

# 双目视觉辅助PDR的组合导航定位方法

贺军义, 吴梦翔, 宋成, 张敏, 张俊楠

(河南理工大学计算机科学与技术学院, 河南焦作 454002)

**摘要:** 为提高室内定位系统精度和跟踪性能以及适应复杂环境, 将行人航迹推算(Pedestrian Dead Reckoning, PDR)与双目视觉组合, 提出一种双目视觉辅助PDR的组合导航定位方法. 该方法通过选取或布置地标建立了地标位置数据表; 基于轻量化目标检测实现了对地标实时双目测距, 保证定位的实时性; 利用PDR位置信息得到检出地标类别对应坐标, 基于因子图的协同定位和误差估计算法将双目视觉与PDR有效融合, 提高了定位精度并抑制PDR累计误差, 同时对PDR中航向和单参数模型中单位转换常数进行误差补偿, 提高PDR定位精度. 实验结果表明, 在地标纹理清晰且分布合理情况下, 该方法能有效解决室内复杂环境下单PDR累积误差问题, 此外, 对航向和单位转换常数实时补偿可提高组合定位系统的定位精度和稳定性.

**关键词:** 室内定位; 行人航迹推算; 双目测距; 因子图; 视觉定位; 目标检测

**基金项目:** 国家自然科学基金(No.61872126, No.61772159); 河南省科技攻关项目(No.212102210092); 河南省高校重点研究基金(No.20A520015); 博士基金(No.60907023)

**中图分类号:** TN96

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112(2023)03-0736-10

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.12263/DZXB.20210750

## Combination Navigation and Positioning Method for Binocular Vision Assisted PDR

HE Jun-yi, WU Meng-xiang, SONG Cheng, ZHANG Min, ZHANG Jun-nan

(College of Computer Science and Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454002, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy and tracking-performance of indoor positioning system and adapt to complex environment, a new integrated navigation and positioning method based on binocular vision assisted pedestrian dead reckoning (PDR) was proposed by combining PDR with binocular vision. In this method, the landmark position data-table was established by selecting or arranging landmarks. Based on lightweight target detection, the real-time binocular ranging of landmarks was realized. Using PDR position information, the coordinates corresponding to the detected landmark category were obtained. The cooperative positioning and error estimation algorithm based on factor graph effectively integrated binocular vision with PDR to improve the positioning accuracy and suppress the PDR cumulative error. Simultaneously, the error compensation was carried out for unit conversion constants in azimuth and single-parameter model, which improved the PDR positioning accuracy. The results show that this method can effectively solve the cumulative error of single PDR in a complex indoor environment with clear and well-distributed landmarks, and the real-time compensation of heading and unit conversion constants can improve the accuracy and stability of the integrated positioning system.

**Key words:** indoor positioning; pedestrian dead reckoning; binocular ranging; factor graph; visual positioning; target detection

**Foundation Item(s):** National Natural Science Foundation of China (No.61872126, No.61772159); Key Scientific and Technological Projects of Henan Province (No.212102210092); Key Research Fund of Colleges and Universities of Henan Province (No.20A520015); Fund of Doctor (No.60907023)

## 1 引言

因大型建筑物室内结构复杂度高, 如何在复杂环

境中准确定位目标已成为当前定位领域中研究热点之一<sup>[1]</sup>. PDR不依赖外部信号实现自主定位, 在行人定

领域有广泛应用场景,但其易受累积误差影响产生严重漂移,不能用于长时间定位<sup>[2]</sup>.近年来,视觉定位技术作为新兴技术受到广泛关注,其中视觉里程计<sup>[3]</sup>(Visual Odometry, VO)利用相邻图像匹配特征点坐标的变化来估计载体的位姿变化情况,但 VO 通过一系列前后帧对比来估计相机运动状态,因此不可避免受到累积误差影响.基于视觉的即时定位与地图构建技术(Visual Simultaneous Localization and Mapping, VSLAM),在自主定位和路径规划中起到重要作用,然而在 VSLAM 中,除 VO 前端外,还包括后端优化、回环检测以及建图,计算量相比 VO 显著提高,因此很难实现实时定位与建图.但得益于芯片和微机电系统(Micro-Electro-Mechanical System, MEMS)器件的快速发展,相机和惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)等传感器实现了高精度化、小型化和低成本化<sup>[4]</sup>,因此越来越多研究致力于视觉数据和 IMU 数据的融合.

文献[5]中,提出一种单目视觉人工路标辅助惯性导航系统(Inertial Navigation System, INS)的组合导航定位方法,此方法将人工路标设计为半径已知的圆形,通过霍夫圆变换获取相机与路边间距离,以解决单目相机缺少尺度的问题;在已知区域布置人工路标,建立视觉路标库,将单目视觉定位信息,通过卡尔曼滤波算法和 INS 数据进行融合;但此方法要求目标在运动过程中,携带的相机要正对路标拍摄,否则无法进行尺度恢复,因此极大限制了此方法应用场景.文献[6]中,提出在双足机器人上通过双目视觉恢复深度估计,使用 OpenCV 库和 OpenGL 库分别进行特征点检测和 3D 地图重构,但并未提供目标定位导航所需位姿计算.文献[7]中,基于双目视觉,使用 OpenCV 实现了双足机器人位姿估计,但其仍受 VO 累积误差影响.

针对上述问题,本文提出一种双目视觉辅助 PDR 的组合导航定位方法,该方法首先基于轻量化目标识别和地标位置数据表,确定从采集图像中检出的地标类别对应位置坐标;然后利用基于轻量化目标识别的双目测距,获取地标与目标间距离信息;最终通过基于因子图的协同定位方法实现数据融合,并对航向和单参数经验模型中单位转换常数进行误差估计与补偿,以提高定位精度.实验表明,该方法有效抑制了 PDR 累积误差,提高了目标定位精度,并在双目视觉失效状态下,经误差估计与补偿后的 PDR 定位精度较传统 PDR 有较大提升.

## 2 行人航迹推算原理及双目测距原理

### 2.1 行人航位推算原理

在行人定位中惯性导航算法 PDR 被广泛应用,其

利用行人步伐的步长和方向来推算行人位置.假设通过步伐检测算法得到的步伐计数为  $k$ ;行人在第  $k$  步步长为  $L_k$ ;通过磁强计、陀螺仪等传感器获取的行人航向为  $\theta_k$ .此时可由式(1)计算出行人位置  $(x_k, y_k)$ :

$$\begin{cases} x_k = x_{k-1} + L_k \cos \theta_k \\ y_k = y_{k-1} + L_k \sin \theta_k \end{cases} \quad (1)$$

PDR 算法一般包括三个核心步骤:步伐检测、步长估计和航向估计.其中步伐检测算法包括波峰波谷检测算法<sup>[8]</sup>、站立测频法<sup>[9]</sup>等.对此,本文采用文献[8]中,利用加速度幅值、相似性、连续性约束条件剔除伪步态改进的波峰波谷检测算法.因步长受步行速度、步频、行人身高等因素影响,行人行走时,每一步步长非固定值.目前已提出多种步长估计模型<sup>[10, 11]</sup>,因其中单参数经验模型算法复杂度较低且精度较高,步长估计模型采用文献[11]中的单参数经验模型.单参数经验模型如式(2)所示.

$$L_k = K \cdot \sqrt[4]{a_{\max} - a_{\min}} \quad (2)$$

其中  $a_{\max}$  和  $a_{\min}$  分别表示每步加速度模量的最大值和最小值,  $K$  为单位转换常数.  $K$  一般为实际步长与估计步长之比,其取值对步长估计模型精度有较大影响.

