

基于激光雷达的无人机在杆塔附近的定位研究

芦竹茂¹, 武娜¹, 赵亚宁¹, 白洋¹, 韩钰¹, 高海跃^{2*}

¹国网山西省电力公司电力科学研究院, 山西 太原 030001;

²华北电力大学(保定), 河北 保定 071003

摘要 对于我国电网现行高压输电线路的巡检方式, 主要是通过人工手持仪器或肉眼来巡查设施缺陷的, 不仅条件艰苦, 强度大, 而且效率低, 已不能适应现代化电网的安全运行和发展。近些年, 随着无人机技术以及相关传感器技术的快速发展, 无人机在电力巡检方面有着更加广泛的应用。鉴于此, 提出一种基于激光雷达与无人机的电塔附近的实时定位与地图构建(SLAM)方案。该方案使用激光雷达作为传感器进行环境感知, 使用不同的匹配算法进行二次点云匹配, 同时利用回环检测技术实现无人机的精确定位与杆塔周围的地图构建。实验结果表明, 该方案可以大幅度提高无人机在电塔周围的定位精度, 从而提高无人机的工作效率以及飞行安全性。

关键词 大气光学; 激光雷达; 无人机; 地图构建; 实时定位; 高压电塔

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0401001

Location of Unmanned Aerial Vehicle Based on Lidar Near Electric Tower

Lu Zhumao¹, Wu Na¹, Zhao Yaning¹, Bai Yang¹, Han Yu¹, Gao Haiyue^{2*}

¹Electric Power Research Institute of Shanxi Electric Power Company, State Grid, Taiyuan, Shanxi 030001, China;

²North China Electric Power University (Baoding), Baoding, Hebei 071003, China

Abstract For the current inspection mode of high-voltage transmission lines in power grid of China, it is mainly through manual hand-held instruments or naked eyes to inspect facility defects, which is not only difficult and intense, but also inefficient, and cannot adapt to the safe operation and development of modern power grid. In recent years, with the rapid development of unmanned aerial vehicle technology and related sensor technology, unmanned aerial vehicle has been widely used in electric inspection. Therefore, a real-time localization and map construction (SLAM) scheme based on lidar and unmanned aerial vehicle near high voltage tower is proposed. In this scheme, lidar is used as the sensor to sense the environment, different matching algorithms are used to match the secondary point cloud, and loopback detection technology is used to achieve the precise positioning of unmanned aerial vehicle and the map construction around the tower. Experimental results show that this scheme can greatly improve the positioning accuracy of unmanned aerial vehicle around the pylons, thus improving the efficiency and flight safety of unmanned aerial vehicle.

Key words atmospheric optics; lidar; unmanned aerial vehicle; map building; real time positioning; power tower

收稿日期: 2021-01-19; 修回日期: 2021-03-20; 录用日期: 2021-03-23

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项(2020MS116)、国网山西省电力公司科技项目(52053018000W)

通信作者: *1557079283@qq.com

1 引言

对于我国电网现行高压输电线路的巡检方式,主要是通过维护人员依靠地面交通工具或徒步行走、利用手持仪器(望远镜、数码相机和红外热像仪等)或肉眼来巡查设施,不但条件艰苦,强度大,而且效率非常低下,已不能适应现代化电网的安全运行和发展。随着无人机(UAV)技术的进步,基于无人机的巡检技术以及方案开始普及^[1-3]。目前,大部分巡检无人机依旧采用人工来手动操控,但是不能大幅度提高巡检工作的效率。少部分巡检无人机可以实现自主飞行,但是大多采用 GPS(Global Positioning System)技术进行定位。虽然 GPS 是一种绝对测量方式,而且具有使用方便和成本较低等优点,但是定位误差较大,信号易受高压线路上电磁波的干扰,严重影响了无人机飞行工作的可靠性。

基于激光雷达的实时定位与地图构建(SLAM)是机器人在未知环境中自动驾驶以及定位的主要手段^[4-8],其中最主要的手段是通过两帧点云之间的匹配累计位姿估计来生成里程计信息,并使用回环检测手段对激光里程计的误差进行一定程度上的消除^[9]。点云匹配算法的精度在很大程度上影响了基于激光雷达的 SLAM 算法的精度,因为这是激光里程计以及回环检测的核心。近 20 年已经有很多点云匹配算法被提出,其中 ICP(Iterative Closest Point)算法^[10]以及 NDT(Normal Distribution Transform)算法^[11]是使用较多且较为经典的算法。

两种算法的主要区别:ICP 算法是对两帧点云之间的对应点进行匹配,NDT 算法是使用点云密度函数进行匹配,故 ICP 算法的精度高于 NDT 算法,NDT 算法的运行速度比 ICP 算法快。文献^[12-13]提出了一种低漂移实时激光雷达建图(LOAM)的算法,该算法是基于特征的激光里程计提出的,近些年得到了大量的应用。文献^[14]提出了一种基于 ICP 的改进算法,即 VGICP(Voxelized Generalized ICP)算法,该算法在保证准确度的同时加快了运行速度。上述三种算法都有相关的缺陷:ICP 算法及其改进算法的鲁棒性较差;NDT 算法的精度较低;LOAM 算法由于其对特征的依赖性较强,故对环境的要求较高,当环境过于复杂时精度较低。

