DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413264

# 基于改进 RRT 算法的双臂服务机器人运动规划研究*

郭俊锋,袁俊平,朱红霞
(兰州理工大学机电工程学院 兰州 730050)

**摘 要**:针对双臂服务机器人末端导航效率、实时性、鲁棒性以及路径全局最优等问题,提出了一种基于改进快速随机探索树算法的双臂服务机器人末端路径规划方法。该方法利用两棵随机树父节点连线随机采样,结合目标偏差角和随机值来改变固定步长搜索策略,并引入人工势场法对随机采样进行局部优化,有效平衡原始算法的随机性和盲目性,从而提高路径质量并缩短规划时间。之后去除路径冗余点并采用 3 次 B 样条曲线平滑路径,优化双臂末端运动,减少抖动。采用主从规划法,先进行主臂的避障规划,从臂再依据主臂路径规划避障和避碰路径。通过 MATLAB 仿真和真实实验平台验证了该算法在复杂度相同环境下的迭代次数、规划时间和最终路径长度方面均优于传统 RRT 及其他改进算法,显著提升了双臂服务机器人的路径规划效率和质量。

**关键词**:快速随机探索树;双臂服务机器人;主从规划;路径规划
**中图分类号**:TP242 TH39 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**:510.99

# Research on motion planning of dual-arm service robot based on improved RRT algorithm

Guo Junfeng, Yuan Junping, Zhu Hongxia
(*School of Mechanical and Electrical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China*)

**Abstract**: To address the problems of end-effectors navigation efficiency, real-time performance, robustness, and path global optimization of a dual-arm service robot, a dual-arm service robot end-effectors path planning method is proposed based on the improved rapidly-exploring random trees algorithm. The method uses random sampling of two random tree parent node links, combines the target deviation angle, and random values to change the fixed-step search strategy, and introduces the artificial potential field method to locally optimize the random sampling, effectively balancing the randomness and blindness of the original algorithm, thus improving the path quality and shortening the planning time. After that, the path redundant points are removed and the path is smoothed by a cubic B-spline curve to optimize the end motion of the dual arms and reduce jitter. The master-slave planning method is used to plan the obstacle avoidance of the master arm first. Then, the slave arm plans the obstacle avoidance and collision avoidance paths according to the path of the master arm. Through MATLAB simulation and a real experimental platform, it evaluates that the algorithm outperforms the traditional RRT and other improved algorithms in terms of the number of iterations, the planning time, and the final path length under an environment of the same complexity. It significantly improves the efficiency and quality of the path planning of the dual-arm service robot.

**Keywords**: rapid exploration of random tree; dual-arm service robot; master-slave planning; path planning

## 0 引 言

随着机器人技术的迅猛发展,服务机器人凭借其高效率、良好稳定性、高精度等优点,已广泛应用于医疗康复、教育娱乐、家政服务、抢险救灾和公众服务等领域,在劳动密集型行业向自动化生产的转变中发挥着不可替代的作用[1]。通常,双臂服务机器人的双机械手工作区域内会有由不同物体组成的障碍空间,影响机械手执行任务的效率。因此,采用包含避障的路径规划算法有助于

收稿日期:2024-09-09 Received Date: 2024-09-09
*基金项目:甘肃省重点研发计划——工业类项目(24YFGA022)资助

节省操作时间,进而显著提高生产效率。

机器人双臂的路径规划需遵循一些评估标准(规划时间、路径长度等),且机械手必须避免与任何障碍物碰撞。为解决路径规划问题,研究人员已经开发了多种算法。常见的避障路径规划方法包括 Dijkstra 算法[2]、A* 算法[3-4]、人工势场法(artificial potential field,APF)[5-6]概率路线图(probabilistic roadmaps, PRM)算法[7-8]和快速扩展随机树搜索算法(rapidly-exploring random trees, RRT)[9-12]。

Dijkstra 算法[13]由荷兰计算机科学家狄克斯特拉于 1959 年提出。其实现方法是首先存储起点到各顶点的距离,并选择最短路径作为当前路径。文献[14]提出改进 A* 算法与动态窗口法融合的随机避障方法,优化路径规划效率。文献[15]针对人工势场的"最小陷阱"问题,提出了一种虚拟势场检测圆模型,用于预先检测此问题,并结合基于长短期记忆的强化学习算法,有效避开动态障碍物。文献[16]针对传统 APF 在路径规划中的"局部最小"和目标不可达问题,调整了重力场的方向和范围,增加了虚拟目标和评估函数。文献[17]设计了一种利用空间主轴的伪随机采样策略,设置了路点之间的距离阈值,碰撞检测采用双向增量法,优化了碰撞检测调用次数,提高了路线图的构建效率。

上述传统路径规划算法在复杂环境下计算复杂度呈指数级增长,且易陷入局部极小值。快速探索随机树 RRT 算法[18]由 Lavalle 等[19]于 1998 年提出,为算法研究奠定了基础。作为常用的路径规划算法之一,RRT 能够在多维空间中高效规划路径,特别适用于存在大量静态和动态障碍物的环境。通过随机采样生成树形结构,RRT 能快速探索可行路径并避开障碍物,广泛应用于机械臂的路径规划。

由于 RRT 算法随机搜索的特性,使生成的路径无法达到最优。为此,研究人员提出了多种改进方案。文献[20]在配置空间中引入了第 3 节点并扩展至 4 棵树,以加快生成树的探索速度。文献[21]提出基于三角不等式的双向 RRT(rapidly-exploring random trees-connect,RRT-C)算法,结果表明该算法使路径长度减少了 16%。文献[22]将 RRT 算法与动态步长、Dijkstra 算法和多种平滑策略相结合,改善路径质量,但计算量变大。文献[23]根据椭球子集采样的 RRT-C 算法,通过结合目标偏执采样,提升路径质量。上述算法虽然提升了路径质量,但算法迭代缓慢,规划时间未显著提升。目前的路径规划算法研究尚未达到最优和实时避障路径质量规划的要求。

因此,基于 RRT 算法在高纬度空间中的优势,应用于双臂规划路径的可行解搜索。但 RRT 算法在双臂规划中常存在的扩展无导向性、搜索效率低和避障能力差等问题,导致双臂规划的路径无法达到最优。为解决上述问题,提出了一种基于改进 RRT 的双臂路径规划算法(RRT-connect random artificial stepsize, RRT-CRAS)。通过改进随机采样、固定步长以及斥力函数等策略,并引入主从协调机制规划双臂路径。经过 MATLAB 仿真和真实实验平台多次实验验证改进的算法性能,并与其他算法进行对比分析。验证服务机器人双臂末端轨迹是否达到全局最优和路径质量达到规划要求,提高双臂服务机器人双臂运动轨迹的安全性和可行性。

