

WiCAL: 基于协同天线阵列的精确 Wi-Fi 3D 定位

Fuhai Wang, *Student Member, IEEE*, Zhe Li, Rujing Xiong, *Student Member, IEEE*,
Tiebin Mi, *Member, IEEE*, and Robert Caiming Qiu, *Fellow, IEEE*

摘要—准确的三维定位对于实现下一代 Wi-Fi 通信系统中的高级传感功能至关重要。本研究通过部署多个协作天线阵列探讨了 Wi-Fi 网络中多静态定位的潜力。这些阵列提供的协作增益有两个方面: (i) 天线元件之间在波长尺度上的阵内相干增益, 以及 (ii) 阵列间的协作增益。为了评估这种方法的可行性和性能, 我们开发了 WiCAL (Wi-Fi 协作天线定位), 这是一个基于商用 Wi-Fi 基础设施构建的系统, 配备了均匀矩形阵列 (URA)。这些阵列由标准接入点或用户设备中可用的嵌入式射频 (RF) 链驱动, 从而消除了在多输入多输出 (MIMO) 系统中通常需要的复杂、昂贵且耗能的多发射器模块。为了应对由 RF 链复用引入的相位偏移, 我们提出了一个三阶段、细粒度的相位对齐方案, 以同步每个阵列内天线元件之间的信号。采用双向空间平滑 MUSIC 算法来估计到达角 (AoA), 并减轻由相关干扰引起的性能下降。为了进一步利用阵列间的协作增益, 我们详细阐述了分布式 URA 之间的同步机制, 该机制通过绕过中间角度估计实现直接位置确定。一旦同步, 分布式 URA 有效地形成了一个虚拟大规模阵列, 显著增强了空间分辨率和定位精度。WiCAL 使用在 5.2 GHz 频段工作的 3×4 URA 进行了验证。实验结果表明, 在阵内相干处理下, 系统在仰角上的中位数 AoA 估计误差为 1° , 在方位角上为 1.5° 。对于阵列间协作, 该系统使用两个 URA 实现了 15.6 cm 的中位定位误差, 优于最先进的方法。

Index Terms—协作天线阵列, 多路复用射频链路, 波长级相干, 阵列间协作, 到达角 (AoA), 联合三维 Wi-Fi 定位。

I. 介绍

本研究得到了国家自然科学基金项目 (项目编号: 12141107)、武汉市重点研发计划 (项目编号: 2024050702030100) 以及华中科技大学跨学科研究计划 (2023JCYJ012) 的支持。(通讯作者: 米铁斌)

F. Wang 隶属于华中科技大学电子信息与通信学院, 武汉 430074, 中国, 同时也隶属于华中科技大学人工智能研究院, 武汉 430074, 中国。(电子邮件: wangfuhai@hust.edu.cn)

Z. Li, R. Xiong, T. Mi 和 R. Qiu 隶属于华中科技大学电子信息与通信学院, 武汉 430074, 中国。(电子邮件: lizhe22@hust.edu.cn; rujing@hust.edu.cn; mitiebin@hust.edu.cn; caiming@hust.edu.cn)

确的 3D 定位是 Wi-Fi 感知的基本特性, 尤其是在未来集成感知和通信系统中。新兴应用需要低成本、高精度的定位解决方案, 包括室内定位 [1], [2]、低空经济 [3], [4]、自主导航 [5], [6]、无线通信 [7], [8] 和虚拟现实 [9], [10] 等。作为无线通信的关键推动者, 天线阵列技术现在越来越多地被应用于 Wi-Fi 网络。在此背景下, 模仿蜂窝网络的多输入多输出 (MIMO) 技术代表了初步尝试 [11]。然而, 与蜂窝基础设施不同, Wi-Fi 网络中的接入点 (APs) 和用户设备对成本高度敏感 [12], 这需要在阵列性能和实施复杂性之间进行谨慎权衡。

Wi-Fi 系统中一种具有成本效益的方法是利用有限数量的射频 (RF) 链来支持较大的天线阵列, 从而无需为每个天线元素配置专用 RF 链。当前的天线阵列扩展方法大致可以分为两类: 基于功率分配器的方法 [13] 和基于 RF 开关的方法 [14]。基于功率分配器的方法配置专用 RF 链以实现多个 Wi-Fi 网络接口卡 (NICs) 之间天线的同步。这种方法的固有限制是其同步效率低。此外, 尽管实现了天线级别的对齐, 但一个显著缺点是跨 NICs 的异步 CSI 获取, 这需要分布式处理后续算法, 并显著增加整体系统复杂性。基于开关的方法代表了一类在 Wi-Fi 网络中被青睐的多路复用技术, 以其对 RF 资源的有效利用而闻名 [15]。值得注意的例子包括 iArk [16] 和 SWAN [14]。后续研究表明, 这些方法能够提取更精确的参数, 包括到达角 (AoA) [17], [18]、飞行时间 [19], [20] 和多普勒频移 [21], [22]。这些参数已经成为在各种环境中确定设备或用户位置的关键指标。

从天线阵列的角度来看, 通过多个阵列实现的协同增益是双重的。首先, 单个阵列内天线元素之间同步信号所实现的波长级别的阵列内相干增益促进了高

分辨率 AoA 估计。其次，跨不同站点部署的阵列之间的协作进一步提高了定位精度。在 RF 链多路复用方案中，实现波长级别相干增益的主要挑战在于补偿多路复用过程中引入的相位偏移。由于硬件异质性，Wi-Fi 系统中的天线同步尤其困难。即使实现了同步，缓解相关信号干扰的影响仍然至关重要，因为在实际 Wi-Fi 环境中，由于多路径传播，这种干扰是常见的。另一方面，在阵列间层面获得协作增益需要精心的算法设计。核心挑战在于从分布式 APs 收集的嘈杂且不完美的测量中估计真实位置。尽管一些研究已经探讨了基于 Wi-Fi 的 2D 定位 [2], [23]，将这些方法扩展到稳健的 3D 定位仍然是一个开放且具有挑战性的问题。

A. 贡献

本文提出了 Wi-Fi 协作天线定位 (WiCAL)，这是一个用于 Wi-Fi 网络中高精度三维定位的新框架。在硬件层面上，WiCAL 采用了一种基于切换天线阵列的创新架构，使得具有有限数量射频链的设备能够高效驱动更大的天线阵列。结合先进的数据融合算法，该架构支持多个均匀矩形阵列 (URAs) 的联合定位。本文的主要贡献总结如下：

- **协同天线阵列设计。** 我们提出了 WiCAL，一个用于 Wi-Fi 网络中 3D 定位的实用框架，专为协同天线阵列设计。这些阵列由接入点或用户设备中可用的嵌入式 RF 链的复用驱动。与传统 MIMO 系统中通常采用的复杂多发射模块不同，基于开关的设计显著减少了硬件成本和系统复杂性。为解决 RF 链复用引入的相位偏移，开发了一个三阶段的细粒度相位对齐方法，以同步天线元件间的 CSI。
- **3D 定位算法。** 我们提出了一种用于多站点 3D 定位的两步算法。第一步利用天线元件之间的同步信号，并采用双向空间平滑 MUSIC 算法来估计 AoAs，同时减轻由于多路径传播引起的相关干扰导致的性能下降。第二步通过应用稳健的最近点估计方法，从 AoA 估计集合中逼近源位置，利用阵列间协作增益。此外，我们开发了一个阵列间同步框架，能够通过绕过中间 AoA 估计直接进行位置确定 (DPD)。同步后，分布式 URAs 有效地构成了一个虚拟的大规模阵列，显著增强了空间分辨率和定位精度。最后，介绍了一种渐进的局部遍历策略，用于迭代精炼位置估计。

• **性能验证。** 我们开发了一款硬件原型来评估 WiCAL 的性能。在包括多源 3D AoA 估计、定位和追踪的多种场景中进行了广泛测试。实验结果表明，在阵列内相干处理下，海拔方向的 AoA 中位误差为 1° ，方位角中位误差为 1.5° 。对于阵列间协作，WiCAL 使用两个 URAs 实现了 15.6 厘米的中位定位误差。据我们所知，这代表了首个仅使用商用 Wi-Fi 设备实现最先进的 3D 定位的系统。

B. 先前的工作

1) 3D 定位： 基于无线的定位技术包括蓝牙、UWB、毫米波和 Wi-Fi，每种技术都提供了针对特定应用场景的独特优势。蓝牙是一种低成本的解决方案，但由于其依赖接收信号强度，其精度仅限于几米，使其不适用于高精度应用 [24]。UWB 是一种利用宽带的短程技术，通过到达时间测量可以实现厘米级精度。然而，它的范围有限，并且由于障碍物而高度易受信号衰减影响 [24]。虽然毫米波技术在高精度 3D 定位方面具有潜力，但它仍然面临着高功耗和对环境条件敏感等挑战 [23]。

Wi-Fi 广泛应用于室内环境，通过信号强度 [25], [26]、CSI [27], [28] 或飞行时间测量支持定位 [22], [29]–[31]。相位同步的 CSI 数据使得 AoA 定位方法的应用成为可能。现有的 AoA 估计算法包括多种技术，如 MUSIC、ESPRIT、Capon、SPICE 以及基于压缩感知 (CS) 的方法 [29], [32]。然而，相关信号、有限的天线数量以及 3D 定位任务带来的更高维度的计算复杂性仍然是挑战。

2) 分布式阵列定位： 分布式阵列提供了多种优势，包括更大的空间多样性和更高的可靠性 [33]。基于 AoA 的方法以其高精度著称，但需要有效的同步和分布式天线阵列的孔径合成 [33]。文献 [34] 中强调了使用分布式 Wi-Fi 的联合 2D AoA 估计。该研究提出的算法创新优于之前的工作，如 SpotFi [17]。然而，相干分布式定位提出了一个显著更难的挑战，因为它要求在现场对天线的相对电气状态进行对齐。这需要确保所有节点在同一频率上运行，校准内部子系统延迟造成的相位误差，并估计和纠正节点相对位置引起的相位和时间差异。为应对新兴的 3D 分布式定位挑战，我们的研究引入了分布式阵列之间的相位同步和数据级融合计算作为潜在解决方案。

