

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415963

一种改进的行人航迹推算算法研究^{*}

万蓬勃 李学青 汤运启

(陕西科技大学设计与艺术学院 西安 710021)

摘要: 针对行人在室内定位不准确的问题,提出一种改进的行人航迹推算算法。在步数检测阶段,提出一种基于运动分割的三阈值峰值检测法,实现了行人在不同运动状态下步数的精准检测。通过使用改进的 Weinberg 模型实现步长估算。并提出一种基于主方向假设的航向角修正算法,实现行人的航向角修正。最后综合步数、步长和航向角信息实现室内行人的航迹推算。实验结果表明,改进的行人航迹推算算法在室内有较好的稳定性,在室内的平均定位误差 $<5\%$,较传统 PDR 算法在平均定位误差上降低了 9.53%,提高了行人在室内定位的精度。

关键词: 峰值检测;阈值法;步数统计;航向修正;行人航迹推算

中图分类号: TN961 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Research on an improved pedestrian dead reckoning algorithm

Wan Pengbo Li Xueqing Tang Yunqi

(College of Art and Design, Shaanxi University of Science & Technology, Xi'an 710021, China)

Abstract: An improved pedestrian dead reckoning algorithm is proposed to solve the problem of inaccurate pedestrian location in indoor space. In the step detection stage, a three-threshold peak detection method based on motion segmentation is proposed to realize the accurate step detection of pedestrians in different motion states. Step size estimation is achieved by using an improved Weinberg model. A heading Angle correction algorithm based on the principal direction assumption is proposed to realize the pedestrian's heading Angle correction. Finally, the information of step number, step length and course Angle is integrated to realize the dead reckoning of indoor pedestrians. Experimental results show that the improved Pedestrian Dead Reckoning algorithm has good indoor stability, and the average indoor location error $<5\%$, which is 9.53% lower than that of traditional PDR algorithm, and improves the indoor location accuracy of pedestrians.

Keywords: peak detection; threshold method; step count; heading correction; pedestrian dead reckoning

0 引言

室内定位技术在商场、医院、火车站等室内环境的需求越来越大^[1-2]。目前主流的室内定位技术有 WIFI、蓝牙、射频识别(radio frequency identification, RFID)、超宽带、红外线等。这些定位方法需要提前在室内进行硬件的部署,且无线信号大多会因为环境的干扰而产生不同程度的衰减^[3],导致定位精度下降。

基于惯性传感器的行人导航定位技术凭借成本低、体积小、自主性高的优点,受到越来越多的关注^[4]。行人航迹推算(pedestrian dead reckoning, PDR)是室内行人定位的常用方法,该算法主要包括步数检测、步长估算和航向角解算三部分。

有关行人步数检测的算法主要有阈值法^[5]、峰值法^[6-7]、零点检测法、自相关法、快速傅里叶变换法、Stance Phase 探测法^[8]以及上述方法的组方法。

在步长估算方面,常见的方法包括积分法和模型法。积分法是通过滤波后的加速度数据进行二重积分来计算步长,而模型法是通过使用步长模型来计算步长。现有的步长模型主要包括常数模型^[9]、线性步长模型^[10]、非线性步长模型以及人工智能模型^[11]。

航向角是影响定位精度的关键因素之一。由于积分的累积误差,行人航向角会产生较大漂移,导致定位精度下降。有关行人航向角误差修正的方法主要有 4 种,包括基于零速修正的航向角修正、基于卡尔曼滤波的航向角修正、基于启发式漂移减少的航向角修正以及通过增加附加信息

收稿日期:2024-04-30

^{*} 基金项目:陕西省社会科学基金(2023J014)项目资助

实现航向角的约束修正。

目前有关行人航迹推算算法的改进主要围绕这三部分算法进行研究。彭慧等^[12]提出了一种双阈值步数检测算法,通过波峰阈值和波谷阈值实现步数统计,经验证该算法能在多种步态下实现精确计步。孙延鑫等^[13]提出一种改进的 PDR 算法,在步频检测部分使用极值和时间阈值的综合峰值检测算法实现步频检测,改进后的算法减小了传统 PDR 算法的定位误差,该算法未考虑到不同运动状态下时间阈值的不同,不适用于多种运动状态下行人的步频检测。刘宇等^[14]提出一种基于自适应峰值检测的 PDR 算法,通过加速度阈值区分行动状态,并为不同的行动状态匹配不同的时间阈值,结果显示该算法较常规峰值检测算法正确率更高,但该算法只考虑了静止、行走、跑步 3 种加速度峰值差异较大的运动状态,对于上下楼等状态则没有考虑。张琳等^[15]使用了一种改进的 Weinberg 模型来计算行人步长,在传统模型上增加了活动频率、加速度方差和标准差等参数,通过事先识别不同的运动状态,在不同的运动状态下匹配不同的参数实现多种运动状态下的步长估计,提高了行人定位的精度,该方法只考虑了水平手持手机的情况,没有考虑日常行动过程中手机摆动的情況。刘雷等^[16]使用行人移动时的步频及加速度峰值等信息构建了步长模型,结果显示所构建的步长模型误差在 2 cm 以下,但该模型只探究了 50 m 以下的短距离步长估算。郑佳瑶等^[17]基于室内主方向的假设利用卡尔曼滤波方法实现了航向角修正。余佩等^[18]使用零速修正的方法并加入磁力计作为辅助信息,补偿航向角误差,结果显示该方法能够抑制航向角漂移。

本文针对上述问题,在已有研究的基础上,提出了一种改进的 PDR 算法并将其应用于所设计的鞋式惯导系统。在峰值检测时引入一种三阈值峰值检测方法,实现多种运动状态下步数检测,提出一种基于主方向假设的航向角修正算法实现航向角修正,综合实现对传统 PDR 算法的改进。通过多种运动状态和多种路径下的行人定位测试,利用 Matlab 仿真验证改进的 PDR 算法的优越性。

