

基于连续时间样条约束的改进激光里程计

饶启鹏, 凌铭*, 王鑫, 翟树龙, 刘畅

上海工程技术大学电子电气工程学院, 上海 201620

摘要 针对激光雷达因为颠簸等路面原因突然转向和做摇摆运动所造成的运动漂移问题, 提出一种基于连续时间样条约束的改进激光里程计。在运动非连续性假设下, 基于扫描关键帧和样条分割来提高点云匹配精度, 然后添加样条约束, 基于改进迭代最近邻(ICP)算法进行帧与地图匹配, 有效抑制运动轨迹的漂移。在KITTI里程数据集和实验室采集的里程数据集上的实验结果表明, 所提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12.43%、29.40%。与目前基于几何特征的方法相比, 所提改进激光里程计稳定且有效抑制了运动轨迹漂移, 改善了激光里程计性能。

关键词 激光里程计; 迭代最近邻; 点云匹配; 样条约束; 轨迹漂移

中图分类号 TP242

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP230556

Improved Lidar Odometry Based on Continuous-Time Spline Constraints

Rao Qipeng, Ling Ming*, Wang Xin, Zhai Shulong, Liu Chang

School of Electronics and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering and Technology,
Shanghai 201620, China

Abstract An improved Lidar odometer based on continuous-time spline constraints is proposed to address the problem of motion trajectory drift caused by sudden turning and swaying of the laser radar owing to road bumps and other road conditions. By assuming motion discontinuity, the accuracy of point cloud matching is improved by scanning keyframes and spline segmentation, and then adding spline constraints. By using the improved iterative nearest neighbor (ICP) algorithm for frame-to-map matching, the drift of motion trajectories can be effectively suppressed. The experimental results of using the KITTI mileage and laboratory-collected mileage datasets show that the proposed Lidar odometer algorithm reduces the global average error of the motion trajectory by 12.43% and 29.40%, respectively. Compared with existing methods that are based on geometric features, the proposed Lidar odometer is stable and effectively suppresses motion trajectory drift, improving the performance of the Lidar odometer.

Key words Lidar odometry; iterative closest point; point cloud matching; spline constraint; trajectory drift

1 引言

近几年来, 摄像头和激光雷达已经成为实时定位与建图(SLAM)技术^[1]的主流传感器, 且随着车载激光雷达相关标准的推进^[2], 激光SLAM算法已成为自动驾驶技术中的研究热点。和视觉里程计^[3]类似, 激光里程计分为前端部分和后端部分, 分别负责处理原始雷达数据和估计车辆运动轨迹, 前端配准的精度和后端估计轨迹的漂移程度直接决定了里程计的性能^[4-5]。一方面, 当前性能占优的点面匹配算法, 如点与最小二乘平面匹配(IMLS-ICP)^[6]、连续时间匹配

(CT-ICP)^[7], 利用稀疏体素存储密集点云局部地图进行实时处理, 同时, F-LOAM^[8]实验说明帧与地图匹配相比帧与帧匹配更加高效; 另一方面, 机械式雷达在不同位姿收集点云数据进行运动估计, 机械扫描过程中伴随传感器运动, 因此大多数基于离散时间的方法(如LOAM^[9]、LeGO-LOAM^[10])难以获得唯一解, 当激光雷达在颠簸的路面突然转向或摇摆时轨迹偏移严重、鲁棒性差。如何减少该场景下的运动轨迹漂移成为研究的热点^[11], 当前有效的方案是结合连续时间轨迹进行运动估计。

基于连续时间的运动估计已被用于激光里程计研

收稿日期: 2023-01-31; 修回日期: 2023-02-25; 录用日期: 2023-04-03; 网络首发日期: 2023-04-13

基金项目: 上海市技术标准项目基金(21DZ2204300)

通信作者: *Lingming200093@hotmail.com

究^[12-14],可分为非参数化方法和参数化方法^[15]。非参数化方法将连续时间轨迹的估计视为高斯过程(GP)^[16],利用高斯过程回归精确建模和插值异步数据,如基于增量求解的稀疏 GP 回归^[17]、集成加速度白噪声(WNOA)运动先验因子^[18]、结合运动规划的 simultaneous trajectory estimation and planning(STEAP)^[19]、基于数据驱动运动先验的 simultaneous trajectory estimating and mapping(STEAM)^[20]等。参数化方法以线性插值法^[6-7]或样条插值法^[21-22]为代表。相比参数化方法,非参数化方法具有较高的空间和时间复杂度,算法计算量大,而参数化方法计算相对简单高效。和 IMLS-ICP 类似,参数化法中的 CT-ICP 于扫描帧内做线性插值,迫使帧内位姿的速度一致,导致在即时去除激光雷达扫描中的运动畸变上效果欠佳。文献[21]利用 B 样条插值以平滑运动轨迹,引入地图先验约束用于局部轨迹优化,降低了计算复杂度,实时性强,但在高频运动场景控制点频率变化过大。文献[22]通过融合点云数据和原始惯性测量单元(IMU)数据,引入 3 次均匀 B 样条优化求解相对位姿,其鲁棒性和精度优于当前性能占优的紧耦合方案,但多传感器的标定会消耗更多计算资源,同时增加硬件成本^[23]。综上所述,基于样条插值的方法更具灵活性和平滑性,实时性强。文献[24]在 CT-ICP 的基础上修改鲁棒代价函数和点面因子,但对轨迹的偏移抑制甚微,实时性不强。针对运动轨迹漂移和实时性问题,所提方法在无其他传感器辅助的情况下,结合帧内样条插值和帧间非连续性对激光里程计进行改进,在路面颠簸的环境中降低运动轨迹漂移。

