

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.04.041

机械臂受限空间避障路径规划及算法研究

李凯^{a,b}, 王晓东^{a,b}, 安泽^{a,b}, 罗怡^{a,b}

(大连理工大学 a. 机械工程学院; b. 高性能精密制造全国重点实验室, 辽宁 大连 116023)

摘要:针对机械臂在受限工作空间内的避障路径规划问题展开研究,采用改进型(MDH)参数法对机械臂进行建模,引入层次包围盒对机械臂和障碍物进行包络,实现避障过程中的碰撞检测。在RRT*算法的基础上,引入目标偏置方法并设置目标偏置(GB)阈值,采用人工势场法(APF)来优化避障路径。引入变偏置阈值和变重选父节点区域半径的方法,提高在无障碍物区域的搜索效率,降低最终路径的成本。采用自适应步长策略来优化搜索时间,使用三次准均匀B样条对得到的路径进行优化。在MATLAB中进行仿真分析。结果表明:相较于RRT*算法,GB-APF-RRT*算法在三维空间中路径长度、搜索时间上分别缩短23.7%和94.3%,同时最终路径质量也得到显著提升。

关键词:机械臂;避障路径规划;RRT算法;虚拟势场法;层次包围盒

中图分类号:TP241.2 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2026)04-0214-07

Research on Obstacle Avoidance Path Planning and Algorithm for Robotic Arm in Confined Space

LiKai^{a,b}, Wang Xiaodong^{a,b}, An Ze^{a,b}, Luo Yi^{a,b}

(a. School of Mechanical Engineering; b. National Key Laboratory of High Performance Precision Manufacturing, Dalian University of Technology, Dalian 116023, China)

Abstract: Research is conducted on the obstacle avoidance path planning problem of a robotic arm in a confined workspace. The modified Denavit-Hartenberg (MDH) parameter method is employed to model the robotic arm. Hierarchical bounding boxes are introduced to envelop both the robotic arm and obstacles, enabling collision detection during the obstacle avoidance process. Based on the RRT* algorithm, a goal bias method is introduced, and a goal bias (GB) threshold is set. The artificial potential field (APF) method is used to optimize the obstacle avoidance path. Additionally, methods of variable bias threshold and variable region radius for reselecting the parent node are introduced to improve search efficiency in obstacle-free areas and reduce the cost of the final path. Furthermore, an adaptive step size strategy is adopted to optimize the search time, and the obtained path is optimized using cubic quasi-uniform B-splines. and experimental validation is conducted in MATLAB. The results indicate that Simulation analysis is conducted in MATLAB, and the results show that compared with the RRT* algorithm, the GB-APF-RRT* algorithm reduces 23.7% and 94.3% in path length and search time, respectively, in three-dimensional space, while the quality of the final path is also significantly enhanced.

Keywords: robotic arm; obstacle avoidance path planning; RRT algorithm; artificial potential field method; hierarchical bounding box

0 引言

随着机器人技术的不断发展,高自由度的机械臂在社会各个领域中的应用愈加广泛。协作机械臂能够通过其自身的多传感器、机器视觉等先进技术,智能安全地完成零部件的自动上下料、智能组装、打磨、检测等复杂工作^[1]。以上特性使得

协作机械臂相较人工及工业机械臂在有限空间中工作更具有优势。然而,受到工作空间内各种设备和机械臂末端工具的限制,如何在此类受限空间内对机械臂的无碰撞安全轨迹进行规划是一个值得研究的问题。

现有的路径规划算法主要分为两类。一类是基于图搜索的规划算法如 Dijkstra 算法、A*、

基金项目:辽宁省“兴辽英才”项目(XLYC2002020)