3) 基于开关的天线阵列： 与传统 MIMO 和众多设备中使用的移相器相比，基于开关的架构降低了成

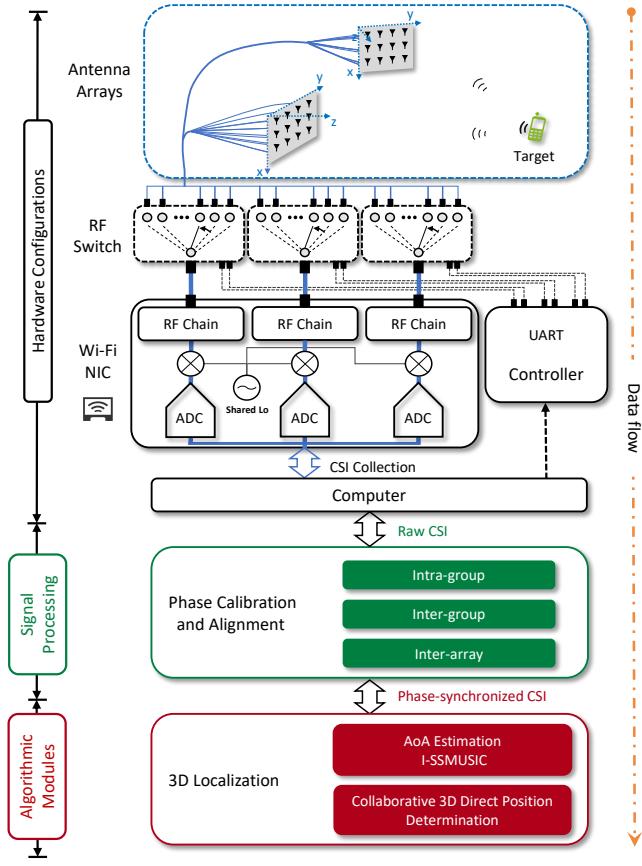


图 1. WiCAL 的系统概述。

本、复杂性和功耗。iArk [16] 是一种基于开关的架构，利用单个 $1.5 \text{ m} \times 1.5 \text{ m}$ 的天线阵列进行3D定位，并配合专用的USRP设备。与我们的方法不同，iArk需要额外的RF端口进行相位校准，以实现所有天线的相位对齐。此外，依赖单个天线板限制了其空间自由度。此外，iArk采用监督的AI方法进行信号融合。相比之下，SWAN [14]是一种基于Wi-Fi的定位方案，但它仅限于2D定位。SWAN没有进一步考虑多角度的分布式定位，仅专注于角度估计。除此之外，以往的研究 [11], [13], [14], [16]依赖于多个同步的RF链路，其中至少有一个链路始终连接到参考天线进行CFO校准 [15]。相比之下，我们提出了一种高利用率的RF链路方法。通过使用带有三个同步RF链路的商用Wi-Fi设备，三单刀N掷（SPNT）开关扩展方案可以将阵列扩展至3N个天线，提供高复用能力。以前的设置中，一个RF链路固定在参考天线上，最多支持 $2N+1$ 个天线。

本文的其余部分组织如下。第 II节详细介绍了切换天线阵列的设计和相位校准。第 III节介绍了一种基于几何的3D快速定位算法，而所提出的协作3D直接位置确定方法在第 IV节中描述。第 V节概述了所

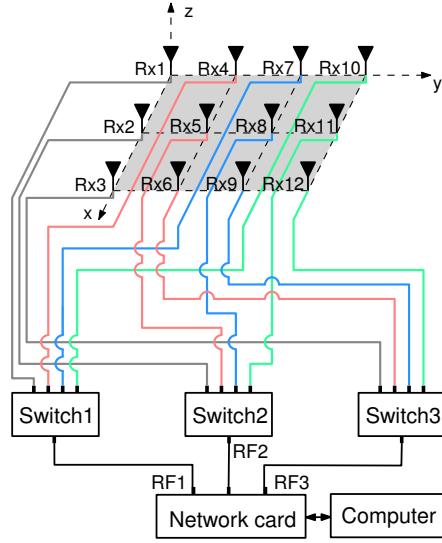


图 2. 切换的URA。每个RF开关的端口连接到一个独特的天线，每组三个天线组合在一起，通过Wi-Fi设备捕获同步CSI数据。每个组用相同的颜色标记。例如，通过使用三个SP4T RF开关，我们可以从总共12个天线收集CSI数据，并组织成4个不同的组。

提WiCAL的原型实现和实验环境。性能评估在第 VI节中给出，最后在第 VII节中是结论和未来工作。

II. 切换天线阵列和相位校准

WiCAL的架构包括三个主要组件：硬件配置模块、信号处理模块和三维定位算法模块，如图 1所示。硬件由一个切换的URA组成，它可以在天线元件之间复用有限数量的射频链路。该设计消除了对额外移相器的需求，从而避免了集成新组件通常所需的高硬件成本。

A. 复用协议与分组

为了支持有限数量射频链路的天线复用，我们开发了一种连接协议，旨在最大化射频链路的使用效率。考虑一个配备三个同步射频链路的标准商用Wi-Fi网卡，通过采用三个单刀N掷（SPNT）射频开关的简单扩展方案，使阵列可以扩展到3N个天线元件。在先前的同步方法中 [11], [14], [16]，每个网卡中的一个专用射频链路永久连接到参考天线，从而将系统限制为最多 $2N+1$ 个天线。

我们协议的核心思想是每个射频开关的端口都连接到一个不同的天线。每组三个天线被分组用于后续的对齐处理。例如，通过使用三个SP4T开关，我们可以从十二个天线元件中收集CSI数据，这些天线被组织成四个不同的组，如图 2所示。每组中的天线，具体为 $\{1, 2, 3\}$, $\{4, 5, 6\}$, $\{7, 8, 9\}$, 以及 $\{10, 11, 12\}$ ，分别通过射频开关连接到 RF_1 、 RF_2 和 RF_3 。

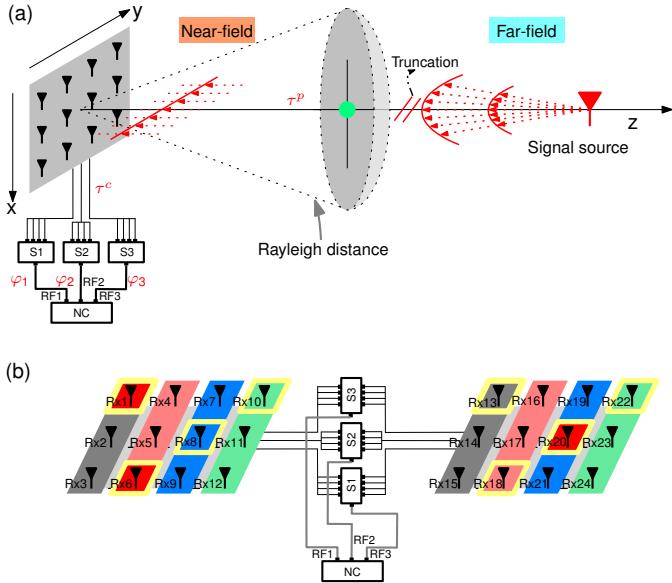


图 3. (a) 信号源放置在天线阵列前方，处于远场条件下，确保 τ^p 在所有天线间保持一致。 (b) 用于组间校准的 CPA 包括天线 {1, 6, 8, 10} 和 {13, 18, 20, 22}，用黄色框标出。天线 {1, 6, 20} 用红色标记，用于阵列间的相位对齐。

B. 相位校准与对齐

在深入研究具体的相位校准和对齐算法之前，我们首先分析导致相位偏移的关键因素。一般来说，相位偏移可以分为三类：组内未知相位偏移 ξ_1 ，这源于射频链路和外部路径（例如电缆和射频开关）之间锁相环（PLL）的初始相位差异 [11]；组间随机相位偏移 ξ_2 ，主要由载波频率偏移（CFO）引入 [14]；以及阵列间跨多个URA的相位偏移，这是由信号源与各URA之间的距离差异造成的。

1) 组内相位校准：理论上，天线阵列在频率 f 处接收到的CSI可以表示为

$$CSI(t, m, f) = e^{-j2\pi f_{\text{CFO}} t} \times \alpha e^{j\varphi_m} e^{-j2\pi f(\tau_m^c + \tau_m^p)}, \quad (1)$$

其中 t 和 m 分别表示时间和天线的索引， f_{CFO} 表示CFO， α 表示信号的衰减系数， φ 表示PLL初始相位。外部路径延迟由外部电缆延迟 τ^c 和传播路径延迟 τ^p 组成。注意，CFO在不同的RF链路中是一致的，因此在组内的三个天线之间不会引入相位偏移。在基于阵列的AoA估计中，由于飞行时间差异 $\tau_{1,m}^p$ 导致的相位差在第 m 个天线和第一个天线之间起着关键作用。因此，必须适当地解决由PLL初始相位 φ 和外部电缆延迟 τ^c 引起的未知相位偏移 [11]。

我们提出了一种用户友好的方法来校准相位偏移，如图 3(a)所示。具体来说，将信号源直接置于天线阵列

的正前方，并在远场区域内，以确保 τ^p 在所有天线之间保持一致（即 $\tau_1^p = \dots = \tau_M^p$ ）。在这些条件下，观察到的相位差主要归因于PLL和外部硬件组件（如电缆和RF开关）引入的偏移。对于每个组，我们详细说明了测量的第一个天线与其他两个天线之间的相位偏移为

$$\begin{aligned} \hat{\varphi}_{12} &= \varphi_2 + 2\pi f(\tau_2^c + \tau_2^p) - [\varphi_1 + 2\pi f(\tau_1^c + \tau_1^p)] \\ &= \varphi_{12} + 2\pi f \tau_{12}^c, \end{aligned} \quad (2)$$

其中 $\varphi_{12} = \varphi_2 - \varphi_1$ 和 $\tau_{12}^c = \tau_2^c - \tau_1^c$ 。类似地， $\hat{\varphi}_{13} = \varphi_{13} + 2\pi f \tau_{13}^c$ ，其中 $\varphi_{13} = \varphi_3 - \varphi_1$ ， $\tau_{13}^c = \tau_3^c - \tau_1^c$ 且 $\tau_1^p = \tau_3^p$ 。

通过从传入信号中减去测量的相位偏移，如图 4(a)所示，未知的相位差被有效地抵消，从而得到校正后的第 g 组的组内CSI相位偏移 $\hat{\varphi}_{g,12}$ 和 $\hat{\varphi}_{g,13}$ 。

2) 组间相位对齐：不同组的CSI测量是以时分方式收集的，导致组间相位不对齐。跨组对齐CSI的关键在于估计组间随机相位偏移，这些偏移源自时变相位项 $2\pi f_{\text{CFO}} t$ 。我们提出了一种高效的方法，该方法利用射频开关选择的灵活性，在每组内的专用天线上进行冗余CSI采样，从而实现比基于冗余天线的方法更高的射频链利用率 [14]。这些专用独立天线称为校准点天线（CPAs），有助于跨数据包实现精确的相位对齐。

例如，我们将12个天线分为四组，如第 II-A节所述。将天线{1, 6, 8, 10}指定为CPAs，并分别在其他两个天线组{1, 6, 8}和{6, 8, 10}上进行冗余采样。首先，使用组内相位校准方法消除所有组内的初始相位误差。然后，使用冗余CSI测量在天线{1, 6, 8, 10}上进行相位对齐。最后，各组内的CPAs相位与从组间同步获得的参考相位对齐，如图 4(b)所示。这个过程最终使得通过射频开关扩展的天线阵列的孔径合成成为可能，使得对齐的CSI能够可靠地用于高级信号分析。

