

文章编号:1001-5078(2024)03-0380-09

· 激光应用技术 ·

基于卡尔曼融合的激光雷达特征匹配方法

崔更申¹, 邱德宪², 匡兵², 黄春德¹

(1. 桂林电子科技大学计算机与信息安全学院, 广西 桂林 541004; 2. 桂林电子科技大学机电工程学院, 广西 桂林 541004)

摘要:针对现有激光雷达特征匹配算法线段特征匹配定位不够准确的问题,提出了一种基于卡尔曼融合的激光雷达特征匹配算法。首先扫描一帧雷达数据,利用改进的激光雷达线段特征提取方法,提取出特征线段,得到局部地图。接着确定局部地图旋转、平移参数,再将局部与全局地图进行匹配,根据相对偏差得到匹配结果。然后基于卡尔曼,利用IMU数据作下一时刻的预测估计,利用激光雷达匹配结果作观测,两者融合得到最优估计。实验结果表明该方法相对现有特征匹配算法在特征线段的匹配准确性上更高,因此定位导航的精度和鲁棒性也更好。

关键词:激光雷达;特征匹配;卡尔曼融合;特征识别

中图分类号:TP24;TN958.98 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2024.03.008

The segment feature matching method for LiDAR based on Kalman fusion

CUI Geng-shen¹, QIU De-xian², KUANG Bing², HUANG Chun-de¹

(1. School of Computer Science and Information Security, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;

2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract:In this paper, a feature matching method for LiDAR based on Kalman fusion is proposed to address the problem of inaccurate localization using line segment features in existing LiDAR feature matching algorithms. Firstly, a frame of LiDAR data is scanned, and local map is generated by using an improved method for extracting line segment features. The rotation and translation parameters of the partial map are then determined, and the partial map is matched with the global map to obtain the matching result according to the relative deviation. Then, based on the Kalman filter, the IMU data is used to predict the estimation for the next moment, and the LiDAR matching result is used as the observation. Finally, the two results are fused to obtain the optimal estimation. The experimental results show that this method is more accurate in matching line segment features compared to the existing feature matching algorithms, which leads to better precision and robustness in localization and navigation.

Keywords: LiDAR; feature matching; Kalman fusion; feature recognition

1 引言

随着经济与科技的高速发展,企业的用人成本不断提高,加速了工业生产和物流配送领域的智能

化和无人化的进程。而这些都对机器人提出了新的要求^[1-2]。2021年12月,工信部在《“十四五”机器人产业发展规划》中重点提到了要加强机器人产业

作者简介:崔更申(1970-),男,硕士,副教授,主要研究方向为嵌入式物联网系统的设计、应用软件开发,无人车控制与导航技术研究,E-mail:1329456315@qq.com

通讯作者:邱德宪(1998-),男,硕士研究生,主要研究方向为智能驾驶技术,E-mail:dakhinyau@mails.quet.edu.cn

收稿日期:2023-05-16;**修订日期:**2023-08-08

的性能、质量和安全性,并朝着高端化和智能化方向发展。规划还指出,机器人产业的营业收入年均增速应该超过 20%^[3]。

自动引导车(Automated Guided Vehicle, AGV)是一种基于先进的自动控制技术和导航定位技术,能够自主规划路径、智能避障、执行作业任务的机器装置^[4],而 95% 的 AGV 都是应用于室内场景^[4],AGV 的室内导航依赖于传感器提供的信息,而单线激光雷达相较于传统的导轨、磁轨导航,具有较高的灵活性、精确性和较好的适用性,因此在室内自主导航中得到广泛应用^[5]。单线激光雷达的导航研究主要分为建图和匹配两大方向^[6]。

单线激光雷达的匹配方法主要有四种,分别是基于激光雷达数据的匹配方法,基于粒子滤波的匹配方法,基于局部地图匹配方法和基于特征的匹配方法。Fox^[7]等人提出通过对激光雷达扫描的数据进行特征提取,然后通过匹配地图和传感器数据,实现机器人在地图中的定位。Ulas C 等人^[8]提出了一种基于特征的快速激光数据匹配方法,其重点在于如何快速地检测出特征点并使用基于特征的匹配方法进行数据匹配。该方法可以保证匹配效果的鲁棒性和计算效率,并且适用于实时应用。Thrun^[9]等人提出将机器人在地图上的位置表示成一些粒子,然后通过对机器人传感器的观测数据进行粒子滤波,来更新机器人的位置。Rublee. E 和 Rabaud. V. 等人^[10]提出可以将地图分为多个小的局部地图,并通过匹配机器人传感器数据和局部地图,来实现机器人的定位。Lu F 和 Miliot^[11]提出通过对地图和传感器数据提取特征,比如角点、线段等,然后匹配这些特征来定位机器人。Besl 和 McKay^[12]提出了迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)算法的基本思想和实现方法,并通过实验验证了算法的有效性。

因为 AGV 的使用场景主要是室内,本文的研究对象也是室内较简单的场景,适合使用特征地图来构建,生成的特征地图也可以较为容易地存储在嵌入式平台中。而在匹配阶段,基于粒子滤波的匹配算法会随环境的变化而难以应用,基于局部地图的匹配通常用于图优化过程中,因此本文主要研究采用基于激光数据和特征结合的匹配方法,以最终达到精准实现定位导航的目的。

