

分类号: TP242.6
密 级: 公 开

学校代码: 10363
学 号: 2220140101



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 基于改进蚁群算法的焊接机器人
路径规划研究

论 文 作 者 王天成
指 导 教 师 王雷 教授
学 科 (专 业) 智能制造工程
研 究 方 向 路径规划及优化算法

论文提交日期: 2025 年 5 月 20 日

分类号: TP242.6

单位代码: 10363

密 级: 公 开

学 号: 2220140101

基于改进蚁群算法的焊接机器人路径规划研究

Research on Welding Robot Path Planning Based on Improved Ant Colony Algorithm

学生姓名: 王天成

指导教师: 王雷 教授

专 业: 智能制造工程

研究方向: 路径规划及优化算法

论文答辩日期: 2025 年 5 月 12 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：王天成

日期：2025年5月20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：王天成

日期：2025年5月20日

指导教师签名：王

日期：2025年5月20日

基于改进蚁群算法的焊接机器人路径规划研究

摘要

焊接机器人作为现代汽车制造与智能制造领域中的关键设备，其路径规划问题直接关系到生产效率、焊接质量及能源利用效率。然而，传统路径规划方法在应对复杂焊接任务时常面临收敛速度慢、易陷入局部最优等挑战，难以满足实际工业需求。为此，本文以蚁群算法为核心，针对单台及多台焊接机器人路径规划问题开展深入研究，提出了一系列改进算法与优化策略，为智能制造领域中的机器人技术应用提供了理论支持与实践指导。本文的主要工作内容如下：

(1) 从理论分析与技术需求出发，系统梳理了焊接机器人路径规划的影响因素，包括焊点分布、制造资源约束及焊接工艺参数等，明确了研究中需解决的关键问题。

(2) 基于单台焊接机器人路径规划问题，建立相应的数学模型。针对传统蚁群算法在初始迭代中难以凭借信息素来快速区分优劣节点，且算法无法从全局角度衡量待选节点质量的缺陷，提出优化传统蚁群算法的新方法，通过引入蒙特卡洛指数和反馈调节因子，提升算法的全局优化能力与收敛性能。

(3) 针对多台焊接机器人路径规划的协同优化需求，构建了相应的数学模型。为解决传统蚁群算法在多机器人协同路径规划中存在的诸多不足，如不同起始点路径产生的信息素干扰导致的信息素分布紊乱、低质量路径残留的信息素削弱算法的寻优性能，以及迭代过程中部分冗余计算降低算法效率的问题，本文提出了一系列创新性改进策略，包括双种群协同机制、拉丁超立方策略和 K 视界优化

方法。这些改进显著增强了算法在应对复杂任务时的适应性和效率，为多机器人协同路径规划提供了更为稳健和高效的解决方案。

(4) 结合 RobotStudio 仿真平台搭建焊接仿真系统，针对实际焊接任务进行了可视化仿真实验与分析。仿真结果验证了所提方法的可行性和实用性，并从实际工业场景的角度进一步分析了算法的适用性与潜在改进方向。

关键词：改进蚁群算法；焊接机器人；路径规划；蒙特卡洛指数；反馈调节因子；RobotStudio

Research on Welding Robot Path Planning Based on Improved Ant Colony Optimization

ABSTRACT

Welding robots, as key equipment in modern automotive manufacturing and intelligent manufacturing, have path planning problems that directly impact production efficiency, welding quality, and energy utilization efficiency. However, traditional path planning methods often face challenges such as slow convergence speed and susceptibility to local optima when dealing with complex welding tasks, making it difficult to meet actual industrial requirements. Therefore, this study focuses on the ant colony optimization to address the path planning problems for single and multiple welding robots, proposing a series of improved algorithms and optimization strategies to provide theoretical support and practical guidance for the application of robotics technology in intelligent manufacturing. The main contributions of this study are as follows:

(1) This research begins with theoretical analysis and technical requirements, systematically examining the factors influencing welding robot path planning, including weld point distribution, manufacturing resource constraints, and welding process parameters. The key issues to be addressed in this study are clearly defined.

(2) For single welding robot path planning, a corresponding mathematical model is established. To address the shortcomings of traditional ant colony optimization, such as their inability to quickly distinguish between good and bad nodes using pheromones during initial iterations and their lack of global assessment of candidate node quality,

an improved ant colony optimization is proposed. By introducing the Monte Carlo index and feedback adjustment factor, the global optimization ability and convergence performance of the algorithm are significantly enhanced.

(3) Based on this, the study also tackles the collaborative optimization requirements for multi-robot path planning by constructing a corresponding mathematical model. To solve the shortcomings of traditional ant colony optimization in multi-robot collaborative path planning, such as pheromone interference caused by different starting points leading to chaotic pheromone distribution, low-quality path pheromone residues weakening the algorithm's optimization performance, and redundant calculations reducing algorithm efficiency during iterations, a series of innovative improvement strategies are proposed. These include a dual-population collaborative mechanism, Latin hypercube sampling strategy, and K-horizon optimization method. These improvements significantly enhance the adaptability and efficiency of the algorithm in addressing complex tasks, providing a more robust and efficient solution for multi-robot collaborative path planning.

(4) Finally, a welding simulation system was developed using the RobotStudio simulation platform, and visualization experiments and analyses were conducted for actual welding tasks. The feasibility and practicality of the proposed methods were verified, and the applicability and potential areas for improvement of the algorithms in real industrial scenarios were further analyzed.

KEY WORDS: Improved ant colony optimization; Welding robot; Path planning; Monte Carlo factor; Feedback adjustment factor; RobotStudio

目录

第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 焊接机器人路径规划技术国内外研究现状	3
1.2.1 经典路径规划算法	3
1.2.2 元启发式算法	4
1.2.3 现状总结	10
1.3 研究内容与章节安排	10
第 2 章 白车身焊接路径规划影响因素分析	12
2.1 汽车白车身概述	12
2.2 白车身焊接生产工艺流程	13
2.3 白车身焊接对象研究与分析	14
2.3.1 制造资源分析	14
2.3.2 焊点的分析与规划	16
2.3.3 点焊工艺分析	17
2.4 本章小结	19
第 3 章 单台焊接机器人路径规划研究	20
3.1 单台焊接机器人路径规划任务分析	20
3.2 基本蚁群算法概述	21
3.3 改进蚁群算法	22
3.3.1 蒙特卡洛因子	23
3.3.2 反馈调节因子	26
3.4 算法步骤	27
3.5 仿真实验与分析	29
3.6 本章小结	32

第 4 章 多台焊接机器人路径规划研究	33
4.1 多台焊接机器人路径规划任务分析.....	33
4.2 改进蚁群算法.....	34
4.2.1 双种群策略.....	35
4.2.2 拉丁超立方策略.....	37
4.2.3 K 视界策略	40
4.3 算法步骤.....	44
4.4 仿真实验与分析.....	46
4.5 本章小结.....	54
第 5 章 RobotStudio 仿真及实验验证	55
5.1 RobotStudio 概述	55
5.2 仿真系统整体设计.....	56
5.2.1 整体设计思路.....	56
5.2.2 创建模型及生成系统.....	57
5.2.3 Smart 组件与 I/O 信号的创建.....	58
5.3 机器人焊接过程仿真结果分析.....	60
5.4 本章小结.....	65
第 6 章 总结与展望.....	66
6.1 工作总结.....	66
6.2 研究展望.....	67
参考文献	68
攻读硕士学位期间所取得的科研成果	74
致谢	75

插图清单

图 2-1 汽车车身本体结构	12
图 2-2 焊接机器人焊接工位的点焊过程	13
图 2-3 IRB6640-180 焊接机器人工作范围	14
图 2-4 X 型焊枪与 C 型焊枪	15
图 2-5 焊装夹具	16
图 2-6 电阻点焊原理	17
图 3-1 可行性实验仿真案例模型	24
图 3-2 传统蚁群算法仿真结果	25
图 3-3 本文改进蚁群算法仿真结果	25
图 3-4 可行节点优劣分析示意图	26
图 3-5 反馈调节因子生效原理图	27
图 3-6 本文 MC-IACO 算法流程图	28
图 3-7 传统蚁群算法仿真结果	30
图 3-8 本文 MC-IACO 算法仿真结果	30
图 3-9 本文 MC-IACO 算法仿真结果	31
图 4-1 不同收缩系数对拉丁超立方系数的影响	38
图 4-2 拉丁超立方策略可行性仿真实验案例模型	39
图 4-3 传统蚁群算法可行性仿真实验结果	39
图 4-4 拉丁超立方抽样策略可行性仿真实验结果	40
图 4-5 K 视界策略可行性实验仿真案例模型	42
图 4-6 引入本文 K 视界策略后算法仿真结果	43
图 4-7 各节点的视界变化曲线	43
图 4-8 迭代结束时各节点的视界范围可视化	44
图 4-9 本文 LHCACO 算法流程图	45
图 4-10 传统蚁群算法仿真结果	47

图 4-11 IACO 算法仿真结果.....	48
图 4-12 LHCACO 算法仿真结果	48
图 4-13 三种算法收敛曲线	49
图 4-14 不同算法仿真结果	51
图 5-1 仿真系统总体流程图	56
图 5-2 焊接工作站总体布局图	57
图 5-3 焊接动作 Smart 组件的组成	58
图 5-4 焊接动作 Smart 组件内部连接	59
图 5-5 I/O 连接	59
图 5-6 机器人系统信号连接	60
图 5-7 碰撞检测示意图	61
图 5-8 TCP 跟踪设置	62
图 5-9 TCP 跟踪效果	62
图 5-10 焊接机器人工作路径	63
图 5-11 焊接机器人最终路径	63
图 5-12 信号分析器设定界面	64
图 5-13 焊接机器人 1 的各轴角度变化曲线.....	64
图 5-14 焊接机器人 2 的各轴角度变化曲线.....	65

表格清单

表 2-1 IRB6640-180 焊接机器人部分参数15

表 3-1 算法相关参数24

表 3-2 算法相关参数29

表 3-3 焊点坐标数据29

表 3-4 两种算法仿真数据对比30

表 3-5 三种算法仿真数据对比31

表 4-1 算法相关参数38

表 4-2 算法相关参数42

表 4-3 不同参数下 LHCACO 算法仿真结果46

表 4-4 算法仿真参数47

表 4-5 三种算法仿真数据对比49

表 4-6 六种算法仿真结果52

表 4-7 本文 LHCACO 算法优化率53

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

在全球制造业格局深刻调整与产业结构持续优化的背景下，我国制造业正经历从传统模式向智能化、高端化发展的深刻变革。信息技术与工业体系的深度融合，已成为推动制造业高质量发展的核心驱动力。近年来，我国在数字化与信息化技术领域取得显著突破，并在部分关键领域实现了对发达国家的跨越式赶超。“工业 4.0”、“中国制造 2025”、“工业互联网”、“物联网”等前沿概念已逐步从理论探索走向实践应用，为制造业的转型升级提供了技术支撑和发展方向。2015 年 5 月，国务院发布的《中国制造 2025》战略规划（国发〔2015〕28 号）明确提出，要加快信息化与工业化的深度融合，重点发展具备深度感知、智能决策、自动执行能力的智能制造装备，并推动工业机器人及智能化生产线的技术研发与产业化落地。该战略的实施，确立了智能制造在未来制造业发展中的核心地位，强调以创新驱动助力我国由制造大国迈向制造强国。

在“十三五”规划期间，焊接技术作为现代制造业的关键支撑手段，在汽车制造、新能源装备（风电、核电）、航空航天以及国防军工等战略性产业领域取得了显著突破。尤其是在高端装备制造领域，焊接技术已成为复杂结构件制造、关键部件生产的核心技术支撑。为顺应智能制造的发展趋势，国内领先的焊接技术企业积极推进生产线的数字化、智能化升级，显著提升了焊接工艺的自动化水平。当前，自动化焊接装备正向柔性化、集成化、智能化方向快速演进，推动焊接制造体系向更高水平迈进。

面对全球科技革命和产业变革的深远影响，以及国内外经济环境的复杂演变，我国在“十四五”时期及更长远的发展阶段，对制造业科技创新提出了更高要求。焊接技术作为制造业的核心加工手段，被誉为“工业裁缝”，其技术水平直接关系到国家制造业的整体竞争力。在智能制造体系中，焊接机器人因其高精度、高效率、可重复性强等优势，已成为提升生产效率、保证焊接质量、优化生产成本的关键技术支撑。特别是在汽车制造等支柱产业，焊接机器人的广泛应用不仅助力生产模式向智能化、柔性化发展，同时也为我国制造业的现代化升级提供了强有力的技术保障。

在汽车制造过程中，车身焊接是决定整车质量的关键环节，而白车身（Body in White, BIW）焊接更是其中的核心工艺。白车身作为汽车的骨架结构，其焊接质量直接影响整车的安全性、轻量化水平及制造成本。合理规划焊接路径不仅能提升焊接机器人作业效率，减少无效运动，优化生产节拍，还能有效降低能源消耗和设备磨损，进而提升整个焊接生产线的智能化水平。然而，传统的焊接路径规划方式主要依赖工程技术人员的经验，通过分析焊点分布、生产工艺流程及车身数据手动制定焊接路径。这种方式不仅耗时耗力，且不同技术人员的规划方案存在较大差异，缺乏科学性与一致性，难以适应白车身焊接过程中复杂的约束条件。尤其在焊点密集且布局复杂的工况下，人工规划往往无法获得最优路径，影响整体生产效率。

为应对上述挑战，多机器人协同焊接成为白车身焊接生产线的重要发展方向。相比单台机器人独立作业，多机器人协同焊接可有效缩短工位节拍时间，提高生产效率，并实现复杂焊接任务的分工协作。然而，在多机器人协同焊接系统中，如何合理分配焊接任务、优化焊接路径、避免机器人之间的运动干涉及碰撞，成为制约其高效运行的核心问题。因此，本文以白车身的焊接技术为研究对象，研究高效、智能的焊接路径规划方法，对提升白车身焊接生产效率、降低制造成本、提高车身质量具有重要的理论价值与工程应用意义。

近些年来，国内外的专家学者对焊接机器人的路径规划做了大量的研究，并且提出了很多解决方案。随着计算机科学和人工智能领域的发展，受到自然界中的各种现象启发，学者们提出了多种智能优化算法，而智能优化算法的迅速发展使得机器人的路径规划变得更加简单、高效。尽管国内外许多学者在焊接机器人路径规划方面取得了重大突破，提出了多种算法并对其进行了改进，以解决该技术在应用中的问题。然而，许多算法仍然存在未解决的问题，攻克这些问题是机器人研究领域的重要难题之一，也是本文的主要研究方向。因此，本文对焊接机器人焊接路径规划问题智能优化方法进行研究，并构建焊接机器人路径规划的数学模型，旨在替代人工手动规划方式，提高焊接任务环节的工作效率，实现焊接生产线的自适应、柔性化生产。对提高生产效率和经济效益、提升汽车产业整体竞争力都有着非常重要的理论研究意义和工程应用价值。

1.2 焊接机器人路径规划技术国内外研究现状

路径规划技术在焊接机器人研究领域扮演着至关重要的角色，它的主要目标是在复杂的三维空间中，依据一系列预设标准（例如，最短路径、最高安全性、最短用时等），寻找一条高效连接所有焊接节点且不发生碰撞的最佳或次佳路径。这项技术不仅是焊接自动化进程中的一个重要环节，更是衡量焊接机器人智能化水平的一个标志性指标。针对此问题，国内外学者提出了多种有效算法，并不断改进算法中的不足。

1.2.1 经典路径规划算法

在路径规划问题的早期研究中，学者们通常将其形式化为图结构模型，并利用图论中的最短路径算法求解。例如，荷兰计算机科学家迪杰斯特拉于 1959 年提出的 Dijkstra 算法^[1-3]，以及 1968 年由斯坦福研究院的 Peter Hart 等人提出的 A*算法^[4-6]，这些基于图结构的搜索算法是路径规划领域的经典传统方法。由于这些算法通常是最优化算法，在满足一定条件的情况下能够保证算法获得最优解，因此至今仍在许多领域得到广泛应用。然而，随着应用场景日益复杂，这类算法的缺点逐渐显现，如时间不可控，且时间复杂度随着问题规模成比例增长。针对这些问题，国内外学者提出了多种改进方案。巩慧等^[7]提出了一种基于 Dijkstra 算法的平滑路径规划方法，通过引导路径生成、几何拓扑学优化及三圆弧多段路径矫正机制，提高了传统 Dijkstra 算法在路径平滑度和转向控制方面的性能，实验结果表明其方法在转弯角度控制和行进效率方面均优于传统算法。王云亮等^[8]针对传统 A*算法节点扩展多、转折频繁的问题，提出了基于改进跳点搜索、RRT*剪枝思想及二阶贝塞尔曲线平滑的多层次路径规划算法，显著降低了扩展节点数量并提高了路径平滑度和搜索效率，通过实验验证了算法的有效性与工程可行性。文献[9]针对无人船在受限水域路径规划中全局规划与局部避障能力不足的问题，提出了改进 A*与改进动态窗口法融合的算法框架，通过引入启发因子调节、5 邻域扩展、Floyd 平滑及路径平滑性评价机制，实现了全局路径规划的高效性与局部动态避障的实时性，实验结果显示该融合算法在计算效率和路径优化方面均优于传统方案。

1.2.2 元启发式算法

尽管 A* 等经典路径规划算法经过多次改进，仍无法摆脱穷举遍历这一核心限制。虽然这些算法在大规模路径规划任务中的表现有所提升，但核心问题并未得到根本解决。在这种背景下，元启发式算法逐渐在路径规划等领域崭露头角。与最优化算法相比，元启发式算法旨在权衡时间成本与解的质量，通常通过降低解的精度来缩短运行时间，使算法的执行时间更可控。因此，元启发式算法在精度要求较低但规模庞大的优化问题中能够达到预期效果。元启发式算法通常通过模拟自然现象或生物行为，因此也被称为仿生算法。常见的元启发式算法包括粒子群算法、蚁群算法、模拟退火法和遗传算法等。

蚁群算法 (Ant Colony Optimization, ACO) 由意大利学者 Dorigo 等人于 1991 年提出，是继神经网络、遗传算法和免疫算法之后出现的一种元启发式优化算法^[10-21]。该算法受蚂蚁群体行为的启发，模拟了其在觅食过程中通过信息素 (pheromone) 传递与更新实现最短路径搜索的过程。蚁群是一类高度社会化的昆虫群体，个体间通过间接通信协作，从而有效完成从巢穴到食物源的路径选择任务。基于这一仿生机理，蚁群算法展现出分布式计算、信息正反馈及启发式搜索等特性，使其在路径规划问题上具有天然优势。相较于其他启发式算法，ACO 对初始解的依赖较低，具备并行求解能力和较强的鲁棒性，同时易于与其他优化算法相结合，从而充分发挥不同方法的互补特性，提高求解效率和优化质量^[22-24]。因此，蚁群算法广泛应用于焊接机器人路径规划领域。

虽然蚁群算法拥有很多优点，但是该算法也存在一些不足，如收敛速度比较缓慢、易于陷入局部最优解等缺陷。针对上述问题，许多学者在传统蚁群算法的基础上进行了大量的改进和优化工作。文献[25]针对基础蚁群算法在白车生产线焊接机器人路径规划效率低下、搜索时间过长、容易陷入局部最优等问题，提出了一种改进的焊接机器人路径规划的方法。将粒子群算法与蚁群算法相结合，利用粒子群算法对蚁群随机产生的若干组较优解进行交叉和变异操作，得到更有效的解，得到了更优的焊接路径并提高了算法的稳定性。文献[26]针对水下无人航行器集群在执行广泛且系数分布区域的勘察任务规划问题时算法的解质量不高等问题，基于任务点间距与平均距离之差设计初始信息素浓度的非均等分配方法，提出优化模型的最佳与最差阈值对蚂蚁进行分类并对应完成

信息素更新，在状态转移规则中创新加入可随迭代进程动态改变的“引力系数”来增加算法前中期次优节点被选中的概率，提高了算法的有效性。文献[27]将新型果园割草机的路径优化问题转化为旅行商问题（Travelling Salesman Problem, TSP），并提出了一种改进的蚂蚁群算法。该算法针对最优路径、最差路径及其他路径采用差异化的信息素更新机制，结合动态启发式函数来优化状态转移公式，并引入双层优化策略以加速收敛并提高搜索效率。文献[28]提出了一个名为 ACO-GA-A* 的双层混合算法，用于解决放射性环境中移动机器人多目标巡检路径规划问题。算法在上层利用 ACO-GA 混合算法来确定巡检目标的最优访问顺序，而下层则采用改进的 A* 算法来规划目标之间的对偶路径。文献[29]针对复杂建筑环境下的应急疏散路径优化问题，提出了一种改进的蚂蚁群算法。算法基于节点与起始点之间的相对距离构造不均匀的初始信息素分布规则，避免了初期的盲目搜索，从而提升了搜索效率与收敛速度。文献[30]提出了一种新颖的混合算法 AC-PGA，将蚂蚁群优化与单性遗传算法（PGA）相结合，以高效解决多旅行商问题（MTSP）。该方法首先利用 PGA 来确定各销售员的仓库以及每位销售员应访问的城市数量，随后在下一阶段使用 ACO 来求取所有销售员的最短路线，从而得到问题的最优解。此外，文中还提出了一种新的路径矩阵表示方法以便处理多旅行商问题。对比分析表明，AC-PGA 在求解大规模多旅行商问题时优于其他现有算法。文献[31]为应对蚂蚁群算法易快速收敛至局部最优以及计算精度较低的问题，提出了一种名为 HSDACO 的改进算法。该算法在异质种群自动化生成优质候选解的基础上，使用三种平滑方法与 2-Opt 方法进行解评估，并利用差分边信息指导信息素轨迹分布；同时结合进化状态评估与自适应调整来监控并调整种群的进化状态。实验结果显示，该改进算法在解的精度与收敛速度上均有提升。文献[32]提出了一种名为 FACO 的蚂蚁群算法新变体，通过控制新构造解与上一解之间的差异数量来提升算法性能。该策略使 FACO 能在保持已有解质量的同时，执行更有针对性的搜索过程。文献[33]提出了一种基于动态混合机制的自适应参数蚁群优化算法，以强化算法的收敛性并扩大搜索空间。该算法融合了粒子群优化（PSO）的全局寻优能力、模糊系统的模糊推理能力以及 3-Opt 算法的局部搜索能力：通过 PSO 动态调整参数 α 与 ρ ，利用模糊系统调整参数 β ，并用 3-Opt 优化生成的路径，

从而提高算法收敛速度与稳定性。文献[34]将蚂蚁群优化与共生生物搜寻（SOS）算法相结合，提出了一种混合算法，旨在提升收敛速度并提高解的质量。该算法利用 SOS 自适应调整 ACO 的参数，并引入基于邻近原则的路径反转局部优化策略来保留更优解，从而增强整体优化效果。

路径优化问题不仅涉及搜索最优解的过程，其本质上也是一种典型的组合优化问题。因此，众多适用于组合优化的算法逐步被引入路径规划领域，其中包括遗传算法（Genetic Algorithm, GA）、粒子群优化算法（Particle Swarm Optimization, PSO）以及人工蜂群算法（Artificial Bee Colony, ABC）等。近年来，针对这些算法的改进与优化研究取得了显著进展，许多学者通过引入自适应策略、混合优化机制以及问题特定的约束处理方法，有效提升了算法的收敛性、计算效率及求解质量。

遗传算法是一类基于生物进化机制的智能优化方法，其核心思想源于自然界生物种群在遗传与进化过程中对环境的适应性选择^[35-40]。由于算法结构相对简单、参数设置较少，且具备较快的收敛速度与良好的全局搜索能力，遗传算法已广泛应用于图像处理、函数优化、信号处理及模式识别等领域。在遗传算法框架中，问题的候选解被编码为种群个体的基因序列，其适应度由个体在目标问题中的表现进行评估。算法通过选择、交叉与变异等遗传操作不断迭代优化种群。交叉操作允许个体间以一定概率交换部分基因片段，以产生具有新特征的后代；变异操作则通过随机改变基因位点的取值，以维持种群多样性并增强算法跳出局部最优的能力。最终，通过适应度驱动的选择机制，优质个体被保留并传递至下一代，从而推动解空间的全局探索与收敛。为了加快传统遗传算法的收敛速度、提高算法对局部解空间的搜索能力，文献[41]引入了 2-opt 局部搜索和多样性自适应变异机制，提出加权路径优化模型并结合改进遗传算法。提升了地震场景下的无人机救援路径规划能力，实现了路径长度与覆盖人数的均衡优化。文献[42]将 B 样条技术与遗传算法融合，通过多目标 A*初始化优质种群，设计多约束适应度函数及自适应遗传操作，显著提升了机器人路径的平滑性与算法收敛性，在复杂环境下有效降低了路径长度与早熟率。文献[43]针对倾转旋翼无人机区域覆盖路径规划问题，提出基于杜宾斯曲线的改进遗传算法，通过最近邻算法生成高质量初始种群，并引入三点式交叉与动态变异操作，

提高了全局搜索能力与避障效果，实现了覆盖路径长度的优化与任务效率的提升。文献[44]为了优化解的分配均衡性，将遗传算法与动态规划相结合，通过自适应局部搜索和全局交叉算子对算法进行改进。文献[45]为了提升解的质量并减少计算复杂度，提出了一种结合二阶锥规划和二分搜索的改进算法。文献[46]针对传统遗传算法在旅行商问题求解中的收敛速度慢、易陷入局部最优等问题，提出了一种基于跳跃基因和启发式交叉算子的改进遗传算法。通过双向启发式交叉、组合变异及跳跃基因机制，提高了算法的种群多样性、收敛速度及解的质量，并在多个 TSPLIB 基准测试实例与实际巡航机器人路径优化问题上验证了其优越性。

粒子群算法是一种受鸟群觅食行为启发的群体智能优化算法^[47-54]。由于其概念直观、易于实现、计算效率较高且参数设置较为简洁，PSO 自 1995 年提出以来已得到广泛应用，并在持续发展过程中衍生出多种改进策略。在 PSO 框架中，问题的候选解由粒子群体中的个体位置表示，其优劣通过适应度函数进行评估。粒子的更新受当前速度和位置的动态调整机制控制，其中速度决定了粒子在搜索空间中的移动方向及步长。粒子在搜索过程中会记录自身历史最优位置（即个体最优 P_{best} ），同时整个群体动态维护全局最优位置（即全局最优 G_{best} ）。粒子的飞行速度受当前位置、自身最优位置、群体最优位置及当前速度的共同影响。通过个体经验与群体信息的协同更新，PSO 能够高效搜索最优解，并在众多优化问题中展现出良好的收敛性和鲁棒性。尽管 PSO 在路径规划领域取得了良好效果，但仍存在易陷入局部最优解、搜索效率低等问题，国内外学者对此展开了大量研究。文献[55]针对传统粒子群算法在自主水下机器人路径规划中计算时间长、能耗高的问题，提出了一种基于改进 T 分布烟花-粒子群算法。通过引入自适应 T 分布变异和改进适应度选择策略，提高了全局搜索能力并降低了局部最优陷阱，实验结果表明该算法在路径优化时间、能耗和路径长度方面均优于传统方法。文献[56]为了提升算法的响应速度和规划效率，提出了一种多策略协同优化的融合算法。利用麻雀搜索算法的警惕机制对粒子群算法的参数进行优化，并使用快速扩展随机树进行双向优化，实验表明该方法在路径长度与规划时间上均优于单一优化方案。文献[57]结合粒子群优化与爬山算法，提出了一种混合路径规划算法，通过 Tent 混沌映射初始化种群，并

