

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2513744

基于 RTSR-RRT* 算法的机械臂路径规划*

刘小松¹, 康磊¹, 单泽彪^{1,2,3}, 苏成志^{2,3}, 刘云清¹

(1. 长春理工大学电子信息工程学院 长春 130022; 2. 长春理工大学吉林省智能机器人高校协同创新中心 长春 130022; 3. 长春理工大学智能复合机器人吉林省校企联合技术创新实验室 长春 130022)

摘要:针对传统 RRT* 算法在路径扩展中存在随机采样偏置性差、路径搜索效率低和收敛速度慢等问题,提出一种重定义采样区域 RRT* (RTSR-RRT*) 算法。首先,在 RRT* 算法中引入目标偏置策略,降低采样的随机性,增加采样点的偏向性;其次,将扩展节点与目标点的偏移角度及周围障碍物分布的密集程度按占空比转换得到的角度叠加,再以扩展节点为顶点,与目标点连线为平分线,平分两角度之和形成的采样区域,实现对采样区域的重定义,缩小采样空间,提高路径搜索效率;再次,在重定义采样区域进行二次采样,通过目标点固定引力与采样点变引力共同作用,优化新节点生长方向,进一步提高路径扩展的偏向性,加快算法的收敛速度,最终生成规划路径。为验证所提算法的优越性,通过与 RRT* 算法、informed-RRT* 算法、GB-RRT* 算法和 AEC-RRT* 算法进行对比,结果表明:相较 RRT* 算法,规划时间节省 35%,采样点数量降低 58%;相较 informed-RRT* 算法,规划时间节省 40%,采样点数量降低 50%;相较 GB-RRT* 算法,规划时间节省 29%,采样点数量降低 54%;相较 AEC-RRT* 算法,规划时间节省 31%,采样点数量降低 53%。最后,利用机械臂测试平台对所规划路径进行了运动测试实验,进一步验证了所提算法的有效性。

关键词: 路径规划;机械臂;重定义采样区域;变引力

中图分类号: TH134 TP242 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Path planning of robotic arm based on RTSR-RRT* algorithm

Liu Xiaosong¹, Kang Lei¹, Shan Zebiao^{1,2,3}, Su Chengzhi^{2,3}, Liu Yunqing¹

(1. School of Electronic and Information Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China;
2. Jilin Provincial Collaborative Innovation Center for Intelligent Robots, Changchun University of Science and Technology,
Changchun 130022, China; 3. Jilin Provincial University-Enterprise Joint Technological Innovation Laboratory for
Intelligent Hybrid Robots, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China)

Abstract: In response to the issues of poor random sampling bias, low path search efficiency, and slow convergence speed in the path expansion of the traditional RRT* algorithm, a redefined sampling region RRT* (RTSR-RRT*) algorithm is proposed. Firstly, a target bias strategy is introduced into the RRT* algorithm to reduce the randomness of sampling and increase the bias of sampling points. Secondly, the offset angle between the expansion node and the target point, along with the density of surrounding obstacle distribution, is converted into an angle based on the duty cycle. This angle is then superimposed, and the expansion node is used as the vertex, with the line connecting to the target point as the bisector, to bisect the sum of the two angles, thereby redefining the sampling region. This redefinition narrows the sampling space and enhances the efficiency of path search. Furthermore, a secondary sampling is conducted within the redefined sampling region. By leveraging the fixed gravitational force of the target point and the variable gravitational force of the sampling points, the growth direction of new nodes is optimized, further increasing the bias of path expansion and accelerating the convergence speed of the algorithm, ultimately generating the planned path. To validate the superiority of the proposed algorithm, comparisons were made with the RRT*, informed-RRT*, GB-RRT* and AEC-RRT* algorithms. The results indicate that compared to

收稿日期:2025-02-13 Received Date: 2025-02-13

* 基金项目:吉林省教育厅产业化培育项目(JJKH20240940CY)、吉林省科技发展计划项目(YDZJ202503CGZH002)、长春市科技发展计划项目(24GXYSZZ14)资助

the RRT* algorithm, planning time is reduced by 35%, and the number of sampling points is decreased by 58%; compared to the informed-RRT* algorithm, planning time is reduced by 40%, and the number of sampling points is decreased by 50%; compared to the GB-RRT* algorithm, planning time is reduced by 29%, and the number of sampling points is decreased by 54%; and compared to the AEC-RRT* algorithm, planning time is reduced by 31%, and the number of sampling points is decreased by 53%. Finally, the planned path was tested on a robotic arm platform, further verifying the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: path planning; robotic arm; redefining the sampling area; variable gravity

0 引言

随着工业自动化和机器人技术的飞速发展,机械臂在各种场景中得到广泛应用^[1]。机械臂路径规划作为工业自动化领域的关键技术之一,旨在使机械臂在执行指定任务时可以快速、准确的从起始点运动到目标点。因此,设计和实现高效的路径规划算法对于提升机械臂的性能和应用范围具有重要意义。

