

毫米级的 Wi-Fi 无接触感知： 从模式到模型

张大庆¹ 王皓² 吴丹¹

¹ 北京大学

² 华为技术有限公司

关键词：Wi-Fi 无接触感知 菲涅尔区

引言

得益于无须穿戴设备的便利性和复用城市中泛在的 Wi-Fi 基础设施，基于 Wi-Fi 的非接触式人体感知近几年得到了学术界和工业界的广泛关注^[1]。非接触式人体感知的基本思想可以追溯到 2006 年，Woyach 等人在研究 Zigbee 传感网络时发现，人的活动会对接收信号的强度 (Received Signal Strength Indicator, RSSI) 产生影响，并指出利用这种影响反演人体活动的可能性，取名为“Sensorless Sensing”^[2]。2007 年，Youssef 等人在 Wi-Fi 信号中观察到类似的现象并展示了利用 Wi-Fi 信号 RSSI 作为指纹推理人所处位置的可能，称为“Device-free Passive Localization”^[3]。受限于 RSSI 本身的粗粒度和信号波动的不确定性，早期基于 Wi-Fi 的非接触式人体感知的精度和应用范围均非常有限，直到 2011 年 802.11n 物理层的信道状态信息 (Channel State Information, CSI)^[4] 可从商用设备中得到后，借助其对信号多径传播的刻画能力以及反映在各子载波上精细的振幅和相位信息，基于 Wi-Fi 的人体感知应用才有了快速发展。之后逐渐涌现出了从跌倒这样粗粒度的活动检测^[5,6] 到穿墙统计人数，感知行走方向^[7] 以及检测手势^[8] 和呼吸心跳^[8,9] 这样细粒度的活动检测等一系列的应用。

因不同的人体活动状态会对接收信号造成不同的影响，用 Wi-Fi 信号进行无接触人体感知的基本原理就是在接收信号的特征与人体活动状态之间建立映射。

早期建立这种映射的方法，是建立在经验观察和统计学习的基础上——本文中称之为基于模式的方法。既有对走动、跑步、站立、坐下、躺下、跌倒等原子活动^[5,10-12] 的识别，也有对吃饭、做饭、洗漱、睡觉等由原子活动在不同情境下的组合活动^[2,3] 的识别。这些成果在无接触无线感知领域的发展初期发挥了关键的作用。但是，因缺乏对背后基本原理的理解，限制了基于模式方法的发展。因此在实践中，基于模式的方法主要应对一些粗粒度、特征简单的行为识别任务，面对细粒度、复杂的行为识别任务时往往难以做好。正是在这样的背景下，基于模型的方法被提出并受到了广泛关注。

早期的感知模型建立在用于室内定位的路径衰减模型 (path loss model) 基础上，将接收信号能量的波动归结为从人体表面反射信号的路径衰减，因为当人体移动时，这条反射路径的长度也在变化，导致路径衰减跟着变化。但是该模型用于多径丰富的室内环境时往往难以精确。基于干涉的传播模型近年引起了普遍关注，该模型将室内多径分为动态（即人体反射路径）和静态（即静态环境中的路径）两

类,当人体移动时,动态反射路径长度的变化引发动态路径相位的变化。这样接收信号的波动可以被解释为静态路径与动态路径由于相位差导致的干涉结果变化,继而在信号波动和人体移动速度之间建立定量的映射关系^[10]。但是该模型难以在几何空间上建立信号变化和人体行为之间的精确关联。相对而言,我们提出的基于菲涅尔区的感知模型更加通用、全面和精确,它揭示了用Wi-Fi信号在空间上感知人体、物体活动的机理及感知极限,奠定了Wi-Fi信号感知人体毫米级行为的理论基础。

基于模式的感知方法

当感知目标所引发的信号变化具有某些独特而一致的特征时,基于模式的方法就能通过训练学习,从信号变化的模式中识别出感知目标。可见,基于模式方法的关键在于信号特征的选取和训练学习。

