计 算 机 研 究 与 发 展
Journal of Computer Research and Development
https://crad.ict.ac.cn
62(4): 1075−1089, 2025

面向动态场景的 WiFi 呼吸监测范围扩大方法

林逸群[1] 邱杰凡[1] 张锦鸿[1] 周克众[1] 方 凯[2] 刘晓莹[1] 池凯凯[1]
[1](浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)
[2](浙江农林大学数学与计算机科学学院 杭州 311300)
(2112112246@zjut.edu.cn)

Range Expansion Method for WiFi-Based Respiration Monitoring Under Dynamic Scenes

Lin Yiqun[1], Qiu Jiefan[1], Zhang Jinhong[1], Zhou Kezhong[1], Fang Kai[2], Liu Xiaoying[1], and Chi Kaikai[1]
[1] (*College of Computer Science and Technology*, *Zhejiang University of Technology*, *Hangzhou* 310023)
[2] (*College of Mathematics and Computer Science*, *Zhejiang Agricultural and Forestry University*, *Hangzhou* 311300)

Abstract WiFi-based respiratory monitoring becomes a hot spot in the sensing layer of IoT benefiting from non-contact, low cost and high privacy protection. However, current WiFi-based respiratory monitoring methods relay on sensitive channel state information (CSI) samples which requires that single monitoring target keeps static without any moving non-target person and closing to the WiFi transceiver device. These requirements limit the large-scale applications of WiFi-based respiratory monitoring. Therefore, we propose a respiratory monitoring range extension method named FDRadio, which is able to work under dynamic interference scenes. In FDRadio, we improve the accuracy and robustness of respiratory monitoring from three aspects: separating dynamic interference sources, eliminating ambient noise and enhancing power of dynamic reflected signal. Specifically, we first expand the channel bandwidth by combining multiple WiFi channels to improve the spatial resolution of WiFi sensing, and employ wired direct channel to remove the accumulated hardware noise caused by combining channels. Second, we analyze the relationship between monitoring range and ambient noise, and then adopt time diversity techniques to design a two-stage ambient noise deduction process for FDRadio. In addition, we design a novel weight allocation algorithm, which maximizes the dynamic reflected signal power, and enhances the ability to sensing weak chest fluctuation caused by breath. Finally, the processed CSI samples are converted to power delay spectrum (PDP) in time domain. By this, the respiratory signal can be directly extracted from the target person using the distance difference. We implement FDRadio on a commercial embedded devices and conduct a series of experiments. The experimental results show that detection error is less than 0.5 bpm under the 7m available monitoring range, even if multiple moving non-target person exists.

Key words Internet of things; WiFi sensing; channel state information; dynamic scene; respiration rate monitoring; signal diversity

摘 要 基于 WiFi 感知的呼吸监测具有非接触、低成本和隐私保护性高等优点,已成为当前物联网感知层研究的热点.然而,现有基于 WiFi 感知的呼吸监测依赖敏感的信道状态信息,在应用时要求处于静止状

收稿日期: 2023-11-01; **修回日期**: 2024-05-16
基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61872322, 62372412); 浙江省自然科学基金项目(LY20F020026)
This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61872322, 62372412) and the Zhejiang Provincial Natural Science Foundation (LY20F020026).
通信作者: 方凯(Kaifang@ieee.org)

态的监测目标不能距离 WiFi 收发设备过远,并要求不能有处于运动状态的非监测目标的干扰,这些要求制约了 WiFi 感知在呼吸监测方面的应用推广. 为此,提出了一种适应于动态场景的呼吸监测范围扩大方法 FDRadio,尝试从分离动态干扰源、消除环境噪声以及增强动态反射信号功率 3 个方面提高感知精度和监测范围. 具体而言,首先通过合并多个 WiFi 信道扩展信道带宽,以提高 WiFi 感知的空间分辨率,并使用有线直连信道作为参考信道去除硬件噪声. 其次分析了监测范围与环境噪声的关系,并基于时间分集提出一种 2 级消除环境噪声的方法. 此外设计并实现了一种新颖的权值分配算法,通过合理叠加不同天线的比值信号,最大化动态反射信号功率,从而使处理后的信号对呼吸引起的胸腔微弱起伏具有更强的感知能力. 最后将处理后的信号转换到时域上的功率时延谱,利用监测目标和非监测目标之间信号传播路径的距离差,识别目标的呼吸信号. 在商用嵌入式设备上实现了 FDRadio,并进行了一系列实验. 实验结果表明,即使监测人员附近有多个连续移动的非监测目标,FDRadio 依然能够在 7 m 监测范围内保持监测误差小于 0.5 bpm.

关键词 物联网;WiFi 感知;信道状态信息;动态场景;呼吸率监测;信号分集

中图法分类号 TP212.6

DOI: 10.7544/issn1000-1239.202330884 **CSTR:** 32373.14.issn1000-1239.202330884

近年来,由于大气污染、人口老龄化以及新冠疫情等因素的影响,呼吸系统疾病的患病人数呈现逐年上升的趋势[1]. 在呼吸系统健康评估过程中,呼吸率是反映个人生理状态和健康状况的重要指标之一,通过长时间监测呼吸的变化,专业人员能够及时发现和诊断呼吸系统疾病、心脏病、肺部疾病以及其他与呼吸相关的疾病. 因此,对个人的呼吸实施长期监测具有重要意义.

传统呼吸监测主要依赖可穿戴设备[2],但专用设备带来的硬件成本会降低用户接受度[3],并且由于可穿戴设备要求使用者必须在监测期间与设备保持接触,对于老人、小孩等特定人群并不友好. 因此,研究人员提出了一种基于移动摄像头[4-6]的非接触式呼吸监测方法. 然而,该类方法通常需要用户手持摄像设备,并持续采集用户的面部图像,这可能导致隐私泄露问题.

近年来,随着 WiFi 通信技术的发展,基于 WiFi 构建物联网感知层形成新型的非接触式无线感知并将其应用于监测呼吸已成为当前研究的热点[7]. 一方面,由于 WiFi 无线感知一般通过测量 WiFi 信号的信道状态信息(channel state information, CSI)获取信号可能受呼吸或其他运动影响的多径特征,无需部署专用监测设备;另一方面,WiFi 无线感知可实现连续实时监控,有利于对监测目标的突发情况进行预警,更适合各种健康应用. 目前,基于 WiFi 的呼吸监测系统有很多. 例如:TVS[8]利用时频域的 CSI 信息,准确地感知睡眠者的呼吸率和心率. TensorBeat[9]利用 CSI 的相位差信息,然后结合 CP 分解和峰值检测方法来计算呼吸率. 此外,Yang 等人[10]将菲涅耳区模型与高斯模型结合,把人体睡眠时的运动建模为高斯模型,以实现多人睡眠呼吸监测.

上述研究表明了采用 WiFi 无线感知技术监测呼吸率具有可行性,然而,目前仍存在 2 个关键问题限制了该类方法的进一步应用推广. 首先,WiFi 信号在传播过程中受多径效应[11]和环境噪声[12]等因素的影响,这限制了 WiFi 的有效监测范围(<3 m). 其次,通过 CSI 实现呼吸监测本质上是分析由人体呼吸引起的微弱胸腔起伏导致的 CSI 变化. 而 CSI 是由多条反射路径叠加而成的,若环境中除了被监测人员外还存在其他运动的非监测目标人员,来自二者的反射信号将会叠加在一起,导致我们无法准确地从接收信号中识别出目标的呼吸信号. 因此,为了实现精准的呼吸监测,现有工作要求被监测目标尽量靠近收发设备并不能有其他移动的非监测目标出现[13]. 然而,在日常家居环境中,更多可能是动态场景[14],即存在处于运动状态的非监测目标,这将严重干扰对目标的呼吸监测.

为了实现在动态场景下的呼吸监测,已有研究尝试采用时域上的功率时延谱(power delay profile, PDP)分离呼吸信号和其他运动成分信号[15]. 这种方法的核心思想是假设静止的被监测目标与运动的非监测目标在空间上存在一定距离,利用呼吸多径和运动多径的到达时延差异区分监测目标和非监测目标. 而通过分析 PDP 可以确定信号在不同时延下的能量分布情况,可以揭示信号经过不同反射目标后的时延情况,从而区分不同的传播路径. 并且研究表明 PDP 区分不同传播路径的能力与信道带宽有关,信道带宽越大越有利于区分信道中不同时延的传播多径[14].

由于商用 WiFi 设备一般只工作在 1 个信道，因此 WiFi 单信道带宽制约着 PDP 的区分能力，以常见的 802.11 n 为例，它可以提供 20 MHz 或 40 MHz 这 2 种带宽选择，大致对应 50 ms 或 25 ms 的时间分辨率（temporal resolution, TR）以及 15 m 或 7.5 m 的空间分辨率（spatial resolution, SR）[16] 来区分不同路径的信号. 然而，在日常生活或居家环境中，呼吸多径和运动多径往往小于 7.5 m，因此，较低的 SR 难以有效分离呼吸多径和运动多径. 为了解决该问题，RespiRadio[14] 提出了一种多信道合并方法，通过合并 5 个信道采样的 CSI 数据，从而获得 SR 更高的 PDP. 这种方法有效地区分了运动多径与呼吸多径，然而，来自多个信道的硬件噪声也随着信道的合并而累积，从而降低了识别精度. 为此，在我们先前的工作 ExRadio[17] 中通过引入有线直连（wire direct connection, WDC）信道去除硬件噪声，提高了合并信道后在动态场景中的 WiFi 感知精度，然而即使这样，ExRadio 一般只能在 2 m 内实现小于 1 bpm 的检测误差，随着距离的增加，ExRadio 的性能会快速下降.

综上，目前尚缺乏一种能够在动态场景中监测远距离目标呼吸的方法. 在本文中，我们提出了一种名为 FDRadio 的基于商用 WiFi 设备的呼吸监测方法，可以在高动态场景中实现较远距离（>3 m）的呼吸监测. FDRadio 分别利用扩展信道带宽和信号时-空分集技术实现对监测目标的呼吸信号的分离以及对接收信号感知能力的提升. 具体来说，为了提高对动态场景的适应能力，FDRadio 采用快速切换信道的方法在不同信道采样并将其视为带宽扩展后的合并信道，然后通过 WDC 信道去除硬件噪声. 为了提高信号的感知能力，我们基于信号时间分集提出了一种 2 级消除环境噪声的方法，分别在信道切换过程中以及合并信道之后叠加连续时间上的样本，提高消噪性能. 此外，考虑到 WiFi 设备提供的多维度天线信息，我们设计并实现了一种基于信号空间分集的权值分配算法，为不同天线间的 CSI 比值信号分配不同的权值，并将它们对齐至相同的初始相位后进行组合来最大化动态反射信号功率. 通过上述措施，我们提高了信号的在动态场景中的感知能力，将感知范围从 2 m 以内提高到 7 m 以上.

