

国内图书分类号: TN929.5
国际图书分类号: 621.39

密级: 公开

西南交通大学 研究生学位论文

基于 UWB 技术的云轨定位技术研究

年 级_____2017_____

姓 名_____付 威_____

申请学位级别_____硕 士_____

专 业_____电子与通信工程_____

指 导 老 师_____杨 柳_____

二零二零年 五 月

Classified Index: TN919.72

U.D.C: 656

Southwest Jiaotong University

Master Degree Thesis

RESEARCH ON SKYRAIL POSITIONING
TECHNOLOGY BASED ON UWB
TECHNOLOGY

Grade: 2017

Candidate: Fu Wei

Academic Degree Applied for : Master

Speciality: Electronics and Communication Engineering

Supervisor: Yang Liu

May. 2020

西南交通大学

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权西南交通大学可以将本论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复印手段保存和汇编本学位论文。

本学位论文属于

1. 保密□，在 年解密后适用本授权书；
2. 不保密☒，使用本授权书。

(请在以上方框内打“√”)

学位论文作者签名：付威

指导老师签名：杨娜

日期：2020.6.2

日期：2020.6.2

西南交通大学硕士学位论文主要工作(贡献)声明

本人在学位论文中所做的主要工作或贡献如下:

1. UWB 相比于常见的无线通信定位技术具有定位精度高和定位成本相对较低的优势, 论文对 UWB 定位的 Chan 算法、Taylor 级数展开法和 Fang 算法进行了理论分析, 通过仿真验证了 Chan 算法具有定位精度高、定位简单以及具有多基站算法特点, 因此, Chan 算法适合用于“云轨”定位。
2. 对于停车段“云轨”定位, 结合 GDOP 分析了基站的分布位置和数量对 Chan 算法定位的影响, 针对于停车段 UWB 基站的布置, 从分布形状和数量两个方面进行分析, 仿真中表明, 增加基站数量可以提高停车段“云轨”的定位精度, 但随着基站数量的增多, 所得到精度提升越来越小, 同时, 当 UWB 基站对称分布在停车段“云轨”两旁时, 所得到定位精度是最高的, 通过移动停车段开头两个基站的位置, 可以消除对称分布出现的在停车段初始段定位误差过大的情况。
3. 对于行驶中的“云轨”定位, 建立了长直轨道上的运动模型, 并引入了卡尔曼滤波算法, 对基于 TDOA 测量值的卡尔曼滤波算法和基于卡尔曼滤波的 Chan 算法做了理论分析, 设计了仿真场景中两旁的 UWB 基站分布, 并通过仿真分析对比了上述两种算法和 Chan 算法性能, 其中基于卡尔曼滤波的 Chan 算法定位精度最高。

本人郑重声明: 所呈交的学位论文, 是在导师指导下独立进行研究工作所得的成果。除文中已经注明引用的内容外, 本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出贡献的个人和集体, 均已在文中作了明确说明。本人完全了解违反上述声明所引起的一切法律责任将由本人承担。

学位论文作者签名: 付威

日期: 2020.6.2

摘要

由于我国目前城镇化的快速发展,存在着汽车普及化和缓慢的道路里程增速之间的矛盾,绿色新能源列车“云轨”是解决当前矛盾的手段之一,“云轨”所使用的无人驾驶系统为最高等级全自动无人驾驶等级,再加上轨道交通对于安全性的高要求,这意味“云轨”定位是必不可少的一个环节。在“云轨”定位中最重要的就是定位精度问题,为了满足“云轨”定位中的高精度需求,根据已有的列车定位技术,本文提出了基于UWB技术的“云轨”停车段定位方案和行驶中跟踪定位方案。

首先,查阅了大量相关文献,介绍了超宽带(Ultra Wide Band, UWB)定位技术的发展历程,总结了列车常用的定位方式。发现传统列车定位技术都是基于轨道电路、应答器等,存在着成本高、维护难,易受线路影响等问题。车地通信网络给基于无线通信技术的列车定位方法提供了极大地便利性。对比了几种无线定位技术,其中UWB定位技术定位精度较高、成本相对较低,因此使用UWB定位技术进行“云轨”定位具有极大的可行性。

其次,阐明了UWB的信号特点及其定位技术的基本原理,介绍了常用的定位方法,分析了各种定位方法的优缺点和定位误差的主要来源,根据实际需求选择采用基于TDOA(Time difference of Arrival, 到达时间差)的定位方法。仿真分析了TDOA中常用的三种算法:Chan算法,泰勒算法以及Fang算法。仿真结果表明,Chan算法十分适用于“云轨”定位。

然后,在Chan算法的基础上,通过几何因子(Geometric Dilution of Precision, GDOP)确定了定位精度和基站位置的关系。对于“云轨”停车段的场景,分析了不同基站分布和基站数量对定位的影响,仿真结果表明,当基站对称分布时,Chan算法对于整个停车段定位精度更高,并且定位精度随着基站数量的增加而提高。

最后,针对于运动状态下“云轨”,引入了卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)算法,对基于TDOA测量值的卡尔曼滤波算法和基于卡尔曼滤波的Chan算法做了大量分析,并和Chan算法做了性能对比。在分析的过程中,建立相关的“云轨”运动模型,并设计了长直轨道上行驶的“云轨”两旁基站分布,仿真结果表明,基于卡尔曼滤波算法的Chan算法定位精度要明显优于另外两种算法。

关键词:“云轨”定位; Chan算法; 基站分布; 卡尔曼滤波;

Abstract

Along with the rapid development of urbanization in China, there is a contradiction between the popularization of automobiles and the slow growth of road mileage. The "Skyrail" of green new energy train is one of the means to solve the current contradiction. The driverless system used in the "Skyrail" is the highest level of full-automatic driverless system. In addition, the high requirements of rail transit for safety mean that the "Skyrail" positioning is an essential link. The most important problem in the "Skyrail" positioning is the positioning accuracy. In order to meet the high-precision requirements in the "Skyrail" positioning, according to the existing train positioning technology, we propose the "Skyrail" parking section positioning scheme and the driving tracking positioning scheme based on UWB technology.

First of all, a large number of relevant literature have been read, the development process of UWB positioning technology is introduced, and the common positioning methods of trains are summarized. It is found that the traditional train positioning technology is based on track circuit, transponder, etc., which has the problems of high cost, difficult maintenance, easy to be affected by the line, etc, Train-ground communication network provides great convenience for train positioning method based on wireless communication technology. Compared with several wireless positioning technologies, UWB positioning technology has high positioning accuracy and relatively low cost, so it is very feasible to use UWB positioning technology for "Skyrail" positioning.

Secondly, the characteristics of UWB signal and the basic principle of positioning technology are described, and the common positioning methods are introduced, the advantages and disadvantages of various positioning methods and the main sources of positioning errors are analyzed, according to the actual needs, the location method based on TDOA is selected. Three algorithms commonly used in TDOA are simulated and analyzed: Chan algorithm, Taylor algorithm and Fang algorithm. Simulation results show that Chan algorithm is very suitable for "Skyrail" positioning.

Then, on the basis of Chan algorithm, the relationship between location accuracy and base station location is determined by GDOP. For the scenario of "Skyrail" parking lot, the influence of different base station distribution and number of base stations on location is analyzed, the simulation results show that when the base stations are symmetrically distributed, the Chan algorithm has higher positioning accuracy for the whole parking lot, and the positioning accuracy increases with the number of base stations.

Finally, Kalman filter algorithm is introduced for the "Skyrail" in the moving state, the Kalman filter algorithm based on TDOA measurement value and Chan algorithm based on Kalman filter are analyzed, and compared them with Chan algorithm. In the process of analysis, the relevant "Skyrail" motion model is established, and the base station distribution on both sides of the "Skyrail" running on the long straight track

is designed, the simulation results show that the positioning accuracy of Chan algorithm based on Kalman filter algorithm is obviously better than the other two algorithms.

Key words: "Skyrail" positioning; Chan algorithm; Base station distribution; Kalman filtering

目 录

摘 要	I
Abstract	II
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景	1
1.2 国内外研究现状	3
1.2.1 超宽带定位技术的国外研究现状	3
1.2.2 超宽带定位技术的国内研究现状	3
1.2.3 列车组合定位技术	5
1.3 论文的工作内容与组织结构	6
第 2 章 UWB 概述及其定位方法研究	7
2.1 超宽带概述	7
2.1.1 超宽带定义	7
2.2.2 超宽带信号	8
2.2 超宽带特点及应用	9
2.2.1 超宽带特点	9
2.2.2 超宽带技术应用	10
2.3 UWB 定位方法	11
2.3.1 基于 RSSI 的定位方法	11
2.3.2 基于 AOA 的定位方法	13
2.3.3 基于 TOA 的定位方法	13
2.3.4 基于 TDOA 的定位方法	14
2.4 定位误差来源	15
2.5 定位精度的评价指标	16
2.6 TDOA 算法仿真分析	17
2.6.1 最小二乘法	17
2.6.2 Chan 算法	18
2.6.3 Taylor 级数展开法	20
2.6.4 Fang 算法	21
2.6.5 仿真实验和结果分析	22
2.7 本章小结	24
第 3 章 停车段“云轨”定位研究	25
3.1 多基站 Chan 算法	25
3.1.1 两步加权最小二乘法	25
3.1.2 仿真实验和结果分析	27

3.2 基于 GDOP 的 TDOA 定位精度分析	29
3.2.1 基于 TDOA 方法下的精度因子 GDOP	29
3.2.2 仿真实验和结果分析	30
3.3 基于 Chan 算法的停车段“云轨”定位	32
3.3.1 基站交叉分布下基站数 N 对停车段定位的影响	32
3.3.2 基站星形分布下基站数 N 对停车段定位的影响	35
3.3.3 基站对称分布下基站数 N 对停车段定位的影响	38
3.4 本章小结	42
第 4 章 行驶中“云轨”跟踪定位研究	43
4.1 卡尔曼滤波滤波算法	43
4.1.1 卡尔曼滤波基本原理	43
4.1.1 基于 TDOA 测量值的卡尔曼滤波算法	44
4.1.2 基于卡尔曼滤波的 Chan 算法	46
4.2 仿真场景设计	46
4.3 仿真结果和分析	49
4.4 本章小结	54
结论	55
致 谢	57
参考文献	58
攻读硕士学位期间参加的科研项目	62

第 1 章 绪论

1.1 研究背景

随着我国城镇化和汽车普及化的快速推进,2019 年我国城镇常住人口 84843 万人,比 2018 年增长了 1706 万人,同年上半年,全国汽车新注册登记 1242 万辆,汽车保有量已经达到 2.5 亿辆,其中私家车达 1.98 亿量^[1]。人口和汽车数量的增长给当前城市交通和环境带来了巨大的压力,对于这个问题,比亚迪给出了他们的解决方案——“云轨”。比亚迪自 2011 年开始研发“云轨”,提出发展“轨道上的城市”,认为大力发展空中、地面、地下三维结合的绿色交通^[2],才能有效根治城市交通拥堵和环境污染两大问题,比亚迪历时五年,耗资达到 50 多亿,于 2016 年 10 月 13 日在深圳举办了“云轨”全球首发仪式^[3]。“云轨”属于跨座式单轨交通^[4],轨道结构采用高架桥的形式,可建造在城市绿化带上,动力系统主要由外部电力系统提供,轨道列车上也配备了比亚迪自主研发的电池系统,可在外部供电停止后,列车能够依靠备用电池系统供电到达下一站^[5]。相比于地铁,云轨具有造价低,建设周期短,地形适应能力强,景观性好^[6]等优点,可用于一二线城市交通接驳线、加密线,三四线城市的交通主干线,以及旅游景区的观光线。云轨自推出以来,就获得市场的强烈响应。此前,比亚迪已与中国多个城市,以及菲律宾、柬埔寨、摩洛哥、埃及等国家就推广云轨达成合作“云轨”的第一条商用线路于 2017 年 9 月 1 日在宁夏银川正式通车,2018 年宁夏银川“云轨”列车开始使用比亚迪 100%自主知识产权的无人驾驶系统^[7]，“云轨”的无人驾驶系统包含了三大技术^[8]：控制技术、定位技术和通信技术。

在列车控制和行车指挥中,列车安全运行的前提是获得列车的位置和速度信息,列车定位技术就是可以在任何时刻、任何地点获取准确的列车位置和速度等信息^[9]。传统列车定位技术主要有以下几种:交叉感应环线、轨道电路、速度传感器、应答器、惯性传感器等^[9]。轨道电路根据适当的距离将整个线路分成许多闭塞区间,当列车进入闭塞区间后,轨道电路立即传达本区间已有列车通行,禁止其他列车进入,定位精度受闭塞区间的长度、线路天气、道床环境等影响^[10];交叉感应环线能在进入环线时开始计算环线交叉数,由于环线每隔 25m 交叉一次,交叉感应环线能够粗定位精度达到 25m,再结合车载测速发电机将定位精度提高到 6.25m^[11];速度传感器则是利用不同测速传感器,定位精度取决于传感器种类以及传感器采集信息的方式;应答器定位是通过车载应答器和地面应答器之间进行交互,通过地面应答器的地理位置进而确定列车的位置,应答器是传统列车定位技术中精度较高的定位手段^[12];惯性传感器通过陀螺仪和加速度计测量列车运行角速度的加速度信息^[13],并通过对时间进行积分,得到列车的

速度和位置等信息，但是难以适应于高速移动的场景，并且随着时间累计误差逐渐增大^[14]。这些技术手段的特点及优缺点比较如表 1 -1 所示，总的来说，上述的几种传统列车定位技术都具有抗干扰性能差、定位精度低以及建设维护成本高等缺点。

表 1-1 轨道交通传统列车定位技术比较

定位技术	优点	缺点
交叉感应环线	非接触式，连续定位	安装维护不易
轨道电路	容易实现，成本较低	定位精度较低
速度传感器	设备简单，成本小	易受车轮磨损影响
应答器	提供地理位置信息，具有良 好的辅助定位效果	无法连续定位
惯性导航	自主定位，环境适应能力强	无法在长时间及高 速移动中精确定位

在其他领域常见的定位技术有基于卫星导航的定位技术和基于无线通信的定位技术^[15]。基于卫星导航的定位技术，例如 GPS(Global Position System，全球定位系统)能在户外开阔的环境下为用户提供高精度的定位服务，但是“云轨”需要在城市之间穿梭，在某些行车区段，卫星信号可能被建筑物阻挡，因此很难做到为“云轨”提供全程高精度的定位服务。基于无线通信的定位技术需要无线信号发射点以及接入点等，需要添加通信设备支持无线定位服务，在“云轨”车地通信中所使用的 CBTC(Communication Based Train Control，基于通信的列车运行控制)系统中包含了大量的无线通信基础设施，可见，将无线通信技术应用在“云轨”定位中具有得天独厚的优势，不仅实现成本低，还能满足在城市复杂环境中的定位需求。基于无线通信的定位技术有红外线、蓝牙、射频识别(Radio Frequency Identification，RFID)、WiFi、Zigbee、超宽带^[16]。这六种无线定位技术各自有优缺点如表 1-2 所示，可以发现，UWB 技术的定位精度、可靠性以及安全性要高于其他五种的定位技术，并且成本居中。

表 1-2 几种无线定位技术对比

定位技术	定位精度	可靠性	成本	安全性
蓝牙	3~15m	中	高	中
红外线	5~10m	低	高	高
射频技术	5m	中	低	中
WiFi	2~10m	低	低	中
ZigBee	2~5m	高	低	高
超宽带	0.1~0.5m	高	中	高

经过上述的分析，通过对比不同无线定位技术的特点，本文创新型的提出了基于 UWB 技术的“云轨”定位方法，并设计了应用于停车段“云轨”的 UWB 基站分布方

案,综合考虑了基站数量和分布形状对定位的影响,另外对于行车路线上运动状态中的“云轨”进行了深入的定位算法研究,引入了卡尔曼滤波算法,提高了定位精度。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 超宽带定位技术的国外研究现状

UWB 技术具有传输速率快、硬件成本低、系统功耗小、穿透能力强的优点,十分适合于高精度定位。

2000 年,微软研究院提出了基于 RSSI(Received Signal Strength Indicator, 接收信号强度指示)测量的 RADAR 定位系统^[17],该系统分为离线建库和在线定位两个阶段,是最早的指纹定位系统之一,但是会有环境发生较大变化无法与离线指纹库相匹配的风险;同年,MIT 开发出了 Cricket 室内定位系统^[18],美国 Time Domain 公司研发的 UWB 定位系统能够有效检测室内运动物体^[19],可以用于人员搜救、抓捕犯人等。此外该公司还与其他企业在视频监控、人员追踪领域合作,研发的产品能够精确跟踪超市内的员工和顾客;英国 Ubisense 公司开发的 Unbise 室内定位系统,采用 AOA(Angle of Arrival)/TDOA 混合定位方式,只需要 2 个 UWB 节点,便可完成对目标的三维定位。

2011 年,NOKIA 公司提出的 HAIP 室内精确定位方案^[20],利用安装在建筑物顶部的发射天线,采用 AOA 定位方式,便能获得移动端的 2D 位置,还可通过增加发射天线的个数,来达到 3D 定位或者更高精度的 2D 定位;Decawave 生产的 DW1000 芯片是目前使用最广泛的 UWB 芯片,符合 IEEE802.15.4-2011UWB 标准,且零售价在几美元。

2013 年,法国的 BeSpoon 公司开始着手一套基于 UWB 的手球运动员追踪系统开发^[21],BeSpoon 和法国研究中心 CEA-LETI 试图研发一款约 20 立方厘米的标签,可集成在运动员服装里面的特殊的罐顶形服装背部,通过内置的 UWB 芯片和心率传感器上传运动员训练时的数据,供教练组进行分析,提高运动员竞技水平。

2019 年,苹果公司的新产品 iPhone11 搭载了支持 UWB 技术的 U1 芯片^[22],该芯片不仅可以提高苹果手机的定位功能,同时还可以感知周边其他嵌入 U1 芯片的苹果产品,除定位功能外,U1 芯片还利用 UWB 技术传输速率快的特点,进行快速的短距离文件共享。

1.2.2 超宽带定位技术的国内研究现状

相比于国外对 UWB 技术的开发与应用,我国对 UWB 技术研究起步较晚,最早从

1999 年开始, 研究主要集中在各种科研所高校以及少部分科技企业。2003 年, 我国将 UWB 技术应用列入 836 计划^[23], 最初主要集中在理论研究和短距离高速通信。

在企业方面, 最早参与 UWB 技术研究的江苏唐恩(DONN)科技自 2004 年开始研究 UWB 定位室内外产品同时也是 Ubisense 在中国的合作伙伴, 如今的产品已经覆盖到智慧工厂可视生产、智慧电厂运维管理、矿井隧道安全管理、港口安全作业等多个领域的工业生产, 高精度定位产品从基于 UWB 的定位技术延伸到了卫星定位、惯导、视觉等多种定位技术; 郑州联睿智电子成立于 2010 年, 是国内首家自主研发高精度室内定位, 2013 年和 2016 年分别发布了“U-Loc 定位系统”和“Ultra-Loc 定位系统”^[24], 近年来业务范围不断扩展, 涉及到工业商业等多个领域, 值得一提的是, 继苹果公司的 iPhone11 首次使用 UWB 技术后, 全球众多手机厂商也开始尝试将 UWB 定位技术应用在各自的产品上, 在国内联睿和华为签约了“华为 UWB 手机无线防盗器项目”; 北京清研讯科起源于清华大学的测试技术与仪器国家重点实验室, 在国内 UWB 定位行业中处于领先地位, 同时也是全球知名的工业级精确定位产品与方案提供商, 其自主研发的 LocalSense 无线定位技术领先于业界平均水平 1~1.5 代^[25], 融合了自适应算法、高精度算法、基于 TOA 和 TDOA 的混合组合定位技术等, 能适用于复杂的工业环境, 定位精度可达到 10cm。

在理论研究方面, 肖竹等人讨论了 UWB 定位技术的研究和应用^[26], 针对于 TOA 和 TDOA 的混合定位方式, 分析了多径时延、非视距定位、协作式定位以及基于多频带 OFDM 的超宽带信号定位方式。中科学技术大学的张宴龙对于 NLOS 环境下 TOA 定位方式提出了两种 TOA 稳健算法^[27], 降低了 TOA 算法对噪声的敏感性, 另外还提出了一种适用于 NLOS 下的自适应跟踪滤波算法, 该算法在室内环境中具有良好的定位精度。曾庆化等人提出了一种基于 UWB 的室内惯性导航误差修正方法^[28], 在定位场景中一些关键节点处布置 UWB 设备, 将采集的信息和惯性导航数据进行卡尔曼滤波, 该方法相比的 UWB 定位可以通过惯性导航系统降低定位成本, 又提高了对人员转弯时的定位精度。同时定位误差。电子科技大学的朱自强提出了一种被动式 TDOA 定位方法^[29], 用来消除锚节点时钟频率偏差带来的影响, 并设计了基于扩展卡尔曼滤波定位算法的超宽带定位系统, 定位精度达到 30cm, 位置更新速度达到 220 次/s; 浙江理工大学的金利剑提出了基于时差提取的时间同步方式^[30], 提高了 UWB 标签和锚节点之间时间同步精度, 进而提高了系统的定位性能。南京邮电大学的张晓俊将 RSSI 定位算法和 TDOA 定位算法相结合^[31], 可以分辨在 LOS 和 NLOS 环境, 并且在两种环境下定位精度都比单一的 TDOA 算法要高。

1.2.3 列车组合定位技术

随着各种导航定位技术的发展,目前列车定位研究往往融合了多种定位技术,再通过各种数据融合算法,得出精度较高的定位结果^[32]。常见的列车组合定位技术通常是将传统列车定位技术和全球卫星导航技术(Global Navigation Satellite Systems, GNSS)或者无线通信技术相结合。

全球卫星导航技术利用人造卫星来提供位置信息,目前全球卫星系统有美国的 GPS、俄罗斯的 GLONASS、欧盟的 GALILEO 以及中国自主研发、独立运行的北斗卫星导航系统(BeiDou Navigation Satellite System,BDS)^[33],理论上经过长时间的静态校准,卫星定位可达到厘米级精度,但容易受到天气、环境的影响。当列车在城市之间或者隧道内穿梭时,接受不到卫星信号,这时候需要借助传统列车定位技术进行辅助定位。无线通信组合定位技术则是利用现有的铁路通信网络 GSM-R、LTE-R 来完成列车定位,采用基于 RSSI、TOA/AOA、TDOA 或者小区定位等方式。

