

分类号: TP242.6

单位代码: 10335

密 级: \_\_\_\_\_

学 号: 21431062

# 浙江大学

## 硕 士 学 位 论 文



中文论文题目: 面向电力巡检机器人的 SLAM

算法研究与系统设计

英文论文题目: **Research and System Design of SLAM**  
**Algorithm for Power Inspection Robot**

申请人姓名: 黎睿

指导教师: 于慧敏

专业名称: 信息与通信工程

专业学位类别: 科学硕士

所在学院: 信息与电子工程学院

论文提交日期 2017 年 5 月

# 面向电力巡检机器人的 SLAM 算法研究与系统设计



论文作者签名:\_\_\_\_\_

指导教师签名:\_\_\_\_\_

论文评阅人 1: \_\_\_\_\_ 余燕平\教授\浙江工商大学

评阅人 2: \_\_\_\_\_ 隐名评审

评阅人 3: \_\_\_\_\_ 隐名评审

评阅人 4: \_\_\_\_\_

评阅人 5: \_\_\_\_\_

答辩委员会主席: \_\_\_\_\_ 李玺 教授 浙江大学计算机科学与技术学院

委员 1: \_\_\_\_\_ 钱运涛 教授 浙江大学计算机科学与技术学院

委员 2: \_\_\_\_\_ 项志宇 教授 浙江大学信息与电子工程学院

委员 3: \_\_\_\_\_ 于慧敏 教授 浙江大学信息与电子工程学院

委员 4: \_\_\_\_\_ 张仲非 教授 浙江大学信息与电子工程学院

委员 5: \_\_\_\_\_

答辩日期: \_\_\_\_\_ 2017-06-06

# 浙江大学研究生学位论文独创性声明

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

学位论文作者签名: 签字日期: 年 月 日

# 学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解 浙江大学 有权保留并向国家有关部门或机构送交本论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人授权 浙江大学 可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索和传播，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

(保密的学位论文在解密后适用本授权书)

学位论文作者签名: 导师签名:

签字日期:        年        月        日                      签字日期:        年        月        日

## 摘要

点云地图的创建算法是搭载 2D Lidar 的智能电力巡检机器人领域中一项关键性技术，点云地图的精度高低会直接影响到巡检机器人在工作过程中定位的精确度，进而影响到巡检机器人运动状态的更新以及路径规划的进行，是巡检机器人实现自主移动的根基所在，其重要性不言而喻。

ICP 算法是在创建点云地图过程中常用的一种算法，但是仅依靠 ICP 算法建立的点云地图随着地图建立时间的变长和地图覆盖范围的增大，其累积误差将会变得非常严重。闭环检测作为一种可以有效减小累积误差的手段，得到了国内外很多学者的广泛研究。闭环检测中的一个核心问题是地点识别，即能检测到在之前已经到过同一地点附近。解决地点识别问题的一种有效方法是提取单帧数据中的特征点，利用特征点来反映两帧数据之间的相似性。因此，如何设计针对 2D Lidar 的特征提取算法，以及如何利用提取出的特征来检索相似帧对于解决地点识别问题有着很明确的研究价值。因此本文第二章和第三章针对这两个问题展开。针对第一个问题，考虑到在实际环境中广泛存在的诸如建筑物墙角、桌角等稳定的角点特征，本文提出了一种基于 2D Lidar 的角点特征提取算法。算法结合两点间的欧式距离和相应法向量间的余弦距离双阈值来确定单帧点云中每点的邻域范围，具体而言，以较大的欧式距离阈值来确定粗略的邻域范围，再以较小的余弦距离来确定更加精准的邻域范围。同时为了更好地将角点从点云中提取出来，本文给出了一种新颖的评价函数，可以有效地检测出准确的角点。在网上公开的数据库上进行的对比实验显示本文所提出的角点特征提取算法的准确性较其他算法要更好。

针对第二个问题，本文提出了基于 2D Lidar 角点特征的闭环算法。首先利用第二章中提出的针对 2D Lidar 的角点特征提取算法来获得单帧数据的签名，紧接着设计了一种相似帧判定方法让签名具有旋转不变性，同时给出了相似帧之间的相对位姿的计算方法，建立图模型，最后结合现有的图优化框架来对图模型进

行后端优化。在网上公开数据库上的实验表明经过本文所提出的闭环算法优化后的点云地图相比未经优化的点云地图效果明显要更好。

最后，针对与大立科技公司合作的电力巡检机器人建图及导航项目，本论文开发了一套结合建图、路径规划、实时导航功能的系统，并将所研究的相关算法应用到系统中，得到了很好的实用效果。目前该系统已经通过客户单位验收并交付使用。

**关键词：** 电力巡检机器人 角点特征 2D Lidar 闭环算法 地点识别

## Abstract

Point cloud map building algorithm is a key technology to the intelligent power station inspection robot which is equipped with a 2D Lidar. Point cloud map accuracy will directly affect the inspection robot's localization precision, and thus affect the inspection robot's update of movement state and the process of path planning. It's the foundation for the inspection robot to fulfill autonomous navigation, and its importance is self-evident.

The ICP algorithm is an algorithm commonly used in the process of building a point cloud map, but as the point cloud map built by the ICP algorithm takes longer to build and covers wider area, the cumulative error will become very serious. Loop closure algorithm is an effective means to reduce the cumulative error, and has been widely studied by many scholars at home and abroad. One of the core problem in loop closure is place recognition, whose target is to recognize the place which has been bypassed. An effective method to solve the problem of place recognition is to extract the feature points in the single frame data, and use the feature points to reflect the similarity between the two frames. Therefore, how to design the feature extraction algorithm for 2D Lidar and how to retrieve the similar frame by using the extracted feature has a definite value for solving the problem of place recognition. So the second chapter and the third chapter of this article are for these two issues.

As for the first problem, considering the stable corner features such as building corner and table angle which are widely existed in the actual environment, a corner feature extraction algorithm based on 2D Lidar is proposed in this paper. Firstly, the algorithm combines the cosine distance between the two points in the point cloud and the cosine distance between the corresponding normal vectors to determine the neighborhood of each point, specifically, a larger Euclidean distance threshold is used to determine the rough neighborhood range, and a smaller cosine distance threshold is used to determine a more accurate neighborhood range. At the same time, in order to better extract the corners from the point cloud, this paper presents a novel evaluation function, which can effectively detect the exact corner. The comparison experiments

on the online database show that the proposed algorithm is more accurate than other algorithms.

As for the second problem, this paper propose a loop closure algorithm based on the 2D Lidar corner feature. Firstly, we use the corner feature extraction algorithm proposed for the 2D Lidar in Chapter 2 to obtain the signature of single frame. Then we design a similarity comparison method to make the signature have rotation invariance property, and propose a method to calculate the relative pose of between the similar frames, then establish the graph model, and finally using the existing graph optimization framework to optimize the graph model. Experiments on the online public database show that the optimized cloud cloud map is better than the unoptimized point cloud map.

Finally, in view of the map building and navigation project of electric power inspection robots cooperating with Dali technology company, this paper has developed a system combining map building, path planning and real-time navigation module, and applied the algorithm we researched to the system. The system has a very good practical effect. At present, the system has been accepted by the customer and delivered for use.

**Keypoints : power inspection robot, corner feature, 2D Lidar, loop closure, place recognition**

# 目录

摘要 .....	I
Abstract.....	III
目录 .....	V
图目录 .....	VII
第 1 章 绪论 .....	1
1.1 课题背景 .....	1
1.2 点云匹配(scan match)及 2D Lidar 特征提取国内外研究现状 .....	4
1.3 SLAM 中闭环检测国内外研究现状 .....	9
1.4 电力巡检机器人建图及导航系统国内外研究现状 .....	12
1.5 本文研究内容与章节安排 .....	13
1.6 本论文的创新点 .....	15
第 2 章 2D Lidar 的角点特征提取算法 .....	16
2.1 引言 .....	16
2.2 2D Lidar 角点特征提取算法流程 .....	17
2.3 双阈值确定邻域 .....	18
2.4 评分函数 .....	20
2.5 实验 .....	20
2.6 本章小结 .....	25
第 3 章 基于 2D Lidar 角点特征的 SLAM 闭环算法 .....	27
3.1 引言 .....	27
3.2 基于 2D Lidar 角点特征的 SLAM 闭环算法框架 .....	29
3.3 图优化方法介绍 .....	31
3.4 单帧点云的签名算法 .....	35
3.5 相对位姿计算方法 .....	39
3.6 实验结果及分析 .....	41



3.7 本章小结 .....	43
第4章 电力巡检机器人建图及导航系统 .....	45
4.1 系统设计背景 .....	45
4.2 系统功能概述 .....	46
4.3 系统总体设计 .....	47
4.3.1 系统架构 .....	47
4.3.2 功能架构 .....	49
4.3.3 技术架构 .....	51
4.4 系统核心算法 .....	51
4.4.1 ICP 算法及其在系统中的应用 .....	52
4.4.2 Dijkstra 算法及其在系统中的应用 .....	55
4.4.3 闭环检测在系统中的应用 .....	57
4.5 电力巡检机器人建图及导航系统演示 .....	58
4.6 本章小结 .....	63
第5章 总结与展望 .....	64
5.1 本文工作总结 .....	64
5.2 未来工作展望 .....	65
参考文献 .....	67
攻读硕士学位期间主要的研究成果 .....	73
致谢 .....	74

## 图目录

图 1.1 HDL-64E .....	3
图 1.2 HDL-64E 单帧扫描数据 .....	3
图 1.3 SICK Lms511 激光扫描仪 .....	3
图 1.4 SICK Lms511 单帧扫描数据 .....	3
图 1.5 栅格地图示例 .....	5
图 1.6 Go-ICP 搜索过程 .....	7
图 1.7 单帧数据的 GLARE 签名 .....	11
图 2.1 针对 2D Lidar 的角点特征提取算法流程图 .....	18
图 2.2 人工标注的基准角点 .....	21
图 2.3 Intel Research Center 角点提取结果对比 1 .....	22
图 2.4 Intel Research Center 角点提取结果对比 2 .....	23
图 2.5 Precision-Recall 曲线对比 .....	24
图 2.6 重复性对比 .....	25
图 3.1 GLARE 签名示例 .....	29
图 3.2 基于 2D Lidar 角点特征的 SLAM 闭环算法流程图 .....	30
图 3.3 图模型 .....	32
图 3.4 $J_{ij}$ 结构示意图 .....	33
图 3.5 $b_{ij}$ 以及 $b$ 矩阵结构示意图 .....	34
图 3.6 $H_{ij}$ 矩阵结构示意图 .....	34
图 3.7 $H$ 矩阵结构示意图 .....	35
图 3.8 one-hot 方式生成的签名 .....	36
图 3.9 GLARE 生成的签名 .....	37
图 3.10 原始数据及旋转 45 度、90 度后的 GLARE 签名对比 .....	39
图 3.11 基于本文签名函数的地点识别检索结果示例 .....	41

图 3.12 三种相对位姿计算方法的点云匹配结果对比示例 .....	42
图 3.13 闭环优化之前的点云地图 .....	43
图 3.14 闭环优化之后的点云地图 .....	43
图 4.1 电力巡检机器人建图及导航系统架构示意图 .....	48
图 4.2 电力巡检机器人建图及导航系统 .....	49
图 4.3 电力巡检机器人建图及导航系统技术架构示意图 .....	51
图 4.4 电力巡检机器人建图及导航系统算法框架示意图 .....	52
图 4.5 ICP 匹配中间结果示例图 .....	53
图 4.6 基于 ICP 的系统建图算法框架 .....	54
图 4.7 Dijkstra 算法流程图 .....	56
图 4.8 全局拓扑图 .....	56
图 4.9 基于 Dijkstra 的系统路径规划算法流程图 .....	57
图 4.10 系统闭环检测算法流程图 .....	58
图 4.11 电力巡检机器人硬件平台 .....	59
图 4.12 电力巡检机器人系统软件界面 .....	59
图 4.13 未进行初始定位的情况下巡检机器人的位姿 .....	60
图 4.14 初始定位巡检机器人的位姿区域框选 .....	60
图 4.15 初始定位后巡检机器人的位姿 .....	61
图 4.16 发布巡检任务 .....	61
图 4.17 巡检机器人到达巡检任务点 .....	62
图 4.18 巡检机器人巡检任务起始点和终点实地图 .....	62

## 第1章 绪论

### 1.1 课题背景

随着“工业 4.0”概念的兴起，智能化正在日益引起社会的关注。其中，移动机器人作为智能化时代的集大成者，更是得到了越来越多研究者的关注。从谷歌、百度、特斯拉等工业巨头相继投入研发的无人车(Autonomous Guided Vehicle)以及如火如荼的大疆无人机，到背着一个小背包在室内走一圈即可生成建筑平面图的 Cargographer，再到逐渐进入平常百姓家的智能扫地机器人，移动机器人这一门焕发新生的技术正在被投入到各个领域深入应用，正在给整个社会带来生活方式上的变革，将人类从越来越多的劳动中解放出来。因此，围绕移动机器人的相关技术具有巨大的研究价值，其无论是对工业还是民用而言都具有广泛的应用前景。

无论是地面上行驶的无人车和扫地机器人还是天空中飞行的无人机，要想实现移动智能化，都逃不开最根本的三个问题：自己在哪？(Where)这是什么地方？(What)怎么离开这个地方？(How)。这三个问题分别对应着移动机器人领域的定位技术(localization)、建图技术(mapping)、以及路径规划技术(path planning)。其中定位与建图问题就构成了同时定位与建图(SLAM)理论的核心。SLAM 自从 R Smith, M Self, P Cheeseman 在文献<sup>[1]</sup>中被首次提出，就一直被研究人员认为是移动机器人领域的“圣杯”，对 SLAM 问题的完全解决将使得机器人可以在毫无先验知识的环境中进行移动，具有十分重要的意义。

对于 SLAM 研究而言，首先要面对的一个问题就是，使用什么方式来对环境进行感知？目前常用在 SLAM 上的传感器分为两大类，摄像头和激光雷达。

摄像头又细分为单目、双目、结构光、TOF(Time of Flight)等。用到单目摄像头的 SLAM 被称为 MonoSLAM。Andrew 于 2007 年首先在文献<sup>[2]</sup>中提出 MonoSLAM，这也是第一个成功用单目摄像头来估计传感器 3D 移动轨迹的算法，并达到了良好的实时性(30Hz)和零漂移(drift-free)。随着 GPU 并行计算性能的迅猛发展，Andrew 在 2010 年 CVPR 上提出 dense live MonoSLAM<sup>[3]</sup>，其利用 GPU 计算 PTAM

(Parallel Tracking And Mapping)<sup>[4]</sup>，然后融合生成表面。MonoSLAM 最大的优势在于只需要一个单目摄像头，设备十分简单，成本特别低，但实现难度也最大，主要因为单目摄像头无法获得绝对深度，而且对相对深度的估计需要依靠运动中的三角测量，如果相机不运动，就无法得知像素的位置。双目摄像头利用从两个或更多点观测同一个物体，获取在不同视角下的图像，根据图像之间像素配准关系，利用极线几何原理利用同一点的像素偏移来获取物体的深度信息。经典方法有 Hirschmuller 于 2007 年提出的 Semi-Global Matching (SGM)<sup>[5]</sup>，随着深度学习 (Deep Learning)<sup>[6]</sup> 的兴起，双目视觉领域也越来越多地用到这种技术，最新的如 Alex 等在 2017 年发表的文献<sup>[7]</sup>，其利用一种新颖的深度学习框架通过回归来获得双目图像的视差，该方法目前在 KITTI 数据集上性能排名第一。相比于 MonoSLAM 和双目视觉这种被动获取物体深度信息的传感器，结构光作为一种主动获取物体深度的传感器正在日益普及起来。其获取深度的原理是，将结构光投射至场景，并由图像传感器捕获相应的带有结构光的图案。由于结构光的模式图案会因为物体的形状发生变形，因此通过模式图像在捕捉得到的图像中的位置以及形变程度利用三角原理计算即可得到场景中各点的深度信息，其中代表有微软的 Kinect 以及苹果的 PrimeSense。TOF 相机也是一种主动获取物体深度的传感器，其原理是通过对目标场景发射连续的近红外脉冲，然后用传感器接收由物体反射回的光脉冲。通过比较发射光脉冲与经过物体反射的光脉冲的相位差，可以推算得到光脉冲之间的传输延迟进而得到物体相对于发射器的距离，最终得到一幅深度图像，其中代表有以色列公司的 3DV Systems。TOF 相机目前价格都不菲，这也限制了它的普及。

相比摄像头，激光传感器具有精度高，可视范围广的优势。而且激光传感器对于环境中诸如光照强度等变化受到影响的程度要远远小于视觉传感器，这也使得激光传感器可用场景不分昼夜，更加广泛。激光传感器可以细分为单线激光传感器 (2D Lidar) 和多线激光传感器 (3D Lidar)。目前常用的 3D Lidar 有 Velodyne 公司的 64 线 HDL-64E，如图 1.1 所示，其量程范围达到 120 米，每秒可以扫到 2 百多万点，360 度水平视场，26.9 度垂直视场，单帧扫描扫描如图 1.2 所示。



图 1.1 HDL-64E

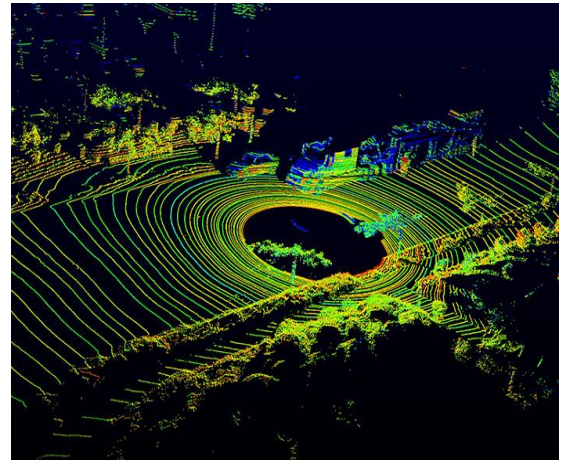


图 1.2 HDL-64E 单帧扫描数据

常用的 2D Lidar 有 SICK 公司的 Lms5xx 系列和 Lms2xx 系列，本文后续所用的就是 Lms511 型号的 2D Lidar，其外观如图 1.3 所示，其测量距离最大可达 80 米，水平扫描角度最大可达 190 度，角度分辨率有 0.25 度，0.5 度，1 度三种精度可供选择，扫描频率最大可达 75Hz，单帧扫描数据如图 1.4 所示。



图 1.3 SICK Lms511 激光扫描仪

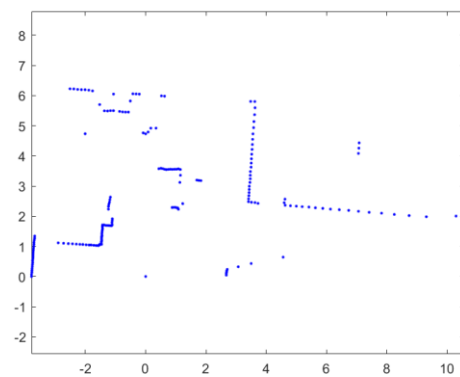


图 1.4 SICK Lms511 单帧扫描数据

早些时候激光传感器的高昂价格限制了其在 SLAM 中的应用，而如今随着价格的日渐降低，尤其是 2D Lidar 的价格变得可以接受，使得其在 SLAM 的相关研究中得到了越来越多的应用，例如在变电站中，装载了 Lidar 的机器人就可以沿着

值班人员预先规划好的巡检路径来代替人类完成设备巡检任务。在 SLAM 的诸多研究工作中，特征提取方法作为其中之一，无论在前端的地图创建模块还是在后端的闭环检测模块，都发挥着十分重要的作用。其首先在视觉研究领域得到了发展。现如今，视觉研究领域中越来越多的特征提取方法，正在被不断被应用在 3D Lidar 上。然而相比视觉领域和 3D Lidar，2D Lidar 虽然同为 SLAM 中常用的传感器，却缺少为之设计的特征提取方法，针对这一研究现状，本论文把针对 2D Lidar 的特征提取算法研究和利用提取出的特征进行闭环检测算法的研究，最后结合经典 scan match 算法进行电力巡检机器人建图及导航系统的研制作为主要的工作内容。

## 1.2 点云匹配(scan match)及 2D Lidar 特征提取国内外研究现状

Lidar 每个周期对环境进行扫描得到的数据是一系列离散分布的点，而被形象地称为点云 (point cloud)。通过 Lidar 采集到的数据建立的地图，从表现方式上可以分为栅格地图 (grid map) 和点云地图 (point map)。点云地图使用原始的扫描数据，是通过将 Lidar 在行进轨迹上每点的扫描数据放在同一个坐标系下拼接后得到的，最后存储下来的是每个扫描点在这个全局坐标系下的坐标值。栅格地图将整个环境分为若干个相同大小的栅格，对于每个栅格，用一个值来表示其中是否存在障碍物，以最简单的用 0-1 表示有无障碍物的栅格地图为例，一条激光束在到达反射点之前所经过的栅格值均为 0，发射点所在的栅格因为有障碍物存在值为 1，如图 1.3 所示，空白栅格代表尚未探测到的区域，浅色栅格代表探测到没有障碍物的区域，有×的栅格代表探测到存在障碍物的区域。栅格地图最早由 Elfes 和 Moravec 在文献<sup>[8]</sup>中提出，它的优点在于区域大小适中时，易于创建和维护。另外相较于点云地图，栅格地图除了保存了障碍物的位置信息，也保存了 Lidar 到障碍物之间的空旷区域的位置信息，因此保存了关于 Lidar 周围环境的更多的信息，随之而来的问题是，当 Lidar 探测的区域很大时，如果没有较好的简化算法，对栅格地图的维护将会变得困难。

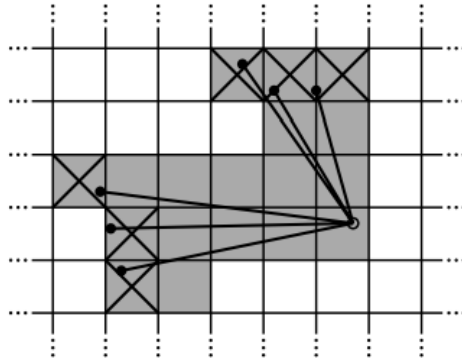


图 1.1 栅格地图示例

通过对 Lidar 采集到的数据进行更高层次的抽象，根据抽象程度的不同，又可以分为几何地图（geometry map）和拓扑地图（topo map）。几何地图是从采集到的原始数据中提取出更加抽象的诸如线段、曲线等的几何特征，使用这些几何特征来描述所在的环境。这种表示方法较之点云地图和栅格地图更加的紧凑，便于目标识别和位置估计，在局部区域内可获得较高精度，但当探索的区域更加广阔时，很难保持对 Lidar 精准坐标信息的估计，同时对几何特征的提取也意味着需要对原始数据做额外的处理，加重了计算负担。拓扑地图的抽象程度则更高，拓扑地图中每个节点对应着环境中的一个地点，如果两个节点之间存在一条连接彼此的弧线，意味着这两个节点在环境中存在一条互通彼此的路径。这种地图表示方法有利于移动机器人进行路径规划，而且由于搜索空间小，计算速度也会很快。

利用 Lidar 对环境进行建图，目前主流的方法可以分为两大类：基于逐帧匹配（scan-scan match）<sup>[9]</sup>和基于特征提取。Scan-scan match 在 SLAM 中有广泛的应用，其不依赖于对原始数据进行特征提取，由此也避免了基于特征提取方法中需要环境中广泛存在该特征的前提假设。在点云地图表示中，经典的逐帧匹配算法有 Besl 和 Kay 提出的 ICP（Iterative Closet Point）<sup>[10]</sup>，算法主要思想是对数据帧中每点找到模型帧中与之欧式距离最小的点进行配对，随后求解使得所有配对了的点对之间欧式距离之和最小的位姿变换  $[T \ R]$ ，将求解的位姿变换应用到数据帧，更新数据帧中每点的坐标，迭代进行上述步骤，直至收敛。在 ICP



