

# 轮椅机器人室内自主定位与导航系统 的设计与实现

作者姓名 池鸣凤

指导教师姓名、职称 张彤 副教授

申请学位类别 工学硕士



学校代码 10701  
分 类 号 TP39

学 号 1603121607  
密 级 公开

# 西安电子科技大学

## 硕士学位论文

### 轮椅机器人室内自主定位与导航系统 的设计与实现

作者姓名：池鸣凤

一级学科：计算机科学与技术

二级学科：计算机科学与技术

学位类别：工学硕士

指导教师姓名、职称：张彤 副教授

学 院：计算机科学与技术学院

提交日期：2019 年 5 月



# **Design and Implementation of Indoor Autonomous Positioning and Navigation System for Wheelchair Robot**

A thesis submitted to  
XIDIAN UNIVERSITY  
in partial fulfillment of the requirements  
for the degree of Master  
in Computer Science and Technology

By  
Chi Mingfeng  
Supervisor: Zhang Tong   Associate Professor  
May 2019



## 西安电子科技大学 学位论文独创性（或创新性）声明

秉承学校严谨的学风和优良的科学道德，本人声明所呈交的论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢中所罗列的内容以外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果；也不包含为获得西安电子科技大学或其它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了谢意。

学位论文若有不实之处，本人承担一切法律责任。

本人签名：\_\_\_\_\_ 日 期：\_\_\_\_\_

## 西安电子科技大学 关于论文使用授权的说明

本人完全了解西安电子科技大学有关保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属于西安电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅、借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。同时本人保证，获得学位后结合学位论文研究成果撰写的文章，署名为西安电子科技大学。

保密的学位论文在\_\_\_\_年解密后适用本授权书。

本人签名：\_\_\_\_\_ 导师签名：\_\_\_\_\_

日 期：\_\_\_\_\_ 日 期：\_\_\_\_\_





## 摘要

进入本世纪以来,我国人口老龄化程度不断加深,残疾人口、慢性病人数量都呈上升趋势,对智能轮椅的需求量也在逐年增加。本文以智能轮椅为研究课题,将轮椅这个单一的移动工具扩展为可移动服务类机器人,并综合利用多传感器数据使智能轮椅机器人在室内环境中拥有精准的环境感知能力,准确的定位与导航能力。

相对于室外定位和导航,在室内环境下缺乏精确的 GPS 等导航信号,且定位精度要求又比较高。同时室内环境比较复杂,没有在室外道路上常用的交通指示线及路沿等参照物辅助导航,给室内定位与导航系统的设计带来了不小的挑战。

本文从环境感知、室内定位和路径规划这三个方面设计了智能轮椅机器人的环境感知和导航系统,所用到的传感器有激光雷达、双目摄像机和超声探头。

针对环境感知问题,本文采用多传感器融合方法,设计和实现了一个使用较低成本传感器的室内三维环境感知系统。轮椅车从车体前部安装的,激光雷达能够获取固定方向的点云图,并与车体运动参数融合,对车体周边激光可探测的三维环境进行高精度的重建;对车体周边激光不可测环境,用超声探头进行低精度二维构建;再结合双目相机来进行特征识别。将这三者结合起来,形成对周边环境可靠的感知。

本文采用静态地图与动态地图结合的方法来解决轮椅机器人自主定位问题。以房间门口为环境坐标系原点,使用占据栅格法完成静态环境地图的构建;以轮椅车驱动轮轴心为原点构建动态地图。轮椅首先使用在门口采集到的图像与模板图像进行匹配,综合匹配点数、错误率等参数,确定轮椅当前所在的房间;然后探测室内标记点位置,以标记点为参照物计算并修正轮椅自身在当前房间中的位置,并以轮椅自身行进的线速度、角速度确定目标方位。

在完成轮椅机器人室内路径规划时,对传统路径规划算法 A\*算法进行了优化,增加了转弯时间的权重,通过对转弯数量、路径长度以及所用时间等参数的考察,验证了该种优化对于减少智能轮椅机器人行走距离和转弯角度有效。在避障策略选择上,对障碍物场景进行了分类预判,根据障碍物距离轮椅的距离划分避障区和危险区,使轮椅在不触碰障碍物的情况下尽量缩短行进时间。

在实验环境下,本文所设计的轮椅机器人自主定位与导航系统能够完成在室内的自动行进,经多次实验,能够达到与他人辅助手推轮椅相近的实验效果。

**关键词:** 轮椅, 室内定位, 导航, 激光雷达, 双目相机



## ABSTRACT

Since the beginning of this century, the aging degree of China's population has been deepening. The number of disabled people and chronic patients is on the rise, and the demand for smart wheelchairs is increasing year by year. This thesis takes the intelligent wheelchair as the research subject, expands the wheelchair, a single mobile tool, into a mobile service robot. The intelligent wheelchair robot is trained with multi-sensor data, so that it has the ability of accurate environment perception, accurate positioning and navigation in the indoor environment.

Compared with outdoor positioning and navigation, indoor environment lacks accurate GPS and other navigation signals, and requires higher positioning accuracy. At the same time, the indoor environment is relatively complex, and there is no traffic indicator line and roadside like those commonly used on the outdoor roads and other reference objects to assist navigation, which also brings great challenges to the design of indoor positioning and navigation system.

In this thesis, the environment perception and navigation system of intelligent wheelchair robot is designed from three aspects of environment perception, indoor positioning and path planning. The sensors used are lidar, binocular camera and ultrasonic probe.

Aiming at the problem of environment perception, this thesis designs and implements an indoor 3d environment perception system which is suitable for low-cost sensors by using the multi-sensor fusion method. The wheelchairs acquire the point cloud image from the fixed direction lidar installed in the front of the car body, and integrate with the motion parameters of the car body, so as to conduct high-precision reconstruction of the 3d environment around the car body that can be detected by the laser. Ultrasonic probe is used to construct the unmeasurable laser environment around the vehicle body. A binocular camera is also added to the system for feature recognition. The combination of the three forms a reliable perception of the surrounding environment.

In this thesis, static map and dynamic map are combined to solve the problem of autonomous positioning of the wheelchair robot. Taking the entrance of the room as the origin of the

environment coordinate system, the static environment map is constructed by occupying grid method. The dynamic map is constructed with the wheelbase of the wheelset as the origin. Firstly, the wheelchair is matched with the template image by using the image collected at the entrance, and then the room where the wheelchair is currently located is determined by combining the matching points, error rate and other parameters. Then, the position of the indoor marker is identified, and the marker is used as the reference to calculate and correct the position of the wheelchair in the current room, and the target orientation is confirmed by the linear velocity and angular velocity of the wheelchair itself.

While completing indoor path planning of wheelchair robot, A star algorithm is optimized in this thesis to increase the weight of turning time. According to the investigation of the parameters such as the number of turns and the length of the path and the time used, it is verified that this optimization is effective in reducing the walking distance and turning angle of the intelligent wheelchair robot. In the selection of obstacle avoidance strategy, the obstacle scene is classified and predicted. According to the distance between the obstacle and the wheelchair, the obstacle avoidance area and the danger area are divided to shorten its travel time without touching obstacles.

In the experimental environment, the wheelchair robot designed in this thesis can complete the indoor autonomous positioning and navigation. After many experiments, it can achieve the experimental effect similar to that of the wheelchair assisted by others.

**Keywords:** Wheelchair, indoor positioning, navigation, lidar, binocular camera

## 插图索引

图 1.1	面部控制机器人和戴森扫地机器人 .....	2
图 1.2	智能机器人 iRobi .....	2
图 1.3	导游机器人 DY 和机器人可佳 .....	3
图 1.4	智能轮椅机器人系统总体架构示意图 .....	5
图 2.1	卡尔曼滤波算法结构框图 .....	13
图 2.2	ICP 算法流程图 .....	14
图 3.1	实验所用电动轮椅车实物图 .....	17
图 3.2	智能轮椅机器人环境感知示意图 .....	18
图 3.3	传感器位置与视角示意图 .....	18
图 3.4	双目相机传感器实物图 .....	20
图 3.5	激光雷达传感器实物图 .....	21
图 3.6	小孔成像模型示意图 .....	22
图 3.7	去畸变前后对比图 .....	24
图 3.8	图像增强示意图 .....	25
图 3.9	高斯滤波效果示意图 .....	26
图 3.10	激光雷达预处理流程示意图 .....	27
图 3.11	均值滤波前三维效果图 .....	28
图 3.12	均值滤波后三维效果图 .....	28
图 3.13	某时刻激光雷达原始点云三维效果图 .....	30
图 3.14	激光雷达点云数据精简后三维效果图 .....	30
图 4.1	尺度地图 .....	33
图 4.2	拓扑地图 .....	34
图 4.3	栅格位置示意图 .....	37
图 4.4	占据栅格地图效果图 .....	37
图 4.5	更新维护地图流程图 .....	38
图 4.6	轮椅坐标系俯视图 .....	41
图 4.7	没有累计误差和有累计误差的示意图 .....	42
图 4.8	图像预处理及匹配流程图 .....	39
图 4.9	Sift 算法匹配效果示意图 1 .....	39
图 4.10	Sift 算法匹配效果示意图 2 .....	40
图 4.11	Surf 算法匹配效果示意图 1 .....	40

图 4.12	Surf 算法匹配效果示意图 2 .....	40
图 5.1	估值函数距离示意图 .....	46
图 5.2	A*算法流程图 .....	47
图 5.3	A*算法软件设计流程图 .....	50
图 5.4	环境模型 1 下传统 A*算法路径和改进后 A*算法路径规划示意图 .....	50
图 5.5	环境模型 2 下传统 A*算法路径和改进后 A*算法路径规划示意图 .....	51
图 5.6	环境模型 3 下传统 A*算法路径和改进后 A*算法路径规划示意图 .....	51
图 5.7	环境模型 4 下传统 A*算法路径和改进后 A*算法路径规划示意图 .....	51
图 5.8	传统 A*算法路径和改进后 A*算法路径长度对比图 .....	52
图 5.9	传统 A*算法路径和改进后 A*算法转弯数量对比图 .....	52
图 5.10	障碍物检测流程图 .....	53
图 5.11	不放置障碍物时的三维成像图 .....	54
图 5.12	放置不锈钢杯子和放置玻璃杯子的三维成像图 .....	55
图 5.13	三维重建示意图 1 .....	55
图 5.14	三维重建示意图 2 .....	56
图 5.15	超声探头实物图 .....	56
图 5.16	超声传感器测量距离示意图 .....	57
图 5.17	轮椅机器人超声传感器安装示意图 .....	57
图 5.18	轮椅机器人转弯示意图 .....	58

## 表格索引

表 3.1	传感器主要功能说明表 .....	17
表 3.2	双目相机传感器参数表 .....	20
表 3.3	激光雷达传感器参数表 .....	21
表 3.4	测距效果分析表 .....	26
表 3.5	滤波效果比较表 .....	28
表 3.6	精简效果对比 .....	31
表 3.7	应用 Sift 算法匹配效果分析表 .....	40
表 3.8	应用 Surf 算法匹配效果分析表 .....	41
表 3.9	算法性能对比表 .....	52





## 符号对照表

符号	符号名称
dpi	每英寸点数
dB	分贝
lux	勒克斯
klux	千勒克斯
FPS	每秒帧数
Kg	卡尔曼增益
Odd(s)	s 时刻栅格地图的占据状态
lomeans	测量值模型
lofree	占据状态为空的测量值模型
looccu	占据状态不为空的测量值模型
$p(x)$	x 出现的概率
$\text{ceil}(x)$	对数据 x 向上取整
v	轮椅车线速度
$\omega$	轮椅车角速度
$f(n)$	起点到终点最佳路径的代价
$f^*(n)$	起点到终点最佳路径代价的估计值
$g(n)$	节点 n 到起点的代价
$g^*(n)$	节点 n 到起点的代价的估计值
$h(n)$	节点 n 到终点最佳路径的代价
$h^*(n)$	节点 n 到终点最佳路径代价的估计值
$T_{\text{all}}$	轮椅车行驶总时间
$T_{\text{straight}}$	轮椅车直行所用时间
$T_{\text{turn}}$	轮椅车转弯所用时间



## 缩略语对照表

缩略语	英文全称	中文对照
DOG	Difference Of Gaussian	高斯差分函数
GPS	Global Position System	全球定位系统
ICP	Iterative Close Point	最近邻迭代点
KD	Key Definition	关键字定义
KF	Kalman Filter	卡尔曼滤波
NDT	Normal Distribution Transform	正态分布转换
Sift	Scale-invariant Feature Transform	尺度不变特征转换
SLAM	Simultaneous Localization And Mapping	同步定位与构图技术
Surf	Speeded-up Robust Features	加速稳健特征点匹配
USB	Universal Serial Bus	通用串行总线



# 目录

摘要 .....	I
ABSTRACT .....	III
插图索引 .....	V
表格索引 .....	VII
符号对照表 .....	IX
缩略语对照表 .....	XI
<b>第一章 绪论</b> .....	<b>1</b>
1.1 研究背景及意义 .....	1
1.2 国内外室内服务机器人发展 .....	1
1.2.1 国外室内服务机器人发展 .....	1
1.2.2 国内室内服务机器人发展 .....	3
1.2.3 环境感知技术研究现状 .....	4
1.3 本文主要研究内容与结构安排 .....	5
<b>第二章 相关技术概述</b> .....	<b>7</b>
2.1 图像特征匹配算法 .....	7
2.1.1 Sift 算法 .....	7
2.1.2 Surf 算法 .....	8
2.2 雷达扫描匹配方法 .....	10
2.2.1 卡尔曼滤波算法 .....	11
2.2.2 ICP 算法 .....	13
2.3 本章小结 .....	16
<b>第三章 轮椅机器人环境感知系统设计</b> .....	<b>17</b>
3.1 环境感知系统整体设计及平台搭建 .....	17
3.1.1 环境感知系统整体设计 .....	18
3.1.2 环境感知系统平台搭建 .....	20
3.2 双目相机数据采集及预处理 .....	22
3.2.1 相机标定及图像矫正 .....	22
3.2.2 图像增强及图像去噪 .....	24
3.2.3 双目相机模拟测距 .....	26
3.3 激光雷达数据采集及预处理 .....	27

3.3.1	原始点云降噪滤波.....	27
3.3.2	原始点云数据精简.....	29
3.4	本章小结.....	31
第四章	轮椅机器人室内自主定位系统整体设计.....	33
4.1	室内地图静态构建.....	33
4.1.1	环境地图表示方法.....	33
4.1.2	栅格地图构建与维护.....	34
4.2	室内地图动态构建.....	38
4.2.1	房间特征提取与匹配.....	38
4.2.2	房间匹配仿真实验.....	39
4.2.3	轮椅全局定位与修正.....	41
4.3	本章小结.....	43
第五章	轮椅机器人室内路径规划设计.....	45
5.1	路径规划算法设计.....	45
5.1.1	传统 A*算法.....	45
5.1.2	改进 A*算法.....	47
5.1.3	对比仿真实验.....	49
5.2	障碍物检测与避障.....	53
5.2.1	障碍物检测.....	53
5.2.2	激光雷达数据三维重建实验.....	54
5.2.3	轮椅机器人转弯避障实验.....	56
5.3	本章小结.....	58
第六章	总结与展望.....	59
6.1	总结.....	59
6.2	展望.....	60
参考文献	.....	61
致谢	.....	65
作者简介	.....	67

## 第一章 绪论

### 1.1 研究背景及意义

进入本世纪以来，我国人口老龄化程度不断加深<sup>[1][2]</sup>，残疾人口、慢性病人数量都呈上涨趋势，对轮椅的需求量也在逐年增加<sup>[3]</sup>。与此同时，机器人技术的研究在各类高新技术飞速发展的推动下已经获得了极大的进展，机器人的应用领域也已逐步从传统的工业制造领域向自动驾驶服务、餐饮服务、出行移动服务等领域扩展。

我国的经济迅速发展，人民生活不断改善，居民从过去仅仅追求温饱已经转变为追求更高品质的生活。从现在来看，人口老龄化问题非常严重，所以对服务类机器人的需求巨大。

医疗机器人作为一种服务机器人，具有相当大的发展潜力。根据 2018 年 10 月《新世界机器人报告》显示：2017 年医疗机器人销售总额增至 19 亿美元，占全年专业服务机器人销售总额的 29%。尤其是能够帮助残疾人进行必要活动的，或为人们提供治疗以改善他们的身体或认知功能的康复训练机器人。未来的产品展望指向了更精密、更有能力和更有价值的家用机器人，比如帮助老人处理家务和进行娱乐的室内智能可移动机器人。此外，大约有 30% 的服务机器人供应商被认为是初创企业，这表明了服务机器人这一新兴领域的活力。

室内的可自动行走的机器人在很大程度上可参考无人驾驶车等相关技术，但也有很多重要的不同之处。在室外，无人驾驶汽车根据 GPS、雷达、激光、惯导、摄像头等传感器探测道路环境<sup>[4][5]</sup>，在高速行驶的情况下完成定位及动态避障。但是室内机器人缺乏精确的 GPS 等导航信号<sup>[6]</sup>，而且精度要求比较高，在传感器的选择上通常采用成本较低的雷达、视觉等传感器来进行环境感知，为室内导航增加了难度。另外在道路上的无人驾驶车能够参考道路上的交通指示线及路沿等参照物辅助导航，而室内环境比较复杂，参考物较少，给室内服务机器人的设计带来了不小的挑战。有利的一面是室内轮椅机器人的行驶速度一般比较低，能够给机器人系统更多的判断时间。

本文以智能轮椅为研究课题，将轮椅这个单一的移动工具扩展为可移动服务类机器人，并利用多传感器数据时智能轮椅机器人在室内环境中拥有精准的环境感知能力，准确的定位与导航能力。

### 1.2 国内外室内服务机器人发展

#### 1.2.1 国外室内服务机器人发展

21 世纪后，老龄化问题也日益加重，并且残疾人的生活品质也提高，移动服务机

器人逐渐开始进入普通人的生活，特别是在家政、旅游、清洗维护、大型超市和商场和救护等服务方面都有着广泛的运用<sup>[7]</sup>。在服务机器人领域，欧美国家较先开始进行研究，有关服务机器人产品的研制和开发已经取得了很大的发展，在医疗服务行业发展迅速。如 1982 年，荷兰研制出一款可以喂饭和翻书的康复机器人，对病人提供服务与陪伴。

德国柏林工业大学在 2004 年研发的一款智能轮椅机器人（如图 1.1 所示），可以通过提取使用者面部动作来对轮椅发送控制指令，随时控制轮椅的行进，如果使用者突发疾病或者晕倒摔跤时，及时分辨出异常动作信号，停止面部对轮椅的控制，并且能够识别正常动作与病态动作，在识别出病态动作时及时向医院及家属发出求救信号。

DC06 型真空吸尘器是目前较为智能的扫地机器人之一，它由英国戴森公司在 2005 年生产，除了能够自动行进清扫房间外，还能够在清扫过程中记录已清洁的位置，之后便不再重复清扫，大大提高了单位时间的清扫面积（如图 1.1 所示）。如果在清扫途中发现小孩或宠物时，该扫地机器人能够及时减速并躲避，合理规划路径。



图1.1 面部控制机器人和戴森扫地机器人

韩国 Yujin 公司在 2008 年开发的机器人“iRobi”<sup>[8]</sup>（如图 1.2 所示），除了能像人类一样在房间内行走外，还能完成查看煤气是否关闭、大门是否上锁等安保工作，在陌生人闯入家中时拍摄照片并发给主人。在陪伴服务中，还可选择唱歌、读书等。



图1.2 智能机器人 iRobi



最近各国也相继研发出了室内送餐机器人，代替传统的餐厅点餐员、传菜员甚至是收银员，用智能化的机器人代替人工重复性的工作。送餐机器人不仅仅能够实现与人的简单沟通、辅助点餐送菜收银等工作，并且会对食客的喜好口味进行持续跟踪，了解每位顾客的不同需求，并且收集各位顾客对菜品的反馈，及时对菜品的制作方案做出调整。

### 1.2.2 国内室内服务机器人发展

国内对服务机器人的研究起步较国外晚，与最领先的高校和企业水平相比仍有许多不足。但随着我国经济的发展和科技的进步，人们逐步开始了解并使用服务类的机器人。从上世纪 90 年代起，国内各高校及企业都对大力开展服务类机器人的研究。近几年来，我国在对服务类型机器人的研究和应用方面取得了很大的进展。

20 世纪 90 年代，清华大学研制出一款护理类型机器人。此款机器人能够帮助高位截瘫患者进行多自由度移动。之后在非典时期，中科院自动化所研制出的一款名为“艾姆”的护理机器人，哈尔滨工业大学研制出的“护士助手”机器人，都能够完成为病人送饭、送药、运送医疗设备、消毒等工作。北京理工大学所研制的一款名为“汇童”的机器人能够完成仿人的一系列动作，甚至是太极表演等复杂动作。除此之外还有与人类进行语音聊天、探测周围环境等功能，拥有强大的机械控制和多传感器融合技术，“汇童”仿人机器人的成功研制具有着里程碑的意义<sup>[9]</sup>。哈尔滨工业大学研制的 DY 导游机器人（如图 1.3 所示），能够在旅游景点为游客提供关于该景点的具体介绍，景区服务介绍，景点信息的查询、导航等服务。



图1.3 导游机器人 DY 和机器人可佳

中科大机器人团队研制出了一款名为“可佳”<sup>[10]</sup>的智能仿人型服务类交互机器人（如图 1.3 所示），具有较强的语音识别能力，并且进行人机对话，具有语言理解、语言知识获取的功能。它可以通过阅读家电的使用说明书完成对家电操作，比如自主使

