

标记点过程用于点云建筑物提取

徐文学^{1,2} 杨必胜¹ 董震¹ 彭向阳³ 麦晓明³ 王珂³ 高文武^{1,2}

1 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,湖北 武汉,430079

2 国家海洋局第一海洋研究所,山东 青岛,266061

3 广东电力科学研究院,广东 广州,510080

摘要:提出了利用标记点过程从机载激光扫描数据中直接提取建筑物的方法。该方法首先根据建筑物在点云中的几何特征建立 Gibbs 能量模型,通过目标的一致性建立模型的数据项,通过目标的拓扑性质等空间特性建立模型的先验项;然后,利用可逆跳转马尔科夫蒙特卡洛算法(RJMCMC)和模拟退火算法优化求解;最后,利用精细处理移除错误提取的地面点、噪声点和树木点,合并相邻的目标,实现建筑物目标的精确提取。利用 3 组 ISPRS 机载激光扫描点云进行实验,结果表明,该方法能够准确、有效地提取建筑物,具有较强的稳健性。

关键词:建筑物;标记点过程;Gibbs 能量模型;可逆跳转马尔科夫蒙特卡洛;模拟退火;精细处理

中图法分类号:P237.4

文献标志码:A

建筑物是城市空间中的重要实体,其位置边界信息的自动提取对于 3D 城市建模、地图更新、城市规划等应用具有极大的研究和实用价值^[1]。许多学者对基于 LiDAR 数据的建筑物提取进行了研究。文献[2-4]将原始点云重采样得到规则格网数据,将 3 维点云数据转化为 2.5 维,通过粗糙度或图像处理的方法提取建筑物,但数据的重采样会影响最终的提取精度。文献[5]利用平面探测和连通区域分析从根据原始点云生成的 Delaunay 三角网中提取建筑物,该方法无需插值和重采样,但需要人工干预。文献[6]通过协方差矩阵分析获取每个激光点的特征,从而分离出地面点和建筑物点,然后利用连通区域分析提取建筑物。文献[7-9]融合 LiDAR 数据与 IKONOS 影像、航空影像以及其他遥感影像或地面规划设计图提取建筑物。与其他数据结合可以降低处理难度,获取满意的结果,但是,实际生产中往往很难同时得到多种不同的数据,数据的匹配等也一直是难题。

标记点过程是一种基于高层随机场、面向对象的统计几何分析方法,该方法通过先验模型引入空间特性,能有效提高算法的准确性和可靠性,近年来已被广泛用,并取得了较好的效果。文献[10-

11]都使用标记点过程从 DEM 中提取建筑物轮廓。但是,文献[10]的方法参数较多,针对不同数据,需要调试每一个参数,处理起来非常麻烦。文献[11]则将提取目标的边缘梯度值作为 Gibbs 能量模型的数据项,但当目标的边缘不明显或与其他目标相邻时提取结果较差。文献[12-14]分别采用标记点过程进行车道线、树冠和道路网的提取。

文献[1]利用多标记点过程从点云特征影像中提取建筑物和树冠,但在将点云数据转换成点云特征影像时,影像的质量对提取结果具有较大影响。因此,本文提出了利用标记点过程从原始机载点云中直接提取建筑物的方法。该方法首先根据目标在点云中的几何特征建立 Gibbs 能量模型,通过目标的一致性建立模型的数据项,通过目标的拓扑性质等空间特性建立模型的先验项;然后,利用可逆跳转马尔科夫蒙特卡洛(RJMCMC)算法和模拟退火算法优化求解;最后,利用精细处理移除错误提取的地面点、噪声点和树木点,合并相邻的目标,实现建筑物目标的精确提取。

1 利用标记点过程提取建筑物

一个按一定统计规律在某空间中随机分布

收稿日期:2013-04-15

项目来源:国家 973 计划资助项目(2012CB725301);国家自然科学基金资助项目(41071268);教育部博士点基金资助项目(20120141110035);南方电网公司重点科技资助项目(K-GD2013-030)。

