

基于 Huber 损失的点云稳健配准算法

兰 岚¹ 黄 艳¹ 田保慧¹ 林 燕¹ 王东洋² 王彦坤³

(1. 河南交通职业技术学院交通信息工程系, 郑州 451460; 2. 深圳职业技术大学汽车与交通学院, 深圳 518055;
3. 深圳职业技术大学物联网研究院, 深圳 518055)

摘要: 为提高农业机械在非结构化农田环境下自主导航的可靠性,解决点云配准对初始位姿敏感且在动态植被干扰与剧烈振动下易失效的问题,本研究提出一种面向农机导航的 Huber 稳健点云配准算法(Huber-ICP)。该方法将 Huber 稳健核函数嵌入点到面 ICP 框架,通过 Huber 损失重构目标函数,并采用迭代重加权最小二乘(IRLS)进行优化,从而自适应抑制异常点(如晃动枝叶、尘土)的影响。在 BotanicGarden 数据集多个序列上的试验结果表明,相较于标准点到点 ICP 与点到面 ICP,Huber-ICP 绝对轨迹误差(ATE)分别降低 67.97%与 46.53%;相较于 Pi2Pi-ICP 和 Pi2Pl-ICP,平均迭代次数减少 46.22%和 14.74%,单帧配准耗时缩短 11.43%和 35.42%;在 1.0 m 平移扰动下,配准成功率仍保持在 80%以上。本研究提出的动态加权机制在无需手动调参的前提下,有效兼顾了内点精度与异常点鲁棒性,为农机在 GNSS 拒止、振动剧烈等复杂田间环境中的稳定实时定位提供了可靠解决方案。

关键词: 农机导航; 点云配准; 迭代最近点; Huber 稳健核; 同步定位与建图; 计算效率

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)20-0349-08 OSID: 

Robust Point Cloud Registration Algorithm Based on Huber Loss

Lan Lan¹ Huang Yan¹ Tian Baohui¹ Lin Yan¹ Wang Dongyang² Wang Yanku³

(1. Department of Transportation Information Engineering, Henan College of Transportation, Zhengzhou 451460, China
2. School of Automotive and Transportation Engineering, Shenzhen Polytechnic University, Shenzhen 518055, China
3. Institute of Internet of Things, Shenzhen Polytechnic University, Shenzhen 518055, China)

Abstract: Reliable point cloud registration is essential for agricultural machinery navigation in unstructured field environments, but conventional ICP methods are easily affected by large initial pose errors, dynamic vegetation interference and vibration-induced noise. To improve registration robustness and efficiency, a robust point-to-plane ICP method based on the Huber loss, named Huber-ICP, was proposed. The Huber robust kernel was introduced into the point-to-plane ICP objective function, and the transformation parameters were estimated through an iteratively reweighted least squares optimization process. In this way, point pairs with large residuals were assigned lower weights, whereas the contribution of inlier correspondences was retained. Experiments were conducted on sequences 00, 02, 05, 07 and 08 of the public BotanicGarden odometry dataset to evaluate the proposed method under different navigation conditions. Compared with point-to-point ICP and point-to-plane ICP, Huber-ICP reduced the absolute trajectory error by 67.97% and 46.53%, respectively. Compared with Pi2Pi-ICP and Pi2Pl-ICP, the average number of iterations was reduced by 46.22% and 14.74%, and the per-frame registration time was reduced by 11.43% and 35.42%. Under a translational perturbation of 1.0 m, the registration success rate remained above 80%. The results indicated that the dynamic reweighting strategy improved both outlier suppression and convergence efficiency. The proposed method can provide a practical registration solution for continuous localization of agricultural machinery in GNSS-denied and high-vibration field environments.

Key words: agricultural machinery navigation; point cloud registration; iterative closest point (ICP); Huber robust kernel; simultaneous localization and mapping (SLAM); computational efficiency

收稿日期: 2026-01-22 修回日期: 2026-04-28

基金项目: 河南省科技攻关项目(262102210276、252102241019)、河南省高等学校重点科研项目(25B510005)和河南省教学改革研究与实践项目(2024SJGLX0951)

作者简介: 兰岚(1980—),女,副教授,主要从事智能交通与电子信息工程技术研究,E-mail: 31642758@qq.com

通信作者: 黄艳(1984—),女,高级工程师,主要从事智能交通与视觉 SLAM 研究,E-mail: 316819338@qq.com

0 引言

非结构化农田环境中,农业机械自主导航易受田垄起伏、植被遮挡、尘土扰动和机体振动影响,激光雷达点云配准的稳定性直接关系到位姿估计精度。迭代最近点(Iterative closest point,ICP)算法是点云配准中的经典方法,通常以最小二乘准则最小化点对误差,但该准则对异常点和噪声较为敏感,在动态植被、局部遮挡和初始位姿偏差较大的情况下,易出现局部收敛、配准偏移或计算效率下降等问题^[1-3]。Huber 函数兼具小残差二次惩罚和大残差线性惩罚特性,可用于降低异常点对 ICP 配准结果的影响,为复杂环境下点云稳健配准提供了可行思路^[4-5]。

同步定位与建图(Simultaneous localization and mapping,SLAM)是农机自主导航领域的重要技术,前端里程计依赖连续点云配准完成相邻帧位姿估计。传统 ICP 算法在实际应用中主要存在 3 个问题:对初始位姿依赖较强,易陷入局部最优;对动态目标、离群点和噪声的耐受能力不足,复杂场景下配准精度下降明显;迭代过程易增加计算开销,难以满足农机实时定位需求^[6-10]。围绕上述问题,相关研究主要从优化模型改进和数据关联增强 2 个方向展开。随机采样一致性和截断损失函数等方法可剔除部分误匹配点对,但性能往往依赖人工阈值设置,场景适应性有限^[11-14]。M 估计(M-estimator)理论通过稳健核函数重构损失函数,根据残差连续调整点对权重,能够避免对异常点进行简单硬剔除,为鲁棒优化提供了较平滑的处理方式^[15-17]。已有研究表明,将稳健核函数引入 ICP 优化过程,有助于降低异常点和噪声对位姿估计的影响^[18-19]。

