

## テクスチャ合成によるキャラクター顔のメイク表現

—印象評価のポジショニング分析—

非会員 藤澤 隆史\*      非会員 土屋 晋\*  
非会員 高島 杏菜\*      非会員 原田 甫\*  
正 員 長田 典子\*Different Make-up Styles for CG Characters Using Texture Synthesis:  
Applying the positioning analysis method for the impression evaluationTakashi X. Fujisawa\*, Non-member, Shin Tsuchiya\*, Non-member, Anna Takashima\*, Non-member,  
Non-member, Hajime Harada\*, Noriko Nagata\*, Member

In this study, we evaluated observers' impressions on different styles of make-up applications. We showed the observers various styles of make-up for 3DCG characters, and they scored their impression of the made-up faces. In experiment 1, to identify the impression dimensions for the made-up faces, we had 38 undergraduate subjects evaluate 4 make-up styles using 23 adjectives. As a result, we extracted 2 factors, "external appearance" and "internal feeling" about the characters. In experiment 2, we had 70 undergraduate subjects evaluate 5 make-up styles using 7 adjectives. We applied the "positioning analysis" method for the SD data, and mapped the loading values for make-up styles (targets) and adjectives (scales) on a 2 dimensional plane. The results showed that the adjectives were different for each make-up styles, suggesting that the impression of CG characters can be controlled by make-up using texture synthesis.

キーワード：メイク，化粧，CG キャラクタ，印象評価，SD データ，ポジショニング分析

Keywords : Make-up, CG character, Impression evaluation, Semantic differential data, Positioning analysis

## 1. はじめに

今日、コンピュータグラフィックス (CG) によるキャラクターの制作機会は急速に増えているが、どのような場面にどのようなキャラクターが相応しいか、といったキャラクター制作は、制作者の経験やセンスに依存しているのが実情であると言えよう。TPO に応じたキャラクターを誰もが手軽に制作できるようにするためには、キャラクターがもつ特性が評価者に対してどのような影響を与えるのか、といった知識が必要不可欠となる。

一方で、人間どうしの対面コミュニケーションにおいて、視線や表情といったノンバーバル情報は、受け手の印象形成を大きく左右することが分かっている。ノンバーバル情報には、顔の表情や音声、身振り、対人距離などさまざまな例が挙げられるが、「化粧 (メイク)」もその中の重要な非言語チャンネルの1つとして数えられる<sup>(1)(2)</sup>。

CG によるキャラクター制作過程において、テクスチャマッピングは肌の色合いや質感などキャラクターの性別・年齢・性格を表現するための重要な要素であり、メイク表現は主にこれに含まれる。メイクは他のノンバーバル情報 (表情や音声、身振り) に比較して制御しやすいパラメータであることから、メイク表現のスタイルや方向性によってキャラクターの印象がどのように変化するかについて明らかにすることは、クオリティの高いキャラクターを制作するための指針としても、またコスト面から考えてみても有意義であると考えられる。

以上のような理由から、本研究では、CG キャラクターのメイク表現に注目し、メイクにおけるスタイルの違いが評価者のキャラクターに対する印象形成にどのような影響をおよぼすのかについて明らかにする。そのために、キャラクターに数種のメイクを施し、SD法を用いて評価実験を行なった。

## 2. 先行研究

## 〈2・1〉 CG を用いたメイク表現に関する研究

メイク表現と CG に関する先行研究としては、まずメイク

\* 関西学院大学 理工学部 情報科学科  
〒669-1337 兵庫県三田市学園 2-1  
School of Information and Technology, Kwansei Gakuin University  
2-1 Gakuen, Sanda, Hyogo, 669-1337, Japan

アップシミュレータ<sup>(3)(4)</sup>やメイクアップアドバイスシステム<sup>(5)</sup>の研究が挙げられる。これらのCG利用の主な目的は、システム上でさまざまなメイクアップを施せることにあり、メイクアップ結果の評価はあくまでもユーザにまかされている。

次に、肌の質感とCG表現に関する研究がある<sup>(6)(7)</sup>。これらは肌をリアルに表現するために、スペクトル分布や異方性反射特性に着目したCG表現手法に関するもので、古くから行われているが、メイクアップの効果を評価するものではなかった。最近、肌表面における反射光の色成分と印象の関連性を示した興味深い研究が報告されている<sup>(8)</sup>。反射光の色が赤・青み掛かると「清潔感がある」印象となり、緑・黄み掛かると「クールな感じ」の印象が強くなることなどが示されている。しかしながらメイクのスタイルの違いに関しては取り上げられていない。

