王余珊,郑建立.融合毫米波雷达和惯性传感器的行人定位系统研究[J].智能计算机与应用,2024,14(8):191-196.DOI:10. 20169/j.issn.2095-2163.240831

融合毫米波雷达和惯性传感器的行人定位系统研究

王余珊,郑建立

(上海理工大学健康科学与工程学院,上海 200093)

摘 要:为老年人在发生紧急情况时可以得到及时救援,本文对行人惯性导航进行研究,可以获得行人的实时位置。传统的 卫星定位,定位精度较低且受遮挡物影响,不能满足现代城市的室内外定位需求。本文设计了融合毫米波雷达和惯性传感器 的行人定位系统,在捷联惯性导航解算基础上采用扩展卡尔曼滤波融合磁力计和毫米波雷达的数据得出最佳估计值。设计 了两组不同运动轨迹的测试实验,验证系统的有效性,并通过7次不同运动情况下的重复实验验证了系统的稳定性,该系统在 47 m 范围内的定位误差在 3%以内,在 400 m 范围内的定位误差在 5%以内,基本满足定位需求。

关键词:行人惯性导航:毫米波雷达:扩展卡尔曼滤波:捷联惯性导航

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 2095-2163(2024)08-0191-06

Research on pedestrian positioning system integrating millimeter wave radar and inertial sensors

WANG Yushan, ZHENG Jianli

(School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: To assist the elderly in receiving timely rescue during emergencies, this paper investigates pedestrian inertial navigation to obtain real-time location information of pedestrians. Traditional positioning methods rely on satellite navigation, which has low accuracy and is affected by obstructions, making it inadequate for modern urban indoor and outdoor positioning needs. To address this, the paper designs a pedestrian positioning system that integrates millimeter–wave radar and inertial sensors. By employing an extended Kalman filter to fuse multi–sensor data from inertial sensors and millimeter–wave radar based on strapdown inertial navigation calculations, the system obtains the optimal estimated value. Two sets of test experiments with different motion trajectories were designed to verify the system's effectiveness, and seven repeated experiments under different motion conditions validated the system's stability. The results show that within a range of 47 meters, the positioning error of the system is within 3%, and within a range of 400 meters, the positioning error is within 5%, which basically meets the positioning requirements. **Key words**: pedestrian inertial navigation; millimeter–wave radar; extended Kalman filter; strapdown inertial navigation system

0 引 言

根据世界卫生组织(WHO)的调查报告,到 2050年60岁以上的人口将由2015年的9亿人增加 到20亿人左右,约占世界总人口的22%,正因如此, 与老年人健康相关的研究得到了极大的关注^[1-2]。 位置信息在老年人的日常监护中发挥着重要的作 用,可在发生紧急情况时发送位置报警^[3-4]。随着 人口老龄化的深化,保护老年人,提升老年人的生活 质量至关重要。融合毫米波雷达和惯性传感器的行 人定位系统能够提供位置信息的实时记录,对老年 人的日常看护具有重要意义。

1 研究现状

基于惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)的行人自主定位方法,按照定位解算原理可划 分为行人航位推算(Pedestrian Dead Reckoning, PDR)和捷联惯性导航系统(Strapdown Inertial Navigation System, SINS)解算。PDR 主要根据 IMU 输出的数据提取步频等特征并计算得到步长值,其精

基金项目:国家重点研发计划项目(2020YFC2005802,2020-2023)。

作者简介: 王余珊(1999-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 嵌入式技术, 组合导航。

通讯作者:郑建立(1965-),男,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向:医学信息系统与集成技术,医学仪器嵌入式控制系统。Email: zhengjianli163@163.com

