

基于机载 LiDAR 点云数据的电力线自动提取方法

杨业, 李宏宁*

云南师范大学物理与电子信息学院, 云南 昆明 650500

摘要 提出了一种基于机载 LiDAR 点云数据的电力线自动提取方法。先对 LiDAR 数据进行空间网格划分;再依据电力线在三维空间中的水平分布特性,利用改进的欧氏聚类实现电力线粗提取;采用电力线与电力塔的相连性,估算出电力塔顶端的空间坐标位置;使用改进的欧氏聚类实现单根电力线提取,利用直线和抛物线相结合的模型求解单根电力线的中心线方程及其半径;最后根据电力线方程和半径自适应生长电力线于绝缘子处,并得到单根电力线的完整点云。实验结果表明,对比于支持向量机(SVM)结合几何特征方法的分类效果,所提方法可自动、快速和精确地从电力巡线数据中提取完整的电力线,对电力巡线具有一定的应用价值。

关键词 大气光学; 机载激光雷达; 电力巡线; 电力线提取; 滤波; 抛物线

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.090102

Automatic Power Line Extraction Method Based on Airborne LiDAR Point Cloud Data

Yang Ye, Li Hongning*

School of Physics and Electronic Information, Yunnan Normal University, Kunming, Yunnan 650500, China

Abstract In this work, an automatic power line extraction method based on airborne LiDAR point cloud data is proposed. First, spatial partitioning of LiDAR data was performed. Second, according to the horizontal distribution characteristics of power lines in three-dimensional space, an improved Euclidean clustering algorithm was used to realize rough extraction of the power lines. Third, using the connection between a power line and a power tower, the spatial coordinate position at the top of the power tower was estimated. Then, the improved Euclidean clustering algorithm was used to realize single power line extraction, and the model was used to combine a straight line and parabola to obtain the centerline equation of a single power line and its radius. Finally, a power line adapter was developed at the insulator according to the power line equation and radius, and the complete point cloud of a single power line was obtained. Experiment results show that compared with the classification effect of support vector machines combined with the geometric feature method, the proposed method can extract complete power lines automatically, quickly, and accurately from power line inspection data, which has application value in power patrol.

Key words atmospheric optics; airborne LiDAR; power patrol; power line extraction; filtering; parabola

OCIS codes 010.3640; 100.2960; 120.2440

1 引言

电力行业关系国家命脉,是国家的支柱产业。为了保证电力系统的正常运行,电网维护部门需要对高压输电线路进行定期危险排查。传统危险排查方式

主要有,维护人员地面肉眼观测方式和乘坐低空直升机利用手持设备的人工检测方式,这些巡线方式需依靠大量人力、物力和财力且效率低下。而机载激光雷达(LiDAR)以定位精度高和抗干扰等优点弥补了传统巡线方式的诸多局限性。

收稿日期: 2019-07-21; 修回日期: 2019-08-24; 录用日期: 2019-09-20

基金项目: 国家自然科学基金(61705192)、云南省科技计划(2016FB08)、云南师范大学研究生核心课程建设项目(YH2018-C04)

* E-mail: lihongning_ynnu@yahoo.com.cn

目前,机载激光雷达电力巡线的主要任务有:电力线点云提取、危险点检测、电力线三维重建和巡线走廊点云分类等^[1-5]。其中基于 LiDAR 数据的电力线点云提取为电力巡线的基础,近年来出现了大批学者对其进行研究。Zhang 等^[6]使用支持向量机(SVM)分类器来提取电力线,但在电力线下方栽种大量植被的情况下存在误分类问题。Jwa 等^[7]先网格化点云,再使用霍夫(Hough)变换,并利用点云特征来提取电力线,但该算法的鲁棒性特别依赖点云密度。Cheng 等^[8]使用空间网格结合聚类的方法提取电力线,但该方法需设定大量经验值,且不能实现完全自动化。余洁等^[9]使用滤波的方法剔除地面点和植被点,再使用 Hough 变换分离单根电力线,但在电力线下方栽种植物的情况下,该方法会存在分类错误的问题。陈驰等^[10]先滤除地面点,再利用电力线的空间维数特征结合 Hough 变换的方法提取电力线,但该方法需计算每个点所对应的特征值,且在绝缘子处存在分割不完整的问题。

