

形状と色を併せ持つ 3 次元物体モデルの数値化手法と類似検索

武田 秀貴[†] 柴田 滝也[‡]

[†] 東京電機大学大学院情報環境学研究科 〒270-1382 千葉県印西市武西学園台 2-1200

[‡] 東京電機大学情報環境学部 〒270-1382 千葉県印西市武西学園台 2-1200

E-mail: [†] DEN03172@nifty.com, [‡] shibata@sie.dendai.ac.jp

あらまし 本稿では 3 次元物体モデルの類似検索に使用される特徴量の数値化手法について論ずる。これまで我々は、点と点の関係を用いた形状の数値化手法を提案してきた。しかし、3 次元物体モデルは形状だけでなく質感の情報も持っている。このことから、形状と色を併せ持つ特徴の数値化手法を考える必要がある。

形状と色を分離して用いる従来手法と提案手法で算出した特徴量を比較する実験を行なった。その結果、形状と色を結合した提案手法が良いということが分かった。

キーワード 回転不変, 形状と色, 感性検索システム, 3 次元物体モデル

1. まえがき

近年、パソコンと CAD ソフトの普及により、建築、製造業デザインなどの分野に限らず、個々人でも 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、ネットワーク通信の発展により 3 次元物体モデルのデータをインターネットを介して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。

検索システムには、特徴量を利用し同じ結果が返る検索と、個々人によって評価の異なる印象語を利用し個々人に対応した結果が返る検索方法などがある。前者は、特徴量によって表されるベクトルに近いものを検索するシステムで、後者は、選択した印象語に対し、特徴量から推測される印象語が合うものを検索結果として返すシステムである。

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り、検索キーの言葉と一致したテキストまたはインデックスの物体モデルが検索結果として返ってくる。しかし、この言葉同士による検索では、検索キーもテキストも主観的な言葉を記述するので、検索結果として意図しないものが返ってきたり、検索結果に返ってこないことが考えられる。そこでテキストのみではなく、テキストと物体モデルの形や色の特徴を数値にした特徴量を用いることにより、主観的な差異がなくなり検索することが可能となる。

2. 個人に対応した検索システム

本研究では個人に対応した検索結果を返す検索システムの構築を目指す。このシステムは、3 次元物体モデルに対する印象語と算出した特徴量の関係を利用したもの、言い換えると、算出した特徴量から印象語を推測する方法を利用するので、ユーザが印象語を選ぶことにより検索結果が表示される。

特徴量から印象語を推測するには重回帰分析を利用する。重回帰分析とは、特定の変量をその他の変量の 1 次式で予測する分析方法で、印象語を特徴量で予測することが可能になる。心理実験から得られた印象語の評価得点を y 、推測する印象語 Y は、 a を係数、 x を特徴量、 b を定数項とすると一般式は次のように表すことができる。

$$Y = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_mx_m + b \quad (1)$$

応用例として、部屋の画像に対する印象語から物体モデル(テーブルやイス)を検索したり、検索キーの物体モデル(例:テーブル)から物体モデル(例:イス)を検索するシステムが考えられる。

3. 数値化手法

3.1. 従来手法

これまでの 3 次元物体モデルの数値化手法[1,2,3,4]は、形状に着目したものが多い。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[5]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[6]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。例えば、図1において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「背もたれ」が分かっても「背もたれが何色」かは分からない。その逆も同じく「何色」が分かっても「何処の色」か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、「何処が何色」ということが分かる。本稿ではそれらを物理量において表現すべく、形状と色を併せ持つ特徴の数値化手法を提案する。

3.2. 3次元物体モデルの特徴量

3次元物体モデルには、面で表示するサーフェスモデルと物体の中身の情報も扱えるボクセルデータがある。本研究で扱う3次元物体モデルのデータはサーフェスモデルのVRML(Virtual Reality Modeling Language)を使用する。また、CADソフト専用のファイルは独自のコードに変換されている。対してVRMLはプログラミング言語の一種で、頂点情報や質感情報が記述されたソースを見ることができる。物体モデルは、頂点情報を利用して面の構成や質感などの設定を用いてレンダリング表示される。

3.2.1. 形状の数値化手法

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・最小値を求める。そして、各座標の最大値と最小値の和から各々の中点を求め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の距離を求め(中心距離)、その中から最長距離を探す。全ての中心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。

