

引用格式:郑泽斌,郑书河,翁武雄,等.基于改进 Informed RRT\* 算法的大棚采摘机械臂路径规划[J].福建农林大学学报(自然科学版), 2025,54(2):279-288.

ZHENG Z B, ZHENG S H, WENG W X, et al. Path planning of a robotic arm for greenhouse picking based on improved Informed RRT\* algorithm [J]. Journal of Fujian Agriculture and Forestry University (Natural Science Edition), 2025,54(2):279-288.

# 基于改进 Informed RRT\* 算法的大棚 采摘机械臂路径规划

郑泽斌<sup>1,2</sup>, 郑书河<sup>1,2</sup>, 翁武雄<sup>1,2</sup>, 林添良<sup>3</sup>, 郭雷<sup>1,2</sup>

(1.福建农林大学机电工程学院,福建福州 350002;2.福建省现代农业装备高校工程研究中心,  
福建福州 350002;3.福建省移动机械绿色智能驱动与传动重点实验室,福建厦门 361000)

**摘要:**【目的】提出一种机械臂路径规划算法,以解决多自由度机械臂在大棚采摘作业中路径规划速度慢、路径成本高等问题,为采摘机械臂高效作业提供依据。【方法】基于 Informed RRT\* 机械臂路径规划算法,引入自适应目标偏置策略,结合贪婪思想的双向非优化路径搜索方式,增加动态概率节点拒绝策略。提出一种动态拒绝的知情 RRT\* 贪婪连接算法(dynamic rejection informed RRT\* greedy connect algorithm, DR-IRRT\* -GC),并通过 Matlab 多障碍物场景、ROS(机器人操作系统,robot operating system)机械臂场景的仿真对比试验进行验证。【结果】DR-IRRT\* -GC 算法在路径规划的过程中具有运行速度快、路径成本低、路径规划成功率高等优势。与 Informed RRT\* 算法相比,DR-IRRT\* -GC 算法在首次路径搜索用时上缩短了 97.36%,路径规划成功率提高了 283.33%。【结论】DR-IRRT\* -GC 算法具有较强的实用性。

**关键词:** 采摘机械臂; 路径规划; 改进 Informed RRT\* 算法; 贪婪思想; 动态概率

**中图分类号:** S23; TP241

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1671-5470(2025)02-0279-10

**DOI:** 10.13323/j.cnki.j.fafu(nat.sci.).202408033



开放科学(资源服务)  
标识码(OSID)

## Path planning of a robotic arm for greenhouse picking based on improved Informed RRT\* algorithm

ZHENG Zebin<sup>1,2</sup>, ZHENG Shuhe<sup>1,2</sup>, WENG Wuxiong<sup>1,2</sup>, LIN Tianliang<sup>3</sup>, GUO Lei<sup>1,2</sup>

(1.College of Mechanical and Electrical Engineering, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou, Fujian 350002, China;

2.Fujian University Engineering Research Center for Modern Agricultural Equipment, Fuzhou, Fujian 350002, China; 3.Fujian

Key Laboratory of Green Intelligent Drive and Transmission for Mobile Machinery, Xiamen, Fujian 361000, China)

**Abstract:**【Objective】A robotic arm path planning algorithm was proposed to address issues such as slow path planning speed and high path cost for multi-degree-of-freedom robotic arms in greenhouse picking tasks, to provide basis for the efficient operation of picking robots.【Method】Based on the Informed RRT\* robotic arm path planning algorithm, an adaptive target bias strategy was introduced, combined with a bidirectional unoptimizable path search method in combination with greedy principle, along with a dynamic probability node rejection strategy. A dynamic rejection informed RRT\* greedy connect algorithm (DR-IRRT\* -GC) was proposed. The approach was validated through comparative simulations in Matlab multi-obstacle scenarios and robotic arm scenarios in robot operating system (ROS).【Result】DR-IRRT\* -GC algorithm demonstrated advantages in path planning process with faster operating speed, lower path cost, and higher success rate in path planning in simulation test. Compared with the Informed RRT\* algorithm, the DR-IRRT\* -GC algorithm cut down the time for the initial path search by 97.36%, and achieved higher success rate in path planning by 283.33%.【Conclusion】The DR-IRRT\* -GC algorithm demonstrates strong practicality.

收稿日期:2024-08-27 修回日期:2024-10-12

基金项目:福建省科技厅引导性项目(2022N0009);福建省移动机械绿色智能驱动与传动重点实验室开放基金课题项目(GIDT-2023XX);福建农林大学茶全产业链创新与服务体系建设项目(K1520005A05)。

通信作者:郭雷(1980—),男,讲师。研究方向:人工智能算法应用、机电一体化控制。Email:leiguocn@qq.com。

**Key words:** picking robotic arm; path planning; improved Informed RRT\* algorithm; greedy thinking; dynamical probability

采摘机械臂是采摘机器人的关键组成部分,也是采摘机器人研究的重点之一<sup>[1]</sup>。其中,机械臂的路径规划技术在大棚采摘作业中至关重要,具体是指机械臂末端从起始位置移动到目标位置的过程中,避免与叶子、枝条、非目标果实等障碍物发生碰撞<sup>[2]</sup>。基于采样的路径规划算法能够在高维空间内有效减少计算量,非常适合用于多自由度机械臂的路径规划。

快速扩展随机树(rapidly-exploring random trees, RRT)算法<sup>[3]</sup>是一种具有代表性的基于随机采样的算法。该算法通过构建一棵随机树,在目标空间内进行全局随机采样以扩展树,直到找到连接目标点的路径。然而,传统的 RRT 算法存在路径规划速度慢、路径质量低等局限性,限制了其广泛使用。近年来,国内外学者针对基于 RRT 的路径规划进行了大量研究,并取得了一定成果。

