。その際の、評定の必要最低条件や、同時に起きる複数の AU の優先順位などといったルールが詳細に定められている。

また、文献 3), 4) には、基本的な表情が、どのような AU の組合せで構成されているかが示されている。図 2 は、それを模式的に示したものである。ただし、図 2 の数字は AU の番号を表す。また、背後に示す顔は特に感情を表さない無表情の顔を表す。図 2 の表情の作成には、情報処理振興事業協会「独創的情報技術育成事業」の一環として作成された、イメージ情報科学研究所のソフトウェアである「Face Tool」¹³⁾ を使用した。このソフトウェアは各 AU の動かす度合いを入力すると、その AU に対応する顔の部分が動き、表情が変化するようになっている。

表 1 Action Unit の一部
Table 1 Action Unit.

AU	Description
<u>1</u>	Inner Brow Raiser
<u>2</u>	Outer Brow Raiser
<u>4</u>	Brow Lower
<u>5</u>	Upper Lid Raiser
<u>6</u>	Cheek Raiser
<u>7</u>	Lid Tighter
<u>9</u>	Nose Wrinkler
<u>10</u>	Upper Lip Raiser
<u>12</u>	Lip Corner Puller
<u>15</u>	Lip Corner Depressor
<u>17</u>	Chin Raiser
<u>20</u>	Lip stretcher
<u>23</u>	Lip Tighter
<u>24</u>	Lip Pressor
<u>25</u>	Lips part
<u>26</u>	Jaw Drop
<u>27</u>	Mouth Stretch

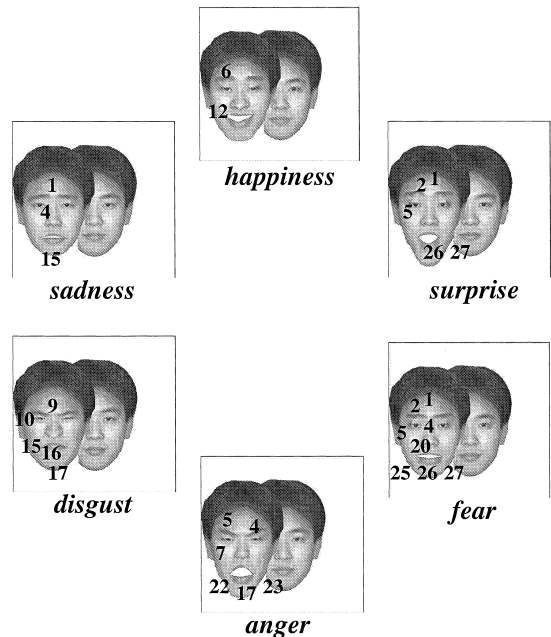


図 2 FACS による各基本情動と AU の関係
Fig.2 Relation between basic emotions and AU by FACS.

この対応は細部においては将来修正されうるが、その根幹はおおむね確認されているものである。また信号としての表情は、happiness, surprise, fear, anger, disgust, sadness, happiness, ... といった順に円環をなしている⁴⁾。またこれらの基本情動を組合せにより、複雑な表情が表現できることが知られている³⁾。

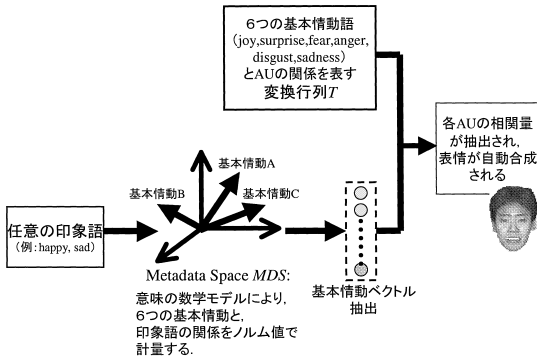


図3 印象語による顔の表情の自動合成方式の全体図

Fig. 3 A figure of automatic composition of the facial expression by the impression words.

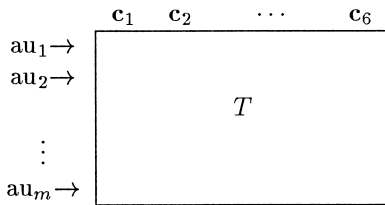


図4 変換行列 T

Fig. 4 Transformation matrix T .

3.2 任意印象語による顔の表情の自動合成実現方式

ここでは、印象語による顔の表情の自動合成実現方式について示す。本方式の全体図を図3に示す。具体的に次の手順で実現する。

(1) 変換行列 T の作成

基本情動語 $c_i (i = 1, \dots, 6)$ (happiness, surprise, fear, anger, disgust, sadness) にそれぞれ関連する AU (au_{iu}) で特徴づけたベクトル c_i として表現する。

$$\mathbf{c}_i = (au_{i1}, au_{i2}, \dots, au_{iu})^T, \\ i = 1, 2, \dots, 6, \\ u = 1, 2, \dots, m. \quad (6)$$

ただし m は、AU の数を表す。

c_k の各要素は、文献3), 4)により図2のように示される、基本情動と AU の関連を示す数値データである。ここで c_i を列ベクトルとし、 (c_1, c_2, \dots, c_6) より表される図4のような変換行列 T を構成する。

(2) 基本情動量抽出

与えられた印象語を対象として6つの各基本情動がどのくらいの割合で混合しているかを示す基本情動量を抽出する。これは、表情において、6つの基本情動の様々な組合せにより複雑

な表情を構成することは文献3)により示されており、各基本情動がどのくらいの割合で混合することで与えられた印象語に近い印象を表すことができるか計量することを意味する。

与えられた印象語と6つの各基本情動語を意味の数学モデルによって与えられた印象語と各基本情動語の関連を計量し、その計量した値を元に6つの各基本情動の含まれる割合を導出することで、顔の表情合成のための基本情動量を抽出を抽出する。その手順を以下に示す。

• Step1: 印象語と基本情動の相関を表す相関量の導出

与えられた任意の印象語と顔の表情を決定するための代表的な6つの基本情動語 (happiness, surprise, fear, anger, disgust, sadness) との意味的な相関を求める。意味的な相関は、2章で示した意味の数学モデルを用いてメタデータを検索語として6つの基本情動語のノルム $cn_i (i = 1, \dots, 6)$ を導出することにより求める。6つの基本情動語の相関量である基本情動相関ベクトル fev を以下のように表す。

$$fev = (cn_1, cn_2, \dots, cn_6)^T. \quad (7)$$

• Step2: 基本情動の相関量の正規化

意味の数学モデルにより抽出された6つの基本情動のノルム $cn_i (i = 1, \dots, 6)$ を cn'_i に正規化を行う。

$$fev' = (cn'_1, cn'_2, \dots, cn'_6)^T, \quad (8) \\ cn'_i = \frac{cn_i}{\sum_{j=1}^6 cn_j} \times 100.$$

