

基于能量优化的三维网格模型分割方法

龚思洁, 贺炯臻, 陈小雕

(杭州电子科技大学计算机学院 杭州 310018)
(781929129@qq.com)

摘要: 针对现有的三维网格模型分割方法存在过分割或欠分割、分割线锯齿化明显、人工干预多等问题, 提出一种基于能量优化和区分度的三维网格模型分割方法. 首先提出能量和区分度这 2 种鲁棒性更强的特征, 用于改善分割边界的精度; 其次根据能量、区分度及凹凸性寻找满足条件的分割点, 根据点的邻接关系得到分割点集, 并基于腐蚀算法细化分割点集以得到分割线; 最后结合图的广度优先遍历算法及最小能量原则构造出闭合的分割线. 此外, 为了提高分割线位置的精度及改善锯齿化明显的问题, 采用 Dijkstra 算法思想进行分割线的优化, 得到的分割边界更符合人类视觉. 对普林斯顿数据集进行实验, 并采用普林斯顿基准同 7 种一般的分割方法进行定量比较, 其中最重要的评估指标兰德指数比 7 种方法平均高 0.21, 表明该方法可以得到更高精度且更加符合人类视觉的分割结果.

关键词: 网格分割; 能量优化; 区分度; 凹凸性; 分割点集
中图分类号: TP391.41 **DOI:** 10.3724/SP.J.1089.2021.18297

3D Mesh Segmentation Based on Energy Optimization

Gong Sijie, He Jiongzen, and Chen Xiaodiao

(College of Computer, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018)

Abstract: In order to improve the problems of over-segmentation, obvious zigzag segmentation lines, and too much human intervention in existing 3D mesh model segmentation methods, a segmentation method based on energy optimization and distinction was proposed. Firstly, it used two more robust features, i.e., energy and distinction, to improve the accuracy of the segmentation boundaries. Secondly, based on the energy, distinction, and concavity, the segmentation points were found; by using the adjacency of the points, the segmentation points sets were obtained; and the segmentation lines were obtained by refining the segmentation points sets based on the corrosion algorithm. Finally, closed segmentation lines were constructed based on the breadth-first search algorithm and the minimum energy principle. In addition, a Dijkstra type optimization method was provided to optimize the shape and position of the segmentation lines. Experiments on the Princeton segmentation benchmark were carried out, and comparisons with seven general segmentation methods under the Princeton Shape Benchmark were done. The most important index, called the Rand index, is 0.21 higher than the seven other methods in average, shows that the proposed method can effectively get more meaningful segmentation results.

Key words: mesh segmentation; energy optimization; distinction; concavity; segmentation points set

收稿日期: 2020-04-02; 修回日期: 2020-10-28. 基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61972120); 国家重点研发计划(2019YFB1405703, TC190A4DA/3); 国家研究中心开放课题(BNR2020KF02005). 龚思洁(1995—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形学; 贺炯臻(1995—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形学; 陈小雕(1976—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 会员, 主要研究方向为计算机辅助设计、计算机辅助几何设计.

近年来,随着计算机视觉及三维扫描技术的快速发展,三维模型的可重用性不断提高,被广泛应用于三维游戏、虚拟现实、影视动画和工业生产等多个领域.其中,涉及对三维模型进行形状分析,而三维网格分割被认为是最具挑战性的目标之一.因为三维网格分割技术是许多问题的基础,包括模型分解^[1]、三维建模^[2]、三维对象检索^[3]和三维场景分析^[4]等,都需要先进行三维模型分割.

模型分割是指按照一定的几何或拓扑特征,将三维模型表面分解为一组具有简单形状意义,且各自连通互不相交的子面片^[5].现有的主流分割方法大致可以分为 3 类.第 1 类是根据局部或全局几何特征将模型表面的相似部分合并为同一区域,如区域增长法^[6-8]和聚类分析法^[9-11]等,这类方法受不同几何特征影响较大,分割结果难以预测,往往存在过分割或欠分割现象;其中过分割指原本属于一个整体的目标被过量分割成多个部分,欠分割指目标未被完整分割.第 2 类是基于最小值原则^[12],在模型表面构造出符合最小值原则的分割线,通过这些分割线将模型分割为若干部分,这类方法的分割结果仍然受不同几何特征的影响.第 3 类引入机器学习的方法,如 Benhabiles 等^[13]将二面角、曲率和形状直径函数值等特征作为标签,使用 Adasboost 算法对人工分割的数据集进行强分类器训练,以此作为综合特征得到分割线;虽然这类方法能使用多种几何特征作为综合特征,但是需要在前期做大量的数据集训练,不适用于无先验条件的场景.

为了提高三维网格模型分割算法的鲁棒性及分割结果的准确性,本文提出一种基于能量优化和区分度的分割方法.首先参照神经网络中能量函数的定义,将待聚类的事物看成一个系统,类之间的相异程度看成系统元素间的能量;提出一种能量函数定义来描述 2 个相邻顶点之间的差异,以此来划分不同区域的顶点.为了进一步确认划分出的顶点是否位于分割边界上,提出区分度函数来描述不同顶点组成的 2 个区域之间的差异,使分割边界定位更加准确.能量函数与区分度函数的结合,能有效地提高三维模型分割算法的鲁棒性及分割结果的准确性.