第一作者:徐文学,博士。主要从事激光扫描点云数据处理与三维重建研究。E-mail: xuwenxue2001@163.com

通讯作者:高文武,博士生。E-mail: 214210839@qq.com

的点集就形成了一个随机点过程(简称点过程)。对点过程中的每个点加上辅助变量即为标记点过程,这个辅助变量即为联系每一点的标记。对点云中建筑物的提取过程可以看作随机过程(空间点过程)中的泊松过程,相关介绍见文献[1]。

本文结合建筑物的形状,使用长方体作为建筑物的标记(见图 1(a))。长方体的位置和标记信息为:

$$S_{\text{Cuboid}} = [0, x_{\max}] \times [0, y_{\max}] \times [0, z_{\max}] \times [l_{\min}, l_{\max}] \times [w_{\min}, w_{\max}] \times [h_{\min}, h_{\max}] \times \theta, l \geq w$$

其中, (x, y, z) 表示长方体的中心点坐标; l, w, h 表示长方体的长、宽和高; $\theta \in [0, \pi]$ 表示长方体在 XOY 平面内的方向角。图 1(b) 中的“+”表示框架空间中随机分布的一系列点形成的点过程, 对点过程中的每个点分别添加长方体标记得到标记点过程。

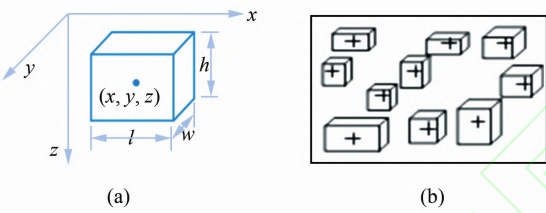


图 1 长方体的基本信息和标记点过程

Fig. 1 Basic Information of Cuboids and a Marked Point Process

1.1 Gibbs 能量模型

本文通过 Gibbs 能量模型 $U(X)$ 描述点过程, 通过 RJMCMC 算法和模拟退火算法求解函数的最优解, 详细信息见文献[1]。Gibbs 能量模型 $U(X)$ 包括数据一致性因子 $U_d(X)$ 和先验约束因子 $U_p(X)$ 。

$$U(X) = U_d(X) + U_p(X); X \in \Lambda_k \quad (1)$$

式中, Λ_k 表示目标框架空间。

1.1.1 数据一致性因子

$U_d(X)$ 为目标框架 X 中每个目标 x_i 的数据一致性因子能量之和:

$$U_d(X) = \sum_i U_d(x_i) \quad (2)$$

其中, $U_d(x_i)$ 是目标 x_i 的数据一致性因子能量, 该因子满足目标之间相互独立且目标的 Gibbs 能量值可取负值两个条件^[15]。本文假设目标内部区域具有一致性, 与外部区域具有差异性。数据一致性因子能量的公式仍根据马氏距离进行计算, 选择马氏距离的理由见文献[1]。 $U_d(x_i)$ 的计算公式为:

$$U_d(x_i) = \begin{cases} 1 - \frac{d_m}{d_0}, & d_m < d_0 \\ \frac{d_0}{d_m} - 1, & d_m \geq d_0 \end{cases} \quad (3)$$

$$d_m = \sqrt{\frac{(m_{\text{in}} - m_{\text{out}})^2 \times (n_1 + n_2 - 2)}{(n_1 - 1) \times \sigma_{\text{in}}^2 + (n_2 - 1) \times \sigma_{\text{out}}^2}} \quad (4)$$

