

点群の向きと距離の統計を用いた 3 次元モデルの形状類似比較

¹南谷 高宏, ²武井 毅, ³大淵 竜太郎

minamitani@jex.co.jp, f8058@kki.yamanashi.ac.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

Distance- and Orientation Statistics of Points for Shape-Similarity Comparison of 3D Models

¹Takahiro Minamitani, ²Tuyoshi Takei, 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].

3次元モデルの形状類似検索は, 与えられた3次元形状と形が類似した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, ソリッドなどの性質の良い形状表現を仮定したものは, 位相的あるいは幾何的な縮退などに影響されやすく, VRMLのようないわゆるポリゴンスープの形状表現には適用できない. 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)が必要であったり, 特徴量の計算が複雑で処理に時間がかかるものが多い.

こうした中で, Osadaらが発表した形状関数D2 [10]は, 位置・向き合わせが不要で, 剛体変換や鏡像変換, 座標値へのノイズ, 位相的不整合性, 幾何要素の縮退等に影響されにくく, かつ計算の手間が小さい手法として, 高い検索性能を持つ.

本論文では, D2の特長を残しつつ, さらに検索の精度を高めた手法を提案する. 本手法では, モデルの面上に生成した点から2点間のEuclid距離と面の法線の内積(または, その絶対値)を求める. 求めた数値群から2次元ヒストグラムを作成し, それを特徴量とする. ここで, 内積の値を使う手法をADと呼び, 内積の絶対値を使用する手法をAADと呼ぶ. また, AD, AADで作成された特徴量から相違度を計算する方法として, L1ノル

ム, L2ノルム, 弾性マッチングの3種類の方法を提案する. 実験により, 本手法の有用性を示す.

2 検索システム

本論文の類似検索では, 頂点と頂点の接続性でモデルの形状を表現する3次元ポリゴンメッシュを対象としている. 検索システムの概要を図1に示す.

本検索システムでは, ユーザから入力される例示モデル(検索対象)をもとに検索を行う. まずユーザは, 検索対象をシステムに入力する. システムは検索対象の点と面の情報から, 自動的に特徴量を計算する. 特徴量とは, 3次元モデルの形状特徴を計算機で扱えるように数値化したものである. 次に, 検索対象の特徴量とデータベース中にある3次元モデルの特徴量とを比較し, 相違度を求める. 相違度とは, 2つの3次元モデル間の似ている度合いのことである. 相違度の値が小さいほど2つの3次元モデルは似ていることを示している. また, データベース中にある3次元モデルの特徴量は, あらかじめ計算して保存しておく. 最後に, 求めた相違度に基づき, 検索結果をユーザに提示する.

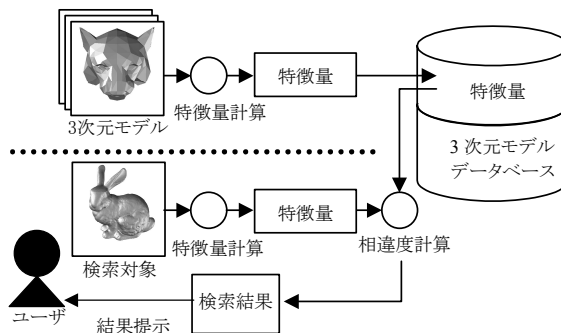


図1. 形状類似検索手法の概要

3 特徴量計算

3.1 D2

Osadaらが発表した形状関数D2[1]とは, 3次元モデ

¹ 本研究は, 南谷 高宏が山梨大学工学部に在学中に行った. 現在, ㈱日本エクス・クロン勤務.

ルの位置あわせを必要とせず, 簡単に形状特徴を計算することの出来る手法である. 我々の実装したD2は, OsadaらのD2とは細部において異なるが, 基本的な考え方は同じである.