## 1　传统 RRT 算法及改进算法

### 1.1　传统 RRT 算法

RRT 算法凭借其快速、高效和良好的鲁棒性,及其在高维空间中随机采样搜索的特性,成为一种极为实用的路径规划算法。其灵活的随机采样机制,为解决高维空间中的搜索难题提供了可靠方案,是实现多机械臂协作与高效路径优化的理想选择。RRT 算法示意图如图 1 所示。

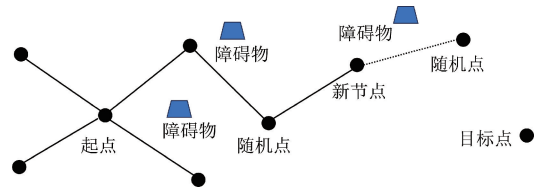



图 1　RRT 算法

Fig. 1　Schematic of the RRT algorithm

算法伪代码如算法 1 所示。

**算法 1: RRT 算法**

输入:　$q_{source}$;$q_{goal}$;stepsize;threshold

输出:　time;pathlength;RRTree;

1: Initiate parameters;

2: **For** $i \leftarrow 1$ to $k$ do

3: 　$q_{rand} \leftarrow$ sample( );

4: 　$q_{near} \leftarrow$ closestNode(RRTree,$q_{rand}$);

5: 　$q_{new} \leftarrow$newpoint($q_{near}$,$q_{rand}$);

6: 　distancecost(RRTree,sample);

7: 　return true;

8: 　$q_{new} \leftarrow q_{near}$ + stepsize * movingvec;

9: 　**if** $//q_{new} - q_{goal}//<$ threshold

10: 　RRTree. addnode($q_{new}$);

11: 　return false;

12: **end for**

算法基本步骤如下：

1)初始化相关变量和参数；

2)从起点 $q_{source}$ 随机生成新随机点 $q_{rand}$；

3)计算与 $q_{rand}$ 最近的点 $q_{near}$；

4)沿 $q_{near}$ 向 $q_{rand}$ 的方向以固定的步长生成新节点 $q_{new}$；

5)进行碰撞检测，若碰撞取消 $q_{new}$ 并重复 2)~4)；否则将 $q_{new}$ 添加到树中；

6)判断 $q_{new}$ 是否到达终点，若是则找到了无碰撞路径，停止搜索；否则重复 2)~5)，直到达到最大迭代次数，输出结果。

### 1.2 相关改进算法

1)双向 RRT 算法

RRT 算法中随机采样的不确定性，导致搜寻到的路径质量较差且效率低。因此采用双向 RRT 算法，并引入目标概率以提升搜索质量和时间，RRT-C 算法示意图如图 2 所示。

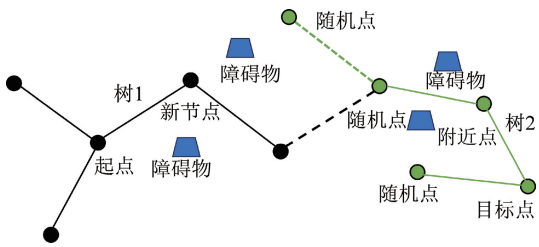



图 2 双向 RRT

Fig. 2 Diagram of the bidirectional RRT

算法基本步骤如下：

(1)定义并初始化相关变量和参数；

(2)起始阶段树内包含两个节点——起点 $q_{source}$ 和终点 $q_{goal}$，从这两个点分别向空间随机生成 $q_{rand}$；

(3)计算两棵树中离 $q_{rand}$ 最近的点 $q_{near}$；

(4)以固定的步长沿 $q_{near}$ 至 $q_{rand}$ 的方向生成新节点 $q_{new}$；

(5)进行碰撞检测，若碰撞取消该节点并重复前述步骤；否则将 $q_{new}$ 添加至各自树中；

(6)检查 $q_{new}$ 是否在预设阈值内，若是则找到路径并结束搜索；否则继续重复(2)~(5)，直至达到最大迭代次数，输出搜索结果。

2)人工势场

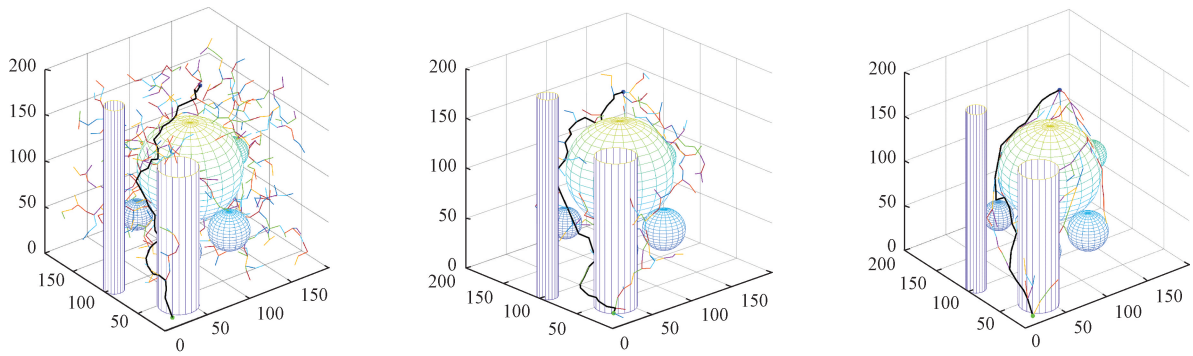
RRT 以及 RRT-C 算法在路径规划领域虽有一定效果，但其效率和精度仍有提升空间。为此，研究者们优化了随机采样策略，并保留一定的随机性维持算法的探索能力。部分研究人员引入 APF，通过在障碍物周围构建斥力场和目标点周围构建引力场，利用合力引导节点的生长方向，提升路径规划的质量与效率。APF 的引力和斥力函数式如下：

$$F_{att} = k_g \frac{q_{new} - q_{goal}}{\| q_{new} - q_{goal} \|} \tag{1}$$

$$F_{rep1} = k_r \left( \frac{q_{new} - O_{center}}{\| q_{new} - O_{center} \|} \right) \tag{2}$$

