

形状の詳細度を考慮した 3 次元モデルの形状による類似検索*

武井 毅¹, 南谷 高宏², 中澤 昌俊³, 大淵 竜太郎⁴

¹山梨大学大学院工学研究科, ^{2,3,4}山梨大学工学部コンピュータ・メディア工学科

1. はじめに

近年, 様々な分野において 3 次元モデルが利用されるようになり, 過去に作成したモデルの再利用などが行われるようになった. そのため, ユーザの目的に合った形状の 3 次元モデルをデータベース中から検索する手法の必要性が高まってきた.

本論文では 3 次元モデルの形状による類似検索手法を提案する. 検索対象とする 3 次元モデルは VRML モデルである. 本手法の特徴は, モデルの形状特徴の詳細度を反映した検索を行う点である. 詳細度を反映した形状を得るため, モデル表面に生成した点の集合から Alpha Shapes [1]を計算し, 何段階かの段階的形状を得る(本手法ではこの段階的形状表現のことを α -多重解像度表現と呼ぶ). また本手法では, モデルの形状の類似度を計算するための特徴量として, 獲得した α -多重解像度表現の各段階的形状(これを α -解像度レベルと呼ぶ)で 2 次元ヒストグラム AD2abs [2]を計算しそれらを組み合わせた 3 次元ヒストグラムを使用する. AD2abs はモデルの相似変換に不変な特徴量で, 実装と計算が容易な割に性能が良いのが特徴である. 実験の結果, 本手法の有効性を示すことができた.

論文の内容は, 2 章が本検索システムについての説明, 3, 4 章が実装及び実験と結果, 5 章がまとめと今後の課題である.

2. 検索システム

2.1. 検索システムの概要

本検索システムで対象とする 3 次元モデルは VRML モデルである. 検索システムの概要図を図 1 に示す. まずシステムは, ユーザから提示された検索要求モデルの特徴量を計算する. 次に, 検索要求モデルの特徴量とデータベース中のモデルの特徴量との相違度を計算し, 検索結果として類似度が高いモデルを上位から順に並べ, ユーザに提示する.

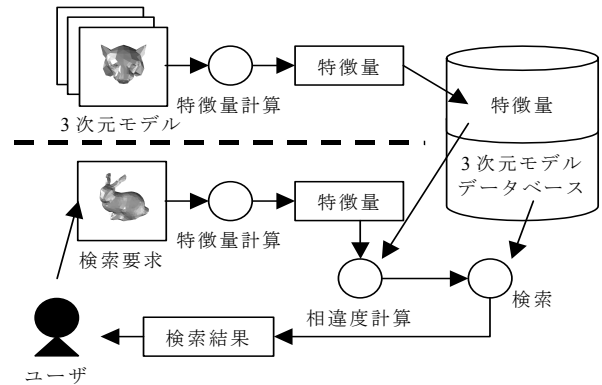


図 1. システムの概要

2.2. 特徴量計算

2.2.1. Alpha Shapes

本手法では特徴量計算の際, モデルの詳細度を反映した形状を得るため, モデル表面に生成した点の集合から α -多重解像度表現を獲得する. そのとき, 点の集合から Alpha Shapes を計算することで実現している. Alpha Shapes は実数値 α を指定することで点の集合から得られる形状であり, 三角形と線分と点の集合から成る. また, 図 2 のように α を変えて得られた形状は, 点の集合の元となった形状の詳細度を反映していると考えられる. $\alpha = \infty$ では図 2(b) のような凸包となる. そして α を徐々に減少させると (c) ~ (e) のように形状が痩せて行き, $\alpha = 0$ で元の点の集合となる ((c) ~ (e) の α は我々が定義した 2.2.3 節の式(1)により計算). 概念的には, 点の集合が存在する空間を半径 α の球により, その球の内部に点が存在しないような所を削り取ってできる形状だとも言える.

