

基于机载 LiDAR 点云的电力线自动提取

李晓峰¹, 胡川^{1,2}, 尹洪¹, 熊伯韬¹, 龙飞¹

(1. 国网湖北省电力有限公司检修公司, 武汉 448000; 2. 武汉大学 电气工程学院, 武汉 430079)

摘要: 基于机载激光雷达数据提出了一种在林区中电力线自动提取方法, 该方法是基于统计分析和二值化图像处理技术设计。首先采用高度阈值, 分离出电力线候选数据集, 并采用一组标准 (例如, 高度标准, 密度标准和直方图阈值) 来对候选集进行统计分析, 选择电力线的候选点; 然后将候选点转化为二值化图像, 并进行形态学优化, 采用基于图像的处理技术, 利用渐进概率霍夫线性变换对图像进行直线分割; 最后将分割出来的电力线二值化图像转换成三维点云, 并利用区域增长精细化提取电力线点云; 使用不同林区环境下的 4 组机载激光雷达数据进行实验, 实验结果表明, 算法在林区环境下能够完整地提取出电力线, 且电力线分类精度较高, 对于电力巡线具有较高的利用价值。

关键词: 机载激光雷达点云; 电力线提取; 渐进概率霍夫变换

Power Line Extraction Based on Airborne LiDAR

Li Xiaofeng¹, Hu Chuan^{1,2}, Yin Hong¹, Xiong Botao¹, Long Fei¹

(1. State Grid Hubei electric Power limited Company, Wuhan 448000, China;

2. School of Electrical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: This paper presents an automatic power line extraction method based on LIDAR data in forest. The method is based on statistical analysis and binary image processing technology. First, the height threshold is used to separate the power line candidate data, and a set of criteria (for example, height criteria, density criteria and histogram threshold) are used to statistically analyze the candidate set and select the candidate point of the power line. Then the candidate points are transformed into binary image, and the morphological optimization is carried out. The image segmentation is carried out by using the probability-based Hough linear transformation. Finally, the segmentation of the power line image were transformed into a 3D points cloud, and the power line point cloud was refined by using region growth. Experiments were carried out using 4 sets of LiDAR data in different forest environments. The results show that the proposed algorithm can extract the power line completely in the forest environment, and the power line classification accuracy is higher, which has higher utilization value for the power line inspection.

Keywords: LiDAR points cloud; power line extraction; progressive probability Hough transform

0 引言

电力工业关系到国计民生, 是国家的重要基础性产业。我国的电力系统由发电厂, 全国输电网, 配电网和电力用户组成。与配电网相比, 高压输电线路, 即全国的输电网, 可以很容易地利用遥感手段进行测量提取。因为高压电力线位于地面较高的地方, 靠近线路的植被通常被人为砍伐掉, 对于电力线的提取造成了一定的困难。机载激光扫描 (light detection and ranging, LiDAR) 技术的出现与快速发展, 为电力线测量和巡线提供了新方法, 弥补了传统的航空摄影测量在林区环境下, 难以识别电力线的缺点。机载激光扫描技术可以对具有有较小直径的物体 (如电力线电缆) 可以进行密集、快速和准确的测量^[1]。自 1995 年

以来, 利用 LiDAR 技术已经绘制了数千公里的电力线路^[2]。然而, 当前的生产中仍然需要大量的人工操作, 亟待全自动化的解决方案。

目前, 针对 LiDAR 数据进行电力线提取的研究尚存在不足, 生产中仍然需要大量的人工操作, 亟待全自动化的解决方案。近年来, 国内外大量学者对此进行了研究。例如, Axelsson (1999)^[3]研究了基于霍夫变换方法寻找并行和线性二维结构, 并利用二维线方程进行线性提取的方法。Melzer 和 Briesse (2004)^[4]提出了一种通过二维霍夫变换和三维悬链曲线拟合从 LiDAR 数据中进行电力线提取和建模的方法。McLaughlin (2006)^[4]在电力线检测上根据维度特征的不同, 提出了一种监督方法对电力线进行自动分类。Kim 和 Sohn (2011)^[5]使用 RANSAC, 特征提取和随机森林中的最小描述长度和主成分分析作为 LiDAR 数据的分类技术。Sohn 等人 (2012)^[6]提出使用马尔可夫随机场 (MRF) 分类器来描绘线性和平面特征的空间上下文, 用于电力线和建筑分类的图形模型中。余洁 (2011)^[7]采用滤波的方法自动滤除地面点, 并利用二维霍夫变换分离出各条

