

基于多特征融合的三维形状分割方法

赵天宇^{1,2)}, 李海生^{1,2)*}, 吴晓群^{1,2)}, 蔡强^{1,2)}

¹⁾ (北京工商大学计算机与信息工程学院 北京 100048)

²⁾ (食品安全大数据技术北京市重点实验室 北京 100048)
(lihsh@th.btbu.edu.cn)

摘要: 三维形状分割是三维形状分析中的一个重要问题. 针对单一特征对同一类模型分割结果存在较大差异的问题, 提出一种基于学习的多特征融合的三维形状分割方法. 首先利用过分割方法将三维模型分割成多个子面片, 分别对每个子面片提取多种几何特征; 然后将几何特征作为低层特征输入深度神经网络模型, 通过学习生成高层特征; 最后基于该高层特征用高斯混合模型的方法得到聚类中心, 利用图割得到最后分割结果. 在普林斯顿标准数据集和 COSEG 数据集上的实验结果表明, 与传统分割方法相比, 该方法具有较好的一致性分割结果.

关键词: 三维形状分割; 过分割; 深度学习; 高斯混合模型; 图割
中图法分类号: TP391.41 **DOI:** 10.3724/SP.J.1089.2018.17029

A 3D Shape Segmentation Method Based on Multi-feature Fusion

Zhao Tianyu^{1,2)}, Li Haisheng^{1,2)*}, Wu Xiaoqun^{1,2)}, and Cai Qiang^{1,2)}

¹⁾ (School of Computer and Information Engineering, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048)

²⁾ (Beijing Key Laboratory of Big Data Technology for Food Safety, Beijing 100048)

Abstract: 3D shape segmentation is an important issue in shape analysis. This paper proposed a segmentation method based on multi-feature fusion to solve the consistency problem. A 3D model is first divided into multiple sub-patches by using over-segmentation. Then we use the geometric features extracted from each sub-patch as low-level features input for depth neural network model to generate high-level features. Finally, based on these high-level features, Gaussian mixture model is employed to get the clustering centers and graph-cut is adapted for the final segmentation. Experiments on PSB and COSEG datasets show that the proposed method outperforms the traditional geometric feature method, and can get good consistency results for the same kind of 3D shapes.

Key words: 3D shape segmentation; over-segmentation; deep learning; Gaussian mixture model; graph-cut

三维形状分割是形状分析的基本问题. 三维形状分割利用模型几何特征等将三维模型分解为若干个具有语义的子部分, 以帮助三维形状的理解和分析, 是计算机图形学研究的重要问题^[1].

大多数现有的三维形状分割算法都是利用一种几何特征描述符进行分割, 常用的三维形状特

征有尺度不变的热核特征(scale-invariant heat kernel signatures, SIHKS)^[2]、形状直径函数(shape diameter function, SDF)^[3]、高斯曲率(Gaussian curvature, GC)^[4]、平均测地距离(average geodesic distance, AGD)^[5]、谱图小波特征(spectral graph wavelet signatures, SGWS)^[6]等. 但是, 对于这些传统的

收稿日期: 2017-12-06; 修回日期: 2018-02-28. 基金项目: 国家自然科学基金(61602015); 北京市自然科学基金(4162019); 北京航空航天大学虚拟现实技术与系统国家重点实验室开放课题(BUAAVR-16KF-06). 赵天宇(1993—), 男, 硕士研究生, CCF 学生会员, 主要研究方向为计算机图形学; 李海生(1974—), 男, 博士, 教授, 硕士生导师, CCF 高级会员, 论文通讯作者, 主要研究方向为计算机图形学、科学可视化; 吴晓群(1984—), 女, 博士, 讲师, 硕士生导师, CCF 会员, 主要研究方向为数字几何处理、计算机图形学; 蔡强(1969—), 男, 博士, 教授, 硕士生导师, CCF 高级会员, 主要研究方向为计算几何、智能信息处理.

