

改进 RRT* 算法在多机械臂协同路径规划中的应用

张子明^{1,3}, 许劭晟^{1,2}, 强瑞³, 王伟国¹, 李凯¹, 高荣华²

(1. 国营芜湖机械厂, 安徽 芜湖 241007;

2. 安徽师范大学 计算与信息学院, 安徽 芜湖 241000;

3. 安徽扬子职业技术学院 电气工程学院, 安徽 芜湖 241080)

摘要: 为解决多机械臂协同路径规划中碰撞风险高、搜索效率低的问题, 提出了一种改进的 RRT* 算法; 该方法通过引入一个动态自适应的采样区域生成机制, 利用可训练的生成函数, 根据所有机械臂的实时状态和任务目标动态地约束采样空间, 从而优先在低碰撞风险区域进行探索; 为促进多臂协同, 设计了一种集中式协同机制和考虑全局代价的重连线策略; 采用策略梯度法对采样区域生成函数进行优化, 进一步提升了路径规划的效率和质量; 仿真实验结果表明, 该方法在规划时间、成功率及路径节点数上均优于多种经典 RRT* 变体算法, 且在含动态障碍物的复杂环境中表现出更强的鲁棒性。

关键词: 多机械臂; 路径规划; RRT* 算法; 协同规划; 碰撞检测; 自适应采样

Cooperative Path Planning Application of Multiple Manipulators Based on Improved RRT* Algorithm

ZHANG Ziming^{1,3}, XU Shaosheng^{1,2}, QIANG Rui³, WANG Weiguo¹, LI Kai¹, GAO Ronghua²

(1. State Wuhu Machinery Factory, Wuhu 241007, China;

2. School of Computer and Information, Anhui Normal University, Wuhu 241000, China;

3. School of Electrical Engineering, Anhui Yangtse Vocational and Technical College, Wuhu 241080, China)

Abstract: To address the high collision risk and low search efficiency in cooperative path planning for multiple manipulators, an improved rapidly-exploring random tree star (RRT*) algorithm is proposed. The method introduces a dynamic adaptive sampling area generation mechanism, which utilizes a trainable generation function to dynamically constrain the sampling space based on the real-time states and task goals of all manipulators, thereby prioritizing exploration in low-collision-risk regions. To promote the collaboration of multiple manipulators, a centralized coordination mechanism and a global cost-aware rewiring mechanism are designed. The policy gradient method is used to optimize the function generated at sampling area, further enhancing the efficiency and quality of path planning. Simulation results demonstrate that this method is superior in the planning time, success rate, and path nodes to multiple classic RRT* variant algorithms, which shows stronger robustness in complex environments with dynamic obstacles.

Keywords: multiple manipulators; path planning; RRT* algorithm; cooperative planning; collision detection; adaptive sampling

0 引言

在现代制造、机器人及自动化领域, 多机械臂系统的协同工作已成为实现高效生产与完成较复杂任务的重

要手段。随着工业 4.0 的快速发展, 智能制造和柔性生产线的需求愈发迫切, 这推动了多机械臂系统在各行各业的广泛应用^[1-2]。多机械臂在装配、搬运、协作加工等场景中, 往往对于路径规划与控制算法的协同要求极

收稿日期: 2025-06-08; 修回日期: 2025-08-01。

作者简介: 张子明(1989-), 男, 硕士, 高级工程师。

引用格式: 张子明, 许劭晟, 强瑞, 等. 改进 RRT* 算法在多机械臂协同路径规划中的应用[J]. 计算机测量与控制, 2026, 34(5): 239-247.

高,要求系统具备高精度、高同步性的控制能力。在协作场景下多机械臂必须具备实时碰撞感知和避让能力,在动态环境中保障操作人员安全。多样的任务工作环境也使得机械臂间的运动路径规划面临巨大挑战^[3]。即使目标点不冲突,机械臂之间的空间占用和运动轨迹仍可能发生碰撞。因此,如何有效地规划机械臂的运动路径以避免相互碰撞^[18],已成为亟待解决的关键问题。

传统的路径规划算法如 A* 和 Dijkstra 在处理多臂协同问题时存在局限。本文提出了一种基于改进 RRT* (Rapidly-exploring Random Tree Star)^[5-6] 算法的多机械臂自适应协同路径规划方法。该方法通过引入动态适应性采样区域的机制,利用各机械臂的位置信息、姿态及任务目标,优化采样过程,从而提高路径规划的精确性和效率。具体而言,基于优化策略引导的随机树生成模型负责路径生成与更新,确保各机械臂间的协调性,而碰撞检测模型则实现对路径可行性和碰撞的实时判断。这种信息共享与同步更新的机制,能够有效规避潜在的碰撞风险,确保多个机械臂在执行任务时的高效协作。

在国内外学术界,关于多机械臂协同路径规划的研究已相当广泛^[19]。许多研究集中在基于采样的方法,例如 RRT 及其变种^[7],这些算法通过随机采样在高维空间中探索路径,并已在机器人路径规划中得到了广泛应用。一些研究者提出了基于 RRT* 的改进算法,通过引入碰撞检测机制和优化策略^[8-9],显著提高了路径规划的效率和安全性。同时,研究者在路径规划算法的改进、碰撞检测和任务分配等方面进行了深入探讨,如结合粒子群优化算法 (PSO) 与路径规划^[10],或者基于模型预测控制 (MPC) 进行多机械臂的协同策略探索^[11]。

尽管已有众多研究为多机械臂的路径规划提供了宝贵的理论基础和技术支持^[12-15],但在实际应用中,现有方法在处理动态环境下的实时路径调整、路径优化的全局性及计算效率等方面仍需进一步改进^[16-17]。尤其是在较复杂任务和不确定环境中,机械臂之间的协调与信息共享亟需更为有效的策略^[20]。

本文的创新之处在于提出了一种基于改进 RRT* 算法的多机械臂协同路径规划方法。首先,创新性地引入了动态自适应的采样区域生成机制,利用机械臂的实时状态和任务目标,根据碰撞风险动态调整采样空间,使得路径规划过程能够优先在低风险区域进行。其次,通过设计集中式同步冲突解决策略和重连线机制,促进了多机械臂之间的高效协同工作,避免了传统方法中路径冲突的发生。此外,结合策略梯度法对采样区域生成函数进行优化,进一步提升了路径规划的效率和质量。这些创新点通过相互协同作用,实现了路径规划的优