度很大程度上依赖于步长模型,准确估计则需要采集 行人的身高、性别、行走习惯等才能确定,适用性较 差,行走模式也比较单一。SINS 根据 IMU 输出的加 速度进行两次积分解算得到位置,适用性更广泛,但 仍然存在严重的积分漂移问题,需要进行误差修正获 取更高的定位精度。为了应对传感器本身的固有误 差以及长时间定位所积累的积分误差问题,需要采取 相应的解决方案,文献[5]提出通过增加惯性传感器 的数量,提高 SINS 系统的可靠性,但成本也随之增 加:文献[6]提出了一种新颖的方法来改善行人惯性 导航系统中的累积误差问题,通过设置滑动窗口,将导 航过程划分为短时独立的段落,以限制误差的传播速 度,然后进行运动轨迹的融合推算;文献[7]将惯性测 量单元的数据与先进的拟合算法相结合,充分利用传 感器提供的信息,并通过拟合过程对数据进行处理,实 现了对行人位置的精准估计:文献[8]提出利用两个时 刻的航向角差值检测和磁干扰检测来修正航向.融合 气压计抑制了高程发散,在室内外定位场景中取得了 良好的修正效果,说明多传感器融合对于提高定位精 度效果显著;文献[9]设计了一种基于低成本单芯片毫 米波雷达的室内自定位方法,为行人定位技术提供了 新的思路,然而毫米波雷达在应用过程中也存在一些 局限性,如易受环境干扰和累积误差等问题。

可穿戴设备是指可以佩戴在用户身上的智能集 成电子设备,与老年人健康管理有关的最常见可穿 戴设备如各类手环、手表等,除此之外还有身穿式、 头戴式、携带式电子设备。文献[10]提出了智慧养 老室内定位与预测,设计并实现了室内定位和预测系 统,并将其应用于智能养老;文献[11]调查了养老服 务问题以及定位服务需求,设计了基于全球卫星定位 技术的智慧养老定位管理系统。当前,针对老年人安 全定位监测的应用不仅局限于理论研究,市场上也已 经涌现出众多相关设备。现有的智慧养老定位系统 在一定程度上解决了老年人安全监测的需求,但仍存 在功能不完善、室内外定位精度不足等问题。

为了让老年人使用的穿戴式设备能够提供较好的 定位精度,本文选用 SINS 算法作为研究行人定位的算 法基础,并融合毫米波雷达进行误差修正,设计相应的 硬件结构和软件系统,通过实验对系统进行了测试,验 证本文设计的行人定位系统可满足实际应用需求。

相关技术 2

2.1 惯性导航解算

捷联式惯性导航系统不依赖物理平台,只需要

测量载体坐标系下的加速度和角速度,通过计算即 可得到导航坐标系下的姿态、速度和位置信息^[12]。 在此过程中,需要将载体坐标系下的加速度变换到 导航坐标系下,再进行积分,得到速度和位置,捷联 惯性导航解算过程如图1所示。



图 1 捷联惯性导航解算过程

Fig. 1 Strapdown inertial navigation calculation process 1) 姿态更新

载体需要用姿态更新算法获得每一采样时刻的 姿态矩阵,姿态更新是否准确关系到从载体坐标系 变换到导航坐标系下的加速度是否准确,对速度和 位置的计算产生决定性作用[13]。常用的姿态更新 算法有四元数法和方向余弦法等,本文采用四元数 法进行姿态更新。

在捷联惯性导航系统中,四元数微分方程与角 速度的关系,如式(1)所示:

$$q = \frac{\mathrm{d}q}{\mathrm{d}t} = \frac{1}{2} \Omega(\omega) q \tag{1}$$

其中, $\omega = [\omega_x \quad \omega_y \quad \omega_z]$ 是由陀螺仪测量输出 的原始数据, ω_x 、 ω_x 、 ω_x 、分别是人体绕 X、Y、Z 3 个坐 标轴旋转的角速率。

 $\Omega(\omega)$ 是一个 4×4 阶的反对称矩阵,式(2):

$$\boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\omega}) = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\delta} & \boldsymbol{\omega} & \boldsymbol{\dot{\boldsymbol{\boldsymbol{\varphi}}}} \\ \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\Theta}}}}^{\mathrm{T}} & \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}}} & \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\varphi}}}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}} & \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\varphi}}}} \\ \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}}} & \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}} & \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}}} \\ \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}}} & \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}} & \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}}} \\ \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}}} & \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}} & \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}}} \\ \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}} \end{pmatrix} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}} & \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}} & \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}} \\ \boldsymbol{\boldsymbol{\boldsymbol{\omega}}} \end{pmatrix} \end{pmatrix}$$

其中, $w \times$ 代表规范的向量交叉乘积,式(3):

$$[\boldsymbol{\omega} \times] = \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{g}} & 0 & -\boldsymbol{\omega}_z & \boldsymbol{\omega}_y & \hat{\mathbf{g}} \\ \hat{\mathbf{g}} & \boldsymbol{\omega}_z & 0 & -\boldsymbol{\omega}_x & \hat{\mathbf{u}} \\ \hat{\mathbf{g}} & -\boldsymbol{\omega}_y & \boldsymbol{\omega}_x & 0 & \hat{\mathbf{g}} \end{pmatrix}$$
(3)

