

# 面向 Wi-Fi CSI 感知场景的 CFO 精确估计方法

李瑞, 段渝, 张岱阳, 谢卓煜, 徐悦甦, 蒋志平

(西安电子科技大学计算机科学与技术学院, 陕西 西安 710071)

**摘要:** 针对载波频偏 (CFO) 严重干扰 Wi-Fi 感知所依赖的信道状态信息 (CSI) 精度, 构成其性能提升的核心瓶颈这一难题, 提出一种面向 Wi-Fi CSI 感知场景的 CFO 精确估计方法。该方法通过构建精确定时的测量帧序列消除接收端相位的  $2\pi$  模糊性, 然后利用测量帧间隔的变化量和相位差的变化量进行线性拟合, 并设计多层感知机制优化拟合结果, 得到 CFO 粗估计。最后采用超分辨率算法对粗估计进行搜索, 实现 CFO 的精确估计。实验结果表明, 所提方法可在工作频偏为  $\pm 100$  kHz 的商用网卡上实现对 CFO 的精确估计, 其平均误差仅为 17.0327 Hz, 应用于 CFO 校准后, Wi-Fi 感知的测距和到达角精度均得到显著提升。

**关键词:** Wi-Fi 感知; 信道状态信息; 载波频率偏移; 相位  $2\pi$  模糊性; 多层感知机

**中图分类号:** TP393.0

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2025165

## Accurate estimation of carrier frequency offset in Wi-Fi CSI enabled sensing scenarios

LI Rui, DUAN Yu, ZHANG Daiyang, XIE Zhuoyu, XU Yueshen, JIANG Zhiping

School of Computer Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China

**Abstract:** To address the problem that carrier frequency offset (CFO) severely interferes with the accuracy of channel state information (CSI) required for Wi-Fi sensing, constituting the critical bottleneck for performance improvement, an accurate CFO estimation method for Wi-Fi CSI sensing scenarios was proposed. In this method, the  $2\pi$  phase ambiguity at the receiver was eliminated by constructing a precisely timed sequence of measurement frames. The variations in measurement frame intervals and phase differences were then utilized for linear fitting, and a multi-layer perceptron mechanism was designed to optimize the fitting results, thereby obtaining a coarse CFO estimation. Finally, a super-resolution algorithm was employed to perform a search on the coarse estimate to achieve accurate CFO estimation. Experimental results show that the proposed method achieves highly accurate CFO estimation on commercial network interface cards operating with a frequency offset of  $\pm 100$  kHz, with an average error of only 17.0327 Hz. When applied to CFO calibration, both ranging accuracy and angle-of-arrival accuracy in Wi-Fi sensing are significantly improved.

**Keywords:** Wi-Fi sensing, CSI, CFO,  $2\pi$  phase ambiguity, multi-layer perception

### 0 引言

在过去的十年中, Wi-Fi 感知已从理论研究步入多元化实践, 并赋能室内无源定位<sup>[1-2]</sup>、手势识别<sup>[3-4]</sup>、人类日常活动识别<sup>[5-6]</sup>、呼吸监测<sup>[7-8]</sup>、目

标成像<sup>[9]</sup>、材料识别<sup>[10]</sup>等众多领域的应用。随着 Wi-Fi 的超密集部署以及其感知技术在实际应用的不断拓展, Wi-Fi 感知逐渐成为大规模通信感知一体化 (ISAC, integrated sensing and communication)

收稿日期: 2025-08-05; 修回日期: 2025-09-17

通信作者: 蒋志平, zpj@xidian.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62172320)

**Foundation Item:** The National Natural Science Foundation of China (No.62172320)

系统的理想技术平台,推动了感知与通信相融合的创新型应用<sup>[11]</sup>。尽管 Wi-Fi 感知具备广阔的应用前景,其商业化落地进程却屡屡受阻。特别是在 ISAC 场景下,感知性能高度依赖信道状态信息(CSI, channel state information)的质量<sup>[12]</sup>。当前商用 Wi-Fi 设备所测得的 CSI 数据易受到时频域误差的影响,导致感知精度难以满足实际需求<sup>[13-14]</sup>。其中,由硬件晶振频率差异引发的载波频率偏移(CFO, carrier frequency offset),是造成 CSI 数据失真和收发端时钟不同步的主要原因之一<sup>[15]</sup>。需要特别指出,CSI 是接收端在基带解调后输出的信道频率响应,由多个子载波的复数幅度与相位组成。研究者实际能够获取的仅是这一离散层级的数据,而非物理层基带端的连续正交频分复用(OFDM, orthogonal frequency division multiplexing)符号,因此基带中的常规 CFO 补偿机制无法直接作用于 CSI。Wi-Fi 感知在多个任务中都依赖相位,例如室内测距、到达角估计、人体活动识别以及呼吸监测<sup>[16]</sup>。当 CFO 未被准确消除时,其带来的相位系统性偏差会随时间积累,不仅影响测距和角度估计的准确性,也会破坏活动识别中对细微相位扰动的捕捉,显著制约 CSI 感知性能的发挥。因此, CFO 问题仍然是 Wi-Fi CSI 感知领域亟须攻克的关键挑战。

目前的 CFO 估计方法大致可分为 2 类。第一类是 OFDM 系统下的传统方法,如基于导频<sup>[17]</sup>、自相关<sup>[18]</sup>和循环前缀<sup>[19]</sup>的 CFO 估计。这类方法结果可靠,但依赖复杂预处理和先验知识,缺乏灵活性与泛化能力。第二类是基于机器学习和深度学习的方法,如卷积神经网络(CNN, convolutional neural network)<sup>[20]</sup>、堆叠自动编码器(SAE, stacked auto encoder)<sup>[21]</sup>和长短期记忆网络(LSTM, long short-term memory)<sup>[22]</sup>。它们具备一定自适应性,可适应快速变化的信道,但依赖大量高质量训练数据, CFO 本身已导致 CSI 数据受污染,难以在感知场景中实现。尽管上述方法在通信中已被验证有效,甚至部分已应用于商用网卡基带处理以降低误码率,但其前提和目标均面向通信可靠性,而非 CSI 感知所需的高精度相位信息。此外,它们通常基于连续 OFDM 符号,而 CSI 感知仅能获取离散数据,两者存在根本差异。因此,晶振偏移造成的 CFO 在通信层面虽能“部分解决”,但在 CSI 感知层面仍亟

须新的建模与补偿方法。

为缓解上述问题,一些研究采用规避策略,例如通过外部时钟同步、额外硬件设计或特定实验条件弱化 CFO 影响。例如,Phaser<sup>[23]</sup>、3D-Wi-Fi<sup>[24]</sup>与 ACE<sup>[25]</sup>通过多网卡共用同一天线的方法消除 CFO 导致的网卡间的相位不同步问题。SWAN<sup>[26]</sup>和 WS-Wi-Fi<sup>[27]</sup>以及 Pi-NIC<sup>[28]</sup>通过多可接入点(AP, access point)共用晶振的方式消除 CFO 误差。RoArray<sup>[29]</sup>利用同步算法估计 CFO,并使其影响降到了最低。Chronos<sup>[30]</sup>以及 RTCSI<sup>[31]</sup>基于精确定时往返测量 CSI 的方法消除 CFO。这些方案在实验环境中能够一定程度上提高感知性能,但其高昂成本与实现复杂度使其难以在通用 Wi-Fi 感知场景中推广。严格来说,规避意味着通过额外条件绕开 CFO 的危害,而解决则是直接面向 CSI 数据准确估计并校正 CFO,从根本上恢复相位的真实性。因此,发展低成本、通用性强且能真正解决 CFO 问题的方法尤为重要。

基于此,本文面向典型 Wi-Fi 感知场景,在商用网卡平台上利用 CSI 提取工具开展实验,聚焦测距、到达角估计及人体活动识别等任务。CFO 误差是制约 CSI 准确性与感知性能的关键瓶颈,针对这一问题,本文提出一种直接作用于 CSI 的 CFO 精确估计方法,在确保高精度的同时兼顾低开销与良好通用性。另外,已有研究提出 CSI 熵(CSI ratio)方法<sup>[32]</sup>,通过同一接收机多天线 CSI 的比值在无需定时控制时抵消 CFO。该方法实现简单、开销低,适用于对微小相位扰动高度敏感的应用,如呼吸监测与手势识别。但其依赖单设备多天线结构,难以拓展至跨设备和复杂场景。相比之下,本文方法更强调适应性与系统级扩展能力。

结合以上研究和分析,本文认为要真正实现面向 Wi-Fi CSI 感知的 CFO 精确估计,探索基于空口同步且无需改造硬件的解决方案势在必行。而这项技术的实现依赖于硬件设备的精确定时控制能力。目前,Wi-Fi 现有协议已明确支持精确定时控制。例如,在 IEEE 802.11bf 协议中,工作组已将 Wi-Fi 帧的精确发送时间作为 Wi-Fi7 商用硬件必须提供的底层参数纳入协议草案<sup>[33]</sup>,同时工作组将发射端精确定时发送的能力作为支撑 Wi-Fi 感知的 20 种基本能力之一<sup>[34]</sup>;并且在 IEEE 802.11ax 协议中,上行链路多用户多输入多输出(UL MU-MIMO,

uplink multi-user multiple-input multiple-output)发送已要求AP具备定时发送能力及主动测量CFO的能力<sup>[35]</sup>;在IEEE 802.11bn协议中,分布式AP的实现也同样要求精确时间同步能力<sup>[36]</sup>。这些协议的演进为CFO的精确估计提供了理论与标准层面的支撑。但由于这些协议落地到硬件仍需要很长的时间,因此,本文方法需要利用软件定义无线电(SDR, software defined radio)设备突破现有硬件能力限制,来支持未来协议将要实现的精确定时能力,为协议落地到硬件提供一种可行的、面向Wi-Fi CSI感知场景的CFO精确估计与测量手段。

本文面向Wi-Fi CSI感知场景的CFO估计存在以下3个方面挑战。

1) 收发设备无法提供精确定时。受限于Wi-Fi网卡时钟分辨率,接收端无法提供纳秒级的精确定时;同时,受限于Wi-Fi商用网卡内部设计,发射端无法支持精确的帧发送定时。收发定时的不准确导致CFO估计存在误差。

2) 测量帧的相位存在 $2\pi$ 模糊性。CFO误差随时间积累极快,使测量帧的相位差存在多次 $2\pi$ 叠加,导致对CFO估计存在多候选值问题。

3) 在复杂信道场景下,CFO估计算法必须在高精度、鲁棒性与低开销之间取得平衡。一方面,CFO估计需要为CSI校准提供极高的精度;另一方面,在多路径干扰、复杂信道环境下仍需保持稳定,同时又不能带来过高的计算与存储消耗。这种“高精度-高鲁棒性-低开销”的三重矛盾,是CFO估计在Wi-Fi感知实际应用中亟待突破的关键挑战。

针对这3个方面的挑战,本文提出了一种面向Wi-Fi CSI感知场景的CFO精确估计方法。对于第1个挑战,本文通过精确控制CFO测量帧序列的帧间隔实现采样级的精确定时发送,为现有Wi-Fi协议提供了一种精确定时发送信号帧的解决方案。对于第2个挑战,本文设计了一种非均匀帧间隔的测量帧序列构建技术,通过约束帧间隔的变化率,消除了测量端相位 $2\pi$ 模糊性导致的CFO估计多候选值问题。对于第3个挑战,本文提出了一种对搜索区间进行约束优化的多重信号分类算法(MUSIC, multiple signal classification algorithm)的CFO估计精确算法,即结合线性拟合与多层感知机(MLP, multi-layer perceptron)机制对CFO的置信

区间进行约束优化,同时考虑对复杂信道环境的鲁棒性及计算开销,在此基础上通过MUSIC算法实现CFO的精确估计。最后,本文在各类商用Wi-Fi网卡上进行了大量且全面的测试,与传统CFO估计方法进行了对比,并且对CFO估计结果的正确性、准确性、鲁棒性以及长期追踪等方面进行了实验验证。

综上,本文的主要工作和核心贡献如下。

1) 提出了一种面向Wi-Fi CSI感知场景的CFO精确估计方法。实验结果证明,本文方法能够在普通商用网卡(工作频偏为 $\pm 100$  kHz)上实现对CFO的精确估计,且CFO估计的平均误差仅为17.032 7 Hz。

