

三维网格模型增量式聚类检索

孙晓鹏^{1,2} 纪燕杰¹ 李翠芳¹ 魏小鹏²

(辽宁师范大学计算机与信息技术学院 大连 116029)¹

(大连大学辽宁省先进设计与智能计算省部共建教育部重点实验室 大连 116622)²

摘要 针对大规模三维网格模型库中的形状检索问题,提出了基于增量式聚类的三维形状描述和检索方法。首先根据三维模型的曲率分布直方图提取特征点得到特征向量;然后根据特征向量描述建立模型库的关键词词典;在特征匹配阶段基于增量聚类方法判断目标模型的特征向量是否属于某一个关键词,并根据增量聚类的结果更新检索关键词词典;最后匹配特征向量检索模型库中与目标模型形状相同和相近的三维网格模型。相关实验结果证明了该方法快速有效,具有较高的准确性。

关键词 三维模型检索,增量聚类,特征直方图,特征向量匹配

3D Mesh Model Retrieval Using Incremental Clustering

SUN Xiao-peng^{1,2} JI Yan-jie¹ LI Cui-fang¹ WEI Xiao-peng²

(Department of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116029, China)¹

(Key Laboratory of Advanced Design and Intelligent Computing of Ministry of Education, Dalian University, Dalian 116622, China)²

Abstract For the model retrieve of large-scale three-dimensional inefficiency, this paper presented a three-dimensional model retrieval method based on the idea of incremental clustering. Firstly, for the models among the model base, constructed a retrieval words codebook. Then extracted the feature points to attain the feature vector of models according to the feature histogram, after that, followed by an incremental clustering method and update retrieval words codebook. Finally, a feature vector matching method was used to determine whether the model base contains the models which is related to the target model. Experimental results show that our implementation can get the retrieval result rapidly and precisely.

Keywords 3D mesh model, Incremental clustering, Feature histogram, Feature vector matching

1 引言

随着三维模型激光扫描技术的快速发展,相关企业的三维设计模型日益增多,数据管理呈巨大规模,为方便三维设计人员能够及时有效地获得所需的三维模型,高效的检索和现有模型的重用已成为目前三维产品设计和研发的重要手段之一。与图像视频等其他形式的数字媒体检索技术类似,三维模型检索技术可以分为基于文本和基于内容的检索,其中基于内容的三维模型检索技术是目前国际国内的研究热点。

本文提出的三维模型增量式聚类检索方法,即属于基于内容的检索方法,基于普林斯顿大学三维模型数据库,较好地实现了大规模三维模型数据库上的快速检索,其通过动态更新模型库中形状特征的描述,在检索有效性和高效性这两个难以兼得的问题上得到了较为满意的结果。

2 相关工作

基于内容的三维模型检索研究的关键步骤包括:三维模

型的特征提取、特征描述和特征匹配。特征提取指提取能区分不同三维模型形状的特征;特征描述指描述和管理所提取的相应特征以便于检索;特征匹配指在特征空间内计算两个模型特征的相似测度,并根据相似测度对数据库中形状相近的模型进行检索排序。

目前国际国内基于内容的检索技术可分为3类:(1)基于形状的检索技术;(2)基于拓扑结构的检索技术;(3)基于图像比较的检索技术^[1]。Ankerst等^[2]提出的形状直方图方法属于基于形状的检索技术,该方法使用多个空间分离的直方图描述模型的特征分布,并引用二次距离函数保证查询精度,该方法的不足之处在于对网格模型上所有的点特征进行采样,查询效率较低。Suzuki等^[3]提出的点密度法和Tangelder等^[4]提出的加权点集方法需要将三维模型投影到二维平面上,然后通过阶段过滤方法探测在不同的尺度空间稳定不变的特征点,但对特征分布杂乱的模型难以得到理想的检索效果。Osada等^[5]提出的形状分布方法需要完成大量的统计计算,基于统计特征构成形状分布直方图曲线来描述模型的形