RRT-Connect 算法使用双向搜索策略,在初始状态和目标状态分别生成随机树并交替扩展,显著提高了路径搜索速度<sup>[4]</sup>。然而,该算法路径成本高、质量差,不适合直接用于机械臂的路径规划。RRT\* 算法通过增加重选父节点和重新布线操作,实现路径的渐进优化,但增加了搜索时间<sup>[5]</sup>。RRT\*-Connect 算法结合 RRT\* 的渐进优化性和 RRT-Connect 算法的双向搜索策略,但未能完全解决算法运行效率低的问题<sup>[6]</sup>。Informed RRT\* 算法在更优路径的子集中进行采样,提高了采样效率,加快了渐进优化速度,但全局采样导致冗余节点多,影响算法运行速度<sup>[7]</sup>。Informed RRT\*-Connect 算法优化了 RRT\*-Connect 算法的采样效率与迭代次数,但椭圆采样中的均匀采样仍然产生冗余节点<sup>[8]</sup>。张勤等<sup>[9]</sup>提出一种柯西目标引力双向 RRT\* 算法,通过柯西分布进行启发式采样,引入目标引力和节点拒绝策略以提高算法效率,但生成的路径较为曲折,需要平滑处理。Ye et al<sup>[10]</sup>将目标重力概念和自适应系数调整方法引入到 Bi-RRT 算法,提出的 AtBi-RRT 算法在荔枝采摘机器人的无碰撞路径规划中取得了良好效果。荀一等<sup>[11]</sup>提出一种结合视觉伺服的改进 RRT 算法,采用基于超椭圆引力偏置的采样方法,并结合基于平移控制器的视觉伺服控制,试验证明该算法能够提升机械臂

采摘的综合性能。

上述学者对 RRT 算法的改进策略未能同时优化路径搜索速度与路径优化效率这两个指标。在传统大棚中,由于茎间距狭窄、作物生长杂乱,环境非常复杂,因此出于经济效益的考量,路径规划需要兼顾采摘效率。本研究将路径规划分为路径搜索阶段和路径优化阶段,综合优化路径搜索速度和路径优化效率,提出了一种改进的 Informed RRT\* 机械臂路径规划算法。通过引入自适应目标偏置策略,采用结合贪婪思想的双向非优化路径搜索方式,以及动态概率节点拒绝策略,以提高大棚采摘机械臂的路径规划性能。将改进算法称为动态拒绝的知情 RRT\* 贪婪连接算法(dynamic rejection informed RRT\* greedy connect algorithm, DR-IRRT\*-GC)。

## 1 机械臂路径规划基本原理

### 1.1 路径规划定义

本研究采用文献[12]对路径规划的定义,设集合  $X \subseteq R$ ,称为运动规划状态空间,将  $X_{obs} \subset X$  的集合定义为障碍空间, $X_{free} = X \setminus X_{obs}$  合称为无障碍空间,即自由空间。在自由空间中定义  $X_{start} \in X_{free}$  为起始位置、 $X_{goal} \in X_{free}$  为目标位置。运动规划问题是在空间  $X$  中寻找一条从初始位置  $\sigma(0) = X_{start}$  开始,到达目标位置  $\sigma(1) = X_{goal}$  的无碰撞路径,将其定义为集合  $\sigma[0,1] \rightarrow X_{free}$ 。

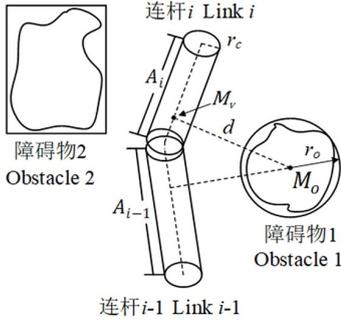
定义  $c(\sigma)$  为每条无碰撞路径映射到一个非负实数的成本函数。算法渐进优化的过程定义为:在以长轴长度为初始路径长度的椭圆空间中,通过算法迭代更新成本最低路径的过程,设最优路径成本函数为  $\sigma^*$ ,即

$$\sigma^* = \operatorname{argmin}_{\sigma \in \Sigma} \left\{ c(\sigma) \left| \begin{array}{l} \sigma(0) = X_{start}, \sigma(1) = X_{goal}, \\ \forall s \in [0,1], \sigma(s) \in X_{free} \end{array} \right. \right\} \quad (1)$$

### 1.2 碰撞检测模型

本研究中,大棚采摘机械臂具有 6 个自由度,底座固定。通过对各个关节进行碰撞检测,判断机械臂是否与障碍物发生碰撞。采用几何包络法<sup>[13]</sup>简化空间模型(图 1):对机械臂的连杆使用圆柱体包络,对空间中的球形障碍物使用球形包络,对长方形障碍物使用轴向包围盒进行包络。经过几何

包络法的处理后,机械臂的碰撞检测问题被简化为圆柱体、球体和长方体之间的碰撞检测。



*i*:机械臂的第 *i* 个连杆;  $A_i$ :机械臂第 *i* 个连杆的圆柱体中心线;  $r_c$ :圆柱体半径;  $r_o$ :球形障碍物半径;  $M_o$ :球形障碍物中心三维坐标;  $M_v$ :障碍物球心到圆柱体中心线垂足的三维坐标;  $d$ :  $M_o$  与  $M_v$  之间的距离。  
*i*:The *i*-th link of robotic arm;  $A_i$ :The central axis of cylinder corresponding to the *i*-th link of robotic arm;  $r_c$ :Radius of cylinder;  $r_o$ :Radius of spherical obstacle;  $M_o$ :3D coordinates of the center of spherical obstacle;  $M_v$ :3D coordinates of the foot of perpendicular from the spherical obstacle center to cylinder's central axis;  $d$ :Distance between  $M_o$  and  $M_v$ .

图1 碰撞检测模型

Fig.1 Collision detection model

机械臂与球形包络的空间障碍物之间的碰撞检测可以简化为计算圆柱体中心线到障碍物球心的距离问题<sup>[14]</sup>。

定义球形障碍物三维空间坐标  $M_o$  为:

$$M_o = (X_{M_o}, Y_{M_o}, Z_{M_o}) \quad (2)$$

定义圆柱体中心线到障碍物球心的垂足三维坐标  $M_v$  为:

$$M_v = (X_{M_v}, Y_{M_v}, Z_{M_v}) \quad (3)$$

机械臂与障碍物之间的距离  $d$  为:

$$d = |M_v M_o| =$$

$$\sqrt{(X_{M_v} - X_{M_o})^2 + (Y_{M_v} - Y_{M_o})^2 + (Z_{M_v} - Z_{M_o})^2} \quad (4)$$

当球形障碍物半径与圆柱体半径  $r_o$  之和大于或等于  $d$ , 视为发生了碰撞; 反之, 则认为未发生碰撞<sup>[15]</sup>, 表达形式为:

$$\begin{cases} d \leq r_c + r_o, \text{碰撞} \\ d > r_c + r_o, \text{未碰撞} \end{cases} \quad (5)$$