采用动态参数调整策略，提升了粒子的全局搜索能力和局部寻优精度，在复杂地形仿真中展现了优越的优化性能。文献[58]针对移动机器人路径规划问题，提出了一种模糊增强改进多目标粒子群优化算法，通过模糊推理系统提高障碍物规避能力，并同时优化路径平滑性、能耗与行驶时间，其方法在实际机器人实验中验证了可行性。文献[59]针对多 AGV 系统路径规划，提出了一种基于文化算法（CA）与粒子群优化相结合的容错优化算法（C-PSO），通过概率调节惯性权重提升算法搜索能力，并在任务分配与避障方面实现了协同优化。

人工蜂群算法是一种基于蜜蜂觅食行为的群体智能优化算法，其核心思想源于蜜蜂群体在食物源搜索与信息共享过程中所展现的协同机制^[60-66]。尽管其理论模型涉及复杂的生物行为模拟，但算法本身具有结构清晰、实现简便的特点，并已广泛应用于函数优化、路径规划、机器学习及工程优化等多个领域。

在 ABC 算法框架下，问题的可行解被映射为搜索空间中的蜜源位置，而蜂群则由三类工蜂构成：雇佣蜂（Employed Bees）、观察蜂（Onlooker Bees）和侦查蜂（Scout Bees）。其中，雇佣蜂负责开发指定的蜜源，并基于其质量评估结果与观察蜂共享信息；观察蜂则依据雇佣蜂提供的信息，以一定的概率选择优质蜜源进行进一步开采，从而实现对解的局部搜索优化。当某个蜜源的开发未能进一步提升其质量，并达到设定的停滞阈值时，原本的雇佣蜂将转化为侦查蜂。侦查蜂的任务是执行全局探索机制，即在搜索空间内随机生成新的蜜源，从而避免算法陷入局部最优，并维持种群多样性。完成探索后，侦查蜂重新转换为雇佣蜂，持续参与优化过程。通过上述动态搜索与信息共享机制，ABC 算法能够在全局探索与局部开发之间取得良好的平衡，使其在求解高维、非线性、非凸优化问题时表现出较强的适应性和鲁棒性。虽然人工蜂群算法具有很多优点，但在解决复杂问题时仍存在易陷入局部最优、收敛速度较慢等缺陷。为了提升传统人工蜂群算法跳出局部最优的能力，文献[67]在观察蜂的更新机制中引入带有自适应策略的交叉算子，并优化了侦察蜂寻找路径的方式，提升了算法的寻路质量和收敛速度。文献[68]通过随机学习与继承性相结合的全局进化算子提升算法的搜索能力，并引入自适应随机取反算子以增强勘探与开发的平衡性。文献[69]提出了一种自适应收敛的改进算法，通过全域采样随机初始化、引入潜在较优解筛选机制及基于余弦函数的局部开发策略，提高了算法的求解

精度和全局收敛性。文献[70]提出了一种全局最优引导的改进算法，通过引入协同进化框架、全局最优引导策略及高斯变异算子，提高了算法的搜索能力与收敛速度。文献[71]针对旅行商问题提出了基于固定邻域搜索的离散人工蜂群算法，通过正整数编码、2-opt 策略及局部增强机制，提升了求解精度。

除了以上几种常见的元启发式算法以外，众多研究学者也对其他近些年被提出的元启发式算法在路径规划方面的应用中存在的问题进行改进。文献[72]针对人工兔优化算法易陷入局部最优且收敛速度较慢的缺陷，提出基于多策略改进人工兔优化算法。通过融合 Levy 飞行、自适应柯西变异与精英群遗传策略，大幅提升了算法的收敛速度与全局搜索能力，规划出的三维路径在多场景下均具有更优的成本效益与平滑度。文献[73]提出了一种基于自适应黏菌算法（GSMA）的改进算法，以解决算法在无人机三维路径规划中搜索范围不足和易陷入局部最优的问题。通过引入 Logistic 混沌映射提升全局搜索能力，采用非线性自适应惯性权重加快收敛，并结合柯西变异增强后期寻优精度，实验结果显示 GSMA 在路径平滑度、收敛速度及能耗等方面均优于传统算法。文献[74]聚焦于移动机器人路径规划中的局部搜索不足问题，提出了基于改进火烈鸟搜索算法（IFSA）的路径规划方法，通过自适应 Sigmoid 非线性因子实现动态种群调整，融合混合精细分级觅食更新机制提升局部寻优能力，并引入随机镜面反射学习机制增强算法的寻优精度和全局探索能力，实验结果验证了算法的快速性与鲁棒性。文献[75]针对移动充电机器人路径规划中传统灰狼算法易陷入局部最优的问题，提出了改进灰狼算法（IGWO），通过 Tent 混沌映射丰富初始种群多样性，并在适应度函数、收敛因子及位置更新机制上进行优化，实验结果表明该算法在路径长度与迭代效率方面均优于现有改进算法。文献[76]针对轮式移动机器人路径规划中的低精度与低稳定性问题，提出了基于改进鲸鱼优化算法（IWOA）的路径规划方法，通过引入 Logistic 混沌映射优化初始解分布，融合共生生物搜索算法提升全局搜索能力，并采用高斯变异策略扩展搜索多样性与加快收敛速度，实验验证了算法在路径长度、拐点数量及鲁棒性方面的优越性。

1.2.3 现状总结

现有研究表明，众多学者已围绕经典路径规划算法展开了大量探索与深入研究。然而，从算法本质和理论框架来看，这些经典算法在范式上并未实现根本性突破，尤其在大规模复杂环境下，仍面临显著的时间效率瓶颈与求解性能限制。相比之下，元启发式算法因其强大的全局搜索能力与灵活的搜索机制，能够在设定的时间约束内提供高质量的可行解，具有良好的时间可控性与适应性。因此，现有的元启发式算法研究多集中于提升解的质量、增强解的稳定性以及加快算法的收敛速度，以期在求解效率与解的精度之间取得平衡。

尽管近年来学界在多种元启发式算法（如遗传算法、粒子群算法、人工蜂群算法等）方面取得了诸多进展，但在求解路径规划问题时，仍存在算法易陷入局部最优、收敛速度缓慢以及对多约束场景适应性不足等问题，亟需进一步研究与改进。

鉴于蚁群算法具有算法机制直观、逻辑清晰、易于实现且在组合优化问题上表现优异等特点，且其基于信息素引导的自适应搜索机制与路径规划问题具有高度契合性，本文选取蚁群算法作为研究对象，系统探究其在单台与多台焊接机器人路径规划中的应用潜力与算法性能。同时，针对算法在实际应用中暴露出的如路径搜索效率不足、解质量不稳定等问题，提出针对性的改进策略，旨在提升算法的全局搜索能力与收敛性能，从而推动焊接机器人路径规划智能优化的研究进展与工程实践。

1.3 研究内容与章节安排

本文以焊接机器人路径规划为研究对象，聚焦蚁群算法在单台及多台焊接机器人路径规划应用中的瓶颈问题，开展了系统的理论分析与研究。论文的主要内容安排如下：

第 1 章，绪论。本章阐述了课题的研究背景和理论意义，回顾了焊接机器人路径规划技术的研究演进过程，并对当前相关算法的研究现状进行了归纳和分析。在此基础上，对全文研究内容及章节结构进行了简要说明。

第 2 章，白车身焊接路径规划影响因素分析。本章主要研究并分析了白车身焊接路径规划的影响因素。首先，概述了汽车白车身，并分析了其焊接生产

工艺流程。接着，对焊接生产中的制造资源（如焊接机器人、焊枪、焊装夹具）、焊点信息、焊点分类、焊点间隔、点焊工艺等影响因素进行了详细分析，为后续路径规划约束条件的建立提供了理论依据。

第 3 章，单台焊接机器人路径规划研究。本章首先对焊接机器人路径规划问题进行了概述，明确其研究意义和挑战。随后，建立了针对该问题的数学模型，详细阐释了传统蚁群算法的基本原理，在分析传统蚁群算法局限性的基础上，提出了改进策略。通过引入蒙特卡洛指数提升了算法的寻优能力，使用反馈调节因子避免算法陷入局部最优，通过一系列仿真实验进一步验证了本文所提改进蚁群算法的有效性。

第 4 章，多台焊接机器人路径规划研究。本章对多焊接机器人路径规划问题进行了深入分析，并建立了相应的数学模型。在此基础上，针对传统蚁群算法的局限性，提出了双种群策略、拉丁超立方策略和 K 视界策略等一系列改进措施。通过仿真实验对改进蚁群算法的有效性进行了验证。实验结果表明，改进后的算法显著提升了寻优能力和收敛速度，为实际焊接任务的路径规划提供了强有力的技术支持。

第 5 章，RobotStudio 仿真及实验验证。本章对 RobotStudio 软件进行了全面介绍，并基于该软件对多台焊接机器人路径规划任务进行了可视化仿真研究。通过在仿真环境中分析机器人各关节轴的角度变化曲线以及碰撞检测数据，验证了本文提出的改进蚁群算法在路径规划中的可执行性与合理性。

第 6 章，总结与展望。对本文所完成的工作进行总结，为工作未来的可改进指出指明方向。

第2章 白车身焊接路径规划影响因素分析

在规划汽车白车身焊接路径前，必须深入了解焊接工位的生产工艺，并分析各种实际工程影响因素。这些因素包括机器人数量、工作半径等机器人信息，以及工件结构、点焊工艺特点、焊点坐标、焊接姿态、焊枪型号等信息。这些复杂的工程因素对焊接路径规划至关重要。只有在充分理解和分析这些因素的基础上，才能确保路径规划的合理性和有效性。

2.1 汽车白车身概述

汽车车身作为整车的重要组成部分，直接承载了制造商的设计理念，不仅体现了外观造型与质量标准，也成为消费者选购时的重要考量因素。其结构由车身本体（即白车身）、内外装饰件及电气附件等多个模块构成，生产过程涉及冲压、焊接、涂装及装配四大核心工艺。

白车身（Body-in-White，简称 BIW）是指完成焊接工艺但尚未进入涂装阶段的车身结构，其主体通常由形态复杂的高强度钢或铝合金材料构成，包括车门及其他覆盖件，但不包含内饰组件。作为整车各大子系统（动力系统、电气系统、行驶系统及内外饰件等）的承载平台，白车身直接影响整车的动力性能、舒适性及操控稳定性，并在外观呈现与质量管控中发挥关键作用。因此，白车身的焊接制造技术在汽车制造领域尤为核心。



图 2-1 汽车车身本体结构

如图 2-1 所示，白车身由多种冲压成型的薄板零件通过焊接、机械连接及粘接等多种工艺手段组装成复杂的整体框架，其主要结构涵盖底板、发动机舱、前后围板、左右侧围及顶盖等部件。由于白车身大量采用具备优异焊接性能的铝合金或高强度钢材，点焊技术成为零部件连接的主要方式，并广泛应用于车身制造的各个环节，以确保结构的稳定性及制造精度。

2.2 白车身焊接生产工艺流程

汽车白车身的焊接生产流程涵盖多个精确控制的工序。首先，将各待装配零部件输送至相应的焊接工位，并依托焊装夹具进行精确定位与夹紧，使其达到可焊接状态。随后，焊接机器人按照规划路径依次实施各焊点的点焊任务，直至所有零件牢固焊接为一体。焊接工序完成后，夹具释放已焊接结构，由传输装置输送至后续工位，与其他零部件进一步拼装焊接，逐级形成更高层次的车身总成结构，最终实现白车身整体制造。具体点焊工艺流程如图 2-2 所示。

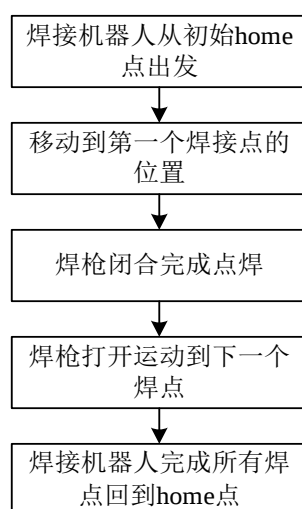


图 2-2 焊接机器人焊接工位的点焊过程

焊接机器人在完成整个点焊任务期间，其工作流程可划分为三个关键阶段：

（1）启动阶段：机器人从初始位置（Home 点）运动到第一个待焊焊点；（2）执行阶段：机器人按规划顺序依次移动至各焊点，逐一完成全部焊接操作；（3）结束阶段：机器人完成最后一处焊点的操作后返回初始位置（Home 点）。机器人轨迹规划采用点到点（Point-to-Point, PTP）控制方式，仅需明确焊接位置的起始点和目标点的空间位置及姿态，不涉及具体路径轨迹的连续性或中间过程的运动控制策略。

2.3 白车身焊接对象研究与分析

2.3.1 制造资源分析

1) 焊接机器人选型

焊接机器人是实现白车身侧围焊点优化分配与运动规划研究的重要载体，其系统结构主要涵盖机械本体、驱动装置及控制系统三个核心部分。机械本体通常包括基座、机械臂与末端执行器（End Effector），其中基座用于提供结构支撑和稳定性，机械臂负责实现空间位置的精确传递，末端执行器则具体承担焊接等工艺任务。驱动装置为机器人各关节运动提供必要动力，配套相应的精密传动组件，以实现精准的运动控制。控制系统基于预先规划的作业程序，并实时接收来自传感器的反馈信息，动态调节执行机构的运动状态，从而高效地完成指定焊接任务。

白车身焊接工位广泛采用六轴关节型机器人，其主要由腰关节（J1）、大臂关节（J2）、小臂关节（J3）以及三个腕关节（J4、J5、J6）组成。其中，J1、J2、J3 关节主要决定机器人在空间中的位置，而 J4、J5、J6 关节则用于调整姿态。考虑到机器人结构特性、白车身侧围焊点分布及作业空间约束，本文选用 ABB 公司 IRB 6640-180 型号机器人，该型号具备优异的点焊能力，并可应用于搬运、装配等多个工业场景。机器人各组成部分的参数详见表 2-1，其工作范围如图 2-3 所示。

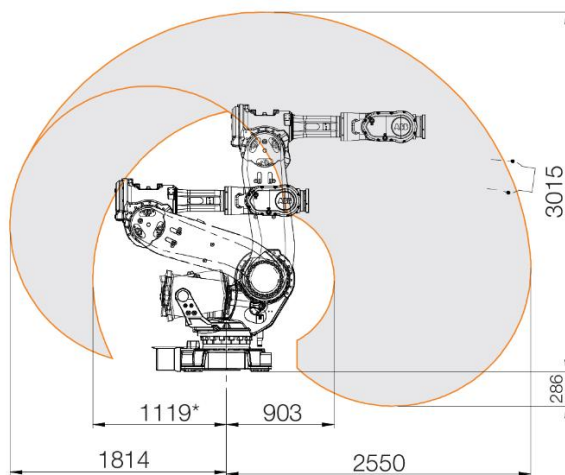


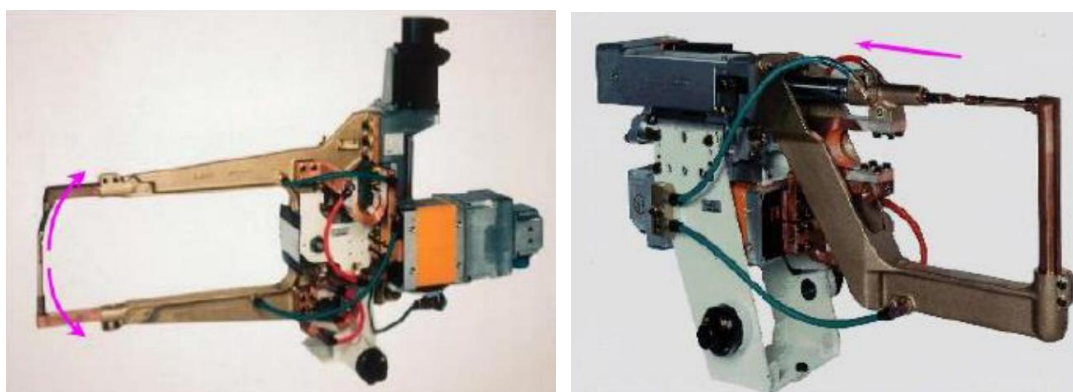
图 2-3 IRB6640-180 焊接机器人工作范围

表 2-1 IRB6640-180 焊接机器人部分参数

轴	工作范围	轴最大转速
轴 1	+170° 至-170°	100°/s
轴 2	+85° 至-65°	90°/s
轴 3	+70° 至-180°	90°/s
轴 4	+300° 至-300°	170°/s
轴 5	+120° 至-120°	120°/s
轴 6	+360° 至-360°	190°/s

2) 焊枪选型

焊枪作为焊接机器人末端执行器的重要组成部分，固定安装于机器人第六轴末端的圆形法兰盘处，直接承担具体的焊接作业任务。焊枪选型时需要综合考虑焊接效率、作业空间布局及设备运行安全性等因素，以确保焊接质量的稳定和生产过程的可靠性。依据机械结构形式的差异，工业焊枪一般可划分为 X 型和 C 型两类（如图 2.4 所示）。其中，X 型焊枪（图 2.4(a)）适合于焊接对象平行或接近平行于地面的工况；而 C 型焊枪（图 2.4(b)）则更适用于工件垂直或近似垂直于地面的焊接场景。综合本研究中的实际工况与应用需求，本文选取 C 型焊枪作为焊接末端工具，以更好地满足目标任务的技术要求。



(a) X 型焊枪

(b) C 型焊枪

图 2-4 X 型焊枪与 C 型焊枪

3) 焊装夹具

焊装夹具的作用是快速、准确地实现工件定位并可靠固定，以避免焊接过程中的位置偏移，保证焊接质量。如图 2-5 所示，焊装夹具系统通常由夹具基座、定位元件、夹紧装置、辅助支撑机构及控制单元等组成。

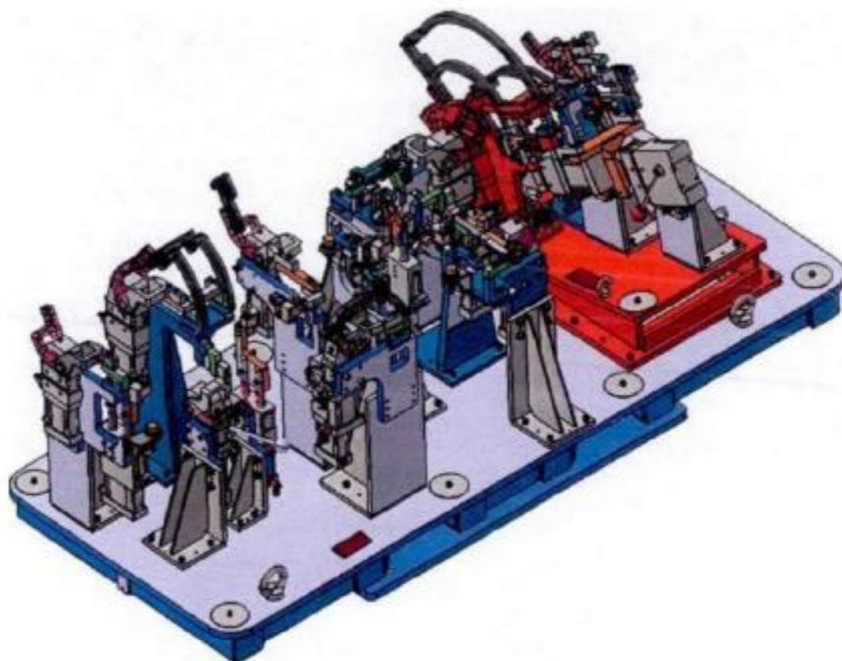


图 2-5 焊装夹具

在夹具设计过程中，需要尽量减少车身板件的变形，并有效规避焊接过程中夹具与工件、焊枪或焊接机器人的干涉。当前，焊装夹具多采用共用型或混型结构，并广泛应用标准化组件，以提高模块化适配性和重复利用率，进而提升材料利用效率并降低生产成本。

2.3.2 焊点的分析与规划

1) 焊点信息

车身板件通常由冲压工艺成型，材料主要为厚度 0.8mm 至 1.2mm 的镀锌薄钢板，在焊接过程中，通过点焊形成连接区域，即焊点。焊点信息主要包括空间坐标、数量及属性。其中，焊点空间坐标包含所在坐标系的笛卡尔坐标及姿态信息；焊点数量指分配给单台机器人的焊点总数；焊点属性涉及焊接材料、焊枪类型及焊接电流等参数。

2) 焊点分类

白车身焊接工艺中的焊点通常可划分为定位焊点与补焊焊点两类。其中，定位焊点是在焊装夹具定位并夹紧工件之后实施的初步焊接，其作用是确保夹具释放后各工件之间的相对位置仍然保持稳定，从而有效保障白车身的形状精度。补焊焊点则主要用于提升板件连接处的整体力学性能，是白车身焊装工艺

中应用最为广泛的一种焊接方式。实际生产中通常遵循先定位焊接、后补焊焊接的作业原则，以最大程度地确保焊接结构的稳定性及焊接质量。

3) 焊点间距

焊点间距是指相邻焊点的中心距，在机器人焊接过程中，其合理性直接影响焊接质量和工件形态。过小的焊点间距可能导致焊接电流泄漏、板件变形等问题，因此需在保证焊接强度的前提下，尽可能增大间距，以降低焊接任务量、提升生产效率。根据工程经验，焊点间距通常设定为 50mm 左右，以减少分流效应对焊接质量的不利影响。

2.3.3 点焊工艺分析

点焊是一种电阻焊工艺，其基本原理是利用电阻热效应在局部区域形成熔核，以实现金属间的可靠连接。焊接时，工件置于点焊装置的动、静电极臂之间，电极在施加一定压力的同时，通过接触部位施加高强度电流。电流通过工件接触面时，由材料自身的电阻特性产生焦耳热，使焊接区域迅速加热至熔融状态，并在冷却凝固后形成可靠的焊点连接。点焊工艺具备操作简便、焊接效率高等优势，尤其适合于汽车薄板结构的搭接连接，已成为白车身制造中应用最广泛且关键的焊接方法之一。点焊工艺的工作原理如图 2-6 所示。

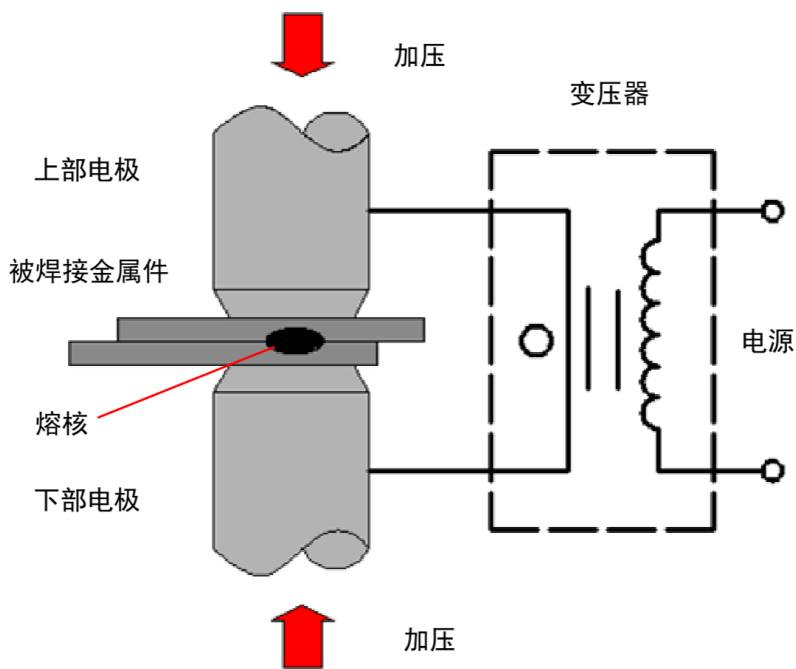


图 2-6 电阻点焊原理

焊接时产生的热量形成了点焊的焊接热源，根据电阻热效应，总发热 Q 的计算方法如公式 2-1 所示。

$$Q = I^2 RT \quad (2-1)$$

其中， Q 为热量，单位为 J ； I 为焊接电流，单位为 A ； R 为电极间的电阻，单位为 Ω ，计算方法如公式 2-2 所示； T 为焊接时间，单位为 S 。

$$R = 2R_w + R_c + 2R_{cw} \quad (2-2)$$

其中 R_w 为焊件本身电阻，单位为 Ω ，计算方法如公式 2-3 所示； R_c 为两焊件之间的接触电阻，单位为 Ω ； R_{cw} 为电极与焊件之间的的接触电阻，单位为 Ω 。

$$R_w = \frac{1}{2} \left(K_1 K_2 \rho \frac{\delta_1 + \delta_2}{S} \right) \quad (2-3)$$

其中 ρ 为焊接区金属的电阻率； δ_1 和 δ_2 分别为两个焊件的厚度，其单位为 mm ； S 为电极之间的接触面积，其单位为 mm^2 ； $K_1 K_2$ 为边缘效应引起电流场扩展的系数，其值仅与工件的形状有关。

点焊质量受多个工艺参数的影响，主要包括电极压力、电流强度、接触面积及通电时间等：

1) 焊接电流 I ：影响金属加热速度，电流过大可能导致焊点飞溅或熔核过大，过小则可能造成焊接不牢固。

2) 通电时间 T ：决定焊接热量输入，较长的通电时间可增加熔核尺寸，但过长可能导致热影响区扩大，影响焊接质量。

3) 接触面积 S ：上下电极与被焊金属间的接触面积直接影响电流密度，进而影响焊接热量分布。较大的接触面积降低电流密度，使焊接加热均匀，而过小的接触面积可能引发局部过热或电极粘连现象。

4) 电极压力：影响焊点熔核的形成及热输入，过高的压力可能抑制熔核扩展，降低焊接强度，而压力不足则可能导致焊接缺陷，如夹杂、未熔合等问题。

综上所述，点焊工艺参数的合理匹配对于焊点质量至关重要，需要根据材料特性、焊接工艺要求及设备能力进行优化，以确保焊接质量与生产效率的最佳平衡。

2.4 本章小结

本章围绕白车身焊接路径规划的关键影响因素开展了系统的研究与分析。首先对白车身结构与特点进行概述，并深入剖析了其焊接制造工艺流程；随后从焊接制造资源（包括焊接机器人、焊枪及焊装夹具等）、焊点属性、焊点类型与焊点空间布局等方面进行了详细探讨，为后续焊接路径规划约束条件的建立奠定了扎实的理论基础。

