

基于BSN和神经网络的人体日常动作识别方法

陈 野^{*1}, 王哲龙^{1,2}, 李政霖³, 李宏伟⁴

- (1. 大连理工大学 控制科学与工程学院, 辽宁 大连 116024;
2. 中国科学院沈阳自动化研究所 机器人学国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110016;
3. 大连市中心医院 急诊ICU, 辽宁 大连 116033;
4. 大连东软信息学院 电子工程系, 辽宁 大连 116023)

摘要: 基于人体传感器网络(BSN)对人体动作的识别,在远程医疗服务中具有重要应用.搭建了一个基于BSN的人体动作监测平台,实验中通过固定在人体腰部和大腿上的两个加速度传感器节点,来采集人体日常生活中的7个动作所产生的加速度信号.特征提取包含传感器节点在3个轴上信号的时域和频域信息,并采用神经网络和分层的方法融合信息对7个动作进行分类和识别.实验结果表明,应用所搭建的BSN平台和识别方法,采用两个传感器节点识别人体日常生活中的7个动作具有很高的正确率.

关键词: 人体传感器网络;特征提取;神经网络;动作识别

中图分类号: TP13 **文献标志码:** A

0 引言

人体传感器网络(body sensor networks, BSN),又称体感网,主要应用于人体区域监测中.近年来,随着集成电路技术的不断进步,电子、无线通信技术学科的迅速发展,更多便携式、体积微小、成本较低的传感器节点被开发用于人体动作监测和识别中.用户通过佩戴传感器节点,可以实时获取身体动作时各肢体部位的运动信息(如加速度信号、角速度信号、体表温度信号等),这些信息通过无线网络(如GPRS、3G网络等)被传送到网络终端.通过融合分析这些信息,可实现不同的人体动作远程监测和识别^[1-2].

应用BSN对人体动作进行识别具有诸多优势^[3].首先,监测和识别平台可以在户内以及户外使用,不受环境的约束和限制.通过佩戴在人体躯体上的传感器节点,利用无线通信,可以对人体日常动作进行长时间的跟踪和记录,而不影响使用者的正常生活.其次,网络能准确获知人体运动的相关参数信息,如加速度信号、心电血氧参数等.

这些信号能够描述复杂的人体动作特征,使得识别结果具有较高的精确度,可以很好地反映人体的健康状况.此外,传感器节点价格低廉,降低了服务成本,适合在实际中推广应用,具有广大的市场需求.

国内外的很多科研机构开展了基于BSN对人体动作的监测和识别研究. Bourke等采用三轴加速度传感器对人体跌倒动作进行了监测^[4]; King等应用BSN对划桨训练时的技术动作进行了跟踪和识别^[5]; Pansiot等应用BSN对游泳运动进行了监测^[6]; Lau等使用加速度传感器和陀螺仪对人体行走时的步态进行了分析^[7]; Ghasemzadeh等应用传感器节点对高尔夫训练手腕挥杆动作进行了识别^[8]; 在对人体日常动作的研究中, Ermes等采用决策树方法对走路、划船等9个动作进行了识别^[9]; Zhu等采用神经网络和HMM方法,结合环境中的位置信息对坐、从坐到站等8个动作进行了分类^[10]; Oscar等采用加速度信号和生命体征信号对跑步、上楼等5个动作,

收稿日期: 2012-11-03; 修回日期: 2013-09-11.

基金项目: “八六三”国家高技术研究发展计划资助项目(2012AA04150502); 国家自然科学基金资助项目(61174027); 辽宁省高等学校杰出青年学者成长计划资助项目(LJQ2012005).

作者简介: 陈 野^{*}(1984-),男,博士生,E-mail:cy0004@163.com;王哲龙(1973-),男,教授,博士生导师.

应用朴素贝叶斯、多层感知机等 8 种方法进行了分类结果比较^[11]. 本文考虑人体日常生活中的 7 个动作,应用所建立的 BSN 人体动作监测平台,采用 RBF 神经网络和分层的方法对其进行研究.