2) 提出了一种精确定时的测量帧序列构建方法。本文方法为现有Wi-Fi协议精确定时能力落地到商用Wi-Fi硬件提供了一种实现手段。

3) 提出了一种非均匀帧间隔的测量帧序列设计,避免了CFO估计的多候选值现象。

4) 对提出的CFO估计方法进行了大量且全面的实验验证。实验结果表明,本文方法可以在Wi-Fi感知场景下对CSI中的CFO进行精确估计,应用于CFO校准后,Wi-Fi感知的测距和到达角精度均得到显著提升。本文方法具有设备可拓展性,未来在IEEE 802.11bf协议落地后,可支持诸如多设备同步和分布式Wi-Fi相控阵等更高级的感知应用。

## 1 研究基础与解决方案

### 1.1 Wi-Fi感知中CFO误差产生的原理

在Wi-Fi感知场景下导致CFO误差出现的根本原因在于发射机和接收机的本振频率不完全同步。假设基带信号输出信号为 $\mathbf{S}(t)$ ,发射机发送信号时会把 $\mathbf{S}(t)$ 上变频到本振频率 $f_{\text{rx}}$ ,并通过无线信道传输。接收端在空口中观测到的信号 $\mathbf{R}(t)$ 可表示为

$$\mathbf{R}(t) = \mathbf{S}(t)e^{j2\pi f_{\text{rx}}t} \otimes \mathbf{H}(t, \tau) \quad (1)$$

其中, $\mathbf{H}(t, \tau)$ 为 $t$ 时刻信道的冲击响应, $\tau$ 为时延。接收机接收对应的发送信号时,会将 $\mathbf{R}(t)$ 进行下变频生成接收信号 $\mathbf{Y}$ 。则第 $n$ 个符号的接收信号 $\mathbf{Y}_n$ 表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_n &= \mathbf{R}(nT_s)e^{-j2\pi f_{\text{rx}}nT_s} = \\ & \mathbf{S}(nT_s)e^{j2\pi f_{\text{rx}}nT_s}e^{-j2\pi f_{\text{rx}}nT_s} \otimes \mathbf{H}(nT_s, \tau) = \\ & \mathbf{S}(nT_s)e^{j2\pi \Delta f nT_s} \otimes \mathbf{H}(nT_s, \tau) \end{aligned} \quad (2)$$

其中,  $f_{rx}$  为接收机本振频率,  $\Delta f$  即 CFO,  $T_s$  为符号采样周期。根据式(2)可得 CFO 是由于  $f_{tx}$  和  $f_{rx}$  不完全同步产生的, 并且 CFO 会随着时间不断积累, 给接收信号带来额外的相偏。

## 1.2 面向商用网卡的 CFO 误差建模及其 CSI 中的影响

本文模型基于商用 Wi-Fi 网卡下的 CSI 获取机制<sup>[37]</sup>, 其中 CFO 及其他定时误差的影响可以表示为

$$\hat{\mathbf{H}} = \mathbf{H} e^{-j2\pi(f_{cfo}t + f_k\tau)} + \mathbf{N} \quad (3)$$

其中,  $\hat{\mathbf{H}}$  为测量出的 CSI,  $\mathbf{H}$  为真实的 CSI,  $f_{cfo}$  为 CFO,  $\tau$  为传输时延误差,  $k$  为子载波编号,  $e^{-j2\pi(f_{cfo}t + k\tau)}$  为由于传输时延误差造成的相位偏移,  $\mathbf{N}$  为加性白高斯噪声。由式(3)可知, 当  $k$  为 0 时, CSI 仅受 CFO 影响。但实际 Wi-Fi 通信中 0 号子载波不存在, 可利用邻近载波插值得出 0 号子载波的 CSI, 即

$$\hat{\mathbf{H}}_0 = \mathbf{H}_0 e^{-j2\pi(f_{cfo}t)} + \mathbf{N} \quad (4)$$

其中,  $\hat{\mathbf{H}}_0$  和  $\mathbf{H}_0$  分别为测量和真实的 0 号子载波的 CSI, 此模型有效规避了其他定时误差的影响。

由式(4)可知, 当子载波序号为 0 时, CSI 仅受 CFO 误差影响, 并且会随时间不断积累。因此, CFO 对 CSI 的影响体现为子载波相位整体的上下偏移, CFO 误差对 CSI 中相位的影响如图 1 所示。

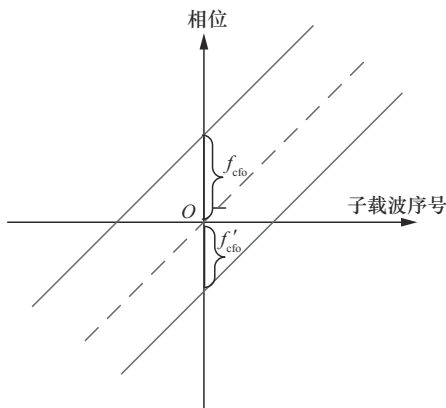


图 1 CFO 误差对 CSI 中相位的影响

然而在实际 Wi-Fi 协议中, 0 号子载波并不承载数据, 其 CSI 无法直接获得。为此, 本文采用线性插值方法, 由相邻的 -1 与 +1 子载波构造 0 号子载波, 其插值结果可表示为

$$\hat{\mathbf{X}}_0 = \frac{1}{2}(\mathbf{X}_{-1} + \mathbf{X}_{+1}) \quad (5)$$

其中,  $\mathbf{X}_{-1}$  和  $\mathbf{X}_{+1}$  分别表示 -1 与 +1 子载波的 CSI,  $\hat{\mathbf{X}}_0$  表示通过插值得到的 0 号子载波 CSI。该方法实现简单、计算复杂度低, 但在多径衰落和噪声干扰下, 插值结果与真实值之间存在一定偏差, 主要取决于邻近子载波间信道频率响应的差异。设插值相位偏差为  $\Delta\theta_{\text{insert}}$ , 帧间隔为  $\Delta t_{\text{frame}}$ , 则 CFO 估计的偏差近似  $\Delta f_{\text{cfo\_insert}}$  为

$$\Delta f_{\text{cfo\_insert}} \approx \frac{\Delta\theta_{\text{insert}}}{2\pi\Delta t_{\text{frame}}} \quad (6)$$

在典型 20 MHz 带宽、802.11n 协议、室内低速移动信道条件下, 已有研究表明, 子载波插值带来的相位误差通常处于极小量级 (不足 0.01 rad), 对 CFO 估计的影响可以忽略<sup>[38]</sup>。综上, 本文通过插值得到的 0 号子载波相位序列能够在保证低复杂度的同时, 可靠用于后续 CFO 建模与估计。

## 1.3 CFO 估计的关键挑战

CSI 中的 CFO 计算可以表示为

$$f_{\text{cfo}} = \frac{\Delta\theta_i}{2\pi\Delta t_{\text{rx}}} = \frac{\theta_{i+1} - \theta_i}{2\pi\Delta t_{\text{rx}}} \quad (7)$$

其中,  $\Delta\theta$  为连续 Wi-Fi 帧的 0 号子载波的相位差,  $\Delta t_{\text{rx}}$  为对应 Wi-Fi 帧的接收时间间隔。因此, CFO 的估计精度取决于  $\Delta\theta$  和  $\Delta t_{\text{rx}}$  的准确性, 但实际上存在以下 3 个方面的挑战。

1) 缺少精确的发送或接收端定时。对于发送端, 由于商用 Wi-Fi 网卡底层的多队列机制, 每个帧的生成及发送时间无法控制。接收端将无法从测量帧中获取精确的  $\Delta t_{\text{rx}}$ 。对于接收端, 商用 Wi-Fi 网卡仅能提供微秒级的时间戳。对于 CFO 测量而言, 该分辨率过于粗糙, 例如, 在 5.2 GHz 频段下, 当 CFO 为 100 kHz 时, 仅 1  $\mu\text{s}$  相位偏移就高达 0.628 3 rad。

2) 相位的  $2\pi$  模糊性。除了  $\Delta t_{\text{rx}}$  的测量误差, 相位的  $2\pi$  模糊性还带来了  $\Delta\theta$  的多候选值问题。CFO 的相位累积量  $\Delta\theta_{\text{cfo}}$  以及相位差的实际测量值  $\Delta\hat{\theta}$  分别为

$$\Delta\theta_{\text{cfo}} = 2\pi f_{\text{cfo}} \Delta t \quad (8)$$

$$\Delta\hat{\theta} = \Delta\theta_{\text{cfo}} \bmod 2\pi \quad (9)$$

由式(8)和式(9)可知,  $\Delta\hat{\theta}$  存在相位的  $2\pi$  模糊性, 它使 CFO 的测量存在多个候选值。相位的  $2\pi$  模糊性带来的测量多候选值现象如图 2 所示。CFO

在5.2 GHz频段下,当 $f_{\text{cfo}}$ 仅20 kHz、帧间隔为200  $\mu\text{s}$ 时, $\Delta\theta_{\text{cfo}}$ 高达25.13 rad。 $\Delta\hat{\theta}$ 对应的 $f_{\text{cfo}}$ 候选值分别为25.13 rad、18.85 rad、12.56 rad、6.28 rad。

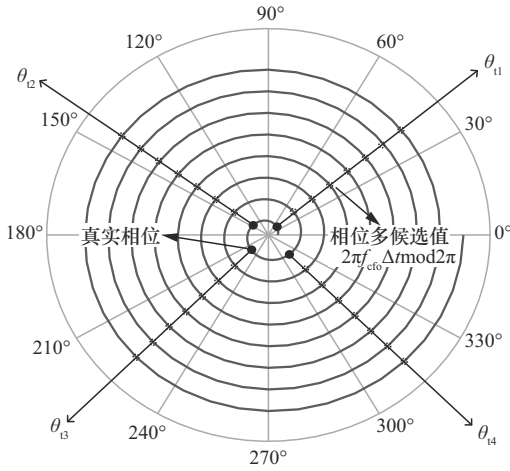


图2 相位的 $2\pi$ 模糊性带来的测量多候选值现象

3) 估计需要满足复杂的感知场景需求。CFO估计在无线感知中主要作用是精确校正CSI中的CFO误差,然而,该过程面临多方面挑战。一方面,CFO估计需要具备极高的精度,尤其是在多径效应显著和噪声干扰较强的复杂场景中,传统方法往往难以满足精确性要求。另一方面,感知场景的多样性进一步加剧了CFO估计的困难。在多用户、复杂环境以及反射路径复杂的情况下,CFO估计算法不仅需要具备较强的鲁棒性以适应多变的信道条件,还需在估计精度与计算开销之间实现优化平衡,避免算法复杂度过高引发实时性不足或资源消耗过大的问题。

#### 1.4 CFO精确估计的关键技术

针对上述3个挑战,本文给出以下解决方案。

1) 针对接收或发送定时不准确的问题引入SDR设备。根据前文所述,诸多支持精确定时的Wi-Fi协议还未落地到商用硬件,普通商用网卡不具备精确发送定时能力。因此,本文采用SDR设备解决精确定时问题,SDR设备并不是一个特殊且昂贵的额外设备,引入SDR设备的目的是克服现有硬件对CFO精确估计的限制,亦是对现有协议要求的能力进行支持。具体来说,本文通过SDR设备连续发送CFO测量帧,并通过控制测量帧序列的帧间隔,实现测量帧的精确定时发送。

2) 针对相位的 $2\pi$ 模糊性问题,本文通过控制

帧间隔消除相位的 $2\pi$ 模糊性。具体地,若测量帧的发送间隔用 $\eta_i$ 表示,则测量帧序列的任意一个相位差 $\Delta\theta_i$ 表示为

$$\Delta\theta_i = [2\pi f_{\text{cfo}} \eta_i] \bmod 2\pi \quad (10)$$

由式(10)可得,在 $\eta_i$ 较小情况下, $\Delta\theta_i$ 无 $2\pi$ 模糊性;但 $\eta_i$ 受Wi-Fi帧固有长度影响,一般大于100  $\mu\text{s}$ 。因此,本文创新性地提出一种利用变化的帧间隔实现对CFO精确估计的方案。该方案对式(10)进行求导,可得

$$\Delta\theta'_i = 2\pi f_{\text{cfo}} \eta'_i \quad (11)$$

其中, $\Delta\theta'_i$ 为相位差的变化量, $\eta'_i$ 为帧间隔的变化量。由式(11)可知,在 $\eta'_i$ 较小情况下, $\Delta\theta'_i$ 无相位的 $2\pi$ 模糊性,并可对CFO进行精确估计。