第3章 单台焊接机器人路径规划研究

在汽车制造过程中，不同零部件的装配需求各异，导致焊接工序中焊点数量及类型的增加，同时焊点分布往往呈现高度离散且无固定规律的特征。焊点分布的复杂性加剧了焊接任务的执行难度，进而对焊接路径规划提出了更高要求。传统的焊接路径规划主要依赖人工手动方式，由专业技术人员根据自身经验制定焊接路径。然而，由于规划结果受个人经验背景影响，不同技术人员设计的路径方案往往存在较大差异，缺乏统一的优化标准。此外，人工规划方式具有较强的主观性，不仅难以确保路径方案的科学性，还存在调试周期长、优化效率低的问题，制约了生产的柔性化与自适应能力，同时无法保证所生成路径的全局最优性。因此，科学合理地优化焊接路径对于提高生产效率和降低制造成本具有关键作用。若路径规划不当，则会引起机器人运动时间延长、能源消耗增加，导致生产效率下降，进而制约工位节拍，并最终显著增加焊接生产线的运行成本。

3.1 单台焊接机器人路径规划任务分析

焊接机器人的路径规划是指在三维工作环境中，在同时满足特定的约束条件和优化目标的情况下高效且准确地寻找出一条连接所有焊接节点且不发生碰撞的最佳或次佳路径。焊接机器人在实施点焊作业时，首先从初始节点出发，按照规划算法确定的路径依次对各焊点进行单次焊接，直至全部焊点操作完成，随后返回初始位置。这一焊接过程在本质上与经典的旅行商问题具有高度相似性。因此，为有效求解焊接机器人路径规划问题，可将机器人视作旅行商，而各焊点则对应于旅行商问题中的城市节点，通过抽象转化实现路径优化。

为了解决单个焊接机器人的路径规划问题，做出以下假设：

- 1) 焊接机器人在移动过程中保持匀速
- 2) 焊点的焊接时间不予考虑
- 3) 焊接机器人在焊接任务移动过程中与设备之间的干扰不予考虑

对于一个具有 n 个焊点 $P=(p_1, p_2, \dots, p_n)$ 的焊接机器人路径规划问题，其目标函数如公式 3-1 所示。

$$\text{Min} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d_{ij} \cdot x_{ij} \quad (3-1)$$

其中, d_{ij} 表示焊点 i 与焊点 j 之间的欧式距离, 计算方式如公式 3-2 所示;
 x_{ij} 为决策变量如公式 3-3 所示。

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (3-2)$$

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{边}(i,j) \text{在最终路径上} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3-3)$$

焊接机器人路径规划问题的约束条件为:

$$\sum_{i=1, i \neq j}^n x_{ij} = 1 \quad \forall j \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (3-4)$$

$$\sum_{j=1, j \neq i}^n x_{ij} = 1 \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (3-5)$$

约束 3-4 和约束 3-5 确保任意焊点都完成点焊任务, 且每个焊点仅焊接一次。

3.2 基本蚁群算法概述

蚁群算法是一种由 Marco Dorigo 博士于 1992 年提出的启发式优化算法, 其设计灵感来源于自然界中蚂蚁群体协同觅食的行为机制。该算法已广泛应用于众多优化领域, 尤其在组合优化问题的求解中表现出了显著优势。蚁群算法的核心思想是通过模拟蚂蚁个体在搜索食物路径时释放并感知信息素的过程, 实现对最优解的逐步逼近。具体而言, 算法模拟蚂蚁在移动时于路径上释放信息素, 随后其他蚂蚁则依据路径上信息素的浓度进行路径选择, 路径上的信息素浓度越高, 蚂蚁选择该路径的概率也越大, 从而形成了基于信息素浓度正反馈机制的路径优化过程。

在蚁群算法的第 t 次迭代中, 蚂蚁 k 从节点 i 转移到 j 的转移概率计算方式如公式(3-6)所示:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{is}(t)]^\beta}, & s \in \text{allowed}_k \\ 0, & s \notin \text{allowed}_k \end{cases} \quad (3-6)$$

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (3-7)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^M \Delta\tau_{ij}^k(t) = \sum_{k=1}^M \frac{Q}{L_k} \quad (3-8)$$

$$\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{ij}} \quad (3-9)$$

其中, $P_{ij}^k(t)$ 是由第 t 次迭代时蚂蚁 k 由节点 i 转移至节点 j 的选择概率;
 $\tau_{ij}(t)$ 是信息素浓度启发函数, 更新公式如公式(3-7)所示; $\Delta\tau_{ij}(t)$ 是第 t 次迭代中所有蚂蚁在从节点 i 到节点 j 这条路径上留下的信息素增量, 计算方式如公式(3-8)所示, Q 是一个数值常量, 用于控制每只蚂蚁留下的信息素浓度, L_k 表示第 k 只蚂蚁找到的解的长度; $\eta_{ij}(t)$ 是距离启发函数, 计算方式如公式(3-9)所示, d_{ij} 为节点 i 与节点 j 之间的欧氏距离。 α 和 β 分别为信息素浓度启发因子和距离启发因子, $allowed_k$ 为可行节点列表。

3.3 改进蚁群算法

传统蚁群算法在解决焊接机器人路径规划问题时主要通过距离启发函数和信息素浓度的大小来评判可选节点的优劣, 并基于随机概率选择进行机器人的移动决策。但在传统蚁群算法的迭代初期, 路径中往往包含很多冗余部分。而传统蚁群算法中信息素浓度只与路径长度有关, 因此, 信息素在初始迭代中几乎很难体现出优势和缺点的节点, 它需要多次迭代才能慢慢显示出优点和缺点路径的优势。本文针对焊接机器人路径规划问题, 提出一种融合蒙特卡洛因子的改进蚁群算法以解决上述缺陷。具体而言, 该算法首先对每代蚂蚁构造的路径集合进行采样分析, 并将采样结果转化为节点的蒙特卡洛指数; 随后, 在蚂蚁路径选择阶段, 通过将候选节点的蒙特卡洛指数代入 **sigmoid** 函数, 获得节点构成最优路径的概率评价值, 即蒙特卡洛因子。基于该因子构建的节点状态转移策略, 显著提高了蚂蚁个体的路径搜索效率以及算法整体的规划性能。此外, 算法进一步引入反馈调节机制, 在评价节点的优劣程度时兼顾后继节点的潜在优劣性, 以强化对路径全局最优性的感知。仿真试验结果表明, 所提出的算法在求解焊接机器人路径规划问题时取得了明显改善, 其整体优化性能优于传统蚁群算法及当前已有的相关改进方法。

3.3.1 蒙特卡洛因子

蒙特卡洛方法是一种基于概率统计理论的计算方法，通过随机数（通常为伪随机数）模拟系统行为，以获取待求问题的近似解。具体而言，该方法首先将待解决问题与特定的概率模型关联，再利用计算机进行随机模拟或抽样计算，从而获得近似解答。传统蚁群算法在路径搜索过程中，多侧重于优势路径信息对后续蚂蚁决策的积极作用，却忽略了劣质路径信息对搜索空间的影响。为此，本文提出一种基于蒙特卡洛因子的改进机制，以充分挖掘历史迭代过程中所产生的各类路径信息的价值。

算法在初始化阶段，为路径中的每个节点分配一个初始蒙特卡洛指数。在后续迭代过程中，通过采样分析每一代蚂蚁所生成的路径数据，识别并统计最优路径中各节点出现的频次，据此对节点的蒙特卡洛指数进行动态调整。提高频繁出现于最优路径的节点指数，降低位于劣质路径节点的指数。在蚂蚁路径决策阶段，再将可选节点的蒙特卡洛指数通过 **sigmoid** 函数映射为节点的蒙特卡洛因子。该因子能反映节点在迭代历史中构成最优路径的相对频率，从而有效估计节点成为最优路径组成部分的概率。基于此，本文提出了改进后的节点概率选择公式，如公式（3-10）所示：

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta \cdot M_{ij}}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{is}(t)]^\beta \cdot M_{is}}, & s \in \text{allowed}_k \\ 0, & s \notin \text{allowed}_k \end{cases} \quad (3-10)$$

其中 M_{ij} 为蒙特卡洛因子，计算公式如公式 3-11 所示， m_{ij} 为蒙特卡洛指数。

$$M_{ij} = \text{sigmoid}(m_{ij}) = \frac{1}{1 + e^{-m_{ij}}} \quad (3-11)$$

为了验证蒙特卡罗因子的可行性，在图 3-1 所示模型下进行了模拟。如图 3-1 所示，蚂蚁从起始节点 S 到目标节点 G。蚂蚁可以选择路径 L1（L1=80）或路径 L2（L2=100）。分别使用传统蚁群算法和本文的改进蚁群算法进行了模拟实验。相关参数如表 3-1 所示，模拟结果如图 3-2 和图 3-33 所示（图 3-2(a)和图 3-3(a)显示了每代的平均路径长度，图 3-32(b)和图 3-3(b)显示了路径 L1 和 L2 的

蒙特卡罗指数，图 3-2(c)和图 3-3(c)显示了路径 L1 和 L2 的信息素浓度，图 3-2(d)和图 3-3(d)显示了每代蚂蚁选择路径 L1 和 L2 的次数）。

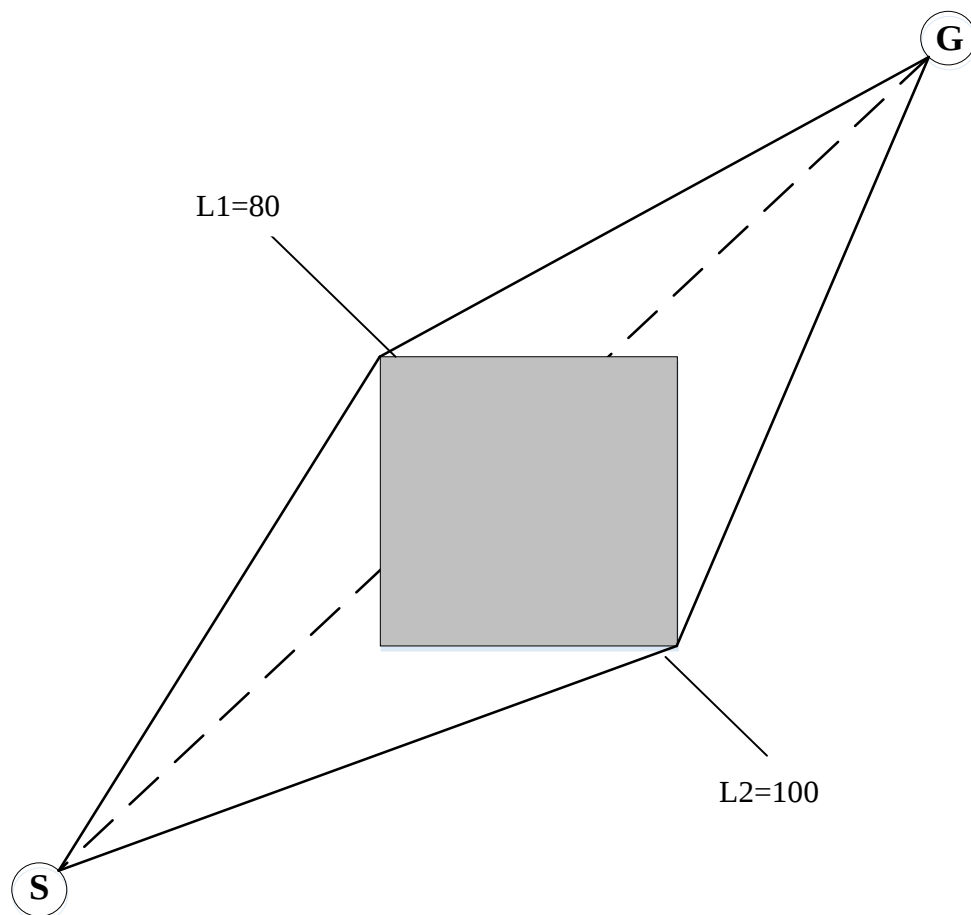


图 3-1 可行性实验仿真案例模型

表 3-1 算法相关参数

参数	值
最大迭代次数	100
种群大小	10
距离启发因子	2
信息素启发因子	0.8
信息素浓度初始值	8
挥发系数	0.8
蒙特卡罗指数初始值	0
蒙特卡罗指数变化率	0.1

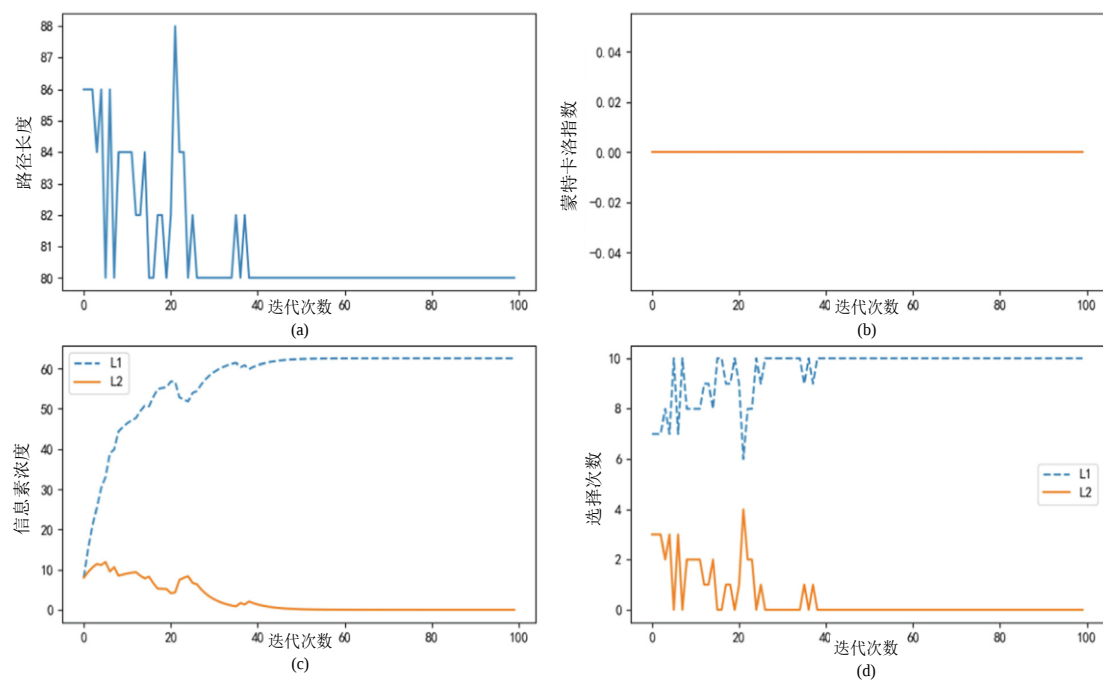


图 3-2 传统蚁群算法仿真结果

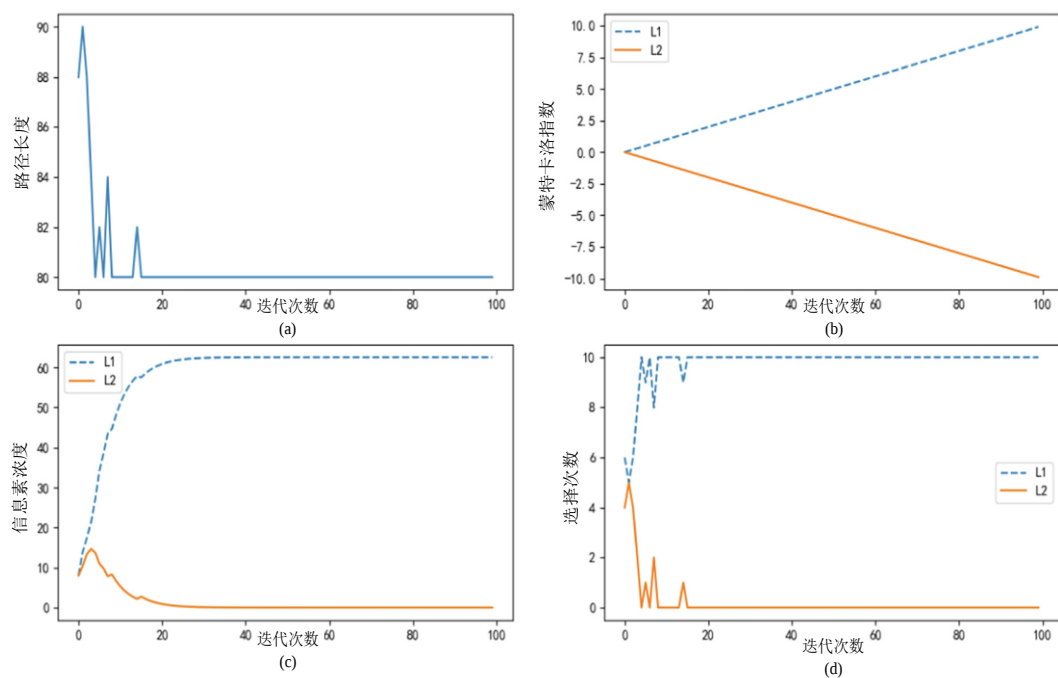


图 3-3 本文改进蚁群算法仿真结果

实验结果表明，蒙特卡洛因子的引入能够有效提升蚁群算法的路径优化能力。从图 3-2 的迭代曲线变化趋势可以发现，算法初期阶段，劣质路径的信息素浓度呈现缓慢下降态势，而优质路径的信息素浓度则快速提升，但随后增长速率逐渐减缓，曲线总体表现出典型的凹形变化规律。这一现象说明传统蚁群

算法在迭代早期能够迅速提高整体路径质量，但在后期想要继续显著提升路径质量则需要经历更多次的迭代。

蒙特卡洛因子的设计以统计学理论为基础。在算法迭代初期，由于路径采样数据量较小，蒙特卡洛矩阵的数值变化有限，使得节点对应的蒙特卡洛因子计算结果趋于初始值 0.5，对蚁群决策几乎不产生明显影响。但随着迭代次数的增加，统计采样数据逐渐丰富，蒙特卡洛因子逐步体现出对蚁群路径决策更为显著的引导作用，从而有效弥补了传统蚁群算法需经过大量迭代才能进一步优化路径质量的不足。因此，通过上述实验验证可得，本文提出的基于蒙特卡洛因子的改进蚁群策略在路径优化问题中的应用是有效且可行的。

3.3.2 反馈调节因子

在传统的蚁群优化算法中，蚂蚁在选择节点时主要考虑两个因素：可行节点与当前节点之间的距离以及路径上的信息素浓度。然而，实际上，可行节点相对于当前节点的优劣无法反映其在全局视角中的优劣，因为后续节点的优劣也会影响可行节点的优劣，而这一点在传统蚁群算法中并未被考虑。如图 3-4 所示，相对于当前节点，可行节点 A 和 B 的选择概率分别为 $P_A = 7$ 和 $P_B = 6$ 。从选择概率的角度来看，节点 A 似乎更适合作为目标节点，但实际上，节点 A 的后续节点表现并不好。在图 3-4 中，节点 A 和节点 B 的后续节点选择概率分别为 $P_A' = 3$ 和 $P_B' = 6$ 。如果考虑后续节点的选择概率，则节点 B 更优。

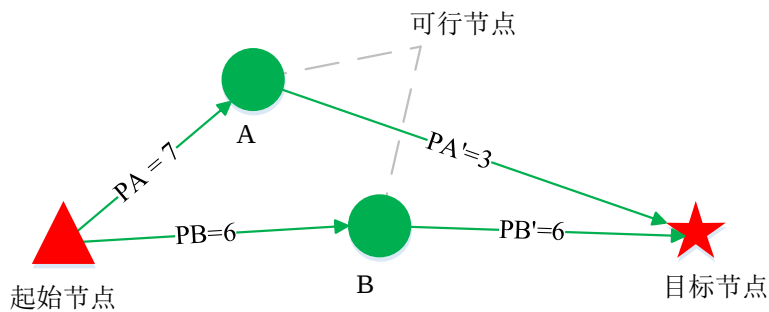


图 3-4 可行节点优劣分析示意图

因此，后续节点的优劣应当在衡量各可行节点的优劣时也被考虑在内。综合上述内容，本文提出一种基于反馈调节因子的选择概率公式如公式 3-12 所示，

其中 B_{jh}^k 为可行节点 j 的反馈调节因子, h 为假定节点 j 为起点时的可行节点, B_{jh}^k 根据式 3-13 计算。

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta \cdot M_{ij} \cdot B_{jh}^k}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{is}(t)]^\beta \cdot M_{is} \cdot B_{sh}^k}, & s \in \text{allowed}_k \\ 0, & s \notin \text{allowed}_k \end{cases} \quad (3-12)$$

$$B_{jh}^k = \frac{\max([\tau_{jh}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{jh}(t)]^\beta)}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} \max([\tau_{sh}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{sh}(t)]^\beta)} \quad (3-13)$$

当按照公式(3-12)计算图 3-4 的可行节点 A 与 B 的选择概率时(忽略蒙特卡洛因子的作用), 由式(3-13)可得节点 A 与 B 的反馈调节因子分别是 $B_A = P_A'/(P_A' + P_B') = 1/3$ 与 $B_B = P_B'/(P_A' + P_B') = 2/3$, 根据式(3-12)计算可得节点 A 的选择概率为 $p_A = \frac{P_A \cdot 1/3}{P_A \cdot 1/3 + P_B \cdot 2/3} = 7/19$, 同理得节点 B 的选择概率 $P_B = 12/19$, 显然, 节点 B 的选择概率较节点 A 更高, 这证明了在计算可行节点的优劣时成功的引入了后续节点的优劣性能指标, 使得节点的选择概率参考因素更加全面。图 3-5 为反馈调节因子的生效原理图。

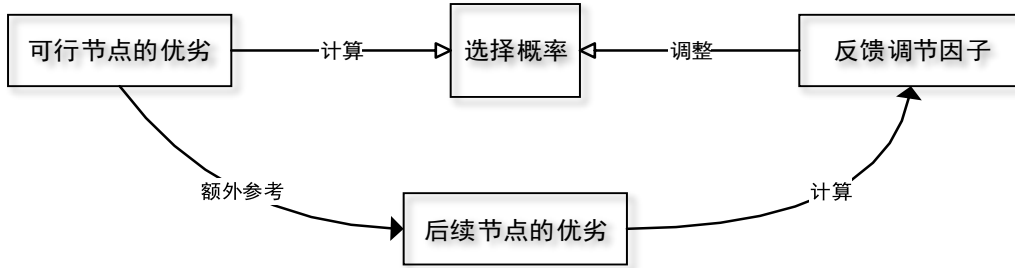


图 3-5 反馈调节因子生效原理图

3.4 算法步骤

基于以上内容, 本文 MC-IACO 算法的主要步骤如下:

步骤 1 创建机器人工作环境地图, 定义起始点与目标点;

步骤 2 初始化节点的蒙特卡洛指数矩阵 mc_matrix 为一零矩阵, 以及距离启发因子 α , 信息素启发因子 β , 蚂蚁数量 m , 迭代次数 T 以及挥发系数 ρ 等其它算法参数;

步骤 3 算法迭代开始:

步骤 3.1 将 m 只蚂蚁放至起点开始寻路, 蚂蚁的节点概率选择公式如式(3-12), 记录所有的寻路结果, 保存路径节点信息与路径长度信息;

步骤 3.2 按照传统蚁群算法相关流程更新信息素浓度矩阵;

步骤 3.3 初始化蒙特卡洛指数增量矩阵 mc_delta , 该矩阵大小同 mc_matrix , 所有元素的值为-0.1;

步骤 3.4 遍历当前代最优路径的节点, 更新 mc_delta 中节点对应的蒙特卡洛指数增量 $m_{ij_delta} = 0.1$;

步骤 3.5 更新蒙特卡洛指数矩阵, 依据公式(3-14):

$$mc_matrix = mc_matrix + mc_delta \quad (3-14)$$

步骤 3.6 若当前迭代次数小于最大迭代次数, 则执行步骤 3.1; 否则, 执行步骤 4;

步骤 4 循环 T 代后结束循环, 输出全局最优解。

本文提出的 MC-IACO 算法流程图如图 3-6 所示:

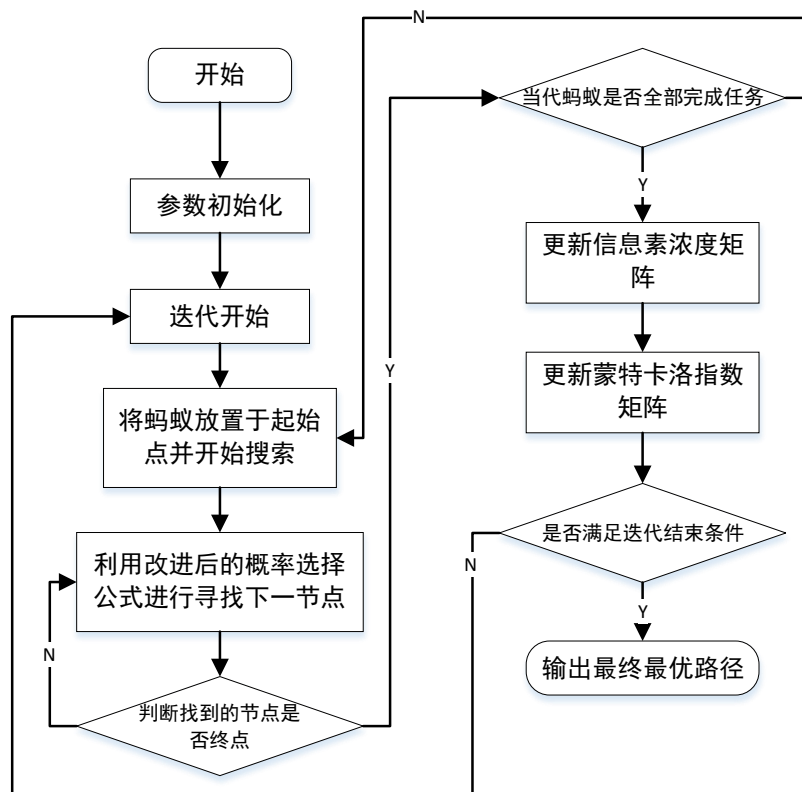


图 3-6 本文 MC-IACO 算法流程图

3.5 仿真实验与分析

为验证本文所提 MC-IACO 算法的可行性和有效性，在 Ubuntu20.04 系统上运用 python 语言编程，以某焊接企业的实际焊接任务的近似数据为测试集进行仿真，仿真参数见表 3-2。焊点坐标数据见表 3-3，仿真结果如图 3-7、图 3-8 和表 3-4 所示。

表 3-2 算法相关参数

参数	值
最大迭代次数	100
种群大小	30
距离启发因子	2
信息素启发因子	0.8
信息素浓度初始值	8
蚂蚁遗留信息素总量	10000
挥发系数	0.8
蒙特卡洛指数初始值	0
蒙特卡洛指数变化率	0.1

表 3-3 焊点坐标数据

焊点序号	焊点坐标/mm		
	x	y	z
1	125.11	216.10	0.03
2	90.70	44.03	27.70
3	55.88	103.67	119.03
4	161.65	125.76	205.57
5	61.34	263.44	8.22
6	201.14	125.19	167.61
7	42.12	59.43	240.22
8	290.48	94.03	207.70
9	262.92	268.38	25.51
10	11.72	50.95	263.44
11	29.50	126.33	287.37
12	159.95	207.56	94.65
13	205.95	250.39	5.49
14	225.04	296.66	224.45
15	84.13	236.78	30.97
16	134.37	272.58	88.08
17	86.33	39.01	5.81
18	203.65	63.49	79.66
19	147.47	16.01	172.24
20	44.02	176.79	209.93