用微波炉等。

新松公司自主研发了一款多使用场景智能服务机器人。它能够作为陪伴机器人在家庭中使用,有与人进行简单对话的语音交互功能,他还能够作为导游机器人在商场、景区中使用,进行自由走动,为顾客和游客提供导航服务和通讯服务,在发生紧急情况例如有火灾危险时及时报警进行实时远程检测周围环境。

### 1.2.3 环境感知技术研究现状

环境感知能力与定位导航能力是智能移动机器人实现其行为自主化与智能化所要面临的最基本的问题之一,具有十分重要的研究意义。移动机器人的环境感知能力是通过安装各种传感器来获取周围环境信息,从而实现自主定位与导航<sup>[11]</sup>。如果“感知”技术能够解决,那么机器人将具有像人类一样的自主运动能力与探索能力,比如判断自己在环境中的位置,或者直接对周围场景进行建模与理解,分析出机器人周围所存在的物体。

传感器的改进和发展给机器人带来了更多感知环境的能力,也就能够获得更加准确的位置信息。摄像机和激光雷达因为其价格合理,感知环境能力强,被认为的目前最常用在各类领域的两种传感器。在机器人领域,这两种传感器能够根据环境信息确定自身所处环境的相对位置,能够同时解决机器人感知与定位两大问题。

机器人视觉并不是一种单一学科,而是是一门以图像处理为主的多领域交叉学科。机器人视觉技术早期由于技术方面的限制没有得到很好的发展,伴随着专门的图像处理硬件的出现,并且计算机的性能也有了大幅提升,机器人在视觉理论和应用上都有了较大进步<sup>[12]</sup>。机器人视觉系统是实现类似于人类的视觉感知系统,能够对周围环境进行合理判断。

激光雷达是一种通过利用激光束的反射来测量距离的非接触式测量方法,能够高速地测量到量程范围的平面内物体表面距离传感器之间的距离<sup>[13]</sup>。对同一物体多次多角度的测量就可以获取到该物体的表面信息,建立对应关系后就可以完成三维空间物体的重构<sup>[14]</sup>。雷达数据能较精确的测量距离及角度信息,但是由于三维点云数据缺少颜色支持,无法直观的进行地图展现。

摄像机采集的视觉数据能真实的反应反映周围环境的颜色信息,特征很清晰,但是容易受到环境光照的影响,但是无法直接获取位置信息,鲁棒性差。

超声探测仪也是一种测距传感器,与激光雷达相同,也是通过测量接收器所接收的反射信息来测距,但是超声测距仪发出的测量介质为超声波<sup>[15][16]</sup>。超声探头的测量范围为以探头为中心的球体表面与圆锥体的截面,对于平面物体来说,距离判别不是很准确。

同时定位与建图技术 SLAM (Simultaneous Localization And Mapping) 是现阶段

解决机器人自主运动能力最常见的方法之一。解决 SLAM 问题最常见的算法有如下几种方法：经典方法卡尔曼滤波法及其扩展方法，该方法通过机器人运动过程中的位姿及地图的变化来解决定位问题。以迭代和梯度下降为主要计算方法的 ICP、Hector 算法，主要依靠数学的方法进行精密计算，计算量相比其他方法较大一些<sup>[17][18]</sup>。除此之外还有粒子滤波的方法<sup>[19]</sup>，算法精度主要取决于粒子数量的多少，同时由于粒子数量，对计算机的计算能力的要求也逐步增加。由于智能手机的普及，根据智能手机内置传感器的相机、惯性导航、GPS 导航和磁导航也应用广泛<sup>[20]</sup>。因为轮椅对安全性要求更高，精度要求更高，我们需要选择更精密的传感器进行探测。

### 1.3 本文主要研究内容与结构安排

本文使用激光雷达传感器、双目相机图像及超声测距传感器，设计一套室内三维环境感知系统和导航系统，并将系统加以优化和扩展，应用于智能轮椅机器人平台。

本文所使用的智能轮椅机器人系统的总体构成如图 1.4 所示，包含 5 个子系统：轮椅控制系统、环境感知和导航系统、人体监控系统、人机交互系统和网络服务系统。本文所设计的为其中环境感知和导航系统模块，也就是想要让轮椅具有良好的环境探测能力和行进决策能力。所用到的传感器有激光雷达、双目相机和超声探头。要达到的工作目标主要有：轮椅从门口进入到一个房间时首先要能判断出这是模板库中的哪个房间，将之前的房间信息进行拉取，如果是一个新的房间，就先让轮椅进行学习，加入到模板库。在通过窄门时超声测距仪会探测距离，判断是否可以通过。进入房间后激光雷达会进行不间断扫描，识别通行区和禁止区，并给出合理路径。

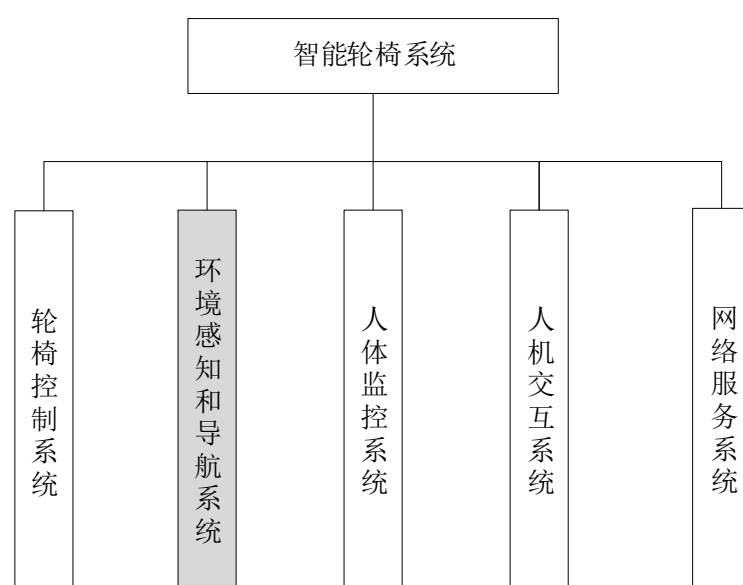


图1.4 智能轮椅机器人系统总体架构示意图

论文结构安排如下：

第一章综述和分析了轮椅机器人的研究现状，以及环境感知技术研究现状，介绍了本文的研究目标。

第二章主要介绍了系统中所用到的相关技术。首先分别阐述了在图像特征匹配时常用的两种算法 Sift 算法和 Surf 算法，主要用于后续轮椅进入房间时的识别工作。接下来阐述了激光雷达扫描匹配时常用的两种算法卡尔曼滤波算法和 ICP 最近邻迭代算法，主要用于寻找在轮椅机器人行走过程中对障碍物进行三维重建时的帧间对应关系。

第三章主要设计了智能轮椅机器人的环境感知系统。针对环境感知问题，本章设计和实现了一个适用于较低成本传感器的室内三维环境感知系统。所用到的传感器有双目相机、激光雷达和超声探头。首先在章节开始时对各传感器在本系统中完成的主要功能进行了介绍，之后重点完成了双目相机和激光雷达传感器的数据采集和预处理工作。针对不同类型传感器选择出更合适的数据预处理方案，例如对相机采集到的图像进行标定、矫正、增强、去噪等，还完成了模拟测距功能；对于激光雷达采集的数据进行了降噪滤波和数据精简。

第四章主要完成了智能轮椅机器人自主定位系统的整体设计。本文采用静态地图与动态地图结合的方法来解决轮椅机器人自主定位的问题。以房间门口为环境坐标系原点，使用占据栅格法完成静态环境地图的构建；以轮椅车驱动轮轴心为原点构建动态地图。轮椅首先使用在门口采集到的图像与模板图像进行匹配，综合匹配点数、错误率等参数，确定轮椅当前所在的房间；然后探测室内标记点位置，以标记点为参照物计算和修正轮椅自身在当前房间中的位置，并以轮椅自身行进的线速度、角速度确定目标方位。

第五章主要完成了智能轮椅机器人在室内的路径规划方法和一些避障策略的选择。在完成轮椅机器人室内路径规划时，对传统路径规划算法 A\* 算法进行了优化，增加了转弯时间的权重，通过对转弯数量、路径长度以及所用时间等参数的考察，验证了该种优化对于减少智能轮椅机器人行走距离和转弯角度有效。在避障策略选择上，对障碍物场景进行了分类预判，根据障碍物距离轮椅的距离划分避障区和危险区，使轮椅在不触碰障碍物的情况下尽量缩短行进时间。

第五章总结了本文所完成的工作，并对存在的不足和待改进的内容进行了分析。

## 第二章 相关技术概述

### 2.1 图像特征匹配算法

图像的匹配方法有根据灰度值进行匹配<sup>[21]</sup>，根据图像特征进行匹配<sup>[22]</sup>和根据图像之间的关系进行匹配<sup>[23]</sup>。

基于灰度的匹配算法是用空间二维滑动模板窗口的方式进行匹配，根据已知的模板图像信息到另一幅图像中寻找与模板相似的子图像。基于特征的匹配算法是按照两幅图像特征像素点之间的一一对应关系来确定两幅图像的位置关系。对应关系可以寻找图像中的点关系、线关系或者是面关系。当然也可以根据特征选择范围分为局部特征匹配算法和全局特征匹配算法。由于计算面特征的匹配十分消耗时间和资源，在实际应用中绝大部分使用的时点特征匹配和线特征匹配。

基于关系的匹配算法是在人工智能领域常用的图像匹配算法，根据语义网络来实现。

本文选择根据图片的特征点来进行匹配。特征点匹配主要分为以下四个步骤：

(1) 提取检测子：寻找出两张图片中最容易识别出的像素点，即颜色对比比较鲜明的像素点，比如纹理丰富的物体角点和边缘点等。

(2) 提取描述子：针对检测出的角点，用数学中常用的特征描述方法对其进行描述，例如直方图描述法等。

(3) 匹配：根据第二步提取出的描述子来判断待匹配图像和模板图像中角点的对应关系。

(4) 消除噪声：消除错误匹配的角点信息，保留正确的匹配点。常用方法有 KD tree（关键字树）等。

#### 2.1.1 Sift 算法

在特征检测与提取中，最先提出也是最重要的方法就是 Sift (Scale-invariant feature transform) 算法<sup>[24][25]</sup>，即尺度不变特征转换法，该算法可以同时解决待匹配图像与原图像中物体的明暗变化、大小、角度及位置变化。Sift 算法根据图像的局部特征来进行匹配，具体实现时是在尺度空间中寻找极值，提取不变量。计算思想为用不同标准差(尺度)的高斯函数对图像进行平滑处理，类似于人眼从不同距离观测同一张照片，图片的模糊程度发成变化，然后比较平滑后图像的差别，差别大的像素即为特征明显的点。主要步骤如下：

(1) 建立尺度空间：算法开始前，首先要将图像进行灰度化，并进行高斯滤波，

构建尺度空间。调整高斯函数相应参数的过程就是构建图像不同尺度的过程，也就是类人眼的调整观测距离，以保证特征点匹配时的尺度不变性。实现方法为调整二维高斯函数

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (2-1)$$

中  $\sigma$  的值为  $2^{i-1}(\sigma, k\sigma, k^2\sigma, \dots, k^{n-1}\sigma), k = 2^{\frac{1}{s}}$ ，来实现尺度变换。

(2) 尺度空间极值检测：对每层相邻图像相减，计算高斯差分函数<sup>[26]</sup>DOG (Difference Of Gaussian)，并与同尺度周围的 8 个点以及上下两层各 9 个点共 26 个像素点进行比较，判断是否为极值点。

(3) 关键点的定位：步骤 (2) 中的极值点为离散空间中所得，要先用 Taylor 展开式得到亚像素级像素点坐标，得到一个三维矢量，也就是转换到连续空间进行拟合，之后采用插值法来求取准确的特征点位置。落在边缘上的点会使得 Hessian 矩阵的两个特征值较大，所以需设定阈值予以剔除。

(4) 为特征点分配方向角：计算特征点邻域半径范围内的梯度直方图，计算梯度幅值和辐角，确定局部的梯度方向，分配给每个关键点位置一个或多个方向。并对梯度直方图进行平滑，减少突变对梯度的影响。最后对所有特征点的梯度进行加权处理。

(5) 关键点描述：将每个特征点的属性：位置、方向、尺度三个信息用向量来描述，使其具有相同的描述方式，并作归一化处理。这样就将梯度变换了一种表示方法，可以按照特征点的尺度大小来排序，这样可以找到比较大的局部形状的变形和光照变化。

### 2.1.2 Surf 算法

Surf (Speeded-Up Robust Features) 算法即加速稳健特征点匹配算法<sup>[27]</sup>，也是一种图像局部特征匹配算法，当待匹配图像和模板图像中同一物体有亮度变化、尺度变化或者是角度发生旋转时都可以准确识别并且能够抗噪声干扰，对视角变化也具有一定的稳定性。Surf 算法是对 Sift 算法的改进，首先保持了 Sift 算法尺度不变特性，并且对于特征匹配的效果仍然良好。其次计算复杂度下降，计算所需时间更短，速度更快<sup>[28]</sup>。Surf 算法流程包括对特征点的检测、描述及匹配三部分，其算法步骤如下：

(1) 建立积分图像：利用公式计算积分图像每个像素点的像素值。

$$I\sum(x, y) = \sum_{i=0}^{i \leq x} \sum_{j=0}^{j \leq y} I(x, y) \quad (2-2)$$

(2) Hessian 矩阵特征检测：连续函数  $f(x,y)$  的二阶 Hessian 矩阵为

$$H(f(x, y)) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{bmatrix} \quad (2-3)$$

其行列式

$$\det(H) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} - \left( \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right)^2 \quad (2-4)$$

根据高等数学知识可知，行列式的值即为该矩阵的特征值，并且根据行列式的符号来判断是否为极值。

图像像素  $I(x,y)$  通过二阶高斯滤波器后可得

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (2-5)$$

其中  $L_{xx}$  就是标准高斯函数  $g(x, y, \sigma)$  的偏导数与图像像素  $I(x, y)$  的卷积结果，即

$$L_{xx} = G(x, y, \sigma) \otimes I(x, y) \quad (2-6)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{\partial^2 g(x, y, \sigma)}{\partial x^2} \quad (2-7)$$

其他参数计算方法同理。为了加速计算，Herbert Bay 提出采用箱式滤波器来代替二阶高斯滤波器来进行近似简化，箱式滤波器会将待处理图像先划分成矩形像素区域，滤波器矩形区域与像素矩形区域进行卷积，然后再乘以矩形区域的系数。卷积过程变为加减法计算过程，计算效率更高。

(3) 建立尺度空间：在建立尺度空间时，不再采用高斯模糊来循环迭代寻找下一层图像，而是选择改变箱式滤波器本身的尺寸大小来构建尺度空间，这样可以避免对上层图像的依赖，能够实现并行计算，提高运算速度。与 Sift 算法类似，首先要把响应图像分组，对每组再进行分层。组内使用尺寸增大的滤波器来进行处理。每层之间的尺度变化量由高斯二阶微分模板决定的。最后会对除第一层和最后一层之外的每

层图像上的每个像素与空间邻域内和尺度邻域内的响应值比较，确定极大值，并剔除在阈值之外的点。

(4) 特征点精确化定位：首先要提前预设一个极值阈值，并删除所有小于预设极值阈值的点，最后得到一些特征较强的点。因为所有计算都基于离散空间，所以需要经过拟合来准确判断特征点位置。每个特征点包含位置和尺度信息用  $H(x, y, \sigma)$  表示，计算

$$H(x) = H + \frac{\partial H^T}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 H}{\partial x^2} x \quad (2-8)$$

求导并令其为 0 可得

$$\hat{x} = -\frac{\partial^2 H^{-1}}{\partial x^2} \frac{\partial H}{\partial x} \quad (2-9)$$

求得  $\hat{x}(x, y, \sigma)$  即为特征点的精确位置。

(5) 主方向确定：确定主方向是为了使两幅图像具有旋转不变性。用统计特征点邻域范围的 Harr 特征来代替统计梯度直方图。现设定  $m$  为当前模板的尺度值，计算  $6m$  圆形邻域范围边长为  $4m$  的小波响应。得到响应后做高斯加权，使得靠近特征点的响应贡献更大然后统计扇形滑动窗口内的 Haar 小波响应总和，有最大响应的方向即为主方向，这样可以提高其容错效果和抗噪效果。

## 2.2 雷达扫描匹配方法

激光雷达的扫描匹配方法大致分为以下几类：经典卡尔曼滤波法、迭代/梯度下降法、粒子滤波法等<sup>[29]</sup>。

卡尔曼滤波方法是将系统描述为一个状态方程，由上一时刻的最优估计和下一状态的测量值来估计下一状态的最优估计。由于各类传感器都可能存在测量不精确的问题，同时在观测时也可能存在误差和噪声干扰，所以一种通过系统的输入输出来对系统状态进行估计的方法应运而生，这个最优估计的过程像极了对信号滤波的过程，所以被称作经典卡尔曼滤波法 (KF)。对系统状态的估计可以是对任意时刻的估计，包括对过去状态或者是未来某一状态。卡尔曼滤波的难点在于点、线的特征提取困难，并且在数据关联的过程中，容易一起迭代过程的震荡和发散，当数据量大时，对计算机的性能要求也比较高<sup>[30][31][32]</sup>。

迭代/梯度下降方法在近几年研究中占有重要地位，主要包括了 ICP<sup>[33]</sup> (Iterative Close Point) 最近邻迭代法、NDT (Normal Distribution Transform) 正态分布转换算法、



Hector、Cartographer 等算法。ICP 算法可以用解析的方法求解，利用当前帧点云的均值和上一帧点云的均值来进行比较；也可以用迭代或梯度下降的方法来求解。在实际使用中，冗余点对一致性关系会造成一定的影响，在迭代过程中容易震荡，很容易造成发散，不易收敛到全局最优<sup>[34]</sup>。

粒子滤波是一种在状态空间中随机撒粒子，用粒子的出现状态来模拟近似概率密度函数。这样减少了积分运算所需大量资源，从而得到系统状态的最小方差估计。移动机器人系统的粒子滤波算法使用离散的加权样本集来表示机器人位姿的后验概率分布状态。粒子滤波在非线性非高斯系统中也有较好的应用<sup>[35]</sup>。但是在复杂环境中，需要大量样本来描述后验概率分布，算法复杂度很高，同时保证粒子的有效性和多样性也是粒子滤波算法的难点<sup>[36]</sup>。

### 2.2.1 卡尔曼滤波算法

卡尔曼滤波算法基于预测加测量反馈的思想，主要用在动态系统中，它对系统的当前状态的估计值和现在状态的观测值进行有根据的猜测，预测出下一时刻的最有可能的状态值。

设某线性离散时间系统的状态用线性随机微分方程表示为

$$X(k) = A \cdot X(k-1) + B \cdot U(k) + W(k) \quad (2-10)$$

其中  $X(k)$  矩阵大小为  $n \times 1$  表示在  $k$  时刻的系统状态； $U(k)$  矩阵大小为  $k \times k$ ，表示  $k$  时刻对系统的控制量。 $A$  和  $B$  是系统参数， $A$  矩阵的大小为  $n \times n$ ， $B$  矩阵的大小为  $n \times k$ 。 $W(k)$  为系统噪声。设系统的测量值为

$$Z(k) = H \cdot X(k) + V(k) \quad (2-11)$$

其中  $Z(k)$  矩阵是  $k$  时刻的测量值，大小为  $m \times 1$ 。 $H$  矩阵大小为  $m \times n$ ，是测量参数中状态变量到测量的转换矩阵。 $V(k)$  表示过程和测量的噪声。

噪声  $W(k)$  和  $V(k)$  为相互独立的多元正态分布函数  $Q(k)$ 、 $R(k)$  为其对应的协方差矩阵，即

$$E(W(k)) = 0 \quad (2-12)$$

$$E(W(k)W^T(k)) = Q(k) \quad (2-13)$$

$V(k)$ 与  $R(k)$ 的关系和  $W(k)$ 和  $R(k)$ 的关系类同。

预测系统的下一个状态（即  $k$  时刻的系统状态）为

$$X(k|k-1) = A \cdot X(k-1|k-1) + B \cdot U(k) \quad (2-14)$$

其中  $X(k|k-1)$  就是利用  $k$  时刻状态对  $k+1$  时刻状态的预测， $X(k-1|k-1)$ 表示上一个时刻状态最优估计结果， $U(k)$ 为现在状态的控制量。初始状态系统的初始状态  $X(0)$  可用  $0$  表示。

设  $P$  表示误差估计的协方差，设  $Q$  表示系统过程噪声的协方差，则

$$P(k|k-1) = A \cdot P(k-1|k-1) \cdot A' + Q \quad (2-15)$$

得到初步预测结果后，要再次进行调整，从而得到现在的状态测量值，最后得到系统的最优估计量。 $Z(k)$ 表示系统的观测值，则最优估计结果为

$$X(k|k) = X(k|k-1) + Kg(k) \cdot (Z(k) - H \cdot X(k|k-1)) \quad (2-16)$$

其中  $Kg$  为用来修正预测值的卡尔曼增益

$$Kg = \frac{P(k-1|k-1) \cdot H'}{H \cdot P(k-1|k-1) \cdot H' + R} \quad (2-17)$$

当系统进入下一状态  $k+1$  状态时， $P(k|k)$ 就是式(2)中的  $P(k-1|k-1)$ 。该过程持续进行，直到系统过程结束。

$$P(k|k) = (I - Kg(k) \cdot H) \cdot P(k|k-1) \quad (2-18)$$

卡尔曼滤波算法的结构框图如图 2.1 所示。

为了应用于更多的系统模型，其他科学家也对卡尔曼滤波进行了一些扩展。扩展卡尔曼滤波算法就是将原卡尔曼滤波算法中只适用于线性系统模型扩展到非线性模型，也就是先将非线性函数用泰勒展开进行线性化模拟，再进行状态观测及估计。