これは、表情において、6つの基本情動の様々な組合せにより複雑な表情を構成することは文献3)により示されており、表情を合成するための基本情動量として、各基本情動をそれぞれどのくらいの割合で混合するのかを表す値になるように正規化する。

ここで、各 AU は解剖学的に独立しているため、基本情動を組み合わせることによって、AU の各動作が相殺されて無表情になるということはない。たとえば、AU1 (Inner Brow Raiser), AU2 (Outer Brow Raiser) と、AU4 (Brow Lower) は、眉の上げ下げという意味で、これらが同時に起こった場合、表情として相殺されそうであるが、これらの AU を起こす表情筋はそれぞれ、AU1 は前頭筋(内側)、AU2 は前

頭筋(外側),そしてAU4は皺眉筋,鼻根筋と独立したまったく異なる動作である。そのため,両者の動作をともに与える表情が形成される。

- Step3: 基本情動量が小さい基本情動の排除

Step2で求めた基本情動量は表情の特徴を表す特徴量と見なすことができる。一般的に特徴量が小さい特徴は,表示結果を悪化させるノイズの可能性がある。これらのノイズとなりうる値を排除することによって,表情の特徴をよりの確に表す。

一般的に,排除後の値を $c_i (i = 1, \dots, 6)$ として値が小さい特徴の排除方法は以下のように表される。

$$c_i = \begin{cases} cn'_i & (cn'_i \geq \varepsilon) \\ 0 & (cn'_i < \varepsilon) \end{cases} \quad (9)$$

本方式では,以下のような方針で ε の仮設定する。

2章で示した意味の数学モデルのメタデータ空間 MDS は情動だけでなく一般的な単語を含めた,言葉の相関ができる空間であるため,感情を表す語群どうしが強い相関を持つ傾向にある。このような性質の空間の中で計量された相関量の処理について,大きく以下の2つの場合が考えられる。

Case-1 1つの基本情動の表情を表すべき場合

Case-2 基本情動の組合せにより複雑な表情を構成するために複数の基本情動による複雑な表情を表すべき場合

Step2で正規化された値を注目すると,Case-1は,その基本情動のみ大きな値となり,その他の基本情動量は小さくなっていると考えられる。一方,Case-2は,Case-1の場合に比べてそれぞれ大きな値をとることはなく,混合する基本情動量が差が小さくなっていると考えられる。これらから, ε を各基本情動量の平均値とし,それより値の低いものを削除することにより,Case-1,2の両方の場合において共通に利用できるものであり,本モデルの中で実現している。具体的には以下の式で表される。

$$\varepsilon = \frac{\sum_{j=1}^6 cn_j}{6} \quad (10)$$

後述する実験Aにおいて,式(10)において排除を行った場合と,いっさい排除を行わない場合との比較を示す。

しかし, ε の設定については,対象に依存するものであり,ここでの定式化においては,式(10)に限定しない。ただし,実験において適切な ε について言及するには限界があり,専門家の見地を含めた検証が必要と考えられ,今後の課題である。

以上により,6つの基本情動量 $c_i (i = 1, 2, \dots, 6)$ で構成される,基本情動量ベクトル em が抽出される。

$$em = (c_1, c_2, \dots, c_6)^T. \quad (11)$$

(3) AUメタデータ生成

変換行列 T と基本情動ベクトル em を用いて,与えられた任意の印象語とAUの相関を表すAUメタデータを抽出する。

一般的に,ある事象のメタデータ md はその事象から抽出した特徴を表す特徴量ベクトル x とその分野の専門家によって導出される変換行列 A を用いて,以下のように導出される。

$$md = Ag(x) \quad (12)$$

式(12)の具体例は,文献8),11),12),14)で示されている。文献8),14)では,静止画像メディアデータを対象として,カラーイメージスケールなどの,色彩と印象語の関係を表した統計データを変換行列 A として用いて,画像から色彩情報を x として抽出することによって,印象語を抽出している。また,文献11),12)では,楽曲メディアデータを対象として,楽曲構造要素(key, tempo, pitch, rhythm, harmony, melody)と8つの印象語群によって表現される印象との相関関係を表した Hevner の研究を変換行列 A として用いて,デジタル化された楽譜データである Standard MIDI File (SMF) から抽出される楽曲構造要素を x として抽出することによって,印象語を抽出している。

これをふまえて,変換行列 T は顔の表情に関する研究者によって導出されたものであり,基本情動量ベクトル em は,あるシステムやユーザから与えられた印象語から抽出された特徴量であることから式(12)が適用できる。また,基本情動量ベクトルは各基本情動をそれぞ

れどのくらいの割合で混合するのかを表す値であるが、文献 3) でこれらの基本情動を様々な組合せにより、複雑な表情が表現できること示されていることから、その割合をそのまま反映するようにする。これらから、AU メタデータ au を式 (13) のように表す。

$$au = Tg(em) \tag{13}$$

AU メタデータ au は、各 AU における動作の大きさを表している。AU メタデータを「Face Tool」¹³⁾ に受け渡すことにより、メディアデータの印象に合致する顔の表情の表示が可能となる。

ここで式 (13) 中の g は文献 11) で述べている刺激と人間の感覚の関係を表す Fechner の法則¹⁵⁾ に基づいた感性作用素を適用する。

(a) Fechner の法則

Weber は重さの弁別の実験を行い、我々は物の間の差異そのものを知覚するのではなく、物の大きさに対するこの差異の比率を知覚するのでであると述べた。

Fechner は Weber が出したこの事実を Weber の法則と名づけた。Weber の法則が一般的に成立すれば、刺激の大きさ(以下、刺激強度)と我々が感じる感覚の大きさについて、

$$d\gamma = k \frac{d\beta}{\beta}, \tag{14}$$

(k : 比例定数, β : 刺激強度, γ : 感覚の大きさ, $d\beta, d\gamma$: 刺激強度と感覚の大きさの微小の増分)

が成立するとした。上記の式を積分して

$$\gamma = k(\log \beta - \log b). \tag{15}$$

(ただし $\log b$ は積分定数)

よって、

$$\gamma = k \log \frac{\beta}{b}, \tag{16}$$

となる。このとき比例定数 k は、刺激の種類によって決まる比例定数である。Fechner はこれら式について「感覚の大きさ γ は、刺激の絶対的大きさではなく刺激の大きさの対数で比例する。ここで刺激の大きさは閾値 b 、すなわち、感覚が生じかつ消失する刺激の単位としていいる。要するに、感覚の大きさは基本的刺激値の対数に比例する」と説明している。これがその後 Fechner の法則と呼

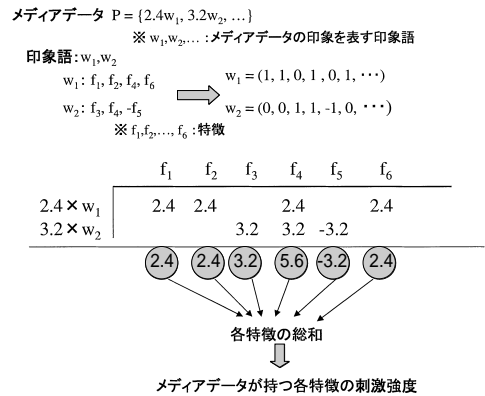


図 5 刺激強度と印象語の特徴の関係
 Fig. 5 The relation between the strength of stimuli and the feature of impression words.

