

基于超宽带、里程计、RGB-D 融合的室内定位方法



王文博 黄璞 杨章静

南京审计大学信息工程学院 南京 211815

(yzj@nau.edu.cn)

摘要 针对单一 RGB-D 摄像头 SLAM 时,快速移动导致跟踪失败的问题,提出了一种基于 UWB、里程计和 RGB-D 融合的室内定位方法。该方法在 UWB 定位的基础上,利用里程计降低 UWB 固有的漂移误差。使用了加权平均的思想,仅消耗极少部分的计算资源就可以将各个传感器融合起来,提高了系统精度。实验结果表明,该方法可以将定位误差抑制在 10 cm 以内,将偏转角误差抑制在 1° 以内,彻底解决单一 RGB-D 摄像头 SLAM 时跟踪失败的问题。

关键词: 超宽带;里程计;室内定位;RGB-D;SLAM

中图分类号 TP242

Indoor Positioning Method Based on UWB Odometer and RGB-D Fusion

WANG Wen-bo, HUANG Pu and YANG Zhang-jing

School of Information Engineering, Nanjing Audit University, Nanjing 211815, China

Abstract Aiming at the problem of tracking failure caused by rapid movement of single RGB-D camera slam, an indoor location method based on UWB, odometer and RGB-D fusion is proposed. Based on the location of UWB, this method uses Odometer to reduce the inherent drift error of UWB. Using the idea of weighted average, only a small part of computing resources can be consumed to fuse the sensors and improve the accuracy of the system. Experimental results show that the method can suppress the location error within 10 cm and the deflection angle error within 1° . It can completely solve the problem of tracking failure when a single RGB-D camera slams.

Keywords Ultra Wideband, Odometer, Indoor-positioning, RGB-D, SLAM

1 引言

即时定位与地图构建 (Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)^[1], 技术可以让机器人感知所处的环境, 构建相应场景的地图, 对自身进行定位。高精度的定位可以提高地图建立的精度, 相应的高精度的地图也可以提高定位的精度, 因此 SLAM 技术的两大主要目标就是提高定位精度和提高建图精度。

从 20 世纪 80 年代 SLAM 被提出至今, 在近 40 年中, 传感器设备大幅度更新换代, 从早期的声纳, 发展到后来的单(多)线激光雷达, 再到近年来较火热的单目视觉、双目视觉、RGB-D(深度图像)、ToF(飞行时间测距)等各种传感器; SLAM 算法也从早期的基于滤波器的算法转向基于优化的算法; SLAM 方案也逐渐由单一传感器逐渐融入更多的辅助传感器。2007 年 Davison 开发的 MonoSLAM^[2] 单目视觉 SLAM 系统拉开了视觉 SLAM 的序幕。MonoSLAM 使用扩展卡尔曼滤波器跟踪稀疏特征, 可以在低速、小场景的环境下

工作, 但是系统存在固有不足, 很容易跟丢, 导致无法定位, 没有闭环检测, 在大场景中定位效果不理想。同年, Murray 和 Klein 开发了平行跟踪和地图构建算法 (Parallel Tracking and Mapping, PTAM)^[3]。创造性地将位姿估计和地图建立分离并发执行, 使地图的优化可以实时运行, 为后来的实时 SLAM 奠定了基础。2015 年, 在 PTAM 的基础上, Mur-Artal 提出的单目视觉 ORB-SLAM^[4] 引入了闭环检测的步骤, 后又添加了双目视觉和 RGB-D 摄像头的支持, 优异的性能和对多种摄像头的支持成为了当时最好的 SLAM 系统之一。2016 年 Mur-Artal 又对先前的 ORB-SLAM 进行了修改, 提出了 ORB-SLAM2^[5] 进一步优化回环检测, 使之可以更好地运用于大场景。上述方案都不能很好地解决高速运动下定位性能下降、跟丢目标导致定位失败的问题, 具有一定的局限性。