1 相关工作

与本文工作相关的三维网格分割技术包括 4 类方法:

(1) 基于区域增长的分割方法.其关键问题是

种子点的选取方法及对于初步得到的分割区域中小区域的处理方法^[14].如改进的基于区域增长的网格分割方法^[6]先对非边界边缘的二面角进行计算,然后检测尖锐边缘并提取特征线,之后进行区域增长.基于区域增长的三维点云模型分割方法^[7]首先对输入的点云模型进行基于八叉树的体素化,然后对其执行区域增长步骤.Khaloo 等^[8]将顶点法向作为区域增长的依据,提出一种用于点云模型中平面和非平面自动分割的方法.这类方法效率较高,可以直接产生闭合的分割边界,但过于依赖初始种子点的选取,选取不同种子点得到的分割结果可能会有很大不同.

(2) 基于聚类分析的分割方法.首先确定若干聚类中心,然后根据特征相似性或最小距离原则对网格进行聚类.Hu 等^[9]根据网格面的几何特征,对 2 个网格面之间的相似度进行编码,通过相似度对子空间进行聚类;Jiao 等^[10]首先根据视觉理论中的最小规则确定网格的凹区域,然后考虑网格的显著性和曲率信息,根据网格显著性来确定初始聚类中心.Jiao 等^[11]提出一种基于顶点的聚类方法,首先获取候选特征点集,然后利用 Hausdorff 距离定义分集度量,通过迭代过滤候选特征点集得到种子点的集合.这类方法无需依赖于模型的拓扑结构,但由于往往需要计算并存储各顶点与聚类中心的测地距离,所以效率较低.

(3) 基于拓扑特征的分割方法.通过结构对模型进行分析,一般适用于边界特征明显的模型.如采用具有结构指导的低秩表示模型^[15]标记并分割网格.通过零件凸程度估计方案^[16]选择初始特征,进而对简单零件型三维网格模型实现基于显著性的分割.通过对突出程度、边界强度和相对部件尺寸这 3 个因素的量化进行线性加权求和,得到一种网格部分显著性度量^[17].这类方法基于的拓扑特征较稳定,但对于结构特征不明显的模型易出现欠分割问题,所以只适用于结构特征明显的模型.

(4) 基于边界检测的分割方法.根据顶点或面的几何特征定位分割区域的边界,而不是分割区域本身.采用基于轮廓的方法^[18]自动搜索 2 个相连功能特征之间的边界.通过求解拉普拉斯方程组和一种凹度敏感加权方法^[19]获取形状凹度信息,定位凹痕和接缝,并使用基于分数的贪婪算法选择最佳分割线.这类方法可以得到较为光滑的分割线,同时找出模型表面细节特征明显与不明显的分割区域,但其中几何特征的计算对噪声敏感,因此对于包含噪声的模型分割效果较为一般.

2 本文方法

针对曲率等几何特征对噪声比较敏感的情况, 本文提出能量函数定义及区分度的概念, 并以其作为主要特征, 结合凹凸性找出分割点, 通过分割点进一步得到分割点集, 细化后得到分割线; 并对分割线延伸和优化, 从而完成模型的分割. 本文针对常见的、数据表达方式简单的三角网格模型进行实验. 三角网格模型是顶点、面和边的集合, 本文方法中将每个顶点作为中心点, 与其共享一条边的顶点为其邻域点, 邻域点和连接中心点及邻域点的边为中心点邻域的组成元素. 分割方法流程如图 1 所示.

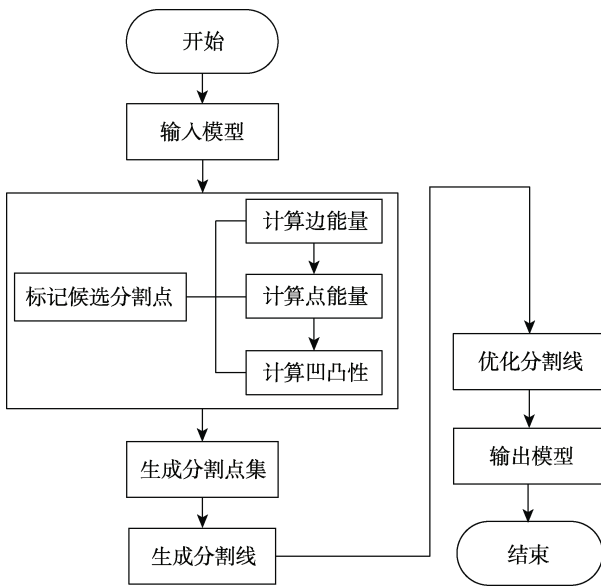


图 1 本文方法流程图

2.1 候选分割点的选择

2.1.1 能量计算方法

对一个三维网格模型进行分割, 其上顶点可以分为 2 类, 一类是同一分割区域的内部区域点, 它们之间几何特征相似且相关属性值接近; 另一类是分割边界上的点, 其具有各向异性, 与不同相邻区域内部点之间的几何特征及相关属性值差异性均较大. 本文由此提出一种能量函数定义, 能量函数包括边能量函数及点能量函数.

