doi:10.3772/j.issn.1002-0470.2024.01.009

基于 NDT 配准与轮式里程计的激光雷达运动畸变补偿算法 $^{ m O}$

陈 强② 陈海波 张沥化

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

摘 要 激光雷达是广泛应用于同时定位与地图构建(SLAM)的测距传感器,普遍基于 旋转机制收集周围环境的几何信息。当扫描期间激光雷达发生移动时,生成的点云会产 生运动畸变,降低 SLAM 系统的准确性。在激光雷达 SLAM 算法设计中,为使雷达运动的 估计结果更为精确,文中提出一种基于正态分布变换(NDT)和轮式里程计的激光雷达运 动畸变补偿算法。首先,使用轮式里程计以高频测量方式对雷达运动进行估计,可补偿部 分运动畸变。其次,设计一种基于 NDT 配准算法的误差处理方法,通过对点云的精准匹 配降低里程计漂移的影响,实现雷达运动精确估计,进而精准补偿运动畸变。文中采用数 据集以及真实场景实验对提出算法进行测试。实验结果表明,与传统里程计辅助方法相 比,提出的算法能够优化运动畸变补偿效果,降低轨迹累积误差并生成全局一致地图。 关键词 同时定位与地图构建(SLAM);运动畸变补偿;激光雷达;轮式里程计;正态分 布变换(NDT)

同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping,SLAM)目前普遍运用于移动机器人领 域,其被认为是实现避障、路径规划、导航等应用的 核心环节^[1-3]。激光雷达因能提供精准可靠的测距 信息,且不易受光照环境影响,所以被广泛应用于 SLAM 测距^[4-5]。目前激光雷达一般是旋转结构,导 致其会逐步扫描周围空间。因此,激光雷达在扫描期 间的任何移动都会导致运动畸变现象^[6],影响 SLAM 算法输出的机器人位姿精度与构建地图的质量。

激光雷达的扫描配准是激光里程计算法的基础。当激光雷达快速运动时,运动畸变的点云成为影响激光里程计精度的主要因素。研究者们通过对 雷达的运动估计从而处理运动畸变现象。迭代最近 点(iterated closest point, ICP)^[7]用于估计点云之间 的刚性变换,并未考虑扫描中的运动畸变现象。 Hong 等人^[8]在 ICP 算法的基础上引入雷达速度的 估计,实现对雷达运动畸变补偿。如文献[9]和[10] 所示,恒速模型是解决运动畸变的方法之一。此外, Bosse 和 Zlot^[10]提出了一种基于控制点的连续状态 表示,并在控制点之间进行位姿插值,从而恢复运动 估计。Furgale 等人^[11]引入时间基函数的线性组合 对运动轨迹建立连续状态模型。与传统离散模型相 比,该框架能提供更准确的估计。Anderson 和 Barfoot^[12]介绍了另一种连续时间轨迹状态估计方法, 其关键思想是在离散最大后验估计上使用计算简便 的高斯过程回归,实现查询时间点的状态。

以上算法处理运动畸变的效果取决于假设模型 的准确性,而运动模型的假设并不能代表系统的真 实运动,因此在实际应用中比较困难。不同于传统 纯估计运动方案,当前基于传感器的外部运动估计 也是处理运动畸变的重要发展方向。Kuramachi等 人^[13]提出激光雷达与惯性传感器相结合的方法,添 加三自由度惯性信息从而实现点云校正和位置预 测,对旋转运动具有较好的鲁棒性。Geneva等人^[14]

① 国家自然科学基金(61973274)和浙江省自然科学基金重点(LZ22F030007)资助项目。

② 男,1984年生,博士,教授;研究方向:机器人调度,规划和控制;E-mail: sdnjchq@ zjut. edu. cn。 (收稿日期;2022-07-12)

