

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2212404

# 基于自适应峰值检测的PDR算法研究\*

刘宇 李汪润 陈燕苹

(重庆邮电大学自主导航与微系统重庆市重点实验室 重庆 400065)

**摘要:** 针对传统的行人航迹推算(PDR)算法只能用于正常行走的单一状态,难以满足实际应用需求,提出了一种基于自适应峰值检测的改进PDR算法。该算法将行人运动模式分为行走和跑步两种状态,充分考虑行人运动过程中加速度峰值和运动状态的关系,通过实验获得不同运动状态下的加速度峰值,从而设置动态阈值,实现不同状态下的计步检测和步长估计。将改进的PDR算法应用于行人定位,利用微惯性测量单元(IMU)获取的行人的运动数据,使用改进的峰值检测法对行人进行计步检测和状态识别,根据行人的运动状态采用自适应步长估计公式对步长进行估计,最后结合计算的航向得到行人的位置信息。实验结果表明,改进PDR算法具有良好的鲁棒性和较高的步态识别率,相比于传统的PDR算法,闭环误差降低了1.42%,有效提高了行人定位结果的精度。

**关键词:** 航迹推算;IMU;峰值检测;步长估计

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

## Research on PDR algorithm based on adaptive peak detection

Liu Yu Li Wangrun Chen Yanping

(Autonomous Navigation and Microsystem Chongqing Key Laboratory, Chongqing University of Post and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

**Abstract:** Aiming at the fact that the traditional pedestrian dead reckoning (PDR) algorithm can only be used in a single state of normal walking, which is difficult to meet the practical application requirements, an improved PDR algorithm based on adaptive peak detection is proposed. The algorithm divides the pedestrian motion mode into walking and running states, fully considers the relationship between the peak acceleration and the motion state during the pedestrian movement, obtains the peak acceleration under different motion states through experiments, and sets dynamic thresholds to achieve step detection and step size estimation under different states. The improved PDR algorithm is applied to pedestrian positioning; using the pedestrian motion data obtained by the inertial measurement unit (IMU), the improved peak detection method is used to detect the pedestrian steps and identify the pedestrian status, and the adaptive step size estimation formula is used to estimate the step size according to the pedestrian motion status. Finally, the pedestrian position information is obtained by combining the calculated heading. The experimental results show that the improved PDR algorithm has good robustness and high gait recognition rate. Compared with the traditional PDR algorithm, the closed-loop error is reduced by 1.42%, which effectively improves the accuracy of pedestrian positioning results.

**Keywords:** dead reckoning; IMU; peak detection; step size estimation

## 0 引言

行人航迹推算(pedestrian dead reckoning, PDR)通过微惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)的加速度计、陀螺仪和磁力计的传感器数据推算出行人实时行进步长与行进方向,并通过累积的方式来计算出当前位置,从而实现

定位<sup>[1]</sup>。随着微机电系统(micro-electro-mechanical system, MEMS)的快速发展,成本低、尺寸小、耗能低及易集成的IMU逐渐受到重视,基于IMU的行人导航成为了研究热点<sup>[2]</sup>。基于IMU的定位系统不需要提前获取未知环境的信息<sup>[3]</sup>,也不需要再在定位区域部署其他硬件设备,在解决火灾、地震等应急灾害救援领域,具有重要的应用价值<sup>[4]</sup>。