几何特征分割方法,若输入的是属于同一类的三维形状,单一的特征描述的分割结果往往会存在较大的差异.例如,尽管输入的 shape 都是飞机模型而只是在外观方面有些差异,分割结果也会有所不同.尤其是对非刚性三维模型,由于其具有铰链结构,单一特征的传统分割方法对不同姿势的模型分割结果存在较大差异.因此,根据同类形状间潜在的相似性进行分割往往会得到比单独分割更好的结果.研究该问题的分割方法就是协同分割^[7].

针对单一特征描述模型分割存在较大差异的现象,本文提出一种基于多特征融合的形状分割方法,使用的特征包括 SIHKS, SDF, AGD, SGWS 和共形因子(conformal factor, CF)^[8].将提取的几何特征输入一个无监督的深层神经网络,从多个低层特征学习得到高级特征;再利用高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)^[9]得到聚类中心;最后借用图割的方法^[10]得到分割结果.

1 相关工作

1.1 三维形状分割

Shamir^[11]认为,形状分割旨在将三维形状分割成互相连接的有意义的部分,并能在形状分析和形状理解中发挥重要作用.常见的方法是通过提取一种几何属性来构建形状特征,然后利用一些分解或聚类技术将其应用于形状分割.例如, van Kaick 等^[12]提出的近似凸度分析; Zhou 等^[13]将三维形状近似地看做圆柱体,利用圆柱度实现三维形状分割; Xie 等^[14]把机器学习中的极限学习机作为三维形状分割方法; Liu 等^[15]提出的谱聚类; Shlafman 等^[16]提出的 K -means; Golovinskiy 等^[10]将图割理论运用到三维形状分割; Lai 等^[17]提出的随机游走等.然而,由于三维形状分割取决于如何理解形状,因此是一项非常具有挑战性的工作. Chen 等^[18]认为单一的几何特征不能提供足够的几何意义来区分有意义的部分.

对于同一类三维模型协同分割, Golovinskiy 等^[19]将协同分割转化为图形聚类问题,其假设在输入的 shape 之间存在全局刚性对齐,这有助于建立各个部分之间的对应关系. Xu 等^[20]使用各向异性进行部分对应,在多种形状上得到了较好的结果. Zheng 等^[21]提出一种自上而下的方法来处理三维形状变化.

由于三维形状分割实际上可被认为是特征空

间中的面片进行聚类的过程,因此可以使用数据驱动的方法来获得更好的结果. Kalogerakis 等^[22]提出一种全监督的方法来同时进行标记和分割,结果表明,通过机器学习的分割方法可以显著地提高分割性能. van Kaick 等^[12]提出一种部分对应的方法,包含由已经分割完成的标记模型的训练集所赋予的先验知识,并与形状匹配过程中的几何相似度相结合.但是,这些全监督方法需要手动标记大量的分割结果,限制了算法的推广.

为了克服这个问题, Sidi 等^[23]提出一种无监督的方法,将协同分割问题看做特征描述符空间中的分类问题. Huang 等^[24]提出将协同分割问题作为整数二次规划问题来解决. Hu 等^[25]提出一种无监督的协同分割方法,将输入模型过分割成面片,然后通过子空间聚类对相似面片进行分类. Meng 等^[9]利用多标签优化过程来改进协同分割结果. Wu 等^[1]提出一种通过在特征描述符的融合空间中进行谱聚类来生成一致分割的方法.上述方法的实验结果均表明,协同分割的结果显著优于以单一形状为目标的传统分割.

1.2 三维形状特征描述符

三维形状描述符是三维形状分割的核心,现有的形状特征描述符可以分为 2 类: (1) 描述整个形状几何属性的全局特征描述符.例如, Gatzke 等^[26]基于测地距离构建了用于模型匹配的曲率特征; Vranic^[27]基于同心球上的函数设计了旋转不变特征向量. (2) 局部特征描述符.例如, Bronstein 等^[2]提出一种尺度不变的热核描述符,其构造基于对数采样的比例空间,对形状的缩放变形等有良好的尺度不变性.

本文提出的三维形状分割方法利用深度学习框架,从多个形状特征描述符中学习得到的高级特征^[28],而不是直接使用输入的三维特征描述符;在深度神经网络的输入问题上,由于输入的三维模型可能具有复杂的形状和拓扑,不能像图像一样表示为矩阵结构,因此将三维模型直接作为深度神经网络的输入是无意义的.