定义 1. 假设 e_i 和 e_j 分别为共享一条边 e 的 2 个顶点; \mathbf{n}_{e_i} 和 \mathbf{n}_{e_j} 分别为 2 个点的顶点法向; $\|\mathbf{n}_{e_i}\|$ 和 $\|\mathbf{n}_{e_j}\|$ 分别为 2 个顶点的顶点法向长度. 边能量函数为

$$E_c(e_i e_j) = \arccos \left(\frac{\mathbf{n}_{e_i} \cdot \mathbf{n}_{e_j}}{\|\mathbf{n}_{e_i}\| \cdot \|\mathbf{n}_{e_j}\|} \right).$$

定义 2. 假设中心点 O 的所有邻域点以 O 为圆心按顺时针或逆时针顺序排列, p_i 为其中一个邻域点, p_{i-1} 为 p_i 在其邻域序列上的前一个顶点; p_{i+1} 为 p_i 在其邻域序列上的后一个顶点. 点能量函数为

$$E_p(p_i) = E_c(p_{i-1} p_i) + E_c(p_i p_{i+1}) = \arccos \left(\frac{\mathbf{n}_{p_{i-1}} \cdot \mathbf{n}_{p_i}}{\|\mathbf{n}_{p_{i-1}}\| \cdot \|\mathbf{n}_{p_i}\|} \right) + \arccos \left(\frac{\mathbf{n}_{p_i} \cdot \mathbf{n}_{p_{i+1}}}{\|\mathbf{n}_{p_i}\| \cdot \|\mathbf{n}_{p_{i+1}}\|} \right).$$

其中, 边能量函数描述共享一条边的 2 个顶点之间的差异, 边能量值较小(或大)表示 2 个顶点位于同一内部区域的可能性较大(或小); 点能量函数描述一个中心点的邻域点与其相邻的前后 2 个点之间的差异性之和, 点能量即顶点与其前后相邻 2 个顶点间的边能量之和. 点能量值较大表示该邻域点与其相邻前后 2 个顶点均为非同一区域的可能性较大, 即其位于分割线上的可能性较大, 因此通过点能量最大的 2 个邻域点将该邻域分割为 2 个部分. 图 2 所示为邻域被拆分为 2 个部分的情况, 其中, O 代表中心点; 蓝色点为分割邻域的点能量最大的 2 个邻域点; 红色点组成区域 $R_1 = \{p_{11}, p_{12}, \dots, p_{1m}\}$, m 为区域中顶点数量; 绿色点组成区域 $R_2 = \{p_{21}, p_{22}, \dots, p_{2n}\}$, n 为区域中顶点数量.

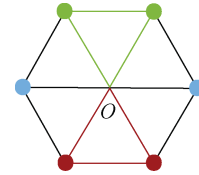


图 2 邻域分割示意图

2.1.2 区分度计算方法

每个中心点的邻域点中都能找到点能量相对较大的 2 个点, 因此并不能将这 2 个点直接判定为分割点, 需要某一特征来衡量第 2.1.1 节中邻域被分割成的 2 个子区域之间的差异性. 曲率是网格分割方法中常用的几何特征, 但其对噪声敏感, 且以其为直接分割依据分割结构相似但细节稍有不同的模型所得到的分割结果可能差别较大. 为了提高网格分割方法的鲁棒性, 本文提出相对更加稳定的区分度 D , 用于表示邻域被分成的 2 个子区域之间的差异性.

定义 3. 假设 $E_c(O_{p_{1i}})(E_c(O_{p_{1j}}))$ 分别表示中心点 O 与邻域上的区域 $R_1(R_2)$ 中的点 $i(j)$ 之间的边能量; $\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m E_c(O_{p_{1i}})$ 为区域 R_1 中的每个点到中

心点的平均边能量; $\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n E_c(O_{p_{1j}})$ 为区域 R_2 中的每个点到中心点的平均边能量. 区分度函数为

$$D = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m E_c(O_{p_{1i}}) + \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n E_c(O_{p_{1j}}).$$

区分度值较大, 表示 2 个区域之间的差异性较大, 分割邻域的 2 个点在分割线上的可能性较大; 反之, 表示 2 个区域之间的差异性较小, 分割邻域的 2 个点在分割线上的可能性较小.

将物体分割为几个组成要素时, 各组成要素的边界倾向于沿着最小主曲率的凹区域方向. 本文根据最小曲率准则, 在区分度的基础上, 结合邻域结构的凹凸性来确定分割邻域的 2 个顶点是否可以被标记为候选分割点. 凹凸性判断方法基于 Extended Convexity Criterion 理论^[20], 即

$$c_o = \arccos \frac{(P_{r_2} - P_{r_1}) \cdot n_{r_1}}{\|P_{r_2} - P_{r_1}\| \cdot \|n_{r_1}\|} - \arccos \frac{(P_{r_2} - P_{r_1}) \cdot n_{r_2}}{\|P_{r_2} - P_{r_1}\| \cdot \|n_{r_2}\|}.$$

其中, P_{r_1} (P_{r_2}) 和 n_{r_1} (n_{r_2}) 分别为区域 R_1 (R_2) 质心的空间位置和单位法矢; $c_o < 0$ 表示该邻域结构为凹, $c_o > 0$ 表示该邻域结构为凸.