式中：$F_{att}$ 是引力函数；$q_{new}$ 是新节点；$k_g$ 是引力系数；$F_{rep1}$ 是斥力函数；$k_r$ 是斥力系数；$O_{center}$ 是障碍物中心点。

由上述可知，部分研究人员在 RRT-C 的基础上引入了 APF 方法，提出了双向人工势场 RRT 算法(RRT-connect-APF，RRT-CA)。该算法通过结合人工势场与双向采样策略，优化采样的方向性，从而有效提高路径搜索的效率。




(a) RRT算法

(a) RRT algorithm

(b) RRT-C算法

(b) RRT-C algorithm

(c) RRT-CA算法

(c) RRT-CA algorithm

图 3 3 种算法在相同环境下的性能

Fig. 3 Performance of the three algorithms in the same environment

## 2 RRT-CRAS 路径规划算法

### 2.1 RRT-CRAS 算法

传统 RRT 算法的主要缺陷是其在整个空间内的随机探索，并没有考虑路径成本。通过改进随机采样策略、调整步长规律以及引入人工势场等方法，针对 RRT 算法的效率和采样盲目性等问题提出解决方案。本文具体步骤如下：

1)随机采样改进。传统 RRT 算法存在大量盲目搜索，降低收敛速度并占用大量算力。为了解决此问题，本

文通过高概率目标偏向策略[24]和父节点连线策略,随机进行采样,从而引导随机树以更高概率朝目标方向搜索。

随机采样改进示意图如图 4 所示,初始阶段,两棵树沿着起始点和目标点的连线随机采样。随后,沿着两棵树各自父节点之间的连线采样,这种改进使得 RRT 算法的随机采样更具方向性和目标性,从而提升路径质量,优化路径搜索过程。

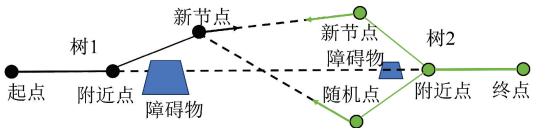



图 4　随机采样改进

Fig. 4　Diagram of random sampling improvement

采样方向由式(3)推导。

$$\text{Sample}=\begin{cases}\text{RRT2(end)}+\delta(\text{RRT1(end)}-\text{RRT2(1)}), & 0<\delta<P\\ \text{goal}, & P\leqslant\delta\leqslant 1\end{cases}\tag{3}$$

式中:RRT1(end)是第 1 棵树最新的父节点;RRT2(1)是第 2 棵树的第 1 个父节点;RRT2(end)是第 2 棵树最新的父节点;$\delta$ 是随机概率值。

2)角度自适应步长。为提高对复杂环境的搜索能力,根据最近节点 $q_{near}$ 和随机点 $q_{rand}$ 之间与最近节点 $q_{near}$ 和目标点 $q_{goal}$ 之间的夹角角度 $\alpha$ 选择步长如式(4)所示:

$$\alpha=\arccos\frac{(q_{near}-q_{rand})\times(q_{goal}-q_{near})}{\|q_{near}-q_{rand}\|\cdot\|q_{goal}-q_{near}\|}\times\frac{180^\circ}{\pi}\tag{4}$$

根据式(4)中 $\alpha$ 可得式(5)。

$$S=\begin{cases}\text{stepsize}\times\mu, & \alpha\leqslant 60^\circ\\ \text{stepsize}\times(2-\mu), & \alpha>60^\circ\end{cases}\tag{5}$$

通过变步长结合偏转角 $\theta$、$\gamma$(如图 5 所示)决定新的节点位置。$\theta$ 是 $x$-$y$ 平面上的方向角,为最近节点到目标点在水平面上的偏转角度;$\gamma$ 是垂直于水平面上的方向角,表示最近节点到目标点在竖直方向上的偏转角度。最终,新节点 $q_{new}$ 的结果如式(9)所示。

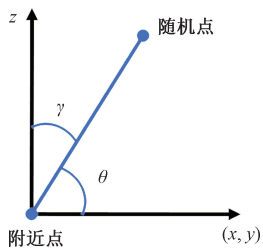



图 5　最近节点到目标的方向角

Fig. 5　Direction angle from nearest node to target

$$x=q_{near}(1)+S\times\cos(\theta)\times\sin(\gamma)\tag{6}$$

$$y=q_{near}(2)+S\times\sin(\theta)\times\sin(\gamma)\tag{7}$$

$$z=q_{near}(3)+S\cos(\gamma)\tag{8}$$

$$q_{new}=[x,y,z]\tag{9}$$

3)改进 APF 目标函数。为 2 棵随机树的父节点引入引力势场,以明确采样方向。2 棵树的父节点充当引力目标,设定新节点位置分别为 $q_{new1}$ 和 $q_{new2}$,两个新节点互为目标点,产生的引力 $F_{att}$,可以定义为:

$$F_{att}=k_g\frac{q_{new2}-q_{new1}}{\|q_{new2}-q_{new1}\|}\tag{10}$$

改进随机采样并引入人工势场法时,双臂顺利绕过相同或相近大小的障碍物抵达目标点。但在大型障碍物或狭窄空间中,机器人常避障失败。为此,改进了斥力场函数,令其同时考虑障碍物和目标点对当前点的斥力作用,如图 6 所示。

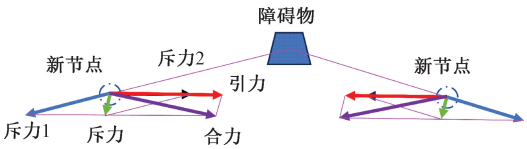



图 6　改进斥力场

Fig. 6　Improved repulsive force field

通过将斥力场函数分为两部分:由障碍物指向机器人 $F_{rep1}$ 和由机器人指向目标点 $F_{rep2}$,斥力大小由机器人与障碍物及目标点之间距离共同决定。上述确保双臂在大型或多障碍物的狭窄空间顺利避障,且快速抵达目标点。

$$F_{rep}=F_{rep1}+F_{rep2}\tag{11}$$

其中:

$$F_{rep2}=k_r\left(\frac{q_{new}-q_{goal}}{\|q_{new}-q_{goal}\|}\right)\tag{12}$$

