

一种基于 VINS/FINS 组合导航方法

袁 珊, 万 游, 孟佳杰, 汪雨婷, 钱伟行, 古翠红

(南京师范大学南瑞电气与自动化学院, 江苏 南京 210023)

[摘要] 针对视觉惯性组合导航系统中微惯性器件精度偏低, 以及足部惯性导航系统航向角误差可观测性差的问题, 研究了一种基于上述两种系统的信息双向融合的导航定位方案. 该方法的系统结构由安装于双足步行机器人躯干部分的惯性导航系统和安装于其足部惯性导航系统两部分组成. 惯性导航系统通过视觉同时定位与地图构建数据融合方法可以获得相对准确的航向角, 足部惯性导航系统利用零速修正后的位置信息实时修正惯性导航系统中的低精度惯性器件误差, 从而构建视觉与惯性信息双向融合的组合导航系统结构. 实验结果表明, 该组合导航方案可以有效提高双足步行机器人的航向精度和定位精度.

[关键词] 组合导航, 双足步行机器人, 视觉惯性导航系统, 零速修正, 信息双向融合

[中图分类号] TP391.41 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2021)03-0042-07

An Integrated Navigation Method Based on VINS/FINS

Yuan Shan, Wan You, Meng Jiajie, Wang Yuting, Qian Weixing, Gu Cuihong

(NARI School of Electrical and Automation Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

Abstract: Aiming at the problems of low accuracy of micro inertial devices in vision/inertial integrated navigation system (VINS) and poor observability of course angle error of foot inertial navigation system (FINS), a navigation and positioning scheme based on the above two systems is studied. The system structure of this method is composed of two parts: the VINS navigation system installed on the trunk of the biped walking robot and the fins navigation system installed on the foot of the biped robot. VINS can obtain relatively accurate heading angle through visual slam data fusion method. FINS uses the position information after zero speed correction to correct the error of low precision inertial devices in VINS in real time, so as to construct the integrated navigation system structure of bidirectional fusion of vision and inertial information. The experimental results show that the integrated navigation scheme can effectively improve the navigation and positioning accuracy of biped walking robot indoor environment.

Key words: integrated navigation, biped walking robot, visual-inertial navigation system, zero-velocity update, information bidirectional fusion

近年来,随着智能型机器人技术的快速发展,自主式移动机器人在各行各业逐渐显现出自己的作用和优势. 按移动方式进行划分,机器人可分为双足步行机器人、轮式移动机器人和履带式移动机器人等. 与其他种类移动机器人相比,双足步行机器人与支撑点的接触是非连续的,是目前的研究热点之一^[1]. 但是要想普及双足步行机器人仍有许多问题需要解决,环境感知与导航定位问题尤为重要.

同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)在机器人导航定位领域有着举足轻重的作用^[2]. 视觉传感器以较高的分辨率和相对较快的速度感知丰富的外部环境信息,但也存在着对运动变化敏感等问题,而惯性传感器(inertial measurement unit, IMU)可以提供高频率的精确运动信息,弥补视觉跟踪运动模糊的问题^[3]. 当前研究的视觉惯性导航系统(visual-inertial navigation system, VINS)多使用集成度高的低精度 IMU,其加速度计和陀螺仪的零偏较大,器件误差会对组合导航系统的定位精度造成影响^[4].

基于 MEMS 的足部惯性导航系统(foot inertial navigation system, FINS)因为其成本低,体积小,重量轻

收稿日期:2021-03-11.

通讯作者:钱伟行,博士,副教授,研究方向:多传感器组合导航与定位. E-mail:61192@njnu.edu.cn.

且功耗低的特点,已成为行人导航定位领域的研究热点^[5]。双足步行机器人的外表酷似人体的结构和形态^[6],因此也多采用足部惯性导航方式,其主要思路是通过对微惯性导航系统进行零速修正或航位推算的方式实现导航定位。通过对系统误差状态量的可观测性分析发现,微惯性足部导航方式的航向角误差的可观测性弱,卡尔曼滤波器将估计其航向角误差。因此,足部航向角误差将逐步积累,而无法通过零速修正的方式对航向角进行修正。

