

# 层次渐进的三维骨架算法

孙晓鹏<sup>1,2</sup> 张琪<sup>1</sup>

(辽宁师范大学计算机与信息技术学院 大连 116029)<sup>1</sup> (大连理工大学机械工程学院 大连 116024)<sup>2</sup>

**摘要** 提出一种新的三维网格模型骨架抽取算法。首先基于多维标度法计算三维网格模型的特征面片,以特征面片为类心对三维网格模型进行聚类分割预处理,然后在模型的各分割块上,以特征面片为种子点、以渐次读取邻域带为区域增长方式,层次推进读取该分割块;计算每个层次推进带的中心,顺次连接中心即为各分割块的骨架线;最后将各分割块的骨架连接起来,即为模型的整体骨架。实验结果表明,该算法是正确的和有效的。

**关键词** 层次推进带, MDS, K均值聚类, 高斯曲率

## 3D Skeleton Algorithm Using Level-progressive

SUN Xiao-peng<sup>1,2</sup> ZHANG Qi<sup>1</sup>

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

(School of Mechanical & Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)<sup>2</sup>

**Abstract** In this paper, we introduced a new algorithm for extracting skeletal curves. First, a few faces, the prominent feature faces, were computed by multi-dimensional scaling(MDS). The algorithm which is based on the center of the feature faces and clustering made a pre-processing on the 3D models. Second, according to the seed which is the feature faces, getting a hierarchical segmentation of mesh by Gaussian curvature, k-ring strip growing algorithm was used. Calculated the center of each level and connect the center. At last, connected the line of the skeleton point for getting the whole skeleton. Experimental results show that the method is correct and effective.

**Keywords** Level band, MDS, K-means cluster, Gaussian curvature

## 1 引言

三维骨架能够以较高的精度描述三维模型的拓扑连接信息和几何形状信息,因此被广泛地应用于变形、形状描述、形状识别和检索、模型编辑、简化以及运动控制和碰撞检测等方面的研究。面向三维的网格模型或者三维体素模型的骨架提取方法主要包括:距离变换、细化、几何方法等3类。

细化的算法<sup>[4,5]</sup>根据二维图像处理中的细化方法,均匀地层层递进地剥掉图形的边界,剩下最内层的部分就是图形的骨架。基于细化算法的三维模型骨架提取,依据体素信息设定准则,逐步迭代剔除普通点,直到剩下最里层无法再剔除,就是模型的骨架点;细化的算法具有良好的拓扑不变性,但是难以保证骨架位置的准确性和光滑性<sup>[6]</sup>,需要进行平滑处理。

基于距离变换的算法<sup>[7]</sup>需要对网格模型先进行体素化处理,同时还需要计算距离每个体素点最近的边界点的坐标,再通过欧式距离变换提取模型骨架点,最后对骨架进行权值矫正;但是,当物体分支比较细小时,难以保证骨架的连通性。

基于Voronoi图的几何方法<sup>[8]</sup>得到的骨架较为精确,但是计算量较大,对噪声数据比较敏感。经过对各种骨架提取

方法的比较,在效率方面,最低的是几何方法(如Voronoi图);其次是细化方法;效率最高的是距离变换距方法;细化方法、距离变换方法和几何方法对噪声是比较敏感的,容易提取出多余的骨架。

本文算法是面向具有显著分支的三维网格模型。现基于分割和带状层次区域增长的思想,提出了一种新的层次渐进的三维骨架提取算法。首先提取网格模型显著分支末端的特征面片;然后根据K均值聚类算法和高斯曲率的思想对模型进行分割;在每个独立的分割块,从自特征面片出发,按照本文定义的层次带,渐进读取模型,连接每一层次带的中心即可得到模型骨架分支;最后将各个分割块的骨架分支连接起来。本文的算法避免了噪声干扰,骨架提取的效果较高,提取出的骨架位置准确,拓扑结构和骨架的中心性良好。

## 2 层次渐进骨架提取问题定义

设任意给定的、单连通的且面片大小较均匀的三维网格模型 $M=(V, E, T)$ ,其中 $T=\{T_i | 1 \leq i \leq m\}$ 为模型 $M$ 的面片集合, $m$ 为 $M$ 的面片总数; $V$ 为 $M$ 的顶点集合, $E$ 为 $M$ 的边集合。

