

## 激光与光电子学进展

## 基于运动预测的改进激光里程计

秦正<sup>1</sup>, 高向川<sup>1,2\*</sup>, 陈政康<sup>1,3</sup>, 录一凡<sup>1,3</sup>, 屈凌波<sup>4</sup><sup>1</sup>郑州大学电气与信息工程学院, 河南 郑州 450001;<sup>2</sup>河南省先进移动通信与应用工程研究中心, 河南 郑州 450001;<sup>3</sup>郑州大学电子材料与系统国际联合研究中心, 河南 郑州 450001;<sup>4</sup>郑州大学化学学院, 河南 郑州 450001

**摘要** 针对室外大范围建图场景中激光里程计输出的运动轨迹漂移问题,在仅使用激光雷达构建里程计条件下,基于正态分布变换提出一种连续运动预测算法来提高点云匹配初始值估计精度,然后在点云匹配时使用帧与局部地图匹配代替帧间匹配,有效抑制了运动轨迹的漂移。仿真中采用Kitti数据集的2个不同场景进行验证,结果表明:所提的激光里程计改进算法,分别使运动轨迹的全局平均误差降低了27.93%、36.66%,其中三维运动轨迹垂直方向(Z轴)上的偏移最大值分别降低了70.29%、82.52%。所提的改进激光里程计有效抑制了运动轨迹漂移。

**关键词** 激光里程计; 正态分布变换; 点云匹配; 运动预测

中图分类号 TP242 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP222261

## Improved Lidar Odometer Based on Motion Prediction

Qin Zheng<sup>1</sup>, Gao Xiangchuan<sup>1,2\*</sup>, Chen Zhengkang<sup>1,3</sup>, Lu Yifan<sup>1,3</sup>, Qu Lingbo<sup>4</sup><sup>1</sup>College of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, Henan, China;<sup>2</sup>Advanced Mobile Communication and Application Engineering Research Center of Henan Province, Zhengzhou 450001, Henan, China;<sup>3</sup>International Joint Research Center for Electronic Materials and Systems, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, Henan, China;<sup>4</sup>College of Chemistry, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, Henan, China

**Abstract** To address the lidar odometer output trajectory drift problem for a wide range of outdoor building map scenes, a continuous motion prediction algorithm based on the normal distribution transformation is proposed to improve the estimation accuracy of the initial value of point cloud matching under the condition that only lidar is used to construct the odometer. Frame and local map matching is used instead of inter-frame matching. The drift of the motion trajectory is then effectively suppressed. The simulation results are verified by two different scenarios of the Kitti dataset. The improved lidar odometer algorithm reduces the global average errors of two trajectories by 27.93% and 36.66%, while the maximum Z-axis deviation of the two trajectories is reduced by 70.29% and 82.52%. The improved lidar odometer can stably and effectively suppress the motion trajectory drift.

**Key words** lidar odometer; normal distribution transform; point cloud matching; motion prediction

## 1 引言

随着自动驾驶与机器人导航等领域的发展,同时定位与建图(SLAM)算法成为了无人驾驶技术的研究热点。根据传感器不同可将SLAM分为视觉

SLAM<sup>[1-2]</sup>和激光SLAM<sup>[3]</sup>,其中视觉SLAM采用视觉传感器,易受光照等外部因素影响,稳定性不高;而基于激光雷达的SLAM不受光照等环境影响,在实际工程中应用更为广泛。激光SLAM可分为前端激光里程计、后端建图两部分,其中前端激光里程计通过点云

收稿日期: 2023-01-10; 修回日期: 2023-02-10; 录用日期: 2023-02-16; 网络首发日期: 2022-02-21

基金项目: 国家重点研发计划(2019QY0302)、国家自然科学基金(61640003)、河南省高校重点科研项目(20A510010)、郑州市重大科技创新专项(2020CXZX0080)

通信作者: \*iexcgao@zzu.edu.cn

匹配的位姿变换估计运动轨迹<sup>[4]</sup>,后端根据运动轨迹完成全局地图构建<sup>[5]</sup>,因此激光里程计的精度决定了SLAM精度。在高速大范围建图场景中,激光雷达随着载体运动产生振荡,点云匹配不可避免地被外部环境影响,在不使用其他传感器进行互补性误差纠正情况下,某帧点云匹配的误差会造成位姿估计偏差累积传播,从而导致运动轨迹与地图漂移。目前处理该问题的主流方法为增设惯性测量单元(IMU)等传感器进行数据融合提高SLAM精度<sup>[6]</sup>,但是多传感器的外参标定需消耗更多算力,同时会增加硬件成本<sup>[7]</sup>。因此,仅使用激光雷达完成SLAM可以节省成本,同时对不同无人车的适配更加容易,如何在不增设传感器的条件下减小误差成为一项重点研究内容。

点云匹配精度决定激光里程计的精度<sup>[8]</sup>,点云匹配算法可分为特征法和直接法<sup>[9]</sup>。常用的特征法包括基于法向对齐径向特征(NARF)<sup>[10]</sup>算法,快速点特征直方图(FPFH)<sup>[11]</sup>算法,基于线面特征的激光雷达测距建图(LOAM)<sup>[12]</sup>算法和隐式移动最小二乘平面(IMLS)<sup>[13]</sup>算法等。直接法则以迭代最近点(ICP)<sup>[14-15]</sup>算法和正态分布变换(NDT)<sup>[16-17]</sup>算法为代表。与直接法相比,特征法更加依赖环境信息,因此其稳定性较差且计算量大。直接法中的ICP通常需结合特征构成匹配点对计算的旋转矩阵进行匹配,对点云位置要求苛刻,而NDT利用点云信息的分布进行匹配,并引入非线性优化法迭代求解相对位姿。综上,NDT在降低数据规模的同时保留特性信息,效率高、稳定性强,这也使得基于NDT的激光里程计成为主流。然而,基于NDT的激光里程计中使用广泛的hdl\_graph\_slam算法<sup>[18]</sup>,在实际环境

下运动轨迹与实际值仍然存在较大偏差。文献[19]在hdl\_graph\_slam算法的基础上,将当前帧相对前一帧的变化量作为点云匹配的运动预测值输入至NDT进行迭代,对运动轨迹漂移问题抑制甚微。针对运动轨迹漂移的问题,本文在单传感器的条件下,基于NDT点云匹配算法对激光里程计进行改进,降低运动轨迹漂移的同时能够在多种场景快速配置。

## 2 基本原理

激光里程计通过点云匹配估计载体的运动轨迹,点云匹配的准确度决定运动轨迹的准确度。本节介绍基于NDT的激光里程计原理,将激光里程计分为点云匹配和位姿预测、转换两部分,分别对NDT点云匹配算法和位姿转换矩阵的定义与运算进行介绍。

