

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407632

基于改进 PDR 算法的室内定位方法研究

马杰¹ 王健^{1,2} 李智³

(1. 桂林电子科技大学信息与通信学院 桂林 541004; 2. 广西无线宽带通信与信号处理重点实验室 桂林 541004;
3. 桂林航天工业学院无人遥测重点实验室 桂林 541004)

摘要:针对室内封闭场所卫星导航系统定位穿透力不够导致的定位精度太低而传统的惯导在室内行人定位时航迹偏移较大的问题,通过对行人航迹推算算法(PDR)的深入分析,提出了改进的PDR算法,旨在提高室内定位中的定位精度。该算法首先设计了卡尔曼滤波器和FIR滤波器对传感器数据进行预处理,提升数据的平滑性和抗噪性能;其次对传统的Weinberg步长计算模型进行改进,增加了新的变量作为步频检测和步长计算的联合参考,有助于减少步长估计的累积误差;然后取合适的阈值作为行人零速判断,以修正步数以及行人位置;最后设计一个扩展卡尔曼滤波器(EKF)对行人的位置进行优化,实现对行人实际轨迹的动态优化。仿真实验结果表明,改进后的PDR算法显著提高了定位精度,行人轨迹的平均误差由5.5 m降低到1.2 m。总体而言,该改进PDR算法能够有效减少航迹偏差和累积误差,提高了行人定位精度,具有广泛的应用前景。

关键词:室内行人定位;PDR算法;零速检测;步长估计;卡尔曼滤波;FIR滤波;EKF

中图分类号: TP212.9; TN912.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

Research on indoor localization method based on improved PDR algorithm

Ma Jie¹ Wang Jian^{1,2} Li Zhi³

(1. School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Science and Technology, Guilin 541004, China;
2. Guangxi Key Laboratory of Wireless Broadband Communication and Signal Processing, Guilin 541004, China;
3. Key Laboratory of Unmanned Aerial Vehicle Telemetry, Guilin University
of Aerospace Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: Aiming at the problem that the positioning accuracy of satellite navigation system in indoor closed places is too low due to insufficient positioning penetration and the traditional inertial guidance has a large trajectory offset in indoor pedestrian positioning, through the in-depth analysis of pedestrian trajectory projection algorithm (PDR), an improved PDR algorithm is proposed, which aims to improve the positioning accuracy in indoor positioning. The algorithm firstly designs Kalman filter and FIR filter to preprocess the sensor data to improve the data smoothing and anti-noise performance; secondly, it improves the traditional Weinberg step calculation model by adding new variables as the joint reference of step frequency detection and step calculation, which helps to reduce the cumulative error of the step estimation; and then it takes the appropriate threshold value as the pedestrian zero-speed judgment to correct the step number as well as the pedestrian's position; finally, an extended Kalman filter (EKF) is designed to optimize the pedestrian's position to achieve the dynamic optimization of the actual pedestrian trajectory. The simulation results show that the improved PDR algorithm significantly improves the positioning accuracy, and the average error of the pedestrian trajectory is reduced from 5.5 m to 1.2 m. Overall, the improved PDR algorithm can effectively reduce the trajectory deviation and the cumulative error, and improve the accuracy of the pedestrian positioning, which is of wide application prospect.

Keywords: indoor pedestrian localization; PDR algorithm; zero speed detection; step size estimation; Kalman filter; FIR filter; EKF

0 引言

随着全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)的快速发展,导航系统在军事应用、民用汽车导航,以及手机定位等室外环境中实现 2~3 m 的定位精度,足以满足大多数操作需求。然而,在大型商场、停车场等建筑物的室内场景中,由于建筑物遮挡和其他干扰因素的影响,传统的卫星定位技术常常难以发挥作用。这在地震、矿井坍塌等紧急救援情况下尤为明显,导致定位不准确,进而可能延误救援甚至危及救援人员安全。针对这一问题,国内外学者提出了多种室内定位技术解决方案。

目前,主流室内定位技术有超宽带^[1](ultra-wide band, UWB)、蓝牙^[2]、Wi-Fi^[3]和磁场^[4]等。尽管这些技术在一定程度上满足了室内定位需求,但仍存在不小的挑战。例如,吕晓晨等^[5]采用四点定位法,利用 UWB 中的靶点与锚点的距离信息实现靶点的定位,但需事先搭建昂贵的设备。谢良波等^[6]基于传统的射频定位技术(radio frequency identification, RFID)虽然在短距离内表现良好,但在远距离定位时精度急剧下降。因此,存在着迫切需求,寻找一种成本较低、部署便捷、且覆盖范围广泛的室内定位解决方案。