2 本文方法

本文方法将输入的三维模型先进行过分割得到子面片,再在各个子面片上进行特征提取;然后将提取的传统几何特征作为深度神经网络的输入,利用深度学习输出的高级特征进行聚类;最

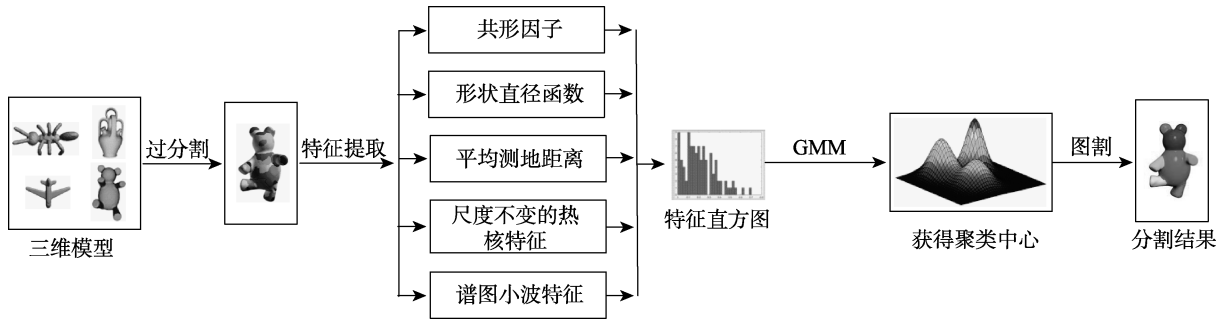


图 1 本文方法流程图

后得到分割结果. 本文方法流程示意图如图 1 所示.

2.1 过分割

因为三维模型分割过程可以看做是多个子面片的聚类过程, 所以需将三维模型过分割为子面片, 并在子面片上提取局部、全局和拓扑特征. 三维模型的过分割方式类似于图像分割问题中的超像素分割^[29]. 首先采用归一化切割^[30]计算得到子面片, 并进一步通过模糊切割^[5]对齐子面片的边界. Huang 等^[24]证明, 将三维模型过分割为 50 个子面片, 这些面片被认为是最小的有意义的面片. 过分割结果如图 2 所示.

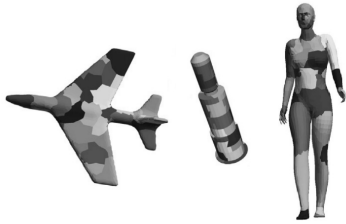


图 2 过分割结果

2.2 低层特征提取

本文选择 5 种不同的特征描述符: SIHKS^[2], SDF^[3], AGD^[5], SGWS^[6]和 CF^[8], 这些特征可以从不同角度对三维模型进行表达. 对于 SDF, AGD 和 CF, 可以直接得到特征分布图. CF 的计算公式为

$$L\phi = K^{\text{tar}} - K^{\text{orig}} \quad (1)$$

$$k_v^{\text{tar}} = \left(\sum_{i \in V} k_i \right) \frac{\sum_{f \in F_v} \frac{1}{3} a(f)}{\sum_{f \in F} a(f)} \quad (2)$$

其中, ϕ 为共形因子; L 为 Laplace-Beltrami 算子; K^{tar} 是目标高斯曲率(每个顶点的目标曲率是所有顶点的高斯曲率之和除以网格总面积的 $1/3$ 邻域面积加权); K^{orig} 是模型的高斯曲率. 而对于 SIHKS 和 SGWS, 本文使用特征袋模型(bag-of-features, BOF)算法^[31]提取; 其中, 特征分布直方图和 Bags

的数量都设置为 100. 将得到的这些特征向量作为深度神经网络的输入.

2.3 高层特征生成

本文使用栈式自编码器^[32]作为深度神经网络. 栈式自编码器结构如图 3 所示, 它是一个由多层稀疏自编码器组成的神经网络, 由输入层、隐藏层和输出层组成, 其前一层自编码器的输出作为其后一层自编码器的输入. 本文中栈式自编码器共有 5 层, 在输入层输入 500 维的低层几何特征向量, 输出层为 100 维的高层特征向量.