超宽带^[5-7] (Ultra WideBand, UWB) 是一种非正弦波窄脉冲通信技术, 具有大频谱带宽、发射功率低、抗干扰能力和穿透力强、截获率低等众多优势, 用于定位时定位精度较高, 尤其适用于室内定位场景; 然而超宽带定位具有漂移误差, 在有

本文已加入开放科学计划(OSID), 请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目: 国家自然科学基金(U1831127, 61772254, 61503195, 61603192); 物联网产业化与智能生产协同创新中心(闽江学院)基金(IIC1705); 江苏省高校“青蓝工程”优秀青年骨干教师培养对象

This work was supported by the National Natural Science Foundation(U1831127, 61772254, 61503195, 61603192), Program of Collaborative Innovation Center of IoT Industrialization and Intelligent Production (Minjiang University) (IIC1705) and Training Objects of Outstanding Young Backbone Teachers of “Blue Project” in Jiangsu Universities.

通信作者: 杨章静(yzj@nau.edu.cn)

遮挡的情况下尤为明显,对定位精度有影响很大。里程计是一种用来获取和估计物体位移的一类传感器的统称,例如轮式里程计,可以统计机器人每个轮子所转过的脉冲数,再由计算机的轮子直径即可得出机器人相对初始点的位移量;视觉里程计通过连续图像来估计机器人移动过的距离量,可以解决车轮与地面打滑时估算位移和实际位移产生偏差的问题;惯性里程计,利用惯性测量单元^[8](Inertial Measurement Unit, IMU),测得瞬时三轴的加速度,通过积分计算即可得到三轴的速度,再次积分即可得到三轴的位移量。但类似方案都不可避免地会产生累计误差,短时间内定位精度很高且不需要借助外围设备,系统设计较为简单,但不适用机器人需要较长时间较远距离运行的应用场景。各种传感器的固有局限性,导致任何单一传感器都很难完成在多场景下较高精度的定位。

针对上述情况,本文提出了一种4类传感器融合的方法,使用超宽带定位提供绝对坐标、使用惯性测量单元提供偏转角度、使用轮式里程计消除漂移误差、使用RGB-D进行建图,大大提高了室内定位精度。文中超宽带定位坐标使用到达时间定位法(Time of Arriva, TOA)^[9-10]计算得出,惯性里程计定位坐标利用加速度两次积分累加计算得出,轮式里程计定位坐标由麦克纳姆轮运动学方程计算得出,3个坐标线性组合得出最终坐标,在此基础上使用ORB-SLAM2进行RGB-D的视觉建图。实验结果表明,本文方法地面打滑、有遮挡物、长时间、长距离的场景下都能良好的运行,在提高系统精度、鲁棒性的同时,均能获得较好的定位效果。

2 超宽带、里程计、RGB-D定位算法的原理

2.1 定位超宽带算法原理

在超宽带定位过程中,采用3基站1标签的TOA法,通过测量标签信号到达3个基站的时间就可以计算出标签到3个基站的距离,以基站为圆心,距离为半径,3个圆必有一交点,交点坐标即为标签坐标,TOA定位原理如图1所示。

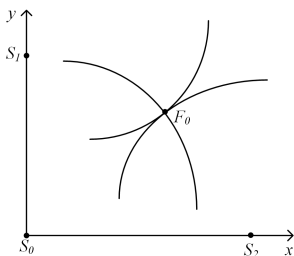


图1 TOA定位原理

Fig. 1 Positioning theory of TOA

已知3个基站点 $S_0(x_0, y_0)$, $S_1(x_1, y_1)$, $S_2(x_2, y_2)$, 设标签点 $F_0(X, Y)$, 列出方程组:

$$\begin{cases} \sqrt{(S_x - x_0)^2 + (S_y - y_0)^2} = V t_0 \\ \sqrt{(S_x - x_1)^2 + (S_y - y_1)^2} = V t_1 \\ \sqrt{(S_x - x_2)^2 + (S_y - y_2)^2} = V t_2 \end{cases} \quad (1)$$