化,不仅提高了成功率和规划效率,也增强了对复杂环境中动态障碍物的适应能力。在整个系统中,采样区域生成机制为路径搜索提供了高效的约束,异步连线与重连线机制保证了机械臂间的协同运行,策略梯度优化则进一步确保了全局路径优化,三者结合有效提升了路径规划的整体性能。

1 问题描述与分析

对于多机械臂的路径规划问题,假设每个机械臂的任务目标为一个由若干目标点位构成的向量序列。本文采用改进 RRT* 算法,其中,路径生成过程通过约束采样区域,以降低路径冲突风险。

设用一共有 $N+1$ 个机械臂, $N \geq 0$, 每个机械臂初始状态都相同,各自末端所在的位置记为 p_i , 是操作空间中坐标。其中 $i=1, 2, \dots, N+1$, 不妨设操作空间的维度是 d , 即 $p_i \in \mathbb{R}^d$ 。设出现下标 i , 则代表第 i 个机械臂,下标 $-i$ 代表除了第 i 个机械臂以外的所有机械臂。假设每个机械臂的任务目标为一个由若干目标点位构成的向量序列,如第 i 个机械臂的任务记为 g_i , 它是由一系列目标点位 $g_i^k \in \mathbb{R}^d$ 构成, k 表示该任务序列下第 k 个目标点位。即 $g_i = (g_i^0, g_i^1, \dots, g_i^M)$, 这里假设有 $M+1$ 个目标点位。问题可以描述为, $N+1$ 个机械臂协同完成任务 $\{g_0, g_1, \dots, g_{N+1}\}$, 在保证不发生碰撞的前提下,协同规划路径。

多机械臂路径规划面临的主要挑战在于碰撞避免与路径优化之间的平衡。在多机械臂系统中,每个机械臂的路径规划需实时考虑其他机械臂的状态,尤其是在同一任务区域内多机械臂可能产生路径交叠的情况下,容易发生碰撞。此外,机械臂的运动具有非线性,尤其是当机械臂具有多个关节时,路径规划需在多个维度上进行冲突检测,以确保路径的可行性。

本文基于 RRT* 算法框架,并在其基础上对路径规划流程进行了改进,以解决多机械臂路径规划中的碰撞问题和路径优化问题。首先,本文设计采样区域生成系统,该系统通过约束采样区域,降低路径规划过程中随机节点生成时出现碰撞的概率,从而减少路径冲突的风险。此外,通过设计的碰撞检测系统,对每个点位和路径进行实时筛查,以确保路径的安全性和有效性。

在协同规划方面,本文改进了 RRT* 算法的随机树生成过程,通过机械臂之间的路径信息共享,实现了各机械臂的协同路径生成。每个机械臂在规划路径时,可以根据其他机械臂的随机树状态调整自身的采样区域和路径,从而在满足任务需求的同时有效避免碰撞。此外,本文还通过引入一个自适应参数优化方法,通过策略梯度算法调整采样区域的参数,以进一步优化路径规划的效率。

2 方法组成与设计

本研究包含 3 个主子模型, 即搜索区域参数生成模型、基于优化策略引导的随机树生成模型、碰撞检测模型。如图 1 所示。其中, 搜索区域参数生成模型采用采样区划参数化定义并设计生成函数, 在生成的搜索区域内, 随机采样。

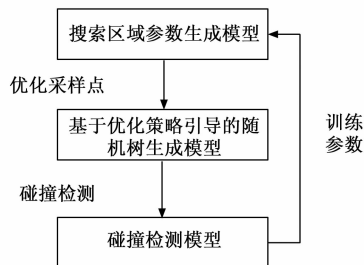


图 1 各模块交互流程图

基于优化策略引导的随机树生成模型主要负责路径的生成。每个机械臂调用采样点, 生成随机树, 执行路径规划。在规划过程中, 各机械臂共享每一步的随机树更新结果。碰撞检测模型用于判断各机械臂之间是否发生了碰撞, 判断新点及其连线是否合适。

2.1 搜索区域参数生成模型

该模型主要功能是基于当前任务需求和多机械臂的相对位置, 动态生成一个安全的采样区域, 为路径规划过程中的采样提供约束, 降低随机采样时发生路径冲突的可能性。通过参数化的方式生成采样区域, 并利用机械臂的当前位置、目标位置、随机树状态等信息, 自适应地调整采样区域, 以实现路径的协同规划与避碰。

2.1.1 采样区域参数化定义及其生成函数

采样区域参数化定义为 (q, a, b, c) , 即用这 4 个变量约束一个椭球区域, 其中 $q \in \mathbb{R}^d$ 是椭球的中心, 表示在当前任务和多机械臂位置状态下的理想采样区域的中心点, $a \in \mathbb{R}^d, b \in \mathbb{R}^d$ 和 $c \in \mathbb{R}^d$ 分别为空间中的向量, 代表椭球的 3 个主轴及其长度, 如图 2 所示。

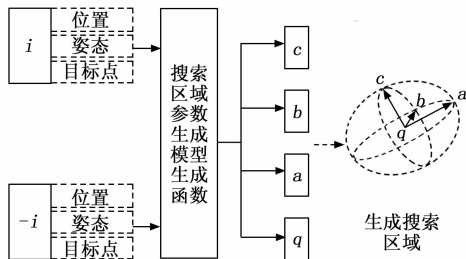


图 2 搜索区域参数生成模型示意图

采样过程在椭球内进行, 而此采样区域参数则通过如下生成函数 H_A 生成, 其输入输出形式为:

$$H_A(p_i, r_i, p_{-i}, r_{-i}, g_i^k, g_{-i}^k; \theta) = (q, a, b, c)$$

其中: $p_i \in \mathbb{R}^d$ 和 $r_i \in (-\pi, \pi]^m$ 分别表示当前机械臂 i 末端位置和姿态 (即每个关节转角, m 为机械臂自由度)。 $p_{-i} \in \mathbb{R}^{d \times N}$ 和 $r_{-i} \in (\pi, \pi]^{m \times N}$ 表示其他机械臂的位置和姿态, $g_i^k \in \mathbb{R}^d$ 和 $g_{-i}^k \in \mathbb{R}^{d \times N}$ 分别为 i 和非 i 机械臂的任务中第 k 个任务目标点。 θ 代指 H_A 的参数 (待定系数), 用于调整采样区域的大小、形状和位置。