ばれている。

(b) 刺激強度と印象語の特徴の関係

本方式における、刺激強度と印象語の特徴の関係は次のように位置づけられる。

印象語 w_i に特徴づけられた 1 つ 1 つの特徴をその特徴における刺激とみることができ、各特徴の総和を求めることにより、各特徴における刺激の強さを求めていると考えられる。したがって、印象語 w_i における各特徴の総和は各特徴の刺激強度として意味づけができる(図 5)。

直感的にある基本情動の占める割合がある程度大きくなると、その情動に関する人間が感じる大きさはあまり変わらなくなってくるのに対し、ある基本情動の占める割合が小さいときには、少し大きくしただけで、その情動を感じる割合が非常に大きくなると考えられる。基本情動量を人間に与える感覚の刺激量と見なし、その刺激を人間の感覚に合致した関数である感性作用素¹¹⁾を適用する。

具体的に本方式に適用する感性作用素を g として以下のように表す。

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T, \text{ (ただし, } x_j \geq 0 \text{)}$$

$$g(x) := (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n)^T,$$

$$\gamma_j = \begin{cases} k \log_{\alpha} |x_j| + 1 & (x_j > 0 \text{ のとき}) \\ 0 & (x_j = 0 \text{ のとき}) \end{cases} \tag{17}$$

式 (17) で表される感性作用素は「感覚の大きさは、刺激の絶対的大きさではなく刺激の大きさの対数で比例する」という Fechner の法則¹⁵⁾

に基づいて導出しているが、式 (17) の k は、Fechner の法則では、刺激の種類によって決まる比例定数である。よって、 k を感覚ボリューム係数とし、メディアデータの違いやユーザの個々の違いによって設定するパラメータとする。また、式 (17) の対数の底の値 α についても、対数関数の振舞いを決定する要因であることから、同様の役割を果たすパラメータとする。これら 2 つのパラメータ (k, α) を感覚のボリュームとして設定できるパラメータとする。なお、感性作用素の詳細の導出方法については文献 11) で示されている。

本パラメータの設定については、今回は後述の予備実験で設定している。

4. 実験

本方式の有効性を検証するため、本方式に基づく実験システムを構築し、検証実験を行った。

まず、パラメータ設定実験で、本実験における、感性作用素のパラメータの値の設定を行った。

実験 A では、表示結果を悪化させる可能性があるノイズとなりうる値を排除する方式の有効性の検証を行った。

実験 B では、任意の印象語による顔の表情の自動合成を行い、その表情を考察することで、本方式の有効性の検証を行った。

4.1 実験環境

実験システムの全体概要図を図 6 に示す。

意味の数学モデルにおける、メタデータ空間 MDS 作成については、“Longman Dictionary of Contemporary English”¹⁶⁾ という英英辞書を使用した。同辞書は、約 2,000 語の基本語だけを用いて約 56,000 語の見出し語を説明している。ここで基本語を特徴と見なし、各見出し語を説明する基本語が肯定の意味に用いられていた場合 “1”、否定の場合 “-1”、使用されていない場合 “0”、見出し語自身が基本語である場合その基本語の要素を “1” とし、2.1 節 (1) のデータ行列 M を作成した。これより、約 2000 次元の正規直交空間であるメタデータ空間 MDS を生成した。約 2000 次元のメタデータ空間 MDS では、約 2^{2000} 通りの意味の様相が表現可能である。

問合せとして用いるコンテキストを構成する印象語は、2 章および上記より “Longman Dictionary of Contemporary English”¹⁶⁾ の約 2,000 語からなる基本語で特徴づけ可能な語はすべて利用可能にすることができる。実装では、“Longman Dictionary of Con-

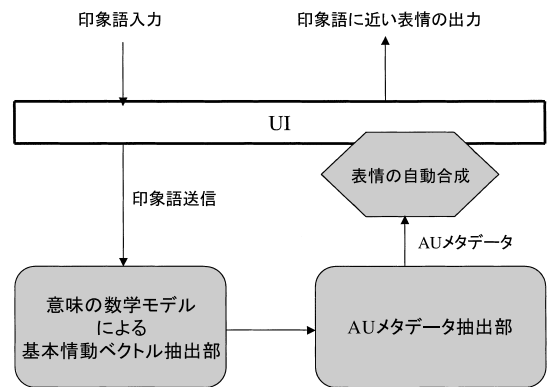


図 6 実験システム図

Fig. 6 A figure of the system structure for experiments.

temporary English”¹⁶⁾ の見出し語、約 56,000 語をコンテキストとして利用可能である。つまり我々が普段用いる単語をほぼ網羅している。

また、自動抽出した AU メタデータに対応した実際の顔の表情の合成部については、「Face Tool」¹³⁾ を利用して実装を行った。

4.2 パラメータ設定実験 (パラメータを設定するための予備実験)

4.2.1 実験方法

感性作用素における、パラメータ k, α の設定を行う。本予備実験は、人間の表情に関連する刺激に対するパラメータ設定を行っている。

入力する印象語を “joy, merry” と固定し、感性作用素として作用するパラメータの変化による表情の比較を行った。まず、底 $\alpha = 10$ に固定し、感覚ボリューム係数 k を 1, 2, 4, 6, ..., 24 に変化させることにより、合成される表情がどのように変化するかを考察した。さらに、感覚ボリューム係数 k を先の設定した値に固定し、底 α を 2, 4, 8, ..., 512 に変化させることにより、合成される表情がどのように変化するかを考察した。ここで、 α の値は底の変化による顔の表情の変化が小さいため、変化の様子が観察しやすいように、上記のような値の変化によって考察を行った。また、被験者 20 人によりそれぞれのパラメータの変化による顔の表情の変化を観察してもらい、自然な表情を選んでもらうことにより、本実験で用いるパラメータの設定を行った。

