

基于多传感器数据融合的人体运动模式识别研究

张毅¹, 任同辉¹, 罗元²

(1. 重庆邮电大学 信息无障碍工程研发中心, 重庆 400065;

2. 重庆邮电大学 光纤通信技术重点实验室, 重庆 400065)

摘要: 针对单一传感器在人体运动姿态监测中误差较大的问题, 提出了一种基于加速度传感器和陀螺仪数据融合的人体运动模式识别方法; 该方法使用陀螺仪输出的人体运动信息对加速度传感器采集到的姿态角信息进行修正, 采用卡尔曼滤波算法实现多传感器信息的融合, 有效提高了姿态角度测量的准确度; 根据人体日常的活动状态构建了基于人体姿态角度特征的隐马尔可夫模型实现人体运动模式的识别; 实验表明, 该方法比采用单一传感器方法识别的准确率高, 可以有效区分不同的日常活动行为。

关键词: 运动模式识别; 卡尔曼滤波; 数据融合; 姿态检测

Research of Human Motion Recognition Based on Multi-Sensor Data Fusion

Zhang Yi¹, Ren Tonghui¹, Luo Yuan²

(1. Information Accessibility Engineering R&D Center, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. Key Laboratory of Optical Fibler Communication Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: To deal with the problem of large deviation of single sensor in the human motion attitude recognition monitoring, an human motion recognition method based on data fusion between acceleration transducer and gyroscope is proposed. In the method, the attitude angle output by acceleration transducer is modified by the human motion information output by gyroscope, multi-sensor data fusion is achieved by using Kalman filtering algorithm to effectively improve the accuracy of attitude angle measurement. According to the daily movement of human body, Hidden Markov Model based on attitude angle feature is built for human motion recognition. Experiments show that, the proposed method performs better with higher accuracy rate than method using single sensor, which can effectively distinguish between different daily activities.

Keywords: motion pattern recognition; Kalman filtering; data fusion; attitude detection

0 引言

近几年来, 我国已逐步进入老龄化人口发展阶段。老年人群体质虚弱, 行动迟缓, 平衡能力较差, 独立生活中经常会有跌倒等危险动作的发生。调查资料显示, 跌倒是造成中国 65 岁以上老年人死亡伤害的首位因素^[1], 给老年群体的生活带来极大的负面影响, 老年人健康救助服务已成为当今社会必须面对的问题^[2]。为了让老年群体能够自由独立活动, 在出现意外危险情况时候能够及时发现并得到帮助, 老年人行为识别和健康监测技术势必成为当下社会的研究热点。

目前, 对于行为识别的研究主要有两类基本方法: 1) 基于视频图像的监测方法, 具有代表性的是基于 kinect 的图像处理^[3], 该方法采用视频感应器获取活动目标的深度图像特征进行分析, 缺点是对监测区域光线条件要求苛刻, 监测范围有限, 而且不能保证用户的隐私安全^[4]; 2) 基于穿戴式装置的监测方法, 采用目前技术较为成熟的 MEMS 传感器设备,

如加速度计、陀螺仪和地磁计等组成的姿态检测系统检测人的不同活动信息^[5]。该类方法可以有有效的保护用户隐私, 其设备价格低廉能够得到广泛的推广^[6]。

在运动检测技术研究中一般使用加速度传感器, 由于加速度传感器的工作特性, 在匀变速状态下测量信息是非常准确的, 然而人的日常活动往往都是变加速度运动, 重力加速度与变加速度叠加导致测量结果误差很大。鉴于此, 本文设计一种穿戴式装置, 采用加速度传感器和陀螺仪两种传感器来进行信息数据的采集, 通过 Kaman 滤波将多源信息进行融合处理从而得到改善的测量值, 提高采集信息的可信度^[7]。采用隐马尔可夫模型 (HMM, Hidden Markov Model) 的识别算法对角度信息进行分析来提取老年人日常活动的特征值, 并由输入序列与建立的 HMM 模型的匹配实时分析当前时刻人体的运动模式, 以实现上下楼梯, 站立到坐下、步行和跌倒等常见的老年人运动模式的识别。

