

## 基于无线信号的行为识别技术综述\*

杨雪, 吕绍和, 张闽, 王晓东, 周兴铭

(国防科学技术大学 并行与分布处理国家重点实验室, 湖南 长沙 410073)

通讯作者: 杨雪, E-mail: 18508492680@163.com

**摘要:** 行为识别在普适计算、人机交互等领域有着广阔的应用前景. 综述了基于无线信号的行为感知与识别技术. 无线行为识别具有超视距、部署简便、无需携带设备等优点. 其基本思想是, 传播的无线信号在人体处被阻挡、反射或散射, 形成特定的传播路径. 用户的不同动作使得该路径呈现不同的特点. 观察无线信号在传播中的变化, 就能辨识出用户的动作. 介绍了无线行为识别的基本原理和应用领域, 分析了该技术面临的主要挑战以及相关性能指标, 并探讨了该领域的开放问题与发展趋势.

**关键词:** 无线信号; 行为识别; 机器学习; 动作识别; 无线通信

中文引用格式: 杨雪, 吕绍和, 张闽, 王晓东, 周兴铭. 基于无线信号的行为识别技术综述. 软件学报, 2015, 26(Suppl. (1)): 39-48. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/15005.htm>

英文引用格式: Yang X, Lü SH, Zhang M, Wang XD, Zhou XM. A survey on activity recognition using wireless signals. Ruan Jian Xue Bao/ Journal of Software, 2015, 26(Suppl. (1)): 39-48 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/15005.htm>

### A Survey on Activity Recognition Using Wireless Signals

YANG Xue, LÜ Shao-He, ZHANG Min, WANG Xiao-Dong, ZHOU Xing-Ming

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

**Abstract:** Activity recognition has broad application prospects in many fields including pervasive computing and human-computer interaction. In this paper, the technology of wireless-based activity recognition is introduced. By using wireless signals, one can achieve non-line-of-sight recognition without carrying any devices. Also, it is easy to deploy a wireless-based recognition system due to the ubiquity of wireless communication system. The basic idea is that, as a specific propagation path is formed when the signal is blocked, reflected or scattered at body, one can detect the different characteristics of propagation that correspond to the distinct human behaviors. As a result, action recognition is performed by analyzing the distinguishable features of signal propagation. The basic principles and applications of wireless-based activity recognition are reviewed, and the challenges and related performance metrics are presented. Finally, open problems are discussed to point out the future research trends.

**Key words:** wireless signal; activity recognition; machine learning; action recognition; wireless communication

信息世界与物理世界正逐步融合. 随着信息技术的发展, 看不见却又无处不在的信息世界快速成长, 与现实的物理世界形成了两极. 信息世界的初衷是作为物理世界的一种映射. 然而, 随着物联网、信息物理系统 (cyber-physical system, 简称 CPS) 等技术的发展, 信息世界认识、控制与改变物理世界的能力在不断增强, 对人们日常生活的影响不断加深.

人作为应用的主体, 在信息世界和物理世界的融合中居于主角地位. 在实现无处不在、无所不能的普适计算过程中, 对人类行为的感知与识别显得至关重要, 应用前景广阔. 首先, 行为是一类重要的新型人机交互手段 (human-computer interaction). 相比于键盘、鼠标等传统方式, 基于人类行为的交互更灵活、自然与高效. 在娱乐游戏领域, 出现了以微软 Xbox 为代表的体感游戏.

\* 基金项目: 国家自然科学基金(61070203, 61472434, 61202484); 国家教育部博士点基金(20124307120033)

收稿时间: 2015-04-15; 修改时间: 2015-07-20; 定稿时间: 2015-08-19

2014年以来,基于姿势控制的新概念汽车,无需按键而仅需简单的手势,就能控制汽车娱乐系统、座椅与车窗等<sup>[1,2]</sup>.行为识别还可用于手术室、危险品生产车间等需要非接触式交互的场景.

其次,行为识别是增强现实(augmented reality)的重要手段.2014年7月,Motion Savvy平板电脑<sup>[3]</sup>利用 Leap Motion 传感器,捕捉聋哑人的手语,然后通过软件翻译,让聋哑人也能“开口说话”.近期,宜家安公司推出了利用智能手环监测老人摔倒的应用<sup>[4]</sup>.在研究层面,MIT、Rutgers 大学及深圳高级研究院的学者先后提出了对特殊人群、特殊行为如老人摔倒的识别检测技术<sup>[5-7]</sup>.杜克大学的“空中写字”项目,使用智能手机识别挥舞动作用,并识别出用户空中所写的字符<sup>[8]</sup>.

再次,行为是身份识别(identification)的重要手段.身份识别是许多应用的基础需求.传统方式基于证件或智能卡,证件等与人并无天然的关联,容易被伪造.指纹、虹膜等生物特征与人有绑定关系,但它们作为静态特征,仍存在被伪造的可能;并且,只有靠近目标且得到配合时,才能获取这些特征.行为是一种动态特征.在与目标保持距离、不被察觉的情况下,采集目标的行为特征便可完成对目标的辨识<sup>[9]</sup>.这在寻找暴恐嫌犯等任务中,具有其他认证手段难以比拟的优势.

