

上海交通大学硕士学位论文

基于毫米波雷达的栅格地图建立与平台定位

硕士研究生：温紫廷

学号：117034910097

导师：李东瀛

申请学位：工学硕士

学科：信息与通信工程

所在单位：电子信息与电气工程学院

答辩日期：2020 年 1 月

授予学位单位：上海交通大学

Dissertation Submitted to Shanghai Jiao Tong University
for the Degree of Master

GRID MAPPING AND LOCALIZATION BASED ON MILLIMETER-WAVE RADAR

Candidate:	Ziting Wen
Student ID:	117034910097
Supervisor:	Prof. Dongying Li
Academic Degree Applied for:	Master of Science
Speciality:	Information and Communication Engineering
Affiliation:	School of Electronic Information and Electric Engineering
Date of Defence:	Jan., 2020
Degree-Conferring-Institution:	Shanghai Jiao Tong University

上海交通大学
学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文《基于毫米波雷达的栅格建图与平台定位》，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。

学位论文作者签名：温紫迪

日期：2020 年 1 月 10 日

上海交通大学
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。本人授权上海交通大学可以将本学位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、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密，在____年解密后适用本授权书。
本学位论文属于
不保密

(请在以上方框内打“√”)

学位论文作者签名: 温家进

指导教师签名:

日期: 2020 年 1 月 9 日

日期: 2020 年 1 月 9 日

基于毫米波雷达的栅格地图建立与平台定位

摘要

近年来，同步定位与建图(Simultaneous Localization And Mapping, SLAM)的不断深入研究促进了自动驾驶的快速发展。这一应用背景也给 SLAM 的鲁棒性提出了很高要求。运用在多种天气状况下都能良好工作的雷达成为提高 SLAM 系统整体鲁棒性的一个良好解决方案。但雷达测量稀疏、高噪声的特性对其在 SLAM 中的应用带来了巨大的挑战。本文正是在这一背景下展开的。针对毫米波雷达测量的特性，设计了在粒子滤波框架下结合自运动估计、点集匹配和基于关键帧闭环的雷达 SLAM 算法，并通过实验证明了提出的算法能达到较高的定位精度。本文的主要工作和贡献有以下三个方面：

1. 提出了栅格地图质量评价指标，用于定量比较不同方法得到的栅格地图的质量差异。在仿真与实测环境中，用提出的平均偏离距离和检测比例两个指标衡量了固定分辨率栅格地图和自适应分辨率栅格地图的质量差异。

2. 研究了基于毫米波雷达的自运动估计算法，将其整合到雷达 SLAM 算法框架中，使整个系统能充分利用雷达直接测速的优势。运动估计结果用于粒子采样以及提供点集匹配的初值。根据实测数据验证，自运动估计用于提供匹配初值能提高匹配的鲁棒性，用于粒子采样能提高平台位姿估计的精度和鲁棒性。

3. 设计了点集匹配和基于关键帧的闭环方法，并将其与自运动估计融合构建了完整的雷达 SLAM 算法。实测验证了提出的自适应阈值提取占据点匹配的方法能有效提高匹配精度。匹配模块能稳定的提供粒子采样值，且具有一定的闭环能力。最后，基于关键帧的闭环也起到了提高定位精度的作用。



17001903

关键词：毫米波雷达探测，同时定位与建图，栅格地图质量评价，点集匹配，闭环

GRID MAPPING AND LOCALIZATION BASED ON MILLIMETER-WAVE RADAR

ABSTRACT

Recently, the exploration of Simultaneous positioning and mapping has improved the development of self-driving. The autonomous driving gives new demands to the research of the SLAM in turn. Using radar, a robust sensor under diverse environment, becomes a potential solution to improve the robustness of the whole self-driving system. However, some characteristics of radar such as high-noise, sparse make it become a challenging thing. This thesis is generated under this background. According to the characteristics of measurement of millimeter-wave radar, a radar SLAM algorithm that combines ego-motion estimation, point set registration, and loop closure based on keyframe is designed under the particle filter framework. And experiments verified that the proposed algorithm can accurately localize the platform. The main works and contributions of this thesis are as follows:

1. The quantitative evaluation indices are proposed, which could be used to compare the quality of grid maps established by different mapping algorithms. Through the simulation and experiment, these two indices are used to evaluate the quality of fixed resolution grid map and adaptive resolution grid map.
2. This thesis researched the ego-motion estimation algorithm and integrated it to the framework of the radar SLAM, which makes the whole system can utilize the ability of measuring velocity of radar. The result of ego-motion estimation is used as the initial value of point set registration and as sampling particles. After the verification of experiments, ego-motion estimation could make the point set registration has better robustness and improve the accuracy and robustness of pose estimation.

3. This thesis proposed a point set matching, a loop closure based on keyframe, and fused them with ego-motion estimation to construct the radar SLAM algorithm. Experiments verified that the proposed adaptive threshold extraction method of occupied point registration can effectively improve the matching accuracy. In addition, the matching module can stably provide particle sampling values and can play a certain closed-loop role. Finally, closed frames based on key frames can also improve positioning accuracy.

KEY WORDS: Millimeter-wave radar detection, Simultaneous positioning and mapping, evaluation of grid map, point set registration, loop closure

目 录

摘要	I
ABSTRACT	III
第一章 绪论	1
1.1 课题背景与研究意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 同步定位与建图算法研究现状	2
1.2.2 栅格建图及其质量评价研究现状	5
1.2.3 基于雷达的自运动估计算法研究现状	8
1.3 论文主要内容与章节安排	9
第二章 基于粒子滤波的同时定位与建图理论基础	11
2.1 引言	11
2.2 SLAM 基础概念介绍	11
2.2.1 运动模型	13
2.2.2 观测模型	15
2.3 基于粒子滤波的 SLAM	17
2.4 本章小结	20
第三章 平台自运动估计及栅格地图质量评价	21
3.1 引言	21
3.2 基于空间位置和多普勒测量的自运动估计算法	21
3.3 栅格建图算法	25
3.4 栅格地图质量评价及对栅格建图方法选择	28
3.4.1 栅格地图质量评价指标	28
3.4.2 不同栅格建图算法建立地图的质量比较	31
3.5 本章小结	41
第四章 雷达 SLAM 中的点集匹配和闭环算法	42
4.1 引言	42
4.2 包含闭环的雷达 SLAM 算法总体流程	42
4.3 占据点集匹配方法	44
4.4 基于关键帧的闭环	49

4.5 本章小结	52
第五章 实验平台及实验结果	53
5.1 引言	53
5.2 实验场景与平台情况	53
5.2.1 实验场景	53
5.2.2 平台情况	54
5.2.3 实际测试中平台运行方式	57
5.3 实验结果及分析	58
5.3.1 自运动估计结果及分析	58
5.3.2 不同阈值提取结果及分析	61
5.3.3 判断关键帧的相似度阈值设置与结果分析	64
5.3.4 SLAM 结果及分析	66
5.4 本章小结	70
第六章 总结与展望	71
6.1 主要工作与创新点	71
6.2 工作展望	72
参考文献	74
致谢	80
攻读硕士学位期间已发表或录用的论文	81

英文缩略语表

SLAM	Simultaneous Localization and Mapping	同步定位与建图
Radar	Radio Detection and Ranging	雷达
Lidar	Light Detection and Ranging	激光雷达
IMU	Inertial Measurement Unit	惯性导航单元
RCS	Radar Cross Section	雷达截面积
PF	Particle Filter	粒子滤波
KF	Kalman Filter	卡尔曼滤波
EKF	Extended Kalman Filter	扩展卡尔曼滤波
UKF	Unscented Kalman Filter	无迹卡尔曼滤波
ICP	Iterative Closet Point	迭代最近点
RANSAC	Random Sample Consensus	随机采样一致
iSAM	Incremental Smoothing and Mapping	增量平滑和建图
BASD	Binary Annular Statistics Descriptor	二进制环状统计描述符

图 录

图 2-1 差分驱动的平台在 t 时刻的运动轨迹	13
图 2-2 平台观测值与地标和平台间距离关系	16
图 2-3 地标点与平台相距 5m, 夹角为 3°时不同测量值对应的测量后验概率	16
图 2-4 根据粒子权重进行重采样时粒子依照权重占据不同长度区间示意图	19
图 2-5 基于粒子滤波和栅格建图的 SLAM 算法流程图	20
图 3-1 基于雷达的空间位置、多普勒速度联合平台自运动估计算法流程	22
图 3-2 平台速度与雷达测量目标的多普勒速度间关系示意	24
图 3-3 对仿真场景建立的自适应分辨率栅格地图	28
图 3-4 自适应分辨率栅格地图在不同区域的栅格分辨率	28
图 3-5 计算检测比例时, 扩展栅格地图占据区域示意图	29
图 3-6 漏检测物体测试时对应的参考地图以及建立的栅格地图	30
图 3-7 漏检物体仿真实验中, 检测比例随占据区域扩展的变化	31
图 3-8 对仿真场景 1 建立的固定分辨率栅格地图和自适应分辨率栅格地图	32
图 3-9 对仿真场景 2 建立的固定分辨率栅格地图和自适应分辨率栅格地图	32
图 3-10 对应两个仿真场景中的参考地图	33
图 3-11 固定分辨率栅格地图与自适应分辨率栅格地图在两个仿真场景设置下检测比例随占据区域扩展的变化	33
图 3-12 四个实验场景中的参考地图, 假设雷达不能穿透探测到后方物体	34
图 3-13 对实验场景 1 建立的自适应分辨率栅格地图以及对应三种不同的传感器逆模型的固定分辨率栅格地图	35
图 3-14 对实验场景 2 建立的自适应分辨率栅格地图以及对应三种不同的传感器逆模型的固定分辨率栅格地图	36
图 3-15 对实验场景 3 建立的自适应分辨率栅格地图以及对应三种不同的传感器逆模型的固定分辨率栅格地图	37
图 3-16 对实验场景 4 建立的自适应分辨率栅格地图以及对应三种不同的传感器逆模型的固定分辨率栅格地图	38
图 3-17 四个实验场景中不同建图方法得到地图的检测比例	39
图 4-1 结合自运动估计、点集匹配、基于关键帧的闭环三部分的粒子滤波栅格建	

图雷达 SLAM 算法流程	43
图 4-2 利用自运动估计做初值的当前测量与历史地图匹配流程	45
图 4-3 单帧雷达测量点与经过栅格建图、阈值提取后得到的占据点	46
图 4-4 使用自运动估计或使用上一帧位姿作为初值时 ICP 匹配结果	46
图 4-5 点集匹配前对雷达测量进行的预处理	48
图 4-6 基于关键帧的闭环算法流程	51
图 5-1 测试场地实景照片	53
图 5-2 开展测试 1 时，测试房间中各物体分布情况	54
图 5-3 开展测试 2, 3 时，测试房间中各物体分布情况	54
图 5-4 由毫米波雷达、机械转台和 Husky 组成的实测平台照片	55
图 5-5 利用 Vicon 系统测量雷达与车头朝向夹角时平台与标记球位置关系	55
图 5-6 77GHz 雷达实物照片	56
图 5-7 雷达旋转完成一帧测量时 Husky 运动对测量的影响	57
图 5-8 自运动估计算法获得的平动速度估计值与根据 Vicon 测量计算值对比	59
图 5-9 自运动估计算法获得的转动速度估计值与根据 Vicon 测量计算值对比	59
图 5-10 自运动估计在一次“走”模式期间估计的轨迹与 Vicon 测量轨迹对比	60
图 5-11 自运动估计算得到的平台在“停”时刻位姿的误差箱图	60
图 5-12 不同阈值提取占据点时，匹配位姿朝向估计误差随时间变化	62
图 5-13 不同阈值提取占据点时，匹配位姿位置估计误差随时间变化	63
图 5-14 轨迹后段用低固定阈值从历史地图中提取占据点与单帧测量匹配结果	64
图 5-15 轨迹后段用自适应阈值从历史地图中提取占据点与单帧测量匹配结果	64
图 5-16 被选为关键帧的位姿和被判定出现闭环的位姿	66
图 5-17 点集匹配估计平台位姿，运动估计平台位姿以及使用粒子滤波融合两者后得到位姿在不同时刻的误差	67
图 5-18 在测试 3 中包含关键帧闭环和不包含时朝向估计误差随测量帧变化	67
图 5-19 在测试 3 中包含关键帧闭环和不包含时位置估计误差随测量帧变化	68
图 5-20 本文提出的算法在测试 3 中对平台位置、朝向估计的误差箱图	68
图 5-21 提出的雷达 SLAM 算法估计的平台轨迹，建立的栅格地图与 Vicon 系统测量得到的轨迹与真实物体分布情况	69

表 录

表 3-1 固定分辨率及自适应分辨率栅格地图在仿真场景下的平均偏离距离	33
表 3-2 固定分辨率, 自适应分辨率栅格地图及不同的传感器逆模型在实测场景下建立栅格地图的平均偏离距离	40
表 5-1 雷达在不同设置中的最大可探测距离、分辨率、采样带宽及中心频率	56
表 5-2 雷达在不同设置下的最大可探测速度与速度分辨率	56
表 5-3 雷达天线参数: 增益、方位向波束宽度和俯仰向波束宽度	56
表 5-4 基于雷达的空间、多普勒联合自运动估计算法估计速度的误差	58
表 5-5 不同阈值提取得到的占据点与待匹配点集匹配后计算的位姿误差	62
表 5-6 关键帧相似度阈值对闭环误差、关键帧数量及报告闭环比例的影响	65
表 5-7 三组实验中雷达 SLAM 算法估计的平台位姿误差以及平台运动长度	69

第一章 绪论

1.1 课题背景与研究意义

同步定位和建图（Simultaneous Localization And Mapping, SLAM）是近三十年来机器人研究的热点问题，旨在解决在未知环境中，搭载多种传感器的机器人平台如何在建立环境地图的同时完成自身定位的问题。当前，为了推进 SLAM 系统在现实中的应用，促使无人系统产生更大的经济、社会效益，构建在各种环境条件下，均具备高精度、高可靠性定位和建图能力的 SLAM 系统变得尤为重要。

早期的 SLAM 系统通常采用声呐[1]完成，但由于声呐系统测量噪声较高，分辨率受限等问题，目前仅在水下探测领域使用。当前，SLAM 系统主要基于激光雷达（Light Detection and Ranging, Lidar）、视觉以及一些内感传感器诸如惯性测量单元（Inertial Measurement Unit, IMU）来完成。近年来，随着改进粒子滤波栅格地图 SLAM[2]，cartographer[3]等基于二维 Lidar 的 SLAM 算法，激光里程计和建图[4]（Lidar Odometry and Mapping, Loam）等三维 SLAM 算法的提出，基于 Lidar 的同步定位与建图已经能达到很高的定位精度和良好的建图效果。但是 Lidar 对灰尘，烟雾等较为敏感，难以在恶劣环境中（雨雪，沙尘等）良好工作。韩国科学技术院的研究者近期通过实验证明了在烟雾环境下，基于 Lidar 的经典 SLAM 算法 cartographer 出现估计轨迹劣化，而基于毫米波雷达的系统仍能良好的工作[5]。至于视觉 SLAM，由于相机能获取到丰富的环境信息，如环境中语义等，能给机器人平台与环境之间进行更为复杂的交互活动提供条件。因此，基于视觉的 SLAM 受到了广泛的关注。基于特征的[6]和直接点[7]的方法在良好的环境中能达到较好的效果，但是这些方法对环境条件尤为敏感，特别是在弱光、雨雪天等环境中，系统鲁棒性较差。并且，相机可感知的距离相对较短，使得平台在高速运动的场景中应用受限。而 IMU 等内感传感器仅测量角速度和加速度，在用于航迹推算时，会随着时间推移而发生较大的漂移，也难以满足 SLAM 系统的要求。

相比于 Lidar 和相机，工作在毫米波频段的雷达具备一定的穿透能力，在雨、雾、沙尘条件下能够穿透细小尘埃和水滴探测到目标，且雷达最大可探测距离较远，能直接测量物体多普勒速度，在同一角度分辨率单元内，能测量得到多个距离向目标等特性，很大程度上丰富了测量信息，给基于雷达的 SLAM 系统带来了很多优势。但是毫米波雷达自身较高的噪声，较低的距离分辨率与角度分辨率，

探测点稀疏以及受到多径效应的影响等问题也都给基于雷达的 SLAM 算法带来了巨大的挑战。

本文着眼于 SLAM 技术在雷达平台中的现实应用，研究解决将栅格地图应用于雷达 SLAM 技术的若干关键技术问题，开发一套适用于雷达的 SLAM 系统，并予以实验验证。该系统使用栅格建图算法完成地图构建，结合基于测速的自运动估计算法给定雷达探测帧在全局坐标系中位置初值，并将其与使用自适应阈值从历史栅格地图中提取到的占据点进行匹配，得到当前帧与全局坐标系间的位姿变换关系。另外，通过计算雷达测量帧与关键帧之间的相似度，建立了稀疏的关键帧集，用于与雷达测量进行比较、匹配，完成主动的闭环位姿修正。最后，通过粒子滤波融合来自与地图匹配得到的位姿，主动闭环得到的位姿和自运动估计的位姿，完成平台位姿反馈机制以及栅格地图构建。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 同步定位与建图算法研究现状

同步定位与建图，通常被表示为在不同传感器测量的条件下，运动轨迹与地图的后验概率。在 SLAM 问题的研究中，从原始传感器测量中抽象出数据“特征”，完成测量数据之间的数据关联以及提供位姿变换的初值被统称为前端部分，使用前端抽象得到的信息，完成平台自身的位姿估计以及地图构建的工作称为后端。

在 SLAM 的前端部分，针对平台可能搭载的不同传感器，研究者们设计了不同的数据抽象方法。对于视觉 SLAM 来说，主要的方法有：基于特征的方法、直接法和光流法。在基于特征的方法中，提取关键点计算描述子将提取到的特征作为地标点[8]，通过特征的比较以及随机采样一致[9]（Random Sample Consensus, RANSAC）选出满足同一运动变换的地标点，完成数据关联及位姿变换初始化。但基于特征的方法难以应对缺乏纹理信息、难以提取特征的场景，同时计算特征描述子耗时大，且直接抛弃非特征区域的像素信息可能造成有效信息损失，给特征法 SLAM 带来了一些问题。直接法[7]和光流法[10]，不计算特征描述子，在空间点灰度不变的假设下，直接利用图像中像素亮度来估计运动情况，但这个较强的假设在实际环境中是不存在的，因此在两帧图像变化较大时，算法效果变差。

基于 Lidar 的 SLAM 系统常通过匹配两帧测量来完成前端信息抽象。最常用的匹配方法是迭代最近点（Iterative Closet Point, ICP），通过迭代的建立点对之间对应关系，计算变换矩阵来完成匹配[11]，虽然该方法依赖点对的对应关系计算匹

配，忽略了局部形状信息，但在缺乏环境先验信息时，仍是一种较好的匹配算法。广义迭代最近点（Generalized Iterative Closet Point，G-ICP）通过假设局部的测量来自平面，对采样点在局部平面切向设置较高的方差，法向设置较低的方差来构建匹配损失函数[12]，在结构化的环境中取得了较好匹配效果。正态分布变换（Normal Distribution Transform，NDT）通过划分栅格，将待匹配点集表示为高斯分布，然后求解优化问题完成匹配[13]，该方法不需要迭代优化寻找对应点对，耗时较短，在非结构化环境中有较高的匹配精度，但匹配精度和速度与划定的栅格尺寸有关，且在结构化环境中测量在栅格中服从高斯分布的假设并不总是成立。除了直接匹配 Lidar 测量点完成前端抽象，另一方面，也有研究者设计了从 Lidar 测量中提取特征的方法，如快速激光感兴趣区域变换特征[14]。

在 SLAM 的后端部分，求解平台运动轨迹和地图后验概率的方法主要由基于滤波的方法和基于图优化的方法构成。在基于滤波的方法中，通过马尔可夫假设即平台下一刻的位姿仅与当前位姿、控制有关，而与之前各时刻的位姿无关，完成对历史测量信息的边缘化。在估计过程中，每一时刻仅保存当前的状态，包含当前平台位姿、地图。每一时刻通过“预测-更新”两步完成状态估计。预测由运动模型完成，计算在当前状态和当前控制下，下一时刻的可能状态。更新由测量模型完成，在到达下一时刻得到测量值后，根据测量值更新当前状态。由于，在实际场景中使用的各类传感器常具有非线性的运动、测量模型，在使用卡尔曼滤波（Kalman Filter，KF）时需要进行线性化。通过泰勒展开完成线性化的方法称为扩展卡尔曼滤波[15]（Extended Kalman Filter，EKF），使用加权统计线性回归实现线性化的方法称为无迹卡尔曼滤波[16]（Unscented Kalman Filter，UKF），这两种滤波方法均需要在模型局部非线性较小，且系统噪声符合高斯分布时才能具有较好的效果。而粒子滤波（Particle filter，PF）通过粒子采样和加权的方式，用粒子集来表示非线性的运动、测量模型[17]，更适合处理非线性模型非高斯噪声的情况。基于滤波的 SLAM 经典方法有快速定位与建图[18]（Fast Simultaneous Localization and Mapping，FastSLAM），改进的栅格建图粒子滤波[2]，Cartographer[3]等。在基于图优化的方法中，后验概率被表示为由测量和先验信息共同构成的误差项求和，然后通过高斯牛顿法或莱文贝格-马夸特完成求解。随着平台运动时间的加长，状态量增多，由前端得到的误差项增多导致直接求解平台位姿和地图耗时巨大。但由于 SLAM 在每一个时刻仅能观测到有限的地标，因此该优化问题需要面对的是稀疏矩阵求解，利用该特点可以快速求解[19-20]。增量平滑和地图构建（Incremental Smoothing and Mapping，iSAM）通过正交三角分解

完成因子分解的方法，使得基于图优化的 SLAM 方法可以快速增量式的进行更新[21]。基于优化的方法由于直接考虑了每一组前端抽象出的误差项，有较高的精度，但相比于根据马尔可夫假设边缘化历史信息的滤波方法而言计算耗时较长。

上述的前端、后端算法结合构建了一系列具有良好定位性能的 SLAM 算法，在室内具有良好环境条件的情况下，当前基于特征的视觉 SLAM 算法轨迹估计平移误差均值约 15cm[6]，Lidar SLAM 估计轨迹平移误差约 2.5cm[3]。但这些方法通常难以满足在多种环境下长期定位建图任务的要求，尤其在动态、恶劣环境下（动态包括短期的环境变化如昼夜、天气变化等，以及长期的环境变化如季节，环境结构等。恶劣环境指阻碍传感器良好工作的环境条件，诸如雨雪沙尘等对于相机和激光雷达的影响），不具备足够的鲁棒性。恶劣环境下视觉和 Lidar 通常会发生感知失真，指实际上不同的环境输入在前端算法提取信息时得到相似结果，导致错误的数据关联，从而影响 SLAM 系统的定位精度。如雨天环境，视觉 SLAM 性能严重下降，未做去除雨滴影响的特征法 SLAM 在多个雨天数据集中，估计轨迹误差从 65cm 至 10.9m 不等，做了去除图像中雨滴影响的视觉 SLAM 系统估计轨迹误差从 32cm 至 8.2m 不等[22]。对于 Lidar SLAM 来说，在室内充斥烟雾时，估计轨迹严重劣化无法完成有效定位和地图构建[5]。

在应对 SLAM 系统鲁棒性的方面，近年来研究者们展开了一系列的探索。针对短期的动态环境，通常采用高采样速率的传感器检测并跟踪动态物体[23]，使用 RANSAC 筛选出部分测量用于位姿估计。至于长期的动态环境，不同的模型用于在变化的场景中建立闭环，诸如词袋模型[24]，序列匹配[25]等。此外，在后端的优化算法中，增加鲁棒核函数来减弱错误数据关联对位姿估计带来的影响[26]。但这些通过算法后处理来提高系统鲁棒性的方法通常都要求获取的正确测量占大多数，因此，这些方法仍不能完全解决 SLAM 系统在各种环境下高精度高可靠性定位的要求。而直接采用在不同环境中均具备更优鲁棒性的毫米波雷达构建 SLAM 系统，作为一种更直接且颇具潜力的解决方案，近年来也逐渐进入研究者的视野。

早期的雷达 SLAM 研究通过设置稀疏的角反射器构建实验环境，如悉尼大学研究者在具有稀疏地标的房间内验证了基于扩展卡尔曼滤波的雷达 SLAM 方法[27]，但该算法仅适用于特殊的具有稀疏特征的环境，不能直接工作在现实世界的复杂环境中。研究者们为了丰富雷达测量得到的环境信息，尝试把归一化雷达散射截面积（Radar-Cross Section, RCS）添加到状态向量中，建立了包含 RCS 的的测量模型以及雷达测量的预测功率[28]，但在后续研究中没有给出完整的使用该方法完成 SLAM 的实际验证。同组人员后续研究中尝试使用 X 波段雷达在海岸区域

实现雷达 SLAM，该方法使用随机有限集粒子滤波的后处理方法，在前端的特征提取阶段利用恒虚警检测，聚类和特征抽取得到陆地区域，用于定位[29]。但这个方法并不能抽取到稳定的特征，也没有建立有效的闭环算法，导致估计误差随时间增长较快，且总的位置估计误差较大。Jan 等人使用 24GHz 雷达在室内验证基于粒子滤波的 SLAM 方法[30]，但该方法没有较好的利用雷达测速能力，仅通过直接加大粒子采样范围来套用基于 Lidar 的 SLAM 算法，限制了该方法能够达到的轨迹估计精度。并且，该文章中没有明确给出轨迹的估计情况。德国研究者们提出用特征检测方法来构建图 SLAM 中的边[31]，先在栅格中找到散射中心，再利用二进制环状统计描述符（Binary Annular Statistics Descriptor, BASD）完成特征点匹配[32]。之后，使用图优化的方法优化得到总的里程计误差及特征测量误差最小的轨迹和地图。但该方法没有构建闭环，且提取的特征也仅适用测量到测量之间的特征匹配，在应对测量到历史地图之间的匹配较为困难。近期，有研究者使用单一前视毫米波雷达构建了基于位姿图的雷达 SLAM[33]，但是单一的固定方向雷达导致平台仅能探测到有限角度的环境目标，限制了平台轨迹估计精度。此外，上海交通大学的研究者们考虑随机目标和稳定目标，在仿真环境中构建了稳定目标的雷达 SLAM 方法[34]，之后在这一方法基础上添加了针对随机散射体的处理，构成了利用确定性目标进行反馈，对于随机散射目标，只建图不用于估计平台位姿的方法[35]。这一方法中，主要通过匹配拟合的线段抑制平台估计误差，但在实际测试中，线段的拟合本身较为困难，从而影响了该方法的实际应用。当前基于雷达的 SLAM 方法大多存在缺乏真实环境验证，缺少有效的闭环方法导致平台位姿估计误差较大的问题，还未达到与基于 Lidar 和视觉 SLAM 方法相比拟的精度，所以，开展雷达闭环算法研究，构建完整的在实际环境中具有较高定位精度的雷达 SLAM 系统是很有必要的。

1.2.2 栅格建图及其质量评价研究现状

栅格地图是一种尺度地图，被广泛应用在导航、目标跟踪等方面。这种地图通过把环境离散化为二维、或者三维的小格来表示环境。其中，每个小格有占据和空闲两种状态，每个小格存储其被占据的概率。

占据栅格地图最早由 Elfes 提出，通过传感器逆模型和二值贝叶斯滤波器完成地图的占据概率更新[36]。在这一建图算法中，对环境有两个假设：每个小格仅可能完全被占据或者完全空闲；环境是静态的。这两个假设保证了栅格地图可以用二值贝叶斯滤波综合多次不同的观测值构建地图。此外，在地图划分为栅格后，

地图的状态空间维数将会非常巨大，若地图中有 N 个栅格，则可能的地图状态有 2^N 种。计算每个可能状态的后验概率几乎不可能实现。所以，在建图算法中，通过假设各小栅格之间状态独立，将建图问题化为地图中所有小栅格各自被占据的后验概率的乘积。但这样的分解，忽略了栅格之间的相互关系。为了减弱这一假设的影响，早期的前向模型的方法被提出[37]。该方法初始化全空的地图，依次改变各个小栅格的占用状态，使得地图总后验概率增加。但这一方法是一种爬山算法只能保证找到局部最优点，同时该方法是一种批处理的方法，不能逐步处理，导致其在 SLAM 中应用受限。近年来，研究者们提出了另一些解决栅格间相互依赖关系的方法，诸如基于因子图最大后验推断的前向模型建图[38]，吉布斯采样的最大后验求解[39]，希尔伯特地图[40]等。这些方法所需的计算开销远超基于逆模型的栅格建图算法，目前还不能满足栅格建图实时性的需求，所以当前基于逆模型和二值贝叶斯滤波的建图算法仍是栅格地图中的主流方法。

对于逆模型的选择来说，早期栅格建图算法中对声呐，激光雷达[41]等传感器建立了较完善的逆模型，即总结了其传感器噪声特性和主要的误差来源，建立了测量与占用状态之间的概率模型。而基于毫米波雷达的逆模型则建立的较晚。对于毫米波雷达通常会一定程度穿透目标，存在一个角度分辨单元对应多个检测目标的情况，研究者们修改了栅格建图中的传感器逆模型[42-43]。

此外，占据栅格地图还存在着存储开销与地图精度之间的矛盾。即设定的栅格尺寸越小，地图精度越高，但存储开销越大，在二维栅格地图中存储开销与栅格尺寸成平方关系。所以，对于大范围环境建立栅格地图，存储开销很大。为了解决这一问题，研究者们构建八叉树结构来存储三维的栅格地图，使用钳位阈值，即设定节点栅格的最高和最低对数占用率，当某一节点的所有子节点都稳定在相同的占据阈值或空闲阈值时，这些叶节点被融合[44]。但这种方法是通过后融合来完成的，也就是在建图中，地图只能减小分辨率不能提高分辨率，这就要求初始设置足够高的栅格分辨率，导致初始时刻就有较高的存储负担。之后的一些研究者针对怎样判断何时需要分裂节点做了进一步的研究。利用卡方检验来判断当前栅格是否需要分裂为更高分辨率的小栅格[45]是其中一种有效的方法。该方法在测量值与节点对数占用率相矛盾的时候，提高栅格分辨率并重新生成这一区域的栅格结点。该算法的融合策略与八叉树地图[44]相似，融合所有叶结点占据概率均达到上下界的节点。这一方法有效的节约了栅格地图的存储开销。此外，为了方便地图的表示 Matthias 等人通过参数化地图表示的方法，在该方法中，传统的占据栅格地图被当作一个中间过程，通过聚类，滤波，跟踪等处理区分得到动态和静