综上，本文的主要贡献包括 3 点：

1）提出了一种 2 级消除环境噪声的方法，该方法利用信号时间分集对 2 个阶段的信号处理，最大化消除环境噪声.

2）设计并实现了一种权值分配算法，通过对齐不同 CSI 比值信号的初始相位以及合理叠加不同信号来增加动态反射信号功率.

3）在一套基于 AMR 架构的 WiFi 嵌入式设备上实现了 FDRadio，并通过一系列实验验证了 FDRadio 在动态场景下可以有效扩大对呼吸信号的监测范围.

1 相关工作

相较于传统基于可穿戴设备的呼吸监测方法，基于无线射频信号的方法具有非接触、抗干扰和隐私保护性高等优点. 现有基于射频的非接触式人体呼吸率监测系统可大致分为 3 类：基于雷达、基于 RFID 和基于 WiFi 设备.

雷达系统主要通过分析直接受胸腔运动影响的电磁回波来推断呼吸率. 例如：Zheng 等人[18] 基于 IR-UWB 雷达实现了一个非接触式呼吸感知系统，该系统利用一种新颖的变分编码-解码器网络消除身体的动态干扰，即使在身体抖动的情况下，也能准确地恢复呼吸波形. Lv 等人[19] 使用 120 GHz 的窄波束调频连续波（frequency modulated continuous wave, FMCW）雷达信号，极大减少环境中其他物体反射造成的干扰，并通过经验模态分解算法和快速独立分量成功实现了对人体的心率测量. mmRH[20] 基于 FMCW 毫米波雷达提出差分增强模块以减少呼吸谐波和噪声对心率估计的影响，实现准确可靠的呼吸频率与心率估计. 得益于雷达的大带宽（通常超过 1 GHz），基于雷达的呼吸监测系统能够实现较高的准确率，但专用雷达的价格昂贵，限制了其广泛应用.

基于 RFID 实现呼吸率监测主要依赖于 RFID 读写器与 RFID 标签之间的无线射频（RF）信号通信. Yang 等人[21] 提出了一种基于 RFID 的驾驶环境呼吸监测系统. 该系统从多个 RFID 标签采样的相位值来估计驾驶员的呼吸率，同时采用张量补全来处理相位值，克服跳频、随机采样、车辆振动和其他环境运动的影响，有效监测驾驶环境下驾驶员的呼吸率. RF-RMM[22] 使用一对标签来消除用户身体运动的影响，并融合配对标签的数据，消除身体运动的影响，只保留用户呼吸引起的位移. 不同用户呼吸率的平均误差为 0.54 bpm，估计用户个体呼吸长度的平均相对误差小于 13%.

近年来，WiFi 设备广泛应用于室内环境中，在实现网络通信的同时支持各种无线感知应用，从粗粒度的入侵检测[23-24]、室内定位[25-26]、活动识别[27] 和跌倒检测[28-29] 到细粒度的嘴唇识别[30]、手势识别[31-32] 以

及呼吸监测[9,33-38]等. 不同于基于雷达和基于RFID的方法，基于WiFi实现呼吸监测可复用现有网络基础设施，无需专用硬件设备，成本低廉. 例如：Wi-Sleep[34]首次提出了一个利用CSI变化监测人体睡眠的系统，将采集的CSI数据经过汉佩尔滤波和小波变化去噪后，成功提取出呼吸的变化模式. Liu等人[8]考虑了不同的睡眠姿势以及异常的呼吸模式，进一步改善了Wi-Sleep的性能. Guo等人[35]通过混合聚类高斯-隐马尔可夫模型将呼吸引起的CSI振幅变化与呼吸带的变化模式保持一致，提供了更加细粒度的呼吸信息. Wi-Breath[36]提出了一种基于支持向量机算法的信号选择方法，从幅度和相位差中选择合适的信号进行呼吸监测，呼吸监测准确率达到91.2%. 为了获得可靠的感知精度，文献[8, 34−36]方法通常要求待监测目标靠近收发设备(<2 m). 为了扩大呼吸监测范围，TensorBeat[9]和PhaseBeat[33]利用不同天线的相位差去除硬件噪声，实现了5 m内的呼吸监测. FullBreathe[13]使用共轭相乘的方法消除硬件噪声，结合CSI的振幅与相位信息实现呼吸感知，解决了“盲点”问题，然而，振幅上的脉冲噪声随着乘法运算被进一步放大. FarSense[38]则通过2个天线的CSI比值消除CSI中的振幅噪声和随机相位偏移，提高了非视距场景下的呼吸传感性能，并在静态场景中实现8 m内的呼吸监测. DiverSense[39]在使用不同天线之间的比值去除硬件噪声的基础上，结合所有CSI信号的子载波，有效去除了环境噪声，进一步在静态场景中将呼吸监测范围扩大到40 m. 然而，以无线信道作为参考信道虽然可以消除硬件噪声，但无法消除环境中其他运动物体的动态干扰，此外，叠加不同载波会破坏信号的时序特征，因此只适用于静态场景. Shi等人[14]结合了多个WiFi信道扩展信道带宽，实现了在动态场景中的呼吸监测.

2 CSI测量的噪声分析

在本节中，我们分别讨论了硬件噪声和环境噪声对CSI测量的影响，并引入感知信噪比(sensing signal to noise ratio, *SSNR*)量化分析了动态反射信号功率与环境噪声的关系.

2.1 硬件噪声对CSI测量的影响

室内环境中，WiFi信号沿着多条传播路径从发射器到达接收器. CSI描述了不同子载波的多径效应，该效应是所有传播路径信号线性叠加的结果，理想环境中，CSI可以表示为：

$$H(f,t)=\sum_{i=1}^{L}\|H_i(f,t)\|\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\angle H_i(f,t)},\tag{1}$$

其中L表示传播路径数，t为对应时间，f为无线信道的载波频率. $\|H_i(f,t)\|$和$\angle H_i(f,t)$分别表示第i条传播路径的振幅和相位信息. 如图1所示，无线信号的传播路径由静态物体反射的静态分量$H_{\mathrm{s}}(f)$和由人体运动产生的动态分量$H_{\mathrm{d}}(f,t)$组成[40]. 因此，接收信号的CSI又可以表示为：

$$H(f,t)=H_{\mathrm{s}}(f)+H_{\mathrm{d}}(f,t)=H_{\mathrm{s}}(f)+a(f)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi\frac{d(t)}{\lambda_f}},\tag{2}$$

其中$a(f)$, $\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi\frac{d(t)}{\lambda_f}}$和$d(t)$分别为动态分量$H_{\mathrm{d}}(f,t)$的复衰减系数、相位偏移和反射路径长度. 相位变化$\Delta\theta=\dfrac{2\pi\Delta d(t)}{\lambda}$，当$d(t)$改变时，CSI相位也会发生相应的变化，通过计算相位变化$\Delta\theta$，我们可以获取反射路径长度变化$\Delta d(t)$的信息，从而感知人体运动.

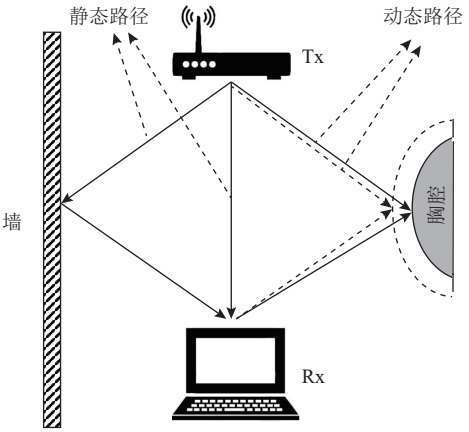


Fig. 1 WiFi-based respiration sensing diagram

图1 基于WiFi的呼吸感知图

然而，对于商用WiFi设备，由于收发设备时钟不同步，接收到的CSI中包含了与信道无关的硬件噪声，包括振幅中的脉冲噪声[40]和相位中的随机偏移[41]，这些噪声都会影响由运动而引起的CSI变化. 因此，式(2)可改写为：

$$H(f,t)=\delta(t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\theta(t)}\left(H_{\mathrm{s}}(f)+a(f)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi\frac{d(t)}{\lambda_f}}\right),\tag{3}$$

其中$\delta(t)$是振幅上的脉冲噪声，$\theta(t)$是随机相位偏移值. 在硬件噪声的干扰下，由运动引起的CSI变化在复平面上将随机变化，这极大程度地降低我们使用CSI进行细粒度感知的精度.

2.2 环境噪声对CSI测量的影响

在实际应用中，除了硬件噪声外，接收的CSI信号中还包含环境噪声[12]，这些噪声都会影响由运动引起的CSI变化. 采集的CSI数据是理想的无线信道和噪声的组合，如式(4)所示.

$$H(f,t)=\delta(t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\theta(t)}\left(H_{\mathrm{s}}(f)+a(f)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi\frac{d(t)}{\lambda_f}}+\varepsilon(f,t)\right),\quad(4)$$

其中$\varepsilon(f,t)$表示时刻t子载波f中的环境噪声，通常被建模成均值为 0、方差为$\sigma^2(f)$的正态分布. 在$\varepsilon(f,t)$的影响下，CSI 将随机出现在复平面中，而不是由人体运动以及环境决定的. Li 等人[39]已经证明能否从接收的 CSI 中还原运动信息与静态分量的大小无关，而是取决于环境噪声与动态分量的相对大小. 对于细粒度的呼吸运动，环境噪声的值基本保持不变，然而，在目标远离收发设备的过程中，动态分量的强度逐渐降低，当动态分量小于环境噪声时，由人体运动产生的 CSI 变化就会被噪声掩盖. 此时，我们就难以从 CSI 中还原人体的运动.