收稿日期:2022-12-15

\* 基金项目:重庆市教委基础科研项目(KJQN202000605)资助

常规的 PDR 算法采用固定的阈值作为判决条件,难以满足行人在不同运动状态下精确定位的需求,如何提升计步检测的准确率和减小步长估计的误差是 PDR 算法研究的重点和难点。Krishnaveni 等<sup>[5]</sup>将 IMU 数据和超宽带 (ultra wide band, UWB) 数据通过扩展卡尔曼滤波融合起来以提高精度,但该算法需要提前在室内放置 UWB 基站,在硬件上产生了很大的开销。Zhang 等<sup>[6]</sup>基于自适应扩展卡尔曼滤波算法,将全球导航卫星系统 (global navigation satellite system, GNSS) 测量值融合到 PDR 模型中,增强系统对环境的适应性,以减小 PDR 的累积误差。Zhao 等<sup>[7]</sup>提出了一种自适应步态检测方法,该方法将行人的步态分为 6 个步态事件,用隐马尔可夫模型对人体步态进行建模,并使用神经网络对原始测量值进行处理,并将分类结果反馈给隐马尔可夫模型,但该算法需要获得足够的步态数据用于训练步态模型,算法复杂度较高。Wu 等<sup>[8]</sup>采用基于支持向量机和决策树分层组合的行人运动模式识别方法,该方法在多层建筑中的平均定位误差为 1.79 m,但只针对普通行走模式,并未对运动状态进行讨论。殷晓玲等<sup>[9]</sup>提出一种基于并联卷积神经网络的深度识别方法,与传统的机器学习方法相比较,提高了运动状态的识别率。

本文在已有的研究基础上,提出一种基于自适应峰值检测的 PDR 算法。通过分析行人行走状态和跑步状态下对应的加速度峰值,从而设置不同的加速度阈值和时间窗口来改进原有的峰值检测算法进行计步检测,同时对于不同的运动状态,采用自适应步长计算公式,以减小 PDR 算法的整体定位误差。实验结果表明,该算法在行人行走状态、跑步状态和行走+跑步状态下都达到了较好的定位效果。

## 1 PDR 算法原理

PDR 算法定位原理如图 1 所示。

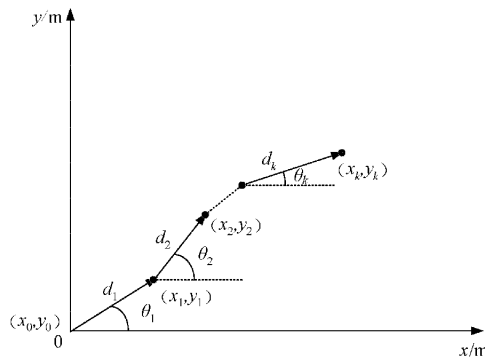


图 1 PDR 算法定位原理

设行人在初始时刻  $t_0$  的起始位置为  $(x_0, y_0)$ , 移动到下一时刻  $t_1$  时, 行人的步长为  $d_1$ , 航向角为  $\theta_1$ , 行人  $t_1$  时刻的坐标信息为  $(x_1, y_1)$ , 则  $(x_0, y_0)$  和  $(x_1, y_1)$  之间的关系如式(1)所示。

$$\begin{cases} x_1 = x_0 + d_1 \cos \theta_1 \\ y_1 = y_0 + d_1 \sin \theta_1 \end{cases} \quad (1)$$

由式(1)可知, 经过多个时刻累积之后,  $t_k$  时刻行人的坐标信息  $(x_k, y_k)$  满足公式:

$$\begin{cases} x_k = x_0 + \sum_{i=1}^k d_i \cos \theta_i \\ y_k = y_0 + \sum_{i=1}^k d_i \sin \theta_i \end{cases} \quad (2)$$

因此, PDR 算法主要包含计步检测、步长估计和航向计算 3 个部分。

### 1.1 计步检测

现有的计步检测算法可以分为峰值检测法<sup>[10]</sup>、过零检测法<sup>[11]</sup>和相关检测法<sup>[12]</sup> 3 类。峰值检测法是利用人体行走时加速度信号呈现类似正弦波的特点, 当检测到波峰时就认为行人走了一步, 记录波峰时刻, 如下:

$$S = \{t_{\text{peak}} \mid a_{t_{\text{peak}}} > a_{t_{\text{peak}}-k} \& \& a_{t_{\text{peak}}} > a_{t_{\text{peak}}+k}\} \quad (3)$$