设 $M$ 的显著性特征面片为 $PT_j, j=1, 2, \dots, c$ ,则定义关

到稿日期:2010-01-13 返修日期:2010-04-07 本文受国家自然科学基金(60873110, 60533090),浙江大学CAD&CG国家重点实验室(A0602),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(2006-6)资助。

孙晓鹏(1968-),男,博士,教授,CCF会员,主要研究方向为计算机图形学, E-mail: xpzhunsun@gmail.com; 张琪(1984-),女,硕士生,主要研究方向为计算机图形学、计算机动画。

系集合  $C = \{r_j | 1 \leq j \leq c\}$ , 对于  $M$  上的任意面片  $T_i$ , 如存在  $T_i \in r_j$ , 则表示面片  $T_i$  与  $PT_j$  被归为同一关系类别, 即对面片  $T_i$  进行了分类。当  $M$  的全部面片均被分类后, 即完成  $M$  的一个分割。

本文分割算法描述如下。

Step 1 给定一个网格模型  $M$ , 利用多维标度 (Multi-Dimensional Scaling, MDS) 将模型拉伸为  $M_{MDS}$ , 在  $M_{MDS}$  显著分支的最末端, 提取出模型的特征面片  $PT_j, j=1, 2, \dots, c$ ;

Step 2 利用 K-means 聚类, 对  $M$  进行分割预处理, 得到面片集合的一个  $c$  分割, 分割块的标记为  $M_1, M_2, \dots, M_c$ , 其中  $\bigcap_{i=1}^c M_i = \emptyset, \bigcup_{i=1}^c M_i = M$ 。K 均值聚类只进行一次, 不需更新类心再次迭代;

Step 3 在分割预处理后的模型各分割块  $M_j$  上, 定义层次推进带如下: 以特征面片  $PT_j$  为起点, 顺次读取 1-ring 邻域内的面片作为第一层次的推进带, 记为 1-band; 依此类推, 顺次读取其  $n$ -ring 邻域得到第  $n$  层次的推进带, 记为  $n$ -band, 直至分割块  $M_j$  上所有面片读取完毕; 计算出各层次带  $n$ -band 的中心即为骨架上的点, 连接骨架点可得各分割块  $M_j$  的骨架;

Step 4 将模型各部分骨架连接起来, 即得到完整的模型骨架。

后续第 3 至第 5 节将对上述 4 步进行详细的介绍。

### 3 提取显著性特征面片

本节采用 MDS 方法, 在保持模型  $M$  拓扑结构不变的前提下, 将  $M$  沿各分支伸展拉直, 然后在伸展拉直后的模型  $M_{MDS}$  凸包上确定显著性特征面片  $PT_j$ 。MDS 变换可以分为 Metri 及 Non-Metric 两类, Metric MDS 假设其输入数据为等距或等比尺度, 且为矩阵形式, 其输出数据也为矩阵形式; Non-Metric MDS 的输出形式也是矩阵形式, 但不要求以矩阵形式输入数据<sup>[9,10]</sup>。本文采用 Non-Metric MDS 方法。

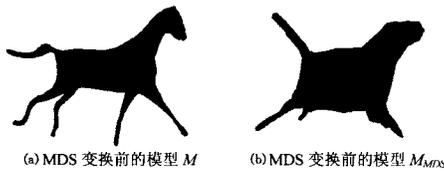


图 1

首先利用 MDS 法将三维网格模型  $M$  变换至 MDS 空间, 即  $M \rightarrow M_{MDS}$ , 从而将模型  $M$  上卷曲的分支各向伸展拉直 (如图 1 所示), 增强了各分支的显著性, 然后在拉直的分支末端, 按如下条件计算显著性特征面片  $PT_j$ ;

对于网格  $M_{MDS}$  上的任意面片  $T_i$ , 假设  $NT_i$  是  $T_i$  的相邻面片集合; 设  $GeoDist(T_i, T_j)$  是  $M_{MDS}$  上面片  $T_i$  和  $T_j$  之间的测地距离, 则显著性特征面片  $PT_j$  应当满足对于  $\forall T_n \in NT_i$ , 有  $\sum_{T_i \in M_{MDS}} GeoDist(PT_j, T_i) > \sum_{T_i \in M_{MDS}} GeoDist(T_n, T_i)$ 。其中, 测地距离  $GeoDist(T_i, T_j)$  定义为  $M_{MDS}$  上任意面片对  $T_i$  和  $T_j$  之间加的权最短路径长度。根据文献[11], 相邻面片对之间的加权边长, 可以定义为相邻面片中心点到公共边中点距离之和加上两面角加权距离, 并利用 Fast Marching 算法计算任意面片对  $T_i$  和  $T_j$  之间的加权最短路径长度。

