

分类号：

U D C :

密级：公开

学号：401030820006

南 昌 大 学 硕 士 研 究 生

学 位 论 文

基于蓝牙 AOA 与 IMU 融合的室内定位方法研究

Research on indoor positioning method based on the fusion of
Bluetooth AOA and IMU

陈鑫

培养单位（院、系）：信息工程学院自动化系

指导教师姓名、职称：郭杭 教授

申请学位的学科门类：工学

学科专业名称：控制科学与工程

论文答辩日期： 2023 年 5 月 27 日

答辩委员会主席： 袁卫声

评阅人： 盲审

2023 年 5 月 27 日

摘 要

无线定位技术是室内定位领域的主流方法之一，基于蓝牙 5.1 规范的到达角 (Angle of Arrival, AOA) 寻向技术更是室内无线定位领域的研究热点，然而室内信号传播易受干扰导致单一无线传感器难以满足定位需求，因此本文基于室内复杂环境，从测角精度优化和融合定位两个方向，研究了基于蓝牙 AOA 与 IMU 的室内定位方法。

首先，本文查阅了国内外研究学者的相关文献，阐述了当前室内定位领域的相关研究成果，并分析了相关室内定位技术的优缺点。同时介绍了蓝牙无线技术的发展过程与基于蓝牙信号的相关定位方法，其中重点介绍了基于蓝牙 5.1 规范的 AOA 测向技术，并对基于 AOA 的国内外最新研究和相关商业产品进行了介绍。

其次，本文对蓝牙 AOA 信号数据进行了分析，介绍并推导了基于到达角的相关定位算法如多重信号分类算法及其改进算法，同时推导了基于惯性导航的载体位置与姿态更新算法。

然后，本文介绍了基于定位技术的相关定位精度评价指标，分析了蓝牙定位系统在室内环境下的测向精度问题，并对室内相关信号干扰因素进行了分析，提出基于非线性最小二乘的信号优化方法，降低室内定位过程中信号干扰对蓝牙测向信号的影响，最后通过仿真实验，验证了所提方法的可行性。

最后，本文研究了室内环境下蓝牙 AOA 与 IMU 的融合定位问题，通过分析蓝牙 AOA 与 IMU 的各自技术特征，提出基于两者融合的定位理论框架。同时在融合定位的基础上，结合蓝牙定位系统给出的载体终端的二维位置信息，提出基于融合定位的载体姿态校正方法，以进一步提高定位精度。最后基于实际场地的测试结果表明，单一蓝牙定位系统的静态与动态定位误差分别为 0.28m 和 0.37m，达到了亚米级的定位精度，而结合非线性最小二乘方法对信号干扰进行消除后，其静态与动态定位误差分别为 0.13m 和 0.22m，定位误差分别下降了 53.6% 和 40.5%。将蓝牙定位系统与惯性测量单元融合后，该融合定位系统的动态定位误差约为 0.097m，其中 50% 以上的定位点误差保持在 10cm 以内，整体达到了厘米级的定位精度，从而验证了本文所提方法的可行性。

关键词：室内定位；蓝牙 AOA；非线性最小二乘；IMU；融合定位；姿态校正

ABSTRACT

Wireless positioning technology is one of the mainstream methods in the field of indoor positioning, and angle of arrival direction finding technology based on Bluetooth 5.1 specification is a research hotspot in the field of indoor wireless positioning. However, indoor signal propagation is susceptible to interference, which makes it difficult for a single wireless sensor to meet the positioning requirements. So based on the complex indoor environment, this paper studies the indoor positioning method based on Bluetooth AOA and IMU from the two directions of angle measurement accuracy optimization and fusion positioning.

Firstly, this paper reviews the relevant literature of domestic and foreign researchers, expounds the relevant research results in the field of indoor positioning, and analyzes the advantages and disadvantages of related indoor positioning technologies. At the same time, the development process of Bluetooth wireless technology and the related positioning methods based on Bluetooth signal are introduced, which focuses on AOA direction finding technology based on Bluetooth 5.1 specification, and introduces the latest research and related commercial products at home and abroad based on AOA.

Secondly, this paper analyzed the Bluetooth AOA signal data, introduced and derived the relevant positioning algorithm based on the arrival angle such as multiple signal classification algorithms and its improved algorithm. At the same time, the carrier position and attitude update algorithm based on inertial navigation is derived.

Then, this paper introduces the relevant positioning accuracy evaluation index based on positioning technology, analyzes the direction finding accuracy of Bluetooth positioning system in indoor environment, and analyzes the interference factors of indoor related signals, proposes a signal optimization method based on nonlinear least squares to reduce the influence of signal interference on Bluetooth direction finding signal during indoor propagation. Finally, through simulation experiments, the feasibility of the proposed method is verified.

Finally, this paper studies the fusion positioning of Bluetooth AOA and IMU in indoor environment. By analyzing the respective technical characteristics of Bluetooth AOA and IMU, a positioning theory framework based on the fusion of the two is proposed. At the same time, on the basis of fusion positioning, we combined with the

two-dimensional position information of the carrier terminal given by the Bluetooth positioning system, and a carrier posture correction method based on fusion positioning is proposed to further improve the positioning accuracy. Finally, the test results based on the actual site show that the static and dynamic positioning errors of the single Bluetooth positioning system are 0.28m and 0.37m respectively, reaching the submeter positioning accuracy. After eliminating the signal interference by combining the nonlinear least squares method, the static and dynamic positioning errors were 0.13m and 0.22m respectively, and the positioning errors decreased by 53.6% and 40.5%. After fusing the Bluetooth positioning system with the inertial measurement unit, the dynamic positioning error of the fusion positioning system is about 0.097m, of which more than 50% of the positioning error is kept within 10cm, and the overall positioning accuracy reaches the centimeter-level positioning accuracy, which verifies the feasibility of the method proposed in this paper.

Key Words: indoor positioning; Bluetooth AOA; nonlinear least squares; IMU; fusion positioning; posture correction

目 录

第 1 章 引言.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 室内定位技术研究现状.....	2
1.2.2 蓝牙定位技术研究现状.....	6
1.3 主要研究内容与结构安排	9
1.3.1 主要研究内容.....	9
1.3.2 论文结构安排.....	10
第 2 章 蓝牙 AOA 与 IMU 定位技术的研究与分析	11
2.1 BLE AOA 信号数据分析.....	11
2.2 基于到达角技术的蓝牙定位算法	12
2.2.1 角度估计与三角定位算法.....	12
2.2.2 改进的多重信号分类算法.....	15
2.3 基于 IMU 的载体位置与姿态更新算法.....	18
2.4 本章小结.....	20
第 3 章 蓝牙 AOA 精度优化算法研究.....	21
3.1 定位精度评价与误差分析	21
3.1.1 定位精度评价指标.....	21
3.1.2 误差的来源及影响.....	23
3.2 基于非线性最小二乘的信号处理方法	24
3.3 仿真实验与分析.....	26
3.4 本章小结.....	28
第 4 章 蓝牙 AOA/IMU 融合定位算法研究.....	29
4.1 融合定位算法框架.....	29
4.2 基于卡尔曼滤波的数据融合方法	30
4.3 基于融合定位的载体姿态校正方法	32
4.4 本章小结.....	35
第 5 章 室内定位实验与结果分析	36
5.1 实验环境与设备介绍.....	36
5.1.1 实验场景.....	36
5.1.2 实验设备.....	37
5.2 单一系统室内定位实验.....	37
5.2.1 蓝牙 AOA 单点定位实验.....	38
5.2.2 蓝牙 AOA 连续定位实验.....	40

5.3 融合系统室内定位实验.....	41
5.4 本章小结.....	44
第 6 章 总结与展望	45
6.1 全文工作总结.....	45
6.2 未来工作展望.....	46
参考文献.....	47

第1章 引言

1.1 研究背景及意义

随着现代生活水平的提升,移动互联网技术和智能终端逐渐普及与迭代,基于用户位置信息的相关技术得到了持续发展与应用,人们在日常生活中对定位服务的需求逐渐增长。目前已有的定位技术按其功能可分为两类:室外定位技术和室内定位技术。室外定位技术目前发展的较为成熟,各国家对室外定位技术的研究有着较大进展,包括美国全球定位系统(Global Positioning System, GPS)、俄罗斯全球卫星导航系统(Global Navigation Satellite System, GLONASS)、欧盟伽利略卫星导航系统(Galileo Satellite Navigation System, GALILEO)以及中国北斗卫星导航系统(BeiDou Navigation Satellite System, BDS)在内,可在全球范围内全天候为用户提供高精度、高可靠的导航定位服务[1],基本满足人们在室外环境下的定位服务需求。然而,受限于错综复杂的室内环境,室内定位技术至今尚未发展成熟,但与此同时人们对于室内定位的需求越来越高,特别是在智能仓储、人员监控、室内泊车及井下救援等方面对精确定位的需求更为迫切,因此针对这一现状,国内外研究人员提出了众多的室内定位方法,包括基于 WIFI、红外、蓝牙、超宽带(Ultra Wide Band, UWB)、超声波、可见光、激光雷达以及惯性导航等定位技术[2],然而这些技术均面临着定位精度、成本与适应性难以取舍的窘境。例如红外和超声波等需要配套的硬件实现导航和定位,从而限制了该技术的普及[9]。同时由于室内环境十分复杂,墙壁、桌面、箱体或行人等都会阻挡或干扰信号的传输,从而在动态环境下对室内定位技术提出了更高要求。

无线定位技术作为室内定位领域的主流方法之一,在国内外众多学者的研究下,目前已取得一定进展。而蓝牙信号由于抗干扰性强、普及范围广等特点,使得蓝牙定位成为室内无线定位领域的研究热点。目前基于蓝牙信号的室内 RSSI(Received Signal Strength Indication)定位技术已达到米级定位精度[10],并有着低功耗、易部署、成本低的优势,使其成为密集定位市场中最具性价比的定位方式。同时在 2019 年,蓝牙技术联盟(Bluetooth Special Interest Group, SIG)发布了蓝牙 5.1 规范,蓝牙寻向技术正式进入到人们视野。该技术包括到达角(Angle of Arrival, AOA)与离开角(Angle of Departure, AOD)两种寻向方式,即通过蓝牙设备向四周发送测向信号,由附近节点接收并解算出该信号的传播方向。由于蓝牙技术的普及程度极高,同时该寻向技术有望进一步提升蓝牙定位精度,因此蓝牙

寻向技术成为室内定位的重要研究内容。

在室内环境下,无线信号传播易受到物体的遮挡和干扰,同时由于噪声的存在,仅靠无线定位一般难以维持较高的定位精度。惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)由于利用自身传感器进行自主导航,不需要接收和处理外来信号数据,因此具有自主性强、不受外界干扰的优点[11],常用作定位辅助设备。但 IMU 的定位精度与自身器件精度紧密相关,其定位误差随时间发散,难以长时间独立导航。因此将蓝牙无线定位与 IMU 进行融合,或成为较好的室内定位解决方案,其可以充分发挥二者的优势,解决蓝牙定位系统由于外界干扰无法有效定位以及 IMU 长期定位精度差的问题,使定位系统的准确性与稳定性得到增强。同时针对室内复杂场景下的无线定位问题,有必要运用相关算法来抵抗信号传播过程中的多径与噪声等干扰,提高蓝牙定位系统在复杂环境下的测向与定位精度。

因此本文针对室内场景下无线信号传播易受干扰,导致定位精度较差问题,提出基于蓝牙 AOA 与 IMU 融合的室内定位系统,以提高系统定位精度。同时针对室内复杂场景下的无线定位问题,提出运用相关算法来抵抗信号传播过程中的多径与噪声等干扰,提高蓝牙定位系统在室内复杂环境下的测向与定位精度。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 室内定位技术研究现状

截至目前,国内外研究学者们已经提出了多种室内定位技术,从定位原理出发,这些技术可大致可分为五类:(1)无线信号交汇定位,如 RFID 定位、UWB 定位、WIFI 定位、Zigbee 定位以及 5G 定位等;(2)数据库匹配定位如 WIFI 指纹定位等;(3)基于惯性单元的航迹推算定位;(4)计算机即时建图定位;(5)多传感器组合定位[12]。

基于射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)的定位技术:RFID 技术是一种非接触式识别技术,其利用射频信号来识别和获取相关数据,广泛应用于物流配送与商品管理等领域,它具有硬件成本低、标签小、质量轻、易操作等优点,同时 RFID 技术较为成熟,应用领域广,是室内定位技术的代表。完整的 RFID 一般由三部分组成:电子标签、读写器和软件系统。其中读写器会读取电子标签并将其数据信息发送给软件系统,软件系统经过数据处理后又将新数据传回电子标签[13]。RFID 采用三边测量方法进行定位,其使用三个固定的射频信标节点,各节点以自身坐标为圆心测量移动节点的 RSSI 值,同时利用该值和基于 RSSI

的测距算法解算出移动节点与各信标之间的距离,最后以两节点间的距离为半径画圆,根据圆的交点计算出移动节点位置[14]。文献[15]提出了一种利用差分进化算法来提高 RFID 定位准确度的方法,该方法解决了传统射频定位中存在的定位过程繁琐、计算过程复杂以及定位准确度较低的问题。文献[16]提出一种基于反向传播-支持向量回归(BP-SVR)的室内定位算法,该算法以 RFID 标签的信号强度和相位差作为特征输入,利用神经网络的隐层来增强数据的维数,将 6m*8m 的室内区域内的平均定位误差缩小到 9.5cm。

基于 WIFI 的定位技术: WIFI 定位技术一般分为两种,一是三点定位模式,其利用移动设备的无线信号强度和三个无线网络接入点,通过差分算法计算出移动设备的位置信息。另一种是将指纹库与信号传播模型相结合,利用预先记录的每个定位点的信号强度,与移动设备的信号强度进行比较,从而对移动设备进行定位[17]。WIFI 定位作为室内定位领域的重要组成,有着部署广泛、成本低廉的优点,从而吸引了大批学者对其进行研究。文献[18]将 AP 强度与 WiFi 定位技术相结合,使其精度达到 4 米以内,误差小于 95%。文献[19]提出了一种基于奇异谱分析和高斯过程回归的室内定位方法,该方法利用网格法对定位区域进行分割,通过奇异谱分析技术对采集到的信息进行处理,并使用高斯过程回归模型建立了位置指纹与实际位置的非线性映射。相对于传统的定位方式,该方法具有最佳的定位精度。

基于 UWB 的定位技术: UWB 是一种无线载波通信技术,其数据传输过程中使用了纳秒或亚纳秒的非正弦窄脉冲,无需载波信号[20]。UWB 定位技术穿透力强、测量范围远、定位精度可达厘米级,且结构简单、价格低廉,是一种理想的低成本高精度定位方案。文献[21]提出一种 UWB 定位系统与惯性导航系统融合的定位方法,该方法针对 UWB 定位中常见的非视距误差,引入了惯性测量单元。该方法首先利用 IMU 对系统位置进行预测,同时与 UWB 系统伪距进行对比,判断系统是否产生了非视距误差,通过迭代加权最小二乘算法处理 UWB 系统的伪距测量值,再与观测数据进行融合从而计算出最终位置,达到减少系统非视距误差的目的。文献[22]提出基于校验窗的 TOA 估计算法,该方法针对 UWB 信号中的噪声分量使用了带宽滤波,从而对噪声进行滤除,同时针对系统中存在的非视距定位误差提出了基于扩展卡尔曼滤波的优化算法,从而降低对定位精度的影响。该文献的实验结果表明,系统中采样点的均方根误差趋近于 0,同时定位误差最低达到了 0.01m。文献[23]为解决室内复杂环境下单一定位技术误差较大的问题,提出一种基于 GA-BP 神经网络的定位融合方法。该文献利用 BP 神经网络融合 UWB 和 IMU 的定位数据,并通过遗传算法优化 BP 神经网络的初始权值和阈值,提高网络的性能和预测精度。实验结果表明,该方法的定位精度高

于单一定位方法 80%左右。

基于蓝牙 RSSI 的定位技术: 蓝牙 RSSI 定位基于蓝牙 4.x 协议,其利用信号衰减与距离之间的相关性,计算出蓝牙终端所在位置[24]。蓝牙信号作为普及范围最广的无线技术之一,其定位技术具有易推广、成本低、低功耗以及易部署等优点。然而室内环境往往存在密集的多径衰落与噪声干扰,利用蓝牙信标进行定位存在着一定的误差[25]。文献[26]提出了一种利用 RSSI 测距技术实现蓝牙室内定位的方法,该方法将由于外界干扰等因素导致的信号强度改变而产生的测量误差作为异常误差,并建立了相应的抗差模型,通过四种不同的抗差方法对其进行定位。该文献通过对定位结果的统计、比较和分析,为蓝牙在室内定位中的抗干扰算法的实现提供了一定的理论和实际意义。文献[27]提出基于加权距离定位器和相对跨度指数加权距离定位器的 RSSI 定位方法,并基于经验模型对所提算法进行验证,将室内定位精度误差缩小至 1m。文献[28]提出结合贝叶斯推理和 k-均值聚类的室内定位解决方案。该方案将 RSSI 样本的子集分配给不同的对数距离路径损耗模型集合,以更好的表示出室内环境的高 RSSI 可变性,最终获得了更精确的位置估计。

基于可见光(Visible Light Position, VLP)的定位技术: 发光二极管 LED 通常被用于照明手段,而通过可见光传输信息,使得可见光通信成为室内无线定位领域中的新方法。作为一种新兴定位技术,可见光定位对可见光信号从发射端 LED 到待定位点接收器之间的传播时间进行测量,并与光速相乘从而计算出传输距离[29]。与基于射频、超声波和红外线等方法相比,VLP 具有高安全性、高容量和无电磁干扰的优点,并兼具低成本、高精度,因而备受关注。文献[30]提出一种基于可见光定位系统的摄像机辅助接收信号强度(CA-RSS)算法。该方法同时利用可见光的视觉和强度信息,最终实现了低成本的精确定位。