式中:$O_{center}$ 为障碍物中心位置;$k_r$ 为斥力势场正比例增益系数。将合斥力和引力求和得到机器人的受力 $F$。

$$F=F_{att}+F_{rep}\tag{13}$$

最后新节点

$$q_{new}=q_{new}+F\tag{14}$$

4)路径平滑。传统 RRT 算法生成大量的冗余节点,降低搜索效率,尽管改进后的算法有所提升,但冗余问题依然存在。为了实现路径最优化需去除冗余节点。首先,对路径节点进行筛选,逐步保留能直线连接且不碰到障碍物的节点,如图 7 所示,形成优化路径 Apath。接着,计算 Apath 的直线距离 directcost,评估路径长度。最后,删除重复节点,确保路径无冗余,实现优化。

在以上基础上,通过 3 次 B 样条曲线平滑路径。使机械臂末端的运动过程更加顺畅、稳定,无抖动现象。B 样条曲线的函数表达式如式(15)所示。

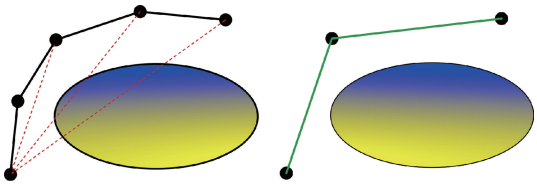


图 7 删除冗余点

Fig. 7 Removing redundant points

$$B(u) = \sum_{i=0}^{n} N_{i,p}(u) P_i \tag{15}$$

式中：$u \in (0,1)$；$P_i$ 是第 $i$ 个控制点，总控制点 $n+1$ 个；$N_{i,p}(u)$ 为控制点 $P_i$ 所对应的 $p$ 次 B 样条基函数，表达式如式(16)所示。

$$N_{i,p}(u) = \frac{1}{p!} \sum_{j=0}^{p-i} (-1)^j \times C_{n+1}^{j} \times (t-i-j+n)^p \tag{16}$$

采用 3 次 B 样条曲线进行平滑，即 $p=3$。

### 2.2 RRT-CRAS 算法实现流程

通过改进 RRT 算法的随机采样、步长设置、添加人工势场及最终优化得到 RRT-CRAS 算法，在该算法中，输入参数包括起点、终点、固定步长和阈值组成，即 $q_{source}$、$q_{goal}$、stepsize 和 threshold，输出是优化路径和时间。

首先，应用改进的采样方法对点 $q_{rand}$ 进行采样，找到父节点附近的点 $q_{near}$(第 2~3 行)，并在 $q_{near}$ 至 $q_{rand}$ 的方向上，根据可变步长 $S$(第 7 行)，利用改进的人工势场使 2 棵树各自生成的新节点 $q_{new}$(第 6~10 行)。若 $q_{new}$ 通过障碍物检测，则将其添加至树中。如果 $q_{new1}$ 和 $q_{new2}$ 之间的距离小于步长阈值，则连接 2 棵树并终止循环(第 12~13 行)。最后，删除冗余节点，并通过 B 样条曲线平滑路径，输出最终路径 Path(第 15~18 行)。具体如算法 2 所示。

**算法 2：RRT-CRAS 算法**

**输入**：$q_{source}$；$q_{goal}$；stepsize；threshold

**输出**：time；Path

1：Initiate parameters；

2：**for** $k$=1 to $k$

3：$q_{rand}$ = *Sample*(RRTree2(end, 1:3) + rand(1, 3). × (RRTree1(end, 1:3) - RRTree2(1, 1:3)))；

4：$q_{near}$ ← closest*Node*(RRtree, $q_{rand}$)；

5：$q_{new1}$ ←newpoint1($q_{near}$, $q_{rand}$)；

6：**if** $\alpha$ <= pi/6

7：$S$=stepsize ×$\mu$；$S$=stepsize × (2-$\mu$)；

8：**for** $i$=1 to size(RRTree1, 1)

9：$F=F_g+F_r$

10：$q_{new}$ = $q_{new}$ + F；

11：$q_{new2}$ ←newpoint2($q_{near}$, $q_{rand}$)；

12：**if** distance($q_{new1}$, $q_{new2}$) < threshold, then

13：return path(RRtree1, RRtree2)

14：**end if**

15：path optimization

16：return path optimization

17：Path(RRtree1, RRtree2)

18：**end for**

## 3 路径规划实验结果与分析

### 3.1 RRT-CRAS 算法计算机仿真实验分析

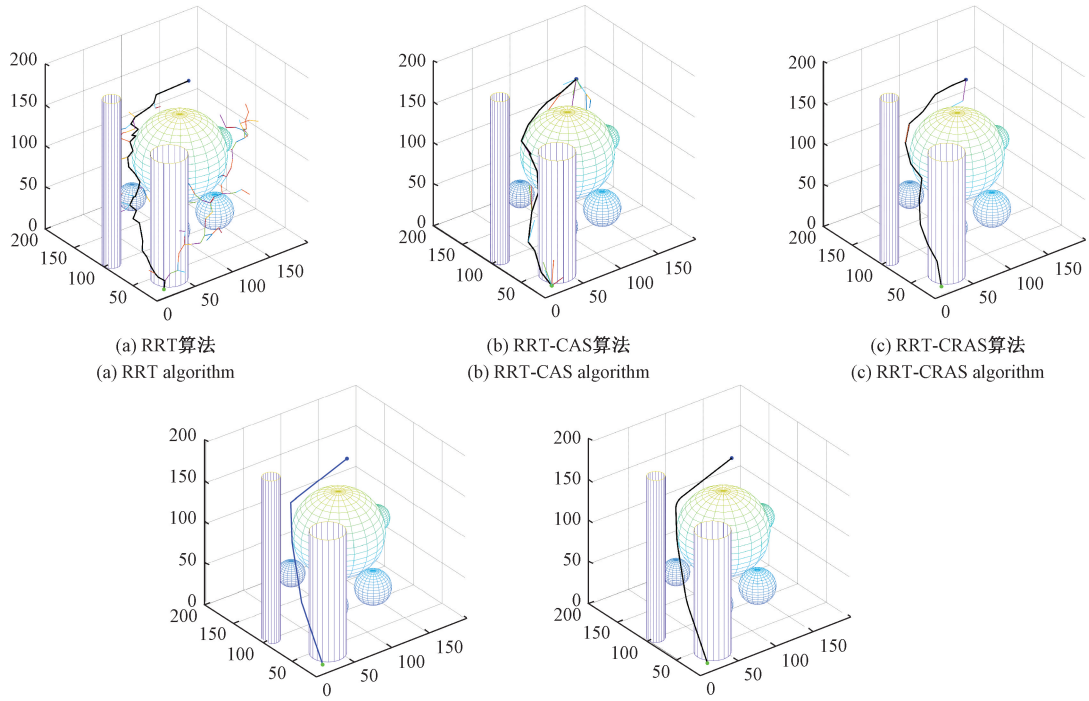
首先，在一个包含障碍物的三维空间中测试，以检验本文算法在实际中的效果。仿真使用 MATLAB 2022b 软件，并搭载 Intel (R) Core (TM) i7-12700 H CPU 的硬件平台上运行。参考频率为 2.70 GHz，内存容量为 16 G。仿真初始条件为：起点坐标[10, 10, 10]，终点坐标[150,150,150]，初始步长 $s$ = 10 mm，引力系数 $k_g$ = 15，斥力系数 $k_r$ = 0.002，本文中引力和斥力系数是基于实验测量和经验拟合得出的。

