

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211129

一种面向复杂环境的自适应激光里程计设计*

王明明 龚芮 孙晓云 孙寅静 王佳浩
(石家庄铁道大学电气与电子工程学院 石家庄 050043)

摘要: 针对在复杂环境下使用传统三维点云配准算法构建的激光里程计精度低且建图易发生漂移的问题,本文设计了一种面向复杂环境的自适应激光里程计。首先通过三维激光雷达采集原始点云数据,经过点云预处理环节后,采用地面分割方法完成点云数据分割并获取路面点云丰富度信息;然后,使用 NDT 算法将前后两帧点云数据最大限度的进行拉近,实现点云数据的粗配准;最后,在环境判断结论指引下选择合适的 ICP 算法完成三维点云的高精度配准并根据输出的点云变换关系构建激光里程计。通过在数据集以及不同环境下的大量实车测试,得出该激光里程计在室内结构化环境中的平均位移误差为 0.026 m,在室外非结构化环境中的平均位移误差为 0.1 m。结果表明,本文构建的激光里程计能够更好的适应复杂环境从而得到更加精确的三维点云地图与 SLAM 轨迹。

关键词: 正态分布变换;迭代最近点;自适应;激光里程计;定位与地图构建

中图分类号: TP242.6 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.8050

Design of an adaptive laser odometry for complex environments

Wang Mingming Gong Rui Sun Xiaoyun Sun Yinjing Wang Jiahao
(School of Electrical and Electronic Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: Aiming at the problems of low accuracy and easy drift of the laser odometry constructed by traditional 3D point cloud registration algorithm in complex environments, this paper proposes an adaptive laser odometry for complex environments. First, the original point cloud data was collected by 3D Lidar, and after the point cloud preprocessing, the ground segmentation method was used to complete the point cloud data segmentation and obtain the road point cloud richness information; then, the NDT algorithm was used to convert the front and rear the frame point cloud data is zoomed to the maximum extent to realize the rough registration of the point cloud data; finally, under the guidance of the environmental judgment conclusion, the appropriate ICP algorithm was selected to complete the high-precision registration of the 3D point cloud and according to the output point cloud transformation relationship built the laser odometry. Through the data set and a large number of real vehicle tests in different environments, it is concluded that the average displacement error of the laser odometry in the indoor structured environment is 0.026 m, and the average displacement error in the outdoor unstructured environment is 0.1 m. The results show that the laser odometry constructed in this paper can better adapt to complex environments and obtain more accurate 3D point cloud maps and SLAM trajectories.

Keywords: normal distribution transformation; iterative closest point; self-adaptation; laser odometer; localization and mapping

0 引言

近年来,激光里程计与视觉里程计广泛应用于机器人同步定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)问题中^[1],其中,设计并实现一种能够满足机器人实际使用需求的激光里程计的关键是确定一种快

速、精确的点云配准方法^[2]。

迭代最近点(iterative closest point, ICP)算法是经典的点云配准算法^[3],此算法虽然对相邻帧点云进行配准时精度较高,但其受初值影响较大且当点云数量过多时会导致计算代价高昂。因此,许多学者对传统 ICP 算法进行改进以提高它的配准精度以及计算效率。文献[4]提出了一种

收稿日期:2022-08-21

* 基金项目:国家自然科学基金(51674169)项目资助

基于 point-to-plane 的 ICP 算法,此算法在考虑点云局部结构的情况下,将求解两点之间的最小距离改为点与平面的最小距离,不仅提高了精度且不易使算法陷入局部最优;文献[5]提出一种基于 point-to-line 的 ICP 算法,该算法以点到线的距离作为误差使其求解精度高于 ICP 算法且适用于结构化环境,但其对初始值更敏感容易陷入局部循环。除此之外,文献[6]受 ICP 算法的启发,提出了一种新的基于平面特征的度量标准来寻找最佳平面对应从而实现点到面配准的方法,该改进算法虽然提高了配准效率但仅在平面特征丰富的室内结构化场景下能取得良好的效果。

目前,大部分基于传统 ICP 的改进算法虽然能够在一定程度上提高点云的配准精度与计算效率,但其精度仍受初值影响较大。为了减少算法对初值的依赖,文献[7]提出了一种针对在三维空间使用的正态分布变换(normal distribution transform, NDT)点云配准算法,该算法耗时稳定,初值误差影响较小,但存在稀疏室外环境下姿态估计的不可靠性以及算法代价函数的不连续性问题。文献[8]对传统 NDT 算法进行了改进,减小了配准时间并且提高了室内移动机器人的环境适应能力,使其能够工作在低纹理场景中。

针对 NDT 算法、ICP 算法以及其改进算法存在的问题,许多学者结合二者的优点对传统算法进行了改进。文献[9]提出了一种体素化广义迭代最近点算法,该算法将 NDT 算法的体素化思想扩展到广义迭代最近点算法中,避免最近邻搜索的同时保持了算法的精度,但是当初始猜测值不接近真实姿态时,可能会影响配准结果。文献[10-12]提出一种基于 NDT 和 ICP 的点云配准算法,该算法使用 NDT 算法对点云进行粗配准后使用 ICP 算法对点云进行微调 and 精确配准;文献[13-14]则在上述算法的基础上将精确配准环节的 ICP 算法替换成 ICP 的改进算法进行精确匹配,最后实现准确估计位姿与构建点云地图。