目前并没有特别成熟的电力线提取方法,为此本文提出一种新的电力线提取方法。根据电力线的

上下连续性使用划分网格的方法结合欧氏聚类分割电力线,利用电力线与电力塔的连接性估算电力塔的位置并利用改进的欧氏聚类粗提取单根电力线,利用直线与抛物线相结合的数学模型计算电力线的中心线方程及半径,利用电力线的半径和曲线方程自适应生长电力线于绝缘子处,并输出单根电力线点云。该方法可自动、准确地提取电力线,能够完成远距离巡检任务下的电力线提取工作。

2 雷达点云的电力线自动提取方法

基于机载 LiDAR 点云数据的电力线自动提取方法流程如图 1 所示。该方法先根据电力线的上下连续性,利用空间网格划分并结合欧氏聚类粗提取电力线;再根据电力线与电力塔的连接性计算电力塔的位置,并将该范围内某一固定阈值范围内的点云视为包含部分电力线的电力塔;利用欧氏聚类结合局部高程连续性的方法分离单根电力线,并使用抛物线与直线相结合的数学模型拟合电力线的中心线方程,计算其半径;最后利用半径和中心线方程生长电力线于绝缘子处,完成单根电力线的提取。

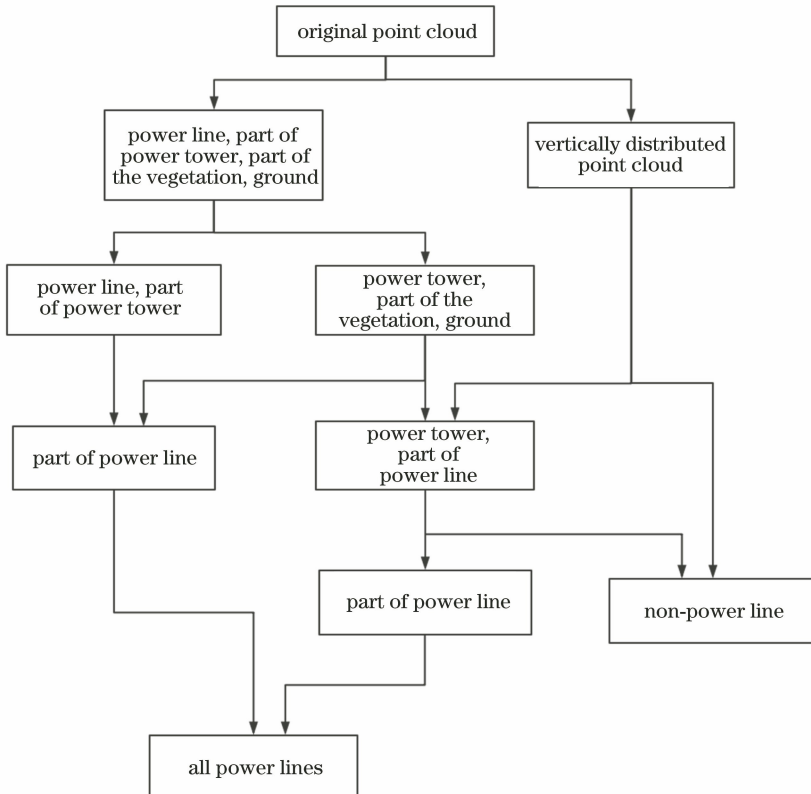


图 1 基于 LiDAR 点云数据的电力线提取流程图

Fig. 1 Flow chart of power line extraction based on LiDAR point cloud data

2.1 电力线粗提取

激光雷达获取的数据包括电力线、电力塔、植被和

地面等。电力线粗提取是为了准确定位电力线的空间位置,并为精提取作准备。从获取的点云数据可知,电

力线在空间中呈曲线分布,具有局部高程连续性特征;电力塔在空间中的主方向为垂直方向。根据这些特性,对电力线点云进行粗提取,设计了如下步骤。

1) 点云网格化。目的是为了提提高计算速度;网格化也可将点云数据规则排列,避免散乱点云分布的不规则性。先将 LiDAR 点云网格化,再根据点云的空间坐标信息,将其转换到新坐标对应的网格中。网格化过程中,网格大小要适中,不易过大或过小。过大可能会误将电力线和树木同时划分到同一网格中,造成误判树冠为电力线的情况;过小则影响计算时间,不利于在后续过程中充分利用电力线的空间分布特征。结合实际情况,将网格的长宽高统一设为最粗电力线直径的 1.5 倍,此时电力线在垂直方向上能够完全包含于网格,并为接下来的方法打下基础。

