

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514308

融合 AGC 补偿与多尺度异常值处理的 WiFi 信道 状态信息室内无人机定位方法研究*

江 灏, 黄 毅, 陈 静, 阴存翊, 郑绍聪
(福州大学电气工程与自动化学院 福州 350108)

摘要:随着无线通信技术的发展, WiFi 信道状态信息(CSI)因其高时间分辨率和丰富的环境特征信息,成为无人机室内定位的有力工具。然而, CSI 信号在采集过程中易受自动增益控制(AGC)电路引起的幅值失真,以及复杂室内环境中多径效应与动态噪声干扰的影响,这些因素严重定位精度。为解决上述问题,提出了一种融合 AGC 补偿与多尺度异常值处理的 CSI 室内无人机定位方法。首先,利用被动式 CSI 嗅探与 Aruco 视觉标识,实现自动化的数据采集与标注,在无人机正常通信过程中非侵入式地获取 CSI 数据,为后续算法训练提供了高质量数据。在此基础上,引入基于实时硬件增益反馈的动态 AGC 补偿算法,有效修正幅值失真,恢复信号的真实幅度。进一步结合 Hampel 滤波与基于密度的含噪声应用空间聚类(DBSCAN)的多尺度异常值处理,分别针对孤立的脉冲噪声和密集的噪声团簇进行识别与滤除,增强了信号特征在复杂环境下的稳健性与可靠性。此外,构建轻量级的基于 ResNet 架构的一维卷积神经网络(ResNet-1DCNN)模型,从优化后的 CSI 幅值序列中提取深层特征,实现高效的位置分类。各项评估指标表明,所提的 AGC 补偿与异常值处理策略能有效改善 CSI 信号质量,使定位模型能够学习到鲁棒的位置特征。所提的 CSI 室内无人机定位方法在定位区域上达到了 98% 的整体定位精度,相较于优化前性能提升了近 29%。该方法为解决室内无人机精度定位问题提供了可行的方案,并验证了其在实时场景下的应用潜力。

关键词: 室内无人机定位; WiFi 信道状态信息; AGC 补偿算法; 异常值处理

中图分类号: TN98 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

WiFi CSI-based indoor UAV localization method integrating AGC compensation and multi-scale outlier processing

Jiang Hao, Huang Yi, Chen Jing, Yin Cunyi, Zheng Shaocong

(College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: WiFi channel state information (CSI) has emerged as a powerful tool for indoor drone localization, owing to its high temporal resolution and rich environmental features. However, the accuracy of CSI-based systems is significantly compromised by amplitude distortion induced by the receiver's automatic gain control (AGC) circuit, coupled with multipath effects and dynamic noise interference in complex indoor environments. To address these challenges, this paper proposes a novel CSI-based indoor drone localization method that integrates AGC compensation with multi-scale outlier processing. The automated data collection and annotation system is established using passive CSI sniffing and Aruco visual markers, enabling non-intrusive acquisition of CSI data during the drone's normal communication. The dynamic AGC compensation algorithm, leveraging real-time hardware gain feedback, is introduced to effectively correct the amplitude distortion and recover the true signal amplitude. Furthermore, the multi-scale outlier processing scheme combining Hampel filtering and density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) clustering is employed to respectively identify and filter out isolated pulse noise and dense noise clusters, thereby enhancing the robustness and reliability of signal features in complex settings. The lightweight residual network-one-dimensional convolutional neural network (ResNet-1DCNN) is subsequently constructed to extract deep features from the optimized CSI amplitude sequences for efficient location classification. Comprehensive evaluations demonstrate that the proposed AGC compensation and outlier processing strategies

收稿日期: 2025-07-23 Received Date: 2025-07-23

* 基金项目: 福建省高校产学研合作项目 (2022H6020) 资助

significantly improve CSI signal quality, enabling the model to learn more robust location-specific features. The proposed localization method achieved an overall accuracy of 98% in the test environment, representing a performance improvement of nearly 29% compared to the unoptimized baseline. This work provides a viable and effective solution for high-precision indoor drone localization and confirms its potential for real-time application.

Keywords: indoor drone positioning; WiFi channel status information; AGC compensation algorithm; outlier processing

0 引 言

无人机技术在近些年来高速发展,室内无人机因其高度灵活的机动性能,独立自主的自动化作业能力,以及强大的传感器搭载能力,在需要实现智能化装备升级的领域备受关注。室内定位技术作为室内无人机智能化的前提之一,是赋予无人机感知和行动能力的关键因素,近些年来学者们对此广泛关注。

随着传感技术的发展,有多种传感技术可以投入到实际应用,例如 WiFi^[1-8],低分辨率红外传感技术^[9-12],蓝牙^[13-15],超声波^[16],惯性导航系统^[17-19],超宽带^[20-24]。在过去很长一段时间,因为室内环境下等卫星信号难以穿透的原因,室内无人机定位都依赖于自身的传感器进行,这些技术各自存在一些难以解决的弊端。基于红外信息进行定位的系统存在定位距离短,仅在直射视距范围内可用的问题,对于无人机这种机动性强的设备在实际应用上有着极大限制^[25]。尚润钊等^[16]设计了一种基于超声波的室内定位系统,能搭载在室内机器人、小车等设备上,可以随意移动至任何室内环境的位置进行检测和定位,测试结果表明在室内环境下取得了较好的定位精度,但是基于超声波的室内定位技术受环境温湿度影响大且信号传输衰减严重,实际可以定位的有效范围有限,并不适用于室内无人机定位。基于惯性导航系统的无人机室内定位存在着严重的累积误差,难以解算出无人机在真实世界的绝对坐标,可以作为无人机室内定位技术的补充,但是无法独立自主的进行运行部署。因此亟须一种在室内环境下可以弥补上述问题的室内定位解决方案。

随着 WiFi 技术的日益成熟和日常生活中的逐渐普及,WiFi 信号也能覆盖在室内的每个角落。如何有效利用日常生活中的 WiFi 信号来实现通信感知一体化的室内定位系统成为这些年的热点研究方向。在 WiFi 室内定位的早期研究中,因为技术或者设备的局限性,大都基于 WiFi 的信号接收强度值(received signal strength, RSS)进行距离与对应信号值的建模或基于模式学习的方法实现在参考点(access point, AP)下目标设备的位置信息获取。Haider 等^[26]提出了对 WiFi RSS 指纹数据进行前处理和后处理的算法,来减少复杂室内环境导致的指纹数据库性能下降的问题,结果表明该系统能够提供 4 m 的室内定位精度,成功率高达 95.94%。但 RSS 信号因为数

