

西南交通大学
本科毕业设计（论文）

基于 77G 毫米波雷达的运动物体轨迹提取研究

年 级： 2017 级

学 号： 2017112174

姓 名： 陈荣千

专 业： 自动化

指导教师： 邹应全

二零二一年五月

西南交通大学

本科毕业设计（论文）学术诚信声明

本人郑重声明：所提交的毕业设计（论文），是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。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作品成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

作者签名：

日期： 年 月 日

西南交通大学

本科毕业设计（论文）版权使用授权书

本毕业设计（论文）作者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毕业设计（论文）的全部或部分内内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本毕业设计（论文）。

保密，在_____年解密后适用本授权书。

本论文属于

不保密。

（请在以上方框内打“√”）

作者签名：

指导教师签名：

日期： 年 月 日

日期： 年 月 日

西南交通大学本科毕业设计（论文）

院系 信息科学与技术学院 专 业 自动化

年 级 2017 级 姓 名 陈荣千

题 目 _____

指导教师

评 语 _____

指导教师 _____ (签章)

评 阅 人

评 语 _____

评 阅 人 _____ (签章)

成 绩 _____

答辩委员会主任 _____ (签章)

年 月 日

毕业设计（论文）任务书

班 级 自动 2017-01 班 学生姓名 陈荣千 学 号 2017112174

发题日期：2020 年 12 月 11 日 完成日期：2021 年 5 月 26 日

题 目 基于 77G 毫米波雷达的运动物体轨迹提取研究

1、本论文的目的、意义

毫米波雷达传感器使用毫米波（millimeterwave）。通常毫米波是指 30~300GHz 频域(波长为 1~10mm)的。其中 24GHz 雷达传感器、77Ghz 雷达传感器主要用于汽车防撞。毫米波的波长介于厘米波和光波之间，因此毫米波兼有微波制导和光电制导的优点。同厘米波雷达相比，毫米波雷达具有体积小、易集成和空间分辨率高的特点。与摄像头、红外、激光等光学传感器相比，毫米波雷达穿透雾、烟、灰尘的能力强，抗干扰能力强，具有全天候(大雨天除外)全天时的特点。由于雷达技术的发展与进步，现在的毫米波雷达传感器开始应用于汽车电子、安防、无人机、智能交通等多个行业中。

本课题以 TI 公司 77G 雷达芯片 AWR1642 在自动驾驶中的应用为研究对象。毕业设计使学生了解自动驾驶传感器类型和特点；掌握毫米波雷达在自动驾驶中的应用；掌握基于 DSP 的雷达信号处理基础；了解雷达信号处理的方法。该课题软件硬件相结合，对于学生理论学习、硬件调试以及软件开发的几项能力有着很好的提升作用。

2、学生应完成的任务

(1) 学习掌握 TI 雷达芯片 AWR1642 的基本组成和原理；

(2) 掌握 CAN 总线结构和雷达信号处理方法；

(3) 掌握 MATLAB 的数字信号处理方法；

(4) 学习和掌握 DSP 技术的开发；

(5) 按照要求与格式，高质量的完成毕业论文的撰写工作并参加答辩。

3、本论文与本专业的培养目标达成度如何？（如在知识结构、能力结构、素质结构等方面有哪些有效的训练。）

本论文支撑本专业一下毕业要求的达成：(1)学生查阅有关毫米波雷达在自动驾驶中的应用、77G 毫米波雷达的信号处理算法的国内外研究文献，综述现状和意义，使学生具有通过文献检索研究复杂工程问题的能力（指标点 2.2）；(2) 通过完成对真实场景的建模和实验，对结果分析提出建议的过程。使学生具有分析复杂工程问题获得有效结论的能力（指标点 2.4）；(3)学习并掌握 DSP 的雷达信号处理的方法，并实时识别运动目标特征。具备基于科学原理并采用科学方法对复杂工程问题进行研究的能力（指标点 4.3）；(4) 基于 FFT 算法和多天线技术，使学生具备能够利用现代工程工具对复杂工程问题进行模拟和预测，并能够理解其局限性（指标点 5.2）；(5) 通过毕业设计过程中的每周报告和交流，使学生具备良好的口头表达能力和人际交往能力，能够就复杂工程问题与业界同行及社会公众进行有效沟通（指标点 10.1）；(6) 开题、中期报告和论文撰写和答辩，使学生具有书面表达与沟通能力、科技论文与技术报告写作能力，能够撰写报告和设计文稿、陈述发言、清晰表达（指标点 10.2）。

4、论文各部分内容及时间分配：（共 17 周）

第一部分 查询并阅读相关资料了解毕业设计相关领域；英文翻译；（2 周）

第二部分 详细研究 TI 公司 77G 雷达芯片 AWR1642 的原理和应用；（2 周）

第三部分 采集在自动驾驶车前方障碍物目标数据；（4 周）

第四部分 用 MATLAB 分析采集的数据，并实现目标识别；（4 周）

第五部分 论文撰写及资料整理。（3 周）

评阅及答辩（1 周）

指导教师：_____ 2020 年 12 月 11 日

审批人：_____ 2020 年 12 月 11 日

摘要

近年来，毫米波雷达由于其物理特性具有独特的优势，在自动驾驶领域越来越受瞩目，相关技术也在快速发展。本论文针对自动驾驶领域，研究了车载毫米波雷达的运动目标轨迹提取问题。

首先，本论文介绍了自动驾驶领域毫米波雷达的特点及应用，与其他传感器相比所具有的优势。介绍了目前国内外毫米波雷达主要的研究方向，以及目标识别和追踪的研究热点。然后阐述了本论文研究目标和基本方法。本论文的工作可分为三个阶段，分别为目标检测，多目标跟踪，运动轨迹提取与校正。

在目标检测阶段，本论文介绍了毫米波雷达的原理，包括调频连续波(Frequency Modulation Continuous Wave, FMCW)信号；信号的发射与接收，混频与采样；推导了毫米波雷达的经典三维 FFT 算法中测距，测速，测角原理，各参数对测量范围与分辨率的影响；介绍了波达方向估计算法和恒虚警算法的原理。

在多目标跟踪阶段，本论文设计了一种新的跟踪算法框架，并改进了聚类算法和卡尔曼滤波算法。在新的得到目标聚类后，通过卡尔曼滤波算法和相似度匹配算法，得到了多个目标的轨迹。

在运动目标轨迹的提取与校正阶段，通过雷达自身的运动数据，从多个轨迹中筛选出属于运动目标的轨迹，并排除相对运动的影响，还原物体的原始运动轨迹。

在实验与验证阶段，本论文采用了 TI 自动驾驶毫米波雷达评估板 AWR1642，详细介绍了系统组成和数据的处理流程，以及雷达配置软件中参数含义；最后，定义了评价轨迹性能的标准，设计了不同的实验场景，对 Matlab 代码的结果进行评估。

关键词：毫米波雷达；目标检测；轨迹提取；Matlab；AWR1642

Abstract

In recent years, millimeter-wave radar has attracted more and more attention in the field of automatic driving because of its unique physical characteristics. In this paper, the problem of moving target trajectory extraction for vehicle-borne millimeter wave radar is studied in the field of autopilot.

First of all, this paper introduces the characteristics and applications of millimeter wave radar in the field of autopilot, compared with other sensors have advantages. The main research direction of millimeter wave radar at home and abroad and the research hotspot of target recognition and tracking are introduced. Then elaborated this paper research goal and the basic method. The work of this paper can be divided into three stages: target detection, multi-target tracking, motion trajectory extraction and correction.

In the phase of target detection, this paper introduces the principle of millimeter Wave radar, including Frequency Modulation Continuous Wave (FMCW) signal, signal transmitting and receiving, mixing and sampling, the principle of angle measurement and the influence of parameters on the measurement range and resolution are introduced, and the algorithms of direction of arrival (DOA) estimation and constant false alarm rate (CFAR) are introduced.

In the phase of multi-target tracking, this paper designs a new tracking algorithm framework and improves the clustering algorithm and the Kalman Filter algorithm. After the new target clustering, the trajectories of multiple targets are obtained by using the Kalman filter algorithm and the similarity matching algorithm.

In the phase of extracting and correcting the track of the moving object, the track of the moving object is screened out from the multi-tracks by using the radar's own motion data, the influence of relative motion is eliminated, and the original track of the object is restored.

In the stage of experiment and verification, this paper adopts the TI mmWave radar evaluation board AWR1642. Different experimental scenarios are designed to evaluate the results of MATLAB code.

Keywords: millimeter wave radar; target detection; trajectory extraction; MATLAB; AWR1642

目 录

第 1 章 绪 论.....	1
1.1 背景与意义.....	1
1.2 国内外发展（应用）现状.....	2
1.3 论文所做工作及思路.....	3
1.4 论文章节安排.....	4
第 2 章 毫米波雷达理论基础.....	6
2.1 距离测量原理.....	6
2.2 速度测量原理.....	9
2.3 角度测量原理.....	12
2.3.1 比相位差法.....	12
2.3.2 多输入多输出技术.....	14
2.4 到达角估计算法.....	16
2.5 恒虚警算法与峰值聚集算法.....	18
2.6 本章小结.....	21
第 3 章运动目标轨迹提取.....	22
3.1 聚类算法.....	22
3.2 卡尔曼滤波算法.....	24
3.3 相似度函数.....	26
3.4 多目标跟踪.....	27
3.5 轨迹提取与校正.....	29
3.6 本章小结.....	31
第 4 章 毫米波雷达平台与实现.....	32
4.1 硬件系统构成.....	32
4.2 相关软件概述.....	35
4.3 测试场景.....	36
4.4 本章小结.....	38
第 5 章 实测数据与结果分析.....	39
5.1 性能评价指标.....	39
5.2 Matlab 运行结果与分析.....	41

5.2.1 静止多目标检测	41
5.2.2 运动目标轨迹提取	45
5.2.3 运动轨迹校正	49
5.3 本章小结	52
结 论	53
致 谢	54
参考文献	55

第 1 章 绪 论

1.1 背景与意义

随着科技发展，自动驾驶技术正在快速发展进步，并逐渐在改变我们的生活。高级驾驶辅助系统(Advanced Driver Assistance System, ADAS)是目前的研究热点，虽然成熟系统的商业应用仍需要时日，但其实验室雏形已经取得诸多成果。以目前较为先进的自动驾驶技术解决方案提供商特斯拉公司^[1]为例，其自动驾驶能力达到 L2 级别，即智能化系统与驾驶人共存，驾驶人拥有执行权。特斯拉的产品使用摄像头，雷达和超声波传感器，实现了交通灯和标志识别，自动辅助驾驶，自动泊车，环境感知，碰撞预警等功能。但由于该技术的发展还不成熟，其应用的安全性引起较大的争议。在未来，该领域的发展空间仍然巨大。

自动驾驶功能的核心是传感器技术，目前应用较多的传感器是视觉摄像头，激光雷达，超声波雷达，红外线传感器，毫米波雷达等。这些传感器各有优缺点，需要结合各传感器的优点和性能特点，才能实现自动驾驶的安全性和需求。

毫米波雷达，其工作波长为 1~10mm，频率介于 30~300GHz 之间。由于毫米波介于微波和厘米波之间，因此兼有长波雷达和激光雷达的优点，探测范围大且分辨率较高，因此广泛运用在自动驾驶领域。

与其他类型的传感器相比，毫米波雷达也有着突出优势^[2]。与超声波传感器相比，毫米波雷达探测距离较远，范围更大，分辨率也更高。与光学传感器（激光雷达，红外传感器，摄像头等）相比，由于波长较长，毫米波雷达的探测距离可以轻松超过 200 米，而激光雷达一般不到 150 米，因此毫米波雷达更适合高速行驶的场景。与超声波雷达相比，毫米波雷达探测范围大，分辨率更高，超声波雷达由于其极短的探测距离，目前只应用于倒车雷达中。此外，毫米波雷达较少受到天气影响，在雾霾、雨雪等极端天气中，毫米波雷达的穿透雾、烟、灰尘的能力也要更强一些。与长波雷达相比，毫米波波长在毫米级，能分辨很小的目标，具有较高的分辨率。因此，毫米波雷达在自动驾驶，军事制导系统等领域有着广泛的应用。

目前毫米波雷达有两个工作频段，分别为 24GHz 和 77GHz。由于 24GHz 毫米波雷达带宽较小，分辨率较低，已无法满足目前传感器的发展需要，77GHz 毫米波雷达则是未来发展的方向。在 77GHz 毫米波段，有许多成熟产品。比较有代表性的是 TI 的自动驾驶系列芯片产品，其中 AWR1642 器件^[3]是 TI 开发的较为先进的 FMCW 雷达传感器，其工作范围是 76 至 81GHz 频段。该器件采用 TI 45-nm RF CMOS 制造工艺，功耗低，尺寸小，集成度高，是一款理想的毫米波雷达解决方案。本研究即基于该芯片的开发板，以及配套的 DCA1000 数据采集板，进行研究和开发。

1.2 国内外发展（应用）现状

发展现状分为以下几个部分叙述：历史发展，国内外研究进展，研究方向分类。

20 世纪 60 年代，西方发达国家就开展了对车载毫米波雷达的研究^[4]，由于当时在技术条件有限，加之当时微波元器件的集成水平低，波长无法达到毫米波的水平，因此设计出的雷达尺寸较大，分辨率低，导致了频繁的事故。

20 世纪 70 年代开始，毫米波相应技术快速发展^[5]。1972 年美国无线电公司首次研制出商用的汽车可调频连续波 FMCW 雷达，频率达 10GHz；1974 年，德国 Telefunken 公司研发了真正意义上的毫米波脉冲雷达，频率可达 34GHz。随着信号频率的上升，雷达天线也更加小型化。

20 世纪 90 年代，毫米波汽车防撞雷达技术逐渐成熟，毫米波系列产品被逐步运用于民用汽车领域，较出名的有日本的 Nissan 公司，Fujitsu 公司，荷兰 Philip 公司，美国 TRW 公司。同时，瑞典 CelsiusTech 公司基于 77GHz 毫米波雷达研制出了适用于高速公路的辅助驾驶系统，其毫米波雷达能实现 200m 内的目标检测功能；1999 年，德国奔驰汽车公司将 77GHz 毫米波雷达用于汽车的自主巡航控制系统。

进入信息时代后，毫米波雷达高速发展^[6]，相较于 24GHz 毫米波雷达，77GHz 毫米波雷达凭借在体积功耗、角分辨、测速能力上的优势逐步成为车载雷达的主流频点。目前，毫米波车载雷达的关键技术主要由德国博世、日本电装、德国大陆等传统汽车零部件巨头所垄断，特别是 76-77GHz 毫米波雷达，目前只有欧美等少数几个公司掌握核心技术^[8]。

相较于国外的研究，我国对于毫米波雷达的研究起步较晚，2012 年，工信部发布了《短距离车载雷达使用频率通知》，规定 24.25GHz-26.65GHz 频点用于 24GHz 短距离车载雷达使用。我国对于车载毫米波雷达产品的研究主要集中在高新汽车企业、中科院以及部分国内高校。受限于英飞凌、恩智浦等国外芯片厂商没有放开对 77GHz 毫米波雷达的相关知识产权，国内对 77GHz 毫米波雷达的研究还处于起步阶段，部分高校如成都电子科技大学、哈尔滨工业大学等对毫米波雷达天线模组与信号处理算法都进行了研究并取得了诸多成果。

目前全世界关注热度较高的毫米波雷达研究领域^[9]，包括了：信号调制和处理^[10]，CMOS 材料技术改进^[11]，消除车载雷达间相互干扰^[12-13]，数字调制^[14]，压缩感知 (compressed sensing) 算法^[15]，雷达传感器网络^[16-17]，网格地图建立^[18-19]，机器学习应用^[20-22]。国内研究较为集中于以下几个部分：物体细微特征提取^[23-24]，传感器融合^[25-26]，基于机器学习的目标检测和分类^[27-29]，波达方向(Direction of Arrival, DoA)估计算法^[30-32] 等。

在目标跟踪(object tracking)的研究方向上，此前工作主要集中于光学摄像头，长波雷达，激光雷达等传感器领域。其中，在图像处理领域，目标跟踪算法发展时间长，

较为成熟^[33]，激光雷达和长波雷达也有较多的研究^{[34][35]}。主流的目标跟踪算法都由两部分组成：目标检测阶段和目标跟踪阶段。在目标检测阶段，目前已有一套成熟的算法流程。由于不同的传感器返回的数据性质不同，通常采取不同的检测策略，如光学摄像头和激光雷达通常使用深度学习进行目标检测^[36]。雷达由于返回点的精确度不够，深度学习算法无法取得很好的效果，通常做法是用恒虚警算法过滤虚警目标后，用密度聚类实现目标检测。

由于雷达返回的目标由多个点组成，目标将不能抽象为一个点，而是具有形状和面积。这属于扩展目标跟踪的研究范畴（Extended Object Tracking, EOT），相关的算法有^[37-38]：核相关滤波器(Kernelized Correlation Filter, KCF)，联合概率数据关联(Joint Probabilistic Data Association, JPDA)，多假设跟踪(Multiple Hypothesis Tracking, MHT)等方法。若雷达返回数据的信噪比过低，则可以将目标识别放在目标跟踪之后，这称为先跟踪后检测方法(track-before-detect, TBD)，该方法先将以雷达检测点为目标进行跟踪，随着跟踪的帧数增加，属于同一轨迹的点将整合为一个目标。论文^[39]即基于TBD方法进行目标跟踪，基本流程为：1.筛选出雷达新的一帧中合格的检测点，去掉背景和噪声点。2.提取轨迹，方法是通过点之间的相似性，算出这个点属于某条轨迹的确信度。3.在处理完所有帧后，判断哪些点应该留下，用聚类算法和卡尔曼滤波算法还原轨迹。该方法可改进之处有三：1.轨迹预测过程可以以聚类为基本单位。经实验，雷达信号的信噪比较高，得到的聚类结果基本可以反映物体的状态。2.卡尔曼滤波可以用于即时的轨迹预测。在该方法中，只有在雷达检测完所有的帧后，才能提取轨迹。而在实际自动驾驶场景中，需要边检测边提取轨迹。因此，雷达每进行一轮新的检测，就可以用卡尔曼滤波修正和预测一次轨迹。3.该实验中，雷达是静止的，而在实际自动驾驶应用中，雷达是移动的。因此针对移动的雷达提取物体轨迹进行研究更具有应用价值和现实意义。

1.3 论文所做工作及思路

本论文的初始研究目标是实现目标检测，并针对自动驾驶领域的应用进行研究。但是，单独的目标检测不足以满足自动驾驶的智能化需要。为了实现更智能的算法，经综合考虑研究方向和实验条件的因素，有三种研究方向可供选择：1.目标识别后进行分类。常用方法是利用物体的微多普勒特征，用神经网络或支持向量机进行分类。经研究讨论，该方向不予采用，因雷达的回波经处理后只能得到物体反射点的位置，速度和幅值，信息量少且分辨率低，不足以判断物体种类。此外，微多普勒特征受环境影响较大，需要在无杂物的环境中对单目标的固定运动模式进行检测。因此，该方法难以在自动驾驶中的复杂场景中应用。2.目标检测后改进算法提高精度。提高精度的方法有硬件改进（如天线拓扑），波达角算法改进。但由于实验设备固定，硬件无

法改动；波达角算法的改进空间有限，其需要阵列信号处理的基础，并需要大量仿真实验。因此不适用于本论文。3.目标识别和跟踪。该方向在其他传感器的应用领域研究较多，但在毫米波雷达领域的研究较少。因此，创新空间较大，在自动驾驶领域有着广阔的前景。本论文采取第三种方案作为研究路线。

在选择目标识别和跟踪作为研究课题后，本论文选择提取运动目标轨迹作为创新点。选择运动目标的提取是因为雷达所具有的独特优势：通过多普勒效应测量物体的径向速度。而提取运动目标的轨迹时，若雷达自身有运动，则需要加入校正环节。在运动目标的轨迹提取与校正之前，需要进行目标检测和多目标跟踪。下面详细介绍各个步骤：1.实现目标识别的方法为：通过对采集信号的处理，得出目标的距离，速度和角度，并用恒虚警算法过滤虚警点，实现目标点的识别。2.实现多目标跟踪的方法为：通过对目标点进行聚类，还原物体原本的形状，并对多帧的聚类进行匹配和轨迹分配。3.在多目标跟踪完成后，通过雷达自身的运动参数，从获得多个轨迹中筛选出运动目标的轨迹，并去除相对运动的影响，校正为原始运动轨迹。

在实验阶段，本论文将基于 Matlab 软件和 AWR1642 雷达评估板，实现并验证算法的思想。实现步骤分为：1.硬件搭建。设计电源模块为毫米波雷达供电。连接数据采集板与雷达探测板，设置模式。2.软件安装，安装调试软件，雷达参数设置软件，各类插件和驱动等。3.数据采集。首先选择开阔没有杂物的测试环境，用不同的物体作为目标，调整雷达参数使其能工作在最佳点，把采集的数据传回电脑。4. Matlab 信号处理与算法实现。5.验证与评估。算法运行成功后，需要在实际场景中进行验证和评估，以找出算法缺陷，提高算法性能。

