

基于室内定位技术的人体姿态识别方法

黄小平, 张健, 胡泽林, 李淼, 曾伟辉, 李华龙

(中国科学院合肥智能机械研究所, 安徽合肥 230031)

摘要: 独居老人摔倒等姿态检测是当今备受关注的问题. 基于机器视觉的方法存在隐私侵入, 成本高和实现过程复杂等问题, 而基于加速度传感的方法对静止姿态识别存在困难. 为此提出一种基于室内定位技术的老人姿态检测方案. 首先在人体关键节点安装可穿戴接收标签, 然后采用超宽带 UWB 测距方法, 实现人体关键部位的定位和跟踪. 在姿态估计算法中, 分别采用最小二乘和改进的扩展卡尔曼滤波算法来抑制噪声, 提高定位精度. 仿真实验表明, 改进的扩展卡尔曼滤波算法误差较小, 可以较好地识别老人摔倒等姿态信息.

关键词: 室内定位; 姿态识别; 老人监护; 无线体域网; 卡尔曼滤波

中图分类号: TN9 **文献标识码:** A doi: 10.3969/j.issn.0253-2778.2019.10.005

引用格式: 黄小平, 张健, 胡泽林, 等. 基于室内定位技术的人体姿态识别方法[J]. 中国科学技术大学学报, 2019, 49(10):805-811.

HUANG Xiaoping, ZHANG Jian, HU Zelin, et al. Human posture recognition method based on indoor positioning technology[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2019, 49(10):805-811.

Human posture recognition method based on indoor positioning technology

HUANG Xiaoping, ZHANG Jian, HU Zelin, LI Miao, ZENG Weihui, LI Hualong

(Institute of Intelligent Machines, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China)

Abstract: Solitary elderly person posture recognition, especially when falling down, is a problem of concern today. The traditional method based on machine vision is flawed with too much privacy invasion, high cost and complex factors such as the implementation process, while the method based on acceleration sensor has a lower recognition rate in the stillness of the gesture. This paper introduces a new kind of body posture recognition scheme that employs indoor positioning technologies. The main job is to build an indoor positioning system, and paste tags to the key parts of the clothes and hat. The tags can receive ultra-wideband (UWB) signal from the positioning system. The UWB signal is used to get the distance which is important for the positioning. Finally, body posture can be easily recognized. In gesture recognition algorithm, this paper USES the least squares and the improved extend Kalman filter to suppress the noise of the distances measurement, so as to improve the accuracy of location. The simulation algorithm shows that the improved extend Kalman filter is effective.

收稿日期: 2018-10-22; **修回日期:** 2019-05-27

基金项目: 科技部重点研发计划(2017YFD0701603), 国家自然科学基金(31401285), 安徽省教育厅自然科学基金(KJ2016A305), 安徽省教育厅高等学校省级质量工程项目(2017jyxm0531)资助.

作者简介: 黄小平, 1984年生, 博士生/讲师, 研究方向: 模式识别. E-mail: hxping@mail.ustc.edu.cn

通讯作者: 张建, 研究员. E-mail: jzhang@iim.ac.cn

Key words: indoor position; posture recognition; elderly monitoring system; wireless body area network; Kalman filter

0 引言

人口老龄化已经成为 21 世纪全球不可逆的趋势,2015 年中国 65 岁以上人口达到 1.44 亿,我国将成为世界上老龄化最严重的国家之一^[1]. 由于老年人空巢比率正快速增长,老年人的健康监护,尤其是独居老人摔倒问题,已经成为社会重点关注问题之一. 对空巢老人的日常行为的医疗监护,已经成为国内外科研机构重点研究课题,而人体姿态感知技术是老人健康监护的核心支撑技术之一.

