

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514533

基于数字孪生的机械臂路径规划研究*

吴海波, 杨梦琦, 杨宇恒, 郑成飘, 杨磊
(昆明理工大学机电工程学院 昆明 650500)

摘要:针对传统机械臂路径规划方法普遍存在仿真与现实差距大、搜索效率低以及路径可靠性和可执行性受限等问题,提出了一种基于数字孪生的机械臂路径规划方法。首先,基于工业机械臂的实际运行环境搭建了数字孪生平台,实现实体机械臂与机械臂数字孪生模型之间的虚实双向映射与实时数据交互,为机械臂路径规划算法的仿真验证与实际执行提供实时、准确的数字孪生仿真平台;其次,在路径规划算法层面,提出一种基于自适应梯度采样的双向快速随机搜索树(AG-BI-RRT*)算法,算法采用基于历史梯度反馈的自适应圆锥采样方法、3种扩展策略(目标偏置扩展、改进人工势场法扩展、随机方向扩展)以及多因素父节点重选策略,从搜索效率、避障能力和路径质量等方面对算法进行综合优化,有效提升了路径搜索效率与路径质量;最后,引入路径优化处理方法,通过贪婪剪枝和B样条平滑优化生成平滑无碰撞的路径。综合仿真实验与机械臂实物实验验证了该方法的可行性与优良性,AG-BI-RRT*算法在路径长度、迭代时间、搜索节点数量、路径转向角度上均优于对比算法;机械臂数字孪生模型关节角度差异不超过 $\pm 0.01^\circ$,机械臂实体与孪生模型之间平均响应时间为176.721 ms,符合数字孪生对实时性与一致性的要求,为机械臂在数字孪生环境下的路径规划提供了一种有效解决方案。

关键词:机械臂;数字孪生;路径规划;自适应采样;双向映射

中图分类号: TH166 TP242.2 TP391.9 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Research on path planning of robotic arm based on digital twin

Wu Haibo, Yang Mengqi, Yang Yuheng, Zheng Chengpiao, Yang Lei

(Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: To address the common issues in traditional robotic arm path planning methods, which include significant discrepancies between simulation and reality, low search efficiency, and limitations in path reliability and executability, a digital twin-based robotic arm path planning method is proposed. Firstly, a digital twin platform is constructed according to the actual operating environment of an industrial robotic arm, enabling bidirectional virtual-real mapping and real-time data interaction between the physical robotic arm and its digital twin model, thus providing a real-time and accurate digital twin simulation platform for the simulation verification and practical execution of robotic arm path planning algorithms. Secondly, at the path planning algorithm level, an adaptive gradient-based bidirectional rapidly-exploring random tree* (AG-BI-RRT*) algorithm is proposed. The algorithm incorporates an adaptive conical sampling method based on historical gradient feedback, three expansion strategies (target bias expansion, improved artificial potential field expansion, and random direction expansion), and a multi-factor parent node reselection strategy. These improvements comprehensively optimize the algorithm in terms of search efficiency, obstacle avoidance capability, and path quality, effectively improving the efficiency and quality of path planning. Finally, a path optimization method is introduced to generate a smooth collision-free path through greedy pruning and B-spline smoothing optimization. Comprehensive simulation experiments and physical robotic arm experiments verify the feasibility and effectiveness of the proposed method. Compared with existing methods, AG-BI-RRT* achieves superior performance in path length, iteration time, number of search nodes, and path steering angle. The joint angle deviation between the digital twin model and the physical robotic arm does not exceed $\pm 0.01^\circ$, and the average response time between the physical robotic arm and the twin model is 176.721 ms, satisfying the real-time and consistency requirements of digital twin systems. This work provides an effective solution for robotic arm path planning in a digital twin environment.

Keywords: robotic arm; digital twin; path planning; adaptive sampling; bidirectional mapping

0 引言

随着自动化技术的飞速发展,工业机械臂广泛应用于各个工业生产方面,机械臂具有高度的灵活性和精确性,是提高生产效率和质量的重要工具^[1]。机械臂路径规划作为自动化领域的重要组成部分,使机械臂可以快速从起始点运动到目标点,目前的研究多停留在传统的算法改进验证^[2-4],难以还原真实环境,仿真信息多为粗糙搭建,距离真实的机械臂路径规划仍有很大的距离,影响路径可靠性。

在机械臂路径规划方面,目前常用的算法主要有 A* 算法^[5]、Dijkstra 算法^[6]、快速随机搜索树 (rapidly-exploring random tree, RRT)^[7]、人工势场法 (artificial potential field, APF)^[8] 等。RRT 算法相较于其他算法,结构简单、参数少、概率完备性强、适用于大量障碍场景或高维空间等特点被广泛使用,但传统 RRT 算法存在采样偏置性差、路径搜索效率低和收敛速度慢的问题。RRT*^[9] 算法作为改进算法,增加父节点重选策略,使算法具有渐进最优特性,但仍未能很好的解决问题。现有研究通过不同方式提高路径规划的效率与质量,王怀震等^[10] 提出一种基于自适应步长的启发式 RRT*-Connect 机械臂运动规划算法,采用目标偏向与椭球子集约束混合采样,使采样点能够更快收敛,提高路径收敛速度;刘乐等^[11] 提出一种基于近似测地线避障策略的目标双向 3D RRT* 路径规划算法,构建单叶双曲面采样区域,约束采样范围,同时引入近似测地线方法,解决目标被障碍物遮挡导致的局部震荡问题,使节点分布更贴合最优走向。目前将 RRT* 算法结合其他路径搜索算法,也是加快路径搜索过程的常见方法。APF-RRT*^[12] 将人工势场算法融入 RRT* 中以加快收敛速度,但在复杂环境中规划时间会急剧增加;A*-RRT*^[13] 使用 A* 算法生成的路径来指导 RRT* 规划器的采样过程,从而显著加快了收敛速度,然而,当涉及大规模问题时,A* 算法需要相当长的时间才能找到初始路径;基于强化学习的 RRT (learning-based multi-RRT, LM-RRT)^[14] 算法应用强化学习方法来指导树的生长,但基于学习的方法在新环境中表现不佳。

然而目前研究多为搭建仿真环境,运用到物理系统中,这一过程需要较多的经验调试,缺乏实时性与准确性。数字孪生技术以实时通信为基础,使得物理实体或物理系统在虚拟空间中实现实时映射^[15-16]。Garg 等^[17] 通过数字孪生技术简化了机械臂轨迹规划,所用的机械臂数字孪生模型和物理实体机械臂之间的轨迹误差极小,适用工业场景;Shamsuzzoha 等^[18] 提出将虚拟现实 (virtual reality, VR) 平台应用在数字孪生中,在

机械臂上加装的 VR 平台可以提供直观的人机界面,构建了用于培训和维护系统的低成本 VR 数字孪生应用程序;Kousi 等^[19] 将数字孪生技术应用在混合生产系统中,通过共享环境和过程感知实现系统重构;Matulis 等^[20] 创建一个机械臂数字孪生系统,在虚拟环境中对机械臂孪生模型进行强化学习训练,训练结束后转接到物理空间。Moi 等^[21] 介绍了一种使用数字孪生监控小型铰接式起重机状态的方法,利用起重机的物理数据,采用逆方法来估计重量以及力的矢量方向;Ardanza 等^[22] 通过一个硬件和对应的软件架构,开发出一个先进高效的多功能界面,接收机械臂动态的相关数据;Cai 等^[23] 提出一种利用增强现实技术,简化可重构增材制造系统之间的数据传输,在数字孪生体之间便捷传递布局信息。

综上所述,目前研究从不同角度对机械臂路径规划方法进行优化,但多数研究停留在算法优化和验证阶段,存在仿真与现实差距大、搜索效率低与路径可靠性不足等问题,数字孪生技术的实时映射特性可以有效弥补这一不足。针对上述问题,本文提出一种基于数字孪生的机械臂路径规划方法,通过数字孪生技术大幅缩减仿真与现实差距,提高路径规划的可靠性。同时在路径算法层面引入动态采样、多策略扩展、重连优化和路径优化处理方法,提高路径规划效率。本研究主要贡献为:1) 提出一种基于自适应梯度采样的双向 RRT* (adaptive gradient-based bidirectional RRT*, AG-BI-RRT*) 算法,通过引入历史梯度反馈的自适应圆锥采样方法增强搜索导向性;结合目标偏置、改进人工势场引导和随机方向 3 种策略进行节点扩展,提升搜索效率与避障能力;采用多因素父节点重选策略和路径后处理优化,优化所得路径。2) 将机械臂路径规划算法融入机械臂数字孪生环境,通过数字孪生的高度一致性与双向映射技术实现机械臂数字孪生模型与实体机械臂的实时映射,缩减仿真与现实的差距,进一步保证机械臂运行安全。

