原著論文

3次元物体モデルの形状と色を併せ持つ特徴量抽出手法とその応用

武田 秀貴*, 柴田 滝也**

*東京電機大学大学院先端科学技術研究科, **東京電機大学情報環境学部

FEATURE EXTRACTION METHOD FOR SHAPE AND COLOR OF 3D OBJECT MODEL AND ITS APPLICATION

Hidetaka TAKEDA* and Tatsuya SHIBATA**

* Graduate School of Advanced Science and Technology, Tokyo Denki University, 2-1200 Buzaigakuendai, Inzai-shi, Chiba 270-1382 Japan

** Department of Information Environment, Tokyo Denki University, 2-1200 Buzaigakuendai, Inzai-shi, Chiba 270-1382 Japan

Abstract : In this paper, we propose a method that quantifies shape and color features for 3D object models. The method is based on a numerical description for rotation-invariant by measuring a distribution of vertex density by the angle and the distance of two vectors from a central point of an object to a pair of vertices and the distance between the central point and a vertex. But, it is necessary to quantify shape and color for 3D object models, because 3D object models have not only shape but also color data.

We analyzed the relationship between features and adjectives by each subject. We found that (1) the composite features of shape and color are better than the separate features of shape and color in terms of the relationship with adjectives, and (2) there are two kinds of subjects: shape-oriented and color-oriented subjects in terms of “warm-cold”.

Keywords : Rotation-invariant, Shape and Color, KANSEI Retrieval System, 3D object model

1. はじめに

パソコンとCADソフトの普及により、様々な分野で物体モデルが製作されるようになり、個人でも3次元物体モデルを作成することが可能となっている。また、インターネットを介して3次元物体モデルのデータを容易に取得することが可能となった。しかし、これに伴い3次元物体モデルのデータが増大する。増大し続けると求める3次元物体モデルを探すのが困難になっていく。そこで、求める3次元物体モデルを探す支援として検索システムが必要となってきている。

現在主に使われている物体モデルの検索システムは、テキスト検索やインデックス検索などがある。しかし、これらは、主観的な言葉同士で検索をするため、検索結果として意図しないものが返ってくることが考えられる。そこでテキストの代わりに、物体モデルの形や色の特徴を数値化することにより、主観的な差異がなくなり検索キーに似た物体モデルを検索することが可能となる。また、特徴量と物体モデルの印象語の関係を用いることで個人に対応した検索結果を返すことが可能となる。

2. 従来手法

これまでの3次元物体モデルの類似検索[1-4]は、形状に着目したものが多く、しかし、3次元物体モデルは形状の情報だけでなく質感の情報も持っている。人間は、モノを選択する際に形状と一緒に質感も同時に見る。質感は物体モデル

が受ける光源の位置や強さ、またそれに伴って起こる明度のグラデーションなどを考慮する必要がある。ただ本稿では外界からの影響を考慮せず、まず物体モデル自身が持つ色に焦点を当てる。

従来の数値化方法として、視点から見える面の向きを形状の特徴とし、拡散光色、鏡面光色、環境光色、発光光色、輝度のパラメータを合成した質感の特徴としてそれぞれ算出する手法[1]や、表面積・体積、重心、平面・球面の程度などを形状の特徴とし、HSVモデルを色の特徴量としてそれぞれ算出する手法[5]が提案されている。いずれも類似検索システムには、形状の特徴量と色の特徴量の両者の関係を利用している。しかし、これらの方法は色の位置情報がなく、形状と色の関係が直接的でない。従来手法では形状と色は別々の特徴量として算出しているので「箇所」が分かっても「箇所の色」は分からないという問題点がある。本稿の提案手法は形と色を併せ持つ特徴量なので、「何処に何色」ということが分かる。

本稿では、物理量において形状と色を併せ持つ特徴を表現すべくその数値化手法を提案する。そして、従来手法と提案手法ではどちらの特徴量が形容詞対との関係が良いか重回帰分析を用いて比較する。また、重回帰分析から得られた回帰式で、形容詞対を推定する特徴量がどのような特徴量を用いているか分析を行う。