### 2.1 原始激光里程计

原始激光里程计可分为点云匹配和位姿预测、转换两部分。基于NDT的激光里程计,激光点云数据经预处理后输入NDT进行点云匹配,原始激光点云数据存在冗余,直接进行匹配会消耗大量的运算资源,为了提高运算效率需对数据进行降采样,在滤除冗余数据的同时保留数据特征信息。点云降采样通常选用点云库PCL中的体素滤波VoxelGrid<sup>[20]</sup>,点云数据经预处理后输入激光里程计,通过点云匹配迭代至最大收敛次数后输出相对位姿变换矩阵,然后利用当前帧相对上一帧的相对位姿变换预测下一帧的位姿,经位姿推算后将两帧点云的预测变换矩阵输入NDT进行新一轮匹配,最终输出运动轨迹。基于NDT的激光里程计框架,如图1所示。

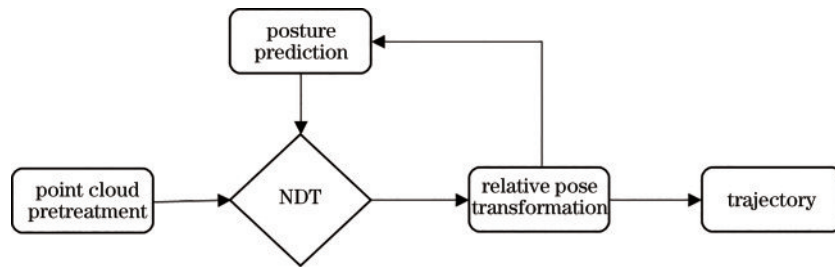


图1 激光里程计框架

Fig. 1 Frame diagram of lidar odometer

### 2.2 正态分布变换

NDT<sup>[16-17]</sup>算法使用正态分布函数表示离散点云信息,将周围的点云空间细分为均匀的网格,每个网格单元中至少包含3个点,以概率密度函数 $f(\mathbf{x})$ 表示每个网格单元中点云的分布情况。

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{3}{2}} \sqrt{|\boldsymbol{\Sigma}|}} \exp\left[-\frac{(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})}{2}\right], \quad (1)$$

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \mathbf{y}_k, \quad (2)$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = \frac{1}{m-1} \sum_{k=1}^m (\mathbf{y}_k - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{y}_k - \boldsymbol{\mu})^T, \quad (3)$$

式中: $\boldsymbol{\mu}$ 为所在单元的均值; $\boldsymbol{\Sigma}$ 为协方差矩阵; $\mathbf{y}_k$ ( $k=1, \dots, m$ )为单元内的所有点,式(1)将参考点云转换为多维的正态分布。

NDT通过对比两帧点云分布,找到一个合理的变换参数使两帧激光点云数据完成匹配,当得到最佳的位姿匹配时,变换参数 $\mathbf{p}$ 在参考系中的概率密度将会最大。因此,求出使概率密度之和最大的变换参数 $\mathbf{p}$ ,即可获得两帧激光点云最佳点云匹配位姿。当前扫描

获得点云  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 令空间转换函数  $T(\mathbf{p}, \mathbf{x})$  表示使用姿态变换来移动点, 结合式(1), 通过最大化似然函数的姿态变换可得最优的变换参数  $L$ :

$$L = \prod_{k=1}^n f[T(\mathbf{p}, \mathbf{x})], \quad (4)$$

通过对式(4)进行最小化负对数似然变换可得

$$-\ln L = -\sum_{k=1}^n \ln f[T(\mathbf{p}, \mathbf{x})], \quad (5)$$

最后, 使用牛顿法进行参数优化。

### 2.3 转换矩阵的定义

将世界坐标系(全局坐标系)定义为  $\{W\}$ , 在  $t$  时刻得到的点云帧记为  $P_t$ , 将  $P_t$  坐标系记为  $\{P\}$ ; 点云数据  $P_t$  中包含了若干个激光点, 把  $t$  时刻中包含的第  $i$  个激光点的位置记为  $\mathbf{P}_i^t = [X_i^t, Y_i^t, Z_i^t]^T$ ,  $X_i^t, Y_i^t, Z_i^t$  则为  $i$  点在  $\{P\}$  坐标系下的三维坐标, 代表  $i$  点相对于激光雷达的位置, 当激光雷达随着载体运动时,  $\{P\}$  也会随之移动, 相当于  $\{P\}$  在采样时相对世界坐标系  $\{W\}$  的位姿。

坐标的运算定义为

$${}^W_P \mathbf{T} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & t_1 \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & t_2 \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & t_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

其中, 旋转矩阵可表示为

$${}^W_P \mathbf{R} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}, \quad (7)$$

平移矩阵表示为

$${}^W_P \boldsymbol{\tau} = \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{bmatrix}, \quad (8)$$

式中:  ${}^W_P \mathbf{T}$  为将三维姿态从  $\{W\}$  转换到  $\{P\}$  的位姿转换矩阵;  ${}^W_P \mathbf{T}^{-1}$  为位姿从  $\{P\}$  转换到  $\{W\}$  位姿转换矩阵, 最后一行用来将位姿转换矩阵补齐成齐次矩阵。

此外, 位姿矩阵用于坐标的转换, 在齐次矩阵的情况下, 从  $\{A\}$  到  $\{C\}$  的转换矩阵  ${}^A_C \mathbf{T}$ , 可由  $\{A\}$  到  $\{B\}$  的转换矩阵  ${}^A_B \mathbf{T}$  和  $\{B\}$  到  $\{C\}$  的转换矩阵  ${}^B_C \mathbf{T}$  相乘得到:

$${}^A_C \mathbf{T} = {}^A_B \mathbf{T} {}^B_C \mathbf{T}. \quad (9)$$

## 3 改进激光里程计

激光雷达随着载体高速运动时可能会因为路面颠簸等原因造成点云匹配误差, 在不借助其他传感器的互补性消除误差情况下, 点云匹配的误差会在一次次迭代中不断累积, 最终累积误差导致运动轨迹与实际轨迹产生偏差, 适当参考历史信息能减弱外部环境带来的影响。基于 NDT 的激光里程计采用帧间匹配的方法, 受外部环境影响的点云数据匹配导致运动轨迹漂移严重, 稳定性与匹配精度较低。同时, 基于 NDT 的激光里程计位姿预测算法对累积误差没有抑制, 最终导致运动轨迹大范围漂移, 且在运动轨迹的  $Z$  方向

