

3次元モデルの類似検索の研究

青野雅樹 (第4工学系, セマンティックアーカイブコア)

1 はじめに

われわれは、MSRCの中でのセマンティックアーカイブコアの属し、主としてメディア(テキスト、画像、3次元モデル形状など)の概念的な類似度、およびその類似度を使った応用分野を開拓することを目標としている。その中で行った研究成果のひとつとして、3次元モデルの類似検索に関する研究成果を述べる。

近年、コンピュータ技術の発展により、3次元CADによる機械設計や、3次元CGを駆使した映画などが広く普及し、3次元モデルの数が爆発的に増加した。これにともない、大きな3次元モデルデータベースより、目的の形状と類似した3次元モデルを見つけ出し、再利用するために形状類似検索の必要性が高まってきた[1, 2, 3, 4, 6]。現在、Web上で普及している頻りに用いられる3次元形状データは、一般的にポリゴンサブモデルと呼ばれる非連結な3次元の多角形の集合で定義する。そのため、立体を前提とした解析手法を適用することが困難である。従来の多くの研究では、1つのポリゴンサブモデルより、1つのボクセルやシルエット画像などの形状表現を生成し解析を行っている。本稿では、複数の形状表現に着目し、それらのフーリエスペクトルを重ね合わせた特徴量を用いることで形状類似検索を行う。これまでの比較実験では、代表的な形状類似検索手法よりも高い検索精度を得ることができた。

2 3次元モデルの類似検索に必要な特徴量計算

3次元モデルの特徴量を計算する場合、2次元画像やボクセルなどの形状表現を生成する場合がほとんどである。しかし、表現によって得意・不得意とするモデルが存在する。そこで、DepthBuffer画像・シルエット画像・輪郭画像・ボクセルの4つの形状表現を生成、それぞれをフーリエ変換することで得られるパワースペクトルを組み合わせた特徴量とする手法を提案する。これを以後、Multi Fourier Spectra Descriptor (MFSD)と呼ぶことにする。

2.1 DepthBuffer 特徴量

DepthBuffer画像は、任意の視点から3次元モデルの表面までの距離(深さ)を2次元画像で表したものである。

DepthBuffer特徴量ではまず、3次元モデルの直交

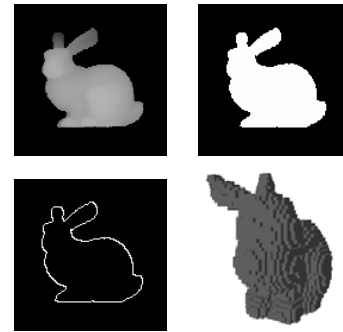


Fig. 1 MFSDで生成する4つの形状表現

6方向からの視点で256×256の大きさのDepthBuffer画像を生成する。DepthBuffer画像が持つz値(深さ)は[0,255]で離散化した。次に、生成したDepthBuffer画像 $I(x, y)$ に半径(中心からの距離)情報を埋め込む工夫を施し、半径情報を輝度に反映した画像 $I'(x, y)$ を、Periphery Enhanced Image (PEI)と命名した。従って結果は、単なるDepthBuffer画像ではない。最後に、PEIを極座標変換し、フーリエ変換を行いパワースペクトルを得た。

以上により得られた6画像分のパワースペクトルの低周波成分のみ取り出したものを、DepthBuffer特徴量とした。低周波成分のみを特徴量として使用するの、類似検索の場合、形状の微細な相違を表す高周波成分は無視した方がよいからである。

2.2 シルエット特徴量

シルエット画像は3次元モデルに光を当ててできた影を、2次元の2値画像で表したものであり、背景を0、影(白色)の部分に255の整数で表した。このシルエット画像は、元々2値であるが、これにもDepthBuffer画像と同様に、PEI処理を施した。従って、得られた画像は最終的には多値画像となる。

2.3 輪郭特徴量

輪郭画像は3次元モデルに光を当ててできた影の輪郭を、2次元の2値画像で表したものである。背景を0、輪郭線部分に255の整数で表した。輪郭画像には、PEIの処理は施していない。