给出了一种基于新平面表示的方法,该算法将激光 雷达的原始数据与惯性测量单元(inertial measurement unit,IMU)的运动信息融合,从而估计系统轨 迹。Levinson等人^[15]引入轮式里程计辅助的方法, 借助轮式里程计提供的位置信息获得激光雷达在扫 描周期内的位姿,实现校正点云和雷达校准。Gentil 等人^[16]介绍了一种三维激光雷达和 IMU 外部校准 的算法,利用 IMU 连续表示的预积分来描述系统在 任何时间点的运动。该方法在不依赖任何显示运动 模型的条件下补偿运动畸变。

综上所述,基于传感器辅助的解决方案取得了 一定的研究成果。IMU 传感器具有较高的角速度测 量精度,但线加速度精度以及二次积分在局部的精 度较低,而轮式里程计具有较高的局部位姿测量精 度。在轮式里程计辅助方法的基础上,本文开展进 一步研究并提出基于正态分布变换(normal distributions transform,NDT)配准与轮式里程计的激光雷达 运动畸变补偿算法。本文算法通过轮式里程计外部 运动估计获得低准确度的雷达运动状态,并设计基 于 NDT 点云配准算法的轮式里程计误差处理方法, 优化运动畸变补偿。实验结果表明,本文算法可以 实现对激光雷达运动畸变的精准补偿,有效提升 SLAM 系统的准确性。

1 运动畸变与符号定义

1.1 运动畸变描述

激光雷达是通过电机驱动测距核心进行旋转, 从而完成对周围环境的扫描测距。受限于电机的旋 转速率,激光雷达扫描频率是恒定的。因此一帧扫 描内的各个激光束并不是同时完成测量,而是随着 电机旋转,按照时间顺序依次测量。图1是激光雷 达运动畸变示意图。当装载激光雷达的机器人处于 静止状态,雷达获取的数据并不会产生误差。但在 SLAM 系统中机器人通常处于运动状态,且激光雷 达运动速度一般高于扫描速度,若机器人在扫描期 间内运动,而雷达仍默认在同一位置收集一帧数据, 则扫描结果将产生畸变,这一现象称为激光雷达的 运动畸变。激光雷达运动畸变会降低 SLAM 系统的 精确性。为减小运动畸变对 SLAM 的影响,本文算 — 84 — 法实现精准补偿运动畸变。



图1 激光雷达运动畸变

1.2 符号与定义

设 $X = \{x_i\}$ ($i = 1, \dots, n$) 为一帧点云集合, x_i 表示第 i 个点的二维坐标向量, X_k 表示第 k 帧点云, $x_{(k,i)}$ 表示第 k 帧中的第 i 个点。记 t 为当前时间戳, 则 t_k^* 是第 k 帧的起始时间,由于激光雷达连续扫描 的特性,故第 k 帧的结束时间 $t_k^* = k + 1$ 帧的起始时 间 t_{k+1}^* 是相等的。激光雷达坐标系 {L} 是一个二维 坐标系,其原点位于激光雷达的几何中心,第 k 帧雷 达坐标系 { L_k } 中的第 i 个点表示为 $x_{(k,i)}^L \circ p =$ $[p_1 \quad p_2 \quad p_3]^T = [x \quad y \quad \theta]^T$ 表示位姿向量。世界坐 标系 {W} 是一个二维坐标系,在初始位置与 {L} 重 合,第 k 帧世界坐标系 { W_k } 中轮式里程计 t_k^i 时刻 的位姿表示为 $p_{(k,i)}^V$ 。

2 运动畸变补偿算法设计

2.1 轮式里程计运动估计

假定雷达运动的角速度和线速度随时间平滑且 连续。随着旋转激光雷达在空间中移动,每个扫描 点在不同运动位姿下收集。为对激光雷达运动畸变 进行补偿,故为雷达收集的每个点匹配准确的运动 位姿。轮式里程计数据输出频率较高,因此采用轮 式里程计外部运动估计方式计算任一时刻的雷达运 动位姿^[17]。