目前常用的机械臂路径规划算法有 A* 算法^[2]、Dijkstra 算法^[3]、概率路图法 (probabilistic road map, PRM)^[4-6] 和快速随机搜索树算法 (rapidly-exploring random tree, RRT)^[7-9] 等。A* 算法在多维空间中搜索效率低,会出现局部最优问题;Dijkstra 算法只能处理非负权重的图;PRM 算法面对具有大量障碍物或高维空间时,其算法的性能会降低;蚁群算法在收敛速度方面表现较慢,且容易陷入局部最优解;而遗传算法在路径搜索时速度较慢,并且其性能对初始种群有一定的依赖性;RRT 算法适用于具有大量障碍物或高维空间的路径规划,搜索速度快,在机械臂路径规划中得到广泛的应用。但是 RRT 算法也存在采样偏置性差、路径搜索效率低和收敛速度慢的问题。为解决 RRT 算法存在的不足,Wang 等^[10]在采样过程中提出一种基于目标偏置采样策略,通过比较偏置阈值和随机值的大小,使随机树向目标点快速扩展,以减少路径中冗余节点,提高搜索效率;朱花等^[11]在 RRT 算法中引入基于障碍物占空比的扩展角度控制策略,通过父节点附近节点障碍物分布情况控制新节点的扩展方向,加快算法的路径规划速度。Wu 等^[12]提出一种基于双向 RRT 的窄通道寻径算法,采用基于实时采样失败率的三阶段搜索策略生成采样点,并同时建立两棵随机生长的树进行搜索,以提高算法在狭窄环境下路径规划的成功率,加快收敛速度,减少迭代次数。Zhang 等^[13]采用可变采样区域限制随机采样点的产生,以减少迭代次数,同时融入改进的人工势场法 (artificial potential field, APF),提高算法的收敛速度。刘小松等^[14]提出一种双向目标偏置 APF-informed-RRT 算法,该算法通过引入双向扩展的目标偏置策略及改进人工势场和 informed-RRT* 算法融合,增加采样点的目标导向性,在动态步长扩展策略下,加快算法的收敛速度,减少路径

规划时间。Cheng 等^[15]提出一种改进 RRT-connect 算法,通过设置自适应步长策略,利用固定的采样函数从起点、终点和定点构建 4 棵随机树进行搜索,以加快算法扩展速度和收敛速度。

在上述研究的基础上,针对 RRT 算法存在的采样偏置性不佳、路径搜索效率低下以及收敛速度缓慢等问题,提出一种改进 RRT* 算法,即重定义采样区域 RRT* (redefining the sampling region RRT*, RTSR-RRT*) 机械臂路径规划算法。在 RRT* 基础上加入目标偏置策略,增加采样点的偏置性;在确定采样点后,根据采样点确定其最近节点作为扩展节点,以扩展节点为顶点,扩展节点与目标点连线为角平分线,平分以扩展节点到目标点偏移角度和根据扩展节点周围障碍物分布的密集程度按照占空比转得到角度之和形成的角度,实现对采样区域的重定义,随后在重定义采样区域进行二次采样,以进一步增加采样点的对目标点的偏置,提高算法的搜索效率;根据二次采样点对新节点生长方向进行优化,即通过目标点的固定引力与采样点的变引力共同决定新节点的生长方向,加快算法的收敛速度,减少路径规划时间和采样点数。通过与 RRT*、informed-RRT*、目标偏置 RRT* (goal bias-RRT*, GB-RRT*)、角度扩展约束 RRT* 算法 (angle extended constraint-RRT*, AEC-RRT*)^[11] 在三维空间进行实验对比,结果显示,所提出的算法在路径规划的长度、耗时以及采样点数量等方面均实现了不同程度的优化与提升。

1 RRT* 算法

1.1 RRT 算法

RRT 算法是在多维空间路径规划中最为经典的算法之一。其基本原理为:以起始节点 q_{start} 为根节点,在多维空间中进行随机采样,找到距离随机采样点 q_{rand} 最近的且无障碍物隔断两点连线的树节点 $q_{nearest}$,在随机采样点与树节点连线距最近节点以给定步长生成新节点 q_{new} ,将生成的新节点 q_{new} 加入路径树中,以此不断采样、扩展和连接,直到将终点 q_{goal} 作为路径点加入树中结束。RRT 扩展原理如图 1 所示。

