

アルファシェイプを用いたポリゴンスープ 3 次元モデルの形状類似比較

武井 毅[†], 大淵 竜太郎[‡]

[†]山梨大学大学院工学研究科, [‡]山梨大学大学院医学工学総合研究部

〒400-8511 山梨県甲府市武田 4-3-11

E-mail: [†]f8058@kki.yamanashi.ac.jp, [‡]ohbuchi@cs.yamanashi.ac.jp

あらまし 我々は以前, 3 次元ポリゴンスープモデルを対象とする, 多重解像度による 3 次元形状類似比較のアプローチを提案した. 同アプローチは, Edelsbrunner らの 3 次元アルファシェイプを用い, 比較する 3 次元モデルの形状を多重解像度で表現し, これを単一解像度特徴量で解析して形状類似比較を行う. 先行研究では 1 種類の単一解像度特徴量と 1 つのデータベースで評価をおこなったため, 同アプローチが広く適用できることを示したとはいえない. 本論文の目的は, 4 つの単一解像度特徴量と 2 つのデータベースを用いて実験を行い, 同アプローチの有効性をより詳細に検討することである. 実験の結果, (1) 同多重解像度アプローチは, 今回実験した 4 つの(単一解像度)形状特徴量すべての性能を向上させること, (2) その中でも Wahl らの Surflet Pair Relation Histogram を多重解像度化した特徴量をもっとも性能が高いこと, がわかった.

キーワード 形状モデリング, マルチメディア情報検索, 内容による検索, 多重解像度解析.

Shape-Similarity Comparison of Polygon-soup Models Using 3D Alpha Shapes

Tsuyoshi Takei[†], Ryutarou Ohbuchi[‡]

[†]Graduate School of Engineering, University of Yamanashi

[‡]Interdisciplinary Graduate School of Medicine and Engineering, University of Yamanashi

4-3-11 Takeda, Kofu-shi, Yamanashi-ken, Japan

E-mail: [†]f8058@kki.yamanashi.ac.jp, [‡]ohbuchi@cs.yamanashi.ac.jp

Abstract We have previously published a multiresolution approach for the shape similarity comparison of polygon soup 3D models. The approach combined a single-resolution shape feature with a multiresolution representation produced by using the 3D alpha shapes algorithm of Edelsbrunner for the shape similarity comparison. The study evaluated the efficacy of the multiresolution shape comparison approach by using only one shape feature and only one database. This paper attempts a more comprehensive evaluation of the efficacy of the multiresolution approach by using four different single-resolution shape features and two different databases. Experiments showed that (1) the multiresolution approach does improve the performance of all the four shape features tested, and (2) the combination of the Surflet Pair Relation Histogram with the multiresolution approach performed the best among the tested.

Keyword Geometric modeling, multimedia information retrieval, content-based search, multiresolution analysis.

1. はじめに

近年, ゲームや映画などのエンタテインメントから, 自動車などの機械部品の設計まで, 様々な分野で 3 次元モデルが利用されるようになり, その数も増加してきた. それに伴い, 欲する形状に類似した 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.

3 次元モデルの形状表現は, しっかりと立体をなすソリッドモデルから, 面積 0 の面や非連結要素を含むポリゴンスープモデルまで様々である. 中でもポリゴンスープを扱うのが難しく, ソリッドや多様体曲面と違い体積や曲率を求めることができず, 適応できる形状解析手法が少ない.

我々は以前, 3 次元アルファシェイプ[1]を用いて 3 次元ポ

リゴンスープモデルから多重解像度表現を生成し, それをもとに形状類似比較を行うアプローチを提案した[2]. このアプローチでは, まず 3 次元ポリゴンスープモデルから点群表現を生成し, 点群表現から有限個の 3 次元アルファシェイプを求め, 我々が α MRR(Alpha Multi-Resolution Representation)と呼ぶ有限個のレベルからなる多重解像度表現を生成する. 次に, α MRR の各レベルから何らかの(単一解像度用)特徴量を計算して多重解像度の特徴量を求め, 形状類似比較を行う. 実験の結果, α MRR を用いた形状類似比較は, 従来の単一解像度の特徴量を用いた手法よりも性能が高いことを報告した.

しかし, 我々の以前の報告では, α MRR を用いた多重解

像度アプローチによる形状比較の有効性の評価を, (a) α MRR とただ 1 つの(単一解像度)特徴量 ADD [3]と組み合わせ, (b)ただ 1 つのデータベースを用いた実験, で行った. そのため, 以前の報告では α MRR を用いるアプローチの一般性の主張が弱かった.

本論文の目的は, (1)我々が提案した, アルファシェイブを用いた多重解像度表現による形状比較のアプローチが, より一般的な状況でも有効かどうかを検証すること, 及び, (2)より性能の高い(多重解像度)特徴量を見つけること, である. その結果,

- (1) 4 つの単一解像度特徴量と 2 つの 3 次元モデルデータベースを用いた実験で, アルファシェイブを用いた多重解像度アプローチによる形状類似比較の有効性を示した.
- (2) アルファシェイブを用いた多重解像度表現を Wahl らの SPRH [4]と組み合わせた場合が, より高い検索性能を示すことが分かった.

以下, 本論文の構成は次の通りである. 2 章で 3 次元モデルの類似検索の課題について述べる. 3 章で本手法の詳しい説明を行う. 4 章で実験と結果について, 5 章でまとめと今後の課題を述べる.

