

# 融合激光 SLAM 实现无人驾驶轮椅空间定位优化

白崇岳<sup>1</sup>, 王建军<sup>1\*</sup>, 程霄霄<sup>1</sup>, 李旭辉<sup>1</sup>, 王炯宇<sup>1</sup>, 王光彬<sup>2</sup>, 王光涛<sup>2</sup>

<sup>1</sup>山东理工大学机械工程学院, 山东 淄博 255049;

<sup>2</sup>山东直通车科技有限公司, 山东 淄博 255000

**摘要** 移动机器人空间定位是实现无人驾驶的重要环节, 但仅使用单一传感器进行定位会产生定位误差, 且误差会不断累积。为提高对移动机器人的空间定位精度, 提出了一种融合 3 种传感器的空间定位方法, 即激光雷达 (LiDAR)、惯性测量单元 (IMU)、光电编码器三种传感器。首先, 采用扩展卡尔曼滤波算法融合了基于距离流算法的光电里程计信息、IMU 偏航数据信息及双光电编码器的轮式里程计信息; 其次, 通过对扩展卡尔曼滤波进行差分改进来消除在融合过程中因存在两个绝对姿态信息而产生的振荡现象; 最后, 在自主搭建的无人驾驶轮椅移动平台上对优化后的定位精度进行了实验验证。经多次重复实验的结果表明, 多传感器融合优化后的轨迹在定位偏差最值和绝对误差均值方面均较真实运动轨迹有明显降低, 且环境越复杂优化效果越好, 表明所提方法可有效提高无人驾驶轮椅的空间定位精度。

**关键词** 遥感; 激光雷达; 无人驾驶轮椅; 定位; 距离流; 差分扩展卡尔曼滤波

中图分类号 TP242.6

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0228007

## Spatial Positioning Optimization of Driverless Wheelchair by Fusion of Laser SLAM

Bai Chongyue<sup>1</sup>, Wang Jianjun<sup>1\*</sup>, Cheng Xiaoxiao<sup>1</sup>, Li Xuhui<sup>1</sup>, Wang Jiongyu<sup>1</sup>,  
Wang Guangbin<sup>2</sup>, Wang Guangtao<sup>2</sup>

<sup>1</sup>School of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology, Zibo, Shandong 255049, China;

<sup>2</sup>Shandong Through Train Technology Co., Ltd., Zibo, Shandong 255000, China

**Abstract** Space positioning of mobile robot is an important link to realize unmanned driving, but using a single sensor only for localization would produce positioning error and the error keeps accumulating. In order to improve the spatial positioning accuracy of mobile robot, a spatial positioning method integrating three kinds of sensors is proposed, which uses LiDAR, inertial measurement unit (IMU) and photoelectric encoder. First, the extended Kalman filter algorithm is used to fuse the photoelectric odometer information based on distance flow algorithm, IMU yaw data information and wheel odometer information with dual photoelectric encoders; second, the differential improvement of the extended Kalman filter is used to eliminate the oscillation caused by the existence of two absolute attitude information in the fusion process; finally, the positioning accuracy after optimization is verified by experiments on a self-built driverless wheelchair mobile platform. The results of repeated experiments show that compared with the track obtained by encoder odometer, the track optimized by multi-sensor fusion significantly

收稿日期: 2021-07-28; 修回日期: 2021-08-23; 录用日期: 2021-09-10

基金项目: 国家自然科学基金(51575326)、山东省自然科学基金(ZR2017BEE030)

通信作者: \*wangjianjun@sdu.edu.cn

reduces the maximum value of positioning deviation and the mean value of absolute error, and the more complex the environment is, the better the optimization effect is, which shows that the proposed method can effectively improve the spatial positioning accuracy of driverless wheelchair.

**Key words** remote sensing; LiDAR; driverless wheelchair; localization; range flow; differential extended Kalman filter

## 1 引言

无人驾驶轮椅广泛应用于医疗服务、老年人出行等领域。无人驾驶轮椅的导航和运动控制都离不开精确的空间定位。当前,机器人定位主要基于里程计、视觉<sup>[1]</sup>、激光<sup>[2]</sup>、蓝牙<sup>[3]</sup>、人工地标<sup>[4]</sup>、无线传感网络<sup>[5]</sup>等方法。无人驾驶轮椅的定位方法与轮式移动机器人的定位方法类似,主要基于红外<sup>[6]</sup>、超声波等设备的距离感知方法,该方法不具备对目标的识别能力,但可用于辅助定位与避障。基于单目、双目视觉<sup>[7]</sup>的定位与跟踪算法因传感器限制,在目标行人姿态变换时会出现误识别的情况,同时受环境光照影响较大。基于激光雷达(LiDAR)的距离跟踪算法和基于多传感器融合<sup>[8-9]</sup>的定位算法将激光雷达与多传感器融合起来,是目前无人驾驶轮椅应用较为成功的方法,可在降低环境影响的同时兼顾目标识别及避障功能,在后续开发中具有重要意义。使用传统编码器里程计进行定位无法解决因轮胎打滑等现象产生的定位误差及随时间的增长而造成的误差累积;使用视觉、激光传感器等进行定位会受环境特征点数量影响,造成定位漂移现象;Wi-Fi、蓝牙等由于硬件限制无法进行远距离定位。因此,仅采用单一传感器对无人驾驶轮椅进行定位难以保证空间定位的准确性。现有研究多采用多传感器融合<sup>[8-9]</sup>的方法提高定位精度。如周波等<sup>[10]</sup>通过二维激光和轮式里程计对室内移动机器人长距离鲁棒定位问题进行了研究,引入了基于扩展集员滤波的非线性系统状态估计方法。王立玲等<sup>[11]</sup>针对单目视觉同步定位与建图(SLAM)应用于双足机器人过程中易出现的跟踪失败和传统位姿传感器累积误差较大的问题,提出了一种融合3种传感器信息的机器人定位方法。周瑞等<sup>[12]</sup>在改进的Wi-Fi定位算法及pedestrian dead reckoning(PDR)算法的基础上,提出了联邦卡尔曼滤波融合方法。李秀智等<sup>[13]</sup>将视觉与激光传感器在一定规则下融合,实现了移动机器人的三维同时定位与建图。Yi等<sup>[14]</sup>提出了机器人建模和分析方法,并基于扩展卡尔曼滤波对惯性测量单元(IMU)和里程计数据进行融合,降低了机器