1 PDR 算法原理

PDR 算法是通过获得行人在移动时的惯性数据,计算人体移动的步数和步长,并引入每一步的航向角来获取人体运动轨迹的算法。行人航迹推算的原理如图 1 所示。

在 t_0 时刻行人的起始位置为 $P_0(X_0, Y_0)$, 经一段时间沿航向角 θ_1 的方向移动一段距离 S_1 后,在 t_1 时刻行人的位置 $P_1(X_1, Y_1)$ 满足式(1):

$$P_1 = \begin{cases} X_1 = X_0 + S_1 \cdot \sin\theta_1 \\ Y_1 = Y_0 + S_1 \cdot \cos\theta_1 \end{cases} \quad (1)$$

在 t_1 时刻后,行人继续沿航向角 θ_2 的方向移动,则 t_2 时刻行人的位置 $P_2(X_2, Y_2)$ 满足式(2):

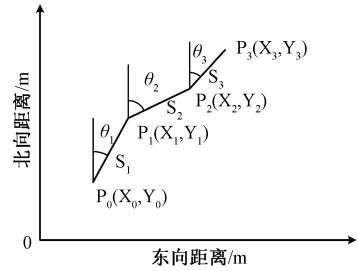


图 1 行人航迹推算原理图

Fig. 1 Schematic diagram of pedestrian dead reckoning

$$P_2 = \begin{cases} X_2 = X_1 + S_2 \cdot \sin\theta_2 = X_0 + S_1 \cdot \sin\theta_1 + S_2 \cdot \sin\theta_2 \\ Y_2 = Y_1 + S_2 \cdot \cos\theta_2 = Y_0 + S_1 \cdot \cos\theta_1 + S_2 \cdot \cos\theta_2 \end{cases} \quad (2)$$

以此类推,在 t_n 时刻,行人的位置 $P_n(X_n, Y_n)$ 满足式(3):

$$P_n = \begin{cases} X_n = X_0 + \sum_{i=1}^n S_i \cdot \sin\theta_i \\ Y_n = Y_0 + \sum_{i=1}^n S_i \cdot \cos\theta_i \end{cases} \quad (3)$$

2 改进的行人航迹推算算法

2.1 改进的航迹推算算法框架

本文在传统的 PDR 算法的基础上,提出一种改进的行人航迹推算算法,并应用于鞋式惯导系统。改进的行人航迹推算算法框架如图 2 所示。

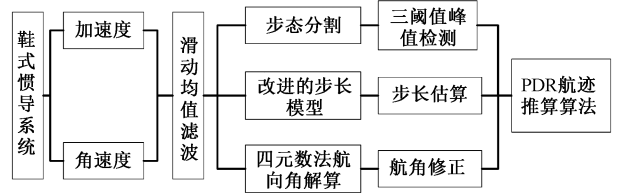


图 2 改进的行人航迹推算算法框架

Fig. 2 Improved PDR algorithm framework

首先利用鞋式惯导系统中的惯性传感器获取三轴加速度和三轴角速度数据,使用滑动均值滤波算法对采集的数据进行滤波去噪,并利用人体步态的周期性变化规律实现步态分割。其次,在步数检测方面使用一种三阈值峰值检测算法实现步数检测;在步长估算方面通过改进的 Weinberg 模型完成步长估算;在航向角解算方面使用四元数法求解航向角,并基于主方向假设对航向角进行修正。最后综合步数检测、步长估算和航向角的信息完成行人航迹推算。

2.2 数据预处理

行人在移动时,会产生 3 个方向的加速度值。因此将采集的三轴加速度数据合并求得合加速度来实现行人在移动时加速度的周期性检测:

$$a = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (4)$$

其中, a 为合加速度, a_x 为 X 轴加速度, a_y 为 Y 轴加速度, a_z 为 Z 轴加速度。

为降低数据采集过程中因噪声产生的误差,需要对传感器采集的原始数据进行滤波处理。常见的滤波方法有低通滤波、高通滤波、滑动均值滤波、中值滤波以及卡尔曼滤波等。其中低通滤波适用于滤除高频噪声,高通滤波适用于滤除信号中的低频噪声。中值滤波能有效克服偶然因素引起的波动噪声,但对于速度等快速变化的参数效果较差。滑动均值滤波对周期性的干扰具有良好的抑制作用,平滑度较高。卡尔曼滤波能对采集的数据进行实时的更新和处理,实时性较好,但不适用于非线性问题^[19]。由于数据采集过程中的噪声主要是随机噪声,且数据预处理的理想结果为连续的周期性变化的数据,因此本文采用滑动均值滤波对去除重力后的合加速度数据以及三轴角速度数据进行滤波去噪,实现数据预处理,均值滤波算法可用式(5)表示。

$$a_i = \begin{cases} a_i, & i < N' \\ \frac{1}{N'} \sum_{k=i-N'+1}^{i+N'-1} a_k, & i \geq N' \end{cases} \quad (5)$$

其中, a_i 表示均值滤波完成后 i 时刻的合加速度, N 表示窗口的大小, N' 等于 $(N + 1)/2$ 。

2.3 步数检测

1) 经典峰值检测算法^[12]原理

人体在行走时加速度信号会呈现周期性变化,通过检测加速度信号中的波峰值或波谷值即可实现步数检测。经典的峰值检测算法中峰值的判别方法如式(6)所示。

$$pks(i) = \begin{cases} 1, & a_{i-1} < a_i \& a_i > a_{i+1} \& a_i > a_{i1} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中, a_i 表示当前时刻的合加速度, a_{i-1} 和 a_{i+1} 表示 $i - 1$ 时刻和 $i + 1$ 时刻的合加速度, a_{i1} 表示合加速度的波峰阈值。当检测到 $pks(i)$ 为 1 时,表示当前时刻的加速度值为波峰值,计步成功,否则为未检测到有效波峰。