基于微型惯性测量单元(miniature inertial measurement unit, MIMU)的行人航迹推算^[7](pedestrian dead reckoning, PDR)算法成为一种较为理想的选择。PDR 算法通过跟踪步态和步伐,能够在无 GNSS 信号的环境中实现较为精确的定位。其优点包括成本低、覆盖范围广、使用便利等,通常将装置置于脚部,以获取更多运动信息,从而实现精确的位置估计。然而,传统 PDR 算法通过递推累加实现定位,在位置估计过程中会不断累积误差,导致定位精度显著下降。

为了解决这一问题,最新研究提出了多种改进措施,以提高其定位精度和稳定性。例如,卡尔曼滤波器^[8-9]能有效滤除噪声,但收敛性较差。FIR 滤波器^[10-11]在保证数据的稳定性方面表现良好,但对于动态变化信号的适应性不足。Weinberg^[12-13]步长计算模型低功耗、低计算复杂度,适合实时应用,但其步长计算精度较低且易受累积误差影响。此外,零速检测技术^[14-16]用于提高步数计算的准确度,减少了 PDR 系统中的累积误差,但容易出现误检或漏检。尽管通过这些技术,PDR 算法的性能得到了显著提升,但在复杂环境下传感器数据会受到较大噪声干扰,影响步频的检测;同时,不同身高、体重等个体差异问题也可能导致步长计算误差。此外,各种误差的累积及外部环境的影响可能造成定位偏移。

针对这些问题,本研究提出了一种改进 PDR 算法。

结合卡尔曼滤波器、FIR 滤波器、改进的步长计算模型和零速检测技术,通过扩展卡尔曼滤波优化坐标位置信息,从而显著提升室内定位的精度。

1 PDR 算法

PDR 算法是通过加速度计、陀螺仪、磁力计等多种传感器数据来进行行人的步频检测、步长估计、航向推断,最终通过位移的叠加得到行走轨迹。如图 1 所示是 PDR 算法的基本原理图。

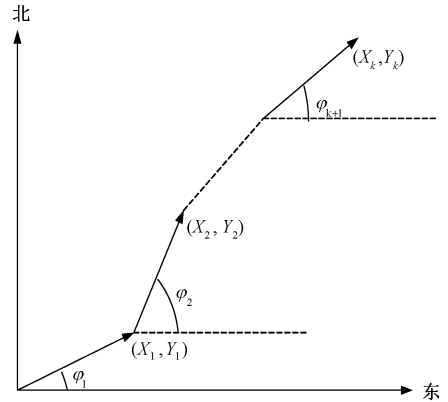


图 1 PDR 算法原理图

Fig. 1 Schematic diagram of PDR algorithm

行人的坐标位置可由下式叠加计算得出:

$$\begin{cases} X_{i+1} = X_i + S_{i+1} \cdot \sin\varphi_{i+1} \\ Y_{i+1} = Y_i + S_{i+1} \cdot \cos\varphi_{i+1} \end{cases} \quad (1)$$

式中: i 表示第 i 步, (X_i, Y_i) 分别表示当前坐标位置, (X_{i+1}, Y_{i+1}) 分别表示下一步坐标位置, S_{i+1} 表示下一步的步长, φ_{i+1} 表示下一步的方向。

1.1 步频检测

由于本研究中所使用的惯性导航模块是一种便携式装置,安置在脚部上。因此,将脚底完全离开地面到完全接触地面的过程称为行人所行走的一步。在这个过程中,脚部悬空的阶段被称为运动阶段,此时合加速度逐渐减小,接近于重力加速度;而脚部与地面接触的阶段则被称为零速阶段,此时合加速度迅速上升并达到峰值。将通过设置阈值的方式来检测波峰和波谷。在合加速度超过设定的波峰阈值时将判定为波峰;当合加速度进入波峰后逐渐下降到设定的波谷阈值时将判定为波谷。图 2 所示为合加速度的波峰波谷点坐标,三角形代表波峰,正方形代表波谷。

一步的定义是由相邻两个波谷之间的周期决定,即脚部从离开地面到重新接触地面的整个过程。而对于零速检测,当加速度的波动变化小于一定的阈值时,则判定为零速状态,可以有效减少噪声或步态变化带来的误差。

