

基于BSN和CHMMs的人体日常动作识别方法研究

姜 鸣^{*1,2}, 王哲龙^{1,3}, 刘晓博⁴, 赵红宇¹, 胡耀华²

- (1. 大连理工大学 控制科学与工程学院, 辽宁 大连 116024;
2. 东莞理工学院 电子工程学院, 广东 东莞 523808;
3. 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;
4. 大连交通大学 电气信息学院, 辽宁 大连 116028)

摘要: 应用人体传感器网络(body sensor networks,BSN)识别人体日常动作可以有效地提高对老年人、慢性病人,以及术后病人等特殊人群的医疗监护质量. 为此建立了一个基于BSN的人体日常动作监督平台,应用采集到的加速度信号识别9个常见的人体日常动作. 针对动作识别过程中存在的多传感器数据融合问题,提出一种基于耦合隐马尔可夫模型(coupled hidden Markov models,CHMMs)的动作识别方法. 实验结果显示,与已有动作识别方法相比,提出的基于CHMMs的动作识别方法的识别正确率有明显的提高.

关键词: 人体传感器网络;动作识别;耦合隐马尔可夫模型;数据融合

中图分类号: F407.67 **文献标志码:** A

0 引言

人体传感器网络(body sensor networks,BSN)是无线传感器网络在人体监督中的应用,通过多个固定在人体上的传感器节点,BSN可以采集各肢体部位的运动信号,使用无线网络将这些信号发送到远程接收终端,通过分析这些运动数据来识别不同的人体动作^[1]. 已有研究显示,应用BSN识别老年人^[2-3]、慢性病患者^[4-5],以及术后病人^[6]等特殊人群的日常动作,可以有效地提高对这些人群的医疗监护质量^[7-8].

BSN数据的处理通常被归结为一个分类过程^[9],每个类别对应一个人体动作,常用的分类器包括贝叶斯分类器、决策树、最近邻分类器、支持向量机和隐马尔可夫模型等^[10-13],分类过程通常基于特征层融合和基于决策层融合两种数据融合方式^[14]. 在基于特征层融合的分类方式中,首先提取每个传感器节点的信号特征,之后使用特征选择和特征降维技术将这些特征整合为特征向

量,最后使用分类器对特征向量进行分类. 在基于决策层融合的分类方式中,首先提取每个传感器节点的信号特征形成特征向量,之后使用分类器对每个特征向量进行单独分类,最后应用决策规则对分类结果进行融合. 以上两种分类方式的不足之处在于,分类过程只考虑了传感器节点本身对分类结果的影响,而不同传感器节点之间的内在关联在分类过程中没有被充分考虑,因此限制了分类结果的准确率.

本文建立一个基于BSN的人体日常动作监督平台,通过固定在人体四肢和腰部的5个加速度传感器节点采集人体的动作信号. 针对动作识别过程中存在的多传感器数据融合问题,提出一种基于耦合隐马尔可夫模型(coupled hidden Markov models,CHMMs)的动作识别方法,该方法在分类过程中通过建立不同传感器节点之间的关联,提高识别结果的正确率.

收稿日期: 2011-05-05; 修回日期: 2012-11-10.

基金项目: 国家地震行业科研专项资助项目(200808075); 国家科技重大专项子课题资助项目(2010ZX04007-011-5).

作者简介: 姜 鸣^{*}(1982-),男,博士,E-mail: onlyjiang@gmail.com.

1 耦合隐马尔可夫模型

1.1 模型的建立

CHMMs 是 Brand 等^[15]在隐马尔可夫模型(hidden Markov models, HMMs)基础上提出的扩展模型. HMMs 是用来描述含有隐含未知参数的马尔可夫过程的概率模型,已经成功地在语音识别、图像识别和生物序列分析等多个领域中得到应用^[16]. CHMMs 将多个 HMMs 结合在一起,能够对含有多个相互关联数据链的随机过程进行建模和统计分析.目前 CHMMs 已经在语音信号处理^[17]和生物信号处理^[18]中得到使用. BSN 中每个传感器节点构成一个单独的数据源,因此 BSN 数据包含多个相互关联的数据链,适合采用 CHMMs 对其进行建模和分析.