其中, V 为光速, t_0, t_1, t_2 分别为到达3个基站的时间,可解得 $F_0(S_x, S_y)$ 的坐标。

2.2 里程计定位算法原理

里程计采用惯性里程计和轮式里程计,在惯性测量单元的定位过程中采用九轴惯性测量单元,融合陀螺仪、加速度计、磁力计求解姿态角和位移量^[11-12]。在轮式里程计的定位过程中采用编码器记录4个麦克纳姆轮所转过的脉冲数,结

合轮子的半径与麦克纳姆轮的运动学方程,推算出当前位置和偏转角度:

$$\begin{cases} V_1 = V_y - V_x + V_\theta(a+b) \\ V_2 = V_y + V_x - V_\theta(a+b) \\ V_3 = V_y - V_x - V_\theta(a+b) \\ V_4 = V_y + V_x + V_\theta(a+b) \end{cases} \quad (2)$$

其中, V_1, V_2, V_3, V_4 表示4个轮子的速度, V_x, V_y 表示机器人在 X, Y 方向上的线速度, V_θ 表示机器人自身旋转的角速度, a, b 为麦克纳姆轮4个轮子与地面接触点构成的矩形的长和宽,可解得 V_x, V_y, V_θ 。

默认情况下,在 Δt 时间内,机器人保持匀速,则有:

$$\Delta S = \begin{cases} \Delta x = \Delta t * V_x \\ \Delta y = \Delta t * V_y \\ \Delta \theta = \Delta t * V_\theta \end{cases} \quad (3)$$

其中, $\Delta x, \Delta y, \Delta \theta, \Delta S$ 为 Δt 时间内 X, Y 、旋转角和总位姿的变化量,累加 $0 \sim t$ 时间内所有 $\Delta x, \Delta y, \Delta \theta$ 的变化量,得到 $0 \sim t$ 时间内根据轮式里程计数据求得的位姿 $F'(S_x, S_y, \theta)$ 。

2.3 RGB-D定位算法原理

RGB-D定位采用ORB-SLAM2算法,ORB-SLAM2算法主要分为位置跟踪、局部地图优化和回环检测3个相对独立的部分,3个线程并行工作。算法的整体架构如图2所示,算法的完整介绍如文献^[13-14]。

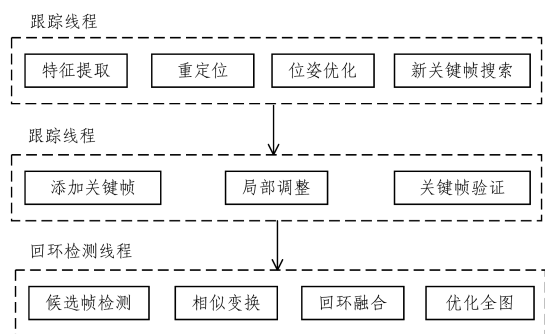


图2 ORB-SLAM2算法的整体架构

Fig. 2 Architecture of ORB-SLAM2 algorithm

2.4 超宽带、里程计、RGB-D特性分析

超宽带定位完全不含累计误差,可以在长时间内提供较为精准的位置信息,实时性高,但定位坐标容易产生漂移;惯性里程计环境适应能力很强,能提供不含累计误差的旋转角数据,实时性高,但有随时间正相关的累计误差,长时间不可信;轮式里程计在不打滑的情况下,实时性较高,短时间内精度高,但长时间不可信;RGB-D本质上是借助ORB-SLAM2算法定位,具有较高的定位精度和场景适应能力,但受制于摄像头帧率和计算能力,实时性相对较低,且仍具有一定的累计误差,快速移动时定位能力下降,甚至特征跟踪失败,无法定位。各种定位方案的优劣如表1所列。

表1 各种定位方案的优劣

Table 1 Advantages and disadvantages of various positioning methods

	UWB	IMU	ODOM	RGB-D
实时性	高	高	高	低
抗干扰性	中	高	高	高
定位精度	中	低	高	高
累计误差	无	高	高	低
旋转角	低	高	中	高

结合超宽带无累计误差、惯性里程计旋转角精度高、轮式里程计短时间平移精度高、ORB-SLAM2 抗干扰性强的特点, 本文设计了一种基于超宽带、里程计、RGB-D 融合的室内定位方法。

