

基于 LiDAR 点云的高压电塔自动提取算法

单丽杰*, 岳建平

河海大学地球科学与工程学院, 江苏 南京 211100

摘要 为提取机载 LiDAR 点云中的高压电塔, 提出一种电塔自动提取算法。首先, 对点云进行预处理, 利用布料滤波算法得到地面点和非地面点; 对非地面点点云进行空间规则化网格处理, 根据高压电塔的高程特征进行粗提取, 得到存在电塔的兴趣区域(ROI)网格; 最后, 利用改进的基于密度的噪声空间聚类算法剔除 ROI 网格中的噪声点, 进行电塔点云的精细提取。实验结果表明, 本文算法可以实现 LiDAR 点云中高压电塔的自动提取, 具有较高的自动化程度和处理效率。

关键词 遥感; 激光点云; 高压电塔; 自动提取; 规则网格; 基于密度的噪声空间聚类

中图分类号 P23

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2428009

Automatic Extraction Algorithm of High Voltage Pylon Based on LiDAR Point Cloud

Shan Lijie*, Yue Jianping

School of Earth Science and Engineering, Hohai University, Nanjing, Jiangsu 211100, China

Abstract To extract high voltage pylons from airborne LiDAR point clouds, a pylon automatic extraction algorithm is proposed. First, the point cloud is preprocessed, and the cloth simulation filtering (CSF) algorithm is used to obtain ground points and non-ground points. Then, spatially regularized grid processing is carried out for non-ground point clouds, rough extraction is performed according to the elevation characteristics of high voltage pylons, and region of interest grids with pylons are obtained. Finally, the improved DBSCAN (density-based spatial clustering of applications with noise) algorithm is used to remove the noise points in ROI grids, and the pylon point cloud is finely extracted. The test results show that the algorithm in this paper can realize the automatic extraction of high voltage pylons from LiDAR point clouds, with a high degree of automation and a high processing efficiency.

Key words remote sensing; laser point cloud; high voltage pylon; automatic extraction; regular grid; density-based spatial clustering of applications with noise

OCIS codes 280.3640; 200.4560; 010.3640

1 引言

高压电塔是电力线架空悬挂避免近地物干扰、实现远距离电力传输的电力走廊的重要组成部分, 其安全性对输电线路至关重要^[1]。传统的输电线路安全巡检需要工作人员定期进行, 工作效率低, 劳动强度大。随着航空摄影技术和激光雷达技术的发展, 采用无人机进行输电走廊的安全巡检成为一

种全新的模式。机载 LiDAR 获取的点云数据中含有大量干扰信息, 因此需采用预处理、识别分类等操作, 将电塔、电力线等相关信息提取出来^[2], 进而为电力管理人员的安全分析提供数据。

在激光雷达点云的电塔自动识别和提取方面, 彭向阳等^[3]提出一种基于二维网格多维特征分析的杆塔自动定位方法, 利用点云的特征图像, 根据密度、高差和坡度特征自动定位塔杆位置。该方法具

收稿日期: 2021-06-02; 修回日期: 2021-06-17; 录用日期: 2021-07-20

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFC1508603)

通信作者: *3314747381@qq.com

有较高的自动化程度和处理效率,对山地和林地中塔杆的定位具有较好的鲁棒性,但在复杂交叉、大跨越等情况下提取的加高塔杆容易出现混淆的问题,且塔高相近的塔杆无法被分辨。魏韬等^[4]基于线路走廊的点云空间分布特性对电塔进行粗提取,并采用区域增长算法对单个电塔进行分离,根据最小二乘空间直线拟合法精确定位电塔的空间位置,实现了电塔的自动识别和定位,该方法对具有不同稀疏度和不同地形复杂度的点云具有较好的稳健性,但是参数的设置对不同的数据不具有通用性,不同的点云密度需要对应不同的参数。黄陆君等^[5]对点云进行二维空间网格划分,根据电塔点云的高程连续特征对电塔进行定位和粗提取,并利用点云的分层密度信息和图像开运算实现电塔精细提取,该算法在数据质量较差、存在大量噪声的情况下仍能得到较好的提取效果。刘洋等^[6]提出了一种基于网格特征的高压电塔自动识别方法,利用外接邻域网格线特征悬空点集检测电塔位置,以分层切片法获取电塔平面中心坐标并进行定位,该算法可实现高压电塔的快速自动识别,但是,当复杂地形中存在高大乔木或信号塔干扰时,该算法容易出现电塔遗漏现象。