式中:  $S$  表示标记为加速度峰值的时刻集合,  $a_{t_{\text{peak}}-k}$  和  $a_{t_{\text{peak}}+k}$  分别表示  $t_{\text{peak}}-k$  和  $t_{\text{peak}}+k$  时刻加速度的大小, 其中,  $k$  为波峰的条件参数。

峰值检测法通常会设立一个阈值  $\theta_{th}$ , 只有当峰值加速度值大于该阈值, 才会视为行人走了一步。如下:

$$S = \left\{ t_{\text{peak}} \mid a_{t_{\text{peak}}} > a_{t_{\text{peak}}-k} \& \& a_{t_{\text{peak}}} > a_{t_{\text{peak}}+k} \& \& a_{t_{\text{peak}}} > \theta_{th} \right\} \quad (4)$$

### 1.2 步长估计

在 PDR 算法中, 步长表示行人每步运动的距离。可以采用一定的数学模型来进行步长估计, 常用的步长估计模型有伪常数步长模型、线性步长模型和非线性步长模型。

伪常数步长模型认为行人在行走过程中每一步的步长都是相同的, 如下:

$$L_k = L, \quad \forall k \quad (5)$$

其中,  $L$  是一个根据具体实验得到的常数,  $L$  的值因人而异。不同的实验可以采用不同的值, 所以将其视为伪常数,  $L_k$  表示行人行走过程中的第  $k$  步。

线性/非线性步长模型认为即使是同一个人, 在行走过程中每一步的步长也是不同的, 这与实际情况是吻合的。线性/非线性步长模型通过研究与行人步长相关的参数来构造步长估计公式, 常用的非线性步长估计公式如下:

$$L = \beta \times \sqrt[4]{a_{\text{max}} - a_{\text{min}}} \quad (6)$$

其中,  $\beta$  为步长参数, 与人的身高和体重有关,  $a_{\text{max}}$  和  $a_{\text{min}}$  分别表示一步内加速度的峰值和谷值。

Li 等<sup>[13]</sup>根据行人行走过程中每一步加速度的最大值和最小值设计了另一种步长估计模型:

$$L = \alpha \times (|a_{\text{max}}| - |a_{\text{min}}|) + \beta \quad (7)$$

其中,  $\alpha$  和  $\beta$  是因人而异的步长参数, 可通过具体实验的得到。

### 1.3 航向计算

PDR中的航向计算主要依赖于航向推算模型,即:

$$\varphi_t = \varphi_{t-1} + \Delta T \sum \omega \quad (8)$$

其中,  $\varphi_{t-1}$  和  $\varphi_t$  分别是  $t-1$  与  $t$  时刻的航向,在本次研究中,初始航向  $\varphi_0$  由磁力计的信息进行初始校准。 $\Delta T$  是陀螺仪数据的间隔时间;  $\sum \omega$  是  $t-1$  到  $t$  时刻陀螺仪输出的角速度之和<sup>[14]</sup>。

## 2 自适应峰值检测的PDR算法

### 2.1 加速度数据预处理

本文将采集的三轴加速度数据按式(9)合并得到合加速度模值。

$$a_{total} = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (9)$$

式中:  $a_x$ 、 $a_y$ 、 $a_z$  为采集的三轴加速度值。

由于噪声的干扰,原始的加速度值在波峰附近会出现伪波峰,为了避免误判,需要对加速度数据进行预处理,得到更加平滑的信号<sup>[15]</sup>。对于原始数据的预处理,需要消除各种噪声,并尽量多地保留原始数据的特征。本文采用移动均值滤波法对合加速度数据进行预处理,综合考虑对于噪声的抑制效果和系统的灵敏性,选取滤波窗口大小为5。滤波前后的合加速度波形对比如图2所示。