4.2.2 実験結果

底 $\alpha = 10$ に固定したときの感覚ボリューム係数 k の変化による顔の表情の変化を図 7 に示す。図 7 では、 $k = 4, 8, 10, 12, 16, 18$ のときの顔の表情を示している。ただし、背後に示す顔は特に感情を表さない無

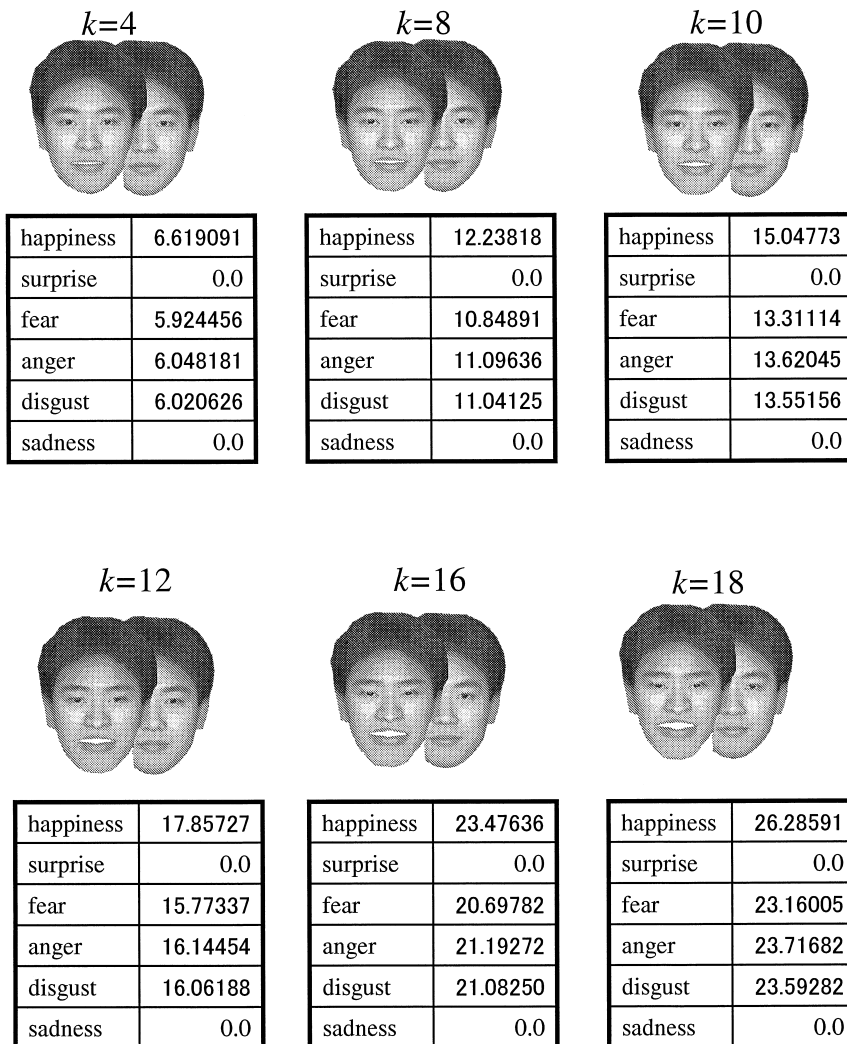


図 7 k の変化による顔の表情の変化 (一部)
Fig. 7 Face expressions by value of k .

表情の顔を表す。また、表情の下の表は式 (13), (17) にある $g(em)$ のそれぞれの要素の値を示している。

式 (13), (17) より, AU メタデータ au は k に比例する。よって k が大きくなればなるほど, 表情がより大げさになっている。図 7 より, このパラメータの決定は, $g(em)$ の値のみでは, 実際にどのような表情が合成されるか分からないため, 判断が困難である。そのため, 本予備実験では実際合成された表情を被験者 20 人に見せ, 自然な表情のパラメータを選択する。式 (13), (17) より, k が大きくなるほど, 表情が大げさになり, k が小さくなるほど無表情になる。そのため, $k = 1, 2, 4, 6, \dots, 24$ と変化したときの表情を順に見てもらい, 表情として不自然になる点を選んでもらった。その結果を図 8 に示す。この結果から $k = 18$ 前

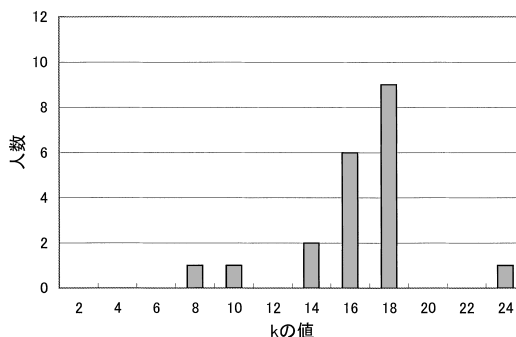


図 8 アンケート結果 (k)
Fig. 8 Questionnaire result (k).