3) 针对CFO估计在复杂感知场景下需同时兼顾高精度、鲁棒性和低开销的问题,本文提出了一种基于搜索区间约束优化MUSIC算法的CFO高精度估计方法。该方法能够有效适应不同感知情景下的复杂信道环境,同时在保证CFO估计高精度的前提下,兼顾计算开销与性能的平衡。具体地,通过线性拟合与MLP的结合,在复杂信道条件下动态获取CFO的置信区间,并利用该置信区间对MUSIC算法的搜索空间进行约束优化,从而显著提升搜索效率与精度。最终,基于约束后的搜索空间,采用MUSIC算法实现超分辨率搜索,获得高精度的CFO估计结果。

## 2 面向Wi-Fi CSI感知的CFO精确估计方法设计

基于以上关键技术,本文提出了一种面向Wi-Fi CSI感知场景的CFO精确估计方法,该方法系统结构如图3所示,并对比现有文献方法给出了本文方法的优势。

由图3可知,本文方法包含3个步骤。步骤1,通过预定义发送参数来确定帧间隔,并将这些参数嵌入每一个CFO测量帧中。步骤2,通过控制测量帧序列的帧间隔,实现CFO测量帧序列的精确发送控制;具体在2.1节中介绍。步骤3,首先,接收端提取测量帧的发送参数并获得测量帧的CSI,从CSI中解析出测量帧的原始相位,并计算出解缠绕后的连续相位差;然后,将帧间隔的变化量和相位差的变化量进行线性拟合,得到CFO粗估计,

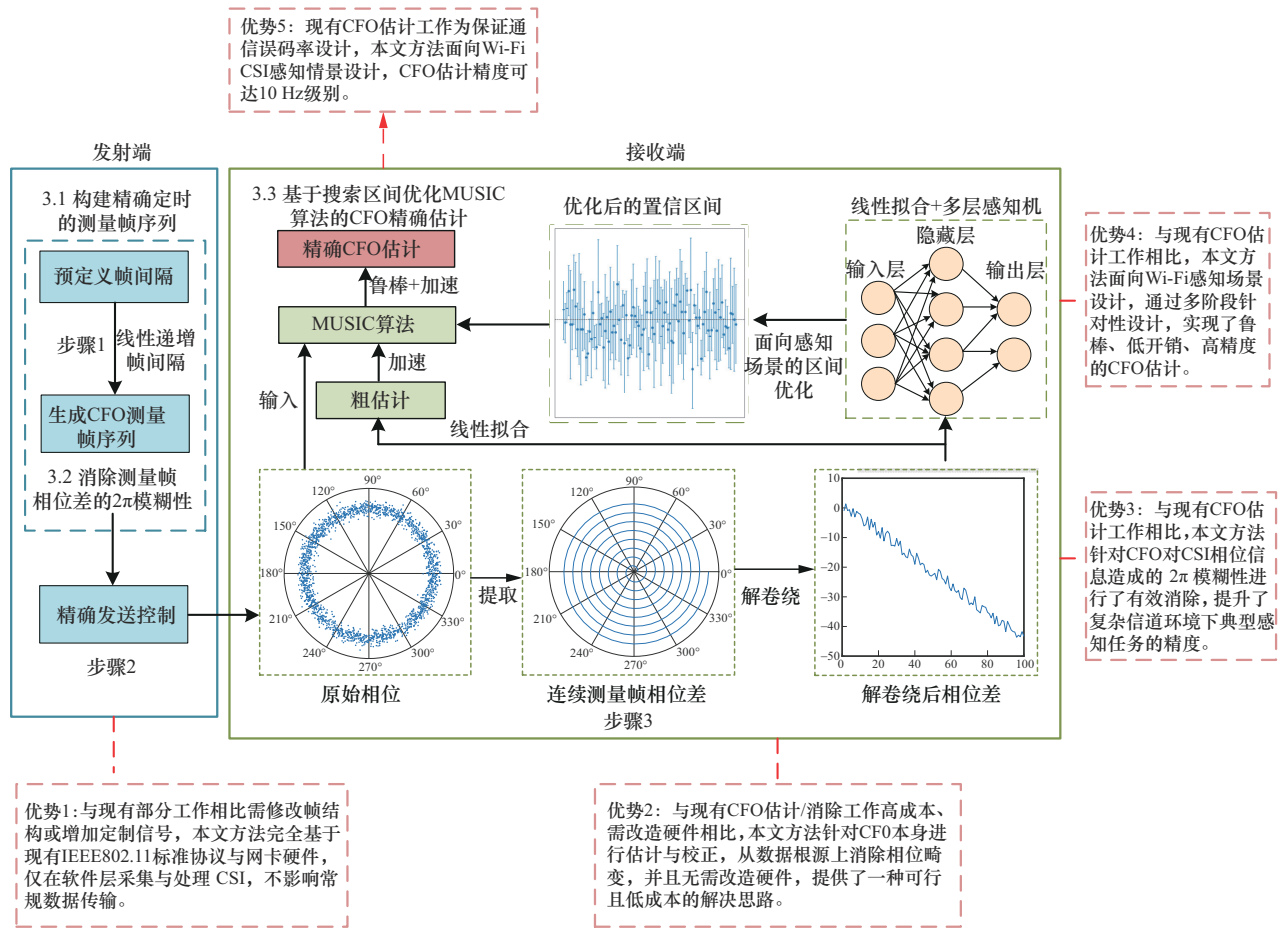


图3 面向Wi-Fi CSI感知场景的CFO精确估计方法系统结构

并计算其置信区间；接下来，本文设计了多层感知机模型对该区间进行优化处理，从而得到更加精准匹配场景的CFO估计置信区间；最后，本文进一步利用MUSIC算法在优化后的置信区间上进行超分辨率搜索，获得CFO的精确估计。步骤3相关细节详见2.2节和2.3节。

### 2.1 构建精确定时的测量帧序列

针对第1个挑战（发送端与接收端缺乏精确定时控制），本文构建一个具有精确帧间隔的测量帧序列，该序列由多个CFO测量帧和指定帧间隔构成，精确定时测量帧的构建原理如图4所示。首先，发送端生成多个包含帧信息的物理层协议数据单元（PPDU, physical layer protocol data unit），并在相邻PPDU之间插入指定数量的空采样信号作为帧间隔。然后，利用SDR设备将该序列一并发送，实现测量帧间隔的精确控制。需要说明的是，插入的空采样信号在理想情况下其持续时间与发送端设定的PPDU间隔一致。但在实际接收过程中，该持

续时间会受到采样时钟偏差的影响，从而引入一定的定时误差。设接收端采样率为 $f_{stx}$ ，PPDU间隔对应的采样点数为 $G_{sam}$ ，时钟频偏为 $\delta f$ ，则该误差近似为

$$\Delta T \approx \frac{\delta f \cdot G_{sam}}{f_{stx}} \quad (12)$$

当满足 $\delta f \cdot G_{sam} < 1$ 时，定时误差小于一个采样周期，可在CFO测量中忽略。在典型Wi-Fi条件下（采样率20 MHz，时钟偏差10~50 ppm，PPDU间隔200~2 000  $\mu s$ ），上述条件均能保证成立，因此空采样信号可以稳定反映PPDU间隔，为CFO测量帧的精确定时提供保障。

接收端收到测量帧序列后，通过解析PPDU获取发送参数，并还原帧间隔。然后根据该间隔构建发送时间差序列 $T_{tx} = \{t_2 - t_1, t_3 - t_2, \dots, t_i - t_{i-1}\}$ 。值得强调的是，图4所示的测量帧序列构建方法并非对协议结构进行修改，而是仅在帧间插入空采样信号并精确控制帧间隔，因此与现有标准协议完全

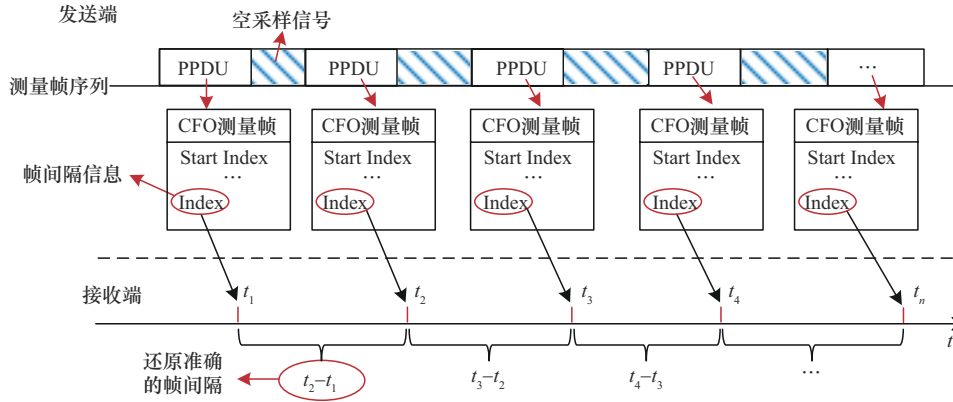


图4 精确定时测量帧的构建原理

兼容。该方法为商用Wi-Fi网卡提供了一种精确定时能力，也正呼应了文献[33]中IEEE 802.11 bf草案所讨论的Wi-Fi感知关键技术需求。

## 2.2 消除测量帧相位差的 $2\pi$ 模糊性

在构建了精确定时的测量帧序列后，本文进一步聚焦于第2个挑战（相位差的 $2\pi$ 模糊性问题）。该问题若不能解决，将导致CFO估计出现多个候选值，难以保证精度。为此，本文采用线性递增的帧间隔获得较小的帧间隔变化率，以消除相位差的模糊性。该线性递增的帧间隔定义为

$$G_c = c\lambda + G_0 \quad (13)$$

其中， $c$ 为测量帧序号， $\lambda$ 为递增的时间间隔（称为帧间隔的变化率）， $G_0$ 为初始发送间隔（考虑接收端的可靠性，本文将 $G_0$ 设置为 $200 \mu\text{s}$ ）。

为了便于讨论，本节将接收端测得的测量帧0号子载波的相位序列（下文默认所有相位信息均源于测量帧0号子载波）定义为 $Q = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_i, \dots, \theta_c\}$ ，将接收端测得的测量帧的相位差序列定义为 $Q' = \{\Delta\theta_1, \Delta\theta_2, \dots, \Delta\theta_i, \dots, \Delta\theta_{c-1}\}$ ，其中 $\Delta\theta_i$ 表示为

$$\Delta\theta_i = \theta_{i+1} - \theta_i = \exp(-j2\pi G_i f_{\text{cfo}}), 0 < i < c - 1 \quad (14)$$

在式(14)的基础上，本文进一步构造相位差变化量序列 $Q'' = \{\Delta(\Delta\theta_1), \Delta(\Delta\theta_2), \dots, \Delta(\Delta\theta_i), \dots, \Delta(\Delta\theta_{c-2})\}$ ，其中 $\Delta(\Delta\theta_i)$ 表示为

$$\begin{aligned} \Delta(\Delta\theta_i) &= \Delta\theta_i - \Delta\theta_{i-1} = \\ &= \exp(-j2\pi(G_i - G_{i-1})f_{\text{cfo}}) = \\ &= \exp(-j2\pi\lambda f_{\text{cfo}}), 0 < i < c - 2 \end{aligned} \quad (15)$$

由式(15)可知， $\Delta(\Delta\theta_i)$ 仅由 $\lambda$ 影响。因此，当 $\lambda < f_{\text{cfo}}^{-1}$ 时， $\Delta(\Delta\theta_i)$ 不存在相位的 $2\pi$ 模糊性。该条件为帧间隔设计提供了可复现的量化阈值，即递增步长必须小于CFO最大可能值的倒数。在此基础

上，本文选取线性递增方案，并在实验部分进一步对比了不同递增方式（恒定间隔、线性递增与二次递增）的效果，以验证该判据的正确性和线性递增方案的优势。

## 2.3 基于搜索区间约束优化的MUSIC算法实现CFO精确估计

针对在复杂信道场景下需同时兼顾高精度、鲁棒性与低开销问题，本文提出了一种基于搜索区间约束优化的MUSIC算法实现CFO的精确估计。实际测量中丢帧现象频繁出现，若直接采用MUSIC超分辨算法<sup>[39]</sup>虽能缓解丢帧带来的问题，但其计算开销巨大，难以满足实时感知需求。为此，本文设计了双阶段估计策略：在CFO粗估计阶段，首先通过线性拟合获得初始估计结果，并在此基础上引入MLP对置信区间进行优化预测，从而在丢帧和噪声干扰条件下仍能获得可靠的区间范围；在CFO精确估计阶段，则利用该优化后的置信区间约束MUSIC算法的搜索范围，实现超分辨率频偏估计并显著降低计算开销。

