

多視点画像の比較による3次元形状類似比較手法の改善

秦 裕信¹, 堀内 明¹, 武井 毅¹, 陳 嘉敏¹, 大淵 竜太郎¹, 青野 雅樹²

¹山梨大学 〒400-8511 山梨県甲府市武田 4-3-11

²豊橋技術科学大学 〒441-8580 愛知県豊橋市天伯町雲雀ヶ丘 1-1

Mail: ¹ohbuchi@cs.yamanashi.ac.jp

あらまし 近年, 3D ゲームや3次元形状 CAD による機械設計などが広く普及し, 3次元モデルの数が爆発的に増加した. これにともない, 3次元モデルを対象とした形による類似検索の必要性が高まった. 中澤らは, 3次元形状を多数の視点からレンダリングして得られる多数の2次元画像を基に, 「見かけ」に基づいて3次元形状の比較を行う手法を提案した. 本論文では, 中澤らの手法の中の2物体の特徴量間の距離を計算する手法を改善し, 実験により, 本手法の形状類似検索性能が中澤らのそれより高いことを示す. また, 本論文では, 「多数の視点」の数や配置と3次元形状の類似比較能力との関係を実験的に評価した結果についても報告する.

キーワード 3次元形状モデリング, 内容による検索, データベース, ポリゴンスープモデル.

Improving shape-similarity search method for 3D shapes based on multi-view image comparison

Yushin Hata¹ Akira Horiuchi¹, Tsuyoshi Takei¹, Chan Carman¹, Ryutarou Ohbuchi¹, Masaki Aono²

¹University of Yamanashi, 4-3-11 Takeda, Kofu-shi, Yamanashi-ken, Japan

²Toyohashi University of Technology, 1-1 Hibirigaoka Tenpaku-Tyoushi Toyohashi-shi Aichi-ken, Japan

Mail: ¹ohbuchi@cs.yamanashi.ac.jp

Abstract The popularity of 3D shape models in 3D games, 3D mechanical CAD, and other applications lead to explosion in the number of 3D models, and to recent interest in 3D shape similarity search and retrieval. Previously, Nakazawa, et al reported a shape similarity comparison method that computes shape similarity by using a set of 2D images of a 3D shape taken from multiple viewpoints. This paper follows up on their work, presenting an improved distance computation method and a detailed evaluation of the influence of the numbers and positions of viewpoints to the shape comparison performance.

Keyword 3D geometric modeling, content based search and retrieval, database, polygon soup model.

1. はじめに

近年, コンピュータ技術の発展により, 3次元形状 CAD, 3Dゲーム, など多くの分野で3次元モデルが利用されるようになった. それに伴い, 3次元モデルの効率よい再利用などを目指し, 3次元モデルを対象とした形状類似検索の研究が注目されるようになった.

図 1.1 は, 形状類似検索システムの標準的処理の流れを図示したものである. システムはユーザから提示された検索要求と形状が類似したモデル複数個をデータベース中から検索し, 検索結果としてユーザに提示する. 相違度を求めるには, モデルからその形状特徴を抽出した特徴量を求め, 特徴量間の何らかの距離をモデル間の相違度とする. 検索システムは, 検索要求の特徴量とデータベース中のモデル

の特徴量の相違度を計算し, モデルを相違度の小さい順に並べ, 相違度の小さいモデルから順にユーザに提示する.

