

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2313243

# 融合探测概率的电力线路点云分类方法

李海明<sup>1</sup> 冯新文<sup>1</sup> 吕通发<sup>2</sup> 何永春<sup>2</sup> 袁晓磊<sup>2</sup>

(1. 国网内蒙古东部电力有限公司内蒙古自治区 呼和浩特 010010; 2. 国网内蒙古东部电力有限公司兴安供电公司内蒙古自治区 乌兰浩特 137400)

**摘要:** 为了解决机载激光雷达在电力巡检应用中的点云快速精准分类问题,从激光雷达探测原理出发设计了一种电力巡检点云分类方法。从激光雷达方程出发建立了电力线、杆塔和地物等不同类型的目标的被探测概率模型,在此基础上将点云网格化并融合探测概率实现了网格点云的参数化描述,基于网格参数设计了点云分类方法完成不同类型的目标点云的快速分类。为验证本文算法的有效性,设计了多组电力巡检点云分类实验,实验结果表明本文所设计的电力线路点云分类方法分类查全率可达到98%,单档电力线点云分类耗时14 s,分类准确率和效率较高。

**关键词:** 激光雷达; 电力巡检; 点云分类; 探测概率模型

**中图分类号:** TN      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 510

## Classification method of power line fused detection probability

Li Haiming<sup>1</sup> Feng Xinwen<sup>1</sup> Lyu Tongfa<sup>2</sup> He Yongchun<sup>2</sup> Yuan Xiaolei<sup>2</sup>

(1. Unit 1 State Grid Inner Mongolia Eastern Power Co., Ltd., Hohhot 010010, China; 2. Unit 1 Xing'an Power Supply Company of State Grid Inner Mongolia Eastern Power Co., Ltd., Ulanhot 137400, China)

**Abstract:** Method for classification of point cloud is presented based on LiDAR function in order to solve the problem of fast and accurate classification of point cloud application of power-line inspection. Detect probabilistic of different kind of targets such as power-line, tower and ground target are built based on LiDAR function. Based on the presented model of detecting probabilistic model, point cloud is meshed and parameters of each mesh are calculated based on the detecting probabilistic model. Fast classification method is designed based the parameters of each mesh, in which point cloud from power-line, tower and ground target is extracted. In order to verify the effectiveness of the presented method of classification, serval groups of point cloud are applied in experiment of point cloud classification. According to the results of experiments, recall ration of the presented method can reach as high as 98%, and time-consuming of classification for one segment of power line can reach 14 s. Results of the presented experiments show that the presented method of classification of point cloud can reach higher accuracy and efficiency.

**Keywords:** LiDAR; power-line inspection; point cloud classification; detecting probabilistic model

## 0 引 言

电力线路是电能传输的通道,电力线路巡检可及时发现潜在的缺陷<sup>[1]</sup>,是电力线路运维的一项重要工作内容<sup>[1]</sup>。机载激光雷达获取的稠密点云可实现电力线路的三维空间结构描述<sup>[2]</sup>,来自电力线路中的不同目标的海量点云可以很好的描述电力线路各要素的空间位置关系,常用于电力线路净空安全隐患点的快速排查、全自主精细化巡检<sup>[3-5]</sup>和覆冰评估<sup>[6]</sup>等。机载激光雷达点云数据具有无序性,完成点云分类实现点云和特征的对应是点云数据应用的基础。

点云分类的目的是实现点云与被探测对象的关联<sup>[7-8]</sup>,

在电力线路巡检应用中点云分类主要完成与电力线、杆塔和地面等目标的关联。点云分类的一种主要思路是将三维点云转化为二维图像,然后利用图像分类方法进行分类<sup>[9]</sup>,由于丢失了点云的高程信息,此类方法的分类精度通常不高;点云分类的另一种思路是基于空间结构分析的方法,如基于几何特征拟合的分类方法<sup>[10]</sup>、基于点和点之间距离信息的分类方法等<sup>[11]</sup>,该类方法在复杂的野外环境(尤其是多次回波点云)的分类效果有待提升。激光雷达对于不同目标的探测具有不同的特性<sup>[12-15]</sup>,尤其是不同目标的被探测概率是点云的一项重要特征,目前尚未见有相关研究成果。

收稿日期:2023-03-31

为了提升电力线路点云分类算法的准确性,本文从激光雷达的探测原理出发,提出一种融合探测概率的电力线路点云分类方法。本文所提出的点云分类方法以雷达方程为基础分析了不同类型目标的探测概率模型,结合网格化参数描述设计不同目标特征的快速分类方法。