基于 ZigBee 的定位技术: ZigBee 是基于 IEEE802.15.4 协议的一种新型的双向通信技术,主要用于传感器数据的采集和控制,并在此基础上利用强大的网络性能,实现分布式或星形的网络结构[31]。ZigBee 定位技术具有低成本、易部署、开发过程简便以及性价比高的优点。在实际使用中,仅用两节电池便可驱动单个 ZigBee 设备长期工作,因此在国内外嵌入式物联网领域被广泛使用[32]。文献[33]针对 ZigBee 网络下的 RSSI 室内射频定位测量误差问题,提出通过补偿滤波器来对 RSSI 值进行优化,同时结合三边测量法对移动节点进行定位,从而降低定位误差,提高系统的定位精度。文献[34]基于 ZigBee 协议,针对不同区域面积下对物品进行定位的功能开发出一套仓储定位系统,通过实际测试发现,系统对于一定区域内物品的定位准确度较高、稳定性良好。因此利用 ZigBee 技术开发适合物流仓库使用的货品定位系统,具有一定的实际意义与可行性。

基于激光雷达的定位技术：激光雷达(LiDAR)是一种光学传感器，其主要利用激光脉冲测量被测物与传感器之间的距离，通过计算脉冲的发射与时间间隔，可以精确计算出传感器与目标间的距离信息[35]。激光雷达具有分辨率高、定位精度高以及抗干扰能力强等优点，然而该设备的定位成本较高，且易受室内复杂环境干扰造成定位误差，因此鲁棒性较弱。文献[36]提出一种基于二维码识别和激光雷达匹配的融合定位方法，用以解决在低特征点环境下激光匹配定位表现不足的问题，并通过对比实验证明了该方法的可行性，同时该方法具有操作简单、成本低廉的优势，因此其有着较为广泛的应用场景。文献[37]对目前的四种 SLAM 算法即 Gmapping、Hector、Karto 和 Cartographer 进行了硬件和功耗的对比研究，并利用该四种算法对室内不同环境进行单目雷达 SLAM 扫描测绘，并监测其电压、电流变化以及构图速度三个参数，结果表明在常规实验室条件下，Gmapping 算法是最佳选择。

基于计算机视觉的定位技术：室内机器人定位常用的定位方法有单目、双目和 RGB-D 三种。单目摄像机的室内定位成本低、原理简单，但定位精度低，仅能采集到二维数据。双目视觉具有较高精度且能够获得立体图像，但是计算量大。RGB-D 相机能获得三维信息且不受光线约束，但该相机的测距范围一般为 0.8-3.5m，因而不适合大场景定位[38]。视觉 SLAM 系统主要包括四个模块，其分别为传感器信息获取模块、前端视觉里程计模块、后端优化模块以及地图创建模块。而根据不同的图像处理方式，视觉 SLAM 算法可分为直接法与基于特征的方法，其中后者是用于对输入图像进行检测提取和识别的方法，它通过算法或传感器获得特征点的深度，并通过特征匹配构造出帧间的共视图，从而求出相机的位姿，并对三维特征进行优化[39][40]。根据 ORB_SLAM2 的 RGBD 模型，文献[41]介绍了一种基于 ORB_SLAM2 的视觉导航技术，该技术融合了环境的二维三维特征、视觉特征以及路标空间位置等多种模态信息，同时构建出包含定位、规划和交互的多层地图，以支持机器人精确定位和最佳路线规划，并在多图层地图的基础上进行定位与导航。文献[42]针对室内环境下机器人定位精度受环境因素影响的问题，提出一种室内视觉惯性即时定位系统。该系统通过采用 FAST 角点对前端进行特征提取，并使用改进的正向和逆向稀疏光流法跟踪匹配，同时构建 IMU 流形预计分离散模型，以达到对图像和惯性图像的紧密耦合。同时该系统采用基于关键帧的滑窗非线性优化视觉惯性状态量对位姿进行校正，从而能够准确地定位室内场景的位姿，减少整体的轨道位姿漂移，对复杂的场景和高速的移动情况具有很好的鲁棒性。文献[43]将 GPS 和路网数据引入到视觉 SLAM 系统中用于校正视觉里程，通过 KITTI 数据集测试和无人驾驶场景测试，该方法可以满足 10 公里以内的自动驾驶要求。

基于惯性导航的定位技术: 惯性导航的基本原理主要基于牛顿力学, 通过载体上惯性器件测量的比力和角速率, 利用积分运算得到速度、位置和姿态信息[44]。在 MEMS 技术的发展下, 惯性元件被广泛地用于导航和定位, 而捷联惯导因其成本低、结构简单、可靠性高等优点, 逐步替代了传统的平台惯导, 形成基于捷联惯导的多种组合导航技术。捷联惯导的更新算法一般分为姿态更新、速度更新和位置更新三大类, 其中姿态更新算法是关键, 其计算精度直接关系到整个捷联惯导系统的导航精度。

惯性导航通常利用传感器在短距离内获得高精度定位结果, 然而随着距离增加会出现误差积累和漂移现象, 因此常将惯性单元与其他传感器进行组合, 利用其他传感器的观测数据对其进行姿态与位置信息校正。文献[45]提出蓝牙阵列/IMU/里程计的组合方法, 通过构建 IMU 误差模型, 并提取蓝牙阵列天线和里程计数据作为观测信息, 有效削弱了蓝牙信号在非视距条件下的定位偏差, 同时消除 IMU、里程计存在的误差累计问题, 该方法将相对定位与绝对定位结合, 提升了定位系统的精度与鲁棒性。

基于 5G 通信的定位技术: 5G 在 R16 版本引入了基于定位的专用参考信号, 并定义了相关的测量和过程, 如基于时间的定位技术, 包括下行链路到达时间差(DL-TDOA)、上行链路到达时间差(UL-TDOA)以及多次往返时间(MultiRTT), 同时还定义了基于角度的定位技术, 包括下行链路离开角度(DL-AOD)和上行链路到达角度(UL-AOA)[46]。为此还分别定义了由用户设备(UE)和基站发射接收点(TRP)发射的上行链路探测参考信号(UL-SRS)和下行链路定位参考信号(DL-PRS)。由于 5G 采用了毫米波通信, 而毫米波又具有很好的方向性, 所以基于 5G 的定位技术理论上可达到较高的距离和角度测量精度。同时 5G 应用了大规模天线技术, 并通过高分辨率波束进一步提高了测量精度[47]。此外 5G 采用了低时延、高精度同步等技术, 由于 TDOA 的误差来源主要是时钟误差, 因此该同步技术对提升 TDOA 定位精度也有一定的帮助。文献[48]针对 5G 毫米波在非视距环境下无法定位的问题, 提出一种低复杂度的 5G 毫米波室内定位方法。该方法基于信道估计, 在用户位置、时钟误差及终端航向偏差未知的情况下, 构造出虚拟基站规避了严重非视距条件下存在的障碍物遮挡问题, 并获得了 TOA、AOA 以及 AOD 信息, 同时根据空间位置关系推算出用户以及散射体的位置。实验表明, 该方法可以有效估计出用户及散射体的位置信息, 解决了 5G 毫米波在非视距环境下无法定位的问题。

1.2.2 蓝牙定位技术研究现状

1998 年 5 月, 世界著名 5 大公司—爱立信、诺基亚、东芝、国际商用机器公

司及英特尔联合发布了一项新的无线通信技术，即蓝牙通信技术。作为普及率最高的无线通信方式，蓝牙在技术上应用了无线技术、跳频技术以及开放的接口标准等，具有传输效率高、安全性高等优势，因此被各行业所应用，至今已为人类的发展服务了二十余年。

从创立到目前为止，蓝牙已更新换代了数个版本，从最初的蓝牙 1.0、2.0 实现音频与图文数据的传输，到蓝牙 4.0、4.1 推出低功耗(Bluetooth Low Energy, BLE)为主的物联网传输，再到 5.1、5.2 新增寻向技术并提高蓝牙传输速度与距离，使得高精度的蓝牙室内定位成为可能。



图 1.1 蓝牙版本迭代图示

在蓝牙新增测向功能之前，RSSI 定位技术成为蓝牙室内定位领域的主流，国内外学者基于此提出了众多室内定位方法。尽管这些方法有着低成本、低功耗与快速连接的优点，但由于室内环境复杂，信号在传播过程中难免受到噪声与多径等干扰，因此室内无线信号的 RSSI 值往往随时间出现波动，同时又因为 RSSI 信号衰减与距离之间呈非线性关系，从而进一步影响了距离测算的精度。因此利用该方法计算出的终端位置信息存在一定误差，导致基于该方式的蓝牙定位系统精度相对较低。

蓝牙 5.1 版本发行至今已有三年时间，随着蓝牙测向技术的提出，基于到达角或离开角的蓝牙室内定位技术在不断发展，国内外学者结合蓝牙 5.1 及后续版本规范的特点，已提出丰富的室内定位方案。文献[49]针对 BLE AOA 技术中信号标签因方向改变造成定位不精准的问题，提出空间拓扑结构自适应移动性管理方案，有效削弱了因信号标签方向性所带来的多径效应，提高了室内实时定位精度。而为了解决室内多径干扰条件下到达角估计的难题，文献[50]提出了一种基于矩形阵列的二次分割 MUSIC 算法，该方法通过应用前后向平滑算法校正了一维子阵的协方差矩阵，并通过对接收信号矩阵求广义逆解，获得了各子阵的协方差矩阵，从而对整体信号协方差矩阵进行了修正。该方法不但维持了信号的协方

差矩阵维数,同时还对室内多径信号源进行了有效抑制,并在低信噪比和低快拍条件下提高了角度的估计精度。文献[51]提出基于 AOA 和 UWB 的融合定位系统,通过利用单 UWB 基站和单 BLE 基站,将测距与测向定位相结合,最终获得了亚米级的定位精度。文献[52]提出一种基于信号拟合和 PDDA 角估计算法的低功耗 AOA 定位方法,该方法通过参考相位的 IQ 数据计算出 CTE 的精确频偏值,然后利用信号拟合得到所有采样天线的接收信号矩阵,最后基于 PDDA 算法计算出 AOA 信息。该方法在定位精度上与 MUSIC 算法持平,但复杂度相对较低。文献[53]针对信号频率偏移引起的相位偏移,提出了相位补偿算法和相位预测方法,该文献通过利用超分辨率算法结合直接路径识别算法,获得了视线(Line of sight, LOS)路径的精确角度估计。文献[54]提出一种结合非线性递归最小二乘(Nonlinear Recursive Least Squares, NRLS)和无迹卡尔曼滤波(Untraced Kalman Filtering, UKF)的信号处理方法。该方法首先通过 NRLS 消除 I/Q 信号中的多径效应和噪声效应,同时利用 UKF 消除接收信号中由天线切换引起的误差效应,相比于 MUSIC 算法,该方法的 AOA 平均估计误差降低了 3.9 度。

同时,国内外各家技术公司利用蓝牙定位技术在成本、低功耗及推广效率等方面得天独厚的优势,也争相推出了自己的定位产品。其中美国德州仪器公司早在 2020 年就推出了 CC26X2R1 系列开发板与天线板,并同时给出了基于 AOA 的角度信息测量方案。芬兰 Quuppa 公司目前也完成了蓝牙 AOA 室内定位产品的研发与量产,并成功实现了亚米级的定位精度,目前在仓储物流、医院、商超及停车库等场景下成功应用。国内蓝色创源公司作为 Bluetooth SIG 的成员单位之一,也在前两年实现了蓝牙 AOA 定位产品的量产落地,成为全球第二家量产蓝牙 AOA 定位产品的公司,该公司产品主要应用在各类人员、车辆、资产定位管理的场景中,目前已建立开放的生态支持硬件和软件的开发合作。

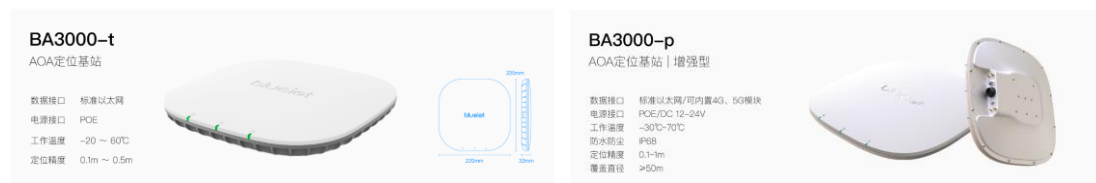


图 1.2 蓝色创源公司部分 AOA 定位基站产品



图 1.3 蓝色创源公司部分 AOA 定位标签产品

基于寻向的蓝牙定位技术在不断发展，市面上基于蓝牙寻向技术的定位产品也在不断更新迭代。由于该技术目前尚未发展成熟，因此目前市面产品的实现方案或多或少受到了一些限制，例如由于使用测角方式进行定位，收发基站通常需要安装天线阵列，这在一定程度上增加了设备的成本和复杂性。同时由于测角方案本身存在一些固有缺陷，如角度测量误差不变的情况下，离基站越远定位精度越差等。但总的来说，使用蓝牙寻向技术进行室内定位仍有着很好的发展前景，经过不断发展的蓝牙测向定位技术，或许能在不久的将来成为室内定位领域中最不可或缺的存在。

1.3 主要研究内容与结构安排

1.3.1 主要研究内容

本文主要研究室内环境下蓝牙 AOA 与 IMU 的融合定位问题，以及蓝牙定位系统在室内复杂环境下的测向与定位精度问题，其中包括：

- (1) 对蓝牙测向信号在室内传播过程中的干扰进行分析与消除，并测算信号到达接收端天线的角度，从而得到目标终端的位置信息；
- (2) 分析蓝牙 AOA 与 IMU 的技术特征，利用各自优势提出基于两者融合的定位理论框架；
- (3) 在融合定位的基础上，结合蓝牙 AOA 给出的终端二维位置信息，提出基于融合定位的载体姿态校正方法，进一步提高系统定位精度；
- (4) 针对(1)(2)(3)所提方法的仿真与实际实验验证。

1.3.2 论文结构安排

本文共 6 个章节，各章节内容安排如下：

第一章：介绍了室内定位领域的研究背景与当前研究现状，阐述了各定位技术在当前研究中的问题与解决方法，并对蓝牙寻向技术与 IMU 融合的合理性及普适性进行说明。

第二章：首先介绍并分析了基于 BLE AOA 的信号数据结构，同时针对 AOA 定位介绍了目前主流的测向与定位算法，最后分析和推导了基于惯性导航的载体位置与姿态更新算法。

第三章：围绕蓝牙 AOA 测向精度优化展开研究，首先介绍了相关定位精度评价指标，并对信号误差来源及影响进行分析。然后提出并推导了基于非线性最小二乘的信号处理方法，通过仿真实验的对比与分析，验证了所提方法的有效性。

第四章：阐述了基于蓝牙 AOA 与 IMU 融合的室内定位方法，首先介绍了融合定位算法的框架，然后提出基于卡尔曼滤波的数据融合方法，以及基于融合定位的载体姿态校正方法。

第五章：本章主要对前面所提方法进行实验验证，首先介绍了基于本文研究的实验场地及相关硬件设备，同时设计了相关实验对前文所提方法进行验证，通过对实验数据进行处理与分析，验证本文所提方法的可行性。

第六章：对本文工作进行概括与总结，并在此基础上对下一步工作进行了展望。

第2章 蓝牙 AOA 与 IMU 定位技术的研究与分析

2.1 BLE AOA 信号数据分析

传统蓝牙信号采用高斯频移键控(Gauss Frequency Shift Keying, GFSK)方式进行数据调制,该调制方式类似于传统的频移键控(Frequency Shift Keying, FSK),即通过不同的频率来表示不同的数据符号,如图 2.1 所示:

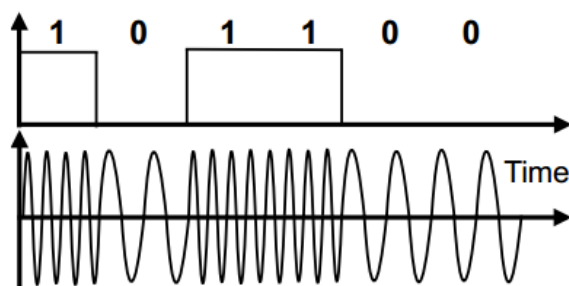


图 2.1 频移键控调制

对于 GFSK,其先利用高斯低通滤波器对原数据进行滤波处理,限制信号的频谱宽度,然后再进行 FSK 调制。由于蓝牙协议采用调频技术,传输数据时不同数据的频率可能不同,因此接收端天线对信号进行采样时,无法获得信号间统一的相位信息,进而无法计算信号在天线端产生的相位偏移。

为解决这一问题,2019 年 SIG 发布蓝牙 5.1 协议规范,新协议在传统蓝牙数据包末尾添加了一段固定频率扩展信号(Constant Tone Extension, CTE),添加 CTE 信号后的蓝牙数据包格式如图 2.2 所示:

前导码	访问地址	协议数据单元(PDU)	循环冗余校验(CRC)	固定频率扩展(CTE)
-----	------	-------------	-------------	-------------

图 2.2 蓝牙 5.1 数据包格式(含 CTE)

CTE 由一串表示二进制“1”的符号组成,其频率固定(250KHz 或 500KHz),持续 16 至 160 μ s 的时间。由于 CTE 附加在循环冗余检验(CRC)之后,因此不会影响原来的数据包内容。蓝牙 5.1 规范还定义了针对 CTE 字段的采样时序和天线切换时序,包括 4 μ s 保护周期、8 μ s 参考周期,接着为天线切换时隙与采样时隙相互循环,同时还规定了天线切换与采样时隙只能为 1 μ s 或 2 μ s。以 AOA 为例,具体的 CTE 采样及天线切换时序如下所示:

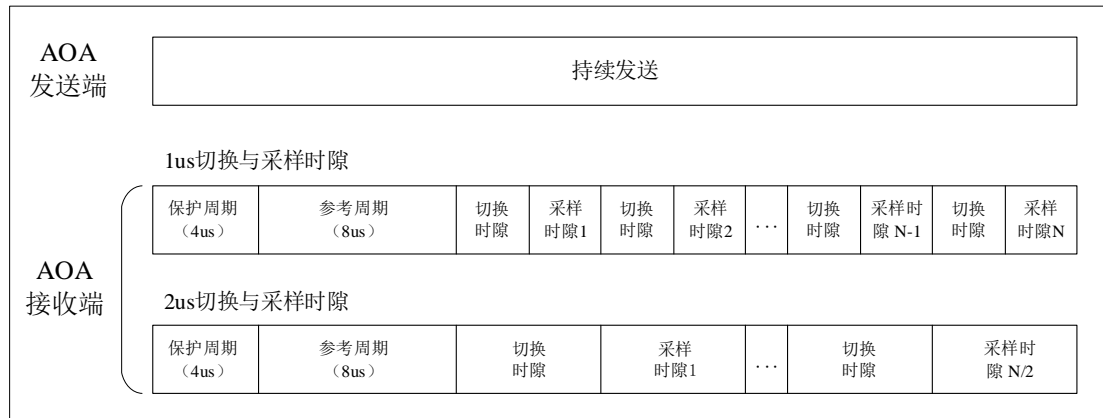


图 2.3 CTE 采样及天线切换时序

当接收端收到包含 CTE 的信号数据时，天线将于参考周期开始采样，收集 CTE 信号中包含的同相/正交(I/Q)样本数据。当 CTE 持续时间为 160us 且设置 1us 的切换与采样时隙时，除保护周期与参考周期外，共有 148us 的时隙用于天线的切换与采样，此时接收端需要进行 74 次天线切换与采样动作。同理当设置 2us 的切换与采样时隙时，接收端共需进行 37 次天线切换与采样动作。利用天线在采样时隙中收集到的 I/Q 数据，即可计算出信号在天线端的相位偏移，继而进一步解算信号的传播方向，实现基于到达角的蓝牙寻向技术。

