

一种动态窗口 PCA 运动方向估计算法^{*}

朱向军, 陈璟, 梁久祯

(江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

通讯作者: 陈璟, chenjing_jing@163.com, http://isnc.jiangnan.edu.cn

摘要: 首先针对个人航位推算系统中计步算法的阈值设定问题, 提出了一种基于有限状态机的阈值自学习算法. 通过该算法可以在较短的时间内(10s)获得自适应阈值, 提高计步算法的准确性. 然后在利用该阈值进行计步的同时, 对连续步态进行分割, 并以分割结果作为动态窗口进行主成分分析, 可以获取目标运动的方向. 此外, 通过利用运动步态模型中加速度变化的规律可以有效解决 180°模糊问题. 实验分析结果表明, 相比于固定窗口的 PCA 分析方法, 基于动态窗口的 PCA 在数据处理量降低 61.2% 的情况下, 其准确度提高了 11.1%.

关键词: 阈值自学习; 计步算法; 主成分分析; 180°模糊; 方向估计

中文引用格式: 朱向军, 陈璟, 梁久祯. 一种动态窗口 PCA 运动方向估计算法. 软件学报, 2015, 26(Suppl. (1)): 58-69. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/15007.htm>

英文引用格式: Zhu XJ, Chen J, Liang JZ. Dynamic-Window PCA algorithm for step direction estimation. Ruan Jian Xue Bao/ Journal of Software, 2015, 26(Suppl. (1)): 58-69 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/15007.htm>

Dynamic-Window PCA Algorithm for Step Direction Estimation

ZHU Xiang-Jun, CHEN Jing, LIANG Jiu-Zhen

(School of Internet of Thing Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: Firstly, to solve the problem of threshold setting for step-counting in personal dead reckoning system, this paper proposes a self-learning of threshold based on FSM. It can obtain an adaptive threshold in a short period of time (about 10s), and improve the accuracy of pedometer algorithm. Secondly, the FSM splits the continuous gait into individuals, which are processed by PCA to obtain the step direction. In addition, the algorithm effectively solves the 180° ambiguity by analyzing the variation of forward acceleration. The results of the experiment show that the dynamic-window PCA decreases the amount of data to be processed by 61.2% and increases the accuracy by 11.1% compared to the fixed-window PCA.

Key words: self-learning of threshold; step-counting; PCA; 180° ambiguity; step direction estimation

基于位置信息的服务(location-based service, 简称 LBS)已经变得越来越重要, 且目前大部分应用都采用基于卫星的全球定位系统. 然而, 在室内环境下, 卫星信号会受到建筑物的遮挡导致大量位置盲区出现, 且目前卫星定位方法的精度暂时无法满足室内定位的要求^[1]. 另一方面, 室内环境的复杂布局对定位方法也构成了各种挑战, 如多径传播、非视线条件、信号衰减、噪声干扰等^[2]. 因此, 构建一个稳定的、高精度室内定位系统成为了近些年的研究热点.

采用航位推算的室内定位方法通过位置迭代进行定位更新. 该方法一般需要解决两个问题: 获取运动距离和测量运动方向^[3]. 运动距离一般使用步长与步数的乘积来表示. 步长估计一般使用固定步长^[4]或通过经验学习^[5-7]来获取; 计步算法主要可分为: 峰值检测^[4]、过零检测^[8]、模板匹配^[6]等. 由于人体运动步态存在较大差异, 且同一个人不同环境和条件下的步态特征也会发生变化, 因此为了获取理想的计步效果, 一般通过经验值来

* 基金项目: 国家自然科学基金(61170121)

收稿时间: 2015-04-15; 定稿时间: 2015-07-20

调整计步算法的参数.方向测量主要使用的是磁场传感器和陀螺仪.通过磁场传感器可以获得目标运动的绝对方向,但磁场传感器易受电磁干扰的影响,特别是在室内环境中存在大量软磁体和硬磁体^[9];通过陀螺仪积分可以检测目标运动过程中方向的变化,且陀螺仪不受外界环境的影响.但使用陀螺仪仅能获取目标运动的相对方向,需要借助磁场传感器或其他方法进行方向的初始化.由于室内定位系统对方向误差较为敏感,因此目前在进行方向测量时一般选用多种传感器进行数据融合^[10,11].而在实际应用中,手机指向和目标运动方向存在一定的偏离,即存在手机指向与目标运动方向不一致问题,因此在定位过程中一般需要固定手机姿态.

为了减轻方向偏离的影响,可以采用 PCA 方法进行方向测量.PCA 方法主要是利用运动过程中 3 个正交方向上的加速度变化特征来获取目标运动方向.但 PCA 方法存在难以解决的 180°模糊问题,因此在方向测量问题上存在一定的局限性.Steinhoff 等人^[4]在室外环境下对 PCA 的不同处理方法进行了分析和对比,但都是基于固定长度窗口(2s),且实验过程中仅考虑传感器放置在裤袋中的情形.为了解决 180°模糊问题,Qian 等人^[5]通过陀螺仪测量下肢摆动的角度变化来处理,但该方法仅适用于手机放在裤袋中的情况.文献[6,7]均根据前向加速度和垂直加速度的峰值相对位置进行 180°模糊处理,但该方法只能使用 PCA3d 进行测量,其误差一般比 PCA2d 要大,且计算复杂度也较高.Kunze 等人^[12]使用前向加速度积分的正负性来判断实际运动方向,但该方法易受抖动噪声的影响,因此误判的概率较大.此外,Blanke 等人^[13]在室内定位系统中采用 PCA 方法对陀螺仪的角速度进行分析,来获取目标运动的方向变化.但该方法无法获得目标的绝对运动方向.

