

色付き三次元物体の類似検索

真田知佳[†] 立間淳司[‡] 青野雅樹[‡]豊橋技術科学大学工学部情報・知能工学課程[†]豊橋技術科学大学工学部情報・知能工学系[‡]

1. はじめに

近年、医療や産業など様々な分野で三次元物体データが増加しており、これらデータの利活用を目的として、三次元物体の類似検索技術が注目されている。従来の類似検索技術の研究では、三次元物体の形状に着目したものがほとんどであった。しかし、例えば 3D CAD では、加工方法や材質を色で指定することがあり、形状だけでなく色も考慮した類似検索技術が必要とされている。本研究では、色付き三次元物体データの類似検索手法を提案する。

2. 関連研究

色付き三次元物体の類似検索においては、三次元物体の形状と色の特徴量の抽出方法が重要となる。特徴量がどのような三次元物体の特徴を捉えているのかによって、検索結果や検索精度に大きな差が生じる。

Giachetti の CIELab ab histogram は、特徴量に CIELab の色ヒストグラムを用いる手法であり、色付き三次元物体の類似検索のためのベースラインとして知られている[1]。Tombari らの SHOT は、周辺点群の法線方向ヒストグラムを特徴量とする手法を提案し、点群を用いる代表的な手法とされている[3]。Biasotti らの Spherical harmonics descriptor and Lab histogram は、形状特徴量として Spherical harmonics Descriptor (SHD)を、色特徴量として CIELab 色ヒストグラムを用いており、これらを連結して特徴量とする手法を提案した[1]。

3. 提案手法

提案手法の計算プロセスの概要を図 1 に示す。三次元物体から複数視点で深度バッファ画像と

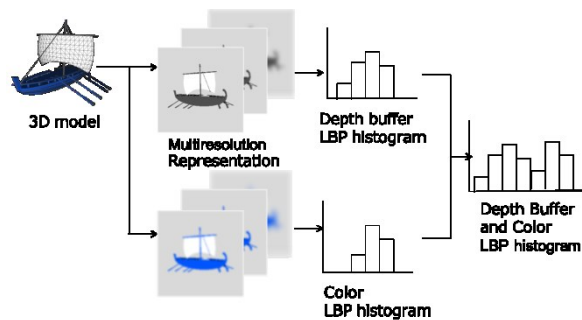


図 1 提案手法の計算プロセスの概要

カラー画像を作成し、各画像から多重スケール表現を生成する。その後、各画像から作成したヒストグラムを連結して特徴量とする。

まず、三次元物体の特徴量計算において問題となるのが、三次元物体の位置・大きさ・向きが、作者やツールなどによって、異なることである。この問題に対し、Point SVD を用いて、姿勢正規化を行う[2]。Point SVD は、三次元物体の面上にランダムに生成した点をサンプル点とし、三次元物体の姿勢正規化を行う。

次に、姿勢正規化した色付き三次元物体を囲むようにして配置した複数視点から、深度バッファ画像とカラー画像をレンダリングする。そして、レンダリングした各画像に対して、5種類のガウスマルタを施して、5種類のスケールの異なる画像を生成する。以降、この画像集合を多重スケール表現と呼ぶ。

多重スケール表現の生成を行う理由として、類似した形状であっても、頂点や面の構成によっては詳細度が異なるために、単一の二次元画像だけでは十分に特徴を捉えられないということが挙げられる。そのため、多重スケール表現を生成した。

さらに、各スケールの画像を 4 分割し、各領域で Local Binary Pattern (LBP) ヒストグラムを作成する。LBP ヒストグラムは、画像の局所的な画素値の分布をヒストグラムで表現したものである。各領域にできた LBP ヒストグラムを連結し、

各ビンで最大値をとることで統合する。そして、深度バッファ画像とカラー画像のそれぞれで計算した LBP ヒストグラムを最終的な特徴量とする。特徴量の相違度には、Jeffery divergence を用いる。

$$d(x, y) = \sum \left(x_i \log \frac{x_i}{\frac{x_i + y_i}{2}} + y_i \log \frac{y_i}{\frac{x_i + y_i}{2}} \right)$$