对于轴向包围盒的碰撞检测, 如果机械臂的线段  $A$  位于障碍物的轴向包围盒之外, 视为未发生碰撞; 反之, 则视为发生碰撞。根据障碍物的具体情况, 采用公式(2)~(5)对机械臂的路径规划进行碰撞检测。

## 2 DR-IRRT\* -GC 算法

### 2.1 自适应目标偏置策略

在每次迭代中, RRT 算法在运动规划的状态空

间中生成一个随机节点  $X_{rand}$ , 然后随机树尝试向该节点进行扩展。目标偏置策略以一定概率选择目标节点  $X_{goal}$  作为随机节点  $X_{rand}$ , 这是一种经典的启发式引导策略<sup>[16]</sup>, 能够减少全局随机节点的数量, 加快路径搜索速度。传统的目标偏置策略始终以恒定概率选择节点  $X_{goal}$  作为随机节点  $X_{rand}$ , 对规划空间的适应能力有限。在障碍物密集的规划区域内, 容易导致大量无效的碰撞检测; 而在障碍物稀疏的规划区域内, 该策略的启发引导性不足, 降低了路径搜索速度。为了解决这些问题, 本研究引入一种自适应的目标偏置策略, 其表达形式为:

$$P = \begin{cases} \lambda \times \Delta & \lambda > 0 \\ 0 & \lambda = 0 \end{cases} \quad (6)$$

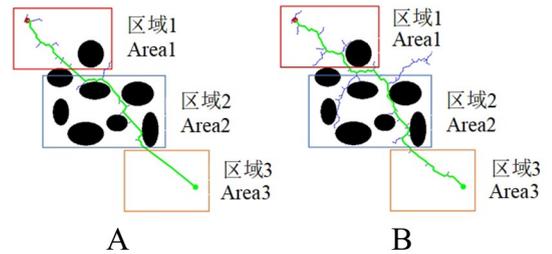
式中:  $P \in [0, 1]$ ——算法每次迭代中选取节点  $X_{goal}$  作为随机节点  $X_{rand}$  的概率;

$\lambda \geq 0$ ——碰撞检测通过的次数;

$\Delta$ ——概率增量。

在随机树采样的过程中, 根据公式(6), 当  $\lambda$  增加时,  $P$  也随之线性增加, 此时目标点的引导性增强; 当采样过程中发生碰撞时, 重置  $\lambda$  为 0, 随机树进行全局采样, 此时算法的避障能力较强, 随机树更容易绕过障碍物进行扩展。

在相同的障碍物场景下, 使用相同的起始点(红色圆点)和目标点(绿色圆点), 设置自适应目标偏置策略的  $\Delta$  为 0.05, 目标偏置策略的  $P$  为 0.3。分别采用自适应目标偏置策略和目标偏置策略进行路径搜索(图2)。



红色圆点表示随机树起始点, 绿色圆点表示随机树目标点, 蓝色线段表示随机树, 黑色区域表示障碍物, 绿色线段表示路径搜索的结果, 矩形框标出对比分析区域。

Red dots represent the starting point of random tree; green dots represent the goal point of random tree; blue line segments represent random tree; black areas represent obstacles; green line segments represent the result of path search, and rectangular frame marks the areas subject to comparative analysis.

图2 自适应目标偏置策略(A)与目标偏置策略(B)对比

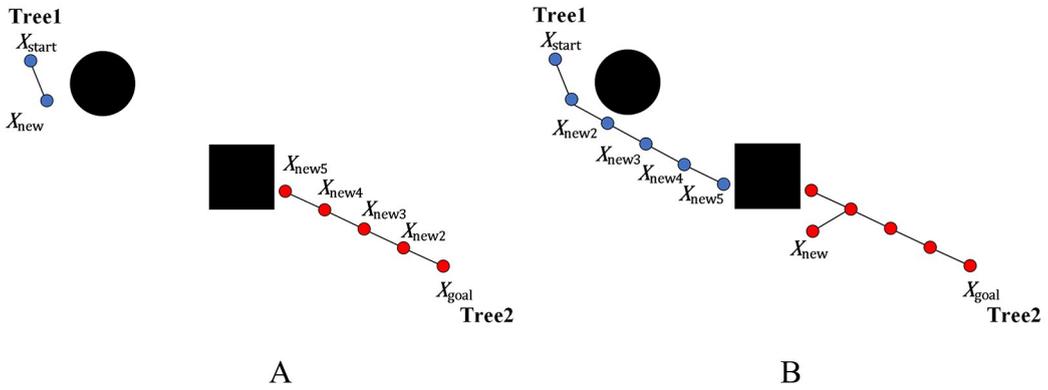
Fig.2 Comparison between adaptive target bias (A) and target bias (B)

在区域 1 中,障碍物较少,自适应目标偏置策略的概率  $P$  经过算法迭代逐渐增加,使得随机树的扩展变得更加笔直和光滑;而目标偏置策略概率  $P$  始终恒定,导致路径始终曲折。在区域 2 中,障碍物较多,自适应目标偏置策略在碰撞检测后概率  $P$  被重置,表现出较强的避障能力,经过较少的迭代即可绕过障碍物;而目标偏置策略因概率  $P$  恒定,在区域 2 内进行了较多的碰撞检测,生成了较为复杂的随机树,扩展速度受到影响。区域 3 与区域 1 类似。这说明自适应目标偏置策略对障碍物环境

的适应力比目标偏置策略更强。

### 2.2 双向非优化贪婪连接策略

RRT-Connect 算法采用的双向策略在实际应用中已被证明十分有效,具有搜索速度快和规划成功率高等优点。然而,在运动规划的状态空间内进行全局采样时,双向策略存在路径曲折和路径长度较长的缺点。因此,本研究引入贪婪思想,为双向策略中的随机树扩展提供启发性指导,并进一步平滑路径,以提高路径搜索的速度(图 3)。



$X_{start}$  和  $X_{goal}$  分别为 Tree1 与 Tree2 的根节点,Tree1 扩展的节点为蓝色,Tree2 扩展的节点为红色,黑色部分为障碍物。  
A.Tree1 生成新节点,Tree2 贪婪连接;B.Tree2 生成新节点,Tree1 贪婪连接。

$X_{start}$  and  $X_{goal}$  denote the root nodes of Tree1 and Tree2, respectively. The nodes expanded by Tree1 are shown in blue, and the nodes expanded by Tree2 are shown in red, and the black regions represent obstacles. A.Tree1 generates new nodes, and Tree2 greedily connects; B.Tree2 generates new nodes, and Tree1 greedily connects.