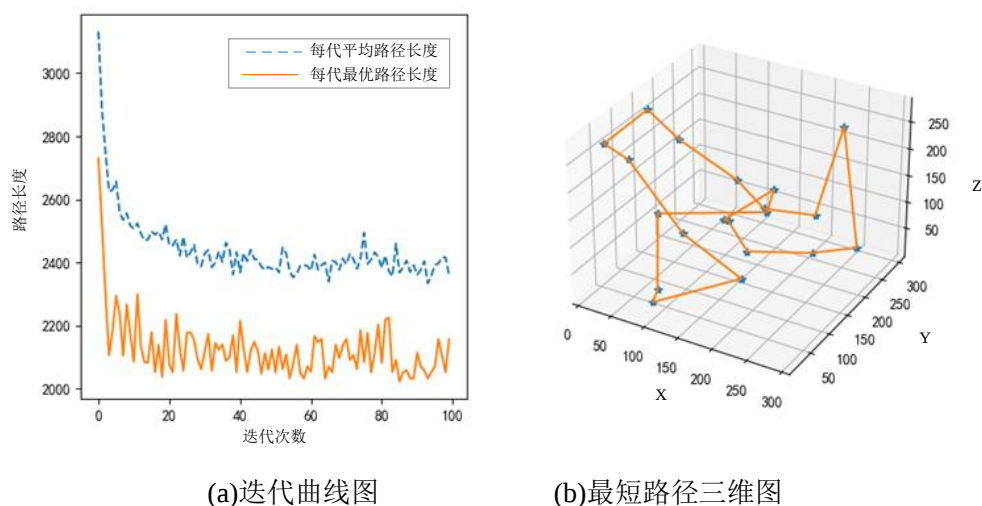


图 3-7 传统蚁群算法仿真结果

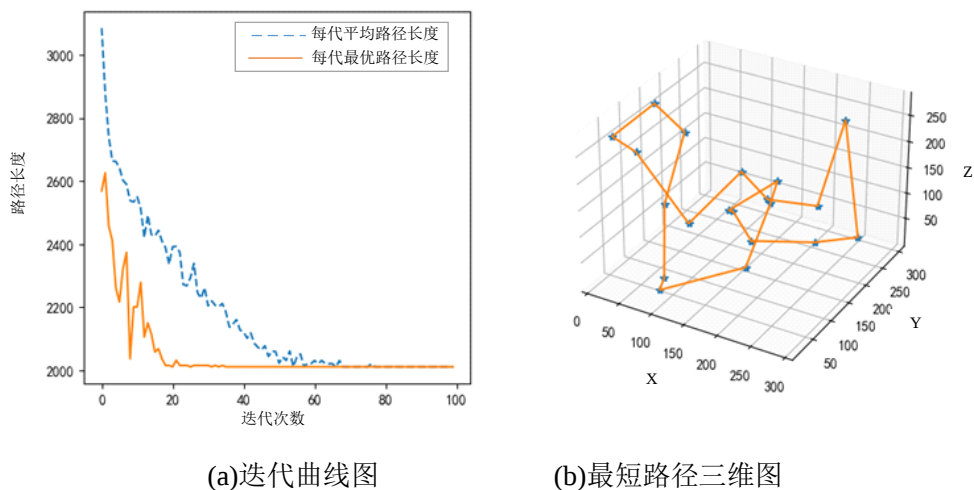


图 3-8 本文 MC-IACO 算法仿真结果

表 3-4 两种算法仿真数据对比

算法	最优路径长度/mm	首次获得最优解代数	运行时间/s
传统 ACO 算法	2022.7901	85	6.2179
本文 MC-IACO 算法	2011.3316	20	6.6952

从模拟结果可以看出，虽然基本蚁群优化算法也能找到次优解 2022.7901mm，但需要 85 次迭代。尽管本文提出的 MC-IACO 算法由于引入了蒙特卡罗指数，使其运行时间略高于基本 ACO，但获得的路径长度 2011.3316mm 优于 ACO，并且在第 20 次迭代中获得了最优解。因此，本文提出的 MC-IACO 算法具有更高的有效性。

为了进一步验证本文提出的 MC-IACO 的有效性，与文献[24]中的改进蚁群优化算法进行了比较，并选择文献[24]中的焊点作为测试数据集，实验结果如图 3-9 和表 3-5 所示。

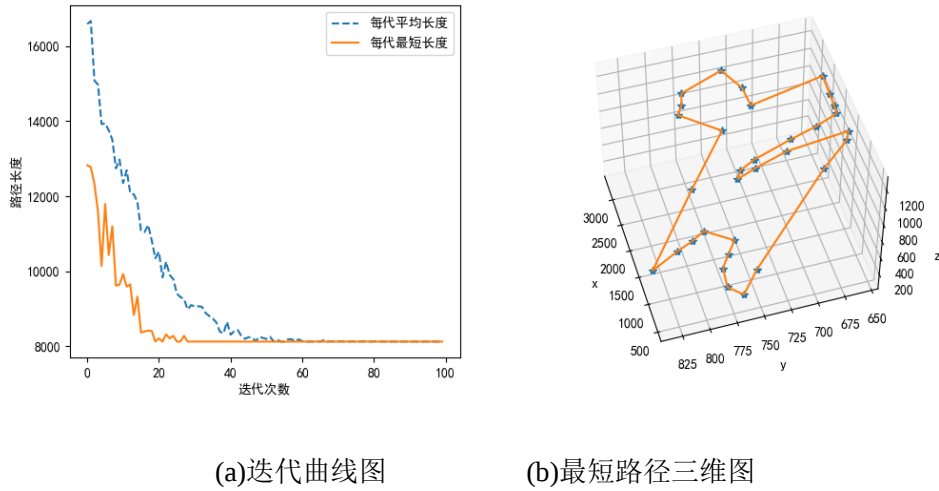


图 3-9 本文 MC-IACO 算法仿真结果

表 3-5 三种算法仿真数据对比

算法	最优路径长度/mm	首次获得最优解代数
传统 ACO 算法	9456.1193	250
文献 IACO 算法	8234.0100	100
本文 MC-IACO 算法	8127.3381	19

通过分析模拟结果可以看出，本文提出的 MC-IACO 算法获得的最优路径为 8127.3381mm，具体焊接顺序为 1, 2, 11, 13, 12, 10, 9, 8, 3, 7, 6, 4, 28, 27, 26, 25, 24, 23, 22, 15, 14, 5, 21, 20, 19, 16, 18, 17, 32, 31, 30, 29。这一结果优于基本 ACO 算法获得的 9456.1193mm 和文献[24]中 IACO 算法获得的 8234.0100mm。此外，文献[24]中的 IACO 算法在第 100 代获得最优解，显然优于基本 ACO 算法的第 250 代，而本文提出的 MC-IACO 算法仅用 19 代就获得了最优解。因此，本文提出的 MC-IACO 算法在优化效果和搜索速度方面均优于基本 ACO 算法和文献[24]中的 IACO 算法。上述模拟结果表明，本文提出的 MC-IACO 算法在焊接机器人路径规划中是可行且实用的。

3.6 本章小结

本章首先对单台焊接机器人路径规划问题进行了分析，建立相应的数学模型，并介绍了蚁群算法的原理。而传统蚁群优化算法在解决焊接机器人路径规划问题时，主要依赖于两个因素：距离启发因子和信息素启发因子。这两个因素使得蚂蚁的决策与节点间的距离和信息素浓度相关联。在蚁群优化算法的迭代过程中，每一代结束时，当代路径会以信息素浓度的形式被下一代蚂蚁感知。由于基本蚁群优化算法中路径质量与路径上的信息素浓度并无直接关系，因此需要多次迭代来确定路径质量，这显著增加了蚁群优化算法的迭代次数。

为了解决上述缺点，提出了一种基于蒙特卡罗的改进蚁群优化算法（MC-IACO）。首先，对每代生成的路径结果进行采样，并使用 Sigmoid 函数分析采样结果。最终，得到蒙特卡罗因子，并用其替代信息素以改进蚁群优化算法。同时，通过引入反馈调整因子，还考虑了可行节点的后续节点的优劣，增强了对节点优劣判断的准确性。

在 30 个焊点复杂路径规划结果的比较中，本文提出的 MC-IACO 算法获得最优解所需的迭代次数比基本 ACO 算法高 92.4%，比文献^[24]中的 IACO 算法高 81%，验证了本文所提 MC-IACO 算法的有效性和可行性。

第 4 章 多台焊接机器人路径规划研究

在现代工业生产的背景下，不仅要求单个焊接机器人具备高效的路径规划能力，更在很大程度上依赖于多机器人系统的协同工作以达到更高的生产效率和质。随着生产规模的扩大和任务的复杂化，单个机器人很难满足生产的高效、高质和低成本要求。此时，多机器人协同工作的重要性便显得尤为突出。多机器人系统通过协同合作，能够在多个焊接站点同时进行作业，大大缩短了生产周期，提高了生产效率。

4.1 多台焊接机器人路径规划任务分析

多焊接机器人路径规划问题是指在特定约束条件下，以焊接任务的总执行时间或总路径长度最短为优化目标，将待焊焊点合理分配给多台焊接机器人，并为每台机器人规划最优的焊接路径。每台机器人可承担多个焊点的焊接任务，但每个焊点仅允许被焊接一次。此外，焊点的分配应综合考虑各机器人的负载均衡性，使每台机器人所承担的焊点数量大致相当，且确保所有分配焊点位于各自机器人的有效工作空间内，以保证焊接作业的顺利实施。在满足以上约束条件的基础上，实现整体焊接路径长度最短即为本问题的目标。

具体而言，每台焊接机器人的作业过程为：从初始位置出发，依次对所分配任务中的各焊点实施单次点焊操作，直至完成全部分配焊点的焊接任务，最后返回初始位置。该路径规划问题与经典的多旅行商问题（Multiple Traveling Salesmen Problem, MTSP）具有高度的相似性。因此，在研究多焊接机器人路径规划时，可以将焊点类比为城市节点，而焊接机器人则相应地抽象为多个旅行推销员，通过此方式进行问题建模与求解。

为了解决多焊接机器人的路径规划问题，做出以下假设：

- 1) 焊接机器人在移动过程中保持匀速；
- 2) 焊点的焊接时间不予考虑；
- 3) 焊接机器人在焊接任务移动过程中与设备之间的干扰不予考虑。

对于多机器人焊接工位上的 n 个焊点 $C = (c_1, c_2, \dots, c_n)$ 和 m 台焊接机器人 $R = (r_1, r_2, \dots, r_m)$ ，使用一个 $n \times m$ 的矩阵 $X_{n \times m}$ 表示分配关系，其中 n 为焊点的

序号， m 为焊接机器人的序号。如果 $x_{ij} = 1$ ，则焊点 c_j 被分配给焊接机器人 r_i ，否则不分配。多焊接机器人路径规划问题的数学模型可以用公式(4-1)表示：

$$\text{Min} \sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=1}^{n_i-1} d_{j,j+1}^i * x_{ij+1} + d_{n_i,1}^i * x_{in_i} \right) \quad (4-1)$$

其中， $d_{j,j+1}^i$ 表示第 i 台焊接机器人的任务列表中第 j 个焊点到第 $j+1$ 个焊点的距离，计算方式如公式(4-2)所示。

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (4-2)$$

多焊接机器人路径规划问题的约束条件为：

$$\sum_{i=1}^m x_{ij} = 1 \quad \forall j \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (4-3)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad (4-4)$$

$$\text{Min_num} \leq \sum_{j=1}^n x_{ij} \leq \text{Max_num} \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, m\} \quad (4-5)$$

其中， Max_num 和 Min_num 分别表示分配给多机器人焊接工位上的每台焊接机器人的最多焊点数量和最少焊点数量。约束(4-3)表示每个焊点只对应于一台焊接机器人；约束(4-4)表示对于焊接机器人，焊点只能选择分配或不分配；约束(4-5)表示该焊接工位分配给每台焊接机器人的焊点数目均保持在一定的范围之内且均衡有限。

4.2 改进蚁群算法

传统蚁群算法在单一焊接机器人的路径规划问题中取得了较好的优化效果，但当应用于多机器人路径规划时却存在一定的局限性。这是由于多机器人路径规划问题中，某些节点可能同时被多条最优路径共享，而依据节点单次使用原则，这类节点上的信息素浓度容易产生相互干扰，影响蚂蚁的路径选择决策。此外，传统蚁群算法通常仅依据信息素浓度的高低来判定路径优劣，劣质路径在迭代过程中所积累的信息素会干扰优质路径上信息素的清晰表达，导致蚂蚁群体需要经历多次迭代才能准确辨别路径质量的差异，这显著延长了算法的收敛时间。同时，由于传统蚁群算法中的节点转移概率公式允许蚂蚁选择所有可行节点，包括那些明显不可能成为最优路径组成部分的节点，这种机制虽在长

期迭代后能够被逐步校正，但显然增加了蚂蚁路径搜索的无效探索次数，进一步降低了算法的收敛速度和效率。

基于此，本文针对上述传统蚁群算法存在的问题提出一种基于拉丁超立方系数的双种群改进蚁群算法(LHCACO)用来解决多焊接机器人的路径规划。首先将初始种群划分为聚类蚁和探索蚁，聚类蚁群对任务点进行聚类分析，并对所有任务节点释放特定的分类信息素，探索蚁群根据分类信息素的指示寻找相应的最优路径；并引入拉丁超立方系数来改进概率转移公式，通过对探索蚁群寻找到的路径进行分析，增强优质路径对蚂蚁寻路的引导作用；同时提出 K 视界策略，每个节点都会被赋予一个视界，蚂蚁每次移动时仅能选择位于所处节点的视界范围内的节点，而每个节点的视界初始为无穷大，在每代结束时，以算法所得最优解为参考生成一个理论视界，然后将节点的实际视界按照一定规则向理论视界收缩，视界的存在，能使得蚂蚁有效的排除一些无效的选项，从而提高算法解决问题的效率。仿真结果表明，采取本文的 LHCACO 算法在解决焊接机器人路径规划问题上的效果进步明显，整体性能优于传统蚁群算法和改进的蚁群算法。

4.2.1 双种群策略

在蚁群算法的迭代过程中，蚂蚁对节点的选择主要由距离启发函数与信息素浓度共同决定。在算法初期阶段，由于节点上的信息素积累较少，蚂蚁主要依靠距离启发函数引导其探索路径，因而节点之间的欧式距离成为决策的主导因素。随着迭代次数的增加，路径上的信息素浓度逐渐累积，其对蚂蚁决策的影响程度也随之增大。由于路径信息素浓度与路径长度呈负相关关系，因此信息素浓度较高的节点一般能够引导蚂蚁构建更优的路径，这种基于正反馈机制的信息素沉积过程构成了蚁群算法优化性能的基础。

然而，上述基于信息素浓度的正反馈机制在多机器人路径规划场景下的适用性较为有限。这是因为节点上的高浓度信息素可能同时来自多个不同起止点的路径，而每个节点又仅允许被单个机器人访问一次。因此，在多个焊接机器人同时执行路径规划任务时，节点的信息素浓度不能准确地反映单一路径的质

量，使得传统蚁群算法在多机器人环境下难以获得理想的优化效果，亟需进一步的改进与优化策略。

针对上述不足，本文提出一种双种群策略来提高蚁群算法解决多机器人协同焊接问题的能力，将蚂蚁分为聚类蚁和探索蚁，聚类蚁负责将任务中所有的焊点分配给每台焊接机器人，探索蚁负责为每台焊接机器人规划焊接路径。

聚类蚁的数量与焊接机器人的数量相等，它们在开始工作时首先随机选择一个焊点作为初始的聚类中心，并初始化一个特殊的聚类信息素矩阵，每个焊点都有一个与之关联的值，初始值为 0。然后聚类蚁计算每个焊点到当前各个聚类中心的欧氏距离，结果存入矩阵 D ， D 的第 j 个列向量 $D_j (1 \leq j \leq m)$ 为所有焊点到第 j 个聚类中心的距离，元素 $d_{i,j}$ 为第 i 个焊点到第 j 个聚类中心的欧氏距离。

$$D = [D_1, D_2, \dots, D_m] = \begin{bmatrix} d_{1,1}, d_{1,2}, \dots, d_{1,j}, \dots, d_{1,m} \\ d_{2,1}, d_{2,2}, \dots, d_{2,j}, \dots, d_{2,m} \\ \vdots \\ d_{i,1}, d_{i,2}, \dots, d_{i,j}, \dots, d_{i,m} \\ \vdots \\ d_{n,1}, d_{n,2}, \dots, d_{n,j}, \dots, d_{n,m} \end{bmatrix} \quad (4-6)$$

将每个焊点分配给距离其最近的聚类中心，并将该焊点的聚类信息素值设置为所属聚类中心的编号。随后每只聚类蚁对其所属类中的焊点数据进行分析，假设某类中包含 k 个焊点，记为 $C_1, C_2, \dots, C_k$ 。按照公式(4-7)计算每个焊点 C_i 到该类中其他焊点的距离之和。按照公式(4-9)寻找出该类中与其他焊点距离之和最小的点，并以之为新的聚类中心。

$$S(C_i) = \sum_{j=1, j \neq i}^k d(C_i, C_j) \quad (4-7)$$

其中， $d(C_i, C_j)$ 为焊点 C_i 和焊点 C_j 之间的欧式距离，计算方式如式(4-8)所示。

$$d(C_i, C_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (4-8)$$

其中 (x_i, y_i, z_i) 和 (x_j, y_j, z_j) 分别为焊点 C_i 和焊点 C_j 的坐标。

$$C_{center} = \arg \min_{1 \leq i \leq k} S(C_i) \quad (4-9)$$

达到预设的最大聚类迭代次数之后，根据聚类信息素矩阵将焊点分配给各个焊接机器人。探索蚁依次为各个焊接机器人寻找出最优的焊接路径。

4.2.2 拉丁超立方策略

拉丁超立方抽样（Latin Hypercube Sampling, LHS）是一种高级的随机抽样策略，旨在为多变量系统提供更均匀、更具代表性的样本集。它在计算机实验、数值模拟和复杂系统的敏感性分析中得到了广泛应用。在传统蚁群算法的迭代过程中，由于蚂蚁在寻路过程中主要依赖公式(3-6)来计算下一步可行节点的选择概率，进而代入轮盘赌法来决策。而从公式(3-6)可以看出，蚂蚁仅仅通过信息素浓度的不同来传递路径优劣信息，并未将优质路径和劣质路径进行差异化处理。由于每一代的路径数量较多，劣质路径的信息素浓度可能会给蚂蚁的决策带来干扰，从而使得后代蚂蚁较难区分路径优劣。基于上述问题，本文引入拉丁超立方策略来提升蚂蚁的寻路能力，增强路径规划的效率。

算法初始化时为每个节点生成相应的拉丁超立方抽样值，在每次迭代中以当代路径长度的范围为参数空间进行拉丁超立方抽样。增强最优路径上节点的拉丁超立方抽样值，提升优质路径对蚂蚁寻路的指导作用，减少非最优路径上节点的拉丁超立方抽样值，降低劣质路径对蚂蚁寻路的干扰。将每个节点对应的拉丁超立方抽样值带入公式(4-10)中计算得到对应的拉丁超立方系数，该系数可基于每个节点在多次迭代中对路径质量的贡献从而得到各个节点可能构成最优路径的概率，即新的概率选择公式为公式(4-11)所示。

$$L_{ij}(t) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda l_{ij}(t)}} \quad (4-10)$$

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta \cdot L_{ij}(t)}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{is}(t)]^\beta \cdot L_{is}(t)} & , s \in \text{allowed}_k \\ 0 & , s \notin \text{allowed}_k \end{cases} \quad (4-11)$$

其中， $l_{ij}(t)$ 为节点*i*到节点*j*路径上的拉丁超立方抽样值； λ 为收缩系数，用于控制函数的变化速率， λ 增大时函数变化速率加快， λ 减小时函数变化速率降低，不同 λ 取值下的函数图像如图 4-1 所示。

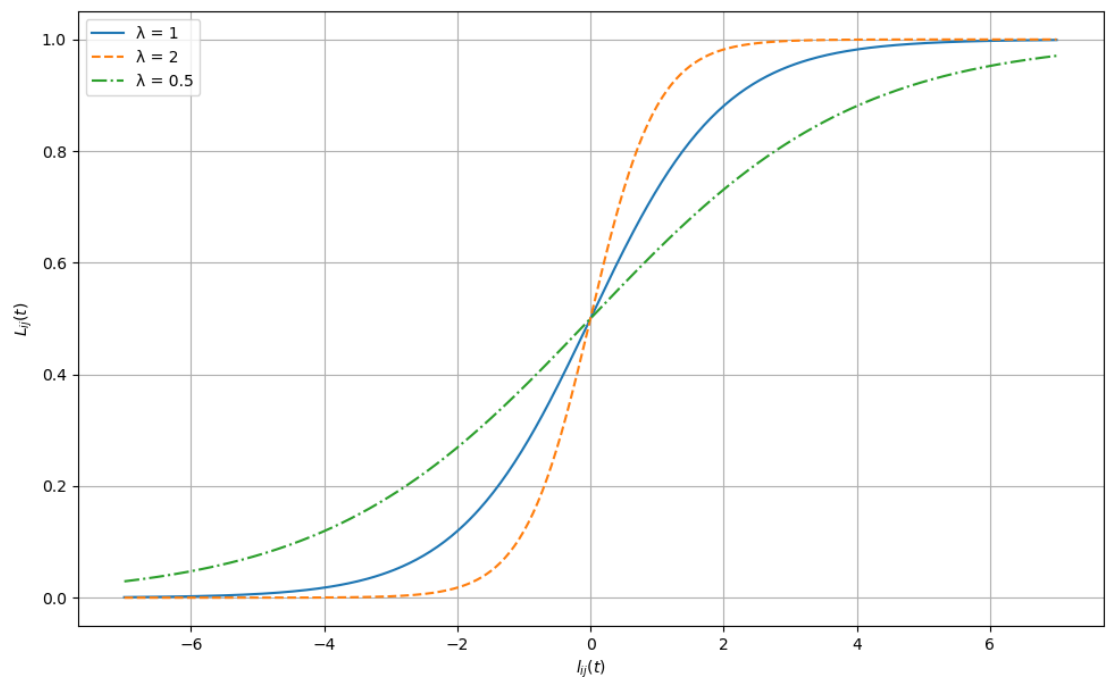


图 4-1 不同收缩系数对拉丁超立方系数的影响

为验证拉丁超立方系数的可行性，在图 4-2 模型下进行仿真验证。如图 4-2 所示，蚂蚁从起点前往终点共有四条可行路径，长度分别为 80、100、120 和 140。现分别用传统蚁群算法和本文的改进蚁群算法进行仿真实验，相关算法参数见表 4-1，仿真结果如图 4-3 和图 4-4 所示(a 图为每代平均路径长度，b 图为四条路径上的信息素浓度，c 图为四条路径上的拉丁超立方采样值，d 图为每代蚂蚁分别选择四条路径的次数)。

表 4-1 算法相关参数

参数	值
最大迭代次数	100
种群大小	10
距离启发因子	2
信息素启发因子	0.8
信息素浓度初始值	8
挥发系数	0.8
拉丁超立方抽样值初始值	0
拉丁超立方抽样值变化率	0.1

