

复杂环境下基于边缘计算的 RFID 相控阵定位方法^{*}

庄宇峰 霍政界 黄申茂 张馨

(国网江苏省电力有限公司常州供电公司 常州 213000)

摘要:为了提升 RFID 定位技术在复杂环境中的精度、鲁棒性和实时性,本文提出了一种基于多节点边缘计算协同的 RFID 相控阵智能定位方法。该方法利用相控阵天线实现波束动态控制,结合多节点边缘计算处理大规模标签数据,从而降低多路径效应和信号衰减的影响。同时,系统集成 A3C 强化学习算法,根据环境变化动态优化定位参数,提高系统适应性和稳定性。实验分别在标准环境和复杂环境下进行测试,复杂环境中模拟了大量金属货架、多路径效应和动态干扰源,并对比 RSSI、TDOA 及本文方法的定位误差和准确率。实验结果表明,在标准环境中,本文方法的定位误差降低至 0.8~0.9 m,准确率达到 92%;在复杂环境中,误差控制在 1 m 以内,准确率保持在 90% 以上,显著优于传统方法。此外,在智能仓储资产管理系统中的实际应用验证进一步证明了该方法的高精度和鲁棒性,盘点准确率从 85% 提升至 96%,误判率降至 1.5%。本文研究为 RFID 定位技术在智慧城市、电网资产管理和物流仓储等领域的应用提供了可靠的技术支撑,展现出优异的环境适应性和高效的定位能力。

关键词:RFID 定位;边缘计算;相控阵天线;A3C 算法;复杂环境;多路径效应

中图分类号: TN929.5; TP391.44 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.2050

RFID phased array intelligent positioning method based on edge computing in complex environment

Zhuang Yufeng Huo Zhengjie Huang Shenmao Zhang Xin

(State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Changzhou Power Supply Branch, Changzhou 213000, China)

Abstract: To enhance the accuracy, robustness, and real-time performance of RFID positioning technology in complex environments, this paper proposes a multi-node edge computing collaborative RFID phased array intelligent positioning method. The proposed method employs phased array antennas for dynamic beam control and utilizes multi-node edge computing to process large-scale tag data, effectively mitigating the impact of multipath effects and signal attenuation. Additionally, the system integrates the Asynchronous Advantage Actor-Critic reinforcement learning algorithm to dynamically optimize positioning parameters in response to environmental changes, further improving adaptability and stability. Experiments were conducted in both standard and complex environments, with the latter simulating extensive metallic shelving, multipath effects, and dynamic interference sources to evaluate positioning error and accuracy in comparison with RSSI and TDOA methods. Experimental results show that in the standard environment, the proposed method achieves positioning errors of 0.8~0.9 meters and an accuracy of 92%; in the complex environment, errors remain within 1 meter, with accuracy exceeding 90%, significantly outperforming traditional methods. Furthermore, practical deployment in an intelligent warehouse asset management system demonstrates the high precision and robustness of the proposed method, improving inventory accuracy from 85% to 96% while reducing the misjudgment rate to 1.5%. This research provides reliable technical support for the application of RFID positioning technology in smart cities, power grid asset management, and logistics warehousing, demonstrating excellent environmental adaptability and high-efficiency positioning capabilities.

Keywords: RFID positioning; edge computing; phased array antenna; A3C algorithm; complex environment; multipath effects

0 引言

室内定位技术在智慧城市建设、电网资产管理和物流仓储等领域的应用需求日益增加。然而,大型仓储和工业环境等复杂应用场景中的金属结构、多设备干扰及动态目标导致

随着物联网(internet of things, IoT)技术的快速发展,

射频识别(radio frequency identification, RFID)信号产生多路径效应、信号衰减和畸变,并伴随非视距传播及强信号干扰问题,使得现有定位方法难以同时满足高精度、鲁棒性和实时性需求,尤其是在部署多达 500~1 000 个节点的场景中。

当前针对 RFID 定位方法的研究已取得一定成果,包括基于接收信号强度指示(received signal strength indicator, RSSI)、到达时间差(time difference of arrival, TDOA)以及相控阵技术等方法。尽管如此,基于 RSSI 的方法存在精度低、环境适应性差等问题,TDOA/到达时间(time of arrival, TOA)方法受制于硬件同步和高计算复杂度,相控阵技术虽然理论上能提高精度,但其在实际复杂环境下的实时性与适应性仍有明显不足。

本文的研究目的是提出一种复杂环境下 RFID 相控阵边缘计算协同定位方法,以解决现有方法在复杂动态环境中的不足。具体而言,本研究范围聚焦于大型仓储环境中的 RFID 相控阵定位,涉及理论分析、算法设计和实验验证等方面。本文研究以 RFID 相控阵技术和多节点边缘计算为理论基础,结合异步优势行为者-评论者算法(asynchronous advantage actor-critic, A3C)强化学习算法构建系统框架,以动态优化定位参数。研究方法包括相控阵天线的波束控制技术、多节点边缘计算协同处理技术以及强化学习参数优化策略,并通过标准环境和模拟实际复杂环境的实验设计进行验证。

