

## 多様体ランキングを用いた三次元物体の形状類似検索

立 間 淳 司<sup>†1</sup> 青 野 雅 樹<sup>†1</sup>

本論文では、多様体ランキングを用いた検索精度の高い三次元物体の形状類似検索を提案する。三次元物体の形状類似検索の研究は、様々な分野での三次元物体の利用の増加とともに、さかに行われるようになってきた。これまでの三次元物体の形状類似検索の研究とは異なり、特徴量計算の工夫だけでなく、適合フィードバックや多様体学習を組み合わせることで、高い検索精度を得る研究が現れてきた。我々は、独自に考案した複合特徴量に、多様体ランキングによる特徴空間の解析を組み合わせることで、高い検索精度を得ることを考えた。複数のベンチマークを用いた比較実験の結果、本手法が、検索対象データベースの分野にかかわらず、高い検索精度を得られることを確認した。

### 3D Shape Retrieval Using Manifold Ranking

ATSUSHI TATSUMA<sup>†1</sup> and MASAKI AONO<sup>†1</sup>

We propose a new 3D shape retrieval method using ranking on data manifolds. This manifold ranking method takes advantage of the assumption that the ranking represented by a vector in Euclidean space has the intrinsic manifold structure, where the structure is represented by a weighted network in the algorithm. We have successfully applied the manifold ranking to 3D shape retrieval, and achieved significantly high retrieval performance over previously known methods in terms of recall and precision.

#### 1. はじめに

近年、多量の三次元物体データベースが、映画、医療、建築、製造業などの幅広い分野において利用されている。それとともに、三次元物体の形状類似検索に関する研究が増えて

きているが、いまだ検索精度は十分であるとはいえない。本論文では、検索結果のランキングが、固有の多様体構造を持つことに注目した、多様体ランキングを用いて、三次元物体の形状類似検索における検索精度の向上を実現した。

多様体ランキング<sup>27)</sup>は、ユークリッド空間で、対象とするデータ集合を固有の多様体空間上でランキングすることで、高精度な検索を達成する手法である。多様体ランキングでは、まず、検索質問を含むすべてのデータ点間の距離を計算し、データ点を頂点、距離を重みとして連結グラフを求める。次に、グラフの関係から、検索質問に近いものを反復アルゴリズムにより求める。最後に、求めた順位得点が大いものほど、検索質問と高い関連があるとして並べ替えることで検索結果を得る。

三次元物体の形状類似検索では、三次元物体の形状的特徴をとらえた特徴量を定義し、その特徴量間の相違度を計算することで検索を行う。我々の考案した特徴量は、複数の種類のフーリエスペクトルによる特徴量を組み合わせた、Multi-Fourier Spectra Descriptor (MFSD) 特徴量とよぶ複合特徴量である<sup>28)</sup>。我々は、MFSD 特徴量の相違度計算に、多様体ランキングを適用することで、高い検索精度を得られるのではないかと考え、多様体ランキングと MFSD 特徴量を組み合わせた形状類似検索システムを開発した。複数のベンチマークによる実験から、多様体ランキングを用いた提案手法が有効であるという結果を得た。我々が知る限り、多様体ランキングを二次元画像の内容検索に応用した例はあるが、三次元物体の形状類似検索に応用した例はまだない。

#### 2. 関連研究

三次元物体の形状類似検索の研究では、その多くが三次元物体の特徴量の計算方法に重きを置く。特徴量が正しく三次元物体の特徴をとらえているかが、検索精度に大きく影響するためである。特徴量の計算手法には、三次元物体をボクセル化し、立体的な特徴を解析するもの<sup>11),15)</sup>、形状的特徴をヒストグラムで表現するもの<sup>18)</sup>、二次元画像をレンダリングし計算するもの<sup>4),22)</sup>、三次元物体の接続情報をもとに位相幾何学的な特徴を用いるもの<sup>9)</sup> などがある。また、別種類の特徴量を複数組み合わせた手法が、高い検索精度を得ている<sup>1),2),21)</sup>。これは、とらえられる形状的特徴が異なる特徴量を複数組み合わせることで、様々な形状の三次元物体に対応できるためである。しかしながら、特徴量の計算手法を工夫するのみでは、得られる検索精度に限界やデータベースの分野に対する依存がある。

近年、既存の特徴量に対し、次元削減などの後処理を加えることで、検索精度を向上させる研究がいくつか存在する。Ohbuchi らは、教師なし多様体学習により、高次元の特徴量

<sup>†1</sup> 豊橋技術科学大学

Toyohashi University of Technology

を低次元多様体上に射影することで、距離計算を改善する手法を提案した<sup>16)</sup>。これは、二次元画像の内容検索の分野において He らが提案した手法<sup>8)</sup>を、三次元物体の形状類似検索に適応したものである。He らの手法は、高次元の特徴量が多様体を構成していると仮定し、これを教師なし多様体学習により推定する。学習により多様体が推定されると、特徴量を低次元多様体上に射影し、多様体上の測地線距離によって特徴量間の距離を求める。Ohbuchi らは、さらに、三次元物体が形状ごとに分類されたデータベースを用いて教師あり学習による次元削減を加え、検索精度の向上に成功している<sup>17)</sup>。また、Leifman らは、Kernel Principal Component Analysis を用いて非線形次元削減した特徴量に、教師あり学習による適合フィードバックを加える手法を提案した<sup>12)</sup>。Leifman らは、実行速度の高速化を目的に非線形次元削減を行ったが、結果として、非線形次元削減を行った特徴量のみでも検索精度の向上がみられた。このように、特徴空間が多様体構造をなすと仮定し解析する手法が、検索精度の向上に成功している。

Zhou らにより提案された多様体ランキングは、特徴空間が多様体構造をなすと仮定し解析する手法である。ただし、低次元多様体への次元削減は行わない。Zhou らは、手書きの数字の画像を用いた実験で、多様体ランキングの画像検索への有効性を示している。また、二次元画像の内容検索の分野では、多様体ランキングを適合フィードバックに応用した手法が提案されている<sup>6),7)</sup>。

本論文で、我々は、様々な形状の三次元物体に対応できる複合特徴量と、多様体ランキングを組み合わせることで、検索対象データベースの分野に依存しない、高い検索精度を得られる三次元物体の形状類似検索手法を提案する。

### 3. 形状類似検索システム概観

図1は、我々が提案する三次元物体の形状類似検索手法の流れを示したものである。通常の類似検索システムと最も異なるのは、「多様体ランキング」処理が含まれる点である。提案手法では、検索質問の三次元物体を与えられると、我々の考案した MFSD 特徴量を計算する。計算された検索質問の特徴量と、あらかじめ計算しておいた検索対象データベース内の全特徴量との距離（相違度）を求める。そして、求めた全特徴量間の相違度に対し、多様体ランキングを適用し、特徴量の持つ固有の多様体空間での最適な順位得点を得る。最後に、得られた最終的な順位得点に基づき、検索対象データベース内の三次元物体を並べ替え、検索結果として提示する。

