

面向帕金森病的多模态异构协同感知方法

杨晓东^{1,2,3,4}, 陈益强^{1,2,3}, 于汉超^{1,3,4,6}, 张迎伟^{1,2,3,4}, 钟习^{1,2,3,4}, 胡子昂^{1,2,3,4}, 刘弘^{5,6}

(1. 中国科学院计算技术研究所, 北京 100190; 2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 移动计算与新型终端北京市重点实验室, 北京 100190; 4. 帕金森病研究北京市重点实验室, 北京 100053;

5. 山东师范大学信息科学与工程学院, 山东济南 250358; 6. 山东省分布式计算机软件新技术重点实验室, 山东济南 250014)

摘要: 利用多模态异构传感器组成身体感知网络 (body sensing networks), 是连续感知用户日常行为的重要方法之一, 但是能源消耗问题一直是限制其发展的主要原因。本文提出了一种面向帕金森病的多模态异构协同感知方法, 以降低用户日常行为感知过程中的功耗。该方法将行为感知分为行为识别与状态监测, 基于信息论确定识别或监测不同行为的最优传感器组合, 进而利用一个多分类器建模的行为识别模型与多个二分类器建模的状态监测模型感知用户行为。通过在公开两个数据集上的实验可以看出, 与传统的传感器全部持续工作的方法相比, 该方法能够在保证对用户行为有效感知的同时, 降低了数据传输和模型计算的功耗 (MHEALTH 上约 40%, PAMAP2 上约 15%), 从而延长感知网络的寿命, 实现长时间持续的用户日常行为感知。

关键词: 普适计算; 协同感知; 行为识别; 帕金森病; 多模态异构; 传感器; 物联网

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)03-0659-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.03.022

Multimode Heterogeneous Collaborative Sensing Method for Parkinson's Disease

YANG Xiao-dong^{1,2,3,4}, CHEN Yi-qiang^{1,2,3}, YU Han-chao^{1,3,4,6},
ZHANG Ying-wei^{1,2,3,4}, ZHONG Xi^{1,2,3,4}, HU Zi-ang^{1,2,3,4}, LIU Hong^{5,6}

(1. Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. Beijing Key Laboratory of Mobile Computing and Pervasive Device, Beijing 100190, China;

4. Beijing Key Laboratory for Parkinson's Disease, Beijing 100053, China;

5. School of Information Science and Engineering, Shandong Normal University, Jinan, Shandong 250358, China;

6. Shandong Provincial Key Laboratory for Novel Distributed Computer Software Technology, Jinan, Shandong 250014, China)

Abstract: Using multimodal heterogeneous sensors to form body sensing networks (BSNs) is one of the most important ways to continuously sensing users' daily activities, but high energy consumption is the main reason for restricting its development. This paper presents a multimode heterogeneous collaborative sensing method for Parkinson's disease to reduce the energy consumption in sensing the daily activities by BSNs. The proposed method divides activity recognition into two sub-tasks which contain activity detection and status monitoring. And it uses one multi-classifier to model activity detection task and several binary classifiers to model status monitoring tasks, which are based on the chosen optimal sensor sets. Experimental results on two public dataset show that comparing with the conventional method whose sensors run all the time, the energy consumption on data transportation and model computation is reduced by 40% in MHEALTH and 15% in PAMAP2 approximately without losing activity-sensing accuracy. Thus it can help extend the lifetime of BSNs to sense users' daily activities long-termly and continuously.