上尤其明显。

针对激光里程计输出运动轨迹漂移的问题, 本节对基于 NDT 的激光里程计算法进行改进。首先, 以距离变化或角度变化为依据选定关键帧; 其次, 在当前关键帧节点内, 参考当前帧与关键帧之间的历史帧位姿变换信息, 直至新的关键帧出现, 以关键帧的更新为节点进行动态运动预测, 抑制因某帧点云匹配误差产生的运动轨迹漂移趋势; 最后, 在点云匹配过程中采用帧与关键帧组成的局部地图匹配代替帧间匹配, 进一步提升点云匹配精度。

### 3.1 选定关键帧

为减少矩阵连乘带来的累积误差, 选取一部分点云帧为关键帧<sup>[21-22]</sup>  $N_{\text{key}}$  作为匹配节点的目标点云, 即当前扫描帧  $N_{\text{source}}$  与当前关键帧  $N_{\text{key}}$  输入 NDT 进行点云匹配, 直到下一个关键帧的出现, 合理选取关键帧能够提升点云匹配的速度与精度。

关键帧选取策略采用启发模式, 选择条件如下:

- 1) 当源点云  $N_{\text{source}}$  相对于关键帧  $N_{\text{key}}$  的曼哈顿距离达到设定的距离阈值  $\epsilon_{\text{dis}}$ ;
- 2) 当源点云  $N_{\text{source}}$  相对于关键帧  $N_{\text{key}}$  的旋转达到设定的角度阈值  $\epsilon_{\text{angle}}$ 。

当满足任一条件时, 当前帧即被选定为新的关键帧, 如图 2 所示。值得注意的是, 当使用关键帧组成的局部地图代替帧间匹配参与点云匹配时, 即将局部地图代替当前关键帧作为目标点云。

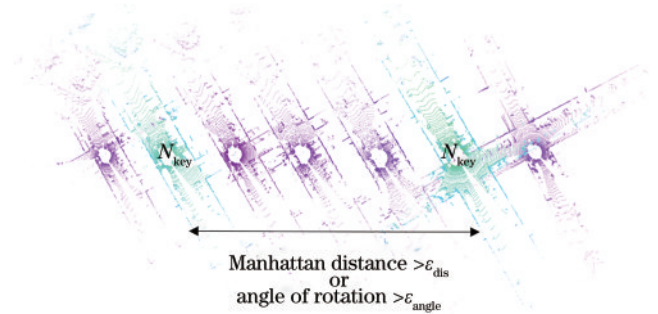


图 2 关键帧选择示意图

Fig. 2 Select the keyframe diagram

### 3.2 运动预测的改进

由于 NDT 对位姿敏感, 匹配时的初始位姿变换矩阵决定了 NDT 达到最大收敛次数前所计算的转换矩阵是否足够准确。运动预测算法通过计算两帧点云的预测变换矩阵为激光里程计的点云匹配节点提供迭代初值, NDT 迭代完成后输出最终位姿变换矩阵, 激光雷达工作时, 速度关于时间是线性连续的, 激光雷达在每个极短的扫描周期内, 载体可近似认为做匀速运动。

将当前帧相对上一帧的位姿变化称为增量, 原激光里程计运动预测算法仅采用当前帧的增量作预测, 在高速大范围建图场景下, 由于没有其他传感器信息辅助, 容易因为某一帧的误差产生运动轨迹漂移趋势,

在迭代过程中误差不断累积导致大范围漂移,而以关键帧为节点动态地参考历史帧信息可使某帧点云匹配误差的影响最小化,本文运动预测算法以关键帧的更新为节点,在当前关键帧节点内,根据当前帧与关键帧之间的历史帧位姿变换信息来动态选定运动预测值,将  $T_{p1}$  定义为当前帧的增量、 $T_{p2}$  为当前帧增量与前一帧增量二者的平均、 $T_{p3}$  为当前帧增量与前两帧增量三者的平均,运动预测模型如图 3 所示。

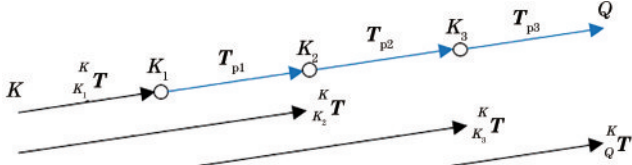


图 3 运动预测模型

Fig. 3 Motion prediction model

图 3 中,  $K$  为当前关键帧,  $K_1, K_2, K_3$  为关键帧  $K$  后的普通帧, 直至新的关键帧  $Q$  出现。当前帧均与关键帧  $K$  进行匹配, 由于无法直接获得  $K_1$  帧到  $K_2$  帧的位姿转换矩阵, 通过 2.3 节位姿转换矩阵可知  $K_2$  相对于  $K_1$  的位姿变换矩阵为

$${}^{K_1}T_{K_2} = {}^K T_{K_1}^{-1} {}^K T_{K_2}, \quad (10)$$

同理,  $K_3$  相对  $K_2$  的位姿变换矩阵为

$${}^{K_2}T_{K_3} = {}^{K_2}T_{K_2}^{-1} {}^{K_2}T_{K_3}, \quad (11)$$

则  $T_{p1}$  为

$$T_{p1} = {}^K T_{K_1}, \quad (12)$$

$T_{p2}$  为

$$T_{p2} = ({}^{K_1}T_{K_1} + {}^{K_1}T_{K_2})/2 = ({}^K T_{K_1} + {}^K T_{K_1}^{-1} {}^K T_{K_2})/2, \quad (13)$$

$T_{p3}$  为

$$T_{p3} = ({}^{K_1}T_{K_1} + {}^{K_1}T_{K_2} + {}^{K_1}T_{K_3})/3 = ({}^K T_{K_1} + {}^K T_{K_1}^{-1} {}^K T_{K_2} + {}^K T_{K_1}^{-1} {}^K T_{K_3})/3, \quad (14)$$

改进后的运动预测模型可表示为

$${}^{K_{m+1}}T_{\text{guess}} = {}^{K_m}T T_{pm}, \quad (15)$$

式中:  $T_{\text{guess}}$  为位姿预测矩阵;  $T_{pm}$  为运动预测值;  $m \in [1, 2, 3]$ 。运动预测算法流程如图 4 所示,  $T_{\text{now}}$  为当前帧的位姿。在实际工程中, 根据各阶段行驶速度的不同,  $K_3$  之后未必为新的关键帧, 可能仍是普通帧, 考虑到在抑制点云匹配累积误差的同时不影响实时性, 如当前扫描帧点云与上一关键帧之间未达到关键帧更新阈值则仍采用  $T_{p3}$  作预测, 直到新的关键帧出现。

### 3.3 局部地图的构建

局部地图通过连续的关键帧拼接而成, 作为目标点云参与 NDT 点云匹配, 点云信息更能描绘出真实场景, 其均值和方差更符合 NDT 点云匹配算法的计算方法。采用局部地图参与点云匹配在 SLAM 中称之为 scan to map<sup>[23]</sup>, 其主要思想是用连续关键帧之间的几何信息来