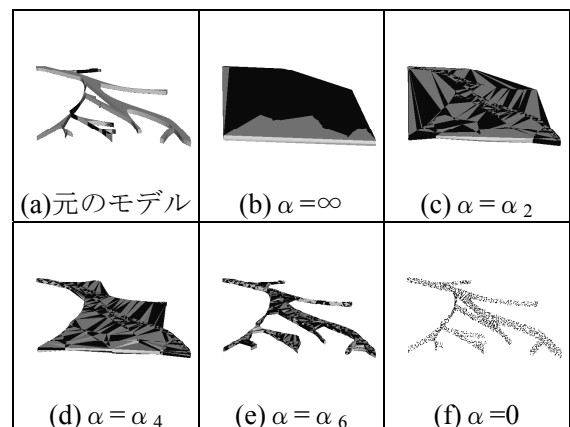


図 2. Alpha Shapes の例

*Shape similarity search of 3D models using a multi-scale feature

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

⁴Ryutarou Ohbuchi

¹Graduate School of Engineering, University of Yamanashi

^{2,3,4}Department of Computer Science and Media Engineering, University of Yamanashi

2.2.2. AD2abs

本手法では獲得した α -多重解像度表現の各 α -解像度レベルで 2 次元ヒストグラム AD2abs を計算し, それらの組み合わせを特徴量とする. AD2abs は Osada らの D2 [3] を南谷らが改良し [2], 面の向きの情報を付加した特徴量である. AD2abs は面が向き付けされていないポリゴンスーに適用可能で, 比較的容易に実装ができ, また D2 より性能が優れている. AD2abs を求めるには, まずモデル表面に準乱数 Sobol [4] を用いて p 個の点を一様に生成する. ここで, 図 3 のように, 各点には座標値とその点が置かれた面の法線ベクトルを持たせる. 次に, 生成した点全ての点の対 ($p(p-1)/2$ 個) で Euclid 距離と法線ベクトルの内積の絶対値 (面が成す角を表す) を計算する. そのようにして得た数値について, 横軸を距離 (区間数 m), 縦軸を法線ベクトルの内積 (区間数 n) とした $m \times n$ の 2 次元ヒストグラムを求める. 最後に, 求めたヒストグラムの距離区間を正規化すると特徴量 AD2abs が得られる. この正規化は, 距離区間がモデルの大きさに影響されないようにするためである.

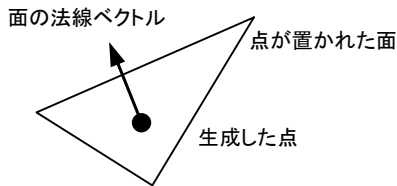


図 3. 点と面の法線ベクトル

2.2.3. 特徴量計算の手順

本手法の特徴量を計算するにはまず, モデル X の表面に準乱数 Sobol を用いて q 個の点を一様に生成する. 次に, 生成した点全ての点の対で Euclid 距離を計算し, その最大値 $\max$ と最小値 $\min$ を計算する. その後, X の表面に生成した q 個の点の集合から, 以下の式(1)の α_i を用い ($l-1$) 段階の Alpha Shapes を計算する. α は任意の実数値を指定できるが, モデルの大きさに比例した α の値を式(1)より求めた. 本論文では, このようにして得られた段階的形状を, モデル X の α -多重解像度表現と呼ぶ. また α -多重解像度表現において i 段階目の形状を α -解像度レベル i の形状と呼ぶ.

$$\alpha_i = \frac{(\max - \min)}{2^{i-1}} \quad (i=1,2,\dots,l-1) \quad (1)$$

獲得した複数の α -解像度レベルの形状において, その面上に p 個の点を生成し, 距離区間数 m , 内積区間数 n の AD2abs を計算する. また, α -解像度レベル l の形状として元のモデル X を割当て,

その AD2abs を同様にして計算する. このようにして得られた α -解像度レベル 1 から l までの l 段階の AD2abs を組み合わせた, $l \times m \times n$ の 3 次元ヒストグラム $\mathbf{x}=(x_{ijk})$ ($j=1,2,\dots,m$) ($k=1,2,\dots,n$) を本手法の特徴量とする.

2.3. 相違度計算

モデル X とモデル Y の特徴量をそれぞれ $\mathbf{x}=(x_{ijk})$, $\mathbf{y}=(y_{ijk})$ として, 特徴量 $\mathbf{x}$ と $\mathbf{y}$ の相違度 $d(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ を式(2)のように定義する (ただし α -解像度レベル数 l , 距離区間数 m , 内積区間数 n). この $d(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ の値が小さい程, モデル X と Y の類似度が高いと見なす. 式(2)の w_i は各 α -解像度レベルに与える重要度を示す重みである. 重みが大きければ重要となる.