本文所建立的 BSN 人体动作监测平台包含硬件设计和软件程序两部分,主要考虑人体日常生活中的 7 个动作,包括站、坐、躺、走路、上楼、下楼和跑步. 实验中通过固定在人体腰部和大腿上的两个加速度传感器节点,采集人体动作时所产生的加速度信号. 将采集到的信号进行特征提取,包含时域和频域两部分信息. 通过使用分层的方法来描述不同的动作,并针对每个动作的特点,选择相应匹配的特征向量,采用 RBF 神经网络对数据集进行训练和分类.

1 实验平台的建立和数据的采集

1.1 实验平台的建立

本研究搭建了一个基于 BSN 的人体日常动作的监测平台,其主要由硬件和软件两部分组成. 硬件部分包含传感器节点、接收节点以及远程监测服务器;软件部分是在远程监测服务器中编写程序,主要包含数据采集模块、数据存储模块、数据显示模块和动作识别模块,具体架构如图 1 所示.

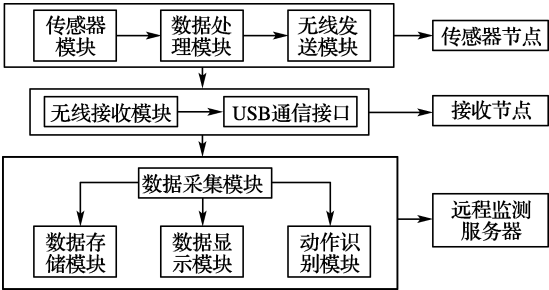


图 1 动作监测平台架构

Fig. 1 Activity monitoring platform architecture

传感器节点由传感器模块(三轴加速度传感器 ADXL330、微陀螺仪)、能量模块(电池板)、数据处理模块和无线发送模块(无线收发芯片 CC2420)组成. 单片机中运行 TinyOS 操作系统,按照基于 IEEE 802. 15. 4 标准的低功耗协议 Zigbee 将数据包发送到接收节点. 接收节点安装在远程监测服务器上,由 USB 通信接口和无线接

收模块组成,负责接收和保存传感器节点传来的数据,所用硬件如图 2 所示. 软件设计中的数据采集模块主要负责传感器采集数据时一些参数的设定,包括采样时间、采样频率以及波特率的设定等;数据存储模块主要负责将采集来的数据存储到指定位置;数据显示模块将实时显示所采集信号的波形;动作识别模块通过分析人体动作的信号特征,识别出人体日常动作.

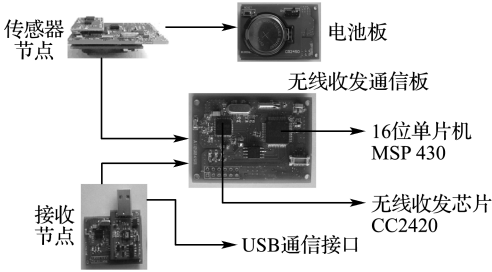


图 2 硬件平台

Fig. 2 Hardware platform

1.2 实验数据的采集

本次实验共有 10 名志愿者参加(5 男,5 女),年龄在 21~28 岁,实验前志愿者被告知实验目的、实验过程以及在实验中所存在的风险. 在实验室中共进行 7 个日常动作,包括站、坐、躺、走路、上楼、下楼和跑步. 应用前面所建立的 BSN 监测平台采集人体日常动作时产生的加速度数据,信号采样频率设为 25 Hz,每个动作的持续时间约为 1 min,每个动作重复进行 2 次,这样实验总共采集了 140 个(10 人×7 个动作×2 次)数据集.

图 3 所示为本实验中传感器节点在志愿者腰部和大腿上的部署情况;图 4 所示为使用本文所建立的 BSN 人体动作监测平台,采集走路时得到的大腿节点上的一组加速度信号.



图 3 传感器节点的部署位置

Fig. 3 Deployment location of sensor nodes

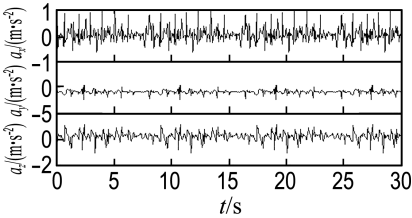


图 4 大腿节点在走路时的一组加速度信号

Fig. 4 Acceleration signals from thigh node while walking

2 特征提取和分类方法

2.1 实验数据特征提取

在获得人体动作的信号后,本文将对实验数据进行特征提取. 首先将 1 min 的加速度信号分割成 6 个单元,每个单元的观测窗口为 10 s,对应一个人体动作的标签,这样共有 $N_s=250$ 个样本点(加速度信号的采样频率为 25 Hz). 这些样本点将组成一个 $N_s \times 1$ 维的特征向量,即 $s = (s_1 \ s_2 \ \cdots \ s_{N_s})^T$. 实验中选择 的信号特征包括时域特征和频域特征两部分,如表 1 所示,这些信号特征在人体动作识别中已被广泛采用^[12-13],计算方法如下:

均值 $\mu_s = E(s) = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} s_i$

方差 $\sigma^2 = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} (s_i - \mu_s)^2$

离散傅里叶 (DFT) 变换: $S_{\text{DFT}}(k) = \sum_{i=0}^{N_s-1} s_i e^{-j2\pi ki / N_s}; k = 0, 1, \cdots, N_s - 1$

其中在观测窗口内离散傅里叶变换中 5 个最大的峰值被选取,以上这些信号特征形成特征向量. 将所有特征标准化到 $[0,1]$,作为分类使用.

表 1 实验中选择提取的信号特征

Tab.1 Extracted features in this study

特征	特征 ID	特征描述
时域特征	1~6	大腿和腰部传感器 x,y,z 轴信号的均值
	7~9	大腿传感器 x,y,z 轴信号的方差
频域特征	10~24	大腿传感器 x,y,z 轴信号的 DFT 值

2.2 分类方法

2.2.1 神经网络与分层的方法 对于本文所考虑的 7 个动作,将其分为两类:静态动作(包括站、坐、躺)和动态动作(包括上楼、下楼、走路和跑步),如图 5 所示.

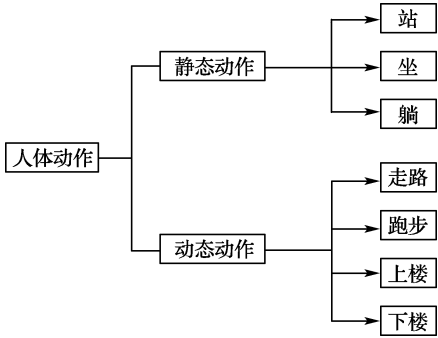


图 5 人体日常动作与分类

Fig. 5 Human daily activity and classification

本文将采用 4 个神经网络,并应用分层的方法对人体日常生活中的 7 个动作进行分类,如图 6 所示. 首先,神经网络 NN1 用来探测大腿运动的强度. 根据两类动作的特点,选择大腿上传感器信号的方差作为神经网络 NN1 的输入,来区分静态动作(输出为 0)和动态动作(输出为 1). 这是因为 4 个动态动作中,大腿摆动明显,很容易区分静态动作中的 3 个动作.

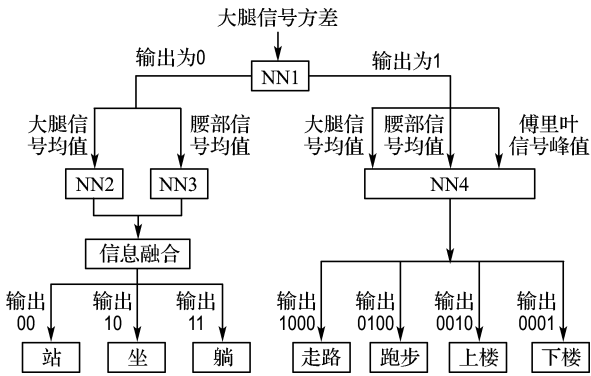


图 6 神经网络和分层的方法

Fig. 6 Neural networks and hierarchical method

对于静态动作中的站、坐、躺 3 个动作,腰部传感器在站和坐两个动作时的信号明显区别于动作躺(轴向发生改变),而大腿上的传感器在动作坐和躺时的信号明显区别于动作站. 这样,选择大腿上传感器信号的均值作为神经网络 NN2 的输入,输出 0 代表动作站,输出 1 代表动作坐和躺;选择腰部传感器信号的均值作为神经网络 NN3 的输入,输出 0 代表动作站和坐,输出 1 代表动作躺.