人轮胎打滑造成的误差。

综合以上多传感器融合方法可知,多传感器融合可以实现观测信息优势互补,在一定程度上降低定位误差。但使用Wi-Fi、蓝牙等无线传感网络进行定位对硬件设备要求较高,同时这种定位方式属于有源定位,定位精度受环境与设备影响较大,一般为米级定位精度,无法满足无人驾驶的定位需求。使用单目视觉SLAM为主融合多传感器进行定位,相较于单一视觉传感器,定位效果有所提升,这主要是因为多传感器融合在一定程度上弥补了视觉定位跟踪失败的问题,但视觉传感器受环境影响大、跟踪失败等根本问题并未得到解决;光电编码器轮式里程计通过采集双轮移动距离,建立相应的数学模型来实现机器人定位功能,定位方式受环境影响较小,定位精度高,但由于缺少修正信息,当出现轮胎滑移和高程变化等问题时,会产生误差且该误差会随距离的增加而不断累积,因此需要外加传感器修正定位信息;激光雷达在导航、定位与地图构建等方面与视觉传感器相比具有扫描频率高、受环境影响小、处理速度快等优点,因此被广泛应用在无人驾驶中。本文经对比研究后,在无人驾驶轮椅硬件设备采用激光雷达、光电编码器轮式里程计、IMU三种传感器用于空间定位。此传感器搭配方法,既包含可在室外开放环境中用于定位的轮式里程计,也包含针对轮式里程计定位会出现滑移现象而优化的激光雷达设备,同时包含对无人驾驶轮椅姿态感知的IMU设备,三者组合,优势互补。相比于“视觉+里程计”的设备选型,所使用的设备对环境要求低,应用范围广。文献[10]与本文采用了类似的硬件搭配方法,但在激光扫描匹配方法<sup>[15]</sup>中,采用的是基于点-直线匹配的point-to-line iterative closest point(PLICP)<sup>[16]</sup>算法,该算法通过扫描激光雷达相邻两个关键帧的方法进行定位,但由于激光测量的离散性,实际并不存在真正匹配的两个测量点,在进行定位时可能会出现匹配失败等问题。

因此,为提高无人驾驶轮椅空间定位精度,本文在多传感器融合方法定位中使用基于距离流<sup>[17-18]</sup>的激光SLAM算法获取激光里程计信息,相对于

iterative closest point (ICP)<sup>[19-20]</sup>等点云匹配算法增加了点云梯度信息,受环境影响较小,并使用扩展卡尔曼滤波算法<sup>[21]</sup>进一步融合了双光电编码器轮式里程计信息和IMU姿态信息。另外,由于在传感器融合中存在两个绝对姿态信息,直接对绝对姿态信息进行融合会使滤波器出现振荡。为避免这种情况,在扩展卡尔曼滤波的基础上,对两个绝对姿态里程计数据进行了差分处理,提出了差分扩展卡尔曼滤波(DEKF)算法,并将速度信息作为先验数据进行融合,降低了融合定位的振荡幅值,有效提高了无人驾驶轮椅的定位精度。

## 2 基本原理

### 2.1 研究总体方案

首先,根据构建的无人驾驶轮椅系统,在轮椅几何中心的垂线方向上安装激光雷达、IMU惯性测量传感器,在无人驾驶轮椅的左右两轮上,各安装了一套光电编码器轮式里程计,并采用标准计米轮通过无滑动摩擦传动方式与车轮进行配对,实现机械放大,有效提高距离测量的精度;然后,采用差分扩展卡尔曼滤波算法对3种传感器数据进行融合,有效消除因存在两个绝对姿态数据而产生的融合振荡现象,提高了数据融合精度;最后,在不同的空间实验环境下,对激光里程计信息、双光电编码器轮式里程计信息、差分扩展卡尔曼滤波数据进行误差分析,验证多传感器融合定位算法的精度优势。

自行搭建的无人驾驶轮椅系统如图1所示,系统配备了一套激光雷达扫描仪(YDLIDAR X4,扫描角度360°,绝对误差小于0.5 mm),IMU(SC-AHRS-200A,动态精度0.2°,分辨率0.01°),两套光电

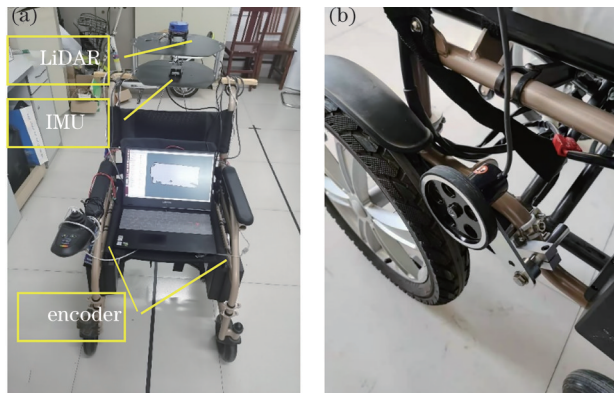


图1 无人驾驶轮椅实验平台。(a)总体结构图;(b)编码器轮式里程计

Fig. 1 Experiment platform of driverless wheelchair. (a) General structure drawing; (b) encoder wheel odometer

