

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

南谷 高宏¹, 武井 毅², 大淵 竜太郎¹

f9084@kki.yamanashi.ac.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, ² 山梨大学大学院工学研究科

要旨

近年, 幅広い分野で3次元モデルが利用されるようになり, 3次元モデルは増加の傾向にある. そのため, 3次元モデルを対象とした形状類似検索に注目が集まっている. すでに発表されている検索手法には, 特定の形状表現に依存するものや, モデルの位置合わせが必要なもの, 計算が複雑で処理に時間がかかるものなどがあり問題があった. 本論文では3次元ポリゴンメッシュを対象として, 位置合わせが不要で, 剛体変換や鏡像変換に影響を受けず, 短時間で計算可能な手法を提案する. 提案手法では, モデルの面上に点を生成し, 全ての点対における2点間のEuclid距離と面の法線の内積を使用する. 実験により検索結果を数値的に評価し, 本手法の有用性を示す.

Shape-Similarity Search of Three-Dimensional Models using a Rotation Invariant Shape Feature

¹Takahiro Minamitani, ²Tuyoshi Takei, ¹Ryutarou Ohbuchi

¹ Department of Computer Science and Media Engineering, University of Yamanashi,

² Graduate School of Engineering, University of Yamanashi

Abstract

Increasing popularity of 3D geometric models prompted interests in shape-similarity search of 3D models. Previously published 3D shape similarity comparison methods have such problems as sensitivity to topological and geometrical degeneracies, sensitivity to noise, and high computational cost. In this paper, we propose a new robust algorithm for shape similarity comparison of 3D polygonal-mesh models. Our method is highly tolerant of topological and geometrical degeneracies, does not require pose normalization, and has only modest computational cost. The evaluation experiment showed that the method significantly outperforms the D2 method proposed by Osada et al [1] with only minor increase in computational cost.

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.

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[1]は, 位置合わせが不要で, 剛体変換や鏡像変換, 座標値へのノイズ, 幾何要素の縮退等に影響されにくく, また計算の手間が小さい手法としては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AD2と呼び, 内積の絶対値を使用する手法をAD2absと呼ぶ. また, AD2, AD2abs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図を図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。

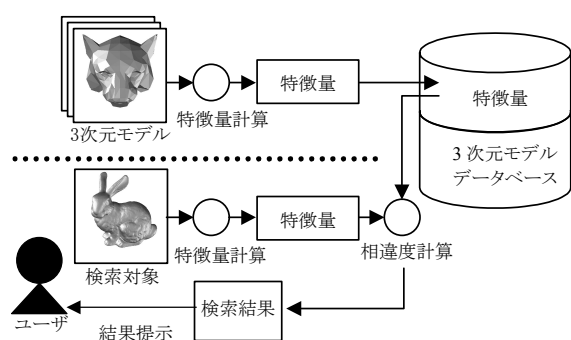


図1. 検索手法の概要図

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。

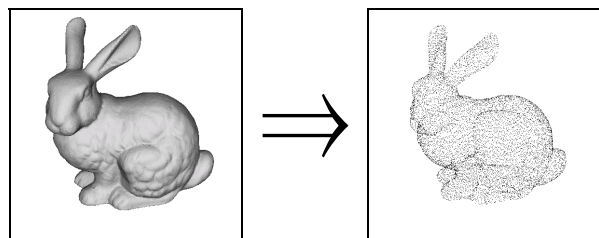


図2. ウサギの面上に生成した点

次に、生成された数値群からヒストグラムを作成する。衣嶋らの手法[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揃えて比較するためである。

3.2 AD2

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。

AD2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)。

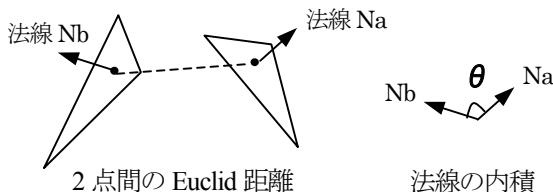


図3. 2点間の距離と面の法線の内積

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種類を試した。

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。

例として、図2に示すウサギの2次元ヒストグラムを図4(a)に示す。モデルには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。各領域の度数を白黒の濃度で表し、黒に近いほど度数が高いことを示している。