2 改进的特征识别算法

在使用单线激光雷达进行特征匹配前,首先需要构建特征地图,而构建特征地图,用到了特征识别算法。

2.1 特征识别算法原理

如图 1 所示,从 O 点向直线 L 以等角度 $\Delta\theta$ 的间隔画直线,交点依次为 $Q_1, Q_2, Q_3, Q_4 \dots$, O 点到交点的长度依次为 $d_1, d_2, d_3, d_4 \dots$ 。然后,由 Q_1 点向 OQ_2 做垂线相交于 Q'_1 点,则 ω_1 为直线 L 与 $Q_1Q'_1$ 的夹角,同理可得 ω_2 和 ω_3 。当 $\Delta\theta$ 很小时:

$$\tan \omega_i = \frac{Q_{i+1}Q'_i}{Q_iQ'_i} \approx \frac{d_{i+1} - d_i}{d_i \Delta\theta} \quad i = 1, 2, 3 \quad (1)$$

令第 i 点的斜率 k_i 为:

$$k_i = \frac{d_{i+1} - d_i}{d_i \Delta\theta} \quad (2)$$

因为由几何关系得:

$$\omega_3 = \omega_2 + \Delta\theta = \omega_1 + 2\Delta\theta, \text{ 所以:}$$

$$k_3 - k_2 \approx k_2 - k_1 \approx 0 \quad (3)$$

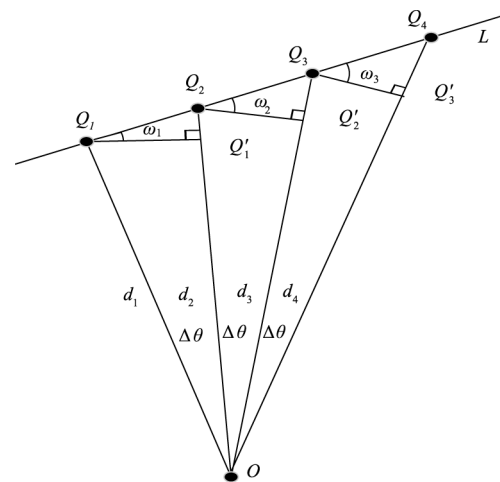


图 1 扫描点示意图

Fig. 1 Schematic diagram of scanning points

根据式(3)可知,同一条直线上的点与其周围的点的斜率差值相等^[13]。当不是同一条直线时,例如断点和角点,将出现明显的特征变化,如图 2 所示。

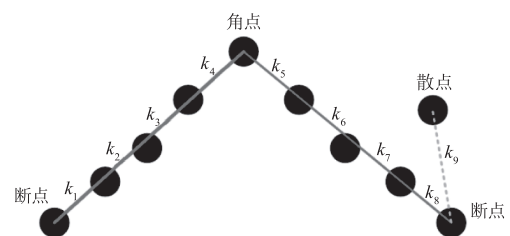


图 2 特征点示意图

Fig. 2 Schematic diagram of feature points

2.2 特征识别算法流程

本文采用的改进的特征识别算法首先基于斜率差算法将连续的点进行聚类,根据斜率差值特征的不同划分为散点、角点、断点三类特征点,找出所有的角点并以断点为特征分割点集;接着利用改进的迭代适应点 (Iterative End Point Fit, IEPF) 算法筛选基于斜率差算法提前找出的所有角点,从而得到真实的角点;对分割好,处理过断点、角点和散点的点集进行最小二乘拟合,从而得到特征线段。其算法流程如图 3 所示。

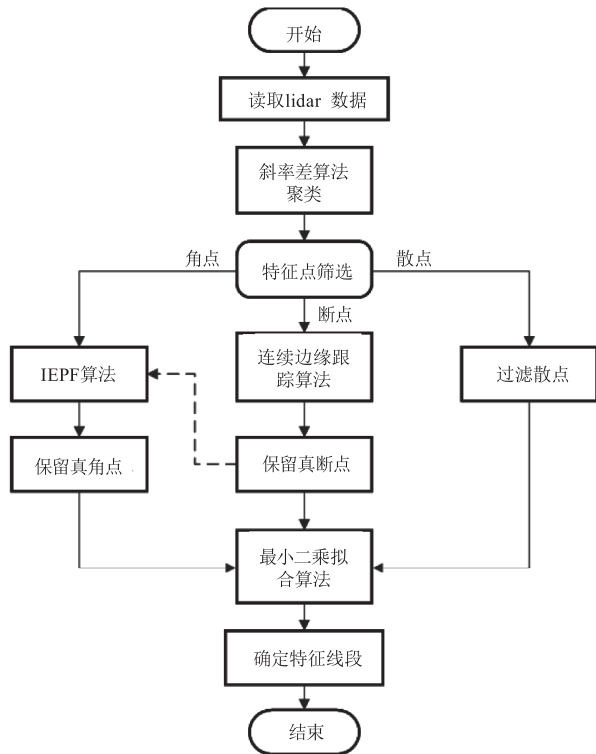


图 3 改进特征识别算法流程图

Fig. 3 Improved feature recognition algorithm flowchart

3 改进的特征匹配算法

本章提出一种改进的单线激光雷达特征匹配算法,该算法利用第二章中提出的改进的特征线段提取算法构建局部地图,利用判定框的方法与全局地图进行匹配,然后利用卡尔曼融合观测值与预测值,达到更准确、鲁棒性更高匹配效果,算法流程如图 4 所示。

