

基于谷歌眼镜传感器的曲线拟合计步算法

罗 浩¹, 方志祥¹, 萧世伦²

LUO Hao¹, FANG Zhixiang¹, Shih-Lung Shaw²

1. 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079

2. 美国田纳西大学 地理系, 诺克斯维尔 37919

1. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2. Department of Geography, University of Tennessee, Knoxville 37919, America

LUO Hao, FANG Zhixiang, Shih-Lung Shaw. Curve fitting step counting algorithm based on Google glass sensor. *Computer Engineering and Applications*, 2016, 52(18): 40-45.

Abstract: The reliability of current step counting method generally relies on the body parts where the independent pedometer is equipped, or the positioned location where the mobile phone is set. To solve this problem, this paper proposes a step counting algorithm according to the fixed characteristics of Google glass. The proposed algorithm considers both the acceleration sensor signal and rotation vector sensor signal of Google glass to count steps of pedestrians. In this algorithm, signals are filtered by a fast Fourier transformation filter, and are fitted by a quadratic curve fitting method. Then, the step account is calculated according to the threshold of curve parameter. The experimental results show that the algorithm has a high accuracy of 96%, and can be adapted to some scenarios including ground, slope, and stairs.

Key words: Google glass; pedometer; sensor; curve fitting

摘 要: 当前独立的计步器普遍要考虑行人佩戴的部位,如基于手机的计步方法可靠性受限于手机放置位置。根据谷歌眼镜的位置固定特性设计了一种新的计步算法,有效地解决了平地、斜坡、上下楼梯等场景下的计步问题。该算法综合运用谷歌眼镜采集的加速度传感器信号和旋转矢量传感器信号,对这些信号进行快速傅里叶变换滤波处理,用二次曲线拟合信号序列,根据曲线参数阈值进行计步判断。实验结果表明:该算法在平地、斜坡、上下楼梯等场景具有96%以上的准确率。

关键词: 谷歌眼镜; 计步器; 传感器; 曲线拟合

文献标志码: A **中图分类号:** TP39 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1507-0189

1 引言

可穿戴设备作为一种能直接穿在身上,或者整合进用户的衣服或配件中的智能型终端设备,越来越受到人们的关注^[1]。智能眼镜、智能手表、智能手环是目前常见的穿戴设备形态。头部是身体最重要的部位,谷歌眼镜是一种备受人们关注的具有代表性的智能穿戴设备^[2]。

谷歌眼镜支持八种传感器,能够提供实时的头部姿态参数,包括加速度传感器、重力传感器、陀螺仪、光线传

感器、线性加速度传感器、磁场传感器、方向传感器和转向向量传感器等,综合利用这些传感器可以准确地分析人的实时运动状态。现有的计步方式主要有两类:一类是独立的计步器,这需要专门的硬件设备^[3-5];另一类是基于智能手机传感器的方法,但是会受手机放置位置的影响,不能很好地适应复杂场景^[6-7]。谷歌眼镜使用开源的Android系统,方便进行软件开发,同时又具备穿戴设备的位置固定特性,因此谷歌眼镜的应用领域也日益扩大^[8-10]。

基金项目: 国家自然科学基金(No.41371420, No.41231171); 武汉大学自主科研项目拔尖创新人才资助项目(No.2042015KF0167)。

作者简介: 罗浩(1992—),男,硕士研究生,研究领域为行人导航理论与应用;方志祥(1977—),通讯作者,男,教授,博士生导师,研究领域为空建模与大数据分析、时空地理信息科学、个人导航理论与应用、交通地理理论与方法等, E-mail: zxfang@whu.edu.cn;

萧世伦(1958—),男,教授,博士生导师,研究领域为交通、地理信息科学和时间地理。

收稿日期: 2015-07-16 **修回日期:** 2015-11-10 **文章编号:** 1002-8331(2016)18-0040-06

CNKI网络优先出版: 2015-11-18, <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20151118.1030.016.html>

