

# 基于点云配准的变电站三维地图构建方法

李军<sup>1</sup>, 吴喜春<sup>1</sup>, 余浩睿<sup>2</sup>, 向晨光<sup>2</sup>, 李海丰<sup>2</sup>

(1. 国网湖北省电力有限公司 宜昌供电公司, 湖北 宜昌 443000;

2. 三峡大学 电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443002)

**摘要:**针对变电站三维地图构建中因设备遮挡导致的真实标签数据稀缺问题,提出了一种基于半监督深度点云配准的三维地图构建方法。首先,采用迭代最近点算法为配准的点云数据生成伪标签,通过选取合适伪标签有效应对复杂遮挡场景;其次,结合少量真实标签和伪标签数据,通过交替迭代的方法逐步提升点云配准模型的精度和收敛性;最后,在ModelNet40数据集上对模型进行了训练和测试,实验结果表明,所提出的基于半监督深度点云配准方法优于传统方法,特别是在真实标签数据稀缺的情况下效果突出。

**关键词:**变电站三维地图;半监督学习;深度点云配准;伪标签;迭代最近点算法

**中图分类号:** TM28 **文献标识码:** A **DOI:** 10.19457/j.1001-2095.dqcd26444

## Substation 3D Map Construction Method Based on Point Cloud Registration

LI Jun<sup>1</sup>, WU Xichun<sup>1</sup>, YU Haorui<sup>2</sup>, XIANG Chenguang<sup>2</sup>, LI Haifeng<sup>2</sup>

(1. Yichang Power Supply Company, State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Yichang 443000,

Hubei, China; 2. College of Electrical Engineering and New Energy,

China Three Gorges University, Yichang 443002, Hubei, China)

**Abstract:** Aiming at the scarcity of real label data caused by equipment occlusion in the construction of substation 3D map, a 3D map construction method was proposed based on semi-supervised deep closest point (SEMI-DCP). Firstly, the iterative closest point algorithm was used to generate pseudo-labels for the registered point cloud data, and the complex occlusion scenes were effectively dealt with by selecting appropriate pseudo-labels. Secondly, combined with a small amount of real label and pseudo-label data, the accuracy and convergence of the point cloud registration model were gradually improved through the alternating iteration method. Finally, the model was trained and tested on the ModelNet40 dataset. The experimental results show that the proposed method based on semi-supervised deep point cloud registration is superior to the traditional method, especially in the case of scarce real label data.

**Key words:** substation 3D map; semi-supervised learning; deep closest point (DCP); pseudo labelling; iterative closest point (ICP) algorithm

三维激光扫描技术以其数字化程度高、可拓展性强、分辨率高等优势,被广泛地应用于变电站场景的三维建模<sup>[1-3]</sup>。扫描仪通过外业工作获取的三维点云数据是构建三维模型的关键,但由于变电站内构造物较多且设备间相互遮挡,往往导致计算得到的三维点云模型存在缺失、空洞等问题。因此,通过少量已配准的点云数据来建立三维点云配准模型,从而生成精确的变电站三维电子地图,具有重要的研究意义。

点云配准问题一直是变电站三维地图模型构建的关键问题<sup>[4-6]</sup>,国内外学者展开了相关研究。经典的迭代最近点(iterated closest point, ICP)方法<sup>[7-9]</sup>是一种通过反复选择点云对计算最优刚性变换的点云配准算法。陈涛等<sup>[10]</sup>提出了一种基于图搜索的点对切线 ICP 方法,利用图结构进行最近点搜索,并构建点对切线的相关点模型,实现高精度点云配准估计。闫晨曦等<sup>[11]</sup>在 ICP 的基础上使用双向 KD-tree 搜索最近点,引入

**基金项目:** 国网湖北省电力有限公司科技项目(SGHBYS00BYJS2400810)

**作者简介:** 李军(1983—),男,本科,工程师,主要研究方向为电力系统运行,Email:276567264@qq.com

**通讯作者:** 余浩睿(2000—),男,硕士在读,主要研究方向为电力系统运维,Email:202308570021036@ctgu.edu.cn

容差范围定义重合点,提高对应点匹配。另外, PointNetLK 配准方法<sup>[12-13]</sup>结合经典的 Lucas-Kanade 方法形成了递归神经网络,用于在无监督情况下进行点云的逐步配准并取得了较好的效果。进一步的,深度最近点(deep closest point, DCP)算法<sup>[14]</sup>通过 Transformer 模块中的注意力机制,在点云配准中实现了更为精确的虚拟点云逼近,从而提高了配准效果。然而上述研究中的计算方法需要依赖大量的真实标签数据<sup>[15-16]</sup>,而变电站复杂的空间分布情况、设备间的相互遮挡使得真实点云标签数据难以获取。