采用四阶龙格-库塔算法对离散四元数差分方 程进行求解,式(4)为四元数法的姿态更新方程。

式甲

一般认为 $||q||_{2}$ = 1, 因此也可以得出姿态角

与四元数的关系,如式(5)所示:

$$\dot{\vec{t}} \phi = \arctan\left(\frac{2(q_0q_1 + q_2q_3)}{q_0^2 + q_3^2 - q_1^2 - q_2^2}\right) \\
\ddot{\vec{t}} \phi = -\arcsin\left(2(q_1q_3 - q_0q_2)\right) \\
\ddot{\vec{t}} \psi = \arctan\left(\frac{2(q_1q_2 + q_0q_3)}{q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2}\right) \\
2) \& \mathcal{E} \mathcal{F} \pi \dot{\mathbf{C}} \mathbb{E} \mathcal{F} \mathcal{F}$$
(5)

速度更新是指根据速度微分方程,推导当前时 刻速度与前一时刻速度之间的递推关系。基于中值

法的速度更新方程如式(6)所示:

$$v_{\iota} = v_{\iota-1} + \left(\frac{C_{b}^{n}a_{\iota} + C_{b}^{n}a_{\iota-1}}{2} - g\right)\Delta t$$
 (6)

其中, v_{t-1} 和 v_t 分别是t-1时刻、t时刻的速度; a_{t-1} 和 a_t 是t-1时刻、t时刻由加速度计测量输出的 原始加速度数据; C_b^n 为载体坐标系转导航坐标系的 旋转矩阵; g是重力加速度, $g \approx 9.806$ 65; Δt 是t-1时刻到t时刻的时间间隔。

基于中值法的位置更新方程如式(7)所示:

$$r_{t} = r_{t-1} + v_{t-1}\Delta t + \frac{1}{2}\left(\frac{C_{b}^{n}a_{t} + C_{b}^{n}a_{t-1}}{2} - g\right)\Delta t^{2} \quad (7)$$

其中, r_{t-1} 和 r_t 分别是 t-1 时刻、t 时刻的位置。

要注意的是,得到的位置信息并不是绝对位置, 而是相对位置。在每次定位开始之前,需要先确定 一个初始位置,位置更新得到的是相对于初始位置 的位置信息。

2.2 多普勒测速原理

毫米波雷达利用多普勒原理测速。当目标物体 相对于雷达发射源运动时,目标反射的线性调频脉冲 的频率将发生变化^[14]。通过计算这个频率变化,可 以确定目标的速度。在处理毫米波雷达数据时,对每 个线性调频脉冲进行快速傅里叶变换(FFT),将在相 同位置获得具有不同相位的峰值,这些峰值对应于目 标反射的线性调频脉冲的频率变化,从而可以推算出 目标的速度^[15]。毫米波雷达测速原理如图 2 所示。



图 2 毫米波雷达测速原理 Fig. 2 Principle of millimeter-wave radar velocity estimation 两个连续线性调频测量的相位差可用于估计物 体的速度,如式(8)所示:

$$v = \frac{\lambda w}{4\pi T_c} \tag{8}$$

其中, w 是传输两个由 T_c 分隔的线性调频脉冲 测量的相位差。

3 算法设计

3.1 算法设计框架

由于捷联惯性导航系统(SINS)重力分解造成 的积分误差无法用传统滤波方式完全解决,因此引 入毫米波雷达进行辅助测速,修正 SINS 中的重力分 解问题,故本文使用加速度计+陀螺仪+磁力计+毫 米波雷达的传感器组合进行数据采集。加速度计和 陀螺仪能够提供关键的运动信息,而磁力计则有助 于纠正航向误差,毫米波雷达则可用于修正测量速 度误差。整合这些传感器能够提供更为全面准确的 数据,从而提高系统对航向和加速度误差的校正精 度。本文多传感器融合的行人定位方法框图如图 3 所示,采用 200 Hz 的频率采集加速度和角速度、磁 场强度,10 Hz 频率采集毫米波雷达的速度数据,用 于惯性导航解算获得对载体姿态、空间运动速度以 及位置的初步估计;使用扩展卡尔曼滤波对惯性导 航系统的误差进行估计,从而得到最优的运动轨迹。



