

多重解像度表現を用いた 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: [†]takei-tsuyoshi@kyosan.co.jp, [‡]ohbuchi@acm.org

あらまし 本論文では, 3次元ポリゴンスープモデルを対象とし, それぞれのモデルの多重解像度表現を用いてモデル間の形状類似度の比較を行う3次元形状類似比較の手法を提案し, 評価する. 本手法では, まず, Edelsbrunnerらの3次元アルファシェイブを用いて3次元モデルの多重解像度表現を生成する. ついで, その各々の解像度のモデルから(従来の単一解像度の)特徴量を抽出し, その特徴量を用いて形状類似比較を行う. 提案する形状類似比較の有効性を検証するため, 既存の4つの単一解像度特徴量を提案する多重解像度表現と組み合わせて評価実験を行った. また, これらの評価実験は2つの性質の異なる3次元モデルデータベースを用いて行った. 実験の結果, (1)提案する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)形状特徴量の全てでそ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 3次元モデルデータベース, マルチメディア情報検索, 内容による検索, 形状モデリング, 多重解像度解析.

A Multiresolution Approach to Shape Similarity Comparison of Polygon-Soup 3D Models

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: [†]takei-tsuyoshi@kyosan.co.jp, [‡]ohbuchi@acm.org

Abstract In this paper, we propose a shape similarity comparison method for a polygon soup 3D model that employs a multiresolution representation of the 3D model. The method first produces a set of multiresolution representation of the shape by using the *3D alpha shapes* algorithm of Edelsbrunner. One of many single resolution shape features is applied to the model at each resolution level to produce a set of multiresolution shape feature for the shape similarity comparison. This study experimentally evaluated the efficacy of the multiresolution shape comparison 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 multiresolution version of the *Surflet Pair Relation Histogram* performed the best among the combinations tested.

Keyword 3D model database, content-based retrieval, multimedia information retrieval, geometric modeling, 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し, そのまま, あるいは再編集を施した後に再利用する技術の必要性が高まってきた. 中でも, 形状の類似性で検索した複数

のモデルの部品を切り貼りして新たなモデルを生成する, Funkhouswerらのシステム[1]は, 形状類似検索を前提とした形状モデリング手法として興味深い.

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

¹ 現在, (株)京三製作所勤務. 本研究は武井が山梨大学大学院博士前期課程に在学中に行った.

きず, 適応できる形状解析手法が少ない.

本論文では, 3次元ポリゴンスープモデルを対象とし, 一種の多重解像度表現を用いて形状の類似比較を行う手法を提案し, 評価を行う. 本手法では, まず, Edelsbrunner らの3次元アルファシェイプ[2]を用いて3次元モデルの多重解像度表現を生成する. ついで, その各々の解像度のモデルから(従来の単一解像度の)特徴量を抽出し, その特徴量を用いて形状類似比較を行う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その点群表現を生成し, 点群表現から有限個のスケール値を用いた3次元アルファシェイプを求めることで, 我々が α MRR (Alpha Multi-Resolution Representation)と呼ぶ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(単一解像度用の)特徴量を計算して多重解像度の特徴量(α MRR 特徴量)を求め, 形状類似比較を行う.

我々は, 実験的評価の結果, 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[3]. しかし[3]では, α MRR を用いた本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, α MRR とただ1つの(単一解像度)特徴量 ADD [5]との組み合わせを, ただ1つのデータベースを用いた実験で評価した. 本論文では, 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, アルファシェイプ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. また, 実験した中では, 多重解像度表現を Wahl らの SPRH [6]と組み合わせる場合に最も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を研究する上で, 次のような課題がある.

- 検索要求の提示方法
- 特徴量計算方法
- 相違度計算方法

- 検索の効率化方法
- 検索性能の評価方法

検索要求の提示方法: 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.

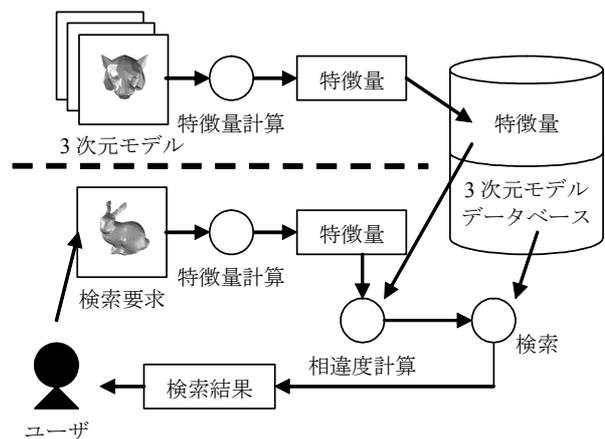


図1. 類似検索の一般的な枠組み.

Figure 1. A general framework for a 3D shape similarity search.

特徴量計算方法: 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

² 本論文の内容の一部は, [3, 4]で既報である.

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([5]~[14]など)が, 位相情報を用いるもの([15]~[17])やモデルの見掛けに基づくもの([18], [19])など, 様々な特徴量がある. また, 種々のパラメタ化の後に周波数解析や多重解像度解析を施して求める特徴量([20]~[24])もある.

相違度計算方法: 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([25], [26])もある.

検索の効率化方法: 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.

階層的なインデックス構造, 例えば, 大まかな分類から細かな分類への階層が作れば検索の効率化が図れる可能性がある. しかし, ある階層の複数のカテゴリが必ずその上の階層の 1 カテゴリの分割となるような階層インデックスを形状の相違度に基づいて作成するのは現段階では技術的に困難のようである.

検索性能の評価方法: 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, Princeton 大学の研究グループから Princeton Shape Benchmark (PSB) [27]というデータベースが公開された. PSB は 1814 個のモデルを含み, これが train データベースと test データベースの 2 つ, それぞれ 907 個のサブセットに分けられている. Train セット, test セットとも人手によって 90 強のカテゴリに分けられており, これを”gold standard”として性能評価を行うことになる.

評価用データベースの 3次元モデルの集合が共通化された点では PSB の貢献は大きい. しかし, PSB のカテゴリは 1 種類だけである. 同じ 3D モデルの集合であっても, 他の人(達)が人手で分類すると, カテゴリ数, 各カテゴリの中身, とも違う結果になる可能性が高い. 違うカテゴリ分類を使えば当然性能評価結果も変わる可能性がある. 今後, (1) 複数の異なる 3次元モデルの集合からなる複数のベンチマークデータベースを用い, かつ, (2) 各データベースで複数の異なるカテゴリ分けの結果を基準として, 性能評価ができるようになることが望まれる. 例えば, PSB のように幅広い種類の形状を含むデータベースの他に, 形状の概形はほぼ同じで細部のみが異なるデータベース, レンジスキャナで獲得した形状の断片からなるデータベース, などがあっても良い. さらに, できれば, それぞれに対して複数のカテゴリ分けが用意されていることが望ましいだろう.

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樣に点を生成し, 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(4)(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[2]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.