2) 改进的三阈值峰值检测算法

对于复杂的日常活动,经典的峰值检测算法使用固定阈值进行峰值检测时容易出现漏检、误检等情况,使得步数检测结果的精度降低。因此本文提出一种改进的三阈值峰值检测算法,通过将复杂的日常活动进行分割,并引入波峰阈值、波谷阈值以及时间阈值作为辅助判别条件,对不同的步态匹配不同的阈值,实现多种步态下的峰值检测,改进的三阈值峰值检测算法的步骤如下:

(1)波峰波谷粗检。使用式(6)和(7)对波峰波谷进行粗检,式(7)中 a_{i2} 表示合加速度的波谷阈值。得到包含真实波峰和伪波峰的全部波峰值以及波谷值。

$$valleys(i) = \begin{cases} 1, & a_{i-1} > a_i \& a_i < a_{i+1} \& a_i < a_{i2} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

(2)运动状态分割。行人在进行动作切换时会出现较

短时间的停顿^[20],且不同运动的频率有较大差异。通过比较两个连续的波峰间的时间间隔,即可判断是否出现了运动状态的切换,实现运动状态的分割,具体判别方法如下式(8)所示。

$$T = \begin{cases} 1, & |t_i - t_{i-1}| > t_0 \& t_1 < t_i < t_2 \\ 2, & |t_i - t_{i-1}| > t_0 \& t_2 < t_i < t_3 \\ 3, & |t_i - t_{i-1}| > t_0 \& t_3 < t_i < t_4 \\ 4, & |t_i - t_{i-1}| > t_0 \& t_4 < t_i < t_5 \end{cases} \quad (8)$$

其中, t_i 为第 i 步与第 $i - 1$ 步的加速度峰值的时间差。同理 t_{i-1} 为第 $i - 1$ 步与第 $i - 2$ 步的加速度峰值的时间差。 t_0 为时间差的变化阈值, t_1, t_2, t_3, t_4 分别为不同运动状态的峰值时间差的阈值。

运动状态分割的结果如图 3 所示,当 $T = 1$ 时,运动状态为跑步;当 $T = 2$ 时,运动状态为行走;当 $T = 3$ 时,运动状态为下楼;当 $T = 4$ 时,运动状态为上楼。

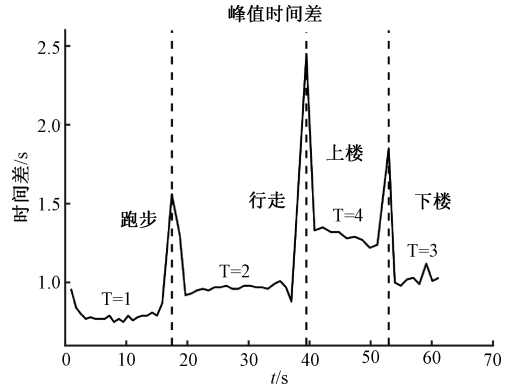


图 3 运动状态分割结果

Fig. 3 Results of motion state segmentation

(3)根据运动状态分割的结果,进行阈值匹配。在纵向对不同步态匹配不同的加速度波峰阈值和波谷阈值进行判别,在横向上匹配不同的时间阈值进行二次判别。加速度阈值和时间间隔阈值根据实验结果进行设定。

(4)剔除伪波峰。伪波峰和伪波谷的判别通过式(9)实现。

$$F = \begin{cases} 1, & num_pks - num_valleys \geq 2 \\ 0, & num_pks - num_valleys \leq -2 \end{cases} \quad (9)$$

当 $F = 1$ 时,表明当前检测的波峰数量大于波谷数量,存在伪波峰。通过比较两连续波谷间的波峰值,保留更大的峰值以实现伪波峰的剔除。

同理,当 $F = 0$ 时,当前检测的波谷数量大于波峰数量,存在伪波谷。保留两连续波峰间更小的波谷实现伪波谷的剔除。

(5)输出检测结果。波峰波谷检测完成后,输出检测到的波峰值和波谷值,取波峰和波谷间较小的值即 $\min(num_pks, num_valleys)$, 记为行人行走的步数。

2.4 步长估算

常见的步长模型包括常量模型、线性步长模型、非线性步

长模型和神经网络模型 4 类。其中非线性步长模型是通过研究运动过程中的加速度大小和步长的关系建立的模型。这类模型通过加速度信息和模型参数综合考虑了人体运动状态下加速度和步频的变化,能较好地实现步长的动态估算。

非线性步长估算模型主要有 Weinberg 模型、Scarlet 模型和 Kim 模型 3 种^[21]。根据谭亮^[22]的研究结果,Weinberg 模型相较于 Scarlet 模型和 Kim 模型平均误差率更小且稳定性更好。因此选择 Weinberg 模型作为步长估算模型的原型,步长估算公式如下:

$$S = k \cdot \sqrt[4]{a_{\max} - a_{\min}} \quad (10)$$

其中, S 为步长, a_{\max} 和 a_{\min} 分别为每一步中垂直加速度的最大值和最小值, k 为与步频相关的系数。

在实际的行走过程中,行人包含多种运动状态。使用固定的 k 值会导致步长估算的结果存在较大误差。通过引入相邻峰值的时间差作为参数来对 Weinberg 模型进行改进。改进的步长估算模型计算公式如下:

$$S_i = \left(m \frac{1}{t_i}\right) \cdot k \cdot \sqrt[4]{a_{\max} - a_{\min}} \quad (11)$$

其中, S_i 为改进后的估算步长, a_{\max} 和 a_{\min} 为每一步中合加速度的最大值和最小值, m 和 k 为系数。

2.5 航向角估算

1) 航向角解算

航向角的常用解算方法有欧拉角法、方向余弦法和四元数法 3 种,其中四元数法因为计算量小、解算精度高且不会出现万向节死锁等优点常被应用于姿态更新^[23],该方法可表示为:

$$\mathbf{Q} = q_0 + q_1 \mathbf{i} + q_2 \mathbf{j} + q_3 \mathbf{k} \quad (12)$$