其中, d_m 表示长方体目标内部区域和外部区域之间的马氏距离; $(m_{\text{in}}, \sigma_{\text{in}})$ 、 $(m_{\text{out}}, \sigma_{\text{out}})$ 分别表示内部区域和外部区域的所有激光点的平均高程值和标准偏差(分别为图 2 中的蓝色区域和红色区域); n_1 和 n_2 分别表示内部区域和外部区域内的激光点数。外部区域的宽度设置为固定值, 实际中设置为 2~4 m。阈值 d_0 是此模型唯一需要调试的参数, 调节数据拟合的敏感性, 控制数据一致性因子能量的取值。当长方体目标和点云中的目标匹配较好时, 数据一致性因子能量取值为负值^[15]。

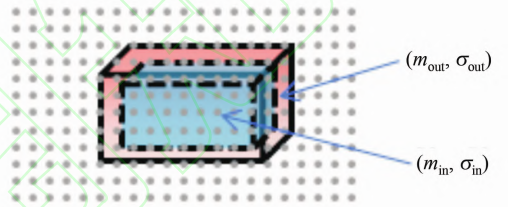


图 2 目标和数据的一致性测度

Fig. 2 Coherence Measure Between Object and Data

1.1.2 先验约束因子

先验约束因子 $U_p(X)$ 引入目标之间的重叠度约束、目标边缘梯度约束和填充度约束等先验知识。

本文限制目标间的重叠, 建立适合非重叠目标的模型, 每个区域只能有一种标记, 对有重叠的目标进行惩罚(见图 3)。重叠目标的重叠度约束公式为:

$$U_a(x) = \sum_{i,j=1, i < j}^n \frac{V(x_i \cap x_j)}{\min(V_{x_i}, V_{x_j})} \quad (5)$$

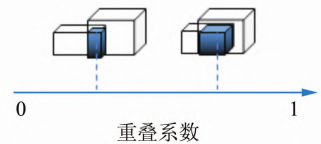


图 3 重叠目标的量化

Fig. 3 Two Overlapping Objects and the Quality

杜绝同一区域具有不同的标记的强约束能量 $U_s(X)$ 见文献[1]。

目标边缘的梯度可以有效确定目标的边界, 故本文在先验约束因子中加入梯度约束。首先,

将目标投影到二维平面;然后,根据该目标在二维平面内的投影计算目标的边缘梯度值。目标梯度约束能量 $U_g(X)$ 的求解方法见文献[1]。

根据建筑物的几何结构特点,建筑物目标在其水平投影区域内的大部分区域应该有激光点落入,否则该目标可能是噪声目标或是与点云数据拟合较差的目标。因此,本文在先验约束因子中加入填充度约束,计算公式为:

$$U_f(x_i) = \begin{cases} \frac{f_{\text{threshold}} - f_i}{1 - f_{\text{threshold}}}, & f_i \geq f_{\text{threshold}} \\ \frac{f_{\text{threshold}} - f_i}{f_{\text{threshold}} - f_{\text{min}}}, & f_{\text{min}} < f_i < f_{\text{threshold}} \\ +\infty, & f_i \leq f_{\text{min}} \end{cases} \quad (6)$$

本文实验中, $f_{\text{min}}=0.5$, $f_{\text{threshold}}=0.7$ 。

综上所述,先验约束因子的计算式为:

$$U_p(X) = U_a(X) + U_s(X) + U_g(X) + U_f(X) \quad (7)$$

1.2 优化算法

本文算法的实质是求解 Gibbs 能量模型 $U(X)$ 的全局最小能量,实现提取目标与点云数据的最佳匹配,从而提取出点云数据中的几何目标。本文采用模拟退火算法与 RJMCMC 采样算法结合的方法保证 Gibbs 能量模型 $U(X)$ 在任何初始状态下收敛于全局最优解,避免陷入局部最优解^[12]。理论上,当温度随时间对数下降时,模拟退火算法能够保证从任何初始状态收敛到全局最优解。但由于运行时间太长,实际应用中不会使用该降温方式。由于必须考虑计算复杂度的切实可行性等问题,实际中常采用几何级数递减的方式降温,降温计算公式为:

$$T_t = T_0 \times \alpha^t \quad (8)$$

其中, T_0 为初始温度; α 为降温因子,为正的略小于 1.0 的常数; t 为降温次数。通过该降温方式获取的解接近于最优解。在降温过程中,每迭代 n 次进行一次降温,这样可以使每一温度下的能量达到平衡。