针对以上问题,本文研究了一种基于信息双向融合的 VINS/FINS 多传感器组合导航方法。将视觉传感器和消费级惯性测量组件安装于机器人躯干部分,另一套精度较高的惯性测量组件安装于机器人足部,利用足部 FINS 系统零速修正后的位置信息实时修正躯干 VINS 系统中的低精度惯性器件误差,同时躯干 VINS 系统可以获得相对准确的航向角。基于以上特性构建信息双向融合的组合导航系统结构,提高双足步行机器人的航向精度和导航定位精度。

1 组合导航定位方案及系统结构设计

本文提出的导航方案如图 1 所示。

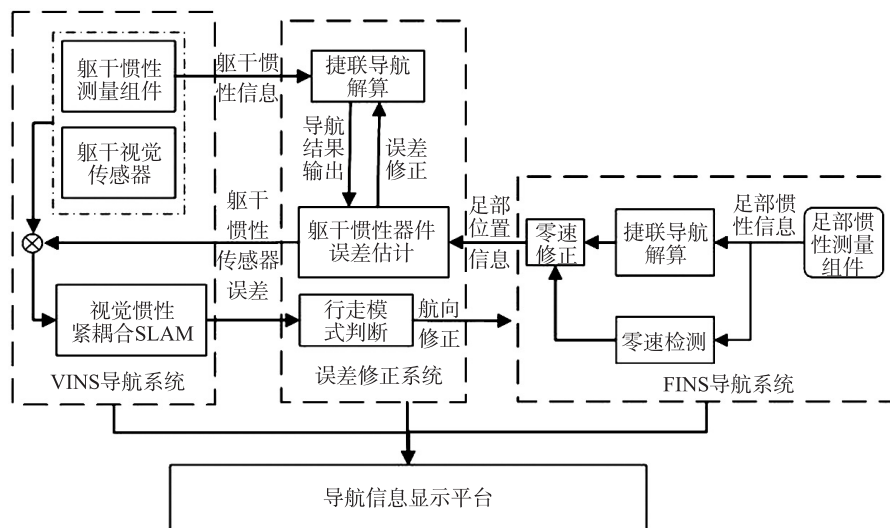


图 1 基于 VINS 和 FINS 相互辅助的定位系统工作流程图

Fig. 1 The principle chart of positioning system based on VINS and FINS

图 1 左边部分为 VINS 导航系统,由安装于躯干的惯性测量组件和视觉传感器分别采集惯性信息和视觉图像信息。对图像特征点进行特征提取与匹配,之后进行位姿估计,利用相邻的地图点,寻找更多能够成果匹配的特征点,并选取关键帧完成地图构建,系统使用基于流形的 IMU 预积分思想进行惯性数据预处理,以解决两种传感器数据输出频率不一致的问题,从而完成视觉信息和惯性信息的紧耦合。图 1 右侧部分为 FINS 导航系统,通过步态相位检测对机器人足部导航系统进行间断性的零速误差修正。中间部分为误差修正系统,以躯干惯性信息误差方程作为状态变量,其状态量与足部惯导系统相同,前行过程中系统输出位置信息时,将 FINS 系统解算的位置信息作为基准,建立卡尔曼滤波器,此时 VINS 中惯性信息捷联解算得到的位置与 FINS 位置信息的差值即为位置误差观测量;根据躯干 VINS 系统提供的图像信息和惯导信息判断双足步行机器人的行走方式,当判断为直线行走方式时,使用 VINS 系统中精度较高的航向角替代 FINS 中的低精度航向角。利用 VINS/FINS 导航系统不同的误差发散特性进行信息交互,完成导航信息双向融合,同步修正系统误差,提高双足步行机器人的导航定位与航向精度。

2 导航机理分析

2.1 基于紧耦合优化的 VINS 导航机理

纯视觉 SLAM 方案在工作过程中,通常采用匀速运动模型预测当前帧位姿。当相机运动比较缓慢时,该模型算法有效,但是视觉范围内出现快速运动的物体或相机突然抖动,可能会导致跟踪失败^[6]。初始化是保证导航系统正常运行的重要前提,视觉和惯性信息的紧耦合优化是将视觉传感器对状态的约束量与

IMU 对状态的约束量来进行联合优化来估计机器人位姿^[7]. 不同于松耦合方式的是将 IMU 和相机分别对自身运动估计后再进行融合. 而紧耦合方法通过将视觉约束和 IMU 约束联立进行非线性优化, 更能达到传感器之间的优势互补的目的^[8]. IMU 可以为单目视觉提供尺度信息, 视觉位姿可以矫正 IMU 的漂移问题. 本文采用的视觉惯性信息紧耦合优化方案框架如图 2 所示.