针对以上几种算法存在的问题,本文提出一种基于双阈值滤波的 SLAM 算法,该算法由 C++ 来编写,在 ROS(Robot Operating System)中运行。实验结果表明,该算法可以应用在高压杆塔周围的复杂环境,并且具有较好的实时性和准确性。

2 算法理论以及实现

所提算法的框架如图 1 所示。首先对得到的点云数据进行双阈值滤波;接着采用 NDT 算法将处理后的点云与上一帧点云进行粗匹配;然后将该帧点云与粗匹配结果输入建图匹配节点中进行建图,该部分是使用 VGICP 算法对该帧点云与地图点云进行匹配,将该帧点云加入全局地图中并输出里程计信息,同时建图节点以一定频率进行回环检测来校正误差。下面分别介绍每一步的具体流程。

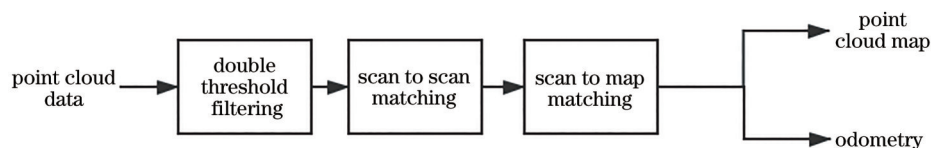


图 1 所提算法的框架

Fig. 1 Framework of proposed algorithm

2.1 双阈值点云滤波

接收到由雷达节点发布的点云之后,在点云匹配前要对其进行粗滤波,设 $P_t = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 是 t 时刻接收到的点云, p_i 是点云 P_t 中的点,其中 $i' \leq n$ 。将 p_i 投射到一个距离图像上,该图像的大小为 $2000 \text{ pixel} \times 16 \text{ pixel}$ 。距离图像的大小是由实际使用的激光雷达决定的,本文实验使用的激光雷达为十六线雷达,线与线之间的夹角为 2° ,每两次打点雷达转动 0.18° 。 p_i 中的每个点都是由距离图像上的

一个像素来表示的, r_i 为 p_i 点与传感器之间的欧氏距离。

首先将 p_i 中所有满足 $r_i \leq d$ 的点全部丢弃,其中 d 为一常数,该常数由实验平台决定。由于无人机在起飞以及降落时会吹起地表上的尘土,而激光打到尘土上会形成噪点,故进行上述步骤。然后将基于图像的分割方法^[12,15]应用于距离图像,用来对点进行聚类,每一个聚类的点都会有不同的标签。对点云进行分割可以有效提取出点云中不变物体

的点,如高压塔基周围的植被以及树木,还有高压塔上被遮挡的钢结构,它们会在连续两次的扫描过程中都有可能丢失,所以本文将点云中数目小于 30 的聚类点去除,这样可以使点云中的环境信息尽可能可靠^[16]。经过这个过程处理之后,点云中只存在树干、面向当前无人机位置的杆塔以及周围建筑物点云,而且只有这些点会保留在距离图像中,并且还获得了点云的其余两个属性,即点云中每个点的行号和列号以及点之间的距离值。

特征提取过程类似于文献[13]中使用的方法,但是本文不是从原始点云中提取特征的,而是经过粗滤波和分割后提取点云的。设 S 为与 p_i 在同一直线且在其附近的点的集合,集合中的点平均分配在 p_i 两边,本文设 $|S|$ 值为 10。由得到的点云距离值可以计算出点云的曲率 c ,表达式为

$$c = \frac{1}{|S| \cdot |r_i|} \left| \sum_{j \in S, j \neq i} (r_j - r_i) \right| \quad (1)$$

下一步对特征进行双阈值滤波,本文所述的曲率提取算法与 LOAM 算法相似,不同的是,在 LOAM 算法提取特征值是为了将输入点云分成多个子点云,而本文是为了再次过滤掉点云中的不稳定特征。由于高压线塔的所处环境中大量植被以及人员车辆等不稳定或变化信息,这些信息会使后续点云匹配算法的鲁棒性以及准确性下降,故需要将这些特征尽可能过滤掉。得到曲率后,首先将该组点云按曲率的大小进行排列,之后设置两个阈值 c_1 和 c_2 ($c_1 > c_2$),这两个阈值的具体数值由实验测定,最后将满足 $c_2 < c < c_1$ 的点云全部舍弃,这样就得到了待匹配点云。校园道路场景在滤波前后的效果如图 2 所示,可以看到滤波前的点云中树叶杂草以及道路两边的杂物非常明显,而滤波后消失。