上述点云配准算法虽然在各自的单一场景中能够提取有效的特征信息,但在既有非结构化场景又有相似结构化场景的复杂环境下,常常由于特征过多或过少导致配准精度下降甚至导致构建的激光里程计容易产生较大的漂移。针对该问题,本文提出了一种面向复杂环境的自适应激光里程计,该里程计能够根据周围所处环境在点云配准环节自主选择合适的精确配准方法以在复杂环境下完成精确定位与建图。

1 算法理论及实现

本文的研究目标是能够使移动机器人在复杂环境下实现精确定位与建图,为此,本文设计了一种面向复杂环境的自适应激光里程计,各个环节的设计流程如图1所示。该方法首先通过车载三维激光雷达匀速采集原始点云数据,对其进行滤波以及畸变补偿后利用基于射线坡度阈值的地面分割方法^[15]完成对路面与非路面的点云数据分割,并根

据采集的点云数据信息判断所处的环境类型,然后使用 NDT 算法缩短前后两帧点云的距离以实现点云数据的粗配准,最后设置路面点云信息丰富度阈值并在环境判断结论指引下选择合适的 ICP 算法进行精确配准。通过点云配准环节输出的相邻帧点云的变换关系进行运动估计从而构建自适应激光里程计,实现定位与建图。

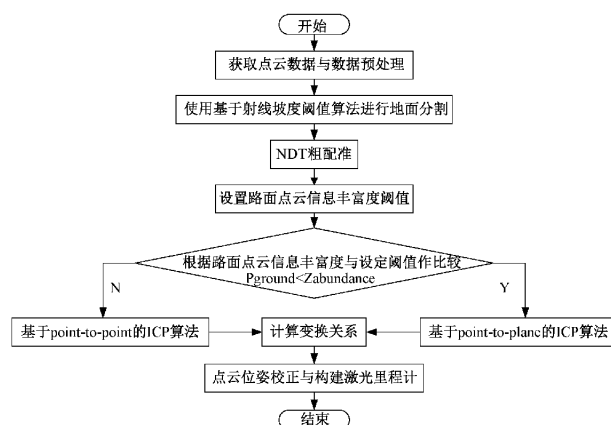


图1 构建激光里程计流程

1.1 数据预处理环节

由于三维激光雷达在获取的原始点云数据的过程中,常常会受到人为因素和周围环境条件因素的影响,导致点云数据密度不规则,存在噪声点等问题。因此,为了提高计算效率并给配准环节提供较好的点云初始状态,本文使用 Voxel Grid 滤波算法对原始点云数据进行滤波处理后输出给点云去畸变环节进行后续操作。

如图2所示,在数据采集过程中,激光雷达会随着载体运动而运动,造成一帧点云中的激光点并不是在同一时刻获取的从而导致点云配准发生错误,因此需要对激光点进行运动补偿,使得同一帧下的激光点数据处在同一坐标系下。假设车载激光雷达在采集点云数据的一个周期内作匀速运动,本文的点云去畸变补偿方法为:首先计算出每个激光点被接收的时刻,然后计算该时刻下激光雷达相对于初始时刻的相对运动变换,最后通过此变换将该时刻下的所有激光点都转换到初始时刻坐标系下,从而达到去除运动畸变的目的。

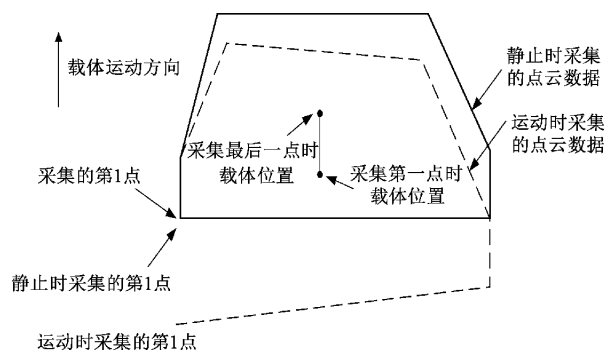


图2 激光雷达数据产生畸变示意图

1.2 地面分割环节

为了能够实时地判断此时所处的周围环境,本文选取一种基于射线坡度阈值的平面分割方法对点云数据进行分割并求取路面点云信息丰富度,其具体过程如下:

首先设置点云剪裁的上限高度,对点云进行高度上的剪裁并对近距离的车身反射点进行滤波操作,然后设置坡度阈值,按照式(1)与(2)将原来直角坐标系下的点云数据使用柱坐标进行描述。

$$\theta = \arctan \frac{y}{x} \times \frac{180}{\pi} \quad (1)$$

$$r = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (2)$$

其中, x, y 分别为该激光点在直角坐标系下的横纵坐标, θ 为激光点到车头正方向的平面夹角, r 为激光点到激光雷达的水平距离即半径。

对点云进行水平角度微分使其划分成若干等份并将每份近似看作一条射线,其中,每个等份的角度为激光雷达的水平发散间隔,同一夹角上的射线条数与激光雷达线数一致,如图 3 所示。

