

doi:10.3963/j.issn.1671-4431.2016.04.014

基于信道状态信息的人体行为识别系统

Mohammed Abdulaziz Aide Al-qaness¹, 李方敏^{1,2}, 马小林¹, 梅华锋¹

(1. 武汉理工大学信息工程学院, 武汉 430070; 2. 长沙学院数学与计算机科学系, 长沙 410022)

摘 要: 提出了一种基于无设备的人体行为识别系统, 利用 Wi-Fi 信号的信道状态信息(CSI)来识别 3 个动态活动: 行走、摔倒和坐。该系统只需要一台 Wi-Fi 路由器作为发射器和一台装有无线网卡的笔记本电脑作为接收器。系统从 Wi-Fi 信号中提取 CSI, 然后经过低通滤波以消除噪声, 并且为了降低 CSI 的维度和避免周围噪声所带来的不良影响, 在整个 CSI 数据流中采用了主成分分析(PCA)算法。因此, 该系统能够从 CSI 的时域和频域中得到有用的信号特征值。继而, 采用支持向量机(SVM)算法来对人体行为进行分类。为了评优系统的可用性和稳定性, 跟 5 个用户在动态环境中, 分别在视距(LOS)和非视距(NLOS)的条件下做了大量的实验, 这些实验表明该系统能够得到较高的准确率。

关键词: 人体行为识别; 信道状态信息; 无设备; Wi-Fi

中图分类号: TN 929.5

文献标识码: A

文章编号: 1671-4431(2016)04-0076-05

Human Activity Recognition System Using Channel State Information of Wi-Fi Signals

Mohammed Abdulaziz Aide Al-qaness¹, LI Fang-min^{1,2}, MA Xiao-lin¹, MEI Hua-feng¹

(1. School of Information Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China;

2. Department of Mathematics and Computer Science, Changsha University, Changsha 410022, China)

Abstract: This paper presented a device-free human activity recognition system by using the channel state information (CSI) of Wi-Fi signals, which recognizes three dynamic activities: walk, fall, and sit. The proposed system required only a Wi-Fi router as a transmitter and a laptop as a receiver. We extracted CSI from Wi-Fi signals and then applied low-pass filter to remove the noise. We applied the Principle Component Analysis (PCA) algorithm across CSI streams to reduce CSI dimensionality and to avoid bad information, which may occurs due to the surrounding noise. Thereafter, we extracted the useful features from time and frequency domain of CSI. Then, we adopted support vector machine to classify the proposed human activity. To examine the feasibility and performance of the proposed system, we implemented hundreds of experiments in Line of sight (LOS) and Non Line of sight (NLOS) scenarios in a dynamic environment with a total of five volunteer users. The experiment results show that our system has gained a high-accuracy rate in both LOS and NLOS.

Key words: human activity recognition; CSI; device-free; Wi-Fi

人体行为识别由于其在人类日常生活中的各种应用, 如老年人监测等, 已引起学术界和工业界的强烈兴趣。传统的人体行为识别系统采用基于设备的方法, 如视觉装置^[1]、可穿戴传感器^[2]或手机内部传感器^[3]。然而, 这些方法都有一定的缺点。例如, 基于视觉的系统不能穿透墙, 需要良好的光照条件, 而且, 侵犯了人的隐私; 基于传感器的方法采用的是用户不适合携带的装置, 这些装置有时容易忘记或在一些场合下不方便佩戴。由于以上这些原因, 研究者们开始尝试将无线感知技术或者无设备概念应用于人体识别当中, 这样用户就不需要随身携带监控相机等类型的设备。最近, 无线信号, 如 Wi-Fi 信号等, 被应用于跟踪人类的运动

收稿日期: 2016-03-18.

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61373042)和国家自然科学基金青年基金(61502361).