本文首先针对计步算法的阈值设定问题,提出了一种基于有限状态机的阈值自学习算法.通过该算法可以在较短的时间内(10s)获取一个较为准确的阈值,然后利用该阈值使用同样的状态机进行计步.在计步的同时,对连续的步态过程进行分割,并将分割结果作为动态窗口进行 PCA 分析,以获取目标运动的方向.最后,利用 PCA 分析结果和运动步态模型中加速度的变化规律来处理 180°模糊问题,并对处理后的结果作进一步分析,提高了算法的精度和稳定性.

1 理论基础

一个步态周期是指从一只脚离开地面开始到该脚再次接触地面的过程.在这种运动过程中,身体重心会由于下肢的交替弯曲而产生上下浮动和微弱的侧向摆动.此外,由于下肢力量的变化,其前进方向是一种变加速过程.因此,可以将人体运动过程分为 3 个方向上的变化:前向、侧向以及垂直方向.图 1 是在运动过程通过手机加速度传感器采集的数据,由该过程可以看出单个步态周期内各方向上的加速度变化规律.本文的计步算法和方向测量方法正是基于这种变化过程而构建的.

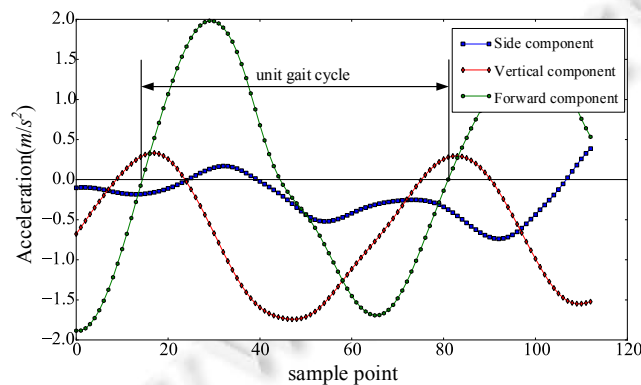


Fig.1 Variation of acceleration in unit gait cycle

图1 一个步态周期内的加速度变化过程

2 基于有限状态机的计步算法设计

2.1 数据预处理

通过加速度传感器采集得到的数据信息是运动加速度、重力加速度和噪声加速度合成的结果,且重力加速度在手机坐标系各方向上的分量与手机的姿态相关.为了使计步算法能够适应各种手机姿态,首先根据公式(1)对三轴加速度数据求平方根,得到的加速度幅值变化如图 2 所示.虽然可以通过对手机姿态计算以获取线性加速度(不包含重力分量),但其幅值的变化范围并没有加速度明显,因此不利于计步操作.这主要是因为重力加速度和线性加速度可以抵消或叠加一部分分量,因此加速度的峰谷差异较线性加速度更加明显.

$$M = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (1)$$

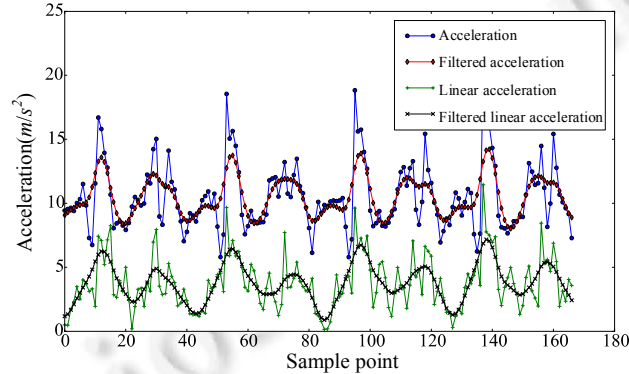


Fig.2 Variation of (linear) acceleration during walking

图2 运动过程中(线性)加速度幅值的变化

虽然使用有限状态机进行计步并不需要进行滤波^[14],但为了提高步态分割的准确性以便于方向测量,本文使用一个截止频率为 4Hz 的低通滤波器对加速度幅值作进一步的处理,以滤除高频噪声的干扰.由于步频一般小于 3Hz,因此该低通操作并不会影响到步态信息.

2.2 有限状态机

有限状态机(finite-state machine,简称 FSM)是表示有限个状态以及在这些状态之间的转移和动作等行为的数学模型^[14].由图 2 可以看出,每个步态的加速度变化呈现正弦规律,因此可将其分为开始、峰值、谷值以及结束等不同状态.通过 FSM 对这些状态转换进行记录,可以有效地避免峰值检测和过零检测中的抖动干扰问题^[14,15].本文采用文献[15]中的 FSM,其输入为加速度幅值,并设置了 7 种状态,分别为:

- S0: 表示静止状态;
- S1: 表示预备运动状态,即目标可能处于运动状态;
- S2,S3: 进入峰值状态和离开峰值状态;
- S4,S6: 进入谷值状态和离开谷值状态;
- S7: 步态结束状态;
- S5: 用于噪声容忍.

状态间的转移条件如图 3 所示.其中, Thr 为运动检测阈值; Thr_{pp} 为峰值阈值; Thr_{np} 为谷值阈值; Thr_{neg} 为步态结束阈值. Thr 和 Thr_{neg} 一般固定在 9.8 附近,用于判断步态的开始和结束; Thr_{pp} 和 Thr_{np} 一般需要根据步态特征来设定,并且是影响计步精度的关键因素.在到达状态 S7 时,表示 FSM 经历了一个完整的步态过程.