Key words: pervasive computing; collaborative sensing; activity recognition; Parkinson's disease; multimode heterogeneous; sensors; Internet of things

收稿日期: 2016-11-11; 修回日期: 2017-05-04; 责任编辑: 覃怀银

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61502456, No. 61572471); 北京市科学技术委员会资助 (No. Z16110000216140, No. Z171100000117013); 国家重点研发计划 (No. 2016YFB1001401)

1 引言

近年随着无线传感技术的发展,尤其是可穿戴设备的研究与应用^[1-9],多模态异构传感器组成的身体传感网(Body Sensor Networks,BSNs)能够通过长时间穿戴在日常生活中实现对人体行为的全面持续监测,从而在经国际运动障碍学会修订的统一帕金森病评估量表(Movement Disorder Society-Sponsored Revision of the United Parkinson's Disease Rating Scale,MDS-UPDRS)^[10]的指导下,为客观统一的帕金森病(Parkinson's Disease,PD)早期运动症状评估提供解决方案。

目前,采用BSNs对人体行为进行持续监测通常采用网络内全部传感器持续工作的机制,不仅消耗大量的能源和计算资源,而且传感网络有限的计算资源、存储空间、无线传输和电量也极大地限制了BSNs在日常生活中对PD运动症状的监测和评估。为降低用户行为感知过程中的资源和能源消耗,本文提出了面向帕金森病的多模态异构协同感知方法,在实现对用户行为感知的同时,尽可能减少工作的传感器和传输的数据量,从而降低整个网络的能源、资源消耗。

2 相关工作

然而,在利用BSNs进行数据感知过程中,有限的计算资源、电量能源等逐渐成为了限制其应用和发展的瓶颈之一,已经成为了一项热门的研究课题。Gedik等人^[11]动态选择一部分传感器进行采样,而其余的传感器数据由提前训练的概率模型产生,通过减少工作的传感器数量来降低功耗;Willett等人^[12]先通过少量传感器粗略地识别当前环境,然后根据识别结果选择性地动态控制激活传感器,从而在保持高采样频率和准确率的同时,减少激活的传感器数量以降低整个网络的功耗和通信压力;Ngai等人^[13]针对手机自带传感器和固定传感器组成的BSNs,提出一种评估感知数据质量的方法,动态调整传感器的采样率,以在保证数据质量的同时降低功耗。然而,目前提出的方法不仅忽略了传感器之间的协同关系,传感器选择策略缺乏针对性,而且没有考虑模型计算过程中复杂度带来的功耗。为了进一步降低行为感知和模型计算带来的能源和资源消耗,本文创新性地提出采用“多传感器-多分类模型”识别行为,“少传感器-二分类模型”监测状态的协同感知机制。

3 面向帕金森病的多模态异构协同感知方法

为了有效降低BSNs感知用户日常行为过程中的功耗,本文提出了面向帕金森病的多模态异构协同感

知方法(Parkinson's Disease-Multimode Heterogeneous Collaborative Sensing Method,PD-MHCSM),其总体框架图如图1所示。

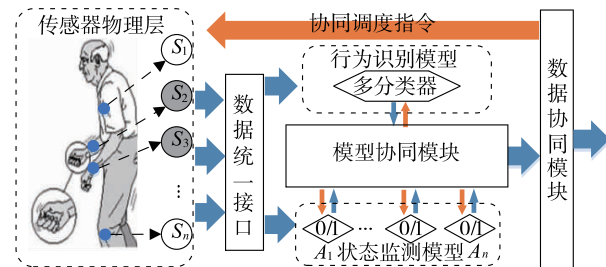


图1 面向帕金森病的多模态异构协同感知模型

3.1 基于信息增益的传感器选择方法

本文提出方法的基础是针对行为识别和状态监测模型选择最优的传感器组合,既有效表征用户行为,又通过优化传感器组合降低BSNs功耗,延长感知寿命。

信息增益^[14]是一种常用的度量其重要性的指标之一,它是一种基于熵的评估方法,衡量的是特征 F 对分类模型的贡献程度,一般定义为特征出现前后的类别集合 A 中各个类别的信息熵之差,如式(1)~(3)所示。