的框架下,产生了诸多变种<sup>[11]</sup>,如 Lu 和 Milios 提出的 IMRP (Iterative Matching Range Point)<sup>[12]</sup>和 IDC<sup>[12]</sup>。IMRP 将 ICP 的最近邻准则改为两点分别到各自帧的原点距离最接近, IDC 是 IMRP 和 ICP 结合后的产物,利用 IMRP 进行旋转角度的估计,利用 ICP 进行位移向量的估计。文献<sup>[9]</sup>中 Diosi 和 Kleeman 提出了 PSM (Polar Scan Matching),它舍弃了 ICP 算法中用笛卡尔坐标系,而是采用与 Lidar 扫描特性更加贴合的极坐标系,这样可以使得点对匹配的过程更加准确,因此最终也就能获得更好的拼图效果。文献<sup>[14]</sup>中, Du 等提出 probability-ICP 用以在具有噪声的数据帧之间进行匹配,他们在经典 ICP 基础上引入高斯模型来衡量在任一位姿变换矩阵  $[T \ R]$  两帧数据配对的概率。在每次迭代误差更新完成后,同时用更新后两帧点对间误差去更新高斯模型获得当前的概率,同时提出新的目标函数求解出新的位姿估计,如此反复,直至收敛。在移动机器人行进过程中, Lidar 自身的运动会导致采集到的数据发生畸变,为了解决这一问题, Hong 等在文献<sup>[15]</sup>中提出 Velocity-ICP (VICP) 用以估计移动机器人的运行速度并对采集到的数据进行运动补偿。ICP 算法及其变种最大的缺陷在于要求输入的初始位姿变化在正确的位姿变化附近,否则很容易陷入局部最小中。由此产生的问题是,随着移动机器人不断前进,这类算法产生的位姿估计的误差将会迅速累积,导致估计的行进路径严重偏离基准路径。为了解决 ICP 算法的这一弊端,诸多研究人员做出了努力。文献<sup>[16]</sup>中 Martinez, Gonzalez 等提出了 ICP 结合遗传算法,通过遗传算法来对解空间进行粗略优化,再用 ICP 来获得更加精确的解。这样做的好处在通过遗传算法的变异环节降低了单纯依靠 ICP 陷入局部最小的可能性,而通过 ICP 来获得精确解又能避免单纯依靠遗传算法导致的冗长的运行时间。在文献<sup>[17]</sup>中 Jiaolong Yang 和 Yunde Jia 提出了 Go-ICP (Globally Optimal ICP),这也是第一个提出的在 L2 范数下对 3D 点云配准问题可以获得全局最优解的算法,其主要思路是利用分支限界算法 (branch-and-bound) 来对解空间进行高效搜索,结合点云的几何结构来估计子空间的 ICP 配准误差的上限和下界,对于可能是最优解所在的子空间用 ICP 求得精确解,如此反复,直至收敛,图 1.4 展示了 BnB 结合 ICP 对解的搜索过程。

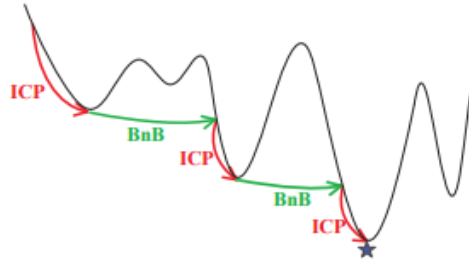


图 1.2 Go-ICP 搜索过程

Weiss 和 Puttkamer 在文献<sup>[13]</sup>采用了另一种思路来进行 scan match，他们对数据帧和模型帧同时统计其中线段朝向的角度直方图，两帧之间的角度变换通过令两帧的角度直方图的互相关系数最大确定，确定了角度后，将数据帧旋转求得的角度，再分别统计两帧  $x$  轴坐标值、 $y$  轴坐标值的直方图，两帧间位移通过分别使得  $x$  轴直方图和  $y$  轴直方图的互相关系数最大确定。并非所有 scan match 算法都用到了每帧全部的点云信息，一些研究工作提供了其他的思路。文献<sup>[18]</sup>中 Thrun 和 Burgard 等除了所扫到的物体的点云信息，还利用了 Lidar 到物体的自由空间里在接下来也不可能会被其他物体占据这一信息。而在文献<sup>[19]</sup>中 Tsardoulis 和 Petrou 则为了降低算法复杂度和运算时间，从原始数据中挑选出对匹配过程而言关键的点云子集后，再进行之后的过程。

上述 scan match 算法都是基于点云地图形式，除此之外，还有很多基于栅格地图的 scan match 算法。经典的有 Grisetti、Burgard 等在文献<sup>[20]</sup>中提出的利用 Rao-Blackwellized 粒子滤波来进行栅格地图的匹配，主要对 RBPF 需要较多粒子数量导致的运算复杂性以及在重采样过程中可能发生的粒子贫乏问题进行了改进。Hess 等人在文献<sup>[21]</sup>中将所有栅格划分为 hit 集和 miss 集，对于 Lidar 扫到的点划分到 hit 集，并更新其被扫到的概率，对于 Lidar 光束所经过的栅格划分到 miss 集，并更新其未被扫到的概率。

另一类主流的建图方法是基于特征提取。特征提取在视觉领域已经有相当广泛的研究，典型的策略就是选取图像中感兴趣的区域，并计算这些区域独特的描述子，这样一来，一张图像就可以用一系列感兴趣区域的描述子来表示，通过这

样的表示方式，就可以在图像之间进行匹配并估计出摄像头的位姿变换。经典的方法有 Lowe 在文献<sup>[22]</sup>中提出的 SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)，Bay 等在文献<sup>[23]</sup>中提出的 SURF (speeded up robust features)。得益于特征提取在视觉领域取得的成功，诸多图像特征提取算法被运用到了 3D Lidar 上。Li 和 Olson 在文献<sup>[24]</sup>中将 3D 点云栅格化获得对应的一幅图像，然后利用 Kanade-Tomasi 角点检测器来提取出兴趣点，最后用 SIFT 来描述兴趣点及其邻域。Li 和 Olson 随后在文献<sup>[25]</sup>中进行了改进，对原始数据首先进行光滑预处理，提出了更加有效的角点检测方法。这种通过将 3D 点云栅格化得到一幅图像然后用视觉领域已经完善好的特征提取算法的方法，最大的弊端就在于栅格化的过程中引入了额外的噪声。

虽然 2D Lidar 在 SLAM 中已经得到了广泛的应用，然而针对 2D Lidar 的特征提取方法的研究工作却并不多。其中，早期有 Bosse 和 Zlot 的工作。他们在文献<sup>[26]</sup>中对整一帧数据统计朝向直方图，并以此作为该帧数据的特征，在文献<sup>[27]</sup>中，他们比较了一系列针对子地图 (submap) 的特征提取算法，其中一张子地图由 20 到 30 帧数据构成。Boss 和 Zlot 的工作虽然是建立在 2D Lidar 基础之上的特征提取方法，但并不适用于单帧数据，无法提取出单帧数据中的局部特征，这与本文所要研究的 2D Lidar 特征提取方法有很大的区别。与本文工作方向更加接近的是 Tipaldi 等在文献<sup>[28]</sup>中提出的 Flirt (Fast Laser Interest Region Transform) 和 Kallasi 等在文献<sup>[29]</sup>中提出的 FALKO (Fast Adaptive Laser Keypoint Orientation-invariant) 以及 OC (Orthogonal Corner)。Flirt 为了消除原始信号中更加精细的结构，首先用不同大小的核函数来对原始数据进行光滑处理，处理后得到不同尺度下的信号族，其中每一个都对应着一个不同尺度的核函数。对信号族中每一个信号做差分，其中局部极大值对应的点作为特征点。根据差分方式以及使用信号的类型不同，Flirt 具体包括以下三种检测器：1、对原始点云数据光滑后得到的信号族做二阶差分，取局部极大值作为特征点；2、对原始点云每点估计法向量，将得到的法向量信号作为输入做光滑处理，随后对得到的信号族做一阶差分，取局部极大值作为特征点。3、类似于 2，但对得到的

信号族做二阶差分，取局部极大值作为特征点。Flirt 作为第一个专门针对 2D Lidar 设计的特征检测子，给相关研究带来了理念上的突破，但是其弊端在于：一、对信号不同尺度下做光滑运算带来了较大的计算负担；二、其评价标准只是单纯依赖一（二）阶差分的值，而这很容易导致检测到诸如单个的孤立点以及视角遮挡引起的断层边缘处的点，这些特征点并不稳定，这也就降低了 Flirt 的鲁棒性。OC 则是专门检测实际场景中经常出现的桌角、墙角等由两条直角边相交形成的角点特征。它通过对单帧扫描数据做霍夫变换<sup>[30]</sup>，从而获得一系列离散角度  $\theta$  的霍夫频谱  $HS(\theta)$ 。由于角点是由两条直角边相交形成，因此应考虑两条边对频谱的贡献，于是 OC 中提出正交霍夫频谱  $OHS(\theta) = HS(\theta) + HS(\theta + \pi/2)$ 。正交霍夫频谱值最大的角度作为主朝向  $\theta_d$ ，将所有点旋转  $-\theta_d$ ，随后对在欧式距离阈值内的邻点提出一种评分函数，评分高的点选为特征点。OC 的优势在于目标特征稳定，劣势在于局限于两边之间的角度必须是直角。FALKO 同样是针对两条边相交所形成角点特征，却没有必须是直角的限制条件。其根据欧式距离阈值对每个点划分左邻域和右邻域，同时设置几何约束条件，对于满足条件的点用一种评分函数分别对左右邻域评分，左右邻域评分之和作为该点最终的评分，最后，用非极大值抑制选出窗口内评分极大的点作为特征点。

### 1.3 SLAM 中闭环检测国内外研究现状

单纯依靠里程计或者 scan match 算法来估计机器人的位姿最大的问题就是会产生很严重的误差累积。无论多么精准的里程计或是 scan match 算法，其对位姿总会有一点误差，再小的误差只要机器人运动的时间够长，最后都会导致估计的位姿严重偏离真实位姿。因此，闭环检测（loop closure）在 SLAM 中有着非常重要的作用。所谓的闭环检测，其实就是根据当前扫描得到的数据来判断之前是否来过这个地方，并利用这一信息来减小累积误差，因此闭环检测可以分为两部分内容：前端的地点识别（place recognition）和后端的图优化（graph optimization）。在基于 Lidar 的闭环检测问题中，根据使用的地图类型可以分

为两种,即基于栅格地图的闭环检测和基于点云地图的闭环检测。在基于栅格地图的闭环检测问题中,早期的方法大都是基于相关性分析来对栅格地图进行匹配,典型的工作有文献<sup>[31]</sup>和文献<sup>[32]</sup>,Gutmann等在文献<sup>[31]</sup>中提出LRGC(Local Registration and Global Correlation),Rizzini等在文献<sup>[32]</sup>中提出通过对连续若干帧数据融合形成的局部栅格地图做匹配来提升闭环检测准确率。为了减小栅格地图匹配过程引入的误差,D Hähnel等在文献<sup>[33]</sup>中提出一种新的数据关联方法,Grisetti等在文献<sup>[20]</sup>中提出利用RBPF来进行更加精确的采样管理。最新的工作有谷歌Cargographer团队在文献<sup>[21]</sup>中提出的基于2D Lidar的实时闭环。基于点云地图的闭环检测的研究可以分为两类,一类通过将原始点云地图转换成图片,然后套用视觉领域成熟的闭环检测方法,代表性的工作有Bosse等在文献<sup>[26]</sup>中提出的利用转换得到的图片中的Kanade-Tomasi角点来进行闭环检测。另一类则直接从对原始点云数据进行处理,代表性的工作有Granstr等在文献<sup>[34]</sup>中提出结合从原始点云数据中提取出的具有旋转不变性的特征和AdaBoost来完成闭环检测的任务。Tipaldi等在文献<sup>[35]</sup>中受视觉领域常用的词袋模型(Bag of Words)启发,提出了GFP(Geometrical Flirt Phrases)。GFP的主要思想是将单帧数据中用Flirt检测出来的特征点用词典中的一个单词来表示,这样单帧数据以顺时针方向进行编码后,可以用一个短语来表示,而帧与帧之间的相似性检索就可以套用经典词袋模型的方法。为了获得这样的词典,GFP首先对从网上公开数据库上随机采样得到的10000帧数据提取Flirt特征描述子,这样得到近似200000个Flirt特征描述子,然后用K-means对这200000个特征进行聚类,最终得到容量为275个单词的词典。Himstedt等在文献<sup>[36]</sup>中提出GLARE(Geometric LAndmark RElations),其主要思路是对每帧数据特征点之间的相对位置进行编码,具体而言,每帧数据会被编码成关于离散化后的角度和距离的签名如图1.5所示,而每一对特征之间的相对位置 $(\theta, d)$ 都为最后的签名做出贡献,同时为了降低噪声的影响,贡献方式没有采用one-hot的方式,而是采用了高斯模型,即在 $(\theta, d)$ 的 $N \times N$ 邻域内也有贡献,其中 $N$ 为正整数。GLARE的弊端在于其不具有旋转不变性。为了解决这一问题,Himstedt等在文献<sup>[37]</sup>中提出GSR(Geometrical

Surface Relations), 其与 GLARE 的不同点在于其首先对原始数据进行栅格化, 随后对于每个非空栅格估计其法向量, 这样对于特征点之间的相对角度就可以用两点的法向量之间角度来表示, 这样做的好处在于即使两帧之间发生了旋转, 但对下一帧的两个特征点分别对应的法向量而言, 其旋转角度是相同的, 这样法向量之间的夹角也是不变的, 如此一来, GSR 就具有了旋转不变性。GSR 的弊端在于, 栅格化的过程十分浪费计算资源。

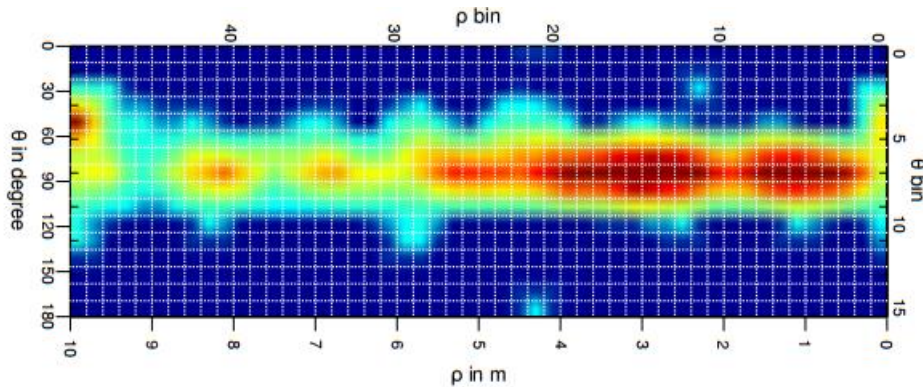


图 1.3 单帧数据的 GLARE 签名

在获得了单帧数据的签名后, 如何快速有效地对签名进行相似性检索就成为一个会对算法最终性能有很大影响的问题。传统的检索方式如 kd 树对于上述签名这种高维向量并不能进行快速的检索<sup>[38]</sup>, ANN (Approximate Nearest Neighbor) 对于这种高维向量的检索更加有效<sup>[39]</sup>, 常用的开源库有 FLANN (Fast Library for ANN)。检索到相似数据帧之后, 下一步就需要确定两帧之间相对位姿关系, 而在获取了相对位姿关系后, 实际上也可以反过来对配对的有效性进行检验, 对于不满足有效性检验的配对应该予以舍弃。确定配对的两帧之间相对位姿关系的一种思路是, 利用移动机器人配备的里程计记录的位姿信息作为相对位姿的估计输入到诸如 ICP 等点云匹配的算法中, 解算后获得最终的相对位姿。这样做的问题在于, 在机器人进行长时间的运动后, 里程计的误差累积将会非常严重, 而 ICP 这类算法对输入的初始位姿十分敏感, 导致最终输出的结果也不准确。另一种则只用到检测出的特征点, 利用基于 RANSAC (Random Sample Consensus) 的 scan match 算法来估计两帧之间的相对位姿。

在地点识别任务中，每检索到一对相似帧，实际上就是给之后的图优化过程增加了一个约束项。在图优化问题中，移动机器人的每个位姿都是图中的一个节点，两个节点之间在图中如果存在一条路径，就说明在这两个节点上所采集到的数据帧存在重叠的部分，而对于是否存在重叠部分的判定就是前面地点识别的任务，这条连接两个节点的路径也代表着一个约束项，即两点之间的相对位姿。目前在 SLAM 中常用到的后端图优化框架有 Grisetti、Burgard 等在文献<sup>[40]</sup>中提出的 TORO (Tree-based network Optimizer)，以及 Strasdat 等在文献<sup>[41]</sup>中提出的 g2o (A General Framework for Graph Optimization)。TORO 使用树来表示图中节点之间的联系，这样表示的好处在于算法的复杂度与所建地图的面积而不是机器人所走路径的长度成正比，使得我们可以处理规模更大的图结构。g2o 实际是一种通用的图优化框架，其中自带了各种类型的求解器，兼容的边和顶点的类型也十分丰富，基本上只要一个优化问题能够用图表示，那么就可以用 g2o 来求解。

#### 1.4 电力巡检机器人建图及导航系统国内外研究现状

早期的电力巡检机器人主要是通过需要在巡检的路径上预先铺好磁轨，并在需要完成巡检任务的停靠点放置 RFID 标签来对巡检点进行标识。Guo 等在文献<sup>[42]</sup>中提出的巡检机器人即是基于这种方式来进行导航。目前我国，已经投入实际使用的由国家电网主导的 SmartGuard<sup>[45]</sup> 电力巡检机器人也是基于这种思路研制的。由于巡检路径上已经预先铺设好磁轨，这种方式也就不涉及所谓的建图过程，从实际应用上来看，这种磁轨结合 RFID 的导航方式最大的问题是：一、磁轨铺设工程量巨大，而且当巡检机器人进入到新的变电站工作时，又需要重新铺设磁轨和 RFID，造成很大的不便；二、巡检路径设置十分不灵活，如果要设置新的巡检路径就必须在相应道路上铺设磁轨。肖鹏等在文献<sup>[43]</sup>中通过在路边装置人工路标，当 Lidar 检测到三个及以上的路标时，利用三角测量原理即可完成对自身的定位。这种方式的问题在于人工路标需要预先设置，而且当巡检机器人在某个位置下检测不到三个路标时，就无法完成对自身的定位，任务也无法再进行下去。李红梅等在文献<sup>[44]</sup>中完全依靠里程计和 Lidar 来完成巡检机器人的建图和导航任

务，整个建图导航系统分为两个部分，在地图创建模块，根据预先采集的 Lidar 和里程计信息利用 scan match 算法来绘制运行环境的点云地图，在导航模块，结合 ICP 和 EKF 来对机器人进行定位。这种做法在大范围长时间的运行条件下稳定性如何还有待进一步实践和研究。Zhao 等在文献<sup>[46]</sup>中提出利用单目摄像头检测路标来实现巡检机器人的自主导航，其主要方法是设计三种路标分别为直行、转弯以及停止，在识别出路标后巡检机器人会根据路标的指示信息作出相应的运动状态更新。Zhang 等在文献<sup>[47]</sup>中提出结合 2D Lidar、GPS、惯导系统、RFID 等多种传感器的导航系统，其中 2D Lidar 主要用于避障，GPS 用于巡检机器人定位，在 GPS 失效的区域用惯导系统来辅助定位，通过识别道路边的 RFID，巡检机器人可以纠正定位信息，减少误差累积。S Lu 等在文献<sup>[48]</sup>中提出利用摄像头识别地面上的黄色轨迹线来进行导航，该导航系统已经在天津供电公司得到成功应用。与文献<sup>[48]</sup>中方法类似的工作还有 Fan 等在文献<sup>[49]</sup>中的工作，以及 Zuo 等在文献<sup>[50]</sup>中研制的 Uptech Voyager II 移动机器人平台。加拿大 IREQ 研究所基于 Husky A200 移动平台研制的电力巡检机器人于 2012 年正式展开了实地测试，不过该平台的导航是通过远端操作人员用手柄控制进行的，并不能算真正实现了巡检机器人自主导航。

我国在电力巡检机器人领域起步比较靠前，到今天在世界范围内已经取得了不错的成绩，越来越多的巡检机器人被投入到实际生产中来辅助值班人员完成日常巡检任务，但从上面的讨论中可以看到，仍然存在一些问题需要解决和完善，相关领域的研究者们依然任重道远。

## 1.5 本文研究内容与章节安排

本文的研究内容共分为五章展开，主要内容及结构安排如下：

第一章，绪论。本章节首先介绍了本论文的课题背景和意义。然后分别介绍了 scan match 与 2D Lidar 特征提取、SLAM 中闭环检测、电力巡检机器人建图及导航系统的国内外研究现状。最后对本论文的内容安排和创新点进行了论述。

第二章，针对 2D Lidar 的角点特征提取算法。首先，通过对当前最新的 FALKO、



OC 等角点特征提取算法的分析,指出其存在的缺陷。在此基础上,算法结合两点间的欧式距离和相应法向量间的余弦距离双阈值来确定每点的邻域范围,具体而言,以较大的欧氏距离阈值来确定粗略的邻域范围,再以较小的余弦距离阈值来确定更加精准的邻域范围。同时为了更好地将角点从点云中提取出来,给出了一种新颖的评价函数,可以有效地检测出准确的角点。最后,对本章提出的算法与 FALKO、OC 进行了对比实验,实验的结果显示本文所提出的算法在角点提取的准确性上要明显优于 FALKO 以及 OC。

第三章,基于 2D Lidar 角点特征的 SLAM 闭环检测算法。结合第二章中提出的角点特征提取算法,充分利用点云数据中提取得到的特征点之间的相对位置信息来生成点云数据的签名。其次,在经典的点云签名算法 GLARE 基础上,改进了签名之间的相似度的计算方法,使得本文所提出的签名算法较之 GLARE 具有了旋转不变性。再者,提出了一种新颖的相对位姿计算方法,结合经典的点云匹配算法 ICP 来获得点云之间更加精确的相对的位姿。最后,输出图模型,利用已有的 SLAM 图优化框架对位姿进行优化。通过实验结果证明,本文所提出的 SLAM 闭环检测算法能够较好地对机器人位姿进行优化,从而能够建立更加精确的环境点云地图。

第四章,电力巡检机器人建图及导航系统研制。本章针对与大立公司合作的智能电力巡检机器人项目,研制了一种基于 2D Lidar 的电力巡检机器人建图及导航系统。首先,本章依次给出了此系统的设计背景、功能概述和技术架构。在此基础上,本章进一步给出了此系统的核心算法模块,具体包括建图算法模块、定位算法模块以及路径规划算法模块。其中建图算法模块结合了经典的 ICP 算法和我们研究的相关算法来对巡检机器人工作环境进行建图。定位算法模块主要利用经典的 ICP 算法将巡检机器人当前扫到的点云与环境点云地图进行匹配来获得巡检机器人当前的位姿。路径规划算法模块主要在 Dijkstra 算法的基础上针对项目的具体需求进行了改进,使得巡检机器人能以最近的线路抵达目标巡检点。最后本章对本系统进行了实验演示,并通过实验得到了预期的效果,证明了本系统可以用于电力巡检机器人实际的建图及导航任务场景中。

第五章，总结和展望。本章对本论文所做的工作进行了总结，并对未来进行展望，提出了今后可能的研究方向。

## 1.6 本论文的创新点

在 SLAM 中，虽然对图像局部特征提取以及 3D 点云数据的特征提取已经有相当多的研究工作，然而相比之下，2D Lidar 虽然也是 SLAM 中一种常用的传感器，却缺少为之设计的特征提取方法。而现有的一些针对 2D Lidar 的特征提取方法又存在着许多不足。同时，针对 2D Lidar 的特征提取的方法的缺乏，也导致了在原始 2D 点云基础上利用点云特征进行闭环检测的工作的缺乏，而闭环检测作为一种重要的减小累积误差的方法，对于建立高精度的环境点云地图意义重大。针对这一研究现状，本论文提出了一种新颖的针对 2D Lidar 的角点特征提取算法，并在该算法基础上提出了一种闭环检测算法。同时还研制了一套电力巡检机器人建图与导航系统，该系统已经成功投入到实际应用中。本文创新点如下：

(1) 针对当前最新的 FALKO 以及 OC 算法存在的提取的角点特征不够鲁棒、只适用于检测直角转折处的角点等问题，提出了一种新颖的针对 2D Lidar 的角点特征提取算法，该算法适用范围更广，对各种角度的转折处角点都适用，同时实验证明，本论文所提出的算法在角点特征提取的准确性、重复性以及 Precision-Recall 性能上要优于 FALKO 以及 OC。

(2) 结合 (1) 中提出的针对 2D Lidar 的角点特征提取算法，提出了一种具有旋转不变性的签名算法，还提出了一种新颖的点云之间相对位姿的计算方法。实验证明，所提出的签名算法具有旋转不变性，同时，基于此的闭环检测算法能很好地起到优化位姿，获得更加精确的环境点云地图的作用。

(3) 本论文针对与大立公司合作的智能巡检机器人项目，研制了一种基于 2D Lidar 的电力巡检机器人建图及导航系统，并将我们所研究的相关算法应用到了此系统中。

## 第2章 2D Lidar 的角点特征提取算法

### 2.1 引言

在 SLAM 领域中,针对图像和 3D Lidar 的特征提取算法已经得到广泛的研究,现有的算法尤其在图像特征提取方面已经相当成熟了。相比之下,2D Lidar 虽然也是 SLAM 中常用的传感器,却缺少相关的特征提取方法。在针对 2D Lidar 的特征提取算法研究中,一种很理所当然的思路是对 2D 点云进行栅格化从而得到一幅灰度图像,图像中每个扫到的物体所在的像素的灰度值为原始点云数据中点到扫描原点的距离,得到这样一幅灰度图像后,就可以套用视觉领域的相关特征提取算法。这种思路不可否认能得到一些结果,但总体来说并不能提取出 2D 点云中一些很显著的特征,其中代表就是角点特征,这是因为对于角点与其邻域内其他点而言,它们在点云数据中的差异其实并不大。另外,2D Lidar 对周围环境进行感知的角度分辨率要远远低于摄像头,这使得 2D Lidar 在一个扫描周期采集到的点数要远远小于一幅图像中的像素点数,除此之外,2D Lidar 的采样稀疏程度也很不一致,例如扫到在近处和远处的物体上的点疏密程度就会有有很大的区别。因此我们在设计针对 2D Lidar 的特征提取算法时,需要考虑到 2D Lidar 的这些扫描特性,对于近处与远处的点要能够公平对待。