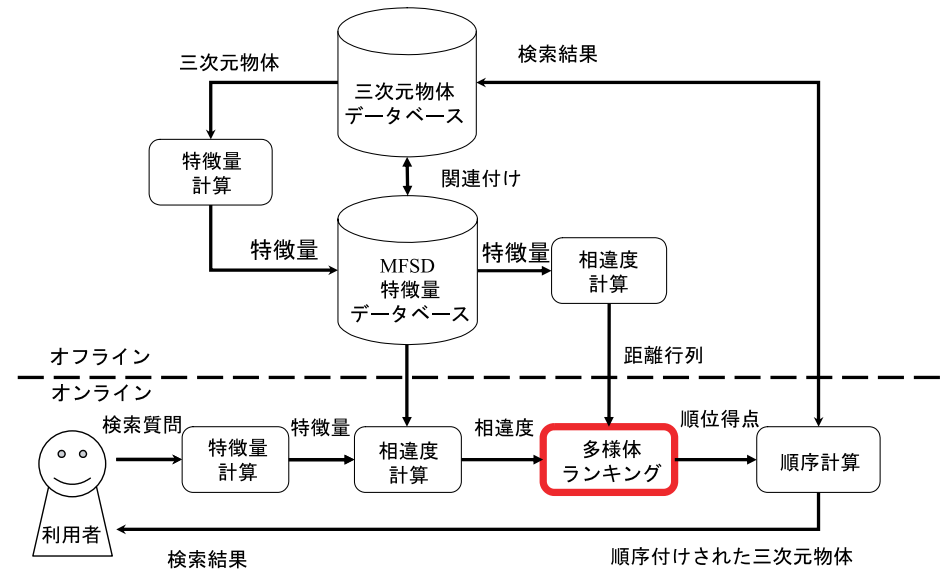


図1 多様体ランキングを含む三次元物体の形状類似検索システム概観図

Fig. 1 Diagram of a our 3D shape retrieval system.

### 4. MFSD 特徴量

三次元物体の形状類似検索の検索精度で重要となるのは、位置、大きさ、向きによらない、良質な「特徴量」を定義することである。ここでは、我々が、これまでに開発した MFSD 特徴量<sup>28)</sup>を簡単にレビューする。

#### 4.1 MFSD 特徴量とは

三次元物体の特徴量は、検索、分類などの精度に大きな影響を与える。2つの三次元物体の幾何形状が、メッシュデータ（ここで、メッシュとは、三次元のポリゴンデータの集合、すなわち、多角形とそれを構成する三次元の座標値の集合を表す）で与えられた場合、その特徴量間の差をとることで、相違度を計算することができる。我々は、位置、大きさ、向きによらない「形」の生来の姿をとらえるため、複合特徴量として、4つのフーリエスペクトルの重ね合わせからなる「多重フーリエスペクトル」表現（Multi-Fourier Spectra Descriptor: MFSD）を考案した。4つとは、具体的には、対象物体から複数視点で生成し



図 2 三次元物体のメッシュデータの例  
Fig. 2 An example of 3D mesh data.

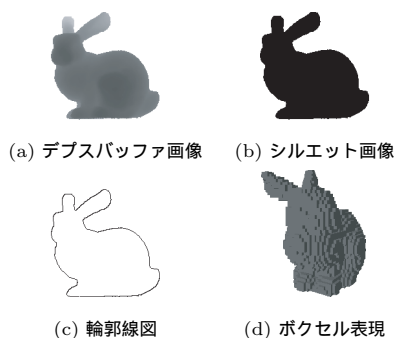


図 3 MFSD で複合特徴量の元となる 4 つの表現．濃淡表現は，分かりやすくするため，実際と反転して表示している

Fig. 3 Four shape representations in MFSD. Note that the intensity of pixels is flipped for intuitive understanding.

たデプスバッファ（奥行き濃淡）画像，シルエット画像，輪郭線図，およびボクセルである．

デプスバッファ画像は，視点と三次元物体の面との距離を濃淡で表現する．そのため，形状の凹凸など，詳細をとらえることができる．シルエット画像は，形状を影絵として表現し，輪郭線図は，形状の輪郭を表現する．どちらも，三次元物体の概形をとらえることができる．このうち，デプスバッファ画像とシルエット画像には，後述する「周辺輝度強調フィルタ」を適用した．また，ボクセルは，三次元物体を直方体の集合で表現する．そのため，「小屋の中にいるウサギ」のような，外から見ただけでは分からない，内部情報をとらえることができる．これら，複数の表現からなるフーリエスペクトルを重ね合わせることで，様々な三次元物体の形状特徴をとらえる．

図 2 に，三次元物体のメッシュデータの例を，図 3 に，4 つの特徴量に用いる（周辺輝度強調フィルタを適用する前の）表現を示す．



図 4 デプスバッファ画像に周辺輝度強調フィルタを施した様子．濃淡表現は，分かりやすくするため，実際と反転して表示している

Fig. 4 An example of intensity modulation from a depth-buffer image with PEI (Periphery Enhanced Image). Note that the pixel intensity is flipped in the figure for intuitive understanding. Thus, darker regions are more enhanced in practice.

#### 4.2 周辺輝度強調フィルタ

前節で述べたデプスバッファ画像とシルエット画像には，物体の中心から周辺方向に近づくにつれ，輝度を明るくし強調した．三次元物体より生成した二次元画像の多くは，周辺部分に形状の特徴を持つため，このような処理を施した．これにより，デプスバッファ画像は，凹凸情報を保持しながらも，周辺部分の形状特徴をとらえることができる．一方，シルエット画像は，元々白黒の 2 値であったものが多値に変換される．図 4 に，周辺輝度強調フィルタを施した様子を例示する．周辺輝度強調フィルタの詳細は，論文 28) を参照されたい．

#### 4.3 MFSD 特徴量に基づく距離計算

我々は，2 つの三次元物体の形状の相違度を，以下のように物体  $x$  と物体  $y$  の特徴量  $f$  のマンハッタン距離として定義した．

$$d_{L_1}(x, y) = \sum_i |f_x(i) - f_y(i)|$$

以下，簡単のため  $d_{L_1}(x, y)$  を  $d_{L_1}$  と書く． $d_{L_1}$  の右辺の計算にあたって，4 つの特徴量において，それぞれ，フーリエスペクトル空間でローパスフィルタをかけ，その後，離散化したときの解像度に対応する回数だけ，マンハッタン距離を足し合わせることで，シグマの終端値は，特徴量ごとに異なることを注記する．このとき，MFSD の距離は，4 つの特徴量の複合として以下の式で定義される．

$$d_{MFSD} = d_{L_1,d} + d_{L_1,s} + d_{L_1,c} + d_{L_1,v},$$

ここで， $d_{L_1,d}$  など右辺の 4 つが，それぞれ，デプスバッファ周辺輝度強調スペクトルの距離，シルエット周辺輝度強調スペクトルの距離，輪郭スペクトルの距離，ボクセルスペクトルの距離を表す．