每次迭代均使用 RJMCMC 算法进行采样,转移核仍采用生、灭、平移、旋转、缩放、分裂和合并 7 种转移核(见图 4),详细说明见文献[1]。所有转移核均转化到三维空间中进行应用。图 4 中,红色目标表示新加入的目标,绿色目标表示需要移除或修改的目标,灰色目标表示修改后的目标。

2 建筑物精细处理

通过上述处理,可以获取建筑物的有效区域,但是,提取的建筑物目标的边缘点中可能会存在建筑物点、地面点、噪声点或树冠点。因此,本文根据建筑物在散乱点云中的几何结构特点,以及提取目标的区域一致性,利用区域生长算法移除这些非建筑物点。本文以建筑物点应具有相同或相近的法向量(水平程度)和强度值作为生长准则,以提取目标中高于该目标平均高程的点作为种子点,利用区域生长算法确定精确的建筑物点。同时,通过计算每个目标的中曲率值(粗糙程度)区分建筑物目标和树冠目标,从而移除树冠点。一般来讲,树冠目标的中曲率远大于建筑物目标的中曲率。

由于建筑物目标具有高程差异性,有些建筑物目标的提取结果可能由不同部分组成。为了获取建筑物目标的整体轮廓,本文对提取出的相邻建筑物进行合并。假设相邻且具有相同或相近强度值的目标为同一目标,对它们进行合并。使用上一步处理中保留下的点作为种子点,以目标相邻且具有相同或相近的强度值作为生长准则,区域生长后可以获取精确的建筑物目标。

通过精细处理,可以移除被错误提取为建筑物点的地面点、噪声点和树冠点,获取精确地建筑物点;通过连通性分析合并相邻的区域;最后通过文献[16]中的方法可以获取精确地建筑物轮廓。

3 实验与分析

利用 ISPRS 提供的 3 组机载激光扫描数据检测本文提出的算法,这些数据是由 Leica ALS50 系统采自德国的 Vaihingen 地区。这 3 组数据中包含形状复杂的历史建筑物、被树木围绕的高层城市住宅建筑物和带有小附属建筑物的居民区。3 组数据的基本信息见表 1,原始点云见图 5(a)、5(d)、5(g)。

根据建筑物目标的大小,设定长方体的长、宽、高的取值范围分别为 $[4, 80]$ 、 $[4, 40]$ 和 $[4, 40]$,避免目标中心点重叠的距离阈值设为 1 m。对于模拟退火参数,经实验调试,初始温度 1.0、最低温度 0.000 001、降温因子 0.999 5,每一温度下运行次数 100,可以获得满意结果。根据点云