态区域，将静态区域中空闲部分的轮廓用参数化的方法表示出来[46]。该方法实际上仍存在传统占据栅格建图过程，不能完整的作为解决地图存储开销的方法，而仅仅被提出用于解决数据传输带宽有限的问题。

栅格地图的质量评价是为了确认不同栅格建图算法或者不同分辨率的栅格地图的优劣。栅格地图质量评价方法主要可以分为：定义地图质量分数；计算与理想地图之间的相关系数；统计占据和空闲栅格比例；基于特定应用背景的质量评价。

基于地图分数的评价方法是通过定义一个比较参考地图和建立地图的函数，给出一个数值用以表示地图质量的方法。最早的地图分数评价法假设两个待比较的地图完全对准，用两地图中对应栅格占据概率乘积对数的和来表示建立地图与理想地图的相似性[47]。另一种直接的比较方式是计算总体误差，该方法定义对应位置的两张栅格地图占据概率差的绝对值之和用于评价栅格地图质量[48]。但直接相减得到的差异结果受到建立观测地图所用的测量点数量影响，类似于同一场景在光照情况不同时照片直接相减会有较大的差异，这种方法对比地图有较大的局限性。此外，建立的栅格地图中，通常包含的占据栅格数量远少于空闲栅格数量，导致了应用上述地图分数方法评价地图时，地图质量分数受到占据区域影响较小。所以一种仅考虑占据区域的地图分数被提出[49]。另一种方式是定义图片距离函数来描述栅格地图质量，具体来说，该方法找到建立的栅格地图与参考地图中对应的最近的占据栅格，计算两者之间的 Manhattan 距离[50]，然后对于建立的栅格地图中的所有占据栅格同样计算对应点的 Manhattan 距离，最后将计算出的所有栅格的对应距离求平均，得到总的图片距离。这一方法的计算结果可以让使用者比较清晰的了解到建立的地图中占据区域是否偏离真实位置，但没有表示有多少占据区域被检测到，即没有表示漏检情况。总的来说，基于地图分数的评价方法，计算出的地图分数非常抽象。很难直接从地图分数中了解建立的地图占据区域是否准确，有多准确。并且将两张地图的差异映射成一个实数时，变化的关系常是非线性的，这也加剧了理解利用地图分数的难度，这些都导致了地图分数的方法难以直接用于选择建图算法。

另一类评价方法是计算相关系数，把栅格地图当作二值图像，使用基于图像分析的方法来评价地图质量如相关系数，如 Baron's 相关[50]，Pearson's 相关[51]。相关系数的方法实质是特别的地图分数，所以尽管在计算相关系数时除以方差矩阵，类似于存在归一化的过程，能对不同的地图给出一致范围的地图分数，但该方法仍然有与其它地图分数评价类似的问题即不直观，使用者需要建立起特定分

数与地图质量之间的对应关系。

统计占据和空闲栅格比例的方法使用占据栅格比例和空闲栅格比例来衡量地图质量，即计算建立地图中占据/空闲栅格总数与参考栅格地图中占据/空闲栅格总数之比[52]。但仅仅使用占据和空闲栅格的比例来描述地图质量过于简单化。比例相同的两张图不代表建立地图中的占据区域位置、形状相同。

基于特定应用背景的地图质量评价是用建立的地图是否能符合应用需求来反向判断地图质量的方法。诸如为了给 Robocup 竞赛队伍建立的地图质量打分，结合了地图的可利用性，骨架抽取能力，度量质量构成总的打分函数[52]。对于应用在导航和路径规划场景下的栅格地图，通过在真值地图中计算所有可能的运动轨迹，计算在建立地图中不能完成的轨迹数量，计算虚正，计算在建立地图中能够完成，而在理想地图中不能完成的轨迹数，计为虚负。两个指标共同来表示建立的栅格地图质量[53]。为评价用于避障的栅格地图质量，通过计算栅格地图梯度，抽取出梯度变化较大的区域作为“道路边界”，与真实测量得到的道路边界相比较[54]。应用场景的复杂性制约了这类方法的应用，例如通过比较在不同地图中能完成的轨迹数来确定地图质量，需要生成大量的轨迹来计算地图质量，计算量巨大限制实际使用。并且轨迹的生成情况与地图质量评价的结果有很大的相关性，又给质量评价引入了新的问题。

1.2.3 基于雷达的自运动估计算法研究现状

雷达的自运动估计方法，通过比较相邻测量帧，或者仅根据当前帧的速度测量，在不建立地图的情况下增量式的估计在相邻两帧之间平台的运动情况。

基于雷达的自运动估计算法最早由 Paul 提出，该方法首先定义了地图质量分数，然后找到使得该质量分数最大的相邻帧位姿变换[55]。但这一方法对环境有一定要求，即需要测量环境中没有距离改变很大的物体，同时环境满足文章对好的地图的定义，即没有尖锐的交叉的物体边界。随后，一种基于傅里叶-梅林变换完成相邻帧雷达测量匹配的方法被提出，该方法是一种谱匹配的方法，不需要进行特征点抽取和数据关联[56]，对外点和噪声较多的雷达匹配有较好的效果，但没有运用多普勒测量，估计结果仍受到雷达较低的距离向分辨率影响。此后，旋转雷达相邻帧几何模型的方法被建立，通过匹配旋转雷达中相邻两帧的测量点来估计自运动速度[57]。但在这个估计方法中，相邻两帧测量间平台自身的加速度假设接近于零，以便使用同一速度来表示相邻帧之间的运动情况，导致了实际应用中雷达旋转速度不能过慢，限制了该算法的应用范围。之后利用雷达可以直接测量目

标多普勒速度的能力，通过结合车身运动学模型，建立了车身在二维平面两自由度的速度与测量得到的目标之间多普勒速度的关系，进而通过最小二乘的方法求解车身运动速度被提出[58]。这一方法同样也不需要进行特征提取和数据关联，单独使用一帧的观测就能得到平台自身运动速度的估计。但在这一方法中，一方面没有考虑雷达测量到的目标角度本身就是带有误差的，另一方面仅能表示二维平面中两自由度的运动，所以需要受限于特定运动平台。针对这一问题，该组在后续研究中，提出使用多个不同方向放置的多普勒雷达进行自运动估计[59]，从而可以得到二维平面中完整的三自由度运动估计，但多雷达的设置增加了系统的成本开销，也增加了传感器之间标定的问题。此外，Michael 等人提出了空间多普勒联合自运动估计算法，通过引入了测量点的空间位置，使得在单雷达的情况下能够估计得到二维平面上三自由度的速度；同时这一方法也充分利用了雷达测量获取到的空间位置信息和速度信息[60]。但是该方法没有很好的处理外点的问题。此外，雷达测量的误差除了存在多普勒速度的测量值，还存在于测量的角度，为此研究者提出了正交距离回归的方法来估计自运动速度[61]。该方法通过迭代的优化测量角度于车身自运动速度，以期去除雷达角度测量误差给速度估计带来的影响。即首先固定目标测量速度，优化目标测量角度使得总误差最小，再固定目标角度优化估计平台的自运动速度，迭代完成两步优化直到收敛。但仅利用多普勒信息估计速度仍然需要假设平台在平面上做受限运动减少待估计的运动自由度。近年来，牛津大学的研究人员基于无测速能力的窄波束机械旋转雷达，开发了特别的特征点提取、匹配方法[62]，该方法通过在雷达扫面一周构成的幅度图上先抽取关键点，旨在减弱一些噪声和多径等影响，之后通过描述符和成对兼容性来选取用于计算相邻帧位姿变换关系的对应点对。该方法相比直接用迭代最近点方法匹配相邻两帧测量提升了一定的匹配精度，但雷达自身较低的距离分辨率限制了这一算法的精度。

1.3 论文主要内容与章节安排

本文共六章，各章具体内容安排如下：

第一章为绪论，阐述了利用毫米波雷达构建 SLAM 系统的背景和意义，概括了国内外对 SLAM，栅格建图及其质量评价和基于雷达的自运动估计三方面的研究现状与发展趋势，说明了本文所针对的问题、研究内容和具体的章节安排。

第二章简要介绍了 SLAM 基本概念以及基于粒子滤波的 SLAM 方法，从 SLAM 问题的概率形式和状态变量出发，描述了平台的运动模型以及观测模型，



17001903

并介绍了基于粒子滤波 SLAM 的计算流程及相关推导过程。

第三章为栅格地图质量评价以及基于雷达的自运动估计方法，简要介绍了栅格建图以及基于雷达的自运动估计算法的原理及计算流程，提出了地图质量评价指标，并根据提出的平均偏移距离和检测比例评价仿真和实验环境中建立的栅格地图质量，确定了本文后续 SLAM 系统中应用的建图算法。

第四章为闭环算法及整个雷达 SLAM 框架的描述，介绍了通过栅格建图和自适应阈值抽取合适的占据点，用于与关键帧、历史地图进行匹配，以及构建关键帧集用于闭环的方法。最后，介绍了使用粒子滤波融合来自开环位姿估计和闭环检测和自运动估计得到最终的平台位姿估计的雷达 SLAM 整体框架。

第五章为实验平台搭建和测试结果，介绍了实测场景，实测平台条件及相关标定，以及实测数据验证本文提出的基于雷达的 SLAM 算法的结果。

第六章为总结与展望。概括了本文的主要工作以及创新点，并展望下一步工作。

第二章 基于粒子滤波的同时定位与建图理论基础

2.1 引言

本章主要介绍同步定位与建图问题的基本概念和基于滤波方法求解的流程以及相关推导，为后续介绍的雷达 SLAM 算法打下基础。本章首先介绍了 SLAM 问题的一些基础概念和算法框架，包括 SLAM 问题的概率形式，作为已知变量的传感器测量的概率模型，待估计状态变量的定义，以及将 SLAM 问题的后验概率形式分解为基于滤波的 SLAM 方法中的递推形式。接下来，介绍如何使用粒子滤波完成同步定位与建图，包括从建议分布采样粒子，通过观测模型计算粒子权重用于近似目标分布，以及重采样方法。

2.2 SLAM 基础概念介绍

SLAM 问题中，平台通过搭载的传感器获取对环境以及对自身运动状态的观测信息，通过不同的估计方法，构建环境地图的同时估计自身位姿。通过不同的估计方法以期获得鲁棒、高精度的估计。在搭载多种传感器的 SLAM 系统平台上，关于平台自身运动情况的观测量被称作控制变量， t 时刻的控制变量记作 \mathbf{u}_t 。平面的运动共有三个自由度，分别是两个正交的平动速度和一个转动速度，如式 (2-1) 所示。传感器获取到的与外界环境的信息称为观测， t 时刻的观测记作 \mathbf{z}_t 如式 (2-2) 所示。常见的观测包含环境中物体在传感器坐标系下的距离、角度，在雷达测量中，还包含多普勒速度与幅度。平台的轨迹以离散的形式表示为不同时刻平台的位姿，在二维平面运动的平台，其位姿由平台在全局坐标系中的位置坐标及朝向构成， t 时刻平台位姿如式 (2-3) 所示。当环境地图被表示为离散的地地标点集时，地图由所有探测到的地地标在全局坐标系中的位置表示，如式 (2-4)。当栅格地图用于表示环境时，一系列分别为占据或者空闲的小栅格用于表示地图。

$$\mathbf{u}_t = \begin{pmatrix} v_x & v_y & w \end{pmatrix}^T \quad (2-1)$$

$$\mathbf{z}_t = \begin{bmatrix} r_1 & \theta_1 & v_{d1} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ r_N & \theta_N & v_{dN} \end{bmatrix} \quad (2-2)$$

$$\mathbf{X}_t = \begin{pmatrix} x_t & y_t & \alpha_t \end{pmatrix}^T \quad (2-3)$$

$$\mathbf{m} = \begin{bmatrix} l_{x1} & l_{y1} \\ \vdots & \vdots \\ l_{xM} & l_{yM} \end{bmatrix} \quad (2-4)$$

为了描述来自传感器测量的不确定性，SLAM 问题通常被表示为后验概率的形式，如式 (2-5) [2] 所示。其中， $\mathbf{x}_{1:t}$ 表示平台在 $1:t$ 时刻的运动轨迹； \mathbf{m} 表示环境地图，假设环境是静态的，不随时间发生变化所以地图 \mathbf{m} 无需下标 $1:t$ 。

$$P(\mathbf{x}_{1:t}, \mathbf{m} | \mathbf{z}_{0:t}, \mathbf{u}_{0:t}, \mathbf{x}_0) \quad (2-5)$$

在基于滤波的 SLAM 方法中，使用 Rao-Blackwellized 分解式 (2-5) [2] 的后验概率，得到式 (2-6) [2]。由于地图与平台的控制无关，所以简化得到式 (2-7) [2]。这个分解将 SLAM 问题分为两部分，首先估计平台的轨迹，之后在给定轨迹的条件下，计算对应地图。这里， $P(\mathbf{m} | \mathbf{z}_{0:t}, \mathbf{x}_{0:t})$ 被当成已知轨迹的建图问题。对于不同类型的地图，根据建图算法可以计算出对应地图的后验概率。

$$P(\mathbf{x}_{1:t}, \mathbf{m} | \mathbf{z}_{0:t}, \mathbf{u}_{0:t}, \mathbf{x}_0) = P(\mathbf{m} | \mathbf{z}_{0:t}, \mathbf{x}_{0:t}, \mathbf{u}_{0:t}) P(\mathbf{x}_{1:t} | \mathbf{z}_{0:t}, \mathbf{u}_{0:t}) \quad (2-6)$$

$$P(\mathbf{x}_{1:t} | \mathbf{z}_{0:t}, \mathbf{u}_{0:t}) = P(\mathbf{m} | \mathbf{z}_{0:t}, \mathbf{x}_{0:t}) P(\mathbf{x}_{1:t} | \mathbf{z}_{0:t}, \mathbf{u}_{0:t}) \quad (2-7)$$

为计算平台在给定运动和观测条件下，平台轨迹的后验概率，在基于滤波的方法中进一步将全后验概率分解成递归的形式。首先将轨迹的后验概率分解为包含 $t-1$ 时刻后验概率的形式，如式 (2-8) [2]。然后利用贝叶斯定理分解出相应的运动模型和观测模型形式如式 (2-9) [2]，最后由马尔可夫假设，去掉不相关的条件得到式 (2-10) [2]。马尔可夫假设，假定在未来时刻的状态仅由当前状态决定，而与过去时刻状态无关，其概率形式如式 (2-11) [63]。

$$P(\mathbf{x}_{1:t} | \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t}) = P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{1:t-1}, \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t}) P(\mathbf{x}_{1:t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t-1}) \quad (2-8)$$

$$= \frac{P(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_{1:t}, \mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t}) P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{1:t-1}, \mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t}) P(\mathbf{x}_{1:t-1}, \mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t})}{P(\mathbf{x}_{1:t-1}, \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t})} P(\mathbf{x}_{1:t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t-1}) \quad (2-9)$$

$$= \eta P(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t, \mathbf{m}) P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t) P(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{t-1}, \mathbf{u}_{t-1}) \quad (2-10)$$

$$P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) = P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) \quad (2-11)$$

至此，我们介绍了 SLAM 问题的概率形式，以及在基于滤波的方法中，如何将在平台运动过程中所有控制和观测条件下对平台完整的轨迹和地图进行估计的后验概率问题，分解为包含当前控制和观测以及之前状态的递推形式，接下来将介绍包含控制的运动模型和包含观测的测量模型及其后验概率的计算。

2.2.1 运动模型

运动模型的概率形式如式 (2-12)，用于描述平台在当前位姿和给定控制时，下一时刻位姿的概率分布（本节中运动模型的推导过程均来自[63]）。完全描述物体在平面中的运动需要三个自由度的变量，但一些运动系统本身受到驱动方式的限制，可以通过两自由度（平动速度和转动速度）的控制变量 $\mathbf{u} = (v \ w)^T$ 描述其在平面的运动，如差分驱动，阿克曼驱动。

$$P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_{t-1}) \quad (2-12)$$

差分驱动的平台通过控制左右两侧轮子转速来完成转向。在任意时刻 t ，平台以半径为 $r = |v/w|$ 的圆运动，如图 2-1 所示。根据几何关系可以写出在无运动噪声情况下， $t+1$ 时刻平台的位姿。但在实际运动过程中，不管控制 \mathbf{u} 是从驱动系统中获取到的，还是 IMU 测量得到，都包含噪声。为了对这种不确定性建模，首先假设构成控制的平动速度和转动速度都含有服从零均值的高斯噪声。但此时，噪声仅表示了三自由度运动中两个维度，在实际运动中，平台的轨迹并不总是符合圆形，所以在仅对两个运动速度加噪声时，计算出的运动后验概率很可能为零。通过在平台最终朝向加上一个噪声，保证计算出的运动后验概率多数情况下有意义。此时，平动速度、转动速度和最终偏移方向的噪声均假设服从零均值高斯分布，如式(2-13)，可得到有噪声的控制 \mathbf{u} 如式 (2-14)，其中 v, w 是无噪声的平动速度和转动速度， \hat{v}, \hat{w} 是有噪声的平动速度和转动速度。根据几何关系可以写出在有噪声的控制下， $t+1$ 时刻平台位姿，即运动模型如式(2-15)，其中 $(x_t \ y_t \ \alpha_t)^T$ 是 t 时刻平台位姿， $(x_{t+1} \ y_{t+1} \ \alpha_{t+1})^T$ 是 $t+1$ 时刻平台位姿， Δt 是运动时间。

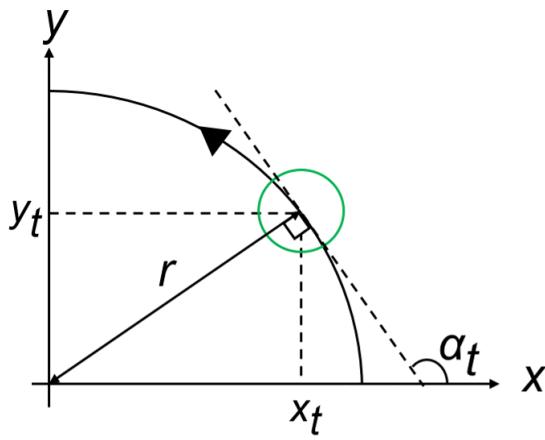


图 2-1 差分驱动的平台在 t 时刻的运动轨迹
Fig.2-1. The trajectory of the differential driven platform at time t .

$$\begin{cases} n_v \sim N(0, \sigma_v^2) \\ n_w \sim N(0, \sigma_w^2) \\ n_\gamma \sim N(0, \sigma_\gamma^2) \end{cases} \quad (2-13)$$

$$\begin{cases} \hat{v} = v + n_v \\ \hat{w} = w + n_w \end{cases} \quad (2-14)$$

$$\begin{pmatrix} x_{t+1} \\ y_{t+1} \\ \alpha_{t+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_t \\ y_t \\ \alpha_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\frac{\hat{v}}{\hat{w}}(\sin(\alpha_t) - \sin(\alpha_t + \hat{w}\Delta t)) \\ \frac{\hat{v}}{\hat{w}}(\cos(\alpha_t) - \cos(\alpha_t + \hat{w}\Delta t)) \\ \hat{w}\Delta t + n_\gamma \end{pmatrix} \quad (2-15)$$

此时，根据运动模型，可以由当前平台位姿和平台运动速度，计算下一时刻平台位姿的采样值。接下来介绍如何计算在已知平台当前位姿和控制时，下一时刻平台处于位姿 \mathbf{X}' （如式（2-16））的概率值。在假设平台运动轨迹是圆形时，运动轨迹与平台位姿 \mathbf{X}_t 和 \mathbf{X}' 之间具有如下的几何关系：平台运动轨迹在 \mathbf{X}_t 处的切线方向与平台在该时刻的朝向 α_t 相同； \mathbf{X}_t 和 \mathbf{X}' 连线的中垂线过圆心。根据几何关系可以写出该圆形轨迹的圆心 x_c, y_c 如式（2-17），圆的半径 r 如式（2-18）。运行圆形轨迹时平台朝向变化 $\Delta\alpha$ 如式（2-19），平台运动距离 Δd 如式（2-20）。根据运动时间，可算出若运动到该点平台在该时段的平动速度 \hat{v} 如式（2-21），转动速度 \hat{w} 如式（2-22），额外旋转角度 $\hat{\gamma}$ 如式（2-23）。最后，可根据假设噪声为高斯分布，计算得到该运动情况下的概率值如式（2-24），其中 $\varepsilon(x)$ 表示高斯分布概率密度函数。

$$\mathbf{X}' = (x' \ y' \ \alpha')^T \quad (2-16)$$

$$\begin{pmatrix} x_c \\ y_c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{x+x'}{2} + \frac{1}{2} \frac{(x-x')\cos\alpha + (y-y')\sin\alpha}{(y-y')} (y-y') \\ \frac{y+y'}{2} + \frac{1}{2} \frac{(x-x')\cos\alpha + (y-y')\sin\alpha}{(y-y')} (x-x') \end{pmatrix} \quad (2-17)$$

$$r = \sqrt{(x-x_c)^2 + (y-y_c)^2} \quad (2-18)$$

$$\Delta\alpha = \text{atan}2(y'-y_c, x'-x_c) - \text{atan}2(y-y_c, x-x_c) \quad (2-19)$$

$$\Delta d = r \Delta\alpha \quad (2-20)$$

$$\hat{v} = \frac{\Delta d}{\Delta t} \quad (2-21)$$

$$\hat{w} = \frac{\Delta \alpha}{\Delta t} \quad (2-22)$$

$$\hat{\gamma} = \alpha' - \alpha - \hat{w}\Delta t \quad (2-23)$$

$$P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_{t-1}) = \varepsilon(v - \hat{v})\varepsilon(w - \hat{w})\varepsilon(\gamma - \hat{\gamma}) \quad (2-24)$$

在本节中，介绍了差分驱动平台的运动模型，包括根据平台的转动速度、平动速度和 t 时刻位姿以及控制噪声的假设，如何计算下一时刻平台的可能位姿，以及在已知 t , $t+1$ 时刻的位姿和控制速度，控制噪声时，如何计算对应的运动后验概率。

2.2.2 观测模型

观测模型是平台在地图 \mathbf{m} 中位于位姿 \mathbf{X} 处获得观测 \mathbf{z} 的后验概率， $P(z_t | \mathbf{x}_t, \mathbf{m})$ 。对于测距传感器如雷达、激光雷达等，常用的测量模型通常有射线模型，端点模型，相关模型等。射线模型中，同时考虑了测量点与地图中自由空间和占据点的关系，即得到的测量是地图中该方向上最近的一个占据区域。具体来说，射线模型对于每个测量点，从平台位置出发沿着测量角度方向前进，找到最近的一个被占据点或者特征点，计算该障碍与平台距离与测量距离之差。再根据测量噪声的假设，计算该测量点可能的概率。这种模型常用在激光雷达中，由于该模型没有对雷达的穿透现象建模（这里的穿透现象指，雷达在一个角度分辨率内能探测到多个目标），在使用这种模型时，同一角度分辨率内的远距离目标点会对应到错误的地图点，导致计算出无实际意义的小概率，所以在使用雷达作为传感器时，该模型不适用。另一种常用的观测模型是基于相关性的模型，首先将两帧观测同时用占据栅格的形式表示，然后直接使用定义的相关函数来表示两幅地图之间的相关性，再将这一相关性转换为观测后验概率。在这一模型中，雷达探测的穿透现象不会对观测后验概率造成像射线模型一样的影响，但这一模型没有实际的物理意义，不符合传感器探测噪声的实际情况。同时，没有对新探测到的物体建模也会影响该模型在实际工作中的性能。所以，本文后续开发的雷达 SLAM 算法中采用了端点模型。

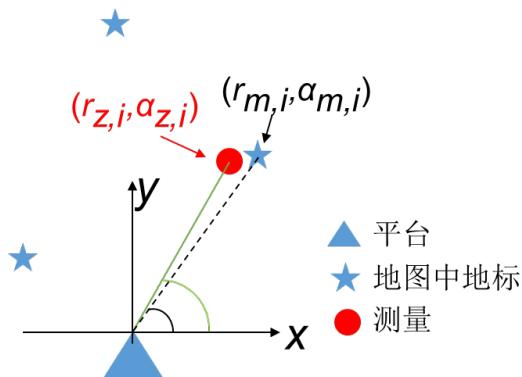


图 2-2 平台观测值、地标与平台距离关系示意图

Fig.2-2. The diagram of relationship between measurements, landmarks and platform.

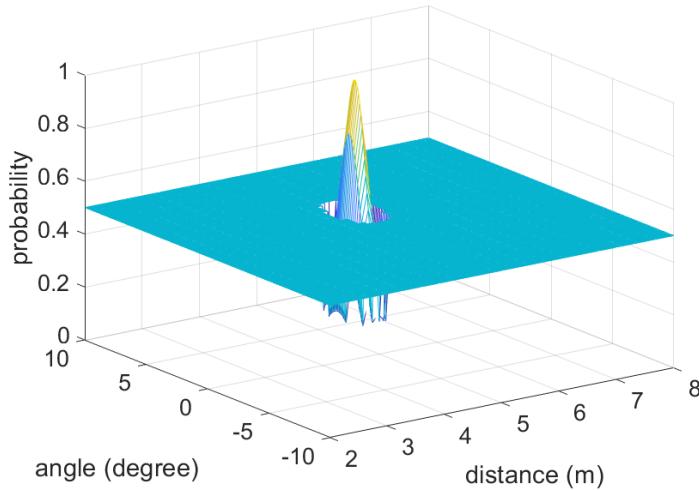


图 2-3 地图中地标点与平台相距 5m, 夹角为 3° 时, 不同测量值对应的测量后验概率

Fig.2-3. When the landmark in the map is 5m away from the platform and the angle is 3°, the measured posterior probability of different measurement.

端点模型, 仅考虑被测量点与地图中占据区域的关系 (本节中端点观测模型的推导过程均来自[64])。具体来说, 在测量点位置附近找地图中最近的对应点 (占据栅格地图中的被占据点, 特征地图中的地标点), 计算地图中对应点与平台之间的距离和角度, 根据对传感器距离测量和角度测量的噪声分布假设, 计算在当前地图情况下, 得到该观测点的概率。如图 2-2 所示, 根据平台位姿将本次测量中的一点 $(r_{z,i}, \alpha_{z,i})$ 转换到地图所在坐标系中, 找到与该观测点最近的地标点 $(x_{m,i}, y_{m,i})$, 计算该地标点与平台之间的距离和角度 $(r_{m,i}, \alpha_{m,i})$ 。最后根据对传感器观测的噪声分布假设如式 (2-25) 计算该点对应概率值, dzi 表示观测值与从已知地图得到的预测值之差。这里, 假设传感器测量的距离和角度误差相互独立, 且均服从零均值的高斯分布, 协方差矩阵如式 (2-27)。此外, 由于实际观测中传感

器可能观测到新物体，即未包含在地图中，若该物体距离地图中任意地标点都非常远，会计算得到一个无实际意义的非常小的概率值。为了对这一情况建模，当测量点与匹配点之间的距离误差或者角度误差大于给定值后，认为该测量点在地图中没有对应点，直接赋予该测量点一个固定概率值。于是，对于某一测量点的后验概率可以表示为式（2-28）。假设传感器探测到各个测量点是相互独立的，则在该位置得到的所有测量点总的后验概率如式（2-29）。如图 2-3，设置地标点与平台间距离为 5 米，角度 3 度，由观测模型计算得到不同测量值对应观测后验概率。

$$\mathbf{d}z_i \sim N(\mathbf{0}, \Sigma) \quad (2-25)$$

$$\mathbf{d}z_i = (rz_i - rm_i \quad \alpha z_i - \alpha m_i)^T \quad (2-26)$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\alpha^2 \end{bmatrix} \quad (2-27)$$

$$P_{zt;i} = P(\mathbf{zt}_i | \mathbf{m}, \mathbf{x}_i) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi|\Sigma|^{0.5}} e^{-\frac{1}{2}\mathbf{d}z_i^T \Sigma^{-1} \mathbf{d}z_i}, & |r_{z,i} - r_{m,i}| \geq r_{th} \text{ or } |\alpha_{z,i} - \alpha_{m,i}| \geq \alpha_{th} \\ P_{unmatch}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2-28)$$

$$P_{zt} = P(\mathbf{zt} | \mathbf{m}, \mathbf{x}_i) = \prod_i P_{zt;i} \quad (2-29)$$

本节介绍了适用于测距传感器的观测模型，以及在已知地图和平台位姿的情况下，计算观测值对应的后验概率的方式。

2.3 基于粒子滤波的 SLAM

基于粒子滤波的 SLAM 方法是通过一组位于状态空间不同位置的具有不同权重的粒子集来模拟 SLAM 后验概率分布的一种方法。每个粒子包含平台在全局坐标系中的位置和朝向以及该粒子的权重，包含 N 个粒子的粒子集，如式（2-30）[2]所示，其中 (x_i, y_i, α_i) 表示平台位姿（坐标，朝向）， w 表示粒子权重。

$$\chi = \{(x_i, y_i, \alpha_i, w_i) | i = 1, \dots, N\} \quad (2-30)$$

如 2.2 节提到的 SLAM 问题的目标是求解式（2-5）所示的后验概率，随着运动时间的增长，该后验概率的状态空间维数也迅速增长，直接使用离散的粒子来采样完整的运动轨迹变得很困难。所以在基于粒子滤波的 SLAM 问题中采用序贯采样的方法来应对状态空间维数过高的问题，即根据 2.2 节中式（2-10）写出的递推形式，依次对每一时刻的平台位姿进行采样。但是，由于在每一时刻粒子的分

布应当服从包含控制和观测复杂概率分布，我们仍然很难直接从这一分布中采样。所以，先从一个较为容易采样的分布中采样粒子，这个分布称作建议分布记作 $\pi(\mathbf{x}_{1:t} | \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t})$ [2]。然后，利用最终需要的概率分布（称作目标分布）除以建议分布得到的数值对从建立分布中采样得到的粒子加权，得到的一组包含不同权重的从建议分布采样的粒子用于近似表示目标分布，权重计算如式 (2-31) [2]。与 2.2 节介绍的方法相同，同样根据贝叶斯定理和马尔可夫假设，可以把权重计算式写做递推形式如式 (2-33) [2]。

$$w_i = \frac{P(\mathbf{x}_{1:t} | \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t})}{P(\mathbf{x}_{1:t} | \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t})} \quad (2-31)$$

$$= \eta \frac{P(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t, \mathbf{m}) P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t)}{P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t-1})} \frac{P(\mathbf{x}_{1:t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t-1})}{P(\mathbf{x}_{1:t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t-1})} \quad (2-32)$$

$$= \eta \frac{P(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t, \mathbf{m}) P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t)}{P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t-1})} w_{t-1} \quad (2-33)$$

