

基于压缩感知的移动用户行为识别方法

宋辉 王忠民

(西安邮电大学计算机学院 西安 710121)

摘要 为了提高移动用户行为识别的准确率,提出一种基于压缩感知的行为识别方法,其可对原始加速度数据或压缩后的加速度数据进行行为识别。依据压缩感知理论中可以由冗余字典重构数据的原理,将原始三轴加速度数据作为训练样本构造冗余字典,基于该字典求解最小 l_1 范数得到待识别样本的稀疏系数,根据稀疏系数计算并选取最小残差值对应的行为作为识别结果。实验结果表明,该方法识别移动用户行为的准确率可达 82.64%,高于传统方法的识别准确率,且对随机投影压缩后的行为数据也具有良好的识别效果。

关键词 行为识别,压缩感知,冗余字典

中图法分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.02.054

Mobile User Behavior Recognition Based on Compressed Sensing

SONG Hui WANG Zhong-min

(School of Computer Science and Technology, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

Abstract To increase the recognition accuracy of mobile users' behaviors, a compressed sensing based recognition method was proposed, which is able to recognize behaviors from raw acceleration data or compressed acceleration data. According to the theory that an over-comprehensive dictionary is able to reconstruct data, an over-comprehensive dictionary is constructed by raw acceleration data from three-axis accelerometer firstly, and then to calculate the sparse coefficient for samples to be tested by solving the minimum l_1 norm. At last, residual values are calculated according to the behaviors and the minimum one is selected as the indicator to obtain the classification results. Experiment results show that by using this method the recognition accuracy can reach to 82.64%, which is higher than the recognition accuracy by using traditional recognition algorithms. At the same time, the recognition accuracy for the compressed acceleration data is also satisfied.

Keywords Behavior recognition, Compressed sensing, Over-comprehensive dictionary

1 引言

通过手机内置三轴加速度传感器实时采集手机三轴加速度数据可以识别出用户静止、走路、跑步、上下楼梯等日常行为。与使用专用传感器识别用户行为相比,通过手机传感器进行行为识别无需用户佩戴额外的设备,不增加用户负担,不影响用户正常的工作、学习和生活,具有便捷、实时、无干扰的优点,可用于用户日常活动监测、保健监护和指导等众多应用领域^[1-2]。目前国内外研究者对基于手机的移动用户行为识别的研究已经取得一些成果^[3-4]。但是不同手机所使用的加速度传感器种类和性能会有差异,不同用户携带手机的位置相同,以及不同用户行为方式的个性化和多样性等因素都增加了识别的难度,影响了识别的准确率。

现有行为识别方法大多是先从加速度数据中提取特征,并对特征进行优选,然后按照某种识别算法建立模型进行行为识别^[5-6]。压缩感知理论和技术是新近出现的数据压缩和

感知方法,基于该理论的压缩分类方法在图像识别领域已有较多应用。目前已有研究者将压缩感知理论和技术应用于人体行为的识别中^[7-10],但是相关的研究大都仅限于基于固定在人体上的多个专用传感器所采集的数据来识别人体行为,并且采用了先从加速度数据中提取特征再基于特征进行识别的传统方法。压缩感知理论已经证明可以通过建立冗余字典由压缩数据重构出原始数据,本文依据这一原理,将原始三轴加速度数据直接作为训练样本构造出冗余字典,然后基于该字典通过求解最小 l_1 范数得到待识别样本的稀疏系数,再根据稀疏系数计算并选取最小残差值对应的行为作为识别结果。该方法改变了传统识别方法需要对原始三轴加速度数据进行合成,并提取特征后再进行行为识别的模式,减少了行为识别中合成加速度、特征提取及优选等计算过程。同时该方法能够对随机投影压缩后的行为数据直接进行识别,有利于降低手机 CPU 的计算量,减少数据传输的流量。

收稿日期:2015-11-16 返修日期:2016-03-01 本文受国家自然科学基金(61373116),陕西省教育厅产业化培育项目(2012JC22)资助。

宋辉(1979—),男,硕士,讲师,主要研究方向为移动计算, E-mail: songhui@xupt.edu.cn; 王忠民(1967—),男,博士,教授,主要研究方向为智能信息处理。