## 5. 多様体ランキングを用いた形状類似検索

本章では、多様体ランキングのアルゴリズムと、MFSD 特徴量への適応方法について述べる。多様体ランキングは、特徴空間が多様体構造をなすと仮定し、特徴量間の相違度をもとに特徴空間を解析する。二次元画像の内容検索の分野においては、特徴量間の相違度に対し、多様体ランキングを適応する手法が提案されている<sup>(6),(7)</sup>。我々は、これにならい、多様体ランキングを、MFSD 特徴量の相違度計算に適応し、三次元物体の形状類似検索に応用した。

### 5.1 多様体ランキングのアルゴリズム

多様体ランキングは、Zhou らが提案した半教師あり学習手法<sup>(26)</sup>を、検索結果に適応したものである。ここで、半教師あり学習手法とは、少量のラベルありデータ集合から、多量のラベルなしデータ集合のラベルを推定することである。Zhou らが提案した半教師あり学習手法は、連結グラフにより表されるデータ間の近傍関係に基づいて、ラベル情報を伝播させることで、ラベルなしデータ集合のラベルを推定する。多様体ランキングは、検索質問をラベルありデータ集合、検索対象をラベルなしデータ集合とみなし、Zhou らの半教師あり学習を適応することで、検索質問データと近傍データとの関連からなるランキングを得る。検索質問をラベルありデータ集合とみなすので、別途、ラベルありデータ集合を用意する必要はない。

$m$  次元の  $n$  個のデータセット  $\chi = \{x_1, \dots, x_q, x_{q+1}, \dots, x_n\} \subset \mathbb{R}^m$  が与えられたとする。はじめの  $q$  点は、与えられた  $q$  個の検索質問のデータ点であり、その他は検索対象データベースのデータ点である。ここで、 $d: \chi \times \chi \rightarrow \mathbb{R}$  を、データ  $x_i$  と  $x_j$  間の距離  $d(x_i, x_j)$  で割り当てられる、 $\chi$  上の距離関数とする。また、 $x_i$  の順位得点を  $f_i$  とする順位関数を  $f: \chi \rightarrow \mathbb{R}$  とする。この  $f$  は、 $f = [f_1, \dots, f_n]^T$  というベクトルとみなすことができる。そして、 $x_i$  が検索質問である場合に  $y_i = 1$ 、それ以外では  $y_i = 0$  とするベクトル  $y = [y_1, \dots, y_n]^T$  を定義する。これらの定義を用いると、多様体ランキングのアルゴリズムは、以下ようになる。

- (1) データ点を頂点、データ点間の距離を辺の重みとして、連結グラフを生成する。
- (2) 2点  $x_i$  と  $x_j$  が接続している場合に、要素が  $W_{ij} = \exp[-d^2(x_i, x_j)/2\sigma^2]$  で定義される類似行列  $W$  を計算する。グラフ上にループが存在しないので、対角要素は  $W_{ii} = 0$  とする。
- (3)  $(i, i)$  の要素が  $W$  の  $i$  行の総和である対角行列  $D$  を用いて、 $W$  を  $S = D^{-1/2}WD^{-1/2}$

と対称正規化する。 $D^{-1/2}$  は、 $D$  の対角要素を平方根の逆数としたものである。

- (4)  $f(t+1) = \alpha Sf(t) + (1-\alpha)y$  を収束するまで繰り返す。ここで、 $\alpha$  は  $[0, 1)$  の値をとるパラメータである。
- (5) それぞれの点  $x_i$  を、反復  $\{f_i(t)\}$  の収束値  $f_i^*$  をもとにランキングする（値が大きいものほど上位とする）。

ここで、 $\sigma$  は、ガウスカネルの近傍幅を指定するパラメータであり、 $\alpha$  は、近傍への伝播と初期順位得点への重みを指定するパラメータである。

Zhou らは、反復  $\{f(t)\}$  が、 $f^* = (1-\alpha)(I-\alpha S)^{-1}y$  に収束することを示した<sup>(27)</sup>。 $f(t)$  が、 $f^*$  に収束すると仮定する。反復式  $f(t+1) = \alpha Sf(t) + (1-\alpha)y$  は、 $f(t+1)$ 、 $f(t)$  の代わりに  $f^*$  を用いて、以下のように表される。

$$(I - \alpha S)f^* = (1 - \alpha)y$$

ここで、 $0 \leq \alpha < 1$  であり、行列  $S$  は、類似行列  $W$  を正規化したものであるため、その固有値は  $[-1, 1]$  の範囲の値をとる。このことから、 $(I - \alpha S)$  は正則であり、

$$f^* = (1 - \alpha)(I - \alpha S)^{-1}y$$

となる。

図 5 に、多様体ランキングのアルゴリズムの概要を示す。赤色の点が検索質問であり、その他の青色の点が検索対象である。入力データから、2 点間の距離を辺の重みとして、連結グラフを生成する。次に、反復により、連結グラフの重みに基づき、近傍へ順位得点を伝播させていく。そして、反復が収束すると、連結グラフで表される、多様体構造にそった順位得点を得る。

### 5.2 相違度計算への適応

提案手法では、MFSD 特徴量の相違度計算に、多様体ランキングを適用して、最適な順位得点を求める。そして、順位得点が高いものほど、検索質問と高い関連があるとして並べ替えることで検索結果を得る。我々は、データ点間の距離  $d(x_i, x_j)$  と順位得点  $f_i$  の初期値に、MFSD 特徴量間の距離  $d_{MFSD}$  を用いることで、多様体ランキングを、MFSD 特徴量の相違度計算に適用する。ここで、検索質問の数は、 $q = 1$  とした。また、アルゴリズムのステップ 1 における連結グラフの生成には、 $k$ -Minimum Spanning Tree ( $k$ -MST)<sup>(23)</sup>を使用した。 $k$ -MST は、完全グラフから、最小全域木を、繰り返し  $k$  回とりだすことで生成される。図 6 は、図 5 のデータを用いて、各  $k$  の値で生成した  $k$ -MST である。 $k = 1$  の場合では、完全グラフの最小全域木となる。 $k = 2$  では、完全グラフから 1-MST を除いたグラフの最小全域木と、1-MST との和集合となる。

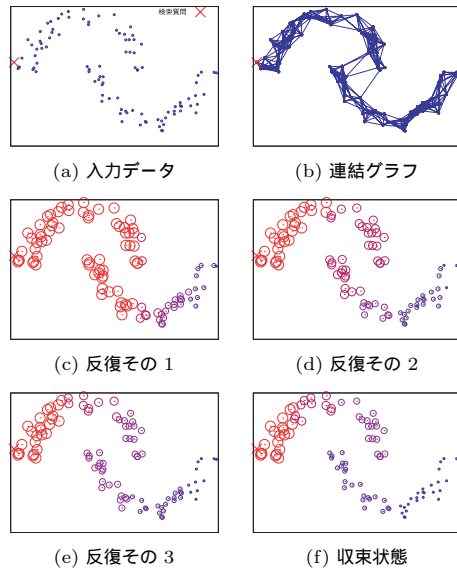


図 5 多様体ランキングの概要

Fig. 5 Illustrative example of manifold ranking.