所提改进的激光里程计基于非连续性假设,通过样条分割来抑制因某帧点云匹配误差产生的累计传播导致的运动轨迹漂移,并设定阈值选取关键帧组成局部地图,通过添加样条约束,利用帧与地图匹配方法改

进激光里程计,进一步提高匹配精度。

2 改进激光里程计

激光雷达因路面颠簸做高频转向或摇摆运动,造成严重的运动畸变使点云匹配产生误差,而以往基于匀速运动模型计算畸变的方法,会导致点云匹配误差在一次次迭代中不断积累。一方面,适当选取关键帧能减弱高频运动带来的影响;另一方面,基于非匀速运动假设的运动模型更符合当前的高频运动环境,从而减轻运动畸变。经典 ICP 匹配算法仅仅依靠几何约束,受外部环境影响,位姿估计容易陷入次优,导致最终产生的运动轨迹出现大范围漂移。同时,基于帧与帧匹配的激光里程计精度不高且鲁棒性差。

针对以上分析,对基于 ICP 的激光里程计算法进行改进。首先,对密集点云进行降采样,通过调整距离阈值筛选出关键帧,阈值的设定使得超过阈值的转向更容易被忽略;其次,根据非匀速运动假设,在一帧扫描过程中,定义起始帧和结束帧,在连续扫描帧当中进行样条插值,添加样条约束计算最优位姿估计;最后,采用帧与局部地图匹配代替帧间匹配,进一步提升点云匹配精度。

2.1 点云预处理与关键帧的选取

改进车载激光里程计进行点云预处理及关键帧提取,以实验室型号为 RS-Lidar-16 的车载激光雷达为例,原始激光点云数据存在冗余,直接进行匹配会消耗大量运算资源。因此,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。体素网格法能对点云进行合适的精简,并保留点云数据的几何结构特征,采集的点云数据如图 1(a)所示,降采样后点云数据如图 1(b)所示。原始点云经过体素化网格下采样后密度变得稀疏,点云数据量下降到 6958,为原始点云的 37%。

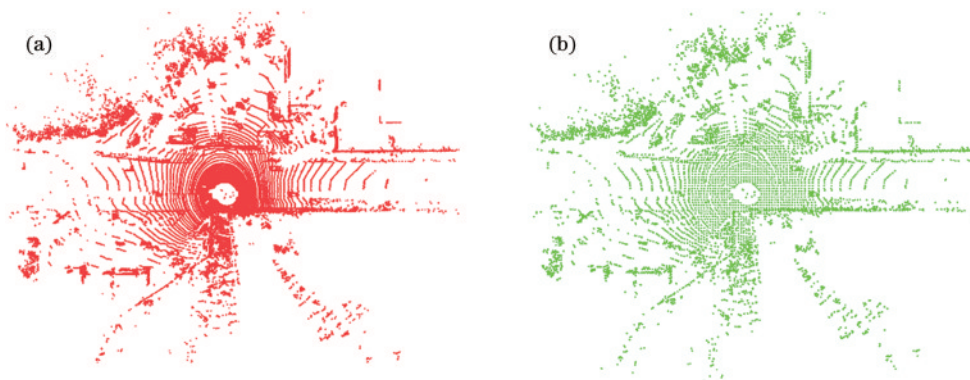


图 1 体素网格下采样。(a)采集得到的点云数据;(b)降采样后点云数据

Fig. 1 Voxel grid subsampling. (a) Collected point cloud data; (b) point cloud data after subsampling

关键帧选取策略采用启发模式,选择条件如下:

1)当源点云相对于关键帧的曼哈顿距离 $\epsilon_{dis} \geq 1$ m

时,不作为候选帧插入地图;

2)当源点云相对于关键帧的旋转角度 $\epsilon_{angle} \geq 5^\circ$ 时,不作为候选帧插入地图。

当满足任一条件时,当前帧即被选定为新的关键帧,关键帧选取过程如图 2 所示。对于每个新的扫描关键帧 S^n ,使用体素网格法下采样,下采样后点 p_i 可以由 I_n 索引: $\{p_i \in S^n | i \in I_n\}$ 。转换为地图点后,使用关键帧组成的局部地图代替帧间匹配,与 IMLS-ICP 不同,

所提方法采用帧间非连续性假设。对于第 n 个关键帧,帧首与帧尾位姿分别记作 T_s^n 和 T_e^n ,假设帧首与前帧帧尾运动状态并不一致,因此在优化过程中添加样条约束 C_{sp} (旋转样条约束 C_r 和速度一致性约束 C_v),输出最优位姿 T_s 和 T_e 并进入下一轮匹配。

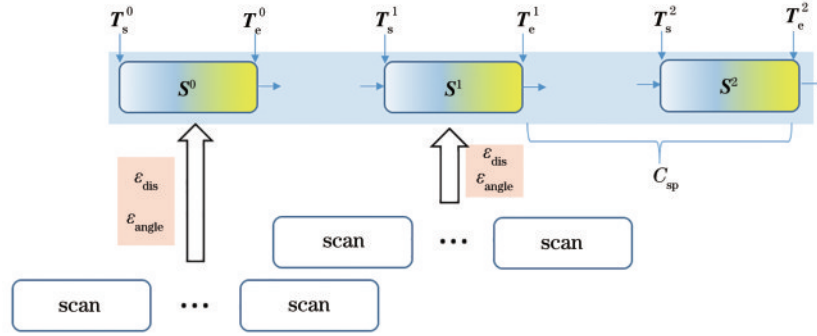


图 2 关键帧选取过程

Fig. 2 The process of keyframe selecting

2.2 激光里程计算法的改进

所提方法基于改进点面 ICP 匹配^[25],并将车体运动状态用基于连续时间的轨迹模型表示。点面 ICP 匹配通过计算欧氏距离找到源平面和目标平面点集附近的最近点,计算对应关系后通过最小化残差迭代求解刚体间运动变换。随着实际运动过程中运动畸变的产生,利用传统点面 ICP 进行刚性匹配的精度低,所提方