对于简单的感知任务,可以基于直觉进行特征的选取。例如,活动的动静检测^[3]。由于人的活动引起接收信号强度的波动,通过选取一到两个信号特征就足以应付。此时,基于模式的方法最有效。由于有直觉做支撑,系统的调优也有章可循。但是随着感知任务复杂化,例如当需要同时识别出更多的目标活动种类^[13],从多种日常活动行为中识别特定的活动^[6],或者需要较精细的感知能力时^[4],基于模式的方法必须引入大量的统计学习特征,导致统计特征之间的相互作用关系和选取逐渐脱离直觉。本质上,当简单的线性特征空间无法给出有效解时,即使能在复杂多样特征构成的非线性高维空间中找到解,其可解释性也基本丧失,导致在实际应用中系统的特征选取和调优基本依赖于试错。基于模式的感知方法的另一个不足在于环境和人的行为发生变化后,往往需要重新采样、训练和学习才能保持较好的性能。但由于缺乏对感知机理的理解,很难做到对感知对象精准的识别,也无法理解Wi-Fi信号感知的极限在哪里。我们已经看到了呼吸^[8,9]、手势^[5,14]和唇语^[6]识别的可能性,那么到底多么微小的活动可利用Wi-Fi信号可靠检测?

为了在Wi-Fi信号变化和人体行为状态之间建立具有明确物理背景的定量的映射关系^[10,21],我们提出了更加通用和精确的基于菲涅尔区(Fresnel Zone)的感知模型^[15,20,21]。

基于菲涅尔区模型的感知理论

菲涅尔区的概念始于19世纪初期,法国科学家奥古斯汀·让·菲涅尔(Augustin-Jean Fresnel)通过研究光的干涉和衍射,揭示了光从光源到观察点传播的物理特性。菲涅尔区是指以收发设备两点为焦点的一系列同心椭圆。由于光的传播通路的路径长度不同,其中传播到第一菲涅尔区的光波因与直线传播路径(Line-of-Sight, LoS)是同相位的,导致在观察点得到叠加增强的光信号。而传播到第二菲涅尔区的光波因与LoS是反相的,导致观察点得到叠加减弱的光信号。后续随着菲涅尔区的奇偶交替,导致在观察点得到增强和减弱的干涉叠加结果。将菲涅尔区理论第一次引入无线射频领域的工作可以追溯到1936年西屋公司的两份专利,此后菲涅尔区在无线电波传输、基站选址及天线设计领域得到了广泛应用。与基于RSS的菲涅尔-基尔霍夫(Fresnel-Kirchhoff)刀口衍射模型实现米级精度的定位工作不同^[12],我们的工作将反射和频率多样性都考虑在内,构建了菲涅尔区反射模型,并揭示了物体微小移动与信号波动模式间的精确关系。基于此,我们可以捕获到仅涉及亚波长级微小位移的人体行为,将Wi-Fi感知的极限提升到毫米级。

菲涅尔区简介

如图1(a)所示,假设 P_1 和 P_2 是一对无线射频收发设备,菲涅尔区是指对应于以收发设备为焦点的一簇同心椭圆。对于给定波长 λ 的无线信号,其包含 n 层同心椭圆的菲涅尔区依据公式(1)构建:

$$|P_1Q_n| + |Q_nP_2| - |P_1P_2| = n\lambda / 2 \quad (1)$$

其中 Q_n 是第 n 层椭圆的轨迹。菲涅尔区可有无数层,最内层的椭圆被定义为第一菲涅尔区,其特点是反射路径($P_1Q_1P_2$)的长度比直线传播路径

P_1P_2 长半个波长 ($\lambda/2$)；第一和第二层椭圆之间的椭圆环被定义为第二菲涅尔区，并以此类推定义第 n 菲涅尔区，而每一层椭圆本身被定义为相应菲涅尔区的边界。

基于菲涅尔区的Wi-Fi感知基本原理

人体活动与信号波动的定量映射

假设一个物体出现在菲涅尔区中，可以将接收信号看成是由直线传播信号和经物体反射信号根据相位叠加的结果。当一个信号在物体表面被反射时，信号的相位会额外偏转 π 的角度^[15]。如果两个叠加信号的相位差是 2π （同相），叠加的结果将会产生一个相干增强的信号；如果两个叠加信号的相位差是 π （反相），则会产生一个干涉相消的信号，如图 1(b) 所示。例如，假设该物体出现在第一菲涅尔

区的边界上的 Q_1 位置（如图 1(a)），由于反射信号 ($P_1Q_1P_2$) 的路径长度比 LoS 信号多 $\lambda/2$ ，它们到达接收端时的相位差为 π ，考虑到反射本身引入的相位额外 π 偏转，最终结果是两个信号的相位差为 2π ，导致接收到一个增强的信号。同理，若物体处于第二菲涅尔区边界上，则会产生一个相消的信号。总之，处于奇数 / 偶数菲涅尔区边界上的物体，将会对接收信号的强度造成增强 / 相消的效果，在菲涅尔区同心椭圆环上表现为增强 / 相消交替出现的模式。在图 1(a) 中，考虑一个物体从 Q_1 点移动到 Q_n 点时，由于 LoS 保持不变，仅有物体表面的反射信号持续变化，进而导致反射信号与 LoS 信号的相位差持续变化。根据干涉原理，接收信号将在物体跨越每个菲涅尔区边界时表现为波峰或波谷。当物体沿着椭圆运动时，由于反射信号路径长度保持不变，

