

独立成分分析を用いた3次元モデルの類似検索

立間 淳司† 青野 雅樹† 関 洋平† 大淵 竜太郎‡
豊橋技術科学大学† 山梨大学‡

1. はじめに

近年、3次元モデルのオーサリングツールは、医療、化学、建築、製造業、CGアニメーション製作に代表される娯楽などの分野において、欠かせない重要な構成要素になっている。これらのツールの増加やインターネットの普及に伴い、3次元モデルも爆発的に増加した。その結果、組織間、企業内やインターネット上で利用される大きな3次元モデルデータベースから必要な3次元モデルを正確にかつ効率的に検索する手法の必要性が高まってきた。

現在、Web上でISOの国際標準モデルとして普及しているVRMLモデルは、3次元物体を立体としてではなく、ポリゴンスープモデルと呼ばれる3次元の多角形の集合で定義するモデルである。そのため、立体を前提とした解析を適用するのは困難である。

本研究では、VRMLの普及率や再利用性を考慮し、ポリゴンスープモデルを仮定した3次元モデル検索システムを試作した。3次元モデル検索システムの多くは、目的とする形状に似た3次元モデルが手元にあると仮定し、これを検索キーとして提示する。本研究もこの手法を前提とする。まず、ユーザは検索キーである3次元モデルを検索システムに提示する。システムは提示された検索モデルから特徴量を計算し、あらかじめ計算されたデータベース内のモデルの特徴量と類似比較を行う。そして、システムは類似度の大きさの順にデータベース内のモデルを並べ、結果としてそれをユーザに提示する。

この検索システムにおいて重要になるのは特徴量である。本研究では、特徴量計算に独立成分分析を用いた。独立成分分析は、信号処理の分野で発達した多変量データから未知の成分や因子を見つけ出すための一つの手法である。主成分分析とは異なり基底に直交条件など縛りを持たないため、3次元モデルの特徴抽出に有効であると考えた。

2. 関連研究

3次元モデルの特徴量計算には様々な手法が存在する。

D2はOsadaらが提案した複数の統計的手法¹⁾のなかで、最も良い結果を出した手法である。D2を求めるには、まず、3次元モデルの面上に式(1)を用いてランダムに点を生成する。

$$P = (1 - \sqrt{r_1})A + \sqrt{r_1}(1 - r_2)B + \sqrt{r_1}r_2C \quad (1)$$

つぎに、その生成された点の全ての2点間でEuclid距離を求め、2点間距離の頻度を要素に持つ1次元ヒストグラムを作成する。こうして得られた要素数 N の1次元ヒストグラムがD2である。

Spherical Harmonics DescriptorはFunkhouserらが提案した手法²⁾で、3次元モデルに球面調関数変換を適用した手法である。まず、3次元モデルを $64 \times 64 \times 64$ の大きさにボクセル化する。ポリゴン面がボクセル格子内なら1、それ以外なら0である。ボクセル化されたモデルは、モデルの重心がボクセル空間の中心で、非0ボクセルから中心までの平均距離が16となるように正規化される。次に、モデルを半径1から32半径の球体に分解し、それぞれに球面調関数変換を適用する。最後に、得られた16個の各球面調成分の L_2 ノルムをとり、 32×16 次元の特徴量を得る。

3. 独立成分分析

独立成分分析(ICA:Independent Component Analysis)は、カクテルパーティ効果を工学的に実現する方法として説明される。

今、ある環境で n 人の人物が同時に話をしているとすると $s_i(t), i = 1, 2, \dots, n$ 。それを人数と同じ n 個のセンサで観測したとすると $x_i(t), i = 1, 2, \dots, n$ 。この両者の関係は、未知の混合要素 f_{ij} により次のようにモデル化できる。

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^n f_{ij}s_j(t) \quad (2)$$

さらに行列の形に書きなすと次のようになる。

$$X = FS \quad (3)$$

つまり、独立成分分析とは、独立成分および混合課程

3D Model Retrieval using Independent Component Analysis

†Atsushi TATSUMA · Toyohashi University of Technology

†Masaki AONO · Toyohashi University of Technology

†Yohei SEKI · Toyohashi University of Technology

‡Ryutarou OHBUCHI · Yamanashi University

に関する情報を一切利用せずに，混合要素 F もしくはその逆フィルタ $W = F^{-1}$ を推定する手法であると言える．

独立成分分析のアルゴリズムは，独立性の近似の違いにより複数存在する．本研究では，Comon のアルゴリズム⁵⁾ を選択した．

Comon のアルゴリズムは直交化と回転の 2 つの過程からなる．直交化は特異値分解により，各行が直交する行列 \tilde{Z} を得る．

$$X = UD\tilde{Z}^T \quad (4)$$

回転は， \tilde{Z} の各行が直交する状態を保ちながら，各行が独立になるように行間の回転操作を行う．回転行列 Q により，独立な信号 Z と推定混合過程 A を得る．