3 超宽带、里程计、RGB-D 位置融合

3.1 惯性/轮式里程计数据融合

里程计的数据融合分为姿态角融合和位移量融合。在姿态角的融合过程中, 使用四元数的三角表示:

$$\vec{q} = (q_0 + q_1 \vec{i} + q_2 \vec{j} + q_3 \vec{k}) = \cos \frac{\theta}{2} + \vec{u} \sin \frac{\theta}{2} \quad (4)$$

其中, q_0, q_1, q_2, q_3 为实数, $\vec{i}, \vec{j}, \vec{k}$ 为 X, Y, Z 轴的单位向量, \vec{u} 为旋转轴和旋转方向, θ 为旋转角度。对式(4)求导得:

$$\frac{d\vec{q}}{dt} = -\frac{1}{2} \sin \frac{\theta}{2} \frac{d\theta}{dt} \vec{u} + \frac{d\vec{u}}{dt} \sin \frac{\theta}{2} + \vec{u} \frac{1}{2} \cos \frac{\theta}{2} \frac{d\theta}{dt} \quad (5)$$

令 $\vec{\omega}_E$ 为世界坐标系下的角速度值, $\vec{\omega}_R$ 为机器人坐标系下的

角速度, $\frac{d\theta}{dt} = \vec{\omega}_E$, 因为 $\frac{d\vec{u}}{dt} = 0$, 所以式(5)可简化为:

$$\frac{d\vec{q}}{dt} = \frac{1}{2} \vec{q} \otimes \vec{\omega}_R \quad (6)$$

由于 $\vec{\omega}_R = \omega_x \vec{i} + \omega_y \vec{j} + \omega_z \vec{k}$, 其中, $\omega_x, \omega_y, \omega_z$ 为传感器直接获取, 带入式(6), 得:

$$\frac{d\vec{q}}{dt} = \frac{1}{2} (q_0 + q_1 \vec{i} + q_2 \vec{j} + q_3 \vec{k}) \otimes (\omega_x \vec{i} + \omega_y \vec{j} + \omega_z \vec{k}) \quad (7)$$

根据四元数乘法规则, 令另一四元数 $\vec{p} = (p_0 + p_1 \vec{i} + p_2$

$$\begin{bmatrix} \cos \alpha \cos \gamma & \sin \beta \sin \alpha \cos \gamma - \cos \beta \sin \gamma & \cos \beta \sin \alpha \cos \gamma + \sin \beta \sin \gamma \\ \cos \alpha \sin \gamma & \sin \beta \sin \alpha \sin \gamma + \cos \beta \cos \gamma & \cos \beta \sin \alpha \sin \gamma - \sin \beta \cos \gamma \\ -\sin \alpha & \sin \beta \cos \alpha & \cos \beta \cos \alpha \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中, α, β, γ 分别为绕笛卡尔坐标系下 Z, Y, X 轴的旋转角度。

由式(11)、式(12)恒等, 可解得欧拉角为:

$$\begin{cases} \alpha = -\arcsin(2q_1q_3 - 2q_0q_2) \\ \beta = \arctan[2(q_2q_3 + q_0q_1)/(q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2)] \\ \gamma = \arctan[2(q_1q_2 + q_0q_3)/(q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2)] \end{cases} \quad (13)$$

根据传感器的安装姿态即可求得垂直于大地的姿态角 θ 。

在位移量融合过程中, 首先根据惯性里程计求解位移。

使用 x, y 轴加速度 a_x, a_y 对加速度进行积分, 即可得到 t_0 到 t_1 时间内的速度:

$$\begin{cases} V_x = \int_{t_0}^{t_1} a_x dt \\ V_y = \int_{t_0}^{t_1} a_y dt \end{cases} \quad (14)$$

使用 x, y 轴速度 V_x, V_y , 对速度再次积分, 即得到 t_0 到 t_1

时间内的位移量 S_x, S_y :

$$\begin{cases} S_x = \int_{t_0}^{t_1} (\int_{t_0}^{t_1} a_x dt) dt \\ S_y = \int_{t_0}^{t_1} (\int_{t_0}^{t_1} a_y dt) dt \end{cases} \quad (15)$$