2.2 基于到达角技术的蓝牙定位算法

2.2.1 角度估计与三角定位算法

蓝牙到达角技术中，其角度的估计原理可概括为：发送端通过单根天线发送包含 CTE 的蓝牙数据包，接收端利用天线阵列对信号数据进行采样。由于接收端各天线到发射端的距离不同，因此采样后各天线数据之间存在一定的相位差。利用天线阵列与信号方向间的几何关系，与该相位差进行联立，即可求出信号的到达角度。其具体过程如下：

(1) 发射端设备通过单根天线发送包含 CTE 的蓝牙数据包，接收端利用多根天线对该数据包进行分时采样，如图 2.4 所示。

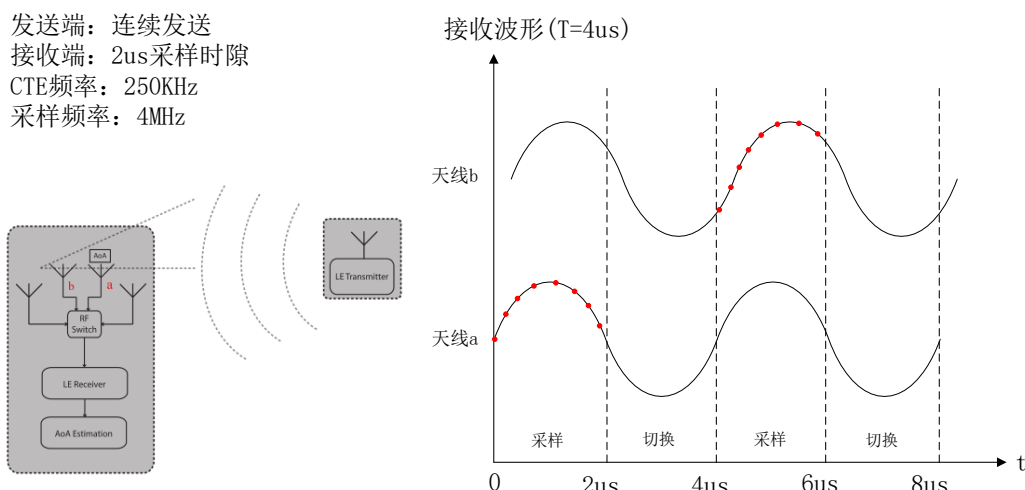


图 2.4 接收端天线分时采样

由设备及信号的配置参数可以看出，单根天线在 2us 采样时隙内可采集 8 个样本数据，同时将采集信号转换成 I/Q 数据（I/Q 数据是无线信号的振幅和相位在笛卡尔坐标系下的表示），如图 2.5 左所示。

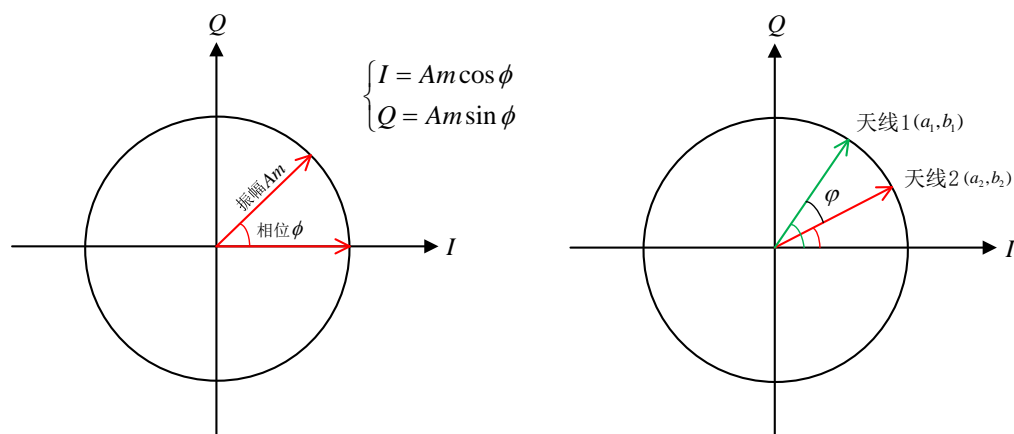


图 2.5 I/Q 数据转换与相邻天线相位差计算

(2) 由于接收端各天线与发射端的距离不同，假设相邻两根天线的采样数据在笛卡尔坐标系下分别表示为 (a_1, b_1) ， (a_2, b_2) ，如图 2.5 右所示，则相邻两根天线之间的相位差 φ 可由式(2.1)进行计算：

$$\varphi = \arctan \frac{a_2 b_1 - a_1 b_2}{a_1 a_2 + b_1 b_2} \quad (2.1)$$

(3) 获得相邻天线的相位差数据后，结合相邻天线间的信号传播距离与信号的几何关系，可进一步求出信号的到达角度。如图 2.6 所示，假设接收端天线以距离 d 线性排列，考虑电磁波传输一个波长的距离需要 2π 周期，因此将相邻天线间的信号有效传播距离 r 分别以相位差和几何关系进行联立表示，即可获得信号到达角的计算公式：

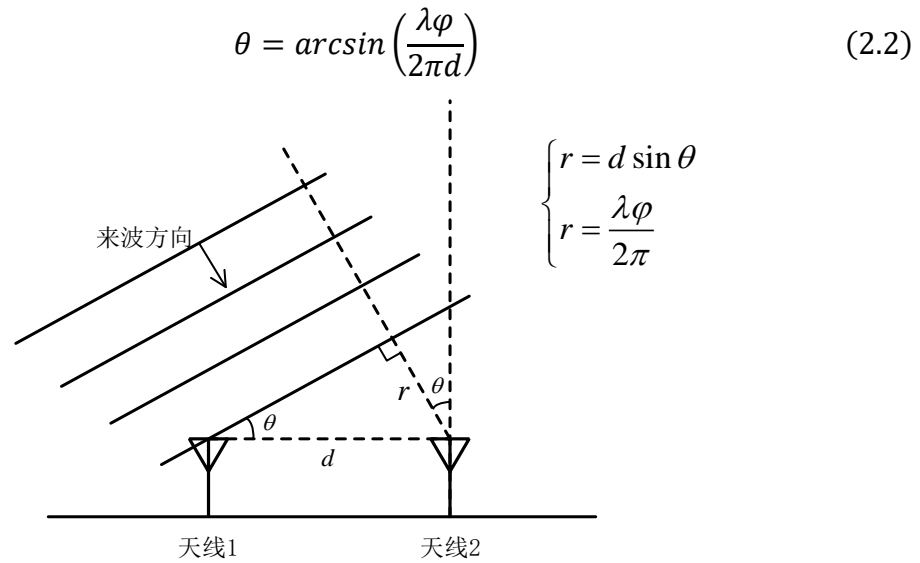


图 2.6 天线阵列与信号方向的几何关系

最后,当有两个或两个以上基站获得信号到达角度后,可通过三角定位法解算出发送端的位置坐标。假定二维平面内的两个信号基站分别为 $A(x_1, y_1)$ 、 $B(x_2, y_2)$,待测移动基站为 $N(x, y)$ 。设基站 A 和 B 测得信号到达角分别为 θ_1 、 θ_2 ,如图 2.7 所示:

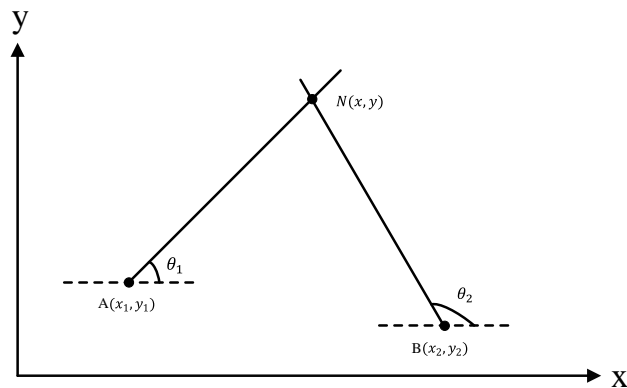


图 2.7 三角定位法

由直线斜率关系可得如下方程:

$$\tan \theta = \frac{y - y_i}{x - x_i} \quad (2.3)$$

将上式变形,构造线性方程组得:

$$\begin{cases} y - y_1 = \tan \theta_1 * (x - x_1) \\ y - y_2 = \tan \theta_2 * (x - x_2) \end{cases} \quad (2.4)$$

求解方程组(2.4),即可得出移动基站 N 的位置坐标:

$$\begin{cases} x = \frac{(y_2 - x_2 \tan \theta_2) - (y_1 - x_1 \tan \theta_1)}{\tan \theta_1 - \tan \theta_2} \\ y = \frac{(x_2 - y_2 \cot \theta_2) - (x_1 - y_1 \cot \theta_1)}{\cot \theta_1 - \cot \theta_2} \end{cases}$$

当接收基站为两个或两个以上时,由于信号干扰和测量误差等影响,多基站定位通常并不能得出唯一解。而对于 AOA 定位,在角度测量误差不变的情况下,离基站越远对应的定位精度将越低,如图 2.8 所示:

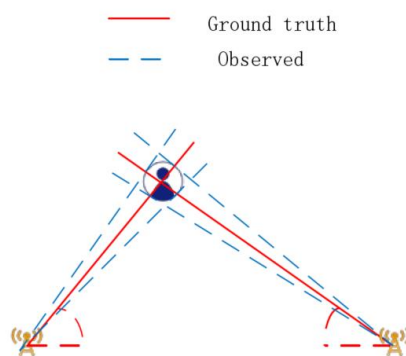


图 2.8 三角定位误差与角度关系示意图

此时可利用各基站测量目标信号的 RSSI 值,通过值的大小确定各基站与目标的大致距离关系,并以此作为该基站角度测量数据的可信因子,通过对各基站的角度数据进行分组解算,并对各组的定位结果进行归一化处理,即可获得目标基站最终的位置信息。

2.2.2 改进的多重信号分类算法

蓝牙信号在室内传播过程中极易遭受噪声及多径效应等影响,而传统测角算法利用几何原理对角度进行直接估计,因此会受到一定干扰,导致其精度上有所欠缺。因此需要相应的抗干扰算法来应对室内复杂环境下的信号角度估计。目前主流的方法有多重信号分类算法(Multiple Signal Classification Algorithm, MUSIC)、基于旋转不变技术的信号参数估计(ESPRIT)算法以及 Capon 算法等。其中 MUSIC 算法由 Schmidt 等人在 1979 年提出,它具有较高的测向分辨率、较强的噪声抑制能力和较快的运算速度,因而被广泛地用于声源定位。然而该算法的应用有着诸多限制,其一般只能对独立信号进行测向,当空间信号出现一定相干性时,该算法的处理效果并不理想,因为信号间的相干性导致其构造的自相关矩阵并非满秩,因而无法进行特征分解和构造子空间。

为消除信号相干性对 MUSIC 算法的影响,相关学者在该算法基础上对其进行了改进,利用前向空间平滑技术将阵列天线分成多个相互重叠的子阵列,当子阵列元数大于相干信号数时,即可解相干。假设该算法使用 M 根天线对蓝牙信号

进行采样, 相邻两根天线的距离为 d 。受多径效应影响, 假设空间中存在 $D-1$ 个多径信号, 其与蓝牙信号波长 λ 相同。同时, 假设各信号到达接收天线的角度为: $[\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_D]$, 则天线采样后的信号数据可表达如下:

$$X = AS + N \quad (2.5)$$

其中, X 为信号采样数据, A 为阵列流型矩阵, S 为信号向量, N 为噪声向量。各符号的具体数学表达如下:

$$\begin{cases} X = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T \\ S = [S_1(t), S_2(t), \dots, S_D(t)]^T \\ N = [n_1(t), n_2(t), \dots, n_M(t)]^T \end{cases} \quad (2.6)$$

$$\begin{aligned} A &= [a(\theta_1), a(\theta_2), \dots, a(\theta_D)]^T \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ e^{-j\varphi_1} & e^{-j\varphi_2} & \dots & e^{-j\varphi_D} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ e^{-j(M-1)\varphi_1} & e^{-j(M-1)\varphi_2} & \dots & e^{-j(M-1)\varphi_D} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.7)$$

式(2.7)中:

$$\varphi_k = \frac{2\pi d}{\lambda} \sin\theta_k \quad (k = 1, 2, 3, \dots, D)$$

此时计算信号采样数据的自相关矩阵 R_x 得到:

$$\begin{aligned} R_x &= E[(AS + N)(AS + N)^H] \\ &= AE[SS^H]A^H + E[NN^H] \\ &= AR_s A^H + R_N \end{aligned} \quad (2.8)$$

其中, $R_s = E[SS^H]$ 表示信号自相关矩阵, $R_N = \sigma^2 I$ 表示噪声矩阵, σ^2 为噪声功率, I 为单位向量。此时将 M 根天线组成的天线阵列分成相互重叠的 p 个子阵, 各子阵的天线数为 m , 其中 $m = M - p + 1$ 且 $m \geq D + 1$ 。则前向平滑矩阵 R^f 可经计算公式(2.9)得到:

$$R^f = A \left(\frac{1}{p} \sum_{i=1}^p D^{(i-1)} R_s (D^{(i-1)})^H \right) A^H + R_N \quad (2.9)$$

其中:

$$\begin{cases} D = \begin{bmatrix} e^{-j\beta_1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & e^{-j\beta_2} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & e^{-j\beta_D} \end{bmatrix} \\ \beta_i = \frac{2\pi d}{\lambda} \sin\theta_i \quad (i = 1, 2, 3, \dots, D) \end{cases}$$

对前向平滑矩阵 R^f 进行特征分解, 得到 M 个正实特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M$, 其分别对应着 M 个特征向量 v_1, v_2, \dots, v_M 。将特征值降序排列得: $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_M$ 。其中 D 个较大的特征值对应着信号分量, $M - D$ 个较小的特征值对应噪声分量。同理, 矩阵 R^f 中的特征向量也分别对应着信号分量与噪声分量。由于 R^f 矩阵为厄密特矩阵, 不同特征值对应的特征向量相互正交, 因此利用该特点构造出空间谱

函数 $P(\theta)$ 如下:

$$P(\theta) = \frac{1}{a^H(\theta)E_n E_n^H a(\theta)} = \frac{1}{\|E_n^H a(\theta)\|^2} \quad (2.10)$$

式(2.10)中, $a(\theta)$ 对应于各信号向量, $E_n = [v_{D+1}, v_{D+2}, \dots, v_M]$ 为噪声矩阵, 由噪声分量对应的特征向量构成。上式中分母为 $a(\theta)$ 与 E_n 的内积, 当 $a(\theta)$ 和 E_n 的各列正交时, 分母理论上为零, 而由于实际采样存在一定的信号干扰和误差, 使得 $a(\theta)$ 和 E_n 的正交性无法达到理论效果, 因此分母实际上为一个极小值, 而 $P(\theta)$ 为一极大值。利用该函数, 通过遍历所有可能的信号到达角度 θ , 即可计算出 $P(\theta)$ 的输出结果并绘制谱峰图。通过寻找 $P(\theta)$ 图形的波峰, 即可获得各信号到达接收天线的角度信息, 从而得到信号到达角数据矩阵 $[\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_D]$ 。

由于 $[\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_D]$ 含有包括直达信号在内的多个信号的角度数据, 因此需要进一步处理用以筛选出直达信号的到达角。此时利用 $[\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_D]$ 重新计算出矩阵 A , 前面介绍接收天线采样后的信号表达式及其自相关矩阵为:

$$\begin{cases} X = AS + N \\ R_x = AR_s A^H + R_N \end{cases} \quad (2.11)$$

基于上式, 我们对 R_s 进行变换得:

$$\begin{aligned} A^H(R_x - R_N)A &= A^H AR_s A^H A \\ R_s &= (A^H A)^{-1} A^H (R_x - R_N) A (A^H A)^{-1} \end{aligned} \quad (2.12)$$

当信噪比较大时, 式(2.12)中的噪声项 R_N 可忽略不计, R_s 进一步简化为:

$$R_s = (A^H A)^{-1} A^H R_x A (A^H A)^{-1} \quad (2.13)$$

此时, 我们便得到了信号自相关矩阵 R_s 的计算表达式, 由于:

$$\begin{aligned} R_s &= E[SS^H] \\ &= \begin{bmatrix} S_1 S_1^H & S_1 S_2^H & \dots & S_1 S_D^H \\ S_2 S_1^H & S_2 S_2^H & \dots & S_2 S_D^H \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_D S_1^H & S_D S_2^H & \dots & S_D S_D^H \end{bmatrix} \end{aligned}$$

可以看出在信号自相关矩阵 R_s 中, 主对角线元素表示各信号的幅值大小。因此当获得各信号的到达角数据后, 通过计算阵列流形矩阵 A , 再利用式(2.13)计算出信号自相关矩阵 R_s , 通过比较 R_s 中主对角线元素的大小, 即可获得对应信号的幅值大小关系。而由于多径信号的传播距离远于直达信号, 因此多径信号的路径损耗相对较高, 从而其幅值相对更小, 因此 R_s 中幅值最大的信号即为蓝牙直达信号, 其对应角度即为所求的蓝牙信号到达角信息。当基站获得信号到达角数据后, 即可使用三角定位法计算出目标的位置坐标。