针对点云数据提取电塔的自动化问题,本文提出一种高压电塔的自动提取算法。利用布料滤波

(CSF)算法得到地面点和非地面点,以此建立空间规则化网格,由数字高程模型(DEM,其值可用 V_{DEM})和数字表面模型(DSM,其值可用 V_{DSM})得到归一化数字表面模型(nDSM),根据高压电塔的高程特征提取感兴趣区域(ROI),利用空间规则网格和 KD tree 结构改进的 DBSCAN 算法,对 ROI 中的噪声点进行剔除,实现电塔点云的精细提取。

2 高压电塔的自动提取算法

2.1 算法基本流程

从 LiDAR 点云数据中自动提取电塔点云的过程主要分为三部分:数据预处理、基于规则网格的 ROI 提取、基于改进 DBSCAN 算法的精细提取。

首先,对初始点云数据进行去噪处理,将数据中的噪声点、孤点剔除,减少噪声点和孤点的存在对统计网格高差特征的影响,然后利用 CSF 算法分离地面点和非地面点。对非地面点云进行空间网格划分,统计网格内的最低点和最高点,得到 nDSM,据此设置高差阈值和高程连续区间,提取出存在电塔的网络区域,即 ROI。因 ROI 中存在小部分植被、电力线等噪声点,利用改进的 DBSCAN 聚类算法将 ROI 中的噪声点剔除,提取出电塔点云。