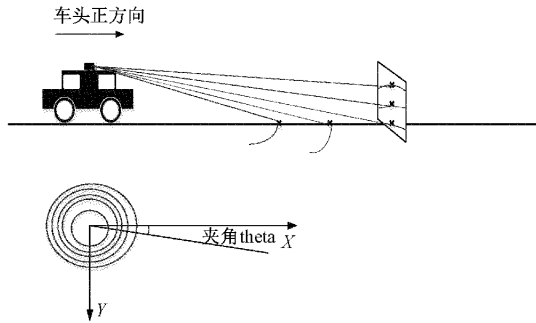


图 3 激光线束纵截面与俯视图

最后,对每条射线上的点按照半径 r 的大小进行排序。若射线中相邻两点的坡度大于设定的坡度阈值,则划分为非地面点云;若小于设定的坡度阈值,则划分为地面点云。通过开源点云库(point cloud library, PCL)统计路面点云数据点的数量 Num_{ground} 与总体点云数据点的总数量 $Num_{pointcloud}$,按照式(3)求得路面点云信息丰富度 P_{ground} 。

$$P_{ground} = \frac{Num_{ground}}{Num_{pointcloud}} \quad (3)$$

1.3 NDT 粗配准环节

设经过点云预处理环节后,在 t 时刻获取的点云 X_t 为第 1 帧点云,在 $t+1$ 时刻获取的点云 X_{t+1} 为第 2 帧点云,通过 NDT 粗配准环节对前后两帧点云进行配准。首先,将第 1 帧点云空间划分成若干个相同立方体且要求每个立方体中点云个数大于 6,分别计算其中点的均值 q 与协方差矩阵 Σ ,如式(4)与(5)所示。

$$q = \frac{1}{n} \sum_i X_i \quad (4)$$

$$\Sigma = \frac{1}{n} \sum_i (X_i - q)(X_i - q)^T \quad (5)$$

其中, $X_i = 1, 2, \dots, n$ 为点云集合, n 为点集中的点云个数。

然后,对坐标变换参数 $T = \begin{pmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ 进行初始化,其中

R 为旋转矩阵, t 为平移矩阵。对第 2 帧点云集通过参数 T 映射到第 1 帧点云集所在坐标系下,据此得到变换后的点云集合 X'_t 并对其中的数据进行处理,将其描述成概率密度的形式。如式(6)与(7)所示,求出变换后每个点的正态分布,并将其概率密度 $p(X'_t)$ 相加后得到评估函数 $score(p)$ 对参数 T 进行评估。

$$p(X'_t) = \exp\left(-\frac{(X'_t - q_i)^T \Sigma^{-1} (X'_t - q_i)}{2}\right) \quad (6)$$

$$score(p) = \sum_i p(X'_t) \quad (7)$$

最后,使用 Hessian 矩阵法对评估函数进行优化并判断所得变换参数是否满足收敛条件,如若不满足,则跳到映射环节继续执行;如若满足,则输出点云 X_t, X'_{t+1} 以及最优变换参数 T' 。

1.4 ICP 精配准环节

设经过 NDT 粗配准环节后,将 X_t 作为目标点集 Q , X'_{t+1} 作为源点集 P ,得到的变换参数 T' 作为初始值,通过 ICP 精配准环节对点云做进一步精细配准。首先,设置路面点云信息丰富度阈值 $Z_{abundance}$,如果 $P_{ground} < Z_{abundance}$,则执行基于 point to point 的 ICP 点云配准算法,否则执行基于 point to plane 的 ICP 点云配准算法。

然后,求出 P 点集中每个点在 Q 点集中所对应的最近点以及各对应点相对于平均距离的最小变换,在能够满足目标函数 $E(R, t)$ 最小的条件下,通过 SVD 分解求得坐标变换参数。如式(8)与(9)所示,分别为基于 point to point 的 ICP 算法的目标函数和基于 point to plane 的 ICP 算法的目标函数。其中, n_i 为每个 Q_i 点的法向量。

$$E(R, t) = \sum_{i=1}^n \|P_i \cdot R + t - Q_i\|^2 \quad (8)$$

$$E(R, t) = \sum_{i=1}^n \|(P_i \cdot R + t - Q_i)^T n_i\|^2 \quad (9)$$

最后,对点集 P 使用上述求得的变换参数得到新的点集 P' 。若得到的新点集 P' 与点集 Q 的差异程度符合要求,即二者之间的平均距离小于所设定阈值,则停止迭代并输出变换关系;若不满足,则将点集 P' 代替点集 P 重新继续迭代计算,直到满足目标函数 $E(R, t)$ 的要求。

1.5 激光里程计构建地图环节

定位与建图之间存在耦合依赖关系,定位为构建地图时的数据采集过程提供精确的位姿信息,而点云地图为定位提供此时周围环境的先验信息。经过点云配准环节后,输出两帧点云的最优变换关系以校正点云位姿,实现对位姿的精确估计以完成定位。

与此同时,根据点云配准环节输出的变换关系可以实现激光雷达的运动估计,如图 4 所示。设扫描第 k 帧点云

的开始时刻为 t_k , 结束时刻为 t_{k+1} , 在此时间段内获得的点云为 P_k , 首先将 P_k 变换到 t_{k+1} 时刻的坐标系记为 P'_k , 然后对 P'_k 与 $k+1$ 帧点云进行配准, 最终实现激光雷达在空间上的运动估计。

