

北京交通大学

博士学位论文

面向复杂工业环境的室内定位系统关键技术研究
Research on Key Technologies of Indoor Localization System for
Complex Industrial Environment

作者：薛塬

导师：苏伟 教授

北京交通大学

2019 年 12 月

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解北京交通大学有关保留、使用学位论文的规定。特授权北京交通大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，提供阅览服务，并采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编以供查阅和借阅。同意学校向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘。学校可以为存在馆际合作关系的兄弟高校用户提供文献传递服务和交换服务。

（保密的学位论文在解密后适用本授权说明）

学位论文作者签名：薛 塬

导师签名：苏伟

签字日期：2019 年 12 月 16 日

签字日期：2019 年 12 月 16 日

学校代码: 10004

密级: 公开

北京交通大学

博士学位论文

面向复杂工业环境的室内定位系统关键技术研究
Research on Key Technologies of Indoor Localization System for
Complex Industrial Environment

作者姓名: 薛塬

学 号: 15111042

导师姓名: 苏伟

职 称: 教授

学位类别: 工学

学位级别: 博士

学科专业: 通信与信息系统

研究方向: 工业室内定位/信息网络

北京交通大学

2019 年 12 月

致谢

本论文工作是在我的导师苏伟教授，及指导老师杨冬教授、王洪超副教授的悉心指导下完成的。在此，谨向各位老师、同学和亲友致以诚挚的谢意。

感谢我的导师苏伟教授。苏伟教授严谨求实的治学态度和平易近人的教诲使我受益终生。在攻读博士学位期间，无论是在学习或者日常生活中，苏老师都给予我无微不至的关怀。每次的交流，无论是学术上的，还是思想上的，都是对我的鼓励和点拨，并将成为我一生中宝贵的财富。值此论文完成之际，向亦师亦友的苏老师表示最诚挚的谢意！

感谢杨冬教授、王洪超副教授。杨老师敏锐的洞察力、王老师独特的见解都融入到攻读博士的几年思考和做论文的思想中。学术上，两位老师为我指明科研道路，把握总体方向；生活中，同样教会了我许多为人处世的道理。在此衷心感谢四年多杨老师和王老师对我的关心和指导！

感谢张宏科教授。张宏科教授渊博的学术知识、前沿的科学思维以及勇于创新的科研精神给我留下深刻印象。在攻读博士学位期间，张老师在各方面都给予了我很大的关心和帮助，在此向张老师表示崇高的敬意与衷心的感谢！

感谢下一代互联网互联设备国家工程实验室给予我展示的平台。这是一个团结友爱、互相帮助的科研团队。感谢周华春教授、高德云教授、秦雅娟教授、郜帅教授、宋飞教授、董平教授、权伟副教授、郑涛副教授、刘颖副教授、陈佳副教授等各位老师在学习、科研和工作上对我的指导和帮助，在此向他们表示深深地谢意！同时，感谢多年来一起学习工作的实验室的同学们，他们是马剑博士、张宇明博士、程煜钧博士、张维庭博士、崔恩放博士、龚凯博士、于成晓博士、艾政阳博士、赵晶博士、靳明双博士、杨俊华、羊威、宁懿、谢添、江业猛、王学轩、陈宏升、宋欣等，在此向他们表示诚挚的感谢！

特别感谢我的爷爷奶奶、父亲母亲及各位亲人，正是他们的默默支持和关怀关爱，让我拥有一个最温暖幸福的家，使我的博士生涯更加充满意义。同时，特别感谢我的女友张晶博士给予我的鼓励，感谢她的一路相伴。在此向你们表示最衷心的感谢！

本论文引用了大量文献的成果和资料，本人谨向所有作者表示感谢。最后，感谢论文评阅过程中各位专家所做出的工作和提出的宝贵意见。

时光荏苒，博士学习生活即将结束，我也即将步入而立之年。回首往事，历历在目。老师的谆谆教导，同学的热情帮助，家人的默默关心，有了这些，虽前行之路仍需披荆斩棘，然气力更满。

摘要

随着新一代信息技术与制造业的深度融合，位置服务对解决生产过程中数字化、网络化所面临的问题至关重要。室内定位作为位置服务的基础技术，与工业生产过程的结合是实现生产智能化的关键。然而，传统室内定位系统在应用于动态多变和非结构化的复杂工业环境中时，定位性能下降严重，在架构设计、位置估计、数据传输、信息处理等诸多方面面临严峻挑战。目前，面向复杂工业环境的室内定位系统，尚未形成完备的技术体系，亟需开展深入研究。因此，本文从工业场景出发，针对系统架构、模型、网络和数据处理等关键问题展开研究，提出并构建了满足复杂工业环境定位需求的室内定位系统。主要成果和创新点如下：

1. 室内定位系统的初始设计未充分考虑不同类型的工业场景，其在复杂工业环境的定位性能下降严重，同时面临着系统资源与定位需求之间供需不平衡且难以协调的问题。因此，本文依托智慧协同网络架构，提出了面向复杂工业环境的室内定位系统架构；通过构建服务支持机制、资源适配机制和认证感知机制，实现定位服务与系统资源的灵活适配，保障了差异化的定位需求对系统性能的苛刻要求，为工业环境中室内定位系统的优化奠定基础；基于提出的系统架构，在实际场景中搭建原型系统，后续研究内容将在该系统中部署和验证。

2. 工业环境存在严重的金属遮挡、电磁辐射、灰尘及其他工业设备干扰等因素，受此影响，时钟同步难度增加，定位信号传播时间的测量误差增大、定位精确度降低。为此，本文提出了一种面向复杂工业环境的异步时钟定位模型，通过减小数据测量误差，提高定位精确性。从参数测量和位置估计的角度分析了工业环境对基于到达时间差（Time Difference of Arrival, TDOA）定位模型精确性的影响，并设计异步时钟感知模型及 TDOA 测量算法，降低时钟同步对参数测量的影响；在此基础上，考虑节点位置误差因素，提出基于异步时钟的位置估计算法，提高定位模型的计算精确度。通过实验表明，本文提出的定位模型能够满足不同定位对测量精确度的差异化需求，提高定位的精确性。

3. 在工业生产过程中，设备的频繁移动严重影响了无线节点的链路切换和数据传输，导致网络冲突剧烈、定位成功率降低。为此，本文提出面向多区域移动定位的资源适配策略，通过实现节点在不同区域间的高效链路切换，提升定位可靠性。分析了构建工业室内定位系统网络时考虑的可靠性等因素，将空间结构复杂的定位场景划分为多个区域，建立面向多区域移动定位的网络模型；提出基于信号强度的定位区域感知算法，使工业设备能够快速感知自身所在定位区域；通过设计用于定位的时隙组件，提出资源适配策略，提升定位数据传输的可靠性。

仿真和测试表明,本文提出的网络模型和资源适配策略能够有效地提高设备在复杂工业场景中定位的成功率,并提升扩大区域后定位的可靠性。

4. 工业过程中的定位信息通常与具体的使用场景和服务有着密切联系,面对复杂工业环境等因素导致的定位数据采集不完整问题,现有的室内定位系统未能充分利用定位信息,很难获得稳定的位置坐标。因此,本文提出面向异常定位信息的数据处理模型,通过挖掘工业场景和工业服务等信息特征,实现对定位数据集的补全,进而改善定位稳定性。首先,提出设备状态感知模型,建立基于状态特征和注意力机制的 TDOA 预测模型,提高数据预测准确性;然后,根据数据测量结果和预测结果,设计基于模糊综合评价的位置估计算法,提升位置估计的连续性;最后,将上述模型部署于实际系统中并进行测试验证。结果表明,本文提出的数据处理模型能有效地预测定位数据集中的异常 TDOA,改善定位的稳定性。

通过上述对面向复杂工业环境的室内系统的研究与优化,本文为工业环境下室内定位系统及关键技术的探索提供了一种可行的方案。

关键词: 工业室内定位; 到达时间差; 异步定位; 资源适配; 异常数据处理

ABSTRACT

As the new generation information technology and manufacturing industry get integrated, location based service (LBS) is of significant importance to solve the problems incurred by the digitalization and networking in the production process. Being the fundamental technology of LBS, indoor localization plays an indispensable role in realizing intelligent manufacture. However, when conventional indoor localization system is applied in complex, dynamic and unstructured industry environments, its performance is seriously degraded. There are still many challenges in framework design, location estimation, data transmission and information processing. Thus, it is urgent to carry out the in-depth study of a complete technical system, which is an important direction for complex industrial environment. To meet the demands of industrial scenarios, some key problems such as system framework, localization model, network, data processing are studied. An indoor localization system for complex industrial environments is proposed in this dissertation. The main achievements and innovations of this dissertation are as follows:

1. The initial design of the indoor localization system does not consider different types of industrial scenarios and the performance of localization is seriously degraded under the condition of the complex industrial environments. It is difficult to coordinate the balance between localization requirements and system resources. Therefore, on the basis of Smart Identifier NETwork (SINET), this dissertation proposes an indoor localization framework for complex industrial environments. Through the construction of service support mechanisms, resource adaptation mechanisms and perceptron authentication mechanisms, the flexible adaptation of LBS and system resources is realized and the harsh demands of customized localization requirements for system performance are satisfied. The system framework lays the foundation for the optimization of indoor localization in the industrial environment. On the basis of system framework, a prototype system is implement in practical industrial environment and it will provide deployment and verification for the research content of subsequent chapters.

2. Interfered by factors such as metal shielding, electromagnetic radiations, dust and interference from other industrial equipments, the difficulty of the synchronization between nodes is increasing, which enlarges the TDOA measurement errors and reduces

localization accuracy. Hence, an asynchronous localization model is proposed to improve the accuracy of the localization by reducing measurement errors in complex industrial environment. From the perspective of parameter measurement and location estimation, the influences of industrial environment on the accuracy of Time Difference of Arrival (TDOA) model are analyzed. Then, the asynchronous perception model and TDOA measurement algorithm are designed to reduce the influence of synchronization on parameter measurement. With the consideration of node position errors, the asynchronous location estimation algorithm is proposed to improve the accuracy of the localization model. Experiments show that the localization model proposed in this dissertation can satisfy varied measurement accuracy requirements and improve localization accuracy.

3. The frequent movement of the equipment seriously affects the link switching and data transmission of wireless nodes in the industrial production process, resulting in severe network conflicts and an extremely low successful rate of localization. Therefore, a network resource adaptation strategy for multiple-area mobile localization is proposed, which improves the location reliability by implementing efficient switch links between different areas. First, the reliability and other factors considered in constructing the industrial indoor localization system network are analyzed. Then, the spatially complex localization scenario is divided into multiple areas, and the network model is established for multiple-area mobile localization. After that, the area perceptron algorithm based on signal strength is proposed and the industrial equipment could rapidly perceive where it is located in general. On this basis, a structure of a localization superframe is designed and a resource adaptation strategy is proposed to improve the reliability of localization data transmission. The simulation and the testing show that the proposed network model and resource adaptation strategy can effectively improve the successful rate of localization in complex industrial environments and improve the reliability of localization after area expansion.

4. The information of localization is closely pertinent to specific scenarios and services in the industrial process. However, the data collection is incomplete in the complex industrial environment. It is of difficulty for current indoor localization system to make full use of the localization information and obtain stable location coordinates. Therefore, an anomalous data processing model is designed to complement the localization data. It can increase the stability of the localization with information features such as industrial scenarios and industrial services. First of all, the device state

perception model is proposed and the TDOA perception model is established on the basis of the status features and attention mechanism so as to improve the predicting accuracy of the data. Then, a location estimation algorithm based on fuzzy comprehensive evaluation method is constructed to improve the stability of location estimation with the measurement and prediction results of TDOA. Finally, the model is tested and verified in the prototype system. The results show that the data processing model proposed in this dissertation could efficiently predict the anomalous TDOA in localization data sets and improve the stability of localization.

Through the research and optimization of indoor system for complex industrial environment, this dissertation provides a feasible solution for indoor positioning systems and an exploration of key technologies in industrial environments.

KEYWORDS : Industrial indoor localization; Time Difference of Arrival; Asynchronous Localization; Resource adaption; Anomalous data processing

目录

摘要.....	i
ABSTRACT.....	iii
简略符号注释表.....	xv
1 绪论.....	1
1.1 引言.....	1
1.2 研究背景.....	3
1.2.1 室内定位原理.....	3
1.2.2 室内定位技术.....	4
1.2.3 面向复杂工业环境的室内定位.....	6
1.3 研究现状与意义.....	9
1.4 论文主要工作与创新点.....	15
1.5 论文组织结构.....	18
2 面向复杂工业环境的室内定位系统架构.....	21
2.1 引言.....	21
2.2 工业室内定位系统描述.....	23
2.2.1 系统架构.....	23
2.2.2 定位服务层.....	25
2.2.3 资源适配层.....	26
2.2.4 组件感知层.....	27
2.3 系统构建.....	28
2.3.1 系统概述.....	28
2.3.2 服务支持机制.....	29
2.3.3 资源适配协议.....	30
2.3.4 认证感知机制.....	33
2.4 系统应用.....	34
2.5 本章小结.....	37
3 面向复杂工业环境的异步时钟定位模型.....	39
3.1 引言.....	39
3.2 异步时钟定位模型描述.....	43
3.3 基于异步时钟的定位.....	44
3.3.1 异步时钟感知模型.....	44

3.3.2 基于异步时钟的 TDOA 测量算法	47
3.3.3 基于异步时钟的位置估计算法	50
3.4 实验与性能评估	54
3.4.1 实验场景	54
3.4.2 实验结果分析	56
3.5 本章小结	63
4 面向多区域移动定位的资源适配策略	65
4.1 引言	65
4.2 多区域网络模型描述	67
4.3 面向多区域移动定位的网络	69
4.3.1 多区域定位策略	69
4.3.2 定位区域感知算法	70
4.3.3 基于区域感知的时隙适配算法	75
4.4 实验与性能评估	81
4.4.1 实验场景	81
4.4.2 实验结果分析	82
4.5 本章小结	88
5 面向异常定位信息的数据处理模型	90
5.1 引言	90
5.2 异常数据处理模型描述	91
5.3 基于深度学习的 TDOA 预测	93
5.3.1 数据预处理	93
5.3.2 状态感知模型	96
5.3.3 基于状态感知的 TDOA 预测模型	99
5.3.4 基于模糊综合评价的位置估计算法	103
5.4 实验与性能评估	105
5.4.1 实验场景	105
5.4.2 实验结果分析	106
5.5 本章小结	113
6 总结与展望	115
6.1 总结	115
6.2 未来研究工作展望	116
参考文献	119
作者简历及攻读博士学位期间取得的研究成果	127

独创性声明.....	129
学位论文数据集.....	131

图目录

图 1-1 定位与 LBS	1
图 1-2 室内定位系统原理图	3
图 1-3 影响定位性能的相关因素	4
图 1-4 UWB 定位技术优势	5
图 1-5 面向复杂工业环境的室内定位系统结构图	6
图 1-6 面向复杂工业环境的室内定位各部分之间关系	7
图 1-7 室内定位模型分类	11
图 1-8 论文组织结构	19
图 2-1 面向复杂工业环境的室内定位系统架构	24
图 2-2 面向复杂工业环境的室内定位系统工作流程	25
图 2-3 面向工业环境的室内定位系统硬件平台	28
图 2-4 资源适配协议流程图	31
图 2-5 节点感知认证消息交互过程	33
图 2-6 地下车库车辆定位系统	35
图 2-7 车辆定位系统测试结果	35
图 2-8 仓储管理定位系统	36
图 2-9 仓库定位系统测试结果	36
图 3-1 TDOA 定位流程	39
图 3-2 无线传感器节点能耗图 ^[106]	40
图 3-3 基于 TPSN 算法的信标节点同步	41
图 3-4 TDOA 定位几何示意图	41
图 3-5 ASync-TDOA 模型	43
图 3-6 异步时钟感知模型	45
图 3-7 ASync-TDOA 感知过程	45
图 3-8 系统拓扑图	54
图 3-9 实验室测试环境	55
图 3-10 不同场景的实验拓扑图	55
图 3-11 不同定位模型的数据包交换次数	56
图 3-12 定位 1 个标签节点的数据包总数	57
图 3-13 场景 1 下的测距 RMSE	58
图 3-14 场景 2 下的测距 RMSE	59
图 3-15 两种场景中距离差的误差分布图	60

图 3-16 场景 1 的定位结果.....	61
图 3-17 场景 2 的定位结果.....	61
图 3-18 不同模型的定位误差 CDF	62
图 3-19 不同工作频率下的定位误差 CDF	62
图 4-1 不同信标节点部署下的定位误差.....	67
图 4-2 面向多区域移动定位的网络模型.....	68
图 4-3 多区域定位过程.....	69
图 4-4 节点移动过程中的通信示例.....	70
图 4-5 定位区域内的 RSSI 测量值分布图	72
图 4-6 定位区域内的 RSSI 测量值等高线图	72
图 4-7 标签节点和信标节点的通信过程.....	76
图 4-8 定位超帧基本结构.....	77
图 4-9 广播包的基本结构图.....	77
图 4-10 时隙适配拓扑图.....	79
图 4-11 定位数据超帧调度表.....	79
图 4-12 实验网络拓扑图.....	81
图 4-13 信标节点对定位性能的影响.....	82
图 4-14 区域感知成功率及定位误差.....	83
图 4-15 ‘ T_m ’场景下的定位性能.....	85
图 4-16 ‘ T_a ’场景下的定位性能	85
图 4-17 ‘ T_e ’场景下的定位性能	86
图 4-18 不同移动速度下的定位.....	86
图 4-19 20 个标签节点场景.....	88
图 4-20 40 个标签节点场景.....	88
图 5-1 面向异常定位信息的数据处理模型.....	91
图 5-2 数据归一化对梯度下降收敛速度产生的影响.....	94
图 5-3 定位坐标分布图.....	94
图 5-4 标签节点特征结构示意图.....	95
图 5-5 LSTM 结构示意图	96
图 5-6 嵌入定位功能和状态的 LSTM 单元结构示意图	97
图 5-7 结合状态特征和定位功能的 TDOA 预测模型示意图.....	99
图 5-8 TDOA 之差的示意图.....	102
图 5-9 工业室内定位系统的测试环境.....	105
图 5-10 标准化后的 TDOA 统计分布.....	105

图 5-11 各模型混淆矩阵热力图	106
图 5-12 状态感知的 ROC 曲线	107
图 5-13 序列长度对 RMSE 的影响	108
图 5-14 TDOA 预测值	109
图 5-15 不同模型的预测误差	110
图 5-16 不同定位模型的误差分布图	111
图 5-17 不同模型的位置估计误差 CDF	112
图 5-18 不同位置估计算法的定位轨迹	112

表目录

表 1-1 论文研究内容与创新点	16
表 2-1 LQoS 属性	30
表 3-1 系统符号定义	46
表 3-2 与标签节点相关变量符号定义	46
表 3-3 与参考节点相关变量符号定义	46
表 3-4 自定义变量符号	47
表 3-5 TDOA 测量误差	60
表 3-6 定位性能对比	63
表 4-1 实验参数	84
表 5-1 同一数据集中不同模型测试性能	108

简略符号注释表

UWB	Ultra-wideband	超宽带技术
TDOA	Time Difference of Arrival	到达时间差
LBS	Location Based Service	基于位置服务
GPS	Global Positioning System	全球定位系统
BDS	BeiDou Navigation Satellite System	北斗卫星定位系统
RSSI	Received Signal Strength Indication	接收信号强度
TOA	Time of Arrival	到达时间
WLAN	Wireless Local Area Networks	无线局域网
RFID	Radio Frequency Identification	射频识别
NLOS	Non Line of Sight	非视距
LQoS	Localization Quality of Service	定位服务质量
TWR	Two Way Ranging	双边测距
SDN	Software-Defined Networking	软件定义网络
SINET	Smart Identifier NETwork	智慧协同网络
MAC	Medium Access Control	介质访问控制
TDMA	Time Division Multiple Access	时分多址接入
CSMA	Carrier Sense Multiple Access	载波侦听多路访问
LSTM	Long Short-Term Memory	长短期记忆网络
LSC	Localization Service Controller	定位服务控制器
LSID	Localization Service ID	定位服务标识
LSM	Localization Service Management	定位服务管控
FID	Function ID	功能标识
DID	Data ID	数据标识
LSR	Localization Service Resolution	定位需求解析
PRR	Performance Requirements Resolution	网络性能需求解析
FDRR	Function and Data Requirements Resolution	定位功能需求解析
SR	System Resource	系统资源

NR	Network Resource	网络资源
LNC	Localization Network Controller	定位网络控制器
RM	Resource Management	资源管理中心
GDOP	Geometric Dilution of Precision	几何稀释精度因子
BTS	Broadcast Timeslot Segment	广播时隙
TTS	Target Timeslot Segment	定位时隙
STS	Scheduling Timeslot Segment	调度时隙
ANNL	Anchor Node Network Layer	信标节点网络
TNNL	Target Node Network Layer	标签节点网络

1 绪论

1.1 引言

以制造业为代表的工业生产是一个国家重要的经济支柱及综合国力的重要体现。新一代信息技术与制造业的深度融合，将促进工业领域的服务转型和产品升级。2017年11月，国务院发布的《国务院关于深化“互联网+先进制造业”发展工业互联网的指导意见》中明确要求开展面向不同行业和场景的工业互联网应用创新^[1]，加快发展先进制造业，支持传统产业优化升级，其关键是解决信息数字化、网络化问题，这就要求全面感知应用服务信息，特别是位置信息的获取^{[2][3]}。基于位置信息的服务（Location Based Service, LBS）是通过测量无线电波的传输时间、能量、方向和相位等参数，估计被测物体的具体位置，为相应的应用提供服务。位置服务信息与工业生产的结合，能很好的解决相关生产、检测、管理等问题，是未来智能工厂发展与推广的基石。其中，定位技术是提供位置服务的基础，能够将现实世界中人与物的位置信息与应用中的数据信息相结合，实现物理空间与网络虚拟空间的深度耦合，是实现基于位置信息服务的核心技术。

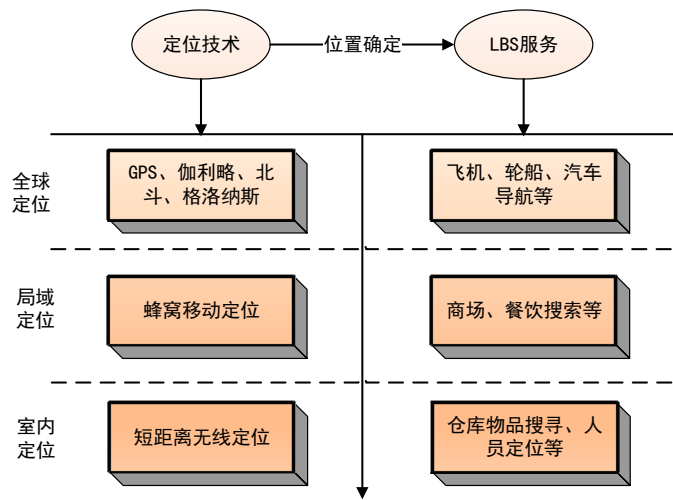


图 1-1 定位与 LBS

Figure 1-1 Localization and LBS

依据定位技术的覆盖范围与应用场景的不同，定位系统主要分为以下三类，如图 1-1 所示：全球定位系统（卫星全球定位技术）、局域定位系统（蜂窝移动定位技术）、室内定位系统（短距离无线定位技术）。

在空旷的室外空间，全球定位系统，如美国的全球定位系统（Global Positioning System, GPS）、俄罗斯的全球导航系统（Global Navigation Satellite System,

GLONASS)、欧盟的伽利略卫星导航系统(Galileo satellite navigation system, GALILEO)^[4]及我国自行研制的北斗卫星导航系统(BeiDou Navigation Satellite System, BDS)^[5],具有覆盖全球、精度高、实时性高、全天候可用等优点,为人们的生活带来了诸多便利^[6]。然而,随着城市化进程的发展,以传统卫星定位为代表的全球定位系统在室内空间中应用时表现不佳:一方面,卫星信号很难穿透建筑物结构,使得卫星定位技术受到极大限制;另一方面,室内空间结构复杂,无法满足定位的高精度需求。

得益于蜂窝通信的发展,蜂窝移动定位技术以其速度快、覆盖范围广、用户基数大等优势,在楼群密集的城市区域发挥着至关重要的作用。然而,由于蜂窝信号的带宽限制,蜂窝移动定位系统的精确度通常在几十米至几百米量级,不能满足室内定位的精度要求。

作为位置服务的最后一米,基于短距离无线技术的定位系统能有效弥补蜂窝移动定位的不足^[7],成为提供室内位置服务的最有前景的定位技术之一,在商场导航、追踪、商业广告投放、博物馆文物介绍及智能家居等方面,具有广阔的应用前景与极强的实用价值。然而,目前的室内定位尚未形成一个完备的技术体系,且在工业生产环境中的应用仍不成熟。

与商用和民用无线通信的环境相比,工业无线通信电磁环境更加特殊和复杂:电焊机、变频器、稳压器以及高压输电线等设备在工作时都会辐射出大量的电磁噪声;机床、机械臂等金属障碍物会对电波传输损耗造成影响;金属设备在电波传播中会形成较强的镜面反射和散射,从而产生更多强度较大的多径分量^[8]。这些都对信号传输、网络性能产生了严重影响,导致传统的室内定位系统无法为工业环境下的定位性能提供可靠保障^{[9][10][11][12][13]}。因此,需要根据实际的工业环境、特点以及工业性质,研究适用于工业场景定位需求的定位技术,构建面向工业环境的室内定位系统,实现并满足工业环境下的定位需求。

目前面向工业环境的室内定位仍面临诸多挑战:(1)复杂工业环境使得传统室内定位系统的定位性能下降严重,面临着系统资源与定位需求之间供需不平衡且难以协调的问题。(2)传统室内定位系统在办公环境下的定位,干扰较少、多径传播较为简单,能够保证基本的定位性能;而复杂工业环境的金属遮挡、电磁辐射、灰尘及其他工业设备干扰等因素使得定位性能降低,甚至造成系统失效。

(3)信息的传输依赖于各模块间的无线通信,设备的频繁移动严重影响了无线节点的链路切换和数据传输,传统网络技术难以为工业场景下的室内定位系统提供稳定可靠的数据传输。(4)复杂工业环境等因素导致了定位数据采集不完整,现有的室内定位系统难以对丢失数据进行有效处理,无法获得稳定的位置坐标。

因此，本文将如何提升复杂工业场景¹下的室内²定位性能作为研究重点，提出并构建满足复杂工业环境定位需求的室内定位系统，主要围绕以下四个方面展开工作，1) 构建面向复杂工业环境的室内定位系统，通过实现定位服务与系统资源的灵活适配，为工业环境中室内定位系统性能的优化奠定基础；2) 设计定位模型，通过减小数据测量误差，提高定位精确性；3) 提出网络适配策略，通过实现数据有效传输，提升定位可靠性³；4) 建立异常数据预测模型，通过挖掘更多的数据特征，改善定位稳定性。最后，将研究成果部署于实际工业环境中进行验证。

1.2 研究背景

1.2.1 室内定位原理

室内定位是利用各种无线测量技术和估算技术对相关信息进行采集，并通过高服务质量的网络进行数据传输，最后利用相关模型对获得的信息进行优化处理，以得到待求节点的位置坐标。如图 1-2 所示为室内定位系统的原理：

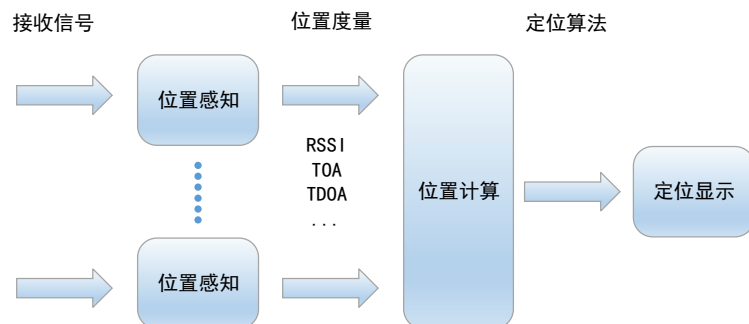


图 1-2 室内定位系统原理图

Figure 1-2 The schematic of indoor localization system

(1) 位置感知：负责位置相关信息的采集，主要由已知位置的信标节点（也称为“基站”、“读卡器”、“参考节点”）、未知位置的标签节点（也称为“未知节点”、“移动节点”等）组成。

(2) 位置计算：根据感知到不同的位置度量，如信号接收强度(Received Signal Strength Indication, RSSI)^[14]、到达时间(Time of Arrival, TOA)^[15]、时间差(Time

¹ 复杂工业环境：在本文中主要指工业场景中复杂的空间环境，具体指节点多、覆盖范围大、节点间的干扰严重。

² 室内：指具有复杂结构的内部空间。

³ 可靠性：指以满足精确度需求为前提的定位可靠性，侧重指定符合精确度需求的成功定位个数。

Difference of Arrival, TDOA) [16]等, 利用不同的定位算法, 如最小二乘法、Taylor 级数、深度学习等, 估计标签节点的坐标位置。

(3) 定位显示: 在地图上标识出标签节点的计算位置或对显示优化后的位置。

在图 1-2 中, 第一个阶段是位置感知, 主要是利用测量信号的特性获取定位所需的信息; 第二阶段是位置计算, 使用测量值或获得的数据来估计待定位的标签节点的位置。以上两个定位阶段均与某些因素直接相关, 并且这些因素对定位性能产生了影响, 其关系如图 1-3 所示。

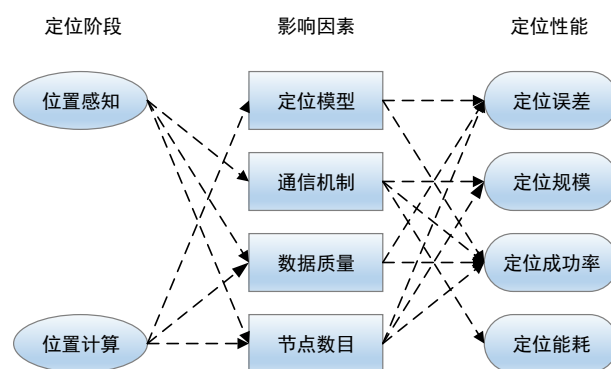


图 1-3 影响定位性能的相关因素

Figure 1-3 The factors that affect the performance of localization

定位阶段与某些因素直接相关。位置感知过程获取的定位信息与通信机制、数据质量、节点数目相关; 位置计算结果与定位模型、数据质量、节点数目相关。

多种因素对定位性能产生了影响。定位模型影响了定位误差、定位成功率; 优化定位算法可以减小标签节点定位误差、提高定位成功率。通信机制与定位规模、定位成功率、定位能耗指标相关; 采用合适的网络通信机制, 能扩大定位规模、提高定位成功率、降低定位能耗。数据质量影响了定位误差、定位成功率; 提高测量数据质量可以减小标签节点定位误差、提高定位成功率。节点数目影响了定位误差、定位规模、定位成功率; 增加节点数目, 可以减小标签节点定位误差、扩大定位规模、提高定位成功率。

1.2.2 室内定位技术

当前, 常用的室内定位技术包括: 蓝牙[17]、无线局域网(Wireless Local Area Networks, WLAN) [18]、Zigbee[19]、RFID[20]、可见光[21]、超声波[22]、UWB[23]等。下面简单介绍几种技术方案的优缺点。

- 蓝牙室内定位技术: 基于 IEEE 802.15.1 标准, 依赖于 RSS 输入信号; 但通信距离一般在 10 米左右, 每个蓝牙热点所容纳的节点数量有限。

- **WLAN 室内定位技术**: 基于 IEEE 802.11 通信协议, 无需额外的基础设施也能达到一定精度, 成为研究最广泛的定位技术之一; 但是, WLAN 定位需要预先布置 AP, 工作量大, 而且 RSS 受 AP 点布置密度等因素影响, 定位精度较低。
- **Zigbee 室内定位技术**: 基于 IEEE 802.15.4 标准, 具有低成本、低速率、低能耗特点; 但是信号的传输受室内障碍的影响较大, 其定位的稳定性和精准度受外界环境制约, 定位误差较大。
- **RFID 室内定位技术**: 遵循“邻近思想”, 具有成本低、易于嵌入跟踪对象等优点; 但是识别范围有限 (1-2m), 在非视距 (Non-Line-of-Sight, NLOS) 情况下不适合室内定位。
- **可见光室内定位技术**: 利用可见光进行高速数据传输的定位技术, 其优势在于它的大规模扩散; 但是该技术的定位功耗相对较高, 定位范围受到障碍物的影响, 在 NLOS 情况下定位精度很差。
- **超声波室内定位技术**: 主要依靠对超声波信号的飞行时间 (Time of flight, TOF) 测量和声速来计算发射机和接收机节点之间的传输距离; 但是声速与温度和湿度有关, 易造成较大定位误差; 同时信号难以透射障碍物, 不适合在大范围下使用。
- **UWB 室内定位技术**: 根据 UWB 信号的高时间分辨率和空间分辨率获得待定位目标的时间、角度等各种参数信息, 然后根据相应的定位算法建立解算模型, 从而获得目标的精准位置信息, 能够提供准确的 TOF 估计, 可以实现 10cm 的定位精度; 但是会受到金属等材料的干扰。

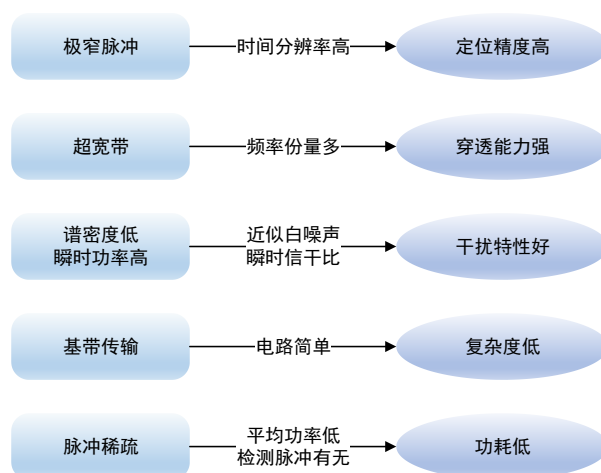


图 1-4 UWB 定位技术优势

Figure 1-4 The advantage of UWB localization technology

与其他技术相比, UWB 定位技术具备的鲜明技术特点和优势, 如图 1-4 所示。UWB 在利用时域纳秒级脉冲直接实现调制, 这使得 UWB 信号具有较高的时间分

辨度，定位精度高；在频域上，脉冲信号频带宽，具有较高的数据速率，穿透能力强。同时，UWB 无线信号的发射功率低，使得 UWB 信号不会与其他信号在频频上产生互相干扰。此外，UWB 信号传输时多数使用基带传输，无需经过解调器、扩频器等硬件设备，容易实现全部数字化结构，降低了设备成本。随着 UWB 模块的产业化，使得测试 UWB 芯片变得既便宜又容易获得。在 2014 年 IPSN 大会中的微软室内定位挑战赛之后，UWB 定位受到了工业界和学术界关注。从 2018 年挑战赛的最新结果可以看出，超过半数的解决方案采用了 UWB 技术^[24]。可见，UWB 技术更适合实现室内的精确定位^[25]。

1.2.3 面向复杂工业环境的室内定位

传统室内定位在动态多变和非结构化的复杂工业环境中应用时，定位性能下降严重，这对定位技术的选择十分苛刻。由（1.2.2）小节可知，基于 UWB 的定位技术相比较而言更适合室内定位，但由于工厂空间结构复杂、工业射频环境恶劣以及工业过程特有的行业背景，传统室内定位技术难以直接应用于复杂的工业环境中。构建面向复杂工业环境的室内定位系统，需从复杂的工业应用场景出发，兼顾差异化的定位需求，以实现复杂工业环境下精准、可靠、稳定的定位。

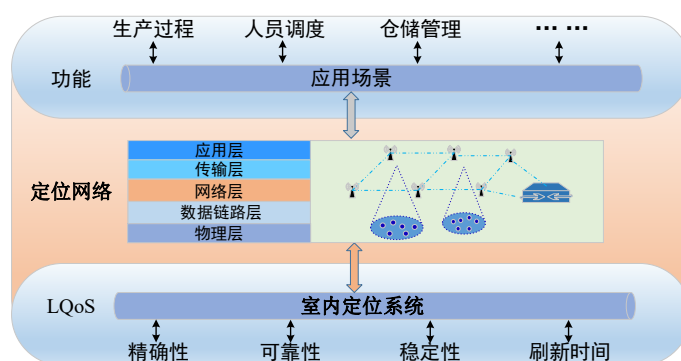


图 1-5 面向复杂工业环境的室内定位系统结构图

Figure 1-5 The structure of indoor localization system for complex industrial environment

图 1-5 表示面向复杂工业环境的室内定位系统结构图。首先，根据应用的使用场景和功能确定定位服务需求。然后，利用定位网络进行需求解析，向定位系统提供参数化的定位服务质量（Localization Quality of Service, LQoS）指标性能指标，包括精确性、可靠性、稳定性及刷新时间等；并对定位系统进行实时感知和状态更新，依据参数化的性能指标对定位策略进行选择。最后，定位系统根据 LQoS 和定位策略，依据图 1-2 室内定位原理进行定位，获得满足工业场景需求的定位性能。通过上述分析可知，面向复杂工业环境的室内定位系统的设计主要面临以下四个难点：

(1) 工业场景下设备众多, 同一地理区域内, 很可能存在不同的定位应用和定位需求; 同时, 每种设备的应用场景和功能具有不同的运行方式, 此时, 系统会利用更多的资源以保障定位的性能。因此, 面向复杂工业环境的室内定位系统应具有较高的资源利用率。

(2) 定位数据必须通过无线链路进行传输, 复杂的工业环境使得传统室内定位系统的定位性能下降严重, 为保证工业环境下的定位性能, 节点之间需要进行多次通信, 造成节点能量消耗严重。因此, 需要在有限的无线通信资源和不影响系统功能的前提下完成数据的交换, 保证定位的精确性。

(3) 与普通室内环境相比, 工业环境的空间结构复杂度更高、定位区域更广, 需要更大规模的网络进行覆盖。这就迫使室内定位系统的设计要具有高效的网络机制, 以确保定位的可靠性。

(4) 在射频环境恶劣的工业场景中极易出现定位数据不完整的情况, 这些数据直接用于位置估计影响了定位的连续性。因此, 定位系统需要具有良好的数据处理能力, 以保障定位的稳定性。

结合图 1-3 及以上分析可以看出, 面向复杂工业环境的室内定位系统设计本质上是一个关于网络和数据的优化问题, 可以大体分为四个层面开展研究: 定位系统架构、定位模型、定位网络和定位数据处理机制, 各层面的关系如图 1-6 所示:

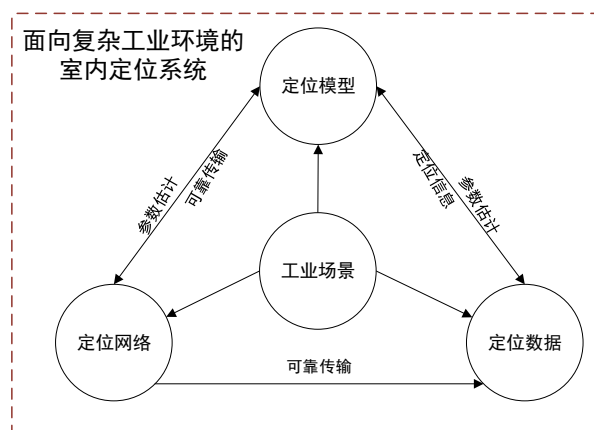


图 1-6 面向复杂工业环境的室内定位各部分之间关系

Figure 1-6 The relationship between various parts of indoor localization

不同工业场景下的定位需求所使用的定位方式、网络配置以及定位数据各不相同; 定位模型为网络传输和定位数据的处理提供了参数依据; 网络性能的差异在一定程度上影响了定位模型的性能以及定位数据的完整程度; 定位数据的处理机制为定位模型提供了不同颗粒度的定位信息。因此, 随着信息获取难度的增加、信息可信度的降低, 定位系统的设计也愈发复杂。考虑工厂空间结构复杂、工业射频环境恶劣以及工业过程特有的行业背景, 综合提高定位性能, 需要从多项技

术层面研究面向工业场景的室内定位问题。本文将从四个方面分析面向复杂工业环境的室内定位系统在设计中面临的问题与挑战：

定位系统架构面临挑战：如何实现定位服务与资源的灵活适配，满足不同工业场景对室内定位的差异化需求。由于室内定位系统的初始设计未过多考虑不同类型的工业场景，其在复杂工业环境中的定位性能降低。因此，在设计定位系统时要结合实际定位场景与需求。定位系统架构面临的主要问题有：（1）通信性能下降问题。恶劣工业无线环境下的通信，各项性能均会受到一定影响，难以保障复杂工业环境下室内定位的精确性、可靠性与稳定性。（2）资源受限问题。不同工业场景中的定位实现需要不同的网络规模、网络拓扑和可用网络通信资源，工业场景下的定位性能与系统资源之间的博弈成为定位系统所面临的问题。

定位模型面临挑战：如何降低定位模型测量误差和开销，提高定位的精确性。对于面向复杂工业环境的室内定位系统而言，定位模型的性能直接影响了位置估计的精确度。定位模型设计面临的主要问题有：（1）精确性问题。传统室内定位系统在常规室内环境下，干扰较少、多径传播较为简单，能够完成基本的能够保证基本的定位性能；而复杂工业环境的金属遮挡、电磁辐射、灰尘及其他工业设备干扰等因素使得定位性能严重下降，甚至造成系统失效。（2）开销问题。为保证工业环境下的定位性能，节点之间需要进行多次通信，以保障测量精度，例如时钟同步增加了节点间通信次数，提高测量准确性。而室内定位系统能源有限，相比计算和感知能耗，标签节点大部分的能耗用于无线数据传输，复杂的通信增加了能源消耗。

网络机制面临挑战：如何在复杂工业环境中保障定位数据的有效传输，提升定位的可靠性。面向复杂工业环境的室内定位系统中需求解析及信息的传输交换都离不开网络的支持。定位网络设计遇到的主要问题有：（1）可靠性问题。信息的传输依赖于各模块间的无线通信，定位数据必须通过无线链路进行传输，大规模工业室内定位中，短时间产生的大量数据容易造成资源冲突，传统网络技术难以为工业场景下的室内定位系统提供稳定可靠的数据传输。（2）移动定位问题。由于工业室内定位系统一般部署于空间结构复杂的工厂内部，需要划分多个区域进行定位；工业生产过程设备长距离移动或者频繁移动严重影响了链路切换和数据传输，从而导致网络冲突、定位可靠性降低。

定位数据处理面临挑战：如何处理异常定位数据，改善定位系统在位置估计时的稳定性。定位信息通常与具体的工业场景和服务有着紧密的联系，感知技术的发展为室内定位提供了大量的测量数据及场景数据，这对数据的处理提出了很高的要求。定位数据处理面临的主要问题有：（1）数据异常问题。环境恶劣的工业场景等因素极易造成数据不一致等定位数据采集不完整的情况，导致无法建立

统一的数据处理模型，对位置估计的稳定性产生严重影响。（2）数据利用率低。定位数据是一种时序数据，具有很强的时间和空间相关性，数据之间具有很强的关联性。传统室内定位大多数是直接利用传播时间等测量参数进行位置估计，没有充分利用工业场景和服务等定位信息，当数据丢失异常时，无法完整的获取定位参数，从而影响位置估计结果。

因此，本文选择 UWB 技术，并基于以下四点针对面向复杂工业环境的室内定位系统开展研究和设计：（1）构建面向复杂工业环境的室内定位系统架构，通过实现定位服务与系统资源的灵活适配，为工业环境中室内定位系统的优化奠定基础。（2）优化定位模型，通过设计标签节点感知模型，降低时钟同步对参数测量的影响，减少数据交互次数，提高测量精度。（3）提升网络性能，通过设计适合定位模型的网络适配策略，提高定位数据的传输成功率，提升节点在复杂空间结构中定位的可靠性。（4）加强数据挖掘，通过充分挖掘定位的使用场景和功能需求，对异常数据进行清理、转换等有效处理，完善异常或丢失的 TDOA 值，改善定位系统的稳定性。

1.3 研究现状与意义

根据（1.2.2）和（1.2.3）小节对室内定位分析，传统室内定位系统在动态多变和非结构化的复杂工业环境中应用时定位性能严重下降，需要构建专门针对工业场景的室内定位系统。本文围绕面向复杂工业环境的室内定位系统，着重关注系统的架构、模型、网络和数据处理等多项技术层面，针对架构设计、位置估计、数据传输、信息处理等关键问题展开研究。针对本论文研究内容的相关研究现状如下：

1、室内定位系统相关研究

随着新一代信息技术与制造业的深度融合，工业场景下定位的实际需求为定位系统研究的进一步突破指明了方向^[27]。我国对室内定位技术的发展非常重视，在国务院发布的《国家中长期科学和技术发展规划纲要（2006～2020 年）》^[28]中，将全方位无障碍危险源探测监测、精确定位和信息获取技术列为重点领域及优先发展主题。国家“十二五”科技发展规划--“推进重点领域核心关键技术突破”^[29]中特别强调要加强导航与位置服务，培育导航与位置服务战略性新兴产业。2013 年，科技部和国家遥感中心等机构联合发布了《室内外高精度定位导航白皮书》^[30]，力推融合室内外的精确定位系统的部署和实施，在出行服务、智慧城市、紧急救援等场景开展示范应用。2018 年，工业互联网产业联盟发布的《工业互联网网络连接白皮书（版本 1.0）》中表明，定位技术实时提供人员、物品的位置信息，是

生产智能化的重要使能技术之一^[9], 如何选取合适的定位技术, 快速、准确地获取目标的位置已成为工业环境下室内定位系统亟待解决的问题。

根据(1.2.2)小节介绍, 基于 UWB 的定位系统具有良好的定位效果^[23]。Ubisense 是最早将 UWB 技术商业化并用于室内定位的公司之一。Ubisense 定位系统主要由包含 UWB 信号接收器的信标节点、定位单元(多个信标节点组成的定位区域)以及 UWB 标签节点组成。Ubisense 定位单元内部的信标节点主要通过有线相连, 以便完成精确地时钟同步。系统根据信标节点接收到标签节点传输的 UWB 信号计算标签节点的位置。BeSpoon^[31]公司设计的 UWB 定位系统通过计算两个节点之间脉冲信号执行一次往返传输的时间, 测得二者之间的距离, 然后获取位置坐标。BeSpoon 能够提供 10 cm 误差的定位精度; 在 LOS 和接收机灵敏度下降到 -118 dBm 情况下, 测距范围最高可达 880 米。DecaWave DW1000^{[31][32]}模块是一种符合 IEEE 802.15.4-2011 标准的低功耗 CMOS 芯片, 其双向测距精度可达 10 cm。由上可知, 虽然 UWB 技术具有良好的定位效果, 但是仍会受到金属材料等干扰。面对空间结构复杂度高、金属等设备干扰严重的工业环境时, 需要进行多项技术优化, 包括定位模型优化、网络技术优化、底层定位数据清洗处理等, 以确保定位性能。所以对同样基于 UWB 的室内定位系统而言, 其架构、模型、算法的不同, 定位性能存在很大差别。定位系统架构的重构可以解决工业环境下定位过程中的诸多问题。