## 1 目标探测模型的建立

激光雷达通过测量高重复频率激光脉冲信号从发射到接收的飞行时间(time of flight, TOF)实现距离的测量,脉冲激光通过光学透镜进行准直,准直后的脉冲激光具有一定的初始光斑大小和发散角,激光光斑随传播距离的增加而增大。脉冲信号到达目标表面后,激光通过目标的漫反射向四周传输,激光雷达通过光学接收装置完成回波光信号的接收,并通过光电转换和时间间隔测量完成距离测量。

激光雷达所接收到的回波光信号受天气、目标特性和光学接收装置的性能影响,尤其是不同的目标的反射特性<sup>[15]</sup>差异导致激光雷达对于不同类型的目标探测能力相差较大。取激光雷达方程的一般形式<sup>[16-17]</sup>为:

$$P_r = \frac{\tau_a^2 \eta_r \rho_T A_T A_r P_T \cos\theta}{\pi R^2 A_i} \quad (1)$$

式中: $\rho_T$ 为被探测目标的反射率, $A_T$ 为目标在光束截面处的投影面积, $A_r$ 为光学接收机的有效接收面积, $P_T$ 为光学发射单元发射功率, $\theta$ 为发射光轴与目标平面法向夹角, $R$ 为激光雷达探测距离, $A_i$ 为目标处光斑横截面积, $\tau_a$ 和 $\eta_r$ 与雷达设备、大气等因素相关。

就电力线路探测应用而言,电力线路中的关键要素包括电力线、杆塔(含绝缘子等附属设施)、地物等类型<sup>[18-19]</sup>,目标产生的回波光信号受目标特征影响。常见的脉冲激光光源经准直后光斑的初始直径7~10 mm、发散角0.01~0.30 mrad,在电力线路巡检应用中,激光雷达到目标距离通常可到百米,激光雷达脉冲光信号到达目标处时直径较大。设激光信号原始光斑直径 $r_0$ ,光束发散角为 $G$ ,目标距离 $R$ ,则目标处光斑半径为 $r = 0.5(r_0 + GR)$ ,光斑面积计算为:

$$S = \pi(r_0 + GR)^2 \quad (2)$$

如图1所示,设线目标的投影面积 $A_{T,L}$ ,而杆塔、地物等面目标的投影面积 $A_{T,P}$ ,无人机载激光雷达的目标距离 $R$ 通常可达到几十米到数百米,故有:

$$\begin{cases} A_{T,L} \ll S \\ A_{T,P} = S \end{cases} \quad (3)$$

根据式(1),目标反射功率受投影面积 $A_T$ 和反射率 $\rho_T$ 影响,已有文献研究表明电力线、水泥地、草皮反射率 $\rho_T$ 相近,因此,目标反射的光功率主要受投影面积影响。

设电力线直径为 $d_L$ ,目标距离 $R$ ,如图1(a)所示,电力线投影面积近似为电力线在激光光斑处的投影矩形面积,计算为 $A_{T,L} = 2rd_L = (r_0 + GR)d_L$ 。此时,线目标探测的激光雷达方程可表述为:

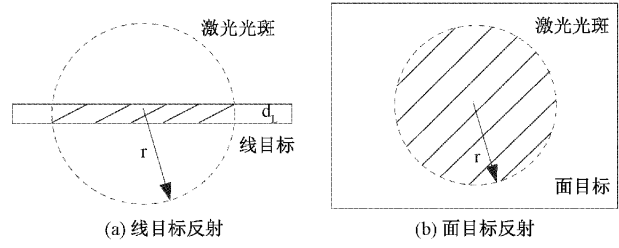


图1 线目标和面目标探测特性

$$P_{r,L} = \frac{\tau_a^2 \eta_r \rho_T (r_0 + GR) d_L A_r P_T \cos\theta}{4\pi R^2 \pi (r_0 + GR)^2} = \frac{\tau_a^2 \eta_r \rho_T G A_r \cos\theta P_T}{4\pi^2} \times \frac{d_L}{R^2 (r_0 + GR)} \quad (4)$$