2004 年,熊磊等人介绍了轨道交通中的无线定位技术的应用和发展趋势^[34]。2008 年,西南交通大学的程建军等人分析了基于无线网络的列车无线定位技术^[35],文中分析了单双基站下的定位方法及误差来源。2010 年,LinHui 等人提出了一种基于 UWB、无线 Mesh 网络和多传感器的列车无线定位方法^[36],该方案不仅可以把位置信息提供给列车控制中心,当列车出现意外情况时,还可以将其提供给救援工作人员。2010 年,北京交通大学的刘江等人结合了 GPS 和惯性测量单元用于列车定位^[37]。同年,刘江等人在 GNSS/INS 列车组合定位系统中^[38]使用了基于 CKF(Cubature Kalman Filter, 容积卡尔曼滤波)的新型鲁棒滤波算法。2013 年,赵洪蕾提出了利用现有的通信网络,使用 TDOA/AOA 线性数据融合的定位算法^[39],在典型的公网环境和铁路环境下得到的定位精度要大于单独使用 TDOA 算法或者 AOA 算法,体现了数据融合算法的优势。但是,文中缺少对复杂的非视线传输(Not Line of Sight, NLOS)环境和列车曲线运动的分析。王其等人提出了一种基于 RFID 辅助捷联惯性定位系统(Strapdown Inertial Navigation System, SINS)的列车组合定位系统^[40],采用自适应卡尔曼滤波算法,克服了 SINS 导航误差随着时间积累以及 RFID 不能连续定位的缺陷。2016 年,马丽等人分析了基于 TDOA 方式的 UWB 列车定位可行性^[41],利用 GSM-R 作为通信基站对列车进行定位,经过仿真实验,得出了牛顿迭代法抗干扰性能要优于 Chan 算法,并指出利用无线技术进行定位可以提高工作效率,降低运行维护成本。大连交通大学的刘影分析了北斗卫星导航系统和 INS(Inertial Navigation System, 惯性导航系统)定位缺点,提出了基于位置-速度的 BDS/INS 组成导航定位技术^[42],并给出了松组合、紧组合、深组合三种组合方案,深组合方式在高速移动下抗干扰能力强,灵敏度更高。2019 年,北京交通大学的于天意提出了基于 RSSI/INS/GNSS 的列车定位系统^[43],建立 RSSI 指纹,通过自适

应卡尔曼滤波将 INS 和 GNSS 的进行数据融合，但是该定位方法误差比较大。

从列车组合定位技术的研究现状来看，将卫星导航技术和无线通信技术应用于列车定位将是未来的发展趋势，但是对基于 UWB 技术的列车定位研究较少，本文将研究基于 UWB 的无线定位技术来完成对停车段静止状态和行车路线上运动状态“云轨”定位，该方法具有成本低、定位精度高、实时性强、能够连续定位等优点。

1.3 论文的工作内容与组织结构

本文在首先分析了传统列车定位技术的不足的，提出基于 UWB 技术应用于比亚迪“云轨”定位方案，比较了 UWB 中常用的几种定位方法，采用基于 TDOA 的 UWB 定位方式，结合 GDOP 图，设置最佳的基站分布和基站数量，使用 Chan 算法对停车段“云轨”进行定位，针对于运动状态下的“云轨”，引入两种卡尔曼滤波算法，发现定位性能相比于 Chan 算法都有明显提升。本文的结构安排如下：

第 1 章阐述了比亚迪“云轨”的由来和 UWB 技术的发展历程，分析了传统列车定位方式和基于 GNSS、无线通信技术的列车组合定位技术的优缺点，认为采用基于 UWB 技术的“云轨”定位具有定位精度高、成本低的优势，最后给出了本文的工作内容及组织结构。

第 2 章讲述了 UWB 信号一些基本概念以及应用，阐述 UWB 定位中四种常用定位方法、测距原理以及误差来源，最后介绍了 TDOA 定位方法中四种基本算法，经过仿真分析，Chan 算法相比于其他算法定位精度更高，并且适用于多基站定位场景，适合用于“云轨”定位。

第 3 章对于停车段“云轨”定位研究，在多基站 Chan 算法的基础上，仿真分析了测距误差对算法精度的影响，并通过 GDOP 分析了不同基站分布下 Chan 算法的定位精度，仿真结果表明，测距误差越大 Chan 算法定位精度越低，同时在基站交叉分布、对称分布和星形分布具有较小的定位误差。然后根据“云轨”停车段的实际场景，对上述三种分布下定位性能进行对比，仿真结果表明，当 UWB 基站对称分布时，定位精度更高，同时增加基站数量在一定程度上能够提高定位性能。

第 4 章针对于在长直轨道下行驶的“云轨”定位，引入了卡尔曼滤波算法，进行了仿真场景设计，并再此基础上对比了 Chan 算法、基于 TDOA 测量值的卡尔曼滤波算法和基于卡尔曼滤波的 Chan 算法，仿真结果表明，后两者相比于 Chan 算法定位精度明显更高，并且增加基站数量所带来的定位性能上的收益都较低。

第 2 章 UWB 概述及其定位方法研究

UWB 信号由于其抗多径能力强、信号分辨率高、测距精度高等优点,在用于定位时具有显著的优势。目前,UWB 定位方法可以根据采集信号的不同特征参数,可分为 RSSI^[44]、AOA、TOA 以及 TDOA 四种定位方法,其中 TDOA 定位方法的相关算法有 Chan 算法、Taylor 级数展开法和 Fang 算法。本章将介绍 UWB 信号的基本概念和以上四种定位方法和基于 TDOA 的定位算法,并进行仿真验证,根据实验结果,分析上述三种算法在基于 UWB 技术的“云轨”定位中的可行性。

2.1 超宽带概述

2.1.1 超宽带定义

20 世纪 80 年代,当时超宽带技术被叫做脉冲无线电或“无载波”无线电,主要用于美国军事领域,例如窃听技术、探测技术、军用雷达等^[45]。1989 年,美国国防部的一项研究报告中首次出现了超宽带这一名词,它的含义是指带宽特别宽的无线信号。1998 年,FCC 便开始致力于将 UWB 技术推向民用领域,但是受到当时美国军方和航空部门的反对。直到 2002 年,UWB 技术及其相关产品才官宣可民用及商业应用^[46],自此开始,UWB 在民用通信领域受到人们的广泛关注^[47],FCC 为 UWB 设备值定了 3 种不同的技术标准和操作规范,后来还规定了 3.1~10.6GHz 为 UWB 的通信与测量系统的频谱范围^[48]。2002 年 4 月,FCC 修改了美国国防部对 UWB 信号的定义,当满足下列两个条件中的任意一个的无线电信号即为超宽带信号^[48]:

- (1) 使用相对带宽的概念去定义,无线电信号的相对带宽 BW_R 不小于 0.2。

$$BW_R = \frac{f_H - f_L}{0.5(f_H + f_L)} \geq 0.2 \quad (2-1)$$

- (2) 使用绝对带宽的概念去定义,无线电信号的绝对带宽 BW_A 大于 500M。

$$BW_A = f_H - f_L \geq 500\text{MHz} \quad (2-2)$$

在 UWB 信号的两个条件中, f_H 和 f_L 分别为天线的反射系数在-10dB 标准下对应的上限频率和下限频率。

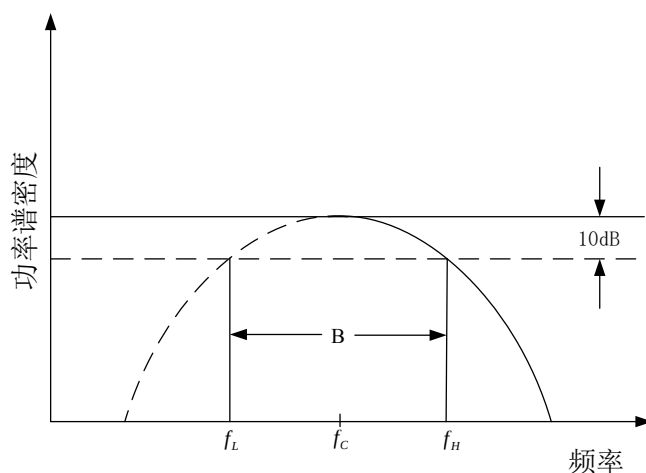


图 2-1 超宽带信号功率谱和频率的对应关系

2.1.2 超宽带信号

超宽带信号的实现方式有两种, 分别是脉冲无线电(Impulse Radio, IR)^[49]和载波调制^[50]。早期 UWB 开发者所使用经典信号产生方式便是脉冲无线电, 信号的脉冲宽度 τ 要远远小于脉冲的平均发射间隔 T , 一般情况下, 脉冲宽度 τ 为 0.2~1.5ns, 而脉冲的平均发射间隔 T 为 25~1000ns。通常采用的调制方式有: 脉冲位置调制, 脉冲幅度调制以及二进制相移键控。脉冲无线电方式下的 UWB 信号模型为:

$$S(t) = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} A_j W(t-t_j) \quad (2-3)$$

式(2-3)中, $W(t)$ 为发送的单个脉冲; A_j 为脉冲的幅度; t_j 为脉冲的时延。

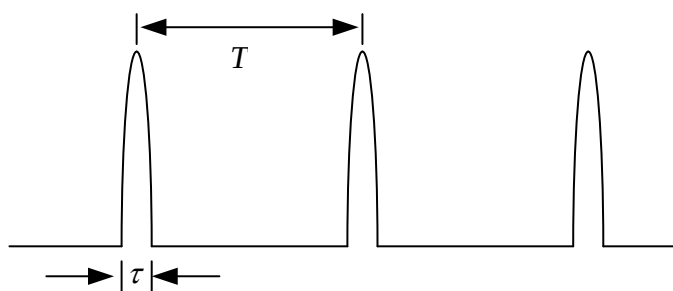


图 2-2 UWB 脉冲信号举例

IR-UWB 由于脉冲宽度极窄, 由通信知识可知, 对应的频谱宽度很大, 且不需要额外的载波。通信收发系统结构相对简单, 整体复杂度低、功耗低、成本低^[51]。窄脉冲的多径分辨能力强, 信号接受的信噪比更高, 在定位测距时能够获得更高的测距精度, 但是 IR-UWB 的频谱难以控制, 频率利用率低, 收发设备的天线制造具有一定的难度。

载波调制方式包括了 UWB 联盟(成员有 Xtreme Spectrum、Pulse-Link、Motorola 等)

的 DS-CDMA 方案和 WiMedia 联盟(TI、Intel、NOKIA 等)的 MB-OFDM 方案^[52]。两大阵营曾经都为了各自的方案能成为 IEEE 802.15.3a(UWB 物理层标准)展开了激烈持久的竞争,但最后并没有出现绝对的胜利者,两种方式至今依旧是 UWB 通信中学者们研究的热点。

DS-CDMA 方案将 FCC 规定的频段分成了 3.1~5.15GHz 低频段和 5.825~10.6GHz 高频段,其 UWB 信号延续了 IR-UWB 的特点,将脉冲信号和直接序列扩频方式相结合,经过 PN 序列调制后进行数据传输,该方案抗多径能力强,在 UWB 定位中测距精度高,但是频谱不能做到灵活分配。MB-OFDMA 方案则是将整个 UWB 频段划分成多个带宽不小于 500MB 的子带^[53],每个子带可根据要求传输不同的信息。MB-OFDM 相比于 DS-CDMA 具有更加灵活的频谱适应能力,但是系统复杂度较高。

2.2 超宽带特点及应用

2.2.1 超宽带特点

(1) 带宽极宽

超宽带系统相比于普通窄带系统具有更大的带宽,拥有 3.1~10.6GHz 频谱宽度高达 7.5GHz,并且和目前的窄带通信系统互不干扰。图 2-3 是超宽带技术和常见的无线通信技术频谱及功率对比。

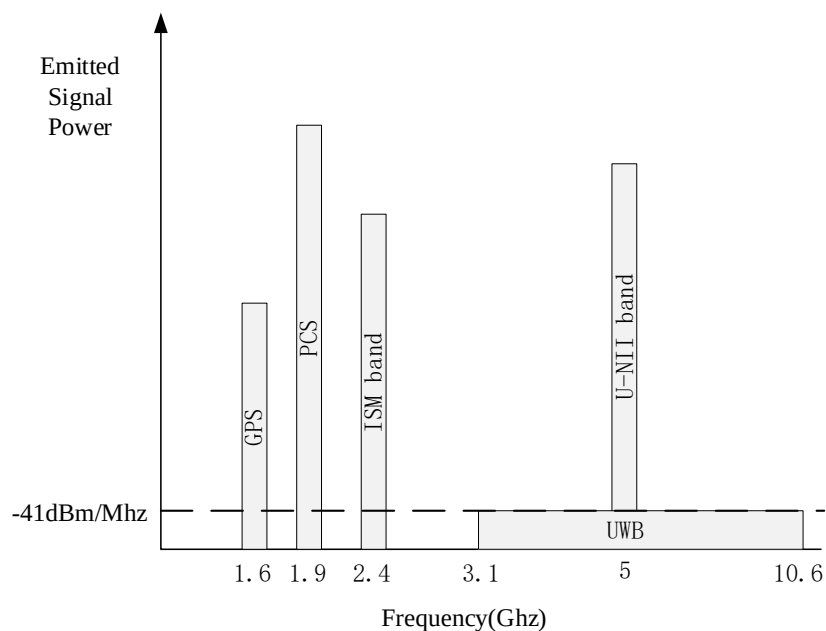


图 2-3 几种无线通信技术频谱范围

(2) 适用于高速通信

由于超宽带系统的带宽很大,由香农公式(2-4)可知超宽带系统信道容量很大,能够进行高速通信。

$$C = B \log_2 \left(1 + \frac{S}{N} \right) \quad (2-4)$$

其中 C 为信道容量最大值、 B 为带宽, S 为信号功率, N 为噪声功率。信道容量 C 和带宽 B 为线性关系,且带宽 B 越大信道容量 C 越大,超宽带系统具有高容量通信潜力,在未来高速通信中具有相当大的应用潜力和价值。

(3) 穿透能力强

超宽带信号包含了低频率的长波,比毫米波、红外线等信号具有更强的穿透能力,可以轻易的穿透各种墙壁等障碍物^[54],更加适用于雷达或者需穿墙的通信系统。

(4) 抗干扰能力强

超宽带信号在发射时,一般将微弱的脉冲信号扩散到极宽的频带范围,不占用单独的频率资源,与其他无线通信技术共享频带。超宽带信号占用带宽大,窄带系统产生的干扰对其影响较小,因此超宽带系统和现有的窄带通信系统能够较好的共存。

(5) 保密性强

由于超宽带信号功率谱密度低,对于一般的无线通信系统,几乎相当于高斯白噪声信号,因此很难从普通噪声中将超宽带信号检测出来,具有较强的保密性。

(6) 多径分辨率高

超宽带信号使用的脉冲宽度极窄,仅为几纳秒,同时由于脉冲占空比极低,减少了常规脉冲信号会出现的多径分量,有效的抑制了多径衰落。

(7) 测距精度高。

无线电信号的带宽决定了信号的距离分辨能力,由于超宽带信号脉冲宽度为纳秒级或者亚纳秒级,理论上使用超宽带信号测距可以达到厘米级甚至毫米级精度,在高精度定位中有着巨大的发展前景。

2.2.2 超宽带技术应用

超宽带技术最早出现在 20 世纪 60 年代用于军事雷达,它具有保密性好、传输速率高、信道容量大、功耗低、多径分辨率高等优点^[55],应用领域逐步拓展到通信和定位。随着 FCC 解除了民用 UWB 领域的限制后,超宽带技术得到了迅速的发展,常见的应用领域如下。

(1) 通信

由于超宽带技术在短距离内最大数据传输率可达 Mbps 到 Gbps,相比于其他通信系统几百毫瓦的耗电量,超宽带通信系统的耗电量仅为几十毫瓦,具有高速率数据传

输和低功耗的特点，可用于智能家电设备的连接、无线高速 WLAN^[56]以及 USB^[57]等。

(2) 雷达

雷达是超宽带技术最早的应用领域，经过长期发展，雷达技术的理论分析和实际应用已经相当成熟。超宽带技术具有较高的空间分辨率，通常要小于目标尺寸，因此目标识别能力和空间分辨能力较强。超宽带技术在雷达领域的应用主要有探地雷达、穿墙雷达和道路检测等。



图 2-4 探地雷达

(3) 定位

超宽带信号具有测距精度高的优点，十分适合用于定位。超宽带定位可作为 GPS 定位的一种补充，基于脉冲方式的超宽带技术不仅测距精度高还可以避免 GPS 上的一些缺点，比如无法在室内环境下进行定位，高精度定位校准时间过长以及受军方限制等。

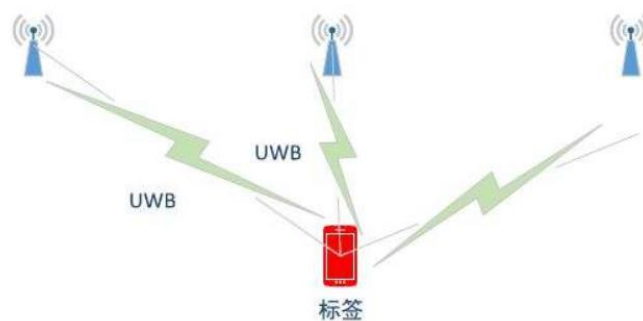


图 2-5 UWB 定位

2.3 UWB 定位方法

2.3.1 基于 RSSI 的定位方法

RSSI 是接受的信号强度指示，超宽带信号在传播的过程中会随着距离产生路径损

耗,当已知信号的发射功率和接受功率时,根据建立好的路径损耗模型,便可推算出发射点和接受点之间的距离^[58],式子(2-5)给出了路径损耗模型:

$$P_L(d) = P_L(d_0) + 10n \lg\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_\sigma \quad (2-5)$$

式中: $P_L(d)$ 表示 UWB 基站与目标节点距离为 d 时的损耗强度,单位为 dbm; $P_L(d_0)$ 表示基站与目标节点距离为 d_0 的损耗值,通常 d_0 取 1m; n 代表路径损耗指数, n 值越大,表明信号强度随距离损耗越大,一般在自由空间中 n 为 2; X_σ 服从均值为 0 的高斯分布^[59]。

目标节点接收到的信号强度可以表示为:

$$P_r(d) = P_t - P_L(d) \quad (2-6)$$

P_t 表示 UWB 基站发射信号的强度; $P_r(d)$ 表示目标节点收到的信号强度,计算两者的差值再通过式(3.1)便能计算出目标节点和 UWB 基站的理论距离 d 。

基于 RSSI 的方法定位精度取决于建立的路径损耗模型,常用基本算法为三遍测量法,定位原理如图 2-6 所示。

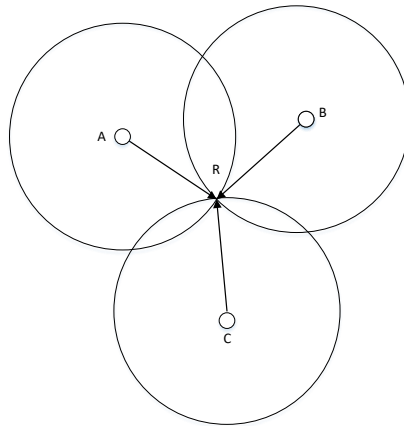


图 2-6 RSSI 定位原理

图 2-6 中, A 、 B 、 C 为三个 UWB 基站, R 为目标节点, R 与 A 、 B 、 C 之间的距离分别为 d_1 、 d_2 、 d_3 , 分别以为 ABC 圆心, d_1 、 d_2 、 d_3 为半径画圆, 三者交于一点, 即为定位节点的位置。

A 、 B 、 C 的坐标分别为 (x_1, y_1) 、 (x_2, y_2) 、 (x_3, y_3) , $AR=d_1$ 、 $BR=d_2$ 、 $CR=d_3$, 目标节点 R 的坐标为 (x, y) , 可得到下列方程式:

$$\begin{cases} (x-x_1)^2 + (y-y_1)^2 = d_1^2 \\ (x-x_2)^2 + (y-y_2)^2 = d_2^2 \\ (x-x_3)^2 + (y-y_3)^2 = d_3^2 \end{cases} \quad (2-7)$$

通过式子(2-7), 便可得到未知节点 R 的位置坐标。事实上, 由于硬件设备、测量

误差等原因^[60],三个圆往往不能相交于一点,而是相交形成一个区域, R 的位置坐标需要借助相关质心算法计算。由于电磁场传播环境多变,很难建立一个十分准确的路径损耗模型,再加上设备等原因,导致基于RSSI方法的测距精度不高,可以通过相关算法或者增加基站的方式提高定位精度,但最后的定位结果都会有较大的误差,很难达到高精度定位,优点是易实现,成本低。

2.3.2 基于 AOA 的定位方法

AOA定位是通过获取目标节点和多个基站之间的角度进行定位^[61]。这种定位方式会构建出一条基站与移动台相连的方向线。若有两个基站就能得到两条对应的方向线,他们的交点即为移动台位置^[62]。定位原理如图3-2所示。

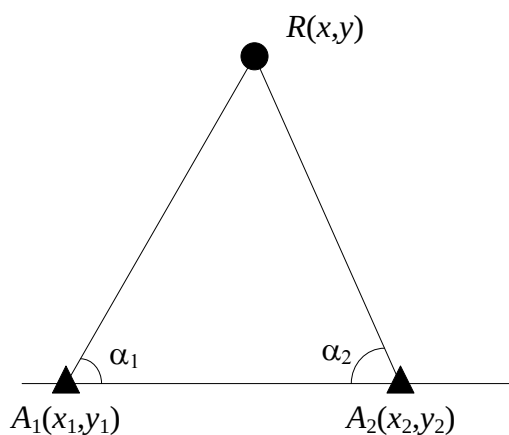


图 2-7 AOA 原理图

图 2-7 中, α_1 、 α_2 是目标节点测得两个锚节点 A_1 、 A_2 的入射角,锚节点坐标和入射角已知,可建立方程组(2-8):

$$\begin{cases} \tan \alpha_1 = \frac{y - y_1}{x - x_1} \\ \tan \alpha_2 = \frac{y - y_2}{x - x_2} \end{cases} \quad (2-8)$$

通过求解方程组,便能够获得目标节点 R 的坐标。AOA定位方法可以不需要测距,就能完成定位,作为接收端的目标节点需要额外配备高性能阵列天线^[63],成本较高,在多径环境中,难以作出准确的方向判断,稳定性较差。

2.3.3 基于 TOA 的定位方法

TOA 也被叫做 TOF(Time of Flight) 主要通过测量发射信号在空中的传输时间,根据空气中电磁波的传播速度,把信号的传输时间转化成距离^[64]。TOA 定位方式和 RSSI

类似，两者都是先测距再结合像质心算法或其他算法完成定位。基于 RSSI 的定位方法是根据预先建立好的路径损耗模型，再通过 UWB 信号发射时和接受时的信号强度差计算出距离，TOA 则是根据 UWB 信号在空中飞行的时间。

