

# 基于相控阵的 WiFi CSI 定位系统的性能预测\*

佟鑫宇<sup>1</sup>, 郑丁川<sup>1</sup>, 葛伟平<sup>1</sup>, 刘秀龙<sup>1</sup>, 王新兵<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(天津大学 智能与计算学部, 天津 300350)

<sup>2</sup>(上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

通信作者: 王新兵, E-mail: [xwang8@sjtu.edu.cn](mailto:xwang8@sjtu.edu.cn)



**摘要:** WiFi 作为当前最重要的通信方式之一, 基于 WiFi 信号的室内定位系统最有望在日常生活中得到广泛地部署应用. 最新研究表明, 当采用 WiFi 通信过程中获取的信道状态信息 (CSI) 对目标进行定位时, 系统可实现亚米级的定位精度. 然而, 实验场景下的定位精度受到测试样点位置、WiFi 设备布局、天线布局等诸多因素的影响. 因为目前仍缺少 WiFi CSI 定位性能预测方法, WiFi 定位系统部署后往往难以获得预期的精度. 为此, 面向多样化场景提出 WiFi CSI 定位性能预测模型. 首先, 从 CSI 定位的基本物理模型出发, 定义天线对的误差微元函数, 通过对定位空间的分析生成误差微元矩阵以及定位性能热度图; 其次, 对天线对进行拓展, 通过引入多天线融合方法、多设备融合方法构建通用的 CSI 定位性能预测模型; 最后, 为了将真实场景地图考虑在内, 提出将上述热度图与场景地图相融合的方法, 从而实现场景定制化的性能预测. 在理论分析的基础上, 结合 2 个不同场景下的实验数据验证了定位性能预测模型有效性. 实验结果表明, 实际定位精度的变化趋势与理论模型相吻合, 通过理论模型分析可将定位精度优化 32%–37%.

**关键词:** 室内定位; 信道状态信息; 信号传播模型; 定位性能预测

**中图法分类号:** TP393

中文引用格式: 佟鑫宇, 郑丁川, 葛伟平, 刘秀龙, 王新兵. 基于相控阵的 WiFi CSI 定位系统的性能预测. 软件学报, 2023, 34(11): 5355–5375. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6733.htm>

英文引用格式: Tong XY, Zheng DC, Ge WP, Liu XL, Wang XB. Performance Prediction for WiFi CSI Localization System Based on Phased Array. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2023, 34(11): 5355–5375 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6733.htm>

## Performance Prediction for WiFi CSI Localization System Based on Phased Array

TONG Xin-Yu<sup>1</sup>, ZHENG Ding-Chuan<sup>1</sup>, GE Wei-Ping<sup>1</sup>, LIU Xiu-Long<sup>1</sup>, WANG Xin-Bing<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(College of Intelligence and Computing, Tianjin University, Tianjin 300350, China)

<sup>2</sup>(School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

**Abstract:** WiFi is one of the most important communication modes at present, and indoor localization systems based on WiFi signals are most promising for widespread deployment and application in daily life. The latest research shows that such a system can achieve submeter-level localization accuracy when it utilizes the channel state information (CSI) obtained during WiFi communication for target localization. However, the accuracy of localization in experimental scenarios depends on many factors, such as the location of the test points, the layout of the WiFi devices, and that of the antennas. Moreover, the WiFi localization systems deployed often fail to provide the desired accuracy since performance prediction methods for WiFi CSI localization are still unavailable. For the above reasons, this study develops a performance prediction model for WiFi CSI localization that applies to diverse scenarios. Specifically, the study defines the error infinitesimal function between a pair of antennas on the basis of the basic physical CSI localization model. The error infinitesimal

\* 基金项目: 国家重点研发计划 (2019YFB2102400); 国家自然科学基金 (61772251)

收稿时间: 2021-09-29; 修改时间: 2022-02-11; 采用时间: 2022-04-01; jos 在线出版时间: 2023-05-18

CNKI 网络首发时间: 2023-05-19

matrix and the corresponding heat map of localization performance are generated by analyzing the localization space. Then, multi-antenna fusion and multi-device fusion methods are adopted to extend the antenna pairs, thereby constructing a general performance prediction model for CSI localization. Finally, the study proposes integrating the abovementioned heat map with scenario maps to give due consideration to actual scenario maps and ultimately provide a customized performance prediction solution for a given scenario. In addition to the theoretical analysis, this study verifies the effectiveness of the proposed performance prediction model for localization with experimental data in two scenarios. The experimental results show that the actual localization accuracy is consistent with the proposed theoretical model in variation trend, and the model optimizes the localization accuracy by 32%–37%.

**Key words:** indoor localization; channel state information (CSI); signal propagation model; localization performance prediction

## 1 引言

无线室内定位技术能够利用 WiFi<sup>[1,2]</sup>、RFID<sup>[3,4]</sup>、蓝牙<sup>[5]</sup>、UWB<sup>[6]</sup>等信号来评估目标的位置,是定位导航<sup>[7]</sup>、智能家居<sup>[8]</sup>、安全护理<sup>[9]</sup>等诸多应用的基础。现如今, WiFi 已成为人们日常生活中最为常见的通信手段。因此,基于 WiFi 的室内定位系统也最有望得到广泛的部署应用。最新的研究成果表明,当采用 WiFi 通信过程中采集的信道状态信息(channel state information, CSI)对目标进行定位时,系统可实现亚米级的定位精度<sup>[10-12]</sup>,这满足了大多数室内智能应用的性能指标。

事实上,尽管现有工作能够在实验场景中实现亚米级的定位精度,但是 WiFi 定位系统在异质场景中的鲁棒性问题仍未得到有效解决。上述问题根源在于影响 WiFi 定位精度的因素呈现出多元化特征,如图 1 所示, WiFi CSI 定位系统首先采用本地的天线阵列解析目标信号的到达角度(angle-of-arrival, AoA),进而采用几何方法联合多个 WiFi 设备评估目标位置。因此,定位系统的精度主要取决于设备位置、天线布局、方向等因素<sup>[2,8,13]</sup>。

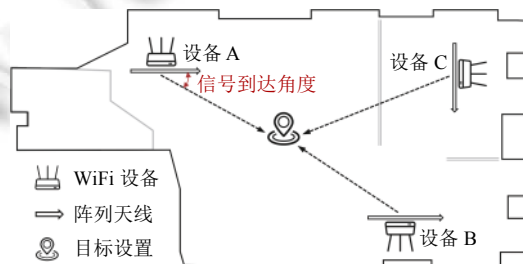


图 1 WiFi 定位的基本原理

然而,目前 CSI 定位领域仍未针对多样化的部署场景提出普适的定位性能预测方案。这将导致系统难以兼顾部署成本与定位精度,最终影响到 WiFi 定位技术的普及过程。具体而言,在不具备性能预测模型时,最合理的设备布局评测方案是在真实的场景中进行实践验证。然而,针对任意一种给定的设备布局,用户均需进行海量的实验来完成定位性能评估。同时,为了进一步优化当前布局以提升定位精度,用户必定要重复上述的实验过程,从而带来了难以估量的人力成本。

本文面向多样化部署场景提出 WiFi CSI 定位性能的普适预测模型,从而使得系统能够在不进行实际部署的前提下对特异场景中的定位性能进行预测。在实现上述目标的过程中,本文拟解决的关键挑战是场景信息的不可遍历性,即真实场景下 WiFi 的布局可能并不以线性的方式排列<sup>[8,11]</sup>,且天线数目、设备数目、设备位置等信息难以通过遍历的方式枚举,从而对普适算法的设计提出了极高的理论要求。同时,理论预测算法与系统实际性能的契合度也是本文需要验证的关键点。在解决上述挑战的过程中,本文的主要贡献如下。

(1) 本文提出了 WiFi CSI 定位性能的量化预测模型。该模型能够结合 CSI 定位的物理规律进行定量分析,且分析过程不依赖于人工的数据采集,从而显著提升了部署成本的利用率。该模型的优势在于其适用于任意天线与设备布局,具备普适性。

(2) 本文在预测理论的基础上,结合 2 个不同场景下的实验数据验证了定位性能预测模型有效性。实验结果表

明, 实际定位精度的变化趋势与理论模型完全吻合, 通过理论模型分析可将定位精度优化 32%–37%。

本文第 2 节介绍国内外的相关研究工作. 第 3 节介绍研究基础及动机. 第 4 节详细介绍系统的设计方法. 第 5 节结合不同场景下的实验验证模型的有效性. 第 6 节总结本文所述的研究工作.

## 2 相关工作

21 世纪初以来, WiFi 定位技术经历了从依赖于接收信号强度信息 (received signal strength indicator, RSSI) 到依赖于 CSI, 从主动式定位到被动式定位的发展历程。

早期的 WiFi 定位系统通常从接收信号强度中提取距离信息进而评估目标的位置. 然而, 因为 RSSI 只能粗略地刻画信号的强弱, 所以基于 RSSI 的室内定位系统更多地依赖于经验式的统计分析. 例如, 文献 [14–16] 采用不同距离或位置处实际测量的 RSSI 来构建定位的理论模型, 并结合时空相关信息来提升定位精度. 尽管现有的对数距离路径损耗 (log-distance path loss, LDPL) 模型<sup>[17]</sup>以及墙壁衰减系数 (wall attenuation factor, WAF) 模型<sup>[18]</sup>能够近似刻画 RSSI 与距离的映射关系, 但上述模型极易受到多径效应、障碍物遮挡等因素的影响, 这导致 RSSI 定位系统只能实现 2–5 m 的精度<sup>[19]</sup>. 同时, 由于不同环境中的多径效应等因素无法预知或通过 RSSI 来进行建模, RSSI 定位性能预测模型的鲁棒性<sup>[20,21]</sup>也受到极大限制。

为此, 文献 [22,23] 中发现当采用物理层中解析的 CSI 进行定位时, 可有效解决 RSSI 定位中的关键难题. 相比于 RSSI 定位, CSI 定位的优势体现在以下方面: 在定位模型方面, CSI 表征了信号在传播过程中相位与幅度的变化. 因为相位严格遵循信号每传播波长距离变化  $2\pi$  的物理规律, 且 WiFi 信号的波长为厘米级, 因此定位过程摆脱了经验式分析的困境; 在环境因素方面, 文献 [7,24] 中表明 CSI 解析工具<sup>[23]</sup>能够提供不同子载波、不同收发天线以及不同通信分组的高维 CSI 信息, 当采用多重信号分类 (multiple signal classification, MUSIC) 等方法<sup>[25]</sup>对高维 CSI 进行处理时能够从多径信号中提取直达路径信号. 基于上述优势, 最新的研究成果表明<sup>[12,24]</sup>仅采用少量 WiFi 设备的 CSI 便可实现亚米级的定位精度。

如今, CSI 定位系统主要包含主动定位<sup>[10–13]</sup>与被动定位<sup>[7,24]</sup>两大类. 其中, 被动定位指用户无需携带电子设备便可实现位置跟踪. 尽管被动定位具备便捷性的优势, 但并不适用于大规模部署应用的场景, 具体原因如下: (1) 相比于主动定位系统可采用设备的 ID 区分不同用户, 被动定位系统难以有效识别目标的身份, 虽然现有系统<sup>[26,27]</sup>能够通过感知目标步态来识别其身份, 但该方法仅适用于小规模场景且识别精度较低; (2) 现有研究需求频繁通信<sup>[7,24]</sup>、高带宽<sup>[28]</sup>或特殊设备<sup>[29]</sup>来保证多人定位的精度, 但上述的条件难以在真实部署场景中得以满足; (3) 被动定位方法需要解析目标移动过程中的反射信号<sup>[7,24]</sup>, 因此难以被用于定位尺寸较小以及静止的物联网设备<sup>[3,30–32]</sup>; (4) 相比于主动定位系统中的直达路径信号, 被动定位系统中的反射信号强度较低, 更容易受到环境因素的干扰, 因此被动定位系统的鲁棒性相对较差。

在采用 CSI 进行主动定位时, 现有工作主要应用了模型定位、指纹定位以及基于深度学习的定位方法, 本文将针对上述方法进行讨论与分析。

### 2.1 CSI 模型定位原理

模型定位主要基于相控天线阵列和时间反转的方法. 在基于相控天线阵列的方法中, 现有研究<sup>[2,8,10]</sup>主要依据天线间的相位差及天线空间布局解析目标信号的到达角度, 进而结合多个设备的到达角度确定目标位置, 该技术的优势在于适用于多种天线布局且能够在设备具备两根以上天线时正常工作. 在基于时间反转的方法中, RIM<sup>[33]</sup>探索使用时间反转共振能量 (time-reversal resonating strength, TRRS) 定位目标的策略, 虽然该方法取得了分米级的精度, 然而需求移动设备配备 6 根天线来保障精度. 由于在实际定位中可移动设备通常体型小巧, 因此基于时间反转的 CSI 定位技术难以被广泛应用在实际场景中。

### 2.2 CSI 指纹定位原理

指纹定位主要分为训练与测试阶段, 其原理如下: 在训练阶段, 首先针对物理空间进行网格划分, 进而采用人工方法依次测量每个网格的信号特征, 最终构建位置与信号特征相对应的指纹库. 在测试阶段, 设备将检测的 CSI

特征进行上报后,服务器依据信号特征在指纹库中查找最为匹配的指纹,最终确定目标位置.指纹匹配方法的优势在于能够充分将环境因素考虑在内,目前在 RSSI 定位已广泛应用.然而,指纹定位在 CSI 定位中并未取得良好的效果,在文献 [34] 中详细分析了 CSI 指纹定位的劣势.具体而言,现有的 CSI 定位能够提供分米级的定位精度,这就要求在训练阶段以分米级的粒度划分网格.相比于 RSSI 定位中仅需要以米级的粒度<sup>[35,36]</sup>进行划分,在二维的空间中,分米级的网格将引起数十到上百倍额外的指纹采集成本.由于 RSSI 指纹定位的成本已十分高昂,因此 CSI 指纹定位所需的更高训练成本难以在实际的环境中得以满足.