3) 阵列间相位对齐：部署多个URA对于3D定位至关重要，因为它通过分布式测量提供了多样化的空间视角。此外，可以使用射频开关实现这些分布式阵列之间的相位同步。通过控制射频开关，我们利用三个射频链来测量两个分布式阵列之间的相位差。设两个URA的位置分别表示为 $\mathbf{c}_1 = (x_1, y_1, z_1)$ 和 $\mathbf{c}_2 = (x_2, y_2, z_2)$ 。对于位于 $\mathbf{c} = (x, y, z)$ 的信号源，两个URA接收到的信号之间的相位差可以表示为

$$\Delta\gamma(\mathbf{c}) = 2\pi (\|\mathbf{c} - \mathbf{c}_1\|_2 - \|\mathbf{c} - \mathbf{c}_2\|_2) / \lambda, \quad (3)$$

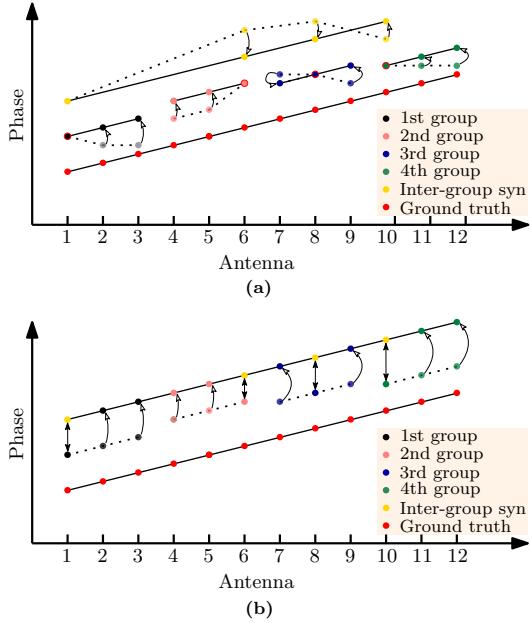


图 4. 相位校准和对齐。(a) 组内校准消除了由射频链引入的相位偏移。(b) 为了从单个CSI测量中合成一个虚拟相位同步的CSI, 我们使用组间同步来对齐由CFO引起的相位偏移。

其中 λ 表示波长, $\|\cdot\|_2$ 代表欧几里得范数。天线元件之间的相位差对于估计信号源的位置至关重要。

使用三个SP8T开关, 最多可复用24个天线, 如图3(b)所示。捕获以红色标出的天线{1, 6, 20}的CSI, 以测量两个URA之间的阵列间相位差 $\Delta\hat{\gamma}$ 。这种复用方案的一个优势是它与现有Wi-Fi通信协议完全兼容, 因为它完全在物理层运行, 仅需在数据链层进行微量控制, 从而确保与当前和未来的Wi-Fi标准无缝集成。

C. URA 天线间距设计

在感知空间中, 可扫描区域与最大天线单元间距 d_{\max} 之间的关系由以下公式给出 [35]

$$d_{\max} = \frac{\lambda}{1 + |\sin \theta_L|}, \quad (4)$$

其中, θ_L 表示从正向扫描的最大角度。在实际应用中, 由于孔径阻抗不匹配及相关增益下降, 平面天线很少设计为在单一平面上扫描超过 120° [36]。为了确保稳健的性能, 我们设计了一个最大扫描角为 60° 且单元间距为 $d = 0.54\lambda$ 的URA。与半波长间距的阵列相比, 增大的天线间距可能由于更大的天线孔径而增强角分辨率 [37]。

III. 基于几何的三维快速定位

开发了一种用于多静态三维定位的两步算法。在第一步中, 采用改进的MUSIC算法来在波长尺度上利

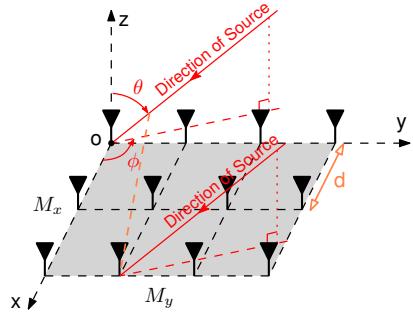


图 5. URA由 $M_x \times M_y$ 天线组成, 其中 M_x 和 M_y 表示沿 x 轴和 y 轴的天线数量。

用阵列内的相干增益, 同时减轻来自相关干扰的降级。第二步通过应用稳健的最近点估计算法, 利用跨多个阵列的阵列间合作增益, 从一组AoA估计中逼近真实的交点。

A. URA天线的信号建模

全面理解与URA相关的前向测量过程对于实现高分辨率的AoA估计至关重要。如图5所示, URA由 $M = M_x \times M_y$ 个天线组成, 在 xoy 平面上沿 X 和 Y 方向均匀间隔为 d , 并采用球坐标系表示入射平面波的方向。设 L 为入射源的数量。对于第 l 个源, 俯仰角 $\theta \in [0, \pi/2]$ 是从 z 轴向下测量的, 方位角 $\phi \in [0, 2\pi)$ 是从 x 轴逆时针测量的。我们引入导向向量 $\mathbf{a}(\theta_l, \phi_l)$ 来表征每个天线相对于第一个天线遇到的额外相位。对于URA, 导向向量可以表示为

$$\mathbf{a}(\theta_l, \phi_l) = \mathbf{a}_y(\theta_l, \phi_l) \otimes \mathbf{a}_x(\theta_l, \phi_l), \quad (5)$$

其中 \otimes 表示克罗内克积。向量 $\mathbf{a}_x(\theta_l, \phi_l)$ 和 $\mathbf{a}_y(\theta_l, \phi_l)$ 分别代表沿 X 和 Y 方向的导向向量, 给出为

$$\mathbf{a}_x(\theta, \phi) = [1 \ u(\theta, \phi) \ \cdots \ u(\theta, \phi)^{M_x-1}]^\top, \quad (6)$$

$$\mathbf{a}_y(\theta, \phi) = [1 \ v(\theta, \phi) \ \cdots \ v(\theta, \phi)^{M_y-1}]^\top, \quad (7)$$

其中 $u(\theta, \phi) = e^{j2\pi d/\lambda \sin \theta \cos \phi}$ 和 $v(\theta, \phi) = e^{j2\pi d/\lambda \sin \theta \sin \phi}$ 。

URA的前向测量过程可以以矩阵形式表示为

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{A}(\theta, \phi) \cdot \mathbf{s}(t) + \boldsymbol{\epsilon}(t), \quad (8)$$

其中 $\mathbf{y}(t) \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 表示在时间 t 通过 M 个天线接收到的信号向量。矩阵 $\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_1, \phi_1) \ \mathbf{a}(\theta_2, \phi_2) \ \cdots \ \mathbf{a}(\theta_L, \phi_L)]$ 表示导向矩阵, 其中

每列对应一个不同的到达方向。向量 $\mathbf{s}(t) \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 包含源信号， $\epsilon(t)$ 是零均值方差为 σ^2 的复高斯噪声向量。

在多快照场景中，前向T测量过程描述为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{S} + \mathbf{N}, \quad (9)$$

其中 $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}(1), \dots, \mathbf{y}(T)] \in \mathbb{C}^{M \times T}$ 是跨 T 个时间快照的接收信号矩阵， $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_T] \in \mathbb{C}^{L \times T}$ 表示源信号矩阵， $\mathbf{N} \in \mathbb{C}^{M \times T}$ 代表噪声。

B. 经典二维MUSIC算法

MUSIC算法广泛用于通过特征值分解进行到达角估计。基于模型(9)，接收到的信号的协方差矩阵表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{R} &= E[\mathbf{Y}\mathbf{Y}^H] \\ &= \mathbf{A}\mathbf{R}_{ss}\mathbf{A}^H + \sigma^2\mathbf{I}, \end{aligned} \quad (10)$$

其中 $\mathbf{R}_{ss} = E[\mathbf{S}\mathbf{S}^H]$ 为源信号的相关矩阵。与最大 D 个特征值相关的 \mathbf{R} 的特征向量组成信号子空间 \mathbf{E}_S ，而其余特征向量组成噪声子空间 \mathbf{E}_N 。二维MUSIC到达角伪谱定义为

$$\mathbf{P}_M(\theta, \phi) = \frac{\mathbf{a}^H(\theta, \phi)\mathbf{a}(\theta, \phi)}{\mathbf{a}^H(\theta, \phi)\mathbf{E}_N\mathbf{E}_N^H\mathbf{a}(\theta, \phi)}. \quad (11)$$

该伪谱中峰值对应的角度提供了入射信号方向的估计。

C. 用于三维到达角的I-SSMUSIC

与二维到达角估计相比，三维到达角估计需要显著更高的计算复杂度。此外，三维定位任务还面临多径传播严重性的增加。一种众所周知的基于子空间的方法的局限性是在存在相关源的情况下性能下降，主要是由于协方差矩阵的秩不足。一个显著的解决方案是空间平滑技术。

我们现在介绍一种改进的MUSIC算法，采用二维空间平滑，称为I-SSMUSIC，专为URA设计。基于(9)，大小为 $M_1 \times M_2$ 的第 (m_1, m_2) 个平滑子阵形式上表示为

$$\mathbf{Y}_{m_1 m_2} = \mathbf{A}_1 \mathbf{D}_x^{m_1-1} \mathbf{D}_y^{m_2-1} \cdot \mathbf{S} + \mathbf{N}_{m_1 m_2}, \quad (12)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{D}_x &= \text{diag}[u(\theta_1, \phi_1), \dots, u(\theta_L, \phi_L)], \\ \mathbf{D}_y &= \text{diag}[v(\theta_1, \phi_1), \dots, v(\theta_L, \phi_L)]. \end{aligned} \quad (13)$$

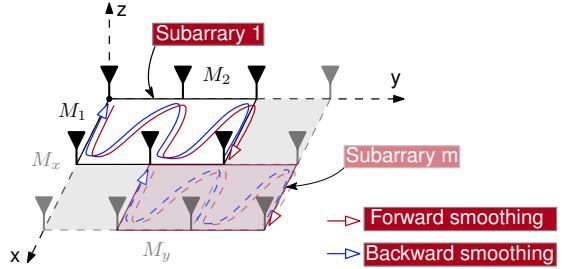


图 6. 对每个子阵列应用前后空间平滑的 URA 的 I-SSMUSIC。

这里 $\mathbf{N}_{m_1 m_2}$ 是第 (m_1, m_2) 个子阵的噪声矩阵， $\mathbf{A}_1 = [\mathbf{a}_1(\theta_1, \phi_1) \ \mathbf{a}_1(\theta_2, \phi_2) \ \dots \ \mathbf{a}_1(\theta_L, \phi_L)]$ 是导向矩阵，其中每个 $\mathbf{a}_1(\theta_l, \phi_l)$ 由以下公式给出