令 $K = \tau_a^2 \eta_r \rho_T A_r P_T \cos\theta / (4\pi^2)$ ,线目标反射光功率 $P_{r,L} = K \frac{d_L}{R^2 (r_0 + GR)}$ 。如图1(b)所示,忽略激光大角度入射情况,面目标投影面积 $A_{T,P} = A_i = \pi(r_0 + GR)^2$ ,其激光雷达方程可表述为:

$$P_{r,P} = \frac{\tau_a^2 \eta_r \rho_T P_T A_r \cos\theta}{\pi R^2} = K \frac{1}{R^2} \quad (5)$$

由式(4)和(5)可以看出,在相同的探测距离和光学接收条件下,线目标和面目标的反射功率均受探测距离影响,且反射功率之比为:

$$\xi = \frac{P_{r,L}}{P_{r,P}} = \frac{d_L}{r_0 + GR} \quad (6)$$

机载激光雷达到目标的距离 $R$ 远大于电力线直径 $d_L$ ,因此,电力巡检所采集的点云数据中,电力线等线目标被探测到的概率远低于杆塔和地面等面目标。

## 2 点云分类方法

机载激光雷达的快速精准三维成像能力在电力线路巡查中有大量的应用场景,如图2所示,激光雷达采集的海量点云来自于电力线、塔杆、植被、地表和建筑物等不同的目标,实现点云分类是其应用的基础问题<sup>[20-21]</sup>。



图2 电力线路点云数据

### 2.1 点云网格化和参数描述

设点云集合 $P$ ,将点云竖直向下投影并网格化得到网格集合 $G = \{g_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ ,网格 $g_i$ 内的点的高程方差和最大高差可计算为:

$$\begin{cases} \sigma_i = \frac{\sum (z - \bar{z}_i)}{N_i} \\ \Delta z_i = z_{\max,i} - z_{\min,i} \end{cases} \quad (7)$$

式中： $\bar{z}$  为当前网格  $g_i$  内点云高程均值， $N_i$  为网格  $g_i$  内的点云数量， $\sigma_i$  为网格  $g_i$  内点云高程方差， $\Delta z_i$  为网格内点云的最大高程差。以  $h$  为高程间隔将网格划分为  $m$  个高程区间，统计每一个高程区间内的点云数量，对于区间  $S_j$ ， $j=1, 2 \dots m$  内的点密度分布函数为：

$$F_{i,j} = \frac{M_j}{N_i} \quad (8)$$

式中： $M_j$  为区间  $S_j$  内的点云数量，点密度分布函数  $F_{i,j}$  描述了网格内点云在高程方向的分布情况。

如图 3 所示，分别选取电力线所在网格和杆塔所在网格计算点云密度分布函数，可以看出，电力线网格的点云密度分布函数在 269~277 m 之间存在较大范围的零值区间，且点云密度分布函数仅分布在 2 个区间内。杆塔所在网格

的分布函数则在 257 m 附近有明显的波峰，在 257 m 到最高 287 m 之间存在连续非零区间。综合式(7)和(8)所得到的网格描述参数，考虑低矮植被(或裸露地表)网格( $G_I$ )、高大植被网格( $G_{II}$ )、杆塔网格( $G_{III}$ )和电力线网格( $G_{IV}$ )4 种典型情况，4 种网格具有如下特征：

1)  $G_I$ ：点云连续且均匀分布在较小的高程范围内，网格参数  $\sigma_i$  和  $\Delta z_i$  均较小， $F_{i,j}$  连续分布在多个非零值的高程区间；

2)  $G_{II}$ ：高程范围大且高程不连续，网格参数  $\sigma_i$  和  $\Delta z_i$  较大，且  $F_{i,j}$  存在多个零值区间；

3)  $G_{III}$ ：高程范围大但高程连续，点密度分布函数在高程低处具有峰值，网格  $\sigma_i$  较小且  $\Delta z_i$  较大， $F_{i,j}$  在高程较小处取得峰值；

4)  $G_{IV}$ ：高程范围大且不连续，高程较小处有点密度分布函数峰值，网格参数  $\sigma_i$  和  $\Delta z_i$  较大， $F_{i,j}$  有至少 1 个零值区间且在高程较小处取得极大值。