本文综述基于窄带无线信号的行为感知新技术.这方面的研究才刚刚起步,但发展迅速.行为识别已有基于视觉、红外、传感器、超声波等技术手段,但不能满足应用需求.2012年,Smith等人提出基于WiFi信号的非视距人体检测技术<sup>[10]</sup>.Katabi教授在SIGCOMM2013展示了WiVi<sup>[11]</sup>系统,通过干扰抵消、MIMO等技术提取特定路径的WiFi信号,识别其反射特征,从而完成动作辨识.随后,定向天线、Beamforming技术等的采用<sup>[7,12]</sup>,使动作识别的应用拓展到唇语、哑语的识别等需要高识别精度的场合.

行为识别包括动作(action)与行为(activity)两个层次<sup>[7,13]</sup>,通常动作是原子性的,行为则是多个动作组成的序列.与动作相比,行为识别是观察角度从瞬间到连续的跨越.单动作的表达能力非常有限.例如,在控制类应用中,将控制指令直接映射到动作,只能实现简单的控制<sup>[13]</sup>.引入行为的概念后,信息空间大大拓展,能够满足实际应用中表达丰富语义的需求.简而言之,本文主要关心的是:给定原子动作集 $A$ ,由 $A$ 生成行为空间 $R$ ;选择子集 $R_S \subseteq R$ ,用以表达应用的语义.行为识别的任务是,对被捕获的行为 $\hat{r}$ ,找出最相似的 $r \in R_S$ , $r$ 就是 $\hat{r}$ 的识别结果.

本文第1节首先回顾无线行为识别的研究现状,然后简述计算机视觉等其他行为识别方法.第2节~第4节综述无线行为识别的主要技术.第5节展望未来的发展趋势.讨论一些开放性问题.最后总结全文.

## 1 主要的行为识别技术

### 1.1 无线行为识别

无线行为识别技术(wireless-based activity recognition)是一种刚开始发展的技术,依托信号处理技术的进步,使用泛在的窄带无线信号完成行为识别.信号发射机产生的无线信号在空间传播的过程中,遇到障碍物会被阻挡,发生反射、散射或者衍射.因此在接收端接收到的信号,是经由直射、反射、散射、衍射等多条路径传播,形成的多径叠加信号.当环境中的障碍物移动,会对信号传输路径产生影响.也就是说,多径叠加信号受其传播物理空间的影响,携带反映环境特征的信息;提取环境中特定行为产生的叠加无线信号的特征模式;通过识别和解释这些模式,就能够实现行为识别.

现有工作多聚焦于动作的识别.文献[7]提出的E-eyes,试图对行为即连续的动作序列进行识别.其次,根据应用场景,可分为单人和多人两类.对单人动作的识别是现有工作的重点.Katabi等人提出的WiZ<sup>[15]</sup>,利用多天线路处理技术实现了两个或更多用户的并发动作识别.Sigg等人研究了基于 $k$ 近邻的多用户并发动作的识别技术<sup>[14]</sup>.总之,仅有极少数工作研究并发动作的识别,而针对并发行为的识别,还未见相关报道.

基于无线信号的定位技术与行为识别技术有一定的关联,当定位的精度非常高,足以跟踪肢体的运动轨迹时,那么定位技术可以看成是识别行为的一种手段<sup>[16]</sup>.室内定位系统常使用接收信号强度RSS<sup>[17]</sup>、OFDM信道状态信息CSI<sup>[18]</sup>、天线阵列<sup>[19]</sup>、RFID标签<sup>[16,20]</sup>.这些系统可以达到不同的精度(从米级到厘米级),但事实上很多的定位系统并不足以细粒度的定位到肢体,而且由于行为识别关心的只是动作本身,并不是动作的位置,我们也可以越过定位,直接通过动作指纹数据库匹配(机器学习)等方法,识别用户行为.

无线电层析成像技术<sup>[21,22]</sup>不需要用户携带设备,但是要在环境部署传感器网络才能达到厘米级精度,硬件要求较高.还需指出的是,一些先进的雷达已能穿透墙壁感知目标的行为.然而,传统雷达通常需要千兆(GHz)级别的频带.由于代价大、能耗高,雷达的应用限于军用或敏感的民用领域<sup>[23,24]</sup>.

### 1.2 其他行为识别技术

行为识别还有基于计算机视觉、红外与热成像技术及基于专用传感器的方法.表 1 归纳了这些技术的大致特点.