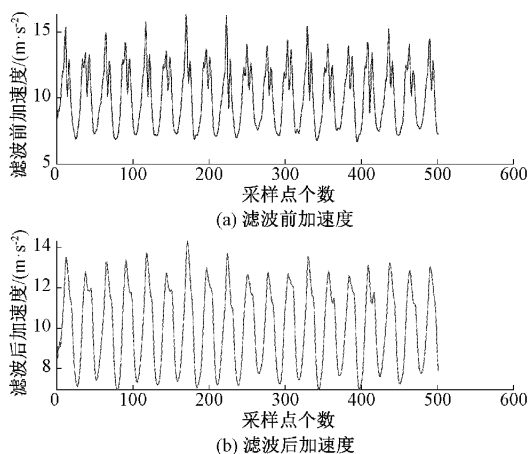


图2 滤波前后合加速度对比

### 2.2 自适应峰值检测算法

对于计步检测,常规的峰值检测算法采用固定的加速度阈值和时间窗口对加速度数据进行分割,当行人运动过程中加速度峰值和步频变化较大时,这种方法就会产生较大的误差。从图3行走和跑步不同状态的加速度变化可以看出,当行人处于跑步状态时,相比于走路状态,加速度峰值变大,波形变得更加密集。因此,对于行人所处的不同运动状态,应当设置自适应阈值和时间窗口,以适应不同运动状态下的计步检测。

本文将行人的运动状态分为行走、静止和跑步3种,从图3中可知,不同的运动状态下,加速度的变化相差很大。

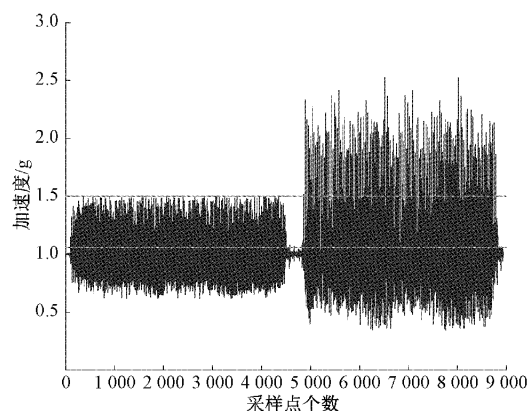


图3 行走与跑步加速度变化图

在行走状态下所有的加速度峰值位于 1.06 g 和 1.5 g 之间;在静止状态下加速度的最大值为 1.06 g,且所有的加速度小于该值;在跑步状态下所有的加速度峰值大于 1.5 g,因此加速度峰值可以作为阈值区分行人的运动状态。统计结果表明,行人在行走状态下的步频在 1~3 Hz 之间,在跑步状态下的步频不超过 5 Hz,因此,为了区分行走和跑步状态,本文设置行走的步频时间窗口为 0.3~1 s 之间,跑步的步频时间窗口为 0.2~0.6 s 之间。

自适应峰值检测算法的流程如图4所示。首先对数据进行滤波处理,计算当前状态加速度峰值,即潜在峰值,然后判断当前峰值是否大于 1.5 g,从而得到行人目前的运动状态。然后计算潜在峰值与前一峰值时间差,判断时间差是否满足对应的步频时间窗口。最后判断潜在波峰是否为最大峰值,去除伪波峰,如果潜在峰值比邻域内其他峰值都大,则认为行人行走一步。