最终, 若得到的区分度大于一定阈值, 且凹凸性为凹, 则将分割邻域的 2 个顶点标记为候选分割点. 因为每个顶点都会多次成为其他顶点的邻域点, 所以存在候选分割点被多次标记, 本文对标记次数进行累加.

2.2 分割点集的生成

实验表明, 标记出的候选分割点除了期望得到的真正分割点, 还包括少量噪声点和内部区域中的细节特征突变点, 这就需要对候选分割点进行选择以得到真实分割点. 实验发现, 凹区域结构处的候选分割点分布较为密集, 且标记次数相对较多; 被标记的噪声点及内部区域细节特征突变点分布较为稀疏, 大多为孤立点, 且标记次数较少, 大部分都只被标记了 1 次. 因此, 可根据此规律找出真正分割点.

首先将被标记次数大或等于 2 的候选分割点作为初始分割点, 并将这些初始分割点作为起点, 在网格模型表面采用图的广度优先搜索算法逐层向外增加分割点. 如果初始分割点的邻域中存在候选分割点, 则将其标记为分割点; 再以新的分割点为起始分割点, 继续将其邻域内的候选分割点标记为分割点, 直到所有分割点邻域中的候选分割点都被标记为分割点, 标记出的分割点构成分割点集. 图

3 展示了飞机模型和小熊模型上得到的分割点集.

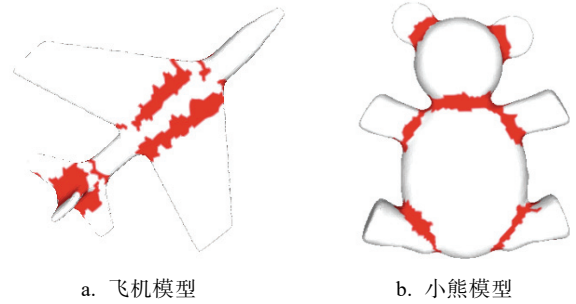


图 3 生成分割点集示例

2.3 分割线的生成

2.3.1 腐蚀算法

腐蚀算法是图像处理中图像的形态学处理, 一般用来消除对象边界上的某些像素, 使边界向内部收缩, 以达到图像细化的效果. 图 4 所示为腐蚀算法的原理. 其中, B 为定义的一个结构元素, 可以是任何形状和大小, 图中以 3×3 的模板为例; X 为图像. 用模板 B 扫描图像 X 中的每一个像素 x , 像素 x 对应模板 B 的中心; 遍历所有被核 B 覆盖的其他像素, 修改中心像素 x 的值为其他所有像素中的最小值; X_1 即为图像 X 经过结构元素 B 腐蚀之后的结果, 可以看出图像外围突出点被消除.

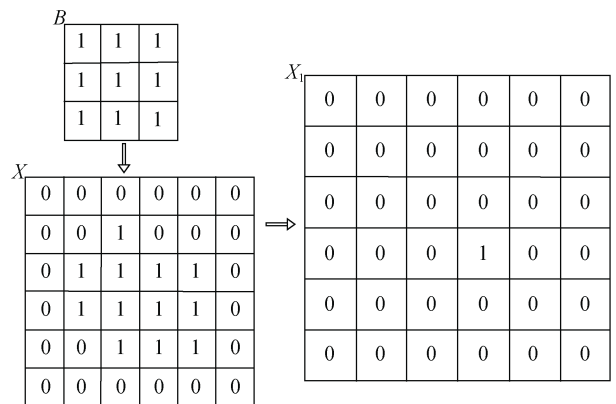


图 4 腐蚀算法原理示意图

2.3.2 分割点集的细化

对第 2.2 节中得到的分割点集进行细化以生成分割线. 细化算法基于腐蚀算法原理, 选择与顶点邻域结构相同的结构元素完成“腐蚀”操作. 为了防止细化过程中将原本闭合的分割点集变为非闭合分割线, 或者将原本单连通的分割点集变为多条非闭合的分割线, 每次细化操作都对这 2 种情况进行判断, 但为了减少计算成本, 每次判断只在中心点的 3 层邻域内进行. 同时为了更适应人类的主观意识, 尽量选择分割点集的中间位置生成分

割线. 细化操作的具体步骤如下:

算法 1. 分割点集的细化算法.

输入. 初始分割点集.

输出. 初始分割线.

Step1. 创建一个与顶点邻域结构相同的结构元素, 该顶点对应结构元素的中心.

Step2. 遍历结构元素覆盖区域顶点的分割次数标记, 寻找其中分割次数标记的最小值.

Step3. 如果将最小值赋值给中心顶点, 原本的单连通分割点集变为非单连通, 或原本闭合的分割点集变为非闭合, 则保留中心顶点原值; 否则将最小值赋值给中心顶点, 腐蚀完成.