3. 3次元物体モデルの特徴量

3.1 形状の数値化手法

本研究で扱う3次元物体モデルのデータは、サーフェイ

スモデルの VRML (Virtual Reality Modeling Language) を使用する。VRML は、頂点情報を利用し面の構成や質感などの設定を用いてレンダリング表示を行う。

3次元物体モデルは同一のものであっても、向きが異なると算出する特徴量も異なってしまう。ここでは3次元物体モデルがどのような向きでも同じ特徴量を算出する回転不変な手法について述べる。

まず各頂点の x , y , z 座標における最大値・最小値を求め、その和から各々の中点を算出し物体モデルの中心座標とする。次に中心座標からすべての頂点 n 個に向かうベクトルを計算し、各ベクトルの距離 d を求め、最長距離を探す。全ての距離を最長距離で割り、半径1の球に入るように拡大縮小を行ない、標準化する。ここで半径を任意の値 α で等分割 (図1) し、距離 d ($0 \leq d \leq 1$) の値が各同心球のどの範囲に含まれるかを見つける。しかし、図2(a)に示すように、形状1と形状2が異なる形状でも、同じ値が算出されてしまう (最も外側の同心球間に頂点が2つあるという計算結果)。そこで異なる形状が異なる特徴量を算出する方法として、距離同士の角度を相対的にとることとした (図2(b))。すべての頂点数 n から2つのベクトルを選ぶ組み合わせの数 ${}_nC_2$ だけ角度 (相対角) θ ($0 \leq \theta \leq \pi$) を求める。そして、半径を α 個の区間に分割し、 π を β 個の区間に分割する (図3) とき、それぞれの区間に含まれる頂点の

図3 β による π 分割

図4 形状特徴量範囲に分布するイメージ図

数 $v_{\alpha, \beta}(i, j)$ を求め、

$$v_{\alpha, \beta}(i, j) \quad (i=0, \dots, \alpha-1, j=0, \dots, \beta-1):$$

距離 d が $\frac{i}{\alpha} \leq d < \frac{i+1}{\alpha}$ かつ、

2頂点による相対角 $\frac{j}{\beta}\pi \leq \theta < \frac{j+1}{\beta}\pi$ にある頂点数

なお $d = \frac{i+1}{\alpha}$ のときは $\frac{i}{\alpha} \leq d < \frac{i+1}{\alpha}$ の範囲

$\theta = \frac{j+1}{\beta}\pi$ のときは $\frac{j}{\beta}\pi \leq \theta < \frac{j+1}{\beta}\pi$ の範囲

頂点数 $v_{\alpha, \beta}(i, j)$ を $2 \times {}_nC_2$ で割った値 $V_{\alpha, \beta}(i, j)$ を形状特徴量とする (図4)。また、 i は半径を分割した際の範囲番号を表し、 j は π を分割した際の範囲番号を表す。たとえば、半径を2分割したとき、0から $\frac{1}{2}$ の範囲が0番目 ($i=0$)、 $\frac{1}{2}$ から1の範囲が1番目 ($i=1$) になる。また、 π を3分割したとき、0から $\frac{1}{3}\pi$ の範囲が0番目 ($j=0$)、 $\frac{1}{3}\pi$ から $\frac{2}{3}\pi$ の範囲が1番目 ($j=1$) になる。物体モデルを構成する頂点数が異なると、物体モデル同士の比較ができないので、頂点数を $2 \times {}_nC_2$ で割り比較できるようにする。

ここで、物体モデルの形状特徴量の分布 (主に相対角) について傾向を述べる。用いる形状は正多角形や円、扇形である。正多角形や円の形状の場合、図5(a)のような放射角 θ_{emi} (内角の和により 2π) が 2π において頂点数 n を変化させたときの相対角による分布の変化について分析した。頂点数 $n=4$ (偶数) のときの正四角形の分布は図5(a)のようになり、 $n=5$ (奇数) のときの正五角形の分布は図5(b)のようになる。 n が増加することにより図5(c)のように分布が平坦になる。

