

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2023.01.011

基于轨迹拐点滤波的激光雷达里程计定位算法研究

邹筠珍, 赵伟, 许舒晨, 孙永荣

(南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016)

摘要:在GPS拒止环境下,激光雷达里程计可以利用帧间匹配跟踪车辆实现定位,但是定位误差随时间累积的特性造成激光雷达里程计(LO)缺乏持续性。为解决LO的误差累积问题,引入轻量级地图OSM。基于粒子滤波框架,以LO作为运动模型的输入,通过两次筛选提取拐点,利用拐点匹配完成与地图的对齐,并以粒子的均值作为车辆校正后的位置,实现对定位误差的校正。提出了一种新的粒子权重模型,利用不同节点的相似度模型及测量值作为粒子权重的更新依据,避免拐点与路网节点的错误关联导致定位误差加大。经由KITTI数据集上的实验验证,该算法可以有效克服LO误差漂移问题,相较于原始LO定位精度至少提高了49.22%,且具有较好的实时性。

关键词:权重模型;粒子滤波;拐点;OSM;激光雷达里程计

中图分类号:TN965.8 文献标志码:A 文章编号:2095-8110(2023)01-0109-08

Research on LiDAR Odometry Localization Algorithm by Filtering Based on Inflection Points of the Trajectory

ZOU Yunzhen, ZHAO Wei, XU Shuchen, SUN Yongrong

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: In a GPS-denied environment, LiDAR Odometry(LO) can utilize frame-to-frame matching to track vehicles to achieve localization, but it's impossible to use LO for a long time because of its error accumulation over time. To solve the error accumulation problem of LO, a lightweight map called OSM is introduced. Based on the particle filter framework, LO is used as the input of the motion model, the inflection points are extracted through two screenings, the inflection point matching is applied to complete the alignment with the map, and the mean value of the particles is chosen as the corrected position of the vehicle to realize the error correction of localization. A new particle weight model is proposed, and the similarity models and measurements of different nodes are used as the update basis of particle weight. In this way, the wrong association between the inflection points and the road network nodes, which may lead to an increase of localization error, can be avoided. By testing on the KITTI dataset, it is verified that the algorithm can effectively overcome the LO error drift problem, and the localization accuracy is improved by at least 49.22% compared with the original LO, with better real-time performance.

Key words: Weight model; Particle filter; Inflection point; OSM; LiDAR Odometry

收稿日期:2022-06-17;修订日期:2022-09-08

基金项目:国家自然科学基金项目(61973160);校创新计划项目(xcxjh20210331)(202160001034)

作者简介:邹筠珍(1997-),女,硕士研究生,主要从事激光雷达导航方面的研究。

通信作者:赵伟(1971-),男,副教授,主要从事数据融合、组合导航方面的研究。

0 引言

随着自动驾驶汽车的发展,作为前沿发展技术之一的自定位技术成为一个热门的研究方向,特别是在全球定位系统(Global Positioning System, GPS)拒止环境下的自定位算法是需要研究的重点。近年来,激光雷达里程计(LiDAR Odometry, LO)的应用逐渐兴起,相对于视觉定位来说,激光雷达可以提取到深度信息,同时摆脱了对光照环境的依赖,在车辆定位的应用方面具有一定的优越性。

LO以激光雷达点云信息作为输入,利用帧间匹配实现车辆定位,但是长距离行驶产生累积漂移的问题不容忽视。目前主要有三种解决方式:多源传感器融合、同步构建地图以及利用已有地图进行定位校正。多源传感器融合方式^[1-2]虽然定位精度较高,但融合前标定的传感器外参容易受到机械变形及环境影响,数据处理耗时长、操作复杂且成本昂贵^[3]。而同步定位与建图(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)方法^[4-5]需要进行全局的地图构建并利用回环检测来消除误差^[6],极大地限制了车辆的运行轨迹。利用已有地图进行定位校正方式的低成本、易操作的特点,使得其在解决里程计累积漂移的问题时更具有优势。已有地图主要包括点云地图和路网地图等。点云地图存储需要较大的内存,且没有开源的数据,需要提前构建;相较而言,路网地图例如开放街道地图(OpenStreetMap, OSM),由于其开源及轻量级的特点,能减少系统所需成本及内存。文献[7]和文献[8]利用OSM路网及建筑信息构建特征描述子,并利用激光点云信息进行定位,但OSM建筑信息及描述子存储增加了额外的内存。文献[9]仅利用OSM路网信息,将里程计与路网数据结合于统一的框架