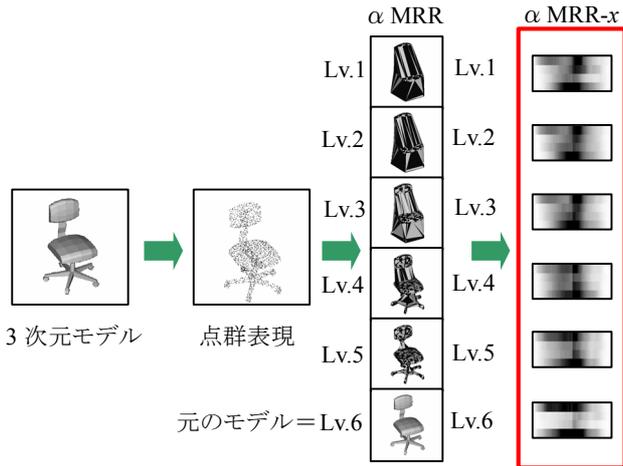


図 2. α MRR 特徴量の計算手順.
Figure 2. Computing an α MRR shape descriptor.

3.1.1. 点群表現

本手法の特徴量を計算するため, まず, モデルから点群表現(図 3)を生成する. 点群表現は, モデルが持つ全ての面上に一様に点を生成して得られる点の集合で, モデルの 3 次元形状を質点の集合により近似している. ここで述べる点群表現生成手順は, α MRR の生成に使用する他, 3.1.4 節で説明する D2, AAD, PS, SPRH の各特徴量を計算する際に使用する向き無しおよび向き付きの点群を生成する目的でも用いる. (向き無しの点群を D2 特徴量の計算と PS の姿勢の正規化に, また向き付きの点群を AAD 特徴量と SPRH 特徴量計算に, それぞれ用いる.)

点群表現の生成は以下のようにして行う. n 個の面 f_1, f_2, \dots, f_n を持つモデル M (全ての面は三角形と仮定) から, p 個の点を持つ(向き無しの)点群表現を作成したいとする. このとき, まず M が持つ面 f_i の面積 $area(f_i)$ を求め, M が持つ面全ての面積の総和 S (立体の表面積に対応する値) を計算する. 次に, M の i 個目の面 f_i に幾つの点を生成するか決定する. そのために, 面積 $s=(S/p)$ 当たり 1 つの点を生成することを考え, 面 f_1 から順に面上に生成する点の個数を求める. 面 f_i に生成する点の個数 q_i を式(1), (2)により計算する(ただし $integer(x)$ は x の整数部分, $\Delta q_0 = 0$ とする).

$$q_i = integer\left(\frac{area(f_i)}{s} + \Delta q_{i-1}\right) \quad (1)$$

$$\Delta q_i = \frac{area(f_i)}{s} + \Delta q_{i-1} - q_i \quad (2)$$

面 f_i に生成する点数 q_i を定めたら, 生成する点の座標値 $\mathbf{P} \in \mathbf{R}^3$ を Osada らが使用した式(3) [10]により計算する. 面(三角形)を構成する 3 点の座標値を $\mathbf{t}_1, \mathbf{t}_2, \mathbf{t}_3 \in \mathbf{R}^3$, 乱数の 2 値組を $r_1, r_2 \in [0,1]$ として, 生成する点の座標値 \mathbf{P} を求める. 式(3)を q_i 回計算し, 面 f_i に生成する q_i 個の点の座標値を求

める.

$$\mathbf{P} = (1 - \sqrt{r_1}) \mathbf{t}_1 + \sqrt{r_1}(1 - r_2) \mathbf{t}_2 + \sqrt{r_1}(r_2 \mathbf{t}_3) \quad (3)$$

本手法では, 2 値組 r_1, r_2 を準乱数系列 Sobol [28] を用いて求めた. これにより, 面上に生成される点と点との間隔が均一になり, モデルの形状を代表する質点として性質が良くなる(3.1.3 節参照).

実装上, 丸め誤差の影響から式(1), (2)により計算した点の数の総和が $p-1$ 個になる場合がある. この場合, 面 f_n に生成する点の数を 1 つ増加して対処する. また, 入力モデルの面に三角形以外の多角形が存在する場合, その多角形を三角形に分割して対処する.

AAD 特徴量と SPRH 特徴量で用いる向き付きの点群を生成する場合は, まず, 点群モデルに変換しようとする面ベースのモデルの各面の法線ベクトルを計算する. ついで, 上記のようにして点を生成する. この際, ある点が生成された面の法線ベクトルをその点に付与し, 向き付きの点群モデルとする.

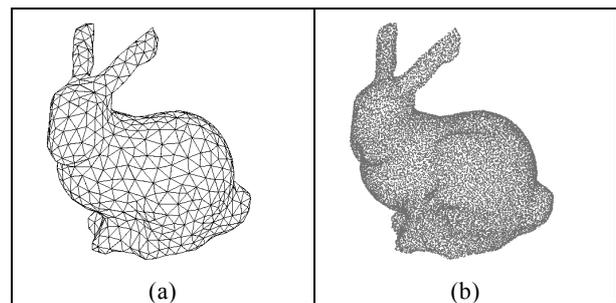


図 3. 兎のモデル(a)と点群表現(b).

Figure 3. A rabbit model and its point-set representation.

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以下の式(4)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[2]を生成する.

$$\alpha_i = \frac{(d_{\max} - d_{\min})}{2^{i-1}} \quad (4)$$

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(4)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. なお, アルファシェイプの計算には, Clarkson の実装による Hull [29]を用いた.

図4aと図4b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2つ示す. 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以降は穴が開き始め, 元のモデルの形状から離れる. (図では見えにくい, 図のLv.8にも微小なポリゴンが少々存在している.)

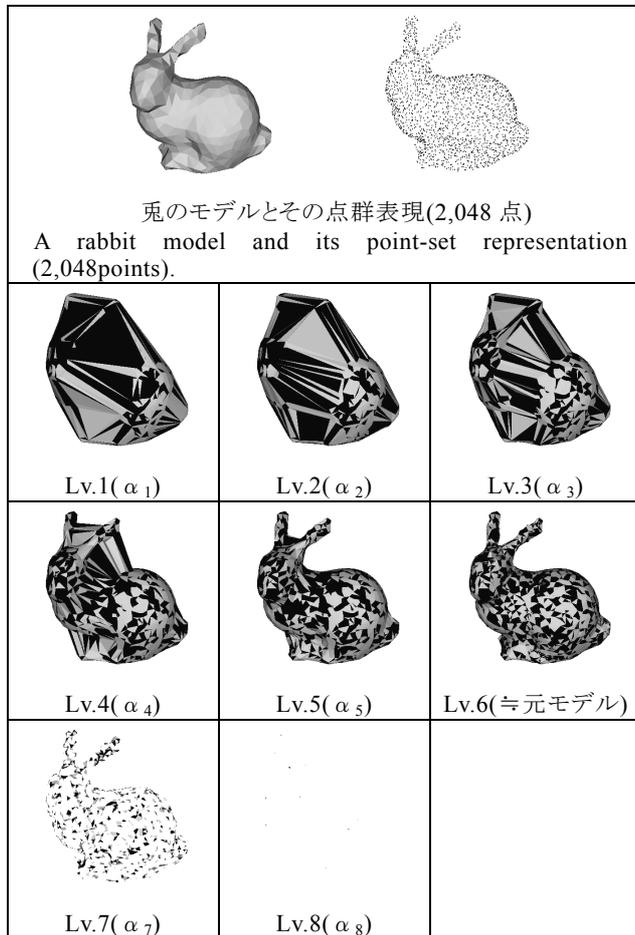


図4a. ウサギのモデルとその α MRR (1)
Figure 4a. A rabbit model and its α MR representation..