2.3 基于 IMU 的载体位置与姿态更新算法

惯性导航定位系统通过一系列精确定义的参考坐标系,实时计算出系统的姿态矩阵,通过将测量数据在不同坐标系间进行转换,计算出目标的速度和位置,实现其导航定位功能。因此参考坐标系及坐标变换是惯性导航定位算法的基础,姿态更新是算法的核心。而为了准确、完整地描述载体的空间移动状况,必须选择适当的参考坐标系,由载体轴线确定的坐标系到惯性导航系统所使用的坐标系间的转换矩阵,即为载体的姿态矩阵。其中陀螺仪、加速度计等测量设备的坐标位于载体坐标系,而加速度、速度以及位置等物理参数则属于导航坐标系。假设在初始时刻,载体坐标系与导航坐标系重合,将惯性测量单元依次绕载体坐标系的Z、Y、X轴进行旋转,则将三次旋转产生的坐标变换矩阵用欧拉角法分别表示为:

$$M_z = \begin{bmatrix} \cos y & \sin y & 0 \\ -\sin y & \cos y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} M_y = \begin{bmatrix} \cos p & 0 & -\sin p \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin p & 0 & \cos p \end{bmatrix} M_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos r & \sin r \\ 0 & -\sin r & \cos r \end{bmatrix}$$

上式中, y 表示航向角,绕载体坐标系的 Z 轴旋转; p 表示俯仰角,绕载体坐标系的 Y 轴旋转; r 表示横滚角,绕载体坐标系的 X 轴旋转。利用加速度计和陀螺仪传感器,可分别在静止与运动状态下对欧拉角进行测量。其中加速度计可在静止状态下,通过重力加速度在各个轴上产生的分量对当前姿态的横滚角 r 和俯仰角 p 进行测量,测量过程如式(2.14)所示:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix} &= M_x \cdot M_y \cdot M_z \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos r & \sin r \\ 0 & -\sin r & \cos r \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos p & 0 & -\sin p \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin p & 0 & \cos p \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos y & \sin y & 0 \\ -\sin y & \cos y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} \quad (2.14) \\ &= \begin{bmatrix} -\sin p \\ \cos p \cdot \sin r \\ \cos p \cdot \cos r \end{bmatrix} \cdot g \end{aligned}$$

式中 $[a_x \ a_y \ a_z]^T$ 为加速度计测量值,对上式进行解算,得到:

$$\begin{cases} roll = \arctan\left(\frac{a_y}{a_z}\right) \\ pitch = -\arctan\left(\frac{a_x}{\sqrt{a_y^2 + a_z^2}}\right) \end{cases} \quad (2.15)$$

对于陀螺仪传感器,其通过对角速度进行时间积分与累加,对动态环境下的角度进行测量,测量过程如式(2.16)、(2.17)所示:

$$\begin{cases} roll(n+1) = roll(n) + \Delta roll = roll(n) + \frac{dr}{dt} \Delta t \\ pitch(n+1) = pitch(n) + \Delta pitch = pitch(n) + \frac{dp}{dt} \Delta t \\ yaw(n+1) = yaw(n) + \Delta yaw = yaw(n) + \frac{dy}{dt} \Delta t \end{cases} \quad (2.16)$$

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \\ g_z \end{bmatrix} &= M_x \cdot M_y \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{dy}{dt} \end{bmatrix} + M_x \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{dp}{dt} \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{dr}{dt} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos r & \sin r \\ 0 & -\sin r & \cos r \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos p & 0 & -\sin p \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin p & 0 & \cos p \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{dy}{dt} \end{bmatrix} \\ &\quad + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos r & \sin r \\ 0 & -\sin r & \cos r \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{dp}{dt} \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{dr}{dt} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\sin p \\ 0 & \cos r & \cos p \cdot \sin r \\ 0 & -\sin r & \cos p \cdot \cos r \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \frac{dr}{dt} \\ \frac{dp}{dt} \\ \frac{dy}{dt} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.17)$$

式中 $[g_x \ g_y \ g_z]^T$ 为陀螺仪输出值，对上式进行解算得到：

$$\begin{bmatrix} \frac{dr}{dt} \\ \frac{dp}{dt} \\ \frac{dy}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin p \cdot \sin r}{\cos p} & \frac{\cos r \cdot \sin p}{\cos p} \\ 0 & \cos r & -\sin r \\ 0 & \frac{\sin r}{\cos p} & \frac{\cos r}{\cos p} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \\ g_z \end{bmatrix} \quad (2.18)$$

获得欧拉角数据后，可实时计算出载体坐标系与导航坐标系的坐标变换矩阵。假设载体坐标系为 B 系，导航坐标系为 N 系，令 C_b^n 为 B 系到 N 系的坐标变换矩阵，此时利用直角坐标系间的变换矩阵是单位正交矩阵的性质得：

$$C_b^n = (M_x \cdot M_y \cdot M_z)^{-1} = (M_x \cdot M_y \cdot M_z)^T \quad (2.19)$$

同时，利用加速度计测量载体坐标系下的加速度值如下所示：

$$a^b = [a_x^b \ a_y^b \ a_z^b]^T$$

则通过 C_b^n 得到导航坐标系下的加速度值：

$$[a_x^n \ a_y^n \ a_z^n]^T = a^n = C_b^n [a_x^b \ a_y^b \ a_z^b]^T \quad (2.20)$$

对于式(2.20)，将其重力加速度从测量值中去除：

$$[a_x^n \ a_y^n \ a_z^n]^T = [a_x^n \ a_y^n \ a_z^n]^T - [0 \ 0 \ g]^T \quad (2.21)$$

当采样间隔较短时，载体的速度变化等于载体在导航坐标系中相对于时间 Δt 的瞬时加速度的积分：

$$\begin{bmatrix} \Delta v_x^n \\ \Delta v_y^n \\ \Delta v_z^n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_x^n \\ a_y^n \\ a_z^n \end{bmatrix} \times \Delta t \quad (2.22)$$

此时载体在导航坐标系下的速度表达如下：

$$\begin{bmatrix} v_x^n(t+1) \\ v_y^n(t+1) \\ v_z^n(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_x^n(t) \\ v_y^n(t) \\ v_z^n(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta v_x^n \\ \Delta v_y^n \\ \Delta v_z^n \end{bmatrix} \quad (2.23)$$

结合式(2.22)与式(2.23)，积分得到载体的位置更新公式如下：

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \Delta \chi_x^n \\ \Delta \chi_y^n \\ \Delta \chi_z^n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_x^n \\ v_y^n \\ v_z^n \end{bmatrix} \times \Delta t + \frac{1}{2} \begin{bmatrix} a_x^n \\ a_y^n \\ a_z^n \end{bmatrix} \times \Delta t^2 \\ \begin{bmatrix} \chi_x^n(t+1) \\ \chi_y^n(t+1) \\ \chi_z^n(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \chi_x^n(t) \\ \chi_y^n(t) \\ \chi_z^n(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta \chi_x^n \\ \Delta \chi_y^n \\ \Delta \chi_z^n \end{bmatrix} \end{cases} \quad (2.24)$$

此时即可完成基于 IMU 的位置与姿态更新过程。

2.4 本章小结

本章主要围绕蓝牙到达角及 IMU 定位技术展开分析，首先介绍蓝牙寻向技术的信号数据及其特点，并由此分析基于寻向技术的角度估计与定位算法。除传统的角度估计方法外，还介绍了目前主流的基于抗干扰的角度估计算法，如多信号分类算法及改进算法。最后本章对基于 IMU 的捷联惯导更新算法做了分析与介绍，并逐步推导了基于 IMU 的姿态与位置信息的更新步骤。

第3章 蓝牙 AOA 精度优化算法研究

3.1 定位精度评价与误差分析

3.1.1 定位精度评价指标

室内定位系统种类繁多,若要对定位系统的定位精度进行准确评估,就必须确定相应的定位评价指标。目前一般采用均值、标准差、均方根(Root Mean Square Error, RMSE)、误差累积分布函数以及圆概率误差(Circular error probable, CEP)等方法进行精度评定。

(1) 均值、标准差及均方根误差:

均值是指一组数据中所有数据之和再除以这组数据的个数,计算公式如式(3.1)所示。均值作为一种统计的重要概念,是一种能够反映数据的集中趋势的指标,用平均数表示一组数据的情况有直观、简明的特点。

$$A_n = \frac{a_1 + a_2 + a_3 + \cdots + a_n}{n} \quad (3.1)$$

标准差的计算过程为:所有数减去其平均值的平方和,所得结果除以该组数个数,再把所得值开根号,得到的结果即为这些数据的标准偏差。其计算公式如式(3.2)所示。标准差是测算离散趋势最重要、最常用的指标,它反映了组内个体间的离散程度,利用标准差可以比较不同定位样本数据间的离散趋势,从而确定不同定位方法的稳定性能。

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum (X - \mu)^2}{n}} \quad (3.2)$$

均方根误差是预测值与真实值偏差的平方和与观测次数比值的平方根,其计算公式如式(3.3)所示。与标准差不同, RMSE 用于衡量各数据偏离真实值的程度。对于标准差而言,其表示数据序列与均值的关系,而 RMSE 是数据序列与真实值之间的关系,因此它们的研究对象和目的不同,但计算过程类似。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{obs,i} - X_{real,i})^2}{n}} \quad (3.3)$$

(2) 误差累积分布函数:

累积分布函数(cumulative distribution function, CDF)是概率论中的一种概念,其充分地描述了一种真实的随机变数 X 的概率分布,其对应于概率密度函数

(Probability Density Function, PDF), 即累积分布函数是概率密度函数的积分, 随机变量 X 的 CDF 与 PDF 的关系如式(3.4)所示:

$$\begin{cases} F_X(x) = P(X \leq x) \\ F_X(x) = \int_{-\infty}^x f_X(t)dt \end{cases} \quad (3.4)$$

在误差统计中, 首先将 N 个点的误差按升序顺序排列, 并按间隔进行统计, 再将每个间隔的误差数量进行统计, 并与总的误差个数 N 相比较, 最终得出误差的累积分布函数曲线。以图 3.1 为例, 其纵坐标对应的误差累积分布区间为 $[0,1]$, 图中不同颜色的曲线表示了各定位方式中精度误差与其累积分布的对应关系。

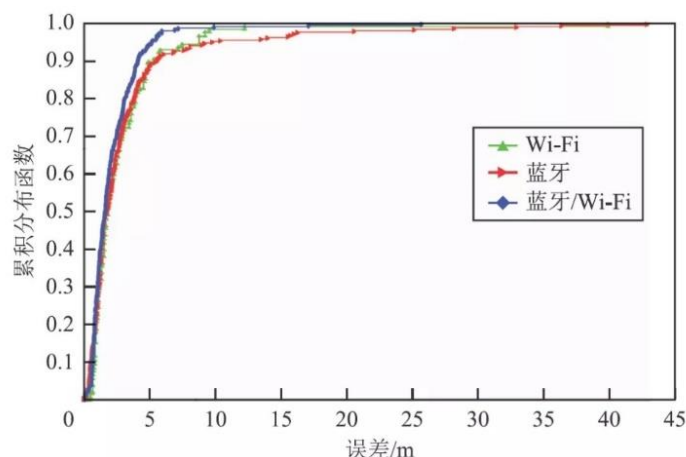


图 3.1 不同定位方式精度误差的累积分布

(3) 圆概率误差:

圆概率误差(Circular Error Probable, CEP)又称之为圆公算偏差, 其概念来源于弹道学, 其定义为以目标为圆心作一圆圈, 如果武器至少有一半的几率命中该圆圈内, 则该圆的半径可定义为圆概率误差, 因此该概念主要作为测量武器系统精确度的评价尺度。例如在同样的情况下, 对一个目标进行多次射击, 子弹因为制导系统误差、瞄准误差、天气状况等因素的影响, 分布在靶子周围分布, 而以瞄准点为圆心, 包含一半弹着点在内的圆的半径即为该导弹的圆概率误差。该圆的半径越小说明圆概率误差越小, 即导弹的命中精度越高。

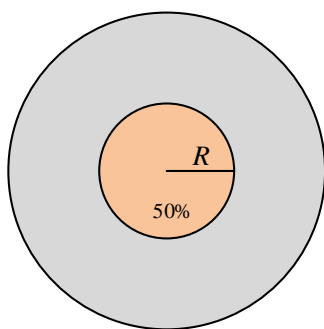


图 3.2 圆概率误差

3.1.2 误差的来源及影响

信号在空间传播过程中容易受到外界干扰,导致信号参数发生变化。常见的信号干扰包括噪声、多径效应以及非视距传播等。

(1) 噪声:

噪声是最普遍的空间干扰源,它包括白噪声、高斯噪声、加性噪声和乘性噪声。白噪声是一种具有一定功率谱密度的随机信号;高斯噪声是指具有高斯正态分布的瞬时信号;加性噪声和信号之间有一种相加的关系,也就是说,无论有无信号,这种噪声都是存在的;而乘性噪声是由于信道不理想而产生的,它们与信号呈相乘关系,即与信号共存,信号消失时乘性噪声也随之消失。

(2) 多径效应:

多径效应是常见的信号干扰,其是指电磁波经不同路径传播后,各分量到达接收端时间不同,并按各自相位相互叠加而造成干扰,使得原信号发生错误或失真。

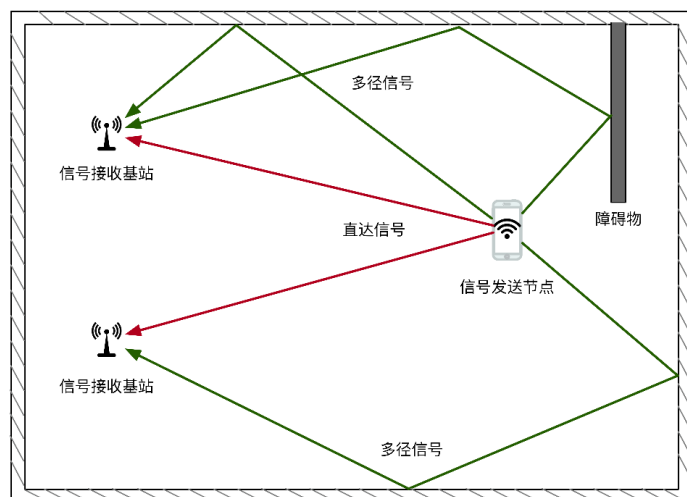


图 3.3 室内环境下的多径信号传播模型

图 3.3 展示了室内环境下无线信号的传播过程,可以看出信号在传播过程中产生了多径干扰,各多径信号将在不同时刻被接收基站接收。

(3) 非视距传播

非视距传输是指在发送端和定位端之间存在障碍,导致定位信号不能在视距上进行传输,只能通过折射、反射等方式进行传输并最终被终端接收,因此所引起的误差也被称作为非视距误差。在室内无线定位中,影响定位准确率的主要因素是多径效应和非视距传播。

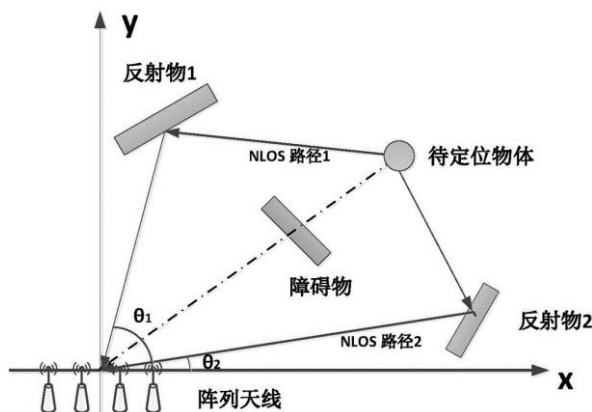


图 3.4 非视距传播

3.2 基于非线性最小二乘的信号处理方法

理想条件下，接收端天线获得 CTE 信号中的 I/Q 样本数据时，其波形为标准正弦波形。由于室内定位环境复杂，蓝牙信号在空间传播过程中无法完全避免干扰，而受多径效应、噪声、路径损耗等对信号的叠加影响，信号在传输过程中往往会被放大或衰减，导致信号参数发生变化。因此对带有误差的数据进行补偿优化是减小定位误差的有效方法。

非线性最小二乘算法(Nonlinear Least Squares, NLS)是以误差的平方和最小为准则，来估计非线性静态模型参数的一种方法。这里通过最小化 I/Q 信号误差的平方和，找到其样本数据的最佳函数匹配，可以尽可能还原出 I/Q 信号的原始波形，使天线的相位计算更加准确。

对于给定变量 t 的函数 $r(t)$ ，将单根天线在一次采样时隙中所收集的 I/Q 样本数据分别表示为：

$$\begin{cases} r_I(t) = A_I \sin(2\pi f_c t + \phi_I) \\ r_Q(t) = A_Q \sin(2\pi f_c t + \phi_Q) \end{cases} \quad (3.5)$$

以 $r_I(t)$ 为例，构造出如下最小二乘：

$$\min \sum_{t=1}^n (I_t - r_I(t))^2 \quad (3.6)$$

式(3.6)中 I_t 是单根天线在一次采样时隙中所收集的第 t 个 I 值， $r_I(t)$ 是通过参数预测的第 t 个 I 值，是对 I_t 的估计。为了使观测值和估计值之间的差距最小，需要令 $I_t = r_I(t)$ 。由于 $r_I(t)$ 是非线性的，因此无法利用线性最小二乘方法对 $I_t = r_I(t)$ 进行求解，而通过设置合适的初值与迭代步长，可以将该问题变成一个不断寻找下降增量的过程，并最终使得 $(I_t - r_I(t))^2$ 达到极小值。

对基于非线性最小二乘的求解问题，目前常用的主流方法有梯度下降法、牛

顿法、高斯牛顿法以及列文伯格—马夸尔特法。

梯度下降法：梯度是指一个函数的方向导数沿此方向的最大值。梯度是矢量，而方向微分可以看作是斜率沿一定方向的投射。若方向微分与梯度同向，则两个矢量之间的夹角是 0，则方向导数在数值上等于梯度的模且该值大于 0。对于方向导数而言，其数值大于 0 意味着函数值增加，因此沿着梯度方向函数值增长最快。梯度下降法的计算原理就是沿着梯度的反方向，迭代出函数的极小值。其迭代公式为： $a_{k+1} = a_k + p_k \bar{s}^{(k)}$ ，其中 $\bar{s}^{(k)}$ 表示梯度负方向， p_k 表示梯度方向上的搜索步长。

