

# 基于 WiFi 背景噪音的被动式人体行为识别研究

谷雨, 权良虎, 陈孟妮, 任福继

(合肥工业大学 情感计算与先进智能机器安徽省重点实验室, 安徽合肥 230009)

**摘要:**利用 WiFi 背景噪音,传统 K-NN 和 Bagging 算法可有效识别较少人体行为,但对较多状态:无人、走、坐、站、睡、跌倒、跑,实验发现,单纯使用 K-NN 和 Bagging 算法分类效果并不理想,故设计了一种新的融合算法.实验结果证实,融合算法相较于 K-NN 和 Bagging 算法可以大幅提高识别准确率,将新算法应用于多人混合状态识别也取得较好的识别准确率.

**关键词:**WiFi 背景噪音;人体行为;融合算法;混合状态

**中图分类号:**TP181 **文献标识码:**A **doi:**10.3969/j.issn.0253-2778.2015.04.008

**引用格式:**GU Yu, QUAN Lianghu, CHEN Mengni, et al. Research on passive human activity recognition using WiFi ambient signals[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2015, 45(4): 308-313.

谷雨,权良虎,陈孟妮,等.基于 WiFi 背景噪音的被动式人体行为识别研究[J].中国科学技术大学学报,2015,45(4):308-313.

## Research on passive human activity recognition using WiFi ambient signals

GU Yu, QUAN Lianghu, CHEN Mengni, REN Fuji

(Affective Computing and Anhui Province Key Laboratory of Advanced Intelligence Machine,  
Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

**Abstract:** Although traditional k-nearest neighbor (K-NN) and Bagging can recognize effectively less human activities using WiFi ambient signal, recognition by either alone of the seven states, namely, empty, walking, sitting, standing, sleeping, falling and running, is not ideal. To improve recognition rates, a new algorithm, fusion algorithm, was designed. It significantly outperforms K-NN and Bagging in terms of recognition ratios in both single-subject and multi-subject experiments.

**Key words:** WiFi ambient signals; human activities; fusion algorithm; multi-subject

## 0 引言

人体行为识别作为研究的热点,一直备受国内外研究者关注。传统人体行为识别主要依赖传感器和无线射频技术.使用传感器技术<sup>[1-4]</sup>进行人体行为

识别,尤其是可穿戴式传感器,虽然在灵活性和识别度上有很大提高,但所需的硬件成本很高;在文献[5-6]中,研究人员使用无线射频技术进行人体行为识别,进一步降低了对硬件的要求.以往的人体识别技术都需要专门的硬件,这从根本上限制了它的可

收稿日期:2014-03-12;修回日期:2014-10-10

基金项目:安徽省科技攻关项目资助(1206c0805039),国家高技术研究发展(863)计划(2012AA011103),国家自然科学基金青年项目(61300034)资助.

作者简介:谷雨(通讯作者),博士/教授.研究方向:智能计算理论与无线通讯. E-mail: yugu.bruce@gmail.com

推广性和便捷性,因此摆脱硬件的束缚成为这项技术研究的重点.随着 WiFi 技术的发展和成熟,许多家庭可随意安装高速且稳定的 WiFi 设备,这类设备成本低、易携带和安装,在此基础上进行许多相关研究,如利用 WiFi 进行室内定位<sup>[7-10]</sup>和室内导航<sup>[11-12]</sup>等.

无线网络中任何一点的信号强度是无线电波能传输到接收器的矢量总和.无线通信路径上的任何空间体积的改变,比如人体的活动,都会导致信号强度发生变化.正常情况下,人们认为人体活动对 WiFi 信号的干扰会降低信号质量,这些活动所产生的噪声干扰了稳定的通讯,是有害无益的;但换个角度来看, WiFi 信号强度的变化可以一定程度上透露人体的行为变化,文献[13]就是利用无线信号频率的多普勒效应进行手势识别.据广泛调研发现,使用 WiFi 技术进行人体行为识别是一个崭新的研究方向,相关研究资料较少,但它所需的硬件设备很少且 WiFi 设备安装便捷、易普及,具有很强的灵活性,实用价值和前景良好.本文利用 WiFi 技术进行人体行为识别研究,在室内对无人(empty)、走(walking)、坐(sitting)、站(standing)、睡(sleeping)、跌倒(fallen)和跑(running)七种行为进行识别,与传统 K-NN 算法相比,文中提出一种新的算法:融合算法,取得较高的识别率.主要贡献为:

(I)进一步减少对整体硬件的要求,增加识别的状态数.