传统的人体姿态检测技术主要有机器视觉^[2-9]和加速度传感器数据分析^[10-13]两种. 基于机器视觉和图像处理技术的人体姿态检测,技术成熟且对单个人体姿态识别精度较高. 文献[4-5]从视频中提取人体的姿态参数,主要是关节的位置和旋转角,该技术在摄像头云台固定且对单个人体的识别效果较好,但对多人进行姿态识别存在较大的困难. 微软的 Kinect 体感摄像机^[7-9]可通过提取人体的骨骼节点的空间位置等信息来对人体姿态识别,但 Kinect 最多只能跟踪 2 个骨骼、检测 6 个人,站姿可以跟踪 20 个关节,坐姿最多可跟踪 10 个关节;在侧身和多人参与情况下, Kinect 技术效果并不理想. 无论是普通摄像头还是 Kinect 技术,对个人的隐私都存在大量侵入问题,在老年人健康监护应用中备受争议. 文献[10]提出一种基于 MEMS 加速度传感器的人体姿态检测技术,采用加速度向量幅值和微分加速度幅值的绝对平均值描述人体运动状态. 路永乐等^[13]通过提取 MEMS 加速度传感器的时域特征和角速度的二次识别特征能够准确识别人体运动的多种模式. 基于加速度传感器的方法能够获得较高的识别准确率^[14],但由于加速度传感器无法获得静态的信息,因而在识别位置、形状等静态信息时存在困难.

自 2014 年微软室内定位大赛举办以来,每年吸引大量的公司和高校团队参加,室内定位技术发展迅速. 从采用的技术来看,主要有激光、超宽带、超声波、惯性导航、WiFi 并结合各种传感器等. 用于室内定位的激光设备,成本比较昂贵;超声波定位受多径效应和非视距传播影响很大,因而降低了其可用性;WiFi 和蓝牙等依据信号强度定位的技术,虽然实现成本低廉,但是定位精度不高. 超宽带技术是一种全

新的、与传统通信技术有极大差异的通信技术,具有穿透力强、功耗低、抗多径效果好、安全性高等优点^[15-16];因此超宽带可以应用于室内静止或移动的物体以及人员的定位跟踪,且定位精度较高.

本文引入超宽带室内定位技术,提出了一种新的姿态检测方案. 在该方案中首先重点构建了一种单体部署的定位伞设计方法,引入超宽带(UWB)测距技术,在人体关键部位,如手腕和脚踝安装可穿戴接收标签,实现对人体的关键部位定位. 该方案可以快速检测独居老人摔倒,并启动预警救援,对解决我国老龄化等社会问题有重要意义.

1 人体姿态估计方法

1.1 定位系统设计方案

超宽带(UWB)技术是当前国内外研究室内定位领域的热点之一. UWB 技术能达到厘米级别的定位精度,具有较好的抗多径性能,同时能以较低的发射功率传输较远的距离,因此本文以超宽带技术为基础设计硬件定位系统.

定位系统的硬件主要包括定位伞和接收标签两部分. 接收标签设计成微型可穿戴式,附着在目标体上. 定位伞是定位系统的核心部件,从外观上看,它由伞臂和伞核构成,如图 1 所示. 其中,伞核由 CPU 等控制电路构成,完成定位过程中的通信、协调、控制和计算功能. 伞臂由端点处的无线收发模块 UWB 和硬件支架构成,主要用于到达时间差(TDOA)测距. 定位系统的设计很大程度上决定了后期定位精度.

定位伞的伞臂可以有若干根,要完成二维平面的定位至少需要 3 根,实现三维空间内的定位则至少要不共面的伞臂 4 根. 伞臂的根数越多,且其长度 L 越长,定位精度则越高. 在有限空间内,伞臂长度 L 不可能无限长. 如图 1 所示,不共面的 7 根伞臂在空间中的分布,能够为三维空间中的任意 UWB 接收标签提供位置服务. 因为各伞臂与伞核相连,解决了传感器数据的时间同步问题. 附着在衣帽上的接收标签要求做得非常小,采用纽扣电池供电. 为了节约能耗,定位算法应做到简单有效,而不宜采用计算量大且耗时的算法. 附着在衣帽上的定位标签可回收、可更换.