作者简介: Mohammed Abdulaziz Aide Al-qaness(1985-), 男, 博士生. E-mail: alqaness@whut.edu.cn

和活动。Youssef 等^[4]介绍了通过普遍存在的 Wi-Fi 路由器接收信号并利用接收信号强度指示(RSSI)波动来进行无设备人体位置检测的概念。此后,许多基于 RSSI 的无设备方法提出了不同的应用范围,如定位和运动跟踪^[5]以及活动识别^[6]。然而,RSSI 在复杂环境中具有不稳定的缺点。近年来,无线物理层的信道状态信息(CSI)引起了更多的关注,可以用于室内定位^[7]、运动跟踪^[8]和行为识别^[9]。与 RSSI 不同,CSI 是从无线链路接收到的分组中测量每个 OFDM 子载波,因而 CSI 会获得更多信息。此外,CSI 在复杂的环境中更稳定^[10]。

作者提出一种无设备的人体行为识别系统,能够对无线接收端的 CSI 波动进行有效利用。该系统可在 LOS 和 NLOS 情况下识别多种人体活动,如行走、摔倒和坐。通过大量实验发现,人体每个活动对原始 CSI 产生的影响都具有唯一性。基于此观察,作者所提出的系统可以用于监测家中的人及其活动。与目前基于 CSI 的人体活动识别系统不同的是,该系统可以稳定地检测 LOS 和 NLOS 情况下的高精度人体活动。

1 方 法

图 1 显示了所提出的系统的系统架构与工作流程,主要包括预处理、特征提取、行为分类。

1.1 预处理

CSI 在无线信道中代表着发送端和接收端通信信道的信道性能。它不仅提供了信号从发送端到接收端怎样传输的信息,同时还指出了散射效应信道衰落以及随着距离的能量衰减的效果。WLAN 利用 OFDM 技术在独立频域上使用正交子载波传输信号。在窄带平坦衰落信道,MIMO 系统被表示为

$$\mathbf{R}_i = \mathbf{H}_i \times \mathbf{T}_i + \mathbf{N} \quad (1)$$

\mathbf{R} 和 \mathbf{T} 分别是接收和发送信号向量。 \mathbf{H} 是信道矩阵, \mathbf{N} 为噪声向量。为了求得信道矩阵 \mathbf{H} ,发送导频序列,然后在接收端就可以求得信道响应 \mathbf{H} 。其代表着维度为 $N_t^* N_r S$ 的多个子载波的物理层信息。 N_t^* 和 N_r 分别代表发送和接收的天线数, S 代表子载波数。信道 \mathbf{H} 被表示为

$$\mathbf{H}_i = |\mathbf{H}_i| e^{j \sin(\angle \mathbf{H}_i)} \quad (2)$$

对于 MIMO 系统, \mathbf{H}_i 是 $N_t^* N_r$ 维矩阵

$$\mathbf{H}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{1,1} & \cdots & \mathbf{H}_{1,30} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{H}_{6,1} & \cdots & \mathbf{H}_{6,30} \end{bmatrix} + \mathbf{N} \quad (3)$$

$\mathbf{H}_{N_t^* N_r}$ 代表每个天线每个子载波的振幅和相位的矩阵。

因此,对于每个子载波信道矩阵都是 $N_t^* N_r$ 维。在 IEEE 802.11 a/g/n, 有 48 组数据子载波, Linux 的 Intel 5300 网卡有 30 组数据子载波。

有很多方法可以用来表示所收集到的信道数据。在这里,为了减少计算的复杂性和降低数据的维度,使用 30 个子载波平均为每个数据流的矢量表示 CSI。因此,系统中的 CSI 被测量为 6 个数据流。图 2 显示了摔倒实验过程中采集的数据。其中,如图 2(a)所示所收集的数据仍然有来自相邻的无线电设备的噪声。因此,作者设计了一个指数滤波器,以消除噪声,并获得了由于人体行为而造成的真正趋势;图 2(b)显示过滤后的 CSI 数据流。图 2(b)显示,过滤器是有效的,并消除了整个噪声。