2) 滤波。目的是为了剔除垂直方向分布的物体,使空间中的电力线与地面上的物体分开,为此设计了如图 2 所示的 $3 \times 3 \times 3$ 滤波器。由于网格尺寸大于电力线的直径,网格化的电力线在垂直方向连续三个网格中不可能同时存在数据,在垂直方向相邻两个网格中可能同时存在数据,或只存在垂直方向上某一个网格中;网格化的电力塔在垂直方向连续三个网格中同时存在数据。为此设计过滤方法,表达式为

$$V_{14} = \begin{cases} 0 & i - j = 18, V_i \neq 0, V_j \neq 0 \\ V_{14} & \text{else} \end{cases}, \quad (1)$$

式中: V_{14} 为滤波器 14 号网格; V_i 和 V_j 分别为滤波器第三层和第一层中任意一个网格。当滤波中心 V_{14} 存在数据时,如果在第一层任意一个网格存在数据,在其第三层对应位置同时也存在数据,则剔除 V_{14} 中的数据,反之保留,依次处理全部网格。根据网格化电力线的特性,滤波器通过判断预处理网格垂直方向和水平邻域网格垂直方向的连续性来确定网格的取舍,更加合理地保留电力线网格,并滤除垂直分布的物体,如电力塔和树木等;但对于树顶和塔顶的处理效果不是很好,主要是因为网格在处理物体顶端网格的过程中,滤波器的第一层网格存在全部没有数据的情况。

3) 聚类。目的是为了提取过滤后的电力线数据。网格化点云经滤波后,点云出现电力线与地面分离的情况。当采集的电力线数据的断裂距离在一定范围内时,根据电力线网络的特性,相邻两电力线网格高程差为 0 或 1,电力线网格在空间中呈现连续水平分布。使用欧氏聚类^[11]的改进方法,结合电力线网络的分布特性,对电力线网格粗提取。改进

的欧氏聚类方法是为提取电力线网格而设计的,因此充分利用电力线网格高程的连续性,使得搜索范围相对于传统欧氏聚类方法的搜索范围小,此时在搜索速度上也会得到明显提高。

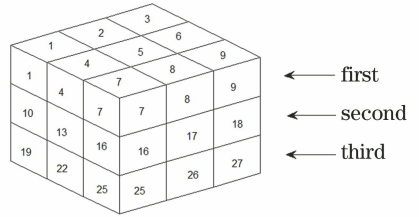


图 2 滤波器及其序号

Fig. 2 Filter and its serial number

2.2 电力线精提取

从 2.1 节可以看到,粗提取电力线包含部分电力塔。为了提取完整的电力线,需去除电力线中的残余电力塔,因此电力塔顶端固定范围内的数据需重新分类。粗提取得到的误分类数据主要集中在电力塔附近,为了提取更准确的电力线,需预知电力线与电力塔连接的位置(通常为绝缘子),当绝缘子位置已知,可进一步提取完整的单根电力线。