PDR 中常用航向估计算法有欧拉角法、四元数法和方向余弦矩阵法,其中欧拉角法存在万向节锁定现象,很难实现全姿态计算;方向余弦矩阵法计算复杂度高,效率低;四元数法简化了行人定位算法,得到了广泛应用.文献[12]设计了基于四元数扩展卡尔曼滤波器的姿态估计算法,此算法有效降低了低成本传感器累积误差,因此采用此算法获取航向数据.此时行人航迹推算流程如图 1 所示.

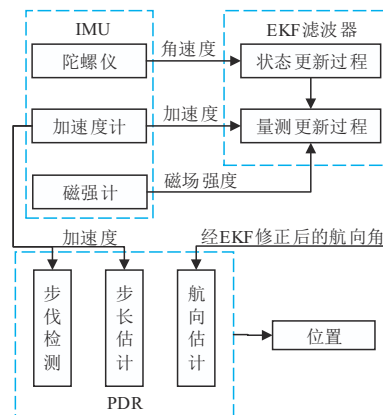


图 1 行人航迹推算流程图

### 2.2 双目测距原理

在单目相机成像模型中,仅根据一个像素无法确定空间点位置,因从相机光心到归一化平面连线上的所有空间点,都可以投影到该像素,所以单目相机无法

测量像素深度. 双目测距原理是基于空间点在左右相机成像平面的像素差, 通过构建相似三角形的方法实现物体深度值测量. 如图 2 所示, 双目相机一般由两个水平放置的左眼相机和右眼相机组成. 图中相机之间距离称为双目相机的基线  $b$ , 左右相机光圈中心分别为  $O_L, O_R, f$  为焦距,  $P(x, z)$  为要测距的空间点. 因应用场景为二维定位, 假设成像平面与地面垂直, 不考虑点  $P$  在相机坐标系中高度, 空间点  $P$  在两个相机中各成一像, 分别记作  $P_L, P_R, u_L$  和  $u_R$  分别为  $P_L, P_R$  的横坐标. 根据三角形相似定律得出:

$$\frac{z}{f} = \frac{x}{u_L} = \frac{x-b}{u_R} \quad (3)$$

化简可得:

$$z = \frac{fb}{d}, x = \frac{z \cdot u_L}{f}, d = u_L - u_R \quad (4)$$

由式(4)可知, 根据视差  $d$  可计算像素的深度  $z$ ; 根据  $\text{dis} = \sqrt{x^2 + z^2}$  可获取空间点到左目相机的距离; 视差与距离成反比: 视差越大, 距离越近; 因视差最小为一个像素, 双目测距存在理论上的最大值; 当基线越长, 双目测距距离越远.

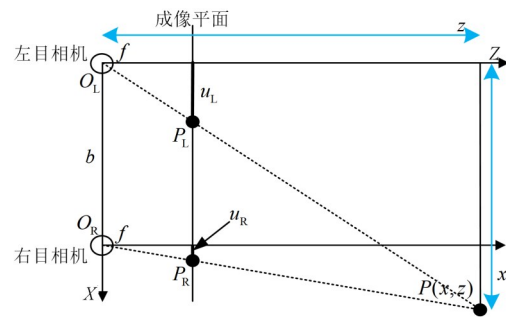


图 2 双目测距模型

### 3 双目视觉辅助 PDR 的组合导航定位方法

#### 3.1 方案整体架构

双目视觉辅助 PDR 的组合导航定位系统, 主要由 PDR 定位、双目视觉模块以及基于因子图的协同定位算法三部分组成. 系统分为离线阶段和在线阶段, 整体结构如图 3 所示. 其中, PDR 定位采用 2.1 节所述行人航迹推算方法. 双目视觉部分主要由双目相机标定、实现轻量化目标识别和建立地标位置数据表、利用 PDR 位置信息确定检出地标位置、基于轻量化目标识别的实时双目测距四部分组成.

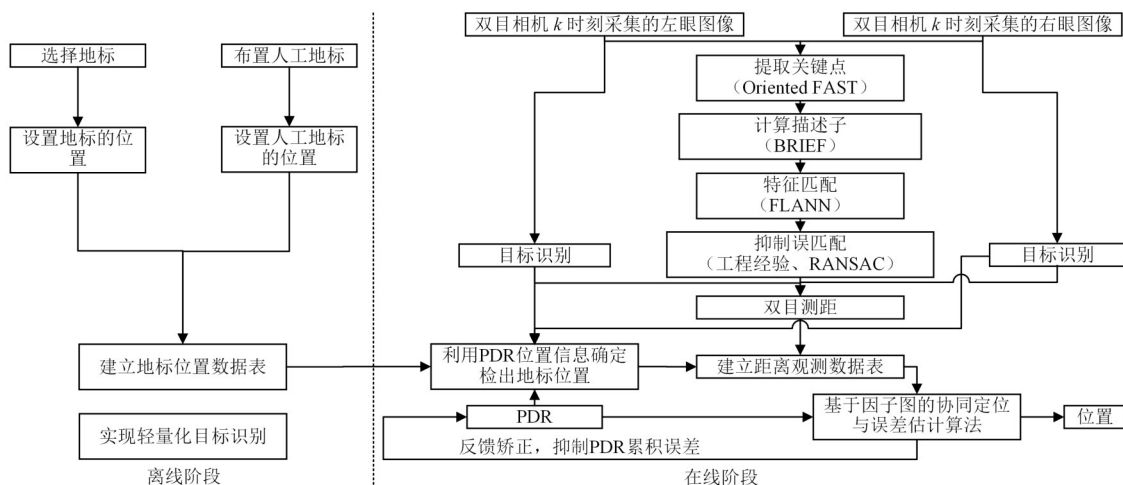


图 3 系统整体结构图

#### 3.2 双目相机标定

为准确获取左右相机内外参数信息, 在 MATLAB 中利用 stereo Camera Calibrator 工具对双目相机进行参数标定. 选择的标定棋盘格尺寸为边长 27 mm, 8×6 个角点. 标定所得左右相机参数和标定效果分别如表 1、图 4 所示. 在表 1 中,  $k_1$  和  $k_2$  为用于矫正图像径向畸变的两个畸变项系数值,  $P_1$  和  $P_2$  为用于矫正图像切向畸变的两个畸变项系数值.