基于上述问题,本文提出一种融合 Huber 稳健核函数的点到面 ICP 算法(Huber-ICP)。将 Huber M 估计器与点到面 ICP 模型相结合,构建一种具备自适应异常值抑制能力的稳健目标函数,通过迭代重加权最小二乘(Iteratively reweighted least squares,IRLS)求解位姿变换,使大残差点对在优化过程中获得较低权重,同时保留小残差内点对配准精度的贡献^[20]。为验证算法性能,基于复杂植被环境下的 BotanicGarden 数据集开展对比试验和参数消融试验。对原始点云进行体素下采样、法向量估计等预处理^[21],并将 Huber-ICP 与点到点 ICP、点到面 ICP 进行比较;综合运用绝对轨迹误差、相对位姿误差、平均迭代次数、单帧处理时间及抗初始扰动成功率等多维度定量指标,并结合配准误差收敛曲线与权重分布可视化等定性分析,验证所提算法在提升

精度、效率与鲁棒性方面的有效性。

1 Huber-ICP 点云配准系统框架

1.1 点云配准技术

为提升点云配准对异常点和噪声的鲁棒性,现有研究主要从截断损失函数、概率建模和 M 估计 3 类方法展开。M 估计通过引入稳健核函数重构目标函数,在保留内点约束作用的同时降低异常点权重,适合用于复杂环境下的点云稳健配准。

Huber 函数是 M 估计中常用的稳健核函数,兼具小残差区间二次损失和大残差区间线性损失特性,可在保持内点配准精度的同时抑制异常点对优化结果的影响。将 Huber 核函数嵌入点到面 ICP 框架,构建基于 Huber 损失的稳健配准模型,具体函数形式、目标函数构建和迭代求解过程见第 2 节。

1.2 算法核心参数配置

Huber-ICP 算法在迭代求解过程,收敛性、鲁棒性与配准精度受多个核心参数影响。为确保试验的可复现性及对比结果的公平性,对关键参数进行统一定义,并阐明设定依据。所有参数一经确定,在后续各类试验中保持不变。

1.2.1 对应点距离约束参数

在迭代最近点(ICP)框架中,对应点对的筛选质量直接影响变换矩阵的估计精度。为抑制噪声、遮挡及初始位姿偏差引入的错误对应,Huber-ICP 算法引入 2 项关键约束参数:最大对应距离 $d_{\max}$ 与 Huber 核阈值 τ 。最大对应距离 $d_{\max}$ 用于剔除欧氏距离超出阈值的点对,防止异常点直接参与位姿估计。若两点间距大于 $d_{\max}$,则不纳入匹配集合。结合点云平均点间距(0.01~0.03 m)与初始配准误差(<0.2 m),将 $d_{\max}$ 设为 0.5 m,在保留有效对应的同时滤除明显错误匹配。在此基础上,Huber-ICP 在目标函数中以 Huber 核替代最小二乘损失,进一步降低外点影响。该核函数在残差小于 τ 时表现为二次函数,大于 τ 时退化为线性函数,实现对外点的自适应降权。依据点云局部表面偏差的统计分布,将 τ 设为 0.1,使算法兼顾收敛速度与抗离群能力。2 项参数协同作用: $d_{\max}$ 预先剔除显著异常点对, τ 在优化过程中动态调整剩余点对的权重,共同保障位姿估计的鲁棒性与精度。

1.2.2 迭代终止条件

为平衡配准精度与计算效率,Huber-ICP 算法设置 2 项迭代终止条件:收敛阈值 ε 与最大迭代次数 $N_{\max}$,满足任一条件即停止迭代。收敛阈值 ε 用于判断位姿估计是否趋于稳定,定义为前后 2 次迭代的变换矩阵之间的相对变化量。当变换矩阵

的差异小于 ε 时,认为优化已收敛,终止迭代。取 $\varepsilon = 1 \times 10^{-6}$,该精度可确保毫米级以下的位置变化不再参与后续优化,兼顾精度与收敛速度。最大迭代次数 $N_{\max}$ 作为安全上限,防止算法在复杂场景下陷入缓慢收敛或发散而无限迭代。根据预试验统计,典型场景下算法通常在迭代 30 ~ 50 次内收敛,因此设置 $N_{\max} = 100$,为复杂场景预留充足余量,避免不必要的计算开销。2 项终止条件协同作用: ε 保证算法在达到足够精度时及时退出, $N_{\max}$ 则提供兜底保障,共同实现精度与效率的平衡。

1.2.3 算法参数设置

Huber-ICP 算法涉及的关键参数设置为:最大对应距离 $d_{\max} = 2.0 \text{ m}$,收敛阈值 $\epsilon = 1 \times 10^{-6}$ (基于前后 2 次变换矩阵的相对变化),最大迭代次数 $K_{\max} = 50$,Huber 核阈值参数 $\delta = 0.3$ 。

2 基于 Huber 稳健核函数的配准模型构建

2.1 Huber 稳健核函数原理

针对最小二乘估计对异常值敏感的问题,稳健统计中的 M 估计通过稳健损失函数替代传统平方损失函数,降低大残差样本对参数估计的影响^[22]。核心思想是在目标函数中引入增长速度较慢的损失函数,使异常点对应的大残差不会在优化过程中产生过大的权重,从而提高参数估计稳定性^[23]。Huber 函数是 M 估计中常用的稳健核函数之一,在小残差区间保持二次损失形式,可保留内点对配准精度的贡献;在大残差区间转为线性增长形式,可削弱异常点对优化结果的影响^[24-25]。Huber 损失函数定义为

$$\rho_{\text{Huber}}(e) = \begin{cases} \frac{1}{2}e^2 & (|e| \leq \delta) \\ \delta|e| - \frac{1}{2}\delta^2 & (|e| > \delta) \end{cases} \quad (1)$$