後の画像で不自然になるという回答が多かった。図 8 から, $k = 14$ 未満に設定するのがよいことが分かる。

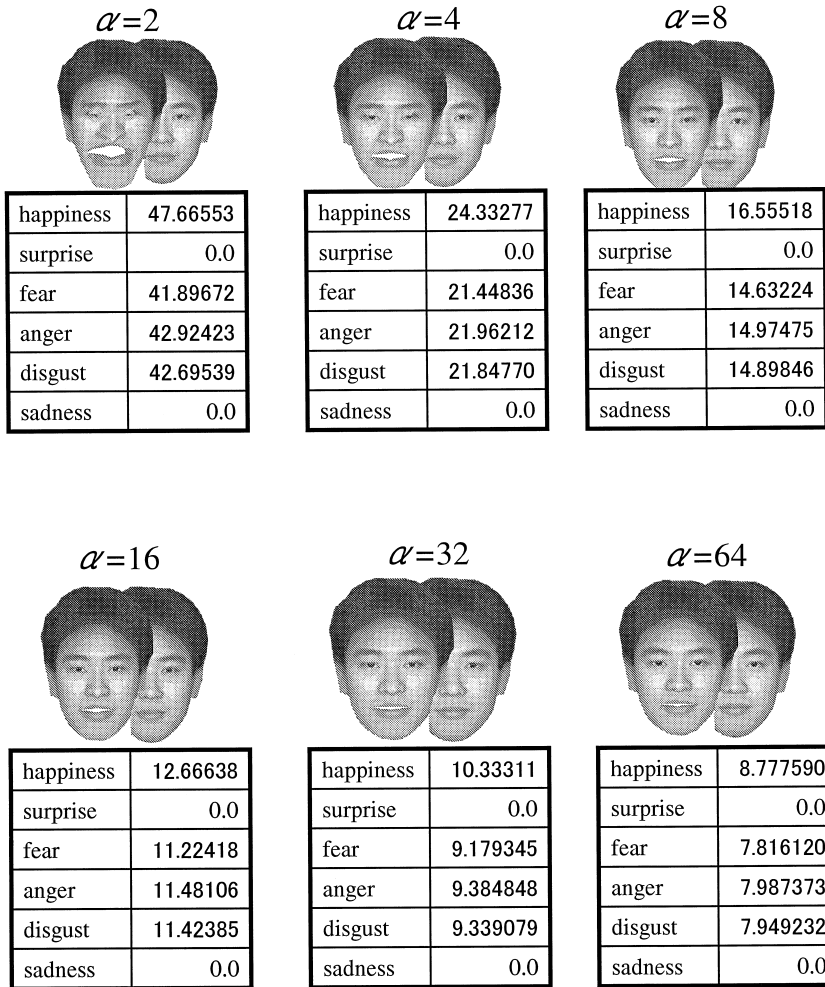


図 9 α の変化による顔の表情の変化 (一部)
 Fig. 9 Face expressions by value of α .

本実験では、仮に $k = 10$ として実験を行う。

感覚ボリューム係数 $k = 10$ に固定したときの底 α の変化による顔の表情の変化を図 9 に示す。図 9 では、 $\alpha = 4, 8, 10, 12, 16, 32$ のときの顔の表情を示している。ただし、背後に示す顔は特に感情を表さない無表情の顔を表す。また、表情の下の表は式 (13), (17) にある $g(em)$ のそれぞれの要素の値を示している。

式 (13), (17) から導出されるように、実験結果からも α の値が小さくなるほど、表情がより大きくなっており、さらに α の値が大きくなるほど、 α の値に対する表情の差が小さくなるのが観察できる。同様に、被験者 20 人に $\alpha = 512, 256, 128, \dots, 2$ と変化したときの表情を順に見てもらい、表情として不自然になる点を選んでもらった。その結果を図 10 に示す。この結果から $\alpha = 4$ 前後の画像で不自然にな

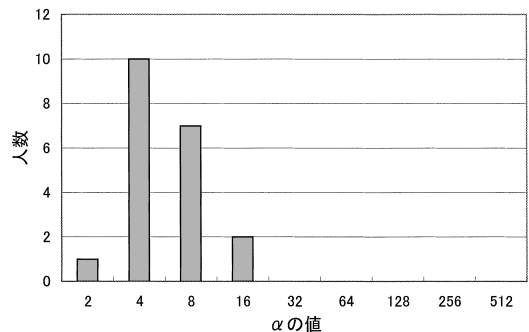


図 10 アンケート結果 (α)
 Fig. 10 Questionnaire result (α).

るとい回答が多かった。図 10 から、 $\alpha = 16$ 以上に設定するのがよいことが分かる。本実験では、仮に $\alpha = 18$ として実験を行う。

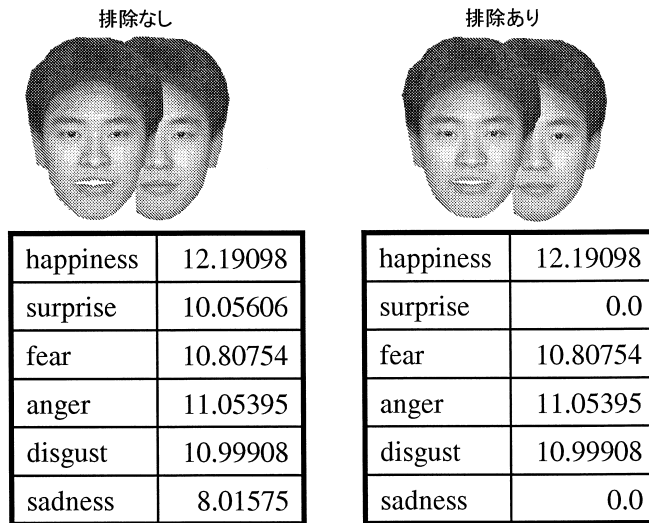


図 11 コンテキスト「joy merry」のときの結果
Fig.11 Experiment result (context “joy merry”).

これらより、本実験では、底 $\alpha = 18$ 、感覚ボリューム係数 $k = 10$ と設定して、以下の実験を行う。

文献 11), 14) で、 k, α は対象の違いやユーザ個々の違いによって設定するパラメータであることを示している。本実験では、ユーザの個々の違いなどは考慮されていない。これらについては、本方式に合致する学習方式の実現が重要だと考えられる。

4.3 実験 A (ノイズを排除する方式の有効性の検証)

4.3.1 実験方法

3.2 節 (2) Step2 で示した表示結果を悪化させる可能性があるノイズとなりうる値を排除する方式の有効性の検証するために、ノイズとなりうる値を排除する方式を使用した場合、使用しない場合について、出力される結果から比較を行った。感性作用素のパラメータは、パラメータ設定実験により底 $\alpha = 18$ 、感覚ボリューム係数 $k = 10$ とする。

4.3.2 実験結果

実験結果として、コンテキストを「joy merry」に設定したときの、ノイズとなりうる値を排除する方式を使用した場合、使用しない場合、それぞれの表情の結果を図 11、コンテキストを「sorrow dark」に設定したときの、ノイズとなりうる値を排除する方式を使用した場合、使用しない場合、それぞれの表情の結果を図 12 に示す。なお、表情の下にある表は式 (13)、(17) にある $g(em)$ のそれぞれの要素の値を示している。

コンテキスト「joy merry」の場合、排除する方式

としない方式で表情の違いはあまりみられない。これに対し、コンテキスト「sorrow dark」の場合、排除する方式としない方式で表情の違いが大きい。これは、排除する方式を用いることにより、「sadness」以外の基本情動が排除されていることにより、「sorrow dark」の表情をより明確に出力していると考えられる。コンテキスト「joy merry」は、「happiness」以外の基本情動についても平均以上の基本情動量の基本情動が多いために、「surprise」「sadness」以外排除されていないため、表情の違いがあまりみられなかったと考えられる。

4.4 考察

コンテキスト「joy merry」では、基本情動「happiness」の値が大きい、そのほかの基本情動も大きいため、排除する方式の場合においても複数の基本情動による複雑な表情を合成できたと考えられる。一方、コンテキスト「sorrow dark」では、基本情動「sadness」が 1 つだけ大きい値となっているため、排除する方式の場合では、その他の基本情動を排除することによって、より明確な表情を合成できたと考えられる。

これにより、表示結果を悪化させる可能性があるノイズとなりうる値を排除する方式によって有効性が示された。

4.5 実験 B (印象語による表情の自動合成方式の検証)