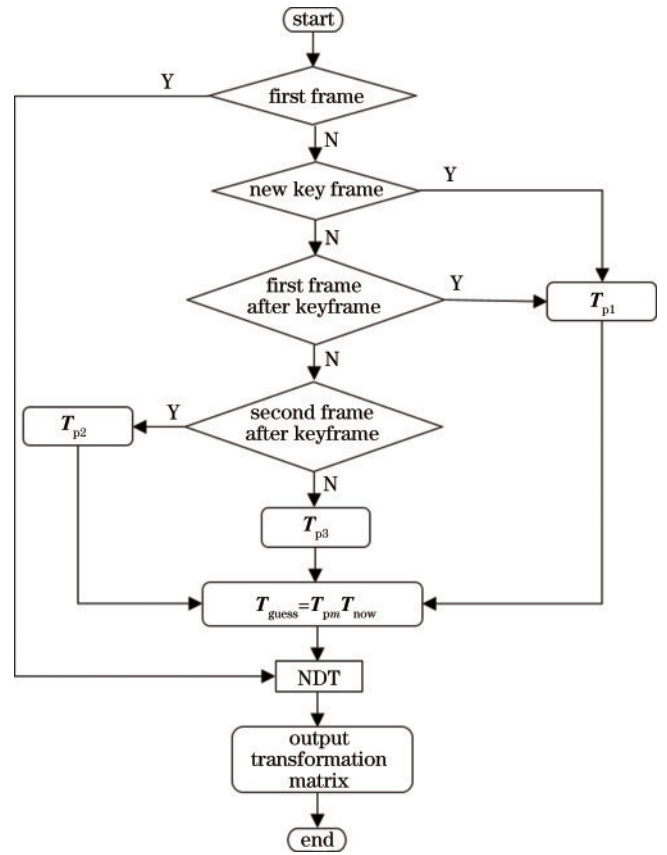


图 4 运动预测算法流程图

Fig. 4 Flow chart of motion prediction algorithm

增大匹配概率从而提高匹配精度。将固定数量的关键帧放入一个滑动窗口构成一个动态变化的局部地图, 作为点云匹配中的目标点云, 每当有新的关键帧加入则将最早时刻的关键帧移出, 以保证局部地图的实时性。

局部地图如图 5 所示, 构建流程如下:

- 1) 输入第一帧关键帧  $N_{\text{key}}$ , 转换至  $\{W\}$  全局坐标系, 作为滑动窗口的局部地图  $N_{\text{map}}$ ;
- 2) 体素滤波(由于局部地图点云数据庞大, 此操作是为了节省匹配时间);
- 3) 新加入关键帧  $N_{\text{new-key}}$  与滑动窗口已有的小地图  $N_{\text{map}}$  进行匹配;
- 4) 更新局部地图  $N_{\text{map}}$ , 当滑动窗口内关键帧数大于所设定阈值时, 如有新关键帧  $N_{\text{new-key}}$  加入则移出最早时刻的关键帧  $N_{\text{old-key}}$ 。

滑动窗口算法可以单独开设线程, 能够在牺牲小部分实时效率的条件下有效提高点云匹配精度, 因此局部地图作为目标点云参与点云匹配能够有效解决帧间匹配效率低、匹配失败等问题。根据此节可知, 3.2 节的运动估计模型中的源点云与当前关键帧匹配即替换为与局部地图匹配。

将局部地图代替关键帧参与 NDT 点云匹配的运动预测模型可表示为

$${}^{\text{map}}_{K_{m+1}}T_{\text{guess}} = {}^{\text{map}}_{K_m}T T_{pm} \circ \quad (16)$$

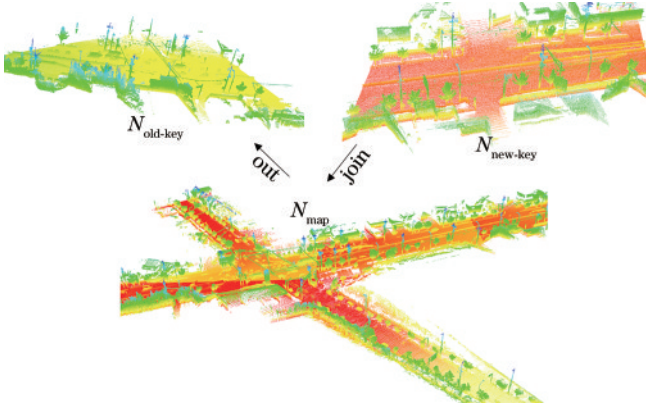


图 5 局部地图构建

Fig. 5 Local map construction diagram

### 3.4 改进激光里程计的整体结构

改进的激光里程计分为关键帧选取、运动预测、当前帧与局部地图匹配 3 部分,如图 6 所示。激光点云经

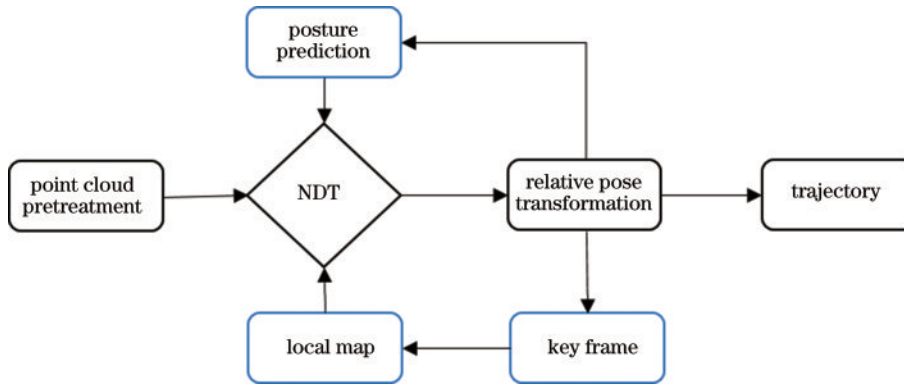


图 6 改进激光里程计整体结构

Fig. 6 Improved overall structure of lidar odometer

## 4 实验与分析

使用 Kitti 公开数据集进行测试,采用 Evo 工具进行评测,原激光里程计与改进激光里程计均设置相同的实验条件,分别对原激光里程计与改进激光里程计的运动轨迹进行评测分析。2 种算法均是在 Ubuntu 18.04 系统下基于 ROS Melodic 版本采用 C++ 编译实现,算法运行的平台配置为: Intel(R) Core(TM) i7-9700 CPU 八核 3.00 GHz, 8 G DDR4 RAM。

