

一种基于多特征结合的三维模型检索方法

李月峰

(苏州高博软件技术职业学院 江苏 苏州 215163)

摘要 在三维模型检索方法中,针对形状分布特征提取过程中可能存在的复杂局部表面模型中产生采样过程偏移的问题,提出将基于余弦值的模型统计特征作为另一种统计特征,利用相关加权反馈算法确定权值以结合两种几何特征进行三维模型特征表述,最终利用 Euclidean 距离进行相似性匹配。经实验验证,通过该特征表述来检索三维模型能提升查全率及查准率。

关键词 三维模型,特征提取,形状分布,特征匹配,加权反馈

中图分类号 TP311 文献标识码 A

3D Retrieval Algorithm Based on Multi-feature

LI Yue-feng

(Global Institute of Software Technology, Suzhou, Jiangsu 215163, China)

Abstract In the 3D model retrieval method, the sampling process offset is generated in the model of complex local surface which may exist in the shape distribution feature extraction process. Aiming at this problem, the statistical feature of the model based on cosine value was proposed as another statistical feature, and the correlation weight was used. The feedback algorithm determines the weights to combine the two geometric features to perform the three-dimensional model feature representation, and finally uses the Euclidean distance for similarity matching. It has been verified by experiments that retrieving three-dimensional model by using this feature representation can improve the recall and precision rate.

Keywords Three-dimensional model, Feature extraction, Shape distribution, Feature matching, Weighted feedback

1 引言

随着计算机建模技术的发展以及各种三维建模软件的广泛应用,三维模型数量呈爆炸性增长。为了有效管理和利用这些三维模型,需要研究出一个三维模型检索系统,以期借助计算机对三维模型进行快速、高效的自动化检索。目前,三维模型检索技术主要包括基于标注的模型检索和基于内容的模型检索。基于标注的检索技术存在工作繁重、效率低下等缺点,近年来少有关注;而基于内容的模型检索通过提取三维模型中某些固有的相对不变的特性作为其特征表述(如特征向量等),最终通过特征向量之间的距离来表述不同多模型之间的相似程度,大大提高了效率,是近期国内外学者研究的热点。

早在 20 世纪 90 年代,包括 Eric, Marc^[1-2] 等在内的学者就开始了对于基于内容的三维模型检索技术的研究。在基于内容的三维模型检索中,非常关键的一点就是要找出一个足够合适的特征值,要求该特征值具有针对模型平移、旋转、尺度大小以及方位变换的不变性和鲁棒性。目前,实现三维模型特征描述不变性的方法主要有以下两种:

1)通过主元分析(Principal Component Analysis)等方法对模型的坐标进行标准化处理^[3-5],然后在标准化后的坐标系内进行特征提取;

2)定义一种本身具有不变性的特征描述。

由于模型坐标标准化处理一般是不稳定的^[7],因此提取一种本身具有不变性的特征描述的方法越来越受到学者的重视。不变性特征描述符可包括三维模型的圆度、离心率、代数矩等全局形状属性组成的形状特征向量^[8],也可以是几何矩,如 Legendre 矩、Fourier-Mellin 矩、Zernike 矩以及 Pseudo-Zernike 矩等。Osada 等^[9]提出的一种形状分布(Shape Distribution)特征描述方法通过模型的特定形状函数值的统计分布情况提取其特征,该特征是一种典型的具有不变性的特征描述,因计算简单和良好不变性的优点而被此广泛应用于一些模型检索系统中。

2 基于形状分布的检索算法(Osada 经典 D2 算法)

Osada 在 2001 年提出的一种基于形状分布的直方图算法^[9]是三维模型检索技术中基于统计直方图算法的经典算法,被广泛应用于各种三维模型检索系统中。

形状分布直方图法首先使用一个几何函数来计算三维模型顶点与顶点之间的形状特征,然后获得形状特征分布直方图,最后通过比较形状特征分布直方图的相似距离来获得三维模型的几何相似性。Osada 讨论分析了 5 种几何函数,如图 1 所示,它们分别是:1)3 个顶点构成的角度;2)顶点到中心的距离;3)任意 2 个顶点之间的距离;4)任意 3 个顶点组成