表1 一些已有行为识别技术的特点

识别技术	计算机视觉	红外	专用传感器	超声波
主要特点	精度中等 计算量大,视距范围,受光照、障碍物影响,易存在死角	光线要求低 识别范围有限,购买与部署的代价高	精度高,超视距 安装和携带不方便,设备价格高	精度高,识别范围有限 需安装额外的设备,代价高

基于视觉的系统,比如基于视频<sup>[25]</sup>的行为识别技术,是对视频采集设备拍摄到的用户行为图像序列,通过计算机视觉技术进行处理,进而对行为或手势进行识别.视觉方法的计算量大,适合视距范围的识别,容易存在死角且受到光照、障碍物等的影响.

红外技术可在昏暗环境实现高精度的动作识别,代表性产品包括 Leap Motion<sup>[26]</sup>与微软的 Kinect<sup>[27]</sup>等.红外技术只能识别特定区域内的活动,设备购买与部署的代价高.热成像技术<sup>[28]</sup>可以工作在昏暗的光线下,甚至可以实现非视距的成像,从而识别行为,但是该技术对基础设施的要求很高,设备昂贵.

基于专用传感器的行为识别,是将加速度计等运动传感器安装在用户身上<sup>[29]</sup>,或者放置在目标物体上,用户与该物体互动<sup>[30]</sup>,从而识别用户行为.在 Philips Lifeline<sup>[31]</sup>里加速度计被安装在人体来检测跌倒动作.在 GrandCare<sup>[32]</sup>里一个运动传感器被安装在门上来监测病人日常活动.在 BodyScop<sup>[33]</sup>里声学传感器用来区分行为,比如吃饭和咳嗽.Skinput<sup>[34]</sup>使用声波感应器,将手臂化为轻触试屏幕,识别手指在手臂上的点击位置.TEXIVE<sup>[35]</sup>利用智能传感器来检测驾驶,同时发短信.该技术可识别细粒度的行为,但安装与携带很不方便,且价格不菲.

基于超声波的行为识别技术,是利用多普勒效应,确定对象的大小、移动速度和运动方向,从而推断出用户的动作或手势.在设备前面的 180°都是有效识别范围,识别精度可达厘米级别,缺点是超声波在传播过程中容易衰减,识别的范围有限,且需要安装部署额外的硬件设备.

## 2 无线行为识别技术的分类

现有工作着重于回答无线识别的可行性问题,主要围绕以下挑战性问题展开.首先,处理干扰信号.环境中墙壁等静态物体对信号的反射(flash effect)以及直接从发射机传输到接收机的信号也是干扰信号,如何在接收信号中去除这些无关信号的干扰是我们解决的问题.其次,接收到目标用户反射的信号之后,需要分析处理并提取合适的信号特征.再次,非视距的环境中,需要考虑反射信号的穿墙衰减问题.

可从多个角度对无线行为识别技术进行分类.从分类机制上看,可分为两类:基于指纹映射<sup>[6,7,12,14,38,42-44]</sup>和基于几何映射<sup>[5,11,15]</sup>,如图 1 所示.基于指纹映射采取机器学习的方法,让实验者在所有感兴趣位置上做出若干动作,采集各位置、各动作的信号特征,构建指纹数据库,行为识别过程就是将采集到的信号特征与数据库进行匹配.基于几何映射的原理是,从信号物理特征中抽象出距离和方向等几何参数,然后对目标进行定位跟踪,从而识别行为.

从信号特征看,目前主要有 5 类:能量特征<sup>[14,38]</sup>,信道状态特征<sup>[6,7,42]</sup>,频率特征<sup>[43]</sup>,时间特征<sup>[5,15]</sup>,角度特征<sup>[11]</sup>.能量特征主要是指 RSSI,它是 MAC 层的信息,最大优点是易于获得.信道状态特征 CSI 包括信号多个子载波上的幅度和相位两方面信息.频率特征通常指的是多普勒频移,即人体运动过程中对无线信号频率产生的微小影响.时间特征是指,系统发射天线发射一个信号,接收天线计算该信号从发射到遇到人体发生反射,再回到接收点的时间.角度特征是指用户移动轨迹相对于天线设备的角度,通常通过逆合成孔径雷达等信号处理技术,获得

角度信息.

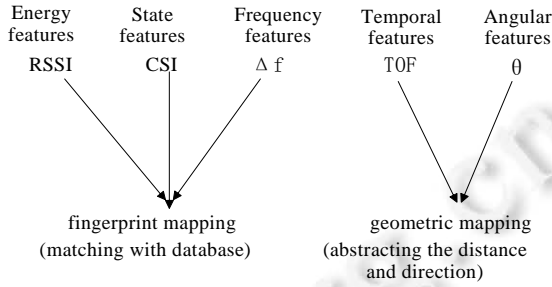


图 1 基于无线信号的行为识别分类

此外,还可从多个角度进行分类<sup>[36]</sup>,见表 2.根据使用的无线传感装置(无线电信号收发机)是否与识别对象绑定,可分为 Device-bound 和 Device-free 两类;根据使用信号源的种类,分为主动(active)和被动(passive)系统两类<sup>[44]</sup>.主动系统中,发射端是识别系统的一部分,受系统控制.被动系统使用的无线电信号来自环境,如环境中的 FM 信号<sup>[37]</sup>.根据系统设置,可分为 ad-hoc 和 non-ad-hoc 系统.若系统可用于一个新环境而不需要重新训练分类器,称为 ad-hoc 系统,否则称为 non-ad-hoc 系统.