为了确定信号的感知能力，Zeng 等人[42]提出了 *SSNR* 来量化动态反射信号的功率与噪声功率的关系，将其定义为动态反射信号的功率与噪声功率的比值，如式(5)所示.

$$SSNR=\frac{P_{\mathrm{dynamic}}}{P_{\mathrm{noise}}}=\frac{|a(f)|^2}{\sigma^2(f)}.\quad(5)$$

通过上述分析可知，较高的 *SSNR* 更有助于我们从 CSI 中还原目标运动信息. 虽然已有研究证明了提高 *SSNR* 有助于扩大静态环境下呼吸监测的监测范围[39]，然而在动态环境中，我们需要将原始 CSI 转换为时域 PDP 从而分离动态干扰，目前还没有研究讨论较高的 *SSNR* 是否能够提高 PDP 的计算精度.

为了验证较高 *SSNR* 是否有助于提高 PDP 的计算精度，从而扩大动态环境下的监测范围，我们进行如下的仿真实验：首先，我们放置了一对 WiFi 收发设备和一根金属棒，并在不同距离下分别对合并信道进行 300 次扫频. 实验过程中以相同的频率移动金属棒，同时在金属棒的后方 2 m 处设置一个移动的小车来模仿动态干扰. 扫频结束后使用采集到的 CSI 计算 PDP，并根据 PDP 选择周期性最高的多径信号作为金属棒运动引起的信号变化. 实验结果如图 2(a)(b)所示，当金属棒距离收发设备 1 m 时，运动波形具有明显的周期性；当金属棒距离收发设备 3 m 时，在环境噪声的干扰下，运动波形的周期性明显降低. 为了进一步探究动态分量与 PDP 的关系，我们用更大的金属板(20 cm×20 cm)替代金属棒来获得更大的动态分量，并在 3 m 的距离重复上述实验. 由菲涅尔区模型理论[14]可知，CSI 的幅值变化取决于物体运动切割菲涅尔区边界的数量，因此，在运动频率相同的情况下，CSI 振幅图中产生的波峰和波谷数量在不同距离应保持一致，结果如图 2(c)所示. 我们观察到，在距离收发设备相同距离的情况下，由金属板运动引起的 CSI 信号变化具有更明显的周期性，这说明提高信号的动态反射信号分量有助于提高 PDP 的计算精度.

结果表明，无论是降低环境噪声还是提高目标反射信号功率，均可以显著提高信号的感知能力，从而获得精度更高的 PDP. 因此，为了提高 *SSNR*，我们可以采取 2 种策略：一是降低环境噪声功率(3.2 节介绍)；二是增强动态反射信号功率(3.3 节介绍).

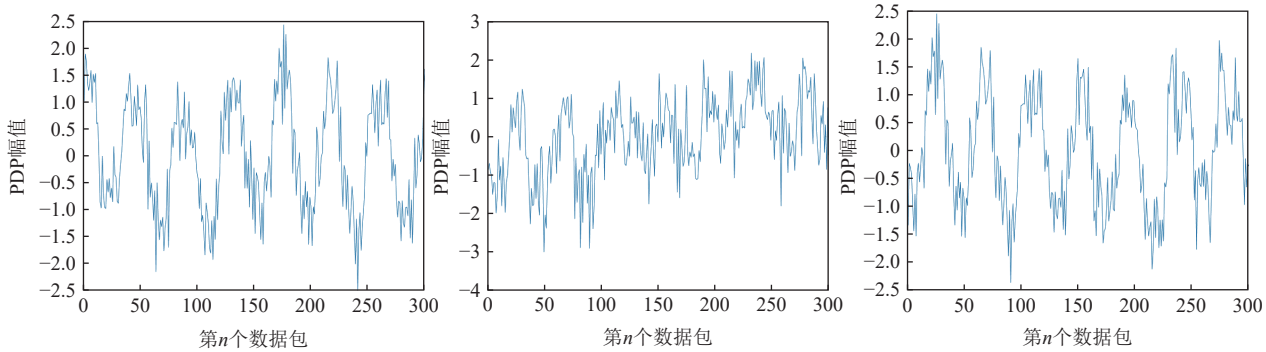


Fig. 2 The amplitude changes with different objects and distances

图 2 不同物体及距离的幅值变化

3 FDRadio 的设计与实现

在本节中，我们将着重介绍 FDRadio 的设计与实现，包括数据采集与预处理、环境噪声消除、动态反射信号功率增强、PDP 谱图生成与呼吸多径识别 4 个模块构成.

3.1 数据采集与预处理

FDRadio 使用 Halperin 等人[43]开发的 CSI 工具，从接收端的 3 根天线中收集 CSI 数据，该工具可提

供 30 个子载波的 CSI.

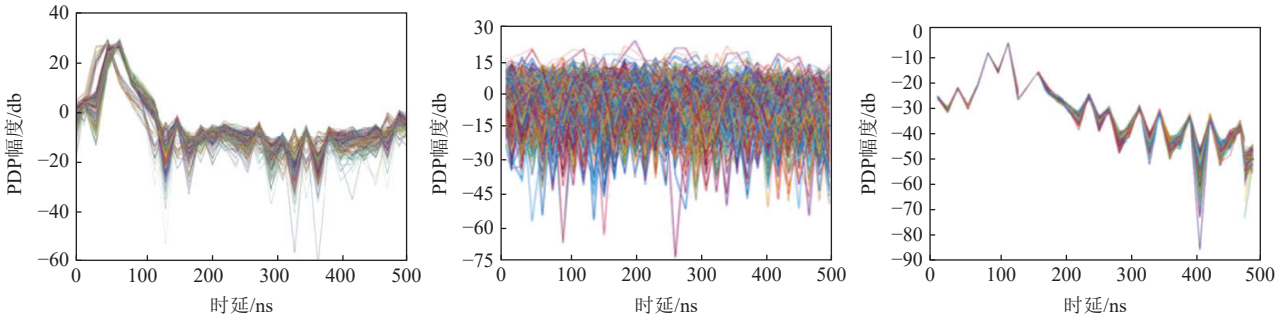
由于一个人的呼吸率通常小于 1 Hz[13]，根据奈奎斯特定理，采样率至少是最大呼吸率的 2 倍，这意味着我们需要在 0.5 s 内完成信道合并. 为了实现快速的信道切换，我们使用 WiFi 的 Monitor 模式进行数据传输，在这种模式下，收发端能够在 3 ms 内同步完成信道切换过程[17]，对不同信道的一轮扫频可以在 50 ms 内完成，这个采样率足以满足人类的呼吸感知.

经过上述方法，我们可以同步在多信道采样实现信道合并，然而，原始采样信号中包含硬件噪声，这可能会影响 PDP 的精确计算. 为了说明硬件噪声的影响，我们分别在静态环境下采集单信道以及合并信道的 500 条数据并计算其 PDP 谱图绘制在图 3(a)(b)中. 通过比较这 2 幅图可以观察到，由于合并信道积累了多个单信道的硬件噪声，严重影响了 PDP 的计算准确性. 因此，消除合并信道中累积的硬件噪声至关重要.

自研究人员发现时变振幅脉冲噪声和随机相位偏移在接收端的不同天线之间是相同的，现有工作[38]通过计算不同天线间的 CSI 比值来消除这些硬件噪声. 然而，在这个信号比的计算过程中，由于每个天线上接收到的信号都包含动态分量，因此在 2 个都包含动态分量的信号之间进行除法操作会破坏动态信号的时序特征与线性结构. 为了解决这个问题，我们采用 WDC 信道作为参考信道去除硬件噪声[44]. WDC 信道是单径时不变信道，其中包含的硬件噪声与无线信道中的硬件噪声相同，因此可以通过 WDC 信道去除硬件噪声. 以 WDC 信道作为参考信道的 CSI 比值可表示为：

$$H_{\text{ratio}}(f,t)=\frac{H(f,t)}{H_{\text{wdc}}(f,t)}=\frac{\delta(t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\theta(t)}\left(H_{\text{s}}(f)+a(f)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi\frac{d(t)}{\lambda_f}}+\varepsilon(f,t)\right)}{\delta(t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\theta(t)}\left(H_{\text{s,wdc}}(f)+\varepsilon_{\text{wdc}}(f,t)\right)}\approx \frac{H_{\text{s}}(f)}{H_{\text{s,wdc}}(f)}+\frac{a(f)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi\frac{d(t)}{\lambda_f}}}{H_{\text{s,wdc}}(f)}+\frac{\varepsilon(f,t)}{H_{\text{s,wdc}}(f)},\tag{6}$$

其中$H_{\text{s,wdc}}(f)$表示信号经过 WDC 信道产生的静态分量. 在 WDC 信道中，环境噪声通常比静态分量要小得多，因此我们可以忽略 WDC 信道中的环境噪声. 通过比较式(4)与式(6)可以观察到：以 WDC 信道作为参考信道构建的 CSI 信号在不破坏无线信道线性结构的同时，有效去除了其中的硬件噪声.



(a) 未去噪单信道的PDP谱图 (b) 未去噪合并信道的PDP谱图 (c) 去噪后合并信道的PDP谱图

Fig. 3 PDP spectrum under static environment

图 3 静态环境下的 PDP 谱图

为了进一步说明该方法的有效性，我们在相同的环境中基于 WDC 信道收集同样数量的 CSI 数据并计算去噪后合并信道的 PDP 谱图. 图 3(c)绘制了计算结果，可以看出，使用 WDC 信道作为参考信道可以有效去除硬件噪声. 多条 PDP 谱图在静态环境中表现出高度的一致性，这与信号多径传播不变的性质相符. 需要说明的是，下文提到的 CSI 信号均为经过上述方法处理后得到的 CSI 比值信号.

3.2 基于时间分集的噪声消除方法

在这个模块中，我们基于时间分集来消除 CSI 信号中的环境噪声. 该方法的核心思想是利用环境噪声的统计特性，通过叠加连续时间上的样本来消除噪声. 具体而言，假设$X_n(n=1,2,\cdots)$是独立同分布的随机变量，其符合均值为μ、方差为σ^2的正态分布，那么它们的平均值 $\bar{X}$ 则符合均值为μ、方差为 $\frac{\sigma^2}{n}$ 的正态分布，即

$$\bar{X}\sim N\left(\mu,\frac{\sigma^2}{n}\right).\tag{7}$$

因此，通过叠加连续时间上的 n 个样本，我们可以降低噪声的方差，从而抑制环境噪声. 然而，目前还没有工作验证以 WDC 信道作为参考信道构建的 CSI 信号中环境噪声的正态性. 由于式(6)的结果是

近似推导得到的，我们需要进一步验证这样的结果是否正确.

