

基于植被指数限制分水岭算法的机载 激光点云建筑物提取

赵宗泽 张永军

武汉大学遥感信息工程学院, 湖北 武汉 430079

摘要 建筑物提取在建筑物重建和城市管理中起着重要的作用。利用基于植被指数限制的分水岭算法分割机载激光雷达点云,并利用一定的规则识别建筑物区域。对激光点云进行内插生成网格数据;利用植被指数限制的分水岭分割算法分割激光点云生成的数字表面模型数据,在分水岭淹没过程中引入植被指数可以较好地地区分建筑物和植被区域;在区域相邻关系的基础上,利用一些准则(高程差值、尺寸和植被指数)识别建筑物区域。利用国际摄影测量与遥感学会基准数据中法伊英根测试区域对建筑提取结果进行评价,在像元级别,平均完整度、正确度和质量分别为89.2%、94.3%和84.7%;在对象级别,平均完整度、正确度和质量分别为81.8%、93.1%和76.9%;在物体面积大于50 m²的对象级别,平均完整度、正确度和质量可以达到99.1%、100%和99.1%。

关键词 遥感; 建筑物提取; 机载激光雷达; 植被指数; 分水岭分割

中图分类号 P23 文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201636.1028002

Building Extraction from Airborne Laser Point Cloud Using NDVI Constrained Watershed Algorithm

Zhao Zongze Zhang Yongjun

School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China

Abstract Building extraction plays an important role in building reconstruction and urban management. In this study, a normalized difference vegetation index (NDVI) constrained watershed segmentation algorithm is utilized to segment airborne LiDAR data, and certain criteria are used to discriminate building regions as follows. First, grid data is attained by the interpolation of LiDAR point clouds. Then, the NDVI constrained watershed segmentation algorithm is applied to segmenting the digital surface model data, which is generated from LiDAR. Further, NDVI is introduced in the flooding process of the watershed algorithm to separate the vegetation from the buildings. Finally, the building regions are identified through some of the criteria (elevation difference, size, and NDVI) according to the adjacency relationship of each region. The benchmark data of the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing for Vaihingen are used to evaluate the building detection results. The average completeness, correctness, and quality are respectively 89.2%, 94.3%, and 84.7% at the pixel level and 81.8%, 93.1%, and 76.9% respectively at the object level. Moreover, for an object with area larger than 50 m², the average completeness, correctness, and quality are 99.1%, 100%, and 99.1%, respectively.

Key words remote sensing; building extraction; airborne LiDAR; normalized difference vegetation index; watershed segmentation

OCIS codes 280.3640; 280.4750; 100.6890

1 引 言

建筑物区域提取是建筑物重建的必要前提,在城市规划和管理中起着重要作用^[1-2]。机载激光雷达

收稿日期: 2016-03-15; 收到修改稿日期: 2016-05-25

基金项目: 国家自然科学基金(41571434,41171292)

作者简介: 赵宗泽(1988—),男,博士研究生,主要从事激光雷达数据处理方面的研究。E-mail: zhaozz@whu.edu.cn

导师简介: 张永军(1975—),男,博士,教授,主要从事数字摄影测量与遥感、计算机视觉等方面的研究。

E-mail: zhangyj@whu.edu.cn(通信联系人)

(LiDAR)是一种非常有效的遥感手段,可以获取坐标和高程三维信息^[3-4]。可以利用获取的三维点云生成数字高程模型(DEM)数据^[5-7]、识别线特征^[8-10]、提取植被区域^[11-12]和建筑物区域并进行重建^[13]。