2. 3 次元モデルの形状類似検索の課題

3 次元モデルの類似検索の一般的な枠組みを図 1 に示す. まず, 前処理として, データベース中のモデルの特徴量を計算する. 検索システムは検索利用者(ユーザ)からの検索要求を受け, 検索要求の特徴量を計算する. 次にシステムは, 検索要求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, 相違度の小さいモデルから順に検索結果としてユーザに提示する.

3 次元モデルの類似検索には, 次の 6 つの課題がある.

1. 検索要求の提示
2. 3 次元モデルの形状表現の多様性
3. 特徴量計算
4. 相違度計算
5. 検索の効率化
6. 検索性能の評価

検索要求の提示: まず解決すべき課題は, 欲する形状のモデルを検索するために, 検索要求としてどのような情報を用いるかである. 考えられる方法には, テキストや 2 次元スケッチに基づく検索, 3 次元形状そのものに基づく検索がある. テキスト情報(モデル名, 後から付加したモデルの説明など)を利用した検索では, 言葉で表現できない形状を持つモデルを検索できない. また, モデル作成者や情報付加者の使用言語, 文化, 好みの違いで, 上手く検索できない場合もある. 2

次元スケッチによる検索では, 3 次元形状の内部構造の表現(中が空洞の球など)が困難な場合がある. また, 3 次元形状をどの方向から見た場合の外形をユーザが描くか分からず, データベース中のモデルとの比較が困難である. このように, テキスト, 2 次元スケッチによる検索だけでは不十分であり, 3 次元形状そのものに基づく類似検索が必要である.

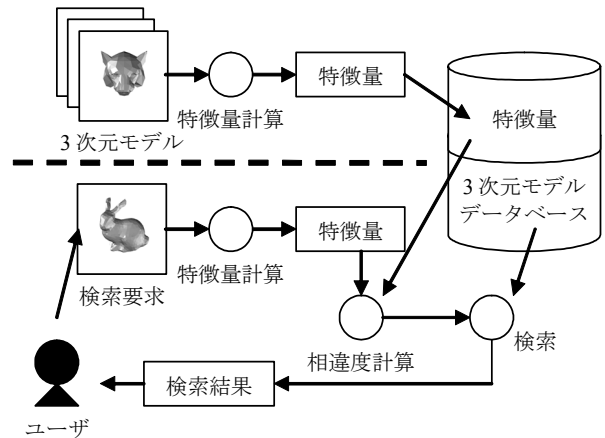


図 1. 類似検索の一般的な枠組み

特徴量計算: 形状に基づく類似検索を行うには, モデル間の形状の違いを求める必要がある. その際, モデルの 3 次元形状を直接比較するのは困難なため, モデルの形状特徴を捉えて数値化した特徴量を用いる. 形状の類似比較に用いる特徴量は, 次の性質を持つべきである.

- ・ 形状特徴とその類似性(「一致」ではない)を十分に捉えている
- ・ 同じ形状からは, 相似変換後も同じ特徴量が求まる
- ・ ポリゴンスープからでも計算できる

モデル間の形状の違い(相違度)を計算するため, モデルから求めた特徴量間の相違度を計算する. ここでどのような特徴量を使うかが, 検索手法の性能に大きな影響を与える. 検索性能の向上には, モデルの形状特徴とその類似性を捉えた特徴量を用いる必要がある. 類似検索は一致検索と違い, 「同じか違うか」が分かるだけでなく, 「どの程度似ているか」で順序付けできる必要がある. そのため, 形状特徴の類似性を上手く捉えられる特徴量を用いる必要がある. また, モデルに相似変換が加えられても, 同じ形状からは同じ特徴量を計算できる必要がある.

特徴量を計算する際に問題となるのは, 3 次元モデルの形状表現の多様性である. 3 次元モデルには, しっかりとした立体をなすソリッドモデルから, 面積 0 の面や非連結な面を含むポリゴンスープモデルなど, 様々な, しばしば互換性の無い形状表現がある. 中でもポリゴンスープは, 数学的な後ろ盾がある解析手法, 例えば面の曲率や体積など, を適用しにくく, 扱いにくい形状表現である. フリーで利用できる Web 上のモデルの多くはポリゴンスープであるため, 汎用性の高い手

法を実現するにはポリゴンスープからでも計算可能な特徴量を考える必要がある。

形状特徴量はこれまでも幾つか提案されている。中でもモデルの幾何形状から求める特徴量が多い([3]~[12]など)が、位相情報を用いるもの([13]~[15])やモデルの見掛けに基づくもの([16], [17])など、様々な特徴量がある。また、周波数解析や多重解像度解析により求める特徴量([18]~[20])もある。

相違度計算: 特徴量間の相違度計算方法の違いも、手法の性能を左右する要素の一つである。通常、特徴量はベクトルや行列の形で求まるため、単純に Euclid 距離や Manhattan 距離を用いることが多いが、中には人間の判断をシステムに学習させ、それを検索結果に反映する手法([21], [22])もある。

検索対象のデータベースに数万~数十万ものモデルがある場合、単純な方法で相違度計算を行うと検索に時間がかかり過ぎる。その場合は、索引付けなどで工夫して検索時間を短縮する必要がある。