到稿日期:2011-03-15 返修日期:2011-08-30 本文受国家自然科学基金(61170143,60873110,60875046),辽宁省高校科研基金(L2010231),大连大学先进设计与智能计算省部共建教育部重点实验室(ADIC2010006)资助。

孙晓鹏(1968—),博士,教授,CCF高级会员,主要研究方向为计算机图形学;纪燕杰(1983—),女,硕士生,主要研究方向为计算机图形学、计算机动画;李翠芳(1983—),女,硕士生,主要研究方向为计算机图形学、计算机动画;魏小鹏(1959—),博士,教授,主要研究方向为计算机图形学。

状特征。其他空域空间的检索技术还包括基于不变矩的检索技术^[6]、基于反射对称描述的检索技术^[7]、基于射线的检索技术^[8]、基于参数化统计的检索技术^[9]、基于法向量分布的检索技术^[10]以及基于体积的检索技术^[11]等。这些方法都需要基于模型的全部顶点或面片的几何与拓扑信息进行大规模计算,在处理规模较大的三维模型时,这样大规模的计算必将降低检索效率,部分工作在查准率和查全率方面也表现不足,难以兼顾检索的精度和高效性。

本文借鉴 C2ICM (Cover-Coefficient-based Incremental Clustering Methodology) 增量聚类方法^[12]实现了三维模型检索。增量聚类是一种高效的信息重载方法,它可以快速浏览大规模的数据集合,简化待匹配模型与数据库模型集合的比对过程,在检索大规模数据集合时,基于已取得的聚类结果对新增的数据进行逐个或逐批次的聚类,增量式地更新聚类结果,而不是对每次更新后的整个数据集合进行再聚类。该方法避免了对整个数据集的重复操作,定义小规模高精度的特征向量,从而提高了检索效率。具体的算法步骤如下:

Step1 首先在特征提取阶段,选择模型顶点的平均曲率来表示模型的特征,计算模型库中每个模型的平均曲率,得到模型曲率分布直方图;

Step2 特征描述阶段,在模型平均曲率直方图的横轴平均采样 100 个点,并获得曲率采样点处对应的概率值,基于曲率值和概率值构造一个 200 维的向量,表示该模型的形状特征;

Step3 为模型库中提取出的模型特征向量建立关键词词典,特征向量之间的距离相近的模型被划分到同一类,并得到该类的特征描述关键词;

Step4 特征向量匹配阶段,使用增量聚类的方法,首先匹配原始模型和关键词的相似度,若相似则将继续匹配得到该模型与该类中其他模型的相似度;若不相似则将该模型的特征描述加入到关键词库,得到新的描述关键词。

3 本文检索方法

三维模型检索问题的关键在于其形状特征的量化,即构建一个能够表达其形状特征集合的向量,并进行特征相似度比较。目前使用较多的三维形状特征向量表示有直方图法、函数分析法、扩展高斯图像法、拓扑分析法等。本文对直方图进行均匀采样提取形状特征,并使用距离度量法比较其相似度。

3.1 基于平均曲率的形状特征

增量聚类方法的关键是建立检索关键词词典,理想的关键词可以准确地表达出不同模型的形状特点,从而对数据库中的模型进行高质量分类。三维形状特征的提取方法有点提取、线提取、区域提取等,轮廓形态和曲率分布是形状特征提取的数据基础。这些特征提取方法及其组合,虽然可以有效地表达单一模型的形状特征,但难以用简单的表达式来描述形态分布的不均匀性和无序性,不利于关键词词典的构造。本文对形状分布的概率直方图进行采样,提出了基于区域极值点的形状特征向量表示方法。

三维模型表面形状特征常用高斯曲率、平均曲率和负主曲率等表示,本文基于大量的实验,选择平均曲率构造模型表面的曲率分布曲线,其中平均曲率定义如下:经模型表面的任

一点 P ,具有无穷个正交曲率,其中存在一条曲线使得该曲线的曲率为极大,这个曲率为极大值 K_{\max} ,垂直于极大曲率面的曲率为极小值 K_{\min} 。这两个曲率属性为主曲率,代表着法曲率的极值,则定义平均曲率为 $G_p = (K_{\max} + K_{\min})/2$ 。