中,利用基于快速定向倒角匹配的蒙特卡罗定位对轨迹的每一帧进行匹配,能在更低内存的情况下达到类似的定位精度,但其在里程计轨迹失真的情况下,效果并不佳。文献[10]利用轨迹与地图进行匹配,依据拐点通过距离阈值约束并选择最佳路线,避免了里程计误差发散,但是对于长路径来说,穷尽搜索会变得极其耗时,而且将原有轨迹固连至路网上将会带来额外的误差。文献[11]和文献[12]在此基础上考虑了路宽的影响,采用多源粒子滤波方法进行轨迹匹配,相对于文献[10]来说误差有了进一步优化,但是以事后推定的方式计算轨迹-路网匹配关系,不具有实时性。不过文献[11]和文献[12]利用拐点进行滤波的思想,极大地节约了定位成本,且达到不错的定位效果,此思想为本文的算法提供了启发。

综合上述分析,本文提出了一种基于路网节点的粒子滤波优化算法,将LO及OSM数据作为输入,并依据轨迹的拐点进行粒子滤波,对LO的累积误差实现有效的抑制,在满足校正精度的同时避免频繁使用滤波器,且可以满足系统的实时性要求。

1 基于路网节点的粒子滤波系统框架设计

本文选用LeGO-LOAM的前端^[13]作为LO,平面点和边缘点作为激光雷达点云图像中显著的特征点,可以通过曲率的大小对其进行分别提取,并进行特征匹配,实现实时定位。但是在没有回环检测等后端处理的情况下,不可避免地会出现误差逐渐发散。为了补偿LO随着时间推移而积累的漂移,本文使用轻量级地图OSM以及轨迹拐点信息对LO定位误差进行校正,基于路网节点的粒子滤波系统的结构框架如图1所示。

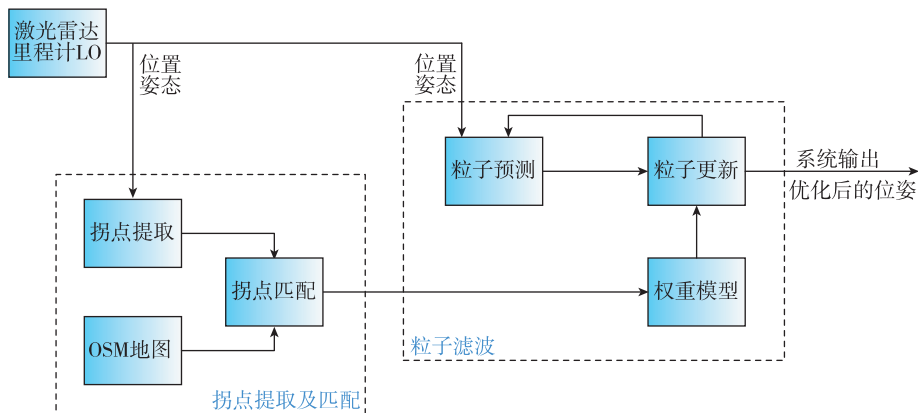


图1 基于路网节点的粒子滤波系统结构框架示意图

Fig. 1 System frame diagram of particle filter based on road network nodes

本系统主要包含三部分,分别是利用 LO 获取位姿、拐点提取及匹配和利用粒子滤波器对拐点进行定位校正。首先,将 LO 的位姿作为运动方程对粒子进行预测;同时利用航向角信息对运动轨迹进行拐点提取,并与 OSM 地图节点进行匹配;然后,当拐点被提取出来后,根据其于地图节点的匹配程度更新粒子权重实现滤波,获得粒子的新位姿;最后将其均值作为车辆的真实位姿,实现误差校正,其中拐点提取及匹配和利用粒子滤波器对拐点进行定位校正是本文的研究重点。