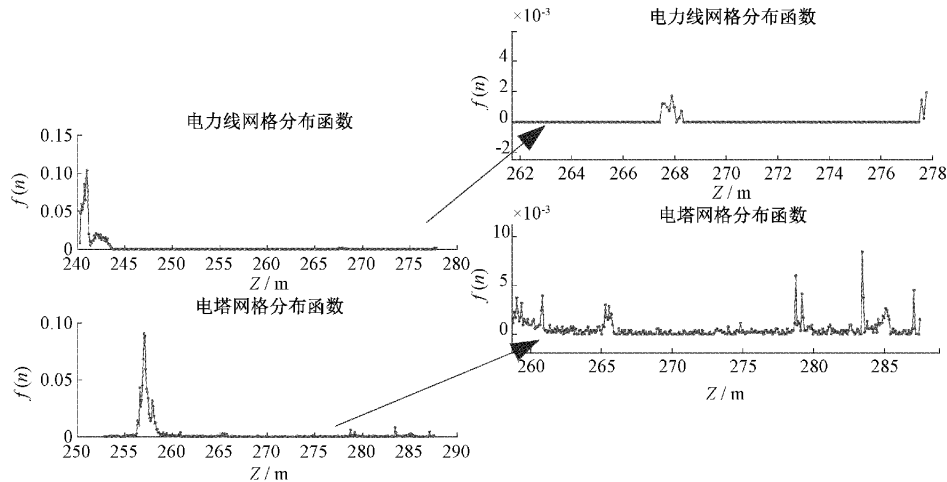


图 3 两种典型网格的点密度分布函数

按高程自下而上取各网格点密度分布函数  $F_{i,j}$  的累计值  $\sum$ ，取累计值  $\sum$  的阈值  $\sum_T = 99\%$ ，分别针对电力线和杆塔设置高程截断阈值  $H_{TL}$  和  $H_{TT}$ 。电力线架空架设，电力线所在网格的点云分布在两个非连续高程范围内，且绝大部分点云来自电力线下方的地表或植被，电力线所在网格的高程截断阈值  $H_{TL}$  较小；杆塔和高大植被所在网格的点密度分布函数较为连续，其截断高程  $H_{TT}$  较大，无法直接通过截断高程直接区分；考虑到电力线和杆塔相连，可通过邻域网格的类型条件对高大植被网格和杆塔网格加以区分，即认为电力线和杆塔是相连的。四种网格分类方法流程如图 4 所示，其中  $H_{TL}$  和  $H_{TT}$  为网格内点云密度累计高程截断值，取  $H_{TL} < H_{TT}$ ； $z_{TL}$  和  $z_{TT}$  为网格内点云最大高程偏差阈值，考虑到线路弧垂等因素，取  $z_{TL} < z_{TT}$ 。

## 2.2 点云分类方法

### 1) 电力线点云提取

4 种网格的快速分类实现杆塔网格和电力线网格的快速提取，两种类型的网格构成空间连续的带状网格集合，实现了电力通道所在网格的快速提取。网格快速分类方法中有未知类型的网格，若未知类型的网格位于电力线路附近，将其加入到电力线路附近网格内以防止电力线或杆塔部分点云被遗漏。

所提取的杆塔网格集合  $G_T$  分布于多个孤立区域，将位置相邻的孤立区域内的网格整合为网格  $G_{T,k}$ ，设  $G_{T,k}$  内点云的平面质心  $(x_{T,k}, y_{T,k})$ ， $G_{T,k}$  和  $G_{T,k+1}$  中心构成直线  $y = k_{k,k+1}x + l_{T,k}$ 。如图 5 所示，取平面坐标位于  $G_{T,k}$  和  $G_{T,k+1}$  之间的点云  $P'$ ，根据直线斜率  $k_{k,k+1}$  和两个杆塔网格平面质心的中点对点云进行平移和旋转：

$$X' = R_\theta (X - T) \quad (9)$$

式中： $T = \left( \frac{x_{T,k} + x_{T,k+1}}{2}, \frac{y_{T,k} + y_{T,k+1}}{2} \right)$  为  $G_{T,k}$  和  $G_{T,k+1}$  质心中心点， $R_\theta$  为绕 Z 轴旋转矩阵，其中  $\theta =$