三角片的面积;5)任意4个顶点组成四面体的体积。通过实验分析,Osada认为任意两个顶点之间的距离作为几何函数的效果最好。

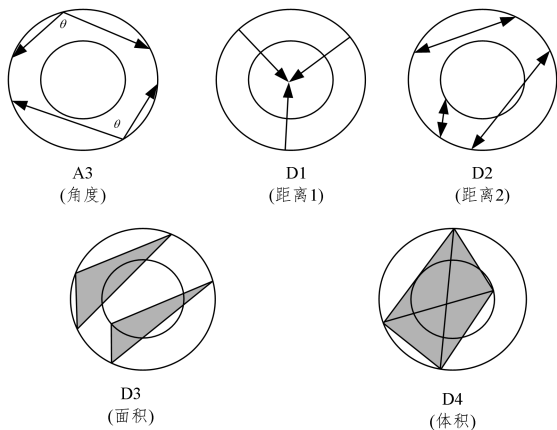


图1 5种几何函数

Osada算法的大概步骤如下:

1)对三维模型表面进行均匀的点随机采样,获取固定数目的顶点。

2)计算任意两个点的D2距离作为形状分布直方图的统计量,形成形状分布直方图。

3)通过范数距离获得形状分布直方图之间的距离,最后获得三维模型的相似程度。Osada在文献中采用了两种范数来计算形状分布直方图之间的相似距离,其计算公式如下:

$$Diff_{PDF} = \left(\int |f - g|^N \right)^{\frac{1}{N}}$$

$$Diff_{CDF} = \left(\int |f - g|^N \right)^{\frac{1}{N}}$$

这个算法与三维模型坐标系旋转无关,对坐标系旋转变换具有很好的鲁棒性。此外,这个算法对三维模型网格进行了固定点数的顶点采样,所以可以有效地克服三维模型网格简化和网格细分带来的影响,具有较好的网格细分和网格简化鲁棒性,并且该算法对三维模型噪声也具有较好的鲁棒性。

但是,经典D2算法仍然存在缺陷,在上述步骤1)中,Osada为了克服三维模型顶点分布不均可能造成的形状分布直方图偏差,将三维模型表面网格面积作为权重进行表面点的采样。该方法首先遍历所有的多边形,并把多边形分割成三角形;然后计算每个三角形的面积并将其按大小顺序插入到一个数组中;最后按照概率选取数组中的一个三角形,该概率与三角形面积成正比。对于每个选中的三角形(3个顶点为A,B,C),本文在该三角形内部表面生成一个随机采样点,生成随机采样点的公式如下: $P = (1 - \sqrt{r_1})A + \sqrt{r_1}(1 - \sqrt{r_2})B + \sqrt{r_1}r_2C$,其中, r_1, r_2 是0至1之间的随机数。采样点在三角形中的位置如图2所示。

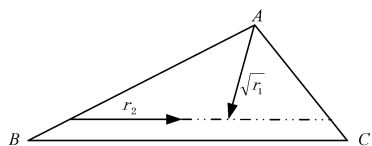


图2 三角形中的随机采样点

经典D2算法的采样点密度与三维模型的三角形面片面积成正比,这可能会在某些有复杂局部表面的模型中发生采

样过程偏移,从而影响到直方图的生成。

图3是模型与对应的直方图,从图中可以看出,一个光头人物模型和一个有头发的人物模型非常相似,但是因有头发的人物模型在头发部分有复杂的局部表面,所以生成的D2直方图几乎没有相似性。同时,对于某些完全不同的三维模型,可能会产生非常相似的直方图,如图4所示。

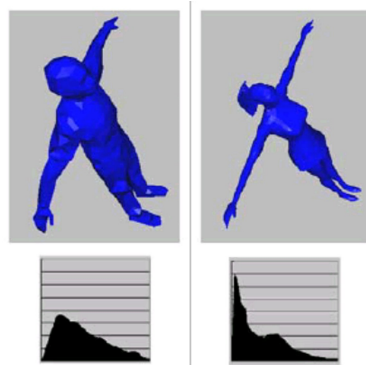


图3 三维模型及D2直方图

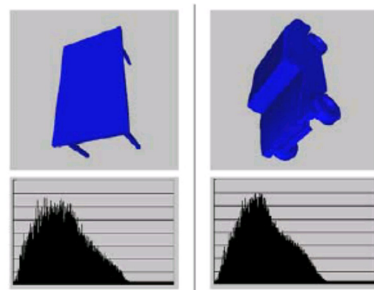


图4 三维模型及D2直方图

3 基于模型表面面片法向量夹角的直方图统计特性算法

针对经典D2算法存在的一些问题,对其进行了一些延伸。表面法向量作为描述表面曲率变化的基本参数之一,在模型特征表示中发挥着非常重要的作用,以三维模型表面面片的法向量作为三维模型中的另外一种统计特征进行统计,并将此特征与经典D2特征综合起来进行相似性匹配,在查询准确性上有一定的提升。