据特征维度单一,并且 RSS 的定位精度不能满足无人机在室内飞行的基本要求。而每个 AP 仅能提供一个信号强度值,在无人机的定位部署方面并不方便。

随着通信技术的发展,802.11n 标准后引入的 WiFi 信道状态信息(channel state information, CSI)很好的解决了这些问题。CSI 信号相比 RSS 具有更加丰富的特征维度,以及对于变化环境下有着更好的细粒度的感知能力。传统的方法需要依赖室内无人机搭载各种传感器设备进行定位,而室内飞行作业的无人机往往都是微型无人机,其承载能力有限。在不需要室内微型无人机搭载额外 CSI 传感器的情况下,实现无接触的被动式定位显得尤为重要并更具有实用价值。基于指纹进行室内定位的方法则具有精度高、算法灵活、且对硬件设备要求不高的优点,再结合深度学习强大的数据特征挖掘能力,能够提高系统的定位精度。Wang 等^[27]提出了一种名为 DeepFi 的系统,利用深度自编码器提取原始 CSI 幅度的特征,将自编码器的权重记录为新的指纹,实验结果表明 DeepFi 实现了较好的精度。在此基础上 Wang 等^[28]又提出一个名为 CiFi 的指纹定位系统,结合视觉领域常用的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN),将同一个位置 60 个数据包的到达角值构建出 60×60 的图像送入 CNN 网络进行分类,卷积神经网络能够更好地提取图像特征,性能优于之前的 DeepFi。受限于当时硬件设备和算法研究,这些方法难以进一步提高精度。

在基于 WiFi-CSI 的室内定位系统中,自动增益控制(automatic gain control, AGC)电路造成的幅值失真是一个需要特别关注的问题。由于 AGC 会根据接收信号的强度调整其增益,这会在 CSI 的幅值上引起变化,进而影响定位结果的准确性。在定位系统中,希望利用到 CSI 幅值反映的无人机和 CSI 传感器之间的距离变化信息,但是 AGC 的干预会影响这一信息,使得基于 CSI 幅值的定位算法基本无法提取出与距离相关的重要定位特征。对于使用 CSI 幅值信息的定位系统,消除由 AGC 电路引起的幅值失真影响至关重要。同时,无线通信中的噪声干扰和环境干扰极有可能引起 CSI 数据中的异常值,而且动态变化的室内环境中,由于移动物体的存在,CSI 数据中也可能频繁出现突变异常值和高密度异常值。

针对上述问题,该研究提出了一种融合 AGC 补偿与多尺度异常值处理的 CSI 无人机室内定位方法。在数据

采集方面,使用被动式 CSI 嗅探结合 Aruco 视觉标识,实现了自动的 CSI 数据采集与标注,显著提升了无人机的 CSI 采集效率。设计的 AGC 补偿算法通过引入线性缩放系数,有效消除了自动增益控制引起的幅值误差,恢复了 CSI 信号的真实幅度。同时,AGC 补偿算法还能显著抑制 AGC 电路在增益调整过程中产生的额外噪声干扰。进一步,为了提升 CSI 信号在复杂环境下的稳健性,设计了多尺度异常值处理:Hampel 滤波用于识别并剔除突变异常值,基于密度的含噪声应用空间聚类(density-based spatial clustering of applications with noise,DBSCAN)算法用于检测并抑制高密度噪声区域,进一步增强了 CSI 信号的稳健性。构建了轻量化的基于 ResNet 架构的一维卷积神经网络(residual network-one-dimensional

convolutional neural network,ResNet-1DCNN),用于 CSI 幅值指纹的特征提取与分类,该网络显著提升了模型在复杂的室内环境下的泛化能力,确保了 CSI 定位结果的准确性和稳定性。

1 室内无人机定位方法原理

1.1 方法概述

该研究提出一种融合 AGC 补偿与多尺度异常值处理的无人机定位方法,实现了面向通用室内无人机的室内定位。此方法以 CSI 为核心,结合自动采集与标注技术,信号优化与异常值处理算法与深度学习模型,构建完整的室内定位系统,整体框架如图 1 所示。

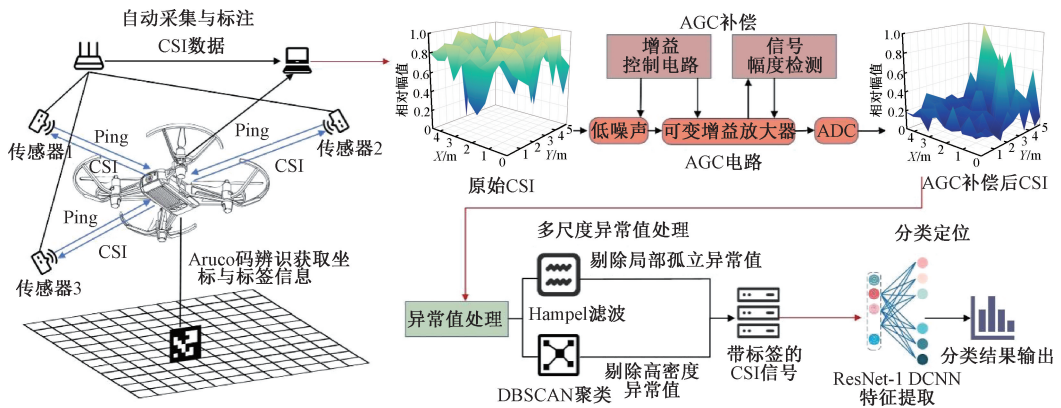


图1 无人机 CSI 定位方法架构

Fig. 1 Drone CSI positioning method architecture

该方法利用被动式 CSI 嗅探和 Aruco 视觉标识技术,可以不对无人机硬件改造,实现对无人机正常通信过程中的 CSI 数据自动采集与标注。针对 CSI 振幅受接收端 AGC 电路机制影响而产生的幅值误差,设计了基于实时 AGC 反馈的动态补偿算法,可以在存在较大干扰的环境中,实现 CSI 幅值的精确补偿。设计的 Hampel 滤波算法与 DBSCAN 聚类算法结合的多尺度异常值处理算法,Hampel 滤波算法识别并剔除由环境变化和干扰引起的突变异常值,DBSCAN 算法聚类减少短时突发噪声和过滤密集噪声团簇,提高 CSI 信号的可靠性和稳定性。设计的 ResNet-1DCNN 模型,用于提取 CSI 幅值指纹中的时序特征,完成对无人机空间位置的精确分类与识别。

