

見掛けに基づく特徴量を用いた 3 次元形状の形状類似検索

中澤 昌俊¹, 武井 毅², 南谷 高宏¹, 大淵 竜太郎³

mnakazawa@ysk.co.jp, f8058@kki.yamanashi.ac.jp, minamitani@jex.co.jp, ohbuchi@acm.org

¹山梨大学工学部 コンピュータ・メディア工学科(当時), ²山梨大学大学院 工学研究科,

³山梨大学 医学工学総合研究部

Shape-Similarity Search of 3D Models Using an Appearance-Based Shape Feature

¹Masatoshi Nakazawa, ²Tsuyoshi Takei, ¹Takahiro Minamitani, ³Ryutarou Ohbuchi

¹Computer Science Department, University of Yamanashi

²Graduate School of Engineering, University of Yamanashi

³Interdisciplinary Graduate School of Medicine and Engineering, University of Yamanashi

1 はじめに

近年、コンピュータ技術の発展に伴い、設計や医療、エンターテインメントなど幅広い分野で3次元モデルが利用されるようになり、3次元モデルを効率よく管理、再利用することが重要となってきた。そのため、3次元モデルを対象とした形状類似検索が高い関心を集めている[1-17, 19]。

3次元モデルの形状類似検索は、与えられた3次元モデルと形が類似した3次元モデルをデータベースから取り出す。このような検索では、まず、3次元モデルの形状特徴をコンパクトに表す特徴量を抽出する。この特徴量間の距離(相違度)を計算し、これを2つのモデルの相違度とする。形状類似検索では、特徴量の抽出手法と、相違度の計算法が重要である。すでに発表されている手法のうち、ソリッドや多様体など「性質の良い」形状表現を仮定した手法(例えば、[2][6][18]など)は、VRMLに代表されるポリゴンスープで表現された3次元モデルには適用できない。ポリゴンスープモデルの多くは複数の単連結要素をもち、位相的あるいは幾何的な縮退を含み、さらに非多様体も含むためである。また、モデルの位置合わせ(向き、位置、大きさなどの幾何変換に対する正規化)が必要で、これに失敗するとうまく検索ができない場合もある。

本論文では、人間が視覚に基づいて形の類似性を判断する過程にヒントを得、ある3次元形状の「見かけ」、すなわち、レンダリングして得られる2次元画像を基に、3次元形状の類似検索を行う。本手法の最大の特長は、視点からモデルの「面」までの距離であるz値画像のレンダリングが可能であれば、たいいていのモデルに適用できることである。本手法は、例えば、VRMLモデルのように、ソリッドでなく、多数の単連結要素よりなり、面が向き付けされておらず、位相的な縮退を含むようなモ

デルに対しても問題なく適用できる。さらに、本手法は、視点からのz値が計算可能でさえあれば、陰関数によるレベルセット表現やボクセル表現等で定義された形状でも検索が可能である。

以下、2章で手法を、3章で評価実験とその結果を、述べ、4章でまとめと今後の課題を、それぞれ述べる。

2 検索システム

本形状類似検索システムの処理の概要を図1に示す。形状類似検索システムは、選択された検索モデルに類似するモデルをデータベースから検索する。まず、前処理として、データベース内のモデルの特徴量を計算しておく。ユーザがある3次元モデルを検索モデルとして提示すると、その特徴量を計算し、データベース内の全モデルの特徴量と類似比較する。検索モデルとの類似度が高い(相違度の低いモデル)モデルを幾つか、類似のモデルとしてユーザに提示する。