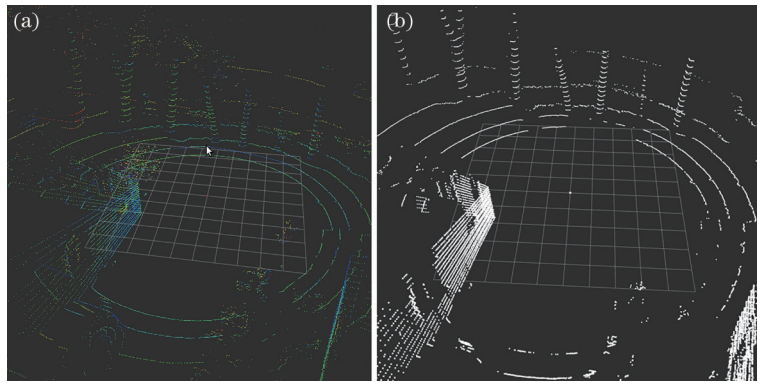


图 2 滤波前后的点云。(a)滤波前;(b)滤波后

Fig. 2 Point clouds before and after filtering. (a) Before filtering; (b) after filtering

2.2 帧间点云匹配

输入的点云经过滤波处理后需与上一帧点云进行粗匹配,这一步匹配使用的是 NDT 算法,匹配的目标是使当前帧点云 $A = \{a_0, \dots, a_a\}$ 与上一帧点云 $B = \{b_0, \dots, b_b\}$ 对齐。NDT 算法具有运算快速的优点,而本文实验在使用该算法的过程中还使用多线程技术为其加速,使该步骤更具有实时性。该算法首先将空间划分为大小相同的若干个体素,之后计算每个点云数量大于 5 的体素中的点云分布参数,即

$$\mu = \frac{1}{b} \sum_{k=1}^b b_k, \quad (2)$$

$$\epsilon = \frac{1}{b} \sum_{k=1}^b \left[(b_k - \mu)(b_k - \mu)^T \right], \quad (3)$$

式中: μ 为点云三维坐标的平均值; ϵ 为点云三维坐

标的协方差。然后将下一帧点云按照点云的初始变换矩阵 T_0 映射到上一帧点云中,可以得到映射后的点云 $A' = \{a'_0, \dots, a'_a\}$, 每一个点映射变换后的正态分布可表示为

$$p(a'_a) = \frac{1}{\epsilon} \exp \left[-\frac{(a'_a - \mu)^T \epsilon^{-1} (a'_a - \mu)}{2} \right] \quad (4)$$

最后计算所有点的最优解,目标函数为

$$\varphi = \prod_{k=1}^a p[T(p, A)], \quad (5)$$

式中: $T(p, A)$ 为粗匹配变换矩阵,为了简化符号,下文将其记为 T_s 。

2.3 建图匹配过程

建图匹配过程的目的是输出无人机的最终里程计以及点云地图。建图过程以及回环检测过程

使用的匹配算法为 VGICP 算法,为了保证其实时性,实验中使用多线程技术为其加速,下面介绍该算法的基本思想与流程。建图节点的目的是使输入点云 $N = \{n_0, \dots, n_n\}$ 与地图点云 $M = \{m_0, \dots, m_m\}$ 匹配,得到输入点云后按照上一时刻的里程计信息将 N 整体位姿变换到地图坐标系中, N 中的每个 n_i 点按固定的半径对 M 中的点进行近邻搜索,本文设定的半径为 1.2 m,得到的点云为 $M' = \{m'_0, \dots, m'_m\}$ 。VGICP 算法是 ICP 算法的改进算法,假设点云 N 与 M' 的对应是由最近邻搜索得出的,即 $m'_i = Tn_i$,其中

T 为变换矩阵。GICP 算法将采样点所在的表面建模为高斯分布,即 $n_i \sim N(\hat{n}_i, C_i^{(N)})$, $m'_i \sim N(\hat{m}'_i, C_i^{(M)})$, 括号中的第一项为对应元素的均值,第二项为对应元素的方差。之后定义变换误差,即

$$\hat{d}_i = \hat{m}'_i - T\hat{n}_i. \quad (6)$$

d 的分布由高斯分布的性质给出,表达式为

$$d_i \sim N(\hat{m}'_i - T\hat{n}_i, C_i^{(M)} + TC_i^{(N)}T^T) = (0, C_i^{(M)} + TC_i^{(N)}T^T). \quad (7)$$

GICP 算法可以得到使 (7) 式对数似然值最大化的 T , 表达式为

$$T = \arg \max_T \left\{ \sum_i \lg [p(d_i)] \right\} = \arg \min_T \left[d_i^T (C_i^{(M)} + TC_i^{(N)}T^T)^{-1} d_i \right]. \quad (8)$$

每个点的协方差矩阵通常是由其 k 个邻近点估计得到的,实验中设置 $k=20$ 。根据文献[8]可知,对每个协方差矩阵进行正则化,将其特征值替换为 $(1, 1, \epsilon')$, 其中 ϵ' 为绝对值远远小于 1 的数,这种正则化处理可以使 GICP 算法作为一个平面到平面的 ICP 算法。