收稿日期: 2017-11-28; 修回日期: 2017-12-19。

基金项目: 国网湖北省电力有限公司检修公司科技项目 (HB1703)。

作者简介: 李晓峰 (1974-), 男, 湖北天门人, 硕士, 高级工程师, 主要从事输电线路运检方向的研究。

电力线。陈驰 (2015)^[8]则充分利用点云维数特征以及方向特征分割出电力线激光点云, 然后采用二维霍夫变换和最小二乘拟合的方法提取单电力线点云。

基于以上综述, 现有电力线检测方法可以归纳为两种: 基于线性的检测方法 (如 RANSAC 和 2D 霍夫变换^[1,3,7,8]和 监督分类方法^[4-6])。基于线性的检测方法产生相对较高的计算成本, 特别是对于大面积的数据集, 必须计算每个点来确定它是否属于一条线。而对于监督分类方法, 需要大量的训练数据集才能达到预期的结果, 不均匀采样也将导致错误分类率的提高。同时由于林区环境中探测电力线的困难性, 该方面的研究较少。针对上述问题, 本文提出了一种解决森林中电力线分类问题的方法, 该方法基于两种不同的技术: 基于统计分析的数据预处理和基于图像处理技术的数据分类。统计分析使用一些统计标准 (即高度标准, 密度标准和直方图分析) 来选择电力线候选点, 然后剔除大量不相关的点。在获得电力线候选点之后, 将这些点转换为二值化图像, 并使用图像处理技术去除噪声和提取特征。最后再将二值化电力线图像转换到三维点云, 从而提取出电力线点。

1 电力线提取算法

本文的算法主要有两步: ①统计分析; ②基于图像的处理。统计分析的目的是在密集点云中标识出电力线候选点。定义了电力线候选点选取准则 (如高程、密度、直方图阈值)。候选点选取后, 电力线两侧的截断边缘就清晰可见了。基于图像的处理, 涉及到的是二值图像识别处理技术。在点云密度较低时, 针对电力线候选点二值化处理的后的图像像素之间不具备连续性, 利用形态学变换进行图优化, 并采用效率较高的渐进概率霍夫变换进行线性分割。图 1 详细阐述了本文方法的算法流程。

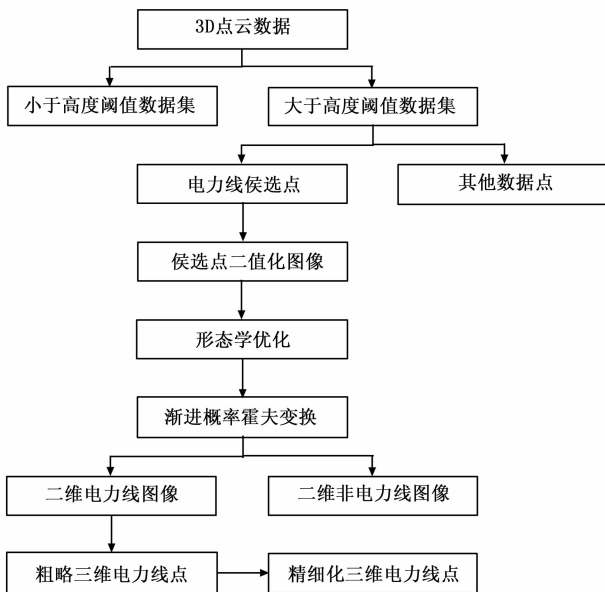


图 1 电力线提取流程图

在本文中, 数据处理在三个不同层次上进行: (1) 整个数据集; (2) 格网; (3) 网格中的仓。整个数据集可以网格化为 $m \times n$ 个网格, 每个网格可以通过使用直方图方法根据其高度在垂直平面上创建等间隔的仓。