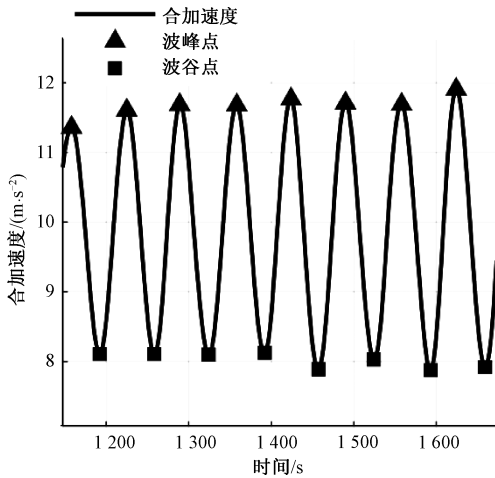


图 2 合加速度的波峰波谷点图

Fig. 2 Plot of peaks and valleys of combined accelerations

通过三轴加速度计采集的加速度数据可以很直观的看出步频情况,但仅凭单轴加速度数据来检测步频,容易受到噪声以及步态的干扰,存在较大的误差,因此,以合加速度来检测步频的方法相对于单轴加速度是比较有效的。如图 3 所示为加速度计采集数据的合加速度波形。

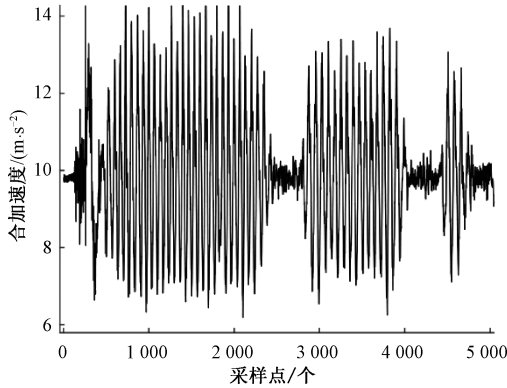


图 3 合加速度滤波前的波形

Fig. 3 Waveform before combined acceleration filtering

计算公式为:

$$a = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (2)$$

式中: a 表示合加速度值, a_x 为 x 轴加速度值, a_y 为 y 轴加速度值, a_z 为 z 轴加速度值。

1.2 步长计算

步长计算模型有固定步长、线性以及非线性模型。

$$\begin{cases} \theta = \arctan\left(\frac{a_y}{\sqrt{a_x^2 + a_z^2}}\right) \\ \phi = \arctan\left(\frac{-a_x}{a_z}\right) \\ \psi = \arctan\left(\frac{m_y \cos(\phi) - m_z \sin(\phi)}{m_x \cos(\theta) + m_y \sin(\phi) \sin(\theta) + m_z \cos(\phi) \sin(\theta)}\right) \end{cases}$$

固定步长模型一般用于提前拟定步长的匀速运动,非匀速运动时由于步频不一样导致的步长不同对结果会造成较大的误差;线性步长模型公式为:

$$s = A_1 + B_1 f \quad (3)$$

式中: s 为步长, f 为步频, A_1 和 B_1 为拟合系数。

在线性步长模型中,步长的计算受到行人身高、体重等因素的影响,因此不同个体的步长略有差异。此外,行人在缓慢转弯时可能导致较大的误差。

本研究将采用非线性模型来计算步长,即利用行人加速度数据来计算步长。经实验测试,Weinberg 步长计算模型在不同状况下定位精度更高,因此本研究采用 Weinberg 方法。其步长计算公式如式(4)所示。

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

式中: s 为步长, a_{\max} 、 a_{\min} 分别为行人第 i 步的最大合加速度值、最小合加速度值, K 表示该式的拟合系数。系数 K 一般根据行人的身高、步频等个体特性,并通过实验数据或经验公式所得出,文中系数 K 的计算模型^[17] 如式(5)所示。

$$\begin{cases} L = A_2 + B_2 \cdot (H - 1.75) + \\ C_2 \cdot (f - 1.79) \cdot H/1.75 \\ S_i = \sqrt[4]{a_{\max} - a_{\min}} \\ K_i = L/S_i \\ K = \frac{1}{i} \sum_{m=1}^i K_m \end{cases} \quad (5)$$

式中: L 为拟定平均步长, H 为身高, f 为步频, A_2 、 B_2 、 C_2 为实验所得系数, S_i 为第 i 步的最大合加速度与最小合加速度的差值相关数, K_i 为第 i 步的平均步长与合加速度的相关数, K_m 即 K_i , 系数 K 为前 i 步的 K_i 参数的均值。

