

复杂多场景下机械臂避障运动规划方法研究

宋勇, 张蕾, 田荣, 王晓华

(1.西安工程大学 电子信息学院, 陕西 西安 710048;
2.陕西人工智能联合实验室(西安工程大学分部), 陕西 西安 710048)

摘 要:为提高工业机械臂在狭窄通道、多障碍物等复杂多场景下避障运动规划的成功率和效率,建立了基于圆柱体和球体包围盒机械臂与障碍物之间的碰撞检测模型,并提出了一种基于启发式概率融合人工势场法的改进型 RRT* 算法(P-artificial potential field-RRT*, PAPF-RRT*)。采样上引入概率目标偏向与随机采样点优选策略,对采样点进行位置优选约束,增强采样导向性和质量;为改变传统新节点扩展方向和特殊环境下局部最优问题,融合人工势场法的目标引力与障碍物斥力和自适应步长,使算法在 APF 产生的合力范围下实时引导新节点扩展方向和步长大小,降低过度的探索和碰撞区域扩展;对冗余节点进行删除,并采用三次 B 样条插值优化,提高机械臂轨迹的柔顺性。仿真结果表明,所提算法较传统 RRT* 算法在平均路径搜索时间上降低了 56.75%,路径长度缩短了 17.74%。导入机械臂模型后可视化仿真结果证明,所提算法可使机械臂成功避障且快速平稳运行到目标点。

关 键 词:机械臂运动规划;渐进最优快速拓展随机树算法;启发式概率;人工势场法;自适应步长;三次 B 样条

中图分类号:TP242.2

文献标志码:A

文章编号:1000-2758(2023)03-0500-10

工业机械臂因自身定位精度高、稳定性强和执行效率高等优异性能,广泛应用在装配、焊接、分拣等工业生产领域中,是推动智能化工业生产的重要工具^[1]。考虑到其工作环境复杂多样,研究多场景情况下的避障运动规划具有重要的工程价值。

机械臂在传统运行操作上依赖于工人的示教编程,避障规划效率低且适应性差。要解决这一问题,需要机械臂能够自主规划出一条无碰撞路径以适应不同的环境。机械臂运动规划是根据起始点到目标点的信息,搜索出一组满足碰撞检测条件的关节角度信息,驱动机械臂从初始点运动到目标点,顺利完成作业任务。采用高性能路径规划算法,是实现机械臂高效、安全、柔顺作业的关键。

目前,路径规划算法的研究主要分为 2 类,按照是否在构型空间中显示障碍物区域,分为组合运动规划算法和基于采样的运动规划算法。组合运动规

划算法包括人工势场法^[2]、蚁群算法^[3]、遗传算法^[4]、A* 算法^[5]、Dijkstra 算法^[6]等。其中人工势场法在全局路径规划上非常有效,但是存在局部极小值;蚁群与遗传算法运算量太大且耗时长;A* 与 Dijkstra 算法需要较大空间存储环境信息,在低维空间中的路径规划这些算法有一定优势,但对于在高维空间中执行作业任务的多自由度机械臂则不太适用^[7]。

基于采样的路径规划方法通过碰撞检测模块,不需要显式构建整个配置空间和边界,主要算法包含概率路图法 (PRM) 和快速扩展随机树算法 (rapidly-exploring random tree, RRT)^[8],适用于高维空间和复杂约束下的运动规划问题。其中最典型的是基于采样的快速扩展随机树,此算法具有搜索速度快、探索能力强、概率完备性等优点^[9-10],且不需要对障碍环境进行建模,能有效解决复杂的高维空

收稿日期:2022-06-28

基金项目:国家自然科学基金联合基金(U2106218)资助

作者简介:宋勇(1995—),西安工程大学硕士研究生,主要从事机器人运动规划算法研究。

通信作者:张蕾(1981—),西安工程大学副教授,主要从事非线性鲁棒自适应控制及工业机器人高精度运动控制研究。

e-mail:carol1208@163.com

间规划问题,但也存在规划路径长度不是最优、随机性大等缺点。Karaman 和 Frazzoli 于 2011 年提出渐进最优性(最短距离)的 RRT* 算法^[11],该算法在 RRT 的基础上增加了父节点择优过程和邻节点回溯重构过程,使规划的路径具有渐进最优性,弊端是收敛速度慢,收敛时间逐步增长,产生的冗余节点过多^[12],以及在避障过程中所规划出的路径表现为锯齿状,并不平滑,从而影响机械臂的平稳运行^[13]。文献[14]中生成的新节点以一定的概率向目标方向扩展,提升节点扩展的导向性,同时对所规划的路径进行分段优化,优化了路径曲率。文献[15]提出改进的双树拓展策略 RRT-connect 算法,通过三角不等式的重接线方法,提高了搜索效率。文献[16]将双向人工势场与 RRT* 结合提出 P-RRT* 算法,缩短路径长度优化搜索效率,但是势场构建可能会导致局部最优。针对陷入局部最优问题,文献[17]引入回归机制策略与 RRT 算法结合,可以逃逸极小值点。上述研究极大推动了机械臂自主路径规划的进程,然而在未来可预见的复杂多场景下适应性受限。

综上所述,为了解决 RRT* 算法在不同复杂的二维和三维等多场景下,规划效率不高、冗余节点多、路径曲折程度大,导致机械臂运行不平稳的问题,本文提出一种启发式概率融合人工势场的改进型 RRT* 算法(PAPF-RRT*),并在剔除冗余节点后进行 B 样条插值平滑优化,规划出一条满足运动学约束的平滑路径,使机械臂可以平稳运行。