1.1 统计分析

统计分析旨在原始机载激光雷达点云数据中标识出电力线候选点。在表 1 列出了有关电力线路距离地面最小距离标准, 可以看出, 地面以上电力线的最小高度根据电压而变化。但是, 最小高度不能小于 5 米。考虑到电力线的可能曲率和年限 (可能不完全垂直于地面), 本文设置了高于地面的高度阈值 ($H_t=4$ m), 将数据分成两个数据集。通过在 xy 平面中对数据进行网格化, 并从每个网格中提取高于地面 4 m 的点分到点集 U 中。剩下的数据分在点集 I 中, 并从点集 U 中选择电力线候选点, 如图 (2) 所示, 选择标准如下:

1) 高程准则: 在网格中, 如果高度差小于 0.5 m, 则网格中的所有点都作为候选点, 该高差阈值根据电力线的可能曲率设定。

2) 密度分布: 在每平方米的网格中, 当点的数量小于 2 倍点密度的平方根时, 将网格中所有点选为电力线候选点。

3) 直方图分析: 如果网格中的高差大于 0.5 m, 则表示该网格中存在树木或多个对象, 使用直方图来进行高度分析。例如, 在高度差为 10 m 的网格中, 可以将每个仓设置为 1 m (直方图中的间隔大小)。然后, 对于每个网格, 如果只有一个仓包含点, 则该网格中的所有点作为候选点。或者, 对于每个仓, 如果高度差小于 0.5 m 并且点数不少于点密度的平方根, 则选择该仓中的所有点作为候选点。

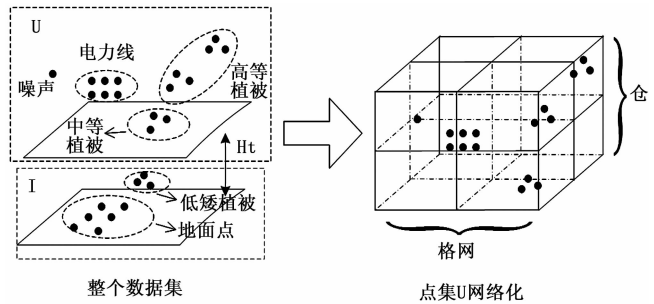


图 2 数据统计分析示意图

表 1 电力线路与地面最小距离标准

电压值(KV)	居民区(m)	非居民区(m)
≤ 3	6	5
3~10	6.5	5.5
35~110	7	6
154~220	7.5	6.5
330	8.5	7.5
500	14	11

1.2 基于图像的处理

选取电力线候选点之后，由于在这些候选点存在一些植被点。因此，需要将选取后的电力线候选点所在网格转换成二值化图像，在图像中，植被点呈现出分布，而电力线则是线性分布。在现有的研究中，在图像中进行线性特征提取常采用经典的霍夫变换^[9-10]。

在 X-Y 平面上，直线通常被定义如公式 (1) 所示：

$$y = mx + b \tag{1}$$

其中：参数是斜率，为直线在 Y 轴上的截距。因此，直线也可以被表示如公式 (2)：

$$b = -mx + y \tag{2}$$

对应参数空间 $m-b$ 中点 (m, b) 。由于在二维空间中，直线具有两个自由度，可以用两个参数模型或一个具有两个以上参数和附加约束的模型来表示，因此在标准霍夫变换中，直线采用极坐标形式进行表示，如公式 (3) 所示：

$$\rho = x \cos\theta + y \sin\theta \tag{3}$$

其中， ρ 是直线与 $(0, 0)$ 之间的距离，是向量与 X 轴的夹角，如图 3 所示。

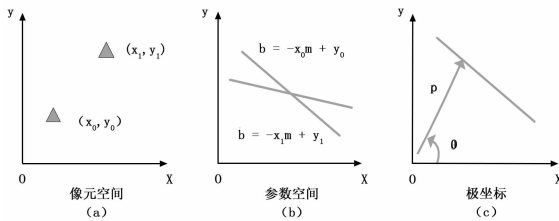


图 3 不同空间下直线表示

标准霍夫变换进行线性检测时需要在整个点集中进行，计算量较大，实时性较差。渐进概率霍夫变换 (PPHT) 作为标准霍夫变换的一个改进^[12]，在一定范围内进行霍夫变换，计算单个线段的方向及范围，从而减少计算量。

