

基于网格 Laplace 的三维几何模型分割

杨 军¹ 田振华² 李龙杰¹ 王小鹏¹

(兰州交通大学电子与信息工程学院 兰州 730070)¹ (兰州交通大学自动化与电气工程学院 兰州 730070)²

摘 要 模型分割是模型分析的重要方法和手段。针对已有网格分割算法对姿态敏感和计算速度慢的问题,提出了一种基于网格 Laplace 和 k -means 聚类的三维几何模型分割算法。通过网格 Laplace 将三维模型从空域嵌入到谱空间进行分析,得到了模型的归一化形式,克服了姿态变化对分割结果的影响,并极大地减少了计算时间,获得了视觉上有意义的分割结果。实验结果表明,本算法能快速有效地实现网格模型的正确分割,并对模型姿态的变化有较好的鲁棒性。

关键词 网格分割, 网格 Laplace, k -means 聚类, 谱嵌入, 鲁棒性

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.5.060

Segmentation of 3D Geometric Models Based on Mesh Laplace

YANG Jun¹ TIAN Zhen-hua² LI Long-jie¹ WANG Xiao-peng¹

(School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)¹

(School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)²

Abstract Segmentation is one of important methods and means to analyze shapes. A novel algorithm for segmentation of 3D geometric models was proposed based on mesh Laplace and k -means cluster aiming at the problem that the existing mesh segmentation algorithms are sensitive to shape pose and time-consuming. Models are converted from spatial domain to spectral domain by using mesh Laplace in order to obtain the normalized forms, which are analyzed in spectral domain to avoid influence of variation of shape pose to segmentation results and greatly reduce the computing time. Experimental results show that the proposed algorithm is not only more efficient for generating correct and meaningful segmentations, but also more robust to variation of shape pose than existing algorithms.

Keywords Mesh segmentation, Mesh Laplace, k -means cluster, Spectral embedding, Robustness

1 引言

三维网格模型分割作为数字几何处理的一个基本步骤,近年来受到人们的广泛关注。模型分割是模型分析的重要方法和手段。被分割的模型通常由三角网格组成,所以,模型分割也被称为三角网格分割。模型分割就是按照一定的分割准则(如物理邻接性和几何相似性等)将原始三角网格模型分割为独立的部件或曲面片,所有这些部件或曲面片的并集为原始三角网格。经过分割之后的网格模型有助于相关的几何处理(如纹理映射^[1]、模型检索^[2]、网格简化^[3]、交互编辑^[4]、动画^[5]、几何压缩^[6]、参数化^[7]等)更有效的解决。例如, Zuckerman 等人^[8]通过将三维网格模型分割成有意义的曲面片,然后在经过分割所获得的曲面片的基础上运用简化算法对三维模型进行网格简化,得到了更好的简化效果。然而,在对网格模型进行分割的过程中,原始的三角网格缺少足够的结构特征和语义信息,这极大地阻碍了对网格模型的更高级(如语义级别)的分割处理。所以,对原始三角网格模型的

更高级的理解成为模型分割研究的热点问题,尤其对一类形态各异的模型进行分割,或对大尺度变形的模型间进行相似分割时,分割结果的评价不仅需要充分理解模型的几何特征,而且还需要计算模型间准确的对应关系。

本文提出了一种基于网格 Laplace 的模型分割算法,即通过在网格模型的每一个顶点上计算一个网格 Laplace 算子,得到模型的 Laplace 矩阵,获取模型顶点的谱嵌入,在谱空间中使用 k -means 聚类算法实现三维网格模型的分割。将模型在空域中的分割转化为谱空间的聚类问题,克服了之前算法因为模型姿态变化对分割结果的影响。

2 相关研究工作

近年来,国内外学者对网格模型分割进行了深入研究,并产生了一系列应用在不同的几何处理领域^[9]的自动网格分割算法。根据分割所获得的不同结果,模型分割可分为两大类:(1)基于低级几何信息(如曲率)的面片类型的分割;(2)基于高级的形状特征(如模型语义信息)的有意义部件类型的分