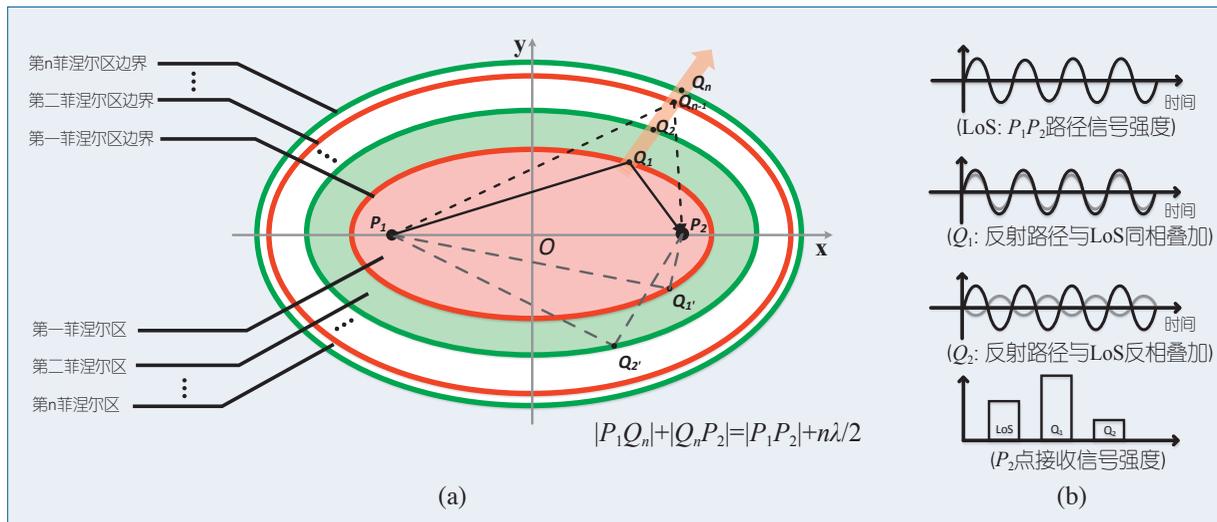


图1 菲涅尔区与信号叠加示意图：(a)菲涅尔区的空间几何布局；(b)反射路径与LoS的同相及反相叠加

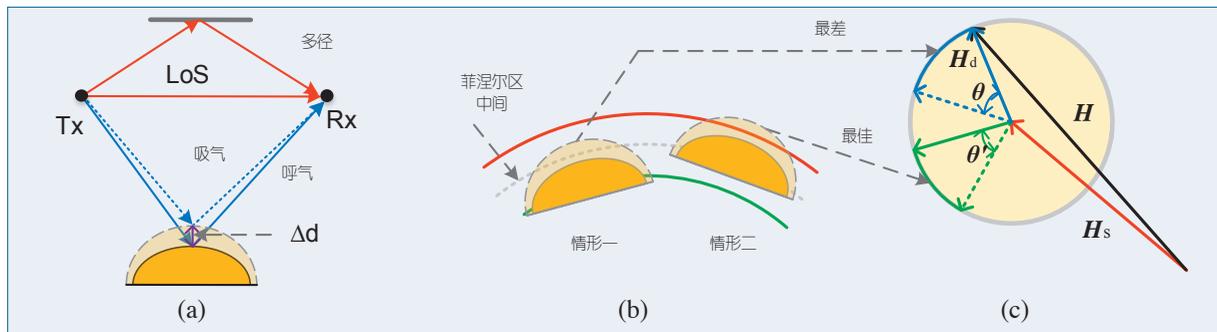


图2 多径信号线性叠加

接收信号也会保持稳定。通过将多径丰富的室内环境信号划分为静态和动态路径两类相位向量，可以解释为什么当物体连续跨越多个菲涅尔区边界时，接收信号看起来像一个类似正弦的波形，而这个类似正弦的波形的波峰波谷正好分别对应奇数 / 偶数菲涅尔区的边界^[15, 20, 21]。

