

分类号: TB24

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2220110124



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 无人仓库中多机器人的协同控制

与交叉决策研究

论 文 作 者 张家高

校 内 导 师 王建平 研究员

校 外 导 师 陈锋 高级工程师

专业学位类别 机械

研究方向(领域) 多智能体协同控制

论文提交日期: 2025 年 5 月 20 日

分类号：TB24

学校代码：10363

密 级：公开

学 号：2220110124

无人仓库中多机器人的协同控制与交叉决策研究
Research on Cooperative Control and Cross-Decision
Making of Multiple Robots in Unmanned Warehouses

学生姓名： 张家高

校内导师： 王建平 研究员

校外导师： 陈锋 高级工程师

专 业： 机 械

研究方向： 多智能体协同控制

论文答辩日期： 2025 年 5 月 10 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：张家高

日期：2025 年 5 月 10 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

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，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☐。

学位论文作者签名：张家高

指导教师签名：王建民

日期：2025 年 5 月 10 日

日期：2025 年 5 月 10 日

无人仓库中多机器人的协同控制与交叉决策研究

摘 要

随着智能物流和无人仓库技术的迅猛发展,传统人工仓储管理正逐步向自动化与智能化方向转型。多机器人协作技术在无人仓库中得到广泛应用,显著提升了货物搬运、拣选与存储的效率。然而,在复杂动态环境下,多机器人系统在路径规划、任务协调及避障决策等方面仍面临诸多挑战,尤其是在交叉决策和编队控制领域存在明显的技术瓶颈。为优化路径规划、提升任务执行效率并增强系统的鲁棒性与安全性,本课题聚焦无人仓库环境下多机器人协同控制与交叉决策机制的研究。主要研究内容如下:

(1) 针对无人仓库复杂环境中多机器人系统协同运行面临的路径交叉碰撞冲突的问题,设计了一种结合动态窗口法和优先级策略的交叉避碰决策机制,通过对多机器人路径冲突进行分类、优化路径选择和动态调整速度大小,旨在解决路径交叉冲突问题,实现机器人在交叉路径区域的避障,提高系统的决策效率。

(2) 针对多机器人系统编队稳定性差与协同控制能力弱的问题,设计了一种基于改进领航-跟随者模型的编队控制方法,通过采用双闭环 PID 控制器优化控制策略,引入虚拟机器人参考模型的队形保持算法,提高多机器人编队稳定性,实现多机器人在无人仓库环境中的队形维持与调整。

(3) 针对机器人在避障与编队控制之间的动态调整问题,设计

了一种基于模式切换的协同避障机制，通过动态切换不同的避障模式，实现机器人编队在无人仓库环境中协同避障和编队运行。

（4）搭建了实验验证平台，通过 Gazebo 仿真和实车实验，验证多机器人编队系统在形成、变换、协同避障和交叉决策的可行性，以及相关算法在无人仓库环境中多机器人的路径规划、编队稳定性和解决冲突协调的能力。

关键词：无人仓库，多机器人，编队协同，交叉决策，动态窗口法

RESEARCH ON COOPERATIVE CONTROL AND CROSS- DECISION MAKING OF MULTIPLE ROBOTS IN UNMANNED WAREHOUSES

ABSTRACT

With the rapid development of intelligent logistics and unmanned warehouse technologies, traditional manual warehouse management is gradually transitioning towards automation and intelligence. Multi-robot collaboration technologies have been widely applied in unmanned warehouses, significantly improving the efficiency of goods transportation, picking, and storage. However, in complex dynamic environments, multi-robot systems still face numerous challenges in path planning, task coordination, and obstacle avoidance decision-making, particularly in the domains of crossing decision-making and formation control. To optimize path planning, enhance task execution efficiency, and improve system robustness and safety, this study focuses on the research of multi-robot collaborative control and crossing decision-making mechanisms in unmanned warehouses. The main research contents are as follows:

(1) To address the issue of path crossing collisions in complex environments faced by multi-robot systems in unmanned warehouses, this study proposes a crossing collision avoidance decision mechanism that

combines the Dynamic Window Approach (DWA) with priority strategies. By classifying path conflicts, optimizing path selection, and dynamically adjusting speeds, this mechanism aims to resolve path crossing conflicts, enable robots to avoid obstacles in crossing areas, and improve decision-making efficiency.

(2) To overcome the issues of poor formation stability and weak collaborative control capabilities in multi-robot systems, this study proposes an improved leader-follower model-based formation control method. By adopting a dual closed-loop PID controller to optimize control strategies and introducing a virtual robot reference model for formation maintenance, this method enhances the stability of multi-robot formations, enabling robots to maintain and adjust formations in unmanned warehouse environments.

(3) To address the dynamic adjustment issues between obstacle avoidance and formation control, this study proposes a cooperative obstacle avoidance mechanism based on mode switching. By dynamically switching between different obstacle avoidance modes, this mechanism enables robot formations to perform cooperative obstacle avoidance and formation running in unmanned warehouse environments.

(4) An experimental verification platform was established, and both Gazebo simulations and real-vehicle experiments were conducted to verify the feasibility of the multi-robot formation system in formation creation,

transformation, cooperative obstacle avoidance, and crossing decision-making, as well as the ability of the algorithms to plan paths, stabilize formations, and coordinate conflicts in unmanned warehouse environments.

KEY WORDS: Unmanned warehouse, multi-robot systems, formation cooperation, cross-decision making, dynamic window approach

目录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	3
1.2.1 交叉决策研究现状.....	3
1.2.2 多机器人编队控制研究现状.....	4
1.3 论文结构安排.....	6
第 2 章 多机器人系统基础与无人仓库环境建模.....	8
2.1 ROS 系统和 Gazebo 仿真环境.....	8
2.2.1 激光雷达.....	9
2.2.2 组合导航.....	10
2.2.3 集和诚工控机.....	11
2.2.4 毫米波雷达参数.....	12
2.3 无人仓库工作流程和环境要素建模.....	13
2.3.1 工作流程描述.....	13
2.3.2 环境地图建模方法.....	15
2.3.3 模型建立.....	16
2.4 本章小结.....	18
第 3 章 机器人交叉决策机制的设计与实现.....	19
3.1 基于避碰策略的机器人交叉决策框架.....	19
3.1.1 机器人交叉冲突的类型.....	19
3.1.2 基于避碰策略的协同决策机制.....	20
3.1.3 基于避碰策略的动态路径规划.....	22
3.2 基于改进动态窗口的交叉决策优化.....	24
3.2.1 传统动态窗口法的原理.....	24
3.2.2 交叉决策的算法改进.....	31
3.2.3 优先级条件的判断.....	32

3.3 仿真验证分析.....	34
3.4 本章小结.....	37
第 4 章 多机器人编队控制与协同避障研究.....	38
4.1 多机器人编队体系方法与队形分析.....	38
4.1.1 多机器人编队体系方法.....	38
4.1.2 编队队形分析.....	39
4.2 改进的多机器人编队控制策略设计.....	41
4.2.1 改进领航-跟随者法的控制策略设计	41
4.2.2 编队控制器设计.....	44
4.2.3 仿真验证分析.....	48
4.3 多机器人协同避障机制.....	50
4.3.1 编队协同避障方案设计.....	50
4.3.2 模式切换条件判断.....	51
4.3.3 编队协同避障流程.....	53
4.3.4 仿真实验及结果分析.....	55
4.4 本章小结.....	56
第 5 章 仿真和实车实验验证.....	58
5.1 实验平台搭建.....	58
5.1.1 编队系统通信网络.....	58
5.1.2 实验平台搭建.....	58
5.2 Gazebo 模拟实验	61
5.2.1 编队形成与队形保持实验.....	61
5.2.2 编队协同避障实验.....	62
5.3 实车实验.....	64
5.3.1 机器人自主建图实验.....	64
5.3.2 机器人交叉决策实验.....	66
5.3.3 多机器人编队实验.....	67
5.3.4 多机器人编队避障实验.....	69
5.4 本章小结.....	71

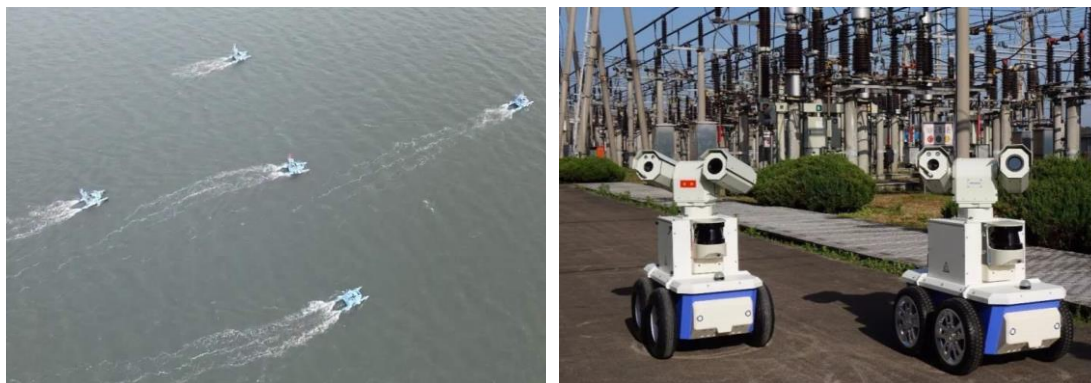
第 6 章 总结与展望.....	72
6.1 总结.....	72
6.2 展望.....	72
参考文献.....	74
攻读硕士学位期间取得学术成果.....	82
致谢.....	83

第1章 绪论

智能物流和无人仓库的兴起标志着仓储管理从传统人工操作向自动化、智能化转型的重要阶段。随着电子商务和快递行业的迅猛发展，物流订单量呈现爆发式增长，对仓储系统的效率、灵活性和鲁棒性提出了更高要求。多机器人协作作为无人仓库的核心技术，能够通过协同作业实现货物的高效搬运、拣选和存储，显著提升系统的运行效率。然而，在复杂动态环境中，多机器人系统面临路径规划、任务协调和避障决策等多重挑战，尤其是在协调控制和交叉决策方面仍存在诸多技术瓶颈。本章从研究背景出发，分析无人仓库中多机器人协作的现实需求，梳理国内外研究现状，明确本论文的研究目标与方法，并概述论文结构，为后续章节奠定理论和逻辑基础。

1.1 研究背景与意义

随着机器人技术、人工智能以及物联网的迅猛发展，多机器人系统因其高效性、鲁棒性^[1-4]和协作优势，如图 1-1 所示，在智能制造与智慧物流中，核心技术如人工智能和大数据分析驱动生产自动化与物流优化，显著提升效率与精准度，促进产业智能化。在电子商务^[5-8]的爆发式增长以及“工业 4.0”理念的推动下，传统仓储物流行业面临效率低下、人力成本高、安全隐患突出等诸多瓶颈，当务之急是向无人化、智能化方向进行转型。无人仓库作为行业升级的重要趋势，能够通过自动化技术有效应对上述挑战。



(a) 海洋机器人

(b) 电力巡检机器人

图 1-1 多机器人应用

在无人仓库场景中，多机器人的协同控制与交叉决策^[9]仍存在复杂的技术难题，限制了系统在高动态、密集环境下的性能表现，亟待深入研究以实现复杂任务场景下的高效运行。

从技术挑战层面看，无人仓库环境具有高度非结构化与动态化的特性，机器人需在密集货架、可变路径以及突发障碍物的环境中实现高效协同作业。具体而言，多机器人路径规划需同时兼顾个体效率与全局最优，避免出现死锁或资源冲突。编队控制需结合环境感知与实时决策，动态调整队形以确保运输安全，任务分配策略需在负载均衡与能耗优化之间寻求平衡，而交叉决策机制则需解决多目标冲突下的协同优化难题。若上述问题无法得到有效解决，将直接导致系统效率下降甚至运行瘫痪。

智能体与多机器人协同运作，通过编队协同技术^[10-13]实现高效任务执行。智能体的感知与决策能力结合机器人系统的协调控制，可显著提升多机器人编队的效率与灵活性，推动智能制造与自动化物流的创新发展。然而，受限于当时技术水平尚未成熟及多方面条件的制约，其发展进程一度较为缓慢。近年来，随着多无人车系统^[14]研究的不断深入，该技术已渗透至诸多领域并展现出巨大潜力。在军事科学中，多机器人通过智能协同技术，在复杂作战环境^[15]中实现高效任务执行，它们能够通过合理的队形编排，高效执行侦察、搜索、救援等任务，在危险恶劣的条件下显著提升安全性与任务效率。多机器人技术在民用领域^[16-17]的广泛应用，通过智能协作提升效率与灵活性，推动行业智能化进程。例如，多无人车在快递分拣中^[18]的应用已逐渐普及，如图 1-2，其协同配送技术在国内也已实现规范化发展并取得合法运营资质。



(a)菜鸟的无人仓



(b)亚马逊的仓储系统

图 1-2 无人车快递分拣

无人仓库中,多机器人协同控制与交叉决策的研究在提升物流效率和智能化水平方面具有重要的理论价值,同时在实际应用中推动了智能仓储系统的创新发展。从理论层面看,该研究能够推动机器人技术与人工智能算法的深度融合,探索多智能体系统^[19]在复杂动态环境下的协同优化机理,为路径规划、任务分配和编队控制等领域提供新的理论框架和算法模型。从应用层面看,该研究可为智能物流行业提供高效、安全、可扩展的技术解决方案,助力企业降低运营成本、提升作业效率,并有效适应未来多样化、复杂化的市场需求。

此外,该研究与国家“十四五”规划中关于智慧物流发展的战略目标高度契合。通过突破多机器人协同控制与交叉决策的关键技术瓶颈,不仅能够引领仓储自动化^[20]的技术升级,在智能制造、智慧城市等相关领域,这些还能提供实践参考和技术借鉴。因此,本研究既是响应国家战略需求的重要举措,也是推动行业转型升级、实现高质量发展的核心突破口,具有显著的学术价值和广阔的应用前景。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 交叉决策研究现状

交叉决策作为多机器人协作中的关键环节,近年来受到广泛关注。国外研究主要围绕博弈论和分布式决策展开,Reynolds 提出的 Boids 模型通过简单规则模拟群体行为,为交叉决策提供了理论基础^[21];Parker 等人开发的 ALLIANCE 框架通过任务优先级解决多机器人间的决策冲突^[22]。此外,基于强化学习的交叉决策方法逐渐兴起,如 Sutton 等人将 Q-learning 应用于多智能体系统,提升了决策的实时性^[23]。国内研究起步较晚,但发展迅速,北京大学提出了基于拍卖算法的多机器人任务协商机制,适用于交叉路径场景^[24];哈尔滨工业大学结合粒子群优化和遗传算法,研究了多机器人路径冲突的动态调整策略^[25]。然而,现有交叉决策研究多假设环境已知或障碍静态,在无人仓库这样动态复杂的场景中,决策算法的鲁棒性和实时性仍需改进,多机器人编队避障的系统性研究是智能机器人领域的重要课题,但目前相关研究仍显不足,亟需深入探索与发展。

移动机器人技术旨在开发实时智能自主导航系统,使机器人在无人仓库等环境中通过感知和解析环境信息,确定自身位置、方向及目标,规避障碍物,并在

结构化与非结构化场景中实现平稳导航^[26-28]，最终以安全、最优路径和最短时间完成任务，无需人工干预。智能自主地面车辆的路径规划技术受到广泛关注，成为推动智能驾驶^[29]与机器人领域发展的关键技术。针对粒子群优化算法在解决三维路径规划问题时存在路径长度、算法稳定性及运行时间等问题，Yu Bo Wang 提出了基于 Logistic 函数和三角函数的改进粒子群优化算法（IPSO），适用于无人机等三维路径规划场景，解决了路径效率、稳定性及运行时间问题，优化了路径规划效果^[30]。白建龙等针对蚁群算法易陷入次优解的问题，引入负反馈机制优化信息素更新与路径构造，为移动机器人规划更优路径^[31]。本研究在无人仓库环境下，结合多机器人协同需求，进一步探索交叉决策与编队控制的路径优化。

随着任务量的增加，无人仓库中的多机器人需要通过优化路径规划来降低执行成本，而任务优先级的决策则是实现这一目标的关键。针对自动化装配线模型的最优配置问题，王捷胜提出了基于 Stateflow 建模及多目标决策方法（ELECTRE III、TOPSIS、AGREPREF）的解决方案，适用于 DCAI 部门的自动化装配线配置优化，解决了配置选择的科学性问题，提高了决策效率^[32-34]。多机器人调度与路径规划有别于传统方法，不仅需确定各机器人任务执行次序，还需确保系统内无碰撞路径，相关研究持续受到关注。针对蚁群算法搜索效率低、容易陷入局部最优的问题，崔萌如提出了改进的蚁群 Q 学习算法（IQLACO）^[35]，通过引入转弯次数、角度引导因素及自适应参数伪随机搜索策略，提升算法的全局搜索和收敛能力，适用于复杂环境下移动机器人的路径规划，解决了路径长度、收敛速度及转弯次数问题，提高了算法的稳定性和优化效果。针对分布式群体在局部信息下的合作挑战，Yang Yanjie 提出了基于多机制融合策略的追逐者群体协作方法，适用于动态对抗环境中的目标捕捉任务，解决多机器人冲突，确保在共享空间中计算最短路径并实现协调运动^[36]。

1.2.2 多机器人编队控制研究现状

20 世纪 70 年代，欧美和日本等技术发达国家率先开展多机器人编队控制研究，推动了智能机器人领域的快速发展。在 T.Fukuda 团队于 20 世纪 80 年代创建首个多机器人智能系统时^[37-38]，名古屋大学的研究者为编队控制领域奠定了重要基础。美国 DARPA 于 1992 年确定多机器人编队控制为 21 世纪的重点发展方向^[39]。并资助了 UGV II 研究，随后开展了 UGV Demo/C、CENTBOTS、Swarm

Bot、SuperBot、HUNT 等一系列项目，为了加强军事领域的编队控制技术，研究迅速深化。1997 年，欧盟启动了 MARTHA 编队控制课题，标志着智能编队技术在实际应用中的重大突破，并着重关注合作搬运和搜寻救援等功能的发展，为后续研究奠定了基础。瑞士苏黎世大学在生物机器人群体智能^[40]方面取得了显著成果，联邦工学院则专注于多智能体任务分配与规划技术^[41]。意大利 Antonelli 研究机构的合作深入探索了零空间编队控制技术，为智能机器人领域带来革命性突破。国内多机器人编队控制领域的研究始于沈阳分院自主研发的 MRCAS 系统，该系统通过突破性地结合分布式与集中式控制模式，可以通过远程计算机进行机器人群体的编队形成、队形维持、变换及路径规划等多种功能的综合管理。



图 1-3 无人车编队消防救援

在无人车编队控制中，野外复杂环境和太空探索领域^[42]，多轮式机器人展现出其独特的适应能力。国防科技大学专注于机器人间通信与远程 PC 通信技术的研究，确保在恶劣条件下实现有效的机器人协作与远程控制，奠定了重要基础，这得益于其采用 Moden 协议^[43]。哈尔滨工业大学专注于无人机集群密集编队研究，提出高速精准避障技术和协同策略，推动集群飞行效率与安全性^[44]。上海交通大学席裕庚团队在多机器人系统领域取得重要突破，开发了 MRCASL 平台，实现了编队控制、队形保持与路径规划等关键技术。基于 Pioneer2/DX 无人车，团队通过自主研发的算法与系统设计，显著提升了多机器人任务执行效率与系统稳定性^[45]。清华大学 Tsinghua Hephaestus 系列机器人配备 34 个执行器和 GPU Mini-ITX PC，在 RoboCup 足球赛中成绩斐然^[46]。山东大学研发的 AmigoBot 机器人依托八个声纳传感器的配置，使其能够在复杂环境中实现轮式机器人的队形形成和路径规划功能^[47]。

国外研究在多机器人协调控制方面建立了较为完善的理论体系。针对无人机

群执行异构目标侦察任务的复杂组合优化问题，Sheng Gao 提出的分组蚁群优化算法^[48]，适用于任务分配，解决了算法收敛慢和优化效果受限的问题，尤其在任务规模大的情况下，显著提升了算法的收敛速度和优化效果，优于传统方法。紧接着，Arai 等研究者将分布式控制应用于多机器人系统，强调通过机器人之间的局部交互来实现整体的协调控制^[49]。近年来，随着自动驾驶与机器人技术的不断进步，国外的研究焦点逐渐转向多机器人编队控制和复杂环境中的路径规划。例如，Murray 等人提出的基于领导者-跟随者模型的编队控制方法，在无人机和无人车领域得到广泛应用^[50]，Fox 等人开发的动态窗口法（DWA）因其高效性和对动力学约束的考虑，成为局部路径规划的主流算法^[51]。国内研究则更多结合实际场景展开，如清华大学提出了基于虚拟结构的编队控制方法，用于解决多机器人在狭窄空间的协同问题。针对仓储环境，上海交通大学研究了多机器人任务分配的优化算法。然而，现有研究多集中于静态环境下的协调控制，对动态障碍和高密度场景的适应性不足，且对无人仓库的特定需求关注较少。

1.3 论文结构安排

本文围绕无人仓库中多机器人的协同控制与交叉决策展开研究，设计了机器人交叉决策机制与多机器人编队控制策略，为了增强其在动态的无人仓库环境中的运行效能，进行了相应的优化。并选用 PROMOTE 智能网联测试实验车作为实车实验平台，验证多机器人交叉决策与编队协同避障相关算法的协调性、有效性和实用性。本课题的结构框架如图 1-4，主要章节安排如下：

第一章：介绍本课题的研究背景与意义。分析国内外无人仓库多机器人协同控制与交叉决策算法的研究现状及发展趋势，最后概述本文主要内容与章节结构安排。

第二章：构建软硬件结合的实验体系。包括介绍 ROS 系统与 Gazebo 仿真环境，分析无人仓库货架布局与动态环境特性，设计栅格地图建模方法，为机器人交叉决策与多机器人路径规划提供环境模型与实验基础。

第三章：设计机器人交叉决策机制。详细阐述传统动态窗口法（DWA）的原理及其在路径冲突场景中的局限性，提出改进 DWA 的优化方法，通过优先级策略提升交叉决策效率，仿真验证其在无人仓库中的避障与协调性能。

第四章：研究多机器人编队控制与协同避障。分析编队体系与队形特性，设计基于改进领航-跟随法的控制策略，优化队形维持与动态调整能力；提出协同避障机制，提升多机器人在动态环境中的稳定性和鲁棒性。

第五章：进行实验验证。利用 Gazebo 仿真环境测试多机器人无障碍编队形成与障碍环境下的协同避障性能。以智能网联测试实验车为平台，开展实车实验，验证机器人交叉决策与多机器人编队控制的效果，验证上述所设计的编队策略和交叉决策设计的可行性和实用性。

第六章：本章总结建模、编队、决策与验证成果。阐述提升无人仓库效率的应用价值，分析局限性，展望优化算法与扩展测试场景的方向，为后续研究提供思路。

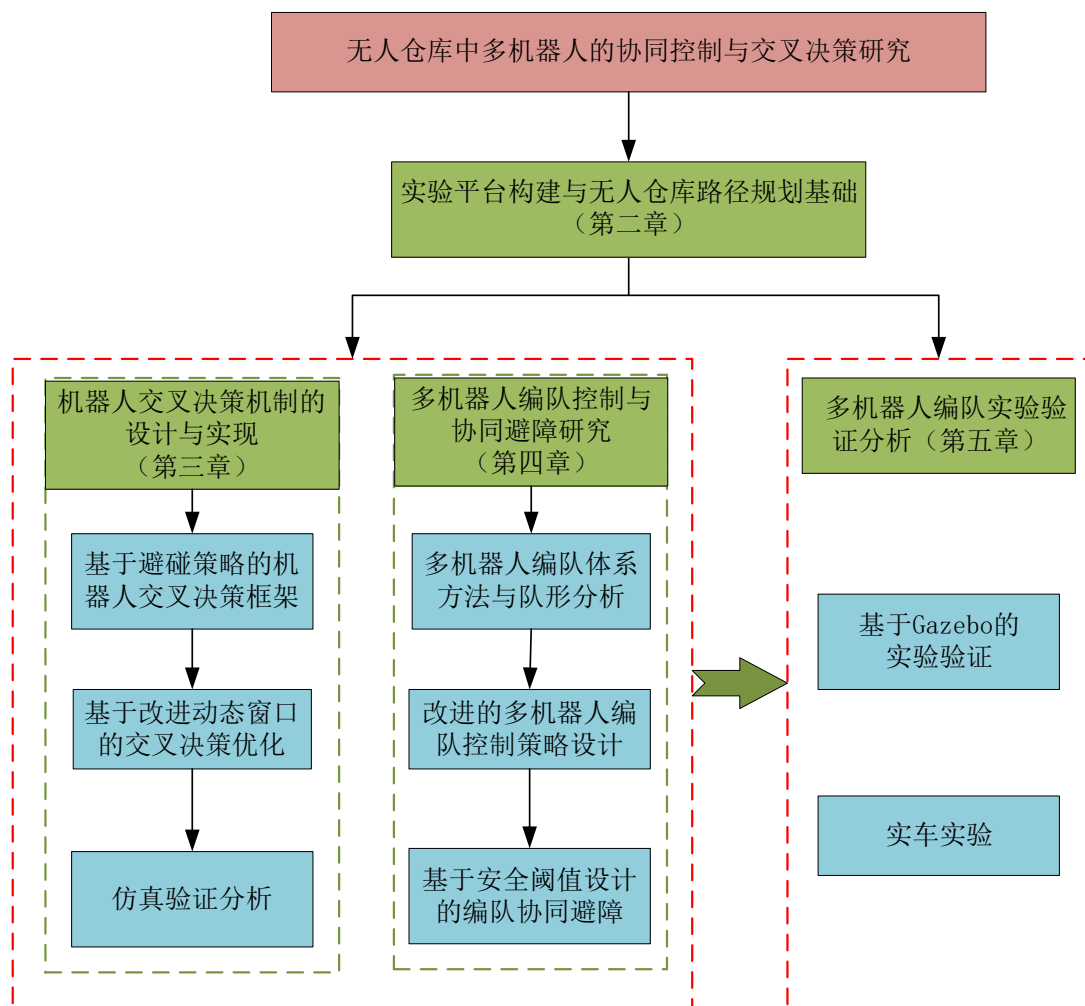


图 1-4 论文技术路线图

第2章 多机器人系统基础与无人仓库环境建模

无人仓库中多机器人的协同控制与交叉决策研究依赖于高效的实验平台与路径规划基础,以实现动态环境下的运行优化。本章旨在构建软硬件结合的实验体系,为后续 Gazebo 仿真与实车实验验证机器人交叉决策和多机器人编队控制奠定技术基础。研究介绍 ROS 系统和 Gazebo 仿真环境,支持算法的开发与仿真验证,对实验车主要部件参数进行详细描述,集成高精度导航设备与工业计算机,确保其实验性能满足无人仓库需求。最后,分析工作流程并建模环境要素,构造货架密集与通道狭窄的仓库场景。本章通过对软硬件介绍与无人仓库环境模拟,为第5章中机器人避碰仿真与多机器人编队实车实验提供了可靠支撑。