为了解决上述问题,本文提出了一种基于半监督深度点云配准(semi-supervised deep closest point, SEMI-DCP)的变电站三维地图构建方法。首先,利用迭代最近点算法为未配准的点云生成伪标签并对伪标签进行选择,从而应对复杂遮挡场景下的配准挑战。然后,将伪标签与少量真实标签点云数据相结合,通过 DCP 进行训练与优化,从而逐步提升配准精度和建模效率。最后,通过交替迭代更新 SEMI-DCP 参数和伪标签选择逐步提高伪标签的准确性并增强深度模型的表现。

## 1 变电站三维地图构建方法

在变电站三维电子地图建模过程中,采用三维激光扫描设备对站内设备及周围环境进行扫描,采集的三维点云数据经过处理能够准确还原对象的外观结构。依赖于三维点云重构技术可得到测量目标的三维点云模型,再通过其他专业软件的支持完成三维电子地图绘制工作。因此,本文提出的基于点云配准的变电站三维地图构建方法,具体步骤如下。

### 1.1 变电站三维建模的外业与内业工作

变电站外业工作人员通过勘探站内现场、制定激光扫描方案、数据采集操作流程等前期准备工作,开展对站内建筑物、设备等进行三维激光扫描来获取三维点云数据。在外业处理过程中,需要时时关注检查采集数据的质量,及时检查仪器、调整方案,确保导出数据的可用性。包含表面、结构等关键信息的三维点云数据是海量的,不可避免地存在着一些数据冗余的情况,在内业工作中需进行相应的数据处理。工作中通过软件对三维点云数据进行导入、删除等预处理以及三维点云配准工作。外业与内业工作流程如图1

所示。

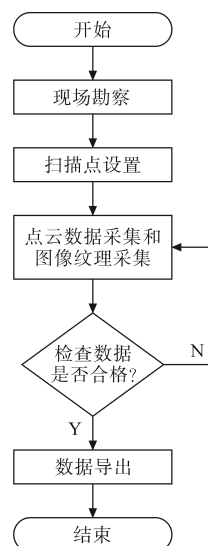


图1 内外业工作流程

Fig.1 Internal and external work flow

### 1.2 三维点云数据的配准计算

在进行三维激光扫描变电站的过程中,单个点位的数据无法覆盖整个目标的点云信息,通常需要在不同位置和视角设置多个点位。对目标进行全方位扫描,以确保数据采集的完整性。为便于计算,分布在不同点位独立坐标系下的三维点云数据需统一转换到一个坐标系。在此转换过程中,需使用点云配准方法来计算两个三维点云之间的空间坐标刚性变换矩阵,该矩阵包含旋转和位移变换;随后将此变换矩阵应用于源点云,从而实现源点云与目标点云的合并。

### 1.3 三维电子地图构建

通过外业与内业工作的处理后得到了变电站三维点云模型,基于该模型获取的三维坐标、颜色以及大小数据进行参照式建模。再利用三维建模软件对变电站中的细小部件进行等比例绘制,构建真实且精确的变电站三维电子地图。

## 2 深度神经网络优化点云配准方法

为解决变电站三维点云数据缺少真实标签的问题,提出了一种基于深度神经网络的点云配准优化方法。该方法通过迭代优化源点云和目标点云的配准标签,从而不断减少配准误差。主要流程如图2所示,包括:1)输入采集的变电站场景下的三维点云数据,利用ICP算法为未配准点云生成伪标签;2)构建并训练深度神经网络模型,以已配准点云数据和伪标签数据为训练集;3)使用训练结果迭代优化初始点云和步骤1生成