从图 1-5 和图 1-6 可以看出, 面向复杂工业环境的室内定位系统通过定位网络完成定位需求解析, 并同定位系统进行信息交互, 因此, 可以通过利用新型网络架构, 构建适合工业环境的室内定位系统。近年来, 软件定义网络(Software-Defined Networking, SDN)^{[33][34]}网络架构的提出为系统的设计增添了新的理念。但是 SDN 的集中式控制方式使得控制器存在单点失效的风险, 其集中控制、开放的应用层等特性也引入了诸多安全问题^[35]。智慧协同网络(Smart Identifier NETwork, SINET)^{[36][37]}是国家 973 项目“智慧协同网络理论基础研究”的核心研究成果, 可应用于各种网络系统设计, 解决了网络静态、僵化以及上层服务与底层网络缺乏感知和协同导致的网络服务质量差等问题^{[38][39]}。此外, 通过精确的定时和控制, SINET 可以服务于确定性网络或工业物联网^[40]。文献[41]和[42]提及在工业场景中应用智慧协同网络能够对无线网络通信资源实现精细划分, 以提高应用系统的可靠实时性。2017 年, “智慧协同网络及应用”获得了国家技术发明二等奖。本文是对智慧协同网络理论在复杂工业场景下室内定位系统的应用。

研究意义: 《室内外高精度定位导航白皮书》指出, 导航与位置服务关系着国家的安全问题, 在新兴战略性产业中具有极其重要的地位, 在智能制造等领域中也发挥着重要的基础性的支撑作用。然而, 室内定位系统的初始设计未充分考虑不同类型的工业场景, 其在复杂工业环境的定位性能下降严重, 同时面临着系

统资源与定位需求之间供需不平衡且难以协调的问题。本文基于北京交通大学下一代互联网互联设备国家工程实验室提出的智慧协同网络设计架构，构建面向复杂工业环境的室内定位系统，通过对系统架构、模型、网络 and 数据处理模块的设计，提高复杂工业环境下室内定位系统的性能。

2、室内定位模型相关研究

在面向复杂工业环境的室内定位中，定位模型需要在有限的无线通信资源和不影响系统稳定运行的前提下满足定位需求，定位模型的性能直接影响位置估计的精确性。根据是否需要测量节点之间的距离信息，室内定位模型可分为基于测距的定位模型^[43]和基于非测距^[44]的定位模型，如图 1-7 所示。

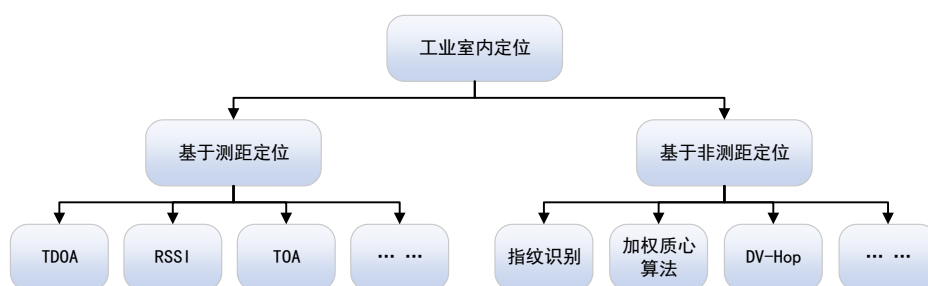


图 1-7 室内定位模型分类

Figure 1-7 The classification of indoor localization models

基于非测距的定位模型需要大量信标节点来确保网络的连通性以提高定位精度，这对工业环境中的网络性能提出很高的要求。其中，基于测距的定位模型需要的信标节点数量较少，网络部署复杂性较低且能提供较高的定位精度，更适用于高精度的室内定位系统。常用的基于测距定位的信息参量有 RSSI、TOA、TDOA 等。其中，基于 TOA 和 TDOA 的定位模型精度优于基于 RSSI 的定位模型^[45]。另外，基于 TOA 的定位模型要求所有节点的时钟保持高度一致，这在资源有限、恶劣的工业射频环境中难以实现；而基于 TDOA 的定位模型只需完成信标节点间的时钟同步即可。因此，结合工业环境及定位需求，本文将对基于 TDOA 的定位模型开展研究。

基于 TDOA 的定位模型性能主要依赖于 TDOA 的测量精度，其中影响 TDOA 测量精度的主要因素是时钟同步^[10]。文献[46]介绍了两种常见的时钟同步方案：基于单向信息传输的同步和基于双向信息交换的同步。一般来说，基于单向信息传输同步的工业定位系统在实际中较容易实现且成本较低，但精度较低。基于双向信息传输同步的工业定位系统通过增加通信链路和数据交换，提高了时钟同步和测距的精度，但信息交互较多、开销大。文献[47]使用单向 TOA/TDOA 信息测量标签节点和信标节点之间的信号来估计时间差，但信标节点之间需要保持纳秒级的时钟同步，增加了通信开销。文献[48][49]利用基于单向信息传输技术，设计并

实现了 SMiLE 定位模型；该模型确定了同步过程中的时钟漂移，同步精度高，但是需要额外设备。文献[50]提出并验证了基于 IEEE 802.15.4a 的多用户 TDOA 定位模型；该模型提高了 TDOA 的测量精度，但时钟同步会占用大量的通信带宽和吞吐量，增加了通信网络的负担。虽然基于时钟同步的定位模型能够获得较高的 TDOA 测量精度，但由于工业环境的复杂性和资源的有限性，在实现过程中会出现信号的传输困难、同步包丢失等诸多问题。

为降低时钟同步过程对定位的影响，许多文献针对无需时钟同步的 TDOA 测量方法展开了研究^{[51][52][53][54]}。文献[55][56]分别提出了使用扬声器进行声音信号测距的定位模型，有效地避免了时钟同步带来的问题；但受环境因素较大，在恶劣工业射频环境下效果并不理想。文献[57]通过双信号检测和采样计数，在不进行时钟同步的情况下实现了高精度的 TDOA 定位；但该模型对带宽和计算性能要求较高。文献[58]利用 DTDOA 的方法测量了不同信标节点到同一标签节点的时差，然后将接收到的信号按顺序进行时差重构，完成了 TDOA 测量；但时钟漂移问题尚未得到解决。文献[59]通过信标节点与标签节点之间的双向通信，采用了双边测距（TWR）的方法测量 TDOA；如果系统中存在较多的盲点，TWR 每次测距要交换多个帧，灵活性较差且受用户数量的限制。为了校准异步模型中信标节点的时钟倾斜，文献[60][61]提出了基于时间定位的策略，该策略完全依赖于传输和接收时间戳的组合来计算两者之间的实际距离；然而，双向数据传输增加了系统复杂度。

另外，受信标节点部署影响，TDOA 值的测量也会产生误差。例如，当网络部署存在位置误差、信标节点选择不切实际或存在恶意信标节点向标签节点提供错误的位置信息时，都会导致 TDOA 测量误差。文献[62]表明，特别是在大范围定位过程中，即使是很小的信标节点位置误差也会影响定位精度。因此，对于保障复杂工业环境下的定位精确度，TDOA 测量非常重要。

研究意义：传统室内定位系统在常规室内环境下的定位，干扰较少、多径传播较为简单，能够保证基本的定位性能；而复杂工业环境的金属遮挡、电磁辐射、灰尘及其他工业设备干扰等因素使得时钟同步难度增加、定位性能降低，甚至造成系统失效。同时，受无线资源的限制，只能对少量的标签节点同时进行定位，上述定位模型很难在低能耗前提下满足定位需求。因此，本文提出面向复杂工业环境的异步时钟定位模型，降低时钟同步对 TDOA 测量的影响，提高定位的精确性；通过调整节点工作频率，满足不同定位对测量精确度的需求。

3、室内定位网络相关研究

根据所依赖的定位网络传输方式的不同，现有的定位系统可以分为两类：分布式定位和集中式定位。面向分布式网络的定位系统具有较强的扩展性和鲁棒性，信标节点、标签节点之间进行位置信息交换后，其信息处理和计算分布在整个网

络^{[63][64][65][66]}。而在集中式定位中,所有信标节点位置和测量数据等信息将转发给中央处理器,以完成标签节点的位置计算^{[67][68][69]}。分布式定位在实现上更具优势,但与集中式定位相比,缺乏完整的网络数据信息,其定位结果不一定最优。由于工业环境对无线通信性能有较大的影响,使得定位性能降低,本文将采用集中式定位网络,设计高可靠的网络机制,全面感知与定位相关的信息,为面向复杂工业环境的室内定位系统提供稳定的数据传输,保证定位的可靠性。

与普通室内环境相比,工业环境的空间结构复杂度更高、定位范围更广,因此需要更大的网络空间进行覆盖。同时,工业环境下的信道质量相对较差、信号传输距离受限,为满足定位需求对定位场景划分多个区域。当标签节点在多个区域之间的移动时,区域与区域之间、区域内各节点之间的多址、干扰,使得无线链路具有不可靠性,数据的传输面临着挑战。其中,MAC层通过调度无线传输通信资源,可以实现可靠数据的传输。定位网络中常用的MAC协议是CSMA/CA和TDMA两种信道接入方案。前者采用按需接入信道的方式,由于没有为节点指定专用带宽,因此无法确保高可靠的信道接入;并且随着节点数量的增加,基于CSMA/CA的MAC协议将遭遇严重可靠性问题。后者则采用时钟同步的方式将时间划分为时隙,预先调度节点数据传输的信道接入时隙,从而避免传输碰撞。由于基于TDMA的MAC协议能够更有效地满足可靠性要求,因此该方案被认为更适合可靠性要求高的网络设计^[70]。目前,相关的调度研究包括:①基于固定优先级的调度算法研究^{[71][72]};②基于动态优先级的调度算法研究^{[73][74]};③基于采样周期和传输时延限制分析的调度算法研究^{[75][76][77]};④基于传输可靠度的网络重传策略^{[78][79][80][81]};⑤基于时隙信道跳频(TSCH)的调度算法^{[82][83][84]}。

然而,上述调度都不是为实现工业环境下室内定位而设计的网络,难以直接用于定位系统,需要针对面向定位的网络开展研究^[85]。在文献^[86]中,作者从精确度、位置更新速度和网络端到端延迟方面比较了两种现有解决方案,但没有分析网络协议对定位的影响。文献^[87]提出了TDMA与CDMA结合的方法,虽然从延迟的角度对MAC进行了分析,但并没有说明该种方案是否能够提高定位系统的可伸缩性。文献^[88]采用基于TDMA的MAC协议代替CSMA协议,提出了一种基于局域化的调度方法来实现定位网络,避免了多用户干扰,但是对空间结构复杂场景中的定位并未进行分析。文献^[89]提供了用于计算单个区域(没有切换)中多个标签节点定位的数学模型;但仅研究了标签节点数量有限的单个区域定位,随着信标节点数量的增加,干扰消息可能会中断所需的消息交换,限制了定位系统的可伸缩性。在文献^[90]中,作者提出了一种面向多区域的TDMA-MAC算法,它可以在Mesh网络中与文献^[91]结合,实现定位数据传输。但是,它需要网络之间保持高精度的同步,并在多跳部署中传播多个同步消息。因此,针对复杂工业环

境的室内定位系统网络尚待研究。

研究意义：信息的传输依赖于各模块间的无线通信，复杂的工业生产过程严重影响了链路切换和数据传输，传统的资源调度方案也无法直接应用于室内定位网络，难以为工业场景下的室内定位系统提供稳定可靠的数据传输，导致网络冲突、定位可靠性降低。因此，针对工业生产过程中设备的频繁移动导致网络冲突的问题，提出面向多区域移动定位的资源适配策略。通过建立面向多区域移动定位的网络模型，并提出基于信号强度的定位区域感知算法和资源适配策略，提高节点在复杂工业环境中的定位成功率，提升定位的可靠性。

4、室内定位数据处理相关研究

面向复杂工业环境的室内定位问题可以看成是一个关于数据优化处理的问题，提高定位数据质量可以获得更精确、更可靠、更稳定的定位结果，最直接的解决方案是从测距的角度改进定位模型、从传输策略的角度改进网络设计。然而，面对诸如多径衰落、阴影效应、散射等工业环境的特性，定位系统在数据传输过程中极易出现数据随机丢包、节点故障等情况，导致数据缺失现象普遍存在，定位数据的质量难以保证。同时，工业过程中的定位信息与具体使用场景和服务有关，而现有的室内定位系统很难从场景和服务中提取稳定的位置信息。因此，面对数据缺失等问题，需要充分利用已有的信息对数据进行优化处理，改善面向复杂工业环境的室内定位系统性能。

研究有效的数据处理模型，有助于提高数据的完整性。文献[92]给定了一个具有少量异常数据值的大型数据集，通过简单删除的方式处理包含异常数据值的一组数据；但是，如果异常数据值的数量很大，这样做会导致信息大量丢失。目前，滤除个别不合理测试数据最常见的方式是用“0”或其他值的均值代替异常数据值，这是一种“前算法”。通过大量合理数据对异常数据所造成的误差，利用求平均的方式进行补偿，但是，这可能会给整个数据集带来不必要的偏差^[93]，甚至会改变数据的特征，特别是具有高方差的数据^[94]；同时难以解决数据量开销与准确度之间的矛盾。文献[95]利用 TDOA 矩阵的代数特性处理异常数据值；然而，在许多实际应用中并不是所有的噪声都是基于加性高斯白噪声。另外，还可以采用基于统计学习的方法对异常数据进行预测，但其阈值的设定影响了最终预测结果。

随着人工智能的发展，深度学习方法显示出了巨大的应用前景，如在目标检测、目标识别等应用^{[96][97]}。在面向复杂工业环境的室内定位系统中，对于异常数据的分析与处理可以看成深度模型中的预测问题。定位数据是一种时间序列信息，具有时间上的连续性和空间上的相关性。常用的基础时间序列预测算法有：K 近邻回归算法（KNN）、支持向量回归算法（SVM）等，这些算法一般对于短时间内的线性数据预测有较好的效果。例如，滴滴出行提出了深度多视角时空网络^[98]

用于预测出租车的需求，取得了较准确的效果；但是该模型依赖于很多因素，进行了很多特殊设计，因此很难直接应用于其他领域的预测问题。

目前，深度模型在室内定位中的应用主要是针对位置估计，特别是基于 RSSI 指纹的室内定位^[99]。例如，文献[100]提出了一种利用神经网络进行室内定位的网络结构，利用深度学习训练深度网络的所有权值来估计标签节点位置。研究结果表明，所提出的人工神经网络具有极小的误差和极高的效率。然而，当 x 轴和 y 轴旋转矢量较大时，该方法的误差增大。文献[101]提出了一种新的基于 RSSI 测量指纹的室内定位方法，通过利用长短期记忆网络(Long Short Term Memory, LSTM)进行位置估计，但是只能应用于一维空间的定位。除了基于指纹定位的深度学习算法之外，还有少量的研究基于 TDOA 的定位研究。文献[102]提出了一种智能雷达系统，该系统采用 UWB 技术，通过机器学习方法进行增强定位。文献[103]提出了一种基于 SVM 的 TDOA 三维室内定位方法，能够识别 NLOS，并分析了基于 TDOA 的测量距离之间的相关性，但其定位精度并不理想。以上方法虽然都能在位置估计中取得一定效果，但是当原始定位数据缺失时，样本数据结构不完整，无法作为训练好的定位模型的输入，使得定位模型无法得到稳定的在线定位结果。因此，应充分挖掘缺失数据与非缺失数据间的相关性，利用各种可变数据对实际 TDOA 值进行预测，以获取更好的 TDOA 测量效果，并对结果进行优化。

研究意义：工业过程中的定位信息通常与具体的使用场景和服务有着密切联系，面对复杂工业环境等因素导致的定位数据采集不完整问题，现有的室内定位系统未能充分利用定位信息，很难获得稳定的位置坐标。因此，本文提出了面向异常定位信息的数据处理模型，通过提供更多信息特征改善定位稳定性。通过对工业场景特征的提取，提出设备状态感知模型，并建立基于状态特征和注意力机制的 TDOA 预测模型，提高数据预测准确性；根据数据测量结果和预测结果，设计基于模糊综合评价的位置估计算法，改善定位的稳定性。

1.4 论文主要工作与创新点

本论文的研究工作主要得到了国家“973”项目“资源动态适配的智慧协同网络体系理论与结构模型”(No.2013CB329101)、国家自然科学基金面上项目“面向控制和安全应用的工业无线传感器网络关键技术研究”(No.61771040)、国家自然科学基金青年基金项目“智能工业无线柔性组网技术研究”(No.61701018)、北京交通大学科研项目“工业互联网下无线确定通信技术研究”(No.2016JBM004)，北京交通大学博士科技创新项目“智能制造车间环境下的室内定位研究”(No.2018YJS308)等项目的资助和支持。

针对基于工业环境的室内定位面临的主要挑战及研究现状，本文总结得出以下问题：（1）室内定位技术作为一种用于协同工业生产和管理的服务技术，在复杂工业环境中的定位性能下降严重，同时面临着系统资源与定位需求之间供需不平衡且难以协调的问题，缺乏专门针对工业场景定位需求的室内定位系统；（2）传统室内定位系统在常规室内环境下干扰较少、多径传播较为简单，而复杂工业环境的金属遮挡、电磁辐射、灰尘及其他工业设备干扰等因素使得定位性能降低，甚至造成系统失效，缺少满足工业环境定位需求的定位模型；（3）受无线节点通信范围限制，工业生产过程中设备的频繁移动严重影响了链路切换和数据传输，从而导致网络冲突、定位成功率降低，针对复杂工业环境的室内定位系统网络尚待研究；（4）复杂工业环境等因素导致了定位数据采集不完整，现有的室内定位系统无法对丢失数据进行有效处理，很难获得稳定的位置坐标，缺少适合工业场景的定位数据处理模型。

基于上述问题，本文将如何提升复杂工业场景下定位的性能作为研究重点，提出并构建面向复杂工业环境的室内定位系统，着重关注系统架构、定位模型、定位网络和数据处理，分别针对时间测量误差大、数据传输可靠性差、定位数据缺失严重等问题展开研究，研究内容与创新点如表 1-1 所示。

表 1-1 论文研究内容与创新点

Table 1-1 Research content and innovation points of this dissertation

研究内容	问题	创新点
系统架构	①复杂工业环境中的定位性能降低； ②难以支持定位服务与资源的灵活适配。	依托智慧协同网络架构，构建面向复杂工业环境的室内定位系统，为系统的优化奠定了基础。
定位模型	①定位信号传播时间测量误差增大、定位精确度降低； ②时钟同步增加信息交互次数。	①引入参考节点，设计面向复杂工业环境的异步时钟定位模型，降低时钟同步对参数测量的影响，提高测量精度，并减少数据包交互次数； ②通过调整参考节点的工作频率，满足不同定位对测量精确度的差异化需求。
资源适配	①复杂的工业生产过程严重影响了链路切换和数据传输； ②覆盖范围广，移动过程中数据传输可靠性差。	①利用 RSSI 信息，设计定位区域感知算法，使定位组件能够快速感知自身所在区域； ②设计用于定位通信的时隙组件，提出定位资源适配策略，提升数据的可靠传输。
数据处理	①定位数据丢失情况严重； ②定位结果波动大，稳定性差。	①提出用于判断节点状态的长短时记忆状态感知模型，丰富定位数据特征； ②提出基于状态特征和注意力机制的 TDOA 预测模型，提高数据预测准确性； ③利用基于模糊综合评价的位置估计方法，改善定位系统在位置估计时的稳定性。

本文采用如下研究思路：根据工业场景特点，主要围绕如何提升复杂工业场景下的定位性开展研究。首先，基于智慧协同网络架构构建面向复杂工业环境的室内定位系统，实现了定位服务与系统资源的适配，为工业环境中室内定位系统的优化奠定了基础。然后基于该系统架构，分别从定位模型、定位网络和定位数据处理三个层面对定位性能的提升展开研究。最后，将研究成果部署于实际工业环境中验证。具体地，本文的主要研究工作及创新点包括：

(1) 提出了面向复杂工业环境的室内定位系统架构

室内定位系统的初始设计未充分考虑不同类型的工业场景，其在复杂工业环境中的定位性能下降严重，同时面临着系统资源与定位需求之间供需不平衡且难以协调的问题。因此，本文借鉴智慧协同网络架构，提出了面向复杂工业环境的室内定位系统架构。本文分析了传统室内定位系统在工业场景实际部署中遇到的挑战，考虑到工业场景的复杂性和多样化，以及网络性能对差异化定位需求的影响，依托智慧协同网络架构，通过构建服务支持机制、资源适配机制、认证感知机制，实现定位服务与系统资源的适配，保障差异化的定位需求对系统性能的苛刻要求，为工业环境中室内定位系统的优化奠定了基础。同时，本文在实际场景中搭建原型系统，后续研究内容的部署和验证均基于提出的系统架构。

(2) 提出了面向复杂工业环境的异步时钟定位模型

工业环境存在严重的金属遮挡、电磁辐射、灰尘及设备干扰等因素，受此影响，时钟同步难度增加，定位信号传播时间的测量误差增大、定位精确度降低。为此，本文提出了一种面向复杂工业环境的异步时钟定位模型，通过减小数据测量误差，提高定位精确性。首先，从参数测量和位置估计的角度分析了工业环境对基于 TDOA 定位精确性的影响，并设计了异步时钟感知模型及 TDOA 测量算法，降低时钟同步对 TDOA 测量的影响。然后，考虑节点位置误差因素，利用改进的 Taylor 方法对标签节点位置进行估计，提高了定位模型的计算精确度。最后，通过实验测试了所提出模型的性能。结果表明，本文提出模型能够在不进行时钟同步的情况下完成 TDOA 的测量，有效地减少信息交互次数，提高定位精确性；同时，通过调整节点的工作频率，能够满足不同定位对测量精确度的差异化需求。

(3) 提出了面向多区域移动定位的资源适配策略

受复杂空间结构影响和无线节点通信范围限制，工业生产过程中设备的频繁移动严重影响了链路切换和数据传输，从而导致网络冲突、定位成功率降低。为此，本文提出了面向多区域移动定位的资源适配策略，通过实现数据有效传输提升定位可靠性。分析了构建工业室内定位系统网络时考虑的可靠性等因素，将空间结构复杂的定位场景划分为多个区域，建立面向复杂工业环境定位的多区域网络模型。通过设计基于信号强度的定位区域感知算法，使定位组件能够快速感知

自身所在区域；并引入用于定位通信的时隙组件，提出资源适配策略，提升定位数据在传输的可靠性。通过仿真和测试，评估了所提出网络模型的可行性。结果表明，本文提出的网络模型和资源适配策略能够有效地提高节点在复杂工业环境中的定位成功率，并提升扩大区域后定位的可靠性。

(4) 提出了面向异常定位信息的数据处理模型

工业生产过程中的定位信息通常与具体的工业场景和服务有着紧密的联系，在面对恶劣工业环境导致的定位数据采集不完整问题时，现有的室内定位系统未能充分利用定位信息，很难获得稳定的位置坐标。因此，本文提出了面向异常定位信息的数据处理模型，通过挖掘工业场景和工业服务等信息特征，实现对定位数据集的补全与矫正，进而改善定位稳定性。通过对定位数据在处理时面临的问题分析和工业场景特征的提取，提出设备状态感知模型，建立基于状态特征和注意力机制的 TDOA 预测模型，提高数据预测准确性；根据数据测量结果和预测结果，设计基于模糊综合评价的位置估计算法，提升位置估计的连续性。通过将上述模型部署于实际的系统中，并进行测试验证。结果表明，本文提出的数据处理模型能有效地预测定位数据集中异常或丢失的 TDOA，改善定位的稳定性。

1.5 论文组织结构

论文的组织结构如图 1-8 所示。

第一章，首先简述了位置服务和室内定位发展状况；然后提出并分析了面向复杂工业环境的室内定位的结构、特点和面临的主要挑战；最后通过对室内定位国内外研究现状的分析，强调了研究定位模型、定位网络、定位数据处理对提升面向复杂工业环境的室内定位性能的必要性和意义。

第二章，主要针对传统室内定位系统在复杂环境下实际部署时存在的问题，提出面向复杂工业环境的室内定位系统架构，并阐述了基于所提架构的机制构建与系统应用。

第三章，主要针对时间测量误差导致定位精度下降的问题展开研究。通过分析时钟同步对传统 TDOA 定位的影响，提出面向复杂工业环境的异步时钟定位模型，使其能够在不进行时钟同步的情况下完成 TDOA 测量，有效地减少数据包交互次数，提高定位的精确性，并满足不同定位对测量精确度的差异化需求。

第四章，主要针对节点移动导致网络冲突的问题展开研究。通过分析构建工业室内定位系统网络时考虑的可靠性等因素，建立面向多区域移动定位的网络模型，提出面向多区域移动定位的资源适配策略，有效地提高节点在复杂工业环境中的定位成功率，提升扩大区域后定位的可靠性。

第五章，主要针对定位数据丢失导致无法提取稳定位置信息的问题展开研究。通过对定位数据在处理时面临的问题分析，提出面向异常定位信息的数据处理模型，有效地预测定位数据中异常或丢失的 TDOA 值，改善定位系统的稳定性。

第六章，归纳总结了本文的工作，并且展望未来工作。

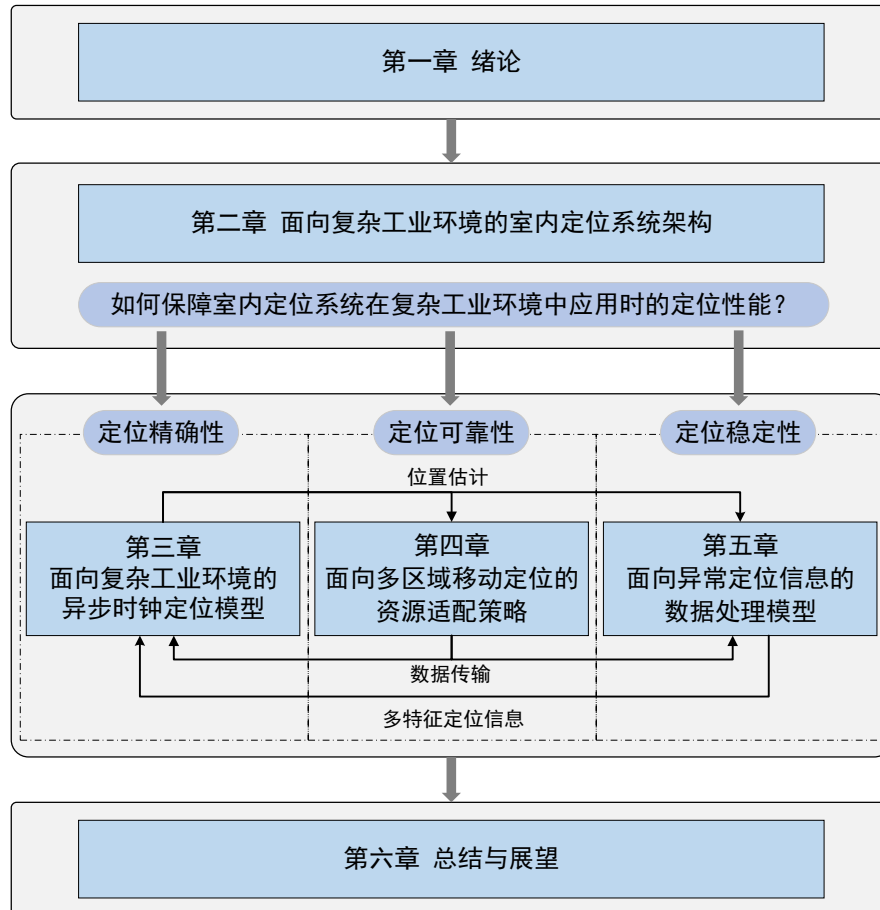


图 1-8 论文组织结构

Figure 1-8 The organization of this dissertation

2 面向复杂工业环境的室内定位系统架构

随着工业模式的转型升级，未来工业场景中室内定位系统不仅需要保证定位精确度，更需要满足不同工业应用的差异化性能需求。然而，传统室内定位系统在设计之初并未充分考虑不同类型的工业场景，其在复杂工业环境下的定位性能下降严重，同时面临着系统资源与定位需求之间供需不平衡且难以协调的问题。为解决工业室内定位系统所面临的问题，本章基于智慧协同网络设计结构，构建了面向复杂工业环境的室内定位系统，通过合理利用通信资源，实现定位需求与系统资源的适配，保障差异化的定位需求对系统性能的苛刻要求，为工业环境中室内定位系统的优化奠定基础。

本章首先分析了传统室内定位系统在工业场景实际部署中遇到的挑战，考虑到工业场景的复杂性和多样化，以及网络性能对差异化定位需求的影响，基于智慧协同网络设计结构，构建了面向复杂工业环境的室内定位系统。该室内定位系统分成定位服务层、资源适配层和组件感知层，通过介绍服务支持机制、资源适配机制、认证感知机制的构建，阐述本章原型系统的基本设计思路。后续研究内容的实际部署和验证均基于本章提出的系统架构。

本章内容是基于作者发表论文[104]的进一步完善和补充。

2.1 引言

在面向复杂工业环境的室内定位系统中，信息在各模块之间的传输依赖于无线通信。与室外环境和室内办公环境相比，工业环境下的无线通信具有不同的特征：（1）由于金属设备数量较多，干扰水平普遍较高，多径传播也普遍较为复杂；（2）在同一工业厂房内，各设备之间的干扰水平和多径传播也存在较大的差异。根据对文献[10][11][12][13]综合分析，目前面向工业环境的室内定位系统的设计主要面临众多问题。首先，面向复杂工业环境的室内定位系统通过定位网络完成定位需求和定位系统的信息交互，而工业场景的多样化特征，使得室内定位系统需要具有不同的网络规模、网络拓扑和可用网络通信资源，以满足定位需求。其次，标签节点设备功能简单、运算能力有限，并且由于分散部署，使得集中式定位系统缺乏灵活性。最后，复杂工业环境使得传统室内定位系统的定位性能下降严重。基于上述分析，工业环境下的定位系统部署需要解决以下挑战：

（1）系统资源

工业场景下设备众多，同一地理区域内，很可能存在不同的定位应用和定位

需求；同时，每种设备的应用场景和功能具有不同的运行方式，此时，系统会利用更多的资源以保障定位的性能。同时，工业生产或管理过程中的标签节点在进行泛在感知定位时，受成本和安装条件限制，通常靠自身携带的电池供电，对能耗具有较高要求，相比计算和感知能耗，标签节点大部分的能耗用于无线数据传输，复杂的通信增加了能源消耗。因此，在设计面向复杂工业环境的室内定位系统时，应该考虑通信资源和能耗受限问题。

（2）定位精确性

定位精确性是衡量定位系统性能的基本标准。由于室内定位系统的初始设计未过多考虑不同类型的工业场景，在复杂工业环境中的定位性能降低。因此，在设计面向复杂工业环境的室内定位系统时，应确保定位精度符合定位需求。

基于 TDOA 的定位是通过获取标签节点到任意两个信标节点的时间差，并利用相关的模型进行位置估计，其前提是要保证信标节点之间的时钟同步。然而，传统室内定位系统在常规室内环境下的定位，干扰较少、多径传播较为简单，能够保证基本的定位性能；而复杂工业环境的金属遮挡、电磁辐射、灰尘及其他工业设备干扰等因素极易造成同步失败、缺失值等情况，影响了 TDOA 的测量，使得定位性能降低，甚至造成系统失效：第一，时钟同步增加了节点间的通信次数，占用了无线资源，增加了时钟同步失败或定位失败的可能性。第二，在射频环境恶劣的工业场景中极易出现定位数据不完整的情况；此时很难从测量数据中提取稳定准确的 TDOA 信息。因此，在部署工业室内定位系统时，需要在保证系统稳定前提下，降低时钟同步对定位造成的影响，完善已有的数据信息，提高定位精确性。

（3）定位可靠性

高可靠的网络机制为工业室内定位提供了稳定的数据传输，保证了系统的平稳运行。然而在大规模工业室内定位中，短时间产生的大量数据容易造成资源冲突；同时，由于工厂环境空间结构复杂度高、覆盖面广、节点的无线传输距离有限，当工业生产过程中设备长距离移动或者频繁移动时，容易导致网络需要频繁建立新链路，也会造成网络冲突等问题。传统网络技术难以保证工业场景下的室内定位系统数据的可靠传输，从而导致数据丢失、定位失败等问题，降低了定位的可靠性。另外，密集部署节点可以提高定位精度，但会增加通信代价，使得网络冲突增加。因此，在部署工业室内定位系统时，应该设计合适的网络模型和资源分配策略，提高资源利用率，保障定位数据的稳定有效传输，确保定位的可靠性。

（4）系统设计

面向复杂工业环境的室内定位系统的定位过程与定位模型、定位网络、定位数据的分析与处理息息相关，要综合提高定位性能，必须从整体上研究定位问题。

然而，现有方案缺乏对系统整体架构布局的策略。当前的室内定位系统没有充分利用工业场景和服务等定位信息，从而无法完整、准确的提取定位特性，使得定位系统缺乏全局的管控和优化手段，上层定位服务与下层网络基础设施缺乏协同能力等问题，无法实现定位服务与资源的灵活适配。在复杂工业环境中的定位性能难以得到有效保证。考虑到工厂空间结构复杂、工业射频环境恶劣以及工业过程特有的行业背景，系统架构的重构可以解决工业环境下定位过程中的诸多问题。

综上所述可知，本章基于智慧协同网络架构，结合工业场景，构建了面向复杂工业环境的室内定位系统，保障差异化的定位需求对系统性能的苛刻要求，为工业环境中室内定位系统的优化奠定了基础。

2.2 工业室内定位系统描述

2.2.1 系统架构

本章依托智慧协同网络架构，结合工业场景对定位的需求，构建了面向复杂工业环境的室内定位系统，如图 2-1 所示。该系统主要由三部分组成，定位服务层、资源适配层以及组件感知层，具体功能如下：

定位服务层直接面向工业应用，负责定位服务的管控，主要由服务命名、需求解析与服务管控三部分组成。其中，服务命名，是将生产过程、人员调度以及仓库管理等工业应用的定位需求，进行系统化命名，并向上（工业应用）提供模块化的定位功能查询服务；需求解析，则是将工业应用的定位需求进行解析，并向下（定位系统）提供参数化的性能指标，包括可靠性、精度及时钟频率等；而服务管控，对整个定位系统的资源进行管理，并执行定位任务的分配等工作。

资源适配层从定位服务层接收定位需求，负责定位策略的生成与定位资源的调度。主要包含三个部分，定位资源库、策略制定模块以及资源调度模块。其中，定位资源库，负责对系统资源（网络状态、标签节点可用性等）的实时感知与状态更新；策略制定模块，负责依据参数化的性能指标对定位策略进行选择；资源调度模块依据参数化的性能指标与定位资源库的当前状态，生成当前定位系统的可用资源池，并在此基础上，结合定位策略，制定最优的定位算法与资源调度方案。

组件感知层是执行定位算法与资源调度方案的主体，包括标签节点、信标节点、信道时隙等在内的所有资源。为实现定位系统的高效运转与灵活管控，本设计对资源进行抽象化描述，将其状态信息与实体功能进行逻辑分割，分别构成组件资源库与定位组件库。其中，组件资源库，对设备的状态信息进行记录，包括节点属性、网络属性以及协议栈属性等，主要功能为定位设备的状态感知与上报；

定位组件库，是定位设备的功能集合，主要承担定位数据的感知、存储、传输与聚类等工作，负责定位算法与资源调度方案的实际运行。

本章设计的系统实现了定位服务与系统资源的适配，满足了不同工业应用对定位的差异化需求，支持了复杂工业环境下定位系统的精确性、可靠性和稳定性，为工业室内定位的技术优化奠定了基础。

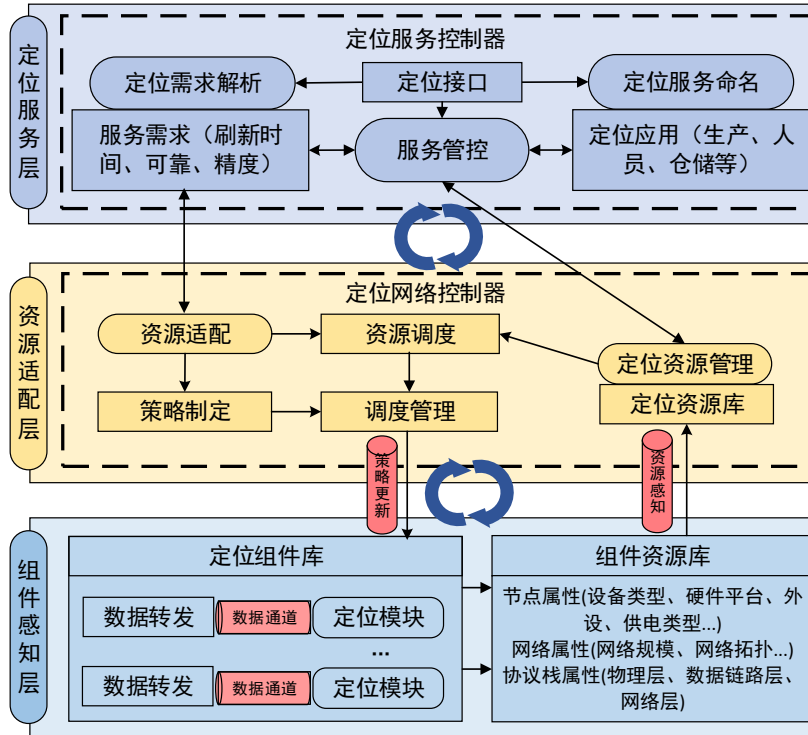


图 2-1 面向复杂工业环境的室内定位系统架构

Figure 2-1 The architecture of indoor localization system for complex industrial environments

面向复杂工业环境的室内定位系统的工作流程如图 2-2 所示：首先，定位服务注册所提供定位的功能和数据解析信息；服务管理模块提交所需服务的功能解析信息，完成服务查询，获取具体的定位服务解析信息，包括功能和数据。查询到的定位服务解析信息将与资源适配层定位资源管理描述的信息进行匹配，得到被选取系统资源解析信息，从而选取合适的网络策略。组件感知层对定位组件库中的描述信息聚类到不同的定位资源库，将服务管理模块所需服务的功能和数据解析信息与被选定定位组件库中感知信息解析信息进行匹配决策，选出最终提供本次服务的定位组件。最后，通过被选取的定位组件完成服务的功能和数据的感知。

总之，面向复杂工业环境的室内定位系统架构通过动态感知系统状态，选择合适的系统资源及其组件来满足不同工业应用对定位的需求。

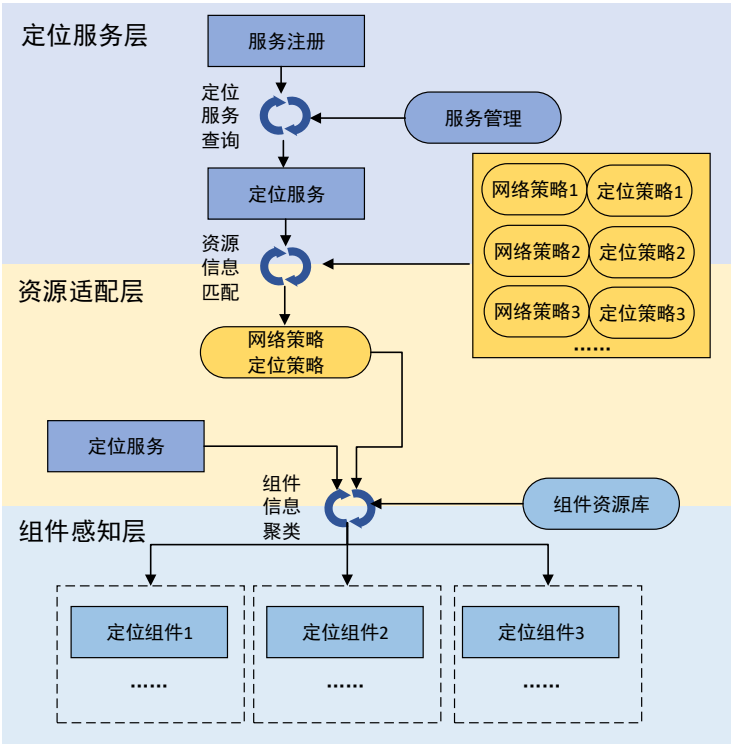


图 2-2 面向复杂工业环境的室内定位系统工作流程

Figure 2-2 The process of indoor localization system for complex industrial environments

2.2.2 定位服务层

当前定位系统在提供服务时，主要存在定制化的资源分配难以满足差异化的应用需求的问题：第一，定位系统需要为不同的工业应用提供差异化的定位服务，当前的定位服务缺乏统一的命名与解析，难以进行统一管理。第二，定位需求与系统资源之间缺乏动态地适配，既不能充分发挥网络性能，也难以满足定位需求。定位服务层的网络实体是定位服务控制器（Localization Service Controller, LSC）。定位服务层主要功能包括定位服务的命名解析、需求解析和服务管理。

（1）定位服务命名

统一的命名与解析为定位服务与系统资源的适配提供了更好的管理，促进了资源适配层策略制定，以及提高了资源适配对应用的满意程度。本章定义使用定位服务标识（Localization Service ID, LSID）用来完成服务的统一命名与解析，由功能标识（Function ID, FID）和数据标识（Data ID, DID）两部分组成。

$$LSID \triangleq Lo\{FID, DID\} \quad (2-1)$$

FID 用于区分定位功能的不同种类，依照工业应用类型，主要分为生产过程、人员调度、仓储管理等。DID 用于区分定位数据流类型，差异化的定位服务需求

对系统网络性能要求不一样。

（2）定位需求解析

定位需求解析（Localization Requirements Resolution, LRR）用以形式化解析多维度、多粒度的服务需求，以便系统更好地为定位服务提供支撑。由于定位需求在有限的通信资源下需要完成，因此为不同需求分配的系统资源加以区分是必要的。根据定位需求，需要结合 FID 和 DID 一起进行相应的网络性能需求解析（Performance Requirements Resolution, PRR）和定位功能需求解析（Function and Data Requirements Resolution, FDRR）。

（3）服务管控

用户若获取某次定位服务，需要解决两个关键问题：存储所需的服务资源和查询到所需要的定位服务。本章定义定位服务管控（Localization Service Management, LSM），用于管理定位服务资源，以完成服务与资源适配层的系统资源之间的动态匹配。

定位服务资源的存储可以根据服务资源的属性和定位需求采用集中式或分布式。对于数据量相对较小定位服务等可以采用集中存储模式。对于数据量较大，且访问频率高的定位服务可以采用分布式存储模式。分布式将资源信息存储在资源适配层的定位资源库中，定位服务控制器可以随时向定位资源库请求相关的资源信息，使得用户能够就近获取服务，而无须访问远端服务器以便于定位服务需求的解析和定制。

服务查询功能主要负责向定位服务提供系统资源信息，可以根据网络资源信息制定 FDRR 和 PRR。这里，系统资源（System Resource, SR）分为两种类型，一种是静态资源（Static Resource），另一种是动态资源（Dynamic Resource）。其中，静态资源是各定位组件的属性，而动态资源是网络实时变化的状态参数。用户可以实时请求系统资源信息，并根据动态资源信息实时调整服务要求。

2.2.3 资源适配层

资源适配层主要通过感知具体的定位服务需求与实际系统状态，动态地适配网络资源及其相应的定位组件，完成服务的获取以满足定位需求。在资源适配层中引入定位网络控制器（Localization Network Controller, LNC），掌控系统网络的全局信息，为定位服务寻求最佳的系统资源，提高服务获取的灵活性，实现资源的动态适配。同时可以根据定位对网络性能的需求，提供不同程度的可靠性、实时性等策略。资源适配层主要包括资源适配和资源管理。

（1）资源适配机制

资源适配包括两部分，一部分是策略制定，另一部分是资源调度。其中，策略制定根据定位服务的功能需求解析、功能需求解析以及系统资源信息制定合适的全局策略，如路由策略、优先级策略、安全策略以及资源管理策略等。策略的制定离不开合理的资源分配，因此资源调度利用可用的系统资源对制定的策略进行资源安排，使资源受限的定位网络能够符合定位的功能需求。

（2）定位资源管理

定位资源管理（Resource Management, RM）负责面向定位服务层的资源查询，同时通过管理组件感知层的网络组件资源，实现资源的统一的管理。RM 中设计了资源管理解析服务器，用于感知并管理网络模块的工作状态，为策略制定供判决的依据。通过构建信息交互机制，能够将网络组件的工作状态感知结果发送至资源管理解析器；在资源管理解析服务器做出判决后，为选取的网络模块下发协同信息。

2.2.4 组件感知层

组件感知层是定位系统架构的基础，主要负责数据的采集、传输、处理等实际操作，为上层网络提供数据资源。组件感知层可以分为定位组件库和组件资源库。其中定位组件指具有不同采集、计算、传输等能力的节点设备，包括接入点、传感器以及执行器等节点。组件资源指系统中所有的物理资源总和，主要分为节点属性资源、网络属性资源和协议栈属性资源，包括节点的硬件平台、外设、支持接口、供电类型、网络规模、网络覆盖范围、可形成的网络拓扑等，是系统节点协同提供的感知、计算、传输等能力。

组件感知层通过对数据进行动态感知，提取出对应的功能和数据解析信息，并根据定位需求选取合适的定位组件以提供相应服务，为合理分配系统资源提供必要的依据。同时，根据定位的需求，资源适配层将感知到的用户需求服务的功能和数据解析相关信息在定位资源库中备案。感知的数据资源主要包括节点间的角度信息、时间信息、方向、移动速度、信息网络连通度等。研究感知模型，科学合理地感知工业应用需求和定位组件行为变化，是实现定位服务的重要保证。例如第三章设计的面向复杂工业环境的异步时钟定位模型，通过对组件感知层定位组件之间数据传输模型的重新定义，提升了定位精确性。

基于上述三层结构的描述，面向复杂工业环境的室内定位系统架构不但致力于提升差异化的定位需求，同时提高了系统部署和管理的灵活性和稳定性。其中，定位服务层直接面向工业应用的定位需求，组件感知层直接面向组成系统的所有基础设施和系统资源，它们通过资源适配层相互连接，实现上层应用与底层资源

的相互适配，满足不同工业场景下位置服务对定位性能的要求。

2.3 系统构建

基于上述面向复杂工业环境的室内定位系统架构，本节通过介绍节点认证感知机制、资源适配协议、服务支持机制，阐述了定位原型系统的主要设计方案。作者所在团队实现了定位系统并在多个场景中进行测试，在本节最后进行介绍。

2.3.1 系统概述

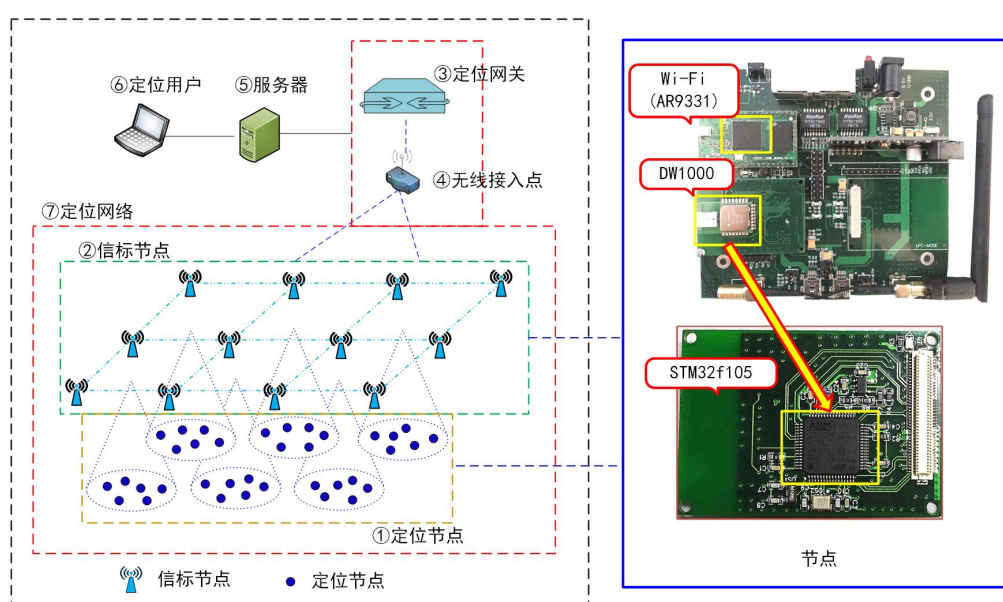


图 2-3 面向工业环境的室内定位系统硬件平台

Figure 2-3 The hardware of indoor localization system for complex industrial environments