本研究ではこれらの先行研究とは異なり、具体的なメイクスタイルについてCGキャラクタを用いて表現し、それぞれのスタイルとその印象評価の関連性について分析を行うものである。そもそも、化粧の効果に関する先行研究には、化粧の有無による心理効果<sup>(9)</sup>や化粧の社会心理的効果<sup>(2)(10)</sup>に関する研究などはあるが、メイクスタイルと印象に関するものは実学の知見はあっても学術研究ではほとんど見あたらない。本研究は、CGキャラクタに留まらず、実際のヒトにおけるメイクスタイルの効果に関する知見としても有用と考えられる。

### 〈2・2〉 SD データに対する分析手法の展開

ある対象についての印象を評価するための手法としては、一対比較法や順位法などさまざまなものが挙げられるが、その中の代表的な手法としてSD法(Semantic Differential Method)が挙げられる。SD法で得られるデータは「被験者」×「尺度」×「対象」の3相データである。しかしながら従来の分析では、例えば、「対象」と「被験者」を1つの相へと縮約し、擬似的な2相データとして扱うことで「尺度」についての分析を行う、といった方法がとられていた。しかしながらこのような方法は、

- ・「尺度」もしくは「対象」どちらかについての知見しか得られず、それらの関連性を積極的に検討することが困難
  - ・得られたデータに対して、観察が独立でない状態を積極的に作り出している
- という欠点をもっていた<sup>(13)</sup>。

ところが近年、統計技法におけるモデリングの展開に伴って、上記の問題点を解決する分析手法が開発された。ポジショニング分析は構造方程式モデリング(Structural Equation Modeling; SEM)の応用モデルであり、3相データをそのままの形式で扱うことができる<sup>(11)-(13)</sup>。SDデータに対してポジショニング分析を適用すれば、

- ・SDデータが本来もつ情報量を損なうことなく分析することが可能である
- ・任意の次元空間に対して「尺度」と「対象」の両方を同時にマッピングすることができる

という2つの利点が得られる<sup>(11)-(13)</sup>。

本研究では、CGキャラクタに施されたメイクスタイルについてのSDデータに対して、ポジショニング分析を適用することで、メイクスタイルと評価次元のそれぞれの関連性について検討する。ポジショニング分析を適用するための制約条件は、マッピングを行うための因子数があらかじめ決定されていなければならない点である。そのために本研究では2つの実験を行った。実験1では、メイク表現に対する評価次元の構造を明らかにするために、23の形容詞対を用いて印象評価を求め、得られたSDデータに対して通常の因子分析法を適用した。実験2では、実験1において高い因子負荷を示した評定尺度を選定した上で再び実験を行い、分析プロセスでは因子数を仮定することで、得られたSDデータに対するポジショニング分析の適用を試みた。

## 3. テクスチャによるメイク表現方法

テクスチャによるCGキャラクタのメイク表現方法について記述する。本稿では、メイクを施すキャラクタとして、先行研究<sup>(14)(15)</sup>において具体的に実装されたキャラクタエージェントシステムを用いている。以下に、キャラクタの概要およびテクスチャによるメイク表現手順について説明する。

### 〈3・1〉 キャラクタ

キャラクタは、仮想キャンパス環境“Virtual Kobe Sanda Campus (V-KSC)”で案内役を務める“Susie (スージー)”である(図1)。V-KSCは3DCGで作られた情報統合型のシステムで、その日の天候や大学の開館・閉館、休講情報など実環境情報とリンクしている。Susieは主にV-KSCを初めて利用するユーザのために、システムの利用の仕方や仮想環境のキャンパス内を案内する擬人化エージェントであり、まさにシステムの「顔」とも言える存在である。Susieの顔のテクスチャに対し、以下のメイクを施していく。

### 〈3・2〉 メイク表現の手順

メイクは一般に、ベースメイク、アイメイク、アイブロウ、リップメイク、チークの5種類の部分メイクから成り、季節やTPO、流行にあわせて変化するものである。

本論文では部分メイク毎に数種類のテクスチャを用意し、これらを適当な重み付け加算をすることでメイクを施す。部分メイクそれぞれのテクスチャは下記の通りである。

〈3・2・1〉 ベースメイクテクスチャ ベースとなる肌色としてオークル・ブロンズ・ピンクなどを設定可とする。ただし目、鼻、口、眉毛の位置にテクスチャで影を加え、立体感を与える。