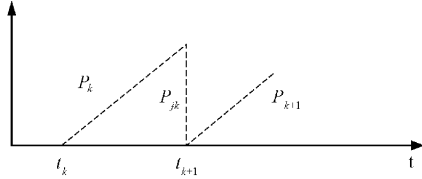


图 4 不同时刻下的点云关系

经过激光雷达的运动估计, 可以把各个时刻采集到的点云通过坐标变换转换到同一坐标系下, 从而增量式地构建地图。设经过预处理环节后在 t 时刻扫描周围环境信息得到的点云地图为 M_t , 首先通过 NDT 算法进行点云粗配准, 将 t 时刻的点云进行平移和旋转将其转换到 $t+1$ 时刻点云所在的坐标系下以得到点云地图 M_{t+1} , 然后通过 ICP 算法使上述相邻时刻点云之间的距离进一步缩小, 得到校正后的点云地图 M'_{t+1} , 最后经过时间的累积使点云信息不断更新并叠加, 实现对所有时刻的点云根据坐标变换参数进行转换以拼接得到最终的点云地图 M 。如图 5 所示, 为通过激光雷达的运动估计对点云不断累计从而得到增量式局部地图的过程, 其中下方曲线为通过运动估计得到的轨迹, 上方曲线为激光雷达的实际运动轨迹。

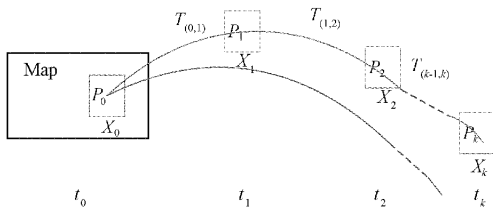


图 5 激光里程计增量式建图

2 实验分析

为了验证本文点云配准算法以及构建的激光里程计的有效性与精确性, 分别在数据集与实际环境下进行了点云配准实验以及定位与建图实验。实验平台为实验室自主研发的移动机器人, 主要由三维激光雷达、移动底盘、工控机以及 IMU 等设备组成, 如图 6 所示。

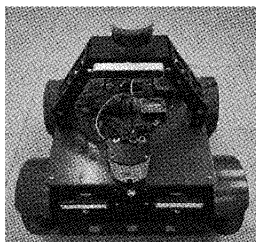


图 6 实验平台

2.1 点云配准实验

下面为基于 PCL 采用不同算法对 Stanford 3D Scanning Repository 数据集中不同姿态的 Bunny 点云进行配准的实验。如图 7 所示, 为各种配准算法对 Bunny 点云进行配准所需时间的分析。

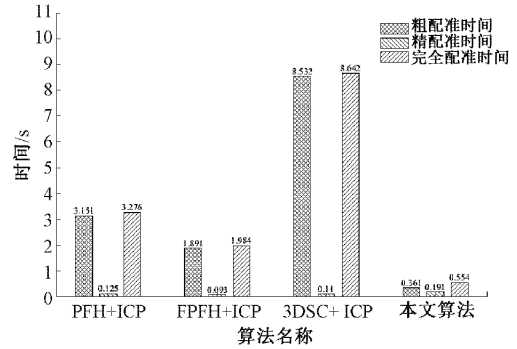


图 7 不同算法的配准时间分析

由图 7 可以看出, 本文分别选用以点特征直方图 (point feature histogram, PFH) 算法、快速点特征直方图 (fast point feature histograms, FPFH) 算法、3D 形状上下文特征算法 (3D shape context, 3DSC) 算法作为粗配准环节, ICP 算法作为精配准环节的 3 种组合算法与本文点云配准算法进行配准时间对比实验, 其中, “PFH+ICP” 组合算法配准时间为 3.276 s, “FPFH+ICP” 组合算法配准时间为 1.984 s, “3DSC+ICP” 组合算法配准时间为 8.642 s, 本文点云配准算法完全配准所花费的时间最短为 0.554 s。

如图 8 所示, 为各种配准算法对 Bunny 点云进行配准所产生误差的分析, 图中数据为各项误差的绝对值。

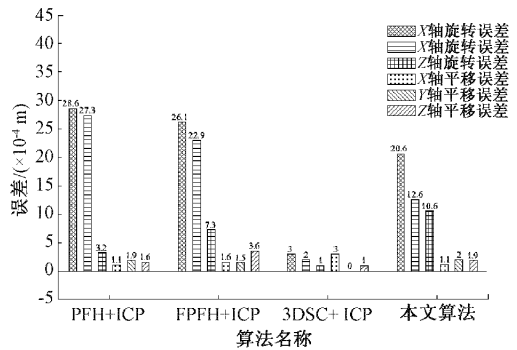


图 8 不同算法的配准误差分析

由图 8 可以看出, “3DSC+ICP” 组合算法产生的配准误差最小, 其中, X 轴旋转误差约为 3×10^{-4} m, Y 轴旋转误差约为 2×10^{-5} m, X 轴平移误差约为 3×10^{-4} m, Y 轴平移误差接近于 0; 本文点云配准算法产生误差相比于 “3DSC+ICP” 组合算法配准误差稍大, 其中, X 轴旋转误差约为 2×10^{-3} m, Y 轴旋转误差约为 1×10^{-3} m, X 轴平移误差约为 1×10^{-4} m, Y 轴平移误差约为 2×10^{-4} m。综合考虑 4 种组合算法的配准时间与配准误差, 可以得出本文点云配准算法既能满足快速性又具有一定的精确性。