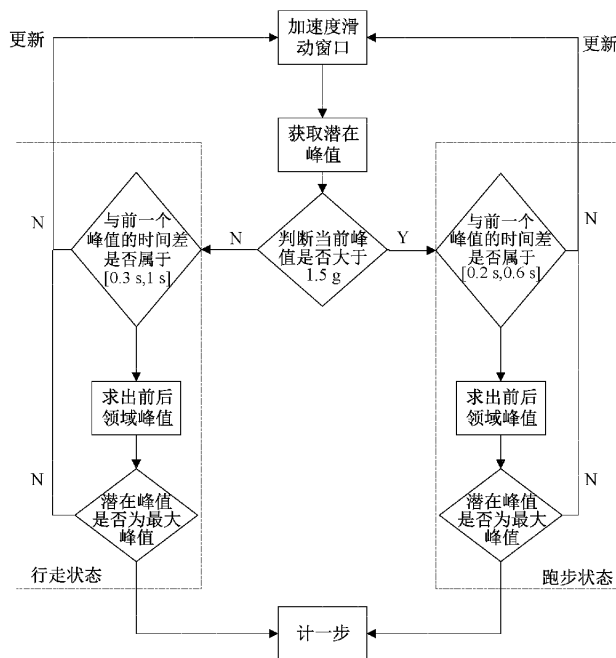


图4 自适应峰值检测算法流程

### 2.3 自适应步长估计

步长估计是 PDR 算法的核心模块,如果步长估计误差较大,则随着步数的累积,定位效果会越来越差。通过分析各种步长模型的优缺点,本文采用线性和非线性步长模型融合的方式来估计步长。对于行走状态,加速度峰值变化小且步频较低,适合采用式(10)的线性步长模型来估计步长。对于跑动状态,其加速度峰值大且步频较高,适合采用式(13)所示由加速度最大值和最小值决定的 Weinberg 非线性步长模型<sup>[16]</sup>。

$$S_k = A + B \times LF_k + C \times LV_k \quad (10)$$

式中:参数 A、B 和 C 为常数。LF<sub>k</sub> 和 LV<sub>k</sub> 分别为第 k 步的步频和加速度方差,其计算公式如下:

$$LF_k = \frac{1}{t_{k+1} - t_k} \quad (11)$$

$$LV_k = \frac{1}{N_k} \sum_{t=t_k}^{t_{k+1}} (a_t - \bar{a}_k)^2 \quad (12)$$

其中, t<sub>k</sub> 和 t<sub>k+1</sub> 分别是第 k 步的起始时刻和终止时刻, a<sub>t</sub> 为 t 时刻的加速度,  $\bar{a}_k$  为第 k 步的平均加速度, N<sub>k</sub> 表示第 k 步所包含的加速度的采样个数。

$$L_k = K \cdot \sqrt[4]{a_{\max} - a_{\min}} \quad (13)$$

式中: K 为常数, a<sub>max</sub> 和 a<sub>min</sub> 表示单步加速度的最大值和最小值。

为了配合上行人运动状态识别的结果,结合式(10)和(13),本文提出了一种自适应步长估计算法,能够满足正常行走和跑步这两种行走模式下的精确计步,如下所示:

$$S_k = K \cdot \sqrt[4]{a_{\max} - a_{\min}} + B \times LF_k + C \times LV_k \quad (14)$$

### 2.4 自适应峰值检测的 PDR 算法框架

传统的 PDR 算法只适用于正常行走的单一运动状态,对处于跑步等状态下的行人的定位效果较差,导航路线与真实轨迹相差较大。为此,结合上文提出的自适应峰值检测和自适应步长估计,提出一种基于自适应峰值检测的 PDR 定位算法,并应用于 IMU 实现行人定位,系统框架如图 5 所示。