1.4 论文章节安排

论文共分 5 章。

第 1 章是绪论部分，介绍了毫米波雷达的特点与优势，目前研究进展。简要阐述了本论文的研究方向和章节安排。

第 2 章是毫米波雷达基础。先是介绍了调频连续波信号特点与信号处理，然后从公式出发，推导了毫米波雷达的测距，测速，测角原理，以及各参数对性能的影响。接下来介绍了改进角度分辨率的方法，即基于阵列信号处理的到达角估计算法。最后介绍了雷达的恒虚警算法和峰值聚集算法。

第 3 章是轨迹提取算法部分。首先介绍了改进后的聚类算法和卡尔曼滤波算法，然后详细阐述了通过相似度匹配来连接多帧聚类的方法。最后对轨迹进行分析，提取出运动物体的轨迹并进行校正，还原其原来的轨迹。

第 4 章是雷达平台和测试方法的介绍，该章详细介绍了雷达评估板的硬件结构和配套软件，然后介绍了测试场景和方法。

第 5 章是结果评估和总结展望部分。首先用流程图解释了 Matlab 代码的逻辑，提出评估雷达检测结果的依据。然后展示不同场景下雷达算法的性能，分析结果。最后总结并提出未来改进方向和展望。

第 2 章 毫米波雷达理论基础

本章介绍了毫米波雷达目标检测的理论基础。推导了调频连续波雷达测距，测速，测角公式，并分析各参数对结果的影响。介绍了波束成形算法的基本思想和公式。最后介绍了雷达中常用的恒虚警算法。为后续算法做理论铺垫。

2.1 距离测量原理

调频连续波(Frequency Modulated Continuous Wave Radar, FMCW)技术与传统的周期性发射短脉冲的传统雷达技术不同，FMCW 雷达发射的是线性调频信号(chirp signal)，即信号的频率随时间变化而线性升高。图 2-1 显示的是线性调频信号的幅度相对于时间的函数^[40]。

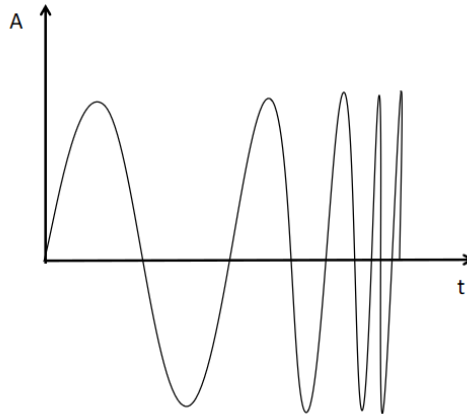


图 2-1 线性调频信号的时间-幅度函数

从频率上看，线性调频信号的频率随着时间线性增加，如图 2-2 所示。该信号具有起始频率 f_c ，带宽 B ，持续时间 T_c ，和斜率 S 。在图 2-2 的信号中， $f_c=77\text{GHz}$ ， $B=4\text{GHz}$ ， $T_c=40\mu\text{s}$ ， $S=100\text{MHz}/\mu\text{s}$

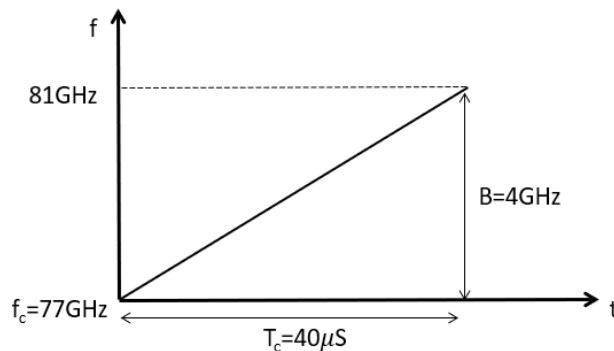


图 2-2 线性调频信号的频率-时间函数

FMCW 雷达的发射天线 TX 发射了线性调频信号后，接收天线 RX 捕捉物体的反射信号，并通过混频器将两信号合并，生成中频(Intermediate Frequency, IF)信号，经 AD 采样后传送给处理器进行后续处理。如图 2-3 所示。

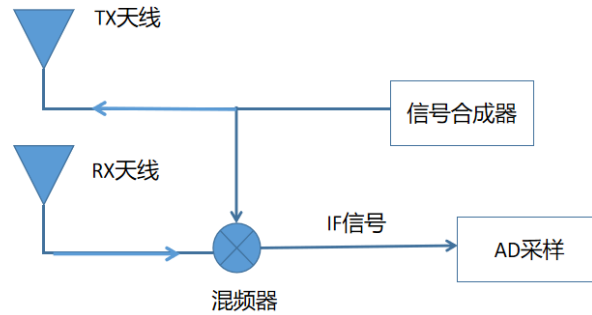


图 2-3 雷达信号处理示意图

混频器的作用是把两个信号合并在一起，生成具有新频率的信号。混频的好处是大幅度减小信号的带宽，使后续的模数转化所需的采样率和处理带宽更低。混频的原理如下：

对于两个正弦输入信号 x_1 和 x_2 ：

$$x_1 = \sin(\omega_1 t + \varphi_1) \quad (2-1)$$

$$x_2 = \sin(\omega_2 t + \varphi_2) \quad (2-2)$$

混频器输出：

$$x_{out} = \sin[(\omega_1 - \omega_2)t + (\varphi_1 - \varphi_2)] \quad (2-3)$$

由上式可知输出频率为输入频率之差，输出相位为输入相位之差。因此，当发射端和接收端的线性调频信号混频后，中频信号为固定频率信号，如图 2-4 所示。

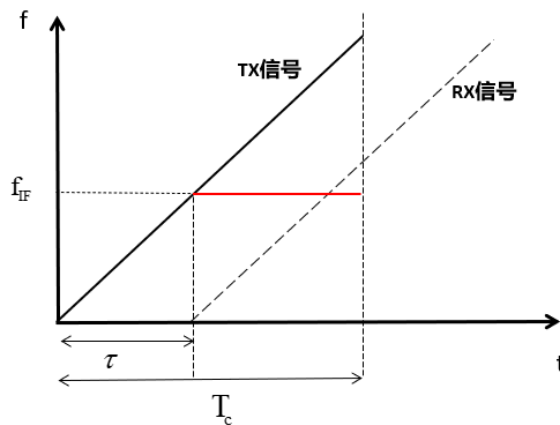


图 2-4 混频与中频信号

T_c 为脉冲时间， τ 为反射信号的延迟时间，可通过距离计算：

$$\tau = \frac{2R}{c} \quad (2-4)$$

R 为目标距离天线的距离， c 为光速。目标距离越远，延时 τ 越长，但 τ 通常只是完整的一个脉冲时间 T_c 的很小一部分。

混频后得到的中频信号频率：

$$f_{IF} = S\tau \quad (2-5)$$

其中， S 为线性调频信号的斜率，因此可以得到距离的计算公式：

$$R = \frac{f_{IF}c}{2S} \quad (2-6)$$

那么，通过对接收信号进行傅里叶变换，峰值处对应的就是中频信号的频率 f_{IF} 。若有多个物体，则会出现多个峰值，每个峰值表示在特定距离处存在物体。实际信号处理时，先将一帧内采集的多个中频信号的脉冲排列成矩阵，每一行为一个脉冲，每一个点代表某行脉冲内的一个采样值，行称为距离维，列称为速度维。然后对每行脉冲（距离维）进行 FFT，如图 2-5 所示，灰色点代表峰值位置，即该距离处有物体。

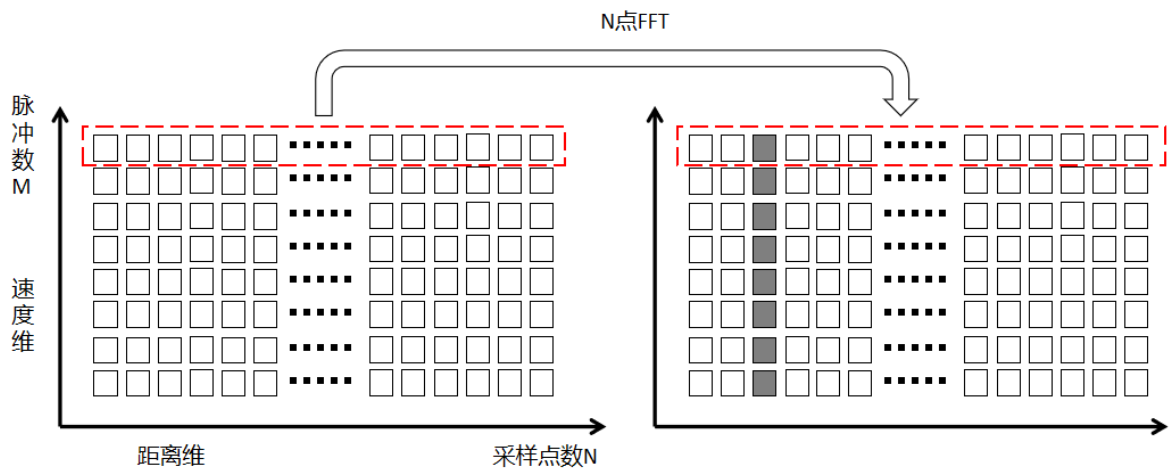


图 2-5 距离维 FFT

下面讨论距离分辨率。当两个物体靠近到一定位置时，它们的中频信号过于接近，傅里叶变换将无法分辨两个峰值。傅里叶变换理论指出，通过观测窗口 T 可以分辨超过 $1/T$ Hz 的频率分量，因此通过延长中频信号，将可以提高分辨率，即增加每个脉冲的时间 T_c ：

$$\Delta f > \frac{1}{T_c} \quad (2-7)$$

由于：

$$\Delta f = \frac{2S\Delta R}{c} \quad (2-8)$$

代入可得：

$$\Delta R = \frac{c}{2ST_c} \quad (2-9)$$

又因为：

$$B = ST_c \quad (2-10)$$

由此可得距离分辨率：

$$R_{res} = \frac{c}{2B} \quad (2-11)$$

即距离分辨率取决于信号带宽 B ，意味着 FMCW 雷达在带宽为数 GHz 时，距离分辨率约为几厘米。

下面推导最远探测距离。受限于 ADC 采样的频率 F_s ，最远检测距离可以表示为：

$$F_s \geq \frac{2d_{\max}}{c} \quad (2-12)$$

因此，最远探测距离为：

$$d_{\max} = \frac{F_{s\max}}{2S} \quad (2-13)$$

当需要更远的探测距离时，在最大 ADC 采样频率不变的情况下，信号斜率 S 需要减小，导致信号带宽 B 减小，距离分辨率变大。也就是说，两者不可兼得，需要根据实际场景，在最远探测距离和距离分辨率两者之间需要找到一个平衡点。

2.2 速度测量原理

当物体移动时，FMCW 雷达发出的多个脉冲返回的距离会有微小的变化。以相邻两个脉冲为例，物体在这段时间有微小的径向位移 ΔR ，该微小改变不足以在距离上得以分辨，但是会导致两次返回的正弦波有相位差 $\Delta\varphi$ 。如图 2-6 所示，两次 IF 信号进行傅里叶变换后峰值位置相同，但信号的相位不同。

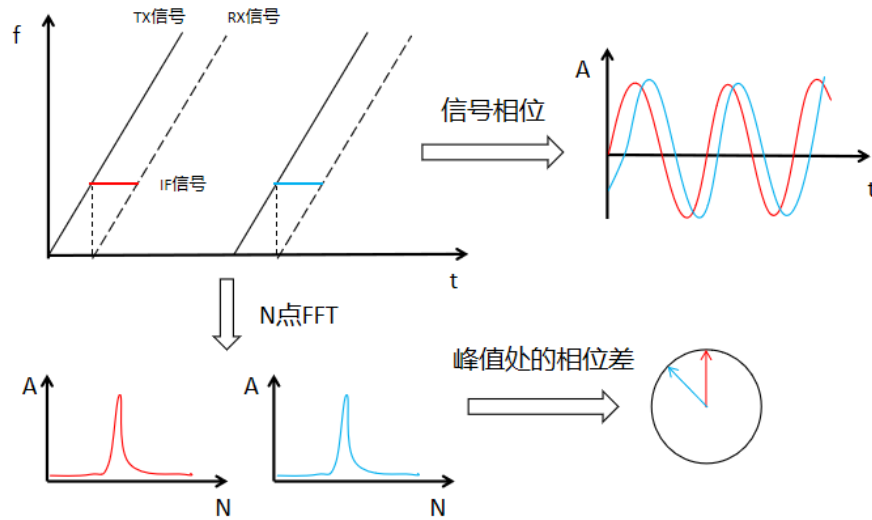


图 2-6 相位差示意图

若目标移动了 ΔR ，则在下一个信号相对于本信号改变了 $2\Delta R/\lambda$ 个波长，每个波长对应了 $2\pi \text{ rad}$ 的相位变化，则总相位变化为：

$$\Delta\varphi = 2\pi \cdot \frac{2\Delta R}{\lambda} = \frac{4\pi\Delta R}{\lambda} \quad (2-14)$$

设径向速度为 v ，相位随时间的变化率为角频率：

$$\omega = \frac{\Delta\varphi}{\Delta t} = \frac{4\pi}{\lambda} \cdot \frac{\Delta R}{\Delta t} = \frac{4\pi v}{\lambda} \quad (2-15)$$

多普勒频移 f_d 为：

$$f_d = \frac{\omega}{2\pi} \quad (2-16)$$

因此径向速度 v 为：

$$v = \frac{f_d \lambda}{2} \quad (2-17)$$

利用距离维 FFT 后结果的相位的时间变化率的不同，即角频率的不同，可以在不同脉冲的同一个采样点（即速度维）求相位差的变化率。通过对完成距离维 FFT 的二维矩阵求速度维 FFT，可以得到该距离处物体的速度。如图 2-7 所示，对距离维 FFT 峰值处求速度维 FFT 后，在速度维得到两个峰值，对应着两个多普勒频率，代表有两个物体距离天线距离相等，但径向速度不同。

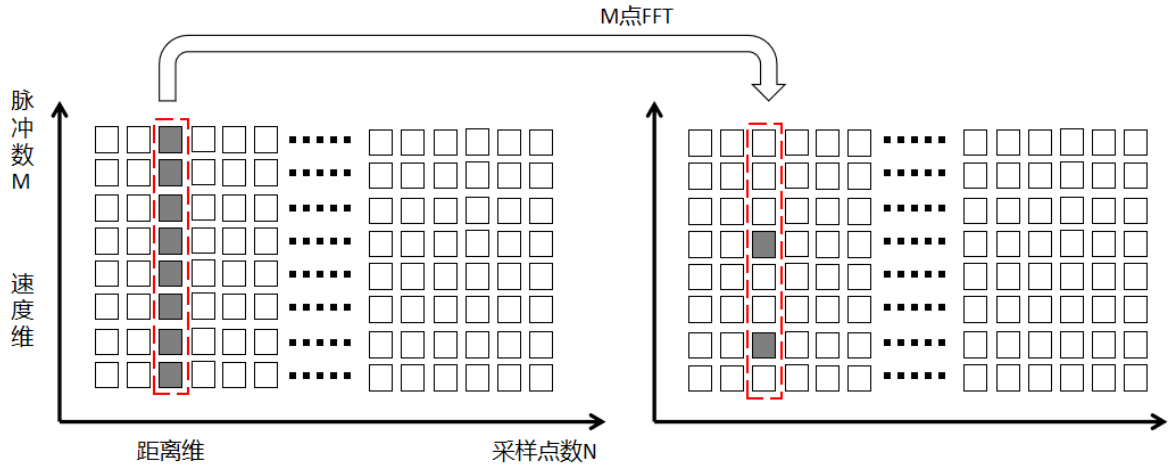


图 2-7 速度维 FFT

下面推导径向速度分辨率，如图 2-8 所示，一帧中有 M 个发射脉冲，速度维的观测窗口为所有脉冲时间之和 T_f ：

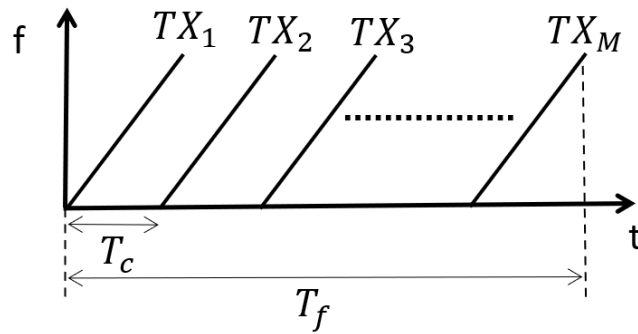


图 2-8 速度观测窗口

速度维频谱上能分辨的间隔：

$$T_f = MT_c \quad (2-18)$$

$$\Delta f_d = \frac{2\Delta v}{\lambda} > \frac{1}{T_f} \quad (2-19)$$

得到径向速度分辨率：

$$v_{res} = \frac{\lambda}{2MT_c} = \frac{\lambda}{2T_f} \quad (2-20)$$

最大探测速度由相邻脉冲的相位差 $\Delta\varphi$ 推导得到，相位差必须小于 π 才能无模糊分辨物体是在径向接近雷达还是远离雷达：

$$|\Delta\varphi| = \frac{4\pi\Delta R}{\lambda} < \pi \quad (2-21)$$

$$\Delta R = vT_c \quad (2-22)$$

由此可得最大探测速度：

$$v_{\max} = \frac{\lambda}{4T_c} \quad (2-23)$$

2.3 角度测量原理

本节阐释了 FFT 算法中利用天线相位差测量角度的原理和增加精度的方法。由于一发四收模式雷达观测孔径小，精度低，在后一小节介绍了 MIMO 模式增加雷达虚拟孔径的原理。

2.3.1 比相位差法

角度测量有多种方法，这里先介绍最简单的比相位差法。比相测角至少需要两根接收天线。假设到达信号是近似平行的，返回的脉冲由于天线间隔 d 的原因，有一个波程差。如图 2-9 所示，波程差为 $d \sin \theta$ ，通过测量相邻接收天线的相位差，得到波程差，从而计算出方位角 θ 。

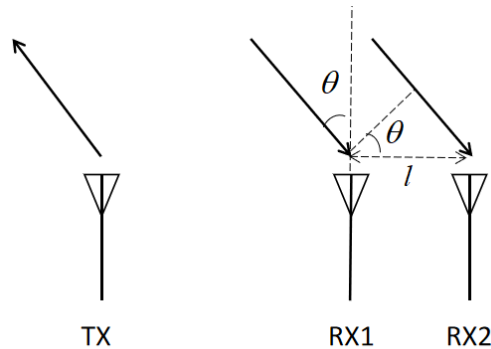


图 2-9 相邻天线间的波程差

波程差和相位差为：

$$\Delta d = l \sin \theta \quad (2-24)$$

$$\Delta \varphi = 2\pi \cdot \frac{\Delta d}{\lambda} \quad (2-25)$$

因此可得：

$$\theta = \sin^{-1} \left(\frac{\lambda \Delta \varphi}{2\pi l} \right) \quad (2-26)$$

以一发四收的天线为例，四根天线在进行 2 维 FFT 后，在峰值处存在由于波程差导致的相位差，如图 2-10 所示：

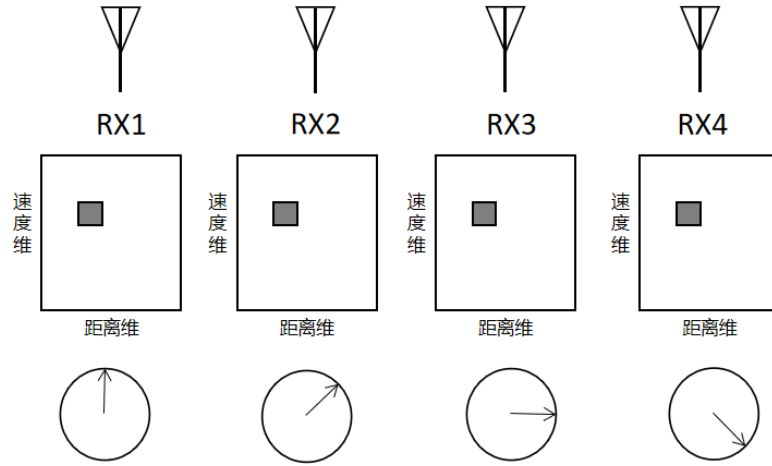


图 2-10 2D-FFT 峰值处的相位差

由于天线分布是等距离的，相位差的变化也是恒定的。此时只需要对四个天线的同一位置（角度维）进行 FFT，峰值位置代表空间相位差，然后通过公式(2-26)即可得到角度。如图 2-11 所示。