图 5 展示了对飞机模型和小熊模型的分割点集细化后得到的分割线情况. 图 5 可以看出, 细化后得到的分割线上存在许多分支. 这是因为原本的分割点集并不规整, 导致细化生成分割线的过程中产生短小分支. 通过大量实验分析发现, 短小分支的长度不大于分割点集最宽部分宽度的一半, 并远小于真实分割线的长度. 根据此规律, 将细化操作生成的分割线上的最长无环路径的长度记为 L , 从分割线上去除所有长度小于 $L/5$ 的分支, 从而得到不含分支的分割线. 图 6 展示了对飞机模型和小熊模型细化得到的分割线“修剪”分支后的结果.

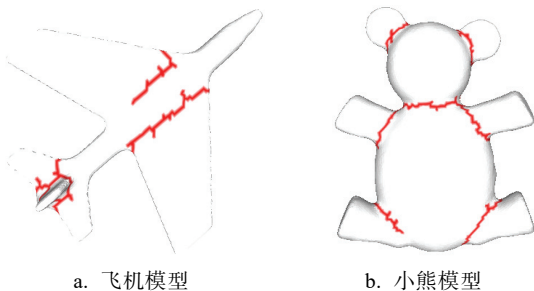


图 5 细化分割点集产生的分割线

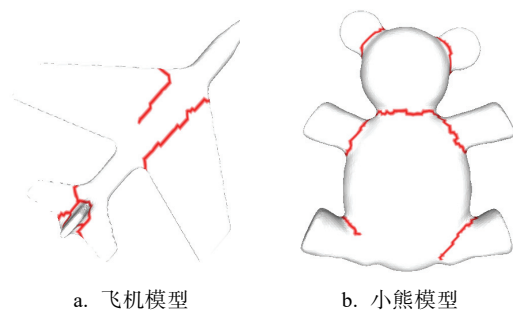


图 6 修剪分支后的分割线

2.3.3 分割线的闭合

第 2.3.2 节得到的分割线存在未闭合的情况, 无法达到分割网格模型的目的. 观察可知, 未闭合

的分割线形成闭合分割线只缺少一小部分, 即分割线上的大部分点均已被标记, 没有漏掉任何一条分割线. 为了构造闭合分割线, 从未闭合分割线的端点开始, 通过图的广度优先搜索算法在固定步数内寻找分割线上另外一点作为连接点, 并寻找一条从起始点到连接点的路径. 根据能量最小化原则, 要求这条路径上所有边的边能量之和最小, 并将该路径上的所有顶点标记为分割点. 重复该操作, 直到所有分割线都构造为闭合分割线. 注意, 寻找连接路径时需要屏蔽端点所在分割线上的某些点, 如果找到的连接路径为当前端点开始已存在的分割线本身, 或者与分割线本身的距离很小, 则忽略该连接路径. 图 7 展示了飞机模型和小熊模型中对分割线闭合之后的结果.

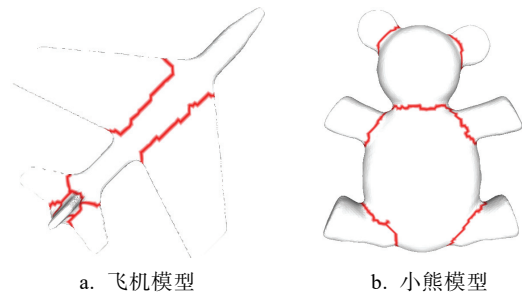


图 7 构造闭合分割线之后的结果

2.4 分割线的优化

2.4.1 Dijkstra 算法

Dijkstra 算法是常用的单源最短路径算法, 基于贪心算法实现, 用来求图上一个顶点到其他所有顶点的最短路径. 首先指定一个起始点, 然后以该起始点为中心向外层扩展, 直到扩展到终点为止. 假设起始点为 s , 引入 2 个集合 S 和 U ; 其中, 集合 S 记录已求出最短路径的顶点, 集合 U 记录其余未确定最短路径的顶点. 初始时 S 中只有起始点 s , 按最短路径长度的递增次序依次把 U 中的顶点加入到 S 中, 直到 S 包含全部顶点.

2.4.2 分割线的平滑

图 7 展示的分割线表明, 第 2.3 节得到的闭合分割线存在以下 3 个问题: 分割线不光滑, 锯齿化情况较为明显; 分割线上的部分分割点并不在期望的位置; 多条分割线融合为一条分割线. 为了使分割边界更加符合人类的主观意识, 分割结果更加准确, 需要对分割线进行光滑并对其位置进行小范围调整. 当前较为常见的用于优化三维模型分割线的方法为“主动轮廓线模型”^[21], 但其结果受泛能量函数设计影响较大, 严重依赖于分割线的初始位置, 且分割线位置调整时移动速度缓慢,

因此,本文提出一种基于 Dijkstra 算法思想的分割线优化算法。

对于一条分割线,假设这条分割线上的所有边无权重,所有顶点有权值,并且每个顶点在不同路径中有不同的权值.顶点的权值通过计算与该顶点相邻的前后 2 条边的夹角得到;夹角越小,该顶点的权值就越大,一条分割线的总代价即这条分割线上所有顶点的权值之和.图 8 演示了一个顶点在不同分割线上具有不同权值的情况,其中,蓝色线段和绿色线段分别指经过这一顶点的 2 条分割线,不难看出,分割线的代价越小,分割线越平滑;分割线的代价越大,分割线的锯齿化问题越严重.