1 机械臂路径规划数字孪生模型搭建

1.1 机械臂路径规划场景虚拟模型搭建

本文选择 VC (Visual Components Premium) 作为机械臂路径规划场景的搭建平台,VC 既可以通过导入几何元的方式导入三维模型,也可以赋予几何元物理属性,进行数字孪生环境下的碰撞检测与加工动作行为。为保证虚拟模型与物理实体的一致性,需通过层级关系与行为逻辑设置来模拟机械臂的运动逻辑,图 1 为本文使用的 UR5 六轴机械臂,采用标准 D-H 参数法^[24] 对机械臂进行运动学建模,表 1 为 DH 参数表。

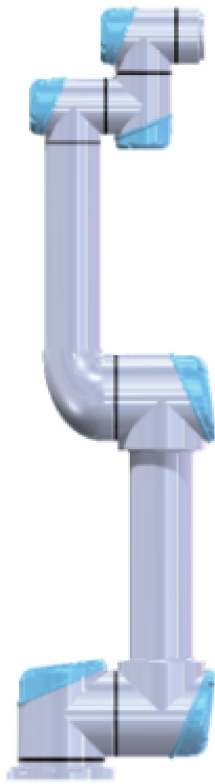


图 1 UR5 六轴机械臂
Fig. 1 UR5 six-axis robotic arm

表 1 UR5 六轴机械臂 DH 参数

Table 1 UR5 six-axis robotic arm DH parameter

i	a_i/mm	α_i/rad	d_i/mm	θ_i
1	0	$\pi/2$	89.20	θ_1
2	-425	0	0	θ_2
3	-392	0	0	θ_3
4	0	$\pi/2$	109.30	θ_4
5	0	$-\pi/2$	94.75	θ_5
6	0	0	82.50	θ_6

将 UR5 机械臂 DH 参数导入 VC,并定义各个机械臂关节的层级关系,可实现机械臂虚拟模型的运动一致性。机械臂路径规划场景中的其他部分同样搭建虚拟模型,并赋予相应的物理属性,如图 2 所示。

1.2 UR5 机械臂基于数字孪生的机械臂路径规划方法

1) 机械臂数据通信设计

机械臂孪生模型与实体机械臂的双向映射是孪生模型与物理实体世界真实反馈的基础,对于数字孪生而言,模型搭建完成后需要进行机械臂的数据通信搭建,实现实体机械臂和机械臂孪生模型的实时运动状态映射。本文依托 OPC 统一架构(OPC unified architecture, OPC UA)

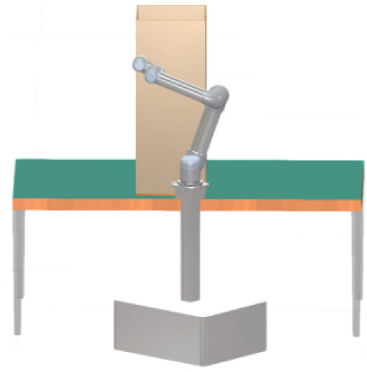


图 2 UR5 机械臂数字孪生实验环境模型
Fig. 2 Digital twin experimental environment model of UR5 robotic arm

通信技术对 UR5 机械臂的相关数据进行通信,如图 3 所示。

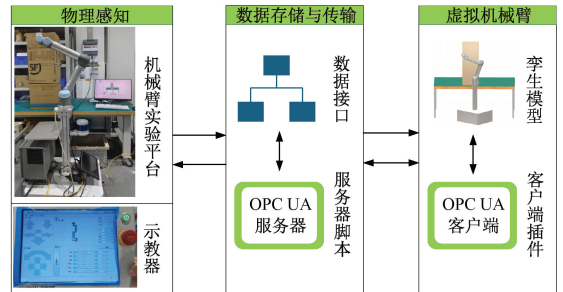


图 3 数字孪生数据通信

Fig. 3 Digital twin data communication

(1) 物理感知。负责采集 UR5 机械臂的各项运动数据,以此得到实体机械臂的关节角度、角速度等,同时还要对传递来的数据进行反应,使 UR5 机械臂运动至相应的位置。

(2) 数据存储与传输。主要进行数据存储与数据传输,通过实时数据交换(real-time date exchange, RTDE)接口进行运动数据的双向传输,并在 OPC UA 服务器中建立变量与 VC 虚拟机械臂变量配对,进行变量数据捆绑。

(3) 虚拟机械臂。该部分主要进行数据的读取与输出,OPC UA 客户端与多个 OPC UA 服务器的变量进行配对,通过 OPC UA 通信进行数据双向传输,一方面接收来自 OPC UA 服务器的数据,另一方面可以将虚拟机械臂的数据传至 OPC UA 服务器,实现变量数据的双向传输。

2) 机械臂数据采集与双向传输

数据的双向传输是实现数字孪生双向映射的基础,既要将实体机械臂的运动数据传至机械臂孪生模型,又要将机械臂孪生模型的运动数据传至实体机械臂,以此

来满足机械臂数字孪生模型的以实映虚与以虚映实,验证数字孪生的双向映射。

UR5 机械臂各项运动数据可以通过 RTDE 接口的方式读取至计算机中,再将数据传至 OPC UA 服务器进行下一步的数据传输,本文采用 Python 脚本实时读取文件中的各项运动数据,并高频赋值至 OPC UA 服务器中的变量,通过配对的变量对传至 OPC UA 客户端中,驱动 VC 机械臂孪生模型,实现机械臂数字孪生的以实映虚功能。

相反的,以虚映实要求将 VC 机械臂孪生模型的运

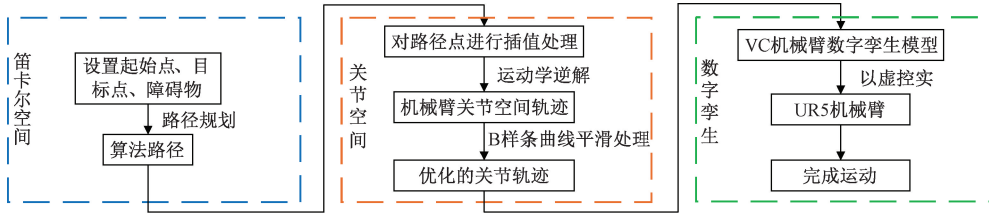


图4 机械臂数字孪生路径规划数据传输

Fig. 4 Digital twin path planning data transmission of robotic arm

2 改进 RRT* 算法设计

BI-RRT*^[25] 在 RRT* 算法的基础上,引入双树扩展思想,在起始点和目标点同时生成搜索树,进行交替迭代扩展,保持 RRT* 渐进最优性的同时加快搜索效率。本文在双树思想的基础上进行改进,采用基于历史梯度反馈的自适应圆锥采样方法进行采样,按顺序尝试 3 种扩展策略(目标偏置扩展、改进 APF 扩展、随机方向扩展)扩展路径,再通过改进型多因素父节点重连策略进行节点重连优化,最后进行路径优化,以此提高路径搜索的能力与收敛性。

2.1 基于历史梯度反馈的自适应圆锥采样方法

采样时在动态梯度采样(dynamic gradient sampling, DGS)^[26]过程中引入历史最近距离反馈与自适应圆锥采样方法。圆锥采样既能保证采样的多样性,又能在圆锥区域集中搜索,使得采样的范围不会过于偏离目标点方向,降低采样方向的随机性,并根据历史最近距离反馈动态调节圆锥采样区域的大小。每轮采样前,选择搜索树中距离目标点 \mathbf{q}_{goal} 最近的节点 \mathbf{q}_{near} 作为采样参考点,设起点为 \mathbf{q}_{start} ,搜索树的节点集合为 $Q = \{\mathbf{q}_i\}$,历史最近距离为 d ,搜索树中距离目标点最近的节点的目标梯度方向 \mathbf{u} 如式(1)所示,该点最近距离 d_{min} 计算公式如式(2)所示。

$$\mathbf{u} = \frac{\mathbf{q}_{goal} - \mathbf{q}_{near}}{\|\mathbf{q}_{goal} - \mathbf{q}_{near}\|} \quad (1)$$

$$d_{min} = \|\mathbf{q}_{near} - \mathbf{q}_{goal}\| \quad (2)$$

动数据传至 UR5 机械臂,是后续路径规划部分的基础。高频读取 VC 机械臂孪生模型的运动数据,将数据通过配对的变量对传至 OPC UA 服务器,最后通过 RTDE 接口将数据传至 UR5 机械臂,驱动 UR5 机械臂。