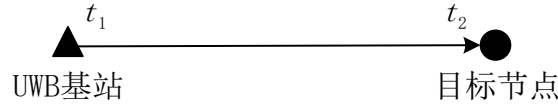


图 2-8 TOA 测距原理

如图 2-8 所示，UWB 基站发射信号的时间为 t_1 ，目标节点接收到信号的时间为 t_2 ，基站和目标节点间的距离为：

$$d = c * (t_2 - t_1) \quad (2-9)$$

其中， c 为 UWB 信号在自由空间中传播的速度，常认为是光速。同基于 RSSI 的定位方法一样，最少需要三个基站才能获得目标节点的位置，通过式(2-9)计算出三个基站和目标节点的距离，再解方程组便得出了最后的定位结果。TOA 定位可以减少测距过程中产生的误差，提高定位精度，但是 TOA 要求 UWB 基站和目标节点之间有严格的时钟同步，假设两者之间存在着时间差 τ ，目标节点接收到信号的时间为 $t_2 + \tau$ ，基站和目标节点的距离为：

$$d' = c * (t_2 + \tau - t_1) \quad (2-10)$$

TOA 定位方式的测距误差为：

$$\Delta d = d - d' = c * \tau \quad (2-11)$$

由于 c 一般认为是光速，即使基站和目标节点的时钟同步误差为纳秒级，也会造成分米级的测距误差。另外 TOA 设备需要额外增加时钟单位，尤其是要求基站和目标节点间保持精准的时钟同步，因此定位成本相对较高。

2.3.4 基于 TDOA 的定位方法

TDOA 是根据信号到达的时间差进行定位，构建双曲线方程。

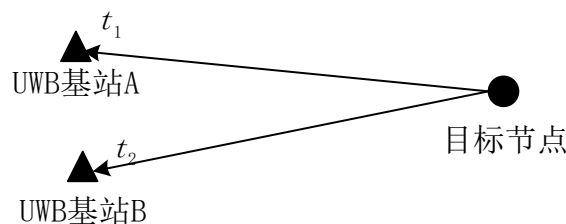


图 2-9 TOA 测距原理

TDOA 和 TOA 一样也是基于时间测量的定位方法，但 TDOA 利用的是时间差，

如图 2-9 所示, 目标节点广播 UWB 信号, 处于不同方向的 UWB 基站接收到信号的时间不同。假设基站 A 接收到信号的时间为 t_1 , 基站 B 接收到信号的时间为 t_2 , 两基站位置已知, 那么则构成一个以两个基站为焦点的双曲线方程(2-12):

$$\sqrt{(x-x_1)^2+(y-y_1)^2}-\sqrt{(x-x_2)^2+(y-y_2)^2}=c*(t_1-t_2) \quad (2-12)$$

在式(2-12)中可以看出, 基站不需要目标节点发出信号的时间, 即 TDOA 方式下, 基站和目标节点不要求时钟同步, 仅需要 UWB 基站间时钟同步。通过 N 个基站可构建出多个双曲线的方程组(2-13):

$$\begin{cases} \sqrt{(x-x_2)^2+(y-y_2)^2}-\sqrt{(x-x_1)^2+(y-y_1)^2}=c*(t_1-t_2) \\ \vdots \\ \sqrt{(x-x_N)^2+(y-y_N)^2}-\sqrt{(x-x_1)^2+(y-y_1)^2}=c*(t_1-t_N) \end{cases} \quad (2-13)$$

通过求解方程组就可以确定目标节点的位置。通过对比 TOA 和 TDOA, 显然 TDOA 更易于实现, 定位精度高, 但是成本也高于 RSSI 和 AOA 的定位方法。上述四种定位方法对比如表 2-1 所示:

表 2-1 四种定位方式性能比较

定位方法	定位精度	实现难易度	功耗	稳定性
RSSI	低	容易	低	低
AOA	低	困难	一般	一般
TOA	高	困难	较高	一般
TDOA	高	一般	较高	一般

2.4 定位误差来源

在 UWB 定位中, 存在很多影响定位结果的因素, 根据实际情况分析误差来源, 寻找不同误差来源的解决方法, 可以有效的减小误差造成的影响^[65]。下面是 UWB 定位中常见的误差来源。

(1) 多径效应

当基站和目标节点之间存在建筑群和障碍物, UWB 信号便存在着反射、衍射、折射和绕射等现象, 使得 UWB 信号产生多条路径, 目标节点接收到的各路信号的功率和时间不同。基于信道模型的 RSSI 定位方法中, 多径效应会使得信道模型和实际环境差距偏离严重, 最后定位效果不理想。对于 TOA/TDOA 定位方法, 多径效应会影响 UWB 基站接收信号时延的判断, 导致最后定位误差变大。

(2) 非视距传输

在一些场景中,由于没有直达路径,UWB 基站发射的信号经过多次反射或折射才能被目标节点接收,存在非视距传输(Non Line of Sight, NLOS)的情况,当 UWB 信号被墙壁等大型障碍物阻挡,信号穿建筑物后会产生一定的时延,再加上多径效应,信号接收机对信号到达时间和功率都会判断失误,造成较大的定位误差。通常解决 NLOS 定位误差的方法分为两步,第一步先建立 NLOS 误差模型,第二步采用补偿算法减小最后的定位误差。

(3) 多址接入

当 UWB 定位中存在着多个的基站和目标节点,会出现多对多的定位情况,即多个 UWB 基站对多个目标节点进行定位,不同基站发射的 UWB 信号会在接受点产生干扰,会给定位系统中时间的测量会带来很大的误差。可以通过时分复用的方式,保证同一时间只对一个目标节点进行定位,可以减少多址接入带来的干扰。

2.5 定位精度的评价指标

实际测量的过程中,设备、环境等因素会导致最后的定位结果和真实位置之间存在一定的偏离,这个偏离程度被称之为定位误差。常见衡量定位误差的指标有^[66]均方误差(Mean Squared Error, MSE)、均方根误差(Root Mean Squared Error RMSE)、累积分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF)、精度因子(GDOP)。

(1) 均方误差(MSE)和均方根误差(RMSE)

均方误差是目标节点的估计位置和真实位置偏差的平方的期望值,MSE 的值越小,表示定位的精度越高。均方根误差 RMSE 是 MSE 的算术平方根,在二维定位中,假设目标节点的真实位置为 (x, y) ,定位得出的估计位置为 $(\hat{x}, \hat{y})$,则定位误差的 MSE 和 RMSE 分别为:

$$MSE = E[(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2] \quad (2-14)$$

$$RMSE = \sqrt{E[(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2]} \quad (2-15)$$

(2) 累积分布函数

累积分布函数是将随机变量划分成多个等间隔区间,绘出落在每个区间的概率。在 CDF 中,横坐标为等间隔划分的定位误差,纵坐标表示小于对应的定位误差值的累计概率,通过绘制的 CDF 图像,可以更加直观的看出定位性能的优劣。

(3) 精度因子

除开定位方式、硬件及环境的影响外,UWB 基站的数量和位置分布也会影响到最后的定位结果。精度因子(Dilution of Precision, DOP)分为几何精度因子 GDOP 和水平精度因子(Horizontal Dilution of Precision, HDOP),几何精度因子 GDOP 反映了空间位

置分布对定位精度的影响，GDOP 值越小，表示该位置的定位精度越高。

(4) 克拉美罗下界

在 TDOA 定位研究中，通常会将定位结果的 MSE 或 RMSE 与克拉美罗下界 (Cramer-Rao Lower Bound, CRLB) 进行比较，CRLB 是无偏估计的下界，TDOA 定位误差的 CRLB 为：

$$CRLB = \sqrt{\text{trace}(G_t^T Q^{-1} G_t)^{-1}} \quad (2-16)$$

其中，

$$G_t = \begin{bmatrix} \frac{x_1 - x}{R_1} - \frac{x_2 - x}{R_2} & \frac{y_1 - y}{R_1} - \frac{y_2 - y}{R_2} \\ \frac{x_1 - x}{R_1} - \frac{x_3 - x}{R_3} & \frac{y_1 - y}{R_1} - \frac{y_3 - y}{R_3} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{x_1 - x}{R_1} - \frac{x_N - x}{R_N} & \frac{y_1 - y}{R_1} - \frac{y_N - y}{R_N} \end{bmatrix} \quad (2-17)$$

式中， Q 为 TODA 测量值误差的协方差矩阵，目标节点的坐标为 (x, y) ，第 i 个基站的坐标为 (x_i, y_i) ， R_i 为第 i 个基站与目标节点的距离。

2.6 TDOA 算法仿真分析

在 2.3 节中，分析了四种 UWB 的定位方法，考虑在站台区域要对“云轨”进行高精度定位，虽然 RSSI 定位方法成本低，但是定位精度比较低，容易受环境干扰，而 TOA 和 AOA 的定位方法又难以实现，所以采用 TDOA 的定位方式。由于 TDOA 定位方程组不是一个线性方程组，通常情况下很难解算出最优解，需要采用相应的算法。目前，在 TOA 中可以使用最小二乘法，TDOA 中常用的定位算法有 Fang 算法、Chan 算法和 Taylor 级数算法等。

2.6.1 最小二乘法

无线定位技术中使用最广泛算法的就是最小二乘法，尤其是在基于 TOA 和 TDOA 的定位方法中，最小二乘法的使用更加常见。首先通过 TDOA 值观测信息，得到相应的特征方程，通过最小二乘法解得方程后，最终可以得到待测目标节点的估计位置，由 TDOA 距离公式：

$$\sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2} = c * (t_1 - t_2) \quad (2-18)$$

R_i 为 UWB 基站到目标节点的距离:

$$R_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \quad (2-19)$$

可知距离差:

$$R_{i1} = R_i - R_1 \quad (2-20)$$

式(2-20)变为: $R_i = R_{i1} + R_1$, 两边同时平方, 根据式(2-19)带入 R_i , R_1 , 可得到式(2-21):

$$R_{i1}^2 + 2R_{i1}R_1 - K_i + K_1 = -2x_{i1}x - 2y_{i1}y \quad (2-21)$$

其中: $x_{i1} = x_i - x_1$, $y_{i1} = y_i - y_1$, $K_i = x_i^2 + y_i^2$ 。

$X = [x \ y]^T$ 为坐标位置矢量, 式(2-21)可以改写成矩阵形式:

$$AX = Y \quad (2-22)$$

其中:

$$A = -2 \begin{bmatrix} x_{21} & y_{21} \\ \vdots & \vdots \\ x_{N1} & y_{N1} \end{bmatrix}, \quad Y = \begin{bmatrix} R_{21}^2 + 2R_{21}R_1 - K_2 + K_1 \\ R_{31}^2 + 2R_{31}R_1 - K_3 + K_1 \\ \vdots \\ R_{N1}^2 + 2R_{N1}R_1 - K_N + K_1 \end{bmatrix} \quad (2-23)$$

解得该目标位置坐标为:

$$X = (A^T A)^{-1} A^T Y \quad (2-24)$$

在 TDOA 中, R_1 无法直接测得, 因此仅仅使用最小二乘法无法解算出目标节点位置, 通常结合其他算法使用, Chan 算法、Taylor 算法都是基于最小二乘法的算法。

2.6.2 Chan 算法

Chan 算法是一种具有解析表达式的解的非递归算法^[67]。算法步骤如下: 假设有三个 UWB 基站的坐标分别为 $A(x_1, y_1)$, $B(x_2, y_2)$, $C(x_3, y_3)$, 待测目标节点坐标为 (x, y) , 式(2-21)变为:

$$x_{i1}x + y_{i1}y = -R_{i1}R_1 + \frac{1}{2}(K_i - K_1 - R_{i1}^2) \quad (2-25)$$

令 $X = [x \ y]^T$ 为待测目标节点坐标, 将式(2-25)整理成矩阵形式:

$$DX = BR_1 + C \quad (2-26)$$

其中:

$$D = \begin{bmatrix} x_{21} & y_{21} \\ x_{31} & y_{31} \end{bmatrix}, \quad B = -\begin{bmatrix} R_{21} \\ R_{31} \end{bmatrix}, \quad C = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} K_2 - K_1 - R_{21}^2 \\ K_3 - K_1 - R_{31}^2 \end{bmatrix} \quad (2-27)$$

那么待测目标节点的可以通过式(2-28)求出:

$$X = D^{-1}BR_1 + D^{-1}C \quad (2-28)$$

在 TOA 和 TDOA 的混合定位方式下,可以通过 TOA 测距,得到 R_1 的一个估计值,将 R_1 代入就可以得出待测目标节点的坐标位置。但是在 TDOA 方法下,只能得距离差 R_{i1} ,无法通过观测获得 R_1 的值,下面给出求 R_1 的步骤。

TDOA 定位方式下,式(2-25)中的 R_1 的值和目标节点坐标 (x, y) 未知,其余均为已知量,三个基站可构成如(2-29)下方程组:

$$\begin{cases} x_{21}x + y_{31}y = \frac{1}{2}c_1 \\ x_{31}x + y_{31}y = \frac{1}{2}c_2 \end{cases} \quad (2-29)$$

其中:

$$c_i = (K_i - K_1) - (R_{i1}^2 + 2R_{i1}R_1) \quad (2-30)$$

将式(2-30)整理成矩阵形式,通过最小二乘法解得:

$$\begin{cases} x = \frac{y_{31}c_1 - y_{21}c_2}{2(x_{21}y_{31} - x_{31}y_{21})} \\ y = \frac{x_{21}c_2 - x_{31}c_1}{2(x_{31}y_{21} - x_{21}y_{31})} \end{cases} \quad (2-31)$$

将 c_1, c_2 带入(2-31),整理可得:

$$\begin{cases} x = \frac{y_{21}R_{31}^2 - y_{31}R_{21}^2 + y_{31}(K_2 - K_1) - y_{21}(K_3 - K_1) + 2(y_{21}R_{31} - y_{31}R_{21})R_1}{2(x_{21}y_{31} - x_{31}y_{21})} \\ y = \frac{x_{21}R_{31}^2 - x_{31}R_{21}^2 + x_{31}(K_2 - K_1) - x_{21}(K_3 - K_1) + 2(x_{21}R_{31} - x_{31}R_{21})R_1}{2(x_{31}y_{21} - x_{21}y_{31})} \end{cases} \quad (2-32)$$

令:

$$p_1 = \frac{y_{21}R_{31}^2 - y_{31}R_{21}^2 + y_{31}(K_2 - K_1) - y_{21}(K_3 - K_1)}{2(x_{21}y_{31} - x_{31}y_{21})} \quad (2-33)$$

$$q_1 = \frac{(y_{21}R_{31} - y_{31}R_{21})R_1}{(x_{21}y_{31} - x_{31}y_{21})} \quad (2-34)$$

$$p_2 = \frac{x_{21}R_{31}^2 - x_{31}R_{21}^2 + x_{31}(K_2 - K_1) - x_{21}(K_3 - K_1)}{2(x_{31}y_{21} - x_{21}y_{31})} \quad (2-35)$$

$$q_2 = \frac{(x_{21}R_{31} - x_{31}R_{21})R_1}{(x_{31}y_{21} - x_{21}y_{31})} \quad (2-36)$$

式(2-32)变成如式(2-37)所示:

$$\begin{cases} x = p_1 + q_1 R_1 \\ y = p_2 + q_2 R_1 \end{cases} \quad (2-37)$$

最后将式(2-37)带回式(2-25), 令 $i=1$, 可得到一个关于 R_1 的一元二次方程:

$$aR_1^2 + bR_1 + c = 0 \quad (2-38)$$

其中:

$$a = q_1^2 + q_2^2 - 1 \quad (2-39)$$

$$b = -2[q_1(x_1 - p_1) + q_2(y_1 - p_2)] \quad (2-40)$$

$$c = (x_1 - p_1)^2 + (y_1 - p_2)^2 \quad (2-41)$$

式(2-38)可以得到两个解, 可以根据先验信息舍去一个无效的根, 将 R_1 带回式(2-37), 可得到待测目标节点的估计位置。

2.6.3 Taylor 级数展开法

Taylor 级数展开法是基于 Taylor 原理的递归算法^[68], 需要一个目标节点初始位置。泰勒级数展开法需要事先知道目标节点的一个初始位置, 然后通过持续修正目标节点误差值, 使得最后的结果逼近真实坐标。泰勒级数展开法最后的定位精度和收敛速度取决于初始值的选取。假设已经获得了目标节点的一个初始位置为 (x_0, y_0) , 由式(2-19)和式(2-20)可得:

$$R_{i1} = \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2} - \sqrt{(x_1 - x_0)^2 + (y_1 - y_0)^2} \quad (2-42)$$

对式(2-42)用二维泰勒展开, 并舍去二阶以上的部分:

$$f(x_0 + \Delta x, y_0 + \Delta y) = R_{i1} + \Delta x \frac{\partial R_{i1}}{\partial x} + \Delta y \frac{\partial R_{i1}}{\partial y} \quad (2-43)$$

其中:

$$\frac{\partial R_{i1}}{\partial x} = \frac{x_1 - x_0}{R_1} - \frac{x_i - x_0}{R_i}, \quad \frac{\partial R_{i1}}{\partial y} = \frac{y_1 - y_0}{R_1} - \frac{y_i - y_0}{R_i} \quad (2-44)$$

将式(2-43)整理成矩阵形式:

$$\psi = h - GZ \quad (2-45)$$

其中:

$$h = \begin{bmatrix} R_{21} - (R_2 - R_1) \\ R_{31} - (R_3 - R_1) \\ \vdots \\ R_{N1} - (R_N - R_1) \end{bmatrix}, G = \begin{bmatrix} \frac{x_1 - x_0}{R_1} - \frac{x_2 - x_0}{R_2} & \frac{y_1 - y_0}{R_1} - \frac{y_2 - y_0}{R_2} \\ \frac{x_1 - x_0}{R_1} - \frac{x_3 - x_0}{R_3} & \frac{y_1 - y_0}{R_1} - \frac{y_3 - y_0}{R_3} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{x_1 - x_0}{R_1} - \frac{x_N - x_0}{R_N} & \frac{y_1 - y_0}{R_1} - \frac{y_N - y_0}{R_N} \end{bmatrix}, Z = \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix}$$

对式(2-45)求加权最小二乘解:

$$Z = (G^T Q^{-1} G)^{-1} G^T Q^{-1} h \quad (2-46)$$

Q 表示 R_{i1} 的误差协方差矩阵, 将初始位置坐标 (x_0, y_0) 加上 $(\Delta x, \Delta y)$, 代入式(2-46)进行迭代, 直至 $(\Delta x, \Delta y)$ 小于设定的阈值 ε :

$$|\Delta x| + |\Delta y| < \varepsilon \quad (2-47)$$

2.6.4 Fang 算法

Fang 算法^[69]是 TDOA 定位方法中常用的一种算法, 该算法可以将双曲线方程等式线性化, 然后通过运算得到优化解。在式(2-21)中, 将 x, y, R_1 看成未知量, 则该方程可以看作是一个线性方程。为了便于计算, 将三个 UWB 基站的坐标设置成 $A(0,0)$, $B(x_2, 0)$, $C(x_3, y_3)$ 。将三个基站的坐标代入(2-25), 可得到如下方程组:

$$\begin{cases} R_{21}^2 + 2R_{21}R_1 - K_2 + K_1 = -2x_{21}x - 2y_{21}y \\ R_{31}^2 + 2R_{31}R_1 - K_3 + K_1 = -2x_{31}x - 2y_{31}y \end{cases} \quad (2-48)$$

将三个基站坐标代入式(2-48), 并消去 R_1 , 可以得到:

$$y = kx + b \quad (2-49)$$

式中:

$$k = \frac{\frac{x_2 R_{31}}{R_{21}} - x_3}{y_3}, \quad b = \frac{K_3 - R_{31}^2 + R_{21} R_{31} - \frac{x_2^2 R_{31}}{R_{21}}}{2y_3} \quad (2-50)$$

将式(2-49)代入式(2-48)中的第一个式子, 可得到关于 x 的一元二次方程:

$$px^2 + qx + c = 0 \quad (2-51)$$

其中:

$$p = 1 + k^2 - \frac{x_2^2}{R_{21}^2}, \quad q = 2kb + x_2(\frac{x_2^2}{R_{21}^2} - 1), \quad l = b^2 - \frac{R_{21}^2}{4}(1 - \frac{x_2^2}{R_{21}^2})^2 \quad (2-52)$$

解式(2-51)可得到目标节点 x 坐标的两个解, 通过先验信息去掉一个解, 把另一个解代入(2-49), 就能得到目标节点的位置。

2.6.5 仿真实验和结果分析

本节将对上述 Chan 算法、Taylor 级数展开法、Fang 算法进行仿真分析, 采用的仿真工具为 MATLAB R2016b, 计算机的配置为 Intel(R) Core(TM) i7 2.8GHz、16GB 内存的 Windos10 1909 版本 64 位。

实验一: 设置 3 个基站的坐标为 BS1(0,0), BS2(50,0), BS3(0,50), 待测目标节点 MS(20,20), 分别对上述 Chan 算法, Taylor 级数展开法和 Fang 算法进行仿真分析。

将仿真环境设置为 LOS(Line of Sight, 视线传输)环境, 则影响定位结果的主要因素为测距误差和算法性能, TDOA 定位方法中的测距误差可通过分析 TOA 定位方法测距误差得到。TOA 测距误差模型为^[70]:

$$d'_i = d_i + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, 3 \quad (2-53)$$

其中: d_i 为第 i 个基站到待测目标节点的真实距离, ε_i 为测距误差, d'_i 为第 i 个基站到待测目标节点的测量距离。

在 TDOA 定位方法下, 无法直接获得 d'_i , 只能得到目标节点到第 i 个基站和第 1 个基站的距离差 d'_{i1} :

$$d'_{i1} = d'_i - d'_1 = d_{i1} + \varepsilon_{i1}, \quad i = 1, 2, 3 \quad (2-54)$$

其中 $\varepsilon_{i1} = \varepsilon_i - \varepsilon_1$ 为 TDOA 距离差 d'_{i1} 的测距误差, 假设 $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$, 由于 ε_i 相互独立, 根据方差的性质, 可得到 $\varepsilon_{i1} \sim N(0, 2\sigma^2)$, 实际测距中, TDOA 定位方法中测距误差的协方差矩阵 Q :

$$Q = \sigma^2 \begin{bmatrix} 1 & \rho_{\varepsilon_{21}, \varepsilon_{31}} \\ \rho_{\varepsilon_{31}, \varepsilon_{21}} & 1 \end{bmatrix} \quad (2-55)$$