通过对原始 2D 点云数据栅格化得到一幅图像进而套用视觉领域成熟的特征提取算法的做法除了性能一般,另外从严格意义上来说也并不是针对 2D Lidar 设计的特征提取方法。针对 2D Lidar 特征提取真正具有代表性的工作是 Tipaldi 等在文献<sup>[28]</sup>中提出的 Flirt,以及 Kallasi 等在文献<sup>[29]</sup>中提出 OC 以及 FALKO。Flirt 根据点云中点的诸如曲率等特性,选取局部区域中的极大值作为特征点。它并不是专门为检测角点特征而设计的,它的做法导致它提取出的特征点中同时还包括诸如孤立点、缺口的边缘点,而这种类型的点对 Lidar 的扫描视点十分敏感,稍有变化,就可能检测不到。FALKO 和 OC 则是专门为角点特征设计的算法,由于现

在环境中，角点大都位于建筑物的转角、桌角等面积较大、位置固定的地方，即使视角发生了变化，也有很大可能出现在扫描视野里，因此 FALKO 与 OC 检测出的特征点相对于 Flirt 也就更加稳定。这也是本文针对 2D Lidar 中的角点特征设计检测算法的原因所在。两者中，OC 是专门针对直角转折处的角点设计，虽然可以通过调整在计算正交霍夫频谱时两个分量间的相位差来获得检测其他角度转折处的角点，但依旧只能检测一种或多种角度转折处的角点，限制了其适用范围。FALKO 则对角点所在转折处的角度没有这样的限制。它的问题在于单独依靠欧式距离阈值来确定每个点的邻域可能会导致对角点的误检或漏检，同时其提出的评分函数对于噪声很敏感，影响了算法检测效果的稳定性。针对现有 2D Lidar 角点特征提取算法存在的问题，本文提出了一种结合双阈值邻域判定和对噪声更加鲁棒的评分函数的 2D Lidar 角点特征提取算法。

本章的结构如下：第一部分是引言；第二部分是本章提出的针对 2D Lidar 的角点特征提取算法的流程；第三部分介绍双阈值邻域确定法；第四部分介绍一种新颖的评分函数；第五部分是实验，其中把本文提出的算法与当前最新的针对 2D Lidar 的角点特征提取算法 FALKO 以及 OC 进行了性能上的对比；第六部分是本章内容小结。

## 2.2 2D Lidar 角点特征提取算法流程

本文采用了双阈值确定邻域的方法，较大的欧式距离阈值避免了因欧式距离太小造成的漏检，结合较小的余弦距离阈值避免了欧式距离过大造成的误检。以激光扫描的顺序逐一对每点做处理，首先用较大的欧式距离阈值确定一个大致的邻域范围，在这个邻域范围内，再用较小的法向量之间的余弦距离阈值获得最终的邻域范围。

确定邻域范围后，对候选点及其邻域进行评分，将最终的邻域划分为左邻域以及右邻域，对左右邻域分别用评价函数求得评分，左右邻域的评分之和作为该点的最终评分。

确定一个合适的窗口大小，利用非极大值抑制（NMS）选取窗口范围内评分

极大值作为特征点。

图 2.1 是本文算法的流程图：

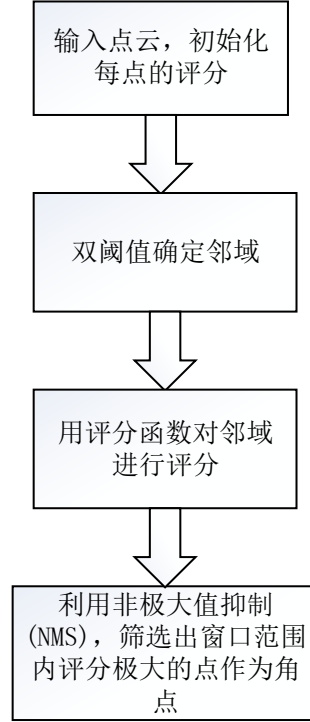


图 2.1 针对 2D Lidar 的角点特征提取算法流程图

### 2.3 双阈值确定邻域

根据每点  $P_i$  到扫描原点  $O$  的距离  $D_i$  来确定一个圆形窗口半径  $r_i = a * e^{b * D_i}$ ，令  $\alpha$  为激光扫描仪的角度分辨率，则在以  $P_i$  为圆心的圆形窗口内可能存在位于邻域内的点  $P_j$  的下标范围为： $|j - i| \leq \frac{\arcsin(\frac{r_i}{D_i})}{\alpha}$ 。文献<sup>[29]</sup>中当  $P_i$  与邻点  $P_j$  的距离在距离阈值内时，更新邻域  $RN \rightarrow RN + \{P_j\}$ 。这种传统的邻域判定方式存在的问题是，2D 激光扫描仪获得的数据实际上是对环境轮廓进行不均匀采样得到的结果，对于位于同一轮廓线上的两点随着与扫描仪之间距离的增大，两点间距离也会增大，设置的距离阈值若过小，则可能导致邻域内点数量过少，使得潜在特征点被漏检，距离阈值若过大，则可能导致使得不是位于同一条轮廓线上的点被包括到邻域中，影响后续对该点的评分，这给实际应用带来了很大的不便。

针对上述问题，本文对传统的邻域判定方式进行了改进，首先类似于文献<sup>[29]</sup>，

用较大的欧式距离阈值确定一个大的邻域判定范围  $r$ ，获得可能处于邻域内的点的下标范围  $R=R_L \cup R_R$ ，分别对  $R_L, R_R$  中的每点  $P_m$  求得该点处的法向量  $\vec{n}$ ，其满足  $\vec{n} * \overrightarrow{P_{m-1}P_m} = 0$ ，得到当前邻域内每点的法向量数组为  $R_{norm} = \{\vec{n}_j, \vec{n}_{j+1}, \dots, \vec{n}_{i-1}, \vec{n}_i\}$ 。本文所要检测的特征点为两条线段相交所形成的角点，结合线段几何特性，同一线段上每点的法向量的角度应近似一致，则遍历  $R_{norm}$ ，相邻两点的法向量之间应满足： $\|\text{atan}(\vec{n}_j) - \text{atan}(\vec{n}_{j+1})\| \leq \theta_{thresh}$ ，其中  $\theta_{thresh}$  为法向量之间夹角的阈值。对于不满足条件的点  $P_n$ ，更新邻域  $R$ ， $R \rightarrow R - P_n$ 。这样获得更新后范围缩小的邻域。如果更新后的邻域内点的数量不小于阈值  $N_{thersh}$ ，则进行下一步处理，否则该点被舍弃。

获得邻域范围后，分别对更新后的左右邻域按下述方式做直线拟合，以  $R_L$  为例，有  $R_L = \{P_j, P_{j+1}, \dots, P_{i-1}, P_i\}$ ，按照点集到拟合直线的距离平方和最小的准则，即使得：

$$D = \sum_{n=j}^i d_n^2 = \sum_{n=j}^i [(kx_n + b - y_n)^2 / (1 + k^2)] \quad (2.1)$$

令  $D$  最小，对直线斜率  $k$ ，截距  $b$  分别求导可得：

$$\frac{dD}{dk} = \sum_{n=j}^i \left[ \frac{2x_i(kx_i - y_i + b)}{1 + k^2} - 2k \frac{(kx_i - y_i + b)^2}{(1 + k^2)^2} \right] = 0 \quad (2.2)$$

$$\frac{dD}{db} = \sum_{n=j}^i \left[ \frac{2(kx_n + b - y_n)}{1 + k^2} \right] = 0 \quad (2.3)$$

对 (2.2), (2.3) 求解可得：

$$k = \frac{C_{yy} - C_{xx} + \sqrt{(C_{yy} - C_{xx})^2 + 4C_{xy}^2}}{2C_{xy}} \quad (2.4)$$

$$b = \bar{y} - k\bar{x} \quad (2.5)$$

其中  $\bar{y} = \sum_{n=j}^i y_n$ ， $\bar{x} = \sum_{n=j}^i x_n$ ， $C_{xx} = \sum_{n=j}^i (x_n - \bar{x})^2$ ， $C_{yy} = \sum_{n=j}^i (y_n - \bar{y})^2$ ， $C_{xy} = \sum_{n=j}^i (x_n - \bar{x})(y_n - \bar{y})$ 。

对于角点左右两边点集拟合得到的直线之间的角度应满足以下的几何约束：

$$\|\text{atan}(k_L) - \text{atan}(k_R)\| \geq \theta_{LR} \quad (2.6)$$

$\theta_{LR}$ 为两条直线之间角度的阈值，对于不满足(2.6)的点予以舍弃。

## 2.4 评分函数

对候选特征点 $P_i$ 与其邻点之间线段的角度进行离散化，具体地，将以 $P_i$ 为圆心的圆等分成 $S_i$ 等份的扇形区块，分别对左右邻域中的每点计算其所在的扇形区块的编号 $\{I_{j,L}, I_{j+1,L}, \dots, I_{i-1,L}\}$ ,  $\{I_{i+1,R}, I_{i+2,R}, \dots, I_{m,R}\}$ 。对每个候选特征点按照下式分别对左右邻域进行评分。

候选特征点的左邻域评分为：

$$J_L(i) = \sum_{n=j}^{i-1} \sum_{k=j}^{n-1} e^{a*|\text{mod}(I_{n,L}-I_{k,L}+\frac{S_i}{2}, S_i)-\frac{S_i}{2}|} \quad (2.7)$$

候选特征点的右邻域评分为：

$$J_R(i) = \sum_{n=i+1}^m \sum_{k=i+1}^{n-1} e^{a*|\text{mod}(I_{n,R}-I_{k,R}+\frac{S_i}{2}, S_i)-\frac{S_i}{2}|} \quad (2.8)$$

左右邻域评分之和作为候选特征点的最终评分：

$$J(i) = J_L(i) + J_R(i) \quad (2.9)$$

(2.7)和(2.8)中参数 $a < 0$ 。评分函数(2.9)反映了左右邻域中的点分别位于同一条线段上的一致性程度，可以看到，邻域中的点位于同一条线段上的一致性越高，其所在的扇形区块的编号也就越接近，相应的对评分的贡献也越高。同时邻域中点的数目越多，评分也越高，这对于检测出诸如建筑物的边缘，墙角等实际环境中稳定的角点具有较大的促进作用，因为这类角点其所处的轮廓线都较长，相应的邻域中点的数目也更多，使得最终的评分也更大。

## 2.5 实验

本节实验的目的是为了将本文提出的角点检测算法和当前最新的算法 FALKO

以及 OC 进行对比。对于角点检测而言,准确率(Precision)是一个很重要的指标,当检测出非角点的特征点,因其特征不稳定,即在下一时刻位姿发生变化时,很难再检测到相同的特征点,这样会对算法的鲁棒性造成较大的影响。同时,对于角点检测算法,我们希望它能够将场景中出现的角点尽可能全面的检测出来,即算法的召回率(Recall)应该尽可能的高。为此,我们采用常用的 Precision-Recall 曲线来综合衡量角点检测算法的性能。我们采用网上公开的 Intel Research Center 数据库来进行实验,该数据库是利用 2D Lidar 在西雅图的 Intel 研究中心采集得到,其覆盖范围为  $50*40\text{m}$ ,数据库总共包含 2672 帧点云,每帧点云有 180 个扫描点,扫描角度范围为  $[-\pi/2, \pi/2]$ ,最大扫描半径为 30 米。为了衡量检测出的角点是否准确,需要每帧数据存在的角点的坐标信息并以此作为每帧数据中基准角点,对此我们采用人工标注的方法,逐帧对扫描数据一一标注出其中角点的位置,标注的角点需要是显著的转折点,同时标注的角点左右邻域的邻点个数分别不少于 3 个,标注示例如图 2.2。

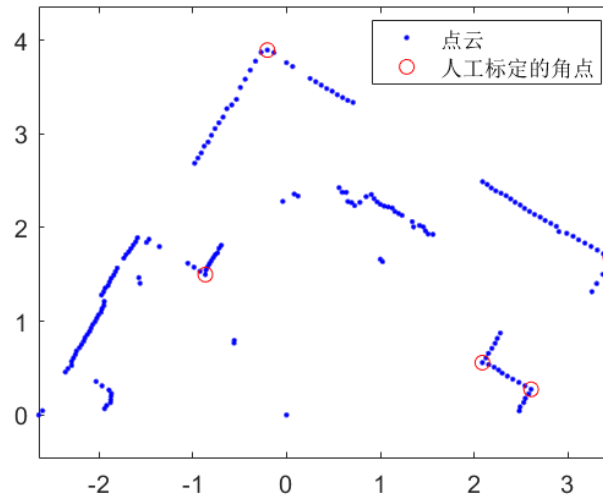


图 2.2 人工标注的基准角点

以图 2.2 为例,标定的基准角点点集为  $P = \{p_{i_1}, p_{i_2}, p_{i_3}, p_{i_4}, p_{i_5}\}$ , 对于算法检测出的任一角点  $p_i$ , 从  $P$  中选出与  $p_i$  欧式距离最近的点  $p_{i_k}$ , 即:

$$i_k = \operatorname{argmin}\{\|p_{i_k} - p_i\|\} \quad (2.10)$$



若：

$$|i - i_k| \leq 1 \quad (2.11)$$

则判定其检测出了正确的角点，否则判定检测出的角点为错误的角点。图 2.3、图 2.4 展示了本文提出的算法与 FALKO 以及 OC 在角点提取结果上的对比示例：

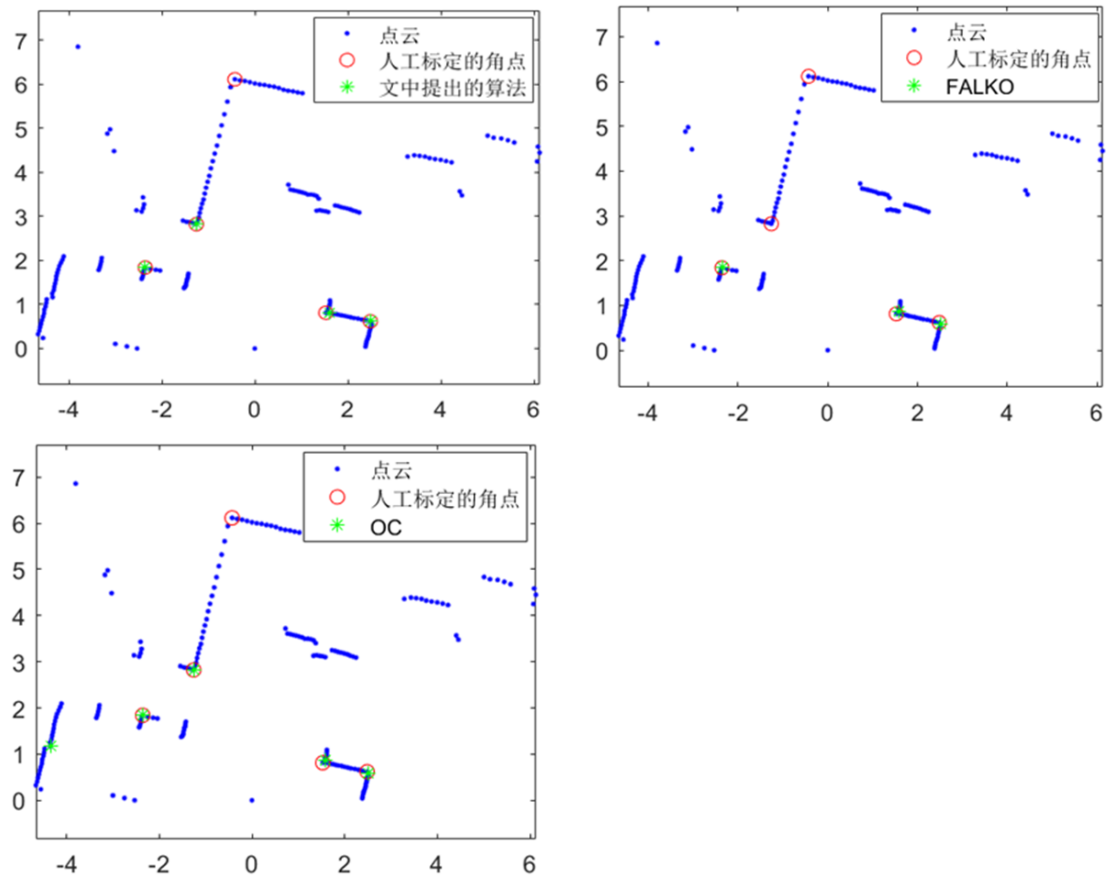


图 2.3 Intel Research Center 角点提取结果对比 1

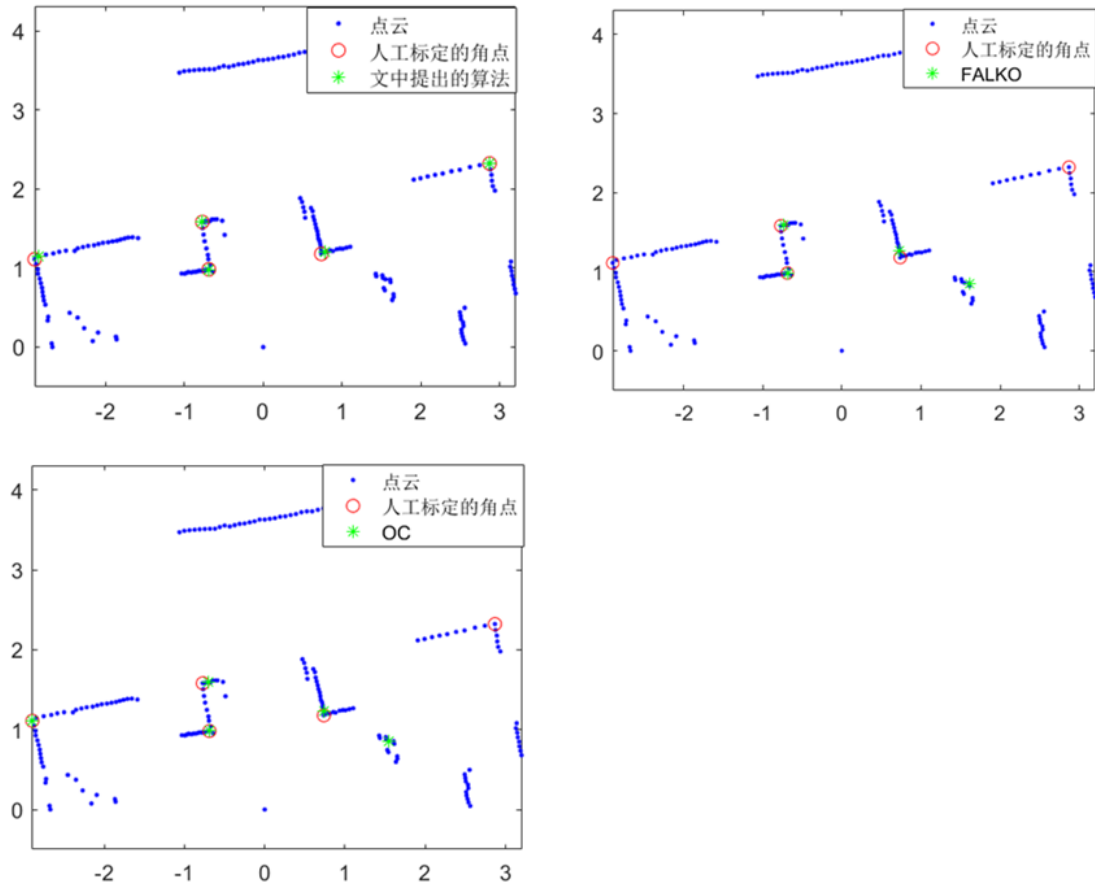


图 2.4 Intel Research Center 角点提取结果对比 2

从上面两个对比示例可以直观地看到，在图 2.3 的场景中，人工标定的准确角点有 5 个，本文提出的算法检测出了其中 4 个，误检 0 个，FALKO 检测出了其中 3 个，误检 0 个，OC 检测出了其中 4 个，误检 1 个。在图 2.4 的场景中，人工标定的准确角点有 5 个，本文提出的算法检测出了全部 5 个，误检 0 个，FALKO 检测出了其中 2 个，漏检 3 个，其中一个准确角点附近的检测结果因不满足条件 (11)，判定为误检，总共误检 2 个，OC 检测出了 3 个，同样有一个准确角点附近的检测结果因不满足条件 (11)，判定为误检，总共误检 2 个。在这两个示例中，本文提出的算法的提取效果要明显优于当前最新的 FALKO 以及 OC 算法。图 2.5 是在 Intel Research Center 数据库上进行的 Precision-Recall 性能的实验结果：

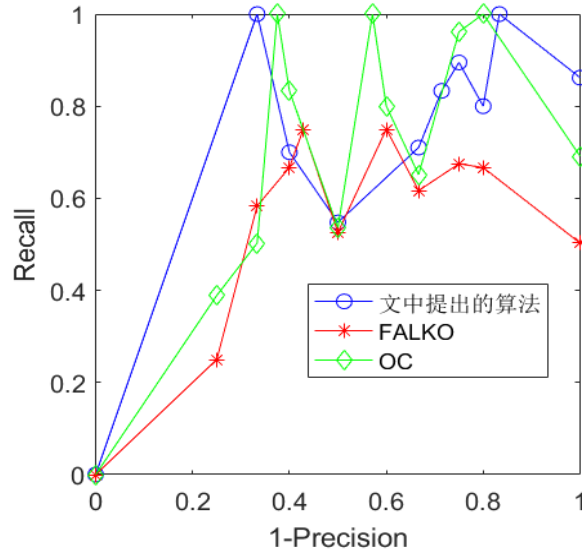


图 2.5 Precision-Recall 曲线对比

从图 2.5 可以看到在准确率相同的情况下，本文所提出的算法召回率要高于 FALKO，即比 FALKO 能提取出更多准确的角点。在检测准确率处于中等水平时，本文所提出的算法与 OC 召回率基本一致，但在高准确率  $\text{Precision} > 0.9$  的情形下，本文提出的算法的召回率要优于 OC。

在 SLAM 中，特征的可重复性，即同一个特征在不同位姿下都能被检测到，也是很关键的一个性能。尤其对于后端的闭环优化而言，每一个被重复观测到的特征点都贡献了一个新的帧与帧之间的位姿约束，重复观测到的特征点数目越多，最后生成的点云地图质量也越好。因此，我们将对本文所提出的算法在重复性上与当前最新的 FALKO 以及 OC 进行比较，具体的实验步骤参照文献<sup>[25]</sup>中的方法进行。同时，为了进行实验，我们需要每帧数据在采集时激光扫描仪的基准坐标信息，对此本文所采用的数据库 Intel Research Center 来自文献<sup>[28]</sup>，其中已经包含了校准后可作为基准的激光扫描仪坐标信息。图 2.5 是对每个特征点被重复检测到的次数以及与重复检测次数对应的特征点数目进行统计后得到的直方图：

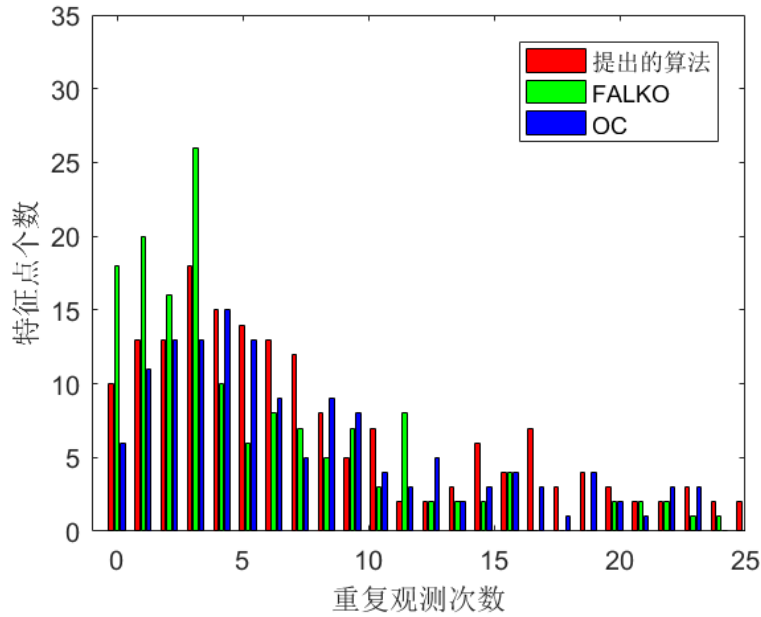


图 2.6 重复性对比

从图 2.6 可以看到，本文所提出的算法在重复性上总体来说要好于 FALKO 以及 OC，主要优势体现在重复观测次数较大的区间 $[14, 25]$ ，本文所提出的算法要比 FALKO 检测出更多的特征点，与 OC 持平或是更好，而重复观测次数大的情形下，检测到的特征点数目越大越能反应特征提取算法的鲁棒性优劣，这也说明本文所提出的算法对位姿变化的鲁棒性更好。

## 2.6 本章小结

在针对 2D Lidar 的角点特征提取问题上，目前最新的算法还不能得到较高的检测准确率和重复性。本章提出了结合双阈值邻域确定法和一种新颖的评价函数来针对 2D Lidar 进行角点提取的算法。