在基于滤波的 SLAM 方法中，有两种常用的建议分布，一种是使用运动模型做建议分布，一种是结合观测信息得到建议分布。第一种模型适用于存在明确的平台运动信息，如平台搭载了惯导系统或轮速记。第二种模型适用于平台仅包含测量环境信息的传感器或者测量外界环境的传感器得到的位姿估计精度远高于由惯导系统航迹推算得到的位姿精度，需要结合观测信息采样粒子以提高有效粒子数目。在使用运动模型 $P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t)$ 作为建议分布时，将运动模型代入 (2-33) [2]，粒子权重可以写为式 (2-34) [2]。

$$w_i \propto P(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t, \mathbf{z}_{1:t-1}) w_{t-1} \quad (2-34)$$

当使用观测信息作为建议分布时，粒子权重可以写为式 (2-35) [2]，使用贝叶斯定理分解建议分布后，得到式 (2-36) [2]，继续将观测的后验概率分解为运动模型和观测模型可以得到式 (2-37) [2]。具体来说，将当前观测与地图进行匹配，得到位姿估计值，在该位姿附近按均匀分布采样粒子，然后，依据运动模型和观测模型计算每个粒子的权重，如式 (2-37) [2]。在匹配得到的位姿估计精度高于以及运动模型计算的位姿精度时，该方法能够提高有效粒子数目，且粒子权重仍然包含了来自控制变量的信息。

$$w_t = \eta w_{t-1} \frac{P(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t, \mathbf{m}) P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t)}{P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{z}_t, \mathbf{u}_{t-1}, \mathbf{m}_{t-1})} \quad (2-35)$$

$$= \eta w_{t-1} P(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_{t-1}, \mathbf{m}_{t-1}) \quad (2-36)$$

$$= \eta w_{t-1} \int P(z_t | \mathbf{x}') P(\mathbf{x}' | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_{t-1}) d\mathbf{x}' \quad (2-37)$$

至此, 使用粒子集近似表示 SLAM 问题的后验概率分布的方法已经介绍完毕。在实际使用粒子滤波 SLAM 的过程中, 经过一段时间的运动后, 一些具有较大误差的粒子已经不能有效的对平台位姿进行估计了, 而保留这些粒子在粒子集中又占据了计算资源, 影响之后有效的采样粒子数。为了保证有充足的有效粒子来近似概率分布, 需要执行重采样, 使用误差较小的粒子替换一部分误差较大的粒子。但在这一过程中, 好的粒子也可能被替换掉, 因此不能频繁的执行粒子重采样。于是, 通过计算有效粒子数量, 来决定是否需要执行重采样, 就保证了适当的重采样频率。有效粒子数目计算如式 (2-38) [2]。

$$N_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N w_i^2} \quad (2-38)$$

当粒子集中有效粒子数小于设定阈值时, 进行重采样以增加有效粒子数目。接下来介绍本文使用的重采样策略。首先, 将归一化后的粒子权重依照粒子次序排列在[0,1]区间, 然后在[0,1]区间产生 N 个均匀分布的随机数, 随机数落在第几个粒子对应区间内, 则在新的粒子集中复制一个该粒子。如图 2-4 所示, 假设整个粒子集共有 5 个粒子, 其权重分别是 0.4, 0.2, 0.2, 0.1, 0.1。在重采样过程中, 产生[0,1]区间内均匀分布的随机数, 若落在[0,0.4) 区间内则在新的粒子集中, 产生一个与原粒子集中 \mathbf{x}_0 相同的粒子, 同理若随机数落在 (0.9,1] 区间, 则复制原粒子集中 \mathbf{x}_4 放入新粒子集。最后, 重采样过后的粒子集中所有粒子均赋予相同的权重 $1/N$ 。

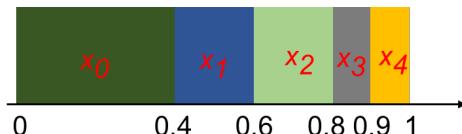


图 2-4 根据粒子权重进行重采样中, 粒子依照权重占据不同长度随机数区间示意图
Fig.2-4. The diagram of particles corresponding to different intervals according to weights in the resampling

最后, 对基于粒子滤波的 SLAM 算法流程进行小结, 算法整体流程如图 2-5。首先初始化粒子集, 此时所有粒子赋予相同的权重, 之后根据传感器获取的平台控制信息和运动模型计算下一时刻的平台位姿, 将这个位姿用作扫描匹配的初始值, 将当前扫描匹配与地图进行匹配, 若匹配误差小于阈值则在扫描匹配给出的位姿附近进行粒子采样, 使用式 (2-37) [2] 计算粒子权重; 否则, 使用运动模型

进行粒子采样，使用式（2-34）[2]计算粒子权重。最后计算有效粒子数，决定是否进行重采样。得到此时刻平台位姿后，更新地图，完成该时刻的定位与建图。

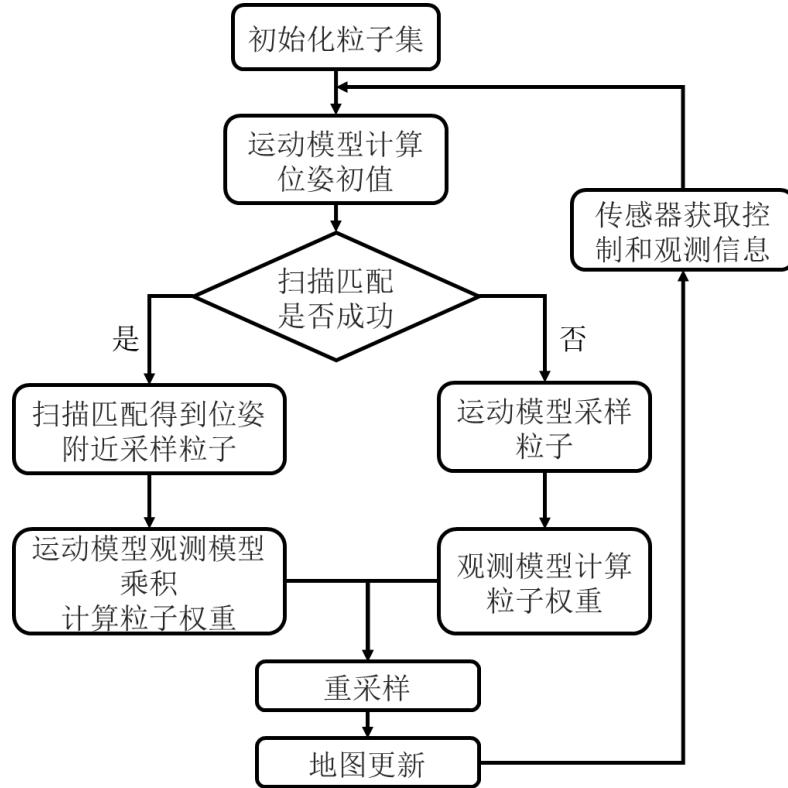


图 2-5 基于粒子滤波的 SLAM 算法流程图 [2]
Fig.2-5. The workflow of SLAM algorithm based on particle filter [2].

2.4 本章小结

本章的内容给出了本课题研究的基于毫米波雷达平台的栅格地图建立及平台定位的算法基础，之后展开的具有更好的闭环特性的雷达 SLAM 算法即在本章介绍的基于粒子滤波的 SLAM 算法框架下展开。具体来说本章首先介绍了 SLAM 问题中从传感器获取的已知测量和待估计变量的形式，介绍了 SLAM 问题的后验概率形式，以及通过贝叶斯定理，马尔可夫假设将该后验概率分解为包含运动模型和观测模型的递推形式，使该后验概率可以方便的通过粒子滤波的方法求解。之后，介绍了使用平动速度和转动速度描述的运动模型，以及适用于测距传感器的观测模型。最后，介绍了基于粒子滤波的 SLAM 方法求解流程，粒子采样的建议分布以及粒子加权方法。

第三章 平台自运动估计及栅格地图质量评价

3.1 引言

本章介绍基于雷达的自运动估计方法、栅格建图算法以及栅格地图质量评价指标。当前根据连续两帧测量计算平台相对运动的方法在基于激光和视觉的 SLAM 系统中都已经进行了较为深入的探讨。但是对于市场上常见的商用雷达来说，除了运用测量点的空间位置之外，还有直接测量物体多普勒速度的能力，且速度分辨率较高。因此，结合雷达测速的特点完成自运动估计能给基于雷达的 SLAM 系统提供一个更好的运动估计结果，促使雷达 SLAM 算法获得更高的定位精度。对此，本章介绍了一种空间位置、速度联合自运动估计算法，该方法充分利用了雷达测量包含的信息，结合测量点的空间位置和多普勒速度估计平台自身的运动速度。该速度估计起到计算下一时刻平台的位姿和为后续的测量点匹配提供初值两个作用。

此外，本章还将介绍固定分辨率栅格地图与自适应分辨率栅格地图的构建方法与提出的栅格地图质量的评价指标：平均偏离距离和检测比例。经过仿真验证，这两个指标能较好的反应栅格地图的质量差异。这两个指标被用于定量评价不同传感器逆模型建立的栅格地图，固定分辨率和自适应分辨率栅格地图的质量。验证了根据卡方检验自适应决定分辨率的栅格地图与固定分辨率栅格地图具有相似的质量。总的来说，本章介绍的平台自运动估计方法为后续的雷达 SLAM 算法精确、鲁棒的定位提供了有效的帮助，同时，本章也通过栅格地图质量评价为后文雷达 SLAM 系统中选定建图算法提供了依据。

3.2 基于空间位置和多普勒测量的自运动估计算法

雷达的测量同时包含点的位置和多普勒速度，在自运动估计中，我们使用了空间、多普勒联合自运动估计算法[60]来计算平台的自身运动速度。利用多普勒速度估计平台自运动速度不需要关联相邻两帧的测量点，可以仅根据测量点的角度、多普勒速度和平台运动模型来计算平台自身运动速度。在基于测量点空间位置的自运动估计中，需要对比连续的两帧测量点来计算平台在两帧测量之间的运动情况。在运用测量点空间位置来估计平台自身运动时，一种方法是通过建立测量点之间的对应关系来求解平台变换矩阵，诸如迭代最近点匹配这种方法通过寻找两

帧点之间距离最近的点对来建立对应关系，需要两个测量点集之间重叠部分较多，才能有良好的工作效果。而雷达的测量点是非常稀疏且噪声较大的，所以在本文使用的自运动估计方法中，采用混合高斯分布建模两个测量点集在空间中的分布情况，然后根据定义的高斯分布距离度量函数来求解使两个分布最相似的位姿变换矩阵。一个混合高斯分布由实际测量得到的 t 时刻测量点空间位置和多普勒速度构成，另一个混合高斯分布通过平台运动速度写出预测的测量点位置和多普勒速度写出。最后，通过比较两个位置速度混合高斯分布的相似度，求解平台自身运动速度。

算法的整体流程如图 3-1 所示(本节的联合运动估计算法过程均来自[60])。首先，将接连两帧测量的空间位置表示为包含平台自身运动速度的混合高斯分布。 t 时刻雷达测量转到笛卡尔坐标系如式 (3-1) 后，根据测量时间间隔、平台运动速度写出平台在接连两次测量间位姿变换的旋转矩阵 \mathbf{R} 如式 (3-2) 和平移向量 \mathbf{T} 如式 (3-3)，这里 w_p 表示搭载雷达的机械转台转速， $r_{i,t}, \theta_{i,t}, v_{di,t}$ 分别表示 t 时刻雷达测量到第 i 个点的距离，角度和多普勒速度， α_i 表示雷达与平台前进方向的夹角， (x_s, y_s) 表示雷达在平台中的位置，雷达、机械转台，运动平台的位置关系如图 3-2 所示。再使用 \mathbf{R} ， \mathbf{T} 将当前测量转换到 $t-1$ 时刻雷达坐标系中如式 (3-4)。写出转换后的点对应的协方差矩阵如式 (3-6)，其中雷达测量本身的噪声方差如式 (3-7)。此时， t 时刻每一点测量可以被写成均值为转换到 $t-1$ 时刻雷达坐标系中位置，协方差为式 (3-8) 的高斯分布，对于 t 时刻每一个测量点赋予相同的权重，可以将 t 时刻测量点空间位置的混合高斯分布写为式 (3-9)。

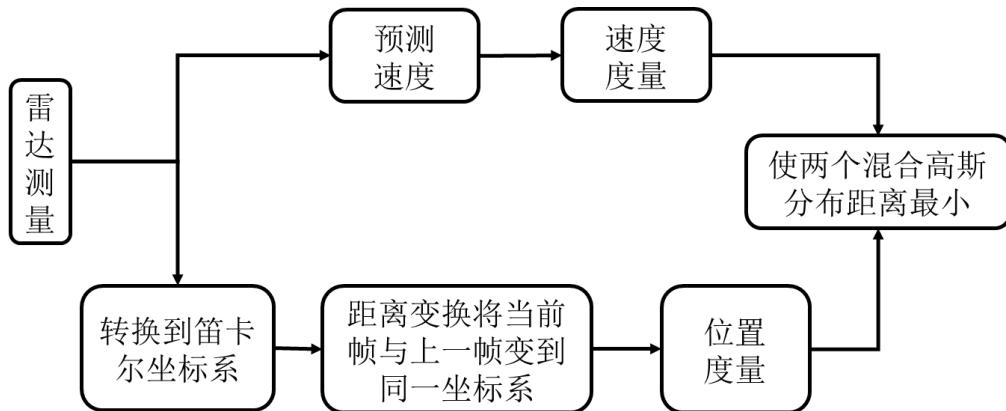


图 3-1 基于雷达的平台自运动估计算法流程[60]
Fig.3-1. The workflow of ego-motion estimation based on radar [60]

$$\begin{pmatrix} x_{i,t} \\ y_{i,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{i,t} \cos(\theta_{i,t} + \alpha_t) + x_s \\ r_{i,t} \sin(\theta_{i,t} + \alpha_t) + y_s \end{pmatrix} \quad (3-1)$$

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} \cos((w + w_p)\tau) & -\sin((w + w_p)\tau) \\ \sin((w + w_p)\tau) & \cos((w + w_p)\tau) \end{pmatrix} \quad (3-2)$$

$$\mathbf{T} = \begin{pmatrix} v_x \tau \\ v_y \tau \end{pmatrix} \quad (3-3)$$

$$\begin{pmatrix} \hat{x}_i \\ \hat{y}_i \end{pmatrix} = U(z_t, v_x, v_y, w) = \mathbf{R} \begin{pmatrix} x_{i-1} \\ y_{i-1} \end{pmatrix} + \mathbf{T} \quad (3-4)$$

$$\mathbf{J} = \begin{pmatrix} \frac{\partial U}{\partial \theta_i} & \frac{\partial U}{\partial r_i} & \frac{\partial U}{\partial v_{Di}} \end{pmatrix} \quad (3-5)$$

$$\boldsymbol{\Gamma} = \mathbf{J} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{J}^T \quad (3-6)$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = \begin{pmatrix} \sigma_\theta^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_r^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{vd}^2 \end{pmatrix} \quad (3-7)$$

$$\phi(\mathbf{x} | z_{t,i}, \boldsymbol{\Gamma}_{t,i}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^3 |\boldsymbol{\Gamma}_{t,i}|}} \exp\left(-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \mathbf{m})^T \boldsymbol{\Gamma}_{t,i}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m})\right) \quad (3-8)$$

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \phi(\mathbf{x} | z_{t,i}, \boldsymbol{\Gamma}_{t,i}) \quad (3-9)$$

接下来，将雷达的多普勒测量写为混合高斯分布。运动平台是差分驱动的，将平台坐标系中心置于该运动平台转动中心处， x 轴正方向为运动平台前进方向，如图 3-2。雷达位于平台坐标系中 (x_s, y_s) 处，置于匀速旋转的机械转台中心，转台转速 w_p 。根据测量目标角度以及雷达在平台上位置、朝向，可以写出对应不同测量点方向的多普勒速度与平台运动速度的关系式如 (3-10)，则测量的多普勒速度的高斯分布可以写为均值为实际测量速度，方差为 σ_{vd}^2 的高斯混合分布如式 (3-12)。同时根据平台与测量点之间的几何关系，可以写出均值为预测多普勒速度，方差为式 (3-11) 的高斯混合分布如式 (3-13)。

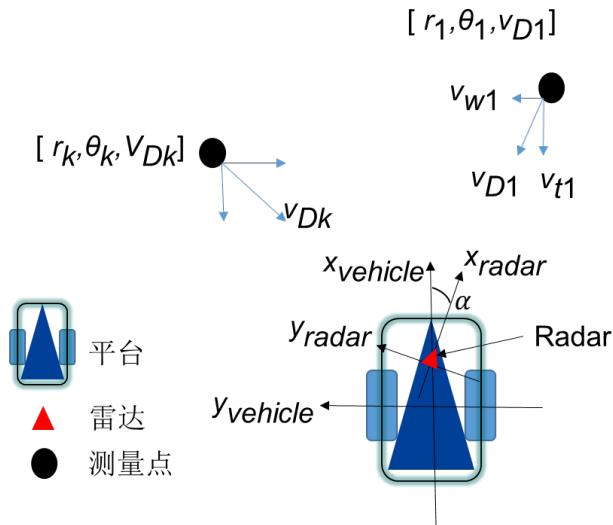


图 3-2 平台坐标系，雷达坐标系以及平台运动速度与雷达测量点的多普勒速度之间关系示意图。雷达与平台前进方向夹角 α ，平台运动参数 (v_x, w) ，雷达测量点多普勒速度 v_{Di} ，测量点多普勒速度在平台坐标系 y 轴方向分量 v_{wi} ，在 x 轴方向分量 v_{ti}

Fig.3-2. Platform coordinate system, radar coordinate system, and the relationship between the speed of the platform and the Doppler velocity of the measured points. The angle between the radar and the direction of the platform is α , the speeds of the platform (v_x, w) , the Doppler velocity of the measured point v_{Di} , the Doppler velocity of the measurement point in the y -axis direction component of the platform coordinate system v_{wi} , and the component in the x -axis direction v_{ti}

$$V_{di,expected} = -(v_x - wy_s) \cos(\theta_{i,t} + \alpha_t) - wx_s \sin(\theta_{i,t} + \alpha_t) \quad (3-10)$$

$$\Gamma_{v,i} = \left(\frac{\partial V_{di,expected}}{\partial \theta_i} \right)^2 \quad (3-11)$$

$$\phi(x | v_{d,i}, \sigma_{vd}^2) \quad (3-12)$$

$$\phi(x | V_{expected,i}, \Gamma_{v,i}) \quad (3-13)$$

此时，测量点的空间位置和多普勒速度都被写成了混合高斯分布的形式，这里使用 L2 距离衡量两个混合高斯分布的相似度如式 (3-14)，由于变换矩阵不影响二次项的 L2 距离如式 (3-15)，再去除不包含待估计运动速度的项，可以将距离最小的优化问题写为式 (3-16)，最终结合了空间位置和多普勒速度测量的优化目标函数如式 (3-17)。

$$d(f, g, R, T) = \int (f_{R,T}^2 - 2f_{R,T}g + g^2) dx \quad (3-14)$$

$$\int f_{R,T}^2 dx = \int f^2 dx \quad (3-15)$$

$$\arg \min_{R,T} d(f, g) = \arg \max_{R,T} f_{R,T} g \quad (3-16)$$

$$f_{R,T}g = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \phi(\theta | R\mu_{X,i} + T - \mu_{Y,i}, R\Gamma_{X,i}R^T + \Gamma_{Y,i}) \phi(\theta | V_{expected,i} - v_{d,i}, \Gamma_{v,i}) \quad (3-17)$$

3.3 栅格建图算法

占用栅格地图是一种将环境离散化为一系列被占据或空闲小格的地图。其中每个栅格仅存在被占据和空闲两种状态，同时每个栅格存储其被占用的概率。在已知平台位姿的情况下，通过二值贝叶斯滤波器递归综合多次观测得到的障碍位置情况，计算每个栅格被占用的概率值。建图过程中，假设环境是静态的，且离散化的栅格只存在完全被占据和完全空闲两种状态。占用栅格地图构建即在给定的位姿和观测下，地图被表示为状态分别为占据或空闲的小栅格组合的后验概率如式（3-18）[63]。

$$P(\mathbf{m} | \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{x}_{1:t}) \quad (3-18)$$

假设整个环境被划分为 N 个栅格，则地图总共有 2^N 种情况，过高的维数限制了直接计算这一概率的方法。通常，建图算法中，假设每个栅格被占据情况是独立的来解决这一问题。在栅格相互独立的假设下，地图的后验概率等于每一个栅格的占用概率乘积如式（3-19）[63]。

$$P(\mathbf{m} | \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{x}_{1:t}) = \prod_i P(m_i | \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{x}_{1:t}) \quad (3-19)$$

为了计算每个栅格的占用概率，使用贝叶斯定理可分解得到第 i 个栅格被占据概率的递推形式如式（3-20）[63]。为消去难以计算的概率 $P(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})$ ，仍然使用贝叶斯定理将第 i 个栅格空闲的后验概率写出，如式（3-21）[63]。栅格被占据的概率除以栅格空闲的概率可以消去该项概率，得到式（3-22）[63]，这一比值也称为栅格的占用率。之后，根据传感器逆模型计算出在 t 时刻观测下，第 i 格栅格被占据的概率 $P(m_i = occ | \mathbf{z}_t)$ 。再根据递推公式，就可算出在所有观测条件下，该栅格被占据的概率。此外，为了运算方便，在等式两边取对数，得到对数占据率的递推形式如式（3-23）[63]，此时，在每次观测更新栅格占据概率时，仅需执行加法运算。

$$P(m_i = occ | \mathbf{z}_{1:t}) = \frac{P(\mathbf{z}_t | m_i = occ, \mathbf{z}_{1:t-1})}{P(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})} P(m_i = occ | \mathbf{z}_{1:t-1}) \quad (3-20)$$

$$P(m_i = free | \mathbf{z}_{1:t}) = \frac{P(\mathbf{z}_t | m_i = free, \mathbf{z}_{1:t-1})}{P(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})} P(m_i = free | \mathbf{z}_{1:t-1}) \quad (3-21)$$

$$\frac{P(m_i = occ)}{P(m_i = free)} = \frac{P(m_i = occ | z_t)}{1 - P(m_i = occ | z_t)} \frac{P(m_i = occ | z_{1:t-1})}{1 - P(m_i = occ | z_{1:t-1})} \frac{1 - P(m_i = occ)}{P(m_i = occ)} \quad (3-22)$$

$$l_{i,1:t} = \log \frac{P(m_i = occ)}{P(m_i = free)} = l_{i,1:t-1} + l_{i,t} - l_{i,0} \quad (3-23)$$

其中 $l_{i,1:t}$ 是第 i 个栅格在截止到 t 时刻的观测的情况下对数占用概率, $l_{i,t}$ 是 t 时刻观测通过传感器逆模型得到的该栅格的对数占用概率, $l_{i,0}$ 是该栅格的先验对数占用概率。

接下来介绍如何计算 $P(m_i | z_t, x_t)$, 该后验概率的称作传感器逆模型。由于在同一角度分辨率内, 雷达能测量到多个处于不同距离的目标, 如果同时对占据和空间区域进行更新, 在对远距离测量点执行栅格地图空闲区域更新时, 很容易对同一方向近距离目标所在的占据区域带来影响, 使得近距离占据区域占用概率减小, 甚至小于判定为占据的阈值概率。为了避免这一问题, 在本文的栅格地图更新中, 仅更新测量点的占据区域。假设测量点的距离和角度噪声服从零均值, 方差分别为 $\sigma_r^2, \sigma_\theta^2$ 的正态分布。根据栅格地图分辨率可以计算得到测量点落入这一区域的概率值如式 (3-24) [64], 其中 P_d 表示雷达的检测概率, Φ 是标准正态分布的累积分布函数, Δm 表示栅格分辨率, $\Delta L_{i,\theta}$ 是栅格在极坐标系下的角度分辨率, $\Delta L_{i,r}$ 是栅格在极坐标系下的距离分辨率。完整的栅格地图构建算法如下。

$$P(m_i | z_t, x_t) = P_d f_{occ}(m_i | z_t, x_t) \quad (3-24)$$

$$f_{occ}(m_i | z_t, x_t) = \prod_{j=\{r,\theta\}} (\Phi_j(j_i + \Delta L_{i,j}) - \Phi_j(j_i - \Delta L_{i,j})) \quad (3-25)$$

$$\Delta L_{i,r} = \sqrt{2} \Delta m \quad (3-26)$$

$$\Delta L_{i,\theta} = \sqrt{2} \Delta m / r_i \quad (3-27)$$

算法 1 占据栅格建图

输入: $t-1$ 时刻栅格地图对数占用率 L_{t-1} , t 时刻平台位姿 x_t , t 时刻观测 z_t

输出: t 时刻栅格地图 L_t

- 1: **for** m_i in L_{t-1} :
 - 2: **if** m_i in measurement beam:
 - 3: $l_{i,t} = l_{i,t-1} + inverse_sensor_model(m_i, x_t, z_t)$
-

最后, 介绍自适应分辨率栅格建图算法。在实际使用固定分辨率栅格地图时,

需要事先确定栅格地图的分辨率，较高的分辨率可以更好的表示环境中物体分布的情况，但是随着栅格分辨率的增加，所需要的内存以分辨率的平方增加，在地图覆盖环境较大时，系统的存储负担很重。为了缓解分辨率和存储开销之间的矛盾，研究者们提出了自适应栅格建图算法[45]，该方法通过四叉树的数据结构来存储栅格地图，同时，使用卡方检验的方法来判断该栅格的分辨率是否需要增加。在每个叶节点中，同时存储了该节点被检测为占据或被检测为空闲的次数，这里检测为占据指测量点落入该叶节点，检测为空闲指从平台所在位置到测量点所在栅格连线穿过的栅格均被认为检测到空闲。根据事先给定的传感器漏检概率 $P(\text{miss} | \text{occ})$ 和误检概率 $P(\text{hit} | \text{free})$ ，可以计算出被探测到 N 次的栅格，真实被占据且被判断为占据的期望次数如式（3-28），真实占据被误判为空闲的期望次数如数（3-29），实际为空闲被误判为占据的期望次数如式（3-30），实际为空闲也被判断为空闲的期望次数如式（3-31）[45]。使用卡方检验来确定期望的栅格检测为占据或检测为空闲的数量与实际测量的值是否存在显著不同。计算方式如式（3-32），（3-33）。当 $\min(\chi^2_{\text{free}}, \chi^2_{\text{occ}}) > \chi^2_{1,0.005}$ 时，认为该栅格不符合完全被占据或完全空闲的假设。当不符合这一假设时，认为此时该栅格不是完全被占据或完全空闲的状态，需要分裂栅格，提高该节点的分辨率。使用该方法在仿真场景中建立的自适应分辨率栅格地图如图 3-3，画出该地图在不同区域栅格的分辨率如图 3-4，可以看到该方法在大块空闲的区域具有较低分辨率的栅格，在物体边缘处有较高分辨率的栅格，起到了自适应调节分辨率的作用。

$$E(\text{hits} | \text{occ}) = N(1 - P(\text{miss} | \text{occ})) \quad (3-28)$$

$$E(\text{misses} | \text{occ}) = NP(\text{miss} | \text{occ}) \quad (3-29)$$

$$E(\text{hits} | \text{free}) = NP(\text{hit} | \text{free}) \quad (3-30)$$

$$E(\text{misses} | \text{free}) = N(1 - P(\text{hit} | \text{free})) \quad (3-31)$$

$$\chi^2_{\text{occ}} = \frac{(hits - E(\text{hits} | \text{occ}))^2}{E(\text{hits} | \text{occ})} + \frac{(misses - E(\text{misses} | \text{occ}))^2}{E(\text{misses} | \text{occ})} \quad (3-32)$$

$$\chi^2_{\text{free}} = \frac{(hits - E(\text{hits} | \text{free}))^2}{E(\text{hits} | \text{free})} + \frac{(misses - E(\text{misses} | \text{free}))^2}{E(\text{misses} | \text{free})} \quad (3-33)$$

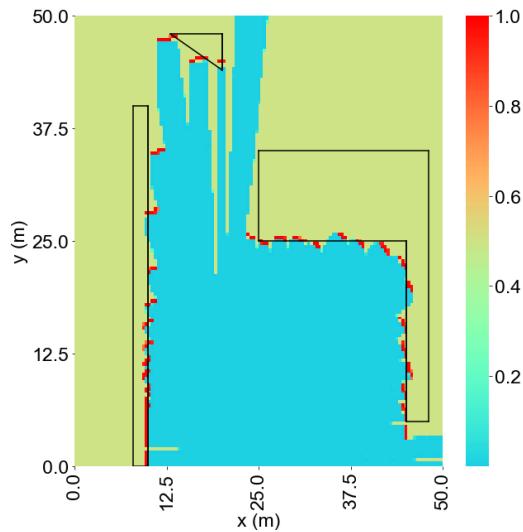


图 3-3 自适应分辨率栅格地图，黑色方框表示仿真中设置的障碍
Fig.3-3. Adaptive resolution grid map. The black squares indicate the obstacles in the simulation

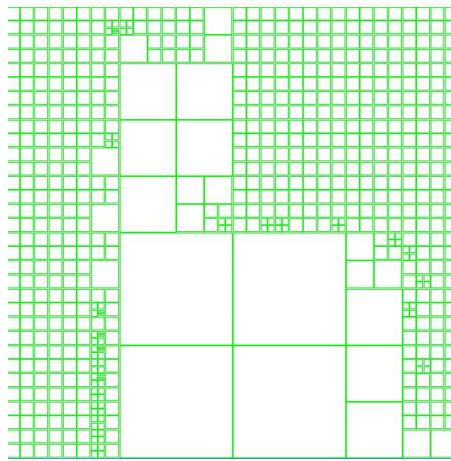


图 3-4 自适应分辨率栅格地图在不同区域的栅格分辨率
Fig.3-4. Adaptive resolution grid map with different grid resolutions in different regions