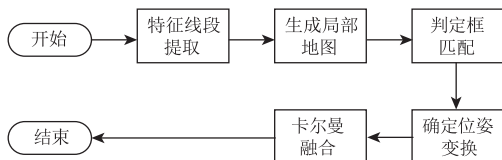


图 4 改进特征匹配算法流程图

Fig. 4 Improved feature matching algorithm flowchart

3.1 基于判定框的匹配

3.1.1 基于完整直线的匹配

观测局部地图与参考全局地图的匹配需要两个地图间的完整线段构成匹配对,要求局部观测地图和全局参考地图中特征点与完整线段的相对位置关系是一样的,如图 5 所示,就形成了一对匹配对。

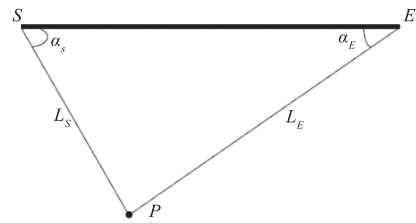


图 5 特征点与完整线段相对位置关系

Fig. 5 Relationship between feature points and complete segments' relative positions

特征点 P 相对于完整线段 SE 的相对位置包括相对距离 L_S, L_E 和相对夹角 α_S, α_E 。 L_S 为特征点 P 到完整线段起点 S 的距离; L_E 为特征点 P 到完整线段终点 E 的距离; α_S 为直线 PS 与直线 SE 的夹角; α_E 为直线 PE 与直线 SE 的夹角。

根据定义与匹配规则,要想完成匹配,那么局部地图必须扫描到与全局地图一样的匹配对,即完整线段和特征点,但是,在真实场景的激光雷达扫描中,因为真实环境的复杂和激光雷达本身的误差,并不总是能扫描到完整线段,如图 6 所示。

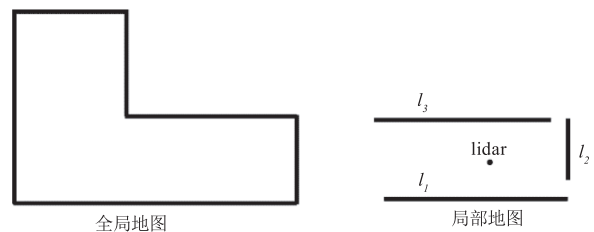


图 6 特征地图扫描

Fig. 6 Feature map scanning

此时,局部地图虽然扫描到了三条特征线段,但没有一条和全局地图中的完整线段能形成匹配对,如果利用完整线段的特征匹配方法就无法进行有效匹配,也就无法得到匹配结果,从而确定定位,实现导航功能,因此提出了一种改进的基于判定框的特征匹配方法。

3.1.2 基于判定框的匹配

用 (L_1, L_6) 表示参考全局地图, (L_1', L_2') 表示

观测局部地图,以特征直线 L_1' 和 L_2' 分别延长 d 作判定框,判定框的边界由线段延长参数 d 确定,如图 7 所示。

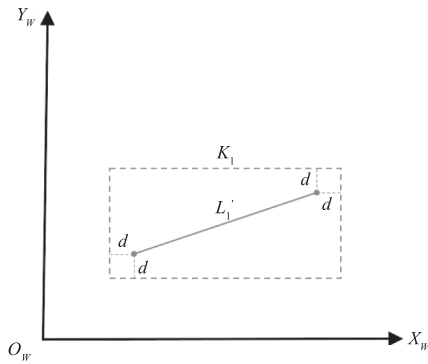


图 7 判定框范围图
Fig. 7 Detection box range

有 K_1 和 K_2 分别为观测局部地图特征直线 L_1' 和 L_2' 的判定框,如图 8 所示:

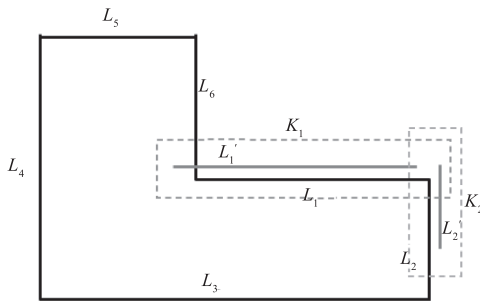


图 8 判定框示意图
Fig. 8 Illustration of detection box

在局部特征线段 L_1' 的 K_1 判定框内,涉及到全局地图中的关系直线有 L_6 、 L_1 和 L_2 ,特征线段 L_2' 的 K_2 判定框内,涉及到的关系直线有 L_1 和 L_2 。但局部地图特征线段与全局地图特征线段要想构成匹配对,必须是一一对应的,不能是一对多的方式,因此,必须在多条关系直线中找出相关性最大的特征直线 L_i 作为 L_i' 的对应直线,一起构成匹配对,匹配对的规则如下:

- (1) 优先选择长度相同或近似的线段作为匹配线。
- (2) 如果有多条长度近似的待匹配候选线,优先选择两条线段中点距离最短的作为匹配线。
- (3) 如果涉及到大转角运动,如原地旋转,匹配应提前修正角度差

按照匹配规则,示意图 8 中, L_1' 与 L_1 构成一对匹配对,同理 L_2' 与 L_2 构成一对匹配对,接下来只需要确定每一对匹配对间的位姿变化量就可以得到系

统的位姿变化,从而实现定位。

位姿变化如下公式:

$$X_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ \theta_{k-1} \end{bmatrix} \quad (4)$$

3.2 卡尔曼融合

3.2.1 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波 (Kalman Filter) 是一种线性高斯系统的状态估计算法,用于估计系统的状态,其主要作用是通过历史的观测值和当前的测量值来预测未来的状态,从而使估计的状态值更加准确。卡尔曼滤波的原理基于贝叶斯定理,将系统的状态看做随机变量,并对其进行建模和估计。卡尔曼滤波的输入是系统的状态方程和观测方程,输出是对系统状态的估计。该滤波器的基本思路是:首先预测下一个状态的估计值,并计算预测值与实际观测值之间的差异,然后根据预测值与观测值之间的差异,进行状态估计的修正,得到更加准确的估计值^[51]。

卡尔曼滤波的完整公式,主要分为预测部分和更新部分。预测部分为状态预测公式(5)和系统状态协方差公式(6),更新部分为卡尔曼增益更新式(7),后验状态估计式(8),传感器噪声协方差矩阵更新式(9):

$$\hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k \quad (5)$$

$$P_k = AP_{k-1}A^T + Q \quad (6)$$

$$K_k = \frac{P_k H^T}{HP_k H^T + R} \quad (7)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (8)$$

$$P_k = (I - K_k H)P_k^- \quad (9)$$

其中, \hat{x}_k^- 表示先验估计; \hat{x}_k 表示最优估计; A 表示状态转移矩阵; B 表示控制矩阵; u_k 表示系统的输入控制量; P 表示噪声协方差矩阵; Q 表示过程噪声协方差矩阵; R 表示传感器噪声协方差矩阵, K_k 卡尔曼增益; H 是观测矩阵; z_k 表示观测值; I 表示单位阵。

卡尔曼增益 $K_k \in (0, 1)$, 当 K_k 接近 0 时,意味着最优估计更相信数学模型预测值,当 K_k 接近 1 时,意味着最优估计更相信传感器观测值, K_k 的取值和过程噪声 Q 和传感器噪声 R 有关。

3.2.2 卡尔曼融合多传感器

kalman 滤波就是用预测的位姿和观测的位姿进行加权融合的过程,本文采用的方案是以惯导(IMU)做预测,以激光雷达和特征地图匹配做观测进行融合。

状态量有 $[y, v, \theta, r]^T$, 观测量有 $[s, \phi]^T$, 明确以下参数:

y 为位移状态量; v 为速度状态量; θ 为角度状态量; r 为漂移状态量; s 为位移观测量; ϕ 为角度观测量; n 为 IMU 测得角速度; Q_θ 为 IMU 噪声方差; Q_r 为 IMU 漂移噪声方差; R_s 为位移测量噪声方差; R_ϕ 为角度测量噪声方差; t 为采样周期。

此时有数学模型:

$$\begin{cases} y_t = y_{t-1} + \frac{1}{2}at^2 \\ v_t = v_{t-1} + at \\ \theta = \theta_{t-1} - rt_{t-1} + nt \end{cases} \quad (10)$$

整理成矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} y_t \\ v_t \\ \theta_t \\ r_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -t \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ v_{t-1} \\ \theta_{t-1} \\ r_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1/2t^2 & 0 \\ t & 0 \\ 0 & t \\ 0 & t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ n \end{bmatrix} \quad (11)$$

此时,可以发现式(11)形同先验估计方程式(5),在此过程噪声包含于测量值中,根据式(12)和式(5)即可求得预测方程中的先验估计 \hat{x}_k^- 。

$$\begin{cases} A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -t \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ B = \begin{bmatrix} 1/2t^2 & 0 \\ t & 0 \\ 0 & t \\ 0 & t \end{bmatrix} \\ u = \begin{bmatrix} a \\ n \end{bmatrix} \end{cases} \quad (12)$$

系统过程协方差噪声 Q 定义为:

$$Q = \begin{bmatrix} \text{cov}(y, y) & \text{cov}(y, v) & \text{cov}(y, \theta) & \text{cov}(y, r) \\ \text{cov}(v, y) & \text{cov}(v, v) & \text{cov}(v, \theta) & \text{cov}(v, r) \\ \text{cov}(\theta, y) & \text{cov}(\theta, v) & \text{cov}(\theta, \theta) & \text{cov}(\theta, r) \\ \text{cov}(r, y) & \text{cov}(r, v) & \text{cov}(r, \theta) & \text{cov}(r, r) \end{bmatrix} \quad (13)$$