为保持机械臂末端执行器件的一致性, g_i^k 按如下协同规则生成, 即:

$$\min_{\forall i, k, i' \in \mathbb{R}^d} \sum_{1 \leq k \leq M} \sum_{0 \leq i < j \leq N} \|g_i^k - g_j^k\|_2^2 \quad (1)$$

2.1.2 获得采样点及参数调整策略

基于生成参数, 采用随机策略, 获得新的采样点:

$$\bar{p} = q + \alpha_1 a + \alpha_2 b + \alpha_3 c \quad (2)$$

其中: $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 都服从 $N(0, 1)$ 的正态分布。

为了确保采样区域的适应性和有效性, 本文提出了基于策略梯度的参数优化方法。在路径规划的过程中, 通过策略梯度方法对采样区域参数 θ 进行调整:

$$\Delta\theta = \eta \sum_{i, \bar{p}} \left[\frac{1}{N_i^{\pi_{\theta}}(\bar{p})} \cdot \nabla_{\theta} \log \pi_{\theta}(\bar{p} | s; \theta) \right] \quad (3)$$

其中: $\eta > 0$ 是学习率, π_{θ} 是在当前参数下, 采样点的密度函数 (策略), $s = (q, a, b, c)$, $N_i^{\pi_{\theta}}(\bar{p})$ 是当前策略下, 机械臂 i 的达到目标区域需要的累计代价, 其初始值为 0, 更新过程将在下文给出。

如将生成函数设计为凸函数, 那么可以避免出现局部最优值的问题。然而其拟合能力会降低, 不能保证找到代价低的解。因此, 我们采用了包含了前馈神经网络和正交化输出层的多层次模型设计 $H_A(\cdot; \theta)$ 。鉴于非线性结构, 易于陷入局部最小值, 对此使用公式 (2) 增加采样过程中的随机性, 使得其尽可能的跳出局部最优, 进而逼近最优解。

2.2 基于优化策略引导的随机树生成模型

该模型基于搜索区域参数生成模型提供的采样区域, 改进 RRT* 算法, 即原算法基础上进行了定制化设计, 通过多机械臂间的协同工作实现路径的生成和优化。目标是在给定任务要求下, 通过多机械臂间的信息共享, 生成一条避免碰撞、路径最优的轨迹, 并确保所有机械臂在共享工作空间中的高效协同。

2.2.1 输入与输出

模型的输入包括: 每个机械臂的任务向量序列, 代表各自的目标点位; 当前机械臂的位置信息及其随机树状态; 其他机械臂的位置信息及其姿态。

其输出为当前机械臂的路径规划结果, 包括一系列经过优化的路径点, 这些路径点能够满足任务需求且不会与其他机械臂发生冲突。

2.2.2 随机树生成流程

通过结合搜索区域参数生成模型和非线性连线机制,

设计了一套针对多机械臂的 RRT* 随机树生成流程。

基于优化策略引导的随机树生成模型调用搜索区域参数生成模型生成的采样区域, 在此区域内, 按公式(2)为当前机械臂执行随机采样。将新的采样点连接到当前机械臂的随机树中, 生成一条潜在路径。基于碰撞检测模型, 检测该路径是否与其他节点路径或环境发生碰撞。如发生碰撞, 则重新规划连线或新的采样点, 并重新进行碰撞检测。通过重新选择父节点和执行重连线操作, 模型能够优化路径的长度和质量。模型会选择距离新采样点最近的节点作为父节点, 并通过连线、重连线操作和碰撞检测, 使得路径在局部最优的基础上逐渐收敛至全局最优。

这里有三点创新之处。首先, 探索区域由前一个模块优化后生成, 通过后期不断优化, 降低了探索的代价, 其中, 代价函数在每确认一次采样点与父节点连线时, 从新增节点 q_i^{new} 开始, 一直取其前继 q_i^{K-1}, q_i^{K-2} , 一直取到根节点 q_i^0 。(其中 K 为新增节点在随机树上的深度), 都按增量 $cost(q_i^{K-1}, q_i^{new})$ 更新一次, 即:

$$N_i^s(q_i^k) \leftarrow N_i^s(q_i^k) + cost(q_i^{K-1}, q_i^{new}) \quad (4)$$

其中: $k=0, 1, \dots, K-1$, $cost(q_i^k, q_i^{new})$ 为节点 q_i^{K-1} 到节点 q_i^{new} 的距离。

其次, 为处理多个机械臂同时扩展随机树时可能产生的冲突, 采用了集中式同步与冲突解决策略。在一个规划周期内, 所有机械臂首先基于上一周期的全局树状态进行并行的节点扩展尝试, 然后将各自的“提议连线”提交。一个中心化的协调机制会检查这些提议之间是否存在冲突。若存在冲突, 则根据预设的优先级规则(例如, 任务优先级或机械臂 ID)仅接受一个提议, 并拒绝其他冲突的提议。被拒绝的机械臂将在下一周期重新规划。这种机制避免了同步增加连线时可能导致的路径冲突, 也解决了纯异步更新可能导致的信息滞后问题, 保证了全局路径的一致性和可行性。最后, 在 RRT* 的父节点重选和重连线环节, 将 RRT* 的最小化成本函数修改为:

$$\arg \min_{q_i, q_1, \dots, q_n} C\{\bigcup_{i=1}^n [(q_i, q_i^{new})]\} + \sum_{i=0}^N l_i(q_i) + cost(q_i, q_i^{new}) \quad (5)$$

其中: $C\{\bigcup_{i=1}^n [(q_i, q_i^{new})]\}$ 是较之于经典 RRT* 增加的部分, 代表碰撞检测模型的检测结果, $l_i(q_i)$ 是从 q_i 到其随机树末端 q_i^0 的路径距离。

如果新的连线组合与原有随机树发生碰撞或自身发生碰撞, 则 $C\{\bigcup_{i=1}^n [(q_i, q_i^{new})]\} = \infty$, 否则 $C\{\bigcup_{i=1}^n [(q_i, q_i^{new})]\} = 0$ 。可见该流程不仅考虑自身优化问题。而是将全部随机树的更新代价聚合起来, 使得重连路径在群体上是最优的。