如图 2-3 所示为面向复杂工业环境下位置服务的室内定位系统的一般框架，主要包括标签节点①、信标节点②、定位网关③、接入点④、定位服务器⑤和定位用户⑥。

- 标签节点①嵌入在定位设备中，作为被感知或测量的信息源，具体与工业定位应用相关，可能包括机器、工作人员、机器人或传感器。
- 信标节点②能够通过标准接口或者传感器获取来自定位设备的定位信息，并将该信息转换成定位数据包通过无线通信方式传输至目的地。
- 定位网关③能够连通定位网络与工厂网络，将网络中信标节点传输的数据汇聚，为无线网络与 LNC 和服务器构成的管理网络提供端到端通信的协议转换功能，实现管理中心与节点的端到端数据通信。
- 接入点④作为无线网络与有线网络的枢纽，不但具备节点的一般功能，同

时拥有汇聚定位数据包的功能。

- 定位服务器⑤负责定位网络的维护、数据处理和定位显示；对系统资源的调度和定位数据包进行解析、存储、计算处理等，既针对上层应用负责解释工业应用需求，同时对底层网络的资源进行统一管理，并且具有依据需求资源适配的功能，实现网络运行情况的管理和监督、系统资源统一调度以及设备状态监控和故障排查等。
- 定位用户⑥主要提出定位需求，并在平台的显示以及相关管理的操作。

该系统核心是将信息的处理等实现交给上层的服务器，使网络中的节点设备均作为执行设备，受上层调度控制。在定位过程中，网络需要满足特定的位置服务需求，因此依据不同应用的环境和功能特性，网络结构会具有一定的变化。标签节点-信标节点之间利用 UWB 通信，信标节点-网关之间通过无线进行通信。

标签节点和信标节点是一种微型嵌入式系统，具备与工业设备通信的能力，其通信接口根据工业设备通信接口设计。硬件的选取应考虑成本、微型化、功耗、灵活性、扩展性和鲁棒性等特性，本章采用基于 Cortex-M3 架构的 STM32F105 芯片作为控制芯片，用于控制 UWB 定位芯片的收发，并能保存收发数据时刻的时间戳；UWB 芯片型号采用 DW1000 定位芯片，可外接天线提高增益。

定位网关选用 NXP 公司的 LPC1769 作为节点设备的处理器，具有低功耗、低成本、出色的计算性能和对事件优异的响应能力等优点，可用于处理高性能和低功耗的嵌入式应用。同时，选用 Atmel 公司的 AT86RF231 作为节点设备的射频芯片，它采用符合 IEEE802.15.4 规范要求的直接序列扩频方式，具有较高的接收灵敏度。

2.3.2 服务支持机制

由于定位系统是根据定位需求分配系统资源以满足定位性能，从而实现网络效用最大化的目标，因此，如何在定位系统中保证定位服务质量（Localization Quality of Service, LQoS），成为网络设计需要考虑的重要内容。服务支持机制的设计主要包含三个参数，分别是服务类别 Type、服务应满足的 LQoS 级别、服务应满足的速率 Rate。服务类别 Type 是弹性服务或者非弹性服务，弹性服务主要是常规定位服务（例如，车辆巡检、货物搬运等），而非弹性服务主要是实时的定位服务（例如，人员调度、消防应急等）。LQoS 等级说明了根据定位应用来判断需要满足何种 LQoS 服务指标。Rate 表明需要满足的 LQoS 阈值，如服务应满足的最更新时间等。

在本框架中，LQoS 属性主要包括：延迟性(Latency)、正确性(Accuracy)、可

靠性(Reliability)、有效性(Availability)、承载力(Capacity)、可扩展性(Scalability)、花销(Cost)等, 如表 2-1 所示。

表 2-1 LQoS 属性
Table 2-1 The attribute of LQoS

指标	内涵
延迟性	服务请求到达的时间与服务开始被执行的时间间隔
正确性	服务完成的成功率
可靠性	在一定的时间段及条件下, 服务完成它的功能所需要的能力
有效性	服务可以对用户请求做出正确反映的概率
承载力	在保证服务质量的情况下, 可同时处理的请求的最大数目
容量	在一个给定时间内, 事务处理或操作的数目
开销	使用服务所需支付的费用

在定位服务层的服务控制器 LSC 中定义了服务匹配模块, 用于生成特定网络连接与实际系统资源传输的对应关系 $\psi(LSID, SR, LDID, k, LQoS)$ 。该模块的参数分别是服务标识 LSID、选中的资源 SR、选中节点 LDID、可以建立的连接数目 k , 表示要完成服务标识为 LSID 的定位服务, 需要在选中的资源 SR 和选中节点 LDID 之间建立 k 条连接, 在建立的多条连接上保证定位服务质量的不低于阈值 L_{th} 。

2.3.3 资源适配协议

在工业室内定位系统中, 信标节点一般固定在厂房机架上, 位置不变。当定位区域扩大或场景调整时, 在设计的架构中会新增加信标节点并重新组网。为此, 针对信标节点的资源适配至关重要。LSC 完成定位服务信息(包括 FID 、 DID 、 $LSID$)的整合后, 向 LNC 发送面向服务的资源适配请求, 此时 LNC 将根据服务信息进行资源适配。当 LNC 完成资源适配后, 会将制定的策略以及资源适配方案转化为一系列的网络控制表, 包括通信资源调度表、应用会话表以及属性配置表等。然后, LNC 将这些表解析为以节点为单位的控制数据包, 通过控制通道进行策略分发, 将控制命令下发至各个节点。如图 2-4 所示为资源适配协议流程, 基本上可以分为三个部分: 资源汇聚(步骤 1、步骤 2)、资源适配(步骤 3 到步骤 9)、策略更新(步骤 10 到步骤 12)。

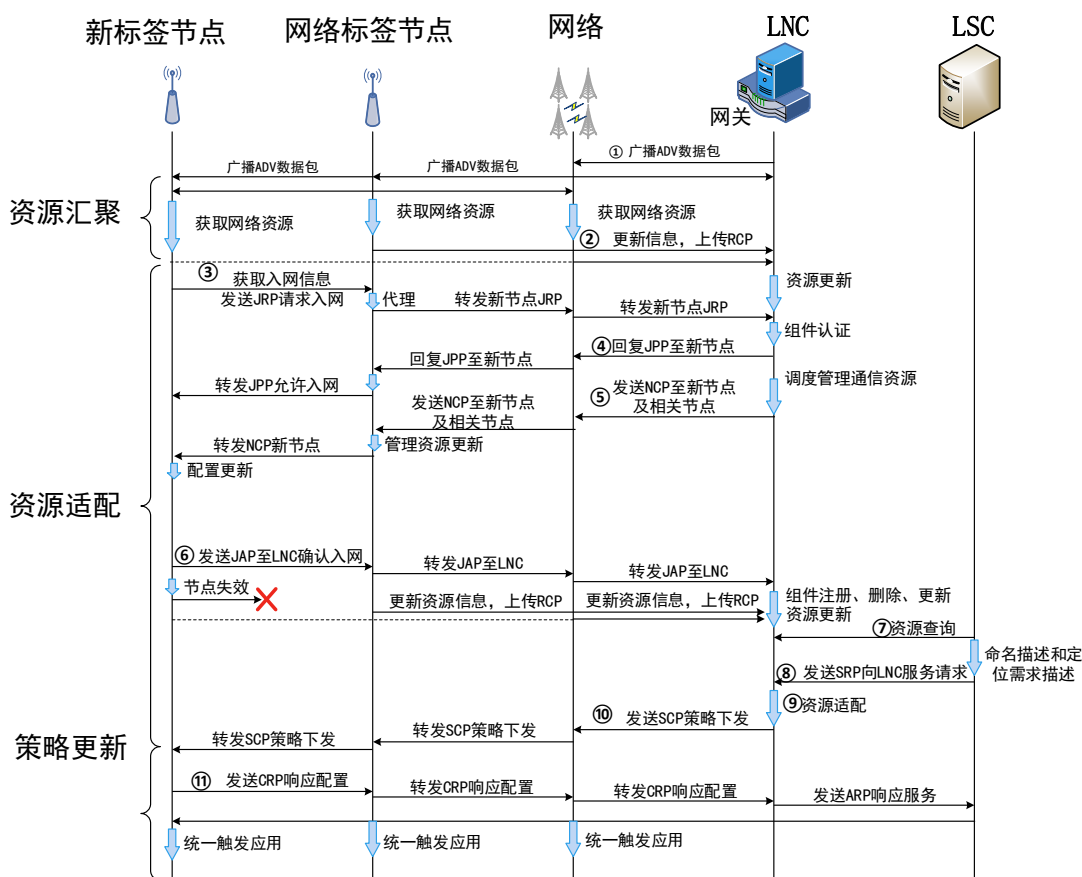


图 2-4 资源适配协议流程图

Figure2- 4 The flowchart of resources adaptation protocol

(1) 资源汇聚

步骤 1: 为了给 LNC 提供有效的网络组件和资源信息, 网关设备和网络中的节点设备需要周期地发送广播数据包 (Advertisement, ADV)。ADV 主要用于网络时钟同步、邻居信息收集、网络信息维护、无线链路维护以及新节点入网。网络节点通过监听其他网络节点的 ADV 维护上述网络信息。

步骤 2: 网络节点通过监听 ADV 定期更新本地资源信息; 同时, 为了实现资源的统一的管理, 网络节点需要周期传输资源汇聚数据包 (Resource Convergecast Packet, RCP) 至 LNC。RCP 主要包含随着网络动态变化的网络组件和资源信息。LNC 在收到来自各个节点的 RCP 后进行资源整合并存储在资源库中统一管理。LNC 同样通过各个节点的 RCP 获取节点的失效信息, 对资源库的组件资源进行删除和更新。

(2) 资源适配

步骤 3: 新节点准备加入网络时, 首先监听 ADV 获取系统资源信息。充分地获取网络信息后, 选择一个代理节点, 发送入网请求数据包 (Join Request Packet,

JRP) 用于节点入网。JRP 包含新节点的基本组件信息、资源信息以及安全信息。代理节点收到 JRP 时通过处理数据包头将自己作为源节点, 通过本地管理通信资源调度将新节点 JRP 传输至 LNC。

步骤 4: LNC 接收到来自新节点的 JRP 后, 对新节点进行组件认证并获取组件资源信息。LNC 根据组件资源信息调度管理通信资源, 对新节点进行认证, 返回入网应答包 (Join Response Packet, JPP)。

步骤 5: LNC 将包含网络配置信息、安全信息、调度信息的节点配置包 (Node Configuration Packet, NCP) 发送给新节点以及相关节点, 使新节点可以正常通信。

步骤 6: 在新节点接收到 JCP 后, 将根据 JCP 所带信息进行本地配置更新, 同时通过新的管理通信资源调度发送入网应答数据包 (Join Acknowledgement Packet, JAP) 至 LNC 确认入网。JAP 同样包含节点的组件资源信息。LNC 收到新节点的 JAP 后, 向组件库进行组件资源注册和更新。

步骤 7: 定位应用向系统发送定制需求后, LSC 对定制的应用服务进行命名和解析并向资源库查询目前网络组件资源。

步骤 8: 当现有资源能够满足本次定位需求时, LSC 发送服务请求数据包 (Service Request Packet, SRP) 至 LNC 进行服务请求。SRP 包含 FID、DID、LSD 等应用服务信息。

步骤 9: LNC 根据来自 LSC 的服务信息对现有组件资源进行服务资源适配, 主要包括策略制定和资源调度。制定的策略和资源调度方案首先被 LNC 整合为全局网络控制表, 然后将该表解析为以节点为单位的表项。

(3) 策略更新

步骤 10: 在资源适配之后, LNC 通过网关发送调度信息汇聚包 (Schedule Convergecast Packet, SCP) 至各个节点。SCP 包含需要下发至相应节点的控制表、汇聚信息以及应用触发时间。节点在接收到 SCP 之后进行本地资源配置。

步骤 11: 在节点配置完毕之后, 将发送配置应答数据包 (Configuration Reply Packet, CRP) 至 LNC, 表明完成配置或超时请求重新下发策略信息。LNC 在收到所有组件节点的 CRP 后向 LSC 发送适配应答数据包 (Adaptation Reply Packet, ARP) 表明资源适配完成。

步骤 12: 网络中所有组件节点根据触发时间统一触发应用, 至此网络开始实施应用。

当网络中的组件异常时, 将执行**步骤 9**, LNC 对现有组件资源重新进行服务资源适配。如果组件异常并未影响应用服务需求, 则执行**步骤 10**到**步骤 12**; 如果组件异常使网络不能满足应用服务时, 则 LNC 向 LSC 发送 ARP, 该 ARP 中包含适配失败信息。

2.3.4 认证感知机制

在面向复杂工业环境下位置服务的室内定位系统中，要实现对标签节点和信标节点接入网络的目的，就必须抽象出一种统一的身份信息，比如设备的类型、生产序列号等。在此，对于每一种设备都可以得到定位设备标识（Localization Device ID, LDID）。当节点完成身份标识命名后，信标节点与网络间还必须完成安全认证过程，才能进行正常的通信。否则，双方都会认为对方是虚假或冒充的，而不能进行任何后续的数据通信。定位网络认证机制需要信标节点和网络之间完成如图 2-5 所示的消息交互。

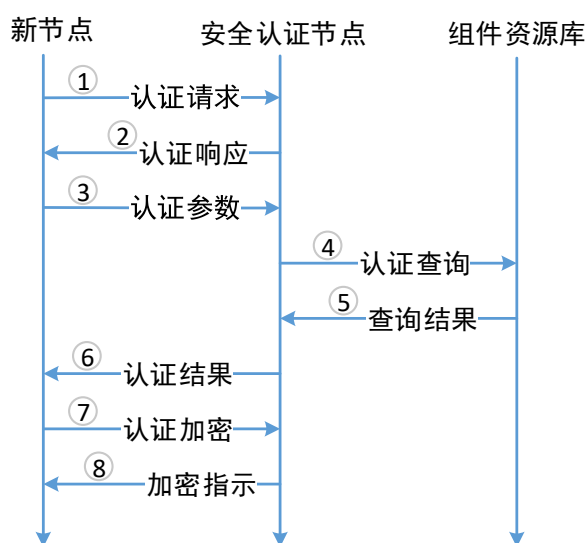


图 2-5 节点感知认证消息交互过程

Figure 2-5 The interaction process of node-aware authentication message

步骤 1: 新信标节点 AD 产生并记录随机令牌 CT_{host} ，并将构造认证请求消息 $AuM_{req} = \{CT_{host}\}$ ，然后发送到安全认证节点。

步骤 2: 对应的安全认证节点在预存的令牌库中随机抽取令牌 CT_{asr} ，然后附着接收到的信标节点发送的令牌，构建认证响应消息 $AuM_{resp} = \{CT_{host}' | CT_{asr}\}$ 发送回节点 AD。

步骤 3: 当信标节点 AD 接收到安全认证节点发送的认证响应消息 AuM_{resp} 后，它将按如下规则处理该消息：

如果接收到的 CT_{host}'' 与自己保存的 CT_{host} 相同，并且其生存时间 $Lifetime(CT_{host}'')$ 有效，则生成认证参数消息 $AuM_{para} = \{CT_{host}'' | CT_{asr}' | E_{key}(LDID) | Challenge\}$ ，发送给安全认证节点，继续认证过程；否则新信标节点 AD 将丢弃接收到的认证响应消息 AuM_{resp}' ，退出认证过程或重新发起新的认证过程。

步骤 4: 当安全认证节点收到新节点的认证参数消息 AuM_{para}' 后，它将按如下

规则处理该消息：

如果能在自己的令牌库中找到与接收到的 CT_{asr}'' 相同的令牌 CT_{asr} ，并且其生存时间 $Lifetime(CT_{asr}'')$ 有效，则生成认证查询消息：

$AuM_{query} = \{CT_{host} | CT_{asr}' | E_{key}(LDID) | Challenge | Access_{host}\}$ ，发送给组件资源库；否则终端 LD 将丢弃接收到的认证响应消息 AuM'_{resp} 。

步骤 5：组件资源库接收到安全认证节点发送的认证查询消息 AuM'_{query} 后，在自己的认证数据库中，检查 AuM'_{query} 中 $Access_{host}$ 对应的条目是否存在。如果存在，认证状态标记 $F(AuM_{query})$ 将被设置为成功，并计算终端对网络挑战 $Challenge$ 的响应 $Response$ ，否则 $F(AuM_{query})$ 被标记为失败，然后组件资源库构造查询结果消息 $ReM_{query} = \{F(AuM_{query}) | Info_{encrypt} | Response | Access_{host}\}$ 发送给安全认证节点。其中 $Info_{encrypt}$ 是用于新信标节点 AD 和安全认证节点之间后续数据通信可使用的加密信息。

步骤 6：安全认证节点接收组件资源库发送的查询结果消息 ReM'_{query} 后，如果 $F'(AuM_{query})$ 为成功，将为对应的新信标节点 AD 分配一个路由标识，维护对应的映射关系，记下此终端的加密信息 $Info'_{encrypt}$ ，同时向新信标节点 AD 发送认证结果消息 $AuM_{result} = \{F'(AuM_{query}) | Response\}$ ，否则直接向终端回应认证结果消息。

步骤 7：新信标节点 AD 如果接收到安全认证节点发送的认证结果消息 AuM'_{result} 后，可以获知自己的认证结果，并可根据其中包含的 $Response'$ 判断网络是否合法。如果网络合法，新信标节点 AD 可以通过认证加密消息 $AuM_{encrypt} = \{MODE_{encrypt}\}$ 与安全认证节点继续协商后续加密模式信息。

步骤 8：安全认证节点接收到新信标节点 AD 发送的认证加密消息后，将利用产生加密指示消息 $InM_{encrypt}$ 完成与终端通信的加密信息协商。

为了对接入网络的节点实施近乎实时的控制，安全认证节点上的认证列表需要进行定时更新，超过规定的时间，对应的节点认证条目将被从认证列表中删除。

为了更好的支持节点的移动，减小认证过程对节点移动切换时延的影响，可以设计认证信息分发过程，从而使得节点在移动到新的安全认证节点覆盖范围时，新的安全认证节点能够直接启用该节点的认证信息，为其提供接入服务。

2.4 系统应用

本章所述定位系统已在多个实际场景当中测试，主要包括地下车库车辆定位、实验室机房人员定位等，后续章节的研究内容均在以上场景中进行实验验证。下面分别通过介绍 2 个应用场景简单阐述本章研究内容与意义。

图 2-6 表示在地下车库中定位系统测试场景部署示意图。由于车库结构复杂、

车辆众多等种种因素，驾驶员很难快速找到自己的车辆位置。同时，对于同一辆车，在不同场景对定位精度需求不同；例如，在停车过程中，需要精确到具体车位，对精度要求较高；而在寻找车辆时，只需要指导其所在大体区域即可。基于此，本章设计了定位系统，并通过在地下车库进行部署展开测试。定位系统的设计简化了数据采集过程（第三章研究内容）；考虑到地下车库具有区域性和车位约束，设计稳定可靠的网络以提升数据传输（第四章研究内容）。

图 2-7 表示了该场景下定位系统测试结果。从图中可以看出，系统静止过程中的定位性能优于运动过程中的性能。另外可以看出，坐标误差整体右移；这是因为，在定位过程中，由于信标节点布置不准确，实际区域与设定坐标出现偏差，导致位置估计坐标误差整体右移。



图 2-6 地下车库车辆定位系统

Figure 2-6 The vehicle localization system for underground garage

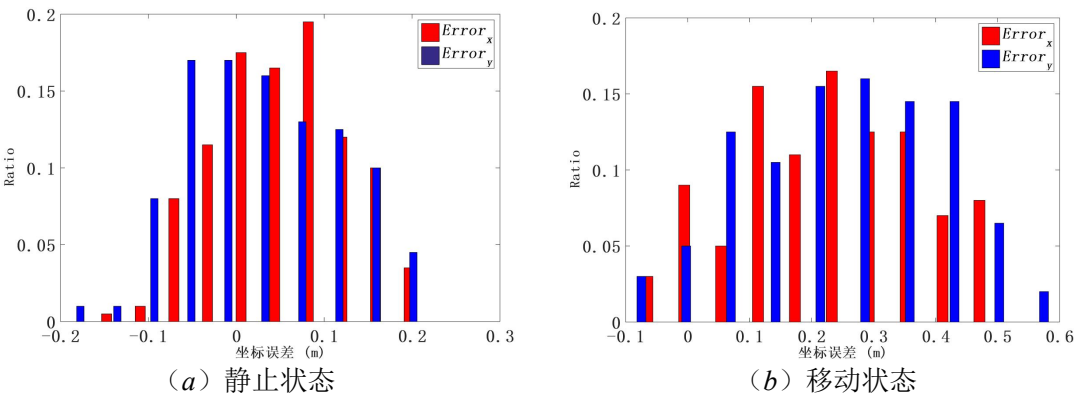


图 2-7 车辆定位系统测试结果

Figure 2-7 The results of vehicle localization system

图 2-8 表示用于仓储管理的定位系统示意图。在物品搬运过程中，车辆的运输路线、货物分布于仓库哪个区域，是管理员依据生产、货物的特性及仓库结构分

布进行设计。因此，可以引入工业室内定位系统，进行自主规划路径，实时追踪车辆行驶，避免路线的冲突。该应用难点包括：工厂内金属遮挡密集，链路可靠性差造成网络可靠实时性差；无线覆盖范围有限，需要扩大定位的区域范围，增加了资源适配的冲突可能性。基于以上原因，本章设计了满足差异化定位需求的定位模型，提高了定位精度（第三章研究内容）；并设计了多区域移动定位的资源分配方案（第四章研究内容）；针对环境干扰等因素造成的数据丢失、异常等问题，设计相应的数据处理模型，以改善定位的连续、平稳性（第五章研究内容）。

图 2-9 表示了该场景下定位系统测试结果。从图中可以看出，节点在静止状态和运动状态下的定位都存在误差，其坐标误差分布相似。这是因为在定位过程中，由于工厂环境中金属设备等遮挡，定位数据传输过程中容易受到干扰，导致测距误差。同时，整体定位误差不大；这是因为采用划分区域的网络模型和资源适配策略，提升了节点在多区域之间移动定位的可靠性，有效地提高了节点在复杂工业环境中的定位成功率。



图 2-8 仓储管理定位系统

Figure 2-8 The localization system for warehouse management

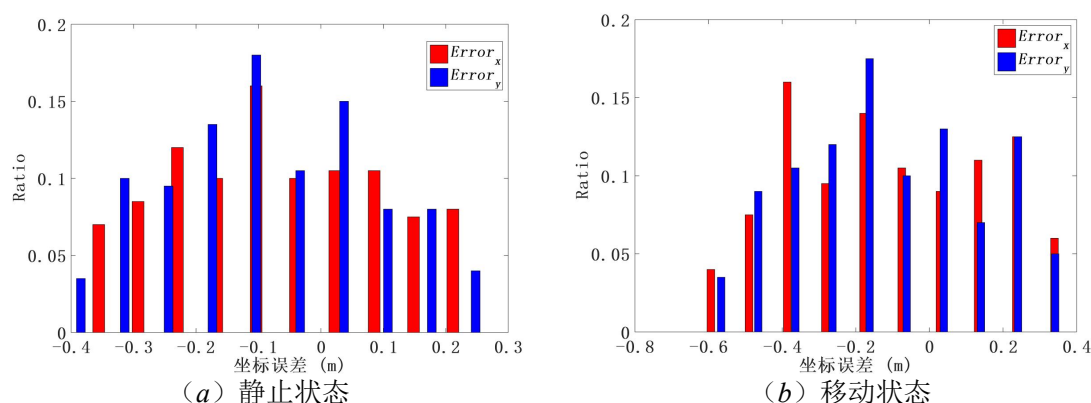


图 2-9 仓库定位系统测试结果

Figure 2-9 The results of localization system for warehouse management

2.5 本章小结

室内定位系统的初始设计未充分考虑不同类型的工业场景，其在复杂工业环境的定位性能下降严重，并面临着系统资源与定位需求之间供需不平衡且难以协调的问题，而系统架构的重构可以提升工业环境下定位的性能。因此，本章依托智慧协同网络架构，提出了面向复杂工业环境的室内定位系统架构。首先，分析了传统室内定位系统在工业场景实际部署中遇到的挑战；其次，考虑到工业场景的复杂性和多样化，以及网络性能对差异化定位需求的影响，设计了由定位服务层、资源适配层和组件感知层组成的系统架构，通过构建服务支持机制、资源适配机制、认证感知机制，阐述本章原型系统的基本设计思路，实现了定位服务与系统资源的适配，保障了差异化的定位需求对系统性能的苛刻要求，为工业环境中室内定位系统的优化奠定了基础。最后，在实际场景中搭建原型系统，后续研究内容的部署和验证均基于本章提出的系统架构。

3 面向复杂工业环境的异步时钟定位模型

定位模型作为定位系统的核心，其性能的好坏直接影响着整个定位系统的性能。但在实际的工业环境中，受电磁干扰等因素的影响，传统定位模型的时钟同步难度增加，导致定位信号的传播时间测量误差变大，严重影响了传统定位模型的精度与准确性。为此，本章基于第二章所提出的系统架构，通过对组件感知层定位组件之间数据传输模型的优化，设计了满足工业环境定位需求的定位模型，提高了系统定位的精确性。

时钟同步的准确性是影响定位精确度的关键。然而，复杂的工业环境使得定位系统的时钟同步难度增加、准确度降低。虽然增加节点间的通信次数可以提高时钟同步精度，但占用了过多的无线资源，增加了时钟同步失败的可能性。为此，本章提出面向复杂工业环境的异步时钟定位模型（Asynchronous localization model based on TDOA, ASync-TDOA），降低了时钟同步对定位的影响；并考虑节点位置误差因素，利用改进的 Taylor 方法对标签节点位置进行估计，提高定位模型的计算精确度。最后，通过实验表明，本章提出的定位模型避免了时钟同步对定位的影响，提高了定位的精确性，并满足不同定位对测量精确度的差异化需求。

本章内容是基于作者发表论文[105]的进一步完善和补充。

3.1 引言

由（1.3）可知，常用的基于距离的定位模型有 TOA、TDOA 等。在基于 TOA 的定位模型中，要求所有节点要保持时钟高度一致，但由于工业环境的特殊性，这在实际系统中非常难以实现。而基于 TDOA 的定位只需要信标节点之间的时钟同步即可，并具有精度高、对传输时间要求低的优点。因此，基于 TDOA 的定位模型更适合在实际中应用。图 3-1 表示了 TDOA 定位原理。

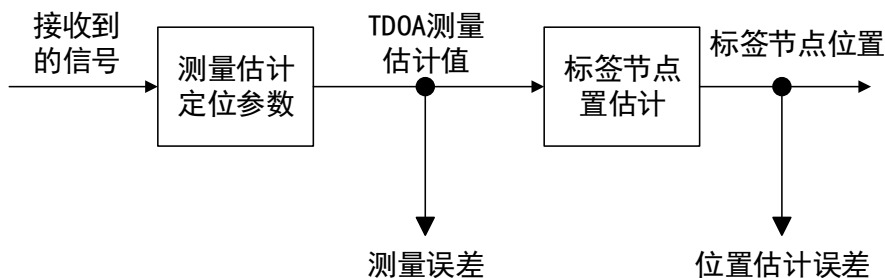


图 3-1 TDOA 定位流程

Figure 3-1 The process of TDOA localization

利用 TDOA 测量值对标签节点进行定位的流程可以分为两步：第一步，采用合适的时延估算技术获得 TDOA 测量值，然后利用 TDOA 值构造一组或几组包含标签节点位置的非线性方程组。第二步，利用特定的 TDOA 定位算法求解非线性方程组，估计标签节点的位置坐标。

在第一步中，常用的 TDOA 测量方案有两种：第一种是分别求标签节点到任意两个信标节点的信号到达时间 TOA，然后做差获得 TDOA 测量值；第二种是采用互相关技术（如，广义互相关函数法、基于高阶统计量的双谱时延估计法等），将两个信标节点接收到的信号与进行相关处理，获得 TDOA 测量值。传统室内定位系统在普通环境下干扰较少、多径传播较为简单；而复杂工业环境的金属遮挡、电磁辐射、灰尘及其他工业设备干扰等因素使得定位信号传播时间的测量误差增大、定位性能降低，甚至造成系统失效。因此，TDOA 的准确测量对定位性能的提升至关重要。影响 TDOA 测量精度的主要因素包括时钟同步精度、多径传播、NLOS 等。

定位系统多数采用电磁波进行通信，电磁波信号的传播速度是光速， $1\mu s$ 的时间同步误差将造成 $300m$ 的测距误差。因此，时钟同步的精确性是影响 TDOA 测量精度的关键。然而，复杂的工业环境使得定位系统的时钟同步难度增加、测量准确度降低。虽然增加节点间的通信次数可以提高时钟同步精度，但占用了过多的无线资源，增加了时钟同步失败的可能性。

另外，受成本和安装条件限制，标签节点在进行泛在感知定位时，通常要靠自身携带的电池供电，对能耗具有较高的要求。文献[106]对传感器节点各个模块的功耗进行了测试，如图 3-2 所示，传感器节点的主要能耗用于无线通信过程，主要体现在数据包的发送和接收。

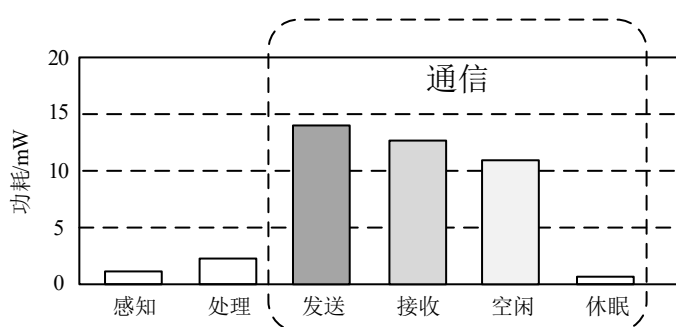


图 3-2 无线传感器节点能耗图^[106]

Figure 3-2 The energy consumption chart of the wireless sensor network node

以基于 TPSN 的 TDOA 定位模型为例，假设定位系统由 4 个信标节点组成，基于 TPSN 算法的信标节点同步交互流程如图 3-3 所示。

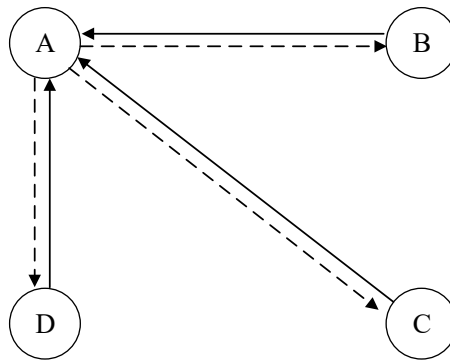


图 3-3 基于 TPSN 算法的信标节点同步

Figure 3-3 Synchronization of anchor nodes based on TPSN

A 为主信标节点，B、C、D 均为副信标节点，信标节点按 B、C、D 顺序依次与 A 信标节点进行时钟同步。理论上，若一个定位网络有 n 个信标节点，在忽略丢包的情况下，基于 TPSN 时钟同步的 TDOA 定位模型完成一次 TDOA 测量需在系统中进行 $(2n-1)$ 次信息交换，这对于定位系统来说开销较大、能耗较高，且同步的收敛速度较慢。

因此，在设计定位模型时，不仅要降低时钟同步对定位的影响，还要降低在定位过程中的数据包交换次数。

根据图 3-1 所示，基于 TDOA 的定位第二步是通过求解一组或几组非线性方程组，来获得位置坐标。TDOA 定位方法实质是一种双曲线定位方法，若信号在标签节点和各信标节点之间按直线传播，并且已经测得标签节点到一个主信标节点的传播距离与到任意两个副信标节点的传播距离之差，那么标签节点应位于分别以主信标节点和不同副信标节点作为焦点的一组双曲线的交点上。在二维定位中，完成一次基于 TDOA 的位置估计需要至少 3 个信标节点。图 3-4 显示了使用三个不同的信标节点获取一个标签节点位置的定位示意图，A 为主信标节点，B、C 分别为副信标节点。

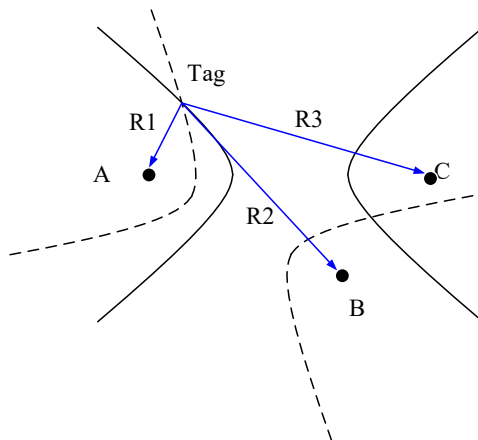


图 3-4 TDOA 定位几何示意图

Figure 3-4 The geometric diagram of TDOA localization

假设标签节点 $Tag = (x_r, y_r)$ ，信标节点坐标 (x_i, y_i) ， $i=1,2,3\cdots,N$ ，其中 N 为参与定位的信标节点的数量。标签节点到信标节点的距离可以根据公式 (3-1) 获得。将第一个信标节点的信号作为基准信号，则第 k 个信标节点与第一个发端到标签节点的距离差为 $R_{k1} = R_k - R_1$ ($k=2,3,4\cdots N$)，由几何原理得方程组 (3-2)：

$$R_i^2 = (x_i - x_r)^2 + (y_i - y_r)^2 \quad (3-1)$$

$$\begin{cases} R_{21} = R_2 - R_1 = \sqrt{(x_2 - x_r)^2 + (y_2 - y_r)^2} - \sqrt{(x_1 - x_r)^2 + (y_1 - y_r)^2} \\ \vdots \\ R_{N1} = R_N - R_1 = \sqrt{(x_N - x_r)^2 + (y_N - y_r)^2} - \sqrt{(x_1 - x_r)^2 + (y_1 - y_r)^2} \end{cases} \quad (3-2)$$

综合 (3-1) 和 (3-2) 解双曲线方程组，求得 Tag 点坐标。其中，双曲线方程组既可以通过线性回归求解，也可以通过泰勒级数展开对方程进行线性化求解。本章以 Taylor 级数展开算法为例，假设定位迭代过程中估计坐标为 (x, y) ，真实坐标与估计坐标的误差为：

$$\begin{cases} \Delta x = x_r - x \\ \Delta y = y_r - y \end{cases} \quad (3-3)$$

在 TDOA 定位方程组中，给定一个初始坐标值 (x_0, y_0) ，Taylor 算法从初始值开始迭代，得到估计坐标 (x, y) ，初始坐标与估计坐标之间的偏差 $(\Delta x, \Delta y)$ ：

$$\begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} = (G_i^T Q^{-1} G_i)^{-1} G_i^T Q^{-1} h_i \quad (3-4)$$

其中，

$$h_i = \begin{bmatrix} r_{21} - (r_2 - r_1) \\ r_{31} - (r_3 - r_1) \\ \vdots \\ r_{N1} - (r_N - r_1) \end{bmatrix} \quad (3-5)$$

$$G_i = \begin{bmatrix} [(x_1 - x)/r_1] - [(x_2 - x)/r_2] & [(y_1 - y)/r_1] - [(y_2 - y)/r_2] \\ [(x_1 - x)/r_1] - [(x_3 - x)/r_3] & [(y_1 - y)/r_1] - [(y_3 - y)/r_3] \\ \vdots & \vdots \\ [(x_1 - x)/r_1] - [(x_N - x)/r_N] & [(y_1 - y)/r_1] - [(y_N - y)/r_N] \end{bmatrix} \quad (3-6)$$

r_i 是一次测距过程的初始坐标值到各个信标节点的距离， Q 是 TDOA 测量值的协方差矩阵。在递归运算中，令

$$\begin{cases} x_0 = x_0 + \Delta x \\ y_0 = y_0 + \Delta y \end{cases} \quad (3-7)$$

直到满足预先设定的阈值条件，即

$$|\Delta x| + |\Delta y| < \varepsilon \quad (3-8)$$

此时的估计值就是标签节点所计算的最终位置坐标。

综上所述，提高定位性能可以从 3 个方面考虑来设计定位模型：提高距离测量精度、减少数据包交换次数、优化非线性方程组求解方法。基于此，本章提出了一种面向复杂工业环境的异步时钟定位模型（ASync-TDOA），提高定位的精确性。

3.2 异步时钟定位模型描述

由（3.1）小节可知，时钟同步精度影响了 TDOA 测量的准确性。工厂中的设备遮挡和干扰对无线链路质量造成了严重的影响，可能会导致同步数据包的丢失或测量误差，从而影响定位精度。针对复杂工业环境中由时钟同步失败或误差较大导致测量精度降低、定位精确性下降或失败的问题，本节提出面向复杂工业环境的异步时钟定位模型，在不进行时钟同步的情况下实现 TDOA 的测量。

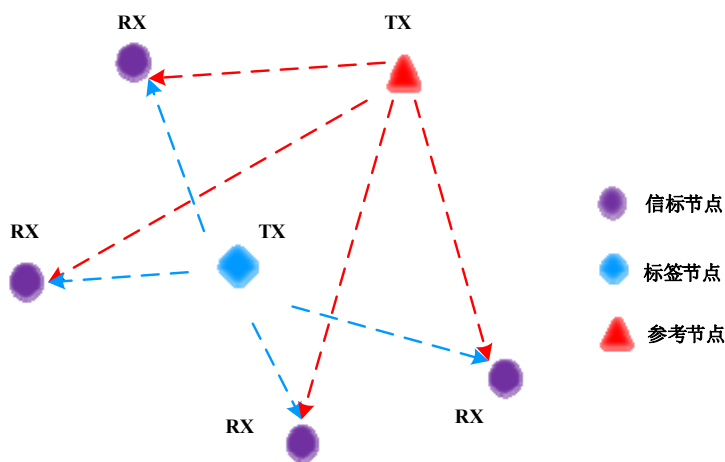


图 3-5 ASync-TDOA 模型

Figure 3-5 The model of ASync-TDOA

ASync-TDOA 模型由标签节点、信标节点和参考节点组成，如图 3-5 所示。在该模型中，标签节点根据定位需求发送定位信号；参考节点可以周期性发送参考信号；信标节点可以接收标签节点和参考节点发送的信号，并将信息发送给定位服务器执行计算任务。ASync-TDOA 模型的通信方式如下：

(a) 参考节点利用无线数据链路层的广播信道发送参考消息，广播域内的信标节点都能接收到该消息；广播域内的各信标节点参照本地时钟，分别记录接收到该参考节点信号的时间信息。

(b) 标签节点发送定位信号，各信标节点参照本地时钟记录接收到该定位信

号的时间信息。

(c) 各信标节点将接收到标签节点、参考节点的相关信息通过网关发送至服务器，作进一步处理。

根据图 3-5 所示模型，我们定义：标签节点位置用 $\mathbf{X}_s$ 表示；参考节点位置用 $\mathbf{X}_R$ 表示；信标节点位置用 $\mathbf{X}_{AN}$ 表示。忽略测量噪声，计算标签节点节点 s 到第 i 个信标节点的距离：

$$d_{AN_i} = cT_{AN_i} = \|\mathbf{X}_s - \mathbf{X}_{AN_i}\| \quad (3-9)$$

其中， c 是无线电在空气中的传播速度， T_{AN_i} 是标签节点 s 到第 i 个信标节点的时间， $\mathbf{X}_{AN_i}$ 表示第 i 个信标节点的位置。因此，标签节点 s 到第 i 个信标节点和第 j 个信标节点的时间差可以表示为：

$$T_{AN_{i,j}} = T_{AN_i} - T_{AN_j} = \frac{\|\mathbf{X}_s - \mathbf{X}_{AN_i}\| - \|\mathbf{X}_s - \mathbf{X}_{AN_j}\|}{c} \quad (3-10)$$

根据 (3.1) 小节所述，利用多组 TDOA 测量值以及信标节点的位置信息，即可计算标签节点位置。

在空间复杂度高、覆盖面广的工业场景中开展定位时，依据工业应用场景、信标节点分布情况以及工厂的建筑结构，人为地划分定位子区域。在同一个区域采用一个标准的参考节点信号，而在实际应用中，相邻的信标节点也可能会接收到其他区域的参考节点信号；此时，在参考节点信息中添加区域识别符，用以区分参考节点所属区域。当信标节点接收到其他区域的参考节点信号时不做出反应。因此，ASync-TDOA 模型专注于如何准确地测量单个区域内任意一对 TDOA 即可。

3.3 基于异步时钟的定位

面向复杂工业环境的室内定位问题可以看作是各种无线测量技术和估算技术对相关位置信息采集并进行处理，以获得标签节点位置坐标的求解过程。本节利用提出的 ASync-TDOA 定位模型，设计了异步时钟感知模型，在无需时钟同步的情况下获取 TDOA 测量值。

3.3.1 异步时钟感知模型

根据 (3.2) 小节所述，ASync-TDOA 模型通过感知标签节点、信标节点、参考节点采集信息，获取标签节点到任意两个信标节点的时间差。为此，需要确定三者之间的映射关系。图 3-6 表示了基于 ASync-TDOA 考虑的异步时钟感知模型，

集合 X 中的每个元素包含信标节点、参考节点的位置信息，标签节点和参考节点发送数据包的发送时间戳，信标节点接收到数据的时间戳，所有网络节点历史时间戳，以及信息采集设备可提供的各种信息。在 ASync-TDOA 模型中，假设所有信标节点和参考节点的位置已知，模型可以利用参考节点和标签节点发送信号的时间，以及信标接收时间的关系，将 X 集合的信息映射到 Y 集合，从而获取标签节点到任意两个信标节点的 TDOA。

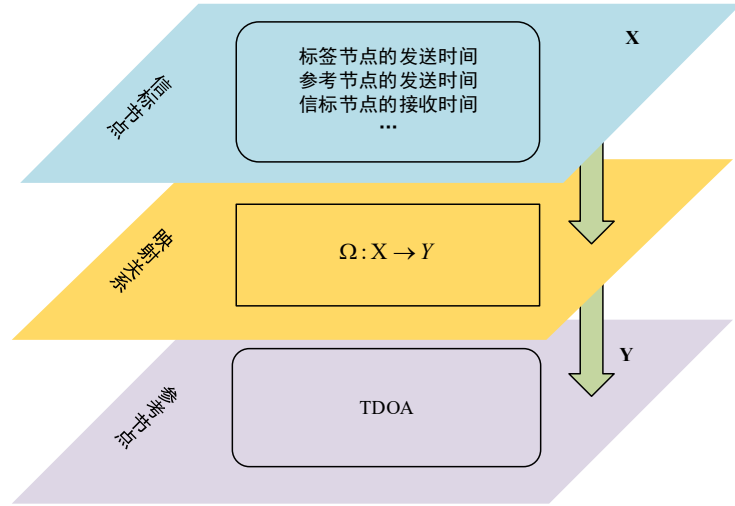


图 3-6 异步时钟感知模型

Figure 3-6 The perceptual model of ASync-TDOA

图 3-7 解释了利用异步时钟感知模型的测量过程。其中，已知信标节点 A、B 和参考节点 R 的位置坐标；标签节点 S 的位置是待求坐标；每条横轴代表每个节点的独立时间轴。

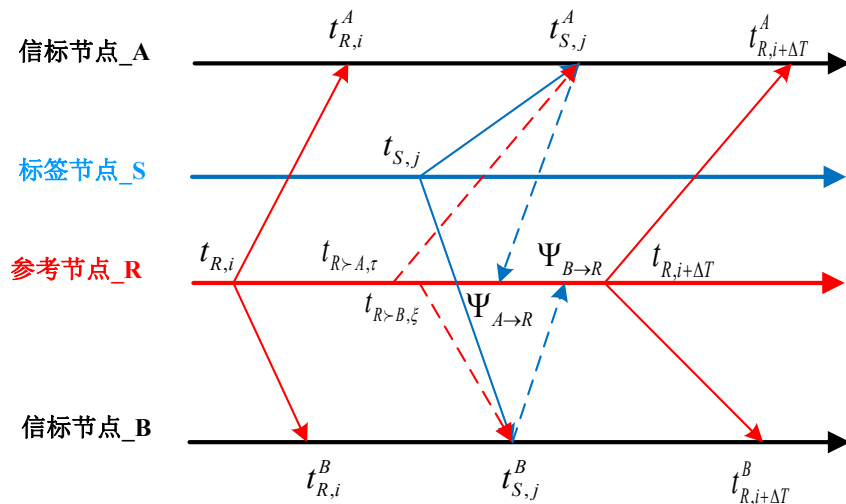


图 3-7 ASync-TDOA 感知过程

Figure 3-7 The process of ASync-TDOA

首先，根据需求定义了以下系统符号，如表 3-1 所示：

表 3-1 系统符号定义
Table 3-1 Definition of the system symbols

符号	内涵
$t_{k,t}$	节点 k 在 t 时刻发出的信号的传输时间
$t_{k,t}^m$	节点 k 在 t 时刻发往 m 的信号的接收时间
$t_k^{m,n}$	节点 k 发往 m 和 n 信号的时间差
d_k^m	节点 k 和 n 的距离
$d_k^{m,n}$	节点 k 距离 m 和 n 的距离差

根据表 3-1 和图 3-7，分别定义了与标签节点相关的变量和与参考节点相关的变量，如表 3-2 和表 3-3 所示：

表 3-2 与标签节点相关变量符号定义
Table 3-2 Definition of the variable symbols associated with target node

变量	内涵
$t_{S,j}$	标签节点_S 在 j 时刻发送信息的时间
$t_{S,j}^A$	信标节点_A 接收到 $t_{S,j}$ 的时间
$t_{S,j}^B$	信标节点_B 接收到 $t_{S,j}$ 的时间

表 3-3 与参考节点相关变量符号定义
Table 3-3 Definition of the variable symbols associated with reference node

变量	内涵
$t_{R,i}$	参考点 R 在 i 时刻发送信息的时间
$t_{R,i}^A$	信标节点_A 接收到 $t_{R,i}$ 的时间
$t_{R,i}^B$	信标节点_B 接收到 $t_{R,i}$ 的时间
$t_{R,i+\Delta T}$	参考点 R 经过周期 ΔT 后，在 $i + \Delta T$ 时刻发送信息的时间
$t_{R,i+\Delta T}^A$	信标节点_A 接收到 $t_{R,i+\Delta T}$ 的时间
$t_{R,i+\Delta T}^B$	信标节点_B 接收到 $t_{R,i+\Delta T}$ 的时间

在图 3-7 中，假设信标节点 A、B 已完成时钟同步，则标签节点 S 到信标节点 A 和 B 之间的时间差可以表示为

$$t_S^{A,B} = (t_{S,j}^A - t_{S,j}^B)_{sync} \quad (3-11)$$

但是由于恶劣的工业射频环境会引起时钟同步误差或失败，为了减少时钟同步带来的误差，本章在提出的异步时钟感知模型中引入参考节点，将信标节点接收到标签节点的时间信息映射到参考节点，在不进行时钟同步的情况下获取 TDOA 测量值。在 ASync-TDOA 模型中，由于发送和接收的数据都是 12 位的时间戳，所以在短时间内不会存在完全相同的时间戳。因此，在图 3-7 坐标轴上， $t_{S,j}^A$

必定会在 $t_{R,i}^A$ 和 $t_{R,i+\Delta T}^A$ 之间；对于 $t_{S,j}^B$ 来说，同理。所以，

$$\begin{aligned} t_{S,j}^A &\in [t_{R,i}^A, t_{R,i+\Delta T}^A] \\ t_{S,j}^B &\in [t_{R,i}^B, t_{R,i+\Delta T}^B] \end{aligned} \quad (3-12)$$