因为 $\text{cov}(a, b)$ 的意义是衡量变量的 a 和 b 的相互关系,且 $\text{cov}(a, a)$ 的值为 a 的方差 $D(a)$,故协方差 Q 调整为:

$$Q = \begin{bmatrix} Q_y & & & \\ & Q_v & & \\ & & Q_\theta & \\ & & & Q_r \end{bmatrix} \quad (14)$$

设上一次预测协方差矩阵 P_{k-1} 为:

$$P_{k-1} = \begin{bmatrix} a_{k-1} & b_{k-1} & c_{k-1} & d_{k-1} \\ e_{k-1} & f_{k-1} & g_{k-1} & h_{k-1} \\ i_{k-1} & j_{k-1} & k_{k-1} & l_{k-1} \\ m_{k-1} & n_{k-1} & o_{k-1} & p_{k-1} \end{bmatrix} \quad (15)$$

将式(4)中状态转移矩阵 A 和式(14)协方差以及式(15)上一次预测协方差矩阵 P_{k-1} 代入误差协方差方差式(6),可以求得 p_k^- 。

已经可以计算出预测部分的两个公式,接下来讨论剩下的三个更新公式,首先需要建立测量方程。

$$\begin{cases} z_k = Hx_k + v_k \\ \begin{bmatrix} s \\ \phi \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} y \\ v \\ \theta \\ r \end{bmatrix} \end{cases} \quad (16)$$

因为观测量 $[s, \phi]^T$ 本身就包含了观测误差,所以可以求得状态转移矩阵 H :

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (17)$$

传感器噪声 R 定义为:

$$R = \begin{bmatrix} \text{cov}(s, s) & \text{cov}(s, \phi) \\ \text{cov}(\phi, s) & \text{cov}(\phi, \phi) \end{bmatrix} \quad (18)$$

因为变量 s 和 ϕ 没有关系,是独立的两个变量,所以 $\text{cov}(s, \phi)$ 和 $\text{cov}(\phi, s)$ 为 0,更新传感器噪声 R :

$$R = \begin{bmatrix} R_s & 0 \\ 0 & R_\phi \end{bmatrix} \quad (19)$$

此时,将式(19)中的传感器噪声 R 和式(17)的观测矩阵 H 和式(15)的 P_k^- 带入卡尔曼系数更新公式(式7)可以计算出卡尔曼系数 K_k :

$$K_k = \frac{\begin{bmatrix} a & b & c & d \\ e & f & g & h \\ i & j & k & l \\ m & n & o & p \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a & b & c & d \\ e & f & g & h \\ i & j & k & l \\ m & n & o & p \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}} + \begin{bmatrix} R_s & 0 \\ 0 & R_\phi \end{bmatrix}$$

$$= \frac{1}{R_s R_\phi} \begin{bmatrix} aR_\phi & cR_s \\ eR_\phi & gR_s \\ iR_\phi & kR_s \\ mR_\phi & oR_s \end{bmatrix} \quad (20)$$

将式(20) K_k 带入式(8),更新状态估计:

$$\hat{x}_t = \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ v_{t-1} \\ \theta_{t-1} \\ r_{t-1} \end{bmatrix} + K_k \left(\begin{bmatrix} s_t \\ \phi_t \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ v_{t-1} \\ \theta_{t-1} \\ r_{t-1} \end{bmatrix} \right) \quad (21)$$

将式(20) K_k 带入式(9),更新协方差矩阵:

$$P_t = \left(\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} - \frac{1}{R_s R_\phi} \begin{bmatrix} aR_\phi & cR_s \\ eR_\phi & gR_s \\ iR_\phi & kR_s \\ mR_\phi & oR_s \end{bmatrix} \right) \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} P_i \quad (22)$$

至此,基于 IMU 和单线激光雷达数据融合的卡尔曼滤波算法核心的五个公式全部推导完成。可以利用 IMU 进行预测小车系统的位姿,然后用激光雷达进行观测,融合两者数据后,完成最优估计。

3.3 匹配定位流程

在进行多传感器数据融合时,确保传感器时间同步是非常重要的,因为时间同步问题可能导致融合结果不准确甚至是错误的。时间不同步是指不同传感器或设备在采集数据时的时间不一致,如图 9 所示,常见的原因有以下几种:传感器采样率不同,传感器时钟不同步,传感器时钟漂移。具体危害有以下几种:数据误差增加,时序错位,精度降低,分析困难。

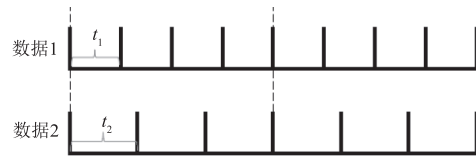


图9 传感器时间更新

Fig. 9 Sensor time update

本文采用的方法是时间戳对齐和数据对齐结合的改进方法,将 IMU 的数据和激光雷达数据统一通过硬件电路传输到单片机系统中,由单片机外部晶振统一时间戳,如果数据更新没问题则进行融合匹配,如果时间戳对不上,采用一维卡尔曼滤波对齐数据。在对齐数据后,开始正式地使用卡尔曼滤波融合数据,具体流程如图 10 所示。