1 机械臂建模与碰撞检测

1.1 机械臂运动学原理及其模型构建

本文以工业六自由度机械臂 puma560 为研究对象,其 URDF 模型如图 1 所示,其 D-H 参数如表 1 所示。

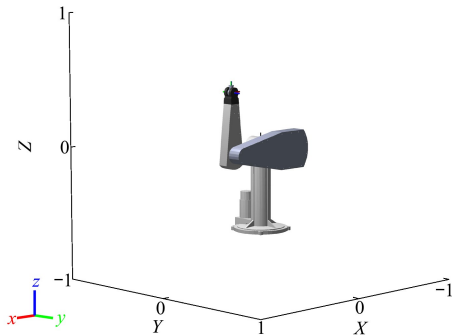


图 1 puma560 机械臂模型

表 1 D-H 参数表

连杆	d_i/cm	a_{i-1}/cm	$\alpha_{i-1}/(^{\circ})$	$\theta_i/(^{\circ})$
1	0	0	0	θ_1
2	d_2	0	-90	θ_2
3	0	a_2	0	θ_3
4	d_4	a_3	-90	θ_4
5	0	0	90	θ_5
6	0	0	90	θ_6

表 1 中各个参数的含义为当前关节标号为 i ,依次递推其余关节标号为 $i-1$, d_i 表示 2 个相邻连杆之间的距离, a_{i-1} 代表连杆长度, α_{i-1} 代表连杆 i 的扭角, θ_i 代表关节转角的范围,其中 $d_2=148.09\text{ mm}$, $d_4=433.07\text{ mm}$, $a_2=431.8\text{ mm}$, $a_3=20.32\text{ mm}$ 。

连杆 i 相对于连杆 $i-1$ 的坐标变换通式为

$${}^{i-1}_iT = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i & 0 & a_{i-1} \\ \sin\theta_i\cos\alpha_{i-1} & \cos\theta_i\cos\alpha_{i-1} & -\sin\alpha_{i-1} & -d_i\sin\alpha_{i-1} \\ \sin\theta_i\sin\alpha_{i-1} & \cos\theta_i\sin\alpha_{i-1} & \cos\alpha_{i-1} & d_i\cos\alpha_{i-1} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中:根据 D-H 参数及公式(1)可以得出机械臂末端位姿变换矩阵如下所示。

$${}^0_6T = {}^0_1T {}^1_2T {}^2_3T {}^3_4T {}^4_5T {}^5_6T = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中:向量 n,o,a 代表机械臂末端姿态; x,y,z 代表机械臂末端坐标位置; p 代表三维坐标。

1.2 机械臂连杆与障碍物空间位置关系的描述

机械臂路径规划的前提是要具备精准有效的碰撞检测。但是在实际运行的环境中,机械臂本体和障碍物都是不规则的物体,两者之间的碰撞检测条件很难设定,因此需要对机械臂和障碍物进行模型简化^[18-19]。本文用几何包络法简化机械臂与障碍物之间的碰撞模型,用球型包围盒对障碍物进行包络,为了精确逼近空间障碍物的占位,包络球的直径定义为障碍物径向最长的线段距离,其表达式为

$$R = \{ (x,y,z) \mid (x-a)^2 + (y-b)^2 + (z-c)^2 \leq r^2 \} \quad (3)$$

式中: (a,b,c) 为包络球的球心坐标; r 为包络球的半径; (x,y,z) 为障碍物的任意一点坐标。

将机械臂连杆用圆柱体完全包裹,如图 2 所示,其径向最大包络半径为 R_1 ;将障碍物用球体进行完全包裹,其径向最大包络半径为 R_2 ;进而将机械臂与障碍物的碰撞检测转化成判断规则几何体是否相交问题。经过包络化处理,机械臂各连杆与障碍物可以简化为线段与球体的空间位置关系,如图 3 所

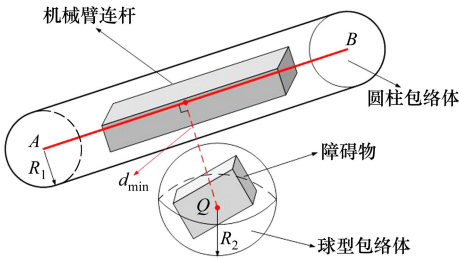


图 2 模型简化示意图

示。根据末端位姿的信息,通过逆运动学求出各个关节的最优逆解,再进行正解求出空间位置坐标,即连杆 AB 的状态方程。设点 Q 到线段 AB 的直线距离为 $d_{\min}$,设 $R = R_1 + R_2$,根据线段 AB 与球体的空间位置关系归纳如下几种情况:

- 1) 如图 3a) 所示, $d_{\min} > R$, 则不发生碰撞。
- 2) 如图 3b) 所示, $d_{\min} < R$, $|QA| < R$ 或者 $|QB| < R$ 有一个交点, 则发生碰撞。
- 3) 如图 3c) 所示, $d_{\min} < R$, $|QA| > R$ 并且 $|QB| > R$, 点 A 、 B 在点 Q 的两侧, 有 2 个交点, 则发生碰撞。
- 4) 如图 3d) 所示, $d_{\min} < R$, $|QA| > R$ 并且 $|QB| > R$, 点 A 、 B 在点 Q 的同侧, 无交点, 则不发生碰撞。

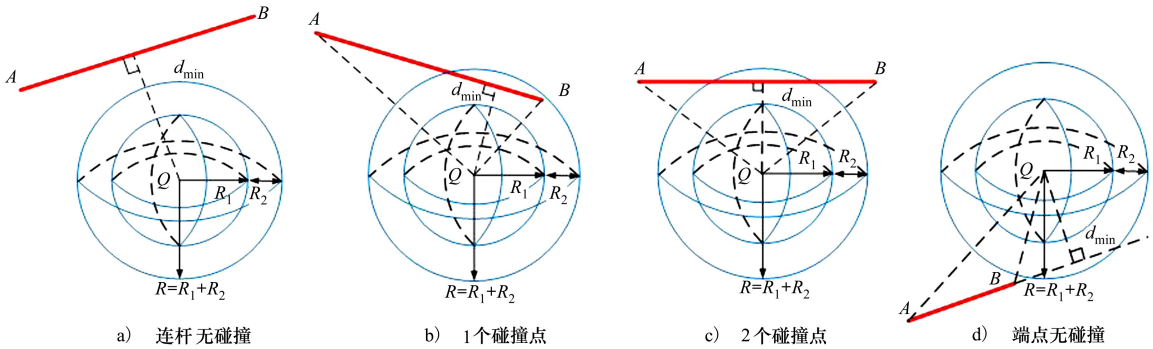


图 3 碰撞检测判断示意图

2 基本算法原理简介

2.1 RRT 及 RRT* 算法原理简介

快速扩展随机树算法 (RRT) 是一种基于随机采样的单步查询搜索算法,对环境障碍物无需建模,因此很适合高维空间路径规划。

RRT* 算法在 RRT 节点扩展的基础上,增加了路径代价函数,依靠父节点优选过程和邻节点回溯重构,重新计算新节点,具备渐进最优性,且收敛到当前最优,具体过程如图 4 所示。

