

手机位置和朝向无关的活动识别技术研究

吴 渊,史殿习,杨若松,李 寒,陈 茜,周 荣

(国防科技大学 计算机学院 并行与分布处理国防科技重点实验室,湖南 长沙 410073)

摘 要:文中针对基于智能手机的活动识别中如何消除手机位置和朝向的影响问题展开研究。首先,针对手机放置位置问题,提出了先识别手机位置再进行活动识别的方法,其特点是能够基于特定的手机位置选取最佳的活动识别模型,进而消除手机位置对活动识别的影响;其次,针对手机朝向影响问题,对传感器数据使用绝对值和简单移动平均线处理的方法,消除手机朝向对手机位置识别和活动识别的影响;最后,基于 Android 平台开发了一个传感器数据收集工具对传感器数据进行收集,设计了两组实验对上面提出的方法进行实验验证。结果表明,文中提出的方法能够很好地消除手机放置位置和朝向对活动识别的影响,活动识别的准确率能达到 87.89%。

关键词:手机位置;手机朝向;活动识别;智能手机

中图分类号:TP31

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2016)04-0001-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2016.04.001

Research on Activity Recognition Technique of Smart Phone Position and Orientation Independent

WU Yuan, SHI Dian-xi, YANG Ruo-song, LI Han, CHEN Xi, ZHOU Rong

(National Key Laboratory for Parallel and Distributed Processing, College of Computer,
National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: The research aims at how to eliminate the influence of smart phone's position and orientation variation at human activity recognition. Firstly, a method is put forward which recognizes the phone position and human activity followed based on the specific position. The feature is to select the best activity recognition model based on specific position for elimination of influence of mobile position on activity recognition. Secondly, in order to decrease the impact of mobile phones on the phone toward the sensor data, the absolute value and a simple moving average method is applied to process the sensor data. Finally, to prove the theory, a sensor data collecting tool has been developed in the Android platform, which is used to collect sensor data in different position and orientation of mobile phone, and two experiments have been conducted based on the theory and data collected by the tool. The results show that the presented method can effectively eliminate the influence of the smart phone's position and orientation on the activity recognition, and the activity recognition accuracy can reach 87.89%.

Key words: position of phone; orientation of phone; activity recognition; smart phone

1 概 述

目前,以 Android、iOS 为代表的智能手机内嵌了加速度、陀螺仪、光线、距离等一系列可以感知周围环境和上下文信息的传感器。这些传感器可以收集人们丰富的日常活动信息,通过分析处理这些信息可以推理人们的活动情况^[1]及行为习惯^[2]等,进而为人们提供各种各样的个性化服务。如 CenceMe^[1]利用手机采集的多种传感器(加速度传感器、GPS 等)数据推断用户的活动情况、情绪和行为习惯;HealthAware 系统^[3]

利用加速度传感器监测用户的日常活动,实时提醒用户保持健康所需要的活动量等等。

目前,活动识别领域取得了一系列的研究成果,但是绝大多数活动识别工作都是在固定手机位置和朝向的方式下进行的^[4-5]。固定手机位置和朝向的活动识别方式与日常生活中用户使用手机的习惯相悖。手机位置影响是指用户运动时不同肢体部位的运动幅度不同,导致同一用户运动状态下,放置在用户不同身体部位的手机收集到的传感器数据不一样,从而影响活动

收稿日期:2015-07-15

修回日期:2015-10-21

网络出版时间:2016-03-22

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61202117)

作者简介:吴 渊(1990-),男,硕士研究生,研究方向为分布式计算技术;史殿习,硕士生导师,研究方向为分布式计算技术。

网络出版地址:<http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20160322.1521.074.html>

识别结果。手机的朝向对活动识别的影响来自两个方面:一是手机传感器数据是基于手机内置坐标系收集的,手机不同朝向(正反面等)放入口袋时收集到的数据不一样;二是用户运动时不固定的手机可以自由的在口袋内晃动,从而影响收集的传感器数据。因此,如何在基于智能手机的活动识别当中消除手机放置位置和朝向带来的影响问题成为目前该领域研究的热点和难点^[6-9]。