的伪标签,使伪标签与真实标签之间的误差逐步降低;4)输出更新后的变电站场景三维点云数据。

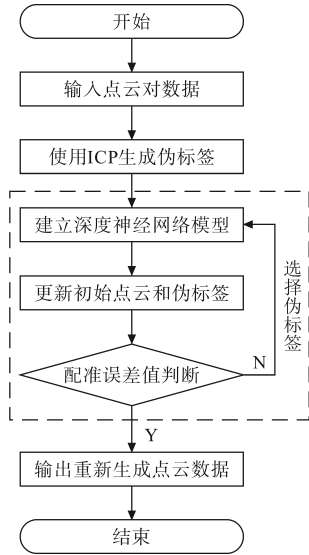


图2 深度神经网络优化点云配准方法流程图  
Fig.2 Flowchart of deep neural network optimization point cloud registration method

### 2.1 生成伪标签

在采集的变电站三维点云数据中已配准的点云对数量稀少,而未配准的点云对数量庞大。通常使用ICP算法对未配准的点云数据生成伪标签,其原理是重复选择点云对和计算最优刚体变换来获取源点云、目标点云之间的点对关系。将变电站三维点云数据的源点云定义为  $X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_p\}_{p=1}^p$  ( $x_q \in \mathbb{R}^3$ ), 目标点云定义为  $Y_i = \{y_1, y_2, \dots, y_q\}_{q=1}^q$  ( $y_q \in \mathbb{R}^3$ ), 则得到  $N$  对点云集合为  $\{(X_i, Y_i)\}_{i=1}^N$ 。其中,少量已配准的点云数据为  $\{(X_i^G, Y_i^G)\}_{i=1}^N$ , 大量未配准的点云数据为  $\{(X_i^F, Y_i^F)\}_{i=1}^M$ 。

伪标签生成算法具体流程为:

1) 输入大量未配准的点云数据集  $\{(X_i^F, Y_i^F)\}_{i=1}^M$  中的点云对, 设置算法终止的阈值  $\tau$ ;

2) 计算最近点, 对于第  $i$  对点云  $(X_i^F, Y_i^F)$ , 在最小化邻近距离条件下求解  $Y_i^F$  和  $x_p$ :

$$m(x_p, Y_i^F) = \arg \min \|R_i^F x_p + t_i^F - y_q\| \quad (1)$$

式中:  $[R, t]$  为刚性变换矩阵;  $R$  为模型预测出的旋转矩阵;  $t$  为预测的平移向量。

3) 根据已知的源点云与目标点云的最优对

应关系, 计算刚性变换, 并根据下式得到最优结果。

$$E(R_i^F, t_i^F) = \arg_{R_i^F, t_i^F} \min \frac{1}{N} \sum_p \left\| R_i^F x_p + t_i^F - y_{m(x_p)} \right\|^2 \quad (2)$$

式中:  $E(R_i^F, t_i^F)$  为最小化均方误差条件下求解  $R_i^F$  和  $t_i^F$ ;  $y_{m(x_p)}$  为目标点云  $Y_i^F$  中距  $x_p$  最近的一个点。

4) 更新当前点云, 计算当前点云与邻近点云之间的误差; 判断均方根误差  $r_i$  是否小于阈值  $\tau$ , 是则终止迭代, 否则继续迭代优化计算。

### 2.2 选取伪标签

与传统的ICP方法不同, ICP生成的伪标签并不是最终的标签, 而是作为DCP优化的起点, 从而通过深度学习逐步改进配准效果。在训练深度学习神经网络配准模型时, 会由于训练样本数量太少而造成过拟合, 因此从没有标签的集合中选取具有伪标签的样本子集增加标记样本的数量。伪标签的选择不能随机进行, 使用均方根误差  $r_i$  进行筛选是一种常用选择排序方法<sup>[17]</sup>, 可有效识别配准误差较大的样本, 避免将其作为伪标签引入训练, 从而提升模型鲁棒性。本文提出一种采用伪标签均方根误差  $r_i$  筛选方法, 以加快SEMI-DCP收敛。具体步骤如下:

1) 将少量已配准的点云数据  $\{(X_i^G, Y_i^G)\}_{i=1}^N$  输入至DCP模型中进行预训练, 得到初始模型参数  $f_0$ ;

2) 计算没有标签的点云进行配准时的均方根误差  $r_i$ ;

3) 利用均方根误差  $r_i$ , 为每个点云对创建一个由5个元素组成的元数组  $(X_i^F, Y_i^F, R_i^F, t_i^F, r_i)$ ;