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^l w_i \sum_{j=1}^m \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ijk} - y_{ijk})^2} \quad (2)$$

3. 実装

本検索システムは C++ を用いて実装した. また Alpha Shapes を計算するため, Clarkson が実装した Hull (<http://www.netlib.org/voronoi/hull.html>) を利用した.

4. 実験と結果

4.1. 評価方法

検索システムに対する評価を行うための尺度として, 再現率 (recall) と適合率 (precision) を用いる. 再現率と適合率を計算するためには, モデルのデータベースを幾つかのカテゴリに分類して置く必要がある. カテゴリは, システムが似ていると判断すべきモデルの集合を, 人間が主観的に判断し分類したものである. データベース中のモデルの集合を M として, ユーザからの検索要求モデルを $M_i \in M$ とする. また, M_i が属するカテゴリと同じカテゴリに属するモデルの集合を C_i とする. C_i には M_i を含め $|C_i|$ 個のモデルが属している. システムは検索要求 M_i に対し検索結果が上位のモデルの集合 S を返すとする. このとき, システムを評価するための再現率 $\bar{R}$ と適合率 $\bar{P}$ を式(3-1), (3-2) で計算する ($S \cap C_i$ は S と C_i 両方に含まれるモデルの集合).

$$\bar{R} = \frac{1}{|M|} \sum_{i=1}^{|M|} \frac{|S \cap C_i|}{|C_i|} \quad (3-1)$$

$$\bar{P} = \frac{1}{|M|} \sum_{i=1}^{|M|} \frac{|S \cap C_i|}{|S|} \quad (3-2)$$

これは, データベース中の全てのモデルを検索要求モデルとした場合の, 各モデルで計算できる再

現率と適合率の平均値である. 実験では, 検索結果としてシステムが返すモデルの個数 $|S|$ ($1 \leq |S| \leq |M|$) の増減による, 再現率と適合率の tradeoff をグラフ化してシステムを評価する. 再現率と適合率の最大値は 1 である.

4.2. 実験

本手法の有効性を調べるため, 以下に示す実験 1 と実験 2 を行う. 実験 1 は, 各 α -解像度レベルより求めた特徴量に重みを付け, 検索性能がどの程度変わるかを確かめる実験である. 実験 2 は, α -多重解像度表現を用いた検索の性能を見る実験である. これらの実験には 42 個のカテゴリに分類された 215 個の VRML モデルデータベースを使用した. また実験の際, α -多重解像度表現を獲得するためのパラメタには, VRML モデル表面に生成する点の数 $q=2048$, α -解像度レベル数 $l=6$ を選択した. この値は, モデルの詳細度を反映した形状を最も良く得られる, などの理由で我々が主観で判断し決定した. また AD2abs を計算するためのパラメタとして, モデル表面に生成する点の数 $p=1024$, 距離区間数 $m=64$, 内積区間数 $n=4$ を選択した. これは南谷らの研究[2]において AD2abs 単体での検索性能が最も良かった組み合わせである.

4.2.1. 実験 1

本実験では, 相違度計算の際, 式(2)に示す重み w_i の違いでシステムの検索性能にどの程度の違いがあるか実験した. 実験では(a) α -解像度レベルの大きさに比例した重み付け($w_i=i$), (b)重み付け無し($w_i=1$)の 2 つの場合について比較した. (a)と(b)の再現率と適合率を比較したグラフを図 4 に示す.

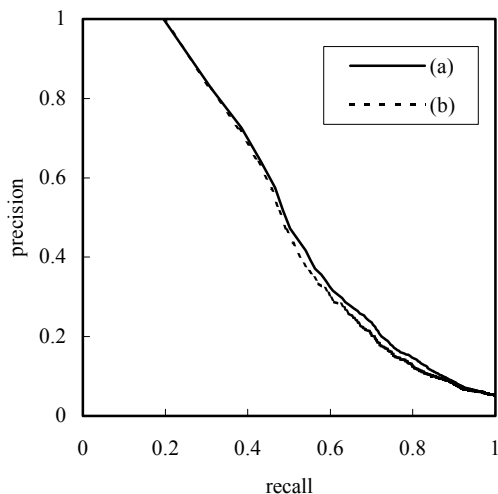


図 4. 重み付けによる検索性能の違い

図 4 より, α -解像度レベルに応じた重み付けを行った(a)の方が, 重み付けしない(b)よりも若干良い結果である. α -解像度レベルが高い(細かい形状が現れる)形状の特徴を重視した方が良い結果が得られた.