实际应用中可以将 ρ 设为 0.5^[10], 仿真条件中测距误差 $\sigma = 10\text{cm}$, 分别运行 10000 次。

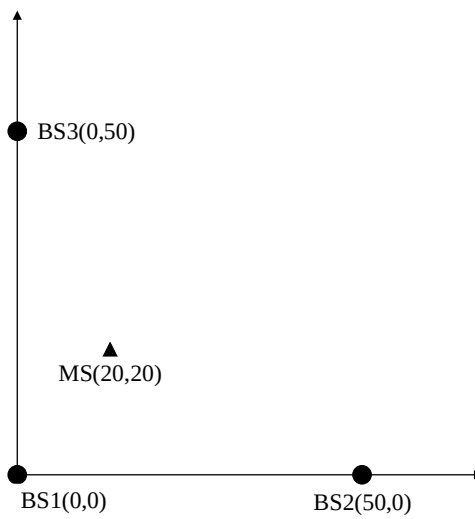
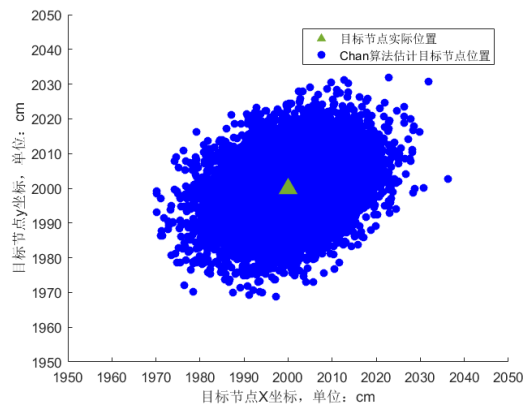
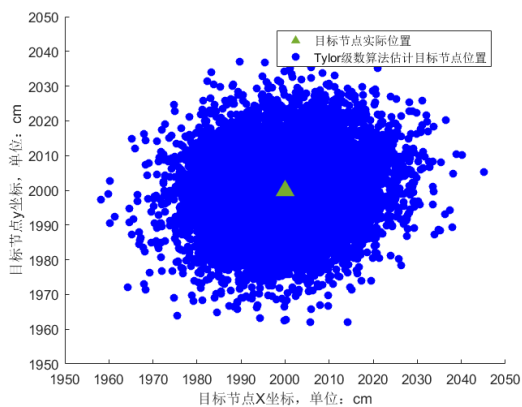


图 2-10 UWB 节点分布

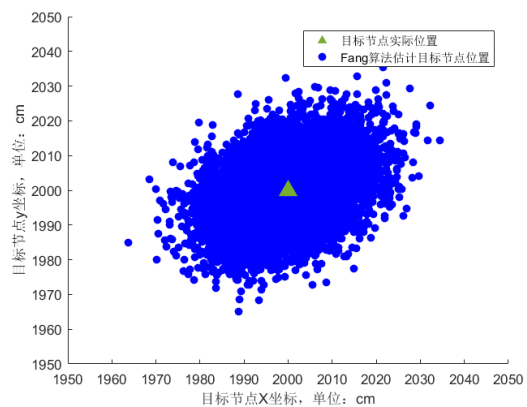
节点位置坐标如图 2-10 所示，位置坐标单位为米，下面仿真得到三种算法运行 10000 次后的散点图。



(a) Chan 算法散点图



(b) Taylor 级数算法散点图



(c) Fang 算法散点图

图 2-11 三种算法待测目标位置散点图

图 2-11 分别是三种算法对目标节点进行 10000 次估计得到的散点图，将横纵坐标单位设置成厘米，可以看出三种算法的估计结果都在目标节点实际位置附近浮动。

对上述三种定位算法仿真中，在三基站下单点定位下定位结果相似，其中 Taylor 级数算法 1000 次仿真平均定位误差要大于 Fang 算法和 Chan 算法，并且 Taylor 级数算法易受初始位置和迭代阈值影响较大，常常要借助其他算法获得一个初始值，增加定位所需的复杂度；Fang 算法和 Chan 算法的定位误差具有相似的统计特性，两种算法定位效果几乎保持一致，差距很小，Fang 算法和 Chan 算法都需要通过解方程和先验信息获得准确的定位结果，但 Fang 算法仅适用于三个基站对待测目标定位的场景，Chan 算法还具有多基站下的方法，因此，Chan 算法更适合用于“云轨”定位。

2.7 本章小结

本章首先对超宽带的基本概念进行了介绍，包括了定义、信号、特点以及应用，UWB 信号由于测距误差小，十分适合用于定位。然后对分析了四种常用的 UWB 定位方法，并建立相应的数学模型，对比后发现 RSSI 定位误差较大、定位精度与建立的信道模型关系十分密切，AOA 定位需要配备额外的天线阵列，接受信号的角度受环境影响较大，TOA 和 TDOA 都是基于测量信号到达时间的定位方法，定位精度都比较高，都需要添加额外的时钟单元，但是 TDOA 对于时钟同步的要求要远低于 TOA，更加容易实现，是 UWB 定位中研究的热点。接下来阐述了定位误差的三种主要来源、定位精度评定指标以及测距方法。理论分析了 TDOA 中常用的三种定位算法：Chan 算法、Taylor 算法和 Fang 算法，并通过仿真，发现 Chan 算法要具有定位精度高，并且具有多基站下的目标位置估算方法，因此本文后续关于“云轨”定位的研究将在 Chan 算法基础上展开。

第3章 停车段“云轨”定位研究

第2章中,在3个UWB基站的场景下,对Chan算法、Taylor级数展开法和Fang算法进行仿真分析,结果表明Chan和Fang算法定位性能较好,在“云轨”定位中,所需要的UWB基站数要大于3个,当存在多个UWB基站时,由TDOA值构成的方程组数目要大于未知量,这是一个超定方程组,Fang算法只能在3个基站下进行定位,不能充分利用多个UWB基站提供的冗余信息,而Chan有3基站算法和多基站算法,使用多基站下的Chan算法——两步加权最小二乘法,可以利用“云轨”两侧的每个UWB基站参与定位,在多个基站下,Chan算法的定位精度将随着基站数量增多而提高,另外根据GDOP,基站的分布也将影响最后的定位结果。本章将对停车段停车状态下的“云轨”进行定位研究,分析多基站Chan算法下,基站数量和基站分布对“云轨”定位的影响。

3.1 多基站Chan算法

3.1.1 两步加权最小二乘法

基于两步加权最小二乘法的TODA定位方法的基本思路是:首先,将非线性的TDOA定位方程组转换为线性方程组,然后通过采用两次加权最小二乘法计算目标的估计位置。第一次加权最小二乘法中得到一个初始值,然后利用该初始值和其他约束条件进行第二次加权最小二乘法,最后得到一个较为精确的目标估计位置。LOS条件下的两步加权最小二乘法具有精度高,计算快,不需要初始值的优点,其详细如下文所示。

为了使用UWB技术对“云轨”进行定位,定位场景中存在 $N(N > 3)$ 个基站,式(2-32)变形为:

$$\frac{1}{2}(R_{i1}^2 - K_i + K_1) = -x_{i1}x - y_{i1}y - R_{i1}R_1, \quad i = 2, 3, \dots, N \quad (3-1)$$

将式(3-1)右边的 x, y, R_1 看成自变量,令 $Z_a = [x \ y \ R_1]^T$,则将(3-1)转化为下列线性矩阵的形式:

$$h_a = G_a Z_a \quad (3-2)$$

其中:

$$h_a = 0.5 \begin{bmatrix} R_{21}^2 - K_2 + K_1 \\ R_{31}^2 - K_3 + K_1 \\ \vdots \\ R_{N1}^2 - K_N + K_1 \end{bmatrix}, G_a = - \begin{bmatrix} x_{21} & y_{21} & R_{21} \\ x_{31} & y_{31} & R_{31} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{N1} & y_{N1} & R_{N1} \end{bmatrix} \quad (3-3)$$

由于 TDOA 存在测量误差 ε_{i1} , 则含有误差的式(3-3)为:

$$e = h_a - G_a Z_a^0 \quad (3-4)$$

其中, Z_a^0 为目标节点的估计位置, Ψ 的协方差矩阵为:

$$\Psi = E[ee^T] = BQB \quad (3-5)$$

式(3-5)中的 $B = \text{diag}\{R_2, R_3, \dots, R_N\}$, Q 是 ε_{i1} 的协方差矩阵, 可根据式(2-5)得到 N 个基站的协方差矩阵 Q 。在进行第一次加权最小二乘法时, 缺少初始值, 无法直接得到 B , 可先通过远距算法, 将测量误差的协方差矩阵 Q 代替矩阵 Ψ 得到目标位置的初始估计值, 再进行加权最小二乘法, 得到第一次目标位置估计:

$$Z_a = (G_a^T \Psi^{-1} G_a)^{-1} G_a^T \Psi^{-1} h \quad (3-6)$$

根据第一次加权最小二乘法得到的 Z_a 构造新的矩阵 B , 在第一次加权最小二乘法中, 将 Z_a 中的元素是各自独立的, 实际情况中, R_1 的值是和待测目标节点位 (x, y) 有关的, 第二次加权最小二乘法展开也是基于这个约束条件。

构造第二次加权最小二乘法误差矢量:

$$e' = h_a' - G_a' Z_a' \quad (3-7)$$

$$\text{其中, } h_a' = \begin{bmatrix} (Z_{a,1} - x_1)^2 \\ (Z_{a,2} - y_1)^2 \\ Z_{a,3}^2 \end{bmatrix}, G_a' = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, Z_a' = \begin{bmatrix} (x - x_1)^2 \\ (y - y_1)^2 \end{bmatrix}, Z_{a,i} \text{ 对应着 } Z_a \text{ 中第 } i \text{ 个元}$$

素, 进而可得出式(3-7)中 e' 的协方差矩阵:

$$\Psi_1 = E[e'e'^T] = 4B' \text{cov}(Z_a) B' \quad (3-8)$$

其中, B' , $\text{cov}(Z_a)$, G_a^0 可根据第一步加权最小二乘法的估计值重新构造:

$$B' = \text{diag}\{Z_{a,1} - x_1, Z_{a,2} - y_1, Z_{a,3}\}, \text{cov}(Z_a) = (G_a^0 \Psi_1^{-1} G_a^0)^{-1} \quad (3-9)$$

从而, 得到第二次加权最小二乘法的估计结果 Z_a' 。

$$Z_a' = (G_a'^T \Psi_1^{-1} G_a')^{-1} G_a'^T \Psi_1^{-1} h' \quad (3-10)$$

最后, 得到待测目标第二次加权后的估计结果为

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \pm \sqrt{Z'_a} + \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} \quad (3-11)$$

3.1.2 仿真实验和结果分析

本节将对上述提及的两步加权最小二乘法在设置多基站的情景下，对单点和长直轨道两种场景进行仿真分析

实验二：对基于加权最小二乘法的 TDOA 定位方法进行仿真测分析，设置 4 个 UWB 基站坐标为 BS1(0,0)、BS2(50,0)、BS3(0,50)、BS4(25,25)，待测目标节点 MS(20,20)，TDOA 值的测量误差 $\sigma = 10\text{cm}$ ，分别测试 10000 次，得到待测目标 MS 估计位置的散点图如图 3-2 所示。

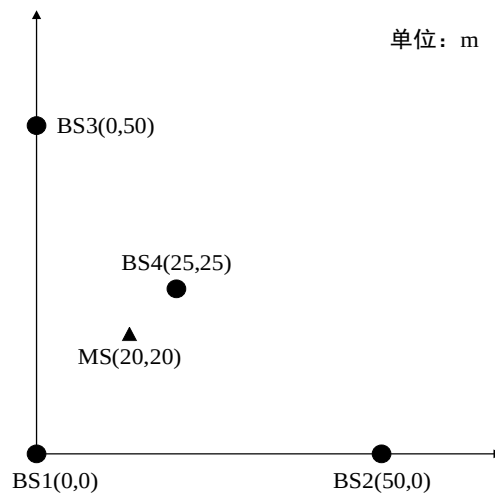


图 3-1 两步加权最小二乘法基站分布图

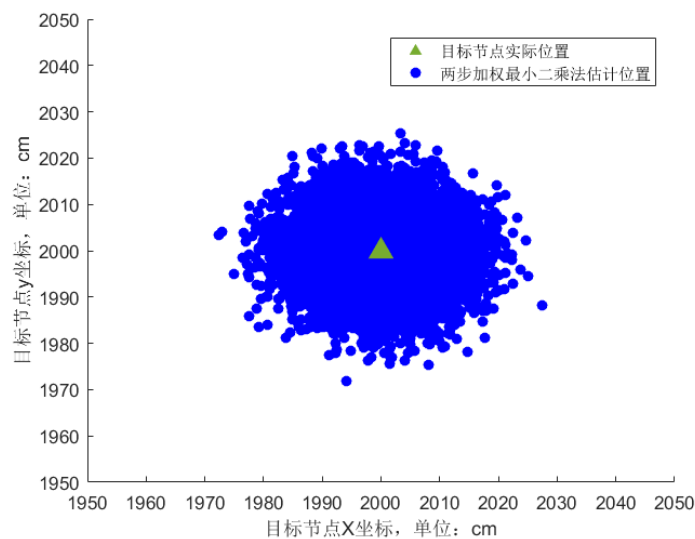


图 3-2 两步加权最小二乘法位置估计散点图

从图 3-2 中可以看出,当定位基站数量为 4 时,两步加权最小二乘法定位结果浮动的范围要比图 2-11 中的要小。基站数量 $N=3$ 和 $N=4$ 定位误差曲线如图 3-3 所示。

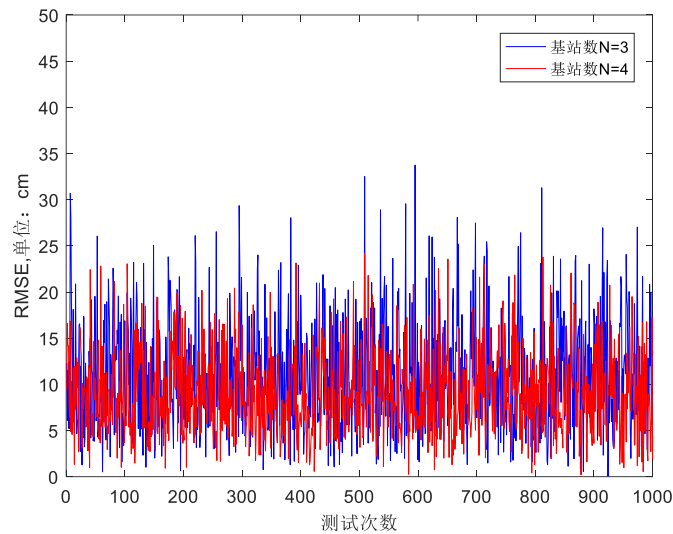


图 3-3 基站数量 $N=3$ 和 $N=4$ 目标节点位置误差曲线图

从图 3-3 可以看出,在误差为 10cm 的情况下,基站数量 $N=4$ 下的两步加权最小二乘法定位误差在 0~20cm,因为利用了基站数量 $N=4$ 的冗余信息,得到的目标节点位置误差要小于基站数量 $N=3$ 下的 Chan 算法。

表 3-1 基站数量 $N=3$ 和 $N=4$ 的目标节点位置误差数据统计信息

基站数量	最小值	最大值	平均值	标准方差
$N=3$	0.04cm	44.32cm	11.08cm	5.95cm
$N=4$	0.10cm	29.86cm	8.95cm	4.67cm

从表 3-1 可以看出,增加了一个基站后,两步加权最小二乘法的目标节点位置误差最大误差、平均误差和波动性都要更小。

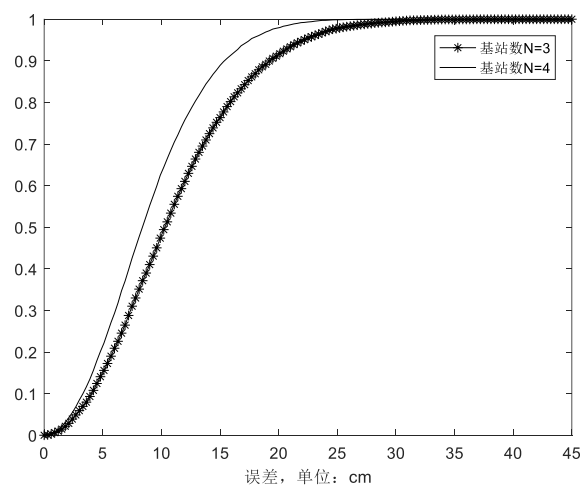


图 3-4 基站数量 $N=3$ 和 $N=4$ 目标节点位置误差累积分布函数

从图 3-4 中可以看出, 基站数量 $N=4$ 情况下, 目标节点位置误差的累计分布函数要优于基站数量 $N=3$, 基站数量 $N=4$ 时, $F(x)=0.5$ 对应的定位误差为 8.4cm, 基站数 $N=3$ 时, 对应的值为 10.2cm, 说明在基站数 $N=4$ 时定位结果有一般的几率 RMSE 要小于 8.4cm, 而 $N=3$ 时定位结果有一半的几率 RMSE 要小于 10.4cm, 基站 $N=4$ 时的定位结果更值得信赖, 定位性能更好。

实验三: 本实验在实验二的基础上逐步增加测距误差 σ , 其他条件不变, 得到定位误差 RMSE 和 σ 的关系, 并和 CRLB 进行比较, 结果如图 3-5 所示。

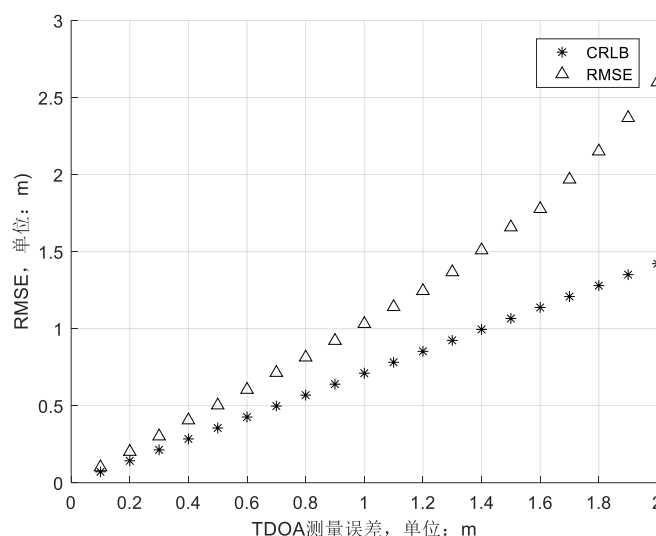


图 3-5 基于两步加权最小二乘法的 RMSE 曲线图

从图 3-5 可以看出, 均方根误差 RMSE 随着测距误差标准差 σ 增大而逐渐增大, 两步加权最小二乘法对于 TDQA 测量误差十分敏感, 两者之间的关系可以近似的看作是一个线性关系, 把定位结果 RMSE 和 CRLB 对比发现, 在较小误差时, RMSE 十分接近于 CRLB, 但是随着误差增大, RMSE 要远大于 CRLB。由于后面的研究都将在多基站情形下进行, 所以将多基站下的 Chan 算法, 即两步加权最小二乘法简称为 Chan 算法。

3.2 基于 GDOP 的 TDQA 定位精度分析

3.2.1 基于 TDQA 方法下的精度因子 GDOP

基于 TDQA 的 UWB 定位中, 假设存在 N 个基站, TDQA 的计算表达式为:

$$R_{i1} = R_i - R_1 = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2} \quad (3-12)$$

对式(3-12)求全微分:

$$dR_{i1} = \frac{\partial R_{i1}}{\partial x} dx + \frac{\partial R_{i1}}{\partial y} dy \quad (3-13)$$

$$\text{其中: } \frac{\partial R_{i1}}{\partial x} = \frac{x - x_i}{R_i} - \frac{x - x_1}{R_1}, \quad \frac{\partial R_{i1}}{\partial y} = \frac{y - y_i}{R_i} - \frac{y - y_1}{R_1}$$

将式(3-13)转变为矩阵形式:

$$dY = JdX \quad (3-14)$$

其中:

$$dY = \begin{bmatrix} R_{21} \\ R_{31} \\ \vdots \\ R_{N1} \end{bmatrix}, \quad dX = [dx \quad dy]^T, \quad J = \begin{bmatrix} \frac{\partial R_{21}}{\partial x} & \frac{\partial R_{21}}{\partial y} \\ \frac{\partial R_{31}}{\partial x} & \frac{\partial R_{31}}{\partial y} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\partial R_{N1}}{\partial x} & \frac{\partial R_{N1}}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (3-15)$$

J 为式(3-12)的雅可比矩阵, 利用伪逆求解可得:

$$dX = (J^T J)^{-1} J^T dY \quad (3-16)$$

dX 的协方差矩阵 P 为:

$$P = E[dX \quad dX^T] = B \{ E[dY \quad dY^T] \} B^T \quad (3-17)$$

其中:

$$B = (J^T J)^{-1} J^T, \quad E[dY \quad dY^T] = \sigma^2 \begin{bmatrix} 1 & 0.5 & \cdots & 0.5 \\ 0.5 & 1 & \cdots & 0.5 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0.5 & 0.5 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (3-18)$$

则可以得到 TDOA 下的精度因子 $GDOP = \sqrt{\text{trace}(P)}$ 。

3.2.2 仿真实验和结果分析

本节在分析基站的分布为交叉分布, 星行分布, 棱形分布三种情况下, Chan 算法单点定位误差, 为了单独分析基站分布对定位结果的影响, 假设基站数量 $N = 4$, 分析不同基站分布下 GDOP 图, 并取 GDOP 值最小的点进行 TDOA 定位仿真, 仿真区域为 40×40 , 仿真结果如图 3-6 所示。