2.1 ROS 系统和 Gazebo 仿真环境

全球应用范围最广的开源机器人平台是移动机器人操作系统 ROS,该系统遵循 BSD 开源许可协议。ROS 为开发者提供了丰富的功能,包括程序库、可视化工具、进程间通信和软件包管理等类似于操作系统的服务。这些功能显著简化了开发流程,有效促进了项目的快速实现和资源共享。并配备了五年长期维护周期,其周期与 Ubuntu 版本更新同步进行。其中,Ubuntu 20.04 功能与生态已相当成熟完善。

ROS 主要有以下四个方面的特点:

(1) 点对点的设计,在 ROS 中,各功能模块以节点形式独立运行,可分布式部署于不同计算单元或机器人本体,依托 XML-RPC 通信架构实现松耦合的数据交互。这种去中心化设计增强了系统容错性,并通过负载均衡提升了多机实时响应能力,尤为适合异构机器人集群在动态环境下的任务协调。节点既能独立执行本地计算,又可通过服务调用实现跨平台资源调度,为群体智能算法的工程化应用提供了高效框架。

(2) 多语言支持,ROS 目前支持 Python、C++、Java、Octave 和 LISP 等多种不同的语言,同时他还设置了多个多语言编程的接口定义。

(3) 架构精简,ROS 以高内聚低耦合架构,通过模块化设计解耦功能,支持独立编译与动态加载,集成 Gazebo、Eigen 及 OMPL 等开源工具。其标准化接

口与跨平台中间件降低异构机器人集群集成难度,为群体协同的任务分配与资源调度提供可扩展验证平台。

(4) 工具包丰富,在二次开发过程中,通常需要借助仿真软件或可视化工具,而 ROS 集成了丰富的组件化软件包,其中 Gazebo 物理仿真平台是最具代表性的例子之一。

Gazebo 作为 ROS 系统中一款功能强大、免费开源的 3D 物理仿真平台,在无人仓库中多机器人的协同控制与交叉决策研究中发挥了重要作用。其支持 Bullet、ODE 等高性能物理引擎,提供高质量图形渲染与灵活的编程接口,能够构建逼真的无人仓库环境与多机器人模型,为路径规划、交叉决策和编队控制的理论验证提供了高效平台。与其他仿真工具相比, Gazebo 的优势在于其可自主设计实验场景,精确模拟狭窄通道、货架布局及动态障碍,并通过集成多机器人模型与传感器(如激光雷达、相机),添加物理属性(如光线、影子),显著提升仿真环境的真实性。本研究利用 Gazebo 搭建无人仓库动态场景,验证了机器人路径交叉与避碰的协调机制,评估了多机器人编队的队形维持与协同运行效能。相较于 Rviz, Gazebo 通过引入物理参数,进一步增强了动态环境下的仿真精度。其支持定制化插件开发,满足了算法优化与测试的多样化需求,为无人仓库中多机器人的交叉决策与编队控制策略提供了可靠的验证环境。

2.2.1 激光雷达

在无人仓库中实现多机器人的协同控制与交叉决策,依赖于无人车对动态环境的精确感知能力。激光雷达因其在速度、距离和角度分辨率上的卓越性能,以及较高的成本效益,成为多机器人系统环境感知的核心技术。尽管其早期成本高昂限制了广泛应用,国内激光雷达厂商的技术进步已显著降低价格,使其逐步适用于智能仓储领域。研究选用了速腾聚创公司自主研发的 Helios 16 激光雷达,该设备是一款 16 线三维激光雷达,具有 30°的垂直视场角。激光雷达实物如图 2-1 所示。



图 2-1 16 线激光雷达

表 2-1 Helios 16 激光雷达性能参数

性能	参数
线数	16
激光波长	905nm
测距能力	0.2m 至 150m
转速	300/600/1200rpm
帧率	5Hz/10Hz/20Hz
出点数	576000pts/s(单回波模式) 1152000pts/s(双回波模式)

通过先进的测距核心技术,该设备可实现 360°全方位环境感知和精准检测。其模块化架构设计优化了物理结构,厚度仅 4 厘米,近距离盲区小于 0.2m,支持车载以太网数据输出,兼具高性能与低功耗特性。这种紧凑高效的设计使其适于集成至无人车平台,为无人仓库中多机器人的协同任务提供稳定感知基础。

Helios 16 激光雷达采用自主研发的无刷电机技术,有效减少机械摩擦与噪声,内部机械系统经过精密优化,确保运行可靠性。其视场角内 16 线均匀分布,符合车规级标准,通过机械冲击、随机振动、低温启动等多项测试验证,性能参数见表 2-1。研究利用其高分辨率感知能力,为无人仓库中多机器人的路径交叉决策与编队控制提供关键环境数据,确保机器人路径冲突的实时协调与多机器人队形的动态维持。该激光雷达的卓越性能与轻薄设计显著提升了系统的运行效率与协同精度,为智能仓储的多机器人协同应用提供了坚实的技术保障。

2.2.2 组合导航

CGI220 Pro 是上海华测导航技术股份有限公司研发的新一代车规级高精度

紧组合惯导系统,如图 2-2 所示,集成全系统全频点 GNSS 基带板卡与 6 轴 IMU,采用华测先进的紧耦合算法引擎,通过融合 GNSS、INS 和 DR 数据,提供高精度的导航解算。该系统具备全天候运行能力,在无人仓库内货架密集、通道狭窄等卫星信号受限场景下^[52],仍能输出连续稳定的位置、速度和姿态信息,克服多径效应与信号遮挡的影响。性能参数见表 2-2,研究将 CGI220 Pro 搭载于无人车平台,用于构建实验系统,支持多机器人在无人仓库中的路径规划与交叉决策。其高精度定位与姿态感知能力为后续机器人交叉协调与多机器人编队控制提供了可靠数据基础,确保系统在动态环境下的运行效能。



图 2-2 组合导航

表 2-2 组合导航系统参数

性能	参数
输入电压	9~36V DC(标准适配 12V DC)
定位精度	单点 L1/L2:1.2m; DGPS:0.4m; RTK:1cm+1ppm;
数据更新率	100Hz
姿态精度	0.1°
功率	<5W(典型值)

2.2.3 集和诚工控机

智慧物流通过整合物联网和大数据等先进技术,实现了物流系统的动态监控与精细化管理。这种创新方法显著提升了系统的智能决策能力和自动化执行水平,

最终达到了优化运作效率的目标。在无人仓库中，多机器人协同运行对计算控制平台的稳定性与可靠性提出更高要求。如图 2-3 所示，集和诚的工业计算机产品作为智慧物流设备的核心计算平台，具备在苛刻环境下长时间稳定运行的能力，性能参数见表 2-3，满足无人仓库中多机器人系统的控制需求。研究选用该工控机作为实验平台的计算核心，搭载于实验车上，支持 AGV 与 AMR 的实时路径规划、交叉决策与编队控制。其高可靠性与强计算能力保障了机器人交叉协调与多机器人协同避障的算法执行，为无人仓库动态环境下的高效运行提供了技术支撑，奠定了后续研究的硬件基础。

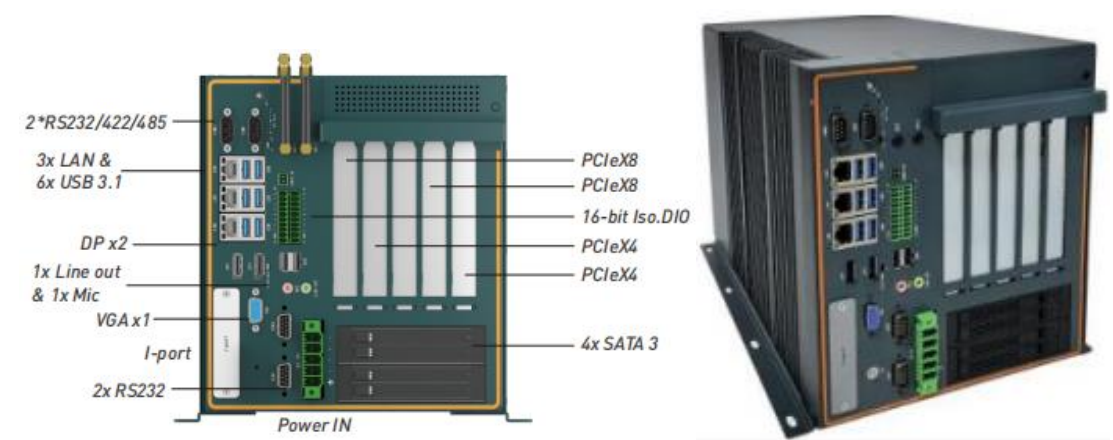


图 2-3 集和诚工控机 BRAV-7521

表 2-3 工控机参数

性能	参数
CPU	i7-9700
硬盘	256 G
RAM	16G
显卡	GTX1660
CAN 卡	PCM-26D2CA
显示器接口	HDMI

2.2.4 毫米波雷达参数

毫米波雷达是一种利用毫米波段（通常指 24GHz、77GHz 或 94GHz 等频段）无线电波进行目标探测和测量的传感器。如图 2-4 所示，毫米波雷达一般由发射模块、接收模块、信号处理模块和控制模块组成。发射模块负责发射毫米波信号，接收模块接收目标反射的信号，信号处理模块对接收到的信号进行分析和计算，提取目标的运动信息，控制模块则负责调节雷达的工作参数，如频率、扫描角度等，以适应不同的检测需求。



图 2-4 毫米波雷达

毫米波雷达的主要作用是实现对环境中的障碍物、目标物体的高精度感知与跟踪。在无人仓库的环境中，毫米波雷达具有重要作用，它可以实时感知机器人周围的环境，检测动态或静态障碍物的位置、速度和运动状态，并为机器人的路径规划、避障决策和协调控制提供准确的环境信息。此外，毫米波雷达在动态多目标环境中具有较强的抗干扰能力和高精度测量能力，能够为多机器人系统的稳定性和安全性提供重要支持。性能参数见表 2-4。

表 2-4 毫米波雷达参数

性能	参数
距离分辨率	0.75m(远距); 0.4m(近距)
距离精确度	±0.20m(远距); ±0.10m(近距)
速度分辨率	0.28km/h
速度精度	±0.1km/h
检测距离	0.20...120m 远距检测 0.20...40m 近距检测
雷达频段	77GHz
俯仰角	18°

2.3 无人仓库工作流程和环境要素建模

2.3.1 工作流程描述

多机协同物流网络已成为工业场景^[53-54]中柔性制造与智能调度的核心范式。现代仓储系统利用异构机器人集群^[55]，融合视觉惯性导航与分布式任务协商协

议，构建动态自适应的全链路运输体系。该体系采用强化学习驱动的协同调度策略，实现运输需求的弹性响应、多机轨迹优化及能效均衡。与传统集中式管控相比，其依托亚米级实时定位和三维避障感知技术，显著提升运输吞吐量，同时大幅降低能耗冗余，仓库机器人的搬运方式如图 2-5 所示。

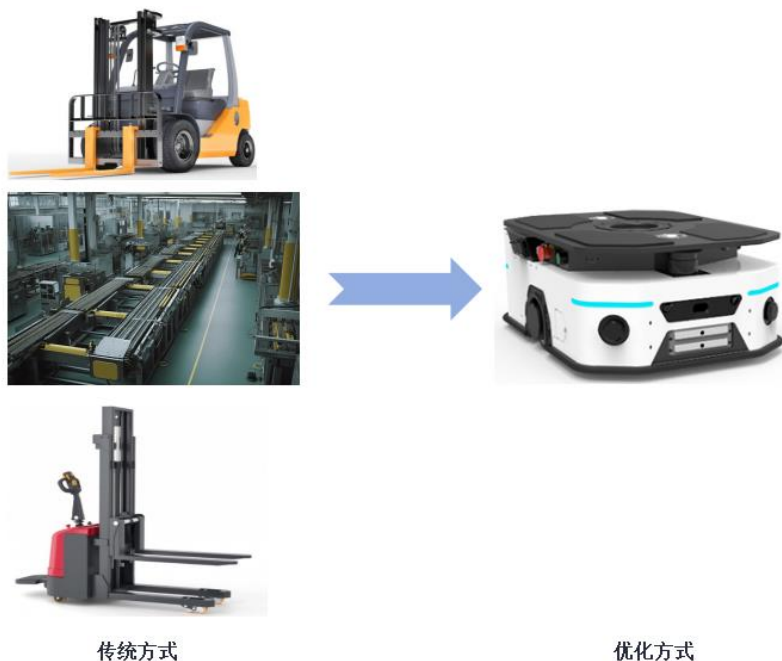


图 2-5 搬运车辆传统方式的改进

无人仓库中多机器人的作业流程如下：

（1）任务生成与分配，根据订单中商品的数量和种类选择任务背景，将任务货架与工作台进行匹配，确定起始位置和任务点。系统为空闲机器人分配任务。

（2）机器人路径规划与货物拾取，为机器人规划从起点至目标货架的最优路径，确保路径避让障碍物。机器人行驶到任务货架处，完成货物拾取，状态变为负载状态。

（3）货物运送与拣选，机器人将目标货物运送至指定工作台，等待拣选完成。若拣选未完成，机器人继续等待；若完成，则进入下一步。

（4）任务完成与状态更新，机器人状态从“运行”更新为“空闲”，表示当前任务完成。

（5）充电与任务检查，判断机器人是否需要充电，若需要则前往充电桩充电。充电完成后，判断是否所有任务均已完成，若未完成，则返回步骤（2）循环执行。

无人仓库中多机器人作业流程如图 2-6 所示：

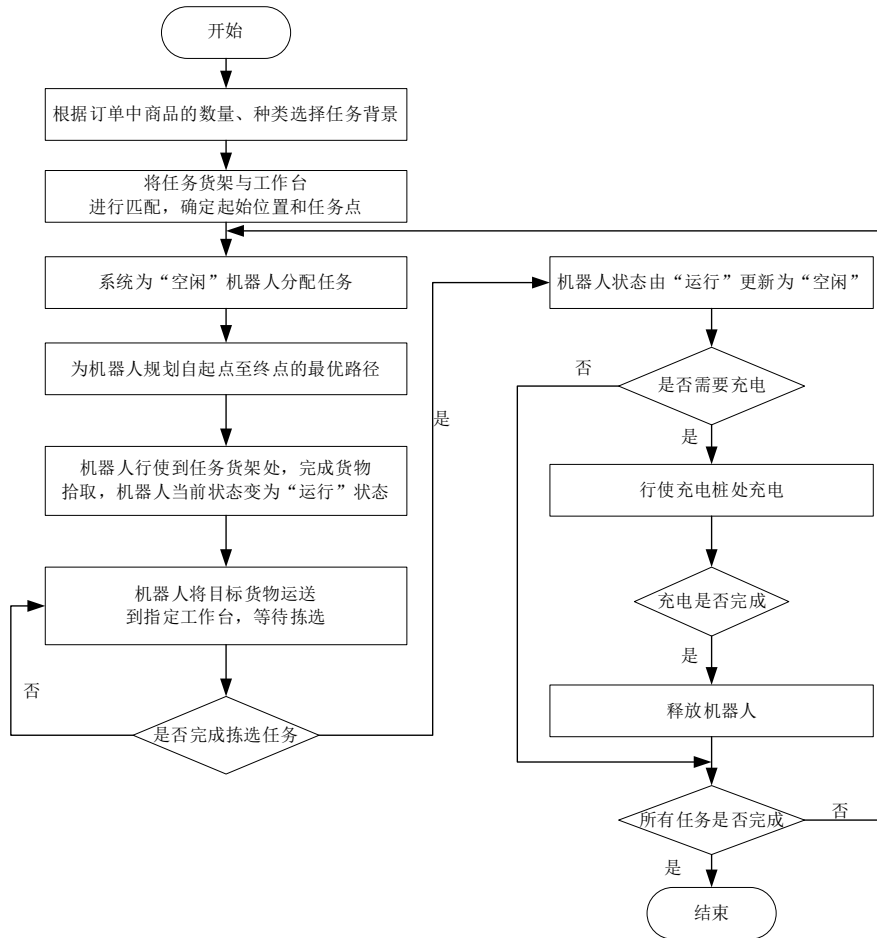


图 2-6 无人仓库的多机器人作业流程

2.3.2 环境地图建模方法

移动机器人路径规划中主要采用三种环境地图建模方法：特征地图、拓扑地图以及栅格地图。

(1) 特征地图。特征地图依靠移动机器人搭载的多元化感知设备对环境进行精确探测，并将复杂的环境信息提取并简化为几何特征，例如关键点、边界等基本元素，以简化方式呈现环境信息。

(2) 拓扑地图。拓扑地图通过环境中的关键节点（如货架、工作台、充电桩等）作为基本单元进行表示，使用节点间的连线路径建立连接关系，而不涉及其他环境细节。因不记录不可通行区域，此方法计算负担轻，搜索效率高，但缺乏全局细节，不适于模拟真实环境的路径规划。

(3) 栅格地图。栅格法由 Howden 首创^[56]，将机器人作业环境分割为均匀的正方形网格，每个网格赋予属性值（如 0 表示可通行，1 表示障碍）。如图 2-

7 所示，白色网格为可行区域，黑色为障碍区。栅格地图便于构建和更新，精度随网格数量增加而提升，但网格过多会导致存储需求激增和计算速度下降，需合理选择网格规模。

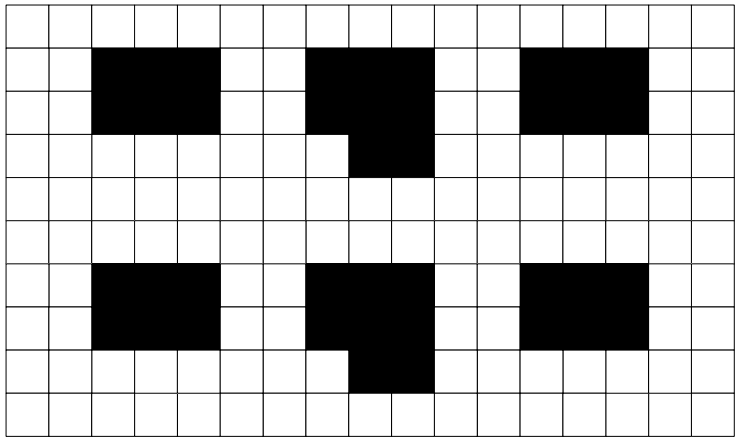


图 2-7 栅格地图

2.3.3 模型建立

在实际的货物仓储场景中，仓库共分为四个楼层：一楼设有 420 个货位，二楼 350 个，三楼 480 个，四楼 450 个，总计 1700 个货位。每日入库需求为 180 垛.每个库区部署了 4 台移载机器人和 4 个充电桩。本文重点关注一楼多移动机器人在拣货出库过程中的优化问题，不涉及其他楼层的操作，其全局仓库布局如图 2-8 所示。

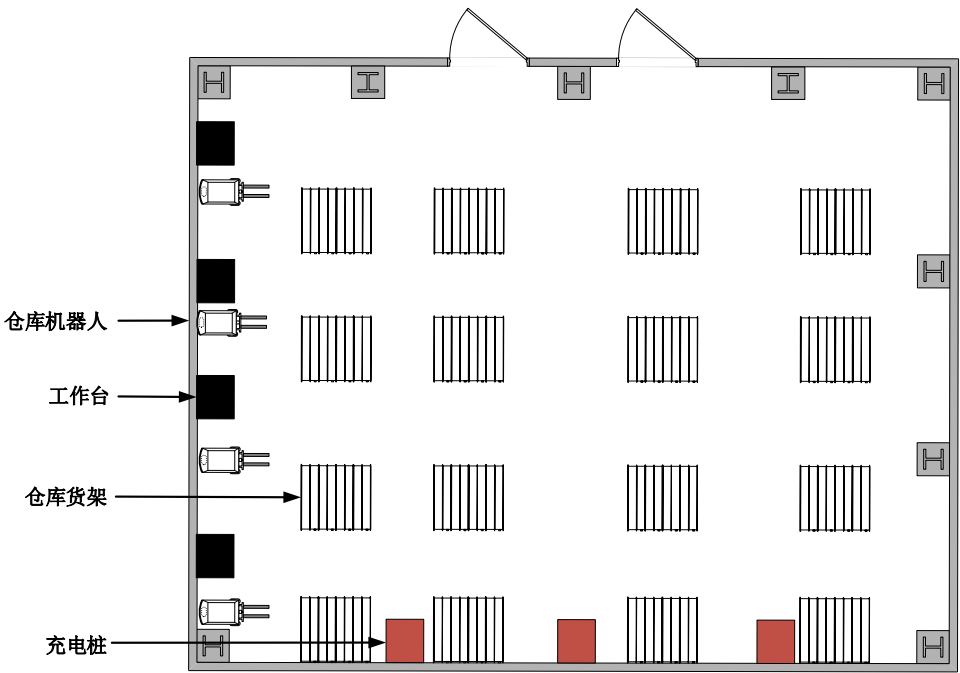


图 2-8 实际仓库全局地图

在无人仓库的实际环境中，构建适配的环境模型是实现高效运行的关键问题。无人仓库主要由货架、工作台和机器人等设施构成，这些设施形状规则、排列整齐，适合进行系统化建模。基于特征地图、拓扑地图及栅格地图等建模方法的特点，因其创建和维护相对简单，仓库选择采用栅格地图进行建模，且能最大限度保留环境的空间信息而备受青睐。同时，该方法通过网格化表达，可直观展示每台移动机器人的运动状态及路径轨迹。基于上述分析，本研究开发了一种基于栅格法的仓储环境建模方法。该方法旨在为多机器人系统在该模型下实现更高效的自主定位与路径导航操作提供支持。

为了便于进行仓库环境要素的精确建模，需要对无人仓库环境及机器人的状态做出以下基本假设：

- (1) 无人仓库环境结构已知。
- (2) 货架、充电桩和工作台等设施的位置以坐标形式标注，确保关键位置的精确定位。
- (3) 机器人运转稳定，保持匀速前进，避免因速度变化带来的复杂性。
- (4) 机器人被视为无体积的点状物，可在栅格地图中各向自由移动，这些假设有助于简化建模过程，确保研究的可行性和实用性。
- (5) 仓库存储区域呈矩形，包含若干静态障碍物，如货架和固定货物，这些障碍物保持静止，仅在机器人搬运时产生动态变化。
- (6) 每个障碍物均被包围成矩形边界框，若形状不规则，则扩展为规则矩形网格形式以便简化处理。

基于上述假设，构建一个无人仓库模型， 50×50 的栅格地图。黑色矩形为货架，存放货物，排列规则且留有通道。褐色矩形为工作台，位于 $Y=10、20、30、40$ ，用于货物处理，青色矩形为充电桩，位于 $Y=5, X=10、25、40$ ，为机器人充电，白色区域为可通行区域，形成通道，便于机器人移动。这种布局设计合理，适合智能物流系统，支持高效的货物管理和机器人导航。这种简化设计旨在在保留关键环境信息的同时，最大限度降低建模的复杂度。无人仓库各要素的简化模型如图 2-9 所示。为确保多机器人顺畅行驶并避免异常碰撞，合理划分通道与存储区域对机器人运行至关重要。

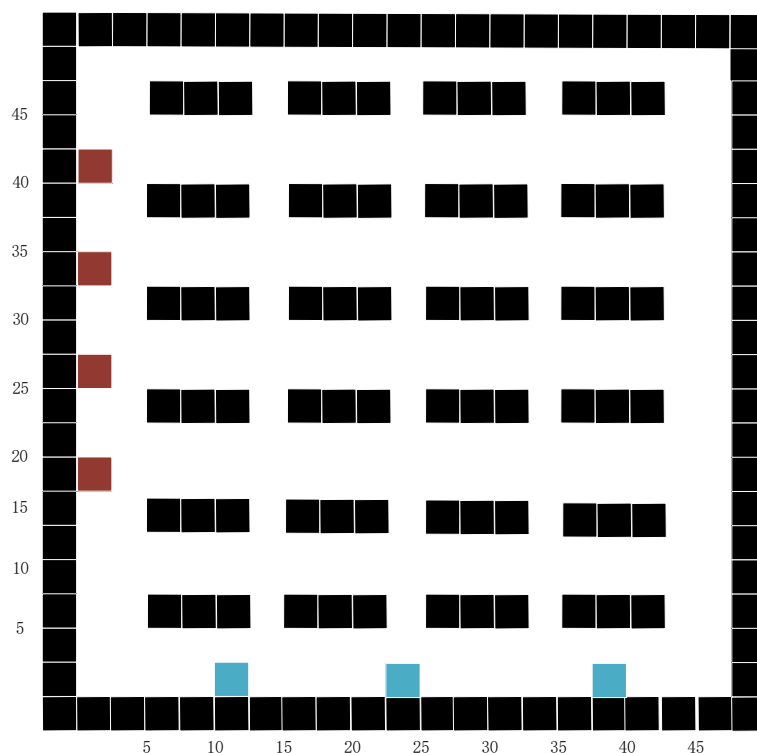


图 2-9 环境要素模型

2.4 本章小结

本章围绕无人仓库中多机器人协同运行的需求，完成了实验平台构建与路径规划基础研究，为第 5 章 Gazebo 仿真与实车实验奠定了坚实基础。通过基于 ROS 的实验平台搭建，利用 Rviz 与 Gazebo 实现了仿真环境的精确模拟，支持后续交叉决策与编队控制验证。在实物平台构建中，集成了导航系统与工业计算机，无人仓库工作流程分析明确了任务逻辑，环境建模则通过货架与通道的数字化表征，提供了真实实验场景。本章为机器人交叉冲突避碰和多机器人编队控制的仿真与实车验证提供了硬件支持与环境基础。实验平台的软硬件设计验证了路径规划的可行性，为无人仓库中多机器人系统的协调运行提供了技术保障。

第 3 章 机器人交叉决策机制的设计与实现

在无人仓库的动态复杂环境中，多机器人系统的协同运行会面临路径交叉的避障冲突的问题，通过设计机器人的交叉决策机制，可以提升任务执行效率和系统稳定性。本章聚焦于无人仓库中机器人的交叉决策机制研究，旨在设计一套基于避碰策略的决策框架，并结合改进的动态窗口法优化编队路径规划。研究工作从分析交叉冲突的类型入手，构建基于避碰策略的协同决策机制和动态路径规划方法，并通过改进 DWA 提升避碰路径规划的实时性和鲁棒性，最终通过仿真验证机器人间的冲突协调与动态适应的可行性。