〈3・2・2〉 アイメイクテクスチャ アイメイクテクスチャはアイライン・アイカラー(ベース・シメ色)およびパール効果の4種類のテクスチャからなる。アイラインは目の外形に沿った色の変化である。アイカラーベースはアイホールにあたる部分に重ねられるテクスチャであり、周りと馴染むようにぼかしてある。アイカラーシメ色は目の際にアイホール部分よりも濃い色が重ねられる(図2a)。パール効

果は、2枚のモノクロランダムノイズ画像を用い、1枚はそのまま使い、もう1枚にはぼかしを加え、重ね合わせることでパール輝きを表現する。これはアイホールと目の下に重ねられる(図2b)。

〈3・2・3〉アイブロウテクスチャ 数種類の眉の形に対し、眉毛の毛を書き込んだテクスチャを用意する(図2c)。

〈3・2・4〉リップテクスチャ リップテクスチャはベースカラー、グロスおよびラメのテクスチャによって表現する。各ベースカラーテクスチャは肌と唇の境目はぼかし、影が書き込まれている。グロスは潤い感を演出するため下唇中央部に光を模倣したテクスチャを重ねる(図2d)。ラメはアイシャドウのパールと同様に、モノクロノイズ画像とカラーノイズ画像の加算により表現する(図2e)。

〈3・2・5〉チークテクスチャ 目の横から頬にかけてブラシタッチで描き、ぼかしをかけたテクスチャを作る。不透明度と色相・明度を調節し、任意のチークを作ることができる(図2f)。



図1 仮想キャンパス環境“V-KSC”と案内役の“Susie”  
Figure 1. Virtual campus “V-KSC” and the guide agent “Susie”.

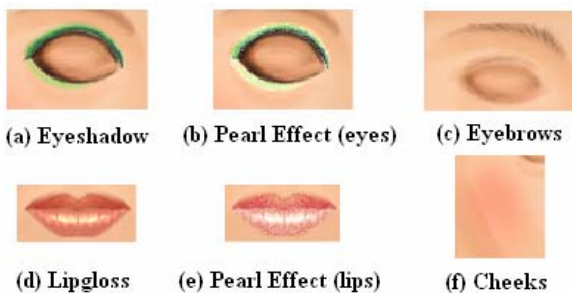


図2 部分メイクテクスチャの例

Figure 2. Examples of make-up textures for the parts.

### 〈3・3〉 実験用メイクスタイル

本研究では Susie をベースにして、上記テクスチャの重ね合わせによって異なるメイクスタイルの静止顔画像を作成し、印象評価を求める。各メイクスタイルは、化粧品メーカーが提案するメイクコンセプトを参考に、図2に示す5つのスタイルを探索的に構築した。それぞれ、左から順に「ノーメイク」、「ナチュラルメイク」、「コンサバメイク」、「華やかメイク」、「ギャルメイク」である。それぞれのメイク

の特徴について、以下に記述する。

- ・ノーメイク (no make-up)  
粗い肌の質感、薄い眉、色味と光沢感のない唇、眼下のくま
- ・ナチュラルメイク (natural style)  
全体的に薄づきのメイク
- ・コンサバメイク (feminine style)  
柔らかい色のチークとアイメイク
- ・華やかメイク (gorgeous style)  
パールラメの入ったアイメイクとリップメイク、鮮やかな色のアイシャドウ、白色の肌
- ・ギャルメイク (“J-gal” style)  
濃い色のアイメイク、光沢感のみのリップメイク、ブロンズ色の肌

本研究では、これら5つのスタイルのメイク表現を評価対象として、以下の2つの印象評価実験を行った。

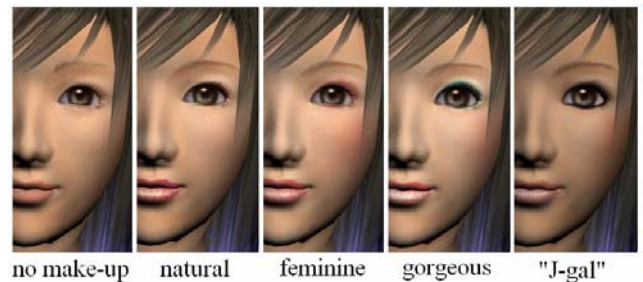


図3 5種のメイクスタイル

Figure 3. The 5 styles of made-up faces.

