

# 基于三维正态分布变换改进算法的移动机器人实时定位

赵卫东, 吕红兵, 刘立磊, 周大昌

(安徽工业大学 电气与信息工程学院, 安徽 马鞍山 243032)

**摘要:** 针对点云配准三维正态分布变换(3D-NDT)在未确定初始位姿情况下配准精度较低、配准时间较长,无法满足移动机器人实时定位要求,提出1种改进的3D-NDT点云配准融合算法。在原始点云的降采样过程中,使用源点云中的点替代计算得到的重心,降低算法运算量并保留点云的特征信息;通过引入信赖半径动态调节迭代步长,提高降采样后的精度和点云配准速度;通过融合三维激光点云数据与9轴惯性测量单元(IMU)数据,解决2组点云数据位姿差异过大无法收敛或进入局部极值的问题。采用实验室自搭建的移动机器人平台对改进的3D-NDT算法进行仿真实验,验证改进算法实时定位的可靠性和准确度。结果表明:与传统3D-NDT算法相比,改进3D-NDT算法在室外和室内环境下的匹配精度分别提升106%,108%,匹配成功率分别提升8.29%,6.35%,平均匹配耗时分别降低51.1%,47.9%,移动机器人实时定位的配准精度得到较大提升,单次配准时间也大幅降低,改进的3D-NDT算法可满足移动机器人实时定位的需求。

**关键词:** 正态分布变换;点云数据;点云配准;惯性测量单元(IMU);数据融合;动态信赖半径;自主定位;移动机器人

**中图分类号:** TP 242 **文献标志码:** A **doi:** 10.12415/j.issn.1671-7872.24066



## Real-time Positioning of Mobile Robots Based on Improved 3D Normal Distributions Transform Algorithm

ZHAO Weidong, LYU Hongbing, LIU Lilei, ZHOU Dachang

(School of Electrical & Information Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243032, China)

**Abstract:** To address the issues of low registration accuracy and long registration time in 3D normal distributions transform (3D-NDT) point cloud registration when initial poses are not accurately known, which fail to meet the real-time localization requirements of mobile robots, an improved 3D-NDT point cloud registration fusion algorithm was proposed. During the downsampling process of the raw point cloud, points from the source point cloud were used to replace the calculated centroids, thereby reducing computational complexity while preserving the feature information of the point cloud. By introducing a trust radius to dynamically adjust the iteration step size, the accuracy after downsampling and the speed of point cloud registration could be improved. Additionally, by integrating 3D laser point cloud data with 9-axis inertial measurement unit (IMU) data, problems such as excessive pose differences between two sets of point cloud data leading to non-convergence or falling into local minima were resolved. The improved 3D-NDT algorithm was subjected to simulation experiments using a self-built mobile robot platform in the

收稿日期: 2024-04-18

基金项目: 安徽省自然科学基金项目(2108085MF225)

作者简介: 赵卫东(1976—),男,安徽阜阳人,副教授,主要研究方向为图像处理、机器人等。

引文格式: 赵卫东,吕红兵,刘立磊,等.基于三维正态分布变换改进算法的移动机器人实时定位[J].安徽工业大学学报(自然科学版),2025,42(1):46-53.

laboratory to verify the reliability and accuracy of the real-time localization of the enhanced algorithm. The results show that compared with the traditional 3D-NDT algorithm, the improved 3D-NDT algorithm achieves a matching accuracy improvement of 106% outdoors and 108% indoors, with success rates increasing by 8.29% and 6.35%, respectively. Average matching times were reduced by 51.1% and 47.9%, respectively. This significant enhancement in registration accuracy and substantial reduction in single-registration time for mobile robot real-time localization indicate that the improved 3D-NDT algorithm can meet the demands of real-time positioning for mobile robots.

**Keywords:** normal distribution transform; point cloud data; point cloud registration; inertial measurement unit(IMU); data fusion; dynamic trust radius; autonomous localization; mobile robots

近年,随着机器人和无人驾驶技术的飞速发展,产生了诸如清洁机器人、巡检无人车、包裹配送无人机等众多移动机器人的应用场景。自主定位是移动机器人建图与导航的基础,关键在于能够使机器人在复杂环境中确定自身在已知地图中的具体位置<sup>[1]</sup>。车载激光雷达可为移动机器人建图和定位提供硬件基础。对于较为简单的室内环境,二维激光雷达可满足移动机器人的自主定位需求。对于较为复杂的室内和室外环境,二维激光雷达无法满足要求,需采用三维激光雷达实现移动机器人的自主定位<sup>[2]</sup>。但是,三维激光雷达扫描的点云数量巨大,而移动机器人处理器的算力有限,对点云数据与现实地图进行点云配准定位耗时长,无法满足移动机器人快速反应的场景定位要求。因此,探讨轻量化移动机器人定位运算、进一步提高实时定位精度和配准速度,对于移动机器人适应不同场景的自主定位具有重要现实意义。