#### 3.3 实现轻量化目标识别和建立地标位置数据表

在地标选取过程中, 所选取地标要符合以下条件: 具有鲜明的特征、大量存在且在小范围内无重复, 如图

表 1 左右相机参数

相机	焦距(像素)	$k_1$	$k_2$	$P_1$	$P_2$
左	513.929	0.574 3	0.114 9	-0.420 6	0.164 5
右	513.929	0.545 7	0.365 5	-0.902 5	0.468 9

5 中灭火器、垃圾桶等. 若室内部分区域缺乏合适地标, 可设置人工地标图像, 人工地标图像如图 6 所示.

为确定地标在摄像头采集图像中的位置, 采用目标识别检测地标, 但目前目标识别方法计算量一般较高, 无法满足定位实时性要求. 而且, 组合定位系统中双目摄像头为广角摄像头, 采集的图像自带畸变, 为更

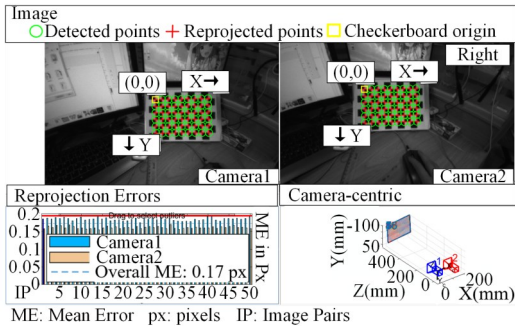


图 4 双目摄像头标定



图 5 地标图像示例



图 6 人工地标图像示例

好的在室内环境中实现对地标物体检测,需自行建立科学合理的地标图像数据集.在文献[13]中提出了自构建数据集方法和一种基于 Yolo-V4 改进的目标识别方法,其中自构建数据集方法充分考虑了图像畸变.改进的目标识别方法通过减少参数等方式加快收敛速度,降低了训练和检测难度,实现了目标识别轻量化(降低了计算量),对单张图片平均检测时间仅为 7.8 ms,且具有较高的检测精度.因此,本文依据文献[13]建立地标图像数据集并实现轻量化目标识别.

因图像数据集中图像均是围绕地标正面采集的图像,以地标正面中心点(三维点)在二维空间中投影位置,作为地标在二维空间中位置.以地标坐标和地标所属类别建立地标位置数据表.假设某灭火器和某人工地标 1 坐标分别为  $(x_1, y_1)$ 、 $(x_2, y_2)$ ,此时地标位置数据表如表 2 所示.

### 3.4 利用 PDR 位置信息确定检出地标位置

分别对双目摄像头在  $k$  时刻采集的左眼图像和右

表 2 地标位置数据表

横坐标	纵坐标	类别
$x_1$	$y_1$	灭火器
$x_2$	$y_2$	人工地标 1

眼图像进行目标检测,得到两个检测结果集,每个结果集包含从对应图像检出的地标类别.取两个检测结果集的并集  $U$ ,作为双目视觉捕获的地标类别.因地标位置数据表中各类别对应大量位置数据,无法根据地标类别确定地标的位置.对此,本文利用 PDR 位置信息和二维建筑平面图确定检出地标位置.

设 PDR 在  $k$  时刻解算的定位位置  $P_k^{pdr}$  为  $(x_k^{pdr}, y_k^{pdr})$ ,航向角为  $\theta_k$ ,双目摄像头有效测距范围为  $d_{valid}$ ,水平视角  $\theta_{hv}$ .以此在二维建筑平面图中确定一个扇形区域,如图 7 所示.根据二维建筑平面图,进一步得出视觉受墙体阻碍后实际的观测范围,如图 7 中黄线内区域.因此,以坐标位于黄线内区域为约束条件,从地标位置数据表中检索出子表.若并集  $U$  或子表中存在重复类别,表示双目摄像头同时捕捉到多个相同类型的地标,此时为准确确定检出地标位置,剔除并集  $U$  和子表中重复类别,然后根据子表,确定并集  $U$  中地标类别对应坐标.

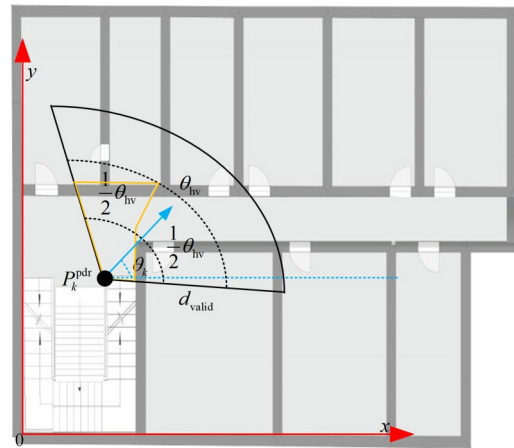


图 7 扇形区域示例

因  $k$  时刻 PDR 解算的定位位置  $P_k^{pdr}$  与  $k$  时刻行人的真实位置之间存在误差,导致图 7 中扇形区域与实际扇形区域存在误差.对此,通过 30 次测量行人正常行走 20 s,得出 PDR 定位分别在  $x$  方向和  $y$  方向的平均累计误差拟合曲线,如图 8 所示.

因双目视觉数据不断修正 PDR 累计误差,假设上一次双目视觉在  $k-t$  ( $0 < t < 20$ ) 时刻测距成功,此时 PDR 累积误差被修正,且在  $k-t$  时刻到  $k$  时刻未获取双目视觉数据.在  $k$  时刻确定扇形区域时,根据图 8 得到的拟合函数,获取 PDR 定位在  $k$  时刻,  $x$  方向和  $y$  方向的

累积误差  $x_{\text{error}}$  和  $y_{\text{error}}$ , 并将此误差添加到扇形区域中, 有效防止部分地标被遗漏. 此时扇形区域添加累积误差后如图 9 所示.