4.2.2. 実験 2

本実験では, α -多重解像度表現を用いた場合と用いない場合で, 検索性能を比較した. 実験では(a) α -多重解像度表現を用いた本手法($w_i=i$), (b) α -多重解像度表現を用いない普通の AD2abs, また参考として(c) Osada らの D2 [3]も実装し, 3 つの場合について比較した. ただし, D2 の実装の詳細に不明なところがあり, 我々の実装と Osada らの実装とは異なる可能性がある. (a)~(c)の再現率と適合率を比較したグラフを図 5 に示す. 図 5 より, α -多重解像度表現を用いた(a)の方が(b)の通常の AD2abs よりも性能が向上したと言える. このことから, α -多重解像度表現を用いて形状の詳細度を考慮した検索を行うことで, 検索能力が向上したと判断できる.

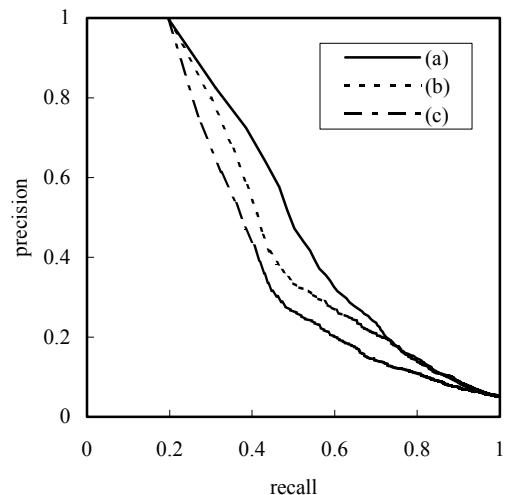


図 5. 本手法と通常の AD2abs, D2 との性能比較

4.3. 検索結果の考察

本検索システムによりどのような検索結果を得られるか, 車のモデルと人のモデルの例を図 6, 7 に示す. 図中の左上の太枠で囲まれたモデルが検索要求モデルである. 図では, 検索要求に対する検索結果上位 9 位までのモデルを示してある(1 位は検索要求モデル自身). また, 順位の右側に*が付いたモデルは, 検索要求モデルと同じカテゴリに属するモデルである. 車のカテゴリには 7 個のモデルが, 人のカテゴリには 17 個のモデルが属している. 図 6, 7 の検索結果から見ると, 本検索システムはそれなりに良い検索結果を返していると言える.