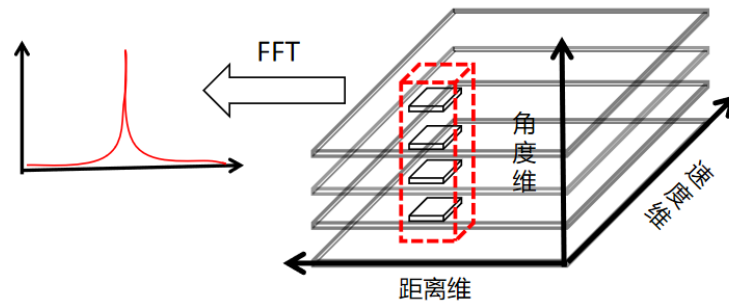


图 2-11 角度维 FFT

下面推导角度分辨率。假设有 N 条天线，角度维 FFT 后峰值对应的频率为 f_a ，则 f_a 与天线相位差之间的关系为：

$$\Delta\varphi = 2\pi f_a \quad (2-27)$$

得到：

$$f_a = \frac{l \sin \theta}{\lambda} \quad (2-28)$$

要满足傅里叶变换的分辨率要求，则：

$$\Delta f_a = \frac{l[\sin(\theta + \Delta\theta) - \sin \theta]}{\lambda} > \frac{1}{N} \quad (2-29)$$

当 $\Delta\theta$ 足够小时， $\sin \theta$ 的导数为：

$$\lim_{\Delta\theta \rightarrow 0} \frac{\sin(\theta + \Delta\theta) - \sin \theta}{\Delta\theta} = \cos \theta \quad (2-30)$$

因此上式可化简为：

$$\Delta f_a \approx \frac{l}{\lambda} \cos \theta \cdot \Delta \theta > \frac{1}{N} \quad (2-31)$$

由上式可得：

$$\Delta \theta > \frac{\lambda}{Nl \cos \theta} \quad (2-32)$$

根据上式可知，角度的分辨率随角度的变化而变化，当 θ 接近 0° 时角度分辨率最高， θ 越大，角度分辨率越低。当 $l = \lambda/2$ ，角度为 0 度时的分辨率为（单位为弧度，换算成角度需要乘以 $\frac{180}{\pi}$ ）：

$$\theta_{res} = \frac{2}{N} \quad (2-33)$$

接下来推导角度测量的极限。要无模糊测量相位差，相邻天线间的相位差必须小于 π ：

$$\Delta \varphi = 2\pi \frac{l \sin \theta}{\lambda} < \pi \quad (2-34)$$

由此可得角度分辨率为：

$$\theta_{max} = \sin^{-1}\left(\frac{\lambda}{2l}\right) \quad (2-35)$$

由式(2-35)可知，当 $l = \lambda/2$ 时，雷达的最大探测范围为 ± 90 度。

2.3.2 多输入多输出技术

值得注意的是，当天线为一发四收时， 0 度附近的角分辨率约 30° ，识别效果十分不理想。下面介绍提高角度分辨率的方法。由分辨率的公式(2-32)可知，增加天线数量可以提高分辨率。这里介绍一种通过增加发射天线来增加虚拟天线的方法，即多输入多输出（Multi Input Multi Output, MIMO）天线技术。通过使用一组RX天线来处理来自多个TX天线发射的信号，就能实现增加等效的虚拟天线。注意RX天线必须能分离出对应于不同TX天线的信号(例如，在正交信道上有不同的TX天线发射)。如图2-12所示，上面的天线阵列为一发八收，相邻接收天线RX间距为 l ，波程差为 $l \sin \theta$ 。该波程差导致的相位差为 ω ，故相邻天线按等相位差排列。下面为双发四收天线阵列，TX1发出信号后，四根接收天线接收信号，最大波程差为 $3l \sin \theta$ ，此时若发射天线TX2发出信号，因TX2距离TX1为 $4l$ ，导致了发射天线处的波程差为 $4l \sin \theta$ 。因此，接收天线需要额外加上 4ω 的相位差，即双发四收得到的8个信号可以与单发八收相同。

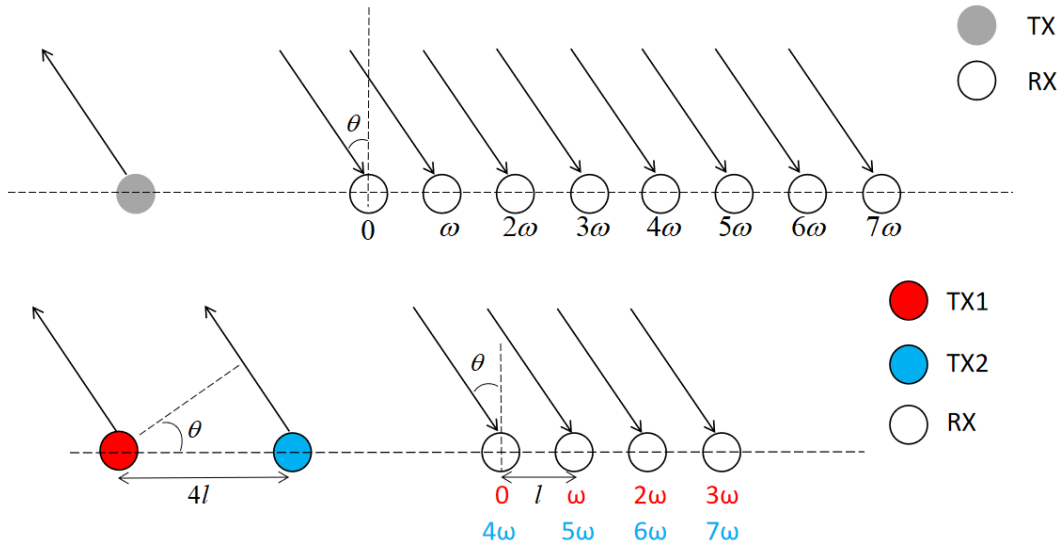


图 2-12 MIMO 天线阵列等效示意图

综上所述，要满足 MIMO 雷达的等效性，设 N_r 为接收天线的数量， d_r 为接收天线的间距，则发射阵列间距 d_t 须满足：

$$d_t = N_r \cdot d_r \quad (2-36)$$

实现 TX 分离的方法主要有两种，分别是时分多路复用(time division multiplexing, TDM)和二进制相位调制(binary phase modulation, BPM)，这里介绍时分多路复用法。时分复用即在时间上区分 TX 的波形，如图 2-13 所示，TX1 与 TX2 间隔发送即可以实现 TDM。

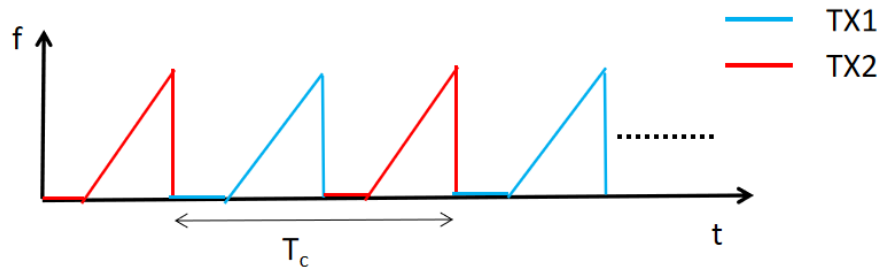


图 2-13 时分复用实现 TX 分离

下面讨论 MIMO 技术对雷达系统的影响。首先是对速度测量的影响，由于两天线是交替工作的，因此采样时间增加了一倍，相邻相位差的脉冲间隔时间也增加了一倍，即 T_c 变为两倍。由公式(2-20)和(2-23)可知，速度分辨率变为一半，最大探测速度也变为一半。即探测速度范围变窄，但精度变高了。

接下来讨论由于径向速度造成的多普勒偏移，以及相应的多普勒相位补偿办法。在角度维 FFT 时，需要保证 RX 的相位差只由空间位置决定。在一发四收模式中，由

于 4 根 RX 天线同时接收来自 TX1 的信号。而在 MIMO 模式中，由于 TX2 发射的信号相对于 Tx1 发射的信号有一定的时间延迟，如果被测目标相对雷达拥有径向速度，那么就会在这段延迟中产生一段微小位移，而这段位移将导致由 TX1 和 TX2 发射信号的回波有额外的相位差。假设 TX1 和 TX2 的发射间隔为 T_c ，待测目标的径向速度为 v ，那么该相位差为

$$\Delta\phi = \frac{4\pi v T_c}{\lambda} \quad (2-37)$$

在 2D-FFT 测距测速算法中，速度的测量只需要单个信道即可，所以测速不受此相位差的影响。因此可以通过测量物体的速度来得到需要补偿的相位差。具体相位补偿公式如下：

$$X_2(n, m, k) = X_1(n, m, k) \cdot e^{-j\frac{\Delta\phi}{2}} \quad (2-38)$$

$$\Delta\phi = 2\pi \frac{i}{N_{\text{doppler_FFT}}} \quad (2-39)$$

公式(2-38)中： $0 \leq n \leq N_{\text{range_FFT}}$ ， $0 \leq m \leq N_{\text{doppler_FFT}}$ ， $5 \leq k \leq 8$ ，即只对 MIMO 下的虚拟天线进行相位补偿。式中 X_1 为原距离-速度的 2D FFT 频谱， X_2 为多普勒补偿后的 2D 频谱。公式(2-39)中， $\Delta\phi$ 为两个 Tx 发射间隔的多普勒相移， i 为经过频谱居中后所在的速度单元，范围为： $-N_{\text{doppler_FFT}}/2 \leq i \leq N_{\text{doppler_FFT}}/2 - 1$ 。经过多普勒相位补偿后的数据才能用于 3D FFT 算法估算角度。

2.4 到达角估计算法

雷达的测角精度一直是制约其发展的阻碍之一，如何改善角度测量精度，从而更准确地确定目标位置一直是研究热点之一。目前应用较多的是到达角(Direction of Arrival, DoA)估计算法，包括超分辨率估计法和波束形成法。上一章介绍的是基础的测角方法，即单脉冲比相位法。由公式(2-33)可知，即使通过 MIMO 模式增加到 8 根虚拟天线，在最精确的测角方位 0 度处，分辨率也仅 14.3° 。而通过超分辨率算法（如 MUSIC, ESPRIT 算法）和波束形成算法（如 Bartlett, Capon 算法）分辨率可以小于 1° 。由于超分辨率算法需要预先知道目标个数的先验信息，并且要求被估计目标个数小于天线阵列数，因此不适用于本论文。经过学习和比较，本研究决定采用 Capon 波束形成算法估计目标角度，因为无需知道目标个数即可测量角度，并且分辨率远高于 3D-FFT 算法。

下面基于阵列信号处理的知识推导 Capon 波束形成算法。如图 2-14 所示，在一条直线上，均匀排布着 M 个天线阵元，相邻阵元之间间隔为 l 。

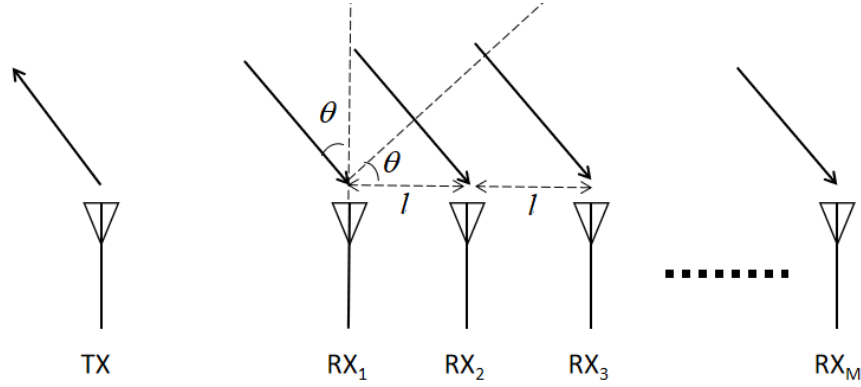


图 2-14 直线阵列信号

由之前的角度测量原理章节可知，每个相邻的 RX 天线间，波程差都是 $l \sin \theta$ ，那么每个阵元相对于第一个阵元的时间差为：

$$\Delta t = [0, \frac{l \sin \theta}{c}, \frac{2l \sin \theta}{c}, \dots, \frac{(M-1)l \sin \theta}{c}] \quad (2-40)$$

若信号的频率为 f_0 ，则每个阵元相对于第一个阵元的相位差为：

$$\Delta \phi = [0, 2\pi f_0 \frac{l \sin \theta}{c}, 2\pi f_0 \frac{2l \sin \theta}{c}, \dots, 2\pi f_0 \frac{(M-1)l \sin \theta}{c}] \quad (2-41)$$

假设远场信号为 $s(t)$ ，以第一个阵元做参考，则整个阵列接收信号为：

$$x(n) = [s(t), s(t)e^{-j2\pi f_0 \frac{l \sin \theta}{c}}, s(t)e^{-j2\pi f_0 \frac{2l \sin \theta}{c}}, \dots, s(t)e^{-j2\pi f_0 \frac{(M-1)l \sin \theta}{c}}] \quad (2-42)$$

将信号提取出来可得：

$$x(n) = [1, e^{-j2\pi f_0 \frac{l \sin \theta}{c}}, e^{-j2\pi f_0 \frac{2l \sin \theta}{c}}, \dots, e^{-j2\pi f_0 \frac{(M-1)l \sin \theta}{c}}] s(n) \quad (2-43)$$

因此，接收到的信号向量 $x(n)$ 可以看作一个与来波方向相关的向量乘以一个标量 $s(n)$ 。与方向 θ 相关的向量称为导向矢量 $a(\theta)$ ，因此阵列接收信号可以表示为：

$$x(n) = a(\theta)s(n) \quad (2-44)$$

可以看出，导向矢量的值是来波方向的函数，本质是描述空间相位差。

当有 k 个信号入射到阵列时，接收信号可以表述为：

$$x(n)_{M \times 1} = a(\theta_1)s_1(n) + a(\theta_2)s_2(n) + \dots + a(\theta_k)s_k(n) \quad (2-45)$$

将导向矢量和信号用矩阵表示：

$$x(n)_{M \times 1} = [a(\theta_1), a(\theta_2), \dots, a(\theta_k)]_{M \times k} \times [s_1(n), s_2(n), \dots, s_k(n)]_{1 \times k}^T \quad (2-46)$$

$A_{M \times k} = [a(\theta_1), a(\theta_2), \dots, a(\theta_k)]_{M \times k}$ 称为导向矩阵，行数为阵列个数 M ，列数 k 为信号个数。

下面推导 capon 波束形成算法的公式。capon 波束形成算法的主要思想为：若目标和噪声不相关，则信号的功率是目标返回信号的功率和噪声的功率之和。假设目标的方向上功率不变，遍历观测方向，当非目标方向的干扰信号功率最小时，即有最小功率存在时，则该观测方向有目标存在。假设用权值向量 w 使信号 x 中的 θ_1 方向的信号完全通过，其余信号和噪声被最大程度的抑制，则输出 y 可以表示为：

$$y = w^H x(n) \quad (2-47)$$

要使 θ_1 方向的信号完全通过，则：

$$w^H a(\theta_1) = 1 \quad (2-48)$$

输出信号功率为：

$$P = E[|y(n)|^2] = E[w^H x(n) x^H(n) w] = w^H R w \quad (2-49)$$

上式中 R 为自相关矩阵。当其他信号和噪声被最大程度抑制时，输出信号功率达到最小，因此该算法可表示为一个以权变量 w 为变量的优化问题：

$$\begin{aligned} \min w^H R w \\ \text{s. t. } w^H a(\theta) = 1 \end{aligned} \quad (2-50)$$

用拉格朗日乘子法可以解得最优 w 向量：

$$w = \frac{R^{-1} a(\theta)}{a(\theta)^H R^{-1} a(\theta)} \quad (2-51)$$

代入式(2-48)中，得到空间谱函数：

$$P_\theta = \frac{1}{a(\theta)^H R^{-1} a(\theta)} \quad (2-52)$$

对该空间谱函数进行谱峰搜索，就可以得到目标角度估计。

综上所述，Capon 波束形成算法应用在毫米波雷达数据中，可以总结为以下几个步骤：

1. 由接收信号 x 计算出自相关矩阵 R 和逆矩阵 R^{-1}
2. 构造方向矢量 $a(\theta)$
3. 按照想观察的角度，逐一计算 P_θ
4. 对 P_θ 进行谱峰搜索，峰值点即对应的 θ

在实际的信号处理中，接收信号若直接取角度维的向量，由于信噪比过高，检测结果不够精确。需要从距离-多普勒谱中对速度维进行累加求均值以降低信号信噪比，获得更精确的角度估计^[41]。

2.5 恒虚警算法与峰值聚集算法

由于接收到的回波中存在各种杂波和干扰，如检测车辆时，由地面反射杂波，环

境中的行人和树叶造成的回波视为干扰，需要去除。通过恒虚警检测(Constant False-Alarm Rate, CFAR)，可以有效检测杂波中的物体。其原理是对输入噪声处理后确定一个门限，将输入信号与门限比较，若输入信号比门限高则判为有目标，否则判为无目标。以最常用的均值恒虚警算法为例：当完成 FFT 之后，对复信号求模值，然后将序列送入恒虚警检测器。如图 2-14 所示，被检测单元(Cell Under Test, CUT)，检测窗口，保护窗口在序列上滑动。检测单元的作用是检测信号杂波的平均能量，并以此计算阈值，若 CUT 的值高于阈值则保留该值，否则置零。保护单元的作用是防止 CUT 为峰值时，附近的高幅值被检测单元计算在内。图 2-15 中，保护窗长度为 M ，检测窗长度为 N ，一般 N 要大于 M 。

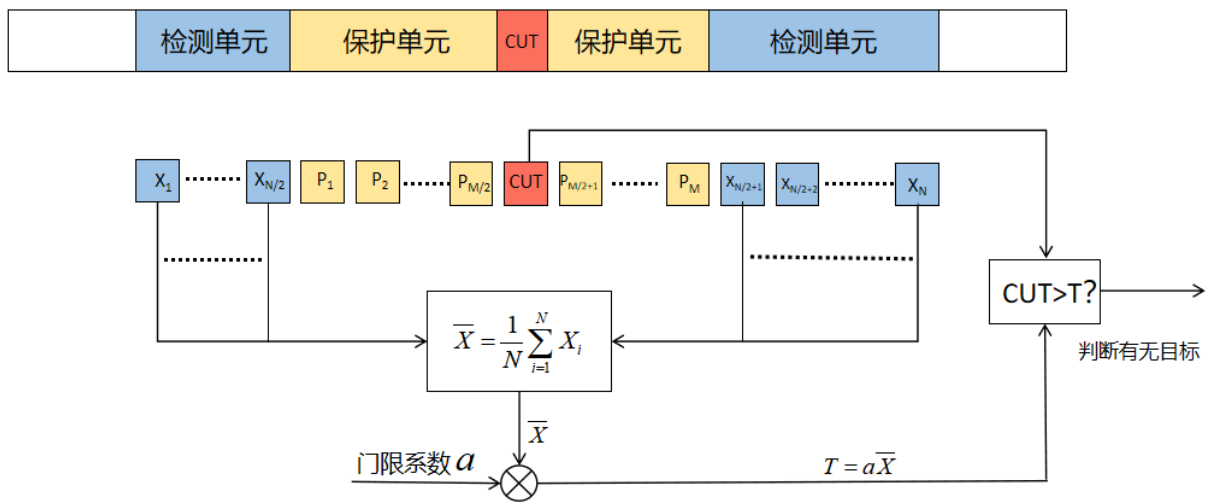


图 2-15 均值恒虚警算法

设 p_{fa} 为虚警概率， N 为检测窗长度，则门限系数由下式计算：

$$a = N(p_{fa}^{\frac{1}{N}} - 1) \tag{2-53}$$

因均值恒虚警算法在多目标识别中性能欠佳，且均值大小容易受到极端值的影响，本研究采用了有序统计恒虚警算法作为比较。该算法原理是将检测窗内的数据按顺序排列，取出第 k 个值，乘以门限系数后作为阈值。如图 2-16 所示。

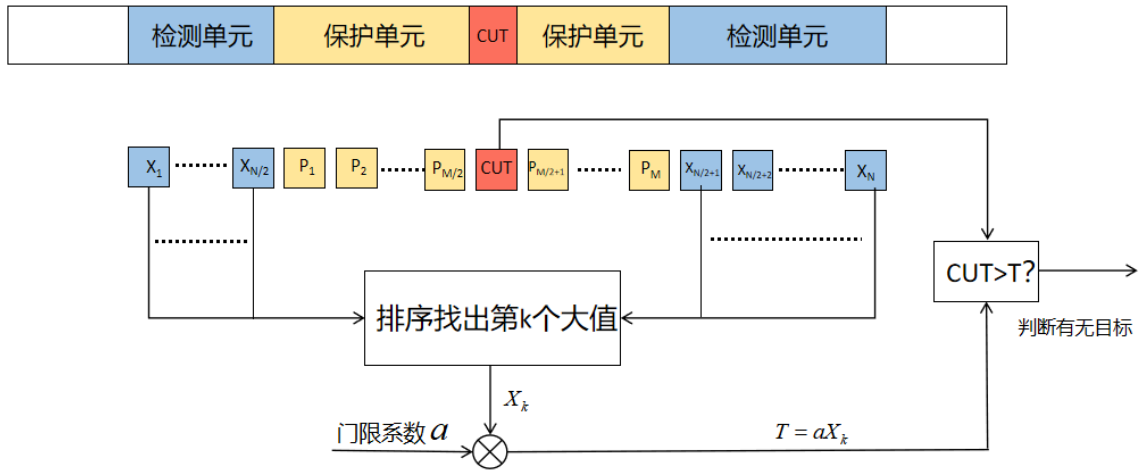


图 2-16 有序统计恒虚警算法

在进行完 2D-FFT 后的距离-速度频谱中，可以分别对速度维和距离维做 CFAR，这种方法错误率较低，但计算量较大，这里介绍另一方法。通过把 CFAR 拓展到二维平面上，如图 2-17 所示，其计算方式和一维 CFAR 相同。