如果人体活动导致的位移较小，例如图 2 中的呼吸导致身体起伏，则这种微小位移在几何上不能跨越一个完整的菲涅尔区，从而在振幅上不能对应一个完整的类似正弦波形，而是一个类似正弦波形的部分片段。

根据上述分析，室内菲涅尔区中信号传播的重要性质^[21]如下：

- Wi-Fi 射频信号的菲涅尔区是以收发设备为焦点的一簇同心椭圆。
- 当一个物体跨越一系列菲涅尔区时，接收信号呈现类似正弦的波形，其波峰波谷对应于物体穿越菲涅尔区的边界。
- 一个移动物体会产生振幅和相位同时变化的反射信号。在小尺度移动范围内，振幅可以大致看成常量，只有相位在连续变化；在大尺度移动时，二者的变化均不能忽略。
- 当一个移动物体反射信号的路径长度变化一个波长，对应接收信号强度上就会产生一个相位变化了 2π 的类正弦信号；如果反射路径变化的长度小于一个波长，就只能产生一个类正弦信号的部分片段。

多载波菲涅尔区的Wi-Fi感知

Wi-Fi 802.11n+ 标准引入 OFDM¹ 作为传输编码规范，将完整的带宽划分为多个具有不同频率的子载波。每个子载波会根据不同的频率构建各自独立的菲涅尔区，因此多载波菲涅尔区拥有共同的焦点，但大小稍微不同，较小波长的子载波的菲涅尔区椭圆较小。具体而言，对于不同子载波各自最内层的菲涅尔区，它们的几何布局几乎是重合的；随着菲涅尔区编号增大，这个间距逐渐拉大，区别越来越

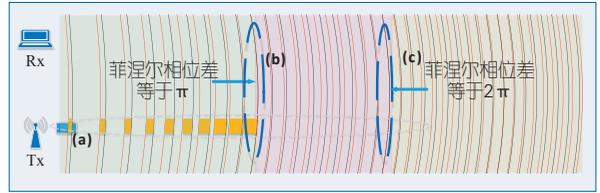


图3 两个不同频率子载波的菲涅尔区几何关系（波长小的用红色标示，波长大的用蓝色标示）

明显（如图 3(a) 所示），直到波长较小的子载波的第 $i+1$ 层菲涅尔区追赶上波长较大的子载波的第 i 层菲涅尔区（如图 3(b) 所示）。

如果将图 2(c) 中静态向量 H_s 和动态向量 H_d 的角度 θ 称为菲涅尔相位，那么可以将这种由于波长不同导致的菲涅尔区布局的差异刻画为两个具有不同波长 λ_1 和 λ_2 的子载波的菲涅尔相位差：

$$\Delta\theta = 2\pi(d_1 - d_0)\Delta f / c \quad (2)$$

其中 Δf 代表两个子载波的频率差， c 代表光速， d_0, d_1 分别代表 LoS 路径和反射路径长度。从公式 (2) 可知，这种差异仅和频率差相关，与子载波绝对频率无关；且给定 Δf 时，这种差异会随着 LoS 和反射路径的长度差呈线性增长。

根据上述分析，我们得出理想环境中多载波菲涅尔区具有如下重要性质：

- 由于不同子载波具有各自不同的频率，每个子载波对应各自的菲涅尔区；
- 不同载波的内侧菲涅尔区几乎重合，但外侧菲涅尔区间的差异会随着反射路径的长度增长呈线性增长；
- 波长小的子载波的菲涅尔区相对较小，波长大的相对较大。换言之，对于第 k 层菲涅尔区的边界，波长小的子载波的菲涅尔区总是位于内侧。

Wi-Fi信号毫米级感知的理论基础

当反射信号的路径长度变化一个波长时，其相位会旋转变化的 2π ，产生一个类似正弦的叠加信号；如果反射信号的路径长度变化小于一个波长，则只能产生类似正弦信号完整周期的一个片段，具体片段由动态向量扫过的相位决定。例如，当 Wi-Fi 工