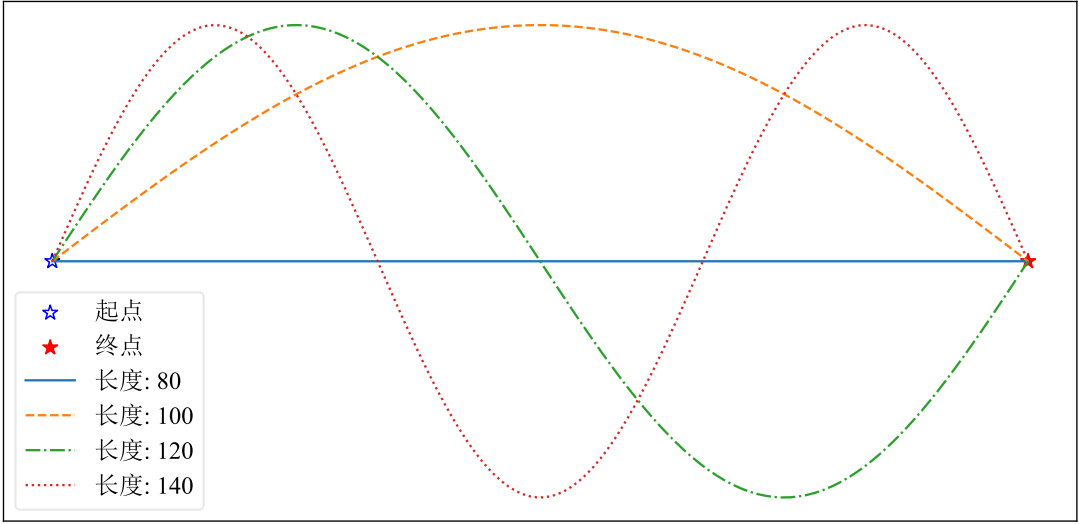


图 4-2 拉丁超立方策略可行性仿真实验案例模型

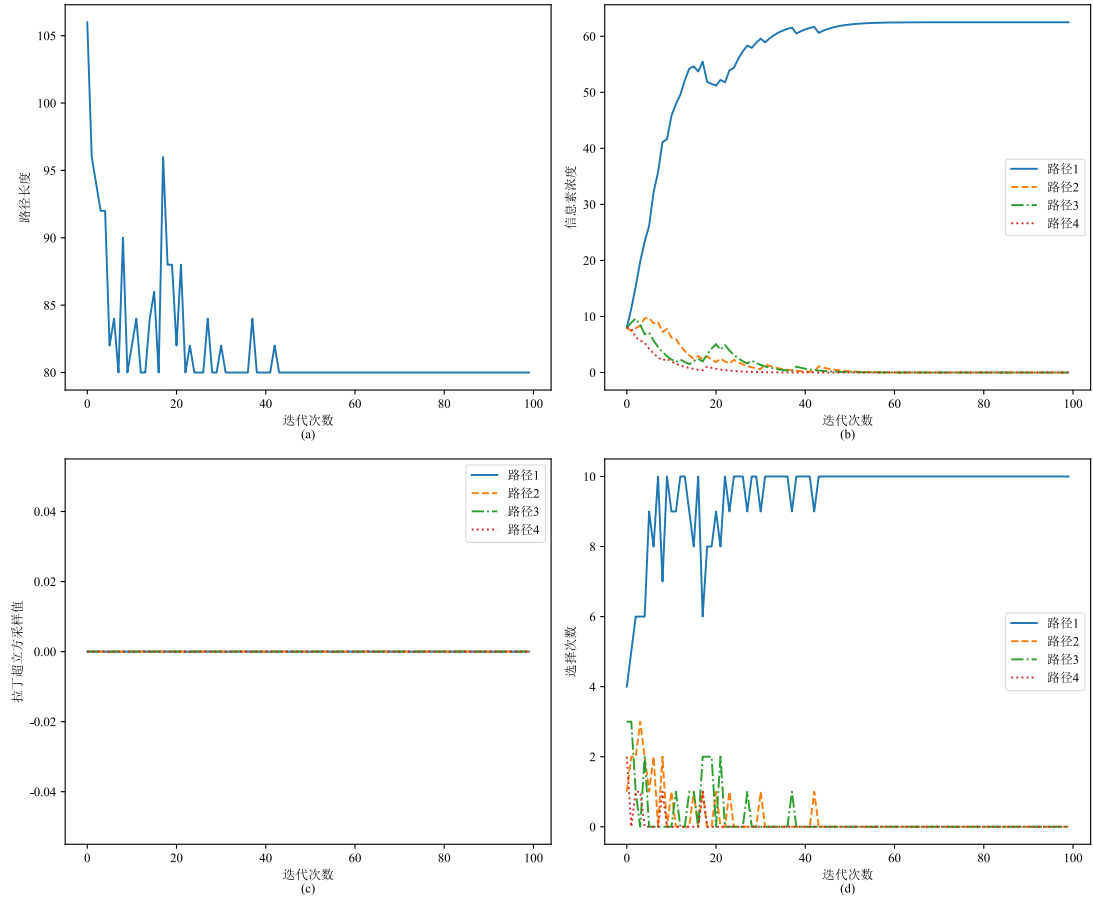


图 4-3 传统蚁群算法可行性仿真实验结果

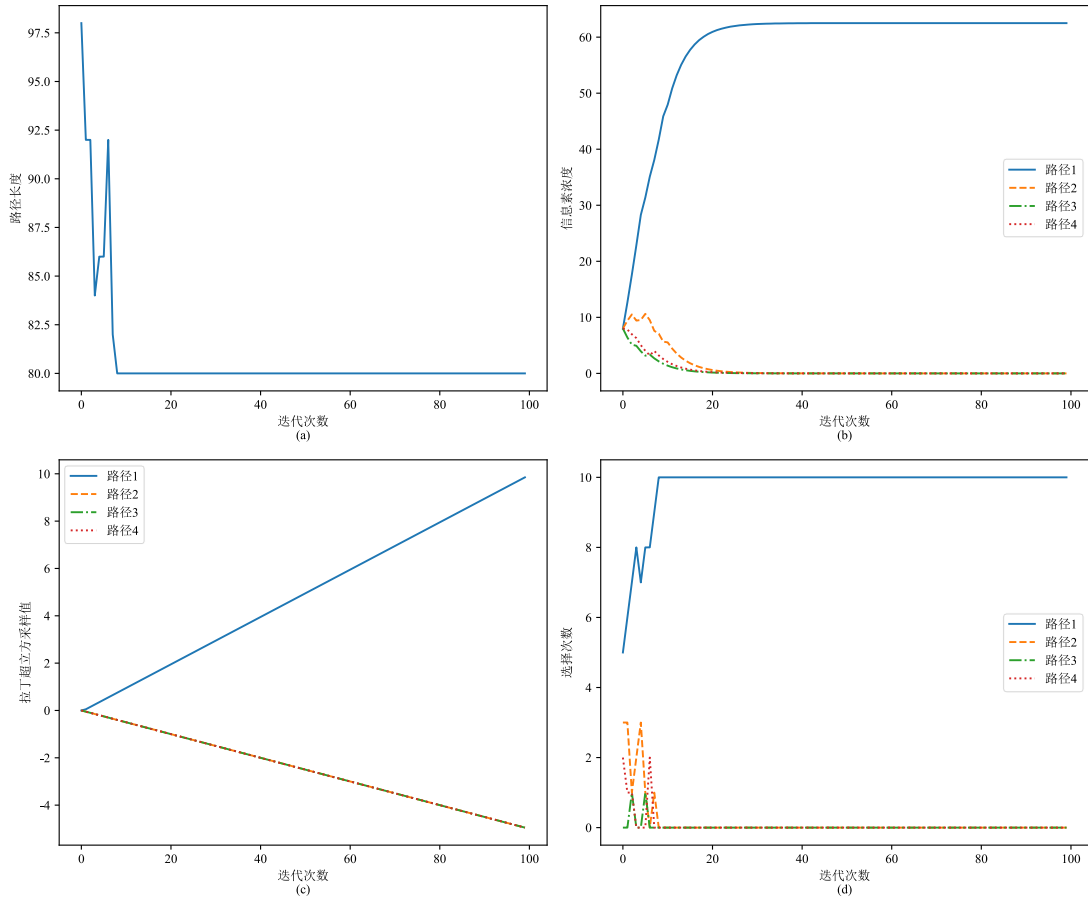


图 4-4 拉丁超立方抽样策略可行性仿真实验结果

通过两个实验的结果可以看出，拉丁超立方系数对提高蚂蚁的寻优能力可以起到较好的有效作用。虽然传统蚁群算法在迭代初期能够快速提高蚂蚁群体的寻路质量、提升优质路径上的信息素浓度，但劣质路径上的信息素浓度下降速度较低，从而导致优质路径上的信息素浓度在迭代中期增长缓慢，甚至出现负增长现象。因此传统蚁群算法需要经过多次迭代才能进一步提高蚂蚁群体的寻路质量。而拉丁超立方系数基于统计原理，随着迭代次数的增加逐渐增强对蚂蚁寻路的指导作用，可以有效地增强蚂蚁寻路能力、提高算法效率。因此，实验结果表明，本文的改进思路是可行的。

4.2.3 K 视界策略

在传统蚁群算法的路径搜索过程中，蚂蚁选择节点主要依赖两种信息：距离启发函数和信息素浓度。其中，距离启发函数基于节点间的欧式距离，使蚂蚁倾向于选择相邻距离较短的节点；而信息素浓度则通过迭代过程中路径长度

的反馈，路径越短对应的信息素浓度越高，引导后续蚂蚁向更优的路径方向移动。这种双重决策机制虽然能提高蚂蚁个体选择较优节点的概率，但传统的节点转移概率公式并未对节点选择的范围加以限制，导致蚂蚁在算法前期信息素浓度尚未形成有效区分时，经常选择次优甚至劣质路径上的节点。这种不确定性显著增加了算法的无效搜索次数，延缓了整体算法的收敛速度，并造成不必要的计算开销。

针对上述问题，本文提出一种基于 K 视界的节点选择策略。在算法初始化阶段，为每个节点赋予一个初始视界范围值 K 。蚂蚁在路径决策时，只能从当前节点最近的 K 个邻近节点中选择下一个移动节点。初次迭代时 K 初始化为总节点数，每代蚂蚁完成路径探索后，根据当前迭代所获得的最优路径节点序列 $p_1, p_2, p_3, \dots, p_n$ ，利用式 (4-12) 计算所有节点的理论视界，并根据式 (4-13) 对所有节点的实际视界进行更新，从而调整后续迭代中的视界范围。通过该方法，能有效约束蚂蚁的搜索空间，引导蚂蚁更多地关注高质量路径，从而提高了算法的搜索效率与收敛速度。

$$\begin{cases} k_t^{p_i} = \text{sort}(V).\text{index}(d_{p_i}^{p_{i+1}}) \\ V = \{d_{p_i}^{p_j}\}, j \in [1, n] \end{cases} \quad (4-12)$$

$$k_{r,m}^{p_i} = k_t^{p_i} + (k_t^{p_i} - k_{r,m-1}^{p_i}) \cdot (2e^{-\mu m} / (1 + e^{-\mu m})) \quad (4-13)$$

上式中， $k_t^{p_i}$ 为 p_i 节点对应的理论视界， V 为一列表， $d_{p_i}^{p_{i+1}}$ 为 p_{i+1} 节点与 p_i 节点的欧氏距离， $\text{sort}()$ 函数将参数列表中的元素从小到大排列， $\text{index}()$ 方法将返回参数变量在列表中的序号。 $k_{r,m}^{p_i}$ 为第 m 代中 p_i 节点对应的实际视界， μ 为收缩系数，影响实际视界向理论视界靠拢的速度。

为验证本文所提出算法的有效性，以图 4-5 所示的简化模型开展了仿真分析，该模型中，节点 A 为起始点，各节点间路径如图所示。实验相关算法参数见表 4-2，仿真结果如图 4-6 ~ 4-8 所示。

仿真结果表明，节点 A 到节点 F 的视界范围从初始值 6 逐步收敛至 1、1、2、1、2、5，体现出明显的收敛趋势。根据本文提出的视界概念与约束条件，满足视界约束条件的有效路径解数量应小于 20 ($1 \times 1 \times 2 \times 1 \times 2 \times 5$) 个。显然，这一收敛过程显著减少了可行解的搜索空间 ($5 \times 4 \times 3 \times 2 \times 1 = 120$)，验证了节

点视界定义及更新策略的有效性。同时，视界范围的动态调整为蚂蚁群体提供了更加明确的路径搜索方向，减少了不必要的探索开销，提高了算法的求解效率和收敛性能，充分证明了本文提出算法的可行性和优越性。

表 4-2 算法相关参数

参数	值
最大迭代次数	30
种群大小	10
距离启发因子	2
信息素启发因子	0.8
信息素浓度初始值	8
单个蚂蚁携带信息素总量	1
挥发系数	0.8
视界初始值	6
收缩系数	0.5

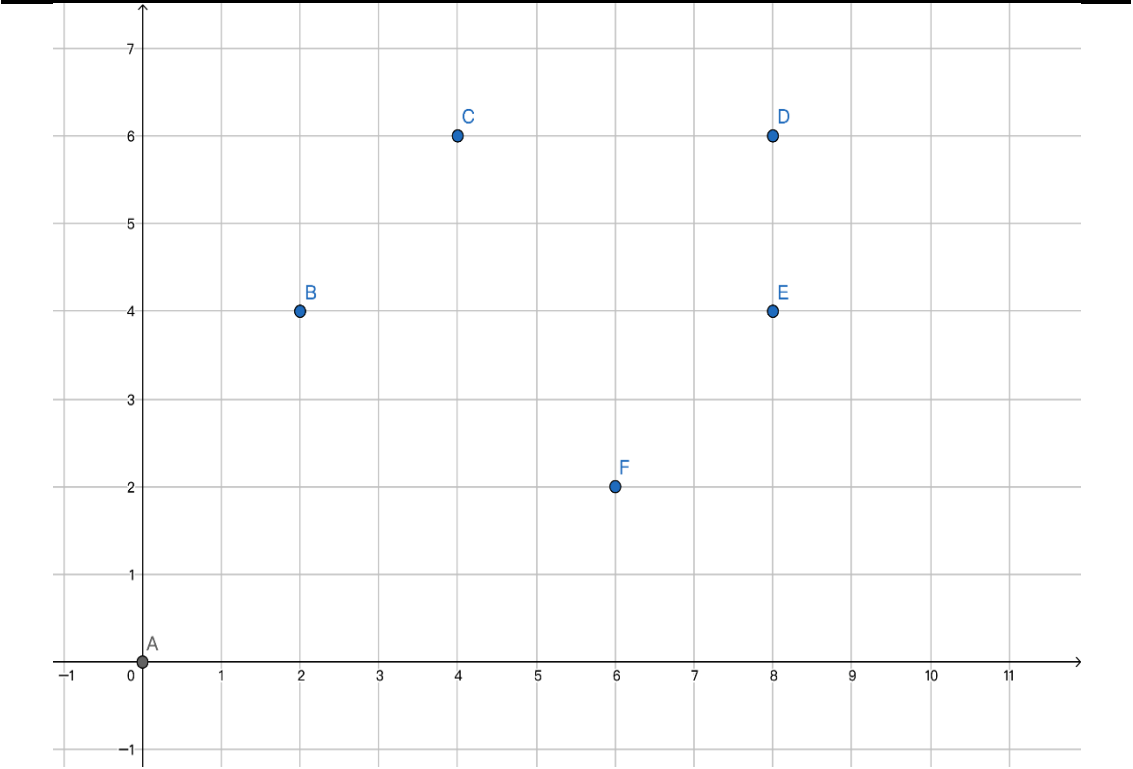


图 4-5 K 视界策略可行性实验仿真案例模型

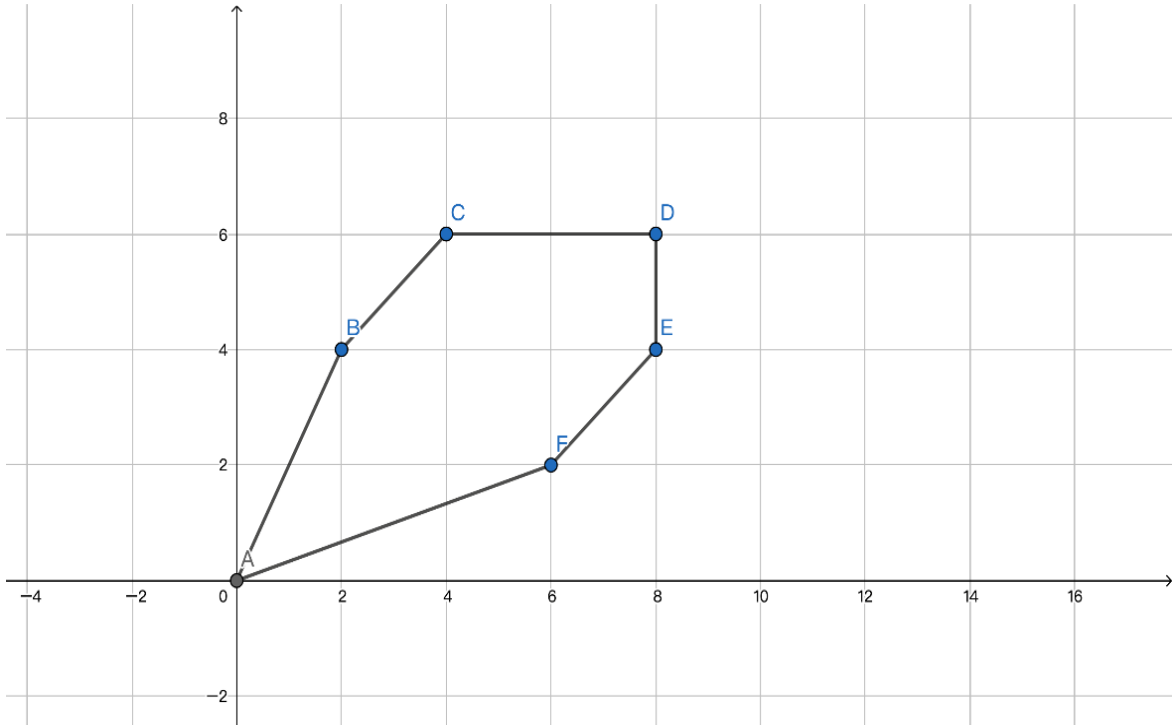


图 4-6 引入本文 K 视界策略后算法仿真结果

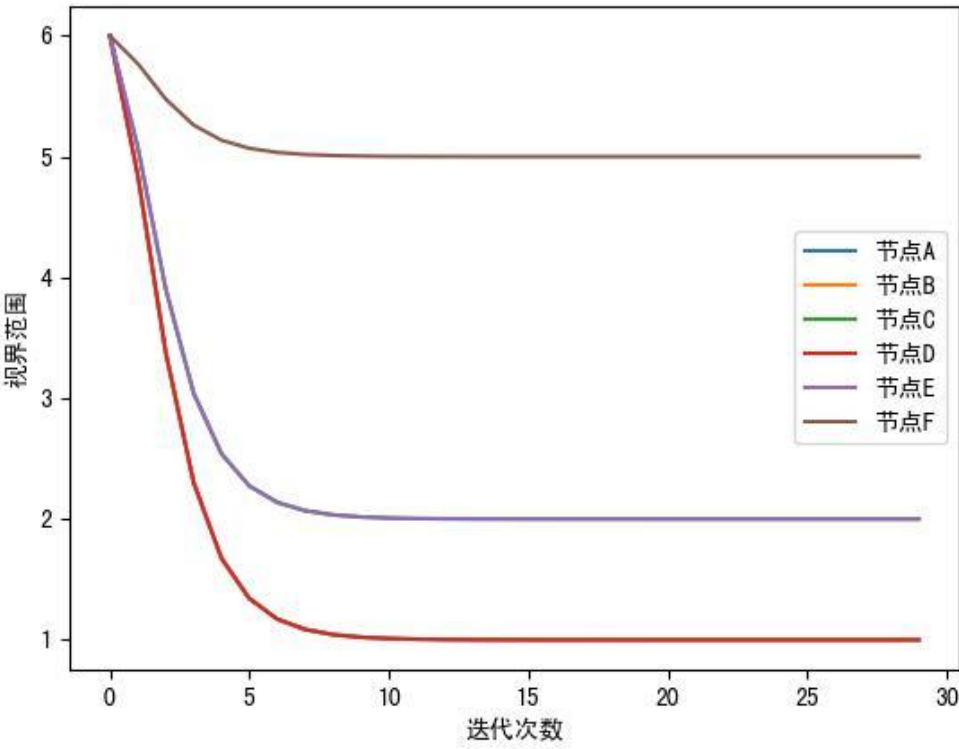


图 4-7 各节点的视界变化曲线

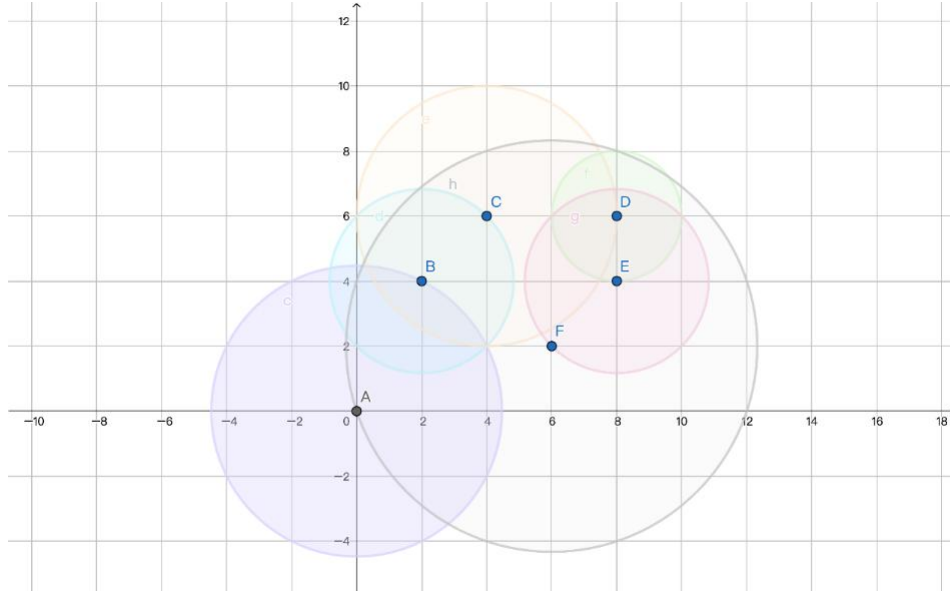


图 4-8 迭代结束时各节点的视界范围可视化

4.3 算法步骤

基于以上内容，本文 LHCACO 算法的主要步骤如下：

步骤 1 创建机器人工作环境地图,初始化节点的拉丁超立方抽样值矩阵 $LHSvalue_matrix$ 为一零矩阵, K 视界矩阵 $Kvision_matrix$, 聚类信息素矩阵以及距离启发因子 α , 信息素启发因子 β , 蚂蚁数量 num , 迭代次数 T 以及挥发系数 ρ 等其它算法参数

步骤 2 聚类蚁开始工作，将所有焊点分配给各个焊接机器人：

步骤 2.1 计算各任务节点与聚类中心的欧式距离，将任务节点划分给最近的聚类中心，并分别对每类节点释放特定的聚类信息素；

步骤 2.2 根据公式(4-9)计算新的聚类中心；

步骤 2.3 判断是否达到最大循环条件，若达到，则执行 S3.1，否则，执行 S2.1；

步骤 3 探索蚁根据聚类信息素，分别对每一类焊点使用蚁群算法进行路径规划：

步骤 3.1 将 num 只蚂蚁放至起点开始寻路，从当前所处节点的视界范围中筛选节点，蚂蚁按照如公式(4-11)所示的节点概率选择公式搜索路径，记录所有的寻路结果，保存路径节点信息与路径长度信息；

步骤 3.2 按照传统蚁群算法相关流程更新信息素浓度矩阵；

步骤 3.3 初始化拉丁超立方抽样值增量矩阵 $LHSvalue_delta$ ，该矩阵大小同 $LHSvalue_matrix$ ，所有元素的值为-0.1；

步骤 3.4 遍历当前代最优路径的节点，更新 $LHSvalue_delta$ 中节点对应的拉丁超立方抽样值增量 $LHSvalue_{ij_delta} = 0.1$ ，根据公式(4-12)和公式(4-13)对所有节点的实际视界进行更新；

步骤 3.5 更拉丁超立方抽样值矩阵，依据公式 4-14：

$$LHSvalue_matrix = LHSvalue_matrix + LHSvalue_delta \quad (4-14)$$

步骤 3.6 若当前迭代次数小于最大迭代次数，则执行步骤 3.1；否则，执行步骤 4；

步骤 4 循环 T 代后结束循环，输出全局最优解。

本文提出的 LHCACO 算法流程图如图 4-9 所示：

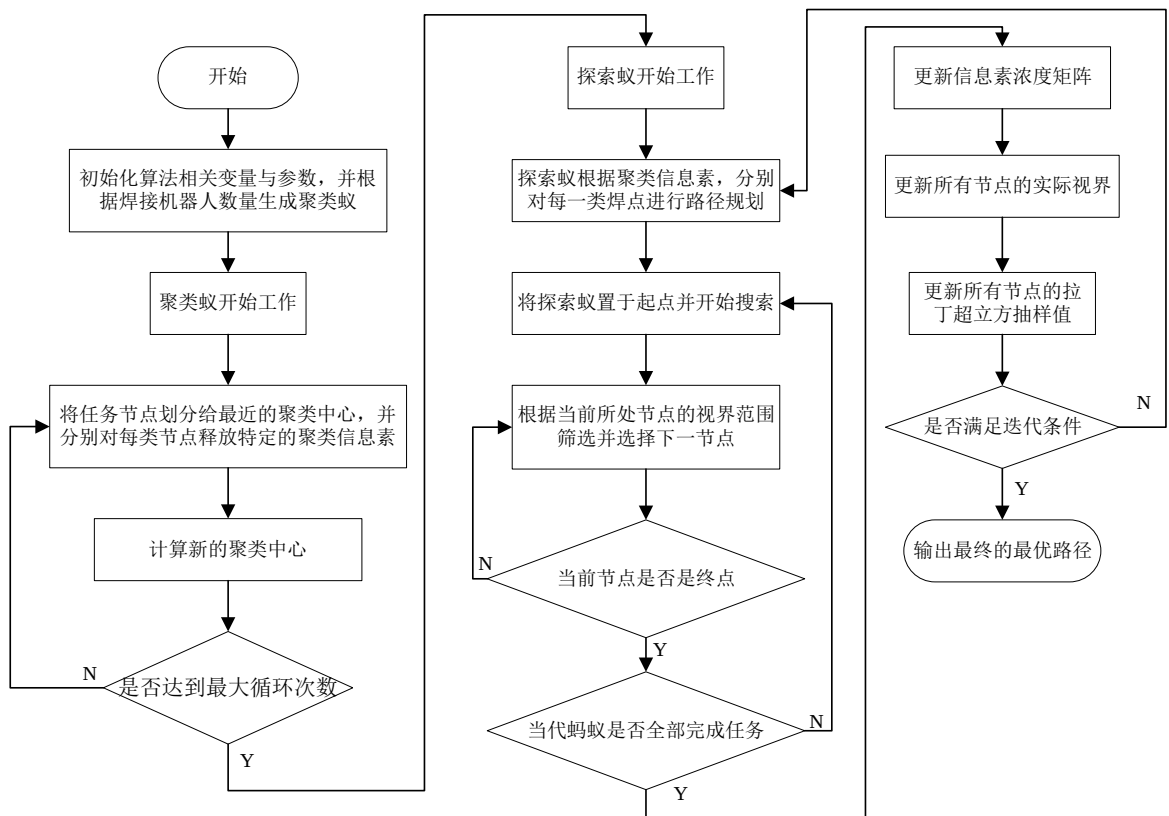


图 4-9 本文 LHCACO 算法流程图

4.4 仿真实验与分析

调整算法的参数对于算法的优化来说十分重要。为了设置更好的算法参数,本文以公开的 TSPLIB 基准测试集为例,在仅有一个机器人独立完成任务的情况下,测试不同蚂蚁数量 num 、信息素挥发系数 ρ 、信息素启发因子 α 和距离启发因子 β 对算法性能的影响。将参数进行组合设置,在 $3 \times 3 \times 3 \times 2 \times 2 = 108$ 个场景中进行测试,对于每个场景算法重复执行 50 次。如表 3 所示,当信息素挥发速度极快时,较大距离启发因子能对蚂蚁寻路起到较好的指导作用,当信息素挥发速度减慢之后,距离启发因子过高则会导致算法快速收敛至局部最优,从而无法找到最优解。从仿真结果可以得到,取 $\rho = 0.8$ 、 $\alpha = 0.8$ 和 $\beta = 2$ 时,算法性能明显优于其他情况,且此时蚂蚁数量为 50 时即可找出 Eil50 和 St70 数据集的最优解,因此取 $num = 50$ 。

表 4-3 不同参数下 LHCACO 算法仿真结果

ρ	α	β	$n = 30$		$n = 50$		$n = 100$	
			Eil51	St70	Eil51	St70	Eil51	St70
0.1	0.8	2	465.11	779.69	456.99	767.76	451.22	746.77
0.1	0.8	5	462.39	770.58	458.91	741.77	458.27	741.08
0.1	0.8	8	461.42	756.71	447.78	738.53	442.14	737.05
0.1	2	2	486.05	795.86	473.20	788.15	473.12	755.02
0.1	2	5	480.40	778.91	468.20	776.65	464.98	771.95
0.1	2	8	474.00	775.37	458.41	763.44	456.29	763.44
0.5	0.8	2	451.40	759.01	444.55	737.54	440.01	736.89
0.5	0.8	5	461.80	763.15	462.39	746.47	460.02	743.96
0.5	0.8	8	463.42	775.03	460.02	752.41	460.02	750.37
0.5	2	2	468.20	766.34	465.90	751.10	463.42	750.37
0.5	2	5	470.16	776.12	467.91	755.83	464.82	753.88
0.5	2	8	473.46	789.97	469.28	780.30	467.65	778.68
0.8	0.8	2	438.83	721.48	429.98	686.62	429.98	686.62
0.8	0.8	5	453.12	723.21	441.98	712.32	440.01	712.32
0.8	0.8	8	461.42	754.13	460.02	723.81	460.02	712.32
0.8	2	2	460.37	786.71	452.82	767.45	452.82	765.45
0.8	2	5	472.49	801.64	456.80	780.69	456.80	778.73
0.8	2	8	481.42	812.59	462.13	781.54	467.52	778.73

为验证本文所提 LHCACO 算法的可行性和有效性,在 Ubuntu20.04 系统上运用 python 语言编程,在焊点数量为 100、焊接机器人数量为 5、每个机器人分配到的焊点数量在不少于 15 个且不多于 30 个的情况下与传统蚁群算法和文