为了验证本文点云配准算法对环境的自适应性,分别选取在非结构化复杂场景与结构化单一场景中的点云进行配准对比。如图 9 所示,图 9(a)为仅使用 NDT 算法对非结构化场景点云进行配准的结果图;图 9(b)为本文点云配准算法对非结构化场景点云进行配准的结果图;图 9(c)为仅使用 NDT 算法对结构化场景点云进行配准的结果图;图 9(d)为本文点云配准算法对结构化场景点云进行配准的结果图。

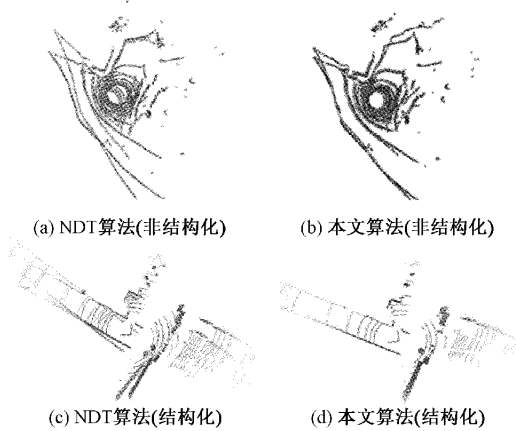


图 9 不同环境下对实际点云的配准效果

由图 9(a)和(b)的对比结果可以看出,在规则特征少的非结构化场景下本文算法相比于仅使用 NDT 算法能够对两帧点云的起伏不一致现象进行纠正,最终两帧点云的重叠度更高,匹配效果也更好;由图 9(c)和(d)的对比结果可以看出,在充满平面与直线特征的结构化场景下本文算法相比于仅使用 NDT 算法配准效果也有一定的提升。因此,本文的点云配准算法在非结构化与结构化场景下均具有较好的配准效果,有一定的环境自适应性。

2.2 定位与建图实验

下面对本文点云配准算法、LOAM 算法^[16]、ICP 算法与 NDT 算法构建的激光里程计根据 KITTI 数据集提供的的数据信息进行定位与建图实验,使用 EVO 工具对各算法得到的 SLAM 轨迹进行评价,各激光里程计所得轨迹与真值轨迹对比结果分别如图 10(a)~(d)所示,绝对位姿误差的各项指标结果如表 1 所示。

表 1 各算法绝对位姿误差的各项指标结果 m

指标	本文算法	LOAM	ICP	NDT
最大误差	19.65	60.79	4 634.29	147.741
平均误差	9.36	19.48	954.49	42.43
标准差	10.78	26.94	1 706.26	59.04

由图 10 可以看出,本文所构建的自适应激光里程计相比于其他里程计得到的实际轨迹更加接近于轨迹真值,且未有轨迹漂移现象产生。由表 1 中的数据可以得出,该激光里程计在此数据集下的平均误差约为 19.65 m,均方根

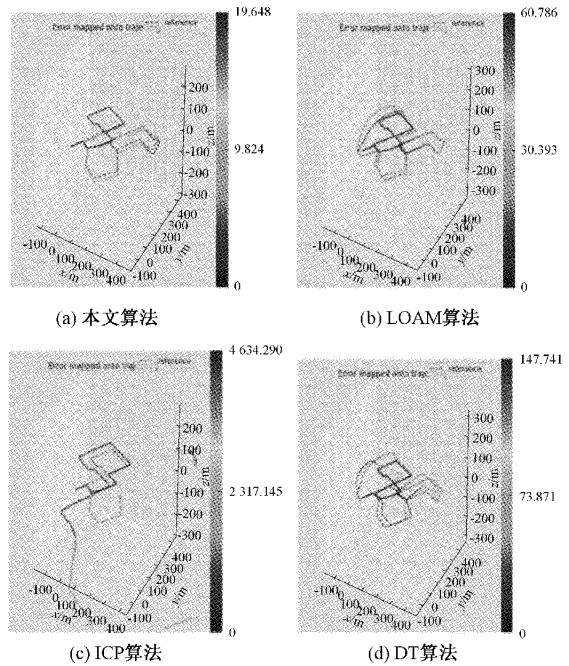


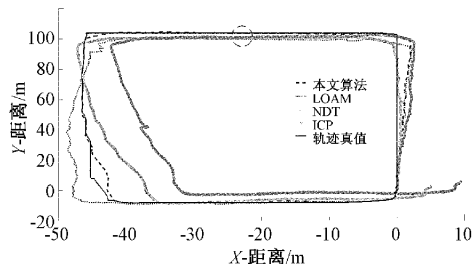
图 10 各算法 SLAM 轨迹与真值轨迹对比结果

误差约为 9.36 m,标准差约为 10.78 m,均小于使用其他 3 种里程计产生的定位误差。因此,本文构建的自适应激光里程计得到的 SLAM 轨迹精度更加精确且定位效果更好。