该算法的具体步骤如下:

1)在三维模型表面生成随机采样点,计算该点所在平面的法向量。

2)计算每对采样点对法向量夹角之间的余弦值,如图5所示, n_p, n_q 分别是采样点 p, q 所在面片的法向量。

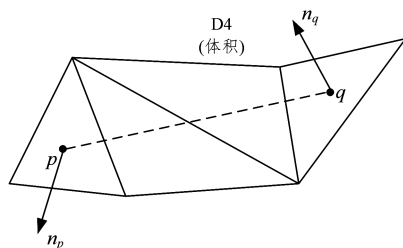


图5 采样点对及其法向量

3)将该余弦值的分布统计为该模型的统计直方图。图6为一个零件基于余弦值的统计直方图,其中横坐标表示法向

量夹角的余弦值,纵坐标为出现的频次。

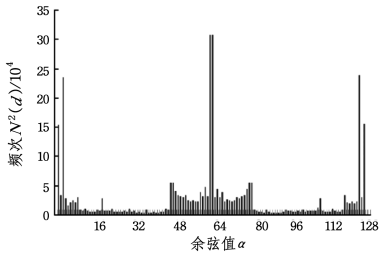


图6 基于余弦值的模型统计直方图

4)通过计算各模型之间的统计直方图距离完成相似性比较。

三维模型中表面特征导致基于余弦值的模型统计直方图有着明显的特点,通过该特征对模型进行模型特征表述有着较大的优势,在进行三维模型检索中将基于余弦值的特征表述方式作为模型特征描述之一,取得了较好的效果。

4 基于 Euclidean 距离的特征匹配算法

在基于特征模型检索领域,特征匹配常使用 Euclidean 距离^[10]、Manhattan 距离^[4]以及 Hausdorff 距离^[11]等。设三维模型的特征空间为 $F=R^n$,任意两个三维模型的特征向量表示为 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$, $Y=(y_1, y_2, \dots, y_n)$,则上述3种距离度量的计算公式分别如下。

(1)Euclidean 距离计算公式

$$D(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2}$$

(2)Manhattan 距离计算公式

$$D(X, Y) = \sum_{i=1}^n |X_i - Y_i|$$

(3)Hausdorff 距离计算公式

$$D(X, Y) = \max_{0 \leq i \leq n} \min_{1 \leq j \leq n} d(x_i, y_j)$$

其中, $d(x_i, y_j)$ 表示两个特征点集中任意两点间的距离,如 Euclidean 距离。

本文采用 Euclidean 距离进行两个模型的相似性计算,其计算公式如下:

$$D(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} \quad (1)$$

本文将基于表面面片法向量的形状特征作为另外一种形状特征信息进行统计,综合两种不同特征的统计数据作为其特征值进行比较,两个模型的相似性匹配可通过相似性距离的加权和来计算:

$$D(A, B) = \omega_1 D_1(A, B) + \omega_2 D_2(A, B) \quad (2)$$

其中, $D(A, B)$ 表示 A, B 两个三维模型之间的特征距离, $D_1(A, B)$ 表示两个三维模型的基于形状分布的特征距离, $D_2(A, B)$ 为上述基于面片法向量余弦的特征距离, ω_1, ω_2 分别是权值。

通过加权和的方式表述一种模型的特征值,使本文在获取三维模型的形状信息时更加准确、丰富,其匹配精度也在原有算法的基础有一定的提升。

5 权值相关反馈算法

在本设计中,由式(2)可知,本文使用了 ω_1 和 ω_2 来组合 N_2 和 D_2 两种形状描述符, ω_1 和 ω_2 是比较关键的权值,本文采用相关反馈算法获取 ω_1 和 ω_2 的值。