为验证算法可行性，将 5 个不同规格的球体和 2 个圆柱体模拟为三维空间中的障碍物。在传统 RRT 算法的基础上引入概率偏向策略作为第一实验算法进行对比。选取 RRT、RRT-C、RRT-CA、RRT-CAS 以及改进的 RRT-CRAS 这 5 种方法进行实验仿真。实验结果如图 8 所示。

如图 8(a)所示，初始 RRT 算法通过一定概率向目标点采样。图 8(b)展示了将固定步长策略改为角度变步长策略的效果。图 8(c)进一步优化随机采样，减少路径的冗余节点，提升路径质量。RRT-CRAS 算法生成的路径节点较少，搜索步长自适应调整，避免局部规划的失败，提高搜索效率。最终，通过删除冗余节点并应用 B 样条曲线平滑处理，如图 8(d)和(e)所示，使机械臂运动过程更平滑稳定，无抖动现象。

为了直观展示各算法的性能差异，分别将 5 种算法的路径、时间和迭代次数进行对比，如图 9 所示。5 种算法的平均实验数据如表 1 所示。

图 9 展示了 50 次实验结果，评估了各算法搜索时间、路径长度和迭代次数性能。相比 RRT 算法，RRT-C 算法搜索时间减少 13.8%。由于 RRT-C 算法中两棵树连接的不确定性，路径优化效果不明显。相比之 RRT-CA 通过引入了 APF，搜索时间减少 49.28%，迭代次数



(a) RRT算法
(a) RRT algorithm

(b) RRT-CAS算法
(b) RRT-CAS algorithm

(c) RRT-CRAS算法
(c) RRT-CRAS algorithm

(d) 删除冗余节点
(d) Delete redundant nodes

(e) B样条曲线平滑
(e) B-spline smoothing

图 8　改进算法性能

Fig. 8　The improved algorithm performance

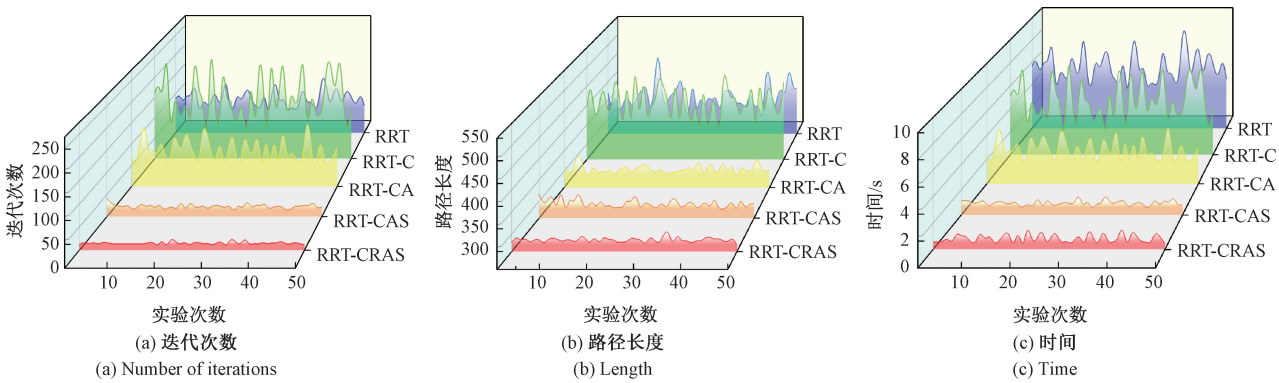



图 9　5 种算法 50 次对比

Fig. 9　Comparison of five algorithms for 50 times

**表 1　5 种算法 50 次实验平均结果**

**Table 1　Average results of 50 experiments with five algorithms**

| 算法 | 时间/s | 路径长度/mm | 迭代次数 |
|---|---|---|---|
| RRT | 5. 56 | 361. 05 | 87 |
| RRT-C | 4. 79 | 413 | 150 |
| RRT-CA | 2. 82 | 304. 8 | 86 |
| RRT-CAS | 1. 05 | 294. 56 | 24 |
| RRT-CRAS | 0. 84 | 286. 48 | 15 |

减少了 1. 15%,路径缩短了 15. 58%。RRT-CAS 搜索时间缩短 81. 12%,路径长度减少 18. 42%,迭代次数减少 72. 4%。RRT-CAS 变步长搜索策略在复杂环境下表现优于 RRT 和 RRT-CA。此外 RRT 与 RRT-CRAS 相比,RRT-CRAS 的搜索时间减少了 84. 89%,路径缩短了 20. 65%,迭代次数减少了 86. 2%。通过 B 样条曲线平滑处理,平均路径缩短至 273. 57,整体路径缩短了 24. 22%。

数据表明,RRT-CRAS 算法在复杂环境显著减少了扩展节点,更高效利用了路径点,采样过程对目标的倾向性更强,路径长度缩短,耗时减少。整体上,算法表现出更优的性能和导航效率,全局路径最优得到有效的解决。

### 3.2 双臂路径规划

1)主从规划法

主从运动路径规划,主从臂两者始终是无碰撞状态。主臂路径规划完成后,从臂通过 RRT-CRAS 算法向三维地图随机采样生成 $q_{new}$,并判断与主臂各路径点的距离 $d$,设置一个阈值 $D$(由实际机械臂决定)只有当 $d>D$ 时,将 $q_{new}$ 插入到从臂的随机树中。主从规划流程图如图 10 所示,示意图如图 11 所示。