电塔自动提取算法流程如图 1 所示。

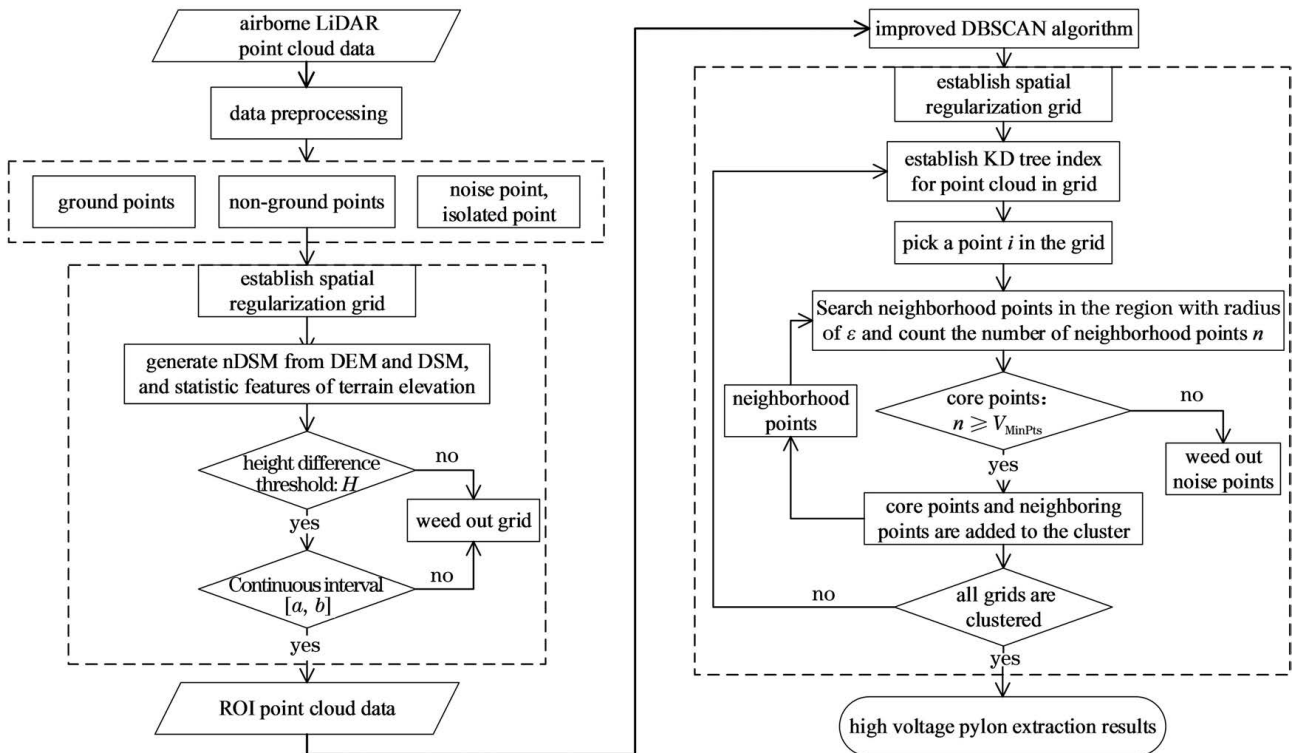


图 1 电塔自动提取算法流程
Fig. 1 Flow chart for automatic extraction of pylons

2.2 电塔的自动提取算法

2.2.1 数据预处理

激光雷达采集设备在数据采集过程中,受环境因素和设备自身的限制,获取的点云数据中不可避免地会存在孤点、飞点、噪声点,这会对后续电塔的提取产生影响,所以需要预处理。数据预处理过程主要包括点云去噪和点云滤波。去噪处理是通过 CloudCompare 软件将初始点云中的噪声点、体外飞点进行剔除。利用 CSF 方法进行点云滤波处理,得到地面点和非地面点数据。

2.2.2 基于规则网格的 ROI 提取

进行数据预处理后,对非地面点进行空间规则网格化处理,网格尺寸 s 的设置取决于电塔尺寸。若网格尺寸太大,提取的 ROI 中保留太多植被、电力线等不必要的点云;若网格尺寸太小,电塔点在提取中容易遗漏。因此将空间划分为 $M \times N \times 1$ 的网格,点云规则网格的划分为

$$\begin{cases} M = (x_{\max} - x_{\min}) / s \\ N = (y_{\max} - y_{\min}) / s \end{cases}, \quad (1)$$

式中: x_{\min} 、 x_{\max} 分别为滤波后点云数据 x 坐标的最小值和最大值; y_{\min} 、 y_{\max} 分别为滤波后点云数据中 y 坐标的最小值和最大值。依据 i 点的 x 坐标和 y 坐标,可计算得到该点在网格中的行、列号:

$$\begin{cases} m = (x_i - x_{\min}) / s \\ n = (y_i - y_{\min}) / s \end{cases}, \quad (2)$$

式中: (x_i, y_i) 为 i 点的坐标值; m 、 n 为 i 点在规则网格中的行、列号。

通过分析输电走廊中高压电塔与其他地物的特征,可知电塔具有局部极高值和高程连续的特征,利用该特征从规则网格中提取 ROI。本文利用 nDSM 获取网格点云的高程特征。点云的 DEM 特征能反映地形起伏情况,可由网格内的最低点高程表示; DSM 反映地物顶部的起伏情况,由网格内最高点的高程表示; nDSM 由 DSM 和 DEM 相减得到,反映网格内地物相对于地面的最大高度信息^[1],从而得到网格点云的高程信息。DSM、DEM 和 nDSM 可分别表示为

$$\begin{cases} V_{\text{DSM}} = \max z(m, n, i) \\ V_{\text{DEM}} = \min z(m, n, i) \\ V_{\text{nDSM}} = V_{\text{DSM}} - V_{\text{DEM}} \end{cases}, \quad (3)$$