本文的权值计算算法的思想如下:模型的某一种形状描述符定义了一个与之对应的特征空间,数据库中各模型的特征向量为特征空间中的点,如果一个形状描述符使得已知相关模型(即被用户标定为正确的检索结果模型)在其特征空间中的分布更加紧密,那么此形状描述符就更加有效,从而应得到更高的权值。因此,可计算已知相关模型在某形状描述符的特征空间中的分布密度,给密度大的形状描述符分配较高的权值。假设 ω 是分配给某形状描述符的权值,则:

$$\omega = \frac{1}{1 + \sum_{i=1}^n \max_{r_j \in R} \text{dis}(r_i)} \max_{r_j \in R} \text{dis}(r_i) = \max_{r_j \in R} \text{Dist}(r_i, r_j) \quad (3)$$

$$R = \{r_1, r_2, r_3, r_4\}$$

其中, R 是所有已知相关模型构成的集合,对于一个给定的模型 r_i , $\max_{r_j \in R} \text{dis}(r_i)$ 计算某形状描述符在距离测度 $\text{Dist}(r_i, r_j)$ 下 r_i 与 R 集合中所有其他元素的最大距离。 R 集合中全部元素的 $\max_{r_j \in R} \text{dis}(r_i)$ 值之和就反映了已知相关模型在该形状特征空间中分布的紧密程度。一个较小的和代表较紧密的分布,反之亦然。利用式(3)就可以计算 D_2 和 N_2 应分配到的权值:只需用 $\text{Dist}(r_i, r_j)$ 依次替代式(2)中的 $HD_2(A, B)$ 或 $HN_2(A, B)$,分别求得两个权值 ω_1 和 ω_2 ,然后将两个权值归一到 $[0, 1]$ 区间即可。

通过使用该算法,可以提升三维模型检索的检索效果,但是也在一定程度上增加了系统的复杂性。

6 实验分析

为了验证模型特征提取、特征匹配算法的正确性以及满足实际应用的情况。通过使用模型样本库,本文测试了查询平均耗时、查全率、查准率。目前受到广大研究者认可的模型数据库包括普林斯顿大学的 PSB^[12] (Princeton Shape Benchmark) 数据库和普杜大学的 ESB^[13] (Engineering Shape Benchmark) 数据库。本文采用这两个数据库作为测试数据库来测试查询平均耗时、查全率、查准率。

在该阶段的测试中,主要关注两个方面的问题:1)完成检索所需要的时间;2)检索的准确率。

完成检索所需要的时间可以分为两种情况。第一种本文称之为在线时间,指从用户提交查询条件到取得查询结果之间所消耗的时间,如果系统使用了相关的反馈算法,那么相关反馈算法所消耗的时候也应计算在内。第二种本文称之为离线时间,指前期系统需要对模型库中的模型进行预处理、特征提取等操作以进行特征库的创建所花费的时间。图7是三维模型检索系统检索所消耗的时间示意图。

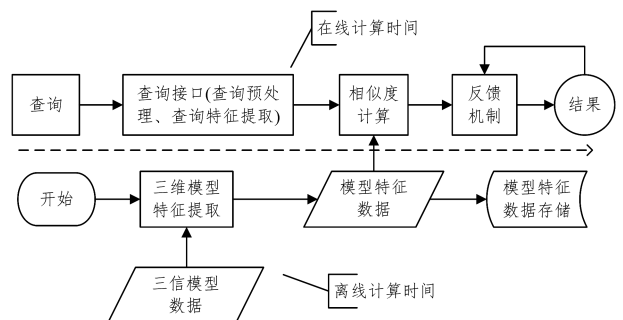


图7 检索系统的时间消耗

从图7中可以看出,在线时间包括查询预处理、查询特征提取、相似度计算以及反馈过程所需的时间,离线时间主要是

所有模型的特征提取时间。相对于离线时间,在线时间更为重要,因为在线时间直接影响到系统的用户友好性,所以只关注在线时间的测试。

在线时间的测试中,本文采用了图 8 所示的模型进行特征提取算法耗时的测试。



图 8 咖啡机三维模型

经过多次测试,本文获得了采用 D2 描述符和采用本文描述符在计算其特征值时所消耗的平均时间,如表 1 所列。

表 1 特征计算的平均耗时

采用描述符	经典 D2 描述符	本文描述符
平均耗费时间/ms	3.02	4.13

从测试结果分析,本文采用的算法在耗时要比经典 D2 算法的耗时稍多,但在合理范围内。

对于检索准确率的衡量,目前多数研究者采用查准率-查全率曲线作为评价手段来分析特征描述符的检索性能^[14]。

查准率和查全率的定义如下:

$$\text{查全率} = \frac{\text{正确检索的相关模型}}{\text{所有相关的三维模型}}$$

$$\text{查准率} = \frac{\text{正确检索的相关模型}}{\text{检索返回模型}}$$

查全率表示返回的正确检索模型占整个相关模型的比例,这个指标衡量检索系统返回正确结果的能力;查准率表示在所有检索返回结果中,正确检索的三维模型的比例,这个指标衡量检索返回结果的精确性。