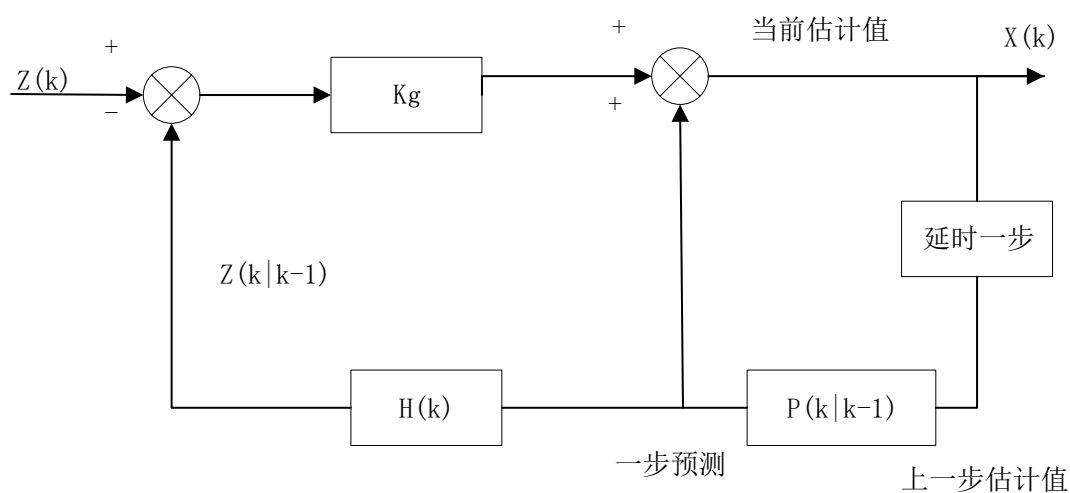


图2.1 卡尔曼滤波算法结构框图

### 2.2.2 ICP 算法

经典 ICP( Iterative Close Point) 最近邻迭代算法包括对应点的搜索部分和位姿求解部分。该算法的主要思想是将传感器移动时在不同坐标系下的点云数据整合到同一坐标系下，找到在相邻两个点云集的对应关系。所得到的结果是两个点云集之间的旋转变量  $R$  和平移变量  $T$ 。ICP 算法的流程图如图 2.2 所示。

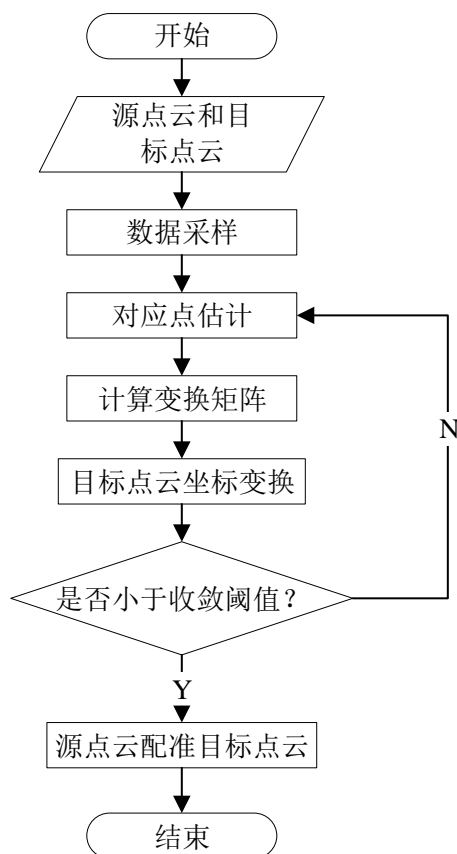


图2.2 ICP 算法流程图

ICP 算法步骤如下：

(1) 设当前帧的点云数据集（待配准点集）为

$$P = \{p_i\}_{i=1}^{N_p} \quad (2-19)$$

上一帧的点云数据集（基准数据点集）为

$$X = \{x_i\}_{i=1}^{N_x} \quad (2-20)$$

从点集  $P$  中查找与模板集  $X$  的每个点的最近匹配点，匹配方式采用欧几里得距离。取  $P$  中一点  $p_i$ ，在  $X$  中找出距离  $p_i$  最近的  $x_i$ ，则  $(p_i, x_i)$  就构成了一组对应点对集，将计算出距离最小的点都放入点集  $P'$  中。

(2) 设旋转向量为单位四元数

$$\begin{aligned} \bar{q} &= [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]^T \\ s.t. \begin{cases} q_0 \geq 0 \\ q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 = 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (2-21)$$

对于两个点集的映射关系用目标函数式 2-22 表示

$$f(\bar{q}) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \left\| \bar{x}_i - R_{\bar{q}_R} \bar{p}_i - T \right\|^2 \quad (2-22)$$

其中  $T$  为平移矩阵

$$T = [q_4 \ q_5 \ q_6]^T \quad (2-23)$$

$R_{\bar{q}_R}$  为旋转矩阵

$$R_{\bar{q}_R} = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_0q_1 - q_2q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} \quad (2-24)$$

求解 ICP 的过程，转化为求该目标函数最小值的过程。每次迭代过程都求解得使  $f(\bar{q})$  更小的  $\bar{q}$ ，迭代收敛后返回的  $\bar{q}$  即为最终配准后的结果。

(3) 求待匹配点云和基准点云中心。设点集  $P$  和  $X$  的中心分别为  $\overline{\mu_p}$ 、 $\overline{\mu_x}$ ，则

$$\overline{\mu_p} = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \overline{p_i} \quad (2-25)$$

$$\overline{\mu_x} = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \overline{x_i} \quad (2-26)$$

对点集  $P$  和点集  $X$  进行去中心化处理，求出其协方差矩阵为

$$\sum_{px} = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} [(\overline{p_i} - \overline{u_p})(\overline{x_i} - \overline{u_x})^T] = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} (\overline{p_i} \overline{x_i})^T - \overline{u_p} \overline{u_x}^T \quad (2-27)$$

令对称矩阵

$$A_{ij} = (\sum_{ij} - \sum_{ij}^T)_{ij} \quad (2-28)$$

由此得到列向量

$$\Delta = [A_{23} \quad A_{31} \quad A_{12}]^T \quad (2-29)$$

利用该向量构建 4\*4 对称矩阵

$$Q = \begin{pmatrix} tr(\sum_{px}) & \Delta^T \\ \Delta & \sum_{px} + \sum_{px}^T - tr(\sum_{px})I_3 \end{pmatrix} \quad (2-30)$$

其中， $tr(\sum_{px})$  表示矩阵  $\sum_{px}$  的迹，也即特征值之和。 $I_3$  表示三阶单位矩阵。将式 2-29 代入式 2-30 计算可得

$$Q = \begin{bmatrix} \sum_{px}(1,1) + \sum_{px}(2,2) + \sum_{px}(3,3) & \sum_{px}(2,3) - \sum_{px}(3,2) & \sum_{px}(3,1) - \sum_{px}(1,3) \\ \sum_{px}(2,3) - \sum_{px}(3,2) & \sum_{px}(1,1) - \sum_{px}(2,2) - \sum_{px}(3,3) & \sum_{px}(1,2) + \sum_{px}(2,1) \\ \sum_{px}(3,1) - \sum_{px}(1,3) & \sum_{px}(1,2) + \sum_{px}(2,1) & \sum_{px}(2,2) - \sum_{px}(1,1) - \sum_{px}(3,3) \\ \sum_{px}(1,2) - \sum_{px}(2,1) & \sum_{px}(1,3) + \sum_{px}(3,1) & \sum_{px}(2,3) + \sum_{px}(3,2) \end{bmatrix} \quad (2-31)$$

求出  $Q$  的最大特征值及特征向量，那个特征向量就对应误差的平方和最小的四元数。代入式 2-23 即可得到这次迭代的旋转矩阵。

$$R_{qR} = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} \quad (2-32)$$

(4) 平移矩阵为两个点集中心做平移

$$T = \overline{\mu_x} - R_{qR} \overline{\mu_p} \quad (2-33)$$

(5) 计算目标函数，直到小于设定值，输出最优(R,T)；否则继续重复前面的步骤 1-5 重复迭代，并在每一次迭代开始时都要重新寻找对应点集。

## 2.3 本章小结

本章主要介绍了系统中所用到的相关技术。首先介绍了在图像特征匹配时常用的两种算法 Sift 算法和 Surf 算法，将会用于轮椅进入房间时的房间识别工作。接下来介绍了激光雷达扫描匹配时常用的两种算法卡尔曼滤波算法和 ICP 最近邻迭代算法，将会用于寻找在轮椅机器人在行走过程中对障碍物进行三维重建时的帧间对应关系。

### 第三章 轮椅机器人环境感知系统设计

#### 3.1 环境感知系统整体设计及平台搭建

本文选择使用激光雷达、双目相机和超声探头作为环境感知的主传感器。使用多传感器融合的方式可以减少单一传感器在数据采集方面的局限性。多传感器数据采集时每个采集传感器是相互独立的，需要人为将局部数据融入到全局数据中。这里首先完成环境感知系统整体设计及平台搭建，为后续定位及导航任务做准备。本文所使用的电动轮椅车实物图如图 3.1 所示。



图3.1 实验所用电动轮椅车实物图

首先对轮椅机器人所使用的传感器进行功能规划，对其主要任务进行细致分类。主要功能说明如表 3.1 所示。激光雷达安装在轮椅车前部，视野方向与轮椅车正向前行驶方向相同。双目相机紧挨激光雷达安装，并置于激光雷达上部。超声探头分散安装在轮椅车四周的固定位置，每侧安装两个，具体位置在下文中介绍。

表3.1 传感器主要功能说明表

传感器	主要功能
双目相机	完成轮椅机器人在进入房间时识别该房间并于模板库中的房间进行匹配； 在构建动态室内地图时完成动态定位与修正。
激光雷达	探测轮椅机器人前方道路状况，例如坑洼、楼梯等。
超声探头	探测轮椅机器人四周的环境状况，主要用于避障功能。

### 3.1.1 环境感知系统整体设计

为了采集到更多的环境信息，首先要对双目相机和激光雷达传感器的安装位置进行规划，安装位置示意图如图 3.2 所示。

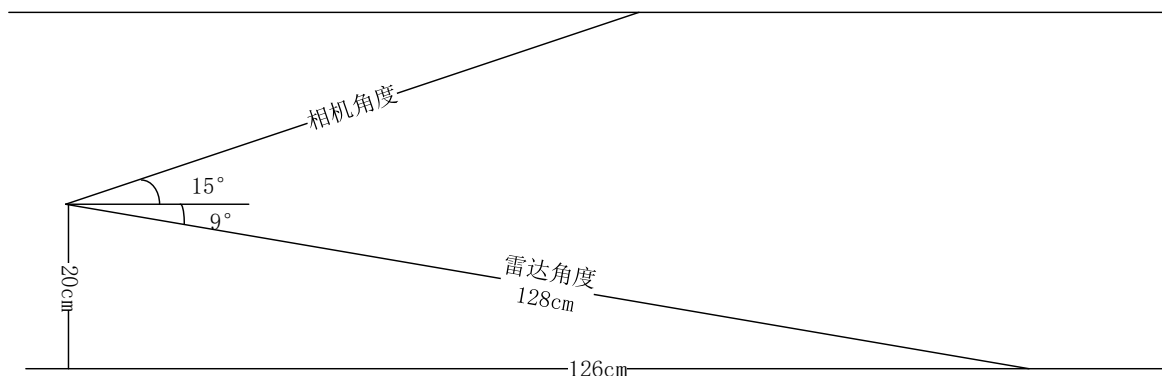


图3.2 智能轮椅机器人环境感知示意图

相机和激光雷达传感器都放置于轮椅离地垂直向上高 20cm 的位置，相机角度为水平向上 15 度，设定该角度是为了让相机照射到中间偏上的位置来进行与模板的匹配。根据生活经验及多次测量结果显示：房顶信息及房间上部装饰布置信息一旦确定便很少再发生变化，而且其纹理结构也很少改变，是作为房间匹配模板的有效参考源。因为房顶信息的数据量较少，所以加入了一部分上部的房间信息，该上部信息也较少发生变化，可以与房顶信息一起作为参考标识。雷达的视角为水平向下 9 度。因为该款激光雷达的可输出 132 度水平，9 度垂直的视场信息，为了探测前方障碍物以及道路上是否有坑，前方是否有楼梯的问题，所以将其视角调整为水平向下。坐标关系会进行坐标变换与世界坐标系进行统一，所有传感器数据会在最后进行融合反馈。

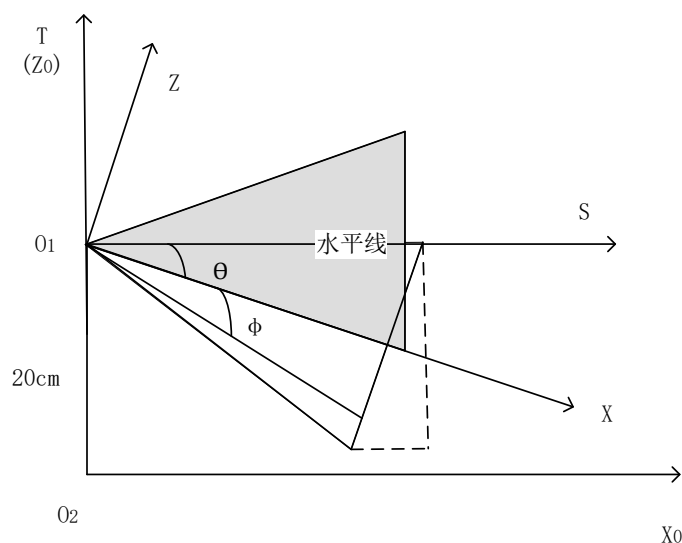


图3.3 传感器位置与视角示意图



为了将所有传感器数据进行统一，这里设定轮椅自身的坐标系是以轮椅轴心为坐标原点，轮椅行进方向的正前方为 X 轴，垂直向上为 Z 轴的坐标系。如图 3.3 中坐标系  $X_0O_2Z_0$  所示。

激光雷达采集的原始数据是在  $XO_1Z$  坐标系下。所以为了转换到坐标系  $X_0O_2Z_0$  下，这里借助了一个中间坐标系  $XO_1T$  来进行变换。其中坐标系  $XO_1T$  与坐标系  $X_0O_2Z_0$  横纵坐标轴相互平行，只是在纵向有一个偏移距离。

转换的过程分为三个步骤：坐标系旋转、原数据值对应，坐标系的平移。

(1) 坐标系旋转：首先将坐标系  $XO_1Z$  逆时针旋转  $\theta$ （此时  $\theta$  为  $4.5^\circ$ ），变换为坐标系  $XO_1T$ 。变换关系如式 3-1。

$$\begin{pmatrix} s \\ t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ z \end{pmatrix} \quad (3-1)$$

(2) 值对应：因为激光雷达扫描出的数据为一个  $24 \times 660$  的距离矩阵，也就是类似于电脑显示屏一样的平面信息，矩阵每个元素的值为从激光雷达到所物体的真实距离，实为上节所说图像坐标系，并且已知激光雷达内部已经对数据进行了处理，所以距离值已经为直角三角形的直角边，而不需要再次转化。所以距离值进行映射时只需进行简单的投影变换即可。在进行映射变换时，每行像素上的角度值都会有微小的偏移量，所以这里将 24 线数据等分，根据每条线的角度值计算映射角度。

$$\begin{aligned} value[s, t] &= value[x, z] \cdot \cos \varphi \\ \varphi &= \begin{cases} \theta - \frac{9^\circ i}{23} & i \in [0, 12], i \text{ 为整数} \\ \theta + \frac{9^\circ (24 - i)}{23} & i \in [13, 24], i \text{ 为整数} \end{cases} \end{aligned} \quad (3-2)$$

(3) 坐标系平移：将坐标系  $XO_1T$  向下平移 20cm 变换为坐标系  $X_0O_2Z_0$ 。

$$\begin{cases} X_0 = s \\ Z_0 = t - 20 \end{cases} \quad (3-3)$$

对于双目相机传感器来说，设正前方为 X 轴，垂直向上为 Z 轴的坐标系。由于当前所测量出的坐标是以左目相机为原点测量所得，所以首先要将基于左目相机的测量结果转化为基于轮椅本身，因为所有传感器的安装默认在轮椅水平面横向最中间的位置，所以物体位置相对于轮椅的位置也就是将左相机坐标系中横向距离增加  $d/2$  即

可， $d$  为左右相机间的距离。

### 3.1.2 环境感知系统平台搭建

单一传感器会由于自身缺陷、突然故障等因素，鲁棒性较弱，无法满足智能轮椅机器人高精度的要求。所以将采用多传感器协同工作的方式实现室内自主定位及导航。首先说明各传感器特性及其对数据的预处理方案。

本文所采用的双目相机为全瑞视讯公司生产的 3D-1MP2-V92 型相机（如图 3.4 所示）。输出图像为左右图像的双拼接画面，如需单目相机图像只需裁切即可。每秒输出 60 帧画面，水平视角为 90 度。



图3.4 双目相机传感器实物图

该双目相机的最大分辨率为 2560\*960，能够满足轮椅机器人采集数据进行环境感知的需要。其他具体参数如表 3.2 所示。

在初步测试阶段双目相机传感器直接连接至电脑 USB 接口处，在轮椅上应用时连接至轮椅本身的嵌入式系统。

表3.2 双目相机传感器参数表

最高有效像素	2560(dpi)*960(dpi)
信噪比	39dB
最低照度	0.1lux
供电方式	Micro USB
支持的分辨率	MJPEG:640*240@60FPS 1280*480@60FPS 2560*720@60FPS 2560*960@60FPS

本文所采用的激光雷达传感器采用了深圳汉尼康科技有限公司开发的 SLi30+纯

固态激光雷达，如图 3.5 所示。



图3.5 激光雷达传感器实物图

该雷达的探测距离约为 0.1~4m，探测精度为 1cm,可以同时输出 132°水平视场、9°垂直视场范围内的深度信息。该款雷达内部没有任何机械旋转部件，在实验中能够保障其使用寿命，提高探测稳定性和可靠性。分辨率为 320\*24，刷新速率为 20fps。模块会输出云点数据，包含了前面最多 320 个点的距离信息与高度信息供电电压为 12V。具体参数信息如表 3.3 所示。在轮椅机器人平台上使用由轮椅本身的的供电系统供电。

表3.3 激光雷达传感器参数表

探测距离	视场中心区域：0.1~4m 视场边缘区域：0.1~2m
测量准度	≤6cm
测量重复准度	≤4cm
误差分布	≤3cm: ≥53% ≤5cm: ≥85% ≤8cm: ≥97% ≤10cm: ≥98%
抗环境光	60klux
工作温度	0~50℃
存储温度	-30~70℃
供电电压	DC 12V±1V (1A)
功耗	≤6W
人眼安全	满足 EN62471 豁免等级
尺寸	79*47*50mm

## 3.2 双目相机数据采集及预处理

三维世界中的物体，经过相机的成像系统就变成了一张二维图片。这个神奇的相机成像系统是一个针孔模型，如图 3.6 所示。有了这个真实世界到像平面的映射关系，就可以在图像测量过程中确定空间物体的相对位置，例如 3.6 图中 P 点。首先由世界坐标系转换到相机坐标系，再到图像坐标系。

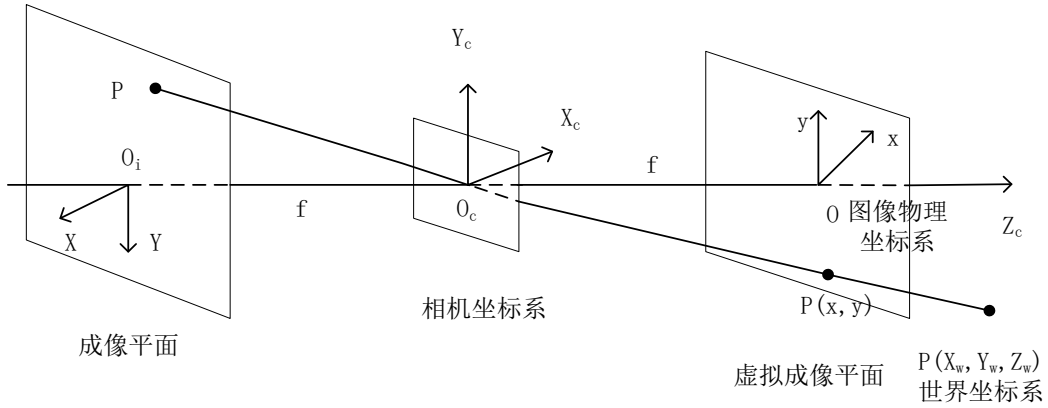


图3.6 小孔成像模型示意图

在实际情况下，由于摄像机的制作工艺等原因会导致相机中心点偏离图像平面的正中心处，因此也需要通过摄像机标定<sup>[37]</sup>获取实际中心点坐标设为 $(u_0, v_0)$ 。设 $(u, v)$ 为图像像素坐标系中的点，则图像物理坐标系到图像像素坐标系的转换为

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & t \\ 0^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3-1)$$

其中  $R$  为  $3 \times 3$  的旋转矩阵， $t$  为  $3 \times 1$  的平移矩阵，通过对相机的标定可以得到。

### 3.2.1 相机标定及图像矫正

用于标定的照片越多，越能提高标定结果的精确度。况且个别组的照片由于角度不好需要舍弃，否则会影响标定结果的计算。因此拍摄 20-25 组较为理想，使用 15-25 组照片进行标定，可以保证相机标定结果的准确度与鲁棒性。

实验得出拍摄相机与标定板的距离保持在一倍焦距至两倍焦距（相机焦距定焦在 430mm 左右）范围内，且尽量更换不同倾斜角度拍摄标定板可以获得更加精确的标

定结果。再理论上中心点坐标位于图像正中心，即  $640 \times 480$  分辨率的中心为坐标为 (320, 240)，但理论值与实际测量值会有一些差距的，故相机标定结果的准确性尤为重要。