其中, q_0, q_1, q_2, q_3 为实数, $\mathbf{i}, \mathbf{j}, \mathbf{k}$ 为虚数,满足:

$$\begin{cases} q_0 + q_1 + q_2 + q_3 = 1 \\ i^2 = j^2 = k^2 = -1 \end{cases} \quad (13)$$

使用四元数构建旋转矩阵,实现从载体坐标 b 系到导航坐标 n 系的转换。构建好的旋转矩阵如式(14)所示。

$$\mathbf{C}_n^b = \begin{bmatrix} 1 - 2q_2^2 - 2q_3^2 & 2q_1q_2 + 2q_0q_3 & 2q_1q_3 - 2q_0q_2 \\ 2q_1q_2 + 2q_0q_3 & 1 - 2q_1^2 - 2q_3^2 & 2q_2q_3 + 2q_0q_1 \\ 2q_1q_3 - 2q_0q_2 & 2q_2q_3 + 2q_0q_1 & 1 - 2q_1^2 - 2q_2^2 \end{bmatrix} \quad (14)$$

将陀螺仪采集的角速度 $\omega_t^b = (\omega_t^{bx}, \omega_t^{by}, \omega_t^{bz})$, 按式(15)进行变换可得导航坐标系下的角速度数据。

$$\omega_t^n = \omega_t^b \times \mathbf{C}_n^b \quad (15)$$

再通过式(16)对 z 轴角速度数据进行积分,即可得到航向角。

$$\psi_{i2} = \int_{t_1}^{t_2} \omega_t^z dt + \psi_{i1} \quad (16)$$

2) 航向角修正

启发式漂移消除(heuristic drift elimination, HDE)算法^[24]利用加速度计和陀螺仪的测量数据,通过对传感器数据进行实时分析,检测出异常运动或不一致的姿态信息,然

后根据这些信息对姿态估计进行修正,以消除漂移误差,实现航向角的修正。传统的 HDE 算法中根据建筑物的方向将主方向设置为 4 个,主方向的间隔角度为 90° 。实际上,行人在建筑物内还可能存在一些小幅度转弯或者非主方向的运动。因此,本研究在传统 HDE 算法的基础上,将主方向增加至 8 个,主方向间隔角度为 45° 。一是能适应行人在室内的小幅度转弯,二是建筑物的主方向一般小于 8 个。航向角修正算法描述如下:

(1) 运动模式判别。行人在室内的运动模式主要分为直行和转弯,在转弯时航向角会产生较大的变化,通过比较航向角的变化值可判别人当前的运动模式。

行人在转弯时航向角的变换可分为 3 个阶段,第 1 阶段为当前方向,第 2 阶段为当前方向和下一运动方向的过渡,第 3 阶段为下一方向。取连续的 3 个时刻的航向角,行人的行动状态可按式(17)进行判别。

$$W_1 = \begin{cases} 1, & |\psi_i - \psi_{i-1}| > \theta \& |\psi_i - \psi_{i-2}| > \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

当 $W_1 = 1$ 时,人体运动状态判别为转弯,当 $W_1 = 0$ 时,人体运动状态判别为直行。 θ 为相邻航向角差值的经验阈值,通常取值为 15° ^[25]。

(2) 主方向判别。主方向直行和非主方向的直行主要依靠上文中所设置的主方向进行判别。通过比较当前航向角 ψ_i 和主方向 ψ_k 之间的差值来判别是否为主方向直行。判别公式如式(18)所示。

$$W_2 = \begin{cases} 1, & \psi_k < \gamma \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

ψ_k 为当前角度与设定的主方向差值绝对值的最小值即 $\min |\psi_i - \psi_k|$, 当 $W_2 = 1$ 时表明当前航向角与主方向一致,当 $W_2 = 0$ 时表明当前航向角为其他方向。 γ 为判断主方向的角度阈值,通常取值为 10° ^[26]。

(3) 修正航向角。当 $W_1 = 0$ 且 $W_2 = 1$ 时,行人处于沿主方向直线运动的直线状态,当前航向角的修正结果满足:

$$\psi_i = \psi_i - n(\psi_c) \quad (19)$$

其中, ψ_i 为修正后的航向角, ψ_i 为当前时刻航向角, ψ_c 为当前航向角与主方向间的角度差值, n 为等式拟合的系数。

当 $W_1 = 1$ 时或 $W_2 = 0$ 时,行人为转弯状态或非主方向移动状态,此时当前航向角的修正结果满足:

$$\psi_i = \psi_i + r(I_c) \quad (20)$$

其中, I_c 为当前航向角与上一时刻航向角间的角度差值, r 为等式拟合的系数。

3 实验验证与结果分析

3.1 实验环境及数据采集设备

1) 实验环境

为验证本文提出的算法在峰值检测、航向角修正上的

有效性以及行人定位上的精度,设计了 6 项验证实验,实验地点为陕西科技大学 5 号教学楼及风雨操场。实验环境如图 4 所示。



图 4 实验环境

Fig. 4 Experimental environment

2) 数据采集设备

本文采用 WT901 系列惯性传感器(维特智能公司)设计了一套鞋式惯导系统,传感器参数如表 1 所示。

表 1 传感器参数
Table 1 Sensor parameters

项目	参数
体积	32.5 mm×23.5 mm×1.4 mm
电压	3.7~5 V
工作时长	40 h
量程	加速度计:±16 g;陀螺仪:±2 000(°/s)
静止零漂	加速度计:±20~40 mg;陀螺仪:±0.5~1(°/s)
采样频	0.2~200 Hz

如图 5 所示,所设计的鞋式惯导系统中惯性传感器置于鞋底后跟部位。传感器内置的加速度计和陀螺仪输出频率的范围为 0.2~200 Hz。为适应多种运动状态,实验中固定采样频率为 100 Hz,采集的数据通过蓝牙传输至手机端,数据采集页面如图 6 所示。



传感器安装位置

图 5 鞋式惯导系统

Fig. 5 Footwear inertial navigation system interface

WT901BLE67(D3:16:A4:43:79:1A)