使用 FSM 不仅可以将整个运动过程分割为单个步态,而且可以将每个步态的不同阶段分割出来.利用该特点可以实现阈值自学习、计步以及处理 PCA 中的 180°模糊问题.

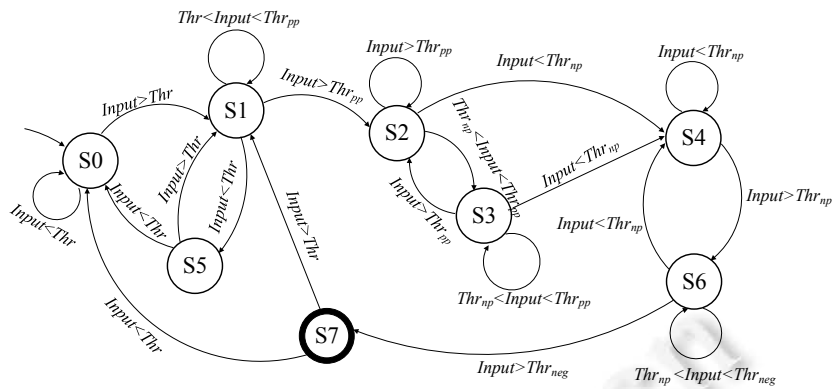


Fig.3 The state transition of the FSM

图3 FSM 状态转换过程

2.3 自学习阶段

为了达到良好的计步效果,需要分别对峰值、谷值阈值进行精细的设置.但是,不同人的步态习惯存在较大的差异,且同一个人的步态特征受环境、步频、地面状况等多种因素的影响.因此,基于固定阈值的计步方法并不能达到良好的鲁棒性,甚至可能导致计步算法失去作用.

本文基于 FSM 设计了一种阈值自学习算法,能够使阈值较好地适应不同的运动特征.在初始状态,系统将 thr_{pp_i} , np_i 以及 thr_{neg} 均设置在 9.8(1g)附近,并分别对应 FSM 中的不同阈值,其初始结果见表 1.在 FSM 处于自学习过程中,在状态 S2 和 S3 之间获取一个最大值 \max_i ;在状态 S4 和 S6 之间获取一个最小值 \min_i ,并在到达状态 S7 时更新状态机的 pp_i 和 np_i ,用于下一次状态判断.阈值更新的计算如公式(2)和公式(3)所示.

$$pp_i = 0.3 \times \alpha \times \max_i + 0.3 \times \max_h + 0.4 \times thr \quad (2)$$

$$np_i = 0.3 \times \beta \times \min_i + 0.3 \times \min_h + 0.4 \times thr_{neg} \quad (3)$$

其中,常数系数为不同数据的累加权重; \max_i 和 \min_i 分别为当前状态循环获取的最大值和最小值,其系数 α 和 β 分别用于调整阈值容忍度.由于峰值阈值要小于最大值,因此 $\alpha < 1$;同样,谷值阈值要大于最小值,因此 $\beta > 1$. \max_h 和 \min_h 为最近检测到的历史最值,用于数值平滑,防止阈值更新过程中异常数据导致更新失败; thr 和 thr_{neg} 作为阈值更新的基准.

Table 1 Initialization of threshold self-learning

表1 阈值自学习算法参数的初始化

算法参数	thr	pp_i	np_i	thr_{neg}
对应 FSM 阈值	Thr	Thr_{pp}	Thr_{np}	Thr_{neg}
初始值	10.3	10.4	9.3	9.4

代码 1(算法 1)为阈值自学习的算法过程(省略部分为状态机运行过程),其输入为滤波后的加速度幅值 acc_train ,输出为阈值学习结果 pp_thr 和 np_thr .阈值变化过程如图 4 所示,一般经过 15 步左右的更新,阈值即可达到较为稳定的状态,用于下一步的计步操作.

算法 1. FSM(self-learning of thresholds).

1. **input:** acc_train
2. **output:** pp_thr, np_thr
3. **begin:**
4. **for** acc_i **in** acc_train :
5.
6. **if** $currentState == 2$:
7. save acc_i to max_array
8. ...
9.

```

10. if currentState==4:
11.     save acc_i to min_array
12.     ...
13.     .....
14. if currentState==7:
15.     max_i=max(max_array)
16.     min_i=min(min_array)
17.     update pp_i and np_i
18.     ...
19. end

```

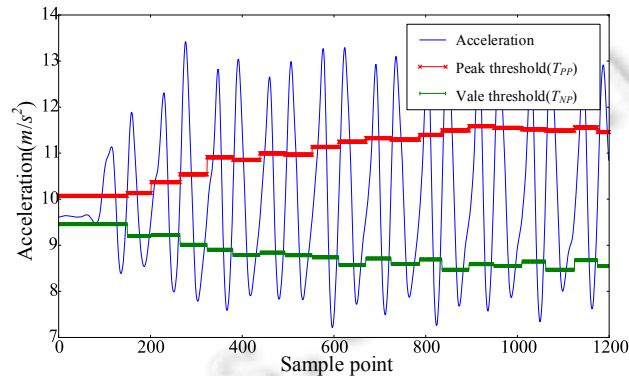


Fig.4 Variation of thresholds in the process of self-learning

图4 自学习过程中阈值的变化过程

2.4 计步阶段

计步阶段与自学习阶段使用的是相同的状态机,但状态机中的 Thr_{pp} 和 Thr_{np} 分别设为自学习阶段的阈值学习结果 T_{pp} 和 T_{np} . 其计步过程与对应时刻 FSM 状态变化如图 5 所示,其中状态机每达到一次 S7,则步数增加 1.