本文所用相机分辨率为： $2560 \times 960$ （单目照片分辨率为  $1280 \times 960$ ，双目照片通过横向拼接便是  $2560 \times 960$  的分辨率），为了便于 matlab 处理图像，减少计算量，将实际使用的单目拍摄的图片分辨率调整到  $640 \times 480$ 。采用  $8 \times 11$ （角点数）的黑白棋盘格，每个方格的单位尺寸为 32mm。

本文实验使用 Matlab 标定工具箱中的 Export Camera Parameters 自动标定工具来进行标定，可以得到 stereoParams 参数。这个参数中保存着左右单目相机各自的畸变因子，中心点坐标，焦距等内参因子，同时还有两个相机位置关系的外参因子。保存 stereoParams 参数在工作区方便后续图像的处理，例如便于去畸变和计算深度信息等公式的使用等。

在以上标定结果中，后续实验较为关注的就是左右目相机各自的内参矩阵和外参矩阵，所得数据如下。从各自相机的内参矩阵中可以看出其中可以看出左目相机焦距范围为 [432.829, 432.910]，左目相机的中心点坐标为 (347.861, 258.511)；右目相机的焦距范围为 [430.992, 430.812]，右目相机的中心点坐标为 (351.221, 267.238)。得到相机的外参矩阵

$$\begin{aligned} & \text{stereoParams.RotationOfCamera2} \\ &= \begin{bmatrix} 1.000 & 0.003 & -0.003 \\ -0.003 & 0.999 & 0.016 \\ 0.003 & -0.016 & 0.999 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3-2)$$

$$\begin{aligned} & \text{stereoParams.TranslationOfCamera2} \\ &= [-58.469 \quad -0.415 \quad 0.107] \end{aligned} \quad (3-3)$$

式 3-2 即为右目相机相对于左目相机的旋转向量。式 3-3 即 t 平移矩阵，含义是右目相机相对于左目相机的距离位置关系，其中第一个参数 -58.469 表示相机两个光轴间距，单位是毫米，负号和 X 轴正方向的选取有关。与厂家标称两枚相机间距为 60mm 较接近，但是为了实验的准确性，必须精准的测量这些参数为后续测距做铺垫。

由于相机镜头是透镜的原因，因此会出现径向畸变和切向畸变等情况导致实际成像出现图像线条弯曲<sup>[38]</sup>。当对实验精度有要求时，必须要根据相机本身的畸变状况来进行矫正，所以也需要通过相机标定来获取相机的畸变参数。其中，光学透镜的特性是导致径向畸变的产生的主要原因。而后者是由于镜头安装误差或者传感器与镜头不

完全平行等因素造成的。经查阅文献资料可知，透镜中心的径向畸变为 0，并且越往边缘移动透镜的畸变越大。

故综上所述，在非线性矫正过程时需要五个畸变因子，三个径向畸变因子和两个切向畸变因子。加上上述所需要的内外参矩阵，相机标定后一共需要获得内参矩阵中的四个参数、两个外参矩阵和五个畸变因子。

在上一步完成标定后，`stereoParams` 参数中就已经包含了左右相机各自的切向畸变和径向畸变参数因此只需在 `matlab` 中分别对左右目相机拍摄的图片来进行矫正。矫正的效果如图所 3.7 示。



图3.7 去畸变前后对比图

去畸变前: Center: (362.78, 167.35) Radius: 55.85

去畸变后: Center: (363.47, 163.45) Radius: 58.54

如数据所示：左图为左目相机去畸变前检测到的圆心坐标；右图为左目相机去畸变后检测到的圆心坐标。通过手动测量可知，去畸变后的测量结果更加准确。

经过多次观察数据后可知：去畸变可以在一定程度上使计算结果更加精确，且这一步操作对于相机精度不高的项目很有必要。因此后续的图像预处理操作均基于已经进行畸变矫正后的图像。

### 3.2.2 图像增强及图像去噪

在实际问题中，经常会由于光学传感器在透镜光圈设置方法不同，光照强度的晦明变化而导致图像在对比度方面有所差异。图像增强不是简单意义上的将图像变得更清晰，更鲜明，而是扩大图像中不同物体特征之间的差别，对感兴趣区域的特征进行增强，对不感兴趣的区域特征进行淡化，增加图像的观测和识别效果。本文采用的图像增强方法为直方图均值化法<sup>[39]</sup>。

灰度图是描述图像内容的一种重要方法，对各级灰度值与其出现对灰度图进行简单处理也是对图像进行其他处理的基础。直方图均值化法是通过调整图像灰度值分布，

使得图像在[0,255]灰度级上分布的更加均衡，增强图像整体的对比度，从而起到改善图像主观视觉效果的目的。

根据本实验需求，单一灰度图不能满足后续图像处理精度，所以对首先对彩色图像进行 RGB 三个颜色通道进行分离，在每个颜色通道上取出类灰度图，之后在每个通道上进行直方图均值化处理。这里随机选择了一帧图像作为原始图像，经过图像增强的处理效果如图 3.8 所示。

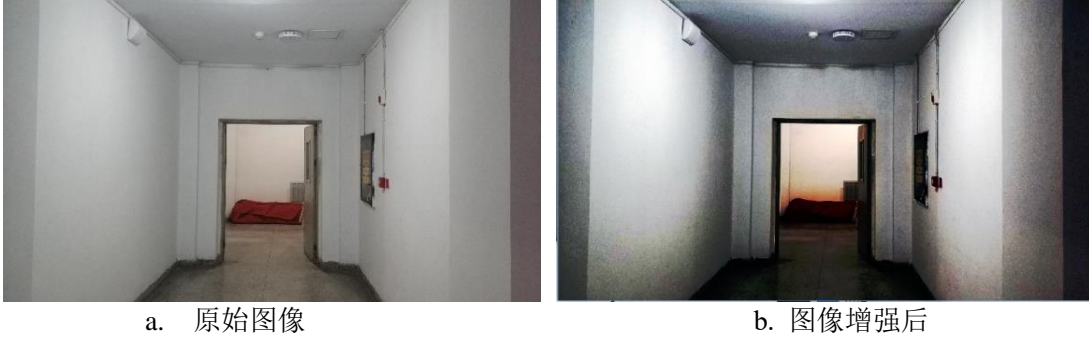


图3.8 图像增强示意图

视觉传感器在采集数据时，除了会受到光照强弱变化影响外，常常还会受到智能轮椅机器人运动过程中产生的模糊抖动、摄像头本身的模糊、有杂散光、温度变化或者其他强度的随机信号所干扰，这些随机信号统称为噪声。因此在进行图像匹配前必须对视觉图像进行消噪处理，并且要求计算量较低，能够满足实时性要求。

常见的图像噪声有很多种，根据不同的分类方法也会由不同的噪声类型，比如根据噪声产生的原因可以分为由于传感器本身所产生的内部噪声和外界电磁波干扰所造成的外部噪声；又比如根据噪声分布的概率密度可以分为均匀分布的噪声、高斯分布的噪声或者脉冲分布的噪声。脉冲分布的噪声就是常说的椒盐噪声，椒盐噪声是由传感器拍摄在拍摄时元器件或者电路本身亦或者传输时所产生的一种类似黑白小颗粒点的噪声。高斯噪声是一种出现位置很随机的一种噪声。是模拟电子干扰噪声的良好模型，也常被用于实践中<sup>[40]</sup>。本文选择了高斯滤波器来去除实时采集到图像的噪声。

对于图像来说，适用于二维的高斯分布，标准二维高斯分布函数为式 3-4，其中期望为 0，标准差为  $\sigma$ 。

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3-4)$$

高斯滤波后每个像素点的值都由其所在点的像素值本身和邻域内其他像素点的值经过加权平均，每一个小的局部区域的像素边长称为卷积核。对图像进行高斯滤波

处理时需将图像先转化为灰度图，为了避免损失颜色信息，本文在这里先进行图像增强，再进行图像去噪，以便保留更多图像信息。

在本实验中，经过多次效果对比，最终决定选择高斯核为 5，标准差为 1.6 来作为高斯滤波器的参数值。原始图像经过高斯滤波器的结果如图 3.9 所示。

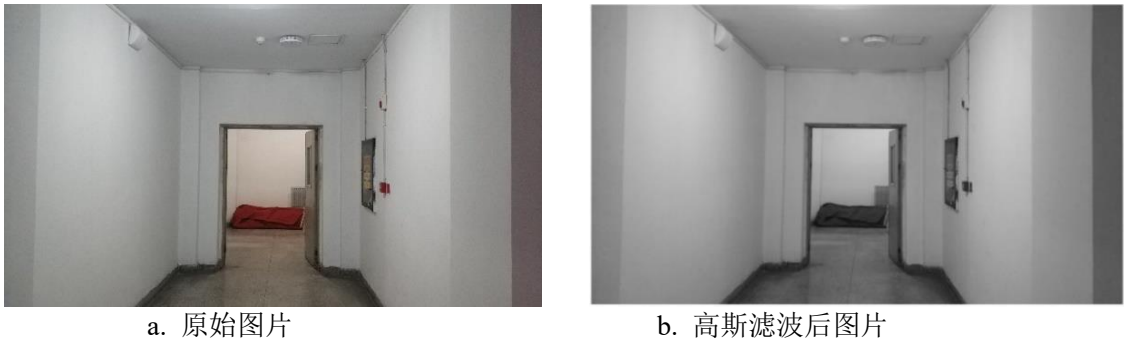


图3.9 高斯滤波效果示意图

3.2.3 双目相机模拟测距

本实验使用自主张贴标记物的方式来模拟测距，标记物为若干个红色圆形标记物。应用在噪声、遮挡和光照变化的情况下具有鲁棒性的霍夫变换来拟合圆形轮廓及圆心位置，此时可以获得圆心相对于图像坐标系的坐标。表 3.3 为实际测距的一组结果对比。

表3.4 测距效果分析表

序号	实际距离/cm	机器测距/cm	误差/%
1	39	39.2	0.51
2	41.8	40.93	2.00
3	58.8	57.9	1.50
4	63.5	63.52	0.03
5	67	66.07	1.30
6	75.3	73.5	2.30
7	77.7	76.49	1.50
8	92.5	90	2.70
9	105.7	106.56	0.8
10	123	120	2.4

注：以上实际距离为手动测量摄像头左目相机镜片到目标物体间的距离。

具体测量方法为将标定参数 stereoParams 和霍夫变换检测出左右目下的两组圆



心坐标  $center1$  和  $center2$  作为三个传入参数，用三角测量函数 `triangulate` 获得目标物体相对于左目相机的坐标  $(x,y,z)$ 。经过处理便可获得目标物体和相机间的直线距离，故测量标签距离时不需要和目标圆形标签处于统一水平位置，有倾斜角度时亦可测量。

但由于测量过程中摄像头可能存在微小偏移或颠簸，故测量结果只显示精度误差控制范围，理论上从一倍焦距以外误差范围越来越大。

### 3.3 激光雷达数据采集及预处理

直接采集的激光雷达数据会因为受到环境误差、仪器自身误差、外界环境误差等干扰、数据缺失等问题，激光雷达的测量数据会包含各种误差及错误。如果不及时处理这些问题，将会对后续特征点的提取产生巨大的干扰，造成直线提取困难影响后续实验。所以要先对数据进行预处理。激光雷达点云数据的预处理流程包括：数据降噪、坐标转换、数据精简等部分。预处理流程示意图如图 3.10 所示。

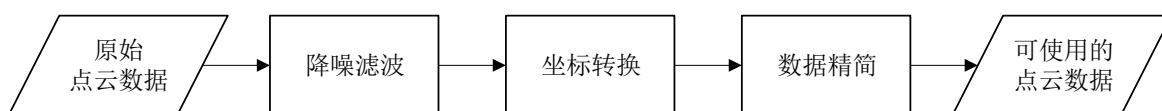


图3.10 激光雷达预处理流程示意图

在实际预处理中，上述处理过程会有交叉或顺序改变，甚至是反复处理才能达到理想的处理效果，并没有一个统一刻板的处理方法。所以在使用雷达数据时还需要在前期进行人工干预。

#### 3.3.1 原始点云降噪滤波

本文首先对数据进行了降噪滤波来对数据进行平滑和去噪。常用的滤波方法有以下几种：

第一种中值滤波是是将点云数据中任意一点的值都用邻域内各点的中值代替，从而更接近真实值，消除孤立点，但是一旦选取的点不具有代表性时会影响精度。第二种最小二乘法滤波是根据观测的数据确定随机参数的最佳估计值，受数据选取的随机性影响，所以稳定性一般。第三种均值滤波是以目标点为中心选取周围的若干点，构成一个滤波模板，去掉目标点本身，用模板中的全体坐标的平均值来代替原有坐标。

本文使用上述三种方法对点云数据进行了滤波处理，并与原始数据进行比较，用标准差作为本实验的评估标准，认为均值滤波对本实验的误差较小，并且更加稳定，更适合用于处理点云数据。

三种滤波算法的误差比较如表 3.5 所示。

表3.5 滤波效果比较表

算法	标准差/mm	
	x	y
中值滤波	25.16	60.61
均值滤波	16.10	22.78
最小二乘法滤波	20.72	39.54

某时刻用均值滤波之后的雷达点云数据与原始数据进行三维重建后的示意图如图 3.11~3.12 所示。

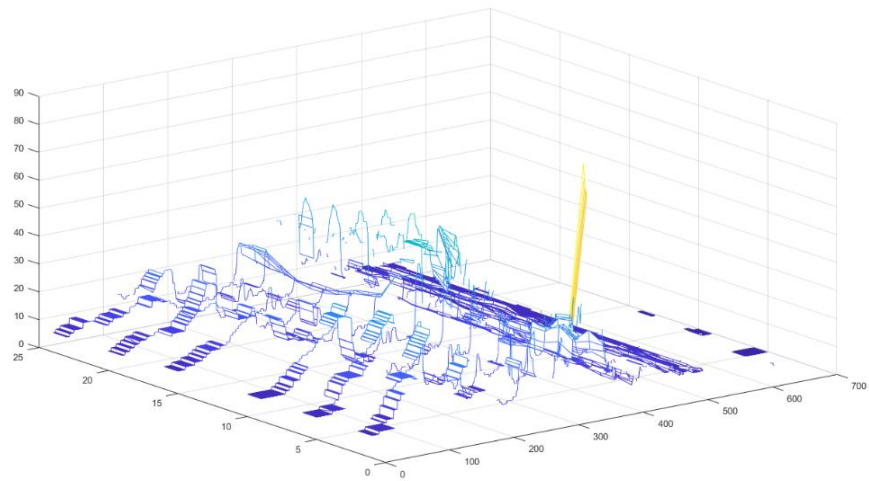


图3.11 均值滤波前三维效果图

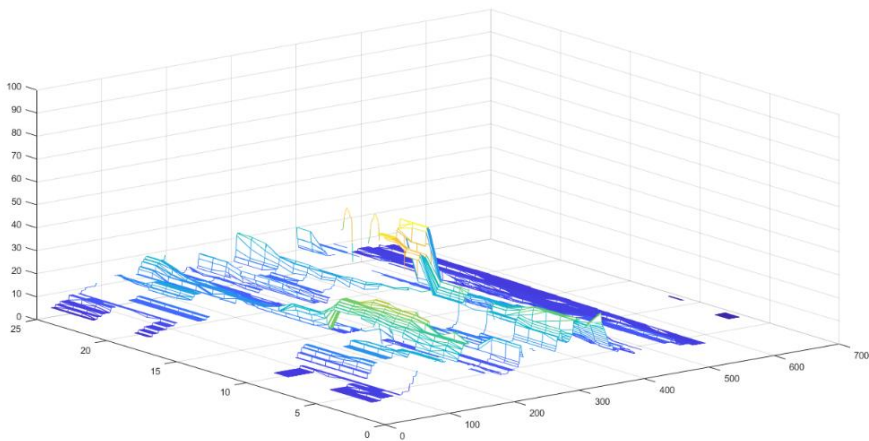


图3.12 均值滤波后三维效果图

### 3.3.2 原始点云数据精简

非接触式测量方法很容易获得距离信息，但是由于激光雷达在单位时间内测量到的数据量十分巨大，如果直接用这些信息进行三维重建会对计算机性要求极高，需要计算机的运行速度，存储空间等都符合要求。所以首先在处理数据之前要进行数据精简。

数据精简时要在简化比率、计算速度两个方面来综合评定，具体的原则为在原始数据点云矩阵曲率变化较大的地方保留较多的点，在曲率变化较小或者不变的地方保留较少的点。在参考了多种精简方法后，本课题选择自适应最小距离法来对激光雷达扫描到的数据进行精简化处理。最小距离法需要提前设定初始精度阈值  $d_{\min}$ ，当激光雷达单线扫描线上相邻两点间的距离小于该初始阈值时，则去掉一个点，这样依次判断所有的数据点，其难点在于阈值的选择，选择过大则造成细节特征被去掉过多，选择过小又不能保证精度要求。自适应最小距离法中的“自适应”就是对阈值的动态选择。自适应距离法首先要对数据点的类型进行划分，根据曲率的变化情况分为三类。曲率的计算方法如下：

针对二维曲线  $y=f(x)$ ，曲率

$$k = \frac{\left(\frac{d^2 y}{dx^2}\right)}{\left[1 + \left(\frac{dy}{dx}\right)^2\right]^{\frac{3}{2}}} = \frac{f''}{\left[1 + (f')^2\right]^{\frac{3}{2}}} \quad (3-5)$$

相同扫描线上的数据点默认处于同一平面，因为任意不共线三个点可以确定一个圆，所以不共线的点  $X_1(x_1, y_1)$ 、 $X_2(x_2, y_2)$ 、 $X_3(x_3, y_3)$  可得圆心坐标  $(x_0, y_0)$ 。

$$\begin{cases} x_0 = \frac{a-b+c}{d} \\ y_0 = \frac{e-f+g}{-d} \end{cases} \quad (3-6)$$

$$\begin{aligned} a &= (x_1 + x_2)(x_2 - x_1)(y_3 - y_2) \\ b &= (x_1 + x_3)(x_3 - x_2)(y_2 - y_1) \\ c &= (y_1 - y_3)(y_2 - y_1)(y_3 - y_2) \\ d &= 2[(x_2 - x_1)(y_3 - y_2) - (x_3 - x_2)(y_2 - y_1)] \\ e &= (y_1 + y_2)(y_2 - y_1)(x_3 - x_2) \\ f &= (y_3 + y_2)(y_3 - y_2)(x_2 - x_1) \\ g &= (x_1 - x_3)(x_2 - x_1)(x_3 - x_2) \end{aligned}$$

所以在  $X_2$  点的曲率可定义为

$$k = \frac{1}{r} = \frac{1}{[(x_0 - x_2)^2 + (y_0 - y_2)^2]^{\frac{1}{2}}} \quad (3-7)$$

在实现各数据点的曲率计算后，完成曲率图的绘制。根据曲率图对点云数据完成曲率分析。在区域变化时适当延长区域范围，实现区域间的平滑过渡。然后分区设定对最小距离阈值  $d_{\min}$ ，最后完成对整个点云数据的精简。在阈值设定时，在过渡和突变区选择较小值，在平坦区选择较大值，这样可以实现在非平面区域保留更多的细节特征，并且提高运算速度。

这里选择某时刻靠近墙面的一组点云数据作为原始点云数据，首先进行三维绘图，三维效果图如图 3.13 所示。

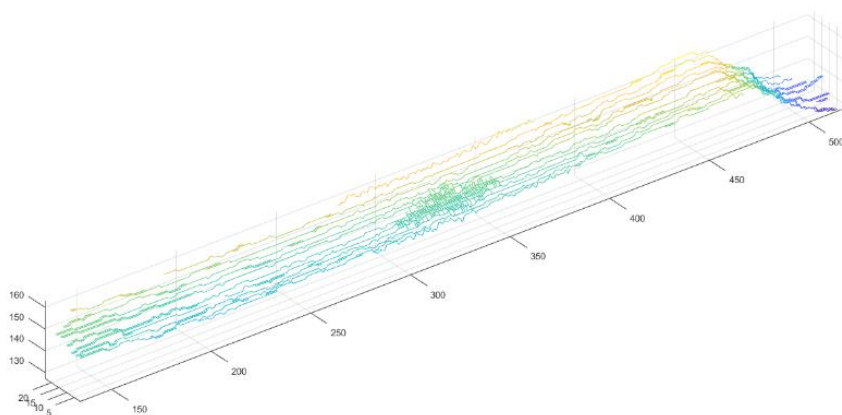


图3.13 某时刻激光雷达原始点云三维效果图

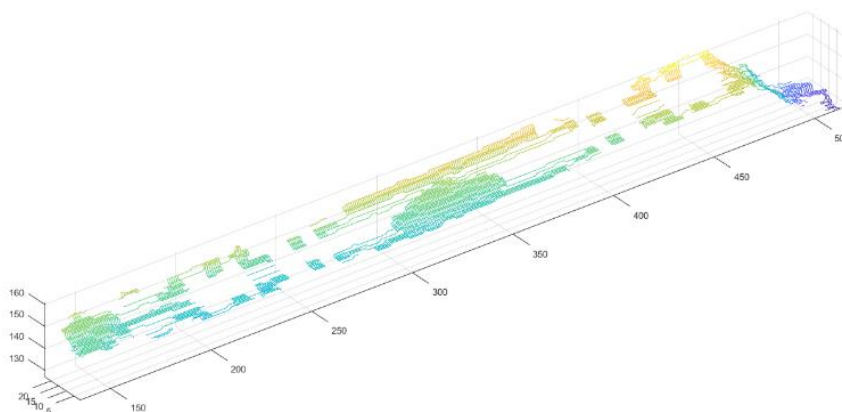


图3.14 激光雷达点云数据精简后三维效果图

原始点云数据为  $24 \times 660$  个点，去掉超过雷达测量范围或者未检测到障碍物的点（值为 0 的点）4561 个，上节均值滤波之后点云剩余 9030 个。通过曲率变化图发现，对于所获得的墙面数据来说，墙面与墙角交接的区域曲率变化较大，为突变区；靠近墙角的部位点的曲率变化一般，为过渡区；墙面位置曲率几乎没有变化，为平坦区；分别选择距离阈值后精简结果如图 3.14 所示，现在为 7706 点，与初始采集到的点云数据相比，综合精简效率为 48.6%。精简效果对比如表 3.6。