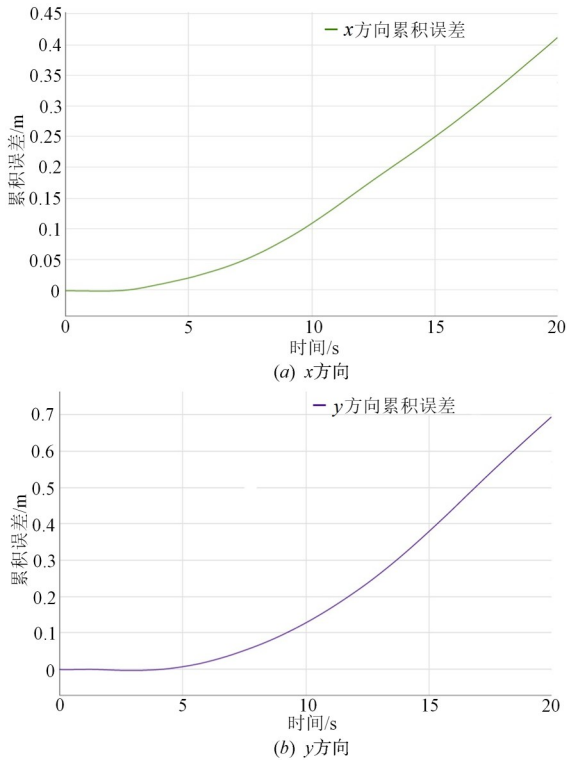


图 8 x 方向和 y 方向在 20 s 内的平均累计误差拟合曲线

### 3.5 基于轻量化目标识别的实时双目测距

目前被广泛应用的特征匹配算法有暴力匹配 (Brute Force, BF) 和最近邻搜索算法 (Fast Library for Approximate Nearest Neighbors, FLANN), 但 BF 在特征点数量较多情况下, 效率较 FLANN 低, 为保证定位实时性, 本位采用 FLANN 算法对从  $k$  时刻左眼图像和右眼图像中提取的 ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) 特征, 进行特征匹配. 在特征匹配结果中, 存在大量误匹配, 为提高测距精度, 首先根据工程经验 (点对距离大于最小距离的 2 倍, 即为误匹配) 筛选匹配点对, 然后利用随机

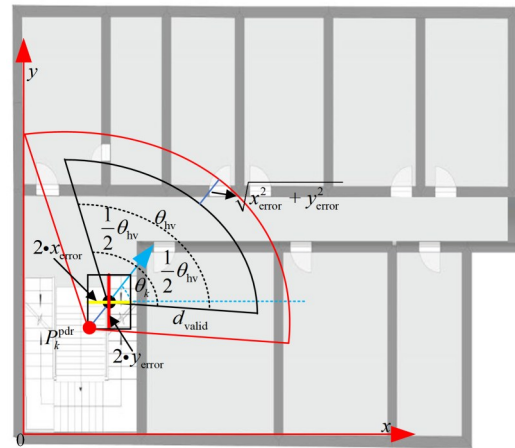


图 9 扇形区域添加累积误差后示例

抽样一致 (Random Sample Consensus, RANSAC) 算法剔除误匹配. 在剔除误匹配后, 对左眼图像和右眼图像进行目标检测, 检测结果和特征匹配效果如图 10 所示.

在目标检测结果中, 以两个二维坐标形成的矩形, 作为检出目标在图像中位置. 因此, 采用点对中两个特征点分别落在对应图像矩形区域中的匹配点对, 测量目标与地标之间距离. 在图 10 中图像为摄像头正对地标采集的图像, 而当摄像头斜视地标时, 目标识别仍能较好的识别出地标在图像中位置, 若未检出地标, 则无视觉数据输出, 短时间内对定位精度无较大影响. 双目摄像头采集的两张图像间视角差距较小, 且 ORB 具有较好的视角变换鲁棒性, 即使斜视地标仍能进行特征匹配, 但随着斜视角度变大, 地标在图像中大小逐渐缩小, 导致匹配点对数量减少, 为防止误匹配过度影响测距精度, 添加如下约束条件: 当匹配点对数量小于 3 时, 不再测量到此地标距离.

因点对距离越小, 点对中两个特征点越接近, 点对误匹配概率越小. 假设有  $n$  个匹配点对  $P_i, i=1, 2, \dots, n$  可用于测距, 各点对距离为  $d_i, i=1, 2, \dots, n$ , 此时首先按点对距离从小到大对点对排序, 然后将点对距离按大到小的顺序重新赋值给各点对, 如图 11 所示.

根据式 (4), 获取匹配点对  $P_i$  对应距离  $d_i$ . 对距离

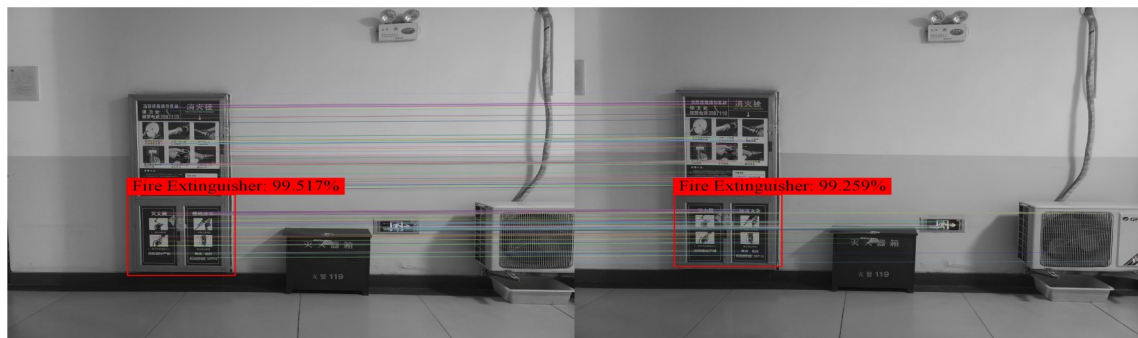


图 10 检测结果和特征匹配效果

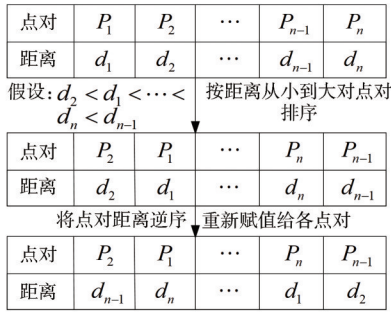


图 11 处理各点对距离

$d_i$ , 根据式(5)设置权值  $w_i$ , 其中  $t_i$  经过图 11 处理后  $P_i$  对应的点对距离. 此时对所有距离  $d_i$  进行加权平均, 得到目标与地标间距离  $d$ :

$$w_i = \frac{t_i}{d_1 + d_2 + \dots + d_n} \quad (5)$$

并集  $U$  中可能存在多个地标类别, 因此可得到多个地标类别与目标间距离. 根据 3.4 节可获取并集  $U$  中各地标类别对应坐标, 此时利用各地标类别对应坐标和各地标类别与目标间距离建立距离观测数据表.