编码器(欧姆龙E6B2-CWZ6C,计数脉冲为2000 P/R,即编码器每旋转1圈,记录2000个脉冲数),并配有功率匹配的运动控制系统(具有4路模拟电压输出)。操作系统为搭载Ubuntu20.04操作环境的个人计算机[处理器为Intel(R) Core(TM) i7-8750H CPU@2.20 GHz,内存为16 GB]。

### 2.2 基于距离流的激光SLAM定位

室内机器人无人驾驶中,普遍使用激光SLAM技术进行定位与建图,激光里程计的实现主要基于视觉配准方法,通常分为特征点法和直接法(光流)<sup>[17-18]</sup>两种,而点云匹配法大多采用类似特征点法的ICP、PLICP<sup>[19-20]</sup>等方法,而没有利用点云梯度的信息。ICP算法被广泛运用在三维激光点云配准中,在二维环境中同样适用,但二维激光雷达使用ICP算法进行定位时,在特征点较少且均处在一个平面内的环境中,基于特征点匹配原理的ICP算法难以达到三维激光点云的配准精度,激光里程计会出现较大漂移现象。为了降低激光里程计的漂移现象,所提方法采用基于距离流<sup>[17]</sup>的激光SLAM定位方法,对激光扫描的约束计算梯度信息并估计激光雷达运动速度。二维激光雷达里程计的工作原理如图2所示。

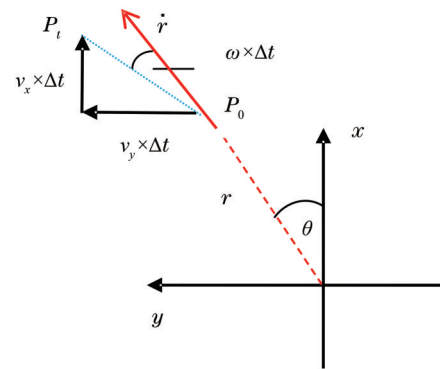


图2 激光里程计工作原理图

Fig. 2 Schematic diagram of laser odometer

$P_0$ 为激光雷达坐标下的初始极坐标, $P_t$ 为经过 $\Delta t$ 时间后的激光雷达坐标, $\theta$ 为偏航角, $\omega$ 为旋转角速度大小, $v_x, v_y$ 为激光雷达在 $x, y$ 方向的瞬时速度大小。 $r$ 为激光雷达在 $\Delta t$ 时间内移动的距离。设 $S(t, \alpha)$ 为激光扫描范围,其中 $t$ 是时间,扫描点的方位角 $\alpha \in [0, N) \subset \mathbb{R}$ , $N$ 为激光雷达的扫描尺寸大小,FOV为激光雷达的扫描范围。

$$\alpha = \frac{N-1}{V_{\text{FOV}}} \theta + \frac{N-1}{2} = k_a \theta + \frac{N-1}{2}, \quad (1)$$

$$S(t + \Delta t, \alpha + \Delta\alpha) = S(t, \alpha) + \frac{\partial S}{\partial t}(t, \alpha) \Delta t + \frac{\partial S}{\partial \alpha}(t, \alpha) \Delta\alpha + O(\Delta t^2, \Delta\alpha^2)。(2)$$

舍掉高阶项,则当扫描范围和点的扫描坐标在  $[t, t + \Delta t]$  内改变时,扫描函数的梯度为

$$\frac{\Delta S}{\Delta t} \simeq S_t + S_\alpha \frac{\Delta\alpha}{\Delta t}。(3)$$

假设  $\dot{r} = \Delta S / \Delta t$  和  $\dot{\alpha} = \Delta\alpha / \Delta t$  分别为区间  $[t, t + \Delta t]$  内扫描距离和扫描方位平均速度大小,有

$$\begin{cases} \dot{r} \simeq S_t + S_\alpha \\ \dot{\alpha} = S_t + S_\alpha k_a \dot{\theta}^\circ \end{cases} (4)$$

为表示所有扫描范围内点在相同向量基下的速度,将径向和方位角速度大小  $(\dot{r}, \dot{\theta})$  转换为笛卡尔坐标系  $(\dot{x}, \dot{y})$ 。

$$\dot{x} = \dot{r} \cos \theta - r \dot{\theta} \sin \theta, (5)$$

$$\dot{y} = \dot{r} \sin \theta + r \dot{\theta} \cos \theta。 (6)$$

同理,激光雷达的初始坐标  $P_0$  也可用笛卡儿坐标系表示。

$$x = r(\cos \theta - \theta \sin \theta), (7)$$

$$y = r(\sin \theta + \theta \cos \theta)。(8)$$

因为激光雷达固定安装在无人驾驶轮椅垂线上方,所以激光雷达的相对运动可以表示轮椅的相对运动,并且在二维平面场景运动时不需要进行坐标转换。为了直观地展现 PLICP 算法与 RF2O 算法的定位效果,在 Gazebo 软件中进行了仿真实验,图 3(a)、(b) 分别为搭建的 S 型仿真环境和算法轨迹曲线。从图中可见:使用 PLICP 算法得到的轨迹随着距离的增加出现较大的偏移现象,在车辆发生转弯后,轨迹已完全脱离实际轨迹;而 RF2O 算法能够得到较好的轨迹。这主要是因为 PLICP 算法是基于最近点迭代的匹配规则的,在三维激光雷达应用中由于点云特征点数量较多,可以得到较好的匹配效果,但在二维激光雷达应用中,二维激光雷达点云数量较少,使用特征点匹配时难以找到真正匹配的两个测量点。为此,所采用的基于距离流的二维激光里程计计算方法根据激光与周围障碍物之间距离的变化,推算出激光雷达实际运动状态,可以较好地克服因点云数量不足造成的定位不准现象。

