决策树约束的建筑点云提取方法

雷钊^{1,2}**, 习晓环¹*, 王成¹, 王濮¹, 王永星^{3,4}, 尹国清⁴

1中国科学院遥感与数字地球研究所数字地球重点实验室,北京 100094;

²中国科学院大学,北京 100049; ³南京大学中国南海协同创新中心,江苏 南京 210023;

4中国海监南海航空支队,广东广州 510310

摘要 作为城市主体,建筑物信息的提取一直是国内外学者研究的热点。针对目前机载激光点云数据量大、建筑 点云提取不完整等难题,提出一种面向对象构建决策树的建筑点云高精度提取方法。决策树可以同时处理多种数 据属性,并且对缺失值不敏感,利用点云中每个对象属性与对应各个特征值之间的映射关系,结合每个激光脚点与 其邻域关系、高程均值等特征,为决策树每个内部节点生成建筑物点的判定条件,然后比较所有分类特征对应的点 集不确定性(熵),确定最优特征及最优候选值,有监督地从样本数据中学习得到正确的分类器,进而完成待处理点 云中建筑物点的高精度提取。实验结果表明,本文方法能够从机载激光点云数据中有效提取建筑物点,准确率可 达 96%。

关键词 遥感;机载激光雷达;决策树;面向对象;监督学习;建筑物 中图分类号 P237 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP55.082803

Building Point Clouds Extraction from Airborne LiDAR Data Based on Decision Tree Method

Lei Zhao^{1,2**}, Xi Xiaohuan^{1*}, Wang Cheng¹, Wang Pu¹, Wang Yongxing^{3,4}, Yin Guoqing⁴

 $^{-1}$ Key Laboratory of Digital Earth Sciences, Institute of Remote Sensing and Digital Earth,

Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

² University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

³ Collaborative Innovation Center for the South China Sea Studies, Nanjing University,

Nanjing, Jiangsu 210023, China;

⁴ South China Sea, Air-Borne Detachment of China Marine Surveillance, Guangzhou, Guangdong 510310, China

Abstract As an urban subject, the extraction of buildings has been a hot topic for scholars. Airborne laser scanning data collected in urban areas have a huge data volume and numerous objects with complex and incomplete structures which raise a great challenge for automatic extraction of buildings. To address this challenge, we propose an algorithm based on object-oriented decision tree to extract buildings with high precision. It can handle multiple attributes simultaneously and be unaffected by missed points. First, combined with mean elevation and neighbor within each laser point, judging criteria in each internal node are determined to generate building points by using the relationship between each object attribute and its corresponding eigenvalues. Next, through comparing the entropy from all dataset features, an optimal feature and value candidate are chosen to get a correct classifier with supervised learning to apply to the dataset to be processed. The experimental results show that the proposed method is capable of extracting building points from the airborne laser scanning data with a high accuracy of above 96%.

Key words remote sensing; airborne LiDAR; decision tree; object orientation; supervised learning; buildings OCIS codes 280.3640; 280.3420; 280.3400

收稿日期: 2018-03-19; 修回日期: 2018-05-02; 录用日期: 2018-05-25

基金项目:国家重大科学仪器设备开发专项(2013YQ120343)

^{*} E-mail: xixh@radi.ac.cn; ** E-mail: leizhao@radi.ac.cn

1 引 言

激光雷达(LiDAR)已经成为当前快速获取目标三维空间信息的主要手段,在基础测绘、数字城市、农林业、自动驾驶等领域得到了广泛应用^[1-2]。 以数字城市建设为例,利用机载 LiDAR 提供的高密度、高精度点云和影像数据,可以制作高精度地 图、建筑数字模型等,而从城区原始激光点云数据中 提取高精度建筑点云是机载 LiDAR 应用于数字城 市建设的重要内容,国内外学者在相关领域已经开展了大量研究。