1.2 特征提取

由于人体移动会使无线信道中所有的数据流和子载波中的 CSI 测量产生波动。如图 2 所示,数据流随着人体动作产生波动,并且会随灵敏度的不同而不同。为了获取由于人体动作产生的 CSI 波动情况,该系统利用 IWL 5300 网卡收集 CSI 值,然后通过低通滤波器滤去原有 CSI 值,并进行主成分分析(PCA)。该系统选取顶部的 2 个主成分,然后提取以下特点:均值、中值、标准偏差、四分间距、二阶中心矩、第三中心矩、偏度、峰度、主频和熵。最后,从每一个主成分中分别抽取 10 个特征值并作为一个有 20 维度的单一特征向量。

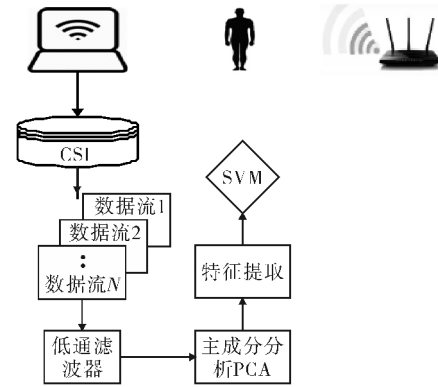
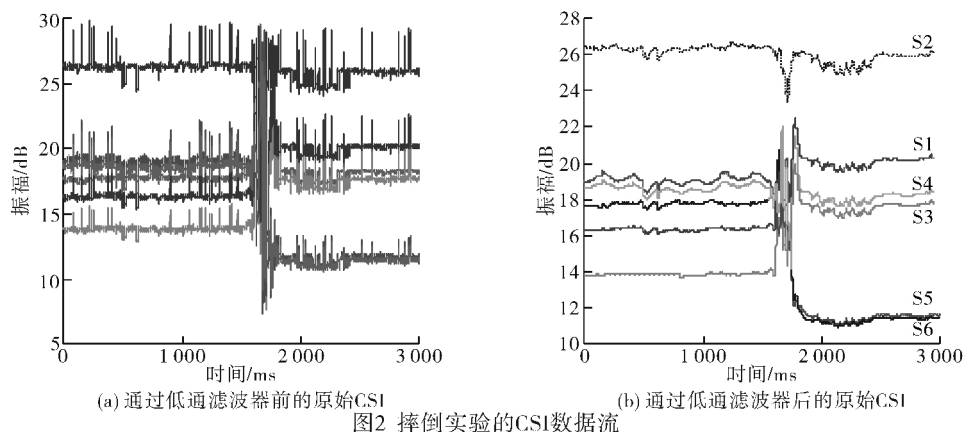


图1 系统架构与工作流程



1.3 行为分类

该系统采用著名的支持向量机(SVM)算法与高斯径向基函数(RBF)来对人体动作进行分类,高斯径向基函数的核能够将非线性样本映射到更高维空间,可以定义为

$$K(x_i, y_i) = \exp(-\gamma ||x_i - y_i||^2), \gamma > 0 \quad (4)$$

其中 x 、 y 和 γ 分别是训练、标注和核函数的参数。该系统采用开源代码 libSVM^[11], 用来实现具有高斯径向基函数(RBF)的向量机。

2 评价

2.1 实验设置

该系统的性能分别在两个不同的环境下进行评估: 1) 学校实验室, 其大小为 23 ft×23 ft; 2) 一个全尺寸 40 ft×40 ft 的两房一厅的公寓。5 个实验人员在这样的环境下随机独立地做 3 种指定动作。

系统使用一个 Wi-Fi 无线路由器作为发射机。接收机是一台配有 IWL5330 网卡并且安装了开源工具 CSI-tools^[12] 的笔记本电脑。部署以下两种场景(见图 3)。