图 3 多传感器融合的行人定位方法框图



3.2 零速检测

利用加速度和角速度的模值和标准差对运动数据的零速区间进行检测^[16],加速度的模值 $|a_i|$ 和标准差 $\sigma_{[a_i]}$ 求解公式(9):

$$\hat{T} |a_i| = \sqrt{a_{xi}^2 + a_{yi}^2 + a_{zi}^2}$$

$$\hat{T} = \sqrt{\frac{\sum_{j=i-n}^{i+n} (|a_j| - |\overline{a_i}|)^2}{2n + 1}}$$
(9)

其中, $a_i = \begin{bmatrix} a_{xi} & a_{yi} & a_{zi} \end{bmatrix}$ 为 *i* 时刻的加速度数 据; $a_{xi} \, a_{yi} \, a_{zi}$ 分别是人体沿传感器 $X \, \langle Y \, \langle Z \, \rangle$ 3个坐标 轴运动的加速度; *n* 为采集到的加速度数据量。

角速度的模值 $|\omega_i|$ 和标准差 $\sigma_{|\omega_i|}$ 求解公式(10):

$$\frac{1}{2} |\omega_i| = \sqrt{\omega_{xi}^2 + \omega_{yi}^2 + \omega_{zi}^2} \\
\frac{1}{2} \sigma_{|w_i|} = \sqrt{\frac{\sum_{j=i-n}^{i+n} (|\omega_j| - |\overline{\omega_i}|)^2}{2n+1}}$$
(10)

其中, $\omega_i = \begin{bmatrix} \omega_{xi} & \omega_{yi} & \omega_{zi} \end{bmatrix}$ 为*i*时刻的角速度数 据; $\omega_{xi}, \omega_{yi}, \omega_{zi}$ 分别是人体沿传感器*X*、*Y*、*Z*3个坐标 轴运动的角速度;*n*为采集到的角速度数据量。

当*i*时刻的加速度模值、加速度标准差、角速度 模值和角速度标准差的值满足公式(11)时,判定*i* 时刻为行人的运动状态为零速状态。

$$\begin{array}{c|c}
\uparrow & a \mid_{\min} < \mid a_{i} \mid < \mid a \mid_{\max} \\
\downarrow & \sigma \mid_{a_{i}} \mid < \sigma \mid_{a} \mid \\
\downarrow & \alpha_{i} \mid < \mid \omega_{i} \mid < \mid \omega \mid \\
\uparrow & \sigma \mid_{\omega_{i}} \mid < \sigma \mid_{\omega} \mid \\
\end{array}$$
(11)

其中, $|a|_{\min}$ 和 $|a|_{\max}$ 为加速度模值的阈值上 下限; $\sigma_{|a|}$ 为加速度模值标准差的阈值; $|\omega|$ 为角速 度模值的阈值; $\sigma_{|\omega|}$ 为角速度模值标准差的阈值。

3.3 航向修正

将磁力计测量的数据从载体坐标系转换到导航 坐标系下,转换公式(12):

其中,
$$M_x^b$$
、 M_y^b 、 M_z^b 为磁力计各轴的测量分量。

计算出导航坐标系下的磁场强度即可计算出偏 航角^[17]:

$$\psi = -\arctan\left(\frac{M_y^n}{M_x^n}\right) + \psi_0 \tag{13}$$

其中,ψ。为当地磁偏角。

3.4 扩展卡尔曼滤波估计过程建模

扩展卡尔曼滤波(EKF)的基本原理是通过一阶 泰勒级数展开方法对非线性系统进行线性化,从而 得到近似线性系统并进行卡尔曼滤波^[18-19]。通过 求解状态转移函数和观测函数的偏导数获取其雅可 比矩阵,替换之前线性系统中的状态转移矩阵与观 测矩阵^[20]。扩展卡尔曼滤波线性化后的状态方程 和观测方程如式(14)和式(15)所示:

$$X(t+1) = F(t+1 | t)X(t) + G(t)W(t)$$
(14)
$$Z(t) = H(t)X(t) + V(t)$$
(15)