在计算积分值时, 由于采样信号离散, 通过离散数据求解积分, 有限的采样频率使积分时矩形面积不完全等于曲线下的全部面积, 产生了一定的误差, 在速度变化越快时误差越明

$\vec{j} + p_3 \vec{k}$), 则 $\vec{p} \otimes \vec{q}$ 得:

$$\begin{aligned} \vec{p} \otimes \vec{q} = & (p_0q_0 - p_1q_1 - p_2q_2 - p_3q_3) + (p_0q_1 + p_1q_0 + \\ & p_2q_3 - p_3q_2) \vec{i} + (p_0q_2 + p_2q_0 + p_3q_1 - p_1q_3) \vec{j} + \\ & (p_0q_3 + p_3q_0 + p_1q_2 - p_2q_1) \vec{k} \end{aligned} \quad (8)$$

因此可得:

$$\frac{d\vec{q}}{dt} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & -\omega_x & -\omega_y & -\omega_z \\ \omega_x & 0 & \omega_z & -\omega_y \\ \omega_y & -\omega_z & 0 & \omega_x \\ \omega_z & \omega_y & -\omega_x & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix} \quad (9)$$

通过毕卡法, 求解微分方程得:

$$\begin{cases} q_0 = q_0^0 + \frac{1}{2} \Delta t (-\omega_x q_1^0 - \omega_y q_2^0 - \omega_z q_3^0) \\ q_1 = q_1^0 + \Delta t (\omega_x q_0^0 - \omega_y q_3^0 + \omega_z q_2^0) \\ q_2 = q_2^0 + \Delta t (\omega_x q_3^0 + \omega_y q_0^0 - \omega_z q_1^0) \\ q_3 = q_3^0 + \Delta t (-\omega_x q_2^0 + \omega_y q_1^0 - \omega_z q_0^0) \end{cases} \quad (10)$$

其中, $q_0^0, q_1^0, q_2^0, q_3^0$ 分别为上一时刻的四元数的值, 假定初始四元数 $q_1 = 0, q_2 = 0, q_3 = 0, q_4 = 0$, 通过不断从传感器获取 $\omega_x, \omega_y, \omega_z$, 即可得到机器人实时的姿态角。由于陀螺仪固有的缺点, 其具有随时间漂移的特性, 因此单纯由陀螺仪得出的姿态角随时间漂移也会漂移。为解决漂移问题, 使用 mahony 法^[15] 利用加速度计和地磁数据进行修正。

由四元数法, 可得大地坐标和机器人坐标的旋转矩阵为:

$$A = \begin{bmatrix} 1 - 2q_2^2 - 2q_3^2 & 2q_1q_2 - 2q_0q_3 & 2q_1q_3 + 2q_0q_2 \\ 2q_1q_2 + 2q_0q_3 & 1 - 2q_1^2 - 2q_3^2 & 2q_2q_3 - 2q_0q_1 \\ 2q_1q_3 - 2q_0q_2 & 2q_2q_3 + 2q_0q_1 & 1 - 2q_1^2 - 2q_2^2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

还可表示为:

显。积分误差产生的原因如图 3 所示。

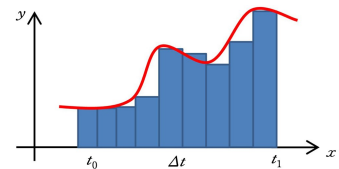


图 3 积分误差产生的原因
Fig. 3 Cause of integral error

为了尽可能修正误差, 将矩形面积拆解为矩形和三角形面积, 从而在有限采样频率下获得精度较高的 S_x, S_y , 如图 4 所示。

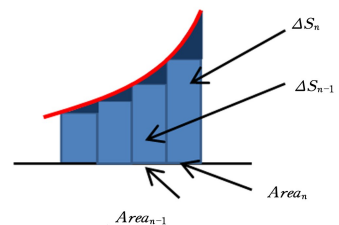


图 4 误差修正
Fig. 4 Error correction

$$Area_n = \Delta S_n + \frac{\Delta S_n - \Delta S_{n-1}}{2} \times \Delta t \quad (16)$$

