



浙江工业大学

硕士学位论文

室内移动机器人路径规划算法改进研究

作者姓名	吴芳
指导教师	赵云波 教授
学科专业	控制科学与工程
学位类型	工学硕士
培养类别	全日制学术型硕士
所在学院	信息工程学院

提交日期：2022年06月

Research on Improvement of Path Planning Algorithm for Indoor Mobile Robot

Dissertation Submitted to
Zhejiang University of Technology
in partial fulfillment of the requirement
for the degree of
Master of Engineering



by
Fang WU

Dissertation Supervisor: Prof. Yun-bo ZHAO

Jun., 2022

浙江工业大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：所提交的学位论文是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的研究成果。除文中已经加以标注引用的内容外，本论文不包含其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果，也不含为获得浙江工业大学或其它教育机构的学位证书而使用过的材料。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人承担本声明的法律责任。

作者签名： 吴芳

日期：2022年 5 月

学位论文版权使用授权书

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

- 本学位论文属于：
- 1、保密 ，在一年解密后适用本授权书。
 - 2、保密 ，在二年解密后适用本授权书。
 - 3、保密 ，在三年解密后适用本授权书。
 - 4、不保密 。

(请在以上相应方框内打“√”)

作者签名： 吴芳

日期：2022年 5 月

导师签名： 赵云波

日期：2022年 5 月

中图分类号 TP273

学校代码 10337

UDC 621.3

密级 公开

研究生类别 全日制学术型硕士研究生



浙江工业大学

工学硕士学位论文

室内移动机器人路径规划算法改进研究

Research on Improvement of Path Planning Algorithm for
Indoor Mobile Robot

作者姓名 吴芳

第一导师 赵云波 教授

学位类型 工学硕士

学科专业 控制科学与工程

培养单位 信息工程学院

研究方向 路径规划

答辩日期: 2022 年 5 月 13 日

室内移动机器人路径规划算法改进研究

摘要

室内移动机器人可在工业和家用等场景发挥物料搬运、服务陪伴等重要功能,其技术发展受到了业界的广泛关注。与一般应用场景不同,室内环境通常意味着人类用户非预期的出现及其无法事先精确获知的运动轨迹,如何在该情况下同时保证算法的高效性和人类用户的安全成为现有路径规划算法所面临的重要挑战,成为当前的研究热点之一。

本文针对室内环境研究并改进了移动机器人路径规划领域的两种重要基础算法——动态窗口法和人工势场法,提升了室内环境下移动机器人规划路径的效率和安全性。主要研究工作如下:

(1) 提出了基于全局规划的改进型动态窗口法,解决了室内环境下机器人同时应对动静态障碍能力较弱、障碍附近目标不可达、可能陷入局部最优区域等技术问题。具体研究工作包括:① 借助于 A*算法的全局路径规划能力,极大降低了传统 DWA 算法陷入局部最优的可能性;② 设计了障碍物运动性质判断机制实现分类避障,提升了算法同时应对动静态障碍的可靠性,确保了室内环境中人类用户的安全;③ 改进了障碍项评价子函数,解决了算法存在的障碍附近目标不可达问题。

(2) 提出了基于采样的改进人工势场法,解决了该方法存在的局部极小值问题和目标不可达问题,进一步结合障碍位置预测提升了室内环境中路径规划的安全性。具体研究工作包括:① 提出了基于采样的改进人工势场法,通过采样选择引力和斥力均相对较小的运动方向,解决了局部极小值问题;② 通过对机器人-障碍物和机器人-目标之间的相对距离判断来完善采样机制,解决了障碍附近目标不可达问题;③ 结合障碍位置预测,实现了更加安全的机械臂路径规划。

(3) 设计了基于 TIAGo 机器人的指定地点桌面物品清理实验,进一步验证了本文所提算法在实际环境中的可行性和避障路径规划的表现。相较于对比算法,本文所提算法能够使得规划路径长度更短、距离障碍物更远、总运动时长也更短。具体研究工作包括:① 构建了机器人任务环境地图;② 利用所提出的改进型动态窗口法实现了高效安全的 TIAGo 底盘路径规划方法;③ 利用所提出的改进型人工势场法实现了高效安全的 TIAGo 机械臂路径规划方法。

关键词: 移动机器人, 路径规划, 改进型动态窗口法, 改进型人工势场法

Research on Path Planning Algorithm of Indoor Service Robot

ABSTRACT

Indoor mobile robots can play important functions such as material handling and service companionship in industrial and home scenarios, and their technological development has attracted widespread attention in the industry. Different from general application scenarios, the indoor environment usually means the unexpected appearance of users whose motion trajectories that cannot be accurately known in advance. How to ensure the efficiency of the algorithm and the safety of users in this situation has become the focus of path planning. It has become one of the current research hotspots.

In this thesis, two important basic algorithms in the field of mobile robot path planning, dynamic window method and artificial potential field method, are studied and improved for indoor environment, which improves the efficiency and safety of mobile robot path planning in indoor environment. The main research work is as follows:

(1) An improved dynamic window method based on global planning is proposed, which solves three technical problems of robots in indoor environment, weak ability to deal with dynamic and static obstacles, unreachable targets near obstacles, and possible trapping in local optimal areas. The specific research work includes: a) With the help of the global path planning ability of the A* algorithm, the possibility of the traditional DWA algorithm falling into the local optimum is greatly reduced; b) The obstacle motion nature judgment mechanism is designed to achieve obstacle classification and avoidance, which improves the reliability of the algorithm to deal with dynamic and static obstacles, and ensures the safety of users in the indoor environment; c) The evaluation sub-function of the obstacle term is improved to solve the problem that the target near the obstacle is unreachable.

(2) An improved artificial potential field method based on sampling is proposed, which solves the local minimum problem and target unreachable problem existing in this method, and further improves the safety of path planning in indoor environment by combining obstacle position prediction. The specific research work includes: a) An improved artificial potential field method based on sampling is proposed, and the motion direction with relatively small gravitational and repulsive forces is selected by sampling to solve the local minimum problem; b) Improve the sampling mechanism by judging the relative distance between the robot-obstacle and the robot-target, and solve

the problem that the target near the obstacle is unreachable; c) Combined with the obstacle position prediction, a safer path planning method for the robotic arm is realized.

(3) An experiment of TIAGo robot was designed to clean objects on the desktop of a designated location, which further verified the feasibility of the proposed algorithm in the actual environment and the performance of obstacle avoidance path planning. Compared with the comparison algorithm, the proposed algorithm can make the planned path length shorter, the distance from obstacles longer, and the total movement time shorter. The specific research work includes: a) The robot task environment map is constructed; b) An efficient and safe TIAGo chassis path planning method is implemented using the proposed improved dynamic window method; c) An efficient and safe path planning method for the TIAGo manipulator is realized using the proposed improved artificial potential field method.

KEY WORDS: mobile robot, path planning, improved DWA algorithm, improved artificial potential field method

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	III
目 录.....	V
插图清单.....	VII
表格清单.....	IX
第一章 绪 论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 路径规划技术研究现状.....	3
1.2.1 基于图搜索的路径规划方法.....	3
1.2.2 基于随机采样的路径规划方法.....	4
1.2.3 基于集群优化的路径规划方法.....	5
1.2.4 人工势场法.....	5
1.3 本文研究内容和章节安排.....	6
第二章 移动机器人路径规划基础.....	8
2.1 轮式机器人运动模型.....	8
2.2 激光雷达测距原理.....	9
2.3 定位建图及分析.....	11
2.3.1 定位建图原理分析.....	11
2.3.2 Gazebo 仿真环境建图.....	12
2.4 机械臂连杆和关节关系描述.....	13
2.4.1 D-H 参数.....	14
2.4.2 统一机器人描述格式 (URDF).....	14
2.5 本章小结.....	16
第三章 基于改进型 DWA 的路径规划.....	17
3.1 基于 DWA 算法的路径规划分析.....	17
3.1.1 DWA 算法的原理分析.....	17
3.1.2 基础 DWA 算法存在的不足.....	19
3.2 改进型 DWA 算法.....	20
3.2.1 基于 A*算法获取全局引导.....	21
3.2.2 分类避障策略.....	24
3.2.3 改进障碍项评价子函数.....	26
3.3 仿真实验及分析.....	28

3.4 基于 Gazebo 仿真环境的实验及分析	30
3.4.1 仿真环境设置.....	30
3.4.2 实验及结果分析.....	31
3.5 本章小结.....	33
第四章 基于改进型人工势场法的路径规划.....	34
4.1 基于人工势场法的路径规划分析.....	34
4.1.1 人工势场法原理分析.....	34
4.1.2 基础人工势场法存在的不足.....	35
4.2 改进型人工势场法.....	36
4.2.1 引入采样机制的人工势场法.....	36
4.2.2 相对距离判断策略.....	40
4.2.3 动态障碍位置预测.....	42
4.3 仿真实验与结果分析.....	46
4.4 本章小节.....	48
第五章 TIAGo 移动机器人实验.....	49
5.1 实验软硬件平台.....	49
5.1.1 硬件平台.....	49
5.1.2 软件平台.....	50
5.2 基于循环神经网络的障碍位置预测.....	51
5.3 机器人路径规划实验.....	53
5.3.1 SLAM 建图及全局路径规划	54
5.3.2 轮式底盘路径规划.....	54
5.3.3 机械臂路径规划.....	58
5.4 本章小节.....	61
第六章 结论与展望.....	62
6.1 结论.....	62
6.2 展望.....	63
参考文献.....	64
致 谢.....	64
作者简介.....	69
1 作者简历.....	69
2 攻读硕士学位期间发表的学术论文.....	69
3 参与的科研项目及获奖情况.....	69
4 发明专利.....	69
学位论文数据集.....	70

插图清单

图 1-1	不同应用领域的机器人	1
图 1-2	不同发展时期的移动机器人	2
图 1-3	章节安排结构图	7
图 2-1	TIAGo 机器人轮式运动底盘	8
图 2-2	轮式机器人底盘运动学模型	9
图 2-3	SICK TIM561-2050101 激光雷达	10
图 2-4	SLAM 一般框架	11
图 2-5	Gazebo 仿真环境	13
图 2-6	建图过程和结果	13
图 2-7	连杆坐标系 $\{i-1\}$ 和 $\{i\}$	14
图 2-8	TIAGo 机械臂的 URDF 描述	15
图 3-1	DWA 动态窗口采样轨迹示意图	18
图 3-2	基础 DWA 算法陷入局部最优区域仿真示意图	19
图 3-3	基础 DWA 算法动态障碍绕行策略仿真示意图	19
图 3-4	DWA 算法障碍附近目标不可达仿真示意图	20
图 3-5	常用路径代价图形描述	21
图 3-6	A*算法具体流程图	22
图 3-7	A*算法在不同场景下路径规划仿真结果图	22
图 3-8	A*算法路径规划结果图（去除冗余路径点）	23
图 3-9	A*全局路径关键节点简化（去除多余拐点）	23
图 3-10	障碍物运动性质判断条件	24
图 3-11	改进型 DWA 算法对不同性质障碍物的避障效果	25
图 3-12	文献[53]所提算法对不同性质障碍物的避障效果	26
图 3-13	改进型 DWA 算法应对不同场景下障碍附近目标可达仿真结果	27
图 3-14	文献[53]算法对不同场景下障碍附近目标不可达问题的应对效果	28
图 3-15	利用 A*算法进行全局规划和关键点选取	29
图 3-16	DWA 算法以 A*路径关键点作为中间目标点开始寻路	29
图 3-17	不同算法的路径规划结果	30
图 3-18	基于 ROS 栅格地图的路径规划实验环境	31
图 3-19	全局路径规划结果原始地图	31
图 3-20	Gazebo 仿真环境下改进型 DWA 路径规划过程	32
图 3-21	改进型 DWA 算法路径规划结果	33

图 4-1	合力为 0 的局部极小值问题示意图	35
图 4-2	目标附近存在障碍物时不可达问题示意图	36
图 4-3	YZ 二维平面的位置采样示意图	37
图 4-4	代价函数设计分析图	37
图 4-5	基于采样的改进人工势场法流程图	38
图 4-6	局部极小值问题解决对比图	40
图 4-7	两种障碍物附近目标不可达场景示意图	41
图 4-8	两种障碍物附近目标不可达场景下不同规划算法仿真结果图	42
图 4-9	基于采样的改进人工势场法采样示意图	43
图 4-10	机器人和障碍物相向而行时不同算法的路径规划结果	44
图 4-11	机器人和障碍物运动轨迹重合度降低后不同算法的路径规划结果	45
图 4-12	机器人和障碍物运动轨迹重合度较低时不同算法的路径规划结果	45
图 4-13	Gazebo 仿真环境中的 TIAGo 机器人模型	46
图 4-14	二维码检测识别示意图	47
图 4-15	APF,改进 APF,结合障碍位置预测的改进 APF 的三维空间运动路径	47
图 5-1	TIAGo 机器人及其主要组件	49
图 5-2	TIAGo 机器人运动控制硬件关联图	50
图 5-3	路径规划实验流程图	50
图 5-4	RNN 结构示意图	51
图 5-5	模型的训练损失曲线图	52
图 5-6	TIAGo 机器人实际工作环境布局	53
图 5-7	真实环境 SLAM 建图结果	54
图 5-8	全局路径规划和关键路径点选取	54
图 5-9	TIAGo 机器人开始采用改进 DWA 进行路径规划	55
图 5-10	TIAGo 机器人应对突发性静态障碍的过程	56
图 5-11	TIAGo 机器人应对 1 号动态障碍的过程	56
图 5-12	TIAGo 机器人应对 2 号动态障碍的过程	57
图 5-13	TIAGo 机器人应对障碍附近目标不可达问题	57
图 5-14	真实环境中 TIAGo 机器人路径规划结果	58
图 5-15	TIAGo 机械臂路径规划场景	58
图 5-16	TIAGo 机械臂路径规划过程	59
图 5-17	不同算法进行机械臂路径规划的三维轨迹 1	60
图 5-18	不同算法进行机械臂路径规划的三维轨迹 2	61

表格清单

表 2-1	地图的主要参数	13
表 3-1	面对不同性质障碍物的机器人避障策略	25
表 3-2	不同算法路径规划实验数据对比	30
表 4-1	APF、改进 APF、结合障碍位置预测的改进 APF 的实验数据对比	48
表 5-1	数据采集实验部分数据	52
表 5-2	SimpleRNN 网络模型参数表	53
表 5-3	不同算法路径规划结果对比	60
表 5-4	不同算法路径规划结果对比（改变目标位置）	61

第一章 绪 论

1.1 研究背景及意义

机器人行业的发展水平逐渐成为衡量一个国家高端制造业发展水平的标准之一，近年来受到世界各国的高度关注，例如我国实施制造强国战略的第一个十年行动纲领《中国制造 2025》中将机器人行业列入关键发展目标。第四次工业革命引领的信息化技术和产业变革，带来自动化水平和智能化水平的不断升级，机器人行业得到了极大的发展。机器人在工业生产、日常生活、军事国防等各个领域逐渐得到广泛应用，给人们的生产生活带来了极大便利，日渐成为人们生产生活中不可或缺的部分。

近年来随着人工智能和传感器技术的发展，移动机器人的应用领域越来越广泛。在智能家居^[1]、抢险救灾^[2]、农业生产^[3]、地下勘探^[4]等应用领域内，日益频繁地看到移动机器人的身影。例如，家庭服务方面，扫地机器人可以利用定位建图技术建立室内环境地图，通过自主导航清理房间；新冠肺炎疫情期间，消毒机器人、送餐机器人发挥了重要作用；在任务性质重复或者危险性较高的场景下，能够进行自主导航的移动机器人越来越受到人们的重视，例如极限作业机器人、应急救援机器人等，大大降低了人力成本。



(a) 京东物流机器人



(b) 测温消毒机器人



(c) 消防灭火救援机器人

(a) Logistics robot (b) Temp-measure and disinfection robot (c) Fire fighting rescue robot

图 1-1 不同应用领域的机器人

Figure 1-1. Robots in different application fields

1972年，美国斯坦福研究院研发出了世界上第一台智能机器人 Shakey^[5]，配备了相机、三角测距仪等传感器以及驱动装置，可以实现简单的环境感知、运动规划等，是全球第一款智能移动机器人平台。2015年，由日本软银集团和法国 Aldebaran Robotics 研发的人形机器人 Pepper^[6]，能够整体考虑周围环境，可与人类进行一定程度的交流。2016年，旗瀚科技公司自主研发出多种场景可定制的平台机器人——三宝机器人 (Sanbot)，可实现智能语音互动、触感互动等功能。2017年，iRobot 公司推出扫地机器人 Roomba 900 系列，采用 VSLAM 技术进行室内定位建图、采用 iAdapt 情景规划进行智能导航。2020年，大疆创新研发的首款教育机器人机甲大师 Robomaster S1^[7]具有触觉听觉、可实现多种功能，包括自动跟随（对象是人或机器均可）、定点打击、闪避攻击等，通过编程还能实现更多功能。谷歌旗下的波士顿动力公司自主研发的 Atlas 人形机器人自 2013 年发布以来，从实现平地行走、到能够行走在崎岖不平的地面上，到可以接受较大外力撞击而保持稳定、实现单腿跳跃，再到 2021 年获得新技能跑酷，像人类一样一直在成长进步。室内移动机器人可在工业和家用等场景发挥物料搬运、服务陪伴等重要功能，其技术发展受到了业界的广泛关注。未来，在室内执行任务为人类提供服务的移动机器人应用将更加广泛。

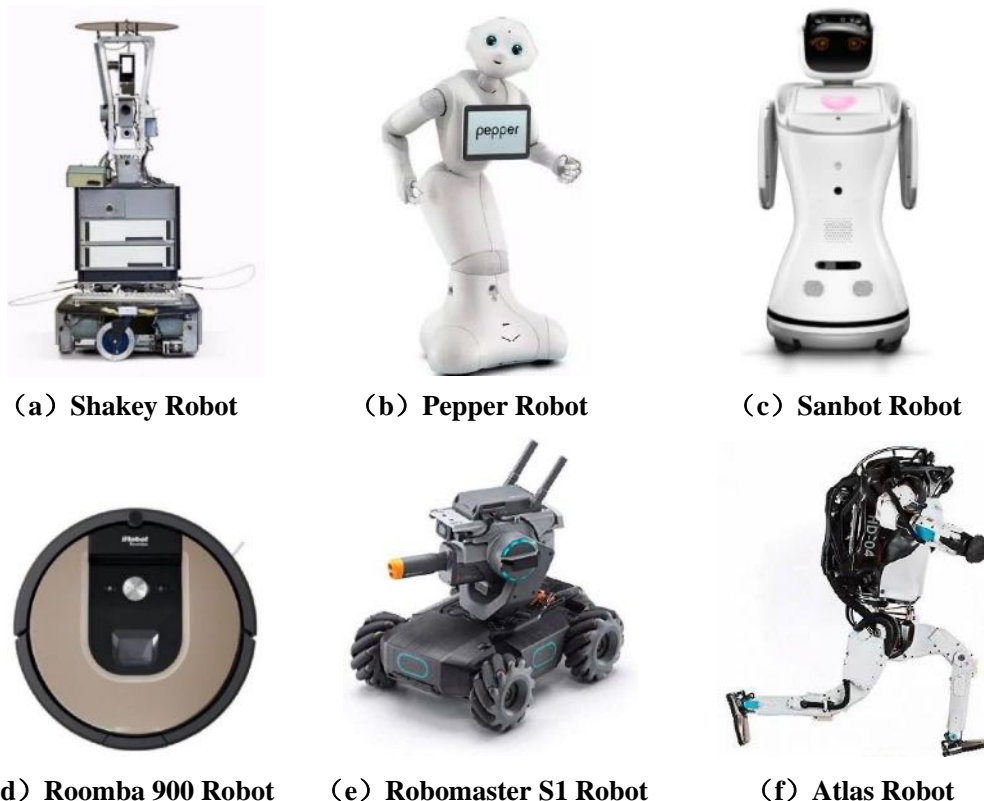


图 1-2 不同发展时期的移动机器人

Figure 1-2. Mobile robots in different development periods

为了实现移动机器人的功能,实现自主导航是前提。自主导航主要包括定位建图和路径规划两方面,近年来受到很多学者的关注^[8-9]。定位建图是为了获知机器人自身所处位置和周围环境信息。同步定位与地图构建技术(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)是解决移动机器人获取自身位置和全局环境地图的关键技术之一,通过 SLAM 技术和机器人自身搭载的视觉或激光雷达传感器完成对周围环境的感知,利用相关算法估计机器人的位姿,从而实现移动机器人的定位建图^[10-11]。机器人的路径规划是以定位建图为基础,设计路径规划策略得到一条从起始点到目标点的路径,同时避免与障碍物发生碰撞^[12]。

在室内环境中执行任务的移动机器人未来会拥有更加广泛的应用。室内环境通常同时存在静态障碍物和动态障碍物,并且动态障碍物很可能是人类用户,而现有的路径规划算法对于室内环境中移动机器人可能面临的较为复杂的动静态障碍同时存在的情况研究还不充分,难以在路径规划过程中确保室内人机共存环境中人类用户的安全。

为了发挥室内环境中移动机器人所具有的能力,实现安全、高效的路径规划非常重要。尽管已有很多前辈在移动机器人的路径规划领域进行了大量研究,并贡献了很多宝贵的研究成果,但是在室内环境中同时应对动静态障碍、确保人机共存环境中人类用户的安全性方面还有所欠缺。因此,本文对移动机器人路径规划领域的两种重要基础算法动态窗口法和人工势场法进行研究和改进,保证了室内环境下移动机器人路径规划的安全性和高效性。

1.2 路径规划技术研究现状

移动机器人路径规划问题可以描述为:在移动机器人的工作环境范围内,参照一定的规划目标(如路径安全性、规划时间最短、规划路径最短、消耗能量最低等)规划出一条从起点到目标点的无碰撞最优或较优路径。当前存在诸多路径规划算法可应用于移动机器人,根据路径规划算法对环境信息的运用方式不同,将路径规划算法分为以下四类:基于图搜索的路径规划方法、基于随机采样的路径规划方法、基于集群优化的路径规划方法、人工势场法(Artificial Potential Field, APF)。

1.2.1 基于图搜索的路径规划方法

图是一种用来存储特定的数学模型和数据结构的对象。基于图搜索的路径规划算法,其思想是将环境状态空间抽象离散化为图的形式,而后利用搜索算法寻求最优解或较优可行解。针对无权图的遍历搜索包括深度优先搜索(Depth First Search, DFS)和广度优先搜索(Breadth First Search, BFS)。深度优先搜索即从一个节点开始沿着一条路一直向前访问,如果不能到达目标点则返回上一个节点,

换另外的节点继续访问，直至找到目标节点；其优点是内存消耗小，但是只能找到解、而难以找到最优解。广度优先搜索从根节点开始，沿着树的宽度逐层遍历所有节点，搜索整张图直至找到目标节点，适用于树的层次不太深、子节点数量不多的情况。

基于图搜索的经典路径规划算法有 Dijkstra 算法^[13-14]、A*算法^[15-16]。Dijkstra 算法是广度优先算法在带权图中的扩展，其核心思想是从顶点集合中不断地做贪心选择并扩充这个集合，直至目标点被选中。A*算法是当前最为常用的一种启发式全局路径规划算法，包含目标点方向信息的启发式函数大大减少了算法扩展点数量，提高了搜索效率。

A*算法是一种非常有效的直接搜索算法，因此被广泛应用于路径规划问题。但是其实时性较差、计算量较大、且随着节点数增多算法效率会大打折扣。近年来，国内外不少学者在基于 A*算法实现移动机器人路径规划问题上做出了贡献。2016 年，Guruji 等^[17]提出了改进的 A*算法缩短了算法处理时间，改进的 A*算法不在初始阶段、而是在碰撞阶段之前确定启发式函数的值，显著缩短了 A*算法的处理时间。2018 年，王维等^[18]通过对当前节点及其父节点的估计路径代价进行指数衰减的方式加权，使算法在距离目标点远时快速向目标靠近，而在靠近目标位置时能够完成局部细致搜索，并且对生成的路径进行平滑处理，提升了 A*算法规划的实时性。2021 年，刘子豪等^[19]针对 A*算法进行路径规划存在过多的冗余点和拐点的问题，提出跳跃点搜索理论和反向搜索策略相结合的改进 A*算法，该算法剔除不需要的节点，减少运算时间，并在拐点处进行优化处理，可以得到更加平滑的路径。

1.2.2 基于随机采样的路径规划方法

当环境状态空间较为复杂或维度较高时，基于图搜索的路径规划算法由于需要对状态空间建模而导致其效率低下，为解决这一问题，发展出了基于随机采样的路径规划算法，算法收敛的时间往往和随机采样点的个数有直接关系^[20]。其基本思想是通过对环境状态空间均匀随机采样以构建出无碰撞的连通图，符合规划目标、包含起点与目标点的连通图即对应了所规划的路径。基于采样的经典路径规划算法有快速扩展随机树算法（Rapidly-exploring Random Trees, RRT）^[21]和动态窗口法（Dynamic Window Approach, DWA）等。

RRT 算法的基本思想是以起点为根节点，随机采样增加叶子节点，生成一个随机扩展树，当随机树中的叶子节点进入了目标区域或包含了目标点，便可在该随机树中找到一条连接起点和目标点的路径。其特点是原理简单且能够快速有效地搜索高维空间，因此在移动机器人路径规划领域中被广泛使用，也有许多学者针对其提出了改进策略。2018 年，Wang 等提出 LM-RRT(Learning-based Multi-RRT)算法^[22]，改进了 RRT 算法的树选择过程和动作选择策略，改进算法适用于

空间相对窄小的环境中机器人的路径规划,提高了探索局部路径的能力。2020年, Wang 等^[23]在节点控制算法体系结构的基础上,提出了一种通用的节点控制自治路径规划算法,该算法大大减少了构型空间中的无效探索,显著提高了规划效率。2021年, Yang 等^[24]在 RRT 算法基础上提出了一种将路径剪枝、平滑、优化和几何碰撞相结合的改进算法,提高了规划效率。

DWA 算法^[25]常用于局部路径规划,其原理是依据机器人的运动学模型及其运动特征,在约束速度空间 (v, w) 中采样多组线速度、角速度组合,并模拟这些速度组合在一定时间内的运动轨迹,再通过其评价函数对这些轨迹打分,选择最优轨迹所对应的速度组合来引导机器人运动。DWA 算法的轨迹评价函数通常包括三个方面的评价:与目标的接近程度、与障碍物的距离、机器人行进的速度,即在局部规划出一条路径,希望远离障碍物并且快速到达目标点。DWA 算法在大尺度复杂环境中可能会由于缺少中间引导而无法得到最优路径,甚至无法抵达目标点。2017年, XiuYun 等^[26]通过移动机器人的尺寸与障碍物之间的自由空间关系对 DWA 算法进行改进,改进了基础 DWA 算法可能由于缺乏对移动机器人的尺寸约束而导致的非最优运动决策;但是由于该算法对机器人与障碍物之间的距离进行限制,在复杂环境中出现的狭窄区域会造成机器人反复启停,甚至停止运行。2020年, Chang 等^[27]提出了一种基于 Q-learning 的改进 DWA 算法,对 DWA 算法原始评价函数进行修改扩展,解决了 DWA 算法存在的难以有效选择函数权重的问题,同时增加了两个新的评价函数,提高了全局导航性能。