1 数据的采集与融合

1.1 数据采集部位的选取和空间坐标系的构建

为了采集人体运动信息, 首先需要建立人体运动的空间坐标系。由于人体运动的复杂性, 身体各部位在同一运动中具有很大差别, 如手腕、膝盖、肩部等部位在日常活动时情况复杂多变、抖动频繁, 运动出现的随机性较高, 不同运动间的转变不具有可预测性, 因此不能作为运动信息的采集部位。而人体的上躯干部位 (颈部以下、腰部以上) 在日常活动中动作变化

收稿日期:2015-08-02; 修回日期:2015-11-11。

基金项目:科技部国际合作项目(2010DFA12160);国家自然科学基金(51075420)。

作者简介:张毅(1966-),男,重庆潼南人,教授,博士生导师,主要从事机器人、多模人一机接口与信息无障碍技术方向的研究。

罗元(1972-),女,贵州贵阳人,教授,硕士生导师,主要从事机器视觉、智能信号处理和数字图像处理方向的研究。

相对平稳,在行走、站立和跌倒等活动中躯干变化幅度大,特征明显,因此本文将人体上躯干部位作为传感器的佩戴位置进行信息数据的采集。

以传感器佩戴位置作为原点建立人体躯干坐标系 $oxyz$,再以地面坐标系作为固定的笛卡尔坐标系 $OXYZ$,其中 Z 轴与水平面相垂直, X 轴和 Y 轴与水平面平行。躯干坐标系 $oxyz$ 会随着人体的运动而运动,在躯干坐标系中, x 轴指向躯干前方, y 轴指向左方, z 轴指向上方^[8]。当身体处于静止站立状态时,人体躯干坐标系 $oxyz$ 与地面坐标系 $OXYZ$ 之间是相互平行的。人体坐标系如图 1。

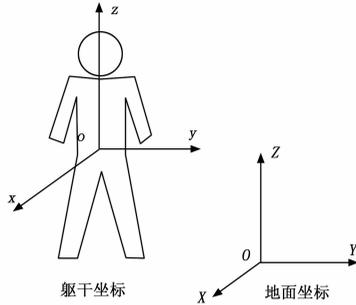


图 1 人体运动空间坐标系

1.2 信息数据的采集与融合算法处理

本系统选用三轴数字加速度传感器 ADXL345 采集人体重力加速度信息,选用 MEMS 三轴角速度传感器(陀螺仪) L3G4200D 采集人体姿态角度信息,设置采样频率 50 Hz,信息采集模块将采集的加速度数据和陀螺仪数据传给 PC 机来做融合处理。通过对加速度传感器和陀螺仪获取的数据进行融合来实时修正系统所采集到的角度值,达到克服单传感器在姿态角测量过程中的偏差问题。

当人体运动时候,设 \vec{G} 为加速度传感器测得的矢量值,它在三个坐标轴 X 、 Y 、 Z 轴方向上加速度值分别为 \vec{G}_X 、 \vec{G}_Y 、 \vec{G}_Z ,需要将加速度测量值转换成角度值,加速度值转换成角度原理如图 2。

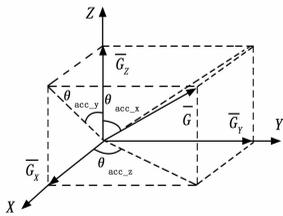


图 2 加速度传感器测量角度原理

当加速度传感器处于静止状态时:

$$\vec{G}^2 = \vec{G}_X^2 + \vec{G}_Y^2 + \vec{G}_Z^2$$

首先对矢量 \vec{G} 进行归一化处理:

$$\vec{R}_X = \frac{\vec{G}_X}{|\vec{G}|}$$

$$\vec{R}_Y = \frac{\vec{G}_Y}{|\vec{G}|}$$

$$\vec{R}_Z = \frac{\vec{G}_Z}{|\vec{G}|}$$

算得当前时刻归一化重力方向上的矢量值 \vec{R}_{acc} :

$$|\vec{R}_{acc}| = \sqrt{\vec{R}_X^2 + \vec{R}_Y^2 + \vec{R}_Z^2} = 1$$

由归一化矢量值计算出重力矢量在三个坐标轴方向的夹角 θ_{acc-x} 、 θ_{acc-y} 、 θ_{acc-z} , 夹角的计算方法如下:

$$\theta_{acc-x} = \arcsin\left(\frac{|\vec{R}_Y|}{\sqrt{\vec{R}_Y^2 + \vec{R}_Z^2}}\right)$$

$$\theta_{acc-y} = \arcsin\left(\frac{|\vec{R}_X|}{\sqrt{\vec{R}_X^2 + \vec{R}_Z^2}}\right)$$

$$\theta_{acc-z} = \arcsin\left(\frac{|\vec{R}_Y|}{\sqrt{\vec{R}_X^2 + \vec{R}_Y^2}}\right)$$

设角速度传感器绕坐标轴 X 、 Y 、 Z 轴测量得到的转动角速度分别为 ω_x 、 ω_y 、 ω_z , 同样需要将测得的角速度转化为相应的转动角度,根据采集到的当前转动角速度,结合系统采样周期计算出陀螺仪绕三轴方向的转动角度:

$$\theta_{gy-x} = \int \omega_x dt$$

$$\theta_{gy-y} = \int \omega_y dt$$

$$\theta_{gy-z} = \int \omega_z dt$$

其中: θ_{gy-x} 、 θ_{gy-y} 、 θ_{gy-z} 表示计算后对应 X 、 Y 、 Z 三个坐标轴的转动角度, dt 表示陀螺仪数据的采样周期。

通过 Kalman 滤波器对加速度传感器和陀螺仪采集的信息进行融合,将加速度传感器测量值作为预测值,陀螺仪测量值作为观测值,用观测值修正加速度传感器的预测值作为输出值。采用加速度传感器估计出陀螺仪漂移误差 b 作为状态向量得到系统的状态方程和观测方程:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{\theta} \\ \dot{b} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} \theta \\ b \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \omega_{gy} + \begin{bmatrix} \omega_g \\ 0 \end{bmatrix} \\ \theta_{acc} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta \\ b \end{bmatrix} + \omega_a \end{cases} \quad (1)$$

公式 (1) 中, ω_{gy} 表示包含固定偏差的陀螺仪输出角速度, θ_{acc} 表示经处理后得到的加速度传感器的角度值, ω_g 、 ω_a 分别为陀螺仪和加速度传感器的测量噪声,二者相互相互独立的,为便于计算,假设二者为白噪声,满足正态分布。设系统测量噪声为 $\omega(k)$, 采样周期为 T_s , 得到系统的状态方程和测量方程:

$$\begin{cases} X(k) = \begin{bmatrix} 1 & T_s \\ 0 & 1 \end{bmatrix} X(k-1) + \begin{bmatrix} T_s \\ 0 \end{bmatrix} \omega_{gy}(k-1) + \begin{bmatrix} \omega_g(k) T_s \\ 0 \end{bmatrix} \\ V_i = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} X(k) + \omega_a(k) \end{cases} \quad (2)$$

$$K_g(k) = \frac{P(k|k-1)\mathbf{H}^T}{\mathbf{H}P(k|k-1)\mathbf{H}^T + \mathbf{R}(k)} \quad (3)$$

公式 (3) 中, $K_g(k)$ 表示 k 时刻的卡尔曼增量, $P(k|k-1)$ 表示 $k-1$ 时刻系统的协方差, \mathbf{H} 为测量系统的输出矩阵, \mathbf{H}^T 为其转置矩阵, $\mathbf{R}(k)$ 表示测量噪声的协方差。由此计算出融合的姿态角:

$$\theta(k) = \theta_{gy}(k) + K_g(k)(\theta_{gy}(k) - \theta_{acc}(k)) \quad (4)$$

公式 (4) 中, $\theta_{gy}(k)$ 、 $\theta_{acc}(k)$ 分别为 k 时刻陀螺仪和加速度传感器输出的姿态角, $\theta(k)$ 为经融合处理后的 k 时刻姿态角的输出值,也是该时刻卡尔曼滤波输出的最优值。同时得出 k 时刻系统状态的协方差:

$$P(k|k) = (1 - K_g(k)\mathbf{H})P(k|k-1) \quad (5)$$

公式 (1) 到公式 (5) 是完整的 Kalman 滤波计算过程。公式 (3) 和公式 (5) 用于保障滤波算法的递归性和持续性, 当系统收到 $k+1$ 时刻陀螺仪的角速度输出后回到方程 (1) 的计算, 此时系统进入 $k+1$ 时刻的滤波运算。