对于 I/Q 采样过程，可令： $F(t) = \min \sum_{t=1}^n (I_t - r_l(t))^2$

对于第 k 次迭代，将目标函数 $F(t)$ 在 t_k 处进行泰勒一阶展开得：

$$F(t) = F(t_k) + \nabla F(t_k)(t - t_k) \quad (3.7)$$

取 $\bar{s}^{(k)} = -\nabla F(t_k)$ ，即迭代方向为梯度的反方向，此时得到：

$$t_{k+1} = t_k - p_k \nabla F(t_k) \quad (3.8)$$

其中 $p_k > 0$ ，最终得到：

$$F(t_{k+1}) = F(t_k - p_k \nabla F(t_k)) \leq F(t_k)$$

对于牛顿法而言，如果 $F(t)$ 在 t_k 处的泰勒展开式保留了二阶项，则式(3.7)可更改为：

$$F(t) = F(t_k) + F'(t_k)(t - t_k) + \frac{1}{2} F''(t_k)(t - t_k)^2 \quad (3.9)$$

对 $F(t)$ 求导并令其为 0，可得：

$$F'(t_k) + F''(t_k)(t - t_k) = 0 \quad (3.10)$$

解方程式，得到：

$$t = t_k - \frac{F'(t_k)}{F''(t_k)} \quad (3.11)$$

从而得到迭代公式：

$$t_{k+1} = t_k - \frac{F'(t_k)}{F''(t_k)} \quad (3.12)$$

高斯牛顿法：在最小二乘问题中，梯度下降法与牛顿法都是针对目标函数 $F(t)$ 进行求解。由于求解过程中需要计算海森矩阵，因此会造成计算量增加。为避免该问题，我们选取误差函数 $r_l(t)$ 进行优化求解：

对函数 $r_l(t)$ 进行泰勒一阶展开得：

$$r_l(t) \approx r_l(t_k) + \nabla r_l(t)(t - t_k) \quad (3.13)$$

将式(3.13)代入(3.6)得：

$$\min \sum_{t=1}^n [I_t - r_l(t_k) - \nabla r_l(t)(t - t_k)]^2 \quad (3.14)$$

令 $I_t - r_l(t_k) = e_t$ ，且 $\nabla r_l(t) = J_t$ ， J 为雅各比矩阵，此时：

$$\begin{aligned}
& \min \sum_{t=1}^n \{[I_t - r_l(t_k)] - \nabla r_l(t)(t - t_k)\}^2 \\
& = \min \sum_{t=1}^n [e_t - J_t(t - t_k)]^2 \\
& = \min \|e - J(t - t_k)\|
\end{aligned} \tag{3.15}$$

式(3.15)对应着线性最小二乘形式, 进一步求解得:

$$\begin{aligned}
J(t - t_k) &= e \\
J^T J(t - t_k) &= J^T e \\
t - t_k &= (J^T J)^{-1} J^T e
\end{aligned} \tag{3.16}$$

此时得到关于 t_k 的更新值, 重复迭代更新 t , 直到 e 达到某一精度即可。对比牛顿法可以发现, 高斯牛顿法用 $J^T J$ 替代了牛顿法中的海森矩阵, 从而大幅减少了计算量。

列文伯格—马夸尔特法: 高斯牛顿法中用 $J^T J$ 代替了海森矩阵, 而这需要 $J^T J$ 矩阵可逆, 由于该矩阵实际上只有半正定性, 因此当 $J^T J$ 为奇异矩阵时, 算法稳定性较差甚至无法收敛。另一方面, 高斯牛顿法中采用了近似二阶泰勒展开, 其只能在展开点附近有较好的近似效果。列文伯格—马夸尔特法在高斯牛顿法的基础上进行了改进, 其为了避免步长过大给 Δt 添加一个范围, 称之为信赖区域(Trust Region)。一般认为只有在信赖区域里边, 近似才是有效的, 因此该方法也称为信赖区域方法(Trust Region Method)。

在确定信任区域的范围时, 最优办法是通过近似模型和真实函数的差别来确定。若差别较小, 则表示逼近效果良好, 可扩展其近似范围; 相反则逼近的范围会被缩减。因此, 可用一个指标来描述近似的好坏程度:

$$\rho = \frac{r_l(t + \Delta t) - r_l(t)}{J(t)^T \Delta t} \tag{3.17}$$

上式中 ρ 的分子是实际函数的下降值, 分母是近似模型的下降值。该指标分为如下几种情况: ρ 近似为 1, 不需要更改; ρ 太小, 则实际减少值小于近似减少值, 近似较大, 需要缩小近似范围; ρ 太大, 则实际减少值大于近似减少值, 近似较小, 需要扩大近似范围。由此动态调整步长。

通过近似指标, 我们可以设定信赖区域的大小。当没有接近我们设定的阈值, 则不断调整动态区域, 直到找到好的近似结果。当找到符合要求的近似结果后, 则进行正常迭代更新。

3.3 仿真实验与分析

本节将对前面所提方法的有效性进行仿真验证, 我们模拟了室内复杂环境下

蓝牙信号的传播过程，并按照蓝牙 5.1 协议规范设定了相关实验参数。其中蓝牙载波频率为 2.4GHz，CTE 频率为 250KHz，其波长为 12.5cm，对应天线间距设为二分之一波长即 6.25cm。同时设天线采样频率为 4Mhz，即天线的采样间隔为 0.25us，此时在 2us 采样时隙中单根天线共采样 8 次。设置发射端从不同角度发射信号（ -60° 、 -30° 、 0° 、 30° 、 60° ），对所提方法进行测试。

实验中同步模拟了随机高斯噪声与多径信号，蓝牙发射端将信号发出后，接收天线获得的未经处理的 I/Q 波形如图 3.5 所示：

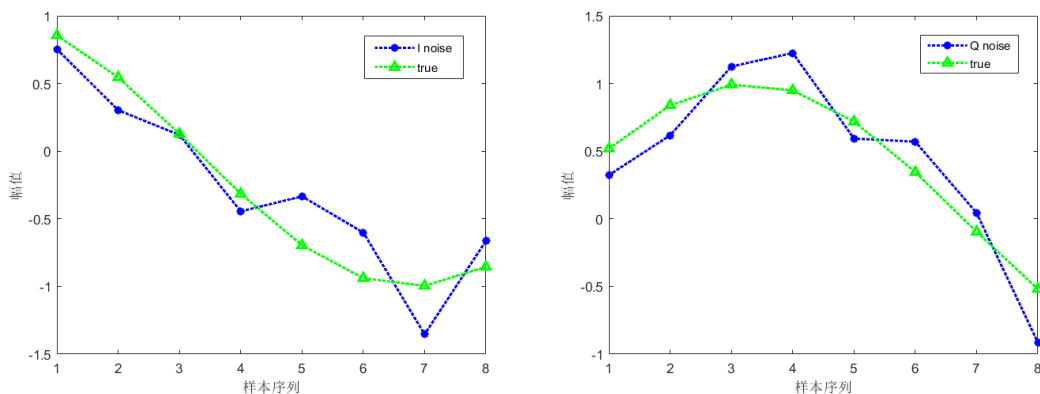


图 3.5 未处理的 I/Q 信号数据

理想状态下天线采样的 I/Q 数据如上图绿色曲线所示。对比蓝线可以看出，室内环境下信号受到干扰后，天线端采样的信号 I/Q 数据发生一定偏离。此时利用非线性最小二乘，对原始 I/Q 信号的偏差进行优化处理并对曲线进行拟合，其结果如图 3.6 所示：

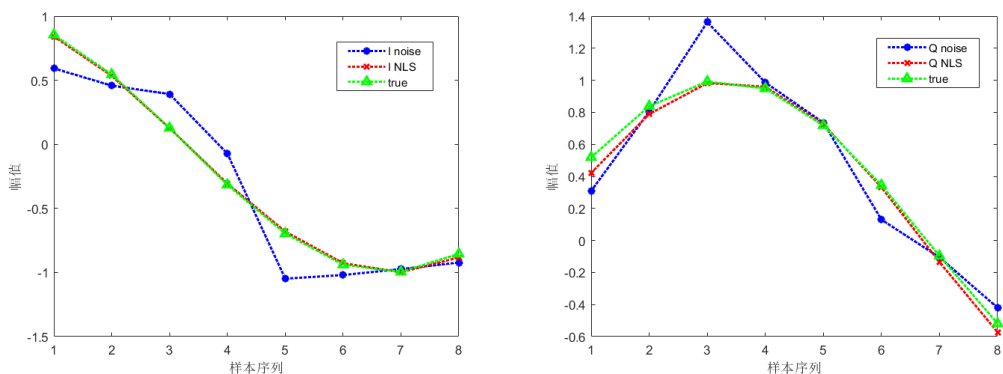


图 3.6 NLS 处理后的 I/Q 信号数据

从图中可以看出，即使发射端发出的信号在传播过程中受到了较大干扰，使得部分采样数据偏离了真实数据，但在使用 NLS 对原始采样数据进行优化后，其 I/Q 的数据偏差对比于未优化数据明显降低，即室内干扰所导致的信号误差被明显削弱。同时通过多次计算，得到 NLS 处理前后的角度精度与误差对比：

表 3.1 NLS 优化前后角度测量误差对比

	I/Q（原始数据）	I/Q（经 NLS 处理）
-60°	-65.4091	-62.2704
-30°	-36.5729	-27.5987
0°	8.4627	3.6527
30°	27.6620	31.7565
60°	65.0882	62.3094

对应角度测量误差曲线如下：

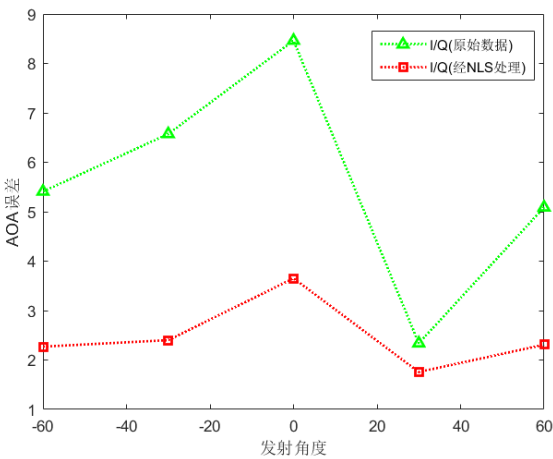


图 3.7 NLS 优化前后角度估计误差对比

结合图表可以看出，利用 NLS 对 I/Q 信号采样数据进行优化后，其角度测量误差明显降低。实验结果表明，该信号处理方法能有效提高室内复杂环境下 AOA 的估计精度。

3.4 本章小结

本章主要围绕蓝牙 AOA 测向精度优化展开研究，首先介绍了相关的定位精度评价指标，并对信号误差的来源及影响进行分析。然后提出并推导了基于非线性最小二乘的信号处理方法及求解步骤。最后通过仿真实验验证了所提方法的效果，实验结果表明，该信号处理方法能有效提高室内复杂环境下 AOA 的估计精度。

第4章 蓝牙 AOA/IMU 融合定位算法研究

4.1 融合定位算法框架

在室内复杂情况下，蓝牙 AOA 定位系统由于外界干扰无法持续有效定位。惯性测量单元由于利用自身传感器进行导航，短期定位精度高且抗干扰能力强，因此提出基于蓝牙 AOA 和 IMU 融合的室内定位算法框架，如图 4.1 所示：

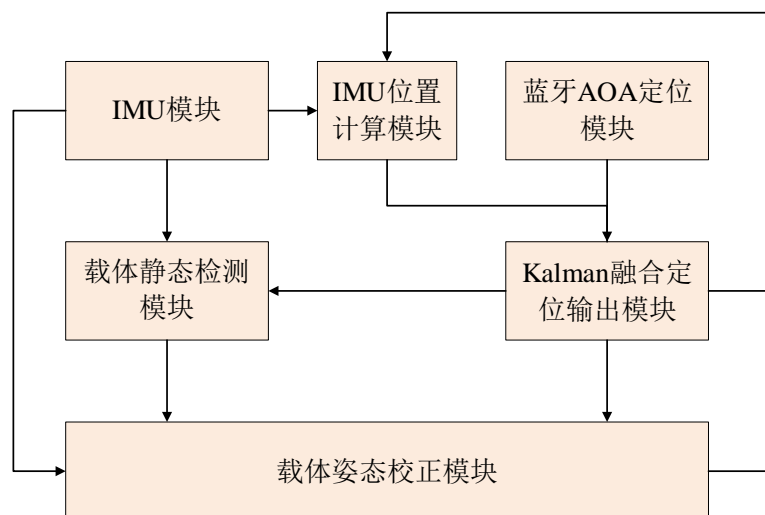


图 4.1 基于蓝牙 AOA 和 IMU 融合的定位算法框架

该算法框架包括 IMU 模块、IMU 位置计算模块、蓝牙 AOA 定位模块、Kalman 融合定位输出模块、载体静态检测模块以及载体姿态校正模块。其中 IMU 模块安装于载体目标上，用于采集载体运动过程中的三轴加速度数据与三轴角速度数据。IMU 位置计算模块与 IMU 模块连接，用于接收并处理三轴测量数据，从而获得载体目标的姿态数据与定位估计值。

蓝牙 AOA 定位模块包括两种基站节点和蓝牙 AOA 位置计算模块。其中基站节点分别为固定在载体目标上的发射节点和固定在空间已知位置的两个基站接收节点，该发射节点向空间发射蓝牙信号数据，由基站接收节点采样接收并发送到蓝牙 AOA 位置计算模块，蓝牙 AOA 位置计算模块对信号采样数据进行运算处理，得到载体目标的定位测量值。

Kalman 融合定位输出模块用于接收 IMU 位置计算模块输出的定位估计值和蓝牙 AOA 位置计算模块输出的定位测量值，并利用卡尔曼滤波算法进行数据融合。通过将定位估计值作为卡尔曼滤波的先验信息，定位测量值作为卡尔曼滤波的观测信息，最终融合计算得到载体目标的融合定位估计值，该估计值被发送至

IMU 位置计算模块用于位置更新。

载体静态检测模块接收 IMU 模块的三轴测量数据以及 Kalman 融合定位输出模块输出的融合定位估计值。通过对接收数据进行处理，确定载体目标的运动状态。其中静态检测模块对加速度数据与角速度数据进行计算处理，再将处理结果与融合定位估计值一起进行阈值检测，确定出载体目标的运动状态。同时载体姿态校正模块接收 IMU 模块的加速度测量数据、载体静态检测模块输出的运动状态数据以及 Kalman 融合定位输出模块输出的融合定位估计值。通过对接收数据进行处理，计算出载体目标在零速状态下的姿态数据，并将计算结果传递给 IMU 位置计算模块。

本文提出的基于蓝牙 AOA 和 IMU 融合的室内定位算法框架，通过将蓝牙 AOA 定位系统与 IMU 相互结合，利用卡尔曼滤波算法得到最优位置输出，再结合 IMU 的实时测量数据进行处理，有效实现载体的静态检测功能。同时，利用 IMU 的三轴测量数据与卡尔曼融合位置输出数据，完成载体目标在零速状态下的姿态解算与校正，可有效解决融合定位系统中载体的姿态累积误差问题，提高室内融合定位系统的精度与稳定性。

4.2 基于卡尔曼滤波的数据融合方法

在惯性导航系统中，受误差积分影响，载体目标的位置和姿态数据极易发散。蓝牙 AOA 定位系统可在室内定位系统中提供亚米级的定位精度，但在室内复杂环境下，蓝牙无线信号易受外界干扰从而对定位精度产生影响。因此使用数学方法将蓝牙 AOA 和 IMU 定位系统的数据进行融合优化，可有效提高对载体目标的定位精度。

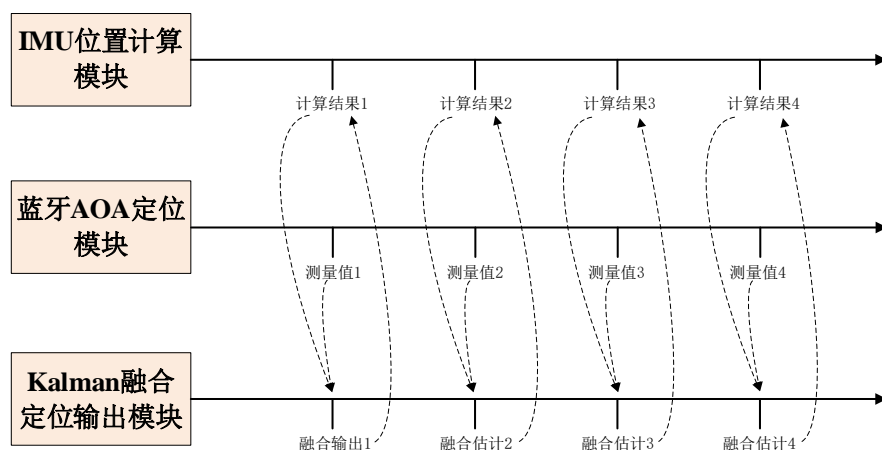


图 4.2 基于卡尔曼滤波的数据融合方法

如图 4.2 所示，利用卡尔曼滤波算法可对载体目标位置进行最优估计。基于

蓝牙 AOA 和 IMU 的卡尔曼滤波融合算法包括:

a、初始化系统状态向量 \hat{x}_0 和系统状态协方差矩阵 $P_0 = \text{var}[\hat{x}_0]$;

b、对系统状态做一步预测:

$$\hat{x}_{k|k-1} = A_k \hat{x}_{k-1} + B_k u_k + \omega_k \quad (4.1)$$

其中 A_k 为状态转移矩阵, \hat{x}_{k-1} 为上一时刻的最优估计, B_k 为控制变量矩阵, u_k 是状态控制向量, ω_k 为控制系统噪声, 服从高斯分布且 $\omega_k \sim N(0, Q)$;

c、对系统状态协方差矩阵做一步预测:

$$P_{k|k-1} = A_k P_{k-1} A_k^T + Q \quad (4.2)$$

其中 P_{k-1} 为上一时刻最优估计值对应的协方差矩阵;

d、求当前时刻的卡尔曼增益 K_k :

$$K_k = \frac{P_{k|k-1} H_k^T}{H_k P_{k|k-1} H_k^T + R} \quad (4.3)$$

e、系统状态更新:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - H_k \hat{x}_{k|k-1}) \quad (4.4)$$

其中 z_k 为测量向量。

f、系统状态协方差矩阵更新:

$$P_k = (I - K_k H_k) P_{k|k-1} \quad (4.5)$$

在导航坐标系下 XY 平面内, 假设目标在 k 时刻的状态向量包含位置、速度、加速度信息, 如式(4.6)所示:

$$\hat{x}_k = [x_x(k) \ x_y(k) \ v_x(k) \ v_y(k) \ a_x(k) \ a_y(k)]^T \quad (4.6)$$