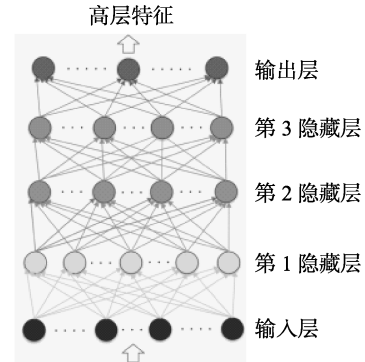


图 3 栈式自编码器结构图

在稀疏自编码器中, 当神经元的输出接近于 1 的时候认为它被激活, 输出接近于 0 的时认为它被抑制; $a_j^{(2)}$ 表示隐藏神经元 j 的激活度, 但并未明确指出激活度来自于哪一个输入 x , 在给定输入 x 的情况下, 隐藏神经元 j 的激活度为 $a_j^{(2)}(x)$. 隐藏神经元 j 的平均活跃度

$$\hat{\rho}_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [a_j^{(2)}(x^{(i)})] \quad (3)$$

加入稀疏性限制

$$\hat{\rho}_j = \rho \quad (4)$$

其中, ρ 是稀疏性参数, 通常是一个接近于 0 的较小

值(如 $\rho = 0.05$). 若要隐藏神经元 j 的平均活跃度接近 0.05, 则隐藏神经元的活跃度必须接近于 0.

为了满足这一限制, 可在优化目标函数中加入额外的惩罚因子, 这个惩罚因子将惩罚那些 $\hat{\rho}_j$ 和 ρ 有显著不同的隐藏神经元, 可以使得隐藏神经元的平均活跃度保持在较小范围内. 惩罚因子基于相对熵(KL divergence)^[33]表示为 $\sum_{j=1}^{s_2} \text{KL}(\rho \| \hat{\rho}_j)$.

其中, s_2 是隐藏层中隐藏神经元的数量, 而索引 j 依次代表隐藏层中的每一个神经元; $\text{KL}(\rho \| \hat{\rho}_j)$ 是一个以 ρ 为均值和一个以 $\hat{\rho}_j$ 为均值的 2 个伯努利随机变量间的相对熵

$$\text{KL}(\rho \| \hat{\rho}_j) = \rho \log \frac{\rho}{\hat{\rho}_j} + (1 - \rho) \log \frac{1 - \rho}{1 - \hat{\rho}_j} \quad (5)$$

2.4 分割

对单个三维形状进行分割, 使用 GMM^[25]来定义每个集群中子面片存在的概率, 得到描述各个子面片属于哪个集群的概率矩阵; 并在最后的分割步骤上利用图割算法进行分割.

对同一类三维模型进行协同分割, 将所有子面片集中在一起, 同时假设这些模型具有相同数量的聚类中心; 再次使用 GMM 得到所有子面片的概率矩阵. 由于是对同一类三维模型进行分割, 分割边界具有较大的噪声, 利用模糊分割对边界进行优化, 并利用图割算法得到最后分割结果.

3 实验结果与分析

本文实验环境为 2.6 GHz CPU, 16 GB 内存, NVIDIA Titan X 显卡, 系统为 Ubuntu16.04; 实验数据集为普林斯顿三维形状分割标准数据集^[18]和 COSEG 数据集^[7]. 实验结果如图 4~图 8 所示.

采用普林斯顿三维形状分割评价标准^[18], 使用兰德指数(rand-index, RI)

$$\text{RI} = 1 - \left(\frac{2}{M_f} \right)^{-1} \sum_{i,j,i < j} [B_{ij}P_{ij} + (1 - B_{ij})(1 - P_{ij})] \quad (6)$$

进行评价.

设 M_f 为模型的面片数, 当面片 f_i 和 f_j 在分割标准中属于同一子网格时, $B_{ij} = 1$; 当 f_i 和 f_j 在分割结果中属于同一子网格时, $P_{ij} = 1$; RI 越小, 表示分割效果越好.