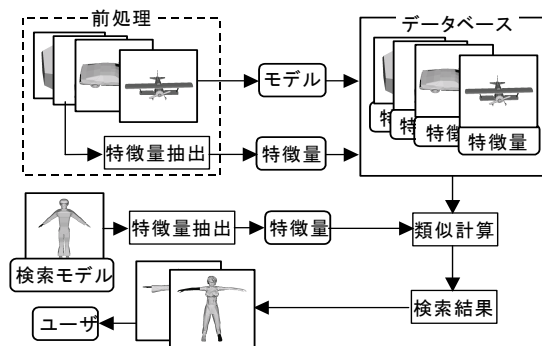


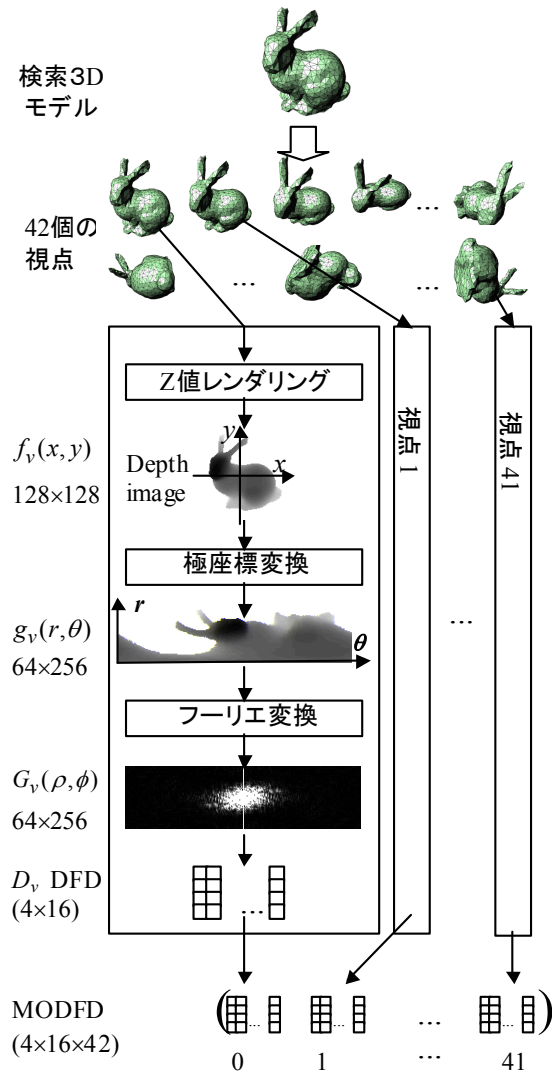
図1. 本検索システムの概要。

2.1 特徴量計算

本手法の特徴量は、モデルをレンダリングして得られるz値、つまり、視点(カメラ)からモデルまでの距離の2次元画像より計算する。これにより、z値のレンダリングができる形状表現であればどんなモデルでも特徴量の計算を行うことができる。

¹本研究は、中澤 昌俊、南谷 高宏が山梨大学工学部に在学中に行った。中澤 昌俊 は現在、(株) YSK 山梨ソフトウェアに、また、南谷 高宏は(株)日本エクス・クロンに、それぞれ勤務。

2次元画像に基づいて3次元物体の比較を行う際に問題となるのが物体の持つ相似変換に対する自由度である. この自由度の内, 位置は物体の原点を移動することで, また大きさは物体の重心から再遠点までの距離が1となるように物体の大きさを正規化することで定まる. 残った視点の向きの3自由度の中で, 2つ(pitch, yaw)は多数(数十個)の視点から画像を生成して近似すること, 最後に残ったz値画像の回転(roll)方向の自由度は回転不変な2次元画像の特徴量[Zhang02]をz値画像に対し適用することで, それぞれ解決する(図2).



特徴量を計算するのに先立ち, モデルの位置と大きさを正規化する. まず, モデルの中心 G を全頂点の座標の中間値として求め(式(1)), G が原点(0,0,0)になるようにモデルを平行移動する. ついで, 点 G から最も離れている頂点までの距離が1となるようモデルの大きさを正規化する.

$$G_p = \frac{1}{2} \left(\max_{0 \leq i < n} (p_i) + \min_{0 \leq j < n} (p_j) \right) \quad (1)$$

ここで, $p \in \{x, y, z\}$, n は頂点数.

ついで, (pitch, yaw)の自由度を離散的にサンプルした多数の視点から深さ(z値)画像をレンダリングする(図3). 今回, 我々は, 点 G からの距離が等しく, 互いにはほぼ等間隔の42個の視点 v_i に原点 G に向けたカメラを置いてレンダリングし, 128×128 画素の画像 $f_v(x, y)$ を得る. 42個の視点は, 原点を中心とした80面体を囲む球上にあり, その位置は42個の頂点と原点 G を結ぶ直線がその球と交差する点とする. この80面体は正20面体に対しLoopの再分割を行って得られる. レンダリング結果のz値は $[0, 1]$ を取り, 距離が遠い程小さい. また背景のz値は0とする.

