

多特征约束的输电通道杆塔点云提取

王濮^{1,2,3}, 王成^{1,2,3}, 刁晓环^{1,2}, 聂胜^{1,2}, 杜蒙^{1,2}

1. 中国科学院空天信息创新研究院数字地球重点实验室, 北京 100094;

2. 可持续发展大数据国际研究中心, 北京 100094;

3. 中国科学院大学, 北京 100049

摘要: 杆塔自动识别是机载LiDAR (Light Detection And Ranging) 电力巡检应用的重要内容, 特别是长距离、规模化应用时, 高效高精度的杆塔点云提取尤为重要。针对复杂地形环境下输电通道杆塔点云快速精准识别难的问题, 本文提出了一种基于多特征约束的杆塔点云自动提取方法。首先, 基于输电通道地物空间分布特点, 设计了离地高度、垂直最大间隙等特征; 其次, 对输电通道机载LiDAR点云进行去噪、滤波等一系列预处理; 然后, 对非地面点云进行网格化, 基于离地高差、线性度等多特征约束快速定位杆塔区域, 并利用分层密度法和杆塔塔体结构对称性提取杆塔中心坐标; 最后, 对杆塔区域点云垂直分层切片, 逐层剔除非杆塔点云。采用3组不同场景的机载点云数据进行算法验证, 结果表明本文所提方法可从原始点云中快速自动提取杆塔点, 其中查准率、召回率、F1值分别可达91.6%、96.0%、93.5%, 杆塔定位精度保持在分米级甚至厘米级。

关键词: 机载LiDAR点云, 多特征约束, 输电通道, 垂直分层切片, 杆塔自动提取

中图分类号: TP701/P2

引用格式: 王濮, 王成, 刁晓环, 聂胜, 杜蒙. 2024. 多特征约束的输电通道杆塔点云提取. 遥感学报, 28(10): 2651-2660

Wang P, Wang C, Xi X H, Nie S and Du M. 2024. Automatic extraction of high-voltage transmission pylons with multifeature constraints. National Remote Sensing Bulletin, 28(10): 2651-2660 [DOI: 10.11834/jrs.20232684]

1 引言

杆塔是输电线路仅次于电力线(刘正军等, 2014; 赖旭东等, 2014; 麻卫峰等, 2020)的组成部分, 其结构完整和稳定运行是长距离电力传输的保障, 因此杆塔精准定位与识别具有重要意义。近年来机载LiDAR (Light Detection And Ranging) 已成为输电线路定期巡检、维护和发现安全隐患的重要技术支持(杨必胜等, 2017), 从输电线路海量点云中快速精准定位与识别杆塔, 为点云数据后处理(如场景分类、挂线点提取等)提供辅助信息, 因此杆塔点云提取的精度直接影响机载LiDAR的电力巡检应用效果。

基于点云的杆塔快速定位与识别方法可分为监督学习与非监督学习两类。已有研究使用监督分类器对输电通道场景分类, 进而提取杆塔。Kim和Sohn(2013)利用基于点云的21维特征和随机森

林分类器进行输电通道场景分类, 提取了杆塔、输电线和建筑物等地物; Guo等(2015)计算了点云的26种特征, 提出一种基于JiontBoost分类器的分类方法, 并利用地物上下文间联系约束并优化分类结果; Wang等(2017)提出了一种半自动城区输电场景分类方法, 首先使用霍夫变换和RANSAC (RANdom Sample Consensus) 算法识别输电通道走向, 然后利用支持向量机分类器和倾斜圆柱形邻域对点进行点云分类。此外, 也有研究将深度学习应用于输电通道点云场景分类: Peng等(2022)提出了一种对抗训练和领域自适应的输电通道分类方法, 通过设计点层次和点集层次的领域自适应模块, 实现不同域特征的对齐, 在跨地形迁移实验中表现较好; Li等(2022)利用图卷积网络提取输电线和杆塔, 并借助数据增强和近地面滤波方法克服了样本不均与不平衡问题。然而, 上述方法往往依赖数量大且类别均衡的训练样本, 耗时较长且邻域自适应

收稿日期: 2022-12-29; 预印本: 2023-04-10

基金项目: 国家重点研发计划(编号: 2021YFF0704600)

第一作者简介: 王濮, 研究方向为激光雷达点云数据处理。E-mail: wangpu0129@hotmail.com

通信作者简介: 王成, 研究方向为激光雷达遥感。E-mail: wangcheng@aircas.ac.cn

困难,对变化场景的泛化能力有待提高,不适合从海量输电通道点云中快速精准定位、提取杆塔。

无监督方法通常基于多规则约束、基于图像或基于模式识别的方法检测和提取杆塔。Awrangjeb和Islam(2017)首先基于低矮(高度较低)的非地面点生成杆塔掩膜,此处的杆塔独立且不与任何输电线连接,然后通过面积、形状和对称性等特征剔除植被,从而实现杆塔提取;Awrangjeb(2019)通过输电线与植被间的高差检测输电通道矩形区域和杆塔位置,以杆塔位置为种子区域进行生长来提取完整杆塔点云;Nardinocchi等(2020)基于几何假设和线点孤立且稀疏等特征进行输电线探测,并通过局部极大值策略检测和分类杆塔。上述研究多借助局部最大值特征识别杆塔,适用于地形平坦区域,对于地形起伏较大的山区的杆塔识别存在漏检问题。此外,这类方法通常利用离地高度信息以及输电线与地物间隔特征,而这些特征的计算依赖于局部低值(一般为地面点高程),通常对于穿越山谷上方的输电线路,由于激光脉冲测距受限,无法接收到地面的返回信号,导致此类特征存在较大误差。

针对以上问题,本文基于输电通道地物空间

分布特点提出一种基于机载LiDAR点云的杆塔快速精准提取新方法;同时,为了验证本文方法的可靠性,选取3组不同场景的机载点云数据进行验证,以期为输电线路空间距离分析等规模化应用提供数据预处理基础。

2 研究方法

与其他环境地物(植被、建筑、道路、河流等)相比,输电通道电力设施(杆塔、输电线等)空间分布具有显著特点,如:输电线属于架空地物,呈连续曲线分布,且长度较大;杆塔属于非架空地物,中间塔体呈四棱锥对称结构,且顶部与输电线相连接。基于此,本文提出了一种杆塔点云快速提取算法,具体流程如图1所示。首先,基于输电通道地物空间分布特点设计了离地高度、垂直最大间隙等特征;其次,对输电通道机载LiDAR点云进行去噪、滤波等一系列预处理;然后,对非地面点云进行网格化,基于离地高差、线性度等多特征约束快速定位杆塔区域,并利用分层密度法和杆塔塔体结构对称性提取杆塔中心坐标;最后,对杆塔区域点云垂直分层切片,逐层剔除非杆塔点云,得到杆塔点云。