父节点择优选择过程,如图 4 所示,其目的是通过邻域 r 内某个备选节去替换新节点,从而降低新节点的路径代价,并更新其权重。

邻节点回溯重构过程,如图 5 所示,在没有发生碰撞的情况下,若存在其他节点以 X_{new} 做为父节点并索引至根节点的代价减小,则用 X_{new} 替换该节点作为新的父节点。

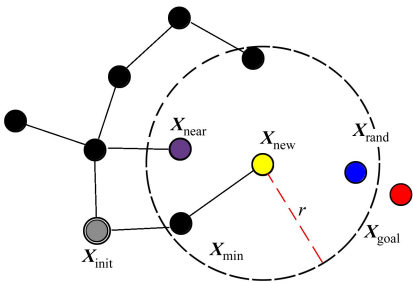


图 4 父节点优选过程

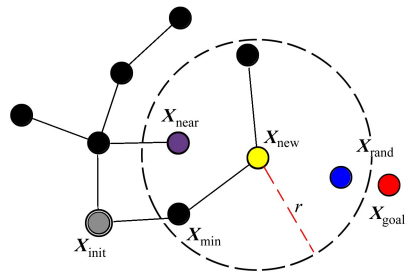


图 5 邻节点回溯重构过程

2.2 改进型 RRT* 算法(PAPF-RRT*)

机械臂路径规划问题是满足自身运动学约束和工作空间的条件下,规划从指定起点到目标点的路径,该路径没有发生碰撞,使机械臂能高效完成任务。该问题特征总结为3类:

- 1) 在复杂受限等特殊环境下,RRT* 算法规划效率低,产生过多冗余节点;
- 2) 尽可能优化规划时间和路径长度;
- 3) 规划出来的路径必须满足机械臂运动学约束,机械臂才能够平稳运行。

2.2.1 混合约束采样策略

针对 RRT* 算法在复杂受限环境下搜索效率低的问题以及避免无效区域的搜索,借鉴启发式思想,提出目标偏向采样策略来优化采样过程。预先设置一个目标偏向阈值 P_{bias} (设置为 0.3),然后由均匀概率分布随机产生一个概率值 P ,将随机树扩展分为 2 个阶段,分别为探索阶段和收敛阶段。核心思想是在随机树生长过程中,如果 $P \geq P_{bias}$,随机树处于探索阶段如图 6a) 所示,通过 RandomState 函数随机生成采样点 X_{sample} ;随着迭代次数的增加,如果 $P < P_{bias}$,随机树处于收敛阶段如图 6b) 所示,采样点方向为目标点的方向。该算法使得随机树扩展具有一定的目标导向性,同时又能保持随机树的完整性,对未知空间的探索能力和规划时间具有平衡能力,改进后的采样公式如(4)式所示。

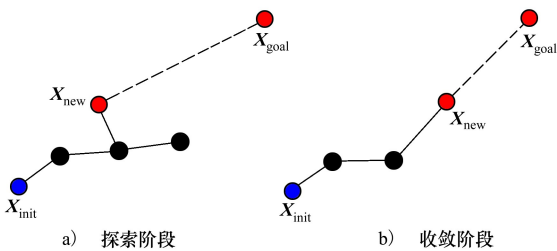


图 6 概率指数示意图

$$X_{rand} = \begin{cases} X_{goal} & P < P_{bias} \\ X_{samplefree} & P \geq P_{bias} \end{cases} \quad (4)$$

如果随机值小于预设的目标偏向阈值,则通过位置约束来优化采样点。在采样过程中建立采样区,每次采样时可将多组采样点放入采样区中,定义采样区中距离目标点最近且生成的节点不与障碍物发生碰撞的点为最优点。建立采样区过程示意图如图 7 所示。判断条件为:计算当前采样点与目标点的距离是否小于上一个采样点与目标点的距离。若

是,则符合判断条件,采样成功;否则,继续循环采样直到满足条件。

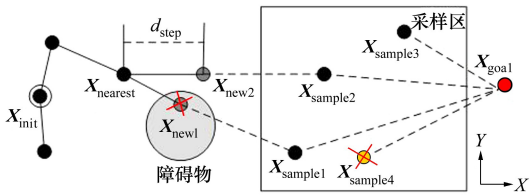


图 7 采样点优选示意图

图 7 设置第一个参考采样点为 $X_{sample1}$,图中按照采样次序以及采样点到目标点的欧氏距离进行大小排序 $X_{sample1} > X_{sample2} > X_{sample3} < X_{sample4}$,由于 $X_{sample3} < X_{sample4}$,第四个采样点不满足设置的采样点优选条件,则在采样区删除此节点,然后继续循重新采样。同时,成功采样后由第一个采样点 $X_{sample1}$ 进行生长,但由于新节点与障碍物发生碰撞,因此不可用;继续在采样区按顺序选择第二个采样点 $X_{sample2}$ 生成新节点并判断是否与障碍物发生碰撞,不发生碰撞则生长成功。按照此种方法进行采样点优选,每成功采样一次就生长一次新的节点,直到新节点生长到目标点附近。

