

基于无线信号的人类行为检测和识别

戴明威^{1,2} 刘文鸿¹ 黄晓霞¹

¹(中国科学院深圳先进技术研究院 深圳 518055)

²(中国科学院大学 北京 100049)

摘 要 物联网技术实现了物与物、人与物的全面互联,其中信息传感设备与人的交互需要对人体行为活动进行感知。目前广泛使用的有基于视觉和利用穿戴式传感器的识别方法,但这些方法在很多场景下应用有所限制。文章提出一种基于无线信号识别人类行为的方法,通过对通信中传输数据包状态的统计和分析,能够利用少量通信节点达到感知非携带设备的目标在室内检测区域行为活动的目的。对于不同的行为活动特征,采用序列最小优化算法、K-最近邻算法等不同算法进行分类研究。相对于传统基于无线信号接收信号强度指标的免携带设备行为识别方法,文章提出的方法对不同运动速度等级的识别精度平均提高了 25.1%。

关键词 行为识别; 无线射频信号; 免携带设备行为侦测; 序列最小优化; K-最近邻

中图分类号 TN 99 **文献标志码** A

Detection and Recognition of Human Activity Based on Radio-Frequency Signals

DAI Mingwei^{1,2} LIU Wenhong¹ HUANG Xiaoxia¹

¹(Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

²(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract The Internet of Things realizes the connection of human and objects. Activity recognition is necessary for the interaction between information sensing devices and human. Currently, vision-based and sensor based methods are widely used, but these methods are limited in many scenes. In this paper, a new radio-frequency-based activity recognition technique was proposed, in which a few communication nodes were deployed in the monitoring area for the device-free activity recognition by analyzing the transmission packet state information. The sequential minimal optimization and K-nearest neighbor algorithms were employed for classification. The classification accuracy of walking speed of the proposed method is improved by 25.1% on average compared to the traditional method based on received signal strength indication.

Keywords activity recognition; radio frequency signal; device-free motion detection; sequential minimal optimization; K-nearest neighbor

收稿日期: 2015-03-17 修回日期: 2015-10-06

作者简介: 戴明威, 硕士研究生, 研究方向为认知无线网络; 刘文鸿, 硕士研究生, 研究方向为嵌入式系统; 黄晓霞(通讯作者), 研究员, 研究方向为无线传感网络、认知无线网络、线通信和移动计算, E-mail: xx.huang@siat.ac.cn.

1 引言

物联网通过射频识别、传感器等设备对客观物体进行表示并利用网络进行数据交换。其目的是对物体实现智能化控制,达到与物与物以及物与人交互的目的。对环境中的实体的感知有助于给物联网系统提供更多的环境状况信息。对于目标的行为识别是物联网系统中不能忽视的技术之一。行为识别在智能家居,安防入侵检测等领域都有潜在的应用前景。

传统的行为检测的方法主要有基于视觉的检测^[1],通常的方法是在监测区域布置摄像头等设备。其缺点是安装和扩展的成本很高,而且只能用于视距条件下;在烟雾和黑暗的环境下往往不能达到理想的效果。另外一类基于传感器的应用是很普遍的行为识别方法^[2],加速度传感器被广泛应用于识别人体的运动,并且有一定的识别精度。其问题是传感器必须携带在人的身体上(穿戴设备或者移动终端设备),检测的精度和传感器在人体的分布位置有很大关系^[3],并且传感器设备也受到功耗的限制。在入侵检测等条件下,被检测者往往不会携带传感器设备,这种需要结合目标携带设备的方法就不再适用。

无线信号最普遍的作用是进行信息的无线传输,常见的有 GSM、Wi-Fi 以及无线传感网络。可以使用特定的节点、频段和传输的机制,利用无线信号达到识别人类活动的目的。现存的技术有基于电磁波反射的雷达和超宽带系统^[4,5]。此类系统在实际安装和检测中需要额外的开销,并且超宽带系统会受到环境的干扰,检测精度受影响。

有研究表明,通过提取信号的多普勒效应特征并对特征进行量化^[6,7],可以有效地对人体的不同活动状态进行分类。Adib 等^[8]的研究显示,工作在 2.4 GHz 频段的 Wi-Fi 信号,可以被用来侦测穿墙的手势以及运动行为。而室内环境中的

各种电器发出的电磁干扰和噪声可以采集并被用作监测简单用电活动^[9],即普通的电器也可以被作为行为识别的传感器。

用于通信的无线信号资源在日常生活中覆盖越来越广泛。本文利用软件定义无线电,在 2.4 GHz 频段上利用通用软件无线电外设(Universal Software Radio Peripheral, USRP)建立通信,根据收到的传输包的状态信息,对监测区域的人类活动进行识别和分类,用很少量的节点达到检测的效果。此方法还可以嵌入到现有的传输接入点上,通过较小的开销实现对行为的识别。

2 基于软件定义无线电的无线信号人体行为识别

在利用无线信号对人体行为进行检测中,上述的工作大多需要人体携带相应的传感设备,这样的方法导致适用场景的局限性。Youssef 等^[10]定义了免携带设备室内定位,利用室内无线信号对实体的位置进行判别,并且被测人员不需要携带任何传感设备。之后的研究者将这种概念应用于对人体不同行为的识别,即基于无线电的免携带设备行为识别^[11]:通过分析无线信道中信号的波动来推断人类的活动。目前该类方法主要集中在对物理层的接收信号强度(Received Signal Strength Indication, RSSI)变化的检测。信号强度指标可以反映信道的波动情况,但当前无线设备很少能直接访问射频信道,而更容易获得数据包级别信息。因此,本文的研究没有再利用信号强度指标,而是利用通用软件定义无线电平台,搭建分组传输的通信模块,通过对接收节点网络层数据包状态进行统计和分析,从而提取相应特征进行行为识别。