第一作者简介:李凯(1997—),男,陕西宝鸡人,硕士,研究方向为机械臂轨迹规划,350616534@qq.com。

通信作者简介:罗怡(1973—),女,辽宁大连人,教授,博士生导师,博士,研究方向为精密测量、微小器件装配,luoy@dlut.edu.cn。

D^* [2-4] 等算法。以上基于图搜索的算法虽然能够得到最优路径,但由于其图搜索的性质导致其在复杂三维空间中搜索效率低下。另一类是基于采样的规划算法如 PRM(概率图)算法[5]、快速搜索随机树(RRT 算法)[6]等。RRT 算法具有高效性、适应性和解决高维问题的能力,实现起来较为容易,但其随机性导致其探索效率较低。因此一些学者对 RRT 算法进行了改进。Karaman 和 Frazzoli[7]在 RRT 算法基础上提出了渐进最优 RRT* 算法,该算法通过重选父节点和路径剪枝实现了渐进最优,但仍存在收敛速度较慢等缺点。左国玉等[8]通过引入均匀概率分配机制和目标偏差与目标重力的目标启发式策略,提高了 RRT 算法的收敛效率。Gammell 等[9]提出了一种 Informed RRT* 算法,在 RRT* 算法基础上通过引入启发式信息来指导节点的拓展方向,同时对采样空间进行了限制,它能更快地找到全局最优路径。Xi 等[10]将人工势场法(APF)与 RRT 算法相结合实现了机械臂局部避障和全局路径规划。

针对现有的路径规划算法在受限工作空间内收敛速度慢且得到路径质量较差,本文通过将 RRT* 算法与人工势场法(APF)相结合采用了变步长采样,同时对 RRT* 算法增加了目标偏置(GB)函数,提出了一种改进型算法。通过对所得路径点采用准均匀三次 B 样条函数插值进行平滑处理,从而在笛卡儿空间得到一条满足运动学约束的平滑路径,从而完成机械臂在复杂空间的轨迹规划任务。

1 机械臂运动学模型及碰撞检测

1.1 机械臂改进型 DH(MDH) 参数模型

本文所使用的机械臂为 AUBO-i3 机械臂,其末端安装有视觉装置,其主要是在不同区域对零件进行检测。为了得到机械臂与末端法兰盘之间的关系,需要使用 DH 坐标系法建立起机械臂运动学模型。DH 坐标系通过特定的 DH 参数描述各个关节,形成一个连续的坐标系链。MDH 在标准型 DH 的基础上,更改了坐标系的位置和旋转顺序,相较于标准 DH 坐标系适用范围更广[11]。使用 MDH 参数法建立起的机械臂参数坐标如图 1 所示。

由图 1 可知各个连杆坐标系关系及机械臂尺寸,得到机械臂 MDH 参数表如表 1 所示。

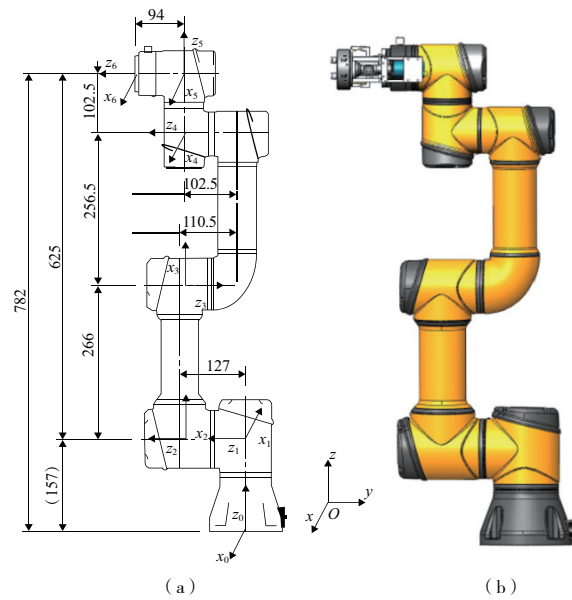


图 1 AUBO-i3 机械臂连杆坐标系

表 1 AUBO-i3 机械臂 MDH 参数表

轴号 i	关节角 $\theta_i/(\circ)$	偏距 d_i/mm	长度 a_i/mm	扭转角 $\alpha/(\circ)$
1	θ_1	157.0	0	0
2	θ_2	119.0	0	-90
3	θ_3	0	266.0	180
4	θ_4	0	256.5	180
5	θ_5	102.5	0	-90
6	θ_6	94.0	0	90

机械臂相邻两连杆之间的齐次变换矩阵为[12]

$${}^{i-1}_i T = \begin{bmatrix} c\theta_i & -s\theta_i & 0 & a_i \\ s\theta_i c\alpha_i & c\theta_i c\alpha_i & -s\alpha_i & -d_i s\alpha_i \\ s\theta_i s\alpha_i & c\theta_i s\alpha_i & c\alpha_i & d_i c\alpha_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $c = \cos$; $s = \sin$ 。