3) 基于数字孪生的机械臂路径规划方法

基于数字孪生的机械臂路径规划方法,基于孪生中的以虚映实技术,其本质是将规划出来的机械臂路径通过数字孪生环境的检验后,再通过以虚映实技术将其数据传至 UR5 机械臂,以此驱动机械臂运动。机械臂数字孪生路径规划数据传输流程如图 4 所示。

式中:

$$\mathbf{q}_{near} = \arg \min_{\mathbf{q}_i \in Q} \|\mathbf{q}_i - \mathbf{q}_{goal}\| \quad (3)$$

设最大采样半径 r_{max} ,动态圆锥半角 θ ,在梯度方向 \mathbf{u} 附近构造圆锥采样区域如式(4)、(5)所示。

$$\Omega(\theta, r) = \{\mathbf{q} \in R^n \mid \|\mathbf{q} - \mathbf{q}_{near}\| \leq r_{max}\} \quad (4)$$

$$\angle(\mathbf{q} - \mathbf{q}_{near}, \mathbf{u}) \leq \theta \quad (5)$$

其中,最大采样半径 r_{max} 具体表示为:

$$r_{max} = \min(r_{cap}, \max(r_{min}, k_r \cdot d_{min})) \quad (6)$$

其中, $r_{cap} > 0$ 为最大采样上限; $r_{min} > 0$ 为最小采样半径; k_r 为圆锥半径增益系数,根据历史最近距离自适应变化。

通过随机数生成实际采样半径,设 $t \sim U(0, 1)$,采样半径 r 具体表达如式(7)所示。

$$r = r_{min} + (r_{max} - r_{min})t^n, n \in (0, 1] \quad (7)$$

在圆锥采样区域内,采样点 \mathbf{q}_{sample} 由梯度方向附近的随机单位向量 \mathbf{v} 与采样半径 r 确定,确保不会超出采样区域。如图 5 所示。

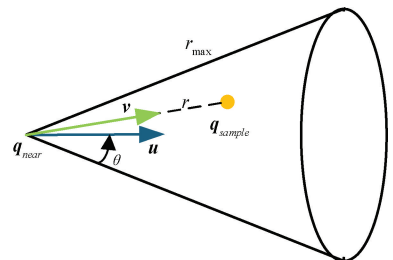


图5 采样点示意图

Fig. 5 Sampling point diagram

生成采样点如式(8)所示。

$$\mathbf{q}_{sample} = \mathbf{q}_{near} + \mathbf{r} \cdot \mathbf{v} \quad (8)$$

每轮完成采样后,计算历史最近距离改善量,设 Δd_i 为非负改善量,具体计算如式(9)所示。

$$\Delta d_i = \max(0, d - d_{min}) \quad (9)$$

根据路径搜索的进展和历史反馈结果自适应更新圆锥半角 θ 与圆锥半径增益系数 k_r ,通过自适应调整,可以根据路径搜索的实际表现动态控制采样的范围,提高路径规划的整体效率,具体如式(10)、(11)所示。

$$\theta_{i+1} = \begin{cases} \max(\theta_{min}, \theta_i \cdot k_{down}), & \Delta d_i > \varepsilon \\ \min(\theta_{max}, \theta_i \cdot k_{up}), & \Delta d_i \leq \varepsilon \end{cases} \quad (10)$$

$$k_{r,i+1} = \begin{cases} \max(k_{r,min}, k_{r,i} \cdot \eta_{down}), & \Delta d_i > \varepsilon \\ \min(k_{r,max}, k_{r,i} \cdot \eta_{up}), & \Delta d_i \leq \varepsilon \end{cases} \quad (11)$$

其中, i 表示当前为第 i 次采样; k_{down} 为圆锥半角减小系数; k_{up} 为圆锥半角增大系数; η_{down} 为径向比例缩小系数; η_{up} 为径向比例增大系数。

当 $\Delta d_i > \varepsilon$, 此时有效改善历史最近距离,圆锥半角减小,圆锥半径增益系数减小,使采样点更集中;当未能有效改善历史最近距离,圆锥半角增大,圆锥半径增益系数增大,扩大采样范围利于寻找新的路径。

2.2 多扩展策略方法

采样点并不直接决定路径扩展方向,而是由扩展策略决定当前节点的路径生成,本文扩展策略包括目标偏置扩展、改进人工势场引导扩展和随机方向扩展,按顺序依次进行扩展。目标偏置扩展大胆向目标点前进,极大的提升收敛速度;改进人工势场引导扩展计算改进后的合力,进行路径的避障处理,生成安全路径;随机方向扩展作为 RRT 算法的传统扩展策略,在本文路径扩展中起保底作用,在前两种扩展策略无法找到路径的时候留有更多的搜索可能性。

1) 目标偏置扩展策略

首先是基于概率的目标偏置扩展策略,算法设置以 80% 的概率执行目标偏置扩展,如果出现小概率情况,则直接跳到下一个扩展策略。目标偏置扩展会找到当前树中距离目标最近的节点 \mathbf{q}_{near}^{goal} , 并计算出该节点到目标点 \mathbf{q}_{goal} 的方向。如果目标方向与当前节点的距离大于最大步长,方向向量会进行规范化,以确保扩展步长不超过预定范围。设扩展方向向量为 \mathbf{v} 如式(12)所示,步长为 s ,若扩展的步长小于方向向量的模,则如式(13)所示,规范化方向向量,扩展后的候选节点 \mathbf{q}_{cand} 计算公式如式(14)所示。

$$\mathbf{v} = \mathbf{q}_{goal} - \mathbf{q}_{near}^{goal} \quad (12)$$

$$\hat{\mathbf{v}} = \frac{\mathbf{v}}{\|\mathbf{v}\|} \quad (13)$$

$$\mathbf{q}_{cand} = \begin{cases} \mathbf{q}_{near}^{goal} + s \cdot \hat{\mathbf{v}}, & \|\mathbf{v}\| > s \\ \mathbf{q}_{near}^{goal} + \mathbf{v}, & \|\mathbf{v}\| \leq s \end{cases} \quad (14)$$

2) 改进人工势场引导扩展策略

APF 核心思想是模拟物理场中引力与斥力的相互作用。虽然 APF 算法简单易于实现,且每次迭代仅需计算当前位置的势场和作用力,但当引力与斥力的合力刚好为 0 时,极易陷入局部极小值的情况,可能无法到达目标点,且传统 APF 存在目标点附近震荡及避障路径不平滑等问题。针对以上问题,本文提出一种改进的 APF 扩展策略,直达检测加快路径收敛速度,优化合力计算降低路径绕路,提升避障能力,保证路径的安全性,缓解出现局部极小值的情况。

(1) 直达检测

在合力计算前先检测搜索树中距离采样点 \mathbf{q}_{sample} 最近的节点 \mathbf{q}_c , 设另一颗搜索树中距离 \mathbf{q}_c 最近的节点 \mathbf{q}_{goal}^c 作为直达检测的目标点,检验这两点是否存在不碰撞的直达路径,若符合,直接生成扩展方向向量,跳过后续计算,以此加快双树连接速度。其方向向量如式(15)所示,候选节点 \mathbf{q}_{cand} 公式如式(16)所示。

$$\mathbf{v} = \frac{\mathbf{q}_{goal}^c - \mathbf{q}_c}{\|\mathbf{q}_{goal}^c - \mathbf{q}_c\|} \quad (15)$$

$$\mathbf{q}_{cand} = \mathbf{q}_c + s \cdot \mathbf{v} \quad (16)$$

其中, s 为扩展步长。

(2) 引力计算

若路径不存在则进行合力计算。在 APF 的引力计算时引入目标点引力饱和计算处理,同时在目标点引力计算的基础上增加采样点吸引力,总引力为二者的合力。目标点引力饱和处理可以在接近目标点时不产生过大的吸引力,避免目标点吸引力过大导致路径震荡,保证路径可以向目标点收敛;采样点吸引力指向随机生成的采样点,提供侧向拉力,提高摆脱局部最小值的可能性,二者合力为总引力,并引入了自适应衰减机制,当距离目标点较远时采样点吸引力较大,总引力更偏向采样点,反之偏向目标点,保证路径收敛。目标点 \mathbf{q}_{goal} 吸引力计算式如式(17)所示。

$$\mathbf{F}_{att}^g = \alpha \tanh\left(\frac{\|\mathbf{q}_{goal} - \mathbf{q}_c\|}{\rho_a}\right) \cdot \frac{\mathbf{q}_{goal} - \mathbf{q}_c}{\|\mathbf{q}_{goal} - \mathbf{q}_c\|} \quad (17)$$