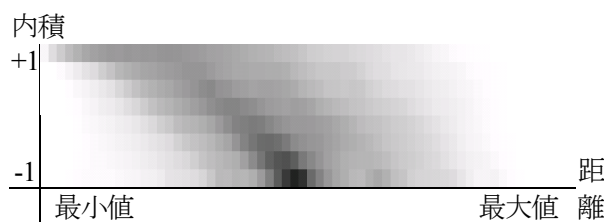


図4(a). AD2, 最大値による正規化

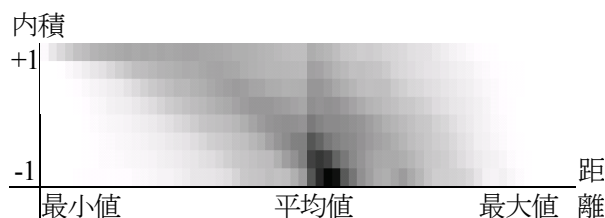


図4(b). AD2, 平均値による正規化

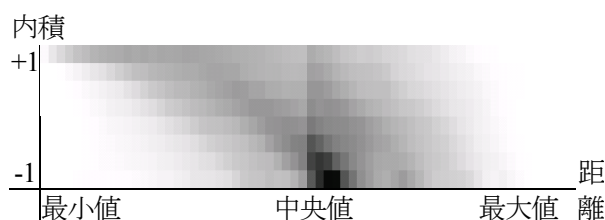


図4(c). AD2, 中央値による正規化

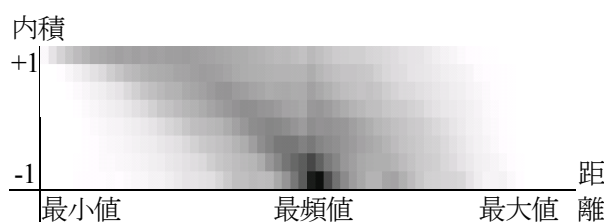


図4(d). AD2, 最頻値による正規化

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。

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、AD2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 AD2abs

本論文で対象としているポリゴンメッシュデータは、モデルの内側と外側の区別が出来ない。そのため、面が向き付けされていない3次元モデルが存在する。その場合、AD2を用いた検索では検索精度が落ちる可能性がある。そこで、AD2absでは内積の絶対値を使用し、内積の値を $[0,1]$ の範囲に狭めた。内積の絶対値を使用する以外はAD2と変わりはなく、同様に4種類の統計値を用いて2次元ヒストグラムを作成した。AD2absで作成されたヒストグラムは、AD2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に示すウサギのヒストグラムを、最大値で正規化した図を、図5に示す。モデルには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。

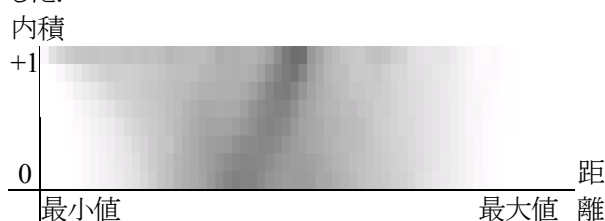


図5. AD2abs, 最大値による正規化

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。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

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。

$$D_{DPM}(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = g(\mathbf{X}_n, \mathbf{Y}_n) \quad (4)$$

$$g(\mathbf{X}_n, \mathbf{Y}_n) = \min \begin{bmatrix} g(\mathbf{X}_n, \mathbf{Y}_{n-1}) + \Delta g(\mathbf{X}_n, \mathbf{Y}_n) \\ g(\mathbf{X}_{n-1}, \mathbf{Y}_{n-1}) + 2\Delta g(\mathbf{X}_n, \mathbf{Y}_n) \\ g(\mathbf{X}_{n-1}, \mathbf{Y}_n) + \Delta g(\mathbf{X}_n, \mathbf{Y}_n) \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\Delta g(\mathbf{X}_i, \mathbf{Y}_j) = |i - j| \sqrt{\sum_{k=1}^{I_P} (x_{i,k} - y_{j,k})^2} \quad (6)$$