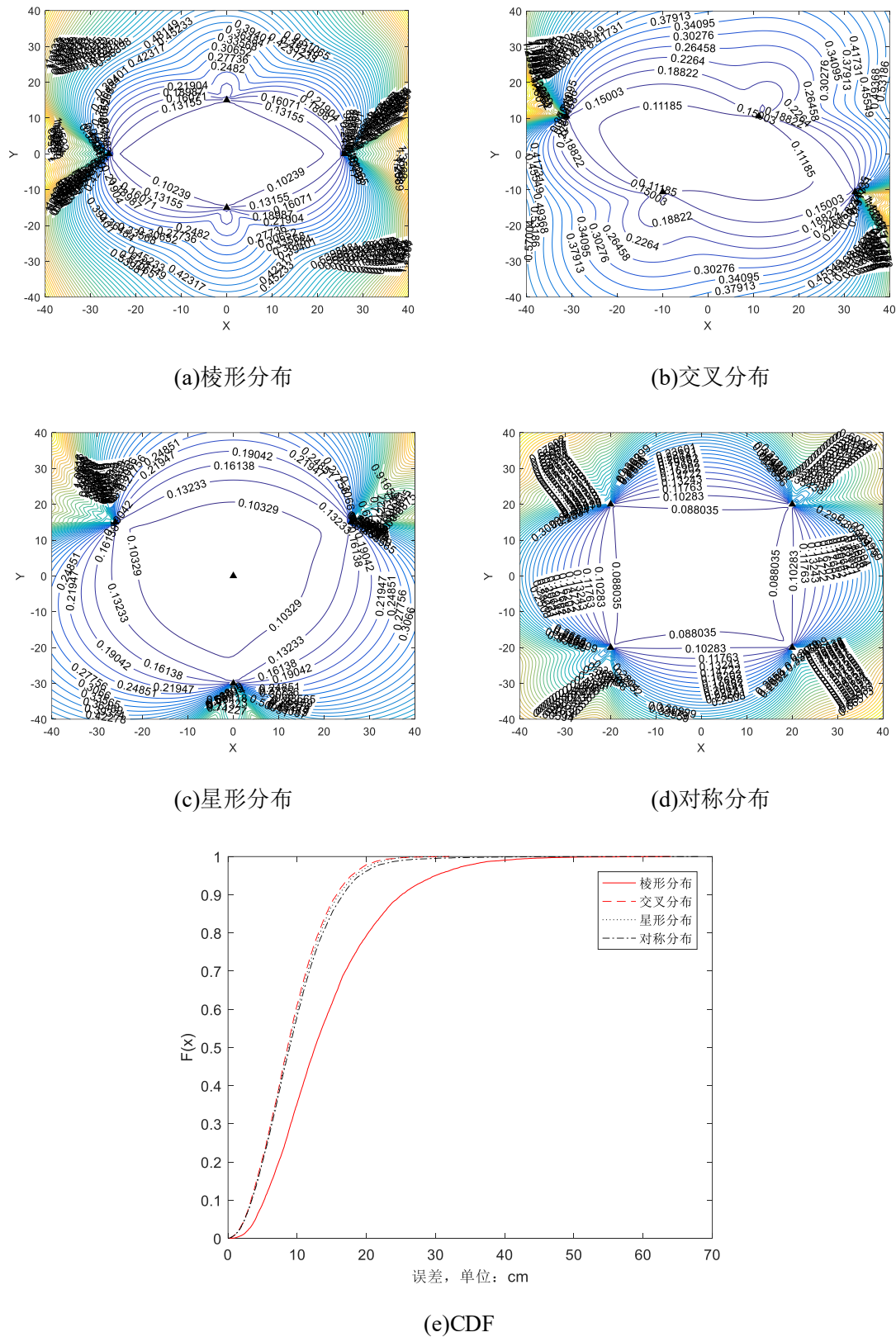


图 3-6 基站不同分布下的 GDOP 和 CDF

图 3-6 中, 前四幅为不同基站分布下的 GDOP 图, 其中黑色实心三角为 UWB 基站坐标, 图(e)为四种基站分布中 GDOP 最小值 Chan 算法仿真结果的 CDF, 从四张

GDOP 分布图可以看出,在基站围成的圈内部 GDOP 值都比较低,在基站附近沿着圈外方向位置 GDOP 都出现了快速增长, GDOP 等高线值越大的地方定位效果越差,越密集的地方代表该位置附近的定位精度变化较大。从 CDF 图中可以看出,当基站为交叉分布、对称分布和星形分布时,定位精度最高。

3.3 基于 Chan 算法的停车段“云轨”定位

3.3.1 基站交叉分布下基站数 N 对停车段定位的影响

3.1 节的实验三中,分析了在单点定位中,增加基站数量可以有效的降低测距误差引起的定位误差,本节将仿真分析基站交叉分布时,基站数量和“云轨”停车段定位精度的关系,位于停车段的“云轨”可看作是静止停靠在轨道上,停车段轨道长度为 150m,测距误差标准差 $\sigma = 10\text{cm}$ 。

实验四: 本实验将使用基站数量 $N=4$ 的 Chan 算法对停车段“云轨”进行定位,用 4 个 UWB 基站对 150m 轨道每隔 1m 共 150 个点进行定位,每个点用 Chan 算法进行 10000 次仿真,仿真场景如图 3-7 所示。

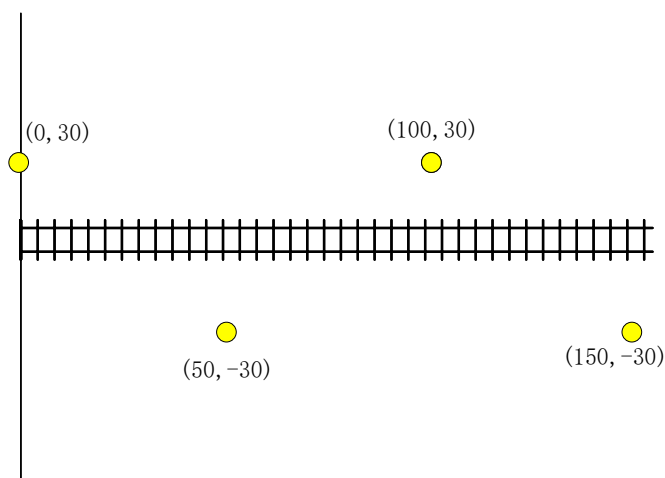
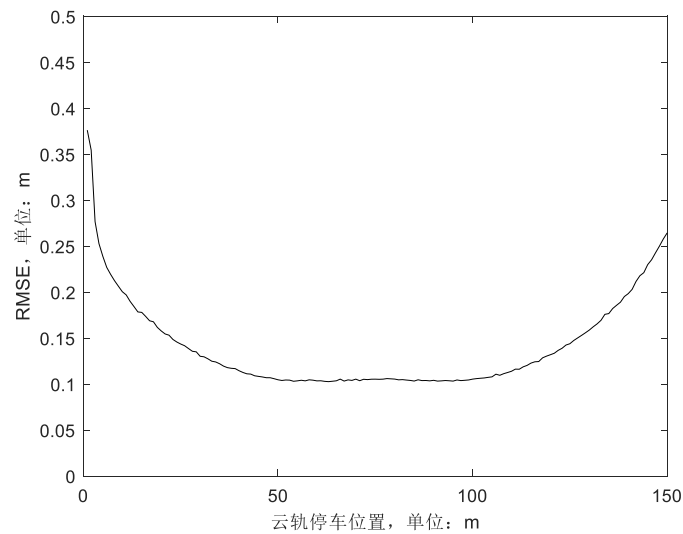
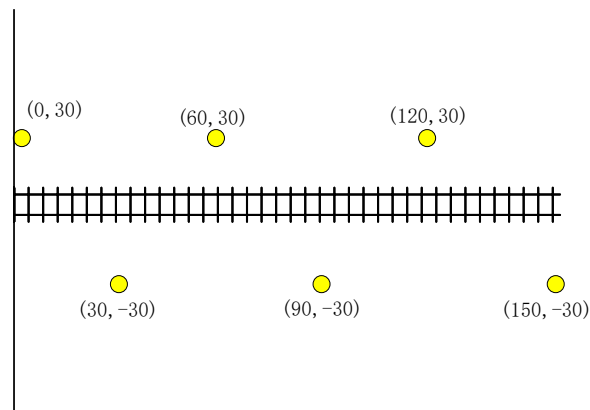
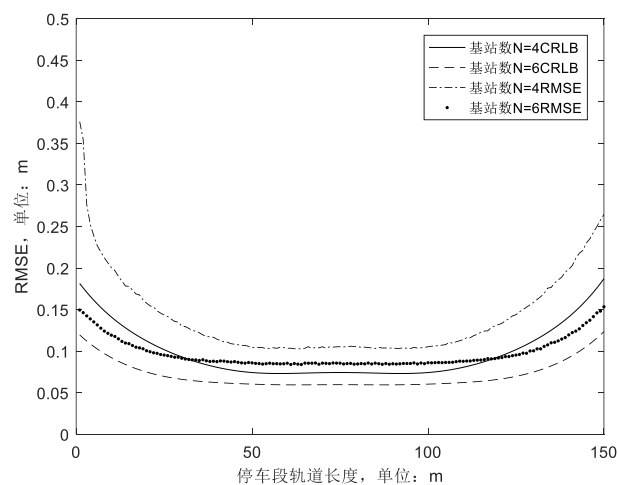


图 3-7 基站数 $N=4$ 交叉分布场景

图 3-8 为 4 基站交叉分布得到的 RMSE 曲线图,从图中可以看出,Chan 算法定位误差 RMSE 呈现“两头翘”的趋势,在停车段初始段和末尾段的定位精度较低,处于中间段大约 50~100m 区间定位精度较高,把这段距离称为“高精度定位区段”,RMSE 的最大值在 1m 处为 0.38m,最小值在 63m 处为 0.10m,平均值为 0.14m,标准方差为 0.05m。

图 3-8 交叉分布基站数 $N=4$ 的 RMSE

实验五：本实验在实验四的基础上，逐渐增加基站数量至 $N=10$ ，其余条件不变，基站的分布位置和定位误差曲线如图 3-9 至图 3-10 所示。

图 3-9 基站数 $N=6$ 交叉分布场景图 3-10 交叉分布基站数 $N=4$ 和 $N=6$ 的 RMSE 对比

从图 3-10 中可以看出,当基站数 $N=6$ 时要比基站数 $N=4$ 时的整体定位精度要高,同时基站数 $N=6$ 比 $N=4$ 的 RMSE 曲线更加接近 CRLB,增加基站数量不仅可以提高定位精度,还会使得 CRLB 下降。基站数量从 $N=4$ 至 $N=6$ 的 RMSE 曲线图如图 3-11 所示。

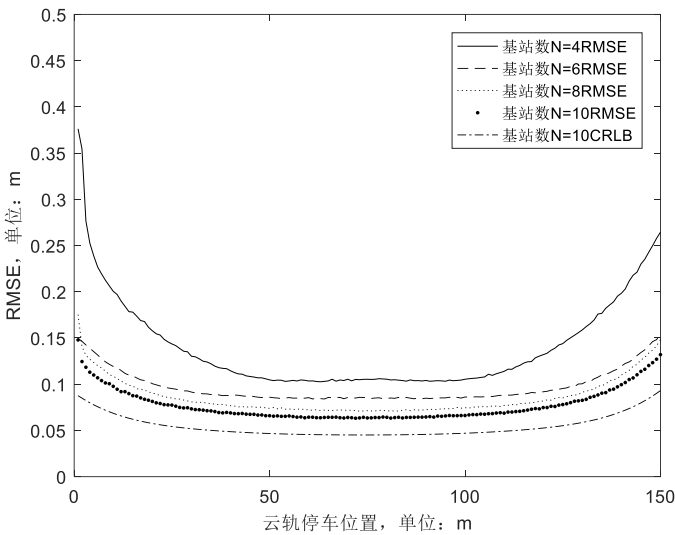


图 3-11 交叉分布不同基站数 RMSE 对比

从图 3-11 中可以看出,当基站数量从 $N=4$ 增加至 $N=6$, Chan 算法定位精度增加更明显,基站数 $N=8$ 和 $N=10$ 的 RMSE 曲线相差不大,因此在布置 UWB 定位基站对停车段“云轨”进行定位的过程中,并不能一味的通过增加基站来提高定位精度,通过上述仿真分析,在对停车段“云轨”进行定位时,基站数量 $N=6$ 的性价比比较高,再增加基站数量提升的定位精度效果甚微。图 3-11 中不同基站数 N 对应的数据统计信息如表 3-2 所示。

表 3-2 基站数量 $N=4$ 至 $N=10$ 的 RMSE 数据统计信息

基站数量	最小值	最大值	平均值	标准方差
$N=4$	10.26cm	37.62cm	14.12cm	5.08cm
$N=6$	8.40cm	15.35cm	9.72cm	1.74cm
$N=8$	7.08cm	17.53cm	8.63cm	1.93cm
$N=10$	6.32cm	14.79cm	7.75cm	1.73cm

从表 3-2 中可以看出,定位精度的最小值、最大值、平均值都随着基站数 N 的增加在不断减小,其中当基站数量 N 从 4 增加至 6 时,各项减小的值最大,因此基站数 $N=6$ 时,定位的性价比更高。

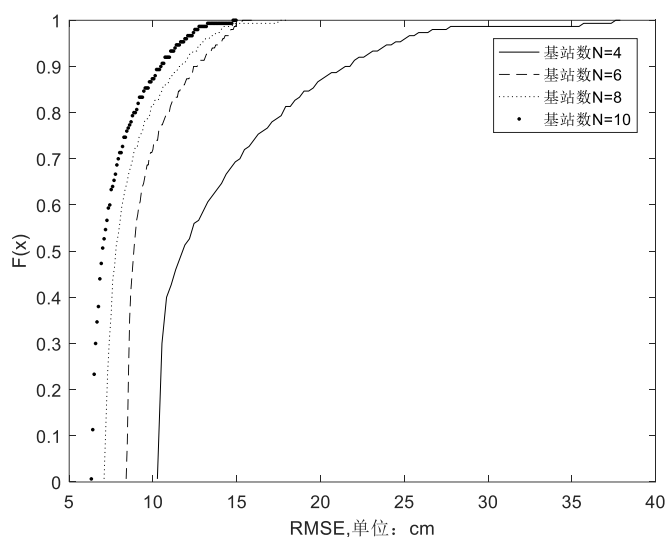


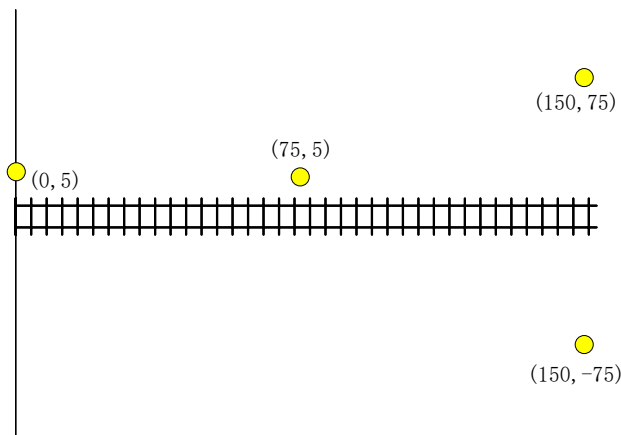
图 3-12 交叉分不同布基站数 CDF

从图 3-12 中看出, 基站数 $N=6, 8, 10$ 的 CDF 曲线要明显优于基站数 $N=4$, 对于相同的定位误差 RMSE, 前三者都有更高的概率小于该误差值, 表明基站数 $N=6, 8, 10$ 时停车段的“云轨”定位结果更加可靠, 从四条 CDF 曲线的间隔程度中可以看出, 它们的可信赖的程度要远远大于基站数 $N=4$, 由于它们之间间隔较小, 且 CDF 图形形状十分接近, 也反映出当基站数从 $N=6$ 增加至 $N=10$ 时定位性价比比较低。

3.3.2 基站星形分布下基站数 N 对停车段定位的影响

本节将改变基站的分布为星形分布, 仿真分析基站星形分布下停车段“云轨”Chan 算法定位效果。

实验六: 本实验调整基站的分布为星形, 基站数量分别为 $N=4, 5, 7$, 设置测距误差标准差 $\sigma = 10\text{cm}$, 对“云轨”停车段 150m 共 150 个位置进行定位, 每个位置用 Chan 算法测试 10000 次, 基站分布如图 3-13 至图 3-16 所示。

图 3-13 基站数 $N=4$ 星形分布场景

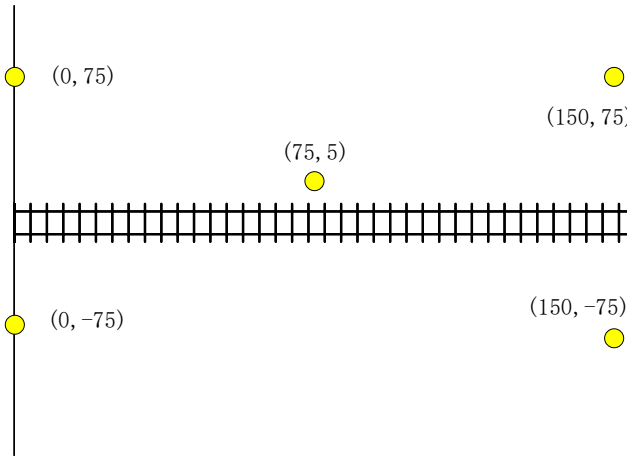


图 3-14 基站数 $N=5$ 星形分布场景

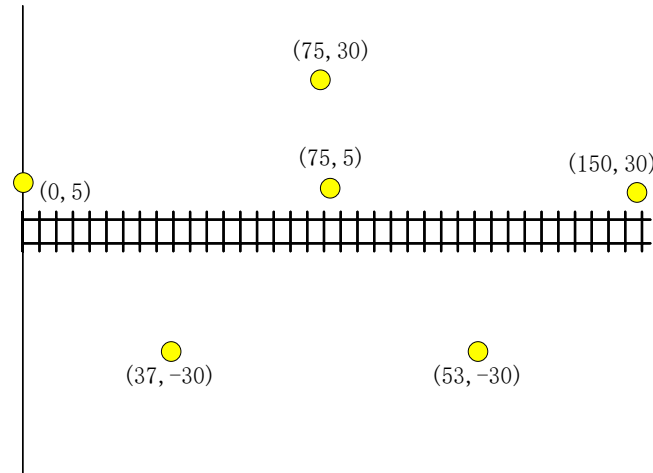


图 3-15 基站数 $N=6$ 星形分布场景

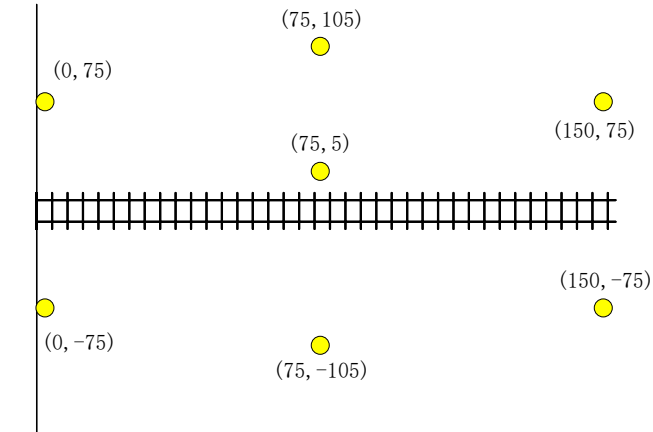


图 3-16 基站数 $N=7$ 星形分布场景

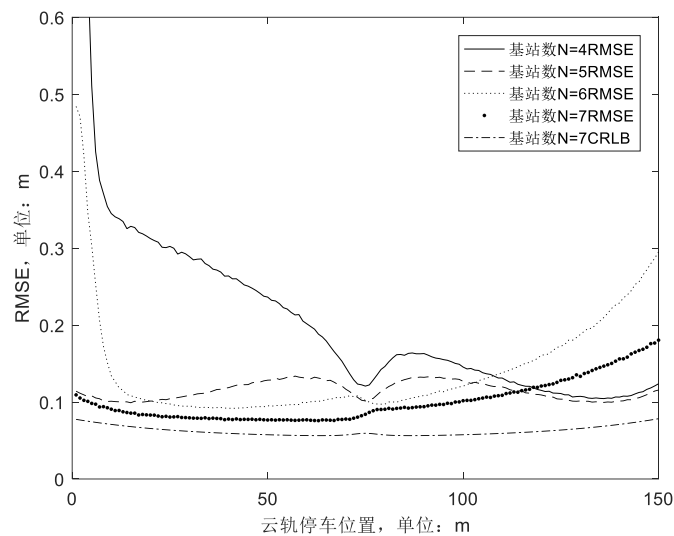


图 3-17 星形分布不同基站数 RMSE 对比

从图 3-17 中可以看出, 当基站星形分布下, 增加基站数量造成的定位效果难以预测, 当基站数量从 $N=4$ 增加到 $N=5$ 时, 定位效果得到了显著的提升, 但是当基站数量从 $N=5$ 增加到 $N=7$ 时, 在云轨 50m 后的轨道上 RMSE 变得更大, 表明定位精度下降。基站数 $N=4, 5, 6, 7$ 时对应的 RMSE 数据统计信息如表 3-3 所示。

表 3-3 基站数量 $N=4, 5, 7$ 星形分布 RMSE 数据统计信息

基站数量	最小值	最大值	平均值	标准方差
$N=4$	10.45cm	185.80cm	21.97cm	19.71cm
$N=5$	9.90cm	13.38cm	11.48cm	1.15cm
$N=6$	9.19cm	48.41cm	14.22cm	7.11cm
$N=7$	7.58cm	18.04cm	10.08cm	2.71cm

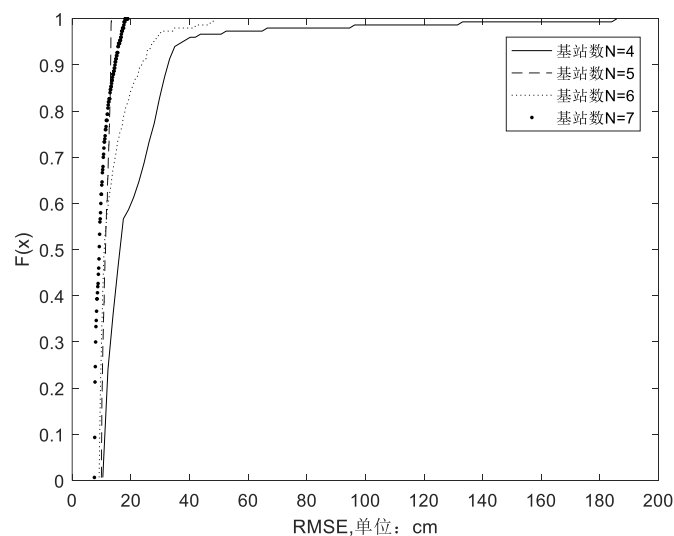


图 3-18 星形分布不同基站数 CDF

从图 3-18 中可以看出, 星形分布下基站数 $N=5$ 和 $N=7$ 得到定位性能较好, 并且 RMSE 的波动性较小, 基站数 $N=6$ 虽然相比于基站数 $N=5$ 增加了一个基站, 但定位性能并没有得到提升, 可以看出, 星形分布下增加基站数并不一定会使得定位性能得到提高, 另外星形分布下 UWB 基站的间隔往往会比较大, 更加适合于开阔的环境中, 而不适合用于狭长空间下的“云轨”停车段。