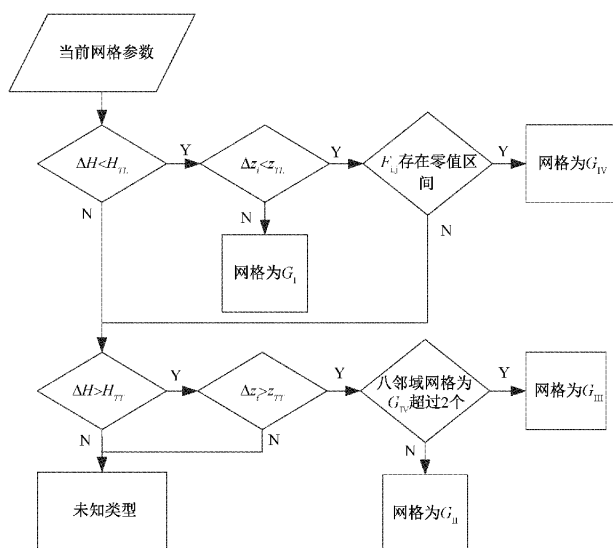


图 4 网格类型快速分类方法

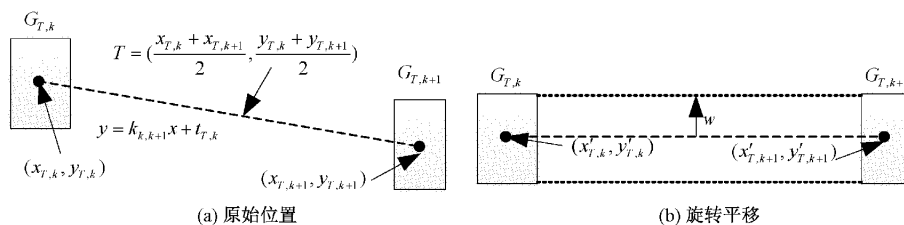


图 5 杆塔和电力线点云旋转平移

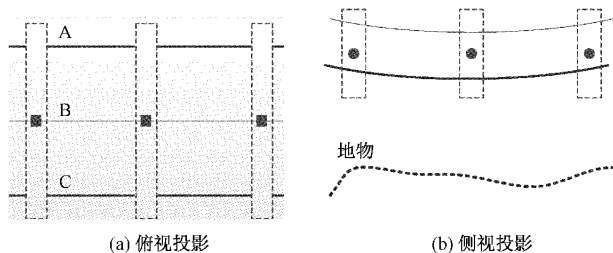


图 6 电力线投影

表 1 电力线分束

电力线	A	B	C
I	内上地线		外上地线
II	内 1 载波线	中 1 载波线	外 1 载波线
III*	内 2 载波线	中 2 载波线	外 2 载波线

注：\* 若电力线没有第 3 层，则只有 I 和 II 分类。

线分束，取各条分束后的电力线点云，采用最小二乘法<sup>[22]</sup>拟合得到二次空间曲线，分别计算位于曲线上的点作为当前分束点云。

2) 杆塔点云提取

杆塔类型繁多且结构差异较大，如图 7 所示，常见的干字形、上字形、羊角杆塔具有矩形塔身结构，V 字塔、门形塔具有分体塔身结构。设杆塔所在网格点云高程  $z_i \in$

$-\tan^{-1}k_{k,k+1}$ ， $X$  为杆塔网格平面质心， $X'$  为旋转平移后的质心坐标。

取旋转平移后的杆塔网格质心  $(x'_{T,k}, y'_{T,k})$  和  $(x'_{T,k+1}, y'_{T,k+1})$  构成中心  $r$  连线，取中心线上下宽度  $\pm w$  范围内的点云作为电力线点云初选点  $P_i$ 。分别取初选点  $P_i$  的俯视投影和侧视投影，如图 6 所示，随机选取初选点  $P_i$  侧视投影的多个区间，自顶而下提取点云密度分布函数非零的区间并统计分布函数累计值  $\sum_R$ ，设非零区间点云高差  $H_b$ ，取满足如下条件的区间点云作为电力线点云：

$$\begin{cases} H_b \leq T_H \\ \sum_R \leq F_T \end{cases} \quad (10)$$

式中： $T_H$  为高程阈值，根据电力线等级而定， $F_T$  为分布函数累计阈值，取  $F_T = 99\%$ 。

分别取点云的俯视投影和侧视投影数据，分段计算点云的几何中心位置，如图 6 中圆点所示。按照表 1 将电力

$[z_{\min}, z_{\max}]$ ，按高程随机提取  $S$  个区间内的点云，计算点云几何中心为：

$$(x_{c,i}, y_{c,i}) = \left( \frac{\sum_{i=1}^S x_{c,i}}{S}, \frac{\sum_{i=1}^S y_{c,i}}{S} \right) \quad (11)$$

取各中心坐标均值  $(\tilde{x}_c, \tilde{y}_c)$ ，取  $|x_{c,i} - \tilde{x}_c| \leq \Delta$  且  $|y_{c,i} - \tilde{y}_c| \leq \Delta$  的区间中心坐标重新计算点云中心并构造杆塔中轴线，以杆塔中轴线为基准计算各分段内点云的左右宽度  $W_{L,k}$  和  $W_{R,k}$ ，按如下规则提取杆塔点云：