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_1(\theta_l, \phi_l) &= \mathbf{a}_{y, M_1}(\theta_l, \phi_l) \otimes \mathbf{a}_{x, M_1}(\theta_l, \phi_l), \\ \mathbf{a}_{x, M_1}(\theta, \phi) &= [1 \ u \ \dots \ u^{M_1-1}]^\top, \\ \mathbf{a}_{y, M_2}(\theta, \phi) &= [1 \ v \ \dots \ v^{M_2-1}]^\top. \end{aligned} \quad (14)$$

使用(12)，我们可以重新表述(10)中的表达式。因此，第 (m_1, m_2) 个子阵的协方差矩阵为

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{m_1 m_2}^f &= \mathbf{A}_1 \mathbf{D}_x^{m_1-1} \mathbf{D}_y^{m_2-1} \mathbf{R}_{ss} (\mathbf{D}_y^{m_2-1})^\top \\ &\quad \times (\mathbf{D}_x^{m_1-1})^\top \mathbf{A}_1^H + \sigma^2 \mathbf{I}. \end{aligned} \quad (15)$$

在空间平滑方案中，前向平滑协方差矩阵 \mathbf{R}^f 通过平均所有前向子阵的协方差矩阵获得，得到

$$\mathbf{R}^f = \frac{1}{H_x H_y} \sum_{m_1=1}^{H_x} \sum_{m_2=1}^{H_y} \mathbf{R}_{m_1 m_2}^f = \mathbf{A}_1 \mathbf{R}_s^f \mathbf{A}_1^H + \sigma^2 \mathbf{I}, \quad (16)$$

其中 $H_x = M_x - M_1 + 1$ 和 $H_y = M_y - M_2 + 1$ 。类似地，我们将前向平滑源协方差矩阵记为 \mathbf{R}_s^f ，其定义为

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_s^f &= \frac{1}{H_x H_y} \sum_{m_1=1}^{H_x} \sum_{m_2=1}^{H_y} \mathbf{D}_x^{m_1-1} \mathbf{D}_y^{m_2-1} \mathbf{R}_{ss} \\ &\quad \times (\mathbf{D}_y^{m_2-1})^\top (\mathbf{D}_x^{m_1-1})^\top. \end{aligned} \quad (17)$$

空间平滑协方差矩阵使得即使在存在相干信号的情况下也可以应用基于特征结构的方法进行到达角估计。

空间平滑算法的一个局限性是其倾向于减小有效阵列孔径，这可能会降低感知性能[17]。为了解决这一问题，我们为URA引入了一种前向-后向空间平滑方案，如图6所示。这种双向平滑方法通过利用协方差矩阵的共轭对称性保持孔径大小。

在数学上，前向-后向空间平滑协方差矩阵表示为

$$\mathbf{R}_X = \frac{1}{2} \left(\mathbf{R}^f + \mathbf{I}_v (\mathbf{R}^f)^* \mathbf{I}_v \right), \quad (18)$$

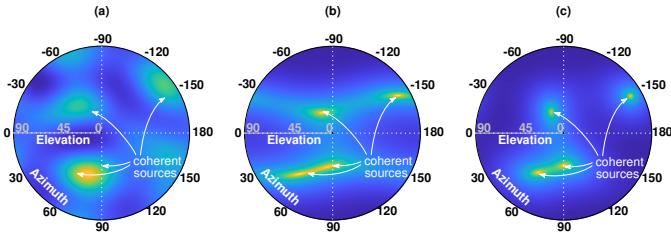


图 7. 使用 3×4 天线阵列生成的四个相关信号源的空间谱。(a)、(b) 和 (c) 分别显示了由 MUSIC、SS-MUSIC 和 I-SSMUSIC 计算的二维空间谱。

其中 $(\mathbf{R}^f)^*$ 是矩阵 \mathbf{R}^f 的共轭矩阵, 以及

$$\mathbf{I}_v = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & 0 & 1 \\ 0 & \cdots & 1 & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 1 & \cdots & 0 & 0 \end{bmatrix}_{M \times M}. \quad (19)$$

通过使用这种平滑协方差矩阵计算伪谱在(11)中, 我们能够在减轻秩不足影响的同时准确估计相关信号。

通过检查(16)和(18), 我们观察到前向平滑子阵的数量, 用 H 表示, 决定了最大可分辨相关源的数量, 而前向-后向平滑则有效地将这一限制增加到 $2H$ 。在典型的室内环境中, 通常多径分量的数量少于五个 [13], [17], 一次前向-后向平滑操作 ($H = 2$) 即可使多达四个不同角度的信号去相关。

我们现在对传统MUSIC、仅前向空间平滑的MUSIC (SS-MUSIC) 和提出的I-SSMUSIC在相同条件下估计四个相关信号角度进行比较评估。URA由 3×4 个天线组成。四个相关信号源发射连续信号, 信噪比为 15 dB, 来自以下角度: $(21.8^\circ, 90^\circ)$, $(32^\circ, 56^\circ)$, $(15^\circ, -60^\circ)$ 和 $(60^\circ, -150^\circ)$ 。空间谱如图 7 所示, 从中可以看出, 提出的I-SSMUSIC优于其他方法。使用I-SSMUSIC估计的到达角是 $(21.8^\circ, 90.8^\circ)$, $(32.4^\circ, 57.2^\circ)$, $(16.4^\circ, -59.6^\circ)$ 和 $(60.2^\circ, -150.6^\circ)$ 。相比之下, 虽然SS-MUSIC能够估计相关信号, 但其分辨率明显较低。其估计的到达角为 $(22.8^\circ, 82.2^\circ)$, $(37.2^\circ, 50.8^\circ)$, $(15.2^\circ, -62^\circ)$ 和 $(58.8^\circ, -149.6^\circ)$ 。而标准MUSIC算法则无法解决相关源, 导致不明确和不准确的到达角谱。

D. 最近几何点估计

通过从多个分布在空间的URA获得的AoA估计, 可以确定信号源的具体位置。理想情况下, 估计的AoA矢量将在源的真实位置相交。然而, 由于测量

误差, 需要一个强大的最近点估计算法来逼近实际的交点。所提出的几何定位 (GP) 方法首先识别每对AoA之间的最近点, 如图 8 的阶段1所示。然后将这些最近点的平均值计算为最终位置估计。

设 l_i 表示与第 i 个URA相关联的估计到达射线。每条射线可以由参数方程表示为

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{r}_1 = \mathbf{c}_1 + t_1 \mathbf{d}_1, \\ \vdots \\ \mathbf{r}_i = \mathbf{c}_i + t_i \mathbf{d}_i, \\ \vdots \\ \mathbf{r}_u = \mathbf{c}_u + t_u \mathbf{d}_u, \end{array} \right. \quad (20)$$

其中 $\mathbf{c}_i \in \mathbb{R}^3$ 表示第 i 个URA的中心, $\mathbf{d}_i \in \mathbb{R}^3$ 是到达射线 l_i 的方向向量。为了识别最佳逼近第 h 个和第 i 个AoA射线交点的向量 $\mathbf{t}_{h,i} = [t_h \ t_i]^\top$, 我们解以下方程

$$\begin{bmatrix} -\mathbf{d}_h^\top \mathbf{d}_h & \mathbf{d}_i^\top \mathbf{d}_h \\ -\mathbf{d}_h^\top \mathbf{d}_i & \mathbf{d}_i^\top \mathbf{d}_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} t_h \\ t_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\mathbf{c}_h - \mathbf{c}_i) \cdot \mathbf{d}_i \\ (\mathbf{c}_h - \mathbf{c}_i) \cdot \mathbf{d}_h \end{bmatrix}. \quad (21)$$

如果没有精确交点, 最小二乘解 $\mathbf{t}^* = [t_{h,i}^* \ t_{i,h}^*]^\top$ 确定两条射线上的最近点对。这些点的坐标为

$$\mathbf{c}_{h,i}^* = \mathbf{c}_h + t_{h,i}^* \mathbf{d}_h, \mathbf{c}_{i,h}^* = \mathbf{c}_i + t_{i,h}^* \mathbf{d}_i. \quad (22)$$

最后, 基于所有 u 个URA的源的估计位置计算为

$$\mathbf{c}^* = \frac{1}{u(u-1)} \sum_{h=1}^{u-1} \sum_{i=h+1}^u (\mathbf{c}_{h,i}^* + \mathbf{c}_{i,h}^*) = [x^*, y^*, z^*]. \quad (23)$$

IV. 协作3D直接位置确定

对于前面描述的最近几何点方法, 协作是在估计的AoA级别进行的, 因为相关的URA彼此之间不同步。鉴于现在已经在每个阵列内的元素之间实现了信号同步, 一个自然的问题是: 这种同步机制能否进一步扩展到阵列间水平, 以实现更大的协作增益? 在本节中, 我们开发了一种旨在促进直接位置确定 (DPD) 的阵列间同步框架 [38], [39]。与之前的最近点估计方法不同, DPD 绕过了中间参数估计, 例如AoA, 而是直接在一步中计算源位置。

为了减少所提出的DPD算法的空间采样开销, 我们首先采用I-SSMUSIC和最近点估计方法来定义一个紧凑的局部空间感兴趣区 (LSoI)。通过对LSoI进行离散化, 我们推导出一个测量模型, 该模型描述了跨多个同步URA的观测过程。通过相对于公共参考信号测量

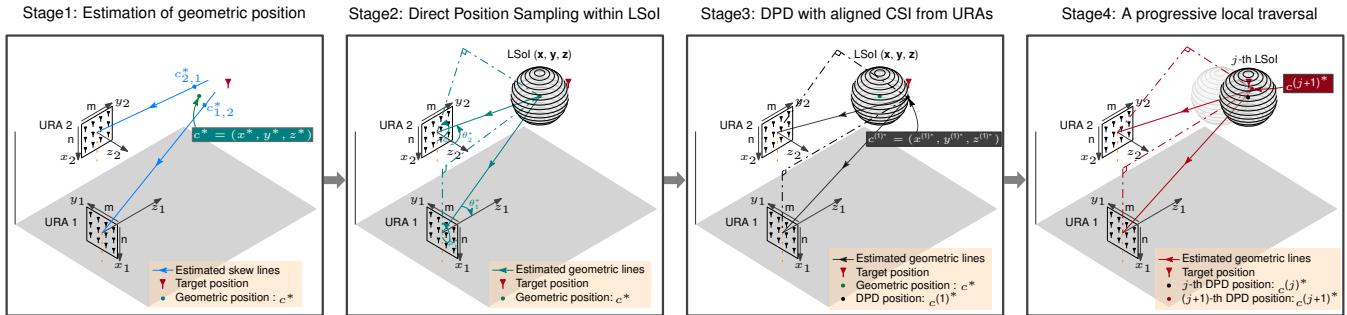


图 8. 协作式三维 DPD 定位。来自两个 URA 的初始独立角度估计产生了两条斜线。采用基于几何的三维定位方法来确定几何位置 (GP)。几何中心作为定义感兴趣局部空间 (LSoI) 的锚点。应用联合三维定位算法进一步优化源位置。