基于穿戴设备的导航系统具有很高的市场价值和良好的可行性,避免了手持或车载的麻烦。在行人导航研究中,计算行走距离是导航算法必须解决的问题^[11],对在定位信号不稳定环境中做位置估算有较大帮助。本文结合谷歌眼镜丰富的传感器信号及位置固定特性,设计了一种基于谷歌眼镜传感器的计步实现方法,具有较高的精度,可以满足多种场景计步的需求,为基于穿戴设备的导航算法计算行程距离提供方便。

2 计步算法原理

人的运动状态十分复杂,本文算法不一一识别判断,将其大致分为两类:静止状态,包括起立下蹲、原地旋转、头部摆动等没有造成位移的状态;行走状态,包括平地行走、上下楼梯、上下斜坡等位移状态。

本文算法以谷歌眼镜作为硬件支撑,算法原理如图1所示,利用谷歌眼镜采集的加速度信号和旋转矢量信号进行坐标转换获得竖直轴加速度信号,采用快速傅里叶变换(FFT)滤波变换除去信号噪音后,对信号序列进行二次曲线拟合获得判断参数,根据经验阈值判断是否计步。下面按行走信号提取、信号预处理、二次曲线拟合这三个部分详细介绍该算法。

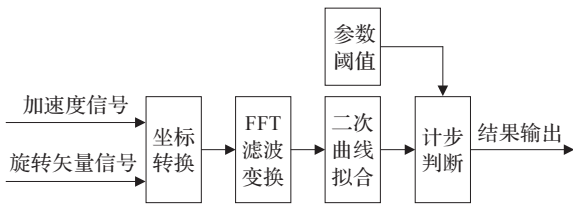


图1 算法原理图

2.1 行走信号提取

Android系统中定义了两个坐标系:全局坐标系 X_E, Y_E, Z_E 以及设备坐标系 X, Y, Z , 所有的三轴传感器都遵循该坐标系^[12], 加速度传感器、线性加速度传感器、重力传感器等提供基于设备坐标系的数据, 旋转矢量传感器提供的数据则反映全局坐标系和设备坐标系的关系。人体的自然行走运动包括前向、侧向以及垂直向三个分量, 行人的行走分量定义及谷歌眼镜三轴惯性传感器(加速计、磁强计和陀螺仪)对应的坐标系如图2所示。谷歌眼镜软件系统是特殊定制的Android系统, 其坐标系是基于显示屏定义(图2中谷歌眼镜与 Z 轴垂直的部分为显示屏), 头部水平情况下, 行走运动分量与谷歌眼镜坐标轴的名字并不是一一对应的, 实际的对应关系是: 侧向轴与 X 轴一致, 垂直轴与 Y 轴一致, 前向轴与 Z 轴反向一致。全局坐标系中 X_E 指向东方——平行于地球表面, 与 Y_E 呈 90° ; Y_E 指向磁北极; Z_E 指向远离地球中心的方向, 即垂直轴。行走运动分量与设备坐标系有直接的对应关系, 与全局坐标系没有显式的对应关系但可以通过坐标转换与全局坐标系建立联系。

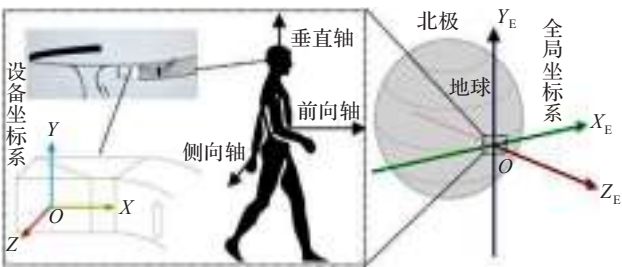


图2 坐标轴对应示意图

谷歌眼镜的加速度传感器和线性加速度传感器都可以反映人行走过程中的加速度变化。加速度传感器值等于线性加速度传感器值与重力加速度的矢量和, 在佩戴谷歌眼镜的时候, 加速度传感器垂直轴的值在 g 附近波动但总为正值而线性加速度传感器垂直轴的值在 0 附近波动可能出现负值, 为方便数据处理, 故采用加速度传感器提供信号。在行走实验中, 谷歌眼镜加速度传感器检测到的三轴加速度信号变化情况如图3所示。