需要注意的是，信标节点_A 轴上的选定区间和信标节点_B 轴上的选定区间，并非必须是 $t_{R,i}$ 和 $t_{R,i+\Delta T}$ 的发送时间所对应的区间，只要是 $t_{S,j}^A$ 和 $t_{S,j}^B$ 所在的共同参考节点发送区间即可。

为表达图 3-6 的异步模型，本节在参考节点上定义映射值，信标节点接收定位信号的时间 $\Psi_{A \rightarrow R}$ 表示 $t_{S,j}^A$ 的映射值， $\Psi_{B \rightarrow R}$ 表示 $t_{S,j}^B$ 的映射值。因此，标签节点 S 到信标节点 A、B 的时间差可以表示为：

$$t_S^{A,B} = (t_{S,j}^A - t_{S,j}^B)_{\text{sync}} \xrightarrow{\text{mapping}} \Psi_{A \rightarrow R} - \Psi_{B \rightarrow R} \quad (3-13)$$

所以，只需计算 $\Psi_{A \rightarrow R}$ 和 $\Psi_{B \rightarrow R}$ 即可获得 TDOA 测量值。

3.3.2 基于异步时钟的 TDOA 测量算法

从 (3.3.1) 小节可以知道，利用参考节点计算出 $\Psi_{A \rightarrow R}$ 和 $\Psi_{B \rightarrow R}$ ，然后使用式 (3-13) 即可获得异步时钟下的 TDOA 测量值。为此，本章设计了基于异步时钟的 TDOA 测量算法。为计算 $\Psi_{A \rightarrow R}$ 和 $\Psi_{B \rightarrow R}$ ，定义 $t_{R \rightarrow A, \alpha}$ 和 $t_{R \rightarrow B, \beta}$ 两个时间概念，其含义如表 3-4 所示：

表 3-4 自定义变量符号

Table 3-4 Definition of the custom variable symbols

变量	内涵
$t_{R \rightarrow A, \tau}$	参考节点 R 在 τ 时刻，发送信号至信标节点_A 的时间
$t_{R \rightarrow B, \xi}$	参考节点 R 在 ξ 时刻，发送信号至信标节点_B 的时间
$t_{R \rightarrow A, \alpha}$	$t_{S,j}^A$ 是信标节点_A 接收到参考节点_R 在 $t_{R \rightarrow A, \alpha}$ 时刻发送信息的时间； 即，参考节点 R 向信标节点_A 发送信号，发送时间为 $t_{R \rightarrow A, \tau}$ ，接收时间为 $t_{S,j}^A$
$t_{R \rightarrow B, \beta}$	$t_{S,j}^B$ 是信标节点_B 接收到参考节点_R 在 $t_{R \rightarrow B, \beta}$ 时刻发送信息的时间； 即，参考节点 R 向信标节点_B 发送信号，发送时间为 $t_{R \rightarrow B, \xi}$ ，接收时间为 $t_{S,j}^B$

定理 3.1: 假设存在参考节点 R 在 $t_{R \rightarrow A, \alpha}$ 和 $t_{R \rightarrow B, \beta}$ 时间发送信号, 信标节点 A、B 收到的时间分别为 $t_{S,j}^A$ 、 $t_{S,j}^B$, 则在参考节点和信标节点之间存在关系; 即参考节点的发送时间 λ 和信标节点的接收时间 Φ 之间存在关系 $\Omega(T, A, B \rightarrow R)$, 其中,

$$\begin{aligned} (t_{R \rightarrow A, \alpha}, t_{R \rightarrow B, \beta}) &\in [\lambda(0), \lambda(1), \dots, \lambda(m)] \\ (t_{S,j}^A, t_{S,j}^B) &\in [\Phi(0), \Phi(1), \dots, \Phi(m)] \end{aligned} \quad (3-14)$$

证明:

以信标节点 A 为例。 λ_θ 表示参考节点 R 在时刻 θ 向信标节点 A 发送信号的时间, $\Phi(\lambda_\theta)$ 表示信标节点 A 对应接收时间, 因此映射关系可以表示为:

$$\Omega(T, A \rightarrow R) \Rightarrow \Phi(\lambda) \quad (3-15)$$

由于硬件因素, 节点存在时钟漂移。因此, 构造一个特殊的 n 次多项式 $\gamma_\theta(\lambda)$, 用于表示信标节点与参考节点的时钟漂移比值。由于时间都是离散信号, 每个间隔的时钟漂移比都是独立的, 所以 $\gamma_\theta(\lambda)$ 在各节点 λ 上满足:

$$\begin{aligned} \gamma_\theta(\lambda_0) &= \gamma_\theta(\lambda_1) \cdots \gamma_\theta(\lambda_{\theta-1}) = 0 \\ \gamma_\theta(\lambda_\theta) &= 1 \\ \gamma_\theta(\lambda_{\theta+1}) &= \gamma_\theta(\lambda_{\theta+2}) = \cdots = \gamma_\theta(\lambda_m) = 0 \end{aligned} \quad (3-16)$$

$\gamma_\theta(\lambda_0), \dots, \gamma_\theta(\lambda_{\theta-1}), \gamma_\theta(\lambda_{\theta+1}), \dots, \gamma_\theta(\lambda_m)$ 是 $\gamma_\theta(\lambda)$ 的零点位置, 因此:

$$\gamma_\theta(\lambda) = \Lambda_\theta (\lambda - \lambda_0) \cdots (\lambda - \lambda_{\theta-1}) (\lambda - \lambda_{\theta+1}) \cdots (\lambda - \lambda_m) \quad (3-17)$$

根据 $\gamma_\theta(\lambda_\theta) = 1$, 可以计算出 Λ_θ

$$\Lambda_\theta = \frac{1}{\prod_{\substack{j=0 \\ j \neq \theta}}^m (\gamma_\theta - \gamma_j)} \quad (3-18)$$

根据公式 (3-17), 我们可以得到多项式

$$\gamma_\theta(\lambda) = \frac{\prod_{\substack{j=0 \\ j \neq \theta}}^m (\gamma - \gamma_j)}{\prod_{\substack{j=0 \\ j \neq \theta}}^m (\gamma_\theta - \gamma_j)} = \prod_{\substack{j=0 \\ j \neq \theta}}^m \frac{(\gamma - \gamma_j)}{(\gamma_\theta - \gamma_j)} \quad (3-19)$$

对于在时间轴上的每个发送和接收区间, $\gamma_\theta(\lambda)$ 都是一个 n 次多项式, 因此

$$\Omega(T, A \rightarrow R) \Rightarrow \Phi(\lambda) = \prod_{\theta=0}^m \gamma_\theta(\lambda) \Phi_\theta \quad (3-20)$$

为进一步确认 $\Phi(\lambda)$, 构造多项式 $P_m(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \cdots + a_mx^m$, 使得

$P_m(x_\theta) = \Phi_\theta$, $\theta = 0, 1, \dots, m$, 可以得到如下线性代数方程组:

$$\begin{cases} 1 \cdot a_0 + x_0 a_1 + \dots + x_0^m a_m = \Phi_0 \\ 1 \cdot a_0 + x_1 a_1 + \dots + x_1^m a_m = \Phi_1 \\ \vdots \\ 1 \cdot a_0 + x_m a_1 + \dots + x_m^m a_m = \Phi_m \end{cases} \quad (3-21)$$

方程组 (3-21) 的系数行列式为

$$D = \begin{vmatrix} 1 & x_0 & x_0^2 & \dots & x_0^m \\ 1 & x_1 & x_1^2 & \dots & x_1^m \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_m & x_m^2 & \dots & x_m^m \end{vmatrix} = \prod_{0 \leq \sigma < \theta \leq m} (x_\theta - x_\sigma) \quad (3-22)$$

D 是一个范德蒙行列式。当 $x_\theta \neq x_\sigma$; $\theta = 1, 2, \dots, m$; $\sigma = 1, 2, \dots, m$ 时, $D \neq 0$, 这样 $a_0, a_1, \dots, a_m$ 有唯一解, 因此, $P_m(x)$ 唯一存在。即 $\Omega(T, A \rightarrow R) \Rightarrow \Phi(\lambda)$ 唯一存在。根据上述公式, 当节点发送时间间隔短的时候, 可以将 $\Phi(\lambda)$ 展开成线性方程:

$$\Phi(\lambda) = \Phi(\lambda_0) \frac{\lambda - \lambda_1}{\lambda_0 - \lambda_1} + \Phi(\lambda_1) \frac{\lambda - \lambda_0}{\lambda_1 - \lambda_0} \quad (3-23)$$

$$\frac{\Phi(\lambda) - \Phi(\lambda_0)}{\lambda - \lambda_0} = \frac{\Phi(\lambda_1) - \Phi(\lambda_0)}{\lambda_1 - \lambda_0} \quad (3-24)$$

其中, λ 表示当前参考节点发送信号的时间, λ_0 表示上一次参考节点发送信号的时间, λ_1 表示下一次参考节点发送信号的时间; $\Phi(\lambda), \Phi(\lambda_0), \Phi(\lambda_1)$ 分别表示信标节点接收对应信号的时间。所以

$$\frac{t_{S,j}^A - t_{R,i}^A}{t_{R,i+\Delta T}^A - t_{R,i}^A} = \frac{t_{R,i+\Delta T}^A - t_{R,i}^A}{t_{R>A,\alpha}^A - t_{R,i}^A} \quad (3-25)$$

$$t_{R>A,\alpha} = \frac{(t_{R,i+\Delta T}^A - t_{R,i}^A)(t_{S,j}^A - t_{R,i}^A)}{(t_{R,i+\Delta T}^A - t_{R,i}^A)} + t_{R,i} \quad (3-26)$$

同理, 对于信标节点 B, 可以得到 $t_{R>B,\beta}$

$$t_{R>B,\beta} = \frac{(t_{R,i+\Delta T}^B - t_{R,i}^B)(t_{S,j}^B - t_{R,i}^B)}{(t_{R,i+\Delta T}^B - t_{R,i}^B)} + t_{R,i} \quad (3-27)$$

因此, 定理 3.1 成立。

根据本小节开始的定义, 信标节点接收定位信号的时间 $\Psi_{A \rightarrow R}$ 表示 $t_{S,j}^A$ 的映射值, $\Psi_{B \rightarrow R}$ 表示 $t_{S,j}^B$ 的映射值; 参考节点 R 分别在 $t_{R>A,\alpha}$ 和 $t_{R>B,\beta}$ 发送信号时, 对应接收时间是 $\Psi_{A \rightarrow R}$ 、 $\Psi_{B \rightarrow R}$ 。因此, 参考节点 R 与信标节点 A 或 B 之间的距离为:

$$\begin{aligned} d_R^A &= c(\Psi_{A \rightarrow R} - t_{R \rightarrow A, \alpha}) \\ d_R^B &= c(\Psi_{B \rightarrow R} - t_{R \rightarrow B, \beta}) \end{aligned} \quad (3-28)$$

在 ASync-TDOA 模型中, 参考节点和信标节点的位置是固定已知的。所以, 参考节点 R 与信标节点 A 或 B 之间的距离还可以表示为:

$$\begin{aligned} d_R^A &= \|X_R - X_A\| \\ d_R^B &= \|X_R - X_B\| \end{aligned} \quad (3-29)$$

由式 (3-28) 和式 (3-29) 可得, 参考节点 R 到信标节点 A 和 B 的距离差为

$$\begin{aligned} d_R^{A,B} &= d_R^A - d_R^B \\ &= \|X_R - X_A\| - \|X_R - X_B\| \\ &= c[(\Psi_{A \rightarrow R} - t_{R \rightarrow A, \alpha}) - (\Psi_{B \rightarrow R} - t_{R \rightarrow B, \beta})] \end{aligned} \quad (3-30)$$

对式 (3-30) 进行变换, 标签节点 S 到信标节点 A、B 的时间差计算为:

$$\begin{aligned} t_S^{A,B} &= (t_{S,j}^A - t_{S,j}^B)_{sync} \\ &= (\Psi_{A \rightarrow R} - \Psi_{B \rightarrow R})_{mapping} \\ &= t_{R \rightarrow A, \alpha} - t_{R \rightarrow B, \beta} + \frac{d_R^{A,B}}{c} \\ &= \frac{(t_{R,i+\Delta T}^A - t_{R,i}^A)(t_{S,j}^A - t_{R,i}^A)}{(t_{R,i+\Delta T}^A - t_{R,i}^A)} - \frac{(t_{R,i+\Delta T}^B - t_{R,i}^B)(t_{S,j}^B - t_{R,i}^B)}{(t_{R,i+\Delta T}^B - t_{R,i}^B)} + \frac{d_R^{A,B}}{c} \end{aligned} \quad (3-31)$$

从式 (3-31) 看出, 通过调节参考节点的工作频率 ΔT , 可以获得不同测量精度的 TDOA 测量值。因此, 使用 ASync-TDOA 模型, 不仅能够提高 TDOA 测量值的精度, 还能满足不同定位对测量精度的差异化需求。

3.3.3 基于异步时钟的位置估计算法

在基于 TDOA 定位的算法中, 其双曲线方程是关于标签节点位置向量的非线性函数。Taylor 算法的本质是 Gauss-Newton 迭代法, 主要思想是将非线性定位方程的第一泰勒级数在标签节点初始估计位置处展开, 然后在每次迭代中使用局部线性最小和平方误差修正来提高估计精度^{[107][108]}, 使用 Taylor 级数方法能够获得较为准确的结果。但是, 该方法的前提是 TDOA 测量误差、系统噪声不能太大。在工业场景中, 空间结构复杂、信标节点位置的测量会产生一定的误差, 影响了 TDOA 的测量精度。如果直接忽略节点位置测量误差的影响, 必定会增加新的定位误差^[109]。本节将对 Taylor 进行改进, 在节点位置存在测量误差的情况下获得较

高精度的定位结果。

在 ASync-TDOA 模型中, 节点位置测量误差由参考节点和信标节点的位置误差组成。当存在节点位置测量误差及 TDOA 测量误差时, 室内定位可以看成联合节点位置测量值和 TDOA 测量值, 共同估计标签节点位置的问题。考虑定位中的 TDOA 测量值和标签节点、信标节点之间的关系, 建立定位模型:

$$T_{async} = T_{async}^0 + n = L(X_T, X_{AN}^0) + n \quad (3-32)$$

式中, $T_{async} \in R^{p \times 1}$ 表示通过 ASync-TDOA 模型获得标签节点位置向量 X_T 的 TDOA 测量值;

$X_T \in R^{q \times 1} (q \leq p)$ 表示标签节点的真实坐标位置向量;

$X_{AN}^0 \in R^{r \times 1}$ 表示定位方程中的信标节点的位置坐标;

$T_{async}^0 = L(X_T, X_{AN}^0)$ 表示没有误差条件下的 TDOA (理想状态), 其中 $L(X_T, X_{AN}^0)$ 指连续可到的非线性函数, 是关于标签节点位置 X_T 和信标节点位置 X_{AN}^0 的函数;

$n \in R^{p \times 1}$ 表示 TDOA 测量误差, 服从零均值的正态分布, 方差矩阵 $Q_1 = E[nn^T]$ 。

由于信标节点位置 X_{AN}^0 也是通过测量获得的, 其中难免受到测量误差的影响, 尤其是在工业环境下。假设其测量的信标节点为 X_{AN} , 则有

$$X_{AN} = X_{AN}^0 + m \quad (3-33)$$

式中, $m \in R^{p \times 1}$ 表示节点位置的测量误差, 服从零均值的正态分布, 方差矩阵 $Q_2 = E[mm^T]$ 。TDOA 测量误差与节点位置测量误差相互间统计独立。

综上分析, 在节点位置测量误差存在的条件下, 定位模型可以表示为

$$\begin{cases} T_{async} = T_{async}^0 + n = L(X_T, X_{AN}^0) + n \\ X_{AN} = X_{AN}^0 + m \end{cases} \quad (3-34)$$

求解之前, 需要利用克拉美罗下界 (Cramér–Rao Lower Bound, CRLB) 先判断模型是否能收敛。在节点位置存在测量误差的条件下, 假设新的未知参数 u 由 X_T 和 X_{AN}^0 共同构成, 令

$$\begin{aligned} G_1(X_T, X_{AN}^0) &= \frac{\partial L(X_T, X_{AN}^0)}{\partial X_T^T} \in R^{p \times q} \\ G_2(X_T, X_{AN}^0) &= \frac{\partial L(X_T, X_{AN}^0)}{\partial X_{AN}^{0T}} \in R^{p \times r} \end{aligned} \quad (3-35)$$

式 (3-36) 表示函数 $L(X_T, X_{AN}^0)$ 关于向量 X_T 和向量 X_{AN}^0 的 Jacobi 矩阵, 它们分别是列满秩矩阵与行满矩阵。此时, 根据文献[110]可知, 未知参数 u 中 X_T 的估

计方差的克拉美罗界矩阵可以表示为：

$$\begin{aligned}
 CRLB^{(a)}(X_T) &= \left(G_1^T(X_T, X_{AN}^0) \begin{pmatrix} Q_1^{-1} - Q_1^{-1} G_2(X_T, X_{AN}^0) \left(G_2^T(X_T, X_{AN}^0) Q_1^{-1} G_2(X_T, X_{AN}^0) \right)^{-1} \\ + Q_2^{-1} \\ \times G_2^T(X_T, X_{AN}^0) Q_1^{-1} \\ \times G_1(X_T, X_{AN}^0) \end{pmatrix} \right)^{-1} \\
 &= \left(G_1^T(X_T, X_{AN}^0) \left(Q_1 + G_2(X_T, X_{AN}^0) Q_2 G_2^T(X_T, X_{AN}^0) \right)^{-1} G_1(X_T, X_{AN}^0) \right)^{-1}
 \end{aligned} \quad (3-36)$$

可以看出，节点位置测量误差的存在，相当于增加了 TDOA 的测量误差，并且将测量误差的方差矩阵由原先的 Q_1 增加至 $Q_1 + G_2(X_T, X_{AN}^0) Q_2 G_2^T(X_T, X_{AN}^0)$ 。节点位置测量误差和 TDOA 测量误差共同影响了位置估计结果。

因此，利用 Taylor 计算的时候，将节点位置测量误差的统计特性融入每一步迭代过程中。假设第 k 次 Taylor 级数迭代的结果为 $X_k^{(a)}$ ，利用一阶 Taylor 级数展开可得：

$$\begin{aligned}
 T_{async} &= T_{async}^0 + n \\
 &= L(X_T, X_{AN}^0) + n \\
 &\approx L(X_k^{(a)}, X_{AN}^0) + G_1(X_k^{(a)}, X_{AN}^0) (X_T - X_k^{(a)}) + G_2(X_k^{(a)}, X_{AN}^0) (X_{AN}^0 - X_{AN}) + n \\
 &= L(X_k^{(a)}, X_{AN}^0) + G_1(X_k^{(a)}, X_{AN}^0) (X_T - X_k^{(a)}) - G_2(X_k^{(a)}, X_{AN}^0) m + n
 \end{aligned} \quad (3-37)$$

式 (3-37) 中的第 4 个等式右边的第 3 项是关于节点位置测量误差 m 的线性项。为了抑制节点位置测量误差影响，需要考虑该项的方差矩阵。

由于 TDOA 测量误差 n 和节点位置测量误差 m 相互间统计独立，因此线性最小二乘优化模型中的加权矩阵为

$$\left(Q_1 + G_2(X_k^{(a)}, X_{AN}^0) Q_2 G_2^T(X_k^{(a)}, X_{AN}^0) \right)^{-1} \quad (3-38)$$

于是第 $k+1$ 次迭代结果的线性加权最小二乘优化模型为

$$X_{k+1}^{(a)} = \arg \min_{X_T \in R^{q \times 1}} \left(\begin{pmatrix} G_1(X_k^{(a)}, X_{AN}^0) (X_T - X_k^{(a)}) - (T_{async} - L(X_k^{(a)}, X_{AN}^0)) \\ \times (Q_1 + G_2(X_k^{(a)}, X_{AN}^0) Q_2 G_2^T(X_k^{(a)}, X_{AN}^0))^{-1} \\ \times (G_1(X_k^{(a)}, X_{AN}^0) (X_T - X_k^{(a)}) - (T_{async} - L(X_k^{(a)}, X_{AN}^0))) \end{pmatrix}^T \right)^{-1} \quad (3-39)$$

式子 (3-38) 是关于标签节点位置向量 u 的二次优化问题, 因此其存在最优解:

$$\begin{aligned} X_{k+1}^{(a)} = & X_k^{(a)} + \left(G_1^T \left(X_k^{(a)}, X_{AN}^0 \right) \left(Q_1 + G_2 \left(X_k^{(a)}, X_{AN}^0 \right) Q_2 G_2^T \left(X_k^{(a)}, X_{AN}^0 \right) \right)^{-1} G_1 \left(X_k^{(a)}, X_{AN}^0 \right) \right)^{-1} \\ & \times G_1^T \left(X_k^{(a)}, X_{AN}^0 \right) \left(Q_1 + G_2 \left(X_k^{(a)}, X_{AN}^0 \right) Q_2 G_2^T \left(X_k^{(a)}, X_{AN}^0 \right) \right)^{-1} \left(T_{async} - L \left(X_k^{(a)}, X_{AN}^0 \right) \right) \end{aligned} \quad (3-40)$$

将式子 (3-39) 收敛值记为 $X_k^{(a)}$ 作为存在位置误差下的定位解, 即

$$X^{(a)} = \lim_{k \rightarrow +\infty} X_k^{(a)} \quad (3-41)$$

此时, 考虑节点位置测量误差的模型的估计方差为 $CRLB^{(a)}(X_T)$ 。

对于不考虑节点位置测量误差的 Taylor 方法, 其闭式解可以表示为:

$$\begin{aligned} X_{k+1}^{(b)} = & X_k^{(b)} + \left(G_1^T \left(X_k^{(b)}, X_{AN} \right) Q_1^{-1} G_1 \left(X_k^{(b)}, X_{AN} \right) \right)^{-1} \\ & \times G_1^T \left(X_k^{(b)}, X_{AN} \right) Q_1^{-1} \left(T_{async} - L \left(X_k^{(b)}, X_{AN} \right) \right) \end{aligned} \quad (3-42)$$

则定位解为:

$$X^{(b)} = \lim_{k \rightarrow +\infty} X_k^{(b)} \quad (3-43)$$

忽略误差的二阶及其以上各项, 可以进一步推得定位解 $X^{(b)}$ 的估计误差为

$$\begin{aligned} \Delta X^{(b)} = & X^{(b)} - X_T \\ \approx & G_1^T \left(X_T, X_{AN}^0 \right) Q_1^{-1} G_1 \left(X_T, X_{AN}^0 \right)^{-1} G_1^T \left(X_T, X_{AN}^0 \right) Q_1^{-1} n \\ & - G_1^T \left(X_T, X_{AN}^0 \right) Q_1^{-1} G_1 \left(X_T, X_{AN}^0 \right)^{-1} G_1^T \left(X_T, X_{AN}^0 \right) Q_1^{-1} G_2^T \left(X_T, X_{AN}^0 \right) m \end{aligned} \quad (3-44)$$

因此, 定位解在不考虑节点位置测量误差条件下的估计方差矩阵等于

$$\text{cov} \left(X^{(b)} \right) = E \left[\Delta X^{(b)} \left(\Delta X^{(b)} \right)^T \right] = CRLB^{(b)} \left(X_T \right) \quad (3-45)$$

为评定两种算法的性能, 比较 $CRLB^{(a)}(X_T)$ 和 $CRLB^{(b)}(X_T)$ 即可。根据文献[110]中命题可得, 若 $G_1(X_T, X_{AN}^0)$ 是列满秩矩阵, 则存在

$$CRLB \left(X^{(b)} \right) \geq CRLB \left(X^{(a)} \right) \quad (3-46)$$

由式子 (3-35) 定义可知, 结论成立。

因此, 在节点位置测量误差存在条件下, 传统 Taylor 算法位置估计方法难以达到节点位置测量误差存在情况下的克拉美罗界。即, 将节点位置误差纳入 Taylor 算法的定位结果优于传统的 Taylor 定位结果。

3.4 实验与性能评估

本节通过在实验室机房环境中部署室内定位系统，模拟了工业环境中的无线电磁场景，检验面向复杂工业环境的异步时钟定位模型的定位性能。本节测试内容首先对比了不同模型的开销；然后对比评估了模型的测距性能；最后对比测试了模型的定位性能。

3.4.1 实验场景

为验证面向复杂工业环境的异步时钟定位模型的性能，本章基于第二章系统架构，设计了 UWB 实时定位系统，图 3-8 所示。

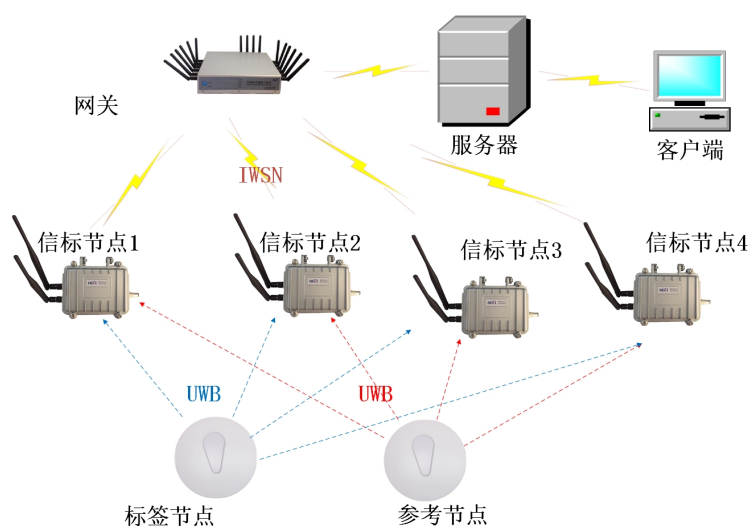


图 3-8 系统拓扑图

Figure 3-8 Diagram of system topology

该系统可以通过实时测量标签节点与任意两个信标节点的时间差来估计标签节点的位置。系统由标签节点、参考节点、信标节点、网关、服务器和客户端组成，定位的流程为：

Step 1: 标签节点和参考节点定期广播数据包，同信标节点建立连接。

Step 2: 所有信标节点通过工业无线网络连接到服务器。服务器开始向信标节点发送一个命令，并通过计算从这些信标节点响应的 ACK 消息来确定活动的信标节点的数量。

Step 3: 成功连接后，标签节点和参考节点发送定位数据包和参考数据包，信标节点接收并将其发送至服务器。数据包内含所有节点的信息，例如节点的类型、标签节点 ID、信标节点 IP 等。

Step 4: 服务器可以收集和管理信标节点上传的信息，并对采取以下操作进行

定位估计：

- (a) 对原始数据进行变换处理。
- (b) 通过 ASync-TDOA 测量标签节点与任意两个信标点之间的时间差。
- (c) 利用含有节点位置误差的 Taylor 算法估计标签节点位置。
- (d) 将标签节点的位置坐标存储在服务器数据库中，并推送至客户端。

Step 5: 客户端显示位置估计结果和运动轨迹，并提交需求返回至服务器，开始下一轮定位。

本章测试在 $9.6 \times 4.8 \text{ m}^2$ 区域的实验室机房中进行，如图 3-9 所示。

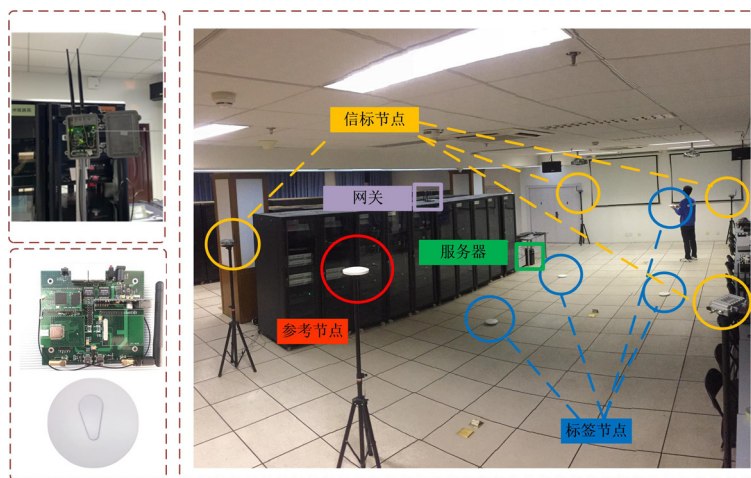


图 3-9 实验室测试环境

Figure 3-9 The environment of laboratory

节点部署场景分别如图 3-10 (a) 和图 3-10 (b) 所示。系统由 4 个信标点节点和 1 个参考节点组成，若干标签节点组成；其中，信标点节点的坐标分别是 $A=(9.6, 0)$, $B=(0, 0)$, $C=(0, 4.8)$, $D=(9.6, 4.8)$ ；参考节点在场景 1 和场景 2 的坐标分别是 $R1=(4.8, 2.4)$ 和 $R2=(9.6, 2.4)$ ；选择其中一个标签节点，其在场景 1 和场景 2 的理论坐标分别为 $(2.1, 2)$ 和 $(2.1, 2.2)$ 。

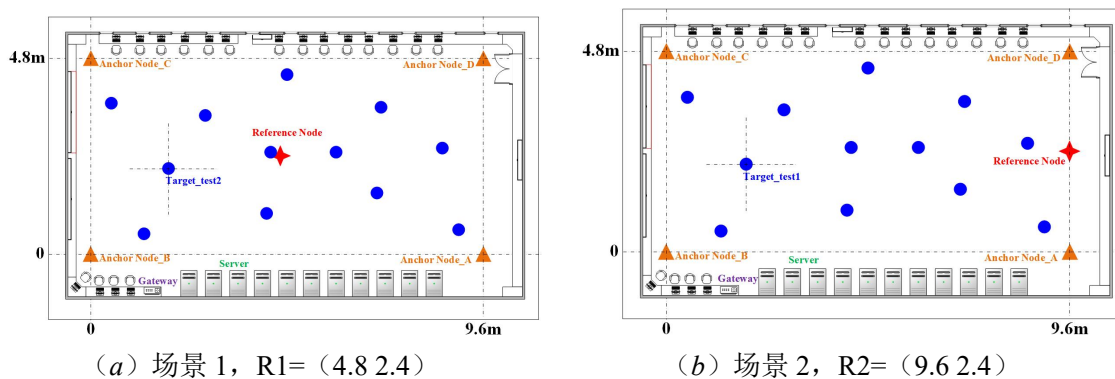


图 3-10 不同场景的实验拓扑图

Figure 3-10 Topology in different scenarios

3.4.2 实验结果分析

1、模型开销评估

由(3.1)小节分析可知,对于定位模型设计来说,如果要降低模型能量损耗,可以通过降低定位过程中的数据包交换次数实现。因此,本节测试了基于对称双边双向测距(SDS-TWR)的定位模型、ASync-TDOA定位模型以及基于TPSN同步的定位模型,三种模型在定位过程中的数据包交换次数。实验中只考虑与定位相关的数据包,包括同步数据包和定位数据包。

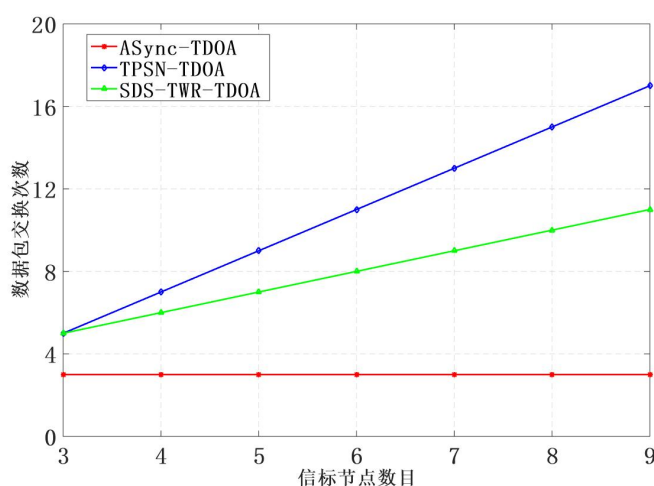


图 3-11 不同定位模型的数据包交换次数

Figure 3-11 Packet transmission as TDOA measurement in different models

图 3-11 表示三种定位模型随着信标节点规模变化,1 个标签节点完成一次定位时的数据包交互次数。在一个二维定位过程中,至少需要 3 个信标节点估计 1 个标签节点位置。从图中可以看出,使用 3 个信标节点定位时,TPSN-TDOA 定位模型需要 5 组数据包完成 TDOA 测量;SDS-TWR-TDOA 定位模型需要 5 组数据包完成 TDOA 测量;ASync-TDOA 定位模型需要 3 组数据包完成 TDOA 测量。随着参与定位的信标节点数量增多,TPSN-TDOA 定位模型和 SDS-TWR-TDOA 定位模型的数据包数量增加;而 ASync-TDOA 定位模型中数据包的数量不变。原因是 TPSN-TDOA 定位模型需要先完成时钟同步,再进行 TDOA 测量;随着信标节点数的增加,同步包数目也随之增加。在 SDS-TWR-TDOA 定位模型中,标签节点发送 POLL 包,信标节点接收后发送 Response 包,标签节点收到后,等待一段时间,然后发送 Final 包,完成一次测距;随着信标节点数的增加,信息交互次数随之增加。而 ASync-TDOA 定位模型的定位通过引入参考节点,无需时钟同步,只需要使用参考节点发送的广播数据包即可完成 TDOA 测量。在无线资源有限的工业环境中,随着信标节点的数量增加,ASync-TDOA 定位模型的优势愈发明显。

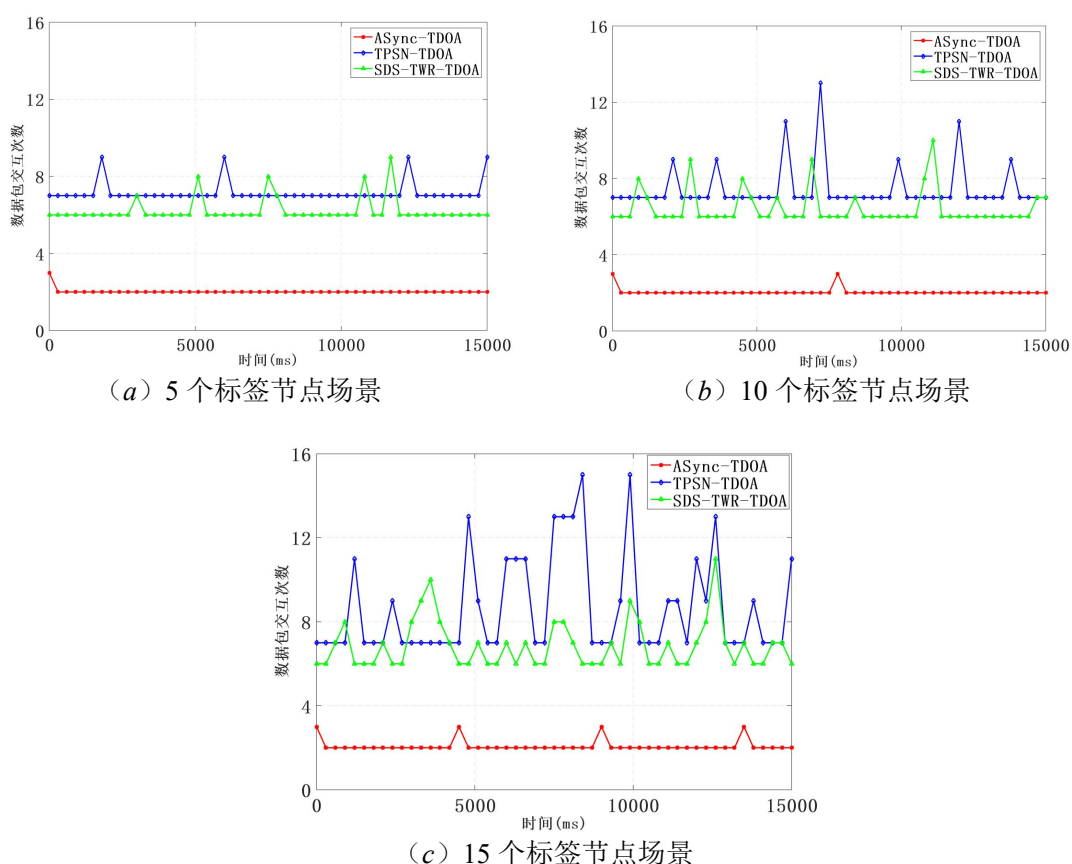


图 3-12 定位 1 个标签节点的数据包总数

Figure 3-12 The number of packets for locating a single target node

图 3-12 表示一段时间内用于某一个标签节点定位的数据包总数。测试采用 4 个信标节点组成定位区域，分别对不同数量的标签节点进行定位，并选取某一个标签节点作为观察对象，每 300 ms 发送一个数据包。比较图 3-12 (a) 图 3-12 (b) 图 3-12 (c) 可以看出，对于 SDS-TWR-TDOA 定位模型和 TPSN-TDOA 定位模型，在标签节点为 5 个的场景中，数据包总数基本保持不变；在标签节点为 10 个的场景中，数据包总数会在不同的时刻有波动，但是波动次数不多、总数变化不算太大；在标签节点为 15 个的场景中，数据包总数波动的次数变多，而且总数也变大。而对于 ASync-TDOA 模型中的数据包总数基本保持常量，几乎不受标签节点数量的影响。这是因为当标签节点过多时，SDS-TWR-TDOA 定位模型的双向传输和 TPSN-TDOA 定位模型的同步过程，都会占用一定带宽；再加上电磁干扰等因素，增加了信道冲突及数据包丢失的可能性。当出现丢包现象后，同步数据包需要进行重传；随着标签节点数量增加，重传数据包的数量显著增加。而 ASync-TDOA 模型使用参考节点的映射机制，可以利用参考节点上的时间戳直接计算 TDOA 值；当由干扰等因素造成参考节点数据包丢失时，仍可以使用参考节点的历史值进行计算。同时，ASync-TDOA 模型减少了信息发送次数，一定程度上降低了冲突的

发生。

从图 3-11 和图 3-12 可以看出，在对标签节点进行定位时，ASync- TDOA 模型可以有效地减少数据包传输，并降低通信数据冲突的可能性。

2、测距性能评估

TDOA 的测量精度是影响定位性能的重要因素之一。本节利用 RMSE 来衡量 TDOA 测量精度。首先，利用场景 1 和场景 2 分别获取不同信标节点之间的 TDOA 测量值，然后利用公式 (3-47) 分别计算各组 TDOA 测量值的 RMSE。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (d_{\text{measure},i} - d_{\text{model},i})^2}{n}} \quad (3-47)$$

其中， n 是测量的次数， $d_{\text{measure},i}$ 是 TDOA 测量值和 $d_{\text{model},i}$ 是利用公式 (3-1) 计算的 TDOA 准确值。

根据公式 (3-31) 可知，ASync-TDOA 模型的测距精度与参考节点的工作频率有关。因此，本节测试了不同参考节点工作频率下 ASync-TDOA 模型测距性能，并与基于 SDS-TWR 的 TDOA 定位模型进行对比，结果如图 3-13 和图 3-14 所示。

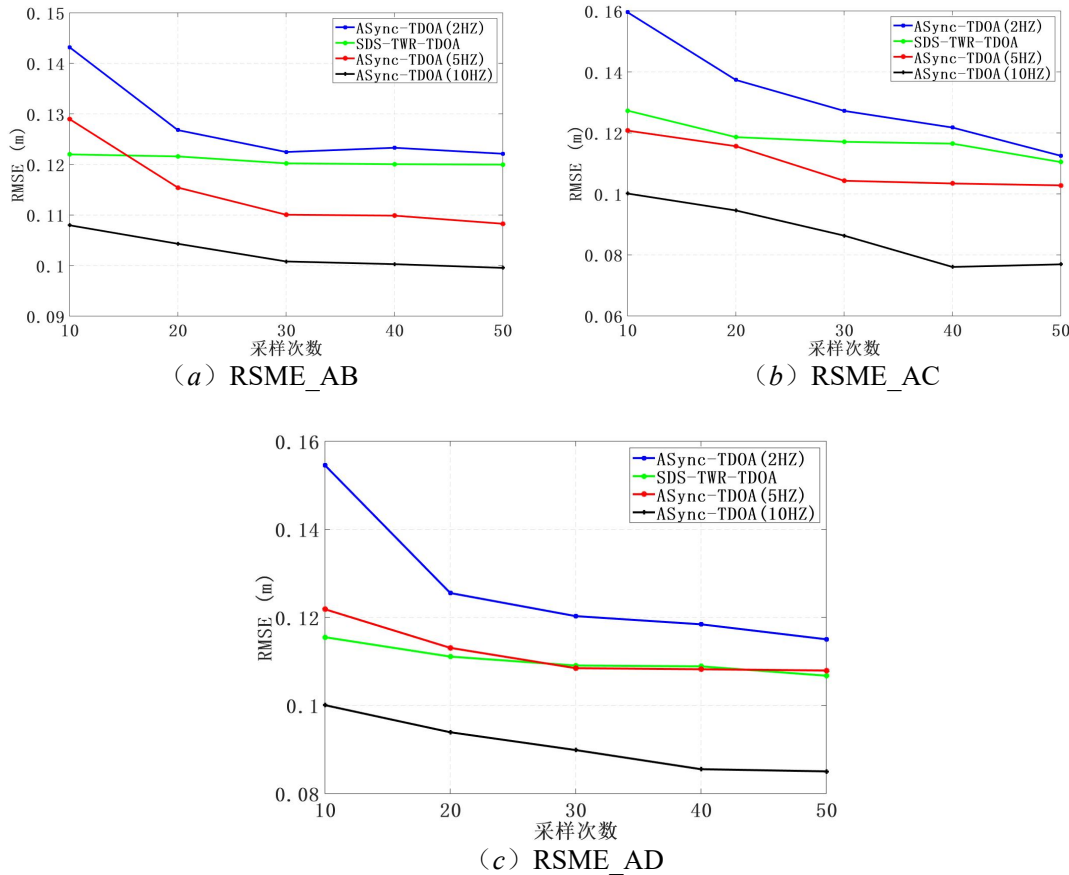


图 3-13 场景 1 下的测距 RMSE

Figure 3-13 Distance difference RMSE in scenario 1

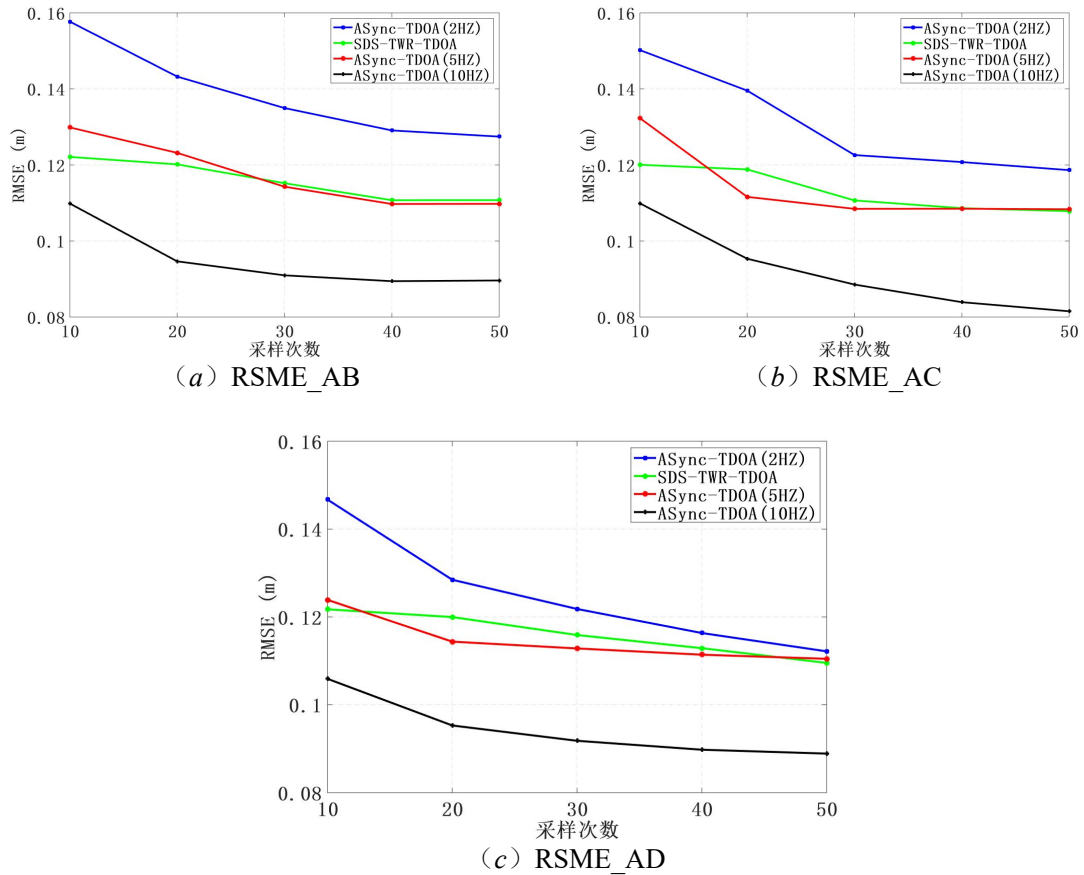


图 3-14 场景 2 下的测距 RMSE

Figure 3-14 Distance difference RMSE in scenario 2

从图 3-13 和图 3-14 可以看出, 在 ASync-TDOA 模型中, 随着参考节点工作频率的提高, TDOA 测量值的 RMSE 逐渐降低。这是因为短时间内节点晶体振荡器时钟频率稳定, 对 ASync-TDOA 模型来说, 在特定时间范围内的时钟偏移和传输时间存在短暂的线性关系, 通过提高参考节点工作频率, 映射耦合会越准确。随着频率的提高, 相同时间内用于映射的数据会变多; 也就是说, 参考节点工作频率越高, TDOA 测量越准确。

另外, 随着采样次数的增加, ASync-TDOA 定位模型的测量精度逐步稳定; 而 SDS-TWR-TDOA 定位模型总体比较稳定。这是因为 ASync-TDOA 定位模型需要借助参考节点上一次及历史时间进行 TDOA 测量, 随着采样次数增加、时间延长, 参考节点处会有足够的数据进行映射; 而 SDS-TWR-TDOA 定位模型中可以通过增加发送测量请求的次数来获取更多的 TOF 值, 从而减少时钟漂移带来的影响。因此, 随着采样次数增加, 时钟漂移对 SDS-TWR 影响变小, 所引起的误差会减小, TDOA 测量趋向于稳定。

由此验证了在 ASync-TDOA 模型中, TDOA 测量值与参考节点的工作频率之间存在着密切的关系。

为直观判断 ASync-TDOA 模型的测距性能, 图 3-15 表示在两种场景下测试 10min 后, 绘制的 ASync-TDOA 模型下 TDOA 测量值与 TDOA 理论值的误差分布图。从图中可以看出, 大多数的 TDOA 测量误差在 0.3m 范围内。