法通过非刚性匹配来解算相对位姿。首先将点在添加到局部地图之前转换到地图坐标系 $\{M^n\}$,再使用三次样条来表示连续时间位姿,样条分割即表示连续扫描关键帧之间的位姿插值,通过样条对轨迹进行参数化并估计出最优位姿 T_s^n 和 T_e^n 。和基于非参数的方法不同,帧内位姿通过控制点样条插值计算得到,所提激光里程计算流程如图 3 所示:

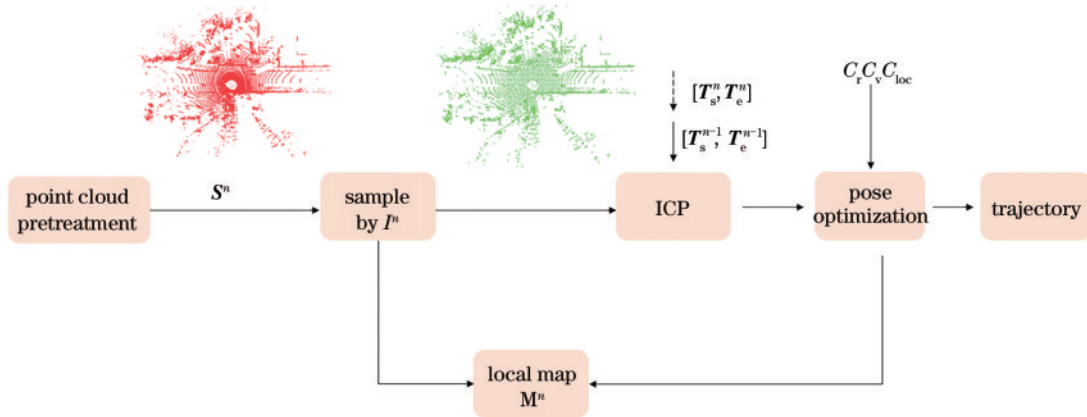


图 3 基于 ICP 的激光里程计算流程

Fig. 3 The Lidar odometry calculation process based on ICP

经典 ICP 激光里程计采用帧间匹配的方法,受环境影响点云数据匹配后运动轨迹漂移严重,鲁棒性与匹配精度较低。因此本研究采用基于帧与地图匹配的连续时间 ICP 匹配算法,优化目标函数的表达式为

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{X} \in \text{SE}(3)^2} F_{\text{ICP}}(\mathbf{X}) + \beta_{\text{loc}} C_{\text{loc}}(\mathbf{X}) \text{ s.t. } \mathbf{C}_r = \mathbf{I}, \mathbf{C}_v = \mathbf{0}, \quad (1)$$

式中:位姿 $\mathbf{X} = [\mathbf{T}_{\text{start}}, \mathbf{T}_{\text{end}}] \in \text{SE}(3)^2$, 在 (τ_s, τ_e) 中任意时刻的位姿可通过样条插值得得; $C_{\text{loc}}(\mathbf{X})$ 为位置连续性约束; β_{loc} 为相应的权重; F_{ICP} 为帧与地图连续时间 ICP。

$$F_{\text{ICP}}(\mathbf{X}) = \frac{1}{|I^n|} \sum_{i \in I^n} \rho(r_i^2[\mathbf{X}]), \quad (2)$$

式中: $\rho(\cdot)$ 是鲁棒代价函数,以降低局外点的影响,根据文献[26],采用柯西鲁棒函数; r_i 为某采样点 p_i^w 与所在地图中的最近邻之间的点面距离残差。对于关键帧中每个点的索引 $i \in I^n$, 有

$$r_i[\mathbf{X}] = a_i(p_i^w[\mathbf{X}] - q_i^w) \cdot n_i, \quad (3)$$

$$p_i^w[\mathbf{X}] = \mathbf{R}_a[\mathbf{X}] * p_i^l + t_a[\mathbf{X}], \quad (4)$$

式中: n_i 代表局部地图中点 p_i^w 的法向量; p_i^l 代表雷达

坐标系中的点;定义 (τ_s, τ_e) 中的任意时刻 $\alpha_i = (\tau_i - \tau_s)/(\tau_e - \tau_s)$; $T_{\alpha_i}[\mathbf{X}] = (\mathbf{R}_{\alpha_i}, \mathbf{t}_{\alpha_i}) \in \text{SE}(3)$, 表示激光雷达在 α_i 时刻由雷达坐标系到地图坐标系的变换; α_i 表示点 \mathbf{p}_i^w 近邻的平面度, 其作用是增加最近邻的权重, 参考 IMLS-ICP 令 $\alpha_i = a_{2D} = (\sigma_2 - \sigma_3)/\sigma_1$ 。

与 IMLS-ICP 采用线性插值不同, 所提方法并不假定插值轨迹上位姿的速度为常量, 而采用三次样条插值, 文献[27]提供了一种在 $\text{SE}(3)$ 上对于增量 B 样条计算雅可比矩阵的方法, 实验控制点个数不超过 4, 轨迹的全局一致性胜过基于离散时间的运动估计方法, 但该方法仍基于帧间连续性假设。值得注意的是, $\text{SE}(3)$ 上的轨迹一般难以控制, 因此除了直接将位姿状态定义在特殊的欧几里得群 $\text{SE}(3)$, 还可拆分成刚体旋转和位移, 分别位于 $\text{SO}(3)$ 和 \mathbf{R}^3 空间中, 这样可以用两个样条分别来表示。文献[28]推导出了 $\text{SO}(3)$ 增量 B 样条的雅可比计算方法, 所提方法采用后者可将计算复杂度从 $O(k^2)$ 降到 $O(k)$ (k 表示控制点个数)。对于 α_i 时刻全局地图坐标系对应的扫描关键帧位置, 有

$$\mathbf{t}(\alpha_i) = \mathbf{t}_e + \alpha_i \mathbf{l}_e^p + \alpha_i^2 \mathbf{q}_e^p + \alpha_i^3 \mathbf{c}_e^p, \quad (5)$$