### 2.3 基于深度学习的 CSI 定位方法

随着人工智能技术的发展,现有研究<sup>[34,37-39]</sup>进一步探索了深度学习技术与 CSI 定位技术的融合并取得了初步成效.采用深度学习的定位方案主要分为两类:基于理论定位模型训练神经网络的方法<sup>[34]</sup>以及基于实测指纹训练神经网络的方法<sup>[37-39]</sup>.第 1 类方法的代表工作主要为本作者已发表的论文 [34],该方法的基本思路为借助 CSI 定位的相控天线阵列模型模拟空间中任意位置的 CSI 特征,进而借助该特征、目标运动模型训练神经网络,由于该技术仍基于 CSI 定位的理论模型,因此本文对此类工作同样具备指导意义.第 2 类方法的代表工作有文献 [37-39],主要思路是测量空间中不同位置的 CSI 指纹,进而结合指纹库训练神经网络实现定位.虽然该方法能够充分考虑环境特性,但需要大量的指纹采集成本,因此难以广泛应用.

通过上述的分析可知,CSI 主动定位系统的适用性更强且具备广泛的应用前景.随着主动定位系统的发展,文献 [2,8] 中已指出 CSI 定位系统的部署成本成为抑制其发展的重要因素,即系统的部署不仅需要标定设备的位置,还需记录天线阵列的方向.在这样的前提下,构建 CSI 定位性能预测模型能够最大化部署成本所带来的精度收益.本文设计的启发在于:CSI 定位系统中的传播模型更加准确且信号受环境中多径效应的影响更容易被抑制,这些条件使得预测的理论模型更可靠.为此,本文将面向多样化部署场景提出 CSI 定位性能的普适预测模型,从而使得系统能够在不进行部署的前提下对特异场景中的定位性能进行预测.

## 3 研究基础与动机

### 3.1 CSI 定位基本原理

本节将结合本文的总体设计思路介绍 CSI 定位的基本原理.具体而言,首先以一对天线间的相位差作为切入点,进而介绍多天线融合方法以减轻多径效应的影响,最终采用几何方法融合多设备的角度信息以实现定位.

图 2 中描述了采用阵列天线解析目标信号到达角度的基本方法.图 2 中所示的阵列天线中包含  $M$  根天线,当信号发射与接收设备间的距离(通常为米级)远大于天线间距离(通常为厘米级)时,到达接收天线的信号可视为平行信号.进而,结合几何方法可知到达相邻天线信号的传播距离差可表示为  $d \cos \theta$ ,其中  $d$  表示相邻天线间距,  $\theta$  表示信号到达角度.因为无线信号每传播波长  $\lambda$  距离相位变化  $2\pi$ ,因此相邻天线间信号的相位差可表示为:

$$\varphi(\theta) = \frac{2\pi \cdot d \cos \theta}{\lambda} \quad (1)$$

公式 (1) 为第 2 根天线相对于参考天线(即第 1 根天线)的相位差,针对图 2 中所示的  $M$  阵列天线,结合上述的相位差计算方法,到达不同天线相位差的复数表示为:

$$\vec{a}(\theta) = [1, e^{-j\varphi(\theta)}, e^{-2j\varphi(\theta)}, \dots, e^{-(M-1)j\varphi(\theta)}]^T \quad (2)$$

其中,  $\vec{a}(\theta)$  包含  $M$  个元素,第  $m$  个元素表示为  $\vec{a}(m; \theta)$ .针对真实部署场景中的多径信号,假定第  $l$  条路径信号  $s_l$  以角度  $\theta_l$  到达阵列天线,则所有天线的接收信号可表示为:

$$\begin{bmatrix} h_1 \\ \vdots \\ h_m \\ \vdots \\ h_M \end{bmatrix} = [a(\theta_1) \quad \dots \quad a(\theta_l) \quad \dots \quad a(\theta_L)] \begin{bmatrix} s_1 \\ \vdots \\ s_l \\ \vdots \\ s_L \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} k_1 \\ \vdots \\ k_m \\ \vdots \\ k_M \end{bmatrix} \quad (3)$$

公式 (3) 中  $h_m$  表示第  $m$  根天线的接收信号,  $k_m$  表示第  $m$  根天线检测的噪声. 公式 (3) 即在所有天线 CSI 信息  $\vec{h} = [h_1, h_2, \dots, h_M]$  已知的前提下求解  $L$  条路径信号的到达角度  $\vec{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_L]$ , 相当于解决如下的最优化问题:

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \sum_{m=1}^M \left| h_m - \sum_{l=1}^L s_l \vec{a}(m; \theta_l) \right| \quad (4)$$

通过 MUSIC 算法可对公式 (4) 进行求解, 从而获取评估的到达角度向量  $\hat{\theta}$ . 当直达路径信号存在时, MUSIC 算法将选取向量中对应于最强能量信号的到达角度  $\hat{\theta}$  用于评估目标位置. 由于文献 [25] 已提供 MUSIC 算法的详细求解方法, 本节将直接介绍基于信号到达角度的定位方法.

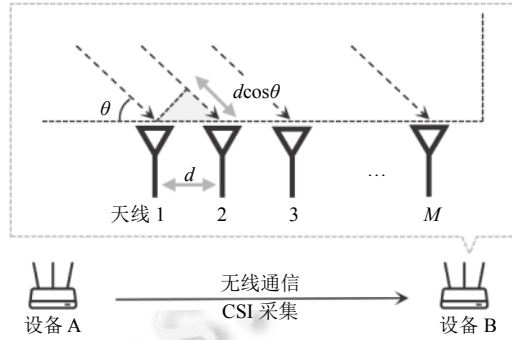


图 2 信号到达角度解析原理

CSI 角度定位的原理为在空间中找到最优位置以满足不同设备的信号到达角度. 当环境中部署  $N$  个 WiFi 设备时, 假定第  $n$  个设备处通过相位获取的信号到达角度为  $\hat{\theta}_n$ , 则定位过程等同于找到位置  $(x, y)$ , 使得在该位置所观测的对应于第  $n$  个设备的到达角度  $\theta_n(x, y)$  与预估的  $\hat{\theta}_n$  之间残差最小, 即:

$$(\hat{x}, \hat{y}) = \arg \min_{(x, y)} \left\{ \left| \theta_n(x, y) - \hat{\theta}_n \right| \right\} \quad (5)$$

其中, 当环境中部署的设备信息已知时 (包含设备位置、天线布局等), 任意位置  $(x, y)$  处所能观测的信号到达角度  $\theta_n(x, y)$  均可通过几何方式直接求解, 从而为本文中定位性能预测算法奠定了理论基础.

### 3.2 研究动机

相比于 RSSI 定位方法, CSI 定位方法虽极大程度地解决了多径效应的问题, 但在理论上也呈现出两项关键问题.

- 关键问题 1: 体现在角度测量方面. 具体而言, 公式 (1) 中所述的天线间相位差与信号到达角度间存在非线性的对应关系, 从而引发角度测量精度的不均匀分布. 例如, 当天线间距为半波长时, 角度测量性能在实际信号到达角度接近于 90 度时更优, 接近于 0 度时更差. 在数学上, 公式 (1) 的反函数为:

$$\theta(\phi) = \pm \arccos \left( \frac{\lambda \phi}{2\pi \cdot d} \right) \quad (6)$$

公式 (6) 的导函数可表示为:

$$\lim_{\Delta\phi \rightarrow 0} \left| \frac{\Delta\theta}{\Delta\phi} \right| = \frac{P}{\sqrt{1 - (P\phi)^2}} \quad (7)$$

其中, 当设备确定时,  $P = \lambda / (2\pi \cdot d)$  为常数. 公式 (7) 表明当  $|P\phi| \rightarrow 1$  时, 单位相位误差导致的 AoA 测量误差更大, 而当  $|P\phi| \rightarrow 0$  时, 单位相位误差导致的 AoA 测量误差更小. 图 3(a) 中展示了相位差与到达角度间的对应关系, 根据图中可知相同的相位差偏差 (图中为 45°) 在  $\theta \rightarrow 90^\circ$  时产生的角度测量误差约为 14.48° (线条  $L_1$ ), 在  $\theta \rightarrow 0^\circ$  时产生的角度测量误差约为 41.41° (线条  $L_2$ ). 综上, WiFi 设备难以在任意角度下均提供可靠的角度评估精度, 从而导致了定位精度的不均匀问题. 上述的定位精度分布不均匀的现象在文献 [6,11] 中同样得到了理论支撑与实验验证.

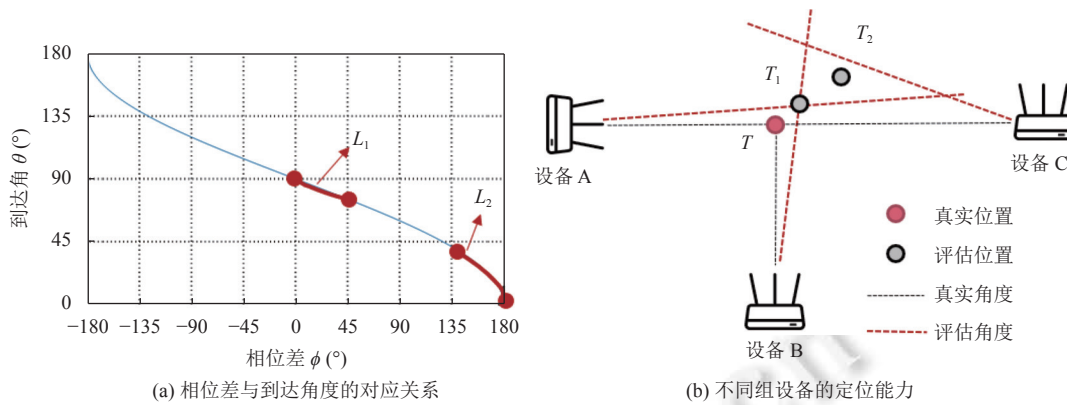


图3 CSI定位中的非均匀性问题

● 关键问题 2: 体现在位置评估方面. 具体而言, 由于 CSI 在角度测量方面存在不均匀问题, 不同设备所预估角度的可靠度不同, 因此会导致部分设备在评估目标位置时起到了反向效果. 如图 3(b) 中所示, 针对图中的 3 个 WiFi 设备与目标位置  $T$ , 当采用图中的设备 A 与设备 B 进行定位时, 由于到达角度趋近于  $90^\circ$ , 定位效果相对准确 (位置  $T_1$ ). 然而, 当系统综合考虑 3 个设备时, 由于设备 C 处实际观测角度为  $0^\circ$  时角度误差偏高, 因此反而影响了定位系统的性能 (均衡 3 个设备交点位置后得到定位位置  $T_2$ ). 综上, CSI 定位系统性能的提升不能仅依赖于更多设备的部署应用, 性能预测算法也不能对多个设备的定位进行粗暴的融合.

结合上述分析可知, CSI 定位性能在物理空间与实体设备方面均呈现出非均匀的特性, 该特性使得系统难以通过少量的样本测试来推断全局的定位性能. 海量的定位样本测试虽能够解决上述问题, 但将不可避免地带来难以估量的人力成本. 为此, 本文面向多样化部署场景提出 WiFi CSI 定位性能的普适预测模型, 该模型能够提供特定的设备布局在环境中的定位性能热度图像, 从而为设备部署策略提供参考依据, 因此在现今 WiFi 定位技术趋于普及的时期具备重要的研究价值.

#### 4 系统设计

本文所述的 CSI 定位性能预测系统的总体设计如图 4 所示, 主要包含 4 个模块. 在本文的系统设计中主要考虑了多径效应、收发设备位置、定位算法、实验环境中的障碍物等因素影响.