在实际过程中加速度值受空气阻力或其他外部因素干扰, 因此引入系统噪声 $\omega(k)$ 。根据匀加速直线运动方程得到如下方程:

$$\begin{cases} x_x(k+1) = x_x(k) + v_x(k)T + \frac{1}{2}a_x(k)T^2 \\ x_y(k+1) = x_y(k) + v_y(k)T + \frac{1}{2}a_y(k)T^2 \\ v_x(k+1) = v_x(k) + a_x(k)T \\ v_y(k+1) = v_y(k) + a_y(k)T \\ a_x(k+1) = a_x(k) + \omega_x(k) \\ a_y(k+1) = a_y(k) + \omega_y(k) \end{cases} \quad (4.7)$$

将上述方程以矩阵形式表示, 则得到状态方程:

$$\hat{x}_{k+1|k} = A_{k+1} \hat{x}_k + \omega(k+1) \quad (4.8)$$

其中:

$$A_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 & \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T & 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 0 & 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \omega(k+1) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ \omega_x(k) \\ \omega_y(k) \end{bmatrix}$$

上式中 A_{k+1} 表示状态转换矩阵， $\omega(k+1)$ 表示均值为 0，方差为 Q 的系统噪声。同时对于蓝牙 AOA 定位模块，将其定位测量值作为卡尔曼滤波算法的观测值，即：

$$Z(k) = \begin{bmatrix} x_m(k) \\ y_m(k) \end{bmatrix} = H(k)\hat{x}_k + V(k) \quad (4.9)$$

式中 $[x_m(k) \ y_m(k)]^T$ 表示载体目标的坐标测量值， $H(k)$ 为观测矩阵， $V(k)$ 为观测噪声矩阵，服从均值为 0 方差为 R 的高斯分布：

$$V(k) = \begin{bmatrix} v_1(k) \\ v_2(k) \end{bmatrix} \quad R = \begin{bmatrix} \sigma_{x_m} & 0 \\ 0 & \sigma_{y_m} \end{bmatrix}$$

4.3 基于融合定位的载体姿态校正方法

IMU 计算动态下的载体姿态数据时，由于角速度测量误差以及积分运算带来的误差累积，使得载体目标的姿态数据逐渐偏离。而当载体目标在静止状态时，利用三轴加速度计测量得到的姿态数据不存在累计误差，因此可用于载体的姿态校正。载体目标零速检测的具体流程如图 4.3 所示：

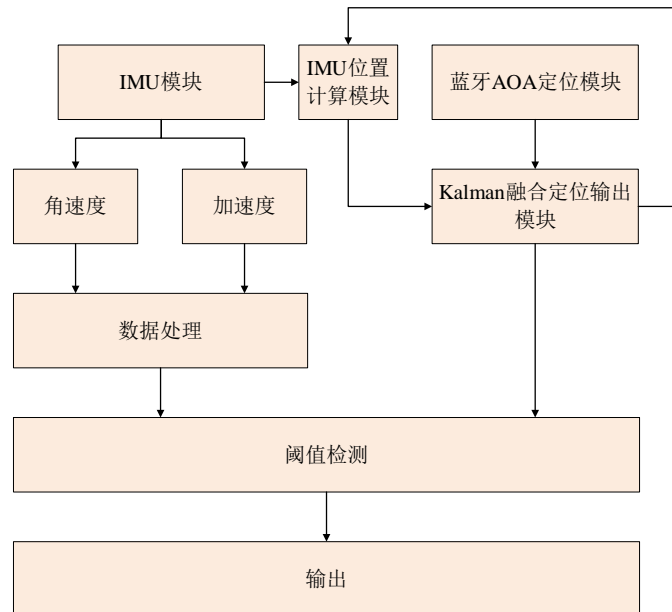


图 4.3 载体静态检测框架示意图

首先对 IMU 的三轴加速度及三轴角速度进行处理, 由于 IMU 传感器本身存在一定的测量噪声, 因此当载体某一时刻处于零速状态下时, IMU 传感器返回的测量数据可能存在一定偏差, 此时并不能准确反映出载体的真实运行状态。而针对 IMU 测量的三轴加速度数据, 可利用加速度滑动方差检测对其进行处理, 即载体处于零速状态时, 惯性测量器件中三轴加速度计的输出值方差应近似为 0。因此对原始数据进行滑动均值滤波, 然后计算各数据与滑动均值的残差的平方和, 如式(4.10)所示, 通过设置方差阈值 δ , 即可检测加速度各轴的零速状态。

$$\begin{cases} u_i = \frac{\sum a_j}{2k} & (i-k \leq j \leq i+k) \\ \delta = \sum (a_i - u_i)^2 \end{cases} \quad (4.10)$$

同理可对 IMU 的三轴角速度进行处理, 由于陀螺仪不受重力加速度分量影响, 因此当载体处于静止状态时, 惯性测量器件中陀螺仪的三轴输出矢量和应近似为零, 如公式(4.11)所示。此时通过设定角速率阈值, 即可对陀螺仪的三轴测量数据进行检测。

$$\varepsilon = g_x^2 + g_y^2 + g_z^2 \quad (4.11)$$

对 IMU 的三轴加速度数据和三轴角速度数据进行处理后, 需要结合融合定位结果进行载体状态检测。由于载体目标不受外力作用(除重力外)时, 可保持静止状态或匀速直线运动状态。因此为进一步确定载体运动状态, 需要结合融合定位结果进行判断, 若载体目标的位置轨迹均匀变化, 则判断为匀速运动状态, 若其轨迹在某一点附近波动则视为静止状态。

另一方面, 载体在静止状态下本身并没有加速运动, 受重力影响载体在竖直方向会存在重力加速度, 因此当载体旋转一定姿态时, 重力加速度会在载体坐标系的三个轴上产生相应分量, 其本质是导航坐标系下的三轴加速度理论值 $(0, 0, g)^T$ 在新的载体坐标系下的坐标, 此时加速度计读取到的测量值即为该坐标值。因此通过利用不同坐标系下的加速度值进行反推, 即可获得坐标变换矩阵中的部分载体姿态参数, 同时结合线性拟合方法对载体运行轨迹进行处理, 可进一步获取载体的剩余姿态参数, 由此即可完成载体的姿态更新过程, 如图 4.4 所示。

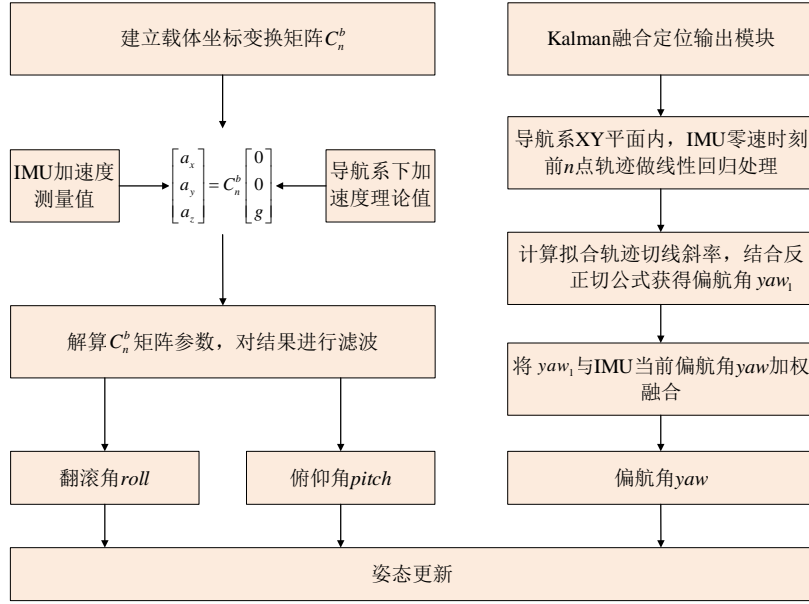


图 4.4 载体姿态校正框架示意图

由前面叙述可知，IMU 在确定三轴旋转顺序与对应欧拉角后，其姿态变换矩阵表达式可表达如下：

$$C_n^b = M_x \cdot M_y \cdot M_z$$

载体静止状态下，由三轴加速度测量值和导航系下的加速度理论值可确定等式如下：

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix} &= M_x \cdot M_y \cdot M_z \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos r & \sin r \\ 0 & -\sin r & \cos r \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos p & 0 & -\sin p \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin p & 0 & \cos p \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos y & \sin y & 0 \\ -\sin y & \cos y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \cos p \cdot \cos y & \cos p \cdot \sin y & -\sin p \\ \cos y \cdot \sin p \cdot \sin r - \cos r \cdot \sin y & \cos r \cdot \cos y + \sin p \cdot \sin r \cdot \sin y & \cos p \cdot \sin r \\ \sin r \cdot \sin y + \cos r \cdot \cos y \cdot \sin p & \cos r \cdot \sin p \cdot \sin y - \cos y \cdot \sin r & \cos p \cdot \cos r \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} -\sin p \\ \cos p \cdot \sin r \\ \cos p \cdot \cos r \end{bmatrix} \cdot g \end{aligned} \quad (4.11)$$

解该等式，得到载体零速状态下的相关姿态数据：

$$\begin{cases} roll = \arctan\left(\frac{a_y}{a_z}\right) \\ pitch = -\arctan\left(\frac{a_x}{\sqrt{a_y^2 + a_z^2}}\right) \end{cases} \quad (4.12)$$

对式(4.12)解算结果做滤波处理，可得到载体零速状态下的翻滚角 $roll$ 和俯仰角 $pitch$ 。

导航坐标系 XY 平面内，当载体目标速度逐渐降至为零时，在静止前的相邻

时刻，其载体运动状态可近似认为是直线。因此利用融合定位估计值得到载体目标静止时刻前 n 点轨迹坐标，对其做线性回归处理，过程如下：

$$\begin{cases} \hat{b} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i - n\bar{x}\bar{y}}{\sum_{i=1}^n x_i^2 - n\bar{x}^2} \\ \hat{a} = \bar{y} - \hat{b}\bar{x} \end{cases} \quad (4.13)$$

$$\hat{y} = \hat{b}x + \hat{a}$$

其中 \bar{x} 、 \bar{y} 分别为 n 点轨迹坐标中 x 、 y 坐标的均值， \hat{b} 、 \hat{a} 分别为线性回归方程的斜率和截距。利用该线性回归方程可获得载体目标在静止时刻的轨迹斜率，结合反正切公式 $\arctan(\hat{b})$ 即可求得载体目标在静止时刻的偏航角 yaw_1 。

将 yaw_1 与 IMU 当前姿态偏航角 yaw 加权融合，即可得到载体零速状态下的偏航角信息：

$$yaw = yaw_1 + K \times (yaw - yaw_1) \quad 0 \leq K \leq 1 \quad (4.14)$$

其中 K 为比例系数，具体数值根据实际情况调整。

4.4 本章小结

本章主要研究了室内环境下蓝牙 AOA 与 IMU 的融合定位问题，首先通过分析蓝牙 AOA 与 IMU 的各自特征，提出基于两者融合的定位理论框架，并提出基于卡尔曼滤波的数据融合方法。然后在融合定位的基础上，结合蓝牙 AOA 给出的目标终端的二维位置信息，提出基于融合定位的载体姿态校正方法，以进一步提高定位精度。

第5章 室内定位实验与结果分析

本章针对前面提出的蓝牙 AOA 信息获取、基于 NLS 的定位信号处理以及蓝牙 AOA/IMU 融合定位算法进行了实际实验验证与分析。首先对实验场景和实验设备进行介绍，其次分别在静态及动态环境下进行了蓝牙 AOA 室内定位实验，并与优化后的蓝牙定位系统进行性能对比。最后在动态环境下对融合定位系统性能进行分析，实验过程采用激光雷达定位结果作为参考，通过与单一蓝牙定位系统对比，分析融合定位系统的精度与稳定性。

5.1 实验环境与设备介绍

5.1.1 实验场景

本次实验的主要测试对象为蓝牙 AOA 定位系统，针对其在室内复杂环境下的定位问题提出相应的解决方法，其中重点是利用 IMU 作为定位辅助单元，为蓝牙定位系统提供定位助力。AOA 定位系统采用二维定位方式，其实验场地选在信息工程学院的六楼楼道走廊，测试区域选在过道一侧位置，一面积约为 6 平方米的规则矩形，如图 5.1 所示。



图 5.1 实验场地图

该场景具备室内环境下的无线信号传播条件，随机经过的路人与墙壁、杂物等提供了较为丰富的室内环境，为实验提供合适的测试场景。

5.1.2 实验设备

本次场地实验选用轮式移动机器人作为移动定位载体，其在室内条件下运动方便，相比于双足、履带机器人具有结构简单、执行效率高等优势。同时蓝牙 AOA 定位系统采用 TI 公司提供的 CC26X2R1 系列套件，所用设备包括 3 个蓝牙节点（2 个接收节点和 1 个发送节点）及上位机（接收数据及定位算法验证），其他设备包括激光雷达、移动电源、若干数据线及支架。如图 5.2 所示：a、b、f 为蓝牙收发节点；c 为数据线及支架；d 为轮式机器人；e 为惯性测量单元。

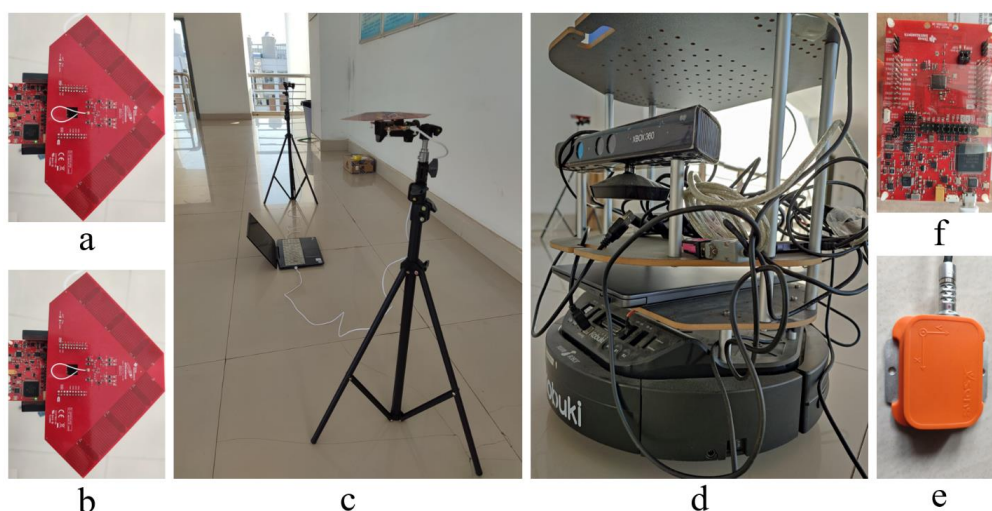


图 5.2 实验所使用设备

5.2 单一系统室内定位实验

蓝牙 AOA 定位实验采用三块 CC26X2R1 蓝牙开发板，其分别配置为 passive、coordinator 及 responder 节点。其中 passive 和 coordinator 作为接收节点需搭配天线阵列。实验开始前，上位机需要对附近的节点进行扫描识别，从而建立节点之间的连接，相关扫描过程如图 5.3 所示。等连接成功后即可进行信号发送启动工作，其中 coordinator 节点通过无线方式向 responder 节点发送启动信号，然后与 passive 节点启动 AOA 测量。responder 节点收到信号后，将在每个信号数据包末尾添加 CTE，此时 AOA 启动工作完成，passive 和 coordinator 节点即可接收和采样由 responder 节点发射出的测向信号。

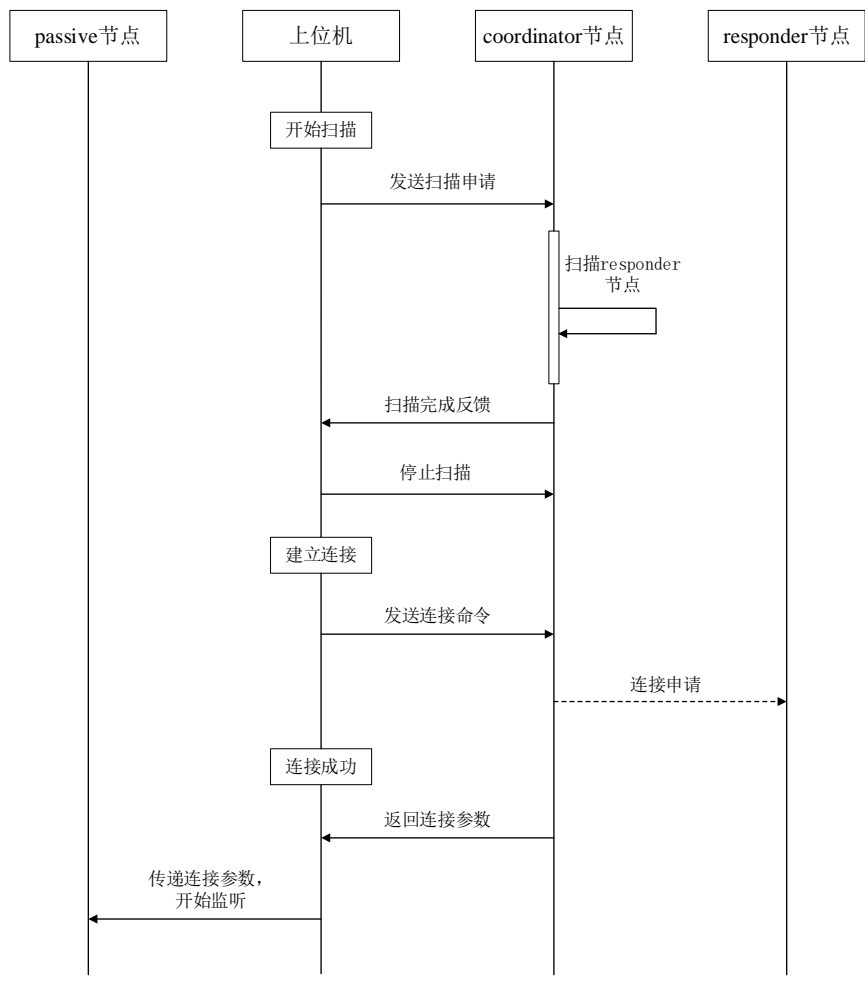


图 5.3 蓝牙 AOA 设备扫描流程

通常情况下蓝牙信号的最大有效传输距离不低于 10m，而实际实验过程中由于设备本身存在一些限制，使得发送节点与接收节点间的距离不能超过 3m，否则会导致 passive 节点信号连接中断而影响实验进程。同时将该设备的数据刷新频率设置为 5HZ，由此基础上开展蓝牙室内定位实验。