本文采用 CHMMs 作为动作识别工具,对每个人体日常动作建立一个模型,模型结构如图 1 所示,其中 N 为传感器节点的数量, T 为观测序列的长度, s_t^n 表示第 n 个($1 \leq n \leq N$)传感器节点在第 t 个($1 \leq t \leq T$)时段内的隐藏状态, o_t^n 表示第 n 个传感器节点在第 t 个时段内输出的观测值.在本文建立的 CHMMs 中,传感器节点的隐藏状态代表了相应肢体部位的运动模式,同一肢体部位运动模式的不同转换方式描述了该肢体部位的不同动作,不同肢体部位之间运动模式的相互影响描述了不同肢体部位之间的协同运动.

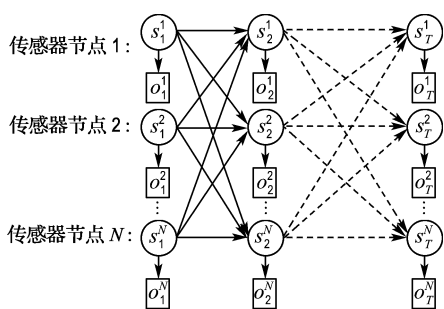


图 1 应用 BSN 数据建立的人体日常动作的 CHMMs 结构

Fig. 1 Structure of CHMMs for modeling human daily activities based on BSN data

1.2 模型参数的训练

令第 n 个数据链包含 K^n 个状态, i^n 表示其中

的第 i ($1 \leq i \leq K^n$) 个状态,令 λ 表示 CHMMs 的参数集合, λ 包含以下参数.

(1) $\pi_i^n = P(s_1^n = i^n)$: 表示第 n 个数据链初始时刻的状态为 i^n 的概率;

(2) $a_{i^n | j^n}^n = P(s_t^n = i^n | s_{t-1}^n = j^n)$: 表示 $t-1$ 时刻第 n 个数据链的状态为 j^n 时, t 时刻第 n 个数据链的状态为 i^n 的概率,即状态 j^n 到状态 i^n 的状态转移概率;

(3) $b_{i^n}^n(x_t^n) = P(o_t^n = x_t^n | s_t^n = i^n)$: 表示第 n 个数据链的状态为 i^n 时,输出观测值为 x_t^n 的概率.本文使用高斯混合模型 $\mathcal{N}$ 来表示概率密度函数(见式(1)),其中 $H_{i^n}^n$ 表示高斯混合数量, $\omega_{i^n, h}^n$ 表示第 h 个高斯函数的权重, $\mu_{i^n, h}^n$ 和 $\Sigma_{i^n, h}^n$ 分别表示第 h 个高斯函数的均值和协方差矩阵.

$$P(o_t^n | i^n) = \sum_{h=1}^{H_{i^n}^n} \omega_{i^n, h}^n \mathcal{N}(x_t^n; \mu_{i^n, h}^n, \Sigma_{i^n, h}^n) \quad (1)$$

本文采用 Pernkopf^[19]提出的基于期望值最大(expectation maximization, EM)算法的参数训练方法进行参数估计,使用训练数据集 $\mathbf{X}_0$ 训练参数集 λ ,基本思路如下:首先给出参数集的初始估计 λ' ;在 E 阶段,应用 forward-backward 算法计算在参数集 λ' 下, CHMMs 对训练数据集 $\mathbf{X}_0$ 的似然值 $P(\mathbf{X}_0 | \lambda')$;在 M 阶段,重新估计参数集 λ'' 使得 CHMMs 的似然值最大化;E 阶段和 M 阶段迭代交替进行,直到似然值的增长 $P(\mathbf{X}_0 | \lambda'') - P(\mathbf{X}_0 | \lambda')$ 小于指定阈值.