2 基于路网节点的粒子滤波优化算法研究

2.1 轨迹拐点提取及匹配

轨迹拐点是粒子进行权重更新的依据,拐点提取与匹配的正确与否很大程度上决定了 LO 定位优化的好坏。为了避免漏检及错检的情况发生,本节利用航向角变化速率、轨迹的直曲比及转角变化约束进行拐点提取,保证拐点提取的可靠性,并将提取的拐点与路网节点进行匹配。拐点的提取主要包括粗筛和精筛两个步骤。

1)拐点的粗筛:在拐弯处,航向角变化比较明显,会出现连续段航向角变化速率较大的情况。故设置阈值 θ_1 与帧数 m_1 ,当存在连续 m_1 帧以上的航向角速率大于 θ_1 时,则认为出现拐弯情况,以航向角速率最大的点作为拐点。为了避免出现拐弯处提取不完整,或者在同一个拐弯处提取出多个拐点的现象,如图 2(a) 所示,本文对拐弯结束处的终止条件进行优化,认为拐弯结束处需满足连续若干帧 (m_2) 对应的角速率小于阈值 θ_1 。通过此法可以将

拐弯处轨迹全部提取出,如图 2(b) 所示。

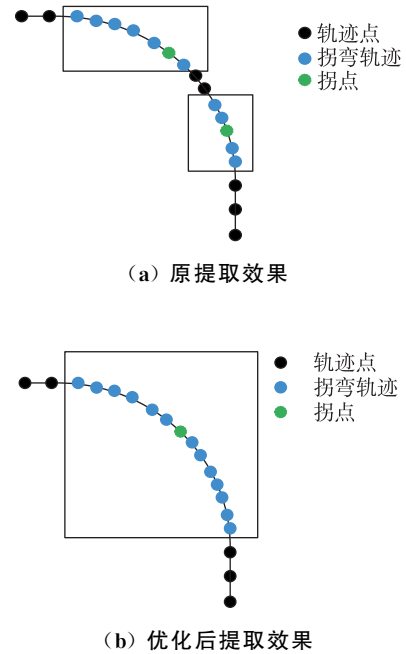


图 2 拐点提取

Fig. 2 Extraction of inflection points

2)拐点的精筛:通过航向角速率变化提取出的拐点并不可靠,在直线段行驶时也可能出现上述情况(例如:超车、急刹车等),为了去除此类伪拐点,需要对其进行精筛。本文采用轨迹的直曲比及转角变化^[14]进行判别实现拐点的精筛。某次粗筛结果如图 3 中黑框所示,设定直曲比阈值 S_1 和角度阈值 β_1 ,只有当同时满足直曲比小于 S_1 和转角变化大于 β_1 时,才认为此为拐点,否则认为是伪拐点进行去除,从而达到精筛的目的,精筛结果如图 3 中蓝框所示。

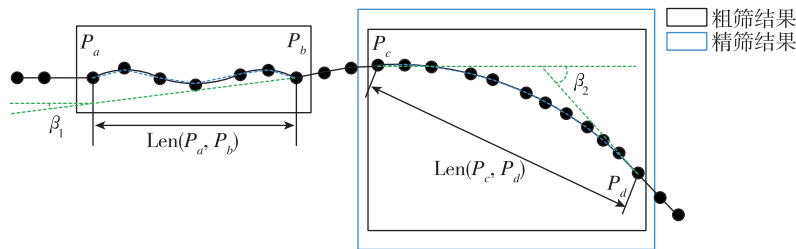


图 3 精筛后提取出的拐点

Fig. 3 Inflection points extracted after fine screening

提取出拐点之后,需要将此点与路网节点进行匹配,遍历路网节点,利用两相邻拐点间长度误差阈值 L_T 及角度误差阈值 θ_T 约束获取匹配候选集 P 。

2.2 基于拐点的粒子滤波算法研究

为了解决 LO 误差漂移问题,本文基于粒子滤波器框架^[15-16],提出了一种新的粒子权重模型,并于拐点处更新粒子权重。每一次拐点滤波都会校

正相应位姿,进而抑制 LO 误差发散,具体的算法流程如下:

(1) 粒子初始化

假设已知小车初始位姿,选定粒子数 N ,将粒子分布在初始位姿附近,其分布符合高斯正态分布,每个粒子代表小车可能的位姿,初始权重均为 $1/N$ 。

(2) 预测阶段

由于小车在不断运动,粒子的状态也不断更新,本文利用 LeGO-LOAM 算法前端获得的帧间转移矩阵 \mathbf{T}_k^{k-1} 作为粒子的运动模型,由旋转矩阵 \mathbf{R}_k^{k-1} 及位移矩阵 \mathbf{t}_k^{k-1} 共同构成,如式(1)所示。假设小车在 t 时刻的(第 k 帧)位姿为 $\mathbf{X}_{k,t}$,由六自由度表示为 $[x, y, z, \gamma, \theta, \varphi]^T$,分别代表全局坐标系下位置(xyz)坐标及姿态(roll、pitch、yaw)。

根据运动模型,小车从 $k-1$ 帧到 k 帧位姿变化可表示为

$$\mathbf{T}_k^{k-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_k^{k-1} & \mathbf{t}_k^{k-1} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ z_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ z_{k-1} \end{bmatrix} + \mathbf{R}_{k-1}^0 \begin{bmatrix} x_k^{k-1} + v_{xk} \\ y_k^{k-1} + v_{yk} \\ z_k^{k-1} + v_{zk} \end{bmatrix} + \mathbf{t}_{k-1}^0 \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} \gamma_k \\ \theta_k \\ \varphi_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_{k-1} \\ \theta_{k-1} \\ \varphi_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_k^{k-1} \\ \theta_k^{k-1} \\ \varphi_k^{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{\gamma k} \\ v_{\theta k} \\ v_{\varphi k} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, \mathbf{T}_{k-1}^0 代表第 $k-1$ 帧激光雷达坐标系到全局坐标系的坐标变换。

$$\mathbf{T}_{k-1}^0 = \prod_{i=1}^k \mathbf{T}_i^{i-1} \quad (4)$$

另外, $[x_k^{k-1}, y_k^{k-1}, z_k^{k-1}, \gamma_k^{k-1}, \theta_k^{k-1}, \varphi_k^{k-1}]^T$ 可由 LO 的转换矩阵 \mathbf{T}_k^{k-1} 获得,分别表示第 k 帧相对于第 $k-1$ 帧(在第 $k-1$ 帧雷达坐标系中)小车的位姿变化; $[v_{xk}, v_{yk}, v_{zk}, v_{\gamma k}, v_{\theta k}, v_{\varphi k}]^T$ 为预测噪声,符合高斯分布。

(3) 测量阶段及粒子权重更新

粒子滤波算法通过不断更新粒子的位姿及权重来近似系统的真实后验概率,通过运动模型,粒子的位姿获得更新,相应权重由测量模型更新。与传统的粒子滤波不同的是,本算法不对每个位置进行测量及粒子权重更新,只对位于拐点处的粒子进行处理,这样在保证定位精度的同时,也可以提高效率,保证实时性。

通过 2.1 节中的方法进行拐点的识别及匹配,

可获得候选匹配集 P 。如图 4 所示, P 点集可能不止一个点,为了避免错误的拐点数据关联导致定位误差加大,本文不直接进行数据关联,而是利用不同节点的相似度模型及测量值作为粒子权重的更新依据,提出了一种新的粒子权重模型如下

$$\tilde{\omega}_i = \sum_{j=1}^n \omega_1(p_i, P_j) \omega_2(p_i, P_j) \quad (5)$$

其中, $\tilde{\omega}_i$ 代表第 i 个粒子的权重大小; n 代表 P 点集数,即可能的候选路网匹配节点数; $\omega_1(p_i, P_j)$ 为小车轨迹与可能的道路候选段的相似度; $\omega_2(p_i, P_j)$ 为基于测量值构建的概率密度函数。