3.2 特征提取

计算模型表面所有的顶点的平均曲率,并构造平均曲率概率分布直方图。本节根据概率分布直方图建立特征向量。曲率概率呈现双峰分布(以 Cup 模型为例)的情况如图 1 所示。

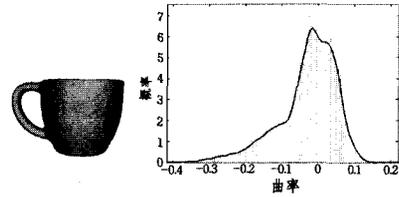


图 1 模型顶点平均曲率概率分布

不同形状的三维模型其平均曲率概率分布情况不同,且相同平均曲率值的顶点出现的概率也不同,据此,定义三维模型的曲率极小值为 V_A ,其分布概率值为 P_A ;对应地,曲率极大值为 V_B ,其分布概率值为 P_B 。本文构造 200 维的特征向量 $f [f_1, f_2, f_3 \dots f_{200}]$,其中奇数项表示平均曲率值,由曲率极小值至曲率极大值按照 $(V_B - V_A)/99$ 的间距均匀采样获得,任意奇数项后的偶数项表示该曲率值出现的概率。例如: f_1 表示曲率极小值 V_A ,则 f_2 表示平均曲率值为 V_A 的点的分布概率 P_A , f_3 表示的平均曲率值为 $V_A + (V_B - V_A)/99$, f_4 表示的是 f_3 的分布概率...依次类推, f_{199} 表示曲率极小值 V_B , f_{200} 表示 f_{199} 的分布概率值 P_B 。从而得到由曲率采样点构成的概率分布特征曲线(见图 2)。

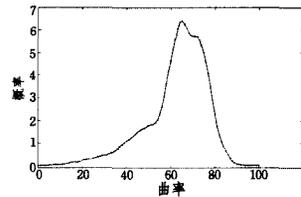


图 2 均匀采样得到的概率分布特征曲线

3.3 增量聚类方法

与经典的聚类方法不同,增量聚类没有简单地将聚类过程作用于整个数据集,而是利用前一次的聚类结果对后一次聚类过程进行加速,从而避免对大量数据进行重复性的、低效率的运算。在某些聚类过程中,新增加的数据对象只是导致整体中的部分数据分类发生了改变,此时付出很小的计算代价,对部分数据进行调整,即可实现更新整体的效果,增量聚类由此提出^[12]。本节基于增量聚类方法,对待检测模型与数据库中模型按如下步骤进行关键词词典构造和分类:

Step1 按照 3.2 节特征提取方法,对数据库中的每个三维模型定义一个 200 维的特征向量 f ,从而得到特征向量集合 F ;

Step2 在特征向量集合 F 上使用 K-means 聚类方法生成检索关键词词典,词典的容量为 M 。每个类对应的关键词 y 由该类内所有特征向量 f 取平均值得到;

Step3 对于待检索的目标模型 V ,同样按照 3.2 节提取一个 200 维的特征向量 v ;

Step4 在关键词词典集合 M 中,寻找与特征向量 v 之间 Manhattan 距离最小的关键词 y ,如果该距离小于指定的阈值,则将 v 归属到该词对应的类中,并将该词对应的特征描述更新为 $y'=(M \times y + v)/(m+1)$;

Step5 若该向量无法归属到任意一个检索关键词对应的类中,则将该向量定义为关键词,加入到关键词词典中。

本文增量聚类方法的检索流程如图 3 所示。

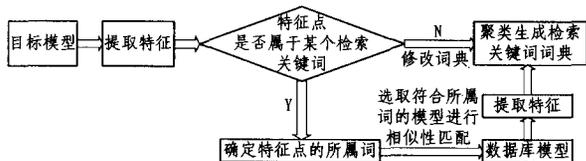


图 3 增量聚类检索方法流程

3.4 相似性匹配方法

形状相似度检索,即比较待检索的目标模型与数据库中大量模型的集合逐一匹配的过程,通过将目标模型与数据库中任一模型形状特征向量的相似度进行比较,对按照相似度降序对形状相近的模型进行排序,从而完成三维形状检索任务。相似比较过程,即计算两个特征向量间的距离测度,常用的距离测度有 Euclidean 距离、Minkowsk 距离、Manhattan 距离和 Hausdorff 距离等。本文使用 Manhattan 距离计算待检索模型和数据库中模型间的相似测度,因为该距离测度在加权后能保持时间域和频率域互变换时的能量一致性。