到稿日期:2014-06-26 返修日期:2014-10-31 本文受国家自然科学基金(61462059),中国博士后科学基金资助项目(2013M542396),人社部留学人员科技活动项目择优资助(2013277),甘肃省自然科学基金(1208RJZA243),陇原青年创新人才扶持计划(201182)资助。

杨 军(1973—),男,博士,教授,主要研究方向为计算机图形学、虚拟现实、数字图像处理;田振华(1987—),男,硕士生,主要研究方向为模式识别;李龙杰(1989—),男,硕士生,主要研究方向为计算机图形学;王小鹏(1969—),男,博士,教授,主要研究方向为图像处理与分析。

割^[10]。面片类型的分割通常将网格分割为具有几何意义的曲面片,如平面、球面、多项式曲面等。文献[11]使用误差最小的区域增长算法将模型分割成不重叠的曲面片,并计算每一个曲面片的最优局部表述,使用这些局部表述作为新的网格模型基元,获得了简单有效的模型近似效果,但算法使用迭代优化,计算耗时。而基于有意义部件类型的分割算法大部分都是基于聚类技术的,如 Attene 等人^[12]提出了分层聚类的算法,该方法能灵活、自动地使用分层的聚类方法分割一个网格曲面,但是需要重复计算近似误差,并且产生大量的空闲分层树,需要占用大量的内存空间。文献[13]提出了基于曲率分类的区域增长和合并算法,其将三维网格分割成边界清晰光滑的具有均匀曲率的曲面,但该算法仅仅是针对 CAD 机械模型的分割,应用到其它模型时分割结果较差。

Shapira 等人^[14]提出了尺度场聚类的形状直径函数法,即通过计算模型形状直径函数,并对其分类,最终获得网格模型的光滑分割,而该算法在分割一些带有非圆柱形部件的模型时有一定的局限性。最近,流形谐波分析因其具有很好的鲁棒性,被作为一种新的网格谱分析工具应用到几何处理中^[15]。如文献[16]提出了谱聚类的分割方法,该算法首先使用网格顶点之间的测地距离和二面角构建模型的亲和度矩阵,然后使用谱分析将模型嵌入到谱空间,在谱空间中使用聚类获得模型的分割。该算法由于使用测地距离构建亲和度矩阵,计算复杂度较高,耗时多,因此只能用于处理面片数较少的网格模型。Tierny 等人提出了拓扑驱动的分层分割方法^[17],该算法通过建立三角网格模型的增强拓扑骨架,然后使用拓扑骨架定义模型的边界区域和主区域,得到模型的精确分割,最后通过一个由精到粗的过程获得模型的语义上的分层分割。然而,当模型因弯曲而导致部件之间相互接触时,该算法就会失效。文献[18]提出了基于特征点和核心部件获取的方法,首先计算被 MDS 标准化之后的网格模型上的显著特征点,然后使用球面镜算子获取模型的核心部件并计算模型自然的分割边界,从而获得模型的分割,而对于带有凹槽的 CAD 模型,该算法却不能获得好的分割结果。在文献[19]中,白晓亮等提出了基于球面图像的三角网格分割技术来对三维模型进行分割,但这仅仅是一种理论性的初步探索,并未进行深入的研究。

早期的分割算法容易产生过分割的结果^[20],最新提出的一些算法虽然解决了过分割问题并得到了相对较好的分割结果,但仍存在一些问题。第一,曲率(或者二面角)在算法中起更大的作用,导致不同姿态的模型有不同的分割结果,甚至产生不精确的分割。第二,使用测地距离构建亲和度矩阵,计算量大,算法运行速度慢,耗费资源。第三,对有些带有平伸关节部件的模型会产生不精确的分割结果,如图 1 所示,马模型的前腿出现了不精确的分割。