文中针对基于智能手机的活动识别中如何消除手机位置和朝向的影响问题展开研究。对手机放置位置问题,提出了先识别手机位置再进行活动识别的方法,其特点是能够基于特定的手机位置生成最佳的活动识别模型;其次,针对手机朝向影响问题,对传感器数据使用绝对值和简单移动平均线处理的方法,消除手机朝向对手机位置识别和活动识别的影响;最后,基于 Android 平台开发了一个传感器数据收集工具对传感器数据进行收集,采集手机不同放置位置和朝向下的加速度、陀螺仪、光线、距离等传感器数据,在此基础上设计了两组实验对上面提出的方法进行实验验证。结果表明,文中所提出的方法能够很好地消除手机放置位置和朝向对活动识别的影响,活动识别的准确率能达到 87.89%。

2 相关工作

文献[4]对现有的基于智能手机的活动识别进行了详细的分析、总结和归纳。就目前基于智能手机的活动研究来说,将其分为三类:固定手机位置和朝向的活动识别研究、手机朝向无关的活动识别研究以及手机位置无关的活动识别研究。绝大多数活动识别研究都是在手机位置和朝向固定的条件下进行的,其工作重点偏向于传感器取样频率、特征和分类算法在活动识别中识别准确率和能耗等方面^[2-3]。但在实际应用中,手机的放置位置和朝向的影响不可忽略,下面就这两方面进行分析总结。

针对手机朝向对活动识别影响的问题,研究者主要采取两种处理方法:一是使用与手机朝向无关的特征(如三轴合成加速度)来训练分类模型^[1,7];二是将基于手机坐标系的传感器数据转换为基于地球坐标的数据^[8]。

针对手机放置位置对活动识别的影响研究可以分为如下三类:一是利用手机放置在不同位置获取的传感器数据来抵消手机位置的影响^[10-12],即将不同手机位置收集的传感器数据综合在一起提取特征,再进行分类;二是在数据收集阶段将用户的活动类型(如走路、跑步等等)与手机放置的位置组合进行标注,在此基础上进行训练和分类^[13];三是在识别手机位置的基

础上,利用在手机各个位置生成的活动识别模型来识别用户活动^[14-16]。

其中,第一类方法使用最多,其使用多个手机位置的传感器数据抵消手机位置带来的影响,本质上还是与手机位置相关的。第二类方法本质上还是利用手机在多处位置收集的数据来抵消手机位置的影响,其不同之处在于把用户运动与手机放置位置组合成标签,分类上更精细。第三类方法只有文献[14]用到,其缺陷在于实验数据是在跑步机上收集的,难以代表真实的用户活动数据。此外,其忽视了手机朝向对手机位置识别和活动识别的影响。

3 手机位置和朝向变化的处理方法

从上面的分析中可以看到,手机放置位置和手机朝向是影响基于智能手机的活动识别结果的两个重要因素。为此,文中提出了一个手机放置位置无关的活动识别框架,如图 1 所示。其核心思想是先利用光传感器、距离传感器和手机位置识别模型对手机的位置进行识别,再针对特定的手机放置位置,使用多种机器学习方法生成多个活动识别模型,并选出最佳的活动识别模型。

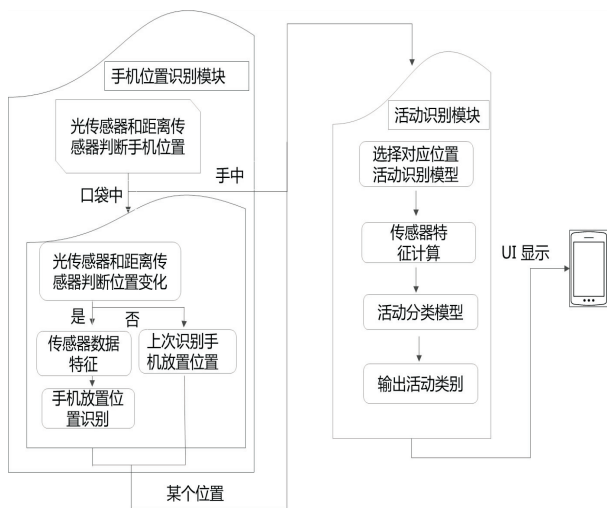


图 1 活动识别的系统框架图

3.1 手机位置识别方法

与大部分处理手机放置位置问题的活动识别研究类似,文中主要对手机在四处位置(用户手中、大腿、腰部和胸前的口袋)进行识别。手机放置位置实验分为两个步骤进行:第一步利用光传感器和距离传感器来识别手机是在口袋中还是手中(手机大概位置);第二步利用传感器数据生成的手机放置位置识别模型进一步确认手机的具体位置。进行光传感器和距离传感器实验得到两个结论:一是手机在口袋内和手中所采集到的光强度值和距离数据值大小明显不一致;二是每一次手机位置改变(如从手中放入口袋)都会引起