$$\text{InfoGain}(F, A) = H(A) - H(A|F) \quad (1)$$

$$H(A) = - \sum_{j=1}^m \Pr(A_j) \log \Pr(A_j) \quad (2)$$

$$H(A|F) = - \sum_j \sum_v \Pr(A_j | F = v) \log \Pr(A_j | F = v) \quad (3)$$

其中, $H(A|F)$ 和 $H(A)$ 分别为特征 F 出现与否时各类别的信息熵,每种类别出现的概率 $\Pr(A_j)$ 利用后验概率进行估计。

在特征信息增益的启发下,提出一种度量传感器贡献度的方法:传感器 S 的贡献度由与之相关特征的信息增益之和进行度量,其计算方法如式(4)所示。

$$\text{InfoGain}(S) = \sum_j \text{InfoGain}(F_j) \quad (4)$$

其中, F_j 表示从该传感器数据中提取的第 j 个行为特征。

采用“贪心策略”的方式按照信息增益降序组合多模态异构传感器,寻找最优的传感器组合作为该模型下应激活的传感器。

3.2 协同感知模型

面向帕金森病的多模态异构协同感知模型利用PD相关日常行为所具有持续性,将行为感知分为行为识别和状态监测两个子模型(如图3所示),利用行为识别(多分类问题)模型感知用户行为后,利用更加简单的状态监测(二分类问题)模型判断用户行为是否发生变化,由于状态监测过程中采用轻量级模型,将使用较少传感器数据和计算资源,BSNs整体功耗得以降低。

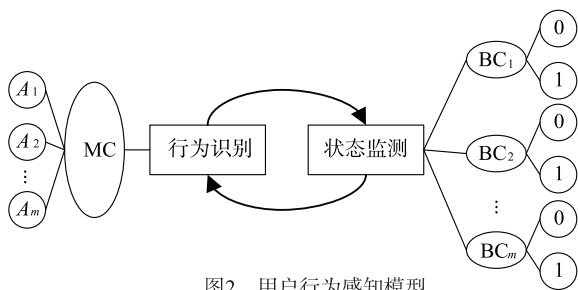


图2 用户行为感知模型

假设需要识别的用户行为数量为 m , 行为识别模型的任务是识别用户处于何种行为中, 可利用一个 m 类分类器 (Multiclass Classifier, MC) 进行表征; 状态监测模型的任务是确定用户的行为状态是否发生变化, 可用 m 个二分类器 (Binary Classifier, BC) 进行表征. 基于行为识别模型的结果确定使用哪一个状态监测模型, 而状态监测模型的结果决定了是否调用行为识别模型.

令 f^{mc} 表示 m 类分类器 MC 的分类结果, $f^{mc} = \{1, \dots, m\}$, f_i^{bc} 表示第 i 个二分类器的分类结果, $f_i^{bc} = \{0, 1\}$, 则行为识别模型和状态监测模型协同工作机制如式 (5)、(6) 所示, 其中 flag_i^{bc} 表示状态监测模型中第 i 个二分类器的协同标志, flag^{mc} 表示行为识别模型的协同标志.

$$\text{flag}_i^{bc} = \begin{cases} 1, & f^{mc} = i \\ 0, & f^{mc} \neq i \end{cases} \quad (5)$$

$$\text{flag}^{mc} = \begin{cases} 1, & \bigcap_{i=1}^m f_i^{bc} = 0 \\ 0, & \bigcap_{i=1}^m f_i^{bc} \neq 0 \end{cases} \quad (6)$$

4 实验与分析

4.1 实验设置

本文采用搭载 Intel Core i5-2320 CPU (四核, 3.0GHz) 和 16.0GB RAM 的 PC Windows 10 作为实验环境, 使用 MATLAB 2015b 作为计算平台. 选用公开数据集 MHEALTH^[15,16] 和 PAMAP2^[17,18] 进行仿真实验, 分别包含了 10 位和 9 位实验对象的包括坐下、站立、躺和行走等日常行为. 多模态传感器类型及其佩戴位置如表 1 所示, 所有传感器的采样频率均大于 50Hz, 能够满足用户行为识别的要求.

PD 早期症状在四肢和躯干均易出现异常, 具体表现为坐下或休息时手部震颤、睡眠障碍、行走时躯干僵硬、转身不便、驼背等, 因此与之相关的是行走、坐下、躺、直立四种通常具有持续性的日常行为, 实现对用户行为的感知是评估运动症状的关键前提. 因此, 本文从两个数据集中分别选取直立、坐、躺下和行走 4 种日常行为进行实验. 如表 2 所示, 基于多分类器建模的行为识别模型用于识别四种有效行为; 基于二分类器建模

的状态监测模型用于确定用户行为是否发生变化.