## 4. 実験1：メイク顔に対する印象評価次元の特定

### 〈4・1〉 目的

実験1では、CGキャラクターのメイク表現に対する印象の評価次元を明らかにする。メイク表現に関連すると思われる23の形容詞対を用い、主な評価次元を抽出することが本実験での目的である。

### 〈4・2〉 方法

〈4・2・1〉 実験参加者 実験参加者は、20歳から23歳までの大学生37名(男性24名、女性13名)。

〈4・2・2〉 質問項目 質問項目は、予備調査においてあらかじめ選出された23の形容詞対であり、メイク表現の評価について関わりが深いと思われるものを選出した<sup>(16)</sup>。評価方法としてはSD法を用い、各メイクスタイルの印象について7件法で評価を求めた。

〈4・2・3〉 画像刺激 実験1は、メイク表現に対する評価次元を特定するという目的のためになるべく多くの評価尺度を用いる必要がある。5種のメイクスタイル全てについて回答を求めることは、被験者に対して負担になると判断し、実験1では「ナチュラルメイク」を除いた、4種について評定させた。

実験参加者には、V-KSCシステムとキャラクター“Susie”

の概要について説明した後に、“Susie”に施された4種のメイクスタイルの印象について、それぞれ評価するよう教示した。4種の各画像(480×640ピクセル)を1つずつPCのモニターに出力し、提示されたメイク顔についての評定を質問紙に記入してもらった。また、順序効果に対するカウンターバランスとしては、画像の提示順がランダムな刺激系列を3パターン用意し、それをランダムに提示した。

#### 〈4・3〉 結果と考察

得られたSDデータについて、「被験者」と「対象」のそれぞれの相を1つへとまとめ、2相のデータとして因子分析(主因子法、バリマックス回転)を行なった。その結果、固有値1以上の5成分を抽出することができたが、以下の3点の理由から、本実験では2因子構造を仮定した。

- ・ 2つの因子で全分散の約半分を説明できること(累積寄与率は49.7%)
- ・ スクリーンプロットを検討した結果、第2因子と第3因子の固有値の間にかかなりの落差があったこと
- ・ 因子数は少ない方が、解釈が容易であり実用性が高いこと

表1 因子分析結果(バリマックス回転後の因子負荷行列)

Table 1. The results of factor analysis  
(varimax rotation, factor loading matrix).

No.	Item	F1	F2	Communality
12	subtle-loud (地味な-派手な)	<b>-0.903</b>	.046	.817
3	plain-gorgeous (落ち着いた-華やいだ)	<b>-0.811</b>	.098	.667
16	bright-dark (明るい-暗い)	<b>.719</b>	.298	.606
7	refined-unrefined (シャレた-やぼったい)	<b>.655</b>	.386	.578
9	classic-modern (クラシックな-現代的な)	<b>-0.626</b>	-.103	.402
13	sexy-unsexy (セクシーな-セクシーでない)	<b>.624</b>	.313	.487
1	uncommon-common (個性的な-平凡な)	<b>.602</b>	<b>-0.444</b>	.559
14	neat-messy (さっぱりした-ごてごてした)	<b>-0.587</b>	<b>.496</b>	.590
15	dynamic-static (動的な-静的な)	<b>.574</b>	-.042	.331
17	coarse-delicate (粗野な-優美な)	<b>-0.497</b>	<b>-0.455</b>	.454
19	young-old (若々しい-ふけた)	<b>.474</b>	<b>.425</b>	.405
10	friendly-unfriendly (親しみやすい-親みにくい)	-.057	<b>.750</b>	.566
4	elegant-inelegant (上品な-下品な)	-.145	<b>.731</b>	.556
20	healthy-unhealthy (健康的な-不健康的な)	.207	<b>.731</b>	.577
2	balanced-unbalanced (調和のとれた-アンバランスな)	-.005	<b>.680</b>	.462
21	stable-unstable (安定した-不安定な)	.140	<b>.675</b>	.476
18	hard-soft (かたい-やわらかい)	-.224	<b>-0.544</b>	.346
Proportion of variance(%)		33.42	24.15	

注1) 実験では、表中に併記された日本語の形容詞対を使用した。

注2) .40以上の因子負荷量をボールド体で表記した。

の3点である。共通性が0.35以下である6項目を省き、残った17の項目について、改めて因子分析(主因子法、バリマックス回転)を行った。その結果を表1に示す。

因子の解釈について、まず、第1因子は「地味な-派手な(subtle-loud)」、「落ち着いた-華やいだ(plain-gorgeous)」、「明るい-暗い(bright-dark)」など、主に装飾表現にまつわるものであると考えられ「外観因子」とした。次に、第2因子は「親しみやすい-親みにくい(friendly-unfriendly)」、「上品な-下品な(elegant-inelegant)」、「健康的な-不健康的な(healthy-unhealthy)」など、メイク表現から推測されるキャラクターの性格・内面などにまつわるものであると考えられ「内面因子」とした。