我々の実装したD2では, まず3次元モデルの面上に準乱数Sobol[2]を使用して点を生成する(図2). 次に, 生成された点の全ての組み合わせ(生成点数を N とすると, $N(N-1)/2$) に対して2点間のEuclid距離を計算し, 1次元の数値群を生成する.

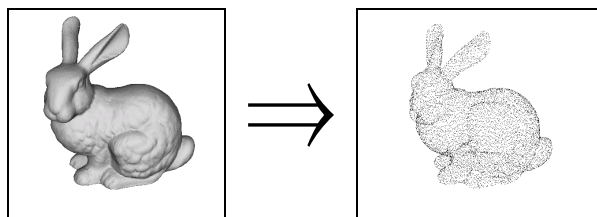


図2. ウサギの面上に生成した点

次に, 生成された数値群からヒストグラムを作成する. 衣鳩らの手法[3]では, 数値群の最小値, 最大値, 及び平均値を用いてヒストグラムを作成している. 距離区間数を I_D とすると, 最小値から平均値, 平均値から最大値までを $I_D / 2$ 個の区間に分割する. そして, 数値群から各区間に占める割合(度数)を計算し, I_D 本からなるヒストグラムを作成する. 我々の実装では, このヒストグラムがD2の特徴量となる.

平均値を用いてヒストグラムを正規化するのは, 異なる最大値, 最小値を使って作られた2枚のヒストグラムを中心で揃えて比較するためである.

3.2 AD

D2では, 2点間のEuclid距離のみを使用し, 3次元モデルの面の情報は持たなかった. そのため, 3次元モデルの概形しか捉えることが出来なかった. そこで, 概形と詳細の両方を捉えるために面の情報を追加し, 検索精度の向上を図った.

我々の提案するAD特徴量では, D2と同様に3次元モデルの面上に準乱数Sobolを用いて点を生成する. このとき, 生成する点には, 面の法線ベクトルの情報を付加する. 次に, 全ての点の組み合わせにおいて2点間の距離と法線ベクトルの内積を計算することで, 距離と内積の2次元の数値群を生成する(図3). 次に, 生成された2次元の数値群から, 横軸を距離, 縦軸を内積とする2次元のヒストグラムを作成する. ヒストグラムは, D2と同様に距離に対して正規化を行う. 正規化で用いる値には, 最大値, 平均値, 中央値, 最頻値の4種類を試みた.

まず, 最大値による正規化では, 距離の最小値から最大値までを距離区間数 I_D で一様に分割する. また, 2つの法線ベクトルの内積の値の区間 $[-1, 1]$ は内積区間数 I_p で一様に分割する. そして, 各点対の距

離と内積値より $I_D \times I_p$ 個の領域からなる2次元ヒストグラムの各領域の度数を求める.

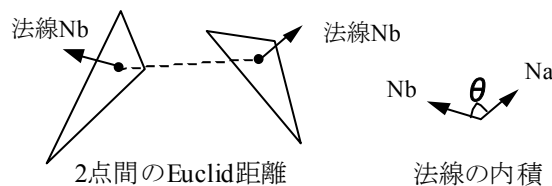


図3. 2点間の距離と面の法線の内積

図2に示すウサギの2次元ヒストグラムの例を図4(a)に示す. モデル面上に2000点生成し, $I_D = 64$, $I_p = 8$ としてヒストグラムを作成した. 各領域の度数は白黒の濃度で表され, 黒に近いほど度数が高い.

次に, 平均値(中央値, または最頻値)による正規化では, 最小値から平均値(中央値, または最頻値), および平均値(中央値, または最頻値)から最大値までの2つの区間を, それぞれ $I_D / 2$ 個の区間に一様に分割する. 内積の区間は I_p 個に一様に分割する. 最大値による正規化の場合と同じく, 点対の距離と内積の値から各領域の度数を計算し, $I_D \times I_p$ 個の領域からなる2次元ヒストグラムを作成する.