令 Manhattan 距离函数为 $d = \sum_i |v_i - f_i|$,其中, v_i 表示目标模型的特征向量 v 的第 i 个分量, f_i 表示模型库特征集合 F 中模型的特征向量 f 的第 i 个分量。本节对 Manhattan 距离函数进行了改进,由于特征向量 $f [f_1, f_2, f_3, \dots, f_{200}]$ 中曲率参数对模型形态影响较大,故为其制定较大的权重,从而得到改进后的 Manhattan 距离函数如下:

$$d = \sum_i q |v_i - f_i| \begin{cases} q=0.9, & \text{当 } i=1,3,5,\dots,2n-1 \text{ 时} \\ q=0.1, & \text{当 } i=2,4,6,\dots,2n \text{ 时} \end{cases}$$

式中,当特征向量的索引 i 取值为奇数时,特征分量表示曲率值,为 q 指定较大的权重 0.9;当索引 i 取值为偶数时,特征分量表示概率密度值,此时为 q 指定较小的权重 0.1。在检索过程中,若 Manhattan 距离函数值 d 小于指定阈值(本文指定为 0.1),则说明目标模型与待检索模型形状相似测度较高,并按照相似测度高低对目标模型进行排序。

4 实验结果及分析

由于平均曲率计算要求模型具有水密性,本文基于普林斯顿大学三维模型数据中满足欧拉公式的 19 类共 380 个模型完成检索实验,对模型库中的模型聚类后得到检索关键词间的匹配距离如表 1 所列(以 Bear、Cup、Glasses、Airplane、Ant、Fourleg、Human 等分类为例)。以上各模型类别间的相似性矩阵如表 2 所列。

表 1 模型库关键词匹配距离

| | Bear | Cup | Glasses | Airplane | Ant | Fourleg | Human |
|----------|------|---------|---------|----------|---------|---------|---------|
| Bear | 0 | 0.08497 | 0.39690 | 0.43514 | 0.43310 | 0.30391 | 0.10037 |
| Cup | | 0 | 0.39181 | 0.40098 | 0.42359 | 0.39912 | 0.16153 |
| Glasses | | | 0 | 0.32335 | 0.06262 | 0.15679 | 0.37089 |
| Airplane | | | | 0 | 0.10469 | 0.13244 | 0.36755 |
| Ant | | | | | 0 | 0.19402 | 0.41249 |
| Fourleg | | | | | | 0 | 0.28988 |
| Human | | | | | | | 0 |

表 2 模型库各类别的相似性

| | Bear | Cup | Glasses | Airplane | Ant | Fourleg | Human |
|----------|------|--------|---------|----------|--------|---------|--------|
| Bear | 1 | 0.9744 | 0.5955 | 0.5938 | 0.5268 | 0.7227 | 0.7576 |
| Cup | | 1 | 0.5547 | 0.5448 | 0.5002 | 0.6025 | 0.9668 |
| Glasses | | | 1 | 0.9678 | 0.9929 | 0.6953 | 0.6261 |
| Airplane | | | | 1 | 0.9786 | 0.7598 | 0.6433 |
| Ant | | | | | 1 | 0.7598 | 0.5479 |
| Fourleg | | | | | | 1 | 0.7544 |
| Human | | | | | | | 1 |