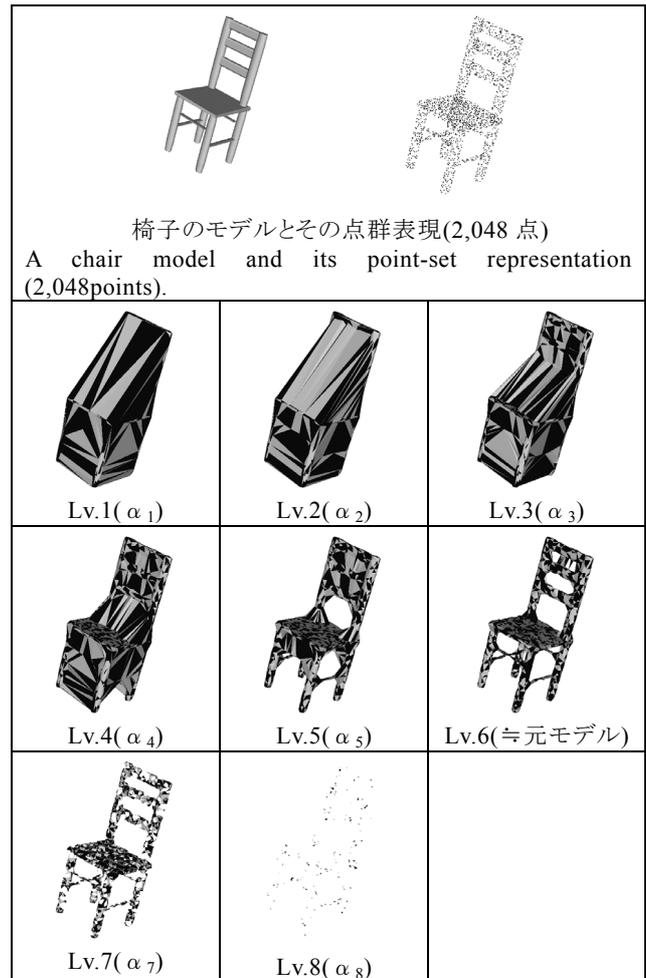


図4b. 椅子のモデルとその α MRR (2)
Figure 4b. A chair model and its α MR representation..

3.1.3. 解像度レベルと点の数の決定

α MRR を計算するには, その解像度レベル数と, それに応じて決まる, アルファシェイプ計算時の点の数を決定する必要がある.

まず, 解像度レベル数であるが, 本論文の以下の実験では, 1~6の6レベルを用いた. 解像度レベル6で生成されるアルファシェイプは, 大まかに言って, モデルのバウンディングボックスの辺の長さを $2^{6-1}=32$ で割った大きさを持つボクセルを用いてもとのモデルの形状を近似する場合に相当する. 我々は, 32^3 のボクセルによる近似は, ここで扱うような類似検索の多くの場合に十分であると考え. ただし, 前記のように, レベル1~5は元のモデルから生成したアルファシェイプを用い, レベル6には元のモデルをそのまま用いる. したがって, レベル6にはアルファシェイプを用いた近似以上の形状の詳細が含まれているはずである.

α MRR を計算する際のレベル数と元のモデルに撒く点の数 p と間には関係がある. 図4からもわかるように, 点の数を

一定としたとき, ある閾値を超えたレベル数でアルファシェイプを計算すると, 穴だらけの形状が再構成される(図4の例ではレベル7, レベル8の場合.)このような穴だらけのモデルでは適切な形状特徴量を得ることができないので, 点の数とモデルの解像度レベル数を適切に選択する必要がある.

表面積 S のモデルの面上に 2048 個の点を生成する場合について概算すると(追補参照), 点の間の距離を R としたとき, 完全に一様に点が撒かれたとした場合, 穴が開きはじめる限界値は $R \approx 0.014\sqrt{S}$ である. この見積もりは, 平面を正3角形で充填したと仮定した場合のものである. この見積もりでは, レベル6までは穴が開かず, レベル7以上の α シェイプで穴があきはじめるはずである. 現実には, (1) 点を撒くのは曲面であり, また, (2) 実際には面上に生成した点の間隔にはばらつきがある. これらのため, アスペクト比が小さいモデル(球など)はレベル6でも穴が開きはじめる.

ここで重要なのが, 面上に生成される点の間隔の一様性である. 我々は, この間隔をできる限り一様にするため, 擬似乱数ではなく *Sobol* の準乱数系列を用いている. 図5は, 擬似乱数と *Sobol* の準乱数列を, 生成される α シェイプの品質で比較した例である. この実験では, 擬似乱数と *Sobol* の準乱数列の2種の点列を用い, 半球のメッシュモデルを元にして2048点からなる点群モデルを生成した. 得られた2つの点群モデルから, 式(4)を用いて計算したレベル数(レベル6)の α 値を用いて α シェイプを計算した結果である. この例では, *Sobol* の準乱数列を用いた場合のほうが, 擬似乱数を用いた場合よりも, α シェイプにできる穴が少なく, また穴の大きさも小さい. このモデルに限らず, *Sobol* の準乱数列を用いて点群モデルを生成した場合の方が, 擬似乱数列を用いた場合に比べて質の良い α シェイプが得られ, その結果, 特徴量も良いものが得られる. 実際に検索性能を比較した結果でも, 点数が同じ場合, *Sobol* の準乱数列を用いた場合の検索性能の方が高かった.

準乱数列の擬似乱数列に対する優位性は, 小田切らの先行研究[14]において, 3次元モデルの姿勢(位置, 向き)の正規化の場合について示されている. 小田切らは, 3次元モデルから生成した点群モデルを主成分分析することにより, 元の3次元モデルの姿勢(位置, 向き)を正規化した. この場合, *Sobol* の準乱数列のほうが擬似乱数列よりも姿勢正規化の精度が高かった. 今後, *Sobol* 以外の準乱数列を用いた場合の α シェイプの品質, さらに検索性能の評価も行う必要があるだろう.