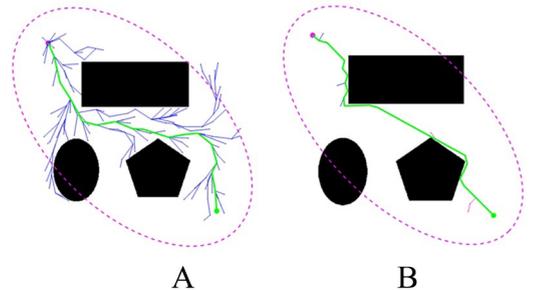
图 3 结合贪婪思想的双向策略

Fig.3 A bidirectional strategy combined with greedy thinking

如图 3A 所示,Tree1 产生新点  $X_{new}$ ,Tree2 以距离  $X_{new}$  最近的节点为起点,以固定步长朝向  $X_{new}$  直线方向进行扩展,依次生成 Tree2 上的新节点  $X_{new2}$ 、 $X_{new3}$ 、 $X_{new4}$ 、 $X_{new5}$ ,直至碰到矩形障碍物,Tree2 停止扩展。交替选取 Tree2 产生新点  $X_{new}$ ,Tree1 扩展同理。重复以上过程,直到两颗随机树连接。

接策略能够提高路径搜索速度。

Informed RRT\* 算法是通过在路径搜索阶段对 RRT 算法增加  $X_{new}$  的重选父节点和重布线操作,实现对路径的迭代优化。该过程降低了路径规划速度。本研究提出的算法在 Informed RRT\* 算法的基础上,在路径搜索阶段采用一种非优化策略,并结合双向贪婪连接策略,旨在提高路径搜索速度,加快路径优化进程。



品红色圆点表示随机树起始点,绿色圆点表示随机树目标点,蓝色线段表示随机树,黑色区域表示障碍物,绿色线段表示路径搜索的结果。

Magenta dots represent the starting point of random tree; green dots represent the target point of random tree; blue line segments represent random tree; black areas represent obstacles; green line segments represent the result of path search.

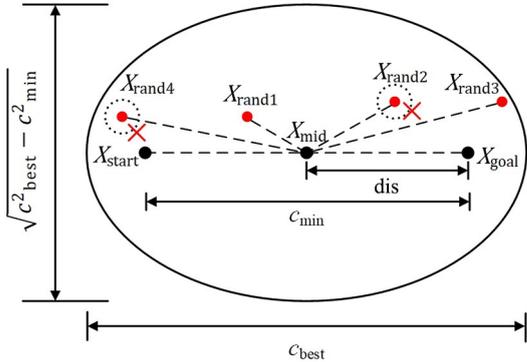
图 4 算法 Informed RRT\* (A) 与 DR-IRRT\*-GC (B) 的路径搜索效率

Fig.4 Path search efficiency of Informed RRT\* (A) and DR-IRRT\*-GC (B) algorithms

在相同场景下,Informed RRT\* 算法与 DR-IRRT\*-GC 算法首次成功搜索出可行路径(图 4)。DR-IRRT\*-GC 算法扩展出的随机树比 Informed RRT\* 算法更简洁和平滑,这表明双向非优化贪婪连

### 2.3 动态概率节点拒绝策略

Informed RRT\* 算法在搜索到可行路径后,立即进行知情采样(即椭圆采样)以渐进优化路径。传统的椭圆采样直接在更优的子集空间中进行搜索,但由于采样点是随机均匀生成的,缺乏导向性,容易导致节点冗余,从而影响路径渐进优化的效率。为更高效地生成采样点,本研究提出了一种动态概率节点拒绝策略(图5)。



$c_{best}$  为椭圆的长轴长度,  $\sqrt{c_{best}^2 - c_{min}^2}$  为椭圆的短轴长度,  $X_{start}$  为随机树起始点,  $X_{goal}$  为随机树目标点, 两点分别位于椭圆的左右焦点,  $c_{min}$  为椭圆的两个焦点之间的距离。  $X_{mid}$  为  $X_{start}$  和  $X_{goal}$  的中点。  $dis$  为  $X_{mid}$  到  $X_{start}$  或  $X_{goal}$  之间的距离。

Let  $c_{best}$  be the length of the major axis of ellipse,  $\sqrt{c_{best}^2 - c_{min}^2}$  be the length of minor axis,  $X_{start}$  be the starting point of random tree, and  $X_{goal}$  be the target point of random tree. The 2 points are located on the left and right foci of ellipse, respectively, and  $c_{min}$  is the distance between the 2 foci of ellipse.  $X_{mid}$  denotes the midpoint of  $X_{start}$  and  $X_{goal}$  and  $dis$  indicates the distance from  $X_{mid}$  to either  $X_{start}$  or  $X_{goal}$ .

图5 动态概率节点拒绝策略

Fig.5 Dynamic probability node rejection strategy

动态概率节点拒绝策略的基本思想为:引入概率  $rand \in [0, 1]$ , 当有采样点  $X_{rand}$  生成时, 计算  $X_{rand}$  与  $X_{mid}$  之间的距离, 记为  $D$ 。判断  $D$  与  $dis$  的大小关系, 采用参数  $R$  表示, 表现形式如下:

$$\begin{cases} \frac{D}{dis} & D < dis \\ \frac{D}{dis} - 1 & D \geq dis \end{cases} \quad (7)$$

比较引入概率  $rand$  与  $R$  的大小关系, 判断  $X_{rand}$  是否保留, 表现形式如下:

$$X_{rand} \begin{cases} R \geq rand & \text{剔除} \\ R < rand & \text{保留} \end{cases} \quad D < dis \quad (8)$$

$$X_{rand} \begin{cases} R \geq rand & \text{保留} \\ R < rand & \text{剔除} \end{cases} \quad D \geq dis \quad (9)$$