5.2.1 蓝牙 AOA 单点定位实验

本次定位实验在场地中设置了 6 个定点，每次将移动载体放在一固定位置，并使用蓝牙设备对其进行单点定位，各固定位置点分别进行 20 次定位实验，其相关数据处理结果如图 5.5、5.6 所示：

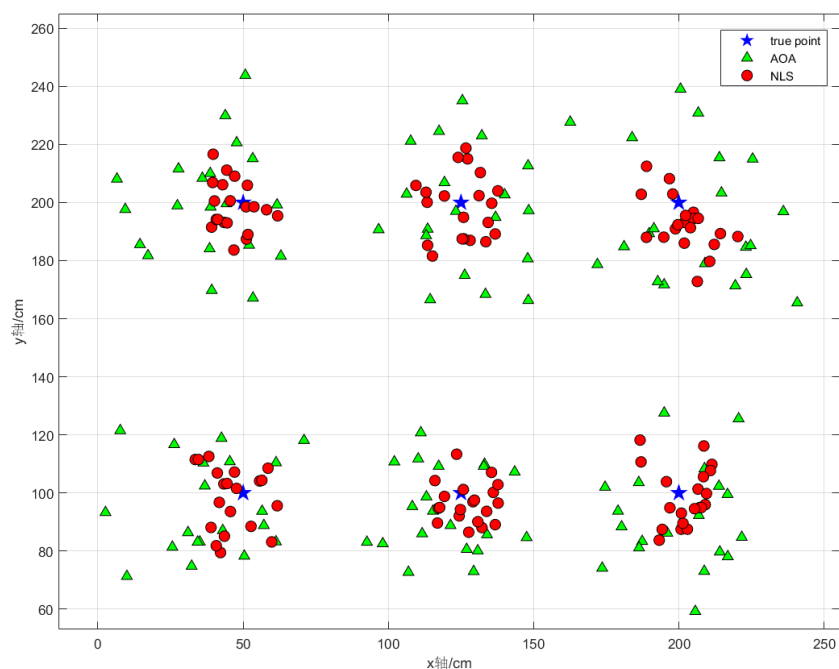


图 5.4 单点定位实验结果

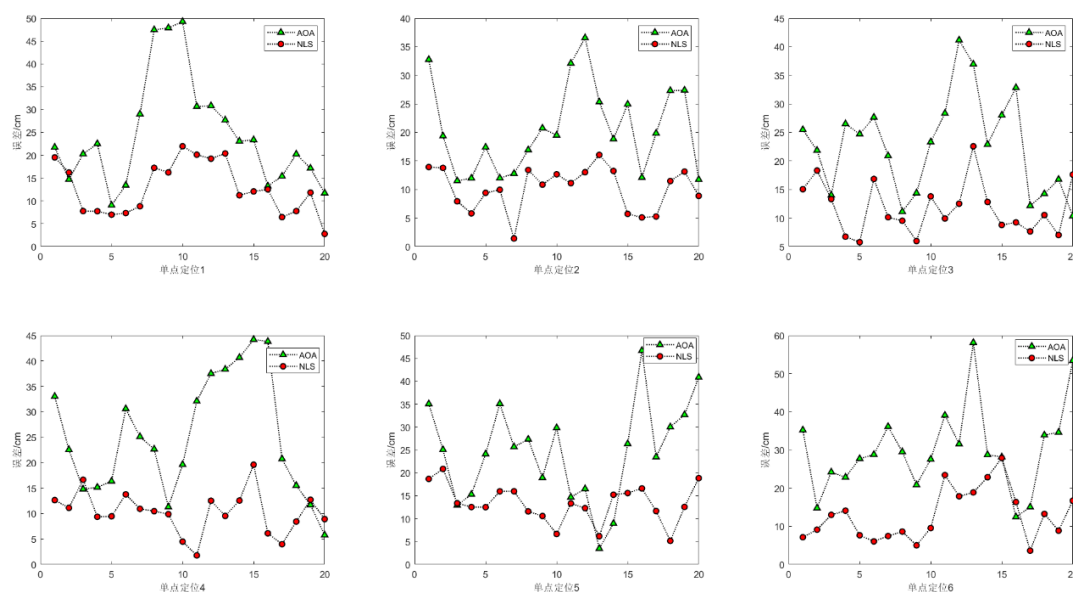


图 5.5 单点定位误差曲线对比

图 5.4 中, 蓝色五角点为移动载体的真实位置, 绿色三角形为蓝牙设备在无优化状态下对信号数据进行处理得到的定位结果, 红色圆点为 NLS 优化信号数据后获得的定位结果。从图中可以看出, 在室内情况下由于信号干扰和系统误差, 蓝牙设备最终解算出的定位数据出现了一定偏差, 各位置点的实际定位结果分布较为散乱。而图中红色圆点的分布相比于绿色三角点更为集中, 且相对离蓝色五角点的距离更近, 因此与真实位置的偏差更小, 图 5.5 中各位置点的定位误差曲线也体现了这点, 图中绿色曲线表示无优化状态下蓝牙设备获得的定位结果, 红

色曲线表示经 NLS 优化后获得的定位结果。可以看出在六次单点定位实验中，未经过优化的蓝牙设备定位结果出现了较大偏差，其与优化后的设备定位结果对比如表 5.1 所示。

表 5.1 NLS 优化前后单点定位精度对比

	蓝牙 AOA 定位	NLS 优化
RMSE（单位：cm）	27.7746	13.1005

可以看出，利用非线性最小二乘算法对天线采样数据进行优化处理，可有效校正由于信号干扰及系统误差带来的数据偏差，提高蓝牙设备的定位精度。

5.2.2 蓝牙 AOA 连续定位实验

基于上节实验场地，本次实验将蓝牙 responder 节点固定在轮式机器人上，进行蓝牙室内连续定位实验。实验中轮式机器人从场地左下角出发，以约 0.2m/s 的速度逆时针运行一圈，对相关实验数据进行处理后，最终获得的实验结果如图 5.6、图 5.7 所示：

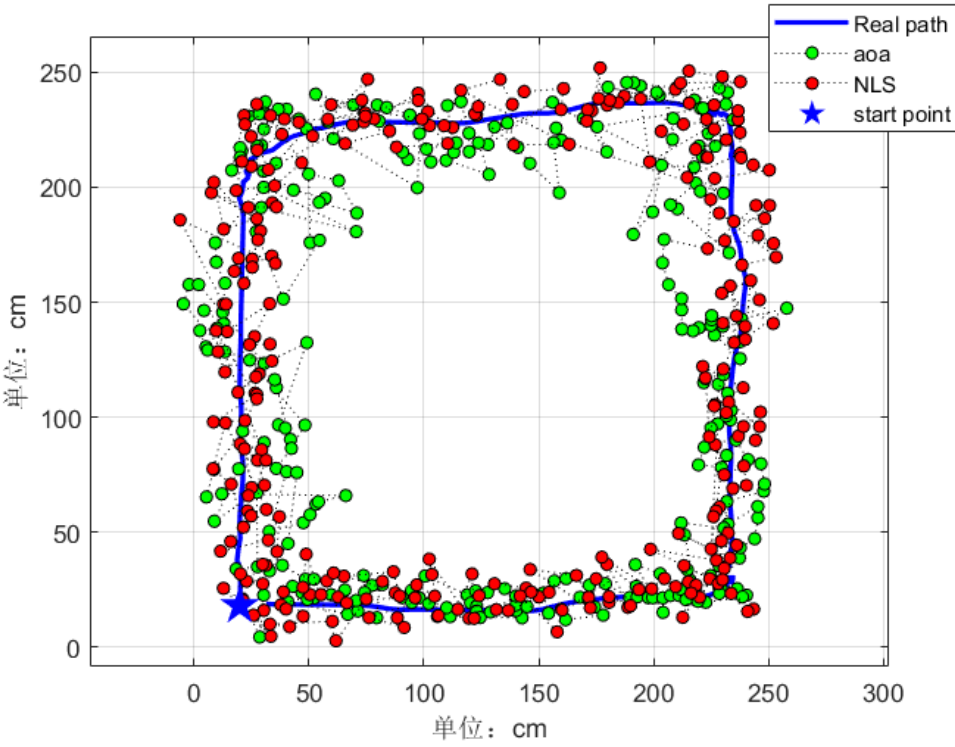


图 5.6 室内连续定位实验结果

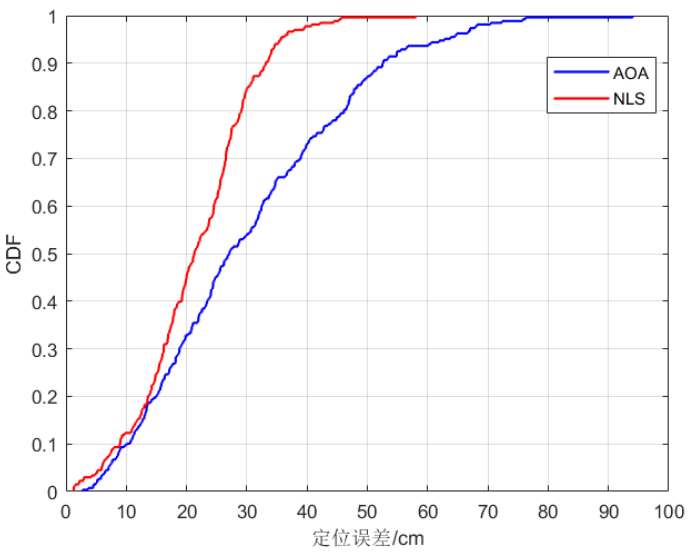


图 5.7 蓝牙连续定位实验误差累积分布

图 5.6 中，绿色与红色圆点分别表示优化前后的蓝牙设备解算结果，蓝色轨迹为轮式机器人实际运行轨迹，其数据来源于激光雷达，蓝色五角点为机器人运动起始点。从图中可以看出，在轮式机器人连续运行状态下，蓝牙设备解算的两种定位结果基本沿着实际轨迹分布，同时优化后的设备定位结果依然优于前者。从图 5.7 中两种方法的误差累积分布可以看出，代表 NLS 优化的红色曲线的误差分布明显小于蓝色曲线，从而证明了该方法的有效性。表 5.2 列出了优化前后蓝牙设备的定位精度对比，结合表 5.1 可以看出，在机器人连续运行状态下，蓝牙设备的定位误差相对增大，这或是因为蓝牙设备在动态运行状态下，更易受到来自室内环境的干扰影响，同时由于设备稳定性相对较差，因此其定位精度相比于静态定位有一定程度的降低。

表 5.2 NLS 优化前后连续定位精度对比

	蓝牙 AOA 定位	NLS 优化
RMSE（单位：cm）	36.6594	21.9024

5.3 融合系统室内定位实验

由上一节实验可以看出，在室内条件下蓝牙 AOA 定位系统易受环境干扰导致出现定位误差，虽然对信号数据进行优化在一定程度上提高了定位精度，但误差仍不可避免。本次实验基于上节实验场地，在轮式机器人中增加了惯性测量单元 IMU，并将其作为室内定位辅助工具与 AOA 定位系统进行融合。在对 IMU 进行误差校正后，牵引机器人从场地左下角出发并逆时针环绕一圈，采集得到

IMU 相关测量数据如图 5.8 所示:

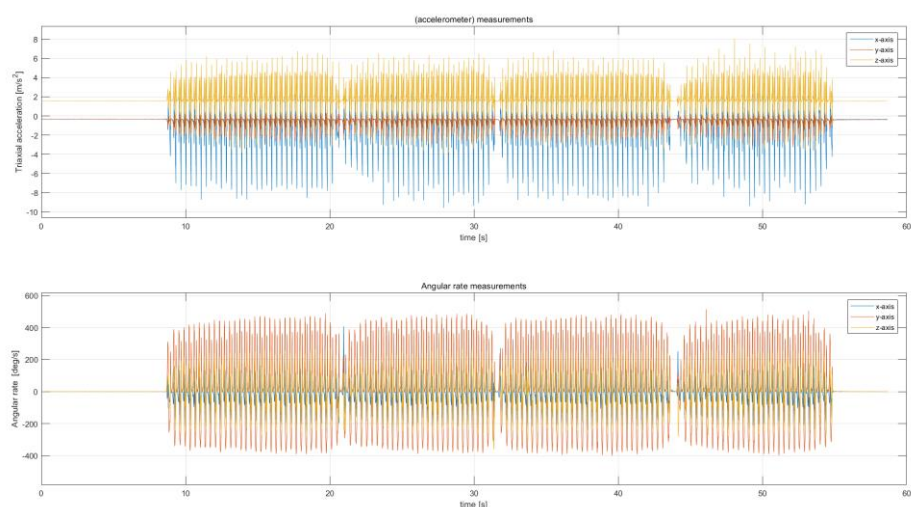


图 5.8 IMU 三轴加速度/角速度测量值

上位机对接收到的蓝牙及 IMU 数据进行处理后, 获得的最终实验结果如图 5.9 所示:

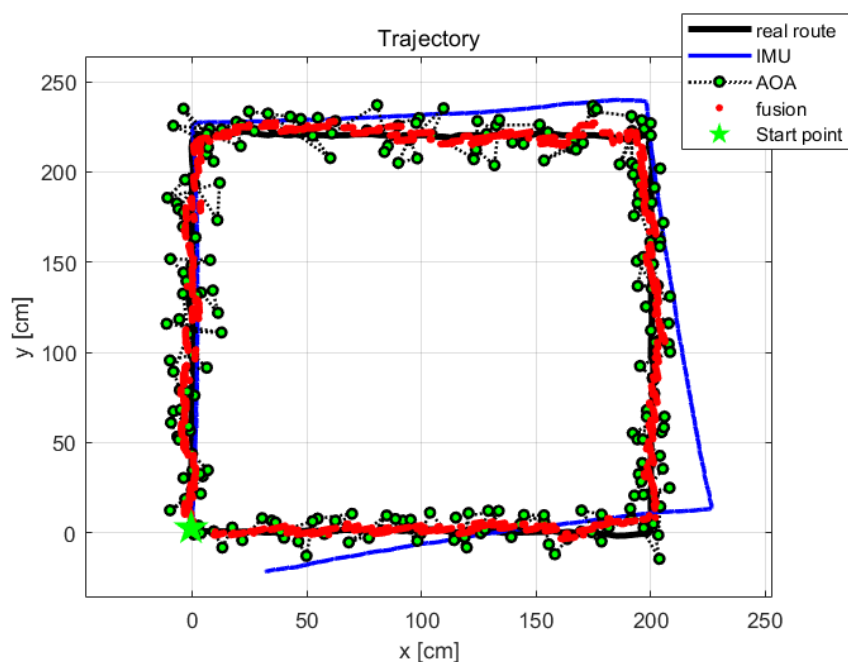


图 5.9 融合定位实验结果

图 5.9 为此次融合定位实验的定位轨迹图, 图中绿色五角形为运行轨迹的起始点, 黑线为实际运行轨迹, 绿色圆点为优化后的蓝牙定位结果, 蓝色轨迹为 IMU 自身推算结果, 红色轨迹为融合定位结果。可以看出, 相比于蓝牙及 IMU 定位轨迹, 室内条件下的融合定位结果基本贴合真实运行轨迹, 其组合定位效果突出。在该实验中, IMU 定位结果在第一段路径后开始出现明显偏差, 其本质上是由于 IMU 自身属于相对定位, 其利用传感器测量数据时存在一定的测量误差, 该误差

结合系统误差通过各帧之间的积分运算,最终转换为姿态误差与位置误差并不断累积,从而影响定位结果。结合图 5.9、图 5.10 可以看出,机器人运行期间,蓝牙定位系统与零速校正系统对 IMU 的位置和姿态偏差具有明显的抑制能力,图 5.10 反映了 IMU 运行时的姿态变化,图中蓝色曲线为 IMU 无校正下的姿态变化曲线,红色曲线为系统校正后的姿态曲线,黑色直线为水平参考线。可以看出,IMU 的姿态角随着时间推移,其误差逐渐增加并偏离原始姿态,在运行至中途路径时各姿态数据已出现明显偏差,此时利用 IMU 自身数据已难以取得较好的定位估计结果。而利用 IMU 零速检测系统识别机器人运行状态下的零速帧状态,如图 5.11 所示,同时利用 IMU 的三轴加速度解算出姿态数据并作滤波处理,可有效校正翻滚角及俯仰角的偏差。同时结合融合定位系统的位置信息,可进一步对 IMU 的偏航角进行校正,如图中曲线所示。

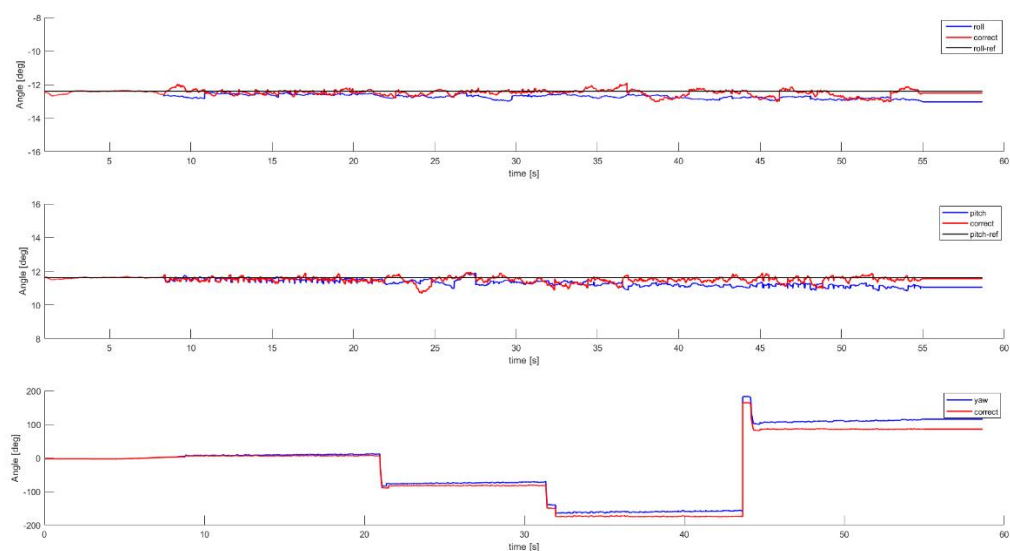


图 5.10 机器人运行期间的姿态变化

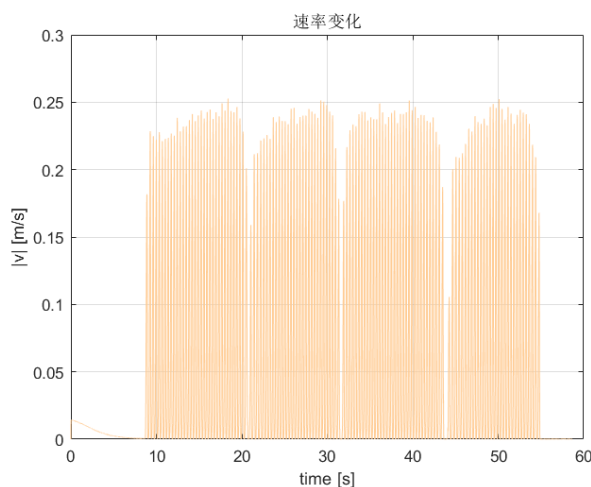


图 5.11 机器人运行期间的速率变化

最后，结合图 5.12 中各系统的误差累积分布进行分析，其中融合定位结果的定位误差相比单一蓝牙系统明显降低，其近似 50% 的定位误差保持在 10cm 以内，达到厘米级的定位精度，同时该曲线收敛速度相对更快，误差相对集中，从而整体稳定性更强。