2.2.3 功能模块

基于优化策略引导的随机树生成模型由以下 4 个功能模块组成, 如图 3 所示, 这些模块协同工作以实现 2.4 节描述的集中式规划流程。

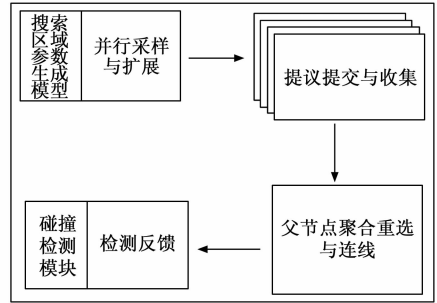


图 3 基于优化策略引导的随机树生成模型

1) 并行采样与扩展模块: 负责在各个机械臂的自适应采样区域内生成候选节点, 并连接到现有树中, 形成“路径提议”。此过程在每个机械臂上并行执行。

2) 提议提交与收集模块: 此模块作为接口, 将所有机械臂生成的“路径提议”统一提交给全局状态管理器进行集中处理。

3) 父节点聚合重选与连线模块: 在路径提议被接纳后, 此模块负责执行 RRT* 核心的父节点重选和重连线操作, 以优化路径的局部成本。此优化考虑了 2.2.2 节中定义的全局代价函数。

4) 检测反馈模块: 调用碰撞检测模块对“路径提议”进行有效性验证, 并将结果反馈给全局状态管理器用于冲突裁决。

2.3 碰撞检测模型

此模型负责在多机械臂路径生成过程中对路径的安全性和可行性进行全面检查。模型的主要任务是对机械臂在路径上的新生成点和连线进行碰撞检测, 确保各机械臂在运动过程中不会发生互相碰撞, 也不会进入不允许的空间区域。通过设计高效的碰撞检测机制, 该模型为路径规划提供了可靠的安全保障, 有助于提高路径的有效性和准确性。

2.3.1 输入与输出

模型的输入包括: 当前随机树中新增的路径点和路径连线; 各机械臂的关节状态、运动轨迹和姿态; 机械臂的空间占用模型, 包括每个关节的位置、姿态和碰撞体模型。

模型的输出为 ∞ 或 0, ∞ 表示发生碰撞, 路径不安全; 0 表示不发生碰撞, 路径可行。

2.3.2 碰撞检测流程

模型碰撞检测流程可以分为以下几个步骤, 确保路径上所有点和连线的可行性和安全性。

1) 轨迹采样: 首先根据新增路径点和连线生成轨

迹,对轨迹进行时间采样,生成一系列离散的时间点。每个时间点代表机械臂在该位置的姿态和状态。在离散的时间点上检测路径的碰撞情况可以提高检测的精确度。

2) 碰撞体积建模:为了实现精确的碰撞检测,会对每个机械臂的关节进行建模。机械臂的碰撞体积通常采用圆柱模型或球模型来表示每个关节或连接体的空间占用。此外,对于机械臂结构,还可以采用多面体模型来构建碰撞体。这种基于几何的建模方式能够有效表示机械臂的空间占用情况,为后续的碰撞检测提供了基础数据。

3) 分阶段碰撞检测:为兼顾效率与准确性,采用分阶段检测策略。

广义阶段(Broad Phase):此阶段旨在快速排除明显无碰撞的物体对。它利用各机械臂连杆的轴对齐包围盒(AABB)进行检测。AABB是与坐标轴平行的最小包围矩形,其相交测试计算成本极低。对于一个拥有 M 个连杆(关节体)的系统,暴力检查所有对的复杂度为 $O(M^2)$ 。但通过结合空间划分(如八叉树)或扫描和剪枝(Sweep and Prune)等算法,可将识别所有潜在碰撞对的平均时间复杂度降至 $O(M\log M+k)$ (k 为实际碰撞对数量),极大地提升了检测效率。

精确阶段(Narrow Phase):只有在广义阶段被判定为AABB相交的物体对,才会进入此阶段。本阶段将对其精确的几何模型(如圆柱体)进行严格的相交测试。尽管精确测试的计算量较大,但由于其仅在少量潜在碰撞对上执行,因此整体检测效率得以保证。此两级制策略在确保无漏检、无误判的准确性前提下,满足了算法高频调用的实时性需求。

4) 可行性判断:除了碰撞检测外,还负责检测路径的其他可行性问题。例如,检查机械臂是否进入了不允许的空间区域,或超出了其运动范围。这一检查对于确保路径的合理性和机械臂的安全运行非常重要,尤其是在多机械臂协同工作中,保证各机械臂在其允许的空间内运动是实现协同工作的前提。

5) 返回检测结果:在所有时间点内未检测到碰撞或路径异常情况,返回0,表示路径安全;若检测到任意一处碰撞或不适合的路径点,立即返回 ∞ 。

2.3.3 功能模块

模型由以下5个模块组成,每个模块承担不同的碰撞检测任务:

1) 轨迹采样模块:负责将新增的路径点和连线进行时间离散化处理,生成一系列时间点。轨迹采样模块将连续路径分解为离散的空间位置,从而在有限的时间点上进行检测,确保检测效率和精度的平衡。

2) 碰撞体积建模模块:将每个机械臂离散为一列关节体,并通过圆柱体或球体对每个关节体进行几何

建模。该模块为后续的碰撞检测提供了准确的空间模型,确保检测的可靠性。

3) 广义阶段检测模块(AABB-based Culling):基于AABB算法并结合空间优化策略,此模块快速遍历所有关节体对,识别并剔除其包围盒不相交的组合,从而生成一个规模小得多的潜在碰撞列表。

4) 精确阶段检测模块(Precise Intersection Test):接收来自广义阶段的潜在碰撞列表,并对列表中每一对关节体的精确几何模型执行相交测试,以最终确定是否存在碰撞。