1.3 航向估算

根据经验可知,仅通过陀螺仪数据来估算航向角虽然短时间内比较准确,但是长时间的测试会产生一定的误差积累,降低航向精度;加速度计和磁力计数据可以获得绝对方向,具有较高的精度,但易受外部环境影响,尤其是在磁场干扰强的场所精度明显下降。因此,文中先利用加速度计数据计算出俯仰角和滚转角,再结合磁力计数据计算出航向角,三角的计算公式如式(6)所示,将得到的航向角作为量测值,陀螺仪所得到的角速度数据作为预测值,通过卡尔曼滤波融合^[18] 估算行人的行走方向,去除噪声对方向角计算的影响。

式中: θ 为俯仰角 (Pitch)、 ϕ 为滚转角 (Roll)、 ψ 为航向角 (Heading)、 a_x, a_y, a_z 分别为 x, y, z 三轴加速度、 m_x, m_y, m_z 分别为 x, y, z 三轴磁场强度。

卡尔曼滤波的预测和更新方程如式(7)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \mathbf{A}\mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{B}u_{k-1} + \mathbf{W}_k \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{H}\mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (7)$$

式中: 状态方程中 \mathbf{X}_k 表示当前时刻 k 的状态向量, 即加速度计和磁力计数据计算出的偏航角; \mathbf{A} 表示状态转移矩阵; \mathbf{X}_{k-1} 表示上一时刻 $k-1$ 的状态向量; \mathbf{B} 表示控制输入矩阵, u_{k-1} 表示控制输入, 用于数据融合; \mathbf{W}_k 表示过程噪声。观测矩阵中 \mathbf{Z}_k 表示当前时刻 k 的观测矩阵, 即陀螺仪数据; \mathbf{H} 表示观测矩阵, \mathbf{V}_k 表示观测噪声。

2 改进的 PDR 算法

2.1 改进的步频检测

针对传感器采集的原始数据具有非线性、高频等噪声的问题, 此研究中将设计一个以合加速度为测量值和预测值的一维卡尔曼滤波以及一个采样频率为 256 Hz, 滤波器阶数为 15, 通带和阻带频率向量为 $[0.005, 0.03, 0.07, 1.000]$ 以及对应的增益向量为 $[1, 1, 0, 0]$ 的 FIR 滤波器进行组合滤波。图 3 为原始数据的合加速度波形, 图 4 为组合滤波后的合加速度波形。

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{W}_k \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (8)$$

式中: 状态方程中 \mathbf{X}_k 表示当前时刻 k 的状态向量, 即当前时刻合加速度, \mathbf{X}_{k-1} 表示上一时刻 $k-1$ 的状态向量, 即上一时刻的合加速度, \mathbf{W}_k 表示过程噪声, 协方差 \mathbf{Q} 为 0.01; 观测矩阵中 \mathbf{Z}_k 表示当前时刻 k 的观测矩阵, 即传感器获取的合加速度值, \mathbf{V}_k 表示观测噪声, 协方差 \mathbf{R} 为 1.052。

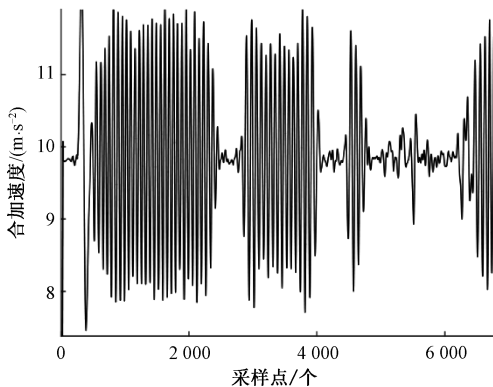


图 4 EKF 和 FIR 滤波器组合滤波后的波形

Fig. 4 Waveform after combined filtering of EKF and FIR filters

通过图 3 和 4 的波形可以很清晰的看出, 滤波后的

波形明显减少了突变, 消除了非线性噪声, 整体变的更加平滑稳定。这种改进使得零速检测以及相邻波峰波谷的时间计算更加精确可靠。为了更好的观察滤波效果, 提取了部分采集点的放大波形, 由图 5 可以看出波形已经没有不必要的突变了。