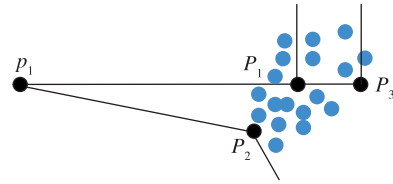


图 4 候选匹配集 P

Fig. 4 Candidate match set P

受到文献[11]和文献[12]的启发,本文轨迹与道路候选段相似度模型 ω_1 构建如图 5 所示。

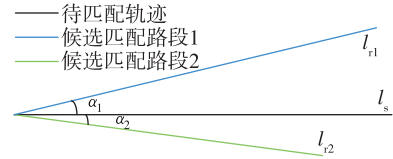


图 5 相似度模型

Fig. 5 Similarity model

轨迹的相似度模型主要基于长度误差及朝向角误差,其中相对长度误差和朝向角误差分别为

$$s_1 = \left| \frac{l_r - l_s}{l_s} \right| \quad (6)$$

$$\alpha = |\alpha_s - \alpha_r| \quad (7)$$

构建的相似度模型为

$$\omega_1 = e^{-(\lambda * s_1 + (1-\lambda) * (\frac{\alpha}{\pi}))} \quad (8)$$

其中, λ 为归一化权重因子,其值介于 $[0, 1]$ 之间,其大小表征了相似度模型对长度相似度和角度相似度的依赖程度。通过此模型可以看出,当轨迹与道路候选段相似度越高, ω_1 的值会越大。

基于测量值的概率密度函数 ω_2 的构建方式如下

$$\omega_2 = \ln \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_d}} e^{-\frac{(d'-\mu_d)^2}{2\sigma_d^2}} + 1 \right) \quad (9)$$

d' 的表达式为

$$d' = \begin{cases} \mu_d & , d \leq d_{th} \\ d - d_{th} + \mu_d & , d > d_{th} \end{cases} \quad (10)$$

其中, μ_d 为 0, d 代表粒子与路网节点的距离, 即测量值, 如图 6 所示, d_{th} 为设置的距离阈值, 旨在考虑到路宽因素的影响。即认为在一定范围内 ($d \leq d_{th}$), 粒子的可靠性相同且最高, 当超过一定范围时, 认为粒子与路网节点越远, 粒子越不可靠。

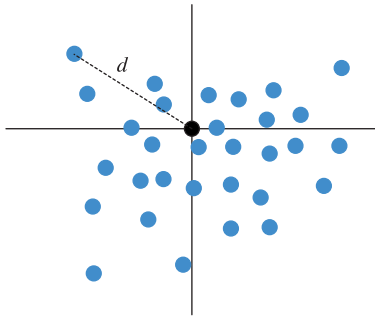


图 6 粒子与节点分布

Fig. 6 Distribution of particles and nodes

根据式(5)可以看出, 粒子的权重是由相似度模型及测量值联合决定的, 当 LO 获得的轨迹与某一道路候选段相似度越高, 则表明拐点与匹配集 P 中对应节点关联程度越大, 故距离此节点测量值越小的粒子理论上应该拥有更大的权重, 而此次构建的粒子权重模型很好地实现了这一点。

(4) 重采样

为了避免粒子退化, 需要进行重采样操作, 根据权重比例复制粒子, 在这一过程中, 权重较大的粒子将保留, 权重小的粒子会舍弃。将得到的新粒子集代入状态转移方程中, 对其进行预测和测量, 反复迭代, 并将每次获得的粒子集均值作为轨迹校正后的位姿输出。在每确定一处拐点后, 再依据路网中边的朝向信息对粒子进行方向约束, 此优化算法可以有效减小 LO 带来的定位误差, 实现小车准确定位。

3 实验结果与分析

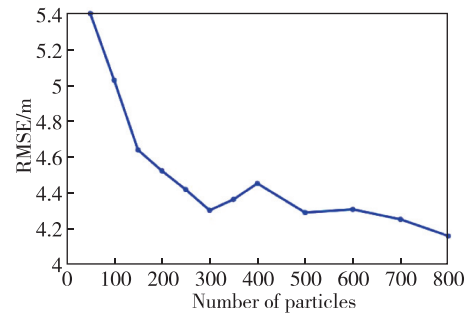
本章设计了相关实验以验证本算法的有效性, 选用公开数据集 KITTI^[17], 激光雷达型号选用 Velodyne HDL-64E, 水平分辨率为 0.2° , 频率为 10Hz。其中序列 00-10 由 GPS/IMU 进行标定并作为真实位姿, 本文选用序列 00、02、05、08 进行实验, 各序列的 OSM 地图于 OpenStreetMap 官网下载,