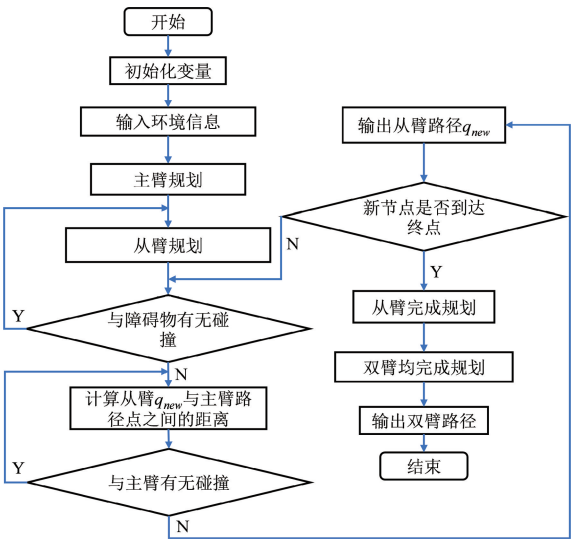



图 10 双臂规划流程

Fig. 10 Flowchart of dual-arm planning

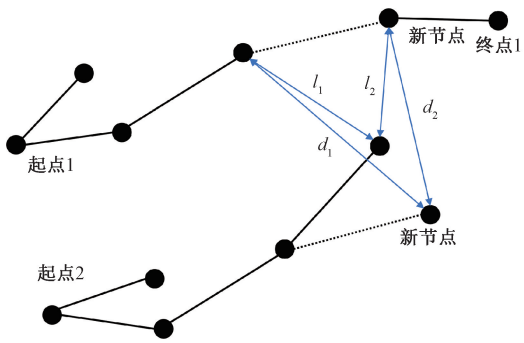



图 11 双臂路径规划

Fig. 11 Diagram of the dual-arm path planning

主从路径规划法步骤为:

(1)主臂规划无碰撞路径,并记录路径点;

(2)从臂开始路径规划,记录每次 $q_{rand}$;

(3)判断从臂是否与障碍物发生碰撞,若无碰撞则输出 $q_{rand}$。否则重复执行(2);

(4)判断从臂规划的节点与主臂的路径点之间的距离是否小于阈值 $D$,如果大于则输出 $q_{new}$,否则继续执行(2)~(3);

(5)判断 $q_{new}$ 是否到达目标点,若是,则找到路径,停止搜索;否则继续重复(2)~(5),直到达到最大迭代次数,输出搜索结果。

这种判定方式在一定程度上可以避免主从双臂路径交叉生长,使用改进 RRT-CRAS 算法进行规划,现将半径为 66 mm 相同大小的 4 个球体模拟为三维空间中的障碍物。双臂路径规划仿真如图 12 所示。

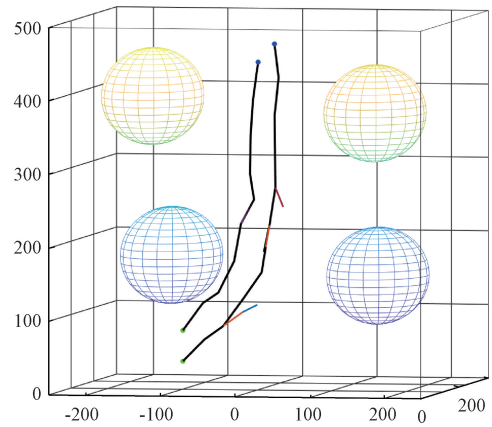



图 12 双臂路径规划仿真

Fig. 12 Dual-arm path planning simulation

2)双机械臂运动仿真

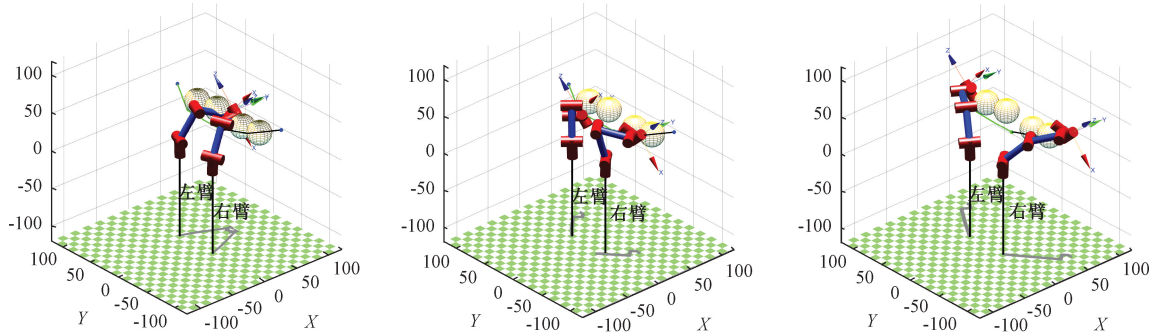
建立三维障碍环境和双机械臂模型,验证双机械臂避障路径规划的有效性。采用边界球碰撞检测模型。并设置 4 个半径为 15 mm 的静态球形障碍物,其中心位置及机械臂的运动参数如表 2 所示。

**表 2 双机械臂运动参数**

**Table 2 Dual robotic arm motion parameters**

| 对象 | 运动参数 |
|---|---|
| 主副机械臂起点 | (40,0,20) |
| 主副机械臂终点 | (50,90,42)、(55,-88,50) |
| 主臂初始位置关节角/(°) | (-24,-121,-79,-47,-130,-147) |
| 从臂初始位置关节角/(°) | (-156,-146,81,-135,130,148) |
| 障碍物 | (50,-25,31.5)、(50,55,33.5)<br>(50,20,37)、(50,-55,35) |

障碍物被放置在双机械臂向目标点移动的路径上。图 13 展示了双机械臂末端运动轨迹,包括起点、运动过程和终点位置,其中绿色和黑分别代表主从机械臂末端的避障轨迹。双机械臂在周围环境下均采用 RRT-CRAS 算法。图 13(a)显示了双机械臂的初始位置,图 13(b)显示了避障运动过程,两者均未接触障碍物。图 13(c)