本実験の結果から、メイク表現によるキャラクターの印象は、外観と内面にまつわる2つの因子から構成されることが明らかとなった。また、因子得点の平均値を因子軸上にプロットしたところ、各メイクスタイルはそれぞれ異なった印象で捉えられていることも分かった。メイク表現に対するこれら2つの評価軸は、各尺度の因子負荷量や共通性の値などから考えても、比較的、安定したものであると推測することができる。そこで実験2では、メイク表現に対する印象評価の次元は2次元であると仮定し、議論を進めていく。

## 5. 実験2: ポジショニング分析の適用

### 〈5・1〉 目的

実験1では、メイク表現に対する印象の大まかな構造を、明らかにした。そこで実験2では、実験1で得られた各メイクスタイルと印象次元についての結果をもとに、再実験を行った。そこで得られた新たなデータに対してポジショニング分析を適用することで、両者のより詳細な対応関係を明らかにすることが、実験2の目的である。

### 〈5・2〉 方法

〈5・2・1〉 実験参加者 実験参加者は20歳から23歳までの大学生70名(男性60名、女性10名、平均年齢20.9歳)。

〈5・2・2〉 質問項目 ポジショニング分析は複雑なモデルであるために、SD法においては「尺度」と「対象」の数が増えるほど多くの被験者数を必要とする(被験者数を $N$ 、尺度数を $I$ 、対象数を $J$ とした場合、 $N > I \times J$ でなければ計算が実行できない)。そのために研究2では、研究1で用いられた質問項目の中から共通性の値が高かった上位7項目を選択し( $h > .56$ )、それを質問項目として用いた。

選ばれた項目はそれぞれ「地味な-派手な(subtle-loud)」、「落ち着いた-華やいだ(plain-gorgeous)」、「明るい-暗い(bright-dark)」、「さっぱりした-ごてごてした(neat-messy)」、「シャレた-やぼったい(refined-unrefined)」、「健康的な-不健康的な(healthy-unhealthy)」、「親しみやすい-親みにくい(friendly-unfriendly)」の形容詞対である。研究1と同様に、それぞれのキャラクターの印象について、7件法で評価を求めた。

〈5・2・3〉 画像刺激 実験2では、5種のメイクスタイルそれぞれ

れについて印象評価を求めた。実験参加者への教示は、メイクスタイル数を除いて、実験 1 と同様である。また、提示順序に対するカウンターバランスとしては、提示順序がランダムである系列を 5 パターン用意し、それをランダムに提示した。

〈5・3〉 結果と考察

〈5・3・1〉 計算の実行とモデルの適合度 SAS CALIS から構成されるマクロ<sup>(11)</sup>を用いて、ポジショニング分析を実行し、解を求めた。表 2 にモデルの状態と各種適合度の値を示す。

ポジショニング分析のモデルは、一般的に観測変数の数が多く、自由度が高いために、GFI や AGFI を適合度の指標として用いるのは相応しくないとされている<sup>(11)(13)</sup>。代わりに指標として、CFI の値が 0.951 と良好であったこと、また RMSEA の値も 0.1 を下回っていることから、仮定した 2 因子解がモデルとして適当であると判断し、以下の考察を進めていく。

表 2 モデルの状態と適合度

Table 2. Fitting values and status of the model.

parameters	DF	GFI	AGFI	CFI	RMSEA
74	592	0.604	0.554	0.951	0.089

注) parameters, DF はそれぞれモデルのパラメータ数, 自由度を表す。

GFI (Goodness of Fit Index) は、データの分散共分散に対する推定モデルの説明率を表すもので、SEM における一般的な決定係数。

AGFI (Adjusted GFI) は GFI を自由度によって補正した指標。

CFI (Comparative Fit Index) は、独立モデル (観測変数間に相関がないモデル) と比較して、推定モデルの適合度がどれほど改善されたかについての指標。

RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation) は、モデルの分布と真の分布の乖離を 1 自由度あたりの量として表現したものの。

〈5・3・2〉 因子パターンについての検討 まず、尺度 (形容詞) における因子パターンと標準誤差の値を表 3 に示す。第 1 軸に負荷が高い項目としては「地味な-派手な」, 「落ち着いた-華やいだ」, 第 2 軸に負荷が高い項目としては「さっぱりした-ごてごてした」, 「健康的な-不健康的な」, 「親しみやすい-親しみにくい」, 両軸に負荷を示した項目として「明るい-暗い」, 「シャレた-やぼったい」が見られた。また標準誤差の値は因子パタンの値よりも、おおむね 1 桁小さい値となっていることから安定した布置であることがわかる。