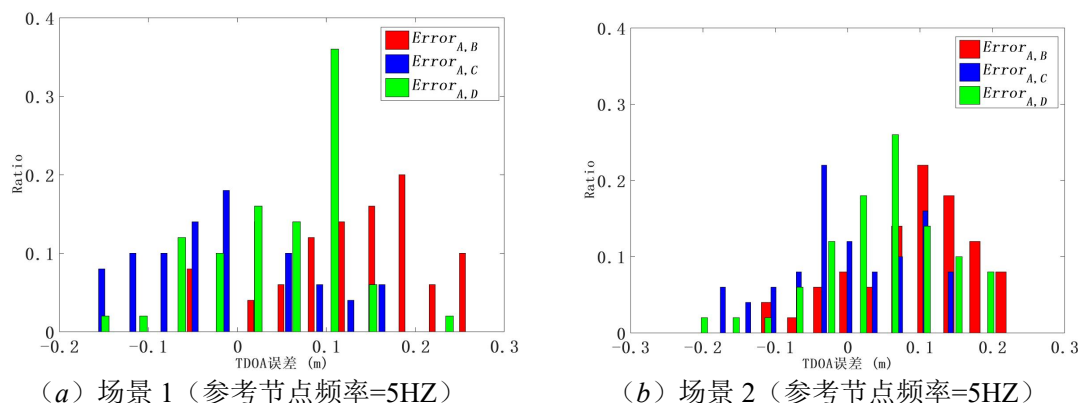


图 3-15 两种场景中距离差的误差分布图

Figure 3-15 Distribution of the distance difference error in the two scenarios

表 3-5 表示标签节点到其他几个信标节点之间的 TDOA 测量值与 TDOA 理论值的误差结果, 包括均值误差和标准差。

表 3-5 TDOA 测量误差

Table 3-5 TDOA measurement errors

锚节点	场景	平均值	标准差
BC	场景1	0.0789	0.0966
	场景2	0.0782	0.0961
BD	场景1	0.0805	0.0984
	场景2	0.0838	0.0995
CD	场景1	0.0802	0.0981
	场景2	0.0811	0.0992

结合图 3-15 可以看出, ASync-TDOA 模型能够在不进行时钟同步的情况下完成具有较高精度的 TDOA 测量。

3、定位性能评估

本节采用 (3.3.3) 小节中的位置估计方法, 通过大量实验对 ASync-TDOA 模型的定位性能进行评估。首先, 分别分析了场景 1 和场景 2 下的坐标误差, 其实验结果如图 3-16 和图 3-17 所示。

从中可以直观的看出, 对于两个不同参考节点的场景下, 定位坐标误差的绝大多数在 0.1 m 以内。为了判断两种场景下定位的精度, 分别对它们的圆误差概率进行比较^[112], CEP 越小, 表示定位精度越高。对于基于 TDOA 的定位, CEP 近似表示为:

$$CEP \approx 0.75\sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2} \quad (3-48)$$

通过计算可以知道，两种场景下的 CEP 分别为 0.08857 和 0.09446，即，利用基于异步时钟的位置估计方法获得的定位精度在 0.1m 左右。

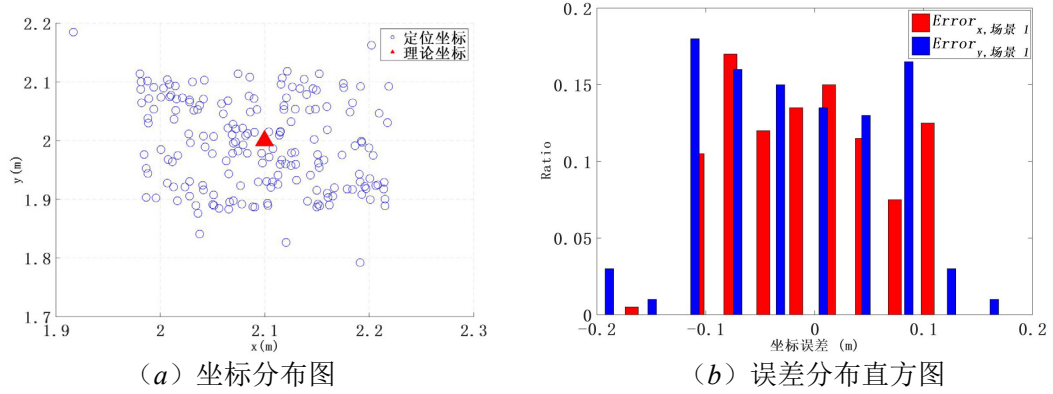


图 3-16 场景 1 的定位结果

Figure 3-16 The localization results in scenario 1

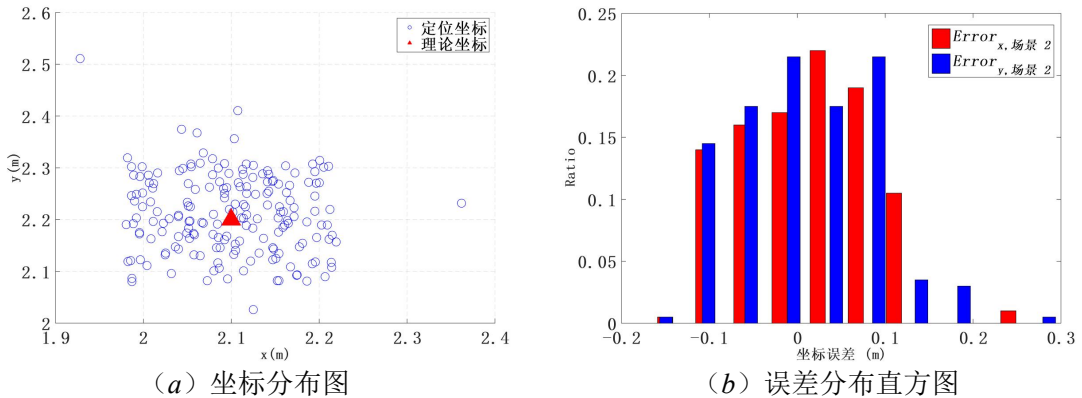


图 3-17 场景 2 的定位结果

Figure 3-17 The localization results in scenario 2

为进一步分析 ASync-TDOA 模型的定位性能，本节绘制了定位误差的 CDF 图作为性能评价的指标。假设 a 为位置估计误差，CDF 表示位置估计误差小于等于 a 时定位精度出现的概率之和，在点 a 处的 CDF 值表示落在该区间内的位置估计误差的概率。图 3-18 表示节点在不同场景下基于 ASync-TDOA 定位模型和基于 SDS-TWR-TDOA 定位模型的定位误差 CDF 图。

从图 3-18 中可以看出，ASync-TDOA 模型的定位性能优于 SDS-TWR-TDOA 的定位性能。对于 SDS-TWR-TDOA 定位模型，可以通过发送测量请求的次数来获取更多 TOF 值，从而减少时钟漂移带来的影响；但是，这会导致标签节点必须静止等待一段时间。当标签节点发生移动时，标签节点和信标节点之间的距离发生变化，测得的 TOF 值也会变化。因此，当节点的等待响应时延变长时，测距

误差也会增大, 导致 SDS-TWR-TDOA 定位误差增大。结合图 3-16 和图 3-17 可以看出, 基于 ASync-TDOA 定位模型具有很好的测距性能, 可以获得较好的定位精度; 同时表明, 在基于 ASync-TDOA 定位模型中, 参考节点所处的位置对定位结果产生的影响可以忽略。

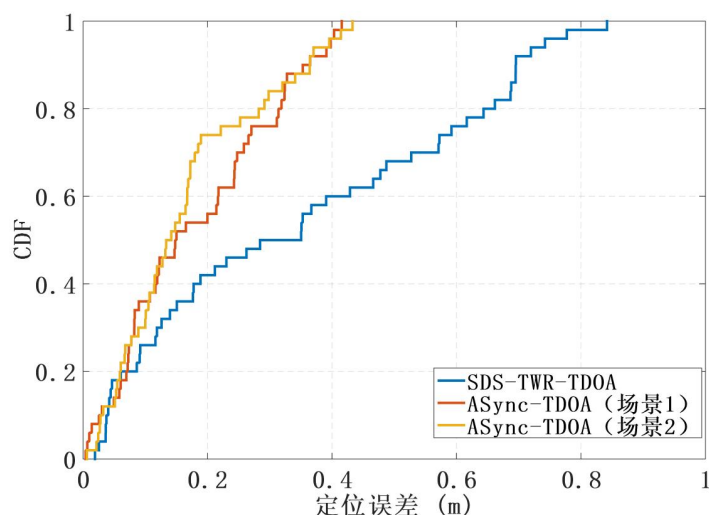


图 3-18 不同模型的定位误差 CDF

Figure 3-18 CDF of the localization error in different models

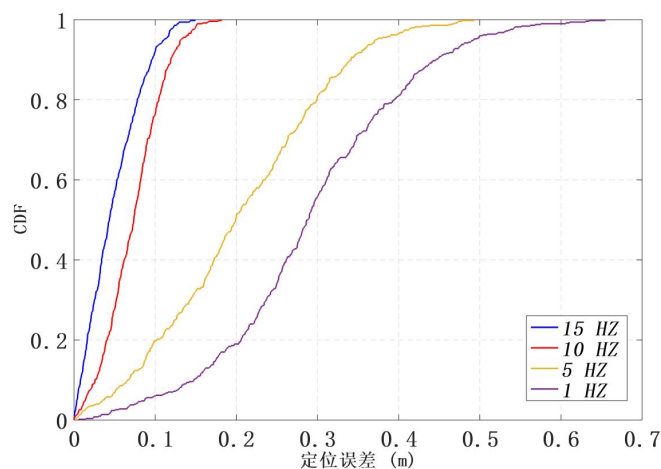


图 3-19 不同工作频率下的定位误差 CDF

Figure 3-19 CDF of the localization error in different frequencies

根据前面测试分析可知, 参考节点的工作频率影响了 ASync-TDOA 模型的测距精度, 而基于 TDOA 定位模型的精确性依赖于测距精度。所以, 本节测试了参考节点在不同工作频率下的定位性能。图 3-19 表示参考节点在不同工作频率下的定位误差 CDF 图。从图 3-19 可以看出, 随着参考节点工作频率的提高, ASync-TDOA 模型的定位误差逐渐减小。这是因为 ASync-TDOA 模型的定位精度与测距精度密切相关, 从前面实验可以知道, 提高参考节点发送频率, 用于映射

的数据会足够多，映射耦合会越准确，测量精度会提高，从而提升了定位性能。因此，在 ASync-TDOA 模型中，通过改变参考节点工作频率，可以改变定位精确度。利用 ASync-TDOA 定位模型的特点，可以根据工业场景对定位精确度需求的不同，调整系统工作模式，以满足在有限系统资源下不同定位对测量精确度的差异化需求。

最后，本节将基于异步时钟定位模型的定位系统在室内环境下，与现有的室内定位系统进行比较，结果如表 3-6 所示。从表中可以看出，基于 ASync-TDOA 定位模型的系统具有较好的定位性能，提高了定位的精确性。

表 3-6 定位性能对比

Table 3-6 Performances of different systems

技术基础	系统	精度 (m)	测试区域 (m ²)	复杂度
TDOA	[113]	0.3	8*6	高
A-TDOA	[114]	0.21	5*5	中
TD2S	[57]	0.29	9*9	低
ASync-TDOA	本章	0.21	9.6*4.8	低

3.5 本章小结

工业环境存在严重的金属遮挡、电磁辐射、灰尘及其他工业设备干扰等因素，受此影响，时钟同步难度增加，定位信号传播时间的测量误差增大、定位精确度降低。为此，本文提出了一种面向复杂工业环境的异步时钟定位模型，通过减小数据测量误差，提高定位精确性。首先，本章从参数测量和位置估计的角度分析了工业环境对基于 TDOA 定位精确性的影响。然后，设计了异步时钟感知模型及 TDOA 测量算法，降低了时钟同步对参数测量的影响。其次，考虑节点位置误差因素，利用改进的 Taylor 方法对标签节点位置进行估计，提高了定位模型的计算精确度。最后，通过实验测试了所提出模型的性能。结果表明，本章提出的模型能够在不进行时钟同步的情况下完成 TDOA 的测量，有效地提高了定位精确性；同时，通过调整节点的工作频率，满足了不同定位对测量精确度的差异化需求。

4 面向多区域移动定位的资源适配策略

室内定位系统中需求解析及各种信息的传输交换都离不开网络的支持。传统网络技术在恶劣的工业无线环境下通信,各项性能均会受到一定影响,难以为工业场景下的室内定位系统提供稳定可靠的数据传输。为此,本章基于第二章所提出的系统架构,通过重新定义定位组件功能,在资源适配层的策略制定模块中设计了管理和协调信标节点组成的多个定位区域的网络资源适配策略,提升在复杂工业环境下定位的可靠性,为面向工业环境的室内定位系统提供可靠的网络支持。

由(1.2.2)小节分析可知,UWB技术在室内定位方面具有相对良好的先天优势。然而,UWB系统受自身特性、频率范围、功率谱密度的影响,无法实现远距离的数据传输;同时,设备的频繁移动严重影响了无线节点的链路切换和数据传输,导致网络冲突剧烈、定位成功率降低。因此,面对空间复杂度高、覆盖面广的工业场景下的定位网络设计显得尤为重要。为此,本章提出面向多区域移动定位的资源适配策略(Reliable Multiarea NETwork for TDOA-based localization, RMLNet),提升定位的可靠性。具体来说,本章设计了基于信号强度的定位区域感知算法,及管理和协调信标节点组成的多个定位区域的网络资源适配策略,目的在于提升定位数据传输中的可靠性;并通过仿真验证了节点设备在复杂工业环境中的定位成功率,及扩大区域后定位的可靠性。

本章内容是基于作者发表论文[104]和[115]的进一步完善和补充。

4.1 引言

在工业场景中,定位标签节点一般嵌入在大型固定设备或移动设备。对于固定位置的设备进行定位时,可以通过对定位结果的不断优化提高精度。但对于移动设备进行定位时,标签节点的刷新频率、信号的传输频率等因素都可能会影响定位性能。由于工厂环境空间结构复杂度高、覆盖面广,工业环境下的信道质量相对较差、信号传输距离受限,可以划分多个区域进行定位。当生产过程中设备长距离移动或者频繁移动时,网络拓扑变化频繁,导致网络需要频繁建立新链路,造成相邻区域的信息交换冲突等问题。同时,数据的传输受到带宽、传输延时等因素影响。在大规模定位过程中,短时间产生的大量数据信息,导致网络冲突、数据丢失,传统的网络无法有效地保障工业场景下通信的可靠性。另外,密集部署节点可以提高定位精度,但会增加通信代价和网络冲突。因此,需要设计高可靠的网络机制,为面向复杂工业环境的室内定位提供可靠的数据传输。

在设计工业室内定位系统时, 需要充分考虑复杂工业环境中区域与区域之间、区域内各节点之间的干扰, 合理设计网络协作策略, 充分利用有限的无线资源保证定位数据的有效传输, 提升定位的可靠性。在构建适合复杂工业环境下室内定位系统的网络时需要考虑以下几个方面:

(1) 覆盖范围

工厂环境与普通室内环境相比空间复杂度更高、覆盖面更广, 工业环境下的信道质量相对较差、信号传输距离受限; 为满足定位需求, 需要对定位场景划分多个区域。因此, 在定位过程中如何识别标签节点位于哪个区域? 如何识别信标节点所接收到的信号来源于哪个标签节点? 同时, 在同一定位区域内很可能存在不同的定位需求, 而定位数据必须通过相同的无线链路进行传输, 如何在不影响系统功能的前提下进行不同类型数据的传输?

(2) 可靠性

标签节点的无线资源有限, 只能对少量的标签节点同时进行定位。随着定位规模的增长, 当多个标签节点与信标节点通信时, 如何避免不同标签节点信号对同一个信标节点带来的信号冲突? 面对空间复杂度高的工业环境, 标签节点在多个区域之间的移动容易造成相邻区域的信息交换冲突等问题, 如何保证定位数据的传输可靠性? 因此, 需要加强工业室内定位系统的网络设计, 在保证甚至提升定位性能的同时, 巩固系统稳定性。

(3) 实时性

对于固定位置的标签节点定位相对简单, 只需要运行一次定位算法就可以获取其位置信息。但是对于移动状态下的标签节点, 其位置不停发生改变, 如果定位网络运行时间过长, 信标节点等待响应的时间变长, 测量得到的位置信息会发生变化从而引起误差增大; 同时会造成信息的滞后, 对于移动的节点来说, 其定位结果失去了意义。因此, 如何根据工业应用设计网络合适的网络架构, 以满足其对实时性的要求?

(4) 网络部署

研究表明, 增加信标节点的数量、增加节点信号传输功率、加强节点间的协作均可以提高定位精度, 但这也增加了网络负担; 如果节点数量减小, 其定位精度又会受到影响。如何在满足定位精度的前提下最小限度的部署系统?

考虑上述因素, 本章在基于第二章所提出的系统架构下, 建立面向多区域移动定位的网络模型, 通过重新定义定位组件功能, 设计基于信号强度的定位区域感知算法, 使定位组件能够快速感知自身所在区域。同时设计用于定位的时隙组件, 提出了面向多区域移动定位的资源适配策略, 通过实现数据有效传输提升定位可靠性, 提高设备在复杂工业场景中定位的成功率。

4.2 多区域网络模型描述

在二维室内定位过程中，标签节点如果仅获得 1 条到某个信标节点的信息，则只能判断该标签节点是否在信标节点覆盖范围之内，并不能确定位置；如果获得 2 个信标节点的测量信息，则会产生两个可能的定位解；只有当标签节点获得 3 个及以上的信标节点的测量信息时，其位置才可能被唯一确定。但是，即使信标节点的数量满足要求，若这些信标节点是近共线的，很可能发生翻转歧义现象，仍无法定位。因此，在定位网络部署时，需要首先判断标签节点在定位区域内是否可以被定位。现有用于定位可行性问题分析方法包括图论的唯一实现理论和刚性图理论，主要是判断组成定位区域的信标节点的刚性问题。

给定一个二维或三维空间的网络 N ，包括 $m > 0$ 个信标节点，位置分别标识为 $x_1, x_2, \dots, x_m$ ； $n > 0$ 个标签节点，位置分别标识为 $x_1, x_2, \dots, x_n$ 。对于二维空间有 $m \geq 3$ ，对于三维空间有 $m \geq 4$ ，此时，标签节点是可定位的，当且仅当它的基础图是整体刚性。

对于二维空间图 $G=(V, E)$ ，其中 V 表示 m 个信标节点，信标节点集 $B \subset V$ ，且信标节点数 $k \geq 3$ ； E 表示标签节点到信标节点的路径集合。根据刚性理论，如果一个标签节点是可定位的，那么它一定存在于 B 的刚性子图中，并且具有 3 条独立的路径到 B 中 3 个不同的信标节点。同时，如果标签节点位于 B 的刚性冗余子图中，并且在该子图内有 3 条独立的路径到 B 中的 3 个信标节点，那么该标签节点可以被定位^[116]。

另外，当标签节点在多个的区域之间发生移动时，需要在合适的时间选择或切换信标节点，以保证定位的精确性和可靠性。因此，即使标签节点在所组成的定位区域内是可定位的，也需要合理选择信标节点，以保证定位的性能。

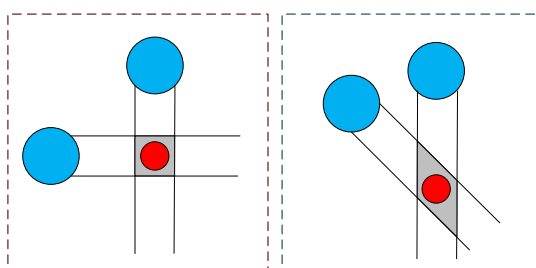


图 4-1 不同信标节点部署下的定位误差

Figure 4-1 Localization error as the anchor nodes are deployed in different scenario

衡量信标节点的部署好坏可以采用几何稀释精度因子 (GDOP)，GDOP 越小，说明信标节点部署位置越利于定位性能的提升。如图 4-1 所示，灰色区域代表定位误差的范围，如果信标节点部署合理，则可以将标签节点的定位误差限制在比较小的范围内；如果部署不合理，在相同时间差测量误差的情况下，也会使标签节

点的定位误差变大。文献[117]表明，在二维平面上，当所有信标节点构成一个正多边形时，其几何结构即为最优的信标节点部署结构，并且在正多边形的中心位置具有最好的 GDOP。

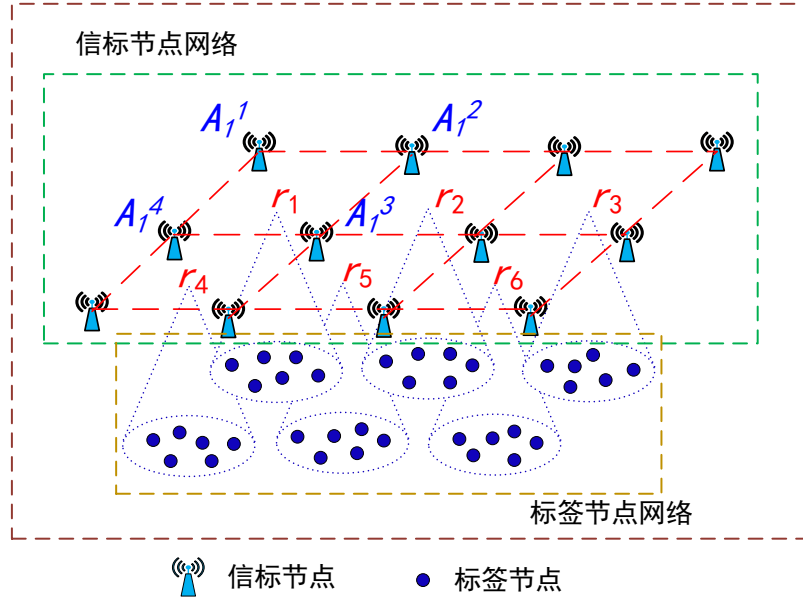


图 4-2 面向多区域移动定位的网络模型

Figure 4-2 The network for multi-area mobile localization

为降低空间结构复杂度，本章将工厂划分多个区域进行定位，并设计了复杂环境下面向多区域移动定位的网络模型，如图 4-2 所示。定位网络由信标节点网络层（ANNL）和标签节点网络层（TNNL）组成，包括已知位置的信标节点和数量有限的标签节点。为全面感知定位信息、提高定位数据的可靠性传输，网络采用集中式来管理所有信标节点。其中，ANNL 一方面负责将负责收集标签节点与参考节点发送的信号，另一方面还负责采集到的相关信息以及收集网络信息，并发送到网关和管理器。信标节点与标签节点之间的通信将采用基于 IEEE 802.15.4 的 UWB 信道进行数据传输。

图 4-2 中整个定位网络被划分成几个类正方形区域，每个区域由 4 个信标节点组成。其中， $R = \{r_1, r_2, \dots, r_j, \dots, r_M\}$ 表示信标节点组成的所有区域集合； $r_j = \{A_1^j, A_2^j, A_3^j, A_4^j\}$ 表示第 j 个区域内的 4 个信标节点集合； M 为整个网络中区域的最大个数； A_k^j 表示在第 j 个区域内的第 k 个信标节点， $1 \leq j \leq M, 1 \leq k \leq 4$ 。从图 4-2 可以看出，存在大量的信标节点位于相邻区域的重叠处。因此，合理的设计资源适配策略对于定位精确度的提升和系统的可靠运行具有重要意义。为了利用有限的无线资源提升网络的通信质量，本章将采用基于时隙适配的策略对各信标节点与标签节点间的消息传输进行资源适配。

4.3 面向多区域移动定位的网络

4.3.1 多区域定位策略

由于单区域的 UWB 系统无法实现远距离的数据传输，在面向空间复杂度更高、覆盖面更广、信道质量相对较差的工业场景开展定位时，可以通过扩展网络拓扑的方式来满足 UWB 工业室内定位系统的定位需求。为降低空间复杂度，本章将定位网络划成多个区域，定位过程如图 4-3 所示。

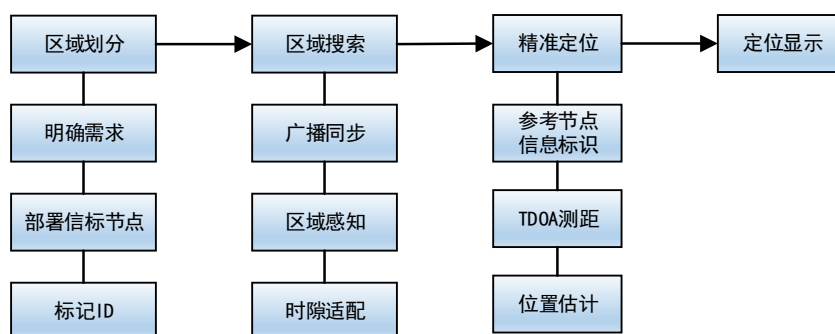


图 4-3 多区域定位过程

Figure 4-3 The process of localization for multi-area network

步骤一，区域划分

第一，依据工厂的建筑物结构及定位需求，人为地划分定位子区域。

第二，依据子区域的相互位置，部署信标节点，使区域覆盖尽量最大、成本最低。

第三，将部署好的信标节点按所在子区域的划分进行标识。

步骤二，区域搜索

第四，标签节点监听信标节点发送的广播同步包，完成同步。

第五，标签节点利用各信标节点的 RSSI 等信息，通过设计的定位区域感知算法，使标签节点能够快速感知自身所在区域，为与信标节点的通信提供保障。

第六，设计用于定位通信的时隙组件，以提升数据传输的可靠性，保证标签节点对网络的无碰撞接入。

步骤三，精准定位

第七，在子区域内，参考节点发送广播信息，通过在广播信息中添加区域标识符的方式，使得当前区域信标节点不对其他区域的参考节点信号做出反应。

第八，使用第三章提出的异步时钟定位模型进行测距。

第九，采用合适的定位算法进行位置估计。

步骤四，定位显示

通过上述的过程，可以实现标签节点在空间结构复杂的工业环境下的多区域移动定位，能够保证标签节点在工业场景中扩大定位区域后的定位连续性。从图 4-3 可以看出，最主要的工作是前三个步骤；其中，区域搜索需要可靠的网络作为支撑。针对工厂空间结构复杂度高、现有无线定位网络中传输可靠性差等问题，本章设计的工业室内定位网络，主要包括以下几个阶段：

- 同步和区域确定：信标节点依次广播同步信号，标签节点接收后完成同步，并根据 RSSI 值粗略确定自身所在区域。
- 标签节点接入：新标签节点向该区域发送接入请求，由信标节点进行接收，并在下个时隙对新标签节点进行时隙适配。
- 时隙适配：加入新标签节点后，信标节点更新时隙适配策略，并下发至各个区域的标签节点；标签节点收取到来自信标节点的区域时隙适配策略后，确定自身发送信息的时隙。
- 信息传输：标签节点按照上一时隙所接收到的时隙适配策略，在对应的时隙内向信标节点发送自身的定位信息与运动信息。

基于此，本章根据网络模型利用 RSSI 等信息，设计基于信号强度的定位区域感知算法，使定位组件能够快速感知自身所在区域；并设计用于定位通信的时隙组件，提出时隙适配策略，降低网络冲突。

4.3.2 定位区域感知算法

由于工业室内定位场景被划分成多个定位子区域，当标签节点自身的物理位置发生移动切换至其他区域时，区域内网络拓扑结构和网络资源发生动态变化，容易造成相邻区域的信息交换冲突等问题。本章利用图 4-4 简单说明标签节点在移动过程中定位存在的问题。

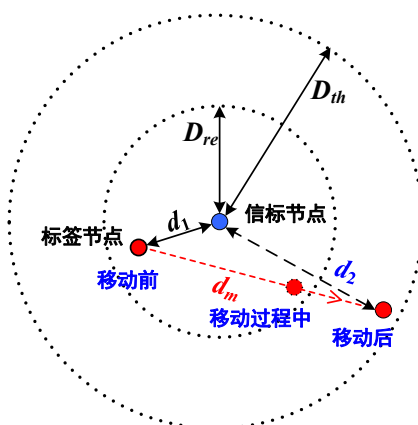


图 4-4 节点移动过程中的通信示例

Figure 4-4 The example of communication during the node movement

假设信标节点的传输范围是一个圆形，该范围代表了信标节点的通信质量。定义 D_{th} 为节点的极限传输距离， D_{re} 为可靠传输距离； d_1 为标签节点移动前与当前信标节点的距离； d_2 为标签节点移动后与当前信标节点间的距离； d_m 表示远离可靠传输范围的直线距离；在复杂工业环境中定位中，信号的传输范围是由无线环境因素所决定。当标签节点在信标节点的可靠传输范围内时，其可靠性较高；当标签节点沿着传输径向远离信标节点的方向移动时，标签节点和信标节点间的传输可靠性会降低。结合图 4-2 分析，标签节点的位置在复杂工业环境下的定位会有 2 种情况：在定位区域的范围内，在定位区域的边界附近。而在基于集中式网络的定位中，标签节点位置的估计在服务器中统一进行，无法实时知道自己的位置。为解决节点在多区域移动过程中的定位问题，通过合理的方法确定标签节点所在区域，使标签节点能够快速感知自身所在区域，为与信标节点的通信提供保障。

标签节点的感知方法分为被动感知和主动感知：被动感知是通过信标节点对标签节点的移动状态感知，并将感知信息汇报至定位网络中心控制器（LNC）进行处理，能够减少通信资源浪费和降低节点能量消耗；但是具有较长的时延，并不适用于移动定位。主动感知则是标签节点具有感知自身移动状态的能力，可以减少节点在移动过程中数据丢失，提高移动节点数据传输的实时性。然而，受定位算法和标签节点资源限制，多数的标签节点采用被动感知方式。本节将在标签节点具有被动感知能力的前提下，提出的定位区域感知算法。

RSSI 来自于射频芯片对接收信号输入能量的评估，当接收器打开后即可得到有效的 RSSI 值，非常适用于资源受限的定位网络。因此，标签节点可以通过接收来自信标节点的广播信息，提取 RSSI 值，利用相关的算法感知自身所在区域。在图 4-2 中，标签节点可以接收来自同一区域内的不同信标节点的广播信号，在每个接收的数据帧都可以获取到对应信标节点的 RSSI 测量值。由于标签节点受位置、阻挡、无线的衰落等影响，所接收到的信号强度会有所不同。一般 RSSI 值与传播距离的关系可以表示为：

$$RSSI = -10\gamma \log d + A \quad (4-1)$$

其中， d 表示标签节点与信标节点间的传播距离； γ 表示路径损耗指数，与具体场景有关，对于特定场景可以从先验知识获得； A 表示均值为 0、标准差为 σ_A 的加性高斯白噪声。

为了进一步描述标签节点与信标节点 A_k^i 之间测量的 RSSI 与位置的关系，我们假设了在一个定位区域内的 RSSI 测量值分布情况，如图 4-5 和图 4-6 所示。其中，信标节点坐标分别为(0,0)、(0,1)、(1,0)、(0,0)。可以看出，标签节点在定位区域内接收到的 RSSI 测量值大于定位区域外接收到的 RSSI 测量值；在信标节点处

的 RSSI 值最高；在中心处存在组成区域的最小 RSSI 值。因此，可以通过比较 RSSI 测量值，大致确定标签节点所在区域。

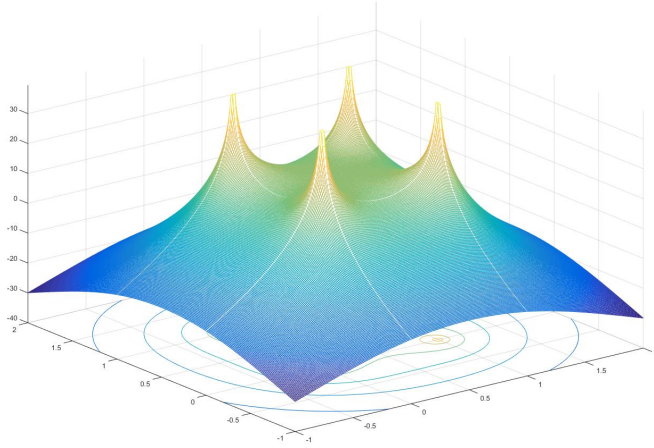


图 4-5 定位区域内的 RSSI 测量值分布图

Figure 4-5 Distribution of RSSI measurement in the single area

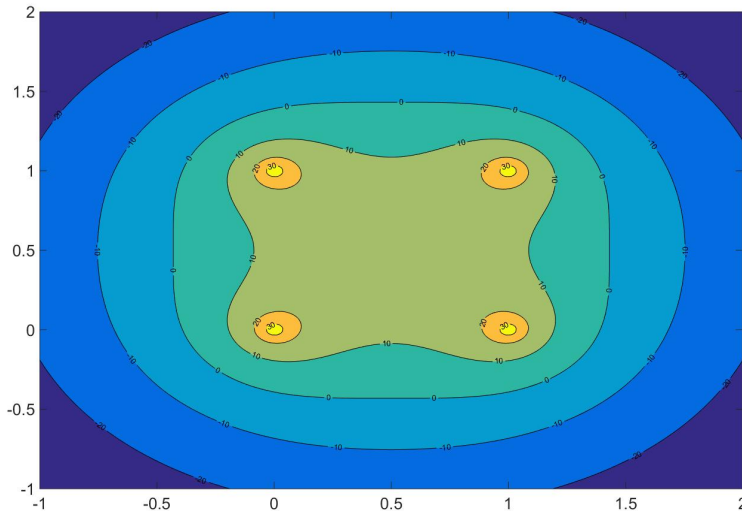


图 4-6 定位区域内的 RSSI 测量值等高线图

Figure 4-6 Contour of RSSI measurement in the single area

定义 T_{r_j} 表示需要判定的标签节点所在区域，当标签节点在定位区域的可靠传输范围内时，有

$$\begin{aligned}
 T_{r_j} &= \arg \max_{r_j \in R} \left\{ \sum_{k \in r_j} s_k^j \right\} \\
 s_k^j &= -10\gamma \log d_k^j + A \\
 S_{r_j} &= \sum_{k \in r_j} s_k^j
 \end{aligned} \tag{4-2}$$

其中， s_k^j 表示接收到来自信标节点 A_k^j 的 RSSI 测量值， S_{r_j} 表示标签节点在定位区域 j 中的 RSSI 测量值之和。此时，可以根据式 (4-2) 选出最大的 S_{r_j} 所对应的区域 j ，即为标签节点所在的定位区域。

从图 4-5 和图 4-6 可以看出, 区域的信标节点附近 S_{r_j} 测量值一般较大。当标签节点在定位区域边缘的时候, S_{r_j} 主要受附近信标节点的影响, 此时标签节点在移动过程中, S_{r_j} 变化不大, 无法判断标签节点位于哪个区域。为此, 引入阈值来更准确地感知标签节点的所在区域。可以定义:

定理 4.1: 若在定位区域中心处存在信号强度的极大值, 则区域内信号强度的最小值在定位区域边界的中点处。

RSSI 测量值在远离信标节点处有极值, 在区域中心取得极大值。也就是说, 在信标节点所组成定位区域的中点存在一个最小 RSSI 测量值, 定位区域内的所有值都应大于最小值。因此, 本章将定位区域内 RSSI 测量值的最小值作为阈值, 以辅助标签节点所在区域的感知,

$$T_{r_j} = \arg \max_{r_j \in R} \left\{ \text{sign} \left(S_{r_j} - S_{r_j}^{threshold} \right) \right\} \quad (4-3)$$

其中 $S_{r_j}^{threshold}$ 表示 RSSI 测量在区域 r_j 的最小值。

当标签节点位于信标节点附近或两个信标节点之间的连线附近时, 可以利用公式 (4-3) 确定标签节点所在的区域。这是因为, 在图 4-5 和图 4-6 中, RSSI 测量值从区域中心向信标节点中点方向递减, 在中点处达到最小值。由于每个区域计算都是独立的, 所以判断单个区域的内外情况即可。

由于复杂工业环境等因素的影响, RSSI 测量值存在误差, 式(4-3)可能会得到多个相近的 T_{r_j} 值。此时, 感知标签节点所处的区域取决于构成各区域的四个信标点中距离标签节点最远的信标节点, 通过比较各个区域最远的信标节点的 RSSI 测量值即可。对此, 我们可以分别计算每个区域 s_k^j 的最小值, 然后获取这些最小值的最大值

$$T_{r_j} = \arg \max_{r_j \in R} \left\{ \min_{m \in r_j} \left(\hat{S}_m \right) \right\} \quad (4-4)$$

$\hat{S}_m$ 表示标签节点 m 接收到所有 RSSI 测量值的集合 (包括区域内和区域外)。此时, RSSI 测量值最大的信标节点所在的区域即是标签节点所在的区域。

基于以上内容, 我们可以得到定位区域感知算法 4.1, 以此获得标签节点所在区域。算法说明:

计算标签节点在区域中各个信标节点 A_k^j 测量的 RSSI 值 s_k^j , 以及 RSSI 集合 $\hat{S}_m$ 。(算法 4.1: 4~5)

若 RSSIs 的所有差值差别不大, 则可由初步确定标签节点所在区域 (算法 4.1: 6~7)。

若 RSSIs 的所有差值差别较大, S_{r_j} 变化不大, 说明标签节点处于信标节点附近或者边缘附近, 其所接收到的总体信号强度主要受附近信标节点影响。可以引入阈值来更准确地感知标签节点的所在区域。(算法 4.1: 8~9)。

对于 T_{r_j} 值相似的情况下，感知标签节点是否位于该区域，取决于组成该区域的四个信标节点中距离标签节点最远的信标节点，也就是标签节点所接收到的某区域中信号强度最小的信标节点。分别计算两个区域的信标节点信号强度最小值，然后比较这 2 个区域中最小值的最大值。信号强度最大的信标节点所在的区域即标签节点所在区域（算法 4.1：10~11）。

算法 4.1 定位区域感知算法

```

1:  初始化  $T_{r_j} \leftarrow \emptyset, \Phi = \emptyset$ 

2:  输入:  $s_k^j, S_{threshold}$ 

3:  输出:  $T_{r_j}$ 

4:  for each  $s_k^j \in \hat{S}_m$  do

5:       $S_j = \sum_{k=1}^4 s_k^j$ , 其中,  $s_k^j = -10\gamma \log d_k^j + A$ ,  $m \in r_j$ 

6:  for each  $\exists S_j \leftarrow MaximumVlues$  do

7:       $T_{r_j} = \arg \max_{r_j \in R} \left\{ \sum_{k \in r_j} s_k^j \right\}$ 

8:      if  $|normalization\{S_m - S_n\}| < \varepsilon$  then

9:           $T_{r_j} = \arg \max_{r_j \in R} \left\{ sign(S_{r_j} - S_{threshold}^{r_j}) \right\}$ 

10:         if  $count(T_{r_j}) \geq 2$  then

11:              $T_{r_j} = \arg \max_{r_j \in R} \left\{ \min_{m \in r_j} (\hat{S}_m) \right\}$ 

12:         end

13:     end

14: end

15:  将  $T_{r_j}$  记录在  $\Phi$  中;

16: end

```

4.3.3 基于区域感知的时隙适配算法

定位网络的资源适配主要是根据定位需求和网络信息确定节点发送数据的时隙和频率。本节通过为区域内的标签节点和信标节点分配合适的时隙，以保证定位时标签节点对网络的无碰撞接入。本节将网络模型化为图 $G=(N,L)$ ， $N=\{n_1,...,n_i,...,n_m,r_1,r_2,...,r_j,...,r_M\}$ 表示所有节点的集合，包括 m 个信标节点 n_i 和 M 个标签节点 r_j ， $L=\{l_{ij}, 0<i,j\leq m\}$ 表示所有链路集合。其中， $l_{ij}=1$ 代表信标节点 n_i 与标签节点 r_j 可以相互通信，反之 $l_{ij}=0$ 。在定位网络中，数据传输的通信资源包含时隙和信道的适配问题。本节使用 $x_{t,c}(l_{ij})$ 表示针对链路 l_{ij} 的通信资源适配状态， t 表示传输时隙编号， c 表示传输信道编号。因此， $x_{t,c}(l_{ij})=1$ 表示信标节点 n_i 在传输时隙 t 、使用传输信道 c 向标签节点 r_j 发送一个数据包，否则 $x_{t,c}(l_{ij})=0$ 。本节使用 C 代表所有可接入的信道集合，可接入信道数量为 $|C|$ 。

根据上述模型，定位网络通信资源适配问题的描述如下：

条件： $G=(N,L)$ ，路由图， C

目标：为所有链路 $x_{t,c}(l_{ij})$ 分配通信资源并生成资源适配表

优化：满足所有约束条件的适配成功率

约束条件：

(1) 在任意一个定位时隙内，在同一信道上，最多只有一条数据传输链路，以避免链路之间的无线干扰：

$$\sum_{n_i \in N} \sum_{r_j \in N} x_{t,c}(l_{ij}) \leq 1 \quad (4-5)$$

(2) 为提高传输的可靠性，在任意时隙内的一个信道中，链路传输中只能有一个接收节点：

$$\sum_{c \in C} \sum_{r_j \in N} x_{t,c}(l_{ij}) \leq 1 \quad (4-6)$$

(3) 由于标签节点或信标节点的射频模块进行半双工通信，因此，在任意一个时隙内，同一个节点不能既作为发送节点又作为接收节点：

$$\sum_{c \in C} \sum_{n_i \in N} x_{t,c}(l_{ij}) + x_{t,c}(l_{ji}) \leq 1 \quad (4-7)$$

(4) 由于信道资源的限制，在任意一个时隙内，为所有传输调度的信道总数不能超过可用信道的数量：

$$\sum_{c \in C} \sum_{n_i \in N} \sum_{r_j \in N} x_{t,c}(l_{ij}) \leq |C| \quad (4-8)$$

根据上述问题描述，定位网络的时隙适配方案需满足公式 (4-5) - (4-8) 的

约束条件。

结合图 4-2 所示场景，本节以 IEEE 802.15.4 定义传输时隙结构为基础，通过对 ANN-L 层的定位数据传输的时隙组件重新设计，构成满足定位需求的时隙；并对 MAC 层资源适配策略进行设计。标签节点和信标节点的通信过程如图 4-7 所示。

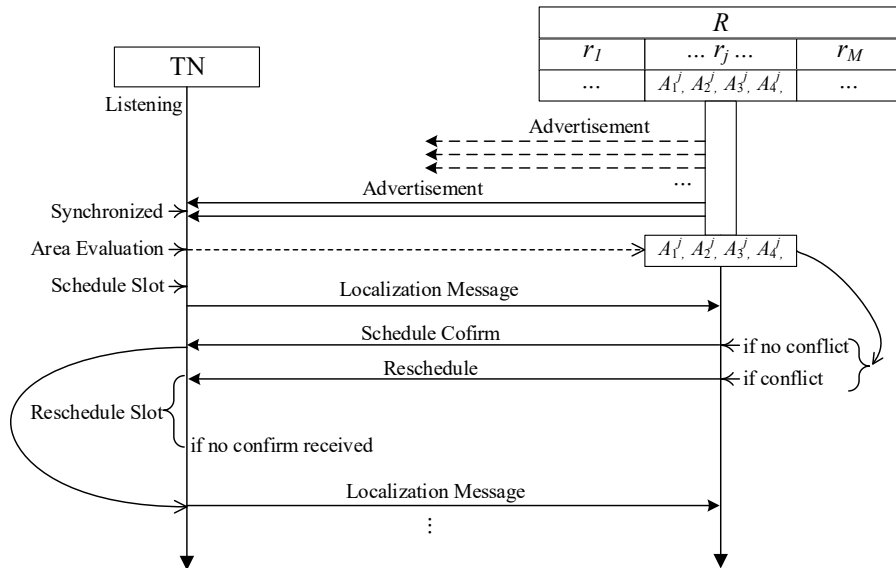


图 4-7 标签节点和信标节点的通信过程

Figure 4-7 The communication process between target node and anchor node

首先，标签节点在区域内处于监听状态时，能够接收到信标节点发送的周期性广播同步包。通过广播同步包，标签节点获取各信标节点的 RSSI 等信息，通过设计的基于信号强度的定位区域感知算法，使定位组件能够快速感知自身所在区域；并完成与信标节点完成同步。然后，标签节点发送定位信号至信标节点。最后，信标节点将含有适配方案的信息发送至标签节点，标签节点根据适配调整自身的发送时间。

需要注意的是，当标签进行移动时，可通过定位区域感知算法判定自身是否进入新的区域；如果标签节点移动到新的定位区域，则调整监听状态，接收来自新区域信标节点的广播信息，并发送接入请求；如果没有，则按照之前所属区域的时隙适配策略进行定位信号的传输。

在时隙适配阶段，如果标签节点没有接收到自身的时隙适配信息，则认为自身并未接入到该区域中；之后将发送接入请求，要求进行时隙适配，在下一时刻接入定位系统后再进行定位。在接入过程中，标签节点通过收取到的时隙适配策略感知当前有哪些时隙处于空闲状态，并随机选择空闲的时隙发送接入请求。此外，对于信标节点规定，超过三个帧没有接收到来自标签节点的定位信号，认为该标签节点已经离开此区域或者已经关闭，并在下一帧释放其所占用的时隙。

由此可见，在面向多区域移动定位的网络中，当两个以上的标签节点同时移

动到相同的定位区域时，可能会发生冲突。因此，我们选择下行调度来避免资源占有的冲突，提高通信资源适配的可靠性。

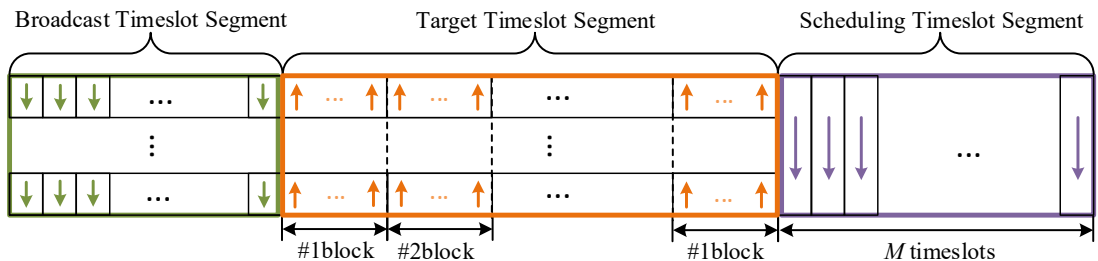


图 4-8 定位超帧基本结构

Figure 4-8 The structure of a localization superframe

如图 4-8 所示，将一个超帧划分为三个部分，分别是广播时隙(BTS)、定位时隙(TTS)和调度时隙(STS)。本章中一个超帧包含 500 个时隙，结合射频芯片的发送速率和服务器解算定位结果的时长因素，时隙长度为 20ms:

- (1) 射频芯片发送数据包的速率是 6.8Mbps，射频芯片单个数据包大小为 127B，因此理论上一个数据包发送完成的时间为 0.15ms;
- (2) 服务器利用 TDOA 算法解算一组坐标值的平均时间不到 10ms。

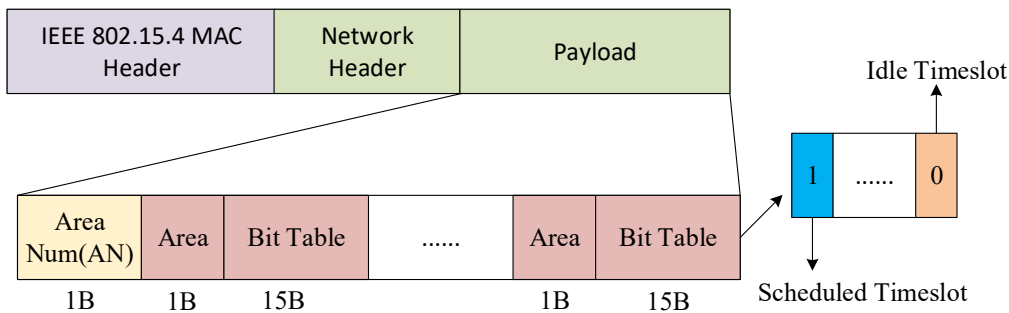


图 4-9 广播包的基本结构图

Figure 4-9 The structure of an advertisement

在 BTS 中，每个信标节点在各自的定位区域发送包含时隙表的广播数据包。每个信标节点将在各自的 TTSs 中划分当前的时隙适配策略。为此，本章重新编排了广播数据包的基本时隙结构，生成广播时隙组件，如图 4-9 所示。

广播时隙组件由 IEEE802.15.4 MAC 报头、网络报头和有效负载组成。在设计定位网络中，主要通过有效负载部分来发送标签节点的当前可用时隙。有效负载由区域数量、区域序号及其时隙调度信息组成。在时隙调度信息中，用“0”表示未调度的时隙，“1”表示已安排调度的时隙。每个时隙调度信息表示 TTS 中的一个时隙块。一旦标签节点接收到广播时隙组件，它将对区域和时隙调度信息进行解码。然后根据算法 4.1 获得自身所在区域，随机选择对应的时隙调度信息中的空闲