図1 α による半径分割

図2 問題点と改善策

ここで下記のように θ_{in} を内角（図5参照）、頂点密度分布が生じる相対角 θ_{re} を定義する。

$$\theta_{in} = \frac{\theta_{emi}}{n}$$

$$\theta_{re,i} = \theta_{in} * i \quad (i=1, 2, \dots, \frac{n}{2} \text{ (} n \text{ が奇数の場合少数切捨)})$$

扇形の形状は放射角 θ_{emi} （中心と最も長い弧の両端を半径で結んだときになす角（図6参照）が $\frac{\pi}{6}$ と π における分布の変化について分析した（図6（a）（b））。扇形の分布は放射角に向かうにつれて頂点密度が低くなる。また、頂点の数

が増加することにより分布が密になる。このことから扇形のような形状は相対角の分布において図6（c）のようになる。ここで θ_{in} を内角（図6参照）、 θ_{re} を相対角として以下の規則を導いた。

$$\theta_{in} = \frac{\theta_{emi}}{n-1}$$

$$\theta_{re,i} = \theta_{in} * i \quad (i=1, 2, \dots, n-1)$$

実際にどのように特徴量が分布されるのか、実験で使用するサンプルデータを使い示す。まず半径分割数 α を10、 π 分

図5 正 n 角形の相対角における頂点密度の分布傾向

図6 扇形の相対角における頂点密度の分布傾向

図7 $\alpha = 10, \beta = 10$ の形状特徴量範囲図

割数 β を10にした形状特徴量範囲を図7に示す。中心を同じとする半円の線は半径1を10分割した境界を表す。中心から放射状に伸びる直線は、 π を10分割した境界を表す。そして、頂点密度の値を各領域の高さとする。図8は中心から頂点に向かう直線の図と特徴量の分布を示した例である。図8上の椅子の分布は、距離 d が $0.8 \leq d < 0.9$ の鋭角の範囲 $0 \leq \theta \leq \frac{\pi}{2}$ に主に分布が偏っている。これは背もたれ部分の頂点密度で図6の扇形に似ているためこのような分布になったと思われる。図8下の椅子の分布は、距離 d が $0.9 < d \leq 1.0$ と $0.3 < d \leq 0.4$ の範囲に山型の分布になっているが、これは図5のような円形(n が大きい場合)の分布に似ている。 $\frac{\pi}{2}$ 前後の分布が多いのは、円錐に広がる角度による影響だと思われる。

3.2 形状と色の数値化手法

(1) 非結合特徴量：形状＋色面積特徴量

色の特徴を面積で考え、3次元物体モデルが使用している色、またその色を有している面積が最も大きい色面積を求める。そして3.1で算出した形状特徴量に、最も大きい色の面積(最大面積)、R、G、Bの4つの変数(色面積特徴量)を付け加える。これを形状＋色面積特徴量とする。なお、全サンプルの最大面積から、さらに最大の面積を探し、各サンプルの最大面積を割り標準化する。この特徴量は、形状と色を独立に計算するので従来手法とし、提案手法との比較に用いる。

(2) 結合特徴量：形状＋色結合特徴量

ここでは先の形状特徴量の数値化手法を発展させ、距離パラメータと角度パラメータの2次元に色のパラメータを増やす(図9)。色パラメータは、RGBの明度値($0 \leq C_R, C_G, C_B \leq 1$)を使用する。そして、半径1を α 個、 π を β 個、RGB値1を γ 個に分割するとき、それぞれの区間に含まれる頂点の数 $v_{\alpha, \beta, \gamma}(i, j, k)$ を求める。また、 i は半径を分割した際、 j は π を分割した際、 k はRGB値1を分割した際の範囲番号を表す。たとえば、RGB値1を10分割したとき、 $\frac{0}{10}$ から $\frac{1}{10}$ の範囲が0番目($k=0$)、 $\frac{1}{10}$ から $\frac{2}{10}$ の範囲が1番目($k=1$)になる。

$$v_{\alpha, \beta, \gamma}(i, j, k) \quad (i=0, \dots, \alpha-1, j=0, \dots, \beta-1, k=0, \dots, \gamma-1):$$

$$\frac{i}{\alpha} \leq d < \frac{i+1}{\alpha}, \quad \text{かつ}, \quad \frac{j}{\beta} \pi \leq \theta < \frac{j+1}{\beta} \pi, \quad \text{かつ},$$