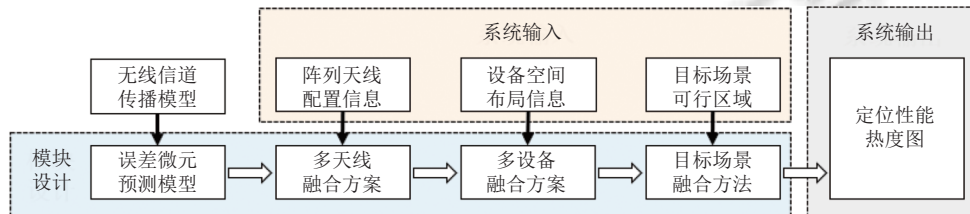


图4 系统总体设计图

● 误差微元预测模块: 本模块旨在构建天线间相位差与位置误差间的理论模型. 然而, 公式 (1) 仅提供相位差与角度间的关系, 而位置误差不仅受角度的影响, 还受到目标与设备间距离、多个设备位置分布等因素的影响. 因此, 如何有效考虑上述因素提出通用模型是本模块需解决的重要问题.

● 多天线融合模块: 上述模块仅提供了两根天线间相位差与位置误差间的关系, 但现有 WiFi 设备通常配备多根天线. 为此, 本模块以阵列天线配置信息作为输入, 将两根天线模型拓展为多天线模型, 使系统能够以设备为基本单位进行性能预测.

● 多设备融合模块: 目标位置的确定依赖于多个设备的角度信息, 因此定位性能评估模块也应当考虑多设备

融合的方法. 为此, 本模块以设备空间布局信息作为输入, 量化分析多个设备对定位性能的影响, 提出普适的定位性能预测模型, 从而使系统能够提供任意设备布局下的定位性能热度图.

● 目标场景融合模块: 真实的场景中通常存在障碍物、墙壁等不可行区域, 定位性能预测应仅考虑场景中的可行区域. 为此, 本模块以目标场景可行区域作为输入, 确定定位性能热度图在给定场景下的表现形式, 从而提供定制化的性能预测方法.

### 4.1 误差微元预测模型

本节主要结合无线信道传播模型构建误差微元预测模型, 从而为后续的多天线、多设备拓展奠定基础. 误差微元指的是由单位相位偏差引起的距离偏差, 可用于衡量空间中不同位置处的定位性能. 具体而言, 单位相位偏差引起的距离偏差越大, 则该设备在目标位置处的定位性能越差.

如图 5(a) 所示, 误差微元受到角度、距离以及多个设备位置分布等因素的影响. 图中选取了  $T_1$  到  $T_3$  的 3 个位置进行对比, 由于角度定位中目标位置的确定依赖于至少 2 个设备, 图中采用黑色线表示设备 1 所检测的角度, 蓝色线表示另一辅助设备所检测的角度. 值得注意的是, 由于本部分仅讨论单设备的 2 根天线, 因此图 5 假定蓝色角度为真实角度, 多天线和多设备融合机制将在后续章节中予以讨论.

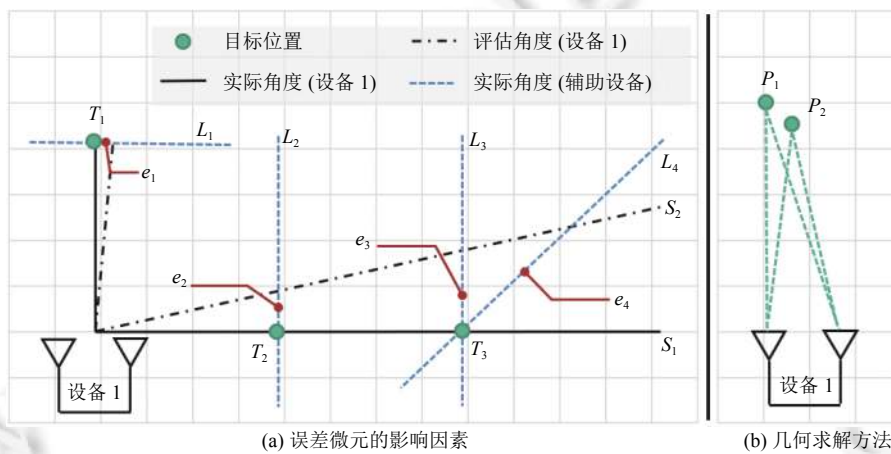


图 5 误差微元求解图

首先, 误差微元受角度影响, 当目标处于位置  $T_1$  与  $T_2$  时, 由公式 (6) 的相关分析可知设备在  $T_1$  处的角度评估误差更低, 因此  $T_1$  位置处的定位性能优于  $T_2$  位置, 即  $e_1 < e_2$ ; 其次, 误差微元受距离影响, 当目标处于同一角度的  $T_2$  与  $T_3$  时, 相同的角度评估误差将在更远的位置产生更大的距离误差, 从而导致  $e_2 < e_3$ ; 最后, 误差微元受多设备布局的影响, 针对位置  $T_3$ , 当将辅助设备的实际角度从  $L_3$  改为  $L_4$  时, 可发现相同角度、相同距离处所观测到的定位误差增加, 即  $e_3 < e_4$ .

为了在误差微元的建模过程中考虑上述因素, 本文针对天线对定义的误差微元函数  $e(\vec{p}, \vec{\beta})$  包含 2 个物理变量. 其中,  $\vec{p} = (x, y)$  表示定位目标的位置, 结合目标位置与天线位置、方向可完全表征角度与距离两项影响因素,  $\vec{\beta}$  表示图中辅助设备角度上的单位向量. 进一步, 根据误差微元函数的定义可知其表示单位相位偏差引起的距离偏差, 即:

$$e(\vec{p}, \vec{\beta}) = d\phi \cdot \frac{\partial f(\phi; \vec{p}, \vec{\beta})}{\partial \phi} \tag{8}$$

其中,  $d\phi$  表示单位相位偏差, 函数  $f(\phi; \vec{p}, \vec{\beta})$  对于相位差  $\phi$  的导数表示在  $(\vec{p}, \vec{\beta})$  条件下实际定位位置随相位差的变化速率, 该导数值越大表征在该条件下的定位性能越差.

在解决上述问题过程中最关键的挑战在于对函数  $f(\phi; \vec{p}, \vec{\beta})$  的数学表示以及对其导数的求解. 为此, 本文中发现能够通过求解上述导数的倒数解决该挑战. 根据导数的性质可知:

$$\frac{\partial f(\phi; \vec{p}, \vec{\beta})}{\partial \phi} \cdot \frac{\partial \phi(f; \vec{p}, \vec{\beta})}{\partial f} = 1 \quad (9)$$

也就是, 相位差随位置的变化速率与位置随相位差的变化速率成反比, 其中,  $\phi(f; \vec{p}, \vec{\beta})$  与  $f(\phi; \vec{p}, \vec{\beta})$  互为反函数. 进而, 根据导数的定义可知:

$$\frac{\partial \phi(f; \vec{p}, \vec{\beta})}{\partial f} = \lim_{\Delta f \rightarrow 0} \frac{\Delta \phi}{\Delta f} \quad (10)$$

公式 (10) 表明通过计算在位置  $\vec{p}$  处沿  $\vec{\beta}$  方向运动极小距离  $\Delta f$  所引发的相位差变化  $\Delta \phi$  即可近似表征相位差随位置的变化速率. 进而结合公式 (9) 中的反比例关系可求解位置随相位差的变化速率, 最终在公式 (8) 中定义单位相位偏差尺度即可求解误差微元函数值  $e(\vec{p}, \vec{\beta})$ . 针对给定的辅助设备角度  $\vec{\beta}$ , 定位空间中所有位置  $\vec{p}$  处求解的微元函数值  $e(\vec{p}, \vec{\beta})$  可构成二维的矩阵  $E$ , 即一对天线对应的定位性能热度图.

综合上述讨论, 生成二维误差微元函数矩阵  $E$  的关键在于能够计算出任意位置  $\vec{p}$  处沿  $\vec{\beta}$  方向运动极小距离  $\Delta f$  所引发的相位差变化  $\Delta \phi$ . 为此, 本文采用以下步骤实现上述目标.

步骤 1: 将定位空间划分为  $X \times Y$  的物理网格, 其中任意位置的坐标均可用  $\vec{p} = (x, y)$  表示.

步骤 2: 如图 5(b) 所示, 针对物理空间中的任意一点  $P_1$ , 在辅助设备角度上的单位向量  $\vec{\beta}$  已知时, 可通过几何方法求解出其运动微元距离  $\Delta f$  (本文中取 1 cm) 后所处的位置  $P_2$ .

步骤 3: 在天线对的位置已知的条件下, 通过几何方法可直接计算出位置  $P_1$  相对于两根天线的距离差  $\Delta d_1$ , 对于位置  $P_2$  同理可得  $\Delta d_2$ .

步骤 4: 根据信号每传播波长距离时相位变化  $2\pi$  的特性, 将距离差转化为相位差  $\phi = 2\pi \Delta d / \lambda$ , 进而求解出移动前后相位差的变化量  $\Delta \phi$  (取绝对值).

步骤 5: 采用公式 (9) 的反比例关系求解函数  $f(\phi; \vec{p}, \vec{\beta})$  对于相位差  $\phi$  的导数, 并结合公式 (8) 中定义的单位相位偏差求解  $e(\vec{p}, \vec{\beta})$ .

步骤 6: 针对物理空间中任意位置  $\vec{p} = (x, y)$  重复步骤 2-5 过程, 即可生成二维误差微元矩阵  $E$ .

值得注意的是: 实际性能预测时可选择 1 或 0.1 弧度作为单位相位偏差, 并在统一的误差标准下通过对比数值确认不同布局的定位性能. 后文图 6 中分别绘制了  $\vec{\beta} = (1, 0)$  以及  $\vec{\beta} = (0, 1)$  时的定位性能热度图, 其中 WiFi 通信频率为 5.8 GHz, 波长约为 5.2 cm, 2 根天线分别位于位置 (0.013, 0) 与 (-0.013, 0) 处, 天线间距选取为半波长 2.6 cm. 热度图中每一点的值表示单位弧度的相位偏差可引发的距离误差, 且误差越大亮度越高. 根据图中可知, 当辅助设备检测的 AoA 沿水平方向时 (图 6(a)), 原点周围的两根天线沿着其竖直方向上 (90°) 的定位性能更优且向两侧逐渐恶化, 在水平方向上 (0°) 达到最差, 符合公式 (7) 中的结论; 当辅助设备检测的 AoA 沿竖直方向时 (图 6(b)), 原点周围的两根天线在竖直与水平方向上均难以取得优质的定位效果. 这是因为当辅助设备检测角度与图中两根天线检测角度均处于竖直方向时 (右上角), 两条角度线存在着无数个交点, 因此无法如图 6(a) 右上角所示的样例中定位出星形点的位置. 通过讨论可知, 系统定位性能同样会受到空间中多个接收设备位置布局的影响. 为此, 本文将在第 4.2 节中对配备多根天线的 WiFi 设备进行性能分析, 进而讨论多设备融合的方法.

## 4.2 多天线融合性能预测机制

目前, 商用的 WiFi 设备通常安装 2 根以上天线. 为此, 本节将针对第 4.1 节中的天线对预测模型进行拓展, 提出多天线融合性能预测机制, 使得系统能够以 WiFi 设备为基础单位对定位区域的性能进行预测.



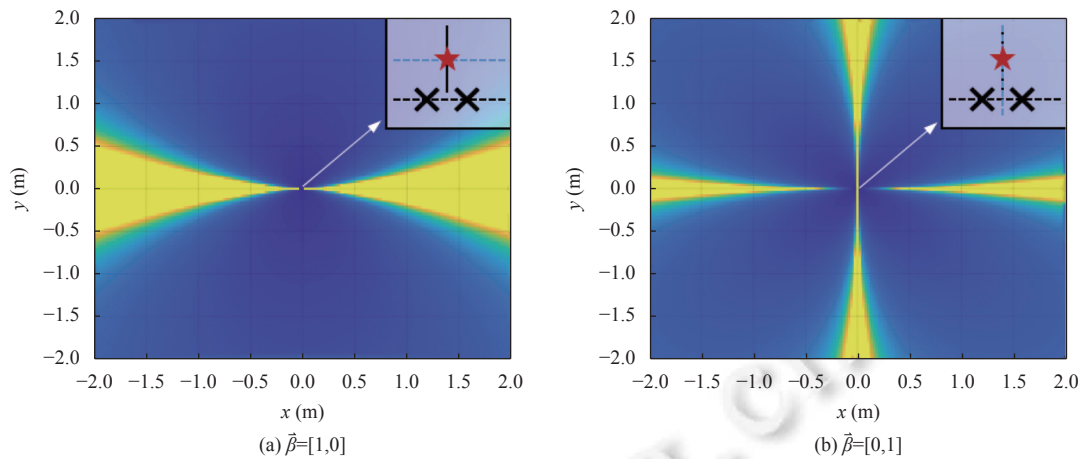


图6 天线对的定位性能热度图

为了使得预测算法与定位算法契合, 多天线融合预测机制应依据公式 (7) 中所示的多天线融合定位方法而设计. 具体而言, 天线解析的 CSI 通常可写作复指数形式:

$$h_m = ae^{j\varphi} = a \cos \varphi + j \cdot a \sin \varphi \tag{11}$$

其中,  $\varphi$  表示实际检测到的相位值. 根据公式 (4) 的分析, 多天线融合定位时需使得  $M$  根天线处检测的 CSI 与预估参数下的 CSI 之间残差最小, 也就是对相位的复指数形式而非对相位本身进行和差分析.