基于三维激光雷达采集的点云数据进行移动机器人定位的算法有最近点迭代算法(iterative closest point, ICP),但 ICP 算法运算耗时较长,不适合作为移动机器人的实时定位算法。Magnus 提出了 1 种新的基于高斯分布的点云配准算法,即三维正态分布变换(3D-normal distributions transform, 3D-NDT)<sup>[3]</sup>算法,将点云数据划分为多个小体素(voxels),在每个体素上拟合高斯分布,通过计算目标点云和参考点云体素之间的相似度,估计 2 个点云之间的刚性变换,再通过最小化体素之间的误差来实现配准<sup>[4]</sup>。针对 3D-NDT 算法在大规模点云匹配中计算效率较低的问题,Zhang 等<sup>[5]</sup>引入基于体素网络的优化策略和更高效的数据结构,使 3D-NDT 算法从小规模点云拓展到大规模场景,但处理现实场景更大规模点云数据的速度较慢。张桂杨等<sup>[6]</sup>将 3D-NDT 算法移植到图形处理单元(graphics processing unit, GPU),利用其多线程计算的优势,加速场景点云配准过程,但移动机器人采集的点云数

据与场景点云地图位姿差异较大时,配准定位会出现无法收敛和进入局部极值的问题;Yousuf 等<sup>[7]</sup>引入自适应网格细化的方法,在关键区域增加计算精度,提高收敛速度。但是,现有 3D-NDT 的改进算法仍存在不足:将点云划分成多个等大方格的体素时,会直接把所有点的重心认作当前体素的降采样点,易产生误差;在没有初始位姿的情况下,点云配准更易陷入局部极值无法收敛。鉴于此,提出 1 种改进的 3D-NDT 融合算法,采用优化降采样的方法在保留源点云特征的前提下降低点云数量,在提高点云配准速度的同时保证点云配准精度;引入局域半径调整迭代步长,并融合 IMU 和里程计数据获取点云数据初始位姿,避免出现陷入局部极值和无法收敛的情况,以期提高移动机器人实时定位的准确度和实时性。

## 1 3D-NDT 算法的改进

3D-NDT 算法是由 NDT 算法改进而来的三维点云配准算法,具有配准速度快、精度高的特点<sup>[8]</sup>。3D-NDT 采用标准最优法进行点云数据和参考点云数据的匹配,将采集的三维点云数据均分为大小相同的小方块,对每个小方块内的点云数据进行正态分布处理,即把点云数据转变为用高斯概率分布表示的数学模型<sup>[9]</sup>。由于每个小方块只有 1 个点参与运算,从而减少了待匹配点的数量<sup>[10]</sup>。3D-NDT 算法进行点云配准的主要步骤如下:

1) 将采集的三维点云数据进行三维分割,分割成大小相同的多个小方块,也称之为体素<sup>[11]</sup>。小方块的体积决定点云降采样的程度,小方块越大,降采样程度越大,配准速度越快。

2) 将 1 个小方格中的点集记为  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,其中  $n$  为 1 个小方格内点的总数。计算小方格内点云的均值  $q$  和协方差矩阵  $C$  的公式如下<sup>[12]</sup>:

$$q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1)$$

$$C = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - q)(x_i - q)^T \quad (2)$$

3) 将小方块中每个点的概率分布使用高斯概率函数  $P(x)$  表示, 既正态分布建模:

$$P(x) = \frac{1}{c} \exp\left[-\frac{(x-q)^T C^{-1}(x-q)}{2}\right] \quad (3)$$

其中  $c$  为常数。

4) 对采集的点云数据使用初始变换参数  $p$  将其映射到目标点云, 使点云数据变换为正态分布, 即为 1 个多段平滑的 3D 空间<sup>[13]</sup> 表示。

5) 根据最大似然函数  $\varphi$  求解<sup>[14]</sup> 最优的变换参数  $p$ 。

$$\varphi = \prod_{i=1}^n P(T(p, x_i)) \quad (4)$$

式中  $T(p, x_i)$  表示使用姿态变换  $T$  来移动点  $x_i$ 。

反复计算概率分布函数, 当最大似然函数取最大值时<sup>[15]</sup>, 求解得出最优变换参数  $p$ , 通过求解出的  $p$  即可计算出移动机器人在点云地图中的位置。

### 1.1 体素滤波降采样的改进

移动机器人的实时定位对响应速度要求较高, 因此点云地图配准时间应尽可能缩短。对移动机器人采集的三维点云数据进行点云地图匹配前, 需进行降采样操作, 以减少数据量并提升匹配速度。根据 3D-NDT 算法进行点云匹配的主要步骤, 三维点云数据被分割成多个大小相同的小方块, 并分别计算每个小方块的重心, 以此代表方块内的所有点。然而, 由于重心可能并非原始点云数据中的实际点, 会丢失点云数据的细节信息, 导致细微误差。因此, 对降采样滤波方法进行改进, 使用距离重心最近的原始点代表小方块内的所有点。如图 1 所示, 将点云数据划分为多个体积相等的体素小方块。

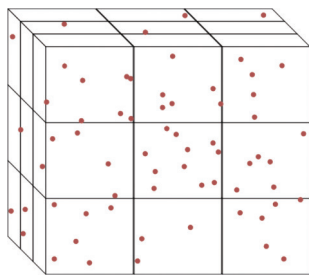


图1 体素滤波示意图

Fig. 1 Schematic diagram of voxel filtering

改进的降采样算法具体步骤为:

1) 接收移动机器人采集的点云数据集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 将此点云数据按照空间划分为  $m$  个小立方体。

2) 计算每个小立方体的重心坐标  $(x_g, y_g, z_g)$ , 将所有重心点表示为 1 个新点云集  $N$ , 其中  $V$  是点云数据集  $X$  的体积。

$$x_g = \frac{1}{g} \sum_{i=1}^g x_i, y_g = \frac{1}{g} \sum_{i=1}^g y_i, z_g = \frac{1}{g} \sum_{i=1}^g z_i, g = \frac{N}{V} \quad (5)$$

3) 使用最邻域搜索法<sup>[16]</sup> 找出和重心点最近的原始点, 由多维二叉树遍历点云集  $X$  寻找出替代点, 这些替代点形成 1 个新点集  $Y$ , 该点集即为体素滤波后的便于运算的点云集, 同时该点云集包含原点云集的重要几何信息。

### 1.2 迭代过程及评分函数的优化

移动机器人采集的点云数据与点云地图配准可能会出现无法收敛和进入局部极值的问题, 原因在于 2 组点云数据位姿差异较大。对此, 引入可调节的局域半径 ( $u$ ), 通过调节  $u$  来调整迭代步长, 避免步长不合适而导致陷入局部极值和无法收敛的情况。 $u$  是根据因子 ( $\rho$ ) 来动态调节的, 在每次迭代过程中  $\rho$  也会改变。

$$\rho = \frac{f(x+\Delta x) - f(x)}{J(x)\Delta x} \quad (6)$$

式中:  $f(x)$ ,  $J(x)$  分别为函数在点  $x$  处的泰勒展开函数及增量方程;  $\Delta x$  为点  $x$  的增量。当计算得到的  $\rho$  远小于 1 时, 需缩小  $u$ ; 当  $\rho$  接近 1 时, 则可扩大  $u$  以增大迭代步长。

给定第一次迭代步长  $l_0$ , 局域半径的计算公式为:

$$u_0 L_0 = J^T(l_0) J(l_0) \quad (7)$$

$$u_0 = \alpha \max l_{ii}^0 \quad (8)$$

其中:  $u_0$  为初始局域半径;  $L_0$  为初始变换矩阵;  $\alpha$  为常量, 手动设置;  $l_{ii}^0$  为  $L_0$  的对角线元素。

当第  $k$  次迭代时, 根据计算因子来调整局域半径, 进而求得迭代步长 ( $l_{k+1}$ ):

$$\|D(x)\Delta x_k\|^2 \leq u \quad (9)$$

$$u_{k+1} = \begin{cases} 0.5u_k, & \rho \leq 0.25 \\ 2u_k, & \rho \geq 0.75 \\ u_k, & 0.25 < \rho < 0.75 \end{cases} \quad (10)$$

式中  $D(x)$  为  $x$  的方差值。根据计算因子  $\rho$  求得此时的迭代步长  $l_{k+1} = l_k + \Delta l_k$ 。

对于上述求得的新点云集  $Y$  和点云地图的配准, 将点集  $Y$  映射到点云地图中, 其中变换矩阵  $T = (t_x, t_y)^T$ 。

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \phi & -\sin \phi \\ \sin \phi & \cos \phi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (11)$$

根据正态分布函数, 计算点集  $\mathbf{X}$  中的每个点转换到点云地图的概率密度  $P(\mathbf{x})$ , 根据 3D-NDT 算法配准得分将每个小方块内计算的概率密度<sup>[17]</sup> 求和:

$$P(\mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{(\mathbf{x}-\mathbf{q})^T \sum^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{q})}{2}\right) \quad (12)$$

$$S(p) = \sum_i \exp\left(-\frac{(\mathbf{x}'_i - \mathbf{q}_i)^T \sum_i^{-1} (\mathbf{x}'_i - \mathbf{q}_i)}{2}\right) \quad (13)$$

根据牛顿优化算法对评分函数进行优化, 求解出  $S$  取最大值时的变换参数  $p$ , 求解出变换参数以及评分函数梯度是牛顿优化算法的关键步骤。评分函数的  $S$  值由每个小方块的梯度  $s$  值求和得到<sup>[18]</sup>:

$$\mathbf{q} = \mathbf{x}'_i - \mathbf{q}_i \quad (14)$$

$$s = -\exp\left(\frac{-\mathbf{q}^T \sum^{-1} \mathbf{q}}{2}\right) \quad (15)$$

梯度方向可由矩阵求导公式和链式求导法则<sup>[19]</sup> 求得:

$$\frac{\partial s}{\partial p_i} = \frac{\partial s}{\partial \mathbf{q}} \frac{\partial \mathbf{q}}{\partial p_i} = \mathbf{q}^T \sum^{-1} \frac{\partial \mathbf{q}}{\partial p_i} \exp\left(\frac{-\mathbf{q}^T \sum^{-1} \mathbf{q}}{2}\right) \quad (16)$$