为了说明环境噪声的特性，我们需要将环境噪声从 CSI 信号中分离出来. 具体步骤为：首先，在静态环境下收集不含动态分量的 CSI：

$$H_{\text{static}}(f,t)=\frac{H_{\text{s}}(f)}{H_{\text{s,wdc}}(f)}+\frac{\varepsilon(f,t)}{H_{\text{s,wdc}}(f)}, \tag{8}$$

其中$H_{\text{s}}(f)$的取值在整个过程均为定值. 因此我们可以收集足够数量的$H_{\text{static}}(f,t)$数据，并计算其平均值，如式(9)所示.

$$E(f,t)=\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}H_{\text{static}}(f,t)=\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\frac{H_{\text{s}}(f)}{H_{\text{s,wdc}}(f)}+\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\frac{\varepsilon(f,t)}{H_{\text{s,wdc}}(f)}=\frac{H_{\text{s}}(f)}{H_{\text{s,wdc}}(f)}, \tag{9}$$

其中 T 表示数据总量. 由于环境噪声的期望为 0，因此噪声项可以被去除. 然后，我们从$H_{\text{static}}(f,t)$中减去$E(f,t)$以消除静态分量，结果可以表示为

$$\tilde{H}(f,t)=H_{\text{static}}(f,t)-E(f,t)=\frac{\varepsilon(f,t)}{H_{\text{s,wdc}}(f)}. \tag{10}$$

经过上述方法处理，我们就能从原始信号中分离出环境噪声. 由于 CSI 是一个复数，由实部和虚部组成，因此我们分别验证了$\tilde{H}(f,t)$中实部和虚部环境噪声的正态性并绘制了经过归一化的分位数-分位数(quantile-quantile, Q-Q)图. 结果如图 4 所示，2 部分的 Q-Q 图与标准正态分布近似为一条直线，因此可以认为以 WDC 信道作为参考信道构建的 CSI 信号中的环境噪声符合正态分布.

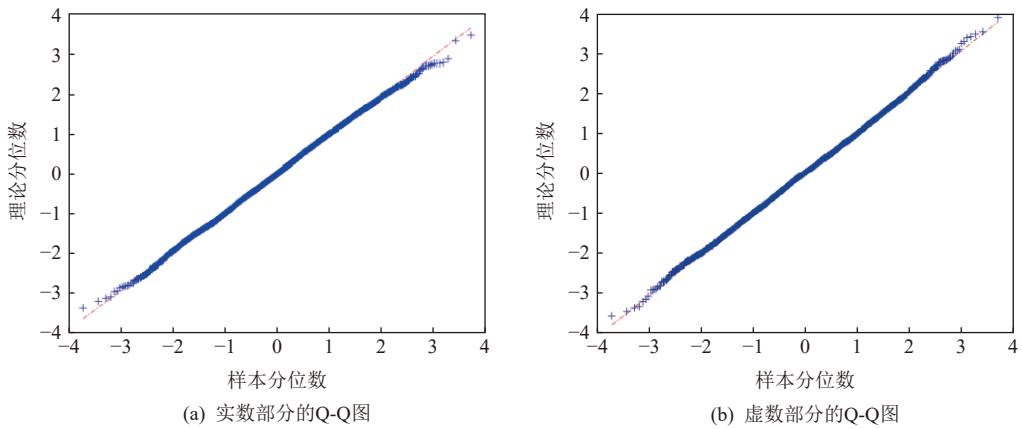
在验证了正态性后，我们就能通过叠加样本的方法消除环境噪声. 由式(7)可知，消除环境噪声的效果与叠加样本的数量正相关. 因此，一种简单的思路是通过提高采样率来获得更多数据，从而更好地实现噪声消除效果. 然而，在 FDRadio 中由于需要合并信道，收发端设备同步信道切换过程需要一定的时间，因此信号的采样率受限，最高只能达到 40 Hz. 此外，在 ExRadio[17] 中的研究已经证明，对不同信道的单轮扫频需要在 100 ms 内完成才能保证数据间的相关性，即采样率至少需要 10 Hz. 因此，仅通过提高采样率的方法难以达到有效消除环境噪声的效果.

受信道切换过程的启发，我们提出了一种 2 级环境噪声消除方法，该方法结合信道切换过程以及合并信道之后叠加连续时间上的样本来消除环境噪声. 具体来说，信道切换过程中，发送端在当前信道上广播信道切换请求消息，并在定时器(设置为 10 ms)到期后切换到下一个信道重复广播该消息. 接收端被动地监听当前信道，一旦接收到消息就立即切换信道. 需要注意的是，信道切换通常可以在 3 ms 内完成，相较于发送端等待的 10 ms，每个信道都有 7 ms 的空闲时间. 而数据传输可以在 100 μs 内完成，因此每个信道中有 98% 的时间是空闲的. 基于这一观察，我们的关键想法在于充分利用这些空闲时间，在 7 ms 内重复接收数据包并进行叠加. 为了实现这一目标，我们修改了收发端设备，发送端在定时器到期前重复发送数据包，而接收端则会重复接收信息并在切换信道前进行叠加处理，以消除环境噪声的影响.

通过结合上述 2 种方法，我们能够有效地消除环境噪声. 图 5 展示了叠加前和叠加后的噪声分布情况，其中蓝色表示叠加前环境噪声的分布，红色表示叠加后环境噪声的分布. 可以观察到，通过我们的方法可以显著降低噪声水平.

3.3 基于空间分集的动态反射信号功率增强

在这个模块中，我们基于信号空间分集提高信号的 *SSNR*，通过结合 WiFi 硬件设备提供的多维度天



(a) 实数部分的Q-Q图 (b) 虚数部分的Q-Q图

Fig. 4 The statistical characteristics of environmental noise

图 4 环境噪声的统计特性

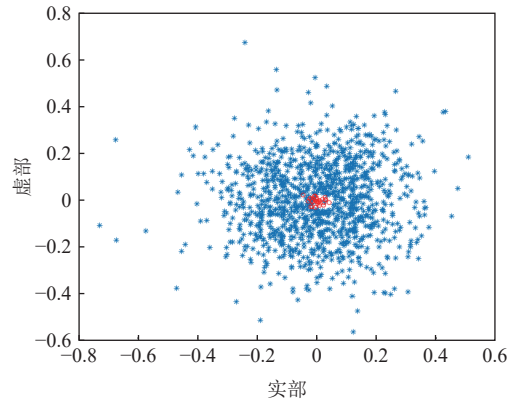


Fig. 5 Distribution of environmental noise before and after superposition

图 5 叠加前与叠加后环境噪声的分布

线信息最大化动态反射信号功率.

在现代无线通信系统中, 多输入多输出(multiple-input multiple-output, MIMO)技术被广泛应用于提高信道容量[45]. 对于一个具有 M 条发射天线和 N 条接收天线的 MIMO 系统, 我们可以在一个时间戳中获得 $T=M\times(N-1)$ 个 CSI 信号. 为了充分利用这些数据, 我们希望将不同的 CSI 信号组合在一起, 以增强动态反射信号功率. 然而, 不同天线的 CSI 采样数据在每次启动收发器时都会在锁相环阶段引入不同的初始相位[46]. 因此, 简单组合不同的 CSI 信号可能会破坏动态反射信号功率. 如图 6 的例子所示, 2 个 CSI 信号组合后, 动态分量被抵消.

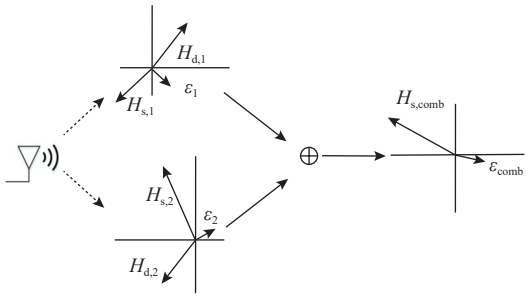


Fig. 6 Direct combination of two signals may result in the cancellation of dynamic components

图 6 将 2 个信号直接组合可能会导致动态分量抵消

为了解决上述问题并实现最优的动态反射信号组合, 我们将不同信号的相位进行对齐, 并给它们分配不同的权值进行叠加. 具体而言, 由于不同天线信号经历的多径效应和动态反射路径存在差异, 其中含有不同程度与感知相关的动态信息. 因此, 对于含有更多动态信息的天线, 我们分配其较高的权值. 通过这种方式, 可以更有效地利用多个天线的数据, 将动态反射信号的功率最大化. 接下来, 我们详细推导这一过程.

首先, 我们将 T 个 CSI 信号以向量形式表示为

$$\boldsymbol{H}(f,t)=\boldsymbol{a}(f)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi\frac{d(t)}{\lambda_f}}+\boldsymbol{H}_{\mathrm{s}}(f), \tag{11}$$

其中 $\boldsymbol{H}(f,t)=(\tilde{H}_1(f,t),\tilde{H}_2(f,t),\cdots,\tilde{H}_T(f,t))^{\mathrm{T}}$ 表示以 WDC 信道作为参考信道构造的所有 CSI 信号, $\boldsymbol{H}_{\mathrm{s}}(f)=\left(\frac{H_{\mathrm{s},1}(f)}{H_{\mathrm{s,wdc}}(f)},\frac{H_{\mathrm{s},2}(f)}{H_{\mathrm{s,wdc}}(f)},\cdots,\frac{H_{\mathrm{s},t}(f)}{H_{\mathrm{s,wdc}}(f)}\right)^{\mathrm{T}}$ 表示静态分量, $\boldsymbol{a}(f)=\left(\frac{a_1(f)}{H_{\mathrm{s,wdc}}(f)},\frac{a_2(f)}{H_{\mathrm{s,wdc}}(f)},\cdots,\frac{a_t(f)}{H_{\mathrm{s,wdc}}(f)}\right)^{\mathrm{T}}$ 表示动态反射信号的复系数. 需要注意的是, 在 3.3 节中, 我们已经可以较大程度地消除环境噪声, 因此, 在这里我们可以忽略环境噪声的影响.