光强度值和距离值剧烈的抖动。

利用结论一可知光传感器和距离传感器结合并设定阈值可以用来识别手机在手中或口袋内(两种传感器结合可以消除环境变化因素带来的影响,如白天晚上光线的变化)。利用结论二,只有当手机放置发生位置改变时,才使用手机位置识别模型进行手机位置识别,从而节省利用识别模型识别手机位置带来的资源消耗和延时。

在利用光传感器和距离传感器确认手机大概放置位置后,再采用多种机器学习分类算法对手机放置在常见的三种口袋处(胸前、大腿和腰部等位置处的口袋)进行识别。手机放置位置识别实验中,利用决策树、朴素贝叶斯和支持向量机对三种传感器(重力加速度传感器、线性加速度传感器和陀螺仪传感器)数据进行训练生成手机放置位置识别模型,并分析了不同传感器数据和分类算法在手机放置位置识别中的准确率。

3.2 手机朝向不固定引起的变化及处理方法

手机朝向不固定主要引起两类变化:

一是手机内置的传感器三轴坐标系随手机的朝向发生翻转,其传感器数据变化如图2(a)所示,传感器在 x 轴与 y 轴的数据发生了翻转。针对这类变化,利用传感器数据求绝对值的方法。图2(b)是经过绝对值处理后的数据波形图。从图2(b)中可以看出不同手机朝向下用户同一运动时采集的传感器数据,在经过绝对值处理后数据表现趋向一致。

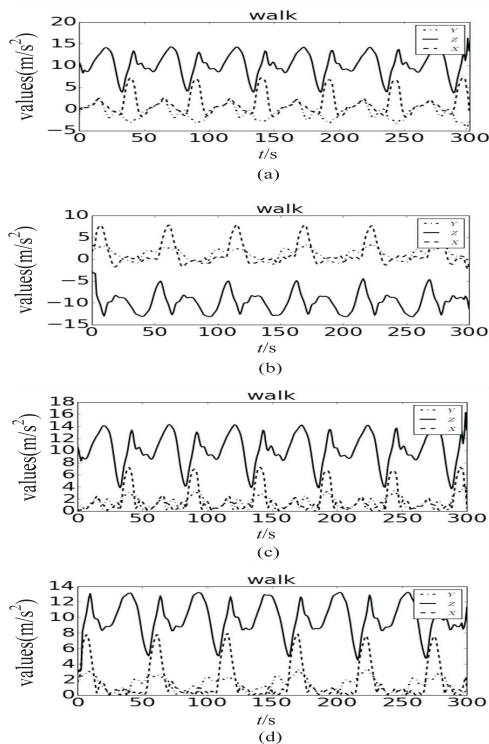


图2 传感器数据波形图

二是手机不同朝向放置时导致原始传感器数据在每一个波形周期内产生许多随机抖动,影响活动识别提取的时域特征,如波峰、频率等等。针对这类变化,使用简单移动平均线(Simple Moving Average, SMA)^[17]消除手机不固定引起的抖动。

图2中,(a)和(b)为不同手机朝向下,传感器数据在 x 轴与 y 轴的变化,(c)和(d)为经过绝对值处理后的传感器数据波形。

4 实验

4.1 数据收集方式

图3(a)是基于Android平台下编写的数据收集工具,主要收集加速度(线性加速度、重力分量加速度)、陀螺仪、光线、距离等传感器数据。实验收集了10名志愿者(4名女性和6名男性)在如图3(b)、(c)所示的四种手机位置下走路、跑步、上楼梯、下楼梯、骑自行车时的传感器数据及活动、手机朝向和位置标签。实验对传感器数据进行分割后产生了11 723组数据样例,采用随机划分的方法,其中70%为训练数据,30%为测试数据。