1.2 RRT* 算法

RRT* 是在 RRT 算法的基础上增加重选父节点与重新布线操作的改进 RRT 算法。重选父节点方式如图 2

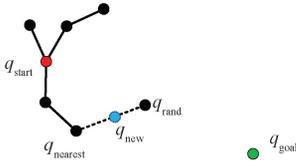


图 1 RRT 扩展原理

Fig. 1 RRT extended schematic

所示,按照设定的长度为半径,形成一个以新节点为圆心的区域圆,在区域圆内选取可以使新节点加入路径树时生成的路径最短的节点作为父节点。

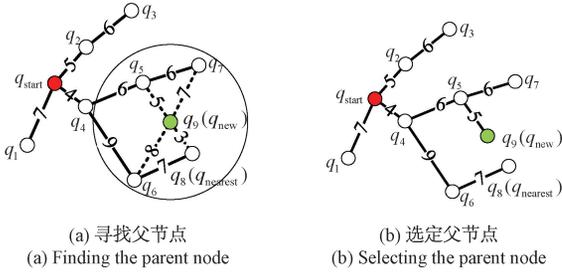


图 2 重选父节点

Fig. 2 Reselect the parent node

图 2(a)中 q_{start} 为起始节点, q_{new} 为 $q_{nearest}$ 产生的新节点, $q_i (i = 1, 2, \dots, 9)$ 为节点生成的顺序, 两节点连线间数字代表两节点间的距离, 区域圆内潜在的父节点为 q_5 、 q_6 、 q_7 和 q_8 。原始路径为 $q_{start} \rightarrow q_4 \rightarrow q_6 \rightarrow q_8 \rightarrow q_9$, 其路径代价为 23; 根据潜在父节点与新节点形成的路径为 $q_{start} \rightarrow q_4 \rightarrow q_6 \rightarrow q_9$ 、 $q_{start} \rightarrow q_4 \rightarrow q_5 \rightarrow q_9$ 和 $q_{start} \rightarrow q_4 \rightarrow q_5 \rightarrow q_7 \rightarrow q_9$, 它们的路径代价分别为 21、15 和 23, 根据路径代价比较可知, 当 q_5 作为父节点时, 路径代价最小。选定父节点如图 2(b) 所示。

重新布线过程如图 3 所示, 在重选父节点后, 进行重新布线操作。当 q_{new} 为区域圆内节点的父节点时, 生成路径的代价可以减小, 则将 q_{new} 更改为其父节点。

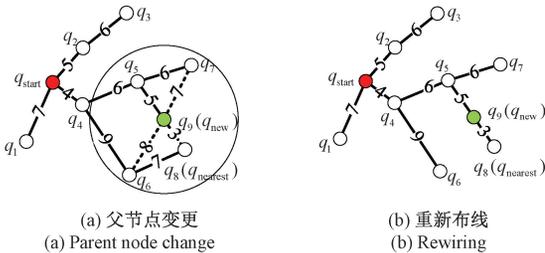


图 3 重新布线过程

Fig. 3 Rewiring process

如图 3(a) 区域圆内父节点变更所示, q_9 为新节点 q_{new} , 区域圆的节点分别为 q_6 、 q_7 和 q_8 , 它们的父节点分

别为 q_4 、 q_5 和 q_6 , 对应的路径分别是 $q_{start} \rightarrow q_4 \rightarrow q_6$ 、 $q_{start} \rightarrow q_4 \rightarrow q_5 \rightarrow q_7$ 和 $q_{start} \rightarrow q_4 \rightarrow q_6 \rightarrow q_8$, 对应的路径代价分别为 13、16 和 20; 如果将 q_6 的父节点更改为 q_9 时, 其路径发生改变, 对应路径代价为 23, 大于以 q_4 为父节点的路径代价, 故保持 q_4 为 q_6 的父节点不变。同理可得到 q_7 的父节点保持为 q_5 不变。但是, 当 q_8 的父节点更改为 q_9 时, 其路径改变为 $q_{start} \rightarrow q_4 \rightarrow q_5 \rightarrow q_9 \rightarrow q_8$, 对应的路径代价为 18, 而以 q_6 作为 q_8 的父节点时, 路径代价为 20, 大于更改父节点的代价, 于是 q_8 的父节点更改为 q_9 。将更改后的路径进行重新布线如图 3(b) 所示。

2 算法描述与分析

2.1 目标偏置策略

由于 RRT* 算法的采样随机性大, 搜索效率低, 提出目标偏置采样策略, 增加采样的导向性, 加快搜索速度。建立目标偏置策略如式 (1) 所示。

$$q_{rand} = \begin{cases} q_{random}, & rand > p \\ q_{goal}, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中: q_{goal} 表示目标点; q_{rand} 表示最终采样点; q_{random} 表示随机采样点; $rand$ 为随机数生成函数; p 为设定的目标偏置阈值。若设定偏置阈值小于随机值 $rand$, 则以随机采样点为采样点; 相反, 则以目标点为采样点。对于阈值 p 的大小选取, 可根据障碍物的密度来判定。具体思路为: 当障碍物密度较高时, 地图中的自由空间较少, 随机采样的效率降低, 路径规划难度增加, 此时, 增加目标偏置概率 (即增加阈值) 可以更快地引导算法向目标区域搜索, 减少无效采样; 当障碍物密度较低时, 随机采样的效率升高, 路径规划相对容易, 此时, 可适当降低目标偏置概率 (即降低阈值), 以保持算法的搜索能力, 避免过早收敛。

2.2 重定义采样区域

为了加快路径的搜索速度, 提高搜索效率, 在加入目标偏置策略的基础上, 对采样区域进行重新定义, 如图 4 所示, 进一步增强目标偏置的效果。具体思路为: 当目标偏置策略选中随机采样点作为采样点时, 称该采样点为“伪节点”, 因为, 不采用该采样点作为产生新节点的采样点。伪节点的作用是寻找到距离其最近的节点 $q_{nearest}$ 作为扩展节点, 然后以扩展节点 $q_{nearest}$ 为顶点, 设定扩展角度范围, 实现重新定义采样区域的目的, 在设定的角度扩展范围内进行第 2 次采样。

图 4 中阴影部分即为重定义采样区域, φ 为重定义采样区域的扩展角度, q_{rand} 为伪节点, q_{new} 为原始 RRT* 扩展产生的新节点, q'_{rand} 为重定义采样区域随机采样的采样点。从图 4 中可知, 在重定义采样区域进行二次采样