5) 反馈与输出模块:根据精确阶段检测和可行性判断的结果,生成反馈信息,并返回给随机树生成模型。

如上所述,碰撞检测模型通过轨迹采样、碰撞体积建模、AABB相交检测以及实时反馈机制的协同工作,为多机械臂协同路径规划提供安全保障,降低机械臂之间的碰撞风险。

2.4 多机械臂自适应协同路径规划总流程

系统的输入为任务向量序列和机械臂初始位置和状态(多个机械臂的初始状态),输出为各个机械臂的规划路径。系统的总流程描述如下。

步骤(1):初始化。

1) 根据任务向量序列,为每个机械臂初始化目标点序列 $g_i^0, g_i^1, \dots, g_i^M$ 。

2) 初始化各机械臂的随机树,将每个机械臂的初始状态作为树的根节点。预设代价函数 $N_i^*(\cdot) = 0$ 。

步骤(2):并行规划与提议。

1) 信息分发:全局状态管理器向每个机械臂 i 分发当前所有机械臂的最新随机树状态(p_i, r_i, p_{-i}, r_{-i})。

2) 采样区域生成:每个机械臂 i 并行地,根据收到的全局状态和自身目标 g_i ,调用 H_A 函数生成各自的自适应采样区域。

3) 路径生成与提议:每个机械臂在各自的采样区域内进行采样和连线,形成一个候选新节点及候选连线。此步骤包括父节点重选和局部优化,但此时并不真正将节点加入树中,而是作为一个“提议”提交。

步骤(3):集中同步与冲突解决。

1) 提议收集:全局状态管理器收集所有机械臂的候选节点和连线提议。

2) 冲突检测:管理器调用碰撞检测模型,对所有提议之间进行交叉碰撞检测。例如,检查机械臂 i 的新连线是否与机械臂 j 的新连线发生碰撞。

3) 状态更新:根据检测结果,对提议进行裁决。

(1) 所有无冲突的提议被接纳,对应的机械臂将候选节点和连线正式更新到自己的随机树中。

(2) 对于存在冲突的提议组, 根据预设的优先级策略(如任务优先级、机械臂 ID 顺序等)接受一个提议, 并拒绝其余。被拒绝的机械臂在此迭代周期内不更新树。

4) 代价函数更新: 所有被接纳的路径更新, 都将按公式(4)和(5)更新相应的代价函数。

步骤(4): 迭代与终止判断。

1) 全局状态管理器将更新后的全局树信息进行整合。

2) 检查是否所有机械臂都已完成其目标点序列的规划。若是, 则流程结束; 否则, 返回步骤(2), 开始新的迭代周期。

步骤(5): 结果输出。

对所有机械臂, 输出最终的协同路径。

3 生成函数 H_A 结构与参数训练

本小节介绍搜索区域参数生成模型中生成函数 H_A 结构及其参数训练方法。

3.1 生成函数结构

生成函数的结构如图 4 所示, 包含了一个前馈神经网络和正交化层。其中前馈神经网络的输入层神经元个数为 $(N+1)(2d+m)$, 隐藏层包含 3 层, 每一层神经元个数为 $2(N+1)(2d+m)$, 输出层神经元个数为 $4d$ 。该神经元之后, 连接的是正交化层, 其作用是对 a', b', c' 进行正交化操作, 得到 a, b, c , 显然由正交化过程可知, 这是一个非参数层。因此参数 θ 是其中前馈神经网络的全体连接权重。

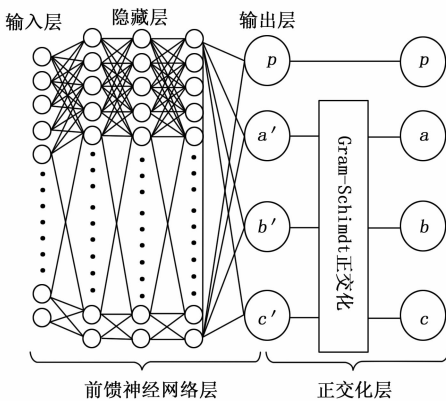


图 4 生成函数结构示意图

3.2 参数训练

与传统的标签化训练不同, 我们这里采用策略梯度法, 即公式(5)训练参数 θ , 在公式(5)中 $N_{\theta}^{\tau}(\bar{p})$ 按公式(4)进行更新, $\log \pi_{\theta}(\bar{p} | s; \theta)$ 按如下方式计算。将公式(2)写为分量形式, 即其中第 j 个分量为 $\bar{p}_j = q_j + \alpha_1 a_j + \alpha_2 b_j + \alpha_3 c_j, j = 1, 2, \dots, d$, 因为 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 各自服从 $N(0, 1)$ 的正态分布, 且不相干。则第 j 个分

量服从 $N(q_j, \sigma_j)$ 分布, 其中 $\sigma_j = \sqrt{a_j^2 + b_j^2 + c_j^2}$, 其密度函数为:

$$\pi_{\theta}(\bar{p} | s; \theta) = \prod_{j=1}^d \frac{1}{\sigma_j \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\bar{p}-q_j)^2}{2\sigma_j^2}}$$

对其求对数可得:

$$\log \pi_{\theta}(\bar{p} | s; \theta) = \sum_{j=1}^d -\frac{(\bar{p}-q_j)^2}{2\sigma_j^2} - \log \sigma_j + d \cdot \log \frac{1}{\sqrt{2\pi}}$$

可求得其梯度为:

$$-\sum_{j=1}^d \left(\nabla_{\theta} \frac{(\bar{p}-q_j)^2}{2\sigma_j^2} + \frac{\nabla_{\theta} \sigma_j}{\sigma_j} \right)$$

带入公式(3), 即得 $\Delta \theta$, 则可用公式 $\theta := \theta + \Delta \theta$ 实现参数训练。

4 实验设计与结果分析

为了验证本文所提方法的有效性和在协同任务中的优越性, 本章基于焊接机械臂平台开展实验设计了在不同复杂程度下的双机械臂协同路径规划仿真实验。实验将本文方法与多种经典的路径规划算法进行对比, 并从规划时间、路径质量、成功率等多个维度进行定量分析。

4.1 实验平台和建模

本章基于的焊接机械臂平台总体架构见图 5 所示。该焊接机械臂平台采用两台遨博 aubo-i3 协作电路板焊接, 其中一台机械臂用于电路板元器件夹持, 末端装有夹爪和面阵雷达; 另一台机械臂用于元器件的焊接拆装, 末端装有电烙铁、热风枪和面阵雷达, 通过一台深度学习工控机进行算法运行和控制, 工控机、两个机械臂控制器、夹爪和面阵雷达通过一个网络路由器连接, 工控机通过 udp 协议实现与机械臂控制器、夹爪和面阵雷达的信息交互, 另外工控机通过串口继电器对电烙铁和热风枪的通断进行控制。平台实物如图 6 所示。