3.3.3 基站对称分布下基站数 N 对停车段定位的影响

本节中分析基站对称分布时, 增加基站数量对停车段“云轨”的定位影响。

实验七: 本实验调整基站分布为对称分布, 基站数分别为 $N=6, 8, 10$, 其余条件保持不变, 基站数 $N=6$ 场景如图 3-19 所示。

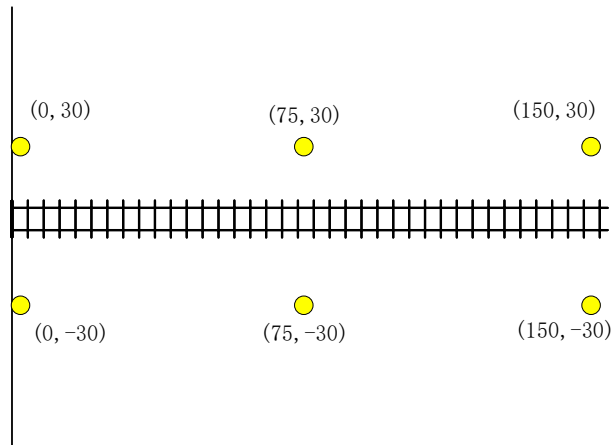


图 3-19 仿真场景图

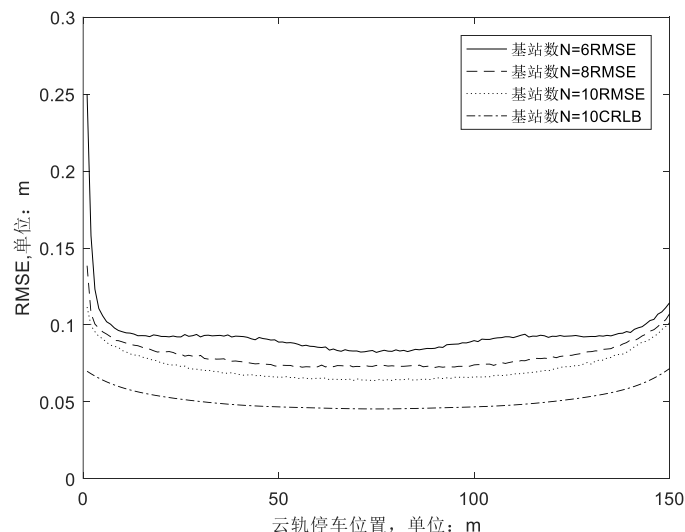


图 3-20 不同基站数 RMSE 对比

图 3-19 为基站数 $N=6$ 时的仿真场景, 基站数 $N=8$ 和 $N=10$ 的场景是在 6 基站的基础上等间隔的增加基站, 就不再给出场景图。从图 3-20 可以看出, 基站对称分布在

轨道两旁时, 基站数 $N=6, 8, 10$ 整体定位结果比较接近, 但基站数 $N=6$ 时, 在 $1\sim 3\text{m}$ 出现了一段十分陡峭的 RMSE 曲线, 增加基站数量不仅可以提高整体定位精度, 还能使得 $1\sim 3\text{m}$ 位置处的 RMSE 的变化相比缓和, RMSE 数据统计信息如表 3-4 所示。

表 3-4 基站数量 $N=6, 8, 10$ 对称分布 RMSE 数据统计信息

基站数量	最小值	最大值	平均值	标准方差
$N=6$	8.27cm	24.99cm	9.29cm	1.54cm
$N=8$	7.22cm	13.85cm	8.00cm	0.93cm
$N=10$	6.38cm	11.17cm	7.25cm	0.95cm

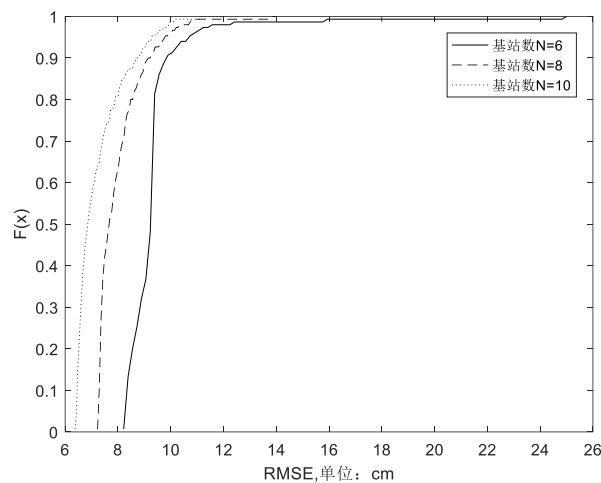


图 3-21 对称分布不同基站数 CDF

从图 3-21 中可以看出, 同基站交叉分布类型, 基站对称分布时, 增加基站数可以提高定位精度, 但是随着基站数的增多, 提升的性价比较低。现在将交叉分布和对称分布下 6 基站和星形分布下 5 基站对比, 分析三种情况下停车段“云轨”定位性能。

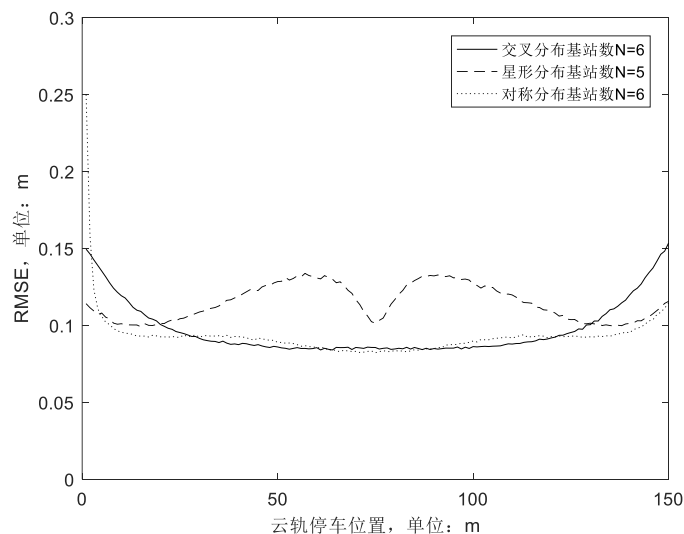


图 3-22 基站分布横向对比 RMSE

图 3-22 是交叉分布 6 基站、对称分布 6 基站和星形分布 5 基站横向对比 RMSE 曲线图,从图中可以看出,交叉分布 6 基站和对称分布 6 基站的定位性能要优于星形分布 5 基站。从整体上来看,对称分布 6 基站的定位性能最好,但在 1~3m 处 RMSE 值很大,形成了一个“陡峭”的下降沿,而交叉分布 6 基站 RMSE 曲线相对要平缓,但存在一个“两端翘起”的特征,星形分布 5 基站 RMSE 曲线则在 50~100m 呈现一个双峰及低谷的特征。从整个 150m 长度的停车段来看,对称分布 6 基站 RMSE 在 10~130m 定位误差 RMSE 不仅小而且稳定,没有发生大幅度的波动几乎是一条直线,所以更适合用于停车段“云轨”定位。

从表 3-5 中可以看出,在 RMSE 数据统计的整体上看,即使对称分布 $N=6$ 在 1~3m 有很大的 RMSE,但其 RMSE 平均值要依旧是最小的,但在标准方差确是星形分布 $N=5$ 最小,由于三种情况定位结果在停车段存在着不均匀性,所以横向对比中很难通过简单 RMSE 数据统计信息来评估定位性能。

表 3-5 基站分布横向对比 RMSE 数据统计信息

基站数量	最小值	最大值	平均值	标准方差
交叉分布 $N=6$	8.40cm	15.35cm	9.72cm	1.74cm
对称分布 $N=6$	8.27cm	24.99cm	9.29cm	1.54cm
星形分布 $N=5$	9.90cm	13.38cm	11.48cm	1.15cm

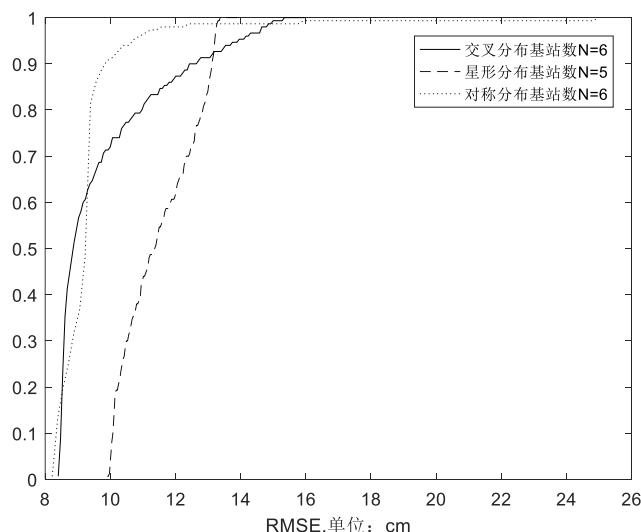


图 3-23 基站分布横向对比 CDF

从图 3-23 中可以比较清晰的看出,对称分布基站数 $N=6$ 具有更好的定位性能,它的 CDF 曲线比其他两种分布更靠左,称分布基站数 $N=6$ 中整个停车段有 90%概率定位误差 RMSE 要小于 9.89cm, RMSE 浮动范围为 8.21~9.89cm,交叉分布基站数 $N=6$ 小于该 RMSE 值对应的概率大约在 71%左右,星形分布基站数 $N=5$ 都对应的概率为 0,

从表 3-5 也可以看出星形分布基站数 $N=5$ 整个停车段定位误差 RMSE 都要大于 9.89cm。经过图 3-22、表 3-5 和图 3-23 的综合分析, 可以认为对停车段“云轨”定位中, 在相同基站数量下, 基站对称分布具有更好的定位性能, 而星形分布由于拓扑结果不适用停车段场景和定位误差随基站数量变化不明, 在工程实际应用中, 建议最好不要采用星形分布用于停车段“云轨”定位。

为了消除对称分布基站数 $N=6$ 在 1~3m 较大的 RMSE 值, 可以移动对称分布中最右边的两个基站, 移动后的坐标为 $(-5, 30)$ 和 $(-5, -30)$, 基站分布场景如图 3-24 所示。

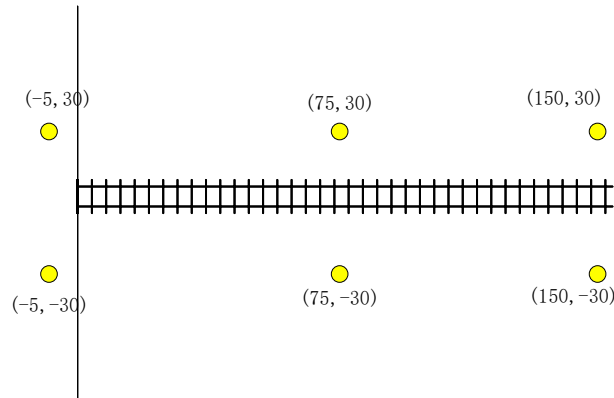


图 3-24 改进后基站分布场景

将基站分布位置改进前后 RMSE 进行对比, 如图 3-25 所示

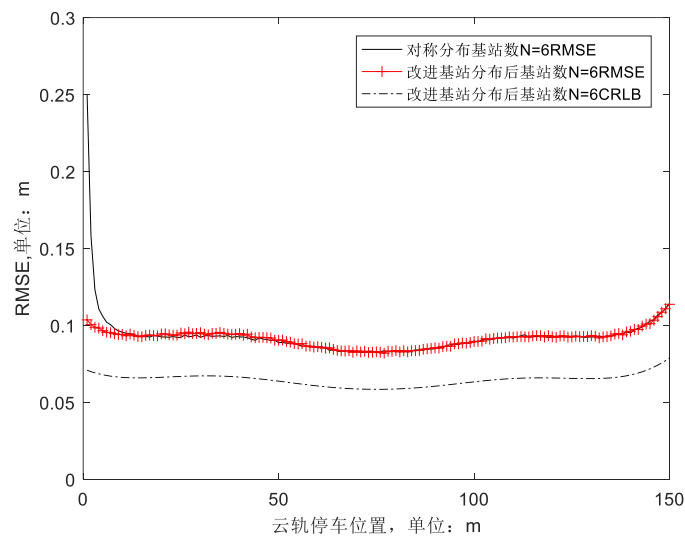


图 3-25 改进前后 RMSE 对比

从图 3-25 中可以看出, 通过移动 2 个基站的位置后, 在停车段初始 1~3m 处的陡峭的 RMSE 下降曲线已经消失, “云轨”停车位置从 1m 到 150m 都变得比较平缓, 没有出现很大的定位误差值, 虽然改进后的误差曲线和 CRLB 依然有一定的差距, 但在精度上能满足停车段“云轨”定位需求。

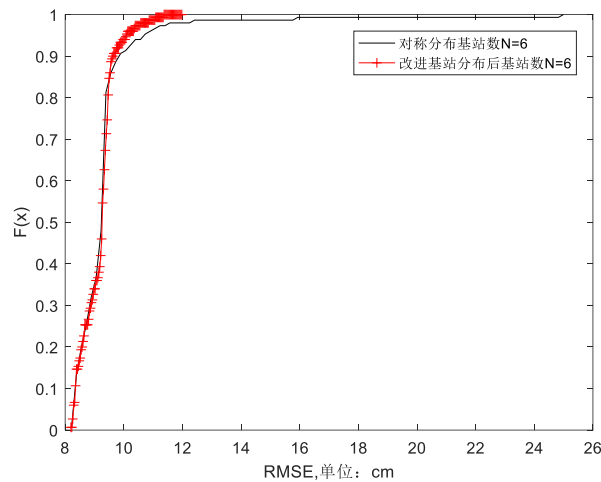


图 3-26 基站分布位置改进后 CDF

从图 3-26 中可以看出, 基站位置分布改进前后的 CDF 在 $F(x)$ 低于 0.85 曲线几乎是重合的, 表明两者在概率 0.85 以下 RMSE 分布是十分相似的, 并且改进后的 CDF 没有很大的 RMSE, 整体误差波动范围小。因此可以得出结论: 当对停车段“云轨”定位, 基站采用对称分布得到整体定位效果最好, 并且可以通过调整轨道最右侧两个基站的分布位置, 避免在初始几米出现的定位误差很大的现象。

3.4 本章小结

本章针对于处于停车段“云轨”定位, 使用多基站下的 Chan 算法进行位置估计, 并分析了 TDOA 定位方法中测距误差对 Chan 算法定位的影响, 当测距误差越大, Chan 算法的 RMSE 也越来越大, 它们之间的关系近似于一个线性关系。通过几何精度因子 GDOP, 发现单点定位下, 处于被 UWB 基站围成圆弧范围内定位精度较高, 并且基站为星形分布、交叉分布和对称分布的定位性能较好。在此基础上, 分析基站数 N 对不同基站分布下的定位性能的影响, 仿真结果表明, 在对称分布和交叉分布下, 增加基站可以提高 Chan 算法的定位性能, 但随着基站数的增多定位性能提升得越来越少, 因此在实际应用中, 要合理考虑 UWB 基站的个数, 而星形分布下的增加基站数并不一定能提高定位精度, 并且其拓扑结果也不适用于狭长的“云轨”停车段。然后横向对比了以下三种情况下的定位性能: 对称分布基站数 $N=6$, 交叉分布基站数 $N=6$ 和星形分布基站数 $N=5$, 对比结果显示, 对称分布 6 基站的整体定位性能更好, 但是在轨道前几米处会出现十分大的定位误差, 这种情况可以通过移动对应位置处的两个基站来消除, 最后得出结论: 对称分布基站更适合用于停车段“云轨”定位。

第4章 行驶中“云轨”跟踪定位研究

在第3章中,研究了UWB基站分布对停车段“云轨”的影响,Chan算法的定位精度不仅受算法本身影响,还受基站的数量和分布影响,处于停车段的“云轨”可以看作是静止状态,本章将研究行驶中运动状态下的“云轨”定位,对于运动状态下的“云轨”,可以根据运行路径和速度建立一个运动模型,再引入Kalman滤波算法对其进行定位研究,在使用卡尔曼滤波算法中,观测信息有“云轨”接收到的TDOA测量值和Chan算法得到的位置估计值,两者都可以用来进行卡尔曼状态更新,根据观测信息不同,有基于TDOA测量值的卡尔曼滤波算法和基于卡尔曼滤波的Chan算法,在进行仿真分析前,还需根据第3章的内容,考虑基站的分布情况,然后在这个基础上,仿真分析Chan算法和卡尔曼滤波算法定位性能。

4.1 卡尔曼滤波算法

4.1.0 卡尔曼滤波基本原理

卡尔曼滤波是由匈牙利数学家卡尔曼在1960年提出的一种最优化自回归数据处理方法,如今被广泛应用于机器人导航、控制和图像处理等领域。卡尔曼滤波是一种非常有效的高斯过程最优滤波方法,对目标的跟踪效果十分优秀。当建立的目标状态预测模型足够匹配,卡尔曼滤波就能通过目标当前状态的预测值和观测值信息得到目标当前状态的最优估计值,能够不断的迭代下去跟踪目标。

卡尔曼滤波器分为状态预估和状态更新两个阶段^[71]。状态预估阶段是通过建立好的目标运动预测模型和上一时刻的估计值得到目标当前状态的先验估计值和先验误差协方差;状态更新阶段中,通过当前时刻的测量信息和测量更新方程的先验估计值对目标当前状态进行后验估计,下面分别给出卡尔曼滤波的计算步骤。

假设某离散线性系统方程为:

$$X(k) = AX(k-1) + BU(k) + W(k) \quad (4-1)$$

系统观测方程:

$$Z(k) = HX(k) + V(k) \quad (4-2)$$

其中, $X(k)$ 为 k 时刻的系统状态, $U(k)$ 为 k 时刻对系统控制量, A 为状态转移矩阵, B 是作用在 $U(k)$ 的控制-输入模型, $Z(k)$ 为 k 时刻的观测信息, H 为观测矩阵, 作用是将 $X(k)$ 转换为观测信息, $W(k)$ 和 $V(k)$ 分别是系统噪声和观测噪声, 它们都服从高

斯分布。

卡尔曼滤波状态预估阶段包括以下两个步骤：

(1) 通过系统方程，利用上一时刻的系统最优估计值 $\bar{X}(k-1|k-1)$ 得到系统当前时刻的预测状态 $X(k|k-1)$ ，得到的当前时刻系统状态也叫先验估计。

$$X(k|k-1) = A\bar{X}(k-1|k-1) + BU(k) \quad (4-3)$$

(2) 计算先验估计的协方差矩阵。

$$P(k|k-1) = AP(k-1|k-1)A^T + Q \quad (4-4)$$

状态更新阶段包括以下三个步骤：

(1) 观测残差

$$y(k) = Z(k) - HX(k) \quad (4-5)$$

(2) 观测残差的协方差矩阵

$$S(k) = R + HP(k|k-1)H^T \quad (4-6)$$

(3) 最优卡尔曼增益

$$Kg(k) = P(k|k-1)H^T S(k)^{-1} \quad (4-7)$$

(4) 通过观测残差 $\tilde{y}_k$ 和系统预测状态，计算 k 时刻的最优估计，也叫后验估计

$$\bar{X}(k|k) = X(k|k-1) + Kg(k) * y(k) \quad (4-8)$$

(5) 为了进行下一步的卡尔曼迭代，计算 $\bar{X}(k|k)$ 的协方差矩阵

$$P(k|k) = (I - Kg(k) * H) * P(k|k-1) \quad (4-9)$$

上述步骤中， Q 和 R 分别是系统噪声 $W(k)$ 和观测噪声 $V(k)$ 的协方差矩阵，卡尔曼滤波的流程图如图 4-1 所示。



图 4-1 卡尔曼滤波流程图

卡尔曼滤波过程中的卡尔曼增益系数 Kg 作用相当于加权因子，它的大小反应了在最优化估计过程中，更相信先验估计值 $X(k|k-1)$ 还是观测残差 $\tilde{y}(k)$ 。

4.1.1 基于 TDOA 测量值的卡尔曼滤波算法

基于 TDOA 测量值的 Kalman 滤波是通过“云轨”的运动模型状态预测 $X(k)$ 和 TDOA 观测值 $Z(k)$ 的线性组合，共同完成 k 时刻的“云轨”位置最优估计，实现流程

图如图 4-2 所示。

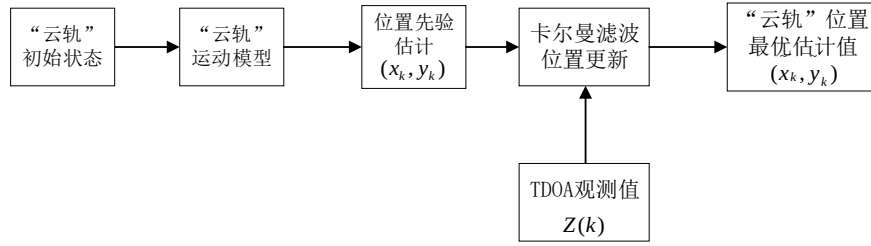


图 4-2 基于 TDOA 测量值的 Kalman 滤波算法实现流程图

图 4-2 中的卡尔曼滤波位置更新流程就是在图 5-1 中卡尔曼滤波过程，在 4.1 节中的卡尔曼滤波过程中的系统方程和观测方程都为线性系统，在基于 TDOA 测量值的卡尔曼滤波过程中，“云轨”的运动状态模型为：

$$X(k) = FX(k-1) + W(k) \quad (4-10)$$

式(4-10)中, $X(k) = [x_k, V_{x_k}, y_k, V_{y_k}]^T$, V_{x_k} 和 V_{y_k} 为 k 时刻在 x 方向和 y 方向上的速度分量，假设它们之间互不影响，噪声 $W(k)$ 服从零均值的高斯分布，运动模型中的转移矩阵 F 和 $W(k)$ 的协方差矩阵 Q 为：

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad Q = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{V_x}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4-11)$$

其中 T 为观测周期，后续仿真中将场景设置为在直线轨道上行驶中的“云轨”，可以认为只有 x 方向上的速度 x_k 和误差 σ_{V_x} 。从式(4-10)中可以看出，“云轨”的运动模型属于一个线性系统，但是 TDOA 观测值 $Z(k)$ 和“云轨”的位置坐标之间无法通过线性转换，观测模型为：

$$Z(k) = B(X(k)) + V(k) \quad (4-12)$$

其中， $B(X(k))$ 是一个非线性方程，假设有 N 个 UWB 基站对运动中的“云轨”进行定位， $B(X(k))$ 的表达方程为：

$$B(X(k)) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_k - x_2)^2 + (y_k - y_2)^2} \\ \sqrt{(x_k - x_3)^2 + (y_k - y_3)^2} \\ \vdots \\ \sqrt{(x_k - x_N)^2 + (y_k - y_N)^2} \end{bmatrix} - \sqrt{(x_k - x_1)^2 + (y_k - y_1)^2} \quad (4-13)$$

$V(k)$ 为 TDOA 值得观测噪声， $V(k) \sim (N, \sigma^2)$ 对应的协方差矩阵 R 为：

$$R = \sigma^2 \begin{bmatrix} 1 & 0.5 & \cdots & 0.5 \\ 0.5 & 1 & \cdots & 0.5 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0.5 & 0.5 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (4-14)$$

在这里则需要通过扩展卡尔曼滤波原理, 将 $B(X(k))$ 转换为线性观测矩阵 H , 扩展卡尔曼滤波将非线性矩阵 $B(X(k))$ 转化为线性矩阵 $H(X(k))$ 的方法为, 对 $B(X(k))$ 求其雅可比行列式, 同 3.2.1 节中式(3-15)雅可比矩阵 J 。