本文任意选取某一个类别中的一个模型作为待检索的目标模型,在其所属关键词的类别中,使用 Manhattan 距离函数进行相似性匹配,得到与目标模型在形状上具有较高相似性的模型。本文实验各选取了 Bear、Cup、Glasses、Airplane、Ant、Fourleg、Human 类别中的一个模型,使用增量聚类方法得到的检索结果如图 4 所示。

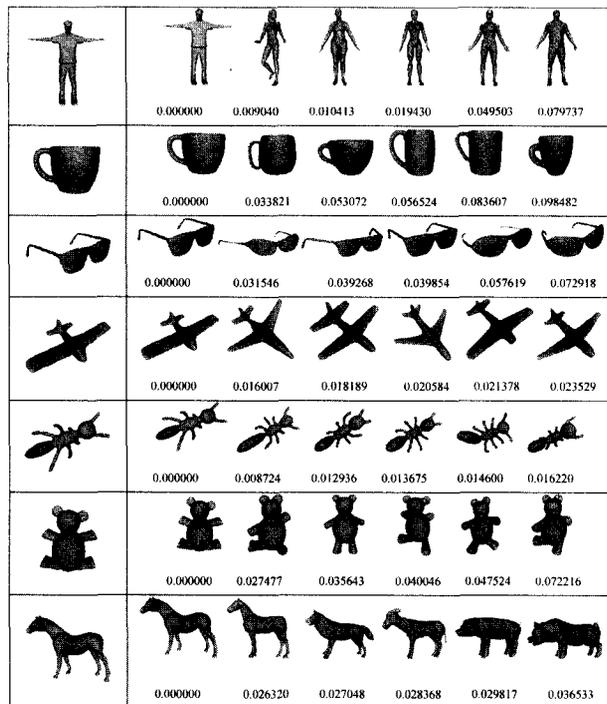


图 4 部分类别模型的检索情况

目前,三维模型检索技术还没有一个公认的检索效果评价标准,同时各检索方法所使用的 3D 模型数据库存在很大的差异,因此,难以对各种检索方法进行统一的优劣对比。

查全率与查准率是一种常用的、在一定程度上可以衡量检索方法优劣的方式。查准率(Precision,精度)是衡量某一检索系统的信号噪声比的一种指标,即检出的相关文献与检出的全部文献的百分比。普遍表示为:查准率=(检索出的相关信息量/检索出的信息总量)×100%。查全率(Recall,召回率)是衡量某一检索系统从文献集合中检出相关文献成功度的一项指标,即检出的相关文献与全部相关文献的百分比。普遍表示为:查全率=(检索出的相关信息量/系统中的相关信息总量)×100%。查全率与查准率间的关系,根据查准率和查全率可绘制系统的 PR 曲线,可根据曲线判断系统的优劣。本文算法的查全率-查准率曲线如图 5 所示。

从图 5 可以看出本文算法保证了较准确的检索结果,并且在保证较好的查全率和查准率的基础上,基于 Intel Core2 双核 CPU 2 GHz 和 2GB 内存的 PC 机所需检索时间也可以

表明,本文在使用增量聚类算法后比未使用增量聚类的检索在时间效率上得到很大的提高(见表 3)。

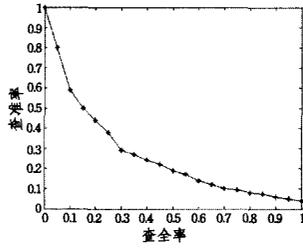


图 5 查全率-查准率曲线

表 3 本文算法检索时间

| 模型 | 顶点数 | 面片数 | 检索出模型数量 | 原始检索时间(s) | 增量聚类检索时间(s) |
|----------|--------|--------|---------|-----------|-------------|
| Human | 10,999 | 21,994 | 15 | 0.094 | 0.0014 |
| Cup | 15,198 | 30,396 | 10 | 0.109 | 0.0015 |
| Glasses | 7,016 | 14,028 | 13 | 0.089 | 0.0012 |
| Airplane | 5,400 | 10,796 | 15 | 0.086 | 0.0013 |
| Ant | 6,370 | 12,736 | 10 | 0.083 | 0.0011 |
| Teddy | 13,826 | 27,648 | 12 | 0.107 | 0.0016 |
| Horse | 14,680 | 29,356 | 12 | 0.111 | 0.0011 |