相位差来实现这些阵列之间的同步。一旦建立了同步，分布式URA有效地形成一个虚拟的大规模阵列，使得可以在LSoI内的空间采样点计算MUSIC伪谱。为了进一步扩展LSoI并提高估计精度，我们引入了一种渐进局部遍历策略。整体过程如图 8 所示。

为简化起见，LSoI被配置为一个半径为 R 的球体，其中心为通过I-SSMUSIC算法估计的最近几何点 c^* 。球体以体素大小 q 进行离散化，生成总共 K 个空间采样点。为了构建虚拟大规模阵列的引导矩阵，有必要将每个采样点的笛卡尔坐标转换为相对于每个URA的对应方位角和俯仰角。因此，第*i*个URA的引导矩阵表示为

$$\mathbf{A}_{\text{URA}_i}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}) = [\mathbf{a}_i(x_1, y_1, z_1) \cdots \mathbf{a}_i(x_K, y_K, z_K)], \quad (24)$$

其中 $\mathbf{a}_i(x_k, y_k, z_k)$ 表示与第*i*个URA相关的采样点 (x_k, y_k, z_k) 的引导向量。

对于多个URA之间的同步，应用阵列间相位对齐程序来测量参考信号的相位差 $\Delta\gamma_i \in \mathbb{C}$ ，即URA₁和URA_{*i*}之间。然后，URA_{*i*}的接收信号矩阵调整为 $\hat{\mathbf{Y}}_{\text{URA}_i} = \Delta\gamma_i \cdot \mathbf{Y}_{\text{URA}_i}$ 。因此，两个URA的联合接收信号模型可以表示为

$$\begin{bmatrix} \hat{\mathbf{Y}}_{\text{URA}_1} \\ \hat{\mathbf{Y}}_{\text{URA}_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{\text{URA}_1} \\ \mathbf{A}_{\text{URA}_2} \cdot \Delta\Gamma \end{bmatrix} \cdot \mathbf{S} + \mathbf{N}, \quad (25)$$

其中 $\Delta\Gamma = \text{diag}\{\Delta\gamma_1, \dots, \Delta\gamma_K\}$ 是编码阵列间相位偏移的对角矩阵。

这种方法的关键优势在于合成虚拟阵列的信号子空间由聚合协方差矩阵的主导特征向量所跨越。然后应用基于子空间的MUSIC算法来估计3D LSoI融合谱，如图 8 的阶段3所示。

最后，引入了一种渐进局部遍历方法，以进一步扩展LSoI并提高位置估计的精度。具体而言，如果获得了更新的估计 $\mathbf{c}^{(j)*} = [\hat{x}^{(j)*}, \hat{y}^{(j)*}, \hat{z}^{(j)*}]$ ，则

相应地更新当前LSoI的中心。然后，将LSoI重新置于 $\mathbf{c}^{(j)*}$ 处，并重新生成空间采样点。完整的算法过程，称为DPD2URA，概述在算法 1 中。在实际应用中，搜索半径 R 设为0.1米，体素大小 q 设为0.005米。实验证明，该方法通常在三次迭代内收敛。

V. 原型实现和实验环境

A. 硬件设置

两台计算机分别配备了Intel 5300 NIC，被配置为发送端和接收端。使用Linux CSI工具 [40]在监控模式下捕获每个数据包的CSI。Wi-Fi系统在5.2 GHz的信道40上运行，带宽为40 MHz。信号源以每秒2000个数据包的速率发送，使用全向棒状天线或定向号角天线。为了评估各种定位场景，信号源被安装在一个可移动的平台上，以便精确控制其位置和方向。

我们将24个微型天线排列成两个 3×4 的URA，元件间距为 0.54λ 。这些阵列用作3D AoA估计的接收天线。每个天线是增益为3 dBi的全向棒状天线。元件间距根据URA配置中的仰角 $\theta_L = 60^\circ$ 确定。每个阵列在切换到下一个之前收集50个数据包。完整的数据采集周期大约需要0.1秒。

B. 相位偏移校准

我们展示了相位校准前后两组相位数据的可视化。图 9(a) 显示了组1和组2未经校准的相位响应，而图 9(b) 则展示了相应的校准后相位。由于信号源位于URA右侧的同一水平面上，相位差主要出现在组间，而组内的相位变化则可以忽略不计。

C. 实验环境

我们在两个不同的室内环境中进行实验。第一个是一个展览厅，尺寸为 $8 \text{ m} \times 8 \text{ m} \times 3.5 \text{ m}$ ，包含各种

Algorithm 1: 协作式三维 DPD 算法
(DPD2URA)

Input: Phase calibrated CSI $\{y_i\}_{i=1}^2$, number of antennas M , number of AoA grid points L , steering matrix \mathbf{A} , the number of grid point K .

Output: Location of the source $[\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}]$.

- 1 **for** each URA $i \in 1, 2$ **do**
 - 2 Calculate the covariance matrix \mathbf{R} and \mathbf{R}_X using (18) ;
 - 3 Construct matrix $\mathbf{E}_{i,N}$ using I-SSMUSIC;
 - 4 **for** $l = 1, \dots, L$ **do**
 - 5 $P_{I-M}(\theta_l, \phi_l) = \frac{\mathbf{a}_i(\theta_l, \phi_l)\mathbf{a}_i(\theta_l, \phi_l)}{\mathbf{a}_i(\theta_l, \phi_l)\mathbf{E}_{i,N}\mathbf{E}_{i,N}\mathbf{a}_i(\theta_l, \phi_l)}$;
 - 6 Find the peaks of AoA spectrum;
 - 7 Obtain skew lines and compute the geometric position \mathbf{c}^* using (20) to (23);
 - 8 Calculate the coordinate of grid points $\mathbf{c}_k^{(0)} = [x_k, y_k, z_k], k = 1, \dots, K$;
 - 9 Set steering matrix $\mathbf{A}_{\text{URA}_1}$ and $\mathbf{A}_{\text{URA}_2}$ and obtain the $\hat{\mathbf{Y}}_{\text{URA}_1}$ and $\hat{\mathbf{Y}}_{\text{URA}_2}$ by aligning the phase of URA₁ and URA₂ using (25);
 - 10 Construct matrix $\mathbf{E}_N^{\text{syn}}$ using MUSIC;
 - 11 **repeat**
 - 12 **for** $k = 1, \dots, K$ **do**
 - 13 $P_M(x_k^{(j+1)}, y_k^{(j+1)}, z_k^{(j+1)}) = \frac{\mathbf{a}(x_k^{(j)}, y_k^{(j)}, z_k^{(j)})\mathbf{a}(x_k^{(j)}, y_k^{(j)}, z_k^{(j)})}{\mathbf{a}(x_k^{(j)}, y_k^{(j)}, z_k^{(j)})\mathbf{E}_N^{\text{syn}}\mathbf{E}_N^{\text{syn}}\mathbf{a}(x_k^{(j)}, y_k^{(j)}, z_k^{(j)})}$;
 - 14 Obtain position of the source $\mathbf{c}^{(j+1)*} = [\hat{x}^{(j+1)*}, \hat{y}^{(j+1)*}, \hat{z}^{(j+1)*}]$ within $(j+1)$ -th LSoI;
 - 15 Replace $\mathbf{c}^{(j)*}$ with $\mathbf{c}^{(j+1)*}$;
 - 16 Calculate the new coordinate of grid points $\mathbf{c}_k^{(j+1)}, k = 1, \dots, K$;
 - 17 Set $\mathbf{A}_{\text{URA}_1}^{(j+1)}$ and $\mathbf{A}_{\text{URA}_2}^{(j+1)}$ using (25);
 - 18 $j \leftarrow j + 1$;
 - 19 **until** convergence criterion is met;
 - 20 Select the peak with the largest value of the spectrum;
 - 21 Obtain position of the source $[\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}]$ through DPD.
-

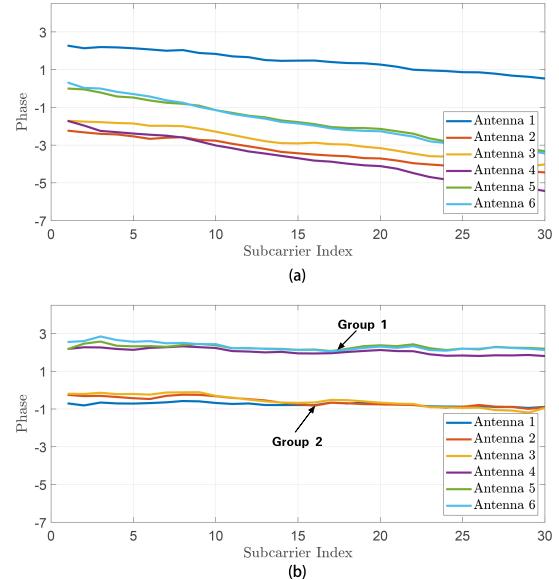


图 9. (a) 收集的原始相位。 (b) 校准后的相位。

室内反射体，如桌子、椅子、混凝土柱和金属障碍物，如图 10(a)所示。该环境为信号传播提供了视距 (LoS) 条件。实验设置的详细视图如图 11所示。

第二个环境是一个更大且更复杂的室内会议室，尺寸为 $13 \text{ m} \times 16 \text{ m}$ ，如图 10(b)所示。由于两个主要因素，这一环境呈现出显著的挑战：视距 (LoS) 信号的衰减是由于在每个 URA 前手动放置的木箱造成的，以及由室内家具和结构混凝土柱引起的多路径传播。

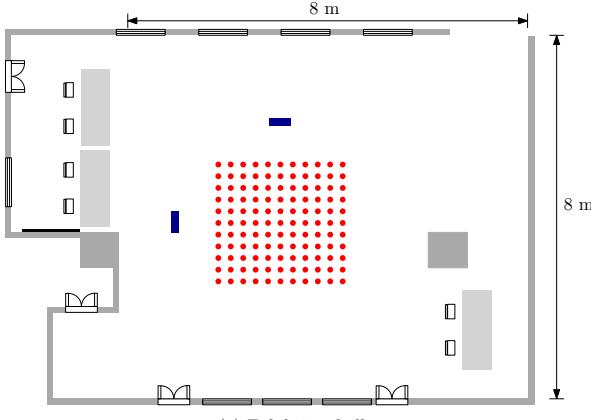
VI. 性能评估

A. AoA 估计性能评估

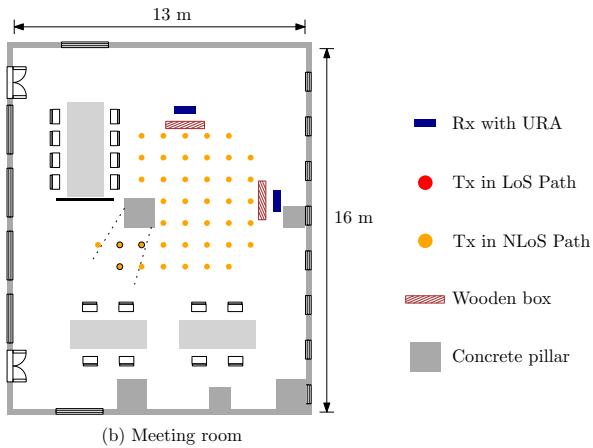
我们首先通过单个URA评估WiCAL在AoA估计中的性能。一个平面测试区域，尺寸为 $4 \text{ m} \times 2 \text{ m}$ ，置于URA正前方2 m处，允许最大视场角约为50度。信号源被置于该区域内的210个不同位置，如图 12所示。