在该函数定义中,设 e 为残差变量,参数 δ 为二次区域边界的阈值参数。该函数对残差的导数公式为

$$\frac{\partial H}{\partial e} = \begin{cases} e & (|e| \leq \delta) \\ \delta \text{sign}(e) & (|e| > \delta) \end{cases} \quad (2)$$

当残差(误差)较大时,其影响被限制在一个线性增长的水平,从而有效抑制了异常值的负面影响。

2.2 目标函数构建

将 Huber 稳健核函数系统地集成到点到面 ICP 框架中,以取代原有的平方损失函数,从而构建出 Huber-ICP 算法的目标函数。对于第 i 个点对,定义其在当前变换 T 下的点到面距离残差为

$$r_i(T) = (R\mathbf{p}_i + \mathbf{t} - \mathbf{q}_i)^T \mathbf{n}_i \quad (3)$$

将 Huber 函数作用于每个残差项,则 Huber-

ICP 的目标函数定义为所有残差项 Huber 损失之和,即

$$E_H(T) = \sum_i H((R\mathbf{p}_i + \mathbf{t} - \mathbf{q}_i) \mathbf{n}_i) \quad (4)$$

该目标函数 $E_H(T)$ 是待求变换参数 R 和 $\mathbf{t}$ 的非线性函数。与原始的点到面 ICP 目标函数 $E_{\text{L2pl}}(T)$ 相比, $E_H(T)$ 的关键区别在于其对于不同的残差 r_i 施加了非线性的、自适应的惩罚。当某个点对(如属于动态物体)产生的残差 $|r_i|$ 很大时, $H_\delta(r_i)$ 仅线性增长,而非二次爆炸,这使得该误匹配点对优化过程的影响被显著削弱。相反,对于残差小的正确匹配点对,其贡献得以保留。通过最小化 $E_H(T)$,算法能够在存在大量异常值的情况下,依然被由正确匹配点主导的梯度引导至准确的变换解。

2.3 迭代重加权最小二乘求解

目标函数 $E_H(T)$ 的优化问题,可转换为一个迭代重加权最小二乘 (Iteratively reweighted least squares, IRLS) 问题。考虑迭代序列 $\{T^{(k)}\}_{k=0}^K$,对于第 k 次迭代,给定当前变换参数 $T^{(k)}$,定义该迭代下的权重集合 $\{w_i^{(k)}\}_{i=1}^N$,其中每个权重元素 $w_i^{(k)} \in \mathbf{R}^+$,公式为

$$w_i^{(k)} = \frac{1}{|e_i^{(k)}|} \frac{\partial H}{\partial e} \bigg|_{e_i^{(k)}} = \begin{cases} 1 & (|e_i^{(k)}| \leq \delta) \\ \frac{\delta}{|e_i^{(k)}|} & (|e_i^{(k)}| > \delta) \end{cases} \quad (5)$$

考虑第 k 次迭代,定义当前迭代的残差集合为 $\{e_i^{(k)}\}_{i=1}^N$,其中每个残差元素为 $e_i^{(k)} = (R^{(k)} \mathbf{p}_i + \mathbf{t}^{(k)} - \mathbf{q}_i) \mathbf{n}_i$,其中, $\mathbf{p}_i \in P, \mathbf{q}_i \in Q$ 为其在目标点云中的对应点, $\mathbf{n}_i$ 为 $\mathbf{q}_i$ 处的单位法向量, $T^{(k)} = (R^{(k)}, \mathbf{t}^{(k)})$ 为第 k 次迭代的位姿变换估计。据此,原目标函数可近似为加权形式,即 $E_H(T) \approx \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N w_i^{(k)} e_i^2$,其中权重 $w_i^{(k)}$

由式(5)定义的 Huber 权重函数确定。该加权最小二乘问题可使用高斯-牛顿法或列文伯格-马夸尔特法高效求解^[26]。求解得到新的变换估计 $T^{(k+1)}$ 后,更新残差集合与权重集合,并重复上述过程,直至满足预设的收敛条件。

式(2) ~ (5) 依次构建损失基准、稳健核、几何残差与优化目标,为 Huber-ICP 目标函数提供完整数学表达与稳健求解基础。

3 结果与分析

3.1 试验设置

3.1.1 试验平台与数据集

为评估 Huber-ICP 算法在农机导航场景下性能,搭建了软硬件结合的试验验证平台。硬件平台采用高性能计算工作站,配置为: Intel i7-12700K CPU @ 3.6 GHz, NVIDIA GeForce RTX 3080 GPU

(10 GB 显存), 32 GB DDR4 内存。软件环境为 Ubuntu 20.04 LTS 操作系统, Python 3.8.10 编程环境, 核心算法基于 Open3D 0.15.1 点云库实现。

试验数据采用机器人园艺场景数据集 BotanicGarden^[27]。数据集采集于面积大于 48 000 m² 的大型植物园, 由全地形轮式机器人搭载多传感器融合套件完成, 涵盖茂密树林、河畔、窄径、桥梁及草地等多种非结构化自然场景。传感器系统包含灰度与 RGB 立体相机、旋转式三维激光雷达、MEMS 三维激光雷达, 以及低成本与工业级惯性测量单元, 所有传感器均经过精确标定并实现硬件时间同步。其中激光雷达为 16 线型号, 垂直视场角 30°, 水平视场角 360°, 测量范围 100 m, 测距精度 ±3 cm (100 m), 扫描频率 10 Hz。为模拟农机作业环境, 选取序列 1005-01 (园林道路场景), 总帧数约 10 000。地面真值由 OXTS RT 3003 GPS/IMU 组合导航系统提供, 位置精度优于 2 cm, 姿态精度优于 0.1°。