2.2.1 电力塔坐标计算

为了对电力塔顶端附近的数据重新分类,需计算电力塔的坐标。对于完整的巡检走廊数据,研究发现电力线与电力塔具有相连性。因此,2.1 节滤除的数据如果与粗提取电力线相连接,可能为电力塔,也可能为电力线上悬挂的异物。根据这一性质,遍历最顶端电力线网格,计算电力线在 r 半径邻域内的非电力线网格的个数,可得到如图 3 所示的分布。

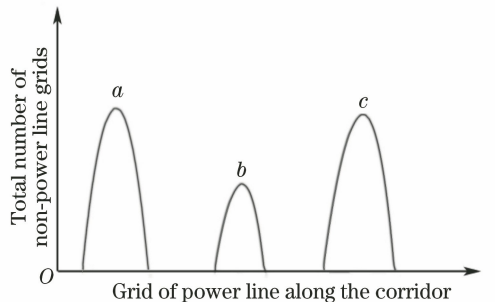


图 3 电力线在 r 半径邻域内的非电力线网格分布

Fig. 3 Non-power line grid distribution of power lines in r radius neighborhood

图 3 横轴表示沿巡检走廊方向上的顶端电力线网格,纵轴表示电力线在 r 半径以内的非电力线网格点总数, O 为坐标原点, a 、 b 、 c 分别为曲线最高点所对应的电力线网格的空间坐标。电力塔通常具有对称性,电力塔的空间点具有中间分布多,两边分布

少的特性。因此当遍历电力线网格到电力塔附近时,分布曲线近似一个对称的凸函数曲线,故 a 、 b 、 c 三处为电力塔空间顶部坐标的可能性极大。由于电力线上悬挂某些异物,如断了线的风筝,此时得到的分布曲线类似图 3 中 b 附近的曲线。为了解决电力塔坐标误判的问题,判断在 r 半径以内网格的数量来剔除误将悬挂异物处电力线网格判定为电塔坐标的错误点。可理解为,一般情况下在 r 半径以内的非电力线网格数,与电力塔连接电力线处要多于与异物连接电力线处。通过以上方法可准确定位电力塔的空间坐标,并剔除错误的坐标点。

2.2.2 电力线拟合及再提取

通过 2.2.1 节计算得到电力塔坐标,计算该坐标处滤除点云的最大包围盒并将其视为包含部分电力线的电力塔。此时粗提取电力线中关于电力塔的部分被截去,再采用 2.1 节步骤 3) 提取单根电力线。为了得到完整的单根电力线,需计算绝缘子与电力线连接地方的点云,可将电力线的截面当作圆形,并通过拟合电力线来获取单根电力线直径,进而计算绝缘子与电力线连接处的点云。

电力线拟合在国内已被广泛研究^[7,9],其在 XY 平面的分布近似一条直线,在 XZ 平面和 YZ 平面的分布近似一条二次曲线。在电力线的 XY 平面上沿电力线方向均匀划分电力线,并计算电力线中心点,用作拟合电力线中心线的节点。中心点可表示为

$$(\bar{x}, \bar{y}, \bar{z}) = \left(\frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}, \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n}, \frac{\sum_{i=1}^n z_i}{n} \right), \quad (2)$$

式中: n 为分段电力线中的点云数; (x_i, y_i, z_i) 为分段电力线中点云的空间坐标。再使用直线方程 $y = kx + b$ 与抛物线方程 $z = a_1(x^2 + y^2) + a_2\sqrt{x^2 + y^2} + a_3((x, y, z))$ 为点云空间坐标, k 、 b 、 a_1 、 a_2 、 a_3 为待求方程的系数)相结合的数学模型拟合单根电力线的中心线方程。