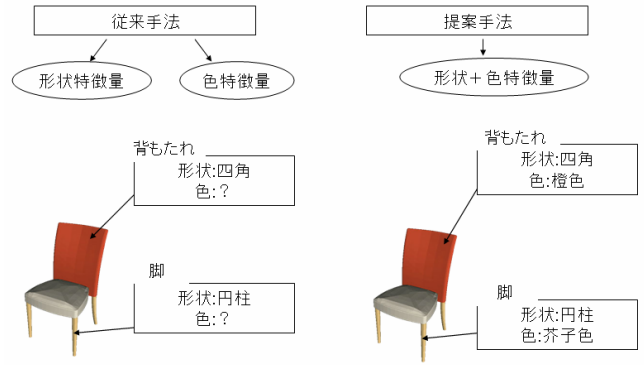


図1 従来手法と提案手法の違い

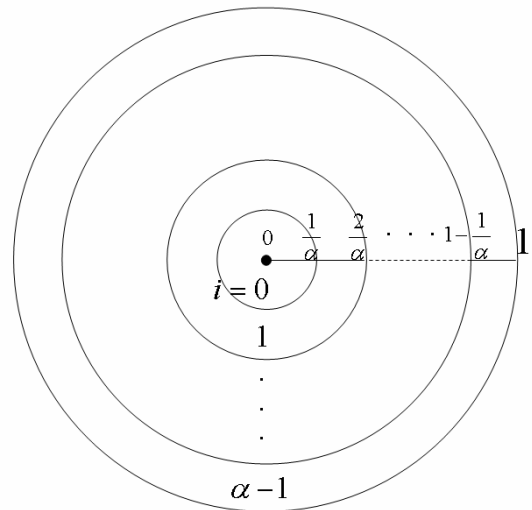


図2 半径を α 分割

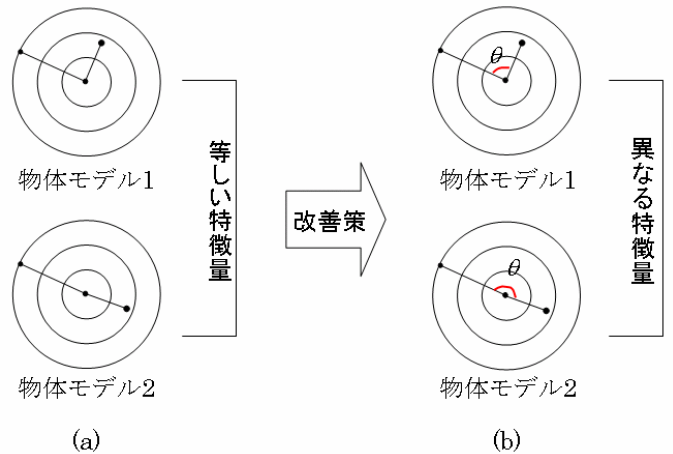


図3 問題点と改善策

ここで半径を任意の値 α (図2)で等分割し、標準化した距離(中心距離 $d(0 \leq d \leq 1)$)の値が各同心球のどの範囲に含まれるかを比較しその範囲を満たす頂点数 $v_\alpha(i)$ を求める。また、 i は半径を分割した際の範囲を表す。たとえば、半径1を10分割したとき、0から $\frac{1}{10}$ の範囲が0番目($i=0$)、 $\frac{1}{10}$ から $\frac{2}{10}$ の範囲が1番目($i=1$)

になるということである。

しかし、図 3(a)に示すように、物体モデル 1 と物体モデル 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、外側から 2 番目の同心球間に頂点が 1 つず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、中心距離同士の角度を相対的にとることにした(図 3(b))。つまり、すべての頂点数 n の中から 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。

改善策から、中心距離 d と相対角 θ を利用した頂点密度を特徴量とする。ここでいう頂点密度とは、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 4)とき、それぞれの区間に含まれる頂点数 $v_{\alpha,\beta}(i,j)$ を求め、

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

$$\frac{i}{\alpha} \leq d < \frac{i+1}{\alpha}, \quad \text{かつ}, \quad 2 \text{ 頂点による相対角 } \frac{j}{\beta} \pi \leq \theta < \frac{j+1}{\beta} \pi \text{ にある頂点数}$$

なお $\theta=1$ のときは $\frac{\beta-1}{\beta} \pi \leq \theta \leq \pi$ の範囲

頂点数 $v_{\alpha,\beta}(i,j)$ を $2 \times {}_nC_2$ で割った値 $V_{\alpha,\beta}(i,j)$ をいう。この特徴量を形状特徴量とする(図 5)。また、 i は半径を分割した際の範囲を表し、 j は π を分割した際の範囲を表す。たとえば、 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 ($j=1$) になるということである。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 ${}_nC_2$ で割り比較できるようにする。