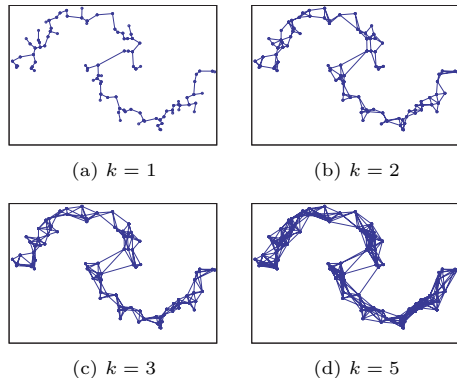


図 6  $k$ -Minimum Spanning Tree の例

Fig. 6 Example of  $k$ -Minimum Spanning Tree.

## 6. 実験と従来手法との比較

我々が以前に提案した特徴量 (MFSD), 本論文での提案手法である多様体ランキング (Manifold Ranking: 以降 MR と呼称) を組み合わせたもの (MFSD+MR) による三次元物体の形状類似検索, および D2<sup>18)</sup>, Spherical Harmonics Descriptor (SHD)<sup>11)</sup>, Light Field Descriptor (LFD)<sup>4)</sup>, DESIRE Descriptor (DESIRE)<sup>22)</sup> の代表的な 4 つの従来手法の形状類似検索とで比較実験を行った. このうち, SHD, LFD, DESIRE は, それぞれ公開されている実行プログラムを使用した.

提案手法の幅広い形状データでの有効性を評価するために, Princeton Shape Benchmark Test Sets<sup>19)</sup>, Konstanz 3D Object Database<sup>3)</sup>, NTU 3D Model Benchmark<sup>4)</sup>, McGill Shape Benchmark<sup>25)</sup>, Engineering Shape Benchmark<sup>10)</sup> の 5 種類の三次元物体データベースを実験に用いた.

検索精度の評価尺度には, First Tier (1-Tier), Second Tier (2-Tier), Nearest Neighbor (NN), および再現率 (Recall), 適合率 (Precision) を用いた. ここで, First Tier, Second Tier は, それぞれ,  $R$ -Precision, Bull's Eye Performance<sup>14)</sup> ともよばれ, 検索結果上位での検索精度を示す値である. First Tier, Second Tier, Nearest Neighbor は値が大きいほど検索精度が高く, 再現率-適合率のグラフではカーブが右上に近づくほど検索精度が高い. 再現率と適合率については Min の研究<sup>13)</sup>, First Tier, Second Tier, Nearest Neighbor については Osada らの研究<sup>18)</sup> で詳しく述べられている.

各評価尺度は, 各検索質問三次元物体の評価尺度の平均を, 全体の平均評価尺度とするマイクロ平均で表す. クラスごとに評価尺度の平均を計算し, それらの平均を全体の平均評価尺度とするマクロ平均では, 各クラスが少数の三次元物体で構成される場合に, 評価尺度の計算結果に偏りが生じる<sup>13)</sup>. 本論文で評価実験に使用する三次元物体データベースは, いずれも, 各クラスが少数の三次元物体で構成されるためマイクロ平均を選択した.

また, 三次元物体の形状類似検索のコンテストで使用される, SHREC2006 ベンチマーク<sup>20)</sup>, SHREC2007 face model sets<sup>5)</sup> を用いて実験を行い, それぞれで上位となった手法と比較を行った.

### 6.1 多様体ランキングにおけるパラメータの設定

多様体ランキングのアルゴリズムにおいてパラメータとなるのは,  $k$ -MST の  $k$ , RBF カーネル幅  $\sigma$ , 近傍と初期値への重み  $\alpha$  である. 他手法との比較実験を行う前に, これらパラメータの最適値を, 三次元物体データベースに Princeton Shape Benchmark Test Sets を用

表 1 多様体ランキングにおけるパラメータでの性能比較

Table 1 Performance comparison with parameters on Manifold Ranking.

$k$	$\sigma$	$\alpha$	1-Tier	2-Tier	NN
3	0.5	0.1	47.51%	63.80%	72.00%
		0.5	49.49%	65.11%	72.44%
		0.9	<b>52.52%</b>	<b>66.03%</b>	<b>73.65%</b>
	1.0	0.1	47.25%	63.73%	69.02%
		0.5	48.51%	64.80%	71.00%
		0.9	50.94%	65.88%	71.11%
	1.5	0.1	46.68%	63.18%	63.18%
		0.5	47.99%	64.46%	66.92%
		0.9	50.28%	65.76%	70.78%
5	0.5	0.1	47.75%	64.49%	72.77%
		0.5	50.18%	65.72%	<b>73.54%</b>
		0.9	<b>52.75%</b>	<b>66.41%</b>	73.10%
	1.0	0.1	47.56%	64.75%	70.45%
		0.5	49.51%	65.35%	72.44%
		0.9	50.23%	65.29%	72.99%
	1.5	0.1	46.02%	64.18%	61.96%
		0.5	48.23%	64.89%	66.81%
		0.9	49.38%	65.01%	71.33%
7	0.5	0.1	47.60%	64.88%	72.77%
		0.5	50.31%	<b>66.66%</b>	<b>73.87%</b>
		0.9	<b>52.08%</b>	66.59%	72.77%
	1.0	0.1	47.40%	65.13%	71.78%
		0.5	49.06%	65.90%	73.32%
		0.9	49.01%	64.72%	72.88%
	1.5	0.1	45.56%	64.46%	61.74%
		0.5	47.50%	65.04%	68.03%
		0.9	47.87%	64.30%	71.11%

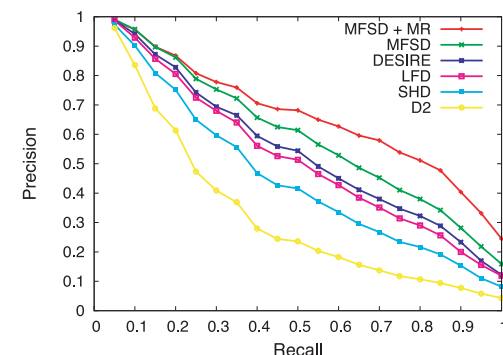


図 7 PSB での再現率-適合率グラフ

Fig. 7 Performance comparison with PSB.