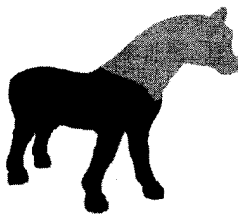


图 1 不精确的分割

近年来,Laplace 算子在几何处理中被广泛应用^[21]。Laplace 算子的特征方程反映了网格模型的本质特征,它不受模型姿态变化的影响。本文提出了基于网格 Laplace 算子的聚类算法。首先计算模型的离散网格 Laplace 算子,通过选择其特征方程获得模型顶点的谱嵌入,使模型归一化,避免了因模型姿态的变化对分割造成的影响;在归一化之后的模型上运用经过改进的 k -means 聚类算法对模型进行分割。由于网格 Laplace 算子的计算完全摒弃了测地距离,本文算法速度快、效率较高。

3 离散网格 Laplace 算子

Laplace-Beltrami 算子^[22]是 Laplace 算子从平面空间到黎曼流形的一般化,在计算机图形学中有广泛的用途,但由于其离散化基于余切的方法,导致该算子只对部分的网格面收敛^[23]。基于此,Belkin 等人^[24]提出了网格 Laplace 算子,该算子能保证对所有网格面逐点收敛,且接近 Laplace-Beltrami 算子的特性,可应用到任意的模型上。

设 K 为 \mathbb{R}^3 空间的一个网格,且 K 上的所有顶点都位于黎曼流形 M 上,对于任一给定网格曲面 $X \in K$, $Area(X)$ 表示 X 的面积, $\#X$ 表示 X 上的顶点数, $V(X)$ 为 X 的顶点集合。网格 Laplace 算子以方程 $f:V \rightarrow \mathbb{R}$ 作为输入,产生另一个方程 $L_h^k f:V \rightarrow \mathbb{R}$,即网格 Laplace 算子,作为输出。对于网格上任一给定点 $\omega \in V$,其离散形式的网格 Laplace 算子可使用下式计算:

$$L_h^k f(\omega) = \frac{1}{4\pi h^2} \sum_{X \in K} \frac{Area(X)}{\#X} \times \sum_{p \in V(X)} e^{-\frac{\|p-\omega\|}{4h}} (f(p) - f(\omega)) \quad (1)$$

其中,参数 h 为正值,直观上与考虑点 ω 的邻接点的数量相关,本文中 h 取独立于 ω 的值。 p 为点 ω 的邻接点。离散算子 L_h^k 对流形 M 的 Laplace 算子 ΔM 逐点收敛。因此,Laplace 特征值问题可以表述为:

$$L_h^k f = -\lambda f \quad (2)$$

式(2)有一组标准正交的特征值和其对应的特征向量 $B = \{\lambda_i, \psi_i\}_i$, B 构建了黎曼流形上的一个二次可积函数空间的基底,且有

$$L_h^k \psi_i = \lambda_i \psi_i \quad (3)$$

其中,特征值 $\lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \dots \leq \lambda_i \leq \lambda_{i+1} \leq +\infty$ 。为了将式(1)表示为矩阵形式,定义网格顶点的函数值向量 $F = (f(p_1), \dots, f(p_n))^T$,权值化的邻接矩阵 $W = (w_{ij})$,其中, $w_{ij} = \frac{1}{4\pi h^2}$

$\sum_{p \in V(X)} e^{-\frac{\|p-\omega\|}{4h}}$, w_{ij} 度量了点 ω 与网格曲面 X 上其他顶点之间的几何关系。对角矩阵 $Q = \text{diag}(q_1, \dots, q_n)$,其中 $q_i = \sum_{j \in N(i)} w_{ij}$, $N(i)$ 表示点 i 的第一层邻接点。顶点的质量矩阵 $D = (d_1, \dots, d_n)$,其中 $d_i = \sum_{X \in K} \frac{Area(X)}{\#X}$ 。定义刚度矩阵 $A = Q - W$ 。通过上述的定义和运算,网格 Laplace 算子可写成一个由两个对称的半正定矩阵相乘积的矩阵形式,即 $L = D^{-1}A$, D^{-1} 为 D 的逆。使用该矩阵,式(2)可写成:

$$L f = \lambda f \quad (4)$$

结合以上的分析,式(4)可写成对称的矩阵形式:

$$A f = \lambda D f \quad (5)$$

可以计算出式(5)非负的特征值 $\bar{\lambda}=(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ 及对应的特征向量 $\bar{\psi}=(\psi_1, \dots, \psi_n)$ 。因为较大的特征值所对应的特征向量反映模型的高频特性,包含的特征信息很少,通常只需计算较少数量的最小的特征值及其对应的特征向量即可满足 Laplace 谱嵌入。通过定义式(6)来获取模型的 Laplace 谱嵌入。

$$L_E = \left(\frac{\psi_1(p)}{\sqrt{\lambda_1}}, \frac{\psi_2(p)}{\sqrt{\lambda_2}}, \dots, \frac{\psi_n(p)}{\sqrt{\lambda_n}} \right) \quad (6)$$

当 $\lambda_0=0$ 时, ψ_0 为恒值,不含有效信息,故不考虑。

通过谱嵌入,将同一物体的不同姿态转化为谱空间的归一化模型,并获得一个 L_E 矩阵作为该归一化模型的特征描述符,然后在谱空间中使用聚类算法对 L_E 矩阵处理即可获得不同姿态模型的一致性分割结果。原始模型和 Laplace 谱嵌入获得的归一化模型如图 2 所示,左边为原始模型,右边为归一化模型。



图 2 原始模型和其在谱空间中的归一化模型

4 k-means 聚类分割

k -means 聚类算法是目前应用最广泛的一种基于划分的聚类方法,其具有算法简单、速度快的特点。尤其对具有数值属性的数据^[25],它能更好地体现聚类在几何与统计学上的意义。

k -means 算法以类别数 k 作为参数,将 n 个对象分成 k 个类簇,使类内相似度最高,类间相似度最低。随机选取 k 个对象作为初始的 k 个聚类中心,然后计算剩余各个样本到每一个聚类中心的距离,把该样本归到离它最近的那个聚类中心所在的类。对调整后的新类使用平均值的方法计算新的聚类中心,如果相邻两次的聚类中心没有任何变化,说明样本调整结束且聚类平均误差准则函数 $E = \sum_{i=1}^k \sum_{y \in \Gamma_i} \|y - m_i\|^2$ 已经收敛,其中 Γ_i 为第 i 个类簇样本集, y 为类簇中样本, m_i 为第 i 个类簇的平均值。算法在每次迭代中都要考察每个样本的分类是否正确,若不正确,就要调整,在全部样本调整完后,再修改聚类中心,进入下一次迭代。如果在一次迭代算法中,所有的样本被正确分类,则不会调整,聚类中心也不会有任何变化。在算法迭代的过程中 E 的值在不断减小,最终收敛至一个固定的值,该准则也是衡量算法是否正确的依据之一。 k -means 算法流程如图 3 所示。

传统的 k -means 聚类算法是基于随机选取初始聚类中心的,大多数情况下这种选择方式会产生较差的分类结果。因此,基于三维模型本身的几何拓扑特性,提出了一种新的改进算法。该算法以高斯曲率作为初始聚类中心的选择准则,计算网格上每一个点 p 的高斯曲率 $C_p = \frac{2\pi - \sum \alpha_j}{A}$,其中 α_j 为点 p 和其第一层邻接点组成的边的夹角,如图 4 所示。