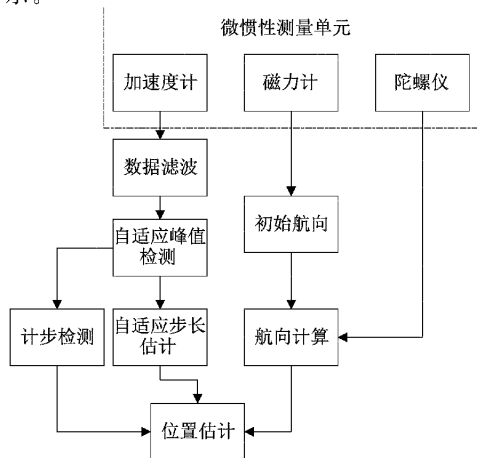


图 5 自适应峰值检测的 PDR 算法框架

## 3 实验与结果分析

本文以实验室自研 IMU 模块传感器为数据采集测量工具。以 IMU 模块为核心,集成了通信模块和电源的定位设备如图 6 所示。

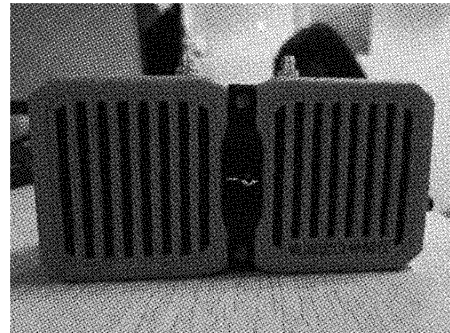


图 6 定位设备

### 3.1 自适应峰值计步检测实验

为验证本文提出的自适应峰值检测算法的实际应用效果,将其与另外两种计步检测算法对比,并设置 3 组实验,每一组实验分别对 IMU 载入不同的计步检测算法进行对比实验。其中, A 组实验人员沿着长廊直线行走,步数为 300 步; B 组实验人员验证长廊直线跑步,步数为 300 步; C 组实验人员沿着长廊先直线行走 150 步,再跑步 150 步。为了避免存在偶然性,要求每组实验独立重复 10 次,求取平均值作为计步的统计结果。选取 5 名实验人员,每一组实验结果取平均值,3 组实验所得步态检测结果如表 1~3 所示。

表 1 10 次实验行走状态 3 种检测算法对比表

步态检测算法	实际步数	计步数	准确率/%
常规峰值检测算法	300	287.4	95.8
自相关分析算法	300	292.7	97.6
本文算法	300	298.5	99.5

表 2 10 次实验跑步状态 3 种检测算法对比表

步态检测算法	实际步数	计步数	准确率/%
常规峰值检测算法	300	208.1	69.4
自相关分析算法	300	162.4	54.1
本文算法	300	305.8	98.1

表 3 10 次实验行走+跑步状态 3 种检测算法对比表

步态检测算法	实际步数	计步数	准确率/%
常规峰值检测算法	300	238.5	79.5
自相关分析算法	300	207.6	69.2
本文算法	300	303.4	98.9

由统计结果可知,3种不同的算法对于行走状态下的步数检测的准确率都较高。对于跑步状态,常规峰值检测算法和自相关算法均使用行走状态的固定阈值条件和时间窗口,当行人处于跑步状态时,相关的阈值不再适用,因此这两种算法在跑步状态下的准确率较低。自适应峰值检测对行走和跑步的计步准确率均为99%左右,能够满足不同运动状态下的计步检测需求。对于行走和跑步混合实验,自适应峰值检测算法的计步准确率相比于另外两种算法均有显著提高。根据以上分析可知,自适应峰值检测算法能够动态适应不同运动状态变化,提高计步的准确率。

### 3.2 PDR 定位对比实验

为验证本文提出的基于自适应峰值检测的PDR算法,使用重庆邮电大学运动场作为测试地点。在图7所示的实验场景中,实验的轨迹为一个 $120\text{ m} \times 76\text{ m}$ 的矩形,起始点为S点,并按箭头所示的方向沿S-A-B-C-D-S进行绕行。测试人员在AB段和CD段路径处于跑步状态,其余路段则正常步行。