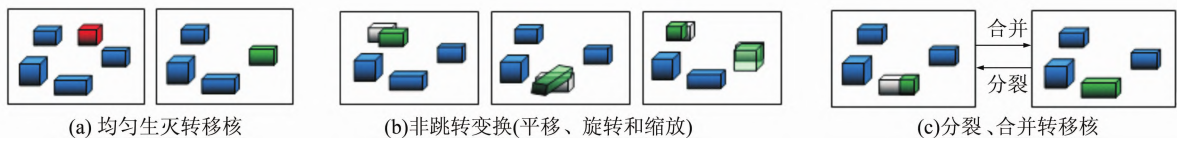


图 4 RJMCMC 转移核

Fig. 4 Transition Kernels of RJMCMC

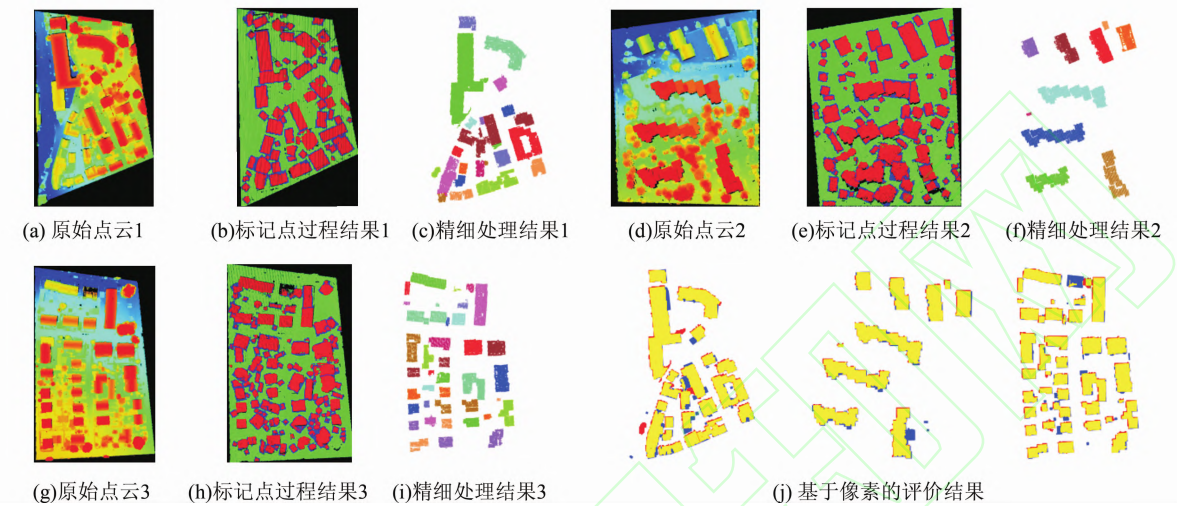


图 5 原始点云、建筑物提取结果以及基于像素的评价结果

Fig. 5 Raw Point Cloud, Building Extraction Results and Per-pixel Level Based Evaluation Results

数据中提取目标的高程,梯度阈值设置为 1.0。数据一致性因子阈值 d_0 。用于归一化提取目标的数据一致性因子取值,在实际情况下, d_0 的初始值一般设置为 0.8,然后根据提取结果确定该参数需要调大还是调小。图 5 展示了原始点云、标记点过程提取建筑物和精细处理的结果。在标记点过程提取建筑物的结果图中,红色区域表示提取的建筑物区域,蓝色区域为与目标对应的外部区域,绿色区域表示非建筑物区域。实验参数设置及提取结果见表 1。

表 1 数据信息、实验参数及结果

实验数据	数据 1	数据 2	数据 3
数据大小/ m^2	125×200	170×190	150×220
点密度/(个/ m^2)	3.6	4.0	3.6
激光点数	70 785	111 440	106 330
数据一致性因子阈值	0.8	1.0	0.8
梯度阈值	1.0	1.0	1.0
矩形目标	66	88	133
建筑物目标	23	0	39

本文实验结果由 ISPRS 测试数据组织者根据实际参考数据进行评价。评价结果包括基于面积、目标、面积大于 50 m^2 的目标的正确率和完整率,及目标点到目标真实轮廓的 2D 均方根误差