(II)可随机检测某种状态,提高整体准确率,为实时检测提供可能和奠定基础.

(III)进行多人混合状态识别的研究.

## 1 实验设计

### 1.1 布局及实验说明

整个实验的布局如图 1 所示,房间的大小约为 28 m<sup>2</sup>,含有一台空调、一张会议桌、一个白板、一张小桌子和一些椅子.实验使用一个路由器和一台笔记本,用 802.11b 协议通信,利用笔记本获得 RSS 值.

### 1.2 特征值的选择

为了选择比较合适的特征值区分不同状态,实验中将笔记本放在图 1 中的位置 1 处,分别对这 7 种

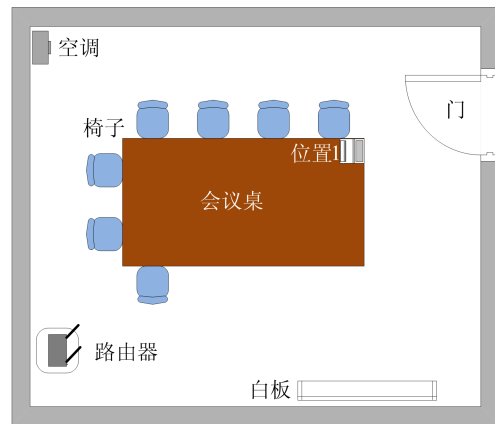


图 1 实验布局

Fig. 1 The experiment layout

状态各收集 24 组数据作为原始样本,采集频率为 1 秒/次,每组 2 000 个数据.为剔除每组异常值使用以下步骤:①利用一个极小值  $\alpha$  去除明显异常值,即舍去  $RSS < \alpha$  的值,这里  $\alpha$  取  $-60$  dbm.②然后再计算每组剩余数据的均值,记为  $M$ ,使用  $[M-C, M+C]$  范围进行过滤.其中,  $C$  为常数,这里  $C$  的取值可以采用高斯滤波模型确定.中心极限定理指出:大量随机变量服从或近似服从正态分布,则 7 种状态样本的 RSS 值也服从或近似服从正态分布,即  $RSS \sim N(\mu, \sigma^2)$ .高概率发生区,选择概率大于 0.6 (0.6 的取值是根据工程中的经验值)的范围.高斯分布的概率密度函数为:

$$f_{RSS} = \frac{1}{\sigma / \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(RSS-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

式中,

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n RSS_i,$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (RSS_i - \mu)^2};$$

则

$$P(M - C_1 \leq RSS \leq M + C_1) \geq 0.6 \quad (2)$$

由式(1)和(2)可估算出每种状态最小  $C_1$  值,  $C_1$  全部向上取整之和的均值即为  $C$  的最终值.本文  $C$  取 3,经验验证过滤准确度达 90%,说明取值是合理的.将经过上面步骤处理后的数据以 20 个/组进行分组计算标准方差并作为样本,绘制部分样本曲线,如图 2 所示.从图中可以看出,跑和走状态的标准方差总体最大且跑状态高于走状态,无人状态的最小.