1.2.3 基于集群优化的路径规划方法

集群优化思想来源于自然界的种群进化过程,可用于解决优化路径规划问题。集群优化的路径规划方法通过遗传、选择等方式,把每个个体作为算子参与到优化过程,从而得出问题解。遗传算法 (Genetic Algorithms, GA)^[28,29]、粒子群算法 (Particle Swarms Optimization, PSO)^[30-32]、蚁群算法 (Ant Colony Optimization, ACO)^[33-35]都是基于集群优化的经典路径规划方法。遗传算法是一种通过模拟生物种群进化过程来求解优化问题的智能算法,通过选择、交叉和变异等操作来实现种群的进化,遗传算法可以解决高复杂度情况下的路径规划问题,但是算法收敛速度与结果不确定,易陷入局部极值。粒子群算法利用群体中个体对信息的共享使得整个群体在解空间运动,产生由无序到有序的演化过程,以此得到最优解。蚁群算法通过蚁群信息素的正反馈作用逐步找到最优解。上述使用群体智能来寻找最佳路径解的方法具有高鲁棒性和广泛适用性,但有时会收敛到局部最优解而难以跳出,并且在解决高维空间中的路径规划问题时可能会算力不足。

1.2.4 人工势场法

Khatib^[36]于 1986 年提出的人工势场法 (Artificial Potential Field, APF) 常用于局部路径规划,是一种虚拟力场法。其基本思想是将机器人视为一个质点,将

需要进行路径规划的机器人所在的环境抽象为一个虚拟势力场,将起始点和目标点分别抽象成最大势能点和最小势能点。目标点对机器人产生引力,引力值随着目标点与机器人距离增大而增大;将环境中的障碍物视为具有斥力的区域,其对机器人产生斥力,斥力随着机器人与障碍物距离减小而增大。通过障碍物的斥力场和目标点的引力场共同形成一个虚拟的人工势场,再搜索一条势函数下降的方向,以寻找一条无碰撞的最优路径。

人工势场法规划出来的路径一般比较平滑且安全,但是存在障碍附近目标点不可达、陷入局部极小值的问题^[37,38]。2018年 Zhang^[39]采用势能函数作为目标函数,将移动机器人的运动方向作为控制变量,将改进的人工势场法与混沌优化算法相结合,提出基于混沌人工势场法的机器人路径规划算法,解决了基础人工势场法的局部最优问题。2019年 Du 等^[40]在研究无人机避障路径规划时设计了动态人工势场法,将安全距离定义为可根据周围障碍物的相对运动状态和无人机自身的性能进行自适应变化的阈值,且势场力的大小可以根据周围障碍物的威胁自动调整。2021年 Yang 等^[41]以两栖机器人为研究对象,通过修改引力场的方向和影响范围、增加虚拟目标和评价函数来解决人工势场法存在的局部极小值问题,通过增加重力来解决目标不可达问题。

1.3 本文研究内容和章节安排

本文针对室内环境下的移动机器人路径规划技术展开研究,轮式结构的服务机器人凭借其结构简单、移动控制便捷、负载能力强等优点,逐渐成为研究和应用的热点之一,因此本文主要以室内环境中的轮式机器人为研究对象。路径规划算法的选择依据如下:选取基于线速度、角速度采样的 DWA 算法进行轮式底盘的运动路径规划;选取实现简单、实时性高且在机械臂路径规划领域应用较多的人工势场法进行机械臂的路径规划。

首先,针对 DWA 算法存在的在室内环境中难以获得全局最优路径、难以同时应对动静态障碍、障碍附近目标不可等问题,对 DWA 算法进行了改进。其次,针对人工势场法存在的局部极小值问题和目标不可达问题对其进行了改进,并且提升了所规划路径的安全性。最后,基于桌面物品清理的实验场景,充分验证了所提方法的有效性。

本文的章节安排结构图如图 1-3 所示,主要内容如下:

第一章,绪论。主要阐述了本文工作的研究背景及意义,介绍了机器人路径规划技术的研究现状以及室内移动机器人路径规划问题的研究价值。

第二章,移动机器人路径规划基础。主要进行移动机器人正式开始路径规划之前的准备工作,包括介绍轮式机器人运动模型、激光雷达测距原理、利用 SLAM

技术对环境进行定位建图和介绍机械臂的连杆和关节关系描述格式。

第三章，基于改进型 DWA 的路径规划。主要包括以下内容：一、采用 A* 算法得到全局范围内的最优路径并选取关键路径点，并将这些关键路径点作为 DWA 规划算法的中间引导点，进行局部路径规划。二、设计了障碍物运动性质判断机制实现分类避障，提升了算法同时应对动静态障碍的能力，确保了室内环境中人类用户的安全。三、改进障碍项评价子函数，解决了 DWA 算法障碍附近目标不可达问题。最后通过仿真实验展示了改进 DWA 算法的性能和融合算法进行路径规划的效果，并与相关的改进算法进行了对比。

第四章，基于改进型人工势场法的路径规划。主要包括以下内容：（1）针对人工势场法存在的局部极小值问题和目标不可达问题，提出了基于采样的改进人工势场法，通过选择更加合适的采样方向解决了基础算法的局部极小值问题。

（2）通过增加相对距离因子解决了基础算法的障碍附近目标不可达问题。（3）结合对机器人工作空间范围内的动态障碍物的障碍位置预测，实现室内环境中更加安全的机械臂路径规划。

第五章，TIAGo 移动机器人实验。在真实环境中以 TIAGo 机器人为实验对象，进行了基于特定地点物品抓取任务的机器人路径规划实验。主要包括以下内容：（1）对任务环境进行建图及全局路径规划；（2）基于 ROS 栅格地图的改进型 DWA 算法进行 TIAGo 抵达任务目标区域的路径规划；（3）利用基于采样的改进人工势场法实现 TIAGo 机械臂执行物品抓取任务的路径规划，并与相关算法进行了对比。

第六章，结论与展望。对本文的研究内容进行了总结，并针对性地提出了进一步可以探索的方向。

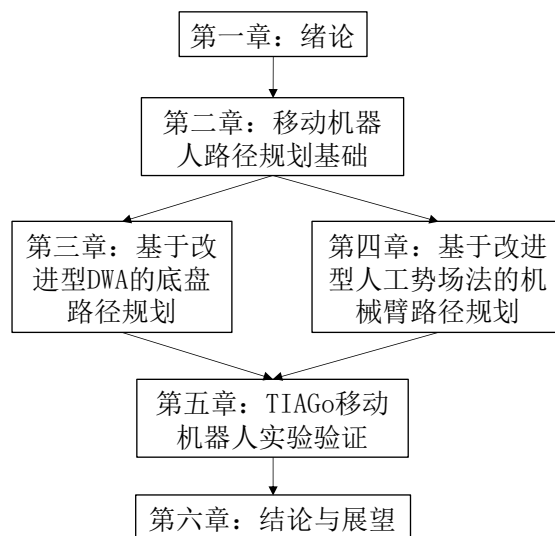


图 1-3 章节安排结构图

Figure 1-3. Chapter arrangement structure diagram

第二章 移动机器人路径规划基础

本章主要介绍移动机器人路径规划相关的预备知识及完成路径规划之前的准备工作。轮式结构的移动机器人凭借其结构简单、移动控制便捷、负载能力强等优点，逐渐成为研究和应用的热点之一，因此本章主要以轮式底盘移动机器人为研究对象。定位建图是路径规划的基础，机器人的运动学模型、激光雷达测距仪是定位建图的基础。因此，本章先建立轮式机器人运动模型和分析激光雷达测距仪原理、利用 SLAM 技术对机器人工作空间的环境进行建图，然后介绍常用的机械臂的连杆和关节关系描述格式。

2.1 轮式机器人运动模型

轮式机器人主要是通过电机转动力矩控制各个轮子产生不同转速使得移动机器人具有实时变化的速度和不同的姿态。在全局路径规划中，可假定移动机器人为一个质点；在进行局部路径规划时，简单地将轮式机器人作为一个质点无法满足需求，并且可能存在安全隐患，因此需要考虑轮式机器人的实际结构。差分底盘结构是轮式机器人常见底盘类型之一，具有结构简单、模型简洁等特点，在实验研究中应用广泛，本文也采用带有差分轮式底盘的机器人作为实验对象。如下图 2-1 所示为本文使用的 TIAGo 机器人的轮式运动底盘的实物图和示意图，左右两侧分别有一个驱动轮，不考虑其他 4 个起支撑作用的从动万向轮。

差分底盘轮式机器人主要靠两个驱动轮的差速来实现前后行进、左右转向等动作。在进行机器人路径规划的过程中需要考虑轮式底盘的运动学约束，以保证其无碰撞行驶，因此需要考虑机器人自身的结构参数，对轮式底盘进行运动学建

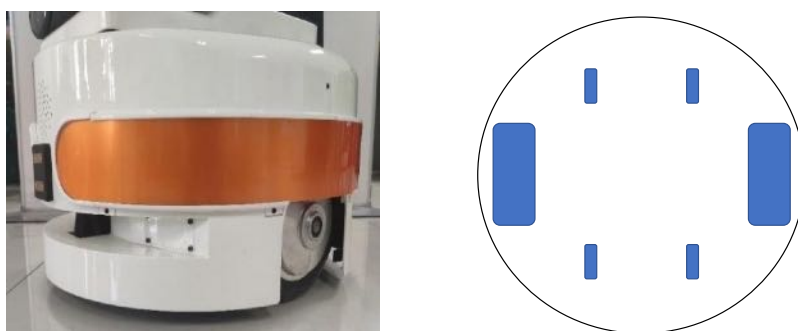


图 2-1 TIAGo 机器人轮式运动底盘

Figure2-1. TIAGo Robot Wheeled Motion Chassis

学建模，以更好地实现路径规划^[42]。根据轮式机器人底盘的运动学结构和空间参数，假设车轮与地面无相对滑动或滑动可以忽略不计，建立相应的轮式底盘运动学模型，如图 2-2 所示。

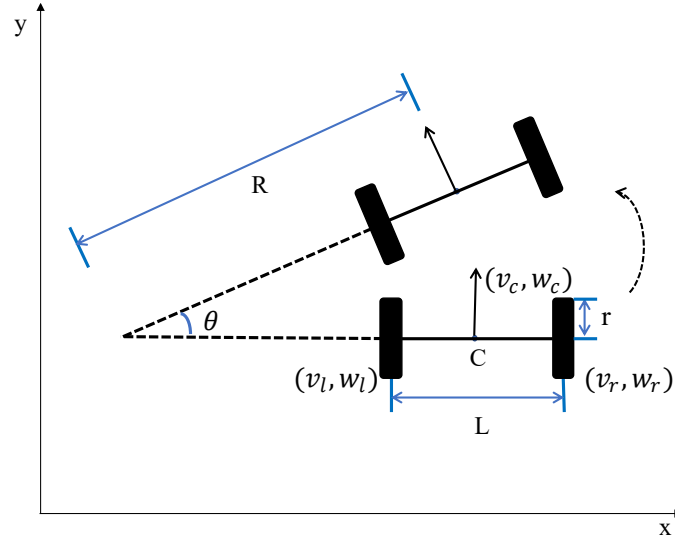


图 2-2 轮式机器人底盘运动学模型

Figure 2-2. Kinematics model of wheeled robot chassis

如图 2-2 所示，左右驱动轮的线速度分别记为 v_l 、 v_r ，可以通过电机驱动接口输出的角转速 φ_l 、 φ_r 和驱动轮的半径 r 求得，即 $v_l = \varphi_l \cdot r$ 。将两驱动轮中心连线的中点记为 $C(x, y)$ ，记 C 点的角速度为 ω_c 、线速度为 v_c 。因此，

$$v_c = \frac{v_l + v_r}{2} \quad (2-1)$$

$$\omega_c = \frac{v_l - v_r}{L} \quad (2-2)$$

图中 θ 为轮式底盘的姿态角，因此底盘的位姿信息可用矢量 $P = [x_t, y_t, \theta_t]^T$ 来表示，

$$\begin{aligned} x_t &= x_{t-1} + v_c \cdot \Delta t \cdot \cos \theta \\ y_t &= y_{t-1} + v_c \cdot \Delta t \cdot \sin \theta \\ \theta_t &= \theta_{t-1} + \omega_c \cdot \Delta t \end{aligned} \quad (2-3)$$

其中， x 、 y 分别为 X 轴、Y 轴方向上的位移。

2.2 激光雷达测距原理

在进行机器人路径规划之前需要先对环境进行建模，了解其所处环境的信息。激光雷达传感器用于移动机器人对周围环境的感知，具有响应快、精度高等特点，主要有两方面的作用：1、使用里程计与激光雷达数据估计机器人的位姿、绘制

增量式环境地图；2、在移动机器人导航过程中检测障碍物实现避障。激光雷达发出激光脉冲打在周围物体上，传感器检测端接收物体表面反射回的激光脉冲，用三角测距或 TOF 测距等测距原理计算激光雷达距离物体的距离。

本文所使用的 TIAGo 机器人自带的激光雷达测距仪为由 SICK 公司开发的 TIM561 系列 2D 激光雷达测距仪，提供 270°的水平孔径角和 15 Hz 的扫描频率，180°扫描角度，角度分辨率为 0.33°，最大测距为 10 米。本文所使用的 TIM561-2050101 激光雷达外观如下图所示：



图 2-3 SICK TIM561-2050101 激光雷达

Figure 2-3. SICK TIM561-2050101 lidar

TIM561 系列激光雷达采用 SICK 的 HDDM⁺（升级型高分辨率距离测量）技术，对每个角度对应输出点周围的 n 个子测量点求平均值作为该点的输出值。HDDM⁺ 技术利用统计方法进行脉冲飞行时间测量：在最短时间内发出一串脉冲，根据接收到的一串回波用统计方法算出距离值，可以避免在相对恶劣的环境下由于测量路径上的干扰导致其中的一个或多个回波丢失造成的测距精度下降。

对于上述脉冲束中的每一个单脉冲，记从脉冲发出至接收到反射脉冲的时间差为 Δt_i ，则被测物体与激光雷达的距离 l_i 的表达式为：

$$l_i = \frac{c \times \Delta t_i}{2} \quad (2-4)$$

其中， c 为光速，大小为 3×10^8 m/s。因此通过 HDDM⁺ 技术测得的激光雷达到被测物体的距离 L 的表达式为：

$$L = \frac{\sum_{i=1}^{i=n} l_i}{n} \quad (2-5)$$

因此激光雷达采样得到的障碍物信息为 (L, φ) ，其中 φ 为根据不同角度的激光脉冲返回的激光测得的障碍物相较于激光雷达的角度，将扫描计算得到的该距离信息进行坐标变换，得到障碍物在激光雷达坐标系中的位姿 (x_{obs}, y_{obs}) 为：

$$\begin{aligned} x_{obs} &= L \cos \varphi \\ y_{obs} &= L \sin \varphi \end{aligned} \quad (2-6)$$

激光雷达的扫描数据可以视为世界地图内物体分布的一个切面图，反映的是

在一个特定高度上，物体面向雷达一面的边缘形状和分布位置。通过连续采集和处理数据信息进行成像处理，最终生成环境地图。

2.3 定位建图及分析

2.3.1 定位建图原理分析

移动机器人能够实现自身功能的前提是可以进行自主导航，机器人导航系统由机器人定位、环境地图构建以及路径规划组成，基础是机器人定位与环境建图。机器人根据运动传感器采集的数据，可计算出机器人位姿来实现自身定位，再将位姿数据与激光雷达观测的数据进行融合，进而实现环境地图的构建。已知定位的环境建图和已知环境下的定位通常容易实现，当位置和环境均未知时实现定位和建图则是一个难点。机器人需要在移动中实时更新环境信息以构建地图，在构建地图的同时还需不断更新自身的位姿以确保系统的精确度，这类问题的解决方法统称为同时定位建图技术（Simultaneous Localization and Mapping, SLAM）^[43]。

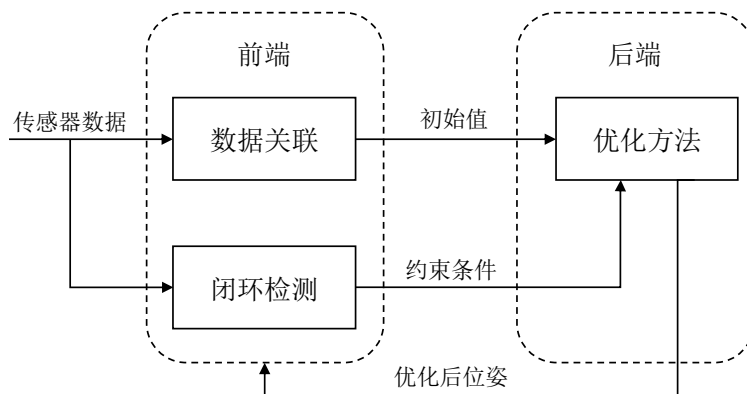


图 2-4 SLAM 一般框架

Figure 2-4. The general framework of SLAM

移动机器人 SLAM 方法最早是由 Smith 等人在 1987 年提出，用于解决未知环境中的定位和建图问题。移动机器人根据自身的运动学模型可以得到相邻时间的计算估计位姿信息，在新的位置，机器人通过测距单元重新测量各个地标相对于机器人的位姿，得到的结果可能与前述计算估计位姿并不一致，因此再利用传感器得到的观测数据对一开始得到的计算估计位姿信息进行修正。

SLAM 框架一般包括传感器数据采集、SLAM 前端（数据关联、闭环检测）、SLAM 后端（后端优化）^[44]，如图 2-4 所示。各部分主要功能描述如下：

（1）传感器数据采集：传感器通常包括激光传感器、视觉传感器、里程计、惯性测量单元等，对传感器所获取到的数据进行预处理。从传感器角度而言，

SLAM 方法主要分为激光 SLAM 和视觉 SLAM^[45]，激光相对于视觉摄像头具有更高的精度和灵敏度。

(2) 数据关联：数据关联主要研究相邻时间内数据之间的关系。实现数据关联的方法主要有特征提取匹配、扫描匹配等。特征提取匹配：选择合适的场景特征进行检测提取，利用特征匹配找到相邻数据之间特征的对应关系，较多应用于视觉 SLAM^[46]。扫描匹配：利用传感器的原始数据，对相邻几帧数据进行对准计算出相对位姿关系，较多应用于激光 SLAM^[47]。扫描匹配方法主要分为两种：利用运动过程中相邻两帧数据对位姿进行估计的 scan-to-scan 方法和将当前帧数据与已有地图进行匹配的 scan-to-map 方法^[48]。

(3) 闭环检测：检测出机器人曾经过同一个地方，即使得地图闭环。若成功检测到闭环，则能显著减小位姿递推的累积误差，帮助机器人更快速、精准地进行避障导航工作。闭环检测的结果作为约束条件提供给后端优化方法进行处理。

(4) 后端优化：通过优化算法尽量消减前端结果的累积误差，使用获得的数据更好地估计位姿。主要分为基于贝叶斯滤波的优化方法和基于非线性优化的方法^[44]。

SLAM 前端主要完成的任务是找到帧与帧、或帧与图之间的关系，进行短时间内移动机器人的位姿估计，对于传感器的累积误差和较长时间尺度下的较优位置缺少处理能力；SLAM 后端优化主要是为了消除前端结果的累积误差。ROS 支持多种 SLAM 算法，主流的是 Gmapping 和 Hector SLAM^[49]。在小规模环境下，基于滤波的方法由于其高效的特点经常被使用，本文采用的是基于滤波 SLAM 框架的常用开源 SLAM 算法 Gmapping-SLAM^[50]。Gmapping 算法可以实时构建室内地图，构建小场景地图所需的计算量较小且精度较高，能够有效利用车轮里程计信息，对激光雷达频率要求相对较低、鲁棒性高。

2.3.2 Gazebo 仿真环境建图

Gazebo 是免费开源的机器人物理仿真平台，提供了高度还原的物理模拟环境，能够进行机器人算法仿真实验。以 TIAGo 工作空间的办公室场景为其需要进行运动规划的环境，仿真环境如图 2-5 所示，TIAGo 机器人在 Gazebo 仿真环境下的初始状态如下，在仿真环境中存在墙壁、桌子、立体书架和柜子等形状不同的障碍物，深蓝色的线段是 TIAGo 激光雷达发射的激光束。机器人初期并不知道自己在世界地图中所处的位置，通过旋转和平移利用传感器开始探索世界，如图 2-6 (a) 所示为机器人探索世界地图初期所建地图。最终 TIAGo 对自己所处环境进行定位建图的结果如图 2-6 (b) 所示。

在利用上述建图结果进行机器人路径规划之前，需要对上述地图有进一步的了解。地图的主要参数如表 2-1 所示。

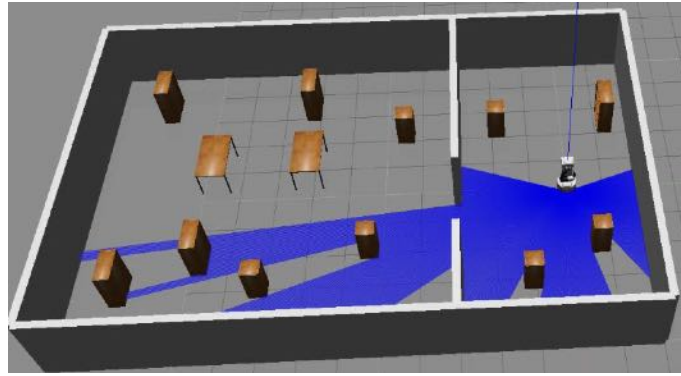
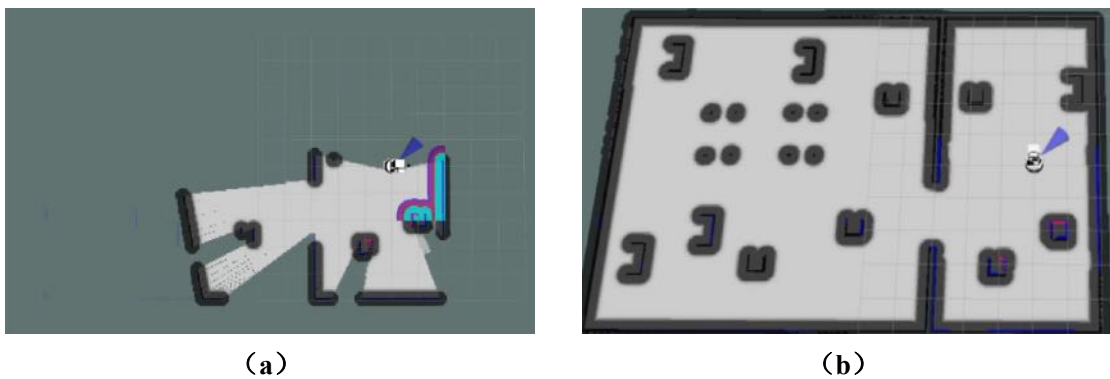


图 2-5 Gazebo 仿真环境

Figure 2-5. Gazebo simulation environment



(a)

(b)

图 2-6 建图过程和结果

Figure 2-6. Mapping process and results

表 2-1 地图的主要参数

Table 2-1. The main parameters of the map

参数	值	含义
resolution	0.05	地图分辨率，即栅格边长为 0.05 米
origin	[-50.0, -50.0]	地图原点位置
occupied_thresh	0.65	判断栅格是否有障碍物的阈值

2.4 机械臂连杆和关节关系描述

机械臂运动学研究的是机械臂的运动特性，主要是机械臂关节之间的关系（不考虑引起运动的力和力矩），研究机械臂的速度、加速度和位置变量对于时间或其它变量的高阶微分。本节主要介绍广泛使用的机器人结构描述方法 D-H 参数和统一机器人描述格式。

2.4.1 D-H 参数

机械臂可以看作由一系列关节和连杆组成的开环运动链，通常关节可以是转动关节或平动关节，连杆可以是任意长度或弯曲的。通常我们假设关节仅具有单个运动自由度：转动关节情形所对应的转角、平动关节情形所对应的线性位移。Denavit 和 Hartenberg 提出的用连杆参数描述机构运动关系的 D-H (Denavit-Hartenberg) 参数，是机器人领域应用最广泛的机器人结构描述方法^[51,52]。本节运用 D-H 参数模型描述机器人，建立连杆坐标轴，简要介绍 D-H 参数。

如图 2-7 所示，连杆长度 a_{i-1} 、连杆转角 α_{i-1} 、连杆偏距 d_i 、关节角 θ_i ，上述四个参数即为 D-H 连杆参数，机器人的每个连杆都可以用这四个运动学参数来描述。连杆长度 a_{i-1} 和连杆转角 α_{i-1} 用于描述连杆本身，连杆偏距 d_i 和关节角 θ_i 用于描述相邻两连杆的连接关系。关节 i 的轴向方向为坐标系 i 的 Z_i 轴， Z_{i-1} 和 Z_i 轴的公垂线方向为 X_{i-1} 轴方向， X_i 轴和 Z_i 轴的交点为坐标系的原点，根据右手定则确定 Y_i 轴。通常，对于转动关节，关节变量为 θ_i ，其余三个连杆参数为固定值；对于平动关节，关节变量为 d_i ，其余三个参数为固定值。

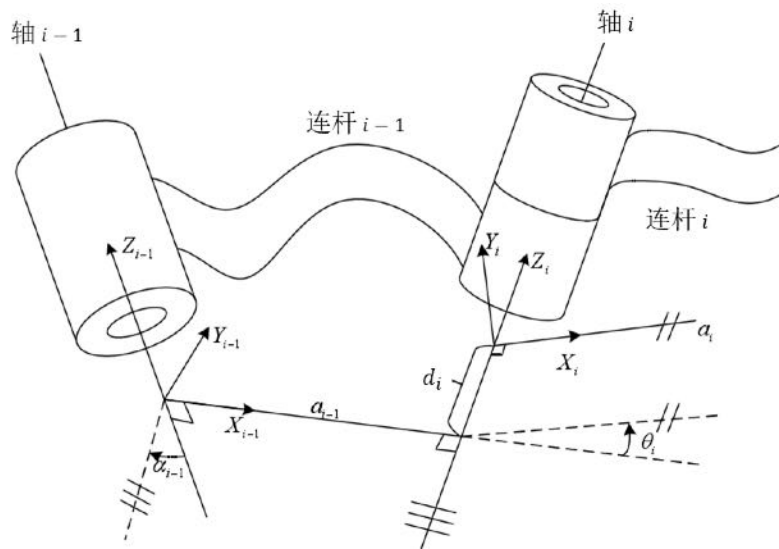


图 2-7 连杆坐标系 $\{i-1\}$ 和 $\{i\}$

Figure 2-7. Linkage coordinate system $\{i-1\}$ and $\{i\}$

2.4.2 统一机器人描述格式 (URDF)

通过对 D-H 参数的介绍，可直观了解机械臂控制过程中的关节连杆关联关系。本文实验环节所使用的机器人是 TIAGo 机器人，TIAGo 是通过统一机器人描述格式 (Unified Robot Description Format, URDF) 文件存储其关节和连杆的关联位姿变化关系，用于进行运动学和逆运动学求解。

URDF 是一种基于 XML 规范、用于描述机器人结构的格式，这一格式的设置

计初衷是为了提供一种尽可能通用的机器人描述规范。一个 URDF 文档可以包括机器人模型的运动学和动力学描述、几何表示、碰撞模型。在建立机器人 URDF 模型时，一般用连杆 link 和关节 joint 来对机器人进行描述。本文与机械臂相关的内容主要关注机械臂的运动学描述，本文研究所用的 TIAGo 机器人的关节和连杆的关联位姿变换关系的 URDF 描述如图 2-8 所示。