其中, $\alpha > 0$ 为目标点吸引系数; ρ_a 为吸引力距离尺度, ρ_a 表达式为:

$$\rho_a = \max(1, 2R_{rep}) \quad (18)$$

其中, R_{rep} 为障碍物斥力的作用半径。当 $\|\mathbf{q}_{goal} - \mathbf{q}_c\| \gg \rho_a$ 时,即节点 \mathbf{q}_c 与目标点距离远时,吸引力趋于饱和值 α ,而距离近时,吸引力逐渐减小,避免目标点附近的路径震荡与过早收敛。

采样点吸引力具体计算式如式(19)所示。

$$\mathbf{F}_{att}^s = \beta \cdot k_d \tanh\left(\frac{\|\mathbf{q}_{sample} - \mathbf{q}_c\|}{\rho_a}\right) \cdot \frac{\mathbf{q}_{sample} - \mathbf{q}_c}{\|\mathbf{q}_{sample} - \mathbf{q}_c\|} \quad (19)$$

其中, $\beta > 0$ 为采样点吸引系数; k_d 为基于欧氏距离的衰减因子, 具体表示为:

$$k_d = \min\left(1, \frac{\|\mathbf{q}_{goal} - \mathbf{q}_c\|}{2R_{rep}}\right) \quad (20)$$

(3) 斥力计算

本文在 APF 斥力的基础上, 增加了目标方向引导与密度自适应斥力处理。目标方向引导增加一个恒定指向目标点的斥力方向, 将总斥力引导至不偏离目标的方向, 减少路径绕路, 密度自适应处理在邻近障碍多时, 放大斥力, 提升窄通道的安全余量, 并保证路径安全性。目标点引导斥力附加项计算式如式(21)所示。

$$\mathbf{F}_i = \frac{n}{2} k_{rep} \left(\frac{1}{d_i} - \frac{1}{R_{rep}}\right)^2 \rho_g^{n-1} \frac{\mathbf{q}_c - \mathbf{q}_{goal}}{\|\mathbf{q}_c - \mathbf{q}_{goal}\|} \quad (21)$$

其中, k_{rep} 为斥力系数; d_i 为当前节点 \mathbf{q}_c 到障碍物 O_i 的距离; R_{rep} 为障碍物斥力的作用半径; ρ_g 为节点 \mathbf{q}_c 到目标点 \mathbf{q}_{goal} 的距离, 用于增强目标朝向; n 为经验性调整系数, 控制 ρ_g 变化的敏感度。

将所有障碍物的斥力累加, 并进行密度自适应处理, 得到节点 \mathbf{q}_c 总斥力, 即:

$$\mathbf{F}_{rep} = (1 + 0.5m) \sum_i (\mathbf{F}_{rep}^i + \mathbf{F}_i) \quad (22)$$

其中, \mathbf{F}_{rep}^i 为第 i 个障碍物产生的斥力; m 为在斥力作用范围内的障碍物数量。

(4) 切向滑移处理

对于 APF 而言, 当障碍物阻挡目标方向时, 仅依赖径向斥力可能导致节点卡死或绕行路径过长, 本文引入切向滑移运动思想, 当目标方向和障碍物法向冲突时, 沿切平面注入一个附加分量, 引导节点绕障前进, 减少不必要的绕行, 避免陷入死区。

当前节点距离障碍物的最近距离 d_{min} 小于障碍物斥力作用半径 R_{rep} , 且障碍物斥力方向与目标方向大于 90° 时, 进行切向滑移处理; 若不满足, 则切向力为 0。设目标方向的单位向量为 \mathbf{g} , 障碍物的法向向量为 \mathbf{n} , 将目标方向投影到斥力方向的法平面上, 得到切向分量 \mathbf{t} 如式(23)所示, 若目标方向与法向平行, 即投影为零向量, 则构造一个与法向向量正交的单位向量作为替代。切向力公式如式(24)所示。

$$\mathbf{t} = \mathbf{g} - (\mathbf{g} \cdot \mathbf{n}) \mathbf{n} \quad (23)$$

$$\mathbf{F}_t = \mu \cdot s \cdot \frac{\mathbf{t}}{\|\mathbf{t}\|} \quad (24)$$

其中, μ 为切向力系数; s 为距离自适应权重, 随着与障碍物距离增加减弱切向力, 其表达式为:

$$s = \max\left(0, 1 - \frac{d_{min}}{R_{rep}}\right) \quad (25)$$

(5) 合力单位化与微扰方向

根据上述步骤, 当不满足直达检测时, 当前节点的总合力根据式(26)计算得出, 即:

$$\mathbf{F} = \mathbf{F}_{att}^s + \mathbf{F}_{rep} + \mathbf{F}_t \quad (26)$$

当总合力幅值过小, 即 $\|\mathbf{F}\| < \varepsilon$ 时, 此时节点扩展处于停滞状态, 增加微扰机制避免扩展陷入局部极小值, 具体表示如式(27)所示。

$$\mathbf{v} = \begin{cases} \frac{\mathbf{F}}{\|\mathbf{F}\|}, & \|\mathbf{F}\| \geq \varepsilon \\ \mathbf{v}_{pert}, & \|\mathbf{F}\| < \varepsilon \end{cases} \quad (27)$$

其中, \mathbf{v}_{pert} 为增加的微扰方向, 是圆锥区域生成的随机单位向量。

生成候选节点如式(28)所示。

$$\mathbf{q}_{cand} = \mathbf{q}_c + s \cdot \mathbf{v} \quad (28)$$

3) 随机方向扩展策略

当改进 APF 扩展策略无法成功扩展时, 则使用传统 RRT 算法中的随机方向扩展策略。随机方向扩展时, 树会选择随机方向生成随机点 \mathbf{q}_{rand} , 探索更多可能的路径, 生成候选节点如式(29)所示。

$$\mathbf{q}_{cand} = \mathbf{q}_{near} + s \cdot \frac{\mathbf{q}_{rand} - \mathbf{q}_{near}}{\|\mathbf{q}_{rand} - \mathbf{q}_{near}\|} \quad (29)$$

扩展后的候选节点需要进行碰撞检测验证其可行性, 如果扩展成功则进行下一次采样。

若 3 种扩展策略均无法成功, 则本轮扩展失败, 重新采样进行下一轮扩展。

2.3 多因素父节点重选策略

传统 RRT* 算法每次生成新节点后, 进行优化搜索树的重连, 本算法为了提高寻找近邻的效率, 在 RRT* 算法的父节点重选策略的基础上进行改进, 选用基于 K 维空间树 (K-dimensional tree, KD-Tree) 和动态邻域半径进行节点重连优化, 进一步提高寻找最优父节点的速度, 通过多因素评估 (距离、角度、障碍物) 优化路径, 同时保证算法的渐近最优性, 优化路径质量, 在多个方面优化了传统的 RRT* 算法。

KD-Tree 是一种空间划分数据结构, 适用于对点集进行高效查询的场景, 与传统 RRT* 的线性搜索相比, 可以更高效率的进行范围搜索。为了保证算法的渐近最优性, 邻域半径 r_n 采用了动态调整策略, 邻域半径的大小与树的节点数量 n 相关, 并且随着节点数的增多, 半径逐渐缩小。具体计算公式如式(30)所示。

$$r_n = \min\left(r_{max}, r_{max} \cdot \eta \left(\frac{\log n}{n}\right)^{\frac{1}{d}}\right) \quad (30)$$

其中, r_{max} 为最大邻域半径, η 为缩放因子, d 为空间维度, n 为当前树的节点数。随着树的生长, 邻域搜索范围会逐渐减小, 保持算法的渐近最优性。