孙美玲等[3]提出一种融合序列形态学算子的城 区 LiDAR 滤波方法,利用开运算和白 top-hat 变换 剔除粗差噪声及汽车等小型地物,然后利用形态学 梯度查找建筑物边缘;该方法对多种城市环境有很 强的适应性,但部分非地面点在邻域内高程相对显 著,导致一些地物点被误判为地面点,需要在后期进 行人工修正。Zhang 等^[4]则使用点云分割方法对 PTD(Progressive TIN Densification)方法进行了改 进,同时在原有方法中加入平滑约束,扩展识别地面 种子点的集合,显著降低了漏检误差。赵宗泽等[5] 将激光点云内插生成格网后,利用植被指数限制的 分水岭算法,在区域相邻关系的基础上,利用高程差 值、尺寸等识别建筑物区域;该方法在对象级别可达 到较高的提取完整度和准确度,但融合影像数据后, 两种数据间的配准精度对最终结果产生了较大影 响。黄作维等[6]首先对点云构建多级虚拟格网和多 尺度分解,根据双向滤波原理逐层改变网格尺度进 行滤波处理,一定程度上减少了误差累积,但在构建 多级虚拟格网时,其阈值设置难以控制。

Yi 等^[7]采用分而治之的策略将点云分为若干 子集,通过确定每个子集的方向并将相应的点集划 分为一系列连续的块,根据每个部分中特征点的分 布实现建筑点的提取;该方法具有较强的稳健性,受 噪声等离群值影响较小,可有效提取建筑物点,但实 现过程复杂,在点云密度高、数据量大的情况下,效 率及精度有待提高。程效军等^[8]采用融合航空影像 和 LiDAR 点云检测建筑物轮廓的方法,将光谱信 息赋予机载点云,进而完成建筑物点云的检测;由于 光谱信息很容易受到不同颜色房顶的影响,因此具 有一定的局限性。Awrangjeb 等^[9]利用数字高程模 型(DEM)将点云分为地面点和非地面点,聚类得到 多个分割对象,然后结合点云共面性、面积和高度等 特征提取建筑物点。栅格化的方法可以大大提高点 云处理效率,但会损失部分原始激光脚点,不同程度 地降低了提取精度。Chehata等^[10]将机器学习应用 于点云数据处理中,通过随机森林利用多特征将城 区地物划分为植被、建筑以及地表;该类方法取得了 一定成效,但需要训练样本,且由于实际情况的复杂 多变性,普适性有待提高。

本文在前人研究的基础上,结合机器学习方法,提 出一种从机载 LiDAR 数据中快速、高精度提取建筑点 云的方法,并利用中国科学院上海光学精密机械研究 所研制的机载双频激光雷达系统获取的蜈支洲岛的点 云数据进行算法验证,取得了较好的应用效果。

2 研究方法

2.1 滤 波

机载激光点云数据应用的首要任务是将原始点 云分类为地面点和非地面点,即滤波。目前关于点 云滤波的方法较多,主要有数学形态学、不规则三角 网(TIN)、移动曲面滤波等^[11]。数学形态学滤波比 较直观,易于操作,但不适用于地形变化剧烈的区 域;基于 TIN 的滤波方法理论严密、精度较高,但计 算过程复杂,效率较低。本文采用移动曲面滤波方 法,即利用一个不断移动的窗口寻找窗口内高程最 低点,采用二项式方程拟合计算得到一个粗略的地 形模型,即

 $Z = A_1 + A_2 x + A_3 y + A_4 x y + A_5 x^2 + A_6 y^2,$ (1)

式中:x,y为激光脚点的两个水平坐标,A;为该二 项式方程的参数,Z为拟合得到的高程值。根据窗 口内的最低点计算求取式中6个参数。由于地面点 高程较低,因此脚点的真实高程与邻域点计算生成 得到的曲面模型中的拟合高程值相差较小,当激光 点与曲面模型间的距离小于一定阈值时,可判断为 地面点,否则判断为非地面点。

机载 LiDAR 系统获取的原始数据往往包含噪声,主要有系统噪声、目标噪声和环境噪声^[12]。在后处理中,系统噪声影响较小,一般不予考虑;目标 噪声来自目标物本身,如回波信号弱、目标边缘回波 不稳定等;环境噪声一般指空中其他物体,鸟类、高 压线等。噪声点常表现出高程值异常、远离集群点 等特征,可以通过设置高程阈值予以剔除。图1为 滤波前后对比图,图1(a)为滤波前原始机载 LiDAR 点云,图1(b)为滤波后得到的非地面点云。可以看 出滤波已将噪声及大部分地面点过滤,但由于岛上 植被较多,遮挡严重,部分临近植被或建筑边缘的地



图 1 移动曲面滤波实验结果。(a)滤波前;(b)滤波后

Fig. 1 Result of moving curved filtering algorithm. (a) Before filtering; (b) after filtering