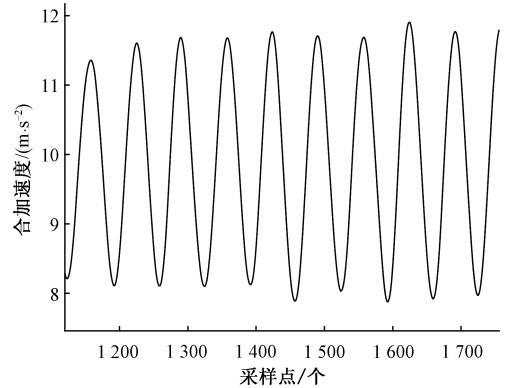


图 5 EKF 和 FIR 组合滤波的放大波形

Fig. 5 Amplified waveform of combined EKF and FIR filtering

2.2 改进的步长计算

此文中将引入相邻波峰的时间差作为新的影响因素, 对传统的 Weinberg 模型进行改进, 改进后的公式如式(9)所示。

$$s = A + B \cdot (h(i) - h(i-1)) + C \cdot K \cdot \sqrt[4]{a_{\max} - a_{\min}} \quad (9)$$

式中: s 为步长, h 为相邻波峰时间, a_{\max}, a_{\min} 分别为最大加速度和最小加速度, A, B, C 均为实验所得系数, K 的计算模型如式(5)所示。

2.3 基于阈值判断的零速检测器设计

阈值判断法是一种经典的零速检测方法, 设置适当的阈值可以显著提高对运动状态估计的准确度。针对单轴加速度数据阈值并不能很好的反映行人的运动状态的问题, 在研究中将选取合适的合加速度作为阈值, 其公式如式(10)所示。

$$\begin{cases} a_k = \{a_{(k-1)w+1}, a_{(k-1)w+2}, \dots, a_{\min(kw, N)}\} \\ a_{\max, k} = \max(a_k) \\ C_a(k) = \begin{cases} 1, & a_{\max, k} > T_a \\ 0, & a_{\max, k} < T_a \end{cases} \end{cases} \quad (10)$$

式中: w 表示窗口大小, N 表示数据点总数, $\max()$ 函数表示取窗口内最大加速度, a 表示合加速度值, T_a 表示合加速度阈值, 当最大合加速度 $a_{\max, k}$ 大于 T_a 时则表示行人为运动状态, 否则为零速状态。

2.4 行人定位优化

针对通过式(1)这种递推的方法得到的位置信息存在累积误差这一问题, 利用扩展卡尔曼滤波器对坐标位

置进行优化^[19-21],提高定位精度。其中,分别以三轴加速度为量测值,通过 PDR 算法计算出来的行人位置为观测值。扩展卡尔曼滤波预测和更新校验方程如式(11)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \mathbf{f}(\mathbf{X}_{k-1}, \mathbf{u}_k) + \mathbf{W}_k \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{X}_k) + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (11)$$

式中:状态方程中 \mathbf{X}_k 表示当前时刻 k 的状态向量,即当前时刻加速度, $\mathbf{f}(\mathbf{X}_{k-1}, \mathbf{u}_k)$ 表示系统从上一个时刻 \mathbf{X}_{k-1} 到当时时刻 \mathbf{X}_k 的非线性状态转移矩阵, \mathbf{W}_k 表示过程噪声,初始协方差 \mathbf{Q} 为一个 9×9 的对角矩阵,其中对角线上的元素为 0.1,非对角线上的元素为 0;观测矩阵中 \mathbf{Z}_k 表示当前时刻 k 的观测矩阵,即当前时刻行人的位置坐标, \mathbf{V}_k 表示观测噪声,初始协方差 \mathbf{R} 为一个 3×3 的对角矩阵,其中对角线上的元素为 0.01,非对角线上的元素为 0。

3 实验结果与分析

3.1 实验设置

实验数据由便携式脚部装置采集,包括 JY901 型号

表 1 实际步数与计算步数对比表

Table 1 Comparison table of actual steps and calculated steps

实验对象	实验次数/次	身高/m	体重/kg	实际平均步数/步	改进前计算步数/步	改进后计算步数/步
实验者 1	30	1.61	49.5	106	159	107
实验者 2	30	1.7	59	99	148	100
实验者 3	30	1.8	81.5	90	135	91