### 3.6 基于因子图的协同定位和误差估计

#### 3.6.1 基于双目测距的量测模型

基于 PDR 的运动模型如 2.1 节所示. 本节主要研究基于地标和 PDR 的协同定位系统, 在协同定位过程中认为地标位置精确, 利用地标位置修正携带低精度 PDR 模块的目标. 目标携带双目摄像头采集图像, 并通过双目测距获取目标与地标之间相对距离, 因此协同定位系统的量测方程可以表示为:

$$z'_k = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} \quad (6)$$

式中,  $(x_k, y_k)$  表示目标行走  $k$  步后位置坐标;  $(x_i, y_i)$  表示观测到的第  $i$  个地标位置;  $z'_k$  表示目标行走  $k$  步后与第  $i$  个地标间观测距离.

#### 3.6.2 定位误差分析

由式(1)、式(2)得出, 影响 PDR 精度的关键因素为单位转换常数  $K$  和航向的误差. 根据 PDR 运动模型, 在  $k$  时刻利用 PDR 测量数据计算位置如下:

$$\begin{cases} \bar{x}_k = x_{k-1} + \bar{K}_k \cdot \sqrt{a_k^{\max} - a_k^{\min}} \cdot \cos \bar{\theta}_k \\ \bar{y}_k = y_{k-1} + \bar{K}_k \cdot \sqrt{a_k^{\max} - a_k^{\min}} \cdot \sin \bar{\theta}_k \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $\bar{K}_k$  表示行走  $k-1$  步时使用的单位转换常数,  $\bar{\theta}_k$  表示行走  $k$  步时测量的航向,  $x_{k-1}$  表示行走  $k-1$  步后  $x$  方向位置的真实值,  $\bar{x}_k$  表示行走  $k$  步后  $x$  方向位置的先验估计,  $y_{k-1}$  表示行走  $k-1$  步后  $y$  方向位置的真实值,  $\bar{y}_k$  表示行走  $k$  步后  $y$  方向位置的先验估计.

$\bar{K}_k$  可以进一步表示为:

$$\bar{K}_k = K_k + \tilde{K}_k \quad (8)$$

式中,  $K_k$  表示行走  $k$  步时实际的单位转换常数,  $\tilde{K}_k$  表示第  $k$  步时单位转换常数误差.

PDR 测得航向  $\bar{\theta}_k$  可以进一步表示为:

$$\bar{\theta}_k = \theta_k + \tilde{\theta}_k \quad (9)$$

式中,  $\theta_k$  表示目标在第  $k$  步时真实航向,  $\tilde{\theta}_k$  表示目标在第  $k$  步时航向误差.

将式(8)和式(9)代入式(7), 同时为便于表示, 令

$$A_k = \sqrt[4]{a_k^{\max} - a_k^{\min}}, \text{ 可得:}$$

$$\begin{cases} \bar{x}_k = x_{k-1} + (K_k + \tilde{K}_k) \cdot A_k \cdot \cos(\theta_k + \tilde{\theta}_k) \\ \bar{y}_k = y_{k-1} + (K_k + \tilde{K}_k) \cdot A_k \cdot \sin(\theta_k + \tilde{\theta}_k) \end{cases} \quad (10)$$

将式(10)中两式分别展开, 可得:

$$\begin{aligned} \bar{x}_k &= x_{k-1} + K_k \cdot A_k \cdot \cos \theta_k \cos \tilde{\theta}_k - K_k \cdot A_k \cdot \sin \theta_k \sin \tilde{\theta}_k \\ &\quad + \tilde{K}_k \cdot A_k \cdot \cos \theta_k \cos \tilde{\theta}_k - \tilde{K}_k \cdot A_k \cdot \sin \theta_k \sin \tilde{\theta}_k \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \bar{y}_k &= y_{k-1} + K_k \cdot A_k \cdot \sin \theta_k \cos \tilde{\theta}_k + K_k \cdot A_k \cdot \cos \theta_k \sin \tilde{\theta}_k \\ &\quad + \tilde{K}_k \cdot A_k \cdot \sin \theta_k \cos \tilde{\theta}_k + \tilde{K}_k \cdot A_k \cdot \cos \theta_k \sin \tilde{\theta}_k \end{aligned} \quad (12)$$

由于单位转换常数误差和航向误差为小量, 有:

$$\begin{cases} \sin \tilde{\theta}_k \approx \tilde{\theta}_k \\ \cos \tilde{\theta}_k \approx 1 \\ \tilde{K}_k \tilde{\theta}_k \approx 0 \end{cases} \quad (13)$$

将式(13)分别代入式(11)和式(12)中, 可得:

$$\begin{aligned} \bar{x}_k &= x_{k-1} + K_k \cdot A_k \cdot \cos \theta_k - K_k \cdot A_k \cdot \sin \theta_k \cdot \tilde{\theta}_k \\ &\quad + \tilde{K}_k \cdot A_k \cdot \cos \theta_k \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \bar{y}_k &= y_{k-1} + K_k \cdot A_k \cdot \sin \theta_k + K_k \cdot A_k \cdot \cos \theta_k \cdot \tilde{\theta}_k \\ &\quad + \tilde{K}_k \cdot A_k \cdot \sin \theta_k \end{aligned} \quad (15)$$

因此单位转换常数误差和航向误差都会对 PDR 定位精度产生影响, 导致 PDR 累计误差增长较快.

#### 3.6.3 协同定位与误差估计

当在第  $l(l+1 < k)$  步到第  $k$  步期间, 因双目摄像头未捕捉到地标, 较难得到在第  $l$  步到第  $k$  步期间的后验位置估计, 导致单位转换常数误差  $\tilde{K}_k$  和航向误差  $\tilde{\theta}_k$  未得到实时更新. 通常情况下第  $l$  步到第  $k$  步之间步数较少, 因此假设第  $l$  步到第  $k$  步之间单位转换常数误差  $\tilde{K}_l$ 、单位转换常数  $K$  和航向误差  $\tilde{\theta}$  相同. 因此  $l$  时刻位置误差为:

$$\begin{cases} \delta x_l = \bar{x}_l - x_l = \tilde{K}_l \cdot A_l \cdot \cos \theta_l - K_l \cdot A_l \cdot \sin \theta_l \cdot \tilde{\theta}_l \\ \delta y_l = \bar{y}_l - y_l = K_l \cdot A_l \cdot \cos \theta_l \cdot \tilde{\theta}_l + \tilde{K}_l \cdot A_l \cdot \sin \theta_l \end{cases} \quad (16)$$