2.2.2 随机树生长优化策略

采样优化函数虽然能提高采样的导向性和收敛速度,但未改变新节点生长过程的盲目性,在环境复杂时可能陷入局部极小点和重复偏置问题,降低算法寻迹效率。本文融合人工势场法,将目标引力函数 $G(n)$ 和障碍物斥力函数 $R(n)$ 叠加到随机树节点 X_{near} 上,则随机树节点生长受采样点函数 $P(n)$ 的约束,同时也受到目标引力和障碍物斥力合力的约束。APF 对随机树节点扩展的影响如图 8 所示,生长函数由(5)式表示。

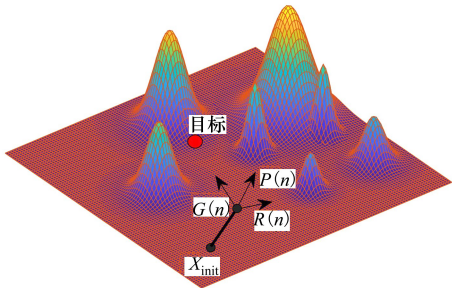


图 8 APF 对节点生长的影响

$$F(n) = P(n) + G(n) + R(n) \quad (5)$$

人工势场法是局部路径规划方法,基本思想在目标点设置作用于全局的引力场,对扩展树节点产生引力作用,障碍物设置作用于局部范围的斥力场,对扩展树节点产生斥力作用,引力与斥力的合力方向决定随机树生长方向,从而降低随机树生长的盲目性,加快算法收敛速度。(6)~(7)式为引力场和斥力场势函数

$$U_{\text{att}} = \max \left(\frac{1}{2} K_a \| \mathbf{X}_{\text{goal}} - \mathbf{X}_{\text{near}} \|^2 \right) \quad (6)$$

$$U_{\text{rep}} = \begin{cases} \frac{1}{2} K_r \left(\frac{1}{l} - \frac{1}{l_0} \right)^2 & 0 \leq l \leq l_0 \\ 0 & l > l_0 \end{cases} \quad (7)$$

U_{att} 代表引力函数, K_a 代表引力常数, $\mathbf{X}_{\text{near}}$ 表示随机树扩展的当前节点, $\mathbf{X}_{\text{goal}}$ 为目标点, U_{rep} 表示斥力函数, K_r 为斥力系数, l 表示采样点与障碍物的距离, l_0 为斥力场作用的范围, $\| \mathbf{X}_{\text{goal}} - \mathbf{X}_{\text{near}} \| = \rho$ 。

目标点对随机树节点 $\mathbf{X}_{\text{near}}$ 的引力为其对应引力场的负梯度

$$\mathbf{F}_A = -\nabla U_{\text{att}} = -K_a \| \mathbf{X}_{\text{goal}} - \mathbf{X}_{\text{near}} \| \Delta \rho \quad (8)$$

由(8)式构造出节点 $\mathbf{X}_{\text{near}}$ 处的目标引力函数 $G(n)$, 其中 F_A 表示引力方向上的扩展系数。

$$G(n) = F_A \cdot \frac{\mathbf{X}_{\text{goal}} - \mathbf{X}_{\text{near}}}{\| \mathbf{X}_{\text{goal}} - \mathbf{X}_{\text{near}} \|} \quad (9)$$

同理,环境中障碍物对随机树节点 $\mathbf{X}_{\text{near}}$ 产生的斥力为对应斥力场的负梯度

$$\mathbf{F}_R = -\nabla U_{\text{rep}} = \begin{cases} K_r \left(\frac{1}{l} - \frac{1}{l_0} \right) \frac{1}{l^2} \nabla l & 0 \leq l \leq l_0 \\ 0 & l > l_0 \end{cases} \quad (10)$$

由(10)式构造出节点 $\mathbf{X}_{\text{near}}$ 处的障碍物斥力函数 $R(n)$, 其中 P_0 表示环境中障碍物位置信息, F_R 表示斥力方向上的扩展系数。

$$R(n) = F_R \cdot \frac{\mathbf{P}_0 - \mathbf{X}_{\text{near}}}{\| \mathbf{P}_0 - \mathbf{X}_{\text{near}} \|} \quad (11)$$

通过引入人工势场法将斥力与引力叠加到随机树扩展方向上,对节点扩展方向进行修正,引导随机树生长的方向和扩展步长大小,促使每一次扩展过程更接近目标点,加快收敛,增加了算法搜索的灵活性。因此,新节点被重新配置如公式(12)所示。

$$\mathbf{X}_{\text{new}} = \mathbf{X}_{\text{near}} + \delta \frac{\mathbf{X}_{\text{rand}} - \mathbf{X}_{\text{near}}}{\| \mathbf{X}_{\text{rand}} - \mathbf{X}_{\text{near}} \|} + (R(n) + G(n)) \quad (12)$$

式中: δ 为扩展固定步长; $\mathbf{X}_{\text{near}}$ 为距离采样点最近邻节点; $\| \mathbf{X}_{\text{rand}} - \mathbf{X}_{\text{near}} \|$ 代表 $\mathbf{X}_{\text{rand}}$ 与 $\mathbf{X}_{\text{near}}$ 之间的欧氏距离。

2.2.3 自适应步长策略

基于随机树生长优化策略的算法没有有效利用扩展的节点信息,忽略了碰撞概率较小的方向,如果算法继续朝这个方向扩展,成功扩展的可能性会更大。此外,当随机树向目标方向生长时,如果扩展方向上存在障碍物,与随机扩展相比,该策略将显著降低算法的避障能力。因此,本文引入了一种自适应步长策略,新节点的生成方法配置为

$$\mathbf{X}_{\text{new}} = \mathbf{X}_{\text{near}} + (1 - \phi) \delta \frac{\mathbf{X}_{\text{rand}} - \mathbf{X}_{\text{near}}}{\| \mathbf{X}_{\text{rand}} - \mathbf{X}_{\text{near}} \|} + \phi \delta (R(n) + G(n)) \quad (13)$$

