

三维散乱点云分割技术综述

欧新良¹, 匡小兰¹, 倪问尹²

(1. 湖南工业大学 计算机与通信学院, 湖南 株洲 412007; 2. 长沙学院 计算机科学与技术系, 湖南 长沙 410003)

摘要: 综述了三维散乱点云分割技术的有关概念、分类方法及研究现状, 总结了这些分割方法的基本思想并加以分析比较, 评述了点云分割技术的发展动态, 并对未来的研究方向作了展望。

关键词: 点云数据; 区域分割; 曲面重构

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2010)05-0045-05

Summarization on 3D Scattered Point Cloud Segmentation

Ou Xinliang¹, Kuang Xiaolan¹, Ni Wenyin²

(1. School of Computer and Communication, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China;

2. Department of Computer Science and Technology, Changsha College, Changsha 410003, China)

Abstract: The concepts, classification and research status of 3D scattered point cloud segmentation are summarized. The fundamental principles of each segmentation technique are analyzed and compared. The developing trend of segmentation technology are reviewed, and its future research are prospected.

Keywords: point cloud data; region segmentation; surface reconstruction

0 引言

随着现代三维扫描技术与建模技术的提高, 基于采样点的三维数据模型即点云模型, 已经逐渐应用到许多领域中, 同时也促进了多学科交叉领域的发展。点云模型由于具备表示三维细节能力强、存储简单等特点, 成为CAD/CG领域较常用的三维物体表示模型之一。近年来, 对点云模型的处理已成为研究的热点, 如点云数据的曲面重建、分割、布尔操作等研究。其中点云模型的分割作为点云模型研究的热点之一, 受到越来越多的关注。点云数据分割技术不仅是曲面重构中的关键环节之一, 也一直是古文物保护、建筑物及城市场景三维建模、动植物外形建模等领域的研究热点。

昆虫外形点云的形状分析与三维建模, 对点云处理技术(如分割)提出了新的要求。昆虫外形点云形

状分析(包括形状特征的提取及形状分解)成为急需解决的关键问题。目前关于点云模型形状结构特征等的提取方法与表征技术还不成熟, 有关点云数据的分割、形状分解、重建技术还比较少。本文从计算机图形学的研究角度, 对三维散乱点云区域分割技术进行了综述, 并对该领域未来的研究方向作了展望。

1 点云数据区域分割的定义

简单地说, 点云数据的区域分割就是将数据分割成若干个互不相交的子集, 每一个子集中的数据同属于一个具有单一特征的曲面。具体说来就是给同一个表面上的点赋予同一标记, 不同表面的点赋予不同标记。综合国内外学者对图像数据及三维测量数据区域分割的定义, 借助集合概念, 点云数据区域分割可定义为:

收稿日期: 2010-06-10

基金项目: 湖南省自然科学基金资助项目(07JJ3121), 湖南省教育厅资金资助项目(09A010)

通信作者: 匡小兰(1980-), 女, 湖南祁东人, 湖南工业大学硕士生, 主要研究方向为计算机图形学,

E-mail: kuangxiaolan2006@126.com

设由点集 S 重建的特征曲面集 $F=\{F_1, F_2, \dots, F_n\}$, 集合 $R=\{R_1, R_2, \dots, R_n\}$ 是 S 的幂集中的一个子集。 R 中的每一个元素都是 F 中的某一个特征曲面对应的点集构成的集合, 代表经过分割得到的一个区域。如果满足以下几个条件, 就称 R 为点集 S 的一个分割:

1) $\bigcup_{i=1}^n R_i = S$, 表示分割区域的并集就是测量得到的点集 S , 即每一个测量点都被分割到某个区域中。

2) $R_i \cap R_j = \emptyset$, 表示分割得到的点集互不相交, 每一个测量点不可能同时属于 2 个不同的区域。

3) 每一个区域内的点都具有相同的某种特性, 而且任意 2 个相邻的区域不具有相同的特性。

4) $V_i (i=1, 2, \dots, n), R$ 都是连通的区域。

需要说明的是上述定义中的“某种特性”往往是法矢量、高斯曲率、平均曲率等曲面的微分几何特征。

2 点云分割技术的主要分割方法

大多数的数据分割研究都针对规则数据, 而散乱点云数据的分割要困难得多, 其难点是点之间的拓扑关系, 以及如何采取有效的分割处理措施。目前散乱点云的分割主要有基于边的方法、基于面的方法、基于聚类的方法和混合方法。

