

# 一种基于直视路径识别的无线接入点定位方法

李耀辉<sup>1</sup> 苏元茂<sup>2</sup>

(1.南京航空航天大学 计算机科学与技术学院 江苏 南京 211106;  
2.93586 部队 河北 唐山 063000)

**摘要:** 随着无线局域网的快速发展,人们更加依赖于通过无线接入点 AP 来使多个设备同时接入互联网,AP 的安全问题也凸显出来,而通过定位找到非法的无线接入点可以从源头上提高网络信息安全性。通过对接收的细粒度的信道状态信息(CSI)的基于形状和基于统计的特征对比,利用峰度和偏度两个特征来对直视路径进行识别,然后利用识别后的直视路径的CSI幅度进行距离估计和定位,比通常采用的加权平均得到的CSI值有效,明确了直视路径的信息,消除了多径的影响,信号更加稳定,定位精度更高。采用市场上商用的标准网卡对提出的方法在两种典型室内环境中进行了实验,验证了采用直视路径识别机制得到的CSI幅度信息更加稳定,距离估计更加精确。

**关键词:** 无线接入点;信道状态信息;信息安全;直视路径识别

中图分类号: TP311

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2018)02-0112-07

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2018.02.025

## An Access Point Positioning Method Based on Line-of-sight Identification

LI Yao-hui<sup>1</sup> SU Yuan-mao<sup>2</sup>

(1.School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,  
Nanjing 211106, China;  
2.People's Liberation Army 93586, Tangshan 063000, China)

**Abstract:** With the rapid development of wireless LAN, we are more dependent on wireless access point to access the Internet with multiple devices at the same time, so the information security of wireless network is also prominent. It can improve the security of wireless network from the source to locate the rouge AP. In this paper, we use two characteristics of skewness and kurtosis to identify the direct path by comparison of the received fine-grained channel state information (CSI) based on the shape and based on the statistics. After identification, the line-of-sight path information of the CSI amplitude is used for distance estimation and positioning. Comparing the effective CSI commonly used of the weighted average of the value, this method has clear path information and eliminates the effect of multipath signal interfere so that it is more stable to signal and more accurate in positioning. We implement the LOS-based localization on commercial 802.11n NICs, and then evaluate its performance in two typical indoor scenarios. According to the experiment, we can find that the accuracy of distance calculation can be significantly enhanced by proposed method.

**Key words:** access point; channel state information; information security; line-of-sight identification

## 0 引言

为了使家庭的多个设备同时接入互联网,人们通常会通过构建无线接入点搭建自己的无线局域网,以连接笔记本电脑、智能手机、平板电脑等设备,不需要布线或者改变建筑格局,给生活带来了巨大便利。但WLAN的数量迅速增加,在极大地方便网络接入应用的同时,也存在巨大的安全隐患,如WiFi钓鱼陷阱、

WiFi接入点被偷梁换柱等,因此对无线接入点的管理也变得越来越迫切。无线接入点管理的一个关键部分是通过无线接入点的信号来确定其位置,即实现AP定位。这样做有很多好处,最重要的是有助于找到非法AP<sup>[1]</sup>(rogue access point)。非法AP<sup>[2]</sup>是指没有经过网络管理人员的同意或授权,私自或非法搭建的AP。其次在定位算法中,通常假定AP的位置已知来

收稿日期: 2017-01-07

修回日期: 2017-05-11

网络出版时间: 2017-10-19

基金项目: 国家自然科学基金(61672283)

作者简介: 李耀辉(1982-),男,硕士研究生,研究方向为计算机网络、无线通信。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20171019.1624.026.html>

进行终端定位,因此实现 AP 定位是实现 WLAN 中终端定位的前提。但是在有些情况下,例如在一个陌生的环境中,并不知道 AP 的部署,这时要想实现终端定位,首先需要进行 AP 定位,确定环境中 AP 的位置后才能进行终端定位。明确 AP 的位置,还可以对多个 AP 进行合理配置,减少相互干扰、增加信号覆盖范围。

现有室内定位方法的设计思路多是利用 RSSI 进行的,由于室内复杂环境对信号折射、反射、衍射等的影响,使得接收的信号是多个有不同延时的原始版本信号的叠加,测得的信号稳定性较差。因此利用从物理层提取出的比 RSSI 更细粒度更稳定的信道状态信息(channel state information, CSI)来进行定位。利用 CSI 进行定位通常的方法是对几个主要路径的子载波幅度值进行加权平均,得到有效 CSI,然后使用传播模型或者指纹进行定位。这不可避免地存在非直视路径(non-line-of-sight, NLOS)信号的影响。

对此,文中提出了基于直视路径(line-of-sight, LOS)识别的定位方法,对 LOS 与 NLOS 之间的区分特征进行了分析,利用接收端的移动来增大 LOS 和 NLOS 路径上的差别,采用偏度和峰度来进行 LOS 识别,有效消除了室内多径效应的影响。