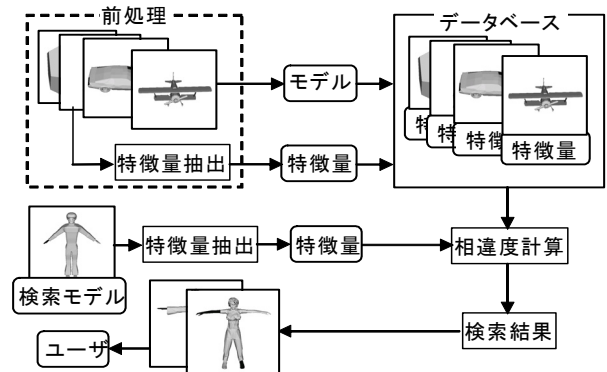


図 1.1 形状類似検索システムの概要

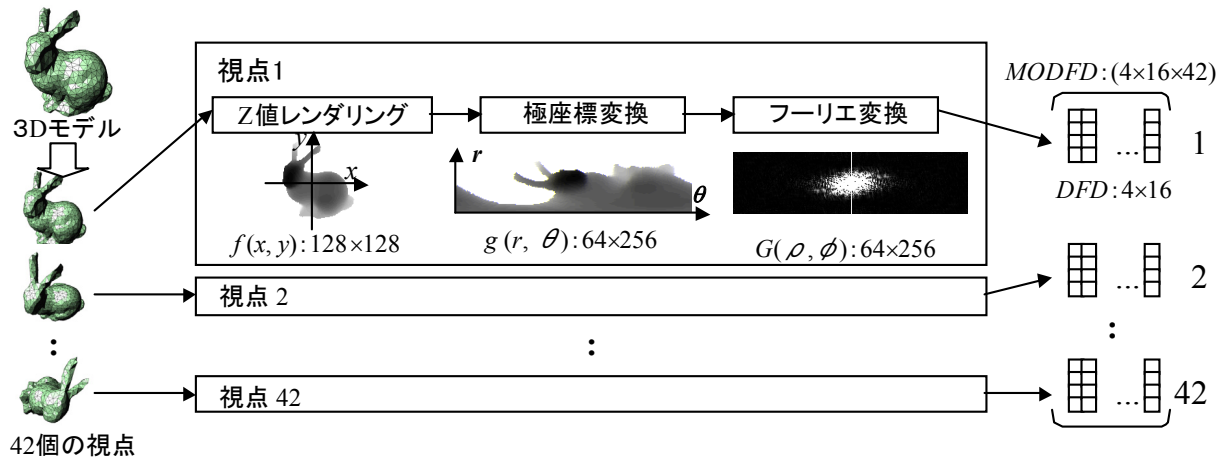


図2.1 MODFDの特徴量抽出の手順

これまでも、幾何形状に基づく特徴量([1~14])やモデルの位相に基づく特徴量([15~17])など、様々な3次元形状特徴量とそれぞれに対応する相違度計算手法が提案されている。特徴量とその相違度計算法を考える上で、(1) 扱える形状表現、と、(2) 相似変換普遍性を実現する方法、の2点が重要である。

3次元形状モデルの類似検索でまず問題となるのは、その形状表現の多様性である。ソリッドモデルのように中身が詰まっていたり体積や面の曲率を求めることができるモデルから、ポリゴンスープのように非連結な多面体、メッシュ、線の集合で定義されたモデルまで、様々な形状表現がある。中でもポリゴンスープモデルは、体積や曲率、あるいは多様体メッシュ形状の周波数解析などの数学的な後ろ盾を持つ形状解析手法の多くを適応できず、扱いにくい形状表現である。しかし、3次元CGで使用されるモデルやWebに存在するモデルの多くはVRML (Virtual Reality Modeling Language)に代表されるポリゴンスープモデルであり、ポリゴンスープを対象とした形状類似比較手法が必要である。例えば、曲率[12]や体積[2]を利用する手法や位相情報を用いる手法([15, 16, 17])は、幾何要素が単連結で無かったり、面の接続性が欠けていたりするポリゴンスープには適応できない。

3次元形状の比較では、殆どの場合、形状の相似変換に対して比較結果が不変であることを要求される。(たとえば、飛行機のモデルはX軸周りに30度回転し、Y軸正方向に0.5移動しても、同じ飛行機のモデルである。)特徴量を平行移動や回転に対し不変にするには、本質的に相似変換に対し不変な特徴量を使う方法(例えば[1, 7, 8, 11])、位置と大きさを正規化してから回転不変な特徴量を使う方法(例えば[1, 3, 18, 19, 20])、位置・向き・大きさ全てを正規化して比較する方法(例えば[1, 5, 6, 13])などがある。

最近ほぼ同時に提案された中澤らの手法([19, 20])とChenらの手法[18]の中心となるアイデアは、モデルの回転の3自由度のうち2つを有限個の視点で離散的に近似する

点である。これら2つの手法の特長は、モデルの形状表現にかかわらず、面を持つ物体の画像としてレンダリングが可能でさえあれば形状類似比較が可能、という点である。

中澤らの手法([19, 20])は、3次元モデルを、立体角でほぼ均等な間隔に配置した複数の視点(カメラ)からレンダリングし、視点から物体表面までの距離(z値)の2次元画像を生成する。生成された各z値画像に対し、2次元画像からその回転に不変な形状特徴を抽出するZhangらの手法[21]を適用し、DFD (Depth Fourier Descriptor) を抽出する。多視点のDFDをまとめたものが、中澤らの3次元形状特徴量MODFD (Multiple-Orientation Depth Fourier Descriptor) である。ChenらのLight Field Descriptorは、中澤らの手法同様に多視点の2次元画像を用いるが、(1) 画像として(z値画像ではなく)2値の輪郭画像を用いる点、および(2) 相違度計算の手法、が中澤らの手法と異なる。中澤やChenらの手法の最大の特長は、z値画像をレンダリングできる形状表現であればその形状比較が可能である点である。例えば、ポリゴンスープ、向き付き点群、幾何イメージ、などの3次元モデルの形状類似比較が可能である。

中澤らの手法では、著者らも述べているように、その距離計算の手法(本論文第2節参照)が不十分であった。例えば、ある方向からのz値画像がそっくりな1対の3次元モデルは、ほかの方向から見たz値画像が大きく異なっても、その距離が小さくなる。また、どの程度の数の視点があれば十分な形状類似比較性能が得られるのか、という、視点数と検索性能の関係についての十分な評価がなされていなかった。本論文の主な貢献は以下のとおりである。

- (1) 中澤らのMODFD特徴量間の距離を計算するよりよい手法を提案し、実験的に評価した。その結果、我々の相違度計算手法のほうがより高い検索性を与えることを示した。
- (2) 中澤らの手法の基本アイデアである多視点画像による比較について、視点の数(と位置)が検索性能に与える影響について実験的評価を行った。