検索性能の評価: 類似検索は一致検索と異なり、検索要求に対してどのような形状のモデルが検索されれば正解とするのか、評価するのが難しい。また、似ていると判断する基準は人により異なり、大雑把で良いのか、意味的に似ている形状が欲しいのか、など様々である。検索手法の評価のため、多くの研究者が共通に利用できるデータベースや、評価方法を確立する必要がある。最近になり、Princeton 大学の研究グループから Princeton Shape Benchmark [23]というデータベースが公開された。今後はこのような共通データベースにより、検索手法の評価を行うと良い。また、性質の異なる複数のデータベースを用いて、より一般的な性能評価を行うのも重要である。

3. α MRR を用いた形状類似比較

本手法では、まず多重解像度表現 α MRR(3.1.2 節)を生成し、その各解像度レベルで何らかの(単一解像度用の)特徴量を求める。こうして求まる多重解像度特徴量のことを、 α MRR 特徴量(3.1 節)と呼び、モデル間の相違度計算(3.2 節)に使用する。また、 α MRR の各レベルで特徴量 x を計算して求まる α MRR 特徴量のことを、 α MRR- x と呼ぶ。

3.1. α MRR 特徴量

本手法では、多重解像度特徴量 α MRR 特徴量を用いてモデル間の相違度を求める。 α MRR 特徴量の計算手順を図 2 に示す。

まずモデルの面上に一様に点を生成し、モデルの点群表現(3.1.1 節)を生成する。次に、点群表現と我々が提案した式(1)(3.1.2 節)から求まる複数のスケール値をもとに、有限個の

3 次元アルファシェイプ[1]を生成し、多重解像度表現 α MRR(3.1.2 節)を求める。 α MRR は解像度レベルの大きさに応じて形状の詳細度が高くなる。レベル 1 の形状が最も粗く、最上位のレベルが最も詳細な形状、つまり元のモデルとなる。求めた α MRR の各解像度レベルで何らかの特徴量 x を計算して得られる多重解像度の特徴量が α MRR- x である。

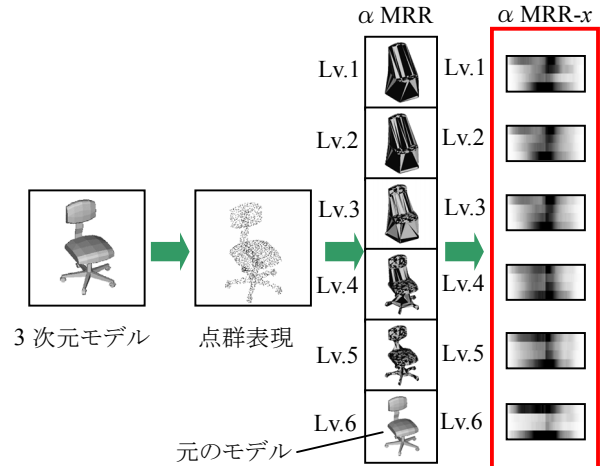


図 2. α MRR 特徴量の計算手順

3.1.1. 点群表現

本手法の特徴量計算ではまず、モデルから点群表現(図 3(b))を生成する。点群表現は、モデルの面上に一様に生成した点の集合のことである。点の生成には Osada らの手法[8]を用いた。

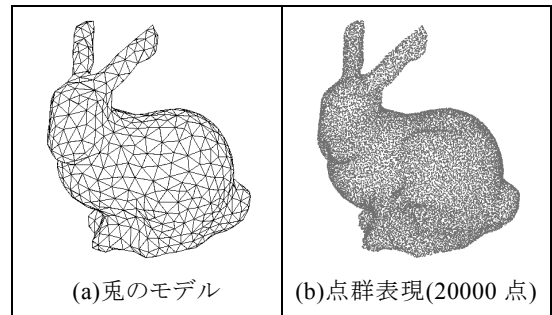


図 3. 兎のモデル(a)と点群表現(20000 点の例)(b)

3.1.2. α MRR

本手法では多重解像度の特徴量を求めるため、3 次元形状の多重解像度表現、 α MRR(図 4)を生成する。

α MRR は、モデルの 3 次元形状の段階的な詳細度を反映した多重解像度表現である。 α MRR を求めるには、モデルから生成した点群表現と我々が提案した式(1)から求まる複数のスケール値をもとに、有限個の 3 次元アルファシェイプ [1]を生成する。

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

図 4 に $\alpha_1(i=1)$ から $\alpha_8(i=8)$ と点群表現を用いて得られる 3 次元アルファシェイプの例を示す. 図から分かるように, Lv.6 のアルファシェイプは元のモデルと類似し, また Lv.7 以降は元のモデルの形状から離れる. (見えにくい, 図の Lv.8 にも微小なポリゴンが少々存在している.) 本手法では Lv.1 から Lv.5 までのアルファシェイプに加え, Lv.6 として元のモデルを用いた解像度レベル数 6 の α MRR を使用する.

アルファシェイプは, 正の実数値 α と有限個の点の集合から得られる形状で, α 値にどのような値を用いるかにより様々な形状を得られる. 本手法では, 5 個の α 値を式(1)により求め, 無数に存在するアルファシェイプの中から, 3 次元形状の段階的な詳細度を捉える 5 つのアルファシェイプを求めた.