雅可比矩阵<sup>[20]</sup> 是均值  $\mathbf{q}$  对变换参数  $p_i$  的偏导数  $\frac{\partial \mathbf{q}}{\partial p_i}$ , 即

$$\frac{\partial \mathbf{q}}{\partial p_i} = \mathbf{J} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -x \sin \phi & -y \cos \phi \\ 0 & 1 & x \cos \phi & -y \sin \phi \end{pmatrix} \quad (17)$$

根据求得的  $s$ , 可继续求  $s$  对变量  $p_i, p_j$  的二阶偏导  $H_{ij}$ <sup>[21]</sup>:

$$H_{ij} = \frac{\partial^2 s}{\partial p_i \partial p_j} = \frac{\partial}{\partial p_j} \left( \frac{\partial s}{\partial p_i} \right) = \frac{\partial}{\partial p_j} \left( \mathbf{q}^T \sum^{-1} \frac{\partial \mathbf{q}}{\partial p_i} \exp\left(\frac{-\mathbf{q}^T \sum^{-1} \mathbf{q}}{2}\right) \right) \quad (18)$$

均值  $\mathbf{q}$  对变换参数  $p_i$  的二阶导数向量为:

$$\frac{\partial^2 \mathbf{q}}{\partial p_i \partial p_j} = \begin{cases} \begin{pmatrix} -x \cos \phi + y \sin \phi \\ -x \sin \phi - y \cos \phi \end{pmatrix}, & i = j = 3 \\ \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (19)$$

通过迭代, 重复执行上述操作式 (13)~(16)。

### 1.3 激光雷达点云畸变的去除

移动机器人使用激光雷达采集 1 帧现场点云数据, 需雷达完成 1 次全方位的旋转。然而, 由于机器人在不断运动, 采集的点云数据与移动机器人之间的相对距离会发生变化, 从而导致点云数据出现运

动畸变<sup>[22]</sup>。当移动机器人转弯或速度很快时, 点云运动畸变明显, 这就需要融合惯性测量单元 (IMU) 数据, 分析移动机器人的运动状态并对采集的点云数据进行运动补偿以去除点云运动畸变。文中选用型号为 N100 的 9 轴 IMU, 设置测量频率为 400 Hz。9 轴 IMU 在运行过程中存在零偏噪声, 会对数据产生影响, 需对 9 轴 IMU 进行内参标定。将 9 轴 IMU 安装于移动机器人适当位置, 采集 2 h 静止的 IMU 数据, 再运行标定程序, 将运行产生的配置文件放入 IMU 的驱动包。去除点云运动畸变的原理: 从激光雷达扫描器开始旋转至旋转 1 周完成 1 帧点云数据的采集, 积分 IMU 数据获取雷达扫描 1 周期间移动机器人的位姿变换, 然后使用这一位姿变换将雷达所有的点转换至扫描初始位置, 去除点云运动畸变。去除点云运动畸变流程如图 2。

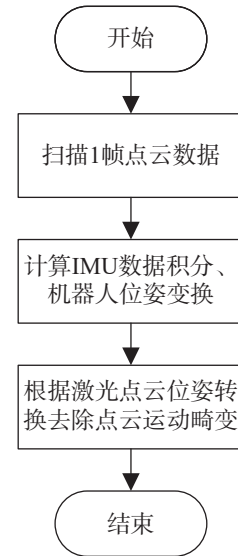


图2 去除点云运动畸变流程图

Fig. 2 Flowchart for removing point cloud motion distortion

假设激光雷达扫描起始时刻为  $t_0$ , 扫描完成 1 周的时刻为  $t_1$ , 在三维点云数据中第  $i$  个点的坐标为  $o_i$ , 该点的时间节点为  $t_i (t_0 \leq t_i \leq t_1)$ , 该点相对于雷达扫描起始时刻  $t_0$  的位姿变换  $o_i, w_i$  为:

$$o_i = \frac{t_i - t_0}{t_1 - t_0} \cdot \Delta o \quad (20)$$

$$w_i = G(\Delta w, r) \quad (21)$$

式中:  $\Delta o$  为雷达扫描 1 周期间移动机器人的平移量;  $\Delta w$  为雷达扫描 1 周期间移动机器人的旋转量;  $r$  为比例常数;  $G(\cdot)$  为四元数单面插值。将  $t_i$  时刻点的坐标平移量  $\Delta o$  和旋转量  $\Delta w$  转换至  $t_0$  时刻, 便可去除点云运动畸变:

$$\begin{bmatrix} o_i' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_i & o_i \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} o_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (22)$$

式中 $o_i'$ 为去除点云运动畸变后的坐标。

三维激光雷达和 9 轴 IMU 的安装位置不同, 还需进行雷达和 IMU 的外参标定, 以此求得雷达和 IMU 的相对位置关系。录制 1 min 的数据包可运行标定程序, 将根据标定程序得到的四元数数据手动转换为旋转矩阵, 将旋转矩阵放入配置文件即可完成雷达与 IMU 外参标定。录制数据前应确保雷达和 IMU 安装稳固, 录制数据时需将 2 台设备整体在坐标系 3 个轴  $x, y, z$  方向充分移动和旋转。

## 2 移动机器人的实时定位流程

移动机器人实时定位的前提条件是建立供点云匹配的点云地图, 高精度的点云地图可满足移动机器人实时定位的精确度和稳定性。将构建的点云地图划分为多个体素, 计算每个体素内点的概率