五种具有代表性的算法被实现作为基线：MUSIC、SS-MUSIC [41]、SPICE [42]、 ℓ_1 -范数压缩感知(CS) [29]和一种非参数稀疏恢复方法 [34]。图 13展示了所提出的I-SSMUSIC算法与这些基线方法在方位角和仰角上的AoA估计误差比较。结果显示中值误差在方位角和仰角上分别为 1° 和 1.5° ，而第90百分位误差分别达到 2.1° 和 4° 。I-SSMUSIC算法在AoA估计性能方面显著优于其他算法。

我们进一步研究多相关源的AoA估计。为了产生两个强相干信号，一个功率分配器通过同轴电缆将发射机连接到两个喇叭天线。实验环境如图 14(a)所示。



(a) Exhibition hall



(b) Meeting room

图 10. 实验环境的布局。

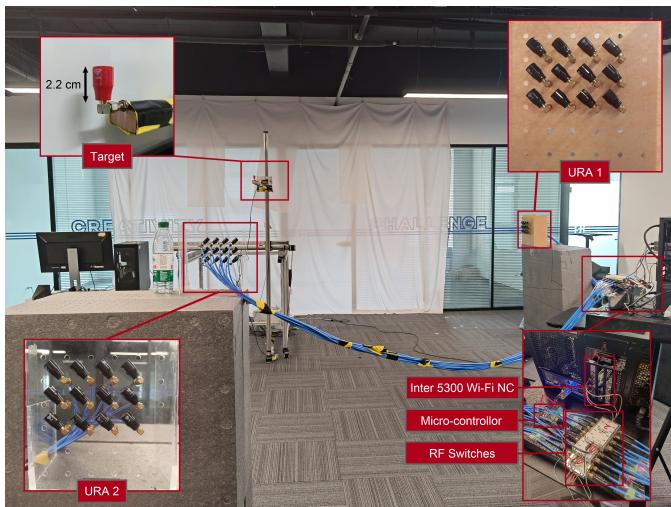


图 11. WiCAL 的实现。所提出的位置系统由两个 URA 组成，通过三个 SP8T 开关连接到单个 Intel 5300 网络接口卡。每个 URA 配备 12 个微天线。

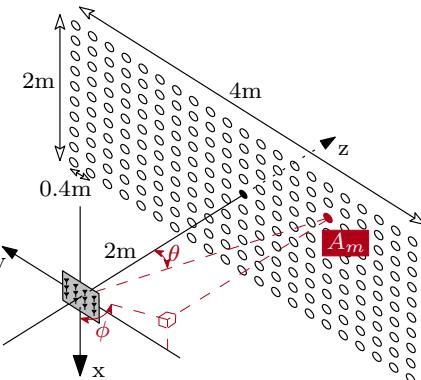


图 12. 三维到达角估计的平面区域。一个发射设备安装在三维移动平台上，以 0.4 m 的间隔在 210 个角度上传输数据。

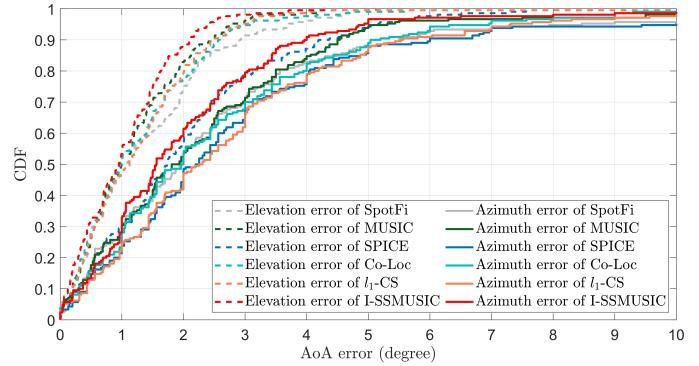
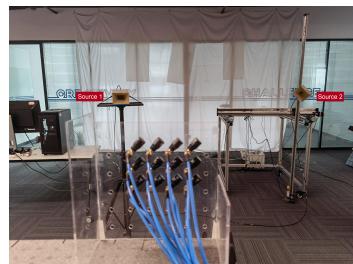


图 13. 三维 AOA 估计误差。

两个喇叭分别置于角坐标 $(14^\circ, 90^\circ)$ 和 $(26.5^\circ, -90^\circ)$ 。I-SSMUSIC 算法获得的估计结果可视化于图 14(b)，其中估计的AoA分别为 $(13.8^\circ, 86^\circ)$ 和 $(27.2^\circ, -86.4^\circ)$ 。两个相关信号都被准确定位，仰角和方位角估计误差分别为 0.45° 和 3.8° 。

B. 通过URAs进行3D定位

在这个实验中，两个 3×4 URAs 被部署以估计源的3D位置。总共 $11 \times 11 \times 5$ 个采样点均匀分布在感兴趣区域内，间距为0.2米，如图 15所示。URAs 分



(a)

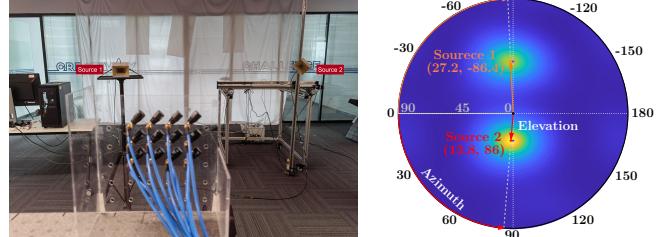


图 14. (a) 两个相干源的实验环境。 (b) 从 I-SSMUSIC 算法获得的结果。

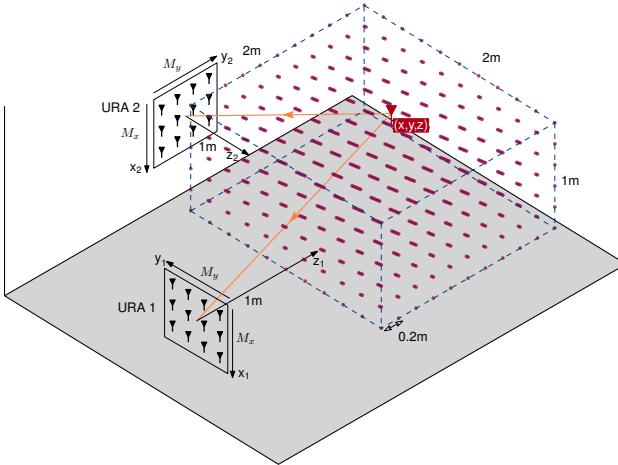


图 15. 两个 URA 协同工作以在三维空间中定位源的联合定位示意图。

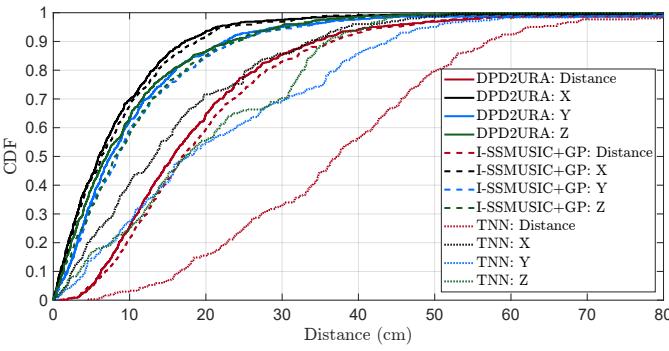


图 16. 提出的 DPD2URA、基于几何的 3D 定位方法 (I-SSMUSIC+GP) 和基于 AI 的 TNN 方法的 3D 定位结果。

别位于 (0米, 2米, 1.17米) 和 (2米, 0米, 1.17米)。我们将提出的I-SSMUSIC+GP和DPD2URA方法与iArk中提出的AI基础多AoA空间谱融合定位网络(TNN) [16]进行性能比较。图 16中的曲线显示，提出的DPD2URA算法实现了最低的中位定位误差为15.6厘米，其中沿x轴误差为6厘米，沿y轴误差为7.5厘米，沿z轴误差为7厘米。仅使用I-SSMUSIC+GP方法时，准确性下降到中位误差为17厘米。提出的联合DPD算法比几何定位方法优越7.7%。

此外，图 17中所示的估计表明，LSOI中逐步遍历搜索可以进一步优化定位精度。蓝色点代表通过区域内联合估计获得的空间谱分布，较大的点对应于较高的谱值。经过这一逐步局部遍历后，中位定位误差降至15.6厘米，达到最先进的结果。¹值得注意的是，谱中出现了几个密集的蓝色区域，每个区域大约在波长

¹该结果优于iArk [16]和SWAN [14]报告的结果的说法是基于其原始出版物中呈现的数值。然而，由于其硬件平台未能进行直接评估，这种比较可能在公平性上有局限。