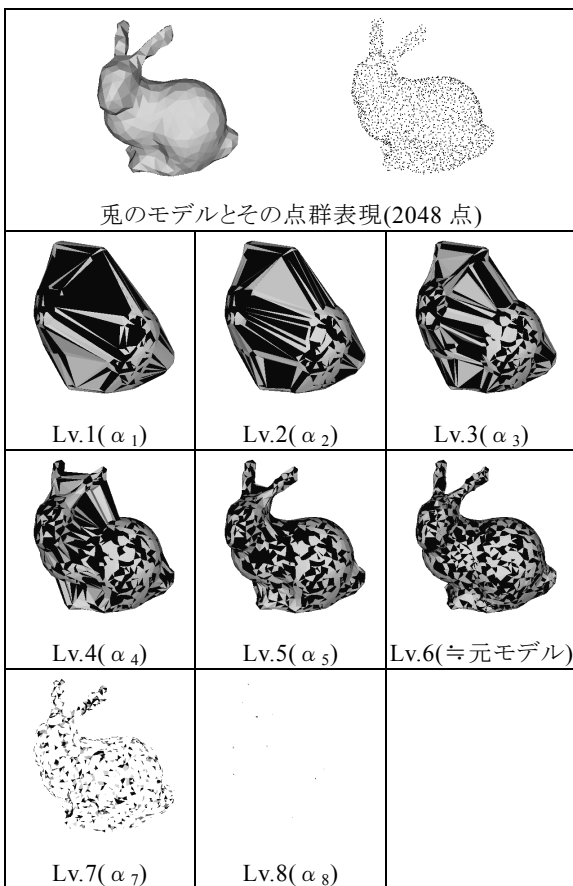


図 4. α MRR の例

3.1.3. 各解像度レベルで計算する特徴量

本論文では, α MRR 特徴量を用いた多重解像度アプローチによる検索性能の向上を示すため, 次の 4 つの特徴量を用いて実験した. 4 つの特徴量ともポリゴンスープに適応可能である.

- D2 [8]
- AAD (Absolute Angle Distance) [3]
- PS (Parameterized Statistics) [12]
- SPRH (Surflet-Pair Relation Histograms) [4]

D2: D2 は Osada らの提案した手法[8]で, 点群表現の 2 点間 Euclid 距離の頻度を表す 1 次元ヒストグラムである. D2 の計算手順を図 5 に示す. D2 を求めるにはまず, モデルの点群表現を生成する. 次に, 全ての 2 点間で Euclid 距離を求め, そのとき, 2 点間距離の最小値, 平均値, 最大値を求めておく. そして, 最小値から平均値, 平均値から最大値をそれぞれ N 区間に分割し, 2 点間距離の頻度を要素値に持つ 1 次元ヒストグラムを作成する. こうして得られる要素数 N の 1 次元ヒストグラムが D2 である.

比較したい 2 モデルの間の相違度(距離)は, 求めたヒストグラムを 1 次元ベクトルと考え, Manhattan 距離を計算した結果である.

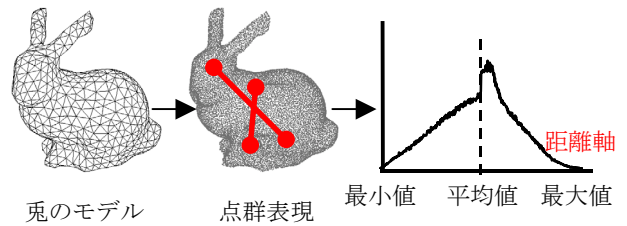


図 5. D2 の計算手順

AAD: AAD は Ohbuchi, Minamitani らの提案した手法[3]で, Osada らの D2 に面の向き情報を加えた 2 次元ヒストグラムである. AAD の計算手順を図 6 に示す. AAD を求めるにはまず, モデルの向き付き点群表現を生成する. 向き付き点群表現とは, 点群表現の各点に, 点それぞれが生成された面の法線ベクトルを付加したものである. AAD は, 向き付き点群表現の全ての 2 点間で 2 値組(2 点間 Euclid 距離, 法線ベクトルの内積の絶対値)を求め, 横軸を距離軸(区間数 N_d), 縦軸を内積軸(区間数 N_a)として得られる $N_d \times N_a$ の 2 次元ヒストグラムである. モデル X, Y から求めた特徴量 AAD を $\mathbf{x}=(x_{i,j})$, $\mathbf{y}=(y_{i,j})$ というすると, X と Y の相違度を式(2)で求める.

$$D(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^{N_d} \sum_{j=1}^{N_a} (x_{i,j} - y_{i,j}) \quad (2)$$