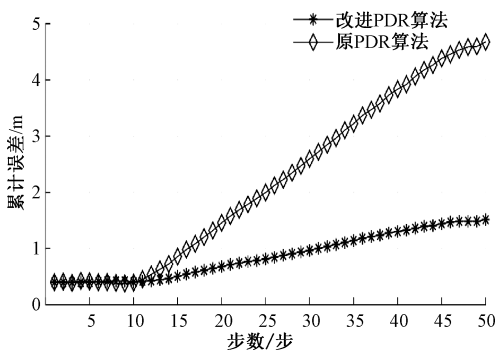


图 6 两种算法的步长检测累积误差对比图
Fig. 6 Comparison of cumulative error of step detection for the two algorithms plotted

3.4 零速检测分析

通过对比实验结果可见,单独使用单轴加速度值进行零速检测时,准确率较低,尤其当以 x 轴或 y 轴加速度作为阈值时,误检现象较为严重。虽然使用 z 轴加速度作为阈值时,生成的轨迹与实际轨迹较为接近,但仍存在较大的漏检率。相比之下,使用合加速度值作为阈值进

的九轴传感器,内置三轴加速度计、陀螺仪以及磁力计,采样频率为 256 Hz。数据通过 STM32F407 微控制器和 Lora 模块上传至上位机进行仿真实验。在实验开始前,对加速度计和陀螺仪进行零速校准,以消除零偏误差。对磁力计进行水平方向旋转一圈和垂直方向旋转一圈的记录,并进行磁场信息校准。实验条件确保没有行人阻挡或物品干扰,将装置安装在鞋上,在平地上完成方形一圈运动,并进行 30 组测试,以确保实验的一致性和可重复性。

3.2 步数分析

实验者按规定路线行走,人工计数实际行走的步数,表 1 为步数对比结果,可以看出本算法计算出的步数与实际步数的精确度高达 99%,与改进前的算法相比大幅降低误差率。

3.3 步长误差分析

由多次实验得出的拟合系数 A 为 0.2, B 为 0.000 078, C 为 0.16。以一组单步步长均相同且测试走 50 步的实验数据分别以 Weinberg 步长模型和改进后的步长模型进行仿真,实验结果如图 6 所示。可以从图中看出,改进后的步长模型其累计误差明显变小了。

行零速检测,显著提高了检测精度,效果明显优于单独依赖三轴中的任一轴进行检测。图 7 为各单轴加速度单独作用以及合加速度作用时的零速检测对比图。可以清楚地看到,合加速度的检测方法在减少误检和漏检方面表现更为出色。

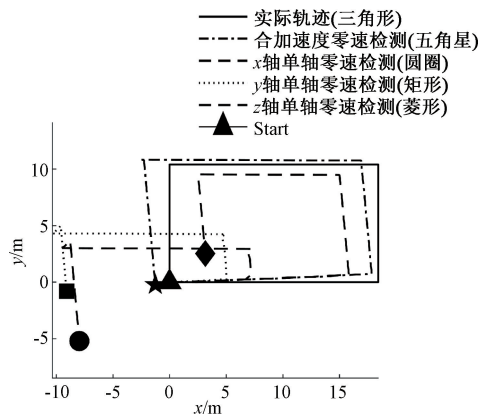


图 7 各单轴加速度和合加速度零速检测对比图
Fig. 7 Comparison of single-axis acceleration and combined acceleration with zero-speed detection

3.5 行人定位误差分析

实验者沿规定路线走一圈的数据,经仿真原传统 PDR 算法和改进后的 PDR 算法,如图 8 所示。由图中可以看出,改进后的 PDR 算法更接近实际轨迹,且其平均误差由 5.5 m 降低到 1.2 m,大致的误差都在 2 m 以内。