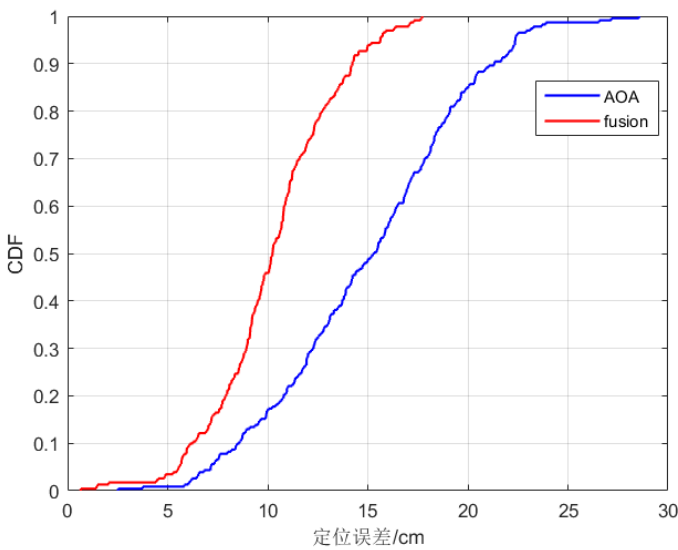


图 5.12 融合定位实验相关误差累积分布

表 5.3 同时列出了蓝牙单一系统定位与融合定位的精度对比，从表格可以看出，仅使用单一蓝牙定位系统可达到亚米级定位精度，而结合 IMU 进行融合定位，可有效提高系统的整体定位精度，达到厘米级定位，从而证明了该融合方法的有效性与稳定性。

表 5.3 蓝牙单一定位与融合定位精度对比

	蓝牙 AOA 定位	融合定位
RMSE（单位：cm）	17.2694	9.6880

5.4 本章小结

本章主要对前面章节所提方法进行实验验证，首先介绍了基于本文研究的实验场地、相关硬件设备及软件工具，同时设计了相关实际实验对前文方法进行验证，通过对实验数据进行处理与分析，验证了本文所提方法的可行性。

第6章 总结与展望

6.1 全文工作总结

无线定位技术已成为室内定位领域的主流方法之一,蓝牙信号由于抗干扰性强、普及范围广,也已成为室内无线定位领域的研究热点。2019年SIG发布蓝牙5.1规范使得蓝牙寻向技术进入到人们视野,由于该技术有望进一步提升蓝牙定位精度,因此成为室内定位领域的重要研究内容。然而室内环境下的无线信号易受物体的遮挡和干扰,仅利用无线定位难以获得很高的定位精度。因此将蓝牙无线定位与IMU进行融合,或成为较好的室内定位解决方案。同时针对室内复杂场景下的无线定位问题,有必要运用相关算法来抵抗信号传播过程中的多径与噪声干扰,提高无线定位系统在复杂环境下的测向与定位精度。

因此本文针对室内场景下无线信号传播易受干扰,导致定位精度较差问题,提出蓝牙AOA与IMU融合定位系统以提高定位精度。同时针对室内复杂场景下的无线定位问题,提出运用非线性最小二乘优化算法来抵抗信号传播过程中的多径与噪声等干扰,提高蓝牙定位系统在室内复杂环境下的测向与定位精度。全文主要工作如下:

(1)简述了国内外室内定位领域的相关研究成果,分析了相关室内定位技术的优缺点,同时介绍了蓝牙无线技术的发展过程与基于蓝牙信号的相关定位方法,其中重点介绍了基于蓝牙5.1规范的AOA测向技术,并对基于AOA的国内外最新研究和相关商业产品进行了介绍。

(2)对蓝牙AOA信号数据进行了分析,同时介绍并推导了基于到达角技术的相关定位算法,如多重信号分类算法及其改进算法。同时介绍并推导了基于惯性导航的载体位置与姿态更新算法。

(3)介绍了基于定位技术的相关定位精度评价指标,包括均方根误差、圆概率误差及误差累积函数等。同时分析了蓝牙定位系统在室内环境下的测向精度问题,并对室内相关信号干扰因素进行了分析,提出基于非线性最小二乘的信号优化方法,减小蓝牙测向信号在室内传播过程中所受的干扰。最后通过仿真实验,验证了所提方法的有效性。

(4)研究了室内环境下蓝牙AOA与IMU的融合定位问题,通过分析蓝牙AOA与IMU的各自技术特征,提出基于两者融合的定位理论框架。并在融合定位的基础上,结合蓝牙AOA给出的终端二维位置信息,提出基于融合定位的载

体姿态校正方法, 进一步提高定位精度, 最后利用实际场地实验, 验证了所提方法的可行性。

6.2 未来工作展望

尽管本文在以上工作中取得了一些改进成果, 但仍然存在一些不够完善的地方, 需要加以思考和优化。

在文中进行的蓝牙 AOA 定位实验中, 相关实验设备只在二维层面提供了载体位置信息, 缺失了载体在 Z 轴方向上的有效数据, 从而对融合定位产生了不利影响。之后工作中可利用蓝牙设备测量载体在 Z 轴方向的俯仰角数据, 从而计算出载体的三维位置信息, 提高融合定位数据的有效程度。

同时本文提出的基于融合定位的载体姿态校正方法中, IMU 在零速状态下利用自身传感数据和蓝牙 AOA 提供的位置信息, 完成了姿态校正过程。而当系统检测出载体处于零速帧状态时, 由于系统处于运行状态, 因此惯性传感器对三轴数据的测量还可能受到来自车身零件震动等外界因素造成的干扰, 导致测量数据产生除系统误差外的随机误差, 最终影响载体的姿态校正效果。之后工作中可使用相关优化算法消除这些不必要的测量误差, 同时结合蓝牙 AOA 提供的三维位置信息, 进一步优化载体的姿态校正过程。

室内定位的应用场景越发广泛, 不同的需求或要求对应着不同的技术与方法。针对具体问题展开深入分析与研究, 从而提出优化方案, 不论是对理论参考还是实际应用都具有重要意义。

参考文献

- [1] 王彬彬,易卿武,高铭,盛传贞,应俊俊,杨建雷,赵精博.基于 SVD 和 Cholesky 求逆方法的精密单点定位研究[J].西安邮电大学学报,2022,27(02):32-39.
- [2] 郁露,唐超礼,黄友锐,韩涛,徐善永,付家豪.基于 UWB 和 IMU 的煤矿机器人紧组合定位方法研究[J].工矿自动化,2022,48(12):79-85.
- [3] F. A. Abed, Z. A. Hamza and M. F. Mosleh, "Indoor Positioning System Based on Wi-Fi and Bluetooth Low Energy," 2022 8th International Engineering Conference on Sustainable Technology and Development (IEC), 2022, pp. 136-141.
- [4] 李双全,曹小华.基于红外检测与 RFID 技术的 AGV 定位方法研究[J].武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2021,45(01):127-131.
- [5] 张长勇,王艳芳.基于动态时间间隔的超声波定位系统设计[J].科学技术与工程,2018,18(35):169-173.
- [6] 郑伟锋,田红恩,周余玥等.面向停车场的可见光导航定位研究[J].自动化与仪表,2022,37(05):85-88.
- [7] 徐慧,孙宏图.室内移动机器人激光雷达定位方法研究与仿真[J].机械设计,2022,39(05):91-95.
- [8] Y. Ding, L. Jiang, J. Wu, M. Li, L. Jing and W. Li, "Single Base Station Positioning for Robots Based on Multiple Sensor Fusion," 2021 IEEE 4th International Conference on Information Systems and Computer Aided Education (ICISCAE), 2021, pp. 185-189.
- [9] 邓世燕,郭承军.智慧城市建设中的室内定位现状与发展趋势分析[C]//第十一届中国卫星导航年会论文集——S02 导航与位置服务.[出版者不详],2020:131-137.
- [10] J. Li and N. Komuro, "Fingerprint-based BLE indoor position methods to improve localization accuracy by particle filters," 2022 IEEE International Conference on Consumer Electronics - Taiwan, 2022, pp. 27-28.
- [11] Z. Yushuai, G. Jianxin, J. Xiang and Z. Rui, "Indoor Navigation System Based on Foot-Mounted IMU and Map Information Fusion," 2021 IEEE 9th International Conference on Information, Communication and Networks (ICICN), 2021, pp. 401-405.
- [12] T. Ji, W. Li, X. Zhu and M. Liu, "Survey on indoor fingerprint localization for BLE," 2022 IEEE 6th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC), 2022, pp. 129-134.
- [13] 刘涛.无线通信与 RFID 定位的智能仓储系统设计[J].电子世界,2021(06):158-159.
- [14] 吴志森.ZigBee 无线网络中 RSSI 室内射频定位测距误差研究[J].江苏工程职业技术学院学报,2020,20(01):15-18.
- [15] 唐阳坤,崔英花.基于差分进化算法的 RFID 定位[J].太赫兹科学与电子信息学报,2021,19(05):946-950.
- [16] L. Mo, Y. Zhu and D. Zhang, "UHF RFID Indoor Localization Algorithm Based on BP-SVR," in IEEE Journal of Radio Frequency Identification, vol. 6, pp. 385-393, 2022.
- [17] 何莹莹,保骏,刘朋,陈祝明.室内定位技术在校园位置服务中的应用与探索[J].科技与创新,2022(22):22-28.
- [18] 祝文飞.基于位置指纹的 WiFi 定位技术研究[J].信息与电脑(理论版),2021,33(02):14-16.

- [19] 朱正伟,蒋威,张贵玲,诸燕平,朱晨阳.基于 RSSI 的室内 WiFi 定位算法[J].计算机工程与设计,2020,41(10):2958-2962.
- [20] C. Ai, L. Zheng, D. Geng and Z. Qi, "Research of AGV Positioning and Navigation System Based on UWB," 2021 IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics (RCAR), 2021, pp. 1047-1051.
- [21] 陈荆宇,徐琳,黄斌,李路航.基于室内无人车的 UWB 和 IMU 新型融合定位方法[J].工程机械,2022,53(11):1-8.
- [22] 王明涛,汪文元,叶亚林,卢玉龙,汪广明,何滔.高精度 UWB 的室内无线定位关键技术研究[J].电气自动化,2022,44(05):78-80+83.
- [23] K. Yang et al., "Research on UWB/IMU location fusion algorithm based on GA-BP neural network," 2021 40th Chinese Control Conference (CCC), 2021, pp. 8111-8116.
- [24] 秦用丰. 基于低功耗蓝牙 5.1 的室内定位技术的研究[D].桂林电子科技大学,2022.
- [25] N. Pakanon, M. Chamchoy and P. Supanakoon, "Study on Accuracy of Trilateration Method for Indoor Positioning with BLE Beacons," 2020 6th International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology (ICEAST), 2020, pp. 1-4.
- [26] 王乐,刘万青,黄观文,张菊清.RSSI测距在蓝牙室内定位抗差算法中的应用[J].导航定位与授时,2019,6(03):82-87.
- [27] J. Sangthong, J. Thongkam and S. Promwong, "Indoor Wireless Sensor Network Localization Using RSSI Based Weighting Algorithm Method," 2020 6th International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology (ICEAST), 2020, pp. 1-4.
- [28] B. Pinto, R. Barreto, E. Souto and H. Oliveira, "Robust RSSI-Based Indoor Positioning System Using K-Means Clustering and Bayesian Estimation," in IEEE Sensors Journal, vol. 21, no. 21, pp. 24462-24470, 1 Nov.1, 2021.
- [29] 余桂英,金炜佳.基于可见光强度的室内定位技术研究[J].中国计量大学学报,2020,31(01):21-25+78.
- [30] C. Li, Y. Yang, L. Bai, B. Yu, C. Guo and H. Xia, "Camera Assisted Received Signal Strength Algorithm for Indoor Visible Light Positioning," 2021 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC), 2021, pp. 499-504.
- [31] 张俊,陈伟利.基于 ZigBee 节点技术的室内人员定位系统的研究[J].科学技术创新,2021(20):173-174.
- [32] O. N. Samijayani, R. Darwis, S. Rahmatia, A. Mujadin and D. Astharini, "Hybrid ZigBee and WiFi Wireless Sensor Networks for Hydroponic Monitoring," 2020 International Conference on Electrical, Communication, and Computer Engineering (ICECCE), Istanbul, Turkey, 2020, pp. 1-4.
- [33] K. M. Kritpolviman and N. Changjai, "OCD Behavior Observation using RSSI-based ZigBee in Indoor Environment," 2021 18th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON), Chiang Mai, Thailand, 2021, pp. 883-886.
- [34] 王肇华,曾甲辰,阮煜琳,黄崇羽,朱宇航.ZigBee 技术在仓储定位系统中的应用与实现[J].福建电脑,2022,38(08):88-91.
- [35] 李景文,韦晶闪,陆妍玲,姜建武,朱明,叶波,张英南.激光雷达和行人航迹推算融合的室内目标定位方法[J].科学技术与工程,2022,22(25):11068-11074.
- [36] 周宗锬,姜卫平,唐健,王一文,欧阳文一.LiDAR 地图匹配与二维码融合的 AGV 室内定位

- 与导航[J].测绘通报,2021(01):9-12+52.
- [37] P. Gao, J. Xu, R. Jing, Z. Zhao, W. Zhang and F. Zhang, "Research on Laser Radar Indoor Positioning," 2022 7th International Conference on Computer and Communication Systems (ICCCS), Wuhan, China, 2022, pp. 458-464.
- [38] J. An, D. H. Lee, H. H. Cho and O. H. Jeong, "Indoor Positioning System Using Smartphone and 360° Camera," 2021 IEEE International Conference on Smart Internet of Things (SmartIoT), 2021, pp. 342-343.
- [39] 张静,刘晓铭,黄国方,单超.机器人的视觉辅助定位与激光 SLAM 导航设计[J].粘接,2022,49(09):168-172.
- [40] N. Belbachir, N. Noori and B. Akdemir, "Real-Time Vehicle Localization using on-Board Visual SLAM for Detection and Tracking," 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW), Seoul, Korea (South), 2019, pp. 4291-4295.
- [41] 董蕊芳,王宇鹏,阚江明.基于改进 ORB_SLAM2 的机器人视觉导航方法[J].农业机械学报,2022,53(10):306-317.
- [42] 刘大鹏.视觉惯性融合定位的室内 SLAM 研究[J].南方农机,2022,53(06):22-25.
- [43] 赵熙俊,刘雪妍,余雪玮,梁震烁,陈佳琪.双目立体视觉定位算法研究与应用[J].装甲兵学报,2022,1(03):95-101.
- [44] 吕东,王虹,张萌,袁冠杰.基于 MEMS 器件的捷联惯性导航定位方法研究[J].微波学报,2021,37(S1):233-236.
- [45] 常康龙,甄杰,李晨辉,杨文东.蓝牙阵列/IMU/里程计室内组合定位方法[J].导航定位学报,2022,10(06):88-96.
- [46] G. Yammine et al., "Experimental Investigation of 5G Positioning Performance Using a mmWave Measurement Setup," 2021 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2021, pp. 1-8.
- [47] S. Saleh, A. S. El-Wakeel and A. Noureldin, "5G-Enabled Vehicle Positioning Using EKF With Dynamic Covariance Matrix Tuning," in IEEE Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering, vol. 45, no. 3, pp. 192-198, Summer 2022.
- [48] 张千坤,陈任翔,钟志刚,周国栋.NLOS 环境下 5G 毫米波定位方法[J].邮电设计技术,2022(10):83-87.
- [49] 邓诗凡,蒋伟,杨俊杰,隋志成,姜少伟.蓝牙到达角室内定位抗干扰优化研究[J].导航定位学报,2022,10(06):75-80.
- [50] 韦子辉,蔡大鑫,叶兴跃,李小阳,方立德,孔祥杰.基于改进二维 MUSIC 算法的蓝牙信号到达角估计[J/OL].电子测量与仪器学报:1-10[2023-01-09].
- [51] J. Xia, Y. Wang, B. Jiang and G. Xiong, "Research on Indoor Positioning System Based on BLE-AOA/ UWB Technology," 2022 41st Chinese Control Conference (CCC), 2022, pp. 5100-5105.
- [52] H. Ye, B. Yang, Z. Long and C. Dai, "A Method of Indoor Positioning by Signal Fitting and PDDA Algorithm Using BLE AOA Device," in IEEE Sensors Journal, vol. 22, no. 8, pp. 7877-7887, 15 April 2022.
- [53] W. He, C. Huang, Z. Tian, K. Liu and Z. Li, "Design and Implementation of Bluetooth Low Energy AoA Estimation System," 2022 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation and USNC-URSI Radio Science Meeting (AP-S/URSI), 2022, pp. 311-312.
- [54] S. He, H. Long and W. Zhang, "Multi-antenna Array-based AoA Estimation Using Bluetooth

Low Energy for Indoor Positioning," 2021 7th International Conference on Computer and Communications (ICCC), 2021, pp. 2160-2164.