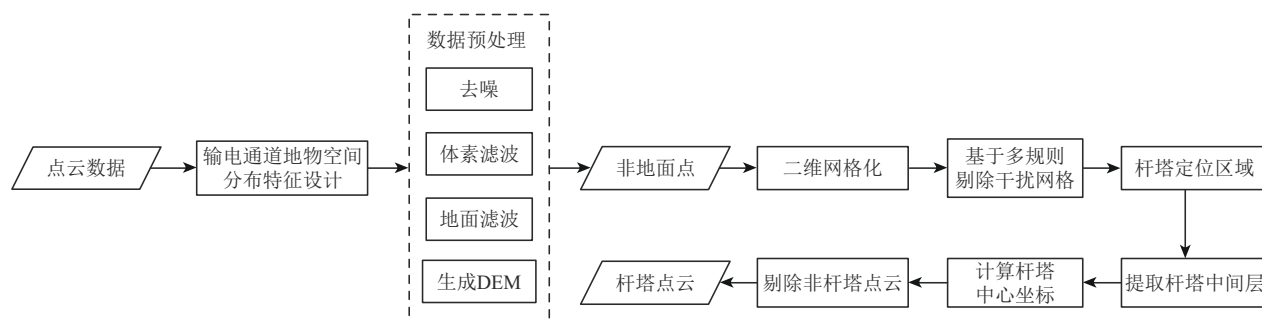


图1 本文方法流程图

Fig. 1 Flowchart of the proposed method in this study

2.1 输电通道地物特征设计

基于输电通道地物的空间分布特点,本文设计了离地高度、垂直连续分布系数、垂直最大间隙、线性系数、杆塔对称性等特征。

离地高度特征:离地高差为点云高程与对应地面高程的差值,主要用于剔除低矮植被等地物。如图2所示,输电线、杆塔一般具有较大的离地高度值,其下方的植被、房屋等地物则具有较低的离地高度值。

垂直空间分布特征:如图3所示,一定范围内垂直方向上连续分布系数 f_v 与最大间隙 $maxgap$,主要用于区分输电线、杆塔与高植被等地物,其中 $f_v \in [0, 1]$, $maxgap \geq 0$ 。垂直空间分布特征主要用于区分输电线、杆塔与高植被等地物。由图2可见:输电线与下方地物具有较大间隙,不具有垂直空间连续性;杆塔横担部分与输电线相连接,具有较大的间隙,而杆塔主体部分与植被在垂直空间分布上具有较大连续性。

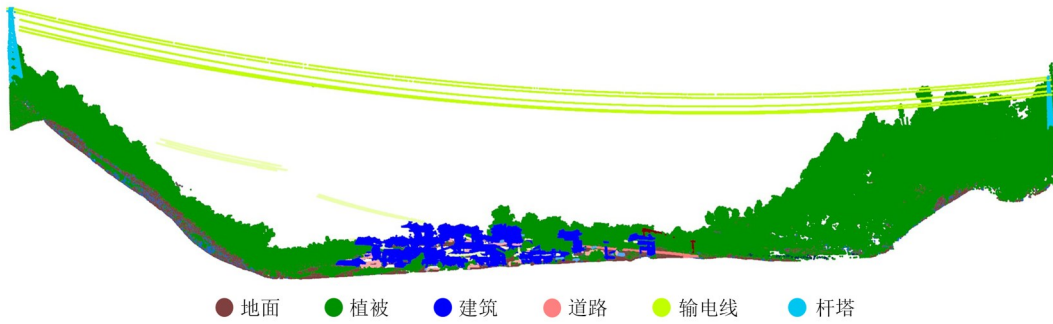


图2 输电通道点云数据示例

Fig. 2 Point cloud data of transmission corridor

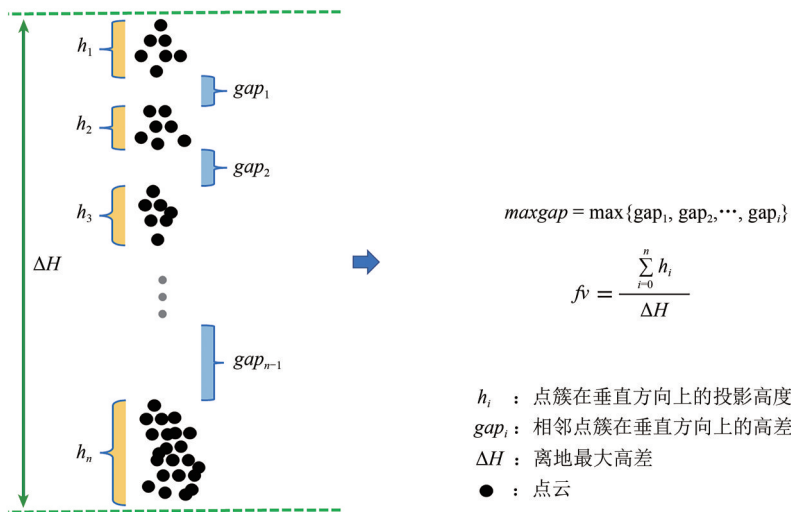


图3 分布系数 f_v 与最大间隙 $maxgap$ 的定义

Fig. 3 Definitions of f_v and $maxgap$

线性特征: 基于某点 P 及其一定邻域范围内点集, 计算其邻域质心 P_g 、协方差矩阵 Cov , 求解 Cov 得到特征值 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 (其中 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$), 定义线性度 $Linerity(P) = (\lambda_1 - \lambda_2) / \lambda_1$, 取值范围

为 $[0, 1]$ (Hackel等, 2016)。线性特征用于识别输电线的分布情况, 滤除明显非线性特征点。如图4所示, 输电线点云呈明显的线性结构, 其点云线性特征度量为高值。