1.3 应用 CHMMs 进行动作识别

本文应用 CHMMs 作为分类工具对 Q 个人体日常动作进行识别.令 $\mathbf{X}$ 表示总训练数据集, $\mathbf{X}$ 中的元素为等长的观测序列,即带有动作标签的特征向量序列.令 $\mathbf{X}_q$ ($q = 1, \dots, Q$) 表示 $\mathbf{X}$ 的子集, $\mathbf{X}_q$ 包含所有属于第 q 个人体日常动作的训练样本.建立 Q 个 CHMMs,每个模型描述一个人体日常动作,令 λ_q 表示通过 $\mathbf{X}_q$ 训练得到的第 q 个模型的参数集.对未知动作类别的观测序列 $\mathbf{y}$,首先计算所有 CHMMs 对 $\mathbf{y}$ 的似然值,之后选择具有最大似然值的模型对应的人体日常动作,即识别结果为 $q_0 = \arg \max_q \{P(\mathbf{y} | \lambda_q)\}$.

2 基于 BSN 的人体日常动作监督平台

2.1 监督平台的建立

本文建立了一个基于 BSN 的人体日常动作监督平台,平台由信号采集端和信号接收端组成.图 2 所示为本文建立的 BSN 监督平台中各节点的示意图.传感器节点上安装有一枚三轴加速度传感器 (ADXL330),能够采集 $\pm 3g$ 范围内的三维加速度信号.传感器节点负责将采集到的加速度信号通过无线收发芯片发送至信号接收节点,信号接收节点将接收到的信号保存在电脑中.实验中信号采集端包括 5 个传感器节点,分别固定在人体左右前臂、胸口和左右小腿.

2.2 实验数据的采集

实验有 8 名志愿者参加(4 男、4 女),共进行 9 个日常动作,包括“站”“坐”“躺”“走路”“上楼”“下楼”“跑步”“骑车”和“划船”,前 7 个动作在实验室中完成,后 2 个动作在健身房中使用健身器械完成.实验中加速度信号的采样频率为 20 Hz,

每个动作的持续时间约为 20 s,每个动作重复进行 3 次.图 3 所示为使用本文建立的 BSN 监督平台采集到的“走路”的一组加速度数据,图中横轴表示样本点的数量 n ,纵轴为加速度传感器输出的电压值 V ,与实际加速度值呈线性关系.从图 3 中可以直观地观察到,不同加速度传感器的信号波形之间具有较明显的关联,具有相似的波形周期,这种关联是由不同肢体部位之间的协同运动所产生的.