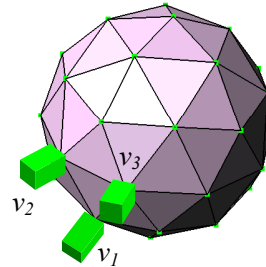


図3. 視点の位置.

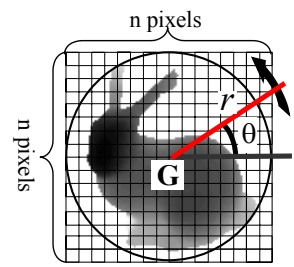


図4. 極座標変換.

最後のrollの自由度は, 得られたz値の2次元画像の特徴量を求めて比較する際, 画像の原点廻りの回転に不変な特徴量を用いることで無視できる. 2次元画像の類似比較を行うための原点廻りの回転に不変な特徴量として, 本論文では, Zhangらの手法[18]を用いた. Zhangらの手法では, まず, z値画像を極座標 (r, θ) で表現し, r を x - y 直交座標系の y 軸に, θ を x 軸に, それぞれ写す変換(ここでは極座標変換と呼ぶ)を行う(図4). これにより, 回転の自由度が, x 軸の平行移動の自由度に変換され, Fourier変換の平行移動不変性を利用すれば, 全体として, 回転不変な特徴量を得ることができる. 後述の評価実験では, 128×128 のz値画像を, r 軸を64, θ 軸を256に離散化し, 極座標変換して 256×64 のz値画像 $g_v(r, \theta)$ を生成した. 図4はウサギのz値画像を極座標変換した例で, 色が黒いほどz値が小さく, 視点に近い.

次いで, 視点 v_i から見たz値画像 $g_v(r, \theta)$ に対し式(2)のFourier変換を施し, フーリエ係数 $G_v(\rho, \phi)$ を得る.

$$G_v(\rho, \phi) = \sum_r \sum_\theta g_v(r, \theta) \exp \left[j 2 \pi \left(\frac{r}{R} \rho + \frac{\theta}{T} \phi \right) \right] \quad (2)$$

ここで, ρ は縦方向の空間周波数, ϕ は横方向の空間周波数. $0 \leq r < R = 64$, $0 \leq \theta < T = 256$, (r, θ は整数値) $0 \leq \rho < R$, $0 \leq \phi < T$ となる.

図5a4と図5b4を見ると、物体がroll軸周りに回転しても、有限画素の画像による誤差等の範囲内ではほぼ同一パワーペクトラムが得られていることがわかる。

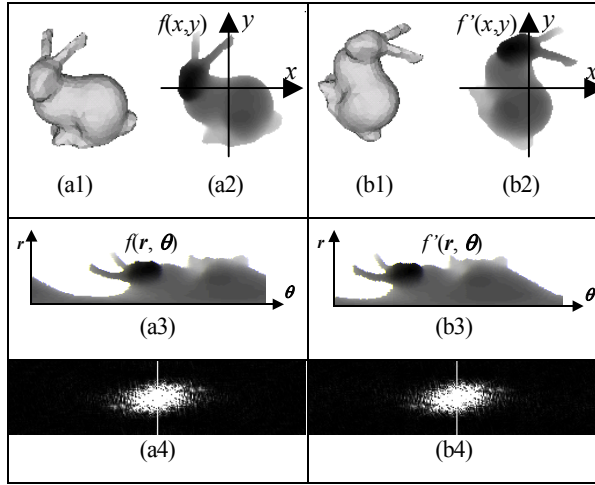


図5. 視点からスクリーンの中心へ向かうベクトルの周りにモデルを回転しても同じ特徴量(フーリエスペクトル)が得られる。

類似比較に用いるのは、ある視点 v からみた画像のパワースペクトル $G_v(\rho, \phi)$ のうち、大きさ $m \times n$ の低周波成分の係数である。つまり、式(3)のようにして振幅スペクトル(フーリエ係数の絶対値)の低周波成分のみを取り出す。

$$D_v = \left\{ \frac{|G(0,0)|}{area}, \frac{|G(0,1)|}{|G(0,0)|}, \dots, \frac{|G(0,n)|}{|G(0,0)|}, \dots, \frac{|G(m,0)|}{|G(0,0)|}, \dots, \frac{|G(m,n)|}{|G(0,0)|} \right\} \quad (3)$$