3.4 栅格地图质量评价及对栅格建图方法选择

3.4.1 栅格地图质量评价指标

低质量的栅格地图通常具有两类问题，一种是建立的地图中被占据栅格偏离了真实位置，另一种是实际被物体占据的区域在栅格地图中被判断为空闲。本文使用两种评价指标来描述栅格地图的这两类问题，结合这两个评价指标可以定量的比较不同建图算法得到的栅格地图间的质量差异。

两个质量评价指标的计算都是基于参考地图与建立的栅格地图之间的比较。

参考栅格地图根据环境中物体真实位置和传感器可探测范围确定，即给出在平台实际走过的轨迹下，雷达实际能够探测到的物体占据了哪些栅格。该参考地图的分辨率被设置为与待比较的待比较的地图相同。获得参考地图后，通过比较两幅栅格地图，计算平均偏离距离和检测比例两个评价指标来描述地图质量。

平均偏离距离用于描述建立的占据栅格地图中被占据的栅格与实际物体之间的距离，其定义如式（3-34）， d_i 表示建立的栅格地图中第 i 个被占据的栅格与参考栅格地图中距离最近的被占据栅格之间的距离。 N 是建立的栅格地图中被占据栅格的总数。

$$\text{平均偏离距离} = \frac{1}{N} \sum_i d_i \quad (3-34)$$

$$\text{检测比例} = \frac{N_{orb,i}}{N_{or}} \quad (3-35)$$

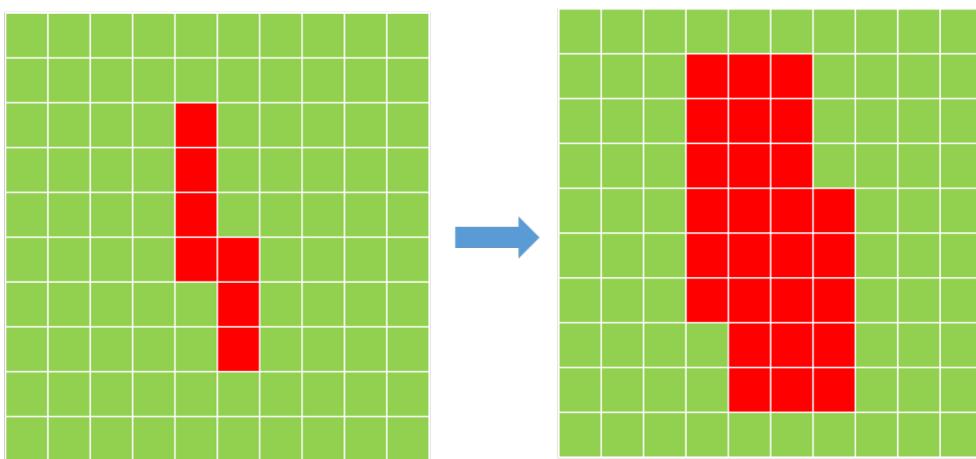


图 3-5 计算检测比例时，扩展栅格地图占据区域示意图。红色格子表示被占据，绿色格子表示空闲。左侧图表示扩展前占据区域，右侧图表示扩展后占据区域

Fig.3-5. When calculating the detection ratio, the process of extending occupied area in the grid map. The red cells indicate occupancy and the green grids indicate free. The left image shows the area occupied before expansion, and the right image shows the area occupied by the expansion

检测比例用于描述建立的地图中有多少真实被占据的栅格被正确检测到。检测比例计算如式（3-35），这里 $N_{orb,i}$ 表示经过第 i 次扩展占据区域后，建立的栅格地图和参考地图的对应位置都被占据点的栅格总数， N_{or} 表示参考地图中被占据栅格的总数。由于在实际建立的地图中，建立的栅格地图中被占据区域可能偏离了真实占据区域，仅直接比较参考地图与建立的栅格地图计算出的检测比例实际受到偏离位置的占据点和未检测到的占据点的影响。不能很好的表示有多少占据区域被误判为空闲了。所以，本文通过多次扩展建立的栅格地图中被占据的区域，

然后分别计算检测比例，当扩展次数达到设定的最大次数或者接连两次计算的检测比例变化小于给定阈值时终止计算，得到随占据区域扩展次数变化的检测比例曲线。每次扩展时，将围绕占据栅格的周围八个栅格都设为占据，如图 3-6 展示了将左边占据栅格扩展一次以后得到的占据地图。该方法计算出的检测比例曲线的起点表示在参考地图表示占据的区域内，建立的栅格地图也认为被占据的比例。在曲线收敛的位置，由于扩展的原因，大部分偏离实际占据位置的占据区域被检测到，即此时未检测到的比例中减弱了建立栅格地图中占据位置不准确带来的影响，主要反映由建图算法引起的误判为空闲的栅格比例。

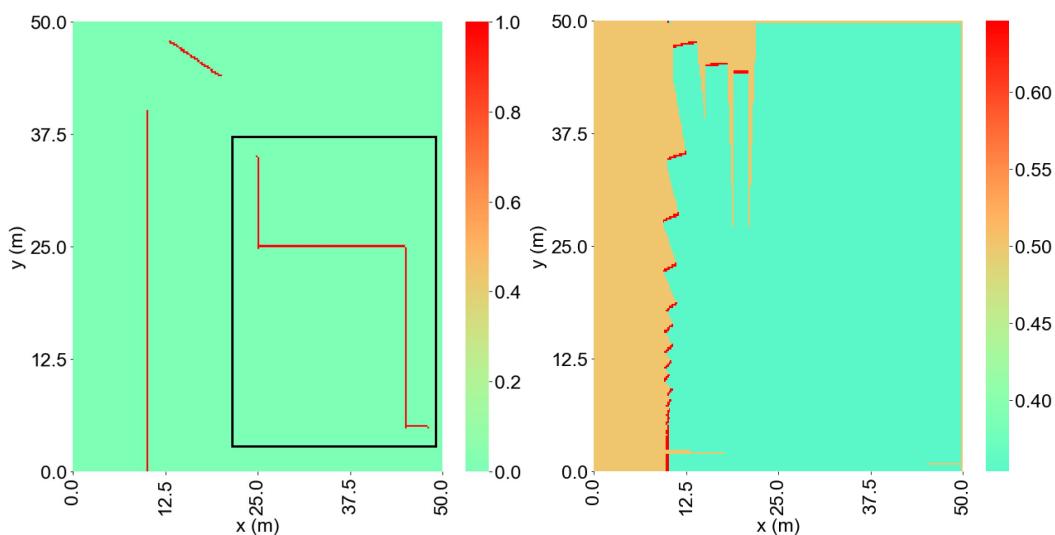


图 3-6 设置漏检测物体缺失时建立的栅格地图。左侧图表示参考地图，其中黑色方框标出的物体被设置为漏检测物体。右侧图表示漏检情况下建立的栅格地图

Fig.3-6. The grid map in the simulation of missing detection object. The diagram on the left shows the reference map in which the object marked by the black box is set as a missed object. The diagram on the right shows the grid map created in the case of a missed test

为了判断设计的两种指标的评价效果，进行了偏离实际占据区域和漏检测物体两种情况的仿真。第一种情况中，建立栅格地图时，有意地在 x 轴和 y 轴方向均偏移平台位置 1m 后，建立栅格地图。用于与参考地图进行比较。计算得到评价指标中的平均偏离距离约 1.54m 与实际平台偏离的 1.41m 比较接近。即平均偏离距离能较好的描述占据区域偏离实际占据位置的距离。第二种情况，分别设置了 3 个物体，其中 1 个物体被设置为漏检，即在建立的栅格地图中缺失。参考地图如图 3-7，改图中黄色区域表示了真实被占据的区域，用红色方框圈出的物体在建立的栅格地图中被设为漏检物体。建立的栅格地图如图 3-7。该物体包含的占据栅格数量占参考地图中总的被占据栅格数量的 48%。该栅格地图的分辨率为 8cm。

计算得到的检测比例曲线如图 3-8。该曲线多次扩展后检测比例约 0.45 与实际缺失的物体比例相近。该曲线扩展占据区域时，检测比例变化较大，这是由于雷达检测点较为稀疏，在距离平台较远的占据区域得到的测量点间距较大，导致建立的栅格地图中，离平台较远的区域有较多的实际被占据区域在地图中被判定为空闲，即导致了检测比例较低。占据区域偏离和物体缺失的两个仿真验证可以看出设计的平均偏离距离和检测比例能有效的反应地图质量。

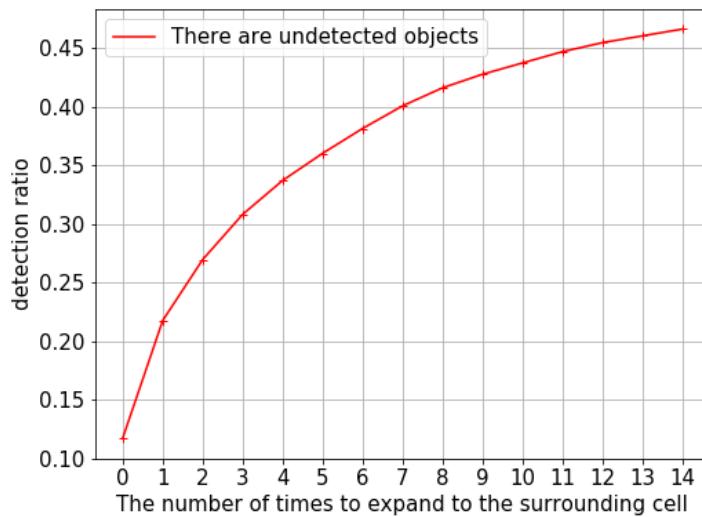
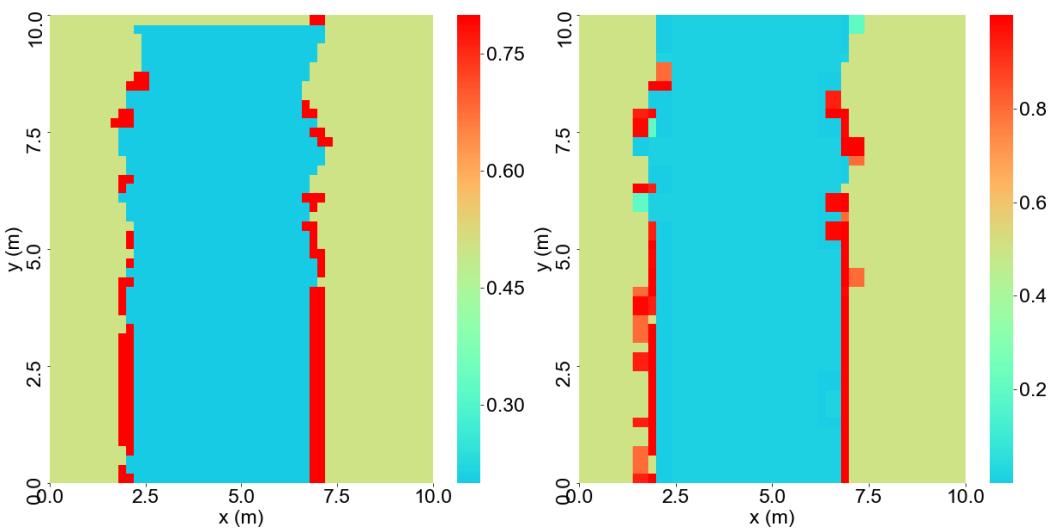


图 3-7 漏检物体仿真实验中，检测比例随占据区域扩展的变化

Fig.3-7. In the simulation experiment of missing objects, the detection ratio changes with the expansion of the occupied area

3.4.2 不同栅格建图算法建立地图的质量比较

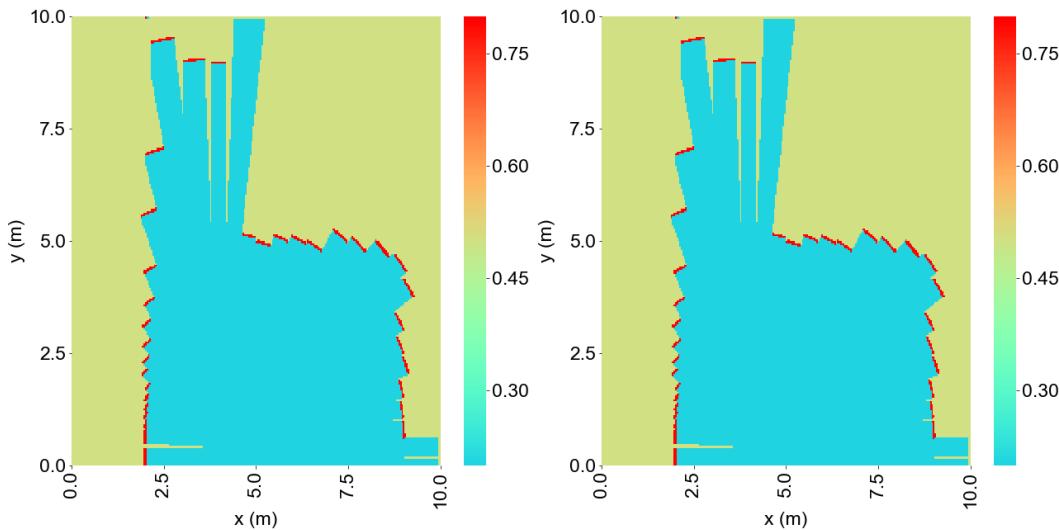
为了比较使用卡方检验自适应决定分辨率方法建立的栅格地图与固定分辨率栅格地图的质量差异，设置了两个仿真场景，分别建立了自适应分辨率栅格地图和与该自适应分辨率栅格地图最高分辨率相同的固定分辨率栅格地图，计算平均偏离距离和检测比例进行质量比较。对两个场景建立的参考地图如图 3-9。建立的自适应分辨率栅格地图和固定分辨率栅格地图如图 3-10。计算得到的平均偏离距离如表 2-1 所示，检测比例曲线如图 3-11。



a) 对场景 1 建立的固定分辨率栅格地图
a) The fixed resolution grid map for scene1

b) 对场景 1 建立的自适应分辨率栅格地图
b) The adaptive resolution grid map for scene1

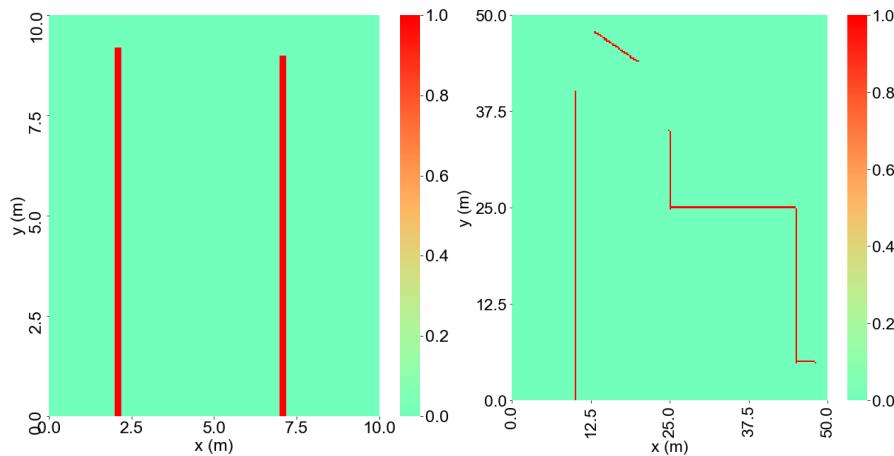
图 3-8 对仿真场景 1 建立的固定分辨率栅格地图和自适应分辨率栅格地图。
Fig.3-8 The fixed resolution grid map and adaptive resolution grid map are constructed for simulation scene1.



a) 对场景 2 建立的固定分辨率栅格地图
a) The fixed resolution grid map for scene2

b) 对场景 2 建立的自适应分辨率栅格地图
b) The adaptive resolution grid map for scene2

图 3-9 对仿真场景 2 建立的固定分辨率栅格地图和自适应分辨率栅格地图。
Fig.3-9 The fixed resolution grid map and adaptive resolution grid map are constructed for simulation scene2.



a) 对场景 1 建立的参考栅格地图
a) The reference grid map for scene1

b) 对场景 2 建立的参考栅格地图
b) The reference grid map for scene2

图 3-10 两个仿真场景中的参考地图, a 图对应场景 1, b 图对应场景 2
Fig.3-10. The reference map in the two simulation scenarios, the left side corresponds to the scene 1, and the right side map corresponds to the scene 2

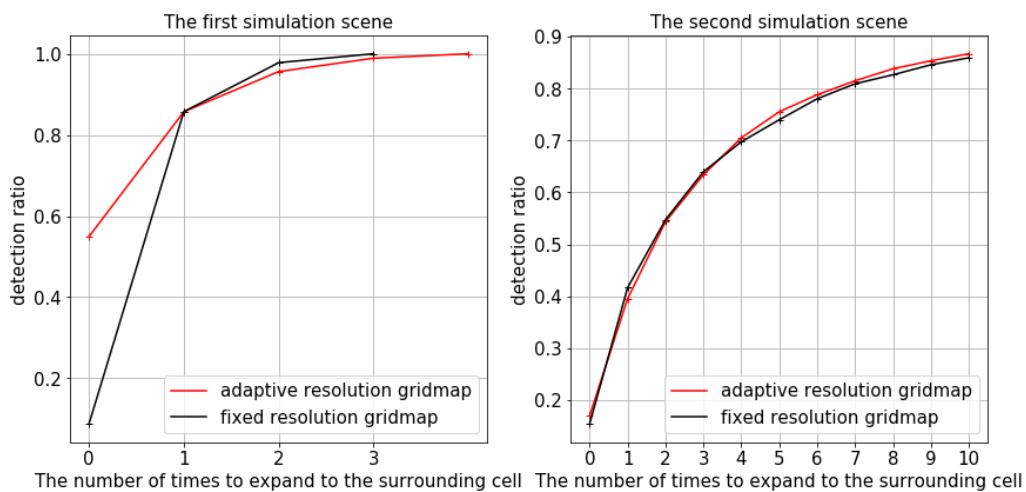


图 3-11 固定分辨率栅格地图与自适应分辨率栅格地图在两个仿真场景设置下检测比例随占据区域扩展的变化

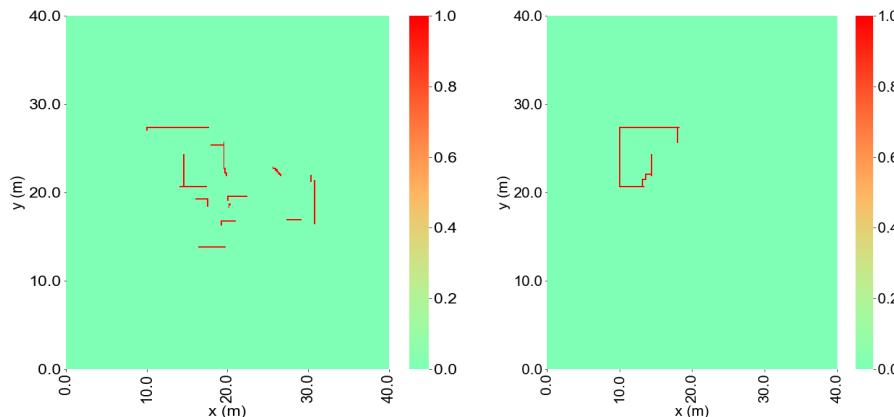
Fig.3-11. The detection ratio changes of fixed resolution grid map and adaptive resolution grid map with respect to the occupied area expansion under two simulation scenes

表 3-1 固定分辨率及自适应分辨率栅格地图在仿真场景下的平均偏离距离
Table 3-1 The average deviance of the fixed resolution grid map and the adaptive resolution grid map under two simulation scenes.

	场景 1		场景 2	
	固定分辨率	自适应分辨率	固定分辨率	自适应分辨率
平均偏离距离	0.16m	0.23m	0.57m	0.55m

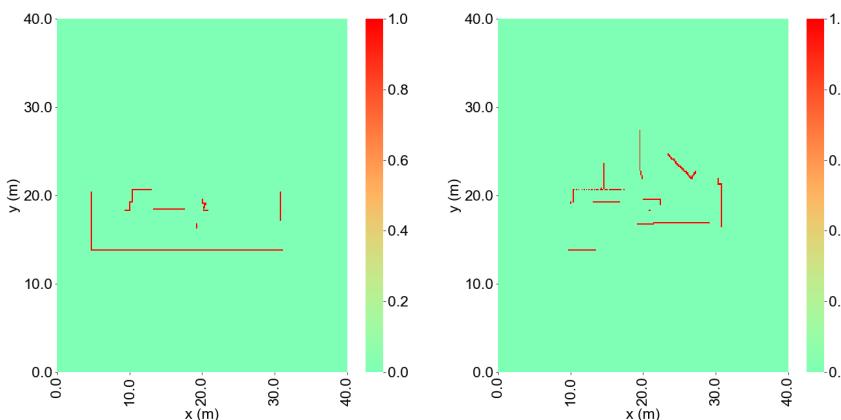
两个仿真场景，固定分辨率栅格地图与自适应分辨率栅格地图的平均偏离距离和检测比例均相近，即自适应分辨率栅格地图具有与其节点最高分辨率相同的固定分辨率栅格地图的相似的建图质量。

在实际测试中，雷达可能会有比仿真中更复杂的噪声、干扰特性也可能出现穿透现象探测到物体后方的东西。因此，为了验证不同栅格建图算法对于雷达实测数据的建立栅格地图的质量，设置了四个实验场景，在每个场景下平台静止等待雷达完全旋转一周获取测量数据，用于对该场景建图。建立的栅格地图与使用高精度室内定位系统测量的物体分布建立的参考地图进行比较。四个场景的参考地图如图 3-12，对场景 1 建立的栅格地图如图 3-13，对场景 2 建立的栅格地图如图 3-14，对场景 3 建立的栅格地图如图 3-15，对场景 4 建立的栅格地图如图 3-16。



a) 对场景 1 建立的参考栅格地图
a) The reference grid map for scene1

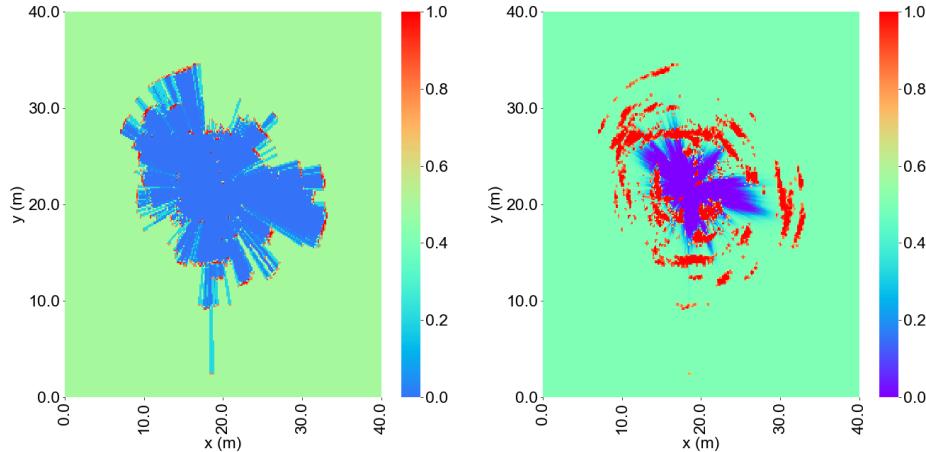
b) 对场景 2 建立的参考栅格地图
b) The reference grid map for scene2



c) 对场景 3 建立的参考栅格地图
c) The reference grid map for scene3

d) 对场景 4 建立的参考栅格地图
d) The reference grid map for scene4

图 3-12 四个实验场景中的参考地图，参考地图建立时均假设雷达不能穿透探测到后方物体
Fig.3-12. The reference map in the four experimental scenarios, which is constructed under the assumption that radar cannot penetrate objects and detect the rear things

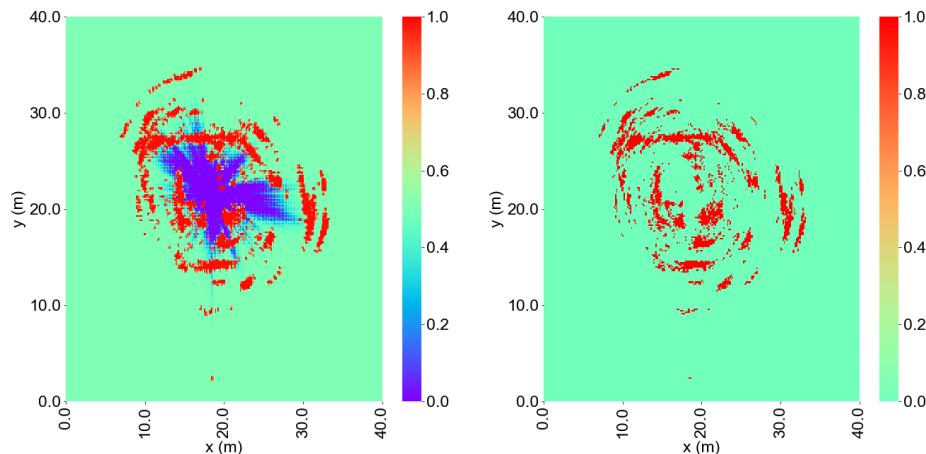


a) 用相同概率值更新空闲区域的传感器逆模型建立的实验场景 1 的固定分辨率栅格地图

a) The fixed resolution grid map of experimental scene1 established by the inverse sensor model that updated the free area by the same value

b) 用 [65] 中传感器逆模型对实验场景 1 建立的固定分辨率栅格地图

b) The fixed resolution grid map of experimental scenel established by the inverse sensor model proposed in [65]



c) 用 [65] 中传感器逆模型对实验场景 1 建立的自适应分辨率栅格地图

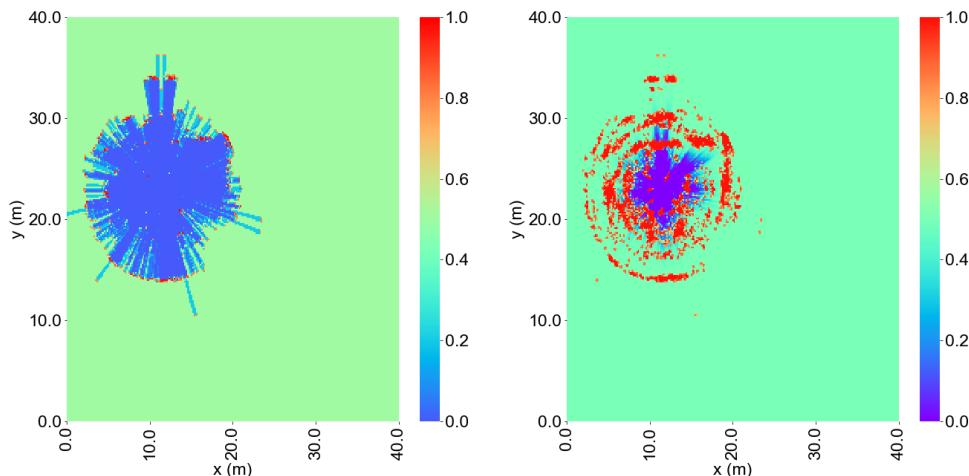
c) The adaptive resolution grid map of experimental scene1 established by the inverse sensor model proposed in [65]

d) 用仅更新占据区域的传感器逆模型对实验场景 1 建立的固定分辨率栅格地图

d) The fixed resolution grid map of experimental scenel established by the inverse sensor model that only updates the occupied area

图 3-13 固定分辨率栅格地图、自适应分辨率栅格地图以及三种不同的传感器逆模型对实验场景 1 建立的栅格地图

Fig.3-13. The grid maps are built for experimental scene1, including a fixed grid map, an adaptive grid map and grid maps established by different inverse sensor models

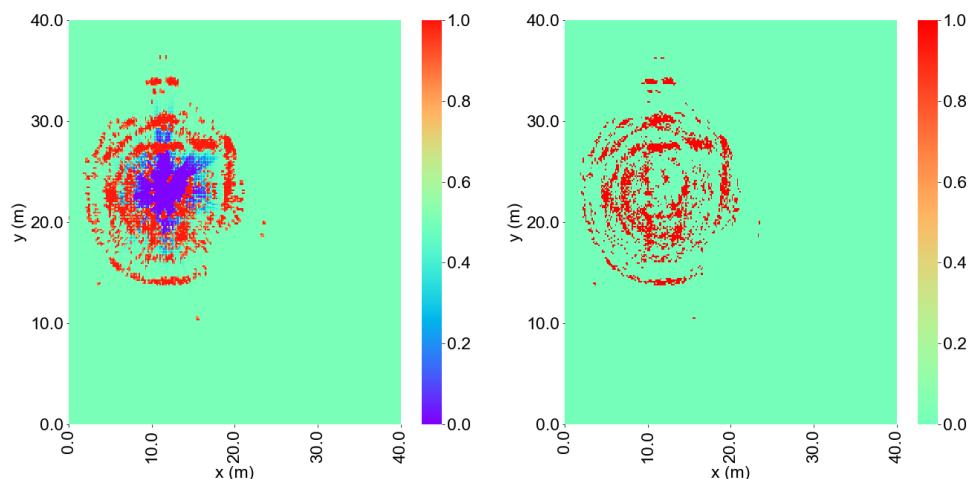


a) 用相同概率值更新空闲区域的传感器逆模型建立的实验场景 2 的固定分辨率栅格地图

a) The fixed resolution grid map of experimental scene2 established by the inverse sensor model that updated the free area by the same value

b) 用[65]中传感器逆模型对实验场景 2 建立的固定分辨率栅格地图

b) The fixed resolution grid map of experimental scene2 established by the inverse sensor model proposed in [65]



c) 用[65]中传感器逆模型对实验场景 2 建立的自适应分辨率栅格地图

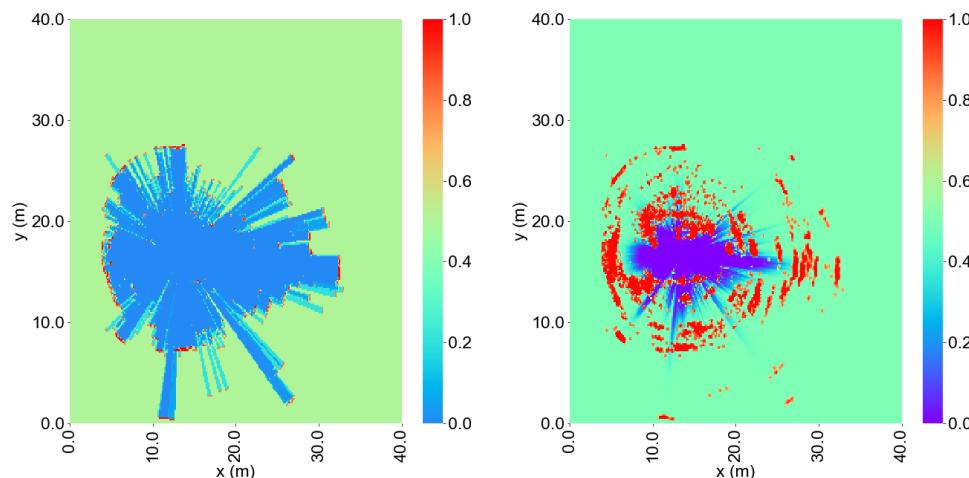
c) The adaptive resolution grid map of experimental scene2 established by the inverse sensor model proposed in [65]

d) 用仅更新占据区域的传感器逆模型对实验场景 2 建立的固定分辨率栅格地图

d) The fixed resolution grid map of experimental scene2 established by the inverse sensor model that only updates the occupied area