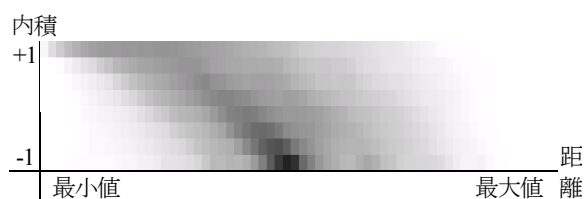


図4(a). AD, 最大値による正規化

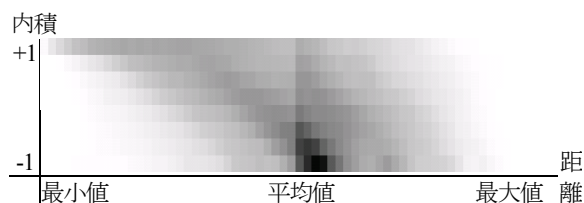


図4(b). AD, 平均値による正規化

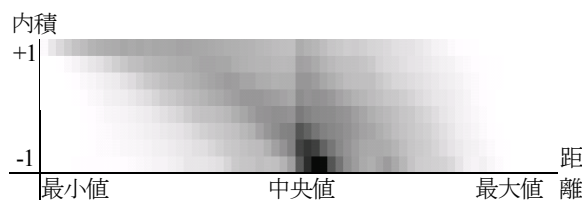


図4(c). AD, 中央値による正規化

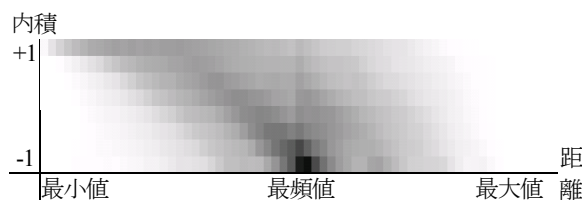


図4(d). AD, 最頻値による正規化

例として, 図2に示すウサギのモデルの2次元ヒストグラムを, 平均値, 中央値, 最頻値で正規化した図を, 図4(b), 図4(c), 図4(d)にそれぞれ示す. モデル面上には2000点生成し, $I_D = 64$, $I_P = 8$ としてヒストグラムを作成した.

最頻値は, 距離の数値群からヒストグラムを作成し, (1)式により算出する.

$$Mode = X + C * \frac{f_{+1}}{f_{-1} + f_{+1}} \quad (1)$$

(1)式で, X は最大度数をもつ階級の下端, f_{-1} はその1つ下の階級の度数, f_{+1} はその1つ上の階級の度数, C は階級の幅とする.

各モデルを同一区間数のヒストグラムで表すことにより, ADは, 回転, 平行移動, 一様スケーリングを組み合わせた相似変換に不変な特徴量になる. この特長は D2と同じである.

3.3 AAD

本論文で対象としているポリゴンスープモデルでは, メッシュの面の向き付けがされていなかったり, または向きの指定方法がまちまちであったりする. 面の向き(裏表)を区別するAD特徴量を用いた検索では, データベースによっては面の向き付けがされていないモデルの検索精度が悪化する場合がある. そこで, AAD特徴量では, 内積の絶対値をとることで面の裏表を無視する. 内積の絶対値(値域[0,1])を使用する以外はADと変わりはなく, ADと同様の4種類の手法で正規化を行い, 2次元ヒストグラムを作成した. AADで作成されたヒストグラムは, ADのヒストグラムを内積の軸で半分に折り重ねたようになっている.

例として図2に示すウサギのモデルについて求めた, 最大値で正規化したAAD特徴量を図5に示す. モデル面上には2000点を生成し, $I_D = 64$, $I_P = 8$ としてヒストグラムを作成した.