表 1 分别使用 K-NN, Bagging 和融合算法时七种状态的准确率  
 Tab. 1 Accuracy of seven activities respectively using K-NN, Bagging and fusion algorithm

		无人	走	坐	站	睡	跌倒	跑
无人	K-NN	91.7%	0.0	4.2%	0.0	4.1%	0.0	0.0
	Bagging	70.8%	1.4%	12.1%	1.5%	5.6%	8.5%	0.1%
	融合算法	96%	0.0	4%	0.0	0.0	0.0	0.0
走	K-NN	0.0	96%	0.0	0.0	0.0	0.0	4%
	Bagging	3.6%	42.1%	1.3%	6%	7.9%	3.7%	35.4%
	融合算法	0.0	79.2%	0.0	8.3%	0.0	0.0	12.5%
坐	K-NN	41.7%	0.0	8.3%	0.0	33.3%	16.7%	0.0
	Bagging	34.6%	8.3%	19.3%	3.8%	12.2%	16.6%	5.2%
	融合算法	4.2%	0.0	62.5%	8.3%	16.7%	8.3%	0.0
站	K-NN	4.2%	16.7%	8.3%	20.8%	12.5%	37.5%	0.0
	Bagging	11%	20.9%	11.8%	7.8%	17.5%	17.9%	13.1%
	融合算法	0.0	8.3%	4.2%	79.2%	0.0	8.3%	0.0
睡	K-NN	0.0	0.0	8.3%	16.7%	16.7%	58.3%	0.0
	Bagging	28.4%	8.6%	15.7%	4.6%	21.4%	20.4%	0.9%
	融合算法	8.3%	0.0	0.0	25%	62.5%	4.2%	0.0
跌倒	K-NN	0.0	0.0	4.2%	12.5%	20.8%	62.5%	0.0
	Bagging	13.8%	14.2%	15.1%	6.1%	25.6%	20.4%	4.8%
	融合算法	0.0	0.0	25%	8.3%	12.5%	54.2%	0.0
跑	K-NN	0.0	41.7%	0.0	0.0	0.0	4.1%	54.2%
	Bagging	0.0	22.8%	0.0	2%	1.1%	0.4%	73.7%
	融合算法	0.0	33.3%	0.0	0.0	0.0	0.0	66.7%

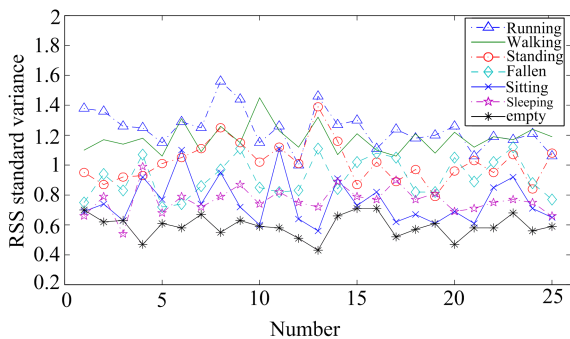


图 2 七种状态 RSS 标准方差  
 Fig. 2 The RSS standard variance for seven activities

## 2 状态与算法比较

### 2.1 K-NN 和 Bagging 算法

K-NN 算法, 将每种状态的 24 组标准方差作为训练样本, 记为  $S_1 \sim S_7$ , 以 1.2 节中相同的方法处理未知类型的数据并计算其方差, 记为  $T_1$ . 计算  $T_1$  到  $S_1 \sim S_7$  距离的 Matlab 伪代码如下:

```

for k=1:7
for i=1:min(|T1| - |Sk|)
D(i) = |T1(i) - Sk(i)|
    
```

所有距离记为  $\vec{D}$ , 使用 K-NN 算法进行分类,

取出前  $K$  个最小值进行分类. 使用数据挖掘进行不同  $K$  值的聚类发现: 当  $K$  值取  $\vec{D}$  长度均值的 0.8 倍时, 各状态整体识别率较好, 如表 1 所示.