图 3-14 固定分辨率栅格地图、自适应分辨率栅格地图以及三种不同的传感器逆模型对实验场景 2 建立的栅格地图

Fig.3-14. The grid maps are built for experimental scene2, including a fixed grid map, an adaptive grid map and grid maps established by different inverse sensor models

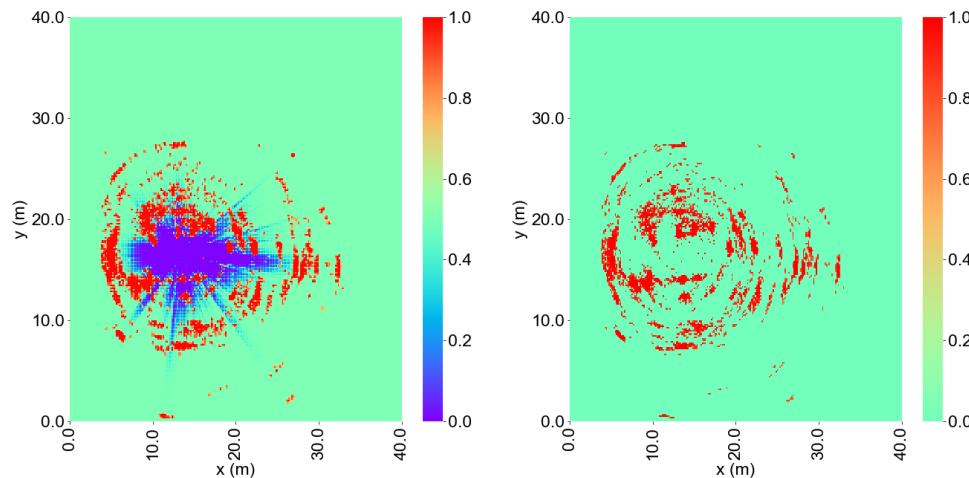


a) 用相同概率值更新空闲区域的传感器逆模型建立的实验场景 3 的固定分辨率栅格地图

a) The fixed resolution grid map of experimental scene3 established by the inverse sensor model that updated the free area by the same value

b) 用[65]中传感器逆模型对实验场景 3 建立的固定分辨率栅格地图

b) The fixed resolution grid map of experimental scene3 established by the inverse sensor model proposed in [65]



c) 用[65]中传感器逆模型对实验场景 3 建立的自适应分辨率栅格地图

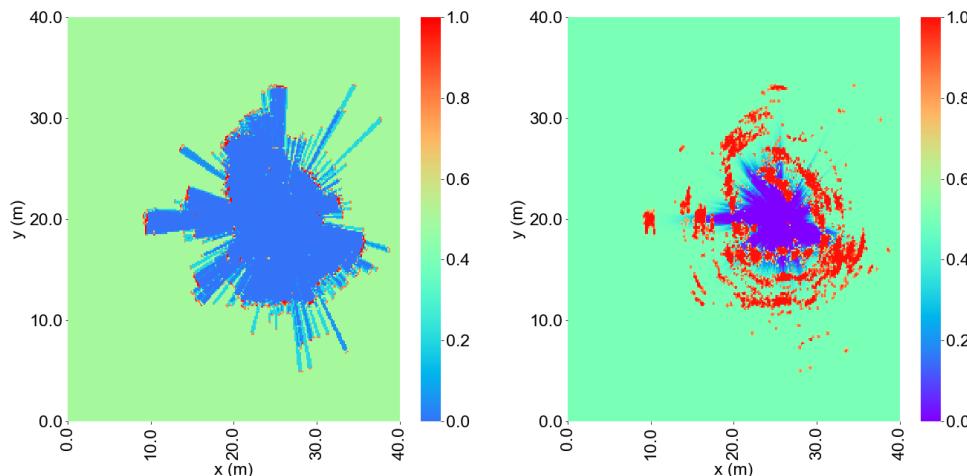
c) The adaptive resolution grid map of experimental scene3 established by the inverse sensor model proposed in [65]

d) 用仅更新占据区域的传感器逆模型对实验场景 3 建立的固定分辨率栅格地图

d) The fixed resolution grid map of experimental scene3 established by the inverse sensor model that only updates the occupied area

图 3-15 固定分辨率栅格地图、自适应分辨率栅格地图以及三种不同的传感器逆模型对实验场景 3 建立的栅格地图

Fig.3-15. The grid maps are built for experimental scene3, including a fixed grid map, an adaptive grid map and grid maps established by different inverse sensor models

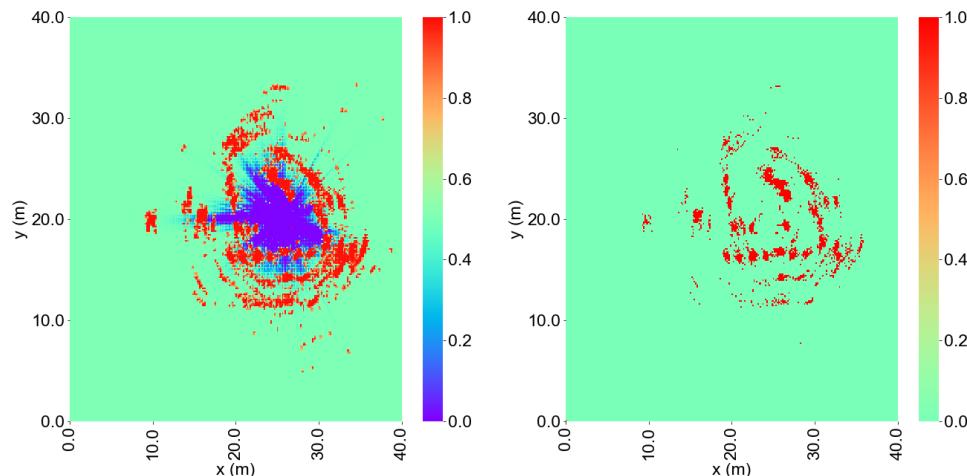


a) 用相同概率值更新空闲区域的传感器逆模型建立的实验场景 4 的固定分辨率栅格地图

a) The fixed resolution grid map of experimental scene4 established by the inverse sensor model that updated the free area by the same value

b) 用[65]中传感器逆模型对实验场景 4 建立的固定分辨率栅格地图

b) The fixed resolution grid map of experimental scene4 established by the inverse sensor model proposed in [65]



c) 用[65]中传感器逆模型对实验场景 4 建立的自适应分辨率栅格地图

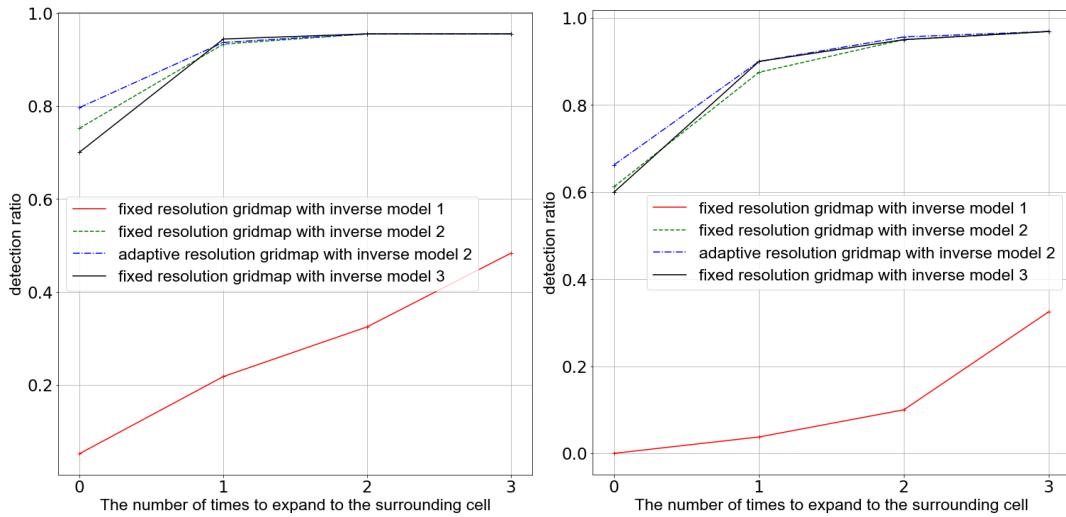
c) The adaptive resolution grid map of experimental scene4 established by the inverse sensor model proposed in [65]

d) 用仅更新占据区域的传感器逆模型对实验场景 4 建立的固定分辨率栅格地图

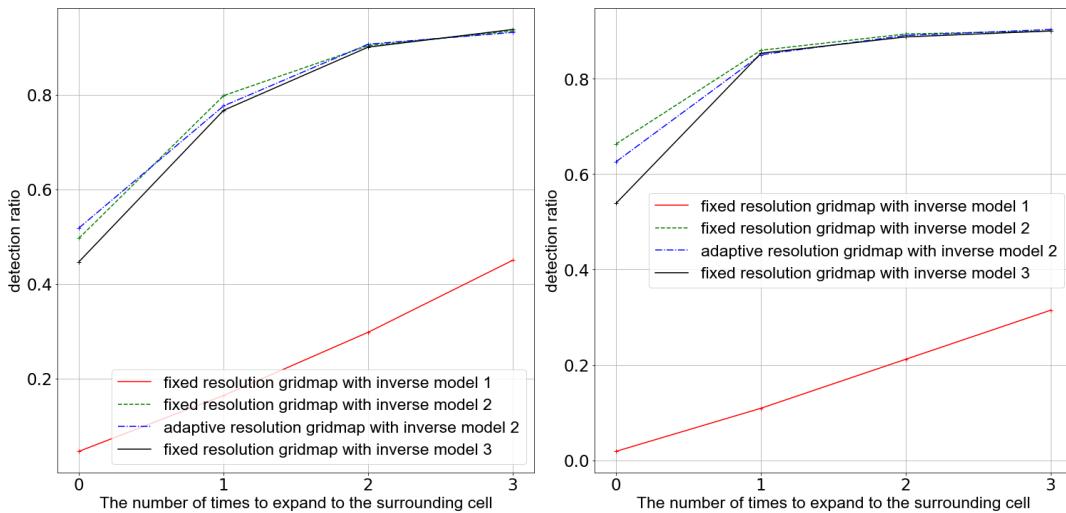
d) The fixed resolution grid map of experimental scene4 established by the inverse sensor model that only updates the occupied area

图 3-16 固定分辨率栅格地图、自适应分辨率栅格地图以及三种不同的传感器逆模型对实验场景 4 建立的栅格地图

Fig.3-16. The grid maps are built for experimental scene4, including a fixed grid map, an adaptive grid map and grid maps established by different inverse sensor models



- a) 四种建图方法对实验场景 1 建立的栅格地图检测比例随占据区域扩展次数的变化
a) Changes in the detection ratio of the raster map established by the four mapping methods for experimental scenario 1 with the expansion of the occupied area
- b) 四种建图方法对实验场景 2 建立的栅格地图检测比例随占据区域扩展次数的变化
b) Changes in the detection ratio of the raster map established by the four mapping methods for experimental scenario 2 with the expansion of the occupied area



- c) 四种建图方法对实验场景 3 建立的栅格地图检测比例随占据区域扩展次数的变化
c) Changes in the detection ratio of the raster map established by the four mapping methods for experimental scenario 3 with the expansion of the occupied area
- d) 四种建图方法对实验场景 4 建立的栅格地图检测比例随占据区域扩展次数的变化
d) Changes in the detection ratio of the raster map established by the four mapping methods for experimental scenario 4 with the expansion of the occupied area

图 3-17 四个实验场景中不同建图方法得到地图的检测比例

Fig.3-17. The detection ratios of grid maps established for experimental scenes with different mapping algorithms

表 3-2 固定分辨率，自适应分辨率栅格地图及不同的传感器逆模型在实测场景下的平均偏离距离

Table 3-2 The average deviance of the fixed resolution grid map, the adaptive resolution grid map, and grid map with different inverse models under four experimental scenes.

	场景 1	场景 2	场景 3	场景 4
使用第一种传感器逆模型建立的固定分辨率栅格地图	0.53 m	0.76 m	0.74 m	0.68 m
使用第二种传感器逆模型建立的固定分辨率栅格	0.06 m	0.07 m	0.12 m	0.11 m
自适应分辨率栅格	0.05 m	0.06 m	0.12 m	0.12 m
使用第三种传感器逆模型建立的固定分辨率栅格	0.06 m	0.06 m	0.13 m	0.12 m

在该组实验中，分别使用了四种不同的建图方法对四个实验场景建立了栅格地图。其中，有三种分辨率相同的固定分辨率栅格地图，一种叶节点最高分辨率与固定分辨率栅格地图相同的自适应分辨率栅格地图。固定分辨率栅格地图的不同点在于使用了不同的传感器逆模型计算栅格占据概率。第一种传感器逆模型使用固定值更新自由空间[63]，第二种传感器模型即[64]中介绍的模型，第三种是只更新占据区域的模型如本文上一节中提到的。对比建立的栅格地图与参考地图计算得到平均偏离距离如表 2-2，检测比如图 3-17。

在四个实验场景下使用固定值更新自由空间的固定分辨率栅格地图效果最差，检测比例和平均偏离距离都远差于其它三种方法建立的栅格地图。因为这种方法对于平台到探测点连线经过的栅格都赋予相同的空闲概率，而雷达能够透过一些物体探测到后方的物体，而且多径带来的干扰通常测到的距离也比实际物体远。导致了距离平台较近的占据区域容易计算得到较低的占据概率，引起地图质量严重下降。使用第二种传感器逆模型建立固定分辨率栅格地图与自适应分辨率栅格地图有较高的地图质量。因为该模型更新自由空间时对距离平台较近的位置赋予较高的空闲概率，对靠近测量点处的空闲区域赋予较低的空闲概率，这使得在更新穿透处物体探测到较远的点时对近距离的区域占据概率干扰较小。此外，自适应分辨率地图与固定分辨率地图有相似的平均偏离距离和检测比例，与仿真实验中的比较结果一致，再次验证了使用卡方检验的方法自适应决定栅格分辨率的方法建立的地图质量与分辨率与其叶节点最高分辨率一致的固定分辨率栅格地图相似。对于只更新占据区域的栅格地图平均偏离距离与使用第二种传感器逆模型建立的地图相似，但不扩展占据区域时的检测比例略低，这是由于在只更新占

据区域的方法中，每次仅更新距离占据点很近的少数栅格即占据概率较高的区域。但因为只更新占据区域时，建立地图的速度远快于使用第二种传感器逆模型建立地图，而且两种方法建立的地图质量差距不大。因此，在本文后续的雷达 SLAM 算法中选择了只更新占据栅格的固定分辨率方法建图。

3.5 本章小结

本章介绍了空间位置和多普勒联合自运动估计算法。该方法把雷达相邻两帧的空间位置测量表示为混合高斯分布，同时，把期望的测量点多普勒速度与实际测量的多普勒速度表示为混合高斯分布。来自空间位置和来自多普勒速度的混合高斯分布融合后得到最终的测量概率表示，通过优化求解找到使得根据平台运动速度写出的期望混合高斯分布与测量混合高斯分布距离最小的平台运动速度估计值。

另外，本章介绍了固定分辨率与使用卡方检验自适应确定分辨率的两种栅格建图算法以及提出的栅格地图评价指标：平均偏离距离和检测比例。通过仿真验证了提出的评价指标能有效的体现建立的栅格地图中占据区域偏离实际位置和漏检测占据区域的情况。最后，使用提出的平均偏离距离和检测比例衡量了两种方法建立的地图之间的差异。在设置的两种仿真场景下，使用卡方检验自适应决定分辨率的栅格地图和分辨率达到其节点最高分辨率的固定分辨率栅格地图质量相似。此外，选择了四个实验场景利用实测数据建立了栅格地图、比较地图质量，解释了本文后续雷达 SLAM 算法中选用只更新占据区域的固定分辨率栅格建图算法的原因。

第四章 雷达 SLAM 中的点集匹配和闭环算法

4.1 引言

本章主要介绍点集匹配方法，基于关键帧的闭环算法，以及构建的整个雷达 SLAM 算法框架。当平台运动较长距离、较长时间时，闭环是保持 SLAM 系统定位精度的重要一环。对基于毫米波雷达的系统，由于其测量稀疏、高噪声的特点，常用于视觉 SLAM 中的基于特征的闭环方法，会遇到对于同一地点不同视角得到的雷达地图难以稳定的提取特征点，而针对激光雷达的闭环系统由于雷达测量点的稀疏性也很难直接移植到雷达 SLAM 中，所以针对毫米波雷达的闭环仍然有待进一步的研究。

本章建立了适用于雷达的点集匹配方法，该方法经过栅格建图，阈值提取等预处理，能提取到受噪声影响更小、更稳定表示环境结构的占据点，将其用于与历史地图进行匹配。由于被匹配的参考点集源于历史地图，该匹配也能一定程度上起到闭环的作用。此外，本章通过维持关键帧集，构建了适用于雷达 SLAM 的闭环系统。通过定义相似度来衡量两帧雷达测量是否来自同一场景、进而建立关键帧集，最后通过寻找关键帧集中与当前测量的对应帧完成闭环匹配，以及关键帧集更新。最后，本章综合介绍了本文设计的雷达 SLAM 算法，该算法使用粒子滤波的方法结合了自运动估计、点集匹配与基于关键帧的闭环三个估计模块，同时维持占据栅格地图，能较好的完成基于雷达的同步定位与建图任务。

4.2 包含闭环的雷达 SLAM 算法总体流程

本文提出的包含闭环的雷达 SLAM 算法总体流程如图 4-1。整个雷达 SLAM 算法由自运动估计、点集匹配和闭环三个不同模块提供三个可能的位姿估计值，然后用粒子滤波选出最优的位姿估计值，完成栅格地图更新。自运动估计的具体方法已经在本文第三章进行了介绍。该方法通过空间位置和多普勒速度联合估计得到平台平动速度和转动速度。再结合运动时间以及上一时刻平台位姿一同作为运动模型（本文第二章中进行了介绍）的输入，可以计算出当前时刻平台位姿。但由于自运动估计算法得到的平动速度估计精度很高而转动速度估计精度一般，所以用自运动估计算法的平台位姿在平台不能稳定的提供一个高精度的位姿估计，较大的转动速度估计误差会使采样得到的粒子过于分散，有效粒子数量少，

从而影响估计结果。尽管使用自运动估计算法计算的平台位姿不能稳定的提供一个良好的位姿估计值，但由于该方法计算短时间内的平台运动仍能得到较好的结果，所以该估计值也作为粒子集的一个采样来源。此外，在平台得到两个匹配点集之间运动距离过大时，该估计值足以充作一个良好的初值用于点集匹配。良好的匹配初值能提高匹配收敛到正确结果的可能性。所以在本文设计的仅利用雷达的 SLAM 算法中，自运动估计值起到两个作用：一个是充作粒子集采样来源，以提高估计的鲁棒性，另一个是用作点集匹配的初值，使平台位姿变换较大时得到的两个测量点集仍能鲁棒的收敛到正确的匹配结果。

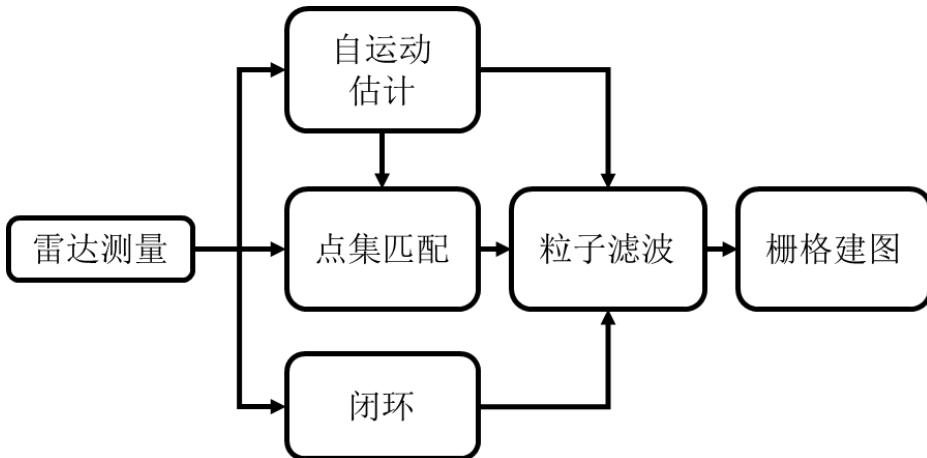


图 4-1 结合了自运动估计、点集匹配、基于关键帧的闭环三部分的粒子滤波雷达 SLAM 算法流程图。

Fig.4-1. The workflow of the radar SLAM algorithm that combines ego-motion estimation, point set registration, and loop-closure based on keyframe.

雷达 SLAM 中第二个部分是点集匹配，该模块中当前时刻得到的雷达测量经过建图、阈值提取得到占据点和历史栅格地图阈值提取得到占据点进行匹配估计平台位姿，具体的匹配方法将在下一节中进行介绍。最后的一个粒子集采样来源是基于关键帧的闭环，闭环模块仅在检测到当前测量与保存了历史测量的关键帧中某一帧有足够的相似度时才触发。在触发了闭环之后，计算修正位姿的方法与点集匹配模块相同，同样利用迭代最近点算法完成匹配，计算平台位姿。

至此，在任意时刻，可能得到两个或三个可能的位姿来源，为了估计最终的平台位姿。分别设置两个或三个粒子集在可能的位姿来源附近采样，对源于自运动估计的粒子集采样时，根据预设的平动速度、转动速度噪声分布情况产生有噪声的运动速度，再通过第二章中介绍的运动模型即可得到平台位姿采样。利用点集匹配的位姿进行粒子集采样时（包括与历史地图匹配得到的以及与关键帧匹配得到的），直接采样以匹配位姿为均值，根据匹配误差预设的协方差矩阵服从高斯

分布的粒子。完成采样后，根据第二章介绍的观测模型可以计算平台在不同位姿、给定测量与对应地图占据区域测量的条件下的粒子权重，计算方式如式（2-29）。但此时，由于本文建立的雷达 SLAM 算法中地图是以占据栅格地图形式呈现，而非仅包含地标位置的特征地图，所以对于每个测量点对应的占据栅格，都存在占据概率。在计算粒子权重时，使其包含对应栅格占据概率如式（4-1），其中 $P_{occ,i}$ 表示第 i 个占据点对应的占据栅格被占据的概率。同时，由于测量点附近的栅格占据概率不同，所以测量点正好落入的栅格作为该点在地图中的对应点不一定会得到最大的粒子权重。因此，本文对于每个观测点在地图的预设范围内寻找使权重最大的占据栅格作为该点在地图中的对应点，以之计算粒子权重。

$$P_{zt} = P(z_t | \mathbf{m}, \mathbf{x}_t) = \prod_i P_{zt;i} P_{occ,i} \quad (4-1)$$

4.3 占据点集匹配

本节介绍匹配当前时刻雷达测量与历史地图，整个匹配的流程如图 4-2 所示。正如之前介绍的，如图 4-5 所示雷达单次检测是非常稀疏的，所以仅使用单次雷达的测量难以体现出环境的结构信息，导致单次雷达测量很难匹配到正确的位置，所以本文将雷达置于旋转平台上，并把雷达完全旋转一周得到的所有测量点用作匹配，这些测量点被称作单帧雷达测量。除了测量点稀疏以外，雷达测量还有噪声较高的特点，这些噪声会出现在实际没有物体存在的区域，影响匹配结果。所以，本文通过栅格建图和阈值提取的方法来减弱噪声带来的影响。同时，这一过程也会减少需要匹配的测量点数量，从而提高匹配速度。

单帧雷达原始测量与经过栅格建图、阈值提取得到的占据点如图 4-3 所示。可以看到在经过阈值提取后，大量没有对应真实物体的测量点被滤去，一定程度上起到了抑制噪声的作用。在阈值提取的过程中，对于单帧雷达测量使用固定阈值进行提取，而对于历史地图则使用自适应阈值来提取。这是考虑到对于从单帧雷达测量提取的占据点，在不同时刻单帧测量均对应相同的探测次数，所以直接使用相同的固定阈值提取占据点即可。并且，使用固定阈值提取还可以保证在不同时刻在同一位置提取出的点数目、保存环境结构情况更相似，方便完成后续介绍的基于关键帧的匹配。而对于从历史地图中提取占据点，不同区域在不同时刻都对应着不同的检测次数，因此用固定的阈值难以提取到受噪声影响小，保留在长时间一致的环境结构信息的占据点。并且，由于雷达测量在同一角分辨单元内

能探测到多个距离目标的特性，且本文使用了只更新占据区域的端点模型（第三章中进行了介绍）的建立栅格地图。随着探测次数的增多，噪声在实际空闲的栅格中逐渐累积检测次数，使用固定阈值容易导致栅格被误判为占据。因此对于被检测次数不同的栅格地图区域需要不同的阈值来判定占据。所以本文通过自适应阈值来提取占据点。具体方法如下，在 SLAM 初始化的阶段，建立一个与栅格地图同样尺寸、同样分辨率的阈值栅格，阈值栅格初始设置为一个固定值。之后，在每一时刻，平台通过粒子滤波完成位姿估计后，提高阈值栅格中距离平台位姿给定距离内的栅格判定为占据的阈值。下一时刻从历史地图中提取占据点时，比较历史栅格地图与阈值栅格，超过对应位置阈值的栅格点中心算作一个占据点，放入占据点集中，完成从历史地图中提取占据点。

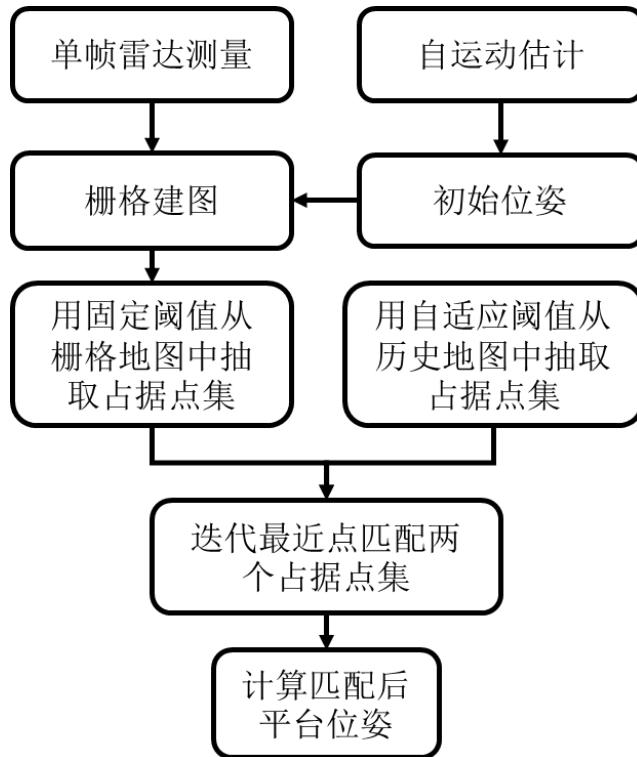


图 4-2 点集匹配流程图
Fig.4-2. The workflow of the point set registration

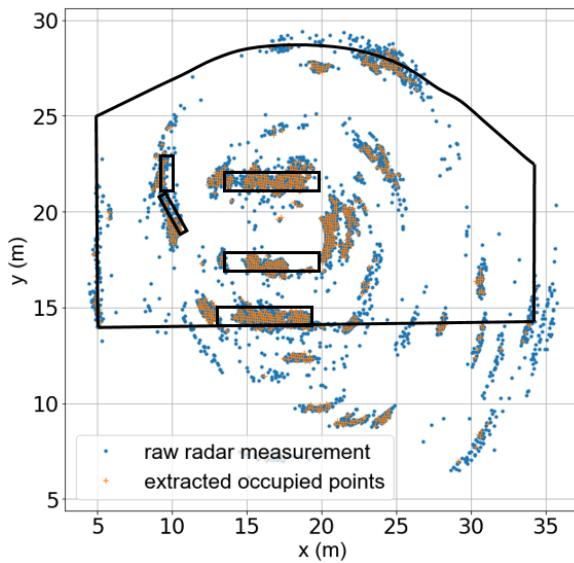


图 4-3 单帧雷达测量与用固定阈值从栅格地图中提取得到的占据点。真实障碍分布情况用黑线标出

Fig.4-3. Single frame of radar measurement and occupied points extracted from grid map by fixed threshold. The position of real objects is shown by black lines

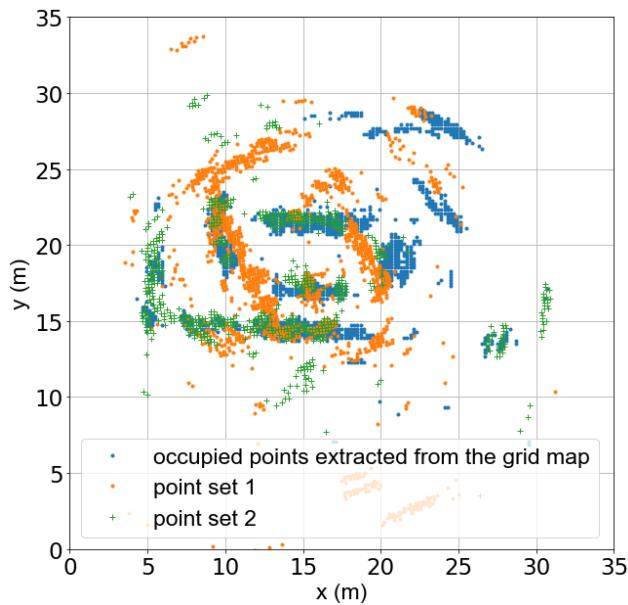


图 4-4 具有不同初值时 ICP 匹配结果。三个点集分别是：从历史栅格地图中抽取的占据点，点集 1 和点集 2。点集 1 是直接利用上一时刻位姿作为初值的匹配结果，点集 2 是使用自运动估计作为初值时单帧测量与占据点匹配结果