以下、次節で中澤らの先行手法の概略とその問題点について述べ、3節で

2. 中澤らの先行手法

本章では、中澤らの用いた特徴量抽出と相違度計算について説明と、それぞれの問題点について述べる。

2.1 特徴量抽出

特徴量の抽出の手順を図 2.1 に示す。MODFD の特徴量は、正 20 面体に対して Loop 細分割を行った 80 面体の頂点である 42 個の点を視点として、原点の方向に平行投影で 3 次元モデルをレンダリングし、42 枚の 128×128 画素の z 値画像 $f(x, y)$ を得る。 z 値画像の画素は、 $[0, 1]$ の値をとり、視点から 3 次元モデルの面までの距離が近いほど小さい値をとり、背景は 1 の値をとる。

形状の特徴である特徴量を抽出する際に問題となるのが 3 次元モデルのもつ相似変換に対する自由度である。自由度には、位置、大きさ、回転があるが、これらに変化しても 3 次元モデルの形状は変化していないため、形状の特徴を表す特徴量は不変でなくてはならない。中澤らの手法の中心となるアイデアは、有限個の視点で回転の自由度 3 つのうち 2 つを近似し、得られた複数の 2 次元画像の比較により形状自由度を算出する、というものである。

まず、モデルの位置と大きさは正規化を行う。モデルの位置については、座標 G が座標原点くるよう平行移動を行う。座標 G は、3 次元モデルの全頂点に対して、モデルの座標系で X, Y, Z 軸の最小値、最大値を求めた中間値である。モデルの大きさは、 G から原点から最も離れている頂点までの距離が 1 になるように正規化する。回転方向であるが、3 つの自由度のうち 2 つを立体角の離散的サンプリングで、残りの 1 つを 2 次元面内での回転に不変な 2 次元画像特徴量[Zhang02]を用いることで、解決する。つまり、ある 3 次元モデルをスクリーン中央に置き、モデリング座標の X 軸正方向がスクリーン上水平方向右、 Y 軸正方向がスクリーン上垂直上、 Z 軸正方向がスクリーンから表に飛び出る方向、とする。このとき、 X 軸周りの回転 (pitch) および Y 軸周りの回転 (yaw) は離散的サンプリングで、 Z 軸周りの回転 (roll) は 2 次元面内での回転に不変な 2 次元画像特徴量[Zhang02]を用いることで解決する。

中澤らは、正 20 面体を 4:1 細分割して生成した 80 面体の各頂点に合計 42 個の視点を、原点を視方向として配置し、42 個の画像を生成して形状比較に用いた。これら 42 個の視点は pitch と yaw の角度の空間で等間隔に配置されている。ただ、なぜ 42 個の視点が望ましいのかについて、中澤らの論文[19, 20]は何も触れていない。より少ない視点で同一の検索性能が得られれば、計算量と特徴量の格納コストを減らすことができる。逆に、より多くの視点を用いることで検索性能が向上するかもしれない。

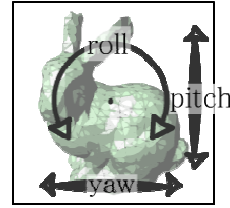


図 2.2 視点に対する 3 次元モデルの回転

DFD では、128×128 画素の z 値画像 $f(x, y)$ をレンダリングし、これに対して極座標変換を行って 64×256 画素の画像 $g(r, \theta)$ を作成する。ついで、平行移動不変性の性質を持つフーリエ変換を行って 64×256 個の値からなる振幅スペクトル $G(r, \theta)$ を得る。

$$G(\rho, \phi) = \frac{1}{RT} \sum_r \sum_\theta g(r, \theta) \exp \left[j2\pi \left(\frac{r}{R} \rho + \frac{\theta}{T} \phi \right) \right] \quad (2.1)$$

ここで、 $0 \leq \theta < T = 256$, $0 \leq r < R = 64$ で、 ρ と ϕ はそれぞれ R と T に対応する周波数成分である。

得られた振幅スペクトルは、低周波成分に大きな値が集中するため、低周波成分から 4×16 の値を DFD として抽出する。DFD の大きさ 4×16 は Zhang らの論文[21]で使われていたものに従った。MODFD はこの DFD を全ての視点で取得し特徴量とする。

2.2 相違度計算

相違度とは、2 つの 3 次元モデルの形状が、どのくらい違うかを表す値であり、2 つの特徴量を、特徴量に合った計算方法で比較し相違度を求めなくてはならない。

中澤らの行った MODFD の相違度計算は、まず 2 つの 3 次元モデルを X, Y としたとき、 X の MODFD に含まれる DFD の X_i を基準にして、 Y の MODFD に含まれる 42 個全ての DFD に対して差の絶対値 d をとり、その中から最小値を求め d_{min} とする。そして、 X の 42 個全ての DFD からの d_{min} を平均し、相違度 D を求めている。

p を視点の数、 q を DFD の要素数、モデル X, Y の DFD をそれぞれ $X_{i,j}, Y_{i,j}$, $i=1,2,\dots,p=42$, $j=1,2,\dots,q=4 \times 16$ としたとき、相違度 $D(X, Y)$ は以下の式になる。

$$d(X_i, Y_k) = \sum_{j=1}^{4 \times 16} |X_{i,j} - Y_{k,j}|$$

$$d_{min}(X_i, Y) = \min_{1 \leq k \leq 42} (d(X_i, Y_k))$$

$$D(X, Y) = \frac{1}{42} \sum_{i=1}^{42} (d_{min}(X_i, Y)) \quad (2.2)$$

しかし、このような MODFD の相違度計算では、球と円柱を比較する場合、表 2.1 のように、球の視点が基準となり、全ての視点での形は円であるために、円柱との d の最小値は、球と、これと類似する円柱の底面の円盤との比較になる。