为了获取完整的单根电力线,需计算电力线半径 r ,以此来判断电力线与绝缘子相连的地方。因为电力线与绝缘子连接处存在突变,故可利用电力线半径的突然增大来判断这个突变点。根据电力线的中心线方程,计算每个点到电力线中心线的垂直距离 d 。电力线在 XY 平面分布类似一条直线,先通过直线方程计算点 (x', y', z') 与电力线中心线方程垂直方向上的直线方程。令直线与电力线中心线方程的交点坐标为 (x'', y'', z'') ,通过两点间距离计算得到点到中心线的垂直距离 d ,即

$$d = \sqrt{(x' - x'')^2 + (y' - y'')^2 + (z' - z'')^2}. \quad (3)$$

理论上电力线表面的点到中心线的距离为电力线的半径 r ,由于噪声的影响得到的半径可能存在过大或过小的异常值。将得到的距离划分到不同的刻度区间(一个刻度的量程为 1 cm),采用统计直方图的方式剔除最大异常值,并选择次大值作为电力线的半径。已知电力线的中心线方程及半径,实验改进了区域生长方法^[12],并计算生长点到中心线的距离。由于噪声的影响,生长电力线采用的表达式为

$$P_L = \begin{cases} P_L & [\text{sum} = \sum_{i=0}^n (d_i > r)] < \text{threshold} \\ 0 & \text{else} \end{cases}, \quad (4)$$

式中: P_L 为生长电力线点; sum 为生长点所对应点到电力线中心线距离 d 大于电力线半径 r 的总数; threshold 为阈值; n 为生长一次所对应的总点云数。具体生长思路:电力线每次生长距离为 L_1 ,若该次生长所对应的 sum 值小于 threshold_1 ,将其全部生长点并入到电力线;否则将生长距离缩小为 L_2 ,如果该次生长对应的 sum 值小于 threshold_2 ,将该处理点(不是生长得到所有的点)视为电力线,否则停止生长。最终生长电力线于绝缘子处,完成电力线精提取。待处理的电力线存在噪声,所以得到的距离 d 可能存在大于电力线半径的异常值,先远距离生长电力线点,判断异常值的个数来确定其是否生长到绝缘子处,在绝缘子附近通过精处理单个点来确定该区域的电力线点。使用该自适应生长方法不仅可快速地将电力线点生长到电力线处,而且可精确地生长电力线于绝缘子处。

目前使用点云维度特征结合分类器分割点云的方法,已经在点云分离中广泛应用^[13-14]。该方法^[13-14]需计算每个点在不同尺度下的协方差矩阵,进而求解对应的特征值;在点云数量多的情况下,计算量非常大;在电力塔与绝缘子的连接处,点云维度特征在一定程度上具有相似性。所提方法采用网格划分点云结合滤波,再粗提取电力线,确定电力线的特征;精提取过程中,电力线点云的搜索空间要缩小很多,且自适应生长电力线于绝缘子处。对比多尺度求解特征的方法,所提方法提取电力线的计算量小,解决了绝缘子处分割难的问题。

3 实验与分析

雷达点云电力线自动提取算法采用 C++ 语言

进行实验,开发平台为 VS2013,集成了开源点云的处理软件 PCL。为了证明算法的可行性,实验采用某山区电压为 500 kV 电力线的机载激光雷达数据进行验证,原始点云数据如图 4(a)所示。采集的数据中共 25 座电力塔,104 根电力线,其中电力线走廊的总长度约为 12.7 km,点云总数为 24073778 个。

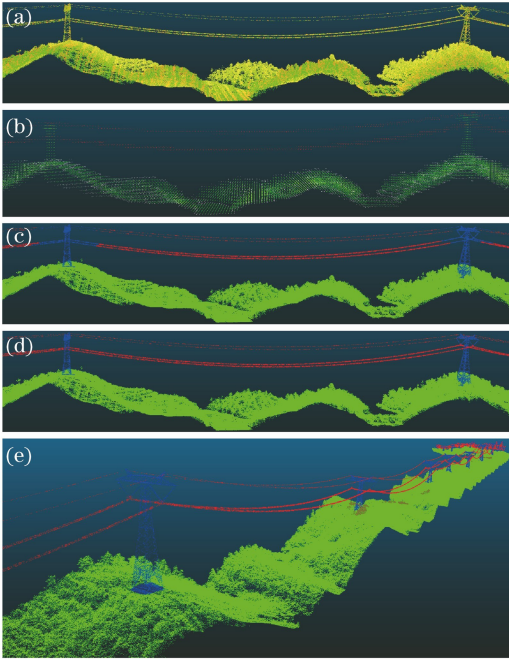


图 4 基于机载 LiDAR 点云数据的电力线自动提取结果。(a)原始点云;(b)网格化点云及滤波结果;(c)粗提取电力线结果;(d)电力线提取结果;(e)巡线走廊数据电力线提取结果

