# 点云模型的特征分割技术

点云模型技术早在20世纪80年代就有人提出，Levoy和Whitted提出直接用3D点作为基础图元绘制复杂的三维几何模型[[1]](#endnote-1)，由于当时计算机科学水平的限制并没有引起人们过多的关注。近年来，随着模型多边形复杂度的剧增，点云模型的优势越发明显，以点云为研究对象的基于3D点的计算机图形学已经越来越受到关注。基于3D激光扫描建立点云模型的数字几何处理技术成为图形学中的一个研究热点。如何根据目标设计需求对3D激光扫描仪扫描获取的点云模型进行修改、重用，已成为一个重要问题。作为获取点云模型深度信息关键技术的点云模型的特征分割也由此提出，并成为近年来图形学方面的一个热点问题。

在Mangan，Wu[[[2]](#endnote-2)]等研究工作之后，三维模型分割问题逐渐成为热点研究课题之一。三维模型分割，是指根据一定的几何及拓扑特征，将封闭的三维网格多面体、或者可定向的二维流形，依据其表面几何、拓扑特征，分解为一组数目有限、各自具有简单形状意义的、且各自连通的三维模型子块的工作。对三维模型分割研究影响巨大的早期背景研究工作有两个方面。一个背景是计算几何的凸分割。其目的是把非凸的多面体分解为较小的凸多面体，以提高图形学绘制和渲染的效率。该工作已经有了广泛的研究，多数算法难以实现和调试。实际应用往往不去分割多面体，而是分割它的边界－－多边形网格。多面体网格边界的分割算法容易实现、复杂形体的计算量往往是线性的[[[3]](#endnote-3)]。另外一个是计算机视觉中的深度图像分割，其处理的深度图像往往具有很简单的行列拓扑结构，而不是任意的，故此其分割算法相对简单[[[4]](#endnote-4)]。

根据几何模型的类别不同，模型分割可分为图像分割[[[5]](#endnote-5)]、三角网格分割[[[6]](#endnote-6)]、点云分割[[[7]](#endnote-7)]等。本文研究点云模型的分割算法，常用的点云模型分割算法主要包括基于边缘的分割算法、基于区域的分割算法、基于聚类的分割算法以及混合分割算法等。

基于边缘的分割算法是从纯数学的角度出发，认为测量点的法矢突变或者曲率突变是一个区域与另一个区域的边界，并将封闭边界包围的区域作为最终的分割结果。算法的关键在于如何识别边界部分。

Woo H, Kang E等[[[8]](#endnote-8)]对点云进行空间栅格划分，采用八叉树来组织栅格结构，并利用法矢偏差作为栅格细分和特征提取的依据。

董明晓等[[[9]](#endnote-9)]将数据点中曲率变化较大的点提取出来作为边界点，从而将点云数据分割成多个区域。

柯映林等[[[10]](#endnote-10)]则选择首先进行栅格划分，然后计算当前栅格曲率与相邻栅格曲率之间的差值，利用该差值提取特征栅格，最后根据特征栅格来获得点云边界，实现空间散乱点云的区域分割。

莫堃等[[[11]](#endnote-11)]利用3D活动轮廓模型实现了点云模型分割，为去除噪声对分割效果的影响，算法构造符号距离函数用于估算点云的平均曲率，并用中值滤波进行了点云去噪。

基于区域的分割算法包含自底向上和自顶向下两种思路。自底向上算法就是通常所说的区域增长算法，首先选定种子点，由种子点开始向外扩散，判断其周围邻域点是否同属于一个曲面，一直扩散直到邻域不存在连续点集，最后组合这些邻域构成区域。算法的关键是区域增长策略。

Rabbani T.等[[[12]](#endnote-12)]利用点的法向量及其冗余量作为区域增长的依据，通过点云的蔓延得到相应的分割区域来实现散乱点云分割。

吴世雄，王成勇[[[13]](#endnote-13)]根据采样点邻域内点云主方向的曲率变化大小确定边界，然后利用区域增长实现区域分割。

自顶向下算法又称为层次分解算法，首先假设所有的点都属于同一个面片，然后采用八叉树[[[14]](#endnote-14)]、K-D树[[[15]](#endnote-15)]、层次有向包围盒树(OBBTree)[[[16]](#endnote-16)]等空间层次树数据结构进行层次剖分，得到不同细节层次的分解结果。