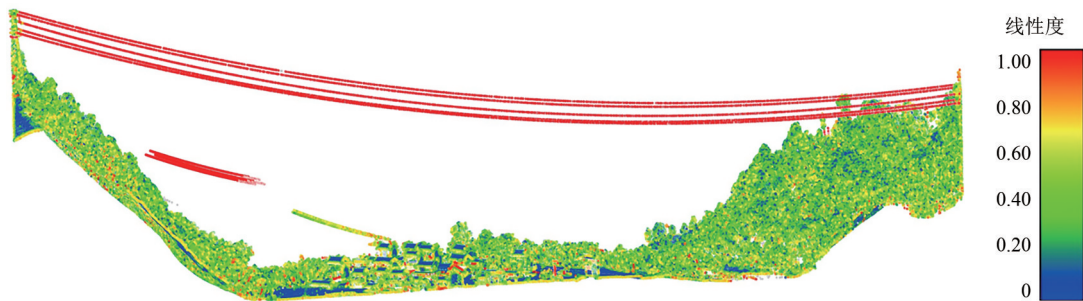


图4 线性特征分布情况

Fig. 4 Linear feature distribution

杆塔结构对称性: 图5展示了以酒杯塔为例的杆塔结构对称性分析; 基于图5 (a) 杆塔点云, 自底向上分层切片, 并提取每层外接矩形 (绿色线框) 及其中心点 (红色点), 结果如图5 (b)。

分析可知, 杆塔每层的中心点呈强线性关系, 特别是杆塔塔体中间部位 (紫色虚线框), 在几何关系上为与 Z 轴平行的直线。基于杆塔对称性可提取杆塔中心坐标, 剔除非杆塔点。

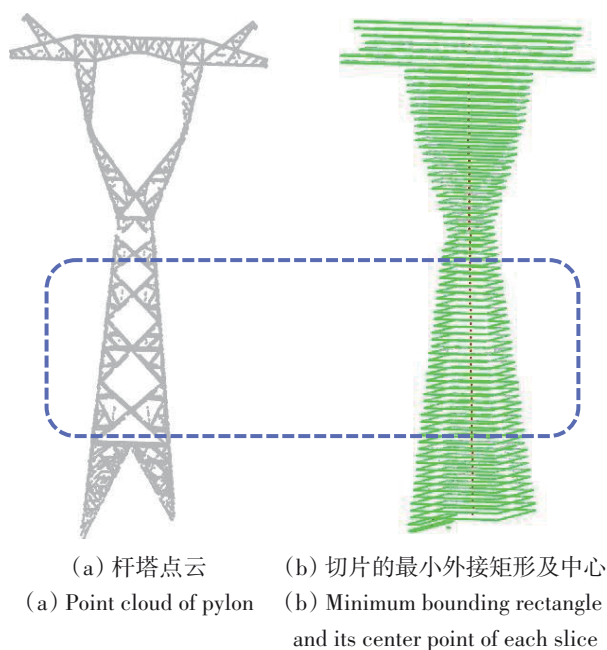


图5 杆塔对称性分析

Fig. 5 Symmetry analysis of pylon

2.2 杆塔区域定位

在提取杆塔点云之前，需要对输电通道原始点云进行去噪等一系列预处理，然后从大量的非地面点中定位杆塔区域，以剔除绝大部分干扰并减少数据量。为了提升对海量数据的适用性，基于二维网格定位杆塔区域，具体流程如下。

将输电通道非地面点云投影至XY平面，计算其外包围盒，得到X、Y方向坐标极值分别为 x_{\min} 、 x_{\max} 、 y_{\min} 、 y_{\max} ；构建宽度为 w_g 的二维空间网格集合 $G = \{G_1, G_2, \dots, G_i\}$ 。按照式(1)计算点 $p_i(x_i, y_i, z_i)$ 对应网格行号 row 和列号 col ，将非地面点集合 $p = \{p_1, p_2, \dots, p_i\}$ 填充到网格 G 中。 row 和列号 col 推到公式如下：

$$\begin{cases} row = (y_i - y_{\min})/w_g \\ col = (x_i - x_{\min})/w_g \end{cases} \quad (1)$$

对任意网格 G_i ，其离地高度 $h_{\text{ground},i}$ 为网格内高程最大值 $z_{\text{Max}_{G_i}}$ 减去对应的数字高程模型DEM (Digital Elevation Model) 高程值 $z_{\text{DEM},i}$ 。设定离地高度阈值 h_{Ground} ，所有大于该阈值的网格标记“1”，记为 $G_{1,i}$ ，可滤除低矮地物网格。将 $G_{1,i}$ 内部点集 $p_G = \{p_{G,1}, p_{G,2}, \dots, p_{G,i}\}$ 按高程值升序排列，自下向上分析点集的空间连续性系数 fv 和最大间隙值 $maxgap$ 。

通常情况下，输电线在水平空间上连续，采用

网格聚类方法提取输电线分布区域。由于输电线一般与下方地物保持较大的安全间隙，种子网格优先选择间隙较大的网格。对所有网格 $G_{1,i}$ ，构建其空间间隙值集合 $S_{\text{maxgap}} = \{\text{maxgap}_1, \text{maxgap}_2, \dots, \text{maxgap}_i\}$ ， $\text{Med}(S_{\text{maxgap}})$ 为 S_{maxgap} 的中位数，选取 S_{maxgap} 中值最大且大于 $\text{Med}(S_{\text{maxgap}})$ 的网格作为种子网格。若相邻网格的最大高程差小于阈值 $w_g/2$ ，则视为同一类簇。据此可获得所有含输电线区域的聚类集合 $S_c = \{C_1, C_2, \dots, C_i\}$ ，由于点云数据存在断裂导致网格聚类时未合并为一类，也可能存在一些高植被点未被剔除。假设 C_i 中含有输电线，则输电线与地物间通常存在安全间隙，即输电线点存在于当前聚类的上层地物点中，其点集应满足如下公式：

$$\forall p_u \in C_i | z(p_u) \geq \text{maxgap}(p_u) \quad (2)$$

式中， $z(p_u)$ 为点 p_u 的坐标Z值， $\text{maxgap}(p_u)$ 表示 p_u 所在二网格的垂直方向最大间隙。

图6展示了一段输电线路点云数据的线性度统计情况。可见：99%以上点的线性度 <0.8 ，这其中大多数为非输电线点，且上层地物点中输电线所占比例较大（本文取值0.5）；因此，若 $\{p_u\}$ 满足式(3)，则认为 C_i 具有明显的线性特征。

$$\frac{\text{count}(\text{Linearity}(\{p_u\}) \geq 0.8)}{\text{Size}(\{p_u\})} \geq 0.5 \quad (3)$$

式中， $\text{Linearity}(\{p_u\})$ 为点集 $\{p_u\}$ 的邻域线性值，取值范围 $[0, 1]$ ， count 为计数函数，统计满足条件的点数量， $\text{Size}(\{p_u\})$ 表示点集 $\{p_u\}$ 中的点数量。