表 2 无线行为识别技术经典分类

Parameter	Values
Classification method	Fingerprint-based; Geometry-based
Selected feature	RSS;CSI; Frequency; Time; Angle; Others
Sensor type	Device-free; Device-bound
Sensing modality	Passive; Active
Setup	Ad-hoc; Non ad-hoc
Sensed value	Continuous signal (e.g. SDR);Channel-Quality-Indicator(e.g. RSSI)

### 3 基于指纹映射的方法

#### 3.1 能量特性

RSSI 是 MAC 层信息,很多无线通信技术,如 RFID,FM,GSM,WIFI 等都可以很容易在终端设备上获得 RSSI,因此它是使用最为广泛的能量特性<sup>[40]</sup>.基于 RSSI 的特征值选择有很多,通常是针对不同环境不同设备通过多次实验来确定最佳的特征值组合<sup>[37]</sup>.提取接收信号的特征值后,构建指纹数据库,再使用机器学习中的分类算法(常用 K 邻域和决策树算法),将接收信号的特征与数据库进行匹配,便可完成行为识别的任务.

可将接收信号表示成  $\zeta(t) = R(m(t)e^{j2\pi f_c t} RSSe^{j(\psi+\phi)})$ ,其中  $m(t)$ 是发射机发射的信号, $f_c$ 是它的频率,RSS 是接收信号强度, $\phi$ 是相位偏移.常用的能量特征值有:

$$P_{peak} = \max_{t \in W}(\zeta_{rec}(t)) - \min_{t \in W}(\zeta_{rec}(t)), \mu = \frac{\sum_{t=1}^{|W|} \zeta_{rec}(t)}{|W|},$$

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{|W|} (\zeta_{rec}(t) - \mu)^2}{|W|}}, \sigma^2 = \frac{\sum_{t=1}^{|W|} (\zeta_{rec}(t) - \mu)^2}{|W|},$$

$$\gamma = E[\zeta_{rec}(t) - \mu]^3, a_0 = \frac{\int_{-\frac{|W|}{2}}^{\frac{|W|}{2}} (\zeta_{rec}(t)) dt}{|W|},$$

$$FFT(i) = \sum_{t=1}^{|W|} \zeta_{rec}(t) e^{-j\frac{2\pi}{N}it}, P(i) = \frac{FFT(i)^2}{\sum_{j=1}^{|W|/2} FFT(j)^2}, \varepsilon = \sum_{i=1}^{|W|/2} P(i)^2,$$

$$H = \sum_{i=1}^{W/2} P(i) \cdot \ln(P(i)).$$

另外,远处的用户对信号的反射影响较小,所以当接收信号强度的幅值差异很小,则可以认为人体的动作发生在较远的地方.因此幅值的差异可以用来表征行为发生地点距离接收机的远近程度<sup>[14]</sup>.

### 3.2 状态特征

RSSI 测量的是信号多径传播的叠加效果,并不能区分信号的每一条传播路径,因此 RSSI 的稳定性和可靠性会受影响.而信道状态信息 CSI 却可以刻画多径传播,提供更为精细的特征<sup>[45]</sup>(包括多个子载波上信号幅度和相位特征).

WiFall<sup>[6]</sup> 基于无线信号信道状态信息检测人的跌倒.静态的人体不改变 CSI,而人体的运动会导致 CSI 的变化,因此相对于静态的环境,人体的运动被视为异常状态,WiFall 使用基于 LOF(局部离群因子)与 SVM(支持向量机)的异常检测算法,判断行为的发生.主要使用了 7 个特征值,包括了 CSI 的归一化标准差(STD)、信号强度的偏移、运动时间范围、中位数绝对偏差(MAD)、四分位距(IR)、信号熵、信号变化的速度.

此外,文献[41]利用有向天线获得信道状态信息,实现细粒度的手势识别.相对于全向天线,用户肢体动作对有向天线发出信号的影响更大.对每一个手势,提取相应接收信号的平均 RSS 特征矢量、特定子载波的 RSS 特征矢量和相位特征矢量,构成指纹数据库.利用互相关法和动态时间规整法将接收信号的 CSI 与指纹数据库匹配,从而识别手势.

E-eyes<sup>[7]</sup>利用来自 802.11n 设备的信道状态信息,使用较少的收发装置,识别两类行为:行走活动(粗粒度)和就地活动(细粒度).对于行走活动,肢体运动以及人体位置改变的幅度较大,会导致信号 CSI 幅值随时间发生很大的变化,而就地活动(如在沙发上看电视)信号特征变化较小,因此首先采用移动方差阈值法来区分行走和就地活动,然后再分别使用不同的 CSI 特征识别这两类行为.