由于从第  $l$  步到第  $k$  步之间双目摄像头未捕捉到地标, 没有观测数据, 所以位置更新采用先验估计值, 因此对  $x$  和  $y$  的先验估计如下:

$$\begin{cases} \bar{x}_k = x_k + \tilde{K}_{l+1} \cdot A_{l+1} \cdot \cos \theta_{l+1} - K_{l+1} \cdot A_{l+1} \cdot \sin \theta_{l+1} \cdot \tilde{\theta}_{l+1} \\ \quad + \cdots + \tilde{K}_k \cdot A_k \cdot \cos \theta_k - K_k \cdot A_k \cdot \sin \theta_k \cdot \tilde{\theta}_k \\ \bar{y}_k = y_k + K_{l+1} \cdot A_{l+1} \cdot \cos \theta_{l+1} \cdot \tilde{\theta}_{l+1} + \tilde{K}_{l+1} \cdot A_{l+1} \cdot \sin \theta_{l+1} \\ \quad + \cdots + K_k \cdot A_k \cdot \cos \theta_k \cdot \tilde{\theta}_k + \tilde{K}_k \cdot A_k \cdot \sin \theta_k \end{cases} \quad (17)$$

因假设在第  $l$  步到第  $k$  步之间单位转换常数误差  $\tilde{K}$ 、单位转换常数  $K$  和航向误差  $\tilde{\theta}$  相同,更新式(17)可得:

$$\begin{cases} \bar{x}_k = x_k + \tilde{K}_k (A_{l+1} \cdot \cos \theta_{l+1} + \cdots + A_k \cdot \cos \theta_k) \\ \quad - \tilde{\theta}_k (K_k \cdot A_{l+1} \cdot \sin \theta_{l+1} + \cdots + K_k \cdot A_k \cdot \sin \theta_k) \\ \bar{y}_k = y_k + \tilde{K}_k (A_{l+1} \cdot \sin \theta_{l+1} + \cdots + A_k \cdot \sin \theta_k) \\ \quad + \tilde{\theta}_k (K_k \cdot A_{l+1} \cdot \cos \theta_{l+1} + \cdots + K_k \cdot A_k \cdot \cos \theta_k) \end{cases} \quad (18)$$

因此行走第  $k$  步时的位置误差可以表示为:

$$\begin{cases} \delta x_k = \tilde{K}_k \delta x_k^{\tilde{K}_k} + \tilde{\theta}_k \delta x_k^{\tilde{\theta}_k} \\ \delta y_k = \tilde{K}_k \delta y_k^{\tilde{K}_k} + \tilde{\theta}_k \delta y_k^{\tilde{\theta}_k} \end{cases} \quad (19)$$

式中,

$$\begin{aligned} \delta x_k^{\tilde{K}_k} &= A_{l+1} \cdot \cos \theta_{l+1} + \cdots + A_k \cdot \cos \theta_k \\ \delta x_k^{\tilde{\theta}_k} &= K_k \cdot A_{l+1} \cdot \sin \theta_{l+1} + \cdots + K_k \cdot A_k \cdot \sin \theta_k \\ \delta y_k^{\tilde{K}_k} &= A_{l+1} \cdot \sin \theta_{l+1} + \cdots + A_k \cdot \sin \theta_k \\ \delta y_k^{\tilde{\theta}_k} &= K_k \cdot A_{l+1} \cdot \cos \theta_{l+1} + \cdots + K_k \cdot A_k \cdot \cos \theta_k \end{aligned} \quad (20)$$

依据文献[14],根据式(19)、PDR运动模型和量测模型,可得到协同定位与误差估计的因子图模型,并通过文献中协同定位算法和误差估计算法得到目标位置估计  $(x_k, y_k)$ 、单位转换常数误差估计  $\tilde{K}'_k$  和航向误差估计  $\tilde{\theta}'_k$ 。在得到目标位置估计后将其作为PDR在  $k+1$  步位置推算时初始位置,此举有效抑制PDR累积误差。在得到单位转换常数误差估计  $\tilde{K}'_k$  和航向误差估计  $\tilde{\theta}'_k$  后,在  $k+1$  步位置推算时,若获取到双目视觉数据,式(7)中需要将单位转换常数  $\tilde{K}_k$  和航向  $\tilde{\theta}_k$  减去相应的误差估计值进行计算,若无双目视觉数据,式(7)中仅将航向  $\tilde{\theta}_k$  减去航向误差估计值进行计算。

#### 4 实验验证及结果分析

实验在基于北京盈迪曼德科技有限公司生产的双目视觉惯性模组搭建的平台上进行,双目视觉惯性模组如图12所示。在实验中,双目视觉惯性模组参数设置为:惯性测量单元以200 Hz速率输出数据;双目视觉模块采集图像帧率为50 fps;采集的图像分辨率为  $1280 \times 800$ 。双目视觉惯性模组采集的数据通过树莓派上传到服务器,在服务器中进行数据处理。其中服务器配置了至强E5-2650 V3处理器、英伟达2080ti显卡和32 GB内存。行人在胸口处携带实验平台(携带时保证

实验平台中双目摄像头水平放置,且与地面垂直),在长为39.77 m,宽为3.86 m的实验区域中,按照指定轨迹运动,运动过程中身体存在一定晃动。



图12 双目视觉惯性模组

#### 4.1 双目测距实验

双目视觉模块在直线路径上正对地标拍摄,相机与地标初始距离为0.5 m,每次向后平移0.1 m,一直移动到相机与地标距离为4 m,一共采集36组图像。每次图像采集场景如图13所示。



图13 图像采集场景

对每一组图像,根据第3节中双目测距部分,获取相机与地标间距离信息。图14为双目测距解算出的距离误差图。

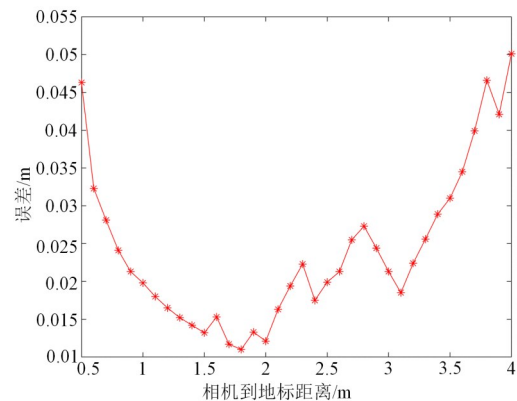


图14 双目视觉惯性模组

从图 14 中可知,相机到地标距离在 0.5 m 和 1.7 m 之间时,距离误差总体逐渐减小,因相机在距离地标 1.7 m 以内时,对地标拍摄清晰,不易发生误匹配. 此时误差主要来源于,匹配点在地标上对应位置投影在二维平面上时分布不集中在地标中心,如图 15 所示. 随着相机与地标间距离越大,此误差来源对测距精度的影响越小. 在图 14 中,相机到地标距离大于 1.7 m 后,距离误差呈总体上升趋势,因相机与地标间距离越大,对地标拍摄不清晰,易产生误匹配,导致测距精度降低. 因此根据图 14,为保证测距精度,将 3.4 节中有效测距范围设为 3.5 m.