对于动态动作中的走路、跑步、上楼、下楼 4 个动作,走路与跑步两个动作信号的频率和强度明显不同,而上楼与下楼腰部加速度传感器信号变化的趋势明显不同. 因此选取腰部传感器信号

的均值、大腿上传感器信号的均值、傅里叶变换的峰值作为神经网络 NN4 的输入,网络的输出分别对应人体 4 个动态动作的标签.

2.2.2 RBF 神经网络 实验中选取径向基函数神经网络(RBF)对人体动作进行识别,RBF 神经网络是一种前馈神经网络,它的构成包括 3 层,如图 7 所示.

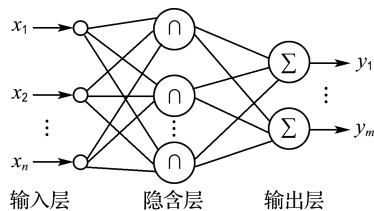


图 7 RBF 网络的结构
Fig. 7 RBF network structure

第一层是输入层,对应网络的 n 个输入;第二层是隐含层,隐节点的基函数采用距离函数,并使用径向基函数作为激活函数,它的作用是从输入空间到隐藏空间进行非线性变换;第三层是输出层,对应网络的 m 个输出,RBF 网络的第 k 个输出可表示为

$$y_k = \omega_{0,k} + \sum_{i=1}^N \omega_{i,k} \exp \left(- \frac{(\mathbf{x} - \mathbf{c}_i)^T (\mathbf{x} - \mathbf{c}_i)}{2\sigma_i^2} \right)$$

(1)

其中 N 为隐节点的个数, $\omega_{i,k}$ 为网络的输出权值, $\mathbf{c}_i$ 为第 i 个隐节点径向基函数的数据中心, σ_i 为第 i 个隐节点的归一化参数. RBF 网络具有优良的

逼近特性,可以在一个紧集上一致逼近任何连续函数,相比于 BP 神经网络,训练所花费的时间要少很多,特别适合解决分类问题^[14].

3 实验结果与分析

本文采用留一验证法对实验中所提出的识别方法进行验证.将实验中采集到的 140 个惯性数据集根据不同的志愿者分成 10 份,每份中所有的样本属于相同的志愿者.交叉验证共进行 10 次,每次选择一个志愿者的样本作为测试数据集,其余 9 个志愿者的样本作为训练数据集.10 次交叉验证的平均结果作为本文提出的动作识别方法的识别结果,平均 10 次测试结果正确率的计算公式如下:

正确率 = $\frac{\text{被正确分类的样本数量}}{\text{样本的总数量}}$

(2)

本文选择了一些常用的分类方法进行比较,包括最小二乘法、 K 邻近算法以及支持向量机,以上这些识别方法同样采用留一验证法进行验证.表 2 所示为使用不同动作识别方法得到的识别结果的正确率, A_1 到 A_7 分别代表实验中进行的 7 个人体动作识别正确率.从表 2 中可以看到,本文提出的神经网络与分层的方法识别的精度最高,达到了 91.22%,在识别静态的 3 种动作时识别效果尤为明显.这说明本文提出的神经网络与分层的方法能够捕获每个动作的不同特点,从而有效地提高人体动作识别结果的正确率.

表 2 使用不同分类方法得到的动作识别结果的正确率

Tab. 2 Accurate rate of human activity recognition by using different classification methods %

分类方法	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7	平均
最小二乘法 (LSM)	91.67	90.83	87.50	80.83	83.33	82.50	86.67	86.19
K 邻近算法 (KNN)	88.33	91.07	86.67	89.17	85.83	89.17	82.50	87.53
支持向量机 (SVM)	89.17	85.83	90.83	86.67	84.17	88.33	81.67	86.67
本文提出的方法	93.33	95.83	94.17	88.33	91.07	87.50	88.33	91.22

4 结 论

本文搭建了一个基于 BSN 的人体动作监测和识别的平台,通过固定在人体腰部和大腿上的两个加速度传感器节点,采集人体日常生活中 7 个动作的信号.本研究深入考虑了每个动作的不同特点,相应地提取出腰部和大腿上传感器信号的特征,并采用神经网络及分层的方法将信息进

行融合.相比于直接应用神经网络,能够更加准确地描述每个动作的特点,获得较高的识别精度.实验中采用留一验证法对本文所提出的识别方法进行了验证,获得了满意的精确度(91.22%),高于已有的几种分类器识别方法.实验结果表明,本研究采用两个传感器节点,应用所搭建的 BSN 平台来识别人体日常生活中的 7 个动作具有很高的正确率,能够在人体动作识别中得到推广应用.