并进行节点标定。

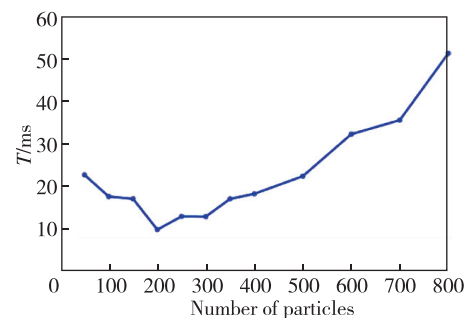
在本次实验中, 选取的角速率 θ_i 为 $0.01(^\circ)/$ 帧, 直曲比 S_1 为 0.998, 角度阈值 β_1 为 15° , 角度阈值 θ_T 为 25° , 长度阈值 L_T 为 0.3, 选取高斯预测噪声 $[v_{x_k}, v_{y_k}, v_{z_k}, v_{\gamma_k}, v_{\beta_k}, v_{\varphi_k}]^T$ 标准差为 $[0.2, 0.2, 0.2, 0.005, 0.0005, 0.0005]^T$, 均值为 $[0, 0, 0, 0, 0, 0]^T$, 归一化权重因子 λ 为 0.5, 选取的粒子总数 N 为 300 个。

(1) 算法耗时分析

不同的粒子数目对算法的准确性和运行效率存在影响。当粒子数量越多, 准确性提高, 算法耗时也会随之增加。为了平衡两者, 需要通过实验确定最佳粒子数 N 。某次实验中粒子数量与均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE) 及算法耗时如图 7 所示。其中, 均方根误差用来表征算法的准确性, 算法耗时选取本次实验中粒子滤波的最长耗时。



(a) 算法误差与粒子数关系



(b) 算法耗时与粒子数关系

图 7 算法均方根误差及耗时与粒子数量的关系

Fig. 7 Respective relationship between RMSE and number of particles as well as time consuming and number of particles

通过图 7 可以看出, 当粒子数 N 小于 300 时, 误差变化较大, 当 N 大于 300 时, 耗时增加明显, 故选取最佳粒子数 N 为 300。此时, 误差为 4.30m, 粒子滤波最大耗时为 12.9ms, 只在 LO 运行时间上增加

了很小的成本,可以满足系统的实时性要求。

(2)本算法与 LO 定位结果比较

由于高斯预测噪声随机,每次通过粒子滤波得到的轨迹略有不同,本次对每个 KITTI 序列进行 50 次实验,计算每一次实验轨迹的均方根误差,取 50 次实验的均值结果如表 1 所示。

表 1 KITTI 序列算法对比

Tab. 1 Algorithm comparison of KITTI sequences

KITTI 序列	识别 拐点数	总距离/m	LO 均方根 误差/m	本算法均方 根误差/m	误差优化 百分比/%
KITTI00	28	3719.64	16.27	4.30	73.57
KITTI02	24	5067.23	37.65	10.96	70.89
KITTI05	11	2205.58	7.70	3.91	49.22
KITTI08	20	3222.80	40.76	6.75	83.44

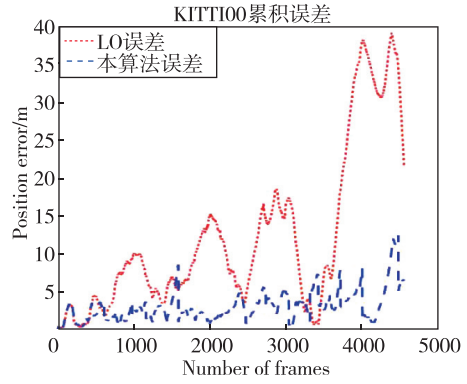
通过表 1 的实验结果可以看出,本算法能有效抑制 LO 的误差漂移,定位误差均明显减小,其优化程度主要和拐点数目、路况、行驶距离和原 LO 误差等有关。由于序列 KITTI05 的拐点数较少,其优化程度较低,而序列 KITTI08 行驶距离较短,拐点多,优化程度较高。

将算法前后的轨迹及误差进行对比分析,以序列 KITTI00 为例的滤波前后的结果如图 8 所示。

由图 8(a)可以看出,经过本算法校正后的轨迹分布在路网周围,与真实轨迹有较高的重合度,定位轨迹的误差存在明显的改善;由误差曲线图 8(b)可以看出,LO 的误差会随着时间逐渐发散,而本算法由于拐点的约束,每经过一处拐点,误差都会得到校正,最终输出误差持续较低,显著地解决了 LO 的累积误差过大的问题。