由此可以得到从机械臂基坐标系到末端法兰盘中心的变换矩阵。由于末端工具是固联在法兰盘上,故可以得到从基座到工具末端中心的变换矩阵为

$${}^0_{\text{tool}} T = {}^0_1 T \cdot {}^1_2 T \cdot {}^2_3 T \cdot {}^3_4 T \cdot {}^4_5 T \cdot {}^5_6 T \cdot {}^6_{\text{tool}} T \quad (2)$$

1.2 碰撞检测

机械臂在路径规划中需要频繁地对机械臂本体与障碍物之间进行碰撞检测[13],但由于实际障碍物往往不规则,而碰撞检测的效率直接影响着

路径规划算法的性能,因此有必要对机械臂和障碍物模型进行简化。在本文中,以机械臂连杆 AB 、连杆 BC 、连杆 CD 为例,均使用圆柱包围盒进行包裹并采用球包围盒对末端工具进行包围。对障碍物则使用层次包围盒包裹,首先使用 AABB 包围盒进行精包裹,再使用圆包围盒进行粗包裹。当计算碰撞关系时首先计算与障碍物包围圆的关系,从而简化了计算流程。包围模型如图 2 所示。

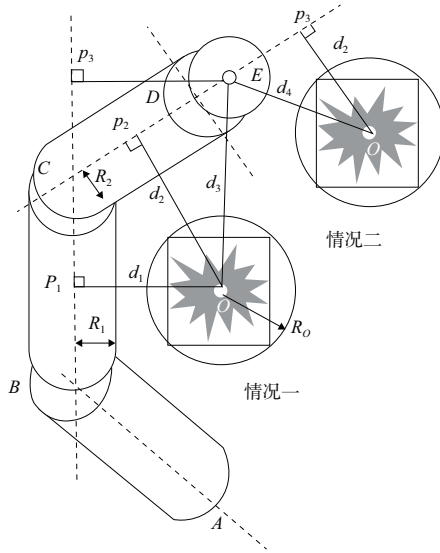


图 2 机械臂与障碍物关系示意图

图 2 中各个连杆的末端坐标位置可以通过齐次变换矩阵 ${}^{i-1}_i T$ 得到,其值可由齐次变换矩阵中表示位置信息的列向量获得。已知各个连杆端点的三维坐标后可以得到各个直线段的方程,以连杆 CD 为例其直线方程如下

$$\begin{cases} x = (x_d - x_c)t + x_c \\ y = (y_d - y_c)t + y_c \\ z = (z_d - z_c)t + z_c \end{cases} \quad (3)$$

已知各个连杆的直线方程之后就可以通过计算各个连杆与障碍物球包围盒之间的距离完成初次碰撞检验。障碍物圆心坐标为 $O_{obs} = (x_0, y_0, z_0)$, 与连杆 CD 的垂足 P_2 的坐标为 $P_2 = (x_{p2}, y_{p2}, z_{p2})$, P_2 坐标可由连杆 CD 的直线方程得出

$$\begin{cases} x_p = (x_d - x_c)t + x_c \\ y_p = (y_d - y_c)t + y_c \\ z_p = (z_d - z_c)t + z_c \end{cases} \quad (4)$$

且由于向量 OP_2 与向量 CD 两者垂直可以得到下式

$$(x_d - x_c)(x_0 - x_{p2}) + (y_d - y_c)(y_0 - y_{p2}) + (z_d - z_c)(z_0 - z_{p2}) = 0 \quad (5)$$

联立式(4)、式(5)可以得到

$$t = \frac{(x_d - x_c)(x_0 - x_c) + (y_d - y_c)(y_0 - y_c) + (z_d - z_c)(z_0 - z_c)}{(x_d - x_c)^2 + (y_d - y_c)^2 + (z_d - z_c)^2} \quad (6)$$

将 t 值代入式(4)中可以求出垂足点的坐标 p_2 ,则可以求出垂足点到障碍物圆心的直线距离 d_2 大小为

$$d_2 = \sqrt{(x_0 - x_{p2})^2 + (y_0 - y_{p2})^2 + (z_0 - z_{p2})^2} \quad (7)$$