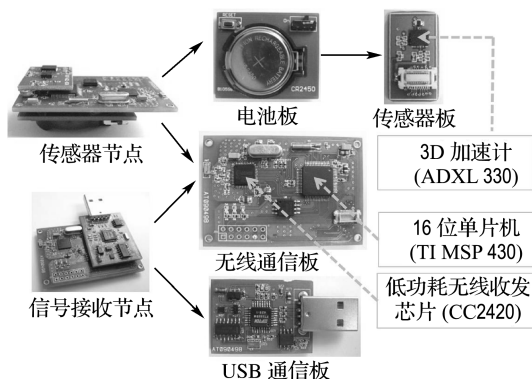


图 2 BSN 监督平台

Fig. 2 BSN monitoring platform

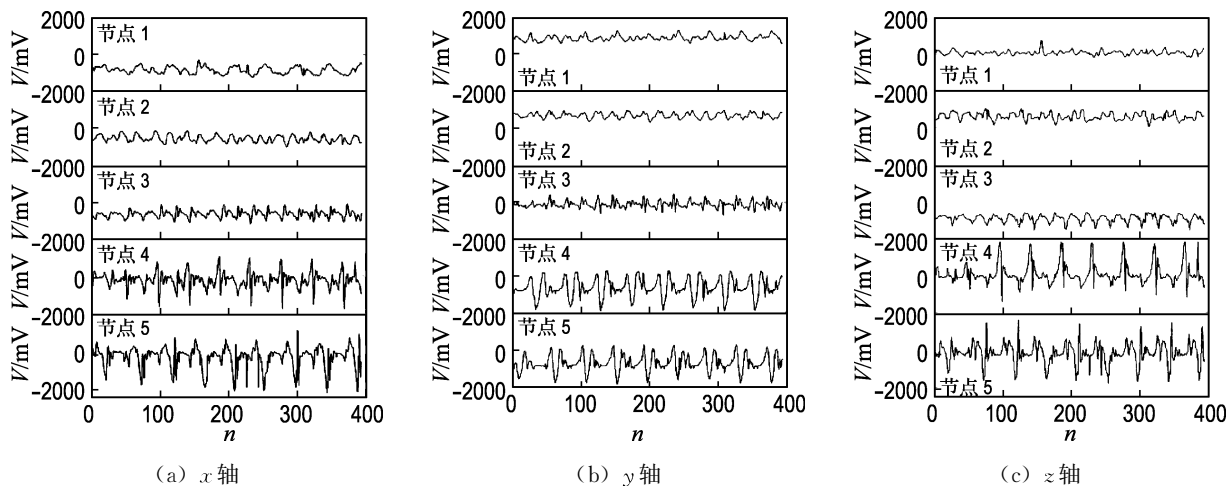


图 3 使用 BSN 监督平台采集到的“走路”的一组加速度信号

Fig. 3 Acceleration signals of walking collected by using BSN monitoring platform

3 实验结果与分析

3.1 实验数据预处理

首先使用滑动窗口分割技术将实验数据分割为若干等长的时间片段(观测窗口),每个观测窗

口拥有一个人体动作的标签,实验中滑动窗口的长度选择为 32 个样本点(约 1.5 s),相邻观测窗口之间有 50%(16 个样本点)的数据重叠,可以避免窗口边缘的信息丢失.之后提取观测窗口内的信号特征,形成特征向量.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,这些特征的有效性在已有文献中得到了证明^[9-13].

表 1 实验中选择提取的信号特征
Tab. 1 Extracted signal features in the experiment

	特征 ID	特征描述
时域特征	1~3	$x、y、z$ 轴的期望
	4~6	$x、y、z$ 轴的方差
	7~9	$xy、yz、zx$ 轴之间的协方差
频域特征	10~57	$x、y、z$ 轴 FFT 系数的绝对值
	58~60	$x、y、z$ 轴的能量

3.2 实验结果分析

本文采用十折交叉验证的方式验证本文提出的动作识别方法的效果,具体步骤如下:(1)将经过预处理之后的实验数据随机分为 10 个大小相同的子集;(2)选择其中 1 个子集作为测试数据集,合并其他 9 个子集作为训练数据集,训练 CHMMs,并计算在测试集下的识别正确率;(3)循环执行步骤(2)共 10 次,每次选择不同子集作为测试数据集;(4)将平均 10 次测试结果的正确率作为最终的识别结果.在训练和测试 CHMMs 时,观测序列的长度选择为 10,即每 10 个特征向量组成一个观测序列,相邻观测序列之间有 9 个特征向量的重叠,确保序列边缘信息不被丢失.此外,实验中选择了一些常用的人体动作识别方法进行对比,包括基于特征层融合和基于决策层融合的两种分类方式,分别选择支持向量机(support vector machine,SVM)和隐马尔可夫模

型作为分类器.在特征层融合中,将不同传感器节点的特征向量进行直接累加;在决策层融合中,使用贝叶斯决策准则作为融合分类结果的方法.这些识别方法同样采用十折交叉验证方式得到最终的正确率.