1) 视距 (LOS) 目标用户, 发射器和接收器都放在同一个房间里。目标用户在发射机和接收器之间活动。

2) 非视距 (NLOS) 用户和接收器放在同一个房间, 其中发射器放置在一墙相隔的房间里。

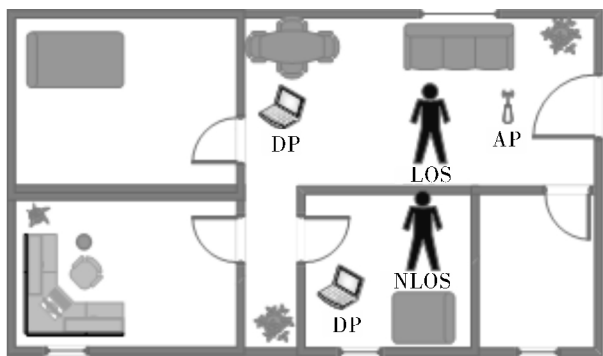


图3 实验环境平面图

2.2 结果

针对每类动作从 5 个用户中收集 500 个样本, 分为 5 组, 每组 100 个样本。因此, 基于每类动作的 100 个样本建立分类器并进行 10 交叉验证精度。图 4 中的矩阵是在 LOS 和 NLOS 场景下的实验结果。每一行代表实际的类别, 每一列代表一个预测的类别。从图 4 的矩阵中可以看出, LOS 的平均精度为 96.667%, NLOS 的平均精度为 93.66%。

行走	1.00	0	0
摔倒	0	0.96	0.04
坐	0	0.06	0.94
	行走	摔倒	坐

(a) 在视线场景中的混淆矩阵

行走	1.00	0	0
摔倒	0	0.92	0
坐	0	0.06	0.89
	行走	摔倒	坐

(b) 在非视距场景中的混淆矩阵

图4 混淆矩阵

此外, 为了计算该系统的性能, 对实验结果进行了精确度 (precision)、召回率 (recall), F1 值等分析。精确度代表正向预测值、召回率代表敏感性, F1 值或 F 值指对准确率和召回率的加权平均值。这 3 个变量用下面的公式表达

$$\text{precision} = 2 \times \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (5)$$

$$\text{recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (6)$$

$$F1 = \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (7)$$

其中 TP、FP 和 FN, 分别代表真正例、假正例和假反例。图 5 给出了在 LOS 和 NLOS 场景下, 3 种指定活动测量实验的精确度、召回率和 F1 值。

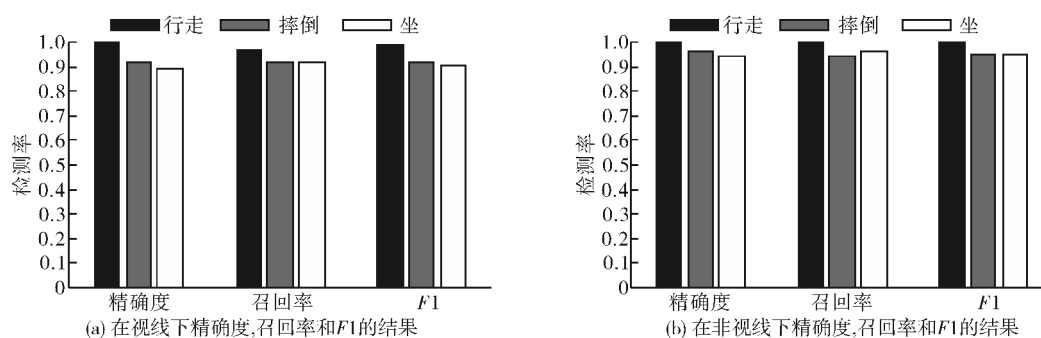


图5 精确度召回率和F1结果

此外, 在实验中, 还将分类方法与没有 PCA 的支持向量机算法、K 近邻(KNN)算法进行了比较。如图 6 所示, 所提出的方法优于 SVM 和 KNN 算法。从图 6 中也可注意到, 精确度随着特征数量的增加而提高。

整体结果表明, 该系统具有有效性和稳定性。该系统的第二阶段是扩展到多人动作的分类研究。在未来的工作中要解决的一个重要问题是测试区域中小型移动物体的动作识别情况, 例如宠物等。