式中: $z(m, n, i)$ 为第 m 行、 n 列格网内第 i 点的 z 坐标。根据得到的 nDSM 设置合适的高差阈值 H , 得到具有较高高差的点云网格,但是一些植被和电力线同时存在的网格也具有较高高差,进一步分析网格点云的高程特征,沿高程方向进行分层,植被和塔基点云主要分布在下部,电力线、绝缘子和塔头点云分布在上部,中间一段高程区间内只含电塔点云,所以,含有电塔点云的网格在此区间是高程连续的。可以通过设置高程连续区间 $[a, b]$, 将高程不连续的网格进行剔除,提取出存在电塔的 ROI 网格。

不同地物的高程分布特征如图 2 所示。

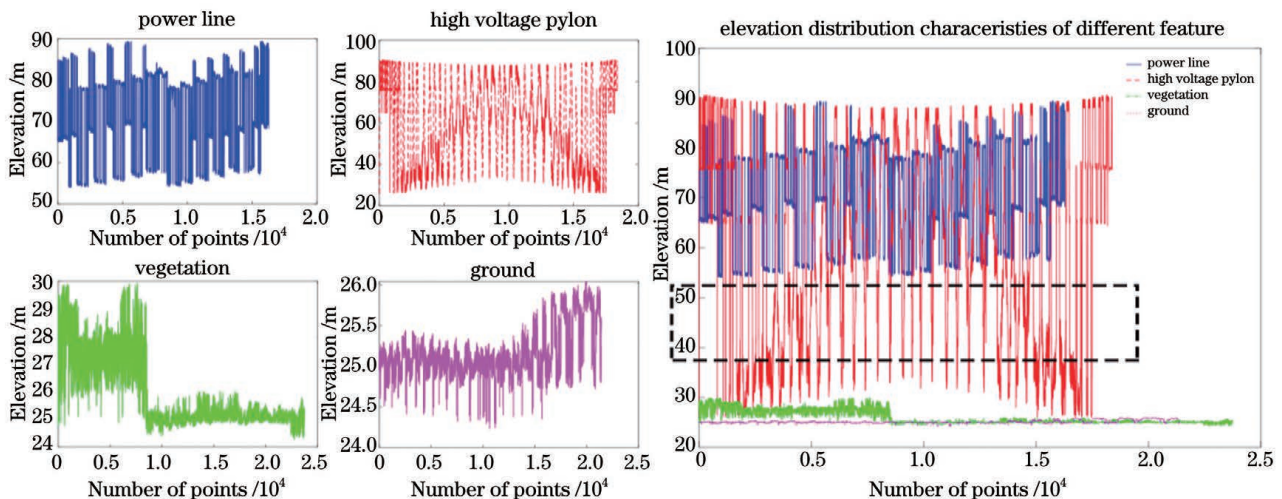


图 2 不同地物的高程分布特征

Fig. 2 Elevation distribution characteristics of different surface features

2.2.3 基于改进 DBSCAN 算法的精细提取

提取出 ROI 后,所得点云中除了包含电塔点云外,还包含塔基周边的低矮植被和与塔身连接的电

力线、绝缘子等噪声点云。因此,为了得到更为精细的高压电塔点云,需进一步进行精细提取。

传统 DBSCAN 算法^[7]将数据点分为核心点、边

界点、噪声点三类,在处理过程中先将所有的点标记为未处理状态,计算每个点半径 ϵ 内邻域点的个数,若点 p 邻域内点的个数大于 V_{MinPts} ,则将该点标记为核心点,将邻域点标记为边界点,将既不属于核心点也不属于边界点的点标记为噪声点。DBSCAN 算法对参数 ϵ 和 V_{MinPts} 初值的设置敏感,参数的设置是该算法很关键的一步,影响着聚类结果的精度,首先需要确定参数 ϵ 的值,再依据 ϵ 半径邻域内点云的个数,设置 V_{MinPts} [8]。 ϵ 参数的确定:计算点云数据之间的距离,得到距离矩阵,将距离矩阵每行的距离值从小到大排序,得到每个点与其他所有点的距离排序后的矩阵,并生成距离图,从中找到距离出现较大转折的地方,将此处的距离设置为 ϵ 的初始值。在确定了 ϵ 的初始值后,需要寻找 V_{MinPts} 的初始值,具体步骤为:计算所有数据点 ϵ 半径内包围的点的个数,取平均值作为初始值,即

$$V_{\text{MinPts}} = \frac{\sum_{i=1}^n W_{\text{Num},i}}{n}, \quad (4)$$

式中: n 为点云个数; $W_{\text{Num},i}$ 为第 i 点 ϵ 半径内的点云个数。如(4)式所示,两个参数初始值设置完成后,还需要人为地根据初始聚类结果进行适当的调整。