RMS。表 2 给出了 3 组测试数据的建筑物提取的评价结果。图 5(d) 给出了每组数据的基于像素的评价结果图,其中,黄色区域为正确提取的区域,红色区域为错误提取的区域,蓝色区域为没有提取出的建筑物区域。实验结果表明,利用本文方法在城区进行建筑物提取可以获得满意的结果,精度较高。少量建筑物无法被提取出的主要原因为:本文假设建筑物要比其周围相邻的区域高,有些建筑物因为被周围较高的建筑物或植被所围绕而无法提取,有些建筑物则因为在数据采集时只有少量的激光点无法被提取,也有一些低矮的建筑物(车库等)与周围的区域区分不明显而无法被提取,还有些目标在标记点过程中没有被提取,所以在后续的精细处理中也无法被提取。这些目标在标记点过程中无法被提取的原因为:目标处于点云数据的边缘(无法计算数据一致性能量值),目标太小或太大(超出提取目标给定的大小范围),目标形状不规则,建筑物与树冠或其他目标之间的距离太近(不具有可分性)等。有些树冠由于具有和建筑物相似的特性而被错误地提取为建筑物。因为这些树冠的激光点主要分布在树冠的顶部区域,而不是在树冠内部,这些树冠表面也具有近似平面的分布。建筑物提取结果的 RMS 能满足实际需求,故利用本文方法可以获得

满意的建筑物提取结果。

表 2 建筑物提取评价结果

Tab. 2 Evaluation Resultss of Building Extraction				
建筑物提取结果		数据 1	数据 2	数据 3
基于面积	完整率/%	89.7	90.0	89.4
	正确率/%	89.6	93.9	89.1
基于目标	完整率/%	81.1	85.7	82.1
	正确率/%	96.8	100	95.7
基于目标 >50 m ²	完整率/%	100	100	97.4
	正确率/%	96.6	100	97.5
RMS/m		1.0	0.8	0.9

在 Gibbs 能量模型中只有一个阈值参数 d_0 需要调试,同时,在 Gibbs 能量模型中加入目标的梯度约束因子,可以克服文献[10]方法和文献[11]方法的不足,从而有效地提取出建筑物。另外,本文算法不需要对点云数据进行预处理或生成点云特征影像,消除了预处理造成的目标边缘模糊或者提取结果不精确等影响,能更加精确地提取出建筑物轮廓。

本文方法的缺点是运行效率较低。该方法的运行效率和很多因素相关:提取区域大小,背景复杂度,提取目标的大小和规则度,提取结果精度要求等。3 组数据的运行时间分别为 25 min、37 min 和 23 min。提高算法效率,引入图论等高效优化算法是下一步研究的重点。

4 结 语

利用标记点过程提取目标具有较高的准确性和可靠性。目前,利用标记点过程提取特征的研究都是在高分辨率影像或 DSM 中进行。本文在文献[1]的基础上,提出了利用标记点过程直接从原始机载点云中提取建筑物的方法,无需将散乱点云转化为影像或 DSM。本文将提取目标的标记、Gibbs 能量模型以及 RJMCMC 算法中的转移核从二维扩展到三维;同时,根据点云数据的离散性和随机性,加入了填充度约束等先验知识,组成了新的 Gibbs 能量模型;最后,对建筑物进行精细处理。实验结果表明,本文方法可以准确地提取出建筑物轮廓,具有较强的稳健性。

参 考 文 献

[1] Xu Wenxue, Yang Bisheng, Wei Zheng, et al. Building and Tree Crown Extraction from Lidar Point Cloud Data Based on Multi-marked Point Process[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2013, 42(1): 51-58(徐文学, 杨必胜, 魏征,

等. 多标记点过程的 LiDAR 点云数据建筑物和树冠提取[J]. *测绘学报*, 2013, 42(1): 51-58)

[2] Rottensteiner F, Briesse C. A New Method for Building Extraction in Urban Areas from High-Resolution LiDAR Data[C]. *International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Graz, Austria, 2002

[3] Alharthy A, Bethel J. Heuristic Filtering and 3D Feature Extraction from LiDAR Data[C]. *International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Graz, Austria, 2002

[4] Lodha S K, Fitzpatrick D M, Helmbold D P. Aerial LiDAR Data Classification Using Adaboost[C]. *International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling*, Montreal, USA, 2007

[5] Vosselman G. Building Reconstruction Using Planar Faces in Very High Density Height Data[C]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Munich, Germany, 1999