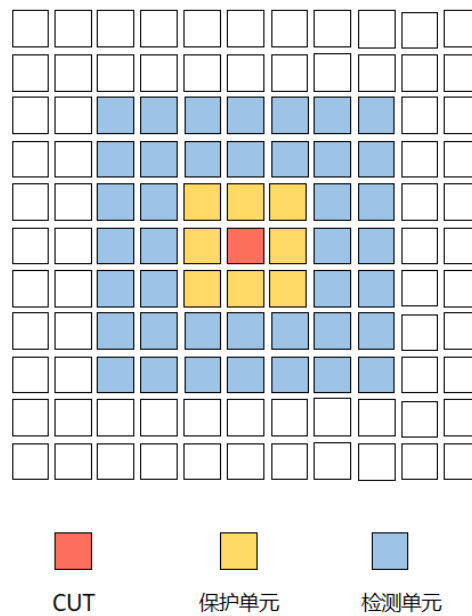


图 2-17 二维 CFAR

CFAR 后，检测出的目标可能仍然由很多个区域组成。峰值聚集算法找出这些区域的峰值位置，然后通过峰值位置表示目标。

最简单的峰值聚集算法就是遍历邻域点，通过判断该点是不是以该点为中心的 3×3 矩阵的最大值，如果是则保留，否则置零。如图 2-18 所示。

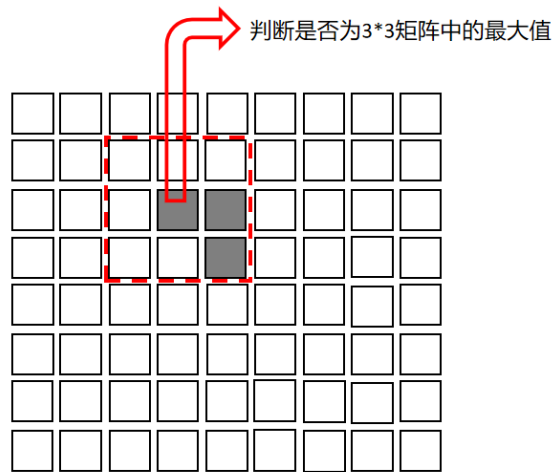


图 2-18 峰值聚集算法

峰值聚集的作用有三个：

1. 是提取主要的峰值点，去掉不重要的点。与 CFAR 的作用相同。
2. 使得点更有区分度，有利于后续的聚类算法开展。
3. 降低点密度，降低后续数据处理的计算量。

2.6 本章小结

本章介绍了一种以斜坡信号为发射波形的 FMCW 毫米波雷达目标检测与提取的基础算法。首先，在 3D-FFT 方案中，通过公式的推算，得出了距离，速度和角度的计算公式以及参数设置对分辨率，检测极限的影响。而后指出毫米波雷达测量角度的精度限制，并提出相应的解决方案，用阵列信号处理中波束形成的方法大幅度提高了测角精度，为后续的目标跟踪算法打下了基础。通过恒虚警算法和峰值聚焦算法，去掉了大量环境噪声和虚警目标，并提取出主要的峰值点，便于后续算法的开展。

第 3 章运动目标轨迹提取

本章在上一章的目标检测算法上，实现了多目标跟踪和运动轨迹提取校正。基本流程为获得多个目标点的位置和速度信息，把同类型的点进行聚类，并对聚类目标进行多帧匹配跟踪，得到多条轨迹，最后提取出运动物体的轨迹，并根据雷达自身的运动轨迹进行校正。在多目标跟踪算法中，雷达在一段时间内检测多帧，每帧内提取了各个聚类的特征向量，用卡尔曼滤波预测下一帧中聚类的位置和形状。然后，将相邻的两帧进行帧间比对，用相似度函数进行匹配，得到多个目标的轨迹。最后，根据车本身的速度信息，提取环境中运动物体的轨迹，并进行校正。聚类算法和卡尔曼滤波算法参考了经典算法并进行改进，使之更适应于雷达的情境。下面将详细介绍实现过程。

3.1 聚类算法

在完成 CFAR 和峰值聚集后，筛选出的点需要用聚类算法加以处理，以获得更好的效果。本目标追踪算法的基本单位是聚类，聚类与点对比的好处有三点：

1. 聚类的特征多，容易区分识别。
2. 点位置的随机性大。由于雷达探测的角度变化，散射点的位置也会发生变化。相比之下聚类较为稳定。
3. 聚类是有大小形状的，更能反映出实际物体的状态，点只能代表部分的物体。

由于属于同一物体的雷达反射点在距离上相近，因此，雷达的聚类算法普遍采用基于密度的聚类算法(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN)^[42]。但是，基于物体的距离作为聚类判断依据的准确性还可以提高。因为 DBSCAN 仅仅以点的位置作为输入参数，而雷达还能获得点的幅值和速度，可以利用该特性进行改进。

本研究根据 FMCW 雷达的点特性，提出一种以密度，幅值和速度作为判断依据的改进算法。其原理如下：若一辆车沿着路边行驶，常规的密度聚类算法会将车和路基归为一类。但车为金属材料，其反射点有更高的幅值；车也拥有速度，并可通过多普勒效应求出。因此，车的幅值和速度可以作为聚类的依据。在改进算法中，我们在密度的判断后，还要判断点的幅值和速度是否匹配，若其相差大于阈值，则认为是另一个聚类。

本算法的另一个改进是去除了不合理的噪声归类场景。在原算法中，若一个点邻域的点数量不够，则会被认为是噪声点。但是若目标较小但幅值较大时，容易出现识别错误。因此，本算法对高于平均幅值的点不计入噪声。

聚类算法的伪代码如下：

Algorithm 1 聚类算法

输入: $p_n = (x_n, y_n, A_n, V_n)$:第 n 点的特征向量, 四个变量分别代表 x, y 轴位置, 幅值和速度

ϵ : 邻域半径

$MinPts$: 邻域点密度的阈值

A_thres : 幅值阈值, 大小在 0 和 1 之间

V_thres : 速度阈值

输出: $C = \{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_k\}$: 聚类划分

变量: $N_\epsilon(p_i)$: 点 p_i 的邻域, 定义为: 对 $p_i \in P_k$, $N_\epsilon(p_i) = \{p_j \in P_k | dist(p_i, p_j) < \epsilon\}$

\bar{A} : 在某一帧中所有点的平均幅值

Ω : 同一个聚类中的点集

1. 标记所有的点为 **unvisited**
 2. $\Omega = \emptyset, k = 0$
 3. **for** $i = 1, 2, \dots, N$ **do**
 4. **if** p_i is **unvisited** **then**
 5. 标记 p_i 为 **visited**
 6. **if** $|N_\epsilon(p_i)| < MinPts$ **and** $A_i < \bar{A}$ **then**
 7. 标记 p_i 为噪声
 8. **else**
 9. $k = k + 1$
 10. 把 $N_\epsilon(p_i)$ 加入点集 Ω_k : $\Omega_k = \Omega_k \cup N_\epsilon(p_i)$
 11. $j = 1$
 12. **while** p_j 在 Ω_k 范围内 **do**
 13. **if** $p_j = \{p | p \in \Omega_k\}$ is **unvisited** **then**
 14. **if** $|N_\epsilon(p_j)| \geq MinPts$ **and** $|V_j - V_i| < V_thres$ **and** $|A_j - A_i| < A_thres$ **then**
 15. 标记 p_j 为 **visited**, 并把 $N_\epsilon(p_i)$ 加入点集 Ω_k : $\Omega_k = \Omega_k \cup N_\epsilon(p_j)$
 16. **end if**
 17. **end if**
 18. 找下一个 p_j
 19. **end while**
 20. 把聚类 k 加入聚类集合: $C = C \cup \Omega_k$
 21. **end if**
 22. **end if**
 23. **end for**
-

聚类算法得到的结果是每个点对应的聚类号码。将属于同一个聚类的点找出，计算该聚类的特征，每个聚类的特征向量为：

$$F_{m,k} = [\bar{P}_x, \bar{P}_y, \bar{V}_r, S, \bar{A}, B_{Xmax}, B_{Xmin}, B_{Ymax}, B_{Ymin}]^T \quad (3-1)$$

其中， \bar{P}_x, \bar{P}_y 为聚类中所有点的质心（即均值）的 x, y 轴坐标， \bar{V}_r, \bar{A} 是所有点的平均径向速度和平均幅值。 $B_{Xmax}, B_{Xmin}, B_{Ymax}, B_{Ymin}$ 是聚类矩形框的最大和最小的 x, y 轴值， S 是矩形框的面积。

3.2 卡尔曼滤波算法

提取出特征向量之后，便可以利用该向量计算两个聚类的相似性，然后就可以得到该聚类在两帧中的轨迹。其流程为：预测本帧聚类在下一帧的状态向量，并与下一帧检测到的聚类的状态向量进行一一比对。在预测阶段，通常选择卡尔曼滤波，扩展卡尔曼滤波，粒子滤波等方法，由于本系统可近似为线性模型，因此使用卡尔曼滤波就可以满足要求。卡尔曼滤波器的状态向量为：

$$x = [\bar{P}_x, \bar{P}_y, \bar{V}_x, \bar{V}_y, B_{Xmax}, B_{Xmin}, B_{Ymax}, B_{Ymin}]^T \quad (3-2)$$

\bar{P}_x, \bar{P}_y 为聚类的中心坐标，用质心代替， \bar{V}_x, \bar{V}_y 为聚类移动速度的 x, y 轴分量， $B_{Xmax}, B_{Xmin}, B_{Ymax}, B_{Ymin}$ 代表预测的聚类矩形框位置。假设幅值是恒定的，因此不加入预测项。值得注意的是，由于雷达测得的是径向速度，而非物体的实际运动速度，因此需要计算出切向速度用于修正^[39]。切向速度的计算如图 3-1 所示。

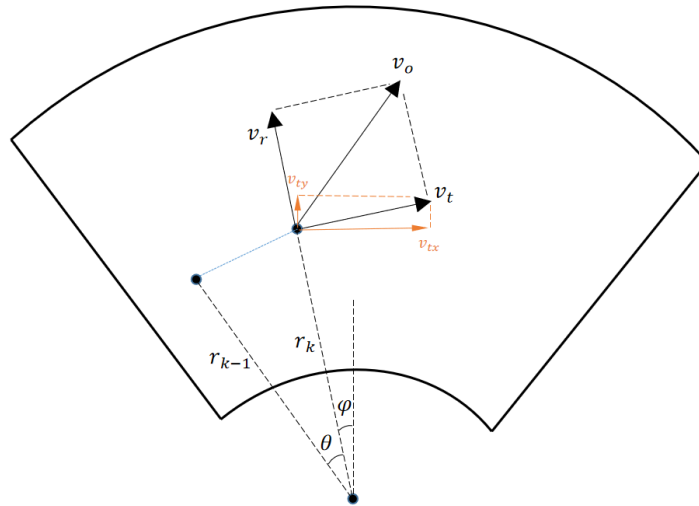


图 3-1 切向速度估计示意图

图 3-1 中两点为本帧得到的聚类质心和对应的上一帧的聚类质心。由于速度修正需要前一帧数据，因此速度修正从第二帧开始，第一帧用径向速度代替实际速度。通过计算切向的位移，除以时间间隔即可得到切向速度。假设两点的位置为 (x_k, y_k) ,

(x_{k-1}, y_{k-1}) ，则：

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{\frac{y_k - y_{k-1}}{x_k - x_{k-1}}}{1 + \frac{y_k y_{k-1}}{x_k x_{k-1}}} \right) \quad (3-3)$$

由此可得：

$$v_t = \frac{r_{k-1} \sin \theta}{\Delta t} \quad (3-4)$$

则经过速度修正的状态向量为：

$$x' = [\bar{P}_x, \bar{P}_y, \bar{V}_x + \xi v_t \cos \varphi, \bar{V}_y + \xi v_t \sin \varphi, B_{Xmax}, B_{Xmin}, B_{Ymax}, B_{Ymin}]^T \quad (3-5)$$

经实验，设置了一个缩小因子 $\xi \in [0,1]$ 能达到更好的实验效果。经分析后认为，雷达的角度准确性偏低，缩小因子 ξ 可以减少这种不准确性造成的位置误差对预测结果的影响。

传统的卡尔曼滤波假设目标为一个点，而聚类由多个点组成，有面积和形状。因此在卡尔曼滤波中加入框的参数预测。预测的框位置只与聚类的移动速度有关，框的大小不发生变化。卡尔曼滤波的状态转移方程为：

$$Ax' = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \Delta t & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{P}_x \\ \bar{P}_y \\ \bar{V}_x' \\ \bar{V}_y' \\ B_{Xmax} \\ B_{Xmin} \\ B_{Ymax} \\ B_{Ymin} \end{bmatrix} \quad (3-6)$$

由状态转移矩阵可以看出，预测状态中聚类中心，矩形框的 x 轴位置由 x 轴速度得出， y 轴位置由 y 轴速度得出。预测速度不变。这里不用加速度预测速度的原因是减少位置和速度不准确性带来的误差。

下面为卡尔曼滤波预测状态向量的伪代码：

Algorithm 2 聚类卡尔曼滤波算法

输入： Z_t : 新检测的状态
 Δt : 帧间隔时间
 输出： $x_{t|t}$: 最优状态估计
 x_{t+1} : 预测状态
 变量： F : 特征向量

H : 测量模型
 A : 状态转移矩阵
 K : 卡尔曼增益
 Q : 过程噪声
 R : 测量噪声
 P : 噪声协方差矩阵
 y : 测量残差

-----预测阶段-----

1. 预测状态: $x_{t|t-1} = x_{t-1|t-1}A$
2. 预测协方差矩阵: $P_{t|t-1} = AP_{t-1|t-1}A^T + Q$

-----更新阶段-----

3. 测量残差: $y_t = Z_t - Hx_{t|t-1}$
4. 卡尔曼增益: $K_t = P_{t|t-1}H^T(R + HP_{t|t-1}H^T)^{-1}$
5. 最优估计状态: $x_{t|t} = x_{t|t-1} + K_t y_t$
6. 更新协方差: $P_{t|t} = (I - K_t H)P_{t|t-1}$
7. 预测下一帧的状态向量: $x_{t+1} = x_{t|t}A$
8. 将状态向量 $x_{t|t}$, x_{t+1} 转化为特征向量 F_t, F_{t+1} , 更新轨迹

需要注意的是，预测和更新阶段是分开的。在预测阶段，需要预测下一帧的聚类的状态向量，即 x_{t+1} 。若在下一帧通过相似度函数找到对应的聚类，则进入更新阶段，得出最优估计。此外，这里需要注意状态向量和特征向量的区分，状态向量描述的是聚类状态，用于卡尔曼滤波；而特征向量不仅包括聚类的状态，还包括特征。状态向量只需要把速度项合并，加入幅值项和聚类框面积项即可转化为特征向量。预测的特征向量用于与下一帧的聚类相比较。若预测的特征向量与下一帧的某个聚类相似度高，则认为该聚类与本帧聚类是同一个目标。下面介绍两个特征向量之间的相似度函数。

3.3 相似度函数

相似度函数用于衡量两个聚类的特征向量的相似度。本帧的聚类用卡尔曼滤波算法预测了下一帧的状态向量，转化为特征向量后，即与下一帧的所有聚类进行相似度比较。相似度函数由 5 个特征衡量，分别为距离，速度，面积，重叠度和幅值，如下式所示：

$$similarity = w_1 S_{distance} + w_2 S_{velocity} + w_3 S_{area} + w_4 S_{overlap} + w_5 S_{amplitude} \quad (3-7)$$

式中的 w 为对应的特征相似度的权值，大小在 0 和 1 之间，大小由特征的重要性决定。比如，适量加大 w_2 可以提高对运动物体的提取准确率。下面是各个特征相似度的计算方法：

$$S_{distance} = \begin{cases} 1 - \frac{dist(P_1, P_2)}{d_{threshold}}, & distance < d_{threshold} \\ 0, & distance \geq d_{threshold} \end{cases} \quad (3-8)$$

$S_{distance}$ 表征的是两聚类中心的距离相似度， $dist$ 为两点的欧式距离， $d_{threshold}$ 为距离阈值，大于该阈值相似度即为0。

速度相似度的公式如下：

$$S_{velocity} = \begin{cases} 1 - \frac{\Delta V_r}{V_{threshold}}, & \Delta V_r < V_{threshold} \\ 0, & \Delta V_r \geq V_{threshold} \end{cases} \quad (3-9)$$

$$\Delta V_r = |\overline{V_{r1}} - \overline{V_{r2}}| \quad (3-10)$$

与距离相似度的定义类似，若两聚类的径向速度相差大于阈值 $V_{threshold}$ ，其相似度即为0。以下是面积相似度的定义，用了面积阈值 $Area_{threshold}$ 来决定相似度。

$$S_{area} = \begin{cases} 1 - \frac{|\Delta area|}{Area_{threshold}}, & \Delta area < Area_{threshold} \\ 0, & \Delta area \geq Area_{threshold} \end{cases} \quad (3-11)$$

重叠相似度用两矩形框重叠面积与两矩形框并集的并集的百分比来定义，如下：

$$S_{overlap} = \frac{area_1 \cap area_2}{area_1 \cup area_2} \quad (3-12)$$

用以上定义可知，只有两矩形框重合时，重叠相似度才为1。若两矩形框没有重叠，则重叠相似度为0。

幅值相似度用下式定义：

$$S_{amplitude} = 1 - \frac{|\Delta Amp|}{\max(Amp_1, Amp_2)} \quad (3-13)$$

此处用相比的聚类最大幅值来衡量相似度，是因为幅值的相似性和幅值差，幅值大小均有关系。举个直观的例子，按这个算法计算，两个幅值为1000和2000聚类相似度为50%；而两个幅值为99000和100000聚类相似度为99%。

对一个预测的状态向量，需要计算该帧所有的聚类的相似性，找出相似度最大的一个，若相似度大于设置的阈值，则认为两聚类匹配。

相似度函数实现了用概率来衡量两个聚类的匹配程度。其中的权值参数和阈值可以动态调整，以适应不同的测试场景。

3.4 多目标跟踪

每进行一轮新的探测，就会更新一次轨迹信息。运动轨迹提取流程大致总结为：对于每一条有效的轨迹，若匹配到新的聚类目标，就会把新的目标信息加入轨迹信息。若轨迹一直没有匹配，则该轨迹作废。若新聚类没有匹配到轨迹，则创建新轨迹。最后从所有有效轨迹中找出运动目标的轨迹。下面详细叙述其实现过程。

轨迹的结构体有以下参数：

- Track ID: 轨迹号，每一条轨迹都有其单独的轨迹号
- Validity: 有效性，表示轨迹是否作废
- Age: 年龄，指该轨迹经过了多少帧
- visible count: 连续可见帧的计数
- consecutive invisible count: 连续不可见帧的计数
- cluster features: 聚类特征集合，里面记录了轨迹中每一个聚类的特征向量
- Kalman filter: 卡尔曼滤波器，包括了所有的卡尔曼滤波参数
- predict feature: 预测聚类特征

每次检测到新的帧，轨迹就会按照不同的情况更新各自的参数，轨迹提取的流程图 3-2 所示。

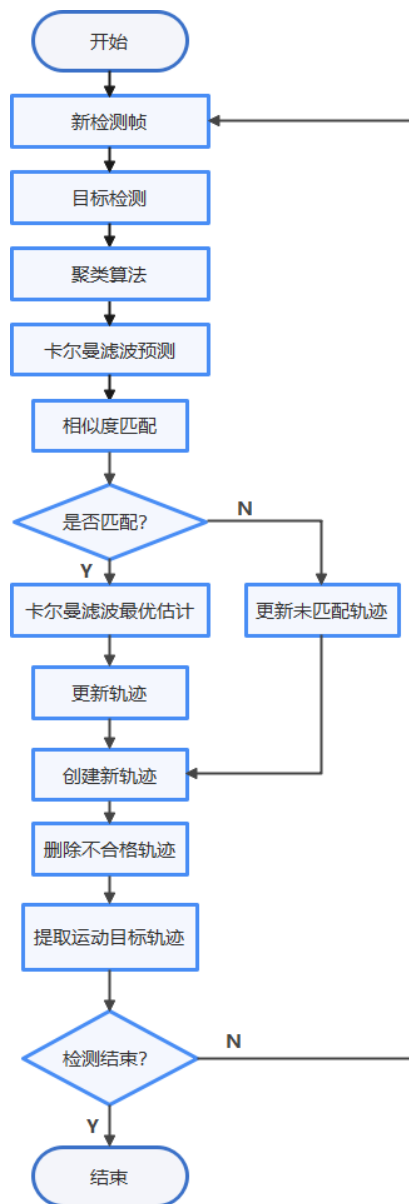


图 3-2 轨迹提取的流程图

图 3-2 的流程解释如下：在进行完相似度匹配后，若轨迹匹配到聚类，则更新卡尔曼滤波器，得到最优估计值，并记录在轨迹的特征集合中。轨迹的年龄和可见帧计数加一，连续不可见帧数清零，然后计算卡尔曼滤波器的预测值；若轨迹匹配失败了，则年龄数和连续不可见帧数加一，其余量不变。