1.2 CSI 数据采集与标注

为实现对室内无人机的通用、高效定位,提出一种基于被动式嗅探的 CSI 采集方法,无需对无人机进行任何硬件改造,具备良好的适配性与隐蔽性。系统采用 ESP32-S3 微控制器作为 CSI 采集终端,该芯片原生支持 IEEE 802.11b/g/n 协议,开放 WiFi MAC 层接口,可在 20 或 40 MHz 带宽下获取包括 CSI 数据、AGC 增益、接收信

号强度指示(received signal strength indicator,RSSI)、背景噪声与发送端 MAC 地址在内的物理层信息。被动式嗅探的核心在于不干扰目标设备的正常通信行为,系统利用互联网控制消息协议(internet control message protocol,ICMP)向无人机发送标准回显请求,通过其网络协议栈默认应答行为获取 WiFi 响应数据包,并从中解析出 CSI 数据。该过程无需无人机配合,也不会触发异常检测机制,实现对通信过程的隐式监听和物理层特征提取。ESP32-S3 支持通过用户数据报协议(user datagram protocol,UDP)与串口实时传输采集到的 CSI 数据,同时结合消息队列遥测传输(message queuing telemetry transport,MQTT)协议进行远程配置,利用 SmartConfig 完成设备快速联网,从而构建出一套轻量、低功耗、完全透明的 CSI 被动采集框架。

该方法使用摄像头借助 Aruco 图像标识码,配合 CSI 的采集系统即可实现自动的 CSI 数据采集标注。Aruco 标识码是一种特殊的二维码标记,由可以确定其标号的二进制的黑白相间的色块矩阵组成^[29],有着定位速度快、精度高的优点,在无人机的应用领域,一直以来被广

泛用于作为引导无人机降落的重要工具^[30]。此方法使用 Aruco 码 CSI 信号自动标记位置坐标。

在实验区域的空地上张贴若干已知相对坐标的 Aruco 标识码,实验区域的天花板区域布设 3 枚基于 ESP32-S3 微控制器的 CSI 传感器,实现对于无人机 CSI 数据的被动式嗅探获取。提出的无人机 CSI 信号自动采集与标注系统框架如图 1 所示。在进行采集作业前,无人机、CSI 采集设备和上位机会连接进入同一个 WiFi AP 节点,用于局域网通讯。开始采集 CSI 数据时,上位机会向无人机发送起飞指令以及图像帧获取指令,无人机进行自检后会回传视频帧数据并起飞。当检测到视觉范围内的 Aruco 标识码后,上位机会解算所有 Aruco 标识码在无人机坐标系下的坐标。然后会获取无人机在 Aruco 坐标系下的坐标,再通过 Aruco 标识码之间已知的相对位置信息。无人机便获取到了在真实世界中的绝对坐标值,也就是标签信息。

上位机根据坐标信息,通过比例-积分-微分(proportional-integral-derivative, PID)算法来控制无人机的运动。其中无人机的控制指令是设置横滚、俯仰、油门和偏航 4 个通道。当到达指定的采集位置时,上位机向 CSI 传感器发送 CSI 数据的获取指令,保存 CSI 数据与此时的绝对坐标,作为无人机 CSI 数据的位置标签。在完成当前点的数据采集后,上位机会通过程序进行最短路径,规划导航至下一个最近的待采集点进行数据采集。循环往复,直至数据采集完成。

1.3 AGC 补偿与多尺度异常值处理的 CSI 幅值优化

1) 基于 AGC 补偿的 CSI 幅值优化算法研究

CSI 幅值在不同位置中通讯的稳定性通常是由接收器的 AGC 硬件电路实现的。CSI 幅值常受到接收端 AGC 电路的影响,该电路根据接收信号强度动态调节放大器增益,虽能稳定通信,但会导致 CSI 幅值失真,进而影响定位精度。因此,为提升 CSI 在室内无人机定位中的鲁棒性,因此为了消除 AGC 的影响并保证设备的正常通信,可以采用补偿 CSI 幅值的方法。此处所采用的 ESP32-S3 芯片在新版开发固件中开放了实时 AGC 增益接口,使得系统可直接读取底层增益值,在存在较大干扰的环境中,实现 CSI 幅值的精确补偿,使得 AGC 控制更加精确和稳定。

发射端发送一个固定功率的信号,并经过空间传播到达接收端。接收端根据接收信号的强弱对该信号进行一定倍数的放大,这是由于后级电路中的 AGC 引起的。这种放大导致经过后级电路处理得到的 CSI 数据中引入了 AGC 带来的误差。AGC 误差会使得从原始 CSI 数据中提取的 CSI 幅度指纹不符合路径损耗模型,从而导致定位精度的严重下降。AGC 引起的幅度误差如式(1)所示。

$$H(k) = \alpha_{AGC} |H(k)| e^{j\angle H(k)} \quad (1)$$

其中, α_{AGC} 是幅度误差因子。

为了消除幅值误差,该研究基于实时获取的 AGC 增益值提出了一种 CSI 幅度优化方法,此方法可以消除 AGC 的影响并获取到真实的 CSI 幅度指纹,具体的计算如式(2)所示。

$$\rho = \frac{1}{10^{AGC_{gain_k}/20}} \quad (2)$$

其中, ρ 为缩放系数。在这里, AGC_{gain} 表示获取到的 AGC 的增益值,它是以分贝为单位的。

为了将 AGC 增益转换为线性的缩放系数,将 AGC 增益从分贝转换为线性值。想要进行幅值补偿,所以再取其倒数。进一步的将每一个 CSI 子载波使用缩放系数进行补偿,即:

$$\tilde{H}(k) = \rho^* H(k) = \frac{H(k)}{10^{AGC_{gain_k}/20}} \quad (3)$$

其中, $H(k)$ 表示 CFR 计算下的 CSI 实部和虚部值,二者需要同时进行消除,消除后的 CSI 幅值表示为:

$$|\tilde{H}(k)| = \sqrt{(\tilde{H}_{real}(k))^2 + (\tilde{H}_{imag}(k))^2} H(k) \quad (4)$$

通过式(1)~(4),即可对 CSI 传感器获取到的 CSI 幅值进行还原。推导出另一种基于实时硬件层增益反馈的动态 AGC 补偿算法,算法架构如算法 1 所示。

算法 1: 基于实时硬件层增益反馈的动态 AGC 补偿算法

输入:

AGC_{gain_k} : 硬件底层反馈的实时 AGC 增益,单位为分贝(dB)
 $H(k)$: ESP32-S3 中获取到的原始 CSI 信号

输出:

$|\tilde{H}(k)|$: 实时 AGC 增益补偿后的 CSI 幅值

- 1 将获取到的实时 AGC 增益转换为线性的补偿系数
 - 2 for $H(k)$ 中的每一条子载波数据 do
 - 3 根据式(3)、(4)计算缩放后的 CSI 幅值
 - 4 end
-