また形状特徴量 $V_{\alpha,\beta}(i,j)$ のヒストグラムを図 6 に示す。この図は中心距離 d 、相対角 θ を軸に持ち、度数として頂点密度をもち、全体で $\alpha \times \beta$ の特徴量をもつ。

3.2.2. 形状と色の数値化手法

(1)形状+色面積独立特徴量(従来手法)

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 C_R, C_G, C_B 、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、 C_R, C_G, C_B の 4 つの変数を付け加える。これを形状+色面積特徴量とする。

なお、全サンプルの最大色面積から、さらに最大の色面積を探し、各サンプルの最大色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。

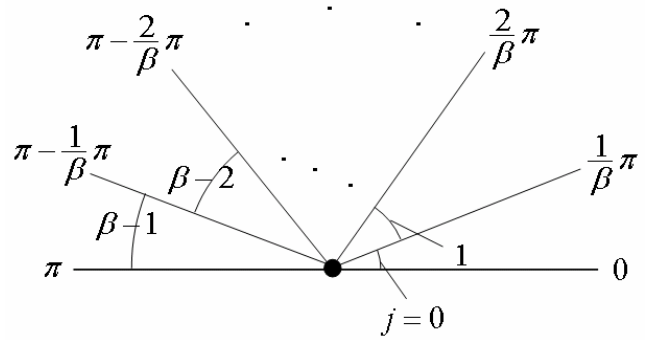


図 4 π を β 分割

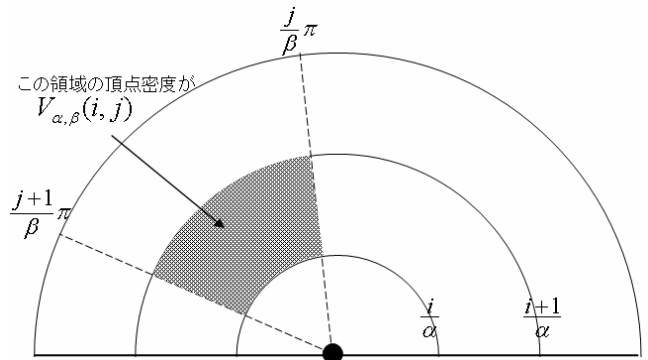


図 5 形状特徴量のイメージ図

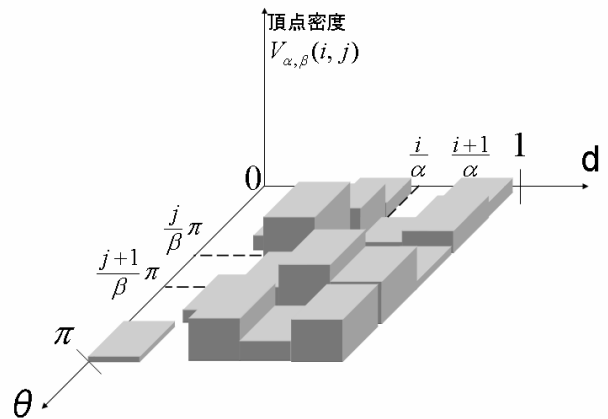


図 6 形状特徴量のヒストグラム

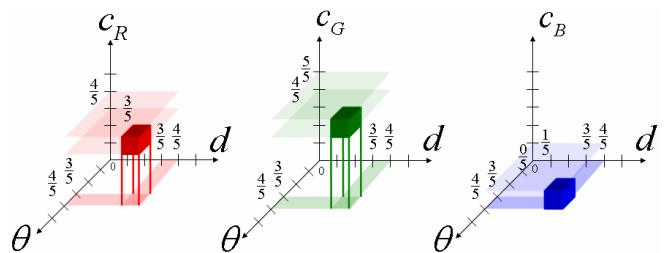


図 7 中心距離、相対角、明度、各軸の範囲にプロットする例

表 1 特徴量パラメータ

	半径分割数 α	π 分割数 β	RGB 値分割数 γ	色面積
形状特徴量	10 分割	10 分割	—	—
形状 + 色面積特徴量	10 分割	10 分割	—	最大面積 + RGB
形状 + 色結合特徴量	10 分割	10 分割	5 分割	—

(2)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、中心距離軸と相対角軸の2次元に色の軸を増やす(図7)．色の軸は、RGBの明度値 C_R, C_G, C_B ($0 \leq C_R, C_G, C_B \leq 1$)を使用する．計算量は全ての頂点数 n の中から2つ選ぶ組み合わせの数 $2 \times_n C_2$ となる．特徴量の算出方法は、半径1を α 個(中心距離軸)、 π を β 個(相対角軸)、明度値を γ 個(色軸)に分割するとき、それぞれの区間に含まれる頂点数 $v_{\alpha, \beta, \gamma}(i, j, k)$ を求める．また、 i は半径を分割した際の範囲を表し、 j は π を分割した際の範囲を表し、 k はRGB値1を分割した際の範囲を表す．たとえば、RGB値1を10分割したとき、0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($k=1$)になるということである．