VGICP 算法是 GICP 算法的改进算法。为了得出 VGICP 算法,首先要扩展 (6) 式以便计算出 n_i 与其近邻点 $\left\{ m_j \mid \|n_i - m'_j\|_2 < r \right\}$ 之间的距离 \hat{d}'_i , 表达式为

$$\hat{d}'_i = \sum_j \left\| \hat{m}'_j - T\hat{n}_i \right\|_2. \quad (9)$$

(9) 式可以解释为平滑目标点的分布,其与 (7) 式相似,可以给出 \hat{d}'_i 的分布为

$$\hat{d}'_i \sim \left(\mu^{(d_i)}, C^{(d_i)} \right), \quad (10)$$

其中

$$\mu^{(d_i)} = \sum_j \left\| \hat{m}'_j - T\hat{n}_i \right\|_2 = 0, \quad (11)$$

$$C^{(d_i)} = \sum_j (C_j^{(M)} + TC_j^{(N)}T^T). \quad (12)$$

使 (10) 式对数极大似然估计最大化的 T 可表示为

$$T = \arg \min_T \left\{ \sum_i \left[\sum_j (\hat{m}'_j - T\hat{n}_i) \right]^T \left[\sum_j (C_j^{(M)} + TC_j^{(N)}T^T) \right]^{-1} \sum_j (m'_j - Tn_i) \right\}. \quad (13)$$

为了使运算高效,将 (13) 式修改为

$$T = \arg \min_T \left[\sum_i N_i \left(\frac{\sum m'_j}{N_i} - Tn_i \right)^T \left(\frac{\sum C_j^{(M)}}{N_i} + TC_j^{(N)}T^T \right)^{-1} \left(\frac{\sum m'_j}{N_i} - Tn_i \right) \right], \quad (14)$$

式中: N 为相邻点的个数。由 (14) 式表明,通过替换 n_i 、 m'_j 和 (8) 式中 $C_i^{(M)}$ 周围的点 (m'_j 和 C_j), 可以获得更有效率的计算目标函数。通过 $m'_i = \sum m'_j / N_i$ 和 $C'_i = \sum C_j^{(M)} / N_i$ 两个公式,可以很自然将这两个方程用于基于体素的计算。

匹配过程结束之后可以得到无人机的 T , 然后将点云 N 按位姿变换 T 加入地图点云中。为了保证运算高效,地图点云使用八叉树地图的格式存储。

对于这部分功能的实现,本文使用基于轨迹位姿方法的回环检测^[18],假设得到的位姿结果偏移

较小。首先检测回环,为了快速查找当前位置是否与之前位置形成回环,本文将之前每一个关键帧对应的激光雷达在世界坐标系下的位姿记录下来,并将它们保存在一个 K -D 树中,若每次接收到新的关键帧,则从 K -D 树中查找历史最近位姿,并预设两个阈值 t_1 和 d_1 , 其中 t_1 和 d_1 分别为时间阈值和距离阈值。设 \bar{t} 是当前位姿与历史最近位姿之间的时间间隔, \bar{d} 是当前位姿与历史最近位姿之间的距离,如果 $\bar{d} < d_1$ 且 $\bar{t} > t_1$, 那么判断检测到回环^[14]。检测到回环之后使用 VGICP 算法对其进行配准,接着使用图优化算法重新对地图进行优化,图优化算

法的具体介绍请参阅文献[15],该部分使用GTSAM(Georgia Tech Smoothing and Mapping)库实现。回环优化效果如图3所示,这是某数据集中有回环检测和无回环检测的对比,该数据集为一回环路径,起点与终点重合。图3(a)为无回环优化

的效果,图3(b)为回环优化的效果,空心圆圈内有点和终点,起点为五角星,终点为圆点。从图3可以看到,在有回环优化的条件下,起点与终点较为接近,定位更加准确。

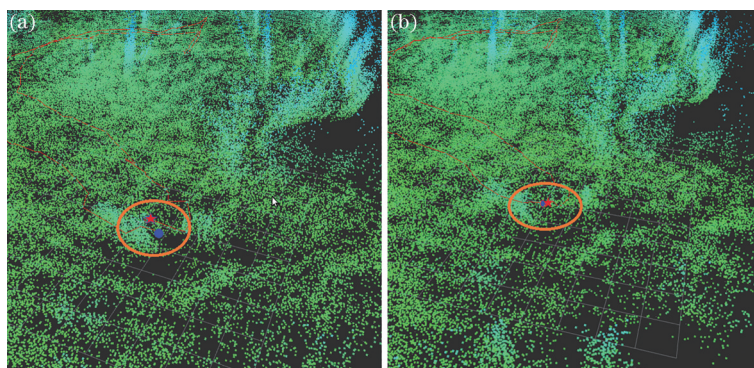


图3 回环优化的效果对比。(a)无回环优化;(b)回环优化

Fig. 3 Effect comparison of loop optimization. (a) Loop-free optimization; (b) loop optimization

3 实验分析与讨论

硬件构成如图4所示。该系统使用一个16线激光雷达作为SLAM的主传感器,飞控使用DJI N3,该飞控可以输出IMU(Inertial Measurement Unit)等传感器信息,整体程序在机载计算机上运行,该计算机的芯片为Intel Core i7-8565U,运行系统为Ubuntu16.04,ROS版本为Kinetic。无人机采用六旋翼无人机,轴距为850 mm。采用当前主流算法LOAM、NDT-SLAM和NDT-ICP算法与所提算法进行对比,用来说明本文提出的双阈值滤波VGICP-SLAM算法是有效的。