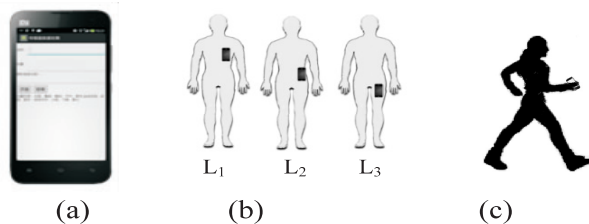


图3 数据收集 APP 及手机四种放置位置

4.2 特征提取

实验采用50%重叠的4 s滑动窗口对重力传感器、线性加速度传感器和陀螺仪传感器数据进行分割,然后对分割后的数据窗口提取特征,提取了最大值、最小值、均值、标准差、波峰个数、波峰的均值、波谷的均值、波峰的最小值、波谷的最大值共计9个特征。重力加速度、线性加速度、陀螺仪等传感器都是三轴传感器,因此每个传感器能够提取到27特征。在实验中,把直接从传感器数据上提取的特征称作特征一,对传感器数据进行绝对值和SMA处理后提取的特征称作特征二。

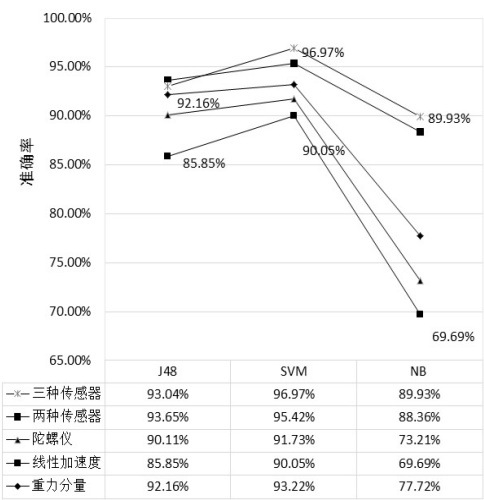
4.3 实验及结果分析

两组实验:第一组实验在固定手机朝向下,检验手机放置位置是否对活动识别有影响,并与相关研究工作对比在消除手机位置影响上文中提出的活动识别模型的效果。第二组实验在不固定手机朝向下,验证经过绝对值处理和SMA处理后的传感器数据在手机位置识别和活动识别中的效果。

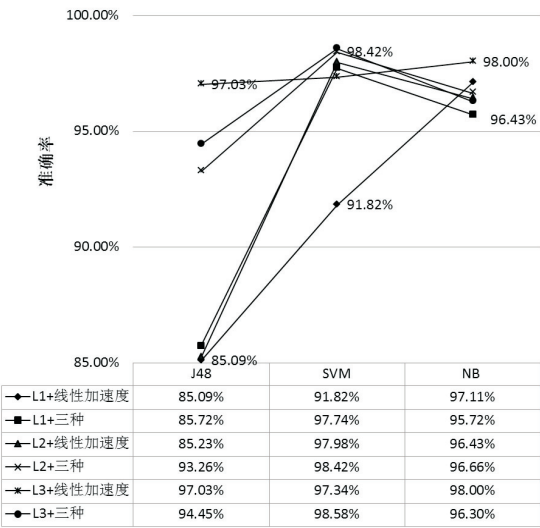
第一组实验包括以下3个实验。

实验 1:在同一手机朝向下,使用手机在 L_2 (见图 3)口袋处收集到的传感器数据生成分类模型来识别手机在 L_3 (见图 3)口袋处的活动。结果显示用手机放置在 L_2 处的传感器数据生成的分类模型对 L_3 位置处的活动进行识别,其最高准确率仅为 43.61%,表明手机放置位置对活动识别有很大影响。

实验 2:在同一手机朝向下,使用手机在所有放置位置处的传感器数据生成分类模型,检验其是否能减少手机位置对活动识别的影响(大多研究采用的方法)。结果显示,决策树、SVM 和朴素贝叶斯在不同传感器组合下得到的最高识别率分别为:86.62%、93.71%、92.34%。这说明利用所有手机位置处的传感器数据生成的模型在很大程度上能减少手机放置位置对活动识别的影响。