## 1 相关工作

CSI 是比 RSSI 更细粒度的信道特征,采用 CSI 进行定位,可以充分利用 CSI 的能量、时间、角度和波形信息,其中基于能量的方法更适合基于传播模型的定位方法。由于目前主流商用的基于 802.11n 的无线频段的带宽为 20/40 MHz,导致信道响应在时域上的区分度不够,限制了时间分辨率和区分多路径的能力,因此使用时间进行定位的效果不是特别理想。如果给定一个系统带宽为  $B$ ,允许的最大延时为  $t_{\max}$  (一般室内环境中不超过 500 ns<sup>[3]</sup>),那么相关路径的信道响应采样数  $N$  可以表示为:

$$N = \lfloor B \times t_{\max} \rfloor \quad (1)$$

采用时间进行定位排除后,可以考虑用角度进行定位。文献[4]中 PinLoc 系统试图根据角度进行定位,以实现在较大的室内范围粗略地估计出目标的位置,利用了多径链路相比视距链路有更长时延的特点。但是该系统受到带宽的限制,不能区分视距分量和多径分量,而且由于人的身体的影响,会导致一定程度的角度偏差,使得定位精度不高。

文献[5]利用 CSI 加权平均得到有效 CSI 值,然后利用有效 CSI 值与距离传播模型采用三角方法来进行定位。由于对多径信息的处理太粗糙,导致定位精度不高。

文献[6]对 CSI 进行加权处理后,利用无线信号

的 CSI 和 RSSI 作为指纹,采用贝叶斯过滤法进行数据处理,有效降低了多径影响,提高了接收信号的稳定性,实现了精确稳定的室内定位。文献[7]采用指数加权移动平均法,对历史数据赋予不同权重,对是否出现干扰进行预测,当发现探测到在检测区域的目标之后,使用一种类似指纹匹配的方式实现目标精确定位。AP 一旦部署,通常位置就固定不动,因此基于指纹匹配的定位方法虽然精度较高,但是更适合对移动端进行定位,而不适合对 AP 进行定位。

针对上述问题,考虑到简单实用和定位的精度,文中采用 CSI 对接入点进行定位。通过对直视路径的识别,利用得到的直视路径信息进行距离估计和定位,有效提高了定位精度。

## 2 基于 CSI 的参数无关定位方法

### 2.1 CSI 概述

1999 年,正交频分多路复用技术(OFDM)被 IEEE 802.11a 作为物理层标准。通过 OFDM,可以将无线信号发射器和接收器之间的信道响应信息以 CSI<sup>[8]</sup>的形式从物理层解析出来。在无线通信领域,CSI 是指通信链路的信道属性,它描述了信号在信号发射器和接收器的传播过程中的衰减因子,包括散射、环境衰减、距离衰减等信息。

在一个平滑衰减的信道中,信道信息可以通过 OFDM 在频域建模为:

$$y = Hx + n \quad (2)$$

其中, $y$ 和 $x$ 分别为信号接收端和发射端的向量; $H$ 为信道信息矩阵; $n$ 为高斯噪声向量。

由式(2)可以得到所有副载波的 CSI 计算公式:

$$H = y/x \quad (3)$$

根据接收端底层驱动的不同,CSI 将被相应分成不同的副载波组,所以 CSI 矩阵  $H$  可以表示为:

$$H = [H_1, H_2, \dots, H_i, \dots, H_N] \quad (4)$$

其中, $N$ 为根据驱动被分成的副载波组数,通常  $N=30$ ;  $H_i$  为每一个副载波上的 CSI,表示为:

$$H_i = |H| e^{j \sin \angle H_i} \quad (5)$$

其中, $|H|$ 和 $\angle H_i$ 分别为第  $i$  个副载波的振幅和相位。

CSI 是物理层特性,在当前 WLAN 环境中物理层使用 OFDM,能够避免不同子信道之间的干扰,从中解析得到的 CSI 仅受不同副载波的影响,非常稳定。CSI 利用 OFDM,接收端接收到的一个数据包同时包含多个副载波的信号信息。如果将无线信号传播信道看作一个简单的时间线性滤波器,那么每一条信道的响应脉冲在时间域上的值可以表示为:

$$h(\tau) = \sum_{i=1}^N \alpha_i e^{-j\theta_i \delta(\tau - \tau_i)} \quad (6)$$

其中,  $\alpha_i$ ,  $\theta_i$  和  $\tau_i$  分别表示第  $i$  条路径上信号的振幅、相位和时间延迟;  $N$  为路径总数;  $\delta(\tau)$  为狄拉克函数<sup>[9]</sup>。

通过上述分析可以发现, 相对 RSSI 而言, CSI 具有两大优势: (1) 能够抵抗来自 2.4 GHz 频段的窄频带信号的干扰, 在静态环境中足够稳定, 同时, 被干扰时也能够马上做出反应; (2) 能够分辨来自多条路径的信号, 多径效应影响小。