本文研究设想通过相控阵技术精准控制波束方向,减少多路径干扰,边缘计算协同技术提高数据处理实时性,强化学习算法动态适应环境变化。预期结果是在复杂环境中实现高精度、实时性强且鲁棒的定位系统。本文研究成果将为智慧城市、电网资产管理和物流仓储等领域提供创新性、高效的技术解决方案,具有重要的理论价值和实际意义。

近年来,基于 RSSI 的 RFID 定位方法因成本低、部署简单而被广泛采用,其通过测量信号强度估算标签与阅读器之间的距离。然而,这类方法易受多路径效应和环境干扰影响,精度和稳定性较差。文献[1]利用边界校验和虚拟位置补偿提升定位精度,但动态环境适应性不足;文献[2]采用自适应卡尔曼滤波提高了精度,但对环境参数敏感;文献[3-4]则通过多传感器融合和路径损耗模型改善定位性能,但存在成本较高或模型依赖性强等局限。

相较于 RSSI 方法,基于 TDOA/TOA 的定位方法通过测量信号到达多个接收器的时间差,定位精度较高,但对硬件同步和信号质量要求严格。文献[5]在理想环境中实现了高精度定位,但硬件同步的难度限制了其在大规模网络中的应用;文献[6-7]提出融合 TDOA 和到达角定位(angle of arrival, AOA)的方法,增强了定位鲁棒性,但在复杂环境下仍面临实时性不足和计算复杂度高的问题;文献[8]虽提出鲁棒的定位算法降低了计算复杂度,但初值敏

感和局部收敛问题限制了实际表现。

相控阵技术通过动态控制天线波束有效提高了 RFID 定位精度和鲁棒性。文献[9-10]提出了相控阵天线波束控制及相位和角度联合估计的方法,但这些研究主要面向理想环境,复杂动态环境中的实时性和适应性仍需改进。文献[11]进一步分析了相控阵技术在实际复杂环境中的挑战,提出结合多节点协同和分布式算法的必要性。

在多节点协同与智能算法方面,文献[12]结合深度学习和边缘计算方法提高了系统性能,但节点规模扩大到 500~1 000 个时,计算复杂度和实时性依然难以满足实际需求。

针对以上现有方法的不足,本文提出了一种复杂环境下 RFID 相控阵边缘计算协同定位方法。通过相控阵天线动态控制波束,有效缓解多路径干扰;利用多节点边缘计算协同实时处理大规模节点数据;同时引入 A3C 强化学习算法,实现定位参数动态优化。本文方法在标准和复杂环境下进行了充分实验验证,结果表明,相比传统方法,本文提出的方法能够显著提高复杂环境中的定位精度、实时性和鲁棒性,满足智慧城市、电网资产管理和物流仓储领域对高精度和高可靠性定位的迫切需求,体现了明确的创新性和必要性。

1 多节点边缘计算协同 RFID 定位系统架构

本文提出的 RFID 相控阵智能定位系统基于边缘计算技术,旨在通过多个边缘节点的协同工作,实现高效、实时的定位和数据处理,解决复杂动态环境下传统定位系统精度不足、延迟较高的问题。如图 1 所示,该系统架构分为 4 个主要层次,分别是 RFID 标签层、RFID 阅读器层、边缘计算层和云端数据处理层,各层次间分工明确、协同工作^[13]。

RFID 相控阵智能定位系统架构

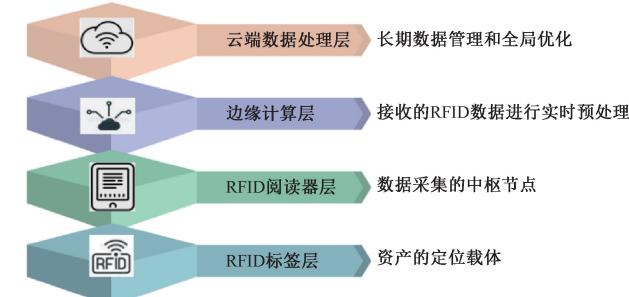


图 1 基于多节点边缘计算协同的 RFID 定位系统架构

Fig. 1 RFID positioning system architecture based on multi-node edge computing collaboration

RFID 标签层是系统的基础组成部分,RFID 标签作为资产的定位载体,负责持续向外发送唯一标识符及其他相关信息,如信号强度和时间戳。这些标签具有功耗低、体积小、部署灵活等特点,能够广泛适用于各类资产跟踪场景,尤其在室内仓储和电网资产盘点中具有显著优势。