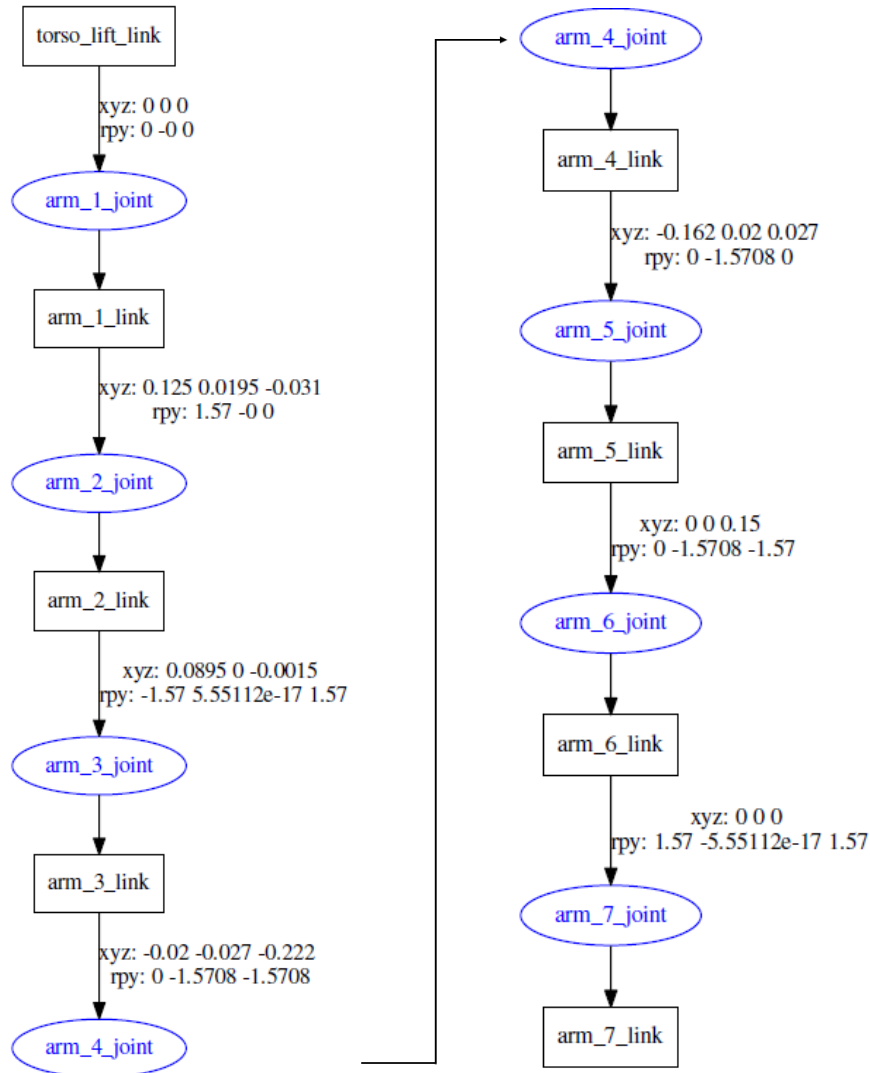


图 2-8 TIAGo 机械臂的 URDF 描述

Figure 2-8. URDF description of TIAGo robotic arm

如图 2-8 所示，7 自由度的 TIAGo 机械臂有 7 个关节（joint），分别标号 1-7，每个关节轴都有自己的固连坐标系；8 个连杆（link），分别标号 1-7 的 7 个连杆加上基坐标系中的连杆。图中 xyz 代表当前连杆相对于上一坐标系距离坐标系原点的位移；rpy 代表当前连杆相对于上一坐标系的旋转角度。

2.5 本章小结

本章主要介绍相关的预备知识及完成路径规划之前的准备工作, 主要包括建立轮式机器人运动模型和分析激光雷达测距仪原理、利用 SLAM 技术对机器人工作空间的环境进行建图、介绍常用的机械臂的连杆和关节关系描述格式。

第三章 基于改进型 DWA 的路径规划

第二章描述了轮式机器人的运动模型，本章选择基于线速度、角速度约束的 DWA 算法进行轮式底盘路径规划研究。但是 DWA 算法是一种局部规划算法，只有一个目标点，在大尺度环境下难以规划出最优路径，因此将 DWA 算法与全局路径规划算法结合使用。本章选取被广泛使用的全局路径规划算法 A*算法为 DWA 算法提供全局视角下的引导。先利用 A*算法规划出一条全局最优路径，再对该全局路径进行关键路径点选取，作为引导 DWA 算法进行规划的中间虚拟目标点。并针对在室内提供服务的机器人所处环境的特殊性对基础 DWA 算法存在的问题进行了改进。在第二章定位建图内容的基础上，基于 ROS 栅格地图的改进型 DWA 算法路径规划实验展示了仿真环境下的 TIAGo 机器人在办公室场景下的路径规划效果，并且为第五章的真实环境实验做了准备。若无特殊标注则本章所示仿真结果图的横纵坐标所涉及的单位均为距离米。

3.1 基于 DWA 算法的路径规划分析

本节先介绍了 DWA 算法的基本原理，然后分析了其存在的三个主要问题：局部最优问题、难以同时应对动静态障碍（主要是规避动态障碍的能力不足）、障碍附近目标不可达问题。

3.1.1 DWA 算法的原理分析

DWA 算法是一种速度采样算法，包括速度采样和选取评价函数两部分：通过对速度空间 (v, ω) 进行采样模拟不同线速度、角速度的组合在短时间内的运动轨迹，利用评价函数对模拟轨迹进行评价、选取其中评价最高的轨迹对应的速度组合用于引导移动机器人运动。

DWA 算法在进行速度采样的过程中，会根据机器人自身实际情况和周围环境的限制，对随机采样的速度进行约束以合理减小采样数目，主要包括以下方面：

(1) 速度限制：采样速度应在机器人自身可达到的最小速度组合 (v_{min}, ω_{min}) 和最大速度组合 (v_{max}, ω_{max}) 之间，

$$V_s = \{(v, \omega) | v \in [v_{min}, v_{max}], \omega \in [\omega_{min}, \omega_{max}]\} \quad (3-1)$$

(2) 加速度限制：在机器人的电机性能限制下，速度变化应在其最大加速度、减速度的约束下的速度可变范围内，

$$V_d = \{(v, \omega) | v \in [v_c - \dot{v}_b \Delta t, v_c + \dot{v}_a \Delta t], \omega \in [\omega_c - \dot{\omega}_b \Delta t, \omega_c + \dot{\omega}_a \Delta t]\} \quad (3-2)$$

其中, v_c 、 ω_c 为当前时刻的线速度和角速度, \dot{v}_a 、 \dot{v}_b 为机器人的最大线加速度和线减速度, $\dot{\omega}_a$ 、 $\dot{\omega}_b$ 为机器人的最大角加速度和角减速度。

(3) 安全距离限制: 为了保证机器人行进过程中的安全, 当机器人在最大减速条件下, 其应当在检测识别到障碍物到抵达障碍物跟前之前能够停下, 即角速度、线速度均降为零, 因此采样速度应满足以下范围:

$$V_a = \{(v, \omega) | v \leq \sqrt{2 \text{dist}(v, \omega) \dot{v}_b}, \omega \leq \sqrt{2 \text{dist}(v, \omega) \dot{\omega}_b}\} \quad (3-3)$$

其中, $\text{dist}(v, \omega)$ 为机器人模拟轨迹上与障碍物的最近距离。

因此, 最终动态窗口的可取速度 (速度采样空间) 为上述三个约束条件的交集, 则动态窗口 V_r 为:

$$V_r = V_s \cap V_d \cap V_a \quad (3-4)$$

DWA 算法的评价函数主要对三个部分进行评价, 通常表示为下式:

$$G(v, \omega) = \alpha \cdot \text{head}(v, \omega) + \beta \cdot \text{dist}(v, \omega) + \gamma \cdot \text{vel}(v, \omega) \quad (3-5)$$

其中, $\text{head}(v, \omega)$ 用于评价机器人当前时刻模拟轨迹末端 (即预测位置) 朝向与目标之间的夹角, 当机器人朝着目标前进时取值最大, 因此该项促使机器人在移动过程中的方位角不断朝向目标点; $\text{dist}(v, \omega)$ 用于评价预测位置与最近障碍物之间的距离, 倾向于规划轨迹尽可能远离障碍物以避免碰撞, 该项可视为安全系数评价子函数; $\text{vel}(v, \omega)$ 用于评价机器人当前的前向移动速度, 倾向于选择能够快速抵达目标点的轨迹; α 、 β 、 γ 分别表示各子函数的加权系数。

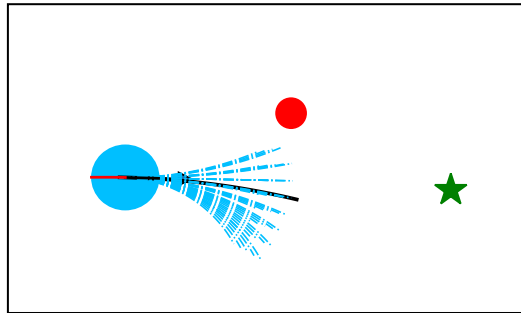


图 3-1 DWA 动态窗口采样轨迹示意图

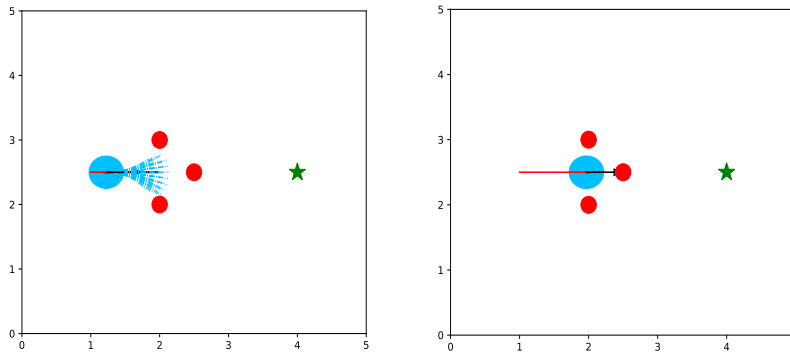
Figure 3-1. Schematic diagram of DWA dynamic window sampling trajectory

如图 3-1 所示为仿真环境下机器人不同速度组合采样的轨迹示例, 图中蓝色大圆表示机器人, 红色小圆表示障碍物, 绿色五角星表示目标点 (后文采用相同形状颜色图形表示)。从蓝色圆形机器人发出的蓝色虚线射线为不同线速度、角速度组合根据运动学公式进行一小段时间模拟采样的推算轨迹, 选择其中评价最

优的曲线（图中黑实线轨迹所示）所对应的速度组合为采样速度。

3.1.2 基础 DWA 算法存在的不足

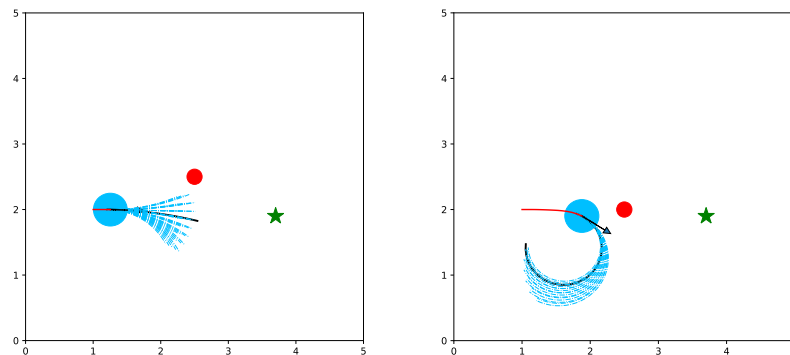
（1）局部最优问题。如图 3-2 所示，当机器人面对多个障碍物形成的 C 型区域，在目标项评价子函数的作用下机器人朝着目标点方向陷入了该 C 型区域，在障碍项评价子函数的作用下无法继续前进，评价函数失灵，机器人无法通过速度采样离开该区域，导致机器人陷入局部最优区域。



(a) 机器人逐渐在目标引导下接近 C 型区域 (b) 机器人陷入 C 型局部最优区域

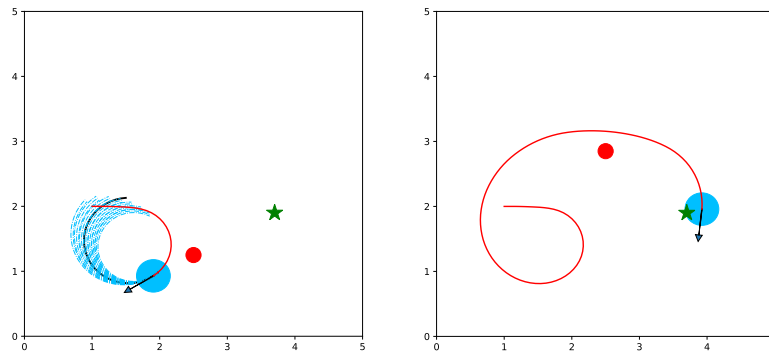
图 3-2 基础 DWA 算法陷入局部最优区域仿真示意图

Figure 3-2. Schematic diagram of basic DWA algorithm stuck in local optimal region



(a) 机器人检测到障碍物开始减速转向

(b) 二者运动趋势一致导致机器人转向较大



(c) 机器人为了避开动态障碍继续过大转向

(d) 为了避开动态障碍机器人绕大圈

图 3-3 基础 DWA 算法动态障碍绕行策略仿真示意图

Figure 3-3. Schematic diagram of basic DWA dynamic obstacle detour strategy simulation

(2) 难以同时应对动静态障碍，主要是规避动态障碍能力不足。面对动态障碍物时，评价函数通常会引导机器人绕行避开障碍，如图 3-3 所示，从图 3-3 (b) 和 (c) 可以看出 DWA 算法采取了绕行策略欲避开障碍物，但是该动态障碍物的运动趋势与机器人的绕行方向存在一定程度的一致性，导致机器人运动过程出现较大转弯或者绕圈，路径长度变长，机器人通行区域也更大；有时也会发生机器人选择的采样方向与动态障碍物运动方向存在一定重叠的情况，可能会导致二者相距很近甚至产生碰撞，若动态障碍物是人类用户则会对其安全造成影响。若是简单采取减速策略，则无法较好规避静态障碍物。

(3) 障碍附近目标不可达。如图 3-4 所示，当目标点附近存在障碍物时，根据 DWA 算法的评价函数，目标评价子函数倾向于让机器人朝着目标直接前进，而障碍物评价子函数会排斥这种机器人和障碍物之间的距离缩短最快的选择。尽管改进 DWA 算法通常采用目标评价子函数贡献度更大的动态障碍减速策略，但是如图中所示的三者相对位置下，当机器人靠近目标时，此时障碍物离目标也很近，则在 DWA 算法的评价函数引导下，机器人可能很难甚至无法抵达目标。

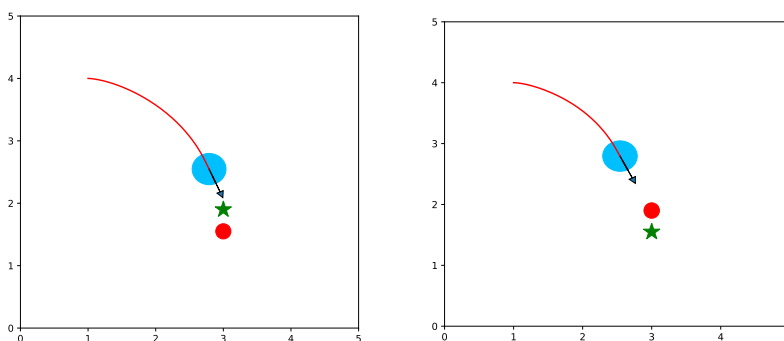


图 3-4 DWA 算法障碍附近目标不可达仿真示意图

Figure 3-4. The simulation of the unreachable target near the obstacle of the DWA

3.2 改进型 DWA 算法

本节主要针对 3.1 节中分析的基础 DWA 算法存在的三个主要问题进行了改进。第一，基于 A*算法选取关键路径点作为 DWA 算法的中间目标点为其提供中间引导，帮助 DWA 算法规避全局范围内的局部最优区域和多数障碍物；第二，设计障碍物运动性质判断机制对障碍物进行分类并采取不同避障策略，对于普通动态障碍物采取减速策略，对于普通静态障碍物采取绕行策略，设置虚拟目标点引导对特殊障碍物的规避，提升算法避障能力；第三，改进障碍项评价子函数，解决了算法存在的障碍附近目标不可达问题。

3.2.1 基于 A*算法获取全局引导

DWA 算法是一种非常有效的局部路径规划方法，但是存在不足：只有一个目标点作为路径规划的引导，缺少中间指引，在环境范围较大的情况下难以得到最优路径，可能会陷入局部最优区域。在实际移动机器人执行任务进行路径规划的过程中搭配全局路径规划算法通常能获得更好的规划结果，本节采用 A*算法为 DWA 算法提供全局的引导。利用 A*算法得到初始全局路径之后，提取全局路径上的关键路径点作为 DWA 算法的中间目标点，用于在整体范围内引导 DWA 算法的规划。

A*算法是在全局路径规划中被广泛使用的启发式搜索算法，基于图搜索利用评价函数对节点进行排序，是解决地图预知情况下全局路径搜索问题的典型算法。A*算法采用最佳优先搜索，找到从初始节点到目标节点的最优路径，核心是其评价函数，用于在扩展待搜索节点列表时提供引导，若评价函数选择得当，它将引导搜索朝着最有希望的方向寻找最短最优路径，其评价函数通常表示为：

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (3-6)$$

其中， $g(n)$ 是从初始节点到节点 n 的实际路径代价； $h(n)$ 是从节点 n 到目标节点的预估路径代价。最常用的路径代价有欧拉距离（两点之间的直线距离）、曼哈顿距离（两点在垂直方向和水平方向上的距离总和），如图 3-5 所示。

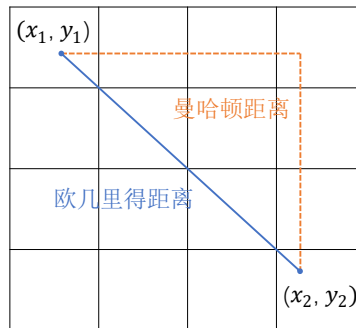


图 3-5 常用路径代价图形描述

Figure 3-5. Graphical description of common path costs

以 A*算法进行八近邻路径搜索为例，具体算法流程如图 3-6 所示。Open 表用于存储待访问节点，Closed 表用于存储已经考察过的节点。

利用 A*算法进行路径规划的仿真示意图如图 3-7 所示，图 (a) 和 (b) 分别是不同场景下 A*算法的路径规划结果。四周和中间连续分布的黑色小方块为障碍物，左下角蓝色点为起点，右上角绿色点为目标点，红色点对应 Path 表中得到的规划轨迹节点，经过红色节点连接起点到目标点即为 A*算法在该仿真环境下规划得到的路径。

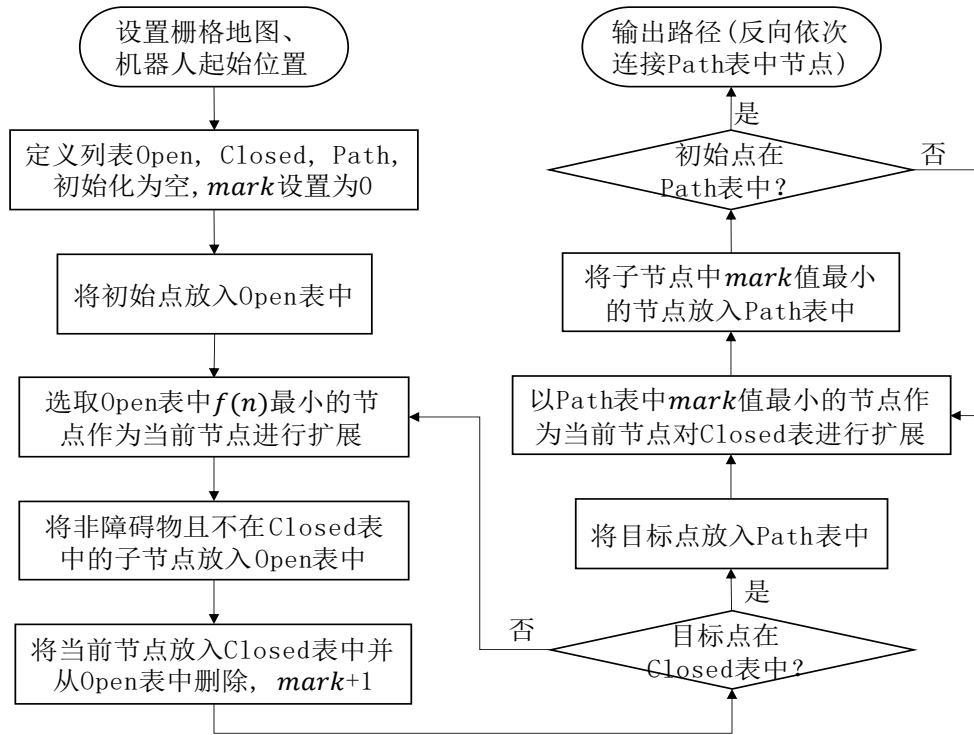
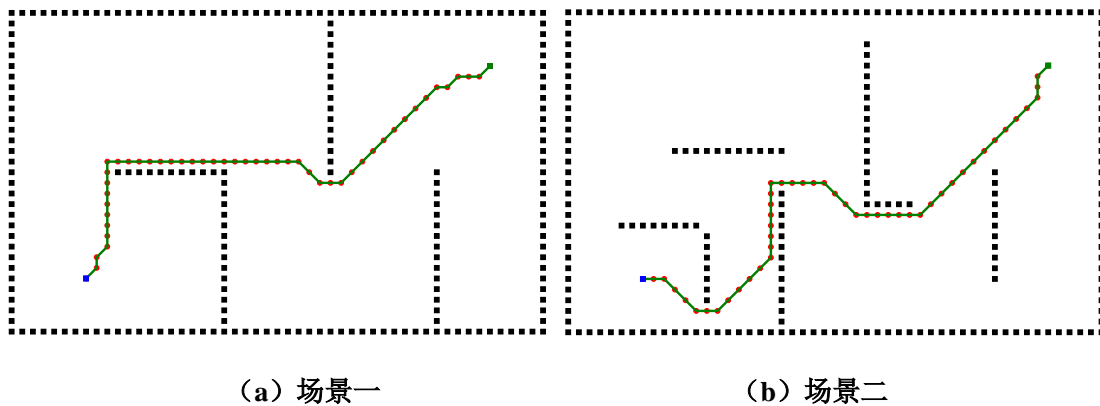


图 3-6 A*算法具体流程图

Figure 3-6. Specific flow chart of A* algorithm



(a) 场景一

(b) 场景二

图 3-7 A*算法在不同场景下路径规划仿真结果图

Figure 3-7. Path planning simulation results of A* algorithm in different scenarios

DWA 算法是一种非常有效的局部路径规划方法，但是存在不足：只有一个目标点作为路径规划的引导，缺少中间指引，在环境范围较大的情况下难以得到最优路径。在实际移动机器人执行任务进行路径规划的过程中搭配全局路径规划算法通常能获得更好的规划结果，本文采用 A*算法为 DWA 算法提供全局的引导。利用 A*算法得到初始全局路径之后，提取全局路径上的关键路径点作为 DWA 算法的中间目标点，用于在整体范围内引导 DWA 算法的规划。

以图 3-7 (a) 为例，A*算法规划得到的路径中存在较多的冗余路径点，为了

得出最终规划的最优路径并不需要所有红色扩展点，即不需要这么多中间点作为局部路径规划算法的中间目标点，应当剔除冗余路径点、留下关键点。关键路径点选取规则如下：针对 A* 算法规划得到的全局路径中的节点，如果连续若干个节点处于同一搜索方向上（对于 8 个相邻方向的搜索而言则为水平、竖直、左右 45° 两条斜线的方向），选取同一条线上的末端节点作为关键节点。对前述 A* 算法规划得到的全局路径进行关键点选取，如图 3-8 所示。图 3-7 (a) 中红色路径点有 46 个，去掉对于路径而言重复的搜索点之后，图 3-8 中只剩 11 个关键节点，减少了大量冗余路径点。

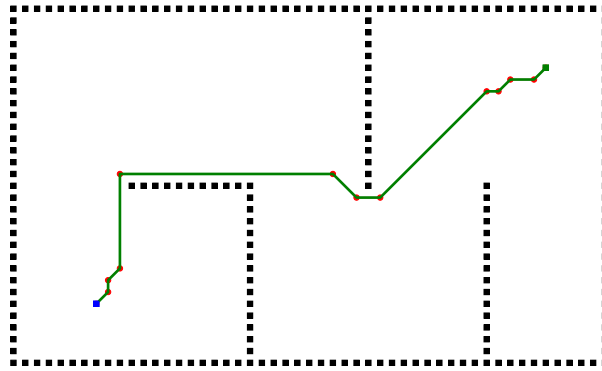


图 3-8 A* 算法路径规划结果图（去除冗余路径点）

Figure 3-8. A* algorithm path planning result graph (remove duplicate nodes)

从图 3-8 不难看出，在经过上述去重复节点的关键点选取操作之后，还存在一些对于全局路径而言并不关键的拐点，我们对这些不关键的拐点进行剪枝，剪枝的原则是删除某一拐点不会导致更新之后的路径穿越障碍物，留下尽可能少的中间节点作为后续 DWA 算法进行路径规划时的虚拟中间目标点。

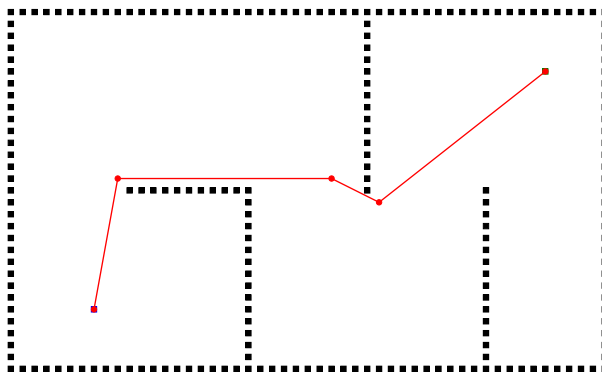


图 3-9 A* 全局路径关键节点简化（去除多余拐点）

Figure 3-9. A* global path key node simplification (removal of redundant inflection points)

对图 3-8 中的关键点进行拐点剪枝之后, 得到如图 3-9 所示更精简的关键路径点, 初始点与目标点之间只需要 3 个关键节点用于引导局部规划算法的中间规划。后续在用 DWA 算法进行局部路径规划的过程中, 先对全局算法 A* 得到的全局路径进行关键点选取, 将关键路径点作为引导 DWA 算法前向规划的虚拟中间目标点。

3.2.2 分类避障策略

3.2.1 节通过 A* 算法进行全局路径规划得到全局视角下的最优路径, 并且选取全局关键路径点作为 DWA 算法规划过程的中间引导点, 使得 DWA 算法能够避开环境中存在的 C 型局部最优区域以及其它静态障碍物。但是室内环境不是一成不变的, 机器人后续沿着初始全局路径运动时可能还会遇到静态障碍物以及人类用户等其它动态障碍物, 因此在局部路径规划中仍需要考虑动静态障碍物。

机器人在寻路过程中应对动态障碍和静态障碍应该采取不同的避障机制, 本节首先对障碍物的运动性质做出分类界定, 分成三类: a. 普通动态障碍; b. 普通静态障碍; c. 特殊障碍: 与机器人和目标点位置共线的动静态障碍。三类障碍物的判断条件如图 3-10 所示。