3.1 基于避碰策略的机器人交叉决策框架

3.1.1 机器人交叉冲突的类型

在无人仓库环境中，机器人接受任务以后会规划出最优的取货路径，受仓库的货架排布紧密和机器人行使通道狭窄的影响，易发生相互阻挡，导致机器人之间发生交叉的冲突。结合文献^[57-60]提出的冲突分类及实际仓库场景，可将多机器人交叉冲突归纳为以下四种类型：

(1) 顶点冲突：两个机器人沿着仓库通道垂直方向前行，如图 3-1 (a) 所示，机器人 $Robot_1$ 和机器人 $Robot_2$ 将在下一个时刻占据同一位置，从而引发的冲突。

(2) 对向冲突：在同一通道内，两个机器人在同一时间沿着相同的路径对向行进，如图 3-1 (b) 所示，机器人 $Robot_1$ 和机器人 $Robot_2$ 分别占用彼此的最优取货路径，从而引发对向冲突。

(3) 侧占位死锁冲突：一个机器人在下一个时刻的位置被其他机器人占据，如图 3-1 (c) 所示，机器人 $Robot_1$ 前进的下一个位置点已被机器人 $Robot_2$ 占据，从而引发的冲突。

(4) 跟随冲突：在同一通道内，当一个机器人在某个时间点行驶到一个位置，而该位置在前一个时间点已被其他机器人占据，如图 3-1 (d) 所示，机器人 $Robot_1$ 的行驶速度快于机器人 $Robot_2$ ，这将导致在一段时间后，两机器人发生跟随冲突。

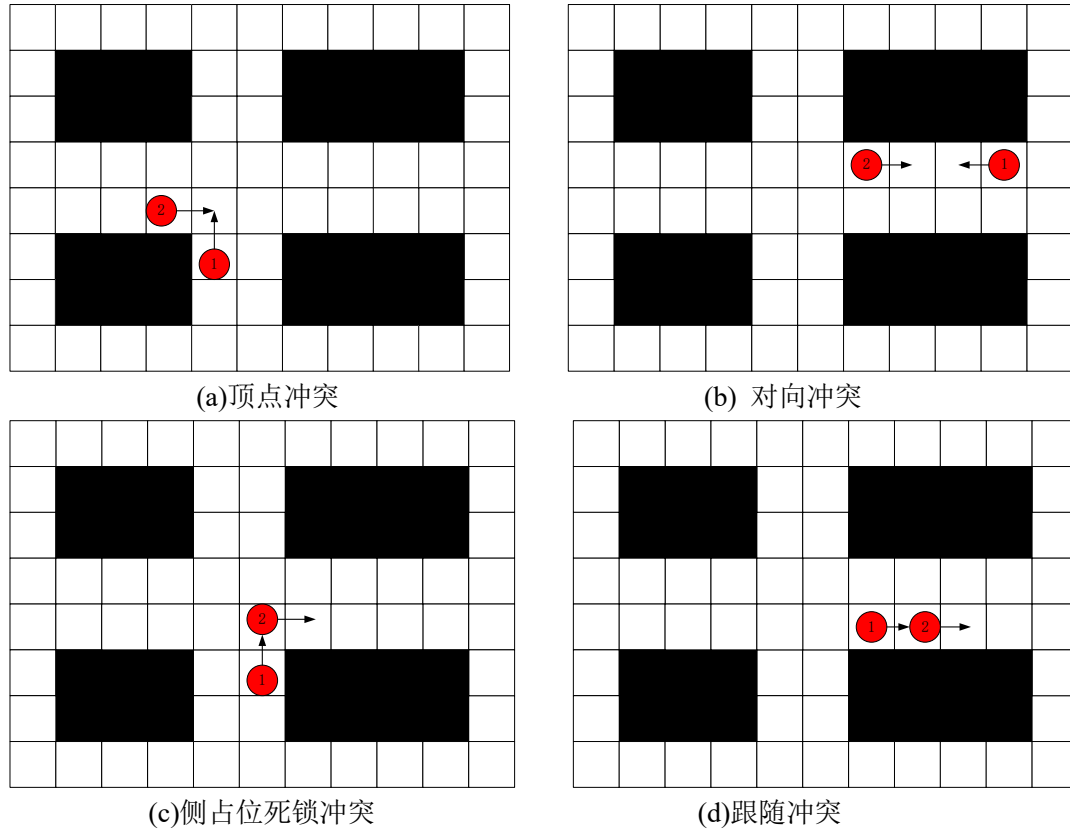


图 3-1 机器人交叉冲突类型

3.1.2 基于避碰策略的协同决策机制

在无人仓库环境中，每个时间步中，每个机器人只能执行一个操作，操作分为等待或移动。等待操作会让机器人在当前位置停留一个时间步，而移动操作则会使其转移到相邻的位置，并且同样消耗一个时间步，移动仅限于邻近点之间的转移。为有效解决机器人路径交叉与避碰难题，本研究提出基于避碰策略的协同决策机制，通过动态协调机器人的操作序列，确保其以无冲突方式抵达目标。该机制通过实时优化等待与移动决策，显著规避路径冲突，提升了机器人在无人仓库动态场景下的运行协调性与任务效率。

在导航过程中起着至关重要的作用的是移动机器人的自主避障能力，常见的算法包括模糊控制、人工势场和神经网络^[61-64]等方法。针对欠驱动 USV 的固定时间形成控制难题，Shun An 和 Mingjian Zhang 提出基于障碍 Lyapunov 函数和自适应估计器的快速控制方法^[65]，适用于复杂仓库环境，解决了输出约束、通信限制和外部扰动的影响，确保跟踪误差快速收敛，提升了系统稳定性和控制精度。但是，模糊控制理论难以建立一套系统性理论，导致其稳定性无法得到保证。针对无人机形成中的碰撞避让和通信距离维持问题，Shun An 和 Mingjian Zhang 提

出基于改进人工势场与共识的协调控制方法^[66],适用于复杂动态环境,解决了无人机形成过程中的障碍物避让和通信距离调整难题,提升了系统的稳定性和控制精度,确保形成目标的有效达成。然而,人工势场法在路径最优搜索的过程很容易陷入局部最优问题无法向前搜索避障路径,同时还会因为斥力场的作用导致目标不可达。针对多层前馈神经网络性能不足的问题,Hussein Aly 和 Abdulaziz K. 提出基于增强集成的深层多层感知器(EdMLP)架构^[67],适用于深度神经网络模型,解决了性能提升和调优效率低的问题,但神经网络算法^[68-70]面临训练数据集获取困难和耗时较长的问题,这直接导致移动机器人在实时避障性能上受限。本文中的测试表明,DWA 算法在避障精度和响应速度方面表现优异,同时通过实际应用验证,DWA 算法在路径可行性和运动平续性方面展现出了显著的优势。这在多机器人动态路径规划中具有重要应用价值。

多机器人交叉冲突时的避碰策略需要对路径规划进行优化,同时调整速度和运动方向,实时感知环境并进行动态调整。其中,在这种情况下,其他机器人的运动被视为动态障碍。因此,需要解决两个关键问题:一是为每个机器人确定最佳路径,二是监测潜在碰撞并执行路径重新规划。在无人仓库中机器人的状态分为空闲、充电以匀速运行。多机器人避碰策略的核心在于为每台机器人分配特定的优先级,其优先级会因机器人的状态和机器人的目标位置的变化而有所不同。优先级如表 3-1 所示。

表 3-1 机器人优先级

机器人状态	机器人目标位置	优先级
满载	工作台	3 级
	任务货架	2 级
空载	任意位置	1 级

当所有机器人均处于满载状态时,前往工作台的送货的机器人比空载机器人的优先级更高的;若机器人均驶向工作台,则依据任务重要性排序,任务重要性越高,优先级越高;若所有机器人均前往货架位置,则其优先级将依据任务的重要性进行。若所有机器人均为空载状态,则按照各自目标位置的远近进行排序,目标位置越远,其优先级越高。

在每个时间周期内,计算每对机器人之间的最小间距,若该间距小于预设的

安全阈值，即低于标准距离 D_s 时，优先级低的机器人将停止移动，而高优先级机器人则会继续执行当前任务，同时将低优先级机器人辨识为需要规避的障碍物。与此同时，系统会对相关路径规划目标函数进行调整。具体而言，目标函数中的惩罚系数与机器人之间的距离成反比。当两个机器人之间的距离大于预定的安全阈值 D_s 时，惩罚系数值为零；当距离小于该阈值时，间距越小，惩罚系数的数值则越大。

该惩罚机制赋予了机器人之间的碰撞预防在目标函数中比其他目标更高的优先级。如图 3-2 所示，两个机器人之间的避碰过程如下：当优先级较低的机器人 $Robot_1$ 进入另一机器人 $Robot_2$ 的感知区域时，双方通过通信获取彼此的优先级信息。由于权限水平较高的机器人 $Robot_2$ 获得了继续执行搬运任务的授权，其将维持当前运动状态，而优先级较低的机器人 $Robot_1$ 则停止并等待，直到离开优先级较高机器人 $Robot_2$ 的感知范围。

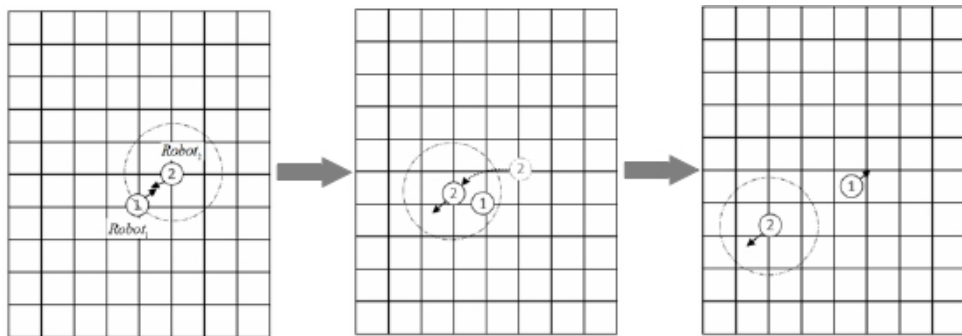


图 3-2 利用优先级协同避障策略

3.1.3 基于避碰策略的动态路径规划

在无人仓库环境中，所有机器人均位于工作台位置，处于待机状态，随时准备接收仓储取货任务。更高优先级机器人发出的等待请求会被机器人在此状态下检测并响应。当接收到仓储取货任务时，系统将启动路径规划流程，寻找从工作台到任务目标货架的最短可行取货路径^[71]。等待路径规划成功，则进入循环流程，机器人交叉决策流程如图 3-3 所示，具体运行步骤如下：

(1) 引入任务数据。将仓库环境的栅格地图以及相关任务信息输入系统以初始化流程；

(2) 路径冲突检测。根据机器人 i 的预规划运行路径，系统会检查是否存在

与其他机器人之间的路径冲突。如果存在冲突，则流程进入步骤（3）；若无冲突则跳转至路径执行步骤（7）；

（3）安全距离验证。在检测到路径冲突的情况下，系统会计算当前机器人与其他机器人之间的实际距离 d_{ij} ，并与预设的安全距离 D_s 进行比较。若实际距离大于安全距离，则流程跳转至等待处理阶段步骤（6），反之，则进入优先级判定环节步骤（4）；

（4）优先级判定。通过对机器人之间的优先级属性进行判断，系统会区分机器人的执行权限。若当前机器人具有较高的优先级，则系统会触发路径重新规划功能，转至步骤（5），将其他机器人视为临时障碍物，并在完成规划后恢复原定路径执行；若优先级较低，则流程进入等待状态步骤（6）；

（5）路径重新规划。对于优先级较高的机器人，系统会将其他机器人视为避让对象，进行路径的重新规划以绕开障碍，最终恢复正常的运行状态；

（6）执行等待指令。在优先级较低的情形下，机器人会暂停当前任务，原地等待，直至优先级较高的机器人完成通过，环境恢复安全状态；

（7）继续执行任务。在完成路径冲突处理或未检测到冲突的情况下，机器人按照既定或重新规划的路径继续执行运行任务；

（8）任务完成判定。系统会持续监测机器人的运行状态。当机器人成功抵达预定终点时，确认路径规划任务完成。

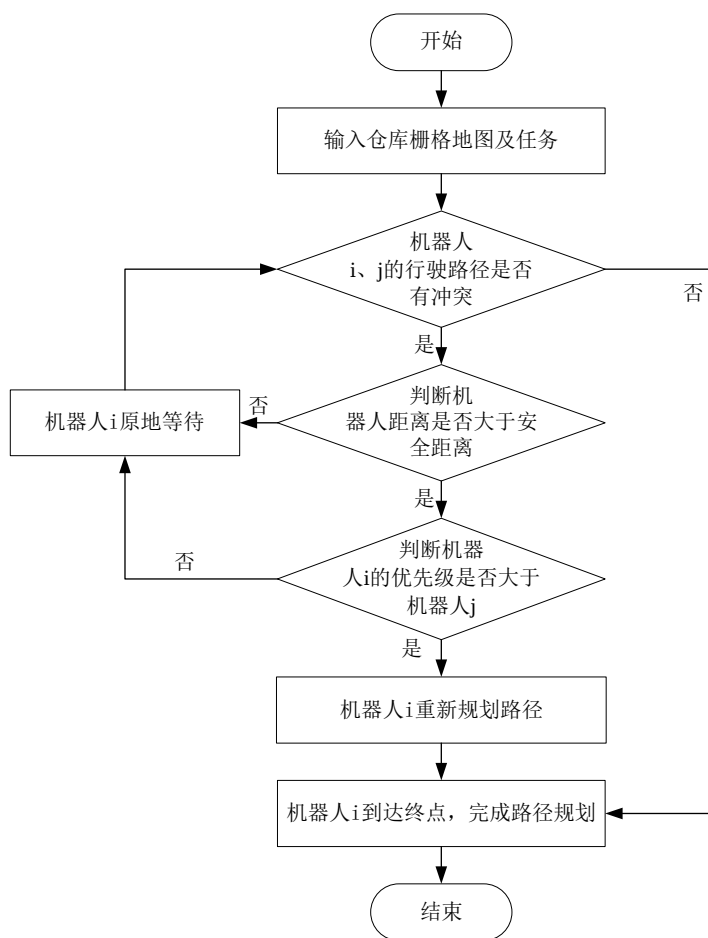


图 3-3 机器人交叉决策流程

3.2 基于改进动态窗口的交叉决策优化

单一机器人在无人仓库中进行路径规划时，仅需依据自身与障碍物间的空间信息规避障碍并抵达目标。然而，机器人协同运行时需考虑更复杂的动态交互，不仅要实现避障，还要确保路径交叉时的冲突协调与决策效率。为此，研究在交叉决策优化中引入改进动态窗口法，通过优化算法评估函数与优先级机制，提升机器人在交叉冲突环境下的交叉决策优化与避障能力。该方法有效应对路径冲突，确保机器人运行轨迹的实时调整与目标达成，为无人仓库中多机器人协同运行奠定了基础。

3.2.1 传统动态窗口法的原理

动态窗口法是由 Dieter Fox 提出的一种基于预测控制理论的一种局部路径规划算法^[72]。该算法因其计算资源消耗较低、避障性能优越以及运行稳定性较强等

优势, 在与其他算法的比较中表现突出, 因此得到了广泛的研究和应用, 涵盖多个领域。

(1) 基本原理

利用机器人的数学模型, DWA 算法采集速度样本, 并模拟出在特定速度下短时间内生成的运动轨迹, 对这些轨迹进行规范评估后, 确定一组最优路径, 机器人遵循这组最优路径进行运动。算法根据传感器反馈的数据, 分析窗口内的环境信息, 识别潜在障碍物, 并利用这些障碍物信息规划机器人的局部路径^[73], 确定短期目标点, 从而保证机器人能够安全高效地行驶。由于机器人在移动过程中, 其传感器捕获的环境信息持续更新, 窗口的内容和范围也随之动态调整, 因此该算法得名动态窗口算法。

DWA 算法的核心原理基于机器人的当前位置和速度状态, 通过综合分析在速度空间 (v_t, ω_t) 中进行采样, 确定一组满足机器人约束条件的速度指令集合。其研究流程首先涉及构建机器人的运动模型, 随后结合机器人的性能参数、运动学约束以及安全需求^[74-75], 对速度空间进行采样。模型构建完成后, 系统会基于机器人的性能规格、运动学约束以及安全性要求, 对速度空间进行离散化采样。在采样过程中, 为确保运动的安全性及效率, 系统会详细模拟每个样本速度在规定时间内运动轨迹特征。

根据预设的评价准则, 对所有采样得到的运动轨迹进行严格评估。评价函数的设计包含多个关键因素, 包括路径的平滑性、能耗的最优化、避障的安全性等核心指标^[76]。此外, 系统会综合考虑任务完成时间、路径长度、机器人间的协调性等多维度信息, 对各个速度矢量的适用性进行全方位评分。

在完成轨迹评估后, 系统会从中筛选出得分最高的运动轨迹作为最优路径方案, 并将该轨迹对应的速度指令提取出来, 作为机器人运动控制的基础命令直接发送至执行层。通过这一层次化的优化过程, 系统能够有效平衡各类约束条件, 确保机器人在复杂环境下的运动安全与操作效率。

(2) 运动模型

基于差速驱动底盘的机器人在平面坐标系中的运动模型是 DWA 算法预测轨迹的基础。假设机器人在平面坐标系中, 自身坐标系的 m 方向和 n 方向相互垂直, m 方向为机器人前进方向, n 方向为侧向。机器人在 t 时刻的位姿为

(x_t, y_t, θ_t) ，其中 (x_t, y_t) 是机器人在全局坐标系中的位置， θ_t 是车身朝向角。机器人在时间间隔 Δt 内的位姿增量可表示为：

$$\begin{cases} \Delta x = v \cdot \cos \theta \cdot \Delta t \\ \Delta y = v \cdot \sin \theta \cdot \Delta t \\ \Delta \theta = \omega \cdot \Delta t \end{cases} \quad (3-1)$$

式中， Δx —机器人在 x 方向上的位移；

Δy —机器人在 y 方向上的位移；

v —采样的线速度；

ω —采样的角速度；

θ —合速度 v 的朝向角。

机器人在 $t+1$ 时刻的位姿为：

$$\begin{cases} x_{t+1} = x_t + \Delta x \\ y_{t+1} = y_t + \Delta y \\ \theta_{t+1} = \theta_t + \Delta \theta \end{cases} \quad (3-2)$$

α, β, γ 是朝向角的变化，由角速度 ω 和时间间隔 Δt 决定。公式 (3.2) 表示机器人在 $t+1$ 时刻的位姿，通过当前位姿 (x_t, y_t, θ_t) 加上位姿增量 $(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)$ 计算得到。在交叉决策中，优先级高的机器人利用该运动模型预测其未来轨迹，判断是否会与优先级低的机器人（障碍物）发生碰撞。

（3）速度采样

速度采样是 DWA 算法的核心步骤，用于生成多组速度 (v, ω) 并预测未来轨迹。采样的速度受到最大最小速度约束、电机性能约束和安全约束的限制。

①最大最小速度约束：由于机器人硬件的物理限制，线速度 v 和角速度 ω 必须在以下范围内：

$$(v, \omega) \in [v_{\min}, v_{\max}] \times [\omega_{\min}, \omega_{\max}] \quad (3-3)$$

式中， $v_{\min}$ —最小线速度；

$v_{\max}$ —最大线速度；

$\omega_{\min}$ —最小角速度；

$\omega_{\max}$ —最大线速度。

②电机性能约束：机器人在时间间隔 Δt 内可达到的速度受加减速限制，速度范围为：

$$(v, \omega) \in [v_c - a_{\text{dmax}} \cdot \Delta t, v_c + a_{\text{amax}} \cdot \Delta t] \times [\omega_c - \omega_{\text{dmax}} \cdot \Delta t, \omega_c + \omega_{\text{amax}} \cdot \Delta t] \quad (3-4)$$

式中， v_c —当前线速度；

ω_c —当前角速度；

a_{dmax} —最大线减速度；

a_{amax} —最大线加速度；

ω_{dmax} —最大角减速度；

ω_{amax} —最大角加速度。

③安全约束：为避免与优先级低的机器人（障碍物）碰撞，安全速度 v_s 需确保机器人能在碰撞前减速至零，基于模拟轨迹与最近障碍物的距离 dist_o 和最大线减速度 a_{dmax} ，安全速度范围为：

$$v_s \leq \sqrt{2 \cdot a_{\text{dmax}} \cdot \text{dist}_o} \quad (3-5)$$

式中， v_s —安全速度。

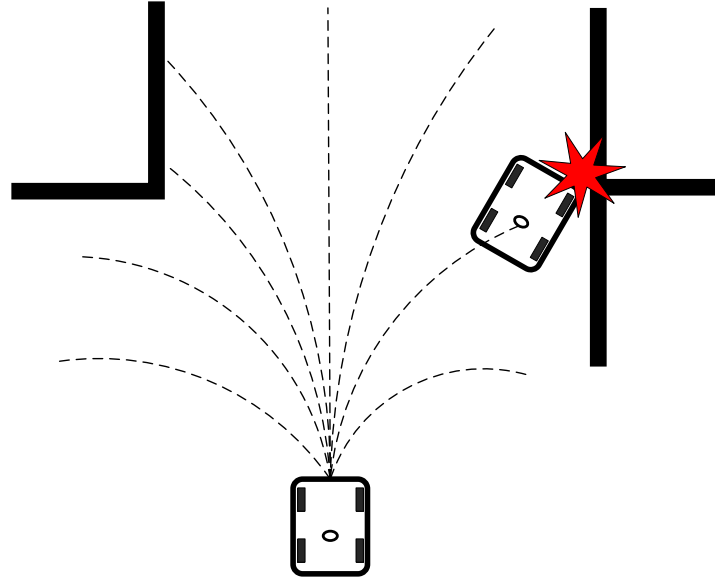


图 3-4 动态窗口法模拟采样轨迹示意图

在无人仓储环境中，机器人的行进过程中可能会遭遇障碍物。此时，动态窗口法会对机器人与最近障碍物之间的安全距离进行计算。同时，算法会对当前速度下的预测轨迹进行分析，判断其是否能够在与障碍物发生碰撞之前完成制动。如果评估结果表明无法实现安全停车，则该速度及其对应的轨迹将被剔除。动态窗口法在进行速度采样与轨迹模拟时的具体效果展示如图 3-4 所示。

最终采样的速度范围为上述三个约束条件的交集：

$$V_f = V_l \cap V_m \cap V_s \quad (3-6)$$

式中， dist_0 —模拟轨迹与最近障碍物的距离；

V_{limit} ， V_m ， V_s ， V_f —速度约束范围。

在交叉决策中，优先级高的机器人通过这些约束采样速度，预测轨迹并判断是否会与优先级低的机器人发生碰撞

(4) 评价函数

DWA 算法通过评价函数 $G(v, \omega)$ 评估每条轨迹的优劣，选择得分最高的最优轨迹。评价函数由方位角因子、障碍物距离因子和速度因子加权组成：

$$G(v, \omega) = \sigma(\alpha \cdot \text{heading}(v, \omega) + \beta \cdot \text{dist}(v, \omega) + \gamma \cdot \text{velocity}(v, \omega)) \quad (3-7)$$

式中， $G(v, \omega)$ —轨迹评价函数得分；

$\text{heading}(v, \omega)$ —方位角评价因子；

$\text{dist}(v, \omega)$ —障碍物距离评价因子；

$\text{velocity}(v, \omega)$ —速度评价因子；

α, β, γ —加权系数；

σ —归一化处理函数。

①方位角评价函数 $\text{heading}(v, \omega)$ 计算预测轨迹末端朝向与目标方向的夹角差，差值越小评分越高：

$$\text{heading}(v, \omega) = 180^\circ - |\theta_g - \theta_p| \quad (3-8)$$

式中， θ_g —目标方向；

θ_p —预测轨迹末端朝向。

速度评价函数 $\text{velocity}(v, \omega)$ 计算采样速度的模与最大速度的比值，速度越大评分越高：

$$\text{velocity}(v, \omega) = \frac{\sqrt{v^2 + (\omega \cdot r)^2}}{v_{\max}} \quad (3-9)$$

方位角评价函数用于筛选与目标方向夹角较小的轨迹，以便机器人能够朝向目标方向行驶，其示意图如图 3-5 所示。

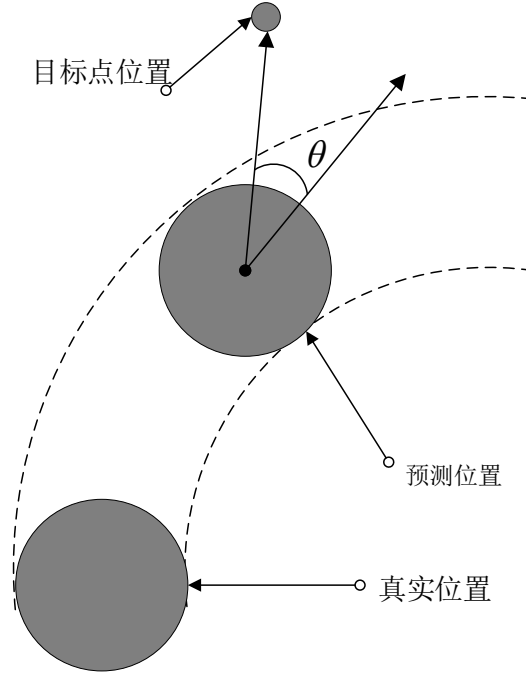


图 3-5 方位角评价示意图

② $dist(v, w)$ 表示为机器人轨迹上与最近障碍物的距离，用于保证路径规划时机器人尽可能远离障碍物。该函数的目的是增加机器人与障碍物之间的距离以远离障碍，评分越高表示机器人与障碍物距离越远，碰撞几率越低。若轨迹上无障碍物，则该评分达到最大值。

③ $velocity(v, w)$ 该函数表示采样速度值，旨在确保机器人在安全行驶的同时尽可能提高速度，采样速度的模与最大速度的比值，速度越大评分越高：

$$velocity(v, \omega) = \frac{\sqrt{v^2 + (\omega \cdot r)^2}}{v_{\max}} \quad (3-10)$$

在二维空间中，传感器在机器人运行时获取的数据呈现出离散性特征，特别是在检测障碍物时更为明显。针对基于当前速度生成的预测轨迹，可能存在两种截然不同的情形：一是轨迹与障碍物发生相遇，二是轨迹成功避开障碍物。这种情况导致不同轨迹在某些评价项 $dist(v, w)$ 上的数值差异较大，进而出现异常的评估结果，影响对整体轨迹的准确判定。为解决这一问题，必须对评价函数中的各项指标进行归一化处理，这一过程也被称为平滑处理。