2) Hampel 与 DBSCAN 聚类的异常值处理算法

由于 CSI 信号在复杂室内环境中常常受到多径效应、动态干扰以及环境噪声的影响,其幅值数据中不仅会出现孤立的突变异常,还可能形成高密度异常区域,这显著降低了定位模型的稳定性和准确性。针对这一问题,研究采用了多尺度异常值处理方法,对不同类型的 CSI 异常数据进行有效识别和抑制。Hampel 滤波作为局部异常检测工具,基于中位数和中位数绝对偏差对幅值进行筛选,能够快速剔除短时突发的孤立异常值,提高信号的瞬时稳定性。然而,Hampel 滤波在处理高密度异常区域时效果有限,因为其依赖于局部统计特征,容易将密集的异常点误识为正常数据。为解决这一问题,进一步引

入 DBSCAN 算法,利用其对高密度区域和稀疏异常点的优越识别能力,检测并剔除大面积聚集的噪声数据。DBSCAN 能够基于数据点的密度分布自动区分正常信号和异常团簇,显著增强了 CSI 信号在复杂环境下的稳健性,确保了定位特征的完整性和可靠性。

Hampel 滤波器的原理如式(5)所示。

$$\sigma = \mu(|x_i - \mu(x)|) \quad (5)$$

其中, μ 通过计算每个采样窗口的中值,计算中值绝对偏差 σ 来判断是否存在异常值。在实验中将估计标准差的倍数 γ 设置为 10。对于每个采样窗口,如果任何采样值超出封闭区间 $[\mu - \gamma\sigma, \mu + \gamma\sigma]$,则将其视为离群值,并用该窗口的中值进行替代。

DBSCAN 是一种无监督的聚类算法,在基于 CSI 的室内定位系统应用中,可以将每个经过 Hampel 滤波后的 WiFi-CSI 幅值数据点视为一个多维空间中的样本点。然后,将这些样本点输入 DBSCAN 算法中进行聚类。通过调整 DBSCAN 算法中的参数,可以控制聚类的敏感度。在聚类完成后,DBSCAN 算法会将样本点划分为核心点、边界点和噪声点。核心点是位于高密度区域中的数据点,边界点是位于核心点邻域但自身不是核心点的数据点,噪声点则是位于低密度区域中的数据点。

1.4 基于深度残差网络的 CSI 分类定位算法

在本研究中,室内环境被划分为多个预定义的区域,每个区域的 CSI 幅值特征在统计意义上具有相对稳定的模式。因此,可将定位问题建模为一个多类别分类任务:通过神经网络学习 CSI 与空间位置之间的映射关系,从而判断无人机当前所属的位置类别。相较于传统的回归定位方式,分类方法在多径干扰复杂、信道波动剧烈的环境中更具鲁棒性与泛化能力。

本节构建的 ResNet-1DCNN 深度残差网络,用于 CSI 幅值指纹分类。相较于普通卷积神经网络,ResNet 通过引入残差连接解决深层网络中的梯度消失与梯度爆炸问题。同时,残差结构通过特征复用机制保留输入数据的空间分布特性,增强网络对 CSI 幅值指纹的细粒度特征提取能力。针对 CSI 信号的一维时序特性,如图 2 所示,此方法对传统 ResNet 进行结构重构:将二维卷积核替换为一维卷积核以适配时间维度特征提取,在残差模块中嵌入批归一化层加速收敛并抑制协变量偏移,同时引入自适应池化层优化特征降维效率。为避免过拟合,仅对骨干网络重复 4 次进行搭建,实现轻量化设计,最终由全连接层与 Softmax 函数输出类别概率分布。该架构通过端到端学习机制,在保证模型泛化能力的同时,显著提升了 CSI 指纹分类的鲁棒性与准确性。

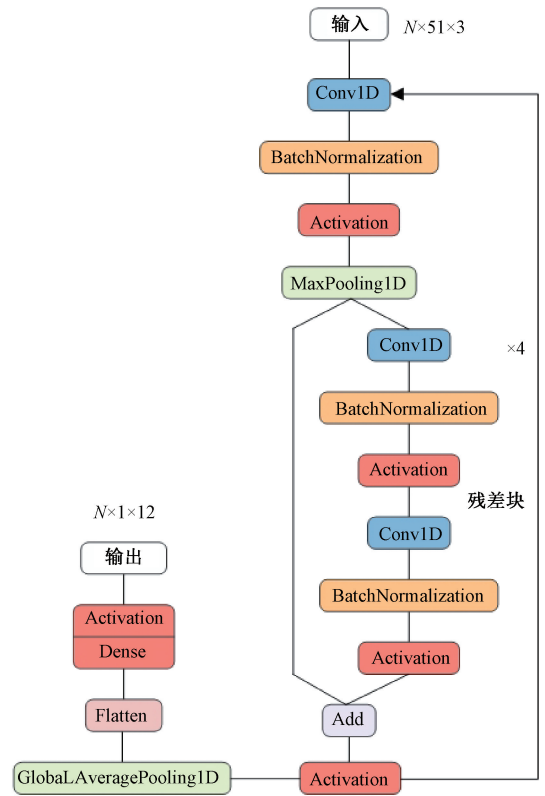


图 2 ResNet-1DCNN 示意图

Fig. 2 Diagram of ResNet-1DCNN

2 实验结果及认证

2.1 实验设置及数据采集

实验中使用的设备如图 3 所示,CSI 传感器的核心是 ESP32-S3 微控制器开发板。同时为了保护该传感器并确保其长时间可靠使用,设计了一个 3D 打印的外壳进行组装保护。本实验定位的目标设备是一台大疆公司开发的型号为 Tello 的室内微型无人机。实验环境如图 4 所示,位于一个会议室大厅中间的定位地毯区域。该区域被划分为 12 个均匀间隔的采样区域,用于进行指纹数据的采集。总共使用了 3 个 CSI 传感器,分别安装在天花板区域的正中间和两侧。

在采集过程中,使用无人机在 1 m 高度进行数据的自动采集。为了快速验证所提出的数据优化算法的有效性和精确性,在图 4 所示的每个采样中心点周围的方形区域内进行随机采集数据,并将其作为该区域的指纹数据,用于指纹定位。

在数据集的构建方面,本章节连续使用无人机采集了 4 天的 CSI 指纹数据。数据采集的第 1 和第 2 天,在每个采样区域采集 1 000 帧 CSI 数据,总共 12 个区域,每个区域 2 000 帧的 CSI 数据作为训练集。第 3 天在每个