(a) 手机放置位置识别准确率



(b) 手机放置位置后的活动识别准确率

图 4 识别准确率

实验 3:在同一手机朝向下,先识别手机放置位置,再调用特定手机位置活动识别模型进行识别。图 4(a)是手机位置识别结果,结果表明决策数和 SVM 比

朴素贝叶斯的识别效果要好,使用 SVM 对三种传感器数据训练生成的模型识别效果最好,准确率能达到 96.97%。识别手机放置位置后,分别在 L_1 、 L_2 、 L_3 (见图 3)口袋处进行活动识别,其结果如图 4(b)所示。在 L_1 、 L_2 、 L_3 三个口袋处活动识别的最高准确率分别为 97.74%、98.42%、98.58%,即在三处手机位置的平均识别率为 98.20%。

此外还研究了用户手机拿在手中走路和跑步时两种活动的识别率,其准确率能达到 99% 左右。在不包括用户手机放置手中运动的情况下,先识别手机放置位置,再在各个位置识别用户活动,活动识别准确率能达到 95.22% ($96.97\% \times 98.20\%$)。将实验 3 与实验 2 进行对比,表明文中使用的方法比大多数处理手机位置的活动识别研究中使用的方法的识别率要好。

从图 4(a)和(b)中还可以得知,使用单个传感器时,手机位置识别时使用重力传感器的效果要好,活动识别中使用线性加速度传感器的识别效果要好,多个传感器组合在手机位置识别和活动识别时的效果一般要好于单个传感器。

基于第一组实验中使用三种传感器数据组合的识别效果最好的结果,在第二组实验中使用三种传感器数据进行验证。首先,实验在不限手机朝向的情况下收集了用户活动时的传感器数据,利用上述描述的特征一和特征二进行了两个实验。实验 1 利用特征一和特征二生成的分类模型来识别手机的放置位置,结果表明特征二在手机位置识别中的表现要好于特征一,其准确率最高为 92.66%。这说明经过绝对值和 SMA 处理后的传感器数据在识别手机位置时在一定程度上消除了手机朝向变化带来的影响。实验 2 中有两组变量:特征和传感器数据。特征包括特征一和特征二;传感器数据包括单个手机朝向下收集的传感器数据和所有手机朝向下收集的传感器数据。实验中使用这些特征和数据组合生成的模型来识别不限手机朝向的活动。其结果如图 5 所示。在单个手机朝向下的数据提取的特征二比特征一的表现要好;使用所有手机朝向下收集的数据和特征二生成模型在消除手机朝向的影响上表现最好。这就表明,经过绝对值和 SMA 处理后的传感器数据在识别用户活动时在一定程度上消除了手机朝向变化带来的影响。

通过第一组实验可知先识别手机放置位置,后识别活动的模型能够有效地消除手机位置对活动识别的影响;通过第二组实验可知在不限手机朝向和位置的情况下,经过绝对值和 SMA 处理后的传感器数据在识别手机放置位置和活动识别时的准确率最好,最高识别准确率分别能达到 92.66% 和 94.85%,即在不限手机朝向和位置的情况下,基于所提出的框架和数