2.1 无线检测环境

接收信号强度指标普遍应用于免携带设备行为识别^[12,13],来对人行为特征的分析 and 评估。通

常使用设备收集相应频段上的信号强度, 之后通过对信号强度值的波动来描述行为特征。RSSI 的变化易受多径衰落和阴影效应的影响, 在之前免携带设备行为识别的研究当中, 无线节点往往被布置在视距环境下^[11,12]。而本文在监视环境更加严格的非视距条件下进行, 人体在电磁环境中可被视为导体, 目标的不同行为会反射、折射或者散射电磁波, 产生信号的慢衰落导致到达接收节点的信号质量变化, 从而影响接收信号强度和信噪比等指标。

本文通过在实际分组传输中容易获得的网络层信息来衡量人体的活动给通信带来的影响。数据包的不同状态信息和信道的通信质量有密切的关系, 而目标在检测区域的活动带来的信道波动, 会在通信的接收节点产生特定的特征。利用图 1 所示的通信模块, 在室内实验环境下进行行为检测。

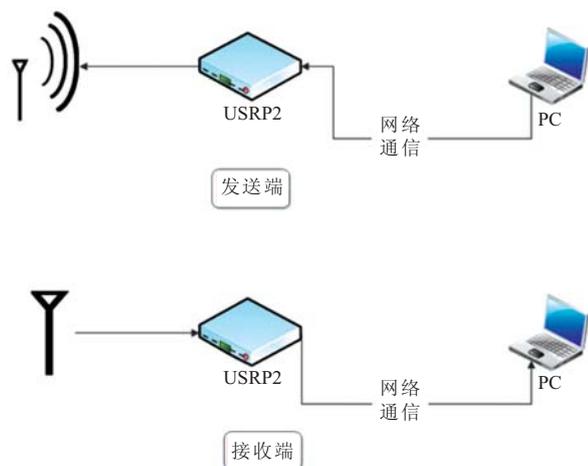


图 1 用于行为识别的通信模块

Fig. 1 The communication module for activity recognition

2.2 特征选取

在系统中发射节点以恒定的速率向接收节点传输数据包, 接收节点收集分组数据包的状态信息时间序列, 定义接收包的不同状态: 能够正确解调的数据包、解调校验发生错误的数据包以及丢失的数据包。通过定义: 接收节点能正确解调

的数据包定义为‘1’, 解调之后校验数据包发生错误或者丢失的数据包定义为‘0’。使用收包率 $P(w)$ 来反映通信质量的好坏, 进而分析行为。

$$P(w) = \frac{N_{\text{decode}}}{N_{\text{out}}} \times 100\% \quad (1)$$

其中, N_{decode} 是固定时间窗口长度下接收端正确解调的数据包个数; N_{out} 是对应时间长度下发射端总共发出的数据包个数。图 2 显示了对数据包状态序列取重叠窗, 计算每个窗口的收包率, 得到收包率序列, 通过其波动反映空间中的传输质量变化, 进而能够提取特征进行行为识别。在实际行为识别场景中存在 3 种可能的通信条件:

(1) 增强条件: 无人的情况下, 接收节点的收包状况很差, 数据包解调发生错误, 不能正确解调数据包, 目标在检测区域的活动使接收节点能够正确解调部分数据包;

(2) 衰落条件: 无人的情况下, 接收节点能够正常稳定地解调数据包, 目标在检测区域的活动使信道通信质量下降, 出现部分时间段中解调数据包错误或者丢包的情况;

(3) 人的活动对传输没有影响, 接收端的传输数据包状态保持稳定且对人的活动不敏感。

以上三种通信条件, 一旦发射天线和接收天线的位置、角度固定, 发射节点和接收节点的传输状态就能在信号传输区域无人活动的情况下保持稳定。(1)和(2)适用于对行为的检测和识别: 无人条件下收包率稳定在一定范围内, 目标在检测区域的活动导致收包率的波动, 通过波动来识别人的存在。在条件(3)下, 检测区域内有人和无人情况收包率没有区别, 不能用来检测人的活动, 但是接收端天线移动一个波长的距离, 信道的频率响应就完全改变, 收包率也会随之变化, 到达角度也会对信号质量产生影响。通过旋转或者移动接收天线, 能使检测模块从通信条件(3)变为(1)或(2)。本研究对于目标的检测均在(1)或(2)通信条件下进行, 检测当中固定接收和发

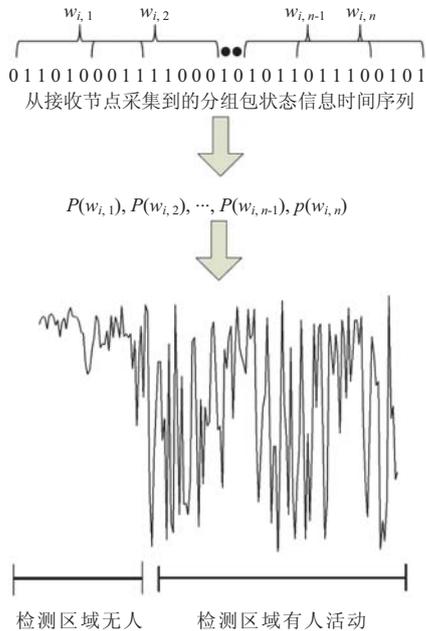


图2 从数据包状态序列得到收包率

Fig. 2 Employ overlapped window on packet state series and calculate the packet receive rate