世界坐标系为 W, 雷达坐标系 L_{o} 第 k 帧起始时 间与终止时间分别为 t_{k}^{s} 和 t_{k}^{e} , 轮式里程计在对应时 间区间内的测量位姿为 $P_{k}^{W} = \{p_{i}\}, i = 1, \dots, m,$ P_{k}^{W} 表示第 k 帧世界坐标系中轮式里程计位姿集合, $p_{(k,i)}$ 是在区间 $[t_{k}^{s}, t_{k}^{e}]$ 内 t_{k}^{i} 时刻的位姿。 $p_{(k,s)}^{W}$ 是第 k 帧 t_{k}^{s} 对应的轮式里程计位姿。借助线性插值可得 t_{k}^{i} 时刻的雷达估计位姿 $p_{(k,i)}^{W}$, 如式(1)所示。

$$\boldsymbol{p}_{(k,i)}^{W} = \boldsymbol{p}_{(k,s)}^{W} + \frac{t_{k}^{i} - t_{k}^{s}}{t_{k}^{e} - t_{k}^{s}} (\boldsymbol{p}_{(k,e)}^{W} - \boldsymbol{p}_{(k,s)}^{W})$$
(1)

如果激光雷达在扫描周期内处于静止状态,则 每个点的测量坐标系相同。由于雷达一般在移动中 扫描,故 X_k中每一点在不同的位姿下采集。运动中 雷达位姿用一个3×3的变换矩阵 **T**表示,如式(2) 所示。

$$\boldsymbol{T} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{R} & \boldsymbol{t} \\ \boldsymbol{0} & 1 \end{bmatrix}, \ \boldsymbol{T}^{-1} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{R}^{\mathrm{T}} & -\boldsymbol{R}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{t} \\ \boldsymbol{0} & 1 \end{bmatrix}$$
(2)

其中, R为2×2的旋转矩阵, t为1×2的平移向量。

对不同帧间坐标系的点 $\mathbf{x}_{(k,i)}$ 使用匹配的轮式 里程计位姿进行帧间变换从而校正畸变的点云。如 图 2 帧间变换所示,激光雷达在 t_k^i 时刻采集的点 $\mathbf{x}_{(k,j)}^l$ 使用式(3)映射到雷达的起始帧中。

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{x}_{(k,j)}^{L(1,j)} \\ 1 \end{bmatrix} = (\boldsymbol{T}_{L,t_{k}^{1}}^{W})^{-1} \boldsymbol{T}_{L,t_{k}^{j}}^{W} \begin{bmatrix} \boldsymbol{x}_{(k,j)}^{L} \\ 1 \end{bmatrix} (j = 2, \cdots, n)$$
(3)

其中, T_{L, t_k}^{W} 为 t_k^j 时刻从雷达帧到世界帧的变换矩阵, $\mathbf{x}_{(k, j)}^{L_{(1, j)}}$ 表示 $\mathbf{x}_{(k, j)}^L$ 从对应帧变换到起始帧。



轮式里程计高频测量的外部运动估计使运动畸 变得到一定程度补偿。但轮式里程计存在漂移,无 法准确反映真实运动的情况^[18-19]。由于传感器的 噪声是不可忽略的,故基于式(1)的轮式里程计辅 助方法只能获得低精确度的雷达运动估计。为提高 雷达运动估计的准确性,本文算法将基于轮式里程 计漂移对当前雷达运动估计位姿进一步优化。

2.2 优化运动畸变补偿

基于点云配准的激光里程计具有高精度的特点。与 ICP 激光点云配准算法相比,NDT 算法对初始值不敏感,且匹配结果更精确,但不需要消耗大量计算作为代价求解估计值^[20]。轮式里程计的测量误差通常服从线性分布模型,因此针对轮式里程计

漂移的影响,本文将轮式里程计外部运动估计与 NDT 点云配准算法相结合。通过轮式里程计校正 部分运动畸变,然后运用 NDT 配准算法进行点云配 准,将帧间匹配的结果作为精确值,从而处理轮式里 程计的漂移。