当机械臂的操作环境比较复杂或者有较大障碍物时,融合了人工势场法的 RRT* 算法,若始终是固定步长进行搜索,则不能有效利用扩展过程中收集到的信息提高寻迹效率。因此,本文采用自适应步长策略,可以有效利用扩展过程中所收集到的障碍物和环境信息,更好适应节点的生长状况,使得算法更快地穿越障碍物较少的区域。在随机树进行拓展时首先采用初始步长,在每一次扩展生成新节点 $\mathbf{X}_{\text{new}}$ 时,进行碰撞检测,如检测到附近没有障碍物,则调整步长。具体过程:

1) 预设一个 ϕ 值,取值范围在 $[0, 1]$, 初值设为零,表示随机树向通过采样获得的节点方向扩展。

2) 当机械臂操作环境比较简单,增大 ϕ 值以加快偏向目标生长。但是 ϕ 值不宜设置过大,以避免陷入局部最优,根据实际的任务场景,合理设置^[20]。

3) 当机械臂操作环境复杂或需要跨过较大障碍物时,降低 ϕ 值,从而使扩展步长减小并保持扩展的随机性,使得随机树绕开障碍物生长。

2.2.4 路径优化策略

RRT* 算法及其衍生算法在三维空间中搜索得到一条由离散点所组成的连续线段,其路径的形状比较曲折,平滑性极差,产生大量冗余节点,不利于机械臂平稳运行。假设 RRT* 算法产生的路径节点向量 $\mathbf{q}[q_1, q_2, q_3 \cdots q_n]$, 对节点 q_a 和 q_b 之间路径进行碰撞检测 ($a < b$), 其中 $a, b \in [1, 2, \cdots, n]$, 若不发生碰撞,则删除 q_a 和 q_b 之间的节点,从 q_1 开始遍历所有节点序列,得到简化后的路径,如图9红色线条所示。

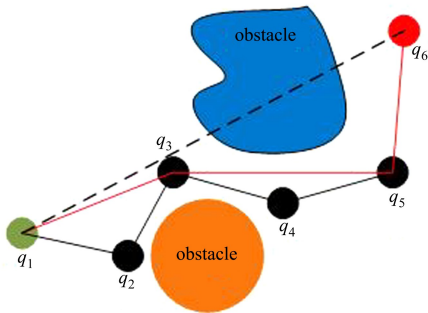


图 9 优化冗余节点原理图

删除冗余节点之后,得到的路径长度较短,路径曲率小,且转折点较少。但在转折点处还需要进行平滑处理^[21],以提高机械臂运行时的柔顺性。三次 B 样条曲线具有局部可控的特点,能较好满足路径规划中对拐点的局部拟合,且不影响整条路径的基本形状,增加了轨迹平滑性,保证了各关节速度、加速度变化连续性,且不发生突变,提高轨迹柔顺性。因此,选用 B 样条函数构造轨迹,其 K 阶 B 样条曲线公式为

$$p(u) = \sum_{i=0}^n d_i N_{i,k}(u) \tag{14}$$

式中: d_i 表示给定曲线的控制点; $N_{i,k}(u)$ 表示 K 阶 B 样条基函数。三次 B 样条基函数为

$$\begin{cases} N_{0,3}(u) = \frac{1}{6}(1-u)^3 \\ N_{1,3}(u) = \frac{1}{6}(3u^3 - 6u^2 + 4) \\ N_{2,3}(u) = \frac{1}{6}(-3u^3 + 3u^2 + 3u + 1) \\ N_{3,3}(u) = \frac{1}{6}u^3 \end{cases} \quad u \in [0,1] \tag{15}$$

式中, u 表示均匀节点向量,当给定控制顶点后,可以求出一些列满足 B 样条插值的空间序列点,从而构造出插值曲线。

3 算法仿真分析

为了验证算法 PAPF-RRT* 的有效性和可靠性,与 RRT*、GB-RRT* 算法分别在二维和三维场景下进行仿真与实验分析。

3.1 二维仿真

仿真环境设置为 $[100, 100]$, 起点设为 $[30, 80]$, 目标点为 $[70, 10]$, 随机设置障碍物, 对 RRT*、GB-RRT* 和 PAPF-RRT* 算法进行 100 余次仿真实验, 迭代次数设置为 100, 步长设置为 5, 3 种算法的仿真结果和各项指标如图 10 和表 2 所示。

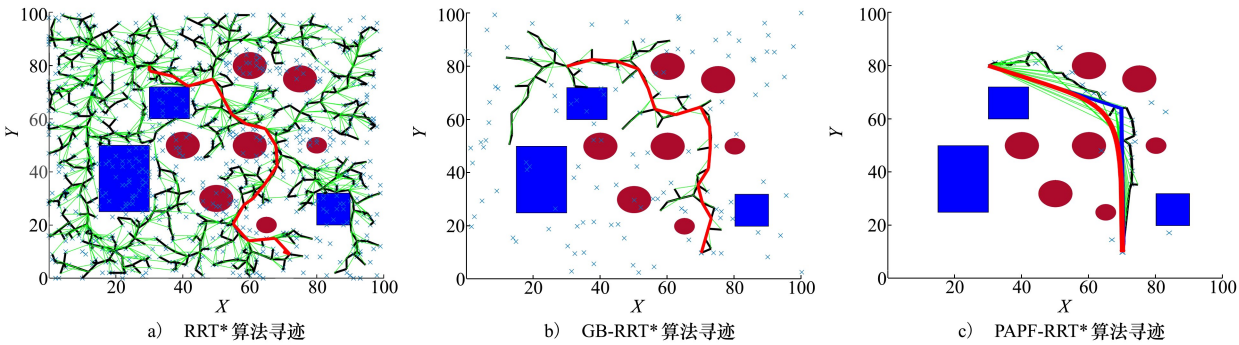


图 10 二维环境中各算法性能对比

表 2 二维场景中各算法性能对比

算法	平均路径 长度/cm	平均运行 时间/s	节点使用 率/%	平均采样 点数
RRT*	124.63	2.874	11.89	240
GB-RRT*	122.64	1.437	26.89	110
PAPF-RRT*	102.51	1.243	35.62	76