3.1.2 数据预处理流程

为提高算法性能与可比性, 对原始点云数据进行标准化预处理: 体素下采样: 采用 0.1 m 体素网格对原始点云进行均匀采样, 将点云密度从约 30 000 点/帧降至约 2 000 点/帧, 在保持场景结构特征的同时减少计算复杂度。法向量估计: 基于 KD-Tree 建立空间索引, 以 0.2 m 为搜索半径获取每个点的局部邻域, 通过主成分分析 (PCA) 计算协方差矩阵, 取最小特征值对应的特征向量作为法向量估计, 并应用视点一致性约束统一法向量方向^[28-30]。异常点滤除: 采用基于统计的异常点去除方法, 计算每个点到其 20 个最近邻点的平均距离, 剔除距离大于全局均值 3 倍标准差的异常点, 滤除 2% ~ 5% 的噪声点。算法流程如图 1 所示。

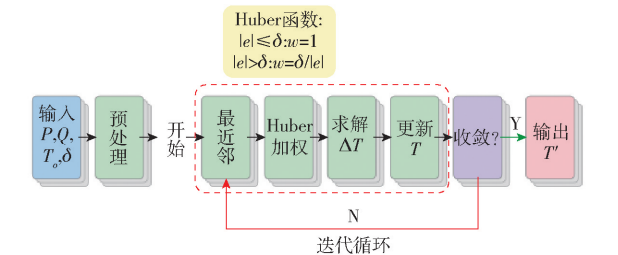


图 1 Huber-ICP 算法流程

Fig. 1 Flowchart of Huber-ICP algorithm

3.1.3 试验方法

为系统性地验证和剖析 Huber-ICP 算法的性能, 设计了 4 个试验对 Huber-ICP 算法从基础性能、鲁棒性、内在机理到实际场景适应性进行全面检验。

基础性能试验在 BotanicGarden 标准序列上评估算法的核心精度与效率, 数据按比例 7:3 划分为训练集与测试集, 结果经 10 次重复试验取平均值以

确保统计可靠性。鲁棒性验证试验通过向初始位姿施加不同幅度的高斯平移与旋转扰动, 模拟农机在恶劣工况下的初始误差, 以此检验算法的容错能力与稳定边界。参数消融试验通过精细调节 Huber 阈值 δ (0.05 ~ 0.7), 深入分析该关键参数对配准精度、收敛速度与优化稳定性的影响, 从而确定其最佳工作区间。最后, 动态环境适应性试验通过在点云中注入不同比例的噪声点模拟农田动态干扰 (如晃动植被), 专门测试算法在异常值干扰下的精度保持能力与内部权重抑制机制的有效性。这 4 个试验从基础性能、抗干扰性、参数机理到场景适用性层层推进, 构成了完整而严谨的算法验证体系。

3.1.4 试验参数配置总表

试验关键参数配置见表 1, 涵盖数据集选取、数据预处理、算法通用参数以及 Huber-ICP 特有参数 4 个类别。通过明确体素尺寸、最大迭代次数、Huber 阈值等具体量化指标, 不仅为试验结果的可复现性提供了坚实保障, 也确立了各算法间的公平评估基准, 为后续验证算法的鲁棒性与收敛特性奠定了标准化基础。

表 1 试验参数配置

Tab. 1 Experimental parameters configuration

参数	参数名称	数值	说明
数据集	选用序列	00, 02, 05,	BotanicGarden
		07, 08	Odometry Benchmark
预处理	体素尺寸/m	0.1	下采样网格尺寸
预处理	法向量邻域半径/m	0.2	PCA 计算范围
预处理	异常点阈值	$\mu + 3\sigma$	基于统计的滤除
算法通用	最大迭代次数	50	防止无限循环
算法通用	收敛阈值	1×10^{-6}	相对变化阈值
算法通用	最大对应距离/m	2.0	最近邻搜索上限
Huber-ICP	Huber 阈值 δ	0.3	稳健核函数参数
试验设计	重复次数	10	统计可靠性
试验设计	扰动等级/级	5	平移和旋转扰动测试

3.1.5 算法性能评估指标

为定量表征本文算法综合性能, 从配准精度、计算效率、环境鲁棒性 3 个维度选取通用量化指标开展对比分析。配准精度采用绝对轨迹均方根误差、相对位姿均方根误差 2 项指标, 分别反映算法全局轨迹整体一致性与相邻帧间局部位姿估计精度; 计算效率选取平均迭代次数、单帧平均配准耗时, 用以衡量算法收敛速率与实时处理能力; 鲁棒性以多组初始位姿扰动下的配准成功率、动态噪声场景配准稳定度作为评判依据, 量化算法对初始偏差、外点干扰与环境噪声的适应能力。

3.2 验证试验

3.2.1 基准性能测试

图 2 为 3 种点云配准算法 (Pi2Pi-ICP、Pi2Pl-

ICP、Huber-ICP)在 BotanicGarden 数据集某一序列上的轨迹估计结果与地面真值对比。从图 2 可看出,Huber-ICP 估计的轨迹(红色曲线)与真实轨迹(黑色曲线)最为接近,整体偏差明显小于其余 2 种算法。Pi2Pl-ICP(橙色曲线)虽有一定改进,但仍存在局部偏差;Pi2Pi-ICP(蓝色曲线)轨迹偏离最为显著。该结果直观验证了 Huber-ICP 在提升配准精度方面的有效性,尤其在复杂动态环境中仍能保持较高的轨迹一致性。