NDT 将每次扫描中离散的二维点云转换成二 维平面内定义的分段连续可微的概率密度,且概率 密度由易于计算的正态分布组成,然后通过相邻扫 描帧间匹配,获得最优运动估计^[21]。首先,机器人 周围的二维空间被规划地分为大小相同的单元。其 次,收集在二维空间内第 k 帧点云 X_k ,找出包含扫 描点的单元,分别计算该单元中样本 $x_{(k,i)}$ 的均值 q_k 和协方差矩阵 \sum_{k° 最后,建立该单元中扫描点样 本概率密度 p(x)的正态分布模型 $N(q_k, \sum_k)$:

$$p(\mathbf{x}) \sim \exp\left(-\frac{(\mathbf{x}_{(k,i)}^{L} - \mathbf{q}_{k})^{\mathrm{T}} \sum_{k}^{-1} (\mathbf{x}_{(k,i)}^{L} - \mathbf{q}_{k})}{2}\right)$$

$$(4)$$

 $x_{(k+1,i)}^{L_{(k,k+1)}}$ 表示通过轮式里程计提供的初始值将第 k + 1帧扫描点 $x_{(k+1,i)}$ 映射到第k帧坐标系。 $\sum_{(k,i)}$ 和 $q_{(k,i)}$ 分别表示点 $x_{(k+1,i)}^{L_{(k,k+1)}}$ 对应的第k帧正态分布 模型的协方差矩阵与均值。利用参数 $\sum_{(k,i)}$ 和 $q_{(k,i)}$ 计算所有点 $x_{(k+1,i)}^{L_{(k,k+1)}}$ 的正态分布和的最大值,记总和s(p)的定义为

$$s(\boldsymbol{p}) = \operatorname*{argmax}_{p} \sum_{i} \exp\left(-\frac{1}{2} (\boldsymbol{x}_{(k+1,i)}^{L_{(k,k+1)}} - \boldsymbol{q}_{(k,i)})^{\mathrm{T}}\right)$$
$$\sum_{(k,i)}^{-1} (\boldsymbol{x}_{(k+1,i)}^{L_{(k,k+1)}} - \boldsymbol{q}_{(k,i)})\right)$$
(5)

其中, p 为待估计的位姿向量参数。

由于优化问题一般被描述为最小化问题,故将 函数s(p)表示为 – s(p)。Newton 法可以寻找令函 数最优的参数p。采用 Newton 法迭代求解方程,方 程如式(6)所示。

$$H\Delta p = -g \tag{6}$$

其中,*H*和*g*分别是*s*(*p*)的 Hessian 矩阵和梯度向量。为简化公式,令 $\delta = x_{(k+1,i)}^{L_{(k,k+1)}} - q_{(k,i)}$,梯度*g*中的元素 *g_i*为

$$g_i = -\frac{\partial s}{\partial p_i} = -\frac{\partial s}{\partial \boldsymbol{\delta}} \frac{\partial \boldsymbol{\delta}}{\partial p_i}$$

$$=\boldsymbol{\delta}^{\mathrm{T}} \sum_{i=1}^{-1} \frac{\partial \boldsymbol{\delta}}{\partial p_{i}} \exp \frac{-\boldsymbol{\delta}^{\mathrm{T}} \sum_{i=1}^{-1} \boldsymbol{\delta}}{2}$$
(7)

Hessian 矩阵 H 中的元素 H_{ii} 为

$$H_{ij} = -\frac{\partial s}{\partial p_i \partial p_j} = -\exp \frac{-\boldsymbol{\delta}^{\mathrm{T}} \sum^{-1} \boldsymbol{\delta}}{2}$$
$$= \left(\left(-\boldsymbol{\delta}^{\mathrm{T}} \sum^{-1} \frac{\partial \boldsymbol{\delta}}{\partial p_i} \right) \left(-\boldsymbol{\delta}^{\mathrm{T}} \sum^{-1} \frac{\partial \boldsymbol{\delta}}{\partial p_j} \right) + \left(-\boldsymbol{\delta}^{\mathrm{T}} \sum^{-1} \frac{\partial \boldsymbol{\delta}}{\partial p_i} \right) + \left(-\frac{\partial \boldsymbol{\delta}^{\mathrm{T}}}{\partial p_j} \sum^{-1} \frac{\partial \boldsymbol{\delta}}{\partial p_i} \right) \right)$$
(8)