式中: \mathbf{l}_e^p 、 \mathbf{q}_e^p 、 \mathbf{c}_e^p 分别对应线性、二次、三次系数。因为 $\mathbf{R}(\tau) \in \text{SO}(3)$ 并非处于线性空间, 连续两帧的插值由下式表示:

$$\mathbf{R}(\alpha_i) = \mathbf{R}_{\alpha_i} \cdot \exp(\alpha_i \mathbf{l}_e^r + \alpha_i^2 \mathbf{q}_e^r + \alpha_i^3 \mathbf{c}_e^r). \quad (6)$$

结合样条边界条件, 旋转样条约束和速度一致性约束 $\mathbf{C}_r(\alpha_i)$ 和 $\mathbf{C}_v(\alpha_i)$ 可描述为

$$\mathbf{C}_r(\alpha_i) = \mathbf{R}_s^T \cdot \mathbf{R}_e \cdot \exp(\tau_s \mathbf{l}_e^r + \tau_s^2 \mathbf{q}_e^r + \tau_s^3 \mathbf{c}_e^r) = \mathbf{I}, \quad (7)$$

$$\mathbf{C}_v(\alpha_i) = (\mathbf{t}_s - \mathbf{t}_e)/\tau_s - \tau_s \mathbf{q}_e^p - \tau_s^2 \mathbf{c}_e^p - (\mathbf{t}_{\alpha_i} - \mathbf{t}_e)/\alpha_i - \alpha_i \mathbf{q}_e^p - 2\alpha_i^2 \mathbf{c}_e^p = \mathbf{0}. \quad (8)$$

此外, 为了提高鲁棒性, 在式(1)中还添加了位置连续性约束 $C_{\text{loc}}(\mathbf{X})$, 位置连续性约束可表示为

$$C_{\text{loc}}(\mathbf{t}_s) = \|\mathbf{t}_s - \mathbf{t}_e^{n-1}\|^2. \quad (9)$$

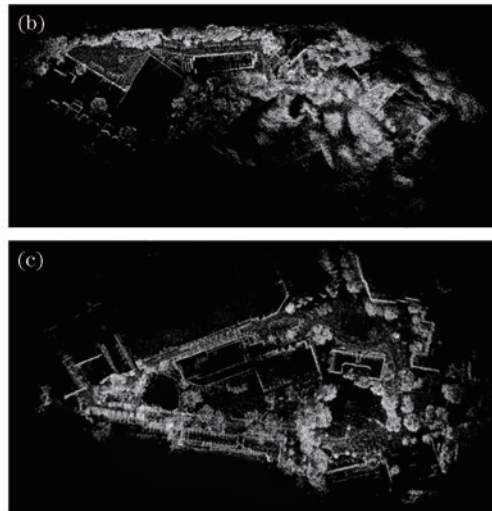
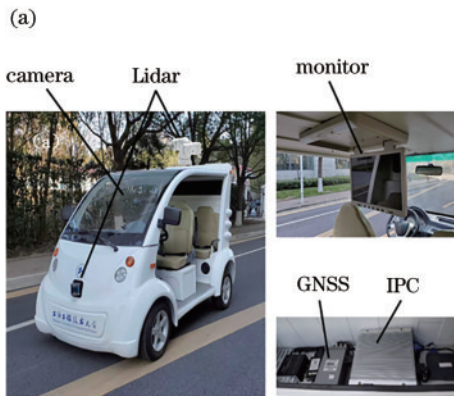


图 4 校园采集平台及两个场景。(a) 校园采集平台; (b) 2022-12-08; (c) 2022-12-09

Fig. 4 Campus collection platform and two scenarios. (a) Campus collection platform; (b) 2022-12-08; (c) 2022-12-09

直观上看, 通过 $C_{\text{loc}}(\mathbf{X})$ 可以限制扫描间前后位置的不连续程度。实验中, 相应的权重 β_{loc} 设为 0.001。基于样条插值匹配进行迭代计算, 直到误差达到阈值 (平移阈值为 0.1 cm, 旋转阈值为 0.01°) 后停止。

2.3 局部地图的构建

为了方便邻近访问, 与 IMLS-ICP 不同, 所提方法将地图点存储在稀疏体素 (voxel) 结构中, 而非 kd-tree, 这样体素的大小决定了地图的搜索半径, 为了保留更多细节信息以及适应高频运动场景, 体素大小采用 1 m, 每个体素存储至多 20 个点, 这样两个点间距不会小于 10 cm。将采样后的点云输入里程计, 这时的点云被转换并累加到地图中, 以地图形式存储, 然后再次被访问。局部地图构建流程如下:

- 1) 输入第一帧关键帧 $\{\mathbf{p}_i^r\}$, 转换至 $\{\mathbf{W}\}$ 全局坐标系 $\{\mathbf{p}_i^w\}$, 作为滑动窗口的局部地图 $M^n = \{\mathbf{q}_i^w\}$;
- 2) 体素滤波;
- 3) 将新加入关键帧 $\{\mathbf{p}_i^w\}$ 与滑动窗口已有的小地图 M^n 进行匹配;
- 4) 更新局部地图 M^n , 当滑动窗口内关键帧数大于所设定阈值时, 如有新关键帧 $\{\mathbf{p}_i^w\}$ 加入则移除最早时刻的关键帧 $\{\mathbf{p}_i^w\}$ 。