ただし、 $area=64 \times 256$, m は、縦方向の空間周波数のサンプル数, n は、横方向の空間周波数のサンプル数である。以後、 D_v をDepth Fourier Descriptor (DFD)と呼ぶ。

画像の高周波成分にも形を表現する情報がある。しかし、一致検索ではなく類似検索の場合、比較するモデル間の微細な相違を無視して「類似」と判断する必要がある。このような場合は高周波成分をある程度無視したほうが、全体としての類似検索性能は高くなる。DFD D_v のパワーは低周波に集中しており、式(3)において m を3, n を15とした計 4×16 個(全係数の1/256)の低周波成分係数で全パワーの約80%を表現している。

あるモデルの特徴量は、複数の視点 v から見た D_v の集合である。前述のように、本論文の実装では、42個の視点から見た42個のDFDの組が1つの特徴量を成す。以後この特徴量を Multiple-Orientation DFD (MODFD)と呼ぶ。

2.2 相違度計算

2つのモデル間 X と Y の距離(相違度)は、モデル X と Y それぞれのMODFD間の距離を以下のようにして計算した結果である。

まず、 X と Y のMODFDをそれぞれ $\mathbf{x} = (X_{i,j})$, $\mathbf{y} = (Y_{i,j})$, $i=1,2,\dots,p$, $j=1,2,\dots,q$ とする。ここで $p=42$ は視点の数、すなわちMODFD当たりのDFDの数で、また $q=64=4 \times 16$ は各DFDベクタの次元である。 X と Y の距離 $D(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ は以下のようにして計算する。

- (1) モデル X の i 番目のDFD X_i とモデル Y の p 個のDFD Y_i , $i=1,2,\dots,p$ の間で p 個のL1ノルム $d(X_i, Y_i)$ を計算する。この中で最小のものが X_i とモデル Y との距離である。

$$d(X_i, Y) = \min_{1 \leq k \leq p} \left(\sum_{j=1}^q |X_{i,j} - Y_{k,j}| \right) \quad (4)$$

- (2) $d(X_i, Y)$ の計算を、モデル X の p 個のDFD全てについて行い、その平均を取った結果 $D(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ がモデル X と Y の距離である。

$$D(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (d(X_i, Y)) \quad (5)$$

3 実験と評価

実験に使用する検索システムはC++により、MesaGLとfltkを用いて実装した。実験に使用したPCは、CPUがAthlon1900+, メモリが1.5GBである。

3.1 評価方法

検索性能の評価は1213個のVRMLモデルよりなるデータベースを用いて行った。データベースは人間が主観的に35個のカテゴリに分類した。カテゴリ35個のうち34個はオフィスチェア、頭、ソファ、車、4足動物、複葉機、のような「意味のある」カテゴリである。残りの1つは「その他」のカテゴリで、上記34個に分類できなかったモデル352個が属する。「意味のある」カテゴリCのモデルMが検索モデルの場合、Cから取り出されたモデルは「成功」、「その他」を含むC以外のカテゴリから取り出されたモデルは「失敗」と数える。

検索性能を数値化する方法としては、本論文ではFirst Tier (FT), Second Tier (ST), Nearest Neighbor (NN)の各尺度、およびRecall(再現率)-Precision(適合率)のプロットを用いた。

FT値は、検索結果の上位 $k-1$ 個の中に、検索対象と同じカテゴリのモデルがどの程度含まれるか(検索対象自身は除く)を示す。ここで k とは、検索対象が該当するカテゴリに含まれるモデルの数である。ST値は、FT値と似ているが、検索結果の上位 $2(k-1)$ 個から

計算する. NN値は, 検索結果の上位1番目のモデルがカテゴリに含まれるかどうかを示す.