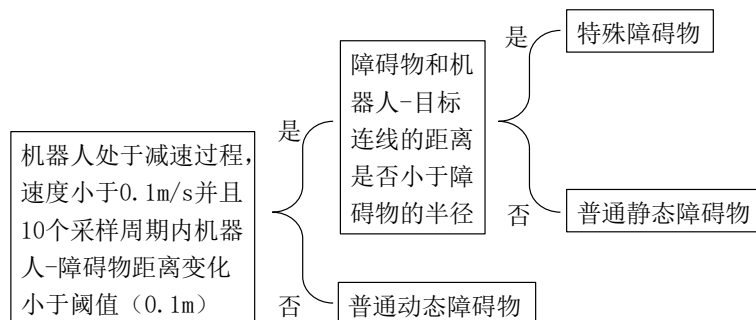


图 3-10 障碍物运动性质判断条件

Figure 3-10. Conditions for judging the nature of obstacle motion

面对不同运动性质的障碍物, 机器人应当采取不同的避障措施, 如表 3-1 所示。其中, 表 3-1 中应对特殊障碍物时引入的虚拟目标点位置的设置规则为: 首先, 根据机器人、目标点、障碍物确定直线方程, 该直线垂直于机器人-目标点的连线并经过障碍物; 然后, 在该直线上选取与障碍物相距一定距离(机器人的直径)的点作为虚拟目标点。应对不同性质障碍物选择的不同避障策略需要通过不同的评价函数权重来实现。目标项评价子函数权重偏大可实现减速策略, 而目标项评价子函数权重偏小则能实现绕行策略, 因此分别利用两组权重参数来实现减速策略和绕行策略。否则机器人面对静态障碍可能无法绕开或者面对动态障碍则绕行过远。

表 3-1 面对不同性质障碍物的机器人避障策略

Table 3-1. Obstacle avoidance strategies for robots facing obstacles of different natures

障碍物运动性质	机器人避障策略
普通动态障碍物	减速策略：减速，等待障碍物离开当前区域
普通静态障碍物	绕行策略：绕行并循着目标点前进
特殊障碍物	绕行策略：设置虚拟目标点，绕行并循着虚拟目标点前进

根据上述分析可知，需要区分障碍物的性质并采取不同的避障策略。设置减速策略为一般避障策略，因此机器人检测到障碍物会减速。若判断当前障碍不是普通动态障碍，则选择绕行策略，否则保持减速策略；同时检测当前障碍物是否为特殊障碍物，若是，则设置虚拟目标点引导机器人避障，否则无需特殊对待。一般情况下，DWA 算法对于普通静态障碍具有较好的避障效果，因此主要展示改进 DWA 算法对于普通动态障碍物和特殊障碍物的避障效果。图 3-11 展示了基础 DWA 算法加入障碍物性质判断并选择合适避障策略的仿真结果。

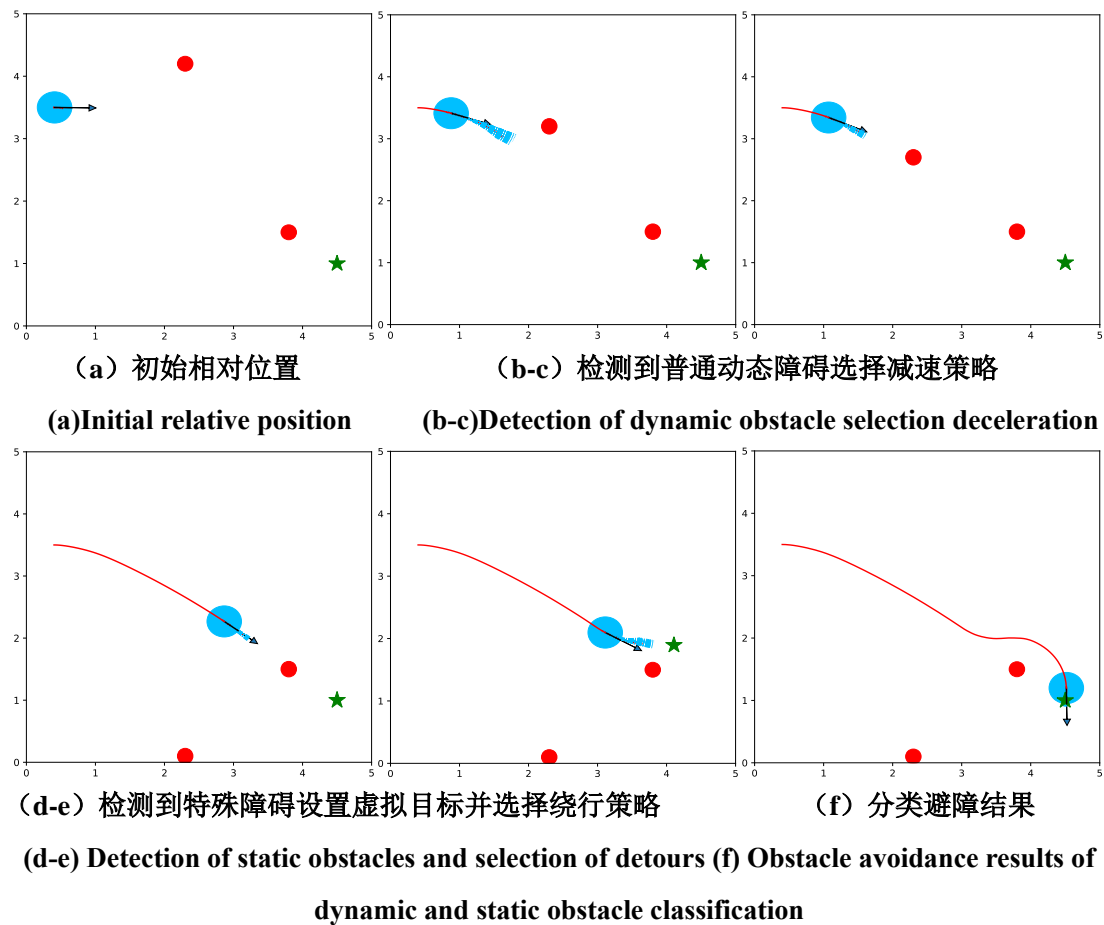


图 3-11 改进型 DWA 算法对不同性质障碍物的避障效果

Figure3-11. The avoidance effect of the improved DWA on obstacles of different natures

机器人、目标点和障碍物的初始相对位置如图 3-11 (a) 所示, 离起点较近的红色小圆为动态障碍物, 运动方向自上而下, 运动至边界则停止运动; 离目标点较近的红色小圆为静态障碍物, 其位于机器人与目标点的连线上。如图 3-11 (b-c) 所示, 当机器人检测到障碍物时开始减速, 在判断当前障碍为普通动态障碍物后, 机器人采取了减速策略。如图 3-11 (d-e) 所示, 机器人检测到当前障碍为特殊障碍物, 因此设置了虚拟目标点, 如图 3-11 (e) 中绿色五角星所示, 而后机器人朝虚拟目标点运动可避开该特殊障碍物。规划得到的路径如图 3-11 (f) 所示, 机器人能够同时应对不同运动性质的障碍物, 具有良好的避障效果。

为了进行对比, 本文复现了融合 A* 与 DWA 的动态路径规划算法^[53], 该算法应对不同性质障碍物的效果如图 3-12 所示。从图中可以看出, 该算法也能够较好地应对普通动态障碍物, 但是无法应对特殊障碍物。

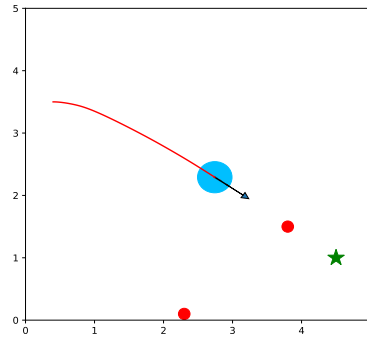


图 3-12 文献[53]所提算法对不同性质障碍物的避障效果

Figure 3-12. The avoidance effect of the algorithm in [53] on obstacles of different natures

3.2.3 改进障碍项评价子函数

针对基础 DWA 算法存在的障碍附近目标不可达问题, 本节在 DWA 算法障碍物评价子函数中引入了相对距离因子 ρ ,

$$\rho = \begin{cases} \left(\frac{x_{rg}}{x_{ro}}\right)^n, & x_{rg} \leq x_{ro} \\ 1, & x_{rg} > x_{ro} \end{cases} \quad (3-7)$$

其中, x_{rg} 代表机器人和目标之间的距离, x_{ro} 代表机器人和目标附近障碍物的距离, n 用于改变对障碍项评价子函数的控制程度, 本节选取 $n=2$ 。因此, 改进之后的 DWA 评价函数如式所示:

$$G(v, \omega) = \alpha \cdot head(v, \omega) + \rho \cdot \beta \cdot dist(v, \omega) + \gamma \cdot vel(v, \omega) \quad (3-8)$$

对于障碍物性质的判断程序是一直运行的, 当判断当前障碍物为特殊障碍物时, 再检测机器人、目标点和障碍物三者的相对距离关系, 若满足机器人与目标

点之间的距离小于机器人与障碍物之间的距离，则相对距离因子 ρ 小于 1。

若影响机器人抵达目标点的障碍物一开始并未处于机器人与目标点的连线上（并不符合特殊障碍物的判断条件），机器人为了抵达目标点并远离障碍物，会逐渐运动至三者位置满足共线条件。再检测三者的相对距离关系，若机器人离障碍物更近则通过设置虚拟目标点避障抵达目标点；若机器人距离目标点更近，则直接利用相对距离因子抵达目标点。

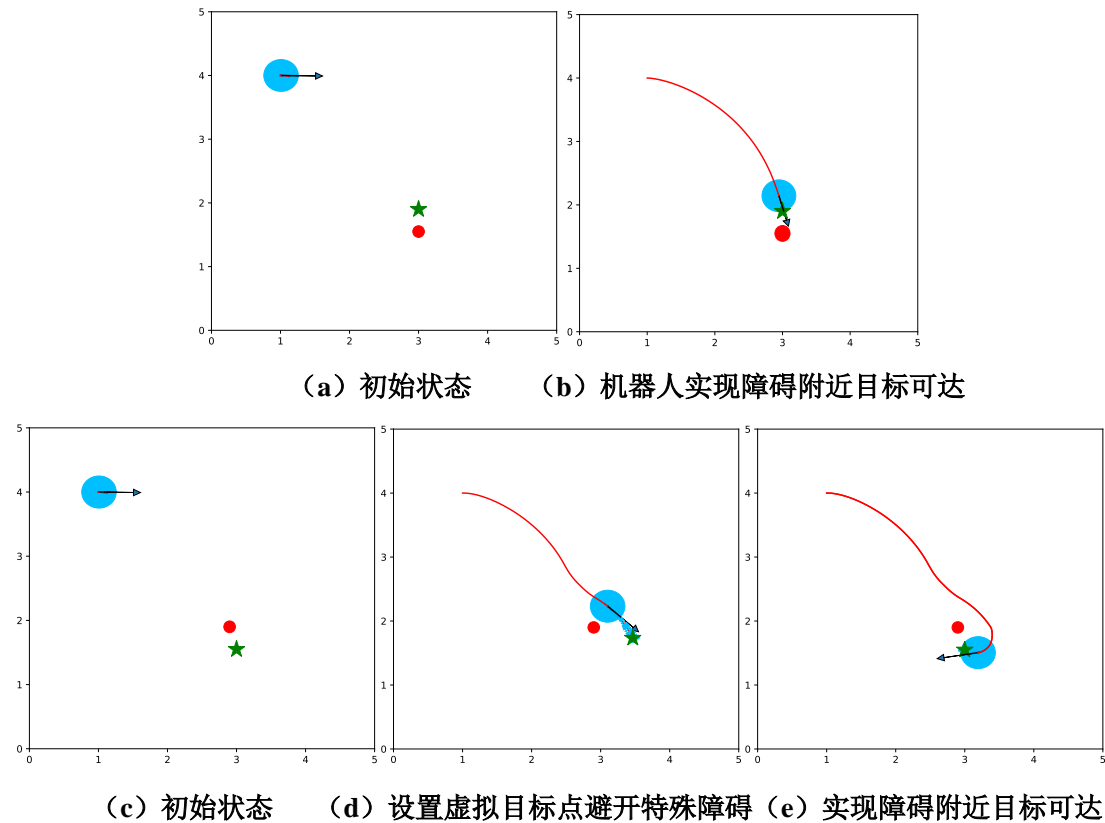


图 3-13 改进型 DWA 算法应对不同场景下障碍附近目标可达仿真结果

Figure 3-13. Improved DWA algorithm to deal with the simulation results of target reachability near obstacles in different scenarios

对障碍项评价子函数增加相对距离因子的改进 DWA 算法解决障碍附近目标不可达问题的仿真示意图如图 3-13 所示，机器人在两种不同相对位置的场景下均能够成功抵达障碍附近的目标点。对于图 3-13 (a) 所示的场景 1，当机器人逐渐靠近目标进入目标区域，改进 DWA 算法在靠近目标点时检测到当前障碍满足特殊障碍物的判断条件，并且机器人与目标点之间的距离小于机器人与障碍物之间的距离，因此利用相对距离因子逐渐削弱障碍项评价子函数的作用，使得机器人能够抵达目标点，效果如图 3-13 (b) 所示。

对于图 3-13 (c) 所示的场景 2，机器人会在抵达目标点之前遭遇障碍物，且

检测到障碍物时三者位置满足共线条件,判断当前障碍为特殊障碍,因此设置了虚拟目标点引导机器人避障,如图 3-13 (d) 所示。此处为了引导机器人尽快避障,针对目标附近区域的虚拟目标点设置规则做出调整。当机器人进入目标附近区域遭遇特殊障碍物,设置虚拟目标点位置如下:垂直于机器人和目标点的连线、并经过目标点、与目标点相距机器人的直径宽度。在虚拟目标点的引导下,机器人避障成功,抵达目标点,效果如图 3-13 (e) 所示。因此,改进型 DWA 算法具有良好的障碍附近目标不可达问题的解决能力,增强了算法的可靠性。

文献[53]所提算法能够较好地应对普通动静态障碍物,当目标附近不存在障碍物时能够规划出较好的路径抵达目标点。但是该算法没有考虑目标附近存在障碍物的情况,因此无法解决障碍附近目标不可达问题,如图 3-14 所示。

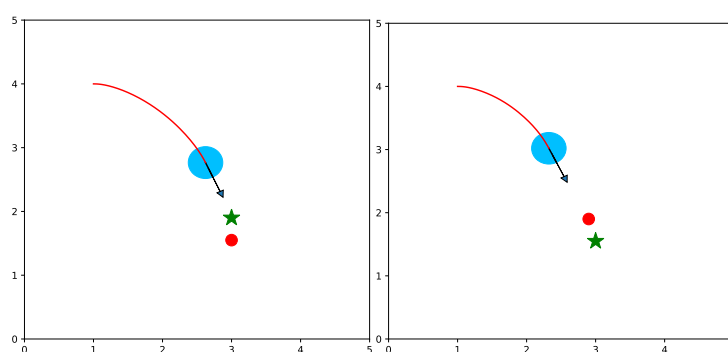


图 3-14 文献[53]算法对不同场景下障碍附近目标不可达问题的应对效果

Figure3-14. The effect of the algorithm in [53] on the problem of unreachable targets near obstacles in different scenarios

3.3 仿真实验及分析

本节基于前文提出的改进 DWA 和 A*融合算法做路径规划仿真实验以展示融合算法的规划效果,并且作为后文整体性实验的基础。融合算法进行路径规划的流程如下:

- (1) 采用 A*算法进行全局路径规划,得到一条全局最优路径。
- (2) 对步骤(1)全局路径进行关键点选取:去除全局路径的冗余路径点和多余拐点。
- (3) 采用 3.2 节中提出的改进 DWA 算法进行局部路径规划,采用步骤(2)得到的关键点作为引导 DWA 算法进行路径规划的虚拟中间目标点。

初始地图如图 3-15 (a) 所示,蓝色矩形为起点,绿色五角星为目标点。图 3-15 (b) 所示为 A*算法进行全局路径规划的效果,蓝色实线为 A*算法规划得到的全局路径,红色实线为对其进行关键点选取操作之后得到的备用路径。

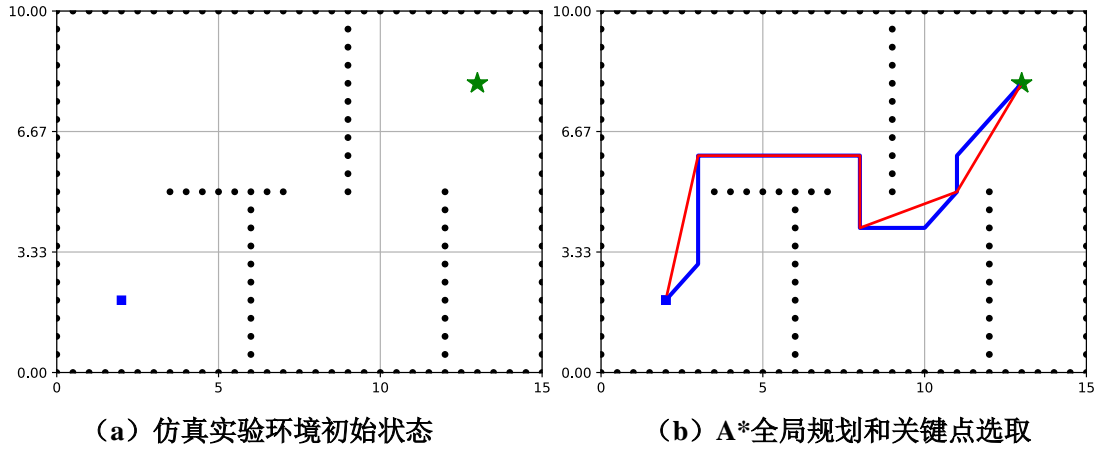


图 3-15 利用 A* 算法进行全局规划和关键点选取

Figure 3-15. Using A* algorithm for global planning and key point selection

如图 3-16 所示，其中红色叉表示机器人路径规划的中间引导目标点和最终目标点。为了验证本章提出的改进型 DWA 算法进行路径规划的效果，在初始全局地图上额外设置了 4 个运动速度和方向均不同的障碍物，在图中用绿色虚线圈圈出，并以箭头方向表示障碍物的运动方向，从左往右四个障碍物分别编号为 1-4，其运动速率分别为 0.40 m/s、0.28 m/s、0.07 m/s、0.01 m/s。通过 3.2 节可知，文献[53]算法无法应对特殊障碍和障碍附近目标不可达问题，因此，在整体对比实验中，不涉及上述特殊情况，只涉及运动速度不同的动态障碍。

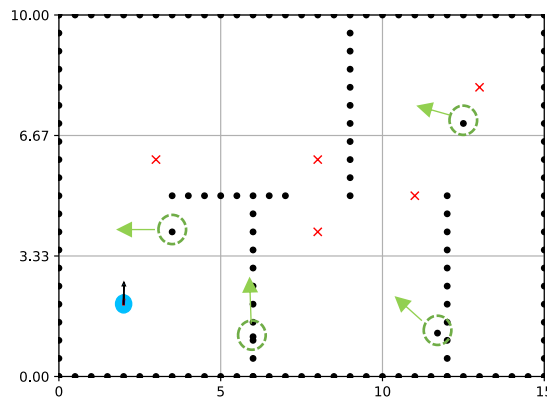


图 3-16 DWA 算法以 A* 路径关键点作为中间目标点开始寻路

Figure 3-16. DWA starts pathfinding with A* key point as the intermediate target point

如图 3-17 所示为本章所提改进型 DWA 算法和文献[53]所提算法在上述场景下的路径规划结果，二者的规划路径长度和规划时间对比数据如表 3-2 所示。1 号和 2 号障碍物运动速率较大，两种算法都采取了减速避障策略，避障效果均较好，但是文献[53]所提算法的绕行程度稍大。本文所提改进型 DWA 算法在应对运动速率较慢的 3 号障碍物时，判断其为普通静态障碍物，选择了绕行策略避障，

此处 3 号障碍物运动速率较小, 对于机器人的运动而言视为普通静态障碍物是合理的; 文献[53]所提算法在到达 3 号障碍物附近时状态与本章所提算法不一致, 因此在应对该障碍时以较大圆弧绕行。对于运动速度极慢的 4 号障碍物, 由于其前期处于离机器人和目标点连线不远处, 文献[53]所提算法无法避障, 一直采取减速策略停在原地等待障碍物离开之后才继续朝向目标点运动, 而本章所提算法判断其为普通静态障碍并采取绕行策略避障, 因此最终文献[53]所提算法规划的路径长度和规划时间均大于本章所提算法。综上所述, 二者对于动态障碍的避障效果类似。但是本章添加了障碍不可达的处理以及特殊障碍的判断, 总体避障效果更佳, 规划得到的路径长度更短、规划时间也更短, 如表 3-2 所示。

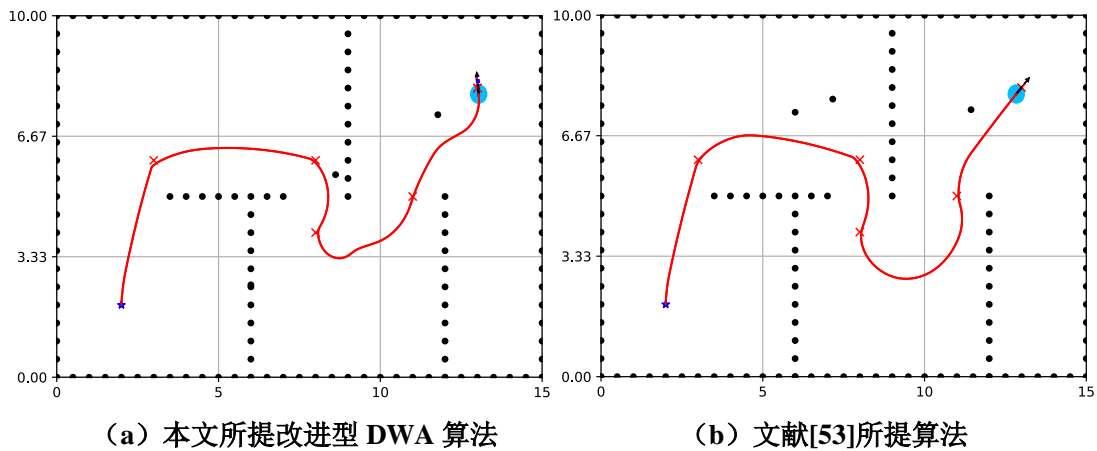


图 3-17 不同算法的路径规划结果

Figure 3-17. Path planning results of different algorithms

表 3-2 不同算法路径规划实验数据对比

Table 3-2. Comparison of experimental data for path planning with different algorithms

算法	路径长度/m	总运动时长/s
本章所提改进型 DWA 算法	19.01	77.8
文献[53]所提算法	20.22	114.0

3.4 基于 Gazebo 仿真环境的实验及分析

3.3 节基于 python 的融合算法仿真实验主要是展示了在相对更为理想的环境中该融合算法进行路径规划的效果。本节基于 ROS 栅格地图进行融合算法的仿真实验, 在 Gazebo 仿真环境下加载了 TIAGo 机器人, 为其设置了更加接近机器人可能的工作环境, 进一步验证了改进 DWA 和 A*融合算法的规划能力。

3.4.1 仿真环境设置

本节仍以 TIAGo 工作空间的办公室场景为工作环境, 但是本节实验需要设

置动态障碍物，处理之后的办公室仿真环境如图 3-18 (a) 所示。图中红色矩形框出的物体设置为环境中的动态障碍物。

对动态环境进行建图需要对 SLAM 进行改进，因此本节在对上述环境建图时，先不让动态模型运动，只建立静态地图，用于机器人全局路径规划；后续进行局部路径规划的时候再调用动态模型，以验证局部路径规划的性能。如图 3-18 (b) 所示为 TIAGo 机器人对图 3-18 (a) 的仿真环境进行建图的结果。

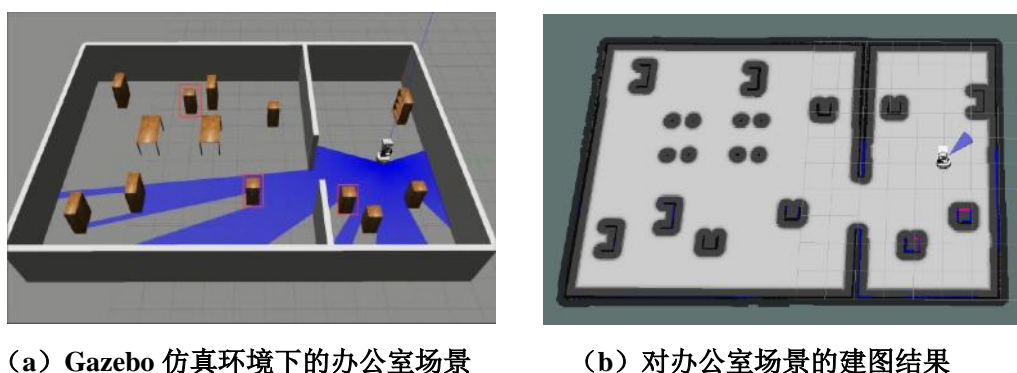


图 3-18 基于 ROS 栅格地图的路径规划实验环境

Figure 3-18. Experimental environment for path planning based on ROS grid map



图 3-19 全局路径规划结果原始地图

Figure 3-19. Schematic diagram of the global path planning result

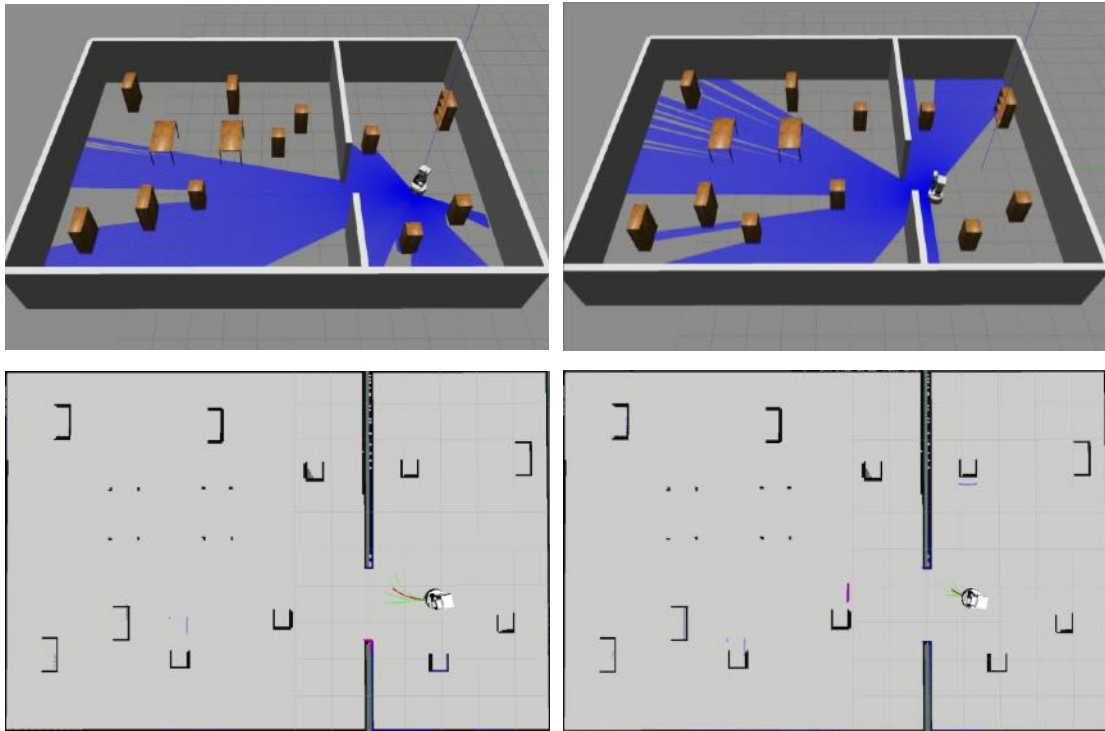
3.4.2 实验及结果分析

利用 A*算法在上述办公室环境地图中进行路径规划，能够得到从起始点到目标点的路径。为了实现路径的可视化，进行以下操作：

- 发布 `nav_msgs::Path` 类型的路径点，在 RViz 进行 topic 的订阅；
- 使用 `tf` 库的 `static_transform_publisher` 程序发布坐标系关系，将 topic 的路径点和“/map”坐标系进行关联。