如图5所示, 在椭圆范围内生成了4个随机采

样点。根据公式(7), 分别计算出各个采样点的  $R$  值, 并带入公式(8)和(9)进行判断。在概率  $rand$  下, 保留  $X_{rand1}$  和  $X_{rand3}$ , 剔除  $X_{rand2}$  和  $X_{rand4}$ 。在动态概率节点拒绝策略中, 新生成节点的位置与椭圆焦点的距离比值直接影响其被接受的概率。距离椭圆焦点越近的节点被剔除的可能性越大, 从而引导随机树探索更广阔的区域, 即两焦点中部区域。同时, 在迭代的过程中,  $rand$  持续变化, 保持了算法的相对随机性。采用以上改进策略的算法整体流程如图6所示。

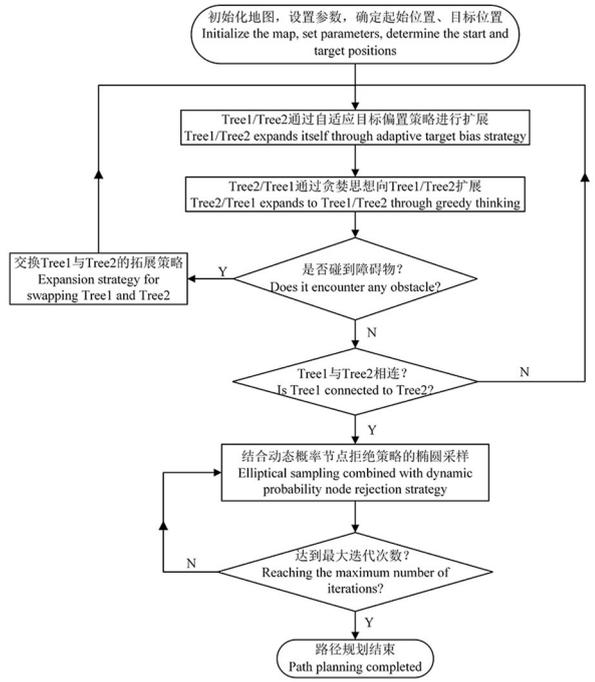


图6 算法整体流程设计

Fig.6 Algorithm overall process design

### 3 仿真试验

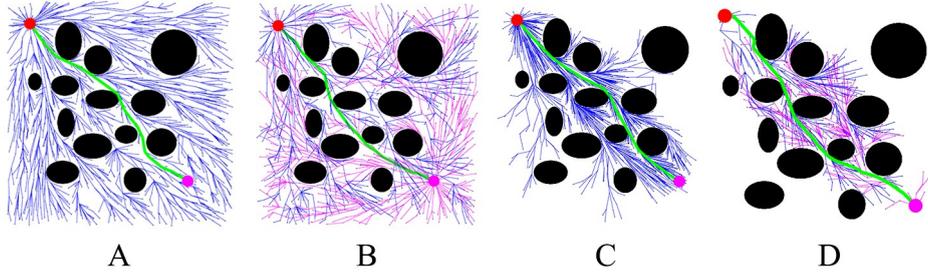
为验证 DR-IRRT\* -GC 算法的优越性, 在 Matlab 2022b 平台上构建障碍物场景, 分析 RRT\*、RRT\* -Connect、Informed RRT\* 和 DR-IRRT\* -GC 算法在各种场景中的路径规划结果。此外, 为验证算法的实用性, 本研究在 ROS(机器人操作系统, robot operating system) 平台上搭建障碍物环境, 对比分析 Informed RRT\* 与 DR-IRRT\* -GC 算法在 6 个自由度机械臂中的路径规划效果, 并在多种自由度机械臂模型与真实机械臂上对算法的实用性进行测试。仿真试验电脑配置为: Windows 10 系统, Intel i5-12490F 处理器, CPU 主频为 3.00 GHz, 显卡型号 GeForce GT 730, RAM(随机存取器, random access memory) 为 16 GB。

### 3.1 Matlab 仿真试验

3.1.1 场景 1 设置场景 1 的图像像素为 1 000×1 000,起始位置为(100,100),目标位置为(800,800),最大迭代数为 2 000 次。设置自适应目标偏置的  $\Delta$  为 0.05。对 4 种算法进行 100 次重复路径规划试验。

DR-IRRT\*-GC 算法扩展出的随机树更接近椭

圆形,并且包含的节点数量较少(图 7)。在相同迭代次数下,DR-IRRT\*-GC 算法具有较短的路径长度和较快的运行速度,随机树中包含的节点数量也较少,节点利用率较高(表 1)。与其他算法相比,DR-IRRT\*-GC 算法提高了大棚采摘机械臂的作业效率。



A.RRT\* ;B.RRT\*-Connect;C.Informed RRT\* ;D.DR-IRRT\*-GC;红色圆点表示随机树起始点,品红色圆点表示随机树目标点,黑色部分为障碍物,蓝色线段为随机树 Tree1,品红色线段为随机树 Tree2,绿色线段为最终的规划路径。

Red dots represent the starting point of random tree; magenta dots represent the goal point of random tree; black areas represent obstacles; blue line segments represent random tree Tree1; magenta line segments represent random tree Tree2; green line segments represent the final planning path.

图 7 场景 1 中不同算法的规划效果

Fig.7 Planning effect of different algorithms in scenario 1

表 1 场景 1 中 4 种算法数据结果

Table 1 Results of 4 algorithms in scenario 1

算法 Algorithm	平均路径长度/mm Average path length	平均运行时间/s Average running time	节点数/个 Number of nodes
RRT*	1 034.44	11.46	1 553.92
RRT*-Connect	1 036.65	6.79	1 576.64
Informed RRT*	1 025.59	9.34	1 275.04
DR-IRRT*-GC	1 024.26	5.13	633.92

4 种算法都具有路径渐进优化的功能,即通过不断迭代优化路径长度。为进一步验证 DR-IRRT\*-GC 算法在路径渐进优化功能上的优越性,在场景 1 的环境中,设置相同的迭代数为 2 000 次,并记录路径长度的收敛时间。每组进行 10 次重复试验。

DR-IRRT\*-GC 算法在路径搜索速度上较快,并且在算法运行结束时获得的路径长度较短,说明其在路径渐进优化功能上具有优越性(图 8)。在进行大棚采摘机械臂的路径规划时,DR-IRRT\*-GC 算法即使设置较少的迭代次数,也能达到更好的效果。此外,在障碍物环境中进行路径搜索时,RRT\* 系列算法常出现路径走向改变的情况,导致路径长度有大幅度的更新,表现为路径长度显著缩短,属于正常现象。