2 基于压缩感知的行为识别方法

基于压缩感知的行为识别方法依据压缩感知理论中基于冗余字典的信号稀疏表示与重构的原理建立行为识别模型并进行行为识别。

2.1 行为识别原理

压缩感知理论最早由 Donoho 等于 2006 年提出^[11],该理论证明了如果信号在某个变换域具有稀疏性,就能通过一个与变换基不相关的观测矩阵将变换所得的高维信号投影到一个低维空间上,然后通过求解一个优化问题就能以高概率精确地重构该信号^[12]。观测矩阵的选择和信号重构的方法是压缩感知技术研究的核心内容。已有研究证明了高斯随机矩阵和伯努利随机矩阵是较为理想的观测矩阵^[13]。信号重构有两种方法:1)采用基于组合正交基的稀疏表示的重构方法;2)使用超完备的冗余函数取代基函数(称为冗余字典),实现基于冗余字典的信号稀疏表示的重构方法^[14]。本文提出的基于压缩感知的行为识别方法即建立在基于冗余字典的信号稀疏表示的重构方法的原理之上,将手机加速度传感器所采集的不同用户行为的原始三轴加速度数据作为训练样本构造出冗余字典。文献[15]已经证明,加速度传感器采集的人体行为数据在小波变换基和快速傅里叶变换基下是足够稀疏的,满足压缩感知理论的应用条件。根据基于冗余字典的信号稀疏表示的重构方法的原理可知,经过观测矩阵投影后的冗余字典矩阵 A 和某个待识别行为样本 y 满足:

$$y = A\alpha \quad (1)$$

其中, $A \in R^{N \times M}$, $y \in R^{N \times 1}$, M 是训练样本维度, N 是待测样本维度, N 远远小于 M 。系数向量 $\alpha \in R^{M \times 1}$ 为样本 y 的稀疏表示, α 中只有很少的元素不为零,其他大部分的元素均为零。 α 中非零元素出现的位置由冗余字典矩阵 A 中与待识别样本的行为类型所匹配的行为类型数据所在的位置决定。因此只要能求解出系数向量 α ,从其非零元素的位置就可以判断出待识别样本的行为类型。

由于待测样本维度 N 远远小于训练样本维度 M ,因此式(1)是欠定的,不能直接求得确定的解。对于此类问题,常用的求解方法是通过求解最小 l_0 范数来得到近似解,即

$$\hat{\alpha} = \arg \min \|\alpha\|_0 \quad \text{s.t. } y = A\alpha \quad (2)$$

式(2)的求解是一个 NP 难问题,求解过程代价较大。压缩感知技术的研究成果表明,只要式(1)的解 α 足够稀疏,就可以通过求解最小 l_1 范数来得到较为理想的 α 的近似解^[7],即

$$\hat{\alpha} = \arg \min \|\alpha\|_1 \quad \text{s.t. } y = A\alpha \quad (3)$$

如前所述,加速度传感器采集的人体行为数据在小波变换基和快速傅里叶变换基下是足够稀疏的,符合通过求解最小 l_1 范数得到 α 近似解的条件,故可以采用式(3)进行求解。

2.2 行为识别模型及方法

某个时刻由智能手机内置三轴加速度传感器采集到的原始加速度数据是 v_x, v_y, v_z 。这 3 个数据可构成一个一维观测向量 $v(v \in R^3)$ 。将某个时间段内的 n 个观测向量连接构成

一个一维向量 $V(V \in R^N, N=3n)$ 。对若干实验者的 K 类不同行为分别进行 $M_i(i=1,2,\dots,K)$ 次采样,每一类行为都得到 N 个训练样本数据。将这些训练样本数据线性连接起来可构成一个矩阵 A :

$$A = [A_1, A_2, \dots, A_i, \dots, A_K] \in R^{N \times M} \quad (4)$$

其中, A_i 表示属于第 i 类行为的所有训练样本数据构成的子矩阵, $A_i \in R^{N \times M_i}$ ($M = M_1 + M_2 + \dots + M_K$)。

按照前述数据稀疏表示理论,矩阵 A 即为描述了不同用户行为的冗余字典矩阵。对于某个待识别行为样本 $y \in R^{N \times 1}$,满足:

$$y = A\alpha \quad (5)$$

其中, $\alpha = [0, \dots, 0, \alpha_{i,1}, \alpha_{i,2}, \dots, \alpha_{i,M_i}, 0, \dots, 0]^T \in R^{M \times 1}$; A 和 y 需要使用高斯随机矩阵或伯努利随机矩阵进行投影。