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。また, 実験には, 215個のVRMLを使用した。使用したマシンのスペックは, CPUがAthlon1900+, メモリが1.5GBである。

5.1 実験結果の評価方法

検索結果の精度を評価するために, 本研究では First Tier, Second Tier, Nearest Neighbor, 再現率, 適合率を尺度として用いた。

First Tier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)を示している。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。Second Tierは, 検索結果の上位 $2(k-1)$ 個から計算する。Nearest Neighbor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している。

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。

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, 図7ようになる。このグラフでは, 右上に近いほど検索の精度が高いことを示している。

本論文では, 215個のVRMLを42個のカテゴリに分割し, 評価を行った。ここで注意が必要なのは, 別のカテゴリを使用すれば, 異なる評価結果が得られることである。

5.2 パラメタの設定

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, AD2とAD2absの検索精度と処理時間を調べた。

AD2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。AD2abs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, First Tier, Second Tier, Nearest Neighborと処理時間で評価した。その結果, 表1に示すパラメタが精度と時間の両面から最も良いことがわかった。

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
AD2	1024	64	8
AD2abs	1024	64	4

5.3 提案手法の比較実験

本論文では, 特徴量計算の手法(AD2, AD2abs), 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ばよ。

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, AD2よりもAD2absの方が Nearest Neighborの値が高いことがわかる. 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, AD2absの方が短いことがわかる. 図6(a), 図6(b)では, 太枠で囲まれたマグカップの検索結果上位5個を示した. 少なくともこの例ではAD2よりもAD2absの検索性能が高い.

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AD2abs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AD2abs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
AD2	39%	51%	56%	0.84s
AD2abs	38%	51%	60%	0.70s

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

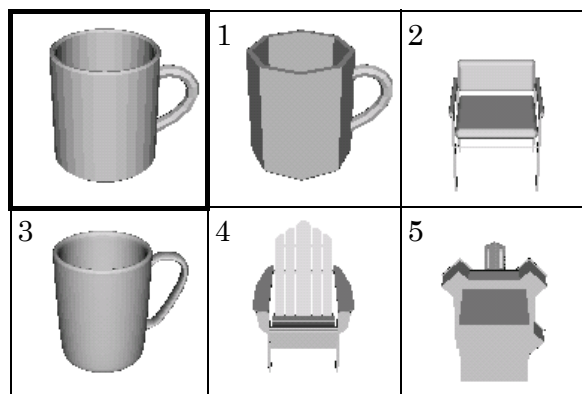


図6(a). AD2, 検索結果

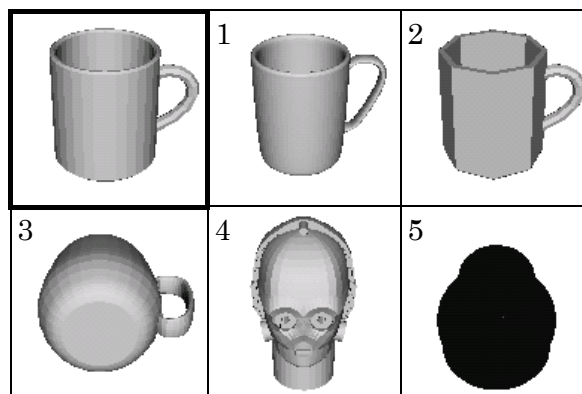


図6(b). AD2abs, 検索結果

5.4 他手法との比較実験

3.1で述べたD2と本手法との比較を行い, 以下のパラメタを用いて本手法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.

- (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) AD2のパラメタ: 生成点数1024, 距離区間数64, 内積区間数8で, 正規化には平均値を使用. 相違度計算ではL2ノルムを使用.
- (3) AD2abs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, AD2及びAD2absのFirst Tier, Second Tier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, AD2およびAD2abs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, AD2とAD2abs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, AD2で1.2倍, AD2abs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AD2及びAD2abs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。

検索例として、D2を使って多面体近似した球(太枠で囲んだ)を検索した結果の上位5つのモデルを示したのが図8である。AD2及びAD2absを用いた場合、面の近似が粗い3番と5番のモデルは上位5個に現れない。これは、AD2、AD2absがD2に比べて面の向きにより敏感なためである。