国内外学者在激光点云建筑物提取方面进行了大量研究。Ekhtari等^[14]通过点云滤波生成标准的数字表面模型,然后利用高程和表面粗糙度属性信息提取建筑物区域;郝明等^[15]首先利用迭代自组织数据分析(ISODATA)算法对激光点云生成的数字表面模型进行聚类,然后根据建筑物的面积、高度差和坡度信息进行建筑物粗提取,最后利用地物的空间邻域关系对建筑物进行精提取。范士俊等^[16]针对机载激光全波形点云数据,设计了一种基于随机森林法的分类算法,可识别地面、植被和建筑物区域。Yang等^[17]根据建筑物的几何特征建立Gibbs能量模型,通过目标的一致性建立模型的数据项和拓扑等空间特性,提取建筑物区域;Mongus等^[18]利用不同比例的形态学运算获取建筑物的几何属性信息,并利用表面区域属性获取建筑物区域。Niemeyer等^[19]利用带约束条件的随机场对激光点云进行分类,单独识别建筑物区域,并对建筑物区域进行了精度评估。目前关于激光点云的建筑物区域提取主要分为两大类:1)首先对点云进行滤波滤去地面区域,然后从非地面区域中识别建筑物区域;2)直接对点云进行分割,从分割区域中识别建筑物区域。第一种方法的建筑物提取精度取决于点云的滤波精度,从而引入了建筑物区域精度的不确定性,所以本文采用第二种方法提取建筑物区域,主要利用植被指数(NDVI)限制的分水岭算法对点云生成的数字表面模型进行分割,并利用一定的准则从分割区域中识别建筑物区域。

分水岭算法是图像处理中主要的分割算法,在处理过程中认为图像为地形数据,图像中的每个像元灰度值对应地形中的高程值,然而由于图像都具有丰富的纹理信息,经常会产生过分割现象^[20-22]。激光点云为三维地形数据,所以分水岭算法非常适用于激光点云数据的分割处理,且不会产生过分割现象。Li等^[23]利用标记分水岭算法从激光点云生成的数字表面模型中提取建筑物区域。本文基于植被指数限制的分水岭算法对机载激光雷达点云数据进行分割,在分水岭淹没过程中引入植被指数,可以较好地地区分建筑物和植被区域;并利用国际摄影测量与遥感学会(ISPRS)参考数据对此建筑物识别方法进行评估,评估结果表明建筑物提取结果具有较好的精度。

2 植被指数限制的分水岭算法

在基于数学形态学的影像处理过程中,经常将灰度影像视作地形数据,将每个像元的灰度值看作高程值,从而使分水岭算法的处理过程更易理解^[24]。分水岭算法主要分为两大类^[22]。1)浸水法:如果地形的极小区域表面有小孔存在,使水从小孔处涌入,慢慢淹没该区域的周围区域,则极小区域最终波及的范围为其相应的积水盆地,每个积水盆地的分界线即为分水岭。该算法的主要思想由Beucher等^[25-26]提出,后来由Vincent等^[20,27-29]进行了改进和完善。2)雨滴法:许多水滴从地形顶端流下来,到达地形最底端,流经路径中所有点的集合组成一个积水盆地,从而表征了所有积水盆地。该算法的思想首先由Bleau等^[30]提出,后来由Osma-Ruiz等^[22,31-32]进行了提高和完善。本文利用植被指数对浸水法的淹没过程进行限制,并在淹没过程中较好地地区分植被和建筑物。

2.1 分水岭算法基本概念

最小区域:最小区域 M 为一些像元的连接区域,该区域内灰度值小于周围相邻的所有像元的灰度值^[20-22,30]。为了建立像元之间的连接关系,首先需要确定像元之间的连通性程度,一般为4或8邻域,实验中像元之间的连通性设定为8邻域。

积水盆地:积水盆地 $B(M)$ 为灰度影像 X 内最小区域为 M 的一些像元集合组成的区域,在积水盆地内,任意位置上的一滴水都会沿某个路径滑落至最小区域 M 处^[20,30]。

测地距离:假设 S 为一个连通区域,测地距离 $d_s(j,k)$ 为区域 S 内连接 j 和 k 的最短路径^[20,30]。

测地影响区域:假设集合 S 包含集合 Q ,而集合 Q 由许多连通区域 Q_1, Q_2, \dots, Q_k 组成,则在集合 S 内,连通区域 Q_i 的测地影响区域 $z_s(Q_i)$ 为某些像元的集合,这些像元到连通区域 Q_i 的测地距离小于其到集合 Q 中任何其他连通区域的距离^[20]。