如图 11 所示,实验环境选取校园室外环境中的非结构化场景,道路平坦且两旁多为树木、停放的车辆以及教学楼等障碍物,总路程约为 300 m。图 11(a)为室外场景的卫星图,图中实线为行驶路线;图 11(b)为不同算法进行配准得到的整体 SLAM 轨迹对比图;图 11(c)为对图 11(b)蓝色虚线范围内轨迹的局部放大;图 11(d)与(e)分别为本文激光里程计在非结构化场景下构建的三维点云地图与其俯视图。



(a) 非结构化实验场景卫星图



(b) 整体SLAM轨迹

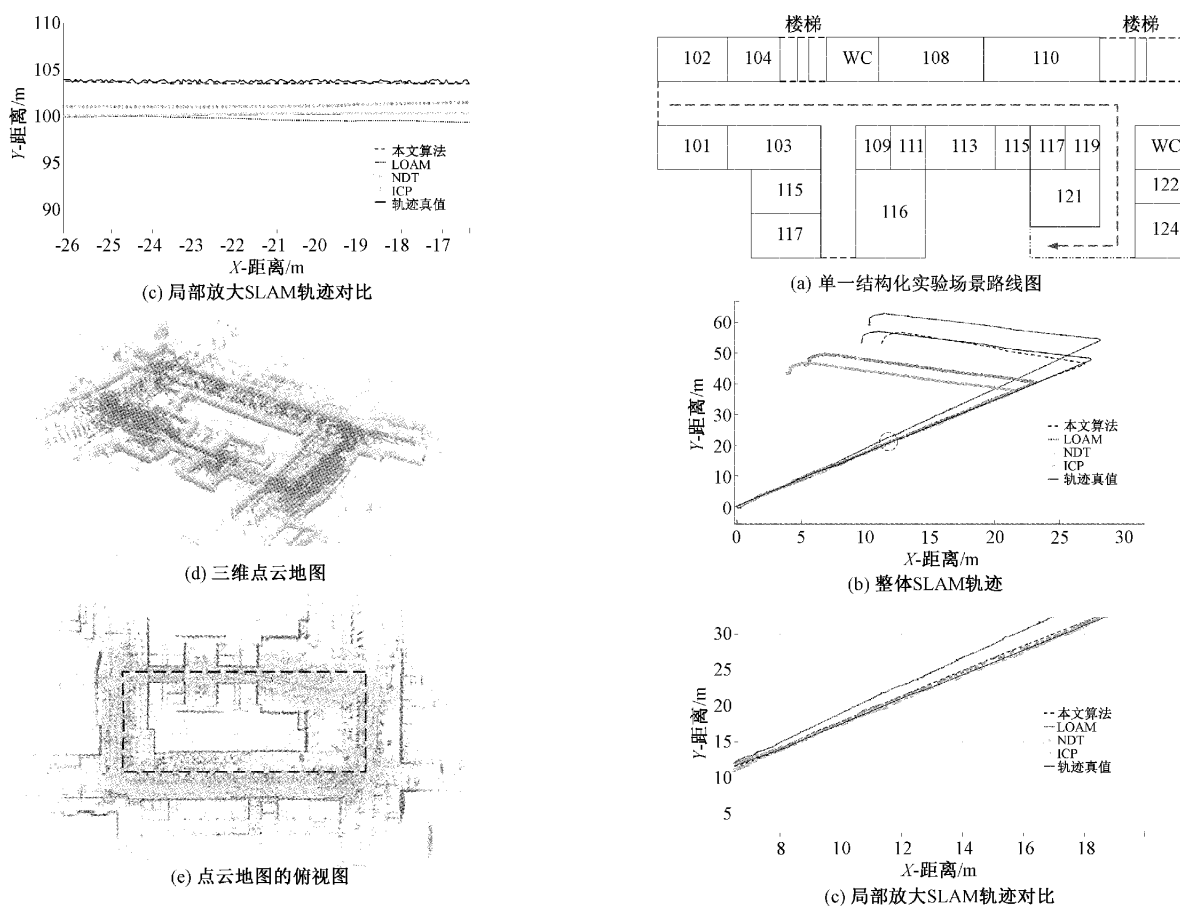


图11 非结构化场景实验效果图

由图11可以看出,本文点云配准算法既保持了NDT算法的稳定性又具备ICP算法的高精度,与其他算法相比更加稳定与精确。由于此场景中充满了树木、车辆等不规则物体,与LOAM算法相比,此时选择寻找最邻近点时仅仅考虑欧拉距离的基于point to point的ICP算法反而更加适应于平面与直线特征较少的环境,因此本文构建的激光里程计即使在环境较为复杂的情况下也能得到理想的效果。

如图12所示,实验环境选取校园室内环境中的封闭走廊场景,道路平坦但稍光滑,内部结构比较单一且运行路线上并无障碍物,总路程约为100 m。图12(a)为室内实验场景路线图,图中虚线为行驶路线;图12(b)为不同算法点云配准后整体SLAM轨迹对比图;图12(c)为对图12(b)三角形虚线范围内轨迹的局部放大;图12(d)与(e)分别为本文激光里程计在单一结构化场景下构建的三维点云地图与其俯视图。