密度分布函数, 然后计算其协方差矩阵和均值。将三维激光雷达采集的点云分割成多个大小相同的小方块, 计算每个小方块的重心; 使用最邻域搜索法找到距离重心最近的原始点, 并用该点代替当前小方格内的所有点, 完成点云的降采样处理, 显著提高点云配准的速度, 满足移动机器人定位的实时性要求。通过监听移动机器人在机器人操作系统中 (robot operating system, ROS) 的初始位姿话题 (initial pose) 获取点云的初始姿态, 将降采样后的点云数据映射到点云地图中计算每个映射点的概率密度, 将每个体素内映射点的概率密度相加得到配准得分, 并使用牛顿优化算法求出使配准得分最大时的变换参数。依据变换参数计算变换矩阵, 转换出移动机器人在点云地图中的位姿。采用改进的 3D-NDT 算法实现移动机器人实时定位的流程, 如图 3。

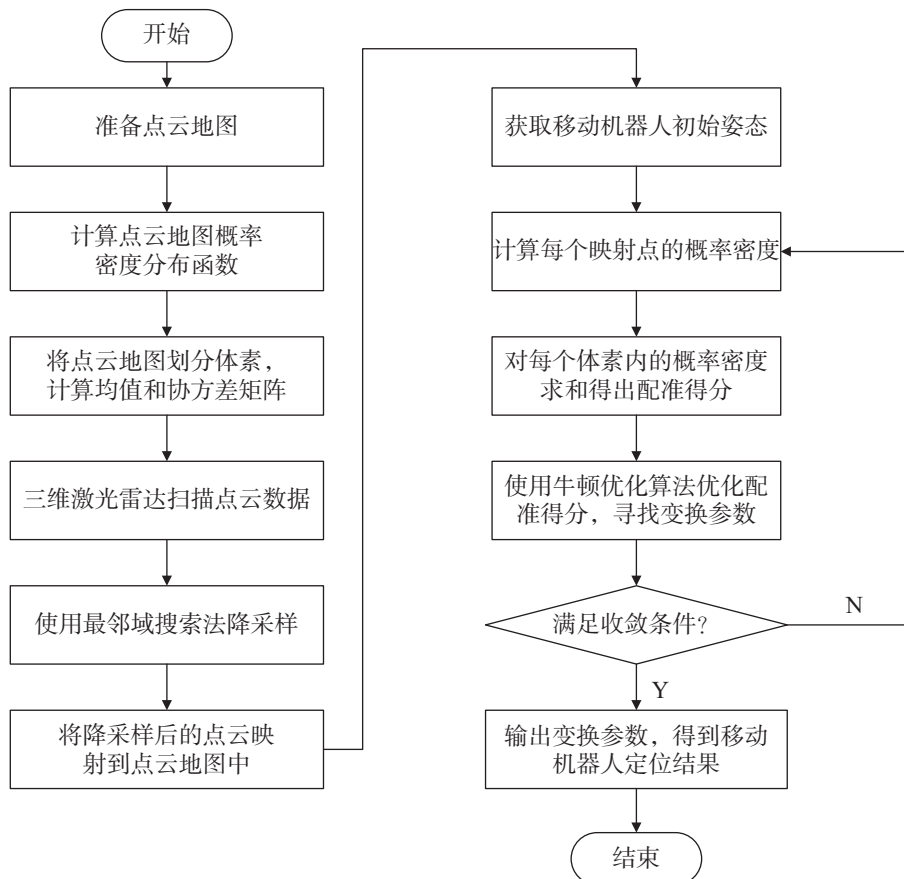


图3 改进 3D-NDT 算法实时定位流程图

Fig. 3 Flowchart of the improved 3D-NDT algorithm for real-time localization

## 3 实验结果与分析

为验证改进 3D-NDT 算法实时定位的可靠性和

准确度, 采用实验室自搭建的移动机器人平台, 如图 4。移动机器人平台分为三大单元, 底部为运动

控制单元, 由轮系和运动编码器组成。中间部分为控制系统和显示单元, 控制系统采用工控机为运算处理器, 硬件配置为 Intel(R)Core(TM) i7-7820HQ CPU @ 2.90 GHz \* 8, RAM 8 GB; 显示单元采用外接便携显示屏方案, 便于调试移动机器人。上部为信息采集单元, 由 32 线 3D 激光雷达与 9 轴 IMU 构成。

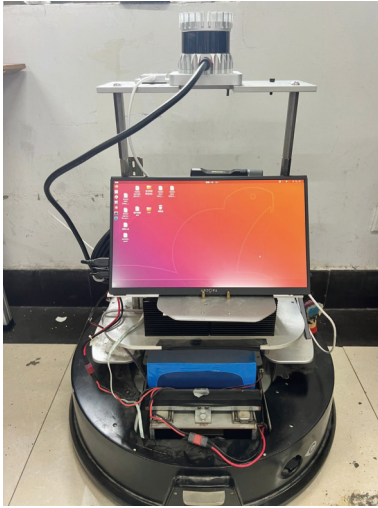
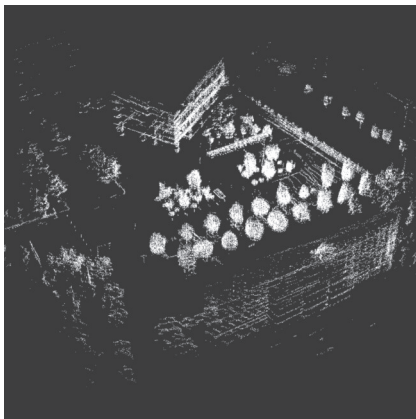