为此, 本文中多天线融合预测机制如图 7 所示. 以图中红色天线为参考天线, 当两根天线处于水平方向时 (图 7(a)), 目标位置的角度为 0 度, 结合第 4.1 节中的方法计算可知此时沿  $\vec{\beta} = [0, 1]$  方向上运动 1 cm 距离所产生的相位差变化量  $\Delta\phi \approx 0^\circ$ , 其复指数表示约为  $1 + j0$ ; 进而, 当两根天线处于竖直方向时 (图 7(b)), 目标位置的角度为  $90^\circ$ , 结合第 4.1 节中方法计算可得不同距离处相位差变化量  $\Delta\phi$  约处于  $0\text{--}10^\circ$  范围; 最后, 当多组天线对借助参考天线进行融合时 (图 7(c)), 系统参照公式 (4) 的设计思路对复指数值进行求和, 计算图中 2 个向量的矢量叠加结果并提取求和后的相位值.

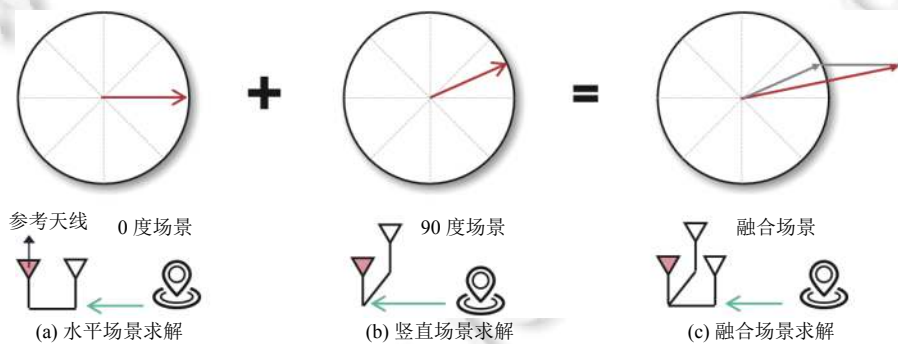


图7 天线对的矢量求和方法

在数学上, 上述设计思想可表示如下:

$$e^{j\Delta\phi_n} = \frac{\sum_{m_1=1}^{M_n} \sum_{m_2 \neq m_1}^{M_n} e^{j\Delta\phi_n(m_1, m_2)}}{\left| \sum_{m_1=1}^{M_n} \sum_{m_2 \neq m_1}^{M_n} e^{j\Delta\phi_n(m_1, m_2)} \right|} \tag{12}$$

其中,  $\Delta\phi_n$  表示第  $n$  个设备的相位差变化量, 其受到该设备任意两根天线对  $m_1, m_2$  预测结果的影响.

图 8 中分别绘制了  $\vec{\beta} = (0.707, 0.707)$ , WiFi 设备位于原点时线性天线布局与等腰直角三角形天线布局情况下

的定位性能. 热度图中的值表示单位弧度的相位偏差所引起的距离偏差值. 根据图中可得到如下现象: (1) 当定位位置与  $(0,0)$  处的 WiFi 设备之间空间角为  $45^\circ$  时, 系统定位误差高. 这是因为当设备处于原点, 且假定辅助设备的角度  $\bar{\beta}$  为  $45^\circ$  时, 图中对角线上的位置处于 WiFi 设备与辅助设备的连线上, 系统无法唯一地确定目标位置; (2) 当采用线性天线布局时, 系统在  $x$  轴方向上出现亮区, 表明具备 3 根天线的线性布局仍然难以在水平方向上 ( $0^\circ$ ) 取得精准的定位效果; (3) 线性天线布局的定位不均匀问题可通过使用非线性天线布局缓解, 但非线性天线布局在优化区域 C 精度的同时会带来其他区域的性能损失. 如图中所示, 线性天线布局中区域 A、B、C 由单位弧度相位偏差引起的平均定位误差分别为 0.47 m, 6.90 m, 4.38 m. 作为对比, 非线性天线布局中相应区域的平均定位误差分别为 0.78 m, 6.87 m, 1.05 m.

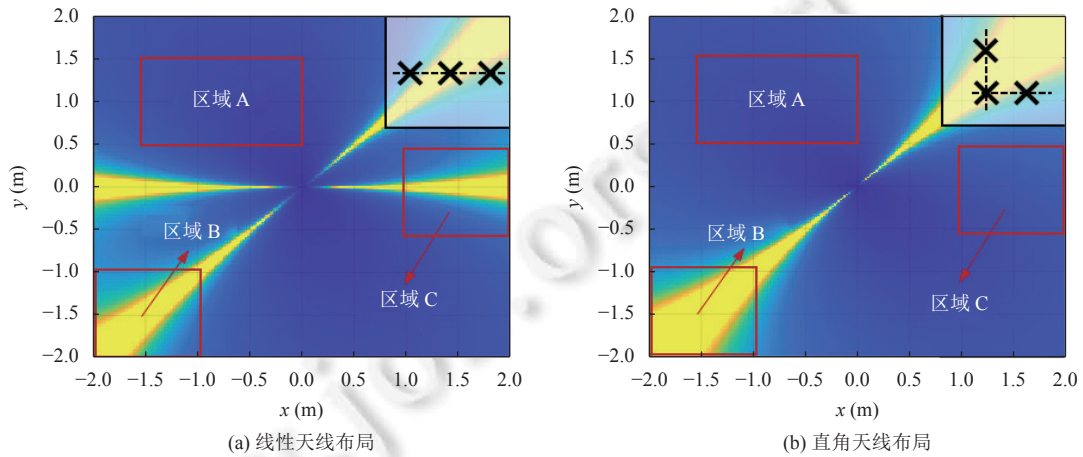


图 8 单设备的定位性能热度图

综上, 当空间中的任意位置均有定位需求且能够部署的 WiFi 设备密度有限时, 更适合部署具备非线性天线布局的 WiFi 设备; 当空间中部分位置 (例如  $y=0$  的水平方向上) 因障碍物、墙壁的存在而没有定位需求时, 可部署具备线性天线布局的 WiFi 设备提升其他区域的定位性能. 然而, 上述内容仅论述了单设备在给定辅助角度情况下的定位性能, 当系统部署在相对复杂的定位场景中时, 如何尽可能地使定位区域处于上述的“暗区”从而获得优质的定位性能, 成为后续章节中亟待解决的关键问题.

#### 4.3 多设备融合性能预测机制

CSI 定位中, 目标位置确定依赖于 2 个及以上设备的到达角度信息, 且根据第 3.2 节中的讨论可知, 系统定位的精度并非随着设备数目的增加而不断提升. 为此, 本文设计了如图 9 所示的多设备融合性能预测机制.

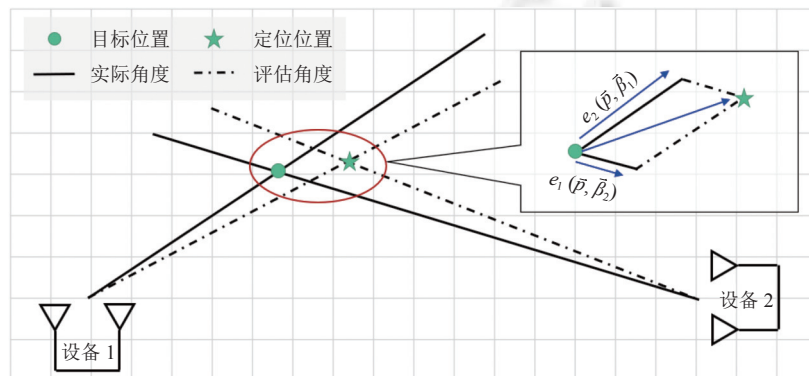


图 9 多设备融合性能预测机制

本文中的多设备融合性能预测机制的设计思路如下: 第 4.1 节的图 5 展示了辅助设备条件下的单设备性能预测方法, 并将辅助设备的角度定义为  $\vec{\beta}$ . 当对多个设备的定位性能进行融合时, 可依次将图中的设备 1 与设备 2 分别视为另一设备定位过程中的辅助设备. 在这种前提下, 由于任意点  $\vec{p}$  处的辅助设备角  $\vec{\beta}$  均可通过  $\vec{p}$  与设备位置  $\vec{p}_n$  获取, 即  $\vec{\beta}_n = \frac{\vec{p} - \vec{p}_n}{|\vec{p} - \vec{p}_n|}$ , 因此  $e(\vec{p}, \vec{\beta})$  的求解不再依赖于  $\vec{p}$  与  $\vec{\beta}$  的双重因素. 例如, 定义  $e_n(\vec{p}, \vec{\beta})$  为设备  $n$  的误差微元函数值,  $\vec{e}_{n_1, n_2}(\vec{p})$  为采用设备  $n_1$  和  $n_2$  对目标进行定位的误差微元函数值, 则图中对于设备  $n_1$  的误差微元函数值为  $e_{n_1}(\vec{p}, \vec{\beta}_{n_2})$ , 其中  $\vec{\beta}_{n_2} = \frac{\vec{p} - \vec{p}_{n_2}}{|\vec{p} - \vec{p}_{n_2}|}$ . 当同时采用两个设备对目标进行定位且进行误差微元分析时, 图中实际角度与评估角度可近似看作平行线, 因此实际定位误差为各设备误差矢量叠加结果, 即:

$$\vec{e}_{n_1, n_2}(\vec{p}) = e_{n_1}(\vec{p}, \vec{\beta}_{n_2})\vec{\beta}_{n_1} + e_{n_2}(\vec{p}, \vec{\beta}_{n_1})\vec{\beta}_{n_2} \quad (13)$$

公式 (13) 表示了采用一对设备对目标进行定位时误差微元函数  $\vec{e}_{n_1, n_2}(\vec{p})$  的求解方法, 且根据图 9 所示,  $\vec{e}_{n_1, n_2}(\vec{p})$  为矢量值. 当采用  $N$  个设备对目标位置定位性能进行预测时, 实际定位误差可表示为不同设备间误差微元函数的重心, 即:

$$\vec{e}(\vec{p}) = \frac{\sum_{n_1=1}^{n_1=N} \sum_{n_2 \neq n_1}^{n_2=N} \vec{e}_{n_1, n_2}(\vec{p})}{C_N^2} \quad (14)$$

事实上, 第 3.2 节的讨论中表明了设备数目的增加并不一定会带来定位性能的提升, 产生该问题的主要原因是部分设备可能产生较大的位置偏移, 从而使得平均后的误差增加. 公式 (14) 提供了上述结论的数学依据, 即定位系统难以保证多设备融合后  $\vec{e}(\vec{p})$  的模总是小于任两个设备定位时获得的  $\vec{e}_{n_1, n_2}(\vec{p})$  的模. 因此, 本文对 AP 选取机制的策略可进行如下的更新: (1) 根据本文的定位性能预测算法, 依次计算不同设备的误差微元  $e_n(\vec{p}, \vec{\beta})$ ; (2) 依次融合不同设备组合的误差微元, 根据公式 (13) 计算任意设备组合对应的误差微元值  $\vec{e}_{n_1, n_2}(\vec{p})$ ; (3) 选取预测模最小的  $\vec{e}_{n_1, n_2}(\vec{p})$  作为最终的定位性能预测值, 即:

$$\vec{e}(\vec{p}) = \min(\vec{e}_{n_1, n_2}(\vec{p})), \forall n_2 \neq n_1 \quad (15)$$

通过公式 (15) 选取的设备微元组合即为针对目标位置的最佳设备组合. 后文图 10 中绘制了 3 个设备融合时的定位性能热度图, 图中 3 个设备的位置分别是  $\vec{p}_A = (-1, 0)$ ,  $\vec{p}_B = (-3, 2)$  以及  $\vec{p}_C = (2, 3)$ , 设备均安装线性天线阵列, 天线阵列方向分别为  $\vec{\alpha}_A = (1, 0)$ ,  $\vec{\alpha}_B = (0, 1)$ ,  $\vec{\alpha}_C = (-1, 0)$ . 根据图中可知, 当采用 3 个设备且使用公式 (15) 所示方法进行定位时, 定位整体效果达到图 10(c) 中的最优性能, 由 0.1 弧度相位偏差引发的平均定位误差为 19.90 cm; 相比而言, 如果仅针对多个设备检测的 AoA 采用公式 (5) 中的方法进行融合分析, 则定位性能热度图如图 10(d) 所示, 对应于 0.1 弧度相位偏差的平均定位误差为 36.42 cm; 在这种场景下, 系统的定位性能相比于图 10(a)、(b) 中 35.41 cm 以及 37.42 cm 的平均误差并无本质上的提升.