射天线的位置角度，系统在检测当中能够保持增强或者衰落条件的状态。

在增强条件的通信环境下，由于在无人情况下收包率为 0，目标的活动使收包率提升，很容易提取出有人活动对应的收包率序列。对于衰落条件的通信环境，收包率在无人活动的时刻有一定的波动，会影响有人活动时对应序列的提取，因此采用以下的方法来提取出有人活动对应的时刻。

首先通过预处理数据包状态得到的收包率序列，然后通过取重叠窗得到子序列。若子序列中的最大值和最小值的差小于设定的阈值，说明该段子序列收包率的波动不大，则该段子序列取子序列的平均值；若子序列最大值和最小值之间的差值大于阈值，则子序列保持不变。对于均值滤波后的序列，利用标准差来区分是否有人活动。使用标准差是因为标准差能够区分收包率的波动程度，而且在增强条件和衰落条件下，有人活动

对应的收包率的标准差均大于无人情况。若一段序列当中标准差的值高于阈值，则该段序列为有人活动的序列。

图 3 显示了在衰落的通信条件下在有人和无人情况连续采集的一段收包率序列。原始序列中收包率不同程度的下降区间代表检测区域中有目标活动；收包率在稳定的区间则代表检测区域中无目标(人)活动。通过用标准差衡量滤波后的收包率数据，可以提取出有人活动时对应的收包率序列。

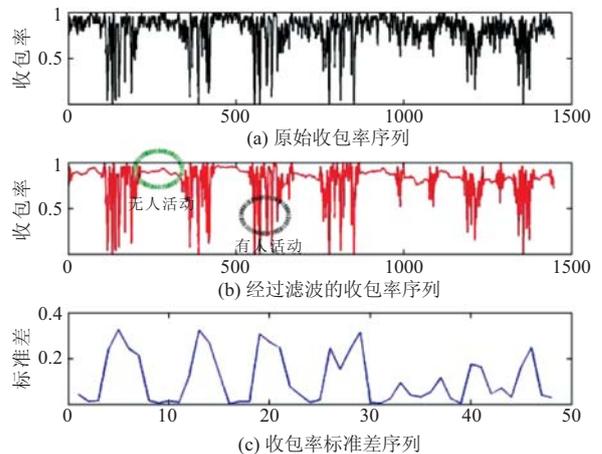


图3 对收包率序列进行均值滤波

Fig. 3 Filtering noise of packet receive rate sequence

2.3 传输数据包时间间隔信息

在提取出有人活动的序列之后，利用收包率等作为特征衡量检测区域内目标活动的不同状态。在便携式设备的入侵检测中，对目标物体运动速度的识别较使用加速度传感器的要困难很多。本文采取基于传输数据包状态信息的方法，虽然利用收包率特征能够衡量出由于人的活动导致的传输质量的变化，但同时也会忽略传输数据包之间的细节信息，因此需要找出新的特征来描述目标的运动速度。

传输中数据包的解调状态会因通信质量的变化而被动地发生改变，而不同运动速度引起的通信质量不同程度的衰落则会产生不同的数据包间

隔, 依此来衡量速度信息。在实验当中对每个数据包以包序号表示, 并且记录下每个数据包到达接收节点的时间, 利用每个传输数据包状态以及到达时间序列对运动速度进行分析, 分别定义以下特征:

acf: 自相关函数 (Autocorrelation Function)。

在网络传输当中, 相邻数据包之间的延时有一定的相关性, 当第 i 个数据包出现高延时, 第 $i+1$ 个数据包也在很大概率上有大的延时。因此可利用相邻数据包之间的时间间隔的相关性来衡量不同的速度。

$$acf_l = \frac{\sum_{i=1}^{n-l} (t_i - \bar{t})(t_{i+l} - \bar{t})}{\sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t})^2} \quad (2)$$

其中, 公式 (2) 表示相邻接收数据包时间间隔的相关函数; t_i 表示相邻数据包之间的时间间隔; l 是所取的不同数据包间隔个数; \bar{t} 表示系统的平均数据包时间间隔。传输数据包到达接收节点的时间与目标的运动情况紧密相关。多普勒效应导致信号在接收节点发生频偏, 数据包会发生丢失, 接收端数据包间隔比无人时刻明显增大, 而时间间隔的陡然上升则使相邻数据包之间的传输间隔的相似度降低。被测者遮挡电磁波的时间越久, 数据包的时间间隔越大; 相反, 如果被测者以很快的速度通过检测区域, 由于对信号的遮挡时间短, 对应的数据包间隔相对于慢速通过检测区域就没有很大的波动。

R_n : 解调数据包时间间隔和系统传输速率的加权。

$$R_n = \frac{F_{\text{out}}}{F_{\text{in}}}(t_n - t_{l_r}) \quad (3)$$

其中, F_{out} 和 F_{in} 分别为发射节点和接收节点的传输速率; $(t_n - t_{l_r})$ 为相邻解调数据包到达时间间隔。如图 4 所示, 相邻解调数据包的时间间隔越大, 同时传输的速率越低, 则表示当前时刻的通