图4 自搭移动机器人平台

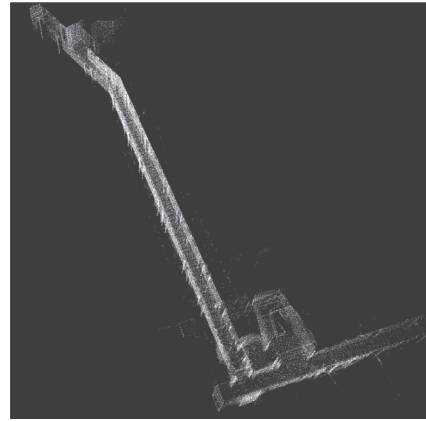
Fig. 4 Self-built mobile robot platform

### 3.1 现场地图的构建

选用室外校园和室内长廊场景作为实验环境, 由移动机器人对 2 个实验场景进行建图, 使用 32 线 3D 激光雷达建立点云地图, 移动机器人提前录制的高精度点云地图如图 5。由图 5 可看出: 室外场景下的地图包含教学楼、树木、机动车等静态障碍物, 点云数据三维特征明显, 有利于移动机器人实时定位; 室内封闭环境下, 点云地图的建筑特征较为单一, 点云数据特征不够明显, 影响移动机器人定位的准确性, 融合 IMU 数据可提升移动机器人的定位精度。



(a) 室外校园场景



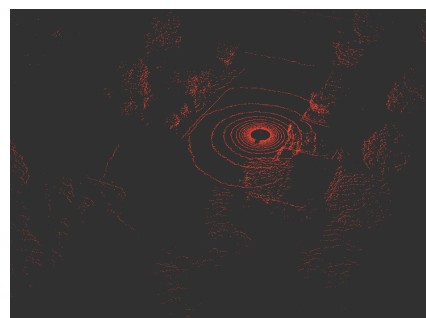
(b) 室内长廊场景

图5 点云地图

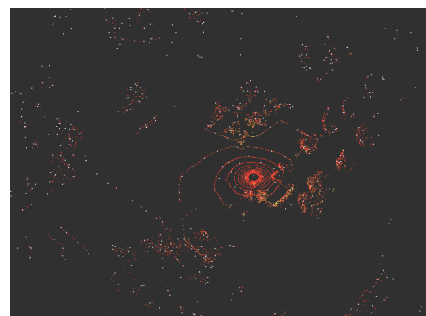
Fig. 5 Point cloud map

### 3.2 3D-NDT 定位实验

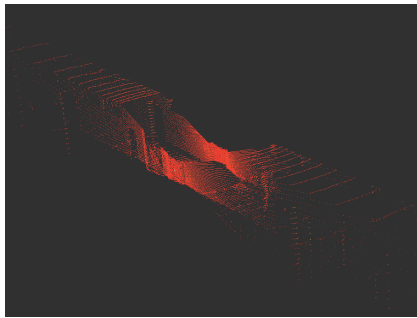
以建立的高精度点云地图为基础, 采用改进的 3D-NDT 算法对移动机器人进行定位实验。为减少参与点云地图配准的点云数量, 同时保留点云数据的三维特征, 对移动机器人采集的三维点云数据进行体素滤波优化降采样处理。如图 6 所示, 红色点云为三维激光雷达扫描的原始点云, 白色点云为通过体素滤波优化降采样后的点云。从图 6 可看出: 降采样处理后, 白色点的数量明显少于红色点, 同时白色点云保留红色点云的三维特征。