[6] Verma V, Kumar R, Hsu S. 3D Building Detection and Modeling from Aerial LiDAR Data[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Istanbul, Turkey, 2006

[7] Sohn G, Dowman I. Data Fusion of Highresolution Satellite Imagery and LiDAR Data for Automatic Building Extraction[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2007 (62) : 43-63

[8] Cheng L, Gong J Y, Li M C, et al. 3D Building Model Reconstruction from Multi-view Aerial Images and LiDAR Data[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2011, 77(2) : 125-139

[9] Vosselman G, Dijkman S. 3D Building Model Reconstruction from Point Clouds and Ground Plan [J]. *International Archives and Remote Sensin*, 2001, 34(3W4): 37-43

[10] Ortnr M, Descombes X, Zerubia J. Building Outline Extraction from Digital Elevation Models Using Marked Point Processes[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 72 (2): 107-132

[11] Tournaire O, Brédif M. An Efficient Stochastic Approach for Building Footprint Extraction from Digital Elevation Models[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2010, 65 (4): 317-327

[12] Tournaire O, Paparoditis N. A Geometric Stochastic Approach Based on Marked Point Processes for Road Mark Detection from High Resolution Aerial Images[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2009, 64(6):621-631

[13] Perrin G, Descombes X, Zerubia J. Point Processes

in Forestry: An Application to Tree Crown Detection[R]. Research Report 5544, INRIA, France, 2005

[14] Stoica R, Descombes X, Zerubia J. A Gibbs Point Process for Road Extraction from Remotely Sensed Images[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 57(2): 121-136

[15] Lafarge F, Gimelfarb G, Descombes X. Geometric Feature Extraction by a Multi-marked Point Process [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(9): 1 597-1 609

[16] Wei Zheng, Dong Zhen, Li Qingquan, et al. Automated Extraction of Building Facade Footprints from Mobile Lidar Point Clouds[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012, 37(11): 1 311-1 315(魏征, 董震, 李清泉, 等. 车载 LiDAR 点云中建筑物立面位置边界的自动提取 [J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2012, 37(11): 1 311-1 315)

Building Extraction from Point Cloud Using Marked Point Process

XU Wenxue^{1, 2} YANG Bisheng¹ DONG Zhen¹ PENG Xiangyang³
MAI Xiaoming³ WANG Ke³ GAO Wenwu^{1, 2 *}

1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping, and Remote Sensing,
Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China
2 The First Institute of Oceanography, SOA, Qingdao 266061, China
3 Guangdong Electric Power Research Institute, Guangzhou, China

Abstract: In this paper, a marked point process based method is used to extract buildings from airborne LIDAR data. At first, a Gibbs energy model is build according to the geometric feature of the object in the point cloud data. This model contains both a data coherence term which fits the objects to the data and a prior term which incorporates the prior knowledge of the object geometric properties. Then the previously defined model is optimized by the RJMCMC (Reverse Jump Markov Chain Monte Carlo) algorithm and simulated annealing algorithm. Finally, fine processing removes the terrestrial points, noise points and tree crown points of the extracted objects which are mistakenly extracted as buildings, while combining adjacent objects. The method was tested with three different aerial LiDAR data sets from ISPRS. The results show that our method is capable of efficient and robust building extraction.

Key words: building; marked point process; Gibbs energy model; RJMCMC; simulated annealing; fine processing

First author: XU Wenxue, PhD, specializes in LiDAR point clouds processing and 3D modeling. E-mail: xuwenxue2001@163.com
Corresponding author: GAO Wenwu, PhD candidate. E-mail: 214210839@qq.com
Foundation support: The National Basic Research Program of China, No. 2012CB725301; the National Natural Science Foundation of China, No. 41071268; Doctoral Fund of Ministry of Education of China, No. 20120141110035; Key Scientific and Technological Project of China Southern Power Grid, No. K-GD2013-030.