面点无法识别,该类点将在下一步决策树分析中逐步剔除。

2.2 构建决策树

决策树^[13]分析是一种有监督的分类方法,根据 训练样本点生成树状分类模型,并将其应用于待分 类点云。决策树可看作 if-then 规则的集合,从树的 根节点开始,每条路径构建一条规则,每个内部节点 特征对应该规则 true 或 false 的条件,对实例的每 个特征进行测试,根据测试结果将不同特征的点分 配到不同的子节点。如此递归,直至达到叶子节点, 最终将该点分类到对应的类别中。

使用信息增益作为分裂规则,采用递归的方式 构建决策树,步骤如下。

输入:训练数据集 D,特征集 M,停止计算的条件; 输出:决策树 D-T。

根据训练数据集,从根节点开始,递归地对每个 节点进行以下操作,构建决策树:

1) 创建树的根节点 Root;

2)如果训练数据集 D 中所有实例属于同一类 O,则将 D-T 置为单节点树,并将 O 作为该节点的 类,返回 D-T;

3)如果 M 为空集,则将 D-T 置为单节点树, 并将 D 中实例数最大的类O 作为该节点的类,返回 D-T;

4)否则,计算特征集 M 中各特征对训练数据
 集 D 的信息增益,选择信息增益最大的特征 M_g;

5) 如果 M_g的信息增益小于给定阈值,则将 D-T 置为单节点树,并将 D 中实例数最大的类 O 作为该节点的类,返回 D-T;

6) 否则, 对 M_g 的每一项可能值 m_i, 依照
 M_g=m_i 将D 分割为子集若干非空 D_i,将 D_i 中实

例数最大的类作为标记,构建子节点,由节点及其子 节点构成树 D-T,返回 D-T;

7) 对节点 *i*, 以 *D_i* 为训练集, 以 *M*-{*M_g*}为特 征集, 递归调用步骤 2)~6), 得到子树 *D*-*T_i*, 返回 *D*-*T_i*。

滤波后的点云主要包括植被、建筑和少量地面 点,因此建筑物点的提取可看作一个二分类问题:建 筑物点与非建筑物点。经实地勘察,非建筑物点中 以植被为主,但由于岛上植被茂密,回波次数特征与 建筑物区别较小,难以利用回波次数特性进行类别 判别。通过对点云邻域内的局部属性进行分析,选 取以下三种特征作为决策树每层的特征变量。

 高程。建筑高程Z值一般较大,并且分布在 一定范围内,地面点及一些低矮植被(如灌丛等)可 被有效去除。

2) 粗糙度。假设 $\beta \in B$ 是激光点云中的一个 样本点,采用近似最近邻(ANN)库的 annkPriSearch 功能搜索临近的 k 个点组成邻域点 集 N_{β} ,根据邻域点的三维坐标信息构建 N_{β} 点集的 局部协方差矩阵*C*,

$$C = \begin{pmatrix} \operatorname{cov}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}) & \operatorname{cov}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) & \operatorname{cov}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{z}) \\ \operatorname{cov}(\boldsymbol{y}, \boldsymbol{x}) & \operatorname{cov}(\boldsymbol{y}, \boldsymbol{y}) & \operatorname{cov}(\boldsymbol{y}, \boldsymbol{z}) \\ \operatorname{cov}(\boldsymbol{z}, \boldsymbol{x}) & \operatorname{cov}(\boldsymbol{z}, \boldsymbol{y}) & \operatorname{cov}(\boldsymbol{z}, \boldsymbol{z}) \end{pmatrix}, \quad (2)$$
$$\operatorname{cov}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) = \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n - 1} \quad (3)$$

计算求得矩阵 C 的三个特征值(λ_1 , λ_2 , λ_3),比 较得到最小特征值 λ_0 ,计算 β 点的粗糙度 ε :

$$\varepsilon = \frac{\lambda_0}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \,. \tag{4}$$

通常分布在建筑表面的激光脚点相对光滑,ε 较小,而植被的粗糙度较大。

3) 法向量分布特性。样本点 β 的法向量 n_{β} 一般由邻域协方差矩阵 C_{β} 求出。建筑物表面相对平整,因此法向量方向趋近一致,而植被区域激光点高低起伏,法向量方向散乱无序。因此在邻域范围内 对每个法向量 n_i 进行新的协方差分析,即对原始样本点进行两次协方差矩阵的计算,并求得相应特征 值 $\lambda_p^1, \lambda_p^2, \lambda_p^3$,法向量分布特性 μ 计算公式为

$$\mu = 3\sqrt{\lambda_{\rm p}^1 \cdot \lambda_{\rm p}^2 \cdot \lambda_{\rm p}^3} \,. \tag{5}$$

