

点云模型分割及应用技术综述

刘 进^{1,2} 武仲科¹ 周明全¹

(北京师范大学信息科学与技术学院 北京 100875)¹ (山东财政学院计算机信息工程学院 济南 250014)²

摘 要 介绍了点云模型分割的定义、分类和应用情况;比较、分析和评价了几类典型的点云模型分割算法,如边缘检测法、扫描线算法、聚类方法、基于图的分割方法等;给出了每种方法的应用特点和应用环境;指出了目前点云模型分割技术方法中存在的主要问题;分类介绍和评价了点云分割在相关应用中的研究工作;最后展望了点云分割技术今后的发展方向。

关键词 点云,分割,激光扫描

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

Review of Point Cloud Segmentation and Application

LIU Jin^{1,2} WU Zhong-ke¹ ZHOU Ming-quan¹

(College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)¹

(School of Computer and Information Engineering, Shandong University of Finance, Jinan 250014, China)²

Abstract A summary of the definition, classification and application of point cloud segmentation was presented, several kinds of typical point cloud segmentation algorithm were compared, analyzed and evaluated, such as edge-detection method, surface-growing method, scan-line method, clustering methods, graph partitioning methods, etc. The characteristics and application environments of each method were presented. The main problems in point cloud segmentation methods were pointed out, and the description and evaluation of point cloud segmentation in related fields were conducted. At last, problems and prospect of the techniques were also discussed.

Keywords Point cloud, Segmentation, Laser scanning

1 引言

早在 20 世纪 80 年代,Levoy 和 Whitted^[1]就提出直接用点作为基础图元绘制复杂的三维几何模型,当时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,点模型的优势越发明显,以点云为研究对象的基于点的计算机图形学已经越来越受到关注。基于三维激光扫描建模方法的数字几何处理技术成为图形学中的一个研究热点^[2]。

如何根据设计目标对三维激光扫描仪扫描得到的模型进行修改、重用,已成为一个重要问题。点云模型的分割问题也由此提出,并成为近年来图形学方面的一个热点问题。

2 点云模型分割概述

分割是指将三维空间中的点划分成更小的、连贯和连接的子集的过程。经过分割后,具有相似属性的点归为一类。这些点的子集应该是“有意义的”,分割后应该得到一系列我们感兴趣的对象,如屋顶、树木、街道等。这些分割部分通常以简单几何图元的形式表示(例如一个屋顶就可以看作是一个图元),图元的分割和提取一般同时进行,而不是分步进

行^[9]。

现有的分割方法大多是针对 2.5D 深度图像或 TIN 模型的。在将这些分割算法推广应用到非结构化三维点云中的时候会遇到很多限制。另一方面,将数据从一种模型转换到另一种模型时也会导致信息的丢失。这是基于深度图像的分割方法的一个很严重的缺陷,而且大规模点云数据转换的计算成本也非常高。因此,需要直接在点云模型上实现分割操作^[8]。

分割是三维虚拟重建的基础工作。尤其是在建筑虚拟重建问题中,考虑到需要获取更多的建筑物外观细节,一般采用地面激光扫描仪。现在三维激光扫描仪已经可以同时记录每一个扫描点的三维坐标和它的 RGB 颜色值^[27]。

3 典型的点云模型分割方法

根据所采用的数学方法,现有的分割算法可分为以下几类。

3.1 边缘检测法

在计算机视觉领域中,图像分割的边缘检测算法已经比较成熟^[34]。雷达数据可以转换为深度图像(如数字表面模

到稿日期:2010-05-16 返修日期:2010-10-11 本文受国家“863”计划(2008AA01Z301),北京师范大学自主科研基金重点项目(2009SD-11)资助。

刘 进(1977—),男,博士生,讲师,主要研究方向为虚拟现实与可视化技术,E-mail:liujin8210@yahoo.com.cn;武仲科(1965—),男,博士生导师,主要研究方向为计算机动画、虚拟现实、医学图像处理;周明全(1954—),男,博士生导师,主要研究方向为计算机可视化技术、软件工程、中文信息处理。