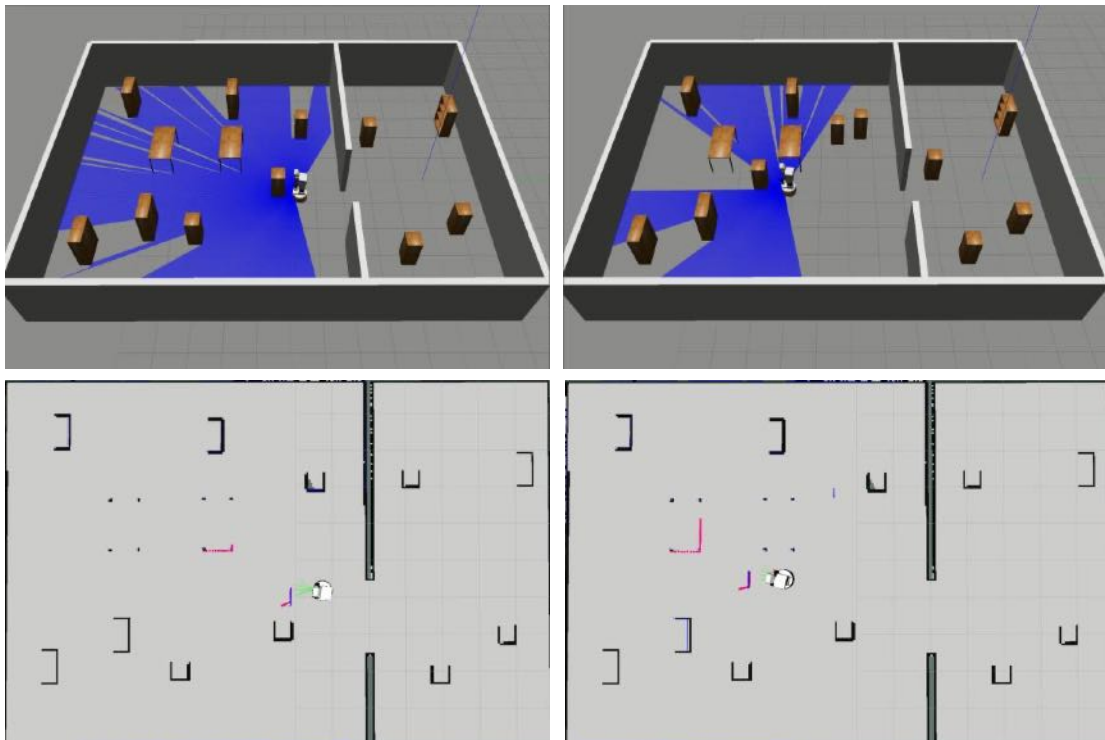
最后基于 A*算法和改进 A*的路径规划结果如图 3-19 所示。其中绿色路径

为基础 A* 算法规划得到的路径，红色路径为改进后的 A* 算法得到的路径。



(a-b) TIAGo 面临障碍附近中间目标不可达

(a-b) TIAGo faces obstacles near intermediate targets that are unreachable



(c-d) TIAGo 遇到动态障碍物采取减速策略

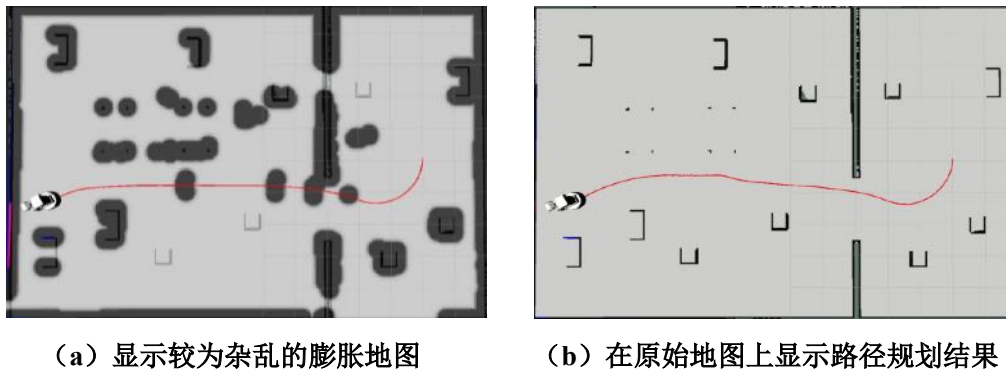
(c-d) TIAGo adopts deceleration strategy when encountering dynamic obstacles

图 3-20 Gazebo 仿真环境下改进型 DWA 路径规划过程

Figure 3-20. Path planning process of improved DWA in Gazebo simulation environment

将 A* 算法规划得到的全局路径关键点作为引导 DWA 算法进行局部路径规划的中间虚拟目标点。如图 3-20 (a-b) 所示, TIAGo 机器人即将抵达其中一个中间虚拟目标点, 此时机器人右前方有一堵墙会导致机器人面临障碍附近目标不可达问题, 本章提出的改进障碍项评价子函数的方法能够使得机器人在靠近目标点的过程中降低相对较远的障碍物的产生的斥力, 使得机器人能够抵达障碍附近的目标点。当机器人遇到动态障碍物时, 会采取动态障碍减速策略避开障碍物, 如图 3-20 (c-d) 所示, 从相对应的 RViz 可视化图中可以看出, 采用改进 DWA 算法进行路径规划的机器人选择了速度更低的组合作为最优速度组合, 实现了减速避开动态障碍物。最终机器人采用 DWA 算法在 A* 算法的全局引导下实现动态避障抵达目标点所规划得到的路径如图 3-21 (b) 中红色曲线所示。

如图 3-21 (a) 所示, 若使用 ROS 地图模块生成的膨胀地图, 该地图会自动更新, 导致路径规划结果的显示较为杂乱。因此本章在原始地图上显示路径规划结果, 如图 3-21 (b) 所示。同理, 后文也将路径规划结果显示在原始地图上。



(a) 显示较为杂乱的膨胀地图

(b) 在原始地图上显示路径规划结果

图 3-21 改进型 DWA 算法路径规划结果

Figure 3-21. Path planning results under inflated map

3.5 本章小结

A* 算法只能得到静态环境下的全局最优路径, DWA 算法由于缺乏全局信息而难以得到全局最优路径, 因此将 DWA 算法和 A* 算法进行融合以得到更好的路径规划效果。本章主要内容包括: 一、首先详细介绍和分析了经典的全局路径规划算法 A* 算法, 规划全局路径并提取关键路径点作为 DWA 算法的中间引导点。二、针对 DWA 算法存在的问题结合本文所考虑的机器人应用场景提出了改进的 DWA 算法, 包括提出分类避障策略以更好地分别应对动静态障碍和改进障碍项评价子函数解决障碍附近目标不可达问题。三、对本章的改进 DWA 和 A* 融合算法进行仿真实验展示算法的路径规划效果。

第四章 基于改进型人工势场法的路径规划

第三章针对轮式机器人的运动模型特点采用了以 DWA 算法为基础、结合 A* 算法的路径规划方法，提出了改进 DWA 结合 A* 的融合算法，较好地实现了轮式机器人的运动路径规划。考虑到不少轮式机器人不仅需要完成轮式运动底盘的路径规划，还需要控制机械臂去执行某些任务。而基于线速度、角速度采样的 DWA 算法并不适用于机械臂的运动规划。

人工势场法凭借其实现简单、实时性高等优点经常被用于机械臂的路径规划场景中，但其存在着局部极小值以及障碍附近目标不可达问题。本章提出了基于采样的改进人工势场法解决了其局部极小值问题，并且通过对机器人-障碍物和机器人-目标之间的相对距离进行判断完善采样机制，解决了其障碍附近目标不可达问题。同时，结合对动态障碍物的障碍位置预测减弱了规划的滞后性、提高了运动规划的安全性。

4.1 基于人工势场法的路径规划分析

本节先介绍了人工势场法的基本原理，然后分析了其存在的两个主要问题：局部极小值问题和目标不可达问题。

4.1.1 人工势场法原理分析

人工势场法是一种简单而有效的路径规划方法，是一种非常快速的在线轨迹规划方法。人工势场法的核心思想是在机器人周围的工作空间内构建虚拟势场，目标点对机器人产生引力场，用于引导机器人朝着目标点运动；障碍物对机器人产生斥力场，用于引导机器人避开运动过程中可能遇到的障碍物。最终的势场由引力场和斥力场叠加而成，其负梯度方向为期望运动方向。引力场势函数通常定义如式 (4-1)：

$$U_{at}(X) = \begin{cases} \frac{1}{2}k_a \|X - X_g\|^2, & \|X - X_g\| \leq \rho \\ k_b \|X - X_g\|, & \|X - X_g\| > \rho \end{cases} \quad (4-1)$$

其中， $k_b = \rho k_a$ 是引力增益， ρ 表示目标周围区域范围， X 表示机器人当前位置， X_g 表示目标点的位置， X 和 X_g 都是三维向量。因此产生的引力如下式所示：

$$F_{at}(X) = \begin{cases} k_a \|X - X_g\|, & \|X - X_g\| \leq \rho \\ k_b \frac{X - X_g}{\|X - X_g\|}, & \|X - X_g\| > \rho \end{cases} \quad (4-2)$$

上式既能保证当机器人离目标点较远时以快速稳定朝着目标方向前进，也能保证在靠近目标区域时逐渐减速以保证平稳安全地抵达目标点。斥力场势函数定义如式（4-3）：

$$F_{re}(X) = \begin{cases} \frac{1}{2} k_r \left(\frac{1}{p_x} - \frac{1}{p_0} \right)^2, & p_x \leq p_0 \\ 0, & p_x > p_0 \end{cases} \quad (4-3)$$

因此产生的斥力如下式所示：

$$F_{re}(X) = \begin{cases} k_r \left(\frac{1}{p_x} - \frac{1}{p_0} \right) \frac{1}{p_x^2}, & p_x \leq p_0 \\ 0, & p_x > p_0 \end{cases} \quad (4-4)$$

其中， k_r 是斥力增益， p_x 表示机器人和障碍物之间的距离， p_0 表示障碍物斥力场的影响范围，当物体处于该影响范围外时斥力为0。

4.1.2 基础人工势场法存在的不足

（1）在计算斥力和引力后，斥力和引力的合力方向就是机器人的运动方向。人工势场法具有实现简单、计算实时性高等优点，因此常被用于机器人的路径规划。但是，人工势场法存在着可能会陷入局部极小值的问题。当机器人、障碍物以及目标点三者处于同一直线，若障碍物对机器人产生的斥力和目标点对机器人产生的引力等大反向时，最终的合力为0，那么机器人就无法运动；若引力稍大于斥力，那么机器人可以往前运动，但往前运动后，斥力可能稍大于引力，那么机器人就往后运动，因此会陷入局部震荡，也就是局部极小值问题，如图4-1所示。

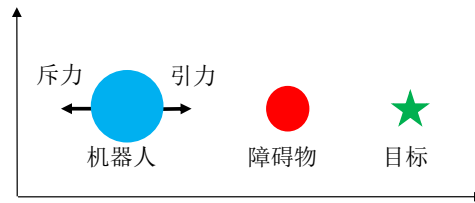


图 4-1 合力为 0 的局部极小值问题示意图

Figure 4-1. Schematic diagram of the local minimum problem with a resultant force of 0

（2）目标不可达问题：当障碍物处于目标附近，机器人运动至目标附近时，机器人可能处于障碍物的影响范围内。此时，目标对机器人产生的引力可能不足以“抵抗”障碍物对机器人产生的斥力，那么机器人永远也到达不了目标，也就是

障碍附近目标不可达问题，如图 4-2 所示。

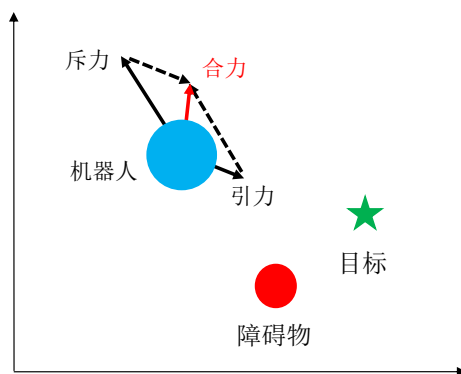


图 4-2 目标附近存在障碍物时不可达问题示意图

Figure 4-2. Schematic of the unreachable problem when there are obstacles near the target

4.2 改进型人工势场法

本节主要针对 4.1 节中分析的基础人工势场法存在的两个主要问题进行了改进。第一，提出了基于采样的人工势场法，通过选择更为合理的采样方向作为机器人的运动方向，解决了基础算法存在的局部极小值问题；第二，引入了相对距离对采样机制进行完善，解决了算法可能面临的障碍附近目标不可达问题。

4.2.1 引入采样机制的人工势场法

在本节中，针对人工势场法存在的陷入局部最优问题，提出了基于采样的解决方案。通常情况下，在机器人执行任务过程中，用户希望机器人尽可能快速抵达目标点、同时尽量远离障碍物。对于第一个目标“尽可能快速抵达目标点”，即希望机器人尽可能朝向目标点运动，机器人沿着朝向目标点的采样方向运动一个步长所处位置的引力小于沿着其它采样方向运动一个步长所处位置的引力，即希望下一时刻机器人所处状态所受的引力尽可能小。对于第二个目标“尽量远离障碍物”，即希望机器人受到障碍物的斥力尽可能小，采样机制倾向于选择处于障碍物斥力范围之外的采样方向。因此，当机器人受合力作用进入障碍物影响范围内时，机器人应该选择一个引力和斥力都尽可能小的方向继续运动。

移动机器人为了执行任务所需要进行路径规划的状态环境可能是三维的空间、也可能是二维的平面，为了便于展示和描述，以二维平面为样例进行方法说明，通过 YZ 二维平面进行采样机制的展示。由于人工势场法中机器人所受引力大小同机器人与目标点之间的距离成正比，而机器人所受斥力大小同机器人与障碍物之间的距离的三次方成反比，因而斥力变化会更加剧烈，因此符合前述“引力和斥力都尽可能小”的目标的运动方向可以由图 4-3 中蓝色虚线箭头所表示的“尽量绕着障碍物影响范围边缘的运动方向”来描述。

如图 4-3 所示，首先，根据目标点对机器人的引力和障碍物对机器人的斥力（红色虚曲线内侧是斥力范围）得到合力，然后以该合力方向（蓝色实线箭头）为基准，在 YZ 平面上分别以 15° 为间隔进行采样，用黑色虚线箭头表示，得到顺时针和逆时针 90° 范围内其它的采样点。超过顺时针、逆时针 90° 范围的位置对于机器人来说是后退，正常情况下无需通过采样后退来调整机器人的位置，故采样范围定为顺时针、逆时针 90° 内。采样间隔并非一定要 15° ，此处是为了兼顾算法的精确性和快速性，经过实验调试之后选取 15° 为采样间隔。

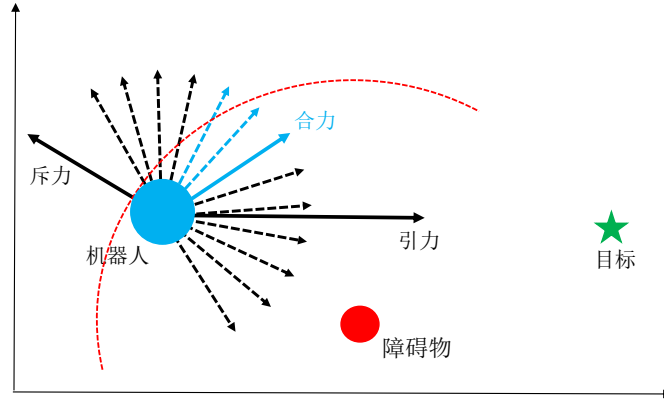


图 4-3 YZ 二维平面的位置采样示意图

Figure 4-3. Schematic diagram of position sampling on YZ two-dimensional plane

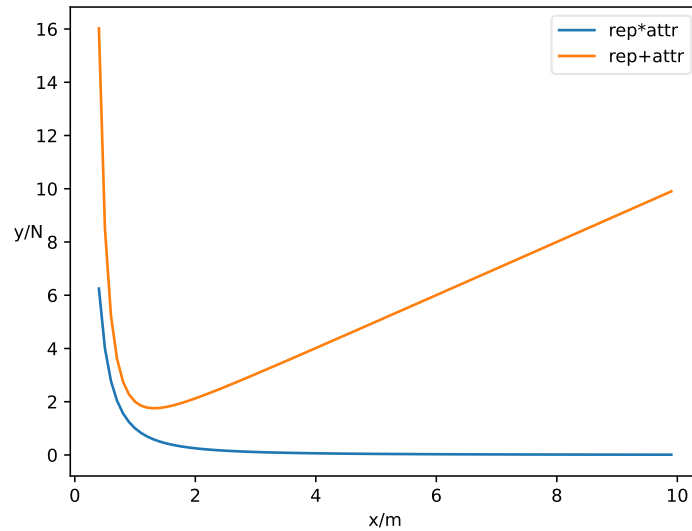


图 4-4 代价函数设计分析图

Figure 4-4. Cost function design analysis diagram

引力和斥力都相对更小时，通常二者之和或乘积都更小，因此我们考虑选择其中一种关系作为选择引力和斥力都尽量更小的采样方向的代价函数。如图 4-4 所示，横坐标代表距离，纵坐标代表引力和斥力不同组合关系下的代价值。当机

机器人处于障碍物影响范围之外时所受斥力均为 0，而上述采样点中可能不止一个斥力为 0 的点，即图中蓝色曲线右下角部分代价值均为 0，因此以乘积关系描述的代价函数无法区分斥力为 0 的不同采样点。而如图中橙色曲线所示，引力和斥力的加和表达式所描述的代价函数只有一个代价值最小的点，可以选出最佳采样方向，因此用二力加和表达式作为代价函数更合理。故代价函数表达式如下所示：

$$cost(x) = \alpha F_{attr}(x) + \beta F_{rep}(x) \quad (4-5)$$

x 代表机器人的位置， $F_{attr}(x)$ 、 $F_{rep}(x)$ 分别代表引力函数、斥力函数。由于在不同任务场景下，对任务执行过程的性能侧重不同，故引力函数和斥力函数前的系数 α 和 β 用于分别控制对引力和斥力的惩罚力度。在本文中以执行任务过程中避免对用户的碰撞为目标，因此对斥力的惩罚力度较大，选择 $\alpha = 0.3$ ， $\beta = 0.7$ 。最小化式 (4-5) 所示的代价函数，选出最佳采样方向。图 4-5 是基于位置采样解决人工势场法局部极小值问题的流程图。

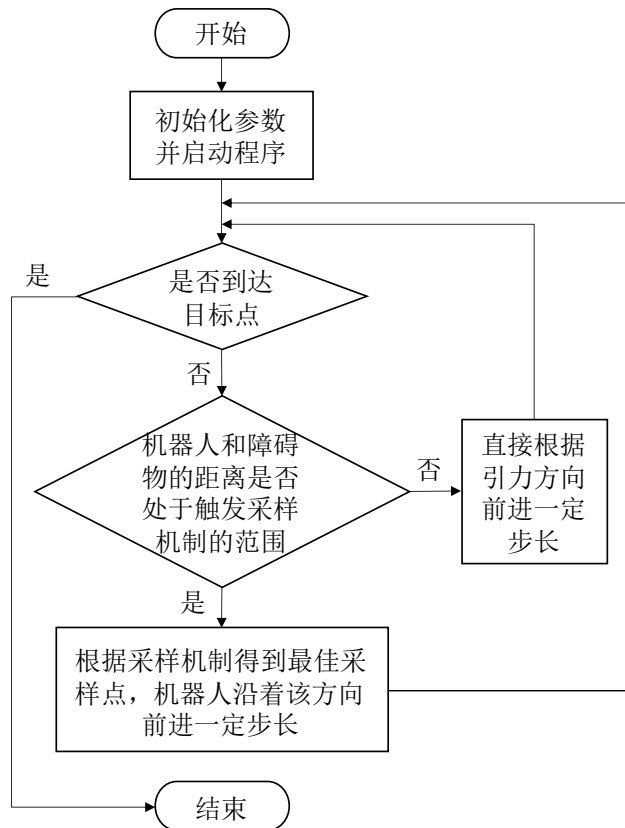


图 4-5 基于采样的改进人工势场法流程图

Figure 4-5. Flow chart of improved APF based on plane sampling

在通过图像展示了基于位置的采样机制后，接下来通过具体的公式来表示采样点以及最佳采样点的选择。

$$\begin{bmatrix} \alpha_{t+1}^0 \\ \dots \\ \alpha_{t+1}^5 \\ \alpha_{t+1}^6 \\ \alpha_{t+1}^7 \\ \dots \\ \alpha_{t+1}^{12} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_t(x_t, y_t, z_t) + d \cdot F(f_x^0, f_y^0, f_z^0) \\ \dots \\ \alpha_t(x_t, y_t, z_t) + d \cdot F(f_x^5, f_y^5, f_z^5) \\ \alpha_t(x_t, y_t, z_t) + d \cdot F(f_x^6, f_y^6, f_z^6) \\ \alpha_t(x_t, y_t, z_t) + d \cdot F(f_x^7, f_y^7, f_z^7) \\ \dots \\ \alpha_t(x_t, y_t, z_t) + d \cdot F(f_x^{12}, f_y^{12}, f_z^{12}) \end{bmatrix} \quad (4-6)$$

其中, α_{t+1}^* 表示不同的采样点, $\alpha_t(x_t, y_t, z_t)$ 表示机器人当前的位置, $F(f_x^*, f_y^*, f_z^*)$ 表示不同方向采样的单位向量, d 表示机器人的运动步长。

为了更加清晰地说明不同方向采样的单位向量和合力向量 $F(f_x, f_y, f_z)$ 之间的运算关系, 接下来以 $F(f_x^5, f_y^5, f_z^5)$ 为例。

$$\left\{ \begin{array}{l} \theta_{yz} = \text{trans Cos}(\arccos(\sqrt{f_x^2 + f_y^2})) \\ \theta^5 = \text{trans}(\theta_{yz} + 15^\circ) \\ \theta_{xy} = \text{trans Tan}(\arctan(\frac{f_y}{f_x})) \\ f_x^5 = \cos(\theta^5) \cos(\theta_{xy}) \\ f_y^5 = \cos(\theta^5) \sin(\theta_{xy}) \\ f_z^5 = \sin(\theta^5) \end{array} \right. \quad (4-7)$$

上式中, θ_{xy} 表示合力方向在 XY 平面的夹角, θ_{yz} 表示合力方向在垂直于 XY 平面、且包含合力向量的平面的夹角, θ^5 表示合力向量逆时针旋转的第一个采样点在采样平面的夹角, (f_x, f_y, f_z) 分别表示合力向量在 X、Y 和 Z 轴上的各个分量, 而 (f_x^5, f_y^5, f_z^5) 分别表示合力向量逆时针旋转 15° 的采样点在 X、Y 和 Z 轴上的各个分量。 trans Cos 函数用于余弦角度值的转换, 转换规则如下:

$$\text{trans Cos}(x) = \begin{cases} x & f_y > 0, f_z > 0 \\ 180^\circ - x & f_y < 0, f_z > 0 \\ -x & f_y > 0, f_z < 0 \\ x - 180^\circ & f_y < 0, f_z < 0 \end{cases} \quad (4-8)$$

trans Tan 函数用于正切角度值的转换, 转换规则如下:

$$\text{trans Tan}(x) = \begin{cases} x - 180^\circ & x > 0, f_y < 0 \\ x + 180^\circ & x < 0, f_y > 0 \\ x & \text{其它} \end{cases} \quad (4-9)$$

trans 函数用于合力向量逆时针和顺时针旋转的采样点角度转换, 转换规则如下:

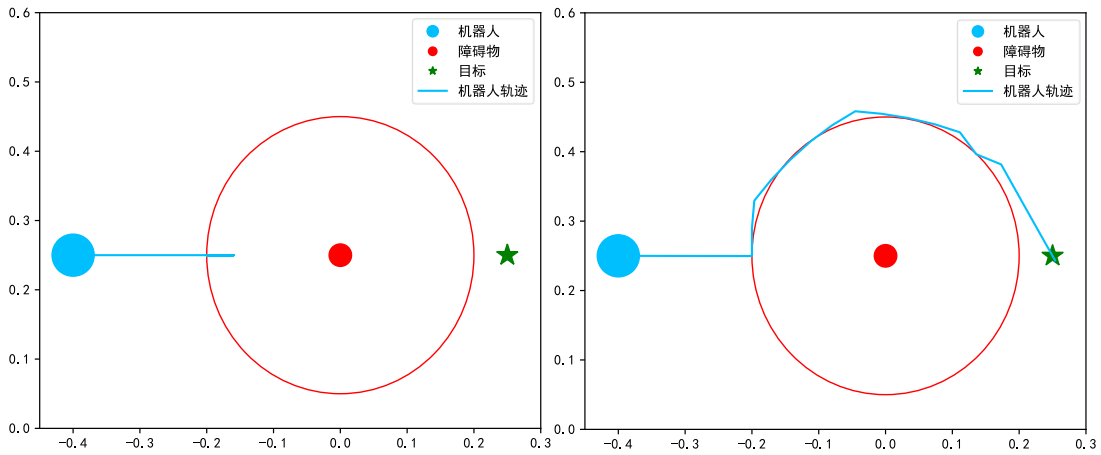
$$\text{trans}(x) = \begin{cases} x - 360^\circ, & x > 180^\circ \\ x + 360^\circ, & x < -180^\circ \end{cases} \quad (4-10)$$

在计算得到各个采样点之后，根据式（4-11）和式（4-12）可以选出最佳采样点 α_{t+1} ，从而解决人工势场法存在的局部极小值问题。

$$i = \min\{\alpha \|F_{attr}(\alpha_{t+1}^0)\| + \beta \|F_{rep}(\alpha_{t+1}^0)\|, \dots, \alpha \|F_{attr}(\alpha_{t+1}^i)\| + \beta \|F_{rep}(\alpha_{t+1}^i)\|, \dots, \alpha \|F_{attr}(\alpha_{t+1}^{12})\| + \beta \|F_{rep}(\alpha_{t+1}^{12})\|\}$$
(4-11)

$$\alpha_{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1}, z_{t+1}) = \alpha_{t+1}^i(x_{t+1}, y_{t+1}, z_{t+1})$$
(4-12)

如图 4-6 (a) 所示，人工势场法面临局部极小值问题，基于上述采样机制解决人工势场法存在的局部极小值问题的仿真效果图如图 4-6 (b) 所示。



(a) 人工势场法面临局部极小值问题 (b) 基于采样机制解决局部最优问题
(a) APF faces local minima problem (b) The local minima problem is solved based on the sampling mechanism

图 4-6 局部极小值问题解决对比图

Figure 4-6. Local minima problem solving comparison diagram

4.2.2 相对距离判断策略

在上述基于位置采样的改进人工势场法规划引导下，移动机器人不会陷入局部极小值，因为算法在机器人即将进入障碍物斥力影响范围时选取了斥力影响范围边缘的方向进行采样，即斥力相对较小甚至为 0，而目标点对机器人一直具有较大引力作用，不会存在引力和斥力几乎相等导致机器人陷入局部震荡的局部极小值问题。但还是有可能面临目标不可达问题。目标不可达问题通常是由于目标周围存在障碍物（目标处于障碍物影响范围内），障碍物对机器人的斥力较大而目标点对机器人的引力较小导致机器人无法靠近和抵达目标点。

图 4-7 为两种障碍物附近目标不可场景达示意图。图 4-7 (a) 所示障碍物处

于机器人和目标之间，后文简称为“场景一”；图 4-7 (b) 所示目标处于机器人和障碍物之间，后文简称为“场景二”。当面临目标不可达问题时，人工势场法会陷入无法继续规划路径的困境，如图 4-8 (a) 中蓝色线段所表示的机器人轨迹，机器人无法抵达目标点。