本章首先分析了当前最新的 2D Lidar 角点特征提取算法 FALKO 以及 OC 存在的问题，为了解决这些问题，给出了一种新颖的 2D Lidar 角点特征提取算法的框架。在传统的利用欧式距离阈值确定各点邻域的基础上，提出了较大的欧式距离阈值结合较小的余弦距离阈值的双阈值确定邻域方法，同时，结合 2D Lidar

独特的扫描特性和角点的几何特征，提出了一种新颖的评价函数，分别对各点的左邻域和右邻域进行评分，以左右邻域评分之和作为该点的最终评分，评分越高，该点在角点候选集的排序越高。最后，类似于计算机视觉常用的 NMS 方法来避免临近的候选角点之间的互相混淆。实验部分将本文的算法与当前最新的 FALKO 以及 OC 算法在提取效果，Precision-Recall 曲线以及特征检测重复性上进行了对比，在 Intel Research Center 数据库上，本文的算法取得了更好的效果。

## 第3章 基于 2D Lidar 角点特征的 SLAM 闭环算法

### 3.1 引言

在 SLAM 中,只是依靠 scan match 或者里程计来建立地图的话,由于误差累积问题的存在,最终生成的地图会与实际环境有很大的偏差,而闭环算法作为校正这一偏差的重要方法,具有非常大的研究价值。一般而言,闭环算法可以分为两个步骤,首先需要进行地点识别,然后需要计算相似两帧之间的相对位姿进而生成图模型。地点识别的主要任务是当移动机器人从地点 A 出发后行进一段时间再度回到地点 A 时,需要能够识别出它之前到过地点 A,即能检测到当前在 A 地扫到的数据帧 F 与前一时刻在 A 地扫到的数据帧 F' 具有相对较高的相似度。在地点识别完成之后,移动机器人需要计算两帧之间的相对位姿,同时根据得到的相对位姿也可以对两帧之间的相似度进行验证。在视觉领域,学者们已经对闭环算法进行了非常广泛的研究。相比之下,基于 2D Lidar 的 SLAM 闭环算法研究工作就显得寥寥无几。而在基于 2D Lidar 的闭环算法本就不多的研究工作中,利用栅格地图的研究又占了很大的比重。利用原始 2D 点云数据来进行闭环检测的工作不多的一个重要原因就是上一章中所提到的,即针对 2D Lidar 进行特征提取的研究工作不多。而特征点作为闭环检测中地点识别环节的重要判定依据,与其相关的研究工作的缺乏直接导致了在原始 2D 点云数据上进行闭环检测工作的缺乏。从 2010 年以来,随着 Flirt、FALKO 等算法的提出,基于 2D Lidar 原始数据的闭环检测算法也打下了基础。在之后的时期里,也出现了一些很有意义的基于 2D Lidar 的闭环检测工作,诸如 GFP、GLARE、GSR 以及 GLAROT (GLARE ROTation-invariant)<sup>[51]</sup>等,其中前三者是基于 Flirt 特征,GLAROT 是基于 FALKO。这些工作的一个共同点就是利用这些针对 2D Lidar 的特征提取算法来将每帧数据压缩为一张用提取出的特征点生成的签名,这样就可以通过计算两张签名之间的距离大小来判断两帧数据之间的相似性,从而完成地点识别的任务。签名的生

成方式可以分为两大类，一种需要通过结合特征描述子，例如 GFP 用特征描述子顺时针方向组合形成的短语来作为单帧数据的签名，另一种则是通过对特征点之间的相对位置关系进行离散化生成一个二维数组来作为单帧数据的签名，其中的代表是 GLARE。GLARE 对单帧数据中每对特征点之间连成的线段的距离  $d$  和角度  $\theta$  进行离散化成  $n_d$  和  $n_\theta$ ，考虑到噪声的影响，GLARE 没有采用 one-hot 的方式而是用一个以  $(n_d, n_\theta)$  为中心的多元高斯分布来进行建模，最后所有特征点对形成的多元高斯分布之和作为最后的签名，示例如图 3.1。GSR 是在 GLARE 的基础上进行了改进，它把特征点之间的角度定义为两点法向量的角度之差，这使得 GLARE 具有了旋转不变性，相应的代价是计算量变大。GLAROT 与 GLARE 和 GSR 不同之处在于它是基于 FALKO 特征。与 GSR 一样，它也具有旋转不变性，但它实现旋转不变性的方式与 GSR 实现旋转不变性的方式并不相同。GSR 是在 GLARE 的基础上，改变了签名生成方式来获得旋转不变性，而 GLAROT 的签名生成方式与 GLARE 相同，它通过改变计算两张签名之间相似度的方式来获得旋转不变性，这样使得 GLAROT 的计算量相比 GSR 要减轻很多。检索得到相似度最高的帧后，需要解算出两帧之间的相对位姿。GLARE 和 GSR 使用的基于 RANSAC 的配准方法，文献<sup>[51]</sup>中提出了另外两种方法，分别是对应图（correspondence graph）<sup>[52]</sup>和霍夫数据关联（Hough Data Association）<sup>[53]</sup>。

每增加一对相似帧之间的相对位姿都相当于在最后的图优化环节给图中两个节点之间增加了一条边。图优化的方法目前已经有比较成熟的框架，诸如 TORO<sup>[40]</sup>、g2o<sup>[41]</sup>，以及 MRPT（Mobile Robot Programming Toolkit）下的 graph slam。

综上所述，基于 2D Lidar 角点特征的 SLAM 闭环算法的核心问题在四个方面：（1）如何提取准确稳定的角点特征；（2）如何进行地点识别；（3）如何计算相似两帧之间的相对位姿；（4）如何对前三步得到的图模型进行图优化。对于问题（1）在第二章中已经提取一种针对 2D Lidar 的角点特征提取算法；对于问题（4）在建立好图模型后，具体优化方法可以利用现有的图优化框架。本章具体针对问题（2）和问题（3）提出一种新颖的基于 2D Liar 角点特征的 SLAM 闭环算法。

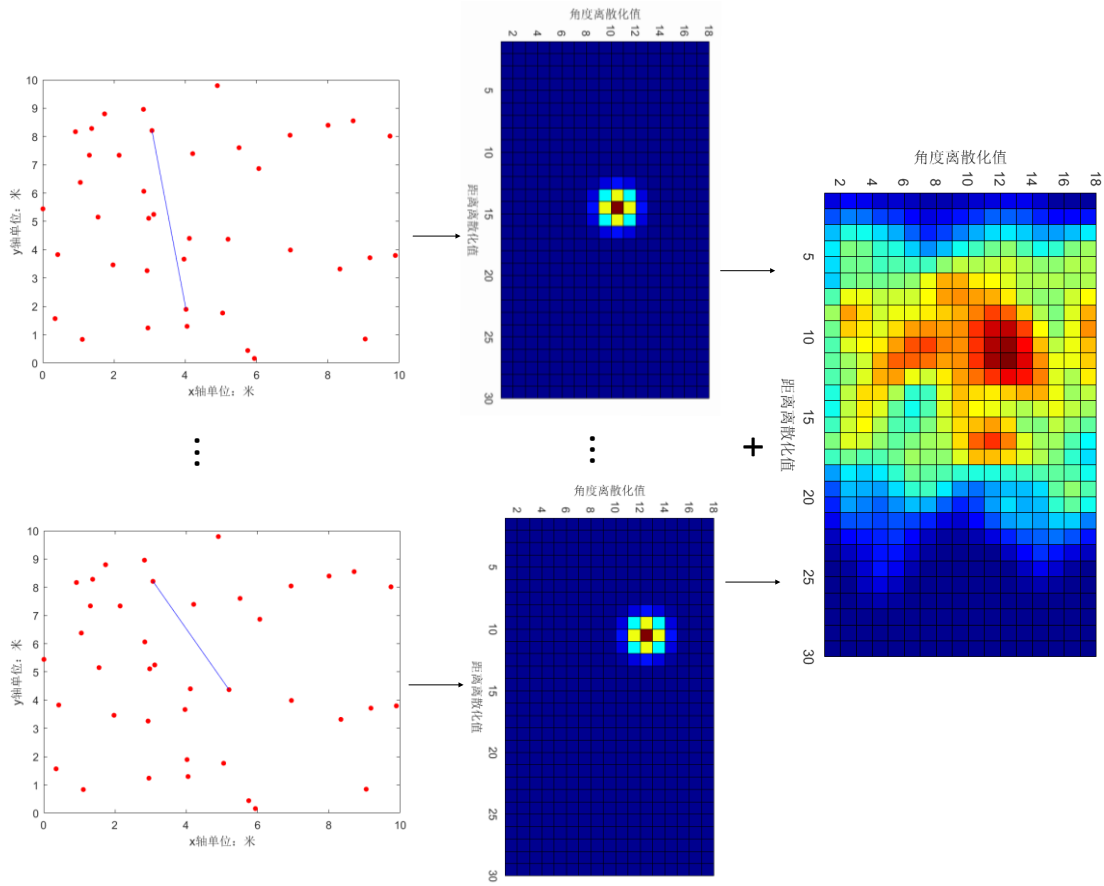


图 3.1 GLARE 签名示例

本章第 1 节是引言。第 2 节介绍基于 2D Lidar 角点特征的 SLAM 闭环算法框架。第 3 节介绍图优化的方法。第 4 节介绍提出的算法中生成单帧数据签名的方式。第 5 节介绍提出的算法中两帧间相对位姿的计算方法。第 6 节用实验来验证本文提出的闭环算法。第 7 节对本章内容进行小结。

### 3.2 基于 2D Lidar 角点特征的 SLAM 闭环算法框架

近年来,随着一些针对 2D Lidar 特征提取算法的提出,也开始出现了一些基于提取出的 2D Lidar 特征的闭环算法。这些闭环算法主要可以分为两大类:第一类以 GFP 为代表,这一类闭环算法受视觉领域中的 BoV(bag-of-visual-word),特别是对传统 BoV 进行改进从而使得 BoV 具有几何位置一致性的 GVP (Geometry-preserving visual phrases)<sup>[54]</sup>的启发,提出将单帧点云压缩成一



句由特征点的描述子排列形成的短语，从而起到加快相似帧检索速度的作用。因此，这类算法在特征提取之外，还要求对提取出的特征用一个特征描述子来表示。第二类算法以 GLARE 为代表，这一类算法受文献<sup>[36]</sup>启发，不需要依赖特征描述子，通过对特征点之间线段的长度和角度进行离散化最后将单帧点云数据压缩成一个二维数组表示的签名。通过比较两帧数据的签名之间的相似性来获得两帧数据之间的相似性。

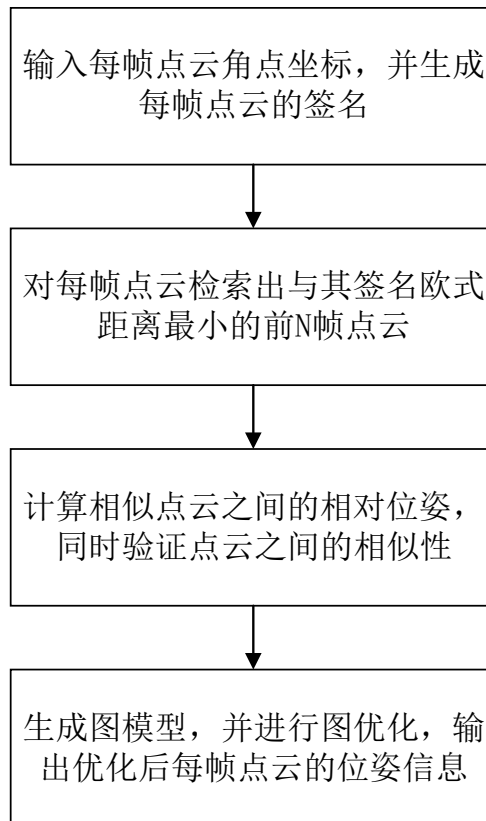


图 3.2 基于 2D Lidar 角点特征的 SLAM 闭环算法流程图

上述两类算法都是基于原始扫描数据，它们目的都在于通过利用签名函数对原始数据压缩成一张签名，利用签名之间的相似性来衡量原始数据之间的相似性，从而避免使用耗时相对很长的 scan match 算法，大大加快了地点识别的检索速度。两者不同的地方在于，基于 BoW 的算法，需要结合特征描述子，同时需要对特征描述子进行聚类从而让每个特征描述子可以用一个单词来表示。这种方式一来在生成特征描述子中引入了新的噪声，二来进行聚类预处理也是一项相当耗时

的任务。相比之下第二类算法具有更好的可扩展性，在一个新的场景下，不需要重新进行聚类操作，另外由于不需要特征描述子的配合，也避免了引入新的噪声。

综上所述，为了充分利用单帧数据中共存的特征点之间的相对位置信息，也为了让算法有更好的扩展性，在新的场景下可以立即投入使用，本文从第二类闭环算法出发，提出了一种新的基于 2D Lidar 角点特征的 SLAM 闭环算法。首先利用第二章中提出的针对 2D Lidar 的角点特征提取算法来获得单帧数据的签名，紧接着改进 GLAROT 中的相似帧判定方法让签名具有旋转不变性，同时介绍相似帧之间的相对位姿的计算方法，建立图模型，最后结合现有的图优化框架来对图模型进行后端优化。图 3.2 是基于 2D Lidar 角点特征的 SLAM 闭环算法流程图。

### 3.3 图优化方法介绍

一个图模型由节点(node)和边(edge)构成，在本章中，巡检机器人的位姿是一个顶点，位姿之间的相对位姿关系就构成了一条边，例如在  $t$  时刻巡检机器人采集到的数据帧为  $F_t$ ，位姿为  $P_t$ ，在  $t'$  时刻巡检机器人采集到的数据帧为  $F_{t'}$ ，位姿为  $P_{t'}$ ，同时在地点识别中检测到  $F_t$  和  $F_{t'}$  两帧数据较为相似，那么， $t$  时刻和  $t'$  时刻巡检机器人的位姿  $P_t$  和  $P_{t'}$  就构成了图模型中的两个顶点，两个时刻巡检机器人的相对位姿  $RP_{tt'}$  就构成了图模型中的一条边，其中  $RP_{tt'}$  可以通过后面所提到的相对位姿计算方法求得。因此 SLAM 中闭环检测问题可以分为前端和后端两块内容，在前端要解决地点识别问题，其目的在于建立节点以及节点之间的相对位姿关系，即构建出图模型。后端所要做的工作就是要对图模型进行优化，调整各个节点的在全局坐标系下的位姿以使得其尽量满足图模型中边对节点之间相对位姿关系的约束，本节主要讨论如何解决后端优化问题。

对于建立好的图模型  $G(V, E)$  而言，所要优化的目标函数如下所示：

$$\text{Cost}(\mathbf{x}) = \sum_{\text{Edge}_{ij} \in G} e(x_i, x_j, z_{ij})^T w_{ij} e(x_i, x_j, z_{ij}) \quad (3.1)$$

$$\mathbf{x}^* = \text{argmin}(\text{Cost}(\mathbf{x})) \quad (3.2)$$

其中  $x_i, x_j$  为图中节点  $i$  和节点  $j$  对应的位姿， $z_{ij}$  为图中两节点之间的边对应

的相对位姿,  $e(x_i, x_j, z_{ij})$  为误差函数, 其中  $e(x_i, x_j, z_{ij}) = z_{ij} - (x_j - x_i)$ , 表示节点的位姿  $x_i, x_j$  对于相对位姿  $z_{ij}$  的约束的吻合程度,  $w_{ij}$  为该条边所对应的约束条件的权重。以图 3.3 所示的图模型为例, 其中为简化公式, 用  $e_{ij}$  来表示  $e(x_i, x_j, z_{ij})$ 。

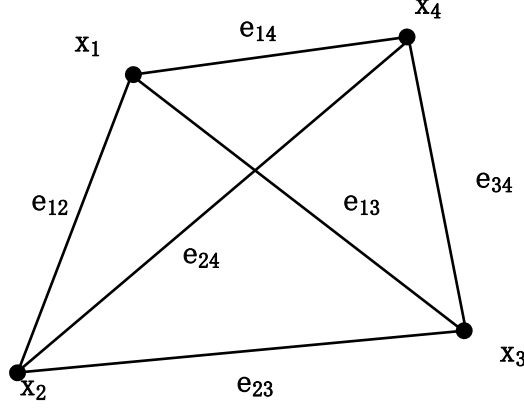


图 3.3 图模型

图 3.3 所对应的目标函数如下所示：

$$\text{Cost}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^4 \sum_{j=i+1}^4 e_{ij}^T w_{ij} e_{ij} \quad (3.3)$$

从上式中我们可以看到图优化的问题实质上就是非线性最小二乘问题，下面对问题的求解进行公式推导：

给定一个初始解  $\hat{\mathbf{x}}$ ，对每一项误差函数在  $\hat{\mathbf{x}}$  附近做一阶泰勒展开：

$$e_{ij}(x_i + \Delta_i, x_j + \Delta_j) = e_{ij}(\hat{\mathbf{x}} + \Delta) \cong e_{ij} + J_{ij}\Delta \quad (3.4)$$

上式中  $J_{ij}$  为  $e_{ij}$  在  $\hat{\mathbf{x}}$  附近的雅克比矩阵，这样可以得到：

$$C_{ij}(\hat{\mathbf{x}} + \Delta) \cong (e_{ij} + J_{ij}\Delta)^T w_{ij} (e_{ij} + J_{ij}\Delta) \quad (3.5)$$

$$= e_{ij}^T w_{ij} e_{ij} + 2e_{ij}^T w_{ij} J_{ij}\Delta + \Delta^T J_{ij}^T w_{ij} J_{ij}\Delta \quad (3.6)$$

$$= C_{ij}(\hat{\mathbf{x}}) + 2b_{ij}^T \Delta + \Delta^T H_{ij}\Delta \quad (3.7)$$

其中,  $b_{ij}^T = e_{ij}^T w_{ij} J_{ij}$ ,  $H_{ij} = J_{ij}^T w_{ij} J_{ij}$ 。

将 (3.7) 带入到 (3.1) 中有：

$$\text{Cost}(\hat{\mathbf{x}} + \Delta) \cong \sum_{Edge_{ij} \in G} C_{ij}(\hat{\mathbf{x}} + \Delta) \quad (3.8)$$

$$= \sum_{Edge_{ij} \in G} C_{ij}(\hat{\mathbf{x}}) + 2b_{ij}^T \Delta + \Delta^T H_{ij}\Delta \quad (3.9)$$

$$= \text{Cost}(\hat{\mathbf{x}}) + 2b^T \Delta + \Delta^T H \Delta \quad (3.10)$$

其中,  $\mathbf{b}^T = \sum_{Edge_{ij} \in G} 2\mathbf{b}_{ij}^T$ ,  $\mathbf{H} = \sum_{Edge_{ij} \in G} \mathbf{H}_{ij}$ 。

对 (3.10) 求使得其一阶导为 0 的解, 可得:

$$\mathbf{H}\Delta^* = -\mathbf{b} \quad (3.11)$$

在求得最有步进  $\Delta^*$  后, 更新最优解可得:

$$\mathbf{x}^* = \hat{\mathbf{x}} + \Delta^* \quad (3.12)$$

根据 (3.11) 和 (3.12) 不断迭代求解最优解就是经典的 Gauss-Newton 法。下面具体分析上述 (3.4) 到 (3.12) 中设计的  $\mathbf{J}_{ij}$ 、 $\mathbf{H}$  以及  $\mathbf{b}$  矩阵的结构。在矩阵结构图示中, 本文用绿色的方块代表全零矩阵, 红色方块代表非全零矩阵, 红色的长条代表列向量。

由于  $\mathbf{e}_{ij}$  只与  $\mathbf{x}_i$  和  $\mathbf{x}_j$  有关, 因此  $\mathbf{J}_{ij}$  除了  $\mathbf{x}_i$  和  $\mathbf{x}_j$  所在的项, 其它项都为 0, 如 (3.13) 所示, 相应的矩阵结构如图 3.4 所示。

$$\mathbf{J}_{ij} = \left[ \mathbf{0} \dots \mathbf{0}, \frac{\partial \mathbf{e}_{ij}}{\partial \mathbf{x}_i}, \mathbf{0} \dots \mathbf{0}, \frac{\partial \mathbf{e}_{ij}}{\partial \mathbf{x}_j}, \mathbf{0} \dots \mathbf{0} \right] \quad (3.13)$$



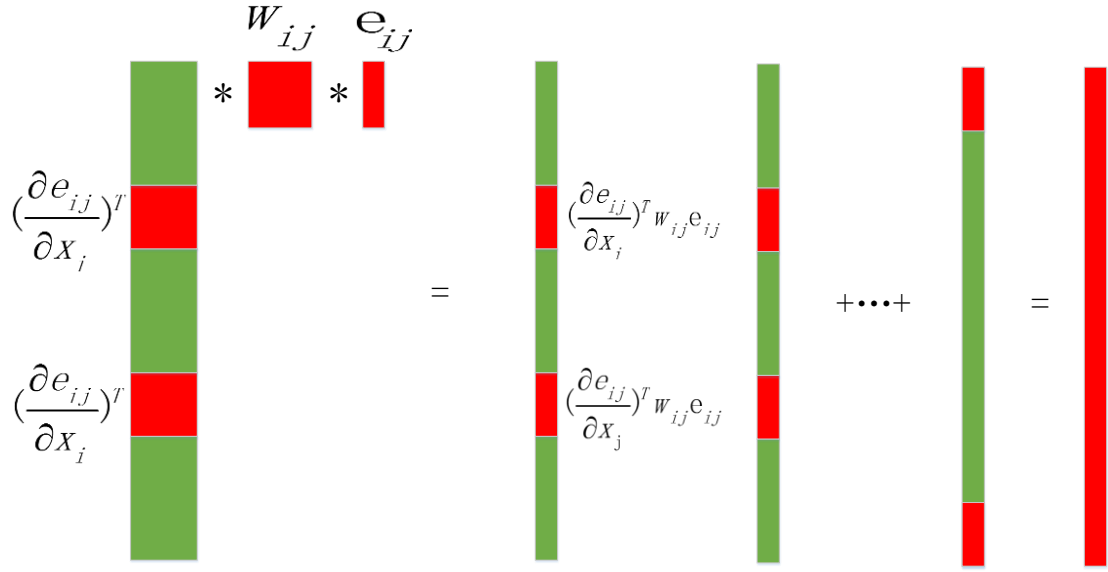
图 3.4  $\mathbf{J}_{ij}$  结构示意图

相应的对于  $\mathbf{b}_{ij}$  有:

$$\mathbf{b}_{ij} = \mathbf{J}_{ij}^T \mathbf{w}_{ij} \mathbf{e}_{ij} \quad (3.14)$$

$$= \begin{bmatrix} \vdots \\ \left( \frac{\partial \mathbf{e}_{ij}}{\partial \mathbf{x}_i} \right)^T \mathbf{w}_{ij} \mathbf{e}_{ij} \\ \vdots \\ \left( \frac{\partial \mathbf{e}_{ij}}{\partial \mathbf{x}_j} \right)^T \mathbf{w}_{ij} \mathbf{e}_{ij} \\ \vdots \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

又有  $\mathbf{b} = \sum_{Edge_{ij} \in G} \mathbf{b}_{ij}$ , 则  $\mathbf{b}_{ij}$  以及  $\mathbf{b}$  相应的矩阵结构如图 3.5 所示, 其中  $\mathbf{b}_{ij}$  矩阵结构如图 3.5 左边所示,  $\mathbf{b}$  矩阵结构如图 3.5 右边所示:

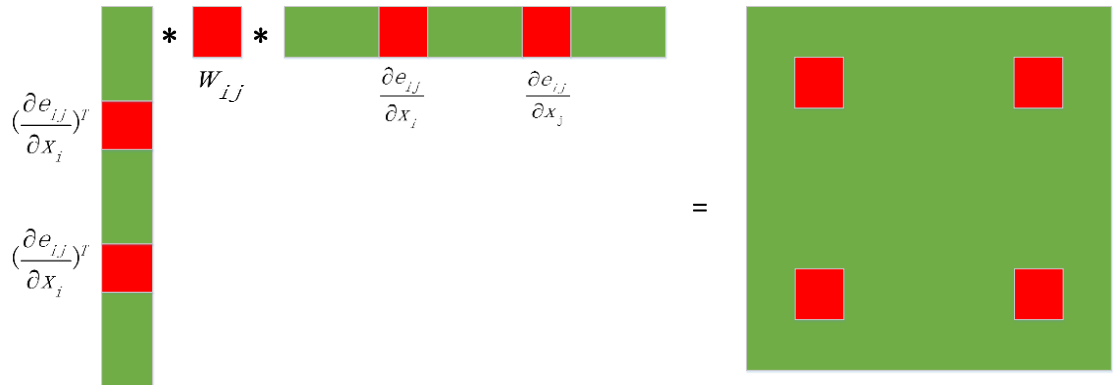
图 3.5  $b_{ij}$  以及  $b$  矩阵结构示意图

相应的  $H_{ij}$  有：

$$H_{ij} = \left[ 0 \dots 0, \frac{\partial e_{ij}}{\partial x_i}, 0 \dots 0, \frac{\partial e_{ij}}{\partial x_j}, 0 \dots 0 \right]^T w_{ij} \left[ 0 \dots 0, \frac{\partial e_{ij}}{\partial x_i}, 0 \dots 0, \frac{\partial e_{ij}}{\partial x_j}, 0 \dots 0 \right] \quad (3.16)$$

$$= \begin{bmatrix} \left( \frac{\partial e_{ij}}{\partial x_i} \right)^T w_{ij} \frac{\partial e_{ij}}{\partial x_i} & \left( \frac{\partial e_{ij}}{\partial x_i} \right)^T w_{ij} \frac{\partial e_{ij}}{\partial x_j} \\ \left( \frac{\partial e_{ij}}{\partial x_j} \right)^T w_{ij} \frac{\partial e_{ij}}{\partial x_i} & \left( \frac{\partial e_{ij}}{\partial x_j} \right)^T w_{ij} \frac{\partial e_{ij}}{\partial x_j} \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