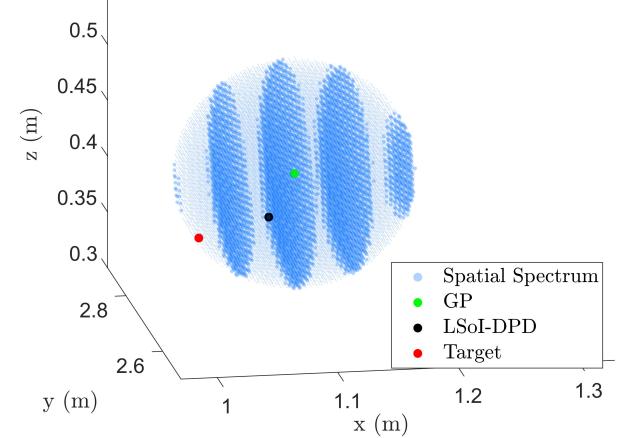


图 17. 通过渐进局部遍历搜索方法获得的空间谱分布提供了精细的定位结果。

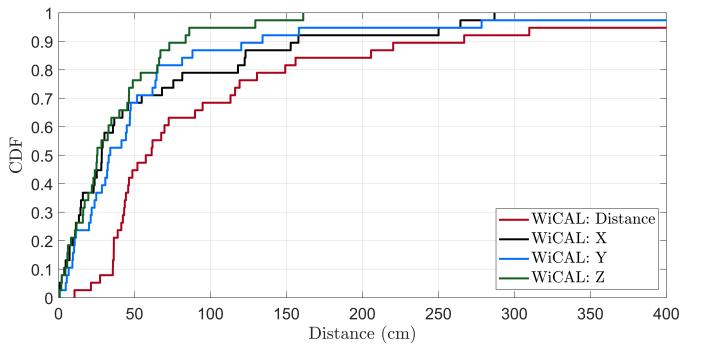


图 18. NLoS 设置中的 3D 定位误差。

尺度上间隔。这一观察表明同步影响整个空间的谱分布的均匀性，从而将谱峰限制在有限数量的区域内。

我们进一步评估WiCAL在一个更大且更具挑战性的室内会议室中的性能，如图 10(b)所示。人工在每个URA前面放置木箱以引入LoS信号衰减。此设置旨在部分模拟非视线(NLoS)条件，并评估系统在这种情况下的性能。结果如图 18所示，表明WiCAL实现了0.57米的中位定位误差。这些发现证实WiCAL在部分LoS阻塞和丰富的多路径传播情况下保持了强大的定位准确性。

值得注意的是，在完全阻塞条件下，当发射器被混凝土柱遮挡时，定位准确性下降至约3.2米。这一限制与现有Wi-Fi基础定位系统中的发现一致。在严重障碍的NLoS环境中实现准确定位仍是一个开放的研究挑战 [43]。缓解这一问题的潜在方法是部署额外的URAs以绕过NLoS阻塞。

C. 3D轨迹的准确性评估

为了评估3D轨迹重建的性能，安装在可移动平台上的全向天线沿预定轨迹在大约1 m × 1 m × 2 m的

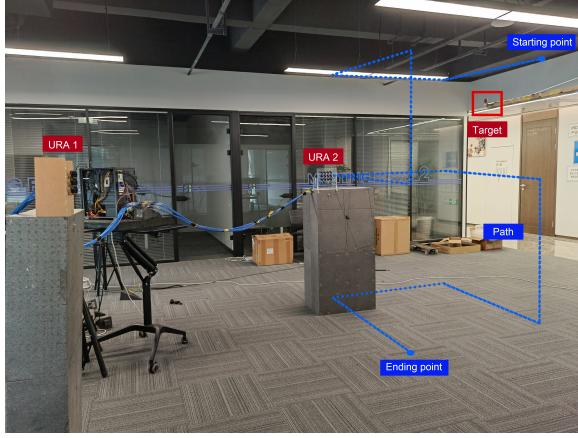


图 19. 三维跟踪的实验环境。

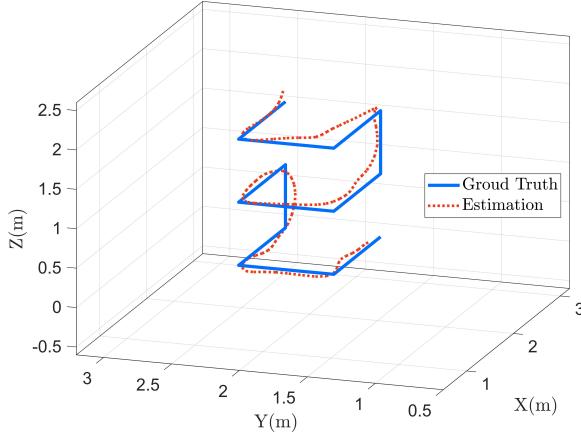


图 20. 使用 WiCAL 进行源追踪。红色轨迹表示 WiCAL 估算的平滑路径，而蓝色线条表示运动的真实路径。

体积内移动，如图 19 所示，其中源路径以蓝色线条表示。记录了总共 98 个位置的数据。图 20 展示了重建的轨迹。在 x 、 y 和 z 轴上分别独立应用基于中值滤波的平滑函数，将离散点拟合为连续轨迹。原始轨迹的中值误差为 0.11 m，经过平滑处理后减少到 0.075 m。

D. 阵列规模的影响

我们通过将 URA 的尺寸配置为 2×3 、 3×3 和 3×4 ，分别研究了阵列规模对定位精度的影响。结果如图 21 所示，显示相应的中值定位误差分别为 97.5 厘米、26 厘米和 15.6 厘米。这些发现清楚地表明，增加天线阵列的规模可以显著提高定位精度。

实际上，通过利用所提出的天线扩展和同步方案，阵列的规模和数量可以进一步增加，从而提升三维定位精度。例如，目前的设计使用单层射频开关。通过级联连接，这些开关可以扩展以支持更多的抛掷 [14]。这

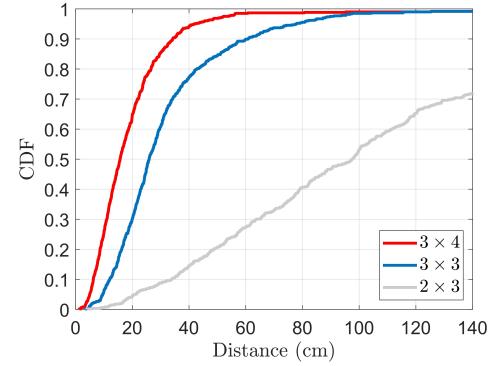


图 21. 阵列大小对三维定位的影响。

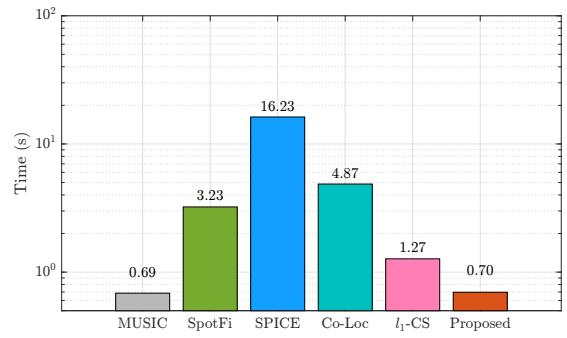


图 22. 时间复杂度比较。

种级联架构实现了无缝可扩展性，使 WiCAL 能够高效适应更大规模的天线阵列和多个分布式阵列。

E. 时间复杂度比较

我们对算法 1 的时间复杂度进行了实证分析，使用了之前讨论的六种角度估计算法。这里，CSI 数据通过 Intel Core i7-12700K 处理器和 64 GB 的内存进行处理。MUSIC、SpotFi [17]、SPICE [42]、Co-Loc [34]、 ℓ_1 -norm CS [29] 以及所提出的算法进行定位所需的时间如图 22 所示。子空间方法，由于需要较少的遍历，通常表现出较低的整体计算时间。然而，与其他两种子空间技术相比，SpotFi 由于进行子载波平滑操作而需要额外的处理时间。此外，SPICE 和 Co-Loc 方法是与基线几何方法进行时序的。这些基于优化的迭代方法在处理大量参数时更耗时。与子空间方法相比，它们保留了更大的优化潜力。所提出的 DPD2URA 算法需要大约 0.7 秒的执行时间。具体而言，I-SMUSIC 算法平均需要 0.033 秒，每个基于子空间的融合搜索平均为 0.166 秒。默认的搜索迭代次数在四次以内。

VII. 结论与未来工作

本研究介绍了WiCAL，这是第一个部署多协作天线阵列的实用3D定位Wi-Fi系统。WiCAL的关键在于其创新的硬件解决方案，通过切换URA获取3D AoA信息。该解决方案确保了Wi-Fi标准的平稳演进，只需对物理层进行最小调整。此外，该方案结合了改进的空间平滑MUSIC算法和最接近几何点估计。通过基于子空间的数据融合应用了DPD方法，并通过渐进的局部遍历策略加以增强。实验结果表明，WiCAL在3D定位中实现了15.6 cm的中位误差。

未来的Wi-Fi标准，如Wi-Fi 8及以后，预计将利用更高的频率大幅提高定位精度。在这些频率下，与信道的环境干扰减少将有助于提升精确度 [44]。此外，未来Wi-Fi网络中RF链的扩展和多个AP之间的协作将带来更准确的3D定位。我们的研究为多AP联合3D定位、数据融合和阵列同步奠定了基础，标志着基于Wi-Fi的3D定位的一个重要进展。