定义安全距离为连杆半径与障碍物半径之和,即 $S = R_2 + R_0$,当 d_2 大于 S 时,对于障碍物类型一不发生碰撞,对于障碍物类型二则需进一步判断垂足 P_1 到连杆两端点的距离 d_{cp1} 和 d_{p2} 是否大于安全距离,且 d_{cp1} 减去 d_{p2} 为连杆 CD 段杆长,此时连杆 CD 不会与障碍物发生碰撞。若发生碰撞则需再计算连杆与 AABB 包围盒之间的距离判断是否发生碰撞, AABB 包围盒数学表示方式如下式

$$R = \begin{cases} (x, y, z) \parallel x - x_0 \leq R_x, \\ |y - y_0| \leq R_y, \\ |z - z_0| \leq R_z \end{cases} \quad (8)$$

式中: (x_0, y_0, z_0) 为障碍物中心; R_x, R_y, R_z 分别为 AABB 包围盒长、宽、高的一半。

根据层次包围盒中球包围盒的性质,同时为了简化计算令 R_x, R_y, R_z 相等。AABB 包围盒碰撞检测时通过在连杆直线上取点 (x_p, y_p, z_p) ,取固定步长按下式进行遍历,若满足则发生碰撞。

$$\begin{cases} |x_p - x_0| \leq R_x \\ |y_p - y_0| \leq R_y \\ |z_p - z_0| \leq R_z \end{cases} \quad (9)$$

使用混合包围盒进行碰撞检测的流程如图 3 所示。通过使用层次包围盒可以在保证路径规划效率的同时,减少碰撞的可能性,从而提高机械臂的操作安全性和可靠性。

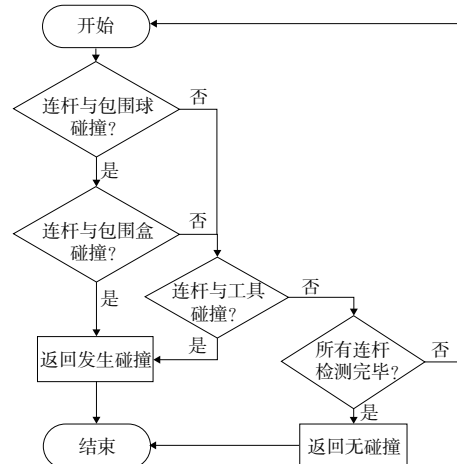


图 3 机械臂碰撞检测流程图

2 GB-APF-RRT* 算法原理

RRT* 算法是在 RRT 算法基础上增加了重选父节点和剪枝重新布线两部分操作^[14],提高了算法的收敛速度且降低了最终所得路线的路径代价。但由于 RRT* 算法的随机性导致其最终路径仍然过于曲折无法直接使用。故针对以上问题在 RRT* 算法的基础上提出了一种 GB-APF-RRT* 算法。

2.1 采样点偏置概率改进

RRT* 算法通过不断地计算路径代价,对得到的路径节点进行剪枝和重选父节点,其具有渐进最优性。但受限于其生成采样点的随机性导致其不能快速到达目标点,在无障碍物或距离障碍物较远时其生成可行路径的时间久,且路径成本高。故引入目标偏置策略,通过设置目标偏置概率 p_b 大小在一定范围内,在每次采样时通过对比产生的随机数与目标偏置概率大小判断采样点为随机点或是目标点。

$$p_a < p_b < p_c \quad (10)$$

$$x_{\text{rand}} = \begin{cases} x_{\text{goal}}, & p < p_b \\ x_{\text{sample}}, & p \geq p_b \end{cases} \quad (11)$$

如图 4 所示当采样点为目标点且随机树拓展发生碰撞时降低目标偏置概率 p_b 的值,使其更倾向于避开障碍物,而当拓展方向上不发生碰撞时,则增加 p_b 的值,从而保证随机树在无障碍物环境下向目标点的快速拓展和在复杂障碍物空间中寻找可行路径点的随机性。

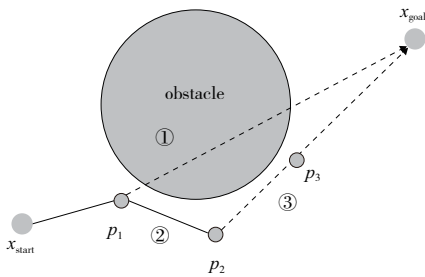


图 4 采样点偏置策略

2.2 重选父节点策略改进

在传统 RRT* 算法重选父节点的过程中,其重选父节点的范围 r 始终是固定的,这导致其在采样点四周障碍物密度较小时无法选择到最优的节点,而在障碍物密度较大时又重复判断了会发生碰撞的节点。因此提出了根据随机点周围障碍