该特征反映法向量方向变化程度,建筑物表面 μ 一般较小,植被表面则较大。

决策树的核心思想即在一个数据集中找到一个 最优特征,在该特征的限制下,数据的不确定性(熵)

激光与光电子学进展

可以得到最大限度的降低,即信息增益或信息增益 率最大。任何一个给定点集自身会有一个熵 H,其 计算公式为

$$H(\alpha) = -\sum_{i=1}^{n} P_{i} \cdot \log P_{i}, \qquad (6)$$

式中:a 表示一个随机变量, P_i表示第 i 类点对应的 概率分布。在二分类过程中, P_i表示某一类别(第 i 类)出现的概率,即建筑物点在所有激光脚点中的 比例。信息增益 G 表示得知使用某一特征进行分 类后熵的前后变化,

$$G = H(\alpha) - H(\alpha | T), \qquad (7)$$



式中:H(a|T)表示得知某一特征 T 后的经验条件 熵。决策树根据信息增益递归选择最优特征,直到 所有特征计算完毕,样本数据为原始数据中选取得 到的一部分点云。研究使用中国科学院遥感与数字 地球研究所王成研究团队开发的点云魔方(PCM) 软件中多边形选取功能,对使用每个特征提取后的 结果进行点数统计,通过对连续特征进行离散化处 理,统计该特征下对应的最大最小值,排序后采用二 分法迭代,确定信息增益最大的节点阈值作为最优 特征值。不同特征提取结果如图 2 所示,信息统计 结果列于表 1 中。



图 2 不同特征提取结果。(a)原始样本;(b)高程;(c)粗糙度;(d)法向量分布特性 Fig. 2 Extraction results of different features. (a) Original sample; (b) height; (c) roughness; (d) distribution characteristics of normal vector

表 1 样本数据建筑物点提取信息统计 Table 1 Statistics of the building points extraction for the sample data

I	II.: 1.4	Den harre	Distribution	
Item	Height	Kougnness	characteristics	
Number of samples	22949	22949	22949	
Building points	10915	12066	17350	
Correct classification	8712	8399	7051	
Probability of buildings	0.7990	0.6911	0.4043	
Original entropy value	0.1595	0.1595	0.1595	
Entropy value	0.0779	0.1100	0.1500	
after extraction		0.1109	0.1590	
Total	+0.0816	+0.0486	+0.0005	

3 实验结果与分析

利用中国科学院上海光学精密机械研究所的机 载双频激光雷达于 2016 年 11 月获取的蜈支洲岛数 据进行本文算法的验证。研究区域整体地形较为平 缓,区域内地表覆盖主要包含高大植被、低矮植被、 建筑物、草坪、道路等。获取的数据点间距平均为 0.32 m,总点数为 377224 个;岛上的建筑物狭长连 续且面积较大;建筑物最小高程为-11.93 m, LiDAR点云粗糙度范围为 8.80×10⁻⁹~0.295,法 向量分布特性值范围为 0.317~0.463。 根据提取效果图与熵值变化(高程>粗糙度> 法向量分布特性),使用信息增益作为节点分裂规则,将剩余点云作为测试数据,依次选择高程、粗糙 度、法向量分布特性对 LiDAR 点云进行逐层划分。 邻域点搜索采用构建 K-D 树的方式,使用 ANN 库 中的 annkPriSearch 及 annkFRSearch 功能进行点 数约束和半径约束搜索最近邻点,搜索半径阈值为 1 m,点数约束阈值为 10。

针对以上特点,选用一14 m、0.18、0.45 分别作 为高程节点阈值、粗糙度节点阈值和法向量分布特 性节点阈值进行实验,根据最优特征及最优特征值 构建决策树,如图 3 所示。

使用该模型得到的实验结果如图 4 所示,几乎 剔除了全部植被点,但可以看到局部仍包含部分小 面积非建筑点云。使用欧氏聚类,判断邻域点与中 心点之间的欧氏距离 d,

$$d = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2 + \Delta z^2} \,. \tag{8}$$