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

$\frac{i}{\alpha} \leq d < \frac{i+1}{\alpha}$, かつ, $\frac{j}{\beta} \pi \leq \theta < \frac{j+1}{\beta} \pi$, かつ, 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 $C_R, C_G, C_B=1$ のときは $\frac{\gamma-1}{\gamma} \leq C_R, C_G, C_B \leq \frac{\gamma}{\gamma}$ 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 $V_{\alpha, \beta, \gamma}(i, j, k)$ ((2)式)とし、これを形状 + 色結合特徴量とする．また、

$$V_{\alpha, \beta, \gamma}(i, j, k) = \frac{v_{\alpha, \beta, \gamma}(i, j, k)}{\sum \sum \sum v_{\alpha, \beta, \gamma}(i, j, k) \times 3} \quad (2)$$

図7は、 α, β, γ をそれぞれ5にしたときで、 n 個の頂点の中から選んだ2つの頂点 v_1, v_2 の相対角 θ が $\frac{3}{5}\pi \leq \theta < \frac{4}{5}\pi$, v_1 の距離 d_1 が $\frac{3}{5} \leq d_1 < \frac{4}{5}$, v_1 の色 c_1 が $\frac{3}{5} \leq c_{1R} < \frac{4}{5}$, $\frac{4}{5} \leq c_{1G} < \frac{5}{5}$, $\frac{0}{5} \leq c_{1B} < \frac{1}{5}$ の範囲を表したものであり、そのときの特徴量は、 $V_{5,5,5}^R(3,3,3), V_{5,5,5}^G(3,3,4), V_{5,5,5}^B(6,6,0)$ となる．

4. 実験・分析

4.1. 実験 1: 形容詞対との関係分析

この実験では、「あたたかい」などの形容詞から椅



図 8 検索結果比較(左端が検索キー、上列 $\gamma=2$, 下列 $\gamma=5$)

子を検索する際、形容詞と特徴量との関係がなければ検索できないので、重回帰分析を用いて特徴量の有効性を調べる．重回帰分析の処理結果から調整済み R^2 乗という値が得られる．調整済み R^2 乗値とは、帰帰によって説明できる割合(寄与率)を表す数値である．値が高ければ、それだけ予測する形容詞を表現している．

椅子データ 35 個に対し表 1 に示す 3 種類の特徴量を算出し、形容詞対 17 組と重回帰分析の処理を行い形容詞との関係の比較を行った．椅子データ 35 個と形容詞対 17 組の選択は予備実験として、既存の椅子がデータ化され可能な限り集めた 113 個の椅子データを 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、形容詞対 17 組(表 2)を用いることにした．

形状特徴量は、分割数を分析した結果、距離パラメータ α と角度パラメータ β の分割数をそれぞれ 10 分割とした．形状 + 色結合特徴量は、距離パラメータ 10 分割、角度パラメータ 10 分割にし、色パラメータ γ を 2 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．

4.2. 分割数分析

椅子データ 35 サンプルを γ 分割数のみ 2 ~ 10 にしたとき C_R, C_G, C_B による頂点密度の分布をグラフにした．縦軸は頂点密度の値で、横軸は RGB 値 1 を各分割数で分割したときの範囲番号である．以下に示す図