(1) 若  $|W_{L,k} - W_{R,k}| < \Delta W$ ，区间对称，全部为塔杆点云；

(2) 若  $|W_{L,k} - W_{R,k}| \geq \Delta W$ ，区间不对称，取宽度最小值以内的点作为杆塔点；

对矩形塔身杆塔，设杆塔点云  $P_T$  的高程范围  $[H_{T,\min}, H_{T,\max}]$ ，取高程位于  $\left[ H_{T,\min} + \frac{(H_{T,\max} - H_{T,\min})}{3}, H_{T,\min} + \frac{2(H_{T,\max} - H_{T,\min})}{3} \right]$  范围内的点，取正视投影和侧视投影构造如图 7(A) 中虚线所示的 2 个梯形轮廓，取高程在  $H_{T,\min} + \frac{H_{T,\max} - H_{T,\min}}{3}$  以下且位于梯形范围内的点作为杆塔点云。对分体塔身杆塔，取高程位于  $[H_{T,\min} + \frac{(H_{T,\max} - H_{T,\min})}{3}, H_{T,\max} + \frac{2(H_{T,\max} - H_{T,\min})}{3}]$  范围内的点，

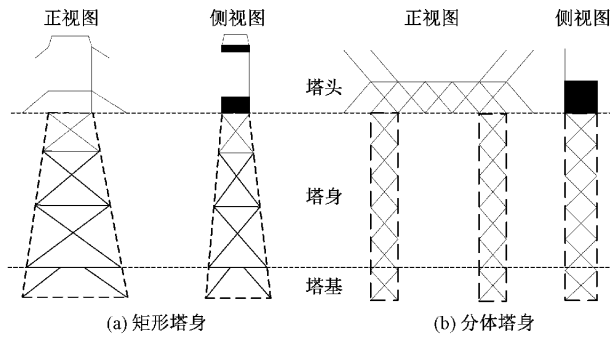


图 7 两种杆塔结构

取正视投影的左右两部分构造矩形轮廓,取侧视图构造矩形轮廓,取位于矩形区域范围内的点作为杆塔点云。

### 3 实验与分析

以无人机载激光雷达点云开展点云分类实验,以验证

本文算法的有效性。通过与商用软件 Li-Power Line 软件分类效果的对比,验证本文算法的准确性和效率。Li-Power Line 通过使用深度学习算法获得点云准确分类<sup>[23]</sup>,支持 GPU 加速以提高计算速度。实验运行平台配置为:Win10 操作系统,Intel I7 八核 1.8 GHz,显卡 NVIDIA MX350,内存 16 G。

为验证本文算法点云分类适用性,实验使用了如表 2 所示的 3 组点云数据进行测试。3 组测试数据中,数据组 1 和数据组 3 均为 500 kV 电力线路点云,数据组 1 点云密度较低为 55 点/ $\text{m}^2$  但点云精度高,数据组 3 点云密度 220 点/ $\text{m}^2$ ,但点云精度差。数据组 2 为 PS300-90 激光雷达所采集的点云数据,由于该激光雷达测程较短,少量区域电力线不连续。

数据组 1 点云分类结果如图 8 所示,图 8(a)为本文算法对点云分类结果,图 8(b)为 Li-Power Line 分类结果,其中红色圆点为 Li-Power Line 软件人工选点坐标。参考

表 2 测试点云信息

序号	激光雷达(LiDAR)设备	点云基本信息
1	RIEGL VUX-1L	500 kV 电力线,点云密度 55 点/ $\text{m}^2$ ,精度 1:500
2	Triple-IN PS300-90	220 kV 电力线,点云密度 80 点/ $\text{m}^2$ ,精度 1:500
3	自研制	500 kV 电力线,点云密度 220 点/ $\text{m}^2$ ,精度 1:1 000

500 kV 电力线杆塔高度参数<sup>[24-25]</sup>,设置数据组 1 点云分类算法参数为  $H_{TT}=44$  m 和  $H_{TL}=40$  m,数据组 1 共计 9 个杆塔(合 8 档电力线),本文分类算法共计耗时 115 s,单档电力线点云分类时间约合 14 s。相比于本文算法,Li-Power Line 软件在人工标注杆塔位置的基础上,数据组 1 分类耗时约 3 min,本文分类算法的计算速度更快。