表 2 所示为使用不同识别方法得到的识别结果的正确率,A1~A9 分别代表实验中进行的 9 个人体动作.从表 2 中可以看到,本文提出的基于 CHMMs 的动作识别方法的平均识别正确率最高,达到 91.81%,而基于特征层融合和决策层融合的两种分类方式,无论采用 SVM 还是 HMM 作为分类器,都没有取得理想的识别效果.这说明本文提出的基于 CHMMs 的动作识别方法能够挖掘不同传感器节点之间的关联性,从而有效地提高人体动作识别结果的正确率.实验中除了计算识别结果的正确率,即精确度(accuracy),还计算了灵敏度(sensitivity)和特异度(specificity)这两个常用的评价分类器性能的指标^[20]来进一步验证本文提出方法的效果,其中灵敏度和特异度的定义如下:

$$\text{灵敏度} = \frac{\text{被正确分类的正类样本的数量}}{\text{正类样本的总数量}} \quad (2)$$

$$\text{特异度} = \frac{\text{被正确分类的负类样本的数量}}{\text{负类样本的总数量}} \quad (3)$$

表 3 所示为使用不同动作识别方法得到的所有动作识别结果的平均精确度、灵敏度和特异度.从表 3 中可以看到,除了精确度外,本文提出的动作识别方法在灵敏度和特异度两个指标上同样取得了满意的结果.

表 2 使用不同动作识别方法得到的人体动作识别结果的正确率
Tab. 2 Accurate rate of human activity recognition by using different recognition methods

动作识别方法		正确率/%									
		A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	平均
特征层融合	SVM	90.75	91.32	87.62	83.03	84.34	82.35	82.95	87.13	86.42	86.21
	HMM	90.83	88.69	89.52	87.22	86.35	87.99	91.32	87.50	88.14	88.61
决策层融合	SVM	91.46	86.95	86.25	89.48	92.32	91.14	85.97	90.10	88.82	89.16
	HMM	90.15	91.07	83.48	91.37	90.74	86.75	87.71	83.29	84.37	87.65
本文提出的方法		90.40	90.94	94.04	92.99	91.98	90.27	93.23	92.35	90.09	91.81

表 3 使用不同识别方法得到的人体动作识别结果的平均精确度、灵敏度和特异性

Tab.3 Average accuracy, sensitivity and specificity of human activity recognition by using different recognition methods

动作识别方法		平均精确度	平均灵敏度	平均特异度
特征层融合	SVM	0.862	0.297	0.901
	HMM	0.886	0.323	0.916
决策层融合	SVM	0.892	0.327	0.883
	HMM	0.877	0.273	0.898
本文提出的方法		0.918	0.354	0.931

4 结 论

本文建立了一个基于 BSN 的人体日常动作监督平台,使用固定在人体四肢和腰部的 5 个加速度节点采集人体动作信号,通过分析这些信号来识别人体动作. 针对动作识别过程中存在的多传感器数据融合问题,提出了一个基于 CHMMs 的动作识别方法,该方法能够有效地挖掘不同传感器信号之间的关联,提高识别结果的正确率. 通过对实验采集的 9 个人体日常动作的加速度数据进行处理,发现使用本文提出的动作识别方法的识别结果取得了满意的精确度(平均 0.918)、灵敏度(平均 0.354)和特异度(平均 0.931),均高于已有的基于特征层融合和决策层融合的动作识别方法. 实验结果说明,本文提出的基于 CHMMs 的动作识别方法符合 BSN 数据的特点,能够在基于 BSN 的人体日常动作识别中得到应用.

参考文献：

[1] YANG G Z, Yacoub M. **Body Sensor Networks** [M]. New York:Springer-Verlag, 2006.

[2] Scanail C N, Carew S, Barralon P, *et al.* A review of approaches to mobility telemonitoring of the elderly in their living environment [J]. **Annals of Biomedical Engineering**, 2006, **34**(4):547-563.

[3] King R C, Atallah L, Wong C, *et al.* Elderly risk assessment of falls with BSN [C] // **Proceedings of 2010 International Conference on Body Sensor**

Networks. Washington D C: IEEE Computer Society, 2010:30-35.

[4] Steele B G, Belza B, Cain K, *et al.* Bodies in motion:Monitoring daily activity and exercise with motion sensors in people with chronic pulmonary disease [J]. **Journal of Rehabilitation Research and Development**, 2003, **40**(5):45-58.