表 1 多模态传感器类别

数据集	类别	符号	位置
MHEALTH	加速度计	AR	右手腕部
	陀螺仪	GR	
	磁力计	MR	
	加速度计	AL	左脚脚踝
	陀螺仪	GL	
	磁力计	ML	
	加速度计	C	胸部
PAMAP2	加速度计 1	HAcc1	惯用侧腕部
	加速度计 2	HAcc2	
	陀螺仪	HGyro	
	磁力计	HMag	
	加速度计 1	CAcc1	胸部
	加速度计 2	CAcc2	
	陀螺仪	CGyro	
	磁力计	CMag	
	加速度计 1	AAcc1	惯用侧脚踝
	加速度计 2	AAcc2	
	陀螺仪	AGyro	
	磁力计	AMag	

数据预处理: 本文采用滑动窗口机制对原始数据进行分帧处理, 将窗作为进行特征提取和行为识别的最小单位. 为保证对用户行为的感知精度, 窗口大小设置为 1s, 窗间重叠为 50%, 则感知用户行为的最小时间间隔为 0.5s. 针对数据采集过程中出现的“数据不均衡”问题, 在实验预处理过程中采取下采样的方式保证模型训练过程中有效行为和其他数据的数量均衡.

分类器选择: 本文提出的多模态异构协同感知方法将行为感知分为行为识别与状态监测两个子任务, 分别用多分类器和二分类器进行建模. 为简化模型训练过程, 选择支持多分类和二分类问题的超限学习机 (Extreme Learning Machine, ELM)^[19] 作为分类器.

表 2 分类器类别

符号	行为状态	类型	用途
Multi	四种行为	多类分类器	行为识别
Stand	直立	二值分类器	状态监测
Sit	坐		
Lie	躺下		
Walk	行走		

4.2 有效传感器选择

传感器的信息增益计算是基于相关特征的信息增益, 因此在滑动窗内提取常见的行为统计特征, 包括均值、方差、标准差、过零率、过均值率、最大值、最小值. 图 3 为 MHEALTH 数据集中多模态传感器对于行为识别模型和状态监测模型的信息增益 (在 PAMAP2 数据集上的结果与之相类似). 可以看出, 同一个传感器对不同模型的贡献程度是不同的, 即行为识别模型与状态

监测模型选择针对性的传感器组合是科学的,更是必要的。

为了选择最有效的传感器组合,按照信息增益降序贪心地组合多模态传感器,针对每种组合采用 10 折交叉验证方式根据测试准确率选择最优的传感器组合。根据模型识别的准确率和时间选择最优的传感器

组合,以达到模型性能和功耗之间的平衡,其结果如表 3 所示。在同一个数据集当中,与行为识别模型相比,状态监测模型或者需要较少的传感器,或者需要较简单的模型(隐层节点数较少),分别从传感器激活数量与计算资源消耗方面降低能源消耗。