Power Line 相当,分别为 98.50% 和 98.68%。Li-Power Line 软件分类所得到的电力线点云数量更大,如图 9 所示,Li-Power Line 软件分类时将绝缘子分类为电力线,而本文算法在电力线提取时将绝缘子分类为杆塔。绝缘子作为杆塔附属设施,绝缘子应当被识别为杆塔的一部分,Li-Power Line 会将部分绝缘子点云分类为电力线,存在一定的误判。

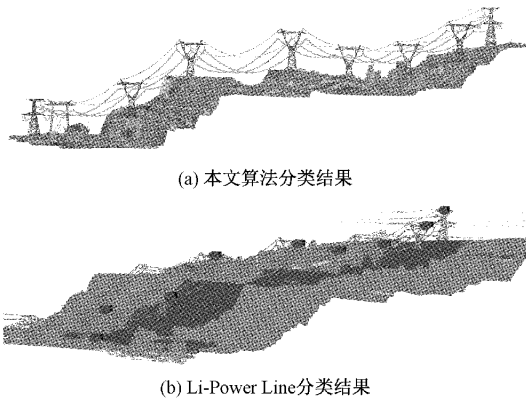


图 8 数据组 1 点云分类结果

电力线和塔杆点云的分类的查全率对于电力线路净空距离巡查<sup>[25]</sup>有重要影响,若电力线和杆塔点云分类遗漏,净空距离巡查时将出现误判。本文分类算法分类查全率如表 3 所示,本文分类算法的杆塔和电力线查全率和 Li-

表 3 激光雷达点云分类查全率

类目	手动分类	Li-Power Line	本文算法
杆塔	4 520	4 308	44 52
查全率		95.31%	98.50%
电力线	12 303	12 109	12 140
查全率		98.42%	98.68%

本文算法对数据组 2 和数据组 3 的分类查全率和分类耗时如表 4 所示,数据组 2 所使用的激光雷达为 905 nm 波长的激光二极管作为光源,光源发散角较大,其采集的电力线路点云存在电力线点云断点的现象。数据组 2 测试结果表明,本文分类算法能适应电力线断线等数据缺陷,分类结果较稳定。数据组 3 的点云密度较大,从点云分类耗时看,本文所设计的算法计算效率受点云密度影响较小,能够适应高密度点云的快速分类。同时,数据组 3 点

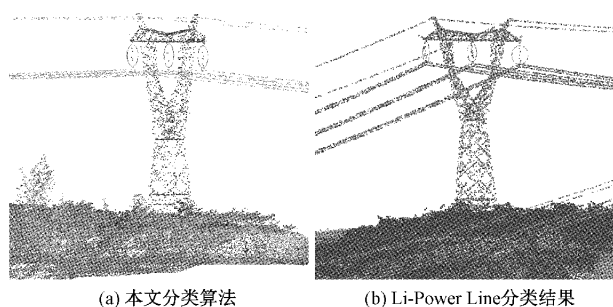


图9 杆塔点云分类结果对比

云存在部分噪点,本文算法的分类查全率仍然能够稳定在98%左右,本文算法的鲁棒性较好。

表4 组2和组3点云分类结果

组号	点云基本情况	查全率	分类耗时
2	220 kV, 80 点/m <sup>2</sup> , 电力线:	98.02%	总时间: 85 s 单档耗时: 14.17 s
	6 档电力线 塔杆:	97.85%	
3	500 kV, 220 点/m <sup>2</sup> , 电力线:	98.73%	总时间: 115 s 单档耗时: 14.38 s
	8 档电力线 塔杆:	97.70%	

#### 4 结 论

本文提出了一种融合探测概率的电力线路点云分类方法,通过分析线目标和面目标两种典型目标类型的探测概率,建立融合探测概率的网格化描述方法,基于网格化描述方法设计了点云分类方法。以3组机载激光雷达点云数据开展了验证实验,实验结果表明本文算法能够适应不同性能指标的点云数据分类应用,分类算法的查全率可达到98%,单档电力线点云分类时间仅14s,算法计算效率较高且具有较好的查全率。本文所提出的电力线路点云分类方法相比于已有算法提高了分类速度和查全率,具备一定的实用价值。

机载激光点云分类需要对非结构化点云数据进行分类,在电力巡检等野外环境下的点云数据分类难度较大,本文所提出的点云分类方法融合了不同目标的探测概率提升了点云分类精度和效率。在后续的研究中,将开展融合目标类型、回波强度等多源信息的点云分类算法,降低点云分类计算量并提高分类精度,为分类算法在机载端的实现提供基础方法。

#### 参考文献

[1] 吴立远,毕建刚,常文治,等. 配网架空输电线路无人机综合巡检技术[J]. 中国电力, 2018, 51(1): 97-101, 138.