这里将采集的多传感器数据进行融合处理后, 克服了单独使用加速度传感器测量角度的误差问题, 使采集的人体姿态角数据更加接近真实值。为了说明本文融合算法的效果, 图 3 与图 4 给出在 X 轴方向上测量姿态角融合前后的对比图, 其中横轴表示时间, 单位为 ms, 纵轴表示角度数值。由于该曲线图在其他两个坐标轴方向的效果是类似, 此处不做赘述。

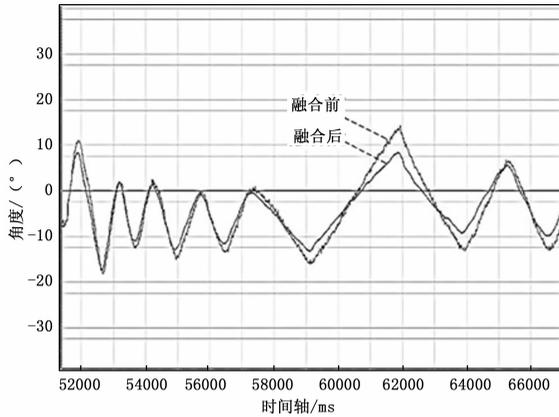


图 3 X 轴方向平稳步行时的角度对比

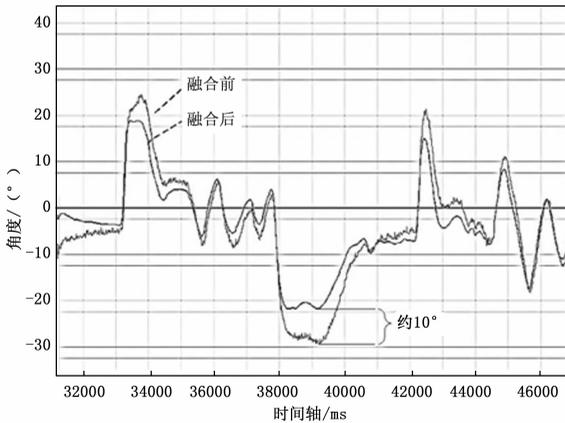


图 4 X 轴方向快速行走时的角度对比

图 3 为人体做平稳步行时测量的姿态角度曲线, 从图中可以发现经过数据融合前后的运动姿态角度变化不大, 曲线重合率高, 融合前的数据曲线干扰也相对较小, 这是由于当人体在做缓慢平稳运动时传感器的测量误差较小的原因, 数据融合的效果没有很明显体现出来。图 4 为人体在做快速行走时测量的姿态角度曲线, 此时人体的运动较为剧烈, 从图中可以发现经过数据融合的测量角度相比融合前测量的角度值差别很大。分析其原因, 当人体处于平稳缓慢运动状态时传感器处于测得的角度值干扰小, 准确度高, 当人体处于剧烈运动状态时, 由于加速度传感器受重力影响以及陀螺仪的零点漂移等因素导致测量的角度值必定不准确, 由图 4 可知本次实验中数据融合前后产生的最大角度差高达 10° 。因此本文引入多传感器数据融合方法可以有效计算人体运动矢量方向上的最优估计值, 系统受

外力干扰出现的重力矢量偏移和零点漂移将被有效的减小, 从而得到平滑有效的姿态角度值。

2 基于隐马尔科夫模型的识别方法的实现

2.1 对隐马尔科夫模型的定义

隐马尔科夫模型 (hidden markov model, HMM) 是一种概率统计模型, 其广泛应用于语音处理、生物信息等领域。在运动模式识别中本文选用 HMM 的方法, 设运动模型经历的若干状态序列记为 $q = \{q_1, q_2, q_3, \dots, q_M\}$, 观察序列记为 $O = \{o_1, o_2, o_3, \dots, o_T\}$, T 为观察序列的长, 通过分析观察序列来分析隐状态 q 的转移情况。