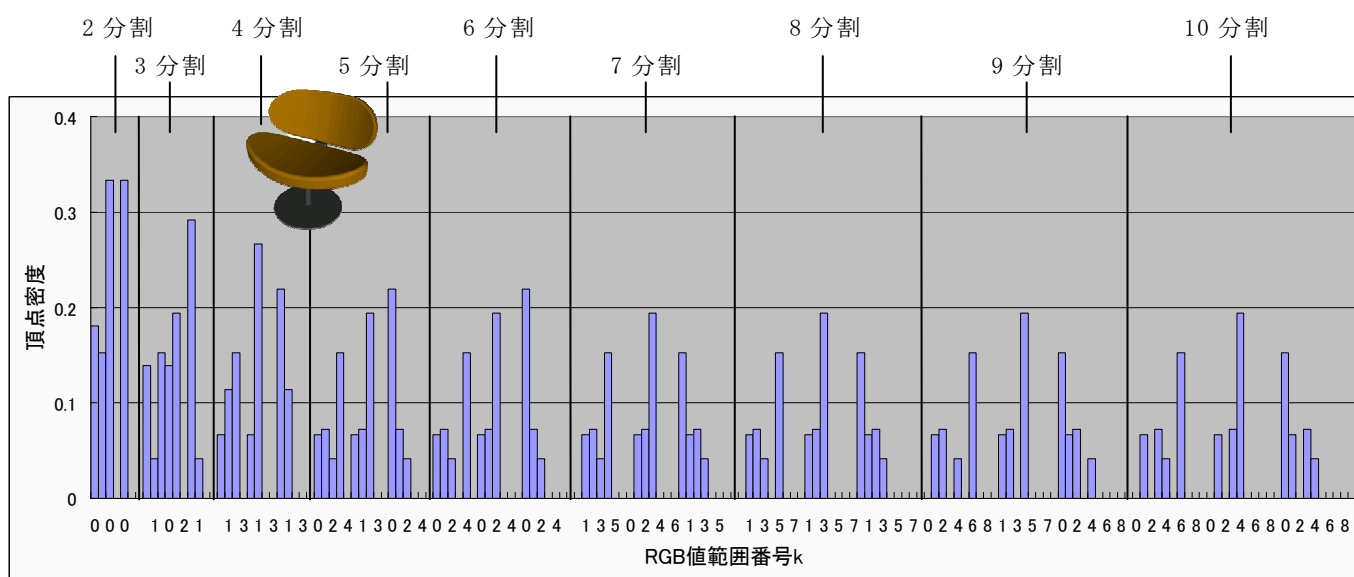


図 9 γ 分割における代表例 1

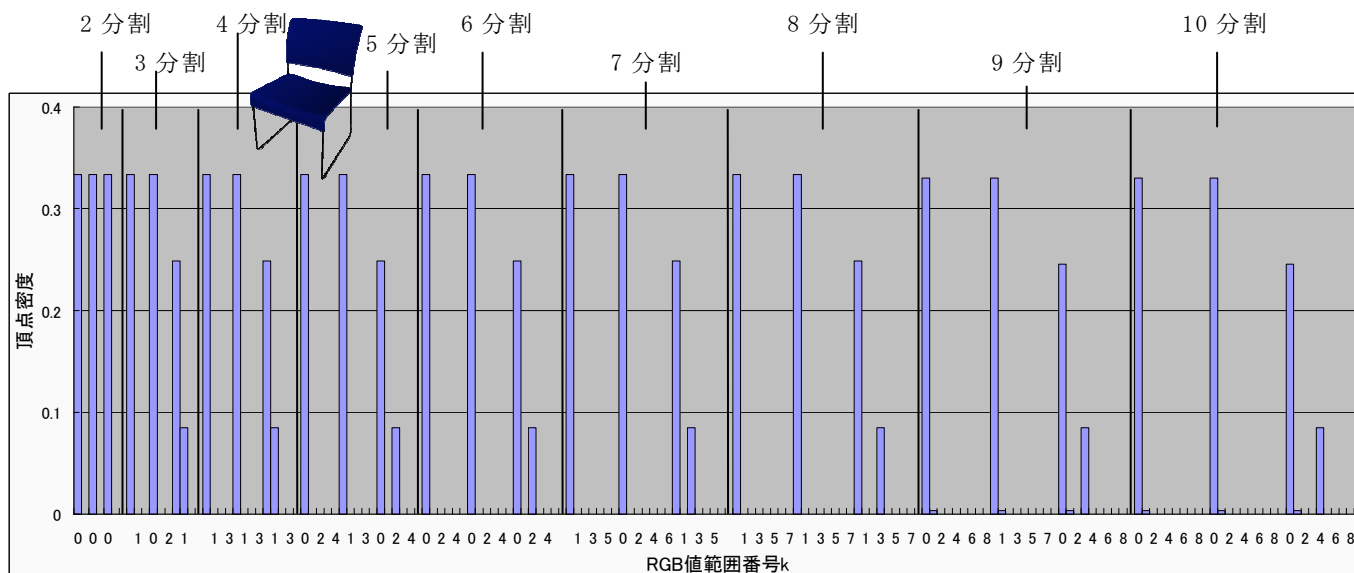


図 10 γ 分割における代表例 2

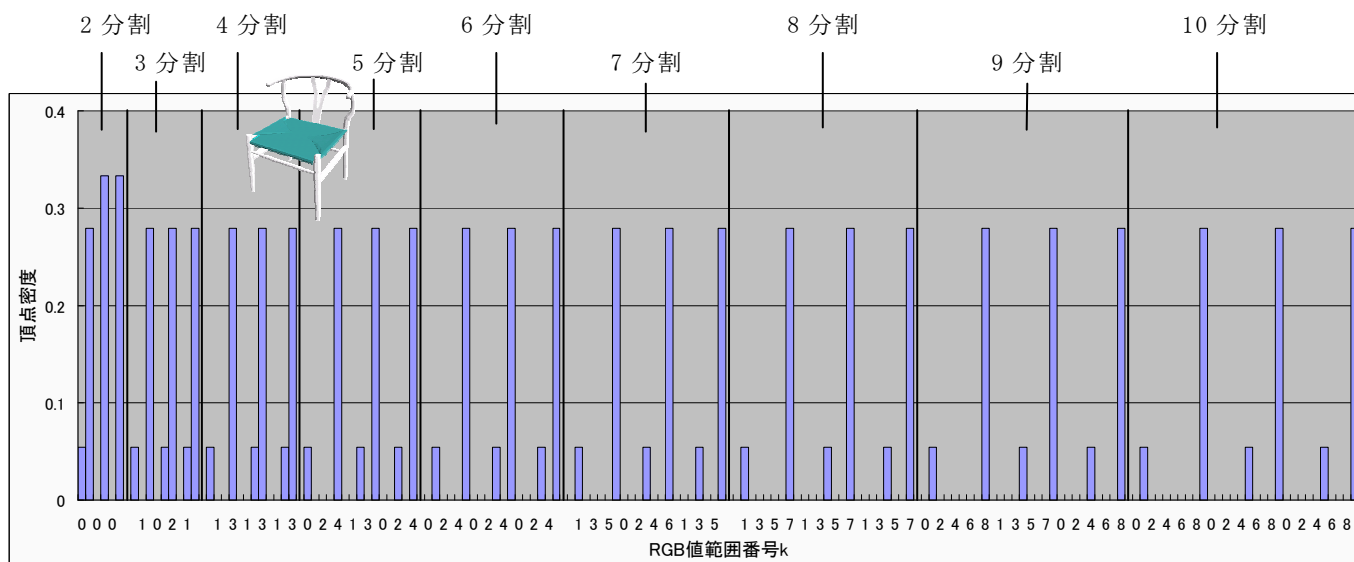


図 11 γ 分割における代表例 3

9, 図 10, 図 11 はその代表例である. 各分割毎に C_R による分布, C_G による分布, C_B による分布を表している. 図 9 のように分割数が小さいときと大きいときで分布の違いは見られるものの, 4 分割以降では範囲が異なるが頂点密度が一定になっている. 図 10 や図 11 のように分割数を変えても, これもまた範囲が異なるが頂点密度が一定である.

4.3. 検討

分割数分析結果から, 一定の分割数以降は頂点密度に変化はなく分布される範囲が変わった. 本研究で構築した特徴量の数によるユークリッド距離での類似検索において, α を 10, β を 10, γ を 2~10 の 9 種類の特徴量を用いて検索した(図 8). 検索結果を比較してみると, γ の分割数が増加するにつれ, 検索キーに似たものが候補として上がってきた. このことから形状に合った色が特徴量としてあるのではないかと考える.