型),从而使其适合于图像边缘检测算法。分割的效果在很大程度上取决于边缘探测器。然而,在三维点云转换到 2.5D 深度图像的过程中,会不可避免地丢失一些信息。对于机载激光雷达数据,如多层建筑屋顶、桥梁、屋顶顶部树枝的重叠表面,会导致分割不足或点云的错误分类。通过地面雷达得到的点云通常是从不同的位置扫描后相结合得到的,将这种三维数据转换为 2.5D 数据,会丢失更多的信息。

较早的三维点云分割工作可以追溯到 1998 年,Heath 对几种边缘检测器进行了比较和分析^[33]。作者在文中回答了以下问题:(1)边缘检测器的输出结果是否像人们所感知的那样存在显著差异;(2)算子边缘检测器的输出结果是否因参数的选择而出现明显的变化;(3)对于每个探测器,是否有可能为所有的图像选择一组不会显著影响边缘输出质量的简单的优化参数;(4)边缘检测器是否对所有图像产生相同质量的图像的边缘,还是所产生的图像边缘的质量因不同图像而不同。1999 年,Jiang 提出了一种基于扫描线逼近的边缘监测器算法^[3],该方法提供了边缘强度措施并且具有简单的几何解释。作者给出了最优边缘检测的定义,并将算法成功应用于 4 个完全不同的扫描仪扫描得到的深度图像;2001 年,Sappa 提出了一种使用边缘检测器实现深度图像快速分割的算法^[4]。

3.2 曲面生长法

点云分割中的曲面生长法可以与图像分割中的区域生长法媲美。首先,种子曲面可以是平面或非平面曲面,算法可以实现对种子曲面的检测。最小二乘平差和 Hough 变换都是高效的检测平面种子的方法。然后通过相似度(如接近程度、坡度、曲率和曲面法向量)度量对各个种子曲面周围的离散点进行分组,进而种子被逐步扩展到更大的曲面片。在大规模点云处理中,表面生长算法由于容易实现并且计算成本相对较低,因而被广泛应用于雷达数据分割。然而,在区域生长算法中,很难判断一系列种子中哪个更好,因而种子的选取是个很大的问题。而且,种子的选择不同,相应的分割结果也不同。

2002 年,Gorte 提出了一种分割原始点云(或三角网格)数据的方法^[5],他的灵感来自于一个基于光栅的算法。他的方法可以反复迭代合并三角片,并且已经能够将较小的分割区域合并为较大的区域。同年,Lee 和 Schenk 提出了一种比较健壮的对不规则三维曲面点云进行知觉组织的算法^[6]。该方法中的知觉组织分为信号、图元和结构 3 个层次。在信号层,原始三维点云数据被组织为空间中连贯的曲面片。接着,在图元层,曲面片被合并为共同参数曲面。最后,在结构层,曲面被划分为在感性认知方面有意义的曲面集群。2003 年,Rottensteiner 提出了一种利用激光雷达观测点云自动生成三维建筑模型的方法^[7]。该方法中,首先要自动检测建筑物的整个区域,然后采用基于曲率的分割方法检测出屋顶平面,最后对这些顶面进行分组,以创造多面体建筑模型。2006 年,Vosselman 提出了一种平面曲面生长算法,它与特征识别算法有很强的相关性,因此非常适合用来分割平面^[8]。

Vosselman 提出的分割算法包括以下几个步骤:

(1)确定种子曲面。种子表面应该由一群能够很好地拟合于一个平面的点的集合组成。该算法中,要测试任意一个未分类的点,判断该点附近能够拟合于一个平面的点的数目

是否达到最少。如果是,这些点构成种子表面,否则继续测试其它的点。

(2)生长种子曲面。生长可基于以下条件:

- 点的接近程度。点到种子曲面在一定距离之内的情况下,才可以被添加到这个种子曲面。
- 全局平面。在这个标准中,通过对种子曲面内的所有点拟合得到一个平面,进而得到平面方程。只有在某点到平面的垂直距离小于某个阈值的情况下,该点才能被纳入到这个平面。

图 1 为一个建筑立面的原始激光扫描点云模型以及该点云模型的分割结果。虽然存在一些明显的分割错误(如墙壁被分割为两个部分窗户的某些部分没有被分割出来),但总体来看,大部分窗户、门、屋顶和型材都被很好地分割出来。