清华大学的刘云浩教授、IIT 的李向阳教授等通过分析无线信道状态信息,实现被动式的环境感知与人员检测,识别出人的位置、数目、动作以及其他环境特征<sup>[39,40]</sup>.

### 3.3 频率特征

人体运动的过程中会对无线信号的频率产生微小影响,频率偏移与发射机中心频率、人体运动速度的大小和方向成正比:

$$\Delta f \propto \frac{2v \cos(\theta)}{c} f.$$

假设  $v=0.5\text{m/s}$ ,  $f=5\text{G/Hz}$ ,则多普勒频移为 17Hz.而 WIFI 传输带宽至少是 20MHz,因此从 WIFI 信号上识别出这么小的多普勒频移是很有挑战性的.

Wisee<sup>[43]</sup>设计了一个接收端,将接收到的无线信号转换成带宽只有几个赫兹的窄带脉冲.接收机识别窄带脉冲,从而检测多普勒频移.该系统可识别 5 个人在同一环境同时做出的手势.

### 3.4 其他特征

Allsee<sup>[42]</sup>利用环境中已经存在的无线信号(如 TV, WIFI 等),设计特定的电路来提取接收信号特征信息,构建指纹数据库.图 2 中,摆动手动作产生的信号变化通过一个称为 envelope detector 的电路后,输出为右图所示.不同的手势对应唯一的输出波形,从而可构建指纹数据库.AllSee 可被集成到 Samsung Galaxy Nexus 手机上.

WiHear<sup>[12]</sup>首先对用户的嘴唇进行定位,然后通过监测嘴唇反射回的信号,识别所说的词语或句子.利用离散小波包分解技术构造指纹数据库.通过机器学习的方法识别发音,并翻译.采用基于上下文的纠错技术来提高精度.其基础架构如图 3 所示.

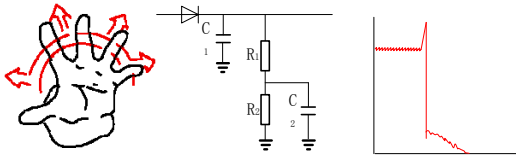


图 2 Allsee 示例图

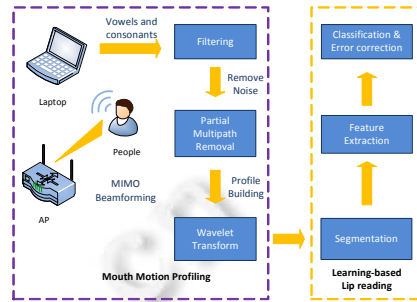


图 3 WiHear 架构

### 4 基于几何的映射

#### 4.1 时间特性

WiTrack<sup>[5]</sup>系统,接收天线计算该信号从发出碰到人体反射,最终到达接收天线所用的时间(该时间被称为 TOF(time-of-flight)),再结合天线的位置创建一个几何参考模型,将信号传递经历的时间映射到一个空间的 3D 位置.对肢体(如胳膊)实现粗粒度的跟踪,结合肢体运动轨迹,识别行为.

WiTrack 系统使用调频连续波技术获得 TOF,信号飞行距离为  $d = C \times TOF$  ( $C$  是信号传播的速度).环境中静态物体使信号反射产生的 TOF 不随时间变化,据此可以消除多径效应的干扰.首先考虑在水平面上进行定位.两个接收天线  $Rx1, Rx2$  分别得到  $d1, d2$ ,从而构造两个椭圆,其交点处就是人体的 2D 位置(结合有向天线的发射波束方向可以排除另一个不符合实际的交点)如图 4 所示.

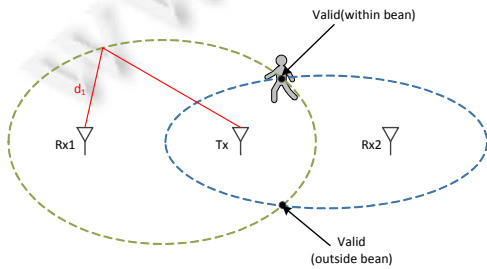


图 4 WiTrack 的 2D 定位

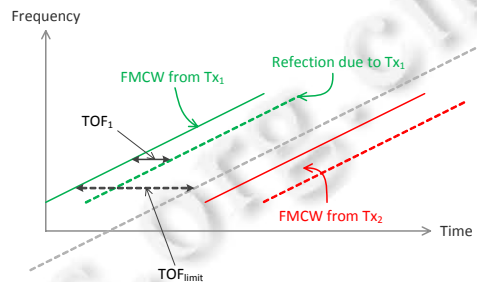


图 5 Multi-Shift FMCW 技术

实际情况中,我们还需要第 3 个接收天线,以确定人体的高度,进而在 3D 空间里识别,构建 3 个椭圆柱体,求交点即可.需要注意的是,对于 WiTrack 系统,并不是使用越多的接收天线越好,3 个天线足够定位,天线增多会引入更多的噪音.