1) CFO粗估计阶段。由于相位的 $2\pi$ 模糊性问题，如果测量帧序列发生丢帧，则测量帧的相位无法正确解卷绕。因此，为了规避该问题，选取测量帧序列的最大连续段构造相位差的变化量序列，记作 $Q^\zeta$ （ $\zeta$ 表示帧序列的最大连续段），并将其对应的发送时间差序列记作 $T_{\text{rx}}^\zeta$ 。然后对 $Q^\zeta$ 和 $T_{\text{rx}}^\zeta$ 进行拟合，得到CFO粗估计。具体地，利用 $Q^\zeta$ 解卷绕后的序列 $Q_{\text{unwarp}}^\zeta$ 和接收时间序列 $T_{\text{rx}}^\zeta$ 进行一阶线性拟合，得到斜率 $k$ 即CFO，该拟合方程为

$$2\pi k T_{\text{rx}}^\zeta + b = Q_{\text{unwarp}}^\zeta \quad (16)$$

其中， $b$ 为拟合截距，属于任意实数，该拟合方程

的计算复杂度为  $O(\zeta)$ 。根据标准误差和临界值可计算回归方程斜率的置信区间，因此通过  $k$  值可以计算出 CFO 值的置信区间  $\text{Pr}_{\text{cfo}}$  为

$$\text{Pr}_{\text{cfo}} = [k - t_{\text{value}} \times \Omega_k, k + t_{\text{value}} \times \Omega_k] \quad (17)$$

其中， $\Omega_k$  为拟合样本的标准误差， $t_{\text{value}}$  为  $t$  分布的临界值（默认该  $t$  分布的  $\alpha=0.95$ ）。

在实际感知环境中，噪声干扰、多径传播以及感知节点的测量误差等因素往往不可忽视。这些因素常导致线性拟合的残差增大，进而使斜率（即 CFO 的粗估计）的方差增加<sup>[40]</sup>。根据统计学原理，斜率估计的不确定性越大，其对应的置信区间就越宽泛。一阶线性拟合方法在复杂信道环境下可能无法充分捕捉 CFO 与测量帧特征之间的非线性关系，导致估计的置信区间不够精确。这进一步扩大了 MUSIC 算法的搜索空间，增加了计算开销。

为克服上述问题，本文在线性拟合结果的基础上，引入了 MLP 模型，旨在利用线性拟合的输出和测量帧的多维特征，对 CFO 置信区间进行精确预测，提高 CFO 估计的准确性及计算效率。CFO 置信区间的预测涉及相位差、帧间隔、信噪比（SNR, signal-to-noise ratio）等多维特征，这些特征之间普遍存在复杂的非线性关系。若采用线性回归或逻辑回归等线性模型（如支持向量机（SVM, support vector machine）、随机森林（RF, random forest）），往往难以准确刻画这种非线性映射，导致估计偏差较大。相比之下，MLP 通过多层非线性结构能够有效建模特征之间的复杂依赖关系，在保证较低计算复杂度的同时显著提升预测精度，因此较为适合本问题的建模需求。本文基于线性拟合和 MLP 的 CFO 置信区间精确预测算法如算法 1 所示。

**算法 1** 基于线性拟合和 MLP 的 CFO 置信区间精确预测算法

**输入** 测量帧数据  $\{\Delta\theta_i, \Delta t_i, \text{SNR}_i\}, i = 1, 2, \dots, n$ ，这里的  $n$  取 CFO 测量帧总数-1，SNR 为接收端解析出的 CFO 测量帧信噪比；线性拟合得到的 CFO 粗估计  $\hat{f}_{\text{cfo\_linear}}$ ；线性拟合截距  $b$

**输出** 通过线性拟合结合 MLP 模型精确预测出的 CFO 置信区间  $\text{Pr}_{\text{cfo\_mlp}} = [\hat{f}_{\text{cfo\_min}}, \hat{f}_{\text{cfo\_max}}]$

- ① 初始化输入特征向量  $\mathbf{x}$  和 MLP 模型参数  $\alpha$
- ② for  $i = 1, 2, \dots, n$

③ 提取 CFO 测量帧的相位差  $\Delta\theta_i$

④ 提取 CFO 测量帧的帧间隔  $\Delta t_i$

⑤ 提取 CFO 测量帧的信噪比  $\text{SNR}_i$

⑥ end for

⑦ 组合线性拟合特征  $\hat{f}_{\text{cfo\_linear}}$  和  $b$ ，构建输入特征向量  $\mathbf{x} = [\Delta\theta_i, \Delta t_i, \text{SNR}_i, \hat{f}_{\text{cfo\_linear}}, b]$

⑧ 利用 MLP 模型进行前向传播计算：第 1 隐藏层输出为  $\mathbf{h}^{(1)} = \sigma(\mathbf{W}^{(1)}\mathbf{x} + b^{(1)})$ ； $\mathbf{W}^{(1)}$  为第 1 隐藏层的权重矩阵， $\mathbf{h}^{(1)}$  为第 1 隐藏层的输出，后续出现类似符号不再赘述

⑨ 第二隐藏层输出： $\mathbf{h}^{(2)} = \sigma(\mathbf{W}^{(2)}\mathbf{h}^{(1)} + b^{(2)})$

⑩ 利用 MLP 模型对输出层进行计算： $\hat{f}_{\text{cfo\_min}} = \mathbf{W}_{\text{min}}^{(3)}\mathbf{h}^{(2)} + b_{\text{min}}^{(3)}$ ， $\hat{f}_{\text{cfo\_max}} = \mathbf{W}_{\text{max}}^{(3)}\mathbf{h}^{(2)} + b_{\text{max}}^{(3)}$

⑪ 对模型进行训练（仅训练阶段）

⑫ for  $i = 1, 2, \dots, m$ ； $m$  为训练样本总个数，取值范围  $[1, n]$

⑬ 计算损失函数： $\mathcal{L} = \frac{1}{m} \left[ \left( \hat{f}_{\text{cfo\_min}}^{(i)} - f_{\text{cfo\_min}}^{(i)} \right)^2 + \left( \hat{f}_{\text{cfo\_max}}^{(i)} - f_{\text{cfo\_max}}^{(i)} \right)^2 \right]$

⑭ end for

⑮ 利用反向传播算法计算梯度  $\nabla \alpha \mathcal{L}$  并更新模型参数  $\alpha \leftarrow \alpha - \eta \nabla \alpha \mathcal{L}$

⑯ 重复步骤⑧~步骤⑭，直至损失函数收敛

⑰ 结束

根据算法 1，MLP 特征输入维度为 5。设 2 层隐含层神经元数分别为  $\mathbf{h}_1$ ， $\mathbf{h}_2$ ，则前向传播复杂度为  $O(5\mathbf{h}_1 + \mathbf{h}_1\mathbf{h}_2 + \mathbf{h}_2)$ 。训练阶段复杂度为  $O(mz(5\mathbf{h}_1 + \mathbf{h}_1\mathbf{h}_2 + \mathbf{h}_2))$ ，其中  $z$  为训练轮数，但训练在离线完成，不影响在线运行效率。

虽然基于线性拟合和 MLP 的 CFO 置信区间精细预测算法需要对输入特征进行多次非线性映射，这成为算法时间复杂度的主要来源，但由于输入特征包含了经过线性拟合初步估计的 CFO 值和多维特征信息，显著增强了特征的可用性。相比纯粹的线性拟合方法，该算法能够更好地捕捉复杂信道条件下的非线性关系，从而提高 CFO 置信区间预测的精度。此外，精确的置信区间预测有效缩小了后续 MUSIC 算法的搜索空间，显著降低了计算开销，从整体上提升了算法的效率和适应性。这一结论在实验与分析部分得到了有效的证明。

2) CFO精确估计阶段。利用CFO置信区间对MUSIC算法的搜索空间进行约束,显著降低了MUSIC算法实现超分辨率搜索的计算开销。同时,为了解决MUSIC算法欠采样情况下的不稳定问题,利用空间平滑<sup>[41]</sup>方法在一次测量中创造多组虚拟测量值,以增强MUSIC算法的鲁棒性。具体而言,设测量帧序列Fr中包含n个测量帧,滑动窗口大小为LG,  $LG = \left\lceil n + \frac{1}{2} \right\rceil$ 。滑窗每滑动一个单位得到1组虚拟测量值。例如,当n=7, LG=4时,测量帧序列可以创造出4组虚拟测量值 $\{\text{Fr}_1 \sim \text{Fr}_4, \text{Fr}_2 \sim \text{Fr}_5, \text{Fr}_3 \sim \text{Fr}_6, \text{Fr}_4 \sim \text{Fr}_7\}$ 。

MUSIC算法执行具体过程如下。定义输入向量 $\mathbf{x} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{LG}\}$ 来自LG个测量帧间隔。由于输入源于同一次测量,因此 $\mathbf{x}$ 由LG个1构成。综上,虚拟的相位序列 $\tilde{\mathbf{Q}}$ 表示为

$$\begin{bmatrix} \tilde{\theta}_1 \\ \tilde{\theta}_2 \\ \vdots \\ \tilde{\theta}_M \end{bmatrix}_{LG} = \begin{bmatrix} \mathbf{s}(\Delta t_1), \mathbf{s}(\Delta t_2), \dots, \mathbf{s}(\Delta t_{LG}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}_{LG} + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \vdots \\ \delta_M \end{bmatrix}_{LG} \quad (18)$$

其中, $\mathbf{s}(\Delta t_i)$ 为MUSIC算法的“转向矢量”,表示 $\Delta t_i$ 时间内CFO带来的相位额外累积, $\delta$ 表示噪声向量(假设其均值为0并满足高斯分布)。若设搜索分辨率为r,根据拟合结果 $\text{Pr}_{\text{cfo}}$ 可得到用于MUSIC算法谱分析的CFO频率序列 $F_j$ 为

$$F_j = (\text{Pr}_{\text{cfo}})_{\min} + \frac{((\text{Pr}_{\text{cfo}})_{\max} - (\text{Pr}_{\text{cfo}})_{\min}) \cdot j}{r}, \quad j = \{0, 1, 2, \dots, r\} \quad (19)$$

因此, $\mathbf{s}(\Delta t)$ 可以进一步表示为

$$\mathbf{s}(t) = \exp \left[ -j2\pi \cdot \begin{pmatrix} \Delta t_1 \\ \Delta t_2 \\ \vdots \\ \Delta t_{LG} \end{pmatrix} F_j \right] \quad (20)$$

为了便于讨论,式(18)可以简化为

$$\tilde{\mathbf{Q}} = \mathbf{S}\mathbf{x} + \delta \quad (21)$$

其中, $\mathbf{S}$ 表示转向矢量矩阵。因此, $\tilde{\mathbf{Q}}$ 的协方差矩阵 $\mathbf{R}_{\text{xx}}$ 可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{\text{xx}} &= \mathbb{E}[\tilde{\mathbf{Q}}\tilde{\mathbf{Q}}^H] = \\ & \mathbf{S}\mathbb{E}[\mathbf{x}\mathbf{x}^H]\mathbf{S}^H + \mathbb{E}[\delta\delta^H] \triangleq \\ & \mathbf{R}_{\text{ss}} + \mathbf{R}_{\delta\delta} \end{aligned} \quad (22)$$

其中, $\mathbf{R}_{\text{ss}}$ 和 $\mathbf{R}_{\delta\delta}$ 分别代表信号分量和噪声分量的相关矩阵。 $\mathbf{R}_{\text{xx}}$ 的M个特征值 $\mu_1 \sim \mu_M$ 按照升序降序排列,并且 $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_M$ 分别与M个特征向量 $e_1 \sim e_M$ 相关联,这里M与LG在数值上相等。因此噪声子空间可以被构建为 $\mathbf{E} = [e_{n-1+1}, \dots, e_M]$ ,其中n-1源于采样时间间隔。基于以上分析,可得 $\Delta t_i$ 的空间伪谱可以表示为

$$P(t) = \frac{1}{\mathbf{s}^H(t)\mathbf{E}_\delta\mathbf{E}_\delta^H\mathbf{s}(t)} \quad (23)$$

本文MUSIC算法的计算复杂度为 $O(LG^2 + LG^3)$ 。CFO精确估计结果如图5所示,设置信号带宽为20 MHz,采样率为20 kHz, MUSIC算法的搜索范围为1 500 Hz,窗口长度为2 Hz。