浸水法分水岭算法:浸水过程实际上是一个递归过程。假设 $U_{h_{\min}}$ 为灰度影像 X 的最小区域。

$T_{h_{\min+1}}(X)$ 为灰度影像 X 在灰度值 $h_{\min} + 1$ 处的阈值, 即 $T_{h_{\min+1}}(X) = \{p \in D, X(p) \leq h_{\min} + 1\}$, D 为包含影像 X 范围的集合, 很显然, $U_{h_{\min}} \subseteq T_{h_{\min+1}}(X)$ 。则递归的第二个集合为^[20]

$$U_{h_{\min+1}} = M_{h_{\min+1}} \cup z_{T_{h_{\min+1}}(X)}(U_{h_{\min}}), \quad (1)$$

式中 $M_{h_{\min+1}}$ 为 $T_{h_{\min+1}}(X)$ 的最小区域, $z_{T_{h_{\min+1}}(X)}(U_{h_{\min}})$ 为 $T_{h_{\min+1}}(X)$ 集合内最小区域为 $U_{h_{\min}}$ 的积水盆地。因此, 灰度影像 X 的积水盆地集合等于 $U_{h_{\max}}$, 可通过以下递归过程获得:

- 1) $U_{h_{\min}} = T_{h_{\min}}(X)$;
- 2) $\forall h \in [h_{\min}, h_{\max} - 1]$, $U_{h+1} = M_{h+1} \cup z_{T_{h+1}(X)}(U_h)$ 。

2.2 点云网格化

激光点云相邻关系的组织方式主要有三种^[33]: 1) 网格化, 广泛应用于滤波^[34-37] 和建筑物提取^[38-39] 过程; 2) 构建三角网, 主要应用于滤波过程^[5]; 3) 三维网格^[40]。利用网格化作为点云相邻关系的组织方式, 主要原因如下: 1) 易于数据的管理, 更容易处理点之间的空间拓扑关系; 2) 成熟的影像处理算法可以应用于激光点云的处理过程中; 3) 网格间距与点云间隔保持一致, 减少点云信息的损失。

在有限的矩形集合 E 内, 通过构建网格 g 可以建立点云中点与点之间的连通性, 集合 E 的范围与点云的范围有关, 且假设 p 为任意一个网格点。网格 g 的构建包括以下步骤:

- 1) 通过激光点云的平均密度 D 确定网格 g 的分辨率 R_g ;
- 2) 确定网格点 p 的高程值 $h(p)$ 为网格内所有点的高程值的最小值;
- 3) p^* 为对应网格内没有点的网格点, 在这种情况下, 为了保证数据的原始信息, $h(p^*)$ 可以通过最邻近内插的方式获取。

通过以上步骤, 激光点云可以内插生成数字表面模型, 用分水岭算法进行处理。另外, 分水岭算法通常处理的是影像的梯度数据, 因为梯度数据中建筑物的边缘才处于分水岭位置^[20]。可以通过 Sobel 算子获取网格 g 的梯度数据, 则网格点 p 处 x 和 y 方向的梯度值 $d_x(p)$ 和 $d_y(p)$ 为

$$d_x(p) = [h(p_{RT}) + 2h(p_R) + h(p_{RB})] - [h(p_{LT}) + 2h(p_L) + h(p_{LB})], \quad (2)$$

$$d_y(p) = [h(p_{LT}) + 2h(p_T) + h(p_{RT})] - [h(p_{LB}) + 2h(p_B) + h(p_{RB})], \quad (3)$$