2.1 基于边的区域分割方法分析

基于边的区域分割方法是根据数据点的局部几何特性在点集中检测到边界点, 再进行边界点的连接, 最后根据检测的边界点将整个数据集分割成独立的多个点集。此方法是从纯数学的角度出发, 认为测量点的法矢或曲率的突变是一个区域与另一个区域的边界, 并将封闭边界的区域作为最终的分割结果。Woo 等^[1]对三维测量数据进行空间栅格划分, 并用八叉树对空间网格进行细分和特征点提取, 直到包含在栅格内的点的估算法矢标准偏差小于用户输入的最小值, 最后对边长小于某一阈值的栅格进行合并并识别出棱边, 实现数据的区域分割。董明晓等^[2]提出了一种基于数据点曲率变化的区域分割方法, 先对每一条扫描线上的数据点求取曲率值, 然后将其中曲率值变化较大的点提取出来作为边界点, 将点云数据分割成多个区域。柯映林等^[3]提出了一种基于空间栅格的区域分割方法, 该方法采用二次抛物面模型计算散乱数据点的曲率, 利用空间栅格结构建立散乱点的拓扑关系, 根据栅格中数据点与栅格中心点的相对位置, 计算栅格曲率以及相邻栅格曲率间的曲率差值, 由曲率差函数辨别并抽取边特征栅格, 通过特征栅格的空间位置与曲面栅格的连通性实现空间散乱数据的区域分割。刘胜兰^[4]在分析研究了曲面微分几何特性与曲面特征描述的关系的基础上, 提出了三角网格模型特征线的

提取方法。该方法首先用二次曲面拟合的方法估算三角网格模型各顶点的主曲率和主方向, 如果顶点在某一个主方向上的主曲率为极值, 就认为该点是特征点, 将此特征点作为特征线的起点, 沿着特征线的延伸方向从邻近点中继续搜索特征点; 如果在与该特征点直接相连的点中没有特征点, 则继续扩大搜索的步长, 继续搜索, 直到在同一个延伸方向上的所有的特征点连接成线。

基于边的区域分割方法的优点是: 速度快, 对尖锐边界的识别能力强。主要问题有: 对于边界的确定仅用到边界的局部数据, 受测量噪声影响较大, 而且对于型面缓变或圆角半径较大的曲面往往找不准边界。

2.2 基于面的区域分割方法分析

基于面的区域分割方法是将属于同一基本几何特征的特征点集分割到同一区域。此过程是个迭代的过程, 迭代过程可以分为自底向上、自顶向下 2 种。相比较基于边的方法, 基于面的方法具有发展优势。

自底向上的方法即区域增长法是首先选定一个种子点 (seed points), 由种子点向外延伸, 判断其周围邻域的点是否属于同一个曲面, 直到在其邻域不存在连续的点集为止, 最后将这些邻域组合在一起。这就是所谓的“区域生长”过程。此方法的关键在于种子的选择、扩充策略。Vosselman 等^[5]认为此分割技术包括种子区域的识别和种子区域的生长过程。1) 种子区域的识别: 种子平面的识别是区域生长分割过程的关键步骤。因种子区域是依赖邻域点而存在的, 所以应先寻找其邻域点并且测试这些点是否能拟合平面。如果在设定阈值内能很好地拟合平面, 那么就将这个检测平面指定为种子平面。2) 种子区域的生长过程: 识别到种子区域后, 首先以种子区域和候选点 (即区域点的邻域点) 作为输入, 对于满足设定条件且仍没分配到其他区域的点, 通过区域生长添加到区域内。当再不能添加更多的邻近点时, 就为该区域拟合一个新的区域并更新候选点, 然后清除该区域的点并从种子区域重新生长。如此重复直到满足终止准则。