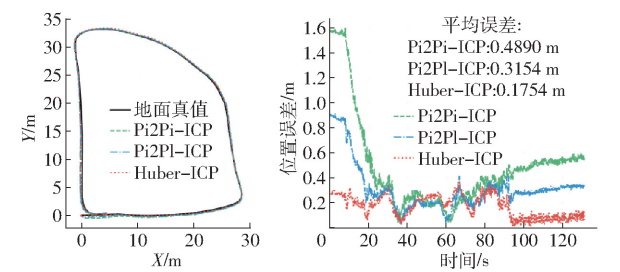


图 2 算法估计轨迹与地面真值结果

Fig. 2 Comparison of algorithm estimated trajectories and ground truth

3.2.2 鲁棒性验证试验

为进一步评估算法稳健性,测试了不同初始平移扰动下配准成功率,结果如图 3 所示。由图 3 可观察到,Huber-ICP(红色曲线)在不同等级扰动下均保持了最高成功率,尤其在大扰动(1.0 m)下,其成功率仍显著高于 2 种对比算法。相比之下,Pi2Pi-ICP(绿色曲线)与 Pi2Pl-ICP(蓝色曲线)在大扰动条件下的配准成功率均明显偏低,其中 Pi2Pl-ICP 性能略优于 Pi2Pi-ICP。上述结果表明,Huber-ICP 具有更强的初始猜测容错能力,为 SLAM 系统在前端里程计失效时的恢复提供了重要保障。

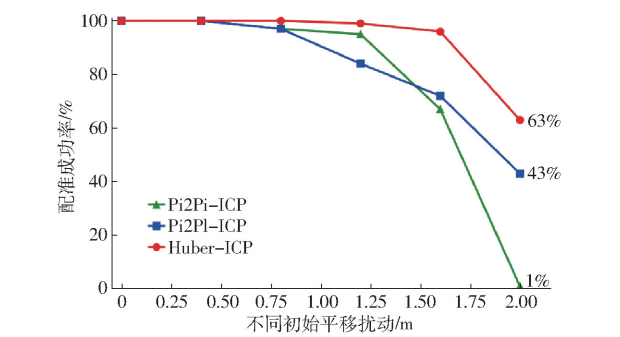


图 3 不同初始平移扰动下配准成功率

Fig. 3 Registration success rate under different initial translation perturbations

3.2.3 效率评估测试

由图 4 可观察到,Huber-ICP 算法(红色曲线)收敛速度显著快于 2 种基线方法。其误差在前 10 次迭代内迅速下降并趋于稳定,而 Pi2Pl-ICP(橙色

曲线)和 Pi2Pi-ICP(蓝色曲线)需要更多迭代次数才能达到平稳状态。此外,Huber-ICP 最终达到最低误差水平(约 0.018 m),显著低于 Pi2Pl-ICP(约 0.066 m)和 Pi2Pi-ICP(约 0.139 m)。直观证明了其权重机制的有效性,不仅提升了稳健性,还极大地加速了优化过程。

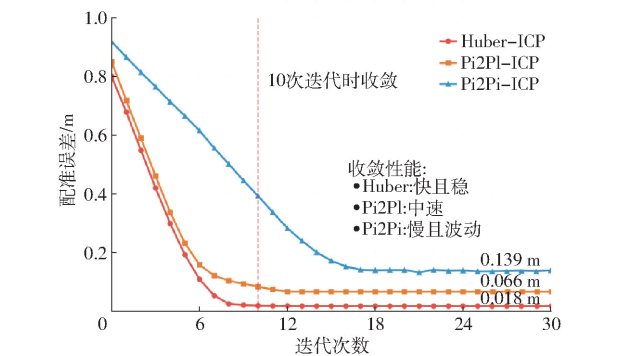


图 4 代表性帧的配准误差收敛曲线

Fig. 4 Convergence curves of registration error for representative frames

3.2.4 动态环境适应性试验

为评估算法在动态场景下的鲁棒性,选取包含运动物体的典型序列进行配准测试,并将 Huber-ICP 与 2 种算法进行可视化对比,结果如图 5 所示。图 5a 和图 5b 为 2 种基线算法在动态环境中的配准效果。可以看出,在运动物体(如作业人员、农机车辆)附近出现了明显的“鬼影”现象(即源点云与目标点云在动态区域无法正确对齐,形成重叠拖影),表明动态点严重干扰了对应点匹配,导致位姿估计产生局部畸变。相比之下,Huber-ICP 配准结果(图 5c)动态区域的重影被有效抑制,静态结构(如田埂边界、果树行线)对齐紧密,整体点云重合度显著提升。图 5d 为场景中静态参考结构空间分布,作为对比基准。上述定性结果表明,Huber-ICP 通过 Huber 核函数对动态异常点的自适应降权,有效削弱了运动物体对配准过程的干扰,在农田、园林等动态环境中展现出更强的鲁棒性。

3.2.5 参数消融试验

为确定 Huber-ICP 算法中关键参数 δ 的最佳设置,对其在不同取值下的配准误差进行分析,结果如图 6 所示。

从图 6 可以看出,当 $\delta = 0.3$ 时,配准误差最低(约 0.015 m),表明该取值下算法在抑制异常点与保留有效点之间达到最佳平衡。当 $\delta = 0.1$ 时,误差略有上升(约 0.018 m),说明较小的 δ 导致部分有效点被误判为外点而剔除,损失了有用信息。当 $\delta = 0.7$ 时,误差在 7 组试验最大(约 0.020 m),表明较大的 δ 削弱了 Huber 核函数抗干扰能力。