参考文献

- [1] Y. Zhang and K. Psounis, “Efficient indoor localization via switched-beam antennas,” *IEEE Trans. Mob. Comput.*, vol. 19, no. 9, pp. 2101–2115, Jun. 2019.
- [2] Y. Yang *et al.*, “Positioning using wireless networks: Applications, recent progress, and future challenges,” *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 42, no. 9, pp. 2149–2178, Jul. 2024.
- [3] G. Geraci, D. López-Pérez, M. Benzaghta, and S. Chatzinotas, “Integrating terrestrial and non-terrestrial networks: 3D opportunities and challenges,” *IEEE Commun. Mag.*, vol. 61, no. 4, pp. 42–48, Dec. 2022.
- [4] B. Zheng and F. Liu, “Random signal design for joint communication and SAR imaging towards low-altitude economy,” *IEEE Wirel. Commun. Lett.*, vol. 13, no. 10, pp. 2662–2666, Jul. 2024.
- [5] R. Ayyalasomayajula, A. Arun, C. Wu, S. Sharma, A. R. Sethi, D. Vasisht, and D. Bharadia, “Deep learning based wireless localization for indoor navigation,” in *Proc. Annu. Int. Conf. Mob. Comput. Netw.(MobiCom)*, Apr. 2020, pp. 1–14.
- [6] A. Arun, W. Hunter, R. Ayyalasomayajula, and D. Bharadia, “WAIS: Leveraging Wi-Fi for resource-efficient SLAM,” in *Proc. Annu. Int. Conf. Mobile Syst. Appl. Service.(MobiSys)*, Jun. 2024, pp. 561–574.
- [7] B. C. Tedeschini, G. Kwon, M. Nicoli, and M. Z. Win, “Real-time bayesian neural networks for 6G cooperative positioning and tracking,” *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 42, no. 9, pp. 2322–2338, Aug. 2024.
- [8] C. Xu and S. Zhang, “MIMO integrated sensing and communication exploiting prior information,” *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 42, no. 9, pp. 2306–2321, Jul. 2024.
- [9] M. Kotaru and S. Katti, “Position tracking for virtual reality using commodity Wi-Fi,” in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, Jul. 2017, pp. 68–78.
- [10] S. Kim *et al.*, “Role of sensing and computer vision in 6G wireless communications,” *IEEE Wirel. Commun.*, vol. 31, no. 5, pp. 264–271, Jul. 2024.
- [11] J. Xiong and K. Jamieson, “ArrayTrack: A fine-grained indoor location system,” in *Proc. 10th USENIX Symp. Networked Syst. Des. Implement. (NSDI 13)*, Apr. 2013, pp. 71–84.
- [12] D. Wang, J. Wang, X. You, Y. Wang, M. Chen, and X. Hou, “Spectral efficiency of distributed MIMO systems,” *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 31, no. 10, pp. 2112–2127, Oct. 2013.
- [13] J. Gjengset, J. Xiong, G. McPhillips, and K. Jamieson, “Phaser: Enabling phased array signal processing on commodity Wi-Fi access points,” in *Proc. Annu. Int. Conf. Mob. Comput. Netw.(MobiCom)*, Sep. 2014, pp. 153–164.
- [14] Y. Xie, Y. Zhang, J. C. Liando, and M. Li, “SWAN: Stitched Wi-Fi antennas,” in *Proc. Annu. Int. Conf. Mob. Comput. Netw.(MobiCom)*, Oct. 2018, pp. 51–66.
- [15] Z. Gu, T. He, J. Yin, Y. Xu, and J. Wu, “Tyrloc: A low-cost multi-technology MIMO localization system with a single RF chain,” in *Proc. Annu. Int. Conf. Mobile Syst. Appl. Service.(MobiSys)*, Jun. 2021, pp. 228–240.
- [16] Z. An, Q. Lin, P. Li, and L. Yang, “General-purpose deep tracking platform across protocols for the internet of things,” in *Proc. Annu. Int. Conf. Mobile Syst. Appl. Service.(MobiSys)*, Jun. 2020, pp. 94–106.
- [17] M. Kotaru, K. Joshi, D. Bharadia, and S. Katti, “Spotfi: Decimeter level localization using Wi-Fi,” in *Proc. ACM SIGCOMM*, Aug. 2015, pp. 269–282.
- [18] D. He, X. Chen, L. Pei, F. Zhu, L. Jiang, and W. Yu, “Multi-BS spatial spectrum fusion for 2-D DOA estimation and localization using UCA in massive MIMO system,” *IEEE Commun. Mag.*, vol. 70, pp. 1–13, Oct. 2020.
- [19] R. Song *et al.*, “RF-URL: Unsupervised representation learning for RF sensing,” in *Proc. Annu. Int. Conf. Mob. Comput. Netw.(MobiCom)*, Oct. 2022, pp. 282–295.
- [20] E. Soltanaghaei, A. Kalyanaraman, and K. Whitehouse, “Multipath triangulation: Decimeter-level Wi-Fi localization and orientation with a single unaided receiver,” in *Proc. Annu. Int. Conf. Mobile Syst. Appl. Service.(MobiSys)*, Jun. 2018, pp. 376–388.
- [21] K. Qian, C. Wu, Y. Zhang, G. Zhang, Z. Yang, and Y. Liu, “Widar2.0: Passive human tracking with a single Wi-Fi link,” in *Proc. Annu. Int. Conf. Mobile Syst. Appl. Service.(MobiSys)*, Jun. 2018, pp. 350–361.
- [22] C. Chen, G. Zhou, and Y. Lin, “Cross-domain Wi-Fi sensing with channel state information: A survey,” *ACM Comput. Surv.*, vol. 55, no. 11, pp. 1–37, Feb. 2023.
- [23] A. Sesyuk, S. Ioannou, and M. Raspopoulos, “A survey of 3D indoor localization systems and technologies,” *Sensors*, vol. 22, no. 23, p. 9380, Dec. 2022.
- [24] P. S. Farahsari, A. Farahzadi, J. Rezazadeh, and A. Bagheri, “A survey on indoor positioning systems for IoT-based applications,” *IEEE Internet Things J.*, vol. 9, no. 10, pp. 7680–7699, Feb. 2022.
- [25] H. Liu, J. Yang, S. Sidhom, Y. Wang, Y. Chen, and F. Ye, “Accurate Wi-Fi based localization for smartphones using peer assistance,” *IEEE Trans. Mob. Comput.*, vol. 13, no. 10, pp. 2199–2214, Oct. 2013.
- [26] R. Xiong, K. Yin, T. Mi, J. Lu, K. Wan, and R. C. Qiu, “Fair beam allocations through reconfigurable intelligent surfaces,” *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 42, no. 11, pp. 3095–3109, Jul. 2024.
- [27] T.-C. Tai, K. C.-J. Lin, and Y.-C. Tseng, “Toward reliable localization by unequal AoA tracking,” in *Proc. Annu. Int. Conf. Mobile Syst. Appl. Service.(MobiSys)*, Jun. 2019, pp. 444–456.
- [28] X. Zhao, Z. An, Q. Pan, and L. Yang, “Nerf2: Neural radio-frequency radiance fields,” in *Proc. Annu. Int. Conf. Mob. Comput. Netw.(MobiCom)*, Oct. 2023, pp. 1–15.
- [29] L. Zhang and H. Wang, “3D-WiFi: 3D localization with commodityWi-Fi,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 19, no. 13, pp. 5141–5152, Feb. 2019.

- [30] K. Qian, C. Wu, Z. Yang, Z. Zhou, X. Wang, and Y. Liu, "Enabling phased array signal processing for mobile Wi-Fi devices," *IEEE Trans. Mob. Comput.*, vol. 17, no. 8, pp. 1820–1833, Nov. 2017.
- [31] D. Wu *et al.*, "WiTraj: Robust indoor motion tracking with Wi-Fi signals," *IEEE Trans. Mob. Comput.*, vol. 22, no. 5, pp. 3062–3078, Dec. 2021.
- [32] P. Stoica *et al.*, *Spectral analysis of signals*. Pearson Prentice Hall Upper Saddle River, NJ, 2005.
- [33] J. A. Nanzer, S. R. Mghabghab, S. M. Ellison, and A. Schlegel, "Distributed phased arrays: Challenges and recent advances," *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol. 69, no. 11, pp. 4893–4907, Jul. 2021.
- [34] S. Yang, D. Zhang, R. Song, P. Yin, and Y. Chen, "Multiple Wi-Fi access points co-localization through joint AoA estimation," *IEEE Trans. Mob. Comput.*, vol. 23, no. 2, pp. 1488–1502, Jan. 2023.
- [35] L. V. Blake and M. W. Long, *Antennas: Fundamentals, design, measurement*. SciTech Publishing, Raleigh, 2009.
- [36] W. L. Stutzman and G. A. Thiele, *Antenna theory and design*. John Wiley & Sons, 2012.
- [37] H. L. Van Trees, *Optimum array processing: Part IV of detection, estimation, and modulation theory*. John Wiley & Sons, 2002.
- [38] T. Tirer and A. J. Weiss, "High resolution direct position determination of radio frequency sources," *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 23, no. 2, pp. 192–196, Nov. 2015.
- [39] Z. Wang, K. Hao, Y. Sun, L. Xie, and Q. Wan, "A computationally efficient direct position determination algorithm based on OFDM system," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 27, no. 3, pp. 841–845, Dec. 2022.
- [40] D. Halperin, W. Hu, A. Sheth, and D. Wetherall, "Tool release: Gathering 802.11n traces with channel state information," *ACM SIGCOMM Comput. Commun. Rev.*, vol. 41, no. 1, p. 53, Jan. 2011.
- [41] T.-J. Shan, M. Wax, and T. Kailath, "On spatial smoothing for direction-of-arrival estimation of coherent signals," *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.*, vol. 33, no. 4, pp. 806–811, Aug. 1985.
- [42] P. Stoica, P. Babu, and J. Li, "SPICE: A sparse covariance-based estimation method for array processing," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 59, no. 2, pp. 629–638, Nov. 2010.
- [43] C. Li *et al.*, "RIScan: RIS-aided multi-user indoor localization using cots Wi-Fi," in *Proc. ACM SenSys*, Apr. 2023, pp. 445–458.
- [44] J. Pegoraro, J. O. Lacruz, F. Meneghelli, E. Bashirov, M. Rossi, and J. Widmer, "RAPID: Retrofitting IEEE 802.11ay access points for indoor human detection and sensing," *IEEE Trans. Mob. Comput.*, vol. 23, no. 5, pp. 4501–4519, Jul. 2023.



Fuhai Wang (研究生会员, IEEE) 于2018年获得中国重庆邮电大学通信工程学士学位，并于2021年获得中国科学院大学材料科学硕士学位。目前，他正在中国华中科技大学人工智能研究所攻读博士学位。他目前的研究兴趣包括无线定位和传感、超材料成像以及基于射频的场景重建。



Zhe Li 于2022年获得中国哈尔滨工业大学电子与信息工程学院的电子信息与通信学士学位。目前，他正在中国华中科技大学电子信息与通信学院攻读硕士学位。他目前的研究领域包括WiFi室内定位、无线传感和雷达信号处理。



Rujing Xiong (研究生会员, IEEE) 于2017年获得中国郑州大学生物信息学学士学位，并于2020年获得中国中南大学电子与通信工程硕士学位。目前，他正在中国华中科技大学电子信息与通信学院攻读博士学位。他的研究兴趣包括无线通信、非凸优化、极大规模天线阵列和可重构智能表面。



Tiebin Mi (会员, IEEE) 于2002年获得中国西安电子科技大学计算机科学学士学位，并于2010年获得中国科学院声学研究所电气工程博士学位。目前，他是华中科技大学电子信息与通信学院的讲师（助理教授）。他的当前研究兴趣包括无线通信、高维信号处理、随机矩阵理论和可重构智能表面。



Robert Caiming Qiu (Fellow, IEEE) 在美国纽约大学(前理工大学)获得电气工程博士学位。他于2020年加入华中科技大学电子信息与通信学院，担任全职教授。在加入华中科技大学之前，他曾于2003年在美国田纳西州库克维尔的田纳西理工大学电气与计算机工程系制造研究中心担任副教授，并于2008年晋升为教授。他创办并担任Wiscom Technologies Inc.的首席执行官和总裁，该公司专注于制造和营销WCDMA芯片组。2003年，该公司被英特尔收购。他曾在GTE实验室公司(现为Verizon)，位于美国马萨诸塞州沃尔瑟姆，以及贝尔实验室，朗讯，位于美国新泽西州惠普尼工作。他合作编著了《认知无线电通信与网络：原则与实践》(John Wiley, 2012) 和《认知网络化传感：大数据方法》(Springer, 2013)，并撰写了《大数据与智能电网》(John Wiley, 2015)。他撰写了超过100篇期刊文章/书籍章节和120篇会议论文。他曾是《超宽带(UWB)无线通信》(纽约: Wiley, 2005) 的客座书籍编辑以及三个关于UWB的特刊，包括《IEEE通信领域精选期刊》、《IEEE车辆技术汇刊》和《IEEE智能电网汇刊》。此外，他对3GPP和IEEE标准机构做出了15项贡献。他曾担任GLOBECOM、ICC、WCNC和MILCOM的技术程序委员会成员，并担任《IEEE车辆技术汇刊》和其他国际期刊的副编辑。