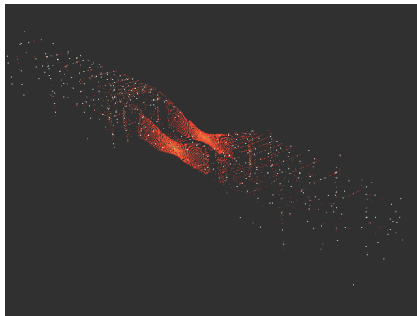
(a) 室外场景雷达采集点云数据



(b) 室外场景点云数据降采样保留点



(c) 室内场景雷达采集点云数据

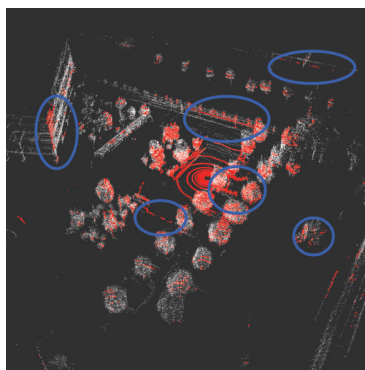


(d) 室内场景点云数据降采样保留点

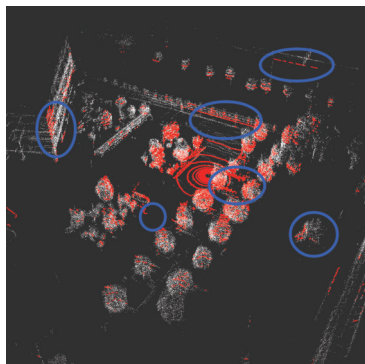
图6 点云数据体素滤波降采样

Fig. 6 Voxel filtering down sampling of point cloud data

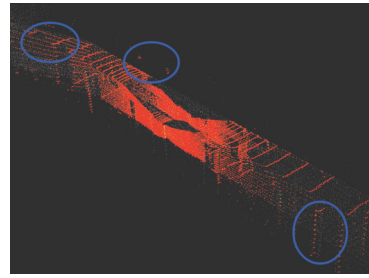
为验证本文算法在配准速度和精度方面的提升效果,分别采用原始和改进的 3D-NDT 算法在 2 种实验场景下进行定位实验,结果如图 7。图中,灰白色点云为提前建立的点云地图,红色点云为移动机器人实时采集的点云数据。



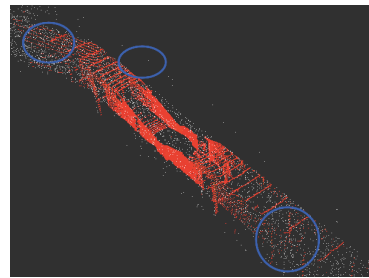
(a) 室外场景 3D-NDT 定位效果



(b) 室外场景本文算法定位效果



(c) 室内场景 3D-NDT 定位效果



(d) 室内场景本文算法定位效果

图7 2 种算法的定位效果

Fig. 7 Positioning effects of two algorithms

从图 7 可看出:2 种算法应用在室内场景和室外场景下,移动机器人采集的点云数据和供参考的点云地图均可很好地匹配;高密度的红色点云与白色点云重合度较高,但是原始算法下低密度的红色点云无法和灰白色点云重合,本文算法下低密度红色点云与灰白色点云基本重合。由此表明:2 种算法均能实现不同场景下的定位,但本文算法的定位精度优于原始算法。

欧式适应度指点云地图和实时采集的三维点云地图中各对应点之间欧式距离的平方和。配准时间指三维激光雷达采集到点云数据至工控机输出变换矩阵定位时的时间间隔。为进一步比较分析改进 3D-NDT 算法的定位效果,选用欧式适应度和配准时间分别为点云数据配准精度和移动机器人定位实时性的评价指标,选取移动机器人在实验场景下移动的 100 帧点云匹配,计算其欧式适应度和配准时间的平均值,结果如表 1。

表 1 2 种算法的定位评价指标

Tab. 1 Positioning evaluation indicators of two algorithms

算法	环境	欧式适应度	匹配成功率/%	平均匹配耗时/ms
原始算法	室外环境	3.969 2	87.35	516.2
	室内环境	4.241 3	84.89	462.2
本文算法	室外环境	1.925 7	95.64	252.4
	室内环境	2.032 6	91.24	240.7

对比表 1 中的数据可看出:室外环境下,改进 3D-NDT 算法在匹配精度上比原始 3D-NDT 算法提升了 106%,匹配成功率提升了 8.29%,且平均匹配耗时大大降低,接近原始 3D-NDT 算法的 1/2;室内

环境下,改进 3D-NDT 算法在匹配精度上比传统 3D-NDT 算法提升了 108%,匹配成功率提升了 6.35%,平均匹配耗时也大大降低。

综上可看出:本文算法显著降低了平均配准时间,可满足移动机器人定位的实时性要求;此外,本文算法在室外和室内不同场景下均表现出良好的适应性和鲁棒性,在复杂多变的环境中能够可靠地支持移动机器人自主定位。

## 4 结论

针对传统算法配准速度较慢,无法满足移动机器人定位的实时性要求,提出 1 种改进的 3D-NDT 算法对移动机器人进行自主定位。通过优化点云数据的降采样,筛选体素小方块内距离当前小方块重心最近的点,并把此点作为当前体素内所有点的特征点;融合 IMU 数据分析移动机器人的运动状态,完成机器人的定位。通过实验室自搭建的移动机器人平台,在室外校园和室内长廊环境下进行验证实验。结果表明:本文算法在室外和室内环境下的匹配精度比传统 3D-NDT 算法分别提升 106%, 108%, 平均匹配耗时分别降低 51.1%, 47.9%, 本文算法在提高移动机器人定位精度的同时,大幅降低移动机器人单次定位的匹配时间,可满足移动机器人定位的实时性要求;在室外复杂和室内封闭环境,本文算法均能保持稳定的性能,进一步证明了本文算法具有广泛的适用性和可靠性,可为移动机器人在多样化场景中的实时定位提供有力支持。