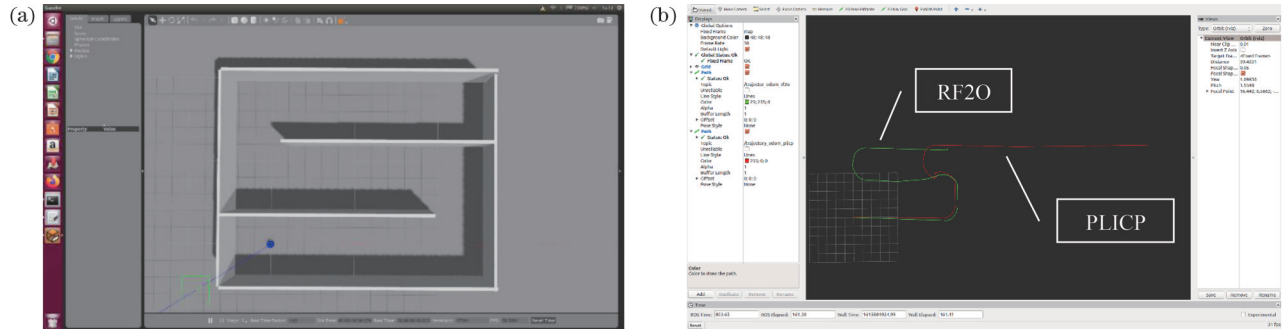


图 3 PLICP、RF2O 算法轨迹比较。(a) 仿真环境;(b) 轨迹

Fig. 3 Trajectory comparison of PLICP and RF2O algorithms. (a) Simulation environment; (b) trajectory

### 2.3 基于双光电编码器的轮式里程计模型

所用轮式里程计为两套欧姆龙 E6B2-CW26C 型增量式旋转编码器,分别安装在移动平台左右两轮上,脉冲频率为 2000 P/R,以滚动摩擦传动方式计算主轮移动距离,脉冲数与移动距离存在特定转换关系,以脉冲计数的形式传递给控制系统。因此,需建立里程计的数学模型,将脉冲数据转换为里程计信息。轮式里程计定位数学模型如图 4 所示。

$D_l, D_r$  分别为左右两轮在周期时间  $t$  内移动的距离,已知机器人目前所处的位置为  $P_0(x_0, y_0, \theta_0)$ ,  $t$  时刻后机器人所处的位置为  $P_t(x_t, y_t, \theta_t)$ , 机器人两轮间距为  $d$ , 偏航角为  $\theta$ , 瞬时偏航角为  $d\theta$ , 瞬时  $x, y$  方向位移为  $dx, dy$ 。

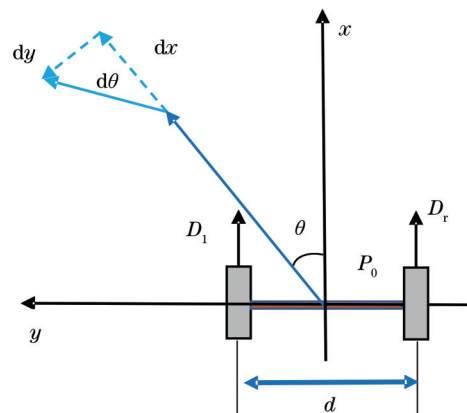


图 4 双里程计定位原理图

Fig. 4 Schematic diagram of dual odometer positioning

里程计的数学模型可表示为

$$\begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ \theta_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ \theta_0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dx + \epsilon x \\ dy + \epsilon y \\ d\theta + \epsilon \theta \end{bmatrix}, \quad (9)$$

式中:  $\epsilon x, \epsilon y, \epsilon \theta$  为机器人瞬时偏航的误差值, 此处可忽略为 0, 其他参数为

$$d\theta = \frac{D_r - D_l}{d}, \quad (10)$$

$$dx = \frac{D_l + D_r}{2} \times \cos d\theta, \quad (11)$$

$$dy = \frac{D_l + D_r}{2} \times \sin d\theta. \quad (12)$$

## 2.4 多传感器数据融合

复杂条件下无人驾驶轮椅的运动状态可用一组十五维向量表示,

$$\mathbf{X} = (x, y, z, \alpha, \beta, \theta, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, \dot{\alpha}, \dot{\beta}, \dot{\theta}, \ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z})^T, \quad (13)$$

式中:  $x, y, z$  为无人驾驶轮椅的空间位置;  $\alpha, \beta, \theta$  为姿态角, 分别为横滚、俯仰、偏航角;  $\dot{x}, \dot{y}, \dot{z}$  为移动速度大小, 即  $v_x, v_y, v_z$ ;  $\dot{\alpha}, \dot{\beta}, \dot{\theta}$  为角速度大小;  $\ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}$  为线加速度大小, 即  $a_x, a_y, a_z$ 。