4.5.1 実験方法

本方式による印象語に合致した顔の表情の合成の検証を行った。入力として、比較的印象が分かりやす

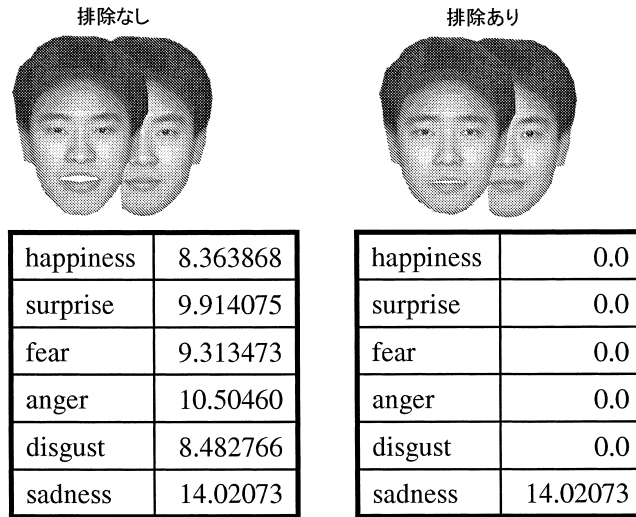


図 12 コンテキスト「sorrow dark」のときの結果
Fig. 12 Experiment result (context “sorrow dark”).

い、基本情動語に含まれない「joy merry」、「cheerful exciting」、「sorrow dark」、「serious quiet」のような 4 グループの印象語からなるコンテキストをそれぞれ与えた。それにより、どのような顔の表情が合成されるかを考察した。

また、出力された表情がうち、happiness (幸せ), surprise (驚き), fear (恐れ), anger (怒り), disgust (嫌悪), sadness (悲しみ) のどれに近い表情であるかについて被験者 20 人による被験者調査を行った。被験者調査の方式として 6 つの情動から選択する方式をとった理由として、集計をやすくすることにより、出力された顔の表情の傾向を考察しやすくするためである。

感性作用素のパラメータは、パラメータ設定実験により底 $\alpha = 18$ 、感覚ボリューム係数 $k = 10$ とする。

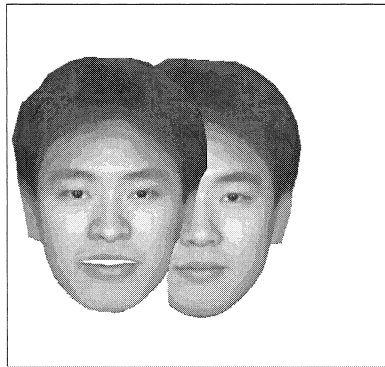
4.5.2 実験結果

コンテキスト「joy merry」、「cheerful exciting」、「sorrow dark」、「serious quiet」による顔の合成結果をそれぞれ、図 13、図 14、図 15、図 16 に示す。ただし、背後に示す顔は特に感情を表さない無表情の顔を表す。また、表情の右にある表は式 (13)、(17) にある $g(\text{em})$ のそれぞれの要素の値を示している。

コンテキスト「joy merry」、および「cheerful exciting」を与えた場合、図 13、図 14 より、 $g(\text{em})$ の値について、基本情動「happiness」要素の値が高くなっているのが分かる。しかし、コンテキスト「joy merry」では、基本情動「fear」、「anger」、「disgust」、コンテキスト「cheerful exciting」では、基本情動「fear」、「anger」が混合されている。これは、意味の数学モデ

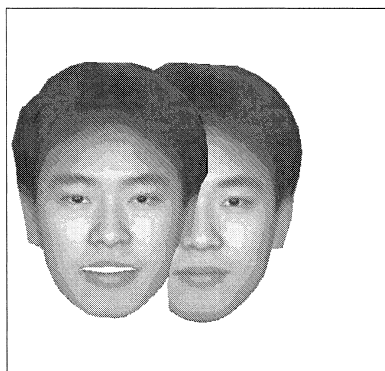
ルのメタデータ空間の相関量計算の結果の違いのためである。表 2、表 3 は、メタデータ空間上で各コンテキスト「joy merry」、「cheerful exciting」から、6 つの基本情動語を意味の数学モデルにおける意味的連想検索を行った結果である。これは、2 章、および 3.2 節 (2) Step1 で示した手順を施した結果である。つまり、メタデータ空間上の各コンテキストと基本情動語の相関量を求めている。これらを見ると、コンテキスト「joy merry」では、「happiness」が 1 番に抽出されている。また、「fear」、「anger」、「disgust」はほぼ同程度の相関量を示している。また、コンテキスト「cheerful exciting」では、「angry」が一番に抽出され、「happiness」、「surprise」と続く。この理由を推定するためにコンテキスト「cheerful」、「exciting」についても行った。その結果は、表 4、表 5 である。コンテキスト「cheerful」では、「happiness」が 2 位以降を相関量を大きく離して 1 位に抽出されている。コンテキスト「exciting」では、「sadness」、「surprise」、「anger」と抽出される。メタデータ空間上では「exciting」は楽しさよりも、興奮を意味しているためだと考えられる。これらの 2 つの印象語をコンテキストとして合成することにより、表 3 で表す結果となる。

これらの結果は、メタデータ空間 MDS に依存し、メタデータ空間を生成するためのデータ行列の “Longman Dictionary of Contemporary English”¹⁶⁾ に大きく依存する。また、意味の数学モデルの性質として、基本情動だけでなく一般的な単語を含めた、言葉の相関が計量できる空間であるため、感情を表す語どうしが強い相関を持つ傾向のためであると考えられる。



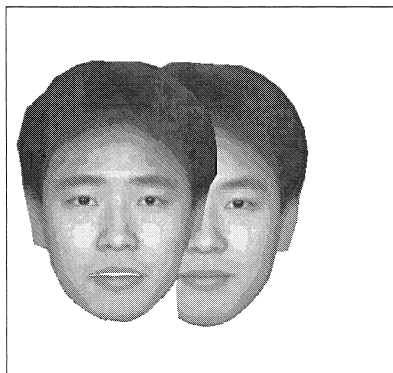
happiness	12.19097
surprise	0.0
fear	10.80754
anger	11.05395
disgust	10.99907
sadness	0.0

図 13 実験結果 (joy merry)
Fig. 13 Experiment result (joy merry).



happiness	11.02770
surprise	0.0
fear	10.94050
anger	11.04464
disgust	0.0
sadness	0.0

図 14 実験結果 (cheerful exciting)
Fig. 14 Experiment result (cheerful exciting).



happiness	0.0
surprise	0.0
fear	0.0
anger	0.0
disgust	0.0
sadness	14.02073

図 15 実験結果 (sorrow dark)
Fig. 15 Experiment result (sorrow dark).