図9は、面の裏表を区別しないAD2absを用いてモンキースパナ(太枠で囲んだ)を検索した例である。この結果で1番目に現れたレンチは面の裏表が揃っていないため、裏表を区別するAD2で検索すると順位が落ち、3番目となった。

表5. D2, AD2, AD2abs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	33%	44%	47%	0.70s	0.41s
AD2	39%	51%	56%	0.84s	0.54s
AD2abs	38%	51%	60%	0.70s	0.54s

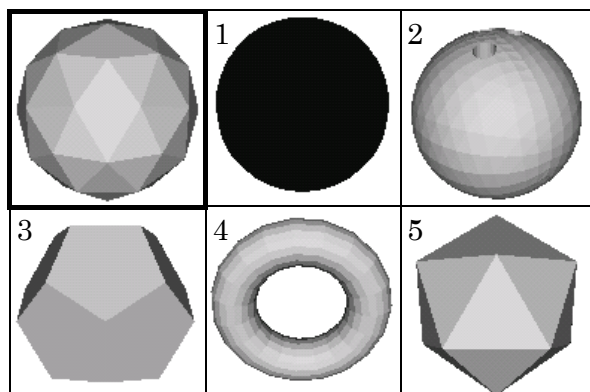


図8. D2を用いた検索結果

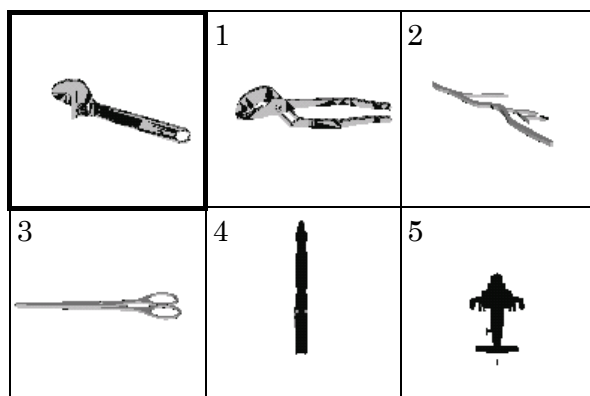


図9. AD2absを用いた検索結果

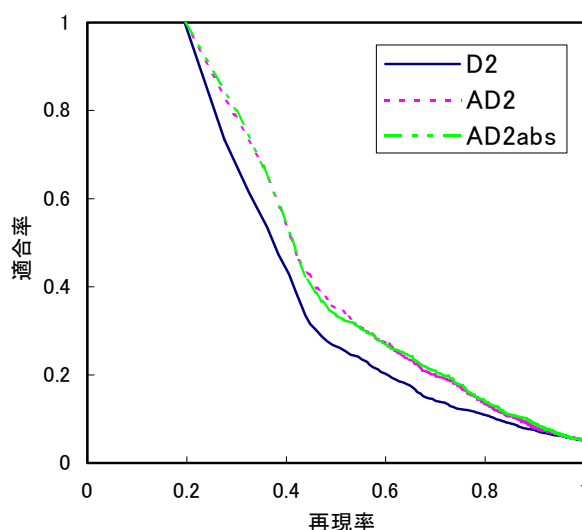


図7. 再現率と適合率のグラフ
 (AD2とAD2absはほぼ重なっている)

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、かつ同様の特性を持つこれまでの手法より検索性能の高い手法AD2とAD2absを提案した。AD2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、AD2abs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のが良いことがわかった。AD2、AD2abs、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。

7 参考文献

- [1] R. Osada, T. Funkhouser, B. Chazelle, D. Dlbkin: "Matching 3D Models with Shape Distributions", Proc. Int'l Conf. on Shape Modeling and Application 2001, pp. 154-166, Genova, Italy (May 2001).
- [2] 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).
- [3] 衣嶋 昌俊, 小田切 智, 大淵 竜太郎, 人間の感性に基づく 3 次元モデルの形状類似検索, 情報処理学会グラフィクスと CAD 研究会, Vol. 2002, No. 16 (2001-CG-106), pp. 25-30, 2001 年 2 月 21 日.