(a)地面激光扫描的一个建筑立面 (b)建筑立面的分割结果

图 1 建筑模型分割

2006 年,Rabbani 等提出了一个利用平滑约束对点云模型进行分割的算法^[9],它能够检测出点云模型中的平滑连接区域。该算法只需考虑局部曲面法线和点的连通性,结合 K 最近邻分类算法或固定距离的相邻点后,该算法的性能可以得到提高。只要给出若干直观的参数,该算法就可以在分割不足和过度分割之间给出一个权衡。该算法在工业三维点云模型分割中的应用表明它比基于曲率的方法更为有效。

3.3 扫描线算法

扫描线方法采用分裂和合并相结合的策略。根据给定的方向,区域图像被分割为扫描线,例如每一行可以看作是一条扫描线。对于曲面平面,任何一个三维平面扫描线都可以生成一条三维直线。分割每一条扫描线,直到点到相应线段的垂直距离小于某一阈值。然后,按照区域生长方法中基于相似度的方法合并从扫描线得到的线段。扫描线法是基于 2.5D 网格模型的,主要用来提取平面曲面。扫描线并不存在于非结构化的点云中。将扫描线法扩展到点云中时,需要决定首选方向,而且需要通过切割点云构造扫描线,这就使分割结果取决于方向。

1994 年,Jiang 和 Bunke 提出了一种可以将深度图像中曲面分割为平面片的快速分割算法^[10]。该方法扩展并改进了 Pavlidis 的算法(一种用于分割电子显微镜图像的算法)^[11]。这种新方法是基于区域生长的,算法中涉及的分割图元是扫描线分组特征而不是像素。我们使用噪声方差估计自动设置阈值,使该算法能适应具有不同深度图像的噪声环境。2003 年,Sithole 和 Vosselman 提出了一种对点云进行分割和分类的算法^[12],该算法的数据结构中,把点云表示为一组正交的剖面,分割和分类都是基于对该数据结构的分析。同年,Khalifa 提出了一种基于局部扫描线逼近的深度图像分割算法^[13]。该方法采用边模型,能够检测噪声像素以及不同受力条件下的位置和方向的不连续性。

3.4 聚类方法

在聚类方法中,每个点都与一个特征向量相关联,特征向量又包含了若干个几何或辐射度量值。然后,在特征空间中通过聚类的方法(如 K-means 法、最大似然方法和模糊聚类法)分割点云数据。与其它方法不同的是,聚类方法是在特征空间中实现的,它对点云、网格和 TIN 三角网格都可以进行操作。聚类算法的性能取决于特征空间和聚类方法的选择。在机载或地面激光扫描点云的分割中,聚类算法已显示出了它的健壮性。

2001 年,Roggero 提出并实现了一种用于激光测距数据中检测地形、植被和建筑物的方法^[14]。其结果是通过原始数据进行操作获得的,因此该方法能够利用全分辨率激光扫描的潜在优势。对象的检测分两个阶段进行:首先高架物体和地面分开,然后将对象物体分类为植被或建筑物等。接下来是实体的提取和分类。该方法可很好地应用于雷达激光扫描数据的分割,如图 2 所示。

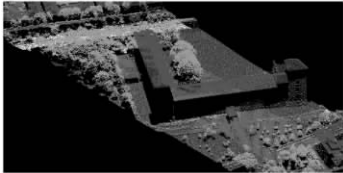


图 2 城堡点云模型的分割结果

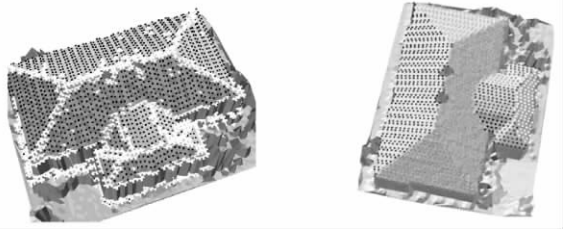
2002 年,Filin 提出了一种用于机载激光扫描数据的曲面集群提取算法^[15]。该算法更为普遍,因为它的目标是提取表现为均质的曲面片,并不局限于一个特定的模式。该算法采用的是数据聚类方法,它提供了一个非常普遍和灵活的方式来确定数据中的均质模式。