4.1.2 基于卡尔曼滤波的 Chan 算法

Chan 算法具有稳定性好、时间复杂度低的特点, 而卡尔曼滤波对不确定误差具有最佳估算能力, 将两者结合可以提高 Chan 算法对运动中“云轨”的定位精度。基于卡尔曼滤波的 Chan 算法步骤为: Chan 算法首先对运动状态中的“云轨”进行粗定位, 估算出“云轨”的位置, 并将这个估计值作为卡尔曼滤波过程中的观测信息, 卡尔曼滤波器根据这个观测信息和“云轨”位置的先验估计得到当前时刻最优位置估计。改进后的算法整体流程图如图 4-3 所示。

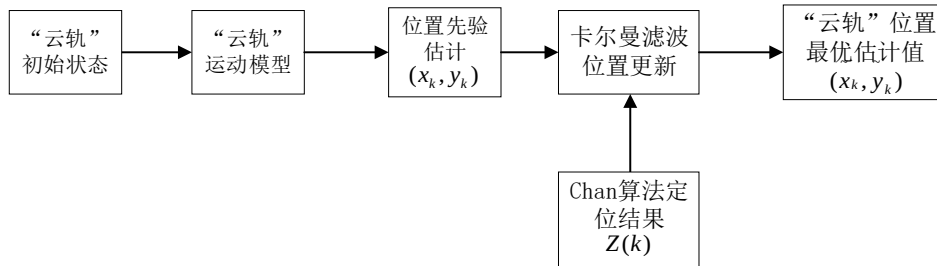


图 4-3 基于卡尔曼滤波 Chan 算法实现流程图

图 4-3 和图 4-2 相比, 区别在于卡尔曼滤波过程中的观测信息发生了改变, 由 TDOA 测量信息变为“云轨”的 Chan 算法估计坐标, 基于卡尔曼滤波的 Chan 算法中“云轨”运动状态模型不变, 观测模型为:

$$Z(k) = GX(K) + V(k) \quad (4-15)$$

其中, 观测矩阵 $G = [1, 0, 0, 0; 0, 0, 0, 1]$ 。

4.2 仿真场景设计

“云轨”的最高时速可达 80km/h, 但在行驶过程中不会保持最高时速, 因此设置“云轨”的沿着轨道方向即 x 方向上速度 V_x 为 16m/s, 跟踪总时长 obs 为 100s, 观测周期 $T=1s$, 根据(5.10)中的“云轨”运动状态模型, 在跟踪过程中, “云轨”理论上无差

运动距离为 1600m, 实际在定位过程中由于误差的原因, 会使得“云轨”的运动距离要大于 1600m, 因此将根据第四章的研究结果, 分析在不同基站数 N 的 UWB 基站分布结果对 1800m 范围长直轨道 RMSE 曲线, 并据此合理设置基站分布。

实验八: “云轨”直线轨道长为 1800m, 当基站交叉分布时, 分析基站数量从 $N=6$ 逐渐增加到 $N=12$ 的 Chan 算法定位精度, TDOA 的测距误差 $\sigma = 10\text{cm}$ 。仿真场景如图 4-4 所示。

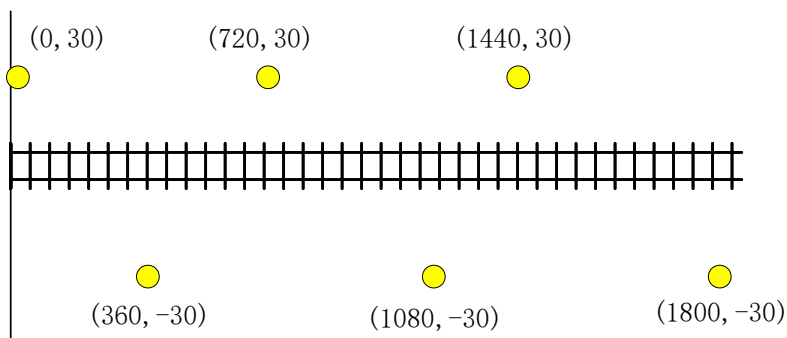


图 4-4 仿真场景

UWB 基站数量 N 在图 4-4 的仿真场景基础上等间隔逐步增加到 14, 就不再一一给出详细的基站分布位置, 用 Chan 算法每隔时间 T 对以速度 V_x 行驶“云轨”进行一次定位, 仿真运行 1000 次, 得到的误差曲线如图 4-5 所示。

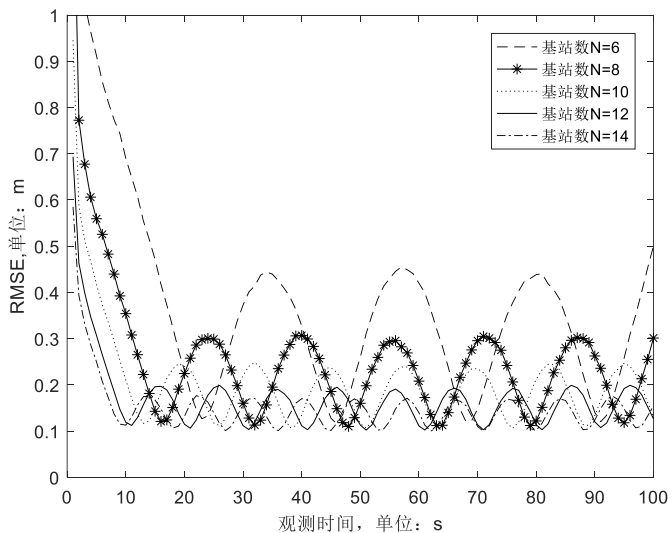


图 4-5 交叉分布不同基站数 RMSE 对比

从图 4-5 中可以看出, 随着基站数 N 的增多, 在“云轨”行驶 100 秒的距离内, 定位精度在逐渐提升, 但是提升效果最为显著的是基站数 $N=6$ 到基站数 $N=8$, 在观测最初的 1s 至 10s~20s, 不同基站数 N 对应的 RMSE 曲线都有一个陡峭的下降曲线, 在 3.3 节 150m 停车段的仿真分析中, 当基站交叉分布两端出现的“翘起”的 RMSE, 可以通过增加基站数量来缓解, 提升的定位性能随着基站增多在逐渐减少, 本节实验中

基站数从 $N=6$ 逐渐增加到 $N=10$, 可以看出在初始观测时间段内的 RMSE 曲线陡峭程度有明显的下降, 但是对于整个观测时间内的定位精度提升十分有限, 因此当基站交叉分布, 基站数 $N=8$, 定位性价比最高。

实验九: 本实验在实验八的基础上, 基站对称分布在轨道两旁, 基站数从 $N=6$ 逐渐增加到 $N=14$, 仿真运行 1000 次, 基站数 $N=6$ 仿真场景图和全部基站数 N 的 RMSE 曲线图如图 4-6 和图 4-7 所示, 其他基站数 N 的仿真场景都是在 $N=6$ 的基础上等间隔添加基站, 就不再赘述。

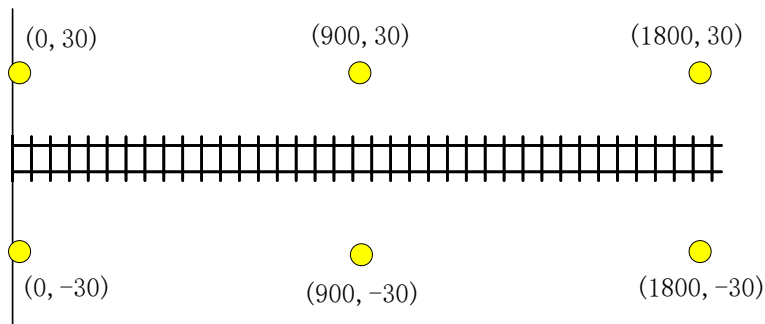


图 4-6 仿真场景图

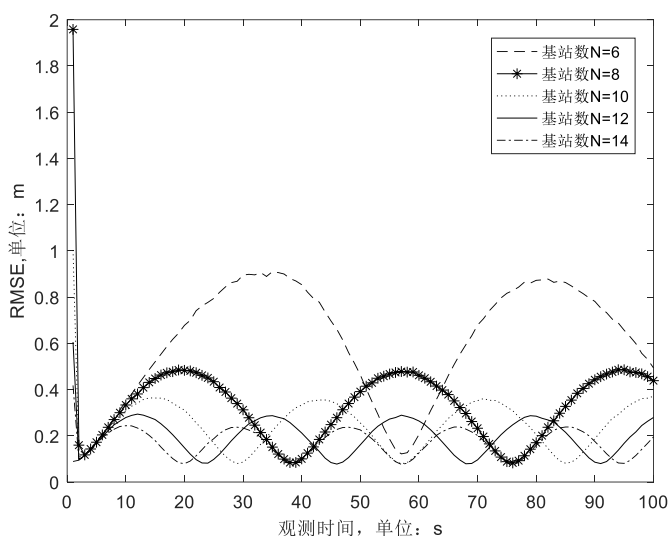


图 4-7 对称分布不同基站数 RMSE 对比

从图 4-7 中可以看出, 基站对称分布时, 对运动状态下“云轨”跟踪的第 1 秒出现一个较高的 RMSE 值, 随后就下降到正常水平, 这和 3.3.3 节中出现的情况一致。随着基站数量的增加, 整体定位精度也在提高, 其中以基站数 $N=6$ 增加到 $N=8$ 定位性能提高最为显著。

同第 3 章中研究方法类似, 选择定位性能提升性价比最高的基站数 $N=8$ 进行横向对比, 实际上“云轨”在行驶的过程中, 上面所截取的 1800m 轨道前后应该都有 UWB 基站沿着轨道分布, 这些基站可以消除图 4-5 和图 4-7 中轨道前面一小部分出现的较大 RMSE 的现象, 在基站数 $N=8$ 的基础上, 按照交叉分布或者对称分布的布置规则, 补

上前后共 4 个基站后, 经过 matlab 仿真得到的定位误差 RMSE 如图 4-8 所示。

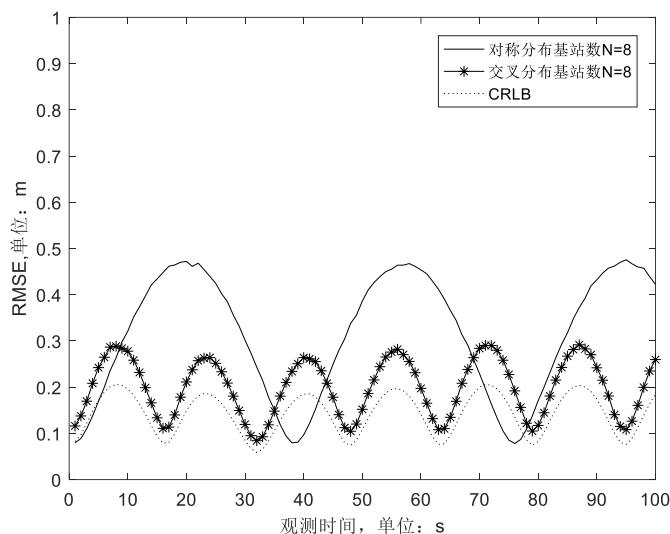


图 4-8 对称分布和交叉分布 RMSE 对比

从图 4-8 中为“云轨”在轨道中间行驶 Chan 算法实际定位结果, 可以看出与 3.3 节中结果相反, 对称分布 8 基站和交叉分布 8 基站定位精度都要大于 CRLB, 前者的误差要更大, 本节的 UWB 基站分布间隔要远远大于 3.3 节中停车段的基站间隔, 当基站为对称分布时, 可以看出 Chan 算法定位误差受基站间隔影响较大, 而基站为交叉分布时, Chan 算法定位误差受基站间隔影响较小。在 4.3 节的仿真, “云轨” 100s 的跟踪定位将在 UWB 基站交叉分布且 1800m 轨道两旁基站数 $N=8$ 的场景上进行分析。

4.3 仿真结果和分析

实验十: 本节将使用实验九得出的结论, 仿真分析 Chan 算法、基于 TDOA 测量值的卡尔曼算法以及 Chan-Kalman 算法观测轨道上运动中“云轨” 100s 的定位效果, 云轨的初始坐标为(1,0), 并且假设初始位置已知, 测距误差 $\sigma = 10cm$, 仿真运行 1000 次。三种算法的定位结果和 RMSE 曲线如图 4-9 所示。

从图 4-9 中可以看出, 在整体定位精度上, Chan-Kalman 算法的定位误差要远远小于, 但在整个 100s 观测时间内, 会出现多次峰值, 随着观测时间增加, 定位误差在逐渐减少, 而基于 TDOA 测量值的卡尔曼算法在观测时间最初的一段时间内定位误差较大, 随后 RMSE 逐渐下降并变得稳定, 此时, 定位误差要小于 CRLB, 但仍旧要大于 Chan-Kalman 算法。同 Chan 算法相比, 基于 TDOA 测量值的卡尔曼滤波算法和 Chan-Kalman 算法定位精度都得到了很多大的提升。

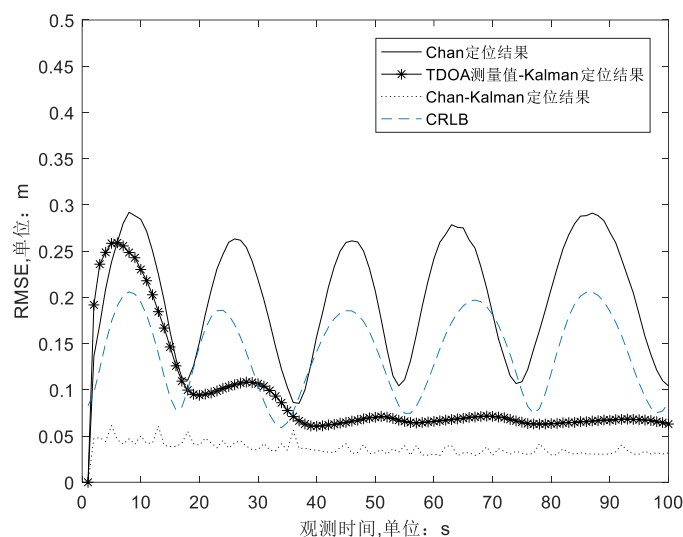


图 4-9 三种算法的 RMSE 曲线

表 4-1 $\sigma = 10\text{cm}$ 三种算法 RMSE 数据统计信息

算法	最小值	最大值	平均值	标准方差
Chan	8.53cm	29.20cm	20.12cm	6.25cm
基于 TDOA 测量值的 Kalman	6.07cm	7.16cm	6.64cm	0.28cm
Chan-Kalman	2.87cm	6.13cm	3.6cm	0.70cm

表 4-1 是测距误差在 10cm 时, 三种算法 RMSE 的数据统计信息, 由于初始时刻已知, 去掉了该时刻的数据, 对于基于 TDOA 测量值的 Kalman 算法, 记录其定位达到稳定状态后数据, 从表中可以看出, Chan-Kalman 算法的平均误差最小, 基于 TDOA 测量值的 Kalman 算法在达到稳定后标准方差最小, 定位的稳定性较强。

实验十一: 在实验十的基础上, 逐渐增大测距误差至 $\sigma=90\text{cm}$, 仿真运行 1000 次, 三种算法结果如图 4-10 至图 4-12 所示, 对应的数据统计信息如表 4-2 至表 4-4 所示。

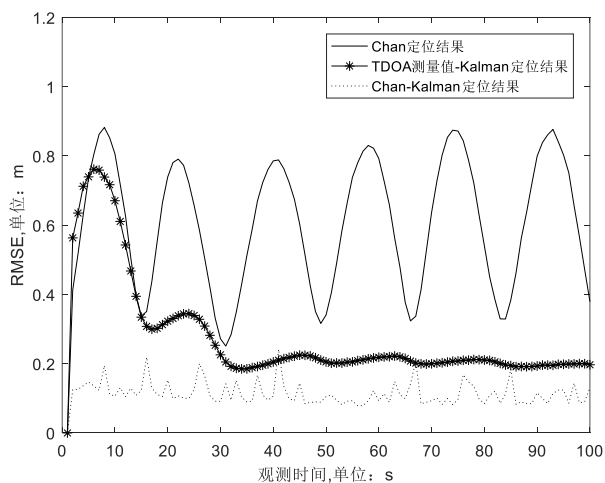
图 4-10 $\sigma=30\text{cm}$ 时 RMSE 曲线

表 4-2 $\sigma = 30\text{cm}$ 三种算法 RMSE 数据统计信息

算法	最小值	最大值	平均值	标准方差
Chan	25.10cm	88.24cm	60.87cm	18.49cm
基于 TDOA 测量值的卡尔曼	18.50cm	22.47cm	20.46cm	1.02cm
Chan-Kalman	7.85cm	24.14m	11.51cm	3.25cm

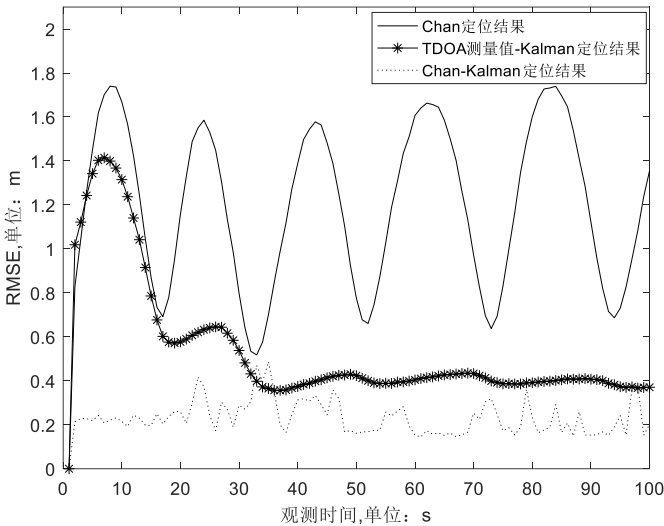


图 4-11 $\sigma=60\text{cm}$ 时 RMSE 曲线

表 4-3 $\sigma = 60\text{cm}$ 三种算法 RMSE 数据统计信息

算法	最小值	最大值	平均值	标准方差
Chan	51.77cm	174.00cm	120.29cm	36.23cm
基于 TDOA 测量值的卡尔曼	35.66cm	43.47cm	39.84cm	2.06cm
Chan-Kalman	14.43cm	48.64cm	23.37cm	7.55cm

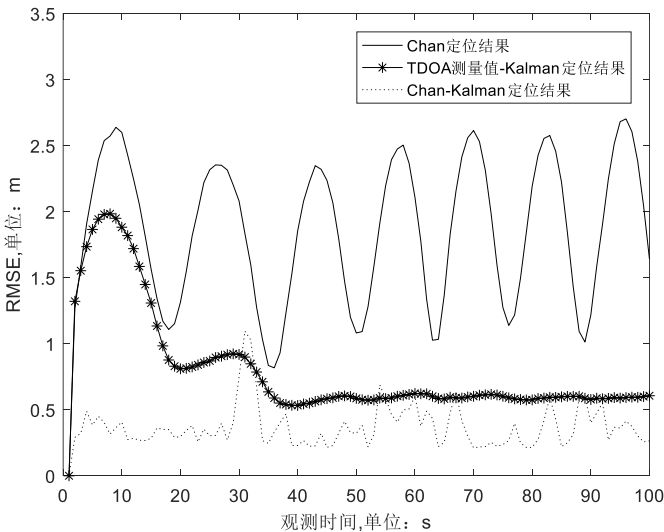


图 4-12 $\sigma=90\text{cm}$ 时 RMSE 曲线

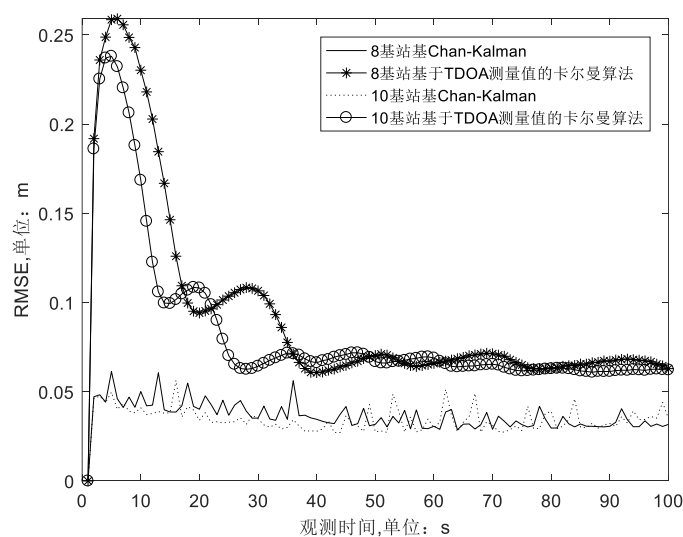
表 4-4 $\sigma = 90\text{cm}$ 三种算法 RMSE 数据统计信息

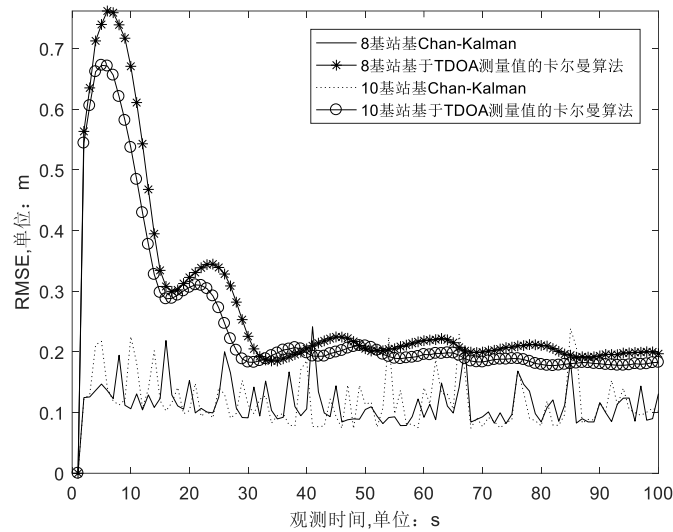
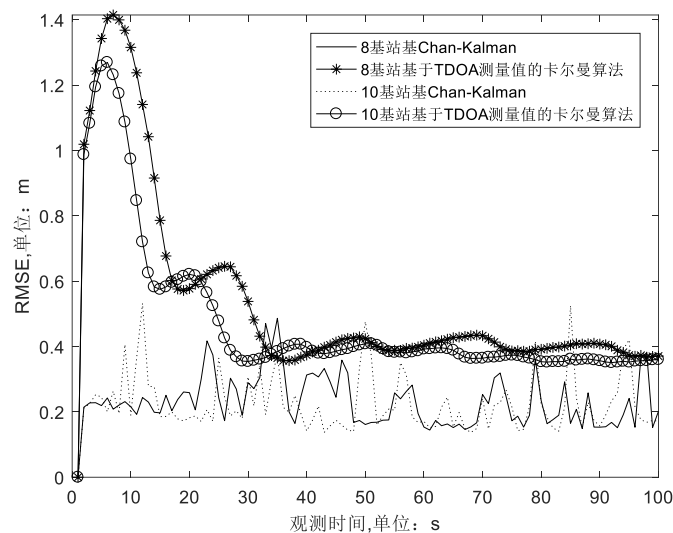
算法	最小值	最大值	平均值	标准方差
Chan	81.72cm	270.22cm	187.45cm	53.77cm
基于 TDOA 测量值的卡尔曼	53.25cm	62.34cm	58.87cm	2.00cm
Chan-Kalman	21.15cm	109.49cm	37.11cm	15.68cm