式中 $p_{LT}, p_T, p_{RT}, p_L, p_R, p_{LB}, p_B, p_{RB}$ 分别为网格点 p 在 8 邻域内的左上、上、右上、左、右、左下、下和右下方的点。则梯度值 $d(p)$ 为

$$d(p) = \sqrt{[d_x(p)]^2 + [d_y(p)]^2}。 \quad (4)$$

2.3 网格数据排序

利用 Isaac 等^[41] 提出的分布算法对激光点云数据生成的数字表面模型进行排序, 排序过程可以确定每个梯度等级的正确频数分布, 将每个网格分配到有序的队列内。对于网格 g , 假设 n, d_{\max}, d_{\min} 和 d_{span} 分别为梯度等级的数量、最大梯度值、最小梯度值和相邻梯度等级间隔, 其对应关系为

$$n = \text{INT}\left(\frac{d_{\max} - d_{\min}}{d_{\text{span}}}\right), \quad (5)$$

式中 INT 表示对数字取整, 则网格点 p 处的梯度等级 k_p 为

$$k_p = \text{INT}\left[\frac{d(p) - d_{\min}}{d_{\text{span}}}\right] + 1。 \quad (6)$$

由(5)式可知, 梯度等级间隔 d_{span} 决定梯度等级的数量 n , 从而决定分水岭算法淹没过程中每次淹没的网格数量。根据(6)式可以得到每个网格点的等级, 并按照梯度等级顺序依次淹没网格。

2.4 网格数据淹没过程

对网格数据进行排序后, 按照网格点顺序依次淹没网格数据。假设 $T_f(g)$ 为网格 g 在等级 f 处的阈值集合,

$$T_f(g) = \{p \in E, k_p \leq f\}, \quad (7)$$

另外, 设 $B(M)$ 为一个积水盆地, 其最小区域为 M , 则 $B_f(M)$ 为积水盆地内网格点等级小于等于 f 的网格集合,

$$B_f(M) = \{p \in B(M), k_p \leq f\} = B(M) \cap T_f(g)。 \quad (8)$$

淹没过程从阈值集合 $T_1(g)$ 开始, 即淹没递推过程中的第一个集合可设为

如图 2(a)所示,假设黄色网格点为地面网格点,灰色为建筑物,绿色为植被。为了方便模拟分水岭的淹没过程,认为每个物体内部的网格点具有相同的高程值,则每个网格点的梯度值可以通过 Sobel 算子获取[图 2(b)]。设 $d_{\text{span}}=2.0$,则淹没过程从第一等级(0~2.0)开始淹没。如果按照 2.4 节所述步骤依次淹没网格点,将会得到两个积水盆地(分割区域),建筑物和植被将属于同一个积水盆地。因为建筑物和植被区域内网格点的植被指数有明显差异,如果在淹没过程中引入植被指数的限制,植被和建筑物会得到较好的分离。

3 建筑物区域识别

分割网格数据后,需要从分割区域中识别建筑物区域,建筑物和植被区域的识别和区分方面已有许多研究,通常是通过波谱、尺寸、高程、粗糙度和回波次数来区分建筑物和植被^[42]。虽然有许多学者尝试仅通过激光雷达数据区分建筑物和植被区域,但是没有得到比较满意的结果^[17-18]。如果利用纹理信息来区分建筑物和植被区域,一些比较复杂的建筑物会被识别为植被区域;如果通过设置阈值来区分植被和建筑物区域,较高的植被会被识别为建筑物区域;如果利用点云的回波次数来区分建筑物和植被区域,较高的建筑物的边缘区域也会产生大量多次回波,容易与产生多次回波的植被区域混淆^[43]。在这种情况下,许多学者引入影像的波谱信息来区分建筑物和植被区域^[23,39],达到较好的结果。本文通过红色波段和近红外波段生成的植被指数来区分植被和建筑物区域。