再現率と適合率は以下のように計算される. 検索モデルが含まれるカテゴリのモデルの数をC, 検索結果の上位A個(A=1, 2, ..., 1213)のモデルが検索モデルと同じカテゴリに含まれている数をNとする.

$$\text{再現率} = \frac{N}{C}, \quad \text{適合率} = \frac{N}{A}$$

再現率-適合率のプロットでは, カーブが右上に近づくほど性能が良い. 再現率と適合率はトレードオフの関係にあり, 両方同時に1になることは殆ど無い. 例えば, ある検索要求に対しデータベース中の全モデルを取り出した場合, 再現率は最良の1.0となるが, 反対に適合率はほぼ0.0と最低となる.

3.2 他手法との検索性能の比較

OsadaらのD2[9]を我々が少々の変更を加えて実装した手法(これを*modified-D2(mD2)*と呼ぶ)と, 南谷らのAAD[19], およびMODFD法と間で検索性能の比較実験を行った. その結果を, FT, ST, NNの数値で表1に, また再現率と適合率のプロットで図7に示す.

表1. FT, ST, NNを指標としたMODFD, AAD, およびmD2の検索性能比較.

手法	検索性能		
	FT	ST	NN
MODFD	29%	40%	54%
AAD	24%	35%	43%
mD2	20%	31%	37%

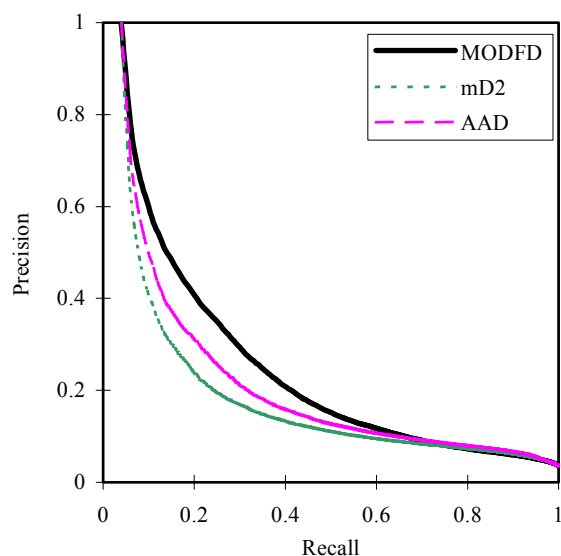
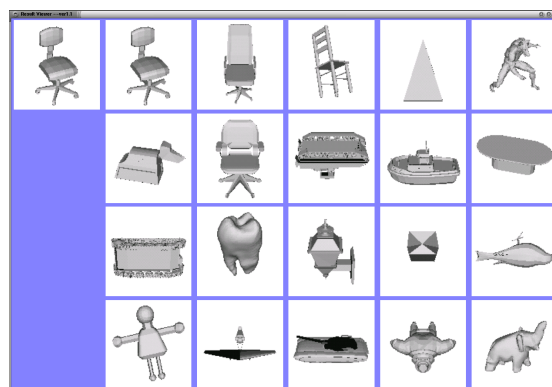


図5. 再現率-適合率のプロットによるMODFD, mD2およびAADの検索性能の比較.



(a) MODFD による検索結果.



(b) mD2 による検索結果.

図7. オフィスチェアを検索した例.

表2を見ると, FT, ST, NNの全ての数値において, 比較対照としたmD2, AADの2手法よりも提案手法MODFDのほうが優れている. 図6でも, ほぼ全ての再現率-適合率の組み合わせにおいて, 本手法が比較対照の2手法を上回っている.

3.3 カテゴリと検索性能

実験に用いたカテゴリにはいろいろな物がある. 例えば, あるカテゴリにどちらかと言えば幾何形状の似たモデルが, 別のカテゴリにはどちらかと言えば意味の似たモデルが, それぞれ含まれる. そこで, 形の似たモデルの多いオフィスチェアのカテゴリと, どちらかと言えば意味カテゴリである4足動物のカテゴリとで検索結果を, FT, ST, NNの各数値と再現率-適合率のプロットを用いて比べてみた. 比較のために, mD2も結果の表とプロットに含めた. 例として, オフィスチェアの検索で取り出された上位20個のモデルを図8に示す.