$H_{ij}$  对应的矩阵结构如图 3.6 所示：

图 3.6  $H_{ij}$  矩阵结构示意图

又  $H = \sum_{Edge_{ij} \in G} H_{ij}$ , 则  $H$  对应的矩阵结构如图 3.7 所示:

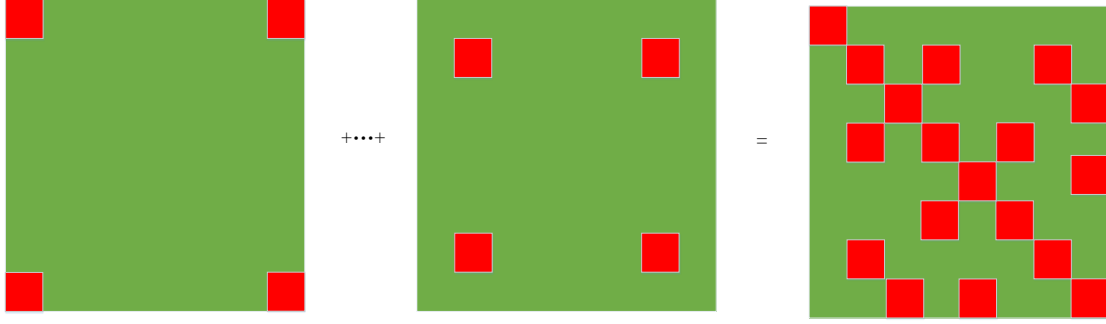


图 3.7 H 矩阵结构示意图

矩阵  $H$  中的非零矩阵块的个数与图模型中边的条数相同, 因此矩阵  $H$  一般都是稀疏矩阵, 在  $g2o^{[41]}$  中就用了  $H$  的稀疏性来针对性使用一些效果更好的方法来求解公式 (14)。同时我们可以看到矩阵  $H$  是一个半正定对称矩阵, 对此稀疏 Cholesky 分解法是一种比较高效的求解方法<sup>[55]</sup>。另外需要注意的是, 在 SLAM 中, 对公式 (3.4) 和公式 (3.12) 中对步进与解的和并不能简单通过欧式空间求和来进行, 需要定义一种非线性算子来代表增量, 以二维空间机器人位姿  $(x, y, \phi)$  变化为例, 算子计算方法公式 (3.18) 所示

$$\hat{x} \oplus \Delta^* = \begin{pmatrix} x + \Delta x * \cos\theta - \Delta y * \sin\theta \\ y + \Delta x * \sin\theta + \Delta y * \cos\theta \\ \theta + \Delta\theta \end{pmatrix} \quad (3.18)$$

### 3.4 单帧点云的签名算法

本节提出一种基于第二章中提取的角点特征的单帧点云签名算法。算法在 GLARE 的基础上将 GLARE 中使用的 Flirt 特征提取算法替换为本文第二章中提出的准确率更高稳定性更好的角点特征提取算法, 并针对 GLARE 不具有旋转不变性的缺点进行了改进。下面首先对 GLARE 进行介绍。

对于单帧数据中检测到的  $N$  个特征点  $\{F_1, \dots, F_N\}$ , 对其中任意两个特征点  $F_i$  和  $F_j$ , 其对应的坐标为  $(x_i, y_i)$  和  $(x_j, y_j)$ , 则两个特征点之间形成的线段的距离和角度为:

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (3.19)$$

$$\psi_{ij} = \text{atan2}(y_i - y_j, x_i - x_j) \quad (3.20)$$

根据 (3.2) 定义的角度对相同两个特征点之间的线段会产生两个角度，即  $\psi_{ij}$  和  $\psi_{ji}$ 。这样就会造成信息的冗余，因此对两个特征点之间线段的角度采用以下的定义：

$$\psi_{ij}^+ = \max(\psi_{ij}, \psi_{ji}) \quad (3.21)$$

在计算出  $d_{ij}$  和  $\psi_{ij}^+$  后，就获得了特征点  $F_i$  和  $F_j$  之间的相对位置关系。为了使  $F_i$  和  $F_j$  之间的相对位置关系在最终的签名中得以显现出来，需要对  $d_{ij}$  和  $\psi_{ij}^+$  进行等距离离散化，离散化后的  $(d_{ij}, \psi_{ij}^+)$  就对应着一个大小为  $N_d$  行， $N_\psi$  列的二维直方图中的一个槽  $(d_{ij}, \psi_{ij}^+) \in \text{bin}(n_d, n_\psi)$ ，这种 one-hot 方式产生的签名示例如图 3.8 所示：

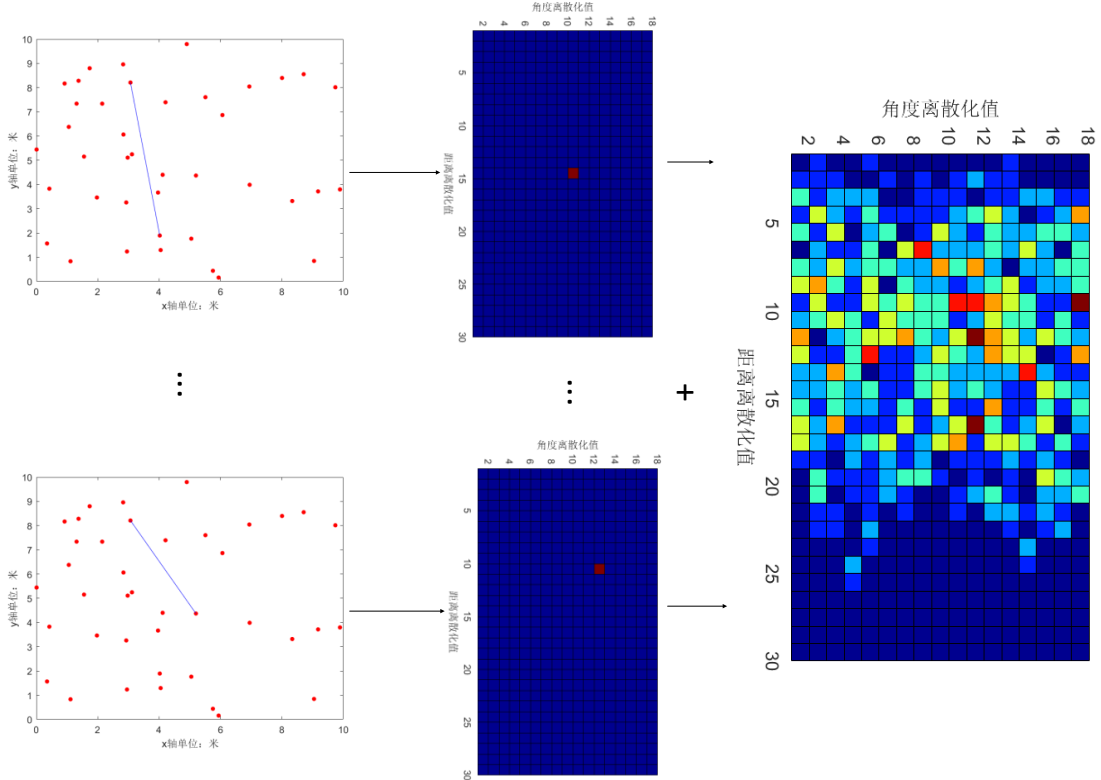


图 3.8 one-hot 方式生成的签名

One-hot 方式最大问题在于生成的签名对噪声十分敏感，因此 GLARE 对每一

对特征点之间的相对位姿采用了二元高斯分布来建模。所建立的高斯分布模型 $G_{ij}$ 的中心在 $n_{ij} = (n_d, n_\psi)$ ，方差为 $\Omega_{ij}$ 。这样对于最终二维直方图签名中一个槽 $B = (b_d, b_\psi)$ ，特征点 $F_i$ 和 $F_j$ 之间的相对位置关系对其贡献为：

$$Signature_{i,j}(B) = N(n_{ij} - B, \Omega_{ij}) \quad (3.22)$$

则对于特征点 $F_i$ ，其与其它特征点之间的相对位置关系对最后单帧点云数据签名的贡献为：

$$Signature_{F_i} = \sum_{j \neq i} Signature_{i,j}(B) \quad (3.23)$$

这样综合单帧数据中所有特征点之间相对位置关系，最终得到的单帧点云数据签名为：

$$Signature = \lambda \sum_i Signature_{F_i} \quad (3.24)$$

其中 $\lambda$ 为对签名进行归一化的系数。GLARE 产生的签名示例如图 3-4 所示：

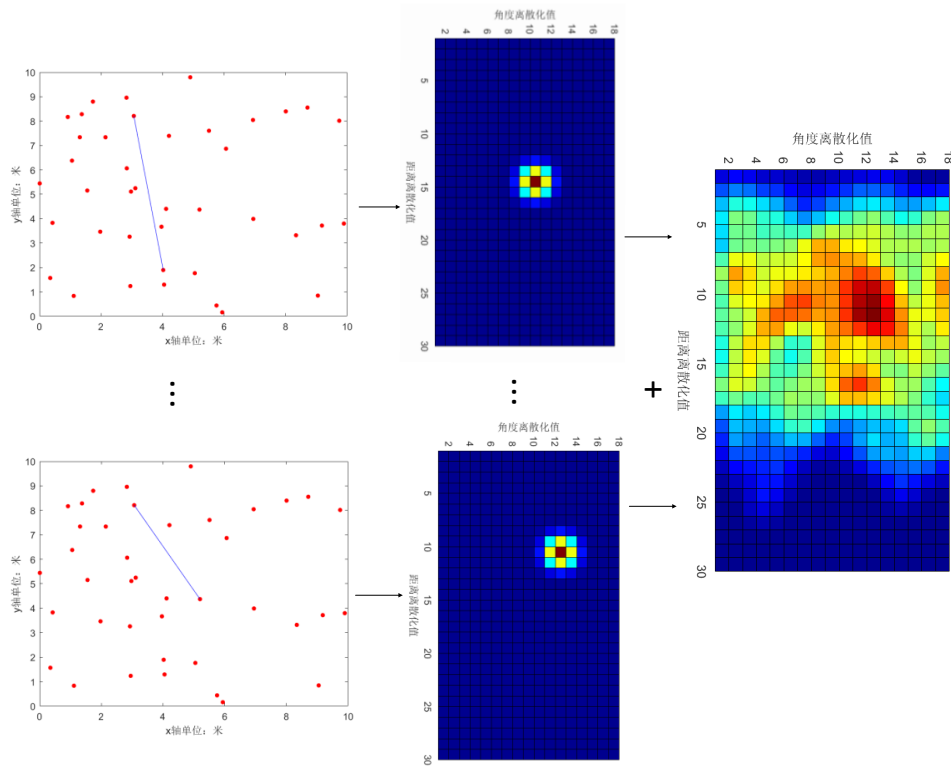


图 3.9 GLARE 生成的签名

GLARE 签名并不具有旋转不变性，在同一帧数据发生旋转时，得到的新的 GLARE 签名与旋转之前得到的 GLARE 签名函数有很大的区别，如图 3-5 所示，分



别是原始数据的 GLARE 签名, 原始数据旋转 45 度后的 GLARE 签名, 原始数据旋转 90 度后的 GLARE 签名。可以看到, 旋转后得到的数据的 GLARE 签名之间具有很大的区别, 单独依靠 GLARE 签名并不能有效地识别出同一地点不同朝向角下扫描到的点云相似性。同时我们也注意到, 旋转后的数据的 GLARE 签名对比旋转之前的数据的 GLARE 签名相对于将签名整体沿着  $y$  轴(角度轴)做平移。针对此特性, 文献<sup>[42]</sup>中提出 GLAROT (GLARE ROTation-invariant), 它采用与 GLARE 相同的签名生成方式, 但在签名之间距离的计算方式上做了改进, 通过预先计算检索帧的签名在  $y$  轴循环平移  $1-N_\psi$  个槽后得到  $N_\psi$  个签名, 再分别计算这  $N_\psi$  个签名与候选帧签名之间的距离, 从而得到  $N_\psi$  个距离值, 选出最小的距离值作为签名之间最终的距离。GLAROT 通过选取最小的距离值作为两帧签名之间最终的距离, 使得 GLARE 具有了旋转不变性, 但其计算量却是 GLARE 的  $N_\psi$  倍。

针对 GLARE 不具有旋转不变性, 而 GLAROT 计算量较大的问题, 本文提出一种基于峰值的 GLARE 签名距离计算方式, 新的签名计算方式同时兼具旋转不变性和计算量小的优点。首先选出两帧签名  $Signature_1$ 、 $Signature_2$  的峰值, 其所在的角度槽值分别为  $n_{\psi1}$ 、 $n_{\psi2}$ , 两者之间差值为  $\Delta\psi = n_{\psi1} - n_{\psi2}$ , 两帧签名峰值之间角度槽的差值就近似反应了两帧签名之间的角度槽的差值。将  $Signature_2$  平移  $\Delta\psi$  个单位后, 计算其与  $Signature_2$  之间的距离, 将其作为两帧签名之间的距离。同时为了减少噪声的影响, 可以选取一个合适的范围即  $[\Delta\psi - \Delta, \Delta\psi + \Delta]$ , 将  $Signature_2$  平移得到  $2\Delta$  个新签名, 选取与  $Signature_1$  最小的距离作为两帧签名之间的最终距离, 通过调整  $\Delta$  的大小, 可以在计算效率与准确率之间进行权衡。

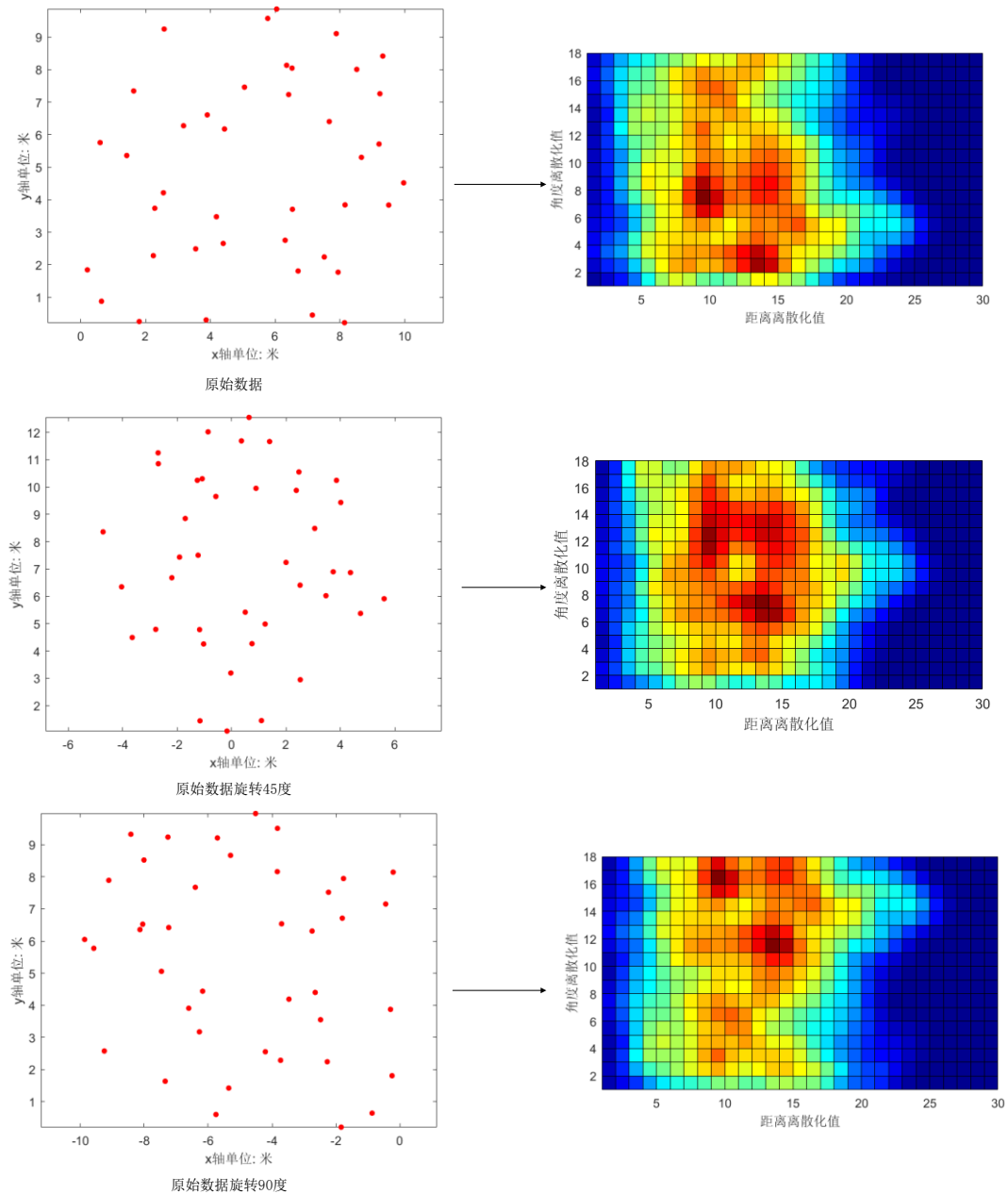


图 3.10 原始数据及旋转 45 度、90 度后的 GLARE 签名对比

### 3.5 相对位姿计算方法

在上一节完成地点识别任务之后，我们需要计算两帧相似点云之间的相对位姿。一种直观的方法为，将两帧数据对应的里程计记录的相对位姿作为初始估计输入到诸如 ICP 等点云匹配算法中，将点云匹配算法的输出作为两帧数据之间最

终的相对位姿，这种方法缺陷在于ICP等点云匹配算法效果好坏十分依赖输入的位姿初始估计，而在行驶了较长时间后，里程计记录的位姿累积误差已经相当大，这样会对最终的闭环效果带来不好的影响。因此不依赖初始位姿估计的相对位姿计算方法就显得十分重要。文献<sup>[52]</sup>中提出一种基于图匹配的相对位姿计算方法。文献<sup>[53]</sup>中提出一种基于霍夫变换的相对位姿计算方法。本节提出了另一种相对位姿的计算方法，其旨在利用两帧数据中角点之间的几何结构来解算出两帧数据之间的相对位姿。

在上一节对两帧签名之间相似性的判定中可以看到，我们利用角点之间的几何结构已经得到了两帧数据之间相对位姿中的角度分量 $\Delta\psi$ 。接下来我们需要得到两帧数据之间相对位姿中的位移分量。对此，我们将 $Signature_2$ 对应数据帧中的角点旋转 $\Delta\psi$ 。两帧签名对应的数据帧中的角点分别构成了一个无向图，无向图中的节点对应数据帧中的角点，无向图中两个节点之间的边为对应数据帧中两角点之间的欧式距离，这样得到两个无向图，分别为 $G_1(V, E)$ 和 $G_2(V, E)$ ，不妨假设 $G_1(V, E)$ 为角点数量较少的无向图。我们的目的是为两个无向图中的节点进行配对，为此我们首先对两个无向图中的边进行配对。对于 $G_1(V, E)$ 中每一条边 $edge_{1i}$ ，从 $G_2(V, E)$ 中选取与其长度最接近的边为 $edge_{2i}$ ，若两条边之间长度的差值在阈值以内，我们就认为两条边匹配上，反之，认为 $edge_{1i}$ 在 $G_2(V, E)$ 中不存在与其匹配的边。对于配对上的两条边 $edge_{1i}$ 和 $edge_{2i}$ ，分别对应着两个节点为 $(node_{1i}^s, node_{1i}^d)$ 和 $(node_{2i}^s, node_{2i}^d)$ ，由此产生 $C_2^1 * C_2^1 = 4$ 个配对，对这4个节点对分别投一票。在遍历完 $G_1(V, E)$ 中每一条边后，我们得到了对所有点对的投票结果，对 $G_1(V, E)$ 中的每个节点，选取与其关联的配对得票数最高的节点作为 $G_2(V, E)$ 中与之配对的节点，若最高的得票数为0，则认为该节点在 $G_2(V, E)$ 中没有与之匹配的节点。最后，计算所有配对上的两个节点之间的平均相对位移作为两帧点云之间的相对位姿。

### 3.6 实验结果及分析

本次实验在 Intel Research Center 公开数据库上进行, 我们采用的 Intel Research Center 数据库来源于文献<sup>[28]</sup>, 该数据库是利用 2D Lidar 在西雅图的 Intel 研究中心采集得到, 其覆盖范围为  $50*40\text{m}$ , 数据库总共包含 2672 帧点云, 每帧点云有 180 个扫描点, 扫描角度范围为  $[-\pi/2, \pi/2]$ , 最大扫描半径为 30 米。作为地点识别任务中的核心, 数据帧的签名是否具有旋转不变性对于在朝向角发生变化的情况下识别出之前是否已经到过此地十分重要, 图 3.11 是基于本文签名函数的地点识别的一个示例。

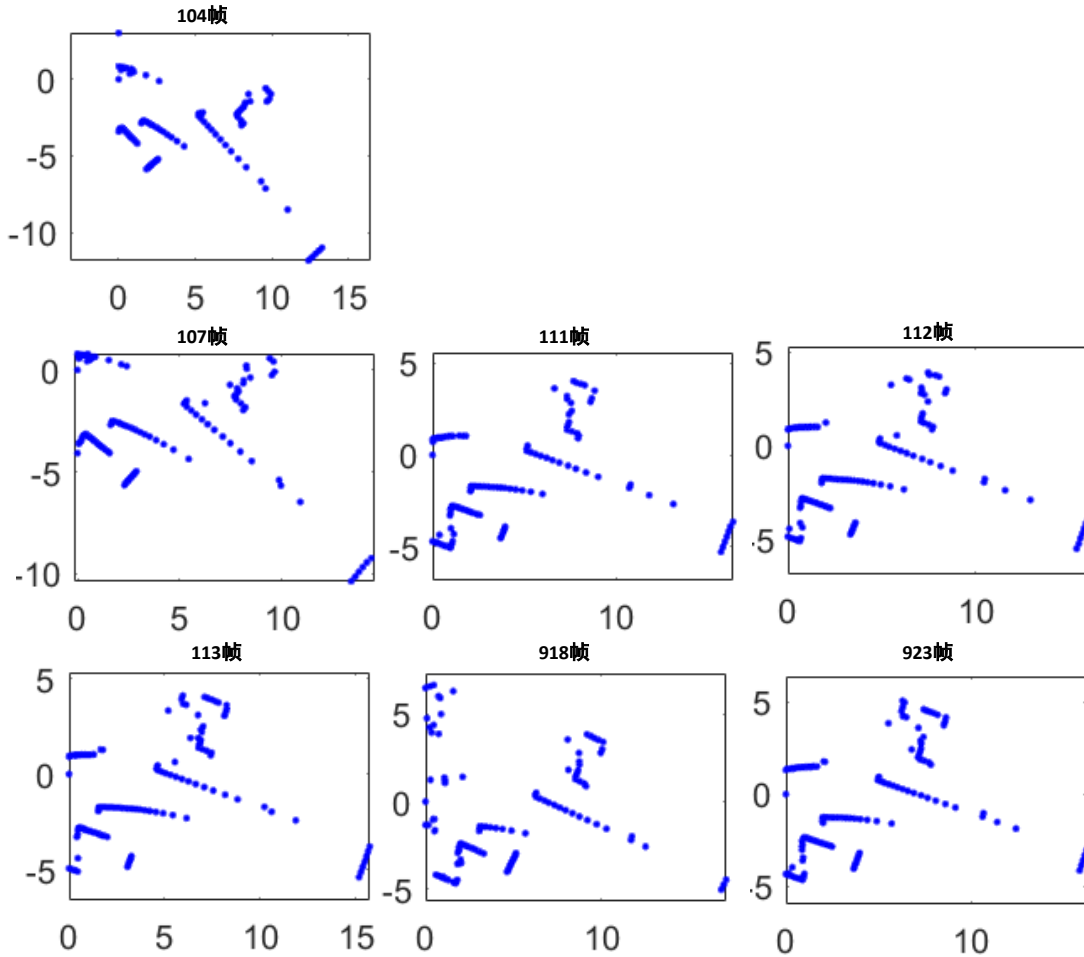


图 3.11 基于本文签名函数的地点识别检索结果示例

如图 3.11 所示, 对于数据集中第 104 帧数据, 与其签名最接近的前 6 个检索结果包含了第 107, 111, 112, 113, 918, 923 帧数据, 两帧之间的相对旋转角度分别

为 $-0.9^\circ, -28.7^\circ, -27.9^\circ, -28.4^\circ, -24.6^\circ, -26.8^\circ$ 。可以看到，在两帧数据发生较大的角度变化时，基于本章所提出的签名函数的检索方式仍能准确地完成地点识别任务。