WiZ<sup>[15]</sup>在 WiTrack 的基础上,基于 TOF 实现多人厘米尺度的行为跟踪.对于静态用户,WiZ 根据其呼吸来定位,并进一步监视其呼吸速率.还可以定位多人并发的手部动作,实现基于手势的多用户交互.WiZ 的原理与 WiTrack 类似,不同之处在于:1) WiZ 采用 Multi-shift FMCW 技术,区分不同用户产生的 TOF.如图 5 所示,在从不同天线发射出的 FMCW 信号之间插入虚拟延迟  $\tau > TOF_{limit}$ ,  $TOF_{limit}$  是 WiZ 工作环境中物体反射产生的最大 TOF),这样就可以避免各个天线的发射信号互相干扰.2) 采用 Successive Silhouette Cancellation(SSC)算法,解决远近问题.远近问题是指来自近处用户对信号的反射强度,远远大于远处用户或者被障碍物挡住的用户对信号的反射强度.SSC 是受到连续干扰消除算法的启发,首先解码具有最高信噪比(SNR)的信号,然后再重新编码,将它从所接收的信号中去掉,接着解码具有次高 SNR 的信号,然后重复该过程直到解码所有的信号.这里的解码是指,从信号中获得 TOF 并实现定位.

## 4.2 角度特性

Wi-Vi<sup>[11]</sup>系统可跟踪墙后或者门后运动的物体,确定在一个封闭环境内的人数及其相关位置,识别人在墙后做出的简单动作。

Wi-Vi 具有两个发射天线一个接收天线,它的设计思想是:1) 通过 MIMO 干扰调零技术,消除由于环境中静态物体对信号的反射产生的干扰.2) 利用逆合成孔径雷达技术,把移动的用户当做天线阵列,跟踪该用户.如图 6 所示左边是常规天线阵列,通过跟踪计算  $\theta$ ,定位静止的用户.与方法相反,Wi-Vi 使用一个接收天线,类比左图的静止的人,移动的用户在不同时刻的位置类比为天线阵列,计算  $\theta$ ,跟踪动态用户。

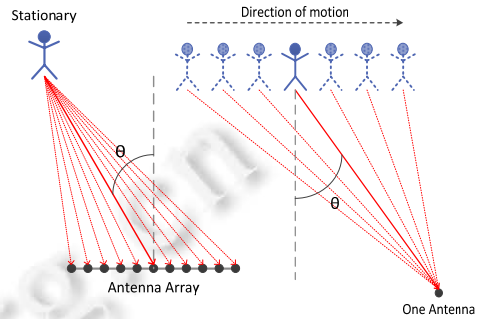


图 6 Wi-Vi

## 5 发展趋势与未来研究工作

总的来看,现有工作仅回答了无线识别的可行性问题,对现实场景的复杂性、应用需求的多样性考虑甚少,尚有大量基础性问题亟需解决。

### 5.1 动作检测难度的多样性

许多研究发现,对某些动作而言,其信号特性的区别非常明显;而对另一组动作而言,信号特性则非常相似.Sigg 等人在 2013 年就发现,爬行与行走等动作的区分就非常困难.在哑语识别等研究中,也出现了类似的现象。

已有工作仅仅指出了检测难度的多样性这个事实,而如何认识、如何处理的考虑甚少.从根源上说,信号特征的相似,源于动作的某种相似性.任何的信号特征变化,都是对动作所导致的传播环境变化的一种刻画.从空间映射的角度看,选择某种信号特征,就是将动作的影响,映射到该信号特征所表征的空间中.如果对不同的动作,这种映射的参数相差不大,则动作的区分就比较困难.因此,针对难以区分的动作集合,提高识别能力,需要变换信号特征,以找到映射后参数相差明显的特征空间。

理解动作识别难度的多样性有重要的实用价值.对具体的识别系统,通过找出它难以识别的动作集合,就可进行有针对性的设计与增强,进一步提高识别能力.对不同识别系统,通过识别它们对不同动作的识别效果,可以发现它们之间的互补性.结合具体应用的需求,就可同时选择部署多个识别系统,提高整体的识别效果。

### 5.2 行为识别“从一到多”的跨越

对行为即动作序列的识别,是识别能力的重要跨越,目前的研究工作大多局限于单个动作的识别,而单个动作能够表达的语义非常有限,不能满足哑语、身份识别等实际应用.为此,需要在动作检测的基础上实现对动作序列的识别,从而满足复杂语义表达的现实要求。

行为层面可得到更大的信息表达空间.例如,若系统有  $N$  个原子动作,长度为  $m$  的行为序列共有  $N^m$  种.采用更大的表达空间,描述能力增强,可表达更多的语义.同时,通过合理选择行为,可提供容错能力.例如,若动作  $A$  与  $B$  难以区分,则避免选择  $***A$ 、 $***B$  之类的序列来表达不同的语义,就可回避  $A$ 、 $B$  不可区分带来的干扰。