2.4 ボクセル特徴量

ボクセルは、3次元モデルの形状を小さな立方体の集合で表したものである。3次元モデルを格子空間内に置き、面と交わる格子を1、その他の格子を0として表した。

ここでのボクセル特徴量ではまず、3次元モデルを $64 \times 64 \times 64$ のボクセルに離散化した。次に、生成したボクセルに対して、 $3 \times 3 \times 3$ の大きさの3次元ガウシアンフィルタを施した。ガウシアンフィルタを施すことで、物体の曲線情報を高めることができる。最後に、ボクセルを3次元フーリエ変換してパワースペクトルを得た。

3 相違度計算

相違度計算では、後述する正対手法（正規化手法）の選択と、特徴量の複合を行う。各特徴量間での距離は、全て、求めたパワースペクトルを1次元ベクトルと考えて計算した Manhattan 距離とした。

$$d_{L_1}(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \sum_i |a_i - b_i| \quad (1)$$

3.1 3次元モデルの正規化手法の選択

本手法では、物体面上にランダムな点を生成して位置あわせと正規化を行う PointsSVD と、物体面上にランダムな点を生成した後、それらの点群をもとに得られた面の法線ベクトルを生成して位置あわせと正規化を行う NormalsSVD と呼ばれる2つの3次元モデルの正対（正規化）手法を開発し、物体モデルごとに特徴量を生成して類似検索の前処理として施した。どちらの正規化手法が、検索クエリの類似検索に適しているかの選択は、検索クエリごとに、最適な正規化手法を選択させる手段を採った。

3.2 距離の正規化

次に、特徴量 SD_j における、検索クエリ特徴量 q とデータベース内特徴量 db 間の距離 $d_j(q, db)$ を正規化する。距離の正規化には Ohbuchi らの手法 [5] を用いた。各特徴量での距離の平均値を $\mu(d_j)$ 、標準偏差を $\sigma(d_j)$ とすると、正規化された距離 $\hat{d}_j(q, db)$ は、

$$\hat{d}_j(q, db) = \frac{1}{2} \left(\frac{d_j(q, db) - \mu(d_j)}{3 \cdot \sigma(d_j)} \right) \quad (2)$$

と表せる。

3.3 相違度計算

MRFD の距離（相違度） $d_{MRFD}(q, db)$ は、各特徴量の正規化した距離 $\hat{d}_j(q, db)$ と重み w_j を掛け足し合わせたものである。

$$d_{MRFD}(q, db) = \sum_{i=1}^4 w_j \hat{d}_j(q, db) \quad (3)$$

形状類似検索システムは、特徴量間の距離が小さいほど3次元モデルの形状は類似しているとして、検索クエリ特徴量との距離が小さい順にデータベース内の3次元モデルを並べ、検索結果としてユーザに提示するものを作成した。

4 まとめ

本稿では、1つのポリゴンスーパーモデルより複数の形状表現を生成し、それらのフーリエスペクトルを重ね合わせた特徴量を用いた形状類似検索手法を提案した。従来の研究で用いられる単一の形状表現を解析した特徴量や、複数の特徴量を組み合わせた手法よりも高い検索精度を得た。なお、本提案手法は、特許出願中であることを付記する。

参考文献

- [1] D.Vranić, 3D Model Retrieval, Ph.D.thesis, University of Leipzig,2004.
- [2] D.-Y.Chen, X.-P.Tian, Y.-T.Shen, M.Ouhyoung, On Visual Similarity Based 3D Model Retrieval, *Computer Graphics Forum*,**22**(3),pp.223-232,2003.
- [3] P.Min, A 3D Model Search Engine, Ph.D.Thesis, Princeton University, 2004.
- [4] P.Shilane, P.Min, M.Kazhdan, T.Funkhouser, The Princeton Shape Benchmark, *Proc.SMI '04*,pp.167-178,2004.
- [5] R.Ohbuchi, Y.Hata, Combining Multiresolution Shape Descriptors for 3D Model Retrieval, *Proc.WSCG 2006*,Plzen, Czech Republic,Jan. 30 Feb.2,2006.
- [6] 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.83-105,2003.

発表論文

- [1] 立間淳司、関洋平、青野雅樹、「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」、Web インテリジェンスとインタラクション、電子情報通信学会、WI2-2006-83, pp.89-94, 2006.

特許

- [1] 立間淳司、関洋平、青野雅樹、「三次元モデルの検索方法、コンピュータプログラム及び三次元モデルの検索システム」、出願番号 2006-305546、2006