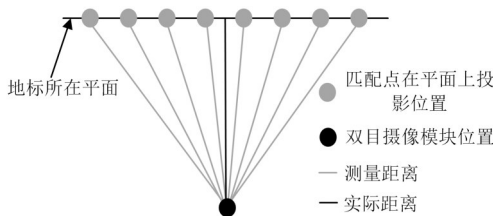


图 15 误差分析图

在行人运动中,若出现俯身等动作导致相机成像平面与地面不垂直时,会对测距精度产生较大影响,因当成像平面与地面垂直时,从双目视觉获取的距离为二维空间中摄像头到地标距离,而当成像平面与地面不垂直时,相当于相机坐标系 X 轴顺时针旋转. 假设在旋转前某空间点在相机坐标系下的坐标为  $P(x, y, z)$ , 旋转后坐标中  $x$  值不变,但  $z$  值会发生变化,  $z$  值在旋转后更新为  $z' = y \sin \theta + z \cos \theta$ , 其中  $\theta$  为行人俯身角度,当  $\theta < 45^\circ$  时,  $z$  值越大,俯身对测距精度的影响越小. 在实际运行中,行人正对图 13 中地标且俯身角度达到  $30^\circ$  时,在 2.7 m 外已无法识别地标,而在距地标 1 m 处,使用位于地标底部的特征点对(对应空间点在未旋转前的相机坐标系下  $y$  值为 1.3 m),测量出的距离为 1.562 m,误差达到 56.2 cm. 而正常行走过程中,进行较大角度俯身次数少,而小角度晃动对测距精度影响较小,且即使误差达到亚米级别,相较使用 Wi-Fi、蓝牙进行测距仍有一定优势.

#### 4.2 双目视觉辅助 PDR 定位试验

在实验区域中选取 8 个地标,并布置人工地标,一共进行 13 组实验,在每组实验中让不同行人在设定的轨迹上行走两次,且行人在运动过程中无幅度较大的俯身行为. 实验环境如图 16 所示,图中红线内为实验区域,绿色矩形为灭火器地标,蓝色矩形为垃圾桶地标,黄色矩形为部分人工地标.

13 组实验中行人按固定轨迹行走第一次时,将双目视觉在  $k$  时刻距离观测数据表中数据和 PDR 数据,利用基于因子图的协同定位算法和误差估计方法处理,

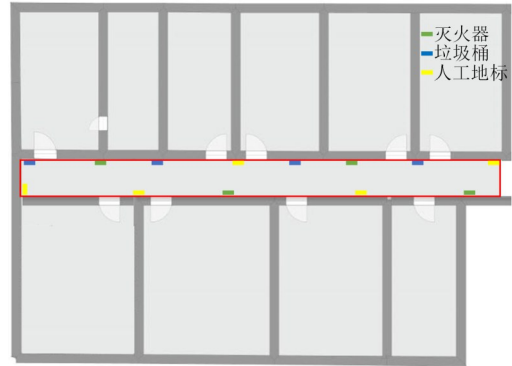


图 16 实验环境图

分别得到 PDR 定位轨迹,以及融合双目视觉测距信息后的轨迹. 因每一组实验结果受传感器和行人影响,结果均不相同,此处仅展示 13 组实验结果中一幅轨迹图像,如图 17 所示. 图中黑色粗细为实验环境墙体,黑色直线表示设定的真实轨迹,蓝线表示 PDR 定位轨迹,红线表示融合双目视觉数据后的轨迹. 从图 17 中可看出,在长距离运动中,由于 PDR 的累积误差,PDR 定位轨迹飘移越来越严重. 而融合双目视觉测距信息后,累积误差得到明显改善,有效提高了定位精度.

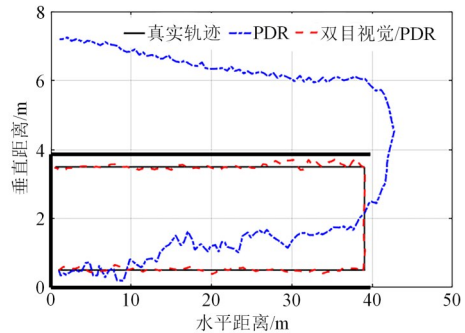


图 17 第一次行走轨迹图

定位性能评价函数使用均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE) 来表示,其中  $RMSE = \sqrt{e_x^2 + e_y^2}$ ,  $e_x$ 、 $e_y$  分别为  $x$  方向和  $y$  方向的定位误差分量. 图 18 展示了从各组实验中第一次行走,获取的 PDR 定位平均 RMSE 和融合双目视觉数据后的平均 RMSE. 从图 18 中可知,13 次实验中 PDR 定位的 RMSE 平均值高达 2.286 m,而融合双目视觉数据后 RMSE 平均值仅为 0.087 m. 因此,本文方法能有效提高定位精度.

13 组实验中行人行走第二次时,仍采集双目测距信息,但仅使用 PDR 解算的步长和航向信息定位. 此时利用传统 PDR 定位,以及利用对单位转换常数及航向误差进行估计和补偿后的 PDR 定位,对行人进行目标跟踪. 此处仅展示 13 组实验结果中一幅轨迹图像,

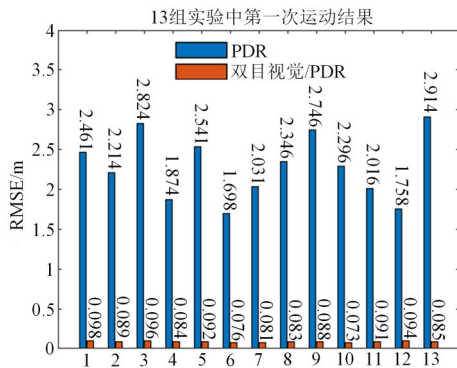


图18 13组实验中第一次行走时两种方法位置估计的RMSE

如图19所示.从图19可知,经误差补偿后的PDR在无视觉状态下,在短距离内仍有较好定位效果,但受累积误差影响,定位效果逐渐变差,因此即使行人运动过程中短时间内处于视觉失效状态,系统仍具有较高定位精度和稳定性.图20展示了从各组实验中第二次行走,获取的PDR定位平均RMSE和经误差估计与补偿后PDR的平均RMSE.从图20中可知在行人第二次运动过程中PDR的RMSE平均值为2.239 m,而对单位转换常数及航向误差进行补偿后,PDR的RMSE平均值仅为1.507 m,因此对单位转换常数及航向误差进行估计和补偿后,定位精度相对传统PDR方法有较大提高.