归一化处理是为避免某项因子数值过大主导评价结果，对各因子进行归一化处理：

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{heading}_n(v, \omega) = \frac{\text{heading}(v, \omega)}{\sum_{i=1}^N \text{heading}_i}, \\ \text{dist}_n(v, \omega) = \frac{\text{dist}(v, \omega)}{\sum_{i=1}^N \text{dist}_i}, \\ \text{velocity}_n(v, \omega) = \frac{\text{velocity}(v, \omega)}{\sum_{i=1}^N \text{velocity}_i} \end{array} \right. \quad (3-11)$$

式中， N —采样轨迹数量；

heading_n ， dist_n ， velocity_n —归一化后的评价因子。

在交叉决策中，优先级高的机器人通过该评价函数选择最优轨迹，既能朝目标方向行驶，又能避开优先级低的机器人（被视为障碍物），同时保持较高速度。

运动模型为优先级高的机器人提供了轨迹预测基础，确保其在交叉决策中能够准确判断与优先级低的机器人的相对位置。速度采样通过多重约束确保采样的速度安全可行，避免碰撞。评价函数综合考虑方向、距离和速度，优化交叉决策中的路径选择。通过合理设计加权系数 α, β, γ , DWA 算法能够在无人仓库中实现高效、安全的路径规划。

3.2.2 交叉决策的算法改进

机器人在无人仓库中执行任务时，依据交叉决策机制协调路径规划，当感知到潜在冲突时，从常规路径规划切换至避障模式，并在冲突解除后恢复协调状态。

基于改进动态窗口法的交叉决策优化框架如图 3-6 所示，其流程主要包括以下几个部分：

（1）初始化。机器人系统根据任务需求确定初始位置，外部传感器感知仓库环境信息，机器人内部整合自身速度与位姿数据，并解析外界环境输入。

（2）交叉决策算法。机器人依据自身位姿、速度及相互间的相对距离与角度，通过改进动态窗口法计算下一时刻的路径决策，优化冲突协调。

（3）冲突避障。系统根据感知信息判断是否存在路径交叉冲突，若无冲突则执行常规路径规划；若检测到冲突，则启用改进动态窗口法，通过优化评估函

数实现实时避障。

（4）状态恢复。当无冲突时，持续执行交叉决策算法维持路径协调；当发生冲突时，执行改进动态窗口法避障，完成后恢复初始决策状态，确保多机器人运行协调性。

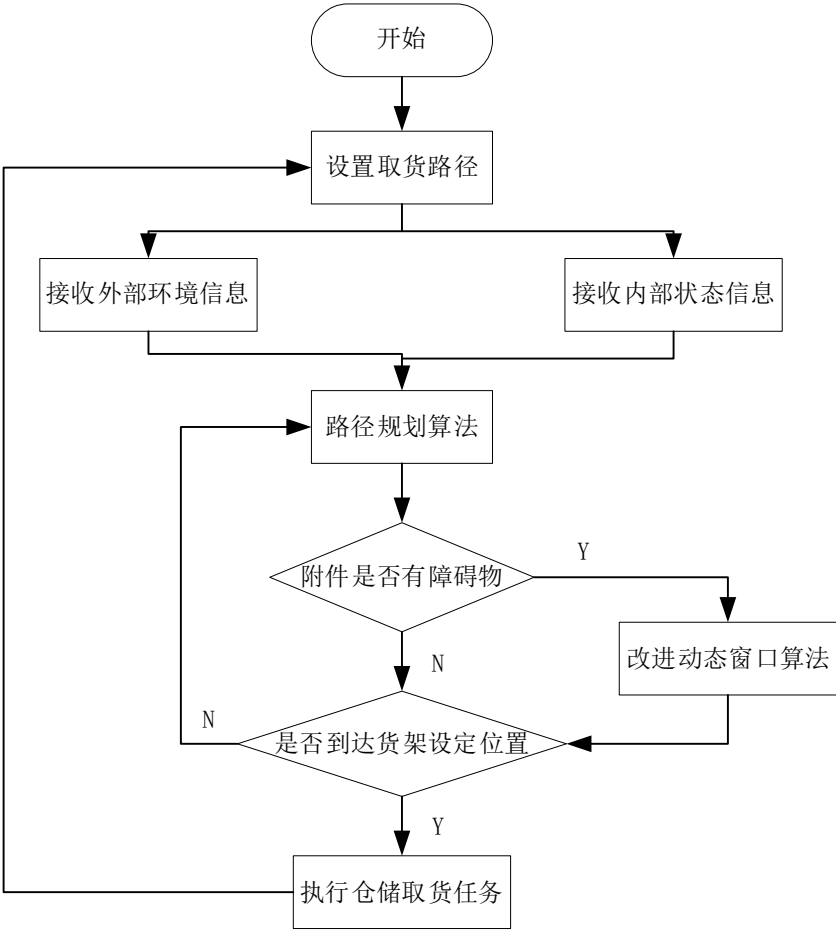


图 3-6 基于改进动态窗口法的动态避障流程图

3.2.3 优先级条件的判断

传统动态窗口法（DWA）在多机器人路径规划中持续感知并实时运行算法，显著增加计算负担。为优化此问题，本研究将改进 DWA 融入多机器人交叉决策机制，首先通过传感器感知仓库环境中的冲突风险，随后依据优先级条件在常规路径规划与避障模式间切换。优先级条件作为模式切换的核心依据，通过评估冲突紧急性确定优先执行模式，从而提升多机器人系统在无人仓库中的决策效率与计算资源利用率。

在无人仓库环境中，优先级高的机器人将优先级低的机器人视为障碍物，全

距离阈值 d_{th} 的选取需要与机器人的最大线速度 v_{max} 相关联, 以确保在高速运动时仍能提供足够的避障距离。当 d_{th} 无限趋近于 v_{max} 时, 机器人能够在较大的距离内提前感知障碍物并切换至避障模式。因此, 安全距离阈值可以表示为与速度和反应时间的函数:

$$d_{th} = v_{max} \cdot t_r + d_0 \quad (3-12)$$

式中, d_{th} —安全距离阈值;

v_{max} —机器人的最大线速度;

t_r —机器人的反应时间;

d_0 —额外的安全余量距离。

当 v_{max} 较大时, d_{th} 会随之增大, 确保机器人有足够的距离切换至改进 DWA 算法进行避障; 当 v_{max} 较小时, d_{th} 相应减小, 以提高交叉决策的效率。

机器人通过传感器实时感知障碍物 (即优先级低的机器人) 的距离 d_{obs} , 并根据与安全距离阈值 d_{th} 的比较决定运行模式。当 $d_{obs} > d_{th}$ 时, 机器人继续按照原有算法进行全局路径规划; 当 $d_{obs} < d_{th}$ 时, 机器人切换至避障模式, 执行改进 DWA 算法。因此, 模式切换的条件可以表述为:

$$\text{模式} = \begin{cases} \text{全局路径规划,} & d_{obs} > d_{th} \\ \text{改进DWA避障,} & d_{obs} < d_{th} \end{cases} \quad (3-13)$$

式中, d_{obs} —传感器感知到的障碍物距离。

当 d_{obs} 大于阈值时, 机器人认为障碍物距离较远, 无需立即避障, 继续执行全局路径规划; 当 d_{obs} 小于阈值时, 障碍物进入危险范围, 机器人切换至改进 DWA 算法以高效避开优先级低的机器人。若 d_{th} 过小, 可能导致 d_{obs} 快速减小至无法避障的范围, 因此阈值需合理设计。

在避障模式下, 机器人执行改进 DWA 算法时, 需根据当前速度 v_c 和障碍物

距离 d_{obs} 动态调整避障行为的最优距离 d_{opt} 。当 d_{th} 较小时，机器人需要在较近距离内完成交叉决策，因此最优距离应随速度和距离变化而调整：

$$d_{opt} = \frac{d_{obs} \cdot v_c}{v_{max}} + k \cdot (d_{th} - d_{obs}) \quad (3-14)$$

式中， d_{opt} —避障模式下的最优调整距离；

v_c —机器人当前速度；

k —调节系数 (取值范围通常为 0 到 1)。

当 d_{obs} 接近 d_{th} 时， d_{obs} 较小，机器人倾向于快速决策；当 v_c 接近 v_{max} 时， d_{obs} 增大，确保高速运动下的安全性，使得机器人在交叉决策中既高效又安全。

3.3 仿真验证分析

为了验证避障算法的有效性，选择两台机器人进行局部仿真测试。仿真场景中，机器人在执行作业任务时出现顶点冲突情况，具体显示如图 3-7。圆形符号表示机器人，方块标记代表相应的目标位置。

实验初始状态如图 3-7 (a) 所示。圆形标记 0 代表 id 为 0 的机器人（标识编号为 $Robot_0$ ）的起始位置，方块标记 0 为其对应的目标位置；圆形标记 1 表示 id 为 1 的机器人（编号为 $Robot_1$ ），其目标位置由方块标记 1 标示。当系统时钟推进一个时间单位后，两台机器人进入新的位置状态，如图 3-7 (b) 所示。在此情形下，避障算法启动，id 为 1 的机器人在当前位置暂停，等待 id 为 0 的机器人通过交叉栅格点。此时，id 为 0 的机器人继续行进，最终两台机器人均抵达各自的目标位置，如图 3-7 (c) 所示，完成了整个避障过程的仿真。

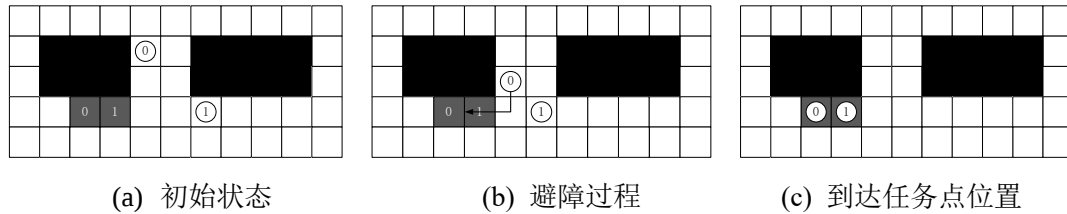


图 3-7 机器人避障过程

在 50×50 的栅格地图仓库模型中，如图 3-8 所示，设置机器人数量为 2，机器人 $Robot_1$ 位置点 (4, 41) 和机器人 $Robot_0$ 位置点 (6, 9) 分别处于左侧通道。

机器人 $Robot_1$ 为刚从工作台出发的空载机器人，前往货架取货；机器人 $Robot_0$ 为前往货架搬运的机器人，正在执行任务。两台机器人预计在位置点（15, 32）发生碰撞。

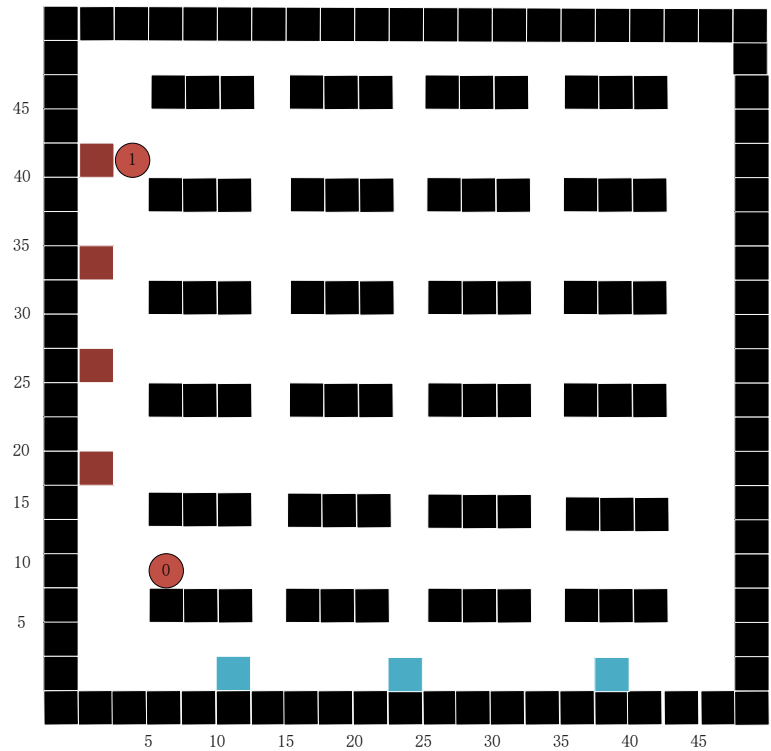


图 3-8 仓库地图中机器人初始位置

通过避障策略和优先级判断，机器人 $Robot_0$ 在碰撞点（15, 32）等待，机器人 1 将其视为临时障碍物，继续行驶执行任务,如图 3-9 所示。。机器人 $Robot_1$ 作为空载机器人，优先级较高，从（5, 41）向右下移动至（15, 33），绕过机器人 $Robot_0$ 后继续前往目标货架。机器人 0 在（15, 30）等待，待机器人 $Robot_1$ 通过后，再向右移动至目标货架完成搬运任务。这种策略有效避免了碰撞，确保了任务效率，同时体现了无人仓库中路径规划和优先级调度的重要性。

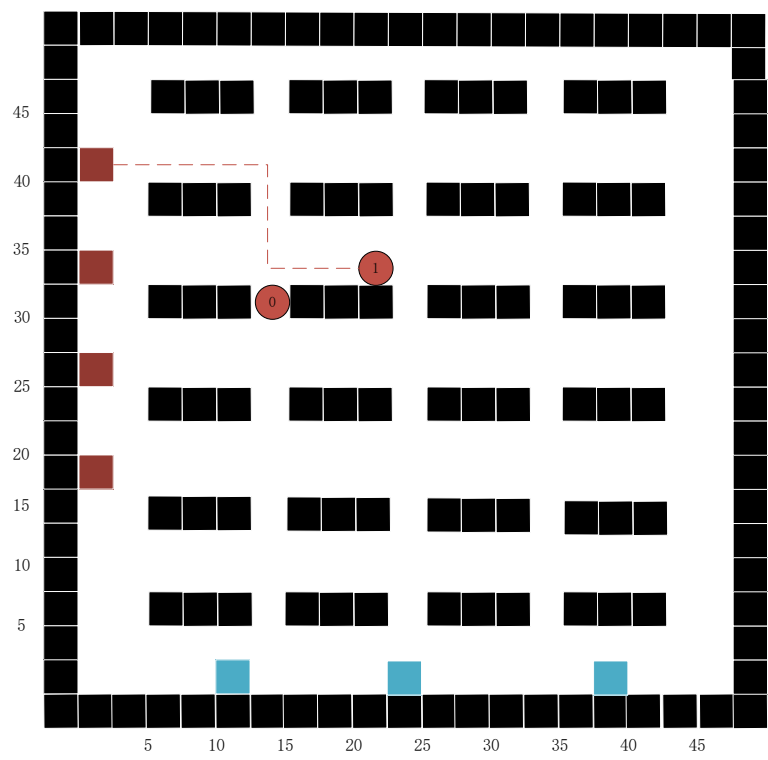


图 3-9 仓库地图中机器人局部路径冲突避障

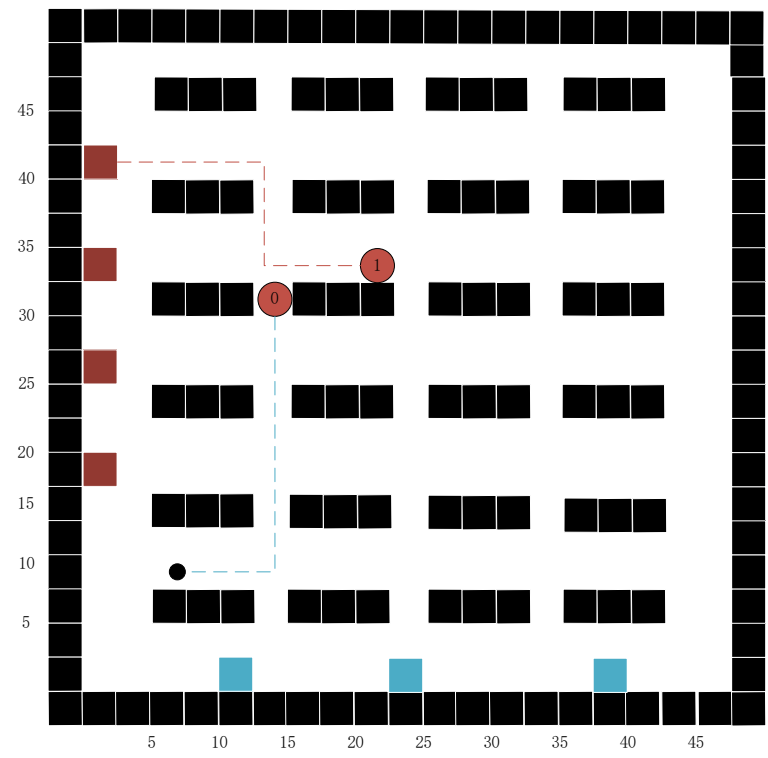


图 3-10 仓库地图中机器人全局路径图

如图 3-10 所示，虚线路径显示了两机器人的移动轨迹，体现了实时避障策略的有效性。这种调度避免了碰撞，确保了任务顺利执行，展示了无人仓库中路径规划和优先级管理的高效性。

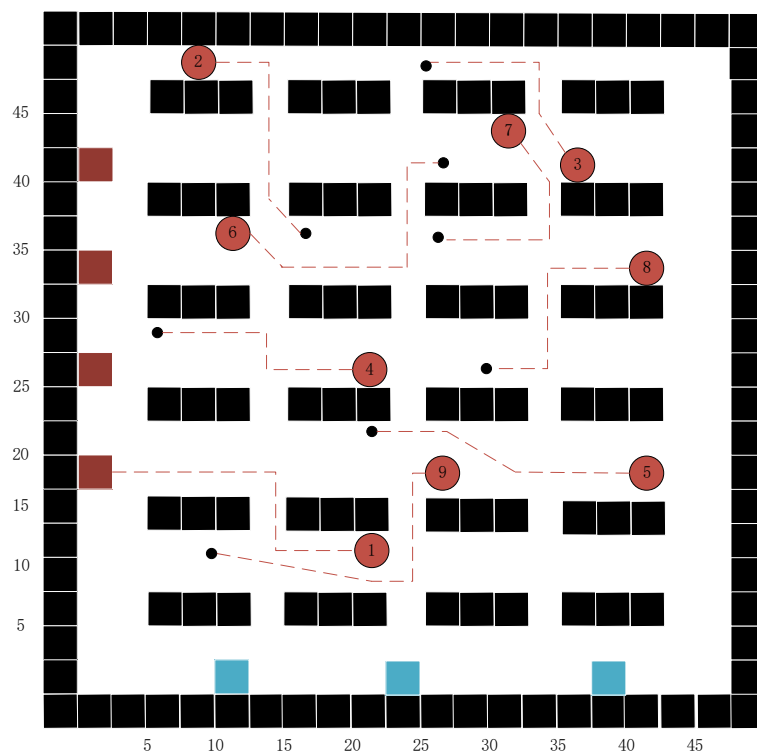


图 3-11 仓库地图中多机器人路径规划仿真结果

仿真实验使用 9 台机器人（编号 0 至 8）分布于地图不同位置，如图 3-11 所示，虚线路径清晰展示了它们的移动轨迹。从结果可以看出，9 台机器人在密集货架和狭窄通道中顺利完成任务。改进动态窗口法结合障碍物距离和目标点位置，实时评估机器人前方速度和方向的可行性，动态调整路径。优先级策略解决了交叉点的冲突问题，确保了机器人间的协调运行。验证了改进动态窗口法和优先级策略实现的交叉决策避障路径规划的可行性。

3.4 本章小结

本章针对无人仓库中多机器人的路径交叉与避碰问题，分析了多机器人交叉冲突特性，研究了交叉决策机制的设计与实现，通过构建基于避碰策略的决策框架，并设计了协同决策与动态路径规划方法，为实时冲突协调提供了理论支撑。提出了改进动态窗口法算法，通过优化评价函数与优先级判断，提升了多机器人在动态环境下的避障效能与决策精度。仿真实验验证了所提方法能显著降低路径冲突，确保运行协调性与稳定性。本章研究确认了交叉决策机制的科学性，并为无人仓库中多机器人协同运行奠定了基础。作为多机器人协同控制的基本单元，机器人交叉决策的优化策略为后续多机器人编队控制提供了技术支持。

第4章 多机器人编队控制与协同避障研究

本章集中于多机器人编队控制与协同避障的理论与方法研究,旨在依托多机器人交叉决策的协调机制,通过改进领航-跟随法设计控制策略,将个体协调成果系统性地扩展至多机器人场景,提升无人仓库中系统的协同效能与环境鲁棒性。研究首先分析多机器人编队体系与队形特性,揭示不同队形在动态环境中的适用性与约束。随后,基于传统领航-跟随法的优化,构建控制策略与控制器,实现多机器人队形的稳定维持与动态调节。最后,提出协同避障机制,以应对无人仓库复杂环境场景。本章研究框架通过多机器人编队体系与队形特性的理论剖析为控制设计提供依据,并通过改进领航-跟随法的控制策略优化与效能验证实现协同控制的深化,通过协同避障机制的体系化设计与性能提升增强系统适应性。

4.1 多机器人编队体系方法与队形分析

多机器人编队体系方法与队形分析是实现高效协同工作的核心关键。本节将重点研究多机器人编队的体系方法,包括队形的稳定性分析、协调控制方法、队形切换策略等关键技术。

4.1.1 多机器人编队体系方法

根据通信协同控制方法^[77],机器人编队控制问题主要分为两种控制模式:集中式和分散式。

(1) 集中式控制:指在编队系统中存在一个中央控制节点(如领航者),负责接收和处理所有机器人的状态信息,并根据整体任务目标,统一分配和调整各个机器人的运动路径与行为。这种控制模式的优点是能够实现编队行动的高效协调和一致性,尤其在任务目标清晰、环境相对简单的场景下,集中式控制能够快速响应并优化编队的整体性能。然而,集中式控制的缺点在于中央节点可能成为系统的单点故障,若中央节点出现故障或通信中断,整个编队可能会失去控制,影响系统的鲁棒性。

(2) 分散式控制:采用分布式的协调机制,各个机器人通过局部感知和通信,自主实现状态同步与行为协调。这种控制模式的特点是去中心化,每个机器人都能独立完成局部决策,并通过与邻近机器人的交互,逐步达成全局目标。分

散式控制的优势在于系统具有较强的鲁棒性和容错性,即使部分机器人出现故障或通信中断,整个编队仍能继续执行任务。分散式结构分为两种模式。第一种为离线模式,机器人先获取任务并预先规划离线路线,个体行为由规划器分配,模块化任务下发至各单元,以实现对于子系统的有效监督。第二种模式整合自身与主控数据,与其他个体本地互传。

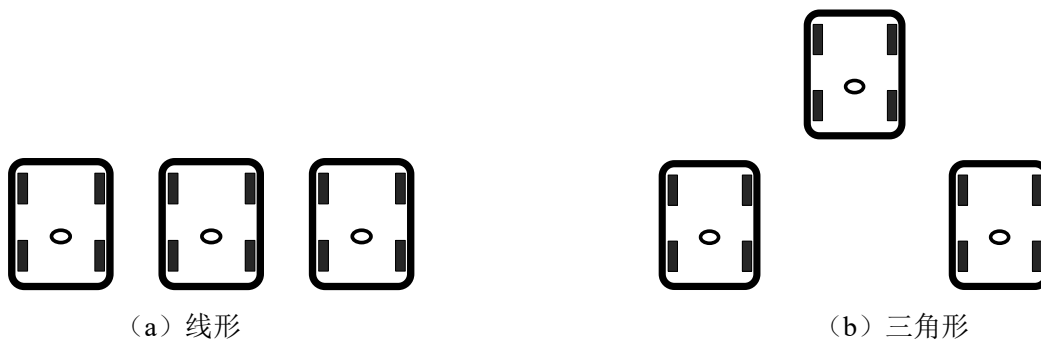
分散式控制通过统一领导赋予机器人同等等级,相较集中式控制,更适用于多机器人编队。其通信需求较低,编队形态可灵活调整。若某个体失能,可启动应急方案替代故障单位,最大限度降低系统影响。然而,分散式控制偏重个体行为,可能导致资源利用效率不高。

综上,分散式控制方法更适合同步编队需求,尤其在处理特殊通信场景时表现出色。分散式控制能够更好地适应动态和不确定的环境,为复杂场景中的多机器人协作提供了更大的灵活性。

4.1.2 编队队形分析

多机器人在执行任务时,能够根据环境、任务需求和障碍物的分布,灵活变换多种队形,以提高任务执行的效率与适应性。常见的队形包括线形、三角形、矩形和菱形。如图 4-1 所示。

图 4-1 (a) 线形队形适用于任务目标集中或需沿单一路径前进的场景,具有较高的方向集中性;图 4-1 (b) 三角形队形则常用于需要封锁或包围目标的任務,能够提供更广的监控范围;图 4-1 (c) 矩形队形适合需要覆盖较大区域的任务,以确保区域内的全面感知与任务完成;图 4-1 (d) 菱形队形则能够在动态环境中提供多方向的灵活性和应对能力。具体的队形选择主要依据任务目标、环境复杂度以及障碍物的分布情况。多机器人通过动态调整队形,能够在不同场景下优化自身的运行状态,提升整体的协同效率与任务执行能力。



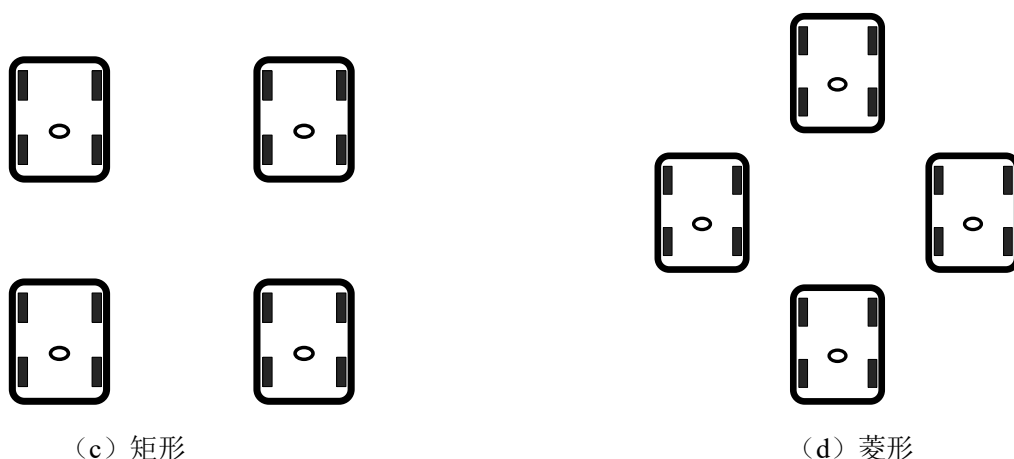


图 4-1 机器人编队的队形图

采用领航-跟随的多机器人编队控制方法，针对无人仓库内的复杂任务需求，指定一个机器人作为领航者，其他机器人作为跟随者。领航者通过环境感知和路径规划，分析编队中各机器人的位置和运动状态，并根据任务目标和环境信息，统一协调编队行动；而跟随者则通过与领航者的通信和感知自身与领航者的相对位置和角度，实时获取与领航者的相对位置和速度信息，确保与领航者的同步性。在动态环境中，各机器人能够根据实时环境变化和任务需求，动态调整队形，确保编队的稳定性与协调性，同时高效完成仓储任务。这一方法充分利用了集中控制和分散协调的优势，显著提升了多机器人编队在无人仓库中的工作效率与灵活性。多机器人编队根据参考点的不同，可以分为几何中心参考、相邻机器人参考和领航者参考三种方式。