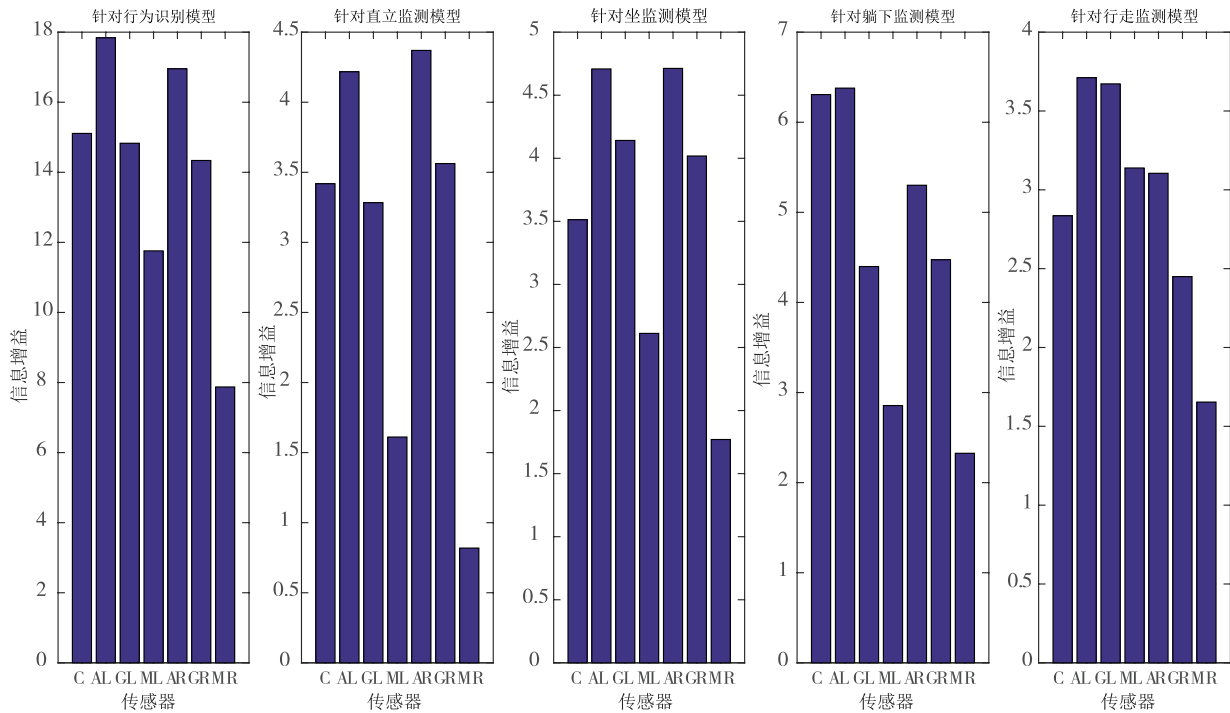


图3 MHEALTH数据集中多模态异构传感器对各类模型的信息增益

表3 最优的多模态传感器组合

数据集	模型	传感器组合	隐层节点数
MHEALTH	Multi	AL, AR, C, GL	234
	Stand	AR	61
	Sit	AR, AL, GL	63
	Lie	AL, C	21
	Walk	AL, GL	112
PAMAP2	Multi	AAcc1, AAcc2, AMag, CAcc2, CAcc1, CMag	286
	Stand	AAcc1, AAcc2, AMag, CAcc1, CAcc2, CMag	21
	Sit	AAcc1, AAcc2, AMag	103
	Lie	CMag	306
	Walk	AAcc2, AAcc1, CAcc2, AGyro, CAcc1, AMag	126

4.3 低功耗性能评估

在 BSNs 工作过程中,其功耗主要来源于数据通信^[20],而调度过程中的功耗来源于模型计算。在 MHEALTH 和 PAMAP2 两个数据集上采用留一交叉验证方式将本文方法与传统的多模态传感器全部连续工作的方法进行对比,从感知准确率、测试时间和传感器