Fig.4-4. There are different matching results of ICP, when they have different initial values. There are three point-sets: extracted occupied grids, point set 1, and point set 2. The point set 1 is the result of matching the point-set with the ego-motion estimation as the initial value and the reference point-set. And the point set 2 is matched consequence from the same frame of measurements without using ego-motion as the initial pose

对于从当前测量点，除了使用固定阈值提取占据点以外，还需要使用本文第二章中介绍的平台运动模型及第三章中介绍的自运动估计算法和得到的上一时刻平台估计位姿将这些占据点转到全局坐标系中。这是因为两个点集的匹配是通过关联两个点集中距离最近的点来计算变换位姿的，当待匹配的两个点集初始重叠越大，匹配算法建立的两个测量点集中点的对应关系正确性越高，越容易得到正确的匹配结果。如图 4-4，给出了使用自运动估计位姿转换测量点到全局坐标系中得到的匹配结果和不使用且初始位姿偏差较大时匹配得到的结果。可以看到在初始位姿偏差较大时，匹配算法可能收敛到错误的位姿。

算法 2 迭代最近点

输入：源点集 $X\{x_i\}$ ，参考点集 $Y\{y_i\}$ ，初始变换矩阵 T_0

输出：匹配 X, Y 的变换矩阵 T

```

1: Initialize  $T = T_0$ 
2: while  $i < N_{max}$  or  $Error_{match} < th$  do
3:   for  $i = 1$  to  $N$  do
4:     findClosestPoint( $X, Y$ )
5:     if  $\|y_i - Tx_i\|_2 \leq d_{max}$  :
6:        $w_i = 1$ 
7:     else:
8:        $w_i = 0$ 
9:     end
10:    end
11:     $T = \arg \min_T \sum_i w_i \|y_i - Tx_i\|^2$ 
12: end

```

最后介绍迭代最近点算法，ICP 是 SLAM 领域中常用的点集匹配方法，待匹配的两个点集通常称为源点集 X 和参考点集 Y 。该算法迭代的寻找两个点集中距离最近的点建立点对之间的对应关系，求解该对应关系下的变换矩阵直到达到收敛标准，如匹配误差小于给定值，两次匹配误差变化小于给定阈值或超过最大匹配次数。在二维的点集匹配中，闭环矩阵由旋转矩阵 R （如式 4-2）和平移向量 T （如式 4-3）构成，其中 $p_{x,t,moving}, p_{y,t,moving}, \alpha_{t,moving}$ 分别是由自运动估计算出的平台

在 t 时刻在全局坐标系中的坐标以及朝向。在本文中，参考点集即从历史栅格地图中提取出来的占据点，源点集是单帧测量经过栅格建图、阈值提取得到的占据点。这些占据点通过自运动估计值转到与历史栅格地图相同的全局坐标系中。最后，可以根据匹配得到的变换矩阵以及初值计算得到最终的平台修正位姿 $(x_{icp,t} \quad y_{icp,t} \quad \theta_{icp,t})^T$ ，如式 (4-4)。

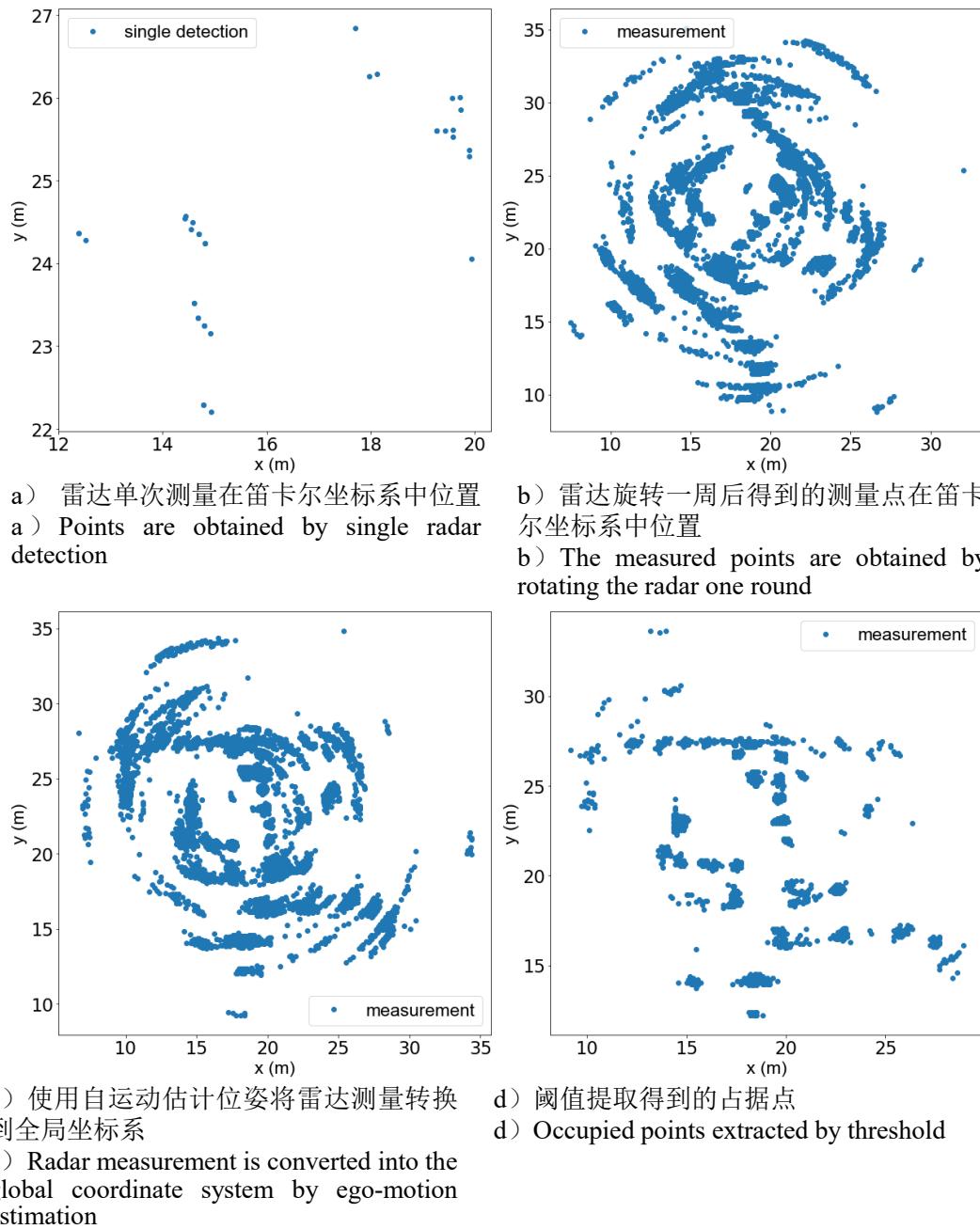


图 4-5 点集匹配前对雷达测量进行的预处理
Fig.4-5. The pre-processing before the point set registration

$$\mathbf{R}_t = \begin{pmatrix} \cos \alpha_{t,moving} & -\sin \alpha_{t,moving} \\ \sin \alpha_{t,moving} & \cos \alpha_{t,moving} \end{pmatrix} \quad (4-2)$$

$$\mathbf{T}_t = \begin{pmatrix} p_{x,t,moving} & p_{y,t,moving} \end{pmatrix}^T \quad (4-3)$$

$$\begin{cases} (x_{icp,t} \quad y_{icp,t})^T = (\mathbf{R}_{\text{match},t} \mathbf{T}_{t,\text{ego-motion}} + \mathbf{T}_{\text{match},t}) \\ \theta_{icp,t} = \theta_{t,\text{ego-motion}} + \theta_{t,\text{match}} \end{cases} \quad (4-4)$$

为了更清晰的展示本文提出的点集匹配处理过程，逐步处理结果如图 4-5，依次展示了雷达单次测量点，雷达旋转一周得到的所有测量点，是利用自运动估计位姿转换到全局坐标系中的单帧测量点，以及固定阈值提取到的占据点。

4.4 基于关键帧的闭环

上节介绍的点集匹配方法通过将当前测量与历史地图进行匹配可以起到一定的闭环效果，但历史地图中存在较多与当前测量场景无关的物体会对匹配结果造成一定干扰。在匹配初值较差时，容易收敛到较为错误的位置。另外，历史地图不能区分地图中哪些部分来自平台位置估计误差较小时的观测，哪些来自误差较大时的观测。因此，与历史地图匹配也会由于历史地图本身包含误差较大带来位姿估计不准确的问题。为此，本文提出的雷达 SLAM 算法中加入了基于关键帧的闭环算法。该算法考虑到通常 SLAM 估计中，平台的定位误差会随时间累积，所以对同一场景来说，来自较早时刻的测量通常更加准确，因此，选择各个场景中最早观测到的测量作为关键帧，用于与当前测量完成闭环。

基于关键帧的闭环方法就是在平台走过的地方，选出显著不相似的场景测量，充作关键帧集，用来与当前测量进行比较，完成闭环位姿计算。在这个过程中，需要判断的有两个问题，一个是检测闭环即判断当前测量是否与过去测量得到的关键帧之间存在对应关系，一个是计算位姿修正。在确定了当前测量与关键帧之间存在的对应关系之后，位姿修正可以用上一节中介绍过的迭代最近点方法来计算。所以本节重点介绍如何判断当前平台是否返回曾经到过的地点以及返回后确定与关键帧的对应关系。本节中所提到的关键帧以及当前时刻测量点都是指通过上一节介绍的方法，将雷达旋转一周后所有测量点进行栅格建图和阈值提取后得到的占据点集合。

首先，定义相似度如式 (4-5) 用于比较两个测量点集之间的相似程度。这里 $N_{overlap}$ 表示两个点集重合的点数， $N_{measure}$ 表示当前测量包含的总点数。在这个定

义下，两帧测量首先被转换到全局坐标系中，然后计算两帧测量重合的点数，重合比例越高则表示两帧测量越相似。

$$\text{similarity} = \frac{N_{\text{overlap}}}{N_{\text{measure}}} \quad (4-5)$$

由于在 SLAM 的过程中，需要触发闭环来修正平台位姿时，通常平台已经走了较长的距离，平台位置误差可能较大。受到定位误差的影响，即使与某一关键帧同样来自某个场景，转换到全局坐标系后，两帧测量点的重合度也不高，即计算出的相似度较低，导致误认为当前没有出现闭环。为了减小由于位置误差导致计算出的相似度不能正确反映两帧测量相似情况的问题，在计算与之前关键帧的相似度时，首先使用迭代最近点算法匹配两帧测量，之后再根据式 (4-5) 计算匹配后的相似度。在确定了先匹配，再计算重合点比例的方法来衡量两帧测量的相似情况后，根据预先设定的阈值，即可判断比较的两帧测量是否足够相似需要触发闭环。

但是将当前测量与所有历史测量都进行比较来建立闭环在实际应用中是不现实的，因为随着平台运行时间增长，当前测量需要与线性增长的测量帧来比较，计算开销随时间增长，以至于 SLAM 系统运行速度无法保证。为了减小需要比较的数量，本文做了两个设置，一是仅选择出彼此相似度较低的测量构建关键帧，这样可以大大减少需要比较的测量数量，二是通过比较当前测量与最近对应关键帧的相似度来判断当前平台是否仍留在最近对应的关键帧相似的场景，如果平台仍处在对应场景内，则不与其余关键帧进行匹配、计算相似度。这一设置是由闭环本身的目的而来的，即闭环希望构建时间间隔较大而空间相近的两个位姿之间的关系，然后通过来自较早时刻位姿误差较小的测量来修正当前位姿。在这种情况下，建立 t 时刻与 $t-1$ 时刻的“闭环”关联是没有意义的，因为来自相近时刻测量计算出的位姿修正结果与上一节介绍的测量与历史地图匹配的结果是相似的，不能带来额外的闭环效果。每次平台离开最近对应的关键帧场景后，可能有两种状态，即到达新的场景或与关键帧集中第 k 帧存在闭环对应。当 $t-1$ 时刻达到新场景时，将该帧测量加入关键帧集中，当 $t-1$ 时刻触发闭环时，匹配当前测量与对应关键帧计算闭环位姿。此外，考虑到另一种情况即平台在同一场景中来回运动，由于一直处在相同环境中不触发闭环。但已经持续运动了较长时间，可能存在一定的累积误差，所以，本文的闭环算法中添加了长时间处在相同场景下的闭环触发机制。具体来说，计算当前平台处在相似场景且未触发闭环的时刻，当持续停留在一个场景时刻超过给定阈值时，触发闭环计算匹配修正位姿。

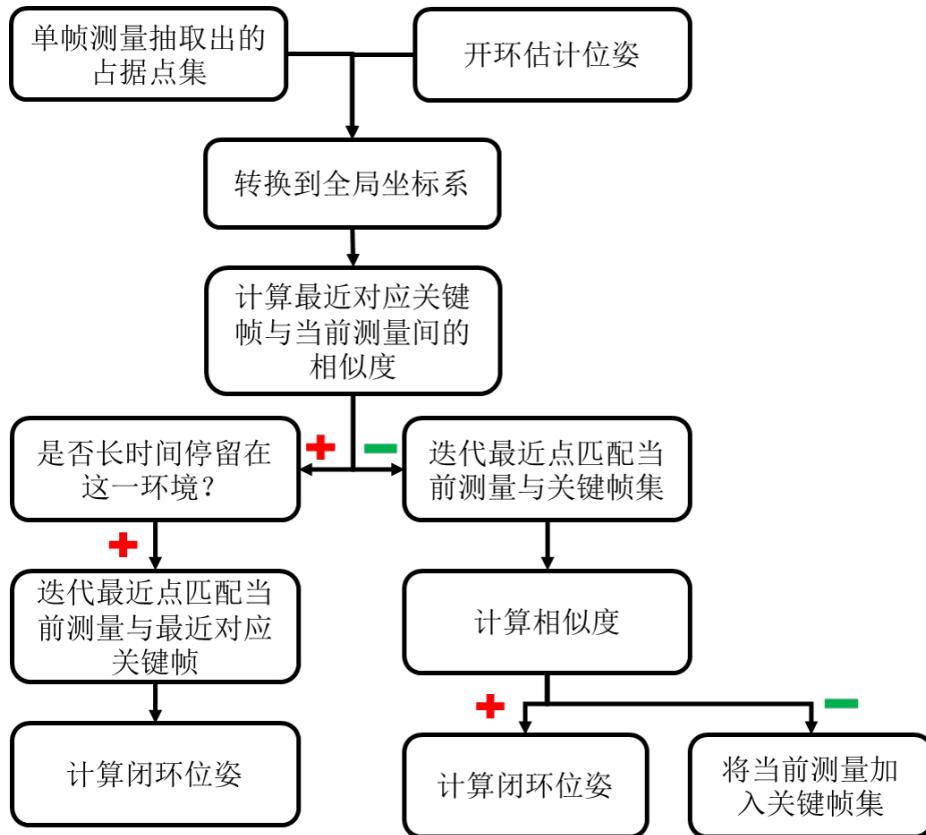


图 4-6 基于关键帧的闭环算法流程
Fig.4-6. The workflow of loop-closure based on keyframe

到此，介绍了闭环模块如何判断两帧测量的相似度，如何在计算开销较小的情况下找到与当前测量对应的关键帧。接下来介绍怎样结合这两部分完成一个完整的闭环流程，流程如图 4-6。首先，在初始化阶段，第一帧测量转换到全局坐标系中直接被放入关键帧集中，此时用于判断是否处在相似场景的测量帧也设置为该帧测量，处于同一场景中计数设置为 0。之后，每一时刻提取到的测量点通过开环估计位姿转换到全局坐标系中，与判断相似场景的测量帧做比较，根据式（4-5）计算相似度，当相似度高于给定阈值时，判断处于同一场景中计数是否高于给定阈值，即是否长时间处在相同场景内，若是则通过迭代最近点算法匹配当前测量点与用于比较是否处在相似场景中的测量帧，计算闭环位姿，同时更新处于同一场景中计数为 0，若否则处于同一场景中计数加 1 结束当前时刻闭环。当相似度低于给定阈值时，将所有关键帧与当前测量作比较，如前文所述，对于每个关键帧比较，均先使用迭代最近点匹配后再计算相似度。完成与所有关键帧的比较后，若最高的相似度大于给定阈值，则认为闭环存在，计算闭环位姿，同时设置用于判断处在相似场景的测量帧等于对应的关键帧。若否，则认为当前平台



17001903

到达了新的场景，将当前测量加入关键帧集，同时将当前测量设置为判断处于相似场景的测量帧。

4.5 本章小结

本章主要研究了雷达 SLAM 中的闭环算法，其中包括通过栅格建图和阈值提取预处理完成当前时刻雷达测量与历史地图匹配的方法，以及通过比较提取出的占据点集相似度，建立稀疏的、彼此相似度较低的关键帧集用于与当前测量进行匹配完成闭环修正的方法。本章还在前两章的基础上，提出了使用粒子滤波的方法融合来自运动估计、点集匹配以及关键帧闭环三部分完成位姿估计的雷达 SLAM 整体算法流程。该算法结合了雷达能直接测量物体多普勒速度的能力，同时多个位姿估计来源也给雷达 SLAM 算法带来了更好的鲁棒性。

第五章 实验平台及实验结果

5.1 引言

本章主要介绍本文实验开展的测试环境、测试平台相关情况，以及测试结果和分析。本文在具有高精度定位系统的测试场内，利用搭载 77GHz 毫米波雷达的实验平台展开了实验数据收集和算法验证。除了实验场地和平台情况外，本章还将介绍包括自运动估计算法实验验证结果，点集匹配中不同阈值提取情况对比分析，关键帧选择中不同相似度设置情况结果对比分析，以及完整的 SLAM 算法结果及分析。

5.2 实验场景与平台情况

5.2.1 实验场景

实验在具有高精度定位系统 Vicon 的室内场地内进行，Vicon 定位系统通过预置在测试场地上方的多组摄像头，拍摄放于待定位物体上的一组小球，解算物体的位置和朝向。该系统能以 120Hz 速度提供毫米级精度的定位。为了模拟室内环境，测试场地中布置了床、柜子、货架等物体，并通过放置移动隔墙将整间测试场划分为多块小房间。测试场地的不同角度的照片如图 5-1。通过放置定位球并用尺子辅助测量得到房间中障碍物分布位置的示意图如图 5-2，5-3。



图 5-1 测试场地实景照片
Fig.5-1. The photo of the test room

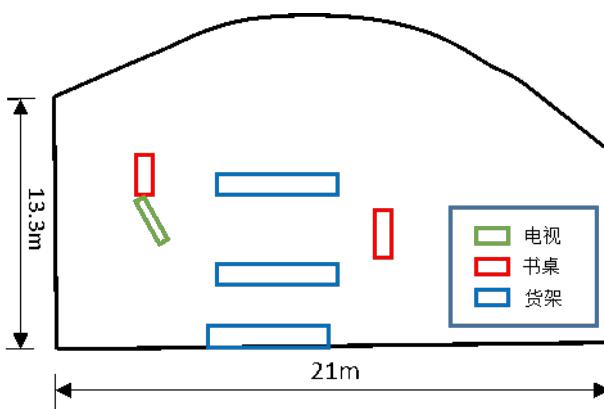


图 5-2 开展测试 1 时，房间中物体分布情况

Fig.5-2. The distribution of the objects is shown when the test1 was implemented

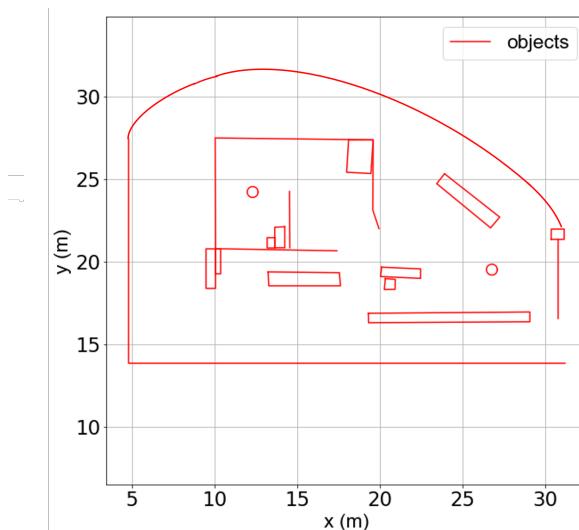


图 5-3 开展测试 2, 3 时，房间中物体分布情况

Fig.5-3. The distribution of the objects is shown when the test2 and test3 were implemented

5.2.2 平台情况

实验平台由毫米波雷达、机械转台和搭载雷达的 Husky 车组成。为了保证机械转台的旋转不对雷达多普勒测量造成干扰，雷达置于机械转台中心处。搭载了雷达的转台固定在 Husky 上。其中，机械转台旋转速度约 $36^\circ/\text{s}$ ，Husky 最大前进速度 1m/s 。

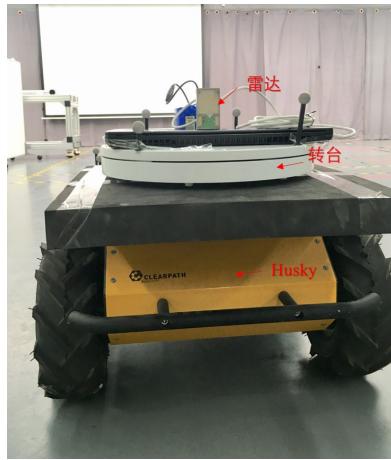


图 5-4 毫米波雷达实测平台照片。平台由 77GHz 雷达、机械转台和 Husky 组成
Fig.5-4. The photo of experimental platform that includes 77GHz radar, rotational platform and Husky

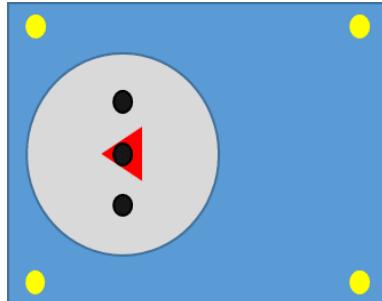


图 5-5 利用 Vicon 系统测量雷达朝向与车头朝向夹角时平台与标记球位置关系。图中蓝色矩形表示搭载雷达与机械转台的 Husky, 4 个黄色圆形表示 Vicon 系统用于标记 Husky 的一组物体球, 该组小球固定于 Husky 上。灰色圆形表示固定在 Husky 上的机械转台。红色三角形表示放置于机械转台上的毫米波雷达。黑色的圆形表示一组置于旋转台上且不遮挡雷达探测的物体标记球, 用于 Vicon 系统定位雷达

Fig.5-5. The position relationship between the platform and the marker ball when using the Vicon system to measure the angle between the radar and the head of the Husky is shown. The blue rectangle represents Husky and the four yellow circles represent a group of marker balls used for the Vicon system to measure the Husky. This group of small balls is fixed on Husky. The grey circle indicates the mechanical turntable fixed on the Husky. The red triangle indicates the millimeter-wave radar placed on the mechanical turntable. The black circle indicates a set of objects marker balls placed on the rotating platform and does not block the radar detection. It is used to locate the radar for the Vicon system

在实际测试中, 使用 Vicon 系统测定雷达朝向与车头朝向的夹角。使用两组标定球, 第一组标定球放置于 Husky 四角处标出车头方向, 第二组放置于雷达与机械转盘上, 标记雷达朝向, Vicon 标注示意图见图 5-5。Vicon 系统以 120Hz 返回测量的两个朝向信息, 对应时间两个坐标相减得到雷达朝向与车头朝向的夹角。在实际使用时, 通过匹配最接近的时间戳, 给出在雷达测量发生时对应的雷达朝

向与 Husky 前进方向夹角。

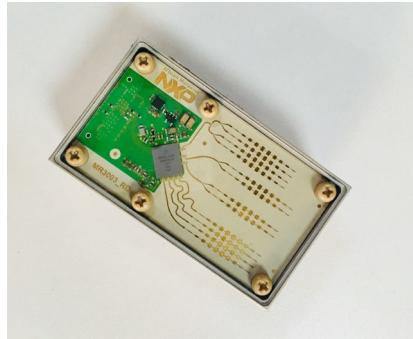


图 5-6 77GHz 雷达实物照片
Fig.5-6. The photo of 77GHz radar

表 5-1 雷达在不同设置模式中的最大可探测距离、分辨率、采样带宽及中心频率
Table 5-1 The different setting of maximum detectable distance, resolution, sampling bandwidth and center frequency for radar

最大可探测距离 (m)	距离分辨率 (m)	采样带宽 (MHz)	中心频率 (GHz)
5	0.039	3840	79
10	0.078	1920	80
20	0.156	960	76.5
50	0.391	384	76.5
100	0.781	192	76.5
200	1.563	96	76.5

表 5-2 雷达在不同设置下的最大可探测速度与速度分辨率
Table 5-2 The different setting of maximum detectable velocity and resolution for radar

最大速度 (km/h)	25	50	100	185
速度分辨率 (km/h)	0.391	0.782	1.563	2.891

表 5-3 雷达天线参数：增益、方位向波束宽度和俯仰向波束宽度
Table 2-2 The parameters of antenna: gain, 3dB beam width in azimuth and elevation

	增益 (dBi)	方位向-3dB 波束宽度	俯仰向-3dB 波束宽度
TX 1	15	30°	11°
TX 2 TX3	13	48°	11°
RX 1,2,3,4	10	68°	11°

系统使用的雷达是 NXP 公司 MR3003 系列的 77GHz 毫米波雷达，实物图见图 5-6。该雷达具有四个接收通道，工作频率范围 76-81GHz。回波并经板载算法

处理后，以 20Hz 速度将测量到目标的距离、角度、速度、幅度通过以太网口发送到电脑。经内部集成的多天线测角算法处理角分辨率可达 1° ，距离和速度分辨率见表 5-1, 5-2。雷达天线增益及波束宽度见表 5-3。在本文的实验测试中，考虑到实验场地大小的限制，毫米波雷达的最大可探测距离选定为 20m，此时对应的距离向分辨率为 0.156m，速度分辨率是 0.391km/h。

5.2.3 实际测试中平台运行方式

在上一章对雷达 SLAM 算法介绍中提到，为了获得平台周围 360° 的完整环境信息，雷达被放置在机械转台上，完全旋转一周的测量点被当作一帧测量，用于估计对应时刻的平台位姿。而在实际实验中，放置雷达的机械转台旋转一圈需要 10s，Husky 平台以最高速度运动会在雷达完成旋转过程中前进 10m，实验中 Husky 通常的转动速度是 $28^\circ/s$ ，以该速度旋转在雷达旋转一周的时间内会转动 280° ，即转台旋转速度相较于 Husky 运动速度较慢。这会带来测量点被运动扭曲的问题，存在运动扭曲的测量点集与不存在的测量点集如图 5-7 所示。

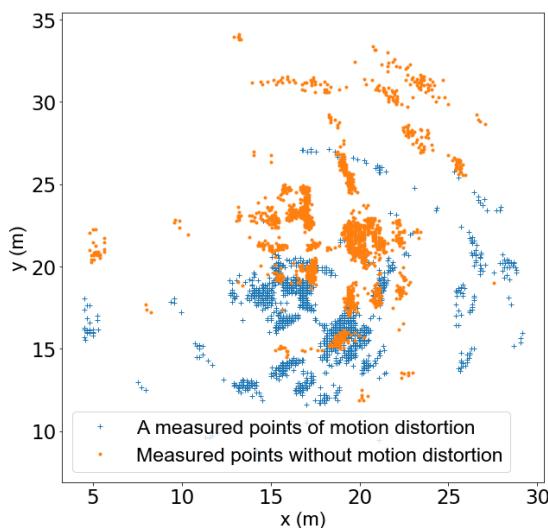


图 5-7 雷达旋转完成一帧测量时 Husky 运动对测量的影响。图中两组点均来自相同时间段的雷达测量，在该段时间内，雷达旋转一周，且 Husky 在运动。黄色点是使用 Vicon 作为各个测量时刻的位姿画出的测量点，蓝色点是视所有测量时刻雷达平台位姿与最后一个时刻相同时画出的测量点。可以看出运动使得雷达在旋转一周过程中测量到的点云发生了扭曲

Fig.5-7. Effect of Husky motion on measurement when radar rotation completes one frame measurement. The two sets of points in the picture are from radar measurements in the same time period. During this time, the radar rotated when Husky was moving. The yellow points are measurement points drawn using the pose measured by the Vicon at each detected time, and the blue points are measurement points drawn when the radar platform poses are viewed the same as the last time at all measurement times. It can be seen that the movement has distorted the point set measured by the radar during rotation

此外，由于 10s 的旋转时间较长，平台在旋转期间速度不变的假设也很难成立，所以很难通过这一假设来解决运动带来的测量点扭曲问题。在这种情况下，直接将雷达旋转一圈得到的所有测量点放在一起当作一帧测量，用于求解一个平台位姿状态会因为运动对测量点位置造成的扭曲导致匹配误差增大。而这一问题在转台速度较快时不存在，即该问题是由于实验条件受限导致的，在实际应用场景中并不存在。所以，本文通过设计“走停”模式开展实验测试，避免这一问题干扰实验结果。总的来说，“走停”模式即 Husky 交替执行停止和运动两种模式，在每次停止状态等待雷达完整旋转一圈后再切换到运动模式，在运动过一段距离或转过一定角度后再切换回停止模式，交替完成整段路程的数据采集。在这一模式下，算法的建图和定位仅利用停止阶段得到的测量数据来完成，也仅估计停止时刻平台的位姿用以评价算法的性能。运动阶段获得的测量数据通过自运动估计和粒子滤波定位给出由自运动估计得到的下一时刻平台可能的位姿。

5.3 实验结果及分析

5.3.1 自运动估计结果及分析

本节给出了自运动估计算法在实验测试下的结果，此外，结合平台运动模型，用估计速度计算平台轨迹，用以说明使用自运动估计得到的平台位姿误差情况，以及在本文提出的雷达 SLAM 算法中，将自运动估计结果用做匹配初值和粒子采样源的原因。画出其中 200s 估计速度与测量速度对比图如图 5-8, 5-9。计算得到自运动估计算法估计平动速度和转动速度误差的均值和标准差如表 5-4。在评价自运动估计结果时，通过 Vicon 系统测量到 Husky 的位姿和两帧测量之间的时间计算出在这段时间内平台的平动速度和转动速度，用作真值与估计速度作比较。