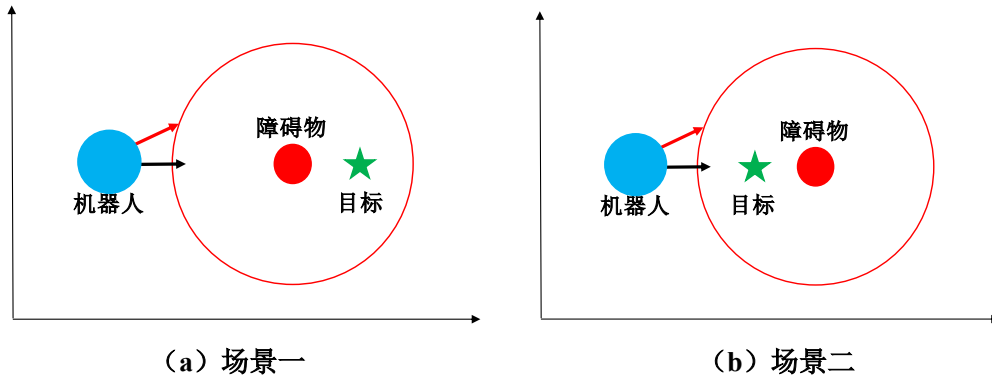
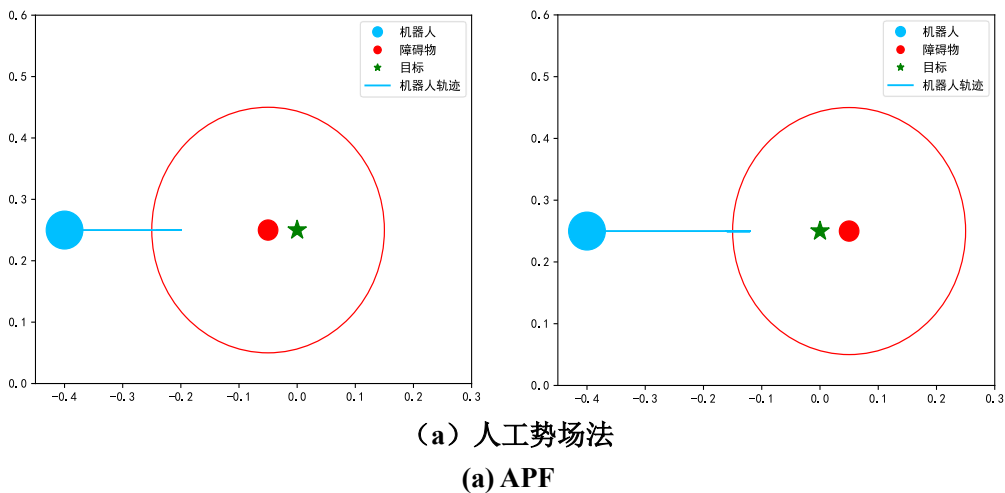


图 4-7 两种障碍物附近目标不可达场景示意图

Figure 4-7. Schematic diagram of two unreachable scene near the obstacle

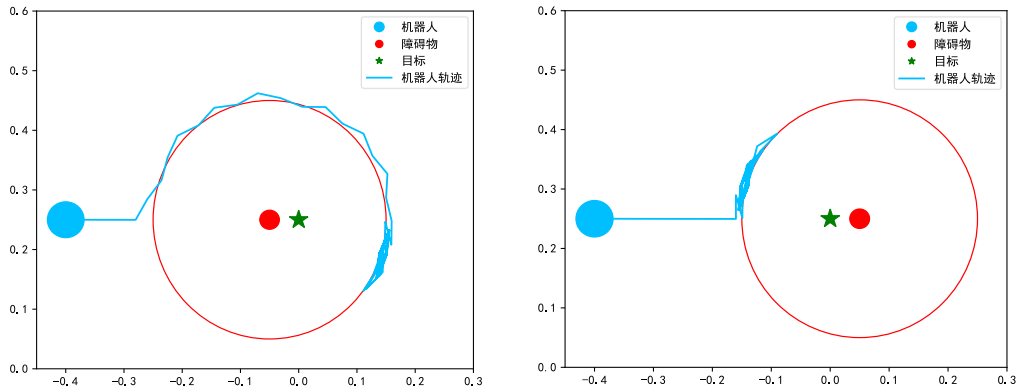
采用 4.2.1 节提出的基于采样的改进人工势场法进行路径规划，得到的仿真路径如图 4-8 (b) 所示。可见基于前述采样机制的改进人工势场法仍旧无法解决目标不可达问题，因此本小节对其进行进一步完善。

在前述采样机制中增加一个判断条件，当机器人与目标点之间的距离小于机器人与障碍物之间的距离时，即在机器人抵达目标点之前不会与障碍物产生碰撞，将代价函数的斥力项系数设为 0，使得机器人在目标引力的作用下朝着目标方向运动。得到的路径规划效果如图 4-8 (c) 所示，因此在采样机制中加入相对距离判断能够解决目标不可达问题。



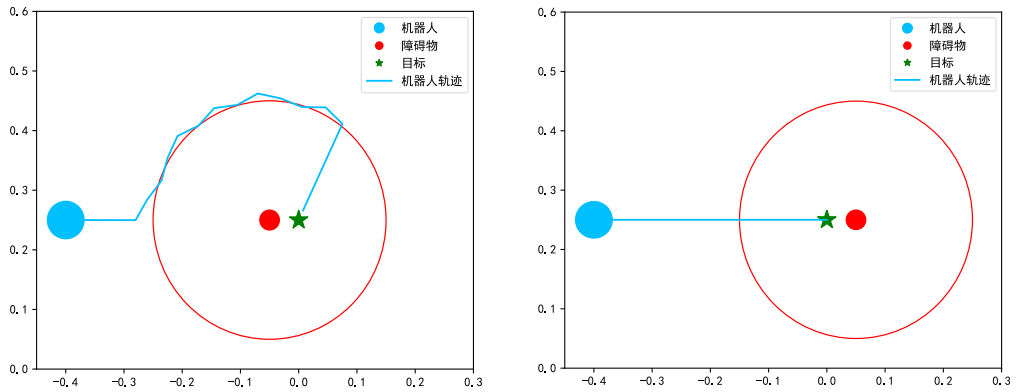
(a) 人工势场法

(a) APF



(b) 基于采样的改进人工势场法

(b) Improved APF based on sampling



(c) 引入相对距离判断策略的采样人工势场法

(c) Sampling APF introducing relative distance judgment strategy

图 4-8 两种障碍物附近目标不可达场景下不同规划算法仿真结果图

Figure 4-8. Simulation results of unreachable targets near obstacles

4.2.3 动态障碍位置预测

在利用人工势场法对机器人进行路径规划时，每个规划时刻仅考虑当前时刻机器人、目标和障碍物的位置，若障碍物是动态的，规划间隙中动态障碍物和机器人产生的相对运动相比于静态障碍物会更剧烈，因此这样的规划对于规避动态障碍物来说存在一定的滞后性，可能会导致机器人与障碍物产生碰撞。在室内环境中，动态障碍物很可能是人，则会对人类用户的安全造成不利影响。

因此，本节考虑在利用前述改进的人工势场法进行路径规划时对动态障碍物进行障碍位置预测，用预测的障碍物位置及其斥力范围产生对机器人的斥力势场。举例说明，如图 4-9 (a) 所示，当机器人和障碍物处于该相对位置时，采样机制未被触发，若二者相对运动速度较快则可能发生下一规划时刻二者距离很近甚至产生碰撞的情况。对动态障碍物进行一定时间内的障碍位置预测，图中蓝色虚线圈表示预测的障碍物所产生的虚拟斥力范围，能够提早触发采样机制，避免产生碰撞，提高路径规划的安全性。

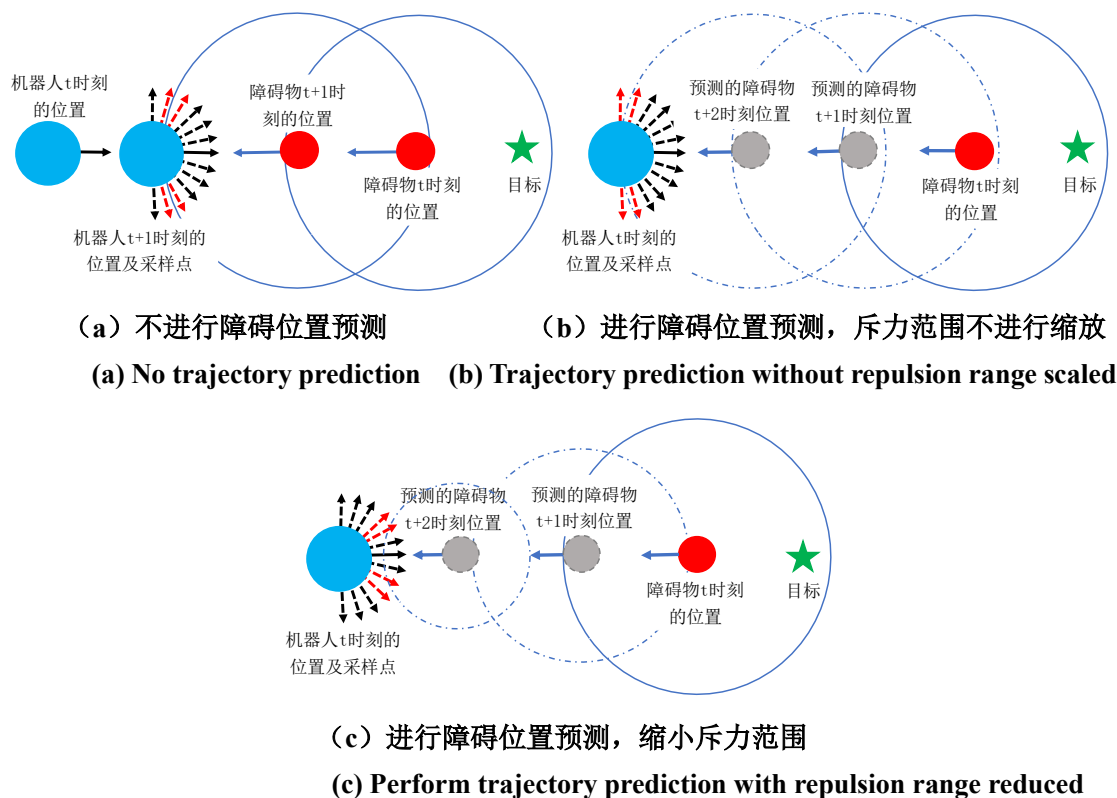


图 4-9 基于采样的改进人工势场法采样示意图

Figure 4-9. Sampling schematic diagram of improved APF method based on sampling

如图 4-9 所示，图中蓝色实线圆圈表示真实障碍物的实际斥力范围，蓝色虚线圆圈表示预测的障碍物的虚拟斥力范围。黑实线箭头表示初始合力方向，黑虚线箭头表示以初始合力方向为中心，左右各 90° 、以 15° 为间隔的采样方向，红虚线箭头表示最佳采样方向的候选采样方向（红虚线箭头只是为了展示采样机制而已，实际上不存在候选采样方向，最佳采样方向直接根据公式 (4-5) 计算得到）。图 4-9 (a) 是不进行障碍位置预测的采样示意图，从图中可以看出，若不进行障碍位置预测，机械臂和障碍物距离较近时才会触发采样机制，规划安全性不高，而且此时障碍物的斥力范围(蓝色虚线圆圈)比较大，所以机械臂计算得到的最佳采样点规划出的路径不够平滑。图 4-9 (b) 是进行障碍位置预测、不对预测的障碍物的虚拟斥力范围进行缩放的采样示意图，图 4-9 (c) 是进行障碍位置预测且缩小预测障碍物的虚拟斥力范围的采样示意图。从图 4-9 (b) 和 (c) 可以看出，此时即使机械臂和障碍物真实距离比较远、但是机械臂和预测的障碍物位置比较近，也会触发采样机制。

图 4-9 (b) 和 (c) 的区别在于是否对预测障碍物的虚拟斥力范围进行缩放。如图 4-9 (b) 所示，若对预测的虚拟斥力范围不进行缩放，即使对障碍物位置进行了预测，仅让机械臂提早偏离障碍物，机械臂仍会以较大的转幅进行运动，导致最终的路径出现拐点。如图 4-9 (c) 所示，缩小预测障碍物的虚拟斥力范围则

能够让机械臂提早以较为平缓的幅度偏离避开障碍物。经过调试，采用 0.75 作为对预测的障碍物斥力范围进行缩放较为合适，即若当前时刻是 t 时刻，设定预测的 $t+1$ 时刻障碍物的斥力范围是初始斥力范围的 0.75 倍，而预测的 $t+2$ 时刻障碍物的斥力范围是初始斥力范围的 $(0.75)^2$ 。

若预测障碍物的斥力函数跟真实障碍物的斥力函数保持一致，机器人在进入预测障碍物的虚拟斥力范围后，越靠近预测障碍物受到的虚拟斥力越大，很可能被虚拟斥力排开，而实际上此时机器人面对的是预测障碍物的虚拟斥力范围，并不应该被强大的虚拟斥力排开，因此需要对预测障碍物的虚拟斥力函数进行调整。

以预测的 $t+1$ 时刻的虚拟斥力为例，为了使得机器人不被强大的虚拟斥力排开，设置虚拟斥力范围中心的斥力大小为该点引力大小的 0.75 倍。同真实的斥力函数一样，斥力范围边缘的斥力为 0。为了实现上述目标，采用较为简单的线性函数来拟合这两个点的斥力、以表达虚拟斥力函数。

$$y = k(x - x_o) + b \quad (4-13)$$

其中， x 表示机器人的位置， x_o 表示虚拟障碍物的位置， y 表示机器人所受的虚拟斥力。该虚拟斥力函数经过两个点 $(x_o, 0.75F_{at}(x))$ ， $(0.75p_0, 0)$ ， $F_{at}(x)$ 表示处于位置 x 的机器人所受的目标引力。因此求出式 (4-13) 的系数 k 和 b ，将其表示为下式：

$$y = -\frac{F_{at}(x)}{p_0}(x - x_o) + 0.75F_{at}(x) \quad (4-14)$$

同理，预测的 $t+2$ 时刻的虚拟斥力函数与前述 $t+1$ 时刻的虚拟斥力函数的区别在于虚拟斥力范围中心的斥力大小设为该点引力大小的 0.5 倍。

如图 4-10、图 4-11、图 4-12 所示为三种不同的障碍物运动趋势下基础人工势场法、基于采样的改进型人工势场法和结合障碍位置预测的采样改进型人工势场法三种算法的避障路径规划效果图。

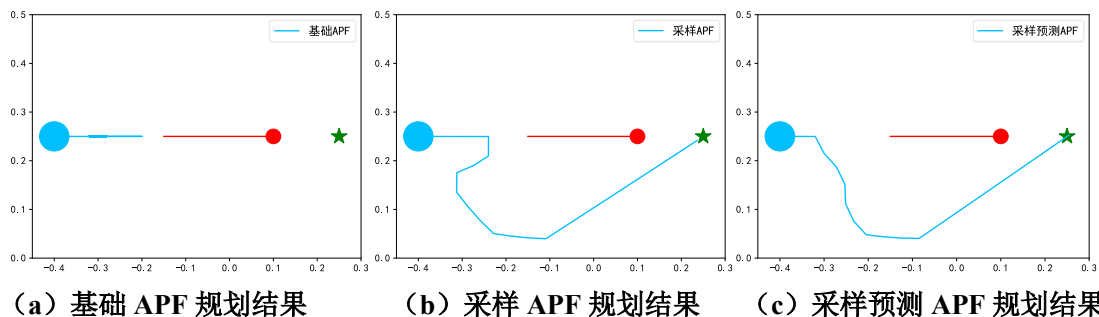


图 4-10 机器人和障碍物相向而行时不同算法的路径规划结果

Figure 4-10. Path planning results of different algorithms when the robot and the obstacle move towards each other

如图 4-10 (a) 所示, 当机器人面对相向而行的动态障碍物时, 基础人工势场法无法引导机器人抵达目标点, 路径规划失败; 如图 4-10 (b) 所示, 基于采样的改进型人工势场法通过采样机制绕开障碍物抵达了目标点, 路径长度为 0.96m; 如图 4-10 (c) 所示的结合障碍位置预测的采样改进型人工势场法路径规划结果, 由于提前触发了采样机制使得规划得到的路径相比于图 4-10 (b) 所示路径更加平滑, 路径长度为 0.84m。

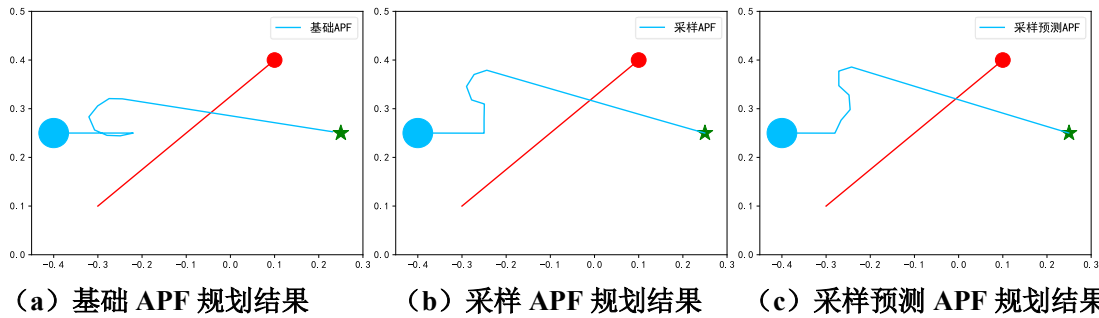


图 4-11 机器人和障碍物运动轨迹重合度降低后不同算法的路径规划结果

Figure4-11. Path planning results of different algorithms after the robot and obstacle trajectory coincidence is reduced

图 4-11 展示了当障碍物与机器人的运动轨迹重合度降低之后三种算法的路径规划效果。如图 4-11 (a) 所示, 当障碍物的运动轨迹与机器人的运动轨迹重合度降低之后, 基础人工势场法能够引导机器人抵达目标点, 但是规划出的路径会导致机器人掉头、运动轨迹产生非常大的转向, 路径长度为 0.870m; 如图 4-11 (b) 所示, 基于采样的改进型人工势场法通过采样机制避免了机器人运动轨迹产生过大转向, 并且缩短了路径长度, 为 0.840m; 如图 4-11 (c) 所示的结合障碍位置预测的采样改进型人工势场法路径规划结果, 由于提前触发了采样机制, 规划得到的路径平滑度增加, 并且路径长度进一步缩短, 为 0.809m。

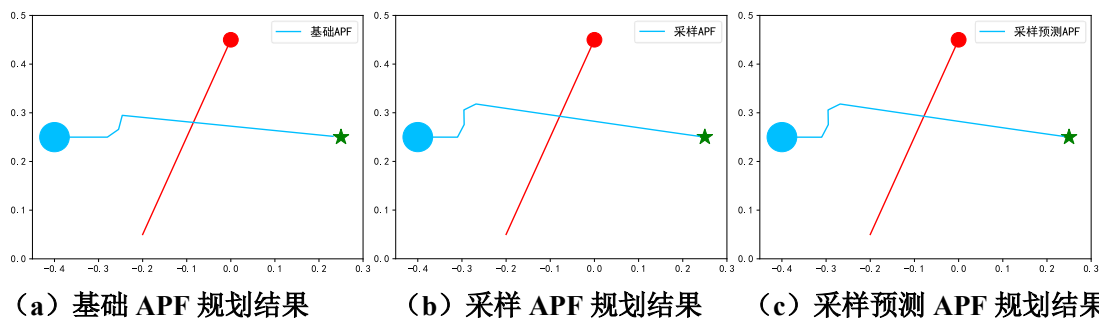


图 4-12 机器人和障碍物运动轨迹重合度较低时不同算法的路径规划结果

Figure4-12. Path planning results of different algorithms when the robot and obstacle motion trajectories have a low degree of coincidence

图 4-12 展示了当障碍物与机器人的运动轨迹重合度进一步降低之后三种算法路径规划的效果, 这种情况下算法改进的效果不明显。如图 (a) 所示, 基础人

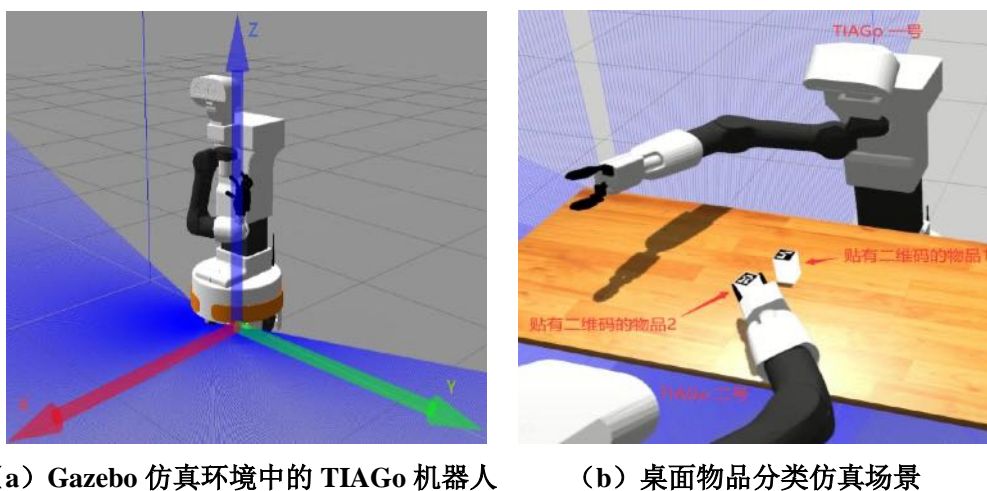
工势场法能够规划出较为平滑且路径长度较短的路径，路径长度为 0.659m；反观图 (b) 和 (c)，两种改进型算法虽然得到了相对更加平滑的路径，但是增加了路径长度，均为 0.690m。

综上所述，当障碍物与机器人的运动轨迹重合度较高时，基础人工势场法的避障能力较弱，本章所提改进型人工势场法更能体现出优越性。

4.3 仿真实验与结果分析

为了验证本章所提算法的可行性和有效性，本节对人工势场法和 4.2 节提出的改进人工势场法进行仿真实验，并对不同算法规划的路径长度、规划时长、尖峰点数量等进行定量分析。实验所使用的计算机是搭载 Intel i7-9750H CPU、Ubuntu16.04 操作系统的惠普笔记本电脑，仿真环境为 Gazebo 仿真器，机器人是 TIAGo 模型，Gazebo 仿真环境中的 TIAGo 机器人模型如图 4-9 (a) 所示。

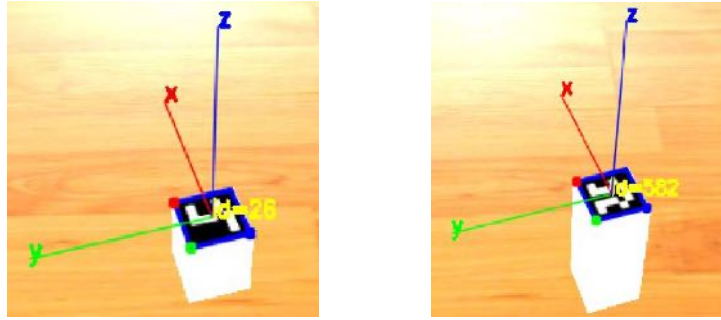
图 4-13 (b) 所示为本章的实验场景，机器人和用户分别位于桌子两侧，二者需要共同完成桌面物品的分类。图 4-13 (b) 所示为 Gazebo 仿真器中的实验场景，由于仿真环境下人的运动不方便模拟，故通过 TIAGo 二号机器人模拟用户，TIAGo 一号代表机器人。贴有二维码的物品 1 表示机器人需要处理的物品，物品 2 表示用户需要处理的物品。由于仿真环境下机器人抓取物品技术的欠缺，通过物品粘贴二维码实现物品的检测识别和区分，如图 4-14 (a) 所示，该二维码识别结果为 26，而图 4-14 (b) 的二维码识别结果为 582。因此粘有不同二维码的物品可以被区分，TIAGo 机器人处理粘有识别结果为 26 的二维码的物品，粘有识别结果为 582 的二维码的物品则由用户处理，当用户拿取该物品时，TIAGo 需要检测用户手臂的运动状态，进行动态避障。



(a) Gazebo 仿真环境中的 TIAGo 机器人 (b) 桌面物品分类仿真场景

图 4-13 Gazebo 仿真环境中的 TIAGo 机器人模型

Figure 4-13. TIAGo robot model in Gazebo simulation environment



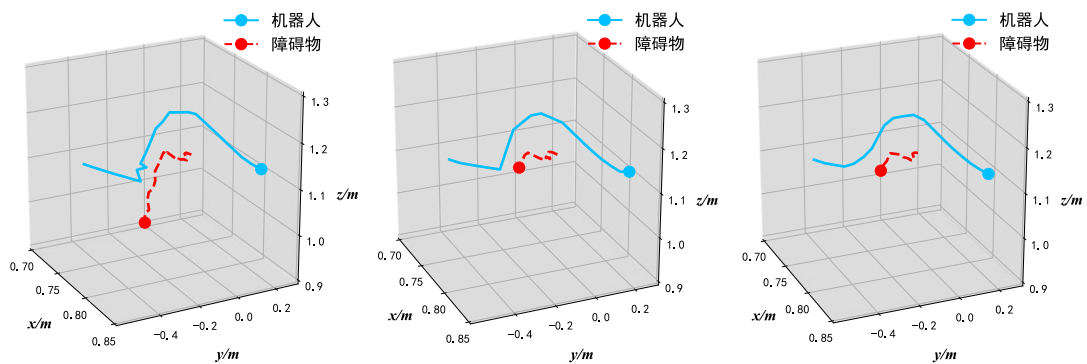
(a) 二维码识别结果为 26 的物品 (b) 二维码识别结果为 582 的物品

图 4-14 二维码检测识别示意图

Figure 4-14. Schematic diagram of QR code detection and recognition

人工势场法、改进人工势场法以及结合障碍位置预测的改进人工势场法在三维空间下的路径如图 4-15 所示，从图 4-15 (a) 可以看出，基础的人工势场法由于没有采样机制和障碍位置预测，机器人的运动路径存在一定的振荡（在当时的障碍物相对机器人所处位置情况下使得机器人陷入局部最优区域的震荡），并且路径存在较多的尖峰点。

从图 4-15 (b) 中可以看出，改进型人工势场法虽然增加了采样机制，可以避免发生振荡，但是路径还是存在突变尖峰点。从图 4-15 (c) 中可以看出，结合障碍位置预测的改进型人工势场法规划所得路径不仅不存在振荡，而且更加平滑。三种算法规划的路径长度、路径点数量、尖峰点数量以及规划时间如表 4-1 所示，相比基础人工势场法，结合障碍位置预测的改进人工势场法所规划的路径长度缩短约 25%，路径点数量减少约 23%，尖峰点数量减少 100%，规划时间缩短约 27%。



(a) APF

(b) 改进型 APF

(c) 结合障碍位置预测的改进型 APF

(a) APF (b) Improved APF (c) Improved APF combined with trajectory prediction

图 4-15 APF、改进 APF、结合障碍位置预测的改进 APF 的三维空间运动路径

Figure 4-15. The curve of the three-dimensional motion path of the APF, the improved APF, and the improved APF combined with trajectory prediction

表 4-1 APF、改进 APF、结合障碍位置预测的改进 APF 的实验数据对比
 Table 4-1. Comparison of experimental data of APF, improved APF and improved APF combined with trajectory prediction