PPHT 的线性检测流程如下：

- 1) 随机获取图像上的前景点，映射到极坐标系中绘制曲线；
- 2) 当极坐标系中交点达到最小投票数，将该点对应的 X-Y 坐标系中的直线 L 找出；
- 3) 搜索图像上的前景点，将直线 L 上点连成线段并在删除该点，同时记录下该线段参数 (起始点和终止点)，这里的线段需要满足最小线段长度阈值。

本文 PPHT 算法利用开源计算机视觉库 (OpenCV) 进行实现^[13]，表 2 中是 OpenCV 中对概率霍夫变换函数的参数说明。

本文实验中，image 为经过形态学变换之后的二值化图像，Method 选择 CV_HOUGH_PROBABILISTIC，Rho 设置为 1，Theta 设置为 0.2，Threshold 设置为 50，Param1 和 Param2 分别设置为 20 和 110。

利用渐进概率霍夫变换进行线性检测之后，将分割出的电力线图像通过与三维候选点转换到二值图像时相同的设置 (如栅格尺寸和 XY 坐标最大最小值) 转换回三维点，

表 2 渐进概率霍夫变换函数参数说明

参数	参数说明
cvHoughLines2	OpenCV 中图像变换函数原型 CvSeq * cvHoughLines2 (CvArr * image, void * line_storage, int method, double rho, double theta, int threshold, double param1, double param2);
Image	输入的二值化图像
Line_storage	线段存储仓
Method	霍夫变换变量, 有三种进行选择
Rho	与像素相关单位的距离精度
Theta	弧度测量的角度精度
Threshold	参数阈值 (这里主要是线段的投票阈值)
Param1	最小的线段长度
Param2	同一条直线上进行碎线段连接的最大间隔

并利用区域增长算法对三维电力线点云进行精细化提取。

2 实验与结果分析

本文以 Visual Studio 2013 为研发平台，集成使用 OpenCV 图像处理库，实现本文所提出的机载激光点云数据的电力线检测算法。实验数据采用国网湖北省电力公司提供的湖北省境内采集的 4 块林区环境下输电线路机载 LiDAR 数据，实验数据详细说明如表 3 所示，原始点云如图 4 所示。

表 3 实验数据详细说明

点云区域	总点数/个	点云密度/个	线路长度/m	扫描宽度/m
1	1 432 424	3.19	1 601.62	329.38
2	2 145 248	3.32	1 686.72	357.87
3	1 447 226	3.26	1 519.08	319.67
4	7 112 16	3.22	1 012.53	241.06

图 5 的 (a) 到 (f) 详细说明了从原始机载激光雷达数据提取电力线的整个处理流程。图 5 (a) 为采用高度阈值，从原始点云中分离出电力线候选数据集的数据，图 5 (b) 是在图 5 (a) 的基础上，利用设定的选取标准进行点云统计分析后得到的电力线候选点，可以观察到电力线的可见性得到显著提高。此外，由于点数显著减少，后续的处理效率会明显得到提高。图 5 (c) 是从图 5 (b) 转换得到的二值化图像。此时图中的电力线区域由于点密度较低，生成的像素点之间难以具备连续性，因此进行形态学优化，得到如图 5 (d)。采用渐进概率霍夫变换，对图 5 (d) 进行线性分割得到如图 5 (e) 所示二维电力线图像。通过设置从图 5 (b) 到图 5 (c) 相同的参数，将二维电力线图像转换为三维电力线点云。此时，我们得到了电力线种子点云，利用区域增长进一步提取电力线三维点云得到如图 5 (f) 所示的电力线三维点云。