其中, *X* 为状态值;*F* 为状态转移矩阵;*G* 为噪 声驱动矩阵;*W* 为过程噪声;*Z* 为观测值;*H* 为观测 矩阵;*V* 为观测噪声。

对线性化后的系统进行扩展卡尔曼滤波递推, 流程如下:

(1)初始化状态初值和方差矩阵初值:

 $\begin{cases} X(0) = E[X(0)] \\ P(0) = E[(X(0) - E[X(0)]) (X(0) - E[X(0)])^{\mathrm{T}}] \end{cases} (16)$

(2)时间更新方程,传递状态向量估计值和误 差协方差矩阵:

$$\begin{cases} X(t+1|t) = f(X(t)) \\ P(t+1|t) = F(t+1|t)P(t|t)F^{T}(t+1|t) + Q \\ (17) \\ (3) 计算卡尔曼滤波增益矩阵: \\ K(t+1) = P(t+1|t)H^{T}(t+1)[H(t+1)] \end{cases}$$

$$1)P(t+1 \mid t)H^{\mathrm{T}}(t+1) + R]^{-1}$$
(18)

(4)更新状态估计值,式(19):

X(t + 1 | t + 1) = X(t + 1 | t) + K(t + 1)

1)
$$[Z(t+1) - h(X(k+1|k))]$$
 (19)
(5) 更新误差协方差矩阵:

 $P(t+1 \mid t+1) = \left\lceil I - K(t)H(t) \right\rceil P(t+1)$

$$1 \mid t) \left[I - K(t)H(t) \right]^{\mathrm{T}} + K(t)RK(t)^{\mathrm{T}} \quad (20)$$

其中, Q和 R分别为系统噪声和量测噪声。

扩展卡尔曼滤波器会对 SINS 的输出与真实状态的误差值进行估计,并估算出新的 SINS 的误差, 定义系统的状态误差向量如式(21)所示:

$$\mathbf{X}_{\iota} = \begin{bmatrix} \delta \phi & \delta v & \delta p & \delta \omega & \delta a \end{bmatrix}$$
(21)

其中, $\delta\phi$ 为姿态误差; δv 和 δp 分别为导航坐标系下的速度误差和位置误差; $\delta\omega$ 和 δa 分别为载体坐标系下的角速度误差和加速度误差。

假设陀螺误差仅为零偏误差时,姿态误差受角 速度误差影响,可得到关系式(22):

$$\delta\phi = C_b^n \delta\omega \tag{22}$$

速度误差主要源于姿态和加速度,卡尔曼滤波器中的速度误差状态方程(23):

$$\delta \dot{v}^n = a^n \times \phi + \delta a^n \tag{23}$$

由于位置的时间导数就是速度,因此可得位置 误差状态方程(24):

$$\delta \dot{r}^n = \delta v^n \tag{24}$$

同时本文假设测量得到的加速度和角速度的零 偏误差不随时间而发生变化,故加速度和角速度的 误差状态方程如式(25):

$$\begin{cases} \delta \dot{\omega} = 0\\ \delta \dot{a} = 0 \end{cases}$$
(25)

根据式(22)~式(25)的误差状态方程,对状态转移矩阵 *F*进行设置,然后利用式(14)进行状态估计。

系统的观测值为零速检测的零速状态、磁力计 测量的航向角和毫米波雷达测量的速度,因此观测 方程中的观测矩阵可以定义为式(26):

$$H(t+1 \mid t) =$$

\mathbf{a}_0	$\begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix}_{3 \times 1}$	$0_{3\times 3}$	$0_{3\times 3}$	$0_{3\times 3}$	0 _{3×3} ö
Ç Ç	0 _{3×3}	$I_{3\times 3}$	$0_{3 imes 3}$	$0_{3 imes 3}$	$0_{3\times3}$ ÷
ç	$0_{3 \times 3}$	$0_{3 imes 3}$	$0_{3 imes 3}$	$0_{3 imes 3}$	$0_{3\times3} \div (26)$
ç	$0_{3 \times 3}$	$0_{3 \times 3}$	$0_{3 \times 3}$	$0_{3 \times 3}$	$0_{3\times 3}$ ÷
ę	0 _{3×3}	$0_{3 \times 3}$	$0_{3 \times 3}$	$0_{3 imes 3}$	$0_{3\times 3} \mathbf{\emptyset}$