次に、対象 (メイクスタイル) に対する因子パターンと標準誤差の値を表 4 に示す。第 1 軸に負荷が高い対象としては、正の方向に「華やかメイク」, 「コンサバメイク」, 負の方向に「ノーメイク」が見られた。また第 2 軸に負荷が高い対象としては、正の方向に「ナチュラルメイク」, 負の方向に「ギャルメイク」が見られた。標準誤差の値は、尺度よりも相対的に高い値となっているが、どの対象も 0.1 前後の値であることから安定性のある布置であると考えられる。

表 3 尺度 (形容詞) の因子パターンと標準誤差

Table 3. Factor pattern (and the S. E.) for the adjectives.

	Dimension 1		Dimension 2	
	Factor pattern	S. E.	Factor pattern	S. E.
subtle-loud	-0.989	0.063	0.255	0.100
plain-gorgeous	-0.890	0.072	0.476	0.097
bright-dark	0.937	0.089	0.742	0.103
refined-unrefined	0.697	0.066	0.408	0.084
neat-messy	-0.204	0.099	1.007	0.069
healthy-unhealthy	0.493	0.101	0.995	0.081
friendly-unfriendly	0.165	0.098	0.990	0.068

表 4 対象 (メイクスタイル) の因子パターンと標準誤差

Table 4. Factor pattern (and the S. E.) for the make-up styles.

	Dimension 1		Dimension 2	
	Factor pattern	S. E.	Factor pattern	S. E.
no make-up	-1.318	0.152	0.178	0.162
natural	-0.411	0.141	0.756	0.111
feminine	0.748	0.124	0.307	0.127
gorgeous	1.284	0.136	-0.481	0.168
teen	-0.303	0.141	-0.760	0.146

〈5・3・3〉 マッピングによる尺度と対象の検討 各軸に対して得られた、尺度 (形容詞) および対象 (メイクスタイル) の因子パターンをプロットしたものを図 4 に示す。尺度は大きく分けて 3 つのグループへと分類されることがわかる。まず 1 つ目のグループは、第 2 軸の線に見られる 3 つの形容詞対、「親しみやすい-親しみにくい」, 「健康的な-不健康的な」, 「さっぱりした-ごてごてした」である。2 つ目は第 1 象限および第 3 象限で見られる「明るい-暗い」, 「シャレた-やぼったい」の 2 つであり、3 つ目は第 2 象限および第 4 象限で見られる「地味な-派手な」, 「落ち着いた-華やいだ」の 2 つである。

次に、対象である各メイクスタイルについて検討する。まず、ほぼ第 1 軸上の負方向にある「ノーメイク」は、「落ち着いた」, 「地味な」印象を与えながらも、「やぼったい」, 「暗い」など、比較的ネガティブな印象で捉えられていることがわかる。それに対して、第 1 象限に存在する「ナチュラルメイク」では、「ノーメイク」と同様に「落ち着いた」, 「地味な」印象をもちながらも「さっぱりした」, 「親しみやすい」などややポジティブな印象で捉えられていることがわかる。「コンサバメイク」は第 2 象限上にあり、「シャレた」, 「明るい」印象、次いで「健康的な」など印象でも捉えられていることがわかる。また「華やかメイク」では、その名の通り「華やいだ」, 「派手な」印象、次いで「明るい」, 「ごてごてした」印象で捉えられていることがわかる。最後に第 4 象限上にある「ギャルメイク」は、「親しみにくい」, 「不健康的な」, 「暗い」, 「やぼったい」など全てネガティブな印象で捉えられていることがわかる。

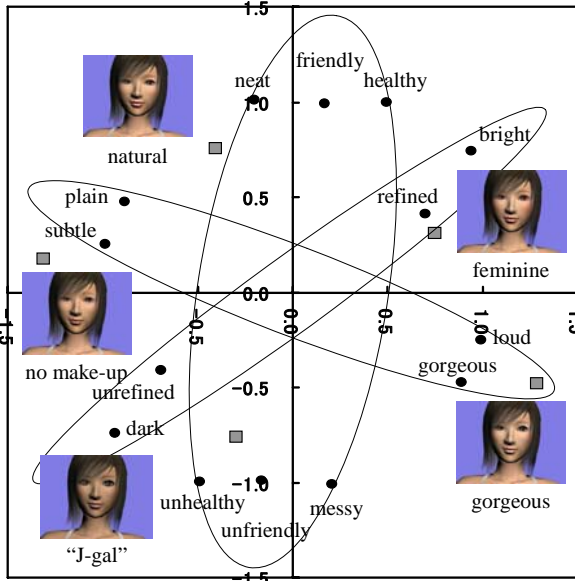


図4 尺度(形容詞)と対象(メイクスタイル)のプロット  
 尺度のプロット点は●, 対象は■で示されている。  
 Figure 4. 2D plots of adjectives and make-up types.