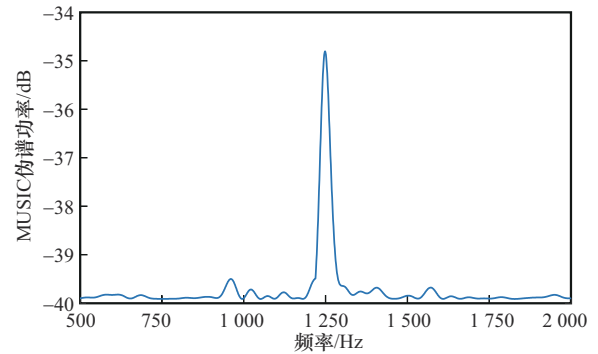


图5 CFO精确估计结果

### 3 实验与性能分析

#### 3.1 实验设置与评价指标

1) 实验设备。为了验证本文方法的性能,基于PicoScenes平台<sup>[42]</sup>开发了一个面向CFO估计的实验插件,包含发送端和接收端2个部分。发送端可在多种SDR设备上产生精确定时的测量帧序列,接收端则支持商用网卡接收这些测量帧并提取CSI。PicoScenes本身是一个工业级Wi-Fi感知平台,其核心为覆盖IEEE 802.11协议族的物理层软件栈,能够在现有商用网卡上开放CSI接口。需要指出的是,本文实验实际执行均基于商用网卡完成,仅利用PicoScenes提供的CSI获取能力,并未扩展额外物理层自由度。因而,实验结果能够如实反映商用网卡条件下的方法性能,并保证研究结论的现实可行性。CFO估计所用到的实验设备如图6所示。

2) SDR设备。本文采用了2种不同性能SDR



图6 CFO估计所用实验设备

设备作为发送端，一种为高性能的USRP X310软件无线电设备，配备2块UBX-160射频子板；另一种为廉价的HackRF One设备。为了进一步测试时钟对于同步的影响，本文为USRP X310额外配备了时钟源和GPS天线，时钟源型号为NI仪器的OCTOCLOCK-G CDA-2990。

3) 商用Wi-Fi设备。接收端为商用Wi-Fi网卡，具体选用了Atheros 9300、Intel 5300、Intel AX210这3种当前Wi-Fi感知领域最具代表性的商用网卡进行CFO估计实验。

4) 实验环境。本文选取典型的办公室和空旷的空地作为实验环境进行CFO估计验证，这2种实验环境如图7所示。

5) 评价指标定义。为了评价CFO估计的准确性，定义了一个评价指标，即通过CFO估计重构出的相位与真实测量相位之间的角度残差，该指标具体定义为

$$Z_{(res,i)} = \angle \left( \frac{h_i^0}{h_1^0 \exp(-j2\pi\hat{f}_{cfo}\Delta t_i)} \right) \quad (24)$$

其中， $h_i^0$ 为测量帧序列中第*i*个帧上0号载波的原始CSI， $\hat{f}_{cfo}$ 为本文方法估出的CFO。当CFO的估

计准确时， $Z_{(res,i)}$ 的标准差 $Z_{(res,i)std}$ 的值应趋向于0（两者单位均为rad）。

### 3.2 CFO估计结果的正确性验证

受限于商用Wi-Fi网卡底层封闭的问题，本文无法直接获取其测量的CFO。因此，提出一种间接测量方案来评估本文CFO估计方法的正确性。具体地，本文对发射端SDR设备引入了一个指定的CFO，该CFO从-100~100 kHz以10 kHz为步长连续变化<sup>[23]</sup>，若本文方法估计的CFO正确，则估计出的CFO的变化趋势将与SDR引入的CFO的变化趋势一致，即将2组CFO变化趋势拟合后得出的斜率趋近于1。换言之，测试结果越趋近于一条直线越可以证明CFO估计的正确性。为了排除SDR设备自身时钟和温度等因素造成的CFO，本文采用GPS同步的时钟源对USRP X310设备进行授时。3种网卡CFO测量的正确性对比如图8所示。

从图8可以看出，Intel 5300网卡和Intel AX210网卡的测量结果与USRP X310引入的CFO变化趋势一致。对上述2种网卡的测量结果分别进行线性拟合，发现两者CFO变化斜率都接近于1，即引入CFO与估计出的CFO可线性地对应起来，说明本文方法可以正确地估计CFO。另外，图8还反映了

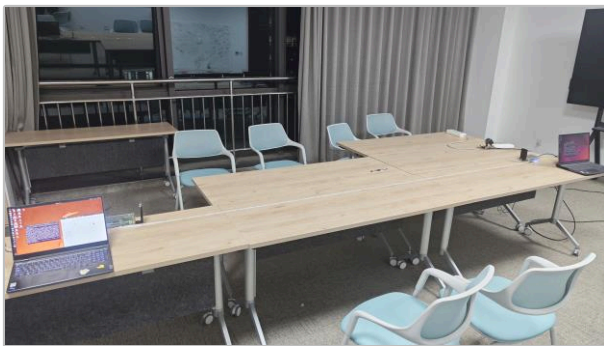


图7 实验环境(办公室和空旷的空地)

Intel 5300 网卡和 Intel AX210 网卡的频率变化趋势有截距差异。该截距的值表示 2 种网卡的初始相位偏差。本文认为这是由 2 种网卡的误差校正参数设置不同所致的正常现象; 因此, 本文方法可以在 Intel 5300 网卡和 AX210 网卡上正确地估计 CFO。此外, Atheros 9300 网卡呈现出异常的 CFO 变化结果。根据文献[42]对 Atheros 9300 网卡的特性分析, Atheros 9300 网卡内部存在 CFO 的预校准机制, 该机制使 CFO 成分信息在 CSI 测量之前被大部分消除; 因此, Atheros 9300 网卡无法通过 CSI 对 CFO 进行估计。值得强调的是, 本节采用的间接测量方案为本文 CFO 估计方法的正确性提供了真实的物理层“基准值”, 其设计参考了文献[42], 通过与外部引入 CFO 的趋势比对, 验证了方法的可靠性。

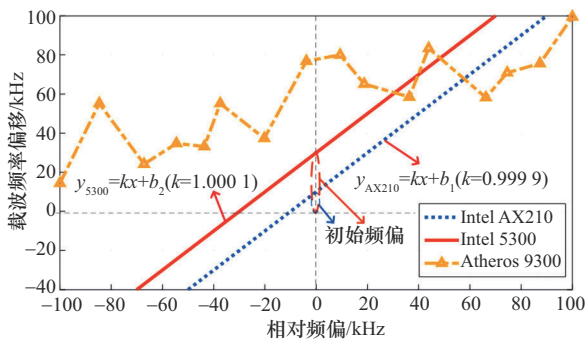


图 8 3 种网卡 CFO 测量的正确性对比

### 3.3 CFO 估计的准确性评估

本节将进一步验证 CFO 估计方法的准确性。帧间隔是影响 CFO 测量的关键因素。理论上, 较长的 PPDU 间隔可能导致接收端在空采样阶段累积更多的时钟漂移误差, 从而影响 CFO 估计结果。为验证这一点, 在 SDR 接收端分别引入 10~50 ppm 的时钟偏差, 并在多种 PPDU 间隔下测量 CFO 残差, 不同 PPDU 间隔与时钟偏差下的 CFO 残差如表 1 所示。

表 1 不同 PPDU 间隔与时钟偏差下的 CFO 残差

PPDU 间隔/ $\mu\text{s}$	时钟偏差/ppm	CFO 残差/rad
200	10	0.12
1 000	10	0.13
2 000	10	0.12
2 000	50	0.14

从表 1 可以看出, CFO 残差在不同 PPDU 间隔和时钟偏差条件下均保持稳定, 数值量级约为 0.1,

并未随间隔或漂移显著变化。这表明, 基于 0 号子载波相位差的 CFO 估计对定时误差不敏感, 因此不会受到时钟漂移累积的影响。换言之, 即使在较大 PPDU 间隔和常见范围的时钟漂移下, CFO 估计准确性依然能够得到保证。另外, 硬件平台本身的性能差异(如 SDR 与网卡的采样精度、时钟源稳定性等)也可能成为影响因素, 因此本文进一步在多种收发配置下开展实验, 以验证方法在不同设备条件下的准确性。

在此基础上, 测试了不同帧间隔(200~4 000  $\mu\text{s}$ )下相位角度残差指标的变化趋势。并且为了获得最佳的 CFO 估计效果, 本节采用 4 种收发配置组合进行测试, 分别是 HackRF One 发 Intel AX210 收、USRP X310 发 Intel AX210 收、USRP X310+GPS 时钟发 Intel 5300 收、USRP X310+GPS 时钟发 Intel AX210 收。这 4 种收发配置组合涵盖了高性能和最低成本的硬件组合, 4 种配置下不同测量帧间隔的相位角度残差标准差的变化趋势如图 9 所示。

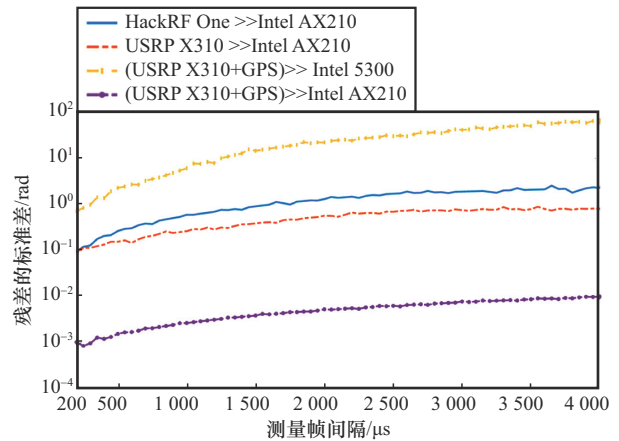


图 9 4 种配置下不同测量帧间隔的相位角度残差标准差的变化趋势

图 9 显示了测量帧间隔对 4 种收发配置的相位角度残差标准差  $Z_{(res,i)std}$  的影响。结果表明,  $Z_{(res,i)std}$  随测量帧间隔增加而缓慢上升, 且 USRP X310+GPS 时钟发 Intel AX210 收配置最准确,  $Z_{(res,i)std}$  的变化范围仅在  $10^{-4} \sim 10^{-2}$ 。相比之下, 使用 USRP X310+GPS 时钟发送 Intel 5300 网卡收配置时,  $Z_{(res,i)std}$  最大, 变化范围为  $10^{-2} \sim 10^{-1}$ 。这与 Intel 5300 网卡的 A/D 转换分辨率有关。另外, HackRF One 发 Intel AX210 收配置虽然成本低廉, 但仍提供了一个可以接受的结果, 并且随着帧间隔不断上

升,  $Z_{(res,i) std}$  变化趋于平缓。因此, 本文方法在长时延条件下具有良好的鲁棒性。此外, 实验还发现, 测量帧间隔越小, CFO 的测量值越准确。但当测量帧间隔小于  $200 \mu s$  时, 网络和收发设备负载过大, 丢包严重。因此, 本文方法在实际应用时, 建议将测量帧间隔设置为  $200 \mu s$ 。在此条件下,  $Z_{(res,i) std}$  可控制在  $10^{-3}$  以内。综上, 本文方法能够估计出高精度的 CFO。

### 3.4 CFO 估计的鲁棒性验证

为了验证本文基于 CSI 估计 CFO 方法的鲁棒性, 重点分析了测量帧的参数配置 (帧序列的初始间隔和递增帧间距的步长, 前文已将它们分别定义为  $G_0$  和  $\lambda$ ) 对 CFO 估计的影响。本实验发射端为 USRP X310 设备, 接收端为 Intel 5300 网卡和 Intel AX210 网卡, 保持发射和接收设备处于同一工作频段。针对上述测量帧的 2 个参数, 本文在 500 个帧范围内分别做了 10 次实验, 测试了不同  $G_0$  和  $\lambda$  配置对 CFO 估计的影响 (设置足够长的帧长度, 消除其对测试的影响), 不同测量帧参数组合下 2 种网卡的 CFO 测量结果如图 10 所示 (相位角度残差的数值取 10 次实验的平均值)。