DBSCAN 算法在处理点云这类数据量较大的数据时,算法运行时间长,假设点云个数为 n ,算法时间复杂度为 $O(n^2)$,处理效率慢。因此,对该算法进行改进可提高处理效率,这主要体现在以下两个方面。

1) 利用空间规则化网格改进 DBSCAN 算法。传统 DBSCAN 算法在搜索邻域点时,需要计算核心点与其他 $n-1$ 个点云的距离,从中找到距离小于 ϵ 值的点,将其视为邻域点,其中有很多距离是不必要计算的,因为电塔彼此间的距离达数十米甚至更远 [9-10],已经远大于设置的 ϵ 。基于 ROI 提取过程中的空间规则化网格划分的思想,将提取的 ROI 点云数据进行网格划分,以单个电塔所在区域为一个网格,在进行邻域点搜索时,对同一网格内的点云进行

搜索,只计算同一网格内点云的距离值,这样可以减少不必要的运算,提高处理效率。

2) 利用 KD tree 搜索结构改进 DBSCAN 算法。KD tree 结构在数据量较大时能缩短数据处理时间 [11],在 ROI 数据中检索核心点和邻域点时,通过 KD tree 结构进行检索,找出与核心点的距离小于阈值 ϵ 的点,然后统计邻域点的个数,当满足 V_{MinPts} 阈值条件时,由核心点不断生长扩大搜索区域,实现电塔聚类。

改进后 DBSCAN 算法的主要步骤:

- 1) 输入提取的 ROI 点云数据,设置参数 ϵ 、 V_{MinPts} 初始值;
- 2) 运用(2)、(3)式,输入数据,建立空间规则网格;
- 3) 利用网格点云建立 KD tree 索引;
- 4) 在网格内任选一个未标记的点 i ,通过 KD tree 搜索邻近点,判断是否满足 ϵ 、 V_{MinPts} 阈值条件,若满足,则对该点和邻域内的点进行标记;
- 5) 若将点 i 判定为核心点,由该点不断生长直到遍历网格内所有的点,满足阈值条件的核心点和邻域点构成电塔聚类簇;
- 6) 继续对其他网格内点云进行检索,直到所有网格遍历完成;
- 7) 输出电塔聚类簇。

3 实验结果与分析

3.1 实验数据

选取机载激光雷达测得的 500 kV 点云数据(数据 1 和数据 2 的部分选段)进行实验。数据 1 包含 5 个高压电塔(编号 #1~#5),点数约为 823 万,地形主要为平原,地势较为平坦;数据 2 包含 11 个高压电塔,选其中的一段数据,所选数据包含 3 个高压电塔(编号 #6~#8),点数约为 675 万,地形主要为山地,地势起伏较大。实验原始点云数据如图 3 所示。