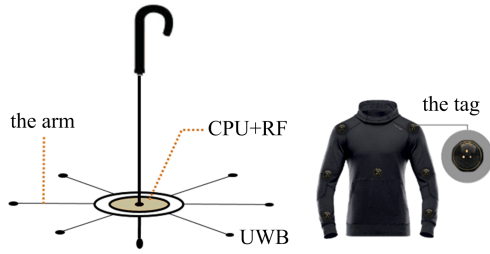


图 1 定位伞和接收标签

Fig. 1 The diagram of positioning umbrella and tags

1.2 接收标签的位置部署

微软 Kinect 技术是通过采集人体 10 个以上的关键节点,通过图像处理技术将这些关键节点提取和分割,从而达到对人体姿态的识别任务. 同样,本系统通过在人体的关键节点上安装 14 个微型可穿戴 UWB 信号接收标签,附着在衣服或者帽子上. 如图 2 所示,通过在人体的帽子、衣服上附着 UWB 接收标签,便可做进一步的多传感器数据融合和姿态识别工作. 这 14 个接收标签名称如表 1 所示.

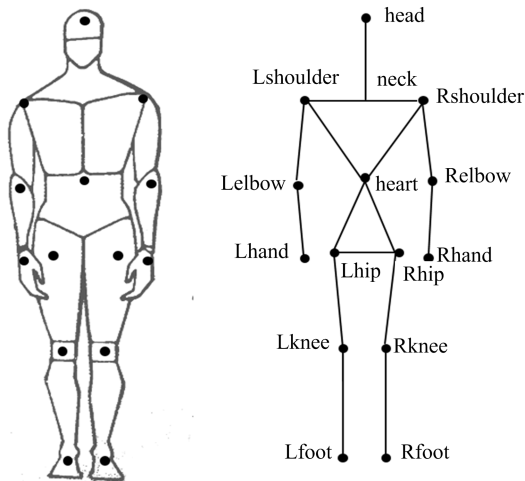


图 2 接收标签的分布

Fig. 2 Distribution of UWB receiving tags

表 1 人体关键节点名称

Tab. 1 Key parts of human body

位置	名称	位置	名称
头部	head	中心	heart
左肩	Lshoulder	右肩	Rshoulder
左肘	Lelbow	右肘	Relbow
左手	Lhand	右手	Rhand
左髋	Lhip	右髋	Rhip
左膝	Lknee	右膝	Rknee
左脚	Lfoot	右脚	Rfoot

标签部署位置是固定的,但这并不影响体型略有差异的用户使用. 在标签电池耗尽或者发生其他故障时,衣服等附着设计成可拆卸、可更换,这样可以合理地节约成本和资源.

1.3 人体结构向量

由于附着在衣帽上接收信号的标签位置可能因人体的身材不同而有所差异,因此要用接收标签的绝对位置来表示人体的姿态特征是比较难的. 同时,单个节点能得到的人体姿态信息非常有限,很难得到人体的摔倒,坐立等姿态动作. 为了处理这个问题,我们需要多传感器信息融合的方法.

本文采用的多传感器信息融合方法,是通过多个标签的结构向量和姿态角的方式实现. 我们引入人体结构向量的方法来构造人体姿态. 例如,通过计算手臂与脚之间向量的模,即可识别人体是否摔倒;通过计算手掌与膝盖之间的向量模,就可以识别人体是否坐立. 通过分析人体的结构特点,将附着在人体关键节点上的接收标签的位置连成的向量称为人体结构向量. 附着在人体左肘上的接收标签的位置为点 $A(x_1, y_1, z_1)$, 左手为点 $B(x_2, y_2, z_2)$, 向量 \vec{AB} 为

$$\vec{AB} = (x_2 - x_1, y_2 - y_1, z_2 - z_1) \quad (1)$$

则根据图 2 中接收标签的分布图,图中 14 个关键节点,假设两两排列组合,它们可以构造 91 个向量,但是有些向量表达的人体姿态是没有意义的. 根据人体的结构特点,相邻的两个节点构成的向量信息最为丰富. 根据该规则, $I_{Lelbow-to-Lhand}$ 表示左肘到左手之间的向量, $I_{Rknee-to-Rfoot}$ 表示右膝盖到右脚踝的向量等.

1.4 向量角设置

为了表征人体运动姿态信息,除了人体结构向量外,选取部分向量之间的角度关系能够充分反映人体的运动信息. 如图 3 所示,老人摔倒时双腿和躯干之间的夹角,双臂与双腿之间的夹角,融合这些节点构成的姿态角则能快速识别老人是否摔倒. 以中心 heart、左臀 Lhip 和左膝盖 Lknee 三个点构成的向量, $I_{heart-to-Lhip}$ 与 $I_{Lhip-to-Lknee}$ 之间的夹角是动态变化的;同时采用向量间的夹角可以有效消除不同身高的人或者位置不同的人体结构向量间的差异.