等式(6)的解是增量 Δp ,在每次迭代中将 Δp 添加到当前估计位姿:

$$p \leftarrow p + \Delta p \tag{9}$$

通过对当前帧估计位姿迭代优化,计算出精准 位姿参数*p*。将*p*引入式(1),给出如式(10)形式。

$$\boldsymbol{p}_{(k,i)}^{W} = \boldsymbol{p}_{(k,s)}^{W} + \frac{t_{k}^{i} - t_{k}^{s}}{t_{k}^{e} - t_{k}^{s}} (\boldsymbol{p}_{(k,e)}^{W} - \boldsymbol{p}_{(k,s)}^{W}) + \frac{\boldsymbol{p} - \boldsymbol{p}'}{n}$$
(10)

其中, *n* 表示第 *k* 帧中点 *x*_(*k*,*i*) 的数量, *p*' 表示轮式 里程计位姿增量。

针对函数*s*(*p*)的求解,初始值采用轮式里程计 估计的当前帧位姿,利用 Newton 法对位姿迭代优 化,由式(6)~(9)迭代至收敛或满足最大迭代次 数,计算比较精准的当前帧位姿*p*。与文献[15]方 法不同的是,本文算法考虑了轮式里程计漂移对雷 达运动估计的影响,为降低轮式里程计累积误差的 影响,如式(10)所示,由 NDT 配准算法计算的位姿 *p* 作为准确值,将其与轮式里程计位姿*p*'的差值作 为漂移估计值。轮式里程计的测量误差服从线性分 布,将误差均匀分布到每帧,减小轮式里程计漂移对 雷达运动估计的干扰,优化运动畸变补偿效果,进而 降低 SLAM 系统轨迹累积误差并生成全局一致地 图。

3 实验结果与分析

本文采用文献[22]提供的公开数据集,并进行 真实场景实验对算法测试和评估。本文实验所用计 算机配置为:中央处理器为 Intel i5-7300HQ,主频 2.5 GHz,内存 8 GB,操作系统为 Ubuntu 18.04。为 证明本文算法的有效性,将其与文献[15]提出的轮 式里程计辅助方法对比。由于数据集来自室内且不 包含地面真值,所以将轨迹闭合和环境建图效果作 为评估算法性能的指标。轨迹闭合指机器人运动起 点和终点为同一位置,从而令运动轨迹形成闭合回 路^[8,23]。在真实场景实验中,将算法估计轨迹与轨 迹真值对比,并分析轨迹误差和建图效果。

3.1 数据集实验

数据集1中激光扫描数据源于频率为40 Hz、运 动速度为0.27 m·s⁻¹的激光雷达,数据集2中激光 雷达频率为30 Hz、运动速度为0.75 m·s⁻¹,所有数 据集均包含高频轮式里程计信息。数据集1室内环 境平面由2条直线走廊、1条小圆弧和1个半径约 为8.5 m 的半圆组成。数据集2室内环境面积为 41 m×34 m。

图 3 和图 4 是本文算法和文献[15]算法使用 不同数据集生成的运动轨迹。图3中,对比算法轨



迹起点与终点间运动估计偏差量为0.15m,而本文 算法的偏差量是0.05 m。图4中,本文算法起点与终 点间偏差量是0.35 m, 而对比算法偏差量为0.50 m。 通过图3和图4轨迹终点偏差量对比,可以看出本 文方法优化了运动轨迹估计,主要表现在偏差量下 降,轨迹闭合效果更优。文献[15]算法与本文算法 的建图效果如图5和6所示,图中所标注的位置显







示对比算法在构建地图中存在建图不一致现象。由 图5和6可以看出,本文算法的建图质量优于文 献[15]算法,产生较好地图构建效果。

与对比算法相比,本文算法利用 NDT 配准算法 处理轮式里程计漂移,减小了轮式里程计累积误差 影响,优化了运动畸变补偿效果,降低了轨迹累积误 差并生成全局一致地图。