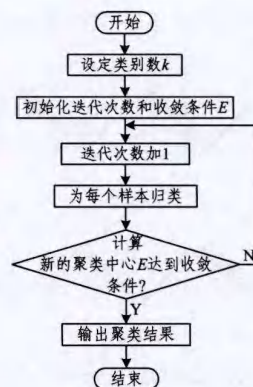


图 3 k -means 算法流程

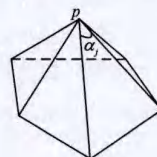


图 4 夹角 α_j 示意图

图 4 中 $j=5$ 。 $A = \sum_j S_{p_j}$, S_{p_j} 为点 p 与其邻接点 p_i 组成的三角形的部分面积,如图 5 所示。

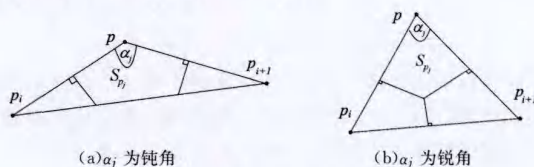


图 5 不同 α_j 下的多边形面积 S_{p_j}

获得所有点的高斯曲率后对其进行排序,找出曲率最大的一个点作为第一个初始聚类中心,然后以该点为中心,以一个合适的值为半径划定一个范围,排除该范围内所有点,取剩余点中高斯曲率最大的点作为下一个聚类中心。以此类推,直到找到满足聚类的 k 个初始聚类中心。在谱空间中使用本算法获得聚类的初始中心点,以归一化模型的特征描述符矩阵作为输入,使用 k -means 聚类算法可获得有意义的分割结果,如图 6 所示。



图 6 本文算法的初始聚类中心和分割结果

5 实验结果与分析

基于 VC++ 和 OpenGL 实现了本算法。在计算网格 Laplace 谱嵌入时,当特征函数的数量 n 在 10 以内时,随着 n 的增长,谱嵌入获得模型的主要特征越多,分割结果越好;当 n 大于 10 时,随着 n 的增长,模型主要特征几乎不变化,分割

结果也不再受影响,如图 7 所示,其中 n 为特征函数的个数。

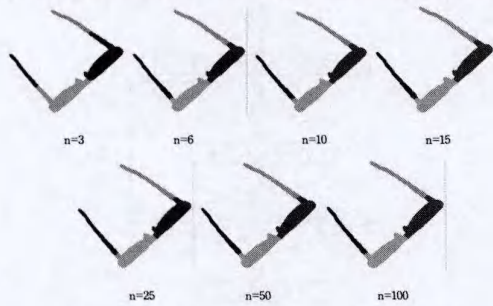


图 7 特征函数的数量 n 对分割结果的影响

然而当 n 增加时,模型的特征维数有更大的增加,使得在嵌入空间的 k -means 聚类时间增大,如表 1 所列,其中模型的三角形网格数为 20000 个。基于模型的分割精度和时间效率,算法只使用了最小的前 10 个特征值及其对应的特征方程。

表 1 不同特征函数的数量 n 下的聚类时间

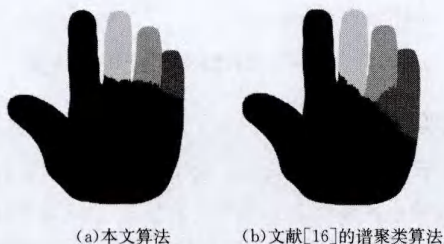
特征函数的数量(个)	聚类时间(秒)
3	0.375
6	0.734
10	1.219
15	1.828
25	3.016
50	6.031
100	12.093

因为在构建网格 Laplace 的稀疏矩阵时完全摒弃了测地距离的计算,所以本文算法相比于使用测地距离构建亲和度矩阵的谱聚类算法^[16]时间大大缩短,如表 2 所列。

表 2 亲和度矩阵构建时间比较(秒)

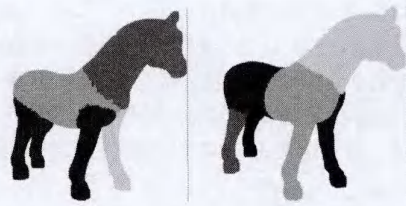
模型(网格数)	本文算法	文献[16]
眼镜(800)	0.047	0.51
杯子(1200)	0.078	1.7
椅子(2000)	0.125	4.76
桌子(4000)	0.813	21.35
马(10000)	6.42	376.031
怪兽(20000)	24.36	805.89