3.1.2 场景 2 在场景 2 中,设置与场景 1 相同的起始位置和目标位置,在障碍物中仅留出一条狭窄

的通道,目的是验证各个算法在狭窄通道内的路径规划能力。在大棚采摘环境下,路径规划算法的成功率也是评估算法性能的重要指标之一。与场景 1 的参数设置一致,对 4 种算法进行 100 次重复路径规划试验。

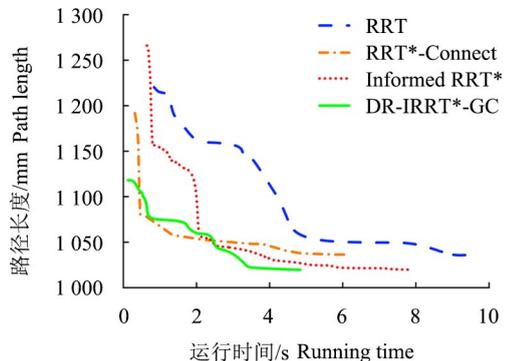
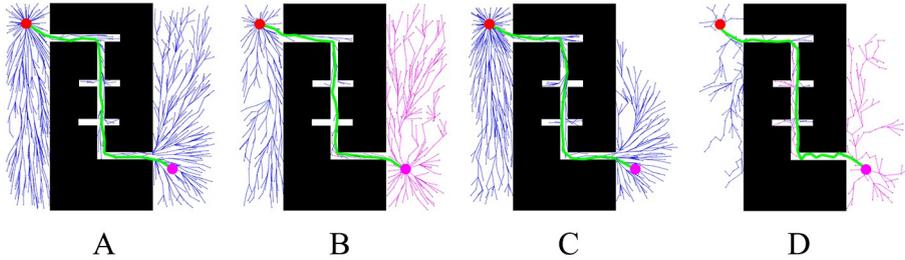


图 8 场景 1 中不同算法的渐进优化效率

Fig.8 Progressive optimization efficiency of different algorithms in scenario 1

DR-IRRT\* -GC 算法在狭窄空间内的路径长度较短,运行时间较短,并且路径规划的成功率较高(图 9,表 2)。在大棚采摘环境下,DR-IRRT\* -GC

算法表现出更强的适应能力。数据结果还证明了双向策略在复杂环境中具有较高的路径规划成功率,可为后续研究提供技术参考。



A.RRT\* ;B.RRT\* -Connect;C.Informed RRT\* ;D.DR-IRRT\* -GC;红色圆点表示随机树起始点,品红色圆点表示随机树目标点,黑色部分为障碍物,蓝色线段为随机树 Tree1,品红色线段为随机树 Tree2,绿色线段为最终的规划路径。  
Red dots represent the starting point of random tree; magenta dots represent the goal point of random tree; black areas represent obstacles; blue line segments represent random tree Tree1; magenta line segments represent random tree Tree2; green line segments represent the final planning path.

图 9 场景 2 中不同算法的规划效果

Fig.9 Planning effect of different algorithms in scenario 2

表 2 场景 2 中 4 种算法的数据结果

Table 2 Data results of 4 algorithms in scenario 2

算法 Algorithm	平均路径长度/mm Average path length	平均运行时间/s Average running time	成功率/% Success rate/%
RRT*	1 266.08	4.66	72
RRT* -Connect	1 271.17	2.29	88
Informed RRT*	1 271.54	3.21	74
DR-IRRT* -GC	1 262.83	2.07	96

3.1.3 场景 3 为验证 DR-IRRT\* -GC 算法在三维场景中的有效性,在 Matlab 2022b 平台上构建三维障碍物空间场景,对路径规划算法进行对比试验。设置起始位置为(5,5,5),目标位置为(95,95,95),最大迭代数为 1 000 次,自适应目标偏置的 Δ 为 0.05。

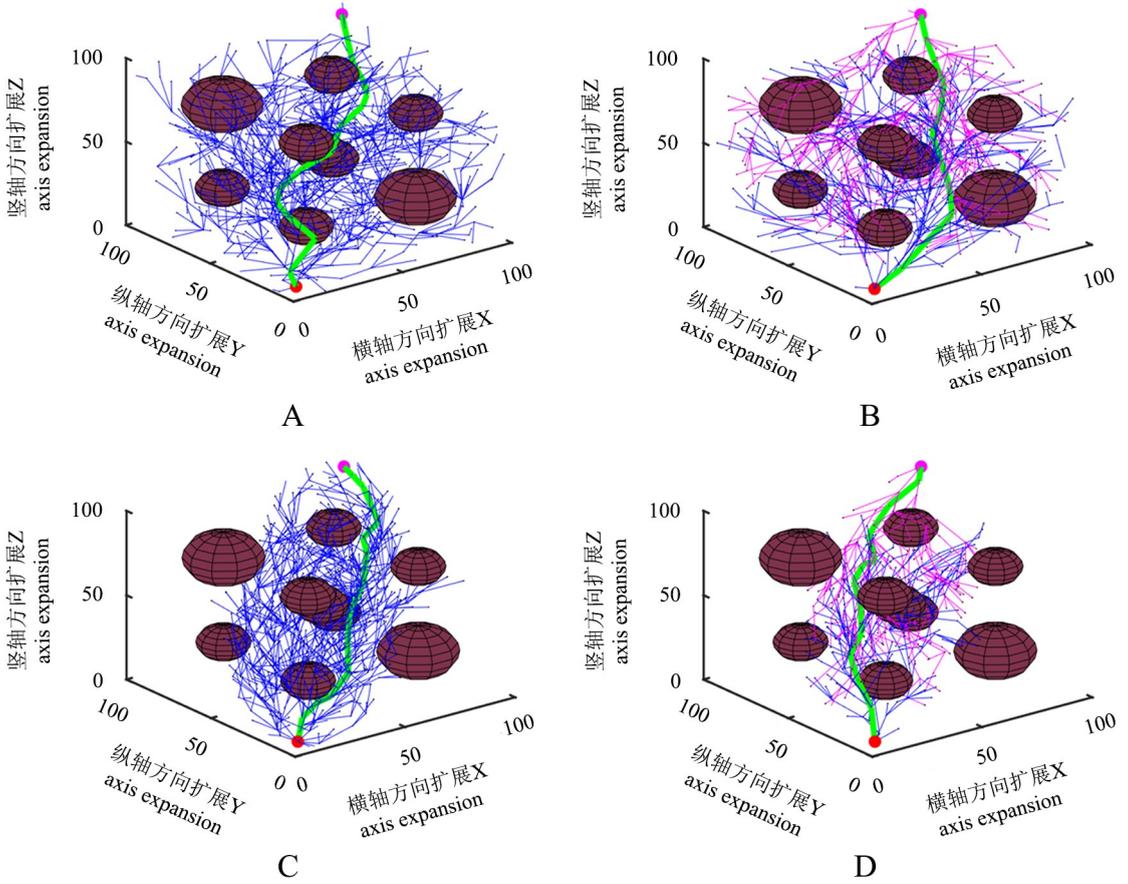
在三维环境下,DR-IRRT\* -GC 算法的随机树包含的节点更少,节点集中分布在椭球的中部区域,导致规划路径相对较短(图 10)。该三维环境与大棚采摘的实际场景更加接近。与其他算法相比,DR-IRRT\* -GC 算法在三维环境下展现出了一定的优势。