RFID 阅读器层部署在定位区域内, 通过读取标签信号获取实时数据。RFID 阅读器作为数据采集的中枢节点, 负责捕获标签的无线信号, 并将信号强度、时间戳等数据传输至边缘计算节点。为了提高系统的覆盖范围和数据采集效率, 阅读器的部署需经过精确规划, 通过合理的天线布置最大程度减少盲区, 并确保系统在高干扰环境下的稳定运行。

边缘计算层是系统的核心部分, 每个边缘计算节点具备本地化的数据处理能力, 负责对接收的 RFID 数据进行实时预处理、过滤和分析。首先, 边缘节点对数据进行去噪处理, 剔除多路径效应和噪声干扰引起的无效数据, 确保定位数据的准确性。其次, 边缘节点能够动态优化系统参数, 如天线功率、读取频率和信号覆盖范围, 以适应实时变化的环境。此外, 边缘计算节点通过多节点协同机制, 实现数据共享和任务分担, 不仅提高了数据处理效率, 还避免了单点故障导致的系统瘫痪, 进一步提升了系统的鲁棒性。边缘计算层通过实时计算和优化, 有效减少了数据向云端传输的频率, 显著降低了系统的通信延迟和云端服务器的计算负载。

云端数据处理层负责对来自多个边缘节点的数据进行汇总、存储和深度分析, 主要用于长期数据管理和全局优化。在云端, 系统可以利用历史数据进行趋势分析、全局定位模型的优化以及智能决策支持。例如, 通过分析各个节点的定位精度与环境特征, 云端可以生成优化方案反馈至边缘节点, 从而提升整体定位性能。云端服务器的引入使系统具备了全局视野, 为大规模网络中资产管理和长期数据存储提供了技术支撑。

通过 RFID 设备的实时数据收集、边缘计算的智能决策以及云端分析的协同作用, 本文提出的定位系统可以实现高精度、低延迟、可扩展的 RFID 定位功能^[14]。在复杂动态环境中, 系统能够高效适应环境变化, 实时优化定位结果, 确保定位精度和系统稳定性。特别是在高干扰、大规模资产管理等场景下, 系统展现出显著的应用优势和可扩展性。

2 基于多节点边缘计算协同的 RFID 定位方法

2.1 边缘节点部署

边缘节点是系统中的关键组件, 负责从 RFID 阅读器接收数据并进行实时处理。每个边缘节点具备一定的数据处理和实时响应能力, 可以独立处理所在区域的定位任务, 并优化系统的整体性能。边缘节点的主要功能包括实时数据处理与过滤、动态参数优化和数据共享。

首先, 节点会从 RFID 阅读器接收来自标签的原始信号, 并通过异常检测机制清理不完整或干扰的数据。然后, 边缘节点会进行数据过滤、去噪, 并使用简单的路径损耗模型估算标签位置。针对复杂的环境条件, 边缘节点还会动态调整 RFID 阅读器的天线功率和工作频率, 以确保信号

的稳定性和覆盖范围。此外, 节点能够基于当前环境的变化优化定位策略, 包括调整定位算法的参数或路径规划策略。通过多节点之间的数据共享和协同处理, 边缘节点能够相互配合, 优化定位精度和系统的响应速度。在这一过程中, 边缘节点不仅减少了对云端的依赖, 还提高了系统的实时性、鲁棒性和可扩展性。边缘节点的架构设计如图 2 所示。

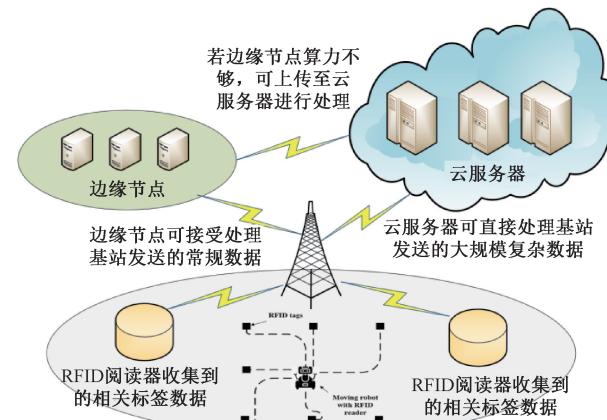


图 2 边缘节点的架构设计

Fig. 2 Architecture design of edge nodes

在系统的边缘计算层中, 数据处理、任务分配、能耗控制与节点协同是实现高效定位的关键。为了进一步优化系统性能, 本文通过以下理论分析进行方法验证。

数据处理延迟模型方面, 系统的总延迟 T 由数据传输延迟 T_t 、计算延迟 T_c 和存储延迟 T_s 组成:

$$T = T_t + T_c + T_s \quad (1)$$

其中,

$$T_t = \frac{D}{B}, \quad T_c = \frac{L}{F} \quad (2)$$

D 为数据大小, B 为网络带宽, L 为计算任务量, F 为节点计算能力。通过减少传输数据量 D 和优化任务分配, 可以有效降低系统延迟。

任务分均衡方面, 为实现边缘节点间的负载均衡, 根据各节点的剩余配与负载计算能力 C_i , 任务分配量 L_i 计算公式为:

$$L_i = \frac{C_i}{\sum_{j=1}^N C_j} \cdot L \quad (3)$$

其中, N 为边缘节点总数, L 为总计算任务量。该公式确保任务按比例分配, 防止节点过载。

边缘节点能耗模型方面, 边缘节点的总能耗 E 由数据传输能耗 E_t 和数据处理能耗 E_c 组成,

$$E = E_t + E_c = \alpha D + \beta L \quad (4)$$

其中, α 为传输能耗系数, β 为计算能耗系数, D 为传输数据量, L 为计算任务量。通过优化任务量和数据传

输,可以有效降低系统能耗。

节点协同通信开销方面,多节点间的数据通信开销 C 为:

$$C = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N \frac{D_{ij}}{B_{ij}} \quad (5)$$

其中, D_{ij} 为节点 i 和节点 j 之间共享的数据量, B_{ij} 为节点间的网络带宽。通过优化数据共享机制,减少节点间通信开销。

任务卸载决策优化方面,在任务本地执行或卸载决策中,目标为最小化延迟 T 和能耗 E :

$$\min_x (w_1 T + w_2 E) \quad (6)$$

其中, x 为任务执行决策变量(本地为 0, 卸载为 1), w_1 和 w_2 为权重系数。

在动态环境中,利用卡尔曼滤波器对接收到的信号数据进行去噪,更新方程为:

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - H\hat{x}_{k|k-1}) \quad (7)$$

其中, K_k 为卡尔曼增益, z_k 为观测值, H 为观测矩阵。

上述公式涵盖了边缘计算层中数据延迟建模、任务负载均衡、系统能耗管理、节点通信开销、信号处理与去噪等关键问题。这些模型为系统设计提供了量化分析依据,确保系统在复杂动态环境下实现高效、低能耗、鲁棒的 RFID 定位性能。

2.2 边缘 AI 模块设计

为了进一步提高系统的智能化水平,边缘节点集成了基于 A3C 算法的 AI 模块,利用强化学习方法动态优化定位过程。A3C 算法通过结合策略梯度和价值函数的方法,在环境中自动学习并优化决策策略^[15]。A3C 算法的核心包括以下公式:

策略更新公式, A3C 算法通过最大化累积奖励优化策略 π ,其梯度表示为:

$$\nabla_{\theta} J(\theta) = \mathbb{E}_{\pi} [\nabla_{\theta} \log \pi(a | s; \theta) A(s, a)] \quad (8)$$

其中, π 表示在状态 s 下选择动作 a 的策略; A 表示优势函数,用于评估动作 a 相对于当前策略的优劣性,定义为

$A(s, a) = Q(s, a) - V(s)$; Q 表示状态动作值函数; V 表示状态值函数,表示在状态 s 下的期望回报。

价值函数定义,状态值函数 V 和动作值函数 Q 用于评估策略的效果,其递归关系由贝尔曼方程表示为:

$$V(s) = \mathbb{E}_{\pi}[Q(s, a)] \quad (9)$$

$$Q(s, a) = r + \gamma \mathbb{E}_{\pi}[V(s')] \quad (10)$$

其中, r 指即时奖励, γ 指折扣因子,用于平衡即时奖励与未来奖励; s' 指执行动作 a 后的下一状态。

奖励函数设计,在系统中,奖励函数 R_t 用于衡量当前策略的定位效果,定义为:

$$R_t = -\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |d_i - \hat{d}_i|\right) - \lambda E_t \quad (11)$$

其中, N 指定位目标的数量; d_i 指实际测得的标签与阅读器的距离; \hat{d}_i 指估算的真实距离; E_t 指系统能耗; λ 指权重系数,用于平衡定位精度与能耗的关系。

在本系统中,A3C 算法的应用能够根据不同的环境状态,如 RFID 标签的信号强度、位置和干扰等,实时调整 RFID 阅读器的工作参数。通过上述公式, AI 模块能够有效学习最优策略,从而最大化系统的定位精度和响应速度。

具体而言,A3C 算法在边缘计算节点上进行训练,每个节点通过并行运行多个代理(Agent),快速探索环境,减少训练时间并提高学习效率。策略网络负责生成最优动作,价值网络评估动作的收益,二者协同工作,以持续优化策略。在动态环境下,系统能够预测未来标签的位置、动态调整定位算法,提升在多路径效应或障碍物干扰环境下的鲁棒性。