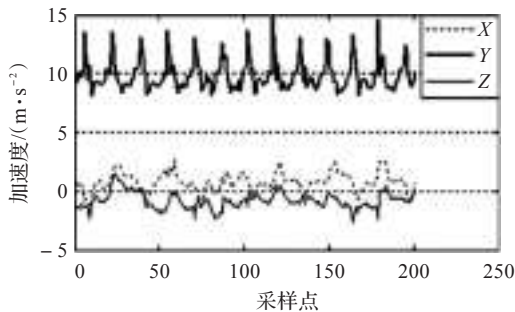


图3 三轴加速度信号变化情况

由图3可以看出: Y 轴加速度信号具有明显的周期性, 与人行走的迈步周期相对应。多数计步算法是采用公式:

$$a = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \tag{1}$$

计算整体加速度 a 来降低设备位置变动造成的影响^[13-15], 即便如此计步时也要保证设备水平使设备坐标系与行走三个分量方向一致, 这样不但造成计步器使用的条件苛刻, 而且降低计步精度。由图2可知谷歌眼镜的 Y 轴是垂直于眼镜平面的轴, 而不是行走时与大地垂直的垂直轴。行人行走过程中的头部摆动会造成 Y 轴与垂直轴呈一定角度, 导致 Y 轴加速度值不能准确反映行走规律, 为此本文利用谷歌眼镜中的旋转矢量传感器数据对加速度传感器数据进行坐标转换获取垂直轴加速度值, 避免头部摆动等问题的影响。

旋转矢量传感器是一个合成传感器, 从 API level 9 开始可用, 旋转矢量表示设备的方位, 它由角度和坐标轴(设备坐标轴)信息组成, 表示基于全局坐标系的量转换到设备坐标系需要绕设备坐标轴旋转的角度。该传感器的输出类似于四元数的形式, 不容易可视化, 故通过 Android SDK 中的方法将该传感器的输出转换为旋转矩阵表示:

SensorManager.getRotationMatrixFromVector (rotationMatrix, rotationVector)

第一个参数 4×4 矩阵, 该矩阵指的是从全局坐标系到设备坐标系需要旋转的角度; 第二个参数是旋转矢量传感器的输出。

设设备坐标系中加速度向量为:

$$\mathbf{G} = (a_x, a_y, a_z) \quad (2)$$

全局坐标系中加速度向量为:

$$\mathbf{V} = (a_{x_E}, a_{y_E}, a_{z_E}) \quad (3)$$

旋转矩阵为 \mathbf{R} , 则有以下式成立:

$$\mathbf{V} * \mathbf{R} = \mathbf{G} \quad (4)$$

求出 \mathbf{R} 的逆矩阵 \mathbf{R}^{-1} , 则有:

$$\mathbf{V} = \mathbf{G} * \mathbf{R}^{-1} \quad (5)$$

从而得出垂直轴加速度信号 a_{z_E} 。

为验证上述坐标转换方法的正确性, 设计如下实验: 实验者戴谷歌眼镜行走, 在行走过程中扭动头部改变谷歌眼镜朝向 (头部保持水平和左偏 30°), 对比分析两种情况下坐标转换前和转换后的差异。本实验中加速度采样频率为 25 Hz。实验结果如图 4 所示。