## 6.2 Princeton Shape Benchmark Test Sets (PSB)

Princeton Shape Benchmark Test Sets (PSB)<sup>19)</sup> は、907 個の三次元物体が 92 個のクラスに分類されているデータベースである。様々な形状の三次元物体が存在し、形状類似検索手法の基本的な検索精度を評価することができる。

図 7 は、PSB における各特徴量の検索精度を、再現率-適合率の曲線で表したものである。すべての再現率-適合率の組合せにおいて、MFSD が他の特徴量を上回っていることが分かる。複数の特徴量を複合することで、どのような形状の三次元物体でも、平均的に高い検索精度が得られたためと考える。また、MFSD に多様体ランキングを組み合わせることで、検索精度が向上していることが分かる。PSB に含まれる三次元物体の特徴量がなす多様体構造を利用することが有効に機能し、適した検索結果が得られたためと考える。再現率  $\{0.05, 0.10, \dots, 1.0\}$  での平均適合率は、LFD が 0.51、DESIRE が 0.53 なのに対して、MFSD は 0.58、MFSD+MR は 0.65 となった。

表 2 は、PSB における各特徴量の検索精度を、1-Tier、2-Tier、NN で表したものである。MFSD+MR と MFSD が、すべての評価尺度で他の特徴量を上回っていることが分かる。

## 6.3 Konstanz 3D Object Database (KOD)

Konstanz 3D Object Database (KOD)<sup>3)</sup> は、472 個の様々な三次元物体が 55 個のクラスに分類されているデータベースである。

図 8 は、KOD における各特徴量の検索精度を、再現率-適合率の曲線で表したものである。すべての再現率-適合率の組合せにおいて、MFSD が従来手法である他の特徴量で

いて、実験により求めた。表 1 は、各パラメータの値における検索精度を、1-Tier、2-Tier、NN で表したものである。太字になっているものは、各  $k$  で最も高い値である。実験結果から、 $\sigma = 0.5$ 、 $\alpha = 0.9$  としたものが、比較的、高い検索精度となった。 $\alpha$  は、新しい順位得点に対する、近傍への伝播と初期順位得点への重みであり、高い値に設定することで、局所的な関係をとらえられたと考えられる。また、 $k$  の値を大きくすると、多くの計算時間を必要とした。多様体ランキングのアルゴリズムはオンライン上で行うため、検索精度と計算時間のバランスの良い  $k = 5$  とすることにした。以降の比較実験では、パラメータにこれらの値を用いた。

表 2 1-Tier, 2-Tier, および NN における PSB での性能比較

Table 2 Performance comparison with PSB in terms of 1-Tier, 2-Tier, and NN.

Method	1-Tier	2-Tier	NN
MFSD+MR	<b>52.75%</b>	<b>66.41%</b>	<b>73.10%</b>
MFSD	45.31%	59.09%	71.55%
DESIRE	40.44%	52.20%	65.82%
LFD	37.87%	49.28%	65.93%
SHD	30.98%	42.04%	55.35%
D2	18.74%	27.90%	35.72%

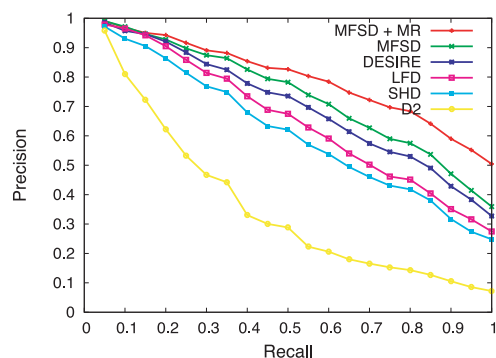


図 8 KOD での再現実率-適合率グラフ

Fig. 8 Performance comparison with KOD.

の検索性能を上回っていることが分かる。また、PSB での実験と同様に、MFSD に多様体ランキングを組み合わせることで、検索精度がさらに向上していることが分かる。再現率  $\{0.05, 0.10, \dots, 1.0\}$  での平均適合率は、LFD が 0.64、DESIRE が 0.69 なのに対して、MFSD は 0.73、MFSD+MR は 0.79 となった。

表 3 は、KOD における各特徴量の検索精度を、1-Tier, 2-Tier, NN で表したものである。1-Tier, 2-Tier では、MFSD が他の従来方法の検索性能を上回っているが、NN では、わずかに DESIRE が MFSD を上回っている。一方、MFSD+MR は、すべての評価尺度で他の検索精度を上回っている。MFSD に多様体ランキングを組み合わせることで、検索精度が向上することが分かる。

#### 6.4 NTU 3D Model Benchmark (NTU)

NTU 3D Model Benchmark (NTU)<sup>4)</sup> は、“music” クラス (その他クラス) に分類され

表 3 1-Tier, 2-Tier, および NN における KOD での性能比較

Table 3 Performance comparison with KOD in terms of 1-Tier, 2-Tier, and NN.

Method	1-Tier	2-Tier	NN
MFSD+MR	<b>65.71%</b>	<b>82.36%</b>	<b>85.17%</b>
MFSD	58.69%	74.41%	82.20%
DESIRE	55.75%	71.15%	82.84%
LFD	50.14%	64.11%	80.93%
SHD	45.70%	61.86%	75.85%
D2	19.31%	28.98%	27.71%

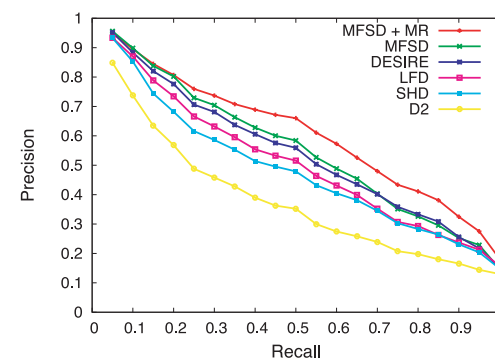


図 9 NTU での再現実率-適合率グラフ

Fig. 9 Performance comparison with NTU.

る三次元物体を除き、全体で 549 個の様々な三次元物体が 47 個のクラスに分類されているデータベースである。

図 9 は、NTU における各特徴量の検索精度を、再現率-適合率の曲線で表したものである。すべての再現率-適合率の組合せにおいて、MFSD と MFSD+MR が他の従来手法の検索性能を上回っていることが分かる。再現率  $\{0.05, 0.10, \dots, 1.0\}$  での平均適合率は、LFD が 0.50、DESIRE が 0.53 なのに対して、MFSD は 0.54、MFSD+MR は 0.60 となった。

表 4 は、NTU における各特徴量の検索精度を、1-Tier, 2-Tier, NN で表したものである。MFSD が、すべての評価尺度で他の従来手法の検索性能を上回っていることが分かる。また、1-Tier と 2-Tier において、MFSD+MR が MFSD よりも高い値になっているが、NN では MFSD 単独の精度より低い値となっている。多様体ランキングによる特徴空間の推定が、誤ったためと考える。NN は上位 1 位の検索精度の評価尺度であることから、距離が小

表 4 1-Tier, 2-Tier, および NN における NTU での性能比較

Table 4 Performance comparison with NTU in terms of 1-Tier, 2-Tier, and NN.

Method	1-Tier	2-Tier	NN
MFSD+MR	<b>48.27%</b>	<b>62.06%</b>	<b>73.41%</b>
MFSD	42.88%	55.40%	75.59%
DESIRE	41.88%	54.59%	70.31%
LFD	38.78%	49.81%	68.31%
SHD	36.53%	49.70%	61.57%
D2	27.08%	37.86%	47.18%

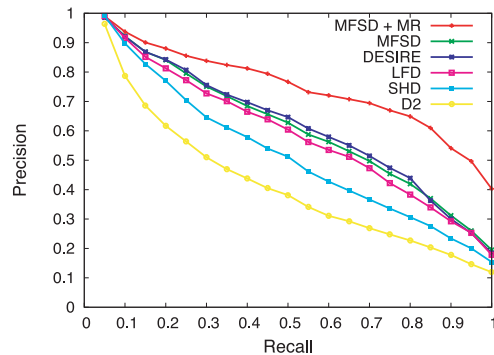


図 10 MSB での再現率-適合率グラフ

Fig.10 Performance comparison with MSB.