## 2.2 直视路径问题定义

进行直视路径识别之前, 首先对直视路径问题进行明确。在室内环境中, 无线信号通常会通过多个路径传输。直视路径识别问题是在接收端从多个传输路径中识别出信号直线传输的路径。

由于直视路径和非直视路径是相互排斥的, 可以用基于统计特征的假设检验框架来进行识别<sup>[10]</sup>。为了利用现有的 WiFi 架构来区分 LOS 和 NLOS, 使用物理层信息 CSI, 同时通过接收端的移动增大信号的空间扰动, 使 NLOS 路径产生更多的随机性, 而 LOS 路径基本保持不变, 从而有利于利用接收信号的统计特征识别 LOS 路径。

测量发现, 存在一个统一的阈值, 能适用于大多数场景, 包括不同的链路长度、发包数量和阻塞环境<sup>[11]</sup>。从接收信号中提取的典型特征有均值、标准差、峰度、莱斯 K 因子等。选择合适的区分特征是进行直视路径识别的核心, 关系到识别效果。

## 2.3 特征提取

一个可以区分的特征是 LOS 路径识别机制的核心。现有的特征提取是在时域或空域中进行的, 分为合作和非合作方式, 可以利用信号的幅度和角度等信息。合作式非直视路径识别机制是通过物理上分散布置的收发器进行连续多点估计实现的<sup>[12]</sup>。只要有充分的链路数量, 就可以达到很高的精度, 非常适合点对点网络。为了在 WLAN 中提取特征, 通过分析来自单一 AP 的接收信号来推断 NLOS/LOS 条件进行单链路 (非合作式) LOS 路径识别。单链路 LOS/NLOS 鉴别机制大致分为三类, 即基于距离测量、基于信道特征和基于天线阵列。基于信道特征的单链路 LOS 识别机制能在识别性能和系统要求之间达到更好的均衡, 因此采用基于信道特征的方法来进行识别特征提取。

CSI 提供了 CIR 的一个采样版本, 可以利用 CSI 基于形状和基于统计的特征来进行 LOS 识别的研究。

### (1) 基于形状的特征。

基于形状的特征利用 LOS 和 NLOS 传输之间的延迟和功率特征的差异。首先分析基于形状的特征

(平均过量延迟<sup>[13]</sup>) 和基于功率的特征 (CIR 峰度<sup>[14]</sup>)。通常, LOS 条件下有较小的  $\tau_m$  (更小的平均延时) 和较大的  $K$  (更尖锐的功率延迟分布)。

在典型的 LOS 和 NLOS 传输环境下, 从 CSI 中提取的 CIR 有较短的平均时延和较大的峰度, 用一个阈值来区分 LOS 和 NLOS 会导致高的误识别率。在 WiFi 的带宽只有 20 MHz 时, 时间分辨率只有 50 ns, 在路径长度小于 15 m 时, 路径信息会混合在一个 CIR 采样中 (即使工作在 40 MHz, 对于室内较短的传输距离来说也不足以区分多径信息)。

### (2) 基于统计的特征。

基于统计的特征利用空域中 LOS 和 NLOS 传输的差异。信号沿 NLOS 路径传输, 相比 LOS 路径有更多的随机性。选择一个基于统计模型的特征 (莱斯 K 因子<sup>[15]</sup>) 进行分析。在 NLOS/LOS 环境下, 接收信号包络分布通常建模为瑞利/莱斯衰减。莱斯 K 因子<sup>[16]</sup>定义为 LOS 部分与散射的 NLOS 部分的功率之比。

尽管莱斯衰减能很好地拟合实际分布, 但是瑞利衰减并不能成功拟合 NLOS 条件, 这是因为瑞利衰减假定了大致相等的多径分量和功率的均匀分布, 更适合于接收器附近存在大量散射物体的环境。然而在很多现实 NLOS 场景中, 并不符合这些假设。莱斯 K 因子在 LOS 传输下很小, 存在较大误差, 直接利用莱斯 K 因子进行 LOS 识别是不可行的。

### (3) 加入移动性的信道统计特征。

两点之间直线最短, 直视路径经历最短的信号传播距离, 因此直视路径的信号要比非直视路径的信号更早到达; 如果没有障碍物, 直视路径的信号经历更短的传输距离衰减会更小。因此, 可以用不同的特征来描述功率的延迟特征, 如 CIR 的形状, 用于 LOS/NLOS 条件的识别。然而大多数的商用无线设备并没有高分辨率的 CIR。因此, 研究归结为分析多个接收信号测量的统计特征。在一般情况下, 基于形状的特征只需要利用无线信道的一个快照就可以产生良好的性能, 然而需要精确的 CIR 测量。相反, 基于统计的特征适用性更广, 但是需要进行大量的信道测量。