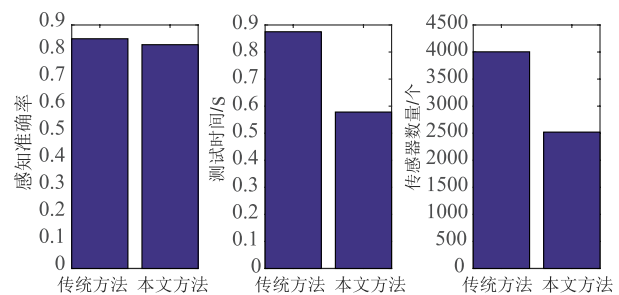


图4 MHEALTH数据集上本文方法与传统方法的性能对比

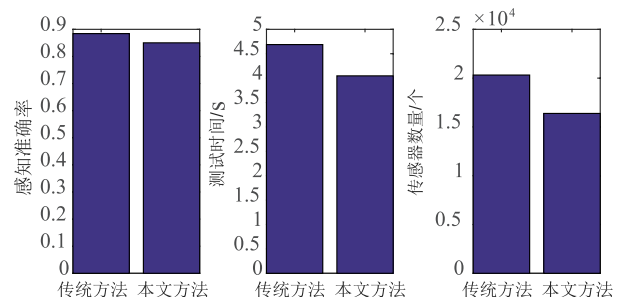


图5 PAMAP2数据集上本文方法与传统方法的性能对比

数量进行对比,其结果如图 4 和图 5 所示。本文方法与传统的连续工作方法相比,虽然由于在行为变化时行

为识别模型与状态监测模型相互调度与切换导致行为感知准确率略有下降,但总体上本文方法能够对相关用户日常行为进行有效识别.由于在状态监测过程中,仅需要激活较少的传感器,并且二分类器与多分类器相比,模型计算过程中消耗更少的资源,因此在测试时间和传感器数量方面表现了更好的性能.

5 结论与展望

为降低 BSNs 感知帕金森病相关日常行为的功耗,本文提出了多模态异构协同感知方法,基于多分类器和二分类器进行用户日常行为的行为识别和状态监测,并进行传感器的协同调度.同时,本文提出了一种基于信息增益的传感器选择方法,选择保证感知性能的最少传感器组合.通过仿真实验验证,提出的方法能够对 PD 运动症状感知所需的四种行为进行有效感知,并且利用二分类器在建模过程中的针对性和低复杂度,降低了行为感知过程中数据传输和模型计算的功耗,从而延长 BSNs 的感知寿命.

参考文献

- [1] BACHLIN M, PLOTNIK M, ROGGEN D, et al. Wearable assistant for Parkinson's disease patients with the freezing of gait symptom [J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2010, 14(2): 436 - 446.
- [2] FERSTER M L, MAZILU S, TROSTER G. Gait parameters change prior to freezing in Parkinson's disease: a data-driven study with wearable inertial units [A]. *Proceedings of the 10th EAI International Conference on Body Area Networks [C]*. Sydney, Australia: ICST, 2015. 159 - 166.
- [3] PIERLEONI P, PALMA L, BELLI A, et al. A real-time system to aid clinical classification and quantification of tremor in Parkinson's disease [A]. *2014 IEEE-EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics [C]*. Valencia, Spain: IEEE, 2014. 113 - 116.
- [4] AHLRICHS C, SAMA A, LAWO M, et al. Detecting freezing of gait with a tri-axial accelerometer in Parkinson's disease patients [J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2016, 54(1): 223 - 233.
- [5] TRIPOLITI E E, TZALLAS A T, TSIPOURAS M G, et al. Automatic detection of freezing of gait events in patients with Parkinson's disease [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2013, 110(1): 12 - 26.
- [6] DEL D S, GODFREY A, ROCHESTER L. Validation of an accelerometer to quantify a comprehensive battery of gait characteristics in healthy older adults and Parkinson's disease: toward clinical and at home use [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2015, 20(3): 838 - 847.
- [7] MOKAYA F, LUCAS R, NOH H Y, et al. Myovibe: vibration based wearable muscle activation detection in high mobility exercises [A]. *Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing [C]*. Osaka, Japan: ACM, 2015. 27 - 38.
- [8] EFTAXIAS K, ENSHAEIFAR S, GEMAN O, et al. Detection of Parkinson's tremor from EMG signals; a singular spectrum analysis approach [A]. *2015 IEEE International Conference on Digital Signal Processing [C]*. Singapore: IEEE, 2015. 398 - 402.
- [9] RAHMAN T, ADAMS A T, RAVICHAMDRAN R V, et al. Dopplesleep: a contactless unobtrusive sleep sensing system using short-range doppler radar [A]. *Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing [C]*. Osaka, Japan: ACM, 2015. 39 - 50.
- [10] GOETZ C G, TILLEY B C, SHAFTMAN S R, et al. Movement disorder society-sponsored revision of the unified Parkinson's disease rating scale (MDS-UPDRS): scale presentation and clinimetric testing results [J]. *Movement Disorders*, 2008, 23(15): 2129 - 2170.
- [11] GEDIK B, LIU L, YU P S. ASAP: an adaptive sampling approach to data collection in sensor networks [J]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2007, 18(12): 1766 - 1783.
- [12] WILLETT R, MARTIN A, NOWAK R. Backcasting: adaptive sampling for sensor networks [A]. *Proceedings of the 3rd international symposium on Information processing in sensor networks [C]*. Berkeley, California, USA: ACM, 2004. 124 - 133.
- [13] NGAI E C H, XIONG J. Adaptive collaborative sensing using mobile phones and stationary sensors [A]. *2011 IEEE/IFIP 41st International Conference on Dependable Systems and Networks Workshops [C]*. Hong Kong, China: IEEE, 2011. 280 - 285.
- [14] KULLBACK S, LEIBLER R A. On information and sufficiency [J]. *The Annals of Mathematical Statistics*, 1951, 22(1): 79 - 86.
- [15] BANOS O, GARCIA R, HOLGADO-TERRIZA J A, et al. Mhealthdroid: a novel framework for agile development of mobile health applications [A]. *International Workshop on Ambient Assisted Living [C]*. Málaga, Spain: Springer International Publishing, 2014. 91 - 98.
- [16] BANOS O, VILLALONGA C, GARCIA R, et al. Design, implementation and validation of a novel open framework for agile development of mobile health applications [J]. *Biomedical Engineering Online*, 2015, 14(S2): 1 - 20.
- [17] REISS A, STRICKER D. Introducing a new benchmarked dataset for activity monitoring [A]. *The 16th IEEE Inter-*