若相邻的类簇 C_i 与 C_j 相连，即输电线未完全断开，则顶部具有明显线性特征点集仍有部分相连，需对聚类结果进一步合并处理。

对任一类簇 C_i ，滤除 $\text{maxgap} > \text{maxgap}_T$ 和 $fv < fv_T$ 的网格，其中 maxgap_T 和 fv_T 为给定的阈值；对于剩余网格进行局部聚类，得到杆塔候选区域 $R_T = \{R_1, R_2, \dots, R_i\}$ ；最后，为了排除临近输电线的高植被，认为没有被输电线点包围的杆塔候选区为误判，对顶部未被线性点集外接多边形包围或高程不连续的 R_i 进行剔除。

2.3 杆塔点云提取

杆塔区域点云常包含植被、输电线、绝缘子等干扰物，需要对其进一步剔除。本文利用杆塔

塔体结构对称性先提取中心坐标, 然后自底向上分层切片, 逐层剔除干扰。如图7所示, 塔体结构

为四棱台结构, 具有强对称性, 定义其水平面的中心坐标为杆塔中心坐标。

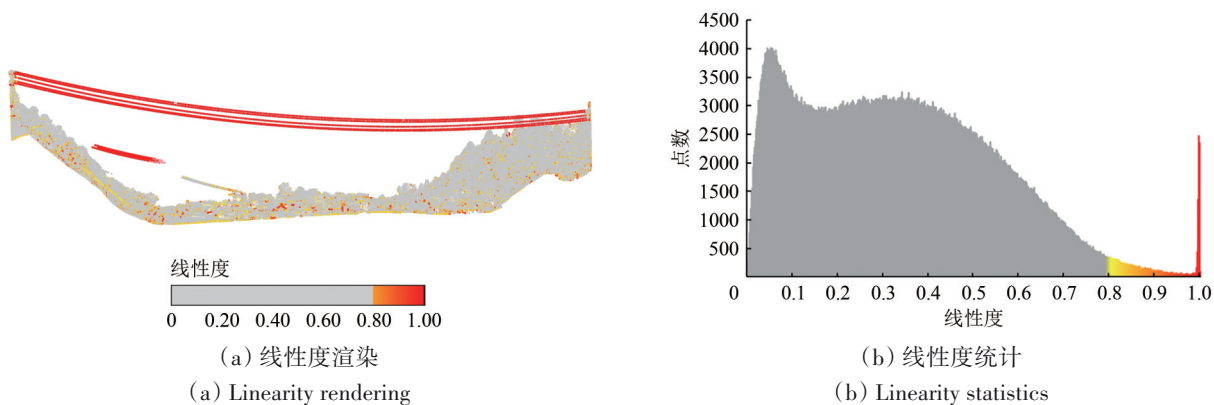


图6 点云线性度渲染及统计

Fig. 6 Linearity rendering and statistics of point clouds

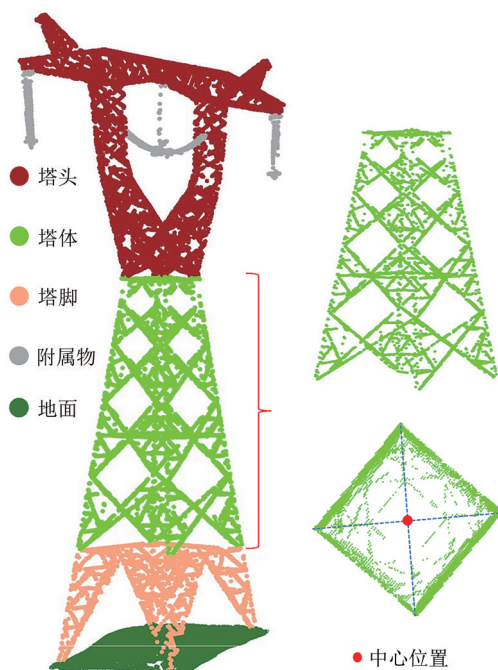


图7 杆塔中心坐标定义

Fig. 7 Definition of pylon center coordinates

本文利用分层密度统计法 (Chen 等, 2019; Qiao 等, 2022) 对杆塔进行结构性分割 (图8(b)), 提取杆塔塔体 (图8(c))。由于杆塔结构的复杂性以及仪器和作业方式的局限性, 存在杆塔点云缺失现象, 直接基于重心法计算的杆塔中心位置容易存在偏差。考虑到杆塔塔体具有空间对称性, 沿高程方向对杆塔主体点云分层切片 (图8(d)), 计算每层平面外接最小矩形的中心坐标 $loc = \{loc_{l,1}, loc_{l,2}, \dots, loc_{l,i}\}$ (图8(e)), 并采用RANSAC算法拟合空间直线剔除 loc 中的粗差, 具体流程如下:

(1) 按指定层高 h_{layer} 对杆塔主体点云进行分层

切片;

(2) 对每一层点云求取其最小外接矩形, 计算最小外接矩形的平面中心坐标并放入集合 loc 中;

(3) 任取2层切片中心点, 确定一条空间直线模型 l , 若其与 Z 轴夹角 $> 5^\circ$ 则重新选择;

(4) 计算其余层中心点到直线 l 的空间距离, 若距离 < 0.5 m, 则认为该层中心点为 l 模型的局内点, 记录符合条件的 l 模型的所有局内点;

(5) 重复步骤 (3) 和 (4), 求取所有满足条件的直线模型 $\{l\}$, 局内点最多的模型为最优模型。

图9(a)和(b)分别为一杆塔区域点云的正视图 and 侧视图。由于塔头常包含绝缘子、引流线等, 塔脚含有植被等点云, 需要进一步对其去除。侧视时整个塔体对称, 正视时除去横担部分, 也具有强对称性, 且附属物与中心塔体具有明显的间距, 如图9(c)所示, $d \gg r$ 。计算图9(c)的剖面点云到杆塔中心位置的水平距离, 按大小排列, 可知塔体与附属物之间有明显的距离间隔, 如图9(d)所示, $gap_1 \approx r$, $gap_2 \gg gap_1$ 。因此, 基于杆塔中心坐标设置一个距离差 gap_r , 可去除部分附属物。依据此规则, 自上而下分层剔除绝缘子、引流线等附属物, 得到杆塔点云。算法流程如下: (1) 对杆塔点云沿 Z 轴方向分层, 得到集合 $S_{layer} = \{layer_1, layer_2, \dots, layer_i\}$, 计算每一层点云到杆塔中心的距离; (2) 令第 i 层点云到其中心的距离集合为 $S_{i,d} = \{d_{i,1}, d_{i,2}, \dots, d_{i,j}\}$, 对 $S_{i,d}$ 升序排列, 使得 $d_{i,j} < d_{i,j+1}$; (3) 分析 $S_{i,d}$ 中前后数值差值, 并进行聚类, 计算类簇之间的间隙距离; (4) 由外到内, 逐个别除具有较大间隙的类簇。