根据式(16),对式(15)进行优化,得到根据惯性里程计数据融合求得的位姿 $F''(S_x, S_y, \theta)$;再根据轮式里程计求得位姿 $F'(S_x, S_y, \theta)$ 。

在 x, y 方向的位移上,一次积分得出的位移量(轮式里程计得出的位移量 S_x, S_y)的误差更小,在 θ 角的偏移量上,由惯性里程计得出的姿态角 θ 误差更小。为了减弱轮子打滑、惯性里程计漂移等误差的影响,将惯性/轮式里程计数据线性加权得到惯性/轮式里程计姿态角和速度的融合数据。

$$F_{odometer} = F' \begin{bmatrix} 0.9 \\ 0.9 \\ 0.1 \end{bmatrix} + F'' \begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.1 \\ 0.9 \end{bmatrix} \quad (17)$$

3.2 超宽带、里程计的数据融合

超宽带传感器的位置数据具有绝对精度,但漂移误差不可避免,在有遮挡的情况下,这种误差更明显,里程计的位置数据在短时间内具有较高的精度,但长时间下具有较高的累计误差。因此,在较短时间内里程计的位置数据具有更高的可信度;在较长时间内超宽带的位置数据具有更高的可信度。超宽带、里程计的位置数据的融合采用线性方式,在 x, y 方向上对超宽带定位和里程计定位得出的 $t-1$ 时刻的位置数据加权平均,再加上 t 时刻里程计的位移量得到当前时刻的位置数据。

$$F'_{o+u} = K \times F'_{odometer} + (1-K) \times F'_{uwb} + \Delta S'_n \quad (18)$$

其中, K 为加权系数, F'_{uwb} 中的姿态角数据直接保留里程计的姿态角数据 θ 。

3.3 超宽带、里程计、RGB-D的数据融合

将超宽带、里程计数据融合结果 F'_{o+u} 与ORB-SLAM2的位置数据再进行融合,采用非线性方式,将ORB-SLAM2算法得出的位置坐标转换到上一步的合成结果的坐标系后,组合系统的测量方程为:

$$X_k = F X_{k-1} + W_{k-1} \quad (19)$$

$$\text{其中, } F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, X_k = \begin{bmatrix} S_x \\ S_y \\ V_x \\ V_y \end{bmatrix}, W_{k-1} = \begin{bmatrix} \frac{t^2}{2} a_{k-1}^x \\ \frac{t^2}{2} a_{k-1}^y \\ t a_{k-1}^x \\ t a_{k-1}^y \end{bmatrix}。 \text{使}$$

用扩展卡尔曼滤波器^[16]对结果进行优化,最终得到组合系统的位置信息。

4 实验与分析

4.1 实验数据的构建

本实验主要为ORB-SLAM2提供一个可靠的绝对位姿,解决ORB-SLAM2高速运动的跟丢问题,因此构建数据集,先验证超宽带、里程计初步融合的轨迹与真实轨迹的偏差,再通过组合系统测量方程将融合数据与ORB-SLAM2的位置数据再融合,验证融合系统最终轨迹与真实轨迹的偏差。

机器人运行的真实轨迹,从原点出发沿逆时针方向经过一个长为2m、宽为1m的矩形4边并回到原点,机器人在边上以20cm/s的速度匀速运行,在每个顶点以 $9^\circ/s$ 逆时针旋转 90° ,真实运动轨迹如图5所示。

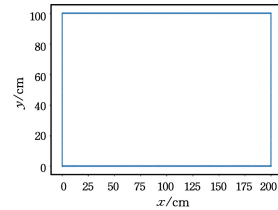


图5 真实运行轨迹

Fig. 5 Real trajectory

超宽带数据的漂移误差符合高斯分布,分布均值为0,标准差为3,测量误差符合高斯分布,分布均值为0,标准差为0.286;里程计数据的累计误差随时间正相关,静止时无累计误差,运动时每个采样周期在 x, y 方向分别产生0.02m与时间正相关的累计误差;测量误差符合高斯分布,分布均值为0,标准差为0.286;加权系数 K 的取值范围是(0,1);超宽带和里程计采样频率同为100Hz。