図8 実験で使用するサンプルの特徴量分布例

図9 形状と色を併せ持つ特徴量のイメージ図

頂点のRGB明度値 $\frac{k}{\gamma} \leq C_R, C_G, C_B, < \frac{k+1}{\gamma}$ にある頂点数
 なお $C_R, C_G, C_B, = \frac{k+1}{\gamma}$ のときは $\frac{k}{\gamma} \leq C_R, C_G, C_B, < \frac{k+1}{\gamma}$ の範囲
 頂点の数 $v_{\alpha, \beta, \gamma}(i, j, k)$ を全体の頂点数で割った頂点密度
 $v_{\alpha, \beta, \gamma}(i, j, k)$ ((1)式)とし、これを形状+色結合特徴量とする。

$$v_{\alpha, \beta, \gamma}(i, j, k) = \frac{v_{\alpha, \beta, \gamma}(i, j, k)}{\sum \sum \sum v_{\alpha, \beta, \gamma}(i, j, k) \times 3} \quad (1)$$

4. 特徴量と形容詞対の関係分析

4.1 分析内容

● 形容詞対と結合特徴量および非結合特徴量の関係

従来手法の非結合特徴量と我々が提案する結合特徴量では、どちらが形容詞との関係が良いか重回帰分析で得られる調整済みR2乗値を用いて比較を行う。

● 各被験者の形容詞対と特徴量(形状, 色)の関係

重回帰分析から得られる回帰式を用いて、被験者ごとに形容詞対を推定する特徴量(変数)を調べる。また、色情報を扱うにあたって、色空間が従属しているRGB色空間が独立しているL*a*b*のどちらが良いか比較するため、物体モデルで使用されているRGBの明度値からL*a*b*の値に変換した。「L*」は明度、「a*」は色差R-G、「b*」は色差Y-Bである。

4.2 特徴量と心理データ

(1) 特徴量

用いる特徴量は5種類で各特徴量の分割数は表1のとおりである。半径の α 分割値および β 分割値において、 $\alpha = \beta = 5$, $\alpha = \beta = 10$, $\alpha = \beta = 20$ の3つの形状特徴量を用いて重回帰分析を行った結果、5分割より10分割、20分割の方が全体的に調整済みR2乗値が良く、10分割と20分割で比較してみると、ほぼ同じであった。ただ、特徴量を少なくという点から $\alpha = 10$, $\beta = 10$ を選択した。

図10 椅子データのサンプル例

形状+色結合特徴量は半径1を10分割、 π を10分割にし、色情報がRGBの場合の色パラメータ γ を1分割から10分割した特徴量を算出し、10種類の特徴量の中で最も形状と色を捉えている5分割を選択した。このRGBの γ 分割値を基準にL*a*b*も5分割にした。

形状+色面積特徴量は、半径1を10分割、 π を10分割にし、色面積特徴量を付け加えたものを用いる。

$V_{10, 10}(0, 0) \sim V_{10, 10}(9, 9)$ は形状特徴量の変数を表し、MaxAreaは最大面積、R, G, BはRGB値の変数、L*, a*, b*はL*a*b*値の変数を表す。

(2) 心理実験

【予備実験】

既存の椅子がデータ化され集めた113サンプルを3名の被験者(20代の学生2名、30代の女性1名)に提示し、先行研究の印象評価実験で使われている主要な26組の形容詞対をもとに7段階評価を行った。そしてSD法を用いて最終的に椅子データを35サンプル(図10)、形容詞対17組(表2)を本実験で用いることにした。