行为的设计与解码也有许多新的问题.在行为的选择上,必须在表达能力与识别精度之间寻求折中.例如,行为的长度越大,表达能力越强,但检测难度也会更大.行为的设计还必须考虑动作识别能力的多样性.在通信系统中,通常会使得不同符号(Symbol)的解码概率相近.因此,行为的设计还不能完全照搬通信系统的方法。

### 5.3 识别系统并发能力的分析理解

当多个动作并发时,它们对信号的影响将会混叠.从信号传播的角度看,并发时不同动作造成了信号不同的传播路径,即多径效应(multi-path effect)更加严重.在识别某一动作时,其它动作的影响会形成干扰.若要识别

并发的所有动作,要么需要分离不同动作所产生的多路径信号,要么对并发时的信号特征进行整体性的建模.前者是无线信号处理的经典难题.后者则会产生特征组合空间急剧膨胀,即组合爆炸的问题.

需要深入理解系统的并发能力,发现限制并发动作识别的关键因素.针对具体的识别系统,在给定的系统部署下,它的并发能力与天线类型、数目等参数的关系应如何表达?更抽象地看,使用无线信号观测动作,其精度究竟取决于哪些因素.类似于通信系统的香农容量,识别能力是否也存在类似的边界?

并发的数目与精度需要平衡.在 SenSys 2014 会议上,华盛顿大学的研究者指出,当并发数不变时,更多天线有助于得到更好的识别精度;同样,给定天线数目时,并发动作越多,识别精度就越低.因此,识别系统存在并发量与精度的折中,必须在满足给定的精度要求的前提下,寻找并发能力最大化的途径.

## 6 总 结

我们探讨了目前较为先进的基于无线信号的行为识别技术,详细总结了已有的无线行为识别技术并对未来工作进行了展望.无线行为识别提供了无线技术应用的新维度,其研究具有重要的理论与应用价值,将是无线通信、行为分析、机器学习等多种技术走向融合的重要发展方向.

**致谢** 在此,感谢对本文的工作给予支持和建议的同行,特别感谢国防科学技术大学并行与分布处理国家重点实验室无线网络与移动计算课题组的老师和同学们的鼓励 and 大力支持.

## References:

- [1] 宝马汽车将支持手势控制.2015. <http://www.autohome.com.cn/news/201501/858847.html>
- [2] 谷歌基于手势的自动驾驶汽车技术.2015. <http://www.che310.com/index.php?m=content&c=index&a=show&catid=19&id=1418&page=3>
- [3] 支持哑语识别的平板电脑.2015. <http://www.motionsavvy.com/>
- [4] 智能手环帮助检测老人摔倒.2015. <http://www.egean.cn/article-70-1.html>
- [5] Adib F, Kabelac Z, Katabi Z, Miller RC. 3D tracking via body radio reflections. In: Proc. of the UsenixNSDI. 2014,14:317-329.
- [6] Han CM, Wu KS, Wang YX, Ni LM. WiFall: Device-Free fall detection by wireless networks. In: Proc. of the IEEE INFOCOM. 2014. 271-279.
- [7] Wang Y, Liu J, Chen YY, Gruteser M, Yang J, Liu HB. E-eyes: Device-Free location-oriented activity identification using fine-grained WiFi signatures. In: Proc. of the MobiCom 2014. 2014.
- [8] Agrawal S, Constandache I, Gaonkar S, Choudhury RR, Caves K, DeRuyter F. Using mobile phones to write in air. In: Proc. of the ACM MobiSys. 2011.
- [9] 安防领域基于步态特征的识别技术.2015. <http://www.afzhan.com/news/detail/32820.html>
- [10] Chetty K, Smith GE. Through-the-Wall sensing of personnel using passive bistatic wifi radar at standoff distances. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2012,50(4):1218-1226.
- [11] Adib F, Katabi D. See through walls with WiFi! SIGCOMM, 2013. 75-86.
- [12] Wang GH, Zou YP, Zhou ZM, Wu KS, Ni LM. We can hear you with Wi-Fi! MobiCom 2014. 593-604.
- [13] Abdelnasser H, Youssef M, Harras KA. WiGest: A ubiquitous WiFi-based gesture recognition system. In: Proc. of the IEEE INFOCOM 2015. 2015.
- [14] Sigg S, Shi S, Ji Y. RF-Based device-free recognition of simultaneously conducted activities. UbiComp (Adjunct Publication) 2013. 531-540.
- [15] Adib F, Kabelac Z, Katabi D. Multi-Person motion tracking via RF body reflections. Technical Report, MIT-CSAIL-TR-2014-008, 2014.
- [16] Wang J, Vasisht D, Katabi D, RFIDraw: Virtual touch screen in the air using RF signals. In: Proc. of the 2014 ACM Conf. on SIGCOMM, SIGCOMM 2014. ACM, 2014. 235-246.
- [17] Goswami A, Ortiz LE, Das SR. Wigem: A learning-based approach for indoor localization. In: Proc. of the ACM CoNEXT. 2011.