从图 4-10 至图 4-12 以及表 4-2 至表 4-4 中可以看出, 随着测距误差 σ 增大, 三种算法的定位误差 RMSE 都在增大, 在增大的过程中, Chan 算法和基于 TDOA 测量值的卡尔曼算法 RMSE 曲线趋势基本保持一致, 虽然 Chan-Kalman 算法 RMSE 曲线则随着 σ 的增大产生较大的波动, 但在整体上 Chan-Kalman 算法定位精度是最高的, 达到的定位精度是小于测距误差。

实验十一: 本节实验将分析基站数量对基于 TDOA 测量值的卡尔曼算法和 Chan-Kalman 算法定位的影响, 使用 10 个 UWB 基站, 并且交叉分布在 1800m 轨道两旁, 仿真运行 10000 次, 测距误差分别设置为 10cm、30cm 和 60cm, 定位误差 RMSE 如图 4-13 至 4-14 所示。

从图 4-13 至图 4-15 可以看出, 对于基于 TDOA 测量值的卡尔曼算法, 增加基站后, 在定位达到稳定前的定位精度都有所提高, 并且会更快的到达定位稳定的状态, 尤其是在测距误差 $\sigma=10\text{cm}$ 时, 稳定时刻提前了 13s, 但是定位达到稳定状态后, 增加的基站数量对于定位精度的提高帮助很小, 定位精度提升不够明显; 而对于 Chan-Kalman 算法, 在整体上看受基站数量的影响很小, 增加基站数量后, 从整体上看, RMSE 曲线几乎没有改变, 可以降低通过增加基站来提高定位精度带来的额外成本消耗。

图 4-13 $\sigma=10\text{cm}$ 时 RMSE 曲线

图 4-14 $\sigma=30\text{cm}$ 时 RMSE 曲线图 4-15 $\sigma=60\text{cm}$ 时 RMSE 曲线

经过本节的仿真，可以发现，无论时基于 TDOA 测量值的卡尔曼算法还是 Chan-Kalman 算法，在对于运动状态的“云轨”定位时，两者的整体定位精度相比于单一的 Chan 算法定位精度都有很大的提升，它们的 RMSEE 都是小于测距误差。随着测距误差增大，Chan-Kalman 的波动性也在增大，基于 TDOA 测量值的卡尔曼算法在初始观测时间内定位误差较大，需要经过 30~40s 后，定位达到稳定状态，在测距误差 $\sigma=10\text{cm}$ 时，RMSE 只有 6.4cm，但即便达到稳定状态，它的定位精度依旧要小于 Chan-Kalman 算法。另外，通过增加基站数虽然可以使得基于 TDOA 测量值的卡尔曼算法提前到达稳定状态，但是对于稳定状态后以及 Chan-Kalman 算法定位精度的提升很小。因此，对于行驶中的“云轨”定位，若测距误差即就是测距误差较小，可以使用 Chan-Kalman 算法，在定位误差较大的情况下，Chan-Kalman 算法出现了较大的波动，并且定位精度

方面丧失了优势，则可以考虑使用基于 TDOA 测量值的卡尔曼算法。

4.4 本章小结

本章节中主要分析和研究对运动中“云轨”的定位分析，并引入了两种卡尔曼滤波算法，基于 TDOA 测量值的 Kalman 滤波算法和基于 Chan 算法的 Kalman 滤波算法。首先介绍了卡尔曼滤波的基本原理和两种卡尔曼滤波算法思路，然后建立了“云轨”运动状态模型和两种卡尔曼滤波算法下的观测模型，为了设置合理的 UWB 基站数量，在第 3 章的基础上根据“云轨”运动 100s 距离，分析了不同基站数下交叉分布和对称分布 Chan 算法精度，发现对于间隔较大的基站分布下，交叉分布在整体定位精度上要优于对称分布，表明对称分布基站对基站间隔比较敏感。接下来在基站分布设计完成后，对 Chan 算法、基于 TDOA 测量值的卡尔曼算法以及 Chan-Kalman 一共三种算法进行仿真分析，发现后面两者相比于 Chan 算法定位性能都要更好，随着 TDOA 测距的误差的增大，三种算法的 RMSE 都在增大，说明三种算法对于测距误差都比较敏感，其中 Chan-Kalman 算法会随着测距误差出现一些 RMSE 较大的峰值，但整体定位精度还是要高于另外两种算法；基于 TDOA 测量值的算法在定位达到稳定前需要一个较长时间，增加基站数量可以缩短该时间，但是对于稳定后定位精度的提升较小，Chan-Kalman 算法从增加基站数中受益也十分微小。

结论

论文所作的工作是将 UWB 技术应用于“云轨”定位,对于停车段和行驶中两种不同状态的“云轨”展开了一系列的研究。做出的主要工作如下:

(1) 比较了超宽带定位技术和传统列车定位技术的特点,对超宽带定位技术的发展、特点、应用以及常见的列车组合定位技术进行文献综述,结合轨道交通中已存在的无线通信网络及设备,认为基于 UWB 技术的“云轨”定位具有很大的优势,给出了基于 UWB 技术的“云轨”定位方案。

(2) 比较了 UWB 定位中常用的几种定位方法的特点,经过对比后,采用基于 TDOA 定位方法的“云轨”定位,该方法能够满足“云轨”定位精度的需求,并且通过测距误差模型对 Chan 算法、Taylor 级数展开法和 Fang 算法进行了仿真模拟,通过仿真得出了 Chan 算法更加适合用于“云轨”定位的结论。

(3) 对于静止于停车段的“云轨”,使用多基站下的 Chan 算法进行定位,结合几何精度因子,分析了 UWB 定位精度和基站分布的关系,提出了 Chan 算法下停车段 UWB 基站分布的方案。通过分析不同基站分布和基站数量对定位性能影响,仿真结果显示,当基站交叉分布或对称分布在停车段轨道两旁时,定位精度较高,并且适应性较强,在这两种分布下,增加基站数量可以在一定程度上提高定位精度,但随着基站数量的逐步增多,定位精度提升的性价比将会越来越低,在相同的基站数量下,对称分布下的 Chan 算法定位精度更好,并且针对于在停车段 1~3m 出现的 RMSE 较大的情况,给出了解决方法。因此对于停车段“云轨”定位,为了获得更高精度的定位效果,UWB 基站分布式方式应该采用对称分布。

(4) 对于在长直轨道上处于行驶状态的“云轨”定位,引入了卡尔曼滤波算法,建立了“云轨”的运动模型,分析对比基于 TDOA 测量值的卡尔曼算法和基于卡尔曼滤波的 Chan 算法,并根据前面的工作点,进行了仿真场景设计,合理设置了轨道两旁的基站数量和分布,通过仿真,发现两种算法相比于 Chan 算法定位精度都有很大提升,其中基于卡尔曼滤波的 Chan 算法定位精度最高,对于行驶中的“云轨”可以优先考虑该算法。

然而,由于作者的时间、精力以及水平有限,对于“云轨”定位中 UWB 技术应用的摸索还不够深入,论文中仍然有许多不足的地方,今后可以继续研究和改进的内容包括但不限于:

(1) 文中对于“云轨”定位场景未考虑更加复杂的 NLOS 环境,这将导致在某些情况下,实际定位结果和理论分析出现较大的出入,并通过新的测距误差模型和算法,来降低 NLOS 下的“云轨”定位误差。

(2) 在第4章中, 由于“云轨”相比于其他城市轨道交通列车, 具有更强的地形适应能力和爬坡能力, 本文中缺少对于弯曲轨道的分析, 后面可以考虑设置具有一定曲率和坡度的仿真环境。

(3) 目前, 对于轨道交通列车定位技术已经出现多种定位技术的融合, 例如有RSSI/SINS/GNSS三者融合, 本文仅在理论中使用卡尔曼滤波算法和UWB定位算法融合算法, 今后的研究中, 可以结合传统列车定位技术以及卫星导航技术, 提高定位系统的抗干扰能力。

致 谢

时间如白驹过隙，曾经以为还很长的研究生学习生涯如今及却已接近了尾声。回忆这三年来的研究生生活，脑海中闪过许许多多的记忆碎片，有刚来时充满期许的样子，有第一次和导师杨柳老师见面紧张又激动的样子，还有在实验室图书馆学习的样子，忘不了那一篇研究了半个学期的论文，忘不了在外实习的那四个月的经历，也忘不了校园里的那成排银杏树，有仿真代码成功运行的喜悦，也有科研过程中的痛苦，这些都是珍贵的回忆。在经过这三年的成长，我要向我的导师杨老师、刘林老师以及身边的朋友家人表示我衷心的感谢。

首先，我的导师杨老师是我最尊敬也是最值得我去感谢的人。她是一个在科研工作中严谨认真的人、在教学中尽职尽责的人、在生活是一个充满热情又可爱的人。从论文的定方向到定研究点再到最后的定题，杨老师给了我许许多多的建议，不断的纠正我在研究工作上的错误。在学习中，杨老师对我的学习状态和学习效率十分关心，当我在学习中遇到挫折，总能够及时的指引我，让我不断的成长起来。在生活中，杨老师也常常关注我的个人身体健康，我锻炼身体，拥有一个健康的生活状态。杨老师不仅是我在科研学习道路上的指路明灯，也是我研究生生活中的罗盘，在此，我向杨老师表示由衷的感谢！

其次，我还要感谢刘林老师，刘老师是一个和蔼可亲又热心的人，对我毕业课题给予了很大的帮助，在刚进行 UWB 定位研究中，有很多不懂的地方，正是因为得到了刘老师对我的悉心指导，我才得以不断的前进，每次刘老师对我的指导都使得我茅塞顿开，在此，我向刘老师表示诚挚的感谢！

接下来，我要感谢我的小伙伴张胜同学，张胜同学经常分享给我他的学习经验和科研成果，给了我很大的帮助，当我们遇到生活上、学习上的困难，我们都会彼此安慰彼此鼓励。我还要感谢我的室友梅杰，我的室友梅杰是一个充满包容心同时又乐观的人，在这三年相处中，室友从未因为我的错误而对我表达过不满，总是会微笑的对我说句没事，还经常给我分享一些学习的方法和生活的点滴，感谢他三年来带给我的欢乐和帮助。

最后，我还感谢一直陪伴我、支持我的家人，我要感谢我的父亲对我的安慰，尽管他不懂的我遇到的是一种什么样的困难，但他总会用着慈祥的语气鼓励我，感谢我的母亲对我生活上的无微不至的关怀，虽然我们相隔万里，但每逢节气变化，她总是提醒我注意身体。感谢你们对我从小到大的关怀和鼓励，感谢父母在我身上不求回报的付出，你们是我一路成长的动力，在今后的生活中，我将会努力奋发向上，好好报答我的父母。

参考文献

- [1] 王娟,胡婕. 比亚迪:筑梦绿色交通产业链[J]. 企业管理, 2019(07):79-82.
- [2] 商讯. 2019 上半年全国机动车保有量达 3.4 亿辆[J]. 商用汽车, 2019(07):7.
- [3] 刘仲波,王彦新,王茉莉. 现代新型轨道交通发展研究[J]. 价值工程, 2018,37(32):228-229.
- [4] 比亚迪在巴西赢得“首标”,将建全球首条跨海云轨[C]. 《今日轨道交通》头条版 2018 年 5 月.:国铁科创新轨道交通科技股份有限公司, 2018:15-16.
- [5] 孙言涵. 旅游区轨道交通线建设分析——以深圳市坪山区云轨旅游专线试验线为例[J]. 交通科技与经济, 2018,20(02):29-34.
- [6] 何遥. 智能轨道交通的新趋势[J]. 中国公共安全, 2018(Z1):130-132.
- [7] 刘俐. 跨座式单轨线路特点和规划特色[J]. 隧道与轨道交通, 2019(03):11-14+58.
- [8] “云轨”技术[J]. 工业设计, 2018(09):16.
- [9] 孟琳,魏涛. 基于 BDS/SINS 紧组合导航的列车定位方法研究[J]. 铁道通信信号, 2019,55(09):37-42.
- [10] 王巍. 惯性技术研究现状及发展趋势[J]. 自动化学报, 2013,39(06):723-729.
- [11] 李强, 吴应攀. 浅谈广州地铁 3 号线列车定位技术[J]. 铁道通信信号, 2012,48(08):1-4.
- [12] 夏青. 应答器与测速组合定位在地铁中的应用[J]. 铁路通信信号工程技术, 2012,9(02):50-53.
- [13] 徐炜. 城市轨道交通列车定位系统[J]. 铁路通信信号工程技术, 2009,6(02):41-44.
- [14] Lu Yuan-Jiu. Inertial Device (I&II). Beijing: China Astro-nautic Publishing House, 1990. 1121 (陆元九.惯性器件(上、下). 北京:宇航出版社, 1990.1121)
- [15] 庄春华,赵治华,张益青,罗巧梅. 卫星导航定位技术综述[J]. 导航定位学报, 2014,2(01):34-40.
- [16] 李连,朱爱红. 无线传感器网络中的定位技术研究[J].微计算机信息, 2005(15):133-135.
- [17] P.Bahl, V.Padmanabhan. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system[C]. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, 2000, (2): 775-784.
- [18] N.Priyantha, A.Chakraborty, H.Balakrishnan. The cricket location-support system[C]. Proceedings of the 6th annual international conference on Mobile computing and networking, 2000: 32-43.
- [19] Iwakiri N, Kobayashi T. Joint TOA and AOA estimation of UWB signal using time domain smoothing. In: Proceedings of 2nd International Symposium on Wireless Pervasive Computing, San Juan, Puerto Rico,2007.5~7.

- [20] 华江锋,朱广华,徐頔. 室内外定位技术研究综述[J]. 科技创新与应用, 2017,(18):296.
- [21] 凯泰集团. 创新应用 RFID 追踪球员运动轨迹 [EB/OL].
http://www.cantechs.net/ktkj/news_2/1016.html
- [22] AI 前线. A13 芯片很牛, 但是这款神秘的 U1 芯片才是苹果的野心 [EB/OL].
<https://xueqiu.com/9217191040/132749976>
- [23] 周勇. 超宽带无线通信技术发展[J]. 数字通信世界, 2018(12):42.
- [24] 顾建国, 周励谦. 中海达: 并购联睿电子, 加强室内定位技术 [EB/OL].
<http://stock.stockstar.com/JC2014061200002414.shtml,2014>.
- [25] 清研讯科. 10 厘米级定位进入规模部时代, 清研讯科致力工业 4.0 位置服务[EB/OL].
http://news.rfidworld.com.cn/2016_09/fb462f8ded5e07cc.html
- [26] 肖竹,王勇超,田斌,于全,易克初. 超宽带定位研究与应用:回顾和展望[J]. 电子学报, 2011,39(01):133-141.
- [27] 张宴龙. 室内定位关键技术研究[D]. 中国科学技术大学, 2014.
- [28] 曾庆化,王敬贤,孟骞,熊智,钱伟行. 基于 UWB 优化配置的室内行人导航方法[J]. 中国惯性技术学报, 2017,25(02):186-191.
- [29] 朱自强. 超宽带定位的关键技术研究[D]. 电子科技大学, 2019.
- [30] 金利剑. 基于 UWB 的定位系统设计与研究[D]. 浙江理工大学, 2019.
- [31] 张晓俊. 基于 UWB 信号的室内混合定位算法及性能分析研究[D]. 南京邮电大学, 2018:33-47.
- [32] 林瑜筠. 城市轨道交通信号设备[J].北京:中国, 2006.
- [33] 吕伟,朱建军. 北斗卫星导航系统发展综述[J]. 地矿测绘, 2007(03):29-32+36.
- [34] 熊磊,朱刚,谈振辉. 铁路交通中基于通信的无线定位问题分析[J]. 铁道学报, 2004(01):73-76.
- [35] 程建军,王长林. 列车无线定位方法初探[J]. 铁道通信信号, 2008(02):51-53.
- [36] Lin H, Ye L, Wang Y. UWB.Multi-sensors and Wifi-Mesh based precision positing for urban rail traffic[J]. 2010, 4633: 1-8.
- [37] 刘江,蔡伯根,唐涛,王剑. 基于 CKF 的 GNSS/INS 列车组合定位鲁棒滤波算法[J]. 交通运输工程学报, 2010,10(05):102-107.
- [38] 刘江,蔡伯根,唐涛,王剑. 基于 GPS 与惯性测量单元的列车组合定位系统[J]. 中国铁道科学, 2010,31(01):123-129.
- [39] 赵洪蕾. 铁路场景无线网络定位技术研究[D]. 北京交通大学, 2013.
- [40] 王其,钱承山,张自嘉,蒋平,程致远,俞仁杰. RFID 辅助捷联定位系统的地铁列车组合定位系统建模与仿真[J]. 系统仿真技术, 2015,11(01):27-31.
- [41] 马丽,张蕊萍,杜国璋. 基于 TDOA 的列车无线定位方法研究[J]. 铁道标准设计. 2016, 60(7): 154-158.

- [42] 刘影. 基于 BDS/INS 组合列车定位系统的研究[D]. 大连交通大学, 2018.
- [43] 于天意. 复杂环境下的无线定位技术研究[D]. 北京交通大学, 2019.
- [44] 谭志,张卉. 无线传感器网 RSSI 定位算法的研究与改进[J]. 北京邮电大学学报. 2013, 36(3): 88-91.
- [45] Ross G F. Transmission and Reception System for Generating and Receiving Base-band Duration Pulse Signals without Distortion for Short Base-band Pulse Communication System. U. S. Patent No.3, 728,632, Apr 17, 1973.
- [46] J.G.Proakos and M.Salehi, Communications System Engineering[M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, Inc, 1994.
- [47] Taylor J D. Introduction to ultra-wideband radar systems[M]. CRC press, 1994: 7-9.
- [48] Porcino D, Hirt W. Ultra-wideband radio technology: potential and challenges ahead[J]. IEEE communications magazine. 2003,41(7):66-74.
- [49] Scholtz R. Multiple access with time-hopping impulse modulation[C]. Military Communications Conference, 1993. MILCOM'93. Conference Record. Communications on the Move. IEEE. Ieee, 1993, 2: 447-450.
- [50] Firoozbakhsh B, Pratt T G, Jayant N. Analysis of IEEE 802.11 a interference on UWB systems[C]. Ultra Wideband Systems and Technologies, 2003 IEEE Conference on. IEEE, 2003: 473-477.
- [51] 熊海良. 超宽带无线通信与定位关键技术研究[D]. 西安电子科技大学, 2011:27-29.
- [52] J.Balakrishnan, A.Batra, and A.Dabak, A multi-band OFDM system for UWB communication," in Proc. IEEE. Ultra Wideband Systems and Technologies, 2003, pp.354-358.
- [53] A.Batra, J.Balakrishnan, G.R.Aiello, J.R.Foerster, and A.Dabak, "Design of a multiband OFDM system for realistic UWB channel environment," IEEE Trans. Microw. Techn., Sep.2004, vol.52, no. 9, pp. 2123-2138.
- [54] 苏理云,庞武. 超宽带无线技术——短距离无线通信的前沿技术[J]. 技术与市场, 2005(05):35.
- [55] 李劫,姚远,宋俊德. 近距离无线通信技术的发展现状与展望[J]. 移动通信, 2008(06):5-9.
- [56] 刘荣伍,蒋挺,周正. 基于 UWB、ZigBee 的 WPAN 与 WLAN 的干扰[J]. 无线电通信技术, 2006(03):54-56+64.
- [57] 王爱佳. UWB 技术与应用研究[J]. 中外企业家, 2013(34):206-207.
- [58] 陈维克,李文锋,首珩,袁兵. 基于 RSSI 的无线传感器网络加权质心定位算法[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2006(02):265-268.
- [59] Yun Bai, Chun Ming Li, Yuan Xue. A Centroid Localization Algorithm for Wireless Sensor Networks Based on RSSI[J]. Applied Mechanics and Materials, 2013:197-200.
- [60] WU Ling, HUANG Li-ya. Improvement of location methods based on RFID[J]. The Journal of

China Universities of Posts and Telecommunications, 2013,20(06):36-41.

- [61] 蔡红. 基于 UWB 的定位方法研究[D]. 北京:北京邮电大学, 2015: 26-48.
- [62] H. Steendam. A 3-D Positioning Algorithm for AOA-Based VLP With an Aperture-Based Receiver[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018, 36(1):23-33.
- [63] Wang C, Chong S, Zhang K, et al. Research on TDOA/AOA Fusion Algorithm Based on UWB Technology[J]. DEStech Transactions on Computer Science and Engineering. 2018(cnai):56-59.
- [64] Y.Xue, X.Li, L.Xu, et al. Research on position differential method of dual-satellites TDOA and FDOA in passive location system[C]. IEEE International Frequency Control Symposium Proceedings, Baltimore, 2012:1-5.
- [65] 张宴龙. 室内定位关键技术研究[D]. 中国科学技术大学, 2014.
- [66] 屠晓东. 基于 UWB 信号的多基站与单基站定位算法的研究与性能分析[D]. 中国海洋大学, 2012.
- [67] Al Harbi F S, Helgert H J. An Improved Chan-Ho Location Algorithm for TDOA Subscriber Position Estimation[J]. IJCSNS. 2010,10(9): 101-106.
- [68] Zhai C, Zou Z, Zhou Q, et al. A 2.4-GHz ISM RF and UWB hybrid RFID real-time locating system for industrial enterprise Internet of Things[J]. Enterprise Information Systems. 2017, 11(6): 909-926.
- [69] Fang B T. Simple solutions for hyperbolic and related position fixes[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 1990,26(5):748-753.
- [70] 余央. NLOS 条件下 TOA/TDOA 定位优化方法[D]. 电子科技大学, 2018:5-8.
- [71] 仲江涛,秦斌,吴健春,刘童. 基于 Kalman 滤波的 Chan 室内定位算法改进[J]. 通信技术, 2017,50(10):2223-2228.

攻读硕士学位期间参加的科研项目

- [1] 轨道交通工程信息化国家重点实验室开放课题，基于 BIM 的施工现场监管数据通信保障技术；
- [2] 综合交通大数据国家工程实验室开放基金，BIM+GIS+北斗高精度融合在高速公路施工质量监控中的应用关键技术研究；