时隙作为 TTS 中的上行时隙。

TTSs 用于标签节点发送定位信息。由于标签节点所在定位区域不同，每个区域需要一个时隙块。为了节省资源，一些不同的区域可以重用共享时隙。因此，我们设计了算法 4.2 来生成时隙。

算法 4.2 时隙适配算法

```

1: 初始化  $B \leftarrow \emptyset, \Omega = \emptyset$ 
2: 输入:  $R$ 
3: 输出:  $B$ 
4: for each  $r_j \in R$  do
5:    $B' \leftarrow B$ ;
6:   for each  $r \in \Omega$  do
7:     if  $r_j \cap r \neq \emptyset$  then
8:       从  $B'$  中删除  $b(r)$ 
9:     end
10:  end
11:  if  $B' = \emptyset$  then
12:    构造一个新的时隙块  $b$  加入到  $B$ ;
13:    将  $r_j$  添加到  $b$ ;
14:  else
15:    将  $r_j$  添加到  $b, b \in B'$ ;
16:  end
17:  将  $r_j$  记录在  $\Omega$  中;
18: end

```

算法说明:

本算法主要解决了上行时隙的适配问题，其中， Ω 表示用于临时存储可适配的区域； $B = \{b_1, b_2, \dots\}$ 表示时隙集合； b 表示时隙块，每个时隙块包含多个时隙以支持区域中的标签节点，时隙块的时隙数量依赖于区域内所含标签节点的最大数量。由于存在无线干扰，且相邻的区域共享两个相同的信标节点，因此相邻的区域不能使用同一时隙块。但是，不相邻的区域不共享信标节点，可以使用相同的时隙块。根据模型假设，如果定位区域是不相邻的区域，则可以忽略信标节点之间的无线干扰。

在算法中，STS 用于下行调度信息。在一个时隙块中，一个时隙只能分配给一个标签节点，如果多个标签节点在同一定位区域且选择了相同的时隙，它们之间可能存在冲突。当信标节点接收到标签节点的定位数据包时，信标节点会在相

应的时隙将时隙适配策略，以多播的形式发送到标签节点。因此，当其他标签节点接收到数据包时，若将发现自身没有被调度，则将在下一个超帧中重新选择上行时隙。每个定位区域选择一个主信标节点来发送此调度信息。

本章以图 4-10 所示网络为例，通过算法 4.1、算法 4.2 和图 4-8、图 4-9 展示资源适配过程。图 4-10 表示 4 个定位区域，分别用 *a*、*b*、*c*、*d* 表示；每个定位区域包含 4 个信标节点，例如 *a* 区域的信标节点为 1、2、4、5。

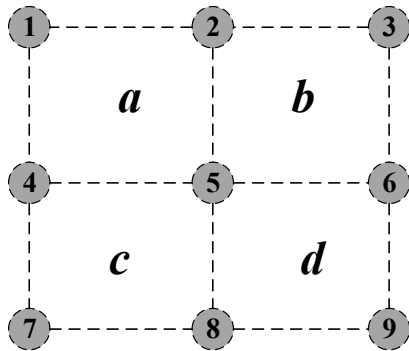


图 4-10 时隙适配拓扑图

Figure 4-10 The topology of timeslot adaptation

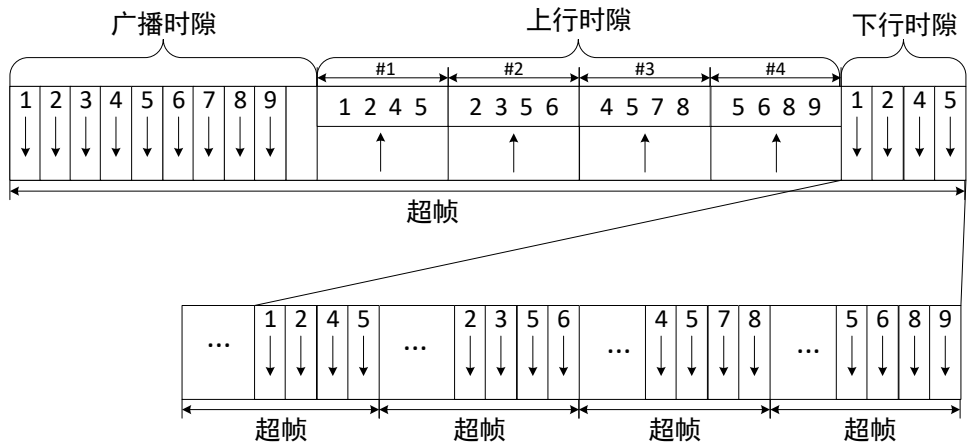


图 4-11 定位数据超帧调度表

Figure 4-11 The schedule tables of the data superframe for localization

图 4-11 为针对图 4-10 区域定位所调度的超帧结构，由于超帧具有周期性，周期为一个超帧的长度，因此只需设计一个超帧的时隙调度策略即可。

为了提高标签节点同步的可靠性，本章使每个信标节点使用广播时隙依此进行广播。当标签节点接收到广播消息后，依据接收到广播消息的信标节点地址和接收时间进行同步，并且存储所测量的信号强度值。第一次同步后标签节点将继续监听广播，直到接收完成一组完整的广播数据包。此时，标签节点先对同步信息进行确认，然后使用测量的所有广播数据包的信号强度值，依据算法 4.1 对自身的区域进行评估。完成后，取出所选区域信标节点广播中的区域时隙调度信息 (Bit

Table)，查找该表所表示的该估计区域的空闲时隙，并在上行时隙段中相应区域的时隙块中使用该空闲时隙传输定位信息。

上行时隙的时隙适配依据算法 4.2 生成。如图 4-11 所示的上行时隙段，分为 4 个时隙块，分别是#1、#2、#3、#4。每个时隙块包含的时隙数量由该区域最大支持的标签节点所决定，在此假设单个区域的最大支持节点数量为 10。上行时隙块中所分配的时隙表示在当前时隙块中，该区域的所有信标节点在每个时隙均处于接收状态，而标签节点依据之前接收到的广播信息随机选取一个空闲时隙发送定位信息，广播数据包的详细格式如图 4-9 所示。例如，调度#1 时隙块资源给 *a* 区域，在该时隙块内的所有时隙，1、2、4、5 节点均为接收状态，以接收来自标签节点的定位信息。由于标签节点在接收广播数据包后随机选择相应时隙块中的一个空闲时隙，因此可能会发生在同一区域的两个或两个以上的不同节点选取相同的空闲时隙，此时信标节点至多只能在其选取的时隙内接收到一个标签节点的定位信息。所有信标节点在接收到定位信息后将信息传输至服务器，当服务器接收到来自同一个区域的四个信标节点所接收到的标签节点的节点信息不一致时，表示存在冲突，此时服务器将选取接收到较多信息的标签节点作为该空闲时隙的占用节点。

如图 4-11 所示的下行时隙段，表示一个区域的信标节点将下发最近三个周期上行时隙的调度策略。即将在最近三个周期内选取空闲时隙编号和节点地址作为下行数据包，通过多播（广播）形式发送。当标签节点接收到该数据包时，将查询自己所选时隙编号后的占用节点地址，如果改地址是自己，则表示占用成功，在此后使用该时隙作为上行时隙。否则在下一个周期继续监听广播，仍然从剩余空闲时隙中随机选取空闲时隙进行占用，直至占用成功。同样，为了提高时隙资源的利用率，本章采用周期复用的方式调度下行时隙。如图 4-11 所示，在每个超帧的下行时隙中，由每个区域的一个节点负责发送下行调度信息。因此，下行时隙调度的周期长度为 4 个超帧。

由于示例中只存在 4 个区域，它们之间均存在交叉信标节点，因此对每个区域的时隙块都不能复用。但是，当整个区域扩大时，例如有 9 个区域时，则不包含交叉节点的区域之间可以依据算法 4.2 复用时隙块，以提高时隙资源的利用率。以此示例计算，假设定位区域分为 4 个区域，包含了 9 个信标节点，每个区域最多支持 10 个标签节点。因此，首先需要至少 9 个广播时隙，本章多调度 1 个时隙用于标签节点计算同步信息和区域感知。由于下行时隙块不能复用，共分为 4 个时隙块，每个时隙块包含 10 个时隙。上行时隙部分包含 4 个时隙，按周期的调度给每个区域的一个信标节点，因此在该示例中总共需要 54 个时隙。

4.4 实验与性能评估

本节通过 MATLAB 仿真及测试，对提出的面向多区域移动定位的网络进行验证，主要评估了节点规模对定位的影响、以及网络性能对定位成功率的影响。

4.4.1 实验场景

为了评估提出的面向多区域移动定位的网络，本章设计了一个基于 IEEE 802.15.4 的 UWB 定位系统，其实验拓扑如图 4-12 所示。在该系统中，定位网络被划分为多个网格区域，由 9 个信标节点组成，其坐标分别为： $A(A_1^1)=(0,8)$, $B(A_1^2/A_2^1)=(4,8)$, $C(A_2^2)=(8,8)$, $D(A_1^4/A_3^1)=(0,4)$, $E(A_1^3/A_2^4/A_3^2/A_4^1)=(4,4)$, $F(A_2^3/A_4^2)=(8,4)$, $G(A_3^4)=(0,0)$, $H(A_3^4/A_4^4)=(4,0)$, $I(A_4^3)=(8,0)$ 。每个标签节点具有相同的发射距离和硬件配置，标签节点的位置将根据测试需求部署在多个定位区域中。根据前面分析，本章定义三种定标签节点位置的场景：可靠区域内 T_m 、信标节点附近 T_a 、两个信标节点的连线附近 T_e 。

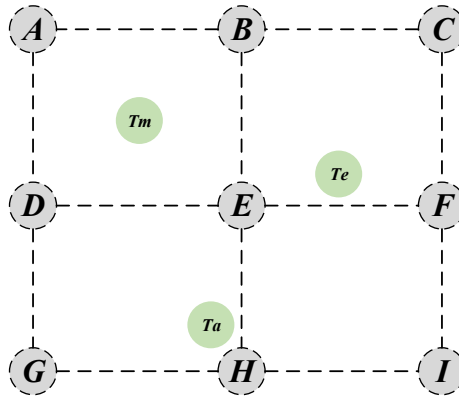


图 4-12 实验网络拓扑图

Figure 4-12 Network topology in experiments

本节将根据以下步骤来检验网络模型用于定位的可行性：

Step 1: 使用 3.3 小节的位置估计方法，对标签节点的位置坐标进行结算，通过仿真分析了信标节点规模、信号传输半径对定位误差的影响。

Step 2: 获取网络模型中各个信标节点的 RSSI 测量值，采用定位区域感知算法，分析成功实现位置估计的标签节点数量占测试标签节点总数量比值。

Step 3: 定位系统容量的提升势必增加网络负担，各种数据包的碰撞丢失概率增大。为此，通过采用基于区域感知的时隙调度算法对时隙进行划分，对比分析了不同数量标签节点在静止状态下定位成功的概率。

Step 4: 由于工厂环境空间复杂度高、覆盖面广，工业环境下的信道质量相对

较差、信号传输距离受限，在划分多个区域进行定位时容易产生网络冲突。本节通过实验分析了标签节点在不同速度、不同网络下的定位性能。

Step 5: 测试了不同数目的标签节点在不同网络、不同刷新频率下的定位，分析了标签节点的刷新频率对定位性能的影响。

4.4.2 实验结果分析

1、影响定位性能的因素分析

由文献^[118]知，在室内环境下由 NLOS 引起的测距误差一般服从高斯分布。本节利用第三章的位置估计方法，增加区域约束条件，通过对不同规模的信标节点进行仿真，测试其对定位性能的影响。从 4.1 小节得到，在二维定位中，最优的信标节点部署结构是信标节点构成一个正多边形。为此，本章分别采用 4 个、6 个、20 个信标节点组成定位区域进行测试。仿真在 40m*40m 的区域进行，标签节点位置在定位区域内随机生成，仿真结果由 10000 次独立估计过程的平均值得到。结果如图 4-13 所示，横坐标是定位误差，纵坐标是 CDF。

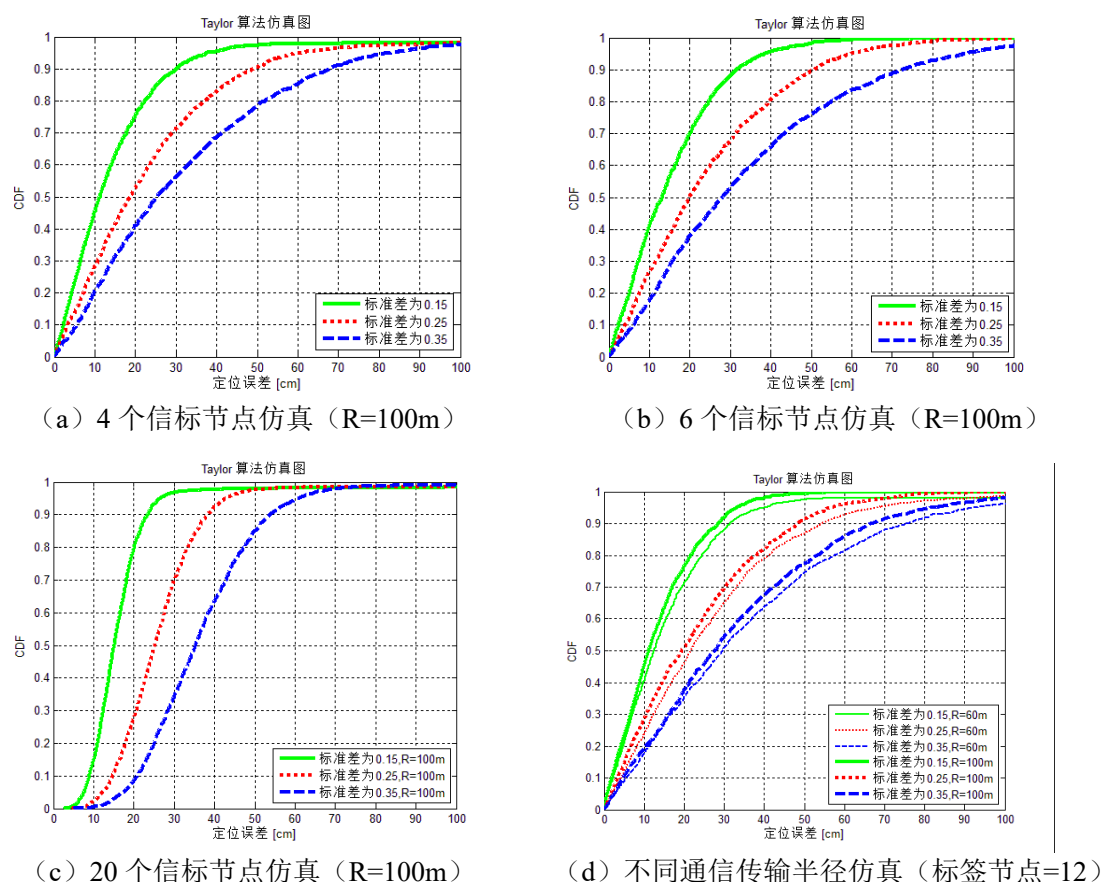


图 4-13 信标节点对定位性能的影响

Figure 4-13 The performance of localization is affected by anchor nodes

从图 4-13 中可以看出，定位精度和测量精度、信标节点规模、通信范围有关。其中，信标节点规模是指组成定位区域的信标节点数量。结果表明，影响定位性能的主要因素是测量精度和信标节点规模，通信半径影响因素较小。信标节点密度越大，定位的精度也就越高。但是，信标节点节点的部署一般都是依靠人力来完成，其位置坐标在测量过程中难免会有误差。因此，在设计定位网络时，应结合定位场景和需求，在满足定位精度的前提下尽量降低信标节点密度。

2、定位区域感知性能评估

标签节点定位成功百分比是指成功完成位置坐标估计的标签节点数量与参与定位的标签节点总数之比。本次测试主要测试了 RMLNet 网络中区域感知的性能，评估了标签节点定位成功百分比。在图 4-12 所示的 T_m 、 T_a 、 T_e 三个场景中放置 4 个标签节点，测试 1000 次。图 4-14 显示了成功实现位置估计的标签节点数量与总标签节点数量的百分比。柱状图表示成功百分比，折线图表示失败百分比。“1”、“2”、“3”分别对应“ T_m ”、“ T_a ”、“ T_e ”三种场景。

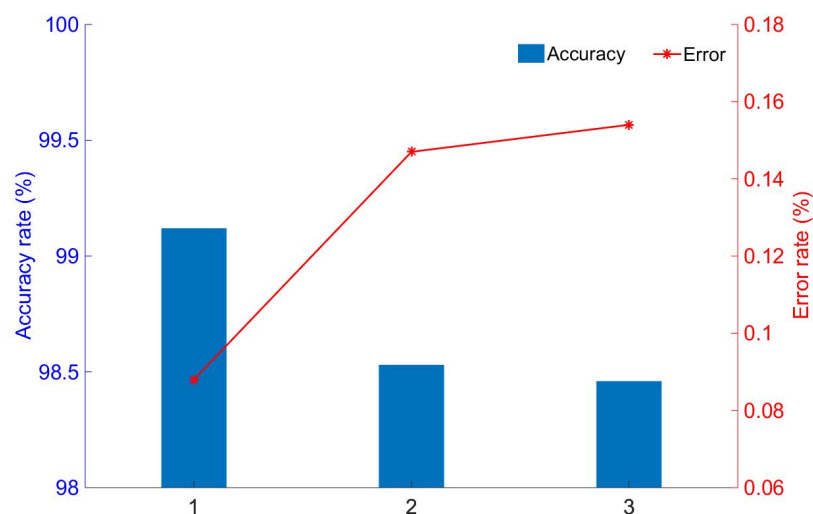


图 4-14 区域感知成功率及定位误差

Figure 4-14 The accuracy rate and localization error of target area determination

理想的定位系统能够成功实现定位区域内的所有标签节点的定位。但在实际工业应用中，复杂的工业无线传输环境（如金属遮挡、高噪声以及电磁干扰）使得某些标签节点的通信失效，不能被成功定位，导致定位成功率无法达到 100%。从图 4-14 可以看出，RMLNet 网络中区域感知算法达到了 98.5%以上的成功率。其中，在靠近可靠区域内的标签节点感知成功率最高，在信标节点附近和两个信标节点的连线附近的标签节点感知成功率略低。这是因为受恶劣的无线环境影响，UWB 信号存在衰落现象，导致了 RSSI 测量值存在误差。结合图 4-6 可以看出，在可靠区域内标签节点可接受的误差范围，远远大于边缘处的标签节点可接受的

误差范围。也就是说，在利用区域感知算法的时候，RSSI 测量值的误差对边缘处的标签节点影响较大。整体来说，RMLNet 网络中的区域感知算法能够初步感知信标节点所在位置，为空间结构复杂环境下的定位提供了有利保障。

3、节点静止时定位可靠性

本节测试比较了在基于 RMLNet 网络与 CSMA 网络中使用不同模型的定位性能，实验设置如表 4-1 所示。

表 4-1 实验参数
Table 4-1 Experiment parameters

实验参数	参数值
测试时间	10min
定位区域个数	4
标签节点数目	48、56、64、72、80
每个区域标签节点数目	12、14、16、18、20
超帧长度	100 个时隙
数据包大小	127Bytes
可接入信道数目	16

测试结果如图 4-15、图 4-16 和图 4-17 所示。其中，柱状图表示成功定位的次数占总测试次数的百分比，折线图表示在定位误差 30cm 范围内成功定位的次数占总测试次数的百分比。整体来看，基于 RMLNet 网络的定位效果优于基于 CSMA 网络的定位效果。

在图 4-15、图 4-16、图 4-17 中，当有 40 个标签节点参与定位时，基于 RMLNet 网络的定位性能略低于基于 CSMA 网络的定位性能。这是因为网络资源丰富，标签节点少，CSMA 网络中数据碰撞少；而 RMLNet 网络在定位过程需要进行区域感知，感知失误影响了定位的性能。此时，在工厂环境中对无线传输的影响主要来自于金属设备的遮挡以及工作设备的电磁干扰，这在一定程度上会导致链路传输失败，从而导致两种网络下的定位成功率无法达到 100%。随着标签节点数的增加，两种网络下的定位成功率均有所降低，而基于 CSMA 网络的定位成功率下降速度快于基于 RMLNet 网络的定位。这是因为当对同一个区域内信标节点进行定位时，标签节点越多，越容易造成数据传输冲突。基于 CSMA 的网络采用竞争机制传输，定位的成功率降低快；而基于 RMLNet 网络的定位，通过对时隙的精确划分和重复利用，基本保证了定位数据传输的可靠性，但是受到更多信标节点之间的干扰和区域感知的失误，其定位成功率也会随之降低。

同时，从图 4-15、图 4-16、图 4-17 可以看出，在定位误差 30cm 内的结果中，

基于 RMLNet 网络的定位成功率整体大于基于 CSMA 网络的定位成功率。随着标签节点数量的增加，基于 CSMA 网络的定位性能比基于 RMLNet 网络的定位性能差。这是因为高效的网络机制能够为定位提供可靠的数据传输，提高了定位的平稳运行。在同样的恶劣工业环境下，RMLNet 网络为定位模型提供了更多可靠的定位数据，从而获得更多的定位结果。同时，稳定的网络性能为数据的准确测量奠定了基础。

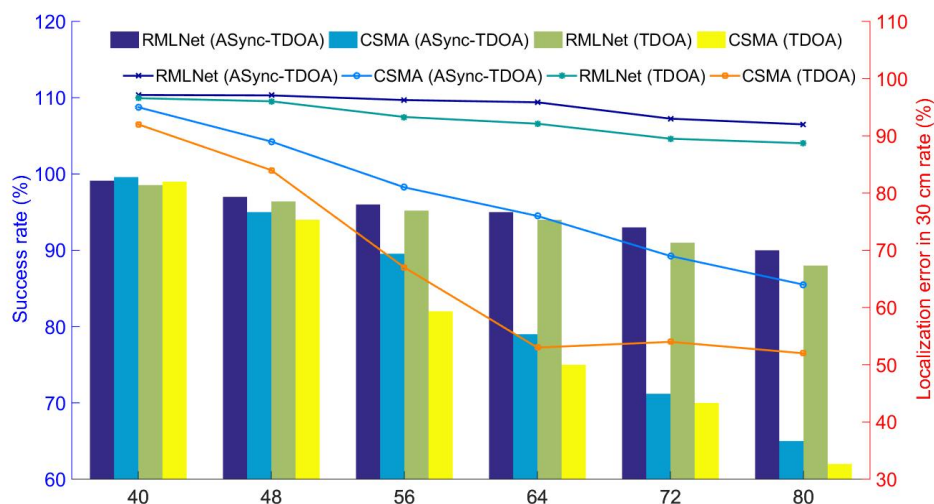


图 4-15 ‘ T_m ’场景下的定位性能

Figure 4-15 The localization performance in scenario of ‘ T_m ’

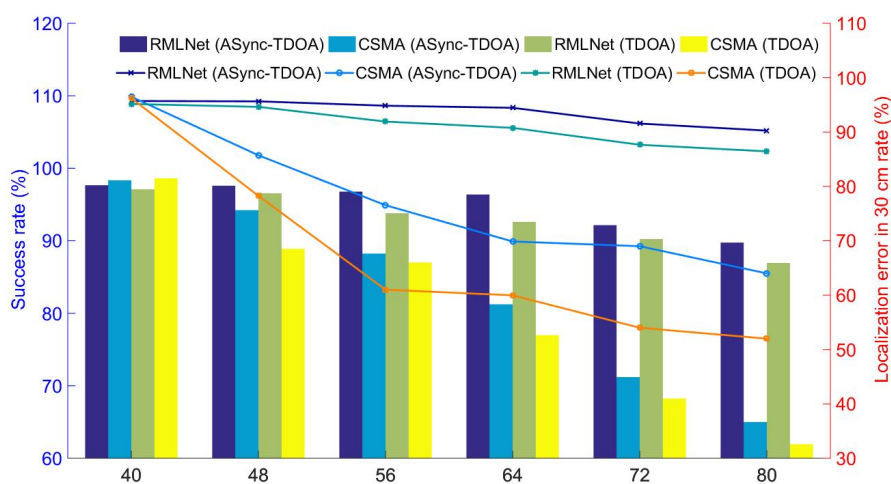


图 4-16 ‘ T_a ’场景下的定位性能

Figure 4-16 The localization performance in scenario of ‘ T_a ’

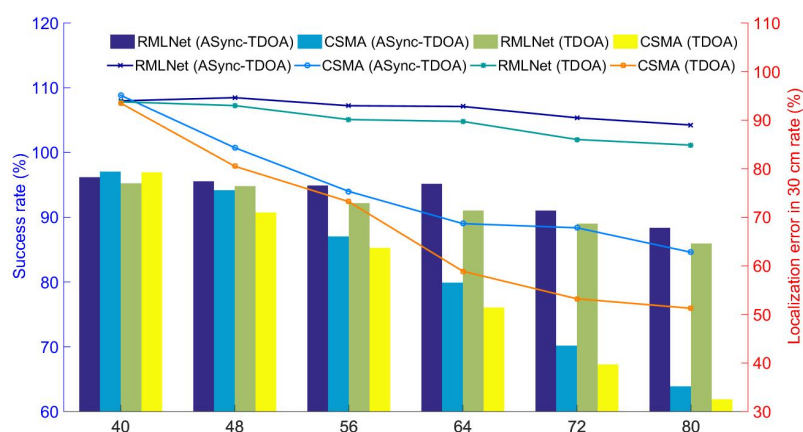


图 4-17 ‘Te’场景下的定位性能

Figure 4-17 The localization performance in scenario of ‘Te’

此外，从图 4-15、图 4-16、图 4-17 还可以看出，ASync-TODA 模型在两种网络中都比传统的 TDOA 模型定位效果好，尤其是在基于 CSMA 的网络中。这是因为 ASync-TODA 避免了时钟同步对定位的影响，有效地减少了数据包传输，空出更多时隙用于接收其他节点信息；而传统的 TDOA 模型在 CSMA 网络中定位时需要先进行时钟同步，增加了节点间交互次数，加重了冲突；同时，传统的 TDOA 模型的同步失败会影响定位的测距，从而影响定位的成功率。

4、节点移动定位性能

由于工厂环境空间结构复杂度更高、覆盖面更广，工业环境下的信道质量相对较差、信号传输距离受限，需要划分多个区域进行定位，就不可避免的出现节点在多个区域之间的移动定位。本节利用 ASync-TODA 模型，在不同速度下，对不同网络中标签节点的定位误差进行统计分析。在图 4-12 所示的场景中，设置 10 个标签节点，分别以 1m/s（慢走）和 3m/s（快走）的速度，随机移动 10 分钟。结果如图 4-18 所示，表示不同移动速度下两种网络的定位误差 CDF 图。

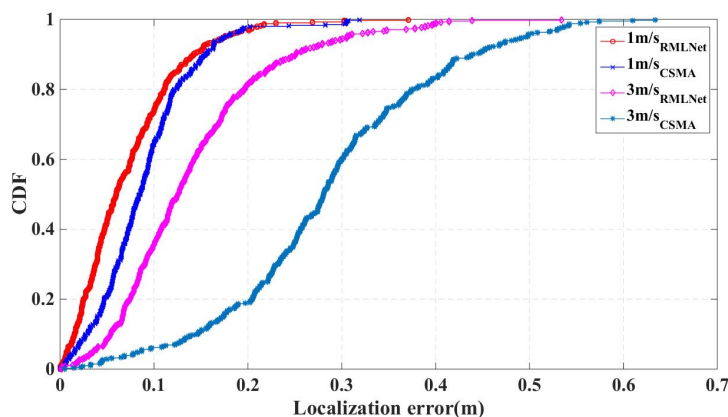


图 4-18 不同移动速度下的定位

Figure 4-18 The performance of the localization at different speeds

从图 4-18 中可以看出,不同速度下,基于 RMLNet 网络的定位性能整体优于基于 CSMA 网络的定位性能。随着节点移动速度的增加,定位的误差也会增加。这是因为定位网络的运行需要一段时间,此时信标节点等待响应;当标签节点速度较小的时候,网络性能能够保证信标节点获取足够的信息用于定位;速度增加后,标签节点位置变化快,测量得到的位置信息会发生变化,引起误差增大。当目标节点以 1m/s 速度移动时,基于 RMLNet 网络的定位误差在 0.3m 以内概率为 99%,基于 CSMA 网络的定位误差在 0.3m 以内概率为 98.6%。当目标节点以 3m/s 速度移动时,基于 RMLNet 网络的定位误差在 0.3m 以内概率为 94.33%,基于 CSMA 网络的定位误差在 0.3m 以内概率为 61.08%。这是因为可靠的 RMLNet 网络提升了数据实时传输的稳定性,从而保障了数据的准确测量。另外,标签节点在跨域移动的过程,复杂的结构空间环境使得信标节点布置出现盲区,同时受到恶劣和不稳定的工业无线环境的影响,获取节点的位置信息误差较大或丢失,从而导致节点位置误差增大或无法定位;基于 RMLNet 网络的定位具有区域感知机制,限制了标签节点的位置估计范围,提高了位置估计精度。

5、刷新频率的影响

标签节点在移动过程中定位时,其刷新频率影响数据采集性能。本节测试了两种网络模型在不同数目的标签节点在多种工作频率下的定位性能。如图 4-19 和图 4-20 所示,显示了 2 个在标签节点在不同标签数量场景下的定位轨迹。

从图中可以看出,标签节点的刷新频率和标签节点数目会使标签节点位置更新的结果产生差异。对于 CSMA 网络下的定位来说,当 20 个标签节点以不同的刷新频率进行定位时,显示的标签节点虽然存在部分误差值较大的点,但轨迹连续;而当 40 个标签节点以 1HZ 的刷新频率进行定位时,显示的标签节点出现了偶尔丢失和漂移的现象,在 5HZ 刷新频率时,轨迹出现明显的间断和标签节点无法定位的情况。对于 RMLNet 网络的定位,当 20 个标签节点进行移动定位时,无论是 1HZ 还是 5HZ,显示的标签节点运动轨迹稳定,几乎没有出现标签节点的漂移和消失的情况,定位稳定性有了很大的提升。直到 40 个标签节点以 5HZ 刷新频率进行定位时,标签节点的定位轨迹才偶尔出现间断。这是因为,恶劣的无线环境下通信资源有限,当多个标签节点移动定位时,节点数量的增加、刷新频率的提升势必增加网络负担,数据包丢失的概率增加;CSMA 网络通过竞争方式接入信道,无法确保高可靠的信道接入;RMLNet 网络通过对信标节点的资源进行统一适配,提高了标签节点在不同区域内定位的可靠性。

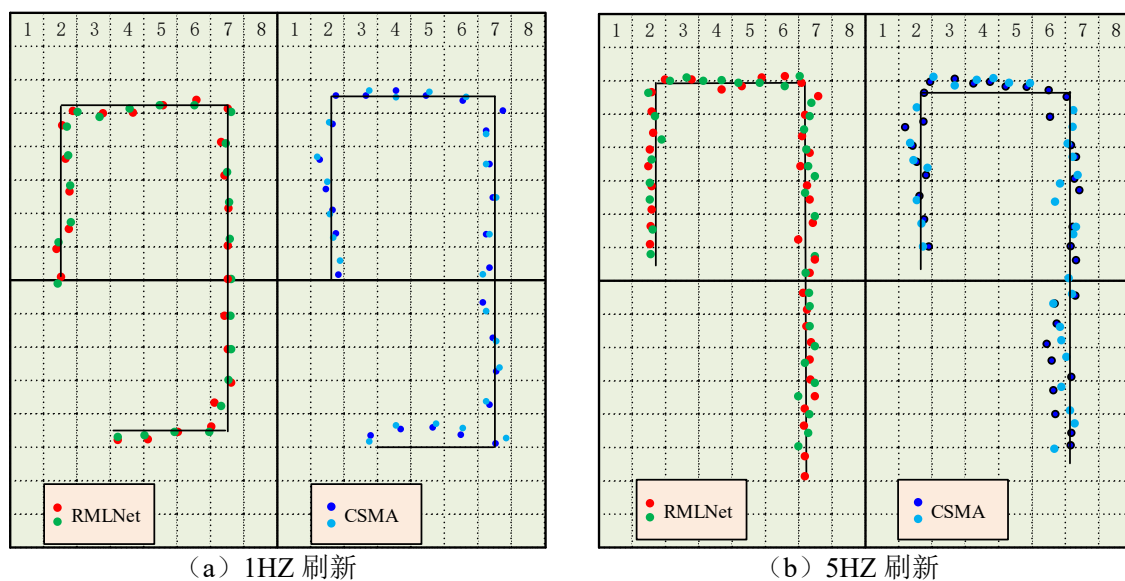


图 4-19 20 个标签节点场景

Figure 4-19 The location trajectory of 20 target nodes in different networks

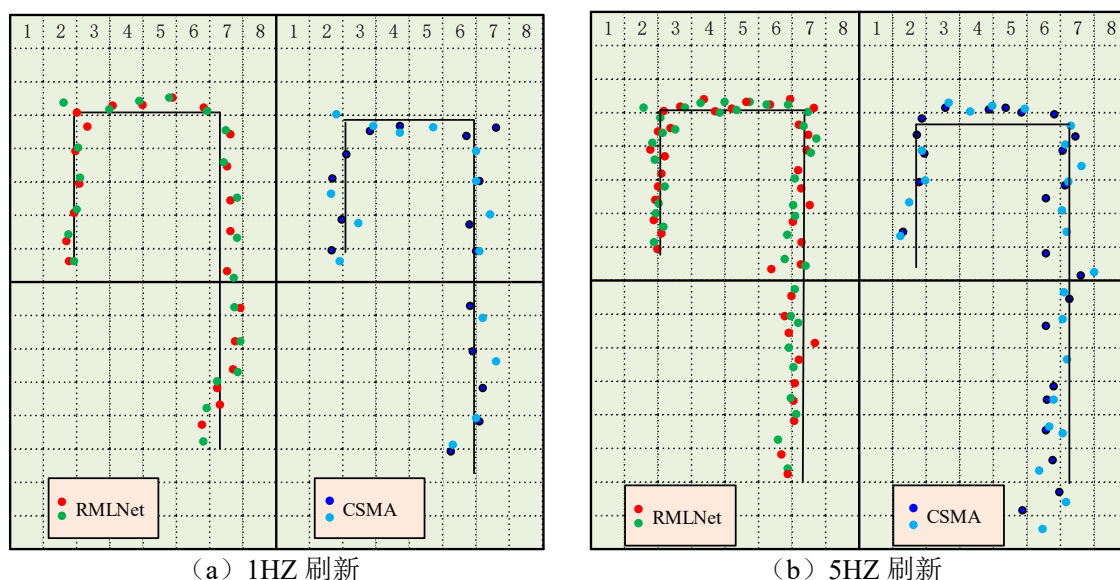


图 4-20 40 个标签节点场景

Figure 4-20 The location trajectory of 40 target nodes in different networks

4.5 本章小结

在工业生产过程中，设备的频繁移动严重影响了无线节点的链路切换和数据传输，导致网络冲突剧烈、定位成功率降低。为此，本文提出面向多区域移动定位的资源适配策略，通过实现节点在不同区域间的高效链路切换，提升定位可靠性。本章在第二章系统架构的基础上，分析了构建工业室内定位系统网络时考虑的可靠性等因素，将定位场景划分为多个区域，建立了面向复杂工业环境定位的

多区域网络模型。通过设计了基于信号强度的定位区域感知算法，使定位组件能够快速感知自身所在区域；并以 IEEE 802.15.4 定义传输时隙结构为基础，重新设计了用于定位通信的时隙组件，对 MAC 层资源适配策略进行设计，提升了定位数据在传输的可靠性。通过仿真和测试，评估了所提出网络模型的可行性。结果表明，本章提出的网络模型和资源适配策略能够有效地提高节点在复杂工业环境中的定位成功率，提升了扩大区域后定位的可靠性。

5 面向异常定位信息的数据处理模型

室内定位系统受多径衰落、阴影效应、散射特性等诸多障碍的影响，会出现定位数据丢失的现象。在恶劣工业射频环境中，这种现象更为严重。如何在数据不完整的情况下，完成对丢失数据的补充，从而实现准确定位的目标，一直是定位系统所需要考虑的关键问题。为此，本章基于第二章所提出的系统架构，考虑定位具体使用场景和服务，通过对工业场景特征的提取，对异常或缺失的定位数据进行预测修正，尽可能地改善恶劣工业射频环境下定位的稳定性。

实际生产过程中，工业场景的定位信息与具体使用环境和服务有关。当定位数据采集不完整时，现有的室内定位系统无法充分利用已有定位信息，很难获得稳定的位置坐标。对于这些不完整的数据直接舍弃或忽略，极有可能丢失有价值的信息。因此，针对测量误差、通信故障等因素导致定位数据异常或丢失的问题，本章提出面向异常定位信息的数据处理模型（Deep learning for TDOA-based asynchronous localization with State characteristics and Attention mechanism, DeepTSAL）。本章通过对工业场景和服务等信息特征的提取，设计状态感知模型与 TDOA 预测模型，以及基于模糊综合评价的位置估计算法，改善定位稳定性，并对建立的系统进行了实际部署和测试。

本章内容是基于作者发表论文[119]的进一步完善和补充。

5.1 引言

数据作为提供定位服务的主要依据和信息来源，其质量对定位系统的性能起着至关重要的作用。面向复杂工业环境的室内定位问题可以看成是一个关于数据优化处理的问题，提高定位数据质量可以获得更精确、更可靠、更稳定的定位结果，最直接的解决方案是从测距的角度改进定位模型、从传输策略的角度改进网络设计。然而，环境恶劣的工业场景等因素极易造成噪声、缺失值、数据不一致等定位数据采集不完整的情况，无法建立统一的数据处理模型，对位置估计的稳定性产生严重影响。

定位数据是一种时序数据，具有很强的时间和空间相关性，数据之间具有很强的关联性；同时，定位信息与具体使用环境和服务有关。通过适当手段对异常定位信息优化处理，可以获取稳定的定位输出。为此，许多不同的算法都试图从距离估计中确保定位的连续与稳定，然而这些定位算法都是针对已完成测量的数据在运算过程中进行估计的“后算法”，对于测量数据的完整性并没有给出相关验

证。因此，可以通过一些“前置方法”，在估算位置之前对测量得到的数据进行相关检测处理，消除突发性误差数据，确保这些数据的完整性，使最终参与定位计算的数据最大限度减小对定位的影响。常用的数据处理方法有：利用属性的平均值进行替换或是用“0”补充，但会造成结果的偏差；采用基于统计学习的方法对不确定性数据进行预测，但其阈值的设定影响了最终的预测准确性。

随着数据采集技术的发展，定位数据从数量和维度上都发生了质的改变，这也使得定位数据的处理面临着新的挑战。深度学习的高级特性和分布式数据结构可以更好地表示原始数据的特征。因此，通过利用基于深度模型，充分挖掘定位的使用场景和功能需求，对异常数据进行清理、转换等有效处理，完善异常或丢失的 TDOA 值，可以提升定位数据集的完整性，改善高定位的稳定性。因此，针对定位数据丢失或异常的问题，提出了面向异常定位信息的数据处理模型，在进行位置估计之前，对不完整的 TDOA 值进行预测处理，提高定位数据完整度；根据数据测量结果和预测结果，设计基于模糊综合评价的位置估计算法，提升位置估计的连续性。

5.2 异常数据处理模型描述

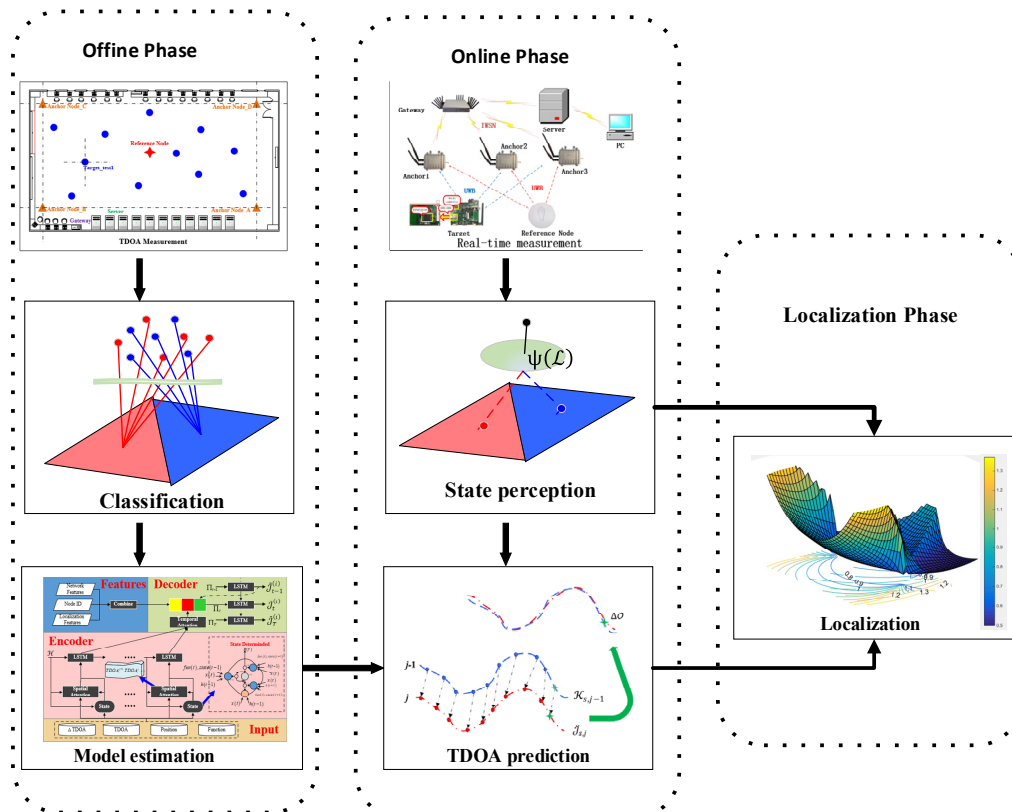


图 5-1 面向异常定位信息的数据处理模型

Figure 5-1 The model of data processing for anomalous localization information

复杂工业场景下的 TDOA 定位问题可以看作一个数据处理优化问题,其优化的目标存在测量误差或数据缺失,结果具有非凸特性。基于此,本章结合具体工业场景,提出了一种面向异常定位信息的数据处理模型(DeepTSAL)如图 5-1 所示。在本节中,我们将简要概述数据处理模型不同的组件:用于判断设备状态的长短期记忆状态感知模型(FS-LSTM),用于预测 TDOA 的基于状态特征和注意力机制预测模型(DeepTSA),用于保障定位稳定性的基于模糊综合评价的位置估计算法(DeepTSA-FW)。该模型在垂直和水平两个方向都互相连接,分为三个阶段:离线阶段(训练阶段)、在线阶段(预测阶段)和定位阶段。

离线阶段,首先获取预设的标签节点的定位信息数据,这些数据可以有效地描述每个标签节点的 TDOA 测量值等特征,并将其存储到 TDOA 数据集;然后利用这些数据训练出可以解决存在测量值异常或缺失的 TDOA 深度网络模型,包括标签节点运动状态的感知和 TDOA 的预测。离线阶段共分为建立 TDOA 数据集、数据预处理和模型学习三个子模块。

(1) 建立 TDOA 数据集:利用搭建的 UWB 工业室内定位系统在室内所需定位的区域采集数据,建立初始 TDOA 数据集。

(2) 数据预处理:一方面对数据集进行清洗,平滑数据抑制噪声;另一方面对 TDOA 特征提取,并进行归一化处理。

(3) 模型学习:使用深度学习模型对节点状态进行感知,并生成 TDOA 信息与节点状态之间的映射模型;同时利用深度学习方法建立 TDOA 预测模型。

在线阶段,首先实时获取定位系统采集的信息;然后利用状态感知模型确定节点状态;最后针对标签节点测量的异常值或数据缺失的情况,利用 DeepTSA 进行 TDOA 预测。在线阶段分为实时数据采集、数据预处理、状态感知和 TDOA 预测四个子模块。

(1) 实时数据采集:实时采集标签节点的 TDOA 等信息。

(2) 数据预处理:采用离线阶段的处理方式,对采集到的实时数据进行数据预处理。

(3) 运动状态判定:利用离线阶段学习得到的状态感知模型,确定标签节点的运动状态。

(4) TDOA 预测:在所属的区域中,利用离线阶段学习得到的 DeepTSA 预测模型,估计得到标签节点的 TDOA 值。

定位阶段,结合 TDOA 测量值和值预测,利用基于模糊权重的改进粒子群定位算法对标签节点位置进行估计。

5.3 基于深度学习的 TDOA 预测

深度学习通过构建多层网络模型，利用大量的训练数据学习与需求相关的数据特征，从而提升分类或预测的准确性。基于此，本节使用深度学习方法以期望解决 TDOA 测量异常或数据缺失问题。本节首先根据图 5-1 所示的模型，对采集数据进行预处理；然后利用深度学习方法训练运动状态感知模型和 TDOA 预测模型；最后利用 TDOA 信息进行位置估计。

5.3.1 数据预处理

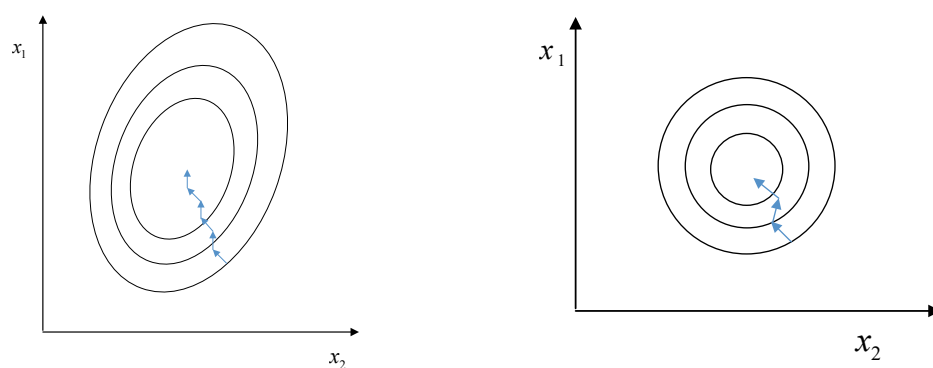
利用深度模型求解优化问题需要大量的样本数据进行训练和测试。数据集由两部分组成：用于学习和拟合模型参数的训练集、用于验证模型误差和估计模型性能的测试集。对于定位数据处理模型来说，训练数据和测试数据要在不同时间段进行采集。因为在实际应用中，训练是在测试之前开展的，比较符合认知规律；同时，如果测试数据和训练数据来自同一批采集的数据集，数据之间相关性太高，可能会导致预测出的结果远远高于实际效果。

在对 TDOA 预测的问题中，用于训练的数据集主要是通过现场布置的标签节点采集获得，在需要进行定位区域内部设定的位置上采集所需的数据，包括标签节点编号信息、TDOA、坐标信息等，采集范围应尽量覆盖整个需要提供定位服务的区域，以确保对 TDOA 预测时标签节点位于指定区域任意位置时，相应地范围内都有采集数据。

在深度模型中，经过对原始数据的预处理，有利于加快模型拟合、减少训练时间和调参次数。离线数据预处理阶段主要是 TDOA 数据集的构建工作，对采集的 TDOA、位置坐标等数据信息的各维度特征进行组合，使其能够用于训练，并获得与输入输出相关的目标函数。在线数据预处理阶段主要针对实时采集的定位数据，通过一定的清洗过滤规则，转换成符合模型需要的数据类型。