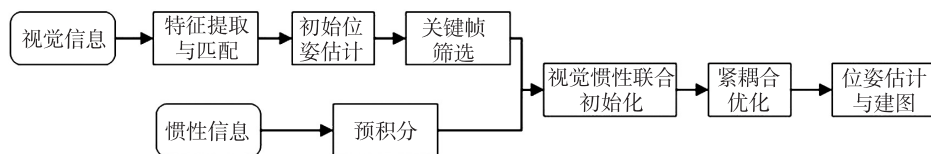


图 2 视觉惯性紧耦合方案框架

Fig. 2 Visual/inertial tight coupling scheme framework

采集视觉传感器图像信息, 提取具有方向信息的多尺度 FAST 特征点, 并使用 32 字节的 BRIEF 作为描述符, 前后帧图像中的特征点进行快速匹配, 通过匹配特征点满足的极线约束关系建立前后帧图像几何关系, 从而实时获取相机初始位姿信息. 惯性测量组件提供角速度和加速度的离散时间样本, 其测量频率通常远高于视觉测量频率, IMU 预积分的目的在于将相邻两个视觉关键帧间的 IMU 测量值进行统一积分得到运动状态的相对增量, 避免因为之前状态量的变化引起的重复积分问题. IMU 预积分理论建立在欧拉积分基础上^[9-10], 记 i 时刻和 j 时刻相邻两帧 IMU 观测数据的时间间隔为 Δt , 并定义相对旋转增量 ΔR_{ij} 、相对速度增量 Δv_{ij} 和相对位置增量 Δp_{ij} , 由加速度测量数据 a_B 和角速度测量数据 w_B 计算得到的预积分项如下:

$$\begin{cases} \Delta R_{ij} = \prod_{k=i}^{j-1} \exp((w_B^k - b_g^k - \eta_g^k) \Delta t), \\ \Delta v_{ij} = G_w \Delta t_{ij} + \sum_{k=i}^{j-1} R_{w_B}^k (a_B^k - b_a^k - \eta_a^k) \Delta t, \\ \Delta p_{ij} = \sum_{k=i}^{j-1} \left[v_{w_B}^k \Delta t + \frac{1}{2} G_w \Delta t^2 + \frac{1}{2} R_{w_B}^k (a_B^k - b_a^k - \eta_a^k) \Delta t^2 \right]. \end{cases} \quad (1)$$

式中, 下标 a 和 g 分别表示 IMU 中的加速度计和陀螺仪, b_g 和 b_a 分别为两个传感器的零偏, η_a 和 η_g 为测量高斯白噪声. 上标 k 表示当前时刻, G_w 表示世界坐标系下的重力矢量, R_{w_B} 表示 IMU 系到世界坐标系的旋转矩阵的转置.

通过控制局部地图规模大小来控制非线性优化的计算量, 定义视觉惯性紧耦合优化方案中的各误差代价函数, 主要分为 3 部分误差: 视觉重投影误差、预积分误差和由于滑动窗口产生的先验信息. 通过最小化各测量误差马氏距离的平方和可以得到系统的最优估计:

$$\chi^* = \underset{\chi}{\operatorname{argmin}} \left\{ (b_p - \Lambda_p \chi) + \sum_{k \in \Gamma} \| e_r(\hat{z}_{B_{k+1}}^{B_k}, \chi) \|^2 P_{B_{k+1}}^{B_k} + \sum_{(i,j) \in C} \| e_c(\hat{z}_{ij}^{C_j}, \chi) \|^2 P_l^{C_j} \right\}. \quad (2)$$

式中, Λ_p 为边缘化得到的最优估计, Γ 为 IMU 测量数据的集合, C 为窗口内多次被观测的路标点集合, 其对应的残差被定义为 $e_r(\hat{z}_{B_{k+1}}^{B_k}, \chi)$ 和 $e_c(\hat{z}_{ij}^{C_j}, \chi)$, $P_{B_{k+1}}^{B_k}$ 和 $P_l^{C_j}$ 分别为 IMU 预积分和视觉观测的噪声协方差.