设置最小聚类点数阈值为 100,处理结果如图 5 所示。原始点云中共包含 4 栋连续建筑物,对提取 的建筑物点数进行统计,结果如表 2 所示。

一般建筑物提取方法中^[14],首先采用滤波方法 得到 DEM,使用数字表面模型(DSM)与 DEM 之差



图 3 决策树模型

Fig. 3 Decision tree model

Table 2



图 4 决策树分析结果 Fig. 4 Result of decision tree analysis







Analysis of building extraction results

Building	Number of	Number of	Rate	Number of	Rate	Number of	Rate
site	original points	correct extraction	(correct) $/ \frac{0}{0}$	error points	(error) / ½	missed points	(missed) $/ \frac{1}{2}$
1	13872	13543	97.63	129	0.93	329	2.37
2	19140	18002	94.05	298	1.56	1138	5.95
3	9486	9216	97.15	119	1.25	270	2.85
4	13666	13297	97.30	208	1.52	369	2.70
Total	56164	54058	96.25	754	1.34	2106	3.75

得到非地面点,然后结合激光脉冲回波次数等特征 剔除植被点,利用连通性分析将建筑物点云进行聚 类,最后设置高程及面积阈值提取最终建筑点云。 将本文方法与传统方法提取结果(图 6)进行对比, 可以发现传统方法易将高大植被等误判为建筑物 点,同时损失了部分椭球型建筑物点及一些建筑边 缘附属结构点,而基于决策树的方法将4栋连续建 筑点云完整地提取出来,但为了防止过拟合情况的 发生及由于特征阈值的设置,不可避免地造成部分 植被点误判断为建筑物点。



图 6 传统方法提取效果(局部放大) Fig. 6 Result of the conventional method (partially over segmentation)

为了验证上述建筑物点提取方法的普适性,同 时选取另一实验区的点云数据进行建筑物点的提 取。实验数据来自德国摄影测量与遥感协会 (ISPRS)提供的德国 Vaihingen 数据集,该点云数 据由 Leica ALS50 系统获取,点数总计 15702 个,点 云密度为每平方米4个点,平均点间距为0.5m。 图 7 所示为实验所用原始点云按照高程显示的效果 图,图8为利用决策树分类后得到的建筑物点云,图 9为设置最小聚类点数阈值后的点云结果。从目视 效果看, Vaihingen实验区除部分点云被错提取外,



图 7 Vaihingen 原始点云 Fig. 7 Raw data of Vaihingen









图 9 Vaihingen 最小聚类数结果

Fig. 9 Result of the minimum cluster number (Vaihingen)

表 3 Vaihingen 实验区建筑物提取结果分析

Table 3	Analysis	of	building	extraction	results	(1	Vaihing	en)
---------	----------	----	----------	------------	---------	----	---------	-----

Number of original	Number of	Rate	Number of	Rate	Number of	Rate
building points	correct extraction	(correct) $/ \frac{0}{0}$	error points	(error) /%	missed points	(missed) /%
4220	4004	94.88	172	4.29	0	0

本文方法较好地提取了 Vaihingen 实验区建筑物点 云。对提取结果进行点数统计分析可得,Vaihingen 区域有 94.88%的建筑物点被准确提取,极少部分非 建筑物点被错提取(表 3)。对不同设备获取的激光 点云进行了建筑物的提取,实验结果表明本文方法 具有良好的普适性。

4 结 论

针对机载激光扫描数据,提出面向对象构建决 策树的建筑物点云提取方法,以植被覆盖率较高的 蜈支洲岛为研究区域,根据点云空间邻域特性,将高 程值、粗糙度、法向量分布特性作为分类特征,在样 本数据中根据各特征分类前后熵值变化确定最优分 类特征及最优特征值,进而构建决策树。相对于其 他结合 DEM 与 DSM 提取建筑物点和逐步去除植 被点、地面点等方法,本文方法针对建筑物属性,直 接对建筑类点云进行识别提取,降低了栅格化带来 的精度损失,同时使用激光脚点的邻域特征、与周围 点的相对位置关系等作为分类特征,与数据获取仪 器及平台无关,因此具有较强的适用性。结果表明, 本文方法可从 LiDAR 点云中有效提取建筑物点 云,提取效果优于传统方法。