由图 3 可知,结构向量 $a = (x_1, y_1, z_1)$, $b = (x_2, y_2, z_2)$, 则定义两个向量之间的夹角为

$$\langle a, b \rangle = \arccos \frac{a \cdot b}{|a| |b|}, |a| \neq 0 \text{ 且 } |b| \neq 0 \quad (2)$$

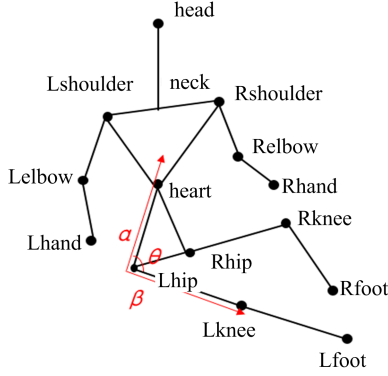


图 3 摔倒姿态角

Fig. 3 Posture angles of falling down

若 $|a|=0$ 或 $|b|=0$, 则 $\langle a, b \rangle = 0$, 其中,

$$a \cdot b = x_1 x_2 + y_1 y_2 + z_1 z_2 \quad (3)$$

$$|a| = \sqrt{x_1^2 + y_1^2 + z_1^2} \quad (4)$$

现对向量夹角的统一命名, 定义向量 $I_{\text{heart-to-Lhip}}$ 与 $I_{\text{Lhip-to-Lknee}}$ 之间的夹角为 $\theta_{\text{heart-Lhip-Lknee}}$, 根据该规则, 人体每一个活动关节都可以构成一个姿态角.

$$\left. \begin{aligned} Y_1^i &= \sqrt{(x_m^i - x_n^j)^2 + (y_m^i - y_n^j)^2 + (z_m^i - z_n^j)^2} + v_1 \\ Y_2^i &= \sqrt{(x_m^i - x_n^j)^2 + (y_m^i - y_n^j)^2 + (z_m^i - z_n^j)^2} + v_2 \\ &\vdots \\ Y_M^i &= \sqrt{(x_m^i - x_n^j)^2 + (y_m^i - y_n^j)^2 + (z_m^i - z_n^j)^2} + v_M \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

图 1 中定位伞有 7 根伞臂, 则式(6)有 7 个方程, 可将式(6)做线性化处理利用最小二乘估计求解出 3 个未知参数 x_n^j, y_n^j, z_n^j .

2.2 卡尔曼滤波算法的改进

式(5)中, UWB 测距存在测量误差 v , 测距误差对定位结果影响非常大, 因此必须引入一种有效的抑制测量误差的算法. 考虑到算法需要移植到微处理器上运行, 而微处理器上不宜运行过于复杂的算法. 另一方面, 式(6)是最小二乘算法, 被广泛应用于基于测距的定位系统中. 考虑以上因素, 系统采用简

2 算法原理

2.1 位原理

根据 UWB 的 TDOA 测距原理(图 1), 定位伞的伞臂分布角度和长度都已知, 这时伞臂端点的 UWB 信号发射节点相当于基站, 或者称为锚节点, 第 $i (i \in \{1, \dots, M\})$ 个锚节点的位置为 $P(x_m^i, y_m^i, z_m^i)$. 分布在人体中的各接收标签, 随着人体的移动必然发生位置变化, 因而是动态的, 需要求解其位置. 假定分布在人体中第 $j (j \in \{1, \dots, N\})$ 个接收标签的位置为 $P(x_n^j, y_n^j, z_n^j)$, 则第 j 个标签与第 i 个基站的距离可以表示为

$$Y_i^j = \sqrt{(x_m^i - x_n^j)^2 + (y_m^i - y_n^j)^2 + (z_m^i - z_n^j)^2} + v \quad (5)$$

式中, v 可假定为服从高斯分布的测量误差, 即 $v \sim N(0, R)$, R 为方差. x_n^j, y_n^j, z_n^j 为 3 个未知参数, 对其求解需要联立 4 个以上的方程, 即

单有效的最小二乘和扩展卡尔曼滤波算法.