设 $\boldsymbol{W}=(w_1,w_2,\cdots,w_T)$ 表示不同天线的归一化复权值, 即 $\|\boldsymbol{W}\|_2=1$. 因此, 组合后的信号可表示为:

$$H_{\mathrm{comb}}(f,t)=\boldsymbol{W}\boldsymbol{H}(f,t)=\boldsymbol{W}\boldsymbol{a}(f)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi\frac{d(t)}{\lambda_f}}+\boldsymbol{W}\boldsymbol{H}_{\mathrm{s}}(f). \tag{12}$$

根据式(5), 组合后的动态反射信号功率为:

$$P_{\mathrm{dymatic}}=E\left(\left|\boldsymbol{W}\boldsymbol{a}(f)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi\frac{d(t)}{\lambda_f}}\right|^2\right)=$$
$$|\boldsymbol{W}\boldsymbol{a}(f)|^2E\left(\left|\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi\frac{d(t)}{\lambda_f}}\right|^2\right)=|\boldsymbol{W}\boldsymbol{a}(f)|^2, \tag{13}$$

其中 E 为期望值. 根据柯西-施瓦茨不等式[47]

$$|\boldsymbol{W}\boldsymbol{a}(f)|^2\leqslant\|\boldsymbol{W}\|_2^2\times\|\boldsymbol{a}(f)\|_2^2, \tag{14}$$

当且仅当 $\boldsymbol{W}$ 和 $\boldsymbol{a}^*(f)$ 线性相关, 即 $\boldsymbol{W}=m\boldsymbol{a}^*(f)$ 时, 式(14)成立. 其中*表示共轭运算.

结合式(13)与式(14), 可以得到动态反射信号功率的最大值:

$$\max\left(P_{\mathrm{dymatic}}\right)=\sum_{i=1}^{T}|a_i(f)|^2. \tag{15}$$

显然, 组合信号中动态反射功率的最大值是所有 CSI 信号的动态反射信号功率之和. 通过对不同 CSI 号的合理组合, 我们可以最大化动态反射信号功率.

接下来, 我们介绍如何计算不同信号的最优组合权值. 由于 $\|\boldsymbol{W}\|_2=1$, 我们可以得到 $|m|=\frac{1}{\|a^*(f)\|_2}$. 因此, 使组合信号的动态反射功率最优的权值可以表示为:

$$W_i=\mathrm{e}^{\mathrm{j}\theta_{\mathrm{ref}}}\frac{a_i^*(f)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{T}\left|a_i^*(f)\right|^2}}, \tag{16}$$

其中 W_i 为最优权值向量 $\boldsymbol{W}$ 中的第 i 个元素, θ_{ref} 是参考相位, 可以取任意实数.

基于式(16), 我们只要知道每个天线上的动态反射信号的复系数 $a_i(f)$, 就可以计算出构造组合的

最优权值. 然而，从 CSI 中直接获取 $a_i(f)$是困难的，因为 CSI 不仅包含动态反射信号，还包含静态物体反射的静态分量. 幸运的是，在 3.2 节中，我们已经介绍了消除静态分量的方法，因此我们可以从获取的 CSI 中估计组合不同天线信号的最优权值.

3.4 PDP 谱图生成与呼吸多径选择

在这个模块中，我们将经过上述方法处理后得到的 CSI 转化为时域 PDP，从而在多径信号中识别呼吸诱导多径. 为了获得 PDP 的 $P(t)$，要将 CSI 通过逆快速傅里叶变换（inverse fast Fourier transform, IFFT）转换为信道冲击响应 $C(t)$，并进一步计算 $|C(t)|^2$获得[48]，计算过程可表示为：

$$P(t)=|C(t)|^2=\sum_{i=1}^{L}|a_i|^2\delta(t-t_i), \tag{17}$$

其中a_i和t_i分别表示第 i 条路径的振幅和信号传播时延，$\delta(t)$表示狄拉克函数. 由于不同国家的规定，5 GHz 频段上可用的信道是不均匀且不连续的. 由于 IFFT 只适用于均匀间隔的频率测量，因此在合并信道中简单地采用 IFFT 将来自不同可用信道的 CSI 转换为 PDP 是不可行的. 因此，在 FDRadio 中，我们采用最小二乘（least square, LS）法来计算 PDP，该方法适用于非均匀间隔的信道. 由式（17）可知，不同时延下的信号强度可通过计算$|a_i|^2$获得. 设 $\boldsymbol{H}$ 表示合并信道，我们可以将问题转化为

$$\arg\min_{\boldsymbol{a}}\|\boldsymbol{H}-\boldsymbol{F}\boldsymbol{a}\|^2, \tag{18}$$

其中 $\boldsymbol{F}$ 是傅里叶矩阵，$\boldsymbol{a}$表示我们试图找到的 PDP. 其目标是寻找一个 PDP 的最优解，它可以最小化$\boldsymbol{a}$的傅里叶变换和合并信道之间的差异. 对$\boldsymbol{a}$ 的求解实际上是一个复数域下的 LS 问题，刘志平等人[49] 已经给出了解决方法.

在获得 PDP 后，下一步我们需要在 PDP 的不同时延信号中找到对应于目标的呼吸多径. 根据呼吸到达信号呈周期性变化，而干扰信号呈随机变化的特点，我们可以基于不同时延处信号强度变化的周期性来识别呼吸诱导多径.

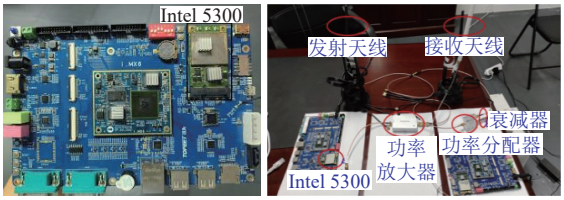
在 FDRadio 中，我们采用 FarSense[38] 中提出的呼吸信噪比（breathing-to-noise ratio, BNR）来衡量信号的周期性，其定义为呼吸能量与总能量的比值. BNR 的计算过程如下：首先将窗口长度设置为 30 s（对应 300 个样本）. 为了提高频率分辨率，通过零填充法将样本数据长度扩大为 1 024. 然后，我们对填充后的数据进行快速傅里叶变换（fast Fourier transform, FFT），得到对应不同频率点的能量值. 由于正常人的呼吸频率为 10~37 bpm，相应的频率范围为 0.166 7~0.616 7 Hz，因此，我们在这个范围内寻找具有最大能量的 FFT 频率点. 最后，我们将该频率点的能量除以所有频率点的能量和，这样就可以得到 BNR 的值. 通过计算所有时延处信号的 BNR，我们选择 BNR 值最高的信号作为呼吸诱导多径并进一步通过频谱分析来计算呼吸率.

4 实验与分析

在本节中，我们将介绍 FDRadio 的硬件设置与实验场景，并进行全面的实验来评估 FDRadio 的性能.

4.1 实验设置

如图 7（a）所示，我们使用 2 个安装了 Intel 5300 网卡的 i.MX6Q 开发板作为收发设备实现了 FDRadio. 该开发板配备了一个 4 核的 NXP A9 处理器和一个 2 GB DDR3 存储器. 图 7（b）展示了我们的硬件设置，其中发射器发出的射频信号经过功率放大器放大后输入到一个 2 路射频功分器，该功分器分别连接到无线信道以及接收端的 1 号端口组成 WDC 信道. 为了避免信号过饱和影响检测精度，我们在 WDC 信道中插入一个额外的信号衰减器. 通过对不同规格的功率放大器以及衰减器进行组合测试，我们选择 17 dB 的功率放大器和 60 dB 的衰减器作为我们的实验配置.



(a) i.MX6Q开发板 (b) 硬件设置

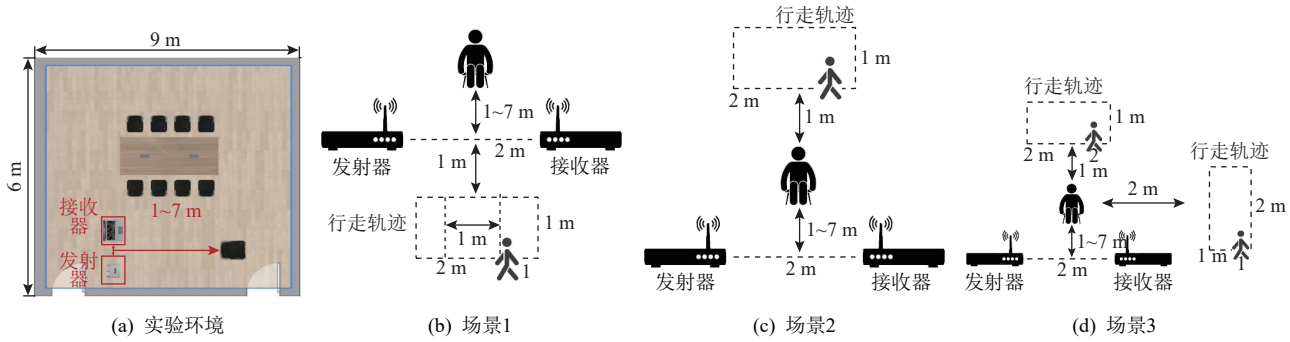
Fig. 7 Introduction of experimental equipments

图 7 实验设备介绍

在数据收集过程，若 WiFi 运行在 AP 模式下，信道切换至少要 15 ms，难以保证不同信道间数据的相关性[14]，因此，我们将发射器和接收器配置在 Monitor 模式下. 在该模式下，通过对 nl80211 网络接口重新编程，40 MHz 信道切换可以在 3 ms 内完成[17]. 我们设置信道合并的时间为 25 ms，并在信道合并后叠加连续时间上的 4 个样本. 接收数据通过 TCP 连接传输到联想笔记本电脑上，并使用 Matlab 进行处理.

我们在如图 8（a）的会议室中模拟了 3 种不同的动态场景进行相关实验，以评估 FDRadio 的性能，如图 8（b）~（d）所示.

1）场景 1. 如图 8（b）所示，环境中存在一个干扰



(a) 实验环境 (b) 场景1 (c) 场景2 (d) 场景3

Fig. 8 Experimental environment and scene introduction

图 8 实验环境与场景介绍

人员, 干扰人员沿着外围 2 m×1 m 的虚线方形轨迹移动.

2)场景 2. 如图 8(c)所示, 环境中存在一个干扰人员, 干扰人员的行走轨迹始终在实验人员的身后并保持 1 m 及以上距离.

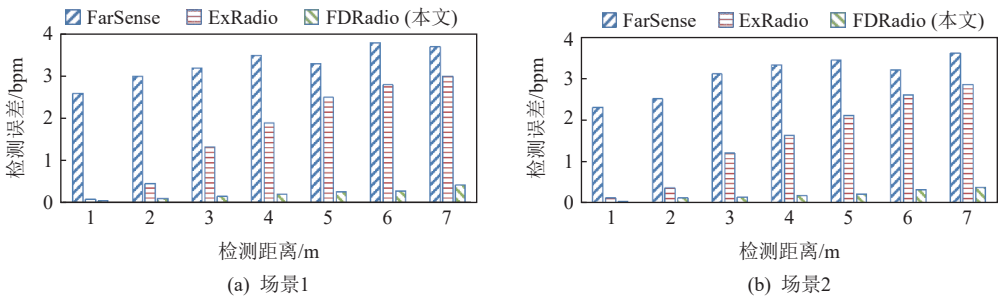
3)场景 3. 如图 8(d)所示, 环境中同时存在 2 个干扰人员, 干扰人员 1 始终沿着 1 m×2 m 的方形轨迹移动, 干扰人员 2 的行走轨迹与场景 2 一致.