2007 年,P. Dorninger 等提出了一个通过参数化空间聚类来实现初始化的三维点云分割算法^[16]。为了降低聚类的时间复杂度,算法采用顺序执行的方式,这样运算时间就取决于分割面片的数目而不是给定点的数目。

2008 年,Biosca 等提出的分割方法包括以下几个步骤^[17]:(1)将数据点分类为曲面类;(2)将呈现平面特征的点分类为若干个平面;(3)细化平面曲面;(4)验证。该方法主要用于分割建筑物点云模型。

Chehata 等讨论了雷达点云过滤和分类在地形建模中的应用,并将其推广应用到一般的场景建模中^[18]。研究中,使用 K-means 聚类算法过滤和分割点云数据。该算法的创新性在于它提出了一个分层分裂聚类(hierarchical splitting clustering)方法来实现地面点的提取。

Aparajithan Sampath 提出了一种在雷达点云中采用聚类方法创建屋顶多面体模型的算法^[19]。首先,在小邻域内利用协方差矩阵的特征值将建筑物点云分割为平面和断裂线。将分割得到的平面构件转换为包含 6 至 8 个点的小面片,同时也确定了它们的法向量参数。然后将这些法向量聚集在一起,以确定屋顶平面的主要方向。由于屋顶的大体方向缺乏先验信息,直接对法向量使用聚类算法有些困难。因此,一个潜在的方法是迭代使用 k-means 算法,这样便可生成所需的平面参数,并且可以实现对屋顶点云的分割,如图 3 所示。



(a)检测出的断裂线 (b)分割出的屋顶元素

图 3 屋顶点云数据的分割

3.5 基于图的分割方法

该类算法的灵感来自于邻近图或邻居图的构造。同一分割区域中的点之间比不同分割区域中的点之间连接更为紧密。因此,两个分割区域的边界必须是连接最弱的地方。一个邻近图就是点云中的一个属性图 $G(V,E)$ 。点云中的每个点都是图 $G(V,E)$ 中的一个节点,每条边都有一个权重,它表征了点云中一对点的相似性。该分割是通过图分割算法实现的,分割的过程要同时保证不同分割面片之间的点相似性达到最小,而同一分割面片上的点的相似性达到最大。分割可以通过递归分割或直接多路分割实现。

1999 年,Kim 描述了一个通过空中图像自动检测建筑物算法的发展过程^[20]。2001 年,Fuchs 提出了一种基于图的城市建模方法^[21]。2008 年,Wang 提出了一种基于图的机载雷达扫描数据分割方法^[22]。

2009 年,Aleksey Golovinskiy 等提出了一个基于最小割的点云分割算法^[23]。给定一个目标定位,该方法将建立一个 k-近邻图,事先假定一个背景,设置前景(可以选择背景)的限制,并通过寻找最小割来计算一个前景——背景的分割方案。图 4 为交通灯和轿车的分割结果。

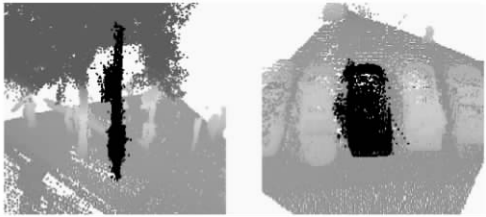


图 4 交通灯和轿车的分割结果

另外,1997 年 Chung 提出的光谱图分割算法^[26]、2000 年 Shi 提出的标准化分割算法^[24]以及 2003 年 Haxhimusa 提出的 MST 算法^[25]等都是应用比较广泛的图形抽取算法。