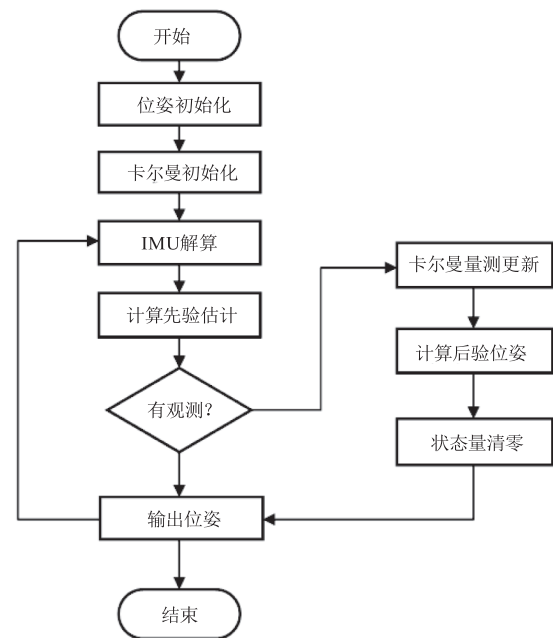


图10 卡尔曼融合流程图

Fig. 10 Kalman fusion flowchart

当利用 IMU 和激光雷达进行卡尔曼融合时,首先需要进行位姿初始化,即确定车辆的起始位置和姿态。接下来进行卡尔曼初始化,即确定卡尔曼滤波器的状态和误差协方差矩阵。这些初始信息对后续的数据处理和估计非常重要。

在进行数据处理时,激光雷达主要提供车辆的位置信息和角度信息,而 IMU 可以提供车辆的位置信息、速度、角速度、加速度等多种信息。通过 IMU 解算和运动学模型,可以计算出车辆在短时间内的先验估计,包括位置、速度和姿态等。然后,将激光雷达获取的地图信息与先验估计进行匹配和校准,得到激光雷达测量值和残差,这些信息有助于提高估计值的准确性和稳定性。

最后,将激光雷达测量值和 IMU 数据结合起来,进行后验估计,得到更加准确的车辆位姿。估计值会被输出,作为车辆当前的位置和姿态。这个过程不断重复,即可实时获取车辆的精确位置和姿态信息,从而为自主导航和控制提供了重要的基础。这样可以提高定位的精度和稳定性,使得车辆在复杂的环境下也能够准确地确定自身位置和姿态,从而实现自主导航和控制。

4 导航实验与分析

为了验证前文所提方法的有效性,实验采用了真实环境的数据,图 11 所示为激光雷达所处的实验环境。选用的是镭神公司的 M10 型号激光雷达,激光雷达角度分辨率为 0.357° ,测距范围 $0.15 \sim 12 \text{ m}$,角度范围 360° 。环境特征较为规整,摩擦系数约 0.0018 的水磨石地面较为平整且不易积水潮湿,不易打滑,AGV 在 2 个主动轮之外,另外配置了 4 个加了弹簧的平衡万向轮,使 AGV 不至于因地面微小高度差而悬空。