通过上述的讨论可知, 多设备融合方法可提升定位性能的最优上限, 但简单地应用公式 (5) 所示的基本定位方法并不能使得定位系统达到所述的最优上限. 文献 [13] 中虽然提出了非均等的 AoA 衡量方法, 但该文献忽略了对定位系统全局性能的分析. 本文通过对天线、设备进行建模总结出如公式 (15) 所示的各位置处的最优性能值及所应选取的定位设备对  $(n_1, n_2)$ , 因此对定位系统的部署与性能提升具备指导意义.

#### 4.4 目标场景下的定位性能预测算法

上述方法可在设备位置及天线布局已知的情况下给出定位性能预测结果. 具体而言, 针对物理空间中任意位

置  $\vec{p} = (x, y)$  求解  $\vec{e}(\vec{p})$  的过程, 即可生成二维误差微元函数矩阵  $E$ . 然后针对获取的矩阵, 系统中可选取全局均值或方差均较小的布局, 均值小表示单位相位偏差导致的定位误差小, 即定位精度高, 方差小表示不同位置处定位性能差异小, 即系统更加稳定. 然而, 实际的室内环境存在着障碍物, 例如展厅中摆放桌子的位置, 这些障碍物是用户不可达的区域, 无需定位. 因此在定位性能预测过程中应将这些因素考虑在内, 从而为特定场景提供定制化的布局预测策略.

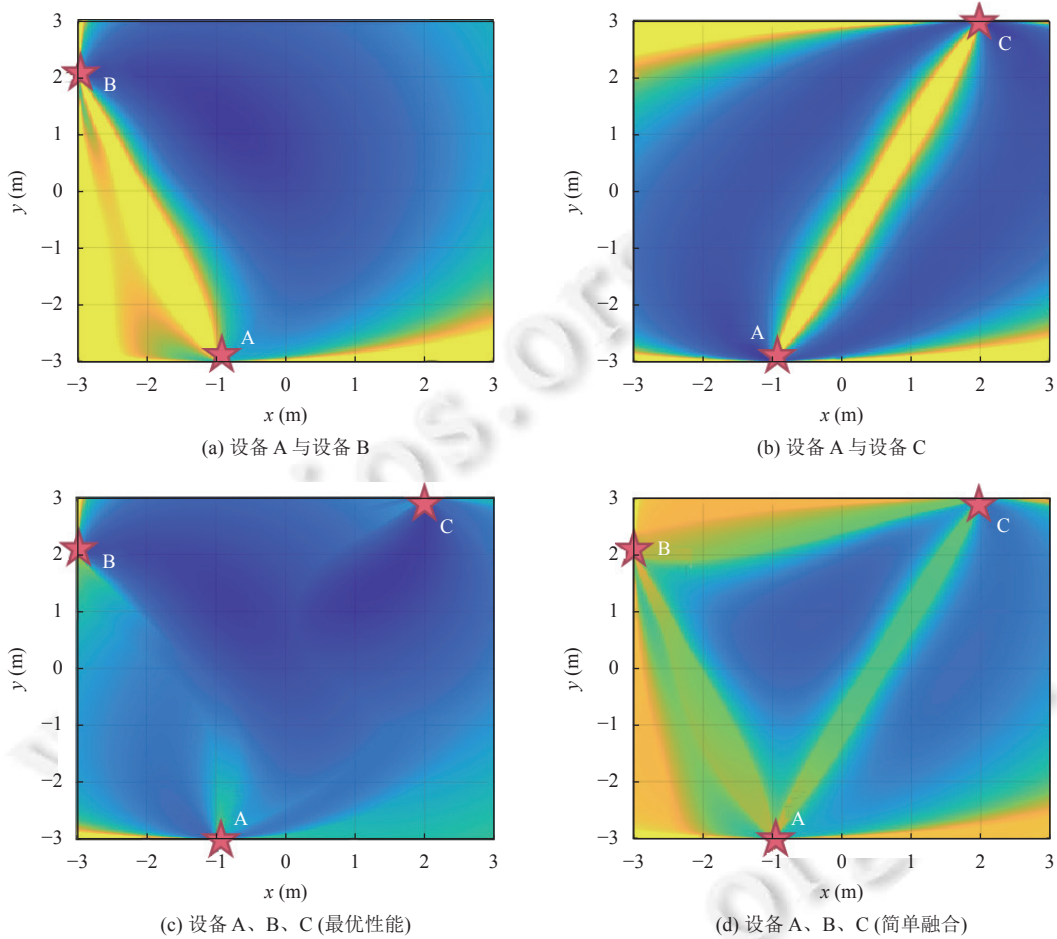


图 10 多设备的定位性能热度图

如图 11(a) 所示是一个展厅室内平面图, 图中存在桌子、沙发等障碍物, 为了将该场景与通用的布局性能预测算法相匹配, 本文对地图进行了标记, 如图 11(b) 所示, 图中红色代表的是有性能需求的区域, 黑色代表是没有性能需求的区域. 通过对图像进行处理, 系统能够识别出上述颜色值以确定区域的可达性, 进而应用乘法原则将区域信息与误差微元函数矩阵  $E$  融合, 得到更新后的误差微元矩阵, 从而仅对可到达区域处的定位效果进行预测.

图 12 中展示了两类布局在通用场景下和目标场景中的布局性能预测结果, 其中图 12(a)–(c) 中 WiFi 设备的部署位置相同, 位置分别是  $\vec{p}_A = (3, 7.5)$ ,  $\vec{p}_B = (9.8, 4)$  以及  $\vec{p}_C = (5, 0.5)$ , 设备均安装线性天线且天线阵列方向分别为  $\vec{\alpha}_A = (1, 0)$ ,  $\vec{\alpha}_B = (0, 1)$ ,  $\vec{\alpha}_C = (-1, 0)$ . 考虑对应于 0.1 弧度相位偏差的实际定位平均误差, 图 12(a) 为 26.79 cm, 图 12(b) 为 23.75 cm, 目标场景中的定位误差相比于通用场景优化了 11.2%. 图 12(c) 考虑了现有简单融合多个角度定位方法的性能, 平均定位误差为 75.11 cm. 上述结果表明, 相比于均等地考虑所有 WiFi 设备的信号到达角度, 通过性能评估算法选取合适的设备组合进行定位时可降低定位误差.

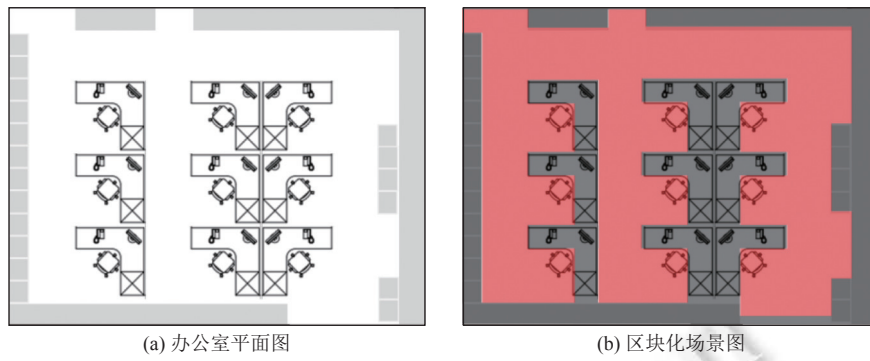


图 11 目标场景下区块化方法

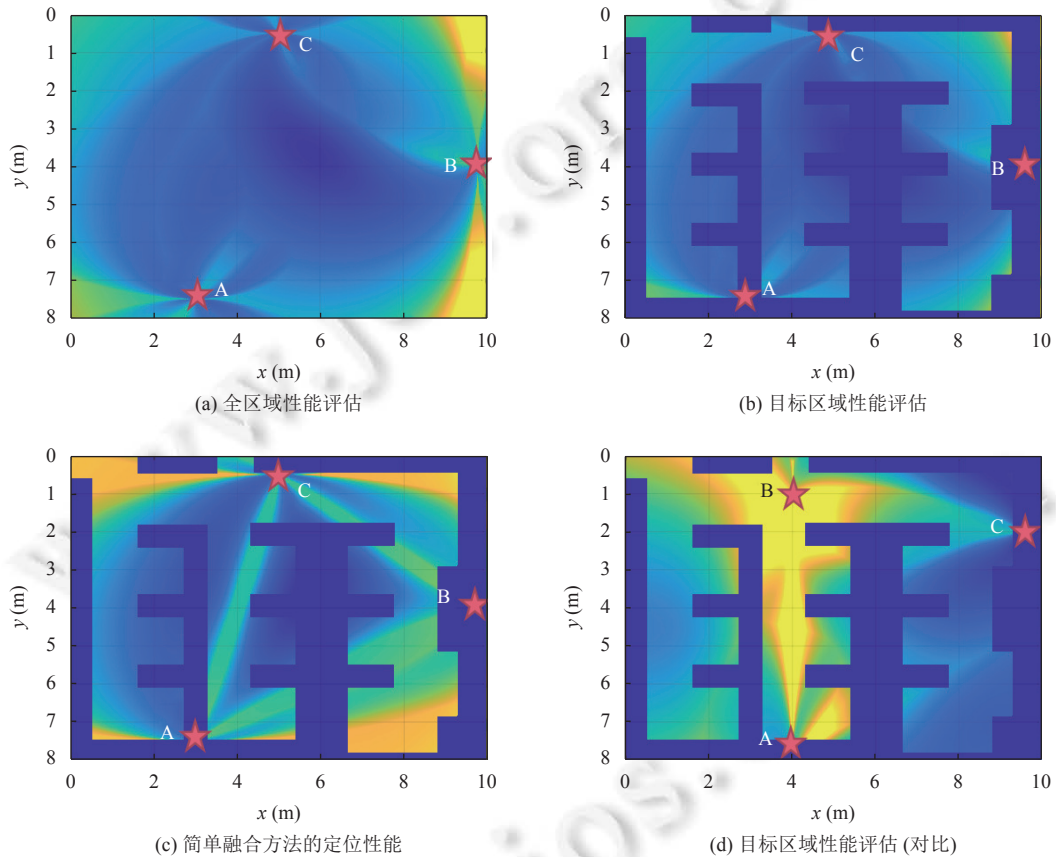


图 12 目标区域中的定位性能热度图

图 12(d) 中考虑了目标场景中的另一类设备布局, 图中 WiFi 设备的位置分别是  $\vec{p}_A=(4,8)$ ,  $\vec{p}_B=(4,1)$  以及  $\vec{p}_C=(9.5,2)$ , 设备均安装线性天线且天线阵列方向分别为  $\vec{\alpha}_A=(0,1)$ ,  $\vec{\alpha}_B=(0,1)$ ,  $\vec{\alpha}_C=(1,0)$ . 在该场景下, 图 12(d) 中的平均定位误差约为 44.89 cm, 相比于图 12(b) 的性能恶化了 89%. 上述理论分析表明, 在相同的场景下, 即使部署数量相同且天线配备情况相同的 WiFi 设备, 其定位性能差异仍不容忽视. 因此, 在实际部署定位系统前对系统性能进行预测能显著提升定位性能.

#### 4.5 CSI 定位性能预测算法

通过将上述理论融合, 本文所述的 CSI 定位性能预测算法如图 13 所示. 算法以设备与天线位置空间作为输

入, 其中设备位置空间可用于刻画设备的位置布局, 天线位置空间可用于刻画天线数目以及天线的线性非线性状态. 以第 4.1 节中所述的天线对误差微元预测模型作为基础理论, 设计思路如下.