**Bagging 算法:** 将训练样本和测试数据的标准方差加以类型标注, 在 Weka 中使用 Bagging 算法并采用交叉验证(其中折数  $n=10$ )的方法进行行为状态识别准确率的统计, 结果见表 1.

**结果分析:** 表 1 显示: K-NN 算法对无人和走状态的分类准确率很高, 接近 100%, 整体平均准确率为 50.06%, 但对坐、站和睡状态的分类准确率比较低, 与其他状态的混淆度最大, 最高才 20.8%, 说明当某些状态的 RSS 标准方差比较接近时, 单一特征值的 K-NN 算法比较盲目, 会使这些状态之间产生相互干扰, 从而导致整体识别准确率下降. 与 K-NN 相比, Bagging 算法在个别行为状态的识别准确率上有所提高, 其中最明显的就是跑行为状态, 从 54.2% 提高至 73.7%, 但整体准确率反而下降, 仅为 37.1%, 比 K-NN 算法的效率有较大幅度下降, 因此必须寻找新的方法或增加新的特征值来进一步区分这些混淆度大的状态, 从而提高整体识别的准确率.

**2.2 融合算法**

由 2.1 可知, 使用单一特征值不能有效分类上

述 7 种状态, 为此引入另一个特征值即 RSS 标准方差的标准方差, 记为  $\sigma_{(2)}$ , 计算公式如下:

$$\mu_{\sigma} = \frac{\sum_{i=1}^n \sigma_i}{n}, \sigma_{(2)} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\sigma_i - \mu_{\sigma})^2}{n}} \quad (3)$$

计算每组  $\sigma_{(2)}$  值, 这里  $n$  取 25, 其中每组最后数据不足的 25 按实际个数计算. 由图 2 可知, 跑和走状态的标准方差最大; 从图 3 可以看到, 站和坐状态的  $\sigma_{(2)}$  值整体上大于其他 3 种状态, 因此本文提出一种新的方法: 分类树和 K-NN 算法的融合算法. 整个算法流程如图 4 所示.