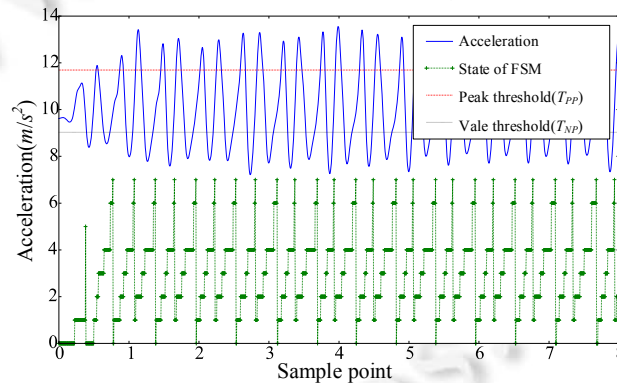


Fig.5 The process of step-counting and change of state of FSM

图5 计步过程与 FSM 状态变化

3 基于动态窗口 PCA 的方向测量方法

3.1 步态分割

进行步态分割的目的是通过截取每个步态中信息量较大的线性加速度,并对其进行特征分析,以获取运动方向.通过步态分割不仅可以有效地解决 180°模糊问题,而且可以减小 PCA 计算处理的数据量,提高算法性能.

假设截取状态 S2~S7 之间的数据进行 PCA 分析,则分割过程如代码 2(算法 2)所示(省略部分为状态机运行过程).其中算法输入为用于计步的加速度幅值 acc 和待分割的线性加速度 acc_linear , $step_num$ 为计步结

果, acc_win 用于存储分割结果, 并作为 PCA 分析的数据.

算法 2. FSM(step-counting and acceleration splitting).

```

1. input:  $acc, acc\_linear$ 
2. output:  $step\_num, acc\_win$ 
3. begin:
4. ....
5. if  $currentState==2$ :
6.   start: save  $acc\_linear$  to  $acc\_win$ 
7.   ...
8.   ....
9. if  $currentState==7$ :
10.  stop: save  $acc\_linear$  to  $acc\_win$ 
11.   $step\_num=step\_num+1$ 
12.  ...
13.  ....
14. end

```

3.2 主成分分析

主成分分析(principal component analysis, 简称 PCA)是将多个变量通过线性变换以选出较少个数重要变量的一种多元统计分析方法^[4].由图 1 可知,人体在运动过程中伴随有前向、垂直以及侧向加速度的变化,且前向和垂直加速度的变化较为明显.基于 PCA 的方向测量方法主要是基于以下事实:运动加速度在水平面内变化最大的方向与目标运动方向平行^[4].因此,可以通过 PCA 对水平面内的线性加速度进行分析,并将第 1 特征向量(最大特征值对应的特征向量)作为运动轴.采用 PCA 进行方向测量无需固定手机的姿态,同时避免了基于磁场传感器方法中的方向偏差问题.根据数据处理方式的不同,PCA 方法可主要分为 PCA2d 和 PCA3d.其中,PCA2d 方法首先将世界坐标系中的线性加速度投影到水平面,然后对二维的线性加速度进行 PCA 分析,并选取第 1 特征向量作为目标的运动轴;而 PCA3d 是先对三维世界坐标系中的线性加速度进行 PCA 分析,选择第 3 特征向量作为侧向运动轴,并将其垂直向量作为前向运动轴.可以看出,PCA2d 方法较 PCA3d 可以少处理一个方向上的加速度数据,因此算法执行效率较高.

但是,使用 PCA 进行方向测量需要对一定窗口长度的线性加速度进行分析.窗口长度太短会使加速度变化特征不明显而导致出现较大的误差;窗口长度过长会在发生转弯动作时存在一定的延迟.此外,基于 PCA 的方向测量方法还存在 180°模糊问题,即需要进一步判断实际运动方向与特征向量方向相同或是相反.

不同于文献[4]中所用的固定窗口 PCA(fixed-window PCA, 简称 FW-PCA)方法,本文使用动态窗口 PCA 方法(dynamic-window PCA, 简称 DW-PCA).窗口长度即步态分割时获取的线性加速度长度.采用这种动态的窗口长度可以保证对每个步态进行独立的方向分析,不仅提高了方向测量的准确性,而且可以最小化测量时延,在个人航位推算系统中实现了几乎实时的位置更新.

3.3 180°模糊问题

由前述 PCA 原理可知,通过 PCA 方法仅能够分析出前向运动轴,但并不知道实际运动方向在运动轴上的方向,即 180°模糊问题.本文通过分析 PCA 处理后的前向加速度特征来解决该问题.

由图 1 中的运动加速度变化过程可知,单个步态周期内的前向加速度具有先减小再增加的变化趋势.因此,如果 PCA 分析后的前向加速度也是先减小再增加的话,那么该特征向量的方向即目标运动方向;否则,特征向量的反向量为运动方向.基于这种现象,可以通过判断 PCA 处理后的前向加速度曲线的凹凸性来解决 180°模糊问题.如图 6 所示,曲线为对每个步态进行 PCA 处理后的前向加速度变化过程,实际运动方向如图中实线向量所示;PCA 分析的特征向量为虚线向量;根据前向加速度的凹凸性可以得到实际测量方向,即点线向量.