2.2 基于零速修正的 VINS 导航机理

基于惯性测量组件足部安装方式的双足步行机器人导航系统, 以捷联惯性导航为主提供导航信息, 通过机器人足部运动信息进行零速检测触发基于卡尔曼滤波的零速修正, 补偿导航系统误差, 并通过四元数算法提供机器人行进过程中的姿态信息^[11-12]. 机器人处于不同步态时, 系统通过足部加速度计和陀螺仪的输出, 设计相应的阈值, 对机器人足部运动进行零速检测.

零速检测算法由以下 4 个条件组成, C_1 、 C_2 、 C_3 和 C_4 分别是根据加速度计的矢量和、加速度计 Z 轴的值、陀螺仪的矢量和和陀螺仪 Y 轴的值来判断是否满足零速的条件. $C_1 = 1$ 表示满足该条零速检测的条件, $C_1 = 0$ 表示不满足该条零速检测的条件, C_2 、 C_3 和 C_4 类似. 对于每个时刻的 IMU 信息, 零速检测条件为 $C_1 \& C_2 \& C_3 \& C_4$, 即 4 个逻辑条件必须同时满足, 才能判断足部是静止的.

$$C_1 = \begin{cases} 1, & th_{amin} < |a_i| < th_{amax}, \\ 0, & |a_i| \geq th_{amin} \text{ 或 } |a_i| \leq th_{amax}. \end{cases} \quad (3)$$

$$C_2 = \begin{cases} 1, & th_{aZmin} < |a_{Zi}| < th_{aZmax}, \\ 0, & |a_{Zi}| \leq th_{aZmin} \text{ 或 } |a_{Zi}| \geq th_{aZmax}. \end{cases} \quad (4)$$

$$C_3 = \begin{cases} 1, & |w_i| < th_{wmax}, \\ 0, & |w_i| \geq th_{wmax}. \end{cases} \quad (5)$$

$$C_4 = \begin{cases} 1, & |w_{Yi}| < th_{wYmax}, \\ 0, & |w_{Yi}| \geq th_{wYmax}. \end{cases} \quad (6)$$

式(3)~(6)中, $|a_i| = (a_{Xi}^2 + a_{Yi}^2 + a_{Zi}^2)^{0.5}$, $|a_{Xi}|$ 、 $|a_{Yi}|$ 和 $|a_{Zi}|$ 分别表示加速度计三轴的加速度值, $|w_i| = (w_{Xi}^2 + w_{Yi}^2 + w_{Zi}^2)^{0.5}$, $|w_{Xi}|$ 、 $|w_{Yi}|$ 和 $|w_{Zi}|$ 分别表示陀螺仪三轴角速度值. th_{aZmax} 和 th_{aZmin} 为加速度计变量和阈值, th_{wmax} 和 th_{wmin} 为陀螺仪角速度变量和阈值. 阈值的大小在不同的步态下可以调整以适应不同的步态类型. 在通过上述条件检测到机器人足部运动的零速区间后, 基于捷联式惯性导航误差状态方程建立扩展卡尔曼滤波器, 触发卡尔曼滤波器进行惯导系统的误差估计与修正.

2.3 VINS/FINS 信息双向融合导航机理

采用足部惯性测量组件进行机器人定位时, 由于航向角误差的可观测性很差, 卡尔曼滤波器不能精确地将航向角误差估计出来^[13]. 视觉/惯性组合导航系统通过相机图像读取、视觉里程计、后端优化和回环检测等步骤后可以获得比较准确的航向角^[14]. 另外, 视觉/惯性组合导航系统的 IMU 多为低精度传感器, 其加速度偏差较大. IMU 初始化阶段, 若忽略加速度偏差, 将其加到重力加速度中, 容易导致重力加速度发散, 进而导致初始化失败, VINS 导航系统不仅无法获得准确的初始位姿, 还会为非线性优化带来错误的 IMU 约束, IMU 的器件误差很有可能导致 VINS 导航系统无法定位^[15].

为了提高视觉/惯性组合导航系统中的 IMU 器件精度, 本文以躯干惯导误差方程作为状态方程, 其状态量与足部 INS 相同. 机器人行进过程中每当系统输出位置信息, 以足部 INS 位置信息作为基准, 将 VINS 中的惯性信息捷联解算得到的位置与足部 INS 位置信息作差值即为位置误差观测量, 建立卡尔曼滤波器.