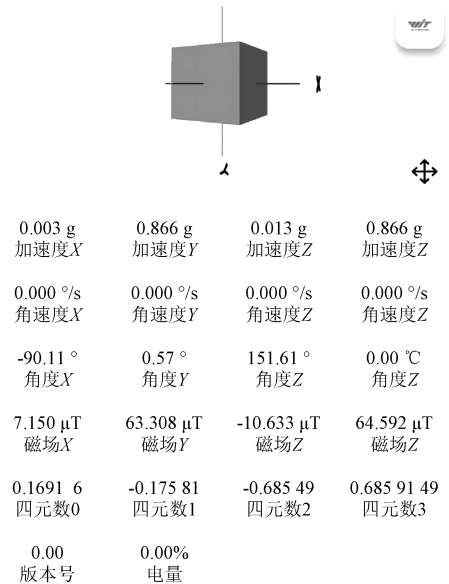


图 6 数据采集软件界面

Fig. 6 Interface of data acquisition software

3) 实验方案

所设计的 6 项实验由同一名受试者进行验证,受试者年龄 22 岁,性别女,身高体重分别为 158 cm 和 44 kg。

实验 1:单步态峰值检测实验。受试者分别完成行走、跑步、上楼及下楼 4 种步态。每种步态的任务量为 20 步。

实验 2:多步态峰值检测实验。受试者无限制地完成一段包含跑步、行走、上楼、下楼的组合运动,行动时间为 60 s。

实验 3:直线路径航向角修正实验。受试者沿操场直线跑道行走,共 100.00 m。

实验 4:弧线路径航向角修正实验。受试者沿包含弧形路径的操场跑道行走一圈,全程共 400.00 m。

实验 5:L 形路径定位实验。受试者沿室内一 L 形轨迹行走。行动路线如图 7(a)所示,全程共 97.60 m。

实验 6:矩形路径定位实验。受试者沿室内一矩形路径行走一周。行动路线如图 7(b)所示,全程共 195.20 m。

在进行实验前,受试者穿戴好测试用鞋,并自由活动 5 min,保证测试时为正常步态。实验中,为接近日常状态下行人的运动状态,对受试者的步行速度未严格要求,受试者均按日常习惯进行实验测试。

3.2 实验结果分析

实验结果使用 Matlab 软件进行仿真验证。

1) 峰值检测

(1) 单步态峰值检测

单步态峰值检测的验证使用实验 1 中采集的数据,经

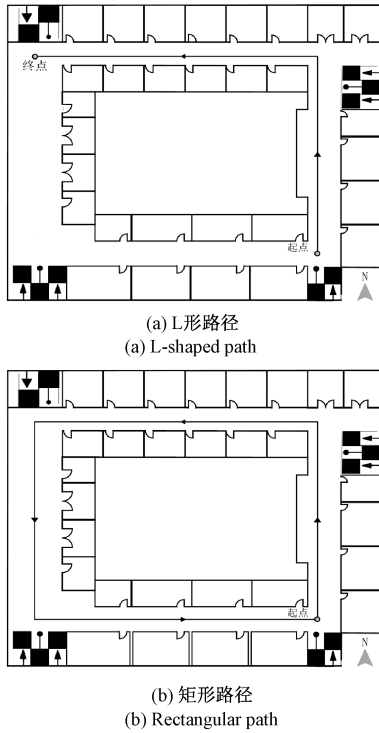


图 7 实验场地示意图

Fig. 7 Schematic diagram of the experimental site

典峰值检测算法和改进的峰值检测算法的步数检测结果如表 2 所示。

表 2 步数检测结果

Table 2 Peak detection results

编号	实际步数	经典检测算法		改进的检测算法	
		步数	误差	步数	误差
测试 1	20	22	10%	20	—
测试 2	20	24	20%	21	5%
测试 3	20	21	5%	20	—
测试 4	20	20	—	20	—
平均	20	21.75	8.75%	20.25	1.25%

单一运动状态下,经典峰值检测算法和改进的峰值检测算法的平均误差分别为 8.75% 和 1.25%,改进的峰值检测算法的误差降低了 7.5%。在 4 次测试中,改进的算法仅有一次发生了误判,较经典峰值检测算法误判率更低,表明改进的算法精度更高且稳定性较好。

(2)多步态峰值检测

多步态峰值检测使用实验 2 中的数据进行验证。实验 2 的真实步数为 53 步,经典峰值检测算法结果为 74 步,而改进的峰值检测算法结果为 51 步,误差分别为 43.39% 和 3.77%。改进后的算法更接近真实步数。