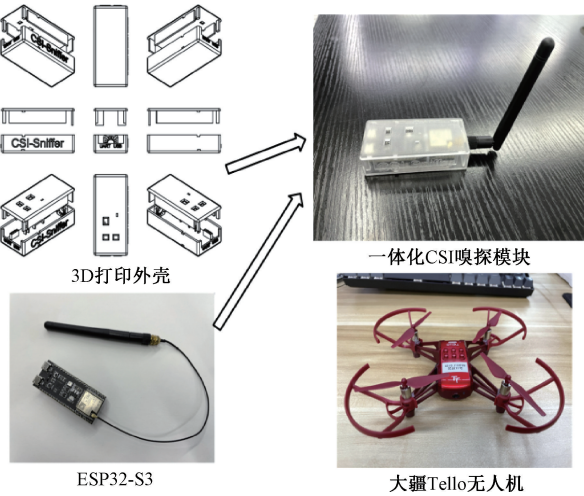


图 3 CSI 数据采集的一体化嗅探设备与无人机
Fig. 3 Integrated sniffing device and drone for CSI data collection

2.2 实验结果

本节使用 ResNet-1DCNN 网络,根据上述的实验设置和训练集数据进行指纹分类定位模型的训练,具体训练配置如下所述。训练过程中,将总训练周期 (Epochs) 设置为 500 代,保证模型收敛。优化器选用 Adam,以利用其自适应学习率特性实现高效、稳定的参数更新。为防止过拟合并提升训练效率,引入了一种动态早停策略:若模型在连续 50 个训练周期内,其在独立验证集上的损失函数值均未出现显著下降,则判定其性能已趋于饱和,随即自动终止训练流程,并保存当前验证集性能最优的模型权重。

经过 AGC 补偿和异常值处理后的混淆矩阵如图 5 所示。从图中可以看出,除 (0,0) 和 (1,2) 区域外,整体定位精度稳定在 96% 以上,展现出良好的分类效果。实验结果表明,所提出的 AGC 补偿算法有效抑制了增益引起的幅值误差,而多尺度异常值处理进一步消除了复杂环境中的异常扰动,显著提升了模型的鲁棒性和指纹定位精度。

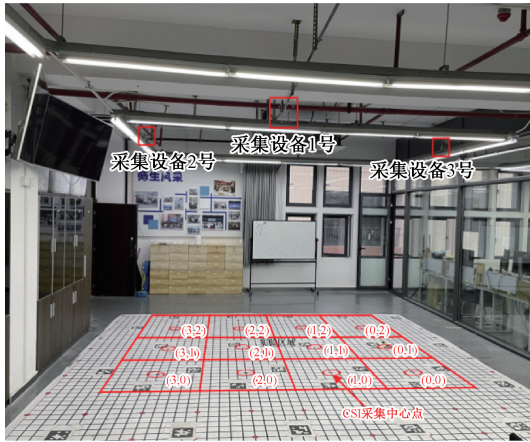


图 4 实验环境实景

Fig. 4 Realistic picture of experimental environment

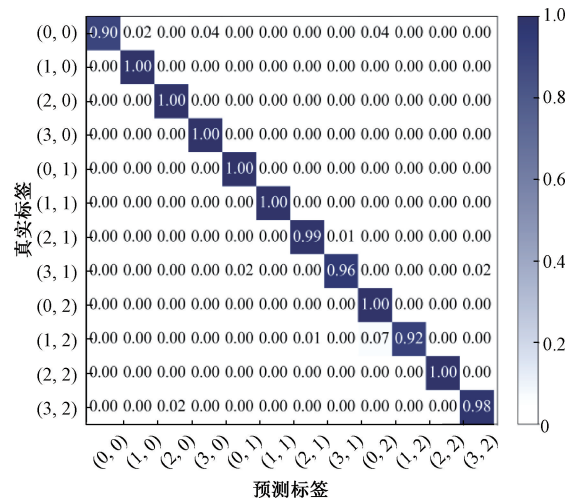


图 5 AGC 补偿和异常值处理后的混淆矩阵
Fig. 5 Confusion matrix after AGC compensation and outlier processing

2.3 AGC 补偿的 CSI 幅值优化算法有效性验证

在测试集上,对比了原始未经处理的 CSI 幅值和补偿算法补偿后的 CSI 幅值的结果,如图 6(a) 所示。在 (0,0)、(3,0)、(0,1)、(1,2)、(3,2) 区域,原始未经处理的模型结果不够理想。如图 6(b) 所示,在经过实时 AGC 增益补偿后,在 (0,0)、(3,0)、(0,1)、(1,2)、(3,2) 区域精度相比补偿前的 31%、65%、52%、52%、57% 提升到 100%、93%、99%、80%、70%。从整体情况来看,经过实时 AGC 增益补偿后各个区域的模型定位精确率均有较大的提升。

中心点区域采集了 500 帧 CSI 数据作为验证集,用于模型训练。第 4 天每个区域采集 300 帧 CSI 数据作为测试集,用于评估模型分类效果。

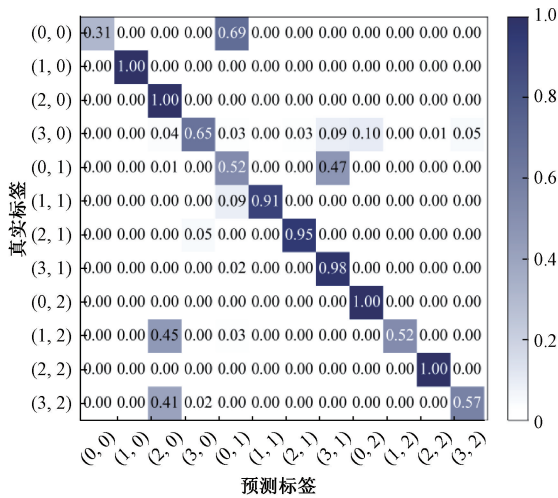
在评价指标方面,采用常用的分类指标,包括准确率 (Accuracy)、精确率 (Precision)、召回率 (Recall) 和 F1-Score,来评估数据优化前后的效果。计算公式如式 (6) ~ (9) 所示。