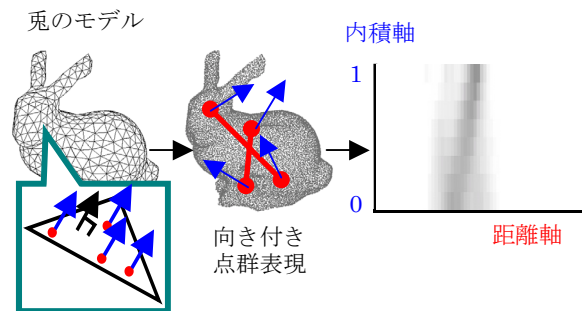


図 6. AAD の計算手順

PS: PS は Ohbuchi, Otagiri らの提案した手法[12]で, モデルの慣性主軸周りの慣性モーメントや質点の分布を捉えたヒス

トグラムである。PS の計算例を図 7 に示す。PS を求めるにはまず、モデルの点群表現を生成し、モデルの位置・向き・大きさを正規化する。正規化では、まず点群表現の重心を原点に移動する。次に点群表現の慣性主軸を求め、第一主軸を x 軸に、第二主軸を y 軸に一致する。正規化を行ったら、点群表現の慣性主軸を第一主軸から順に α 軸、 β 軸、 γ 軸として、図 7 のように各主軸周りで 3 つのヒストグラムを求める。こうして得られる 3(軸数) \times 3(ヒストグラム数) \times N (ヒストグラムの区間数)の要素を持つ特徴量が PS である。主軸周りで作成するヒストグラムは、慣性モーメント、質点から主軸までの距離平均、距離分散である。モデルの大きさの影響を無くすため、各ヒストグラム(1次元ベクトル)の大きさが 1 になるよう正規化する。

2 つのモデルの相違度には、全部で 9 個あるヒストグラムの差の平方和を用いる(実際は、正規化が逆向きになるときを考慮した相違度計算であるが、詳しくは[12]を参考)。

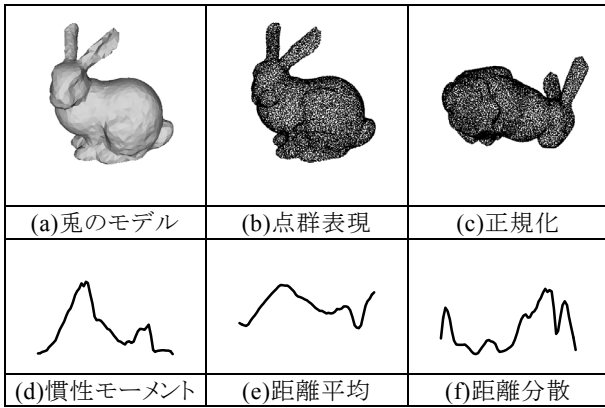


図 7. α 軸周りのヒストグラム

SPRH: SPRH は Wahl らの提案した手法[4]で、モデルの頂点を持つ位置ベクトルと法線ベクトルから、図 8 に示す(α , β , γ , δ)の 4 値組を求めて作成するヒストグラムである。本研究で処理対象とするモデルの頂点は法線ベクトルを持たないので、モデルの向き付き点群表現を生成して代用する。2 点 p_1 , p_2 が法線ベクトル n_1 , n_2 を持つとして、ベクトル $u(n_1)$ とベクトル p_2-p_1 に直交するベクトル v と、 u と v に直交するベクトル w を考える。このとき、 n_2 を $u-w$ 平面に投影して得られるベクトルと u が成す角度が α である。また、 n_2 と v が成す角の情報を β で、 u と p_2-p_1 が成す角の情報を γ で捉える。 δ は、ベクトル p_2-p_1 の大きさ、つまり p_1 , p_2 の 2 点間 Euclid 距離である。4 値の各軸を N 区間に分割する場合、ヒストグラムの要素数は N^4 個である。

相違度には式(3)の Kullback-Leibler divergence を使う。

$$D(x, y) = \sum_{i=1}^{N^4} (y_i - x_i) \ln \frac{y_i}{x_i} \quad (3)$$

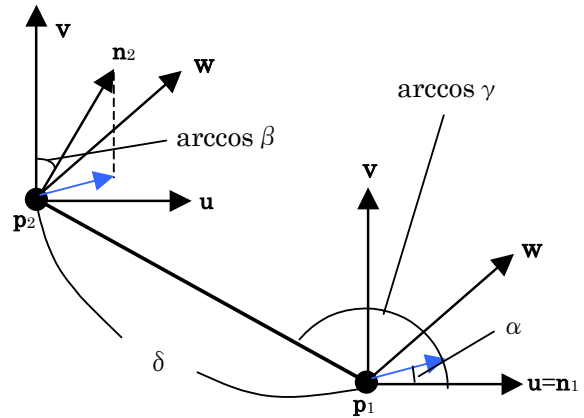


図 8. 4 値 α , β , γ , δ の計算

3.2. α MRR 特徴量の相違度

モデル X , モデル Y から計算した α MRR- x を、それぞれ $x=(x_i)$, $y=(y_i)$ とする(x_i は α MRR の解像度レベル i から求めた特徴量 x)と、 X と Y の相違度 $D(x, y)$ は以下の式(4)で計算される。ここで α MRR の解像度レベル数 l とし、 $d(x_i, y_i)$ は単一解像度特徴量 x 間で求めた相違度(例えば D2 なら Manhattan 距離)である;

$$D(x, y) = \sum_{i=1}^l w_i d(x_i, y_i) \quad (4)$$

4. 実験と結果

本検索システムは、C++により OpenGL と fltk を用いて実装した。3次元アルファシェイプの生成には、Clarkson が実装した Hull [24] を利用した。実験に使用したマシンは、OS は Vine Linux 2.5, CPU は Pentium4 2.4GHz, メインメモリは 1GB である。

4.1. 評価方法

実験では次に示す 2 つのデータベースを使用して検索手法の性能を評価した。

- 山梨大学大淵研究室データベース (以降 YOD)
- Princeton Shape Benchmark (以降 PSB) [24]