### 4.1 Kitti 数据集

Kitti 数据集是目前世界上最大的自动驾驶及 SLAM 技术评测专业数据集,如图 7 所示。Kitti 数据集采集车配备了 Velodyne HDL-64E 线激光雷达和 Point Grey Flea 2 系列的摄像机和 2 个彩色摄像, Kitti 为每组数据都提供了对应的标定文件。选取的 Kitti 数据集两幅地图采集环境不同,其中地 图 1 采集距离为 3723 m,采集时长为 471 s,共 4541 帧点云;地 图 2 采集距离为 2205 m,采集时长为 288 s,共 2761 帧点云。地图信息如表 1 所示。

预处理后与关键帧构建的局部地图输入 NDT 进行匹配,经匹配迭代输出相对位姿转换矩阵,运动预测模型通过对历史相对位姿变换矩阵计算预测下一帧点云位姿,最终输出运动轨迹。

在点云匹配时,通常将当前扫描帧称为源点云,上一帧待配准的点云称为目标点云。点云匹配细节如下:

- 1) 对激光点云数据进行预处理,将体素滤波处理后的点云作为 NDT 的源点云  $N_{source}$ ;
- 2) 第一帧目标点云作为局部地图加载成功时,将其作为 NDT 配准算法的目标点云  $N_{map}$ ;
- 3) 源点云  $N_{source}$  与目标点云  $N_{map}$  匹配,运动预测算法估计位姿变换矩阵  $T_{guess} = N_{source}^{-1} N_{map}$ ;
- 4) 将上述结果作为参数传入 NDT 配准算法进行点云匹配;
- 5) NDT 经过迭代得到  $N_{source}$  与  $N_{map}$  之间的最终变换矩阵,输出相对位姿转换矩阵。



图 7 Kitti 数据集采集车

Fig. 7 Kitti data acquisition vehicle

### 4.2 实验说明

实验方法设置: 选用 Kitti 数据集进行测试,采用全球导航卫星系统(GNSS)信息作为真值,记录原激

表 1 实验地图信息

Table 1 Experimental maps information

| Map sequence | Frame | Distance /m | Time /s |
|--------------|-------|-------------|---------|
| Map 1        | 4541  | 3723        | 471     |
| Map 2        | 2761  | 2205        | 288     |

光里程计与改进激光里程计输出的运动轨迹,进行对比评测。根据Kitti数据集中帧数与距离的关系,地图1、地图2激光点云帧与距离的关系分别为1.22 frame/m、1.25 frame/m,结合改进运动预测算法对关键帧的选取策略,并根据文献[24]对关键帧选取的研究现状,统一将关键帧选取阈值设置为3 m/3°,局部地图关键帧数量设置为20,NDT迭代次数设置为35,NDT分辨率设置为1 m×1 m×1 m,所有实验条件均相同。

Evo有2种评价指标:相对位姿误差(RPE)、绝对位姿误差(APE)。RPE评估局部准确性,即每段距离内的误差。APE评估轨迹的全局一致性,即误差随路程的累积。

### 4.3 实验结果与分析

使用Kitti数据集的地图1、地图2进行测试,在相同的实验条件下对2种算法的运动轨迹与GNSS轨迹进行评测对比,将GNSS轨迹命名为TRUTH,原激光里程计命名为NDT,改进激光里程计命名为OURS。

实验结果如图8、图9所示,其中(a)为GNSS轨迹

(实线)与NDT轨迹对比图(虚线),(b)为GNSS轨迹(实线)与OURS轨迹对比图(虚线),RMSE为均方根误差,std为标准差。由图8(a)、图8(b)、图9(a)、图9(b)可知,OURS轨迹相比于NDT轨迹更贴合GNSS轨迹。通过Evo评测工具进一步分析,图8(c)、图8(d)、图9(c)、图9(d)分别为NDT与OURS相对于TRUTH的RPE(均设置为每100 m的误差评测)评测结果图,图8(e)、图8(f)、图9(e)、图9(f)分别为NDT与OURS相对于TRUTH的APE评测结果图。NDT、OURS在地图1、地图2场景下的实验数据如表2、表3所示,其中,地图1场景下改进的激光里程计相比于原激光里程计局部最小RPE降低了2%、局部最大RPE降低了12%,全局APE最大值降低了4.99 m,全局APE平均值降低了7.17 m,同比下降了27.92%;地图2场景下改进的激光里程计相比于原激光里程计局部最小RPE降低了4%、局部最大RPE降低了13%,全局APE最大值降低了3.88 m,全局APE平均值降低了2.02 m,同比下降了36.66%。由实验结果可知,改进的激光里程计在地图2场景下的性能略优于地图1,因为地图2相对于地图1速度较慢且点云帧数较少,累计误差随时间的积累较低,更能体现出本运动预测算法的点云数据匹配性能。