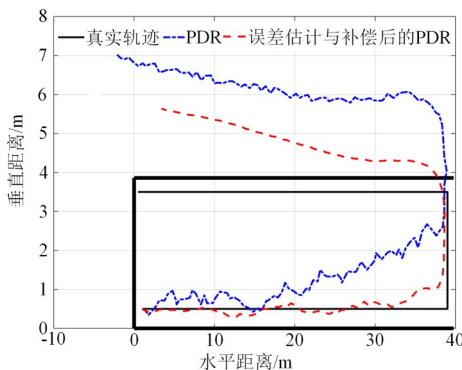


图19 第二次行走轨迹图

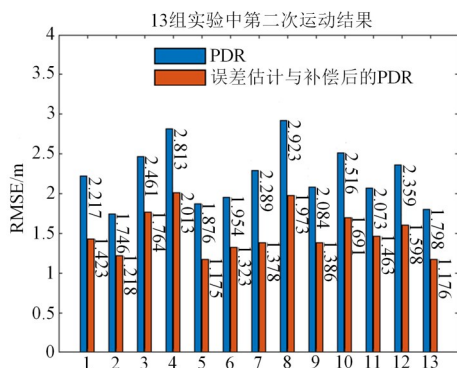


图20 13组实验中第二次行走时两种方法位置估计的RMSE

## 5 结论

本文首次尝试提出一种双目视觉辅助PDR的组合导航定位方法,可应用在室内定位、矿下人员定位等场景中,该方法首先在已知区域中选取地标或设置人工地标,并实现轻量化目标识别和建立地标位置数据表;其次结合轻量化目标检测对地标进行实时双目测距;然后利用PDR位置数据确定检出地标坐标,以解决地标位置数据表中同一地标类别对应多个坐标,导致无法确定检出地标类别对应坐标的问题;最后采用基于因子图的协同定位方法,实现地标位置修正携带低精度PDR模块的目标,并对单参数经验模型中单位转换常数和PDR中航向数据进行误差估计与补偿,以在无视觉数据情况下,抑制PDR累积误差增速.实验结果表明,该方法有效抑制了PDR累积误差增速,并提高了系统定位精度.

## 参考文献

- [1] 田增山, 未平, 李泽, 等. 基于Wi-Fi的室内实时角度定位算法[J]. 电子学报, 2021, 49(2): 408-416.  
TIAN Z S, WEI P, LI Z, et al. Indoor real-time localization algorithm based on angle of arrival of Wi-Fi signal[J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(2): 408-416. (in Chinese)
- [2] 周牧, 耿小龙, 谢良波, 等. 室内Wi-Fi/PDR自适应鲁棒卡尔曼滤波融合定位方法[J]. 电子学报, 2019, 47(1): 9-15.  
ZHOU M, GENG X L, XIE L B, et al. Indoor Wi-Fi/PDR fusion localization based on adaptive and robust Kalman filter[J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(1): 9-15. (in Chinese)
- [3] NISTER D, NARODITSKY O, BERGEN J. Visual odometry[C]//Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. Piscataway: IEEE, 2004: 652-659.
- [4] 施俊屹, 查富生, 等. 移动机器人视觉惯性SLAM研究进展[J]. 机器人, 2020, 42(6): 734-748.  
SHI J Y, ZHA F S, SUN L N, et al. A survey of visual-inertial SLAM for mobile robots[J]. Robot, 2020, 42(6): 734-748. (in Chinese)
- [5] 李传立, 尚俊娜, 李芳. 单目视觉人工路标辅助INS的组合导航定位方法[J]. 传感技术学报, 2020, 33(1): 68-73.  
LI C L, SHANG J N, LI F. Integrated navigation and location method of INS assisted by monocular vision artificial landmark[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2020, 33(1): 68-73. (in Chinese)
- [6] NEFTI-MEZIANI S, MANZOOR U, DAVIS S, et al. 3D perception from binocular vision for a low cost humanoid

robot NAO[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2015, 68: 129-139.

- [7] CHANDRA J, PRIHATMANTO A S. Stereo visual odometry system design on humanoid robot Nao[C]//2016 6th International Conference on System Engineering and Technology (ICSET). Piscataway: IEEE, 2016: 34-38.
- [8] 陶晓晓, 卢小平, 路泽忠, 等. 顾及伪步态影响的行人航迹推算方法[J]. 测绘科学, 2020, 45(9): 37-42.  
TAO X X, LU X P, LU Z Z, et al. Pedestrian track estimation method considering the influence of false gait[J]. Science of Surveying and Mapping, 2020, 45(9): 37-42. (in Chinese)
- [9] LEVI R W, JUDD T. Dead reckoning navigational system using accelerometer to measure foot impacts: US5583776 [P]. 1996-12-10.
- [10] HO N H, TRUONG P H, JEONG G M. Step-detection and adaptive step-length estimation for pedestrian dead-reckoning at various walking speeds using a smartphone [J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2016, 16(9): 1423-1435.
- [11] PAN L, ZHANG X H, GUO F, et al. GPS inter-frequency clock bias estimation for both uncombined and ionospheric-free combined triple-frequency precise point positioning[J]. Journal of Geodesy, 2019, 93(4): 473-487.
- [12] 贾瑞才. 基于四元数 EKF 的低成本 MEMS 姿态估计算法[J]. 传感技术学报, 2014, 27(1): 90-95.  
JIA R C. Attitude estimation algorithm for low cost MEMS based on quaternion EKF[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2014, 27(1): 90-95. (in Chinese)
- [13] 舒童, 张卫平, 牟家旺, 等. 基于单目的轻量化目标识别系统设计[J]. 半导体光电, 2021, 42(2): 275-280.  
SHU T, ZHANG W P, MOU J W, et al. Lightweight design of target recognition system based on monocular vision[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2021, 42(2): 275-280. (in Chinese)
- [14] 范世伟, 张亚, 郝强, 等. 基于因子图的协同定位与误差估计算法[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(2): 499-507.  
FAN S W, ZHANG Y, HAO Q, et al. Cooperative positioning and error estimation algorithm based on factor graph[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(2): 499-507. (in Chinese)

### 作者简介



贺军义 男, 1982年5月出生于河南省平舆县. 2012年毕业于南京理工大学兵器科学与技术专业. 现为河南理工大学计算机科学与技术学院副教授、硕士生导师. 主要研究方向为惯性定位技术及应用.

E-mail: hejunyi@hpu.edu.cn



吴梦翔 男, 1997年11月出生于河南省新县. 研究生. 主要研究方向为惯性定位技术及应用、组合定位算法.

E-mail: 211909020013@home.hpu.edu.cn



宋成(通讯作者) 男, 1980年9月出生于河南省信阳市. 现为河南理工大学计算机科学与技术学院副教授、硕士生导师. 主要研究方向为无线通信技术、位置隐私等.

E-mail: songcheng@hpu.edu.cn



张敏 女, 1982年10月出生于河南省陕县. 硕士. 主要研究方向为计算机数据库技术及应用等.

E-mail: zmngd@hpu.edu.cn



张俊楠 男, 1995年8月出生于河南省南阳市. 硕士. 主要研究方向为协作通信、物联网.

E-mail: 211809010010@home.hpu.edu.cn