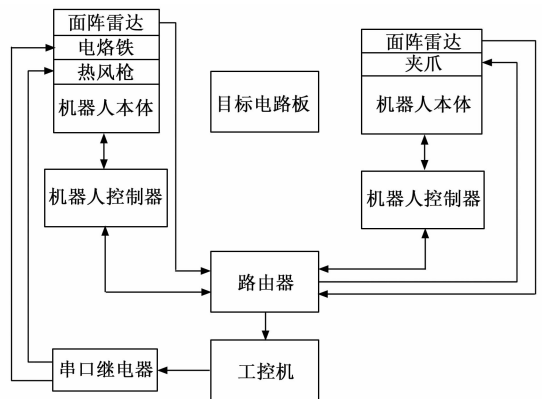


图 5 焊接机械臂平台总体框架图

为了实现两台机械臂的协同作业, 需要针对该平台开展建模和仿真试验。

在结构参数基础上建立 DH 参数如表 1 所示。

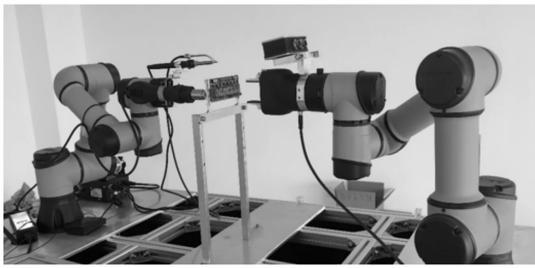


图 6 用于实验的焊接机械臂平台

表 1 DH 参数表

连杆 i	a_{i-1} (mm)	α_{i-1} (rad)	d_i (mm)	θ_i (rad)
1	0	0	157	θ_1
2	0	$-\pi/2$	119	θ_2
3	266	π	0	θ_3
4	256.5	π	0	θ_4
5	0	$-\pi/2$	102.5	θ_5
6	0	$\pi/2$	94	θ_6

4.2 实验环境与参数设置

硬件平台: Intel Core i7 CPU@2.70 GHz, 32 GB RAM.

软件环境: Python 3.9, 并利用 Matplotlib 库进行路径可视化。

机械臂模型: 实验采用两个相同的 6 自由度 (6-DoF) 虚拟机械臂进行仿真。两机械臂的基座分别固定于 $(-0.5, 0, 0)$ 和 $(0.5, 0, 0)$, 其共享的工作空间被限定在 $[-0.6, 0.6] \times [-0.6, 0.6] \times [0, 1]$ 的三维区域内。

算法参数: 为保证对比公平性, 各算法的关键参数设置如下: 最大迭代次数为 5 000 次。

4.3 实验场景与评价指标

4.3.1 碰撞检测模块性能验证

为证明所采用的碰撞检测模型能够满足 RRT* 算法高频调用的实时性要求, 专门对其效率进行了测试。碰撞检测的效率直接影响路径规划的总耗时, 尤其是在节点密集或环境复杂的区域。本实验旨在评估分阶段碰撞检测策略在不同负载下的性能。

实验设计如下, 在工作空间内随机生成不同数量的关节体 (以圆柱体建模), 模拟从稀疏到拥挤的不同场景。通过移动其中一个关节体, 在一系列随机位姿下执行 10 000 次完整的碰撞检测, 并记录平均检测时间。

4.3.2 协同路径规划算法综合性能对比实验

为全面评估算法性能, 设计了从

简单到复杂的 3 个典型场景 (以下场景中数值若无特别说明, 单位均为米):

场景一: 协同到达运动规划。两个机械臂从各自的起始点运动至无直接冲突的目标点。此场景用于测试算法在基本任务下的规划效率与生成的路径质量, 实验设计如表 2 所示, 场景的可视化展示如图 7 所示。

表 2 仿真场景一

机械臂 ID	起始点	目标点	任务要求
1	$(-0.2, -0.4, 0.4)$	$(-0.025, 0, 0.25)$	同时到达
2	$(0.2, -0.4, 0.4)$	$(0.025, 0, 0.25)$	同时到达

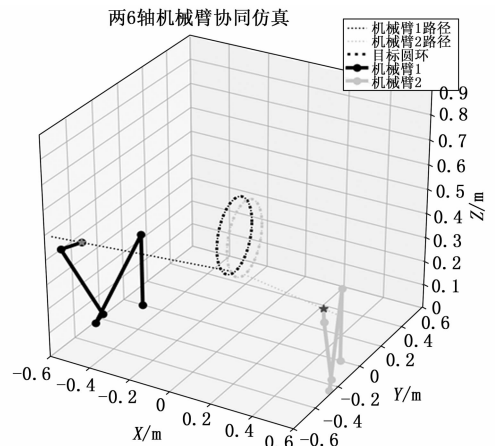


图 7 仿真场景一示意图 (单位: 米)

场景二: 协同运行运动规划。两个机械臂的目标点被设置为两个平行的圆环。

其中, 要求圆心分别为 $(-0.025, 0, 0.4)$, $(0.025, 0, 0.4)$, 半径为 0.15, 且两机械臂能同步规划路径, 具体如表 3 所示。场景的可视化展示如图 8 所示。

表 3 仿真场景二

机械臂 ID	起始点	目标点	任务要求
1	$(-0.025, 0, 0.25)$	圆环 1	绕圆环同步运行
2	$(0.025, 0, 0.25)$	圆环 2	绕圆环同步运行

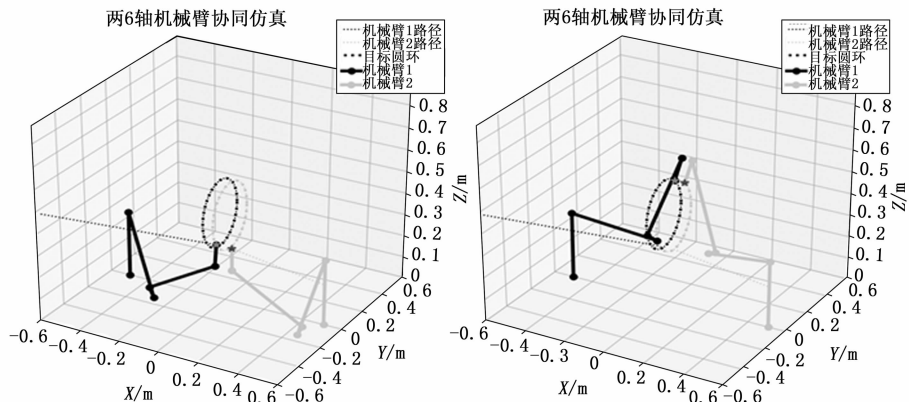


图 8 仿真场景二示意图 (单位: 米)