无人驾驶轮椅主要在水平面上运动, 故不考虑俯仰、加速度等特征, (13) 式可简化为

$$\mathbf{X} = [x, y, \dot{x}, \dot{y}, \theta, \dot{\theta}]^T. \quad (14)$$

为准确预测无人驾驶轮椅的位姿信息, 采用多传感器融合的算法对 3 种传感器信息进行融合, 其中双光电编码器轮式里程计和激光里程计提供轮椅的坐标与偏航角度信息, IMU 提供轮椅的速度信息, 融合具体过程如图 5 所示。

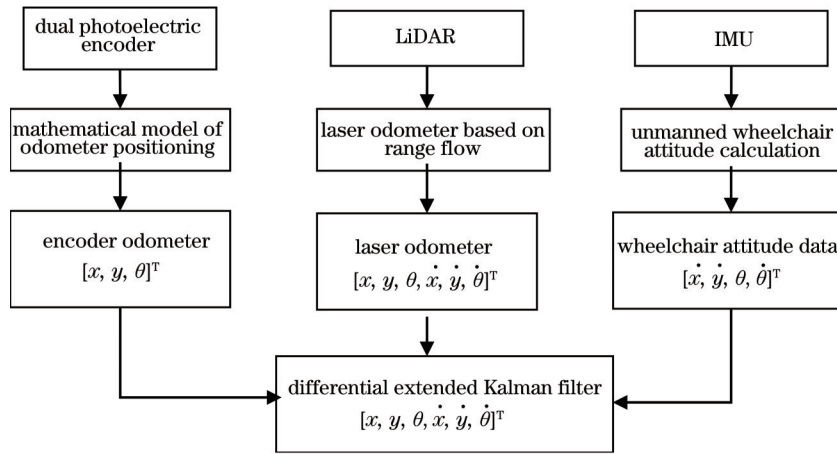


图 5 多传感器融合定位过程图

Fig. 5 Process chart of multi-sensor fusion location

由于在传感器融合中存在两个绝对姿态信息, 当直接对两个绝对姿态信息进行融合时, 滤波器会因为两个绝对位置测量不同步、配置方差不正确等原因, 出现振荡。为避免这种情况, 在扩展卡尔曼滤波的基础上提出差分扩展卡尔曼滤波算法, 该算法对两个绝对姿态信息进行差分处理, 可以将绝对位置数据转化为速度信息。

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_t - x_{t-1} \\ y_t - y_{t-1} \end{bmatrix} \frac{1}{\Delta t}, \quad (15)$$

此时的速度信息  $[\dot{x}, \dot{y}]^T$  连同 IMU 提供的偏航角和角速度信息  $[\theta, \dot{\theta}]^T$  将作为扩展卡尔曼滤波的状态先验数据, 其余部分依然采用扩展卡尔曼滤波算法, 状态转移方程和测量方程为

$$x_t = g(\mathbf{u}_t, x_{t-1}) + \epsilon t, \quad (16)$$

$$z_t = h(x_t) + \delta_t, \quad (17)$$

式中:  $g(\mathbf{u}_t, x_{t-1})$  为状态转移函数;  $h(x_t)$  为测量函数;  $\delta_t$  为测量噪声。无人驾驶轮椅的位置改变由平移速度大小  $v$  及旋转角速度大小  $\dot{\theta}$  决定。

$$v = \dot{x} + \dot{y}, \quad (18)$$

$$\mathbf{u} = [v, \dot{\theta}]^T. \quad (19)$$

扩展卡尔曼滤波算法主要分为预测与更新两个环节, 其中预测过程结合运动模型与当前实际控制量, 对上一帧状态  $x_{t-1} \sim N(\boldsymbol{\mu}_{t-1}, \boldsymbol{\Sigma}_{t-1})$  进行递推, 计算当前的状态先验  $\bar{x} \sim N(\bar{\boldsymbol{\mu}}, \bar{\boldsymbol{\Sigma}})$ , 更新环节则通过对观测模型的期望观测数据与传感器实际观测数据作误差, 进而递归更新状态先验, 得到状态后验  $x_t \sim N(\boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\Sigma}_t)$ 。

状态预测方程为

$$\bar{\boldsymbol{\mu}}_t = g(\mathbf{u}_t, \boldsymbol{\mu}_{t-1}), \quad (20)$$

$$\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_t = \mathbf{G}_t \sum_{t-1} \mathbf{G}_t^T + \mathbf{R}_t, \quad (21)$$

其中,

$$\bar{\boldsymbol{\mu}}_t = \bar{\boldsymbol{\mu}}_{t-1} + \begin{pmatrix} -\frac{v_t}{\omega_t} \sin \theta + \frac{v_t}{\omega_t} \sin(\theta + \omega_t \Delta t) \\ \frac{v_t}{\omega_t} \cos \theta - \frac{v_t}{\omega_t} \cos(\theta + \omega_t \Delta t) \\ \omega_t \Delta t \end{pmatrix}. \quad (22)$$

对应本系统,则

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ \theta' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ \theta \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\frac{v_t}{\omega_t} \sin \theta + \frac{v_t}{\omega_t} \sin(\theta + \omega_t \Delta t) \\ \frac{v_t}{\omega_t} \cos \theta - \frac{v_t}{\omega_t} \cos(\theta + \omega_t \Delta t) \\ \omega_t \Delta t \end{pmatrix}. \quad (23)$$

$\mathbf{x}_{t-1} = (x \ y \ \theta)^T$  和  $\mathbf{x}_t = (x' \ y' \ \theta')^T$  分别是在  $t-1$  时刻和  $t$  时刻的状态向量,真实的运动使用  $v_t$  和  $\omega_t$  描述,推导过程见(18)、(19)式,其中  $v_t = v$ ,  $\omega_t = \dot{\theta}$ 。