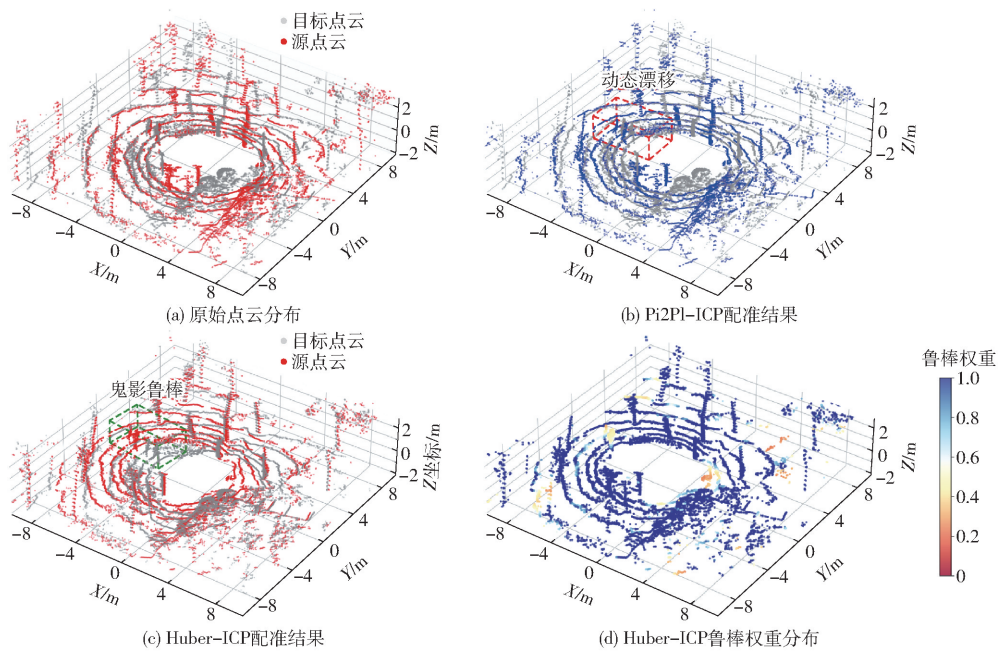


图 5 源点云与目标点云(3D 视角)

Fig. 5 Source and target point clouds (3D View)

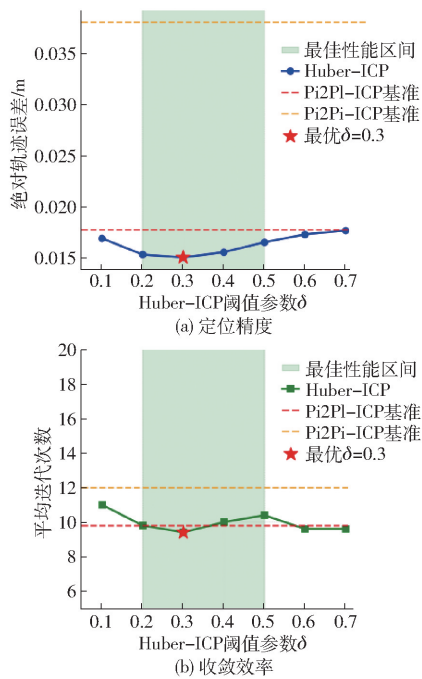


图 6 参数 δ 消融试验分析

Fig. 6 Ablation study analysis of parameter δ

综上,将参数 δ 初始值设定于 0.3 附近配准误差最低,在实际应用中可根据场景动态程度在 0.3 ~ 0.6 区间内进行微调,以期在定位精度与鲁棒性之间达到最佳平衡。

3.3 定量结果分析

如表 2 所示,从轨迹精度(ATE、RPE)、收敛效率(平均迭代次数)和计算耗时等维度,对 Pi2Pi-ICP、Pi2Pi-ICP 与 Huber-ICP 的性能进行统计。Huber-ICP 在所有评估指标上均表现最优,验证了其在精度、效率和鲁棒性方面的综合优势。

精度方面,与基线 Pi2Pi-ICP 相比,Huber-ICP ATE 降低 67.97%。与性能更强的 Pi2Pi-ICP 相比,ATE 降低 46.53%,证明了其更高的配准精度。

效率方面,Huber-ICP 收敛速度最快,平均迭代次数相比 Pi2Pi-ICP 和 Pi2Pi-ICP 分别减少 46.22% 和 14.74%。单帧配准耗时相比两者分别减少 11.43% 和 35.42%,效率提升显著。

鲁棒性方面,图 3 为不同初始扰动下算法配准

表 2 不同算法在 BotanicGarden 序列上平均性能

Tab. 2 Average performance of different algorithms on BotanicGarden sequences

算法	绝对轨迹误差/m	相对位姿误差/m	平均迭代次数	单帧配准耗时/ms
Pi2Pi-ICP	0.610 3 ± 0.365 1	0.047 9 ± 0.027 8	15.06 ± 1.2	14.0 ± 16.0
Pi2Pi-ICP	0.365 6 ± 0.184 9	0.044 4 ± 0.021 9	9.50 ± 1.9	19.2 ± 13.3
Huber-ICP	0.195 5 ± 0.086 3	0.041 7 ± 0.021 3	8.10 ± 1.5	12.4 ± 9.2

成功率。随着扰动增大,所有算法性能均下降,但 Huber-ICP 下降速度最慢。在 1.0 m 扰动下,Pi2Pi-ICP 已基本失效,Pi2Pi-ICP 成功率约为 43%,而 Huber-ICP 仍能保持超过 80% 的成功率,展现了其