一个有 N 个状态的 HMM 模型 (记作 $S_1, S_2, S_3, \dots, S_N$) 可由三元组参数表示, $\gamma = \{\pi, A, B\}$, 各个参数的含义:

(1) $\pi = [\pi_1, \pi_2, \pi_3, \dots, \pi_N]$ 为初始分布用于描述观察序列 O 在 T_i 时刻所处状态的概率分布, $\pi_i = P(q_i = S_i), i = 1, 2, 3, \dots, N$, 满足 $\sum_{i=1}^N \pi_i = 1$ 。

(2) $A = [a_{ij}]$ 为状态转移概率矩阵, 其中 $a_{ij} = P(q_{t+1} = S_j / q_t = S_i)$, 表示由状态 S_i 转移到状态 S_j 的概率, 满足条件 $\sum_{j=1}^N a_{ij} = 1, a_{ij} > 0$ 。

(3) $B = [b_j(k)], j = 1, 2, 3, \dots, N; k = 1, 2, 3, \dots, M$ 为状态输出概率矩阵, 它是随机矢量在各状态下的观察序列 q 的概率分布, 满足 $\sum_{i=1}^N b_j(k) = 1$ 。

2.2 HMM 的识别算法的实现

对 HMM 的参数进行估计, 本文选用标准的 Baum-Welch 算法, 该算法计算复杂度较低, 时效性高, 核心思想是通过递归计算更新权重, 有效降低复杂度, 以此得到能更准确解释样本序列的模型参数。算法计算过程如下:

定义变量 $\delta_t(i, j)$ 对应观察序列 O , 设 S_i, S_j 分别为 t 时刻和 $t+1$ 时刻所处的状态。得:

$$\begin{aligned} \delta_t(i, j) &= P(q_t = S_i, q_{t+1} = S_j | o_1 o_2 o_3 \dots o_T) \\ &= \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_i \sum_j \alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)} \end{aligned} \quad (1)$$

定义变量 $\eta_t(i)$, 设 $\eta_t(i)$ 为观察序列在 t 时刻处于状态 S_i 的概率。得:

$$\begin{aligned} \eta_t(i) &= P(q_t = S_i | o_1 o_2 o_3 \dots o_T) = \\ &= \frac{\alpha_t(i) \beta_t(i)}{\sum_i \alpha_t(i) \beta_{t+1}(i)} \end{aligned} \quad (2)$$

由公式 (1)、(2) 得:

$$a_{ij} = P(S | S) = \frac{\sum_t \delta_t(i, j)}{\sum_t \eta_t(i)}$$

$$b_j(k) = P(O | S) = \frac{\sum_{t,k} \eta_t(i)}{\sum_t \eta_t(i)}$$

$$\pi_i = P(S) = \eta_1(i)$$

$a_{ij}, b_j(k), \pi_i$ 即为重估后的 HMM 参数, 从而得到新的模型 γ 。

Viterbi 算法以动态规划为基础, 通过观察到的输出序列, 对状态序列做最佳估计得出最佳状态序列, 本文选用 Viterbi

算法来计算似然度进行模式识别。Viterbi 算法的计算过程如下:

$$\sigma_i(i) = \max P(q_1 = S_i | o_1) = \pi_i b_i(o_1), 1 \leq i \leq N$$

$$W_i = 0 \tag{3}$$

公式 (3) 为系统的初始化条件, 对其进行前向递归, 得:

$$\sigma_t(j) = \max P(q_1, q_2 \dots q_t = s_j, o_1 o_2 \dots o_t) = \max_i [a_{ij} b_j(o_t) \max P(q_1 \dots q_{t-1} = s_i, o_1 o_2 \dots o_{t-1})] = \max_i [a_{ij} b_j(o_t) \sigma_t(i)], 1 \leq i, j \leq N, 2 \leq t \leq T$$

$$W_t(j) = \operatorname{argmax} [\sigma_t(i) a_{ij}], 1 \leq i, j \leq N, 2 \leq t \leq T \tag{4}$$