函数  $g(\mathbf{u}_t, \mathbf{u}_{t-1})$  通过用已知的期望  $\mathbf{u}_{t-1}$  替换未知的准确状态  $\mathbf{x}_{t-1}$  得到。雅可比矩阵  $\mathbf{G}_t$  是函数  $g$  在  $\mathbf{u}_t, \mathbf{u}_{t-1}$  关于  $\mathbf{x}_{t-1}$  的导数。

对于(21)式中的各个参量,分别对应本系统的数值如下:

$$\mathbf{G}_t = \frac{\partial g(\mathbf{u}_t, \mathbf{u}_{t-1})}{\partial \mathbf{x}_{t-1}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial x'}{\partial \boldsymbol{\mu}_{t-1, x}} & \frac{\partial x'}{\partial \boldsymbol{\mu}_{t-1, y}} & \frac{\partial x'}{\partial \boldsymbol{\mu}_{t-1, \theta}} \\ \frac{\partial y'}{\partial \boldsymbol{\mu}_{t-1, x}} & \frac{\partial y'}{\partial \boldsymbol{\mu}_{t-1, y}} & \frac{\partial y'}{\partial \boldsymbol{\mu}_{t-1, \theta}} \\ \frac{\partial \theta'}{\partial \boldsymbol{\mu}_{t-1, x}} & \frac{\partial \theta'}{\partial \boldsymbol{\mu}_{t-1, y}} & \frac{\partial \theta'}{\partial \boldsymbol{\mu}_{t-1, \theta}} \end{pmatrix}, \quad (24)$$

式中:  $\frac{\partial x'}{\partial \boldsymbol{\mu}_{t-1, x}}$  是  $g$  的  $x'$  关于  $x$  在  $\boldsymbol{\mu}_{t-1}$  求导数的缩写。通过计算上述导数可得,

$$\mathbf{G}_t = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \frac{v_t}{\omega_t} [-\cos \boldsymbol{\mu}_{t-1, \theta} + \cos(\boldsymbol{\mu}_{t-1, \theta} + \omega_t \Delta t)] \\ 0 & 1 & \frac{v_t}{\omega_t} [-\sin \boldsymbol{\mu}_{t-1, \theta} + \sin(\boldsymbol{\mu}_{t-1, \theta} + \omega_t \Delta t)] \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (25)$$

$\mathbf{R}_t$  为过程噪声协方差矩阵,需根据自身系统做

出相应调整,在本系统中参考扩展卡尔曼滤波定位算法,将其设为固定值。

状态更新方程为

$$\mathbf{K}_t = \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_t \mathbf{H}_t^T (\mathbf{H}_t \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_t \mathbf{H}_t^T + \mathbf{Q}_t)^{-1}, \quad (26)$$

$$\bar{\boldsymbol{\mu}}_t = \bar{\boldsymbol{\mu}}_t + \mathbf{K}_t [z_t - h(\bar{\boldsymbol{\mu}}_t)], \quad (27)$$

$$\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_t = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H}_t) \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_t, \quad (28)$$

式中:  $\mathbf{Q}_t$  为附加测量噪声的协方差。

### 3 实验过程与结果分析

#### 3.1 实验方案设计

设计了两组不同实验环境对无人驾驶轮椅多传感器融合空间定位性能进行研究,如图6所示,图(a)为长 8.1 m,宽 3.6 m 的长方形实验室,轮椅在室内做长 3 m,宽 0.9 m 的 U 形运动,轨迹主要分为前进、横移、返回 3 段,图(b)在图(a)的基础上增加了两处斜坡,无人驾驶轮椅在室内做相同的 U 形运动。在经过斜坡后,轮椅里程计定位会因为左右两轮移动距离不同而出现偏移现象,此测试用于验证多传感器融合对无人驾驶空间定位的优化效果。实验中根据轮椅地面痕迹得到实际轨迹。

由于所提方法使用多传感器进行融合,在实验前需要对传感器进行时间和空间上的同步标定。因为在设备安装阶段将 IMU、激光雷达两个传感器安装在无人驾驶轮椅几何中心垂线方向,所以无需进行空间坐标转换,仅需在时间方面进行同步即可。所提方法将激光雷达和轮式里程计的工作频率设置成同一频率,均为 10 Hz,设置 IMU 工作频率为 100 HZ,是 10 Hz 的整数倍,易于对 3 个传感器的数据采样频率进行同步。同时在每个传感器数据中都设置了系统时间戳,实现数据的精准配对。实



图 6 两种实验环境。(a)无斜坡;(b)有斜坡

Fig. 6 Two kinds of experimental environment. (a) Without slope; (b) with slope

验过程中的其他实验参数如表 1 所示。

表 1 实验参数

Table 1 Experimental parameters

Parameter	Laser ranging resolution / (°)	Laser ranging range / m	Laser scanning angle / (°)	Robot speed / (m·s <sup>-1</sup> )	Fusion frequency / Hz
Set value	<0.5	0.12-10	0-360	0.02-0.5	10

### 3.2 结果分析

采用差分扩展卡尔曼滤波算法融合两种里程计及 IMU 信息即可得到融合后的轨迹信息,与实际轨迹比较,计算出均方误差并进行误差分析,其中实际轨迹根据电动轮椅在地面上运动留下的痕迹