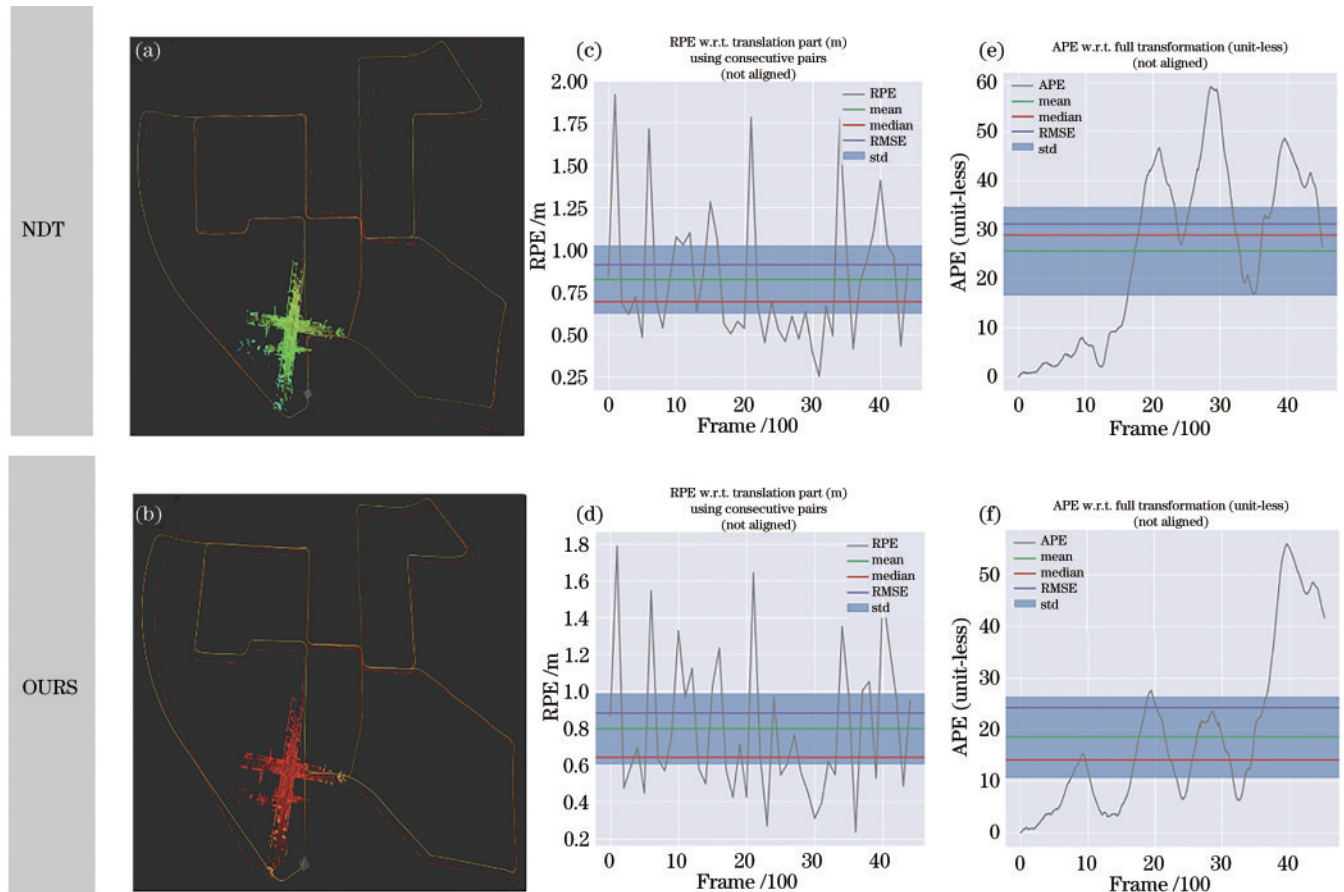


图 8 地图 1 NDT 与 OURS 对比图。(a)(b)运动轨迹;(c)(d)RPE;(e)(f)APE

Fig. 8 Map 1 comparison of NDT and OURS. (a) (b) Trajectory; (c) (d) RPE; (e) (f) APE

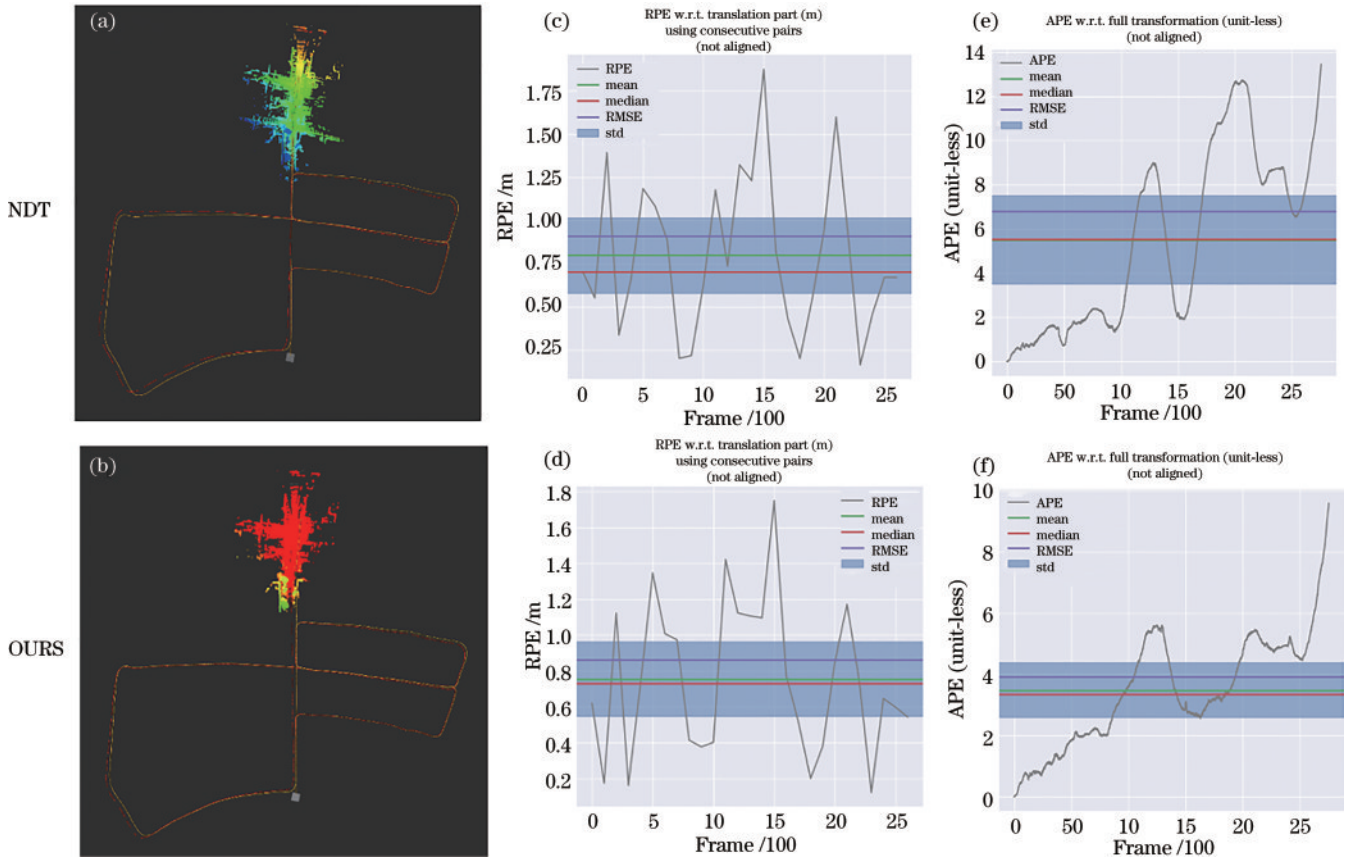


图 9 地图 2 NDT 与 OURS 对比图。(a)(b)运动轨迹;(c)(d)RPE;(e)(f) APE  
Fig. 9 Map 2 comparison of NDT and OURS. (a) (b) Trajectory; (c) (d) RPE; (e) (f) APE

表 2 地图 1 场景下的运动轨迹评测

Table 2 Evaluation of motion trajectory in map 1 scene

| Map 1 | RPE     |         | APE     |          |
|-------|---------|---------|---------|----------|
|       | Max / % | Min / % | Max / m | Mean / m |
| NDT   | 1.91    | 0.24    | 59.04   | 25.68    |
| OURS  | 1.79    | 0.22    | 54.05   | 18.51    |

表 3 地图 2 场景下的运动轨迹评测

Table 3 Evaluation of motion trajectory in map 2 scene

| Map 2 | RPE     |         | APE     |          |
|-------|---------|---------|---------|----------|
|       | Max / % | Min / % | Max / m | Mean / m |
| NDT   | 1.87    | 0.16    | 13.46   | 5.51     |
| OURS  | 1.74    | 0.12    | 9.58    | 3.49     |