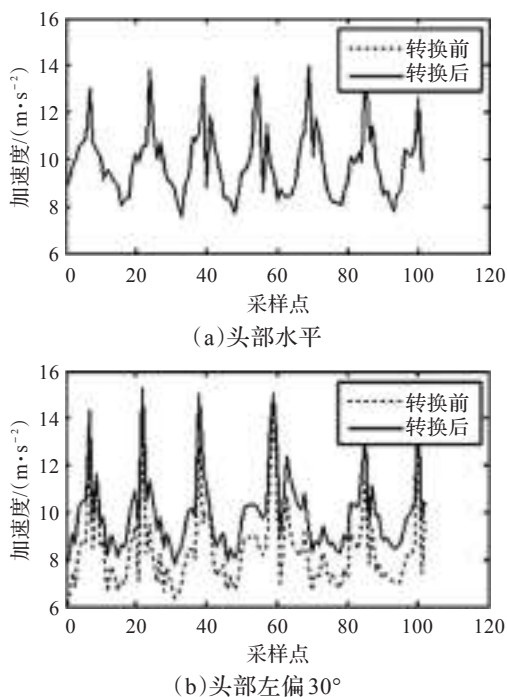


图4 坐标转换效果图

图 4(a) 表明在行走过程中头部保持水平情况下转换前与转换后信号一致都在正常轴上 (约为 $10 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$); 图 4(b) 显示当头部左偏 30° 时转换前后信号出现差别, 转换前信号偏离正常轴 (约为 $8 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$), 转换后信号保持在正常轴上 (约为 $10 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$)。

实验结果表明: 利用旋转矢量传感器数据对加速度信号进行坐标转换可以获得准确的垂直轴加速度信号, 解决了行走中因设备位置变动造成的信号变化问题, 在

本文中具体为头部摆动问题, 确保获取的加速度信号在正常轴附近波动, 不会因为头部摆动发生较大偏移。

2.2 信号预处理

经过坐标转换后的垂直轴加速度信号存在噪声, 导致变化规律不明显。从图 5 中可以清楚地看到在加速度信号中存在明显的干扰点。人行走时的步频会在一定范围内, 所以获取的加速度信号也满足一定的频率条件, 可用 FFT 滤波方法, 提取有用信号^[16]。本文用 FFT 将步行实验获取的 8 420 组数据从时域信号变换成频域信号。图 6(a) 显示: 步行加速度信号频率集中在 $0.5 \sim 2.5 \text{ Hz}$, 符合人行走的步频快慢规律, 故将截断频率设为 0.5 Hz 和 2.5 Hz , 保留 $0.5 \sim 2.5 \text{ Hz}$ 频率段信号, 再将其变换回时域处理结果如图 6(b) 所示。可以看出, 滤波处理后的信号平滑, 周期清晰, 规律明显, 方便进行下一步的计步算法实现。

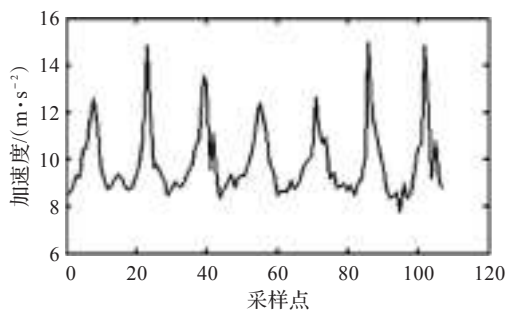
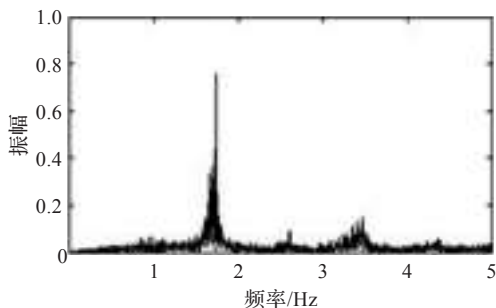
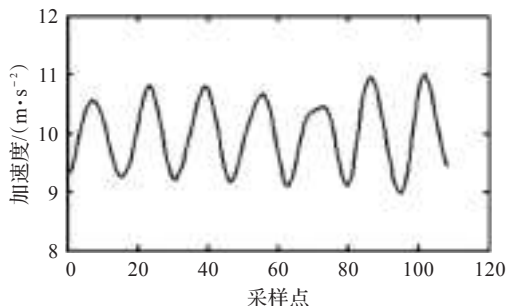