参考文献:

- [1] YANG Guang-zhong, Yacoub M. **Body Sensor Networks** [M]. New York:Springer-Verlag, 2006.
- [2] McIlwraith D, YANG Guang-zhong. Body sensor networks for sport, wellbeing and health [M] // **Sensor Networks: Signals and Communication Technology**. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2009:349-381.
- [3] Kavanagh J, Menz H. Accelerometry: a technique for quantifying movement patterns during walking [J]. **Gait & Posture**, 2008, **28**(1):1-15.
- [4] Bourke A K, O'brien J V, Lyons G M. Evaluation of a threshold-based tri-axial accelerometer fall detection algorithm [J]. **Gait & Posture**, 2007, **26**(2):194-199.
- [5] King R, McIlwraith D, Lo B, *et al.* Body sensor networks for monitoring rowing technique [C] // **Sixth International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks, BSN 2009**. Berkeley:Computer Society, 2009:251-255.
- [6] Pansiot J, Lo B, Yang G Z. Swimming stroke kinematic analysis with BSN [C] // **International Conference on Body Sensor Networks, BSN 2010**. Singapore:CPS, 2010:153-158.
- [7] Lau H, Tong K. The reliability of using accelerometer and gyroscope for gait event identification on persons with dropped foot [J]. **Gait & Posture**, 2008, **27**(2):248-257.
- [8] Ghasemzadeh H, Loseu V, Guenterberg E, *et al.* Sport training using body sensor networks: a statistical approach to measure wrist rotation for golf swing [C] // **Proceedings of the Fourth International Conference on Body Area Networks**. Los Angeles:ICST, 2009:2-9.
- [9] Ermes M, Parkka J, Mantyjarvi J, *et al.* Detection of daily activities and sports with wearable sensors in controlled and uncontrolled conditions [J]. **IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine**, 2008, **12**(1):20-26.
- [10] ZHU Chun, SHENG Wei-hua. Motion-and location-based online human daily activity recognition [J]. **Pervasive and Mobile Computing**, 2011, **7**(2):256-269.
- [11] Oscar D, Alfredo J, Miguel A, *et al.* Centinela: a human activity recognition system based on acceleration and vital sign data [J]. **Pervasive and Mobile Computing**, 2012, **8**(5):717-729.
- [12] Rltun K, Barshan B, Tuncel O. Comparative study on classifying human activities with miniature inertial and magnetic sensors [J]. **Pattern Recognition**, 2010, **43**(10):3605-3620.
- [13] SUN Zuo-lei, MAO Xu-chu, TIAN Wei-feng, *et al.* Activity classification and dead reckoning for pedestrian navigation with wearable sensors [J]. **Measurement Science and Technology**, 2009, **20**(1):1-10.
- [14] GUO Xian-hai. Study of emotion recognition based on electrocardiogram and RBF neural network [J]. **Procedia Engineering**, 2011, **15**:2408-2412.

Human daily activity recognition method based on BSN and neural network

CHEN Ye^{*1}, WANG Zhe-long^{1, 2}, LI Zheng-lin³, LI Hong-wei⁴

(1. School of Control Science and Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

2. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;

3. Emergency Call ICU, Dalian Central Hospital, Dalian 116033, China;

4. Department of Electronic Engineering, Dalian Neusoft University of Information, Dalian 116023, China)

Abstract: Human activity recognition based on body sensor networks (BSN) has broad application in remote medical service. A monitoring platform based on BSN is established, and acceleration signals of 7 human activities are collected from two sensor nodes mounted on the waist and the thigh of the user. The extractions of features include time domain and frequency domain information of tri-axis accelerometer and then 7 human daily activities are classified by using neural network and hierarchical method. The experimental results show that the established monitoring platform and proposed recognition method can achieve satisfactory performance for 7 human daily activity recognition.

Key words: body sensor networks; feature extraction; neural network; activity recognition