- [18] Sen S, Radunovic B, Choudhury RR, Minka T. Spot localization using PHY layer information. In: Proc. of the ACM MobiSys. 2012.
- [19] Xiong J, Jamieson K. Arraytrack: A fine-grained indoor location system. In: Proc. of the 10th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI 2013). 2013.
- [20] Wang J, Katabi D. Dude, where's my card? Rfid positioning that works with multipath and nols. In: Proc. of the SIGCOMM. 2013.
- [21] Zhao Y, Patwari N, Phillips JM. Radio tomographic imaging and tracking of stationary and moving people via kernel distance. In: Proc. of the IEEEIPSN. 2013.
- [22] Wilson J, Patwari N. Radio tomographic imaging with wireless networks. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2010,9(5).
- [23] Charvat G, Kempel L, Rothwell E, Coleman C, Mokole E. A through-dielectric radar imaging system. IEEE Trans. on Antennas and Propagation, 2010.
- [24] Ralston TS, Charvat GL, Peabody JE. Real-Time through-wall imaging using an ultrawideband MIMO phased array radar system. In: Array. 2010.
- [25] Hongeng S, Nevatia R, Brémond F. Video-Based event recognition: Activity representation and probabilistic recognition methods. Computer Vision and Image Understanding, 2004,96(2):129–162.
- [26] Leap motion. <https://www.leapmotion.com>
- [27] Microsoft. X-box kinect. <http://www.xbox.com>
- [28] Larson E, Cohn G, Gupta S, Ren XF, Harrison B, Fox D, Patel SN. Heatwave: Thermal imaging for surface user interaction. In: Proc. of the ACM SIGCHI. 2011.
- [29] Keally M, Zhou G, Xing GL, Wu JX, Pyles A. Pbn: Towards practical activity recognition using smartphone-based body sensor networks. In: Proc. of the ACM SenSys. 2011.
- [30] van Kasteren TLM, Englebienne G, Kröse BJA. An activity monitoring system for elderly care using generative and discriminative models. Personal and Ubiquitous Computing, 2010,14(6):489–498.
- [31] <http://www.lifelinesys.com/content/>
- [32] <http://www.grandcare.com/>
- [33] Yatani K, Truong KN. Bodyscope: A wearable acoustic sensor for activity recognition. In: Proc. of the ACM UbiComp. 2012.
- [34] Harrison C, Tan D, Morris D. Skininput: Appropriating the body as an input surface. In: Proc. of the ACM SIGCHI. 2010.
- [35] Bo C, Jian X, Li XY, Mao X, Wang Y, Li F. You're driving and texting: Detecting drivers using personal smart phones by leveraging inertial sensors. In: Proc. of the ACM MobiCom. 2013.
- [36] [http://www.stephansigg.de/stephan/projects\\_deviceFree.html](http://www.stephansigg.de/stephan/projects_deviceFree.html)
- [37] Sigg S, Scholz M, Shi SY, Ji YS, Beigl M: RF-Sensing of activities from non-cooperative subjects in device-free recognition systems using ambient and local signals. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2014,13(4):907–920.
- [38] Wu CS, Yang Z, Liu YH. Smartphones based crowdsourcing for indoor localization. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2014.
- [39] Xi W, Zhao JZ, Li XY, Zhao K, Tang SJ, Liu X, Jiang ZP. Electronic frog eye: Counting crowd using WiFi. In: Proc. of the IEEE INFOCOM 2014. 2014.
- [40] Yang Z, Zhou ZM, Liu YH. From RSSI to CSI: Indoor localization via channel response. ACM Computing Surveys, 2013,46(2): 25.
- [41] Melgarejo P, Zhang XY, Chu D. Leveraging directional antenna capabilities for fine-grained gesture recognition. In: Proc. of the UbiComp'14. 2014.
- [42] Kellogg B, Talla V, Gollakota S. Bringing gesture recognition to all devices. In: Proc. of the USENIX NSDI. 2014.
- [43] Pu QF, Gupta S, Gollakota S, Patel S. Whole-Home gesture recognition using wireless signals. In: Proc. of the MOBICOM. 2013. 27–38.
- [44] Youssef M, Mah M, Agrawala A. Challenges: Device-Free passive localisation for wireless environments. In: Proc. of the ACM MobiCom. 2007. 222–229.



杨雪(1992-),女,安徽滁州人,硕士,CCF 学生会员,主要研究领域为无线网络与移动计算.



王晓东(1973-),男,博士,研究员,CCF 高级会员,主要研究领域为可信软件.



吕绍和(1982-),男,博士,助理研究员,CCF 会员,主要研究领域为智能计算,大数据分析,无线网络.



周兴铭(1938-),男,教授,CCF 高级会员,博士生导师,主要研究领域为计算机科学与技术.



张阔(1990-),男,硕士,主要研究领域为无线网络与移动计算.

www.jos.org.cn

www.jos.org.cn