¹ Orthogonal Frequency Division Multiplexing，即正交频分复用技术。

作在 5GHz 频段时，其波长在 5.7cm 左右。根据理论模型，当目标的位移导致的反射路径长度变化超过 5.7cm 时，动态向量可以旋转超过一周，产生一个完整的类似正弦信号；当反射路径的长度变化小于 5.7cm 时，动态向量的旋转角度小于 2π ，仅产生类似正弦信号完整周期的一个片段。即路径长度变化 Δd 与向量旋转角度 ϑ 满足下面公式：

$$\frac{2\pi}{\lambda} = \frac{\vartheta}{\Delta d} \quad (3)$$

根据公式 (3)，当呼吸引发的 5mm 胸脯起伏带来的反射路径长度 Δd 变化 1cm 时，向量旋转角度 ϑ 约为 1.1 弧度（63 度）。因此，1mm 的人体位移对应的相位旋转是 12.6 度。那么，Wi-Fi 是否具有毫米级以下的感知能力，不仅取决于能否检测到不足 12.6 度相位的类似正弦信号片段的变化，还取决于人体所在的位置，这正是 Wi-Fi 信号感知极限评判的理论基础。根据文献 [15]，通过真实环境中大量实验观察，证实人的仰卧呼吸和侧卧呼吸仅会分别造成 5mm 和 1mm 的身体起伏，反射信号的波动依然能够被肉眼清晰分辨并准确识别，由此可见 Wi-Fi 具备毫米级感知能力。

有趣的是，我们在证实毫米级的人体活动可被 Wi-Fi 信号感知的同时，也揭示了人体微小活动的可检测性还受到人体在 Wi-Fi 菲涅尔区中所处位置的影响。可见，我们提出的基于菲涅尔区反射模型的感知理论为理解 Wi-Fi 感知的基本机理、分析感知极限奠定了坚实的基础。

应用举例

我们将通过两个真实应用展示如何把菲涅尔区反射模型应用于对人体粗粒度和细粒度的行为识别。首先，我们以呼吸检测为例，揭示了在什么条件下，为什么人体呼吸可被检测，展示了 Wi-Fi 信号对毫米级人体行为检测的能力^[15]；然后，我们将同样的模型应用于人体移动方向估计，展示了对分米级人体行为的检测方法^[20]。

人体呼吸频率检测

传统的呼吸检测方法需要病人到医院就诊并使用专用医疗设备。为了实现低成本、非侵入的家用呼吸检测系统，研究人员开始探索利用商用 Wi-Fi 设备实现无接触人体呼吸检测^[8,9]。然而，基于商用 Wi-Fi 信号呼吸检测的主要挑战在于微小的人体活动引发的信号波动往往过分微弱，很容易被淹没在背景噪声中。因此，在实际系统中，用户往往被要求处于 LoS 上或者非常接近 LoS。由于过往工作都是基于纯经验的统计观察，缺少理论模型的指导，导致难以解释为何像呼吸这样的微小活动可被检测以及如何检测，而不得不采用试错的方式。我们近期的工作^[15]在接收信号的波形和人体呼吸的行为之间建立了精确的关联关系，用菲涅尔区理论解释了上述疑问。