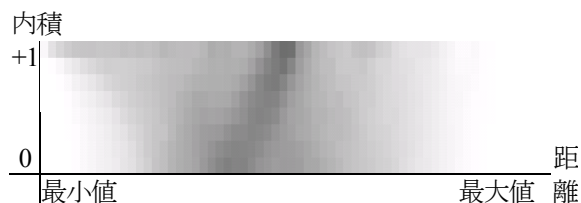


図5. AAD, 最大値による正規化

4 相違度計算

本論文では, 3種類の相違度計算を実装し, 実験を行った. 1つ目はL1ノルム, 2つ目はL2ノルム, 3つ目は弾性マッチングである. 以下, 3種類の相違度計算の処理について説明する.

4.1 L1ノルム, L2ノルム

相違度計算において, もっとも単純な方法がL1, L2

ノルムである. L1ノルムはManhattan距離, L2ノルムはEuclid距離とも呼ばれる.

ここで, モデルAの特徴量を X , モデルBの特徴量を Y とし, $X = (x_{i,j})$, $Y = (y_{i,j})$ とする. 距離区間数を I_D , 内積区間数を I_P とすると, 本論分で提案するL1ノルム, L2ノルムは(2)式, (3)式で定義される. (2)式, (3)式で求められた値が, モデルAとモデルBの間の相違度となる.

$$D_{L1}(X, Y) = \sum_{i=1}^{I_D} \sum_{j=1}^{I_P} |(x_{i,j} - y_{i,j})| \quad (2)$$

$$D_{L2}(X, Y) = \sum_{i=1}^{I_D} \sqrt{\sum_{j=1}^{I_P} (x_{i,j} - y_{i,j})^2} \quad (3)$$

4.2 弾性マッチング

4.1のように区間の対応を取った場合, 同じような分布のヒストグラムでも1つずつ区間がずれていた場合, 相違度は大きくなってしまふ.

そこで, 弾性マッチングを行うことにより, 距離区間において相違度が小さくなるように区間の対応付けを行う. 実際には, (4), (5), (6)の式で定義される動的計画法により, 対応する区間が計算される. しかし, 距離区間にも意味があり, あまりかけ離れた区間と対応が付けが行われるのも問題である. そのため, (6)式において傾斜制限を加えた弾性マッチングを使用した.

$$D_{DPM}(X, Y) = g(X_n, Y_n) \quad (4)$$

$$g(X_n, Y_n) = \min \begin{bmatrix} g(X_n, Y_{n-1}) + \Delta g(X_n, Y_n) \\ g(X_{n-1}, Y_{n-1}) + 2\Delta g(X_n, Y_n) \\ g(X_{n-1}, Y_n) + \Delta g(X_n, Y_n) \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\Delta g(X_i, Y_j) = |i - j| \sqrt{\sum_{k=1}^{I_P} (x_{i,k} - y_{j,k})^2} \quad (6)$$

5 実験と評価

実験に使用する検索システムはC++により, OpenGL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.

5.1 評価方法

検索結果の精度を評価するために, 本研究では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。

再現率は、欲しいモデルのうち検索結果として得られたモデルの割合を示す。適合率は、検索結果として得られたモデルのうち欲しいモデルの割合を示す。再現率と適合率の値は、ともに高いほど精度の高い検索であることを示している。しかし再現率と適合率はトレードオフの関係にある。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。検索結果として提示するモデルの数ごとに、再現率、適合率をグラフにプロットすると、例えば図7のようになるが、このようなグラフでは、曲線が右上に近いほど検索の精度が高いことを示す。

本論文では、パラメタを選ぶにあたっては215個のVRMLを42個のカテゴリに分割し、評価を行った。また、他の手法との性能比較の実験では1213個のVRMLモデルを35個のカテゴリに分類し、評価を行った。いずれの場合も、42個および35個のカテゴリのうちそれぞれ1つが“Other”カテゴリで、残りの41個および34個に分類できないモデルはこの“Other”カテゴリに入れられる。“Other”以外のカテゴリのモデルを検索しようとして“Other”カテゴリのモデルが取り出された場合、失敗とした。もちろん、異なるモデルの集合、あるいは異なるカテゴリを使用すれば、異なる評価結果が得られるため、異なる手法の性能評価のために、研究者が(できれば無償で)利用できる標準的なモデルデータベースとカテゴリの組が望まれる。