根据扩展卡尔曼滤波的基本原理对系统误差状态 进行更新估计,并将零速检测的零速状态、磁力计测量 的航向角和毫米波雷达测量的速度作为系统速度误差 和角度误差的测量值,得到最优的姿态、速度和位置的 误差估计,然后对行人的姿态、速度和位置进行重新计 算,最终得到系统新的姿态、速度和位置的信息。

4 实验验证

4.1 实验设备

针对本文行人定位系统的实验目标和应用场 景,设计了一套可穿戴的行人定位设备,设计框架如 图4所示。



图 4 行人定位设备设计框架

Fig. 4 Design framework of pedestrian positioning device

本文设计的行人定位设备主要的硬件包括 EC800M 模组、9 轴运动传感器、毫米波雷达。 EC800M 模组具有丰富的外部接口和协议栈,支持连 接各种物联网云平台,同时集成了 BeiDou 和 GPS 等 多种定位和导航系统,定位的水平位置精度<2.5 m CEP @-130 dB;另外,EC800M 模块作为主控芯片 还可以提供良好的算力,为融合定位算法提供平台。 9 轴运动传感器 mpu9250 内部集成了 3 轴加速度 计、3 轴陀螺仪、3 轴磁力计以及数字运动处理器 DMP;毫米波雷达 HLR26 支持距离和速度输出。

4.2 实验及结果分析

本文采用自行设计的行人定位设备作为惯性导航定位实验设备,实验过程中将设备穿戴在腰间行走,在实验场景上设计了直线和曲线行走回路实验。 实验一为绕方形走廊行走一圈,实际方形走廊长度为8.5 m×15.0 m,解算出的行动轨迹如图5所示,可见仅使用加速度计进行轨迹计算,短时间内有良好的轨迹复现,但是加速度经过长时间双重积分后会产生较大误差,造成轨迹严重发散。而仅使用雷达进行测速,可以避免 SINS 的积分误差,但是由于低成本雷达的测速频率较低,且测速不稳定,对最后轨迹会产生一定的误差,这个误差可以通过将加速度计和雷达测得的速度融合来进行修正。在不遮挡雷达的情况下,融合数据的轨迹误差为2.30%;遮挡雷达的情况下,融合数据的轨迹误差为3.19%。



Fig. 5 Walking track map without blocking radar

实验二为绕400 m 环形跑道行走一圈后回到原 点,解算出的行动轨迹如图 6 所示。对于雷达测速 不稳定造成的轨迹偏小,通过误差状态下的扩展卡 尔曼滤波进行修正 SINS 达到良好的定位要求,融合 数据的轨迹误差为4.68%。



Fig. 6 Circular runway walking trajectory map

由图 5 和图 6 可见,融合加速度计和雷达测得 的速度可以有效降低仅使用雷达进行测速的误差。

在实验一的测试环境下,分7种不同的运动情况进行轨迹测试实验,数据统计见表1,算法轨迹误差基本在3%以内。在测试环境中取4个测试点进行十组测试点定位重复实验,计算每一组测试点的坐标与实际坐标之间距离的均值误差与标准差,数据统计见表2,误差距离不超过1.0m,且大部分在0.5m的范围内波动,表明本文定位系统基本满足行人定位需求。

表1 针对不同运动情况的测试结果

 Table 1
 Test results for different sports situations

	参考轨迹长/m	实测轨迹长度/m	轨迹误差/%
快速	47	47.93	1.97
慢速	47	47.32	0.68
先快速后慢速	47	46.02	2.08
先慢速后快速	47	47.28	0.59
快速+中间停顿	47	46.70	0.64
慢速+中间停顿	47	47.50	1.06
变速+中间停顿	47	48.28	2.72

表 2 测试点定位测试结果

Table 2 Test points localization test results

测试点1 (0.00,-3.50) 0.445±0.189 测试点2 (7.50,-8.50) 1.026±0.421 测试点3 (15.0,-3.50) 0.547±0.226		实际定位坐标/m	误差距离/m
测试点 2 (7.50, -8.50) 1.026±0.421 测试点 3 (15.0, -3.50) 0.547±0.226 测试点 4 (0.50, 0.00) 0.625±0.404	测试点1	(0.00, -3.50)	0.445 ± 0.189
测试点 3 (15.0, -3.50) 0.547±0.226	测试点 2	(7.50, -8.50)	1.026 ± 0.421
测过去 (0.50,0.00) 0.625,0.404	测试点 3	(15.0, -3.50)	0.547 ± 0.226
侧风吊 4 (9.30,0.00) 0.625±0.404	测试点 4	(9.50,0.00)	0.625 ± 0.404