そのため、円柱の側面からみた画像は矩形であるにもかかわらず、球と円柱の相違度が必要以上に小さくなるという問題が起きる。

この問題は、表 2.1 のように円である円柱の底面の DFD が重複して選択されないようにすることで解決できる。

しかし、単に DFD が重複して選択されないように d の最小値を合計していき平均するだけでは、この問題は解決できない。それは、ある d を使用すると、同じ DFD を選択している d は使用できなくなる関係がある。そのため、最小値の d を使用する方法では、使用できなくなる d の値を考慮していないため、表 2.2 のように、大きな値を持つ d を使用してしまう可能性がある。

表 2.1 球と円柱での各視点の相違度








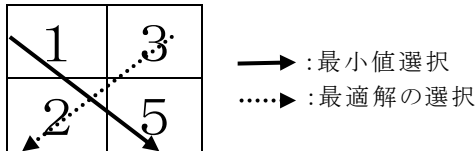
円柱				...	
球					
	最小	-	-	...	-
	最小	-	-	...	-
:	:	:	:	:	:
	最小	-	-	...	-

表 2.2 最小値選択では問題のある例



2.3 中澤手法の問題点と本論文の貢献

まとめると、先行研究の論文[19, 20]で述べられている中澤らの手法には以下のような問題がある。まず、特徴抽出において、視点の数と位置、レンダリングする画像の大きさ、DFD として使用するフーリエ係数の数、など各種のパラメタがあるが、これらの一部について十分な評価が行われていない。例えば、DFD として使用するフーリエ係数の数については、Zhang らが評価を行っており、中澤らはこれをそのまま使用した。しかし、手法の中心的アイデアである多視点画像生成における視点の数についての評価がまったく無い。また、前節で述べたように、MODFD 特徴量間の距離計算の手法に問題がある。例えば、ある特定方向の z 値画像が類似する1つの形状は、それ以外の方向からの z 値画像が大きく異なっても相違度が小さくなってしまふ。

また、実験手法について、データベース中の 3 次元モデルの向きがそろっているのではないかと、という疑問もある。人

間形状モデリングシステムでモデルを生成する際、いずれかの座標軸にモデルの主軸を合わせてしまうことが多い。2つの回転軸を離散的にサンプルする中澤らの手法[19-20]および Chen らの手法[18]の場合、向きが座標軸にそろったデータベースを使うと、不自然に高い性能が出る可能性がある。

これらの問題点を踏まえ、本論分では、以下の 2 点について改善案の提案と評価手法の改善を行い、その結果を報告する。

- (1) 新たな MODFD 間の距離計算手法を提案し、その検索性能を実験的に評価する。
- (2) 各種パラメタの中で最も重要と思われる多視点画像生成時の視点の数と検索性能の関係について実験的評価を行う。
- (3) 上記 2 点を評価する際、データベース中のモデルの向きをランダムに変えた場合の性能も評価する。

3. 先行手法の改善

改善の対象とする中澤らの手法は、視点数と検索性能の検証と、相違度計算に問題があった。本章では、中澤らの手法の改善として、視点数と検索性能との関係を考察と、選択コストによる相違度計算について述べる。

3.1 視点数と検索性能の関係の評価

中澤らの手法は、視点を多数に、視点の位置を原点からの距離、視点間の間隔のそれぞれを等しくし、3次元モデルの自由度である pitch と yaw の変化を、多数の視点から得られる DFD で補間していた。しかし、視点数が十分に多くなければ、視点間の間隔が大きくなるため、pitch と yaw の変化に、MODFD が対応できなくなると考えられる。また、視点数を多くすることにより、pitch と yaw の変化には対応できるが、MODFD のサイズが大きくなり、特徴量抽出や相違度計算にかかる計算時間が増えてしまう問題がある。

この視点の配置に、正多面体の面、又は頂点を用いると、視点の配置が原点からの距離が等しく、視点の間隔が等間隔になり、都合が良い。視点数は、正多面体 4, 6, 8, 12, 20 面体の面の中心に視点を配置した 4, 6, 8, 12, 20 個が考えられる。また、MODFD で用いている 42 個の視点数より多くするために、MODFD で用いられた 80 面体の、面の中心に視点を配置した、80 個の視点数が考えられる。

これらの視点数を用いて、実験を行い、視点数と検索性能との関係の評価する。

3.2 相違度計算手法の改善

本節では、2.2 節で述べた DFD の重複不可選択の解決方法として、選択コストを用いた相違度計算を提案する。選択コストとは、ある DFD を選択後に、選択できる DFD と選