进一步分析发现,本文方法仍有亟待改进之处, 如容易受到点云完整性及地表覆盖等因素的影响。 由于蜈支洲岛区域植被非常茂密,以阔叶林为主,叶 片表面宽阔扁平,与建筑表面特征较为相近,导致一 些贴近建筑物且较为高大的树木点被误判为建筑物 点,因此下一步工作将对算法进行完善,以降低植被 点的误判率。同时由于最优特征及对应属性值根据 样本熵值的变化确定,因此需要进一步优化算法的 复杂度。

参考文献

- Yang B S, Liang F X, Huang R G. Progress, challenges and perspectives of 3D LiDAR point cloud processing [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(10): 1509-1516.
 杨必胜,梁福逊,黄荣刚. 三维激光扫描点云数据处 理研究进展、挑战与趋势[J]. 测绘学报, 2017, 46 (10): 1509-1516.
 Zhang J X, Lin X G, Liang X L. Advances and
- prospects of information extraction from point clouds
 [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(10): 1460-1469.
 张继贤,林祥国,梁欣廉. 点云信息提取研究进展和 展望[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1460-1469.
- [3] Sun M L, Li Y S, Chen Q, *et al.* A filtering method for LiDAR cloud points in urban areas based on serial morphological operators [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2013, 48(6): 1038-1044.
 孙美玲,李永树,陈强,等.融合序列形态学算子的 城区 LiDAR 滤波方法 [J].西南交通大学学报, 2013, 48(6): 1038-1044.
- [4] Zhang J X, Lin X G. Filtering airborne LiDAR data by embedding smoothness-constrained segmentation in progressive TIN densification [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 81: 44-59.
- [5] Zhao Z Z, Zhang Y J. Building extraction from airborne laser point cloud using NDVI constrained

watershed algorithm [J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(10): 1028002.

赵宗泽,张永军.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[J].光学学报,2016,36 (10):1028002.

[6] Huang Z W, Liu F, Hu G W. Improved method for LiDAR point cloud data filtering based on hierarchical pseudo-grid[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(8): 0828004.

黄作维,刘峰,胡光伟.基于多尺度虚拟格网的 LiDAR 点云数据滤波改进方法[J].光学学报, 2017,37(8):0828004.

- [7] Yi C, Zhang Y, Wu Q Y, et al. Urban building reconstruction from raw LiDAR point data [J]. Computer-Aided Design, 2017, 93: 1-14.
- [8] Cheng X J, Cheng X L, Hu M J, et al. Buildings detection and contour extraction by fusion of aerial images and LIDAR point cloud [J]. Chinese Journal of Lasers, 2016, 43(5): 0514002.
 程效军,程小龙,胡敏捷,等.融合航空影像和 LIDAR 点云的建筑物探测及轮廓提取[J].中国激
- [9] Awrangjeb M, Fraser S C. Automatic segmentation of raw LiDAR data for extraction of building roofs [J]. Remote Sensing, 2014, 6(5): 3716-3751.

光, 2016, 43(5): 0514002.

- [10] Chehata N, Guo L, Mallet C. Airborne LiDAR feature selection for urban classification using random forest[J]. Laser Scanning, IAPRS, 2009, 38(3): 207-212.
- [11] Sun C L, Su W, Wu H G, et al. Improved

hierarchical moving curved filtering method of LiDAR data[J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42 (2): 349-354.

孙崇利,苏伟,武红敢,等.改进的多级移动曲面拟 合激光雷达数据滤波方法[J].红外与激光工程, 2013,42(2):349-354.

[12] Wang F J, Xi X H, Wan Y P, et al. Analysis on digitization and 3D-reconstruction of large building based on terrestrial laser scanning data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2014, 29(1): 144-150.
王方建, 习晓环, 万怡平, 等. 大型建筑物数字化及

三维建模关键技术分析[J]. 遥感技术与应用, 2014, 29(1): 144-150.

[13] Ge P, Peng M J. The optimization and application of the decision tree algorithm in the classification prediction [J]. Journal of Shandong Agricultural University (Natural Science Edition), 2016, 47(6): 936-939.

葛朋,彭梦晶.决策树算法在分类预测中的应用与优化[J].山东农业大学学报(自然科学版),2016,47 (6):936-939.

Li L, Wang C, Li S H, et al. Building roof point extraction based on airborne LiDAR data[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2016, 33(4): 537-541.

李亮, 王成, 李世华, 等. 基于机载 LiDAR 数据的建 筑屋顶点云提取方法 [J]. 中国科学院大学学报, 2016, 33(4): 537-541.