图 3.12 是基于本章所提出的相对位姿计算方法与基于里程计的相对位姿计算方法以及基于 ICP 的相对位姿计算方法的点云匹配结果对比。可以看到基于本章提出的相对位姿计算方法的点云匹配结果要明显好于其他两种，这也说明本章所提出的相对位姿计算方法解算出的位姿更加精确。

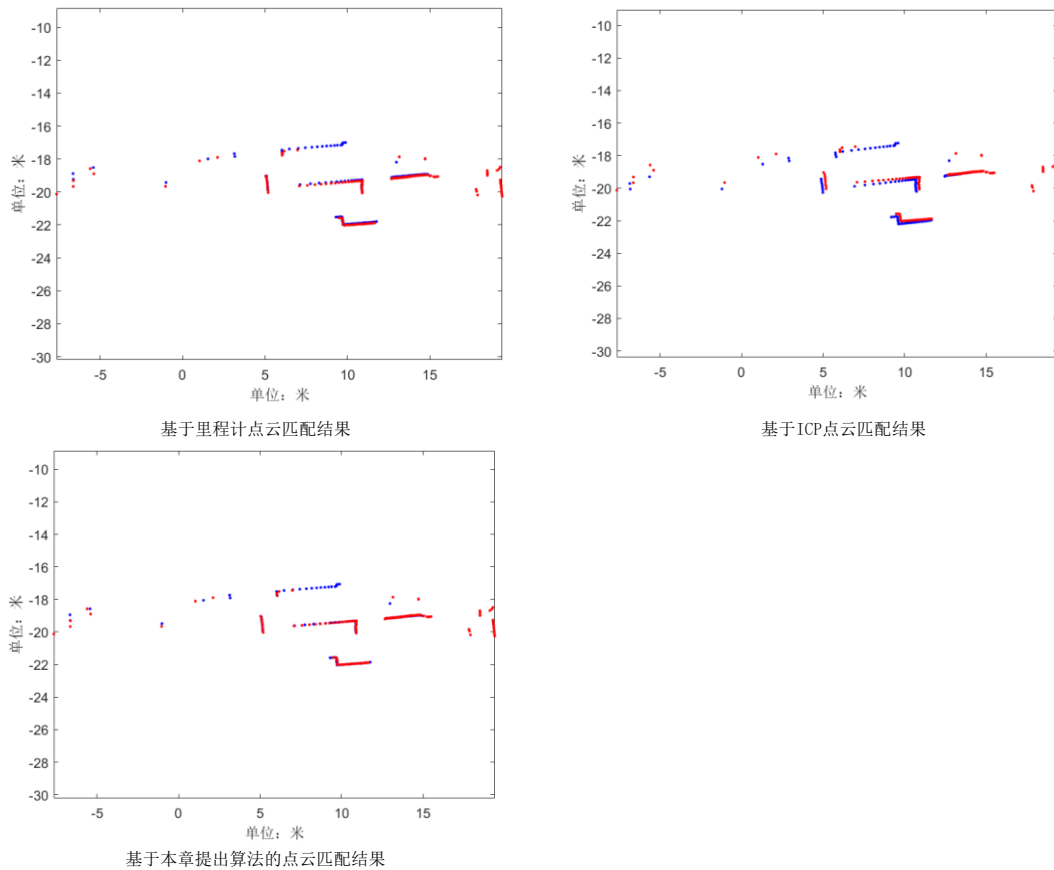


图 3.12 三种相对位姿计算方法的点云匹配结果对比示例

图 3.13 和图 3.14 是用本章提出的闭环算法优化后的环境点云地图和优化之前的环境点云地图的对比，可以看到在进行闭环优化之后，点云地图中的重影减少了很多，整体效果明显更好。

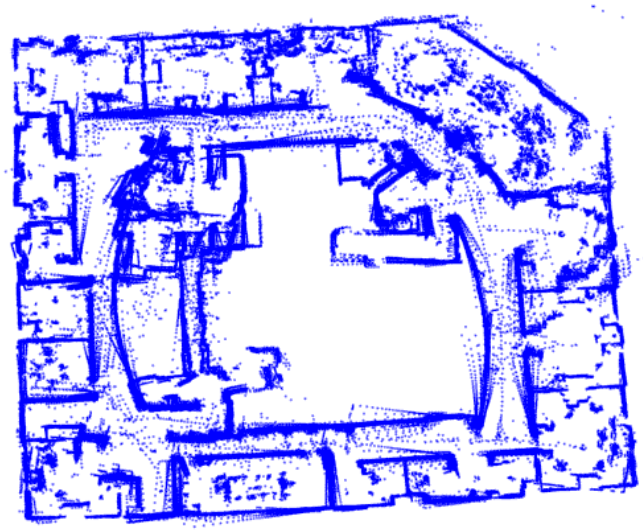


图 3.13 闭环优化之前的点云地图

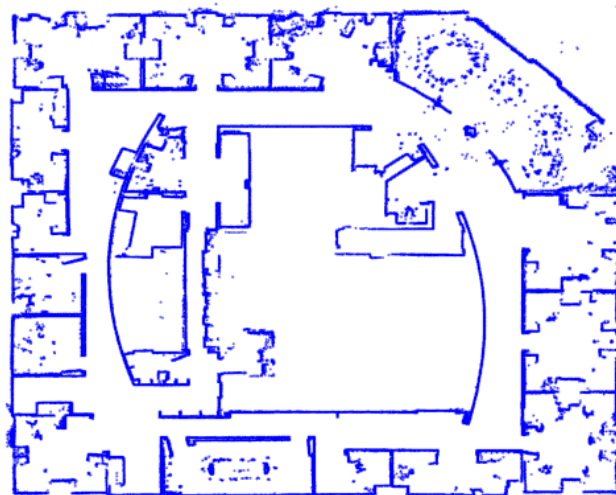


图 3.14 闭环优化之后的点云地图

### 3.7 本章小结

本章提出了一种基于2D Lidar 角点特征的SLAM 闭环算法,用于减小基于 icp 的地图创建算法所带来的累积误差。

本章首先介绍了基于2D Lidar 角点特征的SLAM 闭环算法的整体框架,具体可以分为地点识别、位姿计算以及图优化三大部分;其次介绍了SLAM 中图优化的方法,具体包括如何构建图模型,以及如何优化图模型来让节点所表示的位姿

满足边所代表的节点之间的约束；然后介绍了地点识别任务中的单帧点云签名算法,通过分析当前最新的单帧点云签名算法,针对 GLARE 签名不具有旋转不变性,而 GLAROT 计算量较大的问题,提出了一种根据签名峰值对应的角度槽之间的偏差来估计两帧点云之间的角度变化的方法,同时考虑到噪声的影响,以计算出的角度为中心的窗口内来搜索最相似的点云,这样就可以避免 GLAROT 需要在所有角度槽的范围内进行搜索从而产生大计算量的问题;并提出了一种基于角点特征之间的几何结构的相对位姿计算方法。最后在 Intel Research Center 数据库上进行了实验,本章所提出的闭环算法具有旋转不变性,可以得到更加精确的点云之间的相对位姿,经过优化后的点云地图相比于基于 ICP 算法建立的点云地图重影更少,效果更好。

## 第4章 电力巡检机器人建图及导航系统

针对本实验室与大立科技公司的合作项目，本章研制了一种电力巡检机器人建图及导航系统。此项目共需要实现 3 个算法模块：建图模块、路径规划模块和导航模块，并在这些模块的基础上完成系统平台的研制。本文作者主要负责各个模块的算法研究，以及整个系统的软件研制。目前，此项目已经顺利结题。

### 4.1 系统设计背景

随着国家电网提出要建立无人值班站的目标，电力巡检机器人就成为了近年来的研究和应用热点。所谓的电力巡检机器人，就是用配备了各种传感器的移动机器人来代替值班人员完成变电站每日的巡检读表任务，从在指定路径上进行巡检到在任务点自动读表再到完成任务后自行回到充电桩进行充电，这一系列的任务都完全依靠机器人自己在站点独立完成。电力巡检机器人具有可靠性高、管理费用低的优点，一个变电站配备一个电力巡检机器人即可完成原来需要三个值班人员完成的巡检读表任务。

对于电力巡检机器人而言，除了要能够智能读表，最重要的一点就是要实现自主导航的功能，也就是本章所要讨论的建图及导航系统。目前，随着 2D Lidar 价格的下降，越来越多的相关企业从早先的“磁轨+RFID”的技术方案转而使用更加灵活方便的基于 2D Lidar 搭建建图及导航系统的技术方案。如何利用 2D Lidar 对巡检环境进行建图，如何选取最合理的路径来完成到达各个任务点，以及如何利用建好的点云地图进行定位是电力巡检机器人建图及导航系统研制的难点，也是提高电力巡检机器人自动化程度的关键。

因此，本文研制了一种电力巡检机器人建图及导航系统，此系统以经典的 scan match 算法 ICP 以及本文前两章算为基础，搭建起巡检机器人建图模块以及导航模块，以改进版 Dijkstra 算法为基础，搭建起了巡检机器人路径规划模块。



## 4.2 系统功能概述

本系统是为电力巡检机器人研制的建图及导航系统。其功能是让电力巡检机器人具有对巡检场所进行高度自动化的建图，并在建好的点云地图基础上完成定位导航任务的功能。为了更好的说明本系统的功能，下面通过一个例子进行具体的描述：

1、巡检机器人被放置到一个全新的变电站场景中，首先巡检机器人需要对新场景建立 2D 点云地图。为了覆盖后续所有可能需要到达的任务点（一般都在变电站的道路旁），巡检机器人在建图过程中，需要跑遍变电站所有的路径。另外，对于巡检机器人而言，所有的路径都应该是可双向通行的，为此，除了要跑遍所有路径，还需要对每条路径两个方向各跑一遍。到跑完为止，巡检机器人就完成了建图任务中数据采集阶段的任务，接下来还要完成拼图任务，即将采集到的所有单帧点云数据放到同一个全局坐标系下。为了建立高精度的变电站点云地图，拼图任务需要结合 ICP 算法、闭环算法、人工微调三种手段来完成。到此为止，巡检机器人就完成了建图任务。

2、工作人员在建好的变电站点云地图上画好所有巡检车可以行进的路径，对每条路径两端的节点按序设置编号。同时在路径上标注好所有任务点，并对任务点按序编号。当需要机器人完成巡检任务时，工作人员向系统依次输入巡检机器人所要到达的任务点编号，巡检机器人收到任务指令后，根据改进的 Dijkstra 算法来规划巡检路径。

3、巡检机器人在开始巡检时，首先要进行初始位姿标定，由于初始位姿标定的精确度会对后续巡检机器人定位产生很大的影响，为了获得可靠的初始位姿，这一步需要工作人员在系统中框出一个大致的初始位姿范围，由巡检机器人在该范围内估计出最佳的初始位姿。完成初始位姿标定之后，巡检机器人以一定的频率来对自身进行定位。我们希望巡检人能在我们画好的路径上运动，因此巡检机器人还需要根据当前时刻定位结果，计算出相对于路径的偏差量，根据这一偏差量来自动进行运动状态的更新。这样在导航模块的运作下，巡检机器人依次到达

任务点利用摄像头及红外传感器完成读表任务，最后回到充电桩。

从上述例子中可以看出，本系统的三个模块彼此之间相互承接，联系紧密，各个模块的功能划分清晰明快，下面是电力巡检机器人建图及导航系统的设计原则：

- ◆ 稳定性：充分考虑在实际变电站场景下可能出现的一些异常情况，在各个模块中预先设计好解决措施，确保系统长时间稳定运行。
- ◆ 高效性：精心优化各个模块算法的复杂度，保证系统以最少的时间完成建图任务，以及导航模块的实时性。
- ◆ 可扩展性：三个模块功能划分清晰，具有各自独立的接口，分别实现变电站点云地图构建、巡检路径规划、定位导航等功能，便于功能扩展。

### 4.3 系统总体设计

#### 4.3.1 系统架构

电力巡检机器人建图及导航系统架构如图 4.1 所示：

系统运行步骤：

- (1) 工作人员通过 UI 界面控制巡检机器人双向跑遍变电站里所有可行路径，完成对变电站环境的数据采集任务。
- (2) 读入步骤(1)中采集的数据，逐帧对其进行处理，对于当前读入的数据帧，调用建图模块中的 ICP 算法计算其与上一帧之间的相对位姿，调用建图模块中的角点特征提取算法提取当前帧的角点特征，随后调用建图模块中的签名算法生成当前帧的签名。
- (3) 完成步骤(2)后，我们就获得了所有数据帧与其前一帧之间的相对位置关系，以及每一帧的签名，为了进行闭环，我们首先对每一帧进行地点识别，对于满足条件的最相似帧予以记录。在对所有帧进行地点识别后，对得到的图模型进行图优化，以图优化结果中每帧的位姿作为其最终的位姿。将所有数据

帧放到同一个全局坐标系下，对于仍有明显偏差的地方，手动在 UI 界面上进行微调，至此完成地图建立任务。

(4) 工作人员在 UI 界面中的变电站点云地图上画出所有路径，并对每条路径两端的节点进行编号，同时标记出所有任务点，并对所有任务点进行编号。

(5) 工作人员向巡检机器人下派巡检任务，以有序的任务点编号的形式发送给巡检机器人。巡检机器人收到巡检任务后，调用路径规划模块中的改进版 Dijkstra 算法规划出最短巡检路径。

(6) 巡检机器人调用导航模块中的初始定位算法完成自身初始位姿估计，在运行过程中，以一定的频率调用导航模块中的实时定位算法获得自身位姿估计，根据估计的位姿与预设路径之间的偏差，调用导航模块中的位姿纠偏算法来更新自身的运动状态。完成巡检任务后，巡检机器人回到充电桩。

(7) 重复步骤(5)和步骤(6)，使得巡检机器人能灵活应对新的巡检任务。

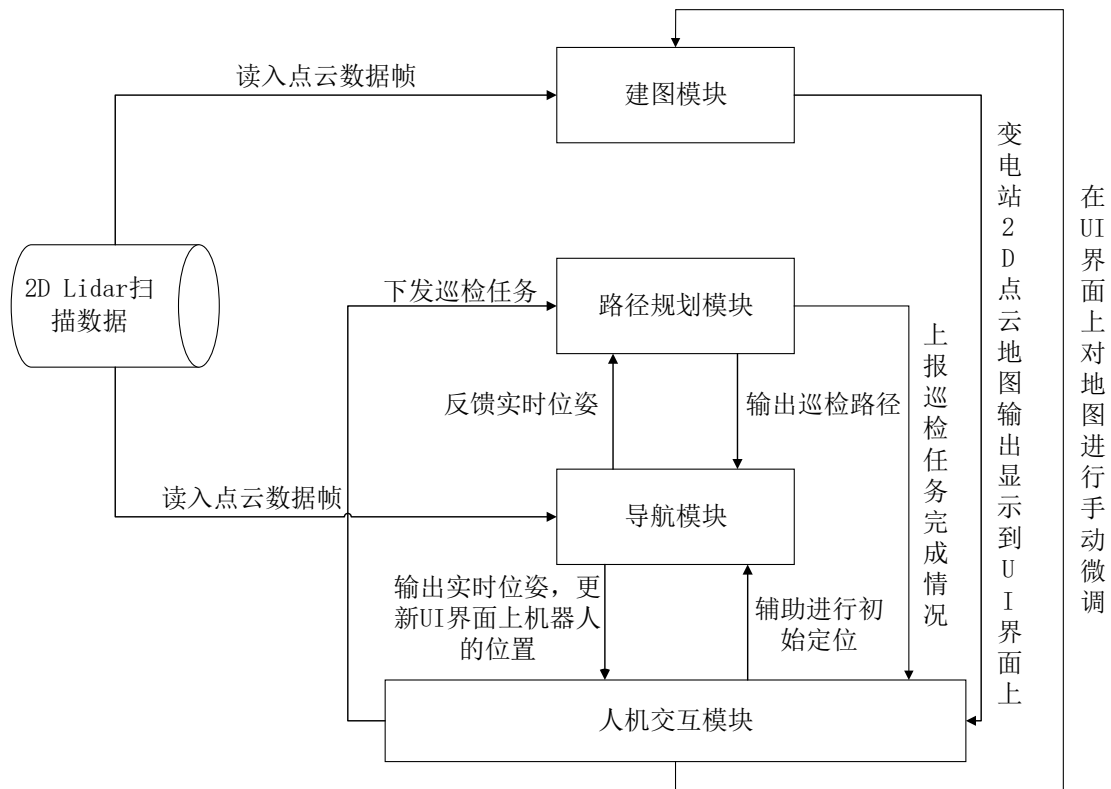


图 4.1 电力巡检机器人建图及导航系统架构示意图

4.3.2 功能架构

电力巡检机器人建图及导航系统功能架构如图 4.2 所示：

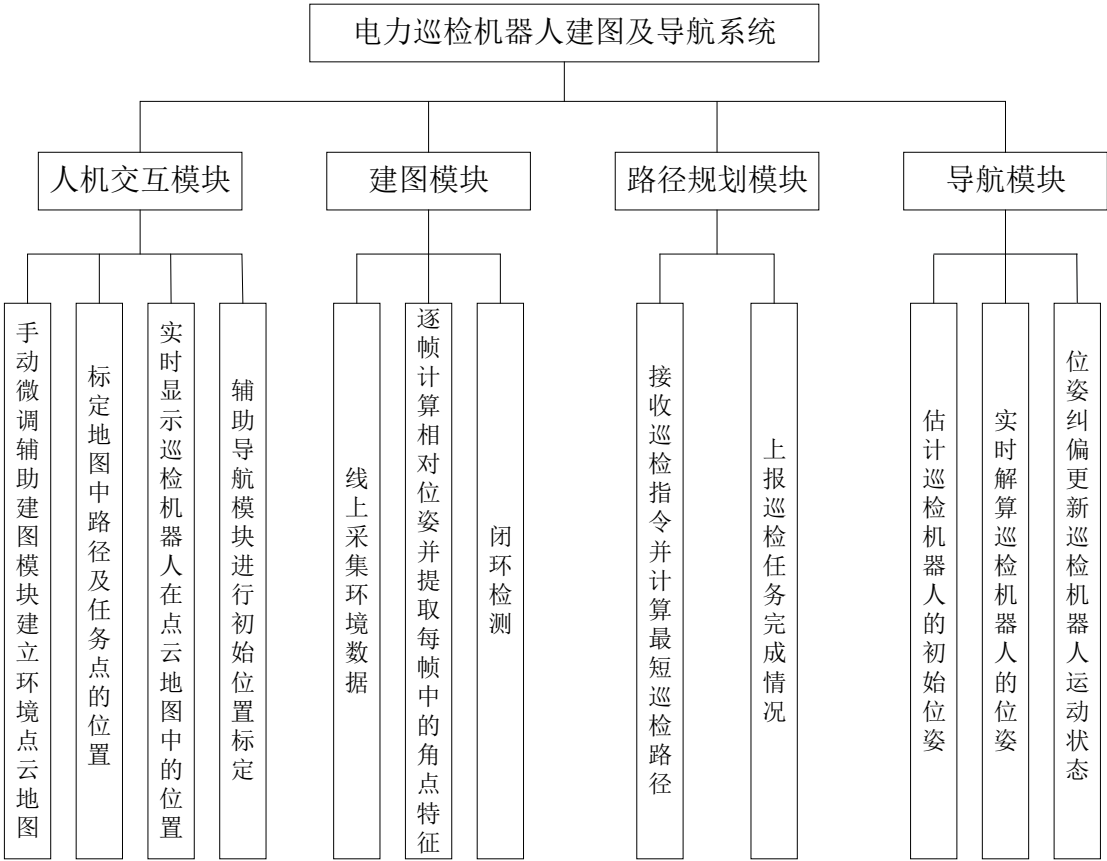


图 4.2 电力巡检机器人建图及导航系统

下面介绍各个系统组成模块的功能：

人机交互模块：

- (1) 辅助建图：在建图模块对环境数据进行采集的过程中，2D Lidar 前方可能会出现行人等干扰因素，因此需要对这些干扰点予以抹除，同时对于一些异常帧应该予以剔除。同时，还提供手动控制巡检机器人运动方向、速度等功能。
- (2) 标定路径及任务点位置：在 UI 界面展示的环境点云图上面画好巡检机器人允许行走的路径，并标注好所有巡检点的位置，同时为了方便用户使用，还提供了二次编辑功能。标定好的路径及任务点全部上传到系统数据库中方便查询。

- (3) 实时显示巡检机器人位置：实时将巡检机器人的位置显示在 UI 界面中的地图上。
- (4) 辅助初始位姿标定：在 UI 界面上框选出巡检机器人可能位于的区域，辅助导航模块完成初始位姿标定。

#### 建图模块：

- (1) 线上采集环境数据：采集所有路径正反向的环境数据，以数据帧的形式存储。
- (2) 计算相对位姿和提取角点特征：利用 ICP 算法计算每一帧与其前一帧之间的相对位姿，并用第二章中提出的基于 2D Lidar 的角点特征提取算法提取每帧的角点特征。
- (3) 闭环检测：利用第三章中提出的基于 2D Lidar 角点特征的闭环算法来对所有数据帧做闭环检测。

#### 路径规划模块：

- (1) 接收巡检任务和解算最短巡检路径：接收人机交互模块派发的巡检任务，并根据 Dijkstra 算法生成最短巡检路径。
- (2) 上报巡检情况：将巡检任务完成情况上报给人机交互模块。

#### 导航模块：

- (1) 估算巡检机器人初始位姿：在人机交互模块框选的矩形范围里等间距进行采样，在每个采样点上将扫到的数据帧与全局点云地图进行匹配，匹配程度最高的采样点选为巡检机器人的初始位姿。
- (2) 实时解算巡检机器人位姿：在巡检机器人运动过程中，将当前时刻扫到的数据帧与全局地图做匹配，解算出巡检机器人的位姿信息，并上传给人机交互模块。
- (3) 位姿纠偏及运动状态更新：根据估计的位姿与预设路径之间的偏差，调用导航模块中的位姿纠偏算法来更新自身的运动状态，从而实现巡检机器人对预设路径的跟随。

### 4.3.3 技术架构

本电力巡检机器人建图及导航系统设计在装有 Windows 操作系统的工控机上进行,系统开发语言以 C++ 为主,数据库采用 MySQL,网络传输协议选用 UDP,网络中数据传输格式采用 xml,2D Lidar 的型号为 SICK Lms511 激光测距仪,激光测距仪的数据解析以及建图模块和导航模块所用的部分算法利用 MRPT(Mobile Robot Programming Toolkit)开源库完成,人机交互模块中的 UI 界面使用 QT 搭建,建图模块、导航模块、路径规划模块将各自封装成独立的 C++ 类,以便后续扩展开发。图 4.3 是本系统的技术架构示意图。



图 4.3 电力巡检机器人建图及导航系统技术架构示意图

## 4.4 系统核心算法

本系统在算法方面有 3 个核心模块：点云匹配、闭环检测以及路径规划。点云匹配模块主要基于经典的 ICP 算法,在实际工作中对于工作环境进行了大量相关参数调优的工作,同时在原始算法基础上,增加了一些对异常情况的处理措施。闭环检测模块在第二章和第三章中已经进行了详细的介绍和讨论,因此本章将着重介绍其在整个系统中各个环节的功能。路径规划模块主要包括经典的 Dijkstra 算法和 PID 控制算法,本系统为了兼顾系统的可扩展性和确保输出最短巡检路径,

在经典的 Dijkstra 算法基础上进行了扩展。ICP 算法在建图模块和导航模块都有使用,两者的区别是在建图模块中,是在相邻两帧之间进行匹配,在导航模块中,是将当前扫到的数据帧与建好的全局点云地图进行匹配。闭环检测是在建图模块中用于对点云地图进行后端优化中用到。路径规划主要在路径规划模块和导航模块中的位姿纠偏中用到,系统的算法架构如图 4.4 所示。本章将重点介绍针对项目需要进行改进的 ICP 算法和 Dijkstra 算法,闭环算法由于在第二章和第三章中已经进行了详尽的讨论不再叙述具体的算法细节而着重叙述其在系统中的作用。