表 5-4 自运动估计算法估计速度的误差
Table 5-4 The error of estimated velocity

	均值	标准差
平动速度估计误差 (m/s)	0.026	0.038
转动速度估计误差 (rad/s)	0.063	0.084

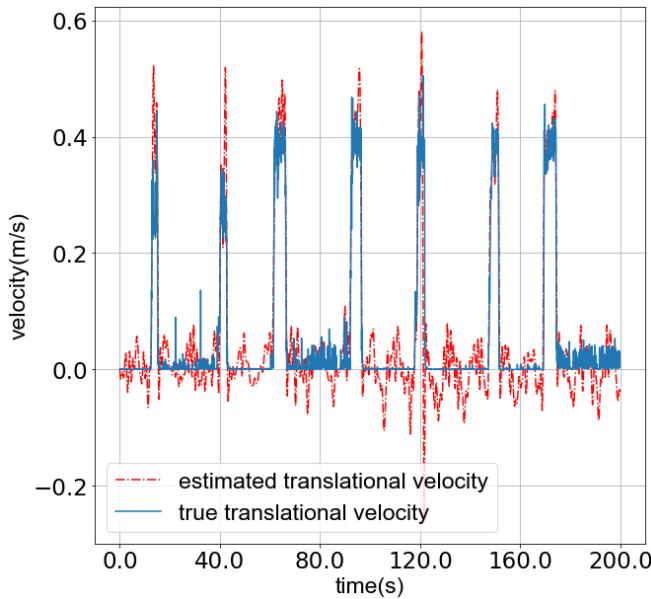


图 5-8 自运动估计算法获得的平动速度估计值与根据 Vicon 测量计算值

Fig.5-8. The estimated translational velocity and the calculated velocity of the platform based on Vicon measurements are shown

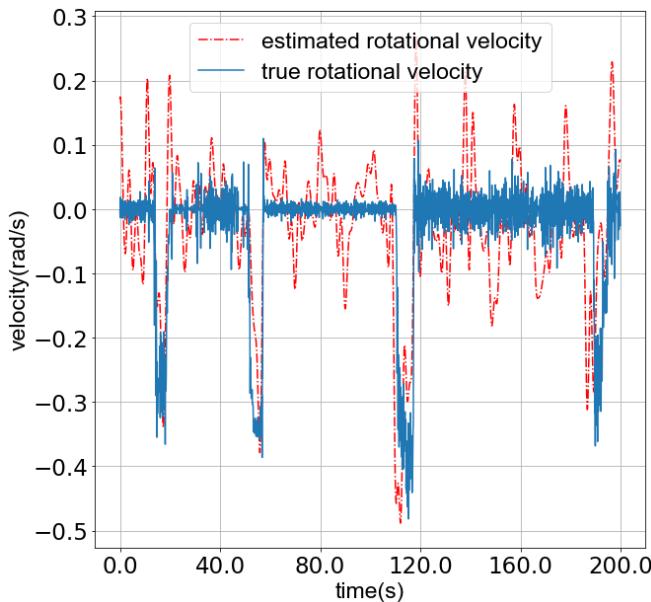


图 5-9 自运动估计算法获得的转动速度估计值与根据 Vicon 测量计算值

Fig.5-9. The estimated rotational velocity and the calculated velocity of the platform based on Vicon measurements are shown

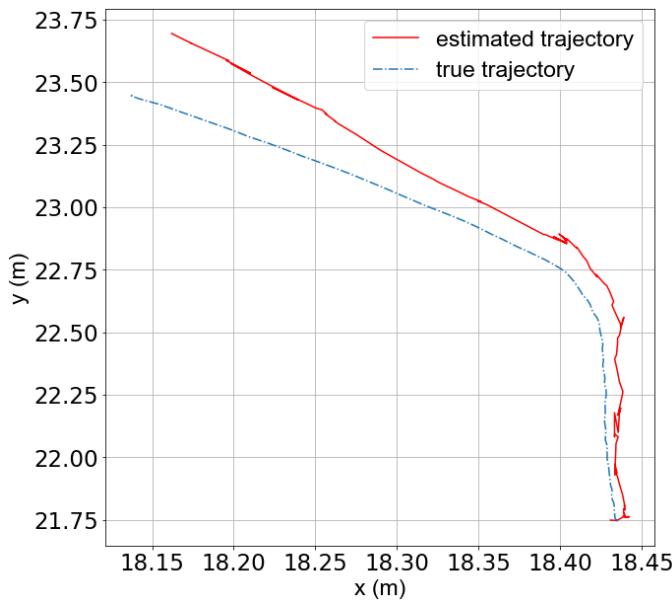


图 5-10 根据自运动估计速度在一次“走”模式期间估计的轨迹与 Vicon 测量轨迹
 Fig.5-10. The trajectory estimated by the ego-motion estimation and the trace measured by the Vicon during single “motion” phase

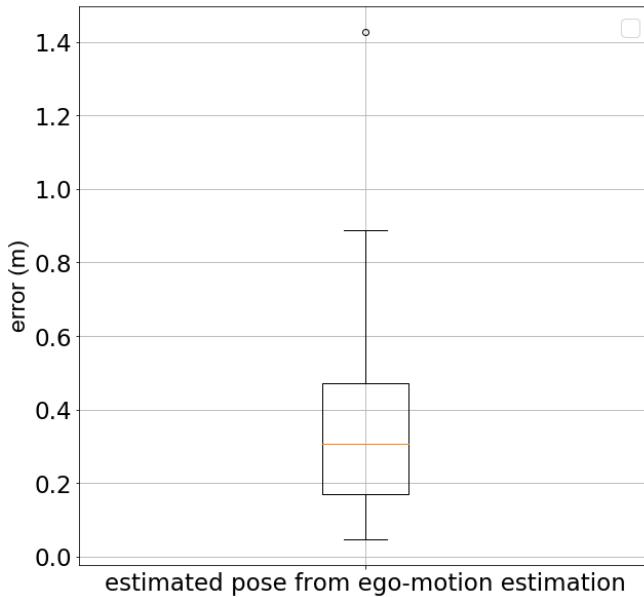


图 5-11 自运动估计计算得到的平台在“停”时刻位姿的误差箱图
 Fig.5-11. The error boxplot of estimated poses by the ego-motion estimation in the “stop” phase

图 5-10 中画出了在 6s 的运动中，自运动速度估计计算出的平台轨迹。可以看到随着时间增长，平台估计误差逐渐累积。因此在运动时间较长的情况下，该方法估计误差较大。接下来画出自运动估计计算的平台位姿误差箱图，如图 5-11。

可以看到在自运动估计计算出的平台位置平均误差约有 0.3m 且 75%误差的范围约 0.5m，如果直接使用这个位姿做粒子采样，覆盖到真实位姿附近需要设置用于采样的高斯分布有较高的方差，而这会导致良好表示该概率分布需要的粒子数增多，所以仅使用自运动估计完成“走”模式下平台的轨迹计算，对下一个“停”时刻平台位姿进行采样是不可行的。尽管对于采样平台位姿而言，自运动估计得到的误差较大，但用做迭代最近点的匹配初值，通常比直接使用上一个“停”时刻的位姿更好。所以本文将自运动估计计算的平台位姿用于提供迭代最近点匹配初值。此外，由于用估计速度计算平台位姿时的误差具有随时间累积的特性，在两次“停”状态间隔时间较短时，估计的结果通常较为准确有 25%的时刻估计误差小于 0.2m，因此也将运动估计得到的平台位姿估计值作为最终平台位姿估计粒子滤波器的一个采样来源。

5.3.2 不同阈值提取结果及分析

为对比自适应阈值提取占据点进行匹配的效果与固定阈值提取占据点匹配的效果，本节中设置了不同的固定阈值和不同的自适应阈值增长步长提取占据点匹配，对比匹配误差。用平台准确测量位姿建立栅格地图，在每一时刻根据不同的阈值提取占据点集，作为参考点集，用相同的固定阈值从每次测量中提取占据点集，作为待配准点集。此时，两个点集之间的位姿初始偏差是由该时刻自运动估计带来的偏差。最后根据匹配结果计算平台位姿，与 Vicon 系统得到的准确测量值比较，计算误差。因为参考点集的位置是源于 Vicon 的准确位置，所以，匹配后误差源于不同占据点提取方法对迭代最近点匹配算法的影响。

不同阈值设置时，匹配后修正位姿与 Vicon 测量准确位姿差如表 5-5 所示。可以看到设置的不同自适应阈值增长步长均优于固定阈值提取点的匹配效果。这里不同固定阈值和自适应阈值增长步长设置的含义如下：对应数值是栅格的对数占用率，0.37 代表测量点正好落在该栅格内时，该栅格增加的对数占用率。所以提取对数占用率大于 $0.37N$ 的栅格作为占据点的含义是提取落入该栅格的测量点次数大于 N 次的栅格作为占据点。对于自适应阈值提取来说，若增长步长为 $0.37N$ 则意味着在距离每个平台停留位置小于给定距离的栅格，每次需多被探测到 N 次才被判定为占据。

选择高固定阈值（对数占用率大于 2.22），低固定阈值（对数占用率大于 0.37）和自适应阈值（增长步长 0.3）画出在不同时刻的提取到的测量点匹配得到的误差如图 5-12，5-13。

表 5-5 不同阈值提取得到的占据点与待匹配点集匹配后计算的位姿误差
Table 5-5 Pose error calculated after the occupation points extracted by different thresholds match the source point set.

	位置误差		朝向误差		匹配失败比例
	均值 (m)	标准差 (m)	均值 (Degree)	标准差 (Degree)	
自适应阈值增长步长为 0.05	0.096	0.066	0.745	0.788	3.4%
自适应阈值增长步长为 0.10	0.097	0.065	0.519	0.485	3.4%
自适应阈值增长步长为 0.30	0.098	0.050	0.561	0.407	3.4%
自适应阈值增长步长为 0.50	0.110	0.066	1.015	0.902	3.4%
自适应阈值增长步长为 0.70	0.124	0.077	0.900	0.828	3.4%
自适应阈值增长步长为 1.00	0.169	0.095	1.010	0.706	13.7%
固定阈值 > 0.37	0.198	0.076	3.725	3.322	27.6%
固定阈值 > 0.74	0.182	0.082	1.949	1.845	3.4%
固定阈值 > 1.11	0.182	0.097	1.947	2.297	3.4%
固定阈值 > 1.48	0.187	0.105	1.428	1.611	3.4%
固定阈值 > 1.85	0.165	0.083	1.843	2.404	3.4%
固定阈值 > 2.22	0.202	0.131	2.082	2.454	3.4%
固定阈值 > 2.59	0.181	0.085	3.096	7.808	3.4%

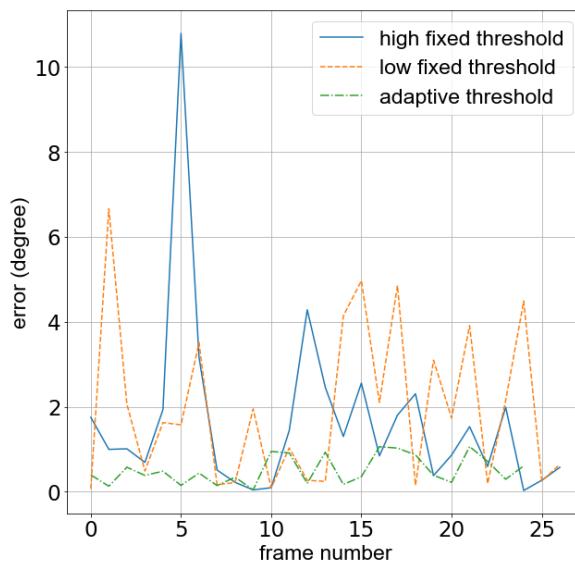


图 5-12 匹配位姿朝向估计误差随时间变化。参考点集分别用高固定阈值、低固定阈值和自适应阈值从历史地图中提取得到

Fig.5-12. The estimated rotational error by matching with respect to the frame number. The reference point sets are extracted from the historical map using a high fixed threshold, a low fixed threshold, and an adaptive threshold, respectively

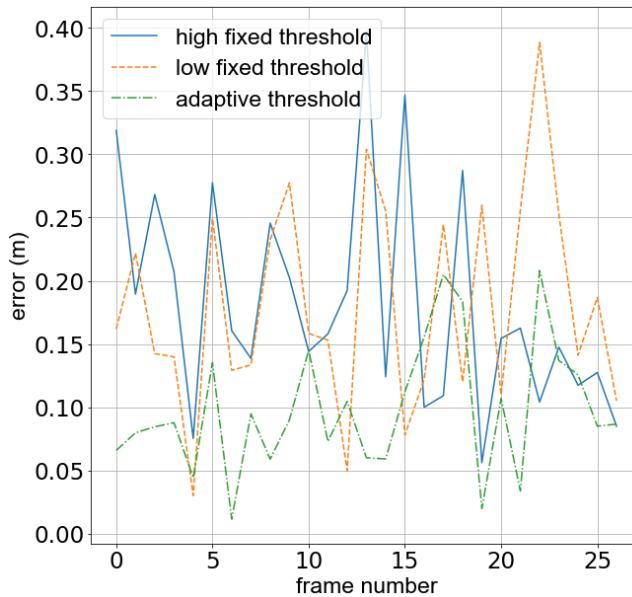


图 5-13 匹配位姿位置估计误差随时间变化。参考点集分别用高固定阈值、低固定阈值和自适应阈值从历史地图中提取得到

Fig.5-13. The estimated positional error by matching with respect to the frame number. The reference point sets are extracted from the historical map using a high fixed threshold, a low fixed threshold, and an adaptive threshold, respectively

可以看到在轨迹的前段，较低的固定阈值相比较高的固定阈值好，而在轨迹的后段，反过来较高的固定阈值较好，而自适应阈值在整段轨迹中都有较好效果。这是由于在轨迹的前半段，总的观测次数较少，用较高的固定阈值提取占据点会导致真实被占据的区域被忽略，最后导致了缺乏足够的占据点来约束待匹配点集造成较大的误差。而在轨迹的后段，随着观测次数的增多，落入实际空闲区域的噪声点也逐渐累积到较高的值，所以这时用较低的固定阈值来提取占据点就会保留下来受到噪声影响而真实空闲的错误占据区域，这会使得提取出来的占据区域远宽于实际占据区域。匹配过程中，存在多个位姿变换可以使得待匹配点集中大部分点都能在参考点集中找到重合的点，导致参考点集不能有效约束待匹配点集，造成匹配误差较大。为了直观的展示这一情况，画出了在匹配后段中使用较低固定阈值提取到占据点与待匹配点集匹配后得到的结果如图 5-14。与之对比，同一时刻使用自适应阈值提取到的占据点匹配后结果如图 5-15。可看到在此时，相比固定阈值，自适应阈值提取到的占据点对待匹配点集有更好的限制作用。因为自适应阈值在不同区域的判断占据阈值与该区域被探测次数成正比，能在不同区域设置合理的阈值，提取到合适的占据点，因此匹配误差较小。

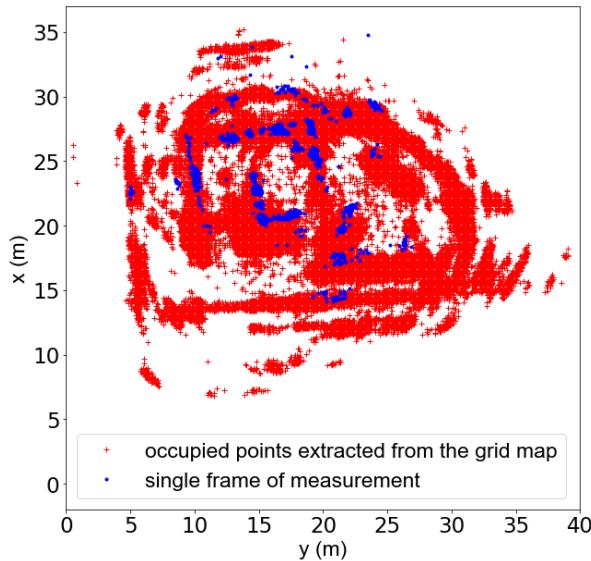


图 5-14 在轨迹后段，使用低固定阈值从历史地图中提取占据点与单帧测量匹配的结果
 Fig.5-14. In the latter part of the trajectory, a low fixed threshold is used to extract occupied points from the historical map. And the results of matching with a single frame of measurement is shown

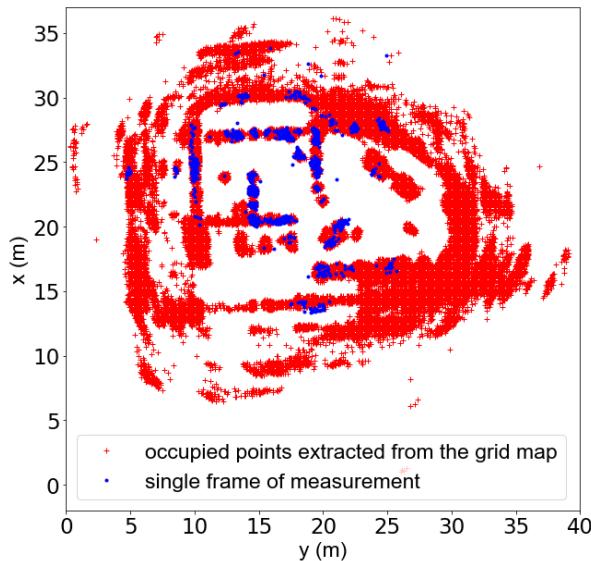


图 5-15 在轨迹后段，使用自适应阈值从历史地图中提取占据点与单帧测量匹配的结果
 Fig.5-15. In the latter part of the trajectory, an adaptive threshold is used to extract occupied points from the historical map. And the results of matching with a single frame of measurement is shown

5.3.3 判断关键帧的相似度阈值设置与结果分析

如上一章所述，相似度阈值用于判断每个时刻的观测是否与关键帧集中的任一关键帧足够相似。在不相似时，当前测量会被加入到关键帧集中。为了比较设

置不同相似度阈值时，被选为关键帧的测量的数量和发生闭环时匹配的误差，在本节中设置了不同的相似度阈值，运行雷达 SLAM 算法，计算判定为闭环时与关键帧匹配后平台位姿与 Vicon 测量位姿之间的误差如表 5-6。

表 5-6 判定关键帧相似度阈值设置对闭环匹配误差、关键帧数量及报告闭环比例的影响
Table 5-6 The influence of the keyframe similarity threshold setting on the closed-loop matching error, the number of keyframes, and the reported closed-loop ratio

	位置误差		朝向误差		关键帧数/ 总测量帧数	报告闭环 次数/总测 量帧数
	均值 (m)	标准差 (m)	均值 (Degree)	标准差 (Degree)		
相似度 0.08	0.19	0.15	1.43	0.91	10%	66%
相似度 0.10	0.20	0.16	1.42	0.79	14%	59%
相似度 0.12	0.27	0.13	2.55	2.52	28%	66%

如表 5-6 所示，较小的两个相似度阈值匹配误差结果相近，而当相似度阈值增加到 0.12 时，关键帧匹配误差明显增加，同时更多的测量被选为关键帧。这是因为，由于噪声、视角遮挡、最大可探测距离以及匹配位置误差的影响，即使在同一房间内的不同位置得到测量都会存在一定的不同。在相似度阈值较高的情况下，选择关键帧时，对这些实际并不是源自场景外观不同的因素宽容度降低。这导致了更多的测量被选作关键帧。而来自同一地点的测量受到误差累积的影响，较早的测量通常对应着更高的位置估计准确性，高相似度阈值时，会导致来自同一地点的多个测量被选作关键帧，这时就会有对应着较差的位置估计的测量被当作关键帧。在平台重新返回到该地点时，若靠近对应较差位置估计的关键帧，与之建立了对应关系，计算出的闭环误差就会偏大，因为此时除了匹配不准以外，参考点集本身位置不准确也带来了闭环误差。

好的相似度阈值应当能选出尽量少且能够表示曾经到过环境的测量。一方面是因为关键帧数量少能节约每次寻找闭环的时间，另一方面，较低的相似度阈值对不是源自场景外观不相似的干扰也能有足够的宽容度。在低相似度阈值时，仅在场景外观真正发生较大变化时才将加入关键帧，使得关键帧通常都能对应有着较小位置估计误差的初次进入该场景的测量，从而在基于关键帧闭环时，源于关键帧本身位置不准确带来的影响较小。图 5-16 展示了相似度阈值为 0.1 时判定测量为关键帧时刻平台的位姿和判定为闭环时刻平台的位姿。可以看到整个实验过程中，共有 5 个关键帧，这 5 个关键帧对应着不同的小房间，符合上文提到的良好的相似度阈值设置下的情况。

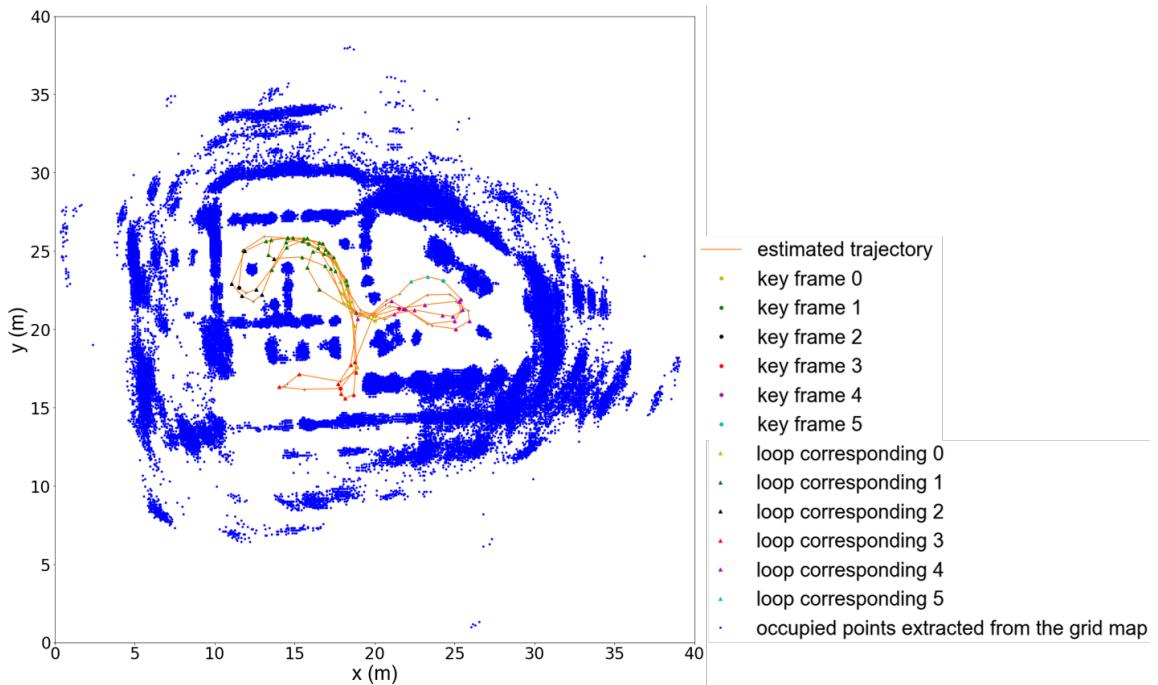


图 5-16 测试 3 中被选为关键帧的位姿和被判定出现闭环的位姿

Fig. 5-16. The correspondence of loop closure poses and poses whose scan is selected as key frame at test 3

5.3.4 SLAM 结果及分析

本节通过实验对比说明本文提出的雷达 SLAM 算法中同时设置自运动估计、点集匹配和关键帧闭环三个粒子采样来源是有意义的。此外，展示了包含闭环后算法估计结果的误差情况以及建立的栅格地图与真实地图的对比。

画出自运动估计得到的“停”时刻平台位姿估计误差与迭代最近点匹配得到的“停”时刻平台位姿估计误差如图 5-17。可以看到，大多数时刻由匹配计算得到的平台位姿误差小于自运动估计得到的平台位姿误差，但在一些时刻，自运动估计能给出更好的估计结果。所以本文算法设计中，粒子滤波器的同时利用自运动估计结果和迭代最近点匹配结果做采样来源。并且，测量模型能选择到两者中更好的估计结果，如图 5-17 中黑色虚线所示。

为了对比加上基于关键帧闭环的模块后是否能降低平台估计误差，画出了包含关键帧闭环和不包含的估计误差如图 5-18, 5-19。可以看到包含关键帧的闭环方法在几个开环估计误差较大的时刻，能提供较好的修正。

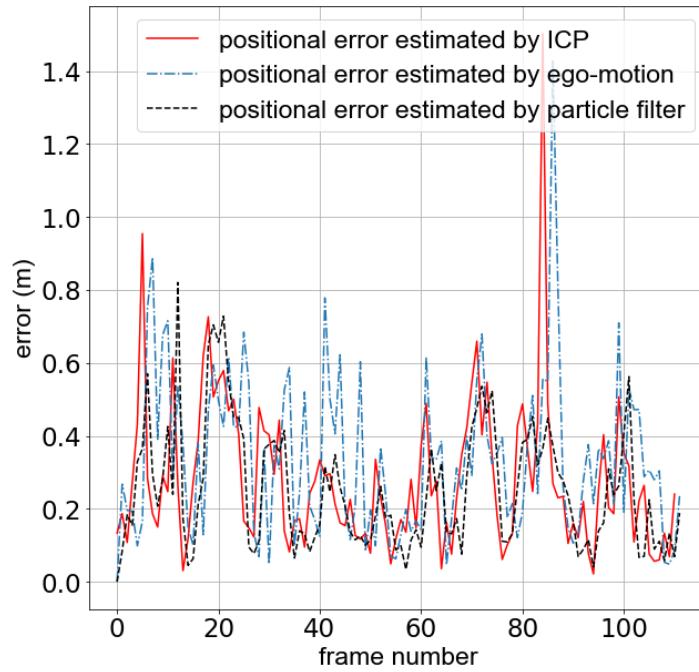


图 5-17 点集匹配估计平台位姿, 自运动估计平台位姿以及使用粒子滤波融合两者后得到位姿在不同时刻的误差

Fig. 5-17. The positional errors estimated by point set registration, ego-motion estimation, and the particle filter with respect to the frame number are shown

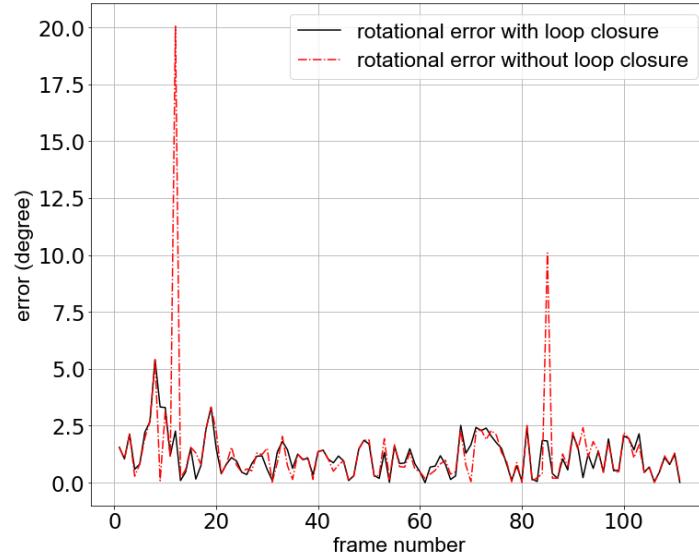


图 5-18 在测试 3 中包含关键帧闭环模块和不包含的雷达 SLAM 算法平台朝向估计误差随测量时刻变化

Fig. 5-18. The rotational error estimated by the radar SLAM with the loop closure based on keyframe and without the loop closure based on the keyframe with respect to the frame number at the test3

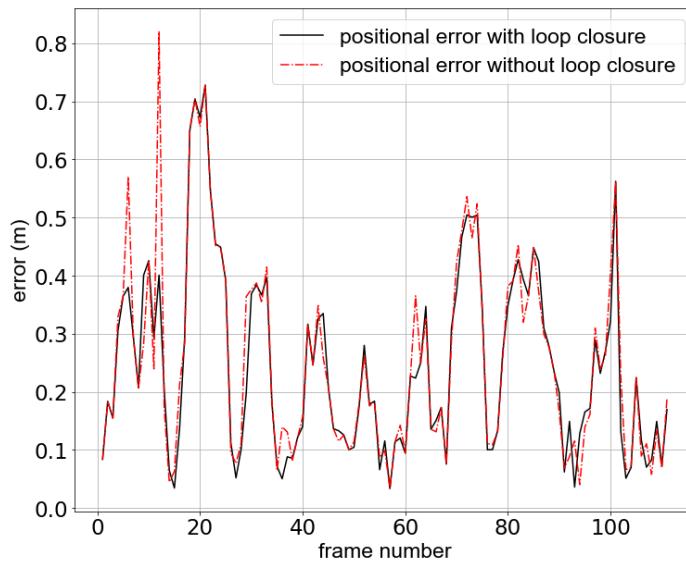


图 5-19 在测试 3 中包含关键帧闭环模块和不包含的雷达 SLAM 算法平台位置估计误差随测量帧变化

Fig. 5-19. The positional error estimated by the radar SLAM with the loop closure based on keyframe and without the loop closure based on the keyframe with respect to the frame number in the test3

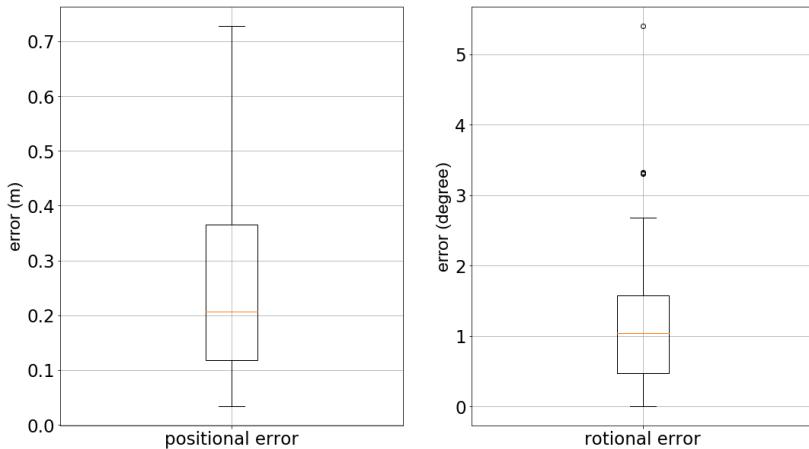


图 5-20 测试 3 中平台位置、朝向估计误差箱图。

Fig. 5-20. The positional and rotational error boxplot of the estimated pose of the platform at the test3.