4. 比較実験

色付き三次元物体データ 1,200 個が 40 クラスに分類されたデータセット Colored Shape Benchmark(CSB)を作成して、検索性能の評価を行った。検索精度の評価尺度には、First Tier (FT), Second Tier (ST), Nearest Neighbor (NN), Discounted Cumulative Gain (DCG), 及び Recall(再現率), Precision (適合率)を使用し、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。

比較手法には、CIELab ab histogram (ABH) [1], SHOT を三次元物体の点群全体から求めた Global SHOT (GSHOT) [5], Spherical harmonics descriptor and Lab histogram (SHD-LABH) [1]を選択した。また、提案手法で用いる色情報には、Opponent Color Space [4]と RGB の 2 種類を使用した。

表 1 各特徴量の検索性能

Method	FT	ST	NN	DCG@1200
ABH	0.364	0.573	0.539	0.665
GSHOT	0.265	0.335	0.619	0.573
SHD-LABH	0.498	0.679	0.671	0.763
提案手法	0.544	0.668	0.855	0.802

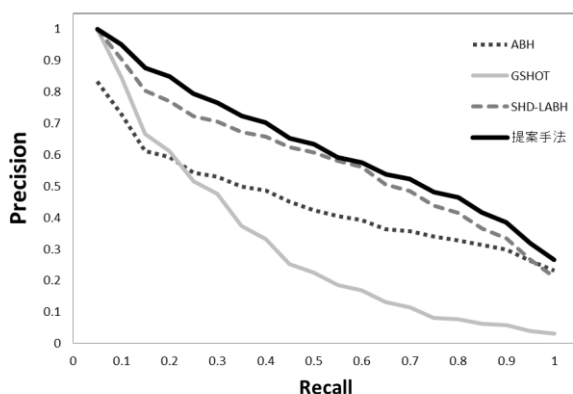


図 2 Recall-Precision 曲線

表 1 に、各特徴量の評価尺度の値を示す。提案手法は、ST を除いた評価尺度において、最も優れた検索性能を得ていることがわかる。

図 2 は、各特徴量の検索精度を Recall-Precision 曲線で表したものである。すべての Recall-Precision 曲線の組み合わせで、提案手法が他の特徴量を上回っていることが分かる。

5. おわりに

本論文では、色付き三次元物体の類似検索手法を提案した。提案手法は、三次元物体からレンダリングした深度バッファ画像とカラー画像に対して、ガウスフィルタを施すことで多重スケール表現を生成し、その LBP ヒストグラムを特徴量とする手法である。

Colored Shape Benchmark を用いた比較実験において、提案手法は、比較手法よりも優れた検索性能を得ることができた。

今後の課題としては、三次元スキャナにより取得した点群を検索質問とした色付き三次元物体の類似検索手法に、提案手法を適用することである。

参考文献

[1] A. Giachetti, F. Farina, F. Fornasa, A. Tatsuma, C. Sanada, M. Aono, S. Biasotti, A. Cerri, and S. Choi, "SHREC15 Track: Retrieval of non-rigid (textured) shapes using low quality 3D models", Proc. Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval 2015, pp.4, 2015.

[2] A. Tatsuma and M.Aono, "Multi-Fourier spectra descriptor and augmentation with spectral clustering for 3D shape retrieval," The Visual Computer, vol.25, no.8, pp.785-804, 2009.

[3] F. Tombari, S. Salti, and L.D. Stefano, "Unique Signatures of Histograms for Local Surface Description", Proc.11th European Conference on Computer Vision, p347-360, 2010

[4] K.E.A. van de Sande, T. Gevers, and C.G.M. Snoek, "Evaluating Color Descriptors for Object and Scene Recognition", Proc. IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence, pp.1582—1596, (2010).

[5] W. Wohlkinger, A. Aldoma, Radu. B. Rusu, and M. Vincze, "3DNet: Large-Scale Object Class Recognition from CAD Models", Proc. IEEE pp.5384-5391, 2012.