其中场景 1 与场景 2 只存在单一干扰人员, 我们将其视为“低动态场景”. 而场景 3 中存在多个干扰人员, 在该场景中的动态干扰更为复杂, 因此将其视为“高动态场景”. 为了充分评估 FDRadio 的性能, 我们邀请了 6 名志愿者参与实验, 每位志愿者分别在上述 3 种场景中进行呼吸测试. 实验过程中, 收发设备间的距离设置为 2 m, 干扰人员按指定的路径移动. 而待检测人员坐在椅子上, 面朝收发设备, 在节拍器 APP 的帮助下有意识地控制呼吸频率, 以获得真实的呼吸数据. 在每个场景中, 我们以 1 m 的步长分别测试了将检测距离从 1 m 增加到 7 m 的检测误差, 其中检测距离定义为待检测人员与收发设备视距(line of sight, LOS)中点的距离, 检测误差为真实呼吸率与检测结果之间的差值.

4.2 系统综合性能评估

我们将 FDRadio 与 2 种最先进的基于 WiFi 的呼吸监测方法进行了比较. 其中 FarSense[38] 利用 2 个天线之间的 CSI 比值信号进行感知, 结合 CSI 比值的幅值和相位信息提取呼吸模式, 然后融合多个子载波的自相关结果来估计呼吸率. 而 ExRadio[17] 采用合并信道的方法扩展信道带宽, 并通过滑动均值滤波去除噪声, 最后使用 PDP 估计呼吸率.

我们以节拍器 APP 的数值为基准值, 图 9(a)(b)分别展示了 3 种方法在低动态场景中不同检测距离的检测误差. 我们可以观察到, 在 2 种不同的低动态场景中, 即使检测距离为 7 m, FDRadio 均能以小于 0.5 bpm 的误差准确识别受试者的呼吸率. 相比之下, 尽管 FarSense 在静态环境中表现良好, 但受限于 WiFi 单信道的信道带宽, FarSense 无法消除非目标人员的干扰, 这导致了超过 2 bpm 的检测误差. 而 ExRadio 也是通过合并多个 WiFi 信道扩展信道带宽以适应动态场景, 因此在低动态场景中, 当检测距离小于 3 m 时, ExRadio 的感知精度与 FDRadio 相近. 然而, 当检测距离大于 3 m 时, 由于环境噪声的影响以及动态反射信号功率的衰减, ExRadio 的检测误差超过 1 bpm, 而 FDRadio 的检测误差始终小于 0.3 bpm. 需要注意的是, 相较于场景 1, FDRadio 在场景 2 的识别精度更高, 这是因为在场景 1 中, 来自目标呼吸的信号反射路径长度与非目标运动的信号反射路径长度并不是时刻大于 1.5 m 的, 这导致在某些时刻, 二者的反射信号互相叠加在 PDP 的同一个时延信号中, 影响实



(a) 场景1 (b) 场景2

Fig. 9 Detection errors of different methods in low dynamic scenes

图 9 低动态场景下不同方法的检测误差

验结果. 我们进一步地在具有挑战性的高动态场景即场景 3 中进行实验, 由于 FarSense 不适用于动态场景, 因此我们不再对比该方法. 结果如图 10 所示.

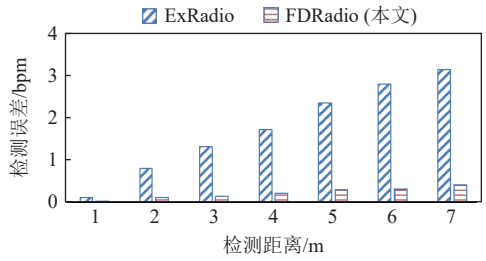


Fig. 10 Detection errors at different detection distances in high dynamic scenes

图 10 高动态场景中不同检测距离的检测误差

图 10 显示, 在高动态场景中, ExRadio 仅能在 1 m 内识别目标的呼吸率, 这可能是因为在复杂的高动态场景中, 信号的多径效应更加显著, 环境噪声随之增大, 当检测距离增大时, 来自目标的发射信号被环境噪声淹没, 无法用于有效感知. 而 FDRadio 依然能够以小于 0.5 bpm 的检测误差准确识别目标的呼吸率.

综上所述, FDRadio 在不同的场景中, 均能在 7 m 内有效监测当前目标的呼吸率, 足以满足真实的日常家居环境.

4.3 FDRadio 的实时性能

为了说明 FDRadio 在边缘计算设备的实时性能, 我们在嵌入式设备 i.MX6Q 上分别测量了 FDRadio 主要步骤的平均执行时间, 包括硬件噪声消除(S_1)、2 级消除环境噪声(S_2)、初始相位对齐与组合(S_3)、PDP 谱图生成(S_4)以及呼吸多径识别与呼吸速率估计(S_5).

实验结果如表 1 所示, 在步骤 S_1 中, 由于使用 WDC 信道作为参考信道消除硬件相关噪声, FDRadio 无需传输任何额外的数据包, 计算复杂度为 $O(Kn_1)$, 平均执行时间为 27 ms. 其中, K 为合并信道数量, n_1 为每个信道的子载波数. 在步骤 S_2 中的执行时间包括在信道切换过程与合并信道后叠加连续时间上的样本时间, 其中在信道切换过程中的执行时间包含在信道合并中. 因此, 我们只关注合并信道后的执行时间, 其计算复杂度为 $O(n_2)$, 平均执行时间仅为 0.11 ms, 其中 n_2 表示叠加样本的数量. 根据 3.3 节所述可知, 步骤 S_3 的执行时间主要用于计算不同天线上的动态反射信号的复系数 $a_i(f)$, 其平均执行时间为 61.6 ms. 在步骤 S_4 中, FDRadio 使用 LS 算法求解 PDP, 相较于传统的 IFFT 算法运行速度略慢, 平均执行时间为 7.74 ms, 但其计算准确度高于 IFFT.

Table 1 Real-Time Performance of FDRadio

表 1 FDRadio 的实时性能 ms

步骤	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5
执行时间	26.98	0.11	61.62	7.74	70.8

综上所述, FDRadio 在边缘计算设备上表现出色, 单次呼吸检测的平均执行时间仅为 167.25 ms, 对于正常的 10~37 bpm 呼吸率, 能够满足实现检测呼吸的需求.

4.4 2 级去噪算法的有效性验证

为了进一步验证 2 级消除环境噪声方法的有效性, 我们分别对比了 3 种常用的去噪方法: 小波变化、自适应滤波与移动平均滤波在不同距离下去除环境噪声的效果. 实验过程中 2 位志愿者(1 男 1 女)处于如图 8(b)所示的场景中, 面向收发设备并静坐在椅子上, 其中收发设备间的距离设置为 2 m, 志愿者分别在距离收发器 2 m 以及 5 m 处节拍器 APP 的帮助下匀速呼吸, 接着通过不同的去噪方法从包含噪声的 CSI 中恢复呼吸模式. 需要说明的是, 在应用不同去噪算法前, 我们首先基于 WDC 信道去除硬件相关噪声, 保证后续的数据中仅包含环境噪声.

去噪结果如图 11 所示, 当志愿者与收发设备的距离为 2 m 时, 自适应滤波与移动平均滤波均拥有良好的性能, 而小波变化在去除噪声的同时丢失了呼吸信号的细节信息, 平均检测误差超过 0.5 bpm. 当志愿者与收发设备的距离增加到 5 m 时动态分量降低, 环境噪声掩盖了由呼吸引起的信号变化, 3 种常用的去噪方法在这种情况下均难以有效去除环境噪声, 平均检测误差超过 1 bpm. 而本文提出的 2 级去除环境噪声的算法在上述 2 种情况下均能在去除环境噪声的同时, 有效保留原有的呼吸模式, 在 2 种距离下的检测误差均小于 0.5 bpm, 具有良好的鲁棒性.

4.5 不同因素对性能的影响

本节中, 我们探讨了不同因素对 FDRadio 性能的影响.

1)收发设备 LOS 距离的影响. 我们在场景 2 中研究 FDRadio 在不同 LOS 距离下的性能. 实验过程中, 将收发设备的 LOS 距离从 1 m 逐渐增加到 3 m, 步长设置为 0.5 m. 结果如表 2 所示.

从表 2 中可以观察到, 对于不同的 LOS 距离, FDRadio 始终能够在 3 m 的距离内保持低于 0.4 bpm 的检测误差.