3 实验与分析

3.1 实验数据

第一组测试数据使用 KITTI 公开的 HDL-64 型激光雷达里程计数据集^[29], 使用 KITTI 数据集地图 00~06 测试, 在相同的实验条件下对两种算法的运动轨迹与全球导航卫星系统 (GNSS) 轨迹进行评测对比。

第二组测试数据集所用的传感器包括 RS-Lidar-16 型激光雷达和精度较高的卫星-惯导组合定位系统。图 4(a) 为学校某型号电动车学校实车实验平台。实

车点云数据和 GNSS 数据采集于某路况复杂、传感器快速变化的场景中。车载激光雷达型号为 RS-Lidar-16, 扫描频率为 10 Hz, 采用研华嵌入式工控机 UNO-2372G, 配置为 Intel(R) Core(TM) i7-10510U CPU @ 1.80 GHz、32 GB RAM, 操作系统为 Ubuntu18.04, 并以机器人操作系统(ROS)实现传感器的数据通信。其中包含两个场景, 场景 1 命名为 2022-12-08, 如图 4(b) 所示, 场景 2 命名为 2022-12-09, 如图 4(c) 所示。

3.2 实验结果与分析

使用 KITTI 数据集地图 00~06 测试, 在相同的实验条件下对两种算法的运动轨迹与 GNSS 轨迹进行多维度评测, 包括绝对位姿误差(APE)、相对位姿误差(RPE)及处理速度等。其中, 绝对位姿误差用来衡量运动轨迹的整体一致性, 而相对位姿误差用来衡量运动轨迹的局部一致性。从图 5 可以看出, 相比于 IMLS-ICP, 改进激光里程计估计的运动轨迹与真值轨迹更贴近。改进激光里程计在 KITTI 各场景下的绝对位姿误差数据如表 1 所示。可以看出, 改进方法的平均绝对位姿误差相较 IMLS-ICP 下降了。由实验结果可知, 在相同点云预处理条件下, 所提基于帧与地图匹配的改进激光里程计的全局一致性优于当前性能占优的 IMLS-ICP 方法。

使用所建数据集地图 2022-12-08 和 2022-12-09 进行测试, 在相同的实验条件下对两种算法的运动轨

迹与 GNSS 轨迹进行评测对比。实验结果如图 6、7 所示。其中, 图(a)为 GNSS 轨迹(绿色)与 IMLS-ICP 轨迹对比图(红色), 图(b)为 GNSS 轨迹(绿色)与改进激光里程计轨迹对比图(红色), 从图 6(a)、(b)和图 7(a)、(b)可以看出, 改进激光里程计轨迹相比于 IMLS-ICP 轨迹更贴合 GNSS 轨迹。通过 evo 评测工具进一步分析可知, 图 6(c)、(d)和图 7(c)、(d)分别为 IMLS-ICP 与改进激光里程计相对于轨迹真值的相对位姿误差(均设置为每 100 m 的误差评测)评测结果。图 6(e)、(f)和图 7(e)、(f)分别为 IMLS-ICP 与改进激光里程计相对于轨迹真值的绝对位姿误差评测结果图。改进激光里程计在地图 2022-12-08 和 2022-12-09 场景下的实验数据如表 2、3 所示。可以看出: 在 2022-12-08 场景下, 改进的激光里程计相比于 IMLS-ICP 局部最小相对位姿误差降低了 4%, 局部最大相对位姿误差降低了 58%, 全局绝对位姿误差的最大值降低了 13.99 m, 全局绝对位姿误差平均值降低了 2.57 m, 同比下降了 12.43%; 在 2022-12-09 场景下, 改进的激光里程计相比于 IMLS-ICP 局部最小相对位姿误差降低了 14%, 局部最大相对位姿误差降低了 20%, 全局绝对位姿误差的最大值降低了 2.39 m, 全局绝对位姿误差平均值降低了 1.67 m, 同比下降了 29.40%。