4.2 实验结果分析

图6—图9显示的分别是单一超宽带、单一里程计、初步融合的运行轨迹和融合系统的最终轨迹,从图中可以看出超宽带定位的轨迹跳动较大,轨迹边缘十分粗糙,最大误差超过10cm;单一里程计定位轨迹边缘平滑,跳动较小,前半段轨迹与真实轨迹较为接近,后半段轨迹误差变大,最终没有回到出发点;初步系统定位轨迹较为平滑,成功回到出发点,并且相比单一超宽带轨迹跳动明显减少。融合系统最终轨迹与初步融合轨迹类似,但轨迹边缘更为平滑,跳动更小。

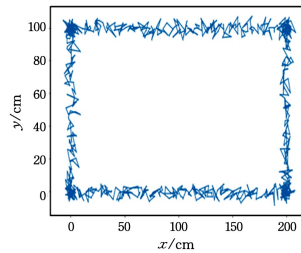


图6 单一超宽带轨迹

Fig. 6 Trajectory of UWB

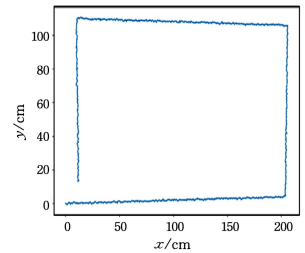


图7 单一里程计轨迹

Fig. 7 Trajectory of ODOM

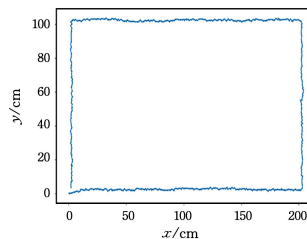


图8 初步融合轨迹

Fig. 8 Preliminary fusion trajectory

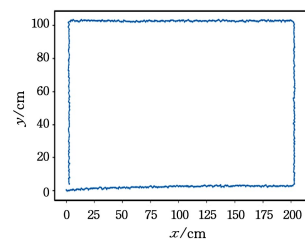


图9 融合系统最终轨迹

Fig. 9 Fusion trajectory

表2列出了融合系统 K 取0.9时在 X 方向、 Y 方向和自身姿态角 θ 的误差统计。 K 的取值与融合系统均方差如图10所示, K 的取值与融合系统的最大误差如图11所示。

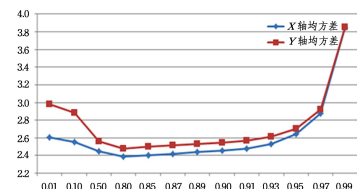
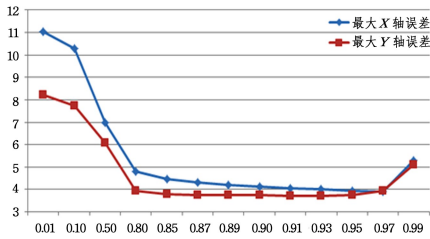


图10 K 的取值与融合系统的均方差

Fig. 10 Value of K and mean square error of fusion system

图 11 K 的取值与融合系统最大误差Fig. 11 Value of K and maximum error of fusion system

实验过程中,随着参数 K 的增大,融合系统的均方差先缓慢下降,趋近于 1 时又快速上升;最大误差先快速下降,趋近于 1 时又有小幅度上升。从该方法的定位原理 $F_{o+u}^i = K \times F_{odometer}^{-1} + (1-K) \times F_{acb}^{-1} + \Delta S_n^i$ 中不难发现,当 K 趋近于 1 时 F_{acb}^{-1} 的系数趋近于 0,本文算法逐渐退化成单一里程计算法;当 K 趋近于 0 时, $F_{odometer}^{-1}$ 的系数趋近于 0,本文算法退化为单一超宽带定位算法。考虑到超宽带定位在长时间都具有绝对位置,里程计定位在短时间有高于超宽带的定位精度,因此在 K 取 0.9 时可以较好地结合两种传感器的优势,此时最大误差和均方差都能达到较好的效果。