公式 (4) 表示在 i 状态下计算出 t 时刻 $\sigma_t(j)$ 的最大值, 令:

$$P = \max \sigma_T(j)$$

$$q_T = \operatorname{argmax} [\sigma_T(i)]$$

由 q_{t+1} 递归运算得 $q_t, t = 1, 2, 3, \dots, T-1$, 取最大的概率值所对应的运动模型做为识别的结果, 即判断出当前的运动状态。人体运动模式识别的流程如图 5 所示。

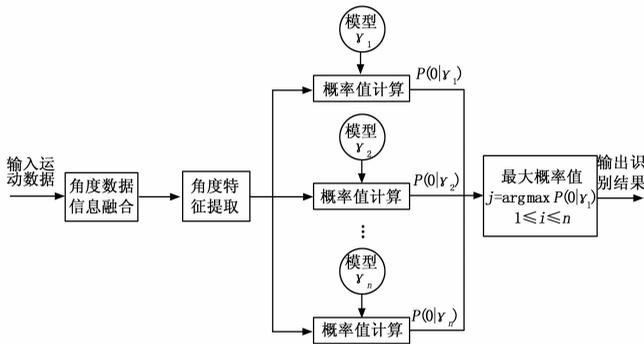


图 5 运动模式的识别流程

3 实验验证与结果分析

本文定义了 6 种运动状态, 静坐: $S(1)$, 坐到站立: $S(2)$, 站到坐下: $S(3)$, 行走: $S(4)$, 上下楼梯: $S(5)$, 跌倒: $S(6)$; 以这六种运动状态作为识别的目标对象建立模型。当人体做日常活动时不同运动状态之间是可以相互转变的。本文定义的六种运动状态转移关系如图 6 所示。

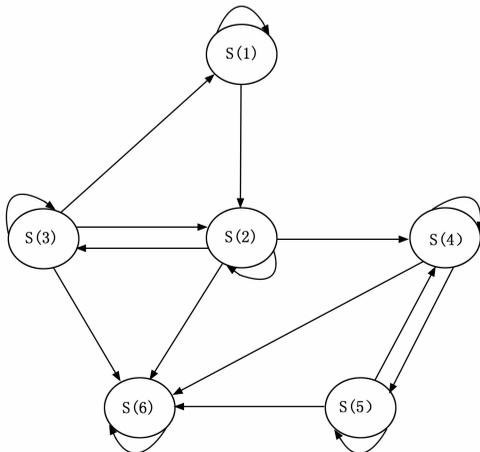


图 6 运动状态转移关系

通过实验观察, 平常人行走时身体偏航角 (绕 x 轴旋转角度) 变化范围为 $\pm 10^\circ$, 俯仰角 (绕 y 轴旋转角度) 变化范围

为 0° 到 10° ; 上下楼梯时偏航角变化范围为 $\pm 15^\circ$, 俯仰角变化范围为 0° 到 15° ; 坐在椅子上时偏航角变化范围微小, 不会对人体姿态的改变产生影响, 俯仰角在 $\pm 20^\circ$ 范围内变化。当人体俯仰角大于 45° 或者小于 -30° 时极易跌倒; 偏航角大于 30° 或者小于 -30° 时也很容易发生跌倒。以上数值可以作为判断人体状态的阈值。

考虑老年人体质衰弱等健康因素, 实验选择 5 名普通人作为监测对象来模拟老年人的日常活动状态, 5 名实验室对象年龄均在 25 岁—30 岁之间, 身高体重正常, 无肢体疾病。进行了两组实验并对结果进行观察和对比: 第一组实验采用单一加速度传感器采集人体运动信息作为运动模式识别的数据; 第二组实验采用多传感器数据融合后的运动信息作为运动模式识别的数据。实验时将传感器装置佩戴于每位实验对象的上肢部位, 在没有外界干扰的情况下进行 1 小时的随机活动, 传感器信息采集模块获得的数据通过无线通信模块传至上位机进行数据的分析处理和运动模式的识别。实验记录结果见表 1。