### 4 分割模型

本节基于显著性特征面片  $PT_j$ , 对网格模型  $M$  进行半监督的分割 (另文介绍)。为保证分割的速度和分割边界的光顺性, 我们对模型进行了两次分割: 预分割采用单循环无多次迭代的 K 均值聚类法, 以快速得到粗糙的初始分割; 后分割基于渐进的层次带读取和高斯曲率, 在网格模型  $M$  各分割块内部进行第二次精细分割, 以保证分割边界的精度与合理性。在后分割过程中, 本文提出了一个新的、基于渐次推进的层次区域增长方法。

初始分割: 以显著性特征面片  $PT_j, j=1, 2, \dots, c$  为类心, 以 K 均值聚类法对模型  $M$  进行分割, 得到  $M$  上所有面片的一个  $c$  分割, 各分割块分别记为  $M_1, M_2, \dots, M_c$  (如图 2(a) 所示)。本文的 K 均值聚类只进行一轮, 即, 依据与类心  $PT_j$  的距离最小原则对  $T$  中的另外  $m-t$  个未分类面片进行分类标注后, 不再迭代计算新的类心, 也不再对已分类结果进行迭代调整; K 均值聚类算法初始类心和分类数目分别由  $PT_j$  及其数目特征面片  $c$  决定。

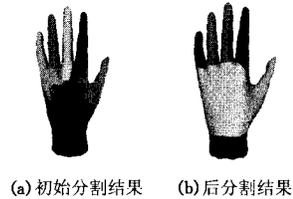


图 2 初始分割和后分割

后分割: 经过初始分割的模型, 会产生边界锯齿、边界无意义等问题, 这些问题会导致骨架提取的效果不理想。分割将改善初始分割结果, 并产生一个新的分割块  $M_0$ 。具体过程如下: 对于各分割块  $M_j$ , 以其显著性特征面片  $PT_j$  为种子点, 渐次读取各层次推进带  $n$ -band, 记各推进带外沿  $V(v_{M_j}) \cup v_{M_j}$  上所有顶点的集合为  $ME(M_j)$ , 计算各推进带外沿各顶点上的离散高斯曲率, 将曲率值小于指定阈值的顶点及其所在的推进带压入堆栈, 直至外沿  $ME(M_j)$  顶点上高斯曲率之和  $K_\Sigma$  取得局部最小值。再对分割边界  $ME(M_j)$  进行有限次的局部动态调整, 使其最终满足第二约束  $ME(M_j) = \{v | \operatorname{argmin}(\|V(v_{M_j}) \cup v_{M_j}\|\})\}$ 。

对于一个  $c$  分割  $M_1, M_2, \dots, M_c$  的每个分割区域  $M_j$ , 我们将最终分割边界  $ME(M_j)$  靠近种子面片  $PT_j$  的一侧记为新的有效分割块  $M_j$ ; 另一侧与从其他分割区域切割出来的部分合并在一起, 构成了一个新的分割区域, 记作  $M_0$ 。由此得到  $M$  的一个  $c+1$  分割  $M_0, M_1, M_2, \dots, M_c$ , 从而得到最终的分割边界 (如图 2(b) 所示)。

二次分割保证了对模型  $M$  的分割边界光顺, 且分割结果有意义。图 3 所示为部分模型分割结果, 各模型显著分支块与躯干块交界处的分割边界较光顺平整, 分割结果较合理。

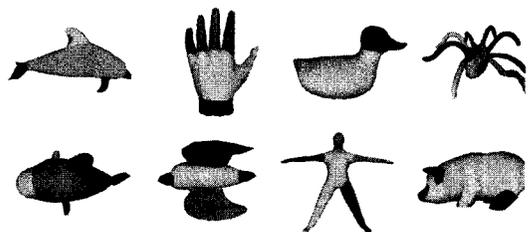


图 3 二次分割结果

## 5 提取并连接骨架

本节基于层次带的定义以及渐次推进的层次区域增长算法,对  $M$  的某分割块  $M_j$ ,以显著性特征面片  $PT_j$  为初始面片,按照层次带  $k$ -band ( $k=1, \dots, n$ ) 渐次推进,直至遍历分割区域  $M_j$  的所有面片。计算每个推进带  $k$ -band 的中心,分别记作  $Center_k$ ,顺次连接  $Center_k$ ,即为分割块  $M_j$  的中心骨架。