(a) 初始位置　(b) 避障过程　(c) 终点位置

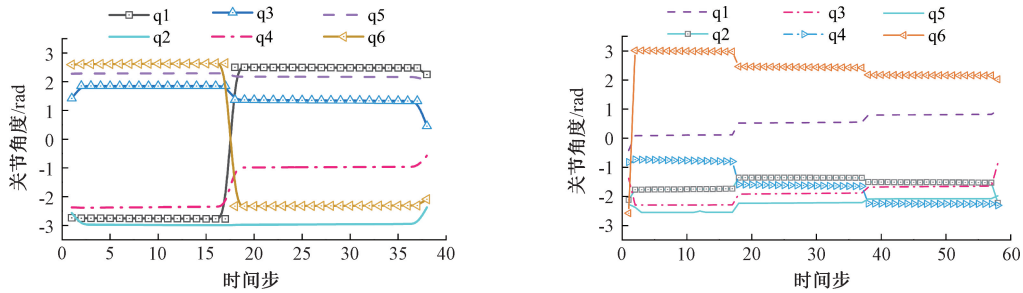
(a) Initial position　(b) Obstacle avoidance position　(c) End position

图 13　双机械臂末端轨迹

Fig. 13　Diagram of the end trajectory of dual robotic arms

所示为双机械臂到终点位置。结果表明,双机械臂成功避障,且通过 B 样条曲线使得路径相对平滑。

图 14 展示了双机械臂关节角度的变化,横坐标时间步表示采样间隔。右侧主臂避障过程较复杂但完成度较高,如图 14(a)所示,运动中间关节角度波动较大,但整体轨迹平稳,顺利到达目标。左侧从臂如图 14(b)所示,遵循主臂的避障要求,关节角度变化保持稳定,最终也顺利到达目标。




(a) 主臂(右)关节角　(b) 从臂(左)关节角

(a) Mair arm (right) joint angle　(b) Slave arm (left) joint angle

图 14　双臂关节角变化

Fig. 14　Diagram of the variation of joint angles of double arms

### 3.3　实物双臂机器人的实现

为了验证本文提出的 RRT-CRAS 算法在实际应用中的路径规划能力,将该算法移植到艾力特协作机器人平台。实验中使用的机器人是两台艾力特 EC66 机器人,图中障碍物为 4 个网球,通过细绳将其固定在支架上。机器人如图 15 所示,硬件配置包括双机械臂以及配套的控制箱和控制主机。对障碍物进行标定,规划双臂末端的运动路径。

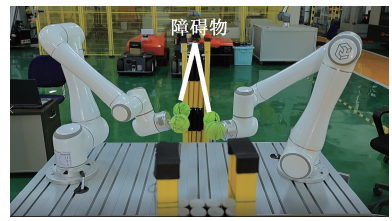



图 15　实验平台

Fig. 15　Experimental platform

利用 VSCode 编辑器以及艾力特机器人开发的相应插件 EliteScript_LUA 和 EliteScript_JBI,可以将 MATLAB 规划的路径转换为机器人运行程序,并将相应的文件传输至远端设备。

设图中障碍物为 4 个网球,通过细绳将其固定在支架上。设机械臂末端左侧起点坐标为(-150.2,132,44.62),终点为(-213,96.8,443.5);右侧起点坐标为(157.2,127.5,33),终点为(220,103.6,450.4)双机械臂路径规划实验过程如图 16 所示,运动路线仿真如图 17 所示,演示了机械臂的全运动过程。结果表明,在双臂机器人运动过程中,改进后的算法能够避免双臂在空间中对障碍物碰撞,证明了该算法的有效性和优越性。

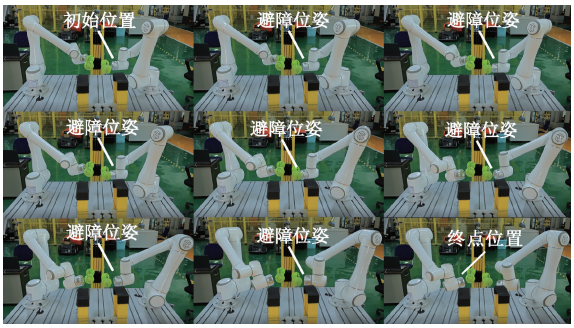



图 16 双机械臂运动过程

Fig. 16 Motion process of double robotic arm

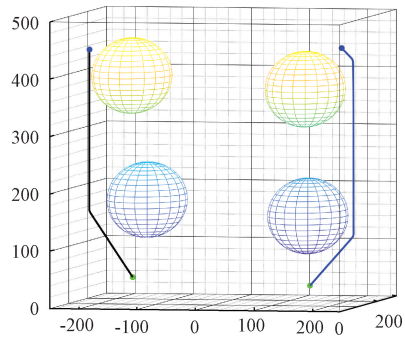



图 17 双机械臂运动路线仿真

Fig. 17 Simulation of the double robotic arm movement route

## 4 结 论

针对传统 RRT 算法效率低、采样随机性强及路径质量差等问题,结合双臂服务机器人的运动特性,提出一种基于直线采样角度选择的双向势场概率步长 RRT 双臂路径规划方法。利用改进的直线采样方法和人工势场法优化局部路径,采用目标偏差角和随机值作为步长搜索策略,平衡算法的随机性和盲目性。

通过分析算法性能发现,RRT-CRAS 算法的搜索时间较 RRT、RRT-CA 和 RRT-CAS 分别减少了 84.89%、35.61%和 20%。路径长度分别减少了 20.65%、6.01%和 2.74%。此外,RRT-CA、RRT-CAS 和 RRT-CRAS 算法的搜索时间较原始算法分别减少了 49.28%、81.12%和 84.89%,路径长度分别减少了 15.58%、18.42%和 20.65%。最终平滑路径,长度减少了 24.23%。

几种算法对比,RRT-CRAS 算法在路径规划和搜索时间上比原始及其他算法更具优势。通过仿真和实物实验进行验证,成功避障后,双机械臂顺利到达目标位置,且轨迹平稳。

## 参考文献

[1] LEE I. Service robots: A systematic literature review[J]. Electronics, 2021, 10(21): 2658.

[2] AMMAR A, BENNACEUR H, CHÂARI I, et al. Relaxed Dijkstra and A* with linear complexity for robot path planning problems in large-scale grid environments[J]. Soft Computing, 2016, 20(10): 4149-4171.

[3] SUN Y H, FANG M, SU Y X. AGV path planning based on improved Dijkstra algorithm[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1746(1): 012052.

[4] 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. A fire escape path planning method incorporating LSTM and improved A* algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(4): 69-79.