択できなくなる DFD を用いた d への影響をコストとして計算した値である。 d とは、DFD の差の絶対値である。

・ 選択コストの生成と特徴

選択コストの生成は、まず 2 つのモデルでの全ての d を差分行列 S として格納する。この差分行列 S の要素である d は図 3.1 のように、2 つの DFD を元に計算される。そのため、DFD の重複不可選択では、ある d の使用に対して、選択された d と 差分行列 S の同じ行または同じ列にある d は、選択できなくなる。

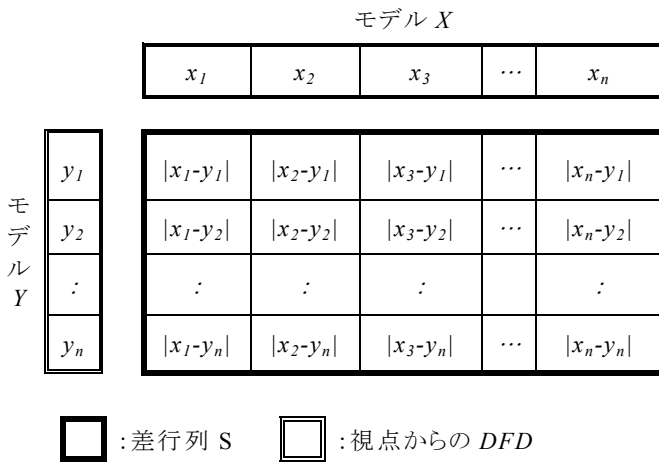


図 3.1: 視点と差分行列 S の関係

この DFD と差分行列 S の関係から、選択できない d が大きい値で、選択できる d が小さい値であれば、 d の平均を小さくできるので、選択後の影響が小さい d であると考えられる。これにより、選択コストは、値が小さいほど影響が小さいと定義し、差分行列 S に対して 3.1 式を用いて、選択コスト行列 C を計算する。

$$C_{ij} = (X-1)^2 S_{ij} - (X-1) \sum_{l=1, l \neq i}^X S_{lj} - (X-1) \sum_{j=1, j \neq j}^X S_{ij} + \sum_{l=1, l \neq i}^X \sum_{j=1, j \neq j}^X S_{lj} \quad (3.1)$$

ここで、 X は差分行列の行と列の長さ、 C_{ij} は選択コスト行列の要素、また S_{ij} は差分行列の要素である。3.1 式から得る選択コスト行列 C には 3 つの特徴がある。

- (1) 差分行列 S の全ての要素が均等に使われているため、コスト行列 C の全ての要素を合計すると 0 になる。
- (2) 差分行列 S の全ての要素が、コスト行列 C の 1 要素の値に反映されている。
- (3) 差分行列 S の行と列を入れ替えても同値になるため、モデル間の比較に交換律が成り立つ。

・ 選択コストによる重複不可選択

選択コスト行列 C の最小値を持つ要素から順に、同じ行

と列に所属する要素を取らないように差分行列 S の d を選択する。これにより、最小値による DFD の重複不可選択よりも、全ての視点対が考慮されているため、 d の平均が高い確率で最適解が得られると考えられる。

4. 実験と結果

4.1 実験手法

実験では、我々の研究室で収集した著作権フリーのモデルからなるデータベースを使用した(表 4.1)。3 次元モデルは、一般的に X, Y, Z 軸などのなんらかの基準で作成されるため、そのまま特徴量を計算したのでは、回転がある程度正規化されている可能性があると考えた。そこで、実験として形状類似検索システムに、我々が用意した表 4.1 のようなデータベースと、表 4.1 のデータベースに含まれる 3 次元モデルに対して回転ノイズとして、ランダムに X, Y, Z 軸に $0 \sim 359^\circ$ 回転させたデータベースを用意した。以後、回転ノイズを付加したデータベースを用いた場合には、「ノイズ有」と表記する。

表 4.1 実験に使用したデータベース

モデル数	1213 個
形状表現	VRML
カテゴリ数	35 個*
カテゴリの例	車, 飛行機, うさぎ, いす, 机

* うち 1 個が other カテゴリで、どのカテゴリにも属さないモデルを含んでいる。

視点数と検索性能を見るため、MODFD 特徴量の視点数を 4, 12, 42, 80 個の 4 つに変えて検索性能を評価した。それぞれの視点数について 2 つの相違度計算手法、つまり、中澤らの手法と今回提案した選択コストを用いた方法を比較した。