构建每个接收标签的位置为状态量 $X_n^j(k) = [x_n^j, y_n^j, z_n^j]^T$, 则接收节点的动态方程可以表示为

$$X_n^j(k+1) = \Phi X_n^j(k) + \Gamma W_n^j(k) \quad (7)$$

式中, $\Phi = \text{diag}(1, 1, 1)$ 为状态驱动矩阵, $\Gamma = [1, 1, 1]^T$ 为噪声驱动矩阵. W 是均值为 0, 方差为 Q 的高斯白噪声, 即 $W \sim N(0, Q)$.

由式(5)得到 k 时刻的观测距离为

$$Y_i^j(k) = h(X_n^j(k)) + v(k) \quad (8)$$

式中,

$$h(X_n^j(k)) = \sqrt{(x_m^i - x_n^j(k))^2 + (y_m^i - y_n^j(k))^2 + (z_m^i - z_n^j(k))^2}.$$

式(7)表达了人体运动过程中的状态信息, 式(8)则是定位系统对该过程的测量结果. 由于测量结果含有噪声干扰, 因此可以利用扩展卡尔曼滤波对测距噪声进行处理. 原始卡尔曼滤波算法步骤如下:

(I) 状态预测

$$\hat{X}_n^j(k+1|k) = \Phi \hat{X}_n^j(k|k) \quad (9)$$

(II) 协方差预测

$$P(k+1|k) = \Phi P(k|k) \Phi^T + Q(k+1) \quad (10)$$

(III) 计算 Kalman 增益

$$K = P(k+1 | k) \mathbf{H}^T [\mathbf{H}P(k+1 | k) \mathbf{H}^T + R(k+1)]^{-1} \quad (11)$$

式中,需要对式(8)求雅可比矩阵,即

$$\mathbf{H} = \frac{\partial h}{\partial \mathbf{X}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h}{\partial x_n^j(k)} & \frac{\partial h}{\partial y_n^j(k)} & \frac{\partial h}{\partial z_n^j(k)} \end{bmatrix} \quad (12)$$

(Ⅲ) 状态更新

$$\hat{X}_n^j(k+1 | k+1) = \hat{X}_n^j(k+1 | k) + Ke \quad (13)$$

式中, e 为新息,满足

$$e = (Y_n^j(k+1) - h(\hat{X}_n^j(k+1 | k))),$$

(Ⅳ) 协方差更新

$$P(k+1) = [I - K\mathbf{H}]P(k+1 | k) \quad (14)$$

上述算法存在的问题是,在式(13)计算新息 e 的过程中,原 Kalman 滤波算法是直接利用传感器的观测值;而直接利用观测值携带的噪声比较大,本文对其改进,具体措施如下:

算法步骤与原始卡尔曼滤波相似,但在计算式(13)的新息时引入矩形窗函数,利用历史数据对窗内的测距信息做多项式拟合,得到平滑后的距离信息,进而达到改善滤波效果.窗函数设计如下:

$$Y_n^j(k) = \begin{cases} f(Y_n^j(l)), & N-k < l \leq k \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (14)$$

式中, $f(Y_n^j(l)) = a_0 + a_1x + \dots + a_kx^k$, N 为常数, $5 \leq N \leq 35$. 由此我们得到拟合等式,即

$$\mathbf{A} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (15)$$

式中,

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & \dots & x_1^k \\ 1 & x_2 & \dots & x_2^k \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & \dots & x_n^k \end{bmatrix}, \mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_k \end{bmatrix}, \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_{k-N+1} \\ y_{k-N} \\ \vdots \\ y_k \end{bmatrix}$$

有了系数矩阵 \mathbf{A} ,可以很方便地计算式(15)的结果.在该改进算法中,引入加窗函数的作用是让算法及时丢弃一些旧的数据,采用最新的 N 个样本点做最小二乘多项式拟合,得到平滑后的距离,以此作为扩展卡尔曼滤波算法数据更新的依据.

3 仿真实验

仿真实验中的人体运动数据来自虚幻引擎 Unreal Engine 4.0,虚幻引擎是美国发布的一款游戏开发软件,可用该软件获取人体角色运动过程中的各种数据.本文在虚幻引擎下获取人体行走过程中 14 个关键节点的位置信息并输出,如图 4 所示,进而得到运动过程的关键节点的轨迹数据,以此作为 Matlab 环境下建模和算法仿真的人体运动模型.