物密度调整重选父节点范围的策略。如图 5 所示。其原理为以采样点为半径,计算在其半径内障碍物的数量,当半径内障碍物的数量超过一定范围则缩小重选父节点的范围;当障碍物数量小于一定范围则增大重选父节点的范围,从而加快收敛算法速度。

$$r_{\text{new}} = \varphi \cdot r \quad (12)$$

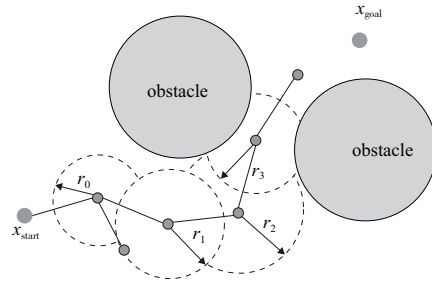


图 5 RRT* 重选节点

2.3 人工势场法

人工势场法是一种通过对障碍物和目标点施加斥力场和引力场的虚拟力法。在目标点的引力场对机械臂始终施加方向为机械臂到目标点的引力,在障碍物中心的斥力场则在一定范围内施加方向为障碍物中心到机械臂的斥力。其引力函数与采样点和目标点之间的距离有关,引力函数如下

$$U_{\text{att}} = \frac{1}{2} K_{\text{att}} \|q_{\text{goal}} - q_{\text{near}}\|^2 \quad (13)$$

式中: q 为当前路点; q_{goal} 为目标点; K_{att} 为引力增益系数; $\|q - q_{\text{goal}}\|$ 为目标点与当前路点之间的距离。

障碍物上施加的斥力场函数如下

$$U_{\text{rep}}(q) = \begin{cases} \frac{1}{2} K_{\text{rep}} \left(\frac{1}{p} - \frac{1}{p_0} \right)^2, & p \leq p_0 \\ 0, & p > p_0 \end{cases} \quad (14)$$

式中: p 为当前路点到障碍物的欧氏距离; p_0 为障碍物上斥力场的影响范围; K_{rep} 为斥力场增益系数。

引入人工势场法后的斥力和引力矢量如下

$$\mathbf{F}_{\text{att}} = -\nabla U_{\text{att}} = -K_{\text{att}} \|q_{\text{goal}} - q_{\text{near}}\| \Delta p \quad (15)$$

$$\mathbf{F}_{\text{rep}} = -\nabla U_{\text{rep}} = \begin{cases} K_{\text{rep}} \left(\frac{1}{p} - \frac{1}{p_0} \right) \frac{1}{p^2} \nabla p, & p \leq p_0 \\ 0, & p > p_0 \end{cases} \quad (16)$$

通过将引力和斥力叠加在机械臂上得到具有方向和大小矢量引导机械臂运动到目标点。其原理如图 6 所示。

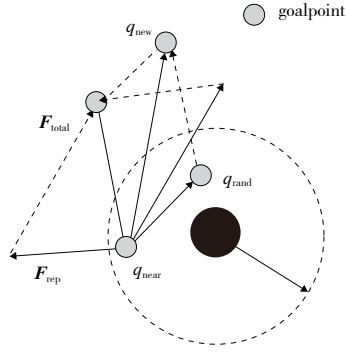


图6 节点生长分析示意图

在图6中将人工势场法得到的引力与斥力的合力 F_{total} 作用在父节点上,与采样得到的新节点相结合,得到对所得到的新节点的方向进行了修正,使得每次生成新节点都能顺利避开障碍物且向着目标节点前进。公式如下

$$q_{\text{new}} = q_{\text{near}} + s_{\text{tep}} \cdot \frac{q_{\text{rand}} - q_{\text{near}}}{\|q_{\text{rand}} - q_{\text{near}}\|} + (F_{\text{att}} + F_{\text{rep}}) \quad (17)$$

式中: s_{tep} 为固定步长; q_{near} 为父节点; $\|q_{\text{rand}} - q_{\text{near}}\|$ 为采样点到最近节点的欧氏距离。