献[7]中的改进蚁群算法进行实验比较。仿真参数见表 4-4，实验结果如图 4-10、图 4-11、图 4-12、图 4-13 以及表 4-5 所示。

表 4-4 算法仿真参数

参数	值
最大迭代次数	100
种群大小	50
距离启发因子	2
信息素启发因子	0.8
信息素浓度初始值	8
蚂蚁遗留信息素总量	10000
挥发系数	0.8
拉丁超立方抽样值初始值	0
拉丁超立方抽样值变化率	0.1
视界初始值	99999
收缩系数	0.5

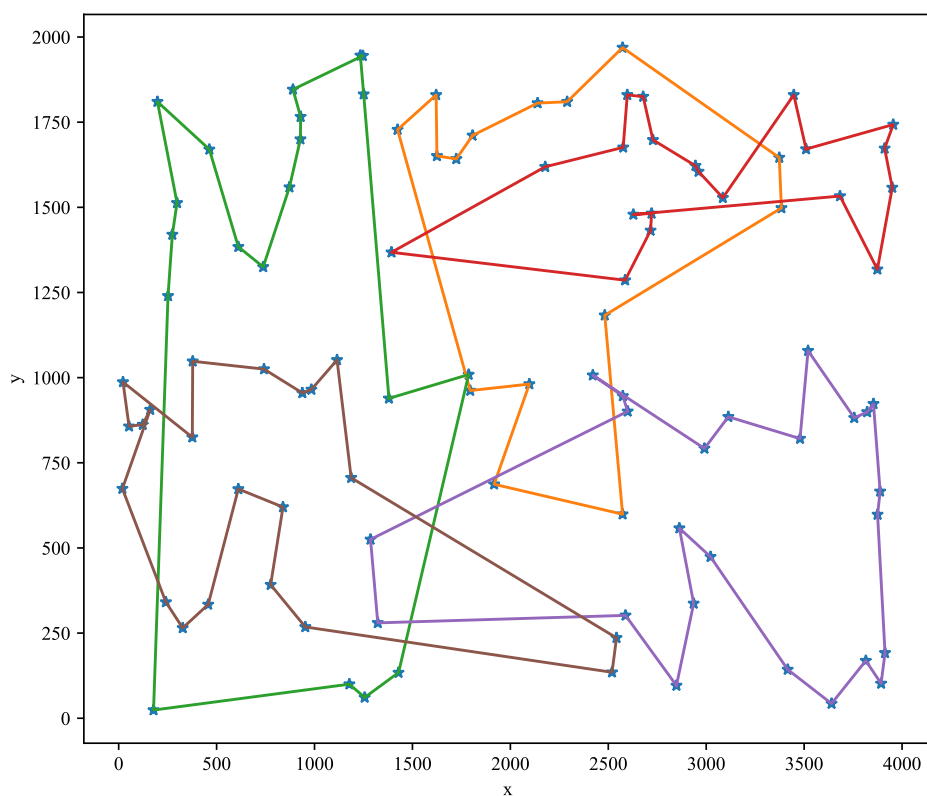


图 4-10 传统蚁群算法仿真结果

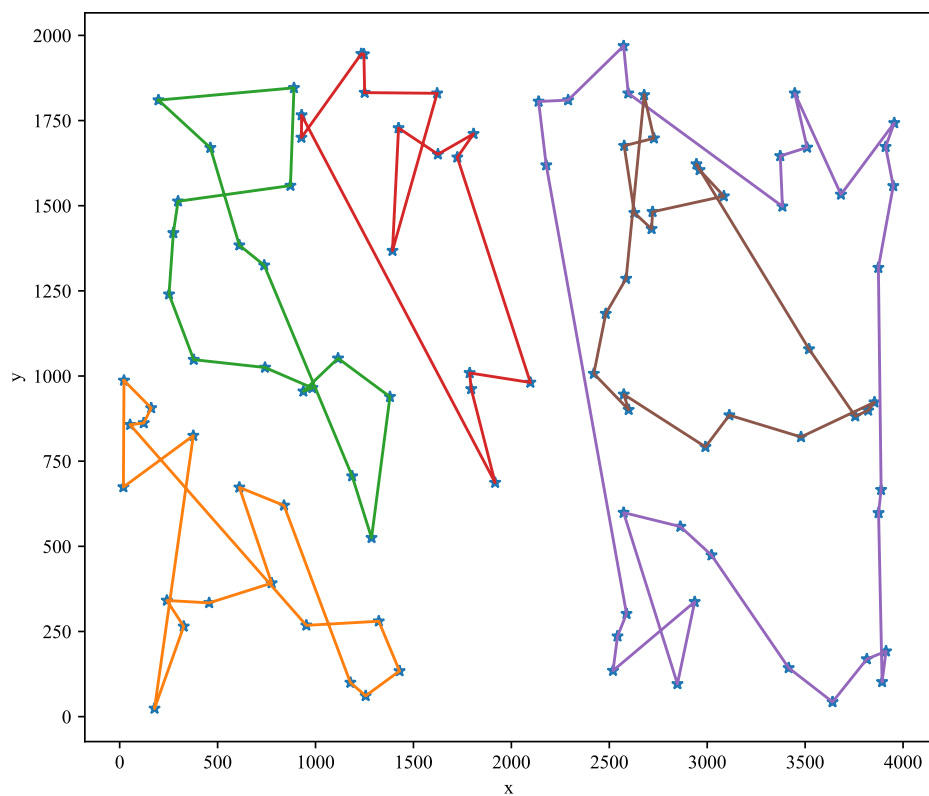


图 4-11 IACO 算法仿真结果

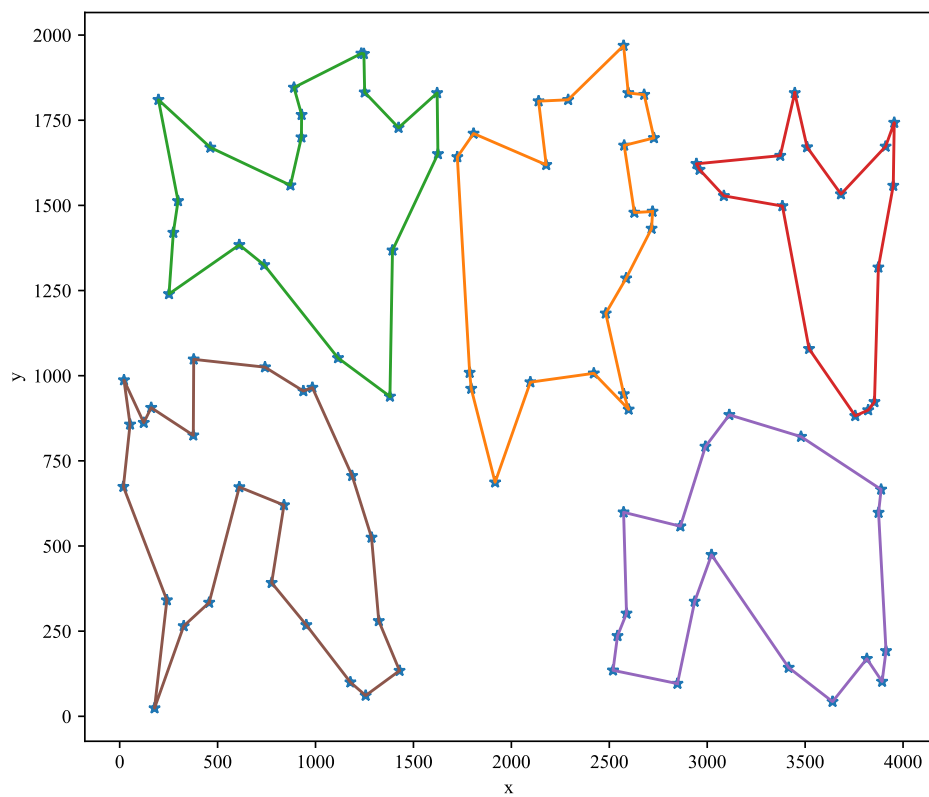


图 4-12 LHCACO 算法仿真结果

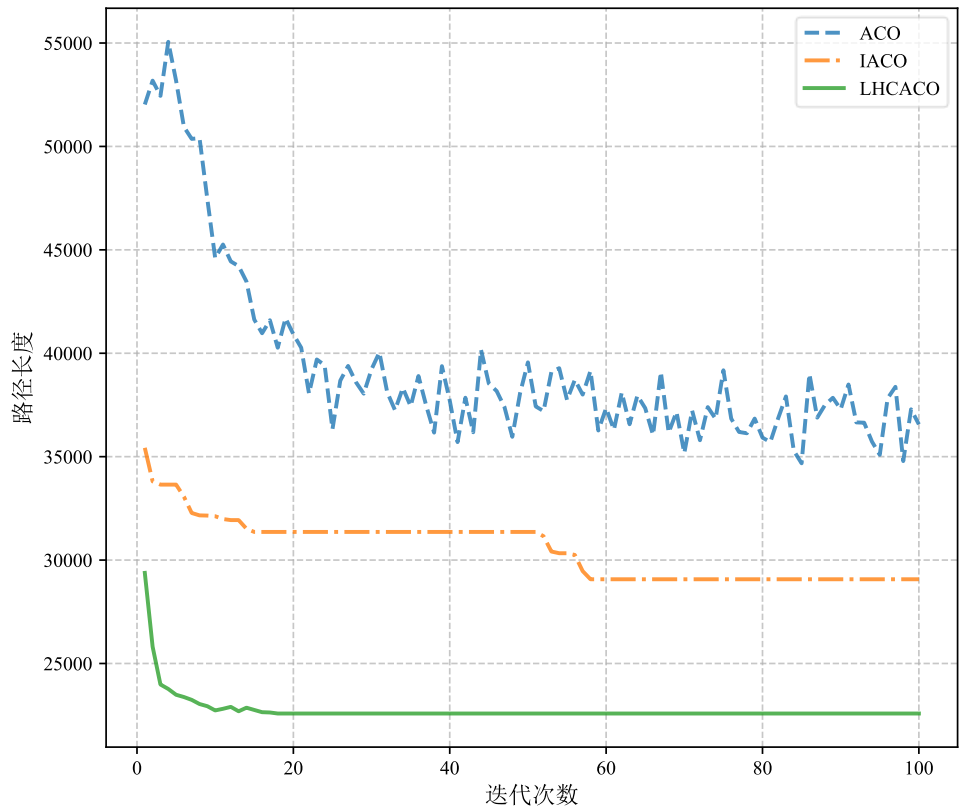


图 4-13 三种算法收敛曲线

表 4-5 三种算法仿真数据对比

算法	最优路径长度/m	首次获得最优解代数/m	算法运行时间/s
ACO	34678.87	84	10.335
IACO	29072	58	11.723
LHCACO	22580.94	18	11.059

图 4-10 和图 4-11 分别展示了文献[30]中基本蚁群算法与改进型蚁群算法所生成的最优路径。图 4-12 则呈现了本文提出的 LHCACO 算法所生成的最优路径。实验结果表明，基本 ACO 与 IACO 所得路径均存在大量冗余段，且路径交叉与碰撞风险较高。而相比之下，LHCACO 所生成的路径完全避免了交叉，显著降低了多焊接机器人协作作业中的碰撞风险。三种算法的性能指标统计结果详列于表 4-5 中，各算法的收敛迭代曲线如图 4-13 所示。仿真结果分析表明，基本 ACO 算法在第 84 次迭代时达到最优解，路径长度为 34679 米；IACO 算法在第 58 次迭代时取得最优解，路径长度为 29072 米；而本文所提 LHCACO 算

法仅在第 18 次迭代即收敛至最优解，路径长度为 22581 米，充分展现了 LHCACO 在算法收敛速度和解的质量方面的显著优势。

此外，从首次迭代的初始路径结果亦可显现 LHCACO 的卓越性能。具体而言，基本 ACO 算法在首轮迭代中生成的初始路径长度为 52028 米，IACO 算法为 35428 米，而 LHCACO 则以 29380 米的初始路径长度表现出优越的初始估计能力。依据式 4-15 可知，LHCACO 在首次迭代所获最优路径长度相比基本 ACO 和 IACO 分别提升了 43.52%和 17.07%。在算法寻优性能方面，LHCACO 的表现尤为突出。与基本 ACO 相比，LHCACO 达成全局最优解的效率提升 78.57%；与 IACO 相比，其效率提高 68.97%。同时，LHCACO 所得最终最优路径长度较 ACO 和 IACO 分别缩短 34.89%与 22.33%。上述结果充分验证了所提 LHCACO 算法在多焊接机器人路径规划中的高效性与优越性，进一步彰显了其在提升路径质量和收敛速度方面的显著优势，从而有力地证明了该算法改进方案的可行性与有效性。

$$\Delta P = \left(\frac{L_{ref} - L_{LHCACO}}{L_{ref}} \right) \times 100\% \quad (4-15)$$

其中， L_{LHCACO} 表示本文提出的 LHCACO 算法所得最优路径长度， L_{ref} 为 ACO、TWPS、IWO、ABC 及 IACO 算法中最优路径长度的最小值。

为了更全面地验证本文提出的 LHCACO 算法的性能，在不同焊点规模和焊接机器人数量的案例中进行测试，并与其它五种算法的运行结果进行比较。为了进行全面的统计，对于每个实例将 LHCACO 运行十次。在以下测试中，迭代次数和参数已在表 4-4 中设置，六种算法在不同机器人和焊点数量的情况下的运行结果如表 4-6 所示，并将表 4-6 中的数据在图 4-14 中以更为直观的直方图来展示。表 4-7 中记录了本文提出的算法相对于其他算法的优化率。

对表 4-6 数据进行深入分析可知，LHCACO 算法具有较低的结果波动性，表现出卓越的稳定性与鲁棒性。相比之下，ACO 与 TWPS 算法在解的质量及稳定性方面劣势明显；IWO 与 ABC 算法在中等规模问题中尚具备一定解优能力，但在大规模复杂问题中路径质量显著下降。尽管 IACO 算法在部分测试中具有竞争力，但整体仍不及 LHCACO 算法表现优异。

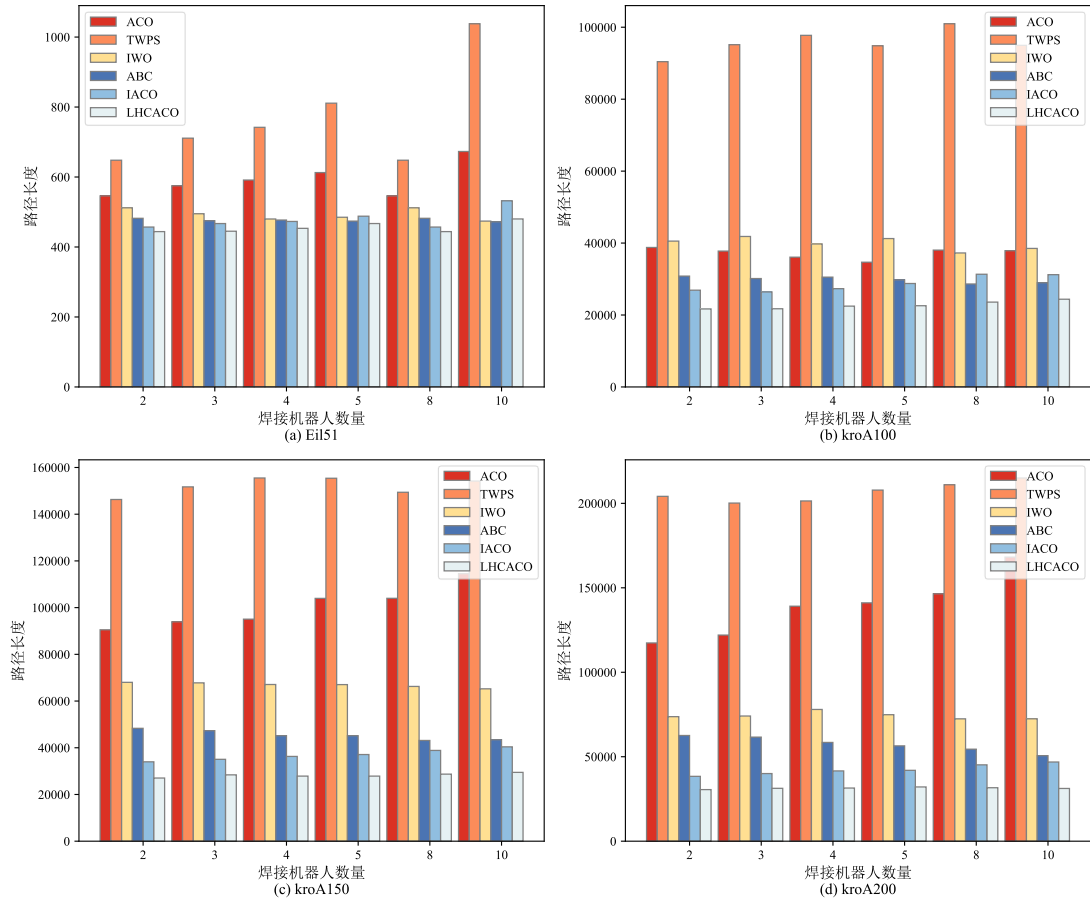


图 4-14 不同算法仿真结果

在焊点数 200 个、机器人数量 10 台的测试场景中，ACO、TWPS、IWO、ABC 及 IACO 算法所求得的最优路径长度均为 46876 米，而 LHCACO 算法所获最优路径长度仅为 31212 米。依据式 4-15 计算，LHCACO 算法在路径优化效果上较其他算法提升了 33.41%。具体在不同实验条件下 LHCACO 的提升幅度详列于表 4-7 中。实验结果进一步揭示，焊点数量较小时，各算法性能差距较小。然而，随着焊点数量增加，LHCACO 算法在求解质量上显现出显著优势，能够在大规模复杂问题中快速求得优解，充分展示了其在多机器人焊接路径规划问题中的卓越优化能力与稳定性。综上所述，所提 LHCACO 算法在多焊接机器人路径规划中的优异表现，充分体现了其在复杂工业应用中的广阔应用潜力与实际价值。

表 4-6 六种算法仿真结果

案例	焊点数量	机器人数量	ACO		TWPS		IWO		ABC		IACO		LHC-IACO	
			最优路径长度/m	平均路径长度/m	最优路径长度/m	平均路径长度/m	最优路径长度/m	平均路径长度/m	最优路径长度/m	平均路径长度/m	最优路径长度/m	平均路径长度/m	最优路径长度/m	平均路径长度/m
Eil51	51	2	546	583	648	670	512	533	482	490	457	474	444	448
		3	575	620	711	821	495	515	475	489	467	486	445	448
		4	591	640	742	879	480	511	477	485	473	492	453	454
		5	613	650	811	901	485	508	474	486	488	497	467	467
		8	634	675	940	1048	481	499	470	481	521	530	466	467
		10	673	696	1038	1090	474	494	472	479	532	546	480	481
kroA100	100	2	38775	44369	90426	95817	40546	43303	30816	33248	26902	27519	21685	21700
		3	37768	42548	95145	100966	41834	44034	30137	32387	26416	27366	21737	21872
		4	36079	39452	97746	104223	39754	41949	30529	31702	27322	28275	22471	22599
		5	34679	38470	94846	102994	41255	42877	29772	30882	28759	29600	22581	22672
		8	38041	42422	100970	106062	37251	39891	28626	29536	31332	31971	23585	23651
		10	37875	43614	94966	105027	38511	41239	28966	29156	31212	32293	24389	24608
kroA150	150	2	90504	93631	146299	152292	68012	70337	48324	50709	33986	34923	27040	27613
		3	93935	100522	151707	158951	67788	70107	47310	49585	35053	36041	28400	28907
		4	95059	104351	155505	161250	67089	69974	45165	48475	36292	37687	27868	28128
		5	103958	109927	155391	160009	67045	68838	45163	46958	37102	37679	27863	28218

kroA200	200	8	103986	114189	149389	159872	66258	67666	43124	44381	38862	40942	28709	28800
		10	114528	128037	154201	163538	65235	67558	43432	45486	40396	42036	29462	29497
		2	117358	134763	204144	208595	73718	77455	62573	64920	38389	39788	30539	31377
		3	122017	129347	200169	211194	74103	76681	61612	63257	40039	41416	31295	31968
		4	139114	152652	201425	210794	77987	76157	58457	60642	41602	42422	31466	32184
		5	141102	153364	207853	216506	74876	75321	56437	58358	41948	42934	32113	32552
		8	146457	167221	211008	216450	72436	74817	54464	56088	45201	46896	31646	31808
		10	168170	178196	215019	224410	72458	74204	50630	53519	46876	47721	31212	31348

表 4-7 本文 LHCACO 算法优化率

焊点数量	焊接机器人数量					
	m=2	m=3	m=4	m=5	m=8	m=10
51	2.85%	4.70%	4.17%	1.47%	0.82%	-1.72%
100	19.39%	17.71%	17.76%	21.48%	17.61%	15.80%
150	20.44%	18.98%	23.21%	24.90%	26.12%	27.07%
200	20.45%	21.84%	24.36%	23.45%	29.99%	33.41%

4.5 本章小结

本章为解决多焊接机器人的路径规划问题，提出了一种基于拉丁超立方系数的改进双种群蚁群算法。将蚂蚁分为聚类蚁和探索蚁，其中聚类蚁负责释放特殊的信息素，以将任务节点分配给不同的焊接机器人，而探索蚁则根据这些信息素指引为每个机器人规划最优路径。对算法每轮迭代生成的路径信息进行采样分析，引入拉丁超立方系数，并为每个节点赋予一个视界限制，使得蚂蚁在移动时只能选择其视界范围内的节点。增强了优质路径对蚂蚁寻路的指导作用，减少了无效选择导致的算力浪费，从而有效地提升了算法的效率。为了确定更加合适的算法参数，本文在 108 个场景下测试不同蚂蚁数量 num 、信息素挥发系数 ρ 、信息素启发因子 α 和距离启发因子 β 对算法的影响。最终确定取 $\rho=0.8$ 、 $\alpha=0.8$ 、 $\beta=2$ 和 $num=50$ 时，算法综合性能明显优于其他情况。并在焊点数量分别为 51、100、150、200，焊接机器人数量分别为 2、3、4、5、8、10 的场景下对算法性能进行了全面的测试。仿真结果表明，当焊点数量较少时，不同算法得到的结果非常接近。当焊点数量较多时，本文提出的 LHCACO 算法得到的结果更优，且算法的收敛速度大幅提升。例如在 5 台焊接机器人、100 个焊点的复杂环境中，本文提出的 LHCACO 算法获得最优解的迭代次数比传统蚁群算法所需的迭代次数提升了 78.57%，比文献[30]中的 IACO 算法所需的迭代次数提升了 68.97%，且最优路径长度分别提升了 34.89%和 22.33%。相比于传统蚁群算法和其他改进算法，本文提出的 LHCACO 算法在解决多焊接机器人路径规划问题方面展现了显著的进步和优越的整体性能。

第 5 章 RobotStudio 仿真及实验验证

在焊接机器人路径规划的研究中，理论方法与实际验证的结合至关重要。单纯的算法设计和数学模型往往难以完全反映实际工业环境的复杂性，例如焊接路径的空间分布、障碍物规避和执行效率等因素。因此，通过仿真工具和实验验证对算法的实际性能进行评估和优化，不仅是理论研究的重要环节，也是推动实际应用落地的关键步骤。**RobotStudio** 作为一种工业机器人仿真与编程软件，为研究人员和工程师提供了一个高效的虚拟环境，用于验证和优化焊接机器人路径规划算法。通过该工具可以精确模拟机器人的运动轨迹、碰撞检测和路径执行情况，从而有效减少在实际实施中可能遇到的问题。此外，仿真环境还能显著降低实验成本，提高研究的可重复性和效率。本章旨在通过 **RobotStudio** 仿真及实验验证，对基于蚁群算法的焊接机器人路径规划方法进行全面评估。通过仿真验证算法在实际任务场景下的性能表现，并结合实际实验结果进一步验证其可行性和有效性。本章的研究不仅为理论方法提供了重要的实验支持，也为实际工业应用提供了科学指导。

5.1 RobotStudio 概述

RobotStudio 是由 ABB 公司开发的一款专业工业机器人仿真与离线编程软件，被广泛应用于工业自动化领域。该软件以其强大的功能和灵活性，为机器人路径规划、碰撞检测、离线编程和性能优化提供了一站式解决方案。**RobotStudio** 的核心优势在于其基于虚拟控制器 (Virtual Controller) 的仿真技术，使用户能够在虚拟环境中准确模拟真实机器人控制器的行为。

RobotStudio 的主要功能包括：

- 1) 路径规划与优化：用户可以在虚拟环境中设计并优化机器人路径，从而提高生产效率并减少能耗。
- 2) 碰撞检测：通过仿真检测机器人与周围环境的潜在碰撞，确保路径规划的安全性。
- 3) 离线编程：允许用户在实际设备运行之前完成机器人程序的编写和测试，大幅降低调试时间。

- 4) 多机器人协作：支持多个机器人同时仿真，验证其协作能力和性能。
- 5) 可视化分析：通过三维仿真界面直观展示机器人操作过程，便于用户理解和优化。

RobotStudio 的强大功能使其成为工业机器人研究和应用中的重要工具。在本研究中，利用 RobotStudio 对基于蚁群算法的焊接机器人路径规划方案进行仿真测试，将为后续实验验证提供重要支持，同时也能发现并解决可能存在的问题，确保研究成果在实际工业环境中的可行性。

5.2 仿真系统整体设计

5.2.1 整体设计思路

焊接机器人路径规划仿真的实现，首先要建立一个完整的仿真系统。除焊接机器人、控制器以及焊接工件外还需根据现场实际情况进行一些硬件设施的安装，根据实际现场的环境情况和数据进行离线仿真。本章对系统进行整体规划与设计，结合现场情况与数据搭建机器人的工作站及系统、创建 Smart 组件、创建 I/O 信号并载入程序，最后通过仿真验证算法的合理性与正确性。具体实施思路如图 5-1 所示。

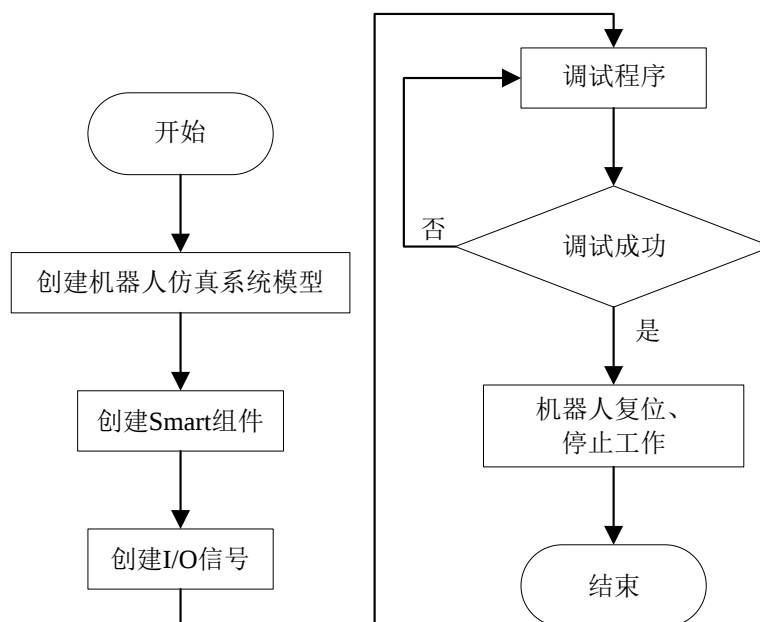


图 5-1 仿真系统总体流程图

5.2.2 创建模型及生成系统

焊接系统仿真搭建的第一步是完成机器人工作站的布局设计。为保证仿真模型与实际环境的一致性，需在 RobotStudio 软件平台中搭建与实际焊接任务相对应的机器人工作站布局。具体实现时，可利用 RobotStudio 内置的机器人模型库直接选取对应机器人型号，以匹配实际焊接需求，例如本文选择的机器人模型即基于实际生产中的机器人参数确定。然而，由于 RobotStudio 提供的建模功能相对基础且有限，对于工作台、工件底座等复杂装置，需通过专业的三维建模软件（如 SolidWorks）进行精确的等比例建模，并导出为 STEP 格式后再导入 RobotStudio 环境中。此外，工装夹具、夹紧装置和辅助构件等焊接辅助设备，也同样采用上述方法完成建模与导入工作。在完成上述模型导入后，需依据实际布局需求对所有组件的位置和姿态进行逐步校准与精确调整，确保整体布局准确无误。经上述流程建立的机器人焊接工作站布局如图 5-2 所示。