表2と図8に4足動物のカテゴリについて, また表3と図9にオフィスチェアについて, それぞれ結果を示す. ほぼ予想通り, 見かけの形状を重視する本手法の場合, 形の類似したオフィスチェアの検索性能が高く, 意味的なカテゴリに近い4足動物のカテゴリの検索性能が悪い, という結果となった.

表 2. “Animal4leg”(4 足動物)カテゴリを検索した場合の mD2 と MODFD の性能比較.

手法	検索性能		
	FT	ST	NN
MODFD	15%	20%	59%
mD2	12%	17%	41%

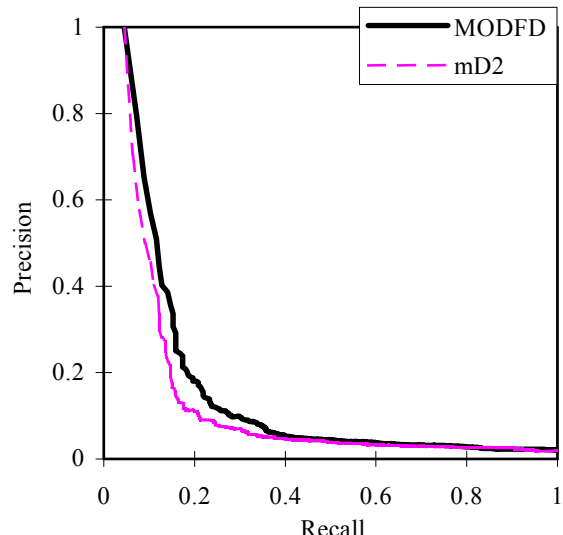


図 8. 8 のモデルを含む 4 足動物カテゴリを検索した結果の Recall と Precision.

表 3. “Office-chair”(オフィスチェア)カテゴリを検索した場合の mD2 と MODFD の性能比較.

手法	検索性能		
	FT	ST	NN
MODFD	57 %	70%	63%
mD2	21%	34%	50%

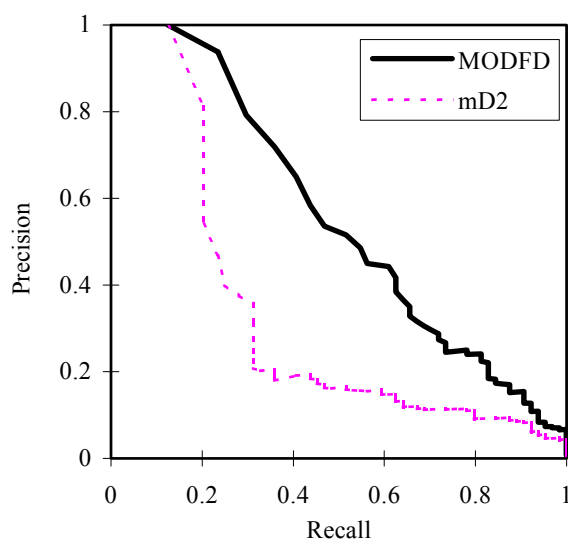


図 9. 8 個のモデルを含むオフィスチェアのカテゴリを検索した結果の Recall と Precision.

また、カテゴリごとに大きな差があることもわかる。実験データベースに含まれるモデルや、そのカテゴリ分けによって検索性能の数値が大きく左右されることが見て取れる。

見かけを重視する本手法でうまく行かないのは、例えば、図11の検索モデルのような場合である。このモデルは車のボディの外板のモデルでタイヤや運転席のガラス部分はモデルにふくまれない。このため、窓のガラスやタイヤを持つその他の車のモデルとの相違度が高くなり、検索の上位5つの中には車のカテゴリの他のモデルは現れていない。

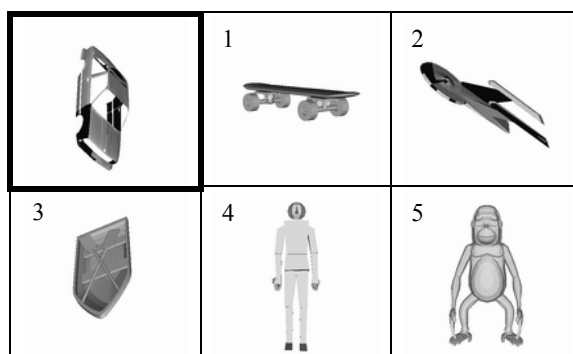


図10. 検索モデルが“Car”の類似検索結果.