本文实验分为三组进行,下面分别介绍三组实验环境以及实验结果。

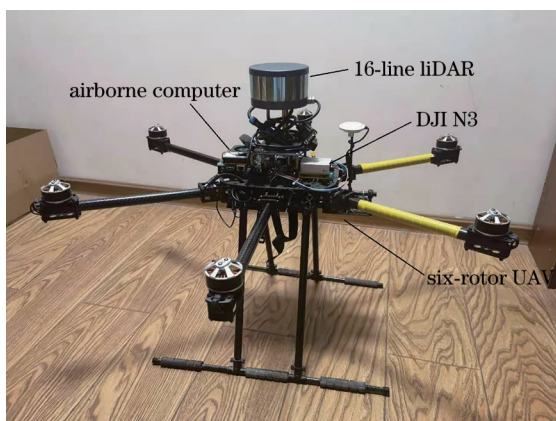


图4 实验硬件图

Fig. 4 Experimental hardware diagram

第一组实验为山西省太原市某正在检修的杆塔附近,具体环境如图5所示。该杆塔脚下存在大量的植被和树木,杆塔建在半山腰的一小片平地上。本组实验数据的路径为60.46 m,共采集雷达数据1633 frame,采集频率为10 Hz,无人机的起飞位置在地图坐标系中为(0,0,0),飞行终点在(0.78,0.25,0),单位为m。4种算法的运行效果对比如图6所示。

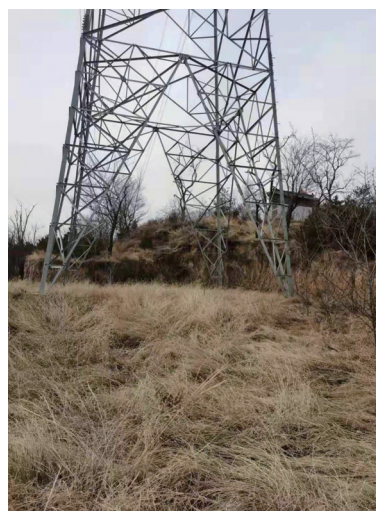


图5 实验环境1

Fig. 5 Experimental environment 1

图6中所有点云由绿色或蓝色点来表示,各算法求出的里程计的拟合路径由红色线条来表示。由于SLAM算法的误差是不断累计的,故使用各算法求出的里程计的终点在地图坐标系中的三维坐

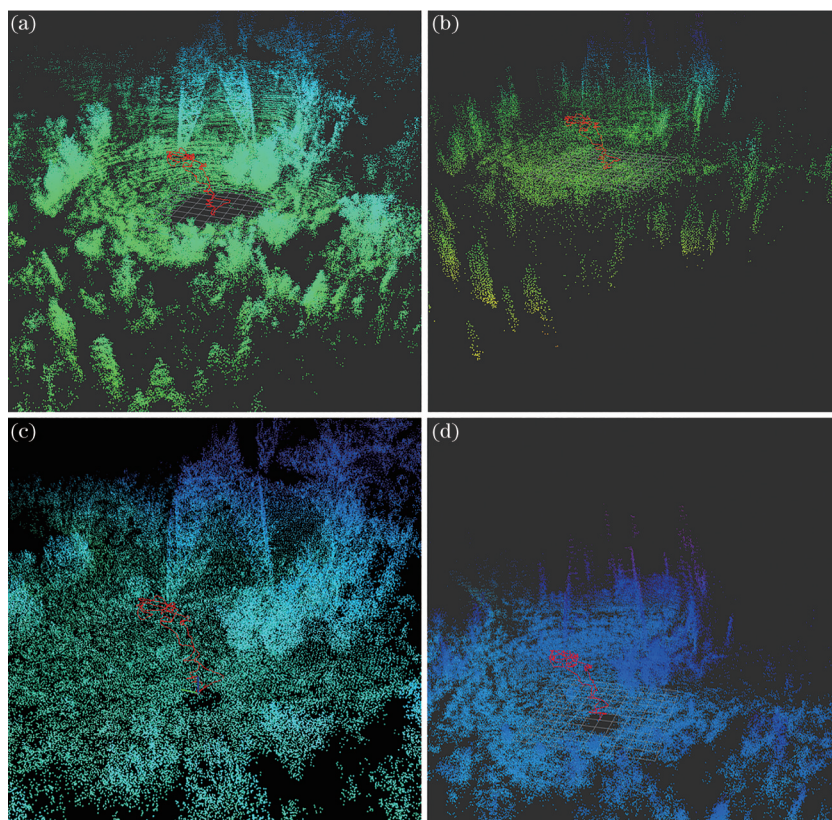


图 6 数据 1 的效果对比。(a) NDT 算法; (b) NDT-ICP 算法; (c) LOAM 算法; (d) 双滤波 VGICP 算法
 Fig. 6 Effect comparison of data 1. (a) NDT algorithm; (b) NDT-ICP algorithm; (c) LOAM algorithm; (d) double filter VGICP algorithm