红色线条表示算法寻迹的最终路径,黑色线条

表示拓展树分支。通过对比可以看出 PAPF-RRT* 算法相对于 RRT*、GB-RRT* 算法在复杂狭窄环境中生成的节点数较少。通过图 12 和表 2 数据对比可以看出 PAPF-RRT* 算法相比 RRT* 算法,扩展无效结点数变少,其节点使用率由 11.89% 提升到 35.62%,因此占用的内存更少;在搜索时间层面上由 2.874 s 降低到 1.243 s,降低了约 56.75%,提高了路径规划效率;平均路径长度上从 124.63 cm 缩短

到 102.51 cm,减少了约 17.74%,且路径转折程度较低,有利于路径平滑优化;相比 GB-RRT* 算法,PAPF-RRT* 算法在路径代价上减少了 16.41%,节点使用率提高了 24.50%,搜索时间上减少了13.5%。相比以上 2 种算法,本文所提 PAPF-RRT* 算法在复杂多障碍环境中具有良好的路径规划能力。

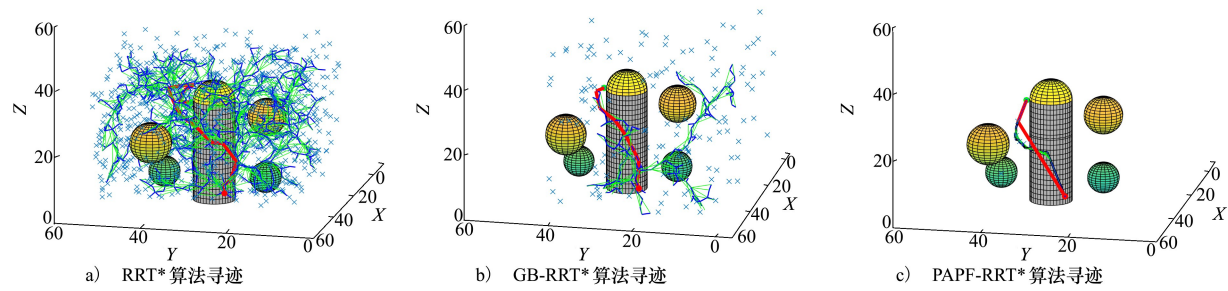


图 11 三维环境中各算法仿真结果

表 3 三维场景中各算法性能对比

算法	平均路径 长度/cm	平均运行 时间/s	节点使用 率/%	平均采样 点数
RRT*	42.73	6.743	9.54	465
GB-RRT*	32.86	3.859	28.68	237
PAPF-RRT*	32.93	1.548	36.21	115

蓝色线条表示随机树的分支,红色线条表示最终寻迹的路径,如图 11 所示,本文所提算法 PAPF-RRT* 在三维空间的采样点比传统 RRT* 减少了很多,且规划的路径长度短、曲折度低。结合表 3 中的数据可得,本文所提算法相比基本 RRT* 算法平均路径长度由 42.73 cm 降低到 32.93 cm,减少了约 22.93%;平均运行时间由 6.743 s 降低到 1.548 s,降低了约 77.04%;节点使用率由 9.54% 提升到 36.21%,从而说明规划效率的提升,且路径中折点数较少,曲线转折程度较低,有利于路径平滑优化。虽然 GB-RRT* 算法寻迹的路径代价相对较短,因为目标偏向方法在三维空间中起到良好作用,但是该算法易陷入局部极小。然而本文所提 PAPF-RRT* 算法,在搜索路径的同时提高了节点使用率,降低路径规划长度,且规划效率较高。

3.3 路径平滑性分析

为了进一步验证本文所提算法 PAPF-RRT* 规划出的路径是否满足机械臂的运动学约束,将机械

3.2 三维仿真

为了验证本文所提算法 PAPF-RRT* 在三维环境中的有效性,在 MATLAB 环境下搭建三维避障环境,仿真实验中设置算法搜索步长为 5,迭代次数设置为 100,设置搜索起点为 [20,55,10],目标点为 [40,15,40],仿真环境地图设置为 [60×60×60] 的三维空间,考虑到算法的随机性,重复进行实验 100 余次,实验结果和各项指标如图 11 和表 3 所示。

臂模型导入,进行运动规划仿真实验。因为 PAPF-RRT* 算法所规划出来的路径是由空间一系列离散的采样点组成,路径平滑性差,所以,本文采用基于三次 B 样条对所规划出来的路径映射到关节空间进行插值优化,平滑优化效果如图 12 所示。

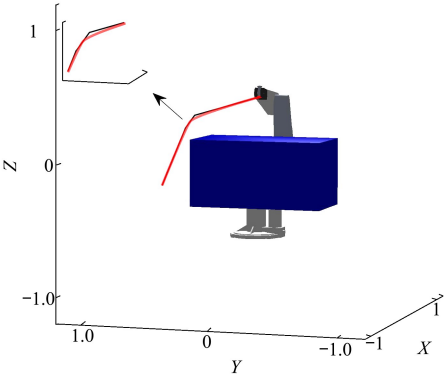


图 12 机械臂末端轨迹优化效果

图 12 表示在局部空间内,机械臂末端路径规划图,其中黑色实线代表未进行插值的路径,红色实线代表经过三次 B 样条插值平滑处理后末端的路径。由仿真结果发现,插值拟合处理后末端轨迹光滑性明显增强,各关节运动学曲线如图 13 所示。