[5] TANG G, TANG C Q, CLARAMUNT C, et al. Geometric A-star algorithm: An improved A-star algorithm for AGV path planning in a port environment[J]. IEEE Access, 2021, 9: 59196-59210.

[6] 倪璇, 时培成, 张荣芸, 等. 基于改进人工势场算法的智能车路径规划方法[J]. 机械设计, 2024, 41(10): 67-74.
NI X, SHI P CH, ZHANG R Y, et al. Intelligent vehicle path planning method based on improved artificial potential field algorithm[J]. Journal of Machine Design, 2024, 41(10): 67-74.

[7] SZCZEPANSKI R, BEREIT A, TARCZEWSKI T. Efficient local path planning algorithm using artificial potential field supported by augmented reality[J]. Energies, 2021, 14(20): 6642.

[8] KAVRAKI L E, SVESTKA P. Probabilistic roadmaps for path planning in high-dimensional configuration spaces[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1996, 12(4): 566-580.

[9] 谢春圆, 王欣, 吴迪, 等. 复杂环境下的改进 RRT 算法路径规划[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(2): 131-138.
XIE CH Y, WANG X, WU D, et al. Improved RRT algorithm for path planning in complex environments[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(2): 131-138.

[10] 陈秋莲, 蒋环宇, 郑以君. 机器人路径规划的快速扩展随机树算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(16): 10-17.
CHEN Q L, JIANG H Y, ZHENG Y J. Summary of rapidly-exploring random tree algorithm in robot path planning[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(16): 10-17.

[11] 王萍, 潘树国, 蔚保国, 等. 基于 RSS_GN RRT 算法的狭长空间路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(1): 72-85.
WANG P, PAN SH G, WEI B G, et al. Narrow space path planning based on RSS_GN RRT algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(1): 72-85.

[12] 骆海涛, 孙嘉泽, 高鹏宇, 等. 基于改进 RRT*算法的智能轮椅全局路径规划研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(10): 303-313.
LUO H T, SUN J Z, GAO P Y, et al. Study on global path planning of intelligent wheelchair based on improved RRT* algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10): 303-313.

[13] AMALIAH B, FATICHAH C, RIPTIANINGDYAH O. Finding the shortest paths among cities in Java Island using node combination based on Dijkstra algorithm[J]. International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems, 2016, 9(4): 2219-2236.

[14] 迟旭, 李花, 费继友. 基于改进 A*算法与动态窗口法融合的机器人随机避障方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 132-140.
CHI X, LI H, FEI J Y. Research on random obstacle avoidance method for robots based on the fusion of improved A* algorithm and dynamic window method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(3): 132-140.

[15] LUO J, WANG ZH X, PAN K. Reliable path planning algorithm based on improved artificial potential field method[J]. IEEE Access, 2022, 10: 108276-108284.

[16] YANG W L, WU P, ZHOU X Q, et al. Improved artificial potential field and dynamic window method for amphibious robot fish path planning[J]. Applied Sciences, 2021, 11(5): 2114.

[17] LI Q Q, XU Y Q, BU SH Q, et al. Smart vehicle path planning based on modified PRM algorithm[J]. Sensors, 2022, 22(17): 6581.

[18] LAVALLE S M, KUFFNER J J. Rapidly-exploring random trees: Progress and prospects[J]. Algorithmic and Computational Robotics, 2001: 303-307.

[19] LAVALLE S M. Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning[J]. Research Report, 1998.

[20] CHEN J G, ZHAO Y, XU X. Improved RRT-connect based path planning algorithm for mobile robots[J]. IEEE Access, 2021, 9: 145988-145999.

[21] KANG J G, LIM D W, CHOI Y S, et al. Improved RRT-connect algorithm based on triangular inequality for robot path planning[J]. Sensors, 2021, 21(2): 333.

[22] 施成龙, 行鸿彦, 王水璋, 等. 融合三步平滑与改进 RRT 算法的无人机路径规划[J]. 电子测量技术, 2023, 46(23): 43-49.
SHI CH L, XING H Y, WANG SH ZH, et al. UAV path planning by combining three-step smoothing and improved RRT algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(23): 43-49.

[23] 游达章, 杨智杰, 张业鹏. 基于改进 RRT-Connect 算法的机械臂运动规划[J]. 电子测量技术, 2023, 46(8): 112-119.
YOU D ZH, YANG ZH J, ZHANG Y P. Robotic arm motion planning based on improved RT-Connect algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(8): 112-119.

[24] 刘小松, 康磊, 单泽彪, 等. 基于双向目标偏置 APF-informed-RRT 算法的机械臂路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(6): 75-83.
LIU X S, KANG L, SHAN Z B, et al. Robotic arm path planning based on two-way target bias APF-informed-RRT algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(6): 75-83.

## 作者简介

**郭俊锋**,2002 年于甘肃工业大学获得学士学位,2005 年于兰州理工大学获工学硕士学位,2008 年于西北工业大学获博士学位,现为兰州理工大学教授、硕士生导师,主要研究方向为现代测试与故障诊断、智能机器人和智能成套装备。

E-mail:junf_guo@163.com

**Guo Junfeng** received his B.Sc. degree from Gansu University of Technology in 2002, M.Sc. degree in engineering

from Lanzhou University of Technology in 2005, and Ph. D. degree from Northwestern Polytechnical University in 2008. He is currently a professor and a master advisor at Lanzhou University of Technology, with his main research interests in modern testing and troubleshooting, intelligent robotics, and intelligent complete sets of equipment.

**袁俊平**(通信作者),2016 年于兰州工业学院获得学士学位,现就读于兰州理工大学机械工程研究生,主要研究方向为机械臂、机器人算法。

E-mail:1873511753@qq.com

**Yuan Junping** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Lanzhou Institute of Technology in 2016. He is currently pursuing his M. Sc. degree in Mechanical Engineering at Lanzhou University of Technology. His main research interests include robotic arms and robotic algorithms.

**朱红霞**,2022 年于天水师范学院获得学士学位,现就读于兰州理工大学机械工程研究生,主要研究方向为人机交互、机器人算法。

E-mail:3213594985@qq.com

**Zhu Hongxia** received her B. Sc. degree from Tianshui Normal University in 2022. She is currently pursuing her master degree in Mechanical Engineering at Lanzhou University of Technology. Her main research interests include human-computer interaction and robot algorithms.