为了利用商业 WiFi 进行直视路径识别, 基于统计的特征通过整合多个观察值来弥补原始 CIR 的不足。基于统计模型的度量像莱斯-K 因子 (Rician-K factor) 存在较大的误差。特殊的室内地板和相对短的传输距离使得非直视路径并没有充足的随机性, 降低了理论模型的可行性。

为了在非直视路径上引入更多的随机性, 对测量终端进行移动。如图 1 所示, 接收端 1 从 RX1 移动到 RX1', 信号的传输距离、到达角度和信道衰减沿直视路径改变很小, 但沿非直视路径的改变相当明显。然

而在没有直视路径时,接收端2从RX2移动到RX2'时,几乎所有的路径都会产生相当大的变化,产生大量的随机路径。因此可以利用时域和频域的基于分布的信道统计特征来进行直视路径识别。

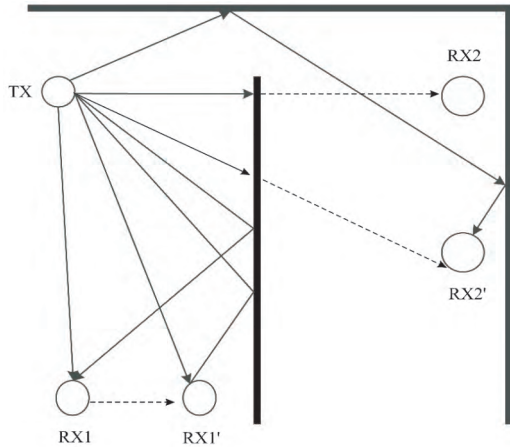


图1 终端移动对传输路径的影响

### 2.3.1 偏度

终端加入移动性放大了NLOS路径上的信号波动,增大了非直视路径的随机性。在移动的室内环境中,因为需要终端位置的变化和模型匹配,选定的特征要求简单并独立于特定的分布模型。

为了降低识别LOS路径时的干扰,利用更稳定的CSI来区分主导路径,通过滤波减轻NLOS路径的长时延和噪声的影响。从CSI得到CIR样本方法如下:

(1) 保留前10个CIR采样。在一个典型的室内环境中,最大过延迟为500 ns<sup>[3]</sup>,时间分辨率为50 ns,最多10个路径样本是相关的多径传播。

(2) 把接收的CIR样本序列中斜率最大的CIR样本(例如两个连续CIR样本之间区别最大)作为主导路径的开始。

(3) 把最大CIR样本中与后续样本斜率最大的CIR作为主导路径功率。这是考虑到由于不确定时滞引起的校准误差,如果下一个CIR样品超过指标,简单地丢弃这个CIR序列。

加入移动性后,在直视路径下的接收信号包络分布几乎是对称的,而在非直视路径下有相当大的偏度。

因此,可以采用偏度特征来量化功率的偏斜度分布<sup>[11]</sup>。在数学上偏度定义如下:

$$s = \frac{E\{x - \mu\}^3}{\sigma^3} \quad (7)$$

其中, $x$ 、 $\mu$ 和 $\sigma$ 分别代表测量值、均值和标准差。

通常,偏度特征在NLOS条件下有更大的正趋势,并且存在一个阈值来精确区分LOS和NLOS的情况。

### 2.3.2 峰度

在LOS主导的情况下,信道衰落相对平坦。信号通过直视路径传输同样的距离,归一化到相同的频率

后,从任一个包中收集的CSI都是相似的。相反,在NLOS主导的情况下,丰富的多径叠加导致更显著的频率选择性衰落。因此,归一化到相同的频率后即使从一个包中测量的CSI也会有所不同。把一个接收到的数据包中的CSI振幅正规化到中心频率 $f_0$ :

$$H_{\text{norm}}(f_k) = \frac{f_k}{f_0} \cdot H(f_k) \quad (8)$$

其中, $H_{\text{norm}}(f_k)$ 和 $H(f_k)$ 分别为第 $k$ 个载波的原型和正规化后的幅度; $f_k$ 为第 $k$ 个载波的频率。

通常,在LOS传输下正规化的CSI有较小的变化,因为这个信号传输相同的距离,经历相似的衰减。然而,利用一个包的CSI并不足以识别LOS路径。即使对GHz的带宽频谱,信号衰减只占很少一部分。在NLOS传输条件下,频率选择衰减引起的变化并不足够大。为了进一步增加在NLOS条件下归一化的CSI的振幅变化,再次利用了接收机的移动性。在LOS传播的情况下,当接收机轻微运动时,LOS路径仍然传输几乎相同的距离。然而在NLOS非视距传播时,非视距路径可能急剧变化,导致不同的传播距离,即使接收机位置只略微改变。在加入了接收机的移动后,从多个包中得到的归一化幅度变化在LOS传播中是类似的,但在非视距传播情况下波动明显。