検索性能を評価する実験では、other カテゴリに含まれないモデルを検索キーとした検索を行う。(検索結果に現れたモデルが other カテゴリの場合は検索は失敗とする。) 件 s 無く性能を数値化するための指標としては、FT(First Tier), ST(second Tier), NN(nearest Neighbor), および再現率 (recall), 適合率 (precision) を用いた。FT, ST, NN, 再現率 R , 適合率 P は次の式で表される。以下の式で、 $Ans(n)$ は検索結果の上位 n 個に含む検索キーと同じカテゴリに属するモデル数を、 $AnsN(n)$ は検索キーを除外した検索結果での $Ans(n)$ を、 Ctg は検索キーが属するカテゴリが含むモデルの数を、また i は $1 \sim$ データベースに含まれる全モデル数である。

$$FT = \frac{AnsN(Ctg-1)}{Ctg-1} \times 100[\%]$$

$$ST = \frac{AnsN(2(Ctg-1))}{Ctg-1} \times 100[\%]$$

$$NN = AnsN(1) \times 100[\%]$$

FT, ST, NN は高いほど性能がよい。このほか、再現率 R_i と適合率 P_i のグラフも評価に用いた。

$$R_i = \frac{Ans(i)}{Ctg}, \quad P_i = \frac{Ans(i)}{i}$$

4.2 結果

まず、実験の各パラメータによる検索性能を FT, ST, NN で表した表 4.2 の(a)と(b), (c)と(d)を比べると、選択コストを用いた相違度計算が、実験で行った全ての頂点でオリジナルの相違度計算に比べて高い値が出ていることから、選択コストを用いた相違度計算が有用であることがわかる。

表 4.2 相違度計算の手法による FT, ST, NN の変化

(a) 中澤らの手法

視点数[個]	FT	ST	NN
4	17.89	27.21	39.37
12	18.28	27.16	39.84
42	20.21	29.53	40.07
80	21.66	31.16	41.35

(b) 選択コストを用いた手法

視点数[個]	FT	ST	NN
4	23.43	33.73	47.27
12	25.42	35.33	49.13
42	28.26	39.12	51.22
80	28.24	38.80	51.80

(c) 中澤らの手法 ノイズ有

視点数[個]	FT	ST	NN
4	15.44	24.53	28.11
12	15.85	25.26	26.13
42	18.02	27.85	31.59
80	18.63	28.64	33.33

(d) 選択コストを用いた手法 ノイズ有

視点数[個]	FT	ST	NN
4	20.44	30.27	38.44
12	25.11	35.38	42.51
42	27.56	38.52	49.48
80	28.53	39.03	50.87

また、回転ノイズの影響を表 4.2 の(a)と(c), (b)と(d)で比べると、ノイズを加えた3次元モデルでは検索性能が低下している。このことから、元々の3次元モデルには何らかの基準で回転が正規化されていることがわかる。さらに、選択コストを用いた相違度計算では、視点を増やすにしたがって性能の差が小さくなっていることから、回転の自由度である *pitch* と *yaw* に対して、選択コストを用いた相違度計算は有効であることがわかる。

以上の実験結果から有用である選択コストを用いた相違度計算を対象に、視点数による検索性能の変化を再現率・適合率曲線として図にすると(図 4.1)、4, 12, 48 個の視点数による検索性能の差に比べて、42, 80 個の視点数による検索性能の差が小さいことがわかる。この検索性能の差から、80 個の視点数で、十分に自由度を補完していると考えられる。

また、相違度計算の計算量を実験的に調べた。この結果、特徴量抽出と選択コストを用いた相違度計算の計算量のオーダーは、それぞれ $O(n)$ と $O(n^3)$ であった。

この視点数に関する実験結果より、計算量を考慮すると、視点数により計算量は大きく変化し、視点数が 42 個と 80 個の検索性能があまり変化しないことから、視点数は 42 個で十分である。また、計算量を考慮しない場合では、視点数を増やすため、80 面体にさらに *Loop* 細分割を行い 320 面体で視点を配置しても視点数が大きくなるにも関わらず、あまり計算性能は向上しないと考えられるため、80 個で十分であると考えられる。

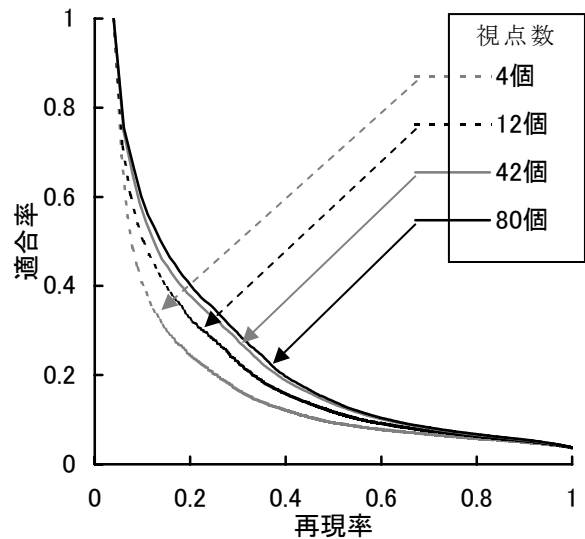


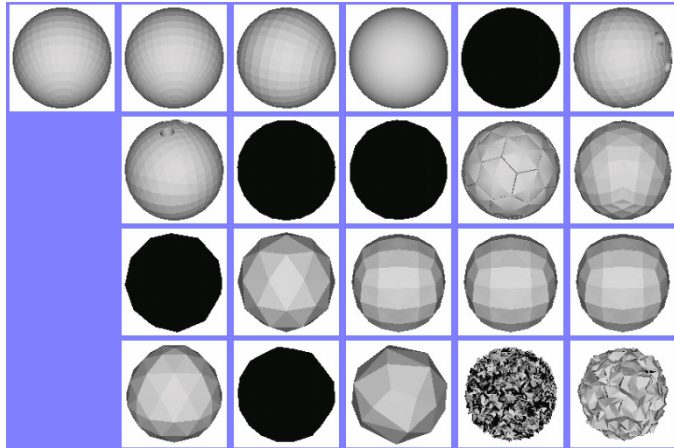
図 4.1 選択コストを用いた相違度計算での、視点数と検索性能の関係

図 4.2 に、相違度計算の手法による似検索システムの検索結果を示す。左上のモデルが検索キー、右へ順に検索結果 1~20 位までのモデルである。図 4.2 の(a)(b)から、2.2 節で示した中澤らの相違度計算では、球の検索キーに対して、円柱のモデルが検索結果として提示されてしまう問題

