文章编号:1004-2474(2016)05-0766-04

# 基于惯性传感器的动态步长算法研究

刘 宇,王伊冰,路永乐,张 欣,陈燕苹,龚 爽

(重庆邮电大学 光电信息感测与传输技术重庆市重点实验室,重庆 400065)

摘 要:行人步态参数的精确估计是行人自主导航系统和行人健康监测的关键技术之一。针对当前行人自主导航系统中步长估算算法精度低和弱适应性的问题,提出了一种计算行人动态步长算法。首先对行人的步态特征进行分解,利用改进的零速检测确定行人运动状态,采用卡尔曼滤波技术降低惯性传感器中累积误差的影响,再对进行滤波和坐标转换后的加速度进行双重积分,最终得到行人脚尖的运动轨迹。通过采用 MTI-700 惯性模块设计实验并进行实验验证。结果表明,该文提出的步长算法计算的步长与行人实际步长的误差低于 3.0%。与现有的行人动态步长算法相比,该算法首次计算出行人脚尖的运动轨迹,精度较高且适应强,在行人自主导航及行人健康监测领域具有较大的应用价值。

关键词:惯性传感器;卡尔曼滤波;动态步长;零速检测;行人导航系统;行人健康监测

中图分类号:TN384 文献标识码:A

# Study on Dynamic Step Length Algorithm Based on Inertial Sensor

#### LIU Yu, WANG Yibing, LU Yongle, ZHANG Xin, CHEN Yanping, GONG Shuang

(Chongqing Municipal Level Key Lab. of Photo-electronic Information Sensing and Transmitting Technology, Chongqing University of Post and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Accurate estimation of the gait parameters is one of the key technologies in both pedestrian navigation system and pedestrian health monitoring. A calculation algorithm of pedestrian dynamic step length is proposed in this paper, which can solve the current problems of low accuracy and weak adaptability in pedestrian step length estimation algorithm. First, the pedestrians gait feature is decomposed, the improved zero velocity detection is used to determine the state of pedestrian movement. The Kalman filtering technology is utilized to reduce the influence of the cumulative error of the inertial sensors. Then the filtered and coordinate transformed acceleration is doubly integrated so as to get the trajectories of pedestrians. The algorithm is validated by experiments using a MTI-700 inertial sensor module. The traversed distance of the subjects were calculated with less than 3.0% error with respect to actual walking distance. The algorithm is of high precision and strong adaptation compared with the existing algorithms of pedestrian dynamic step length, it is the first time that the trajectory of pedestrian been calculated and it has great prospect in the application of pedestrian navigation field.

**Key words:** inertial sensor; Kalman filtering; step length; zero velocity detection; pedestrian navigation systems; pedestrian health monitoring

#### 0 引言

随着微机电系统(MEMS)技术[1]的快速发展,低价格、低功耗且高灵敏度的微惯性传感器被集成到可穿戴设备中用于监测行人的行走轨迹和行为健康<sup>[2]</sup>。卫星信号受建筑物的干扰致使信号强度迅速衰减,行人在室内环境下的导航逐渐成为一个新兴

的研究领域。基于 Wi-Fi<sup>[3]</sup>、ZigBee<sup>[4]</sup>的室内行人导航须在室内铺设对应的设备,且须长时间维持设备稳定工作。因此,利用集成 MEMS 惯性传感器的可穿戴设备进行室内行人自主导航凭借成本低、自主性强的优点将成为室内行人导航的主要研究方向。

收稿日期:2015-12-12

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51175535);MEMS 振动传感与微姿态组合测井技术国际联合研究中心科技平台与基地建设基金资助项目(este2014gihz0038);重庆市研究生科研创新基金资助项目(CYS15163)

作者简介:刘宇(1972-),男,重庆人,教授,硕士生导师,主要从事惯性导航技术的研究。E-mail: liuyu@cqupt.edu.cn。

行人步长的估计作为行人自主导航算法中航向 和距离两个关键技术之一,其精度直接影响行人自 主导航算法的效果。Shin S H 等[5] 采用统计分析 得出行人行走过程中的幅度、频率及行人的身高与 行人步长之间的关系粗略估计行人的步长,其精度 不超过 95%。田增山等[6]利用 BP 神经网络建立行 人先长与行人身高、步频和幅度之间的非线性网络 结构,实时动态地估计行人步长,其精度可达95%。 通过行人的步态参数估算步长的方法并不适用于老 年人和小孩等特殊群体,且算法需精确知道行人身 高值。Köse A 等[7]对加速度的前向积分和反向积 分得到行人位移,误差低于4.8%,长时间位移精度 受惯性传感器的累积误差影响严重。一种倒立摆的 生物模型被设计模拟行人的两条腿[8],倒立摆的摆 动过程等同于行人的行走过程,因行走过程中行人 的腿存在弯曲,致使其精度仅有93%。