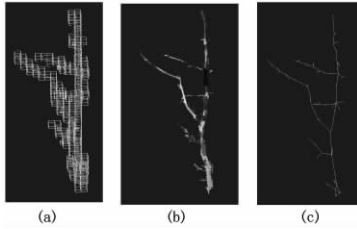
3.6 复合方法

3.6.1 基于颜色和区域生长相结合的方法

2008 年,Zhan Qingming 提出了一种基于颜色的点云分割算法^[27]。现在的三维激光扫描仪已经可以同时记录每一个扫描点的三维坐标和它的 RGB 颜色值,但是相对于颜色值在三维坐标中的应用以及在彩色图像处理中的应用来说,它在点云处理中还没有充分发挥作用。文中的研究方法将点云看作是有限彩色点的某种空间分布模式。作者注意到由于不同人造物体的功能(材料)不同,以及人们审美需求的不同,它们会有不同的颜色分布模式。基于这一点,作者将图像处理中的基于颜色的分割方法与点云分割中的区域生长法相结合,提出了一种点云分割算法,并将其应用到复杂建筑物的分割中。

3.6.2 基于八叉树理论和图论的方法

2006 年,A. Bucksch 提出了一种应用八叉树理论和图论进行点云的骨架提取和分割的算法^[28]。该方法是基于查看空间中小空间的数据点属性的,算法的思想是:小空间是通过八叉树分割得到的,算法在这些小空间中生成一个可以描述树结构的图;通过替换规则处理这个图,便可以生成树的骨架;在这个处理过程中,可以同时得到树的分割信息,如图 5 所示。



(a) 自然树的八叉树分割;(b)通过对合并的八叉树小单元上色得到的分割结果;
(c)从树中提取出的骨架

图 5 树的分割及骨架提取

3.6.3 基于主方向分布的树点云模型分割方法(结合聚类方法和区域生长法)

2009 年,DAI Mingrui 提出了一种基于主方向分布的树点云模型分割方法^[29]。算法思想是:树的点云模型中,树枝上的点呈现柱状特性,圆柱上的点具有规则的主方向,这个主方向可以作为点云相似性和分类的依据。给定一个点云模型,首先要计算的是每一个点的主方向和主曲率;接着定义一个能量函数来表征该点在树枝上的可能性大小;然后,估计每个点的能量,通过能量来决定树叶和树枝的分割。接下来,按照主方向的不同,将不同树枝上的点划分为不同的群体。该算法运行效果良好。

3.6.4 基于图的方法和区域生长法相结合的方法

2009 年,XU Wen-xue 结合图论和区域生长法提出了一种地面雷达扫描数据的分割方法^[30]。该方法分为 4 个步骤:(1) 根据每个激光点反射值,可以直接通过地面点云创建反射图像;(2)使用基于图论的方法分割反射图像;(3)根据反射图像的分割结果自动选择种子点,点不断增长的条件是种子点的法向量和它邻近点的强度信息,然后通过区域生长法分割点云数据;(4)结合上述两种方法的分割结果。为了达到满意的分割结果,可以在选择不同种子点的前提下以不同的分割阈值来分割点云。

3.7 其它方法

3.7.1 基于跳边和折边的分割方法

2009 年,Wang Jun 提出了一种机载雷达扫描数据的分割算法^[31]。该算法直接通过发现点云中的三维跳边来提取建筑物。该算法的主要思想是:在机载雷达扫描得到的点云中,一般通过两种类型的边:跳边和折边来描述建筑结构。跳边表征的是深度或高度值的不连续性,这种边将一个建筑物与其它建筑物和地面物体分离开。折边就是两个曲面的交线,这种边的特点是曲面法线在此出现不连续性,在交线处的法线的夹角大于给定的阈值。这两种类型的边在分割过程中起不同的作用。一般来说,跳边的作用是提取对象,折边通常被用来进行建筑物重构。跳边用来将点云中的不同对象分割为曲面片,在后期处理中,曲面片被识别为不同的物体,如地面、建筑物和树木;折边用来进一步将这些曲面片分割为相邻

的平面区域。一个很好的折边应用的例子就是建筑物的屋顶结构。

3.7.2 基于径向反射的分割方法

2009 年,Mario Richtsfeld 提出了一个基于径向反射的点云分割方法^[32]。该算法采用了核心提取算法的思想,与现有的核心提取算法的区别是点的径向反射是朝向物体中心的,并且通过径向反射计算物体内部凸壳。该方法可以很好地应用于曲面模型的分割。