これらの結果の修正方式として意味の数学モデルにおける学習方式が文献 9) に示されている。この学習機能を本方式に適用する方式の実現については今後の課題である。

合成された両表情を観察すると、眉が上がり、頬が上がっているなどから、基本情動「happiness」の表情が多分に入っていることが確認できる。

さらに、被験者 20 人に、出力された表情について、6 つの基本情動のどれに一番近いかを回答する被験者調査を実施した。その結果を図 17、図 18 に示す。

コンテキスト「joy merry」については、図 17 から、ほぼ全員が「happiness」の顔だと判断した。また、コンテキスト「cheerful exciting」については、「happiness」と判断した人が一番多く、「surprise」

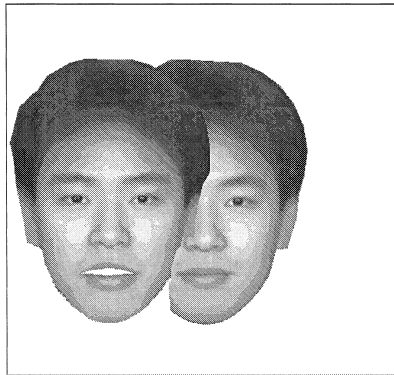


図 16 実験結果 (serious quiet)
Fig.16 Experiment result (serious quiet).

happiness	0.0
surprise	10.73611
fear	10.79141
anger	11.14374
disgust	0.0
sadness	0.0

表 2 検索結果 (コンテキスト「joy merry」)
Table 2 Search results (context “joy merry”).

順位	基本情動	相関量
1	happiness	0.179008
2	fear	0.136550
3	anger	0.128868
4	disgust	0.126840
5	surprise	0.096579
6	sadness	0.053551

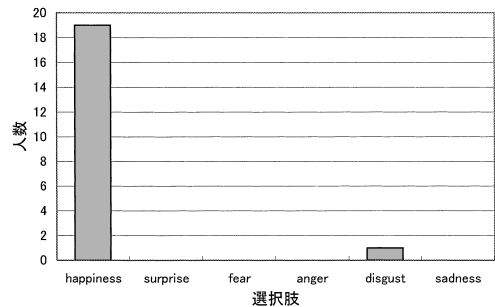


図 17 被験者調査結果 (joy merry)
Fig.17 The result of subject investigation (joy merry).

表 3 検索結果 (コンテキスト「cheerful exciting」)
Table 3 Search results (context “cheerful exciting”).

順位	基本情動	相関量
1	anger	0.245335
2	happiness	0.244137
3	surprise	0.215899
4	sadness	0.214854
5	fear	0.206385
6	disgust	0.187213

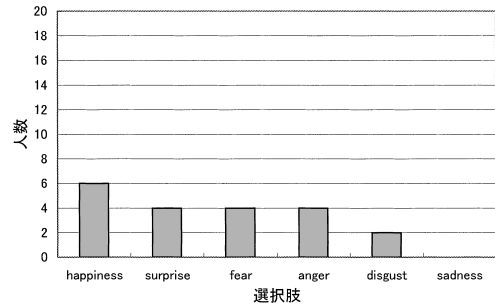


図 18 被験者調査結果 (cheerful exciting)
Fig.18 The result of subject investigation (cheerful exciting).

表 4 検索結果 (コンテキスト「cheerful」)
Table 4 Search results (context “cheerful”).

順位	基本情動	相関量
1	happiness	0.226045
2	anger	0.199920
3	fear	0.185498
4	disgust	0.179735
5	surprise	0.152620
6	sadness	0.122797

表 5 検索結果 (コンテキスト「exciting」)
Table 5 Search results (context “exciting”).

順位	基本情動	相関量
1	sadness	0.299188
2	surprise	0.261366
3	anger	0.232957
4	fear	0.176891
5	happiness	0.166874
6	disgust	0.156282

「fear」「anger」と判断した人が同人数いた。これは、「cheerful」という文脈に含まれる「happiness」の表情を読み取った人と、「exciting」に含まれる「anger」などの興奮を読み取った人がいたと考えられる。「surprise」「disgust」と回答した人がいるが、図 14 の $g(m)$ の値から、表情合成時にはこれらの基本情動が含まれていないことが分かる。これは、「happiness」「fear」「anger」の表情を混合することにより、「surprise」「disgust」に近い表情を合成したか、人間の表情の認識の限界を表

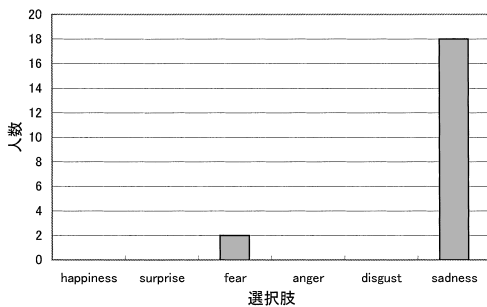


図 19 被験者調査結果 (sorrow dark)

Fig. 19 The result of subject investigation (sorrow dark).

していると考えられる。

これらより、全体的にほぼコンテキストと合致した表情が合成されたといえる。

コンテキスト「sorrow dark」を与えた場合、図 15 より、 $g(em)$ の値について、基本情動「sadness」要素の値のみが非ゼロであり、合成された表情についても、基本情動「sadness」の表情が多分に入った、寂しげな表情になっていると思われる。

また、被験者 20 人に、出力された表情について、6 つの基本情動のどれが一番近いかを回答する被験者調査を実施した結果を図 19 に示す。ほとんどが「sadness」と回答していることから、コンテキストと合致した表情が合成されたといえる。

コンテキスト「serious quiet」を与えた場合、本コンテキストがどの基本情動と近いかと断言することは難しいと考えられる。これは、基本情動と関連が遠いと思われる語をコンテキストとした場合の例を表す実験である。コンテキスト「serious quiet」の場合は、図 16 より、基本情動「anger」「fear」「surprise」が混ざった表情となっていることが分かる。また、被験者 20 人に、出力された表情について、6 つの基本情動のどれが一番近いかを回答する被験者調査を実施した結果を図 20 に示す。「anger」「fear」「surprise」「disgust」「happiness」と回答が分かれたが、「anger」「disgust」が同数で一番回答が多かった。しかし、図 16 の $g(m)$ の値から、表情合成時には「disgust」基本情動が含まれていないことが分かる。これは、表情を混合することにより、「disgust」に似た近い表情を合成したということも考えられるが、それより、複雑な表情のため、被験者が感情を読み取れなかったと考えられる。事実、被験者は本質問を一番回答しにくそうであった。

4.6 考 察

本方式では、明確な印象を持つ印象語で構成されるコンテキストについては、ほぼ印象に合致した表情を

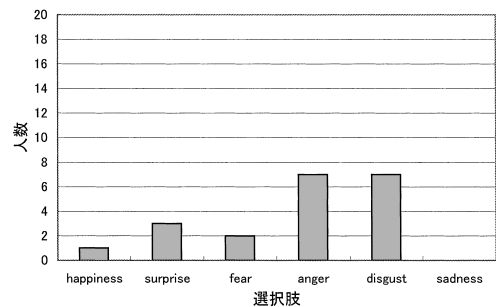


図 20 被験者調査結果 (serious quiet)

Fig. 20 The result of subject investigation (serious quiet).