图5 存在噪音的加速度信号



(a) 原始振幅谱



(b) 滤波处理后的加速度信号

图6 FFT滤波处理

2.3 二次曲线拟合

在人的迈步周期中, 对于垂直方向加速度, 当脚蹬地时依靠地面反作用力, 开始增大, 身体重心上移, 当达

到最高位置时,垂直向加速度达到最大,随后开始减小,直到下一次迈步发生^[7]。经过数据预处理后的加速度信号数学规律明显,信号波形类似一条二次曲线含有最大值的部分,符合人的行走规律。因此,对一个行走周期的信号序列进行二次曲线拟合,得到该二次曲线的参数,再通过大量实验确定二次曲线的参数阈值,将其作为后续算法的判断标准。该算法进行计步判断时分两个步骤:第一是二次曲线拟合参数计算,得出信号序列的二次曲线拟合特征参数,根据阈值做出初步判断;第二是极差计算,得出信号序列的极差值,根据阈值剔除满足初步判断条件的小波形伪周期。

2.3.1 二次曲线拟合参数计算

该算法采用最小二乘法进行二次曲线拟合。设一组加速度信号序列为:

$$g=\{g_1, g_2, \cdots, g_n\}$$

拟合后得到二次曲线:

$$f(x)=a \cdot x^2+b \cdot x+c \tag{6}$$

拟合误差由残差平方和的算术平方根表示:

$$\delta=\sqrt{\sum_{i=1}^n (f(x_i)-g_i)^2} \tag{7}$$

分别选取静止和行走状态的加速度信号进行实验,拟合效果如图7所示。图上两条线区别明显,静止状态的实验数据拟合曲线几乎为一条直线,行走状态的实验数据拟合曲线为标准的二次曲线。由二次曲线的性质可知 a 的绝对值越大,图形开口越小,直线可以理解为 $|a|$ 无限小,由此可将 $|a|$ 作行走或静止的标准之一。

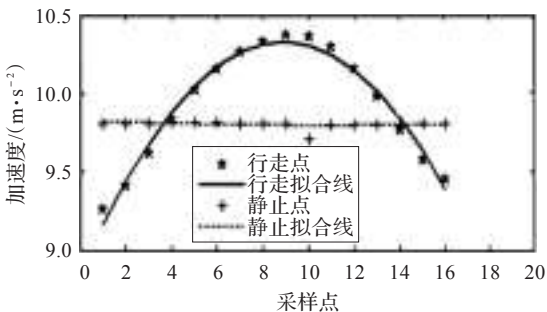


图7 二次曲线拟合结果

进行步数判断的前提是这种类型数据要准确拟合,经过FFT变换处理的行走信号序列均呈现出类似于二次曲线的规律,这种类似程度由反映拟合准确度的拟合误差来衡量。可通过大量实验数据分析得出正常情况下的拟合误差阈值。本文进行实验分别获得正常连续行走数据8 420组、静止数据8 749组,对这两组数据分别进行二次曲线拟合,得到拟合误差、 a 的绝对值等参数。图8是拟合误差分布图,其横轴为拟合误差值,纵轴为拟合误差值在对应横轴区间内的数量占总量的比例,例如行走状态横轴值为 $0.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$ 时,纵轴值11.1%表示大于等于 $0 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$ 小于 $0.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$ 的拟合误差值数量

与拟合误差值总数量的比值(图10、图11纵坐标亦照此计算)。由图8可知行走与静止两种状态下拟合误差值均小于 $2.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$,表明在正常的行走和静止状态下,用二次曲线拟合信号序列的误差应小于 $2.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$,即捕获到完整的波峰段信号序列,其拟合误差值小于 $2.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$ 。如图9所示,信号序列(1~22)为一个行走周期,但它包含信号序列(1~9)这样的伪周期,若对序列(1~22)进行拟合则拟合误差大于 $2.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$,故将其分为两个序列分别拟合,得到的拟合误差均小于 $2.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$,这样处理之后,正常行走状态下信号序列符合二次曲线规律。故将 $2.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$ 作为拟合误差阈值,将拟合误差大于 $2.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$ 的情形视为不符合二次曲线规律的非正常状态,不纳入计步判断体系。