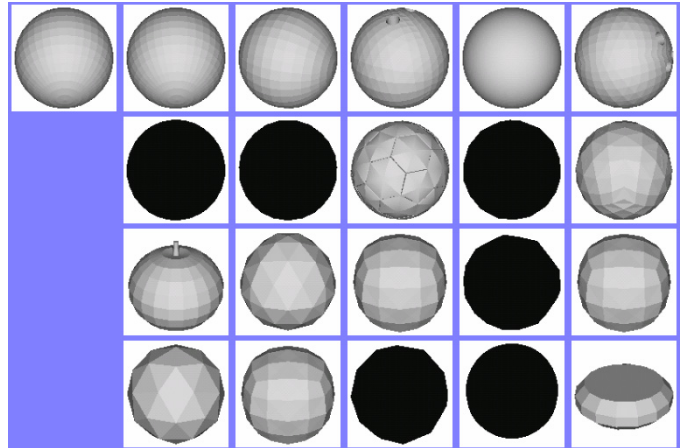
があったのに対して、選択コストを用いた相違度計算では、その問題が解消されていることがわかる。

図 4.2 の(c)(d)選択コストを用いた相違度計算により検索結果の改善が見られた例である。大多数のカテゴリにおい

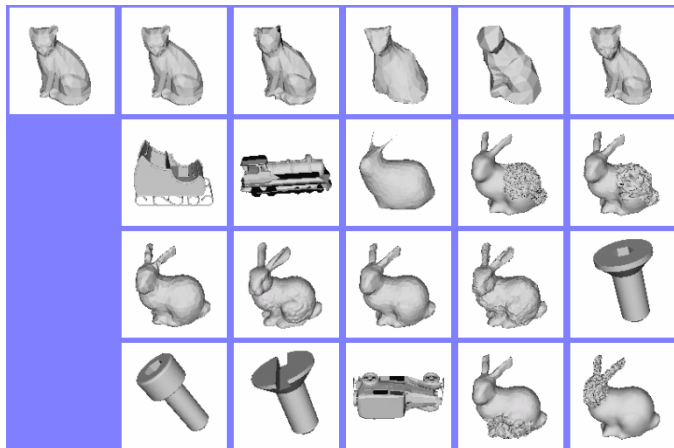
て、このような改善が見られた結果、表 4.2 や図 4.1 に示すように数値的性能指標が向上した。しかし、検索モデルとそのカテゴリによっては(e)(f)のように検索結果の劣化がみられる場合もある。



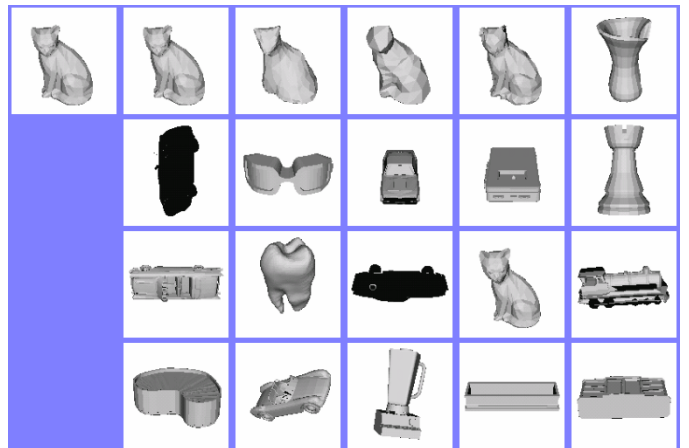
(a) 選択コストを用いた手法 [検索キー:Ball]



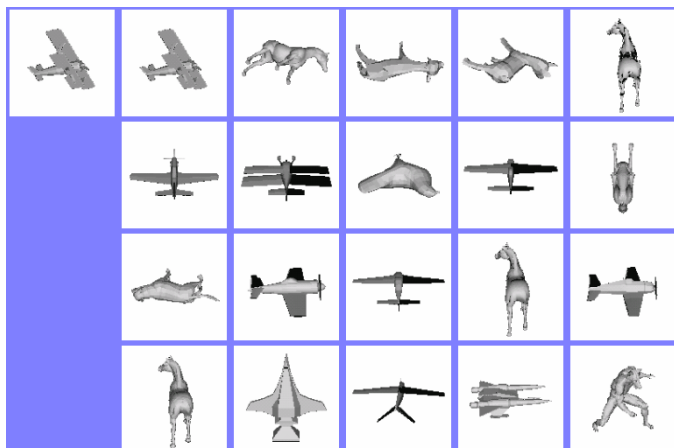
(b) 中澤らの手法 [検索キー:Ball]