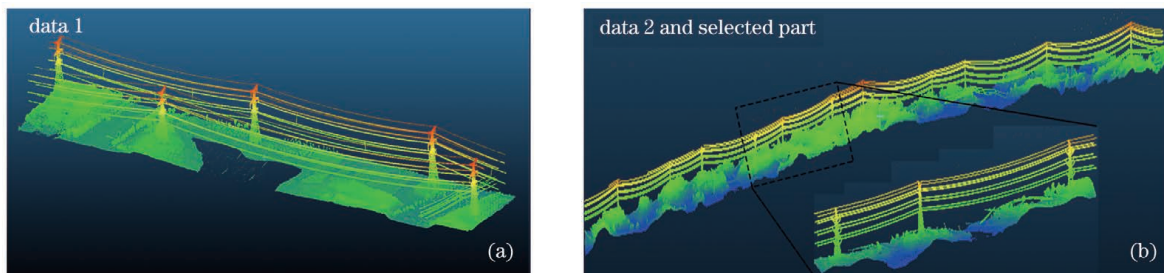


图 3 原始点云数据。(a)数据 1;(b)数据 2

Fig. 3 Original point cloud data. (a) Data 1; (b) data 2

3.2 实验结果与分析

对于数据 1,经去噪滤波得到的地面点和非地面点如图 4(a)所示;对非地面点建立规则网格,依据电塔尺寸设置网格大小 $s = 25.5 \text{ m}$,分析高程特征,设置高差阈值 $H = 60 \text{ m}$ 、高程连续区间为 $[40, 60]$,提取的 ROI 如图 4(b)所示,提取的 ROI 网格中除了电塔点云外还存留着植被点等噪声点;进一步利用改进的 DBSCAN 算法进行精细提取的结果如图 4(c)所示。

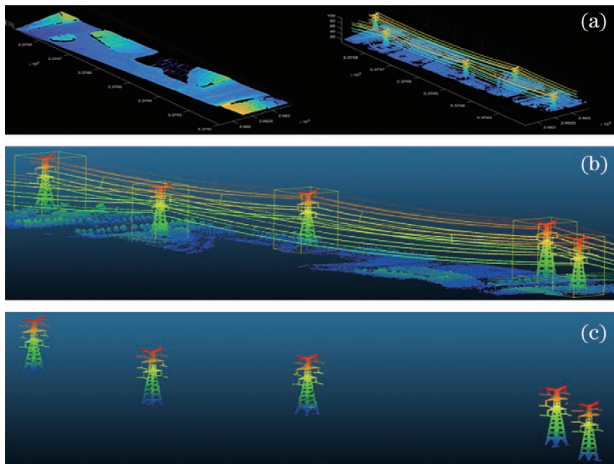


图 4 数据 1 提取结果。(a)滤波后地面点和非地面点;
(b)ROI 提取结果;(c)精细提取结果

Fig. 4 Extraction results of data 1. (a) Ground points and non-ground points after filtering; (b) ROI extraction result; (c) fine extraction result

数据 2 选段点云的实验结果如图 5(a)~(c)所示。

为验证该算法提取高压电塔点云的有效性,对

表 1 高压电塔点云提取结果

Table 1 Point cloud extraction results of high voltage pylons

Test data	Pylon	Number of manually extracted points	Number of points extracted by our algorithm	Extraction rate /%
Data 1	# 1	11867	12295	96.5
	# 2	18449	18958	97.2
	# 3	62086	65702	94.5
	# 4	15731	16295	96.5
	# 5	29627	31282	94.7
Data 2 (partial)	# 6	13417	16265	82.5
	# 7	12331	14804	83.3
	# 8	14526	17691	82.1