众所周知,建筑物的高程一般大于周围的地面区域,可以通过当前区域与相邻区域的高程差来区分建筑物与地面区域,另外,可以通过尺寸属性区分建筑物和较小的独立物体(主要为汽车)。采用植被指数、尺寸和高程差值(当前区域与相邻区域)等属性信息从分割区域中识别建筑物区域。通过植被指数、尺寸和高程差值识别较大的建筑物区域,然后再利用植被指数和高程差值识别较小的建筑物区域,从而得到最终的建筑物区域。

对于某个分割区域,假设 a_1 为相邻区域的数量, h_1 为区域内部所有网格的平均高程, a_2 为平均高程小于 h_1 的相邻区域的数量, h_2 为平均高程小于 h_1 的所有相邻区域的平均高程, A 和 m_{NV1} 为该区域的面积和平均植被指数,如果 $p_1 = a_2/a_1 \geq T_{p1}$, $\Delta h_1 = h_1 - h_2 > T_{h1}$, $A > T_A$ 且 $m_{\text{NV1}} < T_N$,则认为该区域为建筑物区域。通过以上条件,可以识别较大的建筑物区域,在此基础上,进一步识别较小的建筑物区域。对于某个分割区域, a_3 为被识别为建筑物的相邻区域的个数, h_3 为这些相邻区域的平均高程,如果 $p_2 = a_3/a_1 \geq T_{p2}$ 且 $\Delta h_2 = |h_3 - h_1| < T_{h2}$,则该区域为建筑物区域。由此最终确定建筑物区域。

4 实验结果与分析

为了更好地评价针对不同城市对象的提取方法,ISPRS 提供了德国法伊英根和加拿大多伦多区域的基准数据。利用 ISPRS 基准数据中德国法伊英根的三个测试区域对建筑物提取方法进行测试和评估,该测试区域内的建筑物类型为一些老式的建筑物,有许多建筑物与植被相连,还有些较高的居民楼。测试区域内的激光点云由机载徠卡 ALS50 测量系统获取,飞行高度为 500 m,视场角为 45°,平均点云密度为 6.7 point/m²,建筑物区域面积为 50~700 m²,对应的影像数据具有精确的外方位参数,并且由近红外波段、红色波段和绿色波段组成。

首先对三个测试区域的点云内插为网格数据,并利用 Sobel 算子计算梯度数据;然后利用植被指数限制的分水岭算法分割网格数据;最后利用提出的准则从分割区域中识别建筑物区域。在 4G 内存、2.8 GHz 的英特尔酷睿 i5-4200H 处理器上,区域 1、2 和 3 的总运行时间分别为 6.8,5.3,23.7 s。将三个测试区域的阈值分别设置为 $T_{p1}=0.5$, $T_{h1}=1.0$ m, $T_A=150$ pixel, $T_N=0.22$, $T_{p2}=0.6$, $T_{h2}=6.0$ m。利用 ISPRS 参考数据分别对建筑物提取结果进行评估,并利用 Rutzinger 等^[44]提出的完整度 $C_P(\%)$,正确度 $C_R(\%)$ 和质量 $Q(\%)$ 等参数来反映建筑物区域的评估结果,其中

$$C_P = \frac{P_T}{P_T + N_F}, \quad (11)$$

$$C_R = \frac{P_T}{P_T + P_F}, \quad (12)$$

$$Q = \frac{P_T}{P_T + P_F + N_F}, \quad (13)$$

式中 P_T 表示提取的物体在参考数据中对应为物体区域; P_F 表示提取的物体在参考数据中对应为背景区域; N_F 表示参考数据中的物体被提取为背景区域。完整度也可以称为监测率或生产者精度, 为参考数据中被监测出物体的百分比; 正确度也称为使用者精度, 为监测数据中与参考数据一致的物体的百分比。较好的分类结果应该有较好的完整度和正确度, 质量为完整度和正确度的综合评价参数。

可以利用基于像元或对象的方法对分类结果进行评价。基于像元的评价方法可以较好地评价正确和错误的分割区域, 基于对象的评价方法可以较好地统计分类正确和错误的对象的个数, 并基于对象的尺寸大小对评价结果进行分析。三个测试区域的评估结果如图 3 所示。