### 3.2 ROS 仿真试验

本研究采用 ROS 平台对机械臂路径规划进行仿真。MoveIt! 是 ROS 中用于机械臂开发的组件,通过调用开源运动规划库(the open motion planning library, OMPL)对机械臂进行路径规划。本研究提出的 DR-IRRT\* -GC 算法已写入 OMPL 中,以实现 MoveIt! 对其进行调用。

为验证 DR-IRRT\* -GC 算法在机械臂路径规划中的实用性,设置了包含长方形障碍物的环境场景 4。在相同的障碍物环境下,分别使用 Informed RRT\* 算法和 DR-IRRT\* -GC 算法对具有 6 个自由度的机械臂进行路径规划,设置相同的起始位置和目标位置。综合考虑算法的成功率与路径优化效率,设置算法的运行总时间为 3 s,并结合 MoveIt! 用户端界面计算路径规划成功率,进行 100 次重复路径规划试验。

与 Informed RRT\* 算法相比,DR-IRRT\* -GC 算法规划出的路径较短且平滑(图 11),Informed RRT\* 算法平均首次路径搜索用时为 1.48 s,DR-IRRT\* -GC 算法为 0.039 s,DR-IRRT\* -GC 算法在首次路径搜索用时上,缩短了 97.36%。Informed RRT\* 算法路径规划成功率为 24%,DR-IRRT\* -GC 算法为 92%,DR-IRRT\* -GC 算法在路径规划成功率上提高 283.33%。在 ROS 平台下,DR-IRRT\* -GC 算法表现出路径搜索快速和规划成功率高的特点,满足机械臂在大棚采摘作业中路径规划的性能要求。



A.RRT\* ;B.RRT\*-Connect;C.Informed RRT\* ;D.DR-IRRT\*-GC;红色圆点表示随机树起始点,品红色圆点表示随机树目标点,褐色球体为障碍物,蓝色线段为随机树 Tree1,品红色线段为随机树 Tree2,绿色线段为最终的规划路径。  
 Red dots represent the starting point of random tree; magenta dots represent the goal point of random tree; brown spheres represent obstacles; blue line segments represent random tree Tree1; magenta line segments represent random tree Tree2; green line segments represent the final planning path.

图 10 不同算法在三维环境下的路径规划效果

Fig.10 Path planning effect of different algorithms in 3D environment

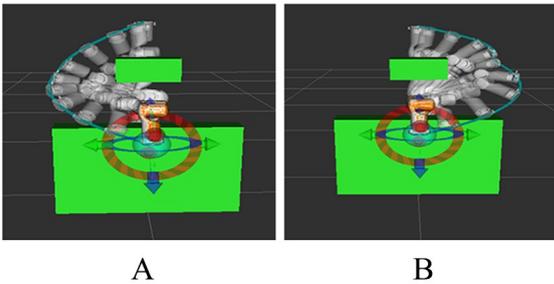


图 11 场景 4 中算法 DR-IRRT\*-GC(A)与 Informed RRT\*(B) 的路径规划效果

Fig.11 Path planning effect of DR-IRRT\* (A) and Informed RRT\* (B) algorithms in scenario 4

为进一步验证 DR-IRRT\*-GC 算法在其他自由度的机械臂路径规划中的实用性,分别在具有 3、5、7 个自由度的机械臂上进行路径规划测试(图 12)。

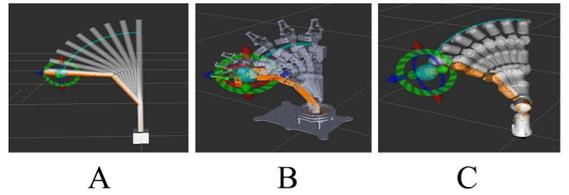
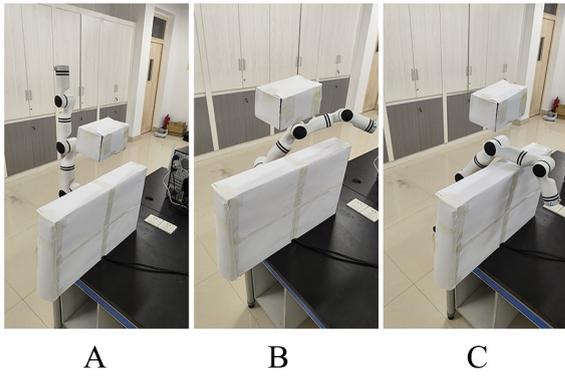


图 12 3(A)、5(B)、7(C)个自由度的机械臂路径规划效果

Fig.12 Path planning effect of robotic arms with 3 (A), 5 (B) and 7 (C) degrees of freedom

DR-IRRT\*-GC 算法在具有 3、5、7 个自由度的机械臂中仍然能够完成路径规划任务。这得益于 MoveIt! 架构的高度模块化和灵活性,使其能够适应不同自由度的串联型机械臂的路径规划需求,展示了其良好的实用性。在真实环境中布置与场景 4 相同的场景,并利用 ROS 驱动真实机械臂(图 13)。在真实机械臂上,DR-IRRT\*-GC 算法能够在障碍物环境中实现路径规划,与仿真效果一致。



A.初始状态;B.中间状态;C.最终状态。

A.Initial status; B.Intermediate status; C.Final status.