Fig. 4 Automatic power line extraction based on airborne LIDAR point cloud data. (a) Original point cloud; (b) grid point clouds and the filtering result; (c) rough extraction result of power lines; (d) power line extraction result; (e) patrol corridor data power line extraction result

图 4(b)为网格化点云。其中绿色点云表示使用所提方法过滤的点云;红色点云表示粗提取的电力线;白色点云表示未作处理的网格化点云。从图 4(b)可以看到,使用所提滤波方法基本实现电力线与地面的分离,再使用聚类粗提取电力线,可以看到粗提取的电力线在电力塔处产生一些误分类现象。

图 4(c)为计算电力塔坐标的结果。其中红色点云表示电力线,蓝色点云表示残留部分电力线的电力塔,绿色点云表示未分类的地面点和植被。采用所提方法能准确定位电力塔顶端坐标,并获取该坐标某一固定范围内的点,为精提取电力线作准备。

图 4(d)和 4(e)为所提方法精提取电力线的结果。从图中可以看到电力线基本能够准确生长到绝缘子处,完成电力塔残余电力线的精提取任务。其中精提取电力线的准确率除了与激光雷达有关之外,也与本文拟合的电力线方程及电力线半径有关。根据经验值,取长度为 1 m 来分段求取节点,求解电力线方程及其半径,并得到较好的电力线提取效果。

对比了文献[14]中 SVM 分类器结合几何特征的算法提取电力线,并使用其提供的开源代码进行实验。实验过程中,每个点维度特征的选取方法:取每个点的邻域半径,从 0 开始以 0.1 m 为步长逐步增加至 5 m,分别对其邻域作主成分分析,进而计算特征值^[13-14],得到的分类结果如图 5 所示。

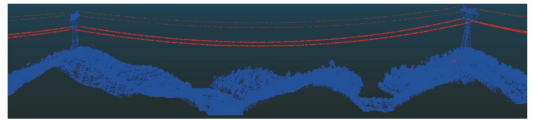


图 5 SVM 结合几何特征的算法提取电力线结果
Fig. 5 Power line extraction result by SVM combined with geometric feature algorithms

图 5 中红色点云为文献[14]方法提取的电力线,蓝色点云为未分类的点云。从图中可以看到在电力塔与电力线的连接处,存在误分类问题;在地面的植被区,同样存在少许误分类问题。因此使用文献[14]的方法分割电力线,结果表明,使用 SVM 结合多尺度特征的方法提取电力线具有一定的局限性,还需增加其他特征来分割电力线。使用所提方法与文献[14]方法分别提取原始点云中的电力线,算法对比结果如表 1 所示。

表 1 算法对比结果

Table 1 Algorithm comparison results

Algorithm	Power line recognition rate / %	Whether to segment to insulator	Time / s
Ref. [14]	94.4	No	4803.47
Ours	99.8	Yes	39.03

从表 1 中可以看到所提方法提取电力线的速度比文献[14]的方法快,精度更高。利用文献[14]的方法分割电力线,需计算点云邻域多尺度下的特征值;实验中每个点需计算 50 次其邻域协方差矩阵所对应的特征值,随着尺度的增大,邻域点云的数量会大幅度增加,因此耗时长。所提方法使用网格划分结合滤波粗提取电力线,计算量小,并确定电力线特征;精提取过程中依据其特征信息,将搜索范围大大