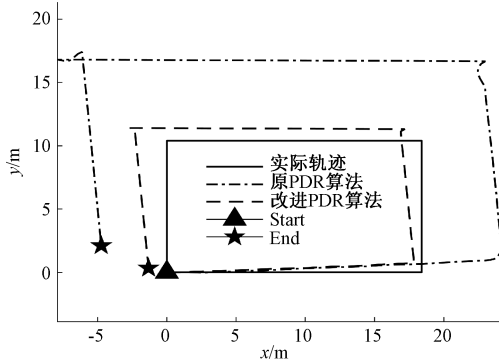


图 8 行人轨迹仿真图

Fig. 8 Pedestrian trajectory simulation

4 结 论

文中针对传统 PDR 算法在长时间工作状态下因累积误差导致的定位精度显著降低问题,提出了一种综合性改进的 PDR 算法。通过利用合加速度波峰计算步频、优化 Weinberg 步长计算模型、引入基于阈值的零速检测以及位置信息的精准化处理,显著提升了算法的性能。特别是,本研究所采用的卡尔曼滤波器与最小二乘 FIR 滤波器的组合,有效平滑了加速度计数据的高频和非线性噪声,提高了波形的稳定性。同时,通过考虑单步时间与身高的影响因子,精确了步长计算,减少了步长的计算误差。此外,新引入的扩展卡尔曼滤波方法有效改善了因递推公式计算而导致的行人位置误差累积,从而降低了航迹偏移问题。仿真结果显示,本改进算法的平均误差降至 1.2 m,总体误差控制在 2 m 以内,相较于传统 PDR 算法的性能有了显著提升。这一改进不仅验证了所提出算法的有效性,也为室内定位技术的应用提供了新的技术支持,尤其是在需要高精度定位的紧急救援和复杂室内环境导航等场景中显示出较大的潜力。

参考文献

[1] AL-GBURI A J A, IBRAHIM I M, ZAKAR IA Z, et al. Enhancing gain for UWB antennas using FSS: A systematic review[J]. *Mathematics*, 2021, 9(24): 3301.

[2] 沈天盛,陈文莹,朱彬斌,等. 基于 AOA 算法的低功耗蓝牙室内定位系统[J]. *单片机与嵌入式系统应用*, 2023, 23(3): 42-45.

SHEN T SH, CHEN W Y, ZHU B B, et al. A low-power bluetooth indoor localization system based on AOA

algorithm [J]. *Microcontroller and Embedded System Applications*, 2023, 23(3): 42-45.

- [3] 冯文生,高誉. 基于 WiFi 的室内定位算法研究[J]. *电气传动自动化*, 2022, 44(5): 56-58, 55.
- FENG W SH, GAO Y. Research on indoor localization algorithm based on WiFi [J]. *Electrical Drives Automation*, 2022, 44(5): 56-58, 55.
- [4] 孙猛,汪云甲,周家鹏,等. 一种基于快速动态时间规整的地磁定位算法[J]. *测绘科学*, 2020, 45(8): 77-82.
- SUN M, WANG Y J, ZHOU J P, et al. A geomagnetic localization algorithm based on fast dynamic time regularization [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2020, 45(8): 77-82.
- [5] 吕晓晨,何亚岚. 基于四点定位和拓展卡尔曼滤波的 UWB 定位及轨迹估计算法[J]. *运筹与模糊学*, 2024, 14(2): 755-765.
- LYU X CH, HE Y L. UWB localization and trajectory estimation algorithm based on four-point localization and extended Kalman filter [J]. *Operations Research and Fuzziology*, 2024, 14(2): 755-765.
- [6] 谢良波,夏晨晖,张钰坤,等. 基于双频点载波相位的 RFID 室内定位算法[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(5): 267-277.
- XIE L B, XIA CH H, ZHANG Y K, et al. RFID indoor localization algorithm based on dual-frequency point carrier phase [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(5): 267-277.
- [7] 薛中浩,崔丽珍. 基于鞋载惯导的 PDR 定位系统设计与实现[J]. *内蒙古科技大学学报*, 2022, 41(1): 59-65.
- XUE ZH H, CUI L ZH. Design and realization of PDR positioning system based on shoe-mounted inertial guidance [J]. *Journal of Inner Mongolia University of Science and Technology*, 2022, 41(1): 59-65.
- [8] 杨波,刘枫,薛亮,等. 一种有色噪声条件下的改进卡尔曼滤波算法[J]. *中国惯性技术学报*, 2023, 31(10): 1004-1009.
- YANG B, LIU F, XUE L, et al. An improved kalman filtering algorithm under colored noise conditions [J]. *Chinese Journal of Inertial Technology*, 2023, 31(10): 1004-1009.
- [9] 戴礼灿,刘欣,张海瀛,等. 基于卡尔曼滤波算法展开的飞行目标轨迹预测[J]. *系统工程与电子技术*, 2023, 45(6): 1814-1820.
- DAI L C, LIU X, ZHANG H Y, et al. Flight target trajectory prediction based on Kalman filter algorithm unfolding [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2023, 45(6): 1814-1820.