总结相关文献, 基于区域生长的分割方法的相关算法较多。Besl 等^[6]利用高斯曲率和平均曲率的符号组合将曲面分为 8 种不同类型的曲面元, 以此对数据点进行初步分类, 然后从分类的点集中选取 1 个合适的种子点, 用可变次多项式函数 (最高 4 次) 进行区域生长, 实现对深度图像数据的区域分割。Rabbani^[7]提出了一种基于工业场景光顺约束的散乱点云分割。该方法包括 2 个步骤: 局部曲面法向量估算和区域增长法。第一步中, 通过 k -邻域或固定距离邻域拟合平面估算出每点法向量, 并利用平面拟合中的冗余来逼近局部曲面曲率。接着将冗余点分类并用于选择种子

点, 有着最小冗余的点被作为第一个种子点。区域分割是通过估算点法向量和冗余而实现的。Tovari 等^[8]提出了一种机载扫描点云数据的基于区域生长的分割方法。首先, 通过 k -邻域估算每点法向量。然后, 随机选取种子点再根据某准则检测其邻域点集。如果满足生长准则, 就通过这些种子点及其邻域点集生长成合适的平面区域。生长过程中, 如果到生长平面的距离和到当前点距离的法向量相似, 那么就将其邻域点添加到此区域中。胡怀宇等^[9]首先分析散乱点云的高斯曲率和平均曲率, 由二次提取法形成初始数据分块, 再通过区域生长法使粗略数据分块进一步被提取, 得到较小的噪声影响和更为精确的区域分块。

这种自底向上方法的关键在于: 1) 种子点如何选择。这种方法对误差点的选取较为敏感, 如果有一个坏点被选入, 将使判断依据失真, 导致错误的分割结果。另外种子点的分布区域是否合理也将影响到分割的准确性以及效率。2) 区域生成准则的确定。许多学者将生成准则设为一个多项式函数, 这种准则实际上是一种曲面拟合的误差控制准则, 它对于规则曲面的效果较好, 但对于复杂的自由曲面, 多项式的次数较低时效果不好, 如果增加多项式的次数又会导致系数过多, 求解困难。所以这种方法比较适合于规则曲面的区域分割。

自顶向下方法假设所有点都属于同一个面, 拟合过程中误差超出要求时, 则把原集合分为 2 个子集。这种方法的关键是选择在何处和如何分割数据点集。主要问题是数据点集重新划分后, 计算过程又必须从头开始, 计算效率较低。因此这种方法实际使用较少。

基于面的分割方法对于二次曲面的分割比较有效, 因为二次曲面可由多项式表达; 存在的问题是难以选择合适的种子点以及难以区分光滑边界, 而且其区域生长受设定阈值的影响较大, 选择合适的生长准则也比较困难。

2.3 基于聚类的区域分割方法分析

由微分几何中的曲面论可知, 曲面在某一点处的主曲率由曲面的第一和第二基本量计算得到, 与曲面的参数选择无关。高斯曲率 K 是主曲率的乘积, 根据高斯曲率的符号, 可将曲面上的点分为椭圆点 ($K > 0$)、抛物点 ($K = 0$) 和双曲点 ($K < 0$), 平均曲率 H 是 2 个主曲率的算术平均值, 用来表明曲面的凹凸。区域分割的实质就是将具有相似局部几何特征参数的数据点进行聚类, 聚类的方法是利用人工神经网络等数学工具作为分类器, 对数据点的局部几何特征参数进行聚类。聚类的依据主要是 Besl 等^[10]提出的根据高斯曲率和平均曲率的符号组合划分曲面元的方法。这种方法根据高斯曲率和平均曲率的正负, 将点附近的曲面分为 8 种