标来对比算法的精度。表 1 对比了数据集 1 在不同算法下得到的最终位置及其与真实位置之间的误差,单位为 m。为了增强数据的说服力,表中所有数据为运行 10 次的平均结果。

在数据集 1 中,无人机的飞行轨迹集中在高压塔一侧,降落点在起飞点附近,该环境中除了高压电塔以外没有任何规则物体,而且起飞点附近有大量杂草,这些杂草会导致无人机在低空飞行的过程中使点云匹配存在较大误差。单纯的 NDT-SLAM 算法由于本身匹配的精度较低,虽然其运算速度最快,高空建图效果较好,但是在低空飞行,尤其起飞降落的过程中,效果较差,总误差也是最大的。LOAM 算法虽然是近几年提出效果较好的 SLAM

算法,但是其依赖平面特征和角点特征进行匹配,故在这种杂物较多的环境中无法提取大量特征,所以效果较差。使用图优化的 NDT-ICP-SLAM 算法与所提算法只有是否进行双阈值滤波的区别。从图 6(c) 可以看到,当不进行双阈值滤波时,LOAM 算法的匹配效果较差,点云较为稀疏,这是由点云过于杂乱而导致匹配时间过长,降低建图效率。经过双阈值滤波处理之后,代表杂草的大部分无序点云已经去除,同时使用 VGICP 算法提高了处理速度与建图精度。从表 1 可以看到,所提算法的里程计累计误差是最小的。

第二组数据与第一组数据是在同一环境下采集的,数据 2 为水平飞行数据,本组数据的路径总长

表 1 各算法在数据 1 中的运行结果

Table 1 Running results of each algorithm in data 1

Algorithm	X direction data /m		Y direction data /m		Z direction data /m	
	Value	Error	Value	Error	Value	Error
NDT	1.2651	0.4851	0.4529	0.2026	-0.7855	-0.7855
NDT-ICP	0.1515	-0.6285	0.3121	0.0621	-0.3691	-0.3691
LOAM	1.2657	0.4857	0.3203	0.0703	-0.3276	-0.3276
Double filter VGICP	0.6720	0.1098	0.2138	0.0362	-0.2950	-0.2950

度为 84.79 m, 点云数据共 1435 frame, 采集频率为 10 Hz, 无人机的起飞位置在地图坐标系中为 $(0, 0, 0)$, 终点位置为 $(0.12, 0.02, 0)$, 单位为 m。4 种

算法的运行效果对比如图 7 所示。表 2 对比了数据集 2 在不同算法下得到的最终位置及其与真实位置之间的误差, 单位为 m。

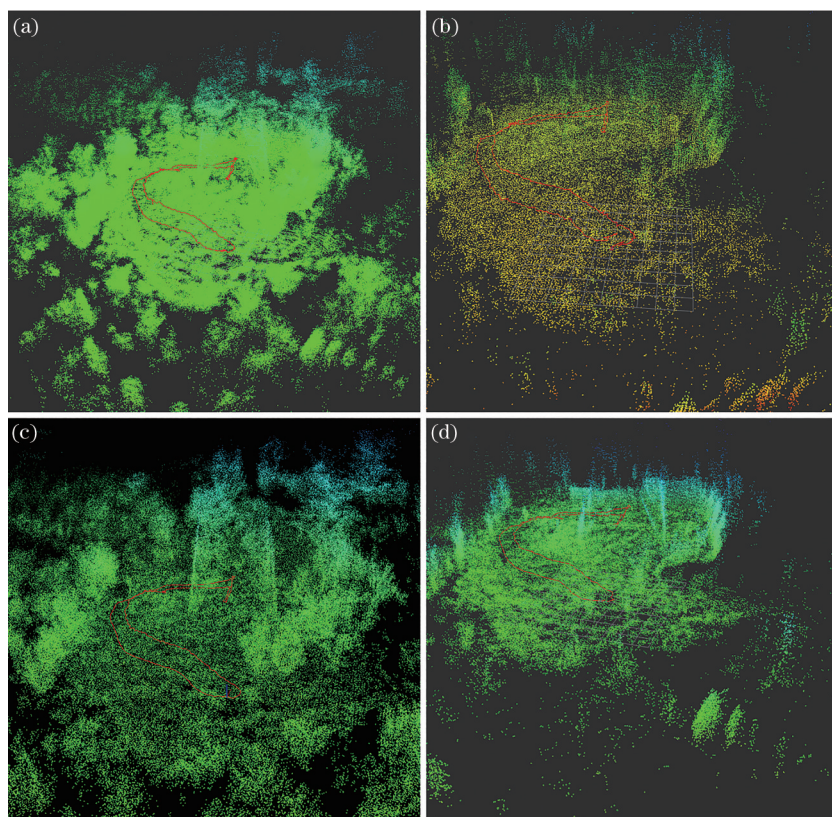


图 7 数据集 2 的效果对比。(a) NDT 算法; (b) NDT-ICP 算法; (c) LOAM 算法; (d) 双滤波 VGICP 算法

Fig. 7 Effect comparison of data 2. (a) NDT algorithm; (b) NDT-ICP algorithm; (c) LOAM algorithm; (d) double filter VGICP algorithm