在深度神经网络中，模型通常需要统一的数据格式来进行相应的模型训练，由于采集的数据集信息参差不齐，格式标准统一，因此，需要在训练之前规范数据格式。本章采用零均值归一化，对数据进行统一格式。假设原始特征均值为 μ ，标准差为 σ ，那么归一化公式定义为：

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (5-1)$$



(a) 未归一化数据的梯度下降过程

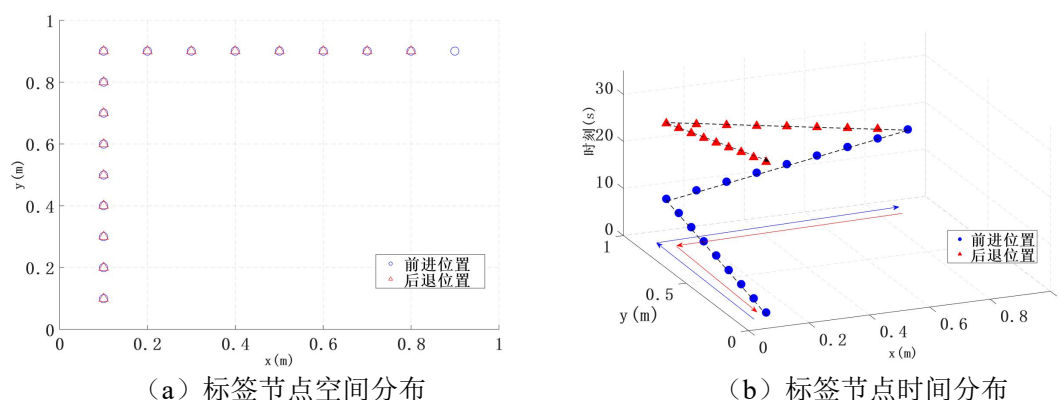
(b) 归一化数据的梯度下降过程

图 5-2 数据归一化对梯度下降收敛速度产生的影响

Figure 5-2 The data normalization affect the convergence rate of gradient descent

为进一步说明归一化的重要性,假设两种数值型特征, x_1 的取值范围是 $[0,10]$, x_2 的取值范围为 $[0,3]$,借助随机梯度下降的示例来说明。构造一个目标函数符合图 5-2 (a) 中的等值图。在学习速率相同的情况下, x_1 的更新速度会大于 x_2 ,需要较多的迭代才能得到最优解。如果将 x_1 和 x_2 归一化到相同的数值区间后,优化目标的等值图变成图 5-2 (b) 中的圆形, x_1 和 x_2 更新速度变得一致,容易更快地通过梯度下降法找到最优解。

特征提取可以表示为一个非线性映射问题。通常特征越多,模型训练过程中获得的参考信息就越多,准确性会得到提升。但是,特征的增多也进一步提升了模型训练的复杂度,每个特征上的不确定性数据可能会引起训练误差。因此,模型训练过程中,并不一定特征越多越好。在定位系统中,标签节点的位置具有连续的空间性和时间性,主要体现在标签节点的定位将贯穿工业生产的整个生命周期,其位置是连续的而非跳跃式,会随着时间的推移产生逐渐变化。



(a) 标签节点空间分布

(b) 标签节点时间分布

图 5-3 定位坐标分布图

Figure 5-3 Distribution of localization coordinates

图 5-3 表示标签节点的坐标数据矢量分布情况。可知标签节点的坐标数据矢量从空间看,分布有一些重叠;但是,增加时间维度,其实是在不同时刻所处的位

置不同。所以，定位数据属于一种序列化数据，其序列信息对于定位的影响较大，要考虑整个定位过程的动态序列行为。

同时，由于定位信息与具体使用环境和服务有关，本章将整合与定位目标的属性、位置及事件信息，重新构建 TDOA 定位数据集，为后续节点状态判定及预测分析提供更为多样化的比照依据。本节分三个维度对标签节点进行基本特征数据定义：

- 1) 属性数据：标签节点的编号及时序。
- 2) 位置数据：包括 TDOA、距离差的差、位置坐标。
- 3) 事件数据：标签节点功能，定点检查、巡检等。

最终，定义的标签节点特征数据如图 5-4 所示。

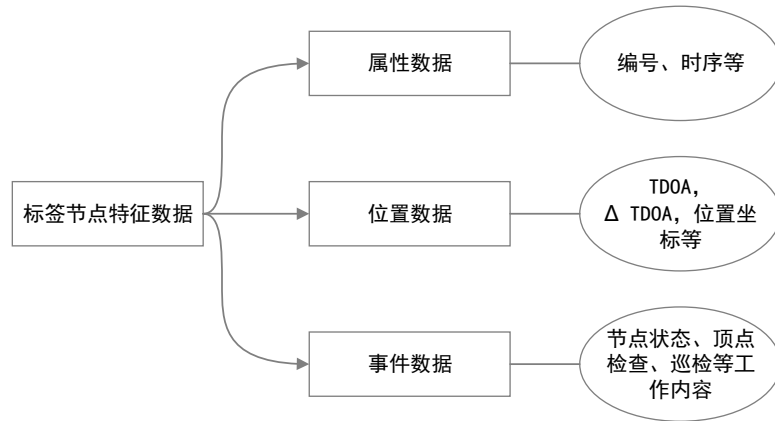


图 5-4 标签节点特征结构示意图

Figure 5-4 The structure of target node feature

定位系统由标签节点 N_T 和信标节点 N_{AN} 组成； $\ell(x_t, y_t)$ 表示样本标签节点的测量位置，其集合为 $\mathfrak{R}^{L_0}$ ； $L(x_t, y_t)$ 表示标签节点的理论位置，其集合为 $\mathbb{R}^{L_0}$ ；第 s 个标签节点与第 m 个信标节点之间的时间可以表示为 T_s^m ；第 s 个标签节点到第 m 个信标节点和第 n 个信标节点之间的 TDOA 测量值可表示为 $T_s^{m,n}$ 。定义 τ 时刻第 s 个标签节点的 TDOA 测量集表示为

$$J(s \in N_T, \tau) = \begin{bmatrix} T_s^{1,1} & T_s^{1,2} & \dots & T_s^{(1, N_{AN})} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ T_s^{N_{AN},1} & T_s^{N_{AN},2} & \dots & T_s^{(N_{AN}, N_{AN})} \end{bmatrix} \in T^{TDOA} \quad (5-2)$$

其中，信标节点位置和样本标签节点的位置是已知的，与式 (5-1) 所对应的理论 TDOA 数据集可以表示为 $K(s \in N_T, \tau) \in T_{theory}^{TDOA}$ 。

由于定位分布于连续空间，在时间上具有连续演进的属性，为此定义了 τ 时刻 TDOA 和 $\tau-1$ 时刻 TDOA 的差，可以表示为

$$t_{s,\Delta\tau}^{m,n} = t_{s,\tau}^{m,n} - t_{s,\tau-1}^{m,n} \quad (5-3)$$

$t_{s,\Delta\tau}^{i,j}$ 的集合为

$$j(s, \tau | \tau - 1) = \begin{bmatrix} t_{s,\Delta\tau}^{1,1} & t_{s,\Delta\tau}^{1,2} & \dots & t_{s,\Delta\tau}^{1,N_{AN}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ t_{s,\Delta\tau}^{N_{AN},1} & t_{s,\Delta\tau}^{N_{AN},2} & \dots & t_{s,\Delta\tau}^{N_{AN},N_{AN}} \end{bmatrix} \in t^{TDOA} \quad (5-4)$$

与式 (5-3) 所对应的理论 TDOA 之差的数据集为 $k(s, \tau | \tau - 1) \in t_{theory}^{TDOA}$ 。

5.3.2 状态感知模型

在面向复杂工业环境的室内定位系统中，定位数据的时间和空间相关性，以及定位需求与具体应用场景的紧密关系，有利于提升特征的识别率，使得深度模型在训练过程中更加精准。因此，本章构建了将定位功能和运动状态嵌入 LSTM 的状态感知模型，用以感知并提取节点运动状态特征。

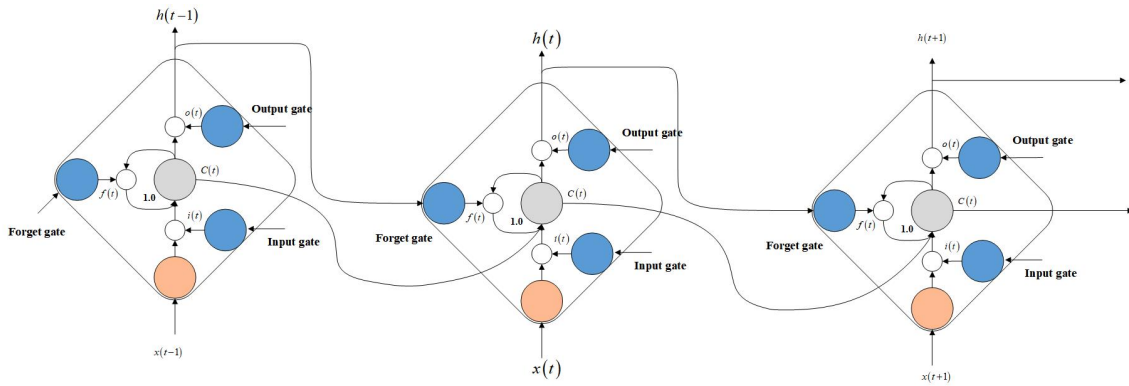


图 5-5 LSTM 结构示意图

Figure 5-5 Diagram of LSTM structure

图 5-5 表示原始 LSTM 网络结构。每个小单元包含了三种“门”结构，用来维护和控制状态信息。 $x(t)$ 是在 t 时刻的输入， $h(t)$ 是 t 时刻的隐藏输出，LSTM 的运算过程如下：

$$i(t) = \sigma[U_i x(t) + W_i h(t-1) + b_i] \quad (5-5)$$

$$a(t) = \tanh[U_a x(t) + W_a h(t-1) + b_a] \quad (5-6)$$

$$f(t) = \sigma[U_f x(t) + W_f h(t-1) + b_f] \quad (5-7)$$

$$C(t) = f(t) \odot C(t-1) + i(t) \odot a(t) \quad (5-8)$$

$$o(t) = \sigma[U_o x(t) + W_o h(t-1) + b_o] \quad (5-9)$$

$$h(t) = o(t) \odot \tanh[C(t)] \quad (5-10)$$

其中， $\odot$ 表示两个向量的元素乘积， σ 表示 sigmoid 激励函数， $\tanh$ 表示双曲正切函数， U 表示对应的权重矩阵， b 为偏置向量。输入门 $i(t)$ 表示当前输入信息， $a(t)$ 用于判断当前输入是否对结果有作用；遗忘门 $f(t)$ 用于判断当前洗细胞状态对上一个细胞状态的依赖程度，当前输入如果依赖前面信息，关闭遗忘门即可； $C(t)$ 包含了当前输入和上一时刻细胞状态的信息； $o(t)$ 判断是否将当前信息输出。一般情况下，这些门的功能完整性需要通过大量的多特征的数据来进行训练学习。

在工业生产过程中，人或设备将处于运动或者静止状态，这是一个持续的过程。根据 (5.3.1) 小节定义，本小节将使用以下信息作为训练集，经过量化处理后作为输入，用于感知标签节点状态：位置已知的标签节点 $N_T|train$ 和信标节点 N_{AN} ，标签节点测量位置集合 $\ell(x_t, y_t) \in (\mathcal{R}^{Lo}|train)$ ，对应的理论位置集合 $L(x_t, y_t) \in (\mathcal{R}^{Lo}|train)$ ；TDOA 的差的测量值 $j(s, \tau|\tau-1) \in (t^{TDOA}|train)$ ，对应的理论为 $k(s, \tau|\tau-1) \in (t_{theory}^{TDOA}|train)$ ； t 时刻标签节点的功能状态 $fun(t) \in (\Gamma|train)$ ； $t-1$ 时刻标签节点状态 $state(t-1) \in (\Lambda|train)$ 。标签节点状态感知模型的目标是基于所有输入数据，计算最终节点状态的概率分布。图 5-6 表示将定位功能和运动状态嵌入 LSTM 后的结构单元。

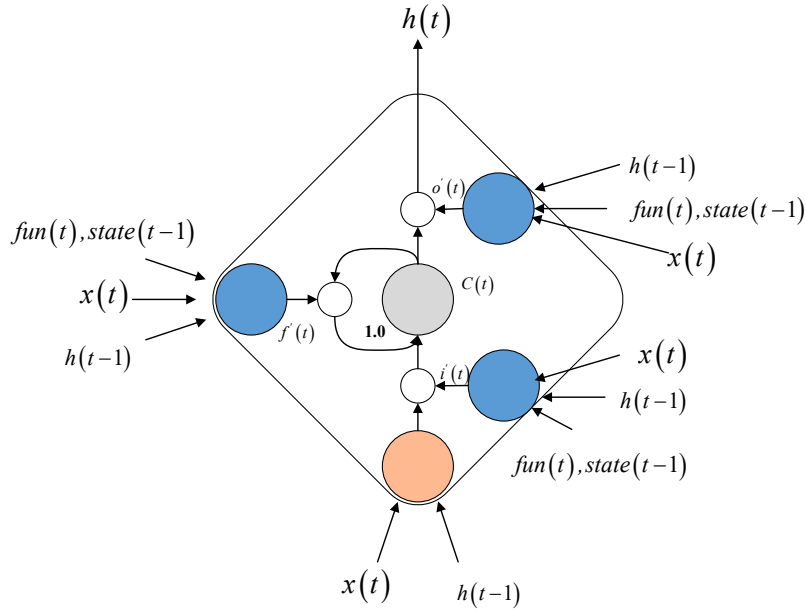


图 5-6 嵌入定位功能和状态的 LSTM 单元结构示意图

Figure 5-6 The structure of LSTM embedded with localization function and state

模型中 FS-LSTM 单元内的三个门计算过程可以调整为：

$$i'(t) = \sigma[U_i x(t) + W_i h(t-1) + W_{if} fun(t) + W_{is} state(t-1) + b_i] \quad (5-11)$$

$$f'(t) = \sigma[U_f x(t) + W_f h(t-1) + W_{ff} fun(t) + W_{fs} state(t-1) + b_f] \quad (5-12)$$

$$o'(t) = \sigma[U_o x(t) + W_o h(t-1) + W_{of} fun(t) + W_{os} state(t-1) + b_o] \quad (5-13)$$

其中, $fun(t) \in \Gamma$ 为 t 时刻标签节点的功能状态, $state(t-1) \in \Lambda$ 为 $t-1$ 刻标签节点的运动状态, W_f, W_s 分别是线性映射矩阵。

标签节点的运动状态感知属于分类问题。在训练过程中, 利用 softmax 函数作为输出层归一化计算的分类模型, 用于将之前网络的输出值转化为属于某一类的相对概率, 且所有相对概率的和为 1:

$$y_{x_i} = \frac{e^{x_i}}{\sum_{i=1}^M e^{x_i}} \quad (5-14)$$

本章使用交叉熵损失函数来定义 FS-LSTM 模型的损失函数, 可将其表示为:

$$\begin{aligned} J(W, b) &= \left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m J(W, b; x^{(i)}, y^{(i)}) \right] + \frac{\lambda}{2} \sum_{l=1}^N \sum_{i=1}^{s_l-1} \sum_{j=1}^{s_l} (W_{ji}^{(l)})^2 \\ &= - \left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left\{ y^{(i)} \ln o^{(i)} + (1 - y^{(i)}) \ln (1 - o^{(i)}) \right\} \right] + \frac{\lambda}{2} \sum_{l=1}^N \sum_{i=1}^{s_l-1} \sum_{j=1}^{s_l} (W_{ji}^{(l)})^2 \end{aligned} \quad (5-15)$$

其中, $x^{(i)}$ 表示模型第 i 层的输入, 是 s_l 维向量; b 为偏置, $W^{(l)}$ 表示 $s_l \times s_{l-1}$ 维的矩阵; $o^{(i)}$ 代表第 i 个样本的预测状态静止的概率, $y^{(i)}$ 为实际的概率 (如果第 i 个样本静止, 感知后也是静止, 则 $y^{(i)} = 1$, 否则为 0); λ 为权重衰减参数, 用于控制损失函数中两项的相对权重。在公式中, 第一项衡量了预测 $o^{(i)}$ 与真实 $y^{(i)}$ 之间的交叉熵; 当 $o^{(i)}$ 与 $y^{(i)}$ 相等时, 熵最大, 也就是损失函数达到最小。第二项为 L2 正则化, 作为权重衰减项, 目的是减小权重的幅度, 防止过拟合。

针对损失函数的全局最优解, 常用的方法是经典梯度下降法, 通过采用所有训练数据的平均损失来近似目标函数, 求解优化问题。但是该方法每次对模型进行更新时, 都需要遍历所有的训练数据。随着数据集的增加, 计算量过大, 耗费时间过长, 不适用于实际应用。为了解决该问题, 本章采用随机梯度下降法用单个训练样本的损失来近似平均损失, 加快了收敛速度, 而且也适用于数据源源不断到来的在线更新场景。

通过以上处理, 利用 FS-LSTM 模型感知标签节点 t 时刻的状态 $\varphi(t)$, 并记录至集合 Ψ 。因此, 对于输入 $x(t)$, $h(t)$ 输出可以表示为:

$$\begin{aligned} x(t) &\rightarrow h(t) \\ &\Rightarrow \varphi(t) = FSLSTM(j(t), fun(t), state(t-1) | \ell(t), L(t), k(t)) \end{aligned} \quad (5-16)$$

其中 $FSLSTM(\bullet)$ 表示前面所述的定位功能和状态嵌入的 LSTM 模型, 通过 t 时刻的网络输出, 预测当前的运动状态 $\varphi(t)$ 。

5.3.3 基于状态感知的 TDOA 预测模型

在恶劣工业射频环境中，受到多径衰落、阴影效应、散射特性等诸多障碍的影响，出现定位数据集不完整、异常或丢失等现象，此时很难从测量数据中提取准确稳定的位置信息。这些异常数据的存在极大地影响了数据统计分析和建模结果。首先，训练样本中的异常数据增加了测量误差，增加了数据的统计误差范围。然后，异常数据的随机性会影响整体数据的分布，降低数据分布的正态性。对于异常数据直接舍弃或忽略，极有可能造成信息丢失，给整个数据集带来不必要的偏差，甚至会改变数据的特征。所以需要使用合理的方法处理异常数据，尽可能保证数据的完整性。本章试图解决工业环境中定位数据误差高的问题，通过对缺失或异常的数据进行预测，给出当前位置可能的 TDOA 序列。

TDOA 预测问题等价于对离线数据进行拟合，并寻找得到一条可以较好地描述已知 TDOA 数据的函数曲线，同时还可以较好地对未知 TDOA 数据进行预测。根据 (5.3.1) 小节所述，测量过程受多种因素的影响，所采集的数据存在一定误差；同时，定位具有分布于连续空间，在时间上连续演进的属性是随着时间的推移产生逐渐变化。因此，预测模型需要考虑标签节点历史位置所携带的信息，并与之建立联系；另外，标签节点的运动状态的变化会对当前 TDOA 数据的测量产生不同程度的影响；而且在同一个时刻不同信标节点间的 TDOA 之间存在一定的联系。为此，本章将采取相关的方法获得这些因素对 TDOA 测量的影响大小。

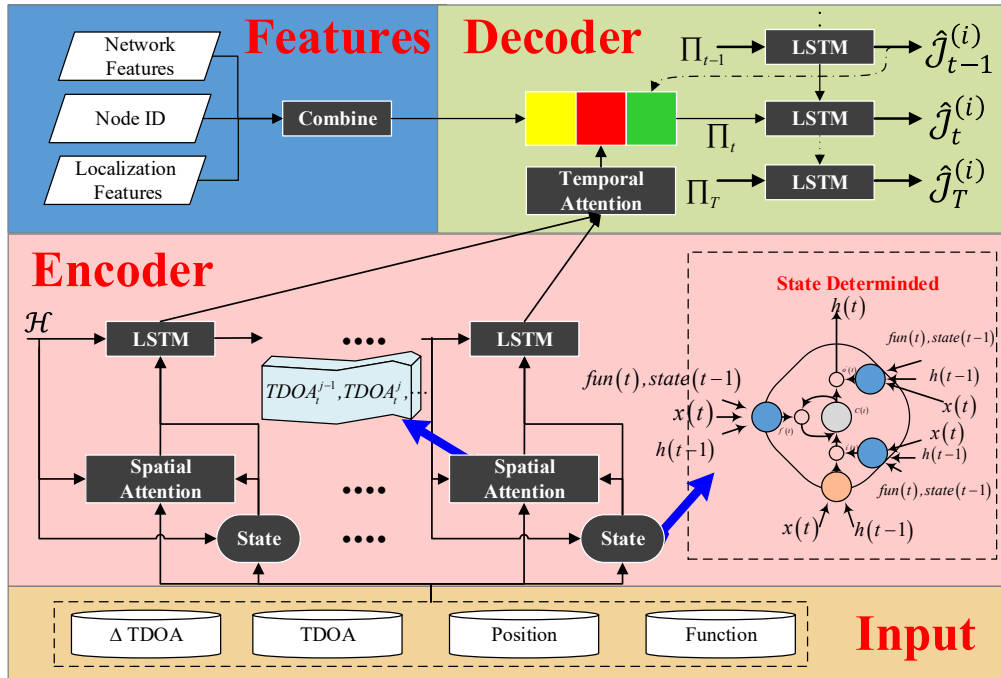


图 5-7 结合状态特征和定位功能的 TDOA 预测模型示意图

Figure 5-7 Diagram of TDOA prediction model combined with state features and function

深度学习中的注意力机制借鉴了人类视觉注意力机制的思维方式，从大量的数据中快速筛选出最符合需求特征的信息，从序列中学习每一个元素的重要程度，然后按重要程度将元素合并。利用注意力的概率分布，控制输入序列中信息元素对于输出序列元素的影响力大小，保留更重要的特征信息，减小无关或弱相关的特征对输出数据的影响。基于此，本节将构建基于状态特征和注意力机制的 TDOA 预测模型，如图 5-7 所示。预测模型主要包括编码层（Encoder）、Attention 层、解码层（Decoder）三部分。

（1）编码层

在本章模型中，编码器将接收位置信息序列 X ，包括每两个信标节点同标签节点之间的 TDOA 和状态序列，其中第 i 个 TDOA 组对应的序列表示为：

$$X^i|_t = \begin{bmatrix} \left(\langle TDOA_1^i, state_1^i \rangle, \langle TDOA_2^i, state_2^i \rangle, \dots, \langle TDOA_j^i, state_j^i \rangle \right) | 1 \\ \left(\langle TDOA_1^i, state_1^i \rangle, \langle TDOA_2^i, state_2^i \rangle, \dots, \langle TDOA_j^i, state_j^i \rangle \right) | 2 \\ \vdots \\ \left(\langle TDOA_1^i, state_1^i \rangle, \langle TDOA_2^i, state_2^i \rangle, \dots, \langle TDOA_j^i, state_j^i \rangle \right) | t-1 \end{bmatrix} \quad (5-17)$$

$TDOA_1^i$ 表示任意两个信标节点与标签节点 i 组成的距离差值中的一组， j 表示第 j 对信标节点组合。

编码器最后一层的输出序列 H 表示如下：

$$H = [H^1, H^2, \dots, H^i] \quad (5-18)$$

其中编码函数为一个基于标签节点状态预判的 LSTM 单元，可以描述如下：

$$H_t^i = LSTM(X^i|_t, H_{t-1}^i, \phi_t^i) \quad (5-19)$$

（2）Attention 层

工业场景下的定位将贯穿工业生产的整个生命周期，其位置特征具有连续的空间性和时间性。为此，本章引入 Attention 机制来获取不同时刻 TDOA 之间的动态关联，主要考虑两个维度：第一，空间维度，对于同一个输入序列中不同的 TDOA 值，即 $TDOA_1^i, TDOA_2^i, \dots, TDOA_{num}^i$ 。第二，时间维度，同一个标签节点不同时刻的 TDOAs，即 $X_{t-1}^i, X_t^i, X_{t+1}^i$ 。

假设有 A、B、C、D 四个信标节点，在室内定位过程中会得到 AB、AC、AD、BC、BD、CD 六个 TDOA 测量值。当标签节点移动时，这 6 个值会同时变动。当某个值异常或者丢失时，不会影响其他值大小；但是，我们能根据其它值来估计异常或者丢失值的范围。为此，本章利用 Attention 机制在空间上模拟这种影响关系。首先，构建一张空间向量 $\Lambda|TDOA_t|$ ，其中 t 表示时间

$$\Lambda|TDOA_t| = \Lambda \begin{bmatrix} TDOA_t^1 \\ TDOA_t^2 \\ \vdots \\ TDOA_t^j \end{bmatrix} \quad (5-20)$$

$\Lambda|\cdot|$ 表示经过编码器转换后空间影响因素的向量, j 表示第 j 对信标节点。通过训练网络获得各权重, 因此,

$$\Lambda|TDOA_t^j| = \sum_{j=1}^N q_{t,i}^j \Lambda|C_{t-1}^j| \quad (5-21)$$

C_{t-1}^j 表示引入 Attention 机制后将 $t-1$ 时刻第 j 对信标节点所对应的 TDOA 值转换后的向量。 $q_{t,i}^j$ 表示 t 时刻第 i 个节点对 j 对信标节点测量的影响权重, 通过归一 Softmax 函数得到最终的权重, t 时刻第 i 个标签节点所有的 TDOA 权重之和为 1; 利用这些权值能够计算空间维度的输出向量。

同时, 本章在时间维度上引入 Attention 机制。解码器利用 TDOA 的信息动态调整权重, 确保每个时间步的解码器只关注与当前输出最相关的信息。因此, 可以定义一个全连接层的前馈神经网络, 能够与系统其他组件进行联合训练, 并建立解码器与编码器之间的关联:

$$u_t^i = V_q \tanh(W_q' [d_{t-1}, s_{t-1}] + W_q H_t^i + b_q) \quad (5-22)$$

s_{t-1} 是编码器细胞状态, d_{t-1} 是标签节点 i 的解码器在 $t-1$ 时间步的隐藏状态, 输出矩阵 u_t^i 表示 t 时刻行人 i 的解码器隐藏状态 d_{t-1} 与 t 时刻其编码器输出的隐藏状态 H_t^i 之间的相关性。经过 softmax 函数转换后, 最终得到归一化的权重 a_t^i 。

$$a_t^i = \frac{\exp(u_t^i)}{\sum_{j=1}^T \exp(u_t^j)} \quad (5-23)$$

其中 T 为输入的观测长度。

C_t^i 依赖于编码器 i 的输出序列 H , 因此可以计算所有隐藏状态的加权和:

$$C_t^i = \sum_{i=1}^M a_t^i H_t^i \quad (5-24)$$

H_t^i 表示标签节点 i 的编码器在 t 时刻的隐藏层输出, a_t^i 表示 t 时刻第 i 个标签节点的编码器的隐藏层向量在 C_t^i 所占的权重值。

最终, 将经过 Attention 层训练的 H_t^i 作为编码器的输入, 用 LSTM 单元在 t 时刻更新隐藏层, 可以表示为:

$$h_t^i = LSTM(h_{t-1}^i, H_t^i) \quad (5-25)$$

(3) 解码层

在解码层中，一旦获取了在 t 时刻的 $\mathbb{C}_t^i$ ，就可以结合提取的定位新特征、上一次解码层的输出 $\hat{J}_{t-1}^i$ ，更新解码器的隐藏状态 d_t 。然后利用 $\mathbb{C}_t^i$ 和 d_t 获得新的隐藏状态进行 TDOA 预测：

$$\hat{y}_t^i = LSTM(\hat{y}_{t-1}^i, \mathbb{C}_t^i, d_t, h_t^i) \quad (5-26)$$

(4) 目标函数

在网络训练过程中，前向传播最终产生一个目标函数。对于 TDOA 预测问题，本章通过对得到输出数据与实际数据进行对比，建立目标函数，使其预测的结果更接近理论值，并通过反向传播训练算法进行误差的最小化训练。本章设计的目标函数考虑两部分：TDOA 误差和状态估计误差。

对于 TDOA 误差部分，采用均方误差（MSE）构建目标函数：

$$\mathbb{Z}(\hat{Y}, Y) = \frac{1}{n} \sum_0^n \|\hat{J} - K\|_2^2 \quad (5-27)$$

$\hat{J}$ 表示预测值，理论值 $K(s \in N_T, \tau) \in T_{theory}^{TDOA}$ ， $\|\cdot\|$ 表示范数。

由于状态估计是一个分类问题，为此，可以将其转化为 TDOA 的差的误差。如图 5-8 所示。

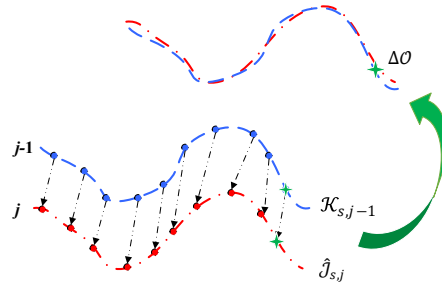


图 5-8 TDOA 之差的示意图

Figure 5-8 The difference of the TDOA error

$\hat{J}_{s,j}$ 表示在 j 时刻预测的 TDOA 值， $J_{s,j-1}$ 表示在 $j-1$ 时刻 TDOA 的理论值， ΔZ 表示 TDOA 的差的误差：

$$\Delta Z = \frac{1}{n} \sum_{s=1}^{N_T} \sum_{j=1}^T \|\hat{J}_{s,j} - J_{s,j-1}\|_2^2 \quad (5-28)$$

由前面标签节点状态感知机制可知，当节点状态为静止时， ΔZ 的值趋向于 0。由此，该部分只作为目标函数的补充。

综上所述，考虑这两种不同状态的训练目标函数为

$$F_z = \alpha \cdot \mathbb{Z} + \beta \cdot \Delta \mathbb{Z} + \lambda \|\theta\|_2^2 \quad (5-29)$$

α 和 β 为不同误差的权重，由节点状态决定； $\lambda \|\theta\|_2^2$ 用于避免超参过拟合。

基于上述，可以利用 DeepTSA 模型对异常定位数据数据进行预测；同时，也可以对完整的 TDOA 进行预测，获得多组新的 TDOAs，以辅助定位。

5.3.4 基于模糊综合评价的位置估计算法

通过利用深度模型对 TDOA 进行预测，能够在 TDOA 测量值的基础上获得多组 TDOA 预测值。此时，可以根据信标节点对 TDOA 测量值进行筛选、重新组合，得到更多的 TDOA 序列。本节将用于定位的 TDOA 值分成两组：一组是 TDOA 测量值，一组是 TDOA 预测值；通过利用第三章改进的定位算法和两类 TDOA 值进行位置估计，同一个标签节点可至少获得 2 个位置坐标。但是由于 TDOA 误差的存在，并不能直接判断哪个定位结果更准确。因此，通过考虑多种因素对定位性能的影响，对标签节点所在位置做进一步优化。由于影响位置估计准确性的因素存在模糊性，本章将构建影响因素权重集，进而确定评判矩阵，从而得到位置估计结果。

Step1: 构建 m 种影响因素集 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_m\}$ 。

在基于 TDOA 测距的室内定位中，影响每个标签节点准确度的因素主要有：TDOA 精度、TDOA 数量、定位场景以及标签节点所在区域等。因此，可以利用每个因素的熵值确定因素的权重，从而获得对定位结果的评价。其中，工业场景主要包括：定点检查、巡检、仓储、运输等。标签节点所在区域的感知使用聚类算法，根据其获取的 TDOA 进行判断；或采用第四章算法 4.1 进行判断。

Step2: 建立 n 种定位评价集 $G = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}$ 。

衡量定位系统的最直接指标是定位误差，因此使用误差来构建评价集；当标签节点运动时，还要考虑到运动轨迹的连续性和平稳性。

Step3: 单因素的模糊评价 r_i 。

针对因素集 F 种的每一个因素 $f_i (i=1, 2, \dots, m)$ 作为因素评估，获得关于因素 f_i 具有评价 $g_j (j=1, 2, \dots, n)$ 的隶属程度 $0 \leq r_{ij} \leq 1$ 表示第 i 因素对第 j 评价指标进行模糊评价后所得到的值），从而得出第 i 个因素的单因素评价集 $r_i = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{in})$ 。

Step4: 构建模糊评价矩阵 R 。

把所有因素评价集的隶属度 $0 \leq r_{ij} \leq 1$ （，组成一个 $m \times n$ 模糊评价矩阵 R ，表示如下：

$$R = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \cdots & r_{mn} \end{pmatrix} \quad (5-30)$$

Step5: 确定各因素的权重向量 $W = \{w_1, w_2, \dots, w_m\}$ 。

由于各种因素对定位评估中影响程度大小不同，因此，在进行评估时必须给每一个因素在定位结果种的重要大小权重。本节利用因素的熵值确定因素的权重，具有相对地客观性。由此，定位系统中对应的原始数据矩阵为：

$$X = (x_{ij})_{m \times n} \quad (5-31)$$

式中， x_{ij} 表示为第 j 个定位坐标对象在第 i 个因素上的原始数据。对原始数据矩阵进行归一化处理，得到标准化矩阵

$$Y = \left(\frac{x_{ij} - \min_j \{x_{ij}\}}{\max_j \{x_{ij}\} - \min_j \{x_{ij}\}} \right)_{4 \times n} \quad (5-32)$$

根据信息论中信息熵的定义，依据公式（5-35）对标准化矩阵进行运算可以得到系统中第 i 个因素的熵值

$$e_i = -\ln(n)^{-1} \sum_{j=1}^n p_{ij} \ln p_{ij} \quad (5-33)$$

$$p_{ij} = \frac{Y_{ij}}{\sum_{j=1}^n Y_{ij}} \quad (5-34)$$

对于第 i 个因素，其对 TDOA 结果的作用越大，熵值越小；反之，对 TDOA 结果的作用越小，熵值就越大。因此，可以确定第 i 个因素权重系数为

$$w_i = \frac{1 - e_i}{m - \sum_{i=1}^m e_i} \quad (5-35)$$

$$\sum_{i=1}^m w_i = 1 \quad (5-36)$$

Step6: 求出模糊综合评价集 B。

由于对各种因素的评价并不是绝对肯定或否定，因此综合评判应该是一个模糊子集，所以模糊综合评价 B，可表示为

$$B = W \circ R = (w_1, w_2, \dots, w_m) \circ \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \cdots & r_{mn} \end{pmatrix} \quad (5-37)$$

$$= (b_1, b_2, \dots, b_n)$$

Step7: 综合评价。根据最大隶属度原则、加权平均法确定评判因素的结果。

5.4 实验与性能评估

5.4.1 实验场景

本节通过实验，检验了在测量值异常或缺失数据的情况下，TDOA 预测模型的可行性及位置估计性能，图 5-9 所示为定位测试环境。

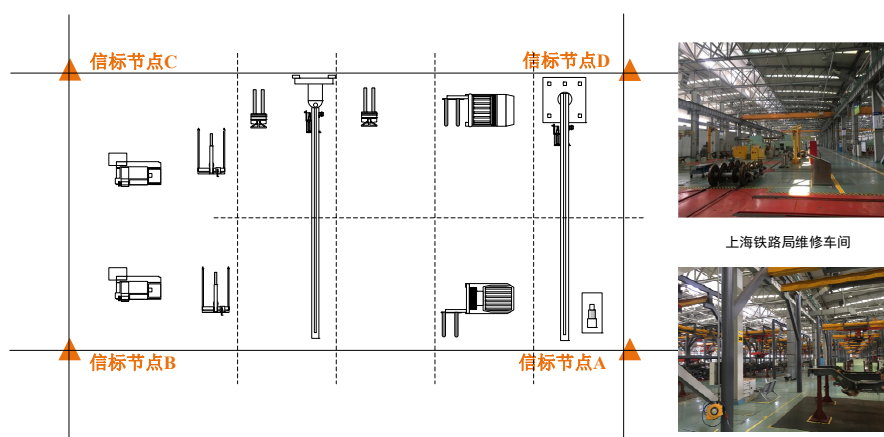


图 5-9 工业室内定位系统的测试环境

Figure 5-9 The test environment of industrial indoor localization system

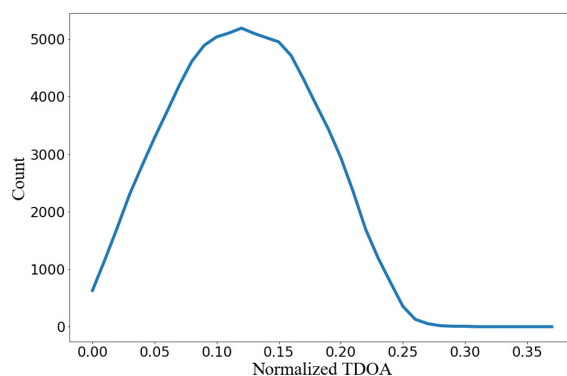


图 5-10 标准化后的 TDOA 统计分布

Figure 5-10 Distribution of standardized TDOA

为了获得足够的训练数据，本次测试设置了 22 个标签节点，每个节点相距 0.6 米，每个标签节点获得 2000 个样本。根据 ASync-TDOA 模型的测试结果，当标签节点到两个信标节点的时间戳之差大于 2000 时被视为无用数据。经过实际测量，最终构建了包含 41550 组 TDOA 数据在内的定位数据集，其中，训练数据集 31223 组数据，测试数据集 10327 组数据，标准化后的 TDOA 集统计分布如图 5-10 所示。

5.4.2 实验结果分析

(1) 状态感知性能

在 DeepTSAL 模型中，首先需要确定标签节点状态。由于不同工业场景中标签节点的运动状态不同，本节将对提出的 FS-LSTM 模型分别与 KNN 模型、SVM 模型、Logreg 模型进行比较，分析各模型用于状态感知的性能。在节点状态感知过程中，各模型对每个数据状态的预测结果为一个概率值，需要从中选取一个阈值来判断感知结果，超过此阈值标识为运动状态，低于此阈值标识为静止状态，并得出如图 5-11 所示的混淆矩阵热力图。

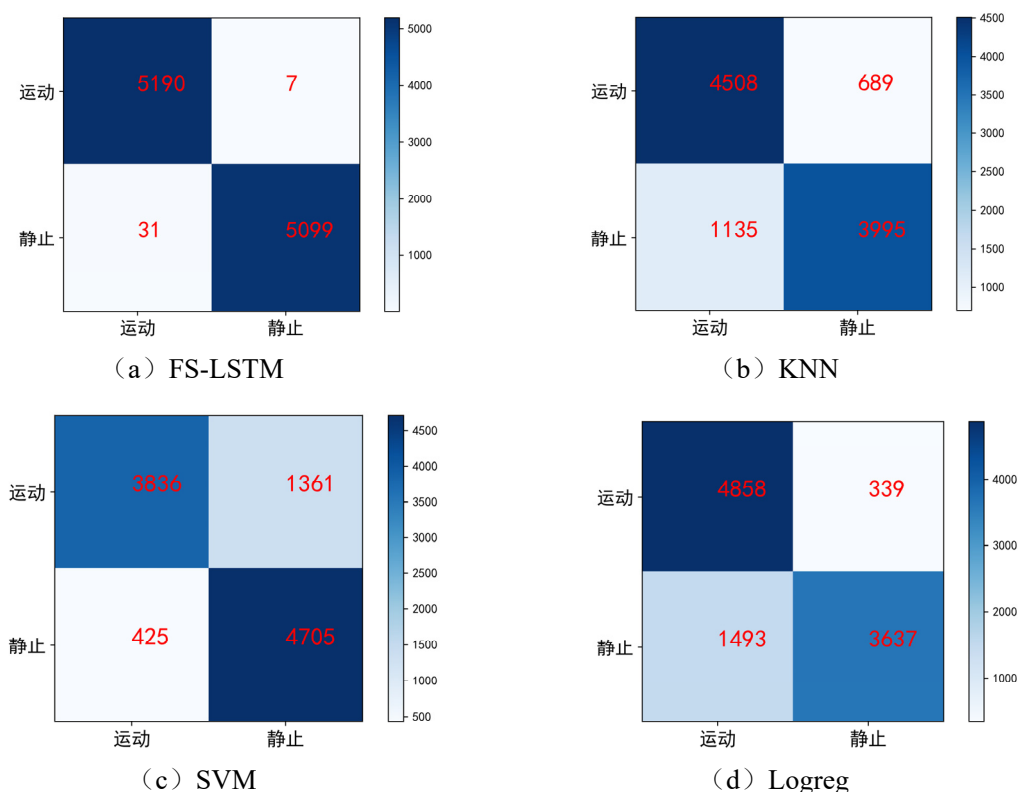


图 5-11 各模型混淆矩阵热力图

Figure 5-11 The thermogram of confusion matrixs

从图 5-11 中可以看处，FS-LSTM 模型的状态感知成功率为 99.63%，KNN 模型、SVM 模型、Logreg 模型的状态感知成功率分别为：82.33%、82.71%、82.26%。

FS-LSTM 模型具有很好的状态识别效果。这是因为，室内定位需求与工业场景具有密切关系，在 FS-LSTM 模型中嵌入功能和状态，能够辅助确定节点运动还是静止状态，有助于提升特征的识别率。另外，定位数据是一种时序数据，基于 LSTM 的 FS-LSTM 模型增强了特征之间的相关联系。而其他模型仅从数据层面对节点状态进行判断，忽略了时间相关性对状态的影响。

如果在分类模型中没有设定阈值，而是将每次概率值依次作为阈值，那么就可以得到多个混淆矩阵。混淆矩阵被分成四种状态：如果状态是运动的并且也被感知为运动状态（TP）；如果状态是静止的被感知为运动状态（FP）；如果状态是静止被感知为静止状态（TN）；如果状态是静止被感知为运动状态（FN）。对于每个混淆矩阵，分别计算两个指标 TPR 和 FPR， $TPR = TP / (TP + TN)$ 正样本的判对率， $FPR = FP / (FP + TN)$ 负样本中的错判率。阈值从正无穷开始逐渐到最低，以 FPR 为 x 轴，TPR 为 y 轴画图，得到 ROC 曲线，其中 AUC(Area under Curve) 表示 ROC 曲线下的面积，值大的分类器效果好。

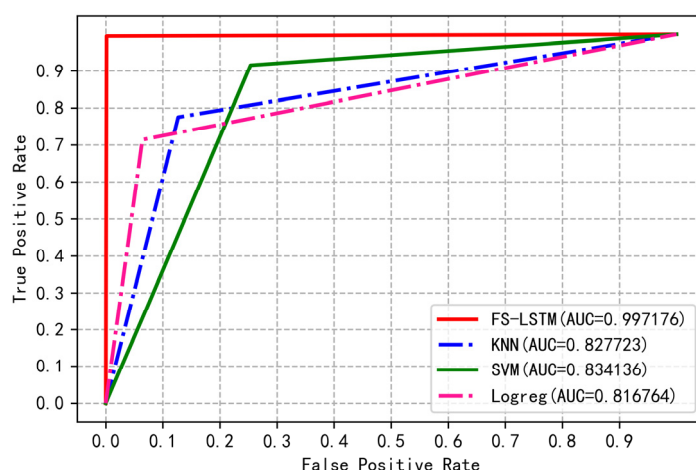


图 5-12 状态感知的 ROC 曲线

Figure 5-12 ROC of the state-aware process

图 5-12 表示不同模型的 ROC 曲线及其最优 AUC 取值。线上每个点对应一个阈值：阈值最大时，对应坐标点为(0,0)；阈值最小时，对应坐标点(1,1)。随着阈值的逐渐减小，越来越多的节点被感知为运动状态，TP 和 FP 都会增加，但是这些感知结果中也包括了误判的状态，即 TPR 和 FPR 会同时增大。在测试模型中，FS-LSTM 模型的 AUC 最优，达到了 0.9979。

混淆矩阵里面统计的是数量，有时候面对大量的数据，只依靠数量很难衡量模型的优劣。为了进一步分析 FS-LSTM 模型的有效性，表 5-1 给出了同一数据集中不同模型的测试结果。对比看出，FS-LSTM 模型的准确率为 0.997289，感知正

确的结果所占比重最高，KNN 模型、SVM 模型、Logreg 模型准确率分别为：0.832091、0.636254、0.811852；其他各指标，FS-LSTM 模型的精确率为 0.999417、灵敏度为 0.995163、f1-score 为 0.997286，四个指标优于其他三个模型。

表 5-1 同一数据集中不同模型测试性能

Table 5-1 The performance of different models in the same dataset

模型	准确率	精确率	灵敏度	f1-score
FS-LSTM	0.997289	0.999417	0.995163	0.997286
KNN	0.832091	0.863338	0.789514	0.824778
SVM	0.836254	0.787248	0.922035	0.849327
Logreg	0.811852	0.9119	0.690849	0.786131

综上所述可以看出，FS-LSTM 模型引入工业场景特征后，增加了数据感知特征；考虑定位数据在时间上连续演进的属性，增强了特征之间的相关联系，提升了感知的准确率等指标。通过对混淆矩阵、ROC、AUC、以及表 5-1 等指标的分析，表明 FS-LSTM 模型取得比其他模型更好的状态感知结果，验证了 FS-LSTM 模型在状态感知过程中的有效性。

(2) TDOA 预测性能

定位数据属于一种序列数据，其序列信息对于定位的影响较大，对于 TDOA 的预测要考虑整个定位过程的动态序列行为。为了评价序列对模型性能的影响，我们分析了使用不同 TDOA 序列长度预测 TDOA 的 RMSE。如图 5-13 所示，分别将数据处理成长度为 2、4、6、8、10、12、14、16、18、20 的时间序列，建立模型进行训练。

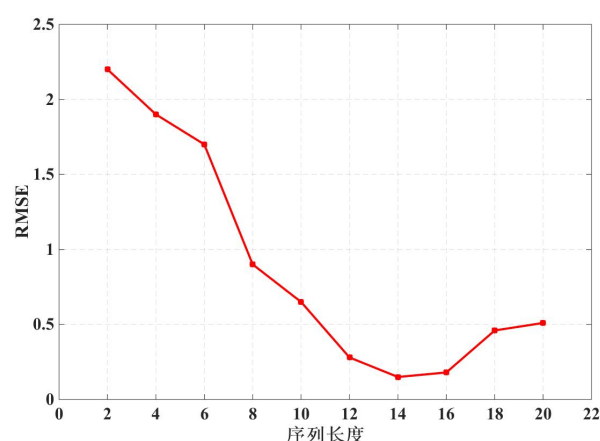


图 5-13 序列长度对 RMSE 的影响

Figure 5-13 Sequence length of RMSE

从图 5-13 可以看出，当序列长度为 2-10 时，对应模型的 RMSE 逐渐减小，表明预测精度逐渐增加；当序列长度为 14 时，RMSE 达到最小值，DeepTSA 获得了

最佳的预测性能；当序列长度为 16-20 时，RMSE 逐渐增大，预测精度逐渐减小。随着序列长度的增加，精度先增加后减小，说明序列长度过短时，模型可能无法学习到训练样本中隐藏的本质规律，精度较低。序列长度越长时，含有的噪声数据可能越多会影响模型的精度；同时说明，离预测期较远的数据对预测数据影响较小。由此看出，序列长度的选取会对模型的预测产生一定影响。

由此，在预测过程中，我们使用最优序列下的数据，对不同信标节点组合的 TDOAs 值进行预测分析，结果如图 5-14 所示。可以看出，TDOA 预测值可以较好地拟合其实际测量值的变化趋势，除个别异常波动外，预测误差很小。