3.3 对比实验与分析

为了进一步验证本文算法的可行性和有效

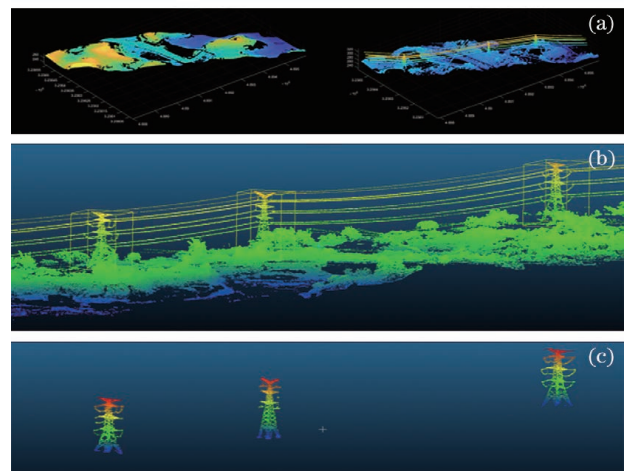


图 5 选取部分数据 2 的提取结果。(a)滤波后地面点和非地面点;(b)ROI 提取结果;(c)精细提取结果

Fig. 5 Extraction results of selected data from data 2. (a) Ground points and non-ground points after filtering; (b) ROI extraction result; (c) fine extraction result

提取后的电塔点云进行精度分析^[12-14]。以人工方式提取电塔点数为真值进行分析,提取结果如表 1 所示。该算法从机载激光雷达点云数据中提取电塔,可以实现电塔点云的自动提取,提取的电塔点云中仍混有小部分的植被点云。该算法存在难以区分塔基点云和低矮植被点云的问题,特别是数据 2 的实验区域,地势陡峭,坡度较大,塔基底部分点云和植被点云难以区分,该算法在此区域的提取精度略低。实验结果表明,数据 1 的提取精度为 95.8%,数据 2 的提取精度为 82.6%,本文算法可以实现高压电塔点云的自动提取,更适合平坦地区的电塔提取。

性,利用文献[6]中塔中心平面坐标的计算方法,获取了数据 1 经精细提取后 5 座电塔的平面坐标,

与通过文献[3]、文献[5]中提取的电塔平面坐标进行对比,并以人工选点方式获取电塔平面坐标,将其作为真值对算法进行误差分析,结果如表 2

所示。从表 2 可以看出,本文算法提取的高压电塔满足电力巡检的数据提取需求,提取精度可达 m 级。

表 2 基于数据 1 得到的高压电塔平面坐标及误差计算结果

Table 2 Plane coordinates and error calculation results of high voltage pylons obtained based on data 1

Pylon	Method	x value /m	y value /m	Plane error /m
# 1	Manual method	266255.78	3374211.02	-
	Proposed algorithm	266254.87	3374211.06	0.47
	Method in Ref. [3]	266254.93	3374210.74	0.89
	Method in Ref. [5]	266255.33	3374210.91	0.46
# 2	Manual method	266230.84	3374506.69	-
	Proposed algorithm	266230.42	3374506.71	0.42
	Method in Ref. [3]	266230.86	3374507.63	0.94
	Method in Ref. [5]	266230.31	3374506.49	0.57
# 3	Manual method	266208.07	3374775.58	-
	Proposed algorithm	266208.41	3374775.97	0.52
	Method in Ref. [3]	266208.93	3374775.16	0.96
	Method in Ref. [5]	266208.54	3374775.23	0.59
# 4	Manual method	266293.64	3374403.47	-
	Proposed algorithm	266293.88	3374403.31	0.29
	Method in Ref. [3]	266293.41	3374402.98	0.54
	Method in Ref. [5]	266293.73	3374403.32	0.17
# 5	Manual method	266252.06	3374872.84	-
	Proposed algorithm	266252.15	3374872.52	0.33
	Method in Ref. [3]	266252.51	3374872.57	0.52
	Method in Ref. [5]	266252.19	3374872.43	0.43

4 结 论

提出基于机载激光雷达点云的高压电塔自动提取算法。实验结果表明,本文算法可以实现高压电塔的自动提取,这验证了本文算法的有效性和可行性。本文算法在地势起伏较大的山区的提取效果略差,更适合平坦地区的电塔提取,提取率达到 95.8%,满足电力巡检需要,本文算法可供电力管理人员分析检测使用。

参 考 文 献

[1] Wei S F, Yin S M, Xi X H, et al. A simplified automatic positioning method for transmission line tower based on point cloud[J]. Journal of Beijing University of Civil Engineering and Architecture,

2020, 36(3): 44-50.