3.1 定位轨迹仿真及结果分析

定位伞的 7 根伞臂长度均为 1 m,放置距离地面 5 m 处,人在其下 10 m×10 m 范围内移动.将人的运动方式设置为行走模式,采样频率为 119 fps,即在人运动过程中每秒获取 119 次各关节节点的数据.



图 4 UE4.0 运动建模

Fig. 4 Motion modeling with Unreal Engine 4.0

当人匀速直线行走时,以左脚的运动轨迹为例,定位标签运行最小二乘和改进的卡尔曼滤波算法,得到图 5 所示的运动轨迹,图 5(a)、(b)、(c) 分别展示了左脚 x, y, z 三个维度的运动轨迹数据.图 5 中,标记 Real 为虚幻引擎的模型数据,标记 LSE 为最小二乘估计结果,而标记 iEKF 为本文 2.2 节的改进的扩展卡尔曼滤波算法.从图 5 展示的两种算法的跟踪结果看, iEKF 算法曲线比较靠近模型轨迹,即偏差比最小二乘算法小,即表明它较好地跟踪了人体模型的运动轨迹.

图 5 从宏观上展示了两种算法都能较好地跟踪模型运动轨迹.为了从微观上进一步了解两种算法跟踪的性能,现定义跟踪误差为

$$\text{deviation} = |X_{\text{estimate}} - X_{\text{real}}| \quad (16)$$

式(16)反映的是算法估计的位置 X_{estimate} 与模型真实位置 X_{real} 之间的偏差,图 6 为两种算法估计得到的跟踪偏差,可以看出经过 iEKF 滤波后,偏差值较小,明显优于 LSE 算法.

3.2 人体姿态仿真分析

下面进一步分析人体运动过程中人体结构向量和姿态角的变化.两种算法估计得到的人体姿态与真实模型值之间存在偏差,这种偏差仍然用式(16)来表示.为了进一步衡量算法的整体跟踪性能,我们引入平均误差概念,即对人体移动的各个时刻求平均,公式表达为

$$E_{\text{dev}} = \frac{1}{T} \sum_{k=0}^T |X_{\text{estimate}}(k) - X_{\text{real}}(k)| \quad (17)$$