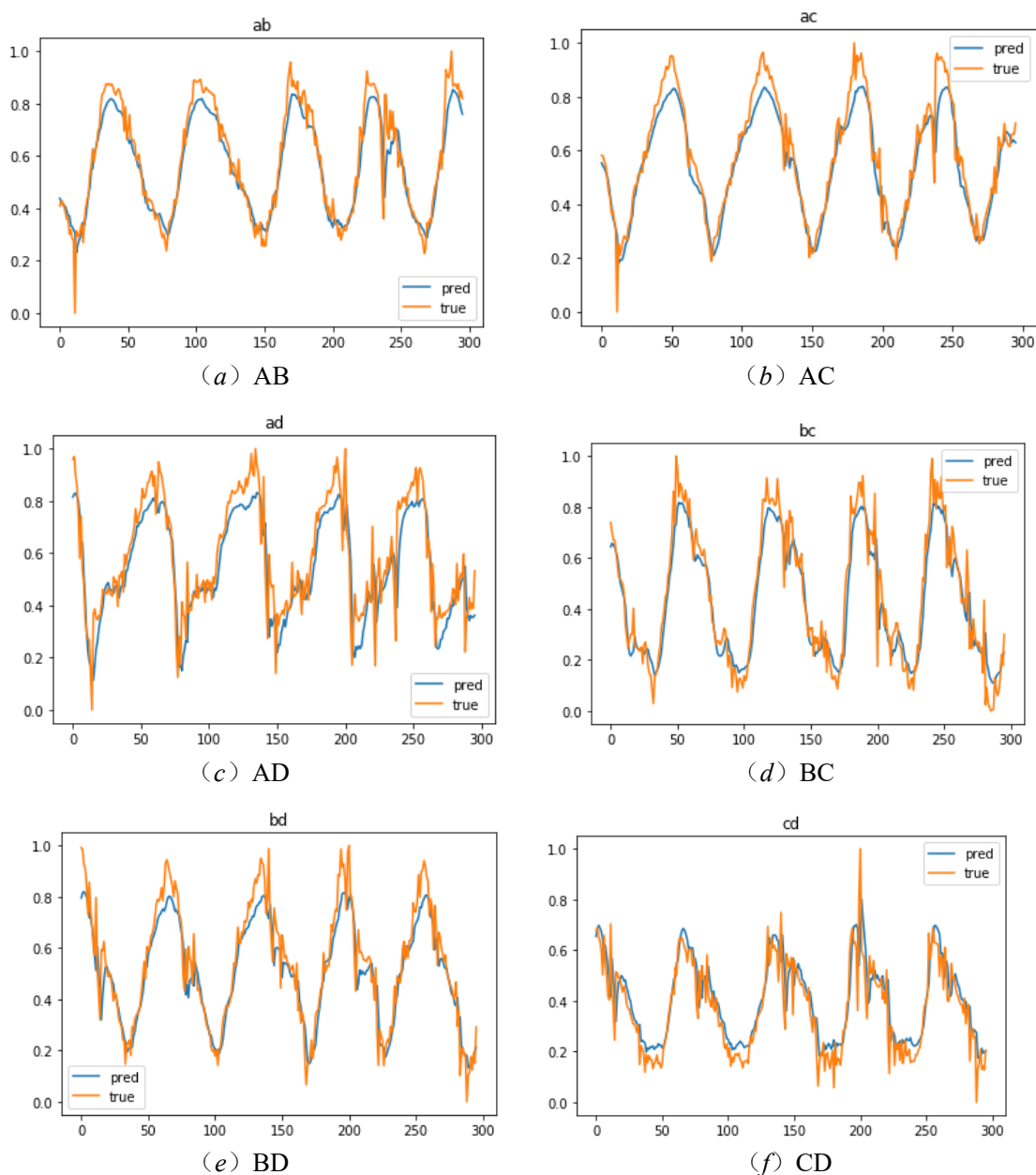


图 5-14 TDOA 预测值

Figure 5-14 The predicted value of TDOA

为进一步评估 DeepTSA 模型的预测性能,本节将在相同场景下,利用 DeepTSA 和 LSTM 模型,对比了预测值-理论值、预测值-测量值的误差,如图 5-15 所示。

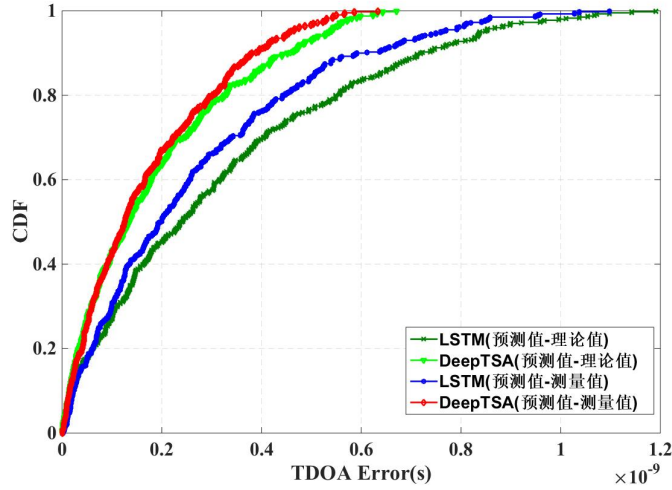


图 5-15 不同模型的预测误差

Figure 5-15 The prediction error of different models

首先,对 TDOAs 的预测值-测量值进行了评估。从图 5-15 中可以看出,整体上,基于 DeepTSA 预测的最大误差为 0.6×10^{-6} s,基于 LSTM 预测的最大误差为 1.2×10^{-6} s。80%的 DeepTSA 预测值在 0.3×10^{-6} s,而只有 70%的 LSTM 预测值在 0.3×10^{-6} s 以内。

此外,对 TDOAs 的预测值-理论值进行了评估,基于 DeepTSA 的预测值更接近 TDOA 的理论值,预测效果比基于 LSTM 模型的预测效果好。这是因为,DeepTSA 模型通过状态确定机制,并利用之前的定位信息、集合当前的 TDOA 数据,实现了 TDOAs 的预测。其中,利用 TDOA、节点状态作为预测 TDOA 的数据,增加了输入数据的维数,使其适合于所提出的 DeepTSA,增强了位置特征的唯一性。

结果表明,在存在 TDOA 测量误差的情况下,DeepTSA 模型提高了 TDOA 数据预测准确性,完善了 TDOA 数据集,为定位的连续性提供了保障。

(3) 定位稳定性

为判断定位数据的完整性对定位性能的影响,本次实验通过获取不同的 TDOAs 数据集,求得 TDOAs 丢失程度 p ,

$$p = \frac{TDOAs|_{\text{异常个数}}}{TDOAs|_{\text{理论个数}}} \quad (5-38)$$

其中,异常个数是根据数据预处理中对丢失值、异常值统计进行确定的。

实验通过采用相同的数据集,利用 Taylor 级数、改进 Taylor 级数定位模型,

分析了模型在不同数据丢失程度下的定位性能。每个模型各进行 1000 次解算获得定位坐标，结果如图 5-16 所示。

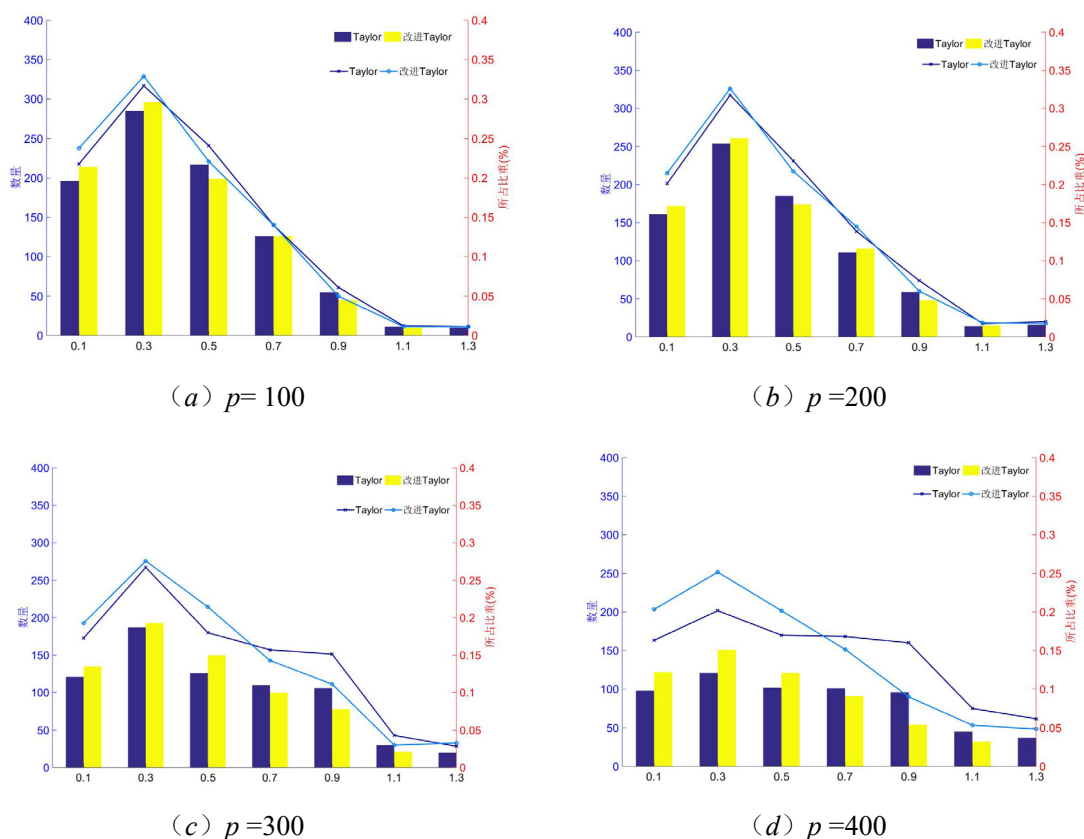


图 5-16 不同定位模型的误差分布图

Figure 5-16 Distribution of different localization errors

从图 5-16 可以看出，在数据完整情况下，改进的 Taylor 模型定位精度要比 Taylor 级数定位精度相似。在数据丢失严重情况下，整体定位成功率不高。这是因为基于 Taylor 级数的定位与方程组存在关系，TDOA 缺失时会造成无法定位现象。数据的完整性影响了定位的性能。

为保障定位的连续性，本章在改进的 Taylor 基础上，采用模糊综合评价的方法估计位置。

本节利用实时数据绘制了定位误差的累积分布函数，如图 5-17 所示。其中，DeepTSA-FWT 表示利用 DeepTSA 模型完成 TDOA 预测后，采用改进 Taylor 定位算法分别计算结果，再利用基于模糊综合评价的进行位置估计；DeepTSA-平均+改进 Taylor 表示利用 DeepTSA 模型完成 TDOA 预测后，采用改进 Taylor 定位算法获得结果，再利用求平均值的方法对进行位置估计；平均+改进 Taylor 表示不进行 TDOA 预测，通过使用已有的 TDOA 值，建立不同的非线性方程组，利用改进 Taylor 定位算法获取多组结果后，利用求平均方法获得位置估计结果。

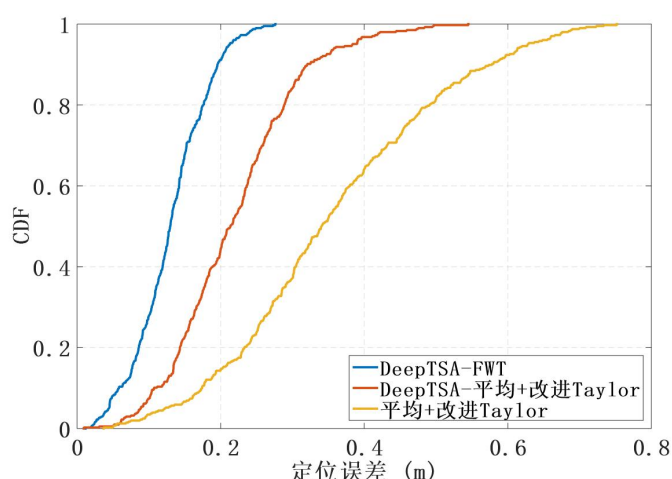


图 5-17 不同模型的位置估计误差 CDF

Figure 5-17 CDF of localization errors in different models

从图 5-17 可以看出, DeepTSA-FWT 的最大定位误差为 0.29 m, DeepTSA-平均+改进 Taylor 算法的最大定位误差为 0.55 m, 平均+改进 Taylor 算法的最大定位误差为 0.75m。此外, DeepTSA-FWT 的定位误差在 0.3m 以内的约为 100%, DeepTSA-平均+改进 Taylor 算法的定位误差在 0.3m 以内的约为 83.99 %, 平均+改进 Taylor 算法的定位误差在 0.3m 以内的仅为 37.68%。显然, 所提出的 DeepTSA-FWT 定位效果更优。这是因为 DeepTSA-FWT 通过模糊综合评价了每个计算结果的好坏, 减少了差的结果对最后位置估计的影响; DeepTSA-平均+改进 Taylor 算法通过计算多个结果平均值的方法, 虽然能够减小了位置误差, 但是该方法将误差大的结果进行平均后, 对于准确的结果也拉高了误差; 平均+改进 Taylor 算法, 通过建立不同的非线性方程组, 虽然能够获取多组结果, 但是这些目标函数的计算依旧基于原始 TDOA 值, 定位性能改变不大, 甚至会降低。

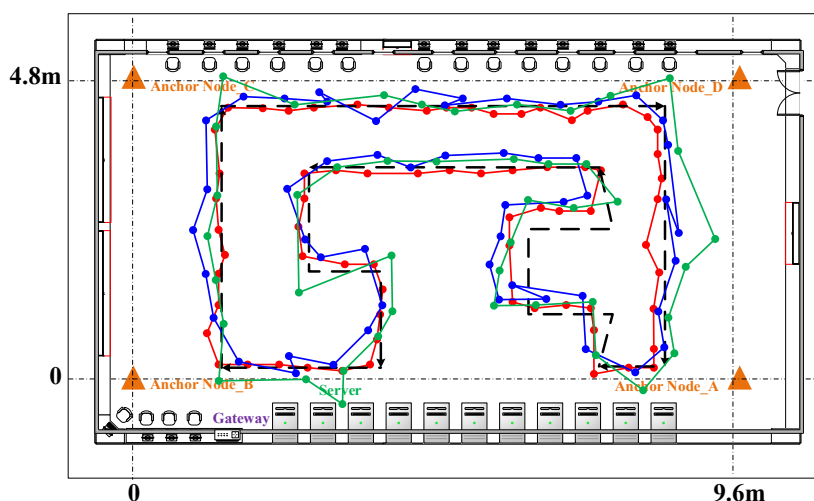


图 5-18 不同位置估计算法的定位轨迹

Figure 5-18 Trajectory of different localization algorithms

图 5-18 表示了在实验室环境下,不同位置估计方法的运动轨迹。其中,黑色表示理论路径,红色表示采用 DeepTSA-FWT 算法估计的路径,蓝色表示采用 DeepTSA-平均+改进 Taylor 算法估计的路径,绿色表示采用平均+改进 Taylor 算法估计的路径。从图中可以看出,红色路径连续性和稳定性最好,绿色路径最差。测试表明,经过 DeepTSAL 对数据进行预测处理后,采用 DeepTSA-FWT 算法能够改善定位的连续性和稳定性。

综上所述,本章提出的面向异常定位信息的数据处理模型可以有效地从数据中提取丰富的位置特征,对不完整的定位数据做出比较精确的预测,达到改善定位稳定性的效果。

5.5 本章小结

工业过程中的定位信息通常与具体的使用场景和服务有着密切联系,面对恶劣工业环境等因素导致的定位数据采集不完整的问题,现有的室内定位系统未能充分利用定位信息,很难获得稳定的位置坐标。因此,本文提出面向异常定位信息的数据处理模型,改善定位稳定性。首先,通过对采集到的位置相关信息进行预处理,并结合工业场景重新构建 TDOA 定位数据集,提出了用于判断节点状态的长短期记忆状态感知模型;考虑定位数据具有连续的空间性和时间性的特征,设计了基于状态特征和注意力机制的 TDOA 预测模型。然后,根据数据测量结果和预测结果,设计了基于模糊综合评价的位置估计算法,提升了位置估计的连续性。通过对上述模型在实际系统中进行部署与测试表明,本章提出的数据处理模型能有效地预测定位数据集中异常或丢失的 TDOA,改善了定位的稳定性。

6 总结与展望

工业环境的特殊性和工业应用的多样化,使得传统室内定位系统在动态变化和非结构化的复杂工业环境中应用时定位性能降低。技术和市场需求的双重推动为工业场景下室内定位系统研究的进一步突破指明了方向。本文将如何提升复杂工业场景下定位的性能作为研究重点,针对系统架构、模型、网络和数据处理等关键问题展开研究,提出了满足复杂工业环境定位需求的室内定位系统,并将研究成果实际部署于工业场景中进行验证。

6.1 总结

本文提出并构建了面向复杂工业环境的室内定位系统,着重关注系统架构、定位模型、定位网络和数据处理,分别针对时间测量误差大、数据传输可靠性差、定位数据缺失严重等问题展开研究,主要研究成果包括:

(1) 室内定位系统的初始设计未过多考虑不同类型的工业场景,其在复杂工业环境的定位性能下降严重,同时面临着系统资源与定位需求之间供需不平衡且难以协调的问题,系统架构的重构可以从根本提升定位的性能。因此,本文借鉴智慧协同网络架构,提出了面向复杂工业环境的室内定位系统架构。首先,分析了传统室内定位系统在工业场景实际部署中遇到的挑战;其次,考虑到工业场景的复杂性和多样化,以及网络性能对差异化定位需求的影响,依托智慧协同网络架构,通过构建服务支持机制、资源适配机制、认证感知机制,阐述了本文原型系统的基本设计思路,实现了定位服务与系统资源的适配,保障了差异化的定位需求对系统性能的苛刻要求,为工业环境中室内定位系统的优化奠定了基础。最后,本文在实际场景中搭建原型系统,后续研究内容的部署和验证均基于所提出的系统架构。

(2) 工业环境存在严重的金属遮挡、电磁辐射、灰尘及其他工业设备干扰等因素,受此影响,定位信号传播时间的测量误差增大、定位精确度降低。为此,本文提出了一种面向复杂工业环境的异步时钟定位模型,通过减小数据测量误差,提高定位精确性。从参数测量和位置估计的角度分析了工业环境对基于 TDOA 定位精确性的影响;并设计了异步时钟感知模型及 TDOA 测量算法,降低了时钟同步对参数测量的影响。考虑节点位置误差因素,利用改进的 Taylor 方法对标签节点位置进行估计,提高了定位模型的计算精确度。通过实验测试了所提出模型的性能。结果表明,本文提出的模型能够在不进行时钟同步的情况下完成 TDOA 的

测量,有效地减少了数据包交互次数,提高了定位精确性;同时,通过调整节点的工作频率,满足了不同定位对测量精确度的差异化需求。

(3) 在工业生产过程中,设备的频繁移动严重影响了无线节点的链路切换和数据传输,导致网络冲突剧烈、定位成功率降低。为此,本文提出面向多区域移动定位的资源适配策略,通过实现节点在不同区域间的高效链路切换,提升定位可靠性。本文在第二章系统架构的基础上,分析了构建工业室内定位系统网络时考虑的可靠性等因素,将定位场景划分为多个区域,建立了面向复杂工业环境定位的多区域网络模型。通过设计了基于信号强度的定位区域感知算法,使定位组件能够快速感知自身所在区域;并以 IEEE 802.15.4 定义传输时隙结构为基础,重新设计了用于定位通信的时隙组件,对 MAC 层资源适配策略进行设计,提升了定位数据在传输的可靠性。通过仿真和测试,评估了所提出网络模型的可行性。结果表明,本文提出的网络模型和资源适配策略能够有效地提高节点在复杂工业环境中的定位成功率,并提升了扩大区域后定位的可靠性。

(4) 工业过程中的定位信息通常与具体的使用场景和服务有着密切联系,面对恶劣工业环境等因素导致的定位数据采集不完整问题时,现有的室内定位系统很难从场景和服务中提取稳定的位置信息。因此,本文提出面向异常定位信息的数据处理模型,通过对工业场景和工业服务等信息特征的利用,实现对定位数据集的补全,进而改善定位稳定性。首先,通过对采集到的位置相关信息进行预处理,并结合工业场景重新构建 TDOA 定位数据集,提出了用于判断节点状态的长短期记忆状态感知模型;考虑定位数据具有连续的空间性和时间性的特征,设计了基于状态特征和注意力机制的 TDOA 预测模型。然后,根据数据测量结果和预测结果,设计了基于模糊综合评价的位置估计算法,提升了位置估计的连续性。通过对上述模型在实际系统中进行部署与测试表明,本文提出的数据处理模型能有效地预测定位数据集中异常或丢失的 TDOA,改善了定位的稳定性。

6.2 未来研究工作展望

虽然定位系统设计的可选技术与策略十分丰富,但复杂工业环境下的信息是复杂多样的,需要感知的信息也越加丰富,室内定位系统设计仍面临诸多挑战。本文针对工业场景下的室内定位进行研究,取得了一些阶段性成果,但仍存在需要进一步研究和完善的问题:

(1) 本文通过对基于 UWB 定位技术的定位模型进行改进,达到提升定位精确性目的,但仍无法充分获取对定位有用信息。随着工业场景中传感器技术的飞速发展,系统获取信息的技术手段将越来越多,尤其是伴随着深度学习等机器智

能技术的发展，也将会大大提高信息融合的进步。因此，如何融合多种技术以弥补某一项定位技术的劣势，例如，UWB 与 GPS 技术的融合实现室内外无缝切换、UWB 与电子地图结合实现货物的准确定位等，是作者未来的重要工作之一。

（2）定位信息的获取、传输依赖于网络协议。本文以单一类型的网络作为研究对象，对多区域定位网络展开研究，但随着定位技术的融合，尤其是 5G 技术在物联网领域的开始应用，多种网络协议之间的切换将影响了定位的实时性、成功率、稳定性。因此，如何通过对异构网络中各种参数的合理建模，以便为定位系统提供更加高效的网络支撑，是未来定位网络需要解决的一个重要问题。

（3）不同工业场景噪声和通信特征，都会影响和制约定位技术在工业领域的进一步应用和发挥价值。本文构建了面向复杂工业环境的室内定位系统，主要是针对流程工艺下的工业场景开展研究；但在实际部署中，每一类工业场景都大不相同，例如钢铁、石化等重工业生产制造工业环境。因此，需要继续分析典型工业场景的应用特征，对定位系统进行评估和验证，才能进一步推动定位技术在工业领域的应用，更大的发挥无线通信在工业领域的优势和价值。

参考文献

- [1] 中华人民共和国中央人民政府. 国务院关于深化“互联网+先进制造业”发展工业互联网的指导意见[EB/OL]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-11/27/content_5242582.htm.
- [2] J. Wang, Y. Wu, et al. Big Data Analytics for Emergency Communication Networks: A Survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016,18(3):1758-1778.
- [3] R. C. Shit, S. Sharma, et al. Ubiquitous Localization (UbiLoc): A Survey and Taxonomy on Device Free Localization for Smart World [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019 (Early Access), DOI: 10.1109/COMST.2019.2915923.
- [4] Hofmannwellenhof B. GNSS -- global navigation satellite systems: GPS, GLONASS, Galileo, and more / Bernhard Hofmann-Wellenhof, Herbert Lichtenegger, Elmar Wasle [J]. Springer Wien, 2007:647-651.
- [5] Lombardo L, Corbellini S, Parvis M, Elsayed A, Angelini E, Grassini S. Wireless Sensor Network for Distributed Environmental Monitoring[J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2018, 67(5):1214-1222.
- [6] 中国卫星导航定位协会. 中国卫星导航与位置服务产业发展白皮书(2019) [R]. 北京: 中国卫星导航定位协会, 2019.
- [7] Pahlavan K , Li X , Makela J P . Indoor geolocation science and technology [J]. IEEE Communications Magazine, 2002, 40(2):112-118.
- [8] 工业互联网产业联盟. 工业无线电磁环境白皮书 [R]. 北京: 工业互联网产业联盟, 2018.
- [9] 工业互联网产业联盟. 工业互联网网络连接白皮书(版本 1.0) [R]. 北京: 中国信息通信研究院, 2018.
- [10] 钱志鸿, 孙大洋, LEUNG Victor. 无线网络定位综述[J]. 计算机学报, 2016, 39(6): 1237-1256.
- [11] Dwiya F, Lim M H. A survey of problems and approaches in wireless-based indoor positioning [C]// International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. IEEE, 2016:1-7.
- [12] F. Zafari, A. Gkelias, K. K. Leung. A Survey of Indoor Localization Systems and Technologies[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(3):2568-2599.
- [13] R. C. Shit, S. Sharma, et al. Location of Things (LoT): A Review and Taxonomy of Sensors Localization in IoT Infrastructure [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 20(3): 2028-2061.
- [14] Tomic S, Beko M, Dinis R. RSS-Based Localization in Wireless Sensor Networks Using Convex Relaxation: Noncooperative and Cooperative Schemes [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(5):2037-2050.
- [15] Y. Kang, Q. Wang, et al. A High-Accuracy TOA-Based Localization Method Without Time Synchronization in a Three-Dimensional Space [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019,15(1):173-182.
- [16] Wang G, So M C, Li Y. Robust Convex Approximation Methods for TDOA-Based Localization under NLOS Conditions [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016,

- 64(13): 3281 - 3296.
- [17] Yuan Z, Jun Y, You L, et al. Smartphone-Based Indoor Localization with Bluetooth Low Energy Beacons [J]. *Sensors*, 2016, 16(5):596.
- [18] Khalajmehrabadi A, Gatsis N, Akopian D. Modern WLAN Fingerprinting Indoor Positioning Methods and Deployment Challenges [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017, 19(3):1974-2002.
- [19] V. Bianchi, P. Ciampolini, I. De Munari. RSSI-Based Indoor Localization and Identification for ZigBee Wireless Sensor Networks in Smart Homes [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68(2): 566-575.
- [20] Xiao F, Wang Z, Ye N, et al. One More Tag Enables Fine-Grained RFID Localization and Tracking [J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2017, PP (99):1-14.
- [21] Luo J, Fan L, Li H. Indoor Positioning Systems Based on Visible Light Communication: State of the Art [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017, 19 (4):2871-2893.
- [22] Yoon J W, Park T. Maximizing Localization Accuracy via Self-Configurable Ultrasonic Sensor Grouping Using Genetic Approach [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2016, 65(7):1518-1529.
- [23] Jimenez Ruiz A R, Seco Granja F. Comparing Ubisense, BeSpoon, and DecaWave UWB Location Systems: Indoor Performance Analysis [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2017:1-12.
- [24] IPSN 2018. Microsoft indoor localization competition [EB/OL].
<https://www.microsoft.com/en-us/research/event/microsoft-indoor-localization-competition-ip-sn-2018/>
- [25] Gezici S , Tian Z , Giannakis G B , et al. Localization via ultra-wideband radios: a look at positioning aspects for future sensor networks[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005, 22(4):70-84.
- [26] 工业互联网产业联盟. 工业大数据分析指南白皮书[R]. 北京: 中国信息通信研究院, 2019.
- [27] Fekher K, Abbas B, Abderrahim B, et al. A Survey of Localization Systems in Internet of Things [J]. *Mobile Networks and Applications*, 2019, 24(3):761-785.
- [28] 中华人民共和国中央人民政府. 国家中长期科学和技术发展规划纲要 (2006~2020 年) [EB/OL]. http://www.gov.cn/jrzq/2006-02/09/content_183787.htm.
- [29] 中华人民共和国中央人民政府. 国家“十二五”科技发展规划“推进重点领域核心关键技术突破” [EB/OL]. http://www.gov.cn/gzdt/2011-07/13/content_1905915.htm
- [30] 科技部高新司、国家遥感中心、863 计划地球观测与导航技术领域导航主题专家组和导航与位置服务科技专项总体专家. 室内外高精度定位导航白皮书 [R]. 北京: 中国卫星导航与位置服务产业年鉴, 2013.
- [31] Jimenez A R, Seco F. Comparing Decawave and Bespoon UWB location systems: Indoor/outdoor performance analysis[C]// 2016 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). IEEE, 2016.
- [32] Kulmer J , Hinteregger S , Grosswindhager B , et al. Using DecaWave UWB Transceivers for High-accuracy Multipath-assisted Indoor Positioning[C]// IEEE ICC Workshop on Advances in Network Localization and Navigation (ANLN). IEEE, 2017.

- [33] McKeown N. Software-defined networking [J]. INFOCOM keynote talk, 2009, 17(2): 30-32.
- [34] 卜毅, 包学才. 基于软件定义网络架构的无线传感网络研究进展[J]. 信息通信, 2018
- [35] Scotthayward S, O'Callaghan G, Sezer S. Sdn Security: A Survey[C]// Future Networks & Services. 2013.
- [36] Zhang H, Quan W, Chao H C, Qiao C. Smart identifier network: A collaborative architecture for the future internet[J]. IEEE Network, 2016, 30(3):46-51.
- [37] Zhang H, Su W, Quan W. Foundations of the Smart Identifier Network [M]//Smart Collaborative Identifier Network. Springer, Berlin, Heidelberg, 2016: 25-38.
- [38] Zhang H, Dong P, Quan W, Hu B. Promoting efficient communications for high-speed railway using smart collaborative networking [J]. IEEE Wireless Communications, 2015, 22(6):92-97.
- [39] Zhang H, Dong P, Yu S, Song J. A Scalable and Smart Hierarchical Wireless Communication Architecture Based on Network/User Separation [J]. IEEE Wireless Communications, 2017, 24(1):18-24.
- [40] 杨冬, 马剑, 张宏科. 智慧协同工业无线传感器网络, 电子学报, 2017, 45(6):1537-1544.
- [41] 张宏科. 智慧协同网络系统及应用[J]. 北京交通大学学报, 2016, 40(4):60-64.
- [42] 张宏科. 智慧协同网络理论与实践[J]. 信息通信技术, 2017, 11(6):45-50.
- [43] Yassin A, Nasser Y, Awad M, et al. Recent Advances in Indoor Localization: A Survey on Theoretical Approaches and Applications [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(2):1327-1346.
- [44] Singh S P, Sharma S C. Range Free Localization Techniques in Wireless Sensor Networks: A Review [J]. Procedia Computer Science, 2015, 57:7-16.
- [45] Yang K, An J, Bu X, et al. Constrained Total Least-Squares Location Algorithm Using Time-Difference-of-Arrival Measurements [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2010, 59(3):1558-1562.
- [46] Noh K L, Chaudhari Q M, Serpedin E, et al. Novel Clock Phase Offset and Skew Estimation Using Two-Way Timing Message Exchanges for Wireless Sensor Networks [J]. IEEE Transactions on Communications, 2007, 55(4):766-777.
- [47] Ledergerber A , Hamer M , D'Andrea R . A robot self-localization system using one-way ultra-wideband communication[C]// 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2015.
- [48] Exel R , Mad J , Gaderer G , et al. A novel, high-precision timestamping platform for wireless networks[C]// Emerging Technologies & Factory Automation, 2009. ETFA 2009. IEEE Conference on. IEEE, 2009.
- [49] Exel R , Gaderer G , Loschmidt P . Localisation of Wireless LAN Nodes Using Accurate TDoA Measurements[C]// Wireless Communications & Networking Conference. IEEE, 2010.
- [50] Tiemann J, Eckermann F, Wietfeld C. Multi-user interference and wireless clock synchronization in TDOA-based UWB localization[C]// International Conference on Indoor Positioning & Indoor Navigation. IEEE, 2016:1-6.
- [51] Spano D, Ricciato F. Opportunistic Time-of-Arrival localization in fully asynchronous wireless networks [J]. Pervasive & Mobile Computing, 2016.
- [52] Kim S, Chong J W. An efficient TDOA-Based localization algorithm without synchronization between base stations [M]. Taylor & Francis, Inc. 2015.

- [53] Pelka M, Hellbrück H. S-TDoA - Sequential time difference of arrival -A scalable and synchronization free approach for Positioning [C]// Wireless Communications and NETWORKING Conference. IEEE, 2016.
- [54] Ho K C , Lu X , Kovavisaruch L . Source Localization Using TDOA and FDOA Measurements in the Presence of Receiver Location Errors: Analysis and Solution [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(2):684-696.
- [55] Tan C , Zhu X , Su Y , et al. A low-cost centimeter-level acoustic localization system without time synchronization [J]. Measurement, 2016, 78:73-82.
- [56] Canclini, Antonacci, Sarti, et al. Acoustic Source Localization With Distributed Asynchronous Microphone Networks [J]. IEEE Transactions on Audio Speech & Language Processing, 2013, 21(2):439-443.
- [57] Xu B , Sun G , Yu R , et al. High-Accuracy TDOA-Based Localization without Time Synchronization[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2013, 24(8):1567-1576.
- [58] Fan H H , Yan C . Asynchronous Differential TDOA for Sensor Self-Localization[C]// IEEE International Conference on Acoustics. IEEE, 2007.
- [59] Silva B , Pang Z , Akerberg J , et al. Experimental study of UWB-based high precision localization for industrial applications[C]// 2014 IEEE International Conference on Ultra-WideBand (ICUWB). IEEE, 2014.
- [60] Facchi N , Gringoli F , Ricciato F , et al. Emitter Localisation from Reception Timestamps in Asynchronous Networks[J]. Computer Networks, 2015, 88:202-217.
- [61] Pelka M , Horst Hellbrück. S-TDoA — Sequential time difference of arrival — A scalable and synchronization free approach for Positioning[C]// Wireless Communications & Networking Conference. IEEE, 2016.
- [62] Angelichinoski M , Denkovski D , Atanasovski V , et al. Cramér–Rao Lower Bounds of RSS-Based Localization With Anchor Position Uncertainty[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2015, 61(5):2807-2834.
- [63] Ekambaram V N , Ramchandran K , Sengupta R . Collaborative High Accuracy Localization in Mobile Multipath Environments [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012, 65(10):8414-8422.
- [64] Wang S , Luo F , Jing X , et al. Low-Complexity Message-Passing Cooperative Localization in Wireless Sensor Networks[J]. IEEE Communications Letters, 2017, 21(9):2081-2084.
- [65] Meyer F , Hlinka O , Wymeersch H , et al. Distributed Localization and Tracking of Mobile Networks Including Noncooperative Objects[J]. IEEE Transactions on Signal and Information Processing over Networks, 2016, 2(1):57-71.
- [66] Jin M, Xia S, Wu H, et al. Scalable and Fully Distributed Localization in Large-Scale Sensor Networks [J]. 2017, 6(2):15.
- [67] Monir Vaghefi R , Buehrer M . Cooperative Localization in NLOS Environments Using Semidefinite Programming [J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(8):1382 - 138.
- [68] Vaghefi R M , Buehrer R M . Cooperative Source Node Tracking in Non-Line-of-Sight Environments [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(5):1287-1299.
- [69] Jia T , Buehrer R . On the optimal performance of collaborative position location [J]. IEEE

- Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(1):0-383.
- [70] Raza M, Aslam N, Le-Minh H, Hussain S, Cao Y, Khan N M. A Critical Analysis of Research Potential, Challenges and Future Directives in Industrial Wireless Sensor Networks [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 20(1):39 - 95.
 - [71] Saifullah A, Wu C, Tiwari P B, et al. Near Optimal Rate Selection for Wireless Control Systems [J]. 2012, 13(4s):231-240.
 - [72] Wu C, Sha M, Gunatilaka D, et al. Analysis of EDF scheduling for Wireless Sensor-Actuator Networks [C]// Quality of Service. IEEE, 2014:31-40.
 - [73] Soldati P, Zhang H, Johansson M. Deadline-constrained transmission scheduling and data evacuation in WirelessHART networks [C]// Control Conference. IEEE, 2015:4320-4325.
 - [74] Nasser N, Karim L, Taleb T. Dynamic Multilevel Priority Packet Scheduling Scheme for Wireless Sensor Network [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(4):1448-1459.
 - [75] Park P, Marco P D, Johansson K. Cross-Layer Optimization for Industrial Control Applications using Wireless Sensor and Actuator Mesh Networks [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, PP(99):1-1.
 - [76] Saifullah A, Xu Y, Lu C, et al. End-to-End Communication Delay Analysis in Industrial Wireless Networks [J]. IEEE Transactions on Computers, 2015, 64(5):1361-1374.
 - [77] Yang D, Xu Y, Wang H, et al. Assignment of Segmented Slots Enabling Reliable Real-Time Transmission in Industrial Wireless Sensor Networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(6):3966-3977.
 - [78] Yang D, Gidlund M, Shen W, et al. CCA-Embedded TDMA enabling acyclic traffic in industrial wireless sensor networks [J]. Ad Hoc Networks, 2013, 11(3):1105-1121.
 - [79] Hashimoto M, Wakamiya N, Murata M, et al. End-to-end reliability- and delay-aware scheduling with slot sharing for wireless sensor networks[C]// International Conference on Communication Systems and Networks. IEEE, 2016:1-8.
 - [80] Montero S, Gozalvez J, Sepulcre M. Link Scheduling Scheme with Shared Links and Virtual Tokens for Industrial Wireless Sensor Networks [J]. Mobile Networks & Applications, 2016:1-17.
 - [81] Vitturi S, Tramarin F, Seno L. Industrial Wireless Networks: The Significance of Timeliness in Communication Systems [J]. Industrial Electronics Magazine IEEE, 2013, 7(2):40-51.
 - [82] Shen W, Zhang T, Gidlund M, et al. SAS-TDMA: a source aware scheduling algorithm for real-time communication in industrial wireless sensor networks [J]. Wireless Networks, 2013, 19(6):1155-1170.
 - [83] Ouanteur C, Aïssani D, Bouallouche-Medjkoune L, et al. Modeling and performance evaluation of the IEEE 802.15.4e LLDN mechanism designed for industrial applications in WSNs [J]. Wireless Networks, 2016:1-16.
 - [84] Alnidawi Y, Yahya H, Kemp A H. Impact of mobility on the IoT MAC infrastructure: IEEE 802.15.4e TSCH and LLDN platform[C]// Internet of Things. IEEE, 2015:478-483.
 - [85] Macoir N, Ridolfi M, Rossey J, et al. MAC Protocol for Supporting Multiple Roaming Users in Multi-Cell UWB Localization Networks[C]// IEEE WoWMoM 2018. IEEE, 2018.
 - [86] Li W L, Shen Y, Zhang Y J, et al. Robust Power Allocation for Energy-Efficient

- Location-Aware Networks[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2013, 21(6):1918-1930.
- [87] Leone P , Schiller E M . Self-Stabilizing TDMA Algorithms for Dynamic Wireless Ad Hoc Networks [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2013, 2013:1-17.
- [88] Song L , Zhang T , Yu X , et al. Scheduling in Cooperative UWB Localization Networks Using Round Trip Measurements[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(7):1409 - 1412.
- [89] Matteo R , Samuel V D V , Heidi S , et al. Analysis of the Scalability of UWB Indoor Localization Solutions for High User Densities[J]. Sensors, 2018, 18(6):1875-.
- [90] Macoir, N.; Ridolfi, M.; Rossey, J.; Moerman, I.; De Poorter, E. MAC Protocol for Supporting Multiple Roaming Users in Mult-Cell UWB Localization Networks. 2018 IEEE 19th International Symposium on "A World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks" (WoWMoM), 2018, pp. 588–599.
- [91] Ridolfi M , Samuel V D V , Steendam H , et al. WiFi ad-hoc mesh network and MAC protocol solution for UWB indoor localization systems[J]. 2016:1-6.
- [92] Graham J W. Analysis of Missing Data [J]. 2012.
- [93] Allison, P. D. Missing data [M]. Thousand Oaks, CA Sage publications.(2001)
- [94] Little R J A, Rubin D B. Statistical Analysis with Missing Data, Second Edition [M]// Statistical Analysis with Missing Data. 2002.
- [95] Velasco J , Pizarro D , Macias-Guarasa J , et al. TDOA Matrices: Algebraic Properties and Their Application to Robust Denoising With Missing Data[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(20):5242-5254.
- [96] Schmidhuber, Jürgen. Deep learning in neural networks: An overview [J]. Neural Networks, 2015, 61:85-117.
- [97] Li H , Ota K , Dong M . Learning IoT in Edge: Deep Learning for the Internet of Things with Edge Computing [J]. IEEE Network, 2018, 32(1):96-101.
- [98] Yao H , Wu F , Ke J , et al. Deep Multi-View Spatial-Temporal Network for Taxi Demand Prediction [J]. 2018.
- [99] Wang X, Gao L, Mao S, et al. CSI-Based Fingerprinting for Indoor Localization: A Deep Learning Approach [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(1):763-776.
- [100] Ifthekhar M S , Le N T , Hossain M A , et al. Neural Network-Based Indoor Positioning Using Virtual Projective Invariants[J]. Wireless Personal Communications, 2016, 86(4):1813-1828.
- [101] M. Elbes, E. Almaita, et al. An Indoor Localization Approach Based on Deep Learning for Indoor Location-Based Services [C]//2019 IEEE Jordan International Joint Conference on Electrical Engineering and Information Technology (JEEIT),2019:437-441.
- [102] Rana S P , Dey M , Siddiqui H U , et al. UWB Localization Employing Supervised Learning Method[C]// IEEE International Conference on Ubiquitous Wireless Broadband ICUBW'2017. IEEE, 2017.
- [103] Chi Wu, Hongwei Hou, Wenjin Wang, Qing Huang, Xiqi Gao.“TDOA Based Indoor Positioning with NLOS Identification by Machine Learning[C]// 2018 10th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP).
- [104] 薛源, 苏伟, 王洪超, 杨冬. 支持异步 TDOA 测量的确定性定位网络, 电子学报, 2019, 47(10): 2017-2024.

- [105] Yuan Xue, Wei Su, Hongchao Wang, Dong Yang, Jian Ma. A Model on Indoor Localization System Based on the Time Difference Without Synchronization [J]. IEEE Access, 2018, 6: 34179-34189.
- [106] Estrin D . Instrumenting the world with wireless sensor networks [J]. Proceeding of Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2001, 2001.
- [107] 卫星位置误差条件下基于约束 Taylor 级数迭代的地面目标定位理论性能分析[J]. 中国科学:信息科学, 2014, 44(2):231-253.
- [108] Kovavisaruch L , Ho K C . Modified Taylor-series method for source and receiver localization using TDOA measurements with erroneous receiver positions[C]// Circuits and Systems, 2005. ISCAS 2005.
- [109] Yang L , Ho K C . An Approximately Efficient TDOA Localization Algorithm in Closed-Form for Locating Multiple Disjoint Sources With Erroneous Sensor Positions[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(12):4598-4615.
- [110] 王鼎, 张莉. 基于 Taylor 级数迭代的无源定位理论与方法[M]. 电子工业出版社, 2016.
- [111] Molisch A F, Balakrishnan K, Chong C C, et al. IEEE 802.15. 4a channel model-final report[J]. IEEE P802, 2004, 15(04): 0662.
- [112] Caffery J J J . Wireless location in CDMA cellular radio systems [J]. 1998.
- [113] Rmerz F C , Blatter A , Botteron C , et al. An Experimental Platform for an Indoor Location and Tracking System [J]. Journal of Physiology, 2008, 285(6):23-38.
- [114] He S , Dong X . High-Accuracy Localization Platform Using Asynchronous Time Difference of Arrival Technology [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017:1-15.
- [115] Yuan Xue, Wei Su, Hongchao Wang, et al. RMLNet-A reliable wireless network for a multiarea TDOA-based localization system [J]. Sensors, 2019, 19(20):4374.
- [116] Yang Z , Liu Y . Understanding Node Localizability of Wireless Ad-hoc Networks [J]. Proceedings - IEEE INFOCOM, 2010, 11(8):1-9.
- [117] Levanon, N. Lowest GDOP in 2-D scenarios [J]. IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation, 2000, 147(3):149-0.
- [118] Greenstein L J , Erceg V , Yeh Y S , et al. A new path-gain/delay-spread propagation model for digital cellular channels [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 1997, 46(2):477-485.
- [119] Yuan Xue, Wei Su, Hongchao Wang, et al. DeepTAL: Deep Learning for TDOA-Based Asynchronous Localization Security With Measurement Error and Missing Data [J]. IEEE Access, 2019, 7: 122492-122502.

作者简历及攻读博士学位期间取得的研究成果

一、作者简历

2008年9月考入济南大学信息科学与工程电子信息科学与技术专业学习，2012年7月本科毕业获得工学学士学位。

2012年9月考入内蒙古工业大学信息工程学院交通信息工程及控制专业学习，2015年9月硕士毕业获得工学硕士学位。

2015年9月考入北京交通大学电子信息工程学院通信与信息系统专业攻读博士学位至今。

二、发表或者已投稿论文

- [1] **Yuan Xue**, Wei Su, Hongchao Wang, Dong Yang, Jian Ma. A Model on Indoor Localization System Based on the Time Difference Without Synchronization. **IEEE Access**, 2018, 6: 34179-34189. (SCI, An2, WOS: 000439222000019)
- [2] **Yuan Xue**, Wei Su, Hongchao Wang, Dong Yang, Yemeng Jiang. DeepTAL: Deep Learning for TDOA-Based Asynchronous Localization Security With Measurement Error and Missing Data. **IEEE Access**, 2019, 7: 122492-122502. (SCI, An2, WOS:000488478500001)
- [3] 薛源, 苏伟, 王洪超, 杨冬. 支持异步TDOA测量的确定性定位网络. **电子学报**, 2019, 47(10): 2017-2024. (EI期刊, An5)
- [4] **Yuan Xue**, Wei Su, Hongchao Wang, Dong Yang, Weiting Zhang. RMLNet: A reliable wireless network for a multiarea TDOA-based localization system. **Sensors**, 2019, 19(20): 4374. (SCI, An3, WOS:000497864700022)

三、参与科研项目

- [1] 国家“973”项目“智慧协同网络理论基础研究”(No.2013CB329101)--参与
- [2] 国家自然科学基金面上项目“面向控制和安全应用的工业无线传感器网络关键技术研究”(No.61771040)--参与
- [3] 国家自然科学基金“青年基金”项目“智能工业无线柔性组网技术研究”(No. 61701018)--参与
- [4] 北京交通大学科研项目“工业互联网下无线确定通信技术研究”(No. 2016JBM004)--参与
- [5] 北京交通大学博士科技创新项目“智能制造车间环境下的室内定位研究”(No.2018YJS308)--主持

四、发明专利和软件著作权

- [1] 利用虚拟时间同步实现室内定位的方法及系统, 申请号: 201711447230.2, 撰写人, 第二发明人

五、攻读学位期间所获奖励

- [1] 2015年，北京交通大学二等学习优秀奖学金
- [2] 2016年，北京交通大学二等学习优秀奖学金
- [3] 2017年，北京交通大学二等学习优秀奖学金
- [4] 2018年，北京交通大学二等学习优秀奖学金

独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作和取得的研究成果，除了文中特别加以标注和致谢之处外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得北京交通大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

学位论文作者签名：薛源 签字日期：2019年12月16日

学位论文数据集

表 1.1: 数据集页

关键词*	密级*	中图分类号	UDC	论文资助
工业室内定位； 到达时间差；异 步定位；资源适 配；异常数据处 理	公开	TP393		
学位授予单位名称*		学位授予单位代 码*	学位类别*	学位级别*
北京交通大学		10004	工学	博士
论文题名*		并列题名		论文语种*
面向复杂工业环境的室内定位系统 关键技术研究				中文
作者姓名*	薛源		学号*	15111042
培养单位名称*		培养单位代码*	培养单位地址	邮编
北京交通大学		10004	北京市海淀区西 直门外上园村 3 号	100044
学科专业*		研究方向*	学制*	学位授予年*
通信与信息系统		室内定位	三年	2019
论文提交日期*	2019 年 12 月			
导师姓名*	苏伟		职称*	教授
评阅人	答辩委员会主席		答辩委员会成员	
张思东、李忠诚、 张玉军、程渤、 崔勇、杨冬	张思东		张玉军、程渤、杨冬、宋飞	
电子版论文提交格式 文本（ ） 图像（ ） 视频（ ） 音频（ ） 多媒体（ ） 其他（ ） 推荐格式： application/msword; application/pdf				
电子版论文出版（发布）者		电子版论文出版（发布）地		权限声明
论文总页数*	157			
共 33 项，其中带*为必填数据，为 21 项。				