2)组合天线数量的影响. 为了进一步研究组合不同数量的 CSI 信号对 FDRadio 性能的影响, 我们在

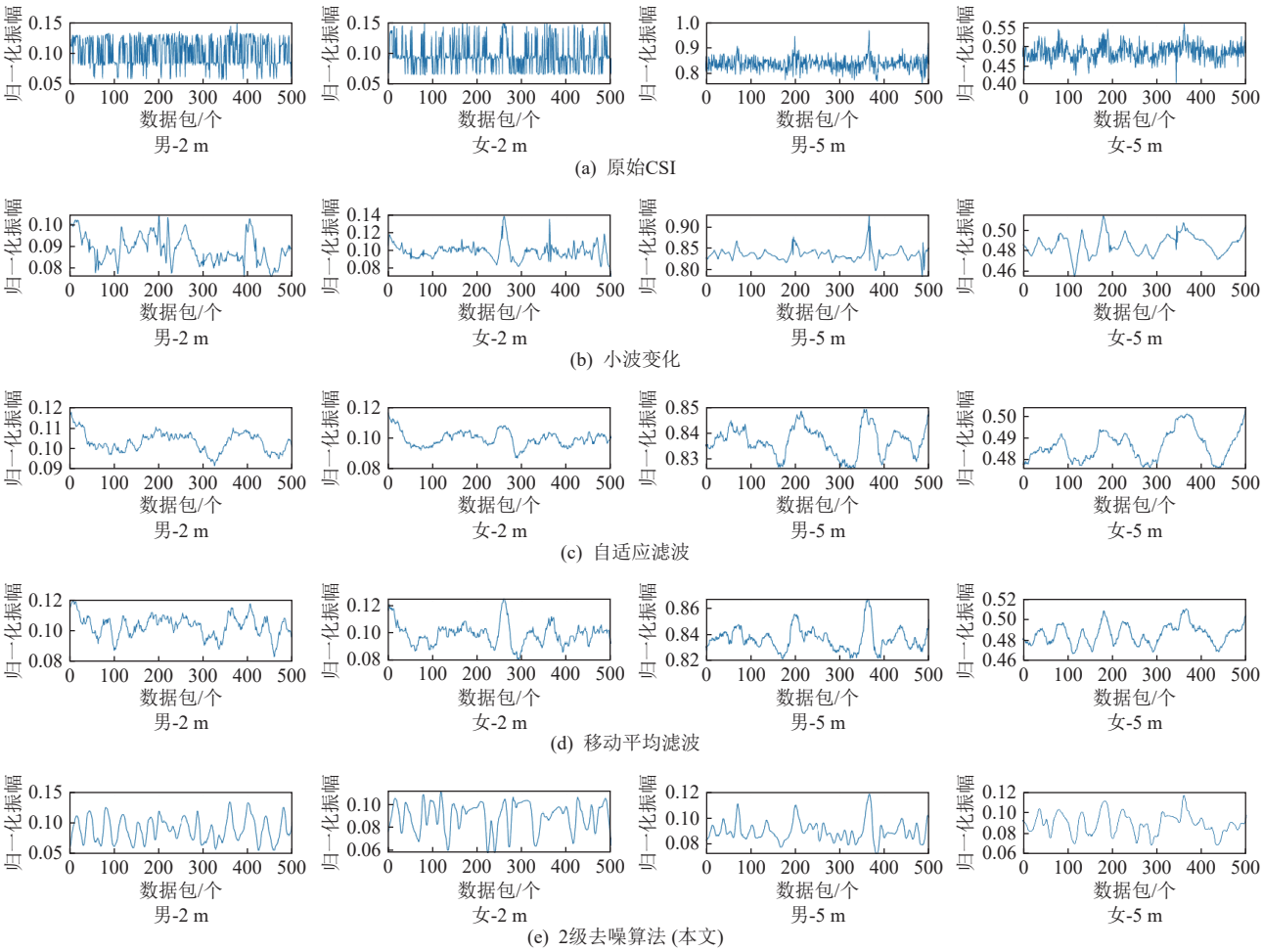


Fig. 11 Effective comparison of commonly used denoising methods

图 11 常用去噪方法效果对比

Table 2 Impact of LOS Distance on Detection Error

表 2 LOS 距离对检测误差的影响

LOS 距离/m	1	1.5	2	2.5	3
检测误差/bpm	0.32	0.26	0.23	0.22	0.35

上述 3 种不同的场景中分别测试了具有 1×3, 2×3, 3×3 配置的天线组合下的性能.

图 12 显示了在不同天线配置下的检测误差. 当采用 1×3 的天线配置时, 可以得到 2 组 CSI 信号用于组合. 在这种情况下, FDRadio 在场景 1 与场景 2 中的检测误差为 0.6 bpm, 而在场景 3 中约为 0.8 bpm. 随着使用天线数量的增多, 可供组合的 CSI 信号也随之增多, 导致检测误差逐渐降低. 这是因为更多数量的 CSI 信号组合可以更有效地增强较弱的动态反射信号功率, 从而显著提高检测的准确性.

3)不同夹角的影响. 为了进一步验证 FDRadio 的鲁棒性, 我们测试了用户与收发设备成不同夹角时 FDRadio 的检测误差. 如图 13(a)(b)所示实验场景, 志愿者 P_1~P_4 在距收发设备 2 m 处分别面向收发设备

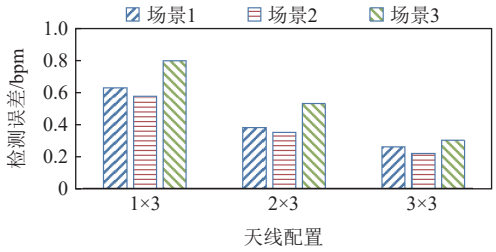
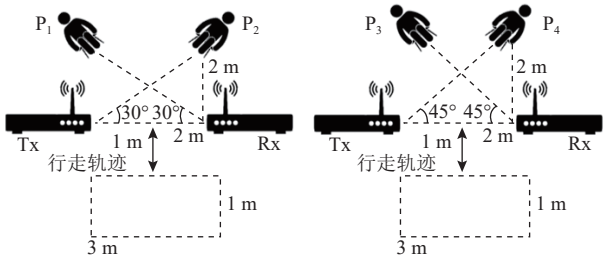


Fig. 12 Detection errors with different antenna configurations in different scenarios

图 12 不同场景下不同天线配置的检测误差

并与收发设备成 30°与 45°夹角, 实验过程中, 志愿者在节拍器 APP 的帮助下匀速呼吸, 干扰人员在收发设备的另一侧 1 m 外沿 1 m×3 m 的矩形轨迹运动.

实验结果如表 3 所示, 当志愿者与收发设备成一定夹角时, FDRadio 的性能略有下降. 在志愿者与收发设备成 30°夹角时, 平均检测误差为 0.41 bpm, 在志愿者与收发设备成 45°夹角时, 平均检测误差为 0.355 bpm. 其原因是当志愿者与收发设备之间存在夹角时, 信号传播路径增加, 产生多径效应, 导致信



(a) 收发设备与志愿者成30°夹角 (b) 收发设备与志愿者成45°夹角

Fig. 13 Receiving and sending equipments are at different angles from the volunteers

图 13 收发设备与志愿者成不同夹角

Table 3 Detection Error at Different Locations

表 3 不同位置的检测误差 bpm

位置	P_1	P_2	P_3	P_4
检测误差	0.43	0.39	0.33	0.38

号的相位偏移；此外，随着夹角的增大，收发设备用于接收信号反射的胸腔位移也会发生变化，由于接收到的信号变化取决于胸腔位移的大小，因此在这个过程中感知精度会逐渐降低.

4)干扰变化的影响. 本文中合并信道的带宽为 195 MHz，这意味在 PDP 中 SR 为 1.538 m，反射路径长度差超过 SR 的不同路径信号将分布在不同时延的信号中. 为此，我们研究了当干扰信号与目标的呼吸信号的反射路径长度差小于 SR 时对呼吸感知的影响. 如图 8(b)所示，我们改变了场景 1 中干扰人员的移动轨迹，干扰人员沿中心 1 m×1 m 的方形移动，待检测人员则在 2 m 外的位置呼吸，此时二者的信号反射路径长度差几乎都小于 1.538 m.

实验结果表明，FDRadio 的性能在该情况下严重下降，检测误差达到了 1.4 bpm. 这说明尽管 FDRadio 可以提高信号的感知能力，但在动态场景中分离不同路径的反射信号仍然依赖于信道的带宽.

5)环境变化的影响. 我们研究了环境变化对 FDRadio 性能的影响. 我们在场景 2 中进行实验，在每次实验中随机移动场景中的若干条椅子，以改变室内的静态分量. 我们一共设计了 10 种不同的情况进行测试，并测量了检测误差的差值. 实验结果显示，这 10 种情况的检测误差差值在±0.1 bpm 以内，说明环境变化对 FDRadio 的性能影响不显著.

5 总 结

本文通过理论推导以及一系列实验，验证了 FDRadio 在动态场景中扩大监测范围的有效性. 在 FDRadio 中，我们首先通过信道合并提高 WiFi 感知的分辨率，有效消除其他动态运动的干扰. 在此基础上，利用时间分集在信道切换过程中以及合并信道后 2 次叠加连续时间上的样本，消除环境噪声. 最后，经过理论推导，我们设计并实现了一种权值分配算法，通过对齐不同 CSI 的相位，并加权结合不同的 CSI 比值信号以最大化动态反射信号功率. 即在消除干扰的同时尽量提高 CSI 中有效分量所占的比重. 实验表明 FDRadio 即使在高动态场景中，也能以小于 0.5 bpm 的检测误差识别 7 m 以内的呼吸信号，具有良好的呼吸率检测精度和鲁棒性.

本文的研究虽然极大程度地缩短了干扰人员与待监测人员之间的距离要求，但仍然需要确保干扰人员与待监测人员保持一定的距离，未来我们将进一步尝试利用 802.11 ax 中定义 80 MHz 大带宽信道，以此提高 WiFi 感知过程中的空间分辨率，从而降低非监测目标运动带来的影响.

作者贡献声明：林逸群负责设计实验方案，完成实验并撰写论文；邱杰凡提出了论文的思路并对论文修改审核；周克众和方凯协助完成部分实验；张锦鸿负责前期的调研工作；刘晓莹和池凯凯提出方法改进意见.

参 考 文 献

[1] Flaherty J H, Liu Meilin, Ding Lei, et al. China: The aging giant[J]. Journal of the American Geriatrics Society, 2007, 55(8): 1295−1300

[2] Paradiso R. Wearable health care system for vital signs monitoring[C]// Proc of the 4th Int IEEE EMBS Special Topic Conf on Information Technology Applications in Biomedicine. Piscataway, NJ: IEEE, 2003: 283−286

[3] Gokalp H, Clarke M. Monitoring activities of daily living of the elderly and the potential for its use in telecare and telehealth: A review[J]. Telemedicine and E-health, 2013, 19(12): 910−923

[4] Bartula M, Tigges T, Muehlsteff J. Camera-based system for contactless monitoring of respiration[C]//Proc of the 35th Annual Int Conf of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 2672−2675

[5] Hwang H S, Lee E C. Non-contact respiration measurement method based on RGB camera using 1D convolutional neural networks[J]. Sensors, 2021, 21(10): 3456

[6] Brieva J, Ponce H, Moya-Albor E. A contactless respiratory rate estimation method using a hermite magnification technique and convolutional neural networks[J]. Applied Sciences, 2020, 10(2): 607−617

[7] Kaushik S. An overview of technical aspect for WiFi networks

technology[J]. International Journal of Electronics and Computer Science Engineering, 2012, 1(1): 28−34

[8] Liu Jian, Wang Yan, Chen Yingying, et al. Tracking vital signs during sleep leveraging off-the-shelf WiFi[C]//Proc of the 16th ACM Int Symp on Mobile ad Hoc Networking and Computing. New York : ACM, 2015: 267−276

[9] Wang Xuyu, Yang Chao, Mao Shiwen. TensorBeat: Tensor decomposition for monitoring multiperson breathing beats with commodity WiFi[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2017, 9(1): 1−27

[10] Yang Yanni, Cao Jiannong, Liu Xuefeng, et al. Multi-person sleeping respiration monitoring with COTS WiFi devices[C]//Proc of the 15th IEEE Int Conf on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS). Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 37−45

[11] Li Ming, Lukyanenko A, Ou Zhonghong, et al. Multipath transmission for the Internet: A survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016, 18(4): 2887−2925.