表3.6 精简效果对比

原始有效点云个数	滤波后有效点云个数	精简后有效点云个数	精简效率
15840	9030	7706	48.6%

### 3.4 本章小结

本章主要设计了智能轮椅机器人的环境感知系统。针对环境感知问题，本章设计和实现了一个适用于较低成本传感器的室内三维环境感知系统。所用到的传感器有双目相机、激光雷达和超声探头。首先在章节开始时对各传感器在本系统中完成的主要功能进行了介绍，之后重点完成了双目相机和激光雷达传感器的数据采集和预处理工作。针对不同类型传感器选择出更合适的数据预处理方案，例如对相机采集到的图像进行标定、矫正、增强、去噪等，还完成了模拟测距功能；对于激光雷达采集的数据进行了降噪滤波和数据精简。



## 第四章 轮椅机器人室内自主定位系统整体设计

人类通过多种感观来探测确定自己的位置，与人类相似，机器人也需要通过各种传感器来探测环境信息，将观测信息与环境地图进行匹配。有效的智能轮椅路径规划和导航算法依托于稳定可靠的自定位能力和充分准确的环境地图。对于智能轮椅来说，工作环境的先验地图是很难拿到的，所以要为轮椅机器人建立当前所处环境的模型。在建立模型要明确地图的构建方法，构建环境地图时也应考虑多种因素，比如所用到了哪些传感器等。地图的准确度与精度也最终会影响到机器人的导航。

SLAM 技术就是研究小车从未构建地图的新环境出发，在运动过程中边行进边探测边定位的技术。并且能够在自主定位的同时完成周围环境的增量式地图。SLAM 同步定位与构图技术中定位于构图是同时进行的，定位是构图的前提，所构建的环境地图又反过来影响定位。

对于本文的轮椅机器人来说要 SLAM 要满足以下条件：

- (1) 便于计算机进行数据处理；
- (2) 便于添加新的传感器测量值来更新全局地图；
- (3) 便于对多传感器的测量值进行融合，来达到精确定位。

所以首先要选择一种合适的地图表示方法。

### 4.1 室内地图静态构建

#### 4.1.1 环境地图表示方法

在生活中，常用的地图表示方法有以下几种：第一种为尺度地图(如图 4.1 所示)：是用一个坐标值来表示一个位置。

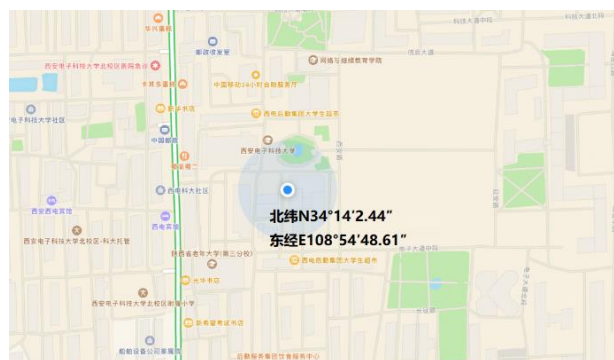


图4.1 尺度地图

尺度地图是地图最基本的形式，因为在处理定位时都会加入一些自己定义的坐标

系，比如在表示相机坐标时所用到的相机坐标系、像素坐标系等，都是基于尺度地图的表示方法。

拓扑地图是用节点来表示位置，用边来表示其连接关系，城市地铁图（如图 4.2 所示）就是一种生活中常见的拓扑地图。在室内，同样也可以用拓扑地图来表示房间中物品的位置关系。这种地图是环境表达的抽象，提取出通达性，关联性等一系列信息。语义地图是拓扑地图延伸出的一种地图描述形式，即用描述的方法表示一个地点，比如描述：“大礼堂”在“老科技楼”和“图书馆”中间。所以使用语义地图首先需要移动机器人可以像人一样，既知道环境中物体也知道物体是什么。

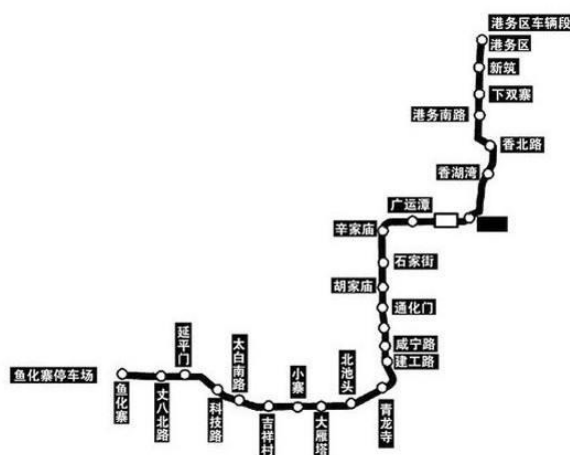


图4.2 拓扑地图

特征地图是将一系列环境关键特征信息整合到一起的一种地图。环境的关键信息主要指的是环境中的边界信息，比如一些特征点、特征直线等。提取特征信息的过程中会自动将环境中的非重要信息剔除。特征点和特征直线分别用集合在笛卡尔坐标系中表示。因为特征地图采用一系列点和线对室内环境进行描述，所在地图空间的存储上更加简单，能够用精确的坐标值对移动平台的位置进行精确的描述，适用于移动平台的定位工作，但是该地图适用于结构化比较高的环境。

### 4.1.2 栅格地图构建与维护

本文采用一种基于尺度的占据栅格地图。栅格方法是一种理论上相对比较简单的方法，存在极大极小的问题，没有梯度下降要计算，在工程上十分实用<sup>[41][42]</sup>。

栅格地图创建维护简单，表达方式清晰明了，与经纬度地图表示方法相似，而且易于维护。同时栅格大小的选择也是十分重要的，构图的精度及后续数据处理时的难易程度会随着栅格大小发生变化。本实验选择了按照房间大小自适应调整栅格大小的方式来构建栅格地图。



占据栅格地图中的“占据”指的是占据率。在通常的尺度地图中, 对于一个点来说, 要么有障碍物 (用 1 表示), 要么没有障碍物 (用 0 表示), 用  $p(s=1)$  来表示没有障碍物时的概率, 用  $p(s=0)$  表示有障碍物的概率, 且  $p(s=0)+p(s=1)=1$ 。用两者的比值来作为一个特定点的状态如式 3-8。

$$Odd(s) = \frac{p(s=1)}{p(s=0)} \quad (4-1)$$

对于新加入的测量点将其状态更新为式 3-9。

$$Odd(s|z) = \frac{p(s=1|z)}{p(s=0|z)} \quad (4-2)$$

这里用条件概率的方式来表示在  $z$  发生的条件下  $s$  的状态。由贝叶斯公式

$$p(s=1|z) = \frac{p(z|s=1)p(s=1)}{p(z)} \quad (4-3)$$

$$p(s=0|z) = \frac{p(z|s=0)p(s=0)}{p(z)} \quad (4-4)$$

带入式 3-9 后得

$$\begin{aligned} Odd(s|z) &= \frac{p(s=1|z)}{p(s=0|z)} \\ &= \frac{\frac{p(z|s=1)p(s=1)}{p(z)}}{\frac{p(z|s=0)p(s=0)}{p(z)}} \\ &= \frac{p(z|s=1)}{p(z|s=0)} Odd(s) \end{aligned} \quad (4-5)$$

对等式两边分别取对数得

$$\log Odd(s|z) = \log \frac{p(z|s=1)}{p(z|s=0)} + \log Odd(s) \quad (4-6)$$

其中  $\log Odd(s)$  为当前状态的已知量,  $\log \frac{p(z|s=1)}{p(z|s=0)}$  为测量值模型, 现标记

为  $lomeans$ 。根据栅格的设定只有空与非空两种, 简记为  $lofree$  和  $looccu$  状态, 所以

测量值模型也只有两种，如式 4-8 及 4-9，且均为定值。

$$lofree = \log \frac{p(z=0 | s=1)}{p(z=0 | s=0)} \quad (4-7)$$

$$looccu = \log \frac{p(z=0 | s=1)}{p(z=0 | s=0)} \quad (4-8)$$

所以测量点的更新规则简化为  $S_+ = S + lomeans$ ，其中  $S_+$  和  $S_-$  分别表示测量之后和测量之前  $s$  的状态。

一个点在没有任何测量值的初始状态为

$$S_{init} = \log Odd(s) = \frac{p(s=1)}{p(s=0)} = \log \frac{0.5}{0.5} = 0 \quad (4-9)$$

之后更新每个点的状态只需用加减法即可。一个点状态的数值越大，就表示越肯定它是占据状态，相反数值越小，就表示越肯定它是空闲状态。与最初设定的用 1 表示占据状态相对应。

本文选择用激光雷达传感器数据结合双目相机测距数据来构建栅格地图。

对当前栅格地图的构建与维护步骤如下：

(1) 当轮椅机器人进入房间时，将门的左侧边框正下方作为坐标原点，设定从室外进门时与大门平面平行的轴设为  $X$  轴，水平向右为正方向，垂直的设为  $Y$  轴，轮椅前进方向为正方向。根据相机测距的数据初步估计房屋宽度，设为距离  $X$ 。假定房屋长度与宽度相同，设为  $Y$ 。

(2) 将  $X$ 、 $Y$  等比例归一化，使得  $X \leq 100\text{cm}$ ， $Y \leq 100\text{cm}$ 。

(3) 设定栅格大小  $r \times r$  为  $1 \times 1\text{cm}$ 。设  $(x, y)$  为世界坐标系中某点，则栅格地图中坐标为  $(i, j)$  的计算方法如式 4-10， $\text{ceil}$  表示对其进行向上取整操作。

$$\begin{cases} i = \text{ceil}\left(\frac{x}{r}\right) \\ j = \text{ceil}\left(\frac{y}{r}\right) \end{cases} \quad (4-10)$$

(4) 假设轮椅机器人的位姿状态为  $(x, y, \theta)$ ，雷达与轮椅夹角为  $\alpha$ ，轮椅与障碍物距离为  $d$ 。计算出障碍物所在点的实际位置得

$$\begin{cases} x_0 = d\cos(\theta + \alpha) + x \\ y_0 = d\sin(\theta + \alpha) + y \end{cases} \quad (4-11)$$

计算轮椅机器人在栅格中的位置  $(i,j)$  以及障碍物位置  $(i_0,j_0)$ ，位置示意图如下如图 4.3 所示。

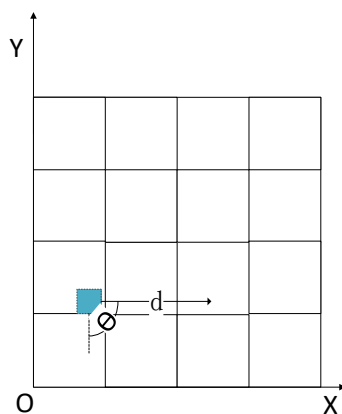


图4.3 栅格位置示意图

(5) 结合上述用加减法更新地图的方式填充并更新地图。如果在更新过程中  $X$  或  $Y$  超出 100cm 边界，则在其方向上扩展为 1.2 倍。

(6) 在 matlab 中同步绘图。

模拟效果如图 4.4 所示。

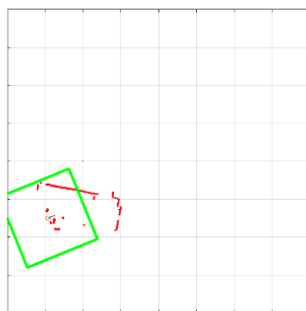


图4.4 占据栅格地图效果图

构建与更新维护地图步骤如图 4.5 所示。构建好的栅格地图是以房间门口环境坐标系为原点，设定从室外进门时与大门平行向右设为  $X$  轴正方向，与  $X$  轴垂直的设为  $Y$  轴，轮椅的前进方向设为  $Y$  方向，在室内定位时作为世界坐标系来使用，小车的行驶轨迹与位置在栅格地图中便可以确定。

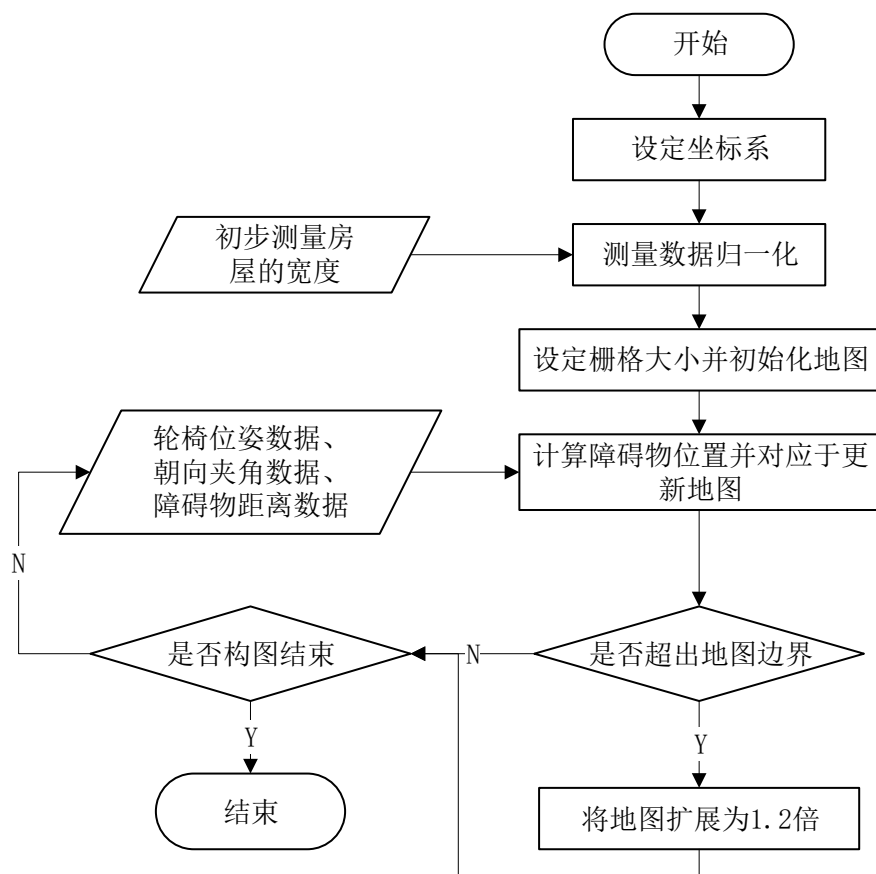


图4.5 更新维护地图流程图

## 4.2 室内地图动态构建

### 4.2.1 房间特征提取与匹配

智能轮椅机器人在进入某室内房间时会稍作停顿,在这几秒钟的时间内不仅仅进行了轮椅位姿的调整,而且进行了一系列数据测量、距离判定等操作。在此过程中,用双目相机实时采集房屋中上部图像数据,首先完成图像预处理工作流程后,从图像中提取特征点,最后将该幅图像与存储在云端的全局地图数据图像库进行查找匹配。如果房间图像与模板库中图像匹配成功,则室内的全局地图已知,不需要再次进行学习,可以直接将轮椅的位置信息与全局地图进行匹配,直接进行下一步的导航工作。如果匹配失败,则需要智能轮椅机器人在进入房间后在完全没有先验地图的情况下进行地图构建。构建完成后会将地图存储于云端,便于下次进入房间时作为模板库内容进行匹配。

图像特征匹配流程如图 4.6 所示。

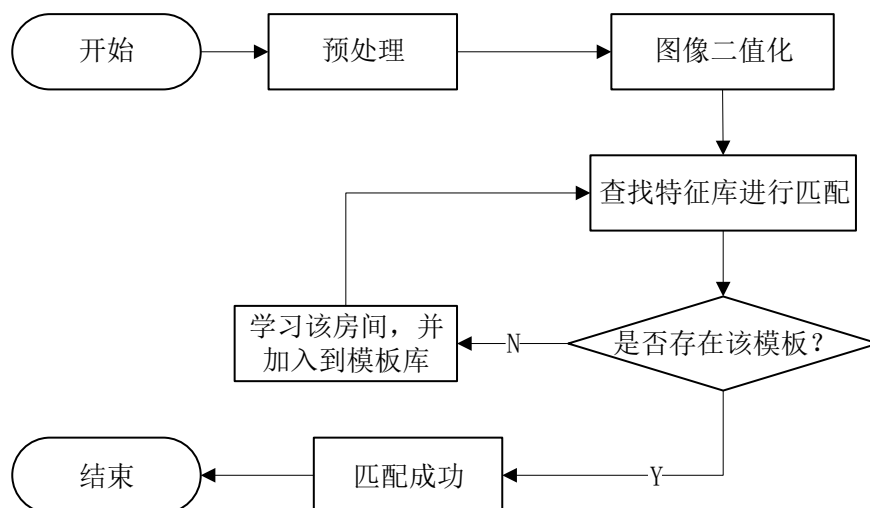


图4.6 图像匹配流程图

### 4.2.2 房间匹配仿真实验

在第二章本文对 Sift 算法和 Surf 算法进行了介绍。本实验为对 sift 算法和 surf 算法在“智能轮椅机器人在通过室内房间大门这一瞬间”这个特定场景下进行了对比试验。

在第二章已经介绍 Sift 特征提取算法和 Surf 特征提取算法都分为特征点的检测部分，特征点的描述部分和特征点匹配这三个部分。首先要进行高斯滤波，之后根据算法的不同用不同的方法进行极值点检测，判断特征点，计算梯度，最后对特征点进行总体描述，并将待匹配图像和模板图像的特征点进行匹配。

对于在同一位置不同角度的图片两种算法匹配效果如图 4.7~4.10 所示。图 4.7 和图 4.9 主要测试角度变化及光线变化对匹配效果的影响，图 4.8 和图 4.10 主要考察测量图片为模板图片一部分时的匹配情况。

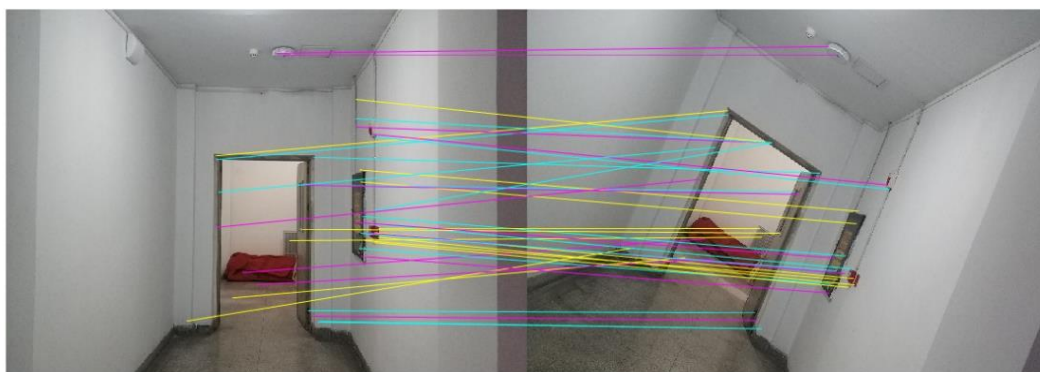


图4.7 Sift 算法匹配效果示意图 1

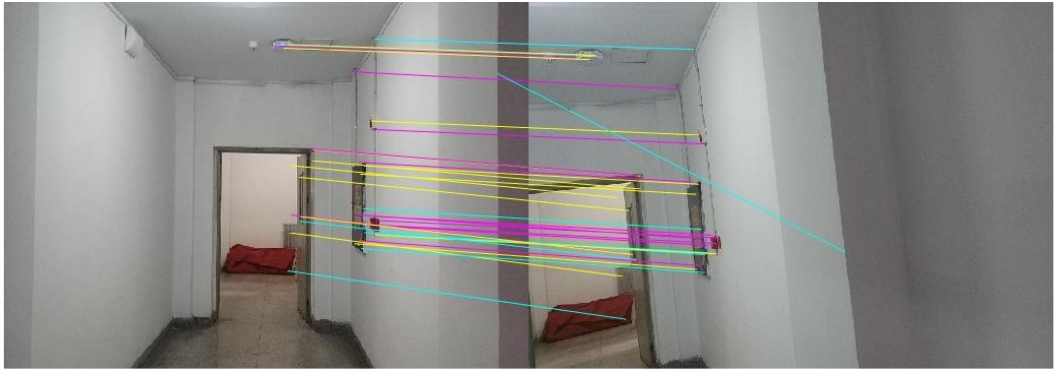


图4.8 Sift 算法匹配效果示意图 2

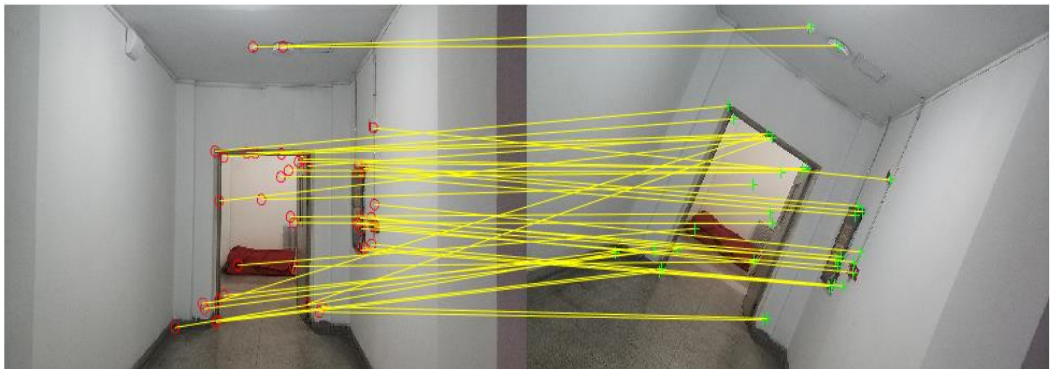


图4.9 Surf 算法匹配效果示意图 1

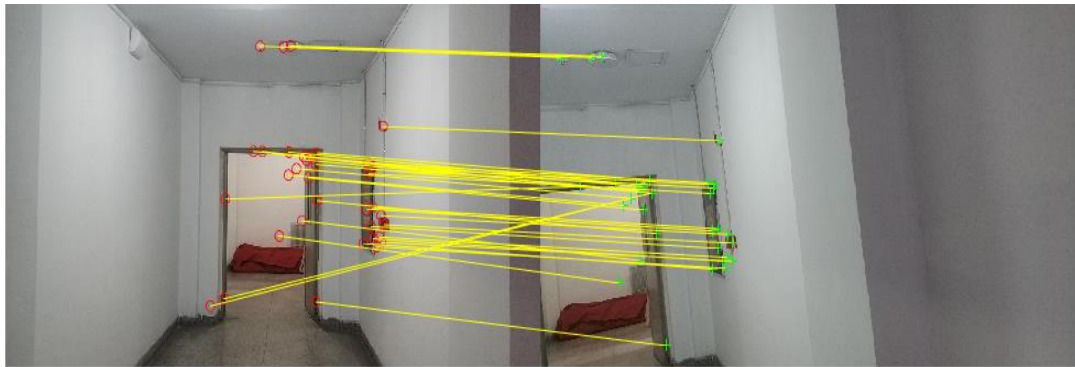


图4.10 Surf 算法匹配效果示意图 2

两种匹配效果的定量分析如表 4.1 及 4.2 所示。

表3.7 应用 Sift 算法匹配效果分析表

图名	特征点总数 (个)	匹配正确点总数 (个)	匹配正确率	匹配时间
4.7	43	39	90.69%	45.97s
4.8	36	35	97.22%	42.01s