分割块  $M_2$  部分的骨架提取方法不同于其他显著性分支所在的分割块,因为  $M_2$  没有对应的显著性特征面片  $PT_2$ 。对此本文进行如下特别处理。

将模型  $M$  分割成  $c$  个部分,分支从躯干上被分割下去,记录每个分支在躯干上的分割边界,如图 4 中的 m0235 模型,记录在头和四肢在身体躯干上的分割边界,并分别以这 5 个分割边界作为躯干骨架提取的起始点集,按照本文定义的层次带,渐进读取模型,连接每一层次带的中心即可得到躯干模型骨架分支。如图 4 所示,一个具有  $c+1$  分割  $M_1, M_2, \dots, M_c$  的模型  $M$ ,分割块  $M_2$  对应的骨架曲线将有  $c$  根,本文简单地采用计算均值的方法,将  $c$  根骨架线(见图 5(a))拟合为一根(见图 5(b))。

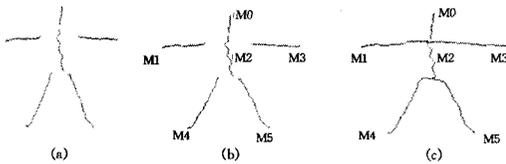


图 4



图 5

由于已经将  $M$  模型分割成了  $c$  个部分,并且已经提取出了各部分的骨架,如图 4(b) 所示,计算出分割边界相邻的分割块,并将其分割边界所在的骨架点连接起来。如图 4(b) 已将模型分割为  $M_0, M_1, M_2, \dots, M_5$  6 个部分,模型的  $M_0$  分割块与模型上  $M_1, M_2, \dots, M_5$  5 个分割块中的  $M_2$  的分割边界相邻,则将  $M_0$  与  $M_2$  的分割边界所对应的骨架点连接起来,依此类推就可以将各个分支的骨架与躯干骨架连接起来,如图 4(c) 所示。

## 6 实验及结果分析

本文的实验环境为 2.66GHz, Intel Pentium 4 CPU, 1.0 GB 内存。为满足 MDS 变换的需要,本文要求实验模型满足单连通和闭合的三维网格模型,对于具有显著分支的模型本文算法效果较好。图 6 给出了本文算法的部分实验结果,图 6(a) 至图 6(d) 的实验结果较为理想,所提取骨架较光滑。图 6(c) 中头顶和嘴尖的特征面片距离较近,没有被中心分割块  $M_2$  (鸭子的身体) 隔开,故嘴部分割块的骨架与头部分割块的骨架直接相连,而没有连接躯干(中心分割块  $M_2$ ) 的骨架,头部分割块的骨架连接了嘴部分割块和躯干分割块  $M_2$  的骨架。不过,最终的模型骨架提取的效果较为理想。图 6(e) 至图 6(h) 中的模型因躯干(中心分割块  $M_2$ ) 部分的面片分布不均匀,提取出的骨架弯折较为明显,但整体骨架仍保持较好的结构。