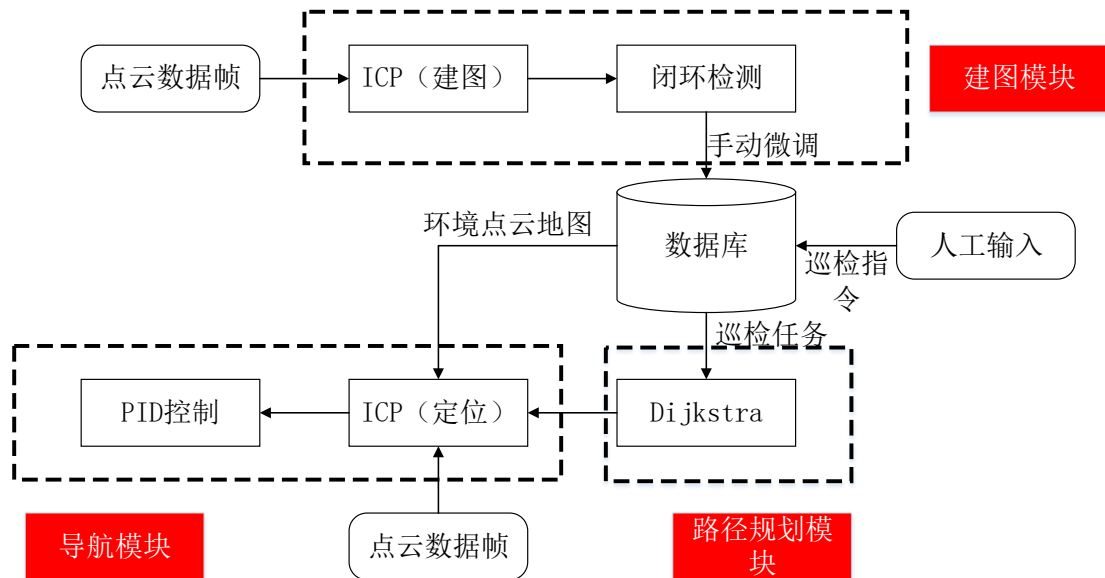


图 4.4 电力巡检机器人建图及导航系统算法框架示意图

#### 4.4.1 ICP 算法及其在系统中的应用

ICP 算法 (Iterative Closest Point, 迭代最近点) 是 Besl 和 Mac Kay 在 1992 年的 PAMI 上提出的, 其通过迭代进行位姿估计和最近邻点配对来解算两帧点云之间的相对位姿。目前, 其在 SLAM 领域已经得到了非常广泛的应用, 文献<sup>[56]</sup>中基于 Lidar 的路径跟随系统、文献<sup>[57]</sup>中 UGV (Unmanned Ground Vehicle) 系统以及 SLAM 领域主流框架诸如 MRPT、ROS (Robot Operating System)、PCL (Point Cloud Library) 等都将 ICP 作为核心建图及定位算法。

ICP 旨在解算存在重叠部分的两帧点云之间的相对位姿, 算法主要可以分为

四个步骤：

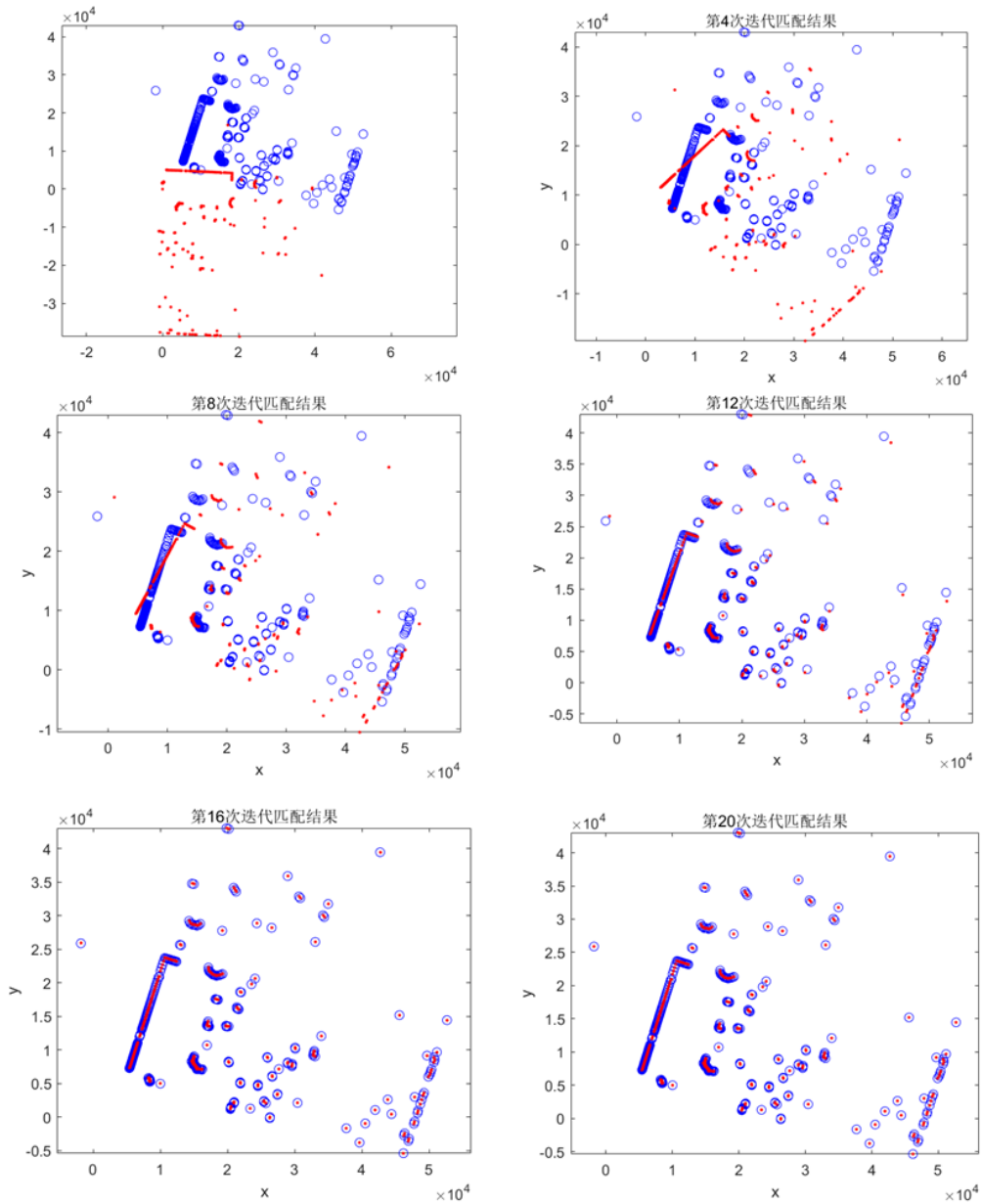


图 4.5 ICP 匹配中间结果示例图

- (1) 最近邻配对：对数据帧 $F_i$ 中每点根据欧式距离最小准则在数据帧 $F_{i-1}$ 中搜索最近点进行配对，一般使用 KD-tree 来加快搜索速度。
- (2) 计算位姿变换 $[R \ T]$ ：求解使目标函数  $E$  最小的位姿变换 $[R \ T]$ 。



$$E = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \|R * F_{i,j} + T - F_{i-1,j}\|^2 \quad (4.1)$$

(3) 用 $[R \ T]$ 更新数据帧：用(2)中解算得到的位姿变换 $[R \ T]$ 对数据帧 $F_i$ 做坐标变换，得到更新后数据帧 $F_i$ ， $F_i = R * F_i + T$ 。

(4) 迭代：重复进行步骤(2)和步骤(3)，当目标函数的变化达到收敛条件，或者迭代次数达到设定的最大迭代次数时，迭代停止，算法结束。

图 4.5 是用 icp 对数据帧  $F$  和数据帧  $F^+$  做点云匹配各个迭代的中间结果及最终匹配的结果，其中  $F^+$  是对  $F$  旋转 75deg，并平移向量  $v=[10,5]$  而来。可以看到当进行到第 16 次迭代时，两帧点云就已经匹配好，即解算出两帧之间的位姿变换。

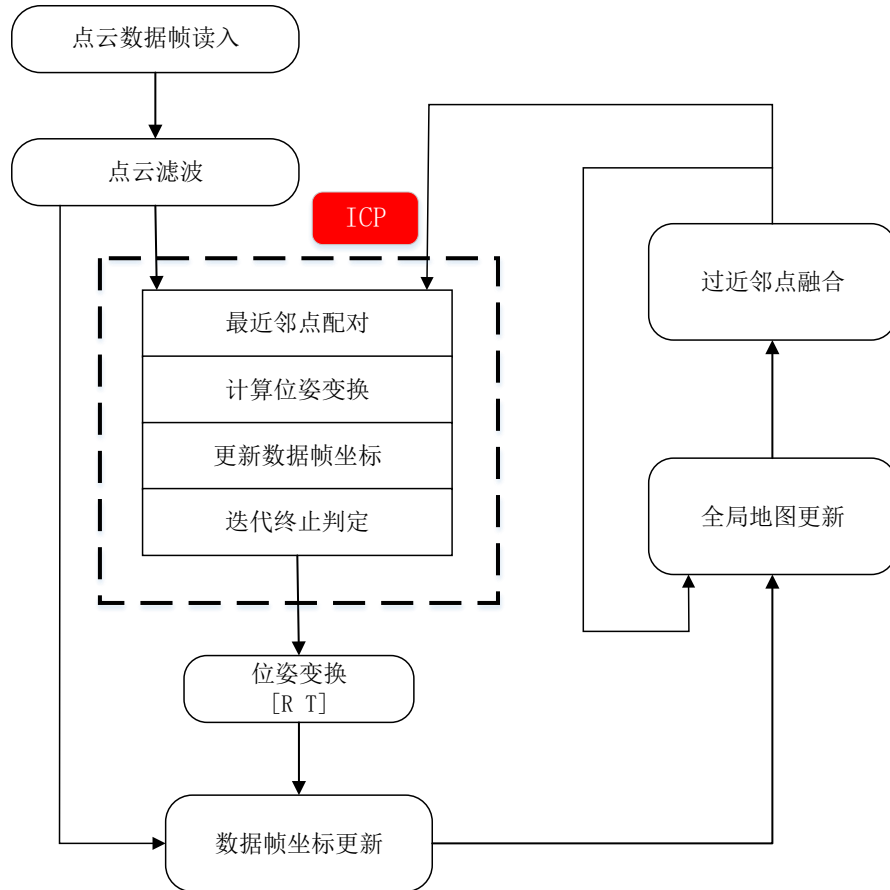


图 4.6 基于 ICP 的系统建图算法框架

在本系统利用 ICP 进行建图的过程中，与传统帧与帧之间进行匹配不同的是，每帧新读入的点云都会进行滤波，其中超过我们设定的量程阈值的点会被剔除掉，

经过滤波后的点云会与已经建好的地图进行匹配，在匹配完成后，新读入的数据帧会被添加进已经建好的地图，随着数据帧的不断读入，地图的规模也会越来越大，我们对更新后的全局地图处理，会把距离过近的点融合成一个点，以减少全局地图中的冗余信息，如此循环，直至完成构建环境点云地图。图 4.6 是系统基于 ICP 的建图算法框架。

ICP 算法在导航模块中也发挥着重要作用，可以分为初始定位和实时定位两个阶段，两个阶段都是将当前扫到的数据帧与环境点云地图进行匹配来对巡检机器人进行定位，不同的是，在初始定位阶段，由操作人员框选一个矩形区域，对这个矩形区域进行等间距采样得到  $N*N$  个候选点，以匹配度最高的位姿作为巡检机器人的起始位姿。

#### 4.4.2 Dijkstra 算法及其在系统中的应用

Dijkstra 算法是典型的单源最短路径算法，由 Dijkstra 于 1959 年提出，旨在解决从起点到无向正权图中其他节点的最短路径，本质上是广度优先搜索方法 (Depth First Search)。其主要特点是在每次迭代时标记的下一个顶点是已标记点之外距离源点最近的点。其算法流程如图 4.7 所示。

在本系统中，与路径规划相关的全局地图拓扑信息分为三种：路径、路径两端的节点、路径上的巡检任务点。为了方便系统对路径等进行二次编辑，输入到路径规划模块中的 Dijkstra 算法时的节点是路径节点 (Node)，边是路径。然而巡检任务发送的格式是任务巡检点 (Inspect) 序列，因此我们所求解的是巡检任务点  $Inspect_i$  到  $Inspect_k$  的最短路径。为了解决该问题，需要将巡检任务点  $Inspect_i$  到  $Inspect_k$  的最短路径问题转化成为路径节点之间的最短路径问题。如图 4.8 所示，黑色的点为路径两端的节点，红色的点为巡检任务点。

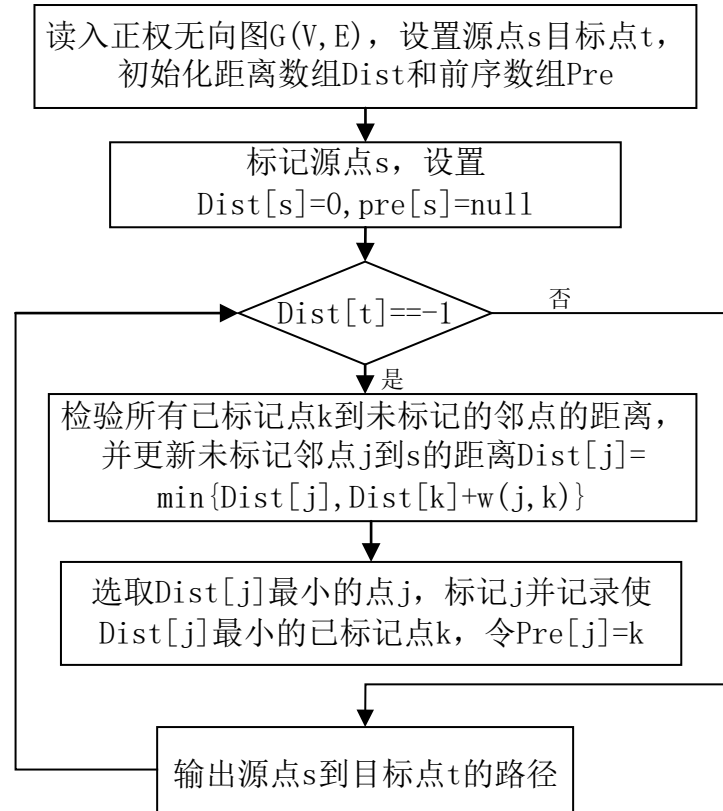


图 4.7 Dijkstra 算法流程图

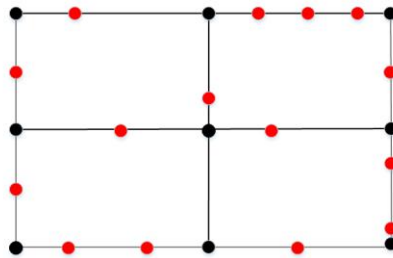


图 4.8 全局拓扑图

可以看到，每个巡检任务点都位于一条路径上，也就对应着该条路径上的两个节点，这样对于 $Inspect_i$ 和 $Inspect_k$ 分别有两个路径节点共四个路径节点 $\{Node_{i1}, Node_{i2}, Node_{k1}, Node_{k2}\}$ 与之对应，从而也就可以将 $Inspect_i$ 到 $Inspect_k$ 之间的最短路径问题转化成 $Inspect_i$ 到 $Node_{im}$ 与 $Node_{im}$ 到 $Node_{kn}$ 与 $Node_{kn}$ 到 $Inspect_k$ 三条路径的距离之和最短的问题，其中巡检任务点到路径节点之间的距离可以从数据库中直接查询得到，路径节点到路径节点之间的距离可以通过上面所介绍的 Dijkstra 算法来求解，这样就可以同时确保系统路径规划模块的可扩

展性和巡检路径最短。图 4.9 介绍了基于 Dijkstra 算法的系统路径规划模块的算法框架。

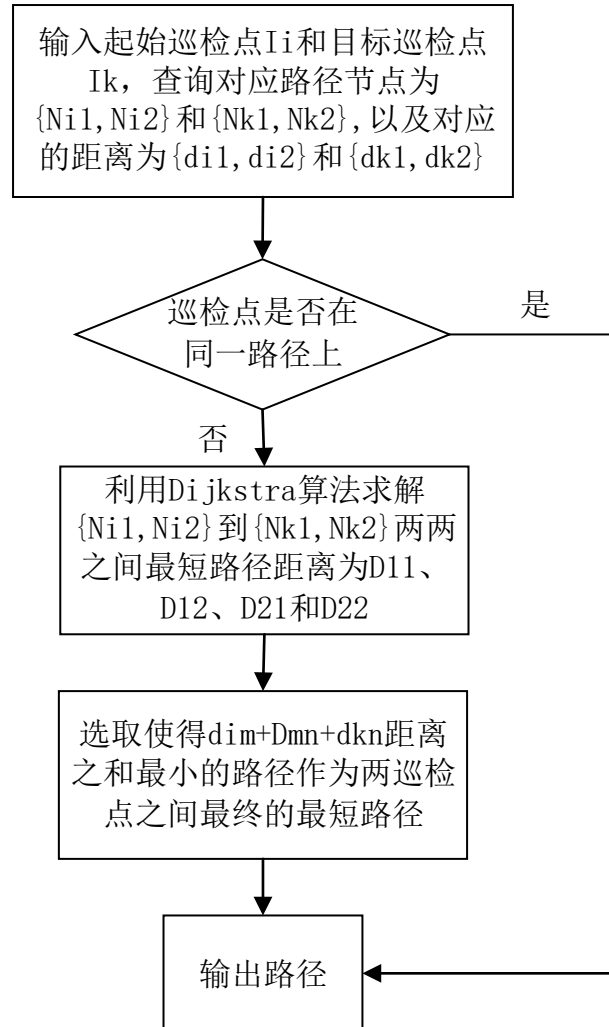


图 4.9 基于 Dijkstra 的系统路径规划算法流程图

#### 4.4.3 闭环检测在系统中的应用

仅仅依靠 ICP 来生成环境点云地图，很大的一个问题是巡检机器人运行距离大了之后，位姿估计的累积误差会越来越严重。因此通过向系统中引入闭环检测来减小基于 ICP 的建图模块产生的累积误差。在闭环检测的地点识别问题中，有两种思路：一种是根据 ICP 估计的数据帧位置来检测是否与某个前序数据帧的位置接近；另一种是利用两帧的特征点之间的各种信息的相似度来检测两帧之间是

否相似。对于前一种思路，由于 ICP 估计的位姿已经带有了噪声，研究人员认为这种依据有噪声的位置估计来减少位置估计的噪声的做法有循环论证的倾向，因此，地点识别任务更常用第二种思路来展开。本系统也是采用第二种思路来解决闭环检测问题，具体的点云数据角点特征提取算法以及利用角点提取算法进行地点识别和图优化的方法分别在第二章和第三章中已经介绍，这里以流程图的方式介绍其在系统建图模块中的应用，具体如图 4.10 所示。

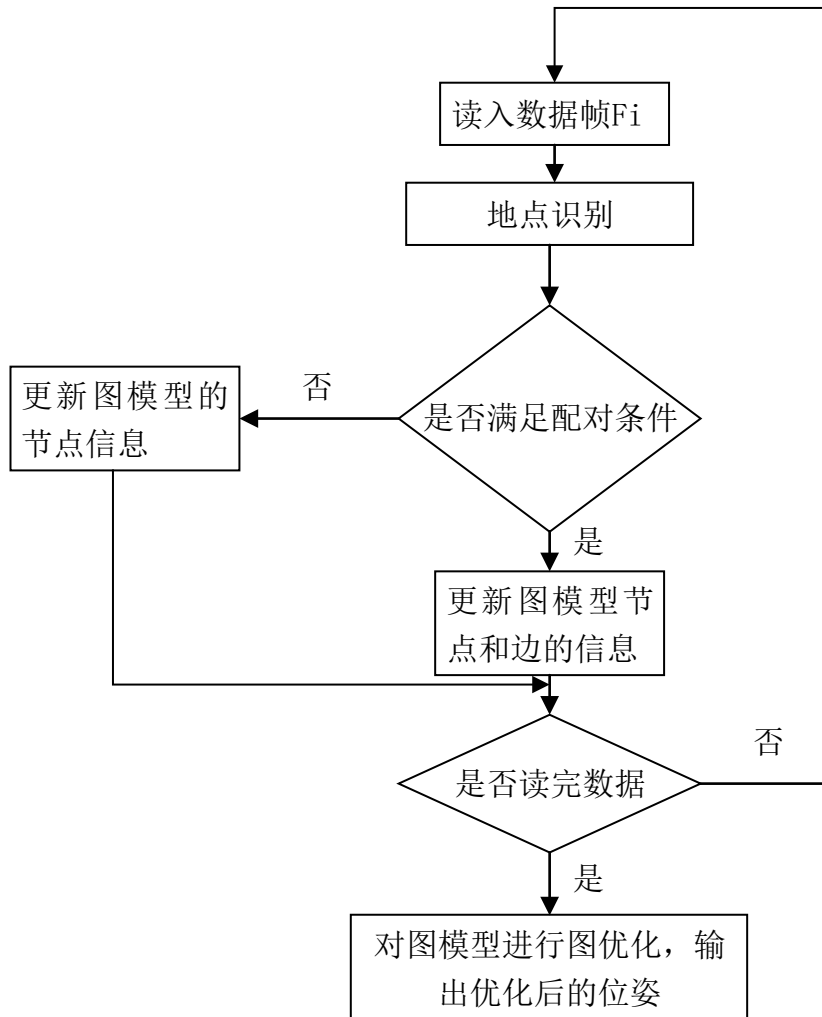


图 4.10 系统闭环检测算法流程图

## 4.5 电力巡检机器人建图及导航系统演示

图 4.11 是我们与大立科技公司研制的电力巡检机器人的硬件平台，其中与本文相关的传感器是 SICK Lms511 系列激光扫描仪，SICK Lms511 是一种 2D Lidar，

其最大扫描角度为 190deg, 扫描角度分辨率有 0.25deg, 0.5deg, 1deg 三种可供选择, 扫描频率有 25Hz, 35Hz, 50Hz, 75Hz 四种可供选择, 最大有效扫描半径为 80 米。在本次演示中的 SICK Lms511 型激光扫描仪所选的工作参数为 0.25deg 的角度分辨率, 50Hz 的扫描频率。



图 4.11 电力巡检机器人硬件平台

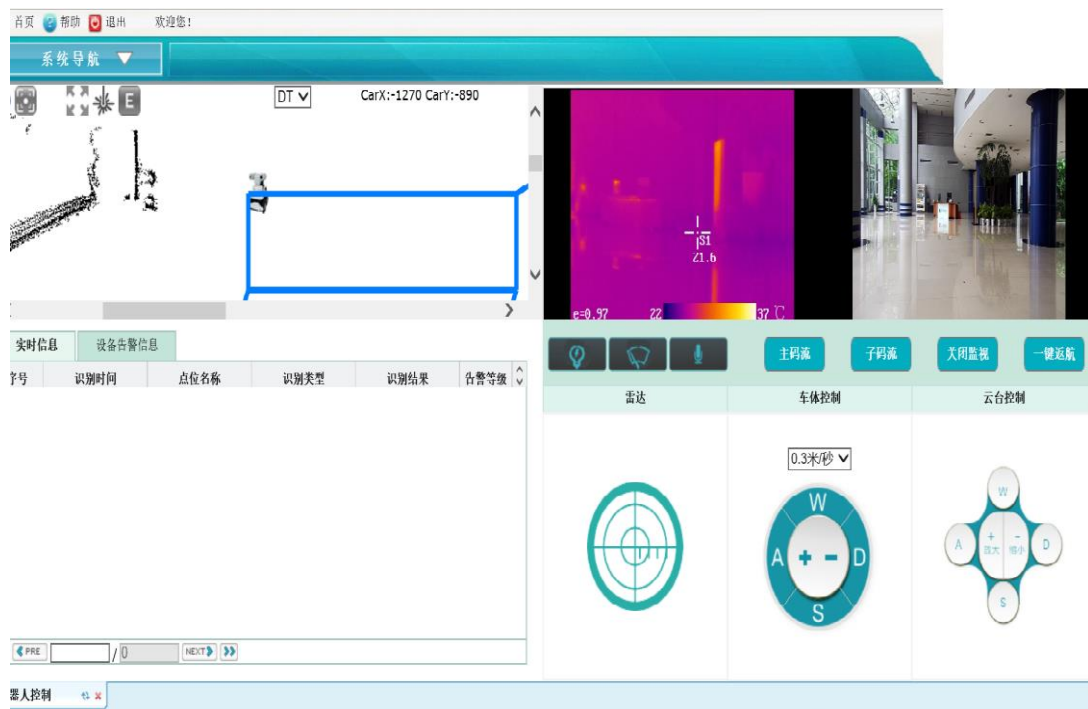


图 4.12 电力巡检机器人系统软件界面

图 4.12 是我们与大立科技公司开发的电力巡检机器人系统软件，其中与本文相关的是左上角的红色方框的区域。

演示实验在大立科技公司的一楼大厅进行，主要演示系统的初始定位及完成巡检任务的流程。图 4.13 是未进行初始定位的情况，可以看到巡检机器人在地图中的位置明显不正确，所扫到的数据帧(红色射线所示)明显与环境的点云地图匹配不上。