表 2 各算法在数据集 2 中的运行结果

Table 2 Running results of each algorithm in data 2

Algorithm	X direction data /m		Y direction data /m		Z direction data /m	
	Value	Error	Value	Error	Value	Error
NDT	0.1790	0.0590	0.0064	-0.0136	-0.0337	-0.0337
NDT-ICP	0.3028	0.1828	0.0234	0.0034	0.1727	0.1727
LOAM	0.0900	-0.0300	0.0282	0.0082	-0.0203	-0.0203
Double filter VGICP	0.1311	0.0111	0.0229	0.0029	-0.0098	-0.0098

数据集 2 与数据集 1 的不同之处在于高度基本固定, 而且包含穿塔飞行的数据。数据集 2 由于无人机没有起飞降落的部分, 所以相对于数据集 1 的杂点相对较少。从表 2 可以看到, 几种算法在水平方向上的误差都在同一数量级, 但是所提算法在垂直方向上依然比其余主流算法高出一个数量级。

第三组实验为河北省保定市某杆塔附近, 该杆塔紧挨道路, 道路中有大量正在行驶的车辆以及行人, 塔基周围有大量的杂物以及停放车辆。本组实

验数据的路径为 55.0281 m, 共采集雷达数据 1158 frame, 采集频率为 10 Hz, 无人机的起飞位置在地图坐标系中为 $(0, 0, 0)$, 飞行终点在 $(4.40, 0.98, 0)$, 单位为 m。4 种算法的运行效果如图 8 所示。表 3 对比了数据集 3 在不同算法下得到的最终位置及其与真实位置之间的误差, 单位为 m。

数据集 3 中大量建筑布局规则。从表 3 可以看到, 由于在环境中可以提取大量特征, 所以 LOAM 算法的提取效果较好, 而所提算法的精度与其相

当,但是垂直方向上的精度依然比包括LOAM在内的其余算法高出一个数量级。

4 结 论

针对高压杆塔附近的复杂环境,本文提出了一种基于无人机的激光雷达SLAM算法,该算法使用双阈值滤波处理以及NDT算法与VGICP算法进行两次匹配建图,故可以提高定位以及建图的精度。相较于传统算法,所提算法具有如下特点。

1) 相较于传统算法中使用的体素栅格滤波或特征提取,本文是将它们融合成一种双阈值滤波算法,该算法可以过滤掉大量杂点,从而提高点云匹配的精度以及效率。

2) 使用ICP算法的最新改进算法,即VGICP算法,并使用多线程为算法进行加速。相比于传统

ICP算法,所提算法在处理速度以及精度上有了很大的提高。

所提算法分别对野外高压杆塔以及城市高压杆塔进行实验。实验结果表明,在野外复杂环境中,所提算法在定位以及建图方面的水平精度和垂直精度均比传统算法高出一个数量级;在城市环境中,所提算法的水平精度与传统算法持平,垂直精度依然比传统算法高出一个数量级。所提算法实现简单,可用于以后无人机绕塔的巡检工作,以及复杂环境中的导航工作。所提算法在运行时存储点云地图,所需空间较大,而且长时间使用会对系统造成影响,这是下一步需要研究解决的问题。

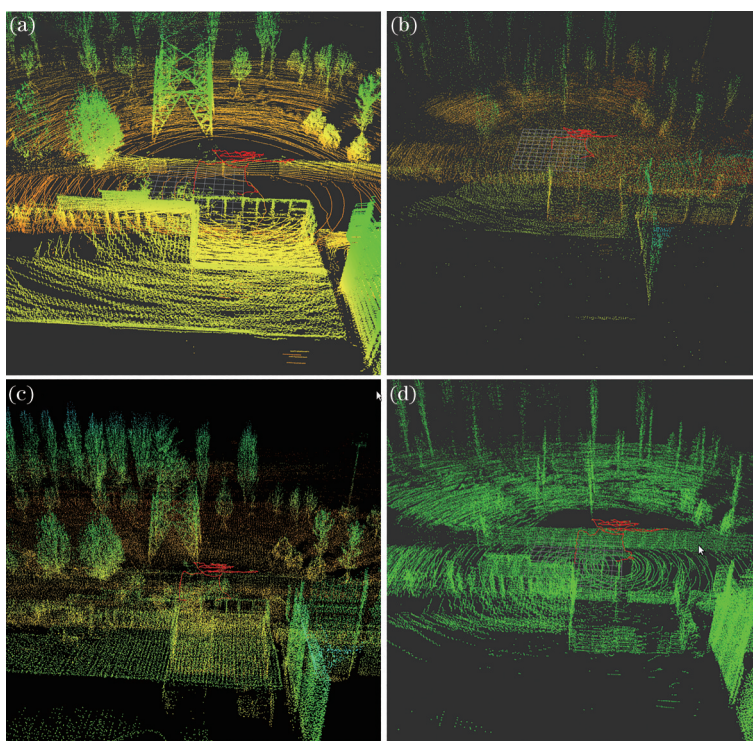


图8 数据3的效果对比。(a) NDT算法;(b) NDT-ICP算法;(c) LOAM算法;(d)双滤波VGICP算法

Fig. 8 Effect comparison of data 3. (a) NDT algorithm; (b) NDT-ICP algorithm; (c) LOAM algorithm; (d) double filter VGICP algorithm