算法	路径长度/m	路径点数	尖峰点数	总运动时长/s
APF	1.018	26	4	57.15
改进 APF	0.816	21	1	44.76
结合障碍位置预测的改进 APF	0.768	20	0	42.02

4.4 本章小节

本章针对基础人工势场法存在的局部极小值问题,采用了基于采样的解决方案,避免机器人的运动陷入局部最优区域发生振荡。进一步,通过对机器人-障碍物和机器人-目标之间的相对距离判断来完善采样机制,解决了基础人工势场法存在的障碍附近目标不可达问题。同时,结合了对动态障碍物的障碍位置预测进而在时间上较早触发采样机制,提升了在室内环境中进行路径规划的安全性。

第五章 TIAGo 移动机器人实验

本章主要在实际应用中检验前两章提出的改进理论算法的有效性。在真实环境中以 TIAGo 机器人为实验对象，进行了基于特定地点桌面清理任务的机器人路径规划实验。首先介绍本章实验所用的软硬件平台，并基于循环神经网络对动态障碍物进行障碍位置预测，其次实现机器人对真实任务环境的 SLAM 建图，然后基于 ROS 栅格地图的 DWA 和 A*融合算法进行 TIAGo 抵达任务目标区域的运动路径规划，最后利用基于采样的改进人工势场法实现 TIAGo 机械臂执行桌面清理任务的运动路径规划。

5.1 实验软硬件平台

5.1.1 硬件平台

本文实验所使用的 TIAGo 机器人如图 5-1 所示，其主要组件包括 SICK TIM561 激光测距仪、差分驱动底盘、7 自由度手臂、五指欠驱动手、RGB-D 等，均已在图中做出标注。TIAGo 的移动底盘采用差分驱动机制，包括一台车载电脑、电池、电源连接器、激光测距仪、三个后置声纳、一个用户面板、一个服务面板和两个 Wifi，以确保无线连接。本文实验完整的机器人系统硬件部件之间的相连关系如图 5-2 所示。



图 5-1 TIAGo 机器人及其主要组件

Figure 5-1. TIAGo robot and its main components

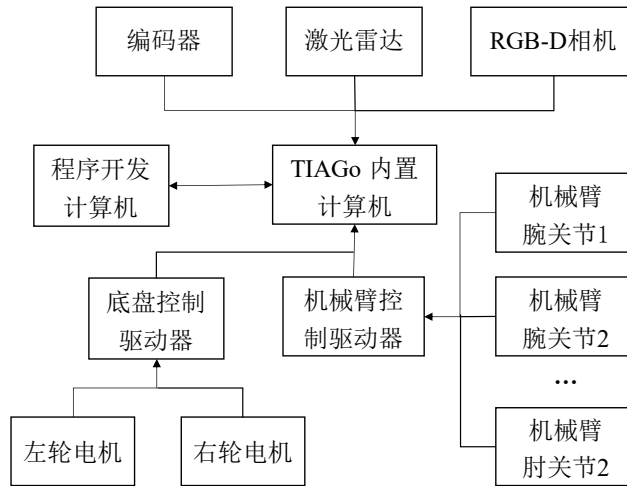


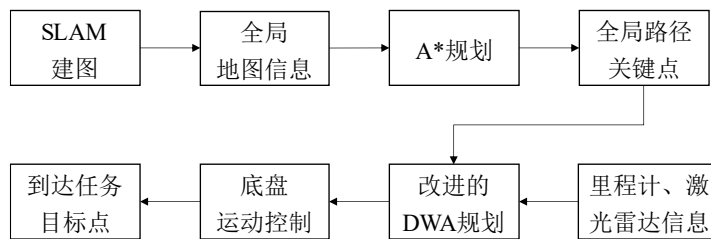
图 5-2 TIAGo 机器人运动控制硬件关联图

Figure 5-2. TIAGo robot motion control hardware correlation diagram

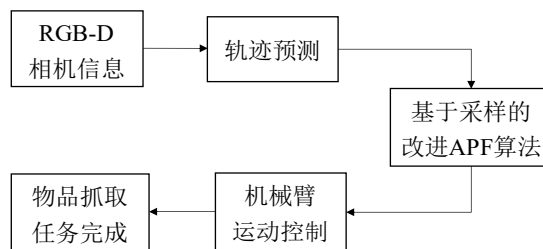
5.1.2 软件平台

本文主要用到的软件平台搭载在 Ubuntu16.04 操作系统上，主要有机器人操作系统（Robot Operating System, ROS），使用了 ROS 的仿真软件 Gazebo、3D 可视化工具 RViz。Gazebo 是一个对 ROS 支持很好的功能强大的独立开源机器人仿真平台，可以搭建机器人模型、模拟机器人常用的传感器，可以进行机器人的运动学、动力学仿真，并且能够通过 RViz 查看建图结果，借助 RViz 来显示机器人的传感器信息、运动状态以及周围环境的变化等，大大方便了监控和调试。

本文实验的基本软件流程图如图 5-3 所示，图 5-3（a）为机器人底盘路径规划流程，图 5-3（b）为机械臂路径规划流程。



(a) 机器人底盘路径规划流程



(b) 机械臂路径规划流程

图 5-3 路径规划实验流程图

Figure 5-3. Flow chart of path planning experiment

5.2 基于循环神经网络的障碍位置预测

神经网络可以通过参数和激活函数来拟合目标与特征之间的真实函数关系。常规的前馈神经网络结构中同一层级的神经元之间信号不会互相传递，输出信号无法反映出输入信号的先后顺序，这与本章应用场景下需要通过障碍物先前的运动状态来对其进行障碍位置预测依赖于时间顺序不符，因此本节选择循环神经网络（Recurrent Neural Networks, RNN）来进行障碍物障碍位置预测，服务于路径规划过程，以进行更好的避障，在此先对 RNN 进行简要介绍。

RNN 是一种包含时间信息的前馈神经网络结构，允许将先前的输出作为输入，即网络本身包含了循环，信息可以在神经元之间传递。RNN 的结构如图 5-4 所示。图 5-4 中 A 表示神经网络模型， x_t 表示模型的输入信号， h_t 表示模型的输出信号。如图可见，RNN 模型中输入信号是一个时间序列， x_t 作为神经网络 A 的输入，A 的输出一部分为 h_t 、另一部分同下一时刻的输入 x_{t+1} 一起传递给 A。

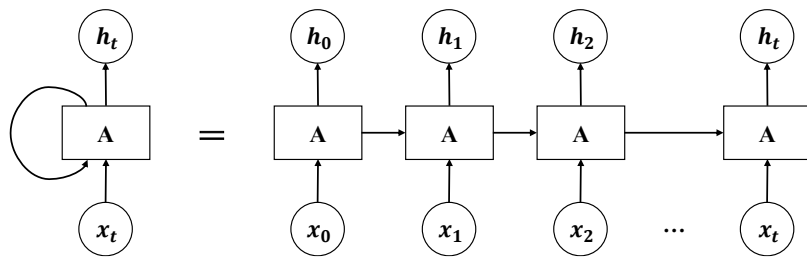


图 5-4 RNN 结构示意图

Figure 5-4. Schematic diagram of RNN structure

在实验数据采集环节中，征集了 20 位实验参与者，每个参与者做了 25 次实验。对于参与者手部位置、手部运动速度的信息采集周期为 0.1s，最终得到的手部运动实验数据有 6014 组。结合本章实验场景下手部运动时间上的相关性，选择利用 5 个历史数据，预测未来第 5 个数据。实验采集到的部分实验数据如表 5-1 所示。

描述模型预测结果和真实结果间的误差的函数为损失函数，模型训练的目标是最小化损失函数。本节选取最常用的回归损失函数均方差损失（Mean Square Error, MSE）作为该 SimpleRNN 模型的损失函数，模型在 n 个训练数据下所产生的均方误差损失用公式表达如下：

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (5-1)$$

y_i 代表真实值， \hat{y}_i 代表预测值。

表 5-1 数据采集实验部分数据

Table 5-1. Part data of aata collection experiment

手部位置	手部速度	5 个采样周期后的手部位置
[0.990, 0.055, 0.846]	[0.0, 0.0, 0.0]	[0.963, 0.022, 0.868]
[1.017, 0.050, 0.834]	[0.273, -0.051, -0.127]	[0.951, 0.016, 0.876]
[0.967, 0.040, 0.863]	[-0.506, -0.106, 0.286]	[0.944, 0.011, 0.879]
[0.962, 0.035, 0.866]	[-0.047, -0.044, 0.032]	[0.934, 0.002, 0.883]
[0.965, 0.027, 0.865]	[0.021, -0.085, -0.009]	[0.925, -0.006, 0.888]
...		
[0.919, -0.011, 0.892]	[-0.057, -0.055, 0.040]	[0.882, -0.034, 0.918]
[0.913, -0.015, 0.896]	[-0.062, -0.032, 0.045]	[0.889, -0.042, 0.914]
[0.908, -0.018, 0.900]	[-0.053, -0.037, 0.037]	[0.881, -0.046, 0.919]
[0.901, -0.023, 0.904]	[-0.065, -0.048, 0.041]	[0.877, -0.050, 0.922]
[0.893, -0.027, 0.910]	[-0.087, -0.043, 0.061]	[0.873, -0.054, 0.926]

由于本节实验数据较为简单，只有手部位置、手部运动速度两个特征，选择 TensorFlow 下的 SimpleRNN 模型进行障碍物（用户手部）障碍位置预测，其中有不少参数需要进行选择和确定，包括网络层数、每层网络的神经元个数、激活函数、网络的学习率等。输入数据集包括手部位置和手部运动速度两个特征，因此输入层节点数设为 6。最终希望通过网络预测手部位置（三维数据），因此输出层节点设为 3。由于数据较为简单，无需添加额外隐藏层，因此网络层数为三层：输入层、SimpleRNN 层和输出层。网络的其它参数通过调试得到分别如下：SimpleRNN 层激活函数选择 tanh 函数，该层节点数设为 15，训练批量大小 (Batch Size) 设为 100。如图 5-5 所示为模型的训练损失曲线图。

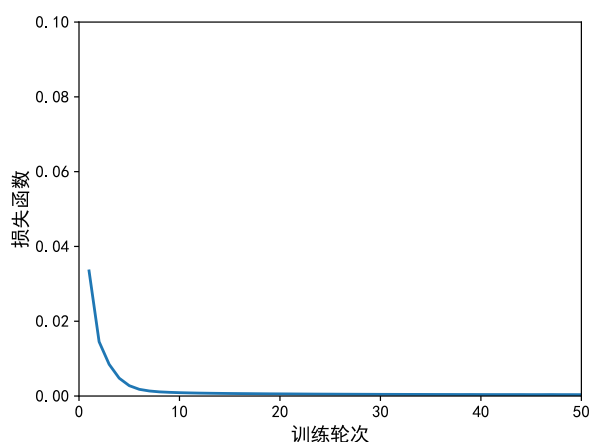


图 5-5 模型的训练损失曲线图

Figure 5-5. The training loss plot of the model

该 SimpleRNN 模型经过训练之后针对测试集的预测值和真实值之间的均方误差为 $3e-4$ ，误差均值为 $4.09e-3$ ，标准差为 $1.6e-2$ ，已满足实际应用的需求。最终 SimpleRNN 网络模型参数表如表 5-2 所示。

表 5-2 SimpleRNN 网络模型参数表

Table 5-2. SimpleRNN network model parameter table

参数	取值
输入层节点数	6
SimpleRNN 层节点数	15
输出层节点数	3
SimpleRNN 层激活函数	tanh 函数
训练批量大小	100
损失函数	MSE

5.3 机器人路径规划实验

第三章和第四章已分别对提出的改进算法进行了仿真验证，本节在真实环境中对前述改进算法进行系统性的应用，通过基于指定地点桌面物品清理的实验进一步检验算法的可行性和有效性。本章实验的真实环境场景设置如图 5-6 所示。图中 TIAGo 机器人正处于起点位置，它的目的地是位于它右前方的绿色箭头所指的物品抓取任务地点。在起点与目标点之间放置了一些垃圾桶、篮球、书包等作为障碍物，当 TIAGo 机器人开始进行路径规划时，还会再引入两个动态障碍物，以检测第 3 章提出的改进 DWA 和 A*融合算法的规划性能。



图 5-6 TIAGo 机器人实际工作环境布局

Figure 5-6. Layout of the actual working environment of TIAGo robot

5.3.1 SLAM 建图及全局路径规划

首先对上述 TIAGo 机器人的工作空间环境进行基于 Gmapping-SLAM 的建图,结果如图 5-7 所示。图中右下角绿色箭头所指向的三个点所在区域即为 TIAGo 机器人的目的地。

建图完成之后,先用 A*算法进行路径规划得到全局路径,如图 5-8 中绿色线条所示。对全局路径进行关键路径点选取,连接得到图中红色线条所示的参考路径,关键点用于引导后续机器人用改进的 DWA 算法进行路径规划。可以看出 A*规划得到的原始全局路径相对来说更加曲折,拐点多、路径长。图 5-8 中所示实验场景通过关键路径点选取之后没有为 DWA 算法提供除目标点以外的中间引导点,这主要是因为实验场所范围有限所以进行了简化设计。若是应用于较大范围、相对更复杂的环境中,则 A*规划出的全局路径经过关键点提取后不会只剩下起点和目标点,还会留下其他关键路径点为 DWA 算法提供中间引导。

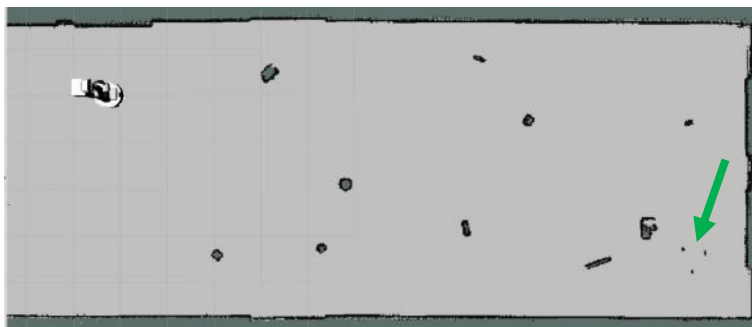


图 5-7 真实环境 SLAM 建图结果

Figure 5-7. Mapping results of SLAM in real environment

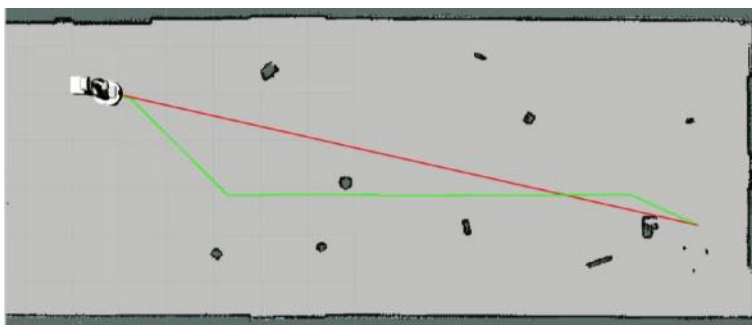


图 5-8 全局路径规划和关键路径点选取

Figure 5-8. Global path planning and critical path point selection

5.3.2 轮式底盘路径规划

如图 5-9 所示机器人开始采用改进型 DWA 算法进行路径规划,为了测试第 3 章提出的对不同运动性质障碍物进行分类避障策略的实现效果,在 A*规划得到的全局路径上增设了一个静态障碍物,如图 5-9 中红色圆圈所标出,对于改进

的 DWA 算法而言是突发性的静态障碍。图中两个实验参与者充当 TIAGo 机器人在利用改进 DWA 算法进行路径规划时可能会遭遇的未知的动态障碍物。通常情况下,经过 A*算法全局规划之后为 DWA 算法提供中间引导点已经帮助 DWA 算法规避掉了绝大多数静态障碍(不包括突发性的静态障碍),因此 TIAGo 机器人在进行改进 DWA 规划过程中碰到动态障碍的可能性比较大,因此在实验中设置改进 DWA 算法常规采取动态障碍减速策略。但是不能排除机器人在路径规划过程中遭遇突发性静态障碍的可能性。

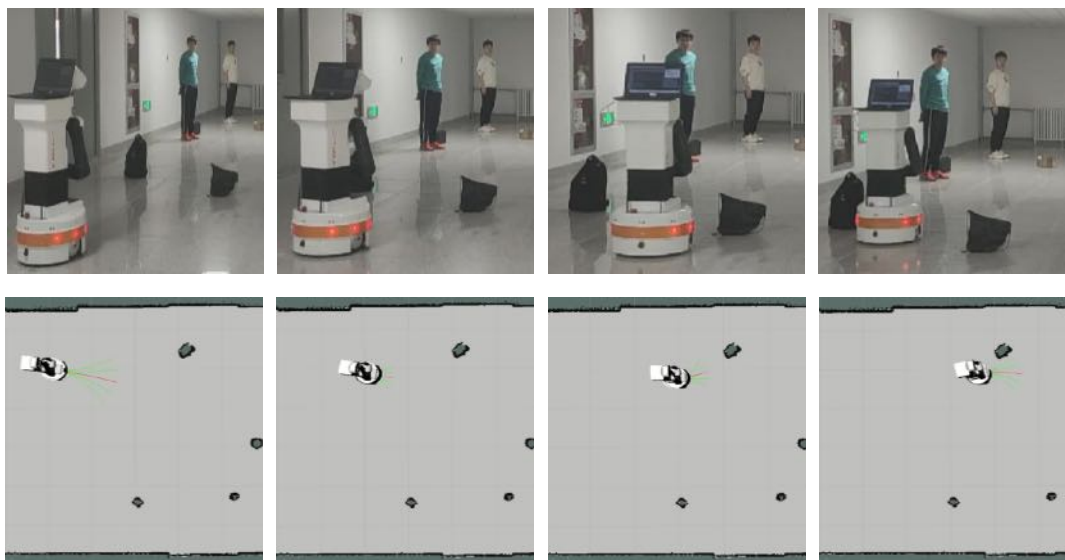


图 5-9 TIAGo 机器人开始采用改进 DWA 进行路径规划

Figure 5-9. TIAGo robots began using improved DWA for path planning

如图 5-10 中的四组图展示了改进型 DWA 算法对特殊障碍的避障过程(上下对齐的为组图,上面为 TIAGo 在真实环境中的路径规划过程,下面为在可视化工具 RViz 中看到的路径规划过程)。从图 5-10 (a)到(b)采样曲线变短,说明机器人检测到障碍物开始减速,从图 5-10 (c)到(d)可以看出机器人判断出当前障碍物为特殊障碍,通过设置虚拟目标点引导机器人避障。

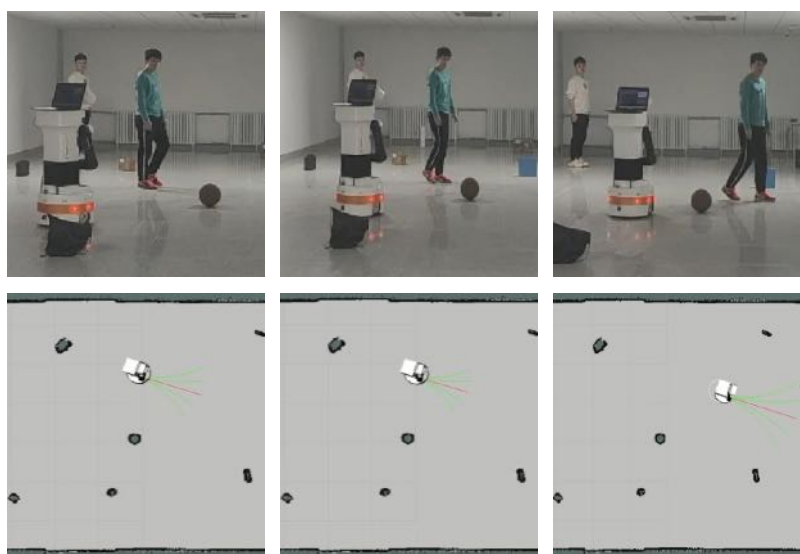
如图 5-11 中的三组图展示了改进的 DWA 算法对 1 号动态障碍(1 号实验参与者)的应对过程。当 TIAGo 机器人遭遇动态障碍物 1 时,如图 5-11 (a)和(b)所示,机器人检测到障碍物开始减速(同时判断障碍物运动性质)。实验参与者 1 运动速度较大,并未给机器人的行进造成较大影响,因此当其离开当前区域时机器人继续采样向前行进,如图 5-11 (c)所示。



(a) 开始采样寻路 (b) 检测到障碍物减速 (c) 设置虚拟目标点避障 (d) 避障成功

图 5-10 TIAGo 机器人应对突发性静态障碍的过程

Figure 5-10. TIAGo robot coping with sudden static obstacles



(a) 采样寻路 (b) 检测到障碍物减速 (c) 等待障碍物通行后继续前进

图 5-11 TIAGo 机器人应对 1 号动态障碍的过程

Figure 5-11. TIAGo robot coping with dynamic Obstacle 1

如图 5-12 中的四组图展示了改进的 DWA 算法对 2 号动态障碍（2 号实验参与者）的应对过程。2 号参与者的运动速率与机器人比较相近。机器人突遇与自身运动速率相近的障碍物，采样过程伴随减速和转向。当机器人判断出当前障碍物为与自身运动速率较为接近的动态障碍物时，进一步减速为 2 号参与者留出了通行时间和空间。

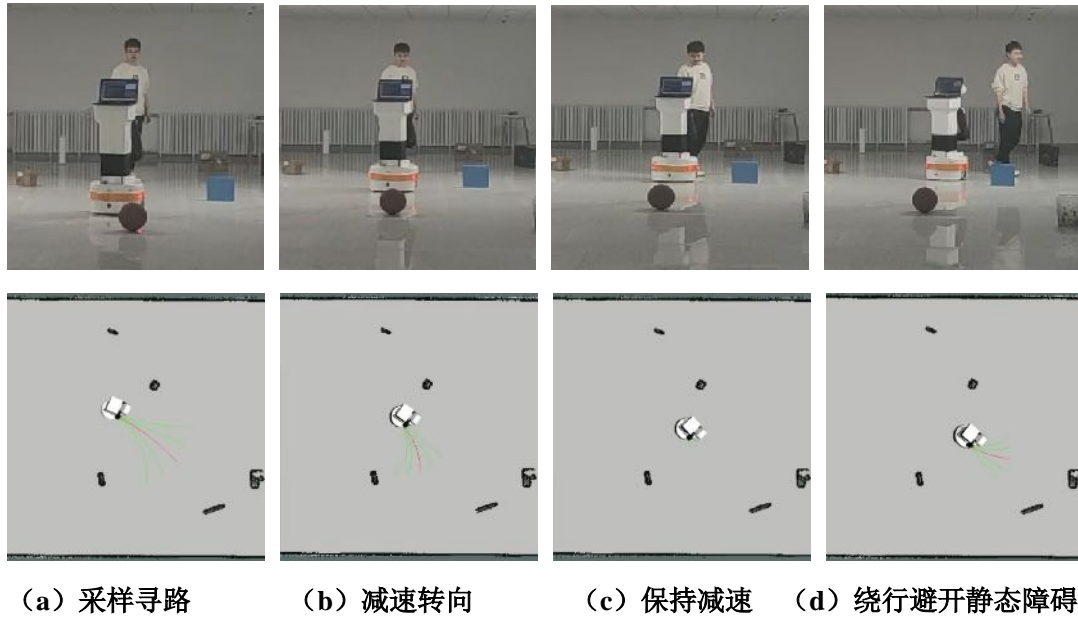


图 5-12 TIAGo 机器人应对 2 号动态障碍的过程

Figure 5-12. TIAGo robot coping with dynamic Obstacle 2

如图 5-13 (a) 所示，当 TIAGo 机器人快抵达目标附近时，在目标区域前检测到了障碍物。此时在改进 DWA 的采样机制引导下机器人会先减速绕行避开该静态障碍物，当运动至机器人与目标点的距离小于机器人和该障碍物的距离时，达到了对目标不可达问题解决措施的触发条件，此时障碍项评价子函数系数为 0，机器人在目标项引导下运动至目标区域。

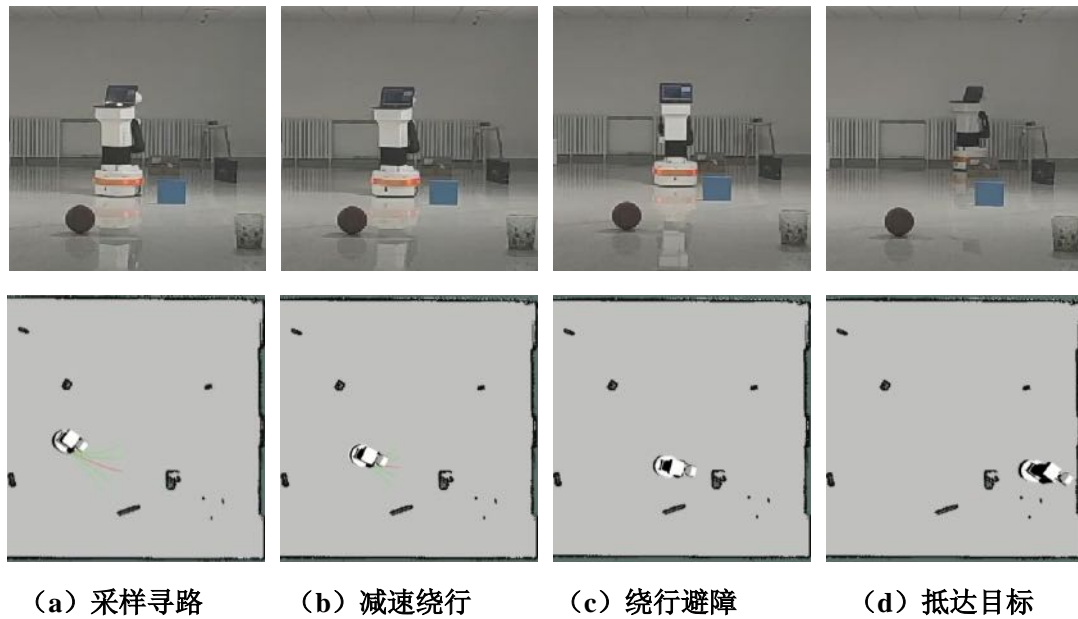


图 5-13 TIAGo 机器人应对障碍附近目标不可达问题

Figure 5-13. TIAGo robots deal with unreachable targets near obstacles

最终 TIAGo 机器人从起点抵达目标任务地点所规划出来的路径如图 5-14 中红色曲线所示。为了路径显示更加清晰,只在原始地图上展示了所规划的路径(地图中没有显示动态障碍物)。

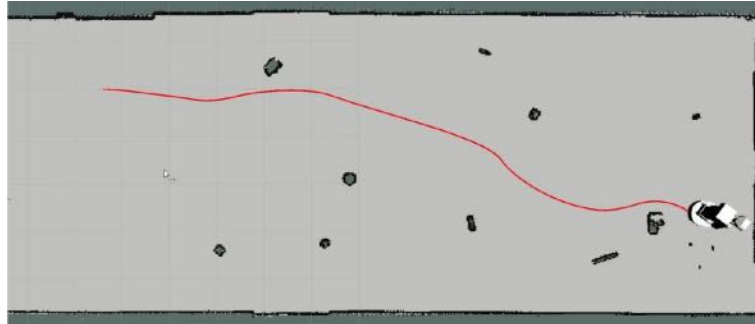


图 5-14 真实环境中 TIAGo 机器人路径规划结果

Figure 5-14. Result of path planning for TIAGo robot in real environment

5.3.3 机械臂路径规划

当 TIAGo 机器人通过 5.3.2 节的轮式运动底盘路径规划导航至目标任务地点时,机器人和实验参与者所处的相对位置如图 5-15 所示。如图 5-15 所示,为 TIAGo 机器人设置了相对精简的操作任务,机器人要抓取的物品为图中圆桌上的订书机,订书机相对于机器人所处位置而言是左前方;鼠标是实验参与者需要抓取的物品,对于人来说鼠标处于左前方。当二者同时在抓取自己的目标对象时, TIAGo 机器人需要避免与实验参与者的手臂发生碰撞。