此外, AI 模块还具备自适应能力,可以根据实时数据调整模型,优化系统性能。例如,基于环境中的干扰情况,系统可通过策略网络动态调整天线功率、信号覆盖范围和读取频率,进一步优化定位效果。通过将 A3C 算法部署在边缘节点,系统不仅提升了定位精度,还能在复杂动态环境中保持高度的灵活性和实时性。A3C 算法架构设计如图 3 所示。

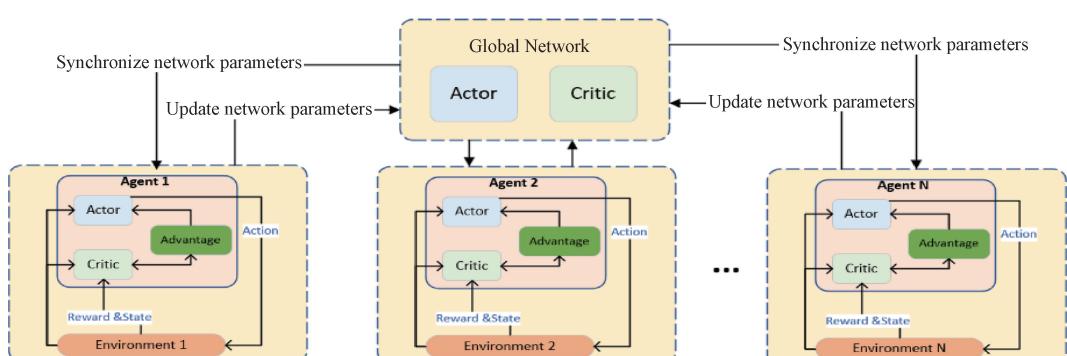


图 3 A3C 算法架构设计

Fig. 3 A3C algorithm architecture design

如图 4 所示, A3C 边缘 AI 模块的流程图展示了系统通过强化学习方法动态优化定位参数的过程。该模块以环境状态为输入, 利用基于 A3C 算法的智能代理进行实时决策, 通过策略网络生成最优动作, 并由价值网络评估动作收益, 两者协同优化系统性能, 最终通过奖励反馈机制不断改进策略。系统首先从 RFID 标签采集环境数据, 包括信号强度、位置和干扰等信息, 作为智能代理的输入。这些状态信息反映了当前的环境特征, 为策略优化提供了基础数据。在智能代理模块中, A3C 算法的核心包括策略网络和价值网络。策略网络负责根据环境状态生成最优动作, 例如调整 RFID 阅读器的天线功率、信号覆盖范围和读取频率; 价值网络则对当前动作进行评估, 衡量动作的相对优劣性, 从而辅助策略网络的优化。

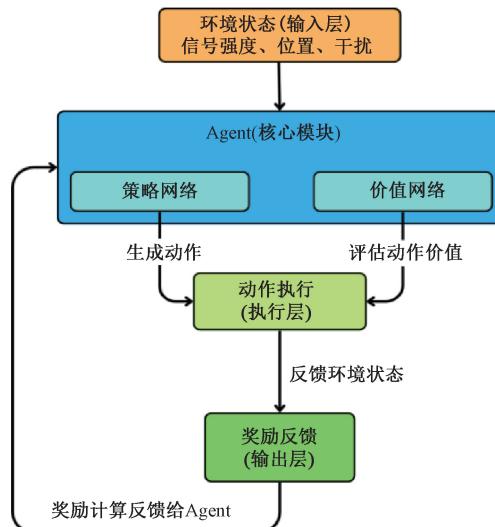


图 4 基于 A3C 的 RFID 智能优化框架

Fig. 4 RFID intelligent optimization framework based on A3C

策略网络根据当前状态生成优化动作, 而价值网络通过评估动作的收益, 提供对策略优化的指导。两者协同作用, 为定位优化提供高效的决策支持。策略网络生成的动作被传递至执行模块, 系统根据优化后的参数调整 RFID 定位设备的工作状态, 例如改变天线波束方向、发射功率或数据采集频率^[16]。这些调整直接作用于环境, 改善定位效果。系统根据实际定位结果与能耗情况, 生成奖励值并反馈至智能代理, 优化策略网络和价值网络, 从而不断改进决策性能, 形成闭环学习过程。

通过上述流程, A3C 算法模块能够在边缘节点中实时自适应环境变化, 动态优化定位参数, 显著提升系统在多路径效应和复杂动态环境下的精度、鲁棒性和实时性。该模块的设计不仅强化了系统的智能化水平, 还为复杂环境下的 RFID 定位提供了高效的解决方案。