[5] Boyle J, Karunanithi M, Wark T, *et al.* Quantifying functional mobility progress for chronic disease management [C] // **28th Annual International Conference of Engineering in Medicine and Biology Society**. New York:IEEE, 2006:5916-5919.

[6] WANG Zhe-long, JIANG Ming, ZHAO Hong-yu, *et al.* A pilot study on evaluating recovery of the post-operative based on acceleration and sEMG [C] // **Proceedings of 2010 International Conference on Body Sensor Networks**. Washington D C: IEEE Computer Society, 2010:3-8.

[7] Aziz O, Lo B, Pansiot J, *et al.* From computers to ubiquitous computing by 2010: health care [J]. **Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, 2008, **366**(1881):3805-3811.

[8] Atallah L, YANG Guang-zhong. The use of pervasive sensing for behaviour profiling — a survey [J]. **Pervasive and Mobile Computing**, 2009, **5**(5): 447-464.

[9] Preece J S, Goulermas Y J, Kenney P J L, *et al.* Activity identification using body-mounted sensors — a review of classification techniques [J]. **Physiological Measurement**, 2009, **30**(4):1-33.

[10] BAO Ling, Intille S S. Activity recognition from user-annotated acceleration data [J]. **Pervasive Computing — Lecture Notes in Computer Science**, 2004, **31**(1):1-17.

[11] 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.

- [12] YIN Jie, YANG Qiong, Pan J J. Sensor-based abnormal human-activity detection [J]. **IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering**, 2008, **20**(8):1082-1090.
- [13] Singla G, Cook D, Edgecombe M S. Recognizing independent and joint activities among multiple residents in smart environments [J]. **Ambient Intelligence and Humanized Computing Journal**, 2010, **1**(1):57-63.
- [14] YANG G Z, HU X P. Multi-sensor fusion [M] // YANG G Z, Yacoue M, eds. **Body Sensor Networks**. New York: Springer-Verlag, 2006: 239-286.
- [15] Brand M, Oliver N, Pentland A. Coupled hidden Markov models for complex action recognition [C] // **1997 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**. San Juan: IEEE Computer Society, 1997:994-999.
- [16] Dietterich T G. Machine learning for sequential data: A review [J]. **Structural, Syntactic, and Statistical Pattern Recognition**, 2002, **2396**(1):227-246.
- [17] Chu S M, Huang T S. Audio-visual speech modeling using coupled hidden Markov models [C] // **2002 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)**. Orlando: IEEE, 2002:2009-2012.
- [18] Rezek I, Roberts S J. Estimation of coupled hidden Markov models with application to biosignal interaction modelling [C] // **Neural Networks for Signal Processing X: Proceedings of the 2000 IEEE Signal Processing Society Workshop**. Sydney: IEEE, 2000:804-813.
- [19] Pernkopf F. 3D surface analysis using coupled HMMs [J]. **Machine Vision and Applications**, 2005, **16**(5):298-305.
- [20] Fawcett T. An introduction to ROC analysis [J]. **Pattern Recognition Letters**, 2006, **27**(8):861-874.

Research on human daily activity recognition method based on BSN and CHMMs

JIANG Ming^{*1,2}, WANG Zhe-long^{1,3}, LIU Xiao-bo⁴, ZHAO Hong-yu¹, HU Yao-hua²

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

2. School of Electronic Engineering, Dongguan University of Technology, Dongguan 523808, China;

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

4. School of Electronics and Information Engineering, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China)

Abstract: Body sensor networks (BSN) may offer continuous monitoring of human activities in a range of healthcare areas, including caring the elderly, helping chronic patients, and monitoring the recovery of post-operative patients. A monitoring platform based on BSN is established for recognizing 9 human daily activities using acceleration signal. A activity recognition method based on coupled hidden Markov models (CHMMs) is proposed for multi-sensor data fusion. The experimental results show that compared with previous methods, the proposed method can achieve satisfactory performance for human daily activity recognition.

Key words: body sensor networks; activity recognition; coupled HMM; data fusion