表3.8 应用 Surf 算法匹配效果分析表

图名	特征点总数 (个)	匹配正确点总数 (个)	匹配正确率	匹配时间
4.9	40	38	95.00%	2.08s
4.10	36	35	97.22%	1.85s

在对 50 张测量图片与模板图片进行了匹配之后，得到 Sift 算法在该场景下的匹配正确率大约为 97.5%。

在对 50 张测量图片与模板图片进行了匹配之后，得到 Surf 算法在该场景下的匹配正确率大约为 96.3%。

在实际应用中，在特征点匹配完成后，还要进行消除误匹配的操作。本实验在完成了两种算法的匹配效果对比试验后，对匹配时产生的异常值点进行了消除。Sift 算法和 Surf 算法这两种特征匹配算法在进行就消除误匹配后的匹配正确率都达到了 98% 以上，鉴于 Surf 所用匹配时间较少，所以选择该方法作为智能轮椅机器人在进入房间时与模板图像匹配的方法。

### 4.2.3 轮椅全局定位与修正

在本实验中，轮椅机器人的直行线速度  $v$  和转弯角速度  $\omega$  恒定并且已知，与上节相同，轮椅自身坐标系设置为：前进方向为 X 轴正方向，与轮椅水平方向右侧为 Y 轴正方向，与地面垂直向上的方向为 Z 轴正方向轮椅的速度和加速度坐标系与此相同。轮椅坐标系的俯视图如 4.11 图所示。

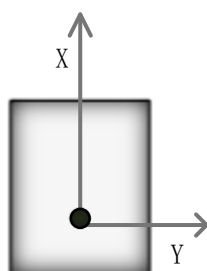


图4.11 轮椅坐标系俯视图

轮椅机器人行驶过程中实现在全局环境地图中的动态定位，主要有两种方式：根据控制系统中的速度及记录时间来绘制行驶轨迹，简记为“轨迹法”；以及通过在房间内张贴标记物来确定轮椅当前位置，简记为“标记物法”。

“轨迹法”建立动态地图时操作简单，计算方便，根据直行线速度和时间得出该段路径下的直行距离，根据转弯角速度和所用时间很快计算出转弯的角度和新的方向，

再继续计算直行距离，直到地图构建结束。

但是由于地面摩擦力不同，各数据在记录和计算时难免产生一些误差，在每次计算距离和角度时都会出现，这样就会给系统带来很大的影响，造成累计误差，在多次测量后对环境地图的构建产生巨大的影响。模拟示意图如图 4.12 所示。

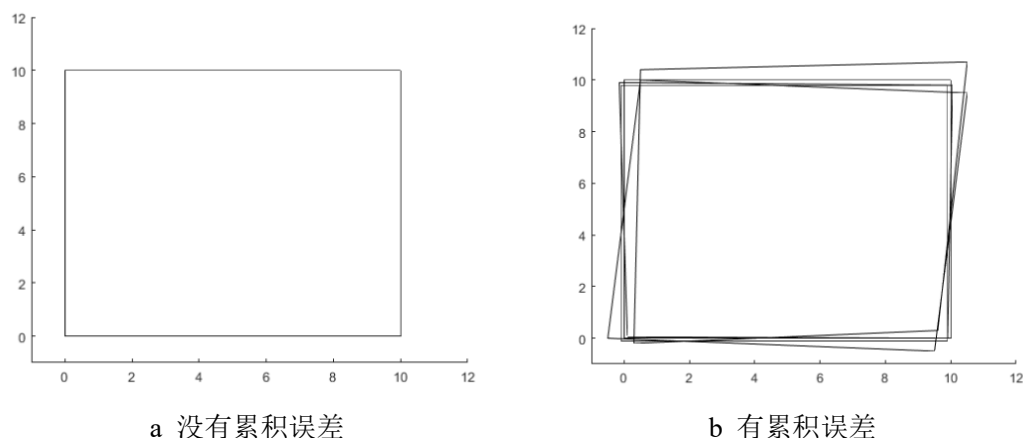


图4.12 没有累计误差和有累计误差的示意图

“标记物法”是通过室内标记点来确定轮椅当前位置，需要提前在室内环境中张贴若干标记点，各标记点的位置已知。

根据双目相机传感器本身的特性可以测量出视角范围内标记点在空间中的三维坐标，测量到的坐标都是以左目相机为坐标系原点，具体实现过程在 3.2 节已经阐述，这里不再赘述。在非首次进入该房间时，已知各标记点在房间中（以栅格地图世界坐标系为准）的绝对位置，只要获得双目相机传感器的数据，就可以得到标记点对于轮椅坐标系的位置。同时也可以得到轮椅对于标记点坐标系的位置，即可获得轮椅在栅格地图中的准确位置。具体实现方法如下：

（1）根据行走方式确定在房间中的绝对坐标 $(x, y)$ ，根据 4.1.2 节计算方法得到栅格地图坐标系下轮椅位置 $(u, v)$ 。

（2）首次探测双目相机视角范围内所有标记点的位置，得到相对左目相机的位置  $D(x_0, y_0, z_0)$ ：例如  $A(x_1, y_1, z_1)$ 、 $B(x_2, y_2, z_2)$ 、 $C(x_3, y_3, z_3)$  等。此时  $D$  点的绝对位置已知。

（3）3 秒之后在新的视野范围内寻找上次探测到的所有标记点是否还存在，记录在新的状态下标记点的坐标。例如当前左目相机的位置为  $E' = (x'_0, y'_0, z'_0)$ （绝对位置未知），并记录可探测到的  $A' = (x'_1, y'_1, z'_1)$ ， $B' = (x'_2, y'_2, z'_2)$ ，此时可以得到  $D$  点到  $E$  点的多组变换关系，例如通过  $A$  点计算：



$$\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ z_0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_1' - x_1 \\ y_1 - y_1' \\ z_1 - z_1' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0' \\ y_0' \\ z_0' \end{bmatrix} \quad (4-12)$$

(4) 如果未发现标记点则跳过，如果可探测到多组标记可通过求均值来提高测量精度。在定位过程中重复步骤(2)、(3)直到测量结束。

根据行进时的线速度与角速度获取轮椅的绝对位置和根据标记点获取轮椅绝对位置这两种方法相互独立，各有优劣。根据速度计算位置方法获取数据十分容易，计算方法也很简单，但是误差相对较大；用标记点获取位置时获得的位置准确，但是计算量较大，而且需要提前设定标记点，一旦轮椅视野范围内没有标记点则获取位置失败。

本文采用这两种方式结合的方法来确定轮椅在室内的位置：以轮椅本身速度来确定当前轮椅所在的位置，每间隔 3 秒探测一次标记点，修正轮椅的定位精度。在轮椅行进时可以同时进行直行和转弯的操作，路线轨迹为圆弧形，但是由于轮椅速度较慢，该圆弧形轨迹与弦长相近，这里在计算时粗略认为其相同。

### 4.3 本章小结

本章主要完成了智能轮椅机器人自主定位系统的整体设计。本章主要分为三部分，分别为静态室内地图的构建、根据传感器反馈的动态全局环境地图构建和局部环境地图构建。在构建静态环境地图时本文选择占据栅格法来实现。在完成动态全局环境地图的构建时，主要根据轮椅的控制系统数据进行动态定位，并在相同时间间隔下进行根据标记点定位的方法进行位置修正，最后为了有更加丰富的数据，进行了简单的数据融合。在构建动态局部环境地图时，主要的根据相机所采集到的当前图像与模板图像进行查找匹配，主要用于判别房间。



## 第五章 轮椅机器人室内路径规划设计

### 5.1 路径规划算法设计

随着研究的不断深入，室内机器人的定位与导航算法已经有了多样的方法，也在实际应用场景中得到了不错的使用效果。比如依靠多种精确传感器实现的绝对定位，没有累积误差，亦可以解决机器人突然被外力移走的“被绑架问题”，但是实现定位和导航的造价和维护成本都比较高，难以推广到更多适用场景。SLAM 技术是一种自增量实时定位与导航技术，能够让机器人在未知环境的未知位置开始移动，在行进的过程中根据自身定位的基础上实现建图，在现阶段有很大的应用场景<sup>[43][44]</sup>。

根据室内机器人的工作环境以及对定位精度的要求，一般会选择不同的算法解决相应的问题。智能轮椅机器人一般会在家庭中使用，所以需要满足相对较高的定位精度，误差较大时会影响智能轮椅的安全性，同时要具有相对较高的可靠性和稳定性，当房间家具等物品发生移动时及时适应新环境。

路径规划方法有全局和局部两种。局部路径规划常用于没有全局地图的情况下，根据传感器的实时数据建立环境信息，并完成路径规划。但是由于当前最优解是局部的最优解，有可能该路径不是全局最优。全局路径规划一般用于环境地图已知，从起始点到终点的最优路径选择。常用的全局路径规划方法有：可视图方法、栅格方法等。

对于本文智能轮椅机器人来说，它进入到一个房间之后首先会先查找云端的地图库，对房间进行匹配，判断是否为首次进入该房间。如果为首次进入该房间，会在进门的同时稍作停顿，记录当前位置传感器的所有信息，对房间进行记录，详见 4.3 节，并降速前进，在行走过程中记录传感器信息，实时构建地图并上传到云服务器。如果非首次进入该房间，则在云服务器上会存储智能轮椅机器人上次进入房间时构建的地图，直接调用即可，减少本次建图的时间。在行走过程中会根据传感器数据更新当前地图。所以本文采用全局地图与局部地图相结合的方式来实现路径规划。

#### 5.1.1 传统 A\*算法

传统路径规划算法之广度优先搜索算法是一种全方位的搜索算法，但是由于过于耗费时间及处理器资源，在实际应用中要求较高。Dijkstra 算法的从广度优先搜索算法发展而来，并首次提出了路径成本的概念，旨在寻找一条代价成本最合理的路径。广度优先搜索算法和 Dijkstra 算法都能够寻找出通向所有位置的路径。A\*算法是从 Dijkstra 算法优化而来的另一种最优化算法<sup>[45]</sup>，旨在解决寻找从起点到终点的单一路径问题。它能够寻找在地图中从起点到终点依据某个或某些优化准则的路径。

A\*算法是一种启发式算法，现设某条路径的初始节点为 A，目标节点为 B，A\*算法的基本思想就是从 A 节点开始，陆续评估所有可达 B 节点路径上的所有节点，陆续寻找到一个评价最优的节点，之后要以此评价最优节点作为下一轮计算的起点，替代 A 节点，直到搜索到 B 节点。设 A\*的评价函数为：

$$f^*(n) = g^*(n) + h^*(n) \quad (5-1)$$

在该评价函数中  $g(n)$  表示节点 n 到节点 A 的实际代价， $g^*(n)$  估计值。实际代价  $h(n)$  表示节点 n 到节点 B 的最佳路径的实际代价， $h^*(n)$  为其估计值，且满足

$$h^*(n) < h(n) \quad (5-2)$$

$f(n)$  就是从起点到终点最佳路径的实际代价， $f^*(n)$  为其估计值。当  $g^*(n)$  所占的比重较大时，算法整体的启发性较少，逐渐趋向于广度优先搜索算法。计算  $h^*(n)$  的方法有很多种，例如曼哈顿街区距离、欧几里得距离、对角距离等等。设当前节点为  $(x_n, y_n)$  目标节点为  $(x_d, y_d)$ ，曼哈顿街区距离如式 5-3，欧几里得距离如式 5-4。对角距离是计算从当前节点到达目标节点时沿对角线行进的距离与未按对角线行进的距离之和，如式 5-5。

$$h^*(n) = |x_d - x_n| + |y_d - y_n| \quad (5-3)$$

$$h^*(n) = \sqrt{(x_d - x_n)^2 + (y_d - y_n)^2} \quad (5-4)$$

$$h^*(n) = h^*(n)_1 + h_m^*(n) \quad (5-5)$$

图 5.1 即为上述三种估值函数的示意图。

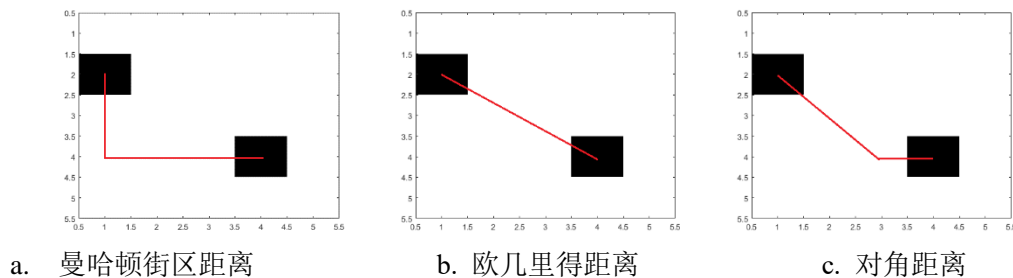


图5.1 估值函数距离示意图

A\*算法需构建两个表，open 表存放已经发现但还未考察路径代价的点，close 表存放已经考察过并已经获取到当前最短路径的点，更新 close 队列直到得到路径。算法流程图如图 5.2 所示。

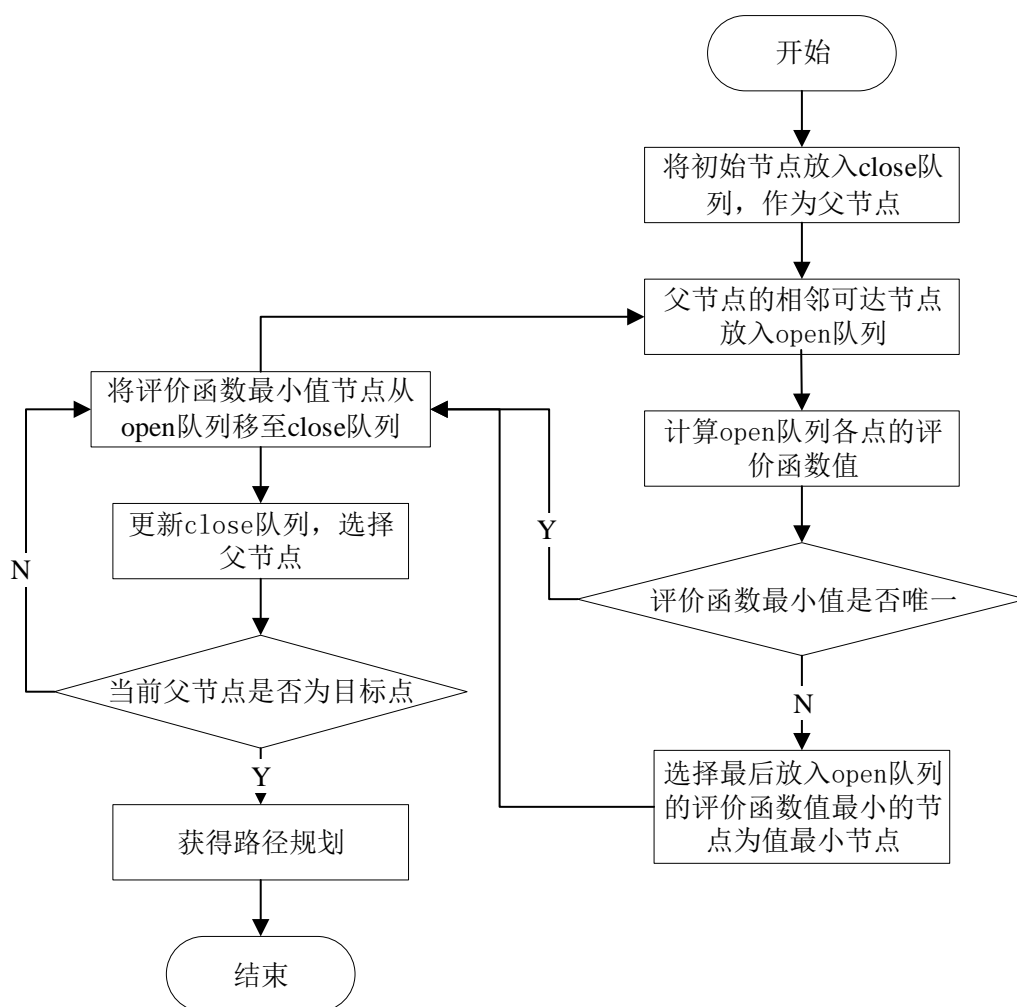


图5.2 A\*算法流程图

### 5.1.2 改进 A\*算法

A\*算法在求解最短路径问题上简单灵活，在应用时也要进行相应人性化的调整，避免机械化。考虑到智能轮椅机器人的工作环境的在室内，轮椅使用者在速度上要求不高，转弯时间成本高等问题，单纯的路径长度并不能准确的反映实际运行中的成本代价。对于轮椅来说，转弯比直线行走更加耗时，所以在算法设计上应该尽量减少转弯次数，以获得更高的行走效率。现将转弯约束加入到 A\*算法，提高  $h^*(n)$  的转弯代价。具体算法如下：

设评价函数为

$$f^*(n) = g^*(n) + h^*(n) \quad (5-6)$$

与 A\* 算法相同,

$$h^*(n) < h(n) \quad (5-7)$$

现改进计算  $h^*(n)$  的方法。设轮椅机器人的行进时间计算方法为

$$T_{all} = \sum T_{straight} + \sum T_{turn} \quad (5-8)$$

其中  $T_{straight}$  为直行所用时间,  $T_{turn}$  为转弯所用时间。在行进速度恒定时

$$T_{straight} = s \cdot v \quad (5-9)$$

其中  $s$  为直行的距离,  $v$  为轮椅前进的速度。现设定栅格边长为 1, 则  $s$  可用经过的栅格的个数  $n$  表示。设定前进速度也为 1, 则直行所用时间

$$T_{straight} = n \quad (5-10)$$

当转向角速度恒定时, 每次转向所用时间为

$$T_{turn} = \alpha \cdot \omega \quad (5-11)$$

其中  $\alpha$  为所转向的角度,  $\omega$  为角速度。

现模拟转向的角度均为 90 度, 转向一次的时间为轮椅直行通过两个栅格的距离。则每次转弯所用时间设为

$$T_{turn} = 2 \quad (5-12)$$

所以轮椅在行走过程中转弯所需的总时间为

$$\sum T_{turn} = 2m \quad (5-13)$$

其中  $m$  为转弯次数。所以

$$T_{all} = \sum T_{straight} + \sum T_{turn} = n + 2m \quad (5-14)$$

当前节点 $(x_n, y_n)$ 到目标节点 $(x_d, y_d)$ 的代价函数  $h^*(n)$  可以表示为

$$h^*(n) = h_{straight}^*(n) + h_{turn}^*(n) \quad (5-15)$$

改进后的算法只是对代价函数的计算方法进行了改变，流程图与 A\*算法相同，算法流程图如图 5.2 所示。

除了上述对 A\*算法的评价函数进行适用场景的优化外，考虑到轮椅机器人在行进时对安全性要求较高，在路径规划时要尽量避开障碍物，选择空旷宽阔的地方行进。所以在进行路径规划时，将给障碍物附近邻域内的栅格增加一些干扰值，增加栅格地图中介于 $[0,1]$ 之间的数值，尽量让轮椅远离障碍物行进。