得到。无人驾驶轮椅在无斜坡和有斜坡条件下的运行路线如图 7 所示。

采用欧几里得度量法计算融合后轨迹与实际轨迹坐标的欧氏距离,可直观显示每种预测轨迹与实际轨迹的重合情况,定位误差结果如图 8 所示。

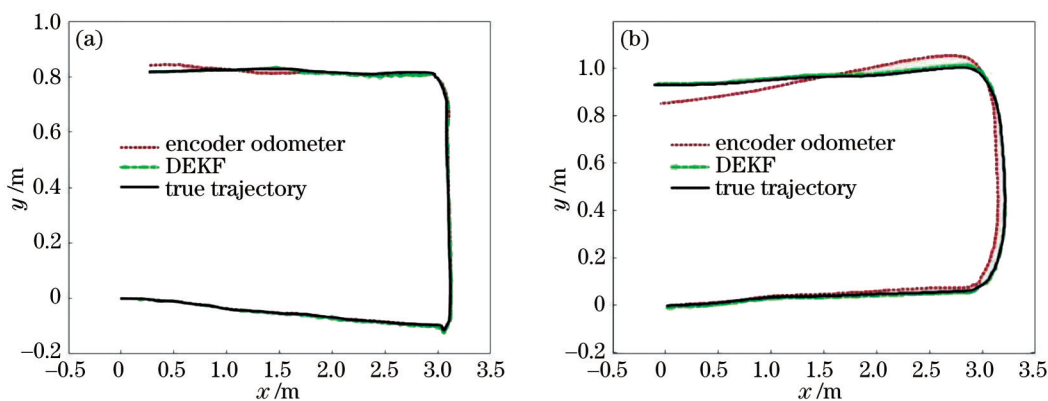


图 7 DEKF 融合算法、编码器里程计与实际轨迹比较。(a)无斜坡;(b)有斜坡

Fig. 7 Comparison of predicted trajectory between DEKF fusion algorithm, encoder odometer and actual trajectory.

(a) Without slope; (b) with slope

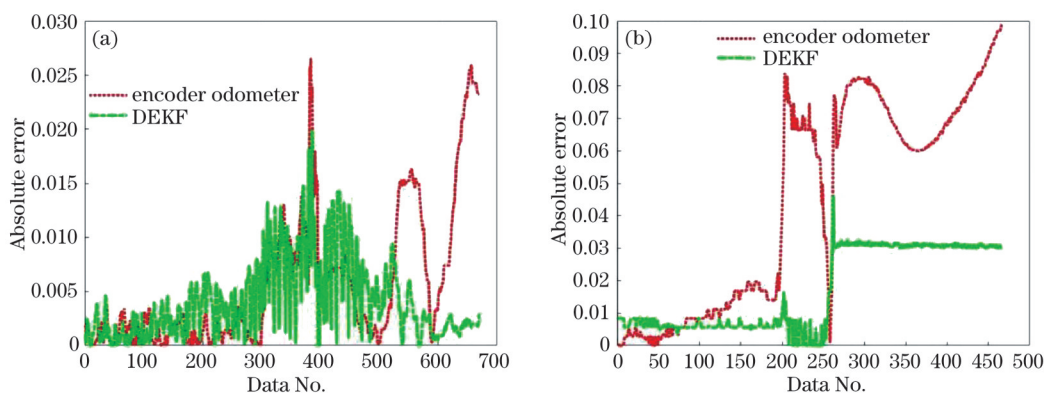


图 8 定位误差。(a)无斜坡;(b)有斜坡

Fig. 8 Location error. (a) Without slope; (b) with slope

从图 8 中可以看出:在无斜坡环境下,使用编码器里程计对无人驾驶轮椅定位可达到较高的定位精度,绝对误差均值为 0.00574 m,多传感器信息融合进一步提升了定位精度,绝对误差均值为 0.00404 m;在有斜坡环境下,单一编码器里程计的定位误差会随距离的增而变大,在行走大约 7 m 的情况下,编码器里程计误差最高达到 0.09893 m,

且具有继续增加的趋势。在使用多传感器融合后,定位精度有明显的提升,最大绝对误差小于 0.04613 m,绝对误差均值从 0.04428 m 降低为 0.01708 m。可见,使用所提多传感器融合优化定位可以有效提高无人驾驶轮椅在复杂条件下的定位精度。

## 4 结 论

为实现无人驾驶轮椅的精确空间定位,准确预测空间运动轨迹,采用激光雷达、IMU、双光电编码器轮式里程计 3 种传感器进行姿态获取,提出了差分扩展卡尔曼滤波的多传感器融合定位算法。该算法融合 3 种传感器信息,实现了空间定位优化,可对无人驾驶轮椅的运动位姿进行精确预测。通过搭建无人驾驶轮椅实验平台,并在两个实验场景中(无斜坡和有斜坡)对多传感器融合算法定位精度进行实验验证。实验结果表明,多传感器融合算法可以明显提升定位精度,绝对误差均值从 0.04428 m 降低为 0.01708 m。同时,所提多传感器融合算法对于其他电控差动轮式设备均具有可移植性。而且,经过改造后的无人驾驶轮椅定位精度达到了厘米级,可满足室内无人驾驶精度要求,具有优良的实际可行性。