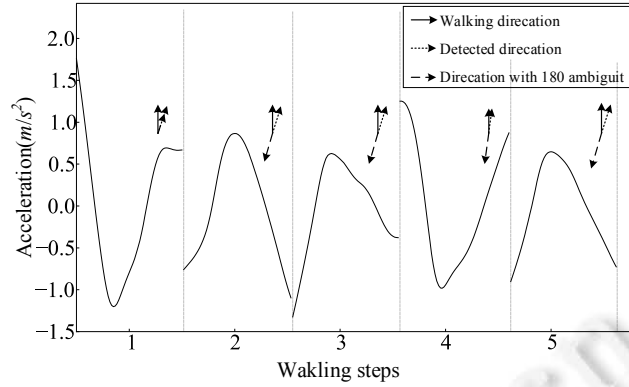


Fig.6 Handling of 180° ambiguity in DW-PCA

图6 DW-PCA 中的 180°模糊处理

3.4 陀螺仪校正与相邻数据融合

虽然可以通过上述方法对 180°模糊进行有效的识别,但由于抖动噪声的影响,并不能 100%地正确判断模糊问题.在相邻的方向测量结果发生较大变化时,该变化可能是由运动转向或模糊判断错误引起的,此时可以通过使用当前步态内的陀螺仪积分对其结果作进一步检验和校正,其校正方法如代码 3(算法 3)所示.

此外,由于在 PCA 分析中使用的是独立步态内的线性加速度,相邻两个步态的测量结果与实际方向具有相反的偏差,这主要是由于左右脚交替运动和手机位置的不对称性引起的.因此在实际测量中,取相邻两次测量结果的平均值可以提高检测的准确性.

算法 3. DW-PCA for step direction estimation.

```

1. input=acc_win, gyro, vect_rot
2. output=heading
3. Begin:
4.   for acc_win_i in acc_win:
5.     acc_enu_i=conv(acc_win_i, vect_rot)
6.     acc_pcaed_i, eigvector_i=pca(acc_enu_i)
7.     heading_i=ambiguity(acc_pcaed_i, eigvector_i)
8.     if abs(heading_i-heading_{i-1})>30:
9.       gyro_enu_i=conv(gyro, vect_rot)
10.      gyro_step_i=integral(gyro_enu_i)
11.      if gyro_step_i>30:
12.        heading_i=heading_{i-1}+gyro_step_i
13.        heading_i=(heading_{i-1}+heading_i)/2
14.   End

```

总结以上数据处理过程,基于动态窗口 PCA 的方向测量方法如代码 3 所示.其中,acc_win 为 FSM 分割的单步线性加速度;gyro 和 vect_rot 分别为陀螺仪角速度和手机旋转向量;conv()函数用于将手机坐标系中的传感器数据转换到世界坐标系;pca()为主成分分析函数;ambiguity()函数用于解决 180°模糊问题;integral()为积分函数.由于左右脚交替运动过程中的方向差异一般不超过 30°,因此在相邻方向变化大于 30 时,使用陀螺仪积分对测量结果进行检验和校正.最后对相邻步态的数据进行数值融合.

3.5 航位推算实现

步长估计虽然可以由统计数据建模获得,但其仍受到各种不可测因素的影响,如路况、鞋子舒适度,甚至心情,因此在本文的实验中采用固定步长(0.7m)的方式进行航位推算.公式(4)为航位推算的位置更新,其中, x_{i-1}, y_{i-1} 为前一时刻坐标; d 为单步运动距离(0.7m); θ 为单步运动方向.

$$\begin{cases} x_i = x_{i-1} + d \times \sin \theta \\ y_i = y_{i-1} + d \times \cos \theta \end{cases} \quad (4)$$

航位推算过程如算法 4 所示,其中 *moving* 用于判断当前是否处于运动状态;*fsm_train()*为阈值自学习函数,即算法 1;*fsm_counter()*为计步和分割函数,即算法 2;*dw_pca()*为方向测量函数,即算法 3.

算法 4. Dead reckoning algorithm.

```

1. input=acc, acc_linear, gyro, vect_rot
2. output=coordinate_i
3. Begin:
4.   if moving=0:
5.     if var_acc>thr_var:
6.       moving=1
7.   else:
8.     pp_thr, np_thr=fsm_train(acc_reain)
9.     acc_win=fsm_counter(acc, acc_linear, pp_thr, np_thr)
10.    heading=dw_pca(acc_win, gyro, vect_rot)
11.    updata coordinate_i
12. End

```

4 实验分析

4.1 硬件基础与实验环境

本文的数据采集基于 Android 4.4.2 系统,手机内置的传感器硬件由 InvenSense 公司提供.实验过程中主要使用的传感器类型见表 2,其中,GPS 传感器采样频率为 1Hz,其他传感器均为 100Hz.此外,在世界坐标系中,定义正北为 0° ,正东为 90° ,正西为 -90° ,正南为 $180^\circ(-180^\circ)$.