4) 按照  $r_i$  的值升序对所有元数组进行排序;

5) 选择前  $k$  对点云和对应的伪标签连同已经配准好的点云数据  $\{(X_i, Y_i)\}_{i=1}^N$  参与SEMI-DCP模型的训练;

6) 输出  $k$  对伪标签样本  $\{(X_i^F, Y_i^F, R_i^F, t_i^F)\}_{i=1}^k$ 。

### 2.3 SEMI-DCP迭代优化

在数据稀缺的情况下, 传统的深度学习方法往往无法充分训练模型, 导致配准效果不佳。通过结合少量真实标签和大量伪标签, SEMI-DCP方法能够有效克服这一问题, 利用伪标签的辅助提升模型训练效果, 减少对真实标注数据的依赖。然而, 伪标签和真实标签之间的差距会对最终性能产生影响。本文提出了一种通过交替迭代

方式,将伪标签更新与模型优化相结合的方法,用于五元数组 $(X_i^F, Y_i^F, R_i^F, t_i^F, r_i)$ 更新,主要步骤为:

1)在伪标签更新过程中,使用前一次迭代训练模型预测的刚性变换来设置每对点云的初始位姿;

2)通过ICP算法计算刚性变换和误差值。如果新计算的误差小于五元数组中存储的原始误差,则五元数组中的 $R, t$ 和误差值将被更新为新计算的 $R, t$ 和 $r_i$ 。

SEMI-DCP模型的优化过程包含训练和测试的步骤,具体流程如图3所示。在训练过程中,选取 $k$ 对伪标签样本和少量带有真实标签的样本在第 $i$ 次迭代中训练,且使用上一次迭代得到的模型参数 $f_{i-1}$ 作为初始化参数如下:

- 1)使用ICP生成伪标签;
- 2)构建五元数组 $(X_i^F, Y_i^F, R_i^F, t_i^F, r_i)$ ;
- 3)更新五元数组 $(X_i^F, Y_i^F, R_i^F, t_i^F, r_i)$ ;
- 4)选择伪标签样本 $\{(X_i^F, Y_i^F, R_i^F, t_i^F)\}_{i=1}^k$ 。

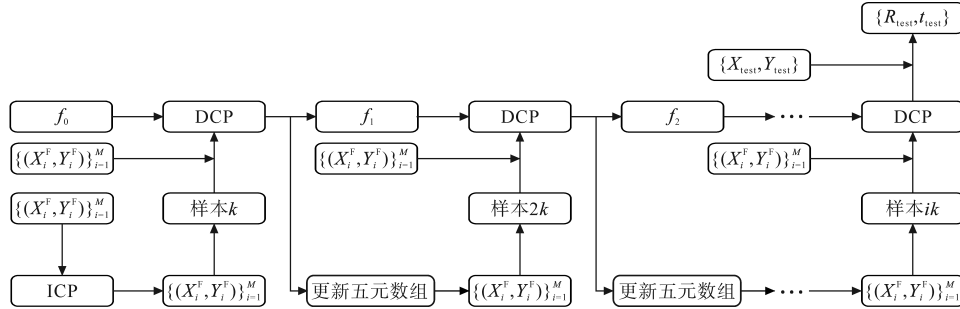


图3 SEMI-DCP迭代优化过程

Fig.3 SEMI-DCP iterative optimization process

### 3 结果分析

本文在ModelNet40数据集<sup>[18]</sup>上对模型进行了训练,并结合变电站实际场景进行验证。ModelNet40数据集包含40个不同类别的共计12 343个CAD模型,其中9 843个用于训练集以训练模型,剩余的2 500个用于测试集以评估模型性能。变压器是变电站中重要设备,其结构复杂且经常受到各种遮挡,导致点云配准与还原面临较大的挑战,特别是在精确还原变压器细节和形态时,难度尤为突出。

在实验中,采用变电站内变压器作为SEMI-DCP配准效果实验对象,与传统ICP配准方法进行对比。同时,使用ModelNet40数据集对模型的性能进行了验证。为测试模型的配准效果,将SEMI-DCP与多种配准算法(包括ICP, Go-ICP, FGR, PointNetLK和DCP)进行了对比。在训练过程中,模型的总迭代次数设定为10次。在每次迭代中,模型网络训练250个epoch,并使用初始学习率为0.001的ADAM优化器调整网络参数。为了评估预测值与真实值的误差,使用了均方误差(MSE)、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)等指标。

