

一种基于三维加速度传感器的人体行为识别方法^①

徐川龙, 顾勤龙, 姚明海

(浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310023)

摘要: 提出了一种基于单个三维加速度传感器的人体行为的特征提取及识别方法, 主要识别了站立、走、跑、上楼和下楼五种动作。该方法提取了多种统计特征包括标准差、偏度、峰度和相关系数实现多层分类。实验表明, 本文采用的方法能够有效地识别这五种动作。

关键词: 加速度传感器; 行为识别; 特征提取

Activity Recognition Method Based on Three-Dimensional Accelerometer

XU Chuan-Long, GU Qin-Long, YAO Ming-Hai

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: In this paper, a method for activity recognition based on 3D acceleration sensor is introduced. We recognized five activity including standing, walking, running, upstairs and downstairs with this method. Many statistical features are extracted such as standard deviation, skewness, kurtosis and correlation coefficient for classification. The result of experiments for testing the effectiveness of the proposed method is presented.

Keywords: acceleration sensor; activity recognition; feature extraction

1 概述

人体行为识别是智能家居中一个重要的研究方向, 是改善人们日常生活的重要技术。人体行为识别主要分为两个方向: 基于视觉的和基于传感器的^[1,2]。基于三维加速度传感器的行为识别方法属于后者, 是人体行为识别研究中的新兴分支。相比较于传统的基于视觉的人体行为识别, 具有运动数据获取更自由、更人性等优点^[3]。

人体行为识别可以认为是时变数据的分类问题, 行为识别的方法可以分为基于模板匹配、统计模式识别和基于语义描述这三种。基于模板匹配的方法是人体行为识别的早期方法, 在没有大量样本进行训练的时候是个不错的选择, 动态时间规整算法(DTW)是模板匹配方法中常用的技术, 文献[4]将 DTW 算法用于步态识别。相比较于模板匹配算法, 统计模式识别方法的识别精度更高, 基于加速度传感器的人体行为识别通常使用统计模式识别方法, 常用的统计识别方法有决策树、K 近邻、贝叶斯、SVM、神经网络和隐马

尔科夫模型(HMM)等, 文献[5]使用隐马尔科夫模型进行长期行为识别, 文献[6]使用神经网络作为基于多维加速度传感器行为识别的分类器, 文献[7]使用 SVM 分类器来识别人体行为。

随着微机电系统的发展, 加速度传感器广泛应用于各个领域, 包括手势识别^[8], 跌倒监测^[9]等, 本文阐述的基于单个三维加速度传感器的行为识别方法通过对三维加速度信号进行处理及特征提取获得特征矩阵, 设计 BP 神经网络分类器, 有效地识别了站立、走、跑、上楼和下楼五种动作。

2 信号预处理

本文使用的加速度传感器信号来自于一个公开的人体日常行为数据库 USC-HAD^[10](A Daily Activity Dataset for Ubiquitous Activity Recognition Using Wearable Sensors), 该数据库包括 14 位不同采集者的 12 类动作(包括本文需要的站立、走、跑、上楼和下楼五种动作), 对每种动作, 每位采集者都采集 5 次位于

^① 基金项目:浙江省自然科学基金(LY12F01022);国家自然科学基金(61070113)

收稿时间:2012-12-08;收到修改稿时间:2013-01-31

右前臂的传感器数据, 共计 840 个样本, 本文选取了其中 10 位不同采集者的上述五类动作的加速度数据作为原始加速度信号。

原始加速度信号不仅包含了各种动作对应的加速度信号, 还包含了各种噪声, 为了提高系统的识别效果, 通常在原始加速度信号进行特征提取前需要对其进行预处理, 预处理的方法通常有平滑、去噪、归一化、加窗等。为了减少噪声对行为识别的影响, 考虑到人体运动频带宽度远小于加速度计的噪声带宽, 本文选取了切比雪夫 I 型数字低通滤波器对原始加速度信号进行了滤波处理, 该滤波器的数学模型如下式所示:

$$H_z = \frac{0.0304z^4 + 0.1218z^3 + 0.1827z^2 + 0.1218z + 0.0304}{0.2286z^4 + 0.8012z^3 + 1.4721z^2 - 1.3834z + 1}$$