合成することが分かった。

基本情動語と相関が小さいと思われる印象語で構成されるコンテキストについても、メタデータ空間で求められる相関量に基づき何らかの顔の表情が合成されるが、人間の表情の認識能力にも限界があり、今回行った被験者調査では検証が難しかった。これらの表情については、専門家の見地を取り入れると同時に、このような曖昧な意味合いの表情は個人差が大きくなると考えられるため、文献 9) で示されるような学習機能を本方式に適用する方式の実現が重要な課題だと考えられる。

本実験は、任意の印象語の印象に合致した顔の表情の自動合成が可能であることを示している。

5. おわりに

本稿では、人間の印象を表す印象語による表情を自動的に合成する実現方式を示した。本方式により、任意の印象語を対象として、その印象に合致した顔の表情の合成が可能となった。また、印象語による実験を行い、本方式の有効性を示した。

本方式により、人間の感性や直感に合致した、顔の表情という感情などの様々な情報を効果的に表すメディアを含む異種のメディアが統一的に扱うことが可能な方式の実現が可能となると考えられ、人間とコンピュータを結ぶ、マルチメディア環境での有効的なコミュニケーションメディアの実現の第 1 歩となりうる。さらに、これによりユーザへの負荷が少ないインタフェースの実現が可能となると考えられる。

今後の課題として、実際のメタデータ自動抽出方式から抽出されたメタデータによる本方式の表情の自動合成の実験、本方式の定量的な評価方式の実現、および、本方式における学習機構の実現があげられる。

謝辞 多くの貴重なご助言をいただいた慶應義塾大学環境情報学部の吉田尚史氏、および、アンケートに協力していただいた皆様にこの場を借りて感謝いたします。

参考文献

- 1) 長谷川修, 森島繁生, 金子正秀: 「顔」の情報処理, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J80-D2, No.8, pp.2047-2065 (1997).
- 2) Ekman, P. and Friesen, W.V.: *Facial Action Coding System*, Consulting Psychologist Press (1978).
- 3) Ekman, P. and Friesen, W.V., 工藤 力(訳編): 表情分析入門—表情に隠された意味をさぐる, 誠信書房 (1987).
- 4) 千葉浩彦, 佐伯 胖, 佐々木正人(編): アクティブ・マインド, 東京大学出版会 (1990).
- 5) 崔 昌石, 原島 博, 武部 幹: 顔の3次元モデルに基づく表情の記述と合成, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J73-A, No.7, pp.1270-1280 (1990).
- 6) 森嶋繁生, 岡田信一, 原島 博: 知的インタフェースのための顔の表情合成法の一検討, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J73-D-II, No.3, pp.351-359 (1990).
- 7) Kitagawa, T. and Kiyoki, Y.: The mathematical model of meaning and its application to multidatabase systems, *Proc. 3rd IEEE International Workshop on Research Issues on Data Engineering: Interoperability in Multidatabase Systems*, pp.130-135(1993).
- 8) Kiyoki, Y., Kitagawa, T. and Hayama, T.: A Metadatabase System for Semantic Image Search by a Mathematical Model of Meaning, *Multimedia Data Management—using metadata to integrate and apply digital media*, Chapter 7, Sheth, A. and Klas, W. (Eds), McGrawHill (1998).
- 9) 清木 康, 金子昌史, 北川高嗣: 意味の数学モデルによる画像データベース探索方式とその学習機構, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J79-D-II, No.4, pp.509-519 (1996).
- 10) Michael, W.B., Susan, T.D. and Gavin, W.O.: Using linear algebra for intelligent information retrieval, *SIAM Review*, Vol.37, No.4, pp.573-595 (1995).
- 11) 北川高嗣, 中西崇文, 清木 康: 楽曲メディアデータを対象としたメタデータ自動抽出方式の実現とその意味的楽曲検索への適用, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J85-D-I, No.6, pp.512-526 (2002).
- 12) Kitagawa, T. and Kiyoki, Y.: Fundamental framework for media data retrieval system

using media lexico transformation operator, *Information Modeling and Knowledge Bases*, Vol.12, pp.316-326, (2001).

- 13) <http://www.tokyo.image-lab.or.jp/ipa/>
- 14) 北川高嗣, 中西崇文, 清木 康: 静止画像メディアデータを対象としたメタデータ自動抽出方式の実現とその意味的画像検索への適用, 情報処理学会論文誌: データベース, Vol.43, No.SIG12 (TOD16) (2002), accepted.
- 15) 新編 感覚・知覚心理学ハンドブック, 誠信書房 (1994).
- 16) Longman Dictionary of Contemporary English, Longman (1987).

(平成 14 年 10 月 7 日受付)

(平成 15 年 1 月 15 日採録)

(担当編集委員 清木 康, 市川 哲彦, 佐藤 聡, 原 隆浩, 細川 宜秀)



中西 崇文(学生会員)

1978 年生。2001 年筑波大学第三学群情報学類を卒業。現在、同大学院システム情報工学研究科在学。マルチメディアシステムに関する研究に興味を持つ。



北川 高嗣(正会員)

1978 年名古屋大学工学部卒業。1983 年同大学院工学研究科博士過程修了。工学博士。スタンフォード大学計算機科学科客員研究員、愛媛大学理学部数学科講師を経て 1990 年より筑波大学電子・情報工学系に勤務。現在同学系教授。数値解析, 逆問題, マルチメディア情報システムの研究に従事。日本応用数学会会員。



清木 康(正会員)

1978 年慶應義塾大学工学部卒業。1983 年同大学院工学研究科博士課程修了。工学博士。同年、日本電信電話公社武蔵野電気通信研究所入所。1984 年~1995 年筑波大学電子・情報工学系講師, 助教授を経て, 1996 年慶應義塾大学環境情報学部助教授, 1998 年同学部教授。データベースシステム, 知識ベースシステム, マルチメディアシステムの研究に従事。ACM, IEEE-CS 会員。