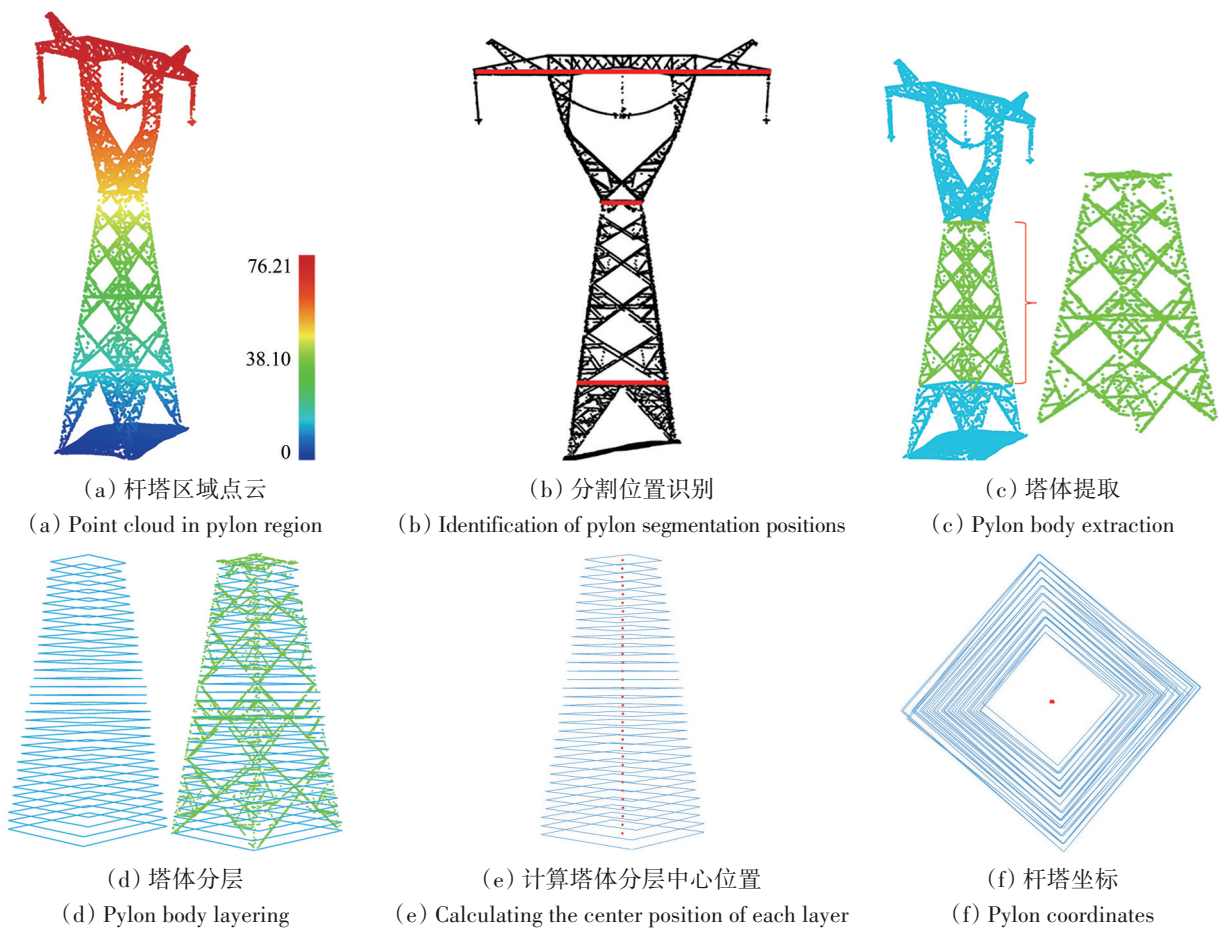


图8 杆塔中心坐标提取流程
Fig. 8 Extraction process of pylon center coordinates

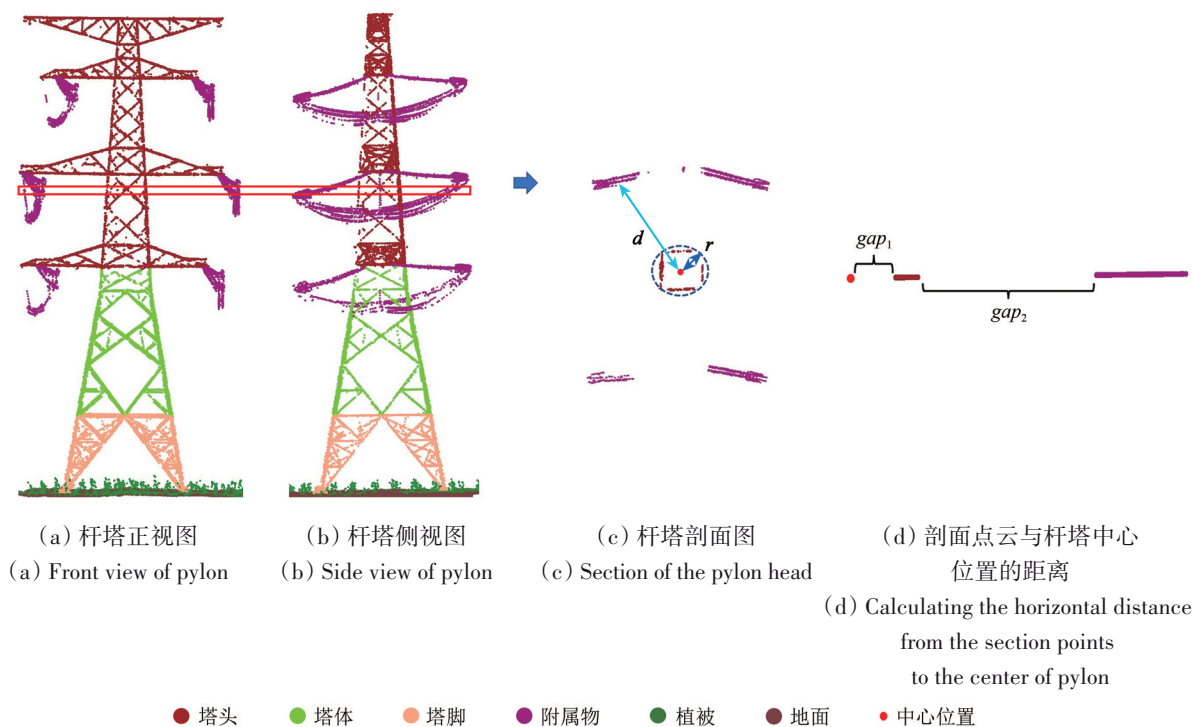


图9 杆塔附属物剔除示意图
Fig. 9 Removal of pylon attachments

3 实验与分析

3.1 实验数据

本文从安徽、贵州和广东3个地区的典型220 kV输电线路中,分别选取了3组代表性数据作为实验数据,详见图10。可见数据1和数据2仅包含一条线路数据,地形较为复杂,高植被分布广泛。其中:数据1线路总长8047 m,包括57100289点、22基塔,主要地物有输电线、杆塔、植被、建筑物、桥梁、道路等,地形有一定的起伏;数据2总长5554 m,包括73698210点、15基塔,主要地物有输电线、杆塔、植被、建筑物、道路、交跨线、交跨塔等;数据3总长1694 m,包括38607738点、20基塔,以及多条线路且存在交汇,周围有高大建筑,具体数据信息如表1所示。

为了减少对离地高度特征分析等后续处理的影响,采用半径滤波和统计分析的方法剔除离群点和噪声点。机载LiDAR电力巡线通常采用往复式扫描方式进行作业,点云数据存在局部密度不均衡,影响处理算法的稳定性、适用性,采用体素滤波方法进行密度均一化处理。最后,本文采用布料模拟滤

波CSF (Cloth Simulation Filtering) 算法(Zhang等,2016)进行滤波,并对地面点进行反距离插值处理生成DEM。杆塔、输电线等地物主要存在于非地面点中,离地高度特征的计算依据数字高程模型。

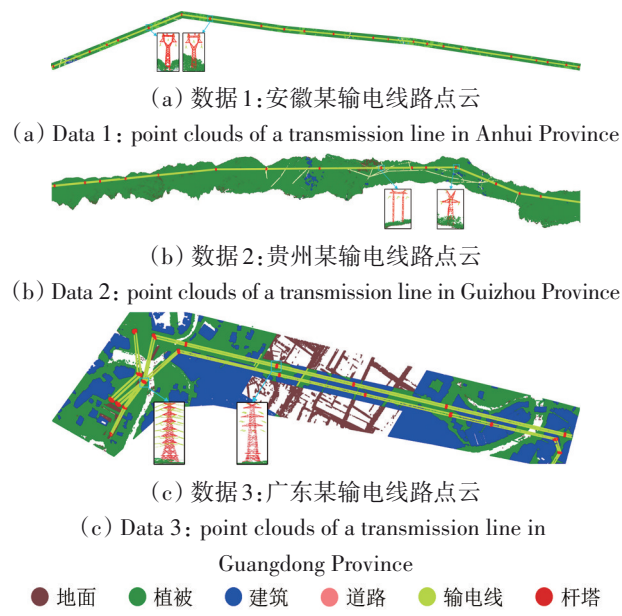


图10 输电线路点云实验数据

Fig. 10 Point cloud experimental data for transmission lines in this study

表1 3组实验数据具体信息

Table 1 Experimental data information of three groups

数据	点数	线路长度/m	线路宽度/m	塔数	杆塔高度/m		杆塔点数	地形