#### 3.1 配准效果实验

本文以某变电站内变压器为例展示点云配

准模型效果,如图4所示。

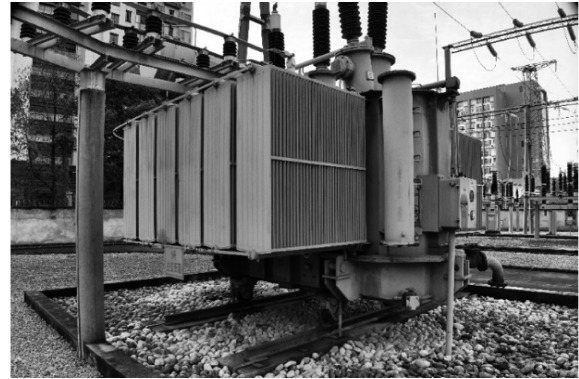


图4 变压器展示图

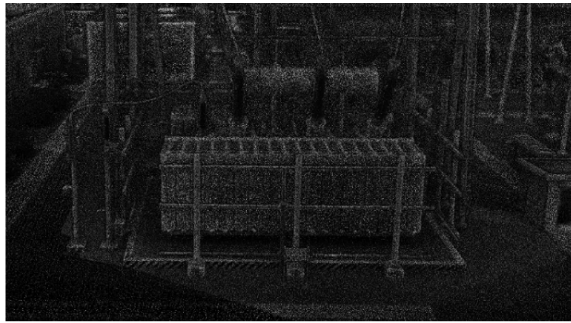
Fig.4 Transformer display diagram

根据建模流程,首先,利用三维激光扫描仪对变压器进行扫描;之后,经过外业和内业处理;最终,生成变压器的三维点云模型。

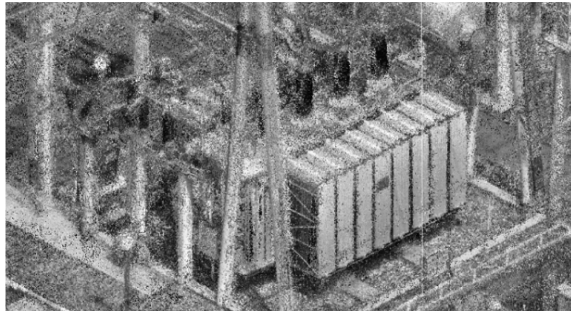
将SEMI-DCP算法应用于源点云和目标点云的配准,最终结果如图5a所示,而图5b显示了应用ICP算法的配准结果。可以直观地看出,SEMI-DCP算法的配准效果明显优于ICP算法。

#### 3.2 模型有效性实验

在该实验中,假设训练集包含极少量标记样本(300对点云)以及9 543对未标记样本。传统方法(如ICP, Go-ICP和FGR)直接在包含2 500对变电站点云的测试集上进行评估。此外,包括PointNetLK和DCP在内的深度学习模型则在已



(a)SEMI-DCP算法配准结果



(b)ICP算法配准结果

图5 配准结果图

Fig.5 Registration result diagram

配准的标记点云上完成训练。实验结果如图6所示,SEMI-DCP在MSE, RMSE和MAE指标上均优于对比方法,表明其在处理少量标记样本的变电站场景中具有显著的优势。传统方法因缺乏对未标注数据的有效利用,表现出较高的误差;而SEMI-DCP通过引入伪标签与少量真实标签的交替优化,有效降低了DCP模型对标注数据的依赖,显著提升了配准精度和适应性。

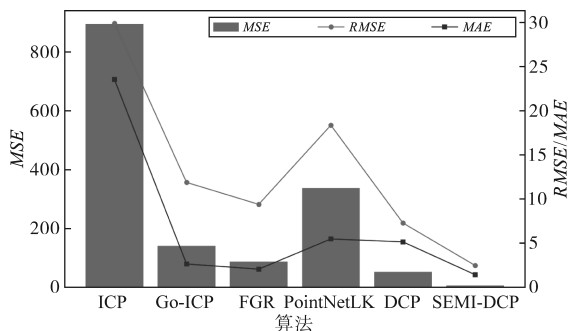


图6 模型有效性测试

Fig.6 Model validity test

### 3.3 模型收敛性实验

为了测试模型的收敛性,进行了模型与其他算法在噪声条件下的性能实验。具体操作是在数据集中加入高斯分布  $N(0, 0.01)$  的噪声,确保每个点云点均受到了噪声干扰。图7为模型收敛性测试结果,传统方法(ICP和FGR)在噪声条件下表现出较高的敏感性,误差显著增加;PointNetLK和Go-ICP在抗噪性方面表现稳定,但整体