【本実験】

椅子データ35サンプルを20代の学生9人(男性6人、女性3人)にランダムに一つずつ提示し、ランダムに17組の形容詞対に対して7段階評価を行った。評価の付け方として、被験者には提示した椅子データを回転させ、全体を見た上で判断させる。この実験で得られた9人の心理データを重回帰分析に用いる。

4.3 分析結果

(1) 形容詞対と結合特徴量および非結合特徴量の比較分析

RGBの結合特徴量および非結合特徴量、L*a*b*の結合特徴量および非結合特徴量の4つの特徴量と各形容詞対に

表1 特徴量

	α 分割値	β 分割値	γ 分割値	色面積
形状+色結合特徴量	10 分割	10 分割	5 分割 (RGB)	
			5 分割 (L*a*b*)	
形状+色面積特徴量	10 分割	10 分割		最大面積+RGB
				最大面積+L*a*b*
				最大面積+RGB 平均値

表 2 重回帰分析に用いる形容詞対

形容詞対番号	形容詞対	
1	うっとうしい	さわやかな
2	あたたかい	つめたい
3	不快な	快適な
4	単純な	複雑な
5	かたい	やわらかい
6	特徴のある	特徴のない
7	重い	軽い
8	新しい	古い
9	うつくしい	みにくい
10	地味	派手
11	嫌い	好き
12	明るい	暗い
13	男性的な	女性的な
14	弱々しい	力強い
15	親しみやすい	親しみにくい
16	大胆な	繊細な
17	動的な	静的な

合特微量で、下に位置するのが□と△の非結合特微量である。このことから、結合特微量の方が形容詞対との関係が良いことが分かる。また、RGB と L*a*b* の結合特微量および RGB と L*a*b* の非結合特微量の比較においては、平均の値から見て大きな差は見られなかった。

(2) 各被験者の形容詞対と特微量（形状、色）の関係

形容詞ごとに重回帰分析によって得られる回帰式から特微量の共通性や違いがあるか調べた。しかし、被験者ごとに回帰式の違いはみられるものの、「明るいー暗い」と「あたたかいーつめたい」を除き、特微量の共通性や類似性はほとんどの形容詞対において見られなかった。また、形状特微量を中心に各形容詞の回帰式を分析したが、共通または類似した

表 3 「明るいー暗い」

	非結合	標準化	非結合	標準化	非結合	標準化
	RGB	係数	L*a*b*	係数	RGB 平均値	標準化係数
被験者 1	$V_{10,10}^{(6,4)}$	-0.642	$V_{10,10}^{(6,4)}$	-0.642	$V_{10,10}^{(6,4)}$	-0.642
被験者 2	G $V_{10,10}^{(9,1)}$	-0.418 0.390	L* $V_{10,10}^{(9,1)}$	-0.442 0.371	RGB 平均値 $V_{10,10}^{(9,1)}$	-0.406 0.392
被験者 3	R	-0.498	L*	-0.650	RGB 平均値	-0.482
被験者 4	R	-0.614	L* $V_{10,10}^{(4,5)}$	-0.510 0.323	RGB 平均値 $V_{10,10}^{(4,5)}$	-0.533 0.306
被験者 5	G	-0.633	L*	-0.616	RGB 平均値	-0.587
被験者 6	G	-0.622	L* $V_{10,10}^{(4,4)}$	-0.644 0.245	RGB 平均値	-0.600
被験者 7	B $V_{10,10}^{(4,4)}$	-0.546 0.631	L* $V_{10,10}^{(4,4)}$	-0.608 0.436	RGB 平均値 $V_{10,10}^{(9,5)}$	-0.451 0.332
被験者 8	G	-0.520	L* $V_{10,10}^{(4,5)}$	-0.523 0.294	RGB 平均値	-0.499
被験者 9	$V_{10,10}^{(1,1)}$ $V_{10,10}^{(4,5)}$	-0.775 0.410	L* $V_{10,10}^{(4,5)}$	-0.602 0.341	RGB 平均値 $V_{10,10}^{(4,5)}$	-0.638 0.475