假设当前节点为 q_{new} , 通过 KD-Tree 进行查找其相邻节点集合 Q_{near} 中, 满足邻域半径 r_n 内的所有候选父节点 q_{parent} ; 接着对每个候选父节点 q_{parent} 进行碰撞检测与代价估计; 若发生碰撞则舍弃该父节点; 最后选择总成本最低的节点作为新父节点。对于每一个候选父节点, 都会进行计算路径代价, 路径代价不仅考虑路径的长度, 而且要考虑路径的安全性及平滑度, 因此在原代价函数计算加入了角度惩罚和障碍惩罚。

设 θ 为路径夹角, d_{min} 是路径与障碍物的最小距离, d_{safe} 是安全距离阈值, C_{parent} 为父节点累积路径成本, 总代价的计算公式如式 (31) ~ (34) 所示。

$$C_{total} = C_{new} + C_{\theta} + C_{obs} \quad (31)$$

$$C_{new} = C_{parent} + \|q_{parent} - q_{new}\| \quad (32)$$

$$C_{\theta} = \alpha \cdot (1 - \cos\theta) \quad (33)$$

$$C_{obs} = \beta \cdot \max\left(0, \frac{d_{safe} - d_{min}}{d_{safe}}\right) \quad (34)$$

其中, C_{new} 为路径成本; C_{θ} 为角度成本; C_{obs} 为障碍物成本; α 为角度惩罚权重系数; β 为障碍惩罚权重系数。

遍历所有候选父节点后, 选择总代价最小的节点作为新节点的父节点, 并更新该节点及其所有子孙节点的成本, 原父节点将保留在搜索树中, 等待后续的父节点重选计算, 生成的路径会跟随父节点而变化, 流程示意如图 6 所示。

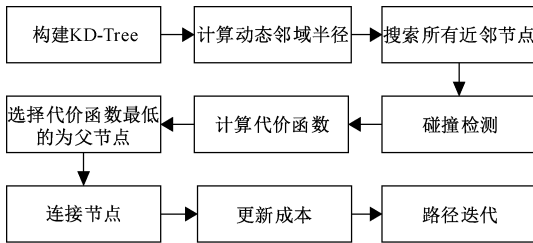


图 6 多因素父节点重选策略流程

Fig. 6 Multi-factor parent node reselection strategy process

2.4 路径优化处理

由于 RRT* 算法的随机性, 生成的初始路径会有冗余点以及较多拐点, 需要进行路径优化处理。路径优化处理一般包括路径剪枝优化与路径平滑两个部分: 首先, 路径贪婪剪枝优化去除路径中不必要的冗余点, 仅保留在障碍物约束下可直连的关键节点, 以此降低路径的复杂程度; 其次, 使用 B 样条平滑^[27]对路径进行平滑处理, 将路径中的拐角优化成圆弧状, 更利于机械臂平稳运行。

2.5 基于自适应梯度采样的双向 RRT* 算法结构

将上述优化调整结合, 提出一种基于自适应梯度采样的双向 RRT* 算法。算法流程如图 7 所示, 首先, 在起始点和目标点建立各自的随机树, 由随机树里第 1 个节点同时开始向搜索区域扩展, 选用历史最近距离梯度的

自适应圆锥采样进行自适应采样, 增强采样点的引导性和搜索效率; 其次, 每次采样的采样点按优先级尝试 3 种扩展策略 (目标偏置扩展、改进 APF 扩展、随机方向扩展) 进行扩展; 再次, 扩展生成的新节点通过改进型多因素父节点重选策略进行节点重选优化; 最后, 对生成的路径进行剪枝优化与平滑处理, 规划出一条性能较优的无碰撞平滑路径。

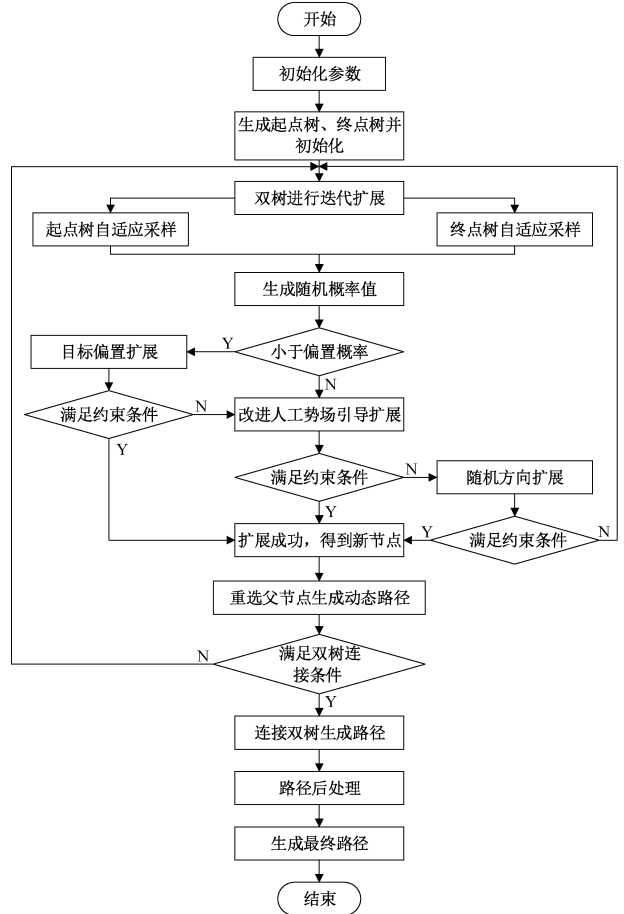


图 7 本文算法流程

Fig. 7 Proposed algorithm flow chart

3 路径规划算法仿真

3.1 三维空间仿真分析

在 MATLAB 中搭建了两种常见三维环境, 对 AG-BI-RRT* 算法、RRT* 算法、RRT* - Connect 算法、BI-APF-RRT* 算法进行对比分析。仿真中设定算法的最大迭代次数为 4 000 次, 固定搜索步长为 100。所有仿真实验均进行 50 次, 三角形为起点树路径搜索节点, 圆为终点树路径搜索节点, 最终路径用直线连接。

1) 环境 1 仿真分析

环境 1 是高障碍物场景, 均为横跨上下的高障碍物, 仿真结果如图 8 所示。

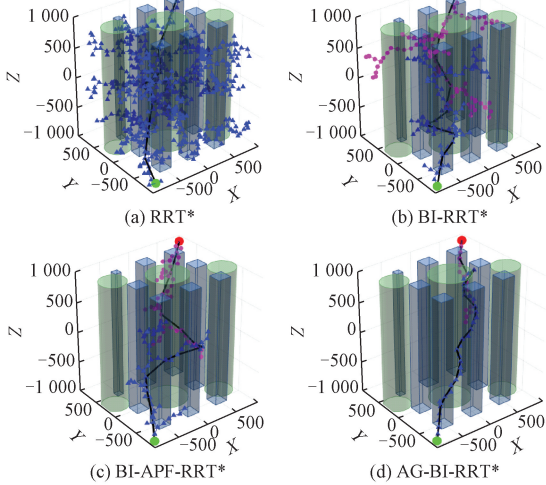


图8 环境1算法仿真对比

Fig. 8 Environment 1 algorithm simulation comparison

由图8(a)可以看出,RRT*算法虽然可以找出一条安全路径,但冗余枝条极多,搜索过程过于复杂繁琐,出现大量无效节点,路径也较为曲折;图8(b)可以看出BI-RRT*算法虽然引入双树搜索思想加快路径搜索,但在RRT*传统随机搜索下,仍存在大量无效节点;图8(c)BI-APF-RRT*相较于之前的两种算法,虽然减少低价值区域搜索,但在斥力作用下容易陷入局部困境,导致路径绕路,增加规划时间;图8(d)中AG-BI-RRT*相较于其他算法,搜索树的冗余枝条极少,冗余节点多为路径重连后遗弃节点,表明AG-BI-RRT*算法采用的动态梯度驱动自适应圆锥采样具有良好的引导作用,多扩展策略加快路径收敛,改进父节点重选策略选取更优的父节点,缩短路径、降低碰撞风险。

表2为4种算法在环境1中的50次仿真结果平均数据,包括平均路径长度、平均迭代时间、平均搜索节点数量、平均路径转向角度。

表2 环境1仿真数据

Table 2 Environment 1 simulation data

算法名称	路径长度	迭代时间/s	搜索节点数量	路径转向角度/(°)
RRT*	3 961. 826	1. 744	778. 22	32. 244
BI-RRT*	3 719. 262	0. 464	193. 38	32. 582
BI-APF-RRT*	3 691. 450	0. 382	156. 44	34. 432
AG-BI-RRT*	3 369. 851	0. 102	44. 68	24. 137