场景三：复杂环境规划。两个机械臂从各自的起始点运动至无直接冲突的目标点。然后，同步围绕圆环运行，期间其中一个圆环上增加障碍物。被障碍物阻挡的机械臂需要绕过障碍物，再恢复运行。具体如表 4 所示。场景的可视化展示如图 9 所示。要求规划后的路径，两机械臂同步运行。

表 4 仿真场景三

机械臂 ID	起始点	目标点	任务要求
1	(-0.2, -0.4, 0.4)	(-0.025, 0, 0.25) 圆环 1	同时到达, 同步运行
2	(0.2, -0.4, 0.4)	(0.025, 0, 0.25) 圆环 2	同时到达, 避开障碍物, 同步运行

为量化比较，采用以下评价指标：

规划时间 (s)：算法从开始运行到成功找到一条完整无碰撞路径所需的计算时间。

成功率 (%)：在 1 000 次独立重复实验中，算法在最大迭代次数内成功找到可行路径的百分比。

节点数：算法收敛时，两棵随机树的总节点数量，反映搜索效率。

4.4 实验结果与分析

碰撞检测模块性能验证实验结果如表 5 所示。

从表 5 可以看出，得益于高效的 AABB 广义阶段检测，即使在包含 100 个关节体的复杂场景下，单次完整碰撞检测的平均耗时仍在 2.31 毫秒左右。在低复杂度的稀疏场景中，耗时更是低至 0.12 毫秒。这一性能水平表明，该碰撞检测模块完全能够支持 RRT* 算法每秒数百乃至上千次的节点扩展与路径检查需求，为其在多机械臂环境下的实时路径规划提供了可靠的性能保障。其准确性由精确阶段的几何测试保证，不会出现漏检或误检。

协同路径规划算法综合性能对比实验结果如表 6 所示。对比了 Classical RRT*^[21]，RRT*-Connect^[21]，LQR-RRT*^[22]，S-RRT 算法。列出了各算法在场景一、场景二和场景三中的平均规划时间、成功率和平均节点数（每项均为 1 000 次独立运行后取平均值）。

从表 6 可以看出如下内容。

1) 规划时间：

在场景一（无碰撞、简单到达

表 5 碰撞检测模块在不同复杂度下的性能

场景复杂度(关节体总数)	平均检测时间 /ms	备注
低(20个)	0.12	模拟双臂简单运动, 广义阶段剔除率 >99%
中(50个)	0.75	模拟较拥挤场景, 潜在碰撞对增加
高(100个)	2.31	模拟非常拥挤或多臂场景, 精确检测占比上升

表 6 不同算法在 3 种场景下的性能比较

算法	场景一时间 (s)/成功率 (%) /节点数	场景二时间 (s)/成功率 (%) /节点数	场景三时间 (s)/成功率 (%) /节点数
Classical RRT*	0.85/92.3/120	1.20/90.1/150	1.45/85.2/180
RRT*-Connect	0.55/95.5/105	0.85/93.2/140	1.10/89.0/160
LQR-RRT*	0.60/96.8/98	0.80/94.5/135	1.05/91.3/155
S-RRT	0.50/97.2/90	0.75/95.0/130	1.00/90.5/150
本文改进 RRT*	0.42/99.1/78	0.65/97.5/110	0.90/95.8/130

任务) 中，本文方法将平均规划时间由 S-RRT 的 0.50 s 缩短至 0.42 s，减少了约 8%；

在场景二（平行圆环同步运行）和场景三（含动态障碍物干扰）中，分别缩短至 0.65 s 和 0.90 s，较第二快和第三快算法平均提高约 20%~25%。

归因于动态适应性采样区域和异步连线策略，有效减少了无效节点生成和连线重试。

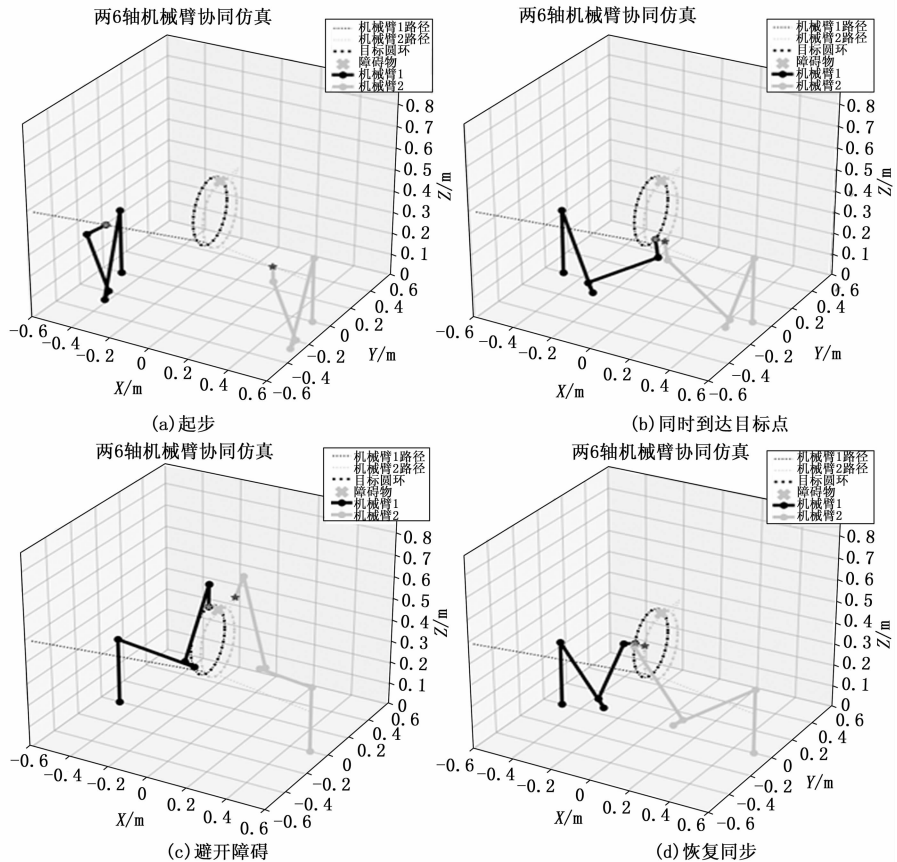


图 9 仿真场景三示意图 (单位: 米)