从运动轨迹评测结果来看, 改进激光里程计相比

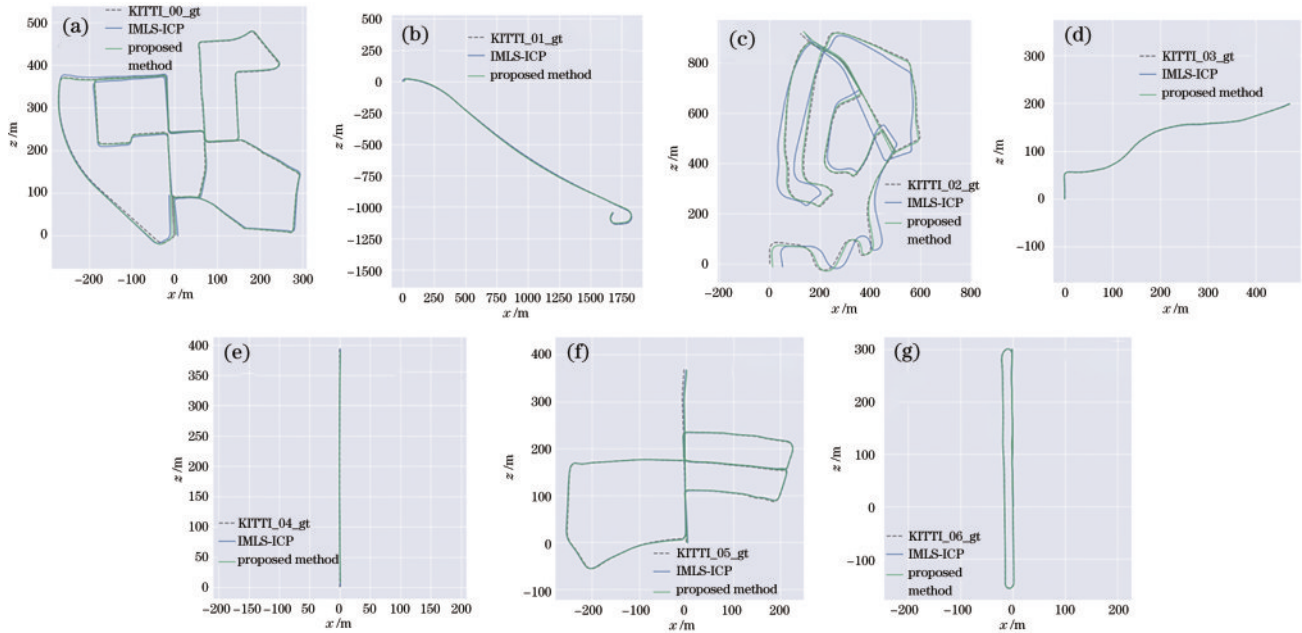


图 5 改进里程计轨迹、IMLS-ICP 轨迹与真值。(a)~(g)00~06

Fig. 5 Trajectories estimated with improved odometer, IMLS-ICP trajectories, and ground truth. (a)~(g) 00-06

表 1 KITTI 数据集中绝对位姿误差及每帧处理速度对比

Table 1 Comparison of the APE and the processing speed on KITTI dataset

KITTI dataset	00	01	02	03	04	05	06	Average	$\Delta T / ms$
IMLS-ICP	0.53	0.79	0.55	0.75	0.43	0.33	0.31	0.53	1070
Proposed method	0.47	0.79	0.51	0.68	0.38	0.28	0.27	0.48	80

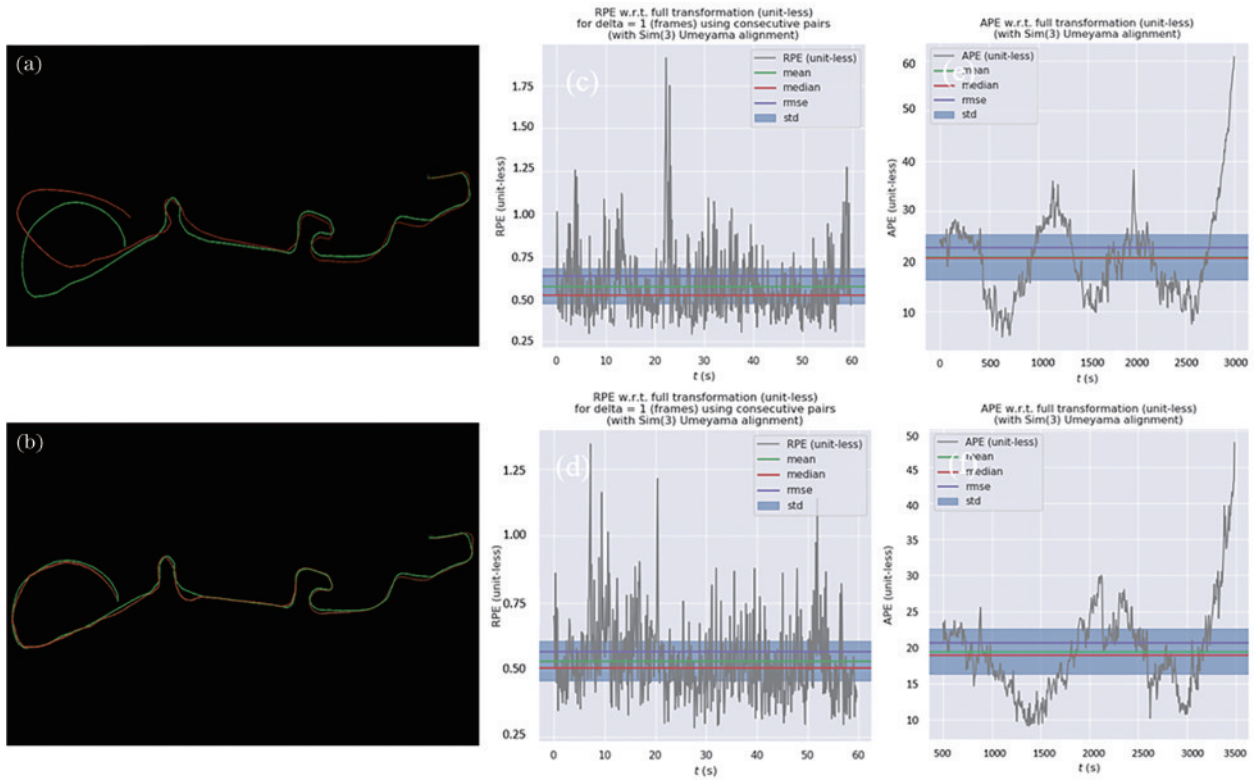


图6 地图 2022-12-08 原激光里程计与改进激光里程计对比图。(a) (b) 运动轨迹; (c) (d) 相对位姿误差; (e) (f) 绝对位姿误差
 Fig. 6 Map 2022-12-08 comparison of original and improved Lidar odometry. (a) (b) Trajectory; (c) (d) RPE; (e) (f) APE