5.2 最適なパラメタの選択

モデルの面上に生成する点の個数、2次元ヒストグラムにおける距離区間数、内積区間数は、検索に要する時間と検索の精度に深く関係している。そこで、パラメタの値を変えて検索を行い、ADとAADの検索精度と処理時間を調べた。

ADでは、生成する点数に3種類(512, 1024, 2048)、距離区間数に3種類(32, 64, 128)、内積区間数に3種類(4, 8, 16)の合計27通りの組み合わせで実験を行った。AADでは、生成する点の数に3種類(512, 1024, 2048)、距離区間数に3種類(32, 64, 128)、内積区間数に3種類(2, 4, 8)の合計27通りの組み合わせで実験を行った。作成するヒストグラムは、平均値で正規化し、L2ノルムを使用して相違度を計算した。検索結果は、FT, ST, NNと処理時間で評価した。その結果、表1に示すパラメタの組が精度と時間の両面から最も良い。

表1. パラメタの選択結果

手法	生成点数	距離区間数	内積区間数
AD	1024	64	8
AAD	1024	64	4

5.3 検索性能の評価

本論文では、特徴量計算の手法(AD, AAD)、ヒストグラムの正規化方法(最大値, 平均値, 中央値, 最頻値)、相違度計算(L1ノルム, L2ノルム, 弾性マッチング)について提案する。それぞれの組み合わせで、検索精度と処理時間について比較実験を行い、もっとも性能の良い組み合わせを選べばよい。

特徴量計算手法の比較結果を表2に示す。正規化には平均値を用い、相違度の計算にはL2ノルムを使用した。表2からは、ADよりもAADの方がNNの値が高く、また、モデル1個を検索するのにかかった平均的な時間もAADの方が短いことがわかる。反対に、FTの数値はADの方が良い。再現率-適合率のプロットを含めて比較すると、今回我々が用いたデータベースと分類カテゴリに着いていえば、全体としてAADの方がわずかながら性能が良かった。

表2. 特徴量計算方法の評価

特徴量 計算手法	First Tier	Second Tier	Nearest Neighbor	検索 時間
AD	39%	51%	56%	0.84s
AAD	38%	51%	60%	0.70s

図6(a), 図6(b)に、ADとAADを用いてマグカップのモデルを検索した例を示す。太枠で囲まれた検索モデルに対して検索された上位5個のモデルを示す。AADの場合の5番目の検索結果は真っ黒に表示されているが、これは法線ベクトルが裏返っているためである。面の裏表を無視するAADの場合、このようなモデルが対象でもそれなりの検索を行うことができる。