基本类型: 平面 (flat), 峰 (peak), 阱 (pit), 极小曲面 (minimal surface), 脊 (ridge), 鞍形脊 (saddle ridge), 谷 (valley), 鞍谷 (saddle valley)。史桂蓉等^[11]将数据点的坐标、法矢量的加权值放在一起构成六维特征向量, 利用自组织特征映射网络 (self-organizing feature mapping, 简称 SOFM), 对这些特征向量进行聚类, 从而实现离散点云数据的区域分割。Jean Koh 等^[12]将数据点的坐标、法向量、高斯曲率和平均曲率的加权值放在一起构成八维特征向量, 利用多层 SOFM, 对这些特征向量进行聚类, 实现对深度图像数据的区域分割。陈科等^[13]提出了一种点云数据分割方法, 即在模糊数学 F 聚类分析的理论基础上, 利用数据点的三维坐标、法向量和曲率构成八维特征向量, 将具有类似几何特征点集聚为一类, 从而实现点云数据分割, 为逆向工程产品造型提供了一种新思路。这些方法容易出现细碎面片, 需要对碎片进一步处理。

基于聚类的方法对于曲面类型较为明显的曲面分块存在一定的优势, 但是对于复杂的曲面而言, 要直接确定曲面的分类个数和曲面类型比较困难, 对容易出现的细碎面片进行二次处理也增加了算法的难度。

2.4 混合区域分割方法分析

上述方法都有其各自的优缺点, 通常需要后处理过程。基于边的方法检测边缘比较困难且存在间隙。如果特征较少, 插值问题就变得较困难。基于区域的方法易受噪声影响, 产生的边缘是闭合的但一般会存在变形。除此之外, 最初种子点的选择也是需要考虑的问题。实际上, 如果单纯地采用一种策略, 在稳健性、唯一性和快速性等方面都存在不足。因此, 综合基于边和基于区域生长的方法是一种有效的分割策略。Yokoya 等^[14]提出混合区域分割方法, 该方法结合了基于边和基于区域生长方法。其思想为: 首先用双二次曲面拟合测量数据点集, 然后计算曲面的高斯曲率和平均曲率, 通过这 2 个参数进行初始区域分割, 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。

3 点云分割技术的发展动态

点云分割的关键有 4 点: 1) 如何确定形状的意义, 并使其与人类的视觉感知相一致; 2) 如何简单、准确、快速地从给定点云中抽取几何特征和拓扑结构特征; 3) 点组边界的划分技术; 4) 分割结果与变换、对象的姿态无关。把点云分割成具有一定形状意义的自然点组, 对于点云的简化、骨架抽取、分类、匹配、变形、形状分析与理解、检索以及曲面重建等都具有至关重要的意义。目前, 进行点云分割的基本技术有: 测地距离与测地线的计算、Morse 理论、Reeh 图、Level

Set方法、骨架技术、形状分布技术以及利用能量场的方法等。以下3个关键技术将是点云分割技术的主要发展方向:

3.1 Level Set方法

Level Set方法自然而鲁棒地解决了界面演化中拓扑结构改变的问题,是跟踪界面演化的重要方法。Level Set方法广泛应用于计算机图形学、计算物理、图像处理、计算机视觉等众多领域。20世纪90年代以来,许多学者对此进行了大量研究。Xiao Chunxia等^[15]采用虚拟测地线技术,利用移动最小二乘法和Level Set方法,计算点云模型上点之间测地距离和测地线,通过人机交互,实现对点云的区域分割。

3.2 Reeb图

Reeb图是由定义于模型上的连续函数所确定的骨架,它是形状和拓扑表示的基本数据结构。Reeb图从连通区域的角度来计算三维模型拓扑结构。由于能较好地表达任意维模型的拓扑形状、实现自动计算和对形状具有很好的鲁棒性,Reeb图在不同应用领域的数字模型拓扑形状描述中得到了广泛的应用。Reeb图是在三维模型上定义一个连续函数 f ,首先计算每个顶点的 f 函数值,然后根据 f 值将模型上的顶点进行分类, f 值相同且位于同一连通分量上的点归为一类,最终得到原顶点集的一个商集。将商集中的点根据原有模型点间的邻接关系连接起来,得到原有模型的一个骨架。Yamazaki等^[16]根据Morse理论的思想,构造了由超节点构成的图,对点云进行区域分割。

三维模型的Reeb图与阈值的划分有较大的关系,不同的划分密度,得到的Reeb图具有较大的差别,这是Reeb图的一个缺陷。Valerio等^[17]给出了一个简单、快速和鲁棒的计算三维网格Reeb图的方法,这种方法是点云特征提取及其应用中一个值得研究的问题。