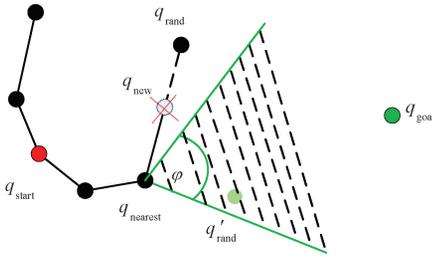


图4 重定义采样区域

Fig. 4 Redefine the sampling area

后产生的新采样点,相较于原始方式产生的采样点有更强的偏置效果。

2.3 重定义采样区域角度设置

根据 2.2 节提出的重定义采样区域,对其区域扩展角度进行设定。扩展角度分为两部分之和:一部分为扩展节点到目标点的偏移角度,另一部分为以扩展节点为圆心、半径为 2 倍原始步长圆,圆内障碍物占比转换得到的角度。在三维空间中,即图 5 中 $q_{nearest}$ 的坐标为 $C(x_1, y_1, z_1)$, q_{goal} 的坐标为 $F(x_2, y_2, z_2)$, $\vec{CE} // \vec{XOY}$, $\vec{CE} \perp \vec{FE}$ 。

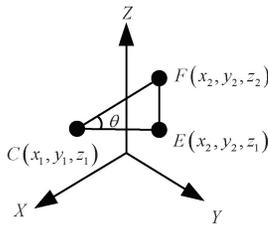


图5 三维偏移角示意图

Fig. 5 Schematic diagram of the 3D offset angle

扩展节点到目标点的偏移角度为 θ ,其由式(2)计算得出。

$$\theta = \arccos \frac{\vec{CF} \cdot \vec{CE}}{|\vec{CF}| |\vec{CE}|} \quad (2)$$

以扩展节点为球心、半径为 2 倍原始步长球与障碍物三维重合如图 6 所示。

在三维空间中重合部分体积可以根据式(3)计算得出。

$$V_{obstacle} = \pi h_1^2 \left(r_3 - \frac{1}{3} h_1 \right) + \pi h_2^2 \left(2s - \frac{1}{3} h_2 \right) \quad (3)$$

式中: h_1, h_2 为球缺高; r_3 为障碍物半径。

根据式(4)可得到障碍物的占空比 k 的表达式为:

$$k = \frac{V_{obstacle}}{\frac{4}{3} \pi (2s)^3} \quad (4)$$

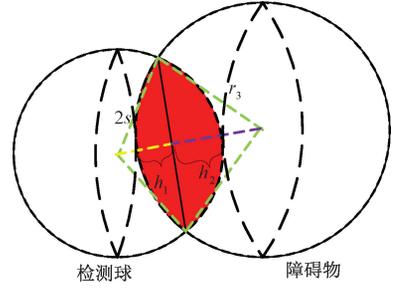


图6 三维重合示意图

Fig. 6 Schematic diagram of three-dimensional coincident

占空比转换得到的角度表达式为:

$$\gamma = \frac{1}{1 - e^{-1/k}} \cdot \frac{\pi}{2} \quad (5)$$

式中:当 k 趋近于 0 时,表示扩展节点附近无障碍物,这时应该减小扩展角度,提高搜索效率;当 k 趋近于 1 时,表示扩展节点附近障碍物较密集或很靠近障碍物,这时应该增大扩展角度,以寻找到采样点,避免出现无法采样的情况出现。

如图 7 所示,扩展角度为扩展节点到目标点的偏移角度 θ 与以扩展节点为圆心的半径为 2 倍原始步长圆,圆内障碍物占比转换得到的角度 γ 之和,图中扩展节点 $q_{nearest}$ 与目标节点 q_{goal} 连线在三维平面为圆锥形扩展区域的高。

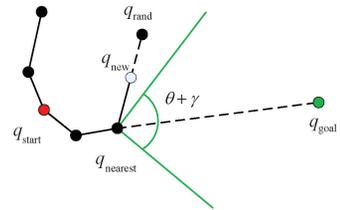


图7 最终扩展区域示意图

Fig. 7 Schematic diagram of the final expansion area

2.4 扩展方向与步长

参考人工势场中引力思想,采用变引力策略来影响新节点的生长方向,采样点与目标点对扩展节点的原始引力设为相同,但采样点对扩展节点的引力随着其周围障碍物的密集程度变化而变化。具体思路为:以采样点为圆心、2 倍步长为半径的圆,通过式(4)和(5)计算出与其周围障碍物的重合面积,得到圆内障碍物占圆的百分比 β ,然后将采样点对扩展节点的引力设置为 $(1 - \beta)$ 倍的原始引力。其中,采样点与目标点的原始引力大小选取,参考目标偏置阈值的选取方式进行选择。具体为:当空间中障碍物较多时,增加引力的大小,避免因环境复杂而导致算法的收敛速度变慢;当空间中障碍物较少时,减小引力的大小,避免因引力过大而导致算法过早收敛至次最优路径。