両データベースとも、形状が類似したモデル同士をまとめて複数のグループに分類してある。類似した形状を持つグループをカテゴリと呼び、検索性能の評価に利用する(PSB ではカテゴリを class と呼ぶが、本論文では共通化してカテゴリと呼ぶ)。PSB には学習用とテスト用のデータベースがある。実験では、Test データベースの base 分類(Ver.1)を用いた。

実験では、次に示す評価尺度を用いて検索性能を比較した(First Tier, Second Tier, Nearest Neighbor について詳しくは Osada らの研究[8]を参考)。

- First Tier, Second Tier, Nearest Neighbor
- 再現率, 適合率

4.2. 実験内容

2つのデータベースを用い、次の3つの実験を行った。4つの特微量とは、D2, AAD, PS, SPRH のことである。

1. 4つの単一解像度特微量の性能比較
2. α MRR を用いた多重解像度特微量の性能評価
3. データベースの違いによる検索性能の変化の評価

4.2.1. 4つの(単一解像度)特微量の性能比較

本実験では4つの(単一解像度)特微量, D2, AAD, PS, SPRH の検索性能を比較した。FT, ST, NN による性能比較の結果を表1, 2に示す。表1はYOD, 表2はPSBによる実験の結果である。2つの表から分かる通り, SPRH の性能が最も良く, D2 が最も悪い。また, 類似検索としての性能(FT や ST)は, AAD の方がPSよりも良い。本実験における4特微量の性能順位は, SPRH > AAD > PS > D2 である。

表 1. 4つの特微量の性能比較(YOD)

特微量	FT[%]	ST[%]	NN[%]
D2	20.38	31.33	36.93
AAD	23.91	35.64	43.32
PS	23.31	32.41	48.43
SPRH	27.90	40.78	49.48

表 2. 4つの特微量の性能比較(PSB)

特微量	FT[%]	ST[%]	NN[%]
D2	18.72	27.23	36.38
AAD	24.78	34.85	46.75
PS	23.33	30.97	49.06
SPRH	28.57	38.66	52.04

4.2.2. α MRR 特微量の性能評価

本実験では, 4つの α MRR 特微量の検索性能を調べた。表5にYODで実験した結果を示す。表中の重みは相違度計算における重み(式(4))で, 左の数字から順に重み w_1 から w_6 の値を示す。重み 000001 は元のモデル(レベル6)のみに着目した場合で, 単一解像度の特微量と同じである。表より, 4つの特微量全てで, 単一解像度の特微量(重み 000001)よりその他の重み付けの性能が高いと分かる。YOD を用いた実験では, (a) α MRR を用いる本手法により単一解像度特微量の検索性能を向上でき, (b) 重み付け 123456 の α MRR-SPRH の性能が最も良い。

次にPSBによる実験を行い, α MRR 特微量の検索性能を評価した。表4に, 重み 123456, 111111 の場合と, 単一解像度の特微量(重み 000001)の検索性能を比較した結果を示す。表4から分かるように, α MRR を用いた多重解像度アプローチにより, 4つの特微量全ての検索性能を向上できた。また, YOD による実験と同様, 重み 123456 の α MRR-SPRH の検索性能が最も高い。

これら, 2つのデータベースと4つの特微量による実験から, α MRR を適用すると, 広い範囲の単一解像度特微量の性

能が向上することがわかる。4手法を性能で順序付けすると, 重み付けにより若干の違いはあるものの, 以下ようになる。

$$\alpha \text{ MRR-SPRH} > \alpha \text{ MRR-AAD} > \alpha \text{ MRR-PS} > \alpha \text{ MRR-D2}$$

表 3. 単一特微量と α MRR 特微量の性能比較(YOD)

α MRR-	重み	FT[%]	ST[%]	NN[%]
D2	000001 (D2)	20.38	31.33	36.93
	010001	22.65	33.36	40.42
	000101	22.16	33.18	41.93
	010101	23.03	33.55	41.93
	111111	22.82	33.63	43.90
	123456	23.15	33.83	42.86
AAD	000001 (AAD)	23.91	35.64	43.32
	010001	26.13	38.27	45.64
	000101	26.89	38.77	48.20
	010101	27.20	39.28	48.43
	111111	27.28	38.96	50.87
	123456	27.75	40.14	50.29
PS	000001 (PS)	23.31	32.41	48.43
	010001	25.81	35.85	50.41
	000101	24.62	33.94	48.43
	010101	26.02	35.54	49.25
	111111	26.09	35.75	49.71
	123456	25.81	35.16	50.52
SPRH	000001 (SPRH)	27.90	40.78	49.48
	010001	28.39	41.45	48.20
	000101	29.31	42.63	51.34
	010101	29.09	42.16	51.45
	111111	28.30	40.91	53.31
	123456	29.53	42.58	53.43

表 4. 単一特微量と α MRR 特微量の性能比較(PSB)

α MRR-	重み	FT[%]	ST[%]	NN[%]
D2	000001 (D2)	18.72	27.23	36.38
	111111	25.48	33.89	49.28
	123456	24.77	33.73	48.51
AAD	000001 (AAD)	24.78	34.85	46.75
	111111	32.38	42.46	59.10
	123456	33.39	44.19	59.21
PS	000001 (PS)	23.33	30.97	49.06
	111111	29.84	38.74	55.46
	123456	28.53	37.19	55.02
SPRH	000001 (SPRH)	28.57	38.66	52.04
	111111	35.12	44.99	62.29
	123456	35.13	45.44	62.62