### 参考文献:

- [1] 邓永胜. 煤矿井下无轨胶轮车的现状及应用 [J]. 矿业信息, 2023(2):165-167.
- [2] HUANG J G, TAO B, ZENG F. Point cloud registration algorithm based on ICP algorithm and 3D-NDT algorithm[J]. *International Journal of Wireless and Mobile Computing*, 2022, 22(2):125-130.
- [3] 王太学, 江智, 江德港, 等. 融合 PCA 的改进 ICP 激光点云配准算法 [J]. 遥感信息, 2022, 37(2):70-76.  
WANG T X, JIANG Z, JIANG D G, et al. Improved ICP laser point cloud registration algorithm based on PCA[J]. *Remote Sensing Information*, 2022, 37(2):70-76.
- [4] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3D shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 14(2):239-256.
- [5] ZHANG J, SINGH S. Low-drift and real-time lidar odometry and mapping[J]. *Autonomous Robots*, 2017, 41(2):401-416.
- [6] 张桂杨, 苑壮, 陶刚. 基于 NDT 和 ICP 融合的点云配准方法 [J]. 北京测绘, 2019, 33(12):1465-1469.  
ZHANG G Y, YUAN Z, TAO G. A point cloud registration method based on NDT and ICP fusion[J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2019, 33(12):1465-1469.
- [7] YOUSUF S, KADRI M B. Information fusion of GPS, INS and odometer sensors for improving localization accuracy of mobile robots in indoor and outdoor applications[J]. *Robotica*, 2021, 39(2):250-276.
- [8] PARK H G, AHN K K, PARK M K, et al. Study on robust lateral controller for differential GPS-based autonomous vehicles[J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 2018, 19(3):367-376.
- [9] 李绕波, 袁希平, 甘淑, 等. 一种基于对偶四元素描述的线面特征约束的点云配准方法 [J]. 光学学报, 2022, 42(2):167-175.  
LI R B, YUAN X P, GAN S, et al. Point cloud registration method based on dual quaternion description of line-planar feature constraints[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(2):167-175.
- [10] POMERLEAU F, COLAS F, SIEGWART R, et al. Comparing ICP variants on real-world data sets[J]. *Autonomous Robots*, 2013, 34(3):133-148.
- [11] 彭真, 吕远健, 渠超, 等. 基于关键点提取与优化迭代最近点的点云配准 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(6):68-79.  
PENG Z, LÜ Y J, QU C, et al. Accurate registration of 3D point clouds based on keypoint extraction and improved iterative closest point algorithm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(6):68-79.
- [12] 王庆闪, 张军, 刘元盛, 等. 基于 NDT 与 ICP 结合的点云配准算法 [J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(7):88-95.  
WANG Q S, ZHANG J, LIU Y S, et al. Point cloud registration algorithm based on combination of NDT and ICP[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2020, 56(7):88-95.
- [13] MAGNUSSON M. The three-dimensional normal-distributions transform: an efficient representation for registration surface analysis and loop detection[J]. *Renewable Energy*, 2009, 28(4):655-663.
- [14] JIANG J W, WANG J K, WANG P, et al. LiPMatch: lidar point cloud plane based loop-closure[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(4):6861-6868.
- [15] BURNETT K, SCHOELLIG A P, BARFOOT T D. Do we need to compensate for motion distortion and Doppler effects in spinning radar navigation?[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(2):771-778.
- [16] SUN R Y, ZHANG E Z, MU D Q, et al. Optimization of the 3D point cloud registration algorithm based on FPFH features[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(5):3096.
- [17] 孙文潇, 王健, 梁周雁, 等. 法线特征约束的激光点云精确配准 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(7):988-995.  
SUN W X, WANG J, LIANG Z Y, et al. Accurate registration of laser point cloud based on normal feature constraint[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(7):988-995.
- [18] 关丽敏, 张倩, 楚庆玲, 等. 基于改进 ICP 算法的路侧双激光雷达数据融合 [J]. 激光杂志, 2021, 42(9):38-44.  
GUAN L M, ZHANG Q, CHU Q L, et al. Roadside dual LIDAR data fusion based on improved ICP algorithm[J]. *Laser Journal*, 2021, 42(9):38-44.
- [19] 衣明悦, 石晶, 赵梓杉. 基于激光雷达的点云配准算法综述 [J]. 汽车实用技术, 2021, 46(17):212-214.  
YI M Y, SHI J, ZHAO Z S. Survey of point cloud registration algorithms based on lidar[J]. *Automobile Applied Technology*, 2021, 46(17):212-214.
- [20] RUAN J Y, FANG Z, LI B, et al. Evaluation of GP-SLAM in real-world environments[C]//2019 Chinese Automation Congress. Hangzhou, China: IEEE, 2019:3076-3081.
- [21] 杨奇峰, 曲道奎, 徐方. 基于 3D-NDT 的移动机器人定位算法研究 [J]. 控制工程, 2020, 27(4):613-619.  
YANG Q F, QU D K, XU F. Localization algorithm of outdoor mobile robot based on 3D-NDT[J]. *Control Engineering of China*, 2020, 27(4):613-619.
- [22] 谭国威, 伍吉仓. 基于 FPFH 特征的三维点云配准方法研究 [J]. 工程勘察, 2022, 50(4):52-56.  
TAN G W, WU J C. Research on 3D point cloud registration based on FPFH features[J]. *Geotechnical Investigation & Surveying*, 2022, 50(4):52-56.