(3)与其他粒子滤波算法比较

为了说明本算法的定位效果,选取文献[11]中算法进行对比。文献[11]提出了一种拐点滤波



(b) 序列 KITTI00 滤波误差对比曲线

图 8 基于拐点粒子滤波实验结果

Fig. 8 Experimental results based on particle filter of inflection points

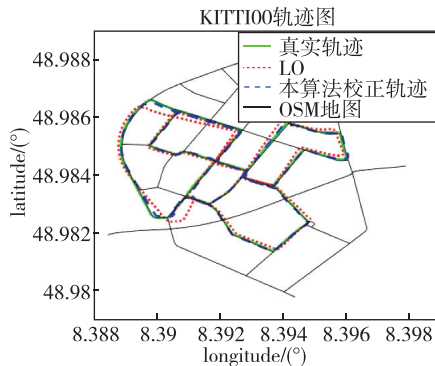
(Turning Point Filtering, TPF)算法,通过相邻点关系约束拐点与路网节点的匹配关系,并使用多源粒子滤波算法实现里程计误差校正。选用同样的参数进行 50 次实验,得到的误差结果如表 2 所示。

表 2 KITTI 序列优化算法对比

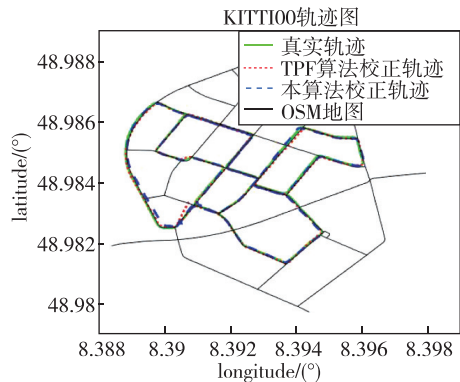
Tab. 2 Optimization algorithm comparison of KITTI sequences

KITTI 序列	本算法 均方根误差/m	TPF 算法 均方根误差/m
KITTI00	4.30	4.76
KITTI02	10.96	10.30
KITTI05	3.91	5.72
KITTI08	6.75	5.34

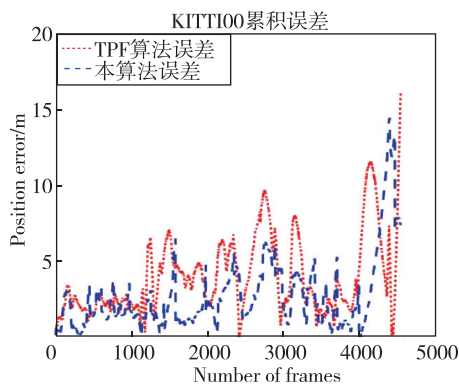
可以看出,本算法与 TPF 算法得到的误差结果相差不大,但是由于 TPF 算法是通过事后推定的方式计算轨迹-路网匹配关系,优化定位误差,不具有实时性;而本算法是基于实时定位的,相对于 TPF 算法来说,本算法具有更广的应用空间。某次实验结果如图 9 所示。



(a) 序列 KITTI00 滤波轨迹对比图



(a) 序列 KITTI00 轨迹对比图



(b) 序列 KITTI100 优化误差对比曲线

图 9 算法对比结果

Fig. 9 Algorithm comparison results

4 总结

本文针对 GPS 拒止环境下车辆自定位问题,提出了一种基于路网节点的粒子滤波优化算法,该算法基于粒子滤波框架,在运动过程中对粒子进行状态预测,并于拐点处对粒子权重进行更新以校正位姿,消除激光雷达带来的累积误差。通过对 KITTI 数据集的实验可以看出,本算法具有显著的优化效果,可以避免 LO 在长距离定位中带来的漂移。本文的主要结论如下:

1) 对于拐点的提取,采取两次筛选,利用航向角变化速率、轨迹的直曲比及转角变化约束进行拐点提取,避免出现拐弯处提取不完整,对直线段的伪拐点进行了较好的去除。

2) 基于不同节点的相似度模型及测量值,设计粒子滤波的权重模型,此模型可以针对候选匹配集为多个节点的情况,避免拐点与节点的错误关联导致定位误差加大。

3) 在 LO 的基础上,借助 OSM 地图,对其进行基于轨迹拐点的粒子滤波,消除激光雷达带来的累积误差。整个过程中没有对每一帧进行粒子滤波,节省了短时间内几乎无法获得额外有效信息带来的运行成本,同时保证了校正的模糊性,具有较好的定位精度和实时性。

参考文献

[1] Camurri M, Ramezani M, Nobili S, et al. Pronto: a multi-sensor state estimator for legged robots in real-world scenarios[J]. *Frontiers in Robotics and AI*, 2020, 7(68): 18.

[2] Shan T, Englot B, Meyers D, et al. LIO-SAM:

tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping[C]//*Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems (IROS)*. IEEE, 2020: 5135-5142.

[3] 王金科, 左星星, 赵祥瑞, 等. 多源融合 SLAM 的现状与挑战[J]. *中国图象图形学报*, 2022, 27(2): 368-389.

Wang Jinke, Zuo Xingxing, Zhao Xiangrui, et al. Review of multi-source fusion SLAM: current status and challenges[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2022, 27(2): 368-389(in Chinese).

[4] Li L, Kong X, Zhao X, et al. Semantic scan context: a novel semantic-based loop-closure method for LiDAR SLAM[J]. *Autonomous Robots*, 2022, 46(4): 535-551.

[5] Tomono M. Loop detection for 3D LiDAR SLAM using segment-group matching[J]. *Advanced Robotics*, 2020, 34(23): 1530-1544.

[6] 周治国, 曹江微, 邸顺帆. 3D 激光雷达 SLAM 算法综述[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(9): 13-27.

Zhou Zhiguo, Cao Jiangwei, Di Shunfan. Overview of 3D lidar SLAM algorithms[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(9): 13-27(in Chinese).

[7] Fan Y, Vysotska O, Stachniss C. Global localization on OpenStreetMap using 4-bit semantic descriptors[C]//*Proceedings of 2019 European Conference on Mobile Robots (ECMR)*. IEEE, 2019:1-7.

[8] Cho Y, Kim G, Lee S, et al. OpenStreetMap-based LiDAR global localization in urban environment without a prior LiDAR map[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(2): 4999-5006.

[9] Floros G, Zander B, Leibe B. OpenStreetSLAM: global vehicle localization using OpenStreetMaps[C]// *Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Robotics & Automation*. IEEE, 2013: 1054-1059.

[10] Wang R, Veloso M, Seshan S. O-Snap: optimal snapping of odometry trajectories for route identification[C]// *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics & Automation*. IEEE, 2014: 5824-5829.

[11] Jin Y, Xiang Z. Robust localization via turning point filtering with road map[C]// *Proceedings of Intelligent Vehicles Symposium*. IEEE, 2016: 992-997.

[12] Gu S, Xiang Z, Yi Z, et al. A multi-position joint particle filtering method for vehicle localization in urban area[C]// *Proceedings of 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems (IROS)*. IEEE, 2018: 656-662.

[13] Shan T, Englot B. LeGO-LOAM: lightweight and

- ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain[C]// Proceedings of 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems (IROS). IEEE, 2018: 4758-4765.
- [14] 万子健, 李连营, 杨敏, 等. 车辆轨迹数据提取道路交叉口特征的决策树模型[J]. 测绘学报, 2019, 48(11): 1391-1403.
Wan Zijian, Li Lianying, Yang Min, et al. Decision tree model for extracting road intersection feature from vehicle trajectory data[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2019, 48(11): 1391-1403 (in Chinese).
- [15] Bargshady N, Garza G, Pahlavan K. Precise tracking of things via hybrid 3-D fingerprint database and kernel method particle filter [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 16(24): 8963-8971.
- [16] 管孟恩, 周航, 韩丹, 等. 粒子滤波目标跟踪算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(5): 8-17.
Zan Meng'en, Zhou Hang, Han Dan, et al. Survey of particle filter target tracking algorithms[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(5): 8-17 (in Chinese).
- [17] Geiger A, Lenz P, Urtasun R. Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE, 2012: 3354-3361.

(编辑:黄利华)