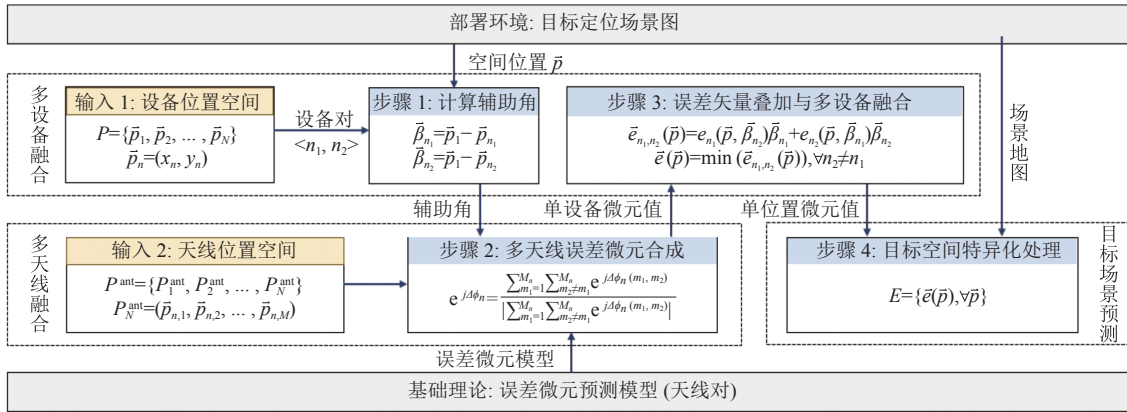


图 13 算法整体流程图

步骤 1: 从给定的设备位置空间  $P$  中依次选取不同的设备对  $\langle n_1, n_2 \rangle$ , 结合设备对的位置计算待定位位置  $\bar{p}$  处的辅助设备角  $\bar{\beta}_{n_1}, \bar{\beta}_{n_2}$ .

步骤 2: 结合辅助设备角、天线位置以及误差微元预测模型实现多天线融合 (公式 (12)), 以设备为单位计算位置  $\bar{p}$  处的误差微元值  $e(\bar{p}, \bar{\beta})$ .

步骤 3: 针对设备对  $\langle n_1, n_2 \rangle$  的定位误差进行矢量叠加 (公式 (13)), 综合考虑所有设备对的定位误差获得最终的定位性能预测值 (公式 (15)).

步骤 4: 针对  $X \times Y$  定位空间内的任一位置  $\bar{p}$  重复步骤 1-3 的过程获取二维误差微元矩阵  $E$ . 当存在目标场景地图的定制化需求时, 针对目标地图进行区块化处理, 生成该场景下的定位性能热度图 (图 12).

## 5 实验分析

### 5.1 系统搭建与实验环境

为了验证所述算法的性能, 本文采用 Intel 5300 网卡与迷你电脑设备搭建系统, 并在真实的场景下与办公室区域进行了验证性实验. 后文图 14 展示了办公室场景下的真实实验环境, 环境中选取了 12 个不同的位置作为待测试点, 4 个不同的 WiFi 设备分别部署于不同位置, 其中每个 WiFi 设备配备 3 根天线, 天线以线性或非线性方式排列. 针对线性排列的天线阵, 相邻天线间距为 2.5 cm (约为 WiFi 信号的半波长); 针对非线性排列的天线阵, 任意两根天线间距为 2.5 cm (等边三角形). 在系统中, 待定位设备以 1 000 Hz 的频率发送信号, WiFi 接收设备捕获该信号后上报 CSI 信息. 上述 CSI 信息通过 MUSIC 算法处理后可得到直接路径的信号到达角度信息. 这些信号到达角度信息将被用于目标的定位过程. 本文所述的性能评估算法能够用于比较不同布局下的定位误差性能, 即提供一种定位误差的相对对比方法. 为了确保不同布局对比的公平性, 本文统一选用单位误差, 即 1 弧度偏差引起的距离偏差为对比依据. 实验结果将在本节中的后续内容中进行讨论对比.

### 5.2 信号到达角度性能的预测与实验验证

本文针对线性与非线性天线布局在不同到达角度下的测量性能进行了测试, 测试结果如图 15 所示. 根据图 15(a) 可知, 当采用线性天线布局时, 系统能够在真实角度为  $60^\circ$ – $90^\circ$  时获得相对精准的到达角度评估性能, 平均角度误差在  $10^\circ$  以内. 随着测试角度的逐渐降低, 角度误差急剧增加, 与公式 (7) 中的结果相吻合, 证明线性天线布局存在着严重的定位不均匀问题. 根据图 15(a) 可知, 当采用等边三角形天线布局时, 系统在各个角度下的定位误差相对

均匀, 能够在大多数测试角度下获得约在  $20^\circ$  的平均定位误差. 尽管如此, 非线性天线布局仅将线性天线布局中的不均匀问题平均到测试的各方向上. 因此, 当系统中设备部署密度有限时, 可采用非线性天线布局以避免出现局部定位误差过高的问题; 而当系统中每百平方米能够部署 2 个以上 WiFi 设备 (如图 14) 或定位区域分布不均匀时, 可采用线性天线布局以在目标定位区域中获得优质的定位性能. 本节的后续部分将对定位预测方法与实际性能进行探索与评估.

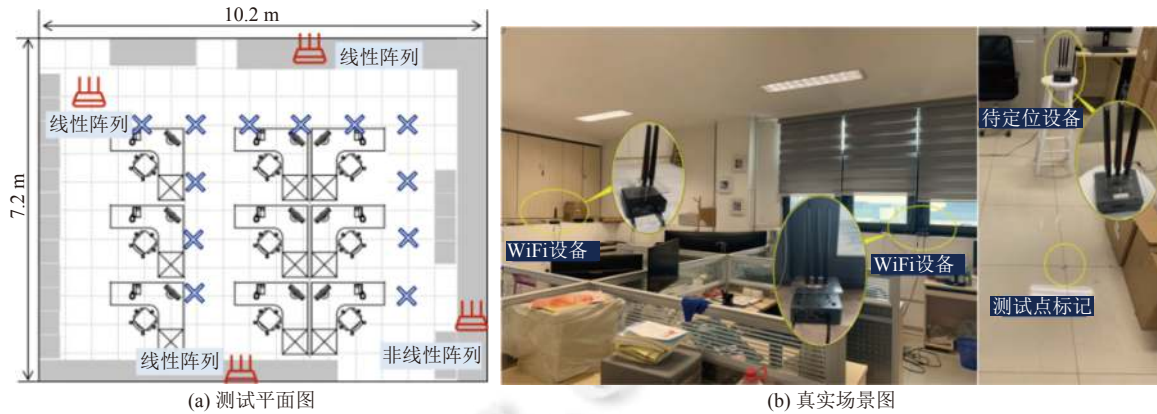


图 14 系统搭建与场景测试图

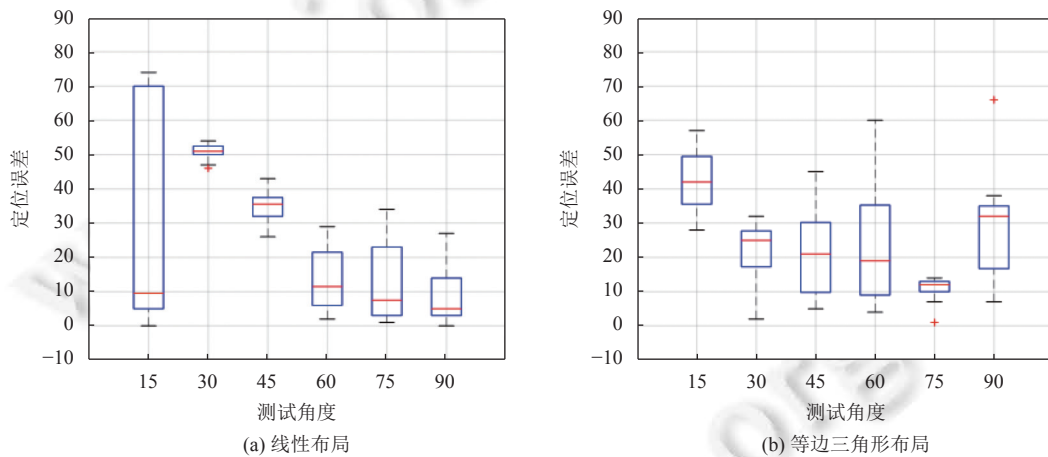


图 15 信号到达角度的测试结果

### 5.3 空旷场景中的定位性能预测与验证

- 空旷场景实验部署: 本文首先在空旷场景对 WiFi 定位性能进行了预测, 进而结合真实实验数据验证算法预测的性能. 空旷场景的实际部署情况如图 16 所示, 环境中部署 4 个不同的 WiFi 设备, 天线均以线性方式排列. 性能预测与定位时选取图中的五角星点为坐标原点, 在此基础上, WiFi 设备的部署位置分别为  $\vec{p}_A=(1.2,0)$ ,  $\vec{p}_B=(3.6,1.8)$ ,  $\vec{p}_C=(0,3)$ ,  $\vec{p}_D=(2.4,5.4)$ , 设备安装的天线方向分别为  $\vec{\alpha}_A=(1,0)$ ,  $\vec{\alpha}_B=(0,1)$ ,  $\vec{\alpha}_C=(0,-1)$ ,  $\vec{\alpha}_D=(-1,0)$ . 实验中针对图 17 中 15 个标记×位置处进行性能预测与定位性能验证, 每个待测位置处发送 500 个通信分组, 每 20 个分组得到一次 AoA, 考虑数据丢包因素, 每个样点可得的结果数为 24 次.

- 单点预测的性能: 系统首先验证了单点位置的预测性能, 对于给定场景中的不同测试位置点, 实验预测结果如图 17(a) 所示, 其中颜色值表示单位弧度相位偏差引起的定位误差, 颜色值越亮则定位性能越差. 图 17(c) 中展示了图 17(a) 中 3 个位置的定位误差结果, 其中图 17(a) 中预测到的 3 个位置处由 1 弧度相位偏差引发的定位误

差分别为 1.78 m, 0.66 m 和 0.85 m, 图 17(b) 中表明 3 个位置处的定位误差中值分别为 1.60 m, 0.65 m 和 1.01 m. 上述实验结果说明, 本文所述的预测方法能够给出场景中不同位置处定位性能的变化趋势.