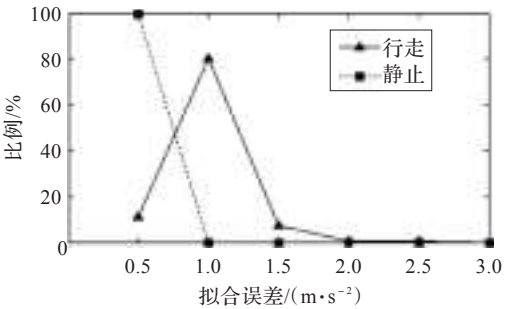


图8 拟合误差分布图

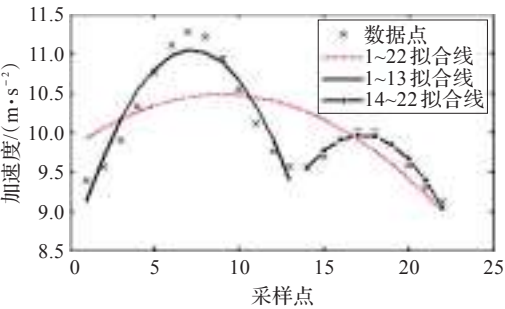
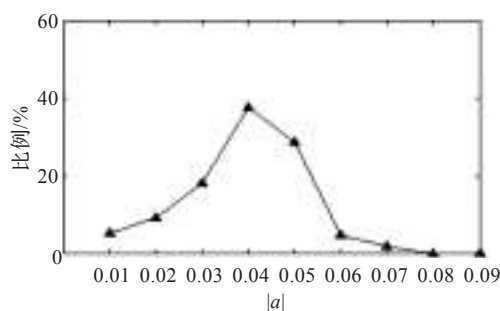
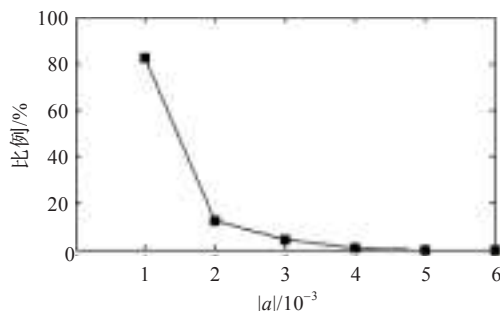


图9 信号序列分段拟合图

根据对二次拟合结果分析确定误差阈值后,进行 $|a|$ 值判断。图10(a)是对8 420组连续行走数据曲线拟合后得到的 $|a|$ 值分布图,由图可知行走状态下 $|a|$ 大于0.01的比例为100%;图10(b)是对8 749组静止数据拟合后得到的 $|a|$ 值分布图,静止状态下 $|a|$ 小于0.004的比例为100%。所以将 $|a|$ 阈值设为0.01, $|a|$ 大于0.01的情形为行走状态, $|a|$ 小于0.01的情形为静止状态。经过实验分析发现,仅靠上述标准无法排除波形较小的小伪周期(如图9中信号序列1~9所示的小波形伪周期),所以需要波形起伏大小进行判断。

2.3.2 极差计算

针对小波形伪周期的问题,本文采取差计算的方法来解决。在人的一个行走周期中的加速度信号序列为 $g=\{g_1, g_2, \cdots, g_n\}$,其极差 r 应满足一定条件,即波峰与波谷之间的差值有限制。图11是统计8 420组行走数

(a)行走状态 $|a|$ 分布(b)静止状态 $|a|$ 分布图10 $|a|$ 值分布图

据和8 749组静止数据极差的分布图,由图可知行走情况下极差大于1的占98%,静止情况下极差均小于1。将1作为极差阈值:极差小于1的情形不是步行周期。将该极差阈值纳入判断体系,可解决无法识别小波形伪周期问题,提高算法准确率。