					最小值	最大值		
1	57100289	8047	90	22	52.69	74.63	102997	起伏、连续
2	73698210	5554	300	15	20.44	33.36	27048	起伏、连续
3	38607738	1694	300	20	25.67	53.78	141691	平坦、连续

3.2 试验结果

参考Wang等(2022)的评价方法,从杆塔区域定位准确度、杆塔中心水平坐标偏差和杆塔点云提取精度3个方面定量评价本文方法。

(1) 杆塔区域定位准确度。经过数据预处理后分离出非地面点,并对其进行二维网格分割,以加速运行效率,使其适用较大面积与数量的点云。由于3组实验数据的横担宽度在 $[10\text{ m}, 15\text{ m}]$,设置网格宽度 w_g 为5 m。离地高差的设置参照塔高,可根据输电线路电压等级进行设置。本文实验数据均为220 kV线路,塔高均 $>20\text{ m}$,考虑可能存在凸出的横担,设置hGround阈值为15 m,以快速剔除低矮地物干扰。二维网格生长主要为了探测完整且连续的输电线路区域,如图11浅绿色部分,

杆塔存在其中。为了进一步提取杆塔区域,需要设置 $maxgap_T$ 和 fv_T 两个参数,前者可根据电压等级设为最小净空距离,后者为经验阈值,正常情况下设置为0.5,提取的杆塔区域如图11红色部分。若定位得到的区域中包含杆塔点,则认为杆塔定位成功。根据图11可知,3组实验数据均完成了100%的杆塔区域定位,有效剔除了山区高大植被的干扰。同时,本文算法也适用于多线路交汇的复杂情况(数据3)。

(2) 杆塔中心水平坐标定位偏差。均方根误差RMSE (Root Mean Square Error) 被用于计算杆塔水平坐标定位偏差,即杆塔坐标与真实参考坐标之间的水平距离偏差。对探测到的杆塔区域提取杆塔中间塔体,进而计算杆塔中心坐标,3组实

验数据的杆塔定位误差 RMSE 值分别为 0.04 m、0.40 m 和 0.13 m。定位误差与点云质量相关，数据 1 的杆塔点云质量（密度和完整性）较好，杆塔中心坐标精度最高；数据 2 因出现部分数据缺失，即图 12 中从左往右的第 4 基杆塔塔头点云缺失，杆塔完整性较差，计算出现误差极大值。综上，本文杆塔坐标自动计算方法的精度能够保持在分米级，甚至可达到厘米级。