封闭走廊场景与非结构化场景相比,其道路特征区别较小,周围环境相似度高。由图中可以看出,由于各个路口处环境特征差异小,导致单独使用NDT算法或ICP算法的效果并不理想,甚至有时会导致所构建地图出现道路重合的情况。对于LOAM算法而言,虽然封闭走廊场景中充

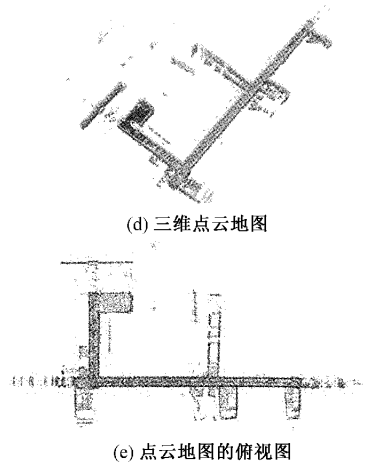


图12 封闭走廊场景实验效果图

满了较多的平直环境特征,但由于周围环境相似性高,导致此算法的定位效果容易出现较大偏差。

为了验证本文构建的自适应激光里程计的定位效果,本文分别在室内实验结构化环境与室外非结构化环境下进行实验。

由于在室内环境中缺少运动追踪系统,无法确定移动机器人定位轨迹的真值,因此在机器人的行进路线上选取定点并测量,用实际的测量值与算法的估测值作比较。如

图 13 所示,图 13(a)为室内结构化环境下定位实验得到的整体定位轨迹,图 13(b)为在整体轨迹出现较大波动的拐角处进行局部放大得到的定位轨迹,其中,虚线代表人工测量的轨迹真值,实线代表实际的运动轨迹。实验中通过遥控器控制移动机器人从规定的初始位置出发,先直行约 2 m,接着右转直行约 3 m,再左转直行约 4 m,最后掉头原路返回,总路程约 18 m。

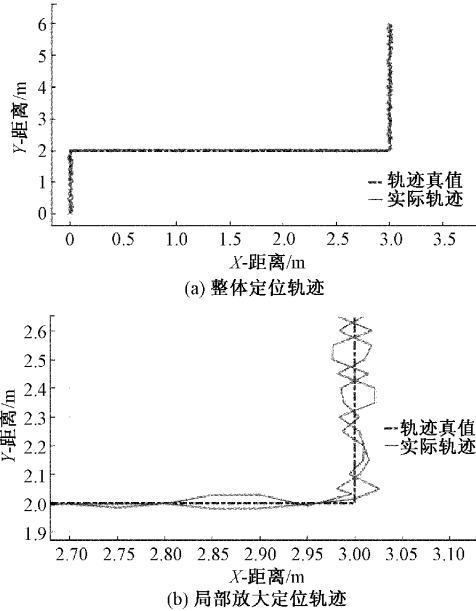


图 13 室内结构化环境下定位轨迹结果

由图 13(a)和(b)可以看出,本文构建的自适应激光里程计在室内结构化环境下实际轨迹十分接近于轨迹真值,一直在真值附近上下波动。在移动机器人的运动轨迹上随机选取 5 个点,人工测量其位姿并与定位算法输出的估计值作比较,计算得出平均位移误差与平均角度误差,实验结果如表 2 所示。

表 2 定位结果误差分析表

实验编号	测量值	估计值	位移误差/m
1	(0.00,1.00,0.00)	(0.00,1.03,0.04)	0.03
2	(0.00,2.00,0.00)	(0.02,2.05,0.03)	0.05
3	(2.00,2.00,1.57)	(1.98,2.00,1.59)	0.02
4	(3.00,3.00,1.57)	(3.00,3.02,1.54)	0.02
5	(3.00,5.00,0.00)	(2.99,5.01,0.05)	0.01
平均值	—	—	0.026

从上述结果可以看出,本文构建的自适应激光里程计能够得到平滑的定位轨迹,其中,位移误差的平均值为 0.026 m。

在室外非结构化环境下进行定位实验,用全球导航卫星系统得到的真值与算法的估测值作比较。图 14 为本文

激光里程计得到的实际轨迹与轨迹真值的对比结果,图中虚线代表使用全球导航卫星系统得到的轨迹真值,实线代表实际的定位轨迹。图 15 为估计位置与真值的误差结果,图中虚线代表 X 轴方向的误差结果,实线代表 Y 轴方向的误差结果。