1. 胸脯的微小位移与信号波动间的关系

由于正常呼吸引发的胸脯平均起伏仅为 5 毫米，因此人体呼吸导致的反射路径长度变化小于一个波长。呼吸引起的接收信号的波形仅是一个类似正弦

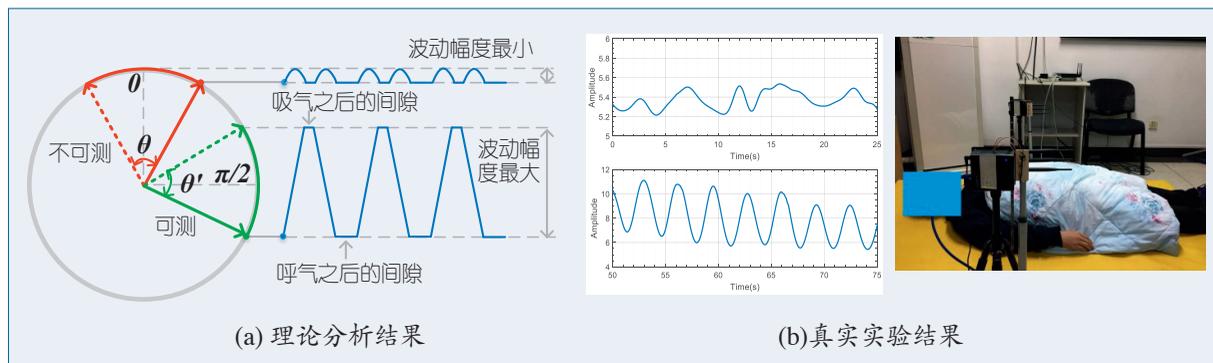


图4 在菲涅尔区不同位置的呼吸信号波形

信号完整周期的部分片段。具体而言，动态向量扫过的相位 θ 仅为 63° 。

一个完整的呼吸周期包括吸气、暂停、呼气、暂停。根据图 4(a)，呼吸信号的波形应由四个小片段组成：一个吸气波形，一条暂停直线，一个呼气波形，一条暂停直线。考虑到动态向量扫过的相位变化角度 θ 仅为 63° ， θ 和该片段位于一个完整的类似正弦波形的哪个部位，决定了呼吸波形的形状。为了使呼吸波形获得最大可辨识度，扫过的角度 θ 应尽可能大，且落在类似正弦波形的单调变化区内。尤其是当 θ 扫过的弧度正好围绕 $\pi/2$ 或 $3\pi/2$ 时，对应于每个菲涅尔区的中间部分，信号可辨识度最佳。图 4(b) 展示了在菲涅尔区中的好(中间)、坏(边界)位置接收到的真实呼吸波形。不失一般性，在每个菲涅尔区中，实现毫米级微小位移的最佳检测位置位于菲涅尔区的中间，最差位置则位于菲涅尔区的边界。

2. 多载波菲涅尔区对呼吸可检测性的增强

考虑到商用 Intel 5300 Wi-Fi 网卡有 30 个工作在不同频率的子载波，在理想条件下，对于距离 LoS 较近的内层菲涅尔区而言，菲涅尔区的边界几乎是重合的，这意味着如果一个载波由于人体位置原因无法检测到呼吸，则其他载波同样无法做到。但是随着距离 LoS 越来越远，不同载波菲涅尔区的差异逐渐变大，从某个菲涅尔区以外，如果一个载波处于最差检测位置（接近菲涅尔区边界），我们总能找到另一个载波处于最佳检测位置（接近菲涅尔区中间）。根据这个观察，我们将一对收发设备拉开 70cm 的距离进行真实实验，发现 48 菲涅尔区以外，至少有一个子载波总是可以检测到呼吸^[15]。不失一般性，对于毫米级微小位移的检测，频率多样性在外侧菲涅尔区表现出重要的互补性。

3. 人体位置对于呼吸可检测性的示意

呼吸可检测性示意图如图 5 所示。首先，受试者距离 LoS 越近，接收信号的强度越高，越有利于检测；当受试者距离 LoS 太远时，由于接收信号太微弱导致无法检测；第二，在外侧菲涅尔区中，总可以选择一个子载波检测到人体的呼吸；第三，对

于内侧菲涅尔区，最佳的检测位置位于菲涅尔区中间，此时获得最具辨识度的检测波形；随着受试者位置逐渐向菲涅尔区边界移动，呼吸波形逐渐变坏，直到最差的检测位置位于菲涅尔区的边界。

4. 观察与讨论

对于像呼吸这样仅涉及微小位移的人体细粒度行为，反射信号的路径长度变化小于一个波长。此时，细粒度活动是否能被检测到，不但取决于该反射信号相对于 LoS 信号的强度，更取决于人体相对于收发设备所确定的菲涅尔区的相对位置。一般地，如果人体活动涉及到较大的反射面并且接近 LoS，即使该活动的幅度非常小，只要位置选择得当，仍然可以精确地捕获并识别该活动；相反，由于人体的反射面过小，如果处于较差的位置或距离 LoS 太远，即使分米级别的活动也可能无法被捕获和检测到。基于本文提出的菲涅尔区模型和信号叠加原理，我们可以在理论上揭示和评估什么样的人体行为可被检测以及何时被检测到。

室内移动方向估计

人体在室内的移动方向对于众多应用而言都是重要的情境信息，例如在紧急逃生、虚拟现实和老年人辅助等应用中。对人的移动方向进行精确和非接触式感知，可为上述应用提供支持。

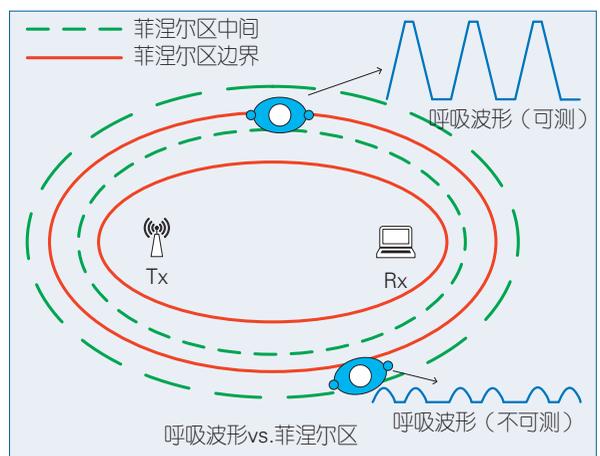


图5 呼吸可检测性示意图

如果我们能够精确跟踪人体在室内的实时位置，那么就可以轻易实现二维平面内人体移动方向的估

计。然而经过 20 年的发展，基于商用 Wi-Fi 设备的室内定位仍未达到较高精度。目前，最佳室内定位精度是分米级^[9]，远没有达到直接用于估计人体移动方向需要的精度。我们在近期的工作中将菲涅尔区模型应用于人体移动距离估计和方向估计^[20]。