通过对表2中的数据进行分析可以得出,AG-BI-RRT*算法相较于RRT*算法在路径长度上缩短14.94%,节省迭代时间94.15%,搜索节点数量降低94.26%,路径转向角

度降低25.14%;相较于BI-RRT*算法在路径长度上缩短9.39%,节省迭代时间78.02%,搜索节点数量降低76.90%,路径转向角度降低25.92%;BI-APF-RRT*算法虽有很好的避障效果,但面对环境1场景中的密集高障碍物仍有乏力,会出现绕路的情况,相较于BI-APF-RRT*算法在路径长度上缩短8.71%,节省迭代时间73.30%,搜索节点数量降低71.44%,路径转向角度降低29.90%。由此可见,在环境1场景中,AG-BI-RRT*算法相较于其他算法,显著减少了扩展节点数量、生成的路径更短、迭代用时更少,改进父节点重选策略中引入的角度惩罚计算使得路径重连时转向更小,路径拐点更少。

2) 环境2仿真分析

环境2是多障碍物场景,障碍物密集分布在场景中,仿真结果如图9所示。

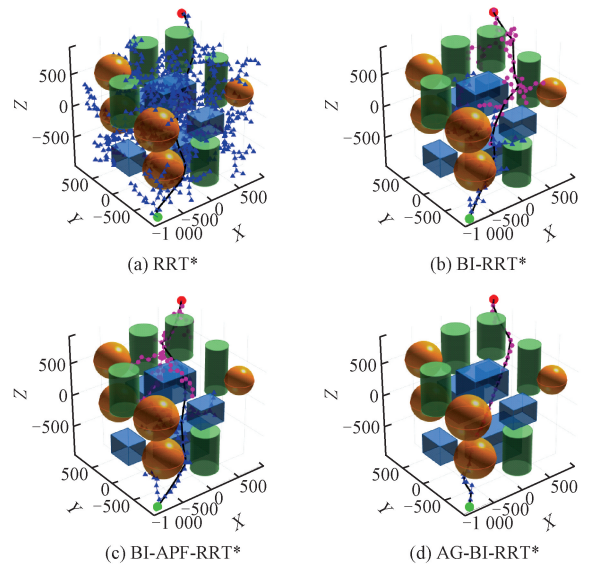


图9 环境2算法仿真对比

Fig. 9 Environment 2 algorithm simulation comparison

图9可以看出,AG-BI-RRT*算法相较于其他3种算法,生成的路径更为平滑,搜索树分支极少,存在的冗余节点较少,路径效果更佳。

表3为4种算法在环境2中的50次仿真结果平均数据。

表3 环境2仿真数据

Table 3 Environment 2 simulation data

算法名称	路径长度	迭代时间/s	搜索节点数量	路径转向角度/(°)
RRT*	3 643. 103	1. 213	669. 48	33. 714
BI-RRT*	3 621. 098	0. 421	171. 06	32. 438
BI-APF-RRT*	3 633. 513	0. 389	176. 78	36. 157
AG-BI-RRT*	3 428. 247	0. 091	40. 42	26. 268

通过对表 3 中的数据分析可以得出,AG-BI-RRT* 算法相较于其他算法的平均路径长度分别缩短了 5.9%、5.33%、5.65%,平均节省迭代时间 92.50%、78.38%、76.61%,平均搜索节点数量减少 93.96%、76.37%、77.14%,平均路径转向角度减少 22.09%、19.02%、27.35%。分析结果表明 AG-BI-RRT* 算法相较于其他算法在多障碍物的环境中具有更高的搜索效率,路径质量更好,为路径规划提供了新的思路和解决方案。

3) 路径优化处理仿真分析

将环境 2 中路径进行优化处理,去除路径中冗余节点,再进行路径平滑处理,优化结果如图 10 所示。图 10 中可以看出,优化后的路径相较于原始路径,路径中拐点更少,路径更平滑,适用于机械臂路径规划。

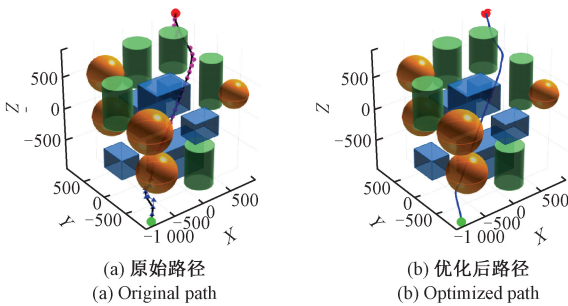


图 10 路径优化处理对比

Fig. 10 Path optimization processing comparison

3.2 机械臂路径规划仿真分析

为进一步验证 AG-BI-RRT* 算法在机械臂路径规划中的可行性,在 MATLAB R2023b 环境下建立 6 自由度机械臂仿真环境进行仿真实验分析。

如图 11 所示,为机械臂各个关节角度变化曲线。

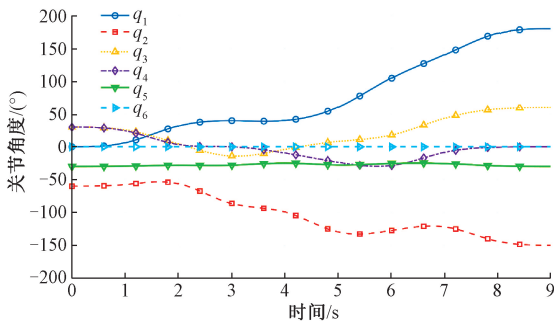


图 11 机械臂关节角度变化曲线

Fig. 11 Robotic arm joint angle change curve

图 12 为机械臂路径规划仿真结果,仿真实验在三维空间的碰撞检测的基础上,增加机械臂简化的连杆与包裹的障碍物进行机械臂关节碰撞检测,同时在有效节点的选择中增加机械臂运动学判定。图 11 可以看出 AG-

BI-RRT* 算法为机械臂规划出一条无碰撞路径,且拐点少、路径较为平滑,各个关节角度变化平缓,符合机械臂运动规律。

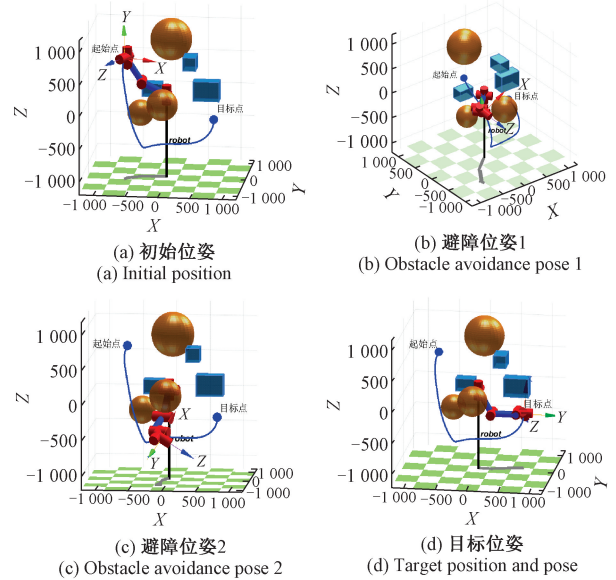


图 12 机械臂路径规划仿真实验

Fig. 12 Robotic arm path planning simulation experiment

4 实物实验

为验证 AG-BI-RRT* 算法在数字孪生环境的有效性,采用 VC 设置数字孪生环境,先对 UR5 机械臂进行数字孪生双向映射实验,再将路径规划与机械臂孪生模型结合进行数字孪生实验。

4.1 机械臂数字孪生双向映射实验

为了更精确的路径安全仿真分析,需在数字孪生环境中分析机械臂孪生模型的运行状态以及碰撞信息,这需要进行机械臂数字孪生双向映射实验,实验中实体机械臂数值为 UR5 机械臂内置编码器,表现形式为 UR5 机械臂示教器读数,机械臂数字孪生模型数值为 VC 软件显示的数值,具体实验方法为:机械臂孪生模型与实体机械臂通信连接后,通过操作 UR5 机械臂示教器使得机械臂 6 个关节进行转动,观察机械臂数字孪生模型的运动情况,记录孪生模型关节角度与 UR5 机械臂示教器的数值;之后改变 VC 中机械臂孪生模型的关节角度,观察 UR5 实体机械臂的运动情况,并记录 UR5 机械臂示教器与孪生模型的关节角度的数值。