图 13 真实机械臂的运行效果

Fig.13 Operation effect of real robotic arm

## 4 结论

针对多自由度机械臂在大棚采摘作业中路径规划速度慢、路径成本高等问题,本研究提出了一种改进的 Informed RRT\* 机械臂路径规划算法。改进内容包括:(1)引入自适应目标偏置策略,增强随机树生长的方向性;(2)提出结合贪婪思想的双向非优化路径搜索策略,提高路径搜索速度;(3)提出动态概率节点拒绝策略,提高路径渐进优化效率。仿真试验在 Matlab 平台上进行,结果表明,相较于算法 RRT\*、RRT\*-Connect、Informed RRT\*,本研究提出的 DR-IRRT\*-GC 算法在路径规划上用时更短,路径成本更低,随机树上的冗余节点更少。与 Informed RRT\* 算法相比,DR-IRRT\*-GC 算法在首次路径搜索用时上缩短了 97.36%,路径规划成功率提高 283.33%。通过在不同自由度的机械臂上进行路径规划测试,证明了 DR-IRRT\*-GC 算法在多自由度串联型机械臂路径规划中的实用性。由于 DR-IRRT\*-GC 算法主要研究静态环境下的机械臂路径规划,而真实的大棚采摘环境相对动态,如何在动态的大棚环境中实现高性能的采摘机械臂路径规划将是后续研究的方向。

## 参考文献 (References)

[1] 张文翔,张兵园,贡宇,等.果蔬采摘机器人机械臂研究现状与展望[J].中国农机化学报,2022,43(9):232-237,244. DOI: 10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2022.09.031.  
ZHANG W X, ZHANG B Y, GONG Y, et al. Research status and prospect of fruit and vegetable picking robot manipulator[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechaniza-

tion, 2022, 43(9):232-237,244. DOI: 10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2022.09.031.

- [2] 秦鹏飞,王军茹,张荫,等.基于 DBS-RRT\* 算法的机械臂复杂狭窄场景路径规划[J].组合机床与自动化加工技术,2024(6):62-69. DOI: 10.13462/j.cnki.mmtamt.2024.06.013.  
QIN P F, WANG J R, ZHANG D, et al. Complex narrow scene path planning for robotic arm based on DBS-RRT\* algorithm[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2024(6):62-69. DOI: 10.13462/j.cnki.mmtamt.2024.06.013.
- [3] 郭自良,殷程凯,吴玄博,等.水果采摘机械手关键技术研究现状与展望[J].江苏农业学报,2024,40(6):1142-1152. DOI: 10.3969/j.issn.1000-4440.2024.06.021.  
GUO Z L, YIN C K, WU X B, et al. Research status and prospect of key technologies of fruit picking manipulator[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2024, 40(6):1142-1152. DOI: 10.3969/j.issn.1000-4440.2024.06.021.
- [4] CHEN J G, ZHAO Y, XU X. Improved RRT-connect based path planning algorithm for mobile robots[J]. IEEE Access, 2021,9:145988-145999. DOI: 10.1109/access.2021.3123622.
- [5] WANG J K, CHI W Z, LI C M, et al. Neural RRT\*: learning-based optimal path planning[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2020, 17(4):1748-1758. DOI: 10.1109/tase.2020.2976560.
- [6] LIN Z, WU K, SHEN R L, et al. An efficient and accurate A-star algorithm for autonomous vehicle path planning[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(6):9003-9008. DOI: 10.1109/tvt.2023.3348140.
- [7] YUAN L H, ZHAO J C, LI W H, et al. Improved informed-RRT\* based path planning and trajectory optimization for mobile robots[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2023, 24(3):435-446. DOI: 10.1007/s12541-022-00756-6.
- [8] MASHAYEKHI R, IDRIS M Y I, ANISI M H, et al. Informed RRT\*-connect: an asymptotically optimal single-query path planning method[J]. IEEE Access, 2020, 8:19842-19852. DOI: 10.1109/access.2020.2969316.
- [9] 张勤,乐晓亮,李彬,等.基于 CTB-RRT\* 的果蔬采摘机械臂运动路径规划[J].农业机械学报,2021,52(10):129-136. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2021.10.013.  
ZHANG Q, YUE X L, LI B, et al. Motion planning of picking manipulator based on CTB-RRT\* algorithm[J].

Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(10): 129-136. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2021.10.013.

[10] YE L, DUAN J L, YANG Z, et al. Collision-free motion planning for the Litchi-picking robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185: 106151. DOI: 10.1016/j.compag.2021.106151.

[11] 苟一, 李道政, 王勇, 等. 基于 VS-IRRT 算法的采摘机械臂路径规划[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 129-138. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2023.02.012.

XUN Y, LI D Z, WANG Y, et al. Motion planning of harvesting manipulator based on VS-IRRT algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 129-138. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2023.02.012.

[12] 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. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2022.04.045.

WANG H Z, 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. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2022.04.045.

[13] 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. DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0330.

CHEN D, TAN Q, XU Z Z. Robotic arm path planning based on sampling point optimization RRT algorithm[J]. Control and Decision, 2024, 39(8): 2597-2604. DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0330.

[14] PARK G, PARK H, PARK W, et al. The pallettrone cart: human-robot interaction-based aerial cargo transportation[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 9(8): 6999-7006. DOI: 10.1109/lra.2024.3416794.

[15] 房立金, 吴政翰, 王怀震. 基于改进 RRT\* FN 算法的机械臂多场景运动规划[J]. 中国机械工程, 2021, 32(21): 2590-2597. DOI: 10.3969/j.issn.1004-132X.2021.21.008.

FANG L J, WU Z H, WANG H Z. Multi-scene motion planning of manipulators based on improved RRT\* FN algorithm[J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(21): 2590-2597. DOI: 10.3969/j.issn.1004-132X.2021.21.008.

[16] XUE W H, WANG B C, HUANG X X, et al. Spacecraft attitude maneuver planning with multi-sensor pointing constraints using improved RRT-star algorithm[J]. Advances in Space Research, 2023, 72(5): 1485-1495. DOI: 10.1016/j.asr.2023.04.024.

(责任编辑: 吴显达)