2) 成功率:

本文方法在所有场景下的成功率始终保持在 95% 以上, 尤其在场景一中达到了 99.1%;

对比之下, 经典算法在复杂场景三中的成功率最低, 仅 85.2%, 表明其在障碍物干扰下易陷入无解状态。

本文方法的高成功率得益于碰撞检测模型与信息共享机制的实时反馈, 有效避免了长时间陷入局部不可行区域。

3) 节点数:

本文方法的平均节点数均少于其他算法, 在场景二和场景三中分别为 110 和 130 节点, 较 S-RRT 约减少 15%;

较少的节点数反映了搜索效率的提升, 也进一步降低了后续的碰撞检测开销。

综上, 本文改进 RRT* 算法在规划效率、成功率和搜索成本三方面均优于其他经典算法, 尤其在动态障碍物干扰的复杂环境中表现出更强的鲁棒性和自适应性能。

5 结束语

在本研究中, 提出了一种基于改进 RRT* 算法的多机械臂自适应协同路径规划方法, 以应对多机械臂系统在动态环境中常见的碰撞风险和低效率问题。通过引入动态自适应的采样区域生成机制和集中式协同策略, 本方法显著提升了路径规划的效率与成功率。实验结果表明, 该方法在多种复杂环境下均表现出优越的性能, 规划时间、成功率以及路径节点数均优于传统 RRT* 及其变体。

最后, 本研究不仅为多机械臂系统的实际应用提供了有效的解决方案, 而且为未来在智能制造领域的研究奠定了基础。尽管如此, 仍需探索更复杂场景中的适用性及算法的进一步优化。未来的研究可以集中在改进算法的计算效率和适用范围, 以更好地支持大规模、多任务的协同操作。同时, 探索在线学习和自适应算法在动态环境中的应用, 也是一个有价值的方向。

参考文献:

- [1] 孟祥正, 吴爱国, 梅杰, 等. 有向图中含弹性关节多机械臂系统的分布式一致性 [J]. 中国科学: 信息科学, 2023, 53 (1): 81-96.
- [2] 刘宏, 刘冬雨, 蒋再男. 空间机械臂技术综述及展望 [J]. 航空学报, 2021, 42 (1): 33-46.
- [3] 薛阳, 俞志程, 吴海东, 等. 基于改进人工势场法的双机械臂避障路径规划 [J]. 机械传动, 2020, 44 (3): 39-45.
- [4] 苏春建, 张敏, 张帅, 等. 多机械臂协作系统耦合运动自适应协调约束控制 [J]. 机械设计与研究, 2023, 39 (1): 26-30.
- [5] 刘洋, 孙芮, 罗捷, 等. 基于改进 RRT* 算法的测量机械臂路径规划 [J]. 机械设计与研究, 2024, 40 (5): 261-266.
- [6] 陈海畴. 基于机器学习的机器人运动规划系统的设计与实现 [D]. 成都: 电子科技大学, 2024.
- [7] 杨震, 苏丽. 采用 RRT* 算法和椭圆先验的机械臂约束规划研究 [J]. 系统仿真学报, 2024, 37 (10): 2643-2651.
- [8] 史宇航, 花国祥, 闫纪源, 等. 基于改进 RRT 的带电作业机器人机械臂的避障路径规划研究 [J]. 自动化与仪表, 2024, 39 (10): 66-71.
- [9] 陈丹, 谭钦, 徐哲壮. 基于采样点优化 RRT 算法的机械臂路径规划 [J]. 控制与决策, 2024, 39 (8): 2597-2604.
- [10] 任盼, 孟欣佳, 丁志杰. 基于改进粒子群算法的双工业机械臂避障路径规划 [J]. 技术与市场, 2023, 30 (7): 28-31, 36.
- [11] 乔栋豪. 基于 NMPC 算法的六自由度机械臂避障路径规划 [D]. 洛阳: 河南科技大学, 2022.
- [12] 王清珍. 一种多机械臂系统协同避障路径规划的无序关系优化方法 [J]. 制造业自动化, 2024, 46 (7): 70-74.
- [13] 刘莹, 邵彧. 应用比例导引法的探测机器人机械臂路径规划 [J]. 机械设计与制造, 2023 (1): 300-304.
- [14] 陈钢, 高贤渊, 赵治恺, 等. 空间机械臂智能规划与控制技术 [J]. 南京航空航天大学学报, 2022, 54 (1): 1-16.
- [15] 韩旭. 基于人手识别的七自由度机械臂交互控制研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2024.
- [16] HONG M, WANG L, LIU L, et al. Trajectory planning of a free-floating dual-arm space robot with minimal base disturbance in obstacle environments [J]. Advances in Space Research, 2024, 74 (3): 1410-1423.
- [17] 张嵩楠. 基于阻抗控制的七自由度机械臂柔顺控制与轨迹跟踪应用研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2024.
- [18] 赵凡忱. 基于深度强化学习的多机械臂防碰撞协同运动规划研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2024.
- [19] 武晓君. 多机器人协同控制理论与应用研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2024.
- [20] 刘海超. 基于视觉引导的协作机器人灵巧手复杂场景下的柔顺抓取 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2022.
- [21] 张晨, 袁宇浩. 基于改进的 RRT*-Connect 机械臂路径规划 [J]. 计算机仿真, 2024, 41 (11): 458-464.
- [22] ZHONG X, WEI Z, CHEN T. Motion planning and pose control for flexible spacecraft using enhanced LQR-RRT* [J]. Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on, 2023, 59 (6): 8743-8751.
- [23] 苏正威, 谢楠, 陆贝尔. 基于 S-RRT 算法的机械臂全局轨迹规划研究 [J]. 机械制造, 2024, 62 (3): 38-45.