本文将行人脚尖的步态分解为静止和运动两部分,且运动部分包含抬脚、摆动、落脚。通过改进的零速检测确定行人的静止状态,并利用卡尔曼滤波技术降低惯性传感器的累计误差。将加速度数据从载体坐标系下转换到地理坐标系,分别对水平方向的加速度和垂直地面的加速度进行双重积分得到行人行走的空间轨迹。

#### 1 算法流程

本文采用 XSENS 公司 MTI-700 惯性传感器模块,该模块集成了 1 个三轴加速度计、1 个三轴磁力计、3 个单轴陀螺及一个微处理器。实验数据的采样频率设定为 400 Hz,传感器数据被记录在笔记本电脑中。原始数据存在大量的高频噪声,直接使用将对实验结果造成严重影响。因此,本文采用低通滤波技术滤除高频噪声,且保留原始数据的基本特征。

通过对行人步态特征的分析,本文采用改进的零位检测进行步态判别从而确定行人的步数,并精确地确定行人处于静止状态的时间和处于运动状态的时间。由于惯性传感器的累计误差随着时间增大,在静止阶段采用卡尔曼滤波技术减轻惯性传感器的累计误差。惯性传感器采集的传感器三轴数据基于模块载体坐标系,而载体坐标系随着行人运动发生变化。行人脚尖的运动轨迹须建立在一个固定坐标系下,本文采用的是东北天坐标系。通过对东北天坐标系下的加速度进行双重积分得到行人脚尖

的运动轨迹。算法流程图如图 1 所示。

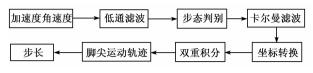


图 1 动态步长算法流程

# 2 步态模型与判别

行人步态是一种具有规律、周期性的复杂运动,行人的手、脚、腰等部位均存在周期性特征。由于脚的加速度幅度大,周期性明显,本文将惯性传感器模块固定在行人的脚尖,行走过程中记录的行人脚尖的加速度和角速度均呈现出周期性变化的特点。通过行人步态的特征分析,行人脚尖的运动过程包括静止状态和运动状态,其运动状态可分解为抬脚、摆动、落脚3部分。图2为行人的一个步态周期。脚1、7代表行人的静止状态,脚2、6分别代表行人的抬脚和落脚,其他则处于脚的摆动过程。图2中的虚线是行人在一个步态周期中的脚尖的运动轨迹。

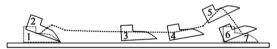


图 2 行人脚尖的一个步态周期

步态检测算法根据行走中静止与运动相互交替的周期性特征确定行人的步数,并确定一个步态中静止时间和运动时间。三轴加速度的模值具有与行人步态特征类似的规律性和周期性的波形特征。三轴加速度的模值  $A_{norm}$ 为

$$A_{\text{norm}} = \sqrt{x_b^2 + y_b^2 + z_b^2} \tag{1}$$

式中  $x_b$ 、 $y_b$  和  $z_b$  分别为惯性传感器模块中三轴加速度计  $x_1$  y 和 z 轴的输出值。

零位检测、交叉检测和峰值检测都是行人步态 检测的常用方法<sup>[9]</sup>。当传感器固定在行人的腰间、 肩上或手腕上时,交叉检测和峰值检测能有效地检 测行人步态,而零位检测适合于传感器被固定在行 人脚上。零位检测算法采用加速度模值和其方差  $\sigma_A$  两个特征参量,两者均分别小于设定的阈值  $A_{th}$ 和阈值  $\sigma_{th}$ 时,判断步态处于静止状态"0",否则处于 运动状态"1",即

$$C = \begin{cases} 0 & |A_{\text{norm}} - g| < A_{\text{th}}, \sigma_{A} < \sigma_{\text{th}} \\ 1 & 其他 \end{cases}$$
 (2)