表 4 「あたたかいーつめたい」

	非結合 RGB	標準化係数	非結合 L*a*b*	標準化係数
被験者 1	$V_{10,10}^{(0,3)}$ $V_{10,10}^{(9,4)}$	-0.354 0.690	$V_{10,10}^{(6,5)}$ $V_{10,10}^{(9,3)}$	-0.363 0.449
被験者 2	R B	-0.628 0.491	$V_{10,10}^{(9,5)}$ $V_{10,10}^{(9,4)}$	-0.894 0.566
被験者 3	R B	-0.343 0.650	b* L*	-0.827 0.503
被験者 4	$V_{10,10}^{(9,4)}$ $V_{10,10}^{(7,3)}$	-0.436 0.407	$V_{10,10}^{(9,4)}$ $V_{10,10}^{(7,3)}$	-0.436 0.407
被験者 5	$V_{10,10}^{(5,4)}$	-0.600	$V_{10,10}^{(5,4)}$	-0.600
被験者 6	$V_{10,10}^{(9,3)}$	-0.492	$V_{10,10}^{(9,3)}$	-0.492
被験者 7	G B	-0.483 0.834	$V_{10,10}^{(9,2)}$	-0.553
被験者 8	G B	-0.108 1.007	b*	-0.599
被験者 9	R B	-0.672 0.465	b*	-0.562

(a) 被験者 4 の重回帰分析結果

(b) 被験者 9 の重回帰分析結果

図 11 被験者ごとにまとめた重回帰分析結果の例

対する調整済み R2 乗値を個人ごとにまとめた例を図 11 (a)、図 11 (b) に示す。調整済み R2 乗値は形容詞対との関係の良さを表し、値が高ければ形容詞との関係も良い。グラフの縦軸は調整済み R2 乗値、横軸は表 2 の形容詞対番号で、分布マークはそれぞれ「■」は RGB の結合特微量、「▲」は L*a*b* の結合特微量、「□」は RGB の非結合特微量、「△」は L*a*b* の非結合特微量を表している。

調整済み R2 乗値のおよそ 0.8 を境目に結合特微量と非結合特微量が分かれた。0.8 より上に位置するのが■と▲の結

特徴量はみられなかった。

形容詞対「明るいー暗い」と「あたたかいーつめたい」について、非結合特徴量の RGB と $L^*a^*b^*$ の分析を行った。表 3、表 4 は特徴量と形容詞対の関係がもっとも強い変数を被験者ごとにまとめたものである。標準化係数の負の値は「明るい」、「あたたかい」に関係し、正の値は「暗い」、「つめたい」に関係する。

● 「明るいー暗い」の比較分析

表 3 から色情報が RGB のとき、被験者 1、被験者 9 を除く被験者は R 値もしくは G 値もしくは B 値が関係している。しかし、 $L^*a^*b^*$ のときは、被験者 1 を除く全員が「明るい」と評する変数 L^* が関係している。 L^* の関係から、R 値、G 値、B 値が関与していたのは明度との関係と考えられる。

また、非結合特徴量の R 値 G 値 B 値の和の平均を用いて、関係がもっとも強い変数を被験者ごとにまとめた（表 3）。 $L^*a^*b^*$ と同様に被験者 1 を除く被験者が「明るい」と評する変数 RGB 平均値（明度）が関係している。このことから、 L^* を用いなくても R 値 G 値 B 値から推定できることが分かった。

RGB と $L^*a^*b^*$ の比較分析の結論として、「あたたかいーつめたい」を推定する色情報は RGB で、「明るいー暗い」を推定する色情報は $L^*a^*b^*$ であったが、R 値 G 値 B 値の和の平均を用いても $L^*a^*b^*$ の場合と同様の結果が得られた。これらのことから、色情報は RGB に有効性があると考えられる。

結合特徴量の RGB と $L^*a^*b^*$ においても同様の分析を行った。しかし、被験者によって形状の変数、色の変数に分かれることもなければ、被験者に共通した変数を見つけることも困難であった。これは、結合特徴量が距離パラメータ、色パラメータからなる空間で、形状と色が混合している空間だからだと思われる。