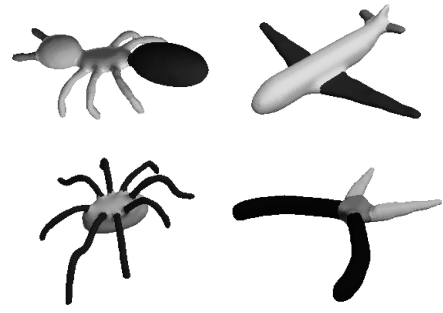


图 4 单一三维模型分割结果

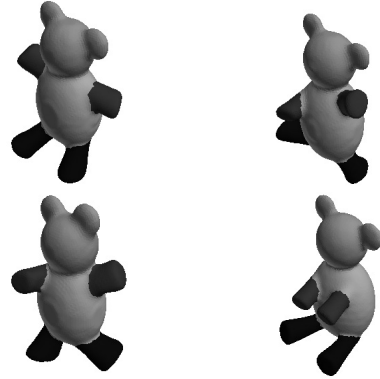


图 5 泰迪熊类三维模型协同分割结果

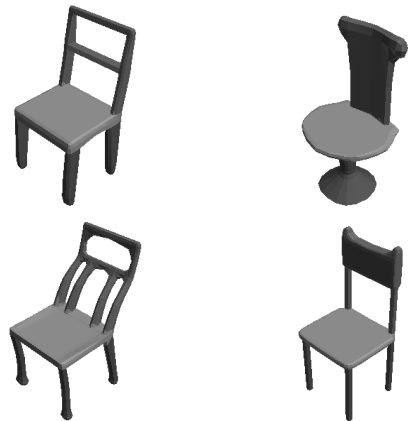


图 6 椅子类三维模型协同分割结果

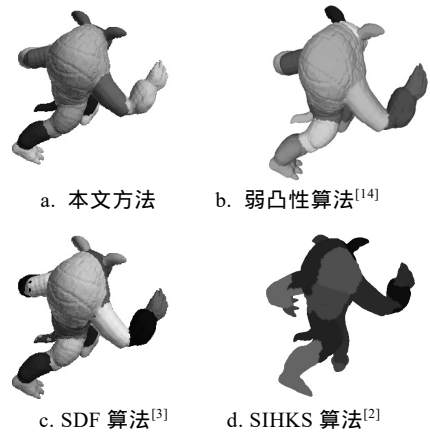


图 7 不同算法对豺猫模型分割结果比较



图 8 不同算法对花瓶模型分割结果比较

图 9 和图 10 所示为不同算法在 RI 上的对比.

表 1 和表 2 分别为不同算法 RI 以及时间复杂度的对比.

从表 1, 表 2 中可以看出, 本文方法的分割结果优于其他算法, 比除弱凸性分割算法外的其他算法有显著提升; 由于有的花瓶模型带有一个或多个亏格, 模型本身较为复杂, 导致与其他算法相比分割结果的准确率较低, 而且所提取的低层几何特征