$$Z = Q\tilde{Z}, \quad A = UDQ^T \quad (5)$$

4. 提案手法

提案手法では，まず，Vranic らの ContinuousPCA⁴⁾ を用いて，3次元モデルを正規化する．次に，3次元モデルを $64 \times 64 \times 64$ でボクセル化し，それを半径 1 から 32 の球体窓で切り出す．切り出したボクセルデータを観測信号として独立成分分析を行う．最後に，得られた独立成分の強さを特徴量とする．

提案手法の特徴量計算アルゴリズムを以下に示す．

- (1) 3次元モデルを正規化し， $64 \times 64 \times 64$ でボクセル化する．
- (2) ボクセル化したモデルを半径 1 から 32 の球体窓で切り出す．このとき，ボクセル値が 1 の場合は，値を中心からの距離に更新する．
- (3) 球体窓で切り出したデータから観測信号行列 X を構成する．
- (4) 独立成分分析により， $X = AZ$ を計算する．
- (5) 独立成分の強さを計算し，それを特徴量とする．

5. 比較実験

D2 と Spherical Harmonics Descriptor と提案手法で比較実験を行った．使用した 3次元モデルデータベースは，Princeton Shape Benchmark Test Base Class ver1.0³⁾ である．評価値には再現率 (Recall) と適合率 (Precision) を用いた．

実験結果として，D2 と Spherical Harmonics Descriptor のちょうど中間程度の検索精度を得た (図 1) ．

6. おわりに

独立成分分析を用いた 3次元モデルの特徴量を提案

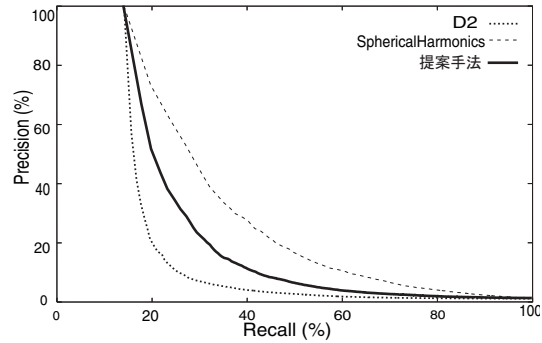


図 1 再現率・適合率のグラフ

した．他手法との比較実験により D2 よりも高い検索精度を得た．

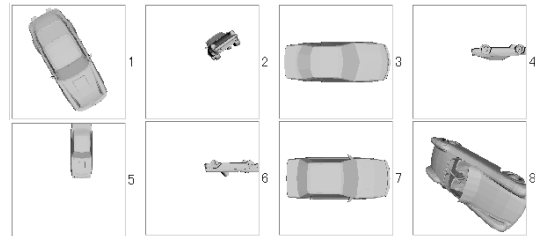


図 2 検索結果例

謝 辞

この研究は栢森情報科学振興財団の助成を受けて遂行しました．

参 考 文 献

- 1) R. Osada, T. Funkhouser, Bernard Chazelle, and David Dobkin: Shape Distributions, ACM TOGS, 21(4), pp.807-832, (2002).
- 2) T. Funkhouser, P. Min, M. Kazhdan, J. Chen, A. Haldman, D. Dokin, D. Jacobs: A search engine for 3D models, ACM TOGS, 22(1), pp.83-105, (2003).
- 3) P. Shilane, P. Min, M. Kazhdan, and T. Funkhouser: The Princeton Shape Benchmark, Shape Modeling International, Genova, Italy, June 2004, (2004).
- 4) D.V. Vranic, D. Saupe, and J. Richter: Tools for 3D-object retrieval: Karhunen-Loeve Transform and spherical harmonics, IEEE MMSP 2001, Cannes, France, pp.293-298, (2001).
- 5) Pierre Comon : Independent component analysis, A new concept?, Signal Processing, pp.287-314, (1994).