表 2 误差统计

Table 2 Error statistics

误差类别	技术指标	定位方式		
		里程计定位	超宽带定位	融合系统
X 方向(M)	均方差	0.074	0.029	0.025
	最大误差	0.121	0.099	0.040
Y 方向(M)	均方差	0.073	0.031	0.025
	最大误差	0.124	0.107	0.036
姿态角 $\theta/(\circ)$	均方差	0.294	—	0.283
	最大误差	0.838	—	0.815

结束语 本文提出了一种超宽带、里程计、RGB-D 融合的定位方法,该方法可为 ORB-SLAM2 提供一个可靠的绝对位姿,在摄像头跟丢时,通过超宽带、里程计提供位姿信息使 ORB-SLAM2 继续完成定位。实验验证了本文方法的定位精度能达到亚分米级、偏转角误差抑制在 1° 内,是一种有效的定位方法。

参考文献

- [1] LIU P F, WANG J. A mobile robot positioning technology based on robust EKF [J]. Computer Science, 2017, 44(S1): 115-118.
- [2] DAVISON A J, REID I D, MOLTON N D. MonoSLAM: Real-time single camera SLAM [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(6): 1052-1067.
- [3] KLEIN G, MURRAY D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces [C] // Proceedings of 6th IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented reality Proceedings. Nara: IEEE, 2007: 225-234.
- [4] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDOS J D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5): 1147-1163.
- [5] MUR-ARTAL R, TARDOS J D. ORB-SLAM2: An open-source

SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33(5): 1255-1262.

- [6] ANGELIS G D, MOSCHITTA A, CARBONE P. Positioning techniques in indoor environments based on stochastic modeling of UWB round-trip-time measurements [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(8): 2272-2281.
- [7] ALARIFI A, ALSALMAN A M, ALSALEH M, et al. Ultra wideband indoor positioning technologies: analysis and recent advances [J]. Sensors, 2016, 16(5): 1-36.
- [8] XU C, HE J, ZHANG X T, et al. IMU/toa integrated human motion tracking performance evaluation method [J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(8): 1748-1754.
- [9] GAO S, ZHANG S, WANG G, et al. Robust second-order cone relaxation for TW-TOA-based localization with clock imperfection [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(8): 1047-1051.
- [10] OGUZ-EKIM P, GOMES J, OLIVEIRA P, et al. TW-TOA based cooperative sensor network localization with unknown turn-around time [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013: 6416-6420.
- [11] WANG Z H, LIANG D T, LIANG D, et al. Slam method based on Inertial/magnetic sensor and monocular vision fusion [J]. Robot, 2018, 40(6): 933-941.
- [12] YU Y F, ZHAO H J, CUI J S, et al. Monocular vision positioning of intelligent vehicle based on road structure characteristics [J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(5): 725-734.
- [13] SHEN Y F, ZHANG X H, ZHU F. Autonomous navigation performance evaluation of orb-slam2 vehicle binocular vision [J]. Journal of Navigation and Positioning, 2018, 6(2): 29-35.
- [14] ZHANG H J, FANG Z J, YANG G L. Rgb-d visual odometer based on line feature in dynamic environment [J]. Robot, 2019, 41(1): 75-82.
- [15] TIAN H L, SUN Y Q, LIU H P. 3D motion trajectory recovery based on improved Mahony complementary filtering algorithm [J]. Sensors and Microsystems, 2018, 37(12): 118-121.
- [16] FENG S J, XU Z Y, SHI M Q. Research on Attitude Algorithm Based on Improved Extended Caiman Filter [J]. Computer Science, 2017, 44(9): 227-229.



WANG Wen-bo, born in 1995, postgraduate, is a member of China Computer Federation. His main research interests include machine learning and so on.



YANG Zhang-jing, born in 1979, Ph.D., associate professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include artificial intelligence and so on.