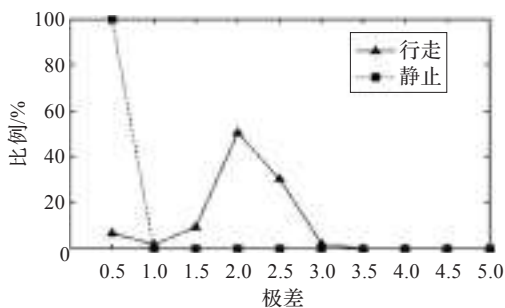


图11 极差分布图

2.4 算法流程

该算法以谷歌眼镜为硬件实现平台,考虑设备耗电量,采用50 Hz的采样频率捕捉头部运动。受设备自身和环境影响,采样频率会在50 Hz波动,考虑算法效率和人的步频,以25 Hz频率读取50 Hz采样数据,严格保证数据频率为25 Hz。图12为本文算法的流程图,具体步骤:

(1)采集加速度传感器信号和旋转矢量传感器信号,坐标转换、数据预处理之后,获取25 Hz频率信号,存入数组 $Data$ 。

(2)窗口数组 $WindowData$ 用于捕捉步行周期, $WindowData$ 的长度为1,1的取值为10,11, ..., 50(人的步频最快为2.5步/s,最慢为0.5步/s,相对应的最少10个数据包含一个周期,最多50个数据包含一个周期)。变量

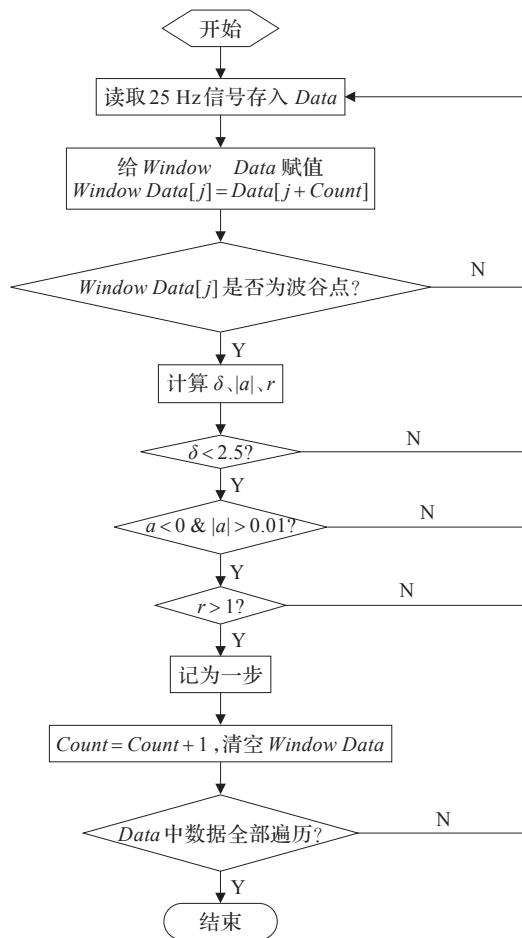


图12 算法流程图

$Count$ 用于记录 $WindowData$ 中数据个数,初始值为0。从 $Data$ 中给 $WindowData$ 赋值, $WindowData[j] = Data[j + Count]$ ($j = 0, 1, \dots, l-1$) 进行循环,当满足条件 $WindowData[j] < WindowData[j+1]$ & $WindowData[j] < WindowData[j-1]$, 循环停止,即寻找到一个波谷点就会停止,此时 $WindowData$ 存储一组数据。

(3)对 $WindowData$ 中的数据进行二次曲线拟合得到 $|a|$ 和拟合误差 δ ,并计算极差 r 。

(4)判断是否满足计步阈值,若同时满足 $\delta < 5$, $a < 0$, $|a| > 0.01$, $r > 1$ 则记为一步,否则不计步。

(5)更新变量 $Count$, $Count$ 等于原值与 $WindowData$ 长度之和,之后再清空 $WindowData$ 。

(6)重复以上步骤,至 $Data$ 中数据全部遍历,计步结束。

3 实验结果与分析

基于加速度传感器信号的计步算法中,相关性分析算法^[18]很大程度上降低了手机位置以及行人运动状态对计步结果的影响,具有很高的精度。下面对平地、楼梯、斜坡等多个场景进行多组实验,来对比分析本文算法与相关性分析算法,图13展示的是三个实验场景。