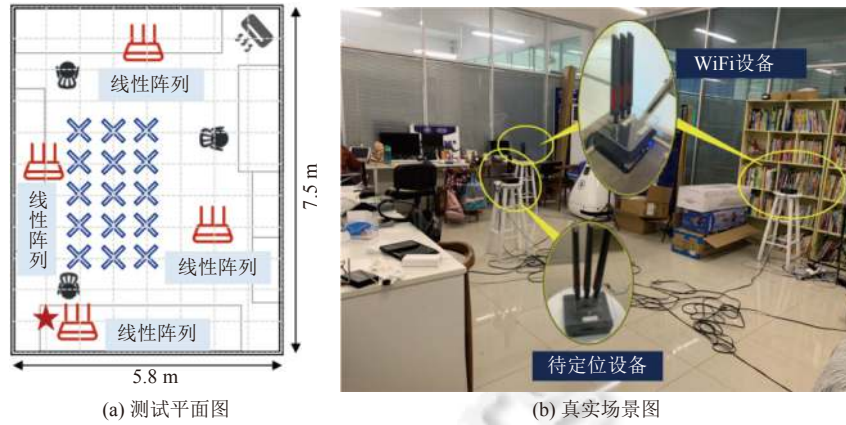


图 16 空旷环境中的定位场景图

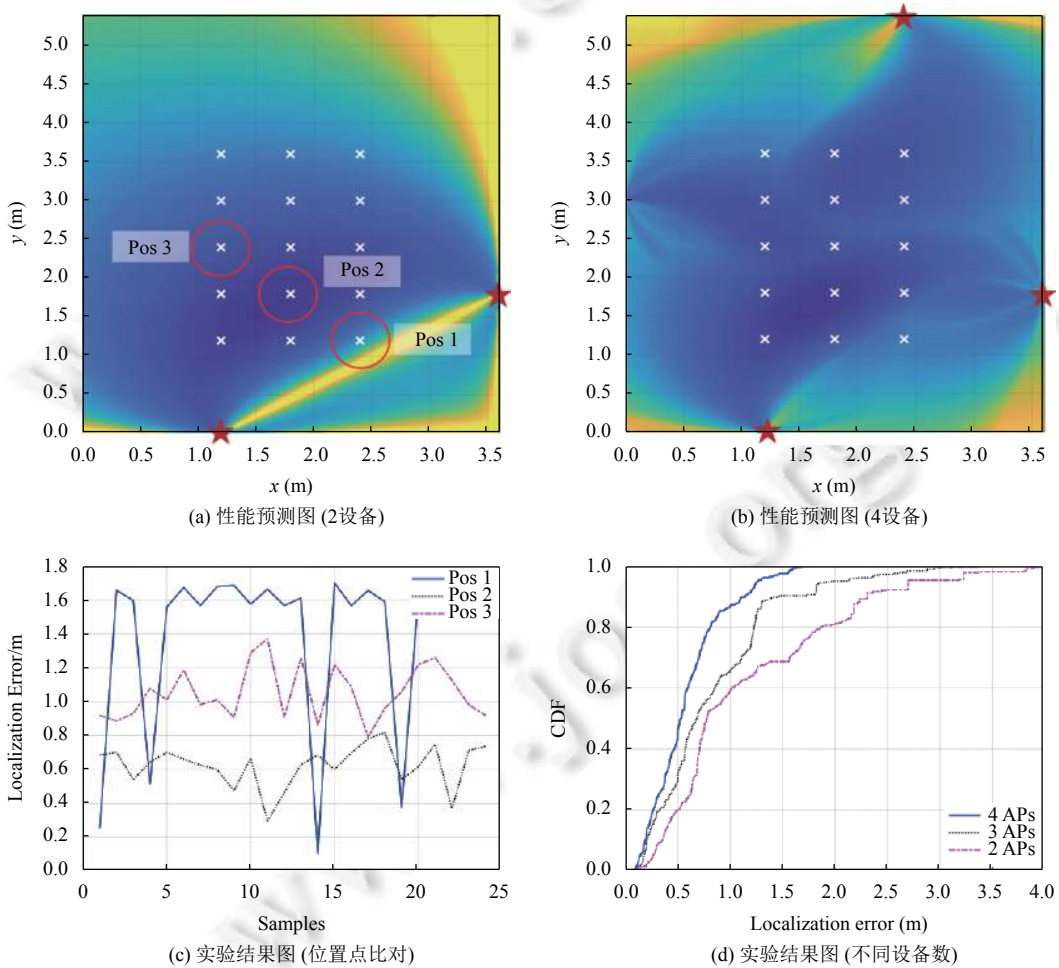


图 17 空旷环境中 (真实实验) 性能预测与实验验证



● 整体预测性能: 系统进而验证了不同设备数情况下的预测与实验结果图. 实验预测结果如图 17(a)、(b) 所示, 其中图 17(a) 中选取了 2 个 WiFi 设备对目标进行定位, 对于测试的 15 个样点, 1 弧度偏差引起的距离偏差约为 103 cm; 图 17(b) 图中选取了所有 WiFi 设备对目标进行定位, 对于测试的 15 个样点, 1 弧度偏差引起的距离偏差约为 79 cm; 实验中同样对 3 个 WiFi 设备的定位性能进行了预测, 1 弧度偏差引起的距离偏差约为 92 cm (图中未展示). 为了验证上述评估算法的性能, 图 17(d) 中展示了采用不同设备数的定位误差累积分布图像, 通过图中可知, 采用 2 个、3 个、4 个 WiFi 设备的定位平均误差分别为 1.17 m, 0.84 m 和 0.58 m. 上述真实实验性能分别对应于预测的 1.03 m, 0.92 m 和 0.79 m, 与预测性能的顺序关系完全一致, 说明预测方法与定位系统的实验性能吻合, 对定位系统的部署具备指导意义.

● 最优设备对定位与传统定位方法对比: 本文所述的定位性能预测机制能够结合公式 (15) 选取最优的设备组合对目标进行定位而无需采用传统的多角度简单融合定位方法. 为了验证最优设备组合对定位性能的提升, 本文在首先采用理论方法对传统融合方法进行了性能预测, 性能预测结果如图 18(a) 所示. 相比于图 17(b) 中最优设备组合情况下的定位性能, 传统融合方法 1 弧度相位偏差引发的定位误差更高, 均值为 1.66 m. 图 18(b) 中展示了不同情况下的定位误差累积分布图, 其中本文选用的最优设备组合定位方法平均定位误差为 0.58 m, 传统方法在部署 4 个和 3 个 WiFi 设备的情况下, 平均定位误差分别为 0.80 m 和 0.86 m. 由此可知, 传统定位方法<sup>[10]</sup>中 4 个设备相比于 3 个设备仅能带来 7% 的性能提升, 而采用定位性能预测算法所选用的最优设备组合时将额外减少 27.5% 的定位误差. 当考虑 80% 的定位误差时, 本文所述方法相比于传统方法将提升 33.3%. 上述实验结果说明, 本文所述的预测方法对提升已部署系统的定位性能同样具备指导意义.

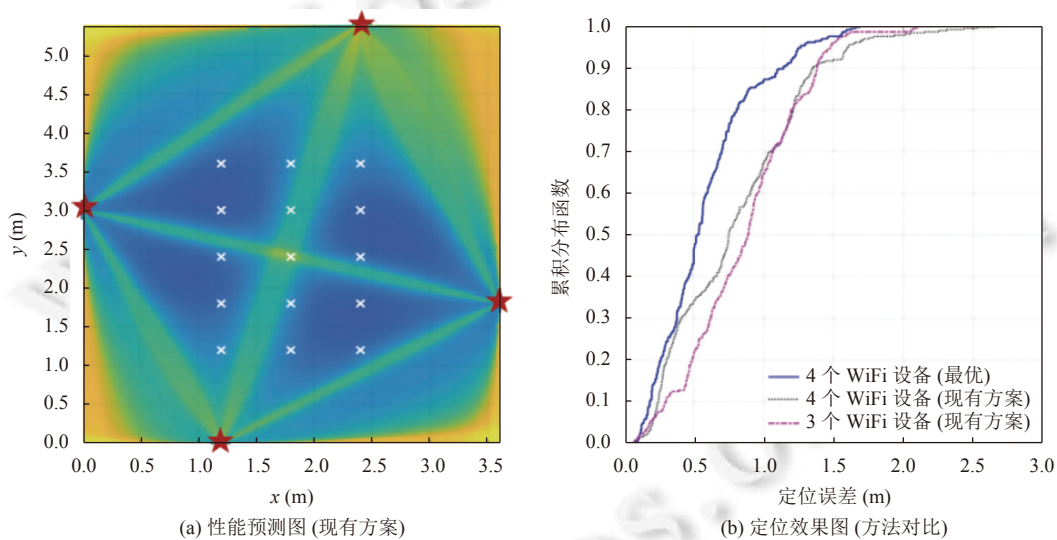


图 18 空旷场景中 (真实实验) 的定位性能优化

#### 5.4 办公场景中的定位性能实验验证

● 整体预测性能: 在办公场景中, 系统验证了不同设备数情况下的预测与实验结果图. 实验预测结果如图 19 所示, 其中图 19(a)–(c) 图中分别选取 2、3、4 个 WiFi 设备进行性能预测, 对于测试的 12 个样点, 当采用不同数目的 WiFi 设备进行定位时, 系统预测的由 1 弧度偏差引起的距离偏差分别为 2.90 m, 2.39 m 和 1.90 m. 为了验证上述评估算法的性能, 图 19(d) 中展示了采用不同设备数的定位误差累积分布图像, 通过图中可知, 采用 2 个、3 个、4 个 WiFi 设备的定位平均误差分别为 2.72 m, 2.35 m 和 2.17 m. 上述真实实验性能分别对应于预测的 2.90 m, 2.39 m 和 1.90 m, 与预测性能的顺序关系完全一致.

● 最优设备对定位与传统定位方法的对比: 为了验证最优设备组合对定位性能的提升, 本文在首先采用理论

方法对传统融合方法进行了性能预测,性能预测结果如图 20(a) 所示. 本文选用的最优设备组合定位方法平均定位误差为 2.04 m,传统方法在部署 4 个和 3 个 WiFi 设备的情况下,平均定位误差分别为 3.01 m 和 3.02 m. 由此可知,传统定位方法中<sup>[10]</sup> 4 个设备相比于 3 个设备仅能带来 0.3% 的性能提升,而采用定位性能预测算法所选用的最优设备组合时将额外减少 32.2% 的定位误差. 当考虑 80% 的定位误差时,本文所述方法相比于传统方法将提升 32%–37% 的定位精度.

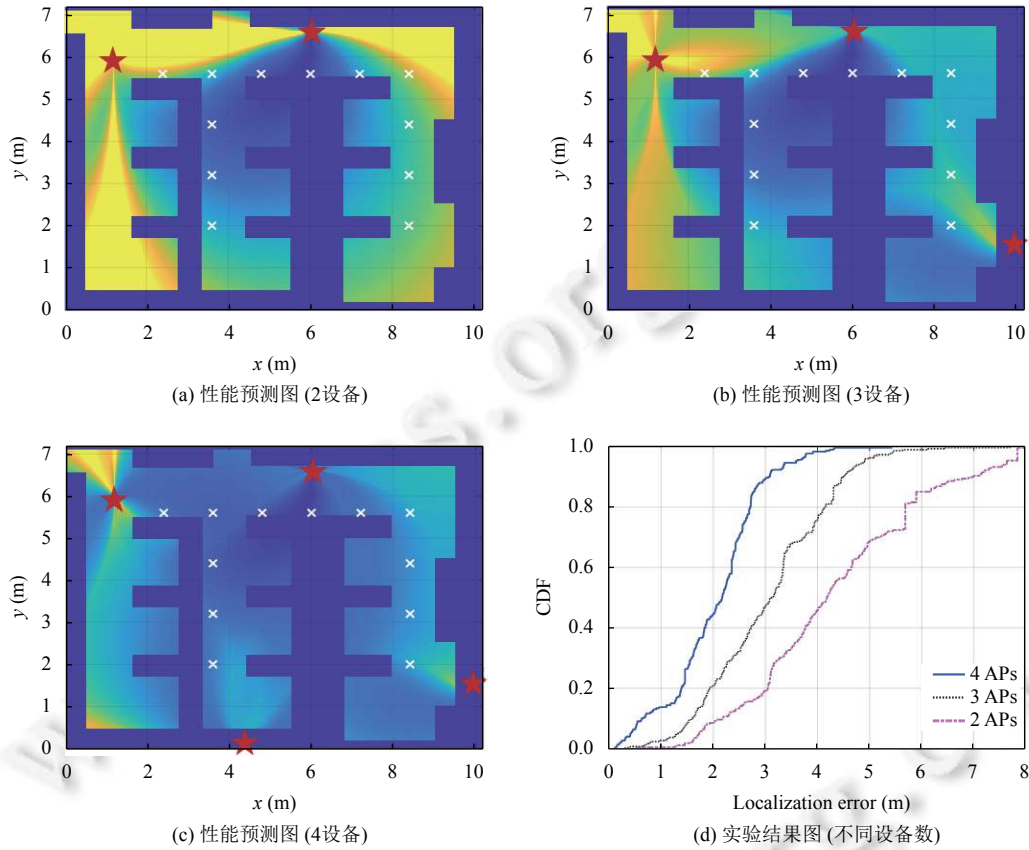


图 19 办公室环境中 (真实实验) 性能预测图

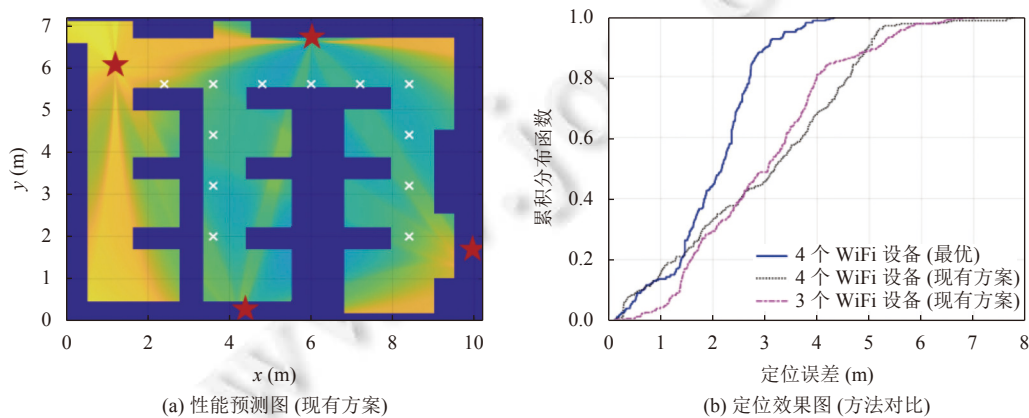


图 20 办公室场景中 (真实实验) 的定位性能优化

## 6 总 结

WiFi 室内定位系统的主要优势为现有 WiFi 设备的普适性。现有研究表明, 采用 WiFi 通信过程中物理层解析的信道状态信息能够实现亚米级的定位精度。然而, 因为 WiFi 定位精度取决于设备位置、天线布局、天线阵列方向等诸多因素, WiFi 定位系统在异质场景中的鲁棒性问题仍未得到有效解决。

为此, 本文面向多样化部署场景提出 WiFi CSI 定位性能的普适预测模型, 从而使得系统能够在不进行部署的前提下对特异场景中的定位性能进行量化评估。仿真与真实场景实验表明, 实际定位精度的变化趋势与本文所述的理论模型相互吻合, 通过理论模型分析可将定位精度优化 32%–37%。上述定位性能评估算法有助于为 WiFi 定位系统的部署落地提供重要参考依据, 从而最大化部署成本所带来的精度收益。