信质量越差。

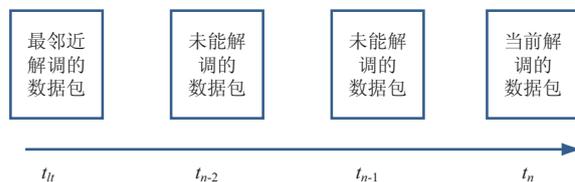


图 4 接收节点相邻解调数据包示意图

Fig. 4 Diagram for the adjacent decoded packets

L_{oc} : 衡量传输当中出现的非正常间隔。在数据包的传输中, 每个数据包的正常间隔为 t_n , 而 d_n 对应相邻数据包到达时间间隔大于 t_n 的相邻数据包间隔, 把这些非正常间隔的数据包提取出来, 利用 p_n 衡量非正常间隔数据包的归一化位置。相邻非正常间隔的数据包之间的包序号越大, 则表示在这一段间隔之类有更多数据包的丢失, 而短时间内大量的丢包则可以用来表示该段时间类信号质量的衰减程度。

$$L_{oc} = \frac{d_n}{p_n} \quad p_n = \frac{b_{i+1} - b_i}{l_n} \quad (4)$$

其中, b_i 是第 i 个非正常时间间隔数据包的包序号; l_n 是总的包序号。根据以上三个参量, 定义如下等式:

$$u_i = \alpha \sum_{i=1}^n acf_{i/\max(\mathbb{Z})} + \beta \times \frac{\sum_{j=1}^m R_j}{\max(\mathbb{R})} + \gamma \times \frac{\text{mean}(L_{oc})_i}{\max(\mathbb{C})} \quad (5)$$

其中, \mathbb{Z} 、 \mathbb{R} 和 \mathbb{C} 分别是四个速度测试实验所对应三个属性的集合, 记为:

$$\begin{aligned} \mathbb{Z} &= \{\sum acf_1, \dots, \sum acf_n\} \\ \mathbb{R} &= \{\sum R_1, \dots, \sum R_n\} \\ \mathbb{C} &= \{\text{mean}(L_{oc})_1, \dots, \text{mean}(L_{oc})_n\} \end{aligned} \quad (6)$$

三个参数分别描述的是每个实例和其同一速度等级的实例的相似程度, 速度相似的实例有相近的三个参数的取值。 α 、 β 和 γ 是三个参数的权重, 通过对训练样本当中统计符合速度等级取值范围的样本所占的比例来确定各权重的值, 比如 \mathbb{R} 含有 20 个速度为 0.5 m/s 的样本, 其中有

14 个样本服从属性的取值范围, 则对应的 β 取值为 0.7。

通过计算传输数据包状态序列中 acf 、 R_n 和 L_{oc} , 提取出每次运动对应的 u_i 对不同速度等级进行量化, 能得出不同速度等级对应 u_i 的取值范围。对于需要测试的样例, 通过计算 u_i 的值即可进行匹配相应的速度, 实现非携带设备运动目标的不同速度识别。

3 实验评估

为说明研究所使用的方法能够有效地识别实体在检测区域的活动, 本节在实际场景下进行不同的实验, 并且采用分类的方法对得到的特征进行线下处理。

3.1 识别目标状态

实验采用图 1 的通信模块建立检测系统, 测试环境如图 5 所示。检测节点的接收和发射天线

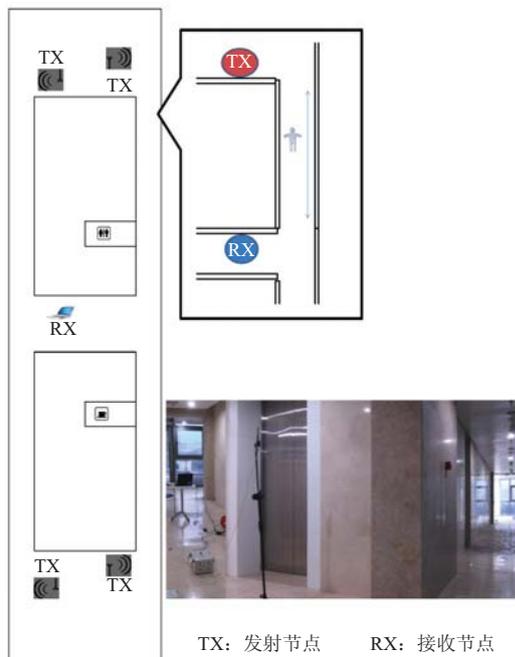


图 5 用于行为识别的检测场景

Fig. 5 The test bed of our experiment for activity recognition

被放置在被墙壁隔断的走道两端, 形成非视距的环境。为了减小监测环境中的干扰, 四个发射节点工作在不同的频点, 因此接收端在一次检测中只接收来自一个发射端的信号。实际的检测区域为长 12 m、宽 1.5 m 的走廊空间。实验在 2.2 节定义的衰落条件 (2) 下进行检测, 即无人时刻接收节点正常稳定地解调出数据包, 目标的活动导致接收率的下降, 此种通信条件在实际的场景中最为常见。

对目标的状态, 考虑区域无人、有人静止站立、有人行走以及有人跑动四种情况。两位测试者分别在发射节点采用定向和全向天线的条件下, 在检测区域分别做出静止站立、匀速走动和匀速跑动的行为, 每种行为重复进行 20 次。对接收端采集到的数据, 以 25 个传输包作为窗口大小计算收包率序列, 之后以序列均值、极值、方差、中值作为特征, 分别使用序列最小优化算法 (Sequential Minimal Optimization, SMO) 和 K-最邻近结点算法 (K-nearest Neighbor Algorithms, KNN) 对数据特征利用 Weka 软件进行分类^[14], 结果如表 1 所示。