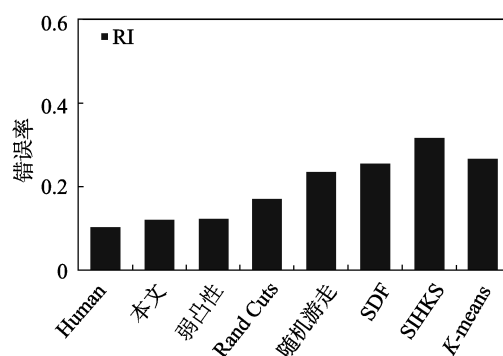


图 9 7 种方法平均错误率对比

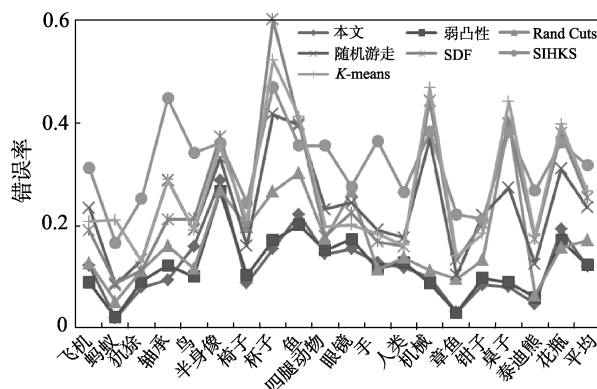


图 10 7 种方法在各种模型上的对比

表 1 不同算法 RI 对比

模型	本文	弱凸性	Rand Cuts	随机游走	SDF	SIHKS	K-means
飞机	0.121	0.089	0.126	0.234	0.189	0.311	0.207
蚂蚁	0.019	0.021	0.051	0.084	0.087	0.166	0.100
狢狢	0.079	0.091	0.112	0.133	0.112	0.252	0.129
轴承	0.094	0.122	0.160	0.288	0.211	0.447	0.289
鸟	0.159	0.100	0.116	0.191	0.212	0.341	0.189
半身像	0.287	0.266	0.268	0.330	0.373	0.360	0.353
椅子	0.087	0.103	0.197	0.160	0.195	0.244	0.100
杯子	0.154	0.171	0.266	0.416	0.600	0.469	0.521
鱼	0.220	0.201	0.302	0.394	0.398	0.355	0.411
四腿动物	0.144	0.151	0.174	0.231	0.179	0.355	0.198
眼镜	0.154	0.173	0.266	0.244	0.224	0.275	0.201
手	0.127	0.115	0.114	0.191	0.168	0.364	0.184
人类	0.118	0.128	0.137	0.176	0.159	0.265	0.161
机械	0.098	0.087	0.112	0.367	0.442	0.382	0.467
章鱼	0.031	0.030	0.096	0.103	0.133	0.221	0.140
钳子	0.084	0.097	0.133	0.220	0.204	0.211	0.184
桌子	0.080	0.089	0.401	0.273	0.398	0.383	0.441
泰迪熊	0.047	0.060	0.064	0.125	0.173	0.267	0.179
花瓶	0.192	0.171	0.157	0.310	0.379	0.361	0.397
平均	0.120	0.230	0.170	0.235	0.254	0.317	0.266

表 2 不同算法所需平均时间对比

本文	弱凸性	Rand Cuts	随机游走	SDF	SIHKS	K -means
285.6	87.9	81.4	1.3	67.5	21.7	2.4

中含有冗余和重复,在进行高层特征学习的过程中不能自动地区分出所需要的特征,导致了在加大计算复杂度的同时也没有得到更好的分割结果,由于本文方法需要进行多特征融合,所需时间要高于其他使用单一几何特征的算法。

4 结 语

本文提出一种多特征融合的三维模型分割方法,将 SDF, AGD, CF, SIHKS 和 SGWS 利用栈式自编码器进行特征融合得到高层特征;再利用 GMM 聚类和图割算法进行分割,得到最后结果。实验结果表明,利用多种几何特征相比于单一几何特征获得的特征具有更全面的几何意义。后续工作是将分割结果进一步优化,使分割边缘变得圆滑,分割结果更具有鲁棒性,并对算法时间复杂度进行优化。

参考文献(References):