4 点云模型分割算法的评价

对点云模型进行分割后,可以得到对应于相应相似性度量方法的同质区域。然而,最终得到的分割结果在语义方面并不总是有意义的。对分割算法的评价依赖于很多因素:(1) 算法的性能,例如复杂度、效率以及内存需求;(2) 算法的参数;(3) 数据类型:来自现实世界的数据或合成数据;(4) 激光雷达的类型:机载雷达或地面雷达;(5) 激光雷达数据的景观设置:城市或农村、陡峭或平坦的区域;(6) 用于评价的方法。

由于分割往往是针对特定应用的,因此很难给出一个能够发现最优分割算法的评价方法。在不同的应用背景下以及不同的景观设置中,有意义的分割是完全不同的。在分割算法的评价中,用户的交互起着很大的作用。

结束语 从目前国内外研究及应用来看,尽管对点云分割已经进行了大量的、面向不同应用问题的研究,但是还没有一种适合所有应用的分割算法。绝大多数算法都是针对具体问题提出的,而且目前点云模型分割没有系统的评价准则。关于点云模型的分割,未来仍有许多具有价值的研究工作需要我们进一步深入:点云模型的局部有意义特征物分割与识别工作的进一步研究,与人工智能学科的结合,是将来的一个发展方向;如何能在更大程度上对点云模型进行自动剖切、自动分割,仍然是基于点的计算机图形学中的一个热点问题。

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

[2] Peter S, Wim S. Digital geometry processing [A]// Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series, ACM SIG-GRAPH[C]. Los Angeles,California,2001

[3] Jiang X,Bunke H. Edge detection in range images based on scan line approximation[J]. Computer Vision and Image Understanding,1999,73:183-199

[4] Sappa A D,Devy M. Fast range image segmentation by an edge detection strategy[C]// Proceedings of 3nd International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling. 1999:292-299

[5] Ben G. Segmentation of TIN-structured laser altimetry points clouds[C]// Symposium on Geospatial Theory,Processing and Application. 2002

[6] Lee Impyeong,Schenk, Toni. Perceptual organization of 3D surface points[C]// International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2002, 34: 193-198

[7] Rottensteiner F. Automatic generation of high-quality building models from lidar data[J]. IEEE Computer Graphics and Applications,2003,23:42-50

(下转第 71 页)

[8] Ma A, Sm E-K, Awf H, et al. A survey on trust and reputation schemes in ad hoc networks[C] // Proc. of the 2008 3rd Int'l Conf. on Availability, Reliability and Security, USA: IEEE Computer Society Press, 2008; 881-886

[9] Li Rui-dong, Li Jie, Liu Peng, et al. An Objective Trust Management Framework for Mobile Ad Hoc Networks[A] // Vehicular Technology Conference 2007[C]. VTC 007-Spring. April 2007: 56-60

[10] Mejia M, Pena N, Munoz J L, et al. A review of trust modeling in ad hoc networks[J]. Internet Research, 2009, 19(01): 88-104

[11] 孙玉星, 黄松华, 等. 自治网络中信任/信誉模型的安全现状的研究[J]. 计算机科学, 2009, 36(04): 5-12

[12] Mailath G, Samuelson L. Repeated games and reputations: long-run relationships[M]. xford University Press, 2006

[13] Srivastava V, Neel J, Mackenzie A B. Using game theory to analyze wireless ad hoc networks[J]. Communications Surveys & Tutorials, IEEE In Communications Surveys & Tutorials, 2005, 7(04): 46-56

[14] Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of small-world networks[J]. Nature, 1998, 393: 440-442

[15] Sun Yu-xing, Huang Song-hua, et al. Bayesian Decision-Making Based Recommendation Trust Revision Model in Ad Hoc Networks [J]. 软件学报, 2009, 20(9): 2574-2586

[16] Li Jie, Li Rui-dong. Future Trust Management Framework for Mobile Ad Hoc Networks [J]. IEEE Communications Magazine, 2008, 46(4): 108-114

(上接第 24 页)

[8] Pu Shi, Vosselman G. Automatic extraction of building features from terrestrial laser scanning[A] // International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences[C], vol. 36, Dresden, Germany, September 2006, part 5

[9] Rabbani T, Heuvel F V d, Vosselman G. Segmentation of point clouds using smoothness constraints [C] // International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2006, 36: 248-253