另外,本算法也解决了谱聚类算法^[16]中构建亲和度矩阵时由于过度依赖角度权值而对部分模型不能获得有意义的分割的难题。如图 8(b)所示,谱聚类算法在分割手模型时,由于模型上存在浅凹区域,导致分割结果较差。而使用本算法,通过 Laplace 谱嵌入,得到模型的归一化模型,获得的分割结果明显优于文献[16]中的谱聚类算法。同样地,在图 9 中,将本算法应用到马模型的分割上,也获得了优于谱聚类算法的分割结果。随后,文献[26]对文献[16]的算法进行了改进,克服了计算耗时的缺点,但其对某些模型的分割结果仍然不好,如图 10(b)所示,相比之下本算法却能得到较好的结果,如图 10(a)所示。



(a) 本文算法 (b) 文献[16]的谱聚类算法

图 8 不同算法的分割结果比较



(a) 本文算法 (b) 文献[16]的谱聚类算法

图 9 不同算法的分割结果比较



(a) 本文算法 (b) 文献[26]算法

图 10 不同分割算法的比较

本算法通过对模型进行 Laplace 谱嵌入,将模型从空域转换到谱空间,可以有效消除模型姿态变化对分割结果的影响,可获得一致性的分割结果。如图 11 所示,虽然两个模型的姿态变化很大,但仍然得到了一致性的分割结果。

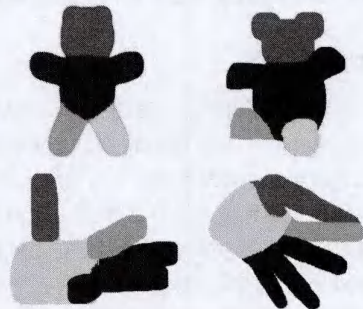


图 11 一致性分割

同样是基于嵌入的部件分割,与文献[18]相比,本算法具有更好的鲁棒性,并较好地弥补了文献[18]对 CAD 模型不能获得有意义分割的缺点,如图 12 所示。



(a) 本文算法 (b) 文献[18]算法

图 12 不同分割算法的比较

使用本算法还可以对同一个模型进行多个不同数量部件的分割,如图 13 所示,将一个飞机模型分别分割为 4 部分、5 部分和 7 部分。除了图 8—图 13 所示的网格分割模型外,本算法还对多个不同的三维模型进行分割并获得了有意义的分割结果,更多的分割结果如图 14 所示。

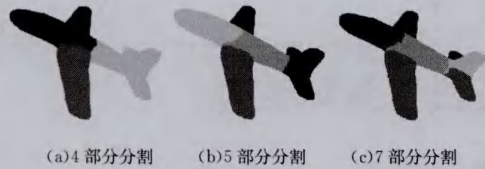


图13 同一模型的多部件分割



图14 其它模型的分割结果

结束语 网格 Laplace 谱嵌入和 k -means 聚类的三维网格模型分割算法,解决了使用测地距离构建亲和度矩阵计算速度慢的问题,同时避免了模型姿态变化对分割结果的影响。实验结果表明,与已有算法相比,所提算法获得了在视觉上有意义的分割结果。然而,本算法在后期的 k -means 聚类中获得的分割边界不是特别整齐,这也是其它使用 k -means 聚类的算法普遍存在的问题,亦是本课题未来的一个研究方向。

参考文献

[1] Zhou K, Wang X, Tong Y, et al. Texture montage seamless texturing of arbitrary surfaces from multiple images [J]. ACM Transactions on Graphics, 2005, 24(3): 1148-1155

[2] Sander P V, Wood Z J, Gortler S J, et al. Multi-chart geometry images [C] // Symposium on Geometry Processing, Aachen, Germany; Eurographics Association, 2003; 146-155

[3] Lee A W F, Sweldens W M. MAPS: multiresolution adaptive parameterization of surfaces [C] // Proceedings of SIGGRAPH, Florida, USA; ACM, 1998; 95-104