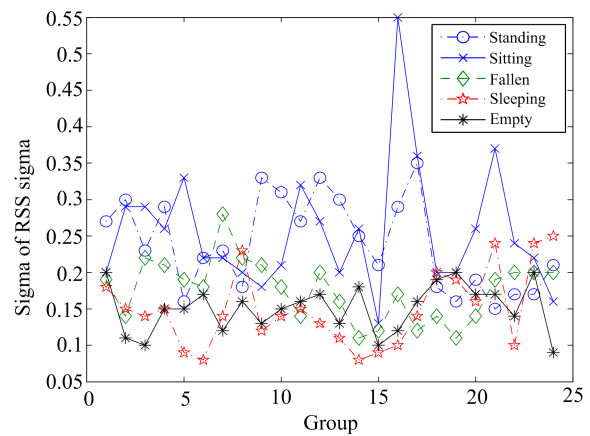


图 3 五种状态的  $\sigma_{(2)}$  值

Fig. 3  $\sigma_{(2)}$  of five activities

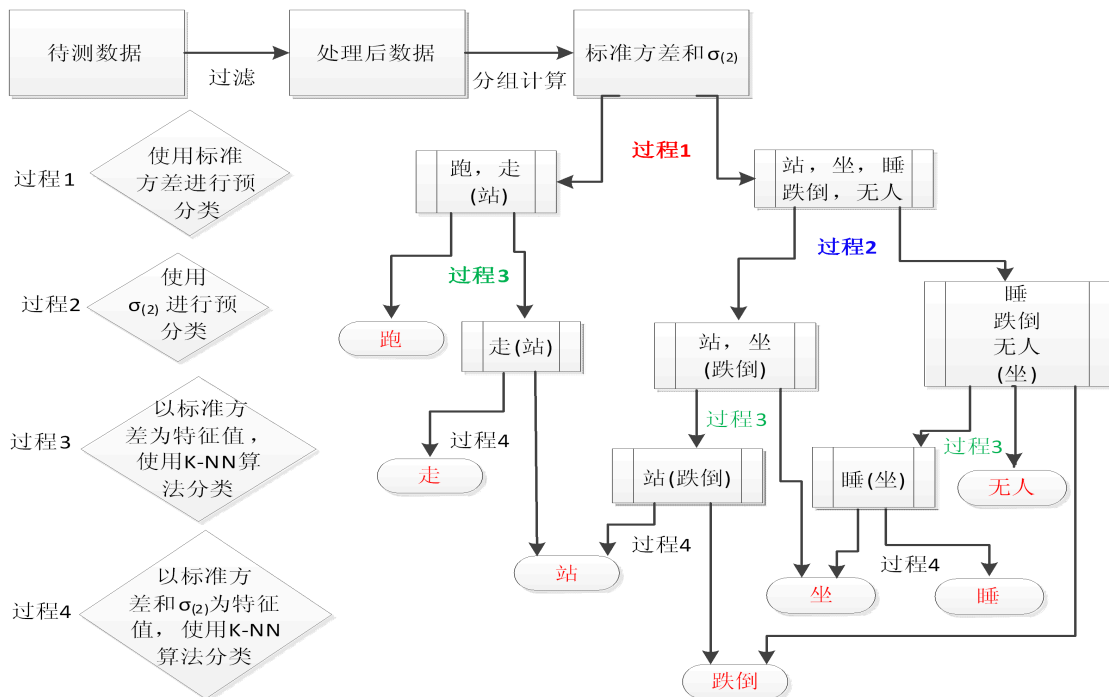


图 4: 融合算法流程

Fig. 4 The process of fusion algorithm

综上所述,可先将跑和走状态用标准方差进行预分类归为一类,再使用 K-NN 算法进行局部分类;剩下的状态可先使用  $\sigma_{(2)}$  值预分成两类,一类是无人、睡和跌倒状态;另一类是坐和站状态,接着这两类可分别以标准方差作为特征值,使用 K-NN 进行分类.当某些状态的混淆度很大时,会产生预分类错误,导致局部结果混淆度大.实验发现,预分类错误较大的主要集中在某两个状态之间,由图 2 可以看出,走和站的方差总体最接近,所以在图 4 的过程 1 进行状态的首次预分类时,站会有部分错分成走所在的类;同样坐和睡,站和跌倒的  $\sigma_{(2)}$  值总体最接近,所以在过程 2 进行预分类时,坐会有部分错分成睡所在的一类,跌倒会有部分错分成站所在的一类.为了降低部分状态相互干扰所造成的错误率,在过程 4 针对这些易混淆状态使用双特征值进行局部二次分类,经过样本训练,整个分类系统进一步提高了整体识别率.所有状态的识别准确率及混淆度如表 1 所示.

结果分析:表 1 表明,融合算法在保证对一些高准确率状态影响较小的情况下,极大地提高了使用 K-NN 算法时准确率较差状态的整体准确率,尤其对于坐、站和睡状态来说,使用融合算法利用不同的特征值进行预分类在很大程度上过滤了其他状态的干扰,这三个状态的平均准确率达到 68.07%,并且整体的准确率也提高到 71.47%.从以上分析结果看出,融合算法在整体识别准确率上比 K-NN 算法高,这是因为融合算法是根据不同的特征值,有针对性地层层分类,从而降低误差.

### 3 多人混合状态

根据以上研究和总结,我们采用融合算法进行多人混合状态的研究.这部分选取坐、站和走三种状态,进行两个人的状态组合检测,即坐-坐、坐-站、站-站、走-坐、走-站和走-走六种状态组合,实验结果如表 2 所示.

结果分析:从表 2 可以看出,前三个组合状态和后三个组合状态之间混淆度比较低,由整个 RSS 标准方差分布可知,前三者可划为 RSS 标准方差较小的一类,后三者可划为 RSS 标准方差较大的一类,两者的相交区间集中在坐-坐和走-坐状态之间,由

表 2 中走-坐状态误测成坐-坐状态可以看出,走-坐和走-站状态识别准确率相对不太理想,与其相邻状态混淆度较大,整体的平均准确率为 69.45%.