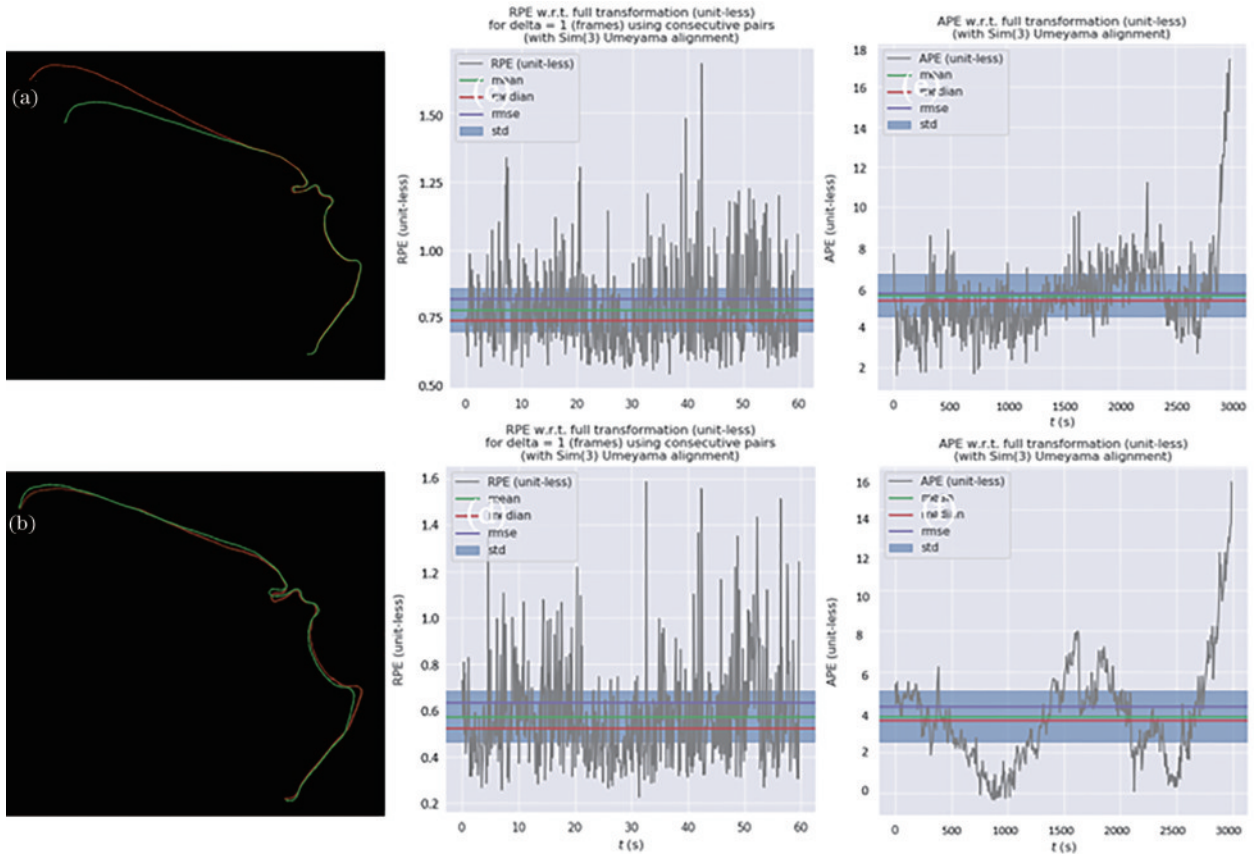


图7 地图 2022-12-09 原激光里程计与改进激光里程计对比图。(a) (b) 运动轨迹; (c) (d) 相对位姿误差; (e) (f) 绝对位姿误差
 Fig. 7 Map 2022-12-09 comparison of original and improved Lidar odometry. (a) (b) Trajectory; (c) (d) RPE; (e) (f) APE

表 2 地图 2022-12-08 原激光里程计与改进激光里程计运动轨迹评测

Table 2 Map 2022-12-08 motion trajectory evaluation of original and improved Lidar odometry

2022-12-08	RPE		APE	
	Max /%	Min /%	Max /m	Mean /m
IMLS-ICP	1.91	0.33	61.24	20.68
Proposed method	1.33	0.29	47.25	18.11

表 3 地图 2022-12-09 原激光里程计与改进激光里程计运动轨迹评测

Table 3 Map 2022-12-09 motion trajectory evaluation of original and improved Lidar odometry

2022-12-09	RPE		APE	
	Max /%	Min /%	Max /m	Mean /m
IMLS-ICP	1.73	0.53	17.84	5.68
Proposed method	1.59	0.23	15.45	4.01

于 IMLS-ICP 的局部误差与全局误差均有所降低,表明所提改进激光里程计相比于 IMLS-ICP 稳定且有效减小了运动轨迹累计误差,提高了激光里程计精度。

4 结 论

针对激光雷达因颠簸等路面原因而做高频转向或摇摆运动的问题,提出一种基于连续时间样条约束的改进激光里程计算法,基于 ICP 点云匹配算法对激光里程计进行改进:首先通过非连续运动假设定义扫描关键帧,在优化过程中添加样条约束计算得到最优位姿,以去除运动畸变;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,进一步提升点云匹配精度,降低全局累计误差,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。在下一步的研究中,需要寻找其他更有效的方式来减少算法的复杂度,并考虑加入激光闭环约束,进一步提高大范围场景下的里程计性能,在单一传感器条件下尽可能消除累计误差,并应用于多种环境中。

参 考 文 献

- [1] 马志艳, 邵长松, 杨光友, 等. 同步定位与建图技术研究进展[J]. 电光与控制, 2023, 30(3): 78-85, 106.
Ma Z Y, Shao C S, Yang G Y, et al. Research progress of SLAM technology[J]. Electronics Optics & Control, 2023, 30(3): 78-85, 106.
- [2] 车载激光雷达检测方法: T/CAAMTB 58—2021[S]. 北京: 中国汽车工业协会, 2021.
Test methods of vehicle lidar: T/CAAMTB 58—2021 [S]. Beijing: China Association of Automobile Manufactures, 2021.
- [3] Agostinho L R, Ricardo N M, Pereira M I, et al. A practical survey on visual odometry for autonomous driving in challenging scenarios and conditions[J]. IEEE Access, 2022, 10: 72182-72205.