〈5・3・4〉各メイクスタイルと評価軸の関連性 ポジショニング分析では尺度(形容詞)と対象(メイクスタイル)の布置のために用いた軸は共有できることが特長的である。したがって、ある任意の尺度に対して各メイクスタイルがどのような負荷を示しているのかを検討することができる。図5では、例として、2つの形容詞対((a)「健康的な-不健康的な」, (b)「落ち着いた-華やいだ」)に対する各メイクスタイルの負荷パタンの様子が示されている。

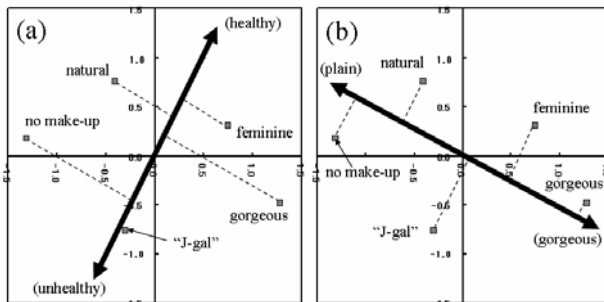


図5 評価軸に対する各メイクタイプの関連性  
 (a)は「健康的な-不健康的な」, (b)は「落ち着いた-華やいだ」  
 Figure 1. The relations of each make-up types on the rating axis.

図5(a)に示されているように「健康的な-不健康的な」という評価軸では、「コンサバ」、「ナチュラル」、「華やか」の各メイクスタイルが「健康的な」印象で捉えられ、それに対して「ノーメイク」、「ギャル」のそれぞれは「不健康的な」印象で捉えられていることがわかる。次に異なる評価軸に目を移してみると、図5(b)に示されているように「落ち着いた-華やいだ」という評価軸では、「華やか」、

「コンサバ」の各メイクスタイルが「華やかな」印象、逆に「ノーメイク」、「ナチュラル」は「落ち着いた」印象で、また「ギャルメイク」は両者の中間点あたりの印象で捉えられていることがわかる。

## 6. まとめ

本論文では、CGキャラクターに対してメイクを施すために必要なテクスチャパターンとその領域の確定を行い、それらの組み合わせから5種類のメイクスタイルについて探索的に構築した。またそれらのメイクスタイルに対する観察者の印象構造を明らかにするために、SDデータに対してポジショニング分析を適用した。

その結果、テクスチャマッピングを用いたメイク表現によって、観察者の印象は大きく左右されることが確認された。またポジショニング分析を適用したことで、メイクスタイルと形容詞についての詳細な対応関係も明らかとなった。本研究で得られた知見は、キャラクター・エージェントの印象をメイクスタイルによって制御する上で有用である。例えばV-KSC上においては、ユーザの利用頻度に応じてメイクスタイルを変更するという応用も考えられる。

またその他の応用可能性としては、例えば「メイクスタイルの構築システム」が挙げられる。本研究の結果から、テクスチャパターンと合成からメイクスタイルを構築すること、およびそれらについて定量的に評価することについての有効性は確認されていることから、同様の手法によって、新たなメイクスタイルを提案し、またその有効性を検証することも可能である。例えば、提案されたメイクスタイルは、これまでのメイクスタイルとどのような点で印象が共通し、また異なるのかについて検討することができる。

そのためには、本稿で検討したようなそれぞれのメイクスタイルのカテゴリに対する印象評価だけではなく、それぞれのメイクスタイルがどのような要素から構成されるのかについて、定量的に明らかにされなければならない。例えば、評価者に対して、エージェントをより「自信がある」と印象づけたい場合に、アイメイク、チーク、リップメイクのバランスはどうあるべきか、また各メイクの色や濃さの表現をどのように調節すればよいのか、といった点については今後の課題として挙げられる。

また本研究では、メイクを施す対象として「Susie」と固有のキャラクターを用いたが、本研究で得られた知見の汎用性を示すために、今後は、メイクスタイルとキャラクターの相互作用についても取り扱う予定である。

## 謝辞

本研究の実験1は、科野雅子さんの卒業論文(2005年度、関西学院大学)におけるデータを再分析したものである。

また実験2では、分析に際して、小杉考司さん(日本学術振興会)、清水裕士さん(大阪大学人間科学研究科)からそれぞれ貴重なご助言をいただきました。記して感謝いたします。