### References:

- [1] Li SJ, Li X, Zhang Y, Wang YS, Zhang DQ. Walking recognition and parameters estimation based on Wi-Fi channel state information. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2021, 32(10): 3122–3138 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6027.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.006027]
- [2] Ayyalasomayajula RS, Arun A, Wu CF, Rajagopalan S, Ganesaraman S, Seetharaman A, Jain IK, Bharadia D. LocAP: Autonomous millimeter accurate mapping of WiFi infrastructure. In: *Proc. of the 17th USENIX Symp. on Networked Systems Design and Implementation*. Santa Clara: NSDI, 2020. 1115–1129.
- [3] Ma YF, Selby N, Adib F. Minding the billions: Ultra-wideband localization for deployed RFID tags. In: *Proc. of the 23rd Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. Snowbird: ACM, 2017. 248–260. [doi: 10.1145/3117811.3117833]
- [4] Wang CY, Li X, Zhang Y, Zhao YC, Zhang DQ, Ye BL, Lu SL. Survey on RFID-based battery-less sensing. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2022, 33(1): 297–323 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6344.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.006344]
- [5] Tong XY, Liu K, Tian XH, Fu LY, Wang XB. FineLoc: A fine-grained self-calibrating wireless indoor localization system. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2018, 18(9): 2077–2090. [doi: 10.1109/TMC.2018.2871206]
- [6] Pannuto P, Kempke B, Dutta P. Slocalization: Sub-uW ultra wideband backscatter localization. In: *Proc. of the 17th ACM/IEEE Int'l Conf. on Information Processing in Sensor Networks*. Porto: IEEE, 2018. 242–253. [doi: 10.1109/IPSNS.2018.00052]
- [7] Qian K, Wu CS, Zhang Y, Zhang GD, Yang Z, Liu YH. Widar2.0: Passive human tracking with a single Wi-Fi link. In: *Proc. of the 16th Annual Int'l Conf. on Mobile Systems, Applications, and Services*. Munich: ACM, 2018. 350–361. [doi: 10.1145/3210240.3210314]
- [8] Tong XY, Li H, Tian XH, Wang XB. Triangular antenna layout facilitates deployability of CSI indoor localization systems. In: *Proc. of the 16th Annual IEEE Int'l Conf. on Sensing, Communication, and Networking*. Boston: IEEE, 2019. 1–9. [doi: 10.1109/SAHCN.2019.8824894]
- [9] Wang YX, Wu KS, Ni LM. WiFall: Device-free fall detection by wireless networks. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2017, 16(2): 581–594. [doi: 10.1109/TMC.2016.2557792]
- [10] Kotaru M, Joshi K, Bharadia D, Katti S. SpotFi: Decimeter level localization using WiFi. In: *Proc. of the 2015 ACM Conf. on Special Interest Group on Data Communication*. London: ACM, 2015. 269–282. [doi: 10.1145/2785956.2787487]
- [11] Xie YX, Zhang YB, Liando JC, Li M. SWAN: Stitched Wi-Fi antennas. In: *Proc. of the 24th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. New Delhi: ACM, 2018. 51–66. [doi: 10.1145/3241539.3241572]
- [12] Vasisht D, Kumar S, Katabi D. Decimeter-level localization with a single WiFi access point. In: *Proc. of the 13th USENIX Conf. on Networked Systems Design and Implementation*. Santa Clara: USENIX Association, 2016. 165–178.
- [13] Tai TC, Lin KCJ, Tseng YC. Toward reliable localization by unequal AoA tracking. In: *Proc. of the 17th Annual Int'l Conf. on Mobile Systems, Applications, and Services*. Seoul: ACM, 2019. 444–456. [doi: 10.1145/3307334.3326103]
- [14] Wen YT, Tian XH, Wang XB, Lu SW. Fundamental limits of RSS fingerprinting based indoor localization. In: *Proc. of the 2015 IEEE Conf. on Computer Communications*. Hong Kong: IEEE, 2015. 2479–2487. [doi: 10.1109/INFOCOM.2015.7218637]
- [15] Wu CS, Xu JG, Yang Z, Lane ND, Yin ZW. Gain without pain: Accurate WiFi-based localization using fingerprint spatial gradient. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2017, 1(2): 29. [doi: 10.1145/3090094]
- [16] Wang M, Zhang ZH, Tian XH, Wang XB. Temporal correlation of the RSS improves accuracy of fingerprinting localization. In: *Proc. of the 35th Annual IEEE Int'l Conf. on Computer Communications*. San Francisco: IEEE, 2016. 1–9. [doi: 10.1109/INFOCOM.2016.7524492]

- [17] Yang Z, Zhou ZM, Liu YH. From RSSI to CSI: Indoor localization via channel response. *ACM Computing Surveys*, 2014, 46(2): 25. [doi: [10.1145/2543581.2543592](https://doi.org/10.1145/2543581.2543592)]
- [18] Bahl P, Padmanabhan VN. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system. In: *Proc. of the 2000 IEEE INFOCOM Conf. on Computer Communications and the 19th Annual Joint Conf. of the IEEE Computer and Communications Societies*. Tel Aviv: IEEE, 2000. 775–784. [doi: [10.1109/INFCOM.2000.832252](https://doi.org/10.1109/INFCOM.2000.832252)]
- [19] Chintalapudi K, Iyer AP, Padmanabhan VN. Indoor localization without the pain. In: *Proc. of the 16th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. Chicago: ACM, 2010. 173–184. [doi: [10.1145/1859995.1860016](https://doi.org/10.1145/1859995.1860016)]
- [20] Lodhi NUH, Malik A, Zulfiqar T, Javed MA, Nafi NS. Performance evaluation of Wi-Fi finger printing based indoor positioning system. In: *Proc. of the 2018 IEEE Conf. on Wireless Sensors*. Langkawi: IEEE, 2018. 56–61. [doi: [10.1109/ICWISE.2018.8633287](https://doi.org/10.1109/ICWISE.2018.8633287)]
- [21] Afzal MA, He D, Zhu ZY, Yang YM. Performance evaluation of Wi-Fi bluetooth low energy & Li-Fi technology in indoor positioning. In: *Proc. of the 23rd Int'l Conf. on Digital Signal Processing*. Shanghai: IEEE, 2018. 1–5. [doi: [10.1109/ICDSP.2018.8631602](https://doi.org/10.1109/ICDSP.2018.8631602)]
- [22] Gjengset J, Xiong J, McPhillips G, Jamieson K. Phaser: Enabling phased array signal processing on commodity WiFi access points. In: *Proc. of the 20th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. Maui: ACM, 2014. 153–164. [doi: [10.1145/2639108.2639139](https://doi.org/10.1145/2639108.2639139)]
- [23] Halperin D, Hu WJ, Sheth A, Wetherall D. Tool release: Gathering 802.11n traces with channel state information. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2011, 41(1): 53. [doi: [10.1145/1925861.1925870](https://doi.org/10.1145/1925861.1925870)]
- [24] Xie YX, Xiong J, Li M, Jamieson K. mD-Track: Leveraging multi-dimensionality for passive indoor Wi-Fi tracking. In: *Proc. of the 25th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. Los Cabos: ACM, 2019. 8. [doi: [10.1145/3300061.3300133](https://doi.org/10.1145/3300061.3300133)]
- [25] Schmidt R. Multiple emitter location and signal parameter estimation. *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, 1986, 34(3): 276–280. [doi: [10.1109/TAP.1986.1143830](https://doi.org/10.1109/TAP.1986.1143830)]
- [26] Korany B, Karanam CR, Cai H, Mostofi Y. XModal-ID: Using WiFi for through-wall person identification from candidate video footage. In: *Proc. of the 25th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. Los Cabos: ACM, 2019. 36. [doi: [10.1145/3300061.3345437](https://doi.org/10.1145/3300061.3345437)]
- [27] Wang W, Liu AX, Shahzad M. Gait recognition using WiFi signals. In: *Proc. of the 2016 ACM Int'l Joint Conf. on Pervasive and Ubiquitous Computing*. Heidelberg: ACM, 2016. 363–373. [doi: [10.1145/2971648.2971670](https://doi.org/10.1145/2971648.2971670)]
- [28] Tan S, Zhang LH, Wang Z, Yang J. MultiTrack: Multi-user tracking and activity recognition using commodity WiFi. In: *Proc. of the 2019 CHI Conf. on Human Factors in Computing Systems*. Glasgow: ACM, 2019. 536. [doi: [10.1145/3290605.3300766](https://doi.org/10.1145/3290605.3300766)]
- [29] Zhao MM, Tian YL, Zhao H, Alsheikh MA, Li TH, Hristov R, Kabelac Z, Katabi D. RF-based 3D skeletons. In: *Proc. of the 2018 Conf. of the ACM Special Interest Group on Data Communication*. Budapest: ACM, 2018. 267–281. [doi: [10.1145/3230543.3230579](https://doi.org/10.1145/3230543.3230579)]
- [30] Tong XY, Zhu FY, Wan Y, Tian XH, Wang XB. Batch localization based on OFDMA backscatter. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2019, 3(1): 25. [doi: [10.1145/3314412](https://doi.org/10.1145/3314412)]
- [31] Nandakumar R, Iyer V, Gollakota S. 3D localization for sub-centimeter sized devices. In: *Proc. of the 16th ACM Conf. on Embedded Networked Sensor Systems*. Shenzhen: Association for Computing Machinery, 2018. 108–119. [doi: [10.1145/3274783.3274851](https://doi.org/10.1145/3274783.3274851)]
- [32] Kotaru M, Zhang PY, Katti S. Localizing low-power backscatter tags using commodity WiFi. In: *Proc. of the 13th Int'l Conf. on Emerging Networking Experiments and Technologies*. Incheon: ACM, 2017. 251–262. [doi: [10.1145/3143361.3143379](https://doi.org/10.1145/3143361.3143379)]
- [33] Wu CS, Zhang F, Fan YS, Liu KJR. RF-based inertial measurement. In: *Proc. of the 2019 ACM Special Interest Group on Data Communication*. Beijing: ACM, 2019. 117–129. [doi: [10.1145/3341302.3342081](https://doi.org/10.1145/3341302.3342081)]
- [34] Tong XY, Wan Y, Li QR, Tian XH, Wang XB. CSI fingerprinting localization with low human efforts. *IEEE/ACM Trans. on Networking*, 2020, 29(1): 372–385. [doi: [10.1109/TNET.2020.3035210](https://doi.org/10.1109/TNET.2020.3035210)]
- [35] Bhandari R, Raman B, Ramakrishnan KK, Chander D, Aggarwal N, Bansal D, Choudhary M, Moond N, Bansal A, Chaudhary M. CrowdLoc: Cellular fingerprinting for crowds by crowds. *ACM Trans. on Sensor Networks*, 2018, 14(1): 4. [doi: [10.1145/3155326](https://doi.org/10.1145/3155326)]
- [36] Li DY, Xu JG, Yang Z, Wu CS, Li JB, Lane ND. Wireless localization with spatial-temporal robust fingerprints. *ACM Trans. on Sensor Networks*, 2022, 18(1): 15. [doi: [10.1145/3488281](https://doi.org/10.1145/3488281)]
- [37] Wang XY, Gao LJ, Mao SW, Pandey S. CSI-based fingerprinting for indoor localization: A deep learning approach. *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, 2017, 66(1): 763–776. [doi: [10.1109/TVT.2016.2545523](https://doi.org/10.1109/TVT.2016.2545523)]
- [38] Wang XY, Wang XY, Mao SW. Indoor fingerprinting with bimodal CSI tensors: A deep residual sharing learning approach. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(6): 4498–4513. [doi: [10.1109/JIOT.2020.3026608](https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3026608)]
- [39] Wang XY, Wang XY, Mao SW. Deep convolutional neural networks for indoor localization with CSI images. *IEEE Trans. on Network Science and Engineering*, 2020, 7(1): 316–327. [doi: [10.1109/TNSE.2018.2871165](https://doi.org/10.1109/TNSE.2018.2871165)]

附中文参考文献:

- [1] 李晟洁, 李翔, 张越, 王亚沙, 张大庆. 基于Wi-Fi信道状态信息的行走识别与行走参数估计. 软件学报, 2021, 32(10): 3122–3138. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6027.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.006027]
- [4] 王楚豫, 谢磊, 赵彦超, 张大庆, 叶保留, 陆桑璐. 基于RFID的无源感知机制研究综述. 软件学报, 2022, 33(1): 297–323. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6344.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.006344]



佟鑫宇(1993—), 男, 博士, CCF 专业会员, 主要研究领域为物联网, 室内定位.



刘秀龙(1988—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 专业会员, 主要研究领域为物联网, 无线感知.



郑丁川(1999—), 男, 本科生, 主要研究领域为无线感知与定位.



王新兵(1975—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 杰出会员, 主要研究领域为物联网.



葛伟平(1999—), 男, 硕士生, CCF 学生会员, 主要研究领域为无线感知与定位.