200	0.014 5	0.018 7	0.0197	0.027 5	0.038 2	0.057 6	0.064 6
300	0.032 8	0.034 3	0.0358	0.045 7	0.061 1	0.078 7	0.082 2
400	0.033 6	0.035 0	0.0421	0.051 3	0.084 8	0.085 6	0.092 3
500	0.036 3	0.046 5	0.0505	0.061 5	0.084 1	0.087 2	0.095 3
600	0.041 4	0.051 4	0.0585	0.070 1	0.096 6	0.102 0	0.117 1
700	0.050 8	0.055 5	0.0668	0.074 8	0.091 4	0.103 9	0.120 7
800	0.053 9	0.057 3	0.0691	0.090 2	0.103 1	0.108 1	0.126 8
	1	2	3	4	5	6	7

(a) Intel AX210 网卡

200	0.028 3	0.058 5	0.120 9	0.2318	0.293 9	0.3192	0.366 7
300	0.120 2	0.137 8	0.171 2	0.2914	0.381 2	0.3938	0.457 8
400	0.230 9	0.313 7	0.319 4	0.4653	0.519 2	0.6286	0.651 7
500	0.348 7	0.451 4	0.477 1	0.5097	0.600 9	0.6462	0.680 9
600	0.432 6	0.487 5	0.496 4	0.5672	0.619 0	0.6418	0.604 4
700	0.459 4	0.505 1	0.547 2	0.6186	0.651 3	0.7875	0.697 8
800	0.530 8	0.631 4	0.759 3	0.7963	0.807 0	0.8875	0.934 6
	1	2	3	4	5	6	7

(b) Intel 5300 网卡

图 10 不同测量帧参数组合下 2 种网卡的 CFO 测量结果

图 10 显示了  $G_0$  和  $\lambda$  对相位角度残差的影响。其中, 热图中颜色由深到浅代表相位角度残差的数值由大到小。相位角度残差随着  $G_0$  和  $\lambda$  的增大而增大, 这是因为 CFO 会随时间一直持续变化, 测量帧间隔越大估计出 CFO 的误差越大。另外, 由图 10(a) 和图 10(b) 对比发现, Intel AX210 网卡 CFO 估计的性能显著优于 Intel 5300 网卡。例如, Intel AX210 网卡  $G_0 = 800 \mu s$ 、 $\lambda = 7 \mu s$  时, CFO 估计取得的角度残差仅为 0.126 8; 而相同条件下 Intel 5300 网卡却高达 0.934 6。基于以上测试, 建议在实际的 CFO 估计中使用 Intel AX210 网卡, 并将  $G_0$  和  $\lambda$  设置为  $200 \mu s$  和  $1 \mu s$ 。在该设置下, 本文方法估计出 CFO 的平均误差为 17.032 7 Hz ( $0.014 5 \text{ rad}$  相位角度残差)。

在上述实验基础上, 进一步验证了 2.2 节提出的量化判据, 并比较了不同帧间隔递增方式的效果。具体而言, 考虑了 3 种典型方案: 恒定间隔为  $G_c = G_0$ , 线性递增为  $G_c = G_0 + \lambda c$ , 二次递增为  $G_c = G_0 + \lambda c^2$ 。

为保证可比性, 实验条件与前述保持一致, 分别在 Intel AX210 与 Intel 5300 网卡上进行了测试。不同递增方式下 CFO 估计的相位角度残差对比如表 2 所示, 单位为 rad, 结果为取 10 次实验平均值。

网卡类型	恒定间隔	线性递增	二次递增
Intel AX210	0.435 2	0.126 8	0.297 5
Intel 5300	1.472 1	0.934 6	1.128 3

从表 2 可以看出, 在恒定间隔方案下, 当帧间隔较大时容易出现相位的  $2\pi$  模糊性, 导致残差显著升高; 二次递增方法虽然在一定程度上缓解了模糊, 但在长时间累积下误差明显增大, 稳定性不足; 相比之下, 线性递增方法在 2 种网卡上的残差均最低, 且表现稳定。该结果不仅验证了 2.2 节提出的量化判据 ( $\lambda < f_{cfo}^{-1}$  能有效避免模糊性), 同时也说明线性递增方案在实现复杂度和性能之间取得了良好平衡, 是一种兼顾简洁性与鲁棒性的设计选择。

### 3.5 周期性测量帧发送开销分析

在实际应用场景中, CFO 并非固定不变, 而

是随时间和设备温度的变化而产生缓慢漂移。因此,本文方法需要周期性地发送测量帧序列以实现CFO的更新估计。然而,测量帧的插入会占用部分信道资源,从而给数据传输带来额外开销。为了评估该影响,本文对周期性测量帧的信道占用比例进行分析。设测量帧序列长度为 $N$ ,单帧长度为 $T_{\text{frame}}$ ,测量周期为 $T_{\text{period}}$ ,则测量帧开销占比可表示为

$$\eta = \frac{N \cdot T_{\text{frame}}}{T_{\text{period}}} \quad (25)$$

其中, $\eta$ 为CFO测量帧在一个周期内的信道占用比例。本文实验采用的CFO测量帧长度为40  $\mu\text{s}$ 。在不同阶段,CFO特性差异显著:初始阶段漂移范围较大,需要更多的CFO测量帧以保证估计精度;稳定阶段漂移速率减小,可通过减少帧数或延长周期有效降低开销。不同阶段测量帧开销占比如表3所示。

表3 不同阶段测量帧开销占比

阶段	测量帧数量/个	周期/s	CFO测量帧的帧长度/ $\mu\text{s}$	信道占用比
初始阶段	500	1	40	2.0%
稳定阶段	250	1	40	1.0%
稳定阶段	250	2	40	0.5%

由表3可知,在初始阶段( $N = 500$ ,  $T_{\text{period}} = 1 \text{ s}$ )时开销约为2%;在稳定阶段( $N = 250$ ,  $T_{\text{period}} = 1 \text{ s}$ )时降至1%,周期延长至2 s时进一步降至0.5%。考虑到初始阶段仅占总运行时间的一小部分,长期平均开销维持在约1%。因此,周期性CFO测量帧对网络吞吐量的影响有限,可接受且具备实际应用可行性。

### 3.6 CFO置信区间预测与不同信道环境下的估计性能分析

为了验证本文方法的合理性与有效性,从2个层面展开实验:一是对比不同机器学习与深度学习模型在CFO置信区间预测任务中的性能,以说明选择MLP作为预测模型的合理性;二是比较本文整体方法与其他方法在不同信道环境下的CFO估计任务中的精度,以验证其在实际应用场景中的优势。

在实验评估指标方面,本文选取均方误差

(MSE, mean squared error)与相对误差(RE, relative error)来衡量模型性能。MSE用于度量预测值与真实值之间的平方差平均,定义为

$$\text{MSE} = \frac{1}{U} \sum_{i=1}^U (\hat{v}_i - v_i)^2 \quad (26)$$

其中, $\hat{v}_i$ 表示模型预测值, $v_i$ 表示真实值, $U$ 为样本数。

RE反映预测误差相对于真实值的比例,定义为

$$\text{RE} = \frac{1}{U} \sum_{i=1}^U \frac{|\hat{v}_i - v_i|}{|v_i|} \times 100\% \quad (27)$$

能够更直观地表明预测结果的相对偏差。

1)MLP置信区间预测模型对比实验。在置信区间预测任务中,输入特征包括线性拟合得到的CFO初估值、测量帧间的相位差、帧间隔以及SNR。实验数据基于PicoScenes平台采集的CSI测量结果,共50 000条样本,涵盖USRP X310与HackRF One发射端、Intel 5300与AX210接收端,以及办公室和空旷场地2类典型信道环境。数据集按照8:2划分为训练集与测试集。

各模型的主要结构与配置如下。

MLP: 2层隐藏层(64、32),ReLU激活,输出层为线性节点,损失函数为MSE。

SVM: 径向基核函数,惩罚因子 $C = 1$ 。

RF: 以决策树为基学习器,数量为100,最大深度10。

CNN: 2层卷积层(卷积核大小为3与5,通道数32与64),ReLU作为激活函数,最大池化核大小为2。

LSTM: 2层堆叠结构,每层128隐藏单元,tanh作为激活函数,输出采用最后时刻隐藏状态,dropout概率0.2。

SAE: 3层自编码器,隐藏层神经元分别为128、64、32,sigmoid作为激活函数。

所有模型均采用自适应矩估计(Adam, adaptive moment estimation),学习率0.001, batch size=256,训练100个epoch,并设置早停机制(验证集连续10轮无提升时提前终止)。实验统一在CPU Intel i7-9700与图形处理器(GPU, graphics processing unit) NVIDIA RTX 2080平台上完成,以确保对比公平性。不同模型在CFO置信区间预测中的性能对比如表4所示。

表4 不同模型在 CFO 置信区间预测中的性能对比

模型	MSE/Hz <sup>2</sup>	RE
SVM	1.82×10 <sup>4</sup>	7.46%
RF	1.63×10 <sup>4</sup>	6.89%
CNN	1.47×10 <sup>4</sup>	6.21%
LSTM	1.39×10 <sup>4</sup>	5.93%
SAE	1.28×10 <sup>4</sup>	5.47%
MLP	1.15×10 <sup>4</sup>	4.88%

由表4可见，MLP在MSE与RE这2项指标上均取得最优结果，较SVM与RF分别降低约18%和12%，相对误差亦显著低于CNN、LSTM与SAE。表明MLP能够在非线性建模能力与计算复杂度之间实现平衡，验证了其作为CFO置信区间预测模型的合理性。

2) 不同信道环境下的CFO估计性能比较。确认MLP为置信区间预测的最优模型后，本文进一步比较了整体方法（线性拟合+MLP+MUSIC）与其他5种方法（仅MUSIC、线性拟合+MUSIC、LSTM、CNN、SAE）在不同信道环境下的CFO估计性能。

为保证对比公平性，LSTM、CNN和SAE均使用与前述实验相同的输入特征、数据规模与训练配置。

输入特征：线性拟合 CFO 初估值、相位差、帧间隔、SNR。

数据规模：50 000 条样本，按 8:2 划分训练/测试。

训练配置：Adam 优化器（学习率 0.001），batch size=256，训练 100 个 epoch，早停机制。

模型结构：CNN（2层卷积，卷积核 3/5，通道 32/64）、LSTM（2层 128 单元）、SAE（2层 128-64-32）。

所有方法均在相同硬件平台（Intel i7-9700 CPU，NVIDIA RTX 2080 GPU）运行，避免了实现差异对结果的影响。实验环境为空旷的空地（简单信道）与办公室（复杂信道），2种信道环境下本文所提方法与5种不同方法CFO估计精度对比如图11所示。

由图11可知，在简单信道环境下4类方法达到相对200 Hz左右的估计误差，仅使用MUSIC算法对CFO进行估计平均误差达到了500 Hz，而本文方法仅15 Hz左右。随着信道环境的转变，传统

算法和部分深度学习算法的CFO估计性能严重下降。主要是由于复杂信道中多径效应、信号衰落以及随机干扰的共同作用，导致这些方法难以有效建模信道特性，估计误差显著扩大。传统算法（如MUSIC）因对复杂信道缺乏适应性，误差迅速上升。深度学习方法（如LSTM和CNN）虽具备特征提取能力，但在复杂信道中表现出较大的波动性，难以保持估计的稳定性。SAE在某种程度上改善了特征提取能力，其估计误差优于LSTM和CNN，但仍难以在复杂信道条件下实现高精度估计。

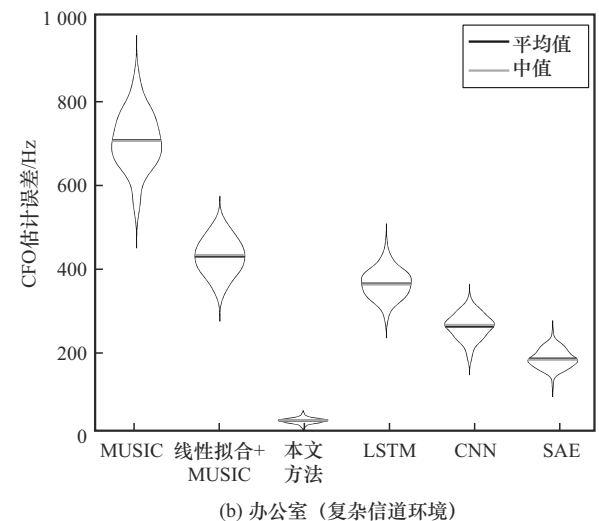
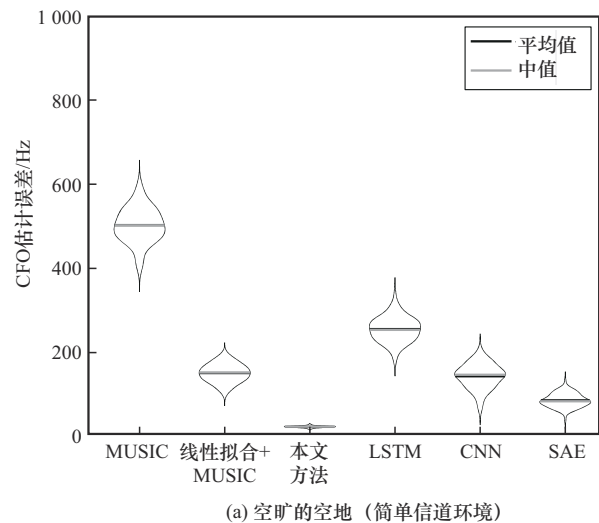