形容詞との関係分析において, 形状特徴量に色面積特徴量を付け加えると, 「暖かい」「明るい」「男性的な」といった色から受け取る形容詞の R2 乗値が上がった. それぞれの回帰式を見てみると(3)式の「暖かい」を説明する 3 変量のうち 2 変量は R と B の色特徴量であった.

$$Y_{\text{あたたかい}} = -0.849 \times C_R + 0.688 \times C_B + 0.313 \times V_{10,10}(8,1) \quad (3)$$

$V_{10,10}(8,1)$: 距離 ($0.8 \leq d < 0.9$), 相対角 ($\frac{\pi}{10} \leq \theta < \frac{2\pi}{10}$) の特徴量

しかし「大胆な」「動的な」など形状から受け取る形容詞は値が下がった. 色面積を加えた特徴量の「大胆な」の回帰式の変量を見ると, 6 つの変量のうち 1 つを除いて, 形状特徴量の回帰式と同じ変量であった. また, 形状特徴量の方が変数の数は多い. つまり, 色面積を加えると, 複数の形状の変数が集約されて面積の変量に置き換えられたことから, 形容詞を説明するための変数が減り, 調整済み R2 乗の値が下がったのではないかと考える. 頂点だけでは表現しきれなかった色情報が, 色面積の特徴量を加えたことによって, 「暖かい」や「男性的な」の R2 乗値が上がったということは, 色情報を扱うにあたっては, 頂点より色面積の方が重要であることが分かった.