卓越的鲁棒性。

由表 3 可知,本文算法在定位精度、计算效率与鲁棒性上较 Pi2Pi-ICP 基线均有显著提升,验证了其在典型场景下的性能优势与优化效果。

表 3 释放算力资源在典型应用场景下分配与收益

Tab. 3 Freed computational resource allocation and benefits in typical application scenarios				
评估维度	具体指标	对比基线	性能变化	关键成因
定位精度	绝对轨迹误差	Pi2Pi - ICP	降低 67.97%	有效抑制异常值干扰
		Pi2Pl - ICP	降低 46.53%	
计算效率	平均迭代次数	Pi2Pi - ICP	减少 46.22%	优化路径更优,收敛更快
		Pi2Pl - ICP	减少 14.74%	
计算效率	单帧配准耗时	Pi2Pi - ICP	减少 11.43%	迭代次数减少的直接收益
		Pi2Pl - ICP	减少 35.42%	
鲁棒性	1.0 m 扰动下成功率	Pi2Pi - ICP	提升 3.0 个百分点	对错误匹配的高容忍度
		Pi2Pl - ICP	提升 9.0 个百分点	
鲁棒性	2.0 m 扰动下成功率	Pi2Pi - ICP	提升 62.0 个百分点	对错误匹配的高容忍度
		Pi2Pl - ICP	提升 20.0 个百分点	

4 讨论

从自主导航系统工程应用角度看,Huber - ICP 算法在多个性能维度上均展现出显著优势。本文所提算法优化了迭代收敛机制,降低单次点云配准的运算开销,相较于算法 Pi2Pi - ICP、Pi2Pl - ICP,迭代收敛效率有所提升;抑制了离群噪声带来的轨迹偏移,绝对轨迹误差优于 2 组基线算法,具备更加出色的配准定位能力。在鲁棒性方面,1.0 m 初始平移扰动下的配准成功率相比 2 种基线算法分别提升超过 70 个百分点和 25 个百分点。上述性能提升具有重要的工程应用价值;对于一个典型的 10 Hz 更新频率的激光导航系统,单帧耗时的降低意味着处理单帧数据预留时间从约 100 ms 减至约 75 ms,或可在相同硬件上支持更高频率的运行。所节省的计算资源可用于:运行更复杂的后端全局优化或闭环检测算法,提升系统长期一致性;同步处理更精细的障碍物识别与分割任务;降低对车载计算平台的性能要求,有利于系统在成本敏感的中小型设备上部署。此外,算

法较强的抗初始扰动能力增强 SLAM 系统在设备急转、打滑等恶劣工况下的恢复能力。

试验结果表明,Huber - ICP 算法在定位精度、收敛速度与鲁棒性方面均展现出综合优势。其性能提升根本原因在于 Huber 核函数所采用的动态重加权机制:能够平滑调整每个点对目标函数的贡献——对符合模型的内点赋予接近 1 的权重,以保留其高精度特性;同时显著降低异常点的权重,从而有效抑制其对配准结果的负面影响。这一机制使得优化路径更加稳定与纯净,使算法能够以更少的迭代次数收敛至更精确的解。

5 结束语

针对自主导航 SLAM 中点云配准的挑战,提出了一种基于 Huber 稳健核函数的 ICP 优化算法 (Huber - ICP)。通过将 M 估计器理论融入配准框架,该算法能有效抑制环境异常值的干扰。在 BotanicGarden 数据集上的试验结果表明,Huber - ICP 在定位精度、计算效率和抗干扰能力方面均显著优于传统方法。

参 考 文 献

[1] 杨贵强,刘玉君,李瑞,等. M 估计的抗差匹配算法及收敛性分析[J]. 哈尔滨工程大学学报,2019,40(9):1555 - 1561. Yang Guiqiang, Liu Yujun, Li Rui, et al. Robust matching algorithm based on M-estimation and convergence analysis[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2019, 40(9): 1555 - 1561. (in Chinese)

[2] Xing X, Lu Z, Wang Y, et al. Efficient single correspondence voting for point cloud registration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2024, 33:2116 - 2130.

[3] 刘国良,阮怡鑫,郑永帅,等. 基于误差引导阈值调整机制的点云配准方法[J]. 航空制造技术,2025,68(21):14 - 22. Liu Guoliang, Ruan Yixin, Zheng Yongshuai, et al. A novel point cloud registration method with error-guided threshold adjustment mechanism[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2025, 68(21):14 - 22. (in Chinese)

[4] 赵迪,赵祖高,程煜林,等. 多特征关键点的自适应尺度融合特征点云配准[J]. 电子测量技术,2023,46(10):68 - 75. Zhao Di, Zhao Zugao, Cheng Yulin, et al. Adaptive scale fusion feature point cloud registration for multi-feature key points[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(10):68 - 75. (in Chinese)

[5] 韩宏琪,江自真,周俊,等. 基于法向量夹角的果树点云配准与枝叶分割方法研究[J]. 农业机械学报,2024,55(9):327 - 336. Han Hongqi, Jiang Zizhen, Zhou Jun, et al. Fruit tree point cloud registration based on normal vector angles and branch-leaf segmentation method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(9):327 - 336. (in Chinese)

[6] Liang Z, Wang K, Zhang J, et al. An underwater multisensor fusion simultaneous localization and mapping system based on image enhancement[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2024, 12(7):1170.