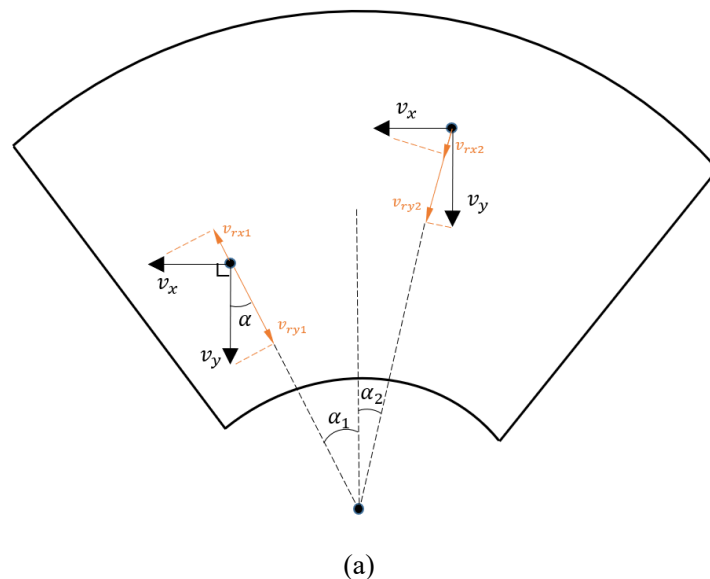
在创建新轨迹阶段，若有聚类仍未匹配目前所有的轨迹，则创建新的轨迹，以未匹配轨迹为起始点初始化参数。在删除不合格轨迹阶段，需要遍历目前有效的轨迹，判断轨迹是否合格。如果一个轨迹没有匹配到新聚类，那么它有可能失去了目标。但是，由于雷达检测的不稳定性和低信噪比，也有可能只是暂时丢失，或是被其他物体所遮挡。因此，在该阶段设置了两个标准用于判断轨迹的合格性：

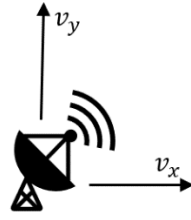
1. 若轨迹连续丢失超过 K 帧的数据，则判断为不合格。
2. 在开始的 N 帧数据中，设置可见性（visibility）阈值，若 $\text{visible count}/\text{age} < \text{visibility}$ 则判定不合格。在程序中可见性设置为 0.5，即在前三帧中若只有一帧检测到目标，或在前五帧中只有两帧检测到目标，就认为是不合格轨迹。

3.5 轨迹提取与校正

当完成所有的轨迹提取和筛选后，即进行运动目标轨迹提取。该步骤可以分为两步，运动轨迹的识别和轨迹校正。当雷达静止时，提取运动物体的轨迹只需要找到有速度的聚类组成的轨迹即可。但当雷达运动时，检测范围内所有的物体都在相对运动，这加大了提取移动的物体难度。

在理论上，只需要有雷达本身的运动参数，就可以实现在雷达移动过程中提取运动物体的轨迹。获取自身的运动参数可以通过各种传感器实现，比如陀螺仪，编码器，超宽带定位装置等等。雷达速度得到后，便可以通过公式计算出环境中物体运动的相对速度的径向方向分量。运动模型如图 3-4 所示。





(b)

图 3-4 (a)静止物体相对速度的分解 (b)雷达运动速度分解

从运动的雷达的视角看，静止物体的相对运动速度和其相反。由图 3-4(a)可知，相对速度按照径向方向分解后，大小不一致。且径向分量只和检测角有关而与距离无关。检测角可以由物体位置得到：

$$a = \tan^{-1}\left(\frac{P_x}{P_y}\right) \quad (3-14)$$

得到相对速度径向分量：

$$v_{r_comp} = v_{rx} + v_{ry} = v_x \sin a + v_y \cos a \quad (3-15)$$

因此，只需要将雷达的径向速度与相对速度的径向分量相减，就能得到物体原本的速度，若其不为 0，则可以认为是运动物体。但实际应用中，由于噪声和误差，最后效果并不理想，需要修改判断条件。经多次测试，判断条件设置为，若一条轨迹中 3/4 的聚类都满足以下条件，则可以认为是运动物体的轨迹：

$$|v_r - v_{r_comp}| > \delta_v \quad (3-16)$$

δ_v 是一个阈值，根据实际环境设置。在环境中高速物体多的时候，比如马路，较高的 δ_v 可以提高识别的准确率。而在步行街等场景，行人低速移动，需要设置更低的 δ_v 。

当提取出运动目标的轨迹后，便可进行轨迹校正。轨迹的校正需要计算雷达相对运动造成的位移，用相对速度与帧间隔时间相乘即可得到。如图 3-5 所示，通过补偿自身运动的轨迹，就可以还原行人原本的轨迹。

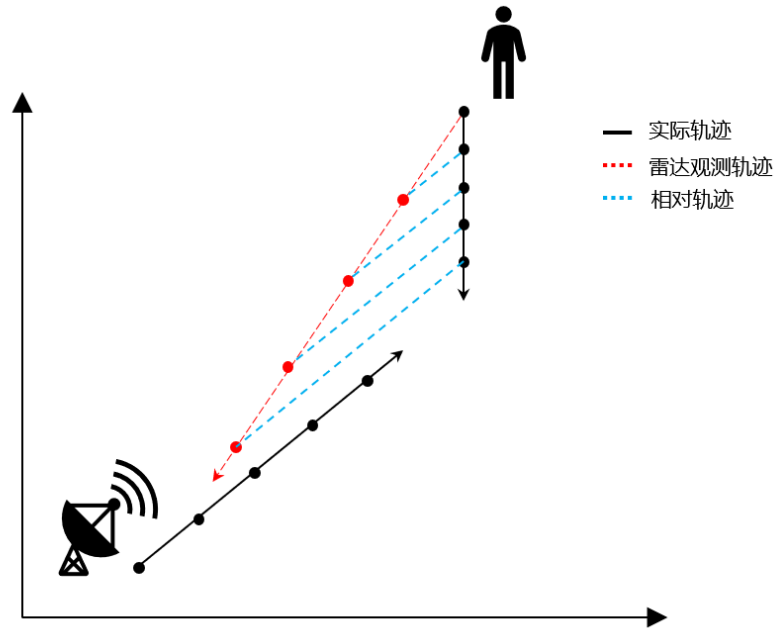


图 3-5 轨迹校正

在图 3-5 中，红色虚线为雷达观测的行人移动轨迹，但该轨迹也包含了雷达自身的运动。但只需要对每一个点进行补偿（蓝色虚线），就可以还原目标运动的轨迹。下一章我们将测试该算法的性能准确度。

3.6 本章小结

本章介绍了基于聚类的运动轨迹提取算法流程，其中包括了聚类算法，卡尔曼滤波算法，相似度匹配和轨迹提取算法。本章的创新点是利用相似度的概率方法匹配聚类，实现了跟踪。相比于传统的算法，基于聚类的跟踪比基于点的跟踪不确定性更小，特征更丰富，计算量也更小。本算法的复杂性较低，易于在嵌入式系统实现，有着广阔的应用前景。

第 4 章 毫米波雷达平台与实现

本研究基于 TI 的 77G 车载毫米波雷达芯片 AWR1642，本章先介绍了 AWR1642 的结构，工作流程，相关软件。然后介绍了理论算法的实现过程和框图。最后是调试和测试的场景。

4.1 硬件系统构成

该实验是通过德州仪器公司的 AWR1642 雷达开发板^[43]和 DCA1000 实时数据采集适配器^[44]获得实验的原始数据，并使用 Matlab 对采集的原始数据进行处理和分析。下面分别对 AWR1642 雷达开发板和 DCA1000 实时数据捕捉适配器进行介绍。

AWR1642 雷达开发板如图 4-1 所示。该开发板可实现 76-81GHz 的频带中运行，最高可实现 4GHz 的连续线性调频脉冲，是一款理想的毫米波雷达传感器。

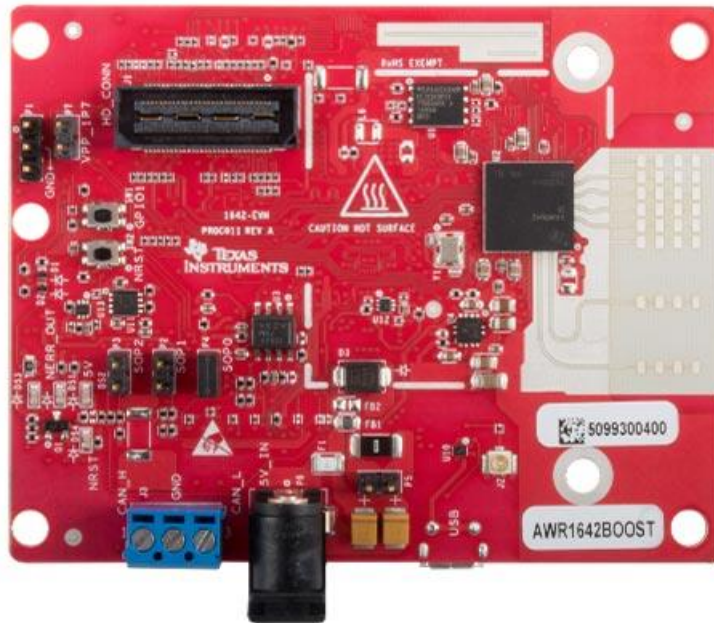


图 4-1 AWR1642 开发板实物图

AWR1642 芯片主要由三个子系统构成，分别是收发和模拟信号子系统，控制子系统和数字信号处理子系统。如图 4-2 所示，收发和模拟信号子系统由信号生成模块，天线模块，低噪声放大器（LNA）模块，混频模块，采样与模数转化模块组成。控制子系统为 200MHz 的 Cortex R4F 嵌入式处理器，负责整个芯片的工作控制，用户可以对其进行编程，实现高级的算法，比如目标分类等。数字信号处理子系统由 600MHz 的 DSP 芯片构成，负责信号的处理，用户可以编程控制。另外，信号处理子系统还包括了一个存储模块，用于临时存放雷达返回的数据。

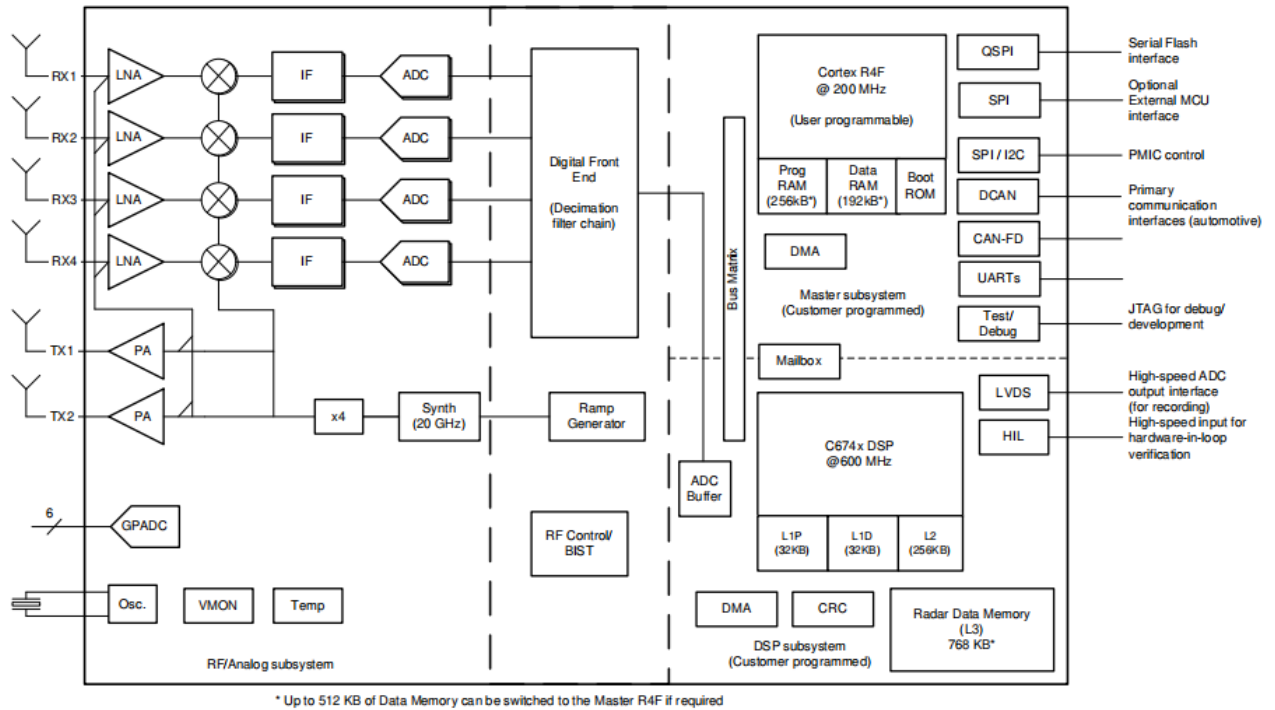


图 4-2 AWR1642 系统图

DCA1000 数据采集板实物图如图 4-3 所示。其用于将 ADC 数据通过以太网线传到电脑端。使用时需要用 60pin 连接器与 AWR1642 雷达开发板连接。AWR1642 采用复基带架构，采用矢量调制方法，将数据分为 I 通道（同相分量）和 Q 通道（正交分量）进行输出，并通过两个低压差分信号（LVDS）通道传输至 DCA1000 数据采集板。数据采集板将其打包为特定的格式，将数据包传送给电脑。



图 4-3 DCA1000 数据采集板实物图

返回的数据格式如图 2-20 所示。若一帧有 M 个脉冲（chirp），一个 Chirp 有 N

个采样点，一个采样点包含实部和虚部两个数据。RX0 (I) Sample1 代表接收天线 0 的第 1 个采样点的实部；RX0 (I) Sample2 代表接收天线 0 的第 2 个采样点的实部；RX0(Q)Sample1 代表接收天线 1 的第 1 个采样点的虚部；RX0(Q)Sample2 代表接收天线 1 的第 2 个采样点的虚部；依次类推。

每一帧数据中，第 1 个 chirp 的四根接收天线的数据后面是第 2 个 chirp 的四根接收天线的数据，直到最后一个 chirp，代表本帧数据完成；再到下一帧数据，直到最后一帧。

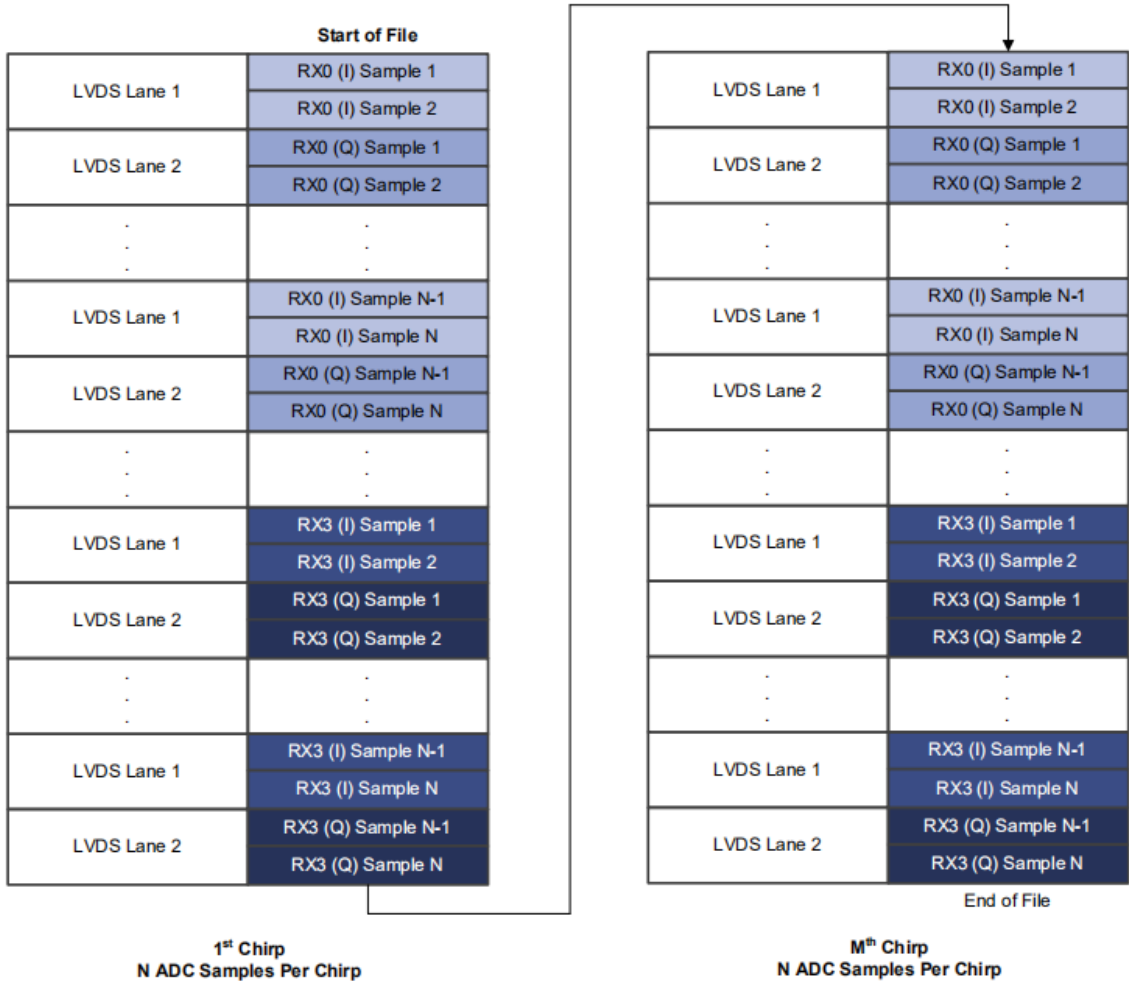


图 4-4 数据格式

数据整理的顺序为，先把一个采样点的实虚部提取出来，然后把一个脉冲中所有的采样点提取出来。在一条天线中，把采样点作为行，脉冲数作为列，排列成 256*128 的矩阵。然后把这些矩阵按照天线空间相位差层层堆叠，形成 256*128*4 的数据块。若为 MIMO 模式，需要把脉冲按照 Tx1,Tx2 发射天线分开，并按照相位差重新排列，形成 256*128*8 的数据块。

接下来是电源管理模块。由于毫米波雷达功率较大，需要电源能提供持续 2A，瞬时 5A 的电流。经查阅芯片资料，本研究采用了 TI 的电源管理芯片 TPS5450 和大容