实验结果如图 13 所示,图 13(a)、(b)为以实映虚对比结果,图 13(c)、(d)为以虚映实对比结果。

表 4 为 UR5 机械臂示教器读数与机械臂孪生模型关节角度读数。

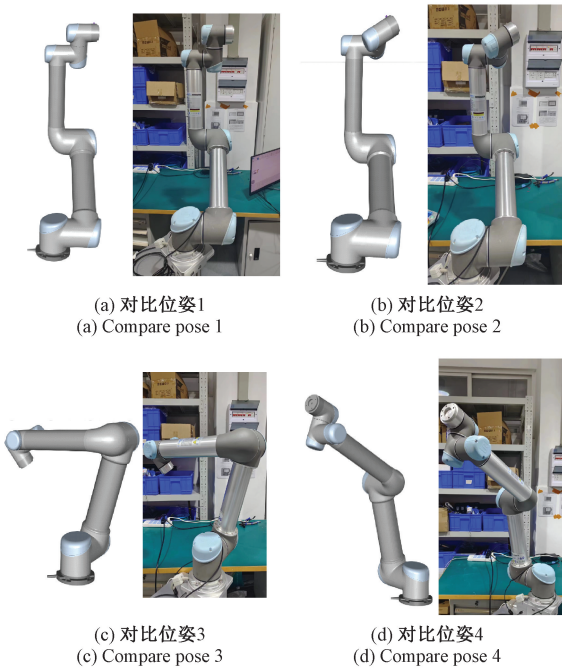


图 13 机械臂双向映射实验

Fig. 13 Robotic arm bidirectional mapping experiment

表 4 UR5 机械臂与机械臂孪生模型关节角度对比

Table 4 Comparison of joint angles between UR5 robotic arm and twin model of robotic arm (°)

关节角度	对比位姿 1		对比位姿 2		对比位姿 3		对比位姿 4	
	示教器	孪生模型	示教器	孪生模型	示教器	孪生模型	示教器	孪生模型
J_1	-0.83	-0.829	-5.55	-5.550	48.06	48.066	129.58	129.578
J_2	-137.78	-137.776	-149.75	-149.756	-74.35	-74.352	-103.25	-103.249
J_3	48.85	48.844	64.28	64.276	-107.86	-107.856	-47.08	-47.074
J_4	-74.61	-74.616	-26.15	-26.147	-115.09	-115.090	-10.20	-10.194
J_5	0.99	0.989	31.06	31.062	69.95	69.953	104.14	104.137
J_6	-30.02	30.023	-74.92	-74.918	26.33	26.324	77.14	77.143

首先,采用 AG-BI-RRT* 路径规划算法,生成基于笛卡尔空间的路径,规划时同机械臂路径规划仿真分析,需要增加机械臂关节碰撞检测,以及机械臂运动学判定,确保生成的路径无碰撞的同时处于机械臂工作空间内;其次,将规划出的无碰撞笛卡尔路径转化为机械臂对应的关节角度,再进行关节空间的轨迹平滑处理,使机械臂关节角度变化更为平缓;再次,将轨迹平滑处理后的机械臂关节角度通过 OPC UA 通信技术传至 VC 机械臂孪生模型中,进行高精度的碰撞检测,检测时应略微增加碰撞体积,确保在实体机械臂运行时,避免因运行误差导致发生碰撞;最后,碰撞检测通过后,采用数字孪生以虚映实技术将机械臂关节角度传至 UR5 机械臂,驱动 UR5 机械臂运动。

实验结果如图 14 所示,图 14(a)、(b)、(c)中从左

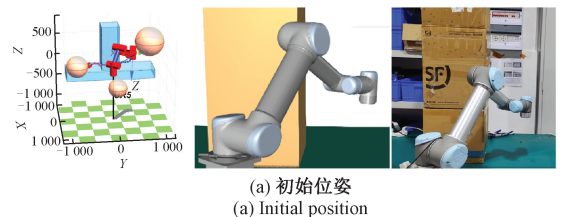
图 13 中可以看出,机械臂孪生模型与 UR5 机械臂的关节角度基本同步,且位姿基本一致;表 4 可以得出,机械臂孪生模型与 UR5 机械臂关节角度误差不超过 $\pm 0.01^\circ$ 。关节角度误差来源主要为 UR5 机械臂示教器只显示两位小数,实际传输的关节角度并不只为两位小数,表示机械臂孪生模型精确反应机械臂实体的运行信息,适用于对规划出的路径进行碰撞检测分析。记录 4 个对比位姿的响应时间戳分别为 173.284、178.692、179.517 与 175.391 ms,得出 UR5 机械臂与机械臂孪生模型的平均响应时间为 176.721 ms,符合数字孪生的一致性要求,适用于工业场景。

4.2 基于数字孪生的机械臂路径规划实验

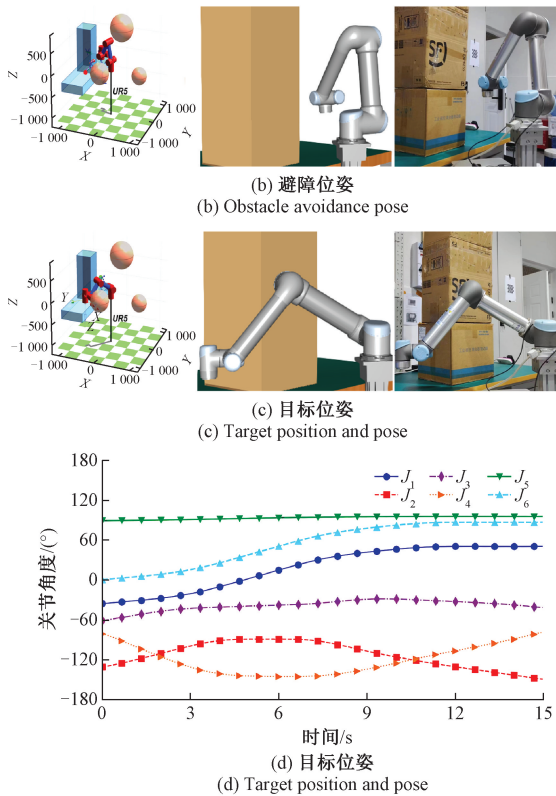
基于数字孪生的机械臂路径规划主要依赖于以虚映实技术,通过虚拟与现实的同步映射,实时传输虚拟机械臂的关节角度驱动 UR5 实体机械臂的运动。

在 MATLAB 环境中,搭建 UR5 机械臂的虚拟实验环境,以此为基础人为增设 3 个球形障碍物,限制机械臂的运动范围。为了模拟避障场景,设置机械臂的起始点坐标设定为 $[500, -500, 100]$,目标点坐标设定为 $[-530, -485, 80]$,步长固定为 50 mm。

至右分别为 MATLAB 虚拟机械臂、VC 机械臂孪生模型以及 UR5 机械臂,图 14(d)为 VC 机械臂孪生模型的关节角度随运行时间的变化过程。从图 14 中对比可以看出,UR5 机械臂的运行路径与算法规划路径基本一致,同时 UR5 实体机械臂与虚拟机械臂位姿一致,机械臂关节角度曲线平缓平滑,机械臂无剧烈关节角度变化,运行过程未发生碰撞,路径不存在拐点,符合机械臂运动规律。



(a) 初始位姿
(a) Initial position



5 结 论

本研究提出一种基于数字孪生的机械臂路径规划方法,在数字孪生环境下,通过基于自适应梯度采样的双向 RRT* 算法。引入基于历史梯度反馈的自适应圆锥采样方法、3 种扩展策略、多因素父节点重连策略以及路径优化处理方法,显著提升了路径规划的效率与质量。仿真结果表明,AG-BI-RRT* 算法在环境 1 相较于 RRT* 算法、BI-RRT* 算法、BI-APF-RRT* 算法,平均路径长度分别缩短了 14.94%、9.39%、8.71%,平均节省迭代时间 94.15%、78.02%、73.30%,平均搜索节点数量减少 94.26%、76.90%、71.44%,平均路径转向角度减少 25.14%、25.92%、29.90%。AG-BI-RRT* 算法在环境 2 相较于 RRT* 算法、BI-RRT* 算法、BI-APF-RRT* 算法,平均路径长度分别缩短了 5.9%、5.33%、5.65%,平均节省迭代时间 92.50%、78.38%、76.61%,平均搜索节点数量减少 93.96%、76.37%、77.14%,平均路径转向角度减少 22.09%、19.02%、27.35%,机械臂仿真结果进一步验证算法的可行性。