3 实验与结果分析

为了验证本文提出的多节点边缘计算协同的 RFID 相

控阵智能定位方法的性能, 实验分别设计了标准环境和复杂环境两种场景, 并通过对比 RSSI、TDOA 及本文方法, 系统地测试了各算法在不同场景下的定位误差、准确率、抗干扰能力和鲁棒性表现^[17]。在实验设计中, 复杂环境则以典型仓储场景为模拟对象, 包括大量金属货架、多路径效应和强干扰因素, 意在测试各算法在实际应用中面对复杂信号传播条件时的抗干扰能力和鲁棒性。为了进一步验证本文方法的实用性, 本文在智能仓储资产管理系统中进行了实际部署, 并通过实验数据分析系统性能是否达到预期目标。

实验采用了安装有 RFID 读写器的移动机器人(如图 5 所示), 该机器人沿设定路径移动, 以实现对 RFID 标签信号的读取和数据收集。RFID 标签均匀分布于实验场景中, 作为定位目标。机器人通过其搭载的 RFID 读写器接收来自标签的信号, 并实时记录包括信号强度、时间戳等信息。这些数据随后被传输至边缘计算节点, 通过集成的 A3C 算法进行实时计算和协同优化。边缘节点利用强化学习机制动态调整定位参数, 如天线功率、覆盖范围和信号波束方向, 进一步优化系统性能。



图 5 基于移动机器人与 RFID 技术的室内定位实验场景

Fig. 5 Experimental scene of indoor positioning based on mobile robot and RFID technology

为了减少相对误差并增强实验结果的真实度和可比性, 实验场地的规模进一步扩大, 各场景的具体参数设置如下: 标准环境设于 20 m × 20 m 的开放实验室, 布置 100 个均匀分布的 RFID 标签, 移动机器人沿 200 m 路径采集数据, RFID 阅读器信号覆盖 8 m, 设有 4 个边缘计算节点。复杂环境设于 30 m × 30 m 仓储场景, 布置 1 000 个 RFID 标签, 移动机器人沿 300 m 路径采集数据, 场地含 10 个金属货架和 5 个无线干扰源, 信号覆盖范围 5~12 m 可调,

设有 8 个边缘计算节点,优化抗干扰性能^[18]。

图 6 展示了在标准环境下 3 种定位算法 (RSSI、TDOA 以及本文提出的多节点边缘计算协同 RFID 相控阵) 的测量误差对比。实验样本数量从 20~100, 横轴表示测试的 RFID 标签数量, 纵轴为测量误差 (单位为 m)。图中可以看出, RSSI 方法误差波动较大, 在 1.0~1.3 m 之间; TDOA 方法表现略优, 误差稳定在 0.9~1.1 m; 而本文方法误差最低, 稳定在 0.8~0.9 m 之间。

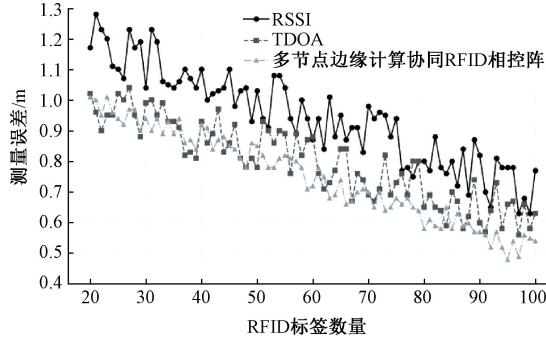


图 6 标准环境下的误差对比

Fig. 6 Comparison of errors in standard environment

图 7 展示了同样条件下, 3 种定位算法的准确率对比。横轴为测试的 RFID 标签数量, 纵轴为准确率 (单位为 %)。RSSI 方法的准确率波动较大, 约为 85% 左右; TDOA 方法表现略好, 准确率约为 87%~89%; 而本文方法的准确率始终保持在 90% 以上。

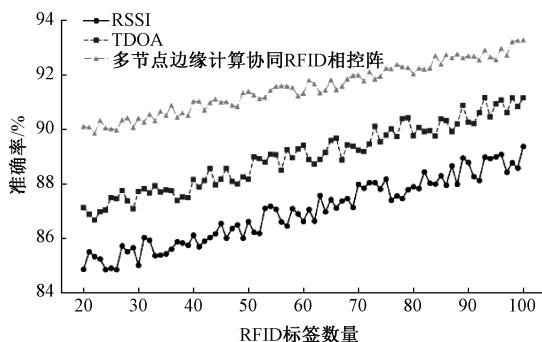


图 7 标准环境下的准确率对比

Fig. 7 Comparison of accuracy in standard environment

图 8 展示了复杂环境下 3 种定位算法的测量误差对比。横轴为测试的 RFID 标签数量 (从 100~1 000), 纵轴为测量误差 (单位为 m)。RSSI 方法的误差明显增加, 约在 1.3~1.5 m 之间; TDOA 方法稍有改善, 误差在 1.1~1.3 m 之间; 而本文方法的误差显著降低, 稳定在 0.8~1.0 m 之间。