图 11 实验场地环境

Fig. 11 Environment of experimental

利用改进的特征识别算法构建的特征地图如图 12 所示。图 12 中所示 X 方向 3 个凸起部分分别为配电箱、立柱和储物柜。Y 方向长线为临时搭建的立牌。

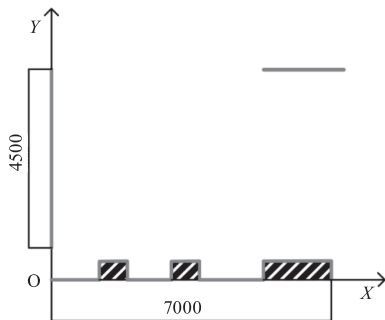


图 12 特征地图

Fig. 12 Feature map

为了验证特征匹配的结果,设计了三组实验,分别为 X 方向运动、K 方向运动和闭合路线回环运动。

实验一: X 方向运动

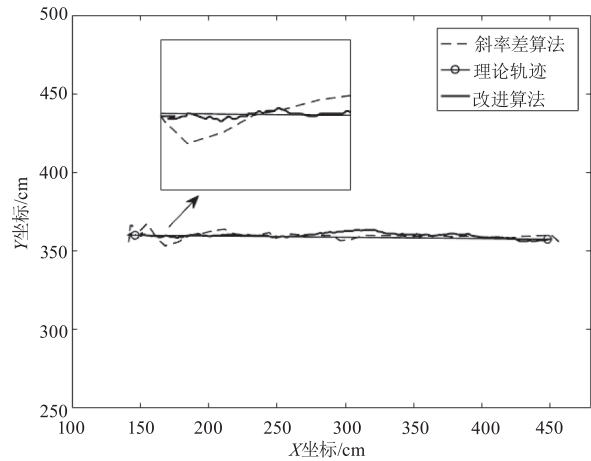


图 13 X 方向运动轨迹图

Fig13 Motion trajectory in the X direction

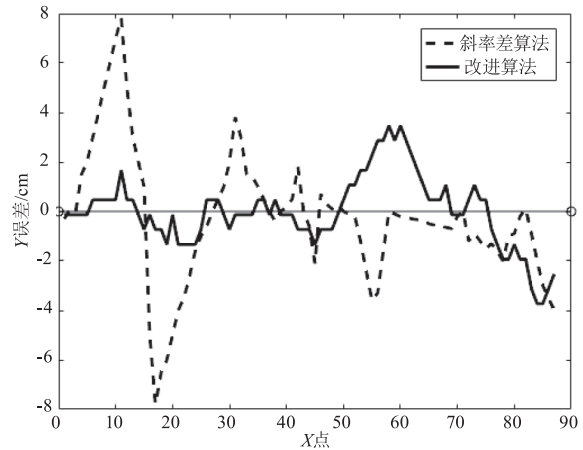


图 14 X 方向误差

Fig. 14 Error of X-direction

从图 13 轨迹图中可以看出在 X 方向上改进算法的匹配数据更平滑,定位更准确,从图 14 误差图中可以看出改进算法的误差与偏差都更小。其中,斜率差算法匹配最大误差 8 cm ,改进算法匹配最大误差 3.7 cm ;斜率差算法平均误差 1.42 cm ,改进算法平均误差 1.04 cm 。

实验三: K 方向运动

从图 15 轨迹图中可以看出在 K 方向运动时,斜率差算法因为 X, Y 方向都同时发生改变,定位精度下降严重,最大偏差接近 30 cm ,而改进算法鲁棒性较好,受到的影响较小,基本还能保持在 4 cm 以内