图8中 q_{new} 为由传统的随机采样点 q_{rand} 与最近节点 $q_{nearest}$ 决定其生长方向产生的新节点; q'_{new} 为改进后的RRT*在重定义采样区域随机采样点 q'_{rand} 与目标节点 q_{goal} 共同作用下产生的新节点。

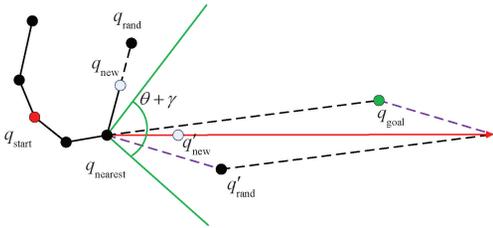


图8 节点生长方向示意图

Fig. 8 Schematic diagram of node growth direction

由图8可看出,改进RRT*算法,在路径扩展方向上,相较于传统RRT*更加偏向于目标节点,这样可以减少随机树的不必要扩展,提高随机树的扩展效率,减少路径规划用时。

2.5 算法复杂度分析

计算复杂度是衡量算法性能的重要指标,它反映了算法在运行过程中对时间和空间的消耗情况。传统的RRT*算法时间复杂度包括:最近邻搜索 $O(\log n_1)$,其中 n_1 为采样点数;重布线 $O(k_1 \cdot \log n_1)$, k_1 为邻近节点数;碰撞检测通常为 $O(1)$ 到 $O(m)$, m 为障碍物数量。则其总体时间复杂度为 $O(N_1 \cdot (k_1 \cdot \log n_1 + m))$,其中 N_1 为迭代次数;空间复杂度为 $O(n_1)$ 。informed-RRT*算法在RRT*算法的基础上引入了椭圆采样区域,限制了采样范围,其时间复杂度包括:采样区域限制 $O(1)$;最近邻搜索与重布线 $O(k_2 \cdot \log n_2)$;碰撞检测为 $O(m)$ 。其总体时间复杂度为 $O(N_2 \cdot (k_2 \cdot \log n_2 + m))$,但由于采样区域缩小,减少了无效采样,从而在实际运行中减少了迭代次数 N_2 (邻近节点数 k 对复杂度的影响较小,此处暂不考虑),使得informed-RRT*算法的时间复杂度降低,空间复杂度 $O(n_2)$ 也可能降低。GB-RRT*算法在RRT*的基础上引入了目标偏置策略,其时间复杂度包括:目标偏置采样 $O(1)$,最近邻搜索与重布线 $O(k_3 \cdot \log n_3)$;碰撞检测 $O(m)$ 。其总体时间复杂度为 $O(N_3 \cdot (k_3 \cdot \log n_3 + m))$,但由于目标偏置采样,增加了向目标点扩展的概率,减少了无效扩展,减少了算法的迭代次数 N_3 ,对应的GB-RRT*算法的时间复杂度降低,空间复杂度 $O(n_3)$ 可能会有所降低且在实际运行中的收敛速度可能更快。AEC-RRT*算法在RRT*算法的基础上引入目标偏置策略与启发式采样,其时间复杂度包括:目标偏置与启发式采样结合 $O(1)$;最近邻搜索与重布线 $O(k_4 \cdot \log n_4)$;碰撞检测 $O(m)$ 。其总体时间复杂度为 $O(N_4 \cdot (k_4 \cdot \log n_4 + m))$,但由于采样策略更高效,其迭代次数 N_4 与采样点数 n_4 会

减少,空间复杂度 $O(n_4)$ 也会相应的降低,对应的实际运行时间可能更短。所提算法在RRT*基础上引入目标偏置策略、重定义采样和变引力扩展,其时间复杂度包括:目标偏置与启发式采样结合 $O(1)$;变引力扩展 $O(1)$;最近邻搜索与重布线 $O(k_5 \cdot \log n_5)$;碰撞检测 $O(m)$ 。其总体时间复杂度与RRT*算法相同,为 $O(N_5 \cdot (k_5 \cdot \log n_5 + m_5))$,但由于采样策略与变引力扩展可能减少无效扩展,使得迭代次数 N_5 与采样点数 n_5 明显减少,相应的空间复杂度 $O(n_5)$ 会更小,在实际运行中时间可能更优。

综合上述分析,改进算法通过目标偏置策略、启发式采样和变引力扩展等方式,减少了无效采样与扩展,降低了算法的迭代次数 N 与采样点数 n ,使得改进算法的复杂度降低并表现出更优的性能。

3 仿真实验验证与分析

3.1 三维空间仿真实验

三维空间大小设置为 $2\text{ m} \times 2\text{ m} \times 2\text{ m}$,起始点坐标设为 $(-1, -1, 1)$,目标点坐标设为 $(1, 1, -1)$,步长大小为 0.2 。最大迭代次数为 $2\ 000$ 次,不同算法在障碍物环境下规划出的路径如图9~13所示。