Table 2 Sensor type and function

表2 传感器类型及作用

传感器类型	Android API (4.4.2)	传感器作用
加速度传感器	TYPE_ACCELEROMETER	计步与分割
线性加速度传感器	TYPE_LINEAR_ACCELERATION	PCA 分析
陀螺仪传感器	TYPE_GYROSCOPE	辅助识别 180° 模糊
旋转向量传感器	TYPE_ROTATION_VECTOR	传感器数据的坐标系转换
GPS 传感器	-	作为实际运动参考值

为了通过 GPS 获取实验过程中真实的运动方向作为参考值,本文将室外实验环境设置在开阔的操场,其地图方位及运动路径如图 7 所示.

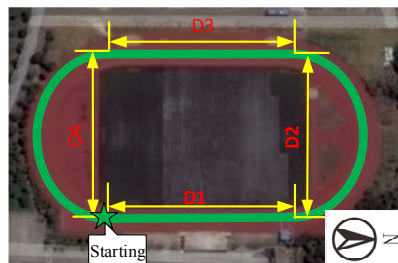


Fig.7 The satellite map of outdoor test environment

图7 室外测试环境卫星图

4.2 计步测量分析

在计步测量过程中,本文通过改变步速和手机携带位置,分别观察阈值的变化和计步准确度,其实验结果见表 3.其中,固定阈值计步算法的参数采用文献[15]中的经验值.由实验结果可知,同一测试者在不同运动状态下,其加速度的峰值(谷值)特征存在明显差异,最高可达 43.1%.此外,在不同位置携带手机时,加速度的变化幅度也存在较大的变化.因此,使用固定的阈值进行计步,可能存在较大的误差,甚至可能导致计步算法失去作用(如表 3

中的慢速行走情形所示).而通过自学习算法获得的峰值/谷值阈值能够适应当前运动状态的幅值特征,使计步算法具有较高的鲁棒性.

Table 3 The result of step-counting with FSM
表3 FSM 计步算法结果

测量参数		手持手机状态			其他位置放置手机		
		慢速行走 ($<0.7\text{m/s}$)	常速行走 ($<1.2\text{m/s}$)	跑步 ($>1.5\text{m/s}$)	上衣口袋 ($<1.2\text{m/s}$)	下衣口袋 ($<1.2\text{m/s}$)	背包口袋 ($<1.2\text{m/s}$)
峰值	实际平均峰值	11.29	11.85	16.16	12.06	14.10	12.75
	自学习峰值阈值	10.82	10.84	13.14	11.16	11.37	11.58
谷值	实际平均谷值	8.55	7.91	5.25	6.79	7.09	6.60
	自学习谷值阈值	9.29	9.24	7.52	8.53	9.74	8.46
计步准确度(%)	固定阈值	5.63	85.38	98.96	99.09	72.72	97.27
	自学习阈值	99.36	99.05	98.96	92.72	94.55	97.27

4.3 方向测量分析

在室外环境下的运动轨迹如图 7 所示,由起始点开始并向北运动 1 周.图 8 是使用 DW-PCA 进行方向测量过程中不同数据处理阶段的测量结果,实验中以手持状态(最小化 GPS 误差)行走,先对加速度投影并滤波,再进行 PCA 分析.可以发现,PCA 分析后的特征向量对应的角度在 0~100 步时一直存在严重的 180° 模糊问题(如图 8(a)所示).通过模糊处理以后,即已能够明显地区分实际运动方向(如图 8(b)所示).其中,140~180 步为向南运动过程,因此属于正常的 180° 正负跳动.然后通过陀螺仪纠正可以解决少数的 180° 模糊识别错误和抖动干扰问题(如图 8(c)所示).最后通过对相邻数据进行平均处理,可以进一步减小误差的跳动(如图 8(d)所示).通过对比 GPS 数据可以看出,基于动态窗口 PCA 的方法能够较为准确地反映目标实际运动的方向.

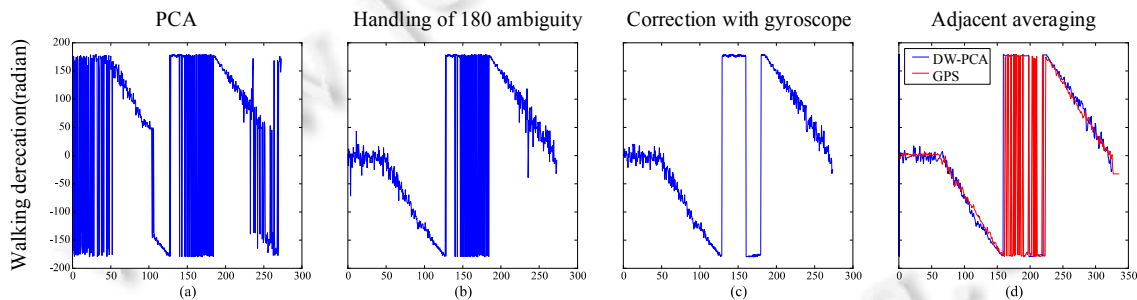


Fig.8 The processing procedure of step direction estimation using DW-PCA

图8 采用 DW-PCA 方法的方向处理过程

然后,我们分析不同数据处理方法对 PCA 在方向测量上的差异.其测量结果如图 9 所示,其中柱状图高度表示测量结果的平均绝对误差,对应的直线长度表示绝对误差的标准差.与文献[4]中固定窗口的 PCA 结论相似,在使用动态窗口的 PCA 方法中,滤波操作可以有效减少噪声带来的方向扰动问题,且 PCA2df 要优于 PCA3df,这主要是因为进行线性加速度的投影可以降低变量自由度(由三维降到二维),因此其第一主成分对应的特征向量能够更好地反映目标运动的方向.