首先采用占据栅格法来构建全局静态环境地图，参见 4.1.2 节。当智能轮椅机器人非首次进入房间时，会从云端先拉取上次所构建的地图作为先验地图，作为本次地图的初始值，并在行进过程中随传感器反馈数据随时进行调整。由于房间中会存在墙壁、隔断等静态障碍物，在多次构建初始地图时不会发生变化，可作为初始全局地图使用，此时的全局地图并非是准确的栅格状态，而是一种初始模型。在实际测量中，墙面面积占据双目相机所测量图像面积的三分之一以上，虽然墙体颜色会有所不同，但是单一房间内的墙体颜色差异很小，所以可以采用颜色特征初步识别墙体。本文设置在地图中出现 3 次以上并且通过双目相机传感器采集到的图像相同颜色占比超过三分之一的区域为墙体区域，设定为栅格地图的禁止区。

设立初始地图后，开始根据传感器数据逐步构建局部地图，并将局部地图逐渐向全局地图上拼接，根据占据栅格地图占据率的计算方法逐步完成当前地图构建。在进行路径规划时，全局栅格地图中的轮椅位置和目标位置已知，障碍物位置未知，需要经过不断探索得出。

当然，在实际生活中，环境信息是动态变化的，上述构建的全局静态环境地图信息只能为智能轮椅机器人提供相对静态环境下的路径规划，当环境中存在动态障碍物时，需要更加精细的检测方法，可参见 5.2 节。

### 5.1.3 对比仿真实验

为验证 A\*算法的可行性及对 A\*算法改进后在性能上的改进，分别对 A\*算法和改进后的 A\*算法在三种模拟环境下进行了对比仿真实验。流程图如图 5.3 所示。

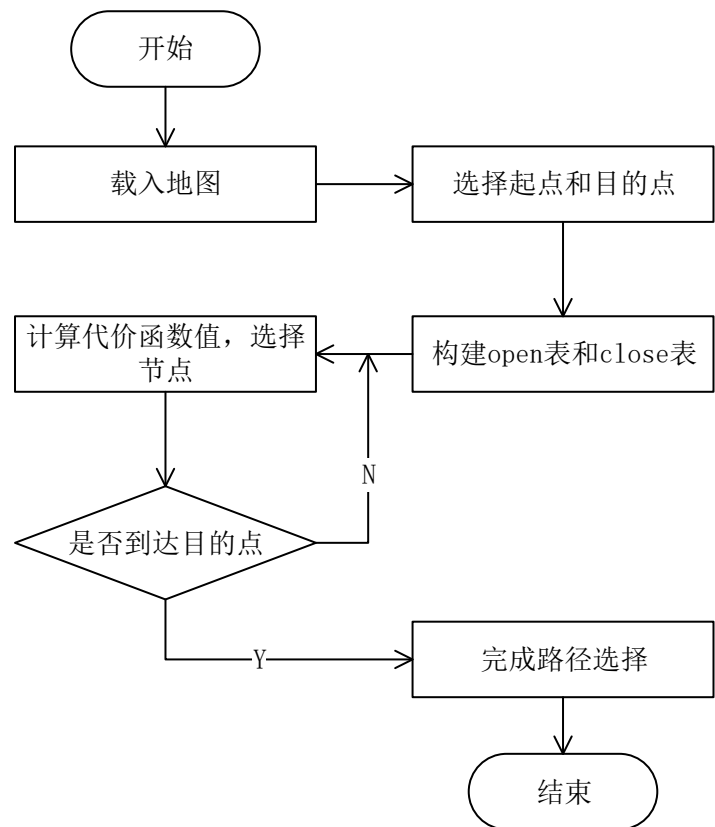


图5.3 A\*算法软件设计流程图

现认为设置一个 10\*10 矩阵地图，并设置起点为左上角(0,0)，用黑色表示；目的点为右下角(9,9)，用黑色表示。中间所有禁止区用浅灰色方格表示，其余空间用白色表示。蓝色栅格表示机器人从起始点到终止点规划出的路径。

下面一组图片（图 5.4~5.7）为在 4 种环境模型下，传统 A\*算法和改进后的 A\*算法的路径选择与规划方案。其中左图均为 A\*算法的路径选择，右图为改进后的 A\*算法的路径选择。

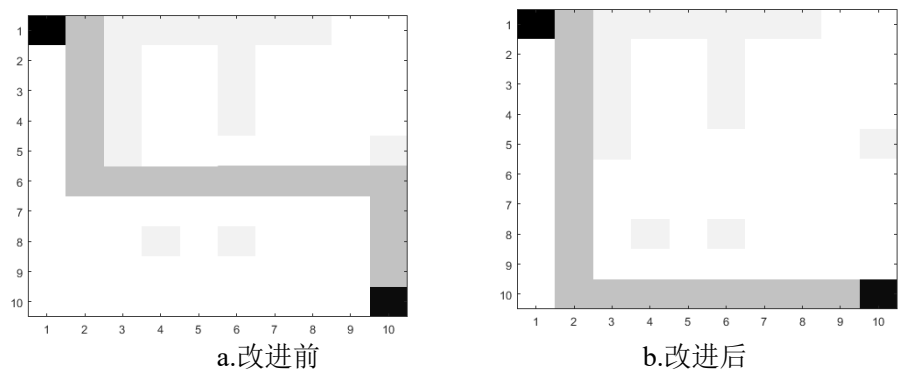


图5.4 环境模型 1 下传统 A\*算法路径和改进后 A\*算法路径规划示意图



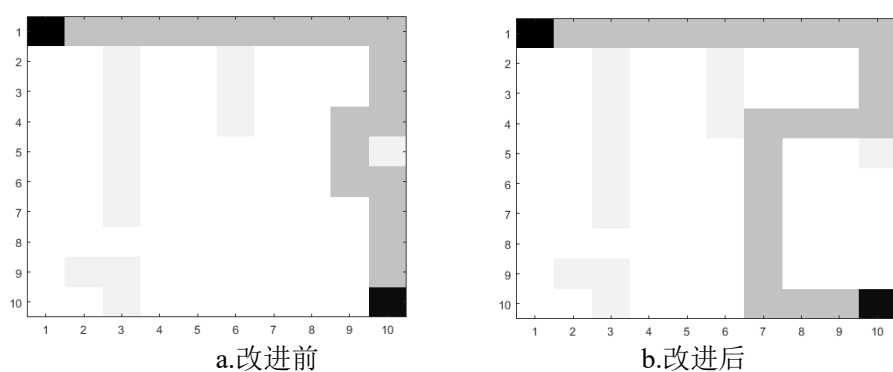


图5.5 环境模型 2 下传统 A\*算法路径和改进后 A\*算法路径规划示意图

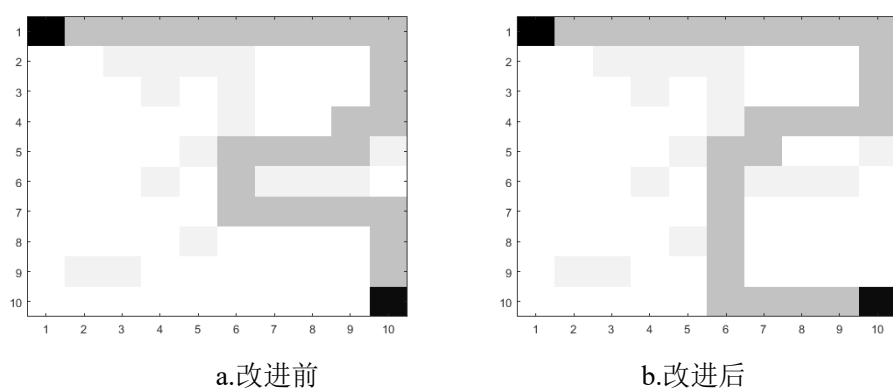


图5.6 环境模型 3 下传统 A\*算法路径和改进后 A\*算法路径规划示意图

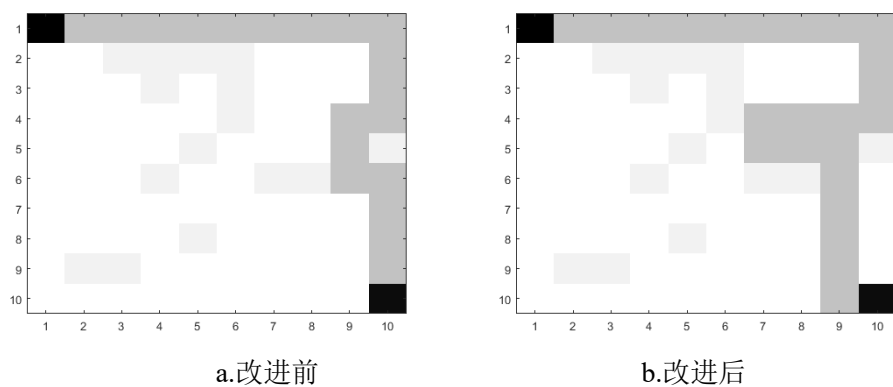


图5.7 环境模型 4 下传统 A\*算法路径和改进后 A\*算法路径规划示意图

从上图中可以看出，传统 A\*算法可以实现起点到目的点的路径规划，改进后的路径规划算法确实能够减少转弯数量，但是偶尔也会出现绕路等增加不必要路径的情况。

对上述四种环境模型进行分析，分别在路径长度、转弯数量、所用时间（设直行时所用时间为 1，转弯用 2）等方面指标做出评价，如表 5.1 所示。

表3.9 算法性能对比表

序号	A*算法			改进后的 A*算法		
	路径长度	转弯数量	所用时间	路径长度	转弯数量	所用时间
1	18	2	22	18	1	22
2	19	5	29	20	4	28
3	25	7	39	25	6	37
4	20	5	30	23	5	33

之后又随机生成了 10 个环境地图，对比传统 A\*算法和改进后的 A\*算法的路径选择与规划方案，并绘制其路径长度及转弯数量对比示意图（如图 5.8 及 5.9 所示所示）。

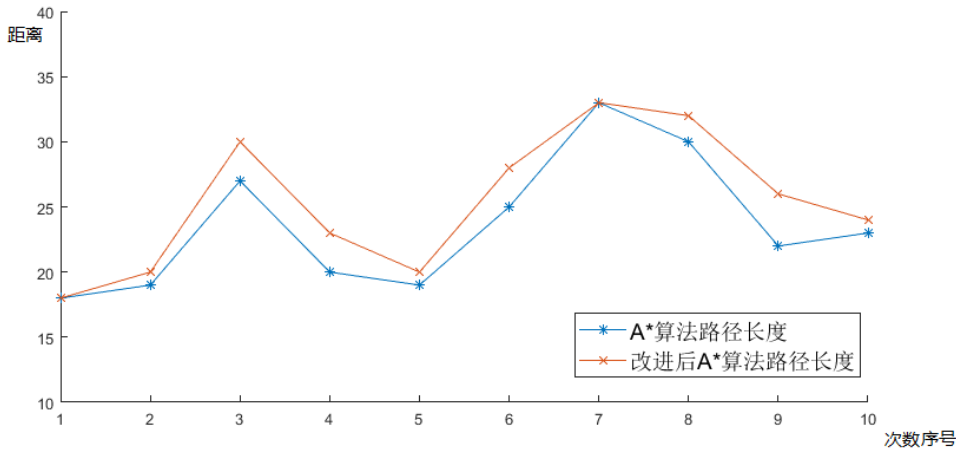


图5.8 传统 A\*算法路径和改进后 A\*算法路径长度对比图

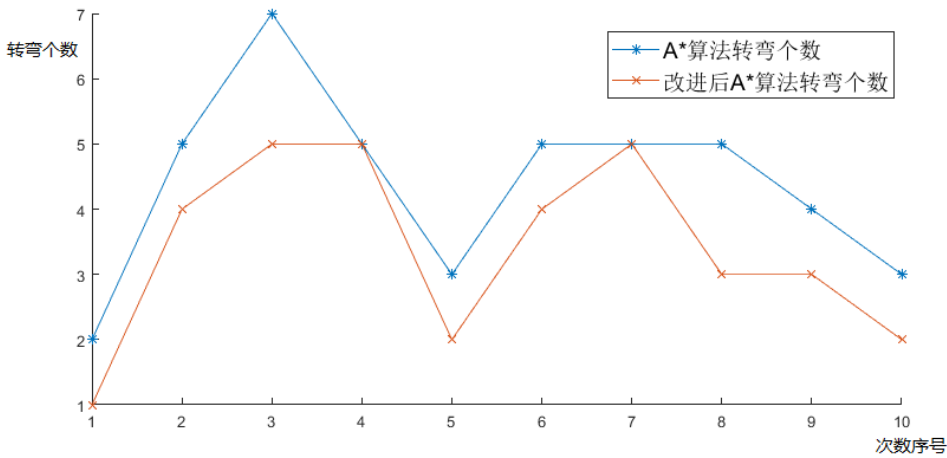


图5.9 传统 A\*算法路径和改进后 A\*算法转弯数量对比图

由图 5.8 及 5.9 可知，该种优化能够减少智能轮椅机器人行走距离和转弯角度，

偶尔也会减少智能轮椅机器人的行进时间,验证了该种优化对于减少智能轮椅机器人行走距离和转弯角度有效。

## 5.2 障碍物检测与避障

智能轮椅机器人在行进过程中,会连续不断的遇到各种各样的环境信息,这也正是真实环境与计算机仿真的差异所在。一般来说,智能轮椅的重量较重,一般通过挪动的方式进行移动,极少会出现被搬移的情况,所以各传感器的数据信息为对环境的连续采集信息。在室内环境下地面相对比较平坦,极少出现路面不平、坡度较大、坑洼的情况,所以障碍物检测主要集中在水平面向上的区域。

### 5.2.1 障碍物检测

环境信息中的障碍物可以分为三类:一类是在一般情况下不会发生移动的物品信息,比如桌椅、沙发等家具或者冰箱、洗衣机等家电;另一类是行人、宠物等经常位移动的障碍物;还有一类是较高的门槛、楼梯、玻璃门等结构性障碍。

在本实验中,智能轮椅机器人能够实现未知环境下的实时避障,主要依靠所安装的双目相机传感器、激光雷达传感器和超声探测仪,在感知到环境信息后响应环境变化,以此实现障碍物检测。障碍物检测过程如图 5.10 所示。

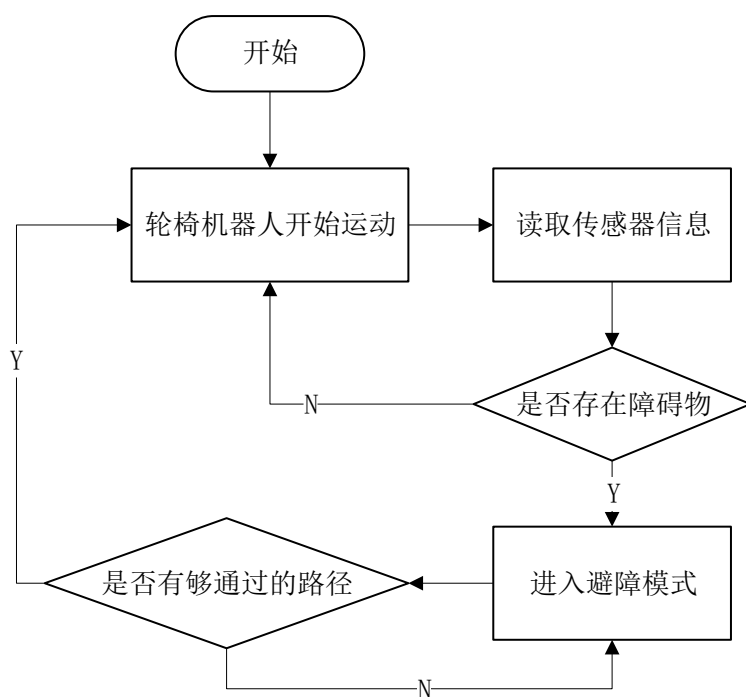


图5.10 障碍物检测流程图

在进行障碍物检测之前，根据轮椅机器人的自身尺寸大小及性能情况，对其行进方向设定距离区域进行划分：例如探测到轮椅行进方向上距离轮椅小于 30cm 的物体时将该区域设为避障区，发出第一次报警信息，并强制进行减速；探测到轮椅行进方向上距离轮椅 10cm 的物体时将该区域设为危险区，发出第二次报警信息，并强制停止。在左右两侧探测到物体距离 10cm 将该区域设为警戒区时发出报警信息，提示使用者小心慢行。

在实际行驶过程中，根据所处环境、轮椅速度、以及智能轮椅本身的尺寸大小等因素的影响，在安全距离的选择判别可以有更多中的方式，尤其是在通过窄门或者转弯等特殊情况下也可以进行人工干预。

在行驶过程中所有传感器处于开启状态，当任何一个传感器发出报警时都认为进入避障状态，所有传感器报警信息优先级相同。在相机传感器、激光雷达传感器、超声探测传感器任何一个传感器发出警报时，都要进行强制减速甚至是停止，预留给使用者判断时间。

### 5.2.2 激光雷达数据三维重建实验

进行三维重建是为了让轮椅在行进时预判前进方向上地面上的坑洼及空间中突起的物体，在避障时获取到更广视角的信息。

激光雷达对于玻璃等透明物体的检测效果未知，这里首先做如下激光雷达检测透明与非透明物体的对比试验。在轮椅前方放置玻璃材质和不锈钢材质的杯子作为障碍物，采集激光雷达点云数据并构建三维模型。为了排除其他因素影响，设置未放置障碍物的环境作为对照组。图 5.11~5.12 为三维重建结果。

观察图 5.11~5.12 三维图可知，放置不锈钢水杯时的三维图与未放置障碍物时相比，最中间有明显曲率变化，证明激光雷达检测到了障碍物的存在。放置玻璃杯时，三维图中未出现明显变化，与不放置障碍物的图形相似。证明激光雷达在遇到透明或者反射光束较少的物体确实存在判别障碍。所以在对障碍物判断时，以激光雷达为主要参考传感器，仍要在智能轮椅机器人四周加装超声探测传感器，减少误判。

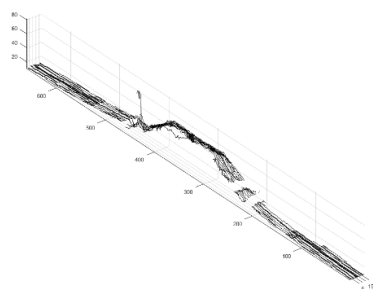


图5.11 不放置障碍物时的三维成像图

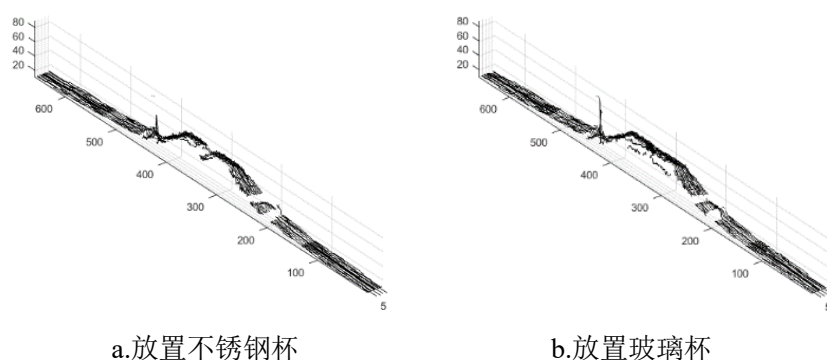


图5.12 放置不锈钢杯子和放置玻璃杯子的三维成像图

激光雷达所获取到的是点云距离信息矩阵，要想将二维平面矩阵变成一个三维立体图形，必须要进行多次扫描，因为激光扫描光束会受到物体遮挡的影响，所以也不能通过一次扫描来完成对物体多角度的三维点云获取。所以首先要从不同位置和角度进行连续不间断扫描，并将相邻两帧或多帧之间的数据拼接在一起，完成三维匹配。在多角度三维重建时，轮椅机器人本身的行进方向和转向角度可以由轮椅车本身的传感器测量得出，所以进行匹配时的先验距离和角度已知。

卡尔曼滤波方法是将系统描述为一个状态方程，由上一时刻的最优估计和下一状态的测量值来估计下一状态的最优估计<sup>[46]</sup>。结合本实验来说，就是通过多组激光雷达点云数据预测下一组最可能的数据状态，也就是预测机器人的位姿走势，根据所得到的平移关系和旋转关系，完成局部三维重建工作。ICP 最近邻迭代法是用解析的方法求解，结合本实验来说就是利用当前帧点云的均值和上一帧点云的均值来进行比较；也可以用迭代或梯度下降的方法来求解。卡尔曼滤波算法和 ICP 最近邻迭代算法的具体实现流程在第二章中详细阐述。

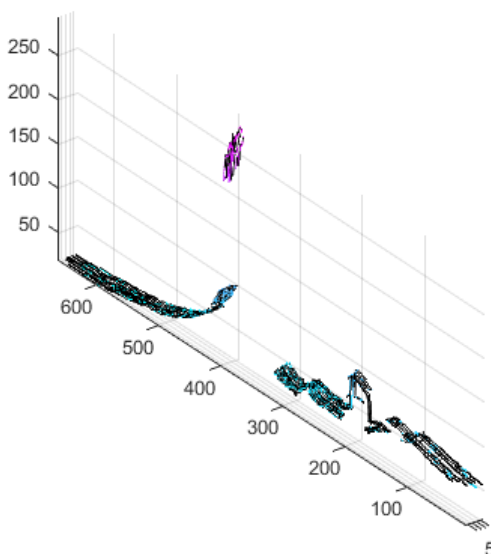


图5.13 三维重建示意图 1

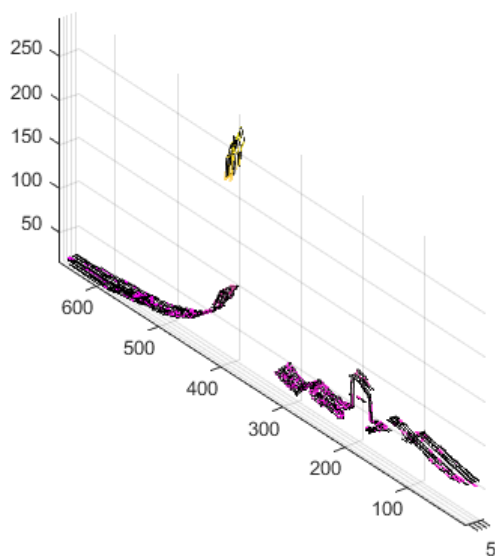


图5.14 三维重建示意图 2

本实验对卡尔曼滤波算法进行仿真实验。取两相邻两帧的激光雷达传感器采集到的距离矩阵，作为观测值，并将其进行扫描匹配融合。对某环境下的融合效果示意图如图 5.13 所示。使用 ICP 方法对相邻两帧的融合效果示意图如图 5.14 所示。相邻两帧的点云数据变化较小，肉眼只可看到微小差别。