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (6)$$

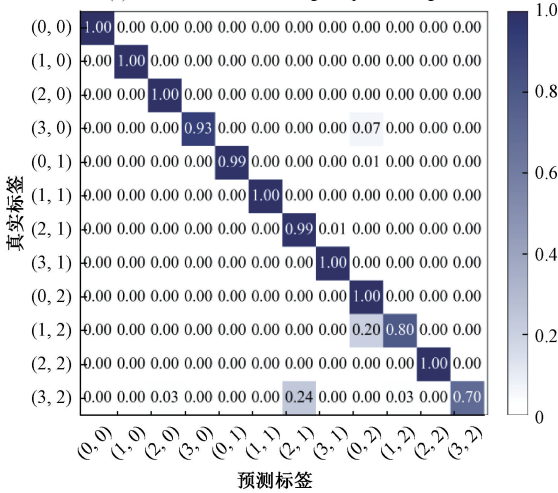
$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

$$F1-Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (9)$$



(a) 原始定位的混淆矩阵
(a) Confusion matrix of original positioning



(b) 经过实时AGC增益补偿后的混淆矩阵
(b) Confusion matrix after real-time AGC gain compensation

图6 CSI幅值的AGC补偿前后的指纹定位混淆矩阵对比
Fig. 6 Comparison of fingerprint localization confusion matrix before and after AGC compensation of CSI amplitude

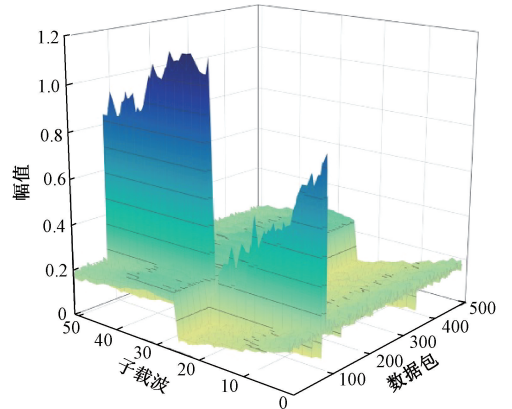
具体的评价指标参数如表1所示,其中,原始的CSI整体定位准确率为78%,经过实时硬件层增益反馈的AGC补偿后的CSI幅值定位精度达到了95%,有较大幅度的提升。这些结果表明,在基于WiFi CSI幅值的定位方法中,AGC补偿对整体系统性能有着重要的帮助。硬件上的动态AGC补偿优化了WiFi通信过程的稳定性,但同时也破坏了作为指纹定位时CSI幅值的变化特性。因此,经过AGC补偿后的CSI幅值可以帮助模型更容易学习到与位置有关的特征信息,获得质量更高的数据,提升定位分类的精度,体现在评价指标准确率、精确率、召回率和F1-Score上都有明显的精度提升。

2.4 异常值处理算法有效性验证

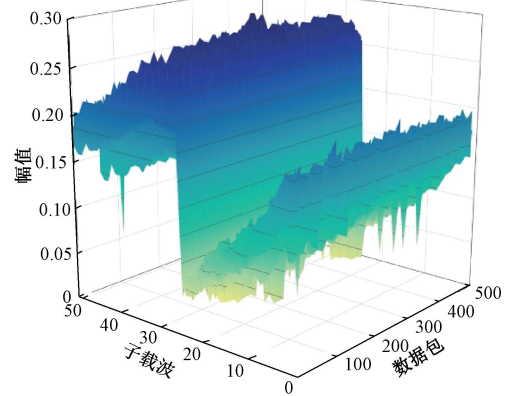
如图7所示,对异常值处理算法优化前后的信号进行了可视化的对比分析。图7(a)为经AGC补偿后的

表1 CSI幅值的AGC补偿前后的指纹定位结果
Table 1 Fingerprint localization results before and after AGC compensation of CSI amplitude (%)

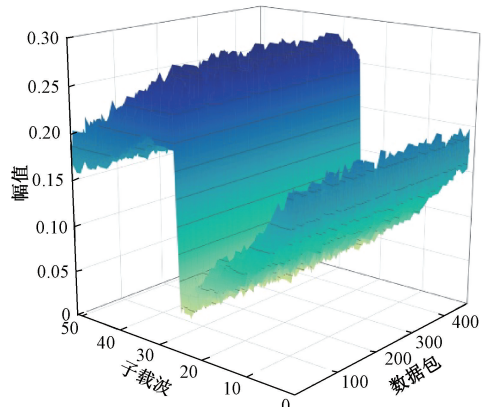
CSI	准确率	精确率	召回率	F1-Score
原始CSI	78	85	78	78
补偿后CSI	95	96	95	95



(a) 原始CSI幅值(AGC补偿后)
(a) Original CSI amplitude (after AGC compensation)



(b) Hampel滤波后的CSI幅值
(b) Hampel filtered CSI amplitude



(c) Hampel+DBSCAN优化后的CSI幅值
(c) Optimized CSI amplitude of Hampel+DBSCAN

图7 优化算法前后的CSI幅值3D映射图对比
Fig. 7 Comparison of CSI amplitude 3D mapping before and after optimization algorithm

原始 CSI 幅值数据,首先对这数据应用了实时 AGC 增益补偿算法进行处理。然后,应用了 Hampel 滤波器和 DBSCAN 聚类算法进行异常值处理。从图 7(b)可以明显看出,在经过 Hampel 滤波处理后,原始信号中的波形突变值得到了有效消除,信号整体趋于平滑。然而,处理后的数据中仍然存在一些密集分布的异常值点。如图 7(c)所示,经过 DBSCAN 聚类算法处理后,CSI 幅值数据的波形分布变得更加集中和稳定,异常值点得到了更为彻底的剔除。多尺度异常值处理方法显著提升了 CSI 幅值数据的质量,使信号特征更加突出。这种优化方法可以提高定位系统的性能,确保定位结果更加可靠,使室内指纹定位更加准确。

经过异常值处理后的指纹定位混淆矩阵如图 5 所示,与图 6 的指纹定位混淆矩阵相比,可以看出整体的定位精度比仅使用实时 AGC 补偿的 CSI 优化算法的效果有了较大的提升。在(3,0)区域精度从 93% 提升到了 100%;(1,2)区域精度从 80% 提升到了 92%;(3,2)区域从 70% 提升到了 98%。从整体情况来看,经过异常值处理后,在异常值较为密集的区域中定位精度有着较大提升。在评价指标方面,如表 2 所示,经过 Hampel 和 DBSCAN 异常值处理后,准确率、精确率、召回率和 $F1$ -Score 均达到了 98%,相较于仅使用实时 AGC 补偿的优化算法的效果平均提升了 3%,有着较好的精度提升。这些结果表明,异常值处理显著增加了模型的鲁棒性,提高室内指纹定位的准确性,使系统具备抵抗瞬时噪声和环境动态变化的能力,为后续无人机室内定位的高精度与高稳定性的发展打下基础。

表 2 异常值处理前后的评价指标对比

Table 2 Comparison of evaluation indicators before and after outlier processing (%)

