

融合空间结构特征的三维模型局部检索方法*

韩丽,程远,贾玥

(辽宁师范大学 计算机与信息技术学院,辽宁 大连 116029)

摘要: 针对局部信息识别的重要性,在骨架提取的基础上,提出了一种新的三维模型局部检索方法。该算法在基于骨架树进行图结构匹配的初步筛选后,融入空间结构特征和几何细节特征,进行局部相似度的计算。大量实验证明,本方法对于模型的局部匹配有很好的鲁棒性和高效性。

关键词: 图结构;空间结构特征;几何细节;局部检索

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2013)15-0051-03

A 3D local retrieval method based on spatial structure

Han Li, Cheng Yuan, Jia Yue

(College of Computer & Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116029, China)

Abstract: Aiming at the importance on partial information recognition, we propose a new method of 3D local retrieval. It firstly extracts skeletal graph structure and maps it into tree structure, and then the similarity is computed based on spatical structure features and geometric details. The experimental results have shown that our method is robust and efficient in 3D local matching.

Key words: graph structure; spatial structure feature; geometric detail; local retrieval

随着计算机建模和动画技术的发展,三维模型在人类生活中的地位越来越重要,而对三维模型检索技术的研究也一直是热点之一。相对于模型的整体匹配,局部信息的识别也往往是常用的方法之一。例如,人区分某种动物时,往往通过动物的局部信息就能加以区分(如长颈鹿的脖子、海豚的头部等)。关于三维模型局部检索的研究,目前主要有以下几种:万丽莉等^[1]提出了一种基于空间部件分布的方法,该算法是将模型先分割成一系列的部件,然后分别提取子部分的特征,该算法虽然计算速度快,但是依赖于模型分割,且对局部细节特征描述较少。SHILANE P^[2]等提了一种基于模型显著几何区域特征对模型进行检索,该算法的核心是对模型表面进行采样,然后根据对4种不同尺度对为半径的球型区域进行分析,得到球面调和描述子,将检索结果用DCG方法评价,最后实现局部匹配。该算法虽然效果较好,但是时间复杂度极高,在实际检索中是不现实的。Spin-image^[3]是在模型表面随机采样,然后将每个顶点得到的Spin-image作为局部特征描述符。另外,Chen L B^[4]

依据 Smith-Waterman 算法进行局部检索,SHALOM S^[5]利用 SDF 的方法进行局部匹配。鉴于上述方法,本文提出了一种融合空间特征结构的三维模型局部匹配算法,实验证明该方法具有较高的准确率和较好的鲁棒性。

1 算法步骤

本文算法的流程如图1所示。

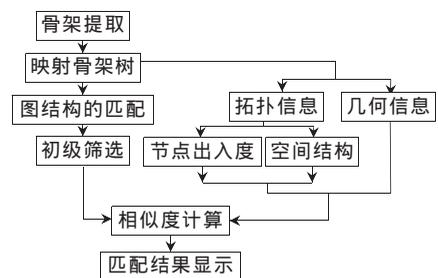


图1 算法流程图

1.1 骨架提取及映射后的骨架树

传统的 Reeb 图是一维的图结构,它能够很好地反映模型的拓扑结构,但是却不能很好地描述模型局部细节特征。本文采用参考文献[6]的方法,在 MRG 算法的基础上改进了基本点的选择和函数的计算,并且通过结

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(61202316);辽宁省“百千万人才”资助项目(2010921090)

合模型表面离散曲率和增加关节特征点的方法,进一步优化了模型的骨架,有效地突出模型的关节特征点,进一步加强了模型检索的准确率。

在MRG算法中,根据 μ 函数值可以将三维模型划分为若干区域,每个区域为同一 μ 值区间的连通点集。由于模型上的测地线值的分布是从中心向四周辐射,则模型的中心区域 μ 值最小,边缘最大。本文方法是以 μ 区间的最小值作为对应骨架树的根节点,同一 μ 值区间提取出的骨架节点分布在同一骨架层。图2所示为几种模型的骨架提取与映射后的骨架树,将 μ 值统一划分为6个区域。