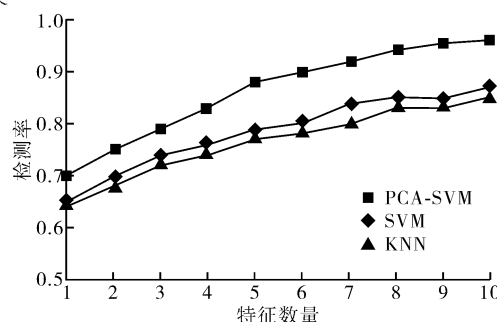


图6 分类算法比较

3 结 语

通过 Wi-Fi 信号的 CSI 技术提出了一个被动式人体活动检测方法。由于 CSI 信号的波动序列可被建模或映射为指定的动作, 该系统可以用来检测老年人的活动, 以应对危险突发事件的发生。系统从接收机端中提取信号, 消除其中的噪声, 只保留有用的信号流。然后, 提取和标记适当的特征作为分类算法的输入。最后, 采用支持向量机对检测到的动作进行分类识别。

通过在不同的场景中以不同的用户实验评估了所提系统的性能。结果表明, 在 LOS 和 NLOS 场景下识别精确度分别达到 96.67% 和 93.66%。在未来的工作中, 将研究两个或更多的人在同一时间内的动作识别。

参考文献

- [1] Gaglio S, Re G L, Morana M. Human Activity Recognition Process Using 3-D Posture Data[J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2015, 45(5): 586-597.
- [2] Field M, Stirling D, Pan Z, et al. Recognizing Human Motions Through Mixture Modeling of Inertial Data[J]. Pattern Recognition, 2015, 48(8): 2394-2406.
- [3] Kwon Y, Kang K, Bae C. Unsupervised Learning for Human Activity Recognition Using Smartphone Sensors[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(14): 6067-6074.
- [4] Ass Youssef M, Mah M, Agrawala A. Challenges; Device-free Passive Localization for Wireless Environments[C]//Proceedings of the 13th Annual ACM International Conference on Mobile Computing and Networking. [s. l.]: ACM, 2007: 222-229.
- [5] Zhao Y, Patwari N. Robust Estimators for Variance-based Device-free Localization and Tracking[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2011, 14(10): 2116-2129.
- [6] Sigg S, Scholz M, Shi S, et al. Rf-sensing of Activities from Non-cooperative Subjects in Device-free Recognition Systems Using Ambient and Local Signals[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2014, 13(4): 907-920.
- [7] Xiao J, Wu K, Yi Y, et al. FIFS: Fine-grained Indoor Fingerprinting System[C]//2012 21st International Conference on Computer Communications and Networks (ICCCN). [s. l.]: IEEE, 2012: 1-7.

-
- [8] Zeng Y, Pathak P H, Xu C, et al. Your Ap Knows How You Move: Fine-grained Device Motion Recognition Through Wifi [C]//Proceedings of the 1st ACM Workshop on Hot Topics in Wireless. [s. l.]: ACM, 2014: 49-54.
- [9] Wei B, Hu W, Yang M, et al. Radio-based Device-free Activity Recognition with Radio Frequency Interference [C]//Proceedings of the 14th International Conference on Information Processing in Sensor Networks. [s. l.]: ACM, 2015: 154-165.
- [10] 杨 铮, 刘云浩. Wi-Fi 雷达: 从 RSSI 到 CSI [J]. 中国计算机学会通讯, 2014, 10(11): 55-60.
- [11] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: A Library for Support Vector Machines [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2011, 2(3): 27.
- [12] Halperin D, Hu W, Sheth A, et al. Tool Release: Gathering 802. 11n Traces with Channel State Information [J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2011, 41(1): 53-53.
-

(上接第 64 页)

参考文献

- [1] 高汝岭. 我国城镇化对房地产业发展的影响研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2010.
- [2] 石成伟, 仇海燕. 城市化发展水平对房价影响的实证测算 [J]. 数据解读, 2003(9): 44-46.
- [3] 王 飞. 城市化发展与房地产价格的相关性研究 [J]. 河南科技大学学报, 2010(12): 80-82.
- [4] 范晓萍. 中国城镇化与房地产价格关系实证研究 [D]. 大连: 东北财经大学, 2010.
- [5] Guillaume Rougie-Brierre, Guillaume Jeannet. Urbanization and Real Estate Investment in China [J]. Asia Vision, 2009 (32): 23-25.