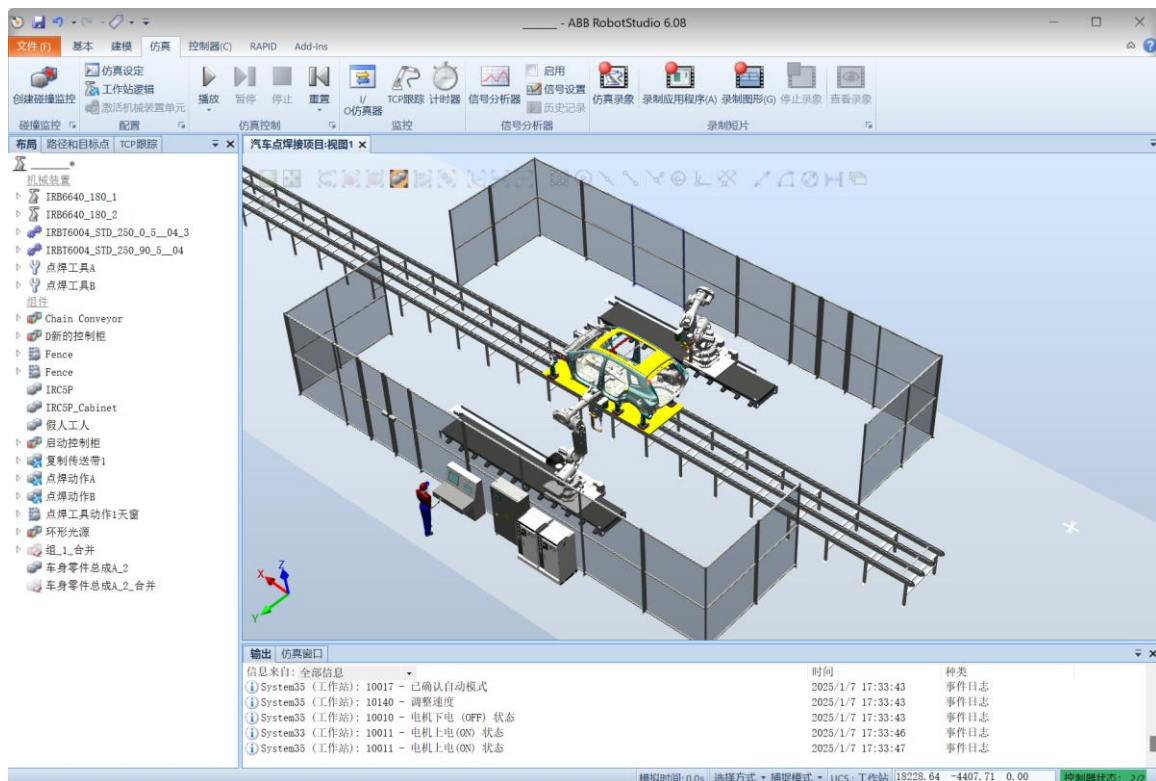


图 5-2 焊接工作站总体布局图

5.2.3 Smart 组件与 I/O 信号的创建

Smart 组件支持将复杂的机器人系统分解为多个独立的模块。每个模块代表一个功能单元，如机器人本体、工具、夹具等，便于设计、管理和调试。通过模块化设计，整个仿真系统的开发效率和可维护性显著提高。Smart 组件允许用户将多种设备和工具集成到一个子系统中，并通过信号和逻辑实现交互。这种能力有助于模拟真实的工业现场，提升仿真精度。通过 Smart 组件，复杂系统的功能和逻辑可以以更直观的方式展示，便于设计人员理解和优化系统。组件化设计使得仿真任务更加高效，同时确保每个组件的行为和性能可以单独验证，降低错误率。

本文使用 Smart 组件控制焊枪的点焊动作，通过信号驱动和逻辑控制，实现点焊动作的自动化执行。数字输入信号 `dol_dhdzl` 是整个动作的触发条件，通过状态改变启动一系列动作。使用 LogicGate 模块实现信号逻辑处理，确保点焊动作的流程性与准确性。PoseMover 模块精确控制机器人焊接工具的位姿，确保点焊动作的质量和效率。LightControl 模块作为状态指示，显示点焊动作的执行过程与完成状态。最终该 Smart 组件的组成如图 5-3 所示。完成上述组件的创建后，为了实现组件内部逻辑关系以及外部信号之间的交互，需要将输入和输出信号通过 I/O 信号连接起来。组件内部连接和 I/O 连接分别如图 5-4 和 5-5 所示。



图 5-3 焊接动作 Smart 组件的组成

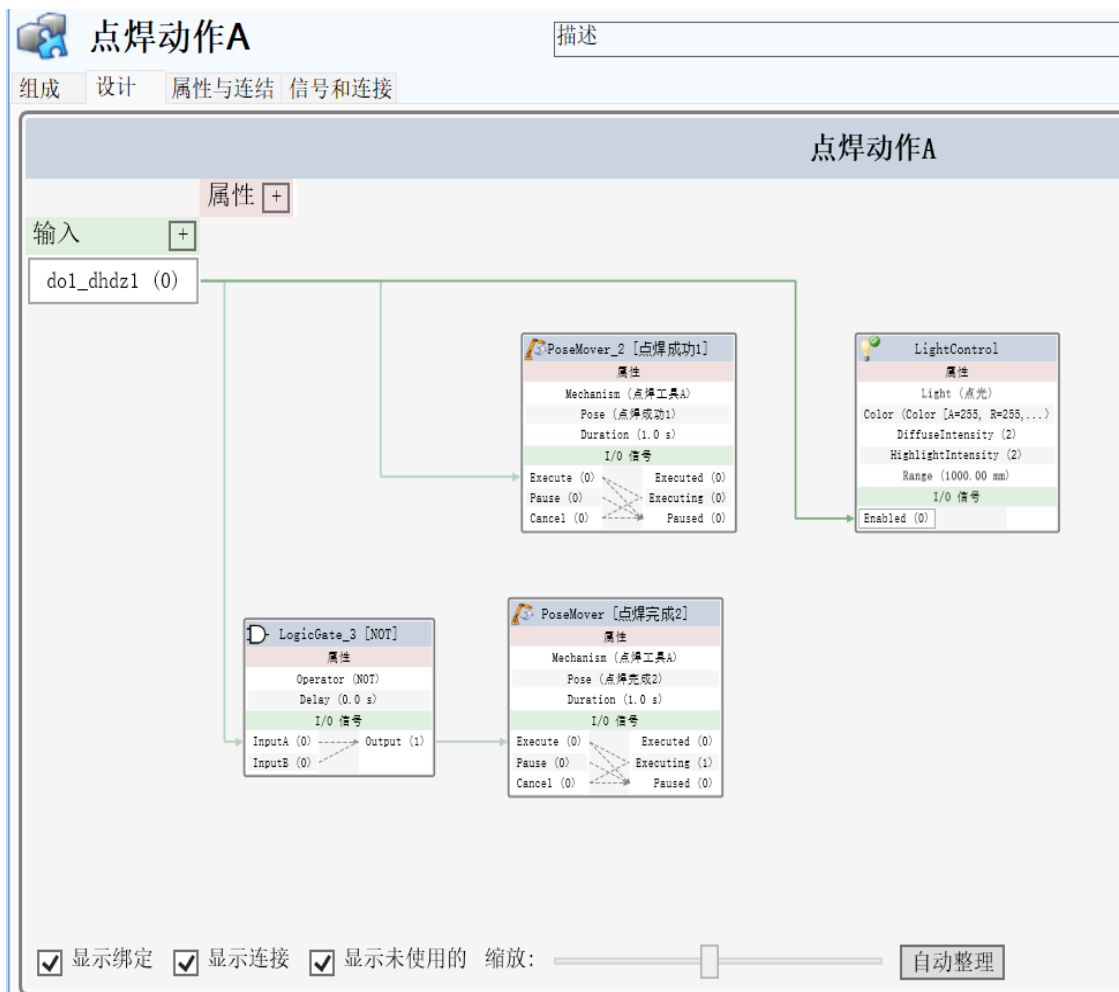


图 5-4 焊接动作 Smart 组件内部连接

I/O连接			
源对象	源信号	目标对象	目标信号或属性
点焊动作A	do1_dhdz1	PoseMover_2 [点焊成功1]	Execute
点焊动作A	do1_dhdz1	LogicGate_3 [NOT]	InputA
LogicGate_3 [NOT]	Output	PoseMover [点焊完成2]	Execute
点焊动作A	do1_dhdz1	LightControl	Enabled

图 5-5 I/O 连接

在本次焊接系统的搭建中，为了实现焊接过程的全自动化操作，避免人工干预，机器人需要根据预设程序自主完成对工件的焊接任务。为此，必须构建机器人系统的 I/O 信号接口，以实现机器人系统与焊接系统之间的信号交互。通过 I/O 信号的设计与配置，机器人可以准确接收焊接系统的触发信号，同时发送反馈信号以指示动作的完成状态。

机器人系统与焊接系统的 I/O 信号连接关系如图 5-6 所示，图中详细展示了信号的输入、输出类型及各模块之间的逻辑关联。这种信号接口的搭建，为实

现机器人与焊接系统的协同工作提供了可靠的通信机制，是焊接系统全自动化运行的关键基础。

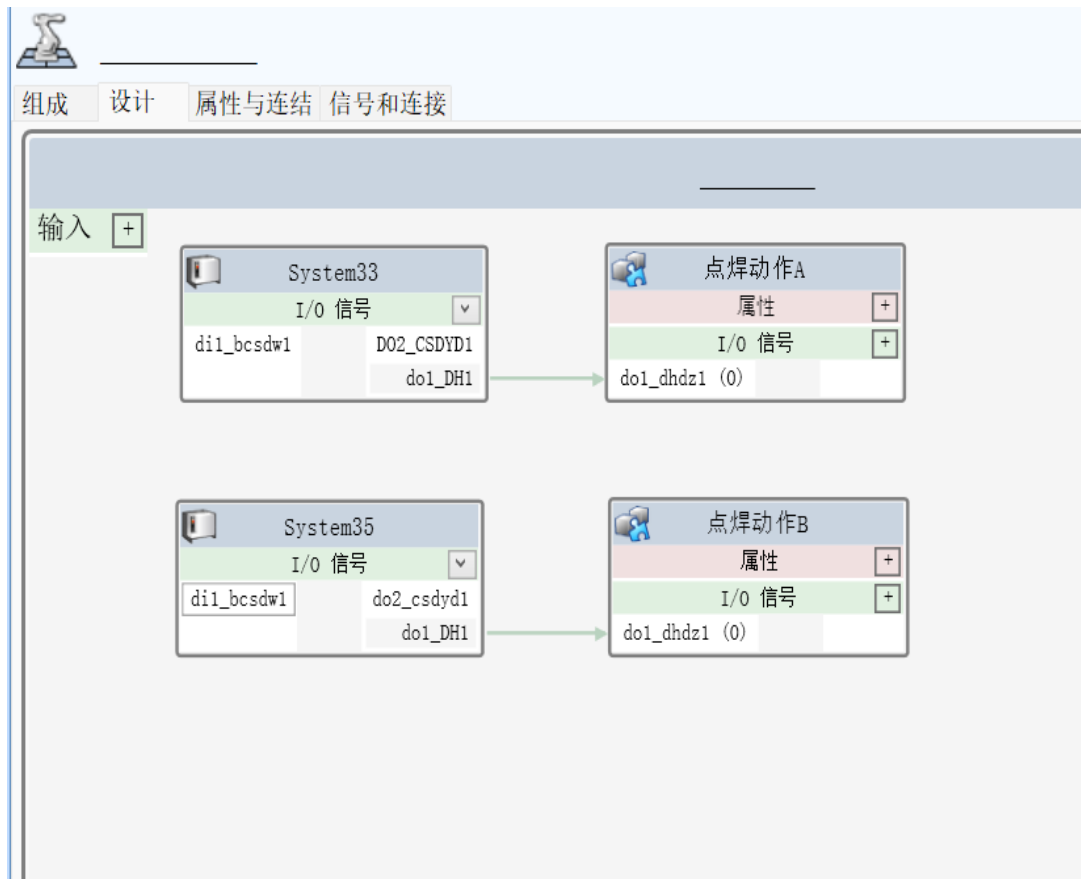


图 5-6 机器人系统信号连接

5.3 机器人焊接过程仿真结果分析

焊接系统搭建和程序开发完成后，需开展仿真调试工作，以验证系统实际运行的有效性。借助 RobotStudio 软件提供的动态仿真功能，可实时监测并分析机器人系统的运行状况。

在实际焊接过程中，作业环境通常较为复杂，设备布局密集，若焊接路径规划不合理，易引发焊枪与工件碰撞，或机器人本体与各关节部件之间的干涉问题。针对上述问题，RobotStudio 软件内置碰撞检测模块，可以实时监测机器人运动轨迹并识别潜在的碰撞风险。通过在仿真过程中加入碰撞监测模块，能够对路径规划的安全性进行综合评估。

碰撞监测模块支持灵活设置监测对象，例如，可以设置机器人本体与工件之间的碰撞检测，也可以针对焊枪与工件进行专项监控。在使用时，需将待监

测对象加载至碰撞检测模块内，并进行相应参数的配置设置。此外，用户还可对潜在碰撞位置进行标记，并启用对不可见部件（如机器人关节之间）的碰撞检测功能，以确保路径规划过程中机器人关节运动的安全可靠。

如图 5-7 所示，针对焊枪与工件表面的碰撞检测，可以采用手动线性移动功能，将焊枪逐步移动至工件表面。在发生碰撞时，工件表面将变为红色，同时在碰撞点显示其具体坐标，以明确焊枪与工件之间的碰撞位置。此外，若设置了“接近丢失距离”参数，当焊枪靠近该距离时，工件表面将根据设定呈现黄色警示信号；当距离小于设定值时，则会变为红色警示。这种功能有效提高了路径规划的可视化和安全性，为避免实际作业中的碰撞提供了可靠的仿真支持。

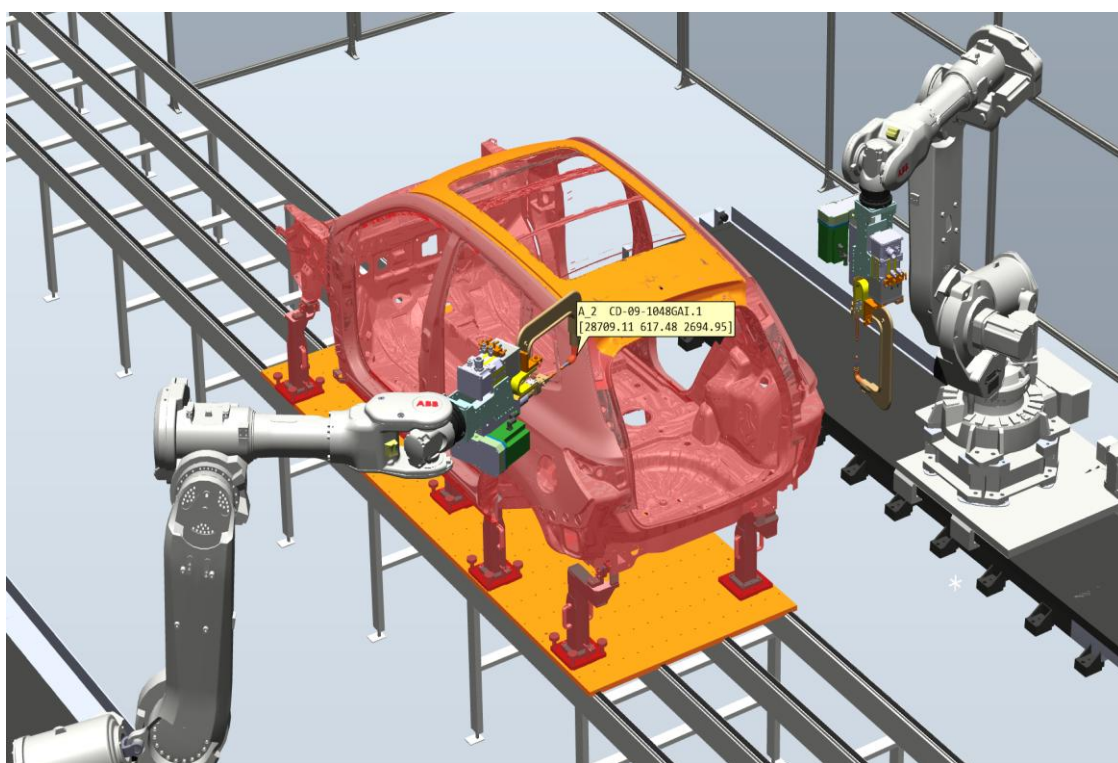


图 5-7 碰撞检测示意图

使用仿真选项卡中的“播放”功能，可直接监控机器人系统的运行过程，通过启用“TCP 跟踪”功能，可直观地查看焊枪的运动轨迹。“TCP 跟踪”设置如图 5-8 所示，该功能能够准确记录焊枪运动的轨迹，为路径规划效果的验证提供了关键依据。如图 5-9 所示，机器人 1 和机器人 2 的轨迹分别使用红色和绿色标记，两种不同颜色的线条记录了两台焊接机器人焊枪移动的轨迹。两台焊接机器人完成焊接任务的最终路径如图 5-10、5-11 所示。



图 5-8 TCP 跟踪设置

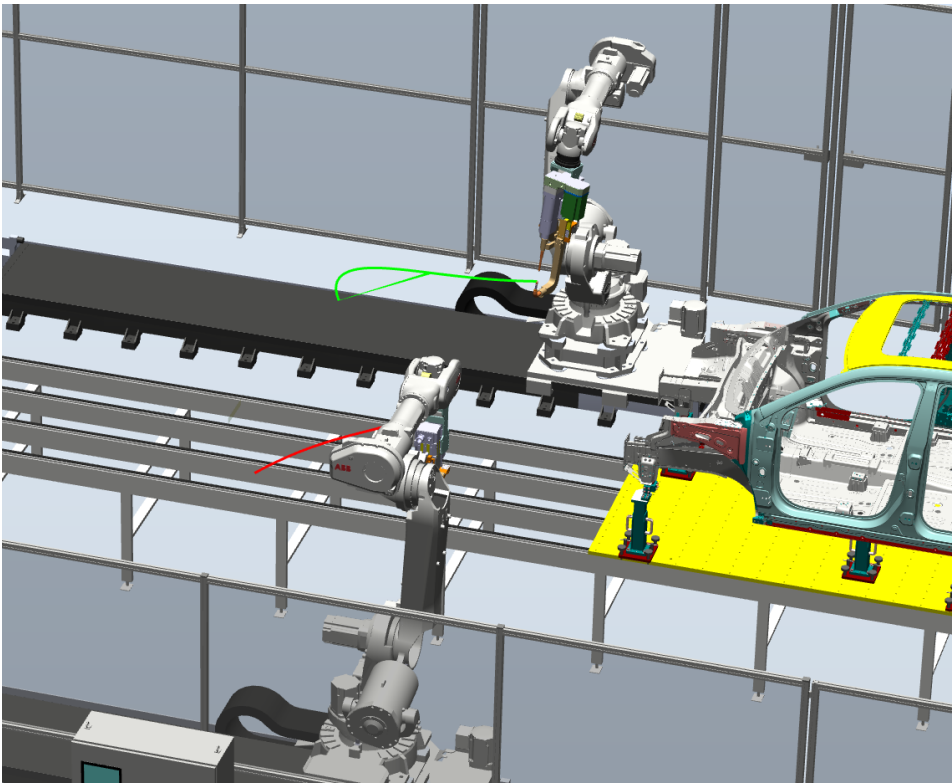


图 5-9 TCP 跟踪效果

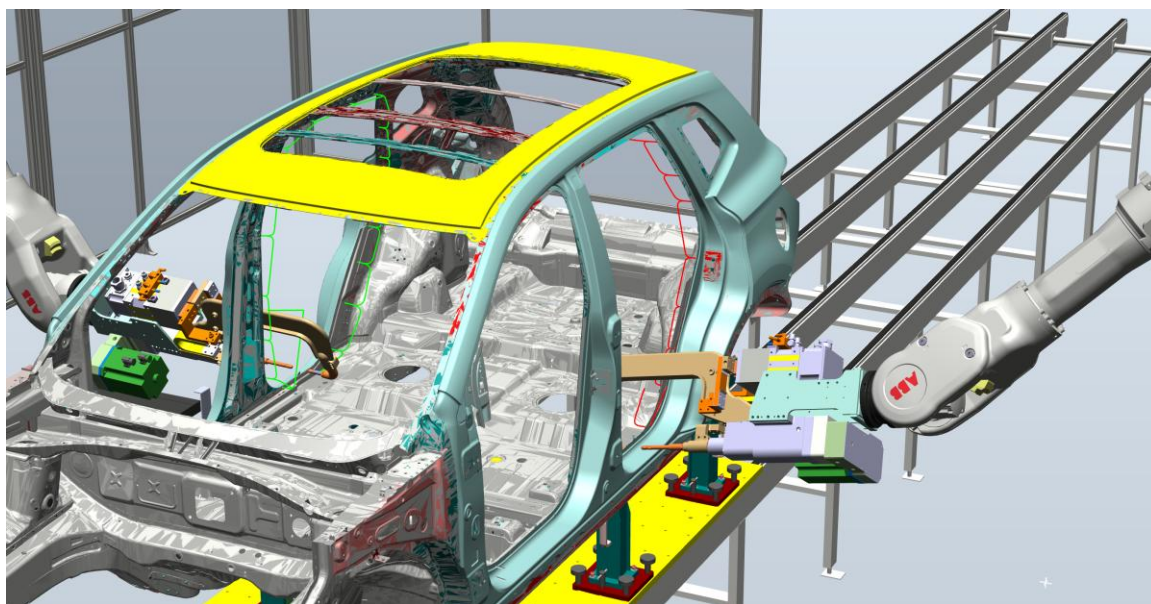


图 5-10 焊接机器人工作路径



图 5-11 焊接机器人最终路径

焊接工件被布置于机器人三维作业空间的有效工作范围内。通过仿真平台开展碰撞检测分析，验证了焊枪在路径执行过程中无碰撞干涉现象发生，机器人可安全且稳定地完成既定运动轨迹，因此可以确认该焊接路径是安全且可行的。此外，启用“信号分析器”后，还能对各类信号的动态状态进行详细分析，从而更全面地评估系统的工作状况，设定界面如图 5-12 所示。机器人焊枪的移动本质上是由各关节轴的角度变化共同驱动完成的。在仿真过程中，通过实时记录焊枪运行轨迹中的位姿点，以及对应的关节轴角度变化，进行了详细的仿