さい特徴量どうしの多様体構造をうまく推定できなかったと考える。

### 6.5 McGill Shape Benchmark (MSB)

McGill Shape Benchmark (MSB)<sup>25)</sup> は、457 個の様々な三次元物体が 19 個のクラスに分類されているデータベースである。MSB は、Zhang らの三次元物体の位相を解析する手法<sup>25)</sup> を評価するために作成されたデータベースである。そのため、PSB では直立した人間と手を広げた人間とは別クラスとして分類されているが、MSD では同じ人間クラスとして分類されている。MFSD と他の特徴量は位相を解析する手法ではないが、やや大雑把に分類されたデータベースに対する検索を評価するために有効ではないかと考え実験を行った。

図 10 は、MSB における各特徴量の検索精度を、再現率-適合率の曲線で表したものである。MFSD が DESIRE よりも劣っていることが分かる。これは、MSB に含まれる三次元物体はポリゴンが密な物体であり、DESIRE に含まれる独自の特徴量、すなわち重心から

表 5 1-Tier, 2-Tier, および NN における MSB での性能比較

Table 5 Performance comparison with MSB in terms of 1-Tier, 2-Tier, and NN.

Method	1-Tier	2-Tier	NN
MFSD+MR	<b>68.68%</b>	<b>81.06%</b>	<b>94.31%</b>
MFSD	53.15%	65.44%	92.56%
DESIRE	53.77%	66.96%	91.25%
LFD	50.68%	64.59%	90.59%
SHD	44.67%	58.29%	90.37%
D2	35.51%	50.86%	73.52%

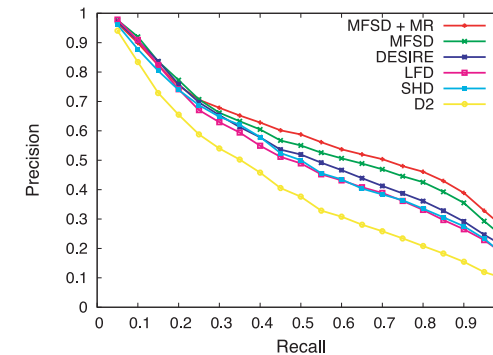


図 11 ESB での再現率-適合率グラフ

Fig.11 Performance comparison with ESB.

面へ放射線を打ちそれを特徴量とする Ray 特徴量が、物体の形状の特徴をうまくとらえたためと考える。MFSD に多様体ランキングを加えた MFSD+MR では、すべての再現率-適合率の組合せにおいて、他の特徴量を著しく上回っている。MSB においては、多様体ランキングを用いた手法が非常に有効であることが分かる。再現率 {0.05, 0.10, ..., 1.0} での平均適合率は、LFD が 0.58, DESIRE が 0.61 なのに対して、MFSD は 0.60, MFSD+MR は 0.74 となった。

表 5 は、MSB における各特徴量の検索精度を、1-Tier, 2-Tier, NN で表したものである。1-Tier と 2-Tier では MFSD+MR が、NN では MFSD が、他の特徴量を上回っていることが分かる。

### 6.6 Engineering Shape Benchmark (ESB)

Engineering Shape Benchmark (ESB)<sup>10)</sup> は、801 個の機械部品の三次元物体が 42 個の



クラスに分類されているデータベースである．三次元 CAD などの機械設計における部品検索など，実用的な場面での検索精度を評価することができる．

図 11 は，ESB における各特徴量の検索精度を，再現率-適合率の曲線で表したものである．MFSD が他の特徴量を上回っていることが分かる．MFSD+MR は，適合率の値において，再現率が低い値では MFSD よりも劣るが，高い値では向上が見られる．再現率  $\{0.05, 0.10, \dots, 1.0\}$  での平均適合率は，LFD が 0.51，DESIRE が 0.53 なのに対して，MFSD は 0.57，MFSD+MR は 0.59 となった．

表 6 は，ESB における各特徴量の検索精度を，1-Tier，2-Tier，NN で表したものである．MFSD が，すべての評価尺度で他の特徴量を上回っていることが分かる．MFSD+MR は，1-Tier と 2-Tier では MFSD よりも向上しているが，NN では低い値となっている．MFSD 特徴量が，機械部品の形状をとらえきれていないため，多様体ランキングが特徴空間をうまく推定できなかったためと考える．たとえば，ギアとベアリングなど，機械部品としては異なる物体であっても，概形はともに円盤形となる．この場合，MFSD 特徴量における，シ

表 6 1-Tier，2-Tier，および NN における ESB での性能比較

Table 6 Performance comparison with ESB in terms of 1-Tier, 2-Tier, and NN.

Method	1-Tier	2-Tier	NN
MFSD+MR	<b>51.42%</b>	<b>67.89%</b>	<b>82.00%</b>
MFSD	49.40%	65.77%	87.50%
DESIRE	45.13%	59.92%	86.00%
LFD	43.85%	58.84%	85.50%
SHD	43.98%	58.46%	83.50%
D2	34.48%	47.62%	79.75%

表 7 SHREC2006 ベンチマークでの性能比較

Table 7 Performance comparison with SHREC2006 benchmark dataset.

Method	AP(HR)	AP(R)	1-Tier(HR)	1-Tier(R)	2-Tier(HR)	2-Tier(R)	DAR	MNCG@25	MNDCG@25
MFSD + MR	<b>0.5941</b>	<b>0.5727</b>	<b>53.24%</b>	<b>51.34%</b>	<b>33.36%</b>	<b>33.74%</b>	<b>0.6405</b>	<b>0.6446</b>	<b>0.6778</b>
MFSD	0.5203	0.4829	48.53%	44.43%	29.40%	27.82%	0.6016	0.5806	0.6331
DESIRE	0.4731	0.4218	45.80%	40.35%	26.44%	24.59%	0.5393	0.5293	0.5893
LFD	0.4002	0.3685	38.41%	34.63%	22.39%	21.54%	0.4852	0.4889	0.5429
SHD	0.3224	0.2965	30.48%	28.83%	19.93%	19.48%	0.3936	0.3726	0.4186
D2	0.1647	0.1879	17.61%	19.87%	12.28%	15.01%	0.2420	0.2557	0.2856
Makadia (run2)	0.4869	0.4364	44.77%	40.55%	27.86%	25.22%	0.5499	0.5498	0.5906
Daras (run1)	0.4475	0.3952	42.75%	37.03%	25.67%	24.09%	0.5242	0.5235	0.5791

ルエット画像，輪郭線図は，同様の円形を描く．そのため，MFSD 特徴量がなす特徴空間では，ギアとベアリングは近傍に位置する．そのほか，概形が直方体の物体と円柱の物体でも，同様の問題が発生することが予想される．多様体ランキングは，近傍関係に基づき，順位得点を伝播させ特徴空間を解析するため，特徴量が，物体の形状をとらえきれていないことは，その効果に影響を与える．