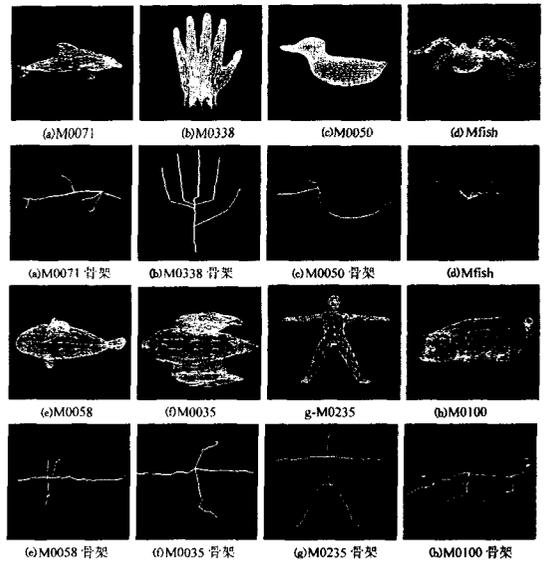


图 6

本文算法同样适用于带有环状拓扑特性的模型骨架的提取。由于这类模型无法利用 MDS 变换提取显著的特征点,因此不能用本文提出的层次带推进的方法提取骨架。

对于这类模型,我们首先记模型上任意两个相邻面片为初始显著性种子面片  $PT_A$  和  $PT_B$ ,利用 K 均值聚类的方法对其进行 2-way 分割,将模型分割成两个分割块  $M_A$  和  $M_B$  (见图 7(a))。  $PT_A$  和  $PT_B$  所在的层次带就是骨架提取的 1-band。任选两个分割块  $M_A$  和  $M_B$  之一(见图 7(a) 中的  $M_B$ ),重复上述过程,则  $M_B$  被分成  $M_C$  和  $M_D$  两个分割块(见图 7(b))。以  $M_A$  与  $M_C$  相邻的分割边界作为分割块  $M_A$  层次带推进的 1-band;以  $M_D$  与  $M_A$  相邻的分割边界作为分割块  $M_B$  层次带推进的 1-band,分别在两个分割块上渐进读取模型,计算出每一层次推进带的中心点(即为骨架点),连接中心点即可得到分割块  $M_A$  和  $M_B$  两部分的骨架;最后连接两个分割块的骨架线,即可得到带有环状拓扑结构的模型骨架,如图 8 所示。



图 7

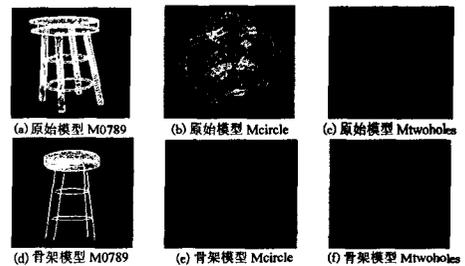


图 8

图 9 为弹簧等特殊模型,我们先利用 MDS 将其伸展开,即  $M \rightarrow M_{MDS}$ ,以测地距离最远的两个面片为显著性特征面片,取其一为层次推进带读取的初始点,层次带推进新读取的网格模型并以每个推进带的中心作为骨架点,连接骨架点即

(下转第 258 页)

```

for each subsequent pair  $c_1, c_2$  in  $G+C$ 
  if TopologicalConstraintsSatisfied(PM, p,  $c_1$ ) then
    Add [ $c_1$ ] to R
  if TopologicalConstraintsSatisfied(PM, p,  $c_2$ ) then
    Add [ $c_1$ ] to R
  if TopologicalConstraintsSatisfied(PM, p,  $(c_1 + c_2)/2$ ) then
    Add [ $c_1, c_2$ ] to R
return R
end

```

**结束语** 本文针对 CAD 产品设计时设计者对模型拓扑结构改变的不可预知性问题,提出了一种跟踪模型拓扑变化的算法。该算法分两个步骤,首先构造参数和拓扑结构之间的约束系统,然后运用跟踪算法。在自主开发的 HUST-CAID 系统中引入该算法,为模型设计者带来了方便,提高了系统的智能性。

本文考虑的载体仅限于平面、圆柱面和球面,对更通用的代数几何和参数几何比如 NURBS 曲面还不适合,这也是后期的研究内容。

### 参考文献

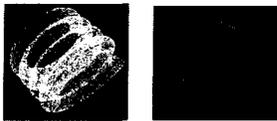
[1] Shapiro V, Vossler D L. What is a Parametric Family of Solids [M]. Salt Lake City: ACM Press, 1995: 43-54  
 [2] Raghorthama S, Shapiro V. Boundary Representation Deforma-

tion in Parametric Solid Modeling [J]. ACM Transactions on Graphics, 1998, 17(4): 259-286