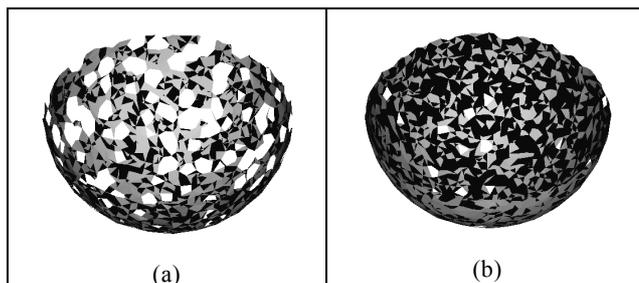


図5. 点群モデル生成に Sobol の準乱数を用いた場合(b)のほうが, 擬似乱数を用いた場合(a)よりも穴が小さく, また穴の数も少ない.

Figure 5. Much less holes are produced on the alpha-shape of a half-sphere if Sobol's quasi-random sequence is used, compared to the usual pseudo-random sequence.

3.1.4. 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プーに適応可能である.

- D2 [10]
- AAD (Absolute Angle Distance) [5]
- PS (Parameterized Statistics) [14]
- SPRH (Surflet-Pair Relation Histograms) [6]

D2: D2はOsadaらの提案した手法[10]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6に示す. D2を求めるにはまず, 与えられたモデルの向き無し点群モデルを生成する. 次に, このモデルの全ての2点間で Euclid 距離を求める. そのとき, 2点間距離の最小値, 平均値, 最大値も求めておく. 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を持つ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.

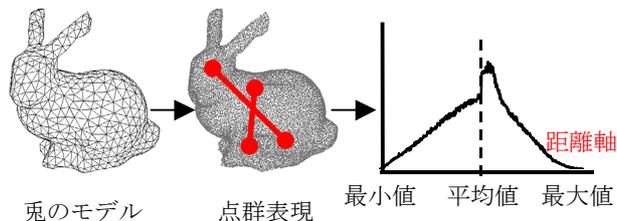


図6. D2の計算手順

Figure 6. Computing a D2 shape descriptor.

AAD: AADはOhbuchi, Minamitaniらの提案した手法[5]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 7 に示す. AAD を求めるにはまず, 3.1.1 節に述べた方法で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 をそれぞれ $\mathbf{x} = (x_{i,j})$, $\mathbf{y} = (y_{i,j})$ とすると, X と Y の相違度を式(5)で求める.

$$D(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^{N_d} \sum_{j=1}^{N_a} |x_{i,j} - y_{i,j}| \quad (5)$$

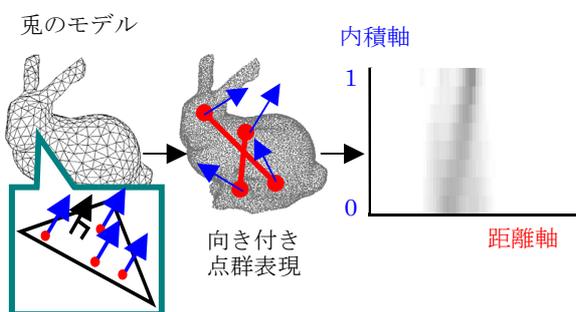


図 7. AAD の計算手順

Figure 7. Computing an AAD shape descriptor.

PS: PS は Ohbuchi, Otagiri らの提案した手法[14]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 8 に示す. PS を求めるにはまず, 3.1.1 節のようにして入力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 軸に一致させる. 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 8 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[14]を参考).

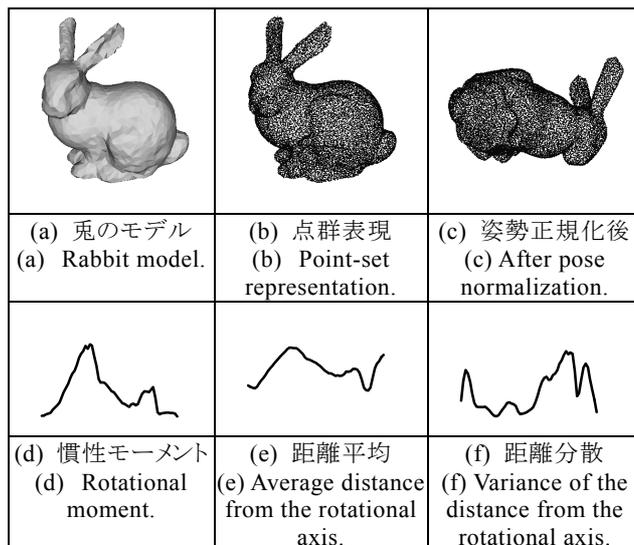


図 8. PS 特徴量の α 軸周りのヒストグラム

Figure 8. Histograms computed for the PS shape descriptors.

SPRH: SPRH は Wahl らの提案した手法[6]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 9 に示す(α , β , γ , δ)の 4 値の組を求めて作成するヒストグラムである. SPRH はもともと, 3 次元レンジスキャナ等で獲得した向き付き点群モデルを対象とする. 本研究では面ベースのポリゴンスープを入力とするので, まず 3.1.1 節の手法で向き付き点群表現に変換した後に SPRH 法を適用する. 2 点 \mathbf{p}_1 , \mathbf{p}_2 が法線ベクトル \mathbf{n}_1 , \mathbf{n}_2 を持つとして, ベクトル $\mathbf{u} (= \mathbf{n}_1)$ とベクトル $\mathbf{p}_2 - \mathbf{p}_1$ に直交するベクトル \mathbf{v} と, \mathbf{u} と \mathbf{v} に直交するベクトル \mathbf{w} を考える. このとき, \mathbf{n}_2 を $\mathbf{u} - \mathbf{w}$ 平面に投影して得られるベクトルと \mathbf{u} が成す角度が α である. また, \mathbf{n}_2 と \mathbf{v} が成す角の情報を β で, \mathbf{u} と $\mathbf{p}_2 - \mathbf{p}_1$ が成す角の情報を γ で捉える. δ は, ベクトル $\mathbf{p}_2 - \mathbf{p}_1$ の大きさ, つまり \mathbf{p}_1 , \mathbf{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(6)の Kullback-Leibler divergence を使う.

$$D(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^{N^4} (y_i - x_i) \ln \frac{y_i}{x_i} \quad (6)$$

ここで x_i , y_i は, 4 次元のヒストグラムであるモデル X, Y の特徴量 \mathbf{x} , \mathbf{y} を 1 次元ベクトルとして解釈した場合の要素 $\mathbf{x} = (x_i)$, $\mathbf{y} = (y_i)$ である.

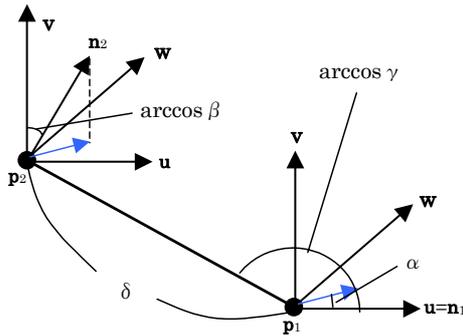


図 9. 4 値 $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ の計算.
Figure 9. Computing the values of $\alpha, \beta, \gamma, \delta$.