- [1] Wu Z Z, Wang Y H, Shou R Y, *et al.* Unsupervised co-segmentation of 3D shapes via affinity aggregation spectral clustering[J]. *Computers & Graphics*, 2013, 37(6): 628-637
- [2] Bronstein M M, Kokkinos I. Scale-invariant heat kernel signatures for non-rigid shape recognition[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2010: 1704-1711
- [3] Shapira L, Shamir A, Cohen-Or D. Consistent mesh partitioning and skeletonisation using the shape diameter function[J]. *The Visual Computer*, 2008, 24(4): 249
- [4] Gal R, Cohen-Or D. Salient geometric features for partial shape matching and similarity[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2006, 25(1): 130-150
- [5] Katz S, Tal A. Hierarchical mesh decomposition using fuzzy clustering and cuts[M]. New York: ACM Press, 2003
- [6] Li C Y, Hamza A B. A multiresolution descriptor for deformable 3D shape retrieval[J]. *The Visual Computer*, 2013, 29(6-8): 513-524
- [7] Wang Y H, Asafi S, van Kaick O, *et al.* Active co-analysis of a set of shapes[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2012, 31(6): Article No.165
- [8] Ben-Chen M, Gotsman C. Characterizing shape using conformal factors[C] //Proceedings of the 1st Eurographics Conference on 3D Object Retrieval. Aire-la-Ville: Eurographics Association Press, 2008: 1-8
- [9] Meng M, Xia J Z, Luo J, *et al.* Unsupervised co-segmentation for 3D shapes using iterative multi-label optimization[J]. *Computer-Aided Design*, 2013, 45(2): 312-320
- [10] Golovinskiy A, Funkhouser T. Randomized cuts for 3D mesh analysis[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(5): Article No.145
- [11] Shamir A. A survey on mesh segmentation techniques[J]. *Computer Graphics Forum*, 2008, 27(6): 1539-1556
- [12] van Kaick O, Fish N, Kleiman Y, *et al.* Shape segmentation by approximate convexity analysis[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2014, 34(1): Article No.4
- [13] Zhou Y, Yin K X, Huang H, *et al.* Generalized cylinder decomposition[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2015, 34(6): Article No.171
- [14] Xie Z G, Xu K, Liu L G, *et al.* 3D shape segmentation and labeling via extreme learning machine[J]. *Computer Graphics Forum*, 2014, 33(5): 85-95
- [15] Liu R, Zhang H. Segmentation of 3D meshes through spectral clustering[C] //Proceedings of the 12th Pacific Conference on Computer Graphics and Applications. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2004: 298-305
- [16] Shlafman S, Tal A, Katz S. Metamorphosis of polyhedral surfaces using decomposition[J]. *Computer Graphics Forum*, 2002, 21(3): 219-228
- [17] 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
- [18] Chen X B, Golovinskiy A, Funkhouser T. A benchmark for 3D mesh segmentation[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2009, 28(3): Article No.73
- [19] Golovinskiy A, Funkhouser T. Consistent segmentation of 3D models[J]. *Computers & Graphics*, 2009, 33(3): 262-269
- [20] Xu K, Li H H, Zhang H, *et al.* Style-content separation by anisotropic part scales[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2010, 29(6): Article No.184
- [21] Zheng Y Y, Cohen Or D, Averkiou M, *et al.* Recurring part arrangements in shape collections[J]. *Computer Graphics Forum*, 2014, 33(2): 115-124
- [22] Kalogerakis E, Hertzmann A, Singh K. Learning 3D mesh segmentation and labeling[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2010, 29(4): Article No.102
- [23] Sidi O, van Kaick O, Kleiman Y, *et al.* Unsupervised co-segmentation of a set of shapes via descriptor-space spectral clustering[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2011, 30(6): Article No.126
- [24] Huang Q X, Koltun V, Guibas L. Joint shape segmentation with linear programming[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2011, 30(6): Article No.125
- [25] 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
- [26] Gatzke T, Grimm C, Garland M, *et al.* Curvature maps for local

- shape comparison[C] //Proceedings of International Conference on Shape Modeling and Applications. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2005: 244-253
- [27] Vranic D V. An improvement of rotation invariant 3D-shape based on functions on concentric spheres[C] //Proceedings of International Conference on Image Processing. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2003, 3: 757-760
- [28] Guo K, Zou D G, Chen X W. 3D mesh labeling via deep convolutional neural networks[J]. ACM Transactions on Graphics, 2015, 35(1): Article No.3
- [29] Ren X, Malik J. Learning a classification model for segmentation[C] //Proceeding of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2003, 1: 10-17
- [30] Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888-905
- [31] Lavoué G. Bag of words and local spectral descriptor for 3D partial shape retrieval[C] //Proceedings of the 4th Eurographics Conference on 3D Object Retrieval. Aire-la-Ville: Eurographics Association Press, 2011: 41-48
- [32] Bengio Y, Lamblin P, Popovici D, *et al.* Greedy layer-wise training of deep networks[C] //Proceedings of Annual Conference on Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 2007: 153-160
- [33] Pérez-Cruz F. Kullback-Leibler divergence estimation of continuous distributions[C] //Proceedings of IEEE International Symposium on Information Theory. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2008: 1666-1670