从检索时间可以看出,本文的增量聚类检索方法对于顶点数和面片数都高达 10^4 的大规模模型,也可以得到接近实时的检索速度,比之未使用增量聚类的检索时间得到很大的提高。

结束语 本文将 C2ICM 增量式聚类的思想应用到三维模型的检索工作上,针对模型面片数多、模型种类多样的大规模模型库,该方法能有效地提取模型的特征,并且高效地执行模型的特征匹配工作。另外,增量聚类的方法也可在 GPU 上实现,可以大大提高模型检索的速度,且具备良好的可扩展性,下一步将对本文算法的可并行性进行研究,以寻求具有更高检索速度的方法。

参 考 文 献

[1] 郑伯川,彭维,张引,等. 3D模型检索技术综述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2004,16(7):873-881

[2] Mihael A, Gabi K, Peter K H, et al. 3D shape histograms for similarity search and classification in spatial databases[C]//Proceedings of the 6th International Symposium on Large Spatial Databases(SSD' 99). Hong Kong, 1999:207-226

[3] Motofumi T S, Toshikasu K, Nobuyuki O. A similarity retrieval

of 3D polygonal models using rotation invariant shape descriptors [C]//Proceedings IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC2000). Nashville, Tennessee, 2000:2946-2952

[4] Tangelder J W, Veltkamp R C. Polyhedral model retrieval using weighted point sets [J]. International Journal of Image and Graphics, 2003, 3(1):209-229

[5] Robert O, Thomas F, Bernard C, et al. Shape distributions [J]. ACM Transactions on Graphics, 2002, 21(4):807-832

[6] Saupé D, Vranic D V. 3D Model Retrieval with Spherical Harmonics and Moments[C]//Proceedings of DAGM-Symposium. 2001:392-397

[7] Kazhdan M M, Chazelle B, Dobkin D P, et al. A Reflective Symmetry Descriptor[C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision (ECCV). Copenhagen, Denmark, 2002:642-656

[8] Vranic D V. 3D Model Retrieval[C]//Proceedings of the Spring Conference on Computer Graphics and its Applications (SCCG2000). Budmerice, Slovakia, 2000:89-93

[9] Ohbuchi R, Minamitani T, Takei T. Shape-similarity search of 3D models by using enhanced shape functions[J]. International Journal of Computer Applications in Technology (IJCAT), 2005, 23(2):70-85

[10] Paquet E, Rioux M. A query by content system for three-dimensional model and image databases management [J]. Image and Vision Computing, 1999, 17(2):157-166

[11] Novomi M, Klein R. A geometric approach to 3D objects comparison[C]//Proceedings of International Conference on Shape Modeling and Applications (SMI 2001). Genova, Italy, 2001:167-175

[12] Berker B, Cebe M, I-smet Z Y. Very-large scale incremental clustering [R]. Bilkent, Bilkent University, 2007

[13] 任化敏,张勇东,林守勋. GPU加速的基于增量式聚类的视频拷贝检测方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(3):449-456

[14] Chen D, Tian X, Shen Y, et al. On visual similarity based 3D model retrieval[J]. EUROGRAPHICS, 2003, 22(3):223-232

(上接第 233 页)

[2] Tsoulos I G. Modifications of real code genetic algorithm for global optimization[J]. Applied Mathematics and Computation, 2008, 203:598-607

[3] Aryanezhad M B, Hemati M. A new genetic algorithm for solving nonconvex nonlinear programming problems[J]. Applied Mathematics and Computation, 2008, 199:186-194

[4] 朱红求,阳春华,桂卫华,等. 一种带混沌变异的粒子群优化算法[J]. 计算机科学, 2010, 37(3):215-217

[5] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]//IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN' 95). IEEE, 1995:1942-1947

[6] 王凌,刘波. 微粒群优化与调度算法[M]. 北京:清华大学出版社, 2001