- [4] 蒋风洋, 刘永刚, 陈智航, 等. 基于改进 FPFH-ICP 的车载激光雷达点云配准方法[J/OL]. 重庆大学学报: 1-12[2023-03-19]. <http://qks.cqu.edu.cn/cqdxzrcn/article/abstract/zk-202107035>.
Jiang F Y, Liu Y G, Chen Z H, et al. Point cloud registration of vehicle-mounted lidar based on improved FPFH-ICP algorithm[J/OL]. Journal of Chongqing University: 1-12[2023-03-19]. <http://qks.cqu.edu.cn/cqdxzrcn/article/abstract/zk-202107035>.
- [5] 秦正, 高向川, 陈政康, 等. 基于运动预测的改进激光里程计[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(19): 1928004.
Qin Z, Gao X C, Chen Z K, et al. Improved Lidar odometer based on motion prediction[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(19): 1928004.
- [6] 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, Australia. New York: IEEE Press, 2018: 2480-2485.
- [7] Dellenbach P, Deschaud J E, Jacquet B, et al. CT-ICP: real-time elastic LiDAR odometry with loop closure[C]//2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 23-27, 2022, Philadelphia, PA, USA. New York: IEEE Press, 2022: 5580-5586.
- [8] Wang H, Wang C, Chen C L, et al. F-LOAM: fast LiDAR odometry and mapping[C]//2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), September 27-October 1, 2021, Prague, Czech Republic. New York: IEEE Press, 2021: 4390-4396.
- [9] Zhang J, Singh S. LOAM: lidar odometry and mapping in real-time[C]//Robotics: Science and Systems X, July 12-16, 2014, University of California, Berkeley, USA. [S.l.: s.n.], 2014.
- [10] Shan T X, Englot B. LeGO-LOAM: lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain[C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), October 1-5, 2018, Madrid, Spain. New York: IEEE Press, 2019: 4758-4765.
- [11] Zeki I M, Hashim M A, Hammood M M, et al. A review on localization algorithms of mobile robot in different environments[J]. Journal of Algebraic Statistics, 2022, 13(2): 3555-3580.
- [12] Lü J J, Hu K W, Xu J H, et al. CLINS: continuous-time trajectory estimation for LiDAR-inertial system[C]//2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), September 27-October 1, 2021, Prague, Czech Republic. New York: IEEE Press, 2021: 6657-6663.
- [13] Cong Y Z, Chen C, Yang B S, et al. 3D-CSTM: a 3D continuous spatio-temporal mapping method[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2022, 186: 232-245.
- [14] Droschel D, Behnke S. Efficient continuous-time SLAM for 3D lidar-based online mapping[C]//2018

- IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 21-25, 2018, Brisbane, QLD, Australia. New York: IEEE Press, 2018: 5000-5007.
- [15] Persson M, Häger G, Ovrén H, et al. Practical pose trajectory splines with explicit regularization[C]//2021 International Conference on 3D Vision (3DV), December 1-3, 2021, London, United Kingdom. New York: IEEE Press, 2022: 156-165.
- [16] 宋俊霖. 基于高斯过程的李群动态系统状态估计与运动规划[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019: 19-23.
Song J L. State estimation and motion planning of lie group dynamic system based on Gaussian process[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019: 19-23.
- [17] Yan X Y, Indelman V, Boots B. Incremental sparse GP regression for continuous-time trajectory estimation and mapping[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2017, 87: 120-132.
- [18] Zhang H M, Xia X, Nitsch M, et al. Continuous-time factor graph optimization for trajectory smoothness of GNSS/INS navigation in temporarily GNSS-denied environments[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(4): 9115-9122.
- [19] Mukadam M, Dong J, Dellaert F, et al. STEAP: simultaneous trajectory estimation and planning[J]. *Autonomous Robots*, 2019, 43(2): 415-434.
- [20] Wong J N, Yoon D J, Schoellig A P, et al. A data-driven motion prior for continuous-time trajectory estimation on SE(3)[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(2): 1429-1436.
- [21] Zeng X W, He G J, Zhuang Y. B-spline-based trajectory estimation for handheld LiDAR-SLAM device[C]//2021 3rd International Conference on Industrial Artificial Intelligence (IAI), November 8-11, 2021, Shenyang, China. New York: IEEE Press, 2021.
- [22] Ramezani M, Khosoussi K, Catt G, et al. Wildcat: online continuous-time 3D lidar-inertial slam[EB/OL]. (2022-04-25)[2022-11-09]. <https://arxiv.org/abs/2205.12595>.
- [23] 王凌轩, 项志宇. 一种鲁棒的LiDAR-IMU联合标定方法[J/OL]. *机器人*: 1-9[2023-03-11]. <https://doi.org/10.13973/j.cnki.robot.220023>.
Wang L X, Xiang Z Y. A robust LiDAR-IMU joint calibration method[J/OL]. *Robot*: 1-9[2023-03-11]. <https://doi.org/10.13973/j.cnki.robot.220023>.
- [24] Wu Y C, Yoon D J, Burnett K, et al. Picking up speed: continuous-time lidar-only odometry using Doppler velocity measurements[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2023, 8(1): 264-271.
- [25] Low K L. Linear least-squares optimization for point-to-plane ICP surface registration[D]. North Carolina: Chapel Hill, University of North Carolina, 2004: 1-3.
- [26] MacTavish K, Barfoot T D. At all costs: a comparison of robust cost functions for camera correspondence outliers [C]//2015 12th Conference on Computer and Robot Vision, June 3-5, 2015, Halifax, NS, Canada. New York: IEEE Press, 2015: 62-69.
- [27] Tirado J, Civera J. Jacobian computation for cumulative B-splines on SE(3) and application to continuous-time object tracking[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(3): 7132-7139.
- [28] Sommer C, Usenko V, Schubert D, et al. Efficient derivative computation for cumulative B-splines on lie groups[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 13-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 11145-11153.
- [29] Geiger A, Lenz P, Urtasun R. Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite [C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. New York: IEEE Press, 2012: 3354-3361.