卡尔曼滤波器的量测:

$$\mathbf{Z}_k = (\delta L, \delta \lambda, \delta h). \quad (7)$$

式中, δL 、 $\delta \lambda$ 和 δh 分别表示经度、纬度和高度误差观测量.

定义导航系统的观测矢量:

$$\mathbf{Z}(t) = \begin{pmatrix} \lambda_b - \lambda_f \\ L_b - L_f \\ h_b - h_f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \delta \lambda + N_{ef} \\ \delta L + N_{nf} \\ \delta h + N_{uf} \end{pmatrix} = \mathbf{H}(t) \mathbf{X}(t) + \mathbf{N}_f(t). \quad (8)$$

式中, λ_b 、 L_b 、 h_b 分别为 VINS 中的较低精度惯性器件提供的经度、纬度和高度, λ_f 、 L_f 、 h_f 分别为 FINS 提供的经度、纬度和高度, $\mathbf{Z}(t)$ 为 t 时刻的观测矢量, $\mathbf{H}(t)$ 为 t 时刻的观测矩阵, $\mathbf{X}(t)$ 表示 t 时刻的状态量, $\mathbf{N}_f(t)$ 为 t 时刻的观测噪声.

首先利用视觉/惯性组合导航系统中的加速度计和陀螺仪采集的惯性信息进行导航解算, 更新 15 维状态量和相应的四元数, 根据状态量和四元数推算出卡尔曼滤波器的状态转移和协方差矩阵. 同时, 每当 FINS 导航系统和躯干消费级惯性测量组件经捷联导航解算后输出位置信息时, 将二者的位置作差作为系统的位置误差观测量, 计算卡尔曼增益, 修正躯干惯性测量组件捷联导航解算后的速度、姿态转移阵及位置误差和躯干消费级惯性测量组件的器件误差. 通过提高躯干 IMU 的器件精度, 即扣除加速度计的零偏, 使躯干 VINS 导航系统能成功初始化, 获得准确的初始位姿并且在非线性优化阶段提供正确的惯性测量约束. 同时通过 VINS 组合导航系统的图像信息和惯性信息判断行人的行走方式, 当行人为直线行走时, 用 VINS 系统的精度较高的航向角替代足部惯性导航系统的低精度航向角. 通过以上步骤, 完成两种导航信息的双向融合.

3 组合导航系统的性能实验与分析

本文实验中安装于双足步行机器人躯干部分的传感器为小觅 S1000-120-ir, 主要包括视觉传感器和消费级惯性测量组件, 单目相机的帧率是 20 fps, 分辨率是 640 * 480, IMU 的数据采集频率为 200 Hz. 安装

于双足步行机器人足部的惯性测量组件的型号为 XSENS MTi-300. 通过采集静态 IMU 数据,进行静态数据分析,得到两组陀螺仪和加速度计的零偏稳定性如表 1 所示,MTi-300 为工业级惯性测量组件,其陀螺仪和加速度计的零偏值较小,说明其器件精度明显优于小觅 S1000-120-ir 中的消费级惯性测量组件. 实验采用的计算机配置为 i7-9750U,2.60GHz CPU,8GB RAM,操作系统为 Ubuntu16.04,传感器具体安装位置如图 3 所示.

表 1 MTi-300 与小觅 S-1000 中惯性测量组件的基本性能参数

Table 1 Basic performance parameters of inertial measurement unit in mti-300 and Xiaomi S-1000

零偏稳定性		X 轴	Y 轴	Z 轴
MTi-300	陀螺仪/ $(^{\circ})/h$	38.253 1	34.985 2	45.551 5
	加速度计/mg	0.838 4	0.781 6	0.784 2
小觅 S1000	陀螺仪/ $(^{\circ})/h$	418.794 4	-345.684 2	65.142 5
	加速度计/mg	2.158 7	2.152 4	2.854 1

行进路线选取某地下停车场的一条闭合路线,并使实验起点与终点重合,实验环境及行进路线如图 4 所示,实验总路程约为 220 m,除了拐弯处,其他路段均保持直线行走,标准轨迹由激光测距仪和人工测量得到. 采用如下导航解算方案验证基于 VINS/FINS 导航信息双向融合方案的有效性:

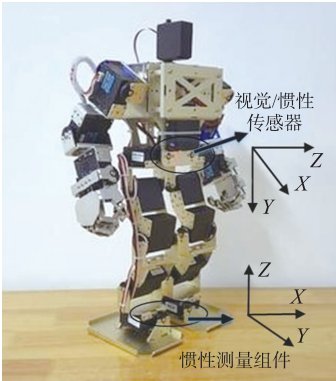


图 3 传感器安装位置示意图

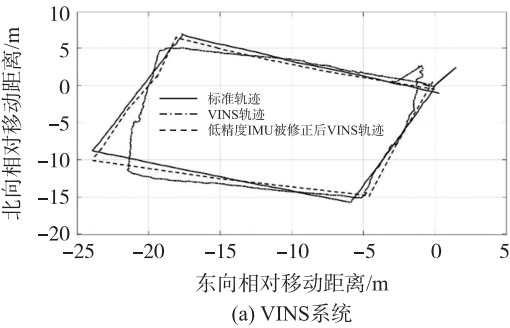
Fig. 3 Installation position diagram of sensor



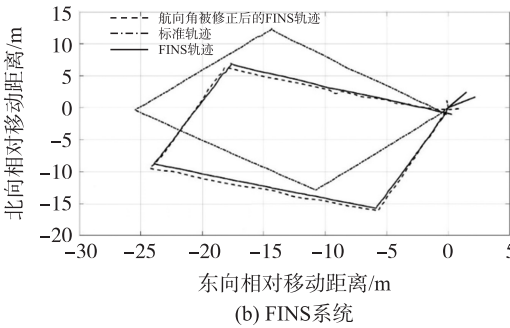
图 4 实验环境及路线图

Fig. 4 Experimental environment and roadmap

(1) 验证 VINS 系统中的低精度 IMU 器件误差得到修正,将修正前后的 VINS 系统在同一条闭合路线上进行实验,实验结果如图 5(a) 所示. 实验选用的开源 VINS 方案为 Mur 等^[3]于 2017 年提出的 VIORB-SLAM. 由于单目 VINS 的器件误差较大,导致初始化失败,初始化阶段无法获得准确的初始位姿,非线性优化阶段的 IMU 约束为 VINS 带来较大的误差,行进轨迹如图 5(a) 中点划线所示,最大的定位误差为 5.3 m,占总行进路程的 2.4%. 以足部惯性导航系统的位置信息为观测量,估计 VINS 中的 IMU 的加速度零偏,当加速度零偏被扣除后,加速度计的精度得到提高,单目 VINS 中低精度 IMU 误差得到修正后,系统的定位精度得到明显提升,最大定位误差为 3 m,占总行进距离的 1.3%. 如图 5(a) 中虚线所示. 说明本文所研究的器件误差修正方法可有效提高 VINS 系统的定位精度.



(a) VINS系统



(b) FINS系统

图 5 误差修正前后轨迹结果对比图

Fig. 5 Comparison of positioning results before and after error correction of VINS system

(2) 验证 FINS 系统的航向角误差得到修正,将修正前后的 FINS 系统在同一条闭合路线上进行实验,实验结果如图 5(b) 所示. 实验中选用的改进前的 FINS 系统为赵小明等^[5]研究的鞋式惯性导航系统, FINS 系统的航向角被修正之前的定位曲线如图 5(b) 中点划线所示航向角被修正之前,其航向角误差较大,并且随着时间的延长逐渐增大,最大航向角误差为 4.2° . 在直线行走阶段,利用单目 VINS 的航向角替代足部惯性导航系统的航向角,定位曲线如图 5(b) 中虚线所示,最大航向角误差为 1.1° . 实验说明本文所研究的航向角修正方法可有效提高 FINS 系统的航向角精度.

(3) 为验证 VINS/FINS 导航信息双向融合方案的有效性,将误差修正前的 VINS 系统和 FINS 系统与修正后的 VINS/FINS 组合导航方案在同一条路线上进行实验,实验结果如图 6 所示. 在实验结束时刻 VINS/FINS 组合导航方案定位误差约为 1.8 m, 占总行进距离的 0.82%, 最大航向角误差为 0.9° . 由图 6 可知,与 VINS 和 FINS 方案相比,本文研究的 VINS/FINS 双向信息融合方案导航轨迹波动较为平缓,鲁棒性更高,且定位精度和航向精度有了明显的提升,综合验证了本文研究方案的有效性.