缩小,不需要计算点云邻域多尺度下的特征值,因此速度加快。精提取过程中,所提方法利用粗提取得到的电力线特征,根据绝缘子与电力线连接处的突变性,准确地分割电力线于绝缘子处。在绝缘子与电塔连接处,该区域的点云维度特征在一定程度上具有特征相似性,因此使用文献[14]的方法在绝缘子处出现误分类问题,准确率也会随之下降。

所提方法在分割电力线的过程中,需预估最粗电力线的直径,用来网格划分巡线走廊点云;在精提取部分需设定阈值,用来自适应生长电力线于绝缘子处。从所提方法提取电力线的结果和效率上来看,对比于SVM结合特征方法的分类效果,该方法能够快速地完成远距离巡检任务中的电力线精确提取和准确定位电力塔坐标的工作。

4 结 论

提出了一种基于机载LiDAR点云数据的电力线自动提取方法。先对LiDAR数据进行空间网格划分;再根据电力线的空间分布特征,对电力线进行粗提取;使用电力线拟合方程求解半径的精提取方法,分割电力线于绝缘子处,实现了完整单根电力线的提取任务。实验结果表明,对比于SVM结合特征方法的分类效果,所提方法可自动、快速和精确地从电力巡线数据中提取完整的电力线及定位电力塔坐标,对电力巡线具有一定的实用价值。

参 考 文 献

- [1] Liu Y, Li Z, Hayward R, et al. Classification of airborne lidar intensity data using statistical analysis and hough transform with application to power line corridors [C] // 2009 Digital Image Computing: Techniques and Applications. December 1-3, 2009, Melbourne, VIC, Australia. New York: IEEE, 2009: 462-467.
- [2] Li Z R, Liu Y E, Walker R, et al. Towards automatic power line detection for a UAV surveillance system using pulse coupled neural filter and an improved Hough transform [J]. Machine Vision and Applications, 2010, 21(5): 677-686.
- [3] Sohn G, Jwa Y, Kim H B. Automatic powerline scene classification and reconstruction using airborne lidar data [J]. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2012, I-3: 167-172.
- [4] Kim H B, Sohn G. Random forests based multiple classifier system for power-line scene classification

[J]. ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2012, XXXVIII-5/W12: 253-258.

- [5] Jwa Y, Sohn G. A piecewise catenary curve model growing for 3D power line reconstruction [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2012, 78(12): 1227-1240.
- [6] Zhang J X, Lin X G, Ning X G. SVM-based classification of segmented airborne LiDAR point clouds in urban areas [J]. Remote Sensing, 2013, 5(8): 3749-3775.
- [7] Jwa Y, Sohn G, Kim H B. Automatic 3D powerline reconstruction using airborne lidar data [J]. IAPRS, 2009, 38(3): 105-110.
- [8] Cheng L, Tong L H, Wang Y, et al. Extraction of urban power lines from vehicle-borne LiDAR data [J]. Remote Sensing, 2014, 6(4): 3302-3320.
- [9] Yu J, Mu C, Feng Y M, et al. Powerlines extraction techniques from airborne LiDAR data [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2011, 36(11): 1275-1279.
余洁, 穆超, 冯延明, 等. 机载LiDAR点云数据中电力线的提取方法研究 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2011, 36(11): 1275-1279.
- [10] Chen C, Mai X M, Song S, et al. Automatic power lines extraction method from airborne LiDAR point cloud [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2015, 40(12): 1600-1605.
陈驰, 麦晓明, 宋爽, 等. 机载激光点云数据中电力线自动提取方法 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(12): 1600-1605.
- [11] Cover T, Hart P. Nearest neighbor pattern classification [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1967, 13(1): 21-27.
- [12] Adams R, Bischof L. Seeded region growing [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(6): 641-647.
- [13] Lalonde J F, Vandapel N, Huber D F, et al. Natural terrain classification using three-dimensional lidar data for ground robot mobility [J]. Journal of Field Robotics, 2006, 23(10): 839-861.
- [14] Brodu N, Lague D. 3D terrestrial lidar data classification of complex natural scenes using a multi-scale dimensionality criterion: applications in geomorphology [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2012, 68: 121-134.