表 1 6 种活动状态的识别率

运动状态	输出时间/ s	占用时间 百分比/(%)	第一组实验 识别率/(%)	第二组实验 识别率/(%)
静坐	6174	34.3	90.1	95.8
坐到站立	149	0.83	81.5	94.0
行走	7704	42.8	85.6	93.4
站到坐下	148	0.82	82.1	94.2
上下楼梯	3492	19.4	78.3	90.5
跌倒	333	1.85	83.4	97.2

由表 1 可知在不同状态转移的运动模式的识别中, 相比第一组实验, 第二组实验的识别成功率有显著的增加, 第一组实验的平均识别率为 83.5%, 第二组实验的平均识别率达到 94.2%。在跌倒的识别中第二组实验的识别率达到了 97.2%, 成功率最高。分析其原因是发生跌倒时人体角度变化范围大, 经过特征提取后的可观测序列所占比例大, 使得跌倒动作的输出概率值较高, 易于识别。由站到坐下或由坐到站立过程中情人体姿态角度的变化情况相似, 因此识别率相近。上下楼梯运动的识别率最低, 原因是上下楼梯过程较为复杂, 运动中由于用力不均导致人体姿态变化偏离正常角度范围, 导致采集的信息出现偏差, 从而影响了结果的判断。实验结果验证了信息融合的方法比使用单一传感器能够更精确地识别出人体不同的日常运动状态。

4 结论

人体运动模式识别技术在助老助残、健康监护以及辅助医疗领域拥有广泛的应用前景, 其潜在价值有待进一步的挖掘。本文通过使用加速度传感器和陀螺仪采集人体在不同运动模式下姿态角度的变化信息, 将多传感器数据信息进行融合提取特征角度值, 构建 HMM 运动模型, 根据融合特征值识别运动模式。实验结果表明本文方法能有效识别人体不同的日常活动。下一步的工作将针对俯身弯腰、跑步以及跳跃等较复杂的动作进行分类识别研究。

参考文献:

[1] 李冬, 梁山. 基于加速度传感器的老年人跌倒检测装置设计[J]. 传感器与微系统, 2008, 27 (9): 85-88.

[2] Yu X G. Approaches and principles of fall detection for elderly and patient [A]. Proceedings of the 10th IEEE International Conference on e-health Networking, Applications and Services [C]. Singapore, 2008: 42 - 47.

[3] Alexiadis D S, Zarpalas D, Daras P. Real-Time, Full 3-D Reconstruction of Moving Foreground Objects from Multiple Consumer Depth Cameras [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2013, 15 (2): 339 - 358.

[4] Mansur A, Makihara Y, Yagi Y. Inverse dynamics for action recognition [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2013, 43 (4): 1226 - 1236.

[5] 秦勇, 臧希喆, 王晓宇, 等. 基于 MEMS 惯性传感器的机器人姿态检测系统的研究 [J]. 传感技术学报, 2007, 20 (2): 298 - 301.

[6] Wingrave C A, Williamson B, Varcholik Paul D, et al. The Wii-mote and Beyond: Spatially Convenient Devices for 3D User Interfaces [J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2010, 30 (2): 71 - 85.

[7] 赵蕊, 贺建军. 多传感器信息融合技术 [J]. 计算机测量与控制, 2007, 15 (9): 1124 - 1126.

[8] 曹玉珍, 蔡伟超, 程旸. 基于 MEMS 加速度传感器的人体姿态检测技术 [J]. 纳米技术与精密工程, 2010, 8 (1): 37 - 41.

(上接第 302 页)

通过“ICVD 事件 10 年发病危险预测模型简易评估工具”测试后得到的健康评估结果与无创方式所得人体信息经改进后的评估模型测试后所得健康评估结果如图 6 所示。