如图 8 所示,经典峰值检测算法的结果在图中矩形框处产生了误检和漏检的情况。

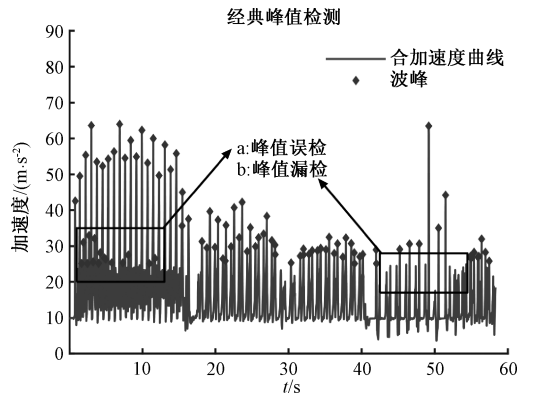


图 8 经典峰值检测算法

Fig. 8 Classical peak detection algorithm

改进后的峰值检测算法结果如图 9 所示,说明通过分割运动状态进行阈值匹配的三阈值峰值检测算法比使用单一阈值的经典峰值检测算法精度更高。

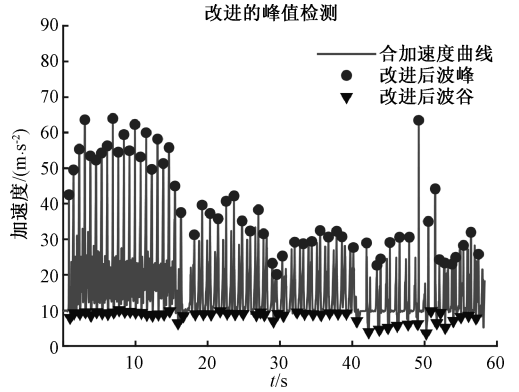


图 9 改进的峰值检测算法

Fig. 9 Improved peak detection algorithm

2)步长估算

改进的步长模型与传统 Weinberg 模型的步长估算结果及误差如表 3 所示。

表 3 两种步长模型结果对比

Table 3 Comparison of results of two step size models

实验编号	实际步长/m	Weinberg 模型		改进模型	
		步长/m	误差/%	步长/m	误差/%
实验 3	1.75	1.79	2.28	1.74	0.57
实验 4	1.51	1.40	7.28	1.47	2.64
实验 5	1.48	1.39	6.08	1.46	1.35
实验 6	1.51	1.41	6.62	1.48	1.99

对比四项实验可以发现,随着移动距离的增加,步长误差逐渐增大。从实验 3 和实验 5 的结果来看,当移动距离接近时,跑步状态下的步长误差小于行走状态下的步长误差。综合 4 次实验的步长估算的结果,改进的步长估算模型在步长误差上平均降低了 3.93%,改进后的模型较传统

Weinberg 模型精度更高。

3) 航向角修正

改进的航向角修正算法由实验 3 和实验 4 进行验证。实验 3 中航向角修正的结果如图 10(a)所示,解算出的原始航向角由于角速度积分的累积误差,逐渐偏离了参考航向角。与原始航向角相比,经算法修正后的航向角更接近真实航向角。

航迹推算结果如图 10(b)所示,航向角修正前后与目标点的距离分别为 10.64 m 和 3.26 m,定位误差为 10.64% 和 3.26%,改进后的航向角修正算法能有效地抑制轨迹发散,降低航向角累积误差对航迹推算的影响,提升定位精度。

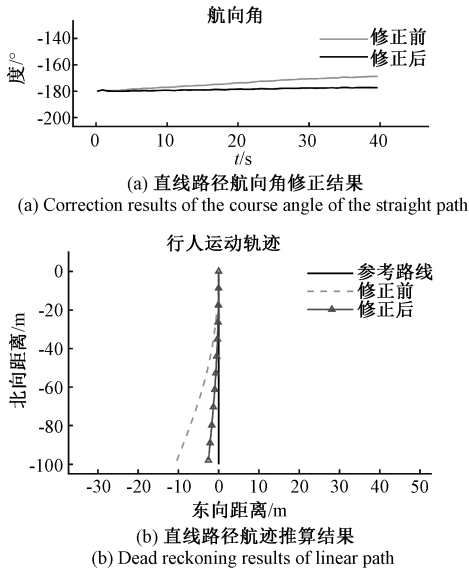


图 10 实验 3 直线路径测试结果

Fig. 10 Results of linear path test in experiment 3

实验 4 中航向角修正结果如图 11(a)所示,行人移动的路径如图 11(b)所示,分为 6 段(1~2 转弯、2~3 直行, 3~4 转弯,在 4~5 继续转弯、5~6 直行、6~1 转弯),最后实现路径的闭合。解算出的航向角符合行人移动规律,在转弯处航向角不断增大,在直线移动时航向角变化范围在(0°,20°)。从图中发现航向角在行人移动至位置 4 时,发生了跳变现象。可能的原因是行人在位置 4 时,航向角较初始状态旋转了 180°,航向角的范围为(-2 π ,2 π),跳变部分的角度差值为 2 π ,在坐标系中表示同一个方向,不影响行人航迹推算的结果。

由图 11(b)可得,在弧形轨迹处未修正的航向角较实际航向角产生了较大偏移,修正后的航迹则更加接近实际运动轨迹。修正前后的首尾距离分别为 47.71 m 和 2.28 m 定位误差分别为 11.93% 和 0.57%。

对比实验 3 和实验 4 的结果,实验 4 中航向角的偏移误差集中在弧线路径部分,所提出航向角修正算法在直线路径的适应性较弧形路径的适应性更好,在后续研究中还

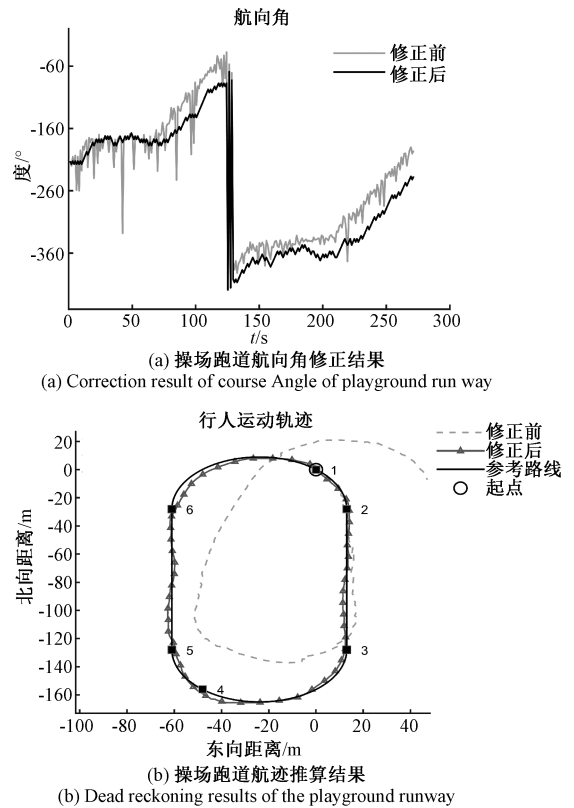


图 11 实验 4 操场跑道测试结果

Fig. 11 Test results of the playground track in experiment 4

应该针对连续转弯的路径的航向角修正来对算法进行改进。

4) 定位测试

定位测试由实验 5 和实验 6 进行验证,结果如图 12 所示。

L 路径实验结果如图 12(a)所示,在 L 形路径中,传统 PDR 算法和改进后的 PDR 算法的距离分别为 91.62 m 和 96.64 m,二者在总距离上与真实距离的误差分别为 6.13% 与 3.68%,改进的 PDR 算法在行人移动轨迹上更接近真实轨迹。传统 PDR 算法与目标点的距离差为 12.90 m,改进后的 PDR 算法的距离差为 2.46 m,定位误差分别为 13.22% 和 2.52%。改进的算法将定位误差降低了 10.70%。