形状特徴量と形状+色結合特徴量の調整済み R2 乗値の平均を比較すると, 形状特徴量は 0.48, 形状+色結合特徴量は, 0.88 となり全体的に形容詞との関係が上がった. また色は独立した特徴量より結合させた方がよい結果となった. この結果から考えられることは, 形状と色は結合させた方が良く, 色情報は色面積でも

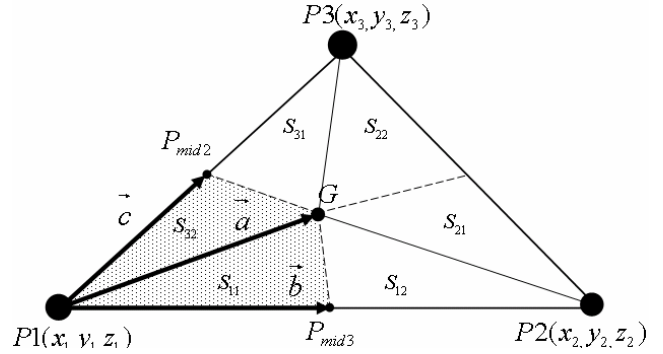


図 12 面積割り当て

扱えることである. この点を踏まえ, 形状+色結合特徴量における頂点を面積に変えた形状+色面積結合特徴量を算出する手法を提案する.

5. 形状+色面積結合特徴量

形状に関する数値化は 4.1 と同様に行なう. 4.2 では, 色情報は頂点の色だが, これを三角形の面積を 3 分割した色面積を用いる.

図 12 を例にすると, はじめに P_1, P_2, P_3 の三角形の重心 G を求める. 次に G, P_1, P_2 の三角形に注目し, P_1, P_2 を結ぶ線分の中点座標 P_{mid3} を求める. そして, P_1 から G に向かうベクトルを \vec{a} , P_1 から P_{mid3} に向かうベクトルを \vec{b} とし, 外積の計算 $|\vec{b} \times \vec{a}|$ から, G, P_1, P_2 の三角形の面積 S_1 が求まる. S_1 を 2 等分し S_{11}, S_{12} とする. つづいて P_3, P_1, G に着目し, P_1 と P_3 を結ぶ線分の中点座標 P_{mid2} を求める. そして P_1 から P_{mid2} に向かうベクトルを \vec{c} とし, 外積の計算 $|\vec{a} \times \vec{c}|$ から P_3, P_1, G の面積 S_3 が求まる. S_3 を 2 等分し S_{31}, S_{32} とする. ここで P_1 に, 2 等分した三角形の面積に関与している S_{11}, S_{32} の面積和を割り当てる. 同様に P_2, P_3 にも関与している面積を割り当てる. この 1 つの三角形に対して行なう計算を, 物体モデルを構成している三角形の面全てに対して行う.

4.2(2)と同様に特徴量を算出する. 4.2(2)では i, j, k の各区間を満たしたときに 1 カウント加算したが, ここでは頂点に割り当てられた面積を加算していき面積和 $a_{\alpha,\beta,\lambda}(i,j,k)$ を求める.

$$a_{\alpha,\beta,\lambda}(i,j,k) \quad (i=0,\dots,\alpha-1, j=0,\dots,\beta-1, k=0,\dots,\gamma-1): \\ \frac{i}{\alpha} \leq d < \frac{i+1}{\alpha}, \text{ かつ, } \frac{j}{\beta} \pi \leq \theta < \frac{j+1}{\beta} \pi, \text{ かつ, 頂点に} \\ \text{付加された色面積 RGB の明度値 } C_R, C_G, C_B \text{ が} \\ \frac{k}{\gamma} \leq C_R, C_G, C_B < \frac{k+1}{\gamma} \text{ にある面積}$$

面積和 $a_{\alpha,\beta,\lambda}(i,j,k)$ を全体の面積で割った面積比 $A_{\alpha,\beta,\lambda}(i,j,k)$ ((4)式)としこれを形状+色面積結合特徴量とする.