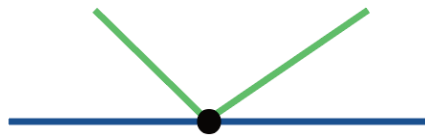


图 8 同一顶点在不同分割线上的权值情况

优化算法首先确定需要进行优化的对象,即分割线上代价相对较大的线段,通过定位权值较大的顶点来完成.因为分割线之间的形状各不相同,权值较大点无法用一个统一的阈值来确定,需要对不同分割线设置不同的阈值.根据实验数据,本文认为,若一条分割线上某点的权值比这条分割线上所有顶点的平均权值大 0.30,就属于权值较大点,这些点构成分割线上需要被优化的线段.实验表明,通过定位权值较大的顶点可以得到几乎所有待优化线段,但待优化线段可能并不完整.为了得到更加完整的待优化线段,设置点能量阈值,即点能量大于阈值的顶点也被定位为待优化对象,此处对不同分割线设置不同的点能量阈值.对于需要优化的线段,将其 2 个端点分为起点和终点,通过模型的邻接图寻找一条从起点到终点的最“短”路径.注意,这里的最短路径不是指代价最小的路径,而是代价与其所处分割线上不需要被优化的线段代价最接近的路径,用这条最短路径来代替原先的需优化线段.同时,根据最小值原则,设置曲率阈值,使优化后的分割线尽可能地沿着模型的最小负曲率处,从而使分割结果更加符合人类视觉习惯,曲率阈值也对不同分割线设置不同的阈值.图 9 展示了飞机模型和小熊模型优化操作后获得的分割线,优化后的分割线比图 7 中的分割线更加平滑,且解决了多条分割线融合成一条分割线的问题.

从图 9 中可以看出,优化后的分割线更平滑,更加符合预期.极少数地方的分割线依然没有沿

着模型最凹处,这说明腐蚀操作后的细化过程仍需进一步优化.注意到最凹处分割线往往对应着较小的测地距离,可通过对分割线的测地距离进行递归优化,以达到进一步改善分割效果的目的.

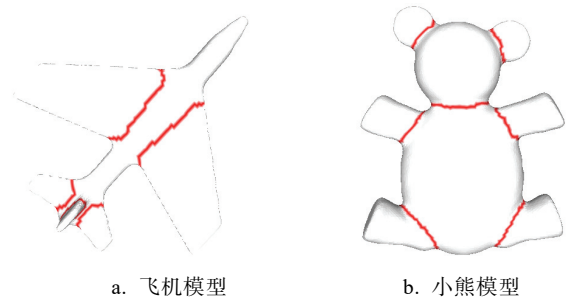


图 9 分割线优化后的结果

3 实验结果分析

本文方法利用 C++和 PCL 编程实现,计算机配置为 Intel Core i5 2.7 GHz CPU, 8 GB 内存, OSX 系统;实验数据均取自普林斯顿数据集.本文方法需要提供区分度阈值,实验中采用自适应阈值方式为每个模型选择不同的区分度阈值,根据经验,以 0.0002 为区间宽度统计所有区分度值的数量,据此绘制值在[0,1]的区分度分布直方图,从左往右取第 2 个极大值点的值作为区分度阈值.

图 10 所示为本文方法对桌子、杯子、椅子、人体、水壶等模型的分割结果.可以看出,本文方法得到的分割边界符合人眼视觉的“最小值规则”,且没有出现过分割现象.



图 10 本文对部分模型的分割结果

但是,对于如图 11 所示模型中细节特征较多

的区域放大部分, 分割线的锯齿化问题还较为明显, 并且存在少许欠分割现象, 如图 11b 中人手模型的无名指并没有和手掌分割开. 这些问题需要在以后的工作中解决.

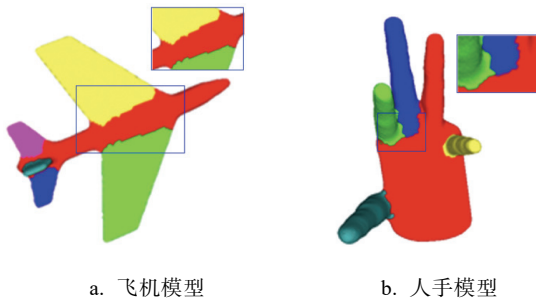


图 11 锯齿化及欠分割现象

为了进一步验证本文方法的有效性, 采用量化评估标准^[22]将评估结果与 RandCuts^[23], NormCuts^[23], ShapeDiam^[24], CoreExtra^[25], RandWalks^[26], FitPrim^[27], K-means^[28]7 种方法进行比较.