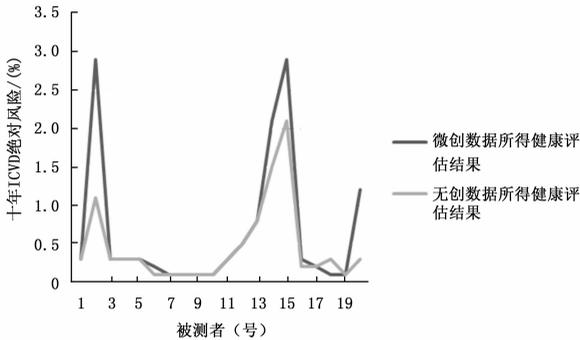


图 6 两种方式所得健康评估结果对比图

由图 6 不难看出, 通过无创方式所得健康评估结果具有较高的准确性, 因判别总胆固醇范围的方法并不成熟, 且系统本身存在一定的误差, 故其中 2 号、14 号和 20 号的结果不太理想。进一步分析两种方式所得健康评估结果之间的相关性, 见表 4、表 5 和表 6。其中表 4 只涵盖 A 组数据, 表 5 只涵盖 B 组数据, 表 6 涵盖 AB 两组的数据。

表 4 A 组两种方式所得评估结果相关性

数据来源	Pearson		Spearman	
	R 值	P 值	R 值	P 值
1~10 号	0.974	0	0.965	0

表 5 B 组两种方式所得评估结果相关性

数据来源	Pearson		Spearman	
	R 值	P 值	R 值	P 值
11~20 号	0.946	0	0.827	0

表 6 AB 组两种方式所得评估结果相关性

数据来源	Pearson		Spearman	
	R 值	P 值	R 值	P 值
1~20 号	0.91	0	0.891	0

表 4、表 5 和表 6 的数据显示, A 组数据所得相关性要比 B 组数据所得相关性要好, 主要是因为年轻人各项相关生理参

数大多处于正常范围, 所得结果之间的差距比较小。中年人的各项生理参数之间差异比较大, 样机在采集高血压及高血糖等项目时略显不足, 相关性因此变差, 但无创健康评估系统所得结果和真值之间相关性仍然显著, 表明这种方案具备较高的可行性。

5 结束语

该心血管健康评估系统设计具有应用创新性, 在“ICVD 事件 10 年发病危险预测模型和简易评估工具”的基础上改进该评估模型, 进一步融合嵌入式技术与无创血糖检测技术并改进容积脉搏波检测技术, 还自行设计了匹配该系统的蓝牙 4.0 通信模块, 从而研制出基于 ARM11 的无创心血管健康评估系统样机。该样机具备相关生理参数检测及人机交互功能, 凭此样机做了相关的测试工作及其结果分析, 相应结果分析显示了该系统的可行性。该系统为人体心血管健康评估实现低成本与无创伤提供了技术基础, 具有较好的应用前景。

参考文献:

[1] Nichols M, et al. Cardiovascular disease in Europe: epidemiological update [R]. EHJ, Vol. 34, pp. 3028 - 3034.

[2] 陈伟伟, 高润霖, 刘力生, 等. 中国心血管病报告 2013 概要 [J]. 中国循环杂志, 2014 (7): 487 - 491.

[3] World Health Organization. Cardiovascular Diseases (CVDs), fact sheet n°317 [EB/OL]. <http://www.who.int/mediacentre> (December 2010).

[4] 国家“十五”攻关“冠心病、脑卒中综合危险度评估及干预方案的研究”课题组. 国人缺血性心血管病发病危险的评估方法及简易评估工具的开发研究 [J]. 中华心血管病杂志, 2003, 12: 16 - 24.

[5] Cox DR. Regression models and life tables [J]. JR Stat Soc B, 1972, 34: 187 - 220.

[6] 赵连成, 武阳丰, 周北凡, 等. 体质指数与冠心病、脑卒中发病的前瞻性研究. 中华心血管病杂志, 2002, 30 (7): 430 - 433.

[7] 朱健铭, 陈真诚. 能量代谢守恒法无创血糖检测算法研究 [J]. 传感技术学报, 2013 (7): 917 - 921.

[8] 梁永波, 陈真诚, 朱健铭, 等. 基于容积脉搏波的无创连续血压测量系统 [J]. 航天医学与医学工程, 2013, 01: 47 - 50.

[9] 国民体质与健康数据库. 生理指标分析 [EB/OL]. <http://cnphd.bmicc.cn/chs/cn/analysis.phpr1> (2015/7/13).

[10] 中国心血管病防治信息网. 危险评估 [EB/OL]. http://www.healthyheart-china.com/Website/danger_evaluate/danger_evaluate.aspx (2015/7/13).