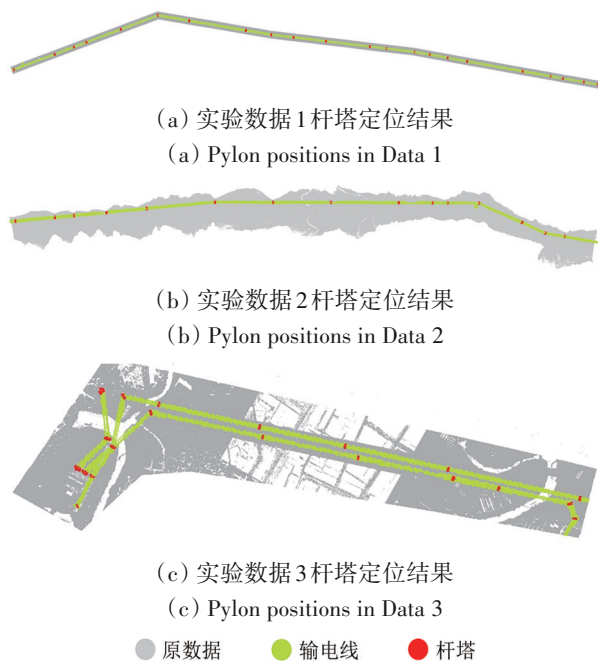


图 11 3 组实验数据的杆塔区域定位结果
Fig. 11 Pylon positioning results

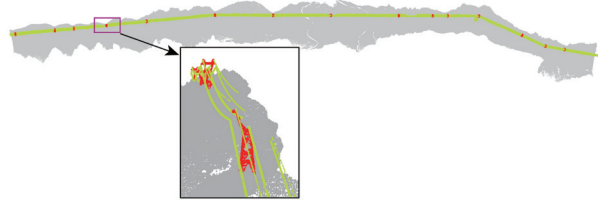


图 12 实验数据 2 缺失情况：从左往右的第 4 基杆塔塔头点云缺失

Fig. 12 Missing situation in data 2: point cloud missing in the 4th pylon's head, counted from left to right

(3) 杆塔点云提取精度。基于探测到的杆塔区域和杆塔中心坐标精提取杆塔点云，并采用查准率 ($P = TP/(TP + FP)$)、召回率 ($R = TP/(TP + FN)$) 和 F1 值 ($F1 = 2PR/(P + R)$) 评价其精度，其中 TP 是正确识别的杆塔点数，FN 是未识别的杆塔点数，FP 是错误识别的杆塔点数，精度评价结

果如表 2。分析可知：数据 1 的查准率和召回率均达到了比较好的结果，但因为是山区，杆塔底部常混有植被，难以完全剔除；相较于数据 1 和数据 3，数据 2 的数据质量较差，杆塔点云密度较低，杆塔完整性也存在缺陷，增加了附属物（如绝缘子等）和周围植被剔除的难度，查准率偏低；可能由于激光测量系统测距精度较差，数据 3 点云质量偏厚，提取的杆塔点云中塔脚内部混有低矮植被，无法对其进行有效剔除，所以查准率偏低。

表 2 杆塔点云提取精度

Table 2 Extraction accuracy of pylon point cloud

数据	TP	FP	FN	P/%	R/%	F1/%
1	98456	8912	4541	91.6	95.5	93.5
2	24776	4982	2272	83.2	91.6	87.1
3	136165	20009	5526	87.1	96.0	91.3

3.3 对比分析

为了进一步验证本文方法的可行性和有效性，与方法一（魏韬等，2018）、方法二（王和平等，2021）进行对比。方法一通过空间分布特性粗提取杆塔点云，采用区域增长算法和空间直线拟合法实现杆塔的自动识别和高精度定位；方法二通过特征组合方式和区域生长进行杆塔定位。对比实验结果如表 3 所示。可见：本文方法与方法二具有较好的杆塔区域识别结果；方法一算法对高植被敏感，无法有效剔除，产生了较多的杆塔区域误判。方法一的杆塔中心坐标计算方法与本文类似，杆塔中心定位精度优于方法二。由于方法一和方法二主要针对杆塔定位，其识别的杆塔区域混有附属物等，未进一步精提取杆塔点云，所以杆塔点云提取的查准率较低。综上，本文方法识别和提取高压杆塔效果较好，能够满足机载 LiDAR 电力巡检应用需求。

表 3 方法对比

Table 3 Comparison of methods

方法	杆塔区域识别			中心坐标 定位误差/m	杆塔点云提取精度		
	正确识别 个数	错误识别 个数	未识别 个数		P/%	R/%	F1/%
本文 方法	57	0	0	0.19	87.3	94.4	90.6
方法一	52	54	5	0.63	36.3	68.1	46.5
方法二	51	3	6	0.97	47.4	82.4	59.8

4 结 论

为解决地形复杂环境下输电通道杆塔点云快速精准识别难问题, 本文提出了一种基于多特征约束的杆塔快速定位与提取方法, 并进行验证。主要结论如下:

(1) 由于存在高大植被干扰、多线路交汇等复杂情况, 本文综合利用点坐标和二维网格的多个有效特征来快速定位杆塔区域, 并融合了分层密度法和杆塔塔体结构对称性, 能够精准地提取杆塔中心坐标, 精度可达厘米级。

(2) 针对绝缘子、引流线等杆塔附属物剔除的问题, 本文引入杆塔塔体与附属物之间的距离间隔规则, 提出了分层切片、逐层剔除的策略, 有效地剔除了杆塔附属物。

(3) 在3组不同场景和地形起伏区域数据上的实验结果表明, 本文方法具有较好的精度和适用性, 且优于其他方法。

虽然本文方法取得了较好的实验结果, 但仍然可从以下两方面进行改进: (1) 对于严重缺失的数据, 分层密度法分割杆塔塔体可能不准确, 需要引入新的特征强化塔体分割正确性; (2) 点云精度较差时, 杆塔底部周围、内部混有植被, 易导致较低查准率, 仍需进一步研究。

参考文献(References)