定向天线将电磁波的能量集中在检测区域, 传输质量对人体的遮挡更加敏感, 因此发射节点使用定向天线的识别效率高于全向天线。从表 1 中可以看出, 区域内无人的情况不会被误判为其他状态, 而状态的混淆主要出现在匀速走和匀速跑之间, 四种状态的平均识别精度为 92.8%。表明利用收包率可以正确区分监测区域内是否有人活动以及目标行为状态, 通过提取有人活动时的收包状态序列, 可以进行其他行为特征的分析。

3.2 对不同体型目标的识别

由于身高的差异, 对电磁波遮挡程度的不同会对传输质量产生差别。为了验证实验系统对不同体型目标的识别效果, 7 位测试者 (包括 5 名男性和 2 名女性, 身高为 160~180 cm), 分别以正常速度和步态以两种方向单独穿过走廊检测区

表 1 检测区域中实体的分类混淆矩阵

Table 1 The confusion matrix of classification activities conducted by the subjects

标准	发射节点使用定向天线									
	SMO 算法混淆矩阵					KNN 算法混淆矩阵				
	无人	站立	匀速走	匀速跑	召回率	无人	站立	匀速走	匀速跑	召回率
无人	1.000	0	0	0	1.000	1.000	0	0	0	1.000
站立	0	0.850	0	0.150	0.850	0	1.000	0	0	1.000
匀速走	0	0	0.950	0.050	0.950	0.150	0.050	0.800	0	0.800
匀速跑	0	0.050	0.050	0.900	0.900	0	0.100	0.050	0.850	0.850
精度	1.000	0.944	0.950	0.818		0.870	0.870	0.941	1.000	

标准	发射节点使用全向天线									
	SMO 算法混淆矩阵					KNN 算法混淆矩阵				
	无人	站立	匀速走	匀速跑	召回率	无人	站立	匀速走	匀速跑	召回率
无人	0.850	0	0.050	0.100	0.850	1.000	0	0	0	1.000
站立	0	1.000	0	0	1.000	0	1.000	0	0	1.000
匀速走	0.100	0	0.850	0.050	0.850	0.100	0	0.900	0	0.900
匀速跑	0.150	0	0.150	0.700	0.700	0.350	0	0.100	0.550	0.550
精度	0.773	1.000	0.810	0.824		0.690	1.000	0.900	1.000	

域, 每位测试者重复实验 20 次, 接收节点采集每组实验的数据包状态序列并计算分段收包率。之后分别以五位测试者 (A: 180 cm, B: 170 cm, C: 170 cm, D: 160 cm, E: 160 cm) 的数据单独作为训练样本, 其他人的数据作为测试集, 利用分段收包率作为每组实例的特征, 采用 SMO 分类算法对两种行走方向进行分类。

利用 F-值作为衡量分类精度的指标。其中, F-值是表 1 混淆矩阵中召回率和精度的加权调和平均。图 6 显示, 以单个测试目标数据作为训练样本, 两种运动方向的分类平均精度为 97%。测试样本中主要身高分布在 170 cm, 以 170 cm 身高为训练样本测试其他目标的运动方向平均准确度为 98%, 表明系统对不同目标的识别有一定的鲁棒性。由于目标以相对固定的方式移动, 分段收包率在室内随目标移动位置的不同产生固定的衰落, 不同体型目标收包率的数据可以作为训练样本数据用来测试其他目标的运动特征。

3.3 运动速度区分

为了验证系统对目标运动速度的识别效果,

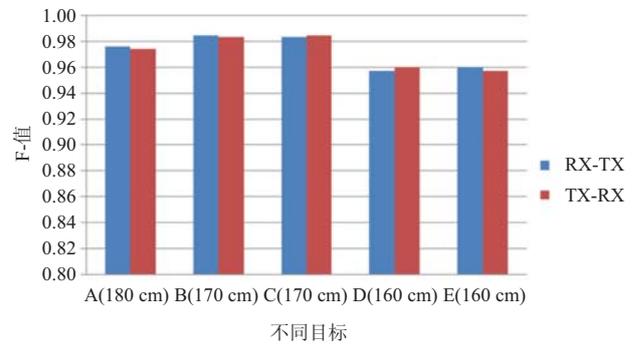


图 6 不同目标数据作训练样本对行走方向识别精度

Fig. 6 The classification accuracy of moving directions based on the data collected from different subjects

仍在走廊的环境中进行实验。发射天线采用定向天线, 使电磁波集中分布在检测区域。在接收节点采集传输数据包状态序列。在测试区域内, 测试者分别以四种速度 (0.5 m/s、0.8 m/s、1.5 m/s 和 3.0 m/s) 运动, 且同一位测试者每种测试速度均以相同的路径运动 40 次, 分别提取出有目标活动的序列作为测试的实例, 计算每组运动实例的传输数据包状态序列中 acf 、 R_n 和 L_{oc} 参数。

图 7 为四种速度对应不同数据包间隔

(1~30)的 acf 。从图 7 可看出,目标在检测区域对信号遮挡越久,则数据包之间的时间间隔波动越大,导致更低的相关性。对于 R_n ,随机选取四个速度对应的 20 组序列,每个速度等级分五组数据,从这五组数据当中分别取最大的 20 个值,四种速度对应的累积分布曲线如图 8 所示。可以看出 R_n 的极值在不同速度对应的实例中有明显的差别。而图 9 为四种速度对应的 L_{oc} :慢速的运动导致更多非正常接收时间间隔的数据包,反映在 L_{oc} 上有更大的波动。