针对图 9 所示的背包情况,由于身体运动方向与背包摆动方向不一致,导致测量结果存在一些偏离.在实际的室内定位过程中,通过地图提供的先验信息可以及时检测到这种偏离,并给出相应的补偿.而当手机放置在上衣口袋中时,由于手机抖动较为明显,因此其测量结果呈现出相对较大的标准差.

在 FSM 进行步态分割时,通过选取合适的分割点,可以在保持计算结果准确性的同时,去除冗余信息,减少计算量.如图 10 所示,在实验过程中分别选取了 S0~S7, S0~S6, S1~S7, S1~S6, S2~S7, S2~S6, S3~S7, S3~S6 这 8 种截取方法.通过分析可知,选取 S2~S6 作为 PCA 动态窗口进行方向测量时,在保持算法准确性的同时,数据处理量降低了 60.8%.这主要是因为在该过程中,动态窗口内的前向加速度数据保持了完整的变化趋势,此时通过 PCA 分析得到的特征向量依然能够很好地反映目标运动方向.但在窗口长度较短时(S3~S7, S3~S6),虽然加速度

也处于下降趋势,但由于 PCA 分析的数据量不足,导致加速度的变化特征不明显,且此时难以正确判断 180°模糊干扰.

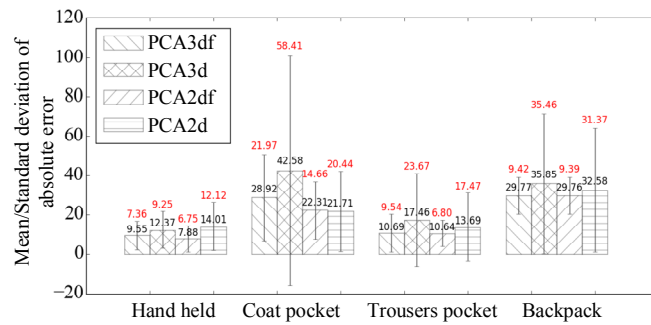


Fig.9 The estimation result of different DW-PCA

图9 不同 DW-PCA 方法测量结果

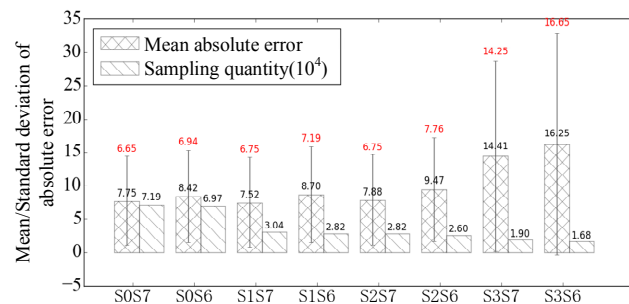


Fig.10 The estimation result of different segmentation of DW-PCA2df

图10 不同状态截止时的 DW-PCA2df 测量结果

基于这种动态窗口的 PCA 方法不仅可以有效降低 PCA 计算带来的数据处理压力,而且能够最小化测量延迟,因此在建筑物复杂的室内环境中可以及时得到方向更新.为此,分别选取窗口时间为 1s,1.5s,2.5s,3.5s,5s 的 FW-PCA 方法作为对比.在图 7 中,将 D1 和 D2 分别作为直道行走和弯道行走测试路径.在单步周期为 0.6s 的情况下,其测量结果如图 11 所示.由图 11 可知,FW-PCA 方法在直线运动情况下均能保持较好的测量结果,且窗口长度越大,其测量结果一般越好,但也会带来相应的延时代价.这种延时代价会在弯道行走时因为方向更新不及时而带来测量误差,且窗口长度越大,其误差越明显.在使用 DW-PCA 进行弯道路径和混合路径测量时,由于 GPS 采样频率跟不上步态速率,因此其误差也会出现增长,但本文 DW-PCA 方法的平均绝对误差和标准差普遍小于 FW-PCA.

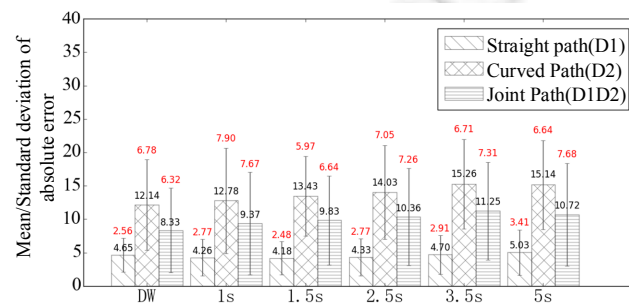


Fig.11 The estimation result of DW-PCA and FW-PCA

图11 DW-PCA 与 FW-PCA 的方向测量结果

4.4 室内定位分析

结合 FSM 计步结果和 PCA 方向测量结果,可以在室内环境下进行航位推算.图 12 是在 $206 \times 114 \text{m}^2$ 的室内环境下进行定位的实验结果.其中,步长采用固定值 0.7m ,以手持手机状态进行匀速行走,并使用地图信息对方向测量作进一步的补偿和校准.由于在室内环境中难以接收 GPS 信号,因此无法提供实际位置作为对比标准.但由图中的路径曲线可以看出,本文的计步和方向测量方法能够很好地在室内环境下进行定位与跟踪.