- Awrangjeb M. 2019. Extraction of power line pylons and wires using airborne LiDAR data at different height levels. *Remote Sensing*, 11(15): 1798 [DOI: 10.3390/rs11151798]
- Awrangjeb M and Islam M K. 2017. Classifier-free detection of power line pylons from point cloud data. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, IV-4/W4: 81-87 [DOI: 10.5194/isprs-annals-IV-4-W4-81-2017]
- Chen S C, Wang C, Dai H Y, Zhang H B, Pan F F, Xi X H, Yan Y G, Wang P, Yang X B, Zhu X X and Aben A. 2019. Power pylon reconstruction based on abstract template structures using airborne LiDAR data. *Remote Sensing*, 11(13): 1579 [DOI: 10.3390/rs11131579]
- Guo B, Huang X F, Zhang F, and Sohn G. 2015. Classification of airborne laser scanning data using JointBoost. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 100: 71-83 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2014.04.015]
- Guo T, Shen P, Shi L, Wang W, Li X S, Liu W M and Wang C. 2018. Study on power tower extraction and fast positioning from airborne LiDAR data. *Remote Sensing Technology and Application*, 33(3): 530-535 [魏韬, 沈平, 时磊, 王伟, 李雪松, 刘文明, 王成. 2018. 机载 LiDAR 快速定位高压电塔方法研究. *遥感技术与应用*, 33(3): 530-535] [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2018.3.0530]
- Hackel T, Wegner J D and Schindler K. 2016. Contour detection in unstructured 3D point clouds//*Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Las Vegas: IEEE: 1610-1618 [DOI: 10.1109/CVPR.2016.178]
- Kim H B and Sohn G. 2013. Point-based classification of power line corridor scene using random forests. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 79(9): 821-833 [DOI: 10.14358/PERS.79.9.821]
- Lai X D, Dai D C, Zheng M and Du Y. 2014. Powerline three-dimensional reconstruction for LiDAR point cloud data. *National Remote Sensing Bulletin*, 18(6):1223-1229 (赖旭东, 戴大昌, 郑敏, 杜勇. 2014. LiDAR 点云数据的电力线 3 维重建. *遥感学报*, 18(6): 1223-1229) [DOI: 10.11834/jrs.20144075]
- Li W, Luo Z P, Xiao Z L, Chen Y P, Wang C and Li J. 2022. A GCN-based method for extracting power lines and pylons from airborne LiDAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 1-14 [DOI: 10.1109/TGRS.2021.3076107]
- Liu Z J, Liang J and Zhang J X. 2014. Power lines extraction from airborne LiDAR data using spatial domain segmentation. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 18(1): 61-76 (刘正军, 梁静, 张继贤. 2014. 空间域分割的机载 LiDAR 数据输电线路快速提取. *遥感学报*, 18(1): 61-76) [DOI: 10.11834/jrs.20132231]
- Ma W F, Wang C, Wang J L, Zhou J C and Ma Y Y. 2020. Extraction of power lines from laser point cloud based on residual clustering method. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 49(7): 883-892 (麻卫峰, 王成, 王金亮, 周京春, 麻源源. 2020. 激光点云输电线精细提取的残差聚类法. *测绘学报*, 49(7): 883-892) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2020.20190373]
- Nardinocchi C, Balsi M and Esposito S. 2020. Fully automatic point cloud analysis for powerline corridor mapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(12): 8637-8648 [DOI: 10.1109/TGRS.2020.2989470]
- Peng S W, Xi X H, Wang C, Xie R C, Wang P and Tan H W. 2022. Point-based multilevel domain adaptation for point cloud segmentation. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19: 1-5 [DOI: 10.1109/LGRS.2020.3037702]
- Qiao Y Y, Xi X H, Nie S, Wang P, Guo H and Wang C. 2022. Power pylon reconstruction from airborne LiDAR data based on component segmentation and model matching. *Remote Sensing*, 14(19): 4905 [DOI: 10.3390/rs14194905]
- Wang H P, Chen S C, Hu W, Ma C T, Liu N and Wang C. 2021. Study on power pylon fast positioning in transmission line from airborne LiDAR data. *Remote Sensing Technology and Application*, 36(6): 1306-1310 (王和平, 陈世超, 胡伟, 马春田, 刘宁, 王成. 2021. 机载 LiDAR 输电线路杆塔快速定位方法研究. *遥感技术与应用*, 36(6): 1306-1310) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.6.1306]
- Wang J R, Wang C, Xi X H, Wang P, Du M and Nie S. 2022. Location and extraction of telegraph poles from image matching-based point clouds. *Remote Sensing*, 14(3): 433 [DOI: 10.3390/rs14030433]
- Wang Y J, Chen Q, Liu L, Zheng D Y, Li C K and Li K. 2017. Super-

- vised classification of power lines from airborne LiDAR data in urban areas. *Remote Sensing*, 9(8): 771 [DOI: 10.3390/rs9080771]
- Yang B S, Liang F X and Huang R G. 2017. Progress, challenges and perspectives of 3D LiDAR point cloud processing. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 46(10): 1509-1516 (杨必胜, 梁福逊, 黄荣刚. 2017. 三维激光扫描点云数据处理研究进展、挑战与趋势. *测绘学报*, 46(10): 1509-1516 [DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20170351])
- Zhang W M, Qi J B, Wan P, Wang H T, Xie D H, Wang X Y and Yan G J. 2016. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation. *Remote Sensing*, 8(6): 501 [DOI: 10.3390/rs8060501]

Automatic extraction of high-voltage transmission pylons with multifeature constraints

WANG Pu^{1,2,3}, WANG Cheng^{1,2,3}, XI Xiaohuan^{1,2}, NIE Sheng^{1,2}, DU Meng^{1,2}

1. Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

2. International Research Center of Big Data for Sustainable Development Goals, Beijing 100094, China;

3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: Pylons are an important component of the transmission line, and its identification based on airborne Light Detection and Ranging (LiDAR) is crucial to power inspection. The efficient and high-precision extraction of pylon point clouds is important, especially in long-distance and large-scale applications, and is also conducive to massive data organization, parallel processing, and quantitative applications. The existing pylon extraction methods usually require a balanced and tremendous amount of training samples or lack sufficient terrain adaptability. Furthermore, these methods are vulnerable to tall objects, such as trees and buildings in the complex terrain environment of the mountainous areas. This study proposes an automatic pylon extraction method based on multifeature constraints. First, the height above the ground and the maximum vertical gap are designed on the basis of the spatial distribution of objects in the transmission corridor point clouds. Second, a series of preprocessing tasks, such as denoising and filtering, is performed on airborne LiDAR point clouds. Third, the pylon regions are quickly located on the basis of multifeature constraints, such as height difference and linearity, and the pylon center coordinates are calculated by using the layered density method and pylon structural symmetry. Finally, the point clouds of pylon regions are vertically sliced along the Z axis, and the nonpylon point clouds are eliminated layer by layer using the gap between the interference and the pylon vertical slicing. Airborne LiDAR point clouds in three different scenarios are utilized to evaluate the performance of the proposed method. The root mean square error of the pylon center coordinates are 0.04, 0.40, and 0.13 m. The precision, recall, and F1-value of the pylon extraction can reach up to 91.6%, 96.0%, and 93.5%. Compared with other pylon extraction methods, the qualitative analysis results show that the proposed method performs better in pylon area recognition, positioning error, and pylon point cloud extraction. Meanwhile, the proposed method successfully extracts pylons from variable terrain point clouds. Experimental results show that the proposed method can effectively extract pylons with high accuracy and strong terrain adaptability. In addition, the method does not need to train samples and consider class-imbalance problems. Furthermore, the proposed method can provide auxiliary information for postprocessing, such as scene classification and line hanging point extraction, and promote the application of airborne LiDAR for power inspection.

Key words: airborne LiDAR, multifeature constraint, transmission corridor, vertical slicing, automatic extraction of pylons

Supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2021YFF0704600)