据处理方法,活动识别的准确率能达到 87.89% (92.66% * 94.85%)。

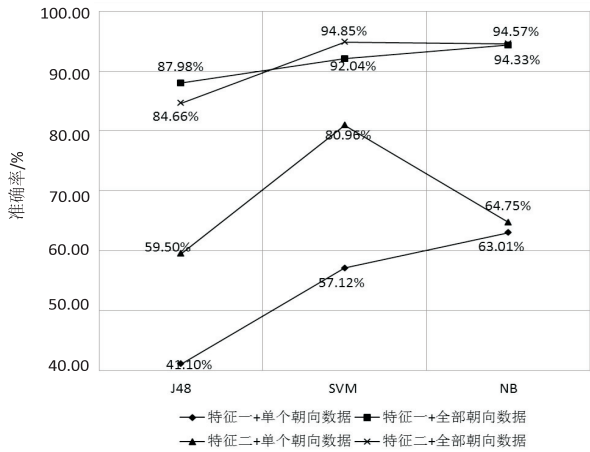


图5 活动识别中使用不同特征和数据集时的准确率

5 结束语

文中在解决手机放置位置对活动识别影响的问题时,分两个步骤:先利用光和距离传感器识别手机在手中或口袋内,再使用分类模型对手机放置在不同口袋处进行识别。在识别手机放置位置的基础上,调用在具体的手机位置生成的活动识别模型进行活动识别。在处理手机朝向问题的影响时,使用绝对值和 SMA 对传感器数据进行处理,以消除手机朝向的影响。基于上述处理方法,实验结果表明,在不限手机朝向和位置下活动识别结果表现很好。下一步工作,将基于智能手机平台完成一个实用的活动识别系统。

参考文献:

[1] Miluzzo E, Lane N D, Fodor K, et al. Sensing meets mobile social networks: the design, implementation and evaluation of the cenceme application [C]//Proceedings of the 6th ACM conference on embedded network sensor systems. Raleigh, NC: ACM, 2008: 337-350.

[2] Yuan B, Herbert J, Emamian Y. Smartphone-based activity recognition using hybrid classifier [C]//Proceeding of the 4th international conference on pervasive and embedded computing and communication systems. [s. l.]: [s. n.], 2014.

[3] Gao C, Kong F, Tan J. Healthaware: tackling obesity with health aware smart phone systems [C]//Proc of IEEE international conference on robotics and biomimetics. Guilin: IEEE, 2009: 1549-1554.

[4] Shoaib M, Bosch S, Incel O D, et al. A survey of online activity recognition using mobile phones [J]. Sensors, 2015, 15 (1): 2059-2085.

[5] Kwapisz J R, Weiss G M, Moore S A. Activity recognition using cell phone accelerometers [J]. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 2011, 12 (2): 74-82.

[6] Siirtola P, Roning J. Ready-to-use activity recognition for smartphones [C]//Proceedings of the 2013 IEEE symposium on computational intelligence and data mining. Singapore: IEEE, 2013: 59-64.

[7] Siirtola P, Roning J. Recognizing human activities user-independently on smartphones based on accelerometer data [J]. International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence, 2012, 1 (5): 38-45.

[8] Lu H, Yang J, Liu Z, et al. The jigsaw continuous sensing engine for mobile phone applications [C]//Proceedings of the 8th ACM conference on embedded networked sensor systems. Zurich, Switzerland: ACM, 2010: 71-84.

[9] Reddy S, Mun M, Burke J, et al. Using mobile phones to determine transportation modes [J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2010, 6 (2): 13-16.

[10] Anjum A, Ilyas M U. Activity recognition using smartphone sensors [C]//Proc of consumer communications and networking conference. [s. l.]: IEEE, 2013: 914-919.

[11] Wang Y, Lin J, Annaram M, et al. A framework of energy efficient mobile sensing for automatic user state recognition [C]//Proceedings of the 7th international conference on mobile systems, applications, and services. [s. l.]: ACM, 2009: 179-192.

[12] Thiemjarus S, Henprasertae A, Marukatat S. A study on instance-based learning with reduced training prototypes for device-context-independent activity recognition on a mobile phone [C]//Proceedings of IEEE international conference on body sensor networks. [s. l.]: IEEE, 2013: 1-6.

[13] Khan A M, Tufail A, Khattak A M, et al. Activity recognition on smartphones via sensor-fusion and kda-based SVMs [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2014, 6 (10): 18-21.

[14] Martín H, Bernardos A M, Iglesias J, et al. Activity logging using lightweight classification techniques in mobile devices [J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2013, 17 (4): 675-695.

[15] Miluzzo E, Papandrea M, Lane N D, et al. Pocket, bag, hand, etc. - automatically detecting phone context through discovery [J]. Proc. Phone Sense, 2010, 8 (5): 21-25.

[16] Wiese J, Saponas T S, Brush A J. Phoneprioception: enabling mobile phones to infer where they are kept [C]//Proceedings of the SIGCHI conference on human factors in computing systems. [s. l.]: ACM, 2013: 2157-2166.

[17] Milette G, Stroud A. Android 传感器高级编程 [M]. 裴佳迪, 译. 北京: 清华大学出版社, 2013.