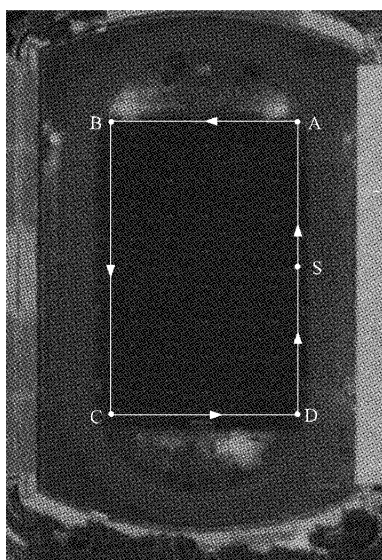


图7 实验场地

为验证实验算法的有效性,总共设置两组实验,第1组为传统PDR算法组;第2组为基于自适应峰值检测的改进PDR算法组。每组实验前载入相应的定位算法。实验人员按照预定路线和运动状态绕行一圈后回到起点,随后完成本次测试。最后利用仿真软件复现实验人员的平面运动路线,如图8所示,传统PDR算法在行人跑步状态下的定位效果较差,使用自适应峰值检测的PDR算法的行人路径轨迹比传统的PDR算法轨迹更为收敛,且与真实轨迹更加接近。

通过对比不同算法实验测试数据的轨迹起点和结束点的坐标距离得到定位闭环误差。传统PDR算法轨迹的终点坐标为(3.2, -6.1),距离起点坐标距离为6.89 m;改进PDR算法轨迹的终点坐标为(0.8, 1.2),距离起点坐标距

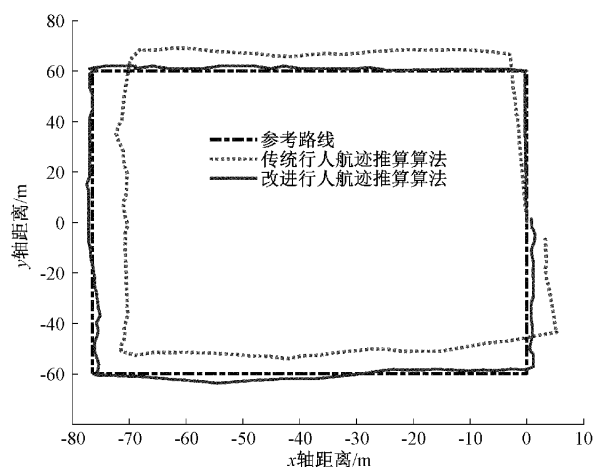


图8 不同算法下的行走轨迹复现结果

离为1.44 m。测试路线的总长度为392 m,因此运动轨迹的闭环误差分别为1.76%和0.37%。本研究对PDR定位对比实验一共进行了8次独立实验,两种算法轨迹误差如表4所示,基于自适应峰值检测的改进PDR算法得到的轨迹定位闭环误差均值相较于传统PDR算法降低了1.42%。

表4 不同算法误差对比

测试组号	传统的行人航迹推算算法		改进的行人航迹推算算法	
	终点坐标/ m	闭环 误差/%	终点坐标/ m	闭环 误差/%
1	(3.2, -6.1)	1.76	(0.8, 1.2)	0.37
2	(-5.7, -2.9)	1.63	(0.7, -0.8)	0.27
3	(2.5, -7.1)	1.92	(-0.7, 1.1)	0.33
4	(-4.4, -5.8)	1.86	(-0.5, -0.9)	0.26
5	(5.4, -3.4)	1.63	(-1.5, -0.4)	0.40
6	(5.8, 4.1)	1.81	(1.1, 0.5)	0.31
7	(-5.5, 3.5)	1.66	(0.6, -0.7)	0.24
8	(-4.6, -4.7)	1.68	(0.7, -1.4)	0.40
均值		1.74		0.32

## 4 结 论

本文提出一种基于自适应峰值检测的PDR算法。利用IMU作为数据采集测量工具,采用自适应峰值检测算法对每一步产生的最大加速度进行动态阈值判断,实现运动状态的分类。然后根据行人所处的运动状态,采用自适应步长估计公式和解算出的航向对行人定位,实时获取行人运动过程中的位置信息。实验结果表明,本文提出的算法对行人步态识别的准确率能够达到99%,并且相对于传统PDR算法闭环误差降低了1.42%,有效提高了行人定位结果的精度。未来的工作,将考虑优化航向解算,尝试在融合