3.3 骨架提取技术

骨架图从三维模型中轴线的角度来计算三维模型的拓扑结构,所以骨架图可以描述三维模型拓扑结构特征。它是对三维模型主要特征的一种直观形象的可视化描述,符合人类的视觉特征。实验结果表明,骨架更适合用来描述有关节或分支的模型。Xu Hui等^[18]利用几何方法对点云数据进行骨架抽取研究,取得了较好的效果,具有一定的实用价值。

在点云的骨架提取方面,需要进一步研究的主要问题有:1)如何利用不同骨架进行形状描述,这些骨架或者是由不同的形状几何表示形式所得到,或者是与不同类型特征集合相关的骨架;2)在骨架估计和特征抽取的基础上,将给定的形状分解为有意义的部分,即进行形状分解;3)基于骨架的三维点云的重建与测量;4)复杂形状骨架提取的一般方法,提高骨架提取的自动化程度。

点云的拓扑分解(分割)研究还处于起步阶段,应进一步寻找简单、分解结果与对形状的分析、理解相一致的点云分解方法,以推动这一技术的发展。基于(拓扑)特征的分解、基于多特征结合的分解、基于图像的方法、基于能量的方法等是点云分解(分割)研究的重要内容。

4 研究展望

三维散乱点云区域分割技术的研究与发展是实现逆向工程的关键技术。尽管这一理论在最近10a发展迅速,取得了令人瞩目的成就,但下述几个方面仍然是今后研究的热点和难点问题,迫切需要引起研究人员的关注:

1)许多研究者都通过寻求拟合曲线或曲面的分割方法以搜索边界点或边界线,但这种曲线、曲面拟合方法耗时长且难以提取准确的边界点,进而限制了区域分割算法的实用性。因此提高现有方法的鲁棒性及精确性仍是点云分割技术值得研究的课题。

2)由于分割是一个不稳定问题,目前还不存在一个全自动的分割方法,仍需要人工输入一些难以确定的阈值或参数,自动性较差,这将导致最终的分割结果表示不清晰。故如何减少人工干预量以及如何有效地进行这种干预也是要研究的重点工作。另外为了尽可能实现点云的自动化分解,离散曲率、离散曲率线、离散测地线的相关理论和技术也需要向前发展。

尽管基于曲率分割的方法较实用,但是包含噪声数据的不准确曲率估计导致不准确分割,以至难以实现测量数据的正确分离。像圆环面和球状面这样的曲面分割时常出现向上分割,因为基于主曲率识别时它们并不是8种曲面元的任何一种。故如何减少噪声数据对分割结果的影响将是研究的重点。

3)大部分分割方法针对的都是规则数据,而散乱数据的分割却要困难得多,所以确定点之间的拓扑关系,以及如何采取有效的分割处理措施仍是其难点。另外,实际扫描点云一般含有噪声,而目前考虑到噪声影响的文献较少,因此设计对噪声不敏感的点云分割算法是当前的一个挑战。

4)一些分割算法复杂,需要的时空复杂度较高,且对于复杂的工程领域有其局限性,自适应程度较低。因此,提高其算法效率和自适应程度是目前值得研究的课题。

5)分割时数据简化极大地降低了迭代的次数,提高了算法的效率。但过度的简化会影响区域划分的效果,使物体表面的特征难以精确重构。因此,如何判断简化数据对迭代算法的影响并改进简化过程,是进一步要研究的工作。

6) 到目前为止, 基于散乱点云的分割识别技术已经在建筑物和城市场景建模方面取得了一些成果。如何综合点云分割技术和图像处理中的颜色分割方法即利用着色点云进行各区域的细节识别提取, 是大规模复杂场景重建领域迫切需要解决的关键问题。

参考文献:

- [1] Woo H, Kang E, Wang S Y, et al. A New Segmentation Method for Point Cloud Data[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2002, 42(2): 167-178.
- [2] 董明晓, 郑康平, 姚斌. 曲面重构中点云数据的区域分割研究[J]. *中国图象图形学报*, 2005, 10(5): 575-578.
Dong Mingxiao, Zheng Kangping, Yao Bin. Research on Point Cloud Data Segmentation in Surface Reconstruction[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2005, 10(5): 575-578.
- [3] 柯映林, 单东日. 基于边特征的点云数据区域分割[J]. *浙江大学学报: 工学版*, 2005, 39(3): 377-396.
Ke Yinglin, Shan Dongri. Edge-Based Segmentation of Point Cloud Data[J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2005, 39(3): 377-396.
- [4] 刘胜兰. 逆向工程中自由曲面与规则曲面重建关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2005.
Liu Shenglan. Research on Key Technology in Reconstruction of Free-Form & Regular Surfaces in Reverse Engineering [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2005.
- [5] Vosselman M G, Gorte B G H, Sithole G, et al. Recognising Structure in Laser Scanning Point Clouds[C]// *International Archives of Photogrammetry V Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Freiburg: ISPRS, 2004: 33-38.
- [6] Besl P J, Jain R C. Segmentation Through Variable-Order Surface Fitting[J]. *IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1988, 10(2): 167-192.
- [7] Rabbani T, Van den Heuvel F A, Vosselman M G. Segmentation of Point Clouds Using Smoothness Constraint *International Archives of Photogrammetry*[J]. *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2006, 36(5): 248-253.
- [8] Tovari D, Pferfer N. Segmentation Based Robust Interpolation-a New Approach to Laser Data Filtering[C]// *ISPRS Commission V Symposium Image Engineering and Vision Metrology*. Enschede: ISPRS, 2005: 79-84.
- [9] 胡怀宇, 崔汉国, 代星. 基于区域生长法的散乱点云分区方法[J]. *计算机应用*, 2009, 29(10): 2716-2718.
Hu Huaiyu, Cui Hanguo, Dai Xing. Segmentation of Scattered Point Data Based on Region Growing Method[J]. *Journal of Computer Applications*, 2009, 29(10): 2716-2718.
- [10] Besl P, Jain R. Segmentation and Classification of Range Images[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987, 9(5): 608-620.
- [11] 史桂蓉, 邢渊, 张永清. 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.
Shi Guirong, Xing Yuan, Zhang Yongqing. Self-Organizing Feature Map Networks for Segmentation of Point Cloud[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2001, 35(7): 1093-1096.
- [12] Jean Koh, Minsoo Suk, Suchendra M Bhandarkar. A Multilayer Self-Organizing Feature Map for Range Image Segmentation[J]. *Neural Networks*, 1995, 8(1): 67-86.
- [13] 陈科, 解科峰, 龚子彬. 利用F聚类分析实现逆向工程中点云数据的分割[J]. *轻工机械*, 2007, 25(6): 92-95.
Chen Ke, Xie Kefeng, Gong Zibin. Fuzzy Cluster Analysis for Segmentation of Point Clouds Data on Reverse Engineering [J]. *Light Industry Machinery*, 2007, 25(6): 92-95.
- [14] Yokoya N, Levine M D. Range Image Segmentation Based on Differential Geometry: A Hybrid Approach[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 11(6): 643-649.
- [15] Xiao Chunxia, Feng Jieqing, Miao Yongwei, et al. Geodesic Path Computation and Region Decomposition of Point-Based Surface Based on Level Set Method[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2005, 28(2): 250-258.
- [16] Yamazaki I, Natarajan V, Bai Z, et al. Segmenting Point Sets[J]. *Proc. IEEE Intl. Conf. Shape Modeling and Applications(SMI)*, 2006(6): 4-13.
- [17] Valerio Pascucci, Giorgio Scorzelli, Peer-Timo Bremer, et al. Robust On-Line Computation of Reeb Graphs: Simplicity and Speed[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2007, 26(3): 58.1-58.9.
- [18] Xu Hui, Gossett Nathan, Chen Bao-quan. Knowledge-Based Modeling of Laser-Scanned Trees[C]// *Proceedings of SIGGRAPH'05 Sketches*. New York: ACM, 2005: 124.

(责任编辑: 徐海燕)