2.4 自适应调整步长

传统 RRT* 算法的固定步长导致 RRT 树在复杂障碍物环境下容易发生碰撞,导致搜索到可行节点的效率较低。因此引入自适应调整步长策略。通过预设障碍物复杂系数 φ ,判断采样点周围障碍物环境的复杂程度取值。每次采样时对所采的新节点周围障碍物环境进行判断,当障碍物环境复杂时增大 φ 值反之降低。生成方法如下

$$q_{\text{new}} = q_{\text{near}} + (1 - \varphi) s_{\text{tep}} \cdot \frac{q_{\text{near}} - q_{\text{rand}}}{\|q_{\text{near}} - q_{\text{rand}}\|} + \varphi (F_{\text{att}} + F_{\text{rep}}) \quad (18)$$

2.5 三次准均匀 B 样条曲线平滑路径

通过上述算法得到的路径相较于实际路径仍然过于曲折,会对实际机械臂的稳定性造成影响,需要对已经得到的路径进行平滑处理^[15-16]。三次准均匀 B 样条函数具有局部性、光滑性和节点分布灵活性,它可以传递起始位置和方向以及目标位置和方向。本文使用三次准均匀 B 样条对所得路径进行了平滑处理。保证机械臂经过平滑后的路径通过始末两点。其中 K 次非均匀 B 样条曲线的式子定义如下

$$p(U) = \sum_{i=0}^n d_i N_{i,k}(U) \quad (19)$$

式中: K 为 B 样条的次数; d_i 为控制点; $N_{i,k}(U)$ 为在非均匀节点矢量 U 上的 K 次 B 样条基函数,其起始节点和终点具有 $K+1$ 的重复度 r 。非均匀 B 样条的基函数为

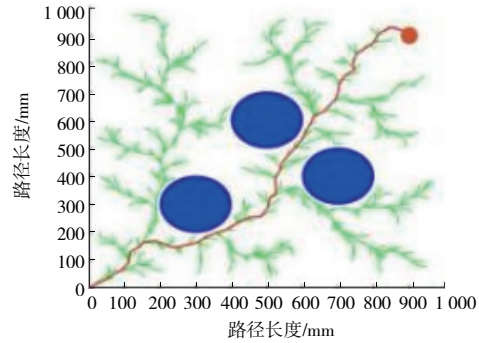
$$\begin{cases} N_{i,0}(U) = \begin{cases} 1, & U_i \leq U \leq U_{i+1} \\ 0, & \text{other} \end{cases} \\ N_{i,k}(U) = \frac{U - U_j}{U_{i+k} - U_i} N_{i,k-1}(U) + \frac{U_{i+k+1} - U}{U_{i+k+1} - U_{i+1}} N_{i+1,k-1}(U) \\ \text{define } \frac{0}{0} = 0 \end{cases} \quad (20)$$

3 仿真分析与结果

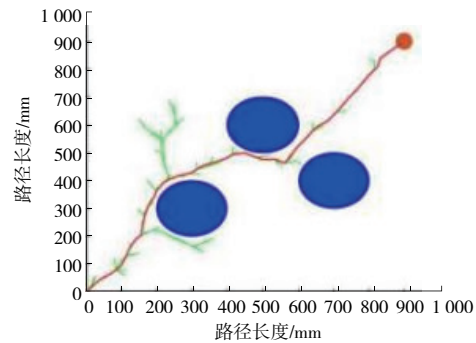
为了验证改进算法的有效性,在 MATLAB 中建立了障碍物仿真环境,在二维和三维环境中对 RRT* 及 GB-APF-RRT* 算法进行仿真分析,最后将算法布置在机械臂上进行了仿真实验。

3.1 2D 地图仿真

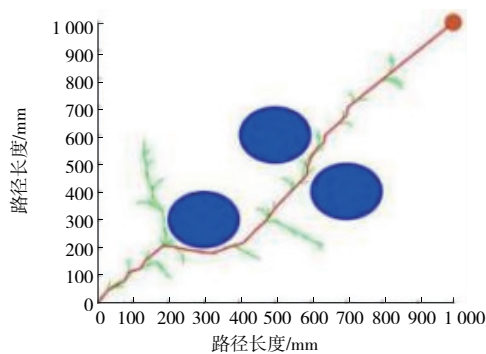
二维仿真场景设置为 1 000 mm × 1 000 mm 的大小,起始点为 (0,0),目标点为 (999,999) 在地图中放置 3 个半径为 100 的圆形障碍物,起始步长均为 20,当随机树距目标点 1.5 步长以内视为到达目标点。原始 RRT* 算法与改进 RRT* 算法仿真如图 7 所示。