利用以上三个参数,分别取每组测试实例的平均、方差和极值作为特征对不同运动速度进行分类,表 2 显示了分别利用 SMO 和 KNN 方法对四种速度的分类结果。结果显示,利用 SMO 方法的识别精度为 87.5%,而 KNN 分类方法的为 84.1%。数据包时间间隔提取的参数作为特征衡量速度,利用了每个数据包之间的传输状态,其特征相对于利用分段收包率更加细致,对于不同的速度有更明显的区分。

得到每组测试实例的参数之后,利用公式

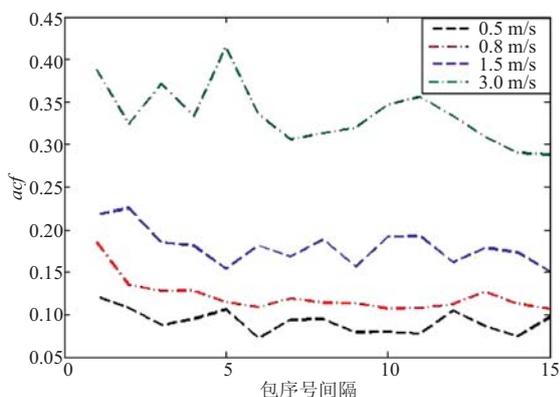


图 7 四种速度不同包序号间隔对应 acf

Fig. 7 acf of four speed

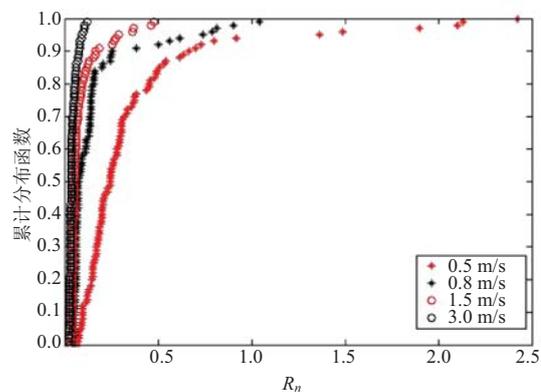
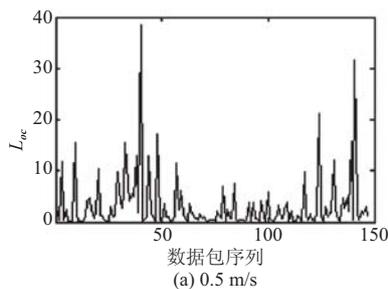
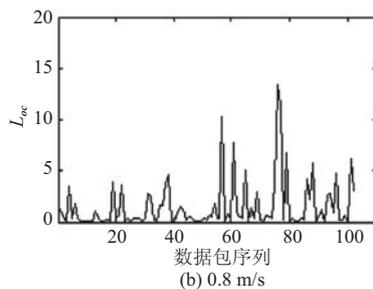


图 8 四种速度 R_n 累积分布函数

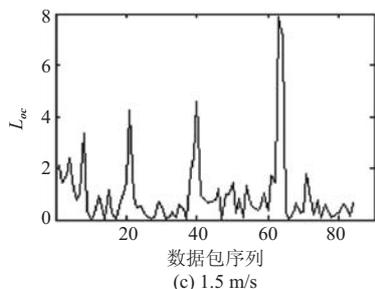
Fig. 8 CDF of R_n of four speed



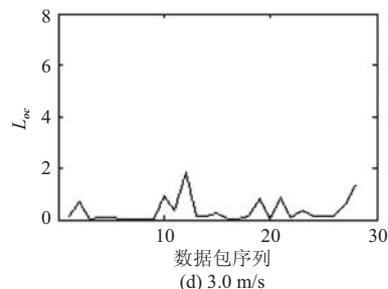
(a) 0.5 m/s



(b) 0.8 m/s



(c) 1.5 m/s



(d) 3.0 m/s

图 9 四种速度的 L_{oc}

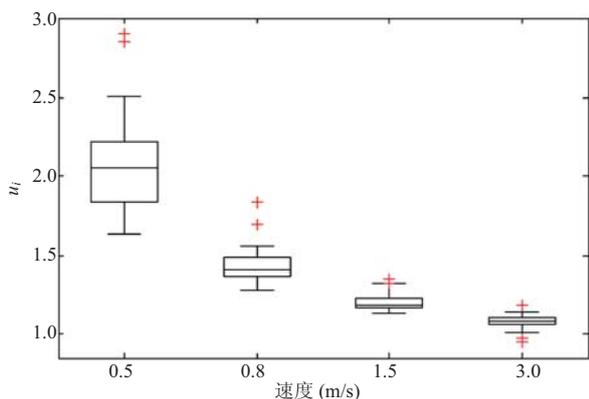
Fig. 9 L_{oc} of four speed

表 2 检测区域内目标运动速度的分类混淆矩阵

Table 2 The confusion matrix of classification movement velocity

标准	使用时间间隔属性作为特征									
	SMO 算法混淆矩阵					KNN 算法的混淆矩阵				
	0.5 m/s	0.8 m/s	1.5 m/s	3.0 m/s	召回率	0.5 m/s	0.8 m/s	1.5 m/s	3.0 m/s	召回率
0.5 m/s	0.756	0.244	0	0	0.756	0.756	0.244	0	0	0.756
0.8 m/s	0.136	0.814	0.050	0	0.814	0.152	0.780	0.051	0.017	0.780
1.5 m/s	0	0.022	0.978	0	0.978	0	0	0.913	0.087	0.913
3.0 m/s	0	0	0.075	0.925	0.925	0	0	0.125	0.875	0.875
精度	0.795	0.814	0.882	1.000		0.795	0.814	0.882	0.875	