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 $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_i)$, $\mathbf{y} = (\mathbf{y}_i)$ とする. α MRR の全解像度レベル数を l とし, \mathbf{x}_i はモデル X の α MRR の解像度レベル i , $1 \leq i \leq l$ に特徴量計算手法 x を適用して得られた特徴量である. $d(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)$ をレベル i の特徴量 \mathbf{x}_i と \mathbf{y}_i の間で求めた相違度(例えば D2 なら Manhattan 距離)とすると, X と Y の相違度 $D(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ は以下の式(7)で計算される;

$$D(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^l w_i d(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i) \quad (7)$$

ここで w_i は, 各解像度の相違度の全相違度への寄与率を決定する重みである(4.2.3 節参照).

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 [29]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) [27]

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. Base 分類は最も詳しい分類で, 907 個のモデルを 92 個のカテゴリに分類してある. カテゴリごとのモデルの個数は 4 個から数十個までまちまちである.

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[30].

- R-Precision, 2R-Precision, Nearest Neighbor
- Recall(再現率), Precision(適合率)

適合率と再現率を計算するには, モデルデータベースを幾つかのカテゴリに分類しておく必要がある. データベース中の全モデルの集合を M として, M が n 個のカテゴリ C_1, C_2, \dots, C_n に分類されているとする. また, カテゴリ C_i に属するモデル $m \in C_i$ を検索要求とした場合, 検索結果として k 個のモデルの集合 $S_m \subset M$ ($|S_m|=k$) が提示されるとする. この場合の再現率 $R_{m,k}$, 適合率 $P_{m,k}$ の値を, 式(8), 式(9)で求める. 再現率は, 正解モデル(検索要求と同じカテゴリに属すモデル)の中から, どのくらいの割合のモデルが検索結果に出現したかを示す尺度である. 適合率は, 検索結果の中で正解モデルが占める割合を表す尺度である. 再現率, 適合率ともに, 最小値は 0(検索結果に一つも正解モデルがない)である. 検索結果に全ての正解モデルが現れれば再現率は最大値 1 を取るが, 適合率は検索結果中の不正解モデルの数により値が低下する. 通常, 検索結果として返すモデル数を増加すると, 再現率は増加するが適合率は減少する. 理想的なのは, 検索結果に正解モデルの全てが含まれ, かつ正解以外のカテゴリのモデルは 1 つも無い場合で, この場合には再現率, 適合率ともに最大値 1 となる.

$$R_{m,k} = \frac{|S_m \cap C_i|}{|C_i|} \quad (8)$$

$$P_{m,k} = \frac{|S_m \cap C_i|}{|S_m|} \quad (9)$$

カテゴリ C_n が other カテゴリであるとした場合, システム全体としての検索性能を評価するための再現率 R_k , 適合率 P_k を式(10), 式(11)で求める. これは, データベース中のモデルの中で, other カテゴリに属するモデルを除いた全てのモデルを検索要求とした場合に求まる適合率, 再現率の平均値である. 実験では, 検索結果として返すモデル数 k を $1 \leq k \leq |M|$ の間で変動させ, 適合率と再現率の tradeoff をグラフ化して検索システムの性能を比較する.

$$\bar{R}_k = \frac{1}{|M| - |C_n|} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{m \in C_i} R_{m,k} \quad (10)$$

$$\bar{P}_k = \frac{1}{|M| - |C_n|} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{m \in C_i} P_{m,k} \quad (11)$$

R-Precision (1R), 2R-Precision (2R), Nearest Neighbour (NN) は, 次のような評価尺度である. 情報検索システムの評価にしばしば用いられる R-Precision とは, 検索要求 $m \in C_i$ とした場合, 検索結果上位 $|C_i|$ 個の中に正解モデルが含まれる割合である[30]. ここで, 今回の我々の実験では, 検索対象となるデータベース M から検索要求を選ぶ ($m \in M$) ので, 選んだ検索要求 m はデータベース M に含まれないものとする. つまり, $|C_i|$ および, $|C_i|$ 中の正解数を求めるとき m は数えない (それぞれから 1 を引く). 2R-Precision は我々の定義した尺度で, R-Precision ほぼ同様だが, 検索結果上位 $2|C_i|$ 個における正解モデルの割合である. Nearest Neighbor とは, 検索結果の最上位に求めるカテゴリのモデルが来る割合である.

YOD を用いた実験では, other カテゴリに属するモデルを除いた全てのモデルを検索要求とした場合に, 求められる 1R, 2R, NN それぞれの平均値を検索システムの評価値として用いる.

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つの特徴量とは, 3.1.4 節で述べた D2, AAD, PS, SPRH のことである.

1. 4つの単一解像度特徴量の性能比較
2. α MRR を用いた多重解像度特徴量の性能評価
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)特徴量の性能比較

本実験では4つの(単一解像度)特徴量, D2, AAD, PS, SPRH の検索性能を比較した. 1R, 2R, 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(1R や 2R)は, AAD の方が PS よりも良い. 本実験における4特徴量の性能順位は, SPRH > AAD > PS > D2 である.

注意しておきたいのは, 本節に限らず, 今後示す性能数値はあくまでも全モデル, 全カテゴリの平均であって, カテゴリごと, モデルごとにみるとかなりばらついた数値を示すことである.

表 1. 4つの特徴量の性能比較(YOD)

Table1. Comparing four shape descriptors using the YOD.

Features	1R [%]	2R[%]	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つの特徴量の性能比較(PSB)

Table 2. Comparing the four shape descriptors using the PSB.

Features	1R[%]	2R[%]	NN[%]
D2	18.72	27.23	36.38
AAD	24.41	34.40	45.76
PS	23.33	30.97	49.06
SPRH	28.57	38.66	52.04

4.2.2. 解像度ごとの性能の比較

本実験では, α MRR-AAD と α MRR-SPRH について, 解像度ごとの, 単一解像度特徴量としての性能を調べた. 使用したデータベースは PSB である. 表 3 にその結果を示す.

予期されるように, レベル 1, つまり最も粗い解像度レベル (=凸包) を用いた検索性能が最低である. だが, 興味深いのは, 詳細度の高いレベル 6 (元のモデルをそのまま使用) を用いた場合よりも, 詳細が削られたレベル 5 やレベル 4 を用いた場合のほうが, 検索性能が良いことである. また, AAD や SPRH を用いた検索性能はレベル 3 とレベル 6 でほぼ同等であるにもかかわらず, 図 4 に見るレベル 3 の形は元のモデルであるレベル 6 のそれとは大分異なる.

考えられる理由としては, これらの特徴量が形状の詳細を効果的に用いることができず, 逆に, レベル 6 に含まれるような詳細形状はノイズとして平均検索性能を下げている, という可能性がある.

表 3. AAD と SPRH の解像度ごとの検索性能.

Table 3. Retrieval performance of the AAD and the SPRH measured at various resolution levels.