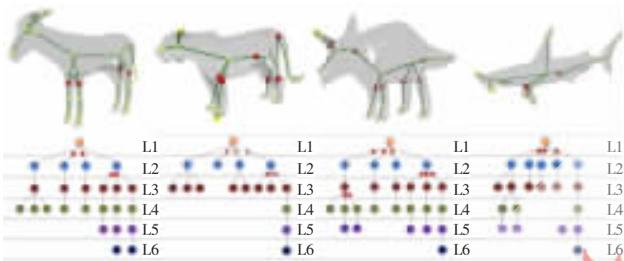


图2 模型骨架及其相应的骨架树

1.2 基于图结构的子树(sub-tree)初级筛选

模型的拓扑特征代表着模型的分支情况,由图2的骨架树可以看出,模型的骨架节点由内部向外部发散分布,骨架的根节点对模型的影响度最大,越向边缘靠近对模型的影响度就越小。因此,赋予骨架节点由内向外以由大到小的权值,同一骨架层的节点赋予相同的权值。当某一层存在关节特征点时,用 N_{min} 表示当前层内约束点的个数,则某一层的拓扑特征经过归一化可表示为:

$$T_f(L_i) = \frac{1}{M} \left[\sum_{S_n \in L_i} T_f(S_n) + N_{\text{min}} \times w_i / 2 \right] \quad (1)$$

其中, M 为最大骨架层数, w_i 表示骨架节点所属的骨架层 L_i 的权值, $T_f(S_n)$ 表示骨架节点 S_n 的出度,即孩子的个数。当某一层存在关节特征点时,则 N_{min} 表示当前层内关节约束点的个数, $w_i/2$ 为权值。

将目标模型的某一部子树部分作为目标结构,逐层遍历其他模型的骨架树,将具有相同或相似结构的子树找出。如图3所示,将驴模型的头部子树作为目标结构,将所有含有目标结构的子树找出并记下其子树部分在整个骨架树中的位置。其中,图3(a)为目标子树,图3(b)为依据目标子树的连接结构找到的相似子树。

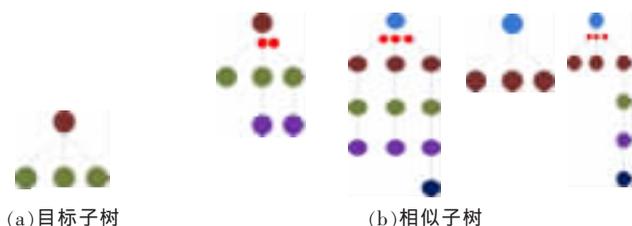


图3 相似子树部分示意图

1.3 空间结构特征的表示与几何信息的计算

通过对图结构的初级筛选,可以得到几个有着相同或相似结构的子树。由于图结构仅代表着拓扑连接结构,仅靠这种特征并不能准确地得出模型的相似度。比如两个模型的头部拓扑连接图相同,但是在空间中它们的空间结构却很不一样。骨架树是二维的图,而骨架是具有空间结构的三维连接结构,任意两个子节点之间的夹角可以表示模型在空间的结构不同,因此在此基础上融入了空间结构特征。

在骨架提取的过程中,可以知道各个骨架节点的坐标,以子树部分的父节点作为原点建立空间坐标系,由于知道其子节点在空间中的位置,因此两个子节点之间的夹角很容易得出。在子树部分中,加入子节点之间的夹角特征不仅能够表示其子节点在空间的连接结构,还能够体现子节点与父节点在空间的空间结构。将两个子节点矢量的空间夹角作为模型的空间结构特征: BuildSpatialFeature(); 读取父节点 S_0 与其子节点的空间坐标 $S_1(x_1, y_1, z_1), S_2(x_2, y_2, z_2), \dots, S_n(x_n, y_n, z_n)$; 利用空间矢量求出父节点与所有子节点构成的矢量 (V_1, V_2, \dots, V_n) 夹角。

若3点不在一条直线上则:

getAngleByCoordinate:

angle(S_1) = getAngleByCoordinate($V_1, V_2, V_1, V_3, \dots, V_1, V_i$);

否则:

angle(S_1) = 0

//所选3个点在同一直线上

在拓扑连接和空间结构的基础上融入了能够体现局部细节特征的局部突起特征 Saliency^[7]。对于任意骨架节点都能用式(2)计算出其几何细节特征:

$$\text{Saliency} = w_1 \text{Area}(S_n) \text{Cure}(S_n)^3 + w_2 N(S_n) \text{Var}(S_n) \quad (2)$$

其中,Area(S_n)为骨架节点 S_n 对应的连通区域的面积与模型总面积的比例;Cure(S_n)是骨架节点 S_n 对应的连通区域的网格点的标准化之后曲率的平均值; $N(S_n)$ 是骨架节点 S_n 对应的区域曲率极大值或极小值点的个数;Var(S_n)是骨架节点 S_n 对应的区域曲率的方差;在实验过程中,将 w_1 和 w_2 都赋予0.5。