(5) 计算 u_i 量化四种不同的速度, 图 10 为 4 个速度等级对应 u_i 的盒图。其中, 每种速度包含 40 组数据的参量。根据其分布趋势可看出, 快速运动对应的 u_i 更小且其值分布范围也较小, 相同的运动速度则有一致的 u_i 取值范围。

图 10 u_i 的分布Fig. 10 Distribution of u_i

3.4 系统传输速率对速度识别影响

对目标运动速度的侦测中, 本研究提出的数据包传输时间间隔特征和系统的传输速率有关, 系统每个传输数据包的大小为 1 KB, 即上节实验中传输速率为 65 KB/s。过大的传输速率影响实验硬件设备的性能, 导致传输当中解调错误数据包增多, 甚至影响检测系统的稳定性。而过小的传输速率则导致传输数据包的状态不能完全描述区域内目标的运动, 因此选择合适的数据包传输速率对于本文提出的检测系统也十分重要。

为了衡量不同传输速率带来的影响, 分别在衰

落的通信条件下设置 USRP2 的发送速率为 30 KB/s、55 KB/s、110 KB/s 和 125 KB/s。在每种传输速率下, 同一测试目标分别以 3 种速度通过检测区域, 每种速度重复实验 30 次, 接收节点采集每组实验的数据包状态序列计算时间间隔参数 acf 、 R_n 和 L_{oc} 。利用 SMO 方法, 通过参数的均值方差等特征对 3 种运动速度 (0.5 m/s、0.8 m/s、1.5 m/s) 分类, 得到的准确度如图 11 所示。当数据包的传输速率在 55~100 KB/s 时, 平均识别精度为 87.4%; 当速率为 30 KB/s 时, 由于数据包之间的时间间隔过大, 不能很好地记录目标的运动情况, 运动速度识别精度仅为 79.9%; 当传输速率为 125 KB/s 时, 过小的数据包传输间隔对检测目标的运动没有更大的帮助, 速度平均识别精度为 84.4%。此外, 传输速率过快还会导致设备性能下降, 出现更多校验错误的数据包。因

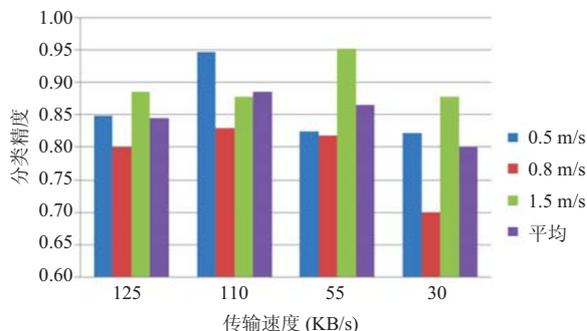


图 11 不同数据包传输速率目标运动速度识别精度

Fig. 11 The classification accuracy of different moving speeds with different transmission speed

此,对于使用 USRP2 建立的点对点半双工通信系统来说,适合利用数据包传输间隔作为特征进行行为识别的数据包传输速率为 55~110 KB/s。

3.5 与其他方法的对比

本文依据提出的数据包时间间隔信息 acf 、 R_n 和 L_{oc} 作为特征,分别与基于无线信号的非携带设备速度检测方法以及携带设备方法对比。对于无线信号的非携带速度检测,将本文提出的利用收包率作为特征的方法与传统的基于接收信号强度值估计^[13]方法进行对比。常见的携带设备速度检测方法是在运动物体上放置传感器,根据加速度对速度进行估计。在 3.3 节相同的接收、发射节点设置下,接收节点除了每组实例中采集数据包状态序列还同时固定间隔采集接收信号强度值序列。另外,测试者在测试中手持手机且与身体保持水平静止,若把手机屏幕看成一个长方形, y 轴是沿手机长边方向,同时指向顶端为正方向, x 轴垂直 y 轴且与屏幕平行,沿手机短边从左至右为正方向,而 z 轴始终垂直于手机屏幕。利用手机的三轴加速度传感器设备所采集的加速度数据,通过累积和估计不同实例的速度,作为携带设备方法的检测对比。

3.5.1 与传统接收信号强度方法对比

无线信号非携带设备速度检测分为利用以下三种特征的方法:从网络层提取的数据包传输状态序列时间间隔参数、分段收包率 $P(w)$ 以及物理层固定采集的接收信号强度。

本文提出的基于数据包时间间隔的方法通过

时间间隔衡量空间中无线信号的波动从而反映目标运动的速度,利用数据包状态序列参数 acf 、 R_n 和 L_{oc} 的均值、方差、极值和中值作为特征对不同速度行为进行分类。表 1 显示,利用 SMO 算法对四种速度等级的识别精度为 87.5%。在接收信号强度方面,对同时采集到的接收信号强度序列,使用 Sigg 等^[11]的方法,取接收信号强度序列变化的分段平均值和方差极值作为特征进行运动速度分类,而使用 SMO 算法的平均识别精度(表 3)仅为 62.4%,可见本研究基于数据包时间间隔的精度提高了 25.1%。而本文利用分段收包率作为特征则与固定采集接收信号强度类似,对于收包率 $P(w)$ 序列分段取平均值作为每组实例的特征,以 SMO 算法作分类,由于收包率忽略了相邻数据包的状态及时间信息,表 3 显示对速度识别准确率仅为 58.4%。