(1) 几何中心参考：如图 4-2 (a) 所示，通过数学分析确定机器人编队的几何中心位置，各机器人依据该中心定位自身位置，来进行队形控制的方法，适用于编队队形对称或需要保持整体平衡的场景。该结构通信负载较高，模型分析复杂。

(2) 相邻机器人参考：如图 4-2 (b) 所示，是基于机器人与其邻近机器人的相对位置和速度进行控制，通过相互通信定位自身，适合分布式协作和动态变化的环境。该方法容错率较高，但通信量较大。

(3) 领航者参考：如图 4-2 (c) 所示，是通过指定一个领航者作为参考点，其他机器人根据与领航者的相对状态进行调整，适用于任务目标明确且需要集中控制的场景。该结构简单，易于扩展，但对领航者依赖较强。

分析提出的三种参考方法可知，几何中心参考在队形的稳定性和均匀性方面表现优异，适合对称队形的协调控制；相邻机器人参考在动态性和容错性方面具有显著优势^[78]，适合复杂多变的环境；领航者参考则在任务执行的效率和精确性方面表现突出，适合需要高一致性的场景。三种方法各具优缺点，实际应用中可以根据任务需求和环境特点灵活选择，以实现多机器人编队的高效协作与稳定运行。

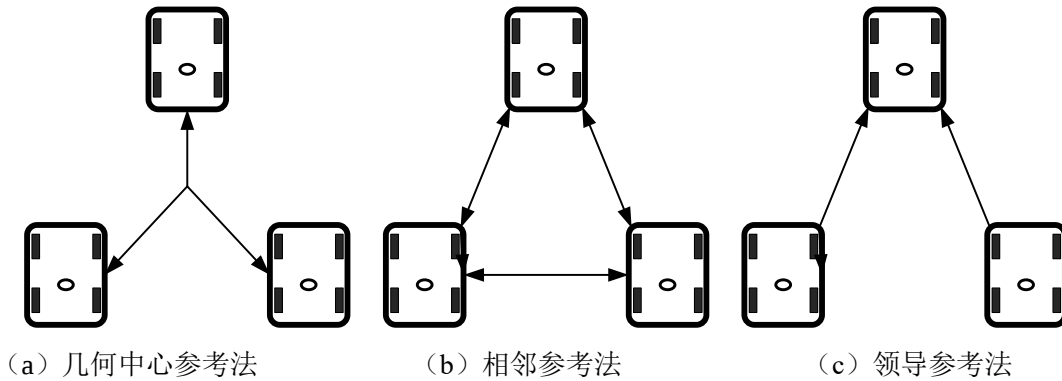


图 4-2 队形控制不同参考点示意图

4.2 改进的多机器人编队控制策略设计

为了改进基于领航-虚拟跟随者法的多机器人编队控制策略，提出了一种基于安全阈值设计的协同避障方案。通过动态调整机器人的运动状态，确保编队在复杂未知环境中安全、协调地完成作业任务。机器人通过传感器实时感知环境中的障碍物。当检测到障碍物时，系统会根据预设的安全阈值触发协同避障机制。这种机制通过调整机器人的运动路径，避免碰撞，并逐步恢复初始编队状态。编队控制策略还包括虚拟机器人设置，进一步优化了传统的领航-跟随方法。这种改进使得机器人能够在动态变化的环境中保持队形稳定，确保任务的高效执行。通过调整机器人之间的间距和运动状态，本方案有效提升了编队在复杂环境中的避障能力和协作效率。

4.2.1 改进领航-跟随者法的控制策略设计

为了改进领航-跟随法的控制策略设计^[79]，并解决传统主从式系统中跟随者容易出现偏离的问题，本节提出了一种基于虚拟结构机器人改进的方法。在传统的领航-跟随法中，系统内指定一个领航者，负责规划编队的整体轨迹和目标方

向，而剩余的机器人则作为跟随者，基于领航者的状态进行跟随。然而，由于环境干扰、通信延迟或跟随者自身状态估计的误差，跟随者往往会出现位置和速度的偏离，导致编队队形不稳定。为此，引入虚拟结构机器人作为辅助参考点，能够帮助跟随者更精确地感知和调整其运动状态，减少偏离程度。虚拟结构机器人通过提供一致的位置和速度参考，增强了系统的鲁棒性和控制精度，从而实现对编队的精确控制和队形稳定。

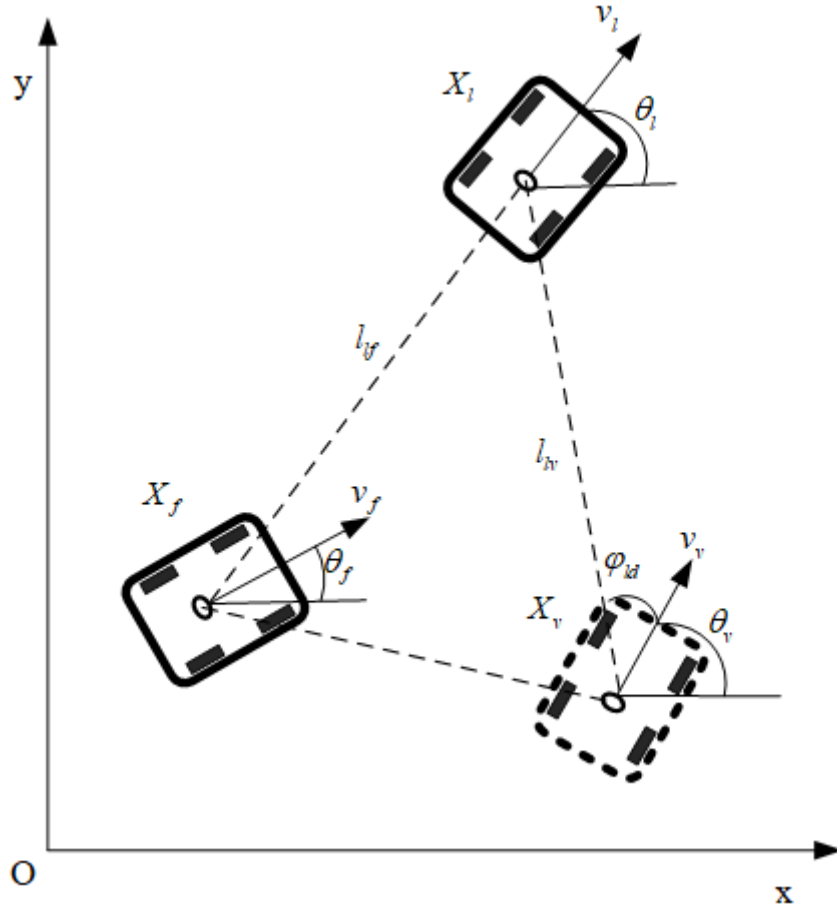


图 4-3 加入虚拟机器人的领航-跟随法编队系统

如图 4-3 所示。是在在多机器人的领航-跟随法中加入虚拟机器人后的编队系统，其中，领航者用 X_l 表示，其位姿可表示为 $q_l = (x_l, y_l, \theta_l)^T$ ；虚拟机器人用 X_v 表示，其位姿可表示为 $q_v = (x_v, y_v, \theta_v)^T$ ；跟随者用 X_f 表示，其位姿可表示为 $q_f = (x_f, y_f, \theta_f)^T$ ；领航者与跟随者的期望角度和距离分别用 ϕ_{lv} 和 l_{lv} 表示。

虚拟机器人 X_v 的坐标用领航者的坐标表示为：

$$\begin{cases} x_v = x_I + l_{lv} \cos(\varphi_{lv} + \theta_I) \\ y_v = y_I + l_{lv} \sin(\varphi_{lv} + \theta_I) \\ \theta_v = \theta_I \end{cases} \quad (4-1)$$

跟随者 X_f 与虚拟机器人 X_v 之间的误差可以表示为:

$$\begin{cases} x_e = x_v - x_f \\ y_e = y_v - y_f \\ \theta_e = \theta_v - \theta_f \end{cases} \quad (4-2)$$

将式(4-1)带入式(4-2)可得:

$$\begin{cases} x_e = x_I + l_{lv} \cos(\varphi_{lv} + \theta_I) - x_f \\ y_e = y_I + l_{lv} \sin(\varphi_{lv} + \theta_I) - y_f \\ \theta_e = \theta_I - \theta_f \end{cases} \quad (4-3)$$

领航者的运动学模型可以表示为:

$$\dot{q}_I = \begin{bmatrix} \dot{x}_I \\ \dot{y}_I \\ \dot{\theta}_I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_I & 0 \\ \sin \theta_I & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_I \\ \omega_I \end{bmatrix} \quad (4-4)$$

根据以上, 虚拟机器人 X_v 的运动学模型可以表示为:

$$\begin{cases} \dot{x}_v = v_I \cos \theta_I - \omega_I l_{lv} \sin(\varphi_{lv} + \theta_I) \\ \dot{y}_v = v_I \sin \theta_I - \omega_I l_{lv} \cos(\varphi_{lv} + \theta_I) \\ \dot{\theta}_v = \omega_I \end{cases} \quad (4-5)$$

跟随者的运动学模型可表示为:

$$\dot{q}_f = \begin{bmatrix} \dot{x}_f \\ \dot{y}_f \\ \dot{\theta}_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_f & 0 \\ \sin \theta_f & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_f \\ \omega_f \end{bmatrix} \quad (4-6)$$

所以相对误差的运动学模型为:

$$\begin{cases} \dot{x}_e = v_I \cos \theta_I - \omega_I l_{lv} \sin(\varphi_{lv} + \theta_I) - v_f \cos \theta_f \\ \dot{y}_e = v_I \sin \theta_I - \omega_I l_{lv} \cos(\varphi_{lv} + \theta_I) - v_f \sin \theta_f \\ \dot{\theta}_e = \omega_I - \omega_f \end{cases} \quad (4-7)$$

误差微分方程可以表示为:

$$\begin{cases} \dot{x}_e = \omega_I y_e - v_r \cos \theta_e - v_f \\ \dot{y}_e = -x_e \omega_f + v_r \sin \theta_e \\ \dot{\theta}_e = \omega_I - \omega_f \end{cases} \quad (4-8)$$

在编队控制过程中，基于编队的动态模型和当前状态估计，对跟随者的运动参数进行计算，获得其最佳线速度和角速度。将速度参数转换为运动指令，引导跟随者移动至预先设定的虚拟目标位置，确保每个跟随者的运动参数准确合理。通过这一过程，虚拟机器人作为参考模型，发出统一的运动指令，整个机器人编队能够保持一致性，从而完成编队控制的预期目标。

4.2.2 编队控制器设计

本节旨在建立编队控制器以实现编队运动控制方案。该控制器通过分层结构设计实现编队的协同运动，其中首要层次是设定整个编队的领航者。作为整个编队的核心引导单元，领航者的主要功能是协调各编队成员的运动状态，确保编队从起始位置到目标位置的平稳过渡^[80]。与此同时，针对任务复杂性和系统灵活性的要求，可对整个编队进行功能区划，将其划分为若干子系统，并在每个子系统中选定局部领航者。每个局部领航者负责指导所在子编队的运动操作，确保各子系统在编队整体框架下实现协同工作。该控制器采用了连接式模块化设计，构建了一个由全局规划层和局部避障层组成的多层次控制网络，从而确保编队在动态环境中的高效协同运行。通过这种层次化分解与统一协调的控制方法，不仅增强了编队系统的适应性和灵活性，同时也确保了各个子系统之间的良好配合和整体目标的准确实现。

研究提出以虚拟机器人为核心的编队控制方法，通过将传统编队控制转化为轨迹跟踪任务来实现编队的精确协调。系统中所有从属机器人需实时保持与虚拟机器人一致的运动速度与姿态。该设计采用双闭环 PID 控制器，内层速度环和外层位姿环的协同控制实现精确调节。该策略不仅简化了编队控制的实现难度，同时显著提升了系统的稳定性和响应性能，为多机器人协作控制提供了新方法。

PID 控制器以其响应速度快、稳定性好、抗干扰能力强、简单易实现以及适用性广等优点，成为自动控制系统中一种核心技术。在虚拟结构法中选用 PID 控制器的原因在于，其能够有效应对多机器人编队在动态环境中的复杂变化，确保队形的精确控制和稳定运行。PID 控制器通过快速响应误差、消除稳态误差以及预测误差趋势，能够在多机器人编队中实现高效协同运行，同时其简单性和稳定性也使其特别适合用于复杂的动态环境中。

PID 控制器（比例-积分-微分控制器，Proportional-Integral-Derivative

Controller) 是一种经典的反馈控制技术, 因其简单性和高效性而在工业控制及机器人运动控制领域得到广泛应用。其核心是通过对误差的比例 P、积分 I 和微分 D 进行加权组合, 生成控制输出以调节系统行为, 其数学表达式为:

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int e(t) dt + K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (4-9)$$

式中, $u(t)$ —控制输出;

$e(t)$ —期望值与实际值之差。

K_p 、 K_i 、 K_d 分别为比例增益、积分增益和微分增益, 分别用于调节响应速度、消除稳态误差和抑制超调振荡, 通过合理调整 K_p 、 K_i 、 K_d 参数, 可实现快速响应、无稳态误差及稳定的控制效果。

比例环节 K_p : 对误差的大小按比例调节输出, 能够快速响应误差的变化。

积分环节 K_i : 对误差信号进行积分, 能够消除系统的稳态误差, 使系统能够达到预期的目标值。

微分环节 K_d : 微分环节具备预测系统误差趋势的能力, 并能够及时向系统中引入矫正信号, 从而有效地防止误差过大。这种预测性功能不仅能够实时调整系统状态, 还能显著加快系统的响应速度。

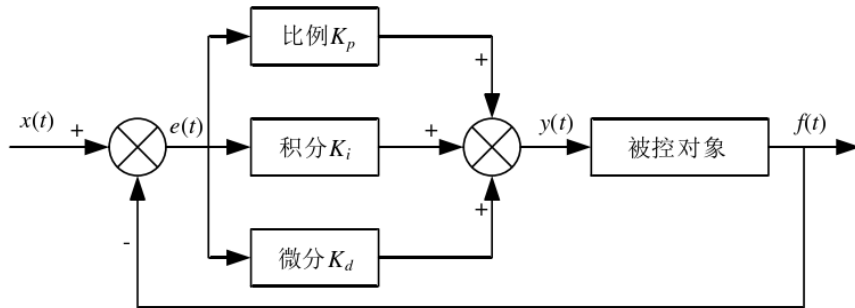


图 4-4 PID 控制原理图

如图 4-4 所示, 系统通过期望输入信号 $x(t)$ 与反馈信号 $f(t)$ 的差值计算获得误差信号 $e(t)$ 。信号随后经由控制器的三个功能环节逐级处理, 其输出结果经累加后形成最终控制变量 $y(t)$ 。在 $y(t)$ 的驱动下, 被控制对象状态得以调整, 最终实现对误差的有效消减, 从而达到预期的控制目标。

在多机器人编队控制中, 双闭环 PID 控制器被用于确保机器人之间的协同

运动，维持期望的相对位置和速度。双闭环结构包括外环（位置环）和内环（速度环），其中外环负责位置跟踪，内环负责速度调节，从而提升系统的稳定性和动态性能。如图 4-5 所示的编队控制原理图所示。

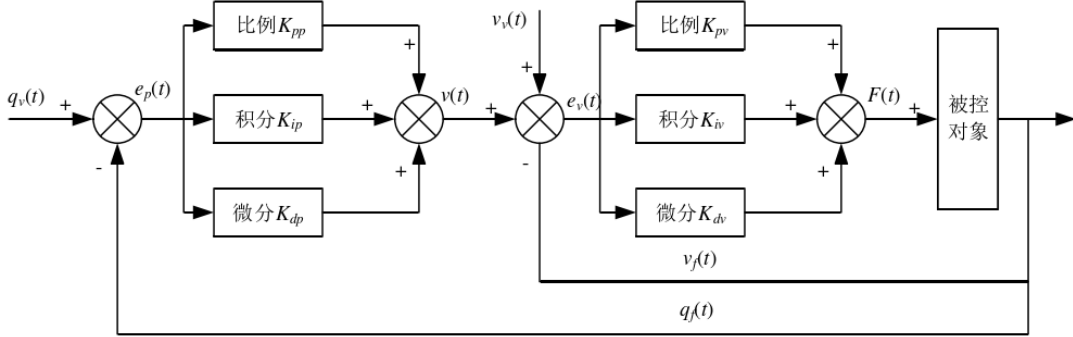


图 4-5 双闭环编队控制原理图

假设每个机器人采用二维平面运动模型，其状态由位置\$(x,y)\$和朝向\$\theta\$表示，动力学方程为：

$$\begin{cases} \dot{x} = v \cos \theta \\ \dot{y} = v \sin \theta \\ \dot{\theta} = \omega \end{cases} \quad (4-10)$$

式中，\$v\$—线速度；

\$\omega\$—角速度。

外环通过位置误差生成期望速度。对于第 \$i\$ 个从属机器人，其实际位置 \$(x_i, y_i)\$ 与期望位置 \$(x_{di}, y_{di})\$ 的误差定义为：\$e_{xi} = x_{di} - x_i\$，\$e_{yi} = y_{di} - y_i\$

期望位置根据领航机器人位置 \$(x_l, y_l)\$ 和编队几何参数相对距离 \$d\$ 和角度 \$\phi\$ 计算：\$x_{di} = x_l + d \cos(\phi)\$，\$y_{di} = y_l + d \sin(\phi)\$

位置 PID 控制律分别 \$x\$ 和 \$y\$ 向设计，输出期望速度分量：

$$\begin{cases} v_{x,di} = K_{pp} e_{xi} + K_{ip} \int e_{xi} dt + K_{dp} \frac{de_{xi}}{dt} \\ v_{y,di} = K_{pp} e_{yi} + K_{ip} \int e_{yi} dt + K_{dp} \frac{de_{yi}}{dt} \end{cases} \quad (4-11)$$

随后，将期望速度分量合成为线速度 \$v_{di}\$ 和角速度 \$\omega_{di}\$

$$\begin{cases} v_{di} = \sqrt{v_{x,di}^2 + v_{y,di}^2} \\ \omega_{di} = \arctan 2(v_{y,di}, v_{x,di}) - \theta_i \end{cases} \quad (4-12)$$

内环根据期望速度(v_{di}, ω_{di})与实际速度(v_i, ω_i)的误差进行调节, 误差定义为:

$e_{vi} = v_{di} - v_i$, $e_{\omega i} = \omega_{di} - \omega_i$ 速度 PID 控制律为:

$$\begin{cases} u_{vi} = K_{pv}e_{vi} + K_{iv}\int e_{vi}dt + K_{dv}\frac{de_{vi}}{dt} \\ u_{\omega i} = K_{pv}e_{\omega i} + K_{iv}\int e_{\omega i}dt + K_{dv}\frac{de_{\omega i}}{dt} \end{cases} \quad (4-13)$$

式中, $e_v(t)$ —跟随者实时速度误差;

u_{vi} —线速度驱动信号;

$u_{\omega i}$ —角速度的驱动信号。

K_{pv} —比例系数;

K_{iv} —积分系数;

K_{dv} —微分系数。

输入至机器人执行器。参数整定分为位置环参数(K_{pp}, K_{ip}, K_{dp})和速度环参数(K_{pv}, K_{iv}, K_{dv})。位置环中, K_{pp} 提高响应速度, 但过大会导致超调; K_{ip} 消除稳态误差, 需适中以避免振荡; K_{dp} 抑制超调, 增强稳定性。速度环中, K_{pv} 加快速度跟踪, K_{iv} 减少偏差, K_{dv} 减小速度波动。整定过程可采用 Ziegler-Nichols 法, 先调节内环, 再优化外环。

编队控制采用领航-跟随模式, 领航机器人以速度 v_l 沿预定路径移动, 从属机器人通过双闭环 PID 维持相对位置。各机器人之间通过通信共享状态信息, 并可结合动态窗口法实现避障。

该方案的通过内环快速调节速度和外环确保位置精度, 提高队形维持的稳定性。通过双环结构对抗外部干扰, 提高系统的鲁棒性。通过实时反馈和循环调整, 适用于不同队形和机器人数量, 双闭环 PID 控制器能够实现无人仓库中多机器人编队的精确控制, 确保队形维持和任务协同。

4.2.3 仿真验证分析

利用 MATLAB 仿真验证领航-跟随 (Leader-Follower) 在多机器人协同导航中的应用效果。如图 4-6 所示, 展示了三台机器人在 50×50 米实验环境区域内的运动轨迹。其中红色实线代表领航者 (Leader), 蓝色实线和青色实线分别表示跟随者 1 (Follower 1) 和跟随者 2 (Follower 2)。领航者初始坐标 (12.5, 10), 跟随者 1 和跟随者 2 初始坐标分别约为 (1, 11) 和 (13.5, 0.5)。领航者的速度在 x、y 方向均为 1.5m/s, 两跟随者的起始速度均为零, 跟随者与领航者之间的参考距离设定为 2 米。

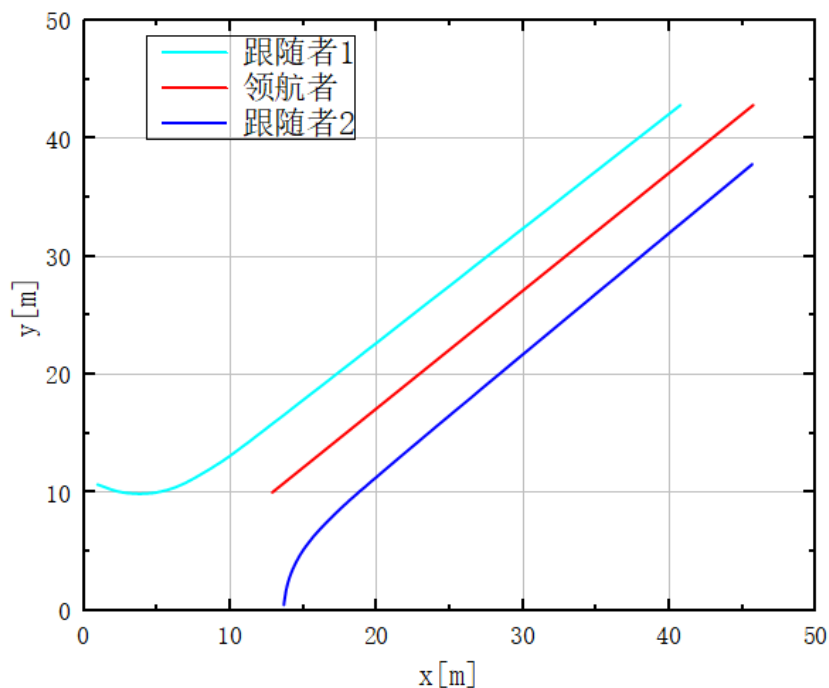


图 4-6 编队轨迹仿真图

仿真结果如图 4-6 所示, 领航者从 (12.5, 10) 出发, 沿直线路径移动至目标点坐标为 (45, 43.5), 领航者通过发布位置和速度信息, 跟随者根据参考距离调整自身运动, 确保了队形的一致性和导航的准确性。初始阶段, 跟随者因速度为 0 而略有延迟, 但迅速加速调整至稳定跟随状态。随后跟随者 1 和跟随者 2 的轨迹与其保持平行, 间距稳定, 从轨迹分析来看三条路径平滑且一致, 未出现明显偏离或抖动。仿真结果表明算法成功实现了队形控制, 体现了算法的动态响应能力, 反映了领航-跟随算法在理想环境下的高鲁棒性。验证了领航-跟随算法在多机器人编队任务中的可行性。

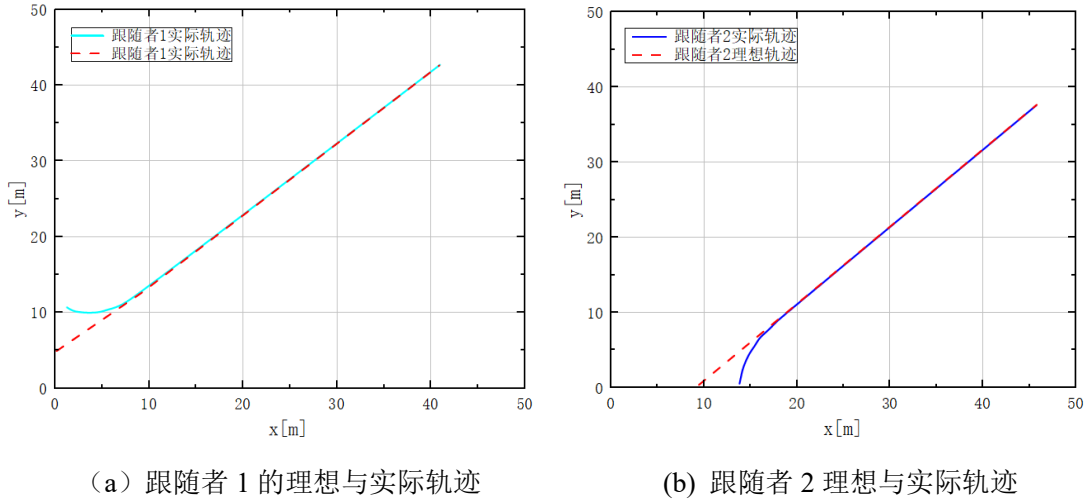


图 4-7 跟随者理想与实际轨迹

图 4-7 为跟随者 1 和跟随者 2 实际轨迹分别与其理想轨迹对比，红色虚线均表示二者的理想轨迹，其中图 4-7 (a) 中的青色实线为跟随者 1 的轨迹，图 4-7 (b) 中蓝色实线为跟随者 2 的轨迹。