在实验中，开环和闭环的两种方法估计误差都没有出现明显的误差累积现象。这是由于在本实验中的开环算法中包含的点集匹配过程是将当前测量帧与历史地图中提取到的占据点做匹配。所以，在平台重新回到曾经到过的地点时，点集匹配模块也能匹配到对应的历史测量处，起到一定的闭环效果。但通过与历史地图匹配得到的闭环效果在某些时刻会有较大的误差，这是由于历史地图中包含了大

量的当前时刻观测不到的占据点，过多的不相关区域的占据点在匹配初值不好时，会使匹配算法不能收敛到正确的位置。而基于关键帧的闭环方法中，当前测量与外观显著不同的历史单次测量进行匹配，这时对应的闭环的两个点集中测量点数相近，受到来自无关区域占据点影响较小。并且关键帧集中的点均是在对应场景中最早观测到的点集，通常具有较小的位置误差，而历史地图中包含了在所有观测到该场景的测量，有可能受到位置偏差较大的测量影响。

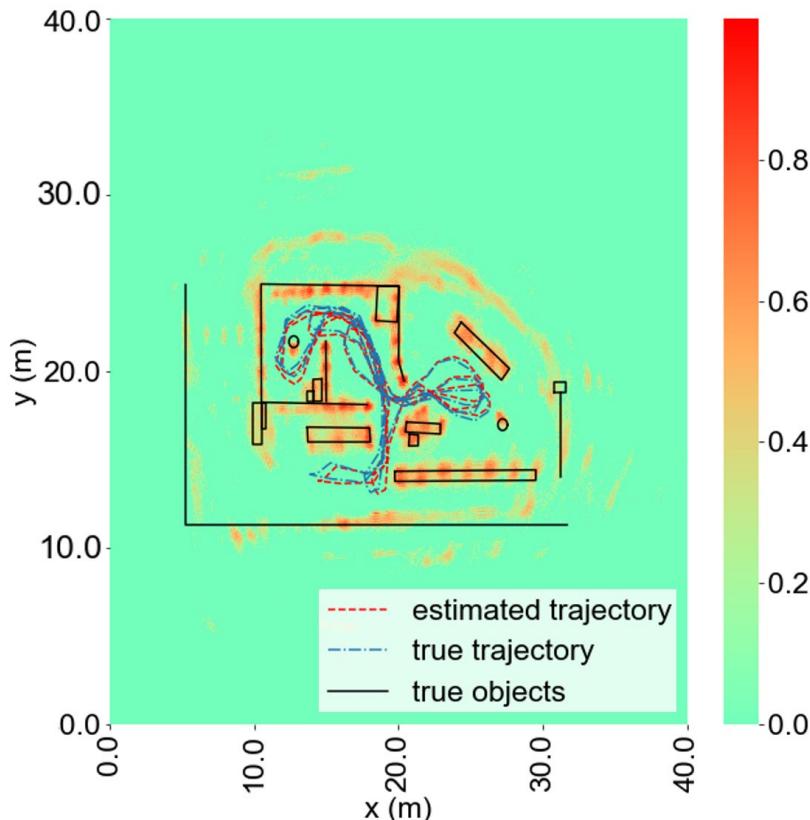


图 5-21 提出的雷达 SLAM 算法估计的平台轨迹，建立的栅格地图与 Vicon 系统测量得到的轨迹与真实物体分布情况如图

Fig. 5-21. The trajectory estimation of the proposed radar SLAM algorithm, the grid map established, and the trajectory measured by the Vicon system and the distribution of real objects are shown

表 5-7 三组实验中雷达 SLAM 算法估计的平台位姿误差以及平台运动长度
Table 5-7 The estimated error of platform and the length of the motion in three experiments

	位置误差		朝向误差		运动长度 (m)
	均值 (m)	标准差 (m)	均值 (°)	标准差 (°)	
测试 1	0.34	0.17	1.64	2.25	17.3
测试 2	0.21	0.15	0.88	0.91	58.6
测试 3	0.22	0.16	0.86	0.88	169.3

本文采集了三段不同长度的实验数据用于验证所提出算法整体的性能，三组实验中，平台运行的长度，估计误差情况如表 5-7 所示。在测试 3 即平台运行距离最长的一组，雷达 SLAM 算法建立的栅格地图估计的轨迹与实际测量出的物体位置和 Vicon 测量的平台位姿如图 5-21，位置估计和朝向估计误差箱图如图 5-20。可以看到本文设计的雷达 SLAM 算法在雷达距离向分辨率 0.15m，角度向分辨率 1°时能够达到的分米级位置估计以及约 1°的朝向估计误差，且在室内环境下，能够通过与历史地图的匹配和关键帧闭环的方法使得估计误差无明显累积趋势。

5.4 本章小结

本章介绍了实验测试的场地，平台参数，以及实验中平台“走停”交替的数据采集模式。实验数据计算给出了自运动估计算法给出的平台位姿估计结果大部分时刻相较于点集匹配得到的结果差，但在某些时刻能得到更准确的估计位姿的结果，说明了本文同时将自运动估计与点集匹配结果作为粒子滤波采样来源的必要性。此外，设置了不同的固定阈值和不同的自适应阈值增长步长从历史地图中提取占据点进行匹配，计算匹配后修正平台位姿的误差，说明了本文提出的使用自适应阈值确实能有效的提高点集匹配的精度。对于确定关键帧的相似度阈值，本章中也做了实验分析，可以看到较低的相似度阈值时有较好的关键帧闭环效果。最后，展示了包含关键帧闭环与不包含时估计的平台误差情况，可以看到本文设计的关键帧闭环方法确实能在一些时刻降低平台的估计误差。此外，包含关键帧闭环，点集匹配和自运动估计的完整的雷达 SLAM 算法实验验证结果证实了本文提出的方法在使用距离分辨率 0.15m，角度向分辨率 1°的旋转雷达时，能达到分米级位置估计误差。

第六章 总结与展望

6.1 主要工作与创新点

本课题主要围绕基于毫米波雷达的栅格地图建立与平台定位展开，结合自运动估计算法，单帧测量与历史地图的匹配方法和基于关键帧的闭环在粒子滤波的框架下构建了基于毫米波雷达的同步定位与建图算法。此外，还通过提出的质量评价标准对固定分辨率栅格与自适应分辨率栅格地图进行了比较。本课题的主要工作如下：

- 开展了基于毫米波雷达的栅格地图建立及其质量评价研究，设计了栅格地图的质量评价指标：平均偏离距离和检测比例。通过这两个指标可以有效的表示地图判定为占据的区域偏离了真实占据区域的距离和真实占据区域有多大比例在建立地图中被表示出来。利用这两个指标，通过仿真和实测数据建立固定分辨率栅格地图和自适应分辨率栅格地图，进行了对比。结果表明使用卡法检验自适应决定栅格分辨率的建图方法能够达到分辨率为节点最高分辨率的固定分辨率栅格地图相近的地图质量。
- 开展了基于毫米波雷达的自运动估计算法在雷达 SLAM 中的应用研究。自运动估计算法利用了毫米波雷达能直接测量目标多普勒速度的能力，根据运动模型建立平台运动速度与测量的多普勒速度之间的关系式，结合接连两帧测量点空间位置变化估计平台的运动速度。该估计速度被用于提供本文后续点集匹配的初始值，此外，该估计速度也作为一个可能的位姿估计来源用于粒子采样。实验结果表明该算法在具有较小转动半径的低速运动平台上具有很高的平动速度估计精度而转动速度估计精度一般，用于点集匹配初值后，能有效提高点集匹配的鲁棒性；用于最终位姿估计的粒子滤波采样源时，能有效的提高整个雷达 SLAM 算法估计的精度和稳定性。
- 开展了点集匹配和基于关键帧的闭环方法研究，建立了包含闭环的完整雷达 SLAM 算法。本文提出通过运用自适应阈值从历史地图中提取占据点用于与单帧雷达测量做点集匹配，匹配后估计的平台位姿用于最终估计平台位姿的粒子滤波器的粒子采样。实验证明，自适应阈值提取占据点的方法能有效的提高点集匹配的精度，并且，源自点集匹配的平台位姿估计结果相较于通过自运动估计算的位姿在多数情况下更准确。此外，本文提出了根据相似度选择雷达测量作为关

键帧的方法建立一组雷达在不同地点测量组成的关键帧集，用于建立闭环。通过关键帧的方法减少了在闭环时需要对比测量的数量，并且，实验验证该方法能在包含自运动估计和点集匹配的 SLAM 系统的基础上，在一些时刻提高系统的定位精度。最后，通过粒子滤波的方法结合了源于自运动估计、点集匹配和基于关键帧的闭环三个模块的位姿估计，建立了适用于雷达的 SLAM 系统。实验验证该方法可达到分米级定位精度。

本课题的创新点主要包括以下三个方面：

1. 将空间、多普勒联合自运动估计算法用作点集匹配初值以及平台位姿估计，提高了点集匹配以及平台位姿估计的鲁棒性和精度。

2. 提出了两个栅格地图质量评价指标，将其用于比较固定分辨率栅格地图和自适应分辨率栅格地图，在仿真场景下两种建图方法得到的地图能达到相似的质量。

3. 提出了自适应阈值从历史地图中提取占据点与单帧测量进行配准的点集匹配方法，以及通过相似度阈值选择关键帧的闭环模块。最后，结合自运动估计，点集匹配和基于关键帧的闭环构建了完整的雷达 SLAM 算法。

6.2 工作展望

本课题从栅格地图的质量评价指标入手对固定分辨率和自适应分辨率栅格地图进行了研究，构建了包含自运动估计、点集匹配和基于关键帧的闭环三部分的雷达 SLAM 算法，并在室内测试场地完成了一定的实验验证，能够达到较好的定位精度。但基于毫米波雷达的 SLAM 技术距离能成功在室内外各种复杂环境下保持良好的定位建图精度和一定的实时性仍需进一步的探索，诸如以下三点：

1. 设计符合雷达特性的建图方法。由于雷达具有一定穿透能力且噪声较高、分辨率较低，当前建图算法中直接套用激光雷达建图的自由空间更新方法，和认为存在穿透而忽略自由空间更新的方法都没能很好的解决基于雷达的建图问题。此外，毫米波雷达的测速能力对于栅格建图中运动物体的建模也能起到很好的作用，运用毫米波雷达可能有助于减弱运动物体在传统栅格建图中带来的拖尾现象。

2. 在多传感器系统中结合毫米波雷达测量，一方面利用毫米波雷达独特的多普勒信息，一方面利用其它传感器如相机等赋予系统丰富的语义信息。怎样设计系统使得整体性能得益于多种传感器的优势，而又不被各种传感器的劣势所累。如在结合毫米波雷达和相机时，使整个系统性能不因雷达的高噪声和较低的分辨率所累同时又能得益于测速能力。



17001903

3.在大规模实际环境中建立基于雷达的 SLAM 闭环系统，本文中建立的基于关键帧的闭环算法虽然大大减少了确认闭环时需要比较的测量帧数量，但随着运行环境的增大，比较时间仍可能增长到难以保证实时性的程度。而基于特征点描述方法在雷达栅格地图中运行的不稳定也阻碍了视觉中经典的基于特征词袋的闭环模型运用于雷达闭环中。因此，设计良好地高层次雷达地图信息提取方法，建立高效的闭环模块仍是雷达 SLAM 中值得研究的问题。

参 考 文 献

- [1] Ribas David, Pere Ridao, and Jose L Neira, "SLAM using an imaging sonar for partially structured underwater environments," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Beijing, China, 2006, pp. 5040-5045
- [2] Grisetti Giorgio, Cyrill Stachniss, and Wolfram Burgard, "Improved Techniques for Grid Mapping With Rao-Blackwellized Particle Filters," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 23, no. 1, pp. 34-46, 2007.
- [3] Hess Wolfgang, Damon Kohler, and Holger Rapp, "Real-time loop closure in 2D LiDAR SLAM," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Stockholm, Sweden, 2016, pp. 1271-1278.
- [4] Zhang Ji and Sanjiv Singh, "LOAM: Lidar Odometry and Mapping in Real-time," *Robotics Science and Systems*, Berkeley, USA, 2014.
- [5] Yeong Sang Park, Joowan Kim, and Ayoung Kim, "Radar Localization and Mapping for Indoor Disaster Environments via Multi-modal Registration to Prior LiDAR Map," *IEEE Intelligent Robots and Systems*, Macau, China, Nov., 2019.
- [6] Murartal Raul, J. M M Montiel, and Juan D. Tardos, "ORB-SLAM: A Versatile and Accurate Monocular SLAM System," *IEEE Transactions on Robotics*, vol.31, no.5, pp. 1147-1163, 2015.
- [7] Engel Jakob, Thomas Schops, and Daniel Cremers, "LSD-SLAM: Large-Scale Direct Monocular SLAM," *European Conference on Computer Vision*, Zurich, Switzerland, 2014, pp. 834-849.
- [8] Klein Georg and David W. Murray, "Parallel Tracking and Mapping for Small AR Workspaces," *IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality*, Nara, Japan, 2007, pp. 1-10.
- [9] Raguram Rahul, Janmichael Frahm, and Marc Pollefeys, "A Comparative Analysis of RANSAC Techniques Leading to Adaptive Real-Time Random Sample Consensus," *European Conference on Computer Vision*, Marseille, France, 2008, pp. 500-513.
- [10] Yin Zhichao and Jianping Shi, "Geonet: Unsupervised learning of dense depth, optical flow and camera pose," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Salt Lake City, USA, 2018, pp. 500-513.
- [11] Besl, Paul J., and Neil D. McKay, "Method for registration of 3-D shapes," *Sensor fusion IV: control paradigms and data structures*, vol. 1611, 1992.
- [12] Segal Aleksandr, Dirk Haehnel, and Sebastian Thrun, "Generalized-icp," *Robotics:*

- science and systems*, vol. 2, no. 4, 2009.
- [13] Biber Peter and Wolfgang Strasser, "The normal distributions transform: a new approach to laser scan matching," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Las Vegas, USA, 2003, pp. 2743-2748.
- [14] Tipaldi, Gian Diego, and Kai Oliver Arras, "FLIRT - Interest regions for 2D range data," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Anchorage, USA, 2010, pp. 3616-3622.
- [15] Bailey and Timothy S., "Consistency of the EKF-SLAM Algorithm," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Beijing, China, 2006, pp. 3562-3568.
- [16] Huang Guoquan, Anastasios I. Mourikis, and Stergios I. Roumeliotis, "On the complexity and consistency of UKF-based SLAM," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Kobe, Japan, 2009, pp. 3878-3885.
- [17] Fairfield Nathaniel, George Kantor, and David Wettergreen, "Real-Time SLAM with Octree Evidence Grids for Exploration in Underwater Tunnels," *Journal of Field Robotics*, vol.03, pp. 21, 2007.
- [18] Montemerlo Michael, Thrun S, Koller D., "FastSLAM: a factored solution to the simultaneous localization and mapping problem," *National Conference on Artificial Intelligence and Fourteenth Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence*, Edmonton, Alberta, Canada, 2002, pp. 593-598.
- [19] Kaess Michael, Ananth Ranganathan, and Frank Dellaert, "iSAM: Incremental smoothing and mapping," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 24, no. 6, pp. 1365-1378, 2008.
- [20] Polok Lukas, Viorela Ilia, and Marek Solony, "Incremental Block Cholesky Factorization for Nonlinear Least Squares in Robotics," *Robotics: Science and Systems*, Berlin, Germany, 2013.
- [21] Kaess Michael, Hordur Johannsson, and Richard Roberts, "iSAM2: Incremental smoothing and mapping using the Bayes tree." *The International Journal of Robotics Research*, vol. 31, no. 2, pp. 216-235, 2012.
- [22] Huaiyang Huang, Yuxiang Sun, and Ming Liu, "Reliable Monocular Ego-Motion Estimation System in Rainy Urban Environments," *IEEE Intelligent Transportation Systems Conference*, Auckland, New Zealand, 2019, pp. 1290-1297.
- [23] Scaramuzza Davide and Friedrich Fraundorfer, "Visual odometry," *IEEE robotics & automation magazine*, vol. 18, no. 4, pp. 80-92, 2011.
- [24] Sivic Josef and Andrew Zisserman, "Video Google: A text retrieval approach to object matching in videos," *IEEE International Conference on Computer Vision*, Nice,

- France, 2003, pp. 1470-1477.
- [25] Michael Milford and Gordon Wyeth, "SeqSLAM: Visual route-based navigation for sunny summer days and stormy winter nights," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Saint Paul, USA, 2012, pp. 1643-1649.
- [26] Sabatta Deon, Davide Scaramuzza, and Roland Siegwart, "Improved appearance-based matching in similar and dynamic environments using a vocabulary tree," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Anchorage, USA, 2010, pp. 1008-1013.
- [27] Clark, Steve, and Gamini Dissanayake, "Simultaneous localisation and map building using millimetre wave radar to extract natural features," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Detroit, USA, 1999, pp. 1316-1321.
- [28] Jose Ebi and Martin David Adams, "An augmented state SLAM formulation for multiple line-of-sight features with millimetre wave radar," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Edmonton, Canada, 2005, pp. 3087-3092.
- [29] Mullane John, Samuel Keller, and Akshay Rao, "X-band radar based SLAM in Singapore's off-shore environment," *IEEE International Conference on Control Automation Robotics & Vision*, Singapore, Singapore, 2010, pp. 398-403.
- [30] Marck Jan Willem, Ali Mohamoud, and Eric vd Houwen, "Indoor radar SLAM: A radar application for vision and GPS denied environments," *European Radar Conference*, Nuremberg, Germany, 2013, pp. 1783-1786.
- [31] Frank Schuster, Keller C G, and Rapp M, "Landmark based radar slam using graph optimization," *IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems*, Rio de Janeiro, Brazil, 2016, pp. 2559-2564.
- [32] Rapp Matthias, Klaus Dietmayer, Markus Hahn, et al., "FSCD and BASD: Robust landmark detection and description on radar-based grids," *IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility*, San Diego, USA, 2016.
- [33] Holder Martin, Sven Hellwig, and Hermann Winner, "Real-Time Pose Graph SLAM based on Radar," *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Paris, France, 2019, pp. 1145-1151.
- [34] Wei Wang, Dongying Li, and Wenxian Yu, "Simultaneous localization and mapping embedded with particle filter algorithm," *European Conference on Antennas and Propagation*, Davos, Switzerland, 2016, pp.1-4.
- [35] Liu Xiong, Dongying Li, and Wenxian Yu, "A Radar-Based Simultaneous Localization and Mapping Paradigm for Scattering Map Modeling," *IEEE Asia-Pacific Conference on Antennas and Propagation*, Auckland, New Zealand, 2018.

- [36] Elfes Alberto, "Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation," *Computer*, vol. 22, no. 6, pp. 46-57, 1989.
- [37] Thrun Sebastian, "Learning occupancy grid maps with forward sensor models," *Autonomous robots*, vol. 15, no. 2, pp. 111-127, 2003.
- [38] Dhiman Vikas, Kundu A, Dellaert F, et al., "Modern MAP inference methods for accurate and fast occupancy grid mapping on higher order factor graphs," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Hong Kong, China, 2014, pp. 2037-2044.
- [39] Merali Rehman and Timothy Barfoot, "Occupancy grid mapping with Markov chain monte carlo Gibbs sampling," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Karlsruhe, Germany, 2013, pp. 3183-3189.
- [40] Fabio Ramos and Lionel Ott, "Hilbert maps: scalable continuous occupancy mapping with stochastic gradient descent." *The International Journal of Robotics Research*, vol. 35, no. 14, pp. 1717-1730, 2016.
- [41] Plagemann Christian, Kersting K., Pfaff P., et al., "Gaussian Beam Processes: A Nonparametric Bayesian Measurement Model for Range Finders," *Robotics: Science and Systems*, Atlanta, USA, 2007.
- [42] Klaudius Werber, Matthias Rapp, Jens Klappstein, et al. "Automotive radar gridmap representations," *IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility*, Heidelberg, Germany, 2015.
- [43] Johan Degerman, Thomas Pernstål, and Klas Alenljung, "3D occupancy grid mapping using statistical radar models," *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Gothenburg, Sweden, 2016, pp. 902-908.
- [44] Armin Hornung, Wurm K M, Bennewitz M, et al. "OctoMap: An efficient probabilistic 3D mapping framework based on octrees," *Autonomous robots*, vol. 34, no. 3, pp. 189-206, 2013.
- [45] Erik Einhorn, Christof Schröter, and Horst-Michael Gross, "Finding the adequate resolution for grid mapping-cell sizes locally adapting on-the-fly," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Shanghai, China, 2011, pp. 1843-1848.
- [46] Matthias Schreier, Volker Willert, and Jürgen Adamy, "Compact representation of dynamic driving environments for ADAS by parametric free space and dynamic object maps," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 17, no. 2, pp. 367-384, 2015.
- [47] Martin Martin and Hans Moravec, "Robot Evidence Grids," No. CMU-RI-TR-96-06, Carnegie-Mellon Univ Pittsburgh Pa Robotics Inst, 1996.
- [48] Carlson Jennifer, Murphy R., Christopher S, et al. "Conflict metric as a measure of

- sensing quality," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Barcelona, Spain, 2005, pp. 2032-2039.
- [49] O'Sullivan Shane, An empirical evaluation of map building methodologies in mobile robotics using the feature prediction sonar noise filter and metric grid map benchmarking suite [Dissertation], Irland, University of Limerick, 2003.
- [50] Birk Andreas, "Learning geometric concepts with an evolutionary algorithm," *Evolutionary Programming*, pp. 83-90, 1996.
- [51] Guyon Isabelle, Gunn S., Masoud Nikravesh, et al., Feature extraction: foundations and applications, Berlin, Springer, pp. 9-11, 2006.
- [52] Balaguer Benjamin, Balakirsky S, Carpin S, et al., "Evaluating maps produced by urban search and rescue robots: lessons learned from RoboCup," *Autonomous Robots*, vol. 27, no. 4, pp. 449-464, 2009.
- [53] Thomas Colleens and J. J. Colleens, "Occupancy grid mapping: An empirical evaluation," *Mediterranean Conference on Control & Automation*, Athens, Greece, 2007, pp. 449-464.
- [54] Grewe Ralph, Komar M, Hohm A, et al., "Evaluation method and results for the accuracy of an automotive occupancy grid," *IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety*, Istanbul, Turkey, 2012, pp. 19-24.
- [55] Chandran Manjari and Paul Newman, "Motion estimation from map quality with millimeter wave radar," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Beijing, China, 2006, pp. 808-813.
- [56] Checchin, Paul, Gerossier F, Blanc C, et al. "Radar scan matching SLAM using the Fourier-Mellin transfor," *Field and Service Robotics*, Berlin, Germany, 2010, pp. 151-161.
- [57] Vivet Damien, Paul Checchin, and Roland Chapuis, "Localization and mapping using only a rotating FMCW radar sensor," *Sensors*, vol. 13, no. 4, pp. 4527-4552, 2013.
- [58] Kellner, Dominik, Barjenbruch M, Klappstein J, et al., "Instantaneous ego-motion estimation using doppler radar," *IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems*, The Hague, Netherlands, 2013, pp. 869-874.
- [59] Kellner Dominik, Barjenbruch M, Klappstein J, et al., "Instantaneous ego-motion estimation using multiple Doppler radars," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Hong Kong, China, 2014, pp. 1592-1597.
- [60] Barjenbruch, Michael, Kellner D, Klappstein J, et al. "Joint spatial-and Doppler-based ego-motion estimation for automotive radars," *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seoul, South Korea, 2015, pp. 839-844.

- [61] Kellner Dominik, Barjenbruch M, Dietmayer K, et al. "Instantaneous lateral velocity estimation of a vehicle using doppler radar," *International Conference on Information Fusion*, Istanbul, Turkey, 2013, pp. 877-884.
- [62] Cen Sarah H. and Paul Newman, "Precise ego-motion estimation with millimeter-wave radar under diverse and challenging conditions," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Brisbane, Australia, 2018, pp. 1-8.
- [63] Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, and Dieter Fox, 概率机器人, 北京, 机械工业出版社, 2017.
- [64] Hammarsten, Markus and Viktor Runemalm, 3D localization and mapping using automotive radar [Dissertation], Gothenburg, Sweden, Chalmers University of Technology, 2016.

致 谢

两年半的时间很快，快到甚至还没在闵大荒校园的每一个角落留下自己的足迹，两年半的时间又很慢，慢到足够熟悉北研院实验场的每一个角落。两年半里有过欢乐，有过迷茫，现在回望起来，也还算不虚此行。值此论文完成之际反观过去，感谢一路走来给予帮助和支持的老师、家人、朋友，也感谢逐渐明白初心的自己。

论文和研究的完成，首先要感谢我的导师李东瀛老师。还清晰的记得第一次和您的见面，是在复试完的一个周一的下午，您细致的介绍了组里从事的研究，还聊到了读研的初心。之后的两年多，每周的汇报里，从实验可能出现的问题，到研究思路的指点，从每次汇报展示 ppt 的制作，到论文写作的指导。从画图的注意点，到您修改过“一片红”的论文。从第一次见面到两年多在实验室的学习研究中，您的指导真正打开了研究的一道门，让我一窥其中的点点滴滴。非常感谢能在这两年多的时间里遇到您，从您这里学到了很多做事做人的道理。

还要感谢实验室的小伙伴们，记得刚到实验室和佳佳哥去光体做分布式雷达的实验，也记得和刘雄，严天虚去天台、电院大草坪测无人机测灌木。当然印象最深的还是和 Guilherme 一起在北研院做实验的经历。从购入实验用的毫米波雷达在楼下的初步实验，到去北研院一次次总是不成功的实验。记得在北研院实验时，精力充沛的你在做完一天实验，等车回学校的几十分钟还能跑出一组实验结果和我讨论。没有你的帮助，相信要完成本文最后的实验一定还需要更多的时间。还有北研院的李扬，每次记不清 Vicon 怎么用的时候，每次 Husky 又遥控不起来的时候，是你的帮助让我能完成一次次的实验。当然，这里也要感谢陪我完成最后几次实验的赵丰钰、刘伊力、远程实验的沈文涛、参军前最后一波实验的黄楚羿。和你们一起做过的实验，将会成为我两年以来难言悲喜，但却一定珍视难忘的故事。感谢杜诗泓，两年多一起吃吃喝喝，第一次当班长的你和第一次做团支书的我一起完成研究生阶段富有挑战的班团建设工作。感谢龚云羿的远程陪聊，缓解了这两年来遇到的大大小小的压力。感谢父母一直以来的陪伴和“唠叨”，让我知道身后总有人在默默支持我。

路漫漫其修远兮，研究生的毕业是一个终点，更是一个起点。相信在以后的生活中，我会带着这两年多的收获继续前进，也祝愿一路陪我走来的你们，在明天成为更好的自己！

攻读硕士学位期间已发表或录用的论文

- [1] Ziting Wen, Dongying Li, and Wenxian Yu, "A quantitative Evaluation for Radar Grid Map Construction," *International Conference on Electromagnetics in Advanced Applications*, Granada, Spain, 2019.
- [2] Ziting Wen, Dongying Li, and Wenxian Yu, "A Radar-SLAM Architecture based on mm-Wave Radar Grid Mapping," *International Workshop on the Electromagnetic Compatibility of Integrated Circuits*, Haining, China, 2019.

上海交通大学
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。本人授权上海交通大学可以将本学位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、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密，在____年解密后适用本授权书。
本学位论文属于
不保密

(请在以上方框内打“√”)

学位论文作者签名: 温家进

指导教师签名:

日期: 2020 年 1 月 9 日

日期: 2020 年 1 月 9 日

上海交通大学
学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文《基于毫米波雷达的栅格建图与平台定位》，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。

学位论文作者签名：温紫迪

日期：2020 年 1 月 10 日

上海交通大学硕士 学位论文答辩决议 书



117034910097

姓 名	温紫廷	学号	117034910097	所在学科	信息与通信工程
指导教师	李东瀛	答辩日期	2020-01-09	答辩地点	微电子大楼306会议室
论文题目	基于毫米波雷达的栅格地图建立与平台定位				

投票表决结果: 5/5/5 (同意票数/实到委员数/应到委员数) 答辩结论: 通过 未通过
评语和决议:

同步定位与建图算法是目前移动机器人领域的研究热点之一,提高系统在各种环境下的鲁棒性是其中的重要研究方向。相较于采用算法后处理来提升系统在不同环境下鲁棒性的方案,直接使用具有良好鲁棒性的雷达传感器构建同步定位与建图系统是一种颇具潜力的方案,具有重要的实际意义。

温紫廷同学的学位论文深入研究了基于毫米波雷达的同步定位与建图,特别是自运动估计算法及其在雷达同步定位与建图算法中的应用,栅格地图质量评价,雷达点集匹配及闭环算法。该论文提出了一组新颖的栅格地图质量评价指标,并用该指标比较了不同建图算法在仿真和实测场景中建立的栅格地图质量,用以确定雷达同步定位与建图系统中选用的建图方法。论文提出将空间多普勒联合自运动估计算法用作点集匹配初值以及粒子滤波采样来源之一,提高了平台位姿估计精度和鲁棒性,建立了基于关键帧的闭环模块,构建了完整的毫米波雷达同步定位与建图算法。经实验验证,该算法能达到较高的定位精度。相较于现有的雷达同步定位与建图算法,所提方案包含了闭环系统,精度更高,具有较强的理论与应用价值。

论文章节安排合理、图表完整、公式推导严密、文字表达清晰、撰写规范,表明作者具有扎实的专业基础知识和独立解决科学技术问题的能力。答辩时陈述清楚,并能正确回答问题。经答辩委员会无记名投票,一致同意通过温紫廷的硕士论文答辩,并建议校学位委员会授予其工学硕士学位。

2020 年 1 月 9 日

答 辩 委 员 会 成 员 签 名	职务	姓名	职称	单位	签名
	主席	武元新	教授	上海交通大学	
	委员	李东瀛	副教授	上海交通大学	
	委员	裴凌	副研究员	上海交通大学	
	委员	邹丹平	副教授	上海交通大学	
	委员	陈新	副教授	上海交通大学	
	秘书	龚玲	高级工程师	上海交通大学	