式中g为静止状态下三轴加速度的模值,即当地的重力加速度。

图 3 为步态判别结果。图中的突跳点是因抬脚

的动作缓慢所致。因行人步态特征存在行人步频不 会超过 5 Hz,一个步态周期中运动或静止时间  $\Delta T$ 须至少持续 0.2 s<sup>[10]</sup>。因此,在零位检测算法基础 上添加一个时间阈值,消除错误的突跳点。

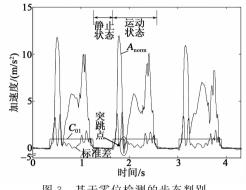


图 3 基于零位检测的步态判别

# 3 卡尔曼滤波与步长计算

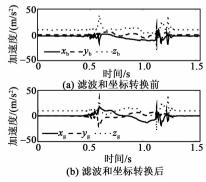
惯性传感器存在零偏不稳定性[11],误差随时间 累积,致使步长算法的精度逐渐减低。本文采用卡 尔曼滤波技术在惯性传感器静止状态下减小累计误 差。卡尔曼滤波方程为

$$\begin{cases}
\boldsymbol{X}_{k} = \boldsymbol{\Phi}_{k,k-1} \boldsymbol{X}_{k-1} + \boldsymbol{W}_{k-1} \\
\boldsymbol{Z}_{k} = \boldsymbol{H}_{k} \boldsymbol{X}_{k} + \boldsymbol{V}_{k}
\end{cases}$$
(3)

$$\mathbf{T}_{\delta}^{\mathsf{w}} = \begin{bmatrix} \cos \gamma \cos \varphi & \sin \theta \sin \gamma \cos \varphi - \cos \theta \sin \varphi \\ \cos \gamma \sin \varphi & \sin \theta \sin \gamma \sin \varphi + \cos \theta \cos \varphi \\ -\sin \gamma & \sin \theta \cos \gamma \end{bmatrix}$$

式中 $\theta$ ,  $\gamma$ ,  $\varphi$  分别为行走过程中传感器模块的俯仰 角、横滚角和航向角。

载体坐标系下 1 个步态周期的三轴加速度经低 通滤波后的波形如图 5(a) 所示, 再经卡尔曼滤波和 坐标转换后,地理坐标系下三轴加速度如图 5(b)所 示。图中 $,x_h,y_h,z_h$ 分别为加速度计在载体坐标系 下三轴加速度; xg, yg 分别为行人脚尖的水平加速 度, z。为行人脚尖的垂直加速度。在脚尖静止状态



滤波和坐标转换前后加速度对比图

式中: $k=1,2,\dots;X_k$  为载体坐标系下三轴加速度和 三轴角速度的最优估计值矢量; Z, 为其测量值矢 量; $\Phi_{k,k-1}$ 和  $H_k$  分别为状态转移矩阵和测量矩阵;  $W_k$  和  $V_k$  分别为系统噪声矢量和测量噪声矢量。

图 4 为卡尔曼滤波流程。图中  $O_{i}$  和  $R_{i}$  分别对 应  $W_{\iota}$  和  $V_{\iota}$  的协方差矢量, K 为滤波增益, P 为估 计均方误差。

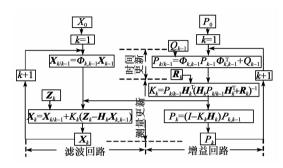


图 4 卡尔曼滤波的更新过程

行人脚尖运动的空间轨迹基于地理坐标系可分 为与海平面平行和与重力方向平行的位移。因此, 滤波后的三轴加速度须从载体坐标系 r<sub>2</sub> 经转换矩 阵  $T_a^b$  转换到地理坐标系  $r_a$ ,转换关系为

$$r_{\sigma} = \mathbf{T}_{b}^{g} r_{b} \tag{4}$$

$$\sin \theta \sin \varphi + \cos \theta \sin \gamma \cos \varphi \\
\cos \theta \sin \gamma \sin \varphi - \sin \theta \cos \varphi \\
\cos \theta \cos \gamma$$
(5)

中,与海平面平行的x,y轴加速度近似为0,同时与 重力方向平行的 z 轴加速度近似为当地的重力加速 度,在静止状态中三轴加速度均保持不变。

步态判别确定行人每个步态周期中脚尖运动的 时间段  $\Delta T$ 。通过对行人脚尖的水平加速度  $x_g, y_g$ 和垂直加速度 2 。分别进行双重积分得到行人脚尖 的水平位移 L<sub>1</sub>和垂直位移 L<sub>2</sub>为

$$\begin{cases} L_{1}(t) = \sqrt{(\iint_{\Delta T} x_{g}(t) d^{2}t)^{2} + (\iint_{\Delta T} y_{g}(t) d^{2}t)^{2}} \\ L_{v}(t) = \iint_{\Delta T} z_{g}(t) d^{2}t \end{cases}$$
(6)