1. 二维平面内的移动方向估计：问题和基本方法

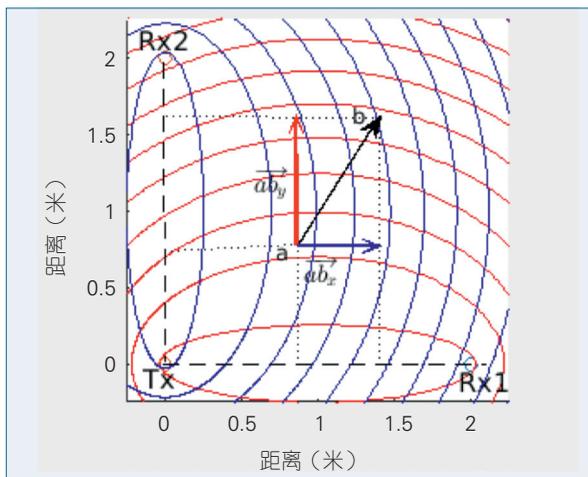


图6 室内Wi-Fi设备摆放与二维交错菲涅尔区示意

如图 6 所示，将室内移动方向放在一个二维的笛卡尔坐标系中研究。若受试者从点 a 移动到点 b ，则方向估计问题就是对向量 \vec{ab} 角度的估计问题。当一对收发设备 Tx-Rx1 与另一对收发设备 Tx-Rx2 正交摆放时，其各自形成的菲涅尔区将产生交错。方向估计问题的解可以通过在该笛卡尔坐标系中沿着 X 轴和 Y 轴计算两个方向上各自的移动距离得到。向量 \vec{ab} 可被正交分解为两个子向量 \vec{ab}_x 和 \vec{ab}_y ，这样估计向量 \vec{ab} 角度的问题可转变为对两个子向量 \vec{ab}_x 和 \vec{ab}_y 的估计。

2. 移动距离估计

受试者跨越菲涅尔区时会产生与其所跨越的菲涅尔区边界数量相等的波峰波谷，那么移动的距离可以表示为其所跨越的菲涅尔区边界的数量。每当移动的反射路径距离变化一个波长时，对应信号波动就变化一个周期。因此我们可以使用离散傅里叶变换 (DFT) 对接收信号进行处理，以估计移动的距离^[20]。当移动方向正好沿着收发设备的中垂线时，

估计的距离最准确。

3. 子向量的方向估计

物体相对于菲涅尔区的移动方向可以通过查看多个子载波间菲涅尔区的关系来确定，来自两个不同频率子载波的同一个菲涅尔区的边界位置是不同的。因此，当物体或在菲涅尔区内部移动时，它会按序穿过不同子载波的菲涅尔区边界。

具体来说，我们先考察一个人从外层向内层菲涅尔区行走的过程。对于不同频率子载波，人引起的反射路径的长度是相同的。假设子载波 1 的波长大于子载波 2 的波长，则子载波 1 的初始菲涅尔相位值相对较小。当人向内层菲涅尔区移动并穿越不同菲涅尔区的边界时，由于反射路径的长度不断缩短，也就是菲涅尔相位 θ 的值不断变小并沿顺时针旋转，初始相位的不同造成两个子载波的波形间产生时间延迟，因此在波形上，子载波 1 先波动，子载波 2 后波动。反过来，如果人向外层菲涅尔区行走，反射路径的长度会不断变长，菲涅尔相位则沿逆时针旋转。在这种情况下，子载波 2 的波形先于子载波 1 波动。通过提取子载波间的延时关系，我们就能够分析出人相对于一对收发设备的移动方向，即向内走还是往外走^[20]。这就是我们利用多载波菲涅尔区提取方向信息的基本思想。

4. 实验结果和讨论

我们在三个不同的室内环境(房间 A 是空房间，房间 B 和 C 分别是不同面积的、摆放了许多家具的办公室和会议室)，让受试者沿着 8 个不同的方向行走，来验证方向估计的准确性。实验结果显示，系统在 A 房间的测量误差中位数在 8 度左右，在 B、C 房间的测量误差中位数在 11 度左右。在所有 8 个方向上，系统总的绝对误差中位数约为 10 度，精度与基于 3D 加速度传感器的可穿戴设备相当。