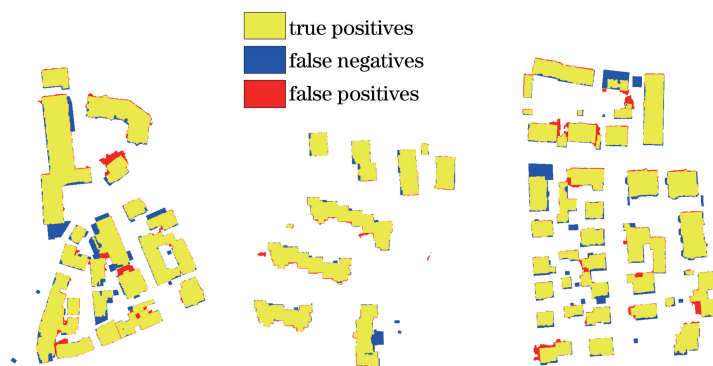


图 3 三个测试区域的评估结果

Fig. 3 Evaluation of building detection results in three test areas

如表 1、2 所示, 在像元级的评估中, 平均完整度、正确度和质量分别为 89.2%、94.3% 和 84.7%; 在对象级的评估中, 平均完整度、正确度和质量分别为 81.8%、93.1% 和 76.9%; 在物体面积大于 50 m² 的对象级评估中, 平均完整度、正确度和质量可以达到 99.1%、100% 和 99.1%; 与 ISPRS 其他方法^[45] 比较, 像元级的精度相当, 而对象级的精度具有较大优势, 尤其是较大物体的对象级精度。

表 1 三个测试区域的评估结果

Table 1 Evaluation results in three test areas

Test-case	Location	Per-pixel			Per-object			Per-object (> 50 m ²)		
		C_P / %	C_R / %	Q / %	C_P / %	C_R / %	Q / %	C_P / %	C_R / %	Q / %
Area 1	Vaihingen	88.1	94.1	83.5	81.1	100.0	81.1	100.0	100.0	100.0
Area 2	Vaihingen	93.4	96.4	90.2	85.7	85.7	75.0	100.0	100.0	100.0
Area 3	Vaihingen	86.1	92.5	80.5	78.6	93.6	74.6	97.4	100.0	97.4
Mean		89.2	94.3	84.7	81.8	93.1	76.9	99.1	100.0	99.1

表 2 三个测试区域各个度量的值

Table 2 Metrics in three test areas

Level	Metric	Area 1	Area 2	Area 3
Per-pixel	P_T	95026	71872	104661
	P_F	10253	2701	10088
	N_F	10091	5193	26015
	N_T	416854	563946	559844
Per-object	RTP	32	11	35
	DTP	31	11	35
	P_F	1	1	1
	N_F	5	3	21

N_T represents the true negative, RTP is the number of true positive referenced objects, and DTP is the number of true positive detected objects.

5 结 论

介绍了分水岭算法在激光雷达点云区域分割上的应用。分水岭算法来源于地形测量学,比较适合运用于三维激光点云的数据处理过程,此外,在分水岭算法的淹没过程中引入了植被指数的限制,较好地区分了建筑物和植被区域。分割激光点云数据后,提出一定的准则从分割区域中识别建筑物区域。利用 ISPRS 参考数据对该建筑物识别方法进行评估,评估结果显示建筑物提取结果达到了较高的精度,与其他方法相比,对象级的精度优势较大,尤其是针对较大的物体时。