对同一模型在模型数据库中也进行了查全率、查准率的测试,通过反复测试,获得了两种算法的查准率、查全率曲线图,如图 9 所示。

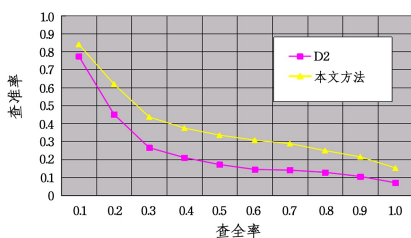


图 9 查准率、查全率曲线

从实验结果中可以看出,特征匹配算法中的查准率和查全率成反比,整个曲线反映出其查找的准确率。从图中还可以看出,本文算法优于经典 D2 算法。

结束语 本文提出了一种基于多特征向量结合的三维模型检索方法,该方法针对经典 D2 算法存在的不足,将三维模型表面面片的法向量作为三维模型检索中的另外一种统计特征进行统计,并将此特征与经典 D2 特征综合起来,利用相关

反馈算法计算各特征值的权值,最终利用 Euclidean 距离进行相似性匹配。经实验验证,该检索算法虽然在时间复杂度上相比经典 D2 算法有所提升,但是其查准率和查全率均有所提升。

本文采用简单的相关反馈算法对两个特征值的权值进行了计算,取得了一定的效果,相关反馈算法是缩小模型高层语义和低层特征之间鸿沟的有效工具,随着深度学习技术的发展,利用相关反馈算法提升模型检索的查准率和查全率将是未来研究的方向之一。

参 考 文 献

- [1] ERIC P, MARC R. A query by content software for three-dimension database management [C] // Proceedings of International Conference on Recent Advances 3D Digital Imaging and Modeling. Ottawa, Canada, 1997: 345-352.
- [2] ERIC P, MARC R. A Content based search engine for VRML databases [C] // Proceedings of the 1998 computer society conference on computer vision and Pattern Recognition (CVPR). Santa Barbara, CA, 1998: 541-646.
- [3] 杨育彬, 林琚, 朱庆. 基于内容的三维模型检索综述[J]. 计算机学报, 2004(10): 1297-1310.
- [4] VRANIC D, SAUPE D, RICHTER J. Tools for 3d-object retrieval; Karhunen-Loeve transform and spherical harmonics [C] // Proceedings of IEEE Workshop on Multimedia Signal Processing. 2001: 293-298.
- [5] PAQUET E, MURCHING A, NAVEEN T, et al. Description of shape information for 2d and 3d objects [J]. Signal Processing: Image Communication, 2002, 16: 103-122.
- [6] HECZKO M, KEIM D, SAUPE D, et al. A method for Similarity search of 3d objects [C] // Proceedings of German Database Conference. 2001: 384-401.
- [7] KAZHDAN M, FUNKHOUSER T. Harmonic 3d shape matching [C] // Proceedings of ACM SIGGRAPH. 2002.
- [8] PROKOP R, REEVES A. A survey of moment-based techniques for unconcluded object representation and recognition [J]. Graphics Models and Image Processing, 1993, 54(5): 438-460.
- [9] OSADA R, FUNKHOUSER T, CHAZELLE B, et al. Matching 3D Models with Shape Distributions [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2002(21): 807-832.
- [10] FUNKHOUSER T, MIN P, KAZHDAN M, et al. A search engine for 3D models [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2003(22): 83-105.
- [11] HECZKO M, KEIM D, SAUPE D, et al. A method for Similarity search of 3d objects [C] // Proceedings of German Database Conference. 2001: 384-401.
- [12] SHILANE P, KAZHDAN M, MIN P, et al. The Princeton Shape Benchmark [C] // Proc. Shape Modeling International. Genoa, Italy, 2004.
- [13] JAYANTI S, KALYANARAMAN Y, IYER N, et al. Developing An Engineering Shape Benchmark For CAD Models Computer-Aided Design [J]. Shape Similarity Detection and Search for CAD/CAE Application. 2006: 939-953.
- [14] DAVIS J, GOADRICH M. The relationship between precision-recall and ROC curves [C] // Proc of ICML. 2006.