表 2 六个组合状态的准确率

状态	坐-坐	坐-站	站-站	走-坐	走-站	走-走
坐-坐	76.67 %	6.67 %	0.0	0.0	16.66 %	0.0
坐-站	15 %	70 %	15 %	0.0	0.0	0.0
站-站	0.0	10 %	90 %	0.0	0.0	0.0
走-坐	25 %	0.0	0.0	45 %	30 %	0.0
走-站	0.0	0.0	0.0	0.0	50 %	50 %
走-走	0.0	0.0	0.0	0.0	15 %	85 %

## 4 结论

与单纯的 K-NN 算法、Bagging 算法总体一次性识别所有行为不同,融合算法采用不同的特征值先总体分类,再进行局部分类,降低单一特征值下混淆度较大状态的误差,从多方面进行综合分类.实验及数据表明,新算法提高整体的准确率;最后我们使用新算法扩展实验,进行多人混合状态检测,进一步说明新算法的适应性,具有一定的实用价值.未来的工作将集中在寻找更好的算法提高整体准确率;探索无样本检测;进行实时状态的检测,长时间监测相关人群的活动,形成活动日记;增加人数和状态数,继续扩展多人混合状态检测;考虑探究肢体语言和情绪之间的关系等.

### 参考文献(References)

- [1] 钱志鸿, 王义君. 面向物联网的无线传感器网络综述 [J]. 电子与信息学, 2013, 35(1): 215-227.  
Qian Z H, Wang Y J. Internet of things-oriented wireless sensor networks review [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35(1): 215-227.
- [2] Zhang M, Sawchuk A. Human Daily Activity Recognition with Sparse Representation Using Wearable Sensors [J]. Biomedical and Health Informatics, IEEE Journal of 2013, 17(3): 553-560.
- [3] Chen L M, Nugent C D, Wang H. A knowledge-driven approach to activity recognition in smart homes [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data

- Engineering, 2012, 24(6): 961-974.
- [4] 徐川龙, 顾勤龙, 姚明海. 一种基于三维加速度传感器的人体行为识别方法[J]. 计算机系统应用, 2013, 22(6): 132-135.  
Xu C L, Gu Q L, Yao M H. Activity Recognition Method Based on Three-Dimensional Accelerometer [J]. Computer Systems & Applications, 2013, 22(6): 132-135.
- [5] Orphomma S, Swangmuang N. Exploiting the wireless RF fading for human activity recognition[C]// 10th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology. Krabi, Thailand: IEEE Press, 2013: 1-5.
- [6] Sigg S, Scholz M, Shi S Y, 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] Heredia B, Ocaa M, Bergasa L M, et al. People location system based on WiFi signal measure[C]// International Symposium on Intelligent Signal Processing. Alcalá de Henares, Spain: IEEE Press, 2007: 1-6.
- [8] 裴文莲, 詹林. Android 平台上 WiFi 技术在商场员工定位系统中的应用[J]. 计算机与现代化, 2013, (2): 159-162.
- Pei W L, Zhan L. Application of WiFi technology in staff positioning system on android platform [J]. JISUANJI YU XIANDAIHUA, 2013, (2): 159-162.
- [9] Koweerawong C, Wipusitwarakun K, Kaemarungsi K. Indoor localization improvement via adaptive RSS fingerprinting database[C]// International Conference on Information Networking. Bangkok, Thailand: IEEE Press, 2013: 412-416.
- [10] Abdellatif M, Mtibaa A, Harras K A, et al. GreenLoc: An energy efficient architecture for WiFi-based indoor localization on mobile phones [C]// International Conference on Communications. Budapest, Hungary: IEEE Press, 2013: 4425-4430.
- [11] Biswas J, Veloso M. Wifi localization and navigation for autonomous indoor mobile robots [C]// International Conference on Robotics and Automation. Anchorage, USA: IEEE Press, 2010: 4379-4384.
- [12] Vilaseca D I, Giribet J I. Indoor navigation using WiFi signals [C]// 4th Symposium and Conference on Embedded Systems. Buenos Aires, Argentina: IEEE Press, 2013: 1-6.
- [13] Pu Q F, Gupta S, Gollakota S, et al. Whole-home gesture recognition using wireless signals [C]// Proceedings of the 19th Annual International Conference on Mobile Computing & Networking. Miami, USA: ACM Press, 2013: 27-38.