矩形路径实验结果如图 12(b)所示,传统 PDR 算法和改进后的 PDR 算法的距离分别为 180.16 m 和 188.80 m,二者在总距离上与真实距离的误差分别为 7.70% 与 3.27%。传统 PDR 算法和改进的 PDR 算法的首尾距离分别 23.56 m 和 6.60 m,定位误差分别为 12.07% 和 3.38%,改进的 PDR 算法降低了 8.69% 的定位误差。

由实验 6 的定位结果可知,随着行人的移动距离和转弯次数的增加,传统 PDR 算法与目标点的距离差会逐渐增大,这与余佩等^[18]的观点和刘勇等^[26]的研究结果一致。改进后的 PDR 算法虽然也产生了同样的现象,但与传统

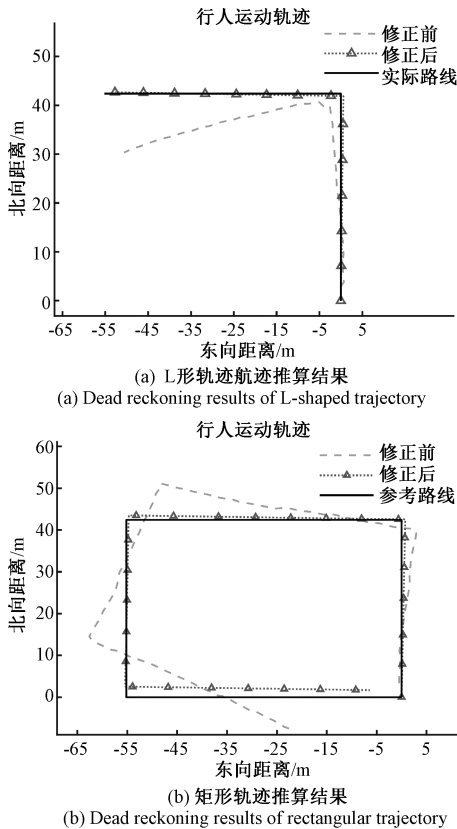


图 12 实验 6 定位测试结果

Fig. 12 Locating test results in experiment 6

PDR 算法相比整体定位误差在 5% 以下, 能够满足室内行人的定位需求。

4 结 论

本文提出了一种改进的 PDR 算法。并借助惯性传感器以鞋为载体设计了鞋式惯导系统。针对传统 PDR 算法中步频检测不准确和航向角偏移等问题提出了一种基于运动分割的三阈值峰值检测算法和航向角修正算法。在峰值检测部分引入峰值时间差进行状态判别, 降低了运动状态改变对峰值检测算法精度的影响。

经多次仿真验证, 改进的三阈值峰值检测算法能够适应多种运动状态下的步频检测, 经验证该方法对于各种运动状态下的检测精度均高于 96%, 所提出的基于主方向假设的航向角修正算法, 能够实现多种场景下的航向角修正。改进的 PDR 算法的平均定位误差 $< 5\%$, 较传统 PDR 算法降低了 9.53%, 能够满足行人在室内定位的需求。本文的不足之处在于所搭建的步长估算模型仍然需要提前训练参数信息, 且受个体影响较大, 未来的工作将考虑优化步长估算的方法, 尝试在自适应步长估算方面的研究, 以减小步长估算误差, 提高惯性导航的定位精度。

参考文献

[1] 高伟, 侯聪毅, 许万阳, 等. 室内导航定位技术研究进

展与展望[J]. 导航定位学报, 2019, 7(1): 10-17.

GAO W, HOU C Y, XU W Y, et al. Research progress and prospect of indoor navigation and positioning technology[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2019, 7(1): 10-17.

[2] 罗日, 李燕君, 金志昂, 等. 融合 WiFi 与可穿戴惯导模块的室内定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 267-276.

LUO R, LI Y J, JIN ZH A, et al. An indoor positioning method integration WiFi and wearable inertial navigation module [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 267-276.

[3] 白梦帅. 基于惯性导航的消防员室内定位研究[D]. 天津: 河北工业大学, 2021.

BAI M SH. Research on indoor positioning of firefighters based on inertial navigation[D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2021.

[4] 王晓雷, 闫双建, 曹玲芝, 等. 基于多传感器零速修正的行人导航系统研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(4): 58-64.

WANG X L, YAN SH J, CAO L ZH, et al. Research on pedestrian navigation system based on multi-sensor zero speed correction [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2019, 33(4): 58-64.

[5] 王继. 基于行人航迹推算的室内智能手机定位方法研究[D]. 青岛: 山东科技大学, 2020.

WANG J. Research on indoor mobile phone location method based on pedestrian dead reckoning [D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2020.

[6] 张超翔, 陈璟, 郑晨辉. 基于峰值检测的自适应时间窗口计步算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(4): 195-203.

ZHANG CH X, CHEN J, ZHENG CH H. Adaptive time window step counting algorithm based on peak detection[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2021, 35(4): 195-203.

[7] ABDALLAH A A, JAO C, KASSAS Z M, et al. A pedestrian indoor navigation system using Deep-Learning-Aided cellular signals and ZUPT-Aided Foot-Mounted IMUS [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(6): 5188-5198.

[8] 张呈, 张大龙, 刘成明, 等. 基于混合 H_2/H_∞ 滤波信息融合的室内定位算法[J]. 传感器与微系统, 2024, 43(1): 139-144.