図9は, SPRH と α MRR-SPRH の検索性能を適合率と再現率のプロットで示す。本実験にはPSBを用いた。同図より, α MRR-SPRHの方が, SPRHより性能が良いことがわかる。また, 図10は, 多重解像度の特微量4つの性能を適合率-再現率のプロットで比較したものである。図10より読み取れるように, これらの中では α MRR-SPRH の検索性能が最も高い。

4.2.3. データベースの違いと検索性能の変化

実験に使用するデータベースの違いは, 特微量の検索性能の評価に影響がある。図11に, YOD と PSB で求めた α MRR-SPRH の再現率, 適合率を比較した。図から分かるよう

に、データベースの違いで検索性能に大きな開きがある。検索手法の評価には、異なる複数のデータベース、カテゴリを用いて実験する必要がある。

4.2.4. 検索例

図 12 はモデル番号 m892 の砂時計のモデルを検索した例を、SPRH(a)と α MRR-SPRH(b)について示す。結果の表示は、左端上が検索要求、5 行 4 列結果は、その左上が検索要求に最も近いモデル、右下がもっとも遠いモデルである。本例では、多重解像度アプローチにより、人が見てわかる形で検索結果が改善されている。

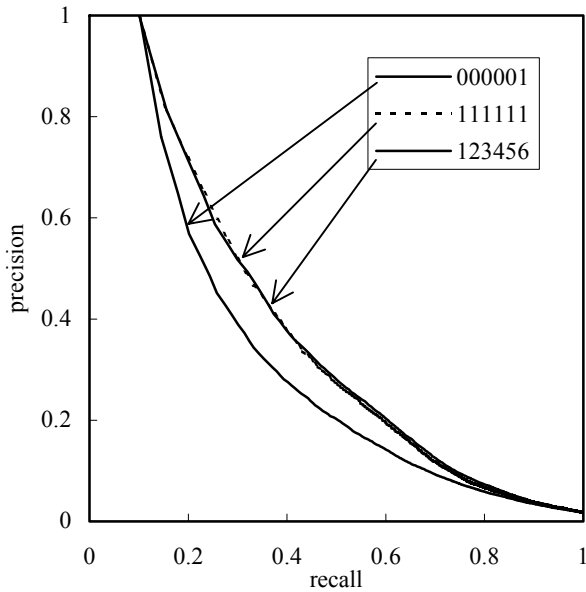


図 9. SPRH と α MRR-SPRH の性能比較(PSB による実験)

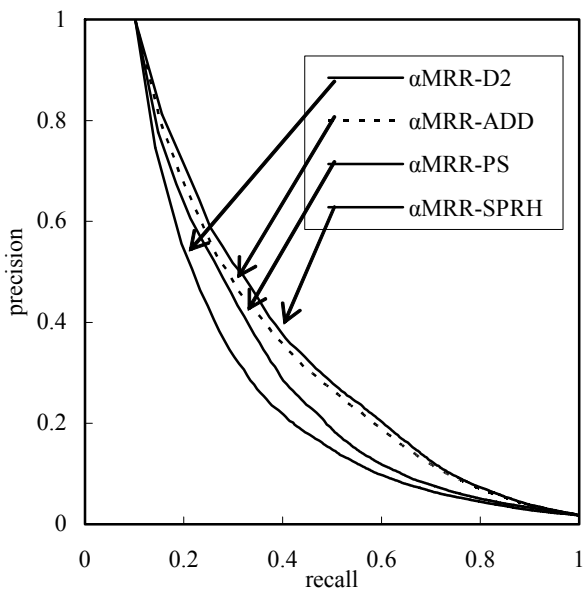


図 10. 4 つの α MRR 特徴量の性能比較(PSB による実験)

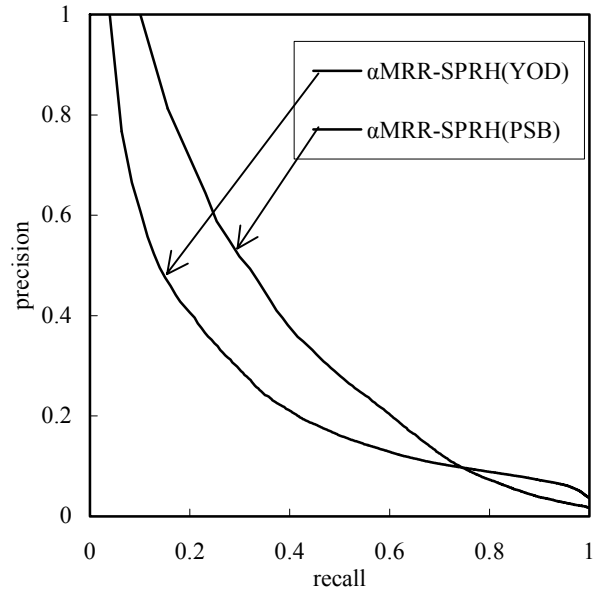


図 11. データベースの違いと検索性能(α MRR-SPRH の例)

5. まとめと今後の課題

本論文では、我々が以前提案した多重解像度アプローチの有効性をより一般的に示すため、(a)4 つの特徴量を用いて、(b)2 つのデータベースによる実験、を行った。その結果、

- (1) 本手法の多重解像度アプローチの効果を、実験した 4 つの特徴量と 2 つのデータベースを用いた検索性能評価実験で示した。
- (2) 以前提案した多重解像度特徴量 α MRR-AAD よりさらに性能の高い特徴量 α MRR-SPRH を提案した。