图11 2种信道环境下本文方法与5种不同方法CFO估计精度对比

相比之下，本文方法在复杂信道环境中展现出显著优势，其估计误差约为20 Hz，且结果分布集中，表现出较高的稳定性。该性能优势源于其多层次融合机制：线性拟合能够有效降低噪声干扰，

MLP能够刻画复杂信道的非线性特性,而MUSIC算法能够提供较高的频偏分辨率。三者结合形成了从预处理到高精度估计的优化流程,使本文方法在不同信道条件下均能够保持较低的估计误差和较好的稳定性。

### 3.7 CFO估计方法的复杂度与运行开销分析

为验证本文方法在实际部署中的效率,对CFO粗估计、MLP置信区间预测及MUSIC精确估计的运行时间与内存开销进行对比分析。根据2.3节的复杂度分析,CFO粗估计复杂度为 $O(\zeta)$ ,MLP前向推理复杂度为 $O(5h_1 + h_1h_2 + h_2)$ 。在本文配置下( $h_1 = 64, h_2 = 32$ ),其计算量约为 $O(2.2 \times 10^3)$ ,远低于MUSIC算法,因而在整体复杂度中可忽略不计。MUSIC算法复杂度为 $O(LG^2 + LG^3)$ 。

为了评估MUSIC算法在不同搜索分辨率下的运行效率,本文分别设置3种搜索步长:0.5 Hz、1 Hz、2 Hz。未约束MUSIC需在整個CFO范围( $\pm 2000$  Hz)内搜索,因此在步长为1 Hz时,共需计算4 001个谱点。约束后MUSIC仅需在MLP给出的置信区间( $\pm 200$  Hz)内搜索。相应地,步长为1 Hz时为4 001个谱点,步长为0.5 Hz时为801个点,步长为2 Hz时为201个点(搜索点数 $G$ 由搜索范围与步长决定,未约束MUSIC搜索范围为 $\pm 2000$  Hz,约束后MUSIC搜索范围为 $\pm 200$  Hz)。该配置反映了不同搜索精度与计算开销之间的权衡。

实验在Intel i7-9700 CPU与NVIDIA RTX 2080 GPU平台上进行,其中MUSIC算法在CPU上运行,MLP前向推理在GPU上完成,均为单线程实现。运行时间包括CFO粗估计、MLP推理与MUSIC谱搜索的完整流水线,采用1  $\mu$ s分辨率计时器,统计1 000次独立运行的平均值与最大值,各算法阶段运行时间对比如表5所示。

由表5可见,CFO粗估计与MLP推理时延均在亚毫秒级,对整体耗时影响极小;MUSIC算法的运行时间随搜索点数增大而快速增加。引入置信区间约束后,平均运行时间由未约束时的12.6 ms降至1.0~3.6 ms,整体流水线时延为1.4~4.0 ms。该时延明显低于IEEE 802.11系统典型信道相干时间(20~50 ms),在高速移动场景(约10 ms)下亦能保证实时性。本节时延统计基于串行实现,未考虑并行优化。

表5 各算法阶段运行时间对比

算法阶段	搜索点数 $G$	平均运行时间/ms	最大运行时间/ms
CFO粗估计	—	0.3	0.4
MLP推理	—	0.1	0.1
未约束 MUSIC (1 Hz)	4 001	12.6	13.4
约束后 MUSIC (1 Hz)	4 001	1.9	2.2
约束后 MUSIC (0.5 Hz)	801	3.6	3.9
约束后 MUSIC (2 Hz)	201	1.0	1.2

内存开销方面,主要由协方差矩阵存储与谱函数缓存构成。在本实验中,天线数为2,协方差矩阵大小为 $2 \times 2$ ,占用可忽略。主要内存消耗来自谱函数缓存,按double精度(8 B)存储,4 001个点约需92 MB,与监控工具测得峰值内存一致。不同配置下的峰值内存占用如表6所示。

表6 不同配置下的峰值内存占用

配置	峰值内存占用 /MB
未约束 MUSIC (4 001 个点)	92
约束后 MUSIC (4 001 个点)	28
约束后 MUSIC (801 个点)	34
约束后 MUSIC (201 个点)	21

由表6可见,约束后MUSIC的内存占用相比未约束情形降低约70%。即便在较高分辨率(801个点)下,内存需求仍仅为34 MB,处于可接受范围,具备在资源受限设备上的部署可行性。综上所述,CFO粗估计与MLP模块开销极低,不构成瓶颈;MUSIC算法为主要计算来源,其运行时间和内存占用均随搜索点数增加而显著上升。通过引入置信区间约束,可在保持估计精度的同时,将运行时间降低约85%,内存占用降低约70%,显著提升整体方法的实时性与资源利用效率。实验结果与2.3节的复杂度推导分析相一致,进一步验证了本文方法的有效性。

### 3.8 CFO长期追踪探究验证

对于Wi-Fi CSI的感知而言,长期稳定的CFO追踪和消除是CSI精确感知的前提。原理上CFO由时钟晶振偏差引起,由于时钟晶振对温度极为敏感,设备长时间运行会使设备温度升高,导致CFO出现漂移。商用Wi-Fi网卡多采用温补晶振,其短期频率稳定度一般为0.5~2 ppm。在5.8 GHz

频段下，1 ppm 约对应 5.8 kHz 的频偏，因此 ppm 级的稳定度会在实际设备中表现为数千 Hz 以内的缓慢漂移。

因此，为了探究 CFO 与设备温度变化的关系，设计了一种 CFO 长期追踪方案，首次观察了商用 Wi-Fi 网卡测得的 CFO 随温度的变化规律。具体地，利用 USRP X310 设备与 Intel AX210 网卡（仅该网卡可以直接获取内部温度）作为发射端与接收端，并设置滑窗每隔 200 ms 用本文方法估计一次 CFO，实现 CFO 的长期追踪，CFO 追踪结果与设备温度变化的关系结果如图 12 所示。

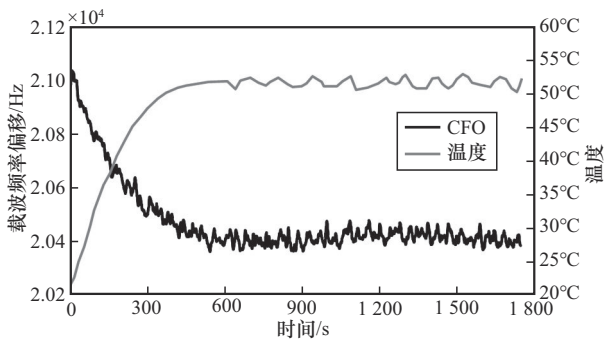


图 12 CFO 追踪结果与设备温度变化的关系

由图 12 可知，在设备运行的前 600 s 内，随温度由 25°C 升至 50°C，CFO 由约 21.1 kHz 漂移至 20.4 kHz，累计约 700 Hz (0.1~0.2 ppm)。该水平低于晶体典型的 0.5~2 ppm 稳定度，说明 AX210 网卡内部可能具备温度补偿机制。运行超过 600s 后，温度趋于平稳，CFO 波动亦收敛至几十 Hz。这里本文所述“CFO 无较大的频率波动”，特指温度稳定阶段不再出现大幅度的瞬时抖动，并不否认漂移的存在。事实上，如图 12 所示，缓慢漂移始终存在，只是在稳态阶段表现为幅度较小的平滑变化。已有研究<sup>[27]</sup>亦论证了 CFO 随温度缓慢漂移对 CSI 稳定性的影响。本文实测结果与之吻合，表明该现象是硬件固有特性，也是 Wi-Fi 感知中必须关注的关键问题。综上，本文追踪方案能够稳定刻画 CFO 的长期漂移规律，为确保 CSI 长期稳定性和跨设备同步提供了支撑。

### 3.9 CFO 估计方法用于 Wi-Fi 感知数据误差消除后的到达角度测量效果对比

为验证本文 CFO 估计方法用于 Wi-Fi 感知数据误差消除后的感知效果，对比了 CFO 误差消除前后的到达角 (AOA, angle-of-arrival) 测量效果。实验环境与前序实验保持一致，发射端使用 US-

RPX310，接收端使用本文团队自主研发的 Wi-Fi 相控阵列（文献[30]中详细介绍了其原理和工作机制），该阵列由 9 个可同步工作的 Intel AX210 网卡构成，通过旋转平台可以模拟不同入射方向，实验接收端使用的接收阵列实物如图 13 所示。收发两端的带宽设定为 20 MHz，频率为 5 955 MHz。

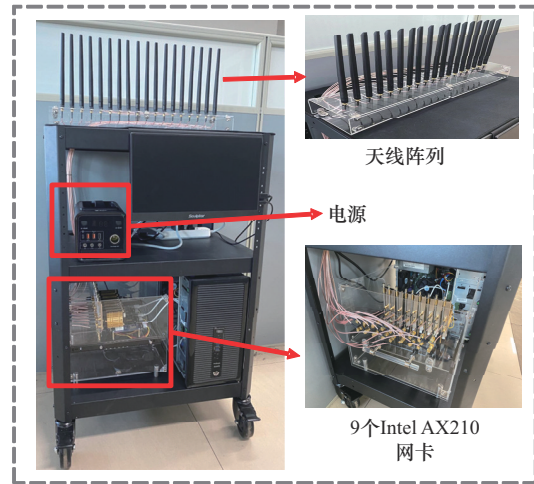


图 13 实验接收端使用的接收阵列实物

由于多网卡系统中各网卡存在独立的本振源，CFO 会破坏各接收通道之间的相位一致性，进而严重影响 AOA 估计的精度。为此，对比了在测角前采用和未采用本文方法对 CFO 进行准确估计与消除的 2 种情况。采用和未采用本文方法的测角效果对比如图 14 所示。

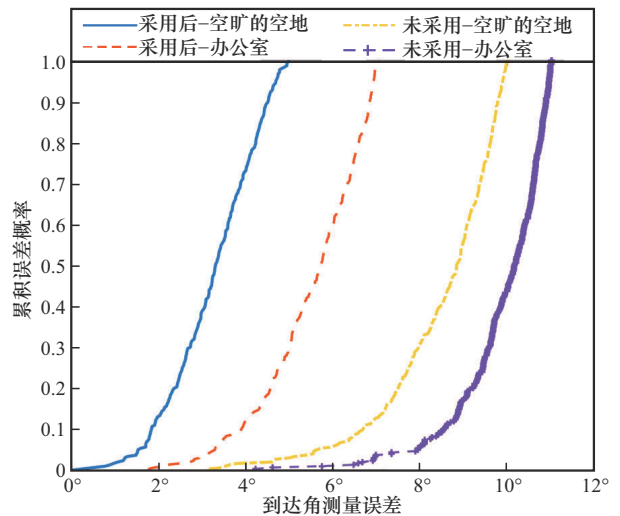


图 14 采用和未采用本文方法的测角效果对比

实验结果表明，在引入本文 CFO 估计方法后，多网卡接收阵列的测角精度显著提升。尤其在低复

杂信道环境下,接收阵列可实现 $5^\circ$ 的角分辨率。相比同等环境中未使用的情况下,AOA的测量误差缩小了近200%。这一结果充分说明了本文方法在实际感知应用中的有效性。

### 3.10 CFO估计方法用于Wi-Fi感知误差消除后的测距效果对比

在AOA测量效果对比的基础上,进一步验证了所提CFO估计方法用于Wi-Fi感知误差消除后的距离测量效果。实验环境和收发端配置与前序实验一致,并且收发端间隔5 m。采用和未采用本文方法的测距效果对比如图15所示。