(1)平地实验

实验者佩戴谷歌眼镜在平地上行走100步,获得原始数据3 000组,获得静止状态原始数据5 000组。分别用本文算法和相关性分析算法处理,结果如表1。

表1 平地实验结果			
实验次数	真实步数	本文算法	相关性算法
1	100	98	87
2	100	99	94
3	100	97	90
4	100	101	92
5	0	0	0

实验结果表明:在平地场景中,对行走状态的判断两种算法都有较高的精度(87%~99%),本文算法的精度更高(平均98.3%),效果更稳定。两种算法对静止状态的判断都比较准确(都接近100%)。

(2)上下楼梯实验

实验者在图13(b)的场景分别采集上楼梯、下楼梯各100步原始数据,得到的算法结果如表2。

表2 楼梯实验结果			
(a)上楼梯			
实验次数	真实步数	本文算法	相关性算法
1	100	100	83
2	100	94	85
3	100	97	85
4	100	95	84
(b)下楼梯			
实验次数	真实步数	本文算法	相关性算法
1	100	95	62
2	100	96	82
3	100	97	69
4	100	97	77

实验结果表明:在上下楼梯场景中,本文算法精度虽然有所起伏(94%~100%),但仍然具有很高的精度(平均为96.4%),相比之下,相关性算法在上楼梯场景中的精度为平均84.3%,但在下楼梯场景中精度为平均72.5%,且很不稳定(62%~82%)。说明本文算法在上下楼梯场景中比相关性算法具有更好的准确性能。

(3)上下斜坡实验

实验者在图13(c)的上下斜坡场景进行行走实验,获取各行走100步原始数据,得到的算法结果如表3。

表3 斜坡实验结果			
(a)上斜坡			
实验次数	真实步数	本文算法	相关性算法
1	100	95	90
2	100	98	91
3	100	96	90
4	100	97	94
(b)下斜坡			
实验次数	真实步数	本文算法	相关性算法
1	100	98	84
2	100	99	83
3	100	98	77
4	100	96	82

实验结果表明:相关性算法在下斜坡(平均81.5%)场景中的效果明显不如上斜坡(平均91.3%),而本文算法在上斜坡和下斜坡场景中,相比相关性算法都保持较高的精度(上斜坡平均96.5%,下斜坡平均97.8%)。

上述对比实验表明本文算法在平地、楼梯、斜坡等多个场景中的计步精度均在96%以上,比相关性分析算法(最高91.3%)更加准确而且稳定。

4 结论

本文针对谷歌眼镜的这一智能穿戴设备,采用多源传感器数据融合的思路,解决计步设备位置变动影响精度的问题,提出一种适合平地、楼梯、斜坡等多种场景的行人计步算法。通过与新近的相关性算法对比,实验表明本文算法在平地、楼梯、斜坡等多个场景中的计步精度均在96%以上,具有更好的计步精度,环境适应性较强。

谷歌眼镜作为头部智能穿戴设备的代表,在行人运动研究方面有着极大的平台优势,后续研究可以充分利用这个平台,为行人导航中的航位推算研究提供新的技术途径。

参考文献:

[1] 毛彤.可穿戴设备综合分析及建议[J].电信科学,2014,30(10):134-142.

[2] 杨凯鹏,张德珍,崔皓.谷歌眼镜产品及其专利布局分析[J].中国发明与专利,2014(1):40-45.

[3] Park W, Lee V J, Ku B, et al.Original article: effect of walking speed and placement position interactions in determining the accuracy of various newer pedometers[J]. Journal of Exercise Science & Fitness, 2014, 12(1):31-37.

[4] de Cocker K A, de Meyer J, de Bourdeaudhuij I M, et al. Non-traditional wearing positions of pedometers: validity and reliability of the Omron HJ-203-ED pedometer under controlled and free-living conditions[J].Journal of Science and Medicine in Sport, 2012, 15(5):418-424.