由于局部细节特征对根节点的影响较小,因此本文由内向外分别赋予各个节点由小到大的权值。这样,每个骨架节点 S_n 都具有拓扑特征 Tf (包括出入度和子节点间的空间的角度)及 Gf 几何特征 (saliency): $S_n(\text{Tf}(\text{deg}, \text{angle}), \text{Gf}(\text{saliency}))$, 将其作为特征向量进行相似度匹配。

1.4 局部相似度的计算

匹配过程中,采用EMD(Earth Mover's Distance)距离的方法对模型局部进行相似度的计算。EMD算法一般用于对两个分布相似性进行度量,EMD的计算是基于对运输问题的解决,这是一个双边网络流问题,可以表示为以下线性规划问题:假设 I 为供应商集合, J 为消

消费者集合, C_{ij} 为从供应商 $i \in I$ 对消费者 $j \in J$ 供给的代价。图 4 所示是 3 个供应商和 2 个消费者的示例^[11]。

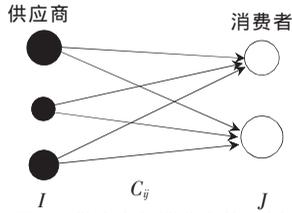


图 4 供应商与消费者的示例

希望找到一系列流矩阵 f_{ij} 使总的代价最小。总的代价为:

$$\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} C_{ij} f_{ij} \quad (3)$$

服从以下约束:

$$f_{ij} \geq 0 (i \in I, j \in J) \quad (4)$$

$$\sum_{i \in I} f_{ij} = y_j (j \in J) \quad (5)$$

$$\sum_{j \in J} f_{ij} \leq x_i (i \in I) \quad (6)$$

其中, x_i 为供应商 i 总的供应数, y_j 为消费者 j 总的可消费数。限制式(4)允许供应商为消费者供应, 而不允许消费者为供应商供应; 限制式(5)要求消费者达到自己的最大需求; 限制式(6)要求供应商可以供应自己的最大可供应数。可行性条件是消费者总的需求不得超过供应商最大的供应数, 即:

$$\sum_{j \in J} y_j \leq \sum_{i \in I} x_i \quad (7)$$

传输问题可以用于特征匹配问题中, 只需将一个特征定义为供应商形式, 另一个表示为消费者。解决传输问题中的代价 C_{ij} 为第一个特征集合元素 i 和另一个特征集合元素 j 的地面距离。当两个特征集合的权值和不同时, 权值小的特征集合将作为消费者, 权值大的特征集合将作为供应商, 以满足可行性条件式(7)。传输问题一旦解决, 即可得到最佳流矩阵 $F = |f_{ij}|$, 则以 EMD 距离计算模型的相似度:

设两个模型分别为 S 和 R , 其中 S 和 R 中都包含两种特征向量的集合, 即:

$$S = \{((\deg(S_1), \text{child}_{\text{angle}_1}), \text{saliency}_{s1}), ((\deg(S_2), \text{child}_{\text{angle}_2}), \text{saliency}_{s2}), \dots, ((\deg(S_m), \text{child}_{\text{angle}_m}), \text{saliency}_{sm})\}$$

$$R = \{((\deg(R_1), \text{child}_{\text{angle}_1}), \text{saliency}_{R1}), ((\deg(R_2), \text{child}_{\text{angle}_2}), \text{saliency}_{R2}), \dots, ((\deg(R_n), \text{child}_{\text{angle}_n}), \text{saliency}_{Rn})\}$$

则 EMD 可表示为:

$$\text{EMD}(S, R) = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f_{ij} d_{ij}}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f_{ij}} \quad (8)$$

其中, d_{ij} 代表 S 和 R 之间的距离, f_{ij} 为 R 和 S 之间的最

小代价, 地面距离 d 可表示为:

$$\begin{cases} d = w_1 \times D_1 + w_2 \times D_2 \\ w_1 + w_2 = 1 \end{cases} \quad (9)$$

其中, D_1 代表模型空间结构特征的集合, D_2 代表模型几何特征的集合。实验中, 将 w_1 和 w_2 的取值分别为 0.3 和 0.7。通过计算 EMD 的大小即可表明模型之间的相似度, EMD 越小, 证明两个模型越相似。