(a) 原始RRT*算法



(b) GB-RRT*改进算法



(c) GB-APF-RRT*改进算法

图7 2D环境仿真

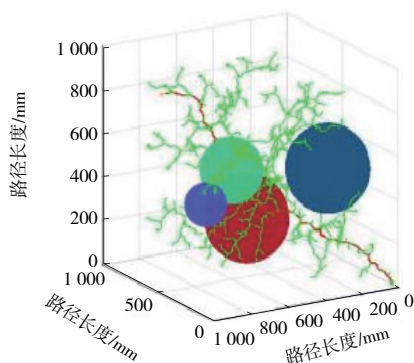
对以上3种算法运行30次取平均值结果如表2所示,GB-APF-RRT*算法平均路径长度为1391,耗时0.1194 s。相较于传统RRT*算法和GB-RRT*算法,其平均路径缩短了3.9%和7.9%,其运行时间缩短了87%和27%。说明在二维地图中改进型算法的路径成本和运行时间都优于原始算法。

表2 2D环境下不同算法结果对比图

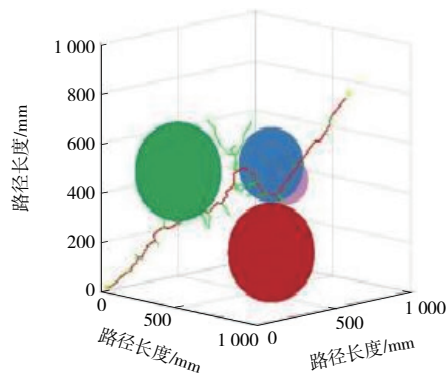
算法	平均路径长度/mm	运行时间/s
RRT*	1447	0.9313
GB-RRT*	1510	0.1635
GB-APF-RRT*	1391	0.1194

3.2 3D地图仿真

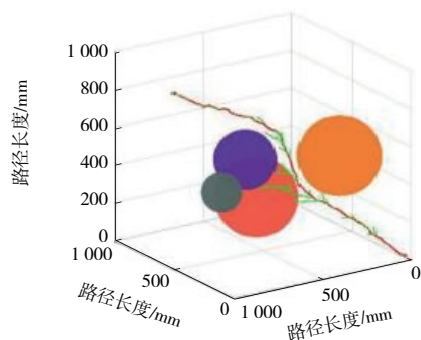
三维仿真场景大小设置为1000 mm×1000 mm×1000 mm,起始点为(0,0,0),目标点为(800,800,800)在地图中放置4个随机的圆形障碍物,起始步长均为20,当随机树距目标点1.5步长以内视为到达目标点。原始RRT*算法与改进RRT*算法仿真效果如图8所示。



(a) 原始RRT*算法



(b) GB-RRT*算法



(c) GB-APF-RRT*改进算法

图8 3D仿真环境

同样在3D环境中对以上3种算法运行30次取平均值,其结果如表3所示,改进型RRT*算法的平均路径长度为1480,平均耗时0.1438 s。

表3 3D环境下不同算法结果对比图

算法	平均路径长度/mm	运行时间/s
RRT*	1940	2.5168
GB-RRT*	1760	0.1620
GB-APF-RRT*	1480	0.1438

3.3 机械臂模型仿真及结果分析

在三维场景中布置了4个圆形障碍物并使用MATLAB机械臂工具箱将六轴机械臂模型导入三维场景,并使用GB-APF-RRT*算法对机械臂进行了避障轨迹规划,其运行路径如图9所示,其中深色轨迹为机械臂法兰盘中心位置,浅色轨迹为工具中心位置,实验结果表面机械臂能够顺利从初始点位移动到目标点位,且运行过程中无碰撞发生。(本刊为黑白印刷,相关疑问请咨询作者)