使用 Evo 工具分别将两幅地图实验中的 GNSS 真实运动轨迹与两种激光里程计的三维运动轨迹对比，

如图 10、图 11 所示。为了展现出激光里程计在三维方向上的误差分布，将图 10(a)、图 11(a)中的运动轨迹

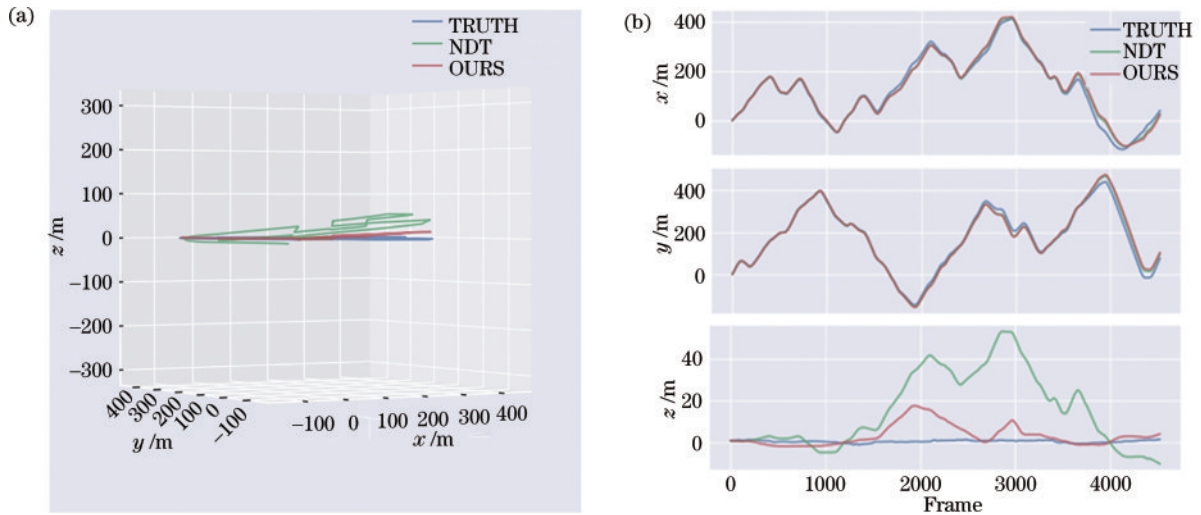


图 10 地图 1 NDT 与 OURS 运动轨迹对比图。(a)运动轨迹 Z 方向;(b)运动轨迹三维方向数据

Fig. 10 Map 1 comparison of motion track between NDT and OURS. (a) Z axis of motion trajectory; (b) 3D direction data of motion trajectory

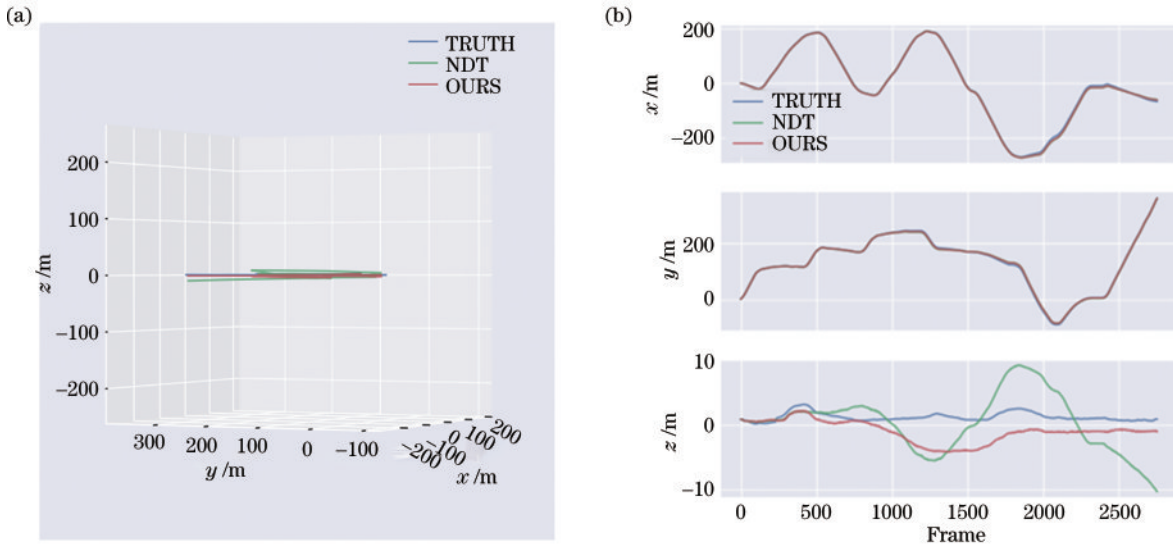


图 11 地图 2 NDT 与 OURS 运动轨迹对比图。(a)运动轨迹 Z 方向;(b)运动轨迹三维方向数据  
Fig. 11 Map 2 comparison of motion track between NDT and OURS. (a) Z axis of motion trajectory; (b) 3D direction data of motion trajectory

分别用图 10(b)、图 11(b)数据化表示。由图 10(b)、图 11(b)可知,OURS 相比于 NDT 误差明显减小,表 4、表 5 分别计算了 GNSS 运动轨迹、NDT 运动轨迹和 OURS 运动轨迹在三维运动轨迹 Z 方向上误差的最大偏移和极差,其中极差代表了 Z 方向上的振荡。

表 4 地图 1 NDT 与 OURS 的 Z 方向数据对比

Table 4 Map 1 comparison of Z axis data between NDT and OURS

| Data type            | TRUTH /m | NDT /m | OURS /m |
|----------------------|----------|--------|---------|
| Max offset of Z axis | 2.04     | 53.47  | 17.32   |
| Range of Z axis      | 3.78     | 64.53  | 19.52   |

表 5 地图 2 NDT 与 OURS 的 Z 方向数据对比

Table 5 Map 2 comparison of Z axis data between NDT and OURS

| Data type            | TRUTH /m | NDT /m | OURS /m |
|----------------------|----------|--------|---------|
| Max offset of Z axis | 3.06     | 10.44  | 4.35    |
| Range of Z axis      | 3.06     | 19.46  | 6.36    |

由表 4、表 5 可知,在地图 1 场景下 OURS 相比于 NDT 的运动轨迹 Z 方向上最大偏移降低 70.29%、振荡降低 74.10%;在地图 2 场景下 OURS 相比于 NDT 运动轨迹 Z 方向上最大偏移降低 82.52%、振荡降低 79.88%,有效地抑制了三维运动轨迹垂直方向上的漂移,验证了 OURS 的稳定性与有效性。