Feature	Resolution level	1R [%]	2R[%]	NN[%]
AAD	1	21.50	30.15	40.02
	2	21.97	31.10	41.46
	3	24.02	33.40	46.97
	4	25.54	35.28	47.96
	5	26.78	37.31	49.61
	6	24.41	34.40	45.76
SPRH	1	24.50	33.99	43.66
	2	25.67	35.08	44.76
	3	28.99	38.74	51.16
	4	30.42	40.41	51.93
	5	31.15	40.80	53.25
	6	28.57	38.66	52.04

4.2.3. α MRR 特徴量の性能評価

本実験では4つの α MRR 特徴量の検索性能を調べた. 表 4 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(7))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, 単一解像度の特徴量と同じである. 表より, 4つの特徴量全てで, 単一解像度の特徴量(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徴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 特徴量の検索性能を評価した. 表5に, 重み 123456, 111111 の場合と, 単一解像度の特徴量(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 つの特徴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 つの特徴量による実験から, α MRR を適用すると, 広い範囲の単一解像度特徴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4. 単一解像度特徴量と各種の重み付けをした α MRR 特徴量の性能比較(YOD データベースを使用)

Table 4. Comparing retrieval performances of single-resolution shape descriptor and α MRR shape descriptors using the database YOD.

α MRR-	Weights	1R[%]	2R[%]	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5. 単一解像度特徴量と各種の重み付けをした α MRR 特徴量の性能比較(PSB データベースを使用)

Table 5. Comparison of single-resolution shape descriptor and weighted multiresolution shape descriptors.

α MRR-	重み	1R[%]	2R[%]	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10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11は, 多重解像度の特徴量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11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く, α MRR-AADがこれに続く. α MRR-PSは, 再現率の割には適合率が高い.

4.2.4. 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, 特徴量の検索性能の評価に影響がある. 図12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, 評価に用いるデータベースの違いで検索性能に大きな開きがあることがわかる. 全体的な適合率はYODのほうがかなり低い値となる. ただ, 再現率の高い一部の領域(図12の右寄りの部分)ではYODの適合率のほうがPSBのそれよりも高い.

データベースの差は, (1) データベースに含まれる形状群と, その(2) カテゴリ分け, によって生まれる. 形状比較手法にも得て不得手がある. 「人の下顎の骨だけから成るデータベース」と「車, 航空機, 動物, 家, 都市, 植物, など雑多なモデルのデータベース」の間で形状比較手法の性能評価数値に差があるのは当然である. また, 同じモデルから成るデータベースでも, カテゴリ分けの違いにより, 形状比較手法の性能評価数値は変わってくる.

今後, ある形状比較手法の性能を詳細に評価するためには, 例えば, (1)含まれる形状モデルの種類やそのばらつき度が異なるデータベースを用いたベンチマークや, (2)また同じモデル群を含むが「正解」となるカテゴリ分けの異なるデータベースを用いたベンチマークなど, 互いに性格の異なる複数のベンチマークセットを用いる必要があるだろう.

4.2.5. 検索例

図13aと13bは, D2, AAD, PS, SPRHの4つの(単一解像度)

特徴量とその多重解像度版を用いて PSB におけるモデル番号 m933 の円形テーブルのモデルと m1119 の複葉機のモデルとを検索した例を示す. 結果を表示した画像は, 左端上が検索要求であり, その右の5行4列の結果は, その左上が検索要求に最も近いモデル, その右が次に近いモデル, そして5行4列右下がもっとも遠いモデルである. 個々に挙げた2つの例では, 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.

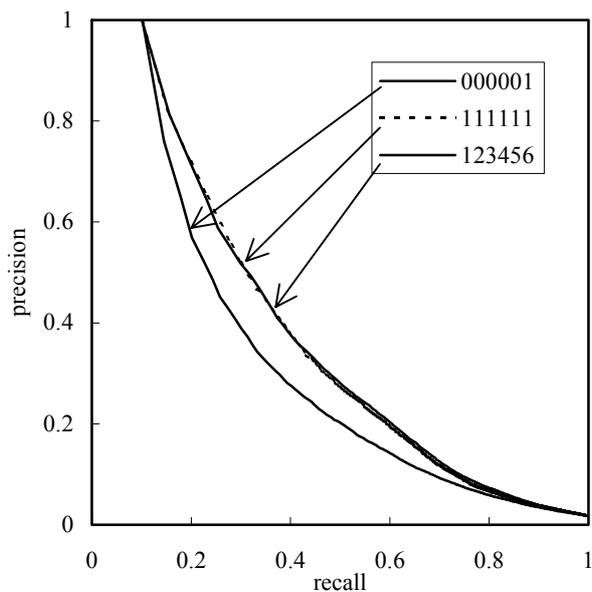


図 10. SPRH と α MRR-SPRH の性能比較(PSB による実験).

Figure 10. Comparing the performances of SPRH and the α MRR-SPRH shape descriptors.

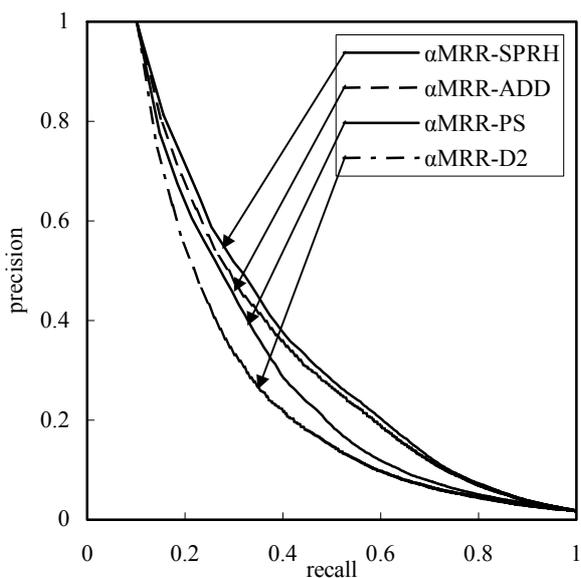


図 11. 4つの α MRR 特徴量の性能比較(PSB による実験)

Figure 11. Comparing the performances of four

α MRR-shape descriptors.

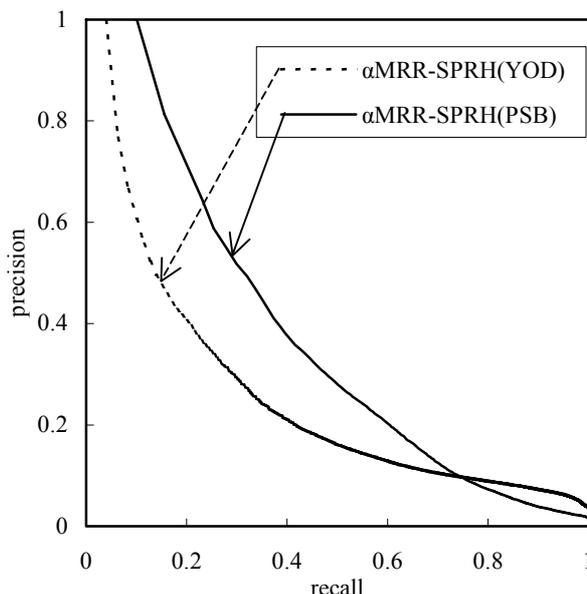


図 12. データベースの違いと検索性能(α MRR-SPRH の例).