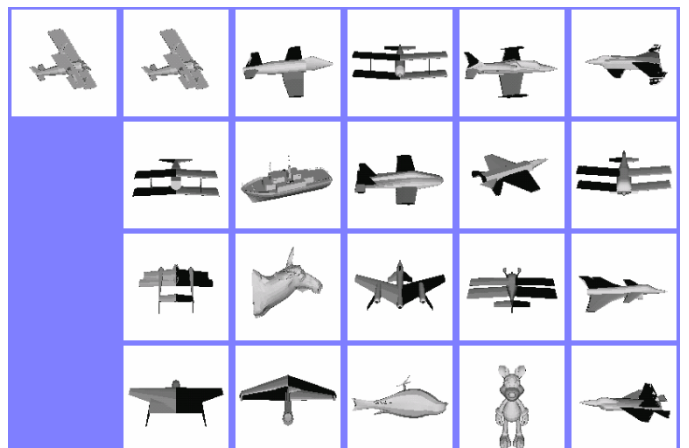
(c) 選択コストを用いた手法 [検索キー:Cat]



(d) 中澤らの手法 [検索キー:Cat]



(e) 選択コストを用いた手法 [検索キー:Plane]



(f) 中澤らの手法 [検索キー:Plane]

図 4.2 相違度計算手法の違いと検索結果の変化。

5. まとめと今後の課題

本論文では、*MODFD* の設定値と相違度計算の問題を挙げ、設定値の視点数と検索性能の関係と、選択コストによる相違度計算の改良を述べ、実験により計算量と検索性能から十分であると考えられる視点数と、選択コストを用いた相違度計算が有用であることを示した。

今後の課題としては、*MODFD* と他の多視点画像の比較による3次元形状比較手法の比較を行うことで、*MODFD* の問題点を見つけ、さらに改善さ出来ると考えられる。または、多視点から取得する2次元画像の種類や、画像の特徴量への変換手法の変更により、*MODFD* とは違う新しい多視点画像の比較による3次元形状類似比較の手法について検討したい。

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。

参考文献

- [1] 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)*, Hong Kong, China, July 1999.
- [2] J. Corney, H. Rea, D. Clark, J. Pritchard, M. Breaks, R. MacLeod. Coarse Filters for Shape Matching, *IEEE Computer Graphics and Applications* 2002, pp. 65-74.
- [3] 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).
- [4] S. Mukai, S. Furukawa, M. Kuroda, An Algorithm for Deciding Similarities of 3-D Objects, Proc. *ACM Symposium on Solid Modeling and Applications* 2002, Saarbrücken, Germany, June 2002.
- [5] 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.
- [6] M. Novotni, R. Klein, 3D Zernike Descriptors for Content Based Shape Retrieval, *SM'03*, June 16-20, 2003, Seattle, Washington, USA.
- [7] Ryutarou Ohbuchi, Takahiro Minamitani, Tsuyoshi Takei, Shape Similarity Search of 3D Models by using Enhanced Shape Functions, Proc. *Theory and Practice in Computer Graphics* 2003, June, 2003, Birmingham, U.K.
- [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, Ottawa, Canada, May 12-15, 1997.
- [10] 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*, Cannes, France, pp. 293-298, October 2001.
- [11] E. Wahl, U. Hillenbrand, G. Hirzinger. Surflet-Pair-Relation Histograms: A Statistical 3D-Shape Representation for Rapid Classification, Proceedings of the *Fourth International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling* (3DIM 2003).
- [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*, Lausanne, Switzerland, August, 2002.
- [14] 小田切智, 衣鳩昌俊, 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, Vol. 56, No. 10, pp. 48-56, 2002年10月.
- [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, Los Angeles, USA. 2001.
- [16] D. McWherter, M. Peabody, W. C. Regli, A. Shokoufandeh, Transformation Invariant Shape Similarity Comparison of Solid, *2001 ASME Design Engineering Technical Conferences & Computers and Information in Engineering Conference* September 9-12, 2001, Pittsburgh, Pennsylvania.
- [17] W. Regli, V. Cicirello, Managing Digital Libraries for Computer-Aided Design, *Computer Aided Design*, pp. 110-132, Vol. 32, No. 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] Ryutarou Ohbuchi, Masatoshi Nakazawa, Tsuyoshi Takei, Retrieving 3D Shapes Based On Their Appearance, accepted for the Proc. *5th ACM SIGMM Workshop on Multimedia Information Retrieval (MIR 2003)*, Berkeley, California, USA, November 2003.
- [20] 中澤 昌俊, 武井 毅, 南谷高宏, 大淵竜太郎, 見掛けに基づく特徴量を用いた3次元形状の形状類似検索, 情報処理学会 第65回全国大会, 5T5B-4 (特別トラック(5), マイニングとサーチング), 2003年3月.
- [21] D. S. Zhang, G.Lu, Shape-based image retrieval using generic Fourier descriptor, *Signal Processing: Image Communication*, 17(10), pp. 825-848, November 2002.