- national Symposium on Wearable Computers [C]. Newcastle, UK:IEEE,2012. 108 – 109.
- [18] REISS A, STRICKER D. Creating and benchmarking a new dataset for physical activity monitoring[A]. Proceedings of the 5th International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments [C]. New York, USA:ACM,2012. 40.
- [19] HU L, CHEN Y Q, WANG S Q, et al. b-COELM: A fast, lightweight and accurate activity recognition model for mini-wearable devices[J]. Pervasive and Mobile Computing, 2014, 15(1):200 – 214.
- [20] FALLAHI A, HOSSAIN E, ALFA A S. QoS and energy trade off in distributed energy-limited mesh/relay networks: A queuing analysis[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2006, 17(6):576 – 592.

作者简介



杨晓东 男, 1991 年生于山东威海. 现为中国科学院计算技术研究所博士研究生. 主要研究方向为人机交互与普适计算.
E-mail: yangxiaodong@ict.ac.cn



钟习 女, 1991 年生于山东枣庄. 现为中国科学院计算技术研究所硕士研究生. 主要研究方向为人机交互与普适计算.
E-mail: zhongxi@ict.ac.cn



陈益强 (通信作者) 男, 1973 年生于湖南湘潭. 现为中国科学院计算技术研究所研究员. 主要研究方向为人机交互与普适计算.
E-mail: ypch@ict.ac.cn



胡子昂 男, 1991 年生于内蒙古巴彦淖尔. 现为中国科学院计算技术研究所硕士研究生. 主要研究方向为人机交互与普适计算.
E-mail: huzi@ict.ac.cn



于汉超 男, 1985 年生于山东潍坊. 现为中国科学院计算技术研究所助理研究员. 主要研究方向为人机交互与普适计算.
E-mail: yuhanchao@ict.ac.cn



刘弘 女, 1955 年生于山东泰安. 现为山东师范大学信息科学与工程学院教授, 山东省分布式计算机软件新技术重点实验室主任. 主要研究方向为人工智能与计算机辅助设计.
E-mail: hongliu@sdu.edu.cn



张迎伟 女, 1992 年生于山东菏泽. 现为中国科学院计算技术研究所硕士研究生. 主要研究方向为人机交互与普适计算.
E-mail: zhangyingwei@ict.ac.cn