Figure 12. Test databases and its impact on the retrieval performance using α MRR-SPRH.

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次元ポリゴンスプから3次元アルファシェイプ[2]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. 本論文では, 4 つの特徴量 D2 [10], AAD [5], PS [14], SPRH [6], 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[18]など)を用いた実験で性能評価や, より多くの異なるデータバ

ースを用いて評価実験を行う必要がある.

謝辞

原稿に対し有益なコメントを下さった査読者の方々に感謝する. また, 原稿をチェックしてくれた山梨大学的小林 準, 中込 誠, 山本 明博の各氏に感謝する. 本研究は文部科学省科学研究費補助金(課題番号 14580369)からの補助による.

文 献

- [1] Thomas Funkhouser, Michael Kazhdan, Philip Shilane, Patrick Min, William Kiefer, Ayellet Tal, Szymon Rusinkiewicz, David Dobkin, Modeling by Example, *ACM Transactions on Graphics*, **23**(3), August 2004, 652-663.
- [2] H. Edelsbrunner, Ernst P Mücke, "Three-dimensional Alpha Shapes", *ACM TOG*, **13**(1), pp. 43-72, (1994).
- [3] R. Ohbuchi, T. Takei, Shape-Similarity Comparison of 3D Shapes Using Alpha Shapes, *Proc. Pacific Graphics 2003*, October 2003. (IEEE CS press) (2003)
- [4] 武井 毅, 大淵 竜太郎, アルファシェイプを用いたポリゴンスプ3次元モデルの形状類似比較, 画像電子学会, 第208回研究会, 2004年3月12日, 早稲田大学.
- [5] 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).
- [6] 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).
- [7] 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).
- [8] D. Keim, Efficient Geometry-based Similarity Search of 3D Spatial Databases, *Proc. ACM SICMOD Int. Conf. On Management on Data*, pp. 419-430, (1999).
- [9] S. Mukai, S. Furukawa, M. Kuroda, An Algorithm for Deciding Similarities of 3-D Objects, *Proc. ACM SM2002*, (2002).
- [10] R. Osada, T. Funkhouser, Bernard Chazelle, and David Dobkin Shape Distributions, *ACM TOG*, **21**(4), pp. 807-832, (2002).
- [11] 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).
- [12] 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.
- [13] T. Zaharia, F. Prêteux, Shape-based retrieval of 3D mesh models, *Proc. IEEE ICME 2002*, (2002).
- [14] 小田切智, 衣嶋昌俊, 武井毅, 大淵竜太郎, 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).
- [15] 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).
- [16] D. McWherter, M. Peabody, W. C. Regli, A. Shokoufandeh, Transformation Invariant Shape Similarity Comparison of Solid, *2001 ASME DETC & CIEC*, September 9-12, (2001).
- [17] W. Regli, V. Cicirello, Managing Digital Libraries for Computer-Aided Design, *Computer Aided Design*, pp. 110-132, **32**(2), (2000).
- [18] 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).
- [19] 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).
- [20] 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).
- [21] M. Novotni, R. Klein, 3D Zernike Descriptors for Content Based Shape Retrieval, *ACM SM2003*, (2003).
- [22] D. V. Vranic, 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).
- [23] D. V. Vranic and D. Saupe. Description of 3D-Shape Using a Complex Function on the Sphere. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME 2002)*, pp. 177-180, August 2002.
- [24] B. Bustos, D. Keim, D. Saupe, T. Schreck and D. Vranic. An Experimental Comparison of Feature-Based 3D Retrieval Methods, *Second International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission (3DPVT'04)*. September 6-9, 2004.
- [25] 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.
- [26] 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.
- [27] Philip Shilane, Patrick Min, Michael Kazhdan, Thomas Funkhouser, The Princeton Shape Benchmark, *Proc. International Conference on Shape Modeling and Applications 2004 (SMI '04)*, pp. 167-178, 2004. <http://shape.cs.princeton.edu/search.html>
- [28] W.H. Press et al: "Numerical Recipes in C-The Art of Scientific Programming, 2nd Ed.," Cambridge University Press, Cambridge, UK, 1992.
- [29] K. Clarkson, <http://www.netlib.org/voronoi/hull.html>
- [30] Ricardo Baaza-Yates, Berthier Ribeiro-Neto, *Modern Information Retrieval*, Addison Wesley, 1999.