真分析。两台焊接机器人 6 个关节轴的角度变化曲线分别如图 5-13 和图 5-14 所示。

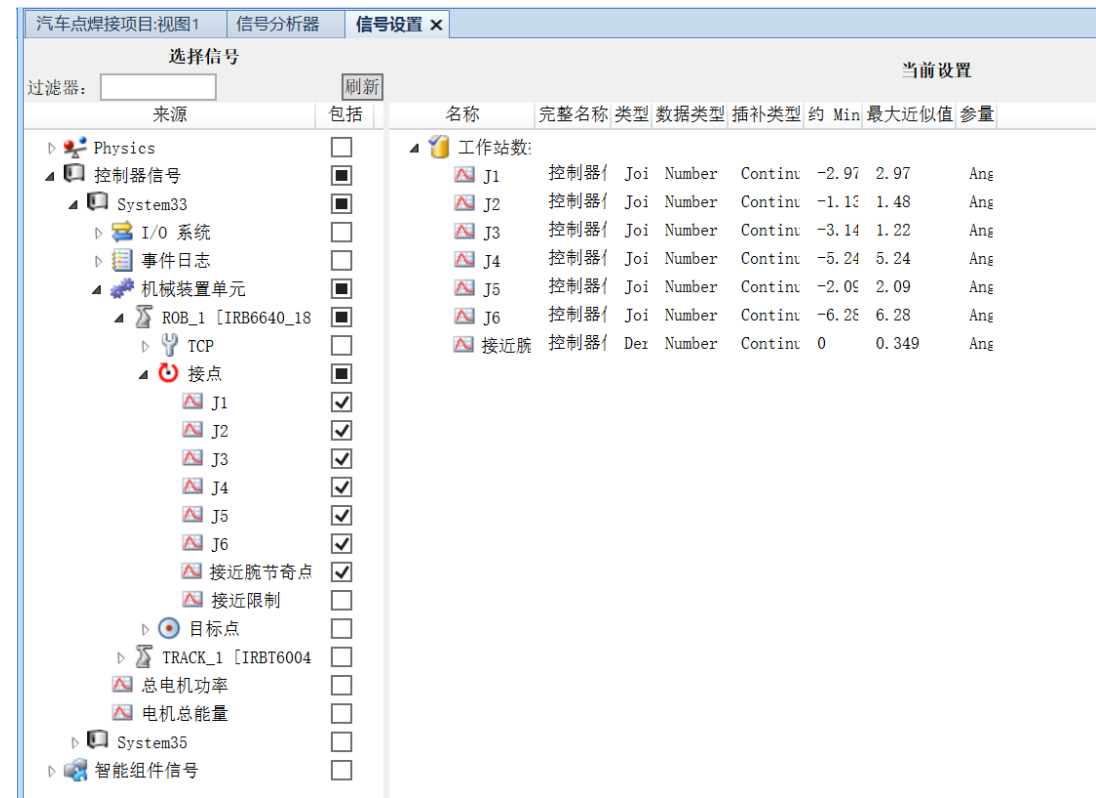


图 5-12 信号分析器设定界面

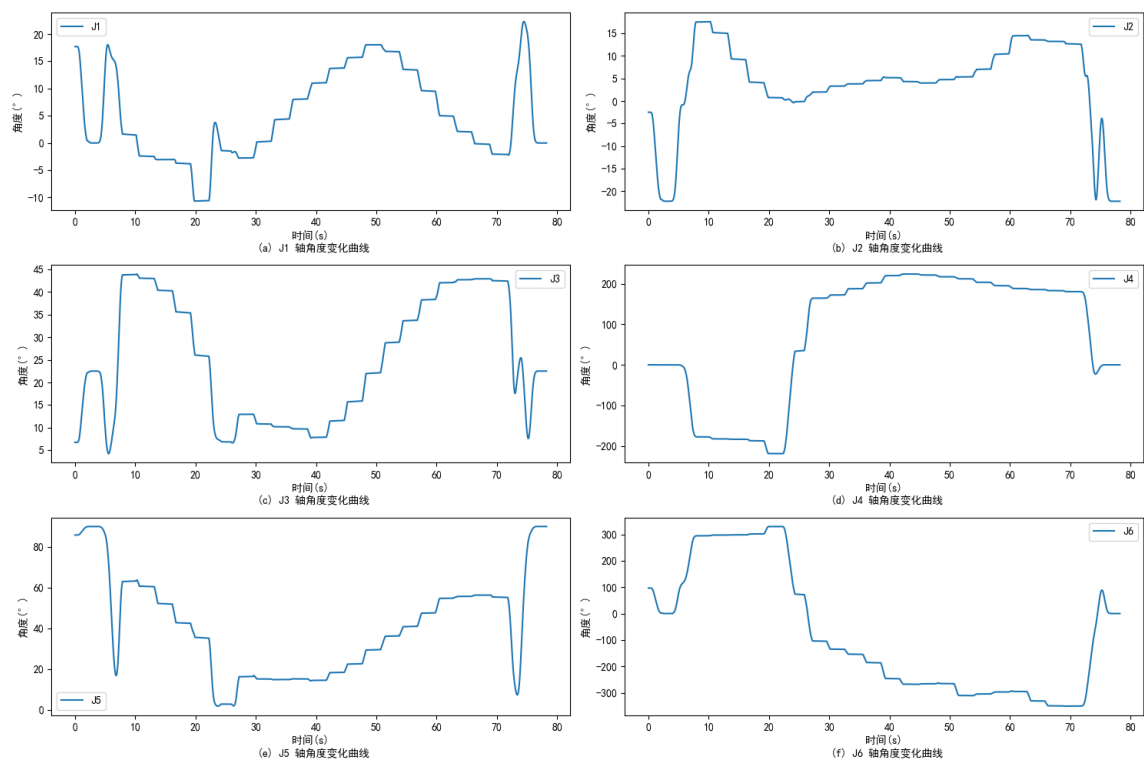


图 5-13 焊接机器人 1 的各轴角度变化曲线

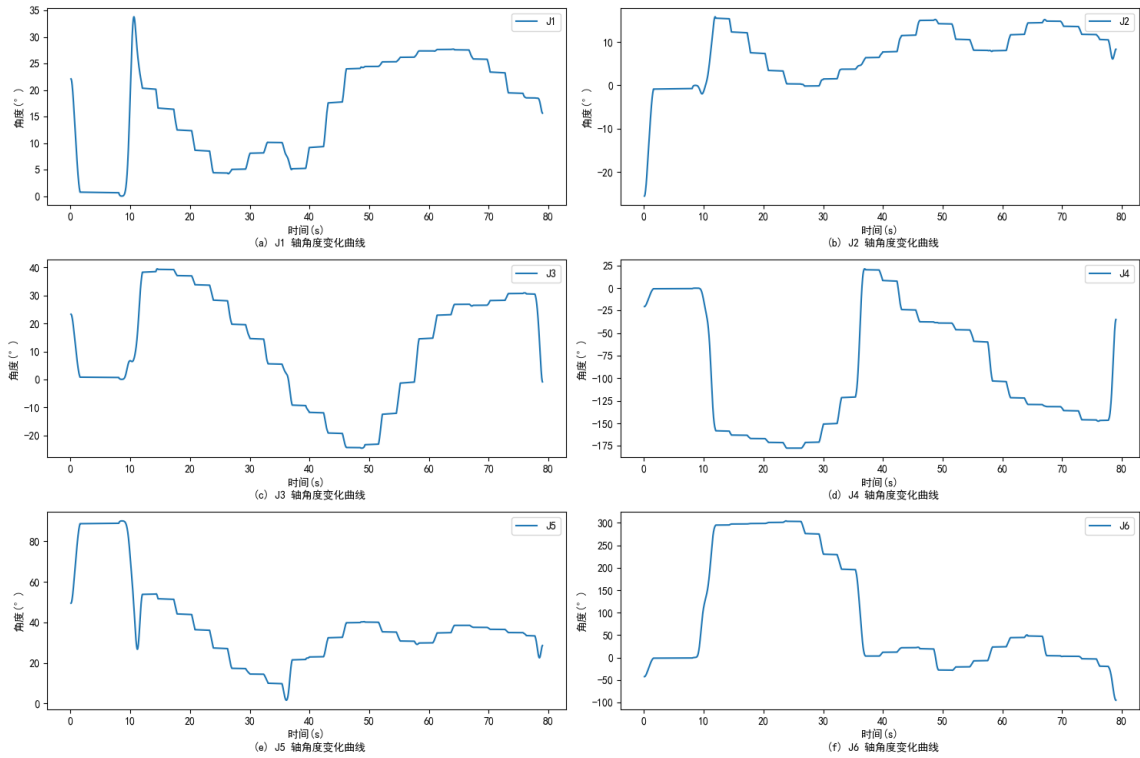


图 5-14 焊接机器人 2 的各轴角度变化曲线

从分析结果可以看出，仿真过程中两台机器人均运行正常，关节运动轨迹平稳，且未出现奇异点或异常状态。这表明所设计的路径规划能够满足实际操作需求，具备良好的可行性和鲁棒性。由此可以推断，该程序能够无缝应用于真实的机器人系统中，为实际焊接作业提供可靠的路径规划支持。

5.4 本章小结

本章针对多台焊接机器人路径规划任务进行了可视化仿真研究，并通过离线编程优化路径规划程序。首先，本文设计了完整的仿真系统总体框架并绘制了相应的流程图，明确了仿真实施的整体技术路线。在此基础上，综合运用 RobotStudio 与 SolidWorks 等软件，构建了机器人焊接仿真环境。具体工作包括：焊接机器人与工件虚拟模型的建立及布局设计、Smart 组件的开发、系统 I/O 信号的合理配置，以及机器人仿真程序的编写与离线优化等关键步骤。在完成系统搭建后，针对实际焊接任务进行了可视化仿真实验与分析。通过对机器人各关节轴角度变化曲线的监测以及碰撞检测数据的分析，验证了本文提出的改进蚁群算法在路径规划中的可执行性与合理性。这些研究成果为实际焊接任务的高效执行提供了理论支撑和技术保障。

第 6 章 总结与展望

6.1 工作总结

本文围绕点焊机器人路径规划问题，以蚁群算法的优化与应用为核心展开了系统研究，主要针对单台及多台焊接机器人在路径规划中存在的挑战，提出了多项理论创新和实践改进，并基于 RobotStudio 软件进行可视化仿真验证。具体而言，本文的主要贡献包括以下几点：

(1) 焊接路径规划影响因素的系统分析。以汽车白车身点焊任务为背景，全面梳理并分析了路径规划的关键影响因素，包括焊点分类、点焊工艺参数及制造资源约束等。这一研究为算法建模提供了清晰的理论依据，为复杂工业场景中的路径优化奠定了基础。

(2) 单台焊接机器人路径规划研究。针对单焊接机器人路径规划，提出了一种改进的蚁群算法。通过引入蒙特卡洛指数和反馈调节因子，有效提升了算法的全局搜索能力与收敛性能。仿真实验表明，改进算法在路径长度缩短和计算效率提升方面具有显著优势，为单机器人路径规划提供了高效且可靠的解决方案。

(3) 多台焊接机器人路径规划研究。面对多焊接机器人路径规划的协同优化需求，提出了双种群协同机制、拉丁超立方策略以及 K 视界优化策略等创新方法。这些改进在解决传统蚁群算法局限性（如局部最优陷阱、信息素紊乱和冗余计算等）方面表现卓越，显著提升了算法的协调性、稳定性和适应性。

(4) 基于 RobotStudio 的仿真验证。依托 RobotStudio 平台，构建焊接任务仿真系统，进行了可视化实验与性能验证。实验结果证明了改进蚁群算法在多机器人路径规划中的实用性和优越性，同时展示了其在复杂工业环境中的适应能力和高效性。

综上所述，本文通过对点焊机器人路径规划问题的深入研究，不仅拓展了蚁群算法在该领域的理论深度，还提出了切实可行的优化策略，为工业机器人系统的智能路径规划提供了重要的技术支持与实践参考。

6.2 研究展望

尽管本文取得了显著的研究成果，但仍有若干值得进一步探讨和拓展的方向：

(1) 算法鲁棒性与通用性提升。虽然本文提出的改进算法在特定任务中表现出优异性能，但其在多种复杂工况下的通用性和鲁棒性仍需进一步研究。例如，针对焊接路径规划中可能存在的随机扰动（如工艺误差、环境变化等），未来可以引入鲁棒优化理论或基于深度学习的动态调整策略，以进一步提高算法的稳定性。

(2) 实时路径规划的研究。工业焊接任务中，实时性是重要的性能指标之一。目前的改进算法主要聚焦于离线规划，而在线规划或实时调整能力的研究有待进一步加强。例如，可以结合强化学习技术或边缘计算技术实现实时路径规划优化。

(3) 跨平台应用的探索。虽然本文基于 RobotStudio 进行了仿真验证，但未来可以将改进算法应用于其他机器人控制平台或软件，如 ROS（机器人操作系统）。跨平台验证有助于提升算法在实际工业应用中的适应性。

(4) 多目标优化路径规划。本文主要关注路径长度的优化，而在实际应用中，焊接质量、能耗、任务完成时间等因素同样至关重要。未来研究可以在路径规划中引入多目标优化模型，综合平衡多种性能指标，以实现更加全面的优化效果。

(5) 智能交互与人机协作。随着工业 4.0 的发展，点焊机器人与人类工人的协同工作变得愈发重要。未来可以研究基于改进蚁群算法的智能交互技术，结合人工智能与传感技术，实现人与机器人间的高效协作。

总之，本文的研究为解决点焊机器人路径规划问题提供了新的思路和方法，但这一领域仍有诸多挑战与机遇。未来工作将进一步致力于算法性能优化和应用场景拓展，助力智能制造领域的持续发展。

参考文献

- [1] 李亚飞, 赵瑞. 城市复杂环境下多目标无人机路径规划研究[J]. 南京航空航天大学学报, 2024, 56(6): 1002-1012.
- [2] 辜勇, 唐敏, 李文锋. 自动化码头 AGV 调度与路径规划双层优化模型[J]. 工业工程与管理, 2024, 29(5): 40-51.
- [3] 王岩韬, 赵昕颐. 基于危险天气不确定性的最小风险路径规划方法[J]. 工程科学学报, 2024, 46(5): 887-896.
- [4] 赵崇娟, 朱奕弢, 胡钰莹, 等. 基于改进 A*算法的变电站自动巡检路径规划研究[J]. 机械设计, 2024, 41(S1): 153-158.
- [5] 王旭, 朱其新, 朱永红. 面向二维移动机器人的路径规划算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(20): 51-66.
- [6] 黄金源, 陈熙源. 基于改进 A*与 DWA 的机器人融合算法研究[J]. 传感技术学报, 2024, 37(12): 2043-2049.
- [7] 巩慧, 倪翠, 王朋, 等. 基于 Dijkstra 算法的平滑路径规划方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2024, 50(2): 535-541.
- [8] 王云亮, 张赛, 吴艳娟. 基于改进 A*平滑性路径规划算法研究[J]. 计算机应用与软件, 2025, 42(1): 258-263, 276.
- [9] Zhang J, Ling H, Tang Z, et al. Path planning of USV in confined waters based on improved a * and DWA fusion algorithm[J]. Ocean Engineering, 2025, 322: 120475.
- [10] 田晓航, 霍鑫, 周典乐, 等. 基于蚁群信息素辅助的 Q 学习路径规划算法[J]. 控制与决策, 2023, 38(12): 3345-3353.
- [11] 毛文平, 李帅永, 谢现乐, 等. 基于自适应机制改进蚁群算法的移动机器人全局路径规划[J]. 控制与决策, 2023, 38(9): 2520-2528.
- [12] 李晗珂, 游晓明, 刘升. 融合熵聚类和增广变邻策略的蚁群优化算法[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(6): 2115-2129.
- [13] Zhao H, Zhang C, Zheng X, et al. A decomposition-based many-objective ant colony optimization algorithm with adaptive solution construction and selection approaches[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2022, 68: 100977.

- [14] Tuani A F, Keedwell E, Collett M. Heterogenous Adaptive Ant Colony Optimization with 3-opt local search for the Travelling Salesman Problem[J]. Applied Soft Computing, 2020, 97: 106720.
- [15] Shokouhifar M. FH-ACO: Fuzzy heuristic-based ant colony optimization for joint virtual network function placement and routing[J]. Applied Soft Computing, 2021, 107: 107401.
- [16] 于全友, 徐止政, 段纳, 等. 基于改进 ACO 的带续航约束无人机全覆盖作业路径规划[J]. 航空学报, 2023, 44(12): 303-315.
- [17] 时维国, 宁宁, 宋存利, 等. 基于蚁群算法与人工势场法的移动机器人路径规划[J]. 农业机械学报, 2023, 54(12): 407-416.
- [18] 潘玉恒, 奥日格拉, 鲁维佳, 等. 基于动态扩展邻域蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 农业机械学报, 2024, 55(2): 423-432, 449.
- [19] 杜云, 刘小雨, 贾科进, 等. 改进蚁群算法的火灾环境疏散路径规划研究[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(8): 309-319.
- [20] 陈旭飞, 胡耀炜, 丛培龙, 等. 面向路径规划的双向交互多步蚁群算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(3): 166-176.
- [21] 王宏刚, 陈常龙, 于宙. 基于蚁群算法的电动汽车快速充电站选址与容量确定优化方法[J]. 工程数学学报, 2025, 42(1): 188-198.
- [22] Zhao H, Zhang C. An ant colony optimization algorithm with evolutionary experience-guided pheromone updating strategies for multi-objective optimization[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 201: 117151.
- [23] Stodola P, Otrisal P, Hasilová K. Adaptive ant colony optimization with node clustering applied to the travelling salesman problem[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2022, 70: 101056.
- [24] 杨丽婷. 基于虚拟仿真的焊接机器人无碰撞路径及轨迹优化研究[D]. 南昌: 华东交通大学, 2022.
- [25] 吕文壮, 曹家勇, 党铭章, 等. 改进蚁群算法在焊接机器人路径规划中的应用[J]. 机械设计与研究, 2019, 35(6): 32-36.
- [26] 王宏健, 鄂鑫, 张凯, 等. 改进蚁群算法解决 UUV 集群任务规划问题[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(9): 238-254.

- [27] Liu L, Wang X, Xie J, et al. Path planning and tracking control of orchard wheel mower based on BL-ACO and GO-SMC[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 228: 109696.
- [28] Zhang D, Yin Y, Xiong G, et al. A bi-level hybrid algorithm for solving multi-target inspection path planning problem of mobile robot in complex radioactive indoor environment[J]. Expert Systems with Applications, 2025, 266: 126095.
- [29] Sun H, Zhu K, Zhang W, et al. Emergency path planning based on improved ant colony algorithm[J]. Journal of Building Engineering, 2025, 100: 111725.
- [30] Jiang C, Wan Z, Peng Z. A new efficient hybrid algorithm for large scale multiple traveling salesman problems[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 139: 112867.
- [31] Li W, Wang C, Huang Y, et al. Heuristic smoothing ant colony optimization with differential information for the traveling salesman problem[J]. Applied Soft Computing, 2023, 133: 109943.
- [32] Skinderowicz R. Improving ant colony optimization efficiency for solving large TSP instances[J]. Applied Soft Computing, 2022, 120: 108653.
- [33] Zhou X, Ma H, Gu J, et al. Parameter adaptation-based ant colony optimization with dynamic hybrid mechanism[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 114: 105139.
- [34] Wang Y, Han Z. Ant colony optimization for traveling salesman problem based on parameters optimization[J]. Applied Soft Computing, 2021, 107: 107439.
- [35] 张硕, 钱晓明, 楼佩煌, 等. 基于改进粒子群算法的大规模自动导引车系统路径规划优化[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(9): 2484-2496.
- [36] 徐兴, 俞旭阳, 赵芸, 等. 基于改进遗传算法的移动机器人全局路径规划[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(6): 1659-1672.
- [37] 冯豪博, 胡桥, 赵振轶. 基于精英族系遗传算法的 AUV 集群路径规划[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(7): 2251-2262.
- [38] 郭鹏, 汪世杰, 周士祺, 等. 基于并行搜索遗传算法的 AGV 自适应集群调度[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2022, 50(5): 123-129.
- [39] 黄新林, 张隆飞, 唐小伟. 基于改进遗传算法的家电回收车辆路径规划方法[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2024, 52(1): 27-34.

- [40] 田昌凤, 车轩, 张成林, 等. 基于多目标遗传算法的激光雷达养殖车间水质巡检系统[J]. 农业工程学报, 2024, 40(22): 62-68.
- [41] 李章萍, 徐鑫. 改进遗传算法应用于地震场景下无人机路径规划研究[J]. 安全与环境学报, 2025, 25(1): 237-249.
- [42] 陈丽芳, 杨火根, 陈智超, 等. B 样条技术与遗传算法融合的全局路径规划[J]. 浙江大学学报（工学版）, 2024, 58(12): 2520-2530.
- [43] 吴越安, 杜昌平, 杨睿, 等. 基于改进遗传算法的倾转旋翼无人机区域覆盖路径规划[J]. 浙江大学学报（工学版）, 2024, 58(10): 2031-2039.
- [44] Mahmoudinazlou S, Kwon C. A hybrid genetic algorithm for the min-max multiple traveling salesman problem[J]. Computers & Operations Research, 2024, 162: 106455.
- [45] Di Placido A, Archetti C, Cerrone C. A genetic algorithm for the close-enough traveling salesman problem with application to solar panels diagnostic reconnaissance[J]. Computers & Operations Research, 2022, 145: 105831.
- [46] Zhang P, Wang J, Tian Z, et al. A genetic algorithm with jumping gene and heuristic operators for traveling salesman problem[J]. Applied Soft Computing, 2022, 127: 109339.
- [47] Zheng R zhao, Zhang Y, Yang K. A transfer learning-based particle swarm optimization algorithm for travelling salesman problem[J]. Journal of Computational Design and Engineering, 2022, 9(3): 933-948.
- [48] Huang C, Zhou X, Ran X, et al. Adaptive cylinder vector particle swarm optimization with differential evolution for UAV path planning[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 121: 105942.
- [49] 郝琨, 邓晁硕, 赵璐, 等. 基于区域搜索粒子群算法的机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(12): 126-135.
- [50] 王龙宝, 栾茵琪, 徐亮, 等. 基于动态簇粒子群优化的无人机集群路径规划方法[J]. 计算机应用, 2023, 43(12): 3816-3823.
- [51] 赵迪, 何克勤, 赵祖高. 基于改进粒子群优化算法的移动机器人路径规划[J]. 传感器与微系统, 2023, 42(6): 150-153.
- [52] 帅春燕, 张婷, 王文聪, 等. 突发公共卫生事件下救援物资配送方案研究[J]. 安全与环境学报, 2025, 25(1): 227-236.

- [53] 许诺, 朱黔, 谢晓阳, 等. 基于改进混合粒子群优化算法的多无人机协同围捕方法研究[J]. 电光与控制, 2024, 31(9): 1-5.
- [54] 谢金燕, 刘丽星, 杨欣, 等. 改进粒子群优化算法的果园割草机作业路径规划[J]. 中国农业大学学报, 2023, 28(11): 182-191.
- [55] 刘志华, 张冉, 郝梦男, 等. 基于改进 T 分布烟花-粒子群算法的 AUV 全局路径规划[J]. 电子学报, 2024, 52(9): 3123-3134.
- [56] 张志文, 刘伯威, 张继园, 等. 麻雀搜索算法-粒子群算法与快速扩展随机树算法协同优化的智能车辆路径规划[J]. 中国机械工程, 2024, 35(6): 993-999, 1009.
- [57] 孔鹏飞. 融合爬山策略的改进粒子群混合路径规划算法[J]. 电光与控制, 2024, 31(9): 6-11, 30.
- [58] Sathiya V, Chinnadurai M, Ramabalan S. Mobile robot path planning using fuzzy enhanced improved multi-objective particle swarm optimization (FIMOPSO)[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 198: 116875.
- [59] Lin S, Liu A, Wang J, et al. An improved fault-tolerant cultural-PSO with probability for multi-AGV path planning[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 237: 121510.
- [60] Choong S S, Wong L P, Lim C P. An artificial bee colony algorithm with a modified choice function for the traveling salesman problem[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019, 44: 622-635.
- [61] Khan I, Maiti M K. A swap sequence based artificial bee colony algorithm for traveling salesman problem[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019, 44: 428-438.
- [62] 宋大雷, 臧文川, 郭亭亭, 等. 水下滑翔机长航程全局路径规划[J]. 控制工程, 2020, 27(10): 1679-1685.
- [63] 王慧颖, 张志强, 杨传杰, 等. 改进 ABC 算法无人机群多目标灭火救援任务规划[J]. 消防科学与技术, 2023, 42(6): 838-843.
- [64] 任鑫磊, 胡燕海, 丁智坚, 等. 基于改进人工蜂群算法的无人飞行器路径规划[J]. 机械设计与研究, 2024, 40(3): 58-63.
- [65] 郭放, 陈晨, 米阳, 等. 人工蜂群算法的电缆敷设路径规划[J]. 控制工程, 2023, 30(3): 570-576.

- [66] 阚凤龙, 王长涛. 基于改进蜂群算法的建筑管路布局约束多目标优化设计[J]. 控制工程, 2023, 30(5): 810-815.
- [67] 李铁骊, 王文双, 刘海洋, 等. 基于改进人工蜂群算法的船舶管路路径寻优算法分析[J]. 中国舰船研究, 2024, 19(2): 1-12.
- [68] 孙菲, 贺毅朝, 张寒崧, 等. 基于新颖二进制人工蜂群算法求解带权集合覆盖问题[J]. 计算机应用研究, 2024, 41(9): 2722-2731.
- [69] 朱金磊, 袁晓兵, 裴俊. 基于改进人工蜂群算法的灾害场景下路径规划[J]. 中国科学院大学学报, 2023, 40(3): 397-405.
- [70] Xu F, Li H, Pun C M, et al. A new global best guided artificial bee colony algorithm with application in robot path planning[J]. Applied Soft Computing, 2020, 88: 106037.
- [71] Li X, Zhang S, Shao P. Discrete artificial bee colony algorithm with fixed neighborhood search for traveling salesman problem[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 131: 107816.
- [72] 王文涛, 叶晨, 田军. 基于多策略改进人工兔优化算法的三维无人机路径规划方法[J]. 电子学报, 2024, 52(11): 3780-3797.
- [73] 黄鹤, 高永博, 茹锋, 等. 基于自适应黏菌算法优化的无人机三维路径规划[J]. 上海交通大学学报, 2023, 57(10): 1282-1291.
- [74] 马兵, 吕彭民, 刘永刚, 等. 基于改进火烈鸟搜索算法的移动机器人路径规划[J]. 传感器与微系统, 2023, 42(11): 123-126.
- [75] 刘尚俊男, 刘书海, 肖华平. 改进灰狼算法的移动充电机器人路径规划[J]. 现代制造工程, 2024(4): 49-56.
- [76] 吴峥, 傅晓锦, 李莎, 等. 基于改进鲸鱼优化算法的轮式移动机器人路径规划[J]. 机械设计与研究, 2024, 40(5): 167-175.

攻读硕士学位期间所取得的科研成果

一、发表的科研论文

- [1] Tiancheng Wang, Lei Wang, Dongdong Li, et al. "Monte Carlo-based improved ant colony optimization for path planning of welding robot." Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences 35.7(2023): 101603. (中科院二区, IF=5.2)
- [2] Tiancheng Wang, Lei Wang, Jingcao Cai, et al. "Path Planning for Multiple Welding Robots Using Latin Hypercube Coefficient-Based Ant Colony Optimization" Applied Soft Computing, 2025 (中科院二区, Major Revision)

二、授权（含申请）的发明专利

- [1] 一种基于节点评价机制改进蚁群算法的移动机器人路径规划方法 (排名 1, 实审, CN202310678406.4)
- [2] 一种融合全局信息增强与信息素抑制策略改进蚁群算法的焊接机器人路径规划方法 (排名 2, 导师 1, 实审, CN202411427904.2)

三、获得的荣誉

- [1] 2024 年研究生国家奖学金
- [2] “纬湃科技芜湖”奖学金
- [3] 第七届全国机器人高价值专利创新创业大赛芜湖大学生分赛一等奖
- [4] 安徽工程大学第四届研究生数学建模大赛一等奖

致谢

时光荏苒，三年的硕士求学之路已悄然走向终点。这段旅程不仅是知识的积累与专业技能的锤炼，更是一场心灵的洗礼与品格的塑造。它教会了我坚持的意义，赋予了我迎接挑战的勇气，也让我深刻体悟到科研的探索之美。在这段求索与成长的岁月里，我深感幸运，因身边始终有一群给予我无私支持与帮助的人。此刻，凝笔回望，满怀感激。

首先，衷心感谢我的导师王雷教授。在学术的殿堂里，他以渊博的学识、深邃的洞见，引领我步入科研的大门，为我解答困惑，指引方向。更重要的是，他以身作则，言传身教，让我深刻领悟到科研的严谨态度与不懈探索的精神。每当遭遇瓶颈，他总是以宽容与耐心鼓励我迎难而上，以睿智和远见启发我拨开迷雾。能在求学路上得到如此良师的指导，是我的幸事。

其次，感谢与我并肩前行的同窗与挚友。感谢李东东等师兄，在我科研遇到难题时，毫无保留地分享经验、提供宝贵建议，使我少走弯路、迅速成长。感谢王艺璇等同学，在三年的学习与生活中，我们相伴同行，彼此鼓励，共同书写了一段充满奋斗与温情的青春篇章。愿未来的道路上，我们皆能无畏前行，所得皆所愿，所行皆坦途。

最深的感激，献给我的父母与家人。你们的默默付出、无条件支持，是我前行路上最坚实的后盾。春晖寸草，恩情难报，我唯有不懈努力，方能不负你们的深情厚望。特别感谢龚辰晨同志，在我迷茫时给予耐心开导，在我踟蹰时给予坚定支持。无论是科研的瓶颈，还是生活的低谷，你始终陪伴在侧，给予我理解、鼓励与包容，让我在风雨中依然感受到温暖与希望。愿未来的岁月里，我们依旧并肩同行，携手跨越人生的风霜，共同迎接每一处明媚风景，书写属于我们的美好篇章。

最后，衷心感谢所有在我的成长路上给予帮助、指引与温暖的人。愿我们都能不断进步，怀揣理想，砥砺前行，在未来的某一天，以更好的姿态再度相逢。

作者：王天成

2025年3月1日

尚德敏学 唯实惟新