参 考 文 献

- 1 Lin C, Nevatia R. Building detection and description from a single intensity image[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1998, 72(2): 101-121.
- 2 Mayer H. Automatic object extraction from aerial imagery - a survey focusing on buildings[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1999, 74(2): 138-149.
- 3 Baltsavias E P. A comparison between photogrammetry and laser scanning[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1999, 54(2-3): 83-94.
- 4 Zhang Y, Shen X. Direct georeferencing of airborne LiDAR data in national coordinates [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, 84: 43-51.
- 5 Axelsson P. DEM generation from laser scanner data using adaptive TIN models [J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2000, 33: 110-117.
- 6 Zhang K, Chen S C, Whitman D, *et al.* A progressive morphological filter for removing nonground measurements from airborne LIDAR data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(4): 872-882.
- 7 Li Y, Wu H Y, Xu H W, *et al.* A gradient-constrained morphological filtering algorithm for airborne LiDAR[J]. *Optics & Laser Technology*, 2013, 54: 288-296.
- 8 Lai Xudong, Wan Youchuan. The study of the edge detection to the depth-image of light detection and ranging[J]. *Laser & Infrared*, 2005, 35(6): 444-446.
赖旭东, 万幼川. 机载激光雷达距离图像的边缘检测研究[J]. *激光与红外*, 2005, 35(6): 444-446.
- 9 Xuan Hejun, Miao Qiguang, Liu Ruyi, *et al.* A novel algorithm based on triangulated irregular network for edge detection from LiDAR data[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(12): 1228002.
宣贺君, 苗启广, 刘如意, 等. 基于不规则三角网的 LiDAR 数据的边缘检测新算法[J]. *光学学报*, 2014, 34(12): 1228002.
- 10 He Peipei, Wan Youchuan, Yang Wei, *et al.* Automatic registration of urban laser point cloud with aerial image data based on straight-lines[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(5): 0528001.
何培培, 万幼川, 杨 威, 等. 基于线特征的城区激光点云与影像自动配准[J]. *光学学报*, 2015, 35(5): 0528001.
- 11 Andersen H E, McGaughey R J, Reutebuch S E. Estimating forest canopy fuel parameters using LIDAR data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 94(4): 441-449.
- 12 Zhao K G, Popescu S C, Meng X L, *et al.* Characterizing forest canopy structure with lidar composite metrics and machine learning[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(8): 1978-1996.
- 13 Li Feng, Wu Yanxiong, Wei Aixia, *et al.* Review of reconstruction of 3-D building models based on airborne lidar[J]. *Laser Technology*, 2015, 39(1): 23-27.
李 峰, 吴燕雄, 卫爱霞, 等. 机载激光雷达 3 维建筑物模型重建的研究进展[J]. *激光技术*, 2015, 39(1): 23-27.
- 14 Ekhtari N, Zoj M H V, Sahebi M R, *et al.* Automatic building extraction from LIDAR digital elevation models and WorldView imagery[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2009, 3(1): 033571.
- 15 Hao Ming, Shi Wenzhong, Zhang Hua. A method to extract buildings automatically based on LiDAR data[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2014(4): 82-85.
郝 明, 史文中, 张 华. 一种基于 LiDAR 数据的建筑物自动提取方法[J]. *测绘通报*, 2014(4): 82-85.
- 16 Fan Shijun, Zhang Aiwu, Hu Shaoxing, *et al.* A method of classification for airborne full waveform LiDAR data based on random forest[J]. *Chinese J Lasers*, 2013, 40(9): 0914001.
范士俊, 张爱武, 胡少兴, 等. 基于随机森林的机载激光全波形点云数据分类方法[J]. *中国激光*, 2013, 40(9): 0914001.
- 17 Yang B S, Xu W X, Dong Z. Automated extraction of building outlines from airborne laser scanning point clouds[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(6): 1399-1403.