### 5.2.3 轮椅机器人转弯避障实验

在轮椅机器人正前方有激光雷达和双目相机这两种传感器来感知环境和探测障碍物，在车体侧面的障碍物主要有超声探测仪来判别。相机和激光雷达的距离信息检测方式在前文中已有相应介绍，现着重说明超声探测仪的距离测量。超声探头的实物图如图 5.15 所示。



图5.15 超声探头实物图

超声探头测距的测量范围是以传感器为顶点的圆锥曲面，其俯视图为一扇形平面如图 5.16 所示。

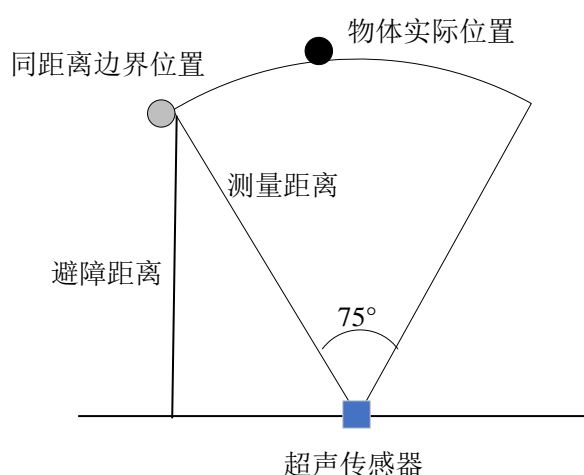


图5.16 超声传感器测量距离示意图

超声传感器所探测的距离是在量程范围内距离传感器最近一个曲面上探测到的物体距离，本实验采用的超声传感器为 DYP-ME007YY 型超声测距模块，测量视角范围为  $75^\circ$ 。在智能轮椅机器人的实际障碍物检测中，障碍物判别为轮椅到障碍物的直线距离，为了安全起见，只要该曲面上任意一点探测到障碍物，都将被视为最边界点上的障碍物来进行判别如图 5.16 中物体实际位置信息将会被判别为同距离的边界位置，所确定的距离为边界点距离进行三角函数转换后的直线距离。

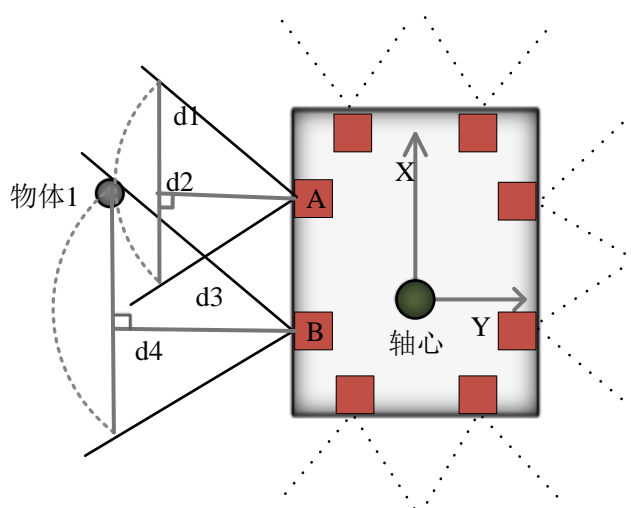


图5.17 轮椅机器人超声传感器安装示意图

为了探测各个方向的障碍物信息，本实验在轮椅前后左右四个方向上分别加装 2 个传感器，共 8 个。如图 5.17 所示，假设轮椅车左侧有物体 1，对于左侧两个超声测距传感器来说，物体 1 位于不同的测量弧面上，对于 A 传感器来说，物体 1 所在弧面的边界距离为  $d_1$ ，所以垂直距离即避障距离为  $d_2$ ，对于 B 传感器来说，物体 1 所

在弧面的边界距离为  $d_3$ ，所以垂直距离也就是避障距离为  $d_4$ 。一般来说，多个超声探测仪所测量到的距离不同，所以按照与轮椅车体最近的距离来判别避障。其他超声传感器的测量范围用虚线表示。

当轮椅机器人在转弯时，障碍物距离轮椅对角线的距离要比距离侧面的距离更近，所以在测量距离时要不能仅仅依靠轮椅侧面距离所得出避障策略。轮椅在转弯时是直行与转弯同步进行的，行走的轨迹为一圆弧，圆弧大小由转向速度和轮速差决定。本实验设定当轮速差大于一定阈值时判断轮椅当前处于转弯状态。这里以左转为例，如图 5.18 所示，轮椅的左前方和右后方为危险区域，需要附近多个超声探测仪协同工作计算出更精确的数据。当左右两侧任意一侧障碍物距离与轮椅左前角或者右后角的距离小于危险距离，轮椅则发出报警信息，提示使用者注意避让。

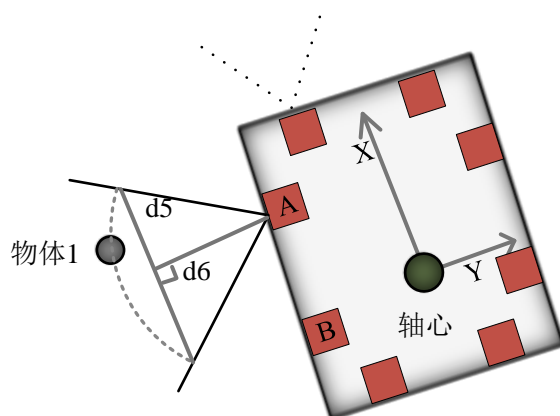


图5.18 轮椅机器人转弯示意图

### 5.3 本章小结

本章主要完成了智能轮椅机器人在室内的路径规划方法和一些避障策略。首先对传统路径规划算法进行了简要阐述，并重点研究了 A\*算法的思想，对传统路径规划算法 A\*算法进行了优化，增加了转弯时间的权重，通过对转弯数量、路径长度以及所用时间等参数的考察，验证了该种优化对于减少智能轮椅机器人行走距离和转弯角度有效。最后对障碍物检测时会遇到的问题进行了分析，对比了激光雷达在检测到透明物体和非透明物体时的三维图像变化，并初步完成了根据点云数据实现帧关联的三维重建实验，最后阐述了轮椅在避障时各传感器可能遇到的情景，加入了超声测距仪为辅助传感器进行避障，并对各类情景对实际生活中的障碍物场景进行了分类预判，根据障碍物距离轮椅的距离划分避障区和危险区。



## 第六章 总结与展望

### 6.1 总结

在室内移动机器人技术热度逐渐上升的大背景下，商场导航机器人、餐馆送餐机器人等各类服务机器人已经相继投入使用。本文以智能轮椅机器人为研究背景，设计了一套室内三维环境感知和自主定位与导航系统，并将系统加以优化和扩展，应用于某智能轮椅机器人平台。所用到的传感器主要有激光雷达点云传感器、双目相机传感器和超声测距传感器。

本文对智能轮椅机器人室内自主定位与导航系统的实现方法进行了详细的研究，取得了如下研究结论：

(1) 在对现阶段轮椅机器人研究现状、环境感知研究现状进行调研评估后，提出了一种适用于低成本传感器的室内三维环境感知系统的新方案：轮椅车从车体前部安装的，固定方向的激光雷达获取点云图，与车体运动参数融合，对车体周边激光可探测的三维环境进行高精度的重建；对车体周边激光不可测环境，用超声探头进行低精度二维构建；并用双目相机采集房间特征，将三者结合起来，形成对周边环境可靠的感知。

(2) 采用静态地图与动态地图结合的方法来解决轮椅机器人自主定位问题。以房间门口为环境坐标系原点，使用占据栅格法完成静态环境地图的构建；以轮椅车驱动轮轴心为原点构建动态地图。轮椅首先使用在门口采集到的图像与模板图像进行匹配，综合匹配点数、错误率等参数，确定轮椅当前所在的房间；然后探测室内标记点位置，以标记点为参照物计算和修正轮椅自身在当前房间中的位置，并以轮椅自身行进的线速度、角速度确定目标方位。

(3) 完成了轮椅机器人在室内环境下对路径规划算法的选择。根据本实验场景对传统路径规划算法 A\* 算法进行了优化，增加了转弯时间的权重，确定智能轮椅机器人行进时的通行区与禁止区，完成了对比仿真实验。在转弯数量、路径长度以及所用时间方面进行了对比，验证了该种方案更加适用于智能轮椅机器人在室内运动的情况。

(4) 确定了初步避障策略。使用激光雷达探测轮椅车前方物体，并测试了其透明物体的探测能力，在对现有三维重建方法进行调研后，对卡尔曼滤波算法和 ICP 最近邻迭代算法的效果进行了验证，并对卡尔曼滤波算法中矩阵参数进行了调整，选择出最适合本系统的最合理的参数，实现了激光雷达点云数据前后帧之间的对应与匹配，根据传感器数据完成局部三维重建。使用超声探测传感器感知轮椅车四周的环境

并完成转弯时的避障策略选择。

## 6.2 展望

本文所设计的智能轮椅机器人自主定位与导航系统，虽然实现了在室内环境下的环境感知与导航，但是在实际生活中，仍存在房间结构复杂，房间中物品信息复杂等一系列问题。在某些特殊情况中，本系统并不能很好的完成任务。所以在本文上述工作的基础上，还可以进一步开展的工作如下：

### （1）图像特征匹配优化

在对图像进行去噪预处理时，可以结合其他多种去噪方法，验证对于本实验方案是否可以得到更好的去噪效果，得到更加丰富完整的特征点信息，并且运算速度更快，保证处理的实时性。在对图像与模板库进行特征匹配时，可以尝试更多种特征点匹配方法，比如使用特征线条（边缘）来进行匹配，并验证匹配效果，提高匹配精度。

### （2）避障策略优化

在对传感器进行选择时，可以选择精度更高，视角范围更广的传感器，尤其是在激光雷达传感器选择上，可以将局部三维重建扩展到对整体的三维重建。特别是在运动物体动态跟踪与检测等方面开展工作。在进行障碍物检测时，可以尝试更多更灵活的障碍物检测方法，充分发挥和传感器的功能，在对障碍物进行判断时不光根据距离信息，也可以扩展到采取多种方式共同判断。

## 参考文献

- [1] 黄明安,陈钰.中国人口老龄化的现状及建议[J].经济研究导刊,2018(10):54-58+66.
- [2] 周亚同.如何直面人口老龄化挑战[J].人民论坛,2018(03):94-95
- [3] 吴飞飞,唐保庆.人口老龄化对中国服务业发展的影响研究[J].中国人口科学,2018(02):103-115+128
- [4] Shiyao W , Zhidong D , Gang Y . An Accurate GPS-IMU/DR Data Fusion Method for Driverless Car Based on a Set of Predictive Models and Grid Constraints[J]. Sensors, 2016, 16(3):280-.
- [5] Times T N Y . Google driverless car[J]. 2015.
- [6] 梁坤, 施浒立, 宁春林. 室内环境中的 GPS 信号特性分析[J]. 天文研究与技术:国家天文台台刊, 2008, 5(1):30-36.
- [7] Tapu R, Mocanu B, Zaharia T. A computer vision-based perception system for visually impaired[J]. Multimedia Tools & Applications, 2017, 76(9):1-37.
- [8] Bin Chen. CES 2008 : iRobi 机器人小助手视频 [EB/OL].(2008-01-9)[2008-01-9]. <https://cn.engadget.com/2008/01/09/video-irobi-helper-robot-appears-at-ces> .
- [9] 艳涛.汇童机器人第 4、5 代集体亮相[J].机器人技术与应用,2012(04):44.
- [10] 方晨, 可佳"机器人. 智能机器人“可佳”[J]. 科学世界, 2013(11):50-55.
- [11] Li H, Wen X, Guo H, et al. Research into Kinect/Inertial Measurement Units Based on Indoor Robots[J]. Sensors, 2018, 18(3):839.
- [12] Hazrat A,Aizat K,Yerkhan K, et al. Vision-based Robot Manipulator for Industrial Applications[J]. Procedia Computer Science,2018,133.
- [13] Liu S, Maher A M, Karamat T B, et al. A LiDAR-Aided Indoor Navigation System for UGVs[J]. Journal of Navigation, 2015, 68(2):253-273.
- [14] Kumar G A, Patil A K, Patil R, et al. A LiDAR and IMU Integrated Indoor Navigation System for UAVs and Its Application in Real-Time Pipeline Classification[J]. Sensors, 2017, 17(6):1268-.
- [15] Ens A , Reindl L M , Bordoy J , et al. Unsynchronized ultrasound system for TDOA localization[C]// International Conference on Indoor Positioning & Indoor Navigation. IEEE, 2015.
- [16] Bordoy J , Wendeberg J , Schindelbauer C , et al. Single transceiver device-free indoor localization using ultrasound body reflections and walls[C]// International Conference on Indoor Positioning & Indoor Navigation. IEEE, 2015.
- [17] Kupervasser O, Lerner R, Rivlin E, et al. Error analysis for a navigation algorithm based on optical-flow and a digital terrain map[J]. 2012.
- [18] 高文研, 平雪良, 贝旭颖, et al. 两种基于激光雷达的 SLAM 算法最优参数分析[J]. 传感器与

微系统, 2018, 37(4): 28-30.

- [19] Yuan D , Zhao G , Li D , et al. Visual object tracking based on particle filter re-detection[C]// 2017 International Conference on Security, Pattern Analysis, and Cybernetics (SPAC). IEEE, 2018.
- [20] Elloumi W, Guissous K, Chetouani A, et al. Indoor navigation assistance with a Smartphone camera based on vanishing points[C]// International Conference on Indoor Positioning & Indoor Navigation. 2014.
- [21] Li Q, Zhang B. A Fast Matching Algorithm Based on Image Gray Value[J]. Journal of Software, 2006, 17(1):216-222.
- [22] Liu Z, An J, Jing Y. A Simple and Robust Feature Point Matching Algorithm Based on Restricted Spatial Order Constraints for Aerial Image Registration[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2012, 50(2):514-527.
- [23] Gang C , Biao T , Zhen-Rong Z . Multiple Subimage Matching Algorithm Based on Correlation Plane Feature[J]. Infrared Technology, 2012, 34(4):229-236.
- [24] Kai H, Ma X. Real-time monitoring for the mining robot based on an improved SIFT matching algorithm[C]// International Congress on Image & Signal Processing. 2018.
- [25] 易飞, 许珊珊. 基于 SIFT 的图像匹配方法改进[J]. 计算机系统应用, 2018, 27(10):265-271.
- [26] Zhang H , Han J , Guan Y , et al. A SIFT Algorithm Based on DOG Operator[C]// International Conference on Intelligent Transportation. IEEE Computer Society, 2018.
- [27] Na Y , Liao M , Jung C . Super-speed up robust features image geometrical registration algorithm[J]. IET Image Processing, 2016, 10(11):848-864.
- [28] Karami E , Prasad S , Shehata M . Image Matching Using SIFT, SURF, BRIEF and ORB: Performance Comparison for Distorted Images[J]. 2017.
- [29] 官云兰, 程效军, 张明,等. 三维激光扫描数据配准方法[J]. 工程勘察, 2008(1):53-57.
- [30] Guo T , Qiao F , Liu M , et al. An improved Kalman filtering method for indoor location[C]// IEEE International Conference on Computer & Communications. IEEE, 2017.
- [31] Hidayati A A N , Zuwairie I , Azlina A A N , et al. Single-solution Simulated Kalman Filter algorithm for global optimisation problems[J]. Sādhanā, 2018, 43(7):103-.
- [32] Guo T , Qiao F , Liu M , et al. An improved Kalman filtering method for indoor location[C]// IEEE International Conference on Computer & Communications. IEEE, 2017.
- [33] Alassaf M H , Yim Y , Hahn J K . Non-rigid surface registration using cover tree based clustering and nearest neighbor search[C]// International Conference on Computer Vision Theory & Applications. IEEE, 2015.
- [34] Yuan K, Ling Q, Yin W. On the Convergence of Decentralized Gradient Descent[J]. Mathematics, 2013, 26(3).

- [35] Xu D, Chen S, Feng S. A Robust Particle Filtering Algorithm With Non-Gaussian Measurement Noise Using Student-t Distribution[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 21(1):30-34.
- [36] 基于改进粒子滤波的 SLAM 算法研究[D]. 南京理工大学, 2014.
- [37] Xu G Y , Chen L P , Gao F . Study on binocular stereo camera calibration method[C]// International Conference on Image Analysis & Signal Processing. IEEE, 2011.
- [38] Zhu H, Song C, Wang D, et al. Camera calibration and lens distortion correction for binocular linear CCD[J]. Computer Engineering & Applications, 2014.
- [39] Lin S C F, Wong C Y, Rahman M A, et al. Image enhancement using the averaging histogram equalization (AVHEQ) approach for contrast improvement and brightness preservation [J]. Computers & Electrical Engineering, 2015, 46:356-370.
- [40] Wang, Shi X . Algorithm for Improving Image Denoising Based on Adaptive Wavelet Transform[J]. Advanced Materials Research, 2014, 912-914:1134-1137.
- [41] 秦玉鑫, 张高峰, 王裕清. 针对复杂环境的模块化栅格地图构建算法[J]. 控制工程, 2016, 23(10):1627-1633.
- [42] 段勇, 盛栋梁. 基于 Kinect 传感器信息融合的机器人全局栅格地图构建方法. CN10595525-8A[P]. 2016.
- [43] Endres F , Jürgen Hess, Engelhard N , et al. An evaluation of the RGB-D SLAM system[C]// 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2012.
- [44] Engel J, Schöps T, Cremers D. LSD-SLAM: Large-Scale Direct Monocular SLAM[J]. 2014.
- [45] Yang B , Sang X , Xing S , et al. A-star algorithm based path planning for the glasses-free three-dimensional display system[J]. Proceedings of the Spie, 2016, 22:100222R.
- [46] Fan Y C , Zheng L J , Liu Y C . [IEEE 2018 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC ) - Houston, TX, USA (2018.5.14-2018.5.17)] 2018 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC) - 3D Environment Measurement and Reconstruction Based on LiDAR[C]// 2018:1-4.



## 致谢

时间如白驹过隙，三年的研究生学习生涯已经接近尾声。回首往昔，倍感充实。很高兴能够来到西安这座美丽的城市，很荣幸能够考入西安电子科技大学这所优秀的学府。难忘的校园时光也将是我铭记一生的美好回忆，在这里我要向我的老师、我的同学表达最诚挚的感谢。

在此论文完成之际，谨向我尊敬的张彤老师致以诚挚的感谢和最美满的祝福。在西电学习的七年中，第一次接触到张老师是在本科网络程序课上，张老师的睿智与博学深深地吸引了我。之后我努力考上了研究生，师从张老师，开启了我的科研生涯。张老师渊博的专业知识、丰富的实践经验、忘我的工作作风、严谨的教学态度都使我受益匪浅。在我遇到问题时，张老师循循善诱，引导我对问题进行深入思考，培养我透过现象看本质的思维。在论文的撰写过程中，张老师也给予了很大的指导，在细节方面也给出了很多宝贵的建议。在生活中，张老师是一位和蔼可亲的长者，在潜移默化下我也学习到了许多为人处世的道理和对待生活的积极态度。

同时也要感谢我的父母，感谢父母对我在求学之路上精神和物质上的支持。感谢我实验室的小伙伴们，感谢大家共同创造的积极向上的学术氛围。感谢同项目组的同学们，与我共同讨论了项目中问题，也对我的论文提出了很多宝贵的建议。感谢我亲爱的室友们在生活上对我的帮助，在我的生活中尤其是生病时对我的照顾，感谢男朋友在我抱怨时能够耐心聆听、在我骄傲时告诫我要戒骄戒躁，帮助我及时平复情绪，积极面对生活。

最后，衷心感谢各位专家教授能够在百忙之中抽出时间审阅本论文，感谢答辩委员会的各位老师和专家们对我提出的宝贵建议和意见。





## 作者简介

### 1. 基本情况

池鸣凤，女，内蒙古包头人，1993 年 11 月出生，西安电子科技大学计算机科学与技术学院计算机科学与技术专业 2016 级工学硕士研究生。

### 2. 教育背景

2012.09~2016.07 西安电子科技大学，本科，计算机科学与技术专业。

2016.09~2019.07 西安电子科技大学，硕士研究生，计算机科学与技术专业。

### 3. 攻读硕士学位期间的研究成果

#### 3.1 申请（授权）专利

- [1] 第一作者.社区居民健康与慢性病管理系统软件.中国,2017SR655353[CP].2017
- [2] 第二作者.Android 智能锁控制客户端软件 V1.0.中国,2017SR699425[CP].2017.

#### 3.2 参与科研项目及获奖

- [1] 社区居民健康与慢性病管理系统软件的开发,2017.05~2018.07,已基本完成。  
主要工作为参与软件数据系统的开发、进行压力测试及后续维护。
- [2] 酒店智能锁,“歌尔杯”第三届全国研究生移动终端应用设计创新大赛二等奖,2017.12
- [3] Timekeeper,“鲲鹏杯”第四届全国研究生移动终端应用设计创新大赛二等奖,2018.1