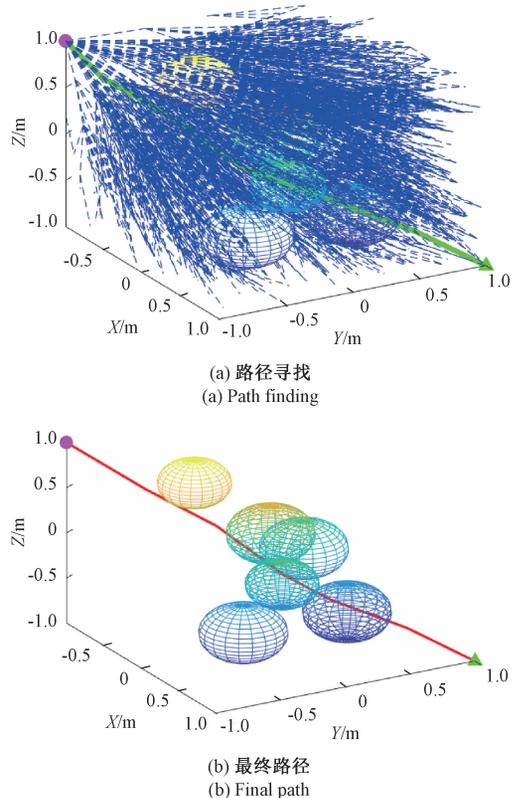
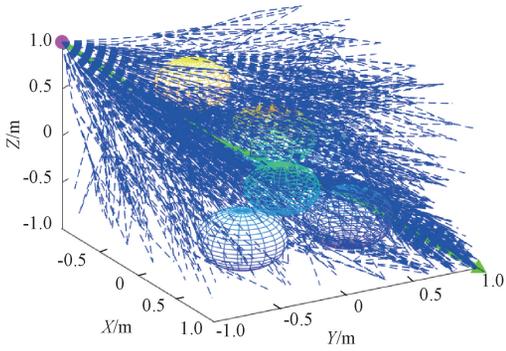
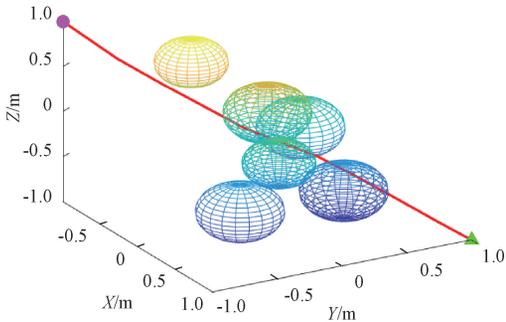