图 12 所示为 8 种分割方法在普林斯顿基准下 4 个指标的对比结果, 其中, Benchmark 为人工分割结果. 4 个评估指标分别为兰德指数(Rand index, RI), 汉明距离(Hamming distance, HD), 削减差异(cut discrepancy, CD)和一致性错误(consistency error, CE). 其中, 最重要的指标是 RI, 它表示模型上相应分割区域之间的相似性, 以检验分割结果是否有效. RI 越小(或大), 代表分割结果的准确性越高(或低). 从图 12a 中看出, 本文方法仅次于 Benchmark 的分割结果, 优于其他 7 种分割方法, 说明其整体性能较好, 对于大量不同形状 of 模型, 仍能获得较好的分割结果. HD 是汉明丢失率(miss rate of Hamming, RM)和汉明错误率(fault rate of Hamming, RF)的均值, 用于度量非人工分割方法获得的分割结果与人工分割结果之间的总体差异性. 从图 12b 中看出, 本文方法的 RF 仅高于 RandCuts 方法, HD 和 RM 均低于其他分割方法, 表明本文方法得到的分割结果与人类主观意识上的分割结果最为接近. CD 用于评估分割边界, 其值较小, 说明分割边界的位置较准确; 反之, 说明分割边界的位置较不准确. 从图 12c 可以看出, 本文方法的 CD 值低于其他 7 种分割方法, 仅高于 Benchmark. 这表明本文方法的分割边界定位较为准确, 可以应用在一些对分割边界有较高要求的场景. CE 包括全局一致性误差(global consistency error, GCE)和局部一致性误差(local consistency error, LCE), 分别基于全局网格面一致性误差

(global consistency error of faces, GCEF)和局部网格面一致性误差(local consistency error of faces, LCEF), 用于与 Benchmark 得到的分割结果之间比较嵌套分层的情况. CE 值较小(或大), 说明分割结果的嵌套分层情况较少(或多). 从图 12d 可以看出, 本文方法的 CE 值明显低于其他 7 种分割方法, 仅高于 Benchmark, 表明本文方法出现嵌套分层的情况少, 完全可以用于对一致性要求较高的场景.

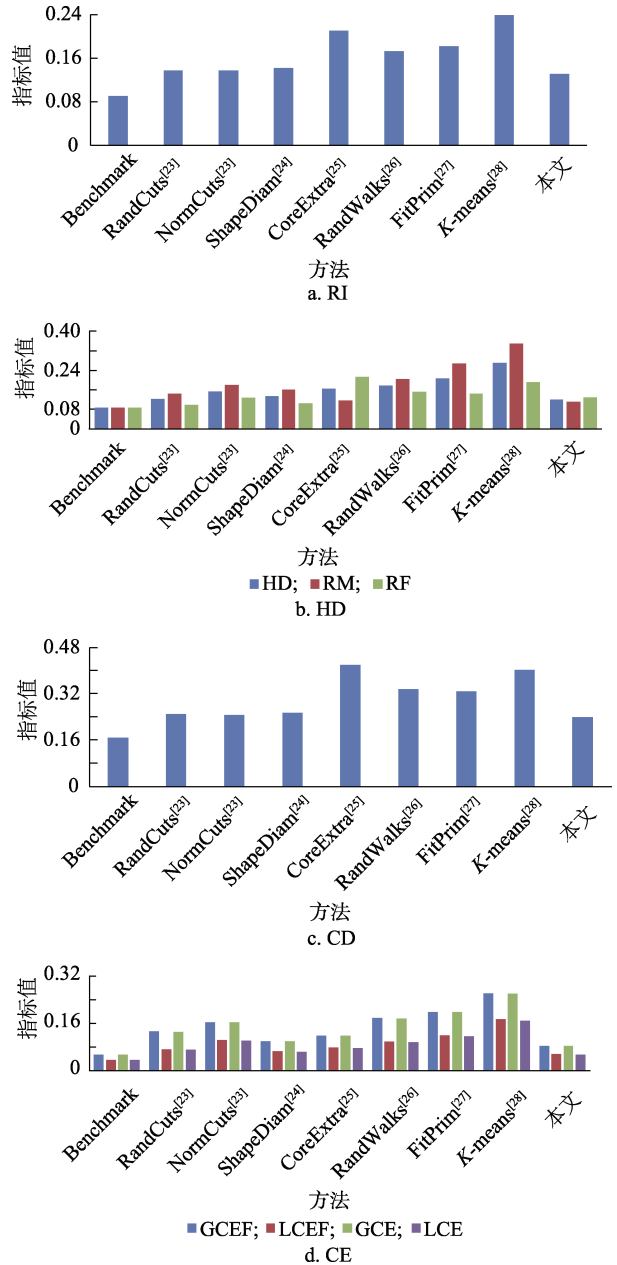


图 12 不同分割方法的评估指标值对比

4 结 语

本文提出了一种三维网格分割方法. 首先采

用能量及区分度这 2 种更为稳定的特征, 结合邻域网格结构的凹凸性定位出分割点, 由分割点扩展得到分割点集; 再将适用于二维图像的腐蚀算法改进后对分割点集进行细化得到分割线, 利用图的广度优先搜索算法及最小能量原则构造闭合分割线; 最后基于 Dijkstra 算法思想进行分割线的优化, 使得分割边界更符合人类视觉. 实验结果表明了本文方法的可行性及有效性.

本文方法也存在很大的改进空间: 首先, 对于表面特征不明显的模型, 不能保证找到其准确的分割边界, 可能导致欠分割现象; 其次, 区分度的计算复杂度较高, 随着模型包含的网格数增多, 分割速度会明显下降, 处理包含十几万个网格的三维模型时, 其分割速度常常需要十几分钟, 甚至更长时间, 亟需提高相关的计算效率.