● 「あたたかいーつめたい」の比較分析

表 4 において、色情報が RGB の場合、被験者 1、被験者 4、被験者 5、被験者 6 は形状の変数が関係しているのに対し、被験者 2、被験者 3、被験者 7、被験者 8、被験者 9 は色情報が関係している。また、色情報が関係している被験者の「つめたい」と評する変数は B であった。また、色情報が $L^*a^*b^*$ の場合、被験者 3、被験者 8、被験者 9 は b^* の変数が関係しているが、RGB の方に有効性があると考えられる。

5. ま と め

分析の結果、結合特徴量と非結合特徴量の比較において、結合特徴量のほうが良いということが分かった。形容詞対と特徴量の関係を被験者ごとにまとめた比較において、「明る

いー暗い」の形容詞では、色情報が $L^*a^*b^*$ の場合 9 人の内 8 人が L^* の変数と「明るい」が関係していることが分かった。また、 $L^*a^*b^*$ と RGB の平均の比較で、 L^* と同様に 9 人のうち 8 人が RGB 平均値の変数と「明るい」が関係していることが分かった。よって、RGB を用いて L^* の明度が代替できる可能性が見出せた。

「あたたかいーつめたい」の形容詞対は、

- ・ 形状の特徴量と形容詞に関係がある
- ・ 色の特徴量と形容詞に関係がある

グループに分かれた。

分析結果を総合的に考えて、R 値 G 値 B 値の和の平均や特徴量が「明るいー暗い」、「あたたかいーつめたい」を推定する変数に関わっていることから、色情報は $L^*a^*b^*$ より RGB の方が有効的であると考えられる。

結合特徴量と非結合特徴量の比較で結合させた方が良い結果が得られたが、結合特徴量の変数のどのような特徴が関与しているのか分析が困難なため、手法を改善する必要がある。また、非結合において形状特徴量と形容詞対との関係がみられなかった。これは、特徴量が頂点であり、評価をする際に人が見る情報が面であることとの違いにより、関係性が得られなかったと考えられる。人の印象における特徴量は色、形共に面を用いた方が良いと考えられる。今後の課題として、他の形容詞対についても実験・分析を行い特徴量と形容詞の関係について調べるとともに、改善する手法を用いて得られた結合特徴量と形容詞対との分析を行う。

参 考 文 献

- [1] 向江亜紀，惣田智志，加藤俊一：形状の見え方と質感を考慮した 3 次元物体の類似検索とイメージ検索，データベースと Web 情報システムに関するシンポジウム（DBWeb2005）
- [2] 鈴木一史，加藤俊一，築根秀男：主観的類似度に適応した 3 次元多面体の検索，電子情報通信学会論文誌 D-I，Vol. J82-D-I，pp.185-193，1999
- [3] for 3D models, ACM Transactions on Graphics, 22(1): pp83-105, 2003. Leach, E.: Forms and Function, National Press, 87, 1976
- [4] 衣鳩昌俊，小田切智，大淵竜太郎：人の教示に基づく 3 次元メッシュモデルの形状類似検索，映像情報メディア学会誌，pp.998-1007，2003
- [5] 村上存，湯浅修二，田島史和，斉藤裕樹：形と色の特徴量を用いたデザイン支援に関する研究，日本機械学会第 11 回設計工学・システム部門講演会講演論文集，pp.167-170，2001

武田 秀貴（非会員）

2005 年 東京電機大学情報環境学部情報環境デザイン学科卒。2007 年 同大学院情報環境学研究科情報環境デザイン学専攻修士課程了。現在、同大学院博士課程に在籍。

柴田 滝也（正会員）

1989 年東京電機大学工学部電気工学科卒業。
1996 年ロンドン大学院（University College London）博士課程修了。1996～1999 年 科学技術振興事業団 科学技術特別研究員。1999 ～ 2001 年 NEDO NEDO 研究員。2001 年より東京電機大学情報環境学部助教授 PhD。専門分野は、感性情報処理、都市景観、日本感性工学会、電子情報通信学会、日本建築学会の各会員。