归一化后的CSI幅度标准差在LOS传输情况下分布更尖锐,而在NLOS传输情况下分布更平坦。

为了量化标准差分布的尖锐与平缓程度,把峰度作为一个可选的特征。峰度 $k$ 定义为:

$$k = \frac{E\{x - \mu\}^4}{\sigma^4} \quad (9)$$

其中, $x$ 、 $\mu$ 和 $\sigma$ 分别代表测量值、均值和标准差。

通常,在视距LOS条件下的峰度要比NLOS条件下的大,因此存在一个阈值并且有较高精度,可以用来区分LOS和NLOS路径。

## 2.4 直视路径识别

### (1) 预处理。

在测量复杂信道响应时,由于缺少时间和频率同步会引起相位噪声<sup>[13]</sup>。在频域的相位变换等价于在时域的时间延迟,从原始CSI样本中计算CIR样本时相位噪声会导致未知的时间延迟。通过采用线性修正<sup>[13]</sup>来降低由相位噪声引起的CIR校准误差,修正后的相位与幅度重组为CFR样本,相关的CIR样本是通过CFR样本经过逆傅里叶变换得到的。用2.3.1的方法从主路径提取偏度特征,因为峰度特征是从CSI幅度中得到的,它并不包含前面的归一化过程。幅度转化为中心频率的方法如2.3.2。

### (2) 正规化。

为了使LOS识别机制独立于功率衰减,通过除以

它们的平均幅度来正规化 CIR 样本和 CSI 幅度测量,例如在提取所需特征前,设置平均幅度为 1。

### (3) 识别。

用上述方法,利用从  $N$  个数据包中得到的正规化后的 CIR 样本和 CSI 幅度,计算出相应的偏度特征  $s$  和峰度特征  $k$ 。然后 LOS 识别问题转化为经典的二元假设检验,LOS 条件用  $H_0$  表示,NLOS 条件用  $H_1$  表示。

对于偏度特征,假设检测为:

$$\begin{cases} H_0: s < s_{th} \\ H_1: s > s_{th} \end{cases} \quad (10)$$

对于峰度特征,假设检测为:

$$\begin{cases} H_0: k > k_{th} \\ H_1: k < k_{th} \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $s_{th}$  和  $k_{th}$  分别表示偏度特征和峰度特征相关的识别阈值。

通过测量和预校准,每个特征都有一个统一的阈值,并且适应不同的场景,包括不同的传输距离,信道衰减和不同的阻塞情况。给定一个固定的虚警概率 10%,单一特征的识别率能达到 90%,如果同时用两个特征进行联合识别,则识别概率<sup>[11]</sup>高达 95%。因此,在大多数情况下,能够很好地识别出直视路径。

## 2.5 功率值获取与定位

传统的方法获取有效 CSI 值<sup>[6-7]</sup>,是在收集到了频域的信道响应 CFR 之后,将其进行傅里叶逆变换转换成时域的 CIR。CIR 由公式(6)所示,反映了不同时延下的信号强度,由此可以大致区分出视距分量与多径分量。为了得到视距或者接近视距的信息,设定一个阈值(如 CIR 中第一个波峰的 50%),将不足阈值的部分删去,可以消除大部分多径分量和噪声引起的干扰。在经过时域的多径消除之后,重新将信号进行傅里叶变换转换到频域中。一般地,如果两个子载波之间的间隔大于相干带宽的话,它们将独立地衰落。802.11n 的信道带宽在室内环境下大于相干带宽,因此不同子载波呈现出频率选择性衰落。为了对抗无线信号的频率选择性衰落,将得到的 30 组子载波组成的 CSI 结合到一起。将 30 组子载波的 CSI 进行加权平均,得到:

$$CSI_{eff} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{f_k}{f_0} \times |H_k| \quad k \in [1, 30] \quad (12)$$

其中,  $f_0$  为中心频率;  $f_k$  为第  $k$  个子载波的频率;  $|H_k|$  为第  $k$  个子载波 CSI 的幅度。

通过滤波把大延迟的非直视路径信息和噪声去掉,然后对几个主要路径信号进行加权平均。该方法因为简单而广泛使用,但是对主路径信息并不明确,而

且不可避免地混入了有较强信号的非直视路径信息,影响定位的精度。

在进行 LOS 识别后,当存在直视路径时,把 CIR 样本中与其相邻的下一个 CIR 样本中斜率最大的样本作为主导路径。当不存在主路径时,可以采用几个主要路径信息的加权平均值。

则有效 CSI 值表示为:

$$CSI_{eff} = \begin{cases} \|H(f_i)\| & \text{with los-path} \\ \sum \frac{f_k}{f_0} \|H(f_k)\| & k \in [0, 30] \end{cases} \quad (13)$$

在得到  $CSI_{eff}$  之后,需要研究与距离之间的关系以实现定位。因为基于 RSSI 的信号传播模型已不适用于 CSI 系统,所以需要一个新的方法来表示  $CSI_{eff}$  与距离  $d$  之间的关系。文献[17]中给出:

$$d = \frac{1}{4\pi} \left[ \left( \frac{c}{f_0 \times |CSI_{eff}|} \right)^2 \times \sigma \right]^{\frac{1}{n}} \quad (14)$$