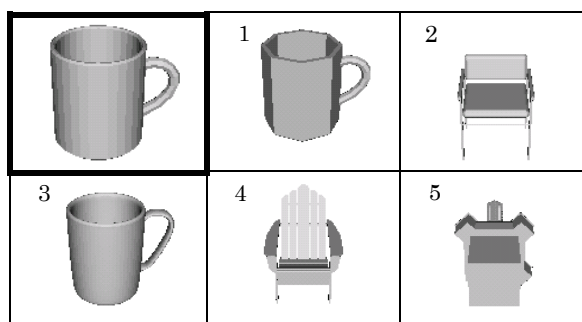


図6(a). ADによる検索結果

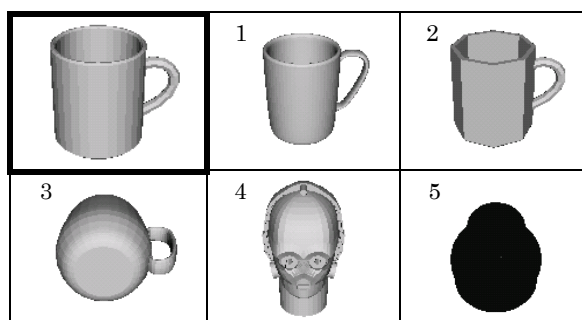


図6(b). AADによる検索結果

正規化方法の比較結果を表3に示す. 特徴量計算の手法はAADで, 相違度計算にはL2ノルムを使用した. 表3から, 平均値を使ってヒストグラムを正規化した場合がもっとも精度が高いことがわかる. モデル1個の特徴量を作成するのにかかった平均的な時間は, 最大値を使った正規化が最も短かったが, 平均値のそれと近い. ここでは検索精度を重視し, 平均値を用いた正規化の性能が高いとする.

相違度計算の比較結果を表4に示す. 特徴量計算の手法はAADで, 正規化方法には平均値を使用した. L2ノルムにより相違度を計算した場合が, 最も精度が高かった. 弾性マッチングを用いることで, 検索結果がよくなっているモデルもあったが, 全体的に見ると精度は上がらなかった. また, モデル1個を検索するのにかかった平均的な時間も, 弾性マッチングを行った場合が最も長い.

表3. 正規化方法の評価

正規化方法	First Tier	Second Tier	Nearest Neighbor	特徴量計算時間
最大値	36%	49%	58%	0.52s
平均値	38%	51%	60%	0.54s
中央値	36%	48%	58%	0.60s
最頻値	33%	47%	54%	0.60s

表4. 相違度計算方法の評価

相違度計算方法	First Tier	Second Tier	Nearest Neighbor	検索時間
L1	38%	49%	58%	0.68s
L2	38%	51%	60%	0.70s
弾性マッチング	37%	50%	54%	0.77s

5.4 他手法との検索性能の比較

以下のパラメタを用い, 3.1で述べたD2とAAD手法との比較を行い, それぞれの検索性能を評価した. 検索性能の評価結果は表5および図7に示す. 検索実験は1213個のVRMLモデルからなるデータベースを用いて行った. 用いたパラメタは以下のとおりである.

- (1) D2のパラメタ: 生成点数1024, 距離区間数512. 相違度計算ではL1ノルムを使用.
- (2) AADのパラメタ: 生成点数1024, 距離区間数64, 内積区間数4で, 正規化には平均値を, 相違度計算にはL2ノルムを使用.

表5を見ると, AADのFT, STの数値はD2のそれらより約6~7%高い. 再現率と適合率をプロットした図7からも, ADおよびAADがD2にくらべて有意に高い性能を持つことが読み取れる. また, ADとAADの検索性能には大きな差はない. 検索にかかる時間は, D2のそれと比べると, ADで1.2倍, AADではほぼD2と同じである. 特徴量を計算する時間だけを見ると, 点対の距離と法線ベ

クトルの内積を計算しているAD及びAADの計算時間は, 距離だけのD2のそれと比べ約1.3倍である. 全体としてD2との時間差が小さくなったのは, 本手法の方が相違度計算の手間が少々小さいためである. 全体として, 本手法は計算の手間をさほど増やさずに検索性能を向上させることに成功した.

表5. D2, AD, AADの検索結果

特徴量計算方法	First Tier	Second Tier	Nearest Neighbor	検索時間	特徴量計算時間
D2	20%	31%	37%	2.00s	0.40s
AAD	24%	35%	43%	1.37s	0.52s

検索例としてあるオフィスチェアのモデルを例示して検索した結果の例を, D2について図8aに, またAADについて図8bに, それぞれ上位8個のモデルを示す. 検索例のモデルを太線で囲ってある. この例ではAADがうまく行き, AADの結果の方がD2の結果より良い.