的误差。斜率差算法平均误差 7.82 cm,改进算法平均误差 1.3 cm。

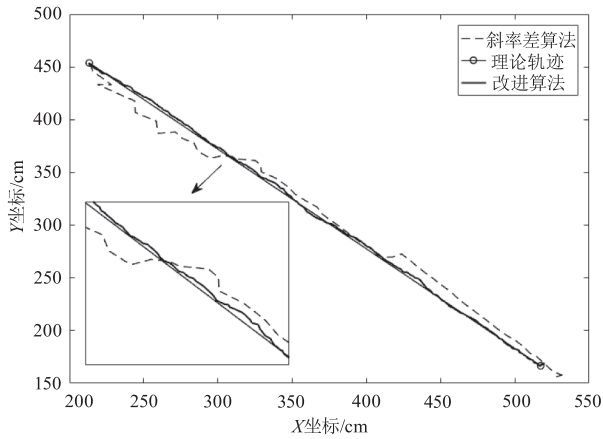


图 15 K 方向运动轨迹

Fig. 15 Motion trajectory in the K direction

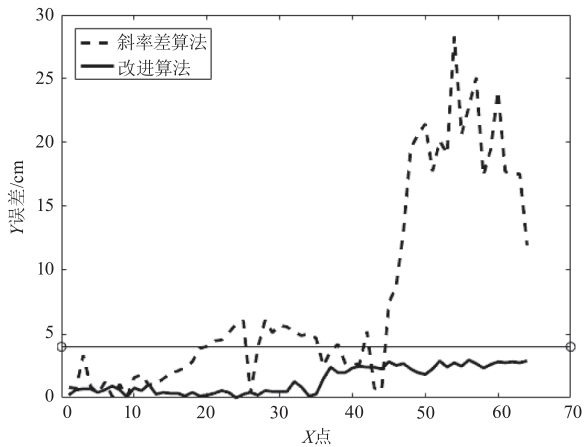


图 16 K 方向误差

Fig. 16 Error of K-direction

实验四:回环运动

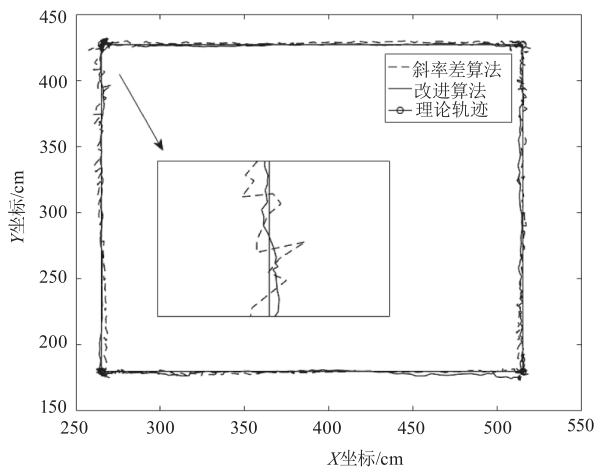


图 17 回环运动轨迹图

Fig17 Motion trajectory in the Loop motion

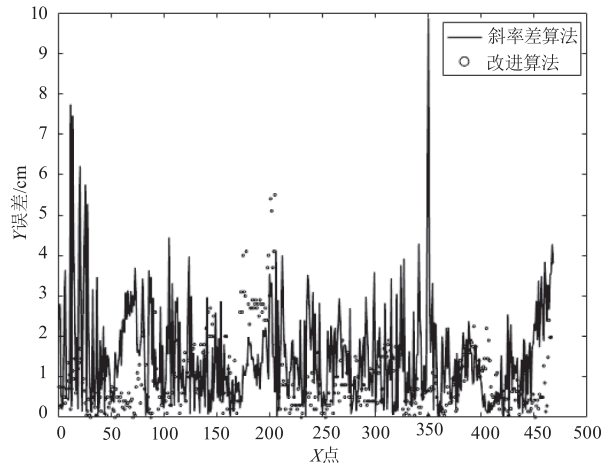


图 18 回环误差

Fig. 18 Error of Loop motion

从图 17 轨迹图中可以看出在 X 方向上改进算法的匹配数据更平滑,定位更准确,从图 18 误差图中可以看出改进算法的误差与偏差都更小。其中,斜率差算法匹配最大误差 9.7 cm,改进算法匹配最大误差 5.5 cm;斜率差算法平均误差 1.50 cm,改进算法平均误差 0.97 cm。

5 结束语

为了提高激光雷达线段特征匹配的精度,提出了一种改进的基于卡尔曼融合的激光雷达线段特征匹配方法。先利用改进的激光雷达线段特征提取方法,提取出特征线段,得到局部地图,再将局部地图与全局地图进行特征匹配得到激光雷达观测到的位姿变化,利用 IMU 数据预测位姿变化,最后用卡尔曼融合预测位姿与观测位姿,得到最优估计位姿。实验结果表明,该方法相对现有特征匹配算法在特征线段的匹配准确性上更高,因此定位导航的精度和鲁棒性也更好。

参考文献:

[1] Yang Guang, Hou Yu. The Use, Technological upgrading, and economic growth of industrial robots[J]. China Industrial Economics, 2020, (10), 138 - 156. (in Chinese)
杨光,侯钰. 工业机器人的使用、技术升级与经济增长[J]. 中国工业经济, 2020, (10): 138 - 156.

[2] Liu Wentao, Zhu Hongtao, Bai Huidan, et al. Research on reflective panel layout in AGV laser navigation[J]. Laser & Infrared, 2022, 52(1), 35 - 39. (in Chinese)
刘文涛,朱洪涛,白慧丹,等. AGV 激光导航中反射板布设研究[J]. 激光与红外, 2022, 52(1): 35 - 39.

- [3] 佚名. 十五部门联合印发《“十四五”机器人产业发展规划》[J]. 机器人技术与应用, 2022(1):1.
- [4] Cao Jingyu. Research on the application of AGV positioning and path planning[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Science and Technology, 2021. (in Chinese)
曹靖宇. 自动引导车定位与路径规划的应用研究[D]. 太原: 太原科技大学, 2021.
- [5] Shi Ruizhuo, Zhang Xiaojun, Sun Lingyu, et al. Research on 3D shape reconstruction method based on single-line lidar[J]. Laser & Infrared, 2022, 52(2), 188 - 195. (in Chinese)
师瑞卓, 张小俊, 孙凌宇, 等. 基于单线激光雷达的三维形貌重建方法研究[J]. 激光与红外, 2022, 52(2): 188 - 195.
- [6] Wu Qiping, Jin Yaping, Ren Ping, et al. Current status and development trends of key technologies in Automated Guided Vehicles(AGV)[J]. Manufacturing Automation, 2013, 35(10), 106 - 109, 121. (in Chinese)
武启平, 金亚萍, 任平, 等. 自动导引车(AGV)关键技术现状及其发展趋势[J]. 制造业自动化, 2013, 35(10): 106 - 109, 121.
- [7] Fox D, Thrun S, Burgard W, et al. Robust monte carlo localization for mobile robots[J]. Artificial Intelligence, 2001, 128(1-2): 99 - 141.
- [8] Ulas C, Temeltas H. A fast and robust feature-based scan-matching method in 3D slam and the effect of sampling strategies[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2013, 10(11): 396.
- [9] Thrun S. Particle filters in robotics[C]//Proceedings of the UAI, F, 2002. Citeseer.
- [10] Rublee, E., Rabaud, V., Konolige, K., et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//2011 International Conference on Computer Vision IEEE, 2011: 2564 - 2571.
- [11] Lu F, Milios E. Robot pose estimation in unknown environments by matching 2D range scans[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 1997, 18: 249 - 275.
- [12] Besl P J, McKay N D. Method for registration of 3-D shapes[C]//Sensor Fusion IV: Control Paradigms and Data Structures. Spie, 1992, 1611: 586 - 606.
- [13] Liu Peng, Ren Gongchang, Yang Lipeng, et al. Laser radar environment feature extraction method based on slope difference[J]. China Mechanical Engineering, 2019, 30(14), 1679 - 1683. (in Chinese)
刘朋, 任工昌, 杨力鹏, 等. 基于斜率差的激光雷达环境特征提取方法[J]. 中国机械工程, 2019, 30(14): 1679 - 1683.