其中,  $c$  为光速;  $\sigma$  为环境变量;  $n$  为路径衰落指数。后面两个参数在不同的室内环境中的值各不相同,需要由实际测量得出。环境变量  $\sigma$  表示发射端基带到 RF 频段的增益,接收端 RF 频段到基带的增益以及天线增益。路径衰落指数  $n$  在不同的环境中取值一般 2~4。

在获得有效 CSI 值后,就可以利用式(14)计算测量点到 AP 的距离,得到多组距离值后,在二维平面就可以利用三边定位法等方法进行定位,计算 AP 的坐标。由于采用了直视路径的信息,因此定位精度比直接采用几个主路径信息进行平均来定位的精度高。

## 3 实验

### 3.1 实验设置

#### 3.1.1 硬件配置

实验采用市场上现成的小米路由器 mini 作为 AP,其外置双频全向企业级 PCB 阵列天线两根。接收端主机采用 Intel NUC D54250WYKH,该主机采用第四代 Intel 核心处理器 i5,安装 Ubuntu 10.04 操作系统,配置 Intel Wi-Fi Link 5300(iwl5300)网卡,采用 Intel 相关固件和开源驱动,有三根全向接收天线,采用 CSI Tool 集成工具包可以从网卡中收集 CSI 值<sup>[18]</sup>,从接收端对 AP 发送 ping 命令来收集数据,并在 MATLAB 中进行处理。把设备放置在带滚轮的桌子上,以保证其移动性。在每个测量点收集 1 000 个数据包,共收集 100 个测量点数据。接收端每秒可以从 AP 接收 500 个数据包,则一个测量点需要 1 s 的数据收集时间。

#### 3.1.2 实验场景

分别学校的空房间和有人的实验室内进行测



量 模拟大厅、办公室等室内环境,对提出的方法进行验证,发射源放置在桌面上。场景如下:

(1) 12 m\* 10 m\* 4 m 的空旷房间。

首先在 12 m\* 10 m\* 4 m 的空旷房间进行测量,所有的传输路径都存在直视路径,即直视路径占主要地位,可以忽略多径反射或额外的干扰。

(2) 10 m\* 10 m\* 4 m 的实验室。

房间布局如图 2 所示。

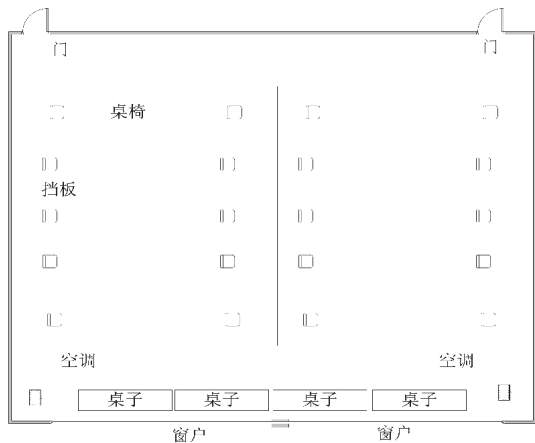


图 2 实验室的布局

实验在工作日进行,模拟正常的办公室或者有人 的大厅,测量点与 AP 位于相同高度的桌面,桌面上有 电脑、书籍、盆栽等物品,座位之间有木制挡板(挡板 为复合材料,厚 2 cm,高 35 cm,图中虚线只为区分座 位用),部分测量点可以与接入点通视,部分测量点与 AP 之间有挡板阻隔。

### 3.2 性能评估

#### 3.2.1 精度

室内定位的误差主要来自于室内较短的传输距离 及复杂环境使得多径传输的信号在接收端进行叠加, 接收信号发生改变,对距离的估计产生误差。基于直 视路径识别的定位方法 LBLM,利用直视路径信息,信 号更加稳定,定位精度更高。

在两种典型室内场景中,LBLM 的平均定位误差 分别可以达到 1.6 m 和 1.8 m,比直接使用 CSI 进行加 权平均得到的值进行定位的 FILA 更精确。在空房间 中,传输环境相对简单,两种定位方法都可以得到满 意的定位准确度;在相对复杂的实验室环境中,因为对 信号的不同处理,使得基于直视路径识别得到的信号更 稳定,定位效果更好。

图 3 显示了对 20 组数据每组四个进行定位的累 积定位误差分布。在空房间中,85%的数据点的定位 误差在 1 m 以内,有 30%的精度在 0.5 m 以内;在实 验室中,90%的数据点的定位误差在 2 m 以内,60%的在 1 m 以内。