3.4 処理時間の比較

類似検索に要する特徴量と相違度の計算時間について、本手法とmD2で比較を行った結果を表5に示す。この表に示す時間は、34個の意味のあるカテゴリに分類された861個のモデル全てについての平均である。

まず、本手法の特徴量計算にはmD2場合のその8倍以上を要しているが、これには大きな改善の余地がある。現在の実装では、z値のレンダリングは MesaGL のソフトウェアレンダリングである。このレンダリングをハードウェアアクセラレータで置き換えることで何倍もの高速化が期待できる。

より深刻なのは、データベース中のモデル数に比例して増加する相違度計算の手間である。現在はデータベースのモデル数が1123個であるが、これが1万個、10万個と増えると高速化が必須となる。相違度計算の高速化手法としてまず考えられるのは、モデル当たりのDFD数を減らすことである。これには視点の数そのものを減らす方法、あるいは、あるモデルのDFDを比べ、類似する複数のDFDを1つにまとめて代表させ、モデル当たりのDFD数を減らす方法、等が考えられる。

表 4. 処理時間の比較.

	特徴量計算	相違度計算
MODFD	3.3 s	11.1 s
mD2	0.4 s	1.6 s

4 まとめと今後の課題

本論文では、3次元モデルを2次元画像にレンダリングした見かけで3次元形状の類似検索を行う手法を提案し、その性能を実験的に評価した。本手法の特徴は、レンダリングしてz値画像を作ることでできる形状表現であれば、どんなモデルでも検索対象となりうることである。例えば、境界表現で定義された立体はもちろん、ポリゴンスプ、ボクセル表現、陰関数によるレベルセット表現などで定義された形状も検索可能である。

本手法は、立体角上に一様に分布する多数の視点(本論文では42個の視点)からレンダリングしたz値の画像群に、2次元画像の類似検索手法[18]を適用し、3次元形状間の形状類似比較を行う。評価実験の結果、OsadaらのD2[9]を我々が実装したmD2や南谷らのAAD[19]よりも本手法の検索性能の方が高かった。本手法の欠点は、AADおよびmD2に比べ、本手法の方が処理時間を要することである。

今後の課題として、第一に、処理の高速化があげられる。特徴量の計算は、現在ソフトウェアで行っているz値画像のレンダリングをハードウェアに置き換えることで何倍にも高速化できる。より重要なのはMODFD間の相違度計算に要する手間を減らすことである。これには例えば、あるモデルのDFDを比べ、類似する複数のDFDを1つで代表させることでモデル当たりのDFD数を減らすこと、等が考えられる。また、検索の提示方式を拡張し、2次元の画像を元に検索できるようにしたい。本手法の特徴量は2次元画像に基づくため、多少の変更で2次元のスケッチ等を元にした3次元形状の検索が行える可能性がある。

謝辞

本研究の一部は、文部科学省科学研究費補助金(No. 12680432)、大川情報通信基金、および人工知能研究振興財団からの援助による。

参考文献

- [1] M. Ankerst, G. Kastner, H-P. Kriegel, T. Seidl, 3D Shape Histogram for Similarity Search and Classification in Spatial Databases, Proc. *Int'l Symp. Spatial Databases (SSD '99)*, Hong Kong, China, July 1999.
- [2] J. Corney, H. Rea, D. Clark, John Pritchard, M. Breaks, R. MacLeod, Coarse Filter for Shape Matching, *IEEE CG&A*, pp. 65-73, May/June, 2002.
- [3] M. Elad, A. Tal, S. Ar., Content Based Retrieval of VRML Objects - An Iterative and Interactive Approach, Proc. *6th Eurographics workshop on Multimedia*, Manchester, UK., September 2001.
- [4] T. Funkhouser, P. Min, M. Kazhdan, J. Chen, A. Halderman, D. Dobkin, D. Jacobs, A search engine for 3D models, *ACM TOG*, 22(1), pp. 83-105, (January, 2003).
- [5] M. Hilaga, Y. Shinagawa, T. Kohmura, and T. Kunii.