精度略低。而SEMI-DCP不仅在收敛速度上明显快于其他方法,还表现出卓越的抗噪能力。通过引入伪标签与深度神经网络优化相结合的策略,SEMI-DCP有效增强了对噪声干扰的鲁棒性,同时确保模型在噪声环境下的高精度和快速收敛。这表明,SEMI-DCP不仅能够适应真实场景中复杂的点云数据分布,还具有更强的抗干扰能力。

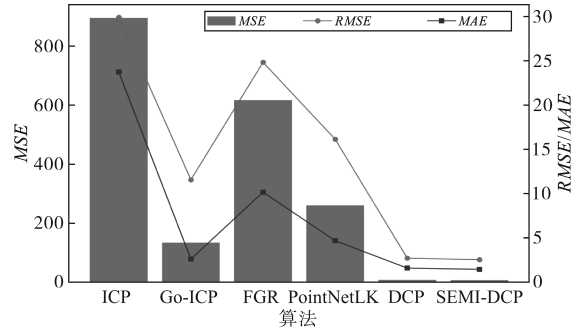


图7 模型收敛性测试

Fig.7 Model convergence test

## 4 结论

本文针对变电站场景中因设备遮挡导致的真实标签数据稀缺问题,提出并验证了一种基于半监督深度点云配准的三维地图构建方法。基于实验结果分析,具体结论如下:

1)SEMI-DCP方法相较于传统的ICP及其他配准方法,在收敛性、模型有效性以及对标注样本稀缺情况的适应性方面均表现出显著的性能优势。

2)在标注样本稀缺和数据分布复杂的场景中,SEMI-DCP通过交替优化方法,大幅降低了对真实标签数据的依赖,展现了抗噪能力和稳定的性能。

然而,SEMI-DCP方法在面对大规模点云数据时仍存在计算复杂度较高的问题,限制了算法的计算效率与工程应用范围。未来研究将进一步优化算法结构,降低计算复杂度,以提高配准效率,并探索其在更广泛、更复杂的工程应用场景中的适配性。

### 参考文献

[1] 樊陈,姚志强,常乃超,等. 智能变电站二次设备集成整合新方案[J]. 电网技术,2025,49(2):798-806.  
FAN Chen, YAO Zhiqiang, CHANG Naichao, et al. The new scheme about integration of secondary devices in smart substation[J]. Power System Technology, 2025, 49(2): 798-806.