我々が提案した手法は、まず 3 次元ポリゴンスーブから 3 次元アルファシェイプ[1]により多重解像度表現 α MRR を生成する。次に、 α MRR の各解像度レベルで何らかの特徴量を計算して得られる多重解像度の特徴量、 α MRR 特徴量を用いて検索を行う。以前の報告では、ただ 1 つの特徴量 AAD [3]と 1 つのデータベースによる実験でのみ、 α MRR 特徴量の有効性を示しただけだった。本論文では、4 つの特徴量 D2 [8], AAD [3], PS [12], SPRH [4], および 2 つのデータベース YOD, PSB を用いて実験を行い、 α MRR により 4 つの特徴量全ての検索性能を向上できると分かった。さらに、 α MRR-SPRH の検索性能が最も高いことも示した。

今後の課題として、 α MRR 特徴量の相違度計算の際に与える重みと検索性能の関係を詳しく調査する必要がある。また、多重解像度アプローチの有効性をさらに一般的に示すため、今回実験した 4 つの特徴量以外の特徴量(例えば[17])を用いた実験で性能評価や、より多くの異なるデータベースを用いて評価実験を行う必要がある。

謝辞

本研究は文部科学省科学研究費補助金 (No. 12680432), 大川情報通信基金, 人工知能研究振興財団の支援による.

文 献

- [1] H. Edelsbrunner, Ernst P Mücke, "Three-dimensional Alpha Shapes", *ACM TOG*, **13**(1), pp. 43-72, (1994).
- [2] R. Ohbuchi, T. Takei, Shape-Similarity Comparison of 3D Shapes Using Alpha Shapes, *Proc. Pacific Graphics 2003*, (2003).
- [3] R. Ohbuchi, T. Minamitani, T. Takei, Shape Similarity Search of 3D Models by using Enhanced Shape Functions, *Proc. Theory and Practice in Computer Graphics 2003*, (2003).
- [4] E. Wahl, U. Hillenbrand, G. Hirzinger. Surflet-Pair-Relation Histograms: A Statistical 3D-Shape Representation for Rapid Classification, *Proc. of the Fourth International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling (3DIM 2003)*, (2003).
- [5] M. Ankerst, G. Kastenmuller, H-P. Kriegel, T. Seidl, 3D Shape Histogram for Similarity Search and Classification in Spatial Databases, *Proc. Int'l Symp. Spatial Databases (SSD '99)*, (1999).
- [6] D. Keim, Efficient Geometry-based Similarity Search of 3D Spatial Databases, *Proc. ACM SICMOD Int. Conf. On Management on Data*, pp. 419-430, (1999).
- [7] S. Mukai, S. Furukawa, M. Kuroda, An Algorithm for Deciding Similarities of 3-D Objects, *Proc. ACM SM2002*, (2002).
- [8] R. Osada, T. Funkhouser, Bernard Chazelle, and DavidDobkin Shape Distributions, *ACM TOG*, **21**(4), pp. 807-832, (2002).
- [9] 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, (1997).
- [10] T. Zaharia, F. Prêteux, Three-dimensional shape-based retrieval within the MPEG-7 framework, *Proceedings SPIE Analysis XII, San Jose, CA*, January 2001, pp. 133-145.
- [11] T. Zaharia, F. Prêteux, Shape-based retrieval of 3D mesh models, *Proc. IEEE ICME 2002*, (2002).
- [12] 小田切智, 衣鳩昌俊, 武井毅, 大瀨竜太郎, 慣性モーメントの包絡線を用いた 3 次元モデルの形状類似検索, *映像情報メディア学会誌*, **56**(10), pp. 48-56, (2002).
- [13] 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, (2001).
- [14] D. McWherter, M. Peabody, W. C. Regli, A. Shokoufandeh, Transformation Invariant Shape Similarity Comparison of Solid, *2001 ASME DETC & CIEC*, September 9-12, (2001).
- [15] W. Regli, V. Cicirello, Managing Digital Libraries for Computer-Aided Design, *Computer Aided Design*, pp. 110-132, **32**(2), (2000).
- [16] Ding-Yun Chen, Xiao-Pei Tian, Yu-Te Shen and Ming Ouhyoung, On Visual Similarity Based 3D Model Retrieval, *Computer Graphics Forum*, **22**(3), (2003).
- [17] R. Ohbuchi, M. Nakazawa, T. Takei, Retrieving 3D Shapes Based On Their Appearance, accepted for the *Proc. 5th ACM SIGMM Workshop on Multimedia Information Retrieval (MIR 2003)*, Berkeley, (2003).
- [18] 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, (2003).
- [19] M. Novotni, R. Klein, 3D Zernike Descriptors for Content Based Shape Retrieval, *ACM SM2003*, (2003).
- [20] D. V. Vranić, D. Saupe, and J. Richter. Tools for 3D-object retrieval: Karhunen-Loeve Transform and spherical harmonics. *Proc. of the IEEE 2001 Workshop Multimedia Signal Processing*, pp. 293-298, (2001).
- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] PSB, <http://shape.cs.princeton.edu/search.html>
- [24] K. Clarkson, <http://www.netlib.org/voronoi/hull.html>



図 12. 検索要求 m592 の検索結果