2 实验结果

本算法的实验平台为奔腾 3.0 GHz CPU、1 GB 内存的 IBM PC 及 VC++6.0 与 OpenGL 软件环境。先对模型进行同样尺度的 6 等分的 μ 值分割, 提取优化后的骨架, 将其映射成对应的骨架树后进行基于图结构的子树部分进行初级筛选, 将与目标子树部分有相似结构的子树部分全部找出; 然后根据模型在空间中具有立体性的特点, 融入空间结构特征并加入几何细节特征对其进行更精确的描述; 最后利用 EMD 距离方法对模型局部进行匹配。图 5 为部分实验结果(第一列为目标模型, EMD 距离从小到大)。

参考文献[1]算法	1.36	1.94	2.25
本文算法	1.54	2.31	2.72
参考文献[1]算法	0.83	1.79	2.55
本文算法	1.17	2.51	2.87

图 5 实验结果

实验中, 将局部变形后同一种模型也作了局部匹配, 结果如图 6 所示。

参考文献[1]算法	0.00	0.55	0.82	
本文算法	0.00	0.63	0.88	
参考文献[1]算法	0.00	0.22	0.45	
本文算法	0.00	0.38	0.51	

图 6 局部变形后的匹配结果

将参考文献[1]算法与本算法进行了比较, 结果如图 7 所示。其中, 查全率 = $\frac{\text{正确检索的相关模型}}{\text{所有相关模型}}$, 查准率 =

$$\frac{\text{正确检索的相关模型}}{\text{检索返回的模型}}$$

本文依据三维模型提取的骨架及骨架点的空间结构特征提出了一种新的三维模型局部检索算法,实验证明该方法能够有效地找到与目标部分相似的子部分,无论是对于不同模型的局部还是同种模型进行变形后的子部分,都能根据本文算法精确地进行检索。

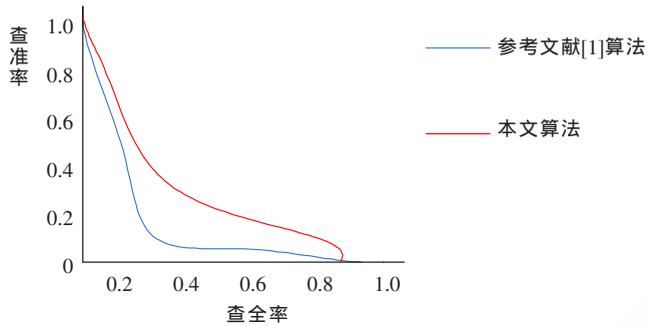


图7 本文算法与参考文献[1]方法的对比

参考文献

- [1] Wan L L, Zhao Q P, Hao A M. A method of 3D model retrieval by the spatial distributions of components [J]. Journal of Software, 2007,18(11):2902-2913.
- [2] SHILANE P, FUNKHOUSER T. Selecting distinctive 3D shape descriptors for similarity retrieval[A]. Shape Modeling and Applications[C]. SMI, 2006.
- [3] JOHNSON A E, HEBERT M. Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3D scenes[J]. IEEE Transactions on pattern analysis and Machine Intelligence, 1999,21(5).
- [4] CHEN L B, FERIS R S, TURK M. Efficient partial shape matching using Smith-Waterman algorithm [C]. Proceedings

- of the 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), Anchorage, AK, USA, 2008:1-6.
- [5] SHALOM S, SHAMIR L S A, et al. Part analogies in sets of objects[A]. Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval, 2008.
- [6] 韩丽, 楚秉智. 关节特征约束的3维模型骨架提取算法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(4): 660-665.
- [7] GAL R, COHEN-OR D. Salient geometric features for partial shape matching and similarity[J]. ACM Trans.Graph., 2006,25(1):130-150.
- [8] 张晓东. 三维模型的形状特征提取方法研究[D]. 青岛: 中国石油大学(华东), 2010.
- [9] HILAGA M, SHINAGAWA Y, KOMURA T, et al. Topology matching for fully automatic similarity estimation of 3D shapes [C]. Computer Graphics Proceedings Annual Conference Series, ACM SIG-GRAPH Los Angeles, California, 2001:203-212.
- [10] 韩丽, 张黎娜, 楚秉智. 一种 MRG 骨架树的三维模型检索算法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(31): 167-170.
- [11] RUBNER Y, TOMASI C, GUIBAS L J. A metric for distributions with applications to image databases [C]. Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Computer Vision, 1998.

(收稿日期: 2013-05-15)

作者简介:

韩丽, 女, 1973年生, 博士, 副教授, 主要研究方向: 计算机图形学、计算机辅助设计。

程远, 女, 1987年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机图形学。