[2] 陈世海,李俊明,王雯. 基于3D点云的电缆自适应多尺度去噪算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2020,

39(10):115-118.

- [3] 张磊,姜志博,王海涛,等. 输电通道移动巡视管控系统构建[J]. 中国电力, 2020, 53(3):35-42.
- [4] 郭保青,余祖俊,张楠,等. 铁路场景三维点云分割与分类识别算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(9): 2103-2111.
- [5] 梁文勇,吴大伟,谷山强,等. 输电线路多旋翼无人机精细化自主巡检航迹优化方法[J]. 高电压技术, 2020, 46(9):3054-3061.
- [6] 麻卫峰,王成,王金亮,等. 基于激光点云的高压输电线路覆冰厚度反演[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(4): 89-95.
- [7] CHEN C, MAI X, 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):1563-1569.
- [8] 杨俊涛,康志忠. 多尺度特征和马尔可夫随机场模型的电力线场景点云分类法[J]. 测绘学报, 2018, 47(2): 188-197.
- [9] 周汝琴,许志海,彭焜刚,等. 一种高压输电线路机载激光点云分类方法[J]. 测绘科学, 2019, 44(3): 21-27, 33.
- [10] 黄陆君,陈光平,袁帅,等. 电力巡线 LiDAR 点云电塔自动定位和提取算法[J]. 测绘通报, 2020, 517(4): 53-57, 75.
- [11] 游安清,潘旭东,赵平,等. 激光雷达电力巡线点云自动分类方法研究[J]. 应用光学, 2019, 40(6):1077-1083.
- [12] 戴永东,王茂飞,仲坚,等. 激光雷达输电线路点云数据智能分类方法研究[J]. 电力大数据, 2021, 24(3): 9-16.
- [13] 林祥国,宁晓刚,夏少波. 特征空间聚类的输电线路激光雷达点云分割方法[J]. 测绘科学, 2016, 41(5): 60-63, 82.
- [14] 彭向阳,宋爽,钱金菊,等. 无人机激光扫描作业杆塔位置提取算法[J]. 电网技术, 2017, 41(11):3670-3677.
- [15] 武学英,崔健永,郑伟,等. 星载激光雷达高灵敏信号探测的关键技术研究[J]. 激光技术, 2017, 41(6): 881-885.
- [16] 朱培志,刘秉义,孔晓娟,等. 星载海洋激光雷达叶绿素剖面探测能力估算[J]. 红外与激光工程, 2021, 50(2): 119-127.
- [17] GUAN H, YU Y, LI J, et al. Extraction of power-transmission lines from vehicle-borne lidar data[J].

- International Journal of Remote Sensing, 2016, 37(1):229-247.
- [18] YANG S X, GENG X R, YANG W T, et al. A method of hyperspectral remote sensing image classification based on spectral clustering[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2019, 36(2): 267.
- [19] LI H, RAY N, GUAN Y, et al. Fast large-scale spectral clustering via explicit feature mapping [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2018(99):1-14.
- [20] 熊艳, 高仁强, 徐战亚. 机载 LiDAR 点云数据降维与分类的随机森林方法 [J]. 测绘学报, 2018, 47(4):11.
- [21] 姚树森, 徐集贤, 陈思颖. 机载扫描激光雷达点云形态分析滤波[J]. 北京理工大学学报, 2014, 34(4):6.
- [22] 赵冬青, 赵振峰. 基于改进鲁棒最小二乘法的发动机试验数据处理[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2009, 30(4):338-342.
- [23] QIN X, WU G, JIN L, et al. A novel method of autonomous inspection for transmission line based on cable inspection robot LiDAR data[J]. Sensors, 2018, 18(2):596.
- [24] LIU H, ZHANG J, PAN Y, et al. An efficient approach based on UAV orthographic imagery to map paddy with support of field-level canopy height from point cloud data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(6): 2034-2046.
- [25] GUAN H, SUN X, SU Y, et al. UAV-lidar aids automatic intelligent powerline inspection [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2021, 130: 106987.

#### 作者简介

李海明, 硕士研究生, 高级工程师, 主要研究方向为电力系统稳定与控制方面的研究。

E-mail: lihaiming930@163.com