[3] Raghorthama S, Shapiro V. Topological framework for part families [J]. Journal of Computing and Information Science in Engineering, 2002, 2(4): 246-255  
 [4] Raghorthama S. Constructive Topological Representations [M]. Cardiff: ACM Press, 2006: 39-51  
 [5] van der Meiden, Bronsvort H A W F. A Constructive Approach to Calculate Parameter Ranges for Systems of Geometric Constraints [J]. Computer-Aided Design, 2006, 38(4): 275-283  
 [6] 龚雄. 陈述式几何约束系统的原理与方法研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2007  
 [7] Raghorthama S, Shapiro V. Consistent Updates in Dual Representation Systems [J]. Computer-Aided Design, 2000, 32(8): 463-477  
 [8] Hoffmann C M, Kim K-J. Towards Valid Parametric CAD Models [J]. Computer-Aided Design, 2001, 33(1): 81-90  
 [9] Hilderick A, van der Meiden, Bronsvort W F. Solving Topological Constraints for Declarative Families of Objects [J]. Computer-Aided Design, 2007, 39(8): 652-662  
 [10] Hilderick A, van der Meiden, Bronsvort W F. A Non-rigid Cluster Rewriting Approach to Solve Systems of 3D Geometric Constraints [J]. Computer-Aided Design, 2010, 42(1): 36-49

(上接第 240 页)

为完整的弹簧模型骨架。



(a) 原始模型  $M_{spring}$  (b) 骨架模型  $M_{spring}$

图 9

**结束语** 本文基于层次渐进的思想,在提取出具有显著特征面片的指导下,对三维模型完成两次有意义的分割,然后通过反复使用带状层次区域增长法进行骨架提取,从而得到有意义的模型骨架。本文的优势在于:利用多维度标度法 MDS 提取出的特征面片,对有明显分支特征的模型提取的骨架效果最佳;充分利用面片分布均匀的三角网格模型,定义了新的带状层次区域增长算法,提高了骨架提取的效率;相比于传统的区域增长算法,层次渐进的带状区域增长法更加简单,速度较快。依据本文算法提取的骨架效果较为理想,而且模型上每个面片都在提取的骨架中有对应映,这对以后做变形等模型处理有较大的帮助。本文利用层次渐进的方法提取骨架,能较精确地体现模型的结构;对弯曲程度较大、弯曲频率较多的模型,通过本文的算法提取出的骨架较为理想,如图 6(d)、图 8(e)、图 9(b)所示。

在后分割过程中,本文提出了一个新的、基于渐次推进的层次区域增长方法。

本文的不足之处如下:对于本文的算法,要求待分割模型是单连通的,以保证有效的带状推进。对与面片分布不均匀的模型,提取出的骨架不平滑,有明显的褶皱。如何能在面片分布不均匀的模型上提取出光滑平整的骨架,是后续研究工作的研究方向。

### 参考文献

[1] Blum H A. Transformation for extraction new descriptors of

shape [C] // Models for the Perception of Speech and Visual Form. Cambridge, MA: [s. n.], 1967: 362-380

[2] Yi D R, Hayward V. Skeletonization of volumetric angiograms for display [J]. Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 2002, 5(5): 329-341  
 [3] Cornea N D, Silver D, Min P. Curve-skeleton applications [C] // IEEE Visualization Conference. [S. l.]: IEEE, 2005: 95-102  
 [4] Ma C M, Wan S Y. Parallel thinning algorithms on 3D(18, 6) binary images [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2000, 80(3): 364-378  
 [5] Xie W, Thompson R P, Perucchio R. A topology-preserving parallel 3D thinning algorithm for extracting the curve skeleton [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(7): 1529-1544  
 [6] Che Wu-jun, Yang Xun-nian, Wang Guo-zhao. A dynamic approach to skeletonization [J]. Journal of Software, 2003, 14(4): 818-823  
 [7] Choi W P, Lam K M, Siu W C. Extraction of the Euclidean Skeleton based on a connectivity criterion [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(3): 721-729  
 [8] Amenta N, Choi S, Kolluri R K. The power crust [J]. Computational Geometry, 2001, 19(2/3): 127-153  
 [9] Katz S, Leifman G, Tal A. Mesh segmentation using feature point and core extraction [J]. The Visual Computer, 2005, 21(8-10): 649-658  
 [10] Kruskal J. Multidimensional scaling by optimizing goodness of fit to a non-metric hypothesis [J]. Psychometrika, 1964: 1-27  
 [11] Shepard R. The analysis of proximities: multi-dimensional scaling with an unknown distance function [J]. Psychometrika, 1962: 219-246  
 [12] Sethian J, Kimmel R. Computing geodesic paths on manifolds. Proc. of Natl. Acad. Sci. 1998, 95(15): 8431-8435  
 [13] Chen Lijun, Nicolas, Georganas. An efficient and robust algorithm for 3D mesh segmentation [J]. Springer Science + Business Media, LLC, 2006: 109-125