从图 1 可以看出, 该滤波器很好的滤除了高频噪声。

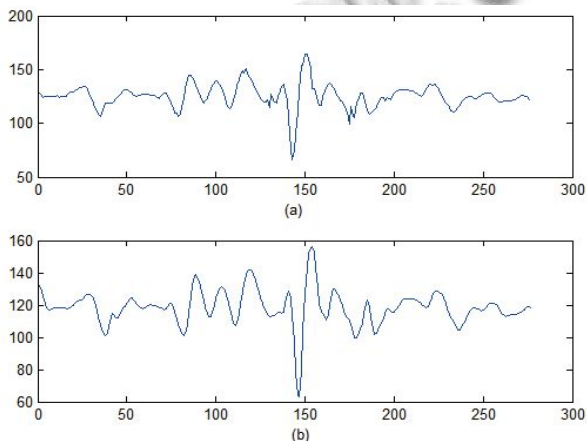


图 1 (a)为原始信号(b)为滤波后的信号

为了便于特征提取, 本文使用了加窗的方法分割原始加速度信号, 用一个窗口长度为 512 个样本点的矩形窗分割原始加速度信号, 相邻的窗重叠半个窗长。经过加窗后的单个加速度信号包含 512 个样本, 根据该加速度信号的采样频率为 100Hz, 加窗后的每个加速度信号的时间跨度为 5.12 秒, 足以包含单个完整动作。如果采用更短的矩形窗, 则不能包含足够的用于识别不同动作的信息; 而如果矩形窗的窗厂过长, 那么对于实时系统, 就会出现严重的延迟现象^[3]。每个加速度信号包含了 X 轴、Y 轴和 Z 轴这三轴的加速度信号, 分别代表了前后、左右和上下这三维的加速度信号。

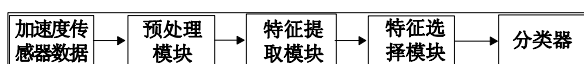


图 2 加速度信号识别的基本过程

图 2 展示了通过加速度信号识别行为的基本过程, 特征提取模块处理一系列的加速度信号原始数据得到一个特征矩阵, 分类器通过特征矩阵进行训练以达到识别行为的目的, 其输出是待识别动作中的一种。

3 特征的选择

本文使用加窗的方法对行为进行建模, 使用重叠半个窗厂的矩形窗提取加速度传感器信号, 在选取合适的窗厂后, 通过对单个窗厂的加速度信号提取多种特征构成特征向量来表征行为。下面介绍本文所使用的用来表征行为的特征集。

1) 标准差: 标准差的定义如公式(1)所示:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \quad (1)$$

式中 N 为样本数, \bar{X} 为样本平均值, 标准差是经常被使用的统计特征之一。标准差反映了加速度传感器数据的离散程度。由于人在静态时加速度数据基本不变, 标准差几乎为零, 而人运动时加速度数据不停的变化, 标准差总是远大于零, 因此标准差是识别静态动作与动态动作的重要特征。图 3 充分说明了标准差在区别动态与静态动作时的显著效果。

2) 偏度: 偏度的定义如公式(2)所示:

$$SK = \frac{N \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^3}{(N-1)(N-2)\sigma^3} \quad (2)$$

式中 N 为样本数, \bar{X} 为样本平均值, σ 为样本标准差。偏度是用来度量加速度传感器数据分布偏斜方向和程度的统计特征, 如图 3 所示, X 轴的偏度可以有效区分下楼与另外四种动作。

3) 峰度: 峰度的定义如公式(3)所示:

$$K = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^4 f_i}{N\sigma^4} \quad (3)$$

式中 \bar{X} 为样本平均值, N 为样本数, σ 为样本标准差, f_i 为样本间隔。峰度反映了加速度传感器数据在数据曲线顶峰处的陡峭程度, 是一个重要的统计特征。图 4 显示, Y 轴的峰度能有效地区分跑步与另外四种动作。

4) 相关系数: 相关系数的定义如公式(4)所示:

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (4)$$

式中 \bar{X} 和 \bar{Y} 分别为两个样本的平均值, N 为样本数. 相关系数是衡量变量之间线性相关程度的指标, 是一个常用的统计特征. 由图 4 可以看出, Y 轴和 Z 轴的相关系数能有效地区分走路与上楼.