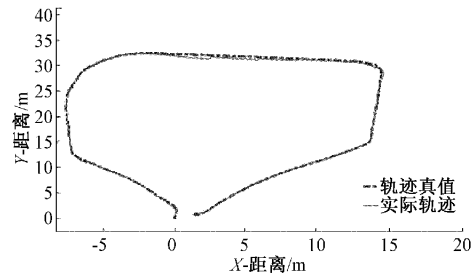


图 14 室外非结构化环境下定位轨迹

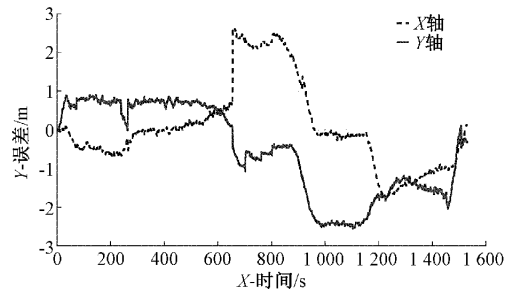


图 15 室外非结构化环境下定位误差

由图 14 可以看出,在室外非结构化环境下本文构建的自适应激光里程计得到的实际轨迹接近于轨迹真值,具有较好的定位效果。由图 15 可以看出,两条误差曲线的波动幅度较小,通过对曲线上每个数据点先取绝对值再取平均值的操作后,可以得到该里程计的平均位移误差约为 0.1 m,满足移动机器人的实际定位需求。

3 结 论

本文提出一种面向复杂环境的自适应激光里程计,在粗配准部分采用 NDT 算法,在精确配准部分根据路面信息丰富度与设定阈值的比较环节对周围环境作出判断,当周围环境为非结构化复杂场景时选择基于 point to point 的 ICP 算法,当周围环境为结构化单一场景时选择基于 point to plane 的 ICP 算法,以实现场景点云的高精度匹配,最终根据点云配准环节输出的位姿变换关系构建具有自适应的激光里程计。

根据点云配准、定位与建图两部分实验可以得出,本文采用的点云配准算法耗时少且相对姿态误差较小,构建的激光里程计在不同的复杂环境下相比其他传统算法构建的里程计得到的 SLAM 轨迹更加精确且不易发生漂移,在室内结构化环境中的平均位移误差为 0.026 m,在室外非结构化环境中的平均位移误差为 0.1 m。因此,本文构建的自适应激光里程计不再只适用于平面与直线特征多或者少

的单一环境中,而是能够在非结构化与结构化环境中均取得较好的定位效果,实现了在复杂环境下具有一定的稳定性、精确性与环境自适应性,满足移动机器人的实际使用需求。

参考文献

- [1] 任明宇,陈万米,张圆圆.融合激光和视觉信息的机器人SLAM方法研究[J].电子测量技术,2019,42(13):92-97.
- [2] POMERLEAU F, COLAS F, SIEGWART R. A review of point cloud registration algorithms for mobile robotics[J]. Foundations and Trends® in Robotics, 2015,4(1):1-104.
- [3] BESL P J, MCKAY H D. A method for registration of 3-D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2):239-256.
- [4] RUSINKIEWICZ S, LEVOY M. Efficient variants of the ICP algorithm[C]. Proceedings Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, IEEE,2001:145-152.
- [5] CENSI A. An ICP variant using a point-to-line metric[C]. 2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE,2008:19-25.
- [6] FAVRE K, PRESSIGOUT M, MARCHAND E, et al. A plane-based approach for indoor point clouds registration[C]. 2020 25th International Conference on Pattern Recognition(ICPR), IEEE,2021:7072-7079.
- [7] MAGNUSSON M, LILIENTHAL A, DUCKETT T. Scan registration for autonomous mining vehicles using 3D-NDT[J]. Journal of Field Robotics, 2007,24(10):803-827.
- [8] 余洪山,付强,孙健,等.面向室内移动机器人的改进3D-NDT点云配准算法[J].仪器仪表学报,2019,40(9):151-161.
- [9] KOIDE K, YOKOZUKA M, OISHI S, et al. Voxelized gicp for fast and accurate 3D point cloud registration[C]. 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2021:11054-11059.
- [10] 杨飏,李三宝,王力.基于正态分布变换与迭代最近点的快速点云配准算法[J].科学技术与工程,2017,17(15):91-95.
- [11] 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.
- [12] HUANG P, YANG Y, HUANG T. Real-time measurement of model attitude based on NDT and ICP[C]. 4th Optics Young Scientist Summit (OYSS 2020), SPIE, 2021, 11781:302-308.
- [13] 芦竹茂,武娜,赵亚宁,等.基于激光雷达的无人机在杆塔附近的定位研究[J].激光与光电子学进展,2022,59(4):20-28.
- [14] WANG Q, ZHANG J, LIU Y, et al. High-precision and fast LiDAR odometry and mapping algorithm[J]. Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics,2022,26(2):206-216.
- [15] HIMMELSBACH M, HUNDELSHAUSEN F V, WUENSCH H J. Fast segmentation of 3D point clouds for ground vehicles[C]. 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, IEEE, 2010:560-565.
- [16] ZHANG J, SINGH S. LOAM: Lidar odometry and mapping in realtime [C]. Robotics: Science and Systems,2014,2(9):1-9.

作者简介

王明明,博士,副教授,主要研究方向为机器人控制、激光SLAM。

E-mail:wangmm0107@163.com

龚芮,硕士,主要研究方向为机器人控制、激光SLAM。

E-mail:gongrui2290315802@163.com

孙晓云(通信作者),博士,教授,主要研究方向为无损检测、智能控制。

E-mail:sunxy1971@126.com

孙寅静,硕士,主要研究方向为机器人控制。

E-mail:13189791697@163.com

王佳浩,硕士,主要研究方向为计算机测控技术。

E-mail:E_sunrise3752@163.com