5 结束语

本文利用加速度计、陀螺仪、磁力计和毫米波雷 达相结合的传感器组合,通过自行设计的穿戴式物 联网终端设备采集传感器数据,并利用扩展卡尔曼 滤波对数据进行融合定位,相较于传统的捷联惯性 导航定位方法,本文提出的方法提高了定位的稳定 性和准确性。该方法仍然存在一些局限性,例如在 地面不平、下雨天等复杂场景下,毫米波雷达的性能 可能会受到影响,导致定位精度下降,后续可以通过 将定位信息与地图数据融合进一步优化定位算法, 以提升定位准确度。

参考文献

- [1] 国家统计局.中华人民共和国 2023 年国民经济和社会发展统计 公报[J].中国统计,2024 (3):4-21.
- [2] GU D, ANDREEV K, DUPRE M E. Major trends in population growth around the world[J]. China CDC Weekly, 2021, 3(28): 604.
- [3] 房博文. 上海社区居家养老智慧服务模式的内在逻辑研究[J]. Aging Research, 2023, 10: 855.
- [4] CRANDALL M, DUNCAN T, MALLAT A, et al. Prevention of fall-related injuries in the elderly: An eastern association for the surgery of trauma practice management guideline [J]. Journal of Trauma and Acute Care Surgery, 2016, 81(1): 196-206.
- [5] ZHAI X, REN Y, WANG L, et al. A review of redundant inertial navigation technology [C]//Proceedings of 2021 International Conference on Computer, Control and Robotics (ICCCR). IEEE, 2021: 272–278.
- [6] 赵辉,陈文彬,苏中,等.一种滑窗积分推算的行人惯性定位算法[J].中国惯性技术学报,2023,31(3):228-236.
- [7] 全闻捷,周绍磊,姜旭,等. 基于加速度和速度建模的行人导航 位置估计算法研究[J]. 仪表技术,2020 (11):29-35.
- [8] 李冬阳,赵忠华,晏懿琳,等. 基于智能手机的室内外行人定位 算法[J]. 计算机工程与设计,2021,42(10):2808-2815.
- [9] 柳景斌, 王泽民, 吕轩凡, 等. 低成本毫米波雷达的室内自定位方法[J]. 武汉大学学报 (信息科学版), 2023, 48(9): 1399-1408.
- [10] LIU Y, FANG X, LU F, et al. Indoor positioning and prediction in smart elderly care: model, system and applications [C]//Proceedings of Algorithms and Architectures for Parallel Processing: 20th International Conference.NY, USA: IEEE, 2020; 537–548.
- [11] GUO Q. Design of a smart elderly positioning management system based ongps technology [C]//Proceedings of International Conference on Cognitive based Information Processing and Applications (CIPA 2021). Cham; Springer, 2022; 694–701.
- [12]杜海龙,张荣辉,刘平,等. 捷联惯导系统姿态解算模块的实现 [J]. 光学精密工程, 2008, 16(10):1956-1962.
- [13]刘传浩. 穿戴式消防员导航定位系统设计[D]. 大连: 大连理 工大学,2019.
- BROOKER G M. Understanding millimetre wave FMCW radars
 C]// Proceedings of the 1st International Conference on Sensing Technology.IEEE, 2005:1.
- [15] RAO S. Introduction to mmWave sensing: FMCW radars [J]. Texas Instruments (TI) mmWave Training Series, 2017; 1–11.
- [16] 戴洪德,张笑宇,郑百东,等.基于零速修正与姿态自观测的 惯性行人导航算法[J].北京航空航天大学学报,2021,48(7): 1135-1144.
- [17]米刚,田增山,金悦,等. 基于 MIMU 和磁力计的姿态更新算法 研究[J]. 传感技术学报, 2015, 28(1):6.
- [18] WAN E A, NELSON A T. Dual extended Kalman filter methods [M]. Wiley, 2001: 123-173.
- [19] YANG S, BAUM M. Extended Kalman filter for extended object tracking[C]//Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2017: 4386–4390.
- [20] 格鲁夫. GNSS 与惯性及多传感器组合导航系统原理[M]. 北京:国防工业出版社, 2015.