参考文献(References):

- [1] Alizadeh F, Sutherland A, Deghani A. A simple and efficient approach for 3D model decomposition[C] //Proceedings of the 8th Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2013: 1-4
- [2] Yan Y M, Gao F J, Deng S P, *et al.* A hierarchical building segmentation in digital surface models for 3D reconstruction[J]. *Sensors*, 2017, 17(2): Article No.222
- [3] Tao S Q, Wang S T, Chen A H. 3D CAD solid model retrieval based on region segmentation[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2017, 76(1): 103-121
- [4] Rouhani M, Lafarge F, Alliez P. Semantic segmentation of 3D textured meshes for urban scene analysis[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 123: 124-139
- [5] Liu Yujie, Song Yang, Li Zongmin, *et al.* Sketch-based 3D shape retrieval with representative view and convolutional neural network[J]. *Journal of Graphics*, 2018, 39(4): 735-741(in Chinese)
(刘玉杰, 宋阳, 李宗民, 等. 融合信息熵和 CNN 的基于手绘的三维模型检索[J]. *图学学报*, 2018, 39(4): 735-741)
- [6] Yang F, Zhou F, Wang R M, *et al.* A fast and efficient mesh segmentation method based on improved region growing[J]. *Applied Mathematics-A Journal of Chinese Universities*, 2014, 29(4): 468-480
- [7] Vo A V, Truong-Hong L, Laefer D F, *et al.* Octree-based region growing for point cloud segmentation[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 104: 88-100
- [8] Khaloo A, Lattanzi D. Robust normal estimation and region growing segmentation of infrastructure 3D point cloud models[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2017, 34: 1-16
- [9] Hu R Z, Fan L B, Liu L G. Co-Segmentation of 3D shapes via subspace clustering[J]. *Computer Graphics Forum*, 2012, 31(5): 1703-1713
- [10] Jiao X, Wu T R, Qin X Z. Mesh segmentation by combining mesh saliency with spectral clustering[J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2018, 329: 134-146
- [11] Jiao X, Zhang H X, Wu T N. Mesh segmentation guided by seed points[J]. *Journal of Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing*, 2015, 9(4): JAMDSM0051
- [12] Hoffman D D, Richards W A. Parts of recognition[J]. *Cognition*, 1984, 18(1-3): 65-96
- [13] Benhabiles H, Lavoué G, Vandeborre J P, *et al.* Learning boundary edges for 3D-mesh segmentation[J]. *Computer Graphics Forum*, 2011, 30(8): 2170-2182
- [14] Theologou P, Pratikakis I, Theoharis T. A comprehensive overview of methodologies and performance evaluation frameworks in 3D mesh segmentation[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2015, 135: 49-82
- [15] Liu X P, Zhang J, Liu R S, *et al.* Low-rank 3D mesh segmentation and labeling with structure guiding[J]. *Computers & Graphics*, 2015, 46: 99-109
- [16] Chen H K, He Y D. A novel part-saliency-based approach to fast iterative 3D mesh segmentation[C] //Proceedings of International Symposium on Computer, Consumer and Control. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2016: 311-314
- [17] Chen H K, Li M W. A novel mesh saliency approximation for polygonal mesh segmentation[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(13): 17223-17246
- [18] Ng K W, Abdullah J, Ng S L, *et al.* Snake-based boundary search for segmentation of 3D polygonal model[M] //Intelligent and Interactive Computing. Heidelberg: Springer, 2019: 537-546
- [19] Au O K, Zheng Y Y, Chen M L, *et al.* Mesh segmentation with concavity-aware fields[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2012, 18(7): 1125-1134
- [20] Stein S C, Schoeler M, Papon J, *et al.* Object partitioning using local convexity[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2014: 304-311
- [21] Jung M, Kim H. Snaking across 3D meshes[C] //Proceedings of the Computer Graphics and Applications. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2004: 87-93
- [22] Chen X B, Golovinskiy A, Funkhouser T A benchmark for 3D mesh segmentation[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2009, 28(3): Article No.73
- [23] Golovinskiy A, Funkhouser T. Randomized cuts for 3D mesh analysis[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(5): Article No.145
- [24] Shapira L, Shamir A, Cohen-Or D. Consistent mesh partitioning and skeletonisation using the shape diameter function[J]. *The Visual Computer*, 2008, 24(4): Article No.249
- [25] Katz S, Leifman G, Tal A. Mesh segmentation using feature point and core extraction[J]. *The Visual Computer*, 2005, 21(8-10): 649-658
- [26] Lai Y K, Hu S M, Martin R R, *et al.* Fast mesh segmentation using random walks[C] //Proceedings of the ACM Symposium on Solid and Physical Modeling. New York: ACM Press, 2008: 183-191
- [27] Attene M, Falcidieno B, Spagnuolo M. Hierarchical mesh segmentation based on fitting primitives[J]. *The Visual Computer*, 2006, 22(3): 181-193
- [28] Shlafman S, Tal A, Katz S. Metamorphosis of polyhedral surfaces using decomposition[J]. *Computer Graphics Forum*, 2002, 21(3): 219-228