图9 RRT*路径规划

Fig. 9 RRT* path planning

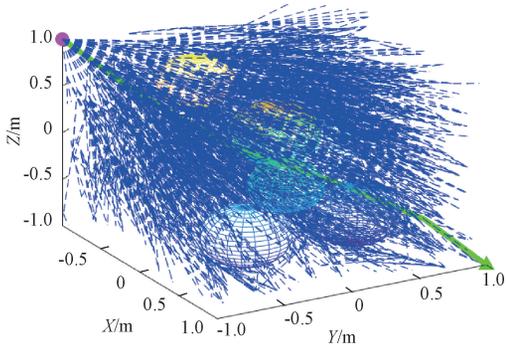


(a) 路径寻找
(a) Path finding

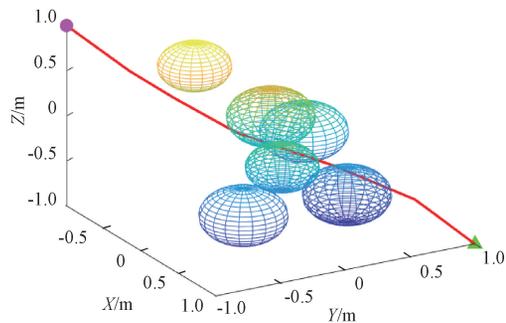


(b) 最终路径
(b) Final path

图 10 Informed-RRT* 路径规划
Fig. 10 Informed-RRT* path planning

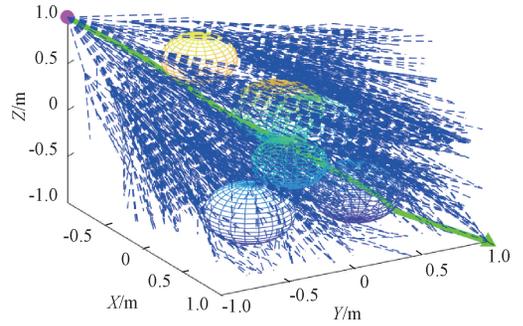


(a) 路径寻找
(a) Path finding

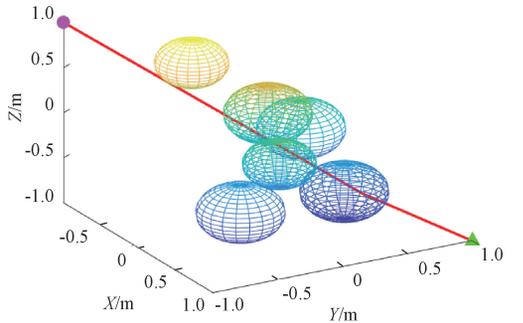


(b) 最终路径
(b) Final path

图 11 GB-RRT* 路径规划
Fig. 11 GB-RRT* path planning

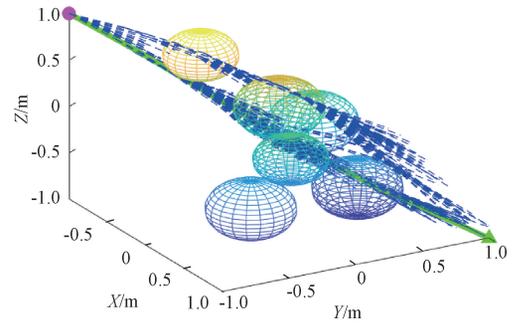


(a) 路径寻找
(a) Path finding

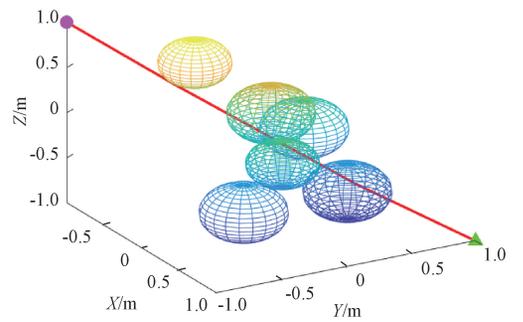


(b) 最终路径
(b) Final path

图 12 AEC-RRT* 路径规划
Fig. 12 AEC-RRT* path planning



(a) 路径寻找
(a) Path finding



(b) 最终路径
(b) Final path

图 13 RTSR-RRT* 路径规划
Fig. 13 RTSR-RRT* path planning

由图 9~13 可知, 所提算法在三维空间的采样所用空间均明显小于其他 4 种算法的采样空间的同时, 所得到的路径也近似最短。

为了更好的验证所提 RTSR-RRT* 算法在障碍物存在环境的优越性, 对上述 5 种算法进行 50 次重复实验, 得到相关测试数据如表 1 所示。

表 1 测试数据
Table 1 Test data

算法	平均路径长度/mm	平均用时/s	平均采样点数/个	成功率/%
RRT*	3 542.1	0.430	1 806	76
informed-RRT*	3 519.5	0.463	1 503	82
GB-RRT*	3 543.4	0.389	1 632	100
AEC-RRT*	3 523.9	0.400	1 619	100
RTSR-RRT*	3 501.0	0.278	757	100

由表 1 分析可知, 所提 RTSR-RRT* 算法不仅在路径长度有一定的优势, 而且在用时和采样点数量上也有不同程度的优化。相对于 RRT* 算法在时间上节约 35%, 采样点个数节约 58%; 相对于 informed-RRT* 算法在时间上节约 40%, 采样点个数节约 50%; 相对于 GB-RRT* 算法在时间上节约 29%, 采样点个数节约 54%; 相对于 AEC-RRT* 算法在时间上节约 31%, 采样点个数节约 53%。

3.2 机械臂路径规划实验验证

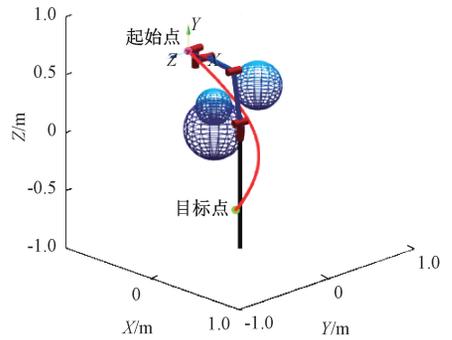
进一步验证所提算法规划路径的有效性和实用性, 利用如图 14 所示的六自由度工业机械臂对所规划路径进行可行性验证。



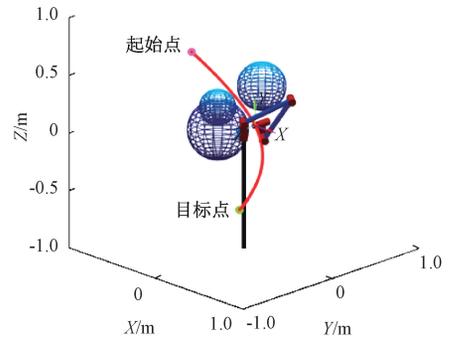
图 14 机械臂运动平台

Fig. 14 Robotic arm motion platform

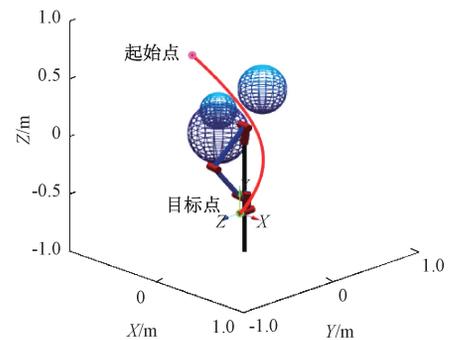
同时在 Matlab 中建立六自由度机械臂模型, 给出机械臂运动轨迹如图 15 所示。从图 15 中可以看出, 机械臂在运动过程中可有效避开障碍物, 按照规划路径予以执行, 充分表明所提路径规划算法的有效性。



(a) 初始状态
(a) Initial state



(b) 中间状态
(b) Middle state



(c) 最终状态
(c) Final state

图 15 机械臂运动过程

Fig. 15 Motion process of robotic arm

4 结 论

针对 RRT 算法存在的采样偏置性不佳、路径搜索效率低下以及收敛速度缓慢等问题, 提出一种重定义采样区域 RRT* 的机械臂路径规划算法。通过引入目标偏置思想、重定义采样区域和变引力扩展策略, 对算法进行优化, 最终得到最优路径。为验证所提算法的优越性, 通过与 RRT*、informed-RRT*、GB-RRT* 和 AEC-RRT* 算法的实验对比, 所提算法在搜索出的路径最短的同时, 在规划时间及采样点数量方面均有不同