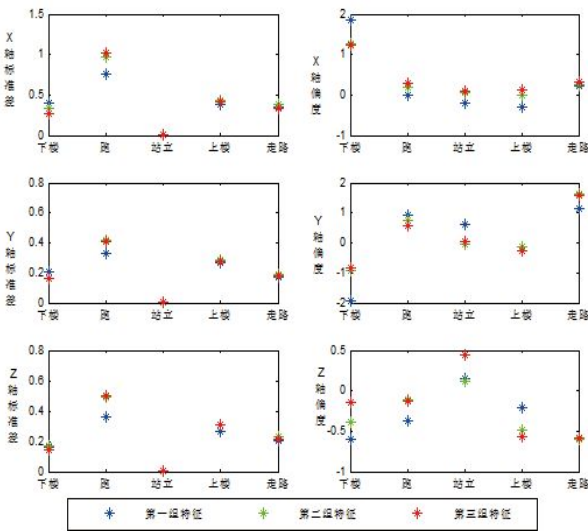


图 3 三轴加速度信号的标准差和偏度分布

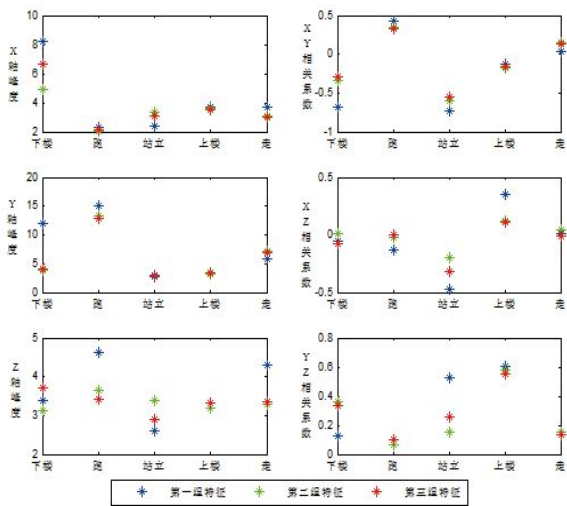


图 4 三轴加速度信号的峰度和相关系数分布

4 分类识别

支持向量机 SVM(Support Vector Machine)是 Cortes 和 Vapnik 于 1995 年首先提出的, 它在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势,

并能够推广应用到函数拟合等其它机器学习问题中. 它是建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构分险最小原理基础上的, 根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折衷, 以期获得最好的推广能力.

SVM 的主要思想可以概括为两点:

1) SVM 是针对线性可分情况进行分析, 对于线性不可分的情况, 通过使用非线性映射算法将低维输入空间特性不可分的样本转化为高维特征空间使其线性可分, 从而使得高维特征空间采用线性算法对样本的非线性特征进行线性分析成为可能;

2) SVM 基于结构分险最小化理论之上在特征空间中建构最优分割超平面, 使得学习器得到全局最优, 并且在整个样本空间的期望风险以某个概率满足一定上界.

支持向量机的原理是将低维空间中的点映射到高维空间中, 使它们成为线性可分, 再使用线性划分的原理来判断分类边界.

BP 神经网络是目前人工神经网络中研究最深入, 应用最广泛的一种模型, 由输入层、隐层和输出层节点组成, 隐层可以是一层, 也可以是多层, 前层至后层节点之间通过权系数相联结. BP 神经网络能学习和存贮大量的输入—输出模式映射关系, 而无须事前揭示描述这种映射关系的数学方程, 它的学习规则是使用梯度下降法, 通过反向传播来不断调整网络的权值和阈值, 使网络的误差平方和最小.

本文分别使用了支持向量机和 BP 神经网络这两种分类器对提出的分类方法进行了验证. 其中 BP 神经网络选用了三层神经网络, 包含一个有 12 个节点的输入层、一个有 10 个节点的隐层和一个只有一个节点的输出层.

5 实验结果

本文选取了两种不同的分类器进行了实验, 首先随机从数据库中选取 10 个人的对应 5 种动作的加速度传感器信号作为原始加速度传感器信号, 对原始加速度信号进行滤波处理后, 通过加窗方法, 用窗长为 512 个样本的矩形窗滑过每个加速度传感器信号数据, 相邻两个窗重叠半个窗长, 从每个加速度传感器信号截取 10 个加速度传感器数据, 每个加速度传感器数据包含 512 个样本, 这样就构成了 $5 \times 10 \times 10$ 总计 500 个

加速度传感器数据, 每种动作分别 100 个, 然后用特征提取函数对这些数据进行特征提取, 每个数据都能提取出一个 12 维的特征向量, 包括 X、Y、Z 轴数据的标准差、偏度、峰度和相关系数, 最终构成了一个 12×500 的特征矩阵. 选取每种动作 100 个特征向量中的 80 个组成 12×400 的特征矩阵用来训练 SVM 分类器和 BP 神经网络, 剩余的 12×100 的特征矩阵(每种动作 20 个特征向量)用来测试训练好的 SVM 分类器和 BP 神经网络.