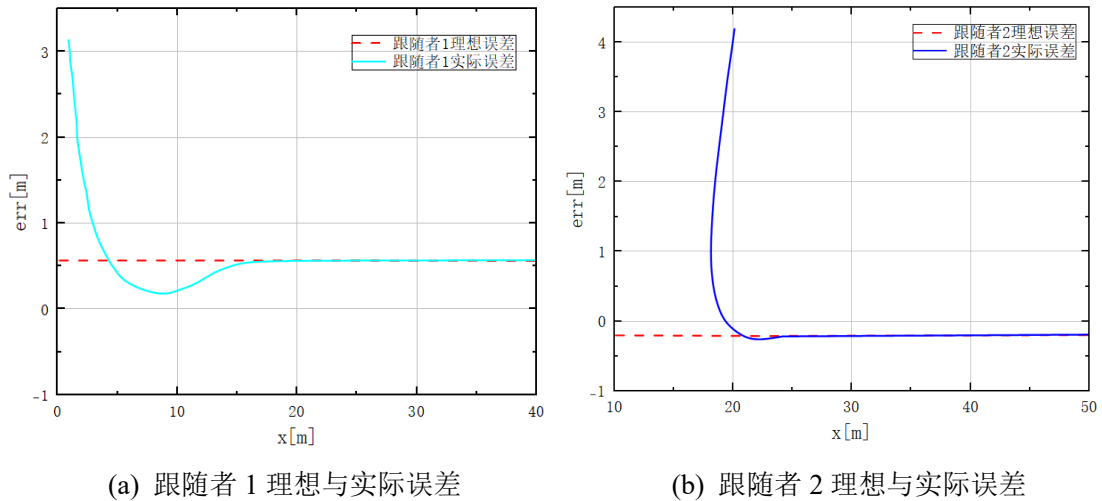


图 4-8 跟随者理想与实际误差

除了初始阶段，由于跟随者速度为 0，实际轨迹略有延迟外，两跟随者的实际轨迹基本于各自的理想轨迹重合。从图中可看出，实际轨迹与理想轨迹的偏差较小，说明算法在理想环境下的鲁棒性较强。

如图 4-8 所示，红色虚线表示二者的理想轨迹，图 4-8 (a) 中青色实线为跟随者 1 的实际误差曲线，图 4-8 (b) 中蓝色实线表示跟随者 2 的实际误差曲线。分析跟随者 1 和跟随者 2 的理想与实际误差图可知，跟随者 1 的初始值实际误差为 3 米，下降速度较慢，至 $x=20$ 米后接近理想误差显示出较好的稳定性。跟随者 2 的实际误差初始值更高，接近 4 米，但下降速度较快，在 $x=10$ 米时已显著

减小, $x=30$ 米后几乎与理想误差重合, 表现出更快的收敛性和更高的跟踪精度。两者均反映出系统在初始阶段因速度为 0 而存在较大偏差, 随着距离增加, 控制机制逐步优化, 实际误差趋近理想水平。验证了领航-跟随算法在多机器人编队任务中的可行性。

4.3 多机器人协同避障机制

多机器人协同避障机制旨在确保编队在规避障碍物的同时完成目标任务, 并在避障后迅速调整以维持队形的稳定性。目前, 多机器人避障主要分为整体避障和独立避障两种策略。整体避障是通过集中规划为整个编队设计一条无障碍的路径, 避免机器人之间的冲突, 并确保编队整体的协调性。这种方法能够更好地协调全局路径规划, 减少机器人之间的干扰和冲突, 适合编队任务要求严格协同完成的场景。然而, 在计算复杂度较高, 尤其是在无人仓库环境中, 可能会因障碍物的突然出现而导致规划困难。独立避障则提供更高的避障灵活性, 不受队形约束, 易于躲避障碍, 但在队形恢复方面存在不足。为此, 研究提出基于安全阈值设计的协同避障机制, 以提升多机器人在无人仓库中的避障效能与适应性, 并设计模式切换阈值, 优化队形保持与恢复的平衡。

4.3.1 编队协同避障方案设计

本研究基于上述成果, 设计了一种改进型领航-虚拟跟随者法, 以实现多机器人编队的协调控制。在系统运行阶段, 各个机器人通过环境传感器持续监测周围障碍物。若任意机器人与障碍物间的距离参数小于预定义的安全阈值, 则编队管理系统将启动安全阈值导向的协同避障程序。该程序通过实时调节各机器人的运动参数, 确保编队能够规避障碍物的干扰, 并逐级恢复到初始的队形状态。就应用场景而言, 研究将机器人遇障情况分为两类, 并针对不同场景设计相应处理策略, 以确保无人仓库中多机器人编队在动态环境下的稳定性和任务效率。

(1) 仅领航者遇到障碍物

在领航-虚拟跟随者编队模式下, 领航者负责动态路径的规划, 引领编队按照预定轨迹运行。在无人仓库环境中, 当仅领航者遇到障碍物时, 系统不会触发编队整体的运行状态调整, 而是由领航者自主完成避障的路径规划, 所有跟随者继续保持原有队形, 以确保编队在动态环境中的协调性与稳定性。如图 4-9 所示。

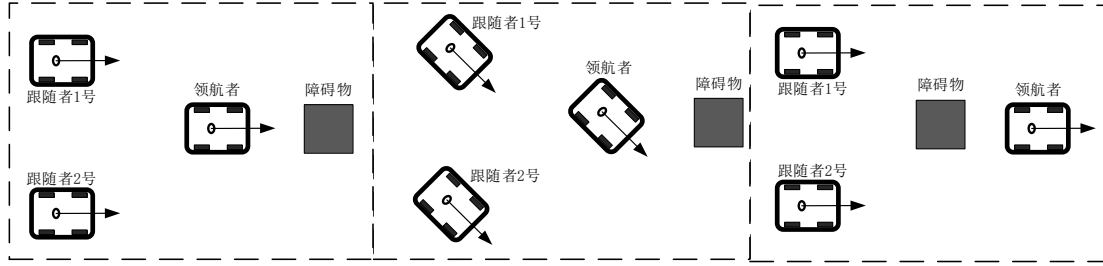


图 4-9 领航者遇到障碍物避障过程

(2) 含有跟随者遇到障碍物

当多机器人编队中跟随者遭遇障碍物时, 研究基于改进动态窗口法, 设计了一种独立避障策略。在无人仓库动态环境中, 跟随者与障碍物的距离小于预设的安全阈值时, 跟随者切换至独立避障模式, 完成规避后即刻回归编队状态。如图 4-10 所示。

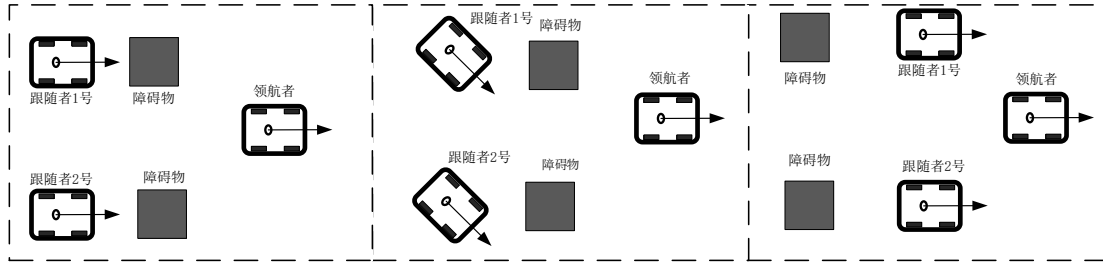


图 4-10 含跟随者遇到障碍物的避障过程

在无人仓储环境中, 当两个或更多机器人同时感知到障碍物时, 它们会自主执行导航指令, 各自独立完成规避动作。根据领航者提供的姿态信息, 自主规划各个局部目标, 以实现在动态环境中避障的效能优化和队形的协调统一。

4.3.2 模式切换条件判断

在多机器人编队运行过程中, 当遭遇障碍物时, 需执行路径规划任务以绕过障碍物。避障之前, 系统应从编队模式切换至自主导航模式以实现机器人独立避障; 避障完成后, 系统需要将状态重新切换回编队模式以恢复队形一致性。

在多机器人编队运行过程中, 安全阈值的选择直接影响模式切换的时机。为确保机器人能够在不同速度下安全避障, 引入了机器人当前速度 V_c 作为动态调整因子。当机器人速度 V_c 趋近于最大速度 V_{max} 时, 安全阈值 D_{th} 趋近于最大值 D_{max} , 从而为高速行驶的机器人提供更大的安全阈值, 确保其有足够时间和

空间完成避障任务；当机器人速度较低时，安全阈值会减小至接近基础阈值 D_b ，以提高避障效率，同时避免过早切换至自主导航模式导致队形失衡。参数 β 用于调节速度对阈值的影响程度，通常取正值，可根据实际场景调整。若传感器检测到机器人与障碍物的距离小于 D_{th} ，系统将从编队模式切换至自主导航模式以执行避障。基于机器人速度动态调整的安全阈值：

$$D_{th} = D_b + (D_{max} - D_b) \cdot \left(\frac{V_c}{V_{max}} \right)^\beta \quad (4-14)$$

式中， D_{th} —安全阈值；

D_b —基础安全阈值；

D_{max} —最大安全阈值；

V_c —机器人当前速度；

V_{max} —机器人最大速度；

β —速度影响因子。

在多机器人编队运行过程中，模式切换的决策需要综合考虑当前状态与目标状态的优先级。为此，引入了模式优先级比较方法，用于判断是否满足从编队模式切换至自主导航模式的条件。其中， D_o 为传感器检测到的机器人与障碍物的实际距离， D_{th} 为预设的安全阈值。当 $D_o < D_{th}$ ，比值 $\frac{D_o}{D_{th}} < 1$ ，表明需要更倾向于避障模式；同时，通过比较编队模式优先级 P_f 和避障模式优先级 P_o ，调整切换倾向性，参数 η 用于控制优先级对切换决策的影响。若 $P_s < 1$ ，系统将切换至自主导航模式以执行避障；避障完成后，若 $D_o > D_{th}$ ，则 $P_s > 1$ ，系统将恢复至编队模式以维持队形一致性。该公式确保了模式切换的平稳性和合理性，避免因阈值设置不当导致队形失衡或避障失败。基于模式优先级比较的切换条件：

$$P_s = \frac{D_o}{D_{th}} \cdot \left(1 - \eta \cdot \frac{P_f}{P_o} \right) \quad (4-15)$$

式中， P_s —模式切换决策参数；

D_o —机器人与障碍物的实际距离；

P_f —编队模式的优先级；

P_o —避障模式的优先级；

η —优先级影响因子。

在多机器人编队完成避障后，需从自主导航模式切换回编队模式以恢复队形一致性。然而，由于避障过程中队形可能发生变形，简单的距离阈值判断可能导致恢复时机不当。为此，基于避障后队形恢复的阈值调整公式：

$$D_r = D_{th} \cdot \left(1 + \kappa \cdot \frac{\Delta d_f}{d_r} \right) \quad (4-16)$$

式中， D_r —恢复编队模式的阈值；

Δd_f —当前队形与初始队形的偏差；

d_r —初始队形的参考间距；

κ —队形偏差影响因子；

引入了队形偏差因子，用于动态调整恢复编队模式的阈值。其中， Δd_f 表示当前队形与初始队形的偏差， d_r 为初始队形的参考间距。当队形偏差较大时，即 $\frac{\Delta d_f}{d_r}$ 较大，恢复阈值 D_r 会相应增大，要求机器人与障碍物的距离更远才能切换回编队模式，从而确保队形有足够时间调整到一致状态；当队形偏差较小时，恢复阈值接近原始阈值 D_{th} ，可快速恢复编队模式。参数 κ 用于调节队形偏差对恢复阈值的影响。若 $D_o > D_r$ ，系统将切换回编队模式，继续维持初始队形前进。该公式有效避免了因队形未完全恢复而过早切换导致的队形失衡问题。

4.3.3 编队协同避障流程

基于安全阈值设计的编队协同避障流程如图 4-11 所示，其核心流程包括以下步骤：

(1) 初始状态设定。在无人仓库环境中，机器人编队根据任务目标制定初

始队形，并接收来自传感器的外部环境数据，同时获取自身的运行状态信息，包括速度和位姿参数。通过算法计算，确定编队的后续运行方案。

(2) 编队控制。采用领航-虚拟跟随者方法，通过计算机器人之间的相对角度、距离以及速度差异，推导出每个机器人在下一时刻的位姿，确保编队整体运动的一致性与协调性。

(3) 编队避障。依托机器人搭载的多元传感器，持续感知周围环境，实时监测潜在障碍物的出现。当检测到障碍物进入避障范围时，系统立即启动基于安全阈值设计的协同避障程序，确保编队安全绕行。

(4) 队形重建阶段。避障完成后，系统会启动队形恢复机制，逐步调整各机器人的运动状态，使编队迅速恢复初始设定的队列构成，确保后续任务的顺利进行。

(5) 编队保持。当在未检测到障碍物的情况下，系统通过领航-虚拟跟随者控制算法维持编队的稳定性，保障队形的一致性与高效性。当编队到达预定目标位置时，系统确认队形恢复完成，任务达成。

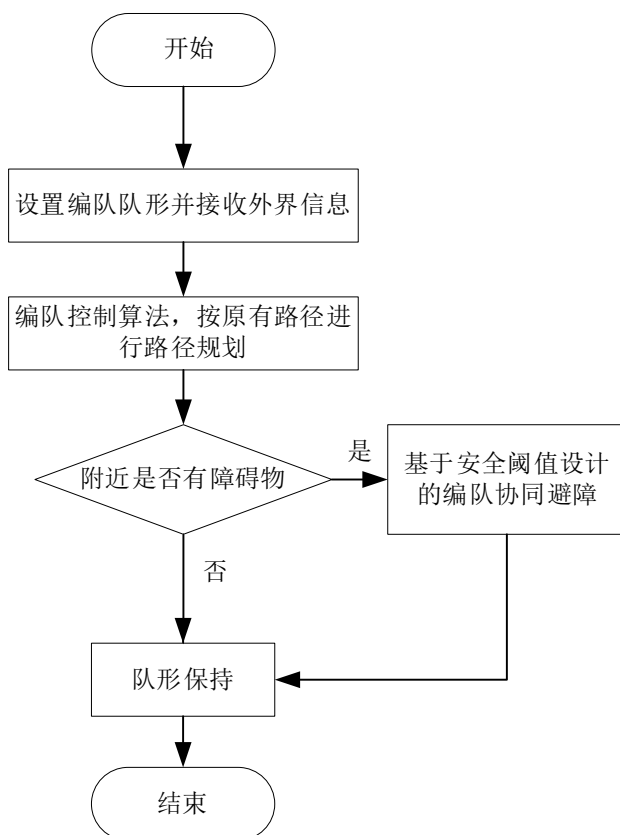


图 4-11 基于安全阈值的编队协同避障流程图

4.3.4 仿真实验及结果分析

本节将对编队避障进行仿真分析，验证编队避障策略的有效性。在 MATLAB 中设置 $15\text{m} \times 15\text{m}$ 的实验环境区域。将编队遇到障碍物的情况分为三种，分别验证本节的避障策略。

(1) 当仅有领航者遇到障碍物时，仿真如图 4-12 (a) 所示。三台机器人在二维平面内的运动轨迹，其中绿色实线为领航者，红色实线为跟随者 1，蓝色实线为跟随者 2，黑色为障碍物，设跟随者 1 与领航者的理想距离为 $(0, 2)$ ，跟随者 2 与领航者之间的理想距离为 $(2, 0)$ ，领航者从起点 $(0, 0)$ 出发，沿直线移动直至遇到障碍物 $(9, 9)$ ，轨迹发生偏转，绕过障碍物后继续前行，最终到达目标点 $(15, 15)$ 。跟随者 1 和跟随者 2 未直接遇到障碍物，但受领航者路径调整影响，轨迹也随之调整，保持队形，平行于领航者路径移动。两跟随者的轨迹平滑，未与障碍物发生碰撞，表明算法在领航者避障时仍能有效协调队形。仿真验证了领航-跟随算法在存在障碍物时的鲁棒性，领航者成功避障，跟随者通过相对位置调整保持编队一致性。

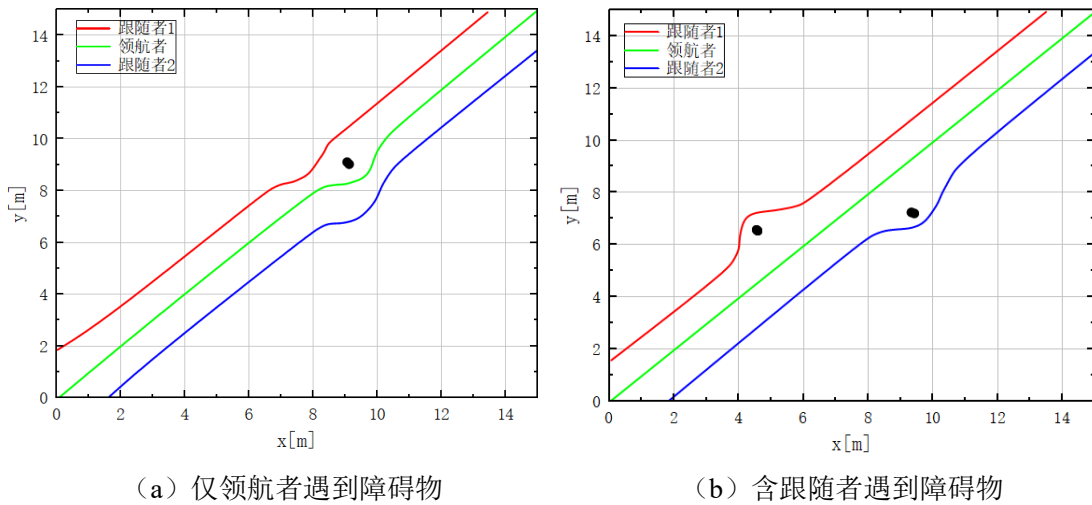


图 4-12 分类避障仿真结果

(2) 当含有跟随者遇到障碍物时。其仿真结果如图 4-12 (b) 所示。领航者从起点 $(0, 0)$ 出发，沿直线移动，未直接遇到障碍物，路径平滑，移动至目标点 $(15, 15)$ 。跟随者 1 和跟随者 2 在 $(4.25, 6.25)$ 和 $(9.25, 7.25)$ 处分别遇到障碍物，轨迹发生偏转，绕过障碍物后继续跟随领航者，保持队形。两跟随者的轨迹在避障后迅速调整，恢复与领航者的平行关系，未发生碰撞，显示了算法的动态适应能力。仿真验证了领航-跟随算法在跟随者遇到障碍物时的有效性。跟

随者通过局部路径调整成功避障，同时维持编队一致性，体现了算法的鲁棒性和协调性。

(3) 设置一个包含许多障碍物的复杂环境，其仿真结果如图 4-13 所示。领航者从起点 (0, 0) 出发，沿直线移动，在 (11, 11) 处遇到障碍物，轨迹发生偏转，绕过障碍物后继续前行，最终到达 (15, 15) 附近。跟随者 1 和跟随者 2 受领航者路径调整影响，同时需避开多个障碍物。跟随者 1 在 (4, 5) 和 (9, 10) 处调整路径，跟随者 2 在 (4, 2) 和 (10, 8) 处绕行，轨迹均发生多次偏转，但始终保持与领航者的相对队形。

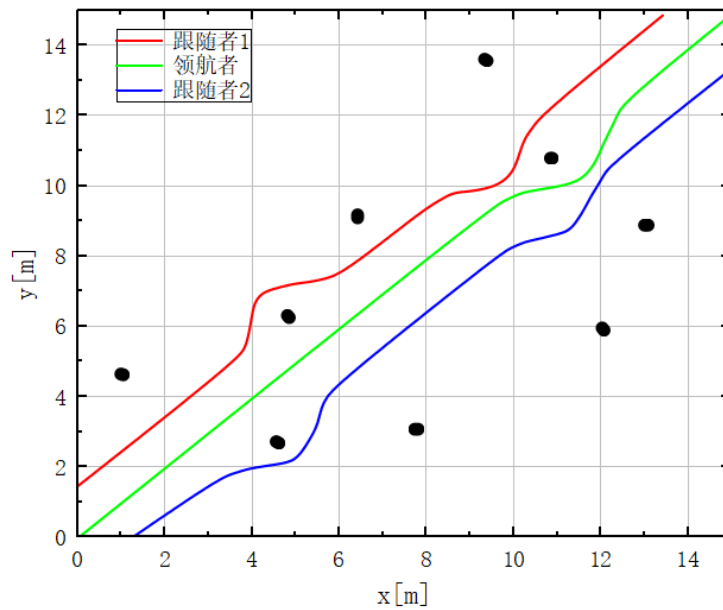


图 4-13 基于安全阈值设计的编队协同避障

仿真结果显示，三台机器人在复杂环境中均未与障碍物碰撞，轨迹平滑，避障后迅速恢复队形，体现了算法的动态适应能力。领航-跟随算法通过领航者路径规划和跟随者的局部调整，成功应对多障碍物场景，维持了编队一致性。仿真验证了在无人仓库多障碍环境下，多机器人编队能够有效实现协同避障与队形维持，最终成功抵达目标点。

4.4 本章小结

针对无人仓库中多机器人的协同需求，系统研究了编队控制与协同避障的理论与方法，提出了一种协同避障机制，并通过优化模式切换阈值，实现了避障与队形恢复的平衡，进一步增强了系统的鲁棒性。通过深入分析编队体系与队形特

性，揭示了其在动态环境中的适用性，为后续的控制设计提供了理论依据。提出了基于改进领航-跟随法，设计了高效的控制策略与控制器，进一步优化了多机器人队形的维持与调节能力。通过仿真验证，结果表明所提出的策略显著提升了系统的协同性与稳定性，为动态环境下的队形控制提供了可靠保障。

第 5 章 仿真和实车实验验证

无人仓库中多机器人系统的协同控制与交叉决策能力是实现高效运行的关键，其理论设计与方法的有效性需通过实验验证加以确认。本章聚焦于多机器人编队实验验证分析，旨在通过仿真与实车实验，系统评估交叉决策机制和编队控制与协同避障方案在无人仓库环境中的性能表现，验证其在动态复杂场景下的适用性与鲁棒性，通过 Gazebo 仿真实验，测试编队形成、变换及协同避障的效果。最后，利用实车实验，进一步验证自主建图与实际运行中的控制与决策能力。本章通过多场景测试与数据分析，量化所提方法的编队稳定性、路径规划效率及冲突解决能力，为无人仓库多机器人系统的优化与实际应用提供实践依据。

5.1 实验平台搭建

5.1.1 编队系统通信网络

在进行多机器人实车实验时，通过选用 Wi-Fi 通信技术作为机器人之间的通信方式，充分利用其高带宽（150Mbps 至 600Mbps）支持多机器人间大数据量传输，满足实时数据交互需求；低延迟（1ms 至 10ms）保障快速响应；支持多设备连接（10 至 20 台），适用于多机器人协同场景；覆盖范围广（30m 至 100m），适配无人仓库环境。Wi-Fi 网络传输的详细参数见表 5-1。

表 5-1 WI-FI 网络传输主要参数

性能	参数
通信协议	IEEE802.11n/ac
数据传输速率	150Mbps-600Mbps
工作频段	2.4GHz/5GHz
传输距离	30-100
最大连接设备数	10-20
发射频率	15dBm-20dBm

5.1.2 实验平台搭建

实验平台的搭建以多机器人协同控制为核心，车辆整体框架由线控底盘、高性能工控机、16 线激光雷达、单目相机、组合导航、毫米波雷达、超声波雷达和路由器等关键部件构成。线控底盘作为车辆的基础，提供稳定的运动控制与承载能力；高性能工控机负责数据处理与算法运行，协调各传感器与执行器的工作；

16 线激光雷达和单目相机用于环境感知与目标识别，构建周围环境的 3D 点云和视觉信息；组合导航系统整合 GPS 与 IMU 数据，确保精准定位与导航；毫米波雷达和超声波雷达辅助检测障碍物，提升避障能力；路由器则通过 Wi-Fi 实现多车间的通信交互，确保实时协同。车辆整体框架设计合理，各部件协同工作，能够在无人仓库环境中实现高效的路径规划、交叉决策和编队控制，展现出良好的工作特性与适应性，为实验验证提供了可靠支持。车辆整体框架如图 5-1 所示。

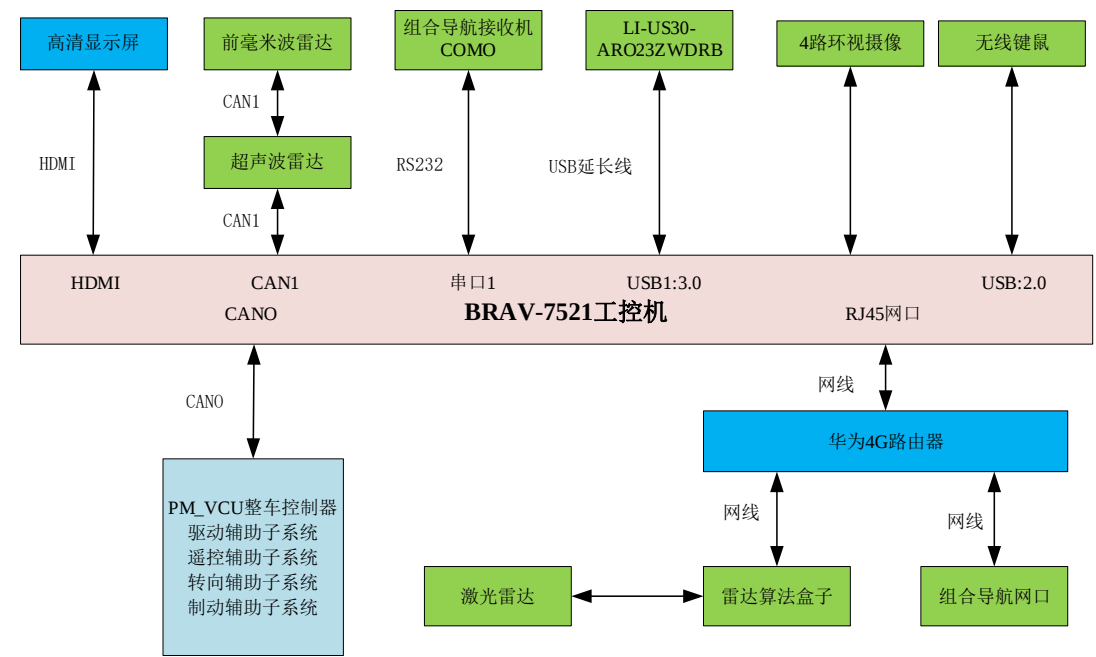


图 5-1 车辆整体框架

智能网联测试装调实验车由山东派蒙机电技术有限公司自主研发，如图 5-2 所示。



图 5-2 PROMOTE 智能实验车

采用中型线控底盘设计，专为多机器人编队控制实验打造。该车遵循轻量化、模块化和智能化的设计理念，具备强大的载荷能力和稳定的操控性能，适用于多种应用场景。其前轮采用阿克曼转向系统，后轮由永磁同步电机驱动，这种动力与转向搭配赋予了车辆在各类典型路面上灵活运动的能力。车辆的模块化设计便于功能扩展与维护，而智能化特性支持实时数据处理与通信，能够在无人仓库等复杂环境中实现多机器人协同控制、路径规划和编队保持。**PROMOTE** 智能实验车配置参数和系统参数分别如表 5-2 和表 5-3。