对于像行走这样位移远远超过一个波长的粗粒度行为，不同子载波之间会产生明显的先后波动关系。方向估计应用展示了分米级的人体行为可以利用多载波菲涅尔区模型进行识别。显然，当人体跨越多个菲涅尔区时，通过摆放多个 Wi-Fi 接收设备，可以产生多组交错的菲涅尔区，这样可以很好地估

计在每个维度的方向和移动距离的信息。

结论

本文基于菲涅尔区反射模型,揭示了无线信号感知人体、物体活动的机理及感知极限,奠定了 Wi-Fi 信号实现人体毫米级行为感知的理论基础,也诠释了一般无线接收信号因物体运动会产生波长级波动的原因。通过典型应用,我们验证了基于菲涅尔区模型的感知理论优于基于模式的行为识别方法,尤其是在感知机理的理解和不需要训练和学习便可准确识别人的行为方面。

目前我们在基于菲涅尔区模型的无接触人体行为感知理论方面的工作才刚刚开始,许多理论和应用问题,包括如何对多个感知对象建模,如何处理复杂多径的影响,如何兼顾衍射和反射等都需要进一步研究。在未来 10 年,随着无线通讯与感知能力的不断增强,将会大幅度推动无线技术和物联网的革命,催生出新的无线感知大数据和丰富的环境、人体感知信息,进而为智慧城市带来更多创新应用,更好地为每个人的日常生活服务。 ■

致谢:

该研究由北京大学 985 学科建设经费和双一流学科建设经费,天津滨海北京大学研究院及国家重点研发计划“人机交互自然性的计算原理”(2016YFB1001200)支持,一并感谢。



张大庆

CCF 专业会员。北京大学信息学院讲座教授、博导。国家“千人计划”入选者。先后获得 CCF 推荐的 4 个普适计算国际会议的最佳论文或提名奖。主要研究方向为普适计算、城市计算、移动计算等。dqzhang@sei.pku.edu.cn



王皓

华为技术有限公司高级工程师。北京大学信息科学技术学院博士。主要研究方向为普适计算、无线感知、群智感知等。wanghao@sei.pku.edu.cn



吴丹

北京大学信息科学技术学院博士生。主要研究方向为无线感知、移动计算、软件建模等。dan@pku.edu.cn

参考文献

- [1] Yang Z, Zhou Z, Liu Y. From RSSI to CSI: Indoor localization via channel response[J]. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2013, 46(2): 1-32.
- [2] Woyach K, Puccinelli D, Haenggi M. Sensorless Sensing in Wireless Networks: Implementation and Measurements[C]// *Proc. Int'l. Symp. Modeling and Optimization in Mobile, Ad Hoc and Wireless Networks*, 2006: 1-8.
- [3] Youssef M, Mah M, Agrawala A. Challenges: Device-Free Passive Localization for Wireless Environments[C]// *Proc. ACM International Conference on Mobile Computing and Networking*, 2007: 222-29.
- [4] 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.
- [5] Han C, Wu K, Wang Y, et al. WiFall: Device-free fall detection by wireless networks[C]// *Proc. IEEE International Conference on Computer Communications*, 2014: 271-279.
- [6] Wang H, Zhang D, Wang Y, et al. RT-Fall: A Real-time and Contactless Fall Detection System with Commodity WiFi Devices[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2017, 16(2): 511-526.
- [7] Adib F, Katabi D. See through walls with WiFi![J]. *ACM SIGCOMM Comput. Commun. Rev.* 2013, 43(4): 75-86.
- [8] Liu X, Cao J, Tang S, et al. Wi-Sleep: Contactless sleep monitoring via WiFi signals[C]// *Proc. IEEE Real-Time Systems Symposium (RTSS)*, 2014, 346-355.
- [9] Liu J, Wang Y, Chen Y, et al. Tracking Vital Signs During Sleep Leveraging Off-the-shelf WiFi[C]// *Proc. 16th ACM Intl. Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc)*, 2015, 267-276.
- [10] Wang W, Liu AX, Shahzad M, et al. Understanding and Modeling of WiFi Signal Based Human Activity Recognition[C]// *Proc. 21st ACM International Conference on Mobile Computing and Networking*, 2015, 65-76.

更多参考文献: www.ccf.org.cn/dl/publications/cccf