- Topology Matching for Fully Automatic Similarity Estimation of 3D Shapes. *Proc. SIGGRAPH 2001*, pp. 203-212, Los Angeles, USA, 2001.
- [6] S. Mukai, S. Furukawa, M. Kuroda, An Algorithm for Deciding Similarities of 3-D Objects, Proc. *ACM Symposium on Solid Modelling and Applications 2002*, Saarbrücken, Germany, June 2002.
- [7] M. Novotni, R. Klein. A Geometric Approach to 3D Object Comparison. Proc. *Int'l Conf. on Shape Modeling and Applications 2001*, pp. 167-175, Genova, Italy, May, 2001.
- [8] R. Ohbuchi, T. Otagiri, M. Ibato, T. Takei, Shape-Similarity Search of Three-Dimensional Models Using Parameterized Statistics, proc. *Pacific Graphics 2002*, pp. 265-274, October 2002, Beijing, China.
- [9] R. Osada, T. Funkhouser, Bernard Chazelle, and David Dobkin, Shape Distributions, *ACM TOG*, 21(4), pp. 807-832, (October 2002).
- [10] E. Paquet and M. Rioux, Nefertiti: a Query by Content Software for Three-Dimensional Databases Management, Proc. *Int'l Conf. on Recent Advances in 3-D Digital Imaging and Modeling*, pp. 345-352, Ottawa, Canada, May 12-15, 1997.
- [11] E. Paquet, A. Murching, T. Naveen, A. Tabatabai, M. Roux. Description of shape information for 2-D and 3-D objects, *Signal Processing: Image Communication*, 16:103-122, 2000.
- [12] W. Regli, V. Cicirello, Managing Digital Libraries for Computer-Aided Design, *Computer Aided Design*, pp. 110-132, Vol. 32, No. 2, 2000.
- [13] M. T. Suzuki, T. Kato, H. Tsukune. 3D Object Retrieval based on subjective measures, Proc. *9th Int'l Conf. and Workshop on Database and Expert Systems Applications (DEXA98)*, pp. 850-856, IEEE-PR08353, Vienna, Austria, Aug. 1998.
- [14] M. T. Suzuki, T. Kato, N. Otsu. A similarity retrieval of 3D polygonal models using rotation invariant shape descriptors. *IEEE Int. Conf. on Systems, Man, and Cybernetics (SMC2000)*, Nashville, Tennessee, pp. 2946-2952, 2000.
- [15] D. V. Vranić, D. Saupe, and J. Richter. Tools for 3D-object retrieval: Karhunen-Loeve Transform and spherical harmonics. Proc. *IEEE 2001 Workshop on Multimedia Signal Processing*, Cannes, France, pp. 293-298, October 2001.
- [16] T. Zaharia, F. Prêteux, Three-dimensional shape-based retrieval within the MPEG-7 framework, Proc. *SPIE Conference 4304 on Nonlinear Image Processing and Pattern Analysis XII*, San Jose, CA, January 2001, pp. 133-145.
- [17] T. Zaharia, F. Prêteux, Shape-based retrieval of 3D mesh models, Proc. *IEEE ICME 2002*, Lausanne, Switzerland, August 2002. R. Osada, T. Funkhouser, B. Chazelle, D. Dobkin: "Matching 3D Models with Shape Distributions", Proc. *Int'l Conf. on Shape Modeling and Application 2001*, pp. 154-166, Genova, Italy (May 2001).
- [18] D. S. Zhang, G. Lu, Shape-based image retrieval using generic Fourier descriptor, *Signal Processing: Image Communication*, 17(10), pp. 825-848, (November, 2002).
- [19] 南谷高宏, 武井毅, 中澤昌俊, 大淵竜太郎, "回転不変な特徴量を用いた 3 次元モデルの類似比較手法", 第 110 回グラフィックスと CAD 研究会 2003 年 2 月.