表 2 重回帰分析結果

	Feature1	Feature2	Feature3	Feature4
うっとりしい さわやかな	0.10	0.32	0.96	0.96
あたたかい つめたい	0.30	0.48	0.99	0.97
不快な 快適な	0.68	0.68	0.95	0.96
単純な 複雑な	0.43	0.49	0.95	0.97
かたい やわらかい	0.18	0.18	0.84	0.99
特徴のある 特徴のない	0.68	0.68	0.84	0.89
重い 軽い	0.50	0.50	0.99	0.97
新しい 古い	0.52	0.61	0.85	0.85
うつくしい みにくい	0.37	0.44	0.67	0.89
地味 派手	0.40	0.62	0.97	0.97
嫌い 好き	0.13	0.21	0.98	0.98
明るい 暗い	0.47	0.62	0.97	0.99
男性的な 女性的な	0.24	0.44	0.56	0.94
弱弱しい 力強い	0.88	0.88	0.97	0.98
親しみやすい 親しみにくい	0.43	0.43	0.99	0.95
大胆な 繊細な	0.54	0.54	0.97	0.97
動的な 静的な	0.49	0.80	0.75	0.84
平均	0.43	0.52	0.89	0.95

Feature1:形状特徴量

Feature2:形状+色面積特徴量

Feature3:形状+色結合特徴量

Feature4:形状+色面積結合特徴量

$$A_{\alpha,\beta,\lambda}(i,j,k) = \frac{a_{\alpha,\beta,\gamma}(i,j,k)}{\sum \sum \sum a_{\alpha,\beta,\gamma}(i,j,k) \times 3} \quad (4)$$

6. 特徴量比較実験

6.1. 実験 2:形容詞との関係分析

実験 1 と同様に重回帰分析から特徴量が形容詞を説明するにあたり有効であるか調べると共に、比較をする。使用する特徴量は、形状+色結合特徴量、形状+色面積結合特徴量の 2 つで、形容詞対との関係分析において比較を行った。各特徴量は、距離パラメータ α と角度パラメータ β の分割数をそれぞれ 10 分割とし、色パラメータ γ を 5 分割にして算出された特徴量である。

6.2. 形容詞対との関係分析の結果(実験 2)

形容詞対 17 組と形状+色結合特徴、形状+色面積結合特徴量を重回帰分析で処理した結果、表 2 のとおり形状+色結合特徴量(Feature3)と形状+色面積結合特徴量(Feature4)を比べるとほとんどの形容詞対で、頂点の色を結合させるより色面積を結合させる方が調整済み R2 乗値が上がった。

7. むすび

分割数分析結果では γ の値を変えることで頂点密度に変化はほとんどなく、分布される範囲が変わるだけであった。また図 8 の類似検索結果において、 $\gamma=2$ のときは明度値の高い椅子(第 2, 第 3, 第 5 候補)が検索

されているが、 $\gamma=5$ にすると明度値の低い椅子が検索されるようになった。また部分(4 つ足)を見てみると、鉄パイプのような色が検索されるようになった。これらの結果から形状の特徴量に合う、色の範囲があるのではないかと考える。

実験 1 から形容詞との関係分析において、形状特徴量に色パラメータを加えることにより形容詞との関係が上がった。実験 1 から色情報は形状に結合させた方が良く、かつ色面積でも扱えることが分かった。このことから、提案手法の色情報を頂点ではなく色面積に改案した。実験 2 から形状+色結合より形状+色面積結合が良い結果が得られた。実験を通して、

- ・形状と色を結合させることが良い
- ・色情報を扱うにあたり点より面の方が良いこと

が分かった。

今後の課題として、重回帰分析から得られた回帰式を元に形容詞を説明する特徴量はどのような特徴量なのか分析する。実験 1 の重回帰分析の結果から、色情報は頂点より色面積の方が良いことが分かったが、(3)式をみると、「あたたかい」を説明する変数は、最大面積ではなく最大面積の C_R と C_B であった。このことから、最大面積を構成してる色の頂点数の C_R と C_B で比較を行い、形状の特徴量と色の特徴量が分離しているときの分析をする。本稿では色情報を RGB で扱ったが、

Lab や HSV の独立した色空間でも分析をする。また、形容詞を説明するにあたって、どのくらいの分割数の特徴量が最適なのかを調べる。これに付随して結合させた特徴量は分割数を変換できるので、形状を 1 分割することにより色のみの特徴量，色を 1 分割することにより形状のみの特徴量にすることができる。よってこの変換を検索システムに組み込むことにより，結合特徴量だけでなく形状のみ色のみを検索も可能となる。

文 献

- [1] 惣田智志，加藤俊一，“不変特徴量を用いた 3 次元物体の形状類似検索，” 社団法人 電子情報通信学会，信学技報，Sept.2003.9.
- [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, pp185-193, Jan.1999.
- [3] T.Funkhouser, P. Min, M. Kazhdan, J. Chen, A. Halderman, D. Dobkin, and D. Jacobs, “A search engine for 3D models,” ACM Transactions on Graphics, 22(1):83-105, 2003.
- [4] 衣嶋昌俊，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，Aug.2003.
- [5] 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).
- [6] 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, Nov.2001.