图 9 展示了复杂环境下的准确率对比。横轴为测试的 RFID 标签数量, 纵轴为准确率 (单位为 %)。RSSI 方法的准确率波动较大, 约为 70%~75%; TDOA 方法略高, 约为 80%~83%; 而本文方法的准确率始终保持在 88%~90% 之间。

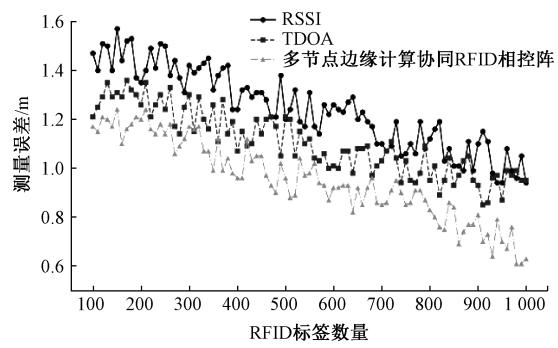


图 8 复杂环境下的误差对比

Fig. 8 Comparison of errors in complex environment

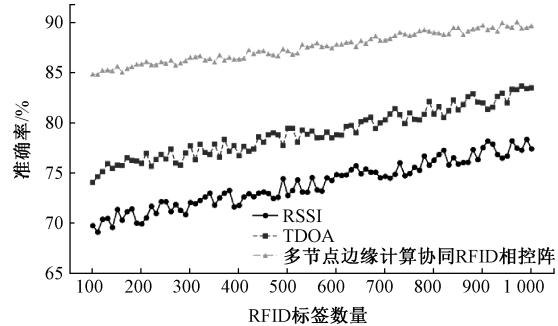


图 9 复杂环境下的准确率对比

Fig. 9 Comparison of accuracy in complex environment

复杂环境模拟了金属货架、多路径效应和强干扰等实际场景, 这对信号传播带来了显著挑战。实验结果显示, RSSI 方法的误差和准确率受环境影响较大, 表现最差; TDOA 方法通过时间差技术一定程度减小了误差, 但仍受限于多路径传播。相比之下, 本文方法通过 A3C 算法动态优化参数以及相控阵波束控制, 有效抑制了多路径干扰, 实现了更高的鲁棒性和精度, 尤其是在干扰显著的环境下表现更为优越, 为 RFID 智能定位技术在仓储管理、物流追踪、智能制造等场景中的应用提供了重要参考依据。

4 结 论

本文针对 RFID 定位技术在复杂环境下易受多路径效应和非视距传播干扰的问题, 提出了一种基于多节点边缘计算协同的 RFID 相控阵智能定位方法。通过相控阵天线实现信号波束的精准控制, 结合多节点边缘计算协同处理实时数据, 显著减少了复杂环境中金属结构引发的信号衰减和多路径效应的影响。同时, 系统集成了 A3C 强化学习算法, 能够根据实时环境变化动态优化定位参数, 进一步提升了复杂动态环境下的鲁棒性和实时性。

实验结果表明, 在标准环境和复杂环境下, 本文提出的方法均显著优于传统 RSSI 和 TDOA 方法。在标准环境中, 定位误差低至 0.8~0.9 m, 准确率达到 92%; 在复杂环境中, 即使存在大量金属结构和动态干扰源, 定位误差仍控制在 1 m 以内, 准确率保持在 90% 左右。这表明, 本文方法在

复杂动态场景中展现出卓越的适应性和高可靠性。

综上所述,本文提出的 RFID 相控阵智能定位方法有效融合了相控阵天线、多节点边缘计算和强化学习技术,在定位精度、鲁棒性和实时性之间实现了良好的平衡。特别是在多路径干扰严重、环境动态变化频繁的复杂场景中,该方法展现了显著的性能优势,为智慧城市、电网资产盘点、物流仓储等对高精度定位需求迫切的应用领域提供了可靠的技术支撑。然而,未来的研究仍需进一步探索方法在超大规模网络下的性能表现,同时优化计算复杂度和能耗,以提升方法的可扩展性和经济性,为实际应用提供更完善的解决方案。