## 6.7 SHREC2006

SHREC2006 は，検索対象となる 1,814 個の三次元物体と，検索対象には含まれていない 30 個の検索質問物体からなるデータベースである<sup>20)</sup>．検索質問物体には，Highly Relevant (HR) と Relevant (R) の正解セットが割り当てられている．評価尺度は，SHREC2006 ベンチマークに従い，Average Precision (AP)，First Tier (1-Tier)，Second Tier (2-Tier)，Dynamic Average Recall (DAR)，Mean Normalized Cumulated Gain@25 (MNCG@25)，Mean Normalized Discounted Cumulated Gain@25 (MNDCG@25) を用いる．それぞれ，値が大きいほど検索精度が高いと評価できる．

表 7 に，SHREC2006 における MFSD，MFSD+MR，SHREC2006 で高い性能を示した Makadia らと Daras らの検索精度を示す．すべての評価尺度で MFSD+MR が最も高い値となった．また，MFSD のみでも他の手法よりも高い検索精度となった．

## 6.8 SHREC2007 3D Face Models

SHREC2007 3D Face Models (SHREC2007)<sup>5)</sup> は，200 個の三次元顔物体から，モーフィングにより 1,580 個の顔物体を作成したものである．1,580 個の物体のうち，1,516 個の物体を検索対象，64 個の物体を検索質問とする．検索質問物体には，SHREC2006 と同様にして正解セットが割り当てられている．評価尺度は，SHREC2006 と同じものを用いる．

表 8 SHREC2007 ベンチマークでの性能比較

Table 8 Performance comparison with SHREC2007 benchmark dataset.

Method	AP(HR)	AP(R)	1-Tier(HR)	1-Tier(R)	2-Tier(HR)	2-Tier(R)	DAR	MNCG@25	MNDCG@25
MFSD + MR	<b>0.7645</b>	<b>0.6648</b>	<b>68.18%</b>	<b>58.66%</b>	<b>82.08%</b>	<b>71.56%</b>	<b>0.7716</b>	<b>0.8107</b>	<b>0.8270</b>
MFSD	0.7526	0.5540	68.23%	51.86%	79.38%	60.00%	0.7455	0.7212	0.7714
DESIRE	0.5386	0.3788	49.22%	35.45%	56.41%	42.00%	0.5791	0.5085	0.5767
LFD	0.0518	0.0503	3.96%	5.05%	7.60%	8.90%	0.0502	0.1297	0.0857
SHD	0.7563	0.5273	65.52%	49.53%	81.98%	58.66%	0.7152	0.7564	0.4186
D2	0.0899	0.0720	10.36%	8.06%	12.45%	12.01%	0.1107	0.1644	0.1395
Haar (run1)	0.6613	0.4775	60.26%	44.87%	69.11%	53.52%	0.6808	0.6457	0.7036
Lee (run1)	0.6159	0.4785	56.30%	45.15%	64.01%	51.18%	0.6519	0.6151	0.6728

表 9 PSB での検索に要する計算時間の比較

Table 9 Calculate time comparison with PSB.

Method	特徴量計算 [sec]	相違度計算 [sec]	合計 [sec]
MFSD+MR	1.0840	13.2350	14.3190
MFSD	1.0840	0.3590	1.4430
DESIRE	0.6338	0.2030	0.8368
LFD	2.6753	37.7190	40.3643
SHD	2.0121	37.9220	39.9341
D2	0.2526	0.3910	0.6436

表 8 に、SHREC2007 における MFSD, MFSD+MR, SHREC2007 で高い性能を示した Haar らと Lee らの検索精度を示す。すべての評価尺度で MFSD+MR が最も高い値となった。また、MFSD のみでも他の手法よりも高い検索精度となった。

### 6.9 検索時間の比較

Princeton Shape Benchmark Test Sets を用いて、検索に要する計算時間の比較を行った。使用した PC は、OS が Windows XP, CPU が Intel Core2 CPU 4300 1.80 GHz, メモリが 2 GB である。

表 9 に、各特徴量における、特徴量計算、相違度計算、実際の検索に要する計算時間である合計を示す。MFSD+MR は、相違度計算の後に多様体ランキングの計算を行うため、MFSD よりも多くの計算時間を要した。しかしながら、従来手法である、SHD, LFD よりも少ない計算時間で検索を行うことができた。

## 7. おわりに

本論文では、MFSD 特徴量の相違度計算において、多様体ランキングを適応することで、三次元物体の特定の形状やデータベースの種類に依存しない、高い検索精度を得られる三次元物体の形状類似検索手法を提案した。7 種類の三次元物体のデータベースを用いて検索精度評価実験を行い、すべてのデータベースで、高い検索精度を得た。複合特徴量が三次元物体の形状的特徴をとらえることに適していること、多様体ランキングにより特徴空間を解析することで検索精度が向上することを示した。図 12 は、SHREC2006 を用いて、椅子物体を検索質問とした検索結果上位 25 位である。緑色の線が、Highly Relevant 正解セットの物体、オレンジ色の線が Relevant 正解セットの物体、赤の線がその他の物体である。椅子物体の Highly Relevant 正解セットは、22 個の物体からなり、そのほとんどが、上位 25 位内に現れている。このことから、提案手法が、有効であることが分かる。

今後の課題は、多様体ランキングにおける特徴空間の近似を高精度にすることである。多様体ランキングでは、連結グラフを用いて特徴空間を近似するため、連結グラフが正しく多様体構造をとらえているかが検索精度に大きく作用する。比較実験においても、検索結果上位の検索精度が向上するデータベースと低下するデータベースが存在した。我々は、Yang らの  $k$ -MST<sup>23)</sup> を用いたが、これよりも多様体構造の近似に優れているとされる、 $k$ -VC<sup>24)</sup> を用いることで、検索精度の向上が期待できる。

また、MFSD 特徴量は、複数の種類のフーリエスペクトルを組み合わせた、複合特徴量である。複数の特徴量の組み合わせることで、三次元物体の様々な形状的特徴をとらえることができる。しかし、単一の特徴量のものに比べると、高次元となってしまう。高次元の特



検索質問



図 12 SHREC2006 おける椅子物体の検索結果

Fig. 12 Retrieval result of a dining chair object with SHREC2006.