ZHANG CH, ZHANG D L, LIU CH M, et al. Indoor localization algorithm based on mixed H_2/H_∞ filtering information fusion [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2024, 43(1): 139-144.

[9] 雷棋尧. 基于地图匹配和改进 PDR 的行人室内定位方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2022.

LEI Q Y. Research on indoor pedestrian location based on map matching and improved PDR [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2022.

- [10] XING H, LI J, HOU B, et al. Pedestrian stride length estimation from IMU measurements and ANN based algorithm [J]. Journal of Sensors, 2017, 2017(1): 1-10.
- [11] 邓亚迪. 基于改进 UWB/PDR 融合的自适应室内定位系统研究[D]. 海口: 海南大学, 2023.
DENG Y D. Research on adaptive indoor positioning system based on improved UWB/PDR fusion [D]. Haikou: Hainan University, 2023.
- [12] 彭慧, 向高军, 方针, 等. 基于可穿戴式 MIMU 的波峰-双阈值步数检测算法[J]. 压电与声光, 2019, 41(4): 607-610.
PENG H, XIANG G J, FANG ZH, et al. A peak-double threshold step detection Algorithm based on a Wearable MIMU[J]. Piezoelectricity & Acoustooptics, 2019, 41(4): 607-610.
- [13] 孙延鑫, 毛善君, 苏颖, 等. 改进的井下人员定位 PDR 算法研究[J]. 工矿自动化, 2021, 47(1): 43-48.
SUN Y X, MAO SH J, SU Y. Research on improved PDR algorithm for underground personnel positioning[J]. Industrial and Mine Automation, 2021, 47(1): 43-48.
- [14] 刘宇, 李汪润, 陈燕苹. 基于自适应峰值检测的 PDR 算法研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(17): 37-42.
LIU Y, LI W R, CHEN Y P. Research on PDR algorithm based on adaptive peak detection [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(17): 37-42.
- [15] 张琳, 张冬雯, 易卿武, 等. 基于人类活动识别辅助的行人航迹推算定位方法[J]. 无线电工程, 2022, 52(10): 1803-1812.
ZHANG L, ZHANG D W, YI Q W, et al. Positioning method of human activity recognition assisted pedestrian dead reckoning [J]. Radio Engineering, 2022, 52(10): 1803-1812.
- [16] 刘雷, 慕艳艳, 刘睿鑫. 基于三轴加速度传感器的步长估算模型研究[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(8): 22-24, 28.
LIU L, MU Y Y, LIU R X. Research on model for step length estimation based on tri-axis acceleration sensor[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2017, 36(8): 22-24, 28.
- [17] 郑佳瑶, 苏中, 李擎. 航向约束的行人导航算法研究[J]. 现代电子技术, 2017, 40(24): 1-4, 8.
ZHENG J Y, SU ZH, LI Q. Research on pedestrian navigation correction algorithm based on heading constraint[J]. Modern Electronic Technology, 2017, 40(24): 1-4, 8.
- [18] 余佩, 韩勇强. 几种常用步态检测典型算法的设计比较[J]. 导航定位与授时, 2018, 5(4): 21-26.
YU P, HAN Y Q. Research on headingangle constraint algorithm of pedestrian navigation system[J]. Navigation Positioning and Timing, 2018, 5(4): 21-26.
- [19] 邓祜昕, 郭华玲, 郑宾, 等. 基于小波模糊阈值去噪方法在 MEMS 加速度计去噪中的应用[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(8): 134-138.
DENG Y X, GUO H L, ZHENG B, et al. Application of wavelet fuzzy Threshold denoising method in MEMS accelerometer denoising [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(8): 134-138.
- [20] 吴明辉. 基于人体运动姿态识别的行人室内惯性导航算法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2022.
WU M H. Research on Pedestrian indoor inertial navigation algorithm based on human motion posture recognition [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2022.
- [21] 周晏. 基于智能手机与 PDR 的室内定位研究[D]. 杭州: 浙江工商大学, 2020.
ZHOU Y. Research on indoor location based on smart phone and PDR[D]. Hangzhou: Zhejiang Gongshang University, 2020.
- [22] 谭亮. 基于步态识别的步长估算研究与应用[D]. 广州: 华南理工大学, 2017.
TAN L. Research and application of step length estimation based on Gait recognition[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2017.
- [23] 班朝, 任国营, 王斌锐, 等. 基于 IMU 的机器人姿态自适应 EKF 测量算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(2): 33-39.
BAN CH, REN G Y, WANG B R, et al. Research on self-adaptive EKF algorithm for robot attitude measurement based on IMU[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(2): 33-39.
- [24] DENG Z, CAO Y, WANG P, et al. An improved heuristic drift elimination method for indoor pedestrian positioning[J]. Sensors, 2018, 18(6): 1874.
- [25] 邓平, 朱飞翔, 赵荣鑫. 一种基于航向角准确修正的惯性导航室内定位算法[J]. 中国惯性技术学报, 2020, 28(6): 716-722.
DENG P, ZHU F X, ZHAO R X. An indoor inertial navigation and positioning algorithm based on accurate heading angle correction[J]. Journal of Chinese Inertia Technology, 2020, 28(6): 716-722.
- [26] 刘勇, 陈本军, 程跃兵, 等. 基于 IMU 模块的行人航向角误差修正算法[J]. 电子设计工程, 2019, 27(2): 80-84.
LIU Y, CHEN B J, CHENG Y B, et al. Based on IMU module heading angle error correction algorithm [J]. Electronic Design Engineering, 2019, 27(2): 80-84.

作者简介

万蓬勃(通信作者), 硕士研究生, 副教授, 主要研究方向为数字化可穿戴鞋服、功能鞋服。

E-mail: Wanpengbo@yeah.net

李学青, 硕士研究生, 主要研究方向为智能化鞋服可穿戴设计、惯性导航技术。

E-mail: 2929696278@qq.com

汤运启, 博士研究, 硕士生导师, 主要研究方向为运动装备研发、功能鞋服设计、运动健康促进等。

E-mail: tangyunqi@sust.edu.cn