CSI	准确率	精确率	召回率	$F1$ -Score
处理前 CSI	95	96	95	95
处理后 CSI	98	98	98	98

2.5 在线场景的可行性验证

为了评估所提出方法在在线场景的实时部署能力,此节对 AGC 补偿、多尺度异常值处理,ResNet-1DCNN 模型的计算开销与时间消耗进行了系统分析。实验在配备 ESP32-S3 微控制器和上位机上执行,ESP32-S3 执行 CSI 采集与预处理,在上位机上执行数据处理与定位结果输出。系统实时采样频率设为 50 Hz,在线运行时间持续 30 min,用于评估各模块的持续性能表现。

在在线场景下,系统需同时执行 CSI 数据嗅探、预处理、模型推理与数据传输等任务。为全面评估其实时性能,本节选取 3 个指标:1) 平均处理时长:模块对单帧

CSI 数据完成计算的平均时间,用以反映算法实时响应能力;2) 中央处理器(central processing unit,CPU)占用率:模块运行过程中处理器的平均忙碌比例,用于衡量系统负载水平;3) 内存占用:模块在执行期间对静态随机存取存储器(static random-access memory,SRAM)或伪静态随机存取存储器(pseudo static random access memory,PSRAM)的峰值使用量,用以评估资源可行性。

从表 3 中可见,ESP32-S3 端执行的 CSI 采集、AGC 补偿与 Hampel 滤波模块,平均处理时长分别为 0.63、0.18 和 0.23 ms,占总采样周期的比例均低于 15%,表明 ESP32-S3 端处理具有良好的实时性与裕量。3 个模块的内存使用量分别为 0.14、0.23 和 0.36 MB,未超过 ESP32-S3 片内 512 KB SRAM 的可用范围,充分说明 ESP32-S3 的资源足以满足在线预处理的计算需求,验证了其在在线采集中的稳定可行性。

表 3 在线场景下各模块性能指标对比

Table 3 Performance indicators of various modules in an online scenario

模块	平均处理时长/ms	CPU 占用率/%	内存占用/MB
CSI 采集	0.63	8.7	0.14
AGC 补偿	0.18	5.3	0.23
Hampel 滤波	0.23	7.0	0.36
DBSCAN 聚类	2.10	15.8	5.60
ResNet-1DCNN	17.60	46.2	18.00

在上位机端执行的 DBSCAN 聚类算法与 ResNet-1DCNN 模型推理计算开销相对较高,但借助 GPU 并行加速,其整体处理时长仍处于可接受范围内。DBSCAN 模块平均处理时长为 2.1 ms,仅占采样周期的 10.5%,CPU 占用率约为 15.8%;ResNet-1DCNN 推理阶段耗时 17.6 ms,占采样周期约 88%,由于推理计算与数据传输存在时间重叠,系统总体延迟控制在 25 ms 以内,完全满足无人机室内定位系统的实时性需求。

综上,提出的模型规划策略实现了在线场景下对被动式 CSI 信号的高效采集、实时预处理与轻量化深度模型推理的有机结合。系统整体具备低时延、低功耗与高稳定性的特点,为后续实现分布式无人机群的实时定位与协同感知提供了可靠的技术基础。

3 结 论

本研究提出了一种 CSI 无人机室内定位的方法。其中设计的 CSI 采集与标注方法易于部署,且显著提高了 CSI 信号的采集效率,并优化了 CSI 指纹标注的准确性。针对 AGC 电路导致的 CSI 幅值失真,设计了基于实时

硬件层增益反馈的动态 AGC 补偿算法。同时提出一种融合 Hampel 和 DBSCAN 的多尺度异常值处理算法,处理补偿后仍存在的 CSI 数据的异常值。实验结果表明,提出的无人机定位方法优化了复杂室内环境中的 CSI 信号,有效提升了室内无人机定位系统的动态适应与抵抗瞬时噪声的能力,使模型能够更好地从 CSI 信号中提取到位置相关特征信息,实现了无人机室内飞行的准确定位。

参考文献

- [1] 陈丹, 阴存翊, 江灏, 等. 基于 WiFi 交错信号与深度神经网络的室内人群数量检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(7): 178-186.
CHEN D, YIN C Y, JIANG H, et al. Indoor crowd counting method based on WiFi crossover signals and deep neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7): 178-186.
- [2] 李玉柏, 孙迅. 基于迁移学习提高 WiFi 室内定位信道状态信息指纹库的鲁棒性[J]. 电子与信息学报, 2023, 45(10): 3657-3666.
LI Y B, SUN X. A highly robust indoor location algorithm using WiFi channel state information based on transfer learning reinforcement[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2023, 45(10): 3657-3666.
- [3] MOSHIRI P F, SHAHBAZIAN R, NABATI M, et al. A CSI-based human activity recognition using deep learning[J]. Sensors, 2021, 21(21): 7225.
- [4] YIN C Y, MIAO X R, CHEN J, et al. PowerSkel: A device-free framework using CSI signal for human skeleton estimation in power station[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(11): 20165-20177.
- [5] 江灏, 阴存翊, 崔文铮, 等. 基于被动式 Wi-Fi 的实验室内人流密度监测系统[J]. 实验技术与管理, 2021, 38(3): 272-277.
JIANG H, YIN C Y, CUI W ZH, et al. Design of laboratory staff flow density monitoring system based on passive Wi-Fi[J]. Experimental Technology and Management, 2021, 38(3): 272-277.
- [6] 魏恒瑞, 王蔚庭. 基于 WiFi 定位技术的改进型位置指纹识别算法研究[J]. 制造业自动化, 2014, 36(23): 148-151.
WEI H R, WANG W T. Research on improved location fingerprint recognition algorithm based on WiFi positioning technology[J]. Manufacturing Automation, 2014, 36(23): 148-151.
- [7] 文滋润, 简献忠. 一种轻量化 CNN 的 WIFI 指纹室内定位模型[J]. 软件工程与应用, 2023, 12(4): 620-628.
WEN Z R, JIAN X ZH. A lightweight CNN-based WiFi

fingerprint indoor positioning model[J]. Software Engineering and Applications, 2023, 12(4): 620-628.