微量には、次元の呪いやファイルサイズが大きくなるという問題がある。この問題に対して、次元削減<sup>17),22)</sup> などにより、次元を減らす必要がある。

謝辞 本研究にあたって、山梨大学大淵竜太郎教授に有用な助言をいただきました。本研究は、文部科学省科学研究費基盤 (C) 20500090, 科学技術振興機構・地域イノベーション創出総合支援事業「シーズ発掘試験」, ならびにスズキ財団の助成を受けて行われました。

### 参考文献

- 1) Bustos, B., Keim, D., Saupe, D., Schreck, T. and Vranić, D.: Using entropy impurity for improved 3d object similarity search, *ICME*, pp.1303–1306, IEEE (2004).
- 2) Bustos, B., Keim, D., Saupe, D., Schreck, T. and Vranić, D.: Automatic selection and combination of descriptors for effective 3D similarity search, *Proc. IEEE 6th International Symposium on Multimedia Software Engineering (ISMSE'04)*, pp.514–521, IEEE Computer Society (2004).
- 3) Bustos, B., Keim, D., Saupe, D., Schreck, T. and Vranić, D.: Feature-based similarity search in 3D object databases, *ACM Computing Surveys (CSUR)*, Vol.37, No.4, pp.345–387, Association For Computing Machinery (2005).
- 4) Chen, D.-Y., Tian, X.-P., Shen, Y.-T. and Ouhyoung, M.: On Visual Similarity Based 3D Model Retrieval, *Computer Graphics Forum*, Vol.22, No.3, pp.223–232 (2003).
- 5) Haar, F.T. and Veltkamp, R.: SHREC2007–Shape Retrieval Contest of 3D Face Models, Utrecht University (2007). <http://give-lab.cs.uu.nl/SHREC/shrec2007/>
- 6) He, J., Li, M., Zhang, H.J., Tong, H. and Zhang, C.: Manifold-ranking based image retrieval, *Proc. 12th ACM Int. Conf. Multimedia*, pp.9–26 (2004).
- 7) He, J., Li, M., Zhang, H.J., Tong, H. and Zhang, C.: Generalized Manifold-Ranking Based Image Retrieval, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.15, No.10, pp.3170–3177 (Oct. 2006).
- 8) He, X., Ma, W.-Y. and Zhang, H.-J.: Learning an Image Manifold for retrieval, *Proc. ACM Multimedia 2004*, pp.17–23 (2004).
- 9) Hilaga, M., Shinagawa, Y., Kohmura, T. and Kunii, T.L.: Topology Matching for Fully Automatic Similarity Estimation of 3D Shapes, *ACM Proc. SIGGRAPH 2001*, pp.203–212 (2001).
- 10) Jayanti, S., Kalyanaraman, Y., Iyer, N. and Ramani, K.: Developing an engineering shape benchmark for CAD models, *Computer-Aided Design*, Vol.38, Issue 9, Shape Similarity Detection and Search for CAD/CAE Applications, pp.939–953 (2006).
- 11) Kazhdan, M., Funkhouser, T. and Rusinkiewicz, S.: Rotation Invariant Spherical Harmonic Representation of 3D Shape Descriptors, *Proc. Eurographics/ACM SIGGRAPH Symp. on Geometric Processing*, pp.156–164 (2003).
- 12) Leifman, G., Meir, R. and Tal, A.: Semantic-oriented 3D shape retrieval using rele-

- vance feedback, *The Visual Computer (Pacific Graphics)*, Vol.21, No.8-10, pp.865–875 (2005).
- 13) Min, P.: A 3D Model Search Engine, Ph.D. Thesis, Princeton University (2004).
- 14) MPEG-7 Video Group: Description of Core Experiments for Motion and Shape, ISO/IEC N3397, MPEG-7, Geneva (June 2000).
- 15) Novotni, M. and Klein, R.: 3D Zernike Descriptors for Content Based Shape Retrieval, *Proc. 8th ACM Symposium on Solid Modeling and Applications*, pp.216–225 (2003).
- 16) Ohbuchi, R. and Kobayashi, J.: Unsupervised Learning from a Corpus for Shape-Based 3D Model Retrieval, *Proc. ACM MIR 2006*, poster paper, Santabarbara, CA, U.S.A., (Oct. 26–27 2006).
- 17) Ohbuchi, R., Yamamoto, A. and Kobayashi, J.: Learning semantic categories for 3D Model Retrieval, *accepted, Proc. ACM MIR 2007*, Augsburg, Germany (Oct. 2007).
- 18) Osada, R., Funkhouser, T., Chazelle, B. and Dobkin, D.: Shape Distributions, *ACM Trans. Graphics*, Vol.21, No.4, pp.807–832 (2002).
- 19) Shilane, P., Min, P., Kazhdan, M. and Funkhouser, T.: The Princeton Shape Benchmark, *Proc. SMI'04*, pp.167–178 (2004).
- 20) Veltkamp, R.C., Ruijsenaars, R., Spagnuolo, M., Zwol, R.V. and Harr, F.T.: SHREC2006 3D Shape Retrieval Contest, Urecht University Dept. Information and Computing Sciences Technical Report UU-CS-2006-030(ISSN:0924-3275) (2006).
- 21) Vranić, D.: DESIRE: A composite 3D-shape descriptor, *ICME*, pp.962–965, IEEE (2005).
- 22) Vranić, D.: 3D Model Retrieval, Ph.D. Thesis, University of Leipzig (2004).
- 23) Yang, L.: Building k-Edge Connected Neighborhood Graph for Geodesic Distance Estimation and Nonlinear Data Projection, *Pattern Recognition Letters*, 26 (2005).
- 24) Yang, L.: Building k-connected neighborhood graphs for isometric data embedding, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.28, No.5, pp.827–831 (2006).
- 25) Zhang, J., Siddiqi, K., Macrini, D., Shokoufandeh, A. and Dickinson, S.: Retrieving Articulated 3-D Models Using Medial Surfaces and their Graph Spectra, *International Workshop On Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition* (2005).

- 26) Zhou, D., Bousquet, O., Lal, T.N. Weston, J. and Schölkopf, B.: Learning with local and global consistency, *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol.16, pp.321–328, MIT Press, Cambridge, MA (2004).
- 27) Zhou, D., Weston, J., Gretton, A., Bousquet, O. and Schölkopf, B.: Ranking on Data Manifolds, *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol.16, pp.169–176, MIT Press, Cambridge, MA (2004).
- 28) 立間淳司, 関 洋平, 青野雅樹, 大淵竜太郎: 多重フーリエスペクトル表現に基づく3次元モデルの形状類似検索, *電子情報通信学会論文誌*, Vol.J91-D, No.1, pp.23–36 (2008).

(平成 19 年 12 月 20 日受付)

(平成 20 年 7 月 1 日採録)



立間 淳司 (正会員)

昭和 59 年生。平成 16 年津山工業高等専門学校情報工学科卒業。平成 18 年豊橋技術科学大学情報工学課程卒業。平成 20 年豊橋技術科学大学院修士課程工学研究科情報工学専攻修了。マルチメディア情報検索・分類の研究に従事。電子情報通信学会会員。



青野 雅樹 (正会員)

昭和 32 年生。昭和 56 年東京大学理学部情報科学科卒業。昭和 59 年東京大学大学院理学系研究科情報科学専攻修士課程修了。同年日本アイビーエム(株)入社。平成 6 年米国レンセラー工科大学コンピュータサイエンス学科 Ph.D. 課程修了。平成 15 年より豊橋技術科学大学情報工学系教授、現在に至る。情報検索、データマイニング、情報抽出等の研究に従事。著書に『Java で学ぶコンピュータグラフィックス』等。電子情報通信学会, 人工知能学会, 言語処理学会, 日本データベース学会, ACM, IEEE 各会員。