[4] Sorkin O, Cohen-or D, Goldenthal, et al. Bounded-distortion piecewise mesh parameterization [C] // Proceedings of the Conference on Visualization, Washington DC, USA; IEEE Computer Society, 2002; 355-362

[5] James D L, Twigg C D. Skinning mesh animations [J]. ACM Transactions on Graphics, 2005, 24(3): 399-407

[6] Der K G, Sumner R W. Inverse kinematics for reduced deformable models [J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(3): 1174-1179

[7] Yamauchi H, Lee S Y, Lee Y J, et al. Feature sensitive mesh segmentation with mean shift [C] // Proceedings of International Conference on Shape Modeling and Applications, Washington DC, USA; IEEE Computer Society, 2005; 238-245

[8] Emanoil Z, Ayellet T, Shymon S. Polyhedral surface decomposi-

tion with applications [J]. Computers & Graphics, 2002, 26: 733-743

[9] Chen X B, Golovinskiy A, Funkhouser T. A benchmark for 3D mesh segmentation [J]. ACM Transactions on Graphics, 2009, 28(3): 1-12

[10] Lavoue G, Vandeborre J P, Benhabill H, et al. SHREC'12 Track: 3D mesh segmentation [C] // Proceedings of the 5th Eurographics Conference on 3D Object Retrieval, Cagliari, Italy; Eurographics Association, 2012; 93-99

[11] Cohen-steiner D, Alliez P, Desbrun M. Variational shape approximation [J]. ACM Transaction on Graphics, 2004, 23(3): 905-914

[12] Aeene M, Falcidieno B. Hierarchical mesh segmentation based on fitting primitives [J]. The Visual Computer, 2006, 22(3): 181-193

[13] Lavoue G, Dupont F, Baskurt A. A new CAD mesh segmentation method based on curvature tensor analysis [J]. Computer-Aided Design, 2005, 37(10): 975-987

[14] Shapira L, Shamir A, Cohen-or D. Consistent mesh partitioning and skeletonisation using the shape diameter function [J]. The Visual Computers, 2008, 24(4): 249-259

[15] Vallet B, Levy B. Spectral geometry processing with manifold harmonics [J]. Comput Graph Forum, 2008, 27(2): 251-260

[16] Liu R, Zhang H. Segmentation of 3D meshes through spectral clustering [C] // Proceedings of Pacific Graphics, Washington DC, USA; IEEE Computer Society, 2004; 298-305

[17] Tiemy J, Vandeborre J, Daoudil M. Topology driven 3D mesh hierarchical segmentation [C] // IEEE International Conference on Shape Modeling and Application, Lyon, France; IEEE Computer Society, 2007; 215-220

[18] Sagi K, George L, Ayellet T. Mesh segmentation using feature point and core extraction [J]. The Visual Computer, 2005, 12(21): 865-875

[19] 白晓亮, 张树生, 张开兴, 等. 基于球面图像的三角网格分割技术研究 [J]. 西北工业大学学报, 2011, 29(6): 948-954

[20] Mangan A, Whitaker R. Partition 3D surface meshes using watershed segmentation [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 1999, 5(4): 309-321

[21] Pawas R. Discrete Laplace operator: theory and applications [D]. Columbus: OSU, 2012

[22] Carmo D. Differential geometry of curves and surfaces [M]. Prentice Hall, 1976

[23] Xu G L. Discrete Laplace Beltrami operators and their convergence [J]. Computer Aided Geometric Design, 2004, 21(8): 767-784

[24] Belkin M, Sun J, Wang Y. Discrete Laplace operator on meshed surfaces [C] // Proceedings of the Twenty-fourth Annual Symposium on Computational Geometry, New York, NY, USA; ACM, 2008; 278-287

[25] 吕明磊, 刘冬梅, 曾智勇. 一种改进的 k -means 聚类算法的图像检索方法 [J]. 计算机科学, 2013, 40(8): 285-288

[26] Liu R, Zhang H. Mesh segmentation via spectral embedding and contour analysis [J]. Computer Graphics Forum, 2007, 26(3): 385-394