表 5-2 智能实验车配备参数

设备	参数
整机尺寸	2040×1052×1750 mm
整车重量	300kg
电机	直流无刷电机 型号：M3508 P19
电池	型号：车规级磷酸铁锂电池 额定电压：48V 标准放电电流：4500mAh
车架结构	桁架式高强度车架片
最大车速	20km/h

表 5-3 实验车系统参数

系统	技术参数
转向系统	转向形式：前桥阿克曼转向 控制精度：0.1° 响应时间：<50ms 转弯半径：2.9m
底盘控制系统	底盘 ECU:车规级 ECU 通讯方式：CAN 通讯 开发环境：C 语言 主处理器：MC9S12XEP100 CAN 通道：2 路
悬架系统	悬架形式：前后双叉臂独立悬架 减震形式：螺旋减震器（刚度可调）

5.2 Gazebo 模拟实验

在 Gazebo 仿真平台中，本研究对无人仓库环境下多机器人的编队协同与避障能力进行了验证。构建了一个复杂的仓库环境，验证基于改进领航-跟随模型的编队控制方法被应用于维持三角形队形，结合模式切换的协同避障机制，机器人绕过障碍物和保持队形稳定的能力。

5.2.1 编队形成与队形保持实验

在机器人集群研究中，基于 Gazebo 仿真平台进行编队形成与队形保持的实验验证，有效模拟多机器人系统的协同行为，为复杂环境下机器人编队的稳定性与适应性技术支持。如图 5-3 所示。用 Gazebo 搭建的仿真环境，环境中添加了三台机器人，旨在评估多机器人系统在复杂环境下的协同控制能力与稳定性，为无人仓库中多机器人的路径规划、交叉决策及动态避障提供理论支持与实践依据。

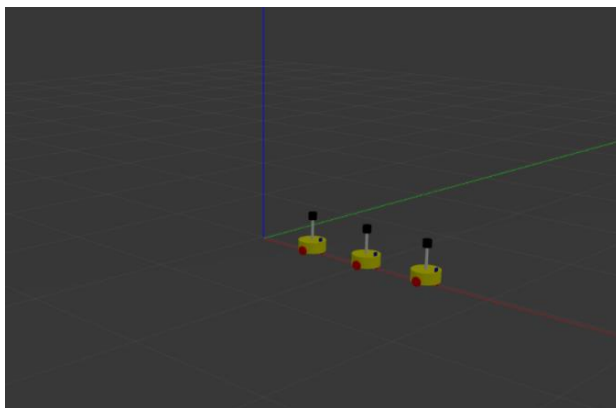
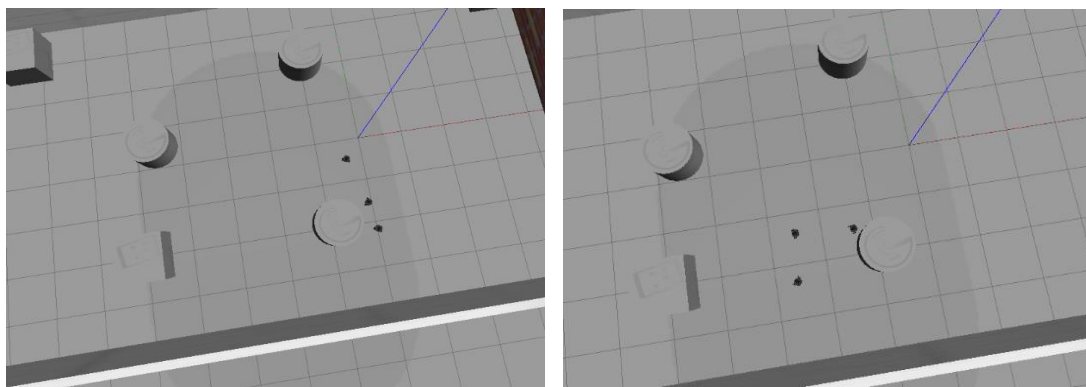


图 5-3 Gazebo 物理仿真

(1) 编队形成与变换

如图 5-4 所示，为基于 Gazebo 仿真平台搭建的三台机器人在无人仓库环境中的仿真效果图，展示了机器人从初始线性编队变换为三角编队的动态过程。图 5-4 (a) 为三台机器人初始以线性编队。图 5-4 (b) 机器人已完成队形变换，形成三角编队。变换过程中，机器人成功避开了圆柱形障碍物，队形调整平滑，未发生碰撞。此仿真实现了从初始线性编队到三角编队的动态变换过程，仿真效果图生动展示了这一过程中机器人间距离与角度的实时调整。



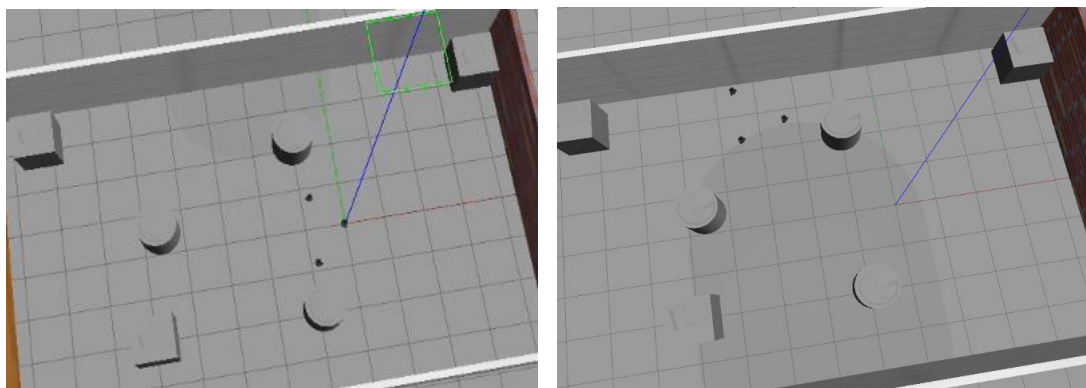
(a) 线性编队

(b) 三角编队

图 5-4 编队形成与变换仿真结果

(2) 编队保持

仿真结果如图 5-5 所示。编队队形保持过程从初始状态到运动结束后。在初始状态下，图 5-5 (a) 机器人编队以三角形队形为初始编队，运动结束后，编队位置发生了变化，但依然保持三角形队形，移动过程中队形未失序，显示出机器人编队的稳定性。



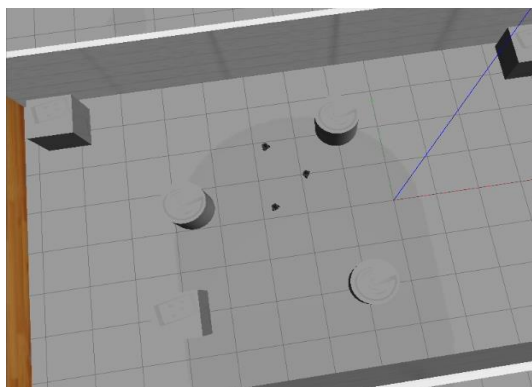
(a) 初始状态

(b) 编队保持

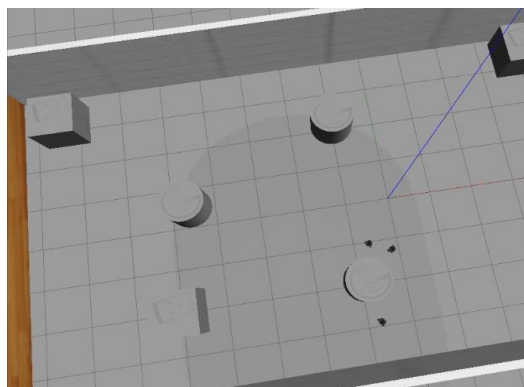
图 5-5 编队保持仿真结果

5.2.2 编队协同避障实验

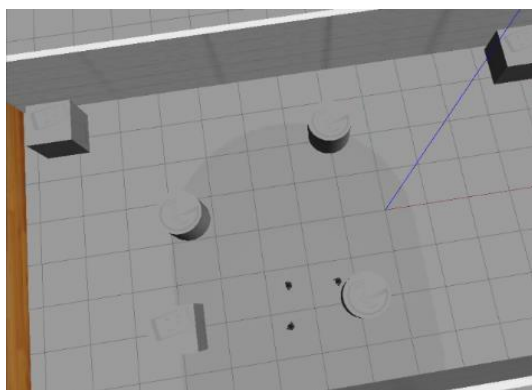
本节通过在复杂场景中设置固定障碍物，验证了多机器人编队在避障与控制方面的有效性。实验在现有编队路径上人为设置障碍物以阻挡其前进，用于考察其在复杂环境中的实时路径规划与避障能力。通过对避障策略的动态调控与集成应用，以验证了编队智能控制算法在实际应用场景中的可靠性与适应性。实验结果如图 5-6 所示。



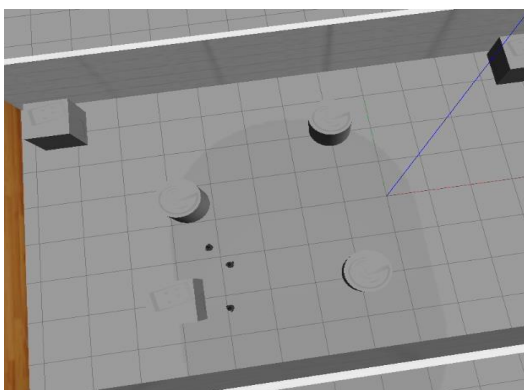
(a) 初始状态



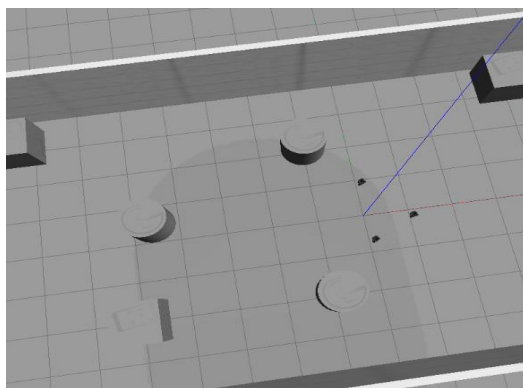
(b) 避障状态 1



(c) 恢复编队



(d) 避障状态 2



(e) 到达目标点

图 5-6 机器人协同避障实验

图 5-6 展示了机器人协同避障实验的关键阶段，其中初始状态图 5-6 (a) 机器人以预设的线性编队形式启动，处于稳定行驶状态，保持初始位置和编队的同步，等待进入避障区域。图 5-6 (b) 避障状态 1 当机器人编队前方出现固定障碍物时，系统触发避障策略。机器人通过协同计算和路径规划，调整自身运动轨迹，绕过障碍物，同时保持编队的协同性。各机器人通过实时通信和位

置共享，动态分配避障任务，确保编队整体的流畅运动。图 5-6（c）恢复编队在成功避开第一组障碍物后，机器人逐步调整回初始编队状态，恢复正常行驶模式。该阶段展示了机器人在完成避障任务后重新组织编队的能力，体现了编队控制算法的稳定性和恢复性。图 5-6（d）避障状态 2 当编队行驶过程中突然出现突发障碍物时，机器人再次启动快速反应机制。通过动态路径规划和实时协调，机器人迅速调整运动方向和速度，规避突发障碍物的影响。图 5-6（e）到达目标点经过多次避障和协同调控，机器人编队最终成功到达预设目标点，完成任务。该阶段验证了机器人在复杂场景下的任务完成能力和路径规划算法的有效性。

本实验通过设置多种固定和突发障碍物，验证了机器人编队在动态复杂环境中的协同避障能力。实验结果表明，机器人通过协同控制算法和实时路径规划，能够在保持编队稳定的同时，高效规避各种障碍物，并最终完成目标任务。这表明所设计的编队协同避障策略在复杂未知环境中具有较高的适应性和可靠性，为无人仓库等实际场景中的多机器人应用提供了有效的参考。

5.3 实车实验

通过实车实验验证机器人在真实环境中的自主性、协同能力以及复杂场景下的避障能力。首先，机器人的自主建图利用 SLAM 算法在未知环境中实现了精准的环境感知与地图构建，为后续任务提供了基础支持。验证机器人在复杂环境下的交叉决策能力，验证其在面对多种任务需求时的灵活性与效率。随后，多机器人编队实验验证多台机器人在协同工作模式下的协调能力和编队控制算法在实现一致运动与任务分配中的有效性。验证了多机器人编队在动态复杂环境中规避突发与固定阻碍物的综合能力和其在实际应用场景中的可靠性。

5.3.1 机器人自主建图实验

机器人自主建图实验旨在利用 SLAM 算法构建真实环境地图，以支持多机器人的交叉决策和协同编队避障实验。实验流程如图 5-7 所示。

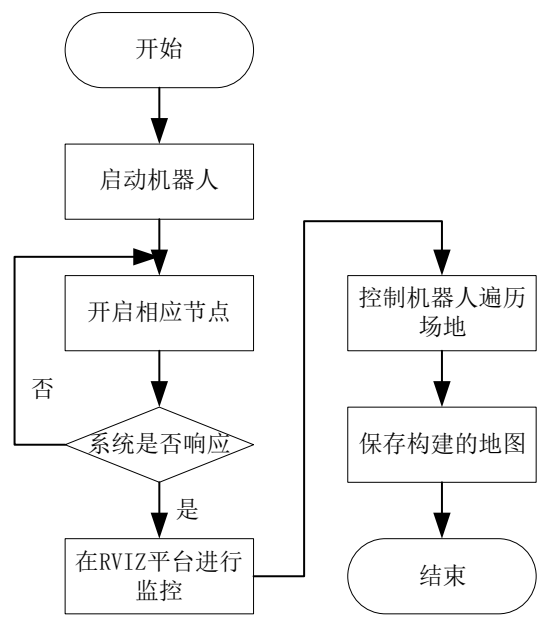


图 5-7 自主建图流程

在运行过程中，机器人通过集成多种传感器和高精度激光雷达，实现了对周围环境的实时感知与建模。激光雷达作为主要的环境感知工具，能够以高频率采集周围环境的三维空间信息，确保对障碍物、地形特征和动态物体的精准识别与定位。在获取环境数据后，机器人通过先进的算法对信息进行融合与处理，自动生成环境地图，并实时更新地图信息，以反映环境的动态变化。这种自主建图能力提升了机器人对未知环境的理解能力，为后续的路径规划与决策提供了可靠的依据。这种基于多传感器融合的自主建图技术，是实现机器人高效自主运行的关键核心技术。建图结果如图 5-8 所示。

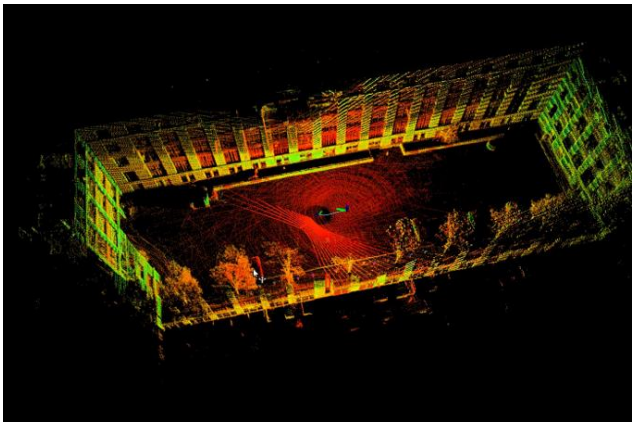


图 5-8 自主建图结果

5.3.2 机器人交叉决策实验

无人仓库多机器人协同控制和交叉决策,探讨了机器人在动态仓储环境中的交汇问题与避碰策略。第三章重点研究了两个机器人之间的交叉决策问题,提出了基于避碰策略的交叉决策机制,并结合改进的 DWA 算法进行优化,以提升机器人在复杂动态环境中的协同运行能力和避障性能。

对第三章提出的交叉决策机制进行了实际测试,通过实验验证算法在动态环境中的适用性与鲁棒性。图 5-9 展示了一个交叉决策实验的连续帧,直观表明了两个机器人在交汇区域中的运动轨迹及其避碰行为,充分体现了所提出交叉决策机制在实际运行中的性能。



图 5-9 交叉决策实验视频连续帧

图 5-10 进一步细化了交叉决策的具体场景,分别展示了顶点冲突、对向冲突、侧方占位死锁冲突和跟随冲突四种典型情况。图 5-10(a)中是两机器人的顶点冲突实验,根据优先级策略,机器人 0 停车避障,机器人 1 沿运动方向继续行使,验证了机器人在狭窄交汇区域中的路径优先级分配与避碰策略的有效性。图 5-10(b)中是两机器人的对向冲突实验,展示了机器人在面对面交汇场景下的协调避让能力;图 5-10(c)的侧方占位死锁冲突,实验验证了算法在复杂死锁场景下的解脱策略;图 5-10(d)的跟随冲突实验,表现了机器人在动态交汇过程中如何通过交叉决策机制避免后续冲突的发生。

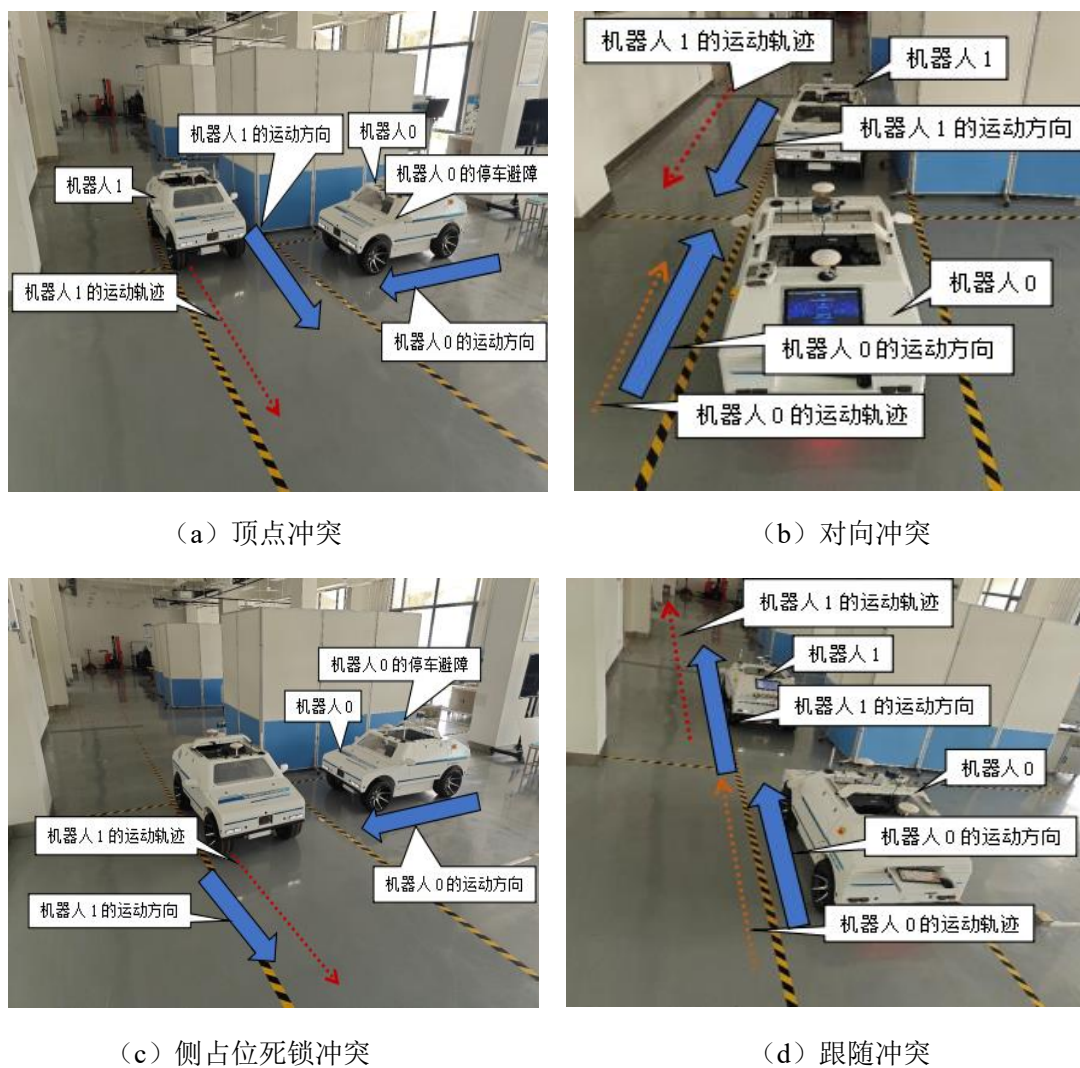


图 5-10 智能网联实验车交叉决策实验效果

通过该实验,验证了所提出机器人交叉决策机制能够在动态多机器人协同环境中高效解决多种典型冲突问题,提高了多机器人系统交叉决策效率和稳定性和安全性,为无人仓库多机器人系统的优化与实际应用提供了重要的实验依据。

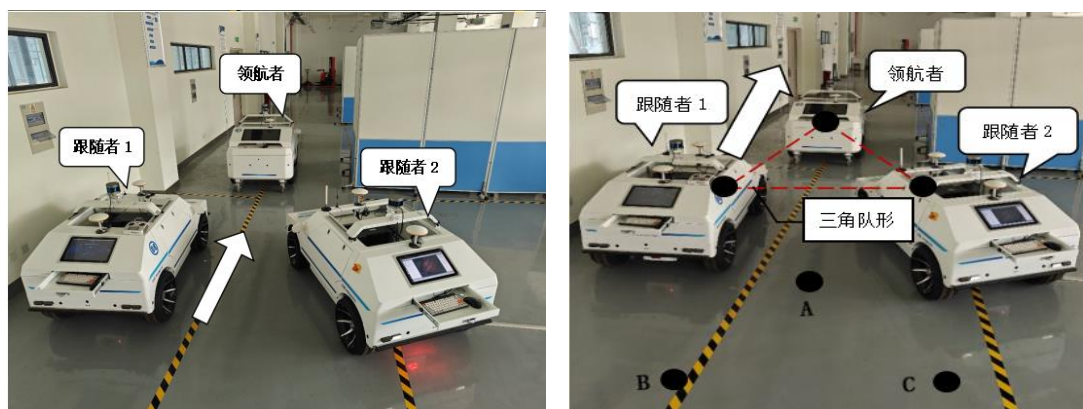
5.3.3 多机器人编队实验

多机器人编队实验通过三辆实验车对多机器人编队的形成、保持与变换进行验证。实验中,三辆实验车分别承担不同的角色,其中一辆作为领航者,另外两辆作为跟随者。实验包括三个关键阶段:编队形成、编队保持和编队变换。图 5-11 展示了实验过程中拍摄视频所得的连续帧图片,而图 5-12 则从这些连续帧图片中挑选出关键的多机器人协同编队的图片。该实验旨在验证多机器人在协同任务中的编队能力,为实际应用场景中的多机器人协同工作提供技术支持。

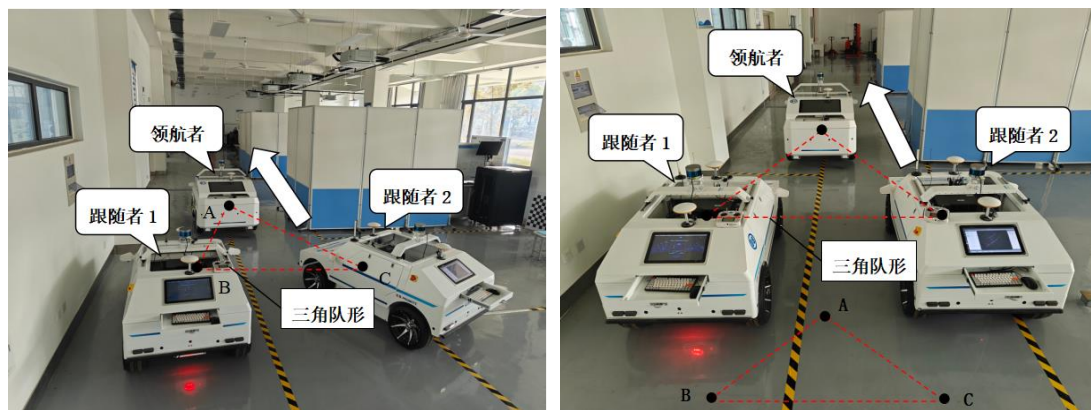
图 5-12 展示了多机器人编队实验的关键状态转换过程，图 5-12 (a) 从无规律分布到形成三角编队，实验车初始状态为随机分布，各机器人通过传感器信息交互与协调算法，实现从混乱状态到有序的三角编队。领航者与跟随者之间通过实时通信动态调整位置与姿态，最终稳定在预设的三角队形中，验证了编队形成的准确性与协调性。图 5-12 (b) 保持三角编队，在形成三角队形后，各机器人通过稳定控制算法维持队形，实验车在运动过程中始终保持三角编队状态。图中展示了实验车在一段时间内队形的稳定性，表明编队控制算法在动态环境中具有较强的稳定性与抗干扰能力。图 5-12 (c) 三角队形与直线队形的相互转换，在运行过程中，实验车根据任务需求，实现了三角队形到直线队形的无缝切换，并在需要时再次恢复至三角队形。该状态转换过程展示了编队在不同任务需求下的灵活性与适应性，验证了编队变换算法的有效性与实时性。