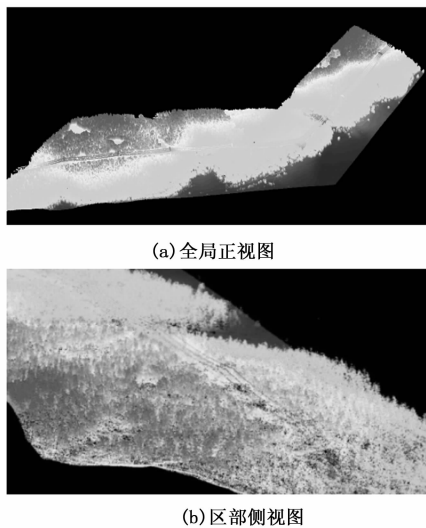


图 4 区域 1 原始点云数据

图 6 中显示了, 针对不同林区环境和电力线走向所采集到的其他 3 块试验区域的电力线提取结果, 其中 (2-a) (3-a) (4-a) 分别表示进行高度阈值去除后的点云图, (2-b) (3-b) (4-b) 表示电力线提取结果图。

为了对电力线检测结果进行分析, 本文采用的参考数据使用 LiDAR_Suite 软件进行手工交互处理方式得到。通过分类点数 (Cp)、真实点数 (Tp)、错分点数 (Ep) 和漏分点数 (Op) 对实验数据分类结果进行评估, 如表 4 所示。

表 4 实验数据结果评估表

点云区域	Cp /个	$ Tp $ /个	$ Ep $ /个	$ Op $ /个
1	4 440	4 158	197	85
2	5 772	5 490	217	65
3	3 621	3 396	165	60
4	4 026	3 783	169	74

表 5 直观地表示出本文算法的分类结果, 采用百分比来描述错分率 (Er), 漏分率 (Or) 以及正确率 (Cr), 其计算公式如 (4) 所示:

$$\begin{aligned}
 Er &= Ep/Cp \\
 Or &= Op/ Tp \\
 Cr &= Tp/Cp
 \end{aligned}
 \tag{4}$$

表 5 实验数据结果评估表(百分比)

点云区域	$ Er (%) $	$ Or (%) $	$ Cr (%) $
1	4.44	2.04	93.65
2	3.76	1.18	95.11
3	4.56	1.77	93.79
4	4.20	1.20	94.00

上表的评估结果显示不同实验区域的正确率在 93.65% 到 95.11% 之间, 达到了 94.14% 的平均正确率, 其分类精度与点云密度和林区植被的密集程度等因素相关。

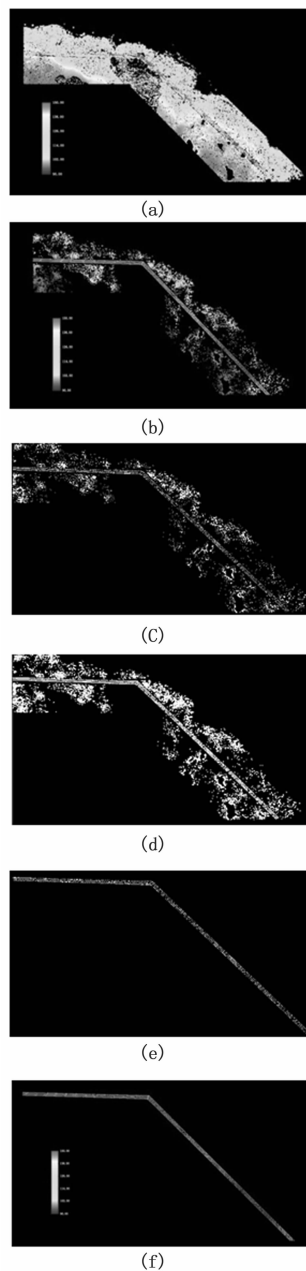
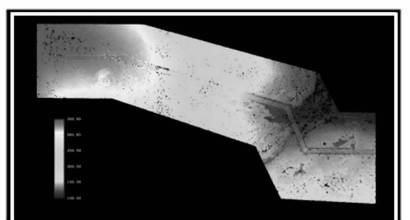