由仿真结果可以得到GB-APF-RRT*算法由于引进了目标偏置策略,使得其在无碰撞区域采

样时间大大减少,从而加快了算法的收敛速度。但在障碍物区域则会导致重复碰撞,而引入的变目标点采样概率阈值可以通过增加随机性有效改善该问题。本文提出的变重选父节点范围策略则通过改变重选父节点范围的方式提高了路径质量、加快了收敛速度。障碍物及目标点上施加的虚拟势场也可以加快收敛速度,同时实现避障功能,但当障碍物密度及斥力因子较大时会导致收敛速度下降或陷入局部最优时,需要通过增大随机采样概率及采样步长解决。

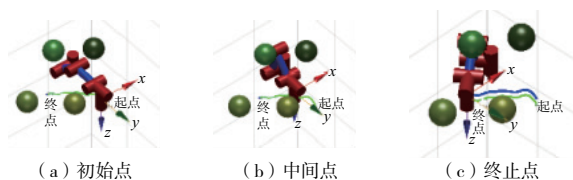


图9 机械臂 3D 环境仿真

4 结语

本文通过对 AUBO-i3 六轴机械臂进行了仿真研究,在 MATLAB 中根据 MDH 坐标系建立了其运动学模型,完成了机械臂运动学正逆解。通过对 RRT* 算法及其变种分析提出了一种 GB-APF-RRT* 算法,并经过仿真实验验证了其有效性。使用三次准均匀 B 样条函数对所得到的轨迹进行了优化,得出了连续光滑的机械臂末端运动轨迹,在三维空间中路径长度、搜索时间上缩短了 23.7% 和 94.3%,验证了算法的有效性。

GB-APF-RRT* 算法在复杂环境下展现出了较好的性能,它能够快速且有效地规划出防碰路径,为机器臂在受限作业空间内的任务执行提供了路径规划方法。

参考文献:

- [1] 高大伟. 多智能体集群避障算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2022.
- [2] Tang M Q, Sheng J W, Sun S Y. A coverage optimization algorithm for underwater acoustic sensor networks based on dijkstra method [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2023, 10(8): 1769-1771.

- [3] 李喆,王顺森,李勇,等. 船舶管线智能布置的优化 Astar 算法[J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(12): 108-117.
- [4] 田薇. 基于改进蚁群-Dstar 混合算法的无人机航迹规划算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- [5] 徐大也,胡立坤,王小勇,等. 基于概率路线图法的窄道采样与轨迹优化[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(2): 1-8.
- [6] 陈波芝,陆亮,雷新宇,等. 基于改进快速扩展随机树算法的双机械臂协同避障规划方法[J]. 中国机械工程, 2018, 29(10): 1220-1226.
- [7] Karaman S, Frazzoli E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning[J]. The International Journal of Robotics Research, 2011, 30(7): 846-894.
- [8] 左国玉,陈国栋,刘月雷,等. 基于均匀概率的目标启发式 RRT 机械臂路径规划方法[J]. 北京工业大学学报, 2022, 48(8): 812-821.
- [9] Gammell J D, Barfoot T D, Srinivasa S S. Informed sampling for asymptotically optimal path planning[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(4): 966-984.
- [10] Xi Y Q, Shen W, Zhang W, et al. A real-time dynamic path planning method combining artificial potential field method and biased target RRT algorithm[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1905(1): 012015.
- [11] 陈相君,赵志方,任国营,等. 基于粒子群算法的机器人运动学参数标定研究[J]. 计量学报, 2020, 41(增刊1): 85-91.
- [12] Craig J J. 机器人学导论[M]. 负超,译. 北京: 机械工业出版社, 2006.
- [13] 高嘉材,李丽宏,原钢. 机械臂与障碍物的双层次碰撞检测算法仿真[J]. 计算机仿真, 2022, 39(6): 453-458.
- [14] 马慧丽,鲁照权,王寿庭. 基于改进 RRT 算法的机械臂路径规划研究[J]. 机械设计与研究, 2020, 36(4): 42-46.
- [15] 李扬,张蕾,李鹏飞,等. 基于改进 RRT 结合 B 样条的机械臂运动规划方法[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(1): 254-263.
- [16] 杨忠瑞,杨昌明,刘渝,等. 基于时间-平滑性多目标的机械臂轨迹规划[J]. 制造业自动化, 2021, 43(4): 74-78, 95.

收稿日期: 2024-03-21