[2] 李明节,刘宇,舒治淮,等. 中国变电站二次系统技术发展趋

- 势分析[J]. 电网技术, 2024, 48(1): 1-12.
- LI Mingjie, LIU Yu, SHU Zhihui, et al. Development trend of secondary system technology in China's substations[J]. Power System Technology, 2024, 48(1): 1-12.
- [3] 张冀, 马也, 张荣华, 等. 数字孪生变电站框架设计与关键技术研究[J]. 工程科学与技术, 2023, 55(6): 15-30.
- ZHANG Ji, MA Ye, ZHANG Ronghua, et al. Framework design and key technology research of digital twin substation[J]. Advanced Engineering Sciences, 2023, 55(6): 15-30.
- [4] 蔡舒舒, 郝峰伟, 史涛. 基于邻域点特征分割与对应的航空发动机叶片损伤点云配准[J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(3): 784-794.
- CAI Shuyu, HAO Fengwei, SHI Tao. Partition based on features of neighborhood point and the corresponding cloud registration of aero-engine damaged blade point[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(3): 784-794.
- [5] 郭凯, 李文海, 唐贞豪, 等. 基于直接法优化的激光点云室内轻量建图方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(4): 206-217.
- GUO Kai, LI Wenhai, TANG Zhenhao, et al. Research on the indoor lightweight mapping method for laser point cloud based on the direct optimization approach[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(4): 206-217.
- [6] 马庆禄, 白锋, 张杰, 等. 基于激光雷达点云地图的车辆定位与导航[J]. 光学精密工程, 2024, 32(16): 2537-2549.
- MA Qinglu, BAI Feng, ZHANG Jie, et al. Vehicle localization and navigation method based on LiDAR point cloud map[J]. Optics and Precision Engineering, 2024, 32(16): 2537-2549.
- [7] 韩一菲, 刘月, 郑福, 等. TOF点云强度特征匹配迭代最近点配准算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2023, 21(6): 838-844.
- HAN Yifei, LIU Yue, ZHENG Fu, et al. Iterative closest point registration algorithm based on intensity feature matching of TOF point cloud[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2023, 21(6): 838-844.
- [8] 李鹏飞, 孟圣波, 雒志顺. 基于迭代最近点的雷达非均匀分布系统误差校正方法[J]. 指挥控制与仿真, 2024, 46(6): 37-42.
- LI Pengfei, MENG Shengbo, LUO Zhishun. Error correction method for non-uniform distribution radar system errors based on iterative nearest point[J]. Command Control & Simulation, 2024, 46(6): 37-42.
- [9] 王高平, 时斌斌, 王力成, 等. 联合残差网络和最近点迭代的机器人重定位[J]. 西安工程大学学报, 2024, 38(4): 18-25.
- WANG Gaoping, SHI Binbin, WANG Licheng, et al. Robot relocation based on residual networks and iterative closest point[J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2024, 38(4): 18-25.
- [10] 陈涛, 钱晓明, 楼佩煌, 等. 基于图搜索点对切线ICP的高精度激光点云配准方法[J]. 机器人, 2024, 46(5): 600-610.
- CHEN Tao, QIAN Xiaoming, LOU Peihuang, et al. A high-precision point cloud registration method based on graph search point-to-tangent ICP[J]. Robot, 2024, 46(5): 600-610.
- [11] 闫晨曦, 陈成军, 王金磊, 等. 基于点云重叠率的最近点迭代配准方法[J]. 计算机集成制造系统, 2025, 31(9): 3265-3276.
- YAN Chenxi, CHEN Chengjun, WANG Jinlei, et al. Iterative closest point registration method based on point cloud overlap[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2025, 31(9): 3265-3276.
- [12] 李荣华, 董欣基, 薛豪鹏, 等. 改进PointNetLK的点云智能配准与位姿图优化方法[J]. 宇航学报, 2022, 43(11): 1557-1565.
- LI Ronghua, DONG Xinji, XUE Haopeng, et al. Improved PointNetLK method for point cloud intelligent registration and pose graph optimization[J]. Journal of Astronautics, 2022, 43(11): 1557-1565.
- [13] AOKI Yasuhiro, GOFORTH Hunter, SRIVATSAN Rangaprasad Arun, et al. PointNetLK: robust & efficient point cloud registration using PointNet[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019: 7156-7165.
- [14] WANG Yue, SOLOMON Justin. Deep closest point: learning representations for point cloud registration[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), Seoul, Korea (South), 2019: 3523-3532.
- [15] 李慧慧, 刘超, 陶远. 一种改进的ICP激光点云精确配准方法[J]. 激光杂志, 2021, 42(1): 84-87.
- LI Huihui, LIU Chao, TAO Yuan. A laser point cloud precise registration method with improved ICP[J]. Laser Journal, 2021, 42(1): 84-87.
- [16] ZHANG Juyong, YAO Yunxin, DENG Bailin. Fast and robust iterative closest point[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(7): 3450-3466.
- [17] 周汝琴, 王鹏, 戴晨光, 等. 基于深度学习的成对点云刚性配准现状与进展[J]. 遥感学报, 2024, 28(12): 3074-3093.
- ZHOU Ruqin, WANG Peng, DAI Chenguang, et al. Status and progress of deep learning-based pairwise point cloud rigid registration[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2024, 28(12): 3074-3093.
- [18] DUMITRU Razvan-Gabriel, GORGAN Dorian. 3D object recognition using enhanced slicing[C]//2023 IEEE 19th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP), 2023: 163-170.

收稿日期: 2025-02-06

修改稿日期: 2025-03-23