层度的提高。与 RRT* 算法相比,规划时间节省 35%, 采样点数量降低 58%;与 informed-RRT* 算法相比,规划时间节省 40%,采样点数量降低 50%;与 GB-RRT* 算法相比,规划时间节省 29%,采样点数量降低 54%;与 AEC-RRT* 算法相比,规划时间节省 31%,采样点数量降低 53%。解决了 RRT* 算法在随机采样偏置性差、路径搜索效率低和收敛速度慢的问题。最后,利用机械臂测试平台对所规划路径进行了测试实验,进一步验证了所提算法的有效性。

参考文献

- [1] 耿鹏,何彦霖,杨溢,等. 软体机械臂控制方法研究现状及展望[J]. 仪器仪表学报, 2023,44(11): 85-98.
GENG P, HE Y L, YANG Y, et al. Research status and prospects of control methods for soft robotic arms [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(11): 85-98.
- [2] ZHANG H X, TAO Y D, ZHU W L. Global path planning of unmanned surface vehicle based on improved A-Star algorithm[J]. Sensors, 2023, 23(14): 6647.
- [3] WANG Y X. Path planning design of warehouse handling robot based on dynamic improved dijkstra algorithm[C]. 2023 7th Asian Conference on Artificial Intelligence Technology, 2023: 904-908.
- [4] HUANG Y ZH, WANG H, HAN L, et al. Robot path planning in narrow passages based on improved PRM method[J]. Intelligent Service Robotics, 2024,17(3): 609-620.
- [5] YANG R, LI J R, JIA ZH K, et al. EPL-PRM: Equipotential line sampling strategy for probabilistic roadmap planners in narrow passages [J]. Biomimetic Intelligence and Robotics, 2023, 3(3): 100112.
- [6] ZHENG X CH, CAO J J, ZHANG B, et al. Path planning of PRM based on artificial potential field in radiation environments [J]. Annals of Nuclear Energy, 2024, 208: 110776.
- [7] 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 RRT-Connect algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(8): 112-119.
- [8] 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.
- [9] FENG B H, JIANG X T, LI B Y, et al. An adaptive multi-RRT approach for robot motion planning [J]. Expert Systems with Applications, 2024, 252: 124281.
- [10] WANG X P, MA X L, LI X X, et al. Target-biased informed trees: Sampling-based method for optimal motion planning in complex environments[J]. Journal of Computational Design and Engineering, 2022, 9(2): 755-771.
- [11] 朱花,郝赫,阳明,等. 基于扩展角度控制的改进 RRT 机械臂路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(9): 11-15.
ZHU H, HAO H, YANG M, et al. Path planning of improved RRT manipulator based on extended angle control [J]. Combined Machine Tool and Automatic Processing Technology, 2023(9): 11-15.
- [12] WU B, ZHANG W, CHI X N, et al. A novel AGV path planning approach for narrow channels based on the Bi-RRT algorithm with a failure rate threshold[J]. Sensors, 2023, 23(17): 7547.
- [13] ZHANG Y, GAO F, ZHAO F K. Research on path planning and tracking control of autonomous vehicles based on improved RRT* and PSO-LQR[J]. Processes, 2023, 11(6): 1841.
- [14] 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. Path planning of robot arm based on APF-informed-RRT* algorithm with bidirectional target bias [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(6): 75-83.
- [15] CHENG X, ZHOU J M, ZHOU ZH, et al. An improved RRT-Connect path planning algorithm of robotic arm for automatic sampling of exhaust emission detection in Industry 4.0 [J]. Journal of Industrial Information Integration, 2023, 33: 100436.

作者简介



刘小松,2016年于吉林大学获得博士学位,现为长春理工大学讲师、硕士生导师。主要研究方向为信息感知与先进控制技术、复杂系统建模、仿真与控制。

E-mail:liuxs@cust.edu.cn

Liu Xiaosong received her Ph. D. degree from Jilin University in 2016. Now she is a lecturer and master supervisor at Changchun University of Science and Technology. Her main research interests include information perception and advanced control technology, modeling, simulation and control of complex systems.



康磊,2022年于长春理工大学获得学士学位,现为长春理工大学硕士研究生。主要研究方向为无人系统自主控制、机器人控制与路径规划。

E-mail:1970404298@qq.com

Kang Lei received his B. Sc degree from Changchun University of Science and Technology in 2022. Now he is a master's student at Changchun University of Science and Technology. His main research interests include autonomous control of unmanned systems, robot control and path planning.



单泽彪(通信作者),2016年于吉林大学获得博士学位,现为长春理工大学副教授、硕士生导师。主要研究方向为无人系统自主控制、信号检测与估计理论以及压缩感知技术。

E-mail:zbshan@cust.edu.cn

Shan Zebiao (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Jilin University in 2016. Now he is an associate professor and master supervisor at Changchun University of Science and Technology. His main research interests include autonomous control of unmanned systems, signal detection and estimation theory and compressed sensing technology.