选取部分向量和向量角,分别用两种算法估计计算的结果与系统模型的真值之间作平均误差,得

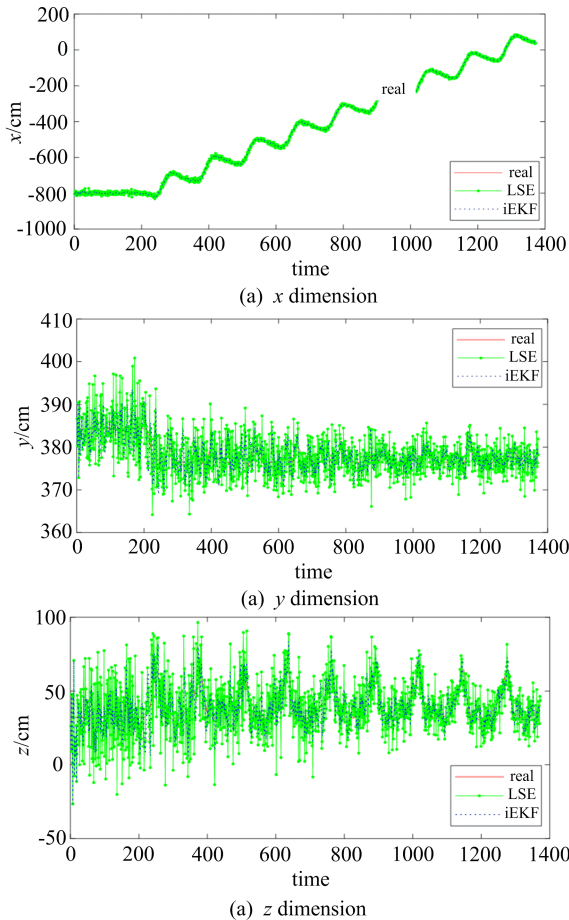


图 5 Lfoot 的 x, y, z 方向偏差比较

Fig. 5 Comparison of deviation in x, y, z dimension of Lfoot

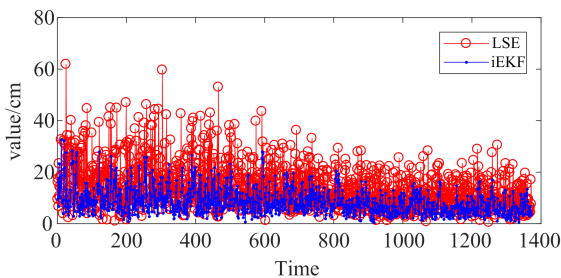


图 6 两种算法对 Lfoot 估计偏差

Fig. 6 Lfoot deviation between two algorithms

到表 2 所示的数据结果. 从表 2 可以很明显看出, iEKF 的平均跟踪误差小于最小二乘 LSE 估计算法, 以左肩到中心的向量 $I_{L\text{shoulder-to-Lelbow}}$ 为例, 在人体行走过程中, 改进算法 iEKF 与模型真实值之间的平均偏差为 0.1353 cm, 远小于最小二乘 LSE 的 0.2407 cm. 同样地, 以姿态角 $\theta_{\text{heart-Lshoulder-Lelbow}}$ 为例分析人体行走过程中的姿态估计偏差, 可以看出 iEKF 的平均误差为 0.0079 rad, 比 LSE 的 0.0108 小. 以上数据表明, 改进算法是有效的.

表 2 部分向量的平均误差对比

Tab. 2 The average deviation of some vectors

向量名称	LSE	iEKF
$I_{L\text{shoulder-to-Lelbow}}$	0.2407 (cm)	0.1353 (cm)
$\theta_{\text{heart-Lshoulder-Lelbow}}$	0.0108 (rad)	0.0079 (rad)
$I_{\text{heart-to-Lshoulder}}$	0.3419 (cm)	0.1664 (cm)

另外, 为了说明改进算法 iEKF 的窗函数对仿真结果的影响, 我们将式(14)中 N 的取值范围设为 $1 \leq N \leq 40$. 为了分析其对姿态估计精度的影响, 我们研究表 2 中的姿态向量 $I_{L\text{shoulder-to-Lelbow}}$ 与 N 之间的关系, 得到图 7 所示结果.

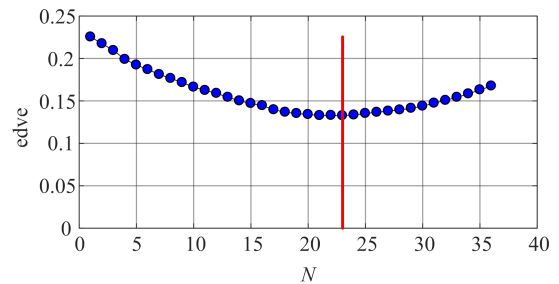


图 7 窗函数 N 对精度的影响

Fig. 7 Influence of N on estimated accuracy

由图 7 可知, 当窗口大小选取 $N = 23$ 时, 姿态向量 $I_{L\text{shoulder-to-Lelbow}}$ 的平均跟踪误差最小. 这不等于选取 $N = 23$ 是全局最优的, 其他姿态向量的最佳窗口可能在此值附近略有偏差. 根据仿真结果分析, $15 \leq N \leq 25$ 是较为理想的选择.

4 结论

本文通过构建室内定位方案, 通过设计定位伞和附着在人体上的 14 个接收标签来定位并完成人体姿态估计, 以虚幻引擎中的人体运动模型为数据来源, 仿真了最小二乘和 iEKF 算法, 实验表明, iEKF 算法能比较好地估计人体的位置、结构向量和运动姿态角度信息, 精度上比 LSE 算法高. 最后分析了窗函数大小对估计精度的影响, 并给出窗口选取的建议范围. 下一步工作是将该算法移植到硬件处理器当中去, 将接收标签固着在人体的衣帽上, 最终将算法应用于老人健康监护和摔倒预警等重要场景中.