- [8] 张玄黎, 修春娣, 王延昭, 等. 基于 CSI-XGBoost 的高精度 WiFi 室内定位算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(12): 2536-2544.
ZHANG X L, XIU CH D, WANG Y ZH, et al. High-precision WiFi indoor positioning algorithm based on CSI-XGBoost[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2018, 44(12): 2536-2544.
- [9] YIN C Y, CHEN J, MIAO X R, et al. Device-free human activity recognition with low-resolution infrared array sensor using long short-term memory neural network[J]. Sensors, 2021, 21(10): 3551.
- [10] 高闻霏, 杨波, 闵琳孜. 低分辨率红外感知系统的人体行为数据增强[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(1): 163-171.
GAO W P, YANG B, MIN L Z. Human behavior data augmentation for the low-resolution infrared perception system[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(1): 163-171.
- [11] YIN C Y, MIAO X R, CHEN J, et al. Human activity recognition with low-resolution infrared array sensor using semi-supervised cross-domain neural networks for indoor environment[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(13): 11761-11772.
- [12] 张昱彤, 翟旭平, 聂宏. 基于低分辨率红外传感器的深度学习动作识别方法[J]. 红外技术, 2022, 44(3): 286-293.
ZHANG Y T, ZHAI X P, NIE H. Deep learning method for action recognition based on low resolution infrared sensors[J]. Infrared Technology, 2022, 44(3): 286-293.
- [13] JI T, LI W H, ZHU X CH, et al. Survey on indoor fingerprint localization for BLE[C]. 2022 IEEE 6th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference, 2022: 129-134.
- [14] MACKENSEN E, LAI M, WENDT T M. Bluetooth low energy (BLE) based wireless sensors[C]. Sensors, 2012 IEEE, 2012: 1-4.
- [15] KOULOURAS G, KATSOULIS S, ZANTALIS F. Evolution of bluetooth technology: BLE in the IoT ecosystem[J]. Sensors, 2025, 25(4): 996.
- [16] 尚润钊, 林书乐, 刁楚涵, 等. 基于超声波的室内定位系统设计[J]. 传感器技术与应用, 2024, 12(4): 600-609.
SHANG R ZH, LIN SH L, DIAO CH H, et al. Design of indoor positioning system based on ultrasonic[J]. Journal of Sensor Technology and Applications, 2024, 12(4): 600-609.

- [17] FAN B K, LIU D K, ZHANG R Y, et al. Integrated technology of communication and positioning in large-scale UAV clusters [J]. *Journal of Signal Processing*, 2024, 40(1): 7-16.
- [18] MEHRABIAN H, RAVANMEHR R. Sensor fusion for indoor positioning system through improved RSSI and PDR methods[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2023, 138: 254-269.
- [19] 张帅, 李召洋, 王进燕, 等. 基于闭合差校正的 PDR 定位轨迹优化方法研究[J]. *全球定位系统*, 2024, 49(6): 66-71.
ZHANG SH, LI ZH Y, WANG J Y, et al. Research on PDR positioning trajectory optimization method based on closure error correction[J]. *Global Positioning System*, 2024, 49(6): 66-71.
- [20] 李荣冰, 王念曾, 刘建业, 等. 面向相对导航的 UWB 测距误差估计与补偿方法[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(5): 28-35.
LI R B, WANG N Z, LIU J Y, et al. UWB ranging error estimation and compensation method for relative navigation[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(5): 28-35.
- [21] 田亚林, 连增增, 王鹏辉, 等. 基于 KF-LSTM 的 UWB 室内定位算法[J]. *测绘通报*, 2024(7): 95-99, 151.
TIAN Y L, LIAN Z Z, WANG P H, et al. UWB indoor localization algorithm based on KF-LSTM[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2024(7): 95-99, 151.
- [22] 奔粤阳, 黄原, 黄鸿殿, 等. 基于 INS/UWB 紧组合的行人室内定位方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2025, 47(4): 1300-1310.
BEN Y Y, HUANG Y, HUANG H D, et al. Pedestrian indoor positioning method based on INS/UWB tight integration [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2025, 47(4): 1300-1310.
- [23] CHO J, JEONG S, LEE B. A study on anchor placement and 3D positioning algorithm for UWB application in small sites [J]. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 2024, 28(10): 4575-4587.
- [24] WANG ZH, JIN B H, ZHANG F S, et al. UWB-enabled sensing for fast and effortless blood pressure monitoring[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2024, 8(2): 1-26.
- [25] KARAKAYA S, OCAK H. Low cost easy-to-install indoor positioning system [J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2020, 100: 131-144.
- [26] HAIDER A, WEI Y Q, LIU SH ZH, et al. Pre-and post-processing algorithms with deep learning classifier for Wi-Fi fingerprint-based indoor positioning[J]. *Electro-*

nic, 2019, 8(2): 195.

- [27] WANG X Y, GAO L J, MAO SH W, et al. DeepFi: Deep learning for indoor fingerprinting using channel state information[C]. *2015 IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, 2015: 1666-1671.
- [28] WANG X Y, WANG X Y, MAO SH W. CiFi: Deep convolutional neural networks for indoor localization with 5 GHz Wi-Fi [C]. *2017 IEEE International Conference on Communications*, 2017: 1-6.
- [29] KALAITZAKIS M, CAIN B, CARROLL S, et al. Fiducial markers for pose estimation: Overview, applications and experimental comparison of the artag, apriltag, aruco and stag markers [J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2021, 101(4): 71.
- [30] SANI M F, KARIMIAN G. Automatic navigation and landing of an indoor AR. drone quadrotor using ArUco marker and inertial sensors [C]. *2017 International Conference on Computer and Drone Applications*, 2017: 102-107.

作者简介



江灏, 2008 年于厦门大学获得学士学位, 2011 年于厦门大学获得硕士学位, 2013 年于厦门大学获得博士学位, 2013~2015 年新加坡南洋理工大学博士后研究员, 现为福州大学教授, 主要研究方向为无线传感网络、室内定位技术、智能感知系统、光传感器网络和机器学习。

E-mail: jiangh@fzu.edu.cn

Jiang Hao received his B. Sc., M. Sc. and Ph. D. degrees all from Xiamen University in 2008, 2011 and 2013, respectively. He was a postdoctoral researcher at Nanyang Technological University from 2013 to 2015. He is currently a professor at Fuzhou University. His main research interests include wireless sensor network, indoor positioning technology, intelligent sensing systems, optical sensor networks and machine learning.



阴存翊(通信作者), 2016 年于成都信息工程大学获得学士学位, 2020 年于福州大学获得硕士学位, 2024 于福州大学获得博士学位, 现为福州大学电力系统与装置产业研究院博士后研究员, 主要研究方向为无线感知、室内定位和机器学习。

E-mail: cunyiin1125@gmail.com

Yin Cunyi(Corresponding author) received his B. Sc. degree from Chengdu University of Information Technology in 2016, and his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Fuzhou University in 2020 and 2024, respectively. He is currently a postdoctoral researcher at Fuzhou University. His main research interests include wireless sensing, indoor localization, and machine learning.