参考文献

- [1] BOORANAWONG A, SENGCHUAI K, BURANAPANICHKIT D, et al. RSSI-based indoor localization using multi-lateration with zone selection and virtual position-based compensation methods [J]. IEEE Access, 2021, 9: 46223-46239.
- [2] AYABAKAN T, KERESTECIOĞLU F. RSSI-based indoor positioning via adaptive federated Kalman filter [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 22(6): 5302-5308.
- [3] MORADBEIKIE A, AZEVEDO R, JESUS C, et al. RSSI-based localization in industrial environments: A wi-fi/BLE hybrid approach [C]. 2024 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT). IEEE, 2024: 1-6.
- [4] SHI Y L, ZHANG W M, YAO ZH, et al. Design of a hybrid indoor location system based on multi-sensor fusion for robot navigation [J]. Sensors, 2018, 18(10): 3581.
- [5] RICHTER R, RICHTER Y. Practical optimization of TDOA geo-location [C]. 2024 IEEE International Conference on Microwaves, Communications, Antennas, Biomedical Engineering and Electronic Systems (COMCAS). IEEE, 2024: 1-5.
- [6] ZHOU X, XU C, HE J, et al. A cross-region wireless-synchronization-based TDOA method for indoor positioning applications [C]. 2019 28th Wireless and Optical Communications Conference (WOCC). IEEE, 2019: 1-4.
- [7] KIM J. Suppression of NLOS errors in TDOA-AOA hybrid localization [J]. Wireless Networks, 2023, 29(2): 657-667.
- [8] MA F H, YANG L, ZHANG M, et al. TDOA source positioning in the presence of outliers [J]. IET Signal Processing, 2019, 13(7): 679-688.
- [9] 田昕,魏国亮,王甘楠. 无线传感器网络定位综述 [J]. 信息与控制, 2022, 51(1): 69-87.
- TIAN X, WEI G L, WANG G N. Survey of wireless sensor network positioning [J]. Information and Control, 2022, 51(1): 69-87.
- [10] 万潇阳,孙耀华,王则予. 6G 室内定位技术原理与展望 [J]. 电信科学, 2021, 37(6): 91-104.
- WAN X Y, SUN Y H, WANG Z Y. Principle and future trends of indoor positioning in 6G [J]. Telecommunications Science, 2021, 37(6): 91-104.
- [11] 史伟光,刘鹏辉. 一种基于相控阵列天线的超高频射频识别相对定位方法 [J]. 天津工业大学学报, 2024, 43(5): 82-88.
- SHI W G, LIU P H. A relative positioning method for uhf radio frequency identification based on phased array antenna [J]. Journal of Tiangong University, 2024, 43(5): 82-88.
- [12] POULOSE A, HAN D S. Hybrid deep learning model based indoor positioning using Wi-Fi RSSI heat maps for autonomous applications [J]. Electronics, 2020, 10(1): 2.
- [13] 谢良波,李宇洋,杨小龙,等. 基于多频点相位距离/角度联合估计的 RFID 室内定位算法 [J]. 仪器仪表学报, 2023, 43(7): 112-122.
- XIE L B, LI Y Y, YANG X L, et al. RFID indoor positioning algorithm based on joint estimation of multi-frequency phase distance/angle [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 43(7): 112-122.
- [14] CASELLA G, BIGLIARDI B, BOTTANI E. The evolution of RFID technology in the logistics field: A review [J]. Procedia Computer Science, 2022, 200: 1582-1592.
- [15] ZHOU H, WANG ZH N, ZHENG H T, et al. Cost minimization-oriented computation offloading and service caching in mobile cloud-edge computing: An A3C-based approach [J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2023, 10(3): 1326-1338.
- [16] 韦进文,谭龙明,郭志俊,等. 基于单天线视轴信号传播模型的 RFID 定位方法 [J]. 电子测量技术, 2024, 47(6): 8-13.
- WEI J W, TAN L M, GUO ZH J, et al. RFID positioning method based on the signal propagation model of the line of sight of a single antenna [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(6): 8-13.
- [17] 李天松,李奕霖,卢相志. 基于改进灰狼优化算法的射频识别室内定位算法 [J]. 电子测量技术, 2023, 46(18): 85-91.
- LI T S, LI Y L, LU X ZH. Indoor rfid positioning algorithm based on improved grey wolf optimization algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(18): 85-91.
- [18] 张富震,朱耀琴. 复杂环境中多无人机协同侦察的任务分配方法 [J]. 系统仿真学报, 2022, 34(10): 2293. ZHANG F ZH, ZHU Y Q. Task allocation method for multi-uav cooperative reconnaissance in complex environment [J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(10): 2293.

作者简介

- 庄宇峰(通信作者),本科,工程师,主要研究方向为电能计量、用电信息采集、计量资产管理等。
E-mail:lte_5g@yeah.net
- 霍政界,硕士,高级工程师,主要研究方向为电能计量、计量资产管理等。
E-mail:807634145@qq.com
- 黄申茂,硕士,高级工程师,主要研究方向为电能计量、用电信息采集等。
E-mail:858025303@qq.com
- 张馨,本科,高级工程师,主要研究方向为电能计量、计量资产管理等。
E-mail:314579154@qq.com