量锂电池作为电源。电源的原理图和 PCB 如图 4-5 和图 4-6 所示。

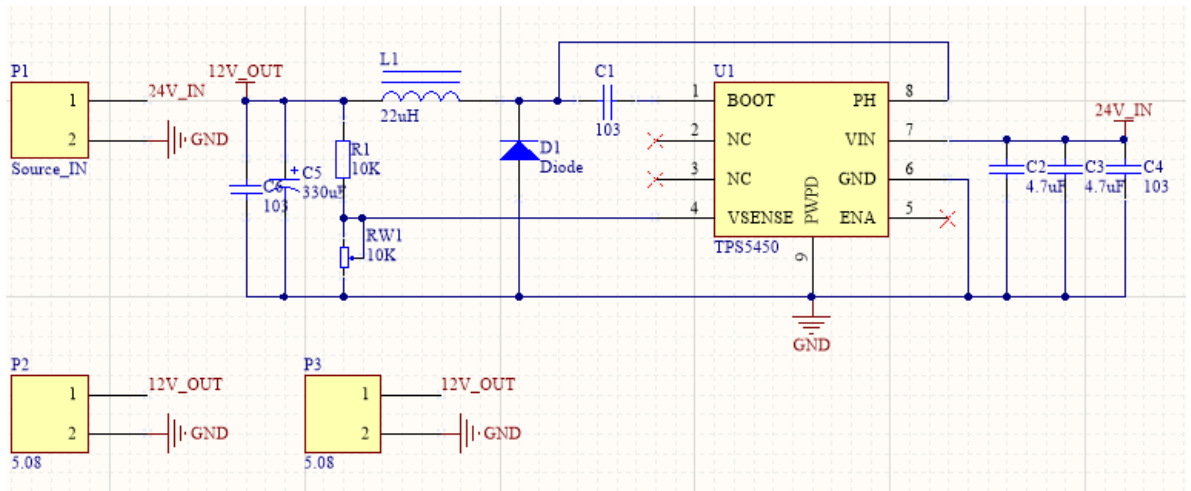


图 4-5 电源模块原理图

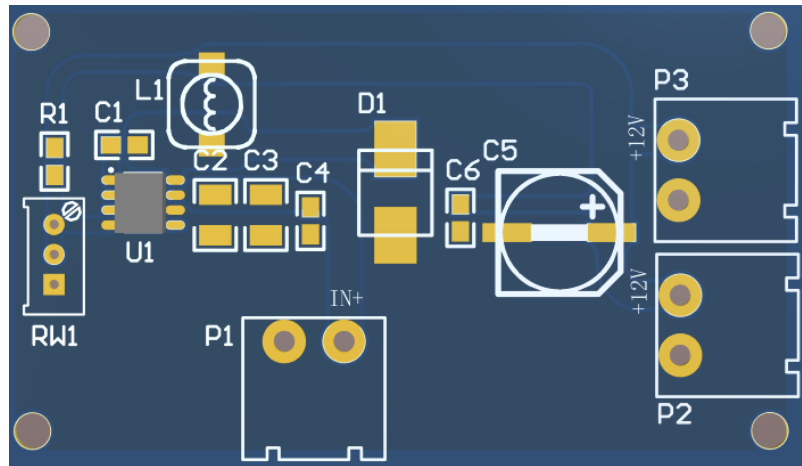


图 4-6 电源模块 PCB

4.2 相关软件概述

在毫米波雷达的调试中，有两个软件较为常用，分别为 CCS 和 mmWave Studio，下面分别介绍。

CCS (Code Composer Studio) 是一款 TI 的集成开发环境 (IDE)，它支持 TI 的嵌入式处理器和微控制器系列，并且包含一整套能够用来开发和调试嵌入式应用的工具。同时也包含用于优化 C/C++ 编程语言的编译器、源码编辑器、调试器及项目构建环境等，而且提供直观的 IDE 用户界面，很方便用户上手和开发相关项目。雷达系统的相关算法可以利用 C 语言在 CCS 上进行开发。

mmWave Studio 包括了一系列毫米波雷达测试的工具，用户根据自己的需求安装不同的工具。这里我们安装了 Matlab runtime 程序，该工具为 GUI 程序，包括了连接通信，工作模式设置，雷达参数的配置以及后续数据处理的可视化。参数配置的面

如图 4-7 所示：

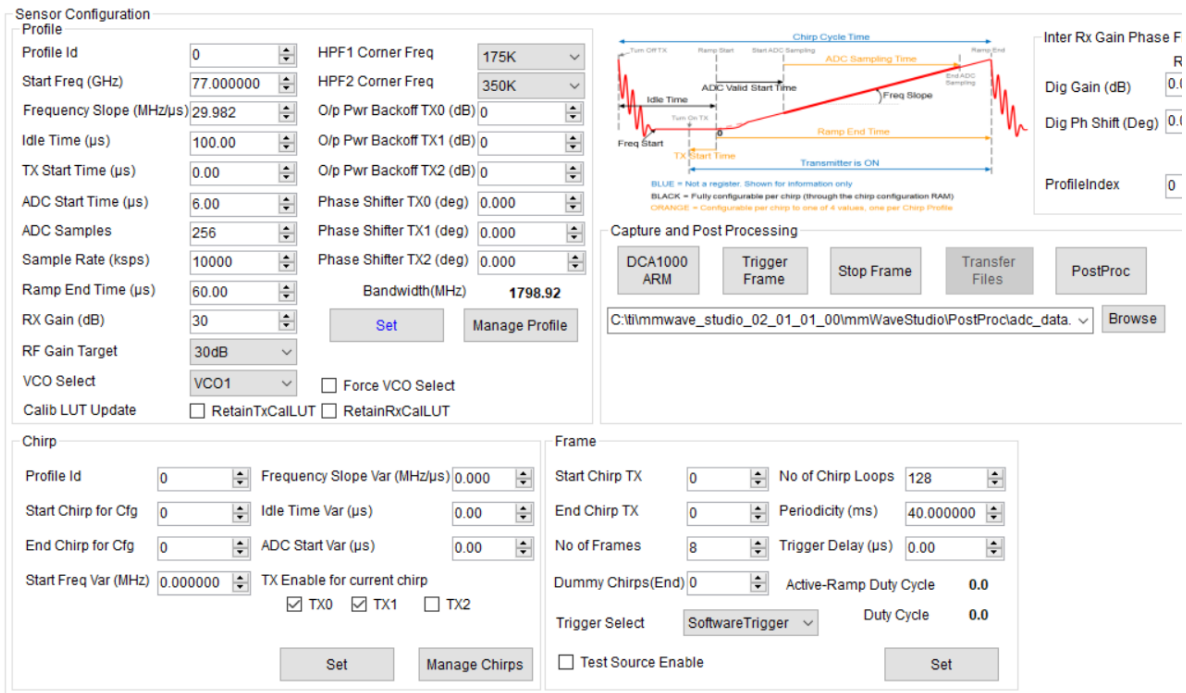


图 4-7 mmWave Studio 参数配置页面

图 4-7 中左上角设置的是一个脉冲内部波形的参数，重要参数包括：波形斜率，间隔时间（idle time），开始时刻，采样点数，采样率，斜坡信号总时间。左下角为一帧内所有脉冲的参数设置，包括：天线和脉冲号分配等。右下角为帧参数设置，包括开始和结束天线，脉冲的个数，帧间间隔，总帧数。右上角为波形的示意图，以及发送指令的按键和数据保存的位置。

在得到数据包后，本研究采用了 Matlab 软件来分析数据和实现算法。Matlab 在矩阵运算，数值计算上十分便捷，采用 c 语言编程，其内置的函数简化了很多繁琐的编程过程，可视化界面十分友好，运行结果简洁清晰。因此为本算法开发测试的首选工具。在经过 matlab 验证结果后，需要简化算法流程直到运行时间满足要求，之后用 ccs 工具编写算法并下载进入雷达内存，成为内置算法。

4.3 测试场景

实验要求需要毫米波雷达在一个可移动的平台，实验时，需要雷达在较慢的速度下延固定路径匀速行驶，该平台还需要有足够的空间固定雷达和放置电脑。经讨论比较，电动四轮车可以很好的满足这个需求，因此本实验选择电动四轮车搭载雷达进行测试。如图 4-8 所示，毫米波雷达固定在车前约 50cm 的高度。在这个高度上，测试的目标物体（包括行人，自行车，小轿车）反射回波质量较好。且地面返回的杂波较小，不会产生虚警目标。



图 4-8 雷达小车

调试场景要多样化，这样才能最大程度的发现算法缺陷，改进算法的鲁棒性。测试场景包括两边都是灌木丛的单行道，周围布满自行车的人行道，宽阔的大路，车流量大的马路等等。

测试算法时，为了人为控制环境中的变量因素，可以选择宽敞的大路，人为在设置地点放置障碍物，并让雷达小车和目标物体按照固定的路线进行测量，便于测试轨迹的准确性，评估算法性能。如图 4-9 所示，测试在宽敞的区域进行，用固定位置的障碍物进行干扰。

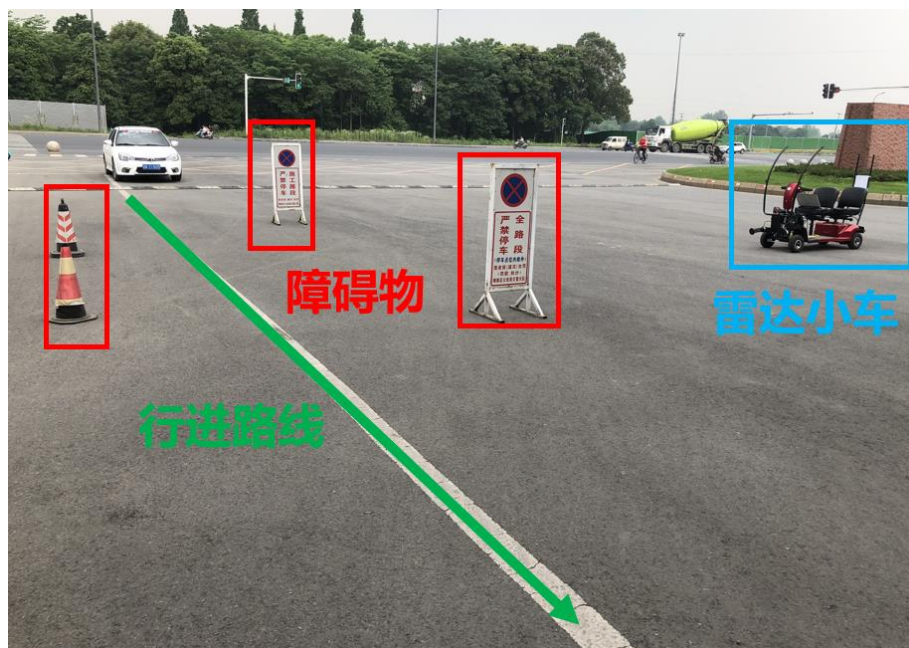


图 4-9 测试场景示例

测试时，可以控制雷达小车沿着地面直线行驶，两侧的障碍物按照实验设置的位置进行摆放。数据测量完成后，用 matlab 进行处理，比较测量结果和实际位置，进行分析和总结。

4.4 本章小结

本章详细介绍了选用的毫米波雷达硬件平台与相关软件，并对雷达小车和实验场景进行了介绍。下一章将详细展现和分析算法处理结果。

第 5 章 实测数据与结果分析

5.1 性能评价指标

轨迹的性能评估有很多个标准。文献[45]提出了多个指标，包括：1.轨迹的检测正确率。该指标通过找出正确的轨迹和全部检测到的轨迹相除获得。但该指标只关注整条轨迹正确与否，而非轨迹内部的检测点的正确性。而文献[46]则用检测正确率指标评价了一条轨迹内部点的正确率。经分析讨论，本研究选择了用轨迹内部的点来表示检测正确率，以反映轨迹自身的质量。2.遗失轨迹数。3.轨迹断裂数。指一条完整的轨迹断裂成了多少条子轨迹。4.轨迹号改变数。若两条轨迹相会，有一定概率会发生轨迹号混淆，该指标为混淆的数量。5.延迟时间。评价的是轨迹相对于实际物体位移的延迟。6.重叠率。由检测轨迹和实际轨迹的空间重合计算。7.轨迹匹配误差。由检测轨迹和实际轨迹的位置误差计算得到。8.完整性。指检测到的轨迹占实际轨迹的百分比，若检测完整则完整性为 100%。

为了评价轨迹提取算法的性能，我们借鉴上述论文的思路，从两个方面进行性能评价：第一个是轨迹的准确度，第二个是轨迹的正确率。轨迹的准确度由两个评价指标构成：质心匹配误差（Centroid Matching Error, CME）和聚类框重合度（Bounding Box Coincidence Rate, BBCR）。轨迹的正确率用 F1 分数（F1-score）来评价，它是精确率（precision）和召回率（recall）的调和平均数，大小在 0 和 1 之间。F1 分数经常用于机器学习分类问题的评价，因为其能充分反映算法分类的正确性。

质心匹配误差的表达式为：

$$CME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N dist(GT_i, DT_i) \quad (5-1)$$

其中 N 代表轨迹长度， $dist$ 为实际值（Ground True, GT）和测量值（Detection, DT）之间的欧氏距离。质心匹配误差反映的是两轨迹种聚类质心的误差，而聚类框重合度反映的是聚类形状的误差。聚类框重合度计算方法如下：

$$BBCR = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{Area(GT_i \cap DT_i)}{Area(GT_i \cup DT_i)} \quad (5-2)$$

从上式可知， $BBCR$ 为一条轨迹中所有聚类的重合率均值。如图 5-1 所示，重合率由两聚类框交集的面积（阴影部分）除以并集的面积得出。若两聚类框完全重合，则 $BBCR$ 值为 100%。

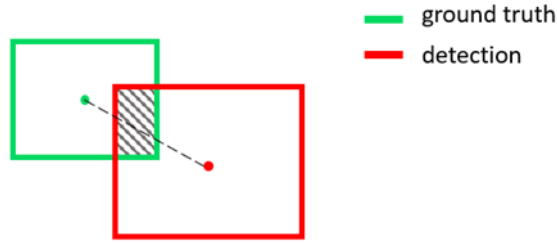


图 5-1 检测的聚类框和实际值

$BBCR$ 的计算需要实际值的聚类框，而聚类框反映的是物体的尺寸，需要根据不同的目标设置不同的框参数。经过测量，我们设置行人的框大小为 $0.3\text{m} \times 0.3\text{m}$ ，自行车为 $0.4\text{m} \times 0.8\text{m}$ 。另外，由于小轿车不同面对于雷达的散射点不同，设置小轿车的正面车头框大小为 $2\text{m} \times 2\text{m}$ ，小轿车侧面车身设置为 $4\text{m} \times 2\text{m}$ 。

轨迹的正确性由轨迹内部聚类来计算。在预测分类问题中，用四个标准表示分类的正确性，真正例（TP）：实际上是正例的数据点被标记为正例；假正例（FP）：实际上是反例的数据点被标记为正例；真反例（TN）：实际上是反例的数据点被标记为反例；假反例（FN）：实际上是正例的数据点被标记为反例。与之相关的精确率和召回率计算方式如下：

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5-3)$$

在本问题中，TP 指属于轨迹的正确聚类数，FP 指被错误归入轨迹的聚类数，这些聚类可能来自环境噪声或者其他物体，FN 指未被轨迹检测到的聚类数。由于召回率反映的是轨迹识别所有相关聚类的能力，而精确率反映的是轨迹内部识别相关聚类的能力，两者是难以兼顾的。若提高轨迹分类阈值，精确率可能会提高，但也会造成召回率的下降；降低轨迹的分类阈值，召回率可能会提高，但精确率会降低。单独一个标准不能作为判断依据，举一个极端的例子，若把环境中所有聚类都归入轨迹，则不存在未被轨迹检测的聚类数，召回率为 100%，但精确率会很低。

因此，要全面评估模型的有效性，必须同时检查精确率和召回率。为了平衡这两个衡量指标，可以使用平均的方式结合两者。F1 分数用调和平均数的方式结合了精确率和召回率，因此在许多机器学习问题中常作为评价指标，公式如下：

$$F_1 = 2 \cdot \frac{precision \cdot recall}{precision + recall} \quad (5-4)$$

5.2 Matlab 运行结果与分析

在前几章中,本文着重介绍了算法的理论。本章里,我们采用了 matlab 软件工具,将算法思想进行编程实现,如图 5-2 所示。

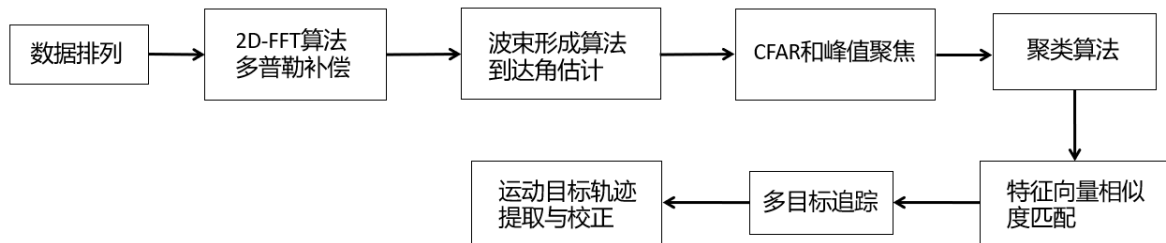


图 5-2 matlab 程序框图

为了检测算法的性能,本章设置了几种测试场景,由简单到复杂,全面评估基础的多目标检测算法,轨迹提取算法,运动轨迹补偿算法的性能。本实验以三个测试场景为例,展示并分析运行结果。

5.2.1 静止多目标检测

在轨迹提取之前,需要保证基础的多目标检测算法有良好的效果。多目标检测需要静止的雷达和静止的目标。场景一如图 5-3 所示,有 3 个明显障碍物,分别为左侧的塑料雪糕筒,右侧的两个铝制警示牌。



图 5-3 测试场景一

为满足本实验的要求,结合第二章参数对于距离速度的影响,权衡最远探测距离和分辨率后,设置的雷达参数和用参数计算的性能指标为

表 5-1 毫米波雷达参数和性能

参数名称	参数取值	单位
起始频率	77	GHz
波形斜率	29.982	MHz/us
脉冲时间	114	us
采样率	6000	ksps
带宽	1499.1	MHz
帧间隔	250	ms
总帧数	40	-
距离分辨率	0.12	m
最大探测距离	30.01	m
速度分辨率	0.13	m/s
最大探测速度	8.54	m/s

在第 2 章的 2.3.2 中提到，MIMO 模式会使脉冲时间翻倍，导致最大探测速度减半。因此，虽然增加了角度分辨率，但是识别物体的速度上限降低了。

从 40 帧中截取较为典型的一帧，通过 2D-FFT 算法得到距离多普勒谱，如图 5-4 所示。

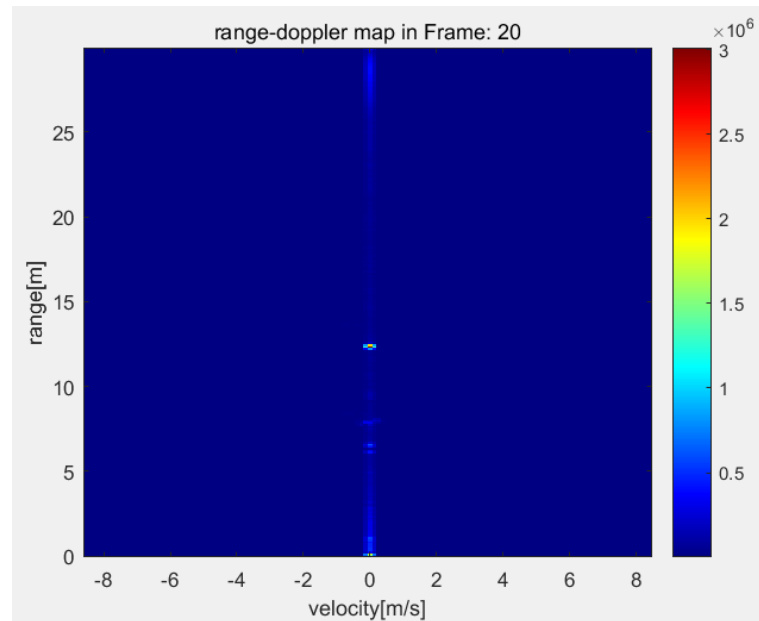


图 5-4 距离-速度谱

从谱中可以看出，所有物体都是静止的。在 10 米和 15 米之间有反射回波强烈的物体。雷达前也有峰值，但该峰值由天线泄露产生，即发射天线的电磁波直接由接收

天线接收。经过 capon 波束形成算法，可以提取角度-距离谱，如图 5-5 所示。

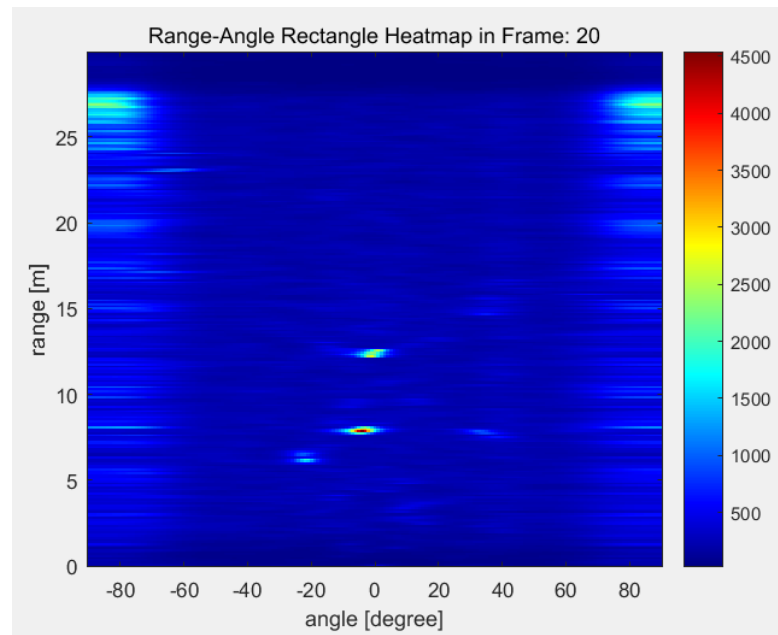


图 5-5 角度-距离谱

谱中有 3 个物体，分别对应实测场景中三个障碍物。正前方的两个物体回波峰值更高，左侧的障碍物较不明显，因为正前方的障碍物由金属制成，面积较大；左侧的雪糕筒由塑料制成，体积较小。可以看到，在角度大于正负 60 度后，噪声增多，甚至出现了假目标，这是角度增大后分辨率降低的结果。因此实际数据处理时可以剔除这部分不可信数据。上图的横坐标为角度，不便于反映真实情况，需要转化为极坐标图和笛卡尔坐标系，如图 5-6 所示。