- [10] 孙文心, 马君霞, 熊伟丽. 带 FIR 滤波的非线性滑动平均动态软测量模型[J]. 控制理论与应用, 2024, 41(4): 609-618.
SUN W X, MA J X, XIONG W L. Nonlinear sliding average dynamic soft measurement model with FIR filtering[J]. Control Theory and Applications, 2024, 41(4): 609-618.
- [11] 马梦瑶, 赖晓平, 孟海龙. 二维 FIR 滤波器约束最小二乘设计的最大分划松弛 ADMM 算法[J]. 电子学报, 2020, 48(3): 510-517.
MA M Y, LAI X P, MENG H L. Maximum partition relaxation ADMM algorithm for constrained least squares design of two-dimensional FIR filters[J]. Journal of Electronics, 2020, 48(3): 510-517.
- [12] 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, 2016, 16(9): 1423.
- [13] 卫庆芳, 陈勇, 薛文军, 等. 基于室内定位的改进 PDR 算法研究[J]. 火力与指挥控制, 2023, 48(4): 102-107.
WEI Q F, CHEN Y, XUE W J, et al. Research on improved PDR algorithm based on indoor localization[J]. Fire Control and Command Control, 2023, 48(4): 102-107.
- [14] 陈泽, 潘献飞, 陈昶昊, 等. 一种用于足绑式行人惯性导航的区间搜索零速检测器[J]. 中国惯性技术学报, 2020, DOI:10.13695/j.cnki.12-1222/o3.2020.06.002.
CHEN Z, PAN X F, CHEN CH H, et al. An interval searching zero-speed detector for foot-tethered pedestrian inertial navigation[J]. Chinese Journal of Inertial Technology, 2020, DOI:10.13695/j.cnki.12-1222/o3.2020.06.002.
- [15] LI H, LIU H, LI Z, et al. Adaptive threshold-based ZUPT for single IMU-enabled wearable pedestrian localization[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(13): 11749-11760.
- [16] LI J, ZHOU X, QIU S, et al. Learning based stance phase detection and multi-sensor data fusion for zupt-aided pedestrian dead reckoning system [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, DOI: 10.1109/IJOT.2023.3308100.
- [17] DÍEZ L E, BAHILLO A, OTEGUI J, et al. Step length estimation methods based on inertial sensors: A review[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(17): 6908-6926.
- [18] 朱军桃, 林知宇, 李海林, 等. 基于卡尔曼滤波优化航向的 PDR 算法[J]. 测绘通报, 2023(9): 30-34, 63.
ZHU J T, LIN ZH Y, LI H L, et al. PDR algorithm for optimizing heading based on Kalman filter[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2023(9): 30-34, 63.
- [19] 郭星辰. 基于惯导原理的消防员单兵运动位置侦测系统的研究[D]. 太原: 中北大学, 2019.
GUO X CH. Research on firefighters' one-man motion position detection system based on inertial guidance principle[D]. Taiyuan: North Central University, 2019.
- [20] 王俊. 基于 MIMU 的消防单兵室内定位系统研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2020.
WANG J. Research on indoor localization system of firefighting single soldier based on MIMU[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2020.
- [21] 唐相猛. 基于 MEMS 的消防单兵室内定位研究与设计[D]. 济南: 山东大学, 2017.
TANG X M. Research and design of indoor localization of firefighting single soldier based on MEMS[D]. Jinan: Shandong University, 2017.

作者简介



马杰, 2021 年于湖南工学院获得学士学位, 现为桂林电子科技大学硕士研究生, 主要研究方向为智能信号处理。
E-mail: soul513383655@163.com



Ma Jie received his B. Sc. degree from Hunan Institute of Technology in 2021. He is currently a M. Sc. student at Guilin University of Electronic Science and Technology. His main research interest includes intelligent signal processing.

王健 (通信作者), 现为桂林电子科技大学副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为智能信号处理。



Wang Jian (Corresponding author) is currently an associate professor and master's supervisor at Guilin University of Electronic Science and Technology. Her main research interest includes intelligent signal processing.

李智, 1987 年于东南大学获得学士学位, 1993 于上海理工大学获得硕士学位, 2003 年于电子科技大学获得博士学位, 现为教授, 博士生导师, 桂林航天工业学院副校长, 主要研究方向为自动测试总线与系统、现代测试理论与技术。
E-mail: cclizhi@guat.edu.cn

Li Zhi received his B. Sc. degree from Southeast University in 1987, M. Sc. degree from Shanghai University of Science and Technology in 1993, and Ph. D. degree from University of Electronic Science and Technology in 2003. Now he is a professor, doctoral supervisor and vice president of Guilin Institute of Aerospace Science and Technology. His main research interests include automatic test bus and system and modern test theory and technology.