图 5 区域 1 电力线提取流程示意图

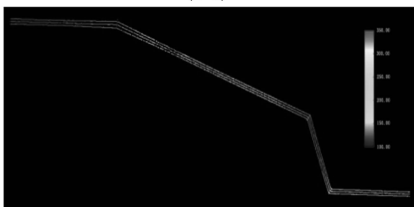
从图 7 中可以发现, 错分来源主要是一些接触或非常靠近电力线的物体, 如电力线杆塔。在这种情况下, 部分噪声点不能完全地去除。漏分误差主要源于候选点选择过程中。当使用密度准则和直方图分析时, 一些阈值会影响候选点选择过程。

3 结语

本文结合点云统计分析与基于图像的处理技术, 提出了一种针对植被环境中电力线的自动化、高效率的电力线检测方法。实验结果表明, 该方法能够完整地提取出电力线对象, 分类精度较高, 分类结果不受电力线走向的影响, 对于非林区和城市开阔区域同样具有较高的适用性, 对于



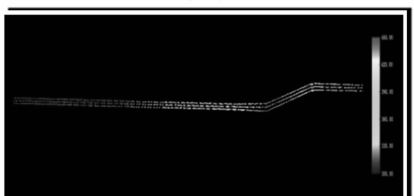
(2-a)



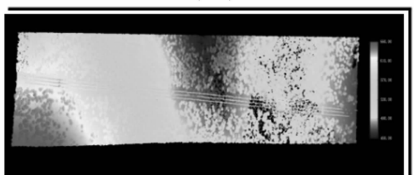
(2-b)



(3-a)



(3-b)



(4-a)



(4-b)

图 6 其他区域电力线提取结果图

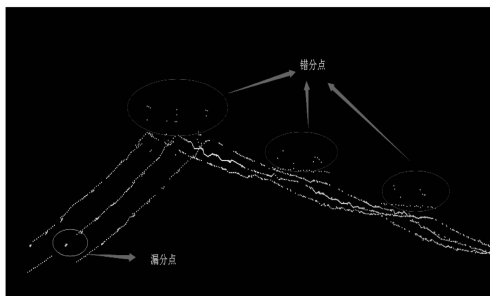


图 7 电力线错分及漏分示意图

电力线巡检具有一定的利用价值。随着我国电力线路的不断完善和其他遥感技术的创新和广泛应用，如何基于多源遥感数据进行电力线、杆塔等地物的高精度高效率的提取将是本文的后续研究重心。

参考文献：

[1] Melzer T, Briese C. Extraction and Modeling of Power Lines from ALS Point Clouds [J]. Proceedings of Workshop, 2004.

[2] Vosselman G, Maas H G. Airborne and Terrestrial Laser Scanning [M]. DBLP, 2010.

[3] Axelsson P. Processing of laser scanner data—algorithms and applications [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 1999, 54 (2 - 3): 138 - 147.

[4] Mclaughlin R A. Extracting transmission lines from airborne LiDAR data [J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2006, 3 (2): 222 - 226.

[5] 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, 3812 (5): 253 - 258.

[6] Sohn G, Jwa Y, Kim H B. Automatic Powerline Scene Classification and Reconstruction Using Airborne LIDAR Data [A]. XXII ISPRS Congress [C]. 2012.

[7] 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.

[8] 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.

[9] 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 [J]. Digital Image Computing: Techniques and Applications. IEEE, 2010: 462 - 467.

[10] 滕今朝, 邱杰. 利用 Hough 变换实现直线的快速精确检测 [J]. 中国图象图形学报, 2008, 13 (2): 234 - 237.

[11] 陈军, 杜焕强, 张长江. 基于概率霍夫变换的车道检测技术研究 [J]. 科技通报, 2016, 32 (3): 194 - 199.

[12] Matas J, Galambos C, Kittler J. Robust Detection of Lines Using the Progressive Probabilistic Hough Transform [J]. Computer Vision & Image Understanding, 2000, 78 (1): 119 - 137.

[13] Gary Bradski, Adrian Kaehler. 学习 OpenCV: 中文版 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2009.