图 5 数据集 1 地图



图6 数据集2地图

3.2 真实场景实验

机器人平台如图7所示,移动机器人采用差速 驱动方式,底盘部分向上位机反馈轮式里程计信息, 且搭载扫描频率为10 Hz的思岚 A1 激光雷达。机器 人利用机器人操作系统(robot operating system, ROS) 的分布式通讯实现底盘控制和传感器数据获取。



图7 实验平台

构建地图场景如图 8 所示,场景1 和场景2 的 环境面积分别为9m×11m和43m×55m。雷达扫 描期间机器人的运动速度为 0.45 m · s⁻¹。通过控 制机器人移动路径直至返回起点,使其运动轨迹形 成完整的闭合回路。



图 8 实验场景

图 9 和 10 是文献 [15] 算法和本文算法在不同 场景中生成的机器人运动轨迹。算法轨迹与真实轨 迹的误差结果如表1所示,误差度量方式采用绝对 平移误差。由表1误差结果分析可得,在场景1和 场景2中,本文算法相对于对比算法的误差分别降 低了 0.15 m 和 0.48 m。由此可得本文算法的运动 轨迹估计效果优于文献[15]。图 11 和 12 分别是 由文献[15]算法和本文算法生成的地图。从图中 可以看出,与对比算法生成的地图相比,本文算法降 低了轮式里程计漂移对雷达运动估计干扰,实现了 精准补偿运动畸变,进而创建出全局一致性更高的 地图。





图 10 场景 2 轨迹

	农 I 绝对干涉误差对比			
场景	算法	<i>x</i> 方向/m	y 方向/m	平移误差/m
场景1	对比算法[15]	0.123	0.213	0.246
	本文算法	0.043	0.082	0.092
场景2	对比算法[15]	0.719	0.305	0.781
	本文算法	0.255	0.155	0.298

協力立移得主対は



(a) 对比算法

图 11 场景 1 地图



图 12 场景 2 地图

结论 4

本文提出了一种基于 NDT 配准与轮式里程计 的运动畸变补偿算法,旨在解决激光雷达扫描中存 在的运动畸变现象。利用轮式里程计以低精确度高 频测量的方式估计雷达运动,补偿部分运动畸变;设 计一种基于 NDT 配准算法的误差处理方法,减小了 轮式里程计漂移的影响,提高了雷达运动估计精度, 优化了运动畸变补偿效果。实验结果表明,本文算 法可使轨迹取得低漂移的精确度水平,并生成全局 一致地图,实现对 SLAM 系统准确性的提升。

参考文献

- [1] 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.
- [2]任金伟,郑鑫,李昱辰,等.基于新型多传感器融合策 略的移动端双目视觉惯性 SLAM 闭环算法研究 [J]. 高技术通讯, 2021,31(7):681-691.
- [3] 伍一维, 左韬, 张劲波, 等. 基于 KNN-PROSAC 和改进 ORB 的多机器人 SLAM 地图融合算法[J]. 高技术通 讯, 2021, 31(7):766-772.

- [4] MAAREF M, KHALIFE J, KASSAS Z M. Lane-level localization and mapping in GNSS-challenged environments by fusing lidar data and cellular pseudoranges[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2019,4(1):73-89.
- [5] JIANG J, WANG J, WANG P, et al. LiPMatch: LiDAR point cloud plane based loop-closure [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020,5(4):6861-6868.
- [6] 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.
- [7] BESL P J, MCKAY N D. Method for registration of 3D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992,14(2):239-256.
- [8] HONG S, KO H, KIM J. VICP: velocity updating iterative closest point algorithm [C] // 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Anchorage, USA: IEEE, 2010:1893-1898.
- [9] DONG H, BARFOOT T D. Lighting-invariant visual odometry using lidar intensity imagery and pose interpolation[C] // Field and Service Robotics. Berlin, Germany: Springer, 2014:327-342.
- [10] BOSSE M, ZLOT R. Continuous 3D scan-matching with a spinning 2D laser[C] // 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Kobe, Japan: IEEE, 2009:4312-4319.
- [11] FURGALE P, BARFOOT T D, SIBLEY G. Continuoustime batch estimation using temporal basis functions [C]
 //2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Saint Paul, USA: IEEE, 2012:2088-2095.
- [12] ANDERSON S, BARFOOT T D. Full STEAM ahead: exactly sparse Gaussian process regression for batch continuous-time trajectory estimation on SE (3) [C] // 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Hamburg, Germany: IEEE, 2015: 157-164.
- [13] KURAMACHI R, OHSATO A, SASAKI Y, et al. G-ICP SLAM: an odometry-free 3D mapping system with robust 6DoF pose estimation [C] //2015 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Zhuhai, China: IEEE, 2015;176-181.
- [14] GENEVA P, ECKENHOFF K, YANG Y, et al. LIPS:

Lidar-inertial 3d plane slam[C] //2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and System. Madrid, Spain: IEEE, 2018:123-130.

- [15] LEVINSON J, THRUN S. Unsupervised calibration for multi-beam lasers [C] // Experimental Robotics. Berlin, Germany: Springer, 2014:179-193.
- [16] LE GENTIL C, VIDAL-CALLEJA T, HUANG S. In2lama: inertial lidar localisation and mapping [C] // 2019 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Montreal, Canada: IEEE, 2019:6388-6394.
- [17] LE GENTIL C, VIDAL-CALLEJA T, HUANG S. 3D LI-DAR-IMU calibration based on upsampled preintegrated measurements for motion distortion correction [C] // 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Montreal, Canada: IEEE, 2018:2149-2155.
- [18] JIANG R, YANG S, GE S S, et al. Geometric map-assisted localization for mobile robots based on uniform-Gaussian distribution [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017,2(2):789-795.
- [19] GEORGY J, NOURELDIN A, KORENBERG M J, et al. Modeling the stochastic drift of a MEMS-based gyroscope in gyro/odometer/GPS integrated navigation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2010, 11(4):856-872.
- [20] MAGNUSSON M, VASKEVICIUS N, STOYANOV T, et al. Beyond points: evaluating recent 3D scan-matching algorithms[C] // 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Seattle, USA: IEEE, 2015: 3631-3637.
- [21] BIBER P, STRAßER W. The normal distributions transform: a new approach to laser scan matching [C] // Proceedings of 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Las Vegas, USA: IEEE, 2003:2743-2748.
- [22] RUAN J, FANG Z, LI B, et al. Evaluation of GP-SLAM in real-world environments [C] // 2019 Chinese Automation Congress. Hangzhou, China: CAC, 2019: 3076-3081.
- [23] ZHANG J, SINGH S. LOAM: lidar odometry and mapping in real-time [J]. Robotics: Science and Systems, 2014,2(9):1-9.

Lidar motion distortion compensation algorithm based on NDT registration and wheel odometry

CHEN Qiang, CHEN Haibo, ZHANG Lihua

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

Abstract

Lidar is a ranging sensor widely used in simultaneous localization and mapping (SLAM), and generally collects geometric information of the surrounding environment based on the rotation mechanism. When the lidar moves during the scan, the resulting point cloud will have motion distortions, which in turn reduces the accuracy of the SLAM system. In the SLAM algorithm of lidar, in order to make the estimation result of lidar motion more accurate, this paper proposes a motion distortion compensation algorithm of lidar based on normal distributions transform (NDT) and wheel odometry. Firstly, the lidar motion is estimated by high-frequency measurements using wheel odometry, which compensates for some motion distortions. Then, an error processing method is designed based on the NDT registration algorithm. By reducing the influence of odometry drift through accurate matching of point clouds, accurate motion estimation of lidar and accurate compensation for motion distortion can be achieved. The proposed algorithm is tested by datasets and real scene experiments. The experimental results show that, compared with the traditional odometry-assisted method, the proposed algorithm can optimize the motion distortion compensation effect, reduce the cumulative error of the trajectory and generate a globally consistent map.

Key words: simultaneous localization and mapping (SLAM), motion distortion compensation, lidar, wheel odometry, normal distributions transform (NDT)