实验测量的结果误差如图 4 所示。

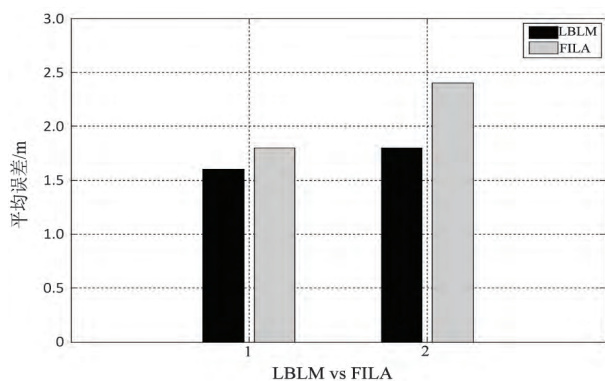


图 3 误差对比

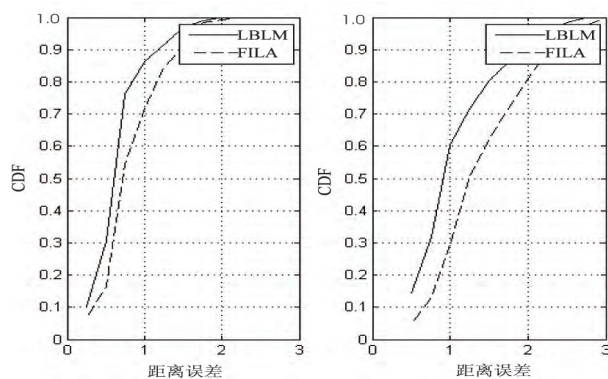


图 4 不同环境下的累积概率密度分布

#### 3.2.2 时延

LBLM 的时延主要包括两个阶段:归一化阶段和 定位阶段。归一化阶段主要是指测量和计算有效的 CSI 值,并对传播模型参数进行训练。相比于 FILA, 引入了直视路径识别,为了增加识别准确度,需要收集 大量数据包,增加了时间开销。定位阶段都采用三角 形定位方法,时间与 FILA 大致相同。

## 4 结束语

针对无线接入点的安全问题,采用 CSI 信息,利用 直视路径识别机制,直接使用直视路径的参数进行定 位,消除了多径信息的干扰,比采用几个主要路径信息 的加权平均提高了对距离估计的精度,整体定位精度 更高。在空旷房间和工作日的实验室中进行了实验, 验证了基于直视路径识别的定位方法的性能。

当前对利用 CSI 进行定位的方法研究已经取得了 很多成果,随着更高带宽的无线信号的使用,对直视路 径识别也会变得更容易。下一步的工作方向是联合利 用 CSI 的幅度与其他信息来提高定位精度,特别是高 带宽在无线局域网中的使用,可以提高对多径信息的 分辨率,利用少量数据就可以有效进行直视路径识别, 缩短区分多个路径信息的数据采集时间;另一方面, CSI 信息的提取必将会对更多的网卡开放,甚至能利 用手机来提取,这样就可以直接在智能手机中利用该 方法进行精确定位。