基于真实 UR5 机械臂实验平台搭建数字孪生环境,通过实时数据采集和双向传输技术,将机械臂的运行状

态与虚拟环境同步,实现了路径规划的数据更新与虚实一致性验证。实验结果表明,机械臂孪生模型与 UR5 机械臂的关节角度基本同步,且机械臂孪生模型与 UR5 机械臂关节角度误差不超过 $\pm 0.01^\circ$,平均响应时间为 176.721 ms,符合数字孪生一致性要求,表明提出的基于数字孪生的机械臂路径规划方法满足数字孪生的实时性与准确性要求,确保路径规划方法的可行性。

目前研究为静态已知环境,在后续工作中将引入实时感知数据来驱动孪生模型更新,研究动态障碍物与实时路径规划机制,以提升系统在动态变化、非结构化环境中的鲁棒性,增强动态环境的适应性。算法方面可以添加多机械臂协同路径规划的扩展,探索基于数字孪生的多智能体任务分配、冲突消解与协同轨迹规划算法。

参考文献

- [1] 刘小松,康磊,单泽彪,等. 基于 RTSR-RRT* 算法的机械臂路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(3): 65-73.
LIU X S, KANG L, SHAN Z B, et al. Path planning of robotic arm based on RTSR-RRT* algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(3): 65-73.
- [2] 龚鹏,李文博,胡为,等. 融合改进安全 A* 算法和 DWA 算法的无人车路径规划研究[J]. 火力与指挥控制, 2024, 49(4): 44-50.
GONG P, LI W B, HU W, et al. Research on unmanned vehicle path planning with fusion of improved safety A* algorithm and DWA algorithm [J]. Fire Control & Command Control, 2024, 49(4): 44-50.
- [3] DING J, ZHOU Y X, HUANG X, et al. An improved RRT* algorithm for robot path planning based on path expansion heuristic sampling [J]. Journal of Computational Science, 2023, 67: 101937.
- [4] LIAO B, WAN F Y, HUA Y, et al. F-RRT*: An improved path planning algorithm with improved initial solution and convergence rate [J]. Expert Systems with Applications, 2021, 184: 115457.
- [5] 张怀洲,行鸿彦,李浩琪,等. 融合 LSTM 和改进 A* 算法的火灾逃生路径规划方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(4): 69-79.
ZHANG H ZH, XING H Y, LI H Q, et al. Fire escape path planning method based on LSTM and improved A* algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(4): 69-79.
- [6] LOTFI M, OSÓRIO G J, JAVADI M S, et al. A

- Dijkstra-inspired graph algorithm for fully autonomous tasking in industrial applications[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2021, 57(5): 5448-5460.
- [7] 郭俊锋, 袁俊平, 朱红霞. 基于改进 RRT 算法的双臂服务机器人运动规划研究[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(12): 210-220.
- GUO J F, YUAN J P, ZHU H X. Research on motion planning of dual-arm service robot based on improved RRT algorithm[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(12): 210-220.
- [8] 林金亮, 苏永彬, 刘墩东. 基于动态人工势场的机器人重构轨迹平滑避障方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2025, 46(9): 234-244.
- LIN J L, SU Y B, LIU T D. Research on smooth obstacle avoidance for robot reconstructed trajectories based on dynamic artificial potential fields[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2025, 46(9): 234-244.
- [9] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2011, 30(7): 846-894.
- [10] 王怀震, 高明, 王建华, 等. 基于改进 RRT* -Connect 算法的机械臂多场景运动规划[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(4): 432-440.
- WANG H ZH, GAO M, WANG J H, et al. Multi-scene fast motion planning of manipulator based on improved RRT* -Connect algorithm [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(4): 432-440.
- [11] 刘乐, 李斌, 方一鸣, 等. AGTB-RRT* : 一种基于近似测地线避障策略的目标双向 3D RRT* 路径规划算法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(11): 3763-3771.
- LIU L, LI B, FANG Y M, et al. AGTB-RRT* : A target bidirectional 3D RRT* path planning algorithm based on approximate geodesic obstacle avoidance strategy[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(11): 3763-3771.
- [12] 贾浩铎, 房立金, 王怀震. 融合人工势场和 Informed-RRT* 算法的机械臂自适应路径规划[J]. *计算机集成制造系统*, 2025, 31(4): 1179-1189.
- JIA H D, FANG L J, WANG H ZH. Adaptive path planning of manipulators combining Informed-RRT* with artificial potential field[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2025, 31(4): 1179-1189.
- [13] AL-ANSARRY S, AL-DARRAJI S. Hybrid RRT-A* : An improved path planning method for an autonomous mobile robots [J]. *Iraqi Journal for Electrical & Electronic Engineering*, 2021, 17(1): 1-9.
- [14] WANG W, ZUO L, XU X. A learning-based multi-RRT approach for robot path planning in narrow passages[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2018, 90(1/2): 81-100.
- [15] ZHENG K CH, LUO R W, LIU X Y, et al. Distributed DDPG-based resource allocation for age of information minimization in mobile wireless-powered internet of things[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(17): 29102-29115.
- [16] 刘大同, 郭凯, 王本宽, 等. 数字孪生技术综述与展望[J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(11): 1-10.
- LIU D T, GUO K, WANG B K, et al. Summary and perspective survey on digital twin technology[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(11): 1-10.
- [17] GARG G, KUTS V, ANBARJAFARI G. Digital twin for FANUC robots: Industrial robot programming and simulation using virtual reality[J]. *Sustainability*, 2021, 13(18): 10336.
- [18] SHAMSUZZOHA A, TOSHEV R, VU T V, et al. Digital factory-virtual reality environments for industrial training and maintenance [J]. *Interactive Learning Environments*, 2019, 29(8): 1339-1362.
- [19] KOUSI N, GKOURNELOS C, AIVALIOTIS S, et al. Digital twin for adaptation of robots' behavior in flexible robotic assembly lines [J]. *Procedia Manufacturing*, 2019, 28: 121-126.
- [20] MATULIS M, HARVEY C. A robot arm digital twin utilising reinforcement learning[J]. *Computers & Graphics*, 2021, 95: 106-114.
- [21] MOI T, CIBICIK A, RØLVÅG T. Digital twin based condition monitoring of a knuckle boom crane: An experimental study [J]. *Engineering Failure Analysis*, 2020, 112: 104517.
- [22] ARDANZA A, MORENO A, SEGURA Á, et al. Sustainable and flexible industrial human machine interfaces to support adaptable applications in the industry 4.0 paradigm[J]. *International Journal of Production Research*, 2019, 57(12): 4045-4059.
- [23] CAI Y, WANG Y, BURNETT M. Using augmented

reality to build digital twin for reconfigurable additive manufacturing system [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2020, 56: 598-604.

- [24] ZU H F, CHEN X W, CHEN ZH W, et al. Positioning accuracy improvement method of industrial robot based on laser tracking measurement [J]. *Measurement: Sensors*, 2021: 100235.
- [25] 胡耀炜, 汤萍萍, 张晖, 等. 复杂动态环境中移动机器人双层路径规划方法 [J]. *控制与决策*, 2025, 40(10): 2995-3004.
- HU Y W, TANG P P, ZHANG H, et al. Two-layer path planning method for mobile robots in complex and dynamic environments [J]. *Control and Decision*, 2025, 40(10): 2995-3004.
- [26] HUANG T, FAN K G, SUN W. Density gradient-RRT: An improved rapidly exploring random tree algorithm for UAV path planning [J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 252: 124121.
- [27] SZCZEPANSKI R, ERWINSKI K, TEJER M, et al. Optimal path planning algorithm with built-in velocity

profiling for collaborative robot [J]. *Sensors*, 2024, 24(16): 5332.

作者简介



吴海波(通信作者), 分别于 1999 年、2001 年及 2006 年获得哈尔滨工业大学机电工程学院学士、硕士及博士学位。现为昆明理工大学机电工程学院的高级工程师。主要研究方向包括工业机器人理论及应用、基于生产车间的数字孪生技术及生产服务应用软件开发等。

E-mail: whb_kust@kust.edu.cn

Wu Haibo (Corresponding author) received his B. Sc., M. Sc., and Ph. D. degrees all from the School of Mechatronics Engineering, Harbin Institute of Technology in 1999, 2001 and 2006, respectively. He is currently a senior engineer at the Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology. His main research interests include industrial robotics theory and application, digital twin technology based on production shop floor and production service application software development.