- [7] 张净,华玟,刘晓梅,等. 基于改进 YOLO v8n 的轻量化番茄叶片病害检测方法[J]. 农业机械学报,2025,56(11):538-549.
Zhang Jing, Hua Wen, Liu Xiaomei, et al. Lightweight tomato leaf disease detection method based on improved YOLO v8n[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(11):538-549. (in Chinese)
- [8] Ruan P, Yuan S, Shang W, et al. Radar signal deinterleaving based on amplitude variation characteristics[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2025, 19(1):e70077.
- [9] 段西发,田铮,齐培艳,等. SAR 图像中目标配准的稳健加权核主成分分析方法[J]. 光电子·激光,2013,24(8):1634-1643.
Duan Xifa, Tian Zheng, Qi Peiyan, et al. Object registration for SAR images using robust weighted kernel principal component analysis[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2013, 24(8):1634-1643. (in Chinese)
- [10] Li L, Qu X, Zhang J, et al. Travel time prediction for highway network based on the ensemble empirical mode decomposition and random vector functional link network[J]. Applied Soft Computing, 2018, 73:921-932.
- [11] 胡肖建,李少达,谭骏祥,等. 一种基于位姿图的激光 SLAM 点云优化方法[J/OL]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2025-12-16. <https://link.cnki.net/urlid/41.1384.N.20251215.1723.002>.
- [12] 郑劲康,魏国亮,蔡洁,等. 基于边图重构权重模型的位姿图优化算法[J]. 信息与控制,2025,54(6):917-928.
Zheng Jinkang, Wei Guoliang, Cai Jie, et al. Edge graph reconstructed weight model for pose graph optimization algorithm[J]. Information and Control, 2025, 54(6):917-928. (in Chinese)
- [13] Wang F, Liu G, Liu R. Research on spatial consistency correction method for highway tunnel multi-temporal vehicle-borne laser point clouds[J]. Measurement, 2026, 257(Part A):118601.
- [14] Huang L W, Shao Y H, Lv X J, et al. Large-scale robust regression with truncated loss via majorization-minimization algorithm[J]. European Journal of Operational Research, 2024, 319(2):494-504.
- [15] Zhang R, Mei Y, Shi J, et al. Robustness and tractability for nonconvex M-estimators[J]. Statistica Sinica, 2022, 32(3):1295-1316.
- [16] Merzifonluoğlu Y, Geunes J. Adjusted distributionally robust bounds on expected loss functions[J]. Computers & Operations Research, 2025, 181:107081.
- [17] 王纪章,姚承志,周静,等. 基于三维点云的黄瓜叶片分割与表型参数提取方法[J]. 农业机械学报,2025,56(3):354-362.
Wang Jizhang, Yao Chengzhi, Zhou Jing, et al. Cucumber leaf segmentation and phenotype extraction method based on three-dimensional point cloud[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3):354-362. (in Chinese)
- [18] Sun W, Liu J. RCKF cooperative navigation algorithm for tightly coupled vehicle ad hoc networks based on Huber M estimation[J]. IEEE Access, 2021, 9:139888-139895.
- [19] 张漫,季宇寒,李世超,等. 农业机械导航技术研究进展[J]. 农业机械学报,2020,51(4):1-18.
Zhang Man, Ji Yuhao, Li Shichao, et al. Research progress of agricultural machinery navigation technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4):1-18. (in Chinese)
- [20] 谢东,张泽均,谢坚筱,等. VSLAM 系统中的快速特征点匹配算法[J]. 计算机测量与控制,2024,32(10):222-227.
Xie Dong, Zhang Zejun, Xie Jianxiao, et al. Fast feature point matching algorithm in VSLAM system[J]. Computer Measurement & Control, 2024, 32(10):222-227. (in Chinese)
- [21] Zhang L, Zhang X, Chen H, et al. A robust temperature prediction model of shuttle kiln based on ensemble random vector functional link network[J]. Applied Thermal Engineering, 2019, 150:99-110.
- [22] 李旭,阳奥凯,刘青,等. 基于改进 ORB-SLAM2 算法的温室机器人定位与稠密建图方法[J]. 农业机械学报,2025, 56(8):427-437.
Li Xu, Yang Aokai, Liu Qing, et al. Greenhouse robot localization and dense map building method based on improved ORB-SLAM2[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(8):427-437. (in Chinese)
- [23] Zhang S, Wang X. Robust tensor decomposition with kernel rescaled error loss for feature extraction and dimensionality reduction[J]. Expert Systems with Applications, 2025, 270:126514.
- [24] 徐瑞昆,马娟. 基于 Huber 损失函数的改进型数据融合算法[J]. 舰船电子对抗,2025,48(4):74-78,84.
Xu Ruikun, Ma Juan. Improved data fusion algorithm based on Huber loss function[J]. Shipboard Electronic Countermeasure, 2025, 48(4):74-78, 84. (in Chinese)
- [25] Desifatma E, Djaja I G P F S, Pratomo P M, et al. Robust inversion of 1D magnetotelluric data using the Huber loss function[J]. Computational Geosciences, 2024, 28:629-643.
- [26] Pedrosa E, Pereira A, Lau N. A non-linear least squares approach to SLAM using a dynamic likelihood field[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2019, 93:519-532.
- [27] Liu Y, Fu Y, Qin M, et al. BotanicGarden: a high-quality dataset for robot navigation in unstructured natural environments[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 9(3):2798-2805.
- [28] 钱俊磊,徐海杭,曾凯,等. 基于改进 RT-DETR 和 FPFH 特征的多模态 3D 点云配准方法[J/OL]. 光电子·激光, 2025-11-14. <https://link.cnki.net/urlid/12.1182.O4.20251114.1347.014>.
- [29] 李健,杨俊涛,韩国河,等. 石刻造像点云的特征线提取方法研究[J]. 测绘科学,2025,50(9):63-71.
Li Jian, Yang Juntao, Han Guohe, et al. Research on feature line extraction method for sculpture point cloud[J]. Science of Surveying and Mapping, 2025, 50(9):63-71. (in Chinese)
- [30] 李皓冉,梅天灿,高智. 全局 ICP 与改进泊松相结合的三维人脸重建[J]. 测绘学报,2023,52(3):454-463.
Li Haoran, Mei Tiancan, Gao Zhi. 3D face reconstruction based on global ICP and improved Poisson[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2023, 52(3):454-463. (in Chinese)