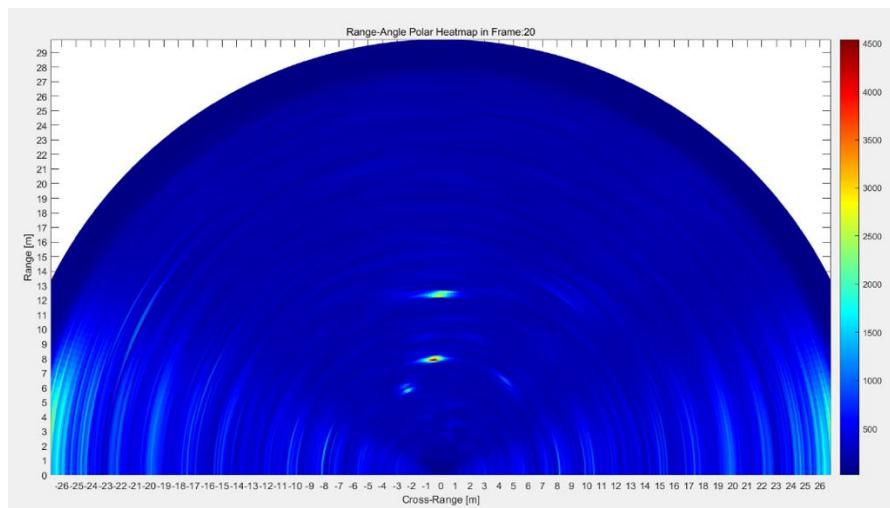


图 5-6 雷达探测极坐标图

但是转化为笛卡尔坐标系后不利于应用恒虚警算法，因为算法需要对矩阵进行处理才能取得理想效果。因此这里对角度-距离谱进行恒虚警算法处理。经实验，当设置

的恒虚警率为 0.1, OS-CFAR 取 1/3 的排序值作为参考值时有最佳效果。结果如图 5-7 所示。

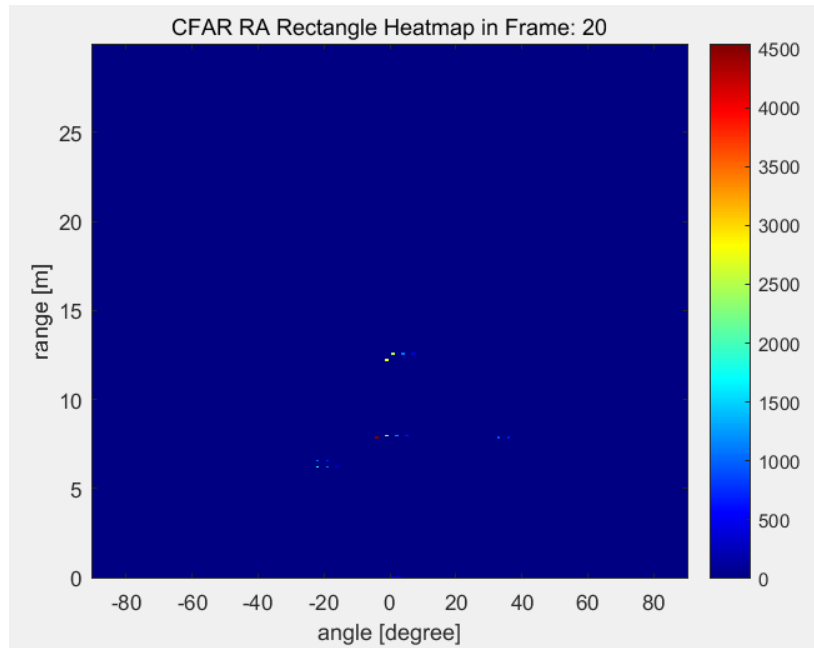


图 5-7 恒虚警算法结果

可以看到, 算法提取出了 4 个主要目标的散射点。将点转化为笛卡尔坐标系后, 再用聚类算法提取目标。聚类算法的密度阈值为 1 米, 最少点数为 3, 得到的聚类如图 5-8 所示。

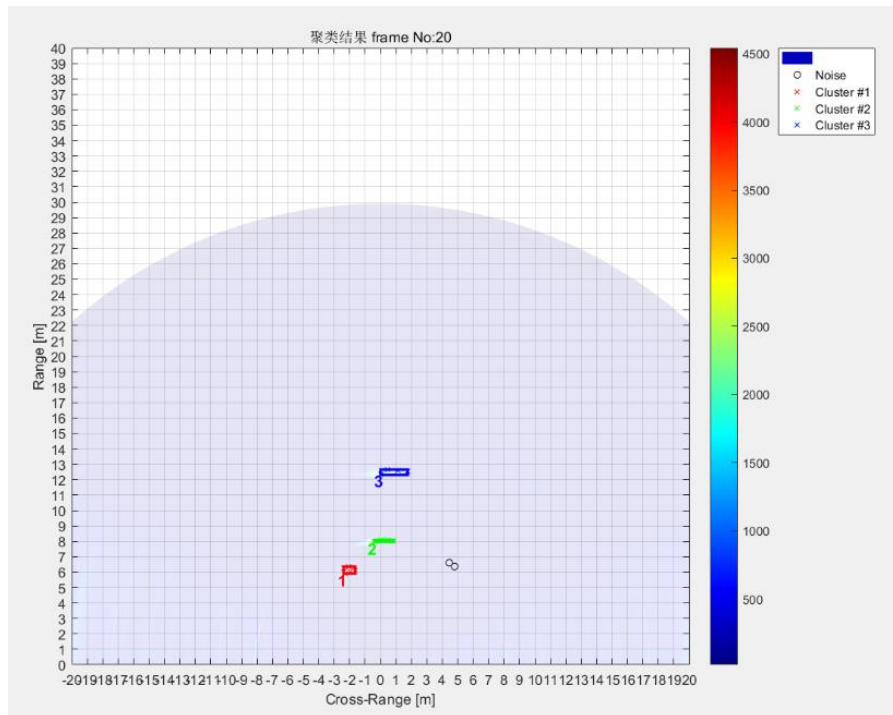


图 5-8 聚类算法结果

从上图可以看出，聚类算法成功提取出了三个目标。目标 1 为雪糕筒，距离雷达 6.2m。目标 2 和 3 为铝制警示牌，距离雷达距离分别为 8.2m 和 12.5m，并将右侧噪声去除，与实际情况相符合。下表为测量三次相同场景的结果。假设雪糕筒大小为 0.3m*0.3m，铝制警示牌大小为 0.8m*0.2m，算出的三个目标误差平均值如表 5-2 所示。

表 5-2 静止多目标检测性能评估

数据集编号	质心匹配误差 CME	聚类框重合度 BBCR
1	0.21m	77.5%
2	0.19m	79.1%
3	0.18m	79.8%

由上表可知，静止目标的质心匹配误差在厘米级，基本满足精度要求。因该误差受到距离分辨率（0.12m）限制，无法低于距离分辨率。聚类框重合度较高，这是由于在静止状态下检测，物体回波变化较小，使聚类框大小较为固定。综上所述，可以认为多目标检测算法精确度较高，满足实验基本要求。

5.2.2 运动目标轨迹提取

为了测试轨迹提取的准确性，场景二采用静止雷达检测运动目标。该部分包含三个实验，分别是采用三种运动目标，沿着地面起点和终点确定的线段匀速直线行驶。第一个实验以行人作为目标，移动方向包括径向和切向。采取两种方向的原因是测试速度补偿的效果。当行人面对雷达行走时，径向速度即是行人实际速度，此时聚类卡尔曼滤波器预测的结果较为准确；当行人沿着切向行走时，径向速度近乎为零，雷达无法通过多普勒效应测出行人速度，此时只能依靠速度补偿算法来估计行人实际速度。若切向轨迹较为准确，即证明速度补偿算法效果满足预期。轨迹如图 5-9 所示。

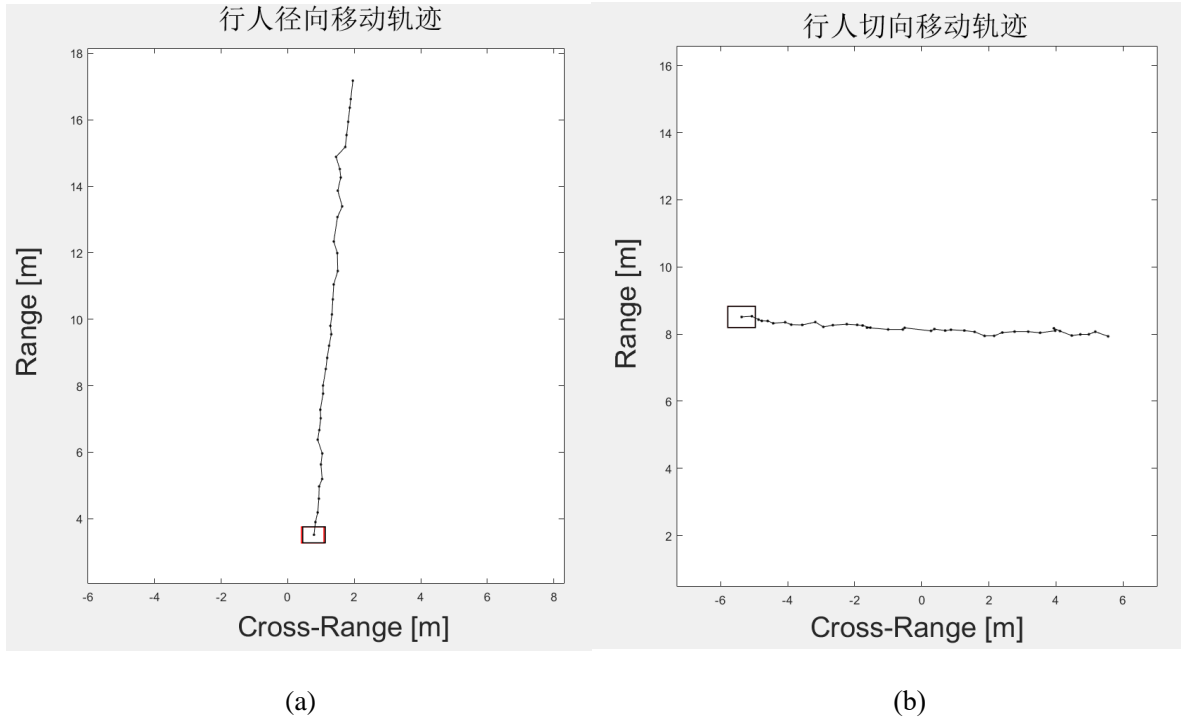


图 5-9 行人切向和径向移动轨迹

每种运动方向采五组数据，计算其准确性和正确性指标。计算聚类框重合度时，设置行人的聚类框为 $0.3\text{m} \times 0.3\text{m}$ 。结果如下表 5-3 和表 5-4 所示：

表 5-3 行人径向移动轨迹性能评估

数据集编号	质心匹配误差 CME	聚类框重合度 BBCR	F1-score
1	0.25m	8.8%	96.1%
2	0.19m	11.5%	98.7%
3	0.43m	2.7%	91.9%
4	0.42m	4.4%	93.3%
5	0.46m	2.6%	91.9%

表 5-4 行人切向移动轨迹性能评估

数据集编号	质心匹配误差 CME	聚类框重合度 BBCR	F1-score
1	0.23m	14.7%	100%
2	0.24m	14.5%	97.5%
3	0.31m	9.7%	92.5%
4	0.25m	16.3%	100%
5	0.29m	15.4%	96.1%

由上表的行人轨迹参数可以看出，切向轨迹的性能并没有和径向轨迹有较大差异，

证明到达角算法的精度较高，速度补偿的算法也起到了较好的效果。从上表可以看出，切向轨迹的误差更小，正确率也高于径向轨迹。这可能是因为径向轨迹距离较远，精度下降，切向轨迹则一直保持在距离雷达不远处。聚类框重合度平均在 10%左右，可能是由行人的聚类框较小导致。因为聚类框面积越大，就越有可能有更大的重叠面积。F1 分数出现较大的波动，分析后认为是受到恒虚警参数影响。人的反射回波幅值较低，若恒虚警率较低，人的回波可能会被当作虚警点而过滤掉，导致轨迹出现中断点，匹配误差增大。

图 5-10 是移动的自行车的检测结果。

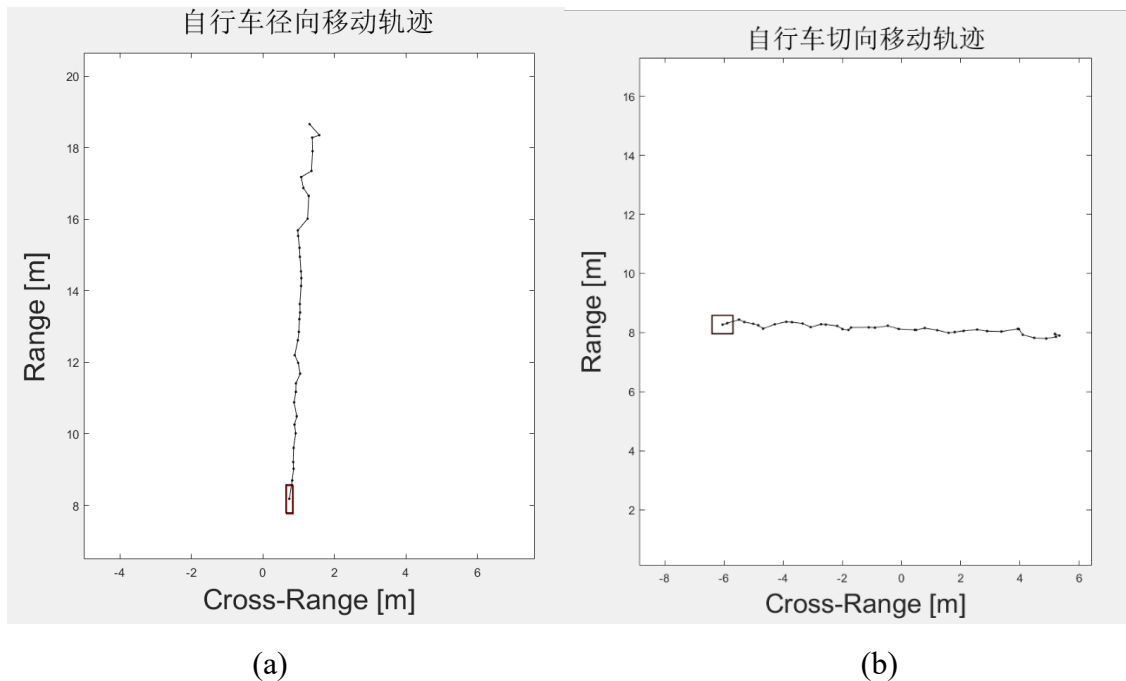


图 5-10 自行车切向和径向移动轨迹 (a)径向运动 (b)切向运动

自行车的聚类框大小设置为 $0.4\text{m} \times 0.8\text{m}$ ，得到的轨迹误差和轨迹正确率如下表 5-5 和表 5-6 所示。

表 5-5 自行车径向移动轨迹性能评估

数据集编号	质心匹配误差 CME	聚类框重合度 BBCR	F1-score
1	0.15m	26.7%	93.3%
2	0.26m	21.7%	94.7%
3	0.24m	25.0%	100%
4	0.17m	27.6%	98.7%
5	0.24m	22.5%	96.1%

表 5-6 自行车切向移动轨迹性能评估

数据集编号	质心匹配误差 CME	聚类框重合度 BBCR	F1-score
1	0.22m	23.6%	98.7%
2	0.21m	25.4%	97.5%
3	0.19m	22.1%	98.7%
4	0.23m	24.1%	96.1%
5	0.14m	29.2%	100%

由上表的自行车轨迹参数可知，自行车和行人目标相比，有着更低的质心匹配误差，更高的 F1 分数。原因主要有以下两点：1.自行车车身为金属，反射回波幅值高，更易从背景和噪声中被区分出来。2.自行车的移动轨迹比行人步行更接近匀速直线运动。另外，自行车轨迹的聚类框重合度在 20%到 30%之间，高于行人的聚类框重合度，原因是自行车的聚类框尺寸更大，更易于产生重合面积。

小轿车的轨迹如下图 5-11 所示。

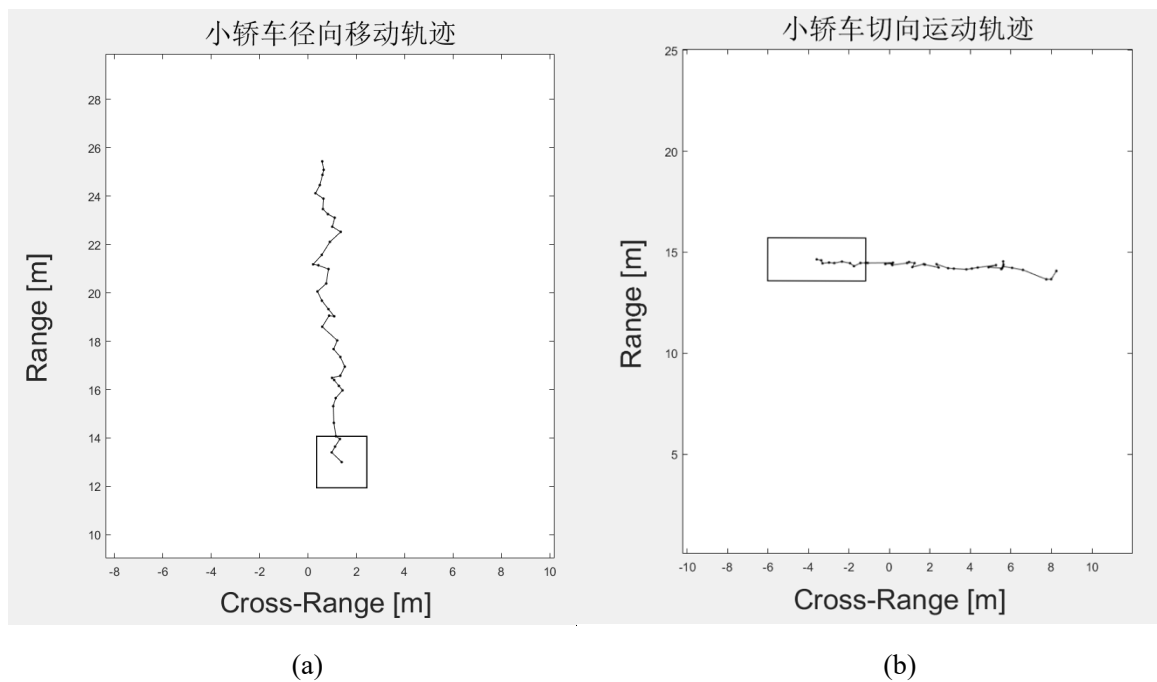


图 5-11 小轿车切向和径向移动轨迹 (a)径向运动 (b)切向运动

由于小轿车的正面和侧面雷达散射点不同，故设置车头的框为 2m*2m，侧面车身的框为 2m*4m。小轿车的轨迹误差和正确率如表 5-7 和表 5-8 所示。

表 5-7 小轿车径向移动轨迹性能评估

数据集编号	质心匹配误差 CME	聚类框重合度 BBCR	F1-score
1	0.27m	21.9%	100%
2	0.46m	11.2%	91.9%

续表

3	0.33m	32.8%	100%
4	0.43m	27.8%	100%
5	0.37m	31.2%	100%

表 5-8 小轿车切向移动轨迹性能评估

数据集编号	质心匹配误差 CME	聚类框重合度 BBCR	F1-score
1	0.35m	33.6%	100%
2	0.41m	28.4%	98.7%
3	0.31m	32.1%	100%
4	0.23m	37.9%	100%
5	0.26m	28.2%	98.7%

由上表可知，小轿车的质心匹配误差平均比自行车和行人低，但聚类框重合度比前两者都高，原因可能是小轿车的面积较大，质心位置变化较大，但聚类框位置变化较小。因此，对于体积较大的物体，更适合用形状参数来描述，不宜将其抽象为点。小轿车 F1 分数较高，因为车身金属面积较大，反射明显，难以与其他物体产生混淆，易于雷达辨认。

这里注意到，在表 5-7 的第二组测试数据中，目标的误差明显增大，聚类框匹配率相比其他组低了很多，F1 分数也有明显的下降。经分析原场景后，认为造成失准的原因是小轿车在雷达开始检测时静止了一段时间，该段时间内的点在轨迹中并未按照匀速直线运动的规律排布，因此造成了较大的误差。但是该误差并非实际测量误差，而是由本实验的前提假设导致的。若能通过其他更准确的方法得到目标移动轨迹，该误差可以被消除。

5.2.3 运动轨迹校正

运动轨迹校正需要雷达载具的运动参数，来校正相对运动的轨迹。经讨论，有三种可行方案。第一种方案是通过车辆自身传感器得到车辆准确的 x, y 轴速度分量或是位置信息，但囿于装载雷达的小车条件限制，该方案无法实现。第二个方案是通过外部的传感器获取运动信息，如利用天上的无人机摄像头标定小车在不同时刻的位置。但是该方法需要图象识别技术，且需要与雷达的脉冲时间戳进行同步，技术实现难度较高。第三个方案是本雷达小车采取固定线段匀速直线运动的方式来确定不同时刻的位置。这种理想化的方法在一定程度上增加了误差。