图 13 为机械臂避障运行过程中各关节位移、速度、加速度变化曲线,其中各关节的起始速度、加速度和终止速度、加速度数值大小都为零,符合实际工

作情况。在平滑处理机械臂末端轨迹的同时,机械臂各关节角度、速度和角加速度 3 项运动学参数曲线变化连续、稳定,无跳变,降低了各关节在运行过

程中的冲击和抖动,保证了机臂在规划路径上的高效、平稳运行,并且各连杆与障碍之间拥有安全裕度,能够满足机械臂的实际应用需求。

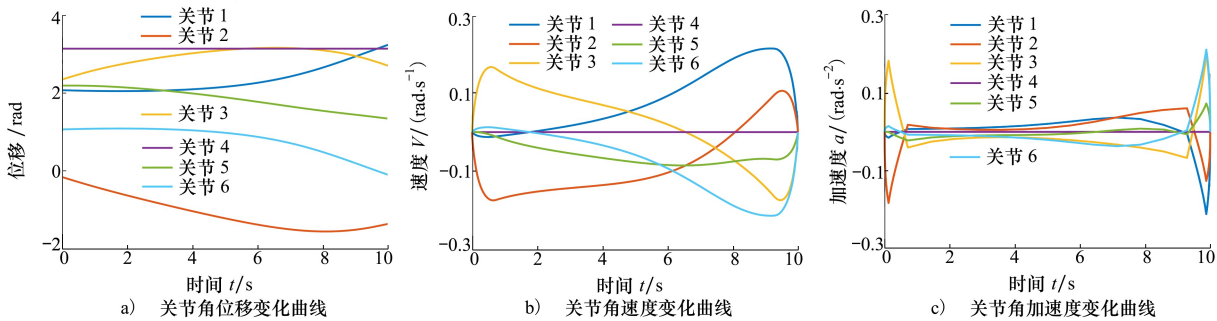


图 13 各关节拟合后角度、速度及加速度曲线

为了进一步验证本文所提算法对不同环境的适应性,设置障碍物个数不同的 3 种环境。仿真结果如图 14 所示,红色线条表示本文所提算法插值拟合后规划出来的路径,黑色线条表示未进行路径优化

的轨迹,可以看出改进后算法规划出来的路径明显光滑,路径中的震荡现象也有效得到改善;并且随着障碍物个数的增加,本文所提 PAPF-RRT* 依然能够引导机械臂顺利避障,证明了算法的有效性。

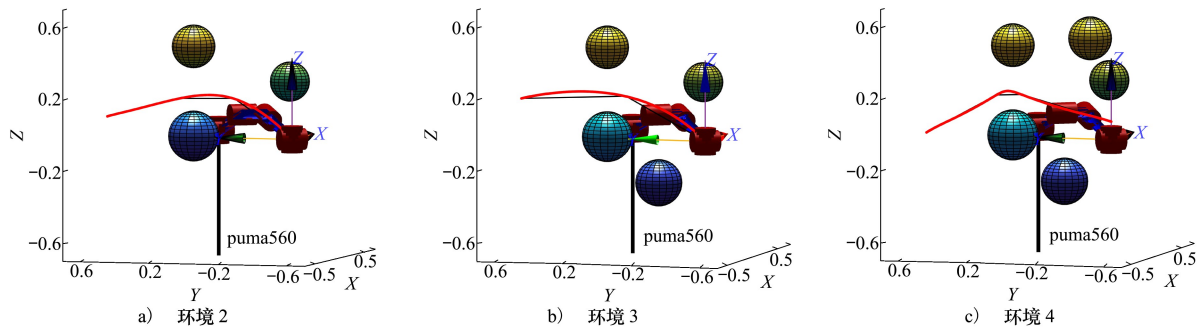


图 14 算法对环境复杂程度的适应性实验

4 结 论

本文以六自由度工业机械臂在智能工厂操作业务为背景,在不同复杂程度的多场景中,针对传统 RRT* 算法进行路径规划时存在随机性强、冗余节点过多、路径不平滑等问题进行改进,提出一种基于 PAPF-RRT* 结合 B 样条插值的机械臂运动规划算法。本文主要改进有如下三点:

- 1) 在随机树扩展过程中引入混合约束采样策略,在采样点偏向扩展的基础上,通过采样区优选策略,提高采样点的导向性与质量。
- 2) 将节点扩展方向与人工势场合力方向进行

融合,使得扩展方向具备目标点吸引和障碍物排斥的趋势,同时引入自适应步长策略,减少扩展的盲目性,加快收敛速度。

3) 通过去除冗余节点并进行二次插值优化,改善路径平滑性,以满足机械臂运动学约束。

仿真结果表明 PAPF-RRT* 算法在有效避障的同时,提高了规划效率以及节点使用率,使规划的路径长度更优。同时在规划后的路径点间进行 B 样条插值构造轨迹,提升路径平滑性。导入机械臂模型进行仿真,关节空间的各项运动学参数变化连续、稳定,同时也优化了机械臂末端执行器的轨迹,降低了规划时间,使规划的轨迹更有利于机器人的跟踪执行,具有较好的发展应用前景。

参考文献:

- [1] FANG H C, ONG S K, NEE A Y C. Robot path planning optimization for welding complex joints[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 90(9): 3829-3839
- [2] WANG W R, ZHU M C, WANG X M, et al. An improved artificial potential field method of trajectory planning and obstacle avoidance for redundant manipulators[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2018, 15(5): 1-13
- [3] LUO Q, WANG H, ZHENG Y, et al. Research on path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(6): 1555-1566
- [4] NAZARAHARI M, KHANMIZRA E, DOOSTIE S. Multi-objective multi-robot path planning in continuous environment using an enhanced genetic algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 115: 106-120
- [5] WANG S K, ZHU L. Motion planning method for obstacle avoidance of 6-dof manipulator based on improved A* algorithm[J]. Journal of Donghua University, 2015, 32(1): 79-85
- [6] AKRAM M, HABIB A, ALCANTUD J C R. An optimization study based on Dijkstra algorithm for a network with trapezoidal picture fuzzy numbers[J]. Neural Computing and Applications, 2021, 33(4): 1329-1342
- [7] WANG X, LUO X, HAN B, et al. Collision-free path planning method for robots based on an improved rapidly-exploring random tree algorithm[J]. Applied Sciences, 2020, 10(4): 1381
- [8] WANG J, LI B, MENG Q H. Kinematic constrained bi-directional RRT with efficient branch pruning for robot path planning[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 170: 114541-114547
- [9] TAHIR Z, QURESHI A H, AYZAZ Y, et al. Potentially guided bidirectionalized RRT* for fast optimal path planning in cluttered environments[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2018, 108: 13-27
- [10] 陈满意, 张桥, 张弓, 等. 多障碍环境下机械臂避障路径规划[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(4): 990-998
CHEN Manyi, ZHANG Qiao, ZHANG Gong, et al. Research on obstacle avoidance path planning of manipulator in multiple obstacles environmen[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27(4): 990-998 (in Chinese)
- [11] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning[J]. International Journal of Robotics Research, 2011, 30(7): 846-894
- [12] 张伟民, 付仕雄. 基于改进 RRT* 算法的移动机器人路径规划[J]. 华中科技大学学报, 2021, 49(1): 31-36
ZHANG Weimin, FU Shixiong. Mobile robot path planning based on improved RRT* algorithm[J]. Journal Huazhong University of Science and Technology, 2021, 49(1): 31-36 (in Chinese)
- [13] 张立彬, 林后凯, 谭大鹏. 基于栅格空间的自适应 GB-RRT 机械臂路径规划[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(6): 1638-1649
ZHANG Libin, LIN Houkai, TAN Dapeng. Manipulator path planning based on grid space-based adaptive goal bias rapidly exploring random tree star[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28(6): 1638-1649 (in Chinese)
- [14] 李文广, 孙世宇, 李建增, 等. 分段优化 RRT 的无人机动态航迹规划算法[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(8): 123-130
LI Wenguang, SUN Shiyu, LI Jianzeng, et al. UAV dynamic path planning algorithm based on segmentated optimization RRT[J]. Systems Engineering and Electronics, 2018, 40(8): 123-130 (in Chinese)
- [15] 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
- [16] WANG X Y, LI X J, GUAN Y, et al. Bidirectional potential guided RRT* for motion planning[J]. IEEE Access, 2019(99): 1
- [17] KALISIAK M, VAN DE PANNE M. RRT-blossom: RRT with a local flood-fill behavior[C]//Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2006: 1237-1242
- [18] 朱战霞, 靖飒, 仲剑飞, 等. 基于碰撞检测的空间冗余机械臂避障路径规划[J]. 西北工业大学学报, 2020, 38(1): 183-190
ZHU Zhanxia, JING Sa, ZHONG Jianfei, et al. Obstacle avoidance path planning of space redundant manipulator based on a collision detection algorithm[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2020, 38(1): 183-190 (in Chinese)
- [19] 马宇豪, 梁雁冰. 一种基于六次多项式轨迹规划的机械臂避障算法[J]. 西北工业大学学报, 2020, 38(2): 392-400
MA Yuhao, LIANG Yanbing. An obstacle avoidance algorithm for manipulators based on six-order polynomial trajectory planning

[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2020,38(2): 392-400 (in Chinese)

[20] 李洋, 徐达. 基于引力自适应步长 RRT 的双臂机器人协同路径规划[J]. 机器人, 2020, 42(5): 606-616

LI Yang, XU Da. Cooperative path planning of dual-arm robot based on attractive force self-dadptive step size RRT[J]. Robot, 2020, 42(5): 606-616 (in Chinese)

[21] 代伟, 李创业, 杨春雨, 等. 基于低差异序列与快速扩展随机树融合算法的机械臂路径规划[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(1): 130-144

DAI Wei, LI Chuangye, YANG Chunyu, et al. Manipulator path planning using fusion algorithm of low difference sequence and rapidly exploring random tree[J]. Contrd Theory & Applications, 2022, 39(1): 130-144 (in Chinese)

Research on obstacle avoidance motion planning method of
manipulator in complex multi scene

SONG Yong, ZHANG Lei, TIAN Rong, WANG Xiaohua

(1.School of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;
2.Xi'an Polytechnic University Branch of Shaanxi Artificial Intelligence Joint Laboratory, Xi'an 710048, China)

Abstract: In order to improve the efficiency and success rate of obstacle avoidance motion planning of industrial manipulator in complex multi scenes, a collision detection model between manipulator and obstacles based on cylinder and sphere bounding box is established, and an improved RRT* algorithm based on heuristic probability fusion artificial potential field method(P-artificial potential field RRT*, PAPF-RRT*) is proposed. The probability target bias and random sampling point optimization strategy are introduced into the sampling, and the location optimization constraints are applied to the sampling points to enhance the sampling guidance and quality. In order to change the expansion direction of the traditional new node and the local optimization problem in special environment, the target gravity, obstacle repulsion and adaptive step size of the artificial potential field method are combined, so that the algorithm can guide the expansion direction and step size of the new node in real time within the resultant force range generated by APF, reducing excessive exploration and the expansion of the collision region. The Cubic B-spline is used to interpolate and optimize the planned path to reduce the complexity of the path and improve the flexibility of the path. The simulation results in two-dimensional and three-dimensional multi scenes show that the present algorithm reduces the average path search time by 31.22% and shortens the path length by 17.32% comparing with the traditional RRT* algorithm. The visual simulation results show that the present algorithm can make the manipulator successfully avoid obstacles and run to the target point quickly and smoothly.

Keywords: manipulator motion planning; asymptotically optimal rapidly exploring random tree; rapidly exploring random tree algorithms; artificial potential field; cubic B-spline; adaptive step-size

引用格式: 宋勇, 张蕾, 田荣, 等. 复杂多场景下机械臂避障运动规划方法研究[J]. 西北工业大学学报, 2023, 41(3): 500-509

SONG Yong, ZHANG Lei, TIAN Rong, et al. Research on obstacle avoidance motion planning method of manipulator in complex multi scene[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2023, 41(3): 500-509 (in Chinese)