基于聚类的分割算法是将点云模型的区域分割看成具有一定几何特征参数的数据点的分类过程。

Besl P., Jain R.等采用曲面元分类，从而对点云模型进行分割[[[17]](#endnote-17)]。首先对点云模型按照平方差评估获取点云面片的曲面元类别（即对点云模型的曲面按特征类型不同进行分类），其次将点云模型每个面片与曲面的类比进行对比分析从而将点云模型进行分割。

Yamauchi H, Lee S等采用了MeanShift聚类进行点云模型的分割[[[18]](#endnote-18)]，主要是通过对面片的法向计算分类时引入面片的chartification技术，这一举动可以很好的识别出特征并且可以应用于多中复杂特征分割。

史桂蓉等则提出了自组织特征映射网络(SOFM)，使用SOFM进行点云的区域分割，选用点云数据点的坐标、法向量六维向量作为SOFM的输入，通过改进SOFM的学习算法，加入输入权和距离权，加速了分割的速度和正确性[[[19]](#endnote-19)]。

马腾等采用谱聚类将分割问题转化为图切割问题，然后根据归一化的非对称Laplacian矩阵构造谱聚类空间，最后通过移除掉多余的特征向量，在一个更低维的空间中找到了分割问题的松弛解顺利实现了点云模型的分割[[[20]](#endnote-20)]。

Dubai R. O., Hart P. E.等将点云模型的分割问题转换为机器学习中的非监督机器学习问题，利用不同的及其学习算法对点云模型的数据进行机器学习分析，构建适应较好的基于机器学习的点云模型分割系统，这其中就提出了利用K-Means聚类算法对点云模型进行分割[[[21]](#endnote-21)]。

Zhao J. H. 和Li D. R.针对点云因镜像反射等原因造成的传统的分割算法无法良好的分割出点云模型中模糊的分界线的问题，利用模糊聚类算法对点云模型进行分割并取得良好的效果[[[22]](#endnote-22)]。

基于聚类的分割方法缺点是不同的聚类准则能得到不同的聚类结果，从而使得某个聚类分割方法只能对某些特定的模型适用，并且算法容易出现细碎的小面片，需要进一步处理。基于边缘的分割算法和基于区域的分割算法各自存在不足。基于边缘的分割算法的缺点是易受噪声点影响而导致边缘定位精度较差；基于区域的分割算法的问题是种子点的选择与分布会影响区域计算的结果与效率且采用何种区域增长依据对分割结果的影响较大，可能会产生欠分割或过分割的情况。两种算法结合使用能一定程度上克服这些不足，混合分割算法因此被提出的。混合分割算法通常会包括两个或多个步骤，在一些步骤中使用基于边缘的分割算法，另一些步骤则使用基于区域的分割算法，为了两种分割算法能有效结合，通常需要对两者做一些改进。

Yokoya和Levine M D等[[[23]](#endnote-23)]提出一种混合分割方法，首先通过曲面的高斯曲率和平均曲率进行初始区域分割，然后用基于边的方法对初始区域分割进行边界提取得到最后的区域分割。

肖春霞，冯结青等[[[24]](#endnote-24)]首先利用Level Set方法[[[25]](#endnote-25)]计算点云模型上两点间的测地线,然后将多条测地线首尾相连形成封闭轮廓，以该封闭轮廓作为分割边界来辅助分割，最后采用区域增长的方式来获得分割区域内的点，其中区域增长采用Level Set演化曲面来实现。