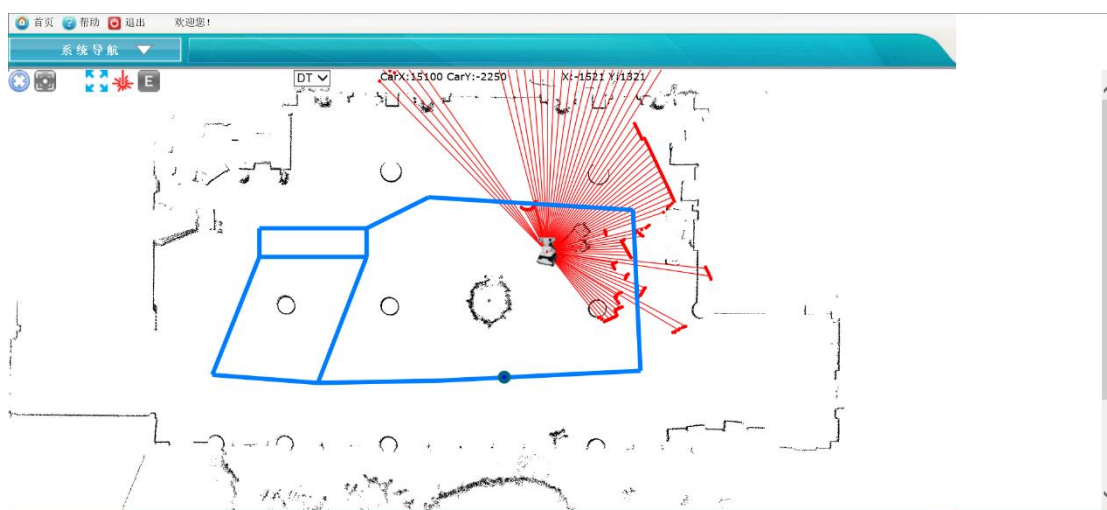


图 4.13 未进行初始定位的情况下巡检机器人的位姿

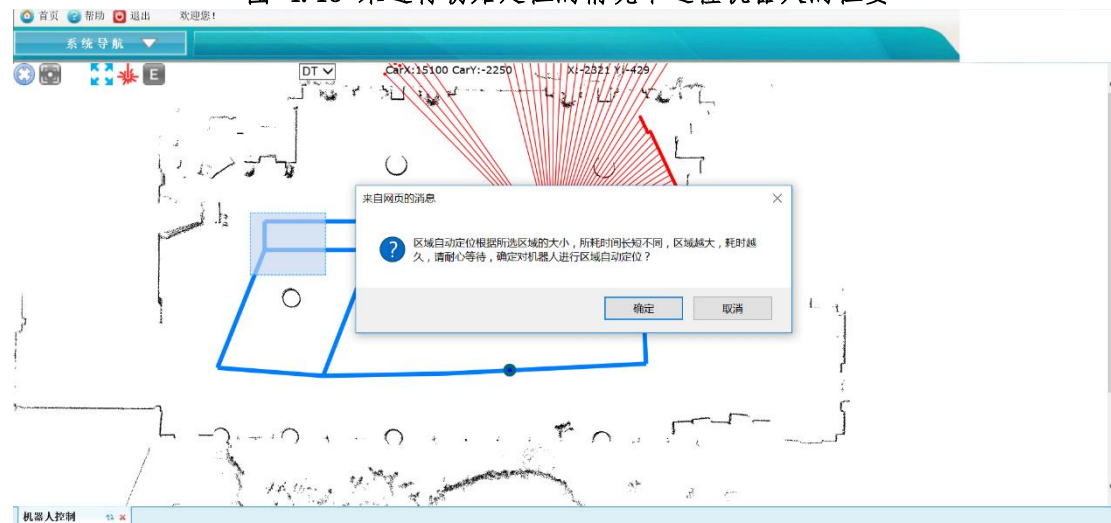


图 4.14 初始定位巡检机器人的位姿区域框选

初始定位首先需要操作人员框选一个初始位姿大致存在的区域，如图 4.14 所示，图中蓝色框即为所框选的区域。框选好之后，系统将会对矩形区域进行等间隔采样，得到  $N \times M$  个估计位姿，分别以这  $N \times M$  个估计的初始位姿输入到定位模块

中，以与环境点云地图匹配的最好的位姿作为最终的初始位姿，结果如图 4.15 所示，可以看到，在经过初始定位后，巡检机器人已经处在了正确的位姿附近，当前所扫到的点云与环境点云地图基本匹配上。

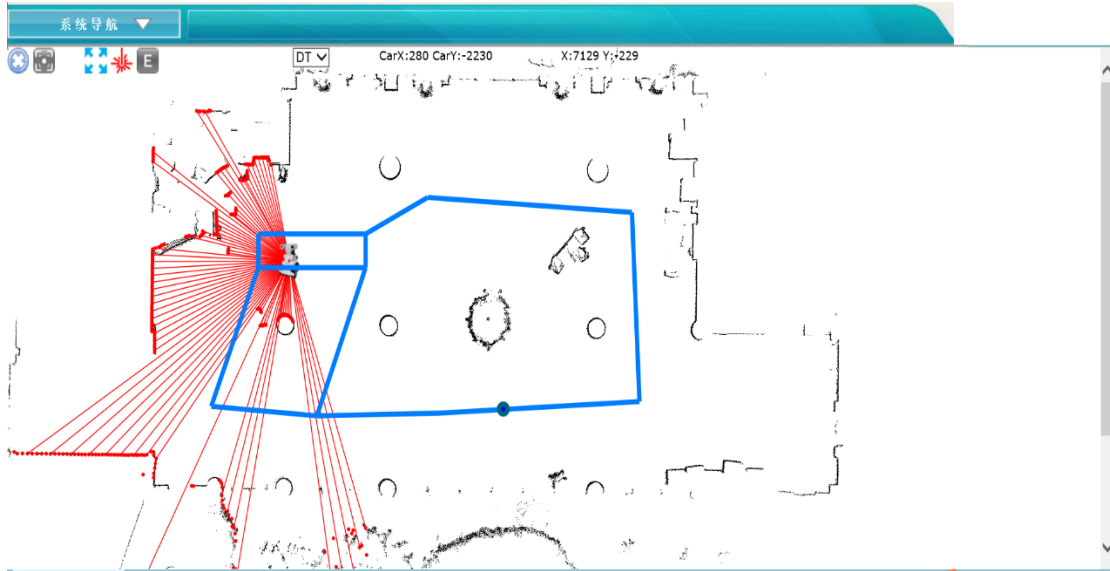


图 4.15 初始定位后巡检机器人的位姿

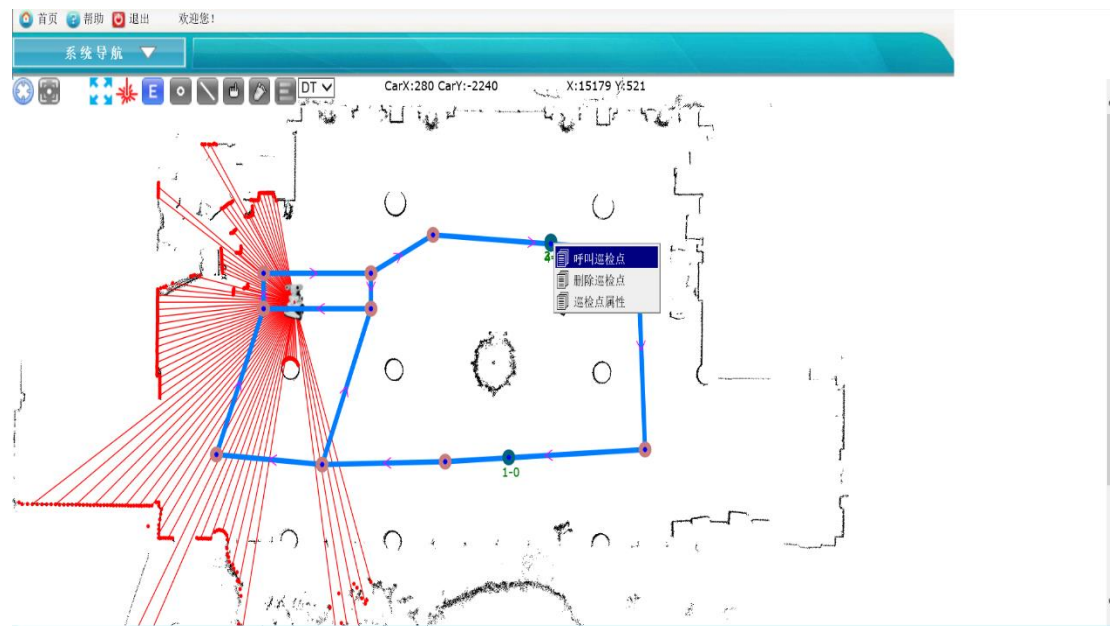


图 4.16 发布巡检任务

图 4.16 演示了在地图中巡检机器人可行路径(蓝色路径)上发布巡检任务的过程，巡检机器人在接收到巡检任务后，将会解算出到达巡检点的最短路径并沿



着该路径到达巡检点。图 4.17 是巡检机器人准确到达指定巡检点并停下来，可以看到所要到达的巡检点在大厅前台的桌子附近，图 4.18 分别显示了巡检机器人的起始位置和达到巡检点停下来时的位置，可以看到巡检机器人停靠的位置十分准确，反映了系统的可靠性。



图 4.17 巡检机器人到达巡检任务点



图 4.18 巡检机器人巡检任务起始点和终点实地图

综上所述，本实验演示了巡检机器人日常完成巡检任务的过程，初始定位和巡检任务完成地效果都达到了预期，验证了本系统导航及路径规划模块可以准确完成巡检机器人定位及路径解算功能。同时从软件界面中载入的环境点云地图也可以看到，点云地图准确地表现了大厅整体环境，尤其大厅中的圆柱在点云地图中都得到了很好的闭合，这也反映了系统的建图模块建立的点云地图准确可靠。

## 4.6 本章小结

本章研制了一种电力巡检机器人建图及导航系统。该系统由建图模块、路径规划模块、导航模块、人机交互模块组成。本系统在建图模块利用了前两章提出的角点特征提取算法和闭环算法用于获得效果更好的环境点云地图，同时可以利用人机交互模块对建好的点云地图进行更进一步的调整。在建好点云地图后，由工作人员在后台通过人机交互模块发布巡检指令，由路径规划模块解算出最短巡检路径，在实际运行中，导航模块将当前扫到的数据帧与建好的点云地图进行匹配解算出巡检机器人的实时位姿，并据此来更新自己的运动状态。本章在最后对本系统进行了演示，展示了从建图到实际运行完整的工作流程，并得到了与预期的效果。实验证明，本系统在实际的变电站环境中，可以顺利完成巡检任务，达到了系统的要求。

本章的电力巡检机器人建图及导航系统是针对与大立科技公司的合作项目而研制的，目前该系统已经通过客户单位验收并交付使用。

## 第5章 总结与展望

### 5.1 本文工作总结

论文主要研究面向电力巡检机器人的基于 2D Lidar 的角点特征提取、闭环算法及系统设计三个方面的内容。本文的工作总结如下：

- (1) 提出了一种基于 2D Lidar 的角点特征提取算法。本文首先分析了当前最新的 2D Lidar 角点特征提取算法 FALKO 以及 OC 存在的问题。为了解决这些问题，在传统的利用欧式距离阈值确定各点邻域的基础上，提出了以较大的欧式距离阈值结合较小的余弦距离阈值的双阈值确定邻域方法，同时，结合 2D Lidar 独特的扫描特性和角点的几何特征，提出了一种新颖的评价函数，分别对各点的左邻域和右邻域进行评分，以左右邻域评分之和作为该点的最终评分，评分越高，该点在角点候选集的排序越高。最后，利用类似于计算机视觉领域常用的 NMS 方法来避免临近的候选角点之间的互相混淆。在网上公开数据集上进行的实验表明本文所提出的基于 2D Lidar 的角点特征提取算法具有更好的准确率和鲁棒性。
- (2) 提出了一种基于 2D Lidar 角点特征的 SLAM 闭环算法。本文首先介绍了基于 2D Lidar 角点特征的 SLAM 闭环算法的整体框架，具体可以分为地点识别、相对位姿计算以及图优化三大部分，其中，本文主要的研究工作在地点识别和相对位姿计算上。在地点识别任务中，针对当前最新的点云签名算法存在的问题，在 GLAROT 的基础上进行了改进，使得所提出的点云签名算法在具有旋转不变性的同时也降低了计算量，提高了运算速度。同时提出了一种不需要初始位姿估计的相对位姿计算方法。实验表明本文所提出的闭环算法很好地完成了减少累积误差的目标，所建立的点云地图相比未经闭环优化的点云地图效果明显更好。

- (3) 针对与大立科技公司的合作项目，研制了一种电力巡检机器人建图及导航系统。此系统利用了我们所研究的算法，并结合了针对应用需求改进的 ICP 算法和 Dijkstra 算法，实现了电力巡检机器人智能导航的功能。本文的核心工作是系统中建图模块、路径规划模块和导航模块中的算法研究和系统的软件研制。

## 5.2 未来工作展望

点云地图是电力巡检机器人在工作中重要的定位依据，点云地图的质量好坏很大程度上决定了定位精度的高低，对机器人顺利完成巡检任务带来直接的影响，因此点云地图的创建方法是电力巡检机器人建图及导航系统中位于底层的关键技术。本文提出了一种基于 2D Lidar 的角点特征提取算法，并基于提取出的角点特征提出了一种 SLAM 闭环算法，目的也是在于通过闭环算法来减少里程计或基于 ICP 的建图算法所产生的累积误差，获得精度更高的点云地图。由于研究时间和本人知识有限，本文所提出的算法和系统还有很多可以提高的空间，下面是未来可能的改进方向：

- (1) 本文所提出的角点特征算法是基于 2D Lidar，搭载 2D Lidar 的巡检机器人在实际应用中的局限性在于需要工作环境的地面能够较为平整，这个要求在变电站中能够得到满足，但在更一般的环境中却并非总能得到满足，而基于 3D Lidar 的点云匹配算法对环境就不需要作出这种前提，因此，将本文所提出的角点特征提取算法扩展到基于 3D Lidar 是一个很有实际意义的研究方向。
- (2) 本文在导航模块提出的全局定位算法并没有专门去处理动态环境<sup>[58]</sup>的问题。虽然变电站环境的特殊性决定了巡检机器人的工作环境基本不会发生变化，但在更一般的情况下，尤其在人流车流大的场景中，环境是时刻在发生变化的，在地图建立阶段和实际运行阶段同一个地点机器人所感知到的环境信息很可能也是不同的，因此如何处理环境动态变化的问题也是可以本文改进的一个方向。

- (3) 本文在地点识别任务中利用 2D Lidar 角点特征生成点云的签名之间的相似性来判断之前是否到过该地，其优点无需赘言，但如果能与视觉信息联合起来完成地点识别任务，可以想见，其鲁棒性应该能更上一层楼，因此，联合视觉信息完成地点识别任务也是本文日后可以改善的一个方向。

## 参考文献

- [1] Smith R, Self M, Cheeseman P. In Autonomous Robot Vehicles[C]// Autonomous robot vehicles. 1990:167-193.
- [2] Davison A J, Reid I, Molton N, et al. MonoSLAM: Real-Time Single Camera SLAM[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(6): 1052-1067.
- [3] Newcombe R, Davison A J. Live dense reconstruction with a single moving camera[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).2010: 1498-1505.
- [4] Klein G, Murray D. Parallel Tracking and Mapping for Small AR Workspaces[C]// IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality(ISMAR). 2007:225-234.
- [5] Hirschmuller H. Stereo Processing by Semiglobal Matching and Mutual Information[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2007, 30(2):328-41.
- [6] Schmidhuber J. Deep Learning in Neural Networks: An Overview[J]. Neural Networks, 2014: 85-117.
- [7] arXiv:1703.04309 [cs.CV]
- [8] Moravec H P, Elfes A. High resolution maps from wide angle sonar[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 1985: 116-121.
- [9] Diosi A, Kleeman L. Laser scan matching in polar coordinates with application to SLAM[C]// International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE Xplore, 2005:3317-3322.
- [10] Besl P J, Mckay H. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [11] Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient variants of the ICP algorithm[J]. digital

- identity management, 2001: 145-152.
- [12] Lu F, Milios E. Robot Pose Estimation in Unknown Environments by Matching 2D Range Scans[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 1997, 18(3): 249-275.
- [13] Weiss G, Puttkamer E. A map based on laserscans without geometric interpretation[C]// Intelligent Autonomous Systems. 1995.
- [14] Du S, Liu J, Zhang C, et al. Probability iterative closest point algorithm for m-D point set registration with noise[J]. Neurocomputing, 2015: 187-198.
- [15] Hong S, Ko H, Kim J, et al. VICP: Velocity updating iterative closest point algorithm[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2010: 1893-1898.
- [16] Martinez J L, Gonzalez J, Morales J, et al. Mobile robot motion estimation by 2D scan matching with genetic and iterative closest point algorithms[J]. Journal of Field Robotics, 2006, 23(1): 21-34.
- [17] Yang J, Li H, Jia Y, et al. Go-ICP: Solving 3D Registration Efficiently and Globally Optimally[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 2013: 1457-1464.
- [18] Thrun S, Burgard W, Fox D, et al. A real-time algorithm for mobile robot mapping with applications to multi-robot and 3D mapping[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2000: 321-328.
- [19] Tsardoulis E, Petrou L. Critical Rays Scan Match SLAM[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2013, 72(3): 441-462.
- [20] Grisetti G, Stachniss C, Burgard W, et al. Improved Techniques for Grid Mapping With Rao-Blackwellized Particle Filters[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23(1): 34-46.
- [21] Hess W, Kohler D, Rapp H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2016: 1271-1278.
- [22] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features[C].

- Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 1999: 1150-1157.
- [23] Bay H, Tuytelaars T, Van Gool L, et al. SURF: speeded up robust features[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). 2006: 404-417.
- [24] Li Y, Olson E B. Extracting general-purpose features from LIDAR data[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA).2010:1388-1393.
- [25] Li Y, Olson E B. Structure tensors for general purpose LIDAR feature extraction[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA).2011:1869-1874.
- [26] Bosse M, Zlot R. Map Matching and Data Association for Large-Scale Two-dimensional Laser Scan-based SLAM[J]. International Journal of Robotics Research, 2008, 27(6):667-691.
- [27] Bosse M, Zlot R. Keypoint design and evaluation for place recognition in 2D lidar maps[J]. Robotics & Autonomous Systems, 2009, 57(12):1211-1224.
- [28] Tipaldi G D, Kai O A. FLIRT - Interest regions for 2D range data[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA).2010:3616-3622.
- [29] Kallasi F, Rizzini D L, Caselli S. Fast Keypoint Features From Laser Scanner for Robot Localization and Mapping[J]. IEEE Robotics & Automation Letters, 2016, 1(1):1-1.
- [30] Censi A, Iocchi L, Grisetti G. Scan Matching in the Hough Domain[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2005:2739-2744.
- [31] Gutmann J S, Konolige K. Incremental mapping of large cyclic environments[C]// IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, 1999. Cira '99. Proceedings. IEEE, 1999:318 - 325.
- [32] Rizzini D L, Caselli S. Metric-topological maps from laser scans adjusted with incremental tree network optimizer[J]. Robotics & Autonomous Systems, 2009,



- 57(10):1036-1041.
- [33] Hähnel D, Thrun S, Wegbreit B, et al. Towards Lazy Data Association in SLAM[C]// Robotics Research, The Eleventh International Symposium, ISRR, October 19-22, 2003, Siena, Italy. DBLP, 2003:421-431.
- [34] Granstr, Karl M, N, T B, et al. Learning to close loops from range data[J]. International Journal of Robotics Research, 2011, 30(14):1728-1754.
- [35] Tipaldi G D, Spinello L, Burgard W, et al. Geometrical FLIRT phrases for large scale place recognition in 2D range data[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2013: 2693-2698.
- [36] Himstedt M, Frost J, Hellbach S, et al. Large scale place recognition in 2D LIDAR scans using Geometrical Landmark Relations[C]. intelligent robots and systems, 2014: 5030-5035.
- [37] Himstedt M, Maehle E. Geometry matters: Place recognition in 2D range scans using Geometrical Surface Relations[C]// European Conference on Mobile Robots. IEEE, 2015:1-6.
- [38] Muja M. Fast approximate nearest neighbors with automatic algorithm configuration[C]// International Conference on Computer Vision Theory and Application Vissapp. 2009:331-340.
- [39] Arya S. An optimal algorithm for approximate nearest neighbor searching fixed dimensions[J]. Journal of the Acm, 1998, 45(6):891-923.
- [40] Grisetti G, Stachniss C, Burgard W. Nonlinear Constraint Network Optimization for Efficient Map Learning[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2009, 10(3):428-439.
- [41] Strasdat H. g2o: A General Framework for Graph Optimization[J]. PLoS ONE, 2011, 7(8):e43478.
- [42] Guo R, Li B, Sun Y, et al. A patrol robot for electric power substation[C]// International Conference on Mechatronics and Automation. IEEE Xplore, 2009:55-59.
- [43] 肖鹏, 栾贻青, 郭锐, 等. 变电站智能巡检机器人激光导航系统研究[J]. 自动化与仪表, 2012, 27(5):5-9.

- [44] 李红梅, 王滨海, 廖文龙, 等. 基于地图匹配的变电站巡检机器人激光导航系统设计[J]. 制造业自动化, 2014(1):52-56.
- [45] Wang B, Guo R, Li B, et al. SmartGuard: An autonomous robotic system for inspecting substation equipment[J]. Journal of Field Robotics, 2012, 29(1):123-137.
- [46] Zhao K, Zhao S T. Substation Patrol Robot Monocular Visual Navigation Based on Road Signs[J]. Electric Power Information & Communication Technology, 2014.
- [47] Zhang H, Su B, Song H, et al. Development and implement of an inspection robot for power substation[J]. 2015:121-125.
- [48] Lu S, Li Y, Zhang T. Design and implement of control system for power substation equipment inspection robot[C]// Ieee/rsj International Conference on Intelligent Robots and Systems, October 11-15, 2009, St. Louis, Mo, Usa. DBLP, 2009:93-96.
- [49] Fan S H, Xia D X. Study on the Navigation of Patrol Robot of Transformer Substation Based on Color Vision and RFID[J]. Advanced Materials Research, 2011, 268-270:1259-1264.
- [50] Zuo M, Zeng G, Tu X. Research on Navigation of Substation Patrol Robot Based on Guideline Visual Recognition[C]// International Conference on Mechanic Automation and Control Engineering. IEEE, 2010:6123-6126.
- [51] Kallasi F, Rizzini D L. Efficient Loop Closure based on FALKO LIDAR Features for Online Robot Localization and Mapping[C]// Ieee/rsj International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2016.
- [52] Bailey T, Nebot E M, Rosenblatt J K, et al. Data association for mobile robot navigation: a graph theoretic approach[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA).2000:2512-2517 vol.3.
- [53] Paz L M, Pinies P, Neira J, et al. Global localization in SLAM in bilinear time[C]// Ieee/rsj International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2005:2820-2826.

- [54] Zhang Y, Jia Z, Chen T, et al. Image retrieval with geometry-preserving visual phrases[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2011: 809-816.
- [55] Chen Y, Davis T A, Hager W W, et al. Algorithm 887: CHOLMOD, Supernodal Sparse Cholesky Factorization and Update/Downdate[J]. AcM Transactions on Mathematical Software, 2009, 35(3):22.
- [56] Krusi P, Bucheler B, Pomerleau F, et al. Lighting-invariant Adaptive Route Following Using Iterative Closest Point Matching[J]. Journal of Field Robotics, 2015, 32(4): 534-564.
- [57] Choi J H, Park Y W, Kim J, et al. Federated-filter-based unmanned ground vehicle localization using 3D range registration with digital elevation model in outdoor environments[J]. Journal of Field Robotics, 2012, 29(29):298-314.
- [58] Johns E, Yang G. Dynamic scene models for incremental, long-term, appearance-based localisation[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA).2013: 2731-2736.

## 攻读硕士学位期间主要的研究成果

### 一、发表的论文

[1] 针对 2D Lidar 的角点特征提取算法,《浙大学学报工学版》(小修中)

### 二、专利

1. 学生第一作者,一种针对二维激光扫描仪的角点特征提取方法, 2017, 专利号: 201710312254.0; 专利状态: 已受理
2. 学生第一作者,一种基于二维激光扫描仪角点特征的闭环检测方法, 2017, 专利号: 201710331979.4; 专利状态: 已受理

### 三、参与的科研项目

1. 大立科技公司电力巡检机器人建图及导航系统.

## 致谢

光阴似箭，转眼间两年半的研究生学习生涯即将划上句号。曾经在彷徨与畏惧的黑夜中虚度，也在拼搏与希望的田野里狂奔，当黎明的曙光终于将漫漫长夜的寒冷驱散时，我的心变得愈发坚强与勇敢。感谢这两年半来出现在我生命中的所有人和事，是你们丰富了我的人生，扩展了我的视野，带给了我今后人生最宝贵的财富！

首先，感谢我的导师于慧敏教授。师者，传道授业解惑也。两年半前，作为一名科研的门外汉，我怀着一颗憧憬的心来到实验室。于老师以其渊博的专业知识、严谨的治学态度和忘我的工作精神深深地感染了我，并在科学研究中给予我悉心的指导与帮助，引领我一步步迈进科学的殿堂。这两年半来，无论是论文的选题、研究的内容还是项目的攻坚，我点点滴滴的进步都倾注了他大量的心血。在日常生活中，于老师以其高尚的人格魅力和宽厚的待人之道为我在以后的工作和生活中树立了榜样。在此谨向于老师表示最诚挚的感谢。

其次，感谢和我一起奋斗的同学们，他们是一起奋斗的奚婉、施成燕、黄伟、谢奕、孙明杰同学，以及仍在实验室学习的李燕飞、郑伟伟、张净、蔡成飞、陈伟亮、王欢、毛颖、李殊昭、曾奇勋同学，已经毕业的杨白、李天豪、汪东旭、盛亚婷、舒醒、刘蓉、孙乐同学。跟他们在一起我感到非常开心，感谢他们陪我度过了一段美好的时光，让我的研究生生活色彩缤纷。

最后，特别感谢我的家人和陪伴我的室友以及朋友们，感谢你们的支持、鼓励和理解。谨在此向我敬爱的父母、师长，以及妻子、朋友们表达最诚挚的谢意！

黎睿

2017年5月于浙大求是园