危双丰,尹思铭,习晓环,等.一种简化的输电线路点云电塔自动定位方法[J].北京建筑大学学报,2020,36(3):44-50.

[2] Han W J. Three-dimensional power tower modeling with airborne LiDAR data[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2012, 29(10): 122-126.

韩文军.机载 LiDAR 数据的电力塔建模方法研究[J].长江科学院院报,2012,29(10):122-126.

[3] Peng X Y, Song S, Qian J J, et al. Research on automatic positioning algorithm of power transmission towers based on UAV LiDAR [J]. Power System Technology, 2017, 41(11): 3670-3677.

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.
- [4] Guo T, Shen P, Shi L, et al. Study on power tower extraction and fast positioning from airborne LiDAR data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2018, 33(3): 530-535.
魏韬, 沈平, 时磊, 等. 机载 LiDAR 快速定位高压电塔方法研究[J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(3): 530-535.
- [5] Huang L J, Chen G P, Yuan S, et al. Algorithm of pylon automatically localization and point cloud extraction in power line inspection based on LiDAR [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020(4): 53-57, 75.
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(4): 53-57, 75.
- [6] Liu Y, Yang B S, Liang F X. An automatically recognizing method for transmission towers from ALS point cloud [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(1): 34-38.
刘洋, 杨必胜, 梁福逊. 机载激光点云中高压电塔自动识别方法[J]. 测绘通报, 2019(1): 34-38.
- [7] Mai G C, Janowicz K, Hu Y J, et al. ADCN: An anisotropic density-based clustering algorithm for discovering spatial point patterns with noise [J]. Transactions in GIS, 2018, 22(1): 348-369.
- [8] Song J Y, Guo Y P, Wang B. Research on parameter configuration method of DBSCAN clustering algorithm[J]. Computer Technology and Development, 2019, 29(5): 44-48.
宋金玉, 郭一平, 王斌. DBSCAN 聚类算法的参数配置方法研究[J]. 计算机技术与发展, 2019, 29(5): 44-48.
- [9] Zhang W M, Qi J B, Wan P, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. Remote Sensing, 2016, 8(6): 501.
- [10] Li Q Q, Chen Z P, Hu Q W. A model-driven approach for 3D modeling of pylon from airborne LiDAR data [J]. Remote Sensing, 2015, 7(9): 11501-11524.
- [11] Awrangjeb M, Islam M K. Classifier-free detection of power line pylons from point cloud data[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2017, IV-4/W4: 81-87.
- [12] Zhang F, Li H S, Jiang T. Digital elevation model generation in LiDAR point cloud based on cloth simulation algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(13): 130104.
张凡, 李华山, 江涛. 基于布模拟算法在 LiDAR 点云中生成数字高程模型[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(13): 130104.
- [13] Wang W Q, Li Z C, Fu Y J, et al. Multi-factor segmentation of point cloud based on improved multi-rule region growing[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(5): 0528001.
汪文琪, 李宗春, 付永健, 等. 基于改进多规则区域生长的点云多要素分割[J]. 光学学报, 2021, 41(5): 0528001.
- [14] Yan L, Wei F. Single part of building extraction from dense matching point cloud[J]. Chinese Journal of Lasers, 2018, 45(7): 0710004.
闫利, 魏峰. 利用密集匹配点云的建筑单体提取算法研究[J]. 中国激光, 2018, 45(7): 0710004.