第一个实验，我们用雷达小车与小轿车相向运动，校正轨迹后与上一小节径向运动轨迹的参数作比较，如图 5-12 所示。轨迹校正性能如表 5-9 和 5-10 所示。

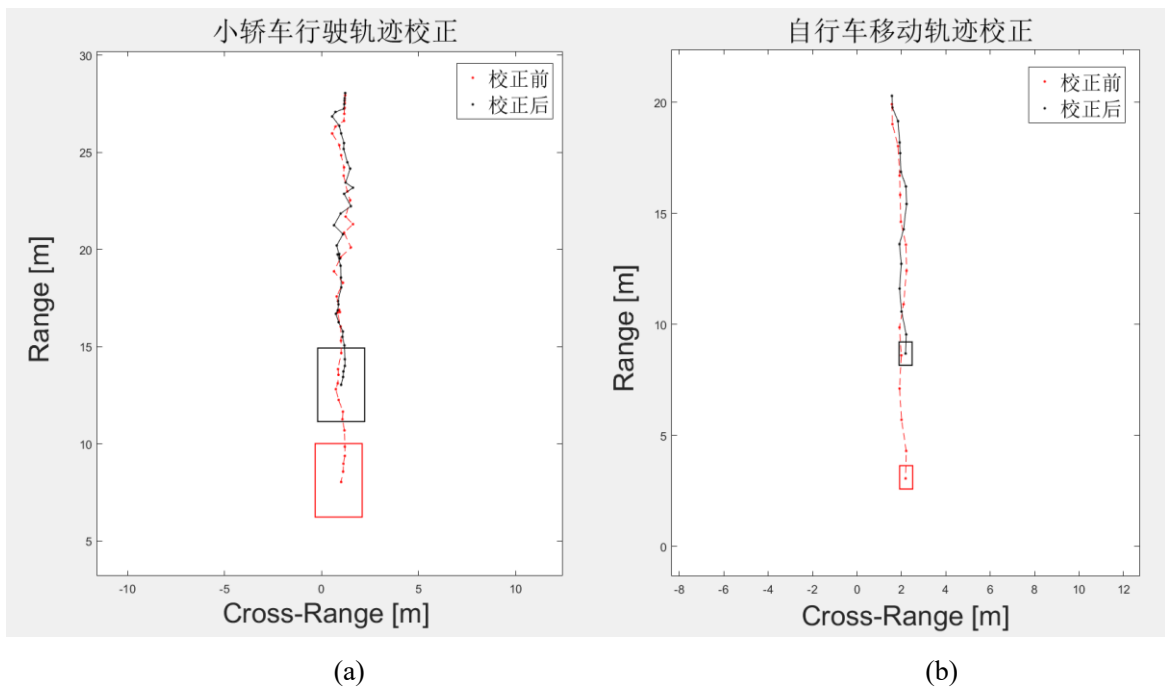


图 5-12 目标与雷达小车相向运动轨迹 (a)小轿车轨迹校正 (b)自行车轨迹校正

表 5-9 小轿车与雷达小车相向移动轨迹

数据集编号	质心匹配误差 CME	聚类框重合度 BBCR	F1-score
1	0.44m	22.0%	97.4%
2	0.65m	13.2%	100%
3	0.71m	15.2%	100%
4	0.63m	13.9%	94.7%
5	0.77m	9.8%	97.4%

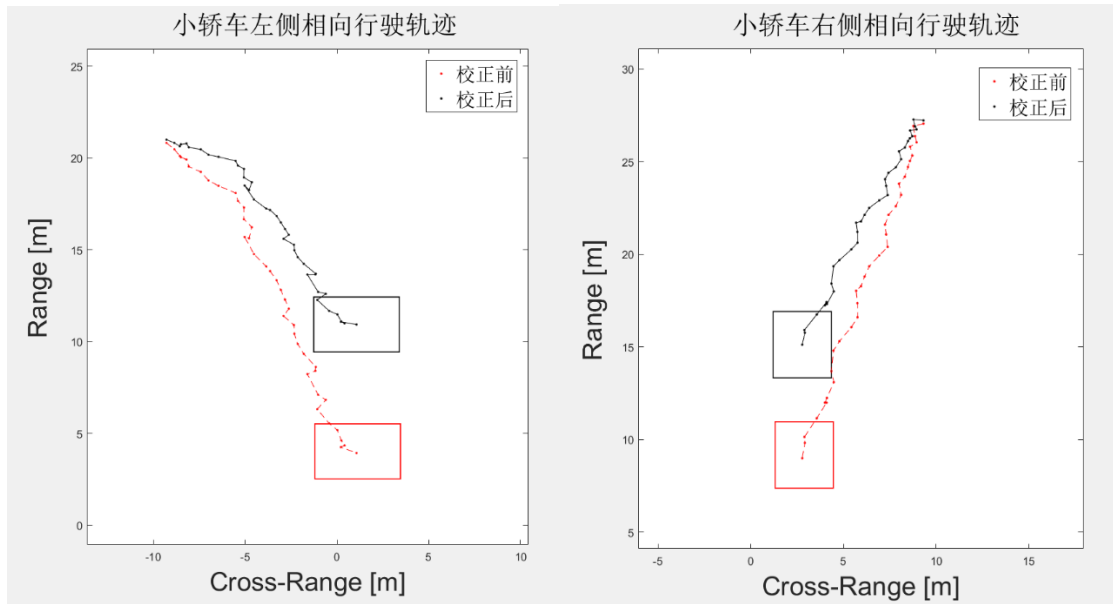
表 5-10 自行车与雷达小车相向移动轨迹

数据集编号	质心匹配误差 CME	聚类框重合度 BBCR	F1-score
1	0.51m	7.5%	96.5%
2	0.46m	4.1%	94.7%
3	0.35m	9.7%	100%
4	0.59m	3.9%	91.2%
5	0.42m	11.1%	93.4%

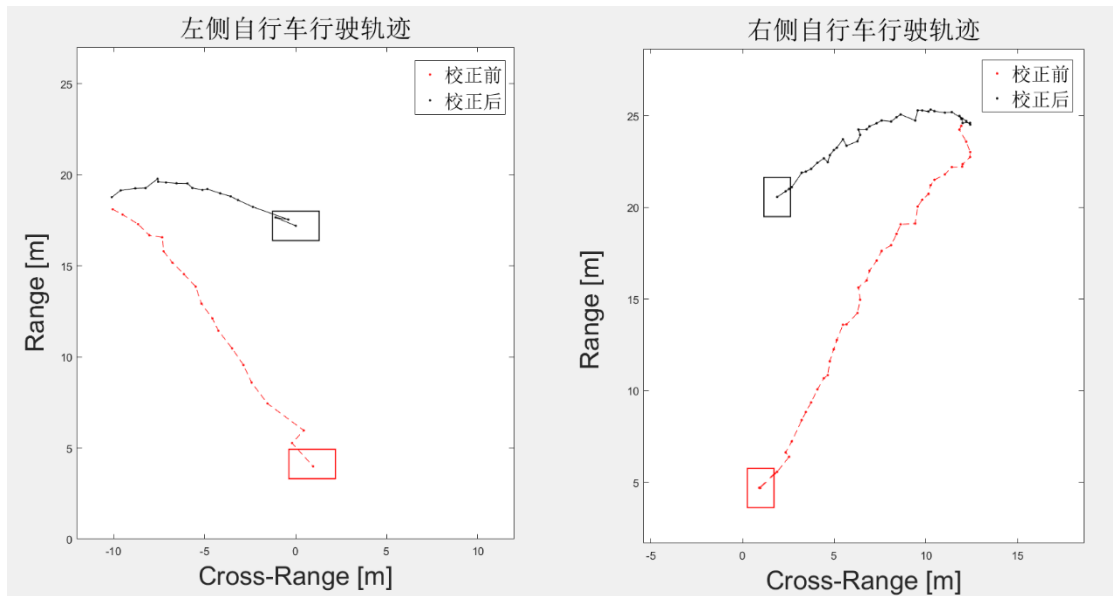
由检测结果的坐标图可以看出，小轿车的点波动较大，自行车的轨迹较为平稳，原因可能是车辆的体积大，计算聚类点集的质心变化较大，表现就是质心在中心轨迹线附近波动。由上表可知，与原来的径向运动轨迹相比，校正相对运动轨迹后得到的轨迹误差较大，重合率较低，原因是因为两个运动物体的运动参数都有着一定的误差，

叠加后误差增大是必然结果。但 F1 分数并没有明显的降低，即小车仍然能有效的从环境中被正确检测出来，表明运动参数的误差不影响检测的正确率。

最后，我们测试了左侧和右侧的移动轨迹校正，校正表现如图 5-13 所示。



(a)



(b)

图 5-13 侧向行驶轨迹校正 (a)小轿车 (b)自行车

表 5-11 和表 5-12 是小轿车和自行车的轨迹校正的性能评价。每种场景测试两次，共 8 组数据。

表 5-11 小轿车侧向移动轨迹

数据集编号	质心匹配误差 CME	聚类框重合度 BBCR	F1-score
左侧 1	0.98m	10.7%	94.7%
左侧 2	0.82m	17.7%	100%
右侧 1	0.91m	13.3%	100%
右侧 2	1.02m	10.1%	97.4%

表 5-12 自行车侧向移动轨迹

数据集编号	质心匹配误差 CME	聚类框重合度 BBCR	F1-score
左侧 1	0.82m	3.8%	94.3%
左侧 2	0.77m	4.5%	96.5%
右侧 1	0.93m	2.1%	97.4%
右侧 2	0.65m	4.1%	100%

从结果可以看出，目标侧向移动时校正的误差最大，且校正后轨迹不是理想的直线。结合实际场景分析，有两个原因，第一个是斜线运动时运动参数不准确，难以保证是理想的匀速直线运动；第二个原因是由于雷达运动和目标运动的误差进行了叠加，导致轨迹校正后难以还原成直线。测量误差和多种不确定性因素使侧向移动移动轨迹的校正精度偏低。

5.3 本章小结

本章先是根据轨迹检测的特点，参照图像处理中轨迹评价指标和机器学习分类器的相关知识，设置了轨迹的评价指标。并在第二节中按照基础到高级的顺序展示了 matlab 算法的效果，包括静止多目标检测（雷达和目标静止），移动物体轨迹提取（雷达静止，目标移动），运动轨迹校正（雷达和目标都在移动）三个小节。每个小节都对不同目标的结果进行分析，并推测导致该结果的原因。经实测，轨迹提取算法表现良好，满足基本要求。

结 论

本论文实现了目标识别和轨迹提取算法，并进行了实地测试检验算法性能。在目标识别部分，本论文采用 2D-FFT 算法提取距离-多普勒谱，采用波束形成算法提取角度-距离谱，最后用恒虚警和峰值聚集算法提取主要目标点。在轨迹提取部分，先用聚类算法得到物体的特征向量，通过帧间相似度匹配，将聚类分配给不同轨迹。然后在轨迹中找出运动目标的轨迹，通过补偿相对运动，还原目标原本的轨迹。经实验验证，目标识别算法取得了很高的准确率；轨迹提取算法的误差随目标而改变，总体在可接受范围内。同时，轨迹提取算法正确率很高，较少出现漏检，检测错误的情况；运动轨迹校正算法正确率较高，但误差较大，只是基本还原了物体原本运行轨迹。

本论文虽然实现了运动轨迹的校正，但有诸多不足之处，下面几个方面是未来进一步的研究方向：

1. 测试场景过于简单化，真实的自动驾驶道路情况是非常复杂的。面对这些挑战，需要改进的毫米波雷达的硬件系统，如增加天线数量，提高采样率和芯片计算能力。
2. 测量技术尚有欠缺。未来希望能用精确的外部传感器返回雷达小车和目标的运动信息，比如用无人机的摄像头进行实时检测并与雷达数据对比，这样就能在更加复杂的场景下测试算法性能。

致 谢

时光荏苒，日月如梭，在西南交大的4年本科生涯即将落幕。这四年的学习生涯使我收获巨大，我不仅在课堂上学习了知识，也开拓了自己的眼界。我即将离开这个朝夕相伴的校园，远赴异国他乡开始新的学习生活。在这离别之际，我想感谢母校对我的培养，感谢各位给予我支持和帮助的人。

首先，我想感谢我的指导老师邹应全老师。邹老师是一位受学生敬重和喜爱的老师，为人亲切和蔼，治学严谨务实。在以往的竞赛和学习经历中，邹老师给予了我实验条件的支持，学术指导和思想上的启发。在我遇到困难时，邹老师会及时和我探讨，提出可行的方案。他对于产品创新精神，认真踏实的态度深深的感染了我，让我学会了如何将知识应用于生活，学会了如何成为一名合格的工程师。在此，我向邹老师表达崇高的敬意和最真诚的感谢！

然后感谢同一项目组的研究生高安涌学长，他在研究初期给了我很多资料，帮忙调试电路。并且给了我许多思路上的启发，和我一起齐心协力，不辞劳苦地测量数据，提供了很大的帮助。

另外，我还要感谢陈乐施同学，她每天都在实验室陪伴着我，在我遇到困难的时候，给我关心和精神支持。另外，她为我的研究提供专业知识和思路，给予了我很大的启发；在实验阶段，她协助我测量了多组数据。

最后，我还要感谢家人，给予我帮助的其他老师和同学，以及好朋友们，感谢你们在学习和生活上给我的陪伴和帮助，正是因为你们的存在，才使我度过了难忘而有意义的四年本科生活！

参考文献

- [1] 特斯拉中国 ModelS [EB/OL]. <https://www.tesla.cn/models>, 2021-1-15.
- [2] Dennis B., Adrian A. TI 的接近传感技术[EB/OL]. <https://www.ti.com/lit/pdf/spry311>, 2021-1-16.
- [3] Texas Instruments. AWR1642 Single-Chip 77- and 79-GHz FMCW Radar sensor [EB/OL]. <https://www.ti.com/lit/gpn/AWR1642>, 2021-1-20.
- [4] DENSO TEN. The History of the Development of Millimeter Wave Radar[EB/OL]. <https://www.denso-ten.com/corevalue/intelligent/mwr02>, 2021-1-21.
- [5] Groll H.P., Detlefsen J. History of automotive anticollision radars and final experimental results of a MM-Wave car radar developed by the Technical University of Munich [J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 1997, 12(8): 15-19.
- [6] Schneider M. Automotive radar-status and trends[C]. German microwave conference, 2005: 144-147.
- [7] 袁赛柏, 金胜, 朱天林. MIMO 雷达技术发展综述[J]. 现代雷达, 2017, 039(008): 5-8.
- [8] 韩宝石, 王峥. 车载毫米波雷达国内外发展现状综述 [J]. 数字通信世界, 2019(09): 15-16.
- [9] Waldschmidt C., Hasch J., Menzel W. Automotive Radar — From First Efforts to Future Systems[J]. IEEE Journal of Microwaves, 2021, 1(1): 135-148.
- [10] Hakobyan G., Yang B. High-Performance Automotive Radar: A Review of Signal Processing Algorithms and Modulation Schemes[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2019, 36(5): 32-44.
- [11] Ritter P. et al. A fully integrated 78 GHz automotive radar system on-chip in 22 nm FD-SOI CMOS[C]. Proc. Eur. Microw. Conf., 2020.
- [12] Geonu K., Jiwoo M., Jungwoo L. A Peer-to-Peer Interference Analysis for Automotive Chirp Sequence Radars[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(9): 8110-8117.
- [13] Faruk, Uysal. Phase-Coded FMCW Automotive Radar: System Design and Interference Mitigation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 69(1): 270-281.
- [14] Kronauge M., Rohling H. New chirp sequence radar waveform[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2014, 50(4): 2870-2877.

- [15] Biondi F. Compressed Sensing Radar – New Concepts of Incoherent Continuous Wave Transmissions[C]. IEEE International Workshop on Compressed Sensing Theory and its Applications to Radar, 2015.
- [16] Geng Z. Evolution of Netted Radar Systems[J]. IEEE Access, 2020, (99): 124961-124977.
- [17] Frischen A., Hasch J., Waldschmidt C. A Cooperative MIMO Radar Network Using Highly Integrated FMCW Radar Sensors[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2017, 65(4): 1355-1366.
- [18] Prophet R., Li G., Sturm C., et al. Semantic Segmentation on Automotive Radar Maps[C]. 2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2019.
- [19] Werber K., Rapp M., Klappstein J., et al. Automotive radar gridmap representations[C]. IEEE Mtt-s International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility. 2015:1-4.
- [20] Eugin H., Jin Y.S., Jong-Hun L. A Pedestrian Detection Scheme Using a Coherent Phase Difference Method Based on 2D Range-Doppler FMCW Radar[J]. Sensors, 2016, 16(1): 124.
- [21] Sim H., Do T.D., Lee S., et al. Road environment recognition for automotive FMCW RADAR systems through convolutional neural network[J]. IEEE Access, 2020: 141648-141656.
- [22] Zhang R., Cao S. Real-Time Human Motion Behavior Detection via CNN Using mmWave Radar[J]. IEEE Sensors Letters, 2018: 1-4.
- [23] Jiang C., Guo J., He Y., Jin M., Li S., Liu Y. mmVib: Micrometer-Level Vibration Measurement with mmWave Radar[C]. ACM MobiCom, 2020 (CCF-A).
- [24] Wang Y., Wang W., Zhou M., et al. Remote Monitoring of Human Vital Signs Based on 77-GHz mm-Wave FMCW Radar[J]. Sensors, 2020, 20(10): 2999.
- [25] 靳璐, 付梦印, 王美玲, 杨毅. 基于视觉和毫米波雷达的车辆检测[J]. 红外与毫米波学报, 2014, 33(05): 465-471.
- [26] 李朝, 兰海, 魏宪. 基于注意力的毫米波-激光雷达融合目标检测[J]. 计算机应用, 2021: 1-10.
- [27] Ma X., et al. Classification of human motions using micro-Doppler radar in the environments with micro-motion interference[J]. Sensors 2019, 19(11): 2598.
- [28] 陈超. FMCW 毫米波雷达目标特征提取及分类研究[D]. 硕士学位论文. 电子科技大学, 2020.
- [29] 黄昌霸. 车载毫米波雷达目标检测技术研究[D]. 硕士学位论文. 电子科技大学, 2020.
- [30] 陈思翔. 车载毫米波雷达信号处理方法研究[D]. 博士学位论文. 中国科学院大学(中国

- 科学院国家空间科学中心), 2020.
- [31]张东兴. 基于稀疏贝叶斯理论的波达方向估计及阵列误差校正[D]. 硕士学位论文. 哈尔滨工业大学, 2020.
- [32]罗大钧. 基于 DOA 估计的 GA-MUSIC 算法研究[D]. 硕士学位论文. 哈尔滨理工大学, 2020.
- [33]尹宏鹏, 陈波, 柴毅, 刘兆栋. 基于视觉的目标检测与跟踪综述[J]. 自动化学报, 2016, 42(10): 1466-1489.
- [34]刘昌云. 雷达机动目标运动模型与跟踪算法研究[D]. 硕士学位论文. 西安电子科技大学, 2014.
- [35]周俊静. 基于激光雷达的智能车辆目标识别与跟踪关键技术研究[D]. 硕士学位论文. 北京工业大学, 2014.
- [36]申睿涵. 基于深度学习的激光雷达多目标地物智能识别[D]. 硕士学位论文. 电子科技大学, 2019.
- [37]Fortin B., Lherbier R., Noyer J.C. A Model-Based Joint Detection and Tracking Approach for Multi-Vehicle Tracking With Lidar Sensor[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(4): 1883-1895.
- [38]Zhou Y., Wang T., Hu R., et al. Multiple Kernelized Correlation Filters (MKCF) for Extended Object Tracking Using X-band Marine Radar Data[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(14): 3676-3688.
- [39]Chen Y., Wang Y., Qu F., et al. A Graph-Based Track-Before-Detect Algorithm for Automotive Radar Target Detection[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(5): 6587-6599.
- [40]Texas Instruments. Introduction to mmWave sensing: FMCW radars[EB/OL]. <https://training.ti.com/node/1139153>, 2021-3-12.
- [41]Texas Instruments. Vehicle Occupant Detection Reference Design[EB/OL]. <https://www.ti.com.cn/tool/cn/TIDEP-01001>, 2021-3-14.
- [42]Texas Instruments. Automated parking made possible with TI mmWave radar and repurposed ultrasonics (Rev. A)[EB/OL]. <https://www.ti.com.cn/tool/cn/TIDEP-01011>, 2021-3-15.
- [43]Texas Instruments. AWR1642 Single-Chip 77- and 79-GHz FMCW Radar sensor datasheet (Rev. B)[EB/OL]. <https://www.ti.com/lit/gpn/AWR1642>, 2021-3-16.
- [44]Texas Instruments. DCA1000EVM - Real-time data-capture adapter for radar sensing evaluation module[EB/OL]. <https://www.ti.com.cn/tool/cn/DCA1000EVM>, 2021-3-17.
- [45]Yin F., Makris D., Velastin S. Performance evaluation of object tracking algorithms[J]. Int Workshop on Performance Evaluation of Tracking & Surveillance, 2007.

- [46] Bashir F., Porikli F. Performance Evaluation of Object Detection and Tracking Systems[J]. *pets*, 2006.