- 18 Mongus D, Lukač N, Žalik B. Ground and building extraction from LiDAR data based on differential morphological profiles and locally fitted surfaces[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 93: 145-156.
- 19 Niemeyer J, Rottensteiner F, Soergel U. Contextual classification of LiDAR data and building object detection in urban areas[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 87: 152-165.
- 20 Vincent L, Soille P. Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(6): 583-598.
- 21 Grau V, Mewes A U, Alcañiz M, *et al.* Improved watershed transform for medical image segmentation using prior information[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2004, 23(4): 447-458.
- 22 Osma-Ruiz V, Godino-Llorente J I, Sáenz-Lechón N, *et al.* An improved watershed algorithm based on efficient computation of shortest paths[J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(3): 1078-1090.
- 23 Li Y, Zhu L, Gong P, *et al.* A refined marker controlled watershed for building extraction from DSM and imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(6): 1441-1452.
- 24 Soille P. *Morphological image analysis: Principles and applications* [M]. Berlin: Springer Science & Business Media, 2013.
- 25 Beucher S, Lantuéjoul C. Use of watersheds in contour detection[C]. *International Workshop on Image Processing, Real-Time Edge and Motion Detection*, 1979.
- 26 Beucher S. Watersheds of functions and picture segmentation[C]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1982, 7: 1928-1931.
- 27 Rambabu C, Chakrabarti I, Ghosh D. An efficient watershed transform computation method[C]. *Proceedings of the 2003 Joint Conference of the 4th International Conference on Information, Communications and Signal Processing*, 2003, 2: 792-796.
- 28 Chien S Y, Huang Y W, Chen L G. Predictive watershed: A fast watershed algorithm for video segmentation[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2003, 13(5): 453-461.
- 29 Thiran J P, Warscotte V, Macq B. A queue-based region growing algorithm for accurate segmentation of multi-dimensional digital images[J]. *Signal Processing*, 1997, 60(1): 1-10.
- 30 Bleau A, Leon L J. Watershed-based segmentation and region merging[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2000, 77(3): 317-370.
- 31 Bieniek A, Moga A. An efficient watershed algorithm based on connected components[J]. *Pattern Recognition*, 2000, 33(6): 907-916.
- 32 Sun H, Yang J, Ren M. A fast watershed algorithm based on chain code and its application in image segmentation[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, 26(9): 1266-1274.
- 33 Filin S, Pfeifer N. Neighborhood systems for airborne laser data[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2005, 71(6): 743-755.
- 34 Chen Q, Gong P, Baldocchi D, *et al.* Filtering airborne laser scanning data with morphological methods [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2007, 73(2): 175-185.
- 35 Shao Y C, Chen L C. Automated searching of ground points from airborne lidar data using a climbing and sliding method [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2008, 74(5): 625-635.
- 36 Meng X L, Wang L, Silván-Cárdenas J L, *et al.* A multi-directional ground filtering algorithm for airborne LIDAR[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2009, 64(1): 117-124.
- 37 Liu C J, Li J, Zhang S F, *et al.* A point clouds filtering algorithm based on grid partition and moving least squares[J]. *Procedia Engineering*, 2012, 28: 476-482.
- 38 Meng X L, Currit N, Wang L. Morphology-based building detection from airborne lidar data [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2009, 75(4): 437-442.
- 39 Kabolizade M, Ebadi H, Ahmadi S. An improved snake model for automatic extraction of buildings from urban aerial images and LiDAR data[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2010, 34(5): 435-441.
- 40 Kraus K, Pfeifer N. Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1998, 53(4): 193-203.
- 41 Isaac E J, Singleton R C. Sorting by address calculation[J]. *Journal of the ACM*, 1956, 3(3): 169-174.
- 42 Lee D H, Lee K M, Lee S U. Fusion of lidar and imagery for reliable building extraction [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2008, 74(2): 215-225.
- 43 Zhu L, Shortridge A M, Lusch D. Conflating LiDAR data and multispectral imagery for efficient building detection[J].

Journal of Applied Remote Sensing, 2012, 6(1): 063602.

- 44 Rutzinger M, Rottensteiner F, Pfeifer N. A comparison of evaluation techniques for building extraction from airborne laser scanning[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2009, 2(1): 11-20.
- 45 ISPRS test project on urban classification and 3D building reconstruction: Results[EB/OL]. [2016-02-20] <http://www2.isprs.org/commissions/comm3/wg4/results.html>.