定位方面进行研究,对多种传感器数据进行融合,减小航向误差,以实现更高精度的定位。

### 参考文献

- [1] XU S L, WANG Y J, SUN M, et al. A real-time BLE/PDR integrated system by using an improved robust filter for indoor position[J]. Applied Sciences, 2021, 11(17): 8170-8170.
- [2] 魏韡, 宋晓东, 王刚. 改进型自适应互补滤波 MEMS-IMU 姿态解算实现[J]. 电子测量技术, 2020, 43(24): 81-86.
- [3] HU Q, LIU L F, MEI F, et al. Joint constraints based dynamic calibration of IMU position on lower limbs in IMU-MoCap[J]. Sensors, 2021, 21(21): 7161-7161.
- [4] 王一静, 苏中, 李擎, 等. 地下空间单兵定位零速修正算法仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2021, 33(11): 2545-2551.
- [5] KRISHNAVENI B V, REDDY K S, REDDY P R. Indoor tracking by adding IMU and UWB using unscented Kalman filter [J]. Wireless Personal Communications, 2021, 123(4): 3575-3596.
- [6] ZHANG R, MI J, LI J, et al. A continuous PDR and GNSS fusing algorithm for smartphone positioning[J]. Remote Sensing, 2022, 14(20): 5171-5171.
- [7] ZHAO H Y, WANG Z L, QIU S, et al. Adaptive gait detection based on foot-mounted inertial sensors and multi-sensor fusion[J]. Information Fusion, 2019, 52: 157-166.
- [8] WU B, MA C Q, POSLAD S, et al. An adaptive human activity-aided hand-held smartphone-based pedestrian dead reckoning positioning system [J]. Remote Sensing, 2021, 13(11): 2137-2137.
- [9] 殷晓玲, 夏启寿, 陈晓江, 等. 基于智能手机感知的人体运动状态深度识别[J]. 北京邮电大学学报, 2019, 42(3): 43-50.
- [10] ABADLEH A, AL-HAWARI E, ALKAWAWEEN E, et al. Step detection algorithm for accurate distance estimation using dynamic step length[C]. 2017 18th IEEE International Conference on Mobile Data Management(MDM). IEEE, 2017: 324-327.
- [11] LI J F, WANG Q H, LIU X M, et al. A pedestrian dead reckoning system integrating low-cost MEMS inertial sensors and GPS receiver [J]. Journal of Engineering Science & Technology Review, 2014, 7(2): 197-203.
- [12] 孙伟, 丁伟, 李瑞豹. 徒步导航系统中的自适应步态优化检测方法研究[J]. 传感技术学报, 2016, 29(9): 1389-1394.
- [13] LI Y, CHEN J, SHI Y, et al. WiFi-assisted multi-floor indoor localization with inertial sensors[C]. 2016 8th International Conference on Wireless Communications & Signal Processing(WCSP), IEEE, 2016: 1-5.
- [14] ZHANG Y, HUANG Y, LI N, et al. Interpolatory cubature Kalman filters[J]. IET Control Theory & Applications. IET Control Theory & Applications, 2015, 9(11): 1731-1739.
- [15] ZHANG Z X, CAO Y. PDR algorithm based on motion behavior recognition[J]. International Journal of Science, 2020, 7(4): 19-22.
- [16] BOUSDAR A D, DIAZ E M, GARCIA D J J. Automatic calibration of the step length model of a pocket INS by means of a foot inertial sensor [J]. Sensors, 2020, 20(7): 2083-2083.

### 作者简介

刘宇, 博士, 教授, 主要研究方向为传感器件与系统。

E-mail: liuyu@cqupt.edu.cn

李汪润, 硕士研究生, 主要研究方向为传感器件与系统。

E-mail: 1184802761@qq.com

陈燕苹(通信作者), 博士, 讲师, 主要研究方向为惯性传感器件及系统、光纤传感。

E-mail: chenyp@cqupt.edu.cn