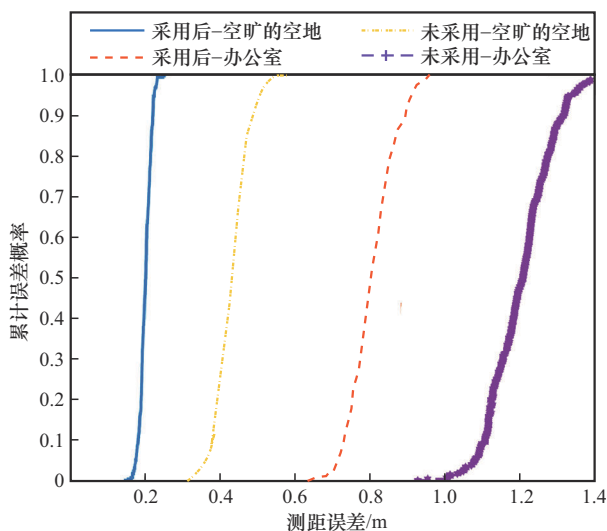


图15 采用和未采用本文方法的测距效果对比

实验结果表明,引入本文CFO估计方法后,多网卡接收阵列的测距精度显著提升。尤其在低复杂信道环境下,接收阵列测距精度在80%的情况下均优于20 cm。即使是复杂信道环境下,测距精度误差也小于1 m。相比同等环境中未使用的情况下,测距精度有显著提升。这一结果充分说明了本文方法在实际感知应用中的有效性。

## 4 结束语

本文提出了面向Wi-Fi CSI感知场景的CFO精确估计方法,用于估计和消除Wi-Fi感知中CFO误差对CSI测量的影响。该方法包括3个核心步骤:首先,构建精确定时的测量帧序列,并消除测量帧相位的模糊性;其次,对测量帧间隔和相位差的变化量进行线性拟合,并通过多层感知机对拟合结果进行优化,得到更准确CFO估计区间;

最后,利用MUSIC算法实现CFO的精确估计。大量实验结果验证了本文CFO估计方法的正确性、准确性、鲁棒性,并在到达角测量和距离测量等场景下展现了其在实际感知环境中的应用潜力。此外,本文设计的精确定时测量帧序列构建方法,为Wi-Fi协议在商用设备上实现高精度时序提供了重要参考。未来工作将聚焦于更鲁棒的CFO长期追踪方法,并探索联合其他时域误差(如采样时偏和频偏)的估计与消除技术,从而满足未来通信与感知一体化场景下Wi-Fi感知任务对CSI测量的更高精度需求。

## 参考文献:

- [1] HUI K Y H, DATTA S. WiFi-based indoor positioning using low-cost microcontrollers and signal fingerprinting[J]. *Procedia Computer Science*, 2025, 257: 698-705.
- [2] 周牧,龙玥辛,蒲巧林,等.基于CSI张量分解的室内Wi-Fi指纹定位方法[J]. *通信学报*, 2021,42(11): 159-171.  
ZHOU M, LONG Y X, PU Q L, et al. Indoor Wi-Fi fingerprint localization method based on CSI tensor decomposition[J]. *Journal on Communications*, 2021, 42(11): 159-171.
- [3] ZHAO L Q, XIAO R, LIU J W, et al. One is enough: enabling one-shot device-free gesture recognition with COTS WiFi[C]//*Proceedings of the IEEE INFOCOM 2024 - IEEE Conference on Computer Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 1231-1240.
- [4] LI B G, CHEN J L, YU X L, et al. Cross-domain gesture recognition via WiFi signals with deep learning[J]. *Ad Hoc Networks*, 2025, 166: 103654.
- [5] 王杨,许佳炜,王傲,等.基于CSI实例标准化的域泛化人体动作识别模型[J]. *通信学报*, 2024, 45(6): 196-209.  
WANG Y, XU J W, WANG A, et al. Domain-generalization human activity recognition model based on CSI instance normalization[J]. *Journal on Communications*, 2024, 45(6): 196-209.
- [6] PAN Y H, ZHOU Z P, GONG W, et al. SAT: a selective adversarial training approach for WiFi-based human activity recognition[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(12): 12706-12716.
- [7] 刘影,胡梦圆,钱志鸿.基于Wi-Fi子载波互信息的人体呼吸感知系统[J]. *通信学报*, 2024, 45(2): 240-253.  
LIU Y, HU M Y, QIAN Z H. Human breathing perception system based on Wi-Fi subcarrier mutual information[J]. *Journal on Communications*, 2024, 45(2): 240-253.
- [8] XIE X C, ZHANG D H, LI Y D, et al. Robust Wi-Fi respiration sensing in the presence of interfering individual[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(8): 8447-8462.
- [9] SHANG F, YANG P L, YAN D W, et al. LiqImager: fine-grained liquid identification and container imaging system with COTS Wi-Fi devices[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2024, 8(1): 1-29.

- [10] CHEN Y D, XU C Z, LI K X, et al. Wireless sensing for material identification: a survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2024, 27(3): 1598-1617.
- [11] HE Y H, LIU J W, LI M, et al. SenCom: integrated sensing and communication with practical WiFi[C]//*Proceedings of the 29th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. New York: ACM Press, 2023: 1-16.
- [12] WEI Z Q, QU H Y, WANG Y, et al. Integrated sensing and communication signals toward 5G-A and 6G: a survey[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(13): 11068-11092.
- [13] HUA J Y, SUN H Y, SHEN Z Y, et al. Accurate and efficient wireless device fingerprinting using channel state information[C]//*Proceedings of the IEEE INFOCOM 2018 - IEEE Conference on Computer Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1700-1708.
- [14] WANG W Z, NIYATO D, XIONG Z H, et al. AUTHFi: cross-technology device authentication via commodity WiFi[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2025, 24(8): 6765-6779.
- [15] 张大庆, 张扶桑, 吴丹, 等. 基于 CSI 的通信感知一体化设计: 问题、挑战和展望[J]. *移动通信*, 2022, 46(5): 9-16.
- ZHANG D Q, ZHANG F S, WU D, et al. Design of CSI-based integrated sensing and communication: issues, challenges and prospects[J]. *Mobile Communications*, 2022, 46(5): 9-16.
- [16] XU K, WANG J T, ZHU H Y, et al. Evaluating self-supervised learning for WiFi CSI-based human activity recognition[J]. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2025, 21(2): 1-38.
- [17] 姜宇. 新型的 CFO 估计方法及其应用的研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2021.
- JIANG Y. Research on new CFO estimation method and its application [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2021.
- [18] 黄艳艳, 彭华. 基于 SOMP 方法的分布式 MIMO 系统载波频偏估计[J]. *通信学报*, 2018, 39(8): 133-139.
- HUANG Y Y, PENG H. Carrier frequency offsets estimation for distributed MIMO system based on SOMP method[J]. *Journal on Communications*, 2018, 39(8): 133-139.
- [19] 储长财. OFDM 系统频偏估计算法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2016.
- CHU C C. The research of carrier frequency offset estimation algorithms in OFDM system [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2016.
- [20] COUTINHO F D L, SILVA H S, GEORGIEVA P, et al. A novel CNN-based channel estimation algorithm in the presence of phase noise and CFO[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2024, 13(1): 193-197.
- [21] CHENG Q Q, SHI Z G, NGUYEN D N, et al. Sensing OFDM signal: a deep learning approach[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(11): 7785-7798.
- [22] SINGH A, SAHA S. Machine/deep learning based estimation and detection in OFDM communication systems with various channel imperfections[J]. *Wireless Networks*, 2022, 28(6): 2637-2650.
- [23] GJENGSET J, XIONG J, MCPHILLIPS G, et al. Phaser: enabling phased array signal processing on commodity WiFi access points[C]//*Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. New York: ACM Press, 2014: 153-164.
- [24] ZHANG L Y, WANG H Y. 3D-WiFi: 3D localization with commodity WiFi[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(13): 5141-5152.
- [25] HAN F Y, WAN C C, YANG P L, et al. ACE: accurate and automatic CSI error calibration for wireless localization system[C]//*Proceedings of the 2020 6th International Conference on Big Data Computing and Communications (BIGCOM)*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 15-23.
- [26] XIE Y, ZHANG Y, LIANDO J C, et al. Swan: Stitched Wi-Fi antennas[C]//*Proceedings of the 24th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom'18)*. New York: ACM Press, 2018: 51-66.
- [27] TEWES S, SEZGIN A. WS-WiFi: wired synchronization for CSI extraction on COTS-WiFi-transceivers[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(11): 9099-9108.
- [28] SHI F Z, LI W D, AMIRI A, et al. Pi-NiC: indoor sensing using synchronized off-the-shelf wireless network interface cards and raspberry pi[C]//*Proceedings of the 2022 2nd IEEE International Symposium on Joint Communications & Sensing (JC&S)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-6.
- [29] GONG W, LIU J C. RoArray: towards more robust indoor localization using sparse recovery with commodity WiFi[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2019, 18(6): 1380-1392.
- [30] VASISHT D, KUMAR S, KATABI D. Decimeter-Level localization with a single WiFi access point[C]//*13th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI 16)*. Berkeley: USENIX Association, 2016: 165-178.
- [31] SHI F Z, LI W D, TANG C, et al. Doppler sensing using WiFi round-trip channel state information[C]//*Proceedings of the 2023 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*. Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-6.
- [32] ZENG Y W, WU D, XIONG J, et al. FarSense: Pushing the range limit of WiFi-based respiration sensing with CSI ratio of two antennas[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2019, 3(3): 1-26.
- [33] MENEGHELLO F, CHEN C, CORDEIRO C, et al. Toward integrated sensing and communications in IEEE 802.11ax Wi-Fi networks[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2023, 61(7): 128-133.
- [34] LI R, DUAN Y, DU R, et al. Reshaping WiFi ISAC with high-coherence hardware capabilities[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2024, 62(9): 114-120.
- [35] BRAHMI S, YAZID M, OMAR M. Multiuser access via OFDMA technology in high density IEEE 802.11ax WLANs: a survey[C]//*Proceedings of the 2020 Second International Conference on Embedded & Distributed Systems (EDiS)*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 105-110.
- [36] NUNEZ D, SMITH M, BELLALTA B. Multi-AP coordinated spatial reuse for Wi-Fi 8: group creation and scheduling[C]//*Proceedings of the 2023 21st Mediterranean Communication and Computer Networking Conference (MedComNet)*. Piscataway: IEEE Press, 2023: 203-208.
- [37] WANG W, LIU A X, SHAHZAD M, et al. Device-free human activity recognition using commercial WiFi devices[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2017, 35(5): 1118-1131.
- [38] HALPERIN D, HU W J, SHETH A, et al. Tool release: gathering 802.11 n traces with channel state information[J]. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2011, 41(1): 53.
- [39] XIONG J, SUNDARESAN K, JAMIESON K. ToneTrack: leveraging

frequency-agile radios for time-based indoor wireless localization[C]// Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York: ACM Press, 2015: 537-549.

- [40] XIONG J, JAMIESON K. ArrayTrack: a fine-grained indoor location system[C]//10th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI 13). Berkeley: USENIX Association, 2013: 71-84.
- [41] SALARI S, CHAN F. Joint CFO and channel estimation in OFDM systems using sparse Bayesian learning[J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(1): 166-170.
- [42] JIANG Z P, LUAN T H, REN X C, et al. Eliminating the barriers: demystifying Wi-Fi baseband design and introducing the PicoScenes Wi-Fi sensing platform[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(6): 4476-4496.

#### [作者简介]



李瑞 (1983-), 男, 山西芮城人, 博士, 西安电子科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为物联网、智能感知、分布式网络、多智能体、区块链等。



段渝 (1994-), 男, 山西太原人, 西安电子科技大学博士生, 主要研究方向为智能感知、通信感知一体化、无线信号处理、具身智能、人机交互、区块链技术等。



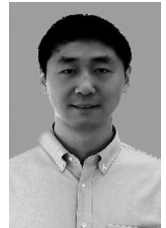
张岱阳 (1997-), 男, 山东济南人, 西安电子科技大学博士生, 主要研究方向为Wi-Fi感知、无线信号处理、脑机接口等。



谢卓煜 (1997-), 男, 陕西商洛人, 西安电子科技大学博士生, 主要研究方向为具身智能、智能大语言模型应用等。



徐悦甍 (1989-), 男, 山东潍坊人, 博士, 西安电子科技大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为服务计算、边缘计算等。



蒋志平 (1987-), 男, 陕西蒲城人, 博士, 西安电子科技大学副教授, 主要研究方向为无线感知、基带信号处理、通信感知一体化等。