在  $\Delta T$  中,行人脚尖的  $L_1$  和  $L_2$  随时间推移的 轨迹如图 6 所示。经计算得到 1 个步态周期的空间 轨迹与步态分析中行人脚尖运动轨迹基本吻合,均 包括抬脚、摆动和落脚3个部分。当行人在平地行 走时,1个步态空间轨迹的水平位移为行人行走1 步的步长。

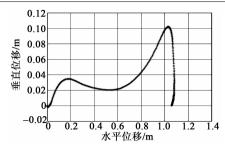


图 6 行人脚尖的运动轨迹

# 4 实验验证

为验证本文提出的计算动态步长算法的精度和适应性,设计实验进行证明。实验测试设备采用 XSENS公司 MTI-700 惯性传感器模块,该模块集成 1 个三轴加速度计、1 个三轴磁力计、3 个单轴陀螺及 1 个微处理器。模块输出的横滚角和俯仰角的动态精度为 0.5°,航行的动态精度为 1.0°,加速度量程为 50 m/s²,角速度量程为 450 (°)/s。传感器模块固定在测试者脚尖,传感器的方向如图 7 所示。实验中数据采集频率设定为 400 Hz,输出数据保存在笔记本电脑。



图 7 脚尖固定 MTI-700 的实验测试

实验采集了 10 位测试者(男、女各 5 名)在水平路面行走 200 步的步态数据。步态判别测试的统计结果精度为 99.95%。从 10 位测试者中随机抽取 1 位测试者进行脚尖运动轨迹复现,该测试者最后 10 步的运动轨迹如图 8 所示。对比图 6、8 可得,每步均携带误差,但误差在两步间得到有效控制。

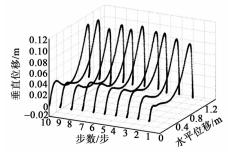


图 8 行走 10 步的脚尖空间轨迹

为进一步验证行人步长的水平位移精度,10 位行人沿着标准足球场的 105.68 m 白色边行走。行人每步水平位移的总和如表 1 所示。10 位行人的行走位移均在 102.99 m 和 108.50 m 范围内,平均误差为 1.73%,最大误差低于 2.5%。

表 1 动态步长的测试结果

测试人员	参考行走	实际行走	相对误差/%
编号	距离/m	距离/m	
1	105.86	107.04	1.11
2	105.86	102.99	2.71
3	105.86	104.46	1.32
4	105.86	103.08	2.63
5	105.86	103.38	2.34
6	105.86	107.74	1.78
7	105.86	106.96	1.04
8	105.86	104.70	1.10
9	105.86	108.50	2.49
10	105.86	106.67	0.77
均值	105.86	_	1.73

#### 5 结束语

本文首次对行人脚尖的步态进行分解并分析其特征,利用改进的零位检测法不仅准确地判断行人的步数,且精确地确定行人每一步的静止状态和运动状态。在静止阶段利用卡尔曼滤波技术减小惯性传感器的零偏不稳定性导致的累计误差。将滤波后的加速度数据从载体坐标系通过转换矩阵转换到地理坐标系得到行人的水平加速度和垂直加速度,加速度进行双重积分得到行人脚尖运动的空间轨迹。行人动态步长算法经 XSENS 公司 MTI-700 惯性传感器模块验证,计算得到的行人步长误差低于 3%,并首次复现出行人脚尖的运动轨迹。本文提出的算法不仅精度高于过去粗略估计行人步长的方法,且针对不同个体不用调整参数,适应性强。因此,本文提出的基于惯性传感器的行人动态步长算法具有较好的实际应用前景。

#### 参考文献:

[1] 左轩尘,韩亮亮,庄杰,等. 可穿戴设备中 MEMS 加速度计降噪方法研究[J]. 压电与声光, 2015, 37(5):892-895.

ZUO Xuanchen, HAN Liangliang, ZHUANG Jie, et al.

Research on de-noisin g method for MEMS accelerometer in wearable devices [J]. Piezoelectrics & Acoustooptics, 2015, 37(5):892-895.

(下转第774页)