式(5)表明,如果待识别行为样本 y 属于第 i 类行为,则其系数向量 α 中只有与字典矩阵 A 中相应行为所在位置的 M_i 个元素不为零,其他位置上的元素均为零。理想情况下,式(5)的解向量 α 中只有与待识别样本对应行为所在位置的元素不为零,其他位置的元素均为零,所以可以直接从解向量中的非零元素的位置判断出该行为所属的类型。但是由于测量噪声、求解误差等因素的影响,所求得解向量中往往也会在其他位置出现若干非零元素。图 1 所示为由式(3)求解出的某一静止动作所对应的稀疏系数位置分布图。从图中可以看出,绝大部分非零元素分布在与行为静止所对应的位置上,除此之外还有少量非零元素出现在其他行为对应的位置上。

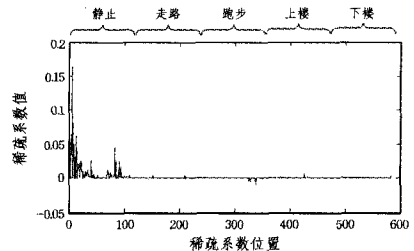


图1 稀疏系数中非零元素位置分布图

此时,可以计算待测行为向量 y 与每一类行为所对应的所有训练样本向量的残差值 r :

$$r_i = \|y - A_i \hat{\alpha}_i\|_2, i=1,2,\dots,K \quad (6)$$

其中, A_i 为第 i 类行为在字典矩阵 A 中所对应的子矩阵, $\hat{\alpha}_i(\hat{\alpha})$ 表示按照 A_i 在 A 中的位置从解向量 $\hat{\alpha}$ 中取出的所对应位置的子向量。假设共有 K 类行为,则可以计算出 K 个残差值,选取其中的最小值所对应的行为类别作为待测样本行为所属的类别。

整个行为识别流程如图 2 所示。行为识别算法的步骤总结如下:

- 1) 对多个实验者的 K 类行为分别采集三轴加速度数值,建立冗余字典矩阵 A ,其包含所有行为的训练样本数据;
- 2) 对 A 和任意一个待测样本数据 y 进行随机投影,然后通过求解最小 l_1 范数得到其稀疏系数;
- 3) 计算待测样本向量与每一类行为所对应的所有训练样本向量的残差值,选取最小残差值所对应的行为类别作为该待测样本的类别。

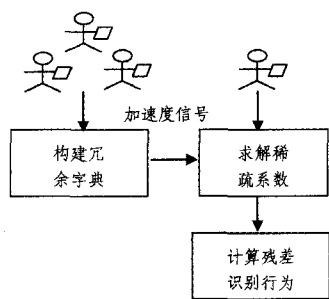


图 2 行为识别流程图

3 实验设计与实验结果分析

为了验证基于压缩感知的移动用户行为识别方法的有效性,编写了手机加速度采集程序,进行了数据采集、数据处理和实验结果分析。

3.1 实验设计及实验结果

实验由 5 名实验者使用其日常所用手机(均为 Android 智能手机,品牌为三星、华为和 hTC)采集静止、走路、跑步、上楼和下楼 5 种行为的三轴加速度数据。对于每种行为,实验者分别采集将手机放置于裤子口袋里、放置于包里和握于手中 3 种不同位置的数据。每种行为在每个位置的数据采集重复进行 10 次,每次采集数据 10s,采样频率为 50Hz。为了减少实验噪声,对于所采集的 10s 数据,只取中间的 6s 数据作为原始样本数据,最终获得的实验数据集共有 2160 条样本数据。随机选取所有样本数据中的 80%作为训练数据,20%作为测试数据。

按照前述行为识别方法,由训练样本数据建立冗余字典矩阵,并对测试数据进行测试。测试过程在 Matlab 仿真环境中进行,对最小 l_1 范数的求解使用了 l1magic 软件包^[16]。实验分别采用高斯随机矩阵和伯努利随机矩阵作为观测矩阵对冗余字典矩阵和测试数据进行投影。为了对比不同投影压缩比对识别结果的影响,实验分 10 次进行,按照 10 种不同的压缩比对测试数据进行行为识别测试。测试得到的不同压缩比下的行为识别准确率如表 1 所列。

表 1 不同投影数目下的行为识别准确率

压缩比	采用高斯随机矩阵 投影的准确率/%	采用伯努利随机矩阵 投影的准确率/%
1	82.64	75.69
0.9	79.86	72.92
0.8	71.53	67.36
0.7	66.67	63.19
0.6	63.89	60.42
0.5	63.19	60.42
0.4	61.81	59.72
0.3	61.11	59.03
0.2	61.11	56.94
0.1	59.03	55.56