图 5-15 TIAGo 机械臂路径规划场景

Figure 5-15. TIAGo robot arm path planning scenario

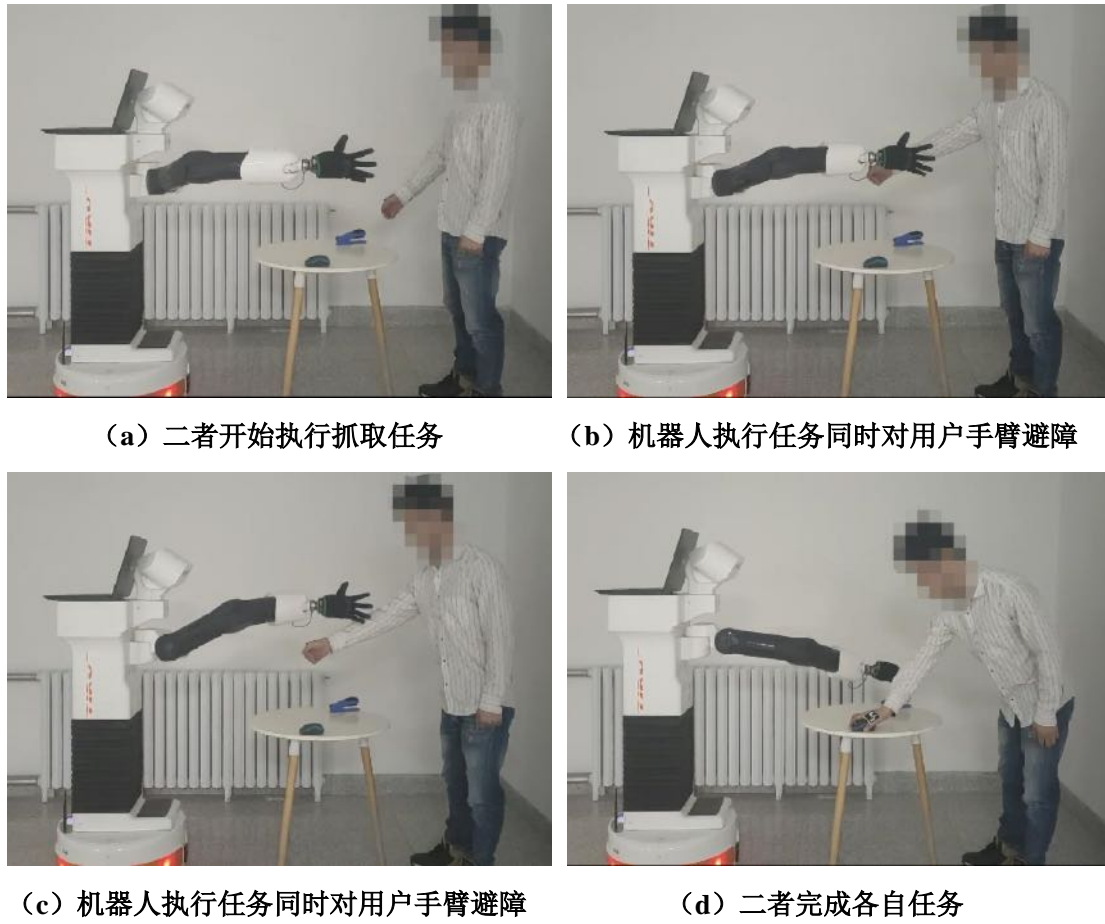
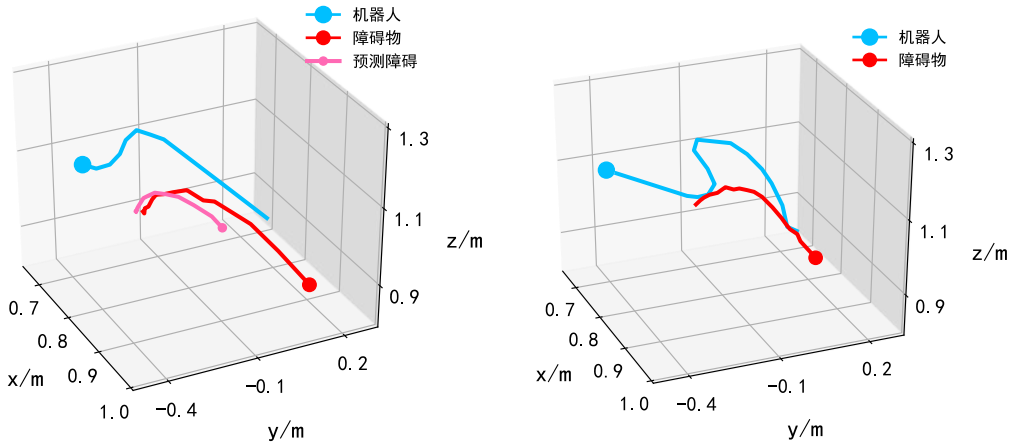


图 5-16 TIAGo 机械臂路径规划过程

Figure 5-16. Path planning process of TIAGo manipulator

如图 5-16 (a) 所示, TIAGo 机器人伸展手臂开始执行抓取任务, 同时实验参与者也开始执行自己的抓取任务。图 5-16 (b) 和 (c) 所示为 TIAGo 机器人在执行任务的过程中检测到实验参与者的手部并进行路径规划的过程图。最终, TIAGo 机器人和实验参与者都完成自己的抓取任务, 如图 5-16 (d) 所示。本文侧重于路径规划, 因此当机械臂抵达待抓取目标区域即算完成任务。

为了验证基于障碍位置预测的采样人工势场法的有效性, 对本文所提算法和基于采样、适用于动态环境的算法^[54]进行了对比。图 5-17 展示了 TIAGo 机械臂和动态障碍物(用户手臂)在桌面工作空间内的三维运动轨迹, 文献[54]提出的算法在应对动态障碍物时出现了后撤的情况, 导致路径长度增加。而本文算法所规划的路径并未出现后撤现象, 路径长度较短, 这得益于动态障碍物的位置预测机制。此外, 表 5-3 列出了路径规划的性能指标, 由表中数据可知, 本文算法规划的路径长度相比于文献[54]算法缩短了 25.23%, 总的运动时长缩短了 6.40%。路径长度相差较大, 但运动时长差异较小的原因是文献[54]算法的样条曲线插值点之间的距离不是严格的一个步长(0.04m), 故运动时长不与路径长度成正比。



(a) 基于障碍位置预测的采样人工势场法 (b) 文献[54]所提动态路径规划方法

(a) Sampling artificial potential field method based on obstacle location prediction

(b) Dynamic path planning method proposed in reference [54]

图 5-17 不同算法进行机械臂路径规划的三维轨迹 1

Figure 5-17. 3D trajectory of path planning for robotic arm with different algorithms

表 5-3 不同算法路径规划结果对比

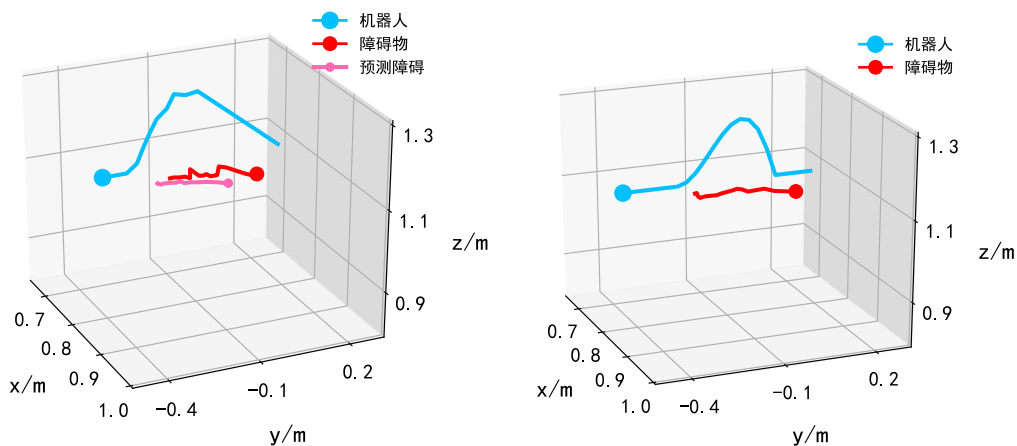
Table 5-3. Comparison of path planning results of different algorithms

算法	路径长度/m	离障碍物最近的距离/m	总运动时长/s
基于障碍位置预测的采样人工势场法	0.640	0.171	22.535
文献[54]所提动态路径规划方法	0.856	0.077	24.075

对于“机器人和障碍物之间的最近距离”指标，因为本文算法对动态障碍物进行了位置预测，可以提早转向以规避动态障碍，保证了机器人和障碍物之间的距离处于较为安全的范围，从而保障了室内人机共存环境中人类用户的安全。而文献[54]提出的算法由于没有预测机制，在应对动态障碍物时，机器人和障碍物之间的距离较为接近，可能无法满足室内环境的安全性需求。

图 5-18 和表 5-4 是将前述实验场景中桌面上的目标物品位置改变之后不同算法的路径规划结果，可知两种算法的路径长度、总的运动时长较为接近，并且在机器人和障碍物之间的最近距离方面，本文算法依然优于文献[54]算法。此外，文献[54]算法规划的路径末段存在转折点，这是因为文献[54]算法仅仅按照初始规划的全局路径以及样条曲线插值的路径运动，不会根据当前环境信息对路径进行实时更新所致。

综上所述，本文提出的算法不仅使得路径长度、总的运动时长较短，而且保证机器人和障碍物之间的距离处于安全范围内，体现了算法的实时性、高效性、安全性，可用于室内机器人的路径规划。



(a) 基于障碍位置预测的采样人工势场法 (b) 文献[54]所提动态路径规划方法

(a) Sampling artificial potential field method based on obstacle location prediction

(b) Dynamic path planning method proposed in reference [54]

图 5-18 不同算法进行机械臂路径规划的三维轨迹 2

Figure 5-18. 3D trajectory of path planning for robotic arm with different algorithms (changing trajectory of obstacle motion)

表 5-4 不同算法路径规划结果对比 (改变目标位置)

Table 5-4. Comparison of path planning results of different algorithms

算法	路径长度/m	离障碍物最近的距离/m	总运动时长/s
基于障碍位置预测的采样人工势场法	0.720	0.197	23.448
文献[54]所提动态路径规划方法	0.736	0.100	22.786

5.4 本章小节

本章在实际应用中检验前两章提出的改进理论算法的有效性,对真实环境中的机器人工作空间进行了 SLAM 建图及全局路径规划,进行了 TIAGo 机器人轮式底盘路径规划实验和机械臂运动路径规划实验。整体而言, TIAGo 机器人实现定位建图和应用第三章、第四章算法的效果较好。

第六章 结论与展望

6.1 结论

本文主要围绕室内移动机器人的路径规划问题进行研究，以 DWA 算法和人工势场法为基础，结合室内环境，对算法进行改进，提升了算法的可靠性和有效性。主要研究成果如下：

(1) 针对 DWA 算法存在的不足，本文采取了相应的策略，具体如下：①、采用 A*算法得到全局最优路径后，选取关键路径点作为 DWA 算法的中间目标点，可防止机器人陷入局部最优，又避免机器人因目标点太多而频繁启停。②、针对障碍物设计了运动性质判断机制，根据障碍的运动性质不同，采取不同的避障策略，提升了算法对于不同障碍的应对能力。③、在 DWA 算法的评价函数中引入相对距离因子，使得速度项和障碍项的权重可以自适应，从而解决障碍附近目标不可达问题。在对 DWA 算法进行改进后，本文与另一改进 DWA 算法进行了对比实验，进一步验证了本文改进的 DWA 算法的路径规划性能。

(2) 以传统人工势场法为基准，进行相应的改进，包括以下三个方面：①、提出了采样机制，通过该机制可为机器人规划更好的运动方向，机器人沿着该方向运动，既不会陷入局部极小，又能得到目标的引导。②、增加机器人-目标点和机器人-障碍物之间的相对距离判断机制，结合采样机制，可以有效地解决障碍附近目标不可达问题。③、考虑到障碍运动的时序特性，对动态障碍物进行了位置预测，降低算法规划的滞后性，提升了路径规划的安全性。

(3) 在真实环境中以 TIAGo 机器人为实验对象，进行了基于特定地点桌面清理任务的机器人路径规划实验。首先，对环境建立全局栅格地图并进行 A*全局规划以及选取关键路径点；而后，使用本文改进的 DWA 算法为机器人规划路径，验证了本文改进的 DWA 算法的避障性能。最后，在机器人与用户共同清理桌面物品时，结合障碍位置预测，使用改进的人工势场法为机械臂规划路径，表明改进型人工势场法具有较好的路径规划效果。此外，通过与另一动态环境的路径规划算法对比，进一步展示了本文改进的人工势场法的路径规划性能。

6.2 展望

本文的研究虽然取得了一定成果，但仍有进一步完善的空间，具体的工作如下：

（1）本文主要对路径规划技术进行研究，在其它技术层面有所简化。在构建全局地图时，只利用了激光信息，并未和其它传感器信息结合，对于某些场景，可能导致构建的地图不完整。

（2）机器人应具备丰富的功能，从而更好地完成任务。下一步的工作，可以将目标识别、机械臂抓取等多种技术进行融合，拓展机器人的功能。

（3）对于室内机器人，主要是为用户提供服务，因此可以集成语音识别、自然语言处理等人工智能技术，从而实现与用户的智能交互。

参考文献

- [1] Wilson G, Pereyda C, Raghunath N, et al. Robot-enabled support of daily activities in smart home environments[J]. *Cognitive Systems Research*, 2019, 54: 258-272.
- [2] Chen J, Cho Y K. Detection of damaged infrastructure on disaster sites using mobile robots[C]//2019 16th International Conference on Ubiquitous Robots (UR). IEEE, 2019: 648-653.
- [3] Moysiadis V, Tsolakis N, Katikaridis D, et al. Mobile robotics in agricultural operations: A narrative review on planning aspects[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(10): 3453.
- [4] Rouček T, Pecka M, Čížek P, et al. Darpa subterranean challenge: Multi-robotic exploration of underground environments[C]//International Conference on Modelling and Simulation for Autonomous Systems. Springer, Cham, 2019: 274-290.
- [5] Kuipers B, Feigenbaum E A, Hart P E, et al. Shakey: from conception to history[J]. *AI Magazine*, 2017, 38(1): 88-103.
- [6] Tanaka F, Isshiki K, Takahashi F, et al. Pepper learns together with children: Development of an educational application[C]. *Humanoids. 2015*, 2015: 270-275.
- [7] Sun J, Zhao L, Wang K, et al. A visual calibration method of monocular camera and pan-tilt for mobile robots[C]. 2019 IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics (RCAR). IEEE, 2019: 907-912.
- [8] Yuan W, Li Z, Su C Y. Multisensor-based navigation and control of a mobile service robot[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, vol. 51, no. 4, 2019, pp. 2624-2634.
- [9] Wahab M, Lee C M, Akbar M F, et al. Path planning for mobile robot navigation in unknown indoor environments using hybrid PSOFS algorithm[J]. *IEEE Access*, 2020, 8:161805-161815.
- [10] Cadena C, Carlone L, Carrillo H, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: Toward the robust-perception age[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2016, 32(6): 1309-1332.
- [11] Xu P, Su K, Hong C, et al. Simultaneous localization and mapping technology based on project tango[J]. *Wuhan University Journal of Natural Sciences*, 2019, 24(2): 176-184.
- [12] Zafar M N, Mohanta J C. Methodology for path planning and optimization of mobile robots: A review[J]. *Procedia Computer Science*, 2018, 133: 141-152.

- [13] Nie Z, Zhao H. Research on robot path planning based on Dijkstra and Ant colony optimization[C]//2019 International Conference on Intelligent Informatics and Biomedical Sciences (ICIIBMS). IEEE, 2019: 222-226.
- [14] Fusic S J, Ramkumar P, Hariharan K. Path planning of robot using modified dijkstra Algorithm[C]//2018 National Power Engineering Conference (NPEC). IEEE, 2018: 1-5.
- [15] XiangRong T, Yukun Z, XinXin J. Improved A-star algorithm for robot path planning in static environment[C]//Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2021, 1792(1): 012067.
- [16] Kusuma M, Machbub C. Humanoid robot path planning and rerouting using A-Star search algorithm[C]//2019 IEEE International Conference on Signals and Systems (ICSigSys). IEEE, 2019: 110-115.
- [17] Guruji A K, Agarwal H, Parsediya D K. Time-efficient A* algorithm for robot path planning[J]. Procedia Technology, 2016, 23: 144-149.
- [18] 王维, 裴东, 冯璋. 改进 A*算法的机器人最短路径规划[J]. 计算机应用, 2018, 38(5): 1523-1426.
- [19] 刘子豪, 赵津, 刘畅. 基于改进 A*算法室内移动机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(2): 186-190.
- [20] Schmid L, Pantic M, Khanna R, et al. An efficient sampling-based method for online informative path planning in unknown environments[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2): 1500-1507.
- [21] Connell D, Manh La H. Extended rapidly exploring random tree-based dynamic path planning and replanning for mobile robots[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2018, 15(3): 1729881418773874.
- [22] Wang W, Zuo L, Xu X. A learning-based multi-RRT approach for robot path planning in narrow passages[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2018, 90(1): 81-100.
- [23] Wang X, Luo X, Han B, et al. Collision-free path planning method for robots based on an improved rapidly-exploring random tree algorithm[J]. Applied Sciences, 2020, 10(4): 1381.
- [24] Yang S M, Lin Y A. Development of an improved rapidly exploring random trees algorithm for static obstacle avoidance in autonomous vehicles[J]. Sensors, 2021, 21(6): 2244-2258.
- [25] Fox D, Burgard W, Thrun S. The dynamic window approach to collision avoidance[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 1997, 4(1): 23-33.
- [26] Li X, Liu F, Liu J, et al. Obstacle avoidance for mobile robot based on improved dynamic window approach[J]. Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences, 2017, 25(2): 666-676.

- [27] Chang L, Shan L, Jiang C, et al. Reinforcement based mobile robot path planning with improved dynamic window approach in unknown environment[J]. *Autonomous Robots*, 2021, 45(1): 51-76.
- [28] Lamini C, Benhlina S, Elbekri A. Genetic algorithm based approach for autonomous mobile robot path planning[J]. *Procedia Computer Science*, 2018, 127: 180-189.
- [29] Cheng K P, Mohan R E, Nhan N , et al. Multi-objective genetic algorithm-based autonomous path planning for hinged-tetro reconfigurable tiling robot[J]. *IEEE Access*, vol. 8, 2020, pp.121267-121284.
- [30] Dewang H S, Mohanty P K, Kundu S. A robust path planning for mobile robot using smart particle swarm optimization[J]. *Procedia Computer Science*, 2018, 133: 290-297.
- [31] Das P K, Jena P K. Multi-robot path planning using improved particle swarm optimization algorithm through novel evolutionary operators[J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 92: 106312.
- [32] 熊昕霞, 何利力. 基于混合粒子群算法的移动机器人路径规划[J]. *计算机系统应用*, 2021, 30(4): 153-149.
- [33] Dorigo M, Maniezzo V, Colormi A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 1996, 26(1): 29-41.
- [34] 张松灿, 普杰信, 司彦娜. 蚁群算法在移动机器人路径规划中的应用综述[J]. *计算机工程与应用*, 2020, 56(8): 10-19.
- [35] Song Q, Zhao Q, Wang S, et al. Dynamic path planning for unmanned vehicles based on fuzzy logic and improved ant colony optimization[J]. *IEEE Access*, vol. 8, 2020, pp. 62107-62115.
- [36] Khatib O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots[M]//*Autonomous Robot Vehicles*. Springer, New York, NY, 1986: 396-404.
- [37] Orozco-Rosas U, Montiel O, Sepúlveda R. Mobile robot path planning using membrane evolutionary artificial potential field[J]. *Applied Soft Computing*, 2019, 77: 236-251.
- [38] 罗强, 王海宝, 崔小劲. 改进人工势场法自主移动机器人路径规划[J]. *控制工程*, 2019, 26(6): 1091-1098.
- [39] Zhang C. Path planning for robot based on chaotic artificial potential field method[C]. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. IOP Publishing, 2018, 317(1): 012056-012061.
- [40] Du Y, Zhang X, Nie Z. A real-time collision avoidance strategy in dynamic airspace based on dynamic artificial potential field algorithm[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 169469-169479.
- [41] Yang W, Wu P, Zhou X, et al. Improved artificial potential field and dynamic window method for amphibious robot fish path planning[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(5): 2114-2129.
- [42] 李思亮. 基于 ROS 与激光 SLAM 的自主导航移动机器人研究[D]. 东南大学, 2019.

- [43] Chen Y, Tang J, Jiang C, et al. The accuracy comparison of three simultaneous localization and mapping (SLAM)-based indoor mapping technologies[J]. *Sensors*, 2018, 18(10): 3228.
- [44] 杨阔. 动态场景下的 2D SLAM 方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.
- [45] Yin S, Zhu X. Intelligent particle filter and its application to fault detection of nonlinear system[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(6): 3852-3861.
- [46] Saputra M R U, Markham A, Trigoni N. Visual SLAM and structure from motion in dynamic environments: A survey[J]. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2018, 51(2): 1-36.
- [47] Behley J, Stachniss C. Efficient surfel-based SLAM using 3D laser range data in urban environments[C]//*Robotics: Science and Systems*. 2018, 2018: 59.
- [48] Ratter A, Sammut C. Local map based graph slam with hierarchical loop closure and optimisation[C]. *Australasian Conference on Robotics and Automation 2015*. 2015: 224-234.
- [49] Yu N, Zhang B. An improved hector slam algorithm based on information fusion for mobile robot[C]//*2018 5th IEEE International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems (CCIS)*. IEEE, 2018: 279-284.
- [50] Norzam W A S, Hawari H F, Kamarudin K. Analysis of mobile robot indoor mapping using GMapping based SLAM with different parameter[C]//*IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. IOP Publishing, 2019, 705(1): 012037.
- [51] Ding F, Liu C. Applying coordinate fixed Denavit-Hartenberg method to solve the workspace of drilling robot arm[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2018, 15(4): 1729881418793283.
- [52] Atique M M U, Sarker M R I, Ahad M A R. Development of an 8DOF quadruped robot and implementation of Inverse Kinematics using Denavit-Hartenberg convention[J]. *Heliyon*, 2018, 4(12): e01053.
- [53] 刘建娟, 薛礼啟, 张会娟, 等. 融合改进 A* 与 DWA 算法的机器人动态路径规划[J]. *计算机工程与应用*, 2021: 73-81.
- [54] Chen X, Zhao M, Yin L. Dynamic path planning of the UAV avoiding static and moving obstacles[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2020, 99(3): 909-931.

致 谢

时间的脚步走到了这里，意味着在浙江工业大学的三年研究生学习生活已经接近尾声。在工大待了将近7年，在这将近7年的时光里我经历了很多，学习了很多。对学校、对老师们、对同门伙伴们、对朋友们，内心充满感激。

首先要衷心感谢悉心教导和关怀我的恩师，赵云波教授。赵老师严谨的科研态度和治学精神、认真的工作作风和儒雅的为人处世之态、对事物本质的探寻和把握，为我当下和未来的学习工作和生活画下了充满智慧和力量的一笔。在攻读硕士学位期间，赵老师不断地引导我们去自主发现问题和解决问题，并且引导我们去寻找适合自己的学习方法，以身作则让我们学会如何主动去学习和提升自己，这对于我往后的一生来说都是受用无穷的。在此，向赵老师表示衷心的感谢！

感谢所有在信息楼A305实验室一起学习和生活过的同学和师兄师姐们，这三年来我们是陪伴彼此时间最长的人，一起开会，一起讨论问题，一起紧张一起放松，是因为有你们，学习和科研的路上的孤单才少了一点点，感谢你们对我的学习、科研和生活给予的所有帮助。特别感谢大凌同学在科研上对我的帮助以及在精神上给予我的强大的支持。也非常感谢102的室友们这三年来对我的包容和生活上的帮助。

感谢浙江工业大学为作为学子的我们提供的良好的学习、科研、生活环境，这些都使得我能够全身心的投入到学习和科研中去。

非常感谢我的父母，是你们用不辞辛劳、不求回报的付出搭建起了我的强大后方；非常感谢我的外公外婆，是你们一直在给予你们的儿孙辈你们所能给予的所有；非常感谢我的两个妹妹，回家了还能轮流干家务。感谢你们对我生活上的关怀与付出，感谢你们给予我的全部的爱，感谢你们对我无条件的支持，让我能够心无旁骛地在校学习、科研和生活，未来的日子里，让我们一起努力，建设我们更美好的家庭。

同样也非常非常感谢我所在的这个城市——杭州，读研的三年将近一半的时间被一层疫情的阴霾笼罩，但是杭州很好地控制住了每一次突发状况，成为了我们每一位公民的更安全的大后方，感谢杭州速度，感谢工大速度！

最后，衷心感谢百忙之中抽出宝贵时间对本论文进行评审的各位专家、学者和老师们，感谢你们的指导。

作者简介

1 作者简介

1997年1月出生于浙江省淳安县。

2015年9月——2019年6月,浙江工业大学信息工程学院自动化专业学习,获得工学学士学位。

2019年9月——2022年6月,浙江工业大学信息工程学院控制科学与工程专业学习,攻读学术型硕士学位。

2 攻读硕士学位期间发表的学术论文

[1] 吴芳, 赵云波. 基于障碍位置预测与改进人工势场法的机械臂动态避障规划方法. 高技术通讯.

3 参与的科研项目及获奖情况

[1] 人机系统中人与机器的自主性边界及其切换策略研究. 军科委国防科技创新特区项目(18-163-11-ZT-004-009-01).

[2] 复杂环境下非完全信息博弈决策的智能基础模型研究. 科技部科技创新2030-“新一代人工智能”重大专项(2018AAA0100801).

4 发明专利

[1] 赵云波, 吴芳. 一种基于 POMDP 和面部行为分析的驾驶培训辅助方法. CN113158859A [P]. 2021-07-23.

[2] 赵云波, 唐敏, 吴芳, 赵丽丽. 一种基于图像的驾驶员注意力检测方法. CN111553190A [P]. 2020-08-18.

学位论文数据集

密 级*	中图分类号*	UDC*	论文资助
公开	TP273	621.3	
学位授予单位名称	学位授予单位代码	学位类型*	学位级别*
浙江工业大学	10337	工学硕士	全日制学术型硕士
论文题名*	室内移动机器人路径规划算法改进研究		
关键词*	移动机器人, 路径规划, 改进型动态窗口法, 改进型人工势场法	论文语种*	
并列题名*	无		中文
作者姓名*	吴芳	学 号*	2111903120
培养单位名称*	培养单位代码*	培养单位地址	邮政编码
浙江工业大学 信息工程学院	10337	杭州市潮王路 18 号	310014
学科专业*	研究方向*	学 制*	学位授予年*
控制科学与工程	路径规划	3 年	2022
论文提交日期*	2022 年 6 月		
导师姓名*	赵云波	职 称*	教授
评阅人	答辩委员会主席*	答辩委员会成员	
盲评	杨东勇	杨智、刘毅	
电子版论文提交格式: 文本 (<input checked="" type="checkbox"/>) 图像 () 视频 () 音频 () 多媒体 () 其他 ()			
电子版论文出版 (发布) 者	电子版论文出版 (发布) 地	版权声明	
论文总页数*	67 页		
注: 共 33 项, 其中带*为必填数据, 为 22 项。			