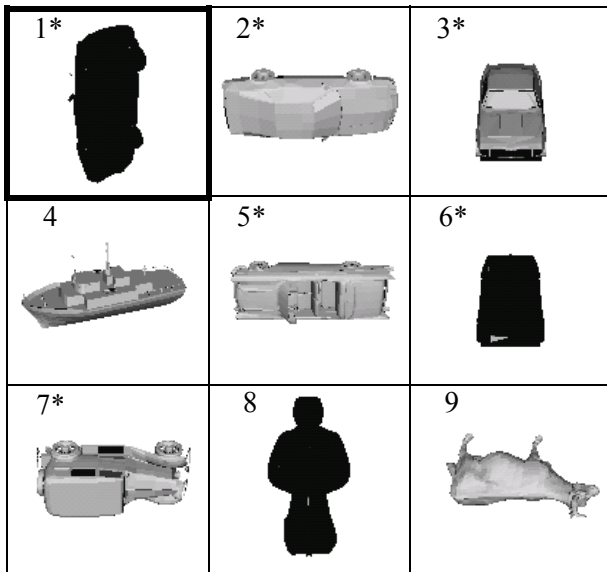


図 6. 車のモデルの検索結果

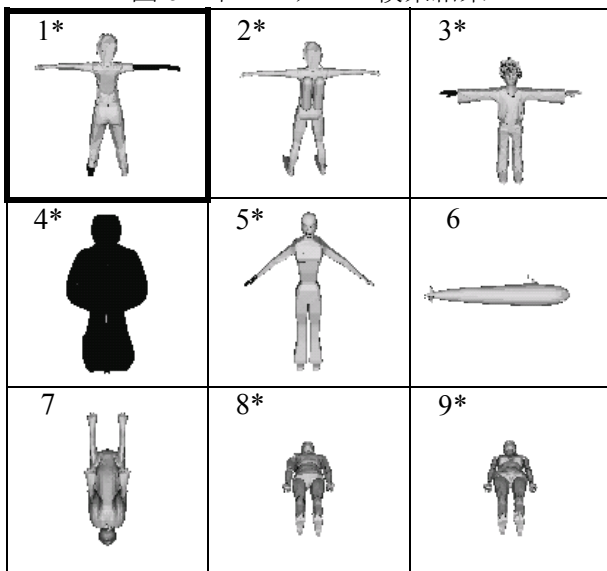


図 7. 人のモデルの検索結果

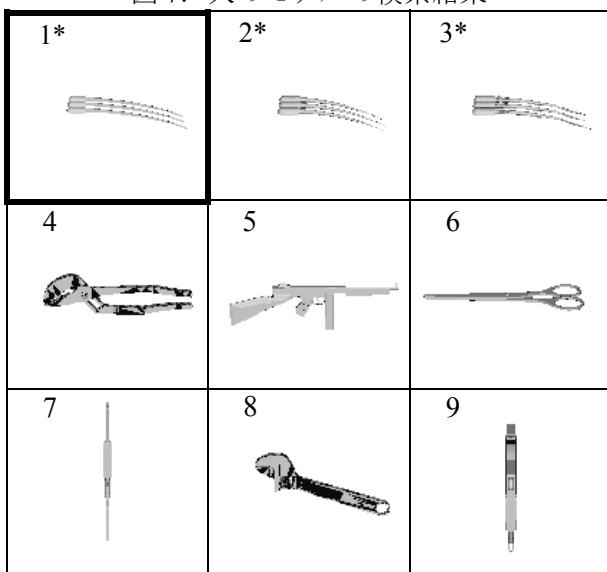


図 8. 爪のモデルの検索結果

次に, AD2abs 及び D2 よりも本手法の方が良い結果を得た例として, 本手法による爪のモデルの検索結果を図 8 に示す. AD2abs 及び D2 では, 上位 9 位以内に検索要求モデル以外の爪のモデルは現れない. これは, 本手法により形状の詳細度を捉えることができたからだと考えられる.

5. まとめと今後の課題

本論文では, 3 次元モデルの形状による類似検索手法を提案した. 本手法ではモデルの形状特徴の詳細度を反映した α -多重解像度表現を用いることで検索精度を向上した. α -多重解像度表現の獲得は, モデル表面に生成した点の集合から何段階かの Alpha Shapes を計算することで行った. 検索のための特徴量には, 各 α -解像度レベルの AD2abs を組み合わせた 3 次元ヒストグラムを用いた. また, 相違度計算の際, α -解像度レベルに応じた重みを付加することで検索精度が若干向上した.

今後の課題として, 各 α -解像度レベルで計算する特徴量を AD2abs 以外の特徴量で行い, 検索性能を比較することが挙げられる. また, 相異度計算で各 α -解像度レベルに与える重みを改良し, 検索性能を向上することも課題である. さらに, 本研究において主観的に決定していた, α -解像度レベルの段階数を実験の結果により決定する必要もある. 他に評価方法の課題として, 実験に用いるデータベース中のモデル数を増加させ, 検索性能を確認することが挙げられる. また, データベース中のモデルのカテゴリ分類を行う際, 複数の人間による分類結果を平均し, 再現率と適合率のより一般的な評価が行えるようにする必要がある. そしてそのようなデータベースを用い, 他の検索手法との性能比較を行う必要がある.

6. 参考文献

- [1] H. Edelsbrunner, Ernst P Mücke, "Three-dimensional Alpha Shapes", ACM Transaction on Graphics, Vol. 13, No. 1, pp. 43-72, January 1994.
- [2] 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 研究会で発表予定, 2003 年 2 月.
- [3] R. Osada, T. Funkhouser, B. Chazelle, D. Dobkin: "Matching 3D Models with Shape Distributions", Proc. Int'l Conf. on Shape Modeling and Applications 2001, pp. 154-166, Genova, Italy (May 2001).
- [4] William H. Press et al.: "Numerical Recipes in C-The Art of Scientific Computing, Second Edition", Chapter 7.7: Quasi-(that is, Sub-) Random Sequences, Cambridge Universe Press, Cambridge, UK, 1992, pp. 309-315 (1992).