[12] Zhang Feng, Chen Chen, Wang Beibei, et al. WiSpeed: A statistical electromagnetic approach for device-free indoor speed estimation[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(3): 2163−2177

[13] Zeng Youwei, Wu Dan, Gao Ruiyang, et al. FullBreathe: Full human respiRadion detection exploiting complementarity of CSI phase and amplitude of WiFi signals[J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2018, 2(3): 148−166

[14] Shi Shuyu, Xie Yaxiong, Li Mo, et al. Synthesizing wider WiFi bandwidth for respiration rate monitoring in dynamic environments[C]//Proc of the 38th IEEE Conf on Computer Communications. Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 181−189

[15] Cui T, Tellambura C. Power delay profile and noise variance estimation for OFDM[J]. IEEE Communications Letters, 2006, 10((1):): 25−27

[16] Xie Yaxiong, Li Zhenjiang, Li Mo. Precise power delay profiling with commodity WiFi[C]//Proc of the 21st Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2015: 53−64

[17] Qiu Jiefan, Zheng Pan, Chi Kaikai, et al. RespiRadion monitoring in high-dynamic environments via combining multiple WiFi channels based on wire direct connection between Rx/Tx[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 10(2): 1558−1573

[18] Zheng Tianyue, Chen Zhe, Zhang Shujie, et al. More-Fi: Motion-robust and fine-grained respiration monitoring via deep-learning UWB radar[C]//Proc of the 19th Conf on Embedded Networked Sensor Systems. New York: ACM, 2021: 111−124

[19] Lv Wenjie, He Wangdong, Lin Xiepeng, et al. Non-contact monitoring of human vital signs using FMCW millimeter wave radar in the 120 GHz band[J]. Sensors, 2021, 21(8): 2732

[20] Liu Luyao, Zhang Jie, Qu Ying, et al. mmRH: Noncontact vital sign detection with an FMCW mm-wave radar[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(8): 8856−8866

[21] Yang Chao, Wang Xuyu, Mao Shiwen. Respiration monitoring with RFID in driving environments[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 39(2): 500−512

[22] Zhang Shigeng, Liu Xuan, Liu Yangyang, et al. Accurate respiration monitoring for mobile users with commercial RFID devices[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 39(2): 513−525

[23] Li Shengjie, Li Xiang, Niu Kai, et al. Ar-alarm: An adaptive and robust intrusion detection system leveraging CSI from commodity Wi-Fi[C]//Proc of the 15th Int Conf on Smart Homes and Health Telematics. Berlin: Springer, 2017: 211−223

[24] Xin Tong, Guo Bin, Wang Zhu, et al. FreeSense: A robust approach for indoor human detection using Wi-Fi signals[J]. Proc of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2018, 2(3): 143−165

[25] Gong Wei, Liu Jiangchuan. SiFi: Pushing the limit of time-based WiFi localization using a single commodity access point[J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2018, 2(1): 10−30

[26] Qian Kun, Wu Chenshu, Yang Zheng, et al. Widar: Decimeter-level passive tracking via velocity monitoring with commodity Wi-Fi[C/OL]//Proc of the 18th ACM Int Symp on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. New York: ACM, 2017[2023-06-15]. https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3084041.3084067

[27] Shahzad M, Zhang Shaohu. Augmenting user identification with WiFi based gesture recognition[J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2018, 2(3): 134−160

[28] Palipana S, Rojas D, Agrawal P, et al. FallDeFi: Ubiquitous fall detection using commodity WiFi devices[C]//Proc of the 19th ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2018, 1−25

[29] Wang Hao, Zhang Daqing, Wang Yasha, et al. RT-Fall: A real-time and contactless fall detection system with commodity WiFi devices[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 16(2): 511−526

[30] Wang Guanhua, Zou Yongpan, Zhou Zimu, et al. We can hear you with Wi-Fi![C]//Proc of the 20th Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2014: 593−604

[31] Gao Ruiyang, Zhang Mi, Zhang J, et al. Towards position-independent sensing for gesture recognition with WiFi[J]. Proc of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2021, 5(2): 61−88

[32] Niu Kai, Zhang Fusang, Xiong Jie, et al. Boosting fine-grained activity sensing by embracing wireless multipath effects[C]//Proc of the 14th Int Conf on Emerging Networking Experiments and Technologies. New York: ACM, 2018: 139−151

[33] Wang Xuyu, Yang Chao, Mao Shiwen. PhaseBeat: Exploiting CSI phase data for vital sign monitoring with commodity WiFi devices[C]// Proc of the 37th IEEE Int Conf on Distributed Computing Systems (ICDCS). Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 1230−1239

[34] Liu Xuefeng, Cao Jiannong, Tang Shaojie, et al. Wi-Sleep: Contactless sleep monitoring via WiFi signals[C]//Proc of the 35th IEEE Real-Time Systems Symp. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 346−355

[35] Guo Zhengxin, Yuan Wenyang, Gui Linqing, et al. BreatheBand: A fine-grained and robust respiration monitor system using WiFi signals[J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2023, 19(4): 1−18

[36] Bao Nan, Du Jiajun, Wu Chengyang, et al. Wi-Breath: A WiFi-based contactless and real-time respiration monitoring scheme for remote healthcare[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics,

2022, 27(5): 2276−2285

[37] Zhou Xinyi, Jiang Ting, Ding Xue, et al. A robust respiration detection system via similarity-based selection mechanism using WiFi[C/OL]// Proc of the 42nd IEEE Wireless Communications and Networking Conf (WCNC). Piscataway, NJ: IEEE, 2023[2023-07-11]. https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10118897

[38] Zeng Youwei, Wu Dan, Xiong Jie, et al. FarSense: Pushing the range limit of WiFi-based respiRadion sensing with CSI Radio of two antennas[C]// Proc of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies. New York: ACM, 2019, 3(3): 121−146

[39] Li Yang, Wu Dan, Zhang Jie, et al. DiverSense: Maximizing Wi-Fi sensing range leveraging signal diversity[C]// Proc of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies. New York: ACM, 2022, 6(2): 94−121

[40] Wang Wei, Liu A X, Shahzad M, et al. Understanding and modeling of WiFi signal based human activity recognition[C]//Proc of the 21st Annual Int Conf on Mobile Computing and Networking. New York: ACM, 2015: 65−76

[41] Yu Nan, Wang Wei, Liu A X, et al. QGesture: Quantifying gesture distance and direction with WiFi signals [C]// Proc of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies. New York: ACM, 2018, 2: 51−73

[42] Zeng Youwei, Liu Jinyi, Xiong Jie, et al. Exploring multiple antennas for long-range WiFi sensing[C]// Proc of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies. New York: ACM, 2021, 5: 190−220

[43] 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): 53−53

[44] Keerativoranan N, Haniz A, Saito K, et al. Mitigation of CSI temporal phase rotation with B2B calibradion method for fine-grained motion detection analysis on commodity WiFi devices[J]. Sensors, 2018, 18(11): 3795−3813

[45] Han Xudong, Zhang Chunye, Cao Jianhai. MIMO OFDM technology in WLAN[J]. ZTE Communications Technology, 2003, 9(6): 39−41(in Chinese)
(韩旭东, 张春业, 曹建海. WLAN 中的 MIMO OFDM 技术[J]. 中兴通讯技术, 2003, 9(6): 39−41)

[46] Han Feiyu, Wan Chengcheng, Yang Panlong, et al. Ace: Accurate and automatic CSI error calibradion for wireless localization system[C]// Proc of the 6th Int Conf on Big Data Computing and Communications (BIGCOM). Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 15−23

[47] Bhatia R, Davis C. A Cauchy-Schwarz inequality for operators with applications[J]. Linear Algebra and its Applications, 1995, 223(1): 119−129

[48] Tkac A, Wieser V. Channel estimation using measurement of channel impulse response[C]//Proc of the 22nd IEEE ELEKTRO. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 113−117

[49] Liu Zhiping, Li Sida. Research on the equivalence of least squares adjustment in complex domain and real domain[J]. Geodesy and Geodynamics, 2016, 36(8): 741−744 (in Chinese)
(刘志平, 李思达. 复数域与实数域最小二乘平差的等价性研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2016, 36(8): 741−744)



Lin Yiqun, born in 1999. Master. Member of CCF. His main research interests include wireless sensing and artificial intelligence.
林逸群, 1999 年生. 硕士. CCF 会员. 主要研究方向为无线感知和人工智能.



Qiu Jiefan, born in 1984. PhD, associate professor. Member of CCF. His main research interests include embedded operation system, IoT, and artificial intelligence.
邱杰凡, 1984 年生. 博士, 副教授. CCF 会员. 主要研究方向为嵌入式操作系统、物联网、人工智能.



Zhang Jinhong, born in 2002. Bachelor. Member of CCF. His main research interests include IoT and artificial intelligence.
张锦鸿, 2002 年生. 学士. CCF 会员. 主要研究方向为物联网、人工智能.



Zhou Kezhong, born in 2000. Master. Member of CCF. His main research interests include IoT and wireless sensing.
周克众, 2000 年生. 硕士. CCF 会员. 主要研究方向为物联网、无线感知.



Fang Kai, born in 1992. PhD, professor. His main research interests include IoT, network security, deep learning, and artificial intelligence.
方　凯, 1992 年生. 博士, 教授. 主要研究方向为物联网、网络安全、深度学习、人工智能.



Liu Xiaoying, born in 1990. PhD, associate professor. Senior member of CCF. Her main research interests include intelligent IoT, energy harvesting wireless networks and age of information.
刘晓莹, 1990 年生. 博士, 副教授. CCF 高级会员. 主要研究方向为智能物联网、能量捕获无线网络、信息新鲜度.



Chi Kaikai, born in 1980. PhD, professor. Member of CCF. His main research interests include wireless powered communication networks and edge computing.
池凯凯, 1980 年生. 博士, 教授. CCF 会员. 主要研究方向为无线供能通信网络、边缘计算.