(平成18年8月1日受付, 平成18年11月21日再受付)



文 献

- (1) 大坊郁夫：“しぐさのコミュニケーション”，サイエンス社（1998）
- (2) 大坊郁夫（編）：“化粧行動の社会心理学”，北大路書房（2001）
- (3) DHC：メイクアップシミュレータ，  
[http://top.dhc.co.jp/makeup\\_s/index.html](http://top.dhc.co.jp/makeup_s/index.html)
- (4) デジタルファッション：メイクアップシミュレータ：mirref，  
<http://www.dressingsim.com/>
- (5) 高木佐恵子，波川千晶，吉本富士市：“メイクアップ技能上達のためのアドバイスシステム”，芸術科学会論文誌，第 2 巻第 4 号，pp. 156-164，（2003）
- (6) 長田典子，真鍋佳嗣，井口征士：“スペクトル画像計測とその応用”，電気学会論文誌 C，Vol. 124，No. 6，pp. 1325-1331（2004）
- (7) 植月啓次，津村徳道，小島信敏，三宅洋一：“独立成分分析による顔色変化予測に基づく顔画像の評価”，日本写真学会誌，64 巻，4 号，pp. 255-263（2001）
- (8) 花王：プレスリリース（2006 年 7 月 6 日），  
<http://www.kao.co.jp/corp/news/2006/3/n20060706-01re.html>
- (9) 資生堂ビューティーサイエンス研究所（編）：“化粧心理学—化粧品と心のサイエンス”，フレグランスジャーナル社，（1993）
- (10) 平松隆円：“化粧に関する研究(第 5 報)—化粧行動の文化化と化粧意識の社会化の一過程としての人物・メディア接触の検討—”，繊維製品消費科学，Vol. 46，No. 11，pp. 41-54，（2005）
- (11) 豊田秀樹：“探索的ポジショニング分析—セマンティック・デフェレンシャルデータのための 3 相多変量解析法”，心理学研究，Vol. 72，No. 3，pp.213-218（2001）
- (12) 豊田秀樹（編著）：“共分散構造分析（技術編）”，朝倉書店（2003）
- (13) 室橋弘人：“ポジショニング分析モデル—SD データのための探索的手法—”，日本心理学会第 67 回大会ワークショップ資料，（2003），  
<http://www.littera.waseda.ac.jp/faculty/tyosem/index.html>
- (14) 北村泰彦，長宗誠，長田典子：“三次元仮想空間上での Web 情報統合システム GeneSys の試作”，電子情報通信学会技術研究報告，AI2004-14（2004）
- (15) Kitamura, Y., Nagata, N., Ueno, M., and Nagamune, M.: “Toward Web Information Integration on 3D Virtual Space”, F. Kishino et al. (Eds.), ICCE2005, Lecture Notes in Computer Science 3711, Springer-Verlag, 445-455 (2005)
- (16) 増山英太郎，小林茂雄：“センサー・エバリュエーション—官能検査へのいざない—”，垣内出版（1989）

**高 島 杏 菜**（非会員）2006 年 3 月関西学院大学理工学部情報科学科卒業。2006 年 4 月より同大学院理工学研究科修士課程在学中。感性情報学，特に音楽と映像のマルチモーダル・コミュニケーションに関する研究に従事。



**原 田 甫**（非会員）2006 年現在，関西学院大学理工学部情報科学科在学中。モーション計測と視線追跡による顔面表情の解析，および CG キャラクタの表情生成に関する研究に従事。



**長 田 典 子**（正員）1983 年京都大学理学部数学系卒業。同年三菱電機（株）入社。産業システム研究所などで産業計測機器の研究開発に従事。1996 年大阪大学大学院基礎工学研究科博士課程修了。2003 年より関西学院大学理工学部情報科学科助教授。専門は感性情報学，メディア工学。博士（工学）。情報処理学会，電子情報通信学会，IEEE など各会員。



**藤 澤 隆 史**（非会員）1998 年 3 月関西大学社会学部卒業。2004 年 3 月関西大学大学院総合情報学研究科博士課程修了。2006 年 4 月より関西学院大学理工学研究科・ヒューマンメディア研究センター研究員。主に，感性情報学，認知心理学，および脳イメージングの研究に従事。博士（情報学）。日本心理学会，日本認知心理学会，IEEE など各会員。



**土 屋 晋**（非会員）2006 年現在，関西学院大学理工学部情報科学科在学中。芸術造形物の画像データからの感性情報抽出，および脳イメージングに関する研究に従事。