3.2 与决策树和 BP 神经网络方法的对比

决策树算法和 BP 神经网络算法是较为成熟且广泛应用的模式识别方法,识别效果较好,具有一定的代表性。在实验中使用这两种方法对本实验数据集中的数据进行了行为识

别测试,以便与基于压缩感知方法的行为识别结果进行对比。使用决策树算法和 BP 神经网络算法进行测试的实验也是分 10 次进行的,每次按照不同的压缩比从训练数据和测试数据中随机抽取相应数目的数据进行测试。这两种方法测试得到的行为识别准确率与基于压缩感知方法进行行为识别的准确率的对比结果如图 3 所示。

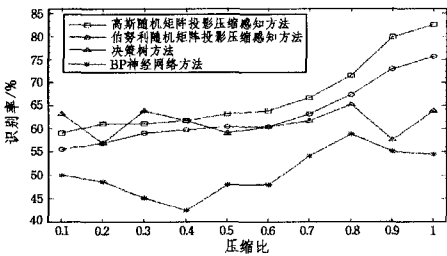


图 3 压缩感知方法与决策树和 BP 神经网络方法的对比

3.3 实验结果分析

从以上实验结果可以看出,对于压缩感知行为识别方法,当不进行数据压缩,即压缩比为 1 时,识别准确率最高。随着压缩比的不断减小,识别准确率降低。这是由于当压缩比降低时,冗余字典中包含的数据量减少,影响了数据重构的精确性。当压缩比从 1 降到 0.6 时,识别准确率下降幅度较大;而压缩比从 0.6 降到 0.1 时,识别准确率下降幅度较小;当压缩比为 0.1 时,仍然能够达到 59.03%的识别准确率。该结果表明压缩感知行为识别方法可直接识别投影压缩后的行为数据,这一特点对于在计算性能相对较弱的手机上进行实时行为识别、降低手机 CPU 计算量、减少网络传输数据流量、降低手机电量消耗等方面都具有研究意义和实用价值。

在几种识别方法的对比中,BP 神经网络方法的识别率在各个压缩比上都是最低的。决策树方法的识别率在不同压缩比上呈现上下波动的特点,其整体平均识别率和最高识别率高于 BP 神经网络方法,低于压缩感知识别方法。使用高斯随机矩阵投影的压缩感知识别方法与使用伯努利随机矩阵投影的压缩感知识别方法相比,前者的识别率整体高于后者的识别率。所以对于移动用户行为识别,高斯随机矩阵是一种较好的观测矩阵。

表 2 列出了当压缩比为 1 时高斯随机投影压缩感知方法对 5 种行为的具体识别结果,可以根据此结果对压缩感知识别方法进行更进一步的分析。从表 2 中可以看出,静止的识别率最高,其他 4 种行为的识别率相对较低。造成这种情况的原因是静止状态下的原始加速度数据与其他 4 种行为的原始加速度数据相比有明显的差异;而其他 4 种行为的原始加速度数据中有相似之处。传统行为识别方法从原始加速度中提取特征,再根据特征进行行为识别,在一定程度上避免了原始加速度数据中的相似性对识别的干扰。而压缩感知方法直接使用原始加速度数据进行行为识别,在计算稀疏系数时容易被不同行为的相似数据干扰,从而造成误判。根据基于压缩感知行为识别的原理,可以考虑从两个方面来消除这一干扰以进一步提高识别的准确率:1)进一步增大冗余字典中的训练样本维度 M ,使得待测样本维度 N 远小于 M ;2)改进最

小 l_1 范数的求解算法, 提高稀疏系数的求解精度, 从而提高行为的识别准确率。

表2 压缩比为1时高斯随机投影压缩感知方法的识别结果

待测数据		识别结果				
行为类别	样本数目	静止数目	走路数目	跑步数目	上楼数目	下楼数目
静止	87	81	0	0	3	3
走路	87	0	66	6	6	9
跑步	84	0	6	72	0	6
上楼	87	0	3	3	66	15
下楼	87	0	3	6	6	72