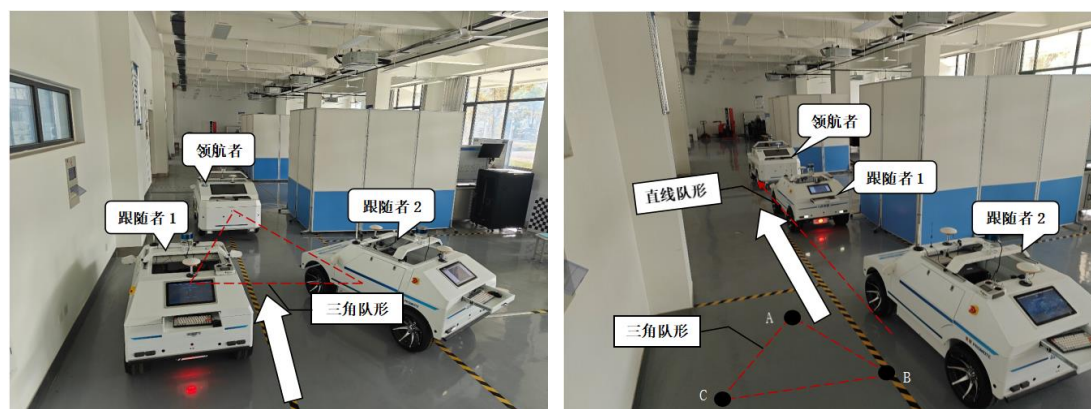
图 5-11 编队协同视频实验视频连续帧



(a) 编队形成



(b) 编队保持



(c) 队形变换

图 5-12 智能网联实验车编队实验效果

本实验通过多机器人编队实验，验证了编队形成、保持与变换的实现效果。实验结果表明，领航者与跟随者之间的协同控制算法能够高效的实现编队的动态调整与稳定维持，且在队形切换过程中表现出良好的灵活性与适应性。这表明所设计的多机器人编队控制算法在实际场景中具有较高的可靠性与实用性。

5.3.4 多机器人编队避障实验

在编队避障实验中，在跟随者 1、跟随者 2 的行进路径上分别设置了障碍物，旨在检验编队系统内外部的避障能力。由于实验场地的限制，实验将障碍物的设置分为两个实验进行，图 5-13 展示了实验过程中拍摄视频所得的连续帧图片，图 5-14 则从这些连续帧图片中挑选出关键的多机器人协同编队与避障图片。

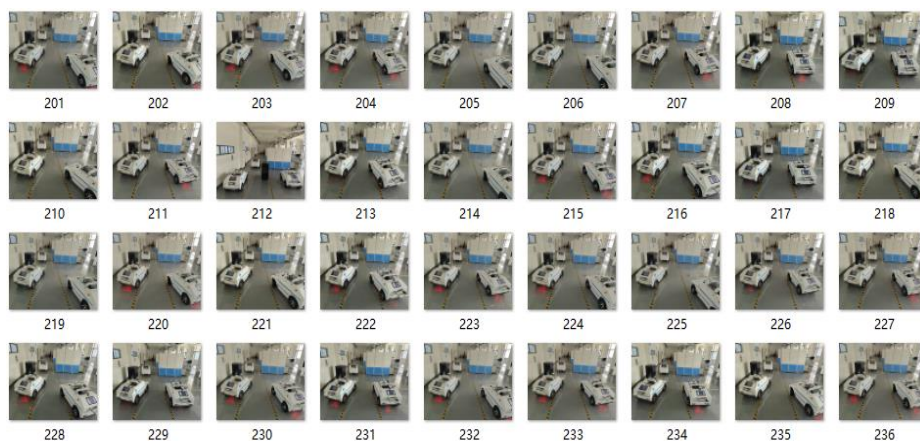
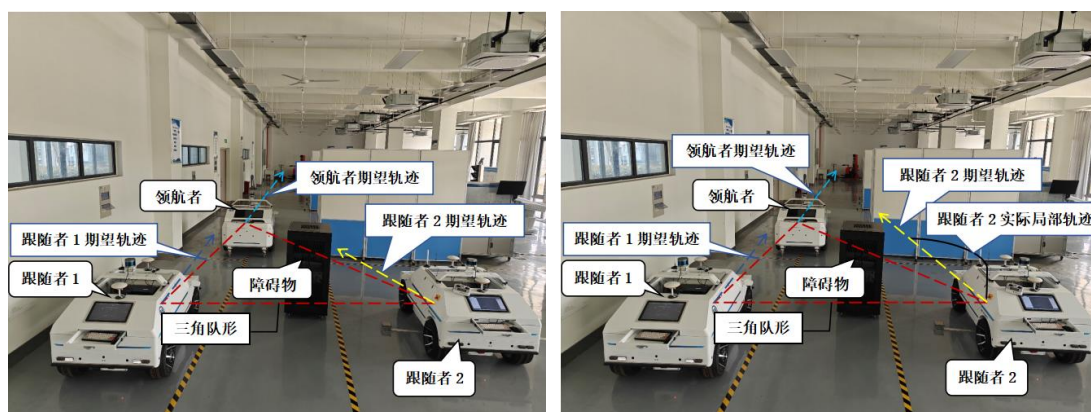


图 5-13 编队避障视频实验视频连续帧



(a) 跟随者 1 行进路径有障碍物



(b) 跟随者 2 行进路径有障碍物

图 5-14 智能网联实验车编队避障实验效果

图 5-14 展示了多机器人编队避障实验的关键状态变化过程，跟随者 1 和跟随者 2 分别遇到障碍物的情况。

(1) 从初始状态跟随者 1 和跟随者 2 在领航者的引领下，沿预定路径执行编队任务，队形稳定，路径规划正常进行。

(2) 遇到障碍物但未达到模式切换阈值时, 在跟随者 1 和跟随者 2 的行进路径上, 突然出现障碍物。此时, 系统检测到障碍物的存在, 但其对路径的影响尚未达到模式切换的阈值。因此, 跟随者 1 和跟随者 2 继续保持原有的编队模式, 跟随领航者的运动轨迹, 试图绕过障碍物。

(3) 达到模式切换阈值并切换到避障模式时, 随着跟随者 1 和跟随者 2 与障碍物的距离减小, 系统判断障碍物对路径的影响已达到预设的阈值, 触发模式切换机制。跟随者 1 和跟随者 2 迅速切换到避障模式, 根据实时环境信息, 计算新的避障路径, 绕开障碍物继续前行。

(4) 避障成功并切换回编队模式在避障过程中, 跟随者 1 和跟随者 2 通过调整运动状态, 成功规避了障碍物。此时, 系统重新评估环境信息, 确认避障完成后, 跟随者 1 和跟随者 2 再次切换回编队模式, 重新加入领航者的队列中, 继续执行编队任务。

本实验验证了多机器人编队避障算法的实时性与有效性。在遇到突发障碍物时, 跟随者能够根据环境变化快速切换到避障模式, 并通过灵活的路径规划规避障碍物, 避障成功后平滑地切换回编队模式, 确保了编队任务的连续性与稳定性。实验结果表明, 多机器人编队系统在动态复杂环境中具备较强的避障能力与模式切换能力, 为实际场景中的多机器人协同运行提供了可靠的技术支持。

5.4 本章小结

本章通过实验验证分析, 全面评估了多机器人编队控制与交叉决策方案的实际效果。搭建智能车实验平台, 为测试提供了稳定的技术支持。Gazebo 模拟实验验证了编队形成、队形保持及协同避障的可行性, 展示了所提方法在动态环境中的协调性与适应性。实车实验进一步确认了自主建图与实际运行中的控制与决策效果, 证明了系统在无人仓库场景下的稳定性与高效性。本章研究成果表明, 所设计的编队控制与交叉决策机制能够有效提升多机器人系统的运行性能, 为智能仓储的实际部署提供了实践依据, 同时为后续优化指明了方向。

第 6 章 总结与展望

6.1 总结

本课题聚焦无人仓库环境下多机器人协同控制与交叉决策机制的研究,通过动态调整速度大小对多机器人路径进行优化选择,引入虚拟机器人,采用双闭环 PID 控制器进行动态切换不同避障模式的方法,提高多机器人系统交叉决策、编队控制与协同避障的效率和稳定性。主要研究内容如下:

(1) 设计了一种结合动态窗口法和优先级策略的交叉避碰决策机制,通过对多机器人路径冲突进行分类、优化路径选择和动态调整速度大小,解决了在无人仓库的复杂环境中机器人系统路径交叉碰撞冲突的问题,实现了机器人在交叉路径区域的避障,提高了机器人系统的交叉决策效率。

(2) 设计了一种基于改进领航-跟随者模型的编队控制方法,引入虚拟机器人参考模型的队形保持算法,采用双闭环 PID 控制器优化控制策略,解决了多机器人系统编队稳定性差与协同控制能力弱的问题,实现了多机器人在无人仓库环境中的队形维持与调整。

(3) 设计了一种基于模式切换的协同避障机制,通过动态切换不同的避障模式,同时,引入安全阈值的避障机制,解决了机器人在避障与编队控制之间的动态调整问题,实现了机器人编队在无人仓库环境中协同避障和编队运行。

(4) 搭建了实车实验平台,通过 Gazebo 仿真和多机器人实车实验,验证了多机器人系统交叉决策机制、编队控制与协同避障算法在实际运行中的可行性,实现了算法在无人仓库环境中提高多机器人系统路径规划效率、编队稳定性和解决冲突协调的能力。

6.2 展望

本课题主要研究了无人仓库中多机器人的协同控制与交叉决策研究,研究中还存在某些不足之处,以下几个研究方向仍有很大研究空间及价值。

(1) 协调避障与交叉决策机制的不足,在编队协调与避障决策研究中,本论文虽提出了分层控制与交叉决策模型,但仍存在局限性。引入动态障碍轨迹预测增强避障实时性,优化交叉决策算法,加入随机扰动或博弈论方法解决僵局,

扩展模型至多设备协同场景，设计兼容性更高的决策框架，提升系统适应性。

（2）实验验证与性能分析的不足，扩展实验规模，增加机器人数量和场地面积以接近真实仓库环境；丰富场景复杂度，加入高速障碍和故障模拟，测试极端条件下的鲁棒性，开展长时间运行实验，分析系统的稳定性和潜在故障点，完善性能评估体系，为实际应用提供更可靠的数据支持。

参考文献

- [1] 周星,李兆卿,李林,等. 一种多机器人搜索问题的区域处理与分配方法 [J/OL]. 控制与决策, 1-9.
- [2] 何舟,何鹏阳. 考虑故障因素的多机器人动态任务分配及路径规划 [J/OL]. 计算机应用研究, 1-8.
- [3] 苏成志,徐朕,王恩国,等. 多约束多机器人系统位姿自主规划 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2025, (01): 208-212.
- [4] Abujabal N, Fareh R, Sinan S, et al. A comprehensive review of the latest path planning developments for multi-robot formation systems[J]. Robotica, 2023, 41(7): 2079-2104.
- [5] Bai C, Yan P, Pan W, et al. Learning-based multi-robot formation control with obstacle avoidance[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 23(8): 11811-11822.
- [6] Silva E G, Neto P S G D M, Cavalcanti G D C. A dynamic predictor selection method based on recent temporal windows for time series forecasting[J]. IEEE Access, 2021, 9: 108466-108479.
- [7] Zhou L, Tokekar P. Multi-robot coordination and planning in uncertain and adversarial environments[J]. Current Robotics Reports, 2021, 2: 147-157.
- [8] Mazdin P, Rinner B. Distributed and communication-aware coalition formation and task assignment in multi-robot systems[J]. IEEE Access, 2021, 9: 35088-35100.
- [9] Zhang K, Li Z, Wang Y, et al. Privacy-preserving dynamic average consensus via state decomposition: Case study on multi-robot formation control[J]. Automatica, 2022, 139: 110182.
- [10] Wen S, Wen Z, Zhang D, et al. A multi-robot path-planning algorithm for autonomous navigation using meta-reinforcement learning based on transfer learning[J]. Applied Soft Computing, 2021, 110: 107605.
- [11] Koung D, Kermorgant O, Fantoni I, et al. Cooperative multi-robot object

- transportation system based on hierarchical quadratic programming[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(4): 6466-6472.
- [12] Kashyap G S, Mahajan D, Phukan O C, et al. From simulations to reality: enhancing multi-robot exploration for urban search and rescue[J]. arXiv preprint arXiv:2311.16958, 2023.
- [13] 周雯娜,毛剑琳,王妮娅,等. 基于多地形因素引导的群机器人 CBS 路径规划算法 [J/OL]. 计算机工程与应用, 1-16.
- [14] 秦家虎,马麒超,李曼,等. 多智能体协同研究进展综述:博弈和控制交叉视角[J]. 自动化学报, 2025, 51 (03): 489-509.
- [15] 杨振,李俊丽,杨立炜,等. 安全性 A*融合 DWA 的分布式多移动机器人路径规划方法 [J]. 控制工程, 2024, 31 (12): 2284-2295.
- [16] 马文杰 ,李宗刚 ,杜亚江 ,等. 访问者访问趋势下多机器人动态分区巡逻策略 [J]. 计算机科学, 2024, 51 (S2): 695-703.
- [17] 褚晶,田艺秋,岳颀,等. 面向智能仓储的多机器人任务分配及路径规划 [J]. 西北工业大学学报, 2024, 42 (05): 929-938.
- [18] Hu J, Bhowmick P, Lanzon A. Group coordinated control of networked mobile robots with applications to object transportation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(8): 8269-8274.
- [19] Hu J, Liu W, Zhang H, et al. Multi-robot object transport motion planning with a deformable sheet[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(4): 9350-9357.
- [20] Zhou Z, Liu J, Yu J. A survey of underwater multi-robot systems[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2021, 9(1): 1-18.
- [21] Zhou M, Wang Z, Wang J, et al. A hybrid path planning and formation control strategy of multi-robots in a dynamic environment[J]. Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, 2022, 26(3): 342-354.
- [22] Tran V P, Garratt M A, Kasmarik K, et al. Frontier-led swarming: Robust multi-robot coverage of unknown environments[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2022, 75: 101171.

- [23] Jin L, Qi Y, Luo X, et al. Distributed competition of multi-robot coordination under variable and switching topologies[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2021, 19(4): 3575-3586.
- [24] 张蕊悦,魏琦,张文馨,等. 多机器人巡逻可穿越圆的算法研究 [J]. 计算机应用研究, 2024, 41 (12): 3579-3586.
- [25] 高林国,于薇,占华林. 仓库多机器人拣选任务的强繁殖遗传算法规划 [J]. 机械设计与制造, 2024, (12): 222-226.
- [26] 张中伟,高增恩,王菁锐,等. 分布式 AGV 调度研究综述与发展趋势分析 [J]. 制造技术与机床, 2024, (11): 55-61.
- [27] Li K, Wang J, Wu X, et al. Optimizing automated picking systems in warehouse robots using machine learning[J]. arXiv preprint arXiv:2408.16633, 2024.
- [28] Qin H, Xiao J, Ge D, et al. JD. com: Operations research algorithms drive intelligent warehouse robots to work[J]. INFORMS Journal on Applied Analytics, 2022, 52(1): 42-55.
- [29] Kosarkar U, Sakarkar G. Design an efficient VARMA LSTM GRU model for identification of deep-fake images via dynamic window-based spatio-temporal analysis[J]. Multimedia Tools and Applications, 2025, 84(7): 3841-3857.
- [30] Peng B, Quesnelle J, Fan H, et al. Yarn: Efficient context window extension of large language models[J]. arXiv preprint arXiv:2309.00071, 2023.
- [31] Pasparakis A, De Vries J, De Koster R. Assessing the impact of human-robot collaborative order picking systems on warehouse workers[J]. International Journal of Production Research, 2023, 61(22): 7776-7790.
- [32] Wu P, Zhong L, Xiong J, et al. Two-level vehicle path planning model for multi-warehouse robots with conflict solution strategies and improved ACO[J]. Journal of Intelligent and Connected Vehicles, 2023, 6(2): 102-112.
- [33] Adriaensen A, Pintelon L, Costantino F, et al. Systems-theoretic interdependence analysis in robot-assisted warehouse management[J]. Safety Science, 2023, 168: 106294.
- [34] Sodiya E O, Umoga U J, Amoo O O, et al. AI-driven warehouse automation: A

- comprehensive review of systems[J]. GSC Advanced Research and Reviews, 2024, 18(2): 272-282.
- [35] Grigsby J, Wang Z, Nguyen N, et al. Long-range transformers for dynamic spatiotemporal forecasting[J]. arXiv preprint arXiv:2109.12218, 2021.
- [36] He Z, Liu C, Chu X, et al. Dynamic anti-collision A-star algorithm for multi-ship encounter situations[J]. Applied Ocean Research, 2022, 118: 102995.
- [37] Almazrouei K, Kamel I, Rabie T. Dynamic obstacle avoidance and path planning through reinforcement learning[J]. Applied Sciences, 2023, 13(14): 8174.
- [38] Aizat M, Qistina N, Rahiman W. A comprehensive review of recent advances in automated guided vehicle technologies: Dynamic obstacle avoidance in complex environment toward autonomous capability[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 73: 1-25.
- [39] Xiao H, Chen C, Zhang G, et al. Reinforcement learning-driven dynamic obstacle avoidance for mobile robot trajectory tracking[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 297: 111974.
- [40] Liu Y, Cao Z, Xiong H, et al. Dynamic obstacle avoidance for cable-driven parallel robots with mobile bases via sim-to-real reinforcement learning[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(3): 1683-1690.
- [41] Li S, Han K, Li X, et al. Hybrid trajectory replanning-based dynamic obstacle avoidance for physical human-robot interaction[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2021, 103: 1-14.
- [42] Hu Y, Wang Y, Hu K, et al. Adaptive obstacle avoidance in path planning of collaborative robots for dynamic manufacturing[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2023, 34(2): 789-807.
- [43] Wang S, Hu Y, Liu Z, et al. Research on adaptive obstacle avoidance algorithm of robot based on DDPG-DWA[J]. Computers and Electrical Engineering, 2023, 109: 108753.
- [44] Qi J, Guo J, Wang M, et al. Formation tracking and obstacle avoidance for multiple quadrotors with static and dynamic obstacles[J]. IEEE Robotics and Automation

- Letters, 2022, 7(2): 1713-1720.
- [45] Kästner L, Bhuiyan T, Le T A, et al. Arena-bench: A benchmarking suite for obstacle avoidance approaches in highly dynamic environments[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(4): 9477-9484.
- [46] Tang Y, Qi S, Zhu L, et al. Obstacle avoidance motion in mobile robotics[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(1): 1-26.
- [47] Xu L. Separable multi-innovation Newton iterative modeling algorithm for multi-frequency signals based on the sliding measurement window[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2022, 41(2): 805-830.
- [48] Chen C S, Lin C J, Lai C C, et al. Velocity estimation and cost map generation for dynamic obstacle avoidance of ROS based AMR[J]. Machines, 2022, 10(7): 501.
- [49] Xia X, Li T, Sang S, et al. Path planning for obstacle avoidance of robot arm based on improved potential field method[J]. Sensors, 2023, 23(7): 3754.
- [50] Chen H, Lu P. Real-time identification and avoidance of simultaneous static and dynamic obstacles on point cloud for UAVs navigation[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2022, 154: 104124.
- [51] Cheng X, Zhang S, Cheng S, et al. Path-following and obstacle avoidance control of nonholonomic wheeled mobile robot based on deep reinforcement learning[J]. Applied Sciences, 2022, 12(14): 6874.
- [52] Yu Y, Liu Y, Wang J, et al. Obstacle avoidance method based on double DQN for agricultural robots[J]. Computers and electronics in agriculture, 2023, 204: 107546.
- [53] Yang T, Ma Y, Zhang P. Artificial potential field-based anti-saturation positioning obstacle avoidance control for wheeled robots[J]. Nonlinear Dynamics, 2022, 110(4): 3499-3512.
- [54] Chiriatti G, Palmieri G, Scoccia C, et al. Adaptive obstacle avoidance for a class of collaborative robots[J]. Machines, 2021, 9(6): 113.
- [55] Yang Y, Zhu F, Zhang X, et al. Firing feature-driven neural circuits with scalable memristive neurons for robotic obstacle avoidance[J]. Nature Communications,

2024, 15(1): 4318.

- [56] Chen Z, Li J, Wang J, et al. Towards hybrid gait obstacle avoidance for a six wheel-legged robot with payload transportation[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2021, 102(3): 60.
- [57] Guo B, Guo N, Cen Z. Obstacle avoidance with dynamic avoidance risk region for mobile robots in dynamic environments[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(3): 5850-5857.
- [58] 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: 51-76.
- [59] Chen C, Zhang Q, Kashani M H, et al. Forecast of rainfall distribution based on fixed sliding window long short-term memory[J]. Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics, 2022, 16(1): 248-261.
- [60] Moon S J, Kim J, Yim H, et al. Real-time obstacle avoidance using dual-type proximity sensor for safe human-robot interaction[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(4): 8021-8028.
- [61] Zhou X, Wang X, Xie Z, et al. Online obstacle avoidance path planning and application for arc welding robot[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2022, 78: 102413.
- [62] Zhang W, Cheng H, Hao L, et al. An obstacle avoidance algorithm for robot manipulators based on decision-making force[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2021, 71: 102114.
- [63] Rafai A N A, Adzhar N, Jaini N I. A review on path planning and obstacle avoidance algorithms for autonomous mobile robots[J]. Journal of Robotics, 2022, 2022(1): 2538220.
- [64] Li C, Guo S, Guo J. Study on obstacle avoidance strategy using multiple ultrasonic sensors for spherical underwater robots[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(24): 24458-24470.
- [65] Guo J, Qi J, Wang M, et al. Distributed cooperative obstacle avoidance and

- p>formation reconfiguration for multiple quadrotors: Theory and experiment[J]. Aerospace Science and Technology, 2023, 136: 108218.
- [66] Pang W, Zhu D, Sun C. Multi-AUV formation reconfiguration obstacle avoidance algorithm based on affine transformation and improved artificial potential field under ocean currents disturbance[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2023, 21(2): 1469-1487.
- [67] Liu L, Lin J, Yao J, et al. Path planning for smart car based on Dijkstra algorithm and dynamic window approach[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2021, 2021(1): 8881684.
- [68] Palmieri G, Scoccia C. Motion planning and control of redundant manipulators for dynamical obstacle avoidance[J]. Machines, 2021, 9(6): 121.
- [69] Chen Y, Singletary A, Ames A D. Guaranteed obstacle avoidance for multi-robot operations with limited actuation: A control barrier function approach[J]. IEEE Control Systems Letters, 2020, 5(1): 127-132.
- [70] Jian Z, Yan Z, Lei X, et al. Dynamic control barrier function-based model predictive control to safety-critical obstacle-avoidance of mobile robot[C]//2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Ieee, 2023: 3679-3685.
- [71] Qiang F U, Jin W, Le G, et al. Obstacle Avoidance of Flapping-Wing Air Vehicles Based on Optical Flow and Fuzzy Control[J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2021, 38(2).
- [72] Cong V D. Path following and avoiding obstacle for mobile robot under dynamic environments using reinforcement learning[J]. Journal of Robotics and Control (JRC), 2023, 4(2): 157-164.
- [73] Thai N H, Trinh L T K. Roadmap, routing and obstacle avoidance of AGV robot in the static environment of the flexible manufacturing system with matrix devices layout[J]. Science and Technology Development Journal, 2021, 24(3): 2091-2099.
- [74] Luo L, Li Q, You W, et al. Altered brain functional network dynamics in obsessive-compulsive disorder[J]. Human Brain Mapping, 2021, 42(7): 2061-

2076.

- [75] Zuo Y, Yao W, Chang Q, et al. Voting-based scheme for leader election in lead-follow UAV swarm with constrained communication[J]. Electronics, 2022, 11(14): 2143.
- [76] Huang J, Zhou S, Tu H, et al. Distributed optimization algorithm for multi-robot formation with virtual reference center[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2022, 9(4): 732-734..
- [77] Chang L, Shan L, Zhang W, et al. Hierarchical multi-robot navigation and formation in unknown environments via deep reinforcement learning and distributed optimization[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2023, 83: 102570.
- [78] Lu W, Zong C, Li J, et al. Bipartite consensus-based formation control of high-order multi-robot systems with time-varying delays[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2022, 44(6): 1297-1308...
- [79] Orr J, Dutta A. Multi-agent deep reinforcement learning for multi-robot applications: A survey[J]. Sensors, 2023, 23(7): 3625..
- [80] Yang Z, Li J, Yang L, et al. Path planning and collision avoidance methods for distributed multi-robot systems in complex dynamic environments[J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2023, 20(1): 145-178.

攻读硕士学位期间取得学术成果

发表学术论文

- [1] ***, ***, *.基于动态启发的双向 A*路径规划算法改进[J].安徽工程大学学报（已录用）
- [2] ***, ***, ***, *.基于粒子群算法的垂直泊车路径研究[J].安徽工程大学学报（已见刊）
- [3] **, ***, ***, *.基于改进 YOLOv5s 的道路目标检测算法与跟踪研究[J].安徽工程大学学报（已见刊）

专利

- [1] 一种水陆两用清理装置.(发明实审)
申请公布号：CN117230764A

科技竞赛

- [1] 第六届全国高校大学生外语水平能力大赛（英语赛道）特等奖，第七届全国高校大学生外语水平能力大赛（英语赛道）一等奖

致谢

三年的时光犹如白驹过隙，在这段时间里，每天的学习与积累让我的能力得到了不断地锻炼和提高，也让我拥有了更大的勇气去迎接挑战、克服困难，使我获得了更多的机遇，也让我见识了更广阔的舞台。我感谢每一个陪伴在我身边的人，让这段艰辛又充实的科研时光变得绚丽多彩。

首先我要感谢我的导师：王建平教授，您没有想象中的严厉。学生愚钝，在学习新技能上需要花上较久的时间，但您在科研学习上还是给了我很大的帮助和鼓励，会特意抽出时间来工位给予我指导，也会耐心地解答我的问题，更是及时地与我交流。我从您严谨的科研态度中也逐渐培养起对科研的浓厚兴趣，丰富了我解决问题的方法和手段。您在生活上更是给我很大的支持和关爱，会经常关注学生的动态，关心学生的身心健康，也教会我许多做人做事的道理，帮助我解开人生旅途中遇到的疑惑。你们在这三年的相处时光中对我的无私奉献和细心教导，都铭记在我的心中，你们不仅是我的责任导师，同样也是我的人生导师。

其次我要感谢我的同门师兄妹，与你们相识让我倍感荣幸，与你们一起参加学术会议、专利比赛和在组会上分享科研知识的场景都让我记忆犹新，你们对我的友好帮助将是我人生中的宝贵财富。也同样感谢我的室友，你们良好的生活作息习惯也让我保持了自律，我们每天一起相约去操场长跑，并相互督促着完成每天的运动量，使我保持了强健的体魄和健康的心态。

最后，我要特别地感谢我的父母，你们给了我一个温暖的家庭，你们也毫无保留地爱护我和教导我，你们的正直与善良也指引着我前进，让我成为一个更优秀的人。我也要感谢我的女朋友一直陪伴在我身边，我会守护好你，一如既往地爱你，与你携手拥抱幸福。

即将前往新的旅途，希望我们能在各自的岗位上继续发光发热，感恩社会，回馈社会。期待与每一个人的再次会面，看到更好的我们在未来相遇。

尚德敏学 唯实惟新