表3 各算法在数据3中的运行结果

Table 3 Running results of each algorithm in data 3

Algorithm	X direction data /m		Y direction data /m		Z direction data /m	
	Value	Error	Value	Error	Value	Error
NDT	4.4936	0.0936	0.9988	-0.0188	-0.4727	-0.4727
NDT-ICP	4.2068	-0.1932	0.9927	0.0127	-2.0676	-2.0676
LOAM	4.4025	-0.0025	0.9793	-0.0007	-0.2128	-0.2128
Double filter VGICP	4.4009	0.0009	0.9809	0.0009	-0.0183	-0.0183

参 考 文 献

- [1] Zhang Z P. Design and implementation of UAV autonomous inspection system for power pole tower [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020.
张志鹏. 面向电力杆塔的无人机自主巡检系统设计与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- [2] Xing Z G, Wan H Y. Application of multi-rotor UAV in electric transmission line routing inspection [J]. Heilongjiang Science, 2020, 11(24): 116-117.
邢志刚, 万宏宇. 多旋翼无人机在输电线路巡检中的应用[J]. 黑龙江科学, 2020, 11(24): 116-117.
- [3] Xie X L, Chen S J, Zhong W, et al. Intelligent inspection technology and application of UAV in distribution network[J]. Environmental Technology, 2020, 38(S1): 34-37.
谢信霖, 陈善机, 钟尉, 等. 配网线路集群无人机智能巡检技术与应用[J]. 环境技术, 2020, 38(S1): 34-37.
- [4] Liu Q, Duan F H, Sang Y, et al. A survey of loop-closure detection method of visual SLAM in complex environments[J]. Robot, 2019, 41(1): 112-123, 136.
刘强, 段富海, 桑勇, 等. 复杂环境下视觉SLAM闭环检测方法综述[J]. 机器人, 2019, 41(1): 112-123, 136.
- [5] Chen W, Wu T, Li Z, et al. A monocular vision SLAM algorithm based on particle filter[J]. Robot, 2008, 30(3): 242-247, 253.
陈伟, 吴涛, 李政, 等. 基于粒子滤波的单目视觉SLAM算法[J]. 机器人, 2008, 30(3): 242-247, 253.
- [6] Zhang Y, Ren G Q, Cheng Z Y, et al. Application research of three-dimensional LiDAR in unmanned vehicle environment perception[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(13): 130001.
张银, 任国全, 程子阳, 等. 三维激光雷达在无人车环境感知中的应用研究[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(13): 130001.
- [7] Qian Q S, Hu Y H, Zhao N X, et al. Object tracking algorithm based on global feature matching processing of laser point cloud[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(6): 061012.
钱其姝, 胡以华, 赵楠翔, 等. 基于激光点云全局特征匹配处理的目标跟踪算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(6): 061012.
- [8] Wang P, Zhu R Z, Sun C K. Point cloud coarse registration algorithm with scene classification based on improved RANSAC[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(4): 041510.
王鹏, 朱睿哲, 孙长库. 基于改进的RANSAC的场景分类点云粗配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 041510.
- [9] Lu S D, Tu M Y, Luo X Y, et al. Laser SLAM pose optimization algorithm based on graph optimization theory and GNSS[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(8): 081024.
陆世东, 涂美义, 罗小勇, 等. 基于图优化理论和GNSS激光SLAM位姿优化算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(8): 081024.
- [10] Li P, Wang R S, Wang Y X, et al. Evaluation of the ICP algorithm in 3D point cloud registration[J]. IEEE Access, 2020, 8: 68030-68048.
- [11] Biber P, Strasser W. The normal distributions transform: a new approach to laser scan matching[C]// Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003) (Cat. No. 03CH37453), October 27-31, 2003, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2003: 2743-2748.
- [12] Zhang J, Singh S. Low-drift and real-time lidar odometry and mapping[J]. Autonomous Robots, 2017, 41(2): 401-416.
- [13] Zhang J, Singh S. Visual-lidar odometry and mapping: low-drift, robust, and fast[C]// 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 26-30, 2015, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 2174-2181.
- [14] Pandey G, Savarese S, McBride J R, et al. Visually bootstrapped generalized ICP[C]// 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 9-13, 2011, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2011: 2660-2667.
- [15] Bogoslavskyi I, Stachniss C. Fast range image-based segmentation of sparse 3D laser scans for online operation[C]// 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), October 9-14, 2016, Daejeon, Korea. New York: IEEE Press, 2016: 163-169.
- [16] Shan T X, Englot B. LeGO-LOAM: lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain[C] // 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), October 1-5, 2018, Madrid, Spain. New York: IEEE Press, 2018: 4758-4765.
- [17] Wen G C, Zeng B, Chen Y H. Loop closure detection method for large scale map of laser SLAM [J]. Application Research of Computers, 2018, 35(6): 1724-1727, 1732.
文国成, 曾碧, 陈云华. 一种适用于激光SLAM大尺