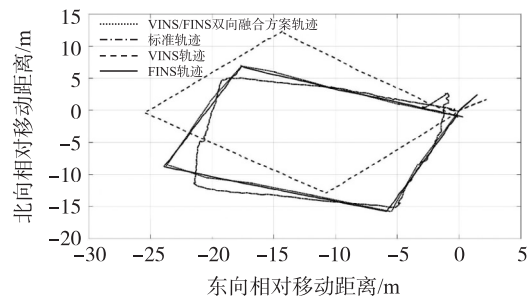


图 6 不同方案轨迹对比结果图

Fig. 6 Trajectory comparison of different schemes

4 结论

本文研究了一种 VINS/FINS 导航信息双向融合的多传感器组合导航方案. 首先,针对 FINS 导航系统的航向角误差逐渐累积导致的航向角误差较大的问题,提出了在某种行走方式下,通过 VINS 组合导航系统的航向角替代足部惯性导航系统的航向角的方法. 其次,针对 VINS 组合导航系统的 IMU 器件精度差的问题,以 FINS 导航系统的位置信息为观测量,构建卡尔曼滤波器,以估计并修正 VINS 导航系统的低精度 IMU 器件误差. 最后,设计了双足步行机器人多传感器组合导航系统的性能验证实验,综合验证了本文研究方案的有效性.

[参考文献] (References)

- [1] 古翠红. 基于机器学习的行人导航系统关键技术研究[D]. 南京:南京师范大学,2020.
- [2] YANG S, SCHERER S A, YI X D, et al. Multi-camera visual SLAM for autonomous navigation of micro aerial vehicles[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2017, 93(3): 116-134.
- [3] MUR A R, TARDOS J D. Visual-inertial monocular SLAM with map reuse[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(2): 796-803.
- [4] QIN T, LI P L, SHEN S J. VINS-mono: a robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(4): 1004-1020.
- [5] 赵小明, 邓芳瑾, 杨松普, 等. 基于压力传感器辅助的行人室内定位零速修正方法[J]. 中国惯性技术学报, 2018, 26(1): 1-5.
- [6] 胡棒. 智能双足机器人定位与导航系统[D]. 西安:西安电子科技大学,2015.
- [7] 刘鸿勋, 王伟. 双目相机和激光雷达的融合 SLAM 研究[J]. 南京师范大学学报(工程技术版), 2021, 21(1): 64-71.
- [8] HENG L, LEE G H, POLLEFEYS M. Self-calibration and visual SLAM with a multi-camera system on a micro aerial vehicle[J]. Autonomous Robots, 2015, 39(3): 259-277.
- [9] YANG S, SCHERER S A, YI X, et al. Multi-camera visual SLAM for autonomous navigation of micro aerial vehicles[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2017, 93(3): 116-134.
- [10] FORSTER C, CARLONE L, DELLAERT F, et al. On-manifold preintegration for real-time visual-inertial odometry[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33(1): 1-21.
- [11] GU C H, QIAN W X, YANG S Q, et al. Application of system fault detection and intelligent reconstruction method based on machine learning in micro inertial pedestrian navigation system[C]//Proceedings of 5th IEEE Conference on Ubiquitous Positioning, Indoor Navigation and Location-Based Services (UPINLBS). Wuhan, China, 2018.

-
- [12] HARLE R. A survey of indoor inertial positioning systems for pedestrians[J]. IEEE Communications Survey & Tutorials, 2013, 15(3):1281-1293.
- [13] 钱伟行,周紫君,谢非,等. 基于机器学习与步态特征辅助的行人导航方法[J]. 中国惯性技术学报,2019,27(4):433-439,447.
- [14] ZHUANG Y,SHEIMY N E. Tightly-coupled integration of WiFi and MEMS sensors on handheld devices for indoor pedestrian navigation[J]. IEEE Sensors Journal,2016,16(1):224-234.
- [15] LI A,RUAN X,HUANG J,et al. Review of vision-based simultaneous localization and map-ping[C]//2019 IEEE 3rd Information Technology,Networking,Electronic and Automation Control Conference(ITNEC). Chengdu,China,2019.

[责任编辑:陈 庆]