由实验结果可知,通过采用 Kitti 数据集中的两幅不同场景的地图对激光里程计改进算法的运动轨迹评测,与 NDT 相比,OURS 的局部误差与全局误差均有所降低,尤其是运动轨迹三维方向的 Z 方向误差降低明显,实验结果表明:OURS 比 NDT 更加稳定,有效减小了运动轨迹累积误差,提高了激光里程计精度。

## 5 结 论

针对室外大范围建图场景中激光里程计运动轨迹漂移问题,提出了一种连续运动预测算法,基于 NDT 点云匹配算法对激光里程计进行改进,以新关键帧的加入为分界点,根据当前帧与关键帧的间距动态分配运动预测关于历史帧位姿信息的参考量,抑制了因某帧点云匹配误差产生的运动轨迹漂移趋势;然后采用当前帧与局部地图点云匹配代替传统的帧间匹配,进一步提升了点云匹配精度,降低了全局累积误差,为后端全局地图构建提供了更准确的运动轨迹,提高了定位与建图精度。但在单一传感器条件下,尤其在走廊、隧道等大面积的单一场景下,由于匹配特征单一,易被点云匹配算法定位至错误位姿,极大地影响了匹配精度,造成大面积的轨迹漂移,如何在单一传感器条件下尽可能地消除累积误差并且能够应用于多种特殊环境,是未来待研究的工作。

## 参 考 文 献

- [1] 卢俊鑫,方志军,陈婕好,等. 点线特征结合的 RGB-D 视觉里程计[J]. 光学学报, 2021, 41(4): 0415001.  
Lu J X, Fang Z J, Chen J Y, et al. RGB-D visual odometry combined with points and lines[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(4): 0415001.
- [2] 陈浩,杨恺伦,胡伟健,等. 基于全景环带成像的语义视觉里程计[J]. 光学学报, 2021, 41(22): 2215002.  
Chen H, Yang K L, Hu W J, et al. Semantic visual odometry based on panoramic annular imaging[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(22): 2215002.
- [3] 程书钦. 基于 3D 激光雷达的无人车 SLAM 算法研究



- [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2021: 10-26.
- Cheng S Q. Research on SLAM algorithm of unmanned vehicle based on 3D lidar[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2021: 10-26.
- [4] 宗文鹏. 基于 LiDAR 的移动机器人自主定位技术研究[D]. 郑州: 战略支援部队信息工程大学, 2020: 12-16.
- Zong W P. Research on LiDAR based autonomous localization for mobile robots[D]. Zhengzhou: Information Engineering University, 2020: 12-16.
- [5] 华智, 宋吉来, 杜振军, 等. 基于滤波与图优化的定位与建图系统[J]. 电子测量技术, 2022, 45(4): 99-106.
- Hua Z, Song J L, Du Z J, et al. Based on filtering and graph optimization positioning and mapping system[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(4): 99-106.
- [6] 白崇岳, 王建军, 程霄霄, 等. 融合激光 SLAM 实现无人驾驶轮椅空间定位优化[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(2): 0228007.
- Bai C Y, Wang J J, Cheng X X, et al. Spatial positioning optimization of driverless wheelchair by fusion of laser SLAM[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(2): 0228007.
- [7] 蒋林, 刘奇, 雷斌, 等. 激光与视觉融合识别并构建语义地图改善定位性能[J]. 中国激光, 2022, 49(18): 1810003.
- Jiang L, Liu Q, Lei B, et al. Identifying and constructing semantic map based on laser and vision fusion for improving localization performance[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(19): 1810003.
- [8] 闫利, 任大伟, 谢洪, 等. 激光点云与密集匹配点云融合方法[J]. 中国激光, 2022, 49(9): 0910003.
- Yan L, Ren D W, Xie H, et al. Fusion method of LiDAR point cloud and dense matching point cloud[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(9): 0910003.
- [9] 宗文鹏, 李广云, 李明磊, 等. 激光扫描匹配方法研究综述[J]. 中国光学, 2018, 11(6): 914-930.
- Zong W P, Li G Y, Li M L, et al. A survey of laser scan matching methods[J]. Chinese Optics, 2018, 11(6): 914-930.
- [10] Steder B, Rusu R B, Konolige K, et al. Point feature extraction on 3D range scans taking into account object boundaries[C]//2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 9-13, 2011, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2011: 2601-2608.
- [11] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]//2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 12-17, 2009, Kobe, Japan. New York: IEEE Press, 2009: 3212-3217.
- [12] Zhang J, Singh S. Low-drift and real-time lidar odometry and mapping[J]. Autonomous Robots, 2017, 41(2): 401-416.
- [13] Deschaud J E. IMLS-SLAM: scan-to-model matching based on 3D data[C]//2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 21-25, 2018, Brisbane, QLD, Australia. New York: IEEE Press, 2018: 2480-2485.
- [14] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [15] Vlaminck M, Luong H, Philips W. Surface-based GICP [C]//2018 15th Conference on Computer and Robot Vision (CRV), May 8-10, 2018, Toronto, ON, Canada. New York: IEEE Press, 2018: 262-268.
- [16] 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.
- [17] Magnusson M. The three-dimensional normal-distributions transform: an efficient representation for registration, surface analysis, and loop detection[D]. Örebro: Örebro universitet, 2009.
- [18] Koide K, Miura J, Menegatti E. A portable three-dimensional LIDAR-based system for long-term and wide-area people behavior measurement[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2019, 16(2): 1984153.
- [19] 许宇伟, 颜文旭, 吴炜. 相似场景下基于局部地图的激光 SLAM 前端算法改进[J]. 机器人, 2022, 44(2): 176-185.
- Xu Y W, Yan W X, Wu W. Improvement of LiDAR SLAM front-end algorithm based on local map in similar scenes[J]. Robot, 2022, 44(2): 176-185.
- [20] 朱德海. 点云库 PCL 学习教程[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2012: 187.
- Zhu D H. Point library PCL learning tutorial[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics & Astronautics Press, 2012: 187.
- [21] Mur-Artal R, Montiel J M M, Tardós J D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5): 1147-1163.
- [22] Cadena C, Carlone L, Carrillo H, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: toward the robust-perception age[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(6): 1309-1332.
- [23] Hess W, Kohler D, Rapp H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM[C]//2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 16-21, 2016, Stockholm, Sweden. New York: IEEE Press, 2016: 1271-1278.
- [24] Ou F, Li Y H, Miao Z H, et al. Lidar odometry key frame selection based on displacement vector similarity [C]//2021 40th Chinese Control Conference (CCC), July 26-28, 2021, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2021: 3588-3593.