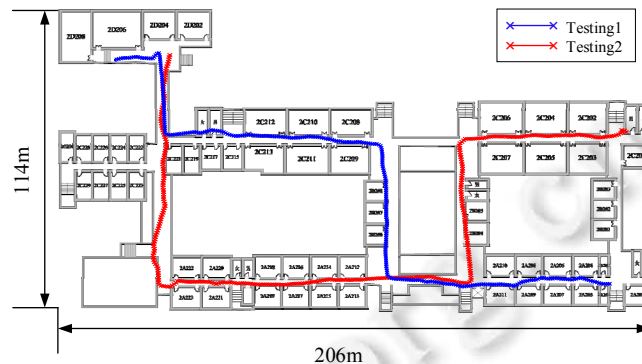


Fig.12 The result of indoor dead reckoning

图12 室内航位推算结果

5 结束语

本文首先提出了一种基于有限状态机的计步阈值自学习方法,使用该方法能够提高计步的准确度和鲁棒性.在计步的同时使用 FSM 对连续的步态进行分割,并将其作为动态窗口进行 PCA 分析,以获得目标运动方向.与固定窗口 PCA 相比,采用 DW-PCA 不仅可以降低数据处理量,而且能够最小化测量延迟,因此在建筑物复杂的室内环境进行定位时能够使位置得到及时的更新.但是 PCA 方法同样会受到抖动噪声干扰的影响,本文虽然采用陀螺仪积分进行一些补偿和矫正,但在某些情况下的测试结果仍然存在较大的误差.因此,在实际应用中,还需对传感器作进一步的数据融合.此外,通过添加动作识别、环境感知等方法进行算法改进可以作为下一步研究的内容.

References:

- [1] Wang H, Sen S, Elgohary A, Farid M, Youssef M, Choudhury RR. No need to war-drive: Unsupervised indoor localization. In: Proc. of the 10th Int'l Conf. on Mobile Systems, Applications, and Services. New York: ACM, 2012. 197–210.
- [2] Chintalapudi K, Padmanabha IA, Padmanabhan VN. Indoor localization without the pain. In: Proc. of the 16th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2010. 173–184.
- [3] Song M, Shen YC. Research and realization of dead reckoning algorithm for indoor localization. Computer Engineering, 2013, 39(7):293–301 (in Chinese with English abstract).
- [4] Steinhoff U, Schiele B. Dead reckoning from the pocket—An experimental study. In: Proc. of the 2010 IEEE Int'l Conf. on Pervasive Computing and Communications. IEEE, 2010. 162–170.
- [5] Qian J, Ma J, Ying R, Liu P, Pei L. An improved indoor localization method using smartphone inertial sensors. In: Proc. of the 2013 Int'l Conf. on Indoor Positioning and Indoor Navigation. IEEE, 2013. 1–7.
- [6] Bao H, Wai WC. Improved PCA based step direction estimation for dead-reckoning localization. In: Proc. of the 2013 Int'l Conf. on Cyber-Enabled Distributed Computing and Knowledge Discovery. Washington: IEEE Computer Society, 2013. 325–311.
- [7] Kourogi M, Kurata T. Personal positioning based on walking locomotion analysis with self-contained sensors and a wearable camera. In: Proc. of the 2nd IEEE/ACM Int'l Symp. on Mixed and Augmented Reality. Washington: IEEE Computer Society, 2003. 103–113.

- [8] Seo J, Chiang Y, Laine TH, Khan AM. Step counting on smartphones using advanced zero-crossing and linear regression. In: Proc. of the 9th Int'l Conf. on Ubiquitous Information Management and Communication. New York: ACM, 2015. 106.
- [9] Roy N, Wang H, Roy CR. I am a smartphone and I can tell my user's walking direction. In: Proc. of the 12th Annual Int'l Conf. on Mobile Systems, Applications, and Services. New York: ACM, 2014. 329–342.
- [10] Descamps-Vila L, Perez-Navarro A, Conesa J. RSS and sensor fusion algorithms for indoor location systems on smartphones. In: Connecting a Digital Europe Through Location and Place. Springer-Verlag, 2014. 197–214.
- [11] Cheng T, Migliaccio GC, Teizer J, Gatti UC. Data fusion of real-time location sensing and physiological status monitoring for ergonomics analysis of construction workers. Journal of Computing in Civil Engineering, 2012,27(3):320–33.
- [12] Kunze K, Lukowicz P, Partridge K, Bo B. Which way am I facing: Inferring horizontal device orientation from an accelerometer signal. In: Proc. of the 13th IEEE Int'l Symp. on Wearable Computers. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2009. 149–150.
- [13] Blanke U, Schiele B. Sensing location in the pocket. In: Proc. of the 10th Int'l Conf. on Ubiquitous Computing. 2008. 1–2.
- [14] Alzantot M, Youssef M. UPTIME: Ubiquitous pedestrian tracking using mobile phones. In: Proc. of the 2012 IEEE Wireless Communications and Networking Conf. Washington: IEEE Computer Society, 2012. 3204–3209.
- [15] Yim J. A smartphone indoor positioning method. Int'l Journal of Smart Home, 2013,7(5):9–18.

附中文参考文献:

- [3] 宋敏,申闫春.室内定位航位推测算法的研究与实现.计算机工程,2013,39(7):293–297.



朱向军(1991—),男,江苏徐州人,硕士生, CCF 学生会员,主要研究领域为室内定位算法与理论.



梁久祯(1968—),男,博士,教授,CCF 高级会员,主要研究领域为人工智能,机器学习,无线传感器网络.



陈璟(1977—),女,讲师,CCF 会员,主要研究领域为无线传感器网络.