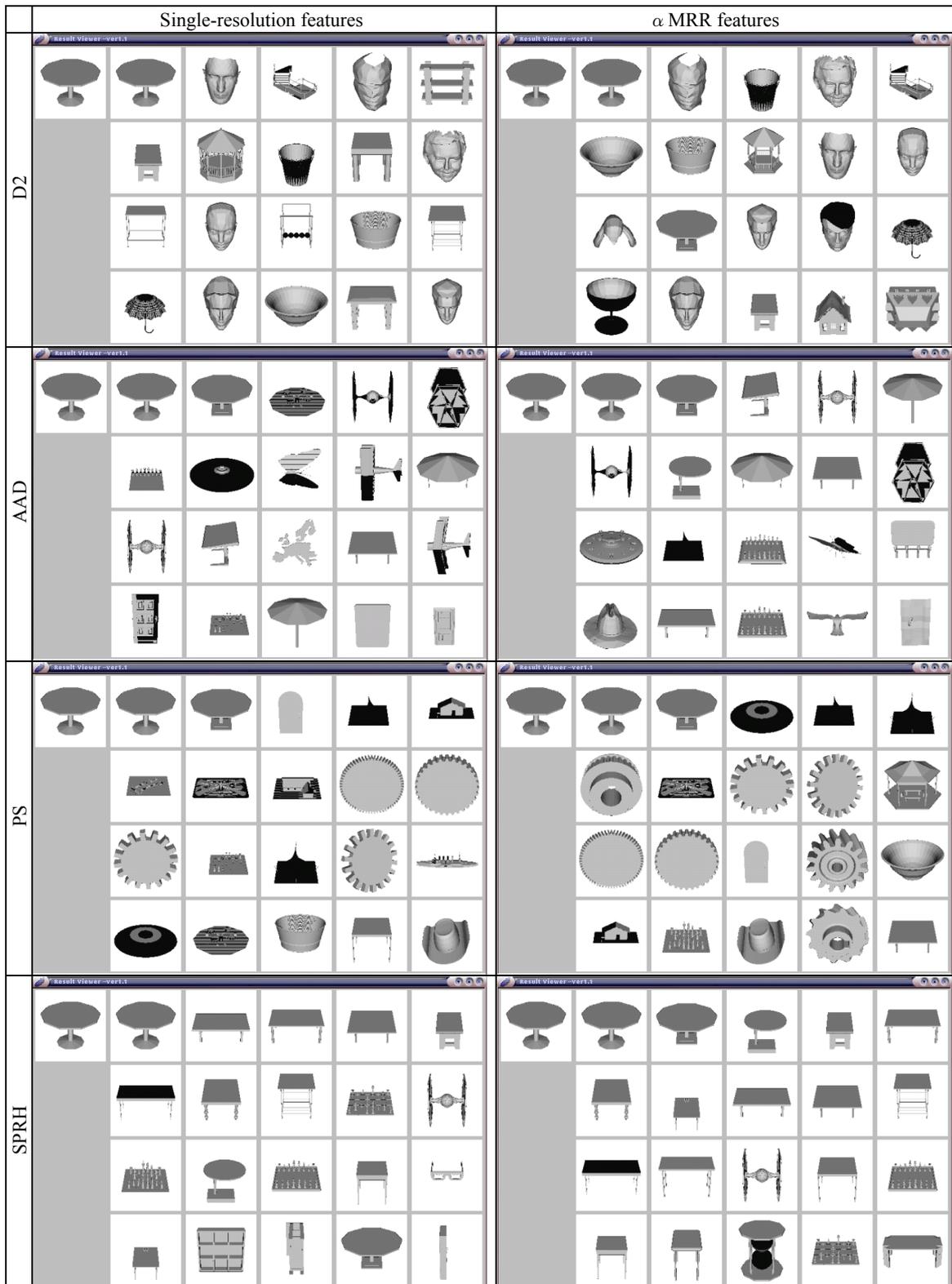


図 13a. 円形テーブルのモデル m933 の検索結果上位 20 位.

Figure 13a. The top 20 results of 4 shape descriptors using the biplane model m933, with and without using the α MRR approach.

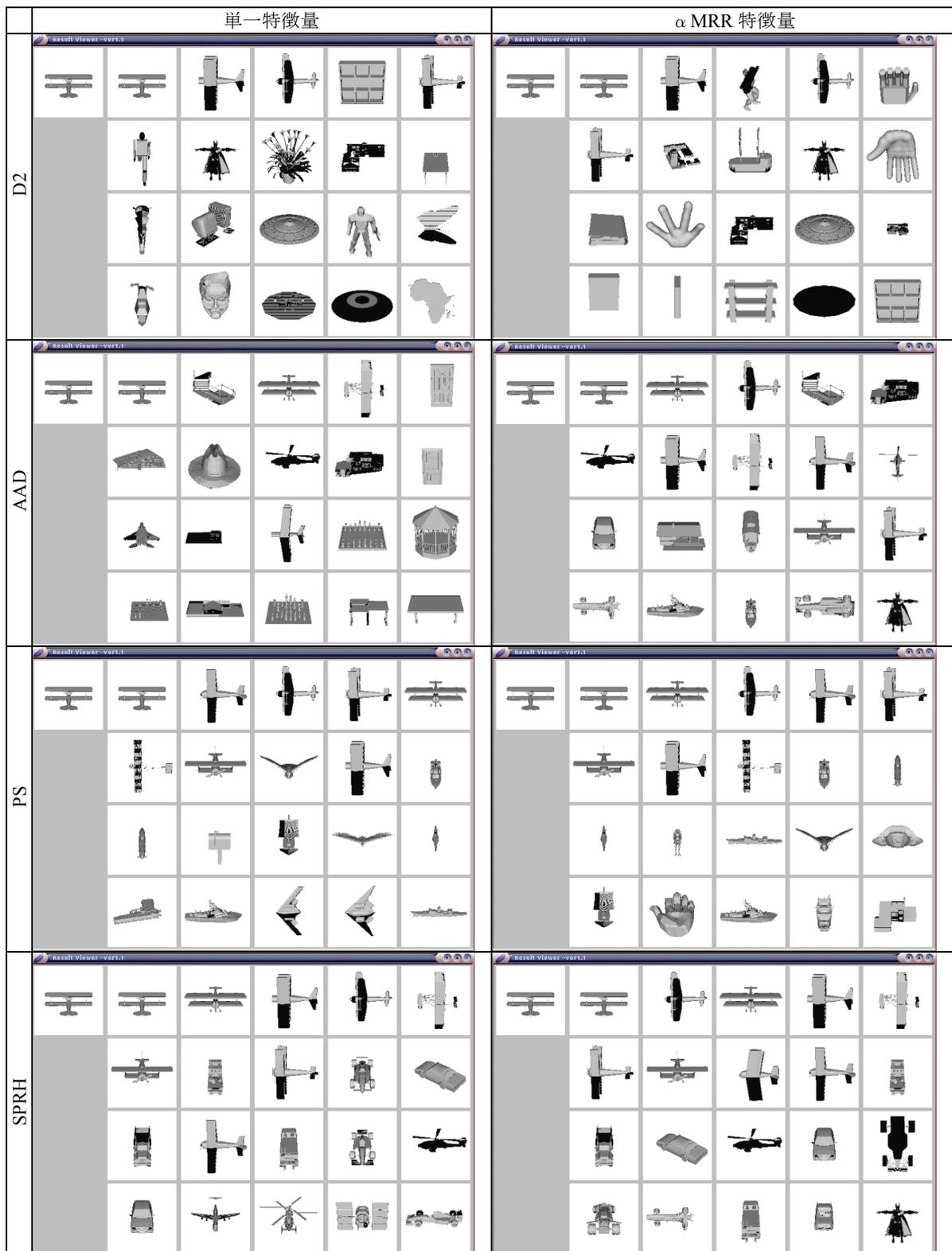


図 13b. 複葉機のモデル m1119 の検索結果上位 20 位

Figure 13b. The top 20 results of 4 shape descriptors using the biplane model m1119, with and without using the α MRR approach.

追補: アルファシェイプに穴が開くレベル数のおよその推定

実際には, 曲面モデル面上に完全に均一に点を生成するのはほぼ不可能である. そこで, 計算簡略化のために平面上で考える. 表面積 S のモデルの面(平面)上へ, n^2 個の点を密かつ等間隔に生成すると, 平面を正三角形で充填する場合に相当する (図 14). 生成点数が n^2 のときにできる正三角形の数は $2(n-1)^2$ であり, この関係から, 生成点数 n のときにできる正三角形の数は $2(\sqrt{n}-1)^2$ となる. このとき, 正三角形の面積 T は

$$T = \frac{S}{2(n-1)^2}$$

で求まる. α シェイプに穴があき始める α 値の限界値は, 個々の正三角形に外接する球の半径 R (図 15) である. 正三角形を図 15 のように 3 つの三角形に分けて考え, 面積の関係から限界値は次のように求まる.

$$3 \times \frac{1}{2} R^2 \sin \frac{2\pi}{3} = \frac{S}{2(n-1)^2} \text{ より,}$$

$$R = \sqrt{\frac{2S}{3\sqrt{3}(\sqrt{n}-1)^2}} \approx 0.620 \sqrt{\frac{S}{(\sqrt{n}-1)^2}}$$

本論文の評価実験では生成点数 $n=2048$ なので, $R \approx 0.014\sqrt{S}$ が限界値となる.