### 参 考 文 献

- [1] Li P, Zhang Y Y. Global localization for indoor mobile robot based on binocular vision[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(4): 041503.  
李鹏, 张洋洋. 室内移动机器人双目视觉全局定位[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(4): 041503.
- [2] Yu J Y, Lu X S, Tian M Y, et al. Effect analysis of positioning model and boresight error analysis of airborne lidar bathymetry system[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2019, 48(6): 337-345.  
俞家勇, 卢秀山, 田茂义, 等. 机载激光雷达测深系统定位模型与视准轴误差影响分析[J]. *红外与激光工程*, 2019, 48(6): 337-345.
- [3] Bi J X, Wang Y J, Ning Y P, et al. Indoor range-based positioning method considering geometry optimization of BLE beacons[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2021, 50(2): 411-416.  
毕京学, 汪云甲, 宁一鹏, 等. 顾及 BLE 信标几何优化的室内测距定位方法[J]. *中国矿业大学学报*, 2021, 50(2): 411-416.
- [4] Zu S, Hu P P, Pan Q. Extraction method of artificial landmark center based on lidar echo intensity[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(8): 0810001.  
祖爽, 胡攀攀, 潘奇. 基于激光雷达回波强度的人工路标中心提取方法[J]. *中国激光*, 2020, 47(8): 0810001.
- [5] Xu K, Liu H L, Ma Z J, et al. A linear programming algorithm for indoor localization in wireless sensor networks[J]. *Journal of Hunan University (Natural Sciences)*, 2016, 43(8): 115-119.  
徐琨, 刘宏立, 马子骥, 等. 一种用于室内定位的线性规划算法[J]. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2016, 43(8): 115-119.
- [6] Li C, Yang D D, Song P, et al. Global-aware Siamese network for thermal infrared object tracking[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(6): 0615002.  
李畅, 杨德东, 宋鹏, 等. 基于全局感知孪生网络的红外目标跟踪[J]. *光学学报*, 2021, 41(6): 0615002.
- [7] Gao S, Bai L Z. Monocular camera-based three-point laser pointer ranging and pose estimation method[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(9): 0915001.  
高嵩, 白礼卓. 基于单目相机的三点式激光器测距及位姿估计方法研究[J]. *光学学报*, 2021, 41(9): 0915001.
- [8] Nemeč D, Šimák V, Janota A, et al. Precise localization of the mobile wheeled robot using sensor fusion of odometry, visual artificial landmarks and inertial sensors[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2019, 112: 168-177.
- [9] Wang J J, Xu L J, Fan Y Y, et al. A method for compensating platform attitude fluctuation for helicopter-borne LiDAR: performance and effectiveness[J]. *Measurement*, 2018, 125: 37-47.
- [10] Zhou B, Qian K, Ma X D, et al. Multi-sensor fusion for mobile robot indoor localization based on a set-membership estimator[J]. *Control Theory & Applications*, 2017, 34(4): 541-550.  
周波, 钱堃, 马旭东, 等. 基于集员估计的室内移动机器人多传感器融合定位[J]. *控制理论与应用*, 2017, 34(4): 541-550.
- [11] Wang L L, Liang L, Ma D, et al. Localization method of biped robot based on multi-sensor information fusion[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2018, 26(5): 629-634.  
王立玲, 梁亮, 马东, 等. 基于多传感器信息融合的双足机器人自主定位[J]. *中国惯性技术学报*, 2018, 26(5): 629-634.
- [12] Zhou R, Yuan X Z, Huang Y M. Wi-Fi-PDR fused indoor positioning based on Kalman filtering[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2016, 45(3): 399-404.  
周瑞, 袁兴中, 黄一鸣. 基于卡尔曼滤波的 Wi-Fi-PDR 融合室内定位[J]. *电子科技大学学报*, 2016, 45(3): 399-404.
- [13] Li X Z, Jia S M. 3D map building for mobile robot based on multi-sensor fusion aided SLAM[J].



- Transactions of Beijing Institute of Technology, 2015, 35(3): 262-267.
- 李秀智, 贾松敏. 基于多源融合式 SLAM 的机器人三维环境建模[J]. 北京理工大学学报, 2015, 35(3): 262-267.
- [14] Yi J G, Wang H P, Zhang J J, et al. Kinematic modeling and analysis of skid-steered mobile robots with applications to low-cost inertial-measurement-unit-based motion estimation[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2009, 25(5): 1087-1097.
- [15] Zong W P, Li G Y, Li M L, et al. A survey of laser scan matching methods[J]. Chinese Optics, 2018, 11(6): 914-930.
- 宗文鹏, 李广云, 李明磊, 等. 激光扫描匹配方法研究综述[J]. 中国光学, 2018, 11(6): 914-930.
- [16] Censi A. An ICP variant using a point-to-line metric [C]//2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 19-23, 2008, Pasadena, CA, USA. New York: IEEE Press, 2008: 19-25.
- [17] Jaimez M, Monroy J G, Gonzalez-Jimenez J. Planar odometry from a radial laser scanner. A range flow-based approach[C]//2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 16-21, 2016, Stockholm, Sweden. New York: IEEE Press, 2016: 4479-4485.
- [18] Xu G F, Zeng J C, Liu X X. Visual odometer based on optical flow method and feature matching[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 201501.
- 许广富, 曾继超, 刘锡祥. 融合光流法和特征匹配的视觉里程计[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(20): 201501.
- [19] Besl P J, McKay N D. Method for registration of 3-D shapes[J]. Proceedings of SPIE, 1992, 1611: 586-606.
- [20] Peng Z, Lü Y J, Qu C, et al. Accurate registration of 3D point clouds based on keypoint extraction and improved iterative closest point algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(6): 061002.
- 彭真, 吕远健, 渠超, 等. 基于关键点提取与优化迭代最近点的点云配准[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(6): 061002.
- [21] Chen W D, Liu Y L, Zhu Q G, et al. Fuzzy adaptive extended Kalman filter SLAM algorithm based on the improved wild geese PSO algorithm[J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(17): 170506.
- 陈卫东, 刘要龙, 朱奇光, 等. 基于改进雁群 PSO 算法的模糊自适应扩展卡尔曼滤波的 SLAM 算法[J]. 物理学报, 2013, 62(17): 170506.