参考文献 (References)

[1] GONG Shulan, WANG Yuling, ZHANG Mingyu, et al. Design of remote elderly health monitoring system

- based on MEMS sensors[C]// Electrical Engineering/ Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology. Phuket, Thailand: IEEE, 2017: 27-30
- [2] 余家林,孙季丰,李万益. 基于多核稀疏编码的三维人体姿态估计[J]. 电子学报, 2016, 44(8): 1899-1908. YU Jialin, SUN Jifeng, LI Wanyi. 3D human pose estimation based on multi-kernel sparse coding [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(8): 1899-1908.
- [3] 代钦,石祥滨,乔建忠,等. 结合遮挡级别的人体姿态估计方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报. 2017, 29(2): 279-289. DAI Qin, SHI Xiangbin, QIAO Jianzhong, et al. Articulated human pose estimation with occlusion level [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2017, 29(2): 279-289.
- [4] KEIN H K, HUNG N K, CHAU M T, et al, Single view image based-3D human pose reconstruction[C]// 9th International Conference on Knowledge and Systems Engineering . Hue, Vietnam: IEEE, 2017: 118-123
- [5] FRANCESC M N. 3D human pose estimation from a single image via distance matrix regression[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition . Honolulu, USA: IEEE, 2017: 1561-1570.
- [6] HONG Chaoqun, YU Jun, TAO Dacheng, et al. Image-based three-dimensional human pose recovery by multiview locality-sensitive sparse retrieval [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(6): 3742 - 3751.
- [7] 田国会,尹建芹,韩旭,等. 一种基于关节点信息的人体行为识别新方法[J]. 机器人, 2014, 36(3): 285-292. TIAN Guohui, YIN Jianqin, HAN Xu, et al. A novel human activity, recognition method using joint points [J]. Robot, 2014, 36(3): 285-292.
- [8] SOMBANDITH V, WALAIRACHT A, WALAIRACHT S. Recognition of Lao sentence sign language using Kinect sensor[C]// 14th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology. Phuket, Thailand: IEEE, 2017: 656-659.
- [9] TRIPATHY S R, CHAKRAVARTY K, SINHA A, et al. Constrained Kalman filter for improving Kinect based measurements[C] // International Symposium on Circuits and Systems. Baltimore, USA: IEEE, 2017: 1-4.
- [10] PIERLEONI P, BELLI A, MAURIZI L, et al. A wearable fall detector for elderly people based on AHRS and barometric sensor [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16 (17): 6733-6744
- [11] 李文锋,王隆进,姚道金,等. 基于运动特征分析的人体异常行为模糊识别[J]. 华中科技大学学报, 2014, 42 (7): 87-91. LI Wenfeng, WANG Longjin, YAO Daojin, et al. Fuzzy recognition of abnormal body behaviors based on motion feature analysis [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology, 2014, 42(7): 87-91.
- [12] 朱庄生,张雨龙,李驰. 基于 MEMS 惯性测量单元的多源信息自适应步数检测方法[J]. 中国惯性技术学报, 2017, 25(3): 299-303. ZHU Zhuangsheng, ZHANG Yulong, LI Chi. Multi-source information adaptive step detection method based on MEMS inertial measurement unit[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2017, 25(3)299-303.
- [13] 路永乐,张欣,龚爽,等. 基于 MEMS 惯性传感器的人体多运动模式识别[J]. 中国惯性技术学报, 2016, 24 (5): 589-595. LU Yongle, ZHANG Xin, GONG Shuang, et al. Recognition of multiple human motion patterns based on MEMS inertial sensors [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2016, 24(5): 589-595.
- [14] GENTNER C, ULMSCHNEIDER U. Simultaneous localization and mapping for pedestrians using low-cost ultra-wideband system and gyroscope [C]// International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Sapporo, Japan: IEEE, 2017: 1-8.
- [15] TANG Yao, WANG Jing, LI Changzhi. Short-range indoor localization using a hybrid Doppler-UWB system [C]// IEEE MTT-S International Microwave Symposium. Honolulu, USA: IEEE, 2017: 1011-1014.
- [16] YANG Shaowei, WANG Bo. Residual based weighted least square algorithm for bluetooth/UWB indoor localization system [C]// 36th Chinese Control Conference. Dalian, China: IEEE, 2017: 5959-5963.