图 5 说明了两种分类器各自的实验结果, 从图中可以看出, 使用 SVM 分类器的平均识别率达到了 98%, 除了上楼和下楼的识别率为 95%, 另外三种动作的识别率达到了 100%, 而使用 BP 神经网络的识别效果较差, 平均识别率为 93%, 造成 SVM 分类器的效果比 BP 神经网络好的原因大致有两个:

1) 本文的训练样本为 400 个, 每种动作的训练样本只有 80 个, 样本数较少, SVM 在小样本识别中有独特的优势, 而 BP 神经网络训练需要大量的样本, 这是造成 SVM 识别效果较好的原因之一.

2) BP 神经网络本身存在一些不足: BP 神经网络隐含层的层数和单元数的选择没有理论性的指导, 一般是根据经验和反复实验确定, 网络存在很大的冗余性. 此外, BP 神经网络的学习和记忆具有不稳定性.

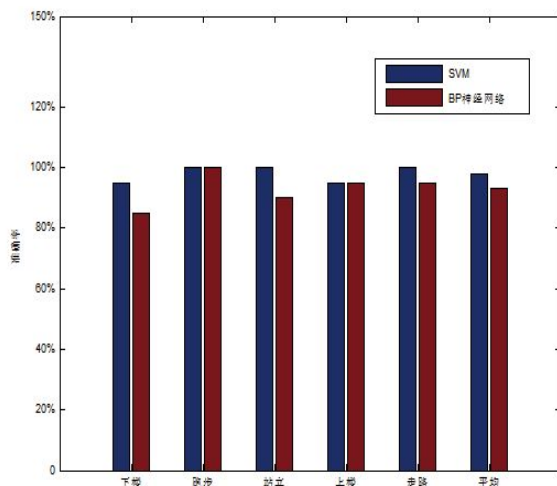


图 5 实验结果

6 结论

本文提出了一种基于单个三维加速度传感器的日常行为的特征提取及识别方法, 识别了站立、走、跑、上楼和下楼这五种动作. 设计了两个实验来验证上述识别方法的有效性, 两个实验分别使用了 SVM 分类器和 BP 神经网络作为分类器, 最终第一个实验的识别率达到了 98%, 而第二个实验的识别率也达到了 93%, 充分说明了本文提出的特征提取及识别方法的有效性.

参考文献

- 1 Ermes M, Parkka J, et al. Detection of Daily Activity and Sports with Wearable Sensors in Controlled and Uncontrolled Condition. *Information Technology in Biomedicine*, 2008, 12(1): 20-26.
- 2 Heinz EA, Kunze KS, Gruber M, Bannach D, Lukowicz P. Using Wearable Sensors for Real-Time Recognition Tasks in Games of Martial Arts-An Initial Experiment. *Computational Intelligence and Games*, IEEE 2006: 98-102.
- 3 薛洋. 基于单个加速度传感器的人体运动模式识别[学位论文]. 广州: 华南理工大学, 2011.
- 4 张浩, 刘志镜. 加权 DTW 距离的自动步态识别. *中国图象图形学报*, 2010, 5(15).
- 5 梁璐. 基于层次隐马尔科夫的行为识别研究[学位论文]. 上海: 华东师范大学, 2012.
- 6 Yang JY, Wang JS, Chen YP. Using acceleration measurements for activity recognition: An effective learning algorithm for constructing neural classifiers. *Pattern Recognition Letters*, 2008, 12(29).
- 7 Qian HM, Mao YB, Xiang WB. Recognition of human activities using SVM multi-class classifier. *Pattern Recognition Letters*, 2010, 1(31).
- 8 刘蓉, 刘明. 基于加速度传感器的手势识别研究. *计算机工程*, 2011, 37(168).
- 9 赵祥欣. 基于三维加速度传感器的跌倒监测研究[学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2008.
- 10 Zhang M, Sawchuk AA. USC-HAD: A Daily Activity Dataset for Ubiquitous Activity Recognition Using Wearable Sensors. *International Conference on Ubiquitous Computing Pittsburgh, USA*, 2012.