结束语 通过智能手机内置加速度传感器识别静止、走路、跑步、上下楼梯等人体日常行为具有便捷、实时、不干扰用户的优点, 有着广泛的应用前景。为了提高识别的准确率, 本文提出一种基于压缩感知的行为识别方法。该方法首先从训练数据构造出一个冗余字典矩阵, 然后基于该字典求解最小 l_1 范数得到待识别样本的稀疏系数, 最后计算待测样本与每一类行为所对应的所有训练样本向量的残差值, 选取最小残差值所对应的行为类别作为待测样本的类别。实验结果表明, 使用该方法进行移动用户行为识别的准确率可达 82.64%, 高于传统的决策树和 BP 神经网络算法的识别率; 同时, 该方法能够对随机投影压缩后的压缩数据直接进行识别, 并且在较大压缩率下仍然能够得到较好的识别效果, 是一种有效的行为识别方法。

参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] HOSEINI-TABATABAEI S A, GLUHAK A, TAFAZOLLI R. A survey on smart phone-based systems for opportunistic user context recognition[J]. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2013, 45(3): 1-51.
- [3] SHOAIB M, BOSCH S, DURMAZINCEL O, et al. Fusion of Smartphone Motion Sensors for Physical Activity Recognition[J]. *Sensors*, 2014, 14(6): 10146-10176.
- [4] HOU C J, CHEN L, LV M Q, et al. Acceleration-based Activity Recognition Independent of Device Orientation and Placement[J]. *Computer Science*, 2014, 41(10): 76-79. (in Chinese)
侯仓健, 陈岭, 吕明琪, 等. 基于加速度传感器的放置方式和位置无关运动识别[J]. *计算机科学*, 2014, 41(10): 76-79.
- [5] ZHANG M, SAWCHUK A A. A Feature Selection-based Framework for Human Activity Recognition Using Wearable Multimodal Sensors[C]// *International Conference on Body Area Networks*. Beijing, 2011.
- [6] WANG Z M, CAO D. A Feature Selection Method for Behavior Recognition Based on Ant Colony Algorithm[J]. *Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications*, 2014, 19(1): 73-77. (in Chinese)
王忠民, 曹栋. 基于蚁群算法的行为识别特征优选方法[J]. *西安邮电大学学报*, 2014, 19(1): 73-77.
- [7] ZHANG M, SAWCHUK A A. Human Daily Activity Recognition With Sparse Representation Using Wearable Sensors[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2013, 17(3): 553-560.
- [8] WU W Y, ZAHGN M, SAWCHUK A A, et al. Co-Recognition of Human Activity and Sensor Location via Compressed Sensing in Wearable Body Sensor Networks[C]// *Ninth International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks*. London, 2012.
- [9] XIAO L, LI R F, LUO J. Recognition of Human Activity Based on Compressed Sensing in Body Sensor Networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(1): 119-125. (in Chinese)
肖玲, 李仁发, 罗娟. 体域网中一种基于压缩感知的人体行为识别方法[J]. *电子与信息学报*, 2013, 35(1): 119-125.
- [10] SONG H, WANG Z M. Activity Recognition with Mobile Phone Accelerometers by Using Sparse Matrix Dictionary Method[J]. *Application Research of Computers*, 2015, 32(9): 2590-2592. (in Chinese)
宋辉, 王忠民. 基于稀疏矩阵字典的移动用户行为识别方法[J]. *计算机应用研究*, 2015, 32(9): 2590-2592.
- [11] DONOBO D. Compressed Sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [12] BARANIUK R, CANDES E, ELAD M, et al. Applications of Sparse Representation and Compressive Sensing [Scanning the Issue][J]. *Proceedings of The IEEE*, 2010, 98(6): 906-909.
- [13] CANDAS E, TAO T. Decoding by linear programming[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2005, 51(12): 4203-4215.
- [14] CANDES E, ROMBERG J, TAO T. Robust Uncertainty Principles: Exact Signal Reconstruction from Highly Incomplete Frequency Information [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.
- [15] AKIMURA D, KAWAHARA Y, ASAMI T. Compressed Sensing Method for Human Activity Sensing using Mobile Phone Accelerometers[C]// *Ninth International Conference on Networked Sensing Systems*. Belgium, 2012.
- [16] CANDES E, CALTECH J R. l1-Magic: Recovery of Sparse Signals via Convex Programming[EB/OL]. (2005-10-1) [2009-01-29]. <http://statweb.stanford.edu/~candes/l1magic/downloads/l1magic.pdf>.
Society Press, 2012: 32-37.
- [12] KIM J, RAMIREZ RIVERA A, RYU B, et al. Simultaneous Foreground Detection and Classification With Hybrid Features [C]// *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. 2015: 3307-3315.

(上接第 312 页)

- [11] VANOGENBROECK M, PQUOT O. Background subtraction: Experiments and improvements for ViBe[C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*. Washington D C: IEEE Computer