[10] Jiang X Y, Bunke H. Fast segmentation of range images into planar regions by scan line grouping[J]. Machine Vision and Applications, 1994, 7: 115-122

[11] Pavlidis T. Segmentation of pictures and maps through functional approximation[J]. Comput Graphics Image Processing, 1976, 1: 360-372

[12] Sithole G, Vosselman G. Automatic Structure Detection in a Point Cloud of an Urban Landscape[C] // Proceedings of 2nd GRSS/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas, 2003; 67-71

[13] Khalifa I, Moussa M, Kamel M. Range image segmentation using local approximation of scan lines with application to CAD model acquisition[J]. Machine Vision Applications, 2003, 13: 263-274

[14] Roggero, Marco. Airborne laser scanning; clustering in raw data [C] // International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing, 2001, 34: 227-232

[15] Filin S. Surface clustering from airborne laser scanning data[C] // International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2002, 34: 117-124

[16] Dorninger P, Nothegger C. 3 D Segmentation of unstructured point clouds for building modelling[C] // Stilla U, et al. eds. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences

[17] Biosca J M, Lerma J L. Unsupervised robust planar segmentation of terrestrial laser scanner point clouds based on fuzzy clustering methods[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2008, 63: 84-98

[18] Chehata, David N, Nicolas, et al. LIDAR data classification using hierarchical K-means clustering[C] // ISPRS Congress. Beijing, 2008, 37: 325-330

[19] Sampath A, Shan Jie. Building Roof Segmentation and Reconstruction from Lidar Point Clouds Using Clustering Techniques [C] // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol. XXXVII, 2008, Part B3a

[20] Kim T-J, Muller J-P. Development of a graph-based approach for building detection[J]. Image and Vision Computing, 1999, 17: 3-14

[21] Fuchs F. Building reconstruction in urban environment; a graph-based approach, automatic extraction of man-made objects from aerial and space images (III) [M] // Baltsavias E P, Gruen A, Gool L V, eds. Taylor & Francis, 2001; 205-215

[22] Wang Lu, Chu H. Graph theoretic segmentation of airborne Lidar data[C] // Proceedings of SPIE, 2008; 69-79

[23] Golovinskiy A, Funkhouser T. Min-Cut Based Segmentation of Point Clouds[C] // IEEE Workshop on Search in 3D and Video (S3DV) at ICCV, September 2009

[24] Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation[C] // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22: 888-905

[25] Haxhimusa Y, Kropatsch W G. Hierarchy of partitions with dual-graph contraction[C] // Proceedings of German Pattern Recognition Symposium, LNCS 2871, 2003: 338-345

[26] Chung F R. Spectral Graph Theory, CBMS Conference on Recent Advances in Spectral Graph Theory[M]. AMS Bookstore, 1997

[27] Zhana Qingming, Liangb Yubin, Xiao Yubin. Color-based segmentation of point clouds[C] // International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2009, 38: 248-252

[28] Bucksch A H, van Wageningen A. Skeletonization and segmentation of point clouds using cotrees and graph theory[C] // Commission V Symposium, 2006

[29] Dai Ming-rui, Zhang Xiaopeng, Zhang Yi-kuan, et al. Segmentation of Point Cloud Scanned from Trees [C] // Proceedings of Workshop on 3D Content and Applications with ACCV, Xi'an, China, September 2009

[30] XU Wen-xue. A Segmentation Approach for Terrestrial Point Clouds Based on the Integration of Graph Theory and Region Growing[C] // 2009 Urban Remote Sensing Joint Event

[31] Wang Jun, Shan Jie. Segmentation of lidar point clouds for building extraction [C] // ASPRS 2009 Annual Conference, Baltimore, Maryland, March 2009; 9-13

[32] Richtsfeld M, Vincze M. Point Cloud Segmentation Based on Radial Reflection[M]. Lecture Notes In Computer Science, Vol. 5702, Springer Berlin/Heidelberg, 2009; 955-962

[33] Heath M, Sarkar S, Sanocki T, et al. Comparison of edge detectors a methodology and initial study[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1998, 69: 38-54

[34] Shapiro L G, Stockman G C, et al. Computer Vision[M]. Prentice Hall, 2008