# 参考文献

1. [] Levoy M, Whitted T. The Use of Points as Display Primitives[R]. 85-022. Department of Computer Science, The University of Noah Carolian at Chapel Hill, 1985. [↑](#endnote-ref-1)
2. [] A.Mangan, R. Whitaker. Partitioning 3D surface meshes using watershed segmentation[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 1999, 5(4): 308-321 [↑](#endnote-ref-2)
3. [] B. Chazelle, L. Palios. Decomposing the boundary of a nonconvex polyhedron. In SWAT, 1992, 364-375. [↑](#endnote-ref-3)
4. [] A. Hoover, G. Jean-Baptiste, X. Jiang. An experimental comparison of range image segmentation algorithms[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(7): 673-689 [↑](#endnote-ref-4)
5. [] 董何俊, 葛红, 王玉峰. 图像分割算法研究综述[J]. 计算机工程与科学, 2009, 31(12): 58-61 [↑](#endnote-ref-5)
6. [] 董洪伟. 三角网格分割综述. 中国图象图形学报, 2010, 15(2): 181-193 [↑](#endnote-ref-6)
7. [] 欧新良,匡小兰,倪问尹. 三维散乱点云分割技术综述. 湖南工业大学学报, 2010, 24(5): 45-49. [↑](#endnote-ref-7)
8. [] Woo H, Kang E, Wang S Y, et al. A New Segmentation Method for Point Cloud Data. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2002, 42(2): 167- 178. [↑](#endnote-ref-8)
9. [] 董明晓, 郑康平, 姚斌.曲面重构中点云数据的区域分割研究.中国图象图形学报, 2005, 10(5): 575-578. [↑](#endnote-ref-9)
10. [] 柯映林，单东日. 基于边特征的点云数据区域分割. 浙江大学学报(工学版)，2005, 39(3): 377-396. [↑](#endnote-ref-10)
11. [] 莫堃，尹周平.基于 3D 活动轮廓模型的缺陷点云分割方法.华中科技大学学报(自然科学版),2011,39(1):82~85 [↑](#endnote-ref-11)
12. [] Rabbani T，Van den Heuvel F A, Vosselman M G.. Segmentation of Point Cloud Using Smoothness Constraint International Archives of Photogrammetry. Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2006, 36(5): 248-253. [↑](#endnote-ref-12)
13. [] 吴世雄，王成勇. 散乱噪声点云的数据分割. 机械工程学报, 2007, 43(2): 230-233 [↑](#endnote-ref-13)
14. [] 傅欢，梁力，王飞等, 采用局部凸性和八叉树的点云分割算法.西安交通大学学报, 2012, 46(10): 60~65. [↑](#endnote-ref-14)
15. [] Fransens J, van Reeth F. Hierarchical PCA decomposition of point cloud[C]. // Proceedings of the 3rd International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission. Washington D C: IEEE Computer Society Press, 2006: 591-598 [↑](#endnote-ref-15)
16. [] 邹万红，陈志扬，潘翔等. 多分辨率层次点模型分片[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(1):1~5 [↑](#endnote-ref-16)
17. [] Besl P, Jain R. Segmentation and Classification of Range Images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 9(5): 608-620. [↑](#endnote-ref-17)
18. [] Yamauchi H，Lee S, Lee Y, et al. Feature sensitive mesh segmentation with mean shift[C]. Shape Modeling International 2005: 236-243. [↑](#endnote-ref-18)
19. [] 史桂蓉，邢渊，张水清. 用神经网络进行散乱点的区域分割[J].上海交通大学学报，2001, 35(7): 1093-1096. [↑](#endnote-ref-19)
20. [] 马腾，龙翔，冯路等. 点云模型的谱聚类分割[J]. 计算机辅助设计与图形学学报，2012,24（12）：1549-1558 [↑](#endnote-ref-20)
21. [] Duda R O, Hart P E, Stork D G. Pattern Classification(2nd Ed.)[M]. Wiley Interscience, October 2000 [↑](#endnote-ref-21)
22. [] Zhao J H, Li D R, Wang Y M. Ancient architecture point cloud data segmentation based on modified fuzzy c-means clustering algorithm[C]. //Proceedings of SPIE, Bellingham, United Staes: SPIE Press, 2008:7285 [↑](#endnote-ref-22)
23. [] Yokoya N, Levine M D. Range Image Segmentation Based on Differential Geometry: A Hybrid Approach. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 11(6): 643-649. [↑](#endnote-ref-23)
24. [] 肖春霞, 冯结青, 缪永伟等. 基于 Level Set 方法的点采样曲面测地线计算及区域分割. 计算机学报, 2005,28(2): 250-258. [↑](#endnote-ref-24)
25. [] Osher S., Sethian J. Fron ts propagating with cu rvature dependent speed: Algorithm s based on the Hamilton Jacobi formulation. Journal of Computational Physics, 1988, 79(1):12-49 [↑](#endnote-ref-25)