

# 基于智能算法的机械臂路径优化研究

罗坚铭

广东理工学院 广东肇庆 526100

**摘要:** 随着工业自动化和智能化的飞速发展,机械臂在各类生产场景中的应用愈发广泛。路径规划作为机械臂高效、安全运行的关键环节,直接影响其工作性能与生产效率。本文深入研究基于智能算法的机械臂路径优化问题,详细阐述了常见智能算法如遗传算法、粒子群优化算法、A\*算法等在机械臂路径规划中的原理、应用及优化策略。通过理论分析与仿真实验,对比不同算法的性能表现,验证了智能算法在提升机械臂路径规划效率、准确性和安全性方面的显著优势,为机械臂在复杂工业环境中的应用提供了有力的技术支持与参考依据。

**关键词:** 机械臂; 路径优化; 智能算法; 遗传算法; 粒子群优化算法

## 引言

在工业自动化进程中,机械臂凭借高精度、高稳定性的特点,成为智能制造的核心装备,广泛应用于汽车焊接、电子装配、物流分拣等领域<sup>[1]</sup>。路径规划作为机械臂执行任务的前提,需在复杂障碍环境中实现从起点到终点的无碰撞运动,并满足时间、能耗等优化目标。传统方法如人工示教、几何规划在动态环境中适应性不足,难以应对多约束、高维度的路径需求。智能算法通过模拟自然进化、群体协作等机制,具备全局寻优与动态适应能力,为解决复杂场景下的路径规划难题提供了新思路,成为当前研究的核心方向。

## 1 机械臂路径规划基础

### 1.1 机械臂运动学模型

机械臂运动学模型是路径规划的数学基础,其核心是建立关节空间与操作空间的映射关系。D-H参数法作为主流建模方法,通过定义每个关节的连杆长度、扭转角、关节角和偏距四个参数,构建相邻关节坐标系的转换矩阵。如对于六自由度机械臂,通过依次相乘6个关节的转换矩阵,可得到末端执行器相对于基坐标系的位姿矩阵,即正运动学解;而逆运动学则需通过矩阵分解,求解对应末端位姿的关节角度组合,其解的存在性与唯一性取决于机械臂的自由度与结构参数<sup>[2]</sup>。

### 1.2 路径规划问题描述

机械臂路径规划可抽象为高维约束优化问题,其数学模型包含三个核心要素:

①状态空间:由机械臂的关节角度、速度、加速度等

参数构成,维度等于自由度。如六自由度机械臂的状态空间为6维关节角度空间或3维位置+3维姿态的操作空间。

②约束条件:包括硬约束与软约束。硬约束涉及障碍物碰撞 avoidance (最小安全距离通常设为机械臂半径的1.2-1.5倍)、关节角度范围(如旋转关节 $\pm 180^\circ$ )、速度极限(通常 $\leq 60^\circ/s$ );软约束则为优化目标,如路径长度最短、运动时间最少、能耗最低(与关节力矩平方和相关)<sup>[3]</sup>。③目标函数:根据实际需求构建多目标优化函数,例如采用加权求和法融合路径长度与能耗,权重系数通过层次分析法或实验数据确定。

## 2 智能算法在机械臂路径规划中的应用

### 2.1 遗传算法

#### 2.1.1 原理与实现

遗传算法通过模拟生物进化过程实现全局寻优,其在路径规划中的实现步骤如下:

①编码方式:采用实数编码表示路径点的关节角度或空间坐标,例如对于包含n个路径点的六自由度机械臂路径,染色体长度为6n。相比二进制编码,实数编码可减少解码误差,提高精度。②适应度函数:设计为 $f = \alpha \cdot L^{-1} + \beta \cdot d + \gamma \cdot c$ ,其中L为路径总长度,d为路径与障碍物的最小距离( $d <$ 安全阈值时适应度为0),c为关节约束满足度, $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$ 为权重系数。③遗传操作:选择算子采用锦标赛选择(选择概率与适应度正相关);交叉算子采用算术交叉(子代 = 父代 $1 \times \lambda +$ 父代 $2 \times (1 - \lambda)$ , $\lambda \in [0,1]$ );变异算子采用高斯变异(在均值为当前值、标准差为0.1倍关节范围

的高斯分布中随机取值), 变异概率通常设为 0.01-0.05<sup>[4]</sup>。

### 2.1.2 应用案例与效果分析

在 A 汽车焊接车间的六自由度机械臂路径规划中, 采用遗传算法解决多障碍物(焊枪、工件夹具)环境下的避障问题:

①实验条件: 工作空间 5m × 3m × 2m, 包含 8 个静态障碍物, 路径起点 (0°, 0°, 0°, 0°, 0°, 0°), 终点 (90°, 45°, 30°, 60°, 0°, 30°)。②优化结果: 经过 100 代进化, 得到路径长度 2.8m, 避障最小距离 0.3m, 规划时间 8.2s, 相比传统人工示教路径缩短 15%, 碰撞风险降为 0。③改进策略: 引入自适应交叉变异概率(迭代初期交叉概率 0.8、变异概率 0.05, 后期分别调整为 0.5 和 0.1), 使收敛速度提升 20%, 避免早熟收敛<sup>[5]</sup>。

## 2.2 粒子群优化算法

### 2.2.1 原理与实现

①粒子编码: 每个粒子代表一条路径, 位置向量为路径点的关节角度序列, 例如 10 个路径点的六自由度机械臂粒子维度为 60。②速度更新机制: 粒子通过跟踪自身历史最优 (pbest) 和群体最优 (gbest) 调整运动方向, 速度调整需限制在关节最大速度范围内, 避免路径跳跃。③约束处理: 对违反碰撞约束的粒子, 采用惩罚函数法降低其适应度, 或通过反射法将粒子位置修正至可行域内(如障碍物边界的镜像点)<sup>[6]</sup>。

### 2.2.2 应用案例与效果分析

在 3 自由度机械臂的二维避障实验中(2 个圆形障碍物, 半径 0.5m):

①算法性能: 粒子群优化算法在 30 次独立实验中, 成功规划路径 28 次(成功率 93.3%), 平均路径长度 1.2m, 规划时间 1.8s, 较遗传算法缩短 40%。②缺陷改进: 针对局部最优问题, 引入模拟退火思想, 在迭代后期以一定概率接受较差解(温度系数从 100 线性降至 10), 使成功率提升至 96.7%, 路径长度进一步缩短 5%。

## 2.3 A\* 算法

### 2.3.1 原理与实现

A\* 算法通过启发式函数引导搜索, 在机械臂路径规划中步骤如下:

①空间离散化: 采用八叉树或体素网格划分操作空间, 网格尺寸通常为机械臂直径的 1/2-1/3, 平衡精度与计算量。

如 2m × 2m × 2m 空间划分为 10cm 网格, 节点数量达 8000 个。

②代价函数设计:  $g(n)$  为起点到节点  $n$  的实际距离(采用曼哈顿距离或欧氏距离),  $h(n)$  为节点  $n$  到目标点的估计距离(需满足  $h(n) \leq$  实际距离以保证最优性)。对于 3D 空间,  $h(n)$  常用切比雪夫距离:  $\max(|x_1-x_2|, |y_1-y_2|, |z_1-z_2|)$ 。③搜索策略: 采用优先队列存储待扩展节点, 每次选择  $f(n)$  最小的节点扩展, 直至到达目标点。为避免重复搜索, 需维护已访问节点列表。

### 2.3.2 应用案例与效果分析

在电子装配车间的 SCARA 机械臂路径规划中(工作空间 1m × 1m, 3 个方形障碍物):

①实验结果: A\* 算法在 10cm 网格精度下, 平均规划时间 0.3s, 路径长度 1.5m, 较遗传算法快一个数量级, 但路径存在较多直角拐点。②优化措施: 采用三次样条插值对路径进行平滑处理, 使关节角速度波动降低 40%, 同时通过动态网格(障碍物附近加密至 5cm), 将避障精度提升至 0.1m。

## 3 智能算法的优化与改进

### 3.1 多种算法融合

#### 3.1.1 混合策略设计

①GA-PSO 融合: 前期用遗传算法(50 代)进行全局勘探, 利用交叉变异维持种群多样性; 后期切换为粒子群优化算法(30 代), 通过群体协作进行局部开发, 结合两者优势。在六自由度机械臂实验中, 该融合算法路径长度较单一算法缩短 8%, 规划时间减少 15%。②A-PSO 融合\*: A\* 算法生成初始路径作为粒子群的初始种群, 避免随机初始化的盲目性。在复杂障碍环境中, 初始解质量提升 30%, 收敛速度加快 25%。

#### 3.1.2 动态切换机制

基于种群多样性指标(如适应度标准差)动态调整算法权重。当多样性低于阈值(如初始值的 30%)时, 增加遗传算法的交叉变异概率; 当接近最优解时, 强化粒子群的局部搜索能力, 实现自适应寻优。

### 3.2 基于机器学习的优化

#### 3.2.1 神经网络辅助决策

采用 BP 神经网络预测路径可行性:

输入层: 障碍物位置、起点/终点坐标(维度 = 2 × 障碍物数量 + 6); 输出层: 路径可行概率(0-1); 训练数据:

10000 组仿真路径样本（70% 正样本，30% 负样本）。

将神经网络输出作为智能算法的启发信息，例如在遗传算法中，对高可行性区域的个体赋予更高选择概率，使无效搜索减少 40%，规划效率提升显著。

### 3.2.2 强化学习在线优化

基于深度强化学习（DQN）的路径重规划：

状态：机械臂当前位姿、障碍物实时位置；动作：关节角度增量（ $\pm 1^\circ$ ）；奖励函数：靠近目标点 +10，碰撞 -100，安全移动 +1。

经过 10000 次训练后，机械臂在动态障碍物环境中（速度  $\leq 0.5\text{m/s}$ ）的重规划成功率达 90%，响应时间  $\leq 30\text{ms}$ ，满足实时性要求。

## 4 实验验证与结果分析

### 4.1 实验设置

① 仿真平台：MATLABRoboticsToolbox+ROSGazebo，物理引擎模拟机械臂动力学特性（质量、惯量、摩擦力）。

② 机械臂参数：六自由度串联机械臂，总长 1.2m，关节范围  $\pm 170^\circ$ ，最大速度  $50^\circ/\text{s}$ ，末端负载 1kg。

③ 环境设置：

简单环境：3 个静态障碍物，体积  $0.5\text{m} \times 0.5\text{m} \times 0.5\text{m}$ ；

复杂环境：8 个静态障碍物 + 2 个动态障碍物（直线运动，速度  $0.3\text{m/s}$ ）。

④ 评价指标：

路径长度（m）；

规划时间（s）；

避障成功率（%）；

关节能耗（J，通过  $\int \tau^2 dt$  计算， $\tau$  为关节力矩）。

### 4.2 实验结果对比

算法	简单环境			复杂环境		
	路径长度	规划时间	成功率	路径长度	规划时间	成功率
遗传算法	2.5	7.8	100%	3.2	9.5	85%
粒子群优化算法	2.6	2.1	100%	3.0	3.2	90%
A* 算法	2.3	0.4	100%	不可行	-	0%
GA-PSO 融合	2.2	5.2	100%	2.8	6.1	95%
强化学习优化	2.4	0.3	100%	2.9	0.5	92%

结果分析：

A\* 算法在简单环境中表现最优，但复杂环境中因空间离散化误差导致失效；

粒子群优化算法在规划速度上优势明显，融合算法通

过互补提升了复杂环境的鲁棒性；

强化学习优化算法兼顾实时性与适应性，适合动态场景，但路径长度略长。

能耗方面，融合算法的关节能耗较单一遗传算法降低 12%，因路径更平滑，减少了关节急动。

## 5 结论与展望

本文系统研究了智能算法在机械臂路径优化中的应用，通过理论分析与实验验证表明：遗传算法全局寻优能力强但收敛慢，粒子群优化算法效率高但易局部最优，A\* 算法适合简单静态环境，而融合算法与机器学习优化方法能有效提升复杂场景的适应性。

未来研究方向包括：①多目标协同优化：构建路径长度、能耗、设备损耗的多目标模型，采用 NSGA-III 等算法求解帕累托最优解；②数字孪生驱动：结合数字孪生技术，实现物理空间与虚拟空间的实时映射，提升动态环境下的规划精度；③边缘计算部署：将轻量化智能算法部署于机械臂控制器边缘节点，满足毫秒级实时性需求；④人机协作场景：考虑人体运动预测，设计安全距离动态调整机制，保障人机协作安全性。

随着算法优化与硬件算力的提升，基于智能算法的机械臂路径规划技术将在柔性制造、服务机器人等领域发挥更大价值。

### 参考文献：

[1] 陈艳霞, 高岳林, 黄丹. 群智能优化算法下冗余机械臂路径动态规划[J/OL]. 机械设计与制造, 1-7[2025-07-20].

[2] 崔文卓, 张晓萍, 赵志鹏, 等. 智能分拣机械臂运动控制算法的精度与效率提升研究[J]. 今日制造与升级, 2025,(04):103-105.

[3] 张煜然, 岳一领. 基于深度强化学习的单机械臂智能控制算法模型设计与应用[J]. 现代制造技术与装备, 2025,61(02):200-202.

[4] 荣蓉. 基于人工智能算法的机械臂避障路径选择研究[J]. 九江学院学报(自然科学版), 2024,39(03):94-98.

[5] 王思源. 复杂环境下机械臂智能抓取系统及目标监测算法研究[D]. 西安建筑科技大学, 2024.

[6] 康益铭. 面向复杂环境的机械臂智能感知算法研究[D]. 电子科技大学, 2024.

作者简介：罗坚铭（1992—），男，汉族，广东汕头，中级工程师，硕士，研究方向为机械工程。