3.5.2 与携带设备方法比较

图 12 显示了利用无线信号进行非携带设备速度检测和携带设备的加速度估计速度精度对比。

携带设备的加速度估计利用了同时在测试者使用的手机上三轴加速度数据,通过步长和实验记录的 z 轴计算瞬时速度^[15],本实验中对四种速度的估计准确度为 88.9%,略高于利用数据包时间间隔进行检测的方法。然而,由于加速度受到累计误差的影响,利用无线信号数据包时间间隔方法对快速的运动(大于 1.5 m/s)识别的准确度更高,且其优势在于不需要被测目标携带任何传感

表 3 不同运动速度下的 SMO 算法混淆矩阵

Table 3 The SMO algorithm confusion matrix under different moving speeds

标准	固定采样接收信号强度值作为特征					分段收包率作为特征				
	0.5 m/s	0.8 m/s	1.5 m/s	3.0 m/s	召回率	0.5 m/s	0.8 m/s	1.5 m/s	3.0 m/s	召回率
0.5 m/s	0.400	0.550	0.050	0	0.400	0.417	0.361	0.194	0.028	0.417
0.8 m/s	0.150	0.600	0.250	0	0.600	0.173	0.635	0.154	0.038	0.635
1.5 m/s	0.100	0.250	0.550	0.100	0.550	0.065	0.283	0.543	0.100	0.543
3.0 m/s	0	0	0	1.000	1.000	0.043	0.085	0.149	0.723	0.723
精度	0.610	0.429	0.647	0.909		0.517	0.524	0.532	0.810	

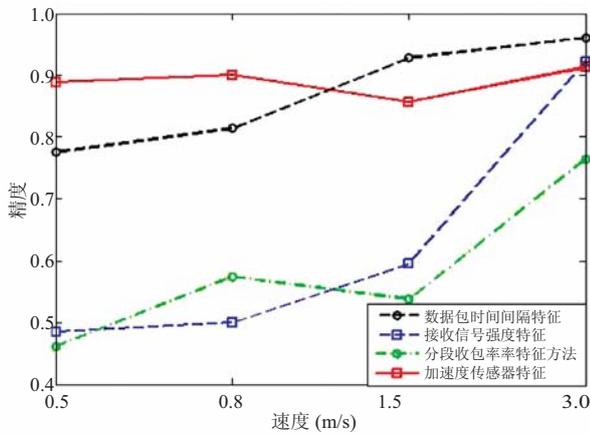


图 12 四种方法对于速度识别的精度对比

Fig. 12 The precision of distinguish different speed by the methods mentioned above

器设备。

4 结论和展望

本实验中基于软件定义无线电建立通信模块, 通过接收节点采集到的数据包传输状态信息进行统计和分析, 能够检测和识别出无线信号覆盖的检测区域内目标物体的运动行为, 包括静止站立、匀速走、匀速跑等, 并且能够通过数据的统计分辨出不同运动速度。将上述几种行为进行分类, 达到了一定的识别精度。实现少量的检测节点, 在非视距条件下进行免携带设备的行为识别。

下一步的工作主要是将基于传输数据包状态的无线信号行为识别方法植入到现有的无线设备中, 仅通过软件和后台的分析, 能够在低开销的情况下实现室内目标行为识别系统, 相信会有广泛的商业价值和应用前景。

参考文献

- [1] Hongeng S, Nevatia R, Bremond F. Video based event recognition: activity representation and probabilistic recognition methods [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2004, 96(5): 129-162.
- [2] Cao H, Nguyen MN, Phua CCW, et al. An integrated framework for human activity classification [C] // Proceedings of the 14th ACM International Conference on Ubiquitous Computing, 2012.
- [3] He Y, Li Y. Physical activity recognition utilizing the built-in kinematic sensors of a smart-phone [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2013: 481580.
- [4] Howland P. Editorial: passive radar systems [J]. IEE Proceedings of Radar, Sonar and Navigation, 2005, 152(3): 105-106.
- [5] Amin M. Through-the-Wall Radar Imaging [M]. Boca Raton: CRC Press, 2010.
- [6] Pu Q, Gupta S, Gollakota S, et al. Whole-home gesture recognition using wireless signals [C] // Proceedings of the 19th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, 2013: 27-38.
- [7] Kim Y, Ling H. Human activity classification based on micro-Doppler signatures using a support vector machine [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 57(5): 1328-1337.
- [8] Adib F, Katabi D. See through walls with WiFi [C] // Proceedings of the 2013 ACM Special Interest Group on Data Communication, 2013.
- [9] Gupta S, Reynolds MS, Patel SN. Electrisense: singlepoint sensing using EMI for electrical event detection and classification in the home [C] // Proceedings of the 13th International Conference on Ubiquitous Computing, 2010: 139-148.
- [10] Youssef M, Mah M, Agrawala A. Challenges: device-free passive localisation for wireless environments [C] // Proceedings of the 13th

- Annual ACM International Conference on Mobile Computing and Networking, 2007: 222-229.
- [11] 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*, 2013, 13(6): 698-720.
- [12] Sigg S, Shi S, Büsching F, et al. Leveraging RF-channel fluctuation for activity recognition: active and passive systems, continuous and RSSI-based signal features [C] // *Proceedings of the 11th International Conference on Advances in Mobile Computing & Multimedia*, 2013, doi: 10.1145/2536853.2536873.
- [13] Kosba AE, Saeed A, Youssef M. Rasid: a robust WLAN device-free passive motion detection system [C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications*, 2012.
- [14] Hall M, Frank E, Holmes G, et al. The WEKA data mining software: an update [J]. *SIGKDD Explorations*, 2009, 11(1): 10-18.
- [15] Alvarez D, Lopez A. Comparison of step length estimators from wearable accelerometer devices [C] // *Proceedings of the IEEE 28th Annual International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society*, 2006: 5964-5967.