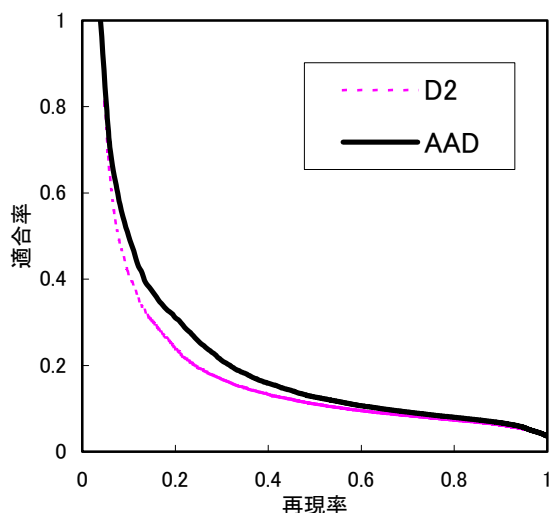


図7. 再現率と適合率のプロット

6 まとめと今後の課題

本論文では, 3次元モデルを対象とし, 幾何的・位相的なノイズや縮退に寛容で, 計算量が低く, かつ同様の特徴を持つこれまでの手法より検索性能の高い手法ADとAADを提案した. ADでは, 面上に生成した点から求めた距離と法線の内積を使った2次元ヒストグラムを特徴量とし, AADでは, 内積の絶対値を使用した. 距離ヒストグラムの正規化に, 最大値, 平均値, 中央値, 最頻値の4種類を比較し, 実験により平均値を用いると良いことがわかった. AD, AAD, およびOsadaらのD2[1]で性能と計算量を比較する実験を行った結果, D2の約1.5倍の計算量で有意に高い検索精度を得ることができた.

今回評価実験に使用したデータベースは, モデル数が少なく, またカテゴリ数も少ないため, 評価実験に使うには不十分である. 今後, 他研究者とも協力し, より

良いベンチマークデータベースを作成する必要がある。
 また、人の主観と検索結果の一致を測定できる評価手法を確立する必要もある。

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. Otogiri, 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. Ohbuchi, T. Minamitani, T. Takei, Shape-Similarity Search of 3D Models by using Enhanced Shape Functions, proc. *Theory and Practice of Computer Graphics 2003 (TPCG03)*, Birmingham, U.K., June 2003.

[10] R. Osada, T. Funkhouser, Bernard Chazelle, and David Dobkin Shape Distributions, *ACM TOG*, 21(4), pp. 807-832, (October 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, Ottawa, Canada, May 12-15, 1997.

[12] 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.

[13] W. Regli, V. Cicirello, Managing Digital Libraries for Computer-Aided Design, *Computer Aided Design*, pp. 110-132, Vol. 32, No. 2, 2000.

[14] M. T. Suzuki, T. Kato, H. Tsukune. 3D Object Retrieval based on subject measures, Proc. *9th Int'l Conf. and Workshop on Database and Expert Systems Applications (DEXA98)*, pp. 850-856, IEEE-PR08353, Vienna, Austria, Aug. 1998.

[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).

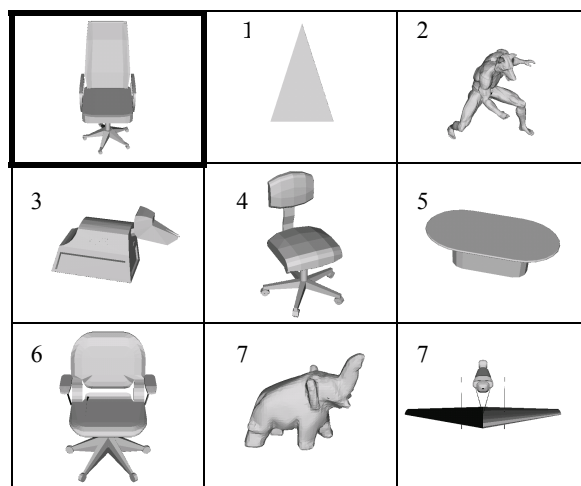


図8a. D2法による検索結果.



図8b. AAD法による検索結果.