## 参考文献:

- [1] LE T M ,LIU R P ,HEDLEY M.Rogue access point detection and localization[C]//23rd international symposium on personal ,indoor and mobile radio communications. [s.l.]: IEEE 2012: 2489-2493.
- [2] 陈 潮 靳慧云.无线局域网中非法 AP 的定位问题研究[J].信息安全 2010( 10): 72-73.
- [3] JIN Y ,SOH W S ,WONG W C.Indoor localization with channel impulse response based fingerprint and nonparametric regression[J].IEEE Transactions on Wireless Communications 2010 9( 3): 1120-1127.
- [4] SEN S ,RADUNOVIC B ,CHOUDHURY R R ,et al.You are facing the mona lisa: spot localization using PHY layer information[C]//Proceedings of the 10th international conference on mobile systems ,applications ,and services. [s.l.]: ACM 2012: 183-196.
- [5] WU Kaishun ,XIAO Jiang ,YI Youwen ,et al.CSI-based indoor localization[J].IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems 2013 24( 7): 1300-1309.
- [6] 朱 荣 ,白光伟 ,沈 航 ,等.基于贝叶斯过滤法的 CSI 室内定位方法[J].计算机工程与设计 ,2015 ,36( 3): 567-571.
- [7] 邓晓华.基于 CSI 的被动式室内定位与目标计数方法研究[D].杭州: 杭州电子科技大学 2014.
- [8] XIA P F ,ZHOU S L ,GIANNAKIS G B.Adaptive MIMO-OFDM based on partial channel state information[C]//IEEE signal processing workshop on signal processing advances in wireless communications. [s.l.]: IEEE 2004: 551-555.
- [9] CORREA J ,ADAMS M ,PEREZ C.A Dirac delta mixture-based random finite set filter[C]//International conference on control ,automation and information sciences. [s.l.]: [s.n. ] 2015: 231-238.
- [10] ABBASI A ,LIU Huaping.Improved line-of-sight/non-line-of-sight classification methods for pulsed ultra-wideband localization[J].IET Communications 2014 8( 5): 680-688.
- [11] ZHOU Zimu ,YANG Zheng ,WU Chenshu ,et al.WiFi-based indoor line-of-sight identification[J].IEEE Transactions on Wireless Communications 2015 14( 11): 6125-6136.
- [12] CONTI A ,DARDARI D ,GUERRA M ,et al.Experimental characterization of diversity navigation [J]. IEEE Systems Journal 2014 8( 1): 115-124.
- [13] GUVENC L ,CHONG C C ,WATANABE F ,et al.NLOS identification and weighted least-squares localization for UWB systems using multipath channel statistics [J].EURASIP Journal on Advances in Signal Processing 2008 2008: 36.
- [14] MUCCHI L ,MARCOCCI P.A new parameter for UWB indoor channel profile identification[J].IEEE Transactions on Wireless Communications 2009 8( 4): 1597-1602.
- [15] BENEDETTO F ,GIUNTA G ,TOSCANO A ,et al.Dynamic LOS/NLOS statistical discrimination of wireless mobile channels[C]//65th vehicular technology conference. [s.l.]: IEEE 2007: 3071-3075.
- [16] TEPEDELENIOLU C ,ABDI A ,GIANNAKIS G B.The Ricean K factor: estimation and performance analysis [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications ,2003 ,2( 4): 799-810.
- [17] WU Kaishun ,XIAO Jiang ,YI Youwen ,et al.FILA: fine-grained indoor localization[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM. [s.l.]: IEEE 2012: 2210-2218.
- [18] HALPERIN D ,HU Wenjun ,SHETH A ,et al.Tool release: gathering 802.11n traces with channel state information[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review ,2011 ,41( 1): 53.
- [19] LAPTEV I.On space-time interest points [J].International Journal of Computer Vision 2005 64( 2-3): 107-123.
- [20] DALLAR P ,RABAUD V ,COTTRELL G ,et al.Behavior recognition via sparse spatio-temporal features [C]//IEEE international workshop on performance evaluation of tracking and surveillance.Beijing ,China: IEEE 2005: 65-72.
- [21] KLASER A ,MARSZALEK M ,SCHMID C.A spatio-temporal descriptor based on 3D-gradients [C]//British machine vision conference. [s.l.]: [s.n. ] 2008.
- [22] BOUGUET J Y.Pyramidal implementation of the Lucas Kanade feature tracker: description of the algorithm[R]. [s.l.]: Intel Corporation Microprocessor Research Labs 2000.
- [23] LIU J ,LUO J ,SHAN M.Recognizing realistic actions from videos "in the wild" [C]//Proceedings of the computer vision and pattern recognition. [s.l.]: [s.n. ] 2009.
- [24] MOTA V F ,PEREZ E A ,MACIEL L M ,et al.A tensor motion descriptor based on histograms of gradients and optical flow [J].Pattern Recognition Letters 2014 39( 4): 85-91.
- [25] TANG X Q ,XIAO G Q.Action recognition based on maximum entropy fuzzy clustering algorithm [M]//Foundations of intelligent systems.Berlin: Springer 2014: 155-164.
- [26] LAPTEV I ,MARSZALEK M ,SCHMID C ,et al.Learning realistic human actions from movies[C]//26th IEEE conference on computer vision and pattern recognition.Anchorage , AK ,United States: IEEE 2008: 1-8.
- [27] 张飞燕 ,李俊峰.基于光流速度分量加权的人体行为识别[J].浙江理工大学学报 2015 33( 1): 115-123.
- [28] LI Nijun ,CHENG Xu ,ZHANG Suofei ,et al.Realistic human action recognition by Fast HOG3D and self-organization feature map[J].Machine Vision and Applications 2014 25( 7): 1793-1812.

(上接第 101 页)

Letters 2013 34( 15): 1899-1905.

- [4] MOTA V F ,PEREZ E A ,MACIEL L M ,et al.A tensor motion descriptor based on histograms of gradients and optical flow [J].Pattern Recognition Letters 2014 39( 4): 85-91.
- [5] TANG X Q ,XIAO G Q.Action recognition based on maximum entropy fuzzy clustering algorithm [M]//Foundations of intelligent systems.Berlin: Springer 2014: 155-164.
- [6] LAPTEV I ,MARSZALEK M ,SCHMID C ,et al.Learning realistic human actions from movies[C]//26th IEEE conference on computer vision and pattern recognition.Anchorage , AK ,United States: IEEE 2008: 1-8.
- [7] 张飞燕 ,李俊峰.基于光流速度分量加权的人体行为识别[J].浙江理工大学学报 2015 33( 1): 115-123.
- [8] LI Nijun ,CHENG Xu ,ZHANG Suofei ,et al.Realistic human action recognition by Fast HOG3D and self-organization feature map[J].Machine Vision and Applications 2014 25( 7):