

基于能量导引与分层优化的RRT*路径规划算法

陈飞翔 马于雯 刘旭赞 杨朔飞

(中国农业大学 工学院, 北京 100083)

摘要:【目的】为解决传统快速扩展随机树星型(Rapidly-exploring Random Tree Star, RRT*)算法在复杂环境中存在的采样盲目性强、路径质量差等问题,提出一种结合双向能量隧道探测(Bidirectional Energy Tunnel Detection, BETD)与双目标分层优化(Dual-Objective Hierarchical Optimization, DOHO)的改进RRT*算法。【方法】所提算法采用三级递进式优化框架:在预处理阶段,通过BETD算法筛选高可达性的路径中间点,为后续扩展提供导向性节点;在路径规划阶段,基于上述中间点引导RRT*算法实现高效扩展;在后处理阶段,采用DOHO算法对初始路径进行长度与平滑度的双重优化。在Matlab软件中搭建二维与三维仿真环境进行性能验证。【结果】仿真结果表明,基于BETD的RRT*算法相较于RRT、RRT*、RRT-Connect及人工势场-RRT*算法,路径搜索时间缩短68.9%~91.5%,路径长度缩短6.2%~22.9%,扩展节点数仅占对比算法的14.4%~25.0%。对比传统RRT*算法,基于DOHO的RRT*算法的路径长度缩短7.13%,路径平滑度得到了显著改善。

关键词: RRT*算法; 路径规划; 能量导引; 节点导向采样; 分层优化

中图分类号: TP242 **DOI:** 10.16578/j.issn.1004.2539.XXXX.XX.001

0 引言

机械臂凭借灵活性高、负载能力强及作业精度高等优势,在航天装备^[1-3]、智能制造^[4-7]、医疗手术^[8-11]、农机装备^[12-14]等领域得到了广泛运用。在复杂结构化环境中,机械臂需要自主规划出一条无碰撞、平滑且高效的运动轨迹。这对路径规划算法提出严峻挑战。快速扩展随机树(Rapidly-exploring Random Tree, RRT)算法因无须对环境进行精确建模、概率完备且在高维空间具有良好的扩展性,而被广泛应用于多自由度机械臂的空间路径规划。其改进算法——快速扩展随机树星型(Rapidly-exploring Random Tree Star, RRT*)算法通过引入重选父节点和随机重连机制,具备渐近最优性,成为机械臂路径规划领域的重要基础算法。

尽管RRT*算法具有巨大潜力,但在实际应用中仍然存在一些挑战,如采样区域的随机性导致收敛速度较慢、初始路径质量存在不必要的冗余折线以及平滑性不足的问题。针对上述问题,国内外学者从不同

角度对RRT*算法进行了改进。

为克服RRT*算法的盲目采样问题, Gammell等^[15]提出Informed-RRT*算法,将采样范围约束在由起始点、目标点和当前最短路径决定的椭圆区域内,显著加速了收敛速度。在此基础上,国内外学者进一步拓展了采样策略的改进方向。针对狭窄通道等复杂环境, Huang等^[16]提出自适应Informed-RRT*算法,根据环境复杂度动态调整椭圆采样池,增强了算法在受限空间的探索能力。严贵僧等^[17]引入海马优化算法来改进Informed-RRT*算法,利用适应度函数评估采样节点,增强了采样点的目标导向性。固定步长是RRT*算法参数调试的难点之一。刘亚飞等^[18]结合范数不等式与雅可比矩阵,构建了关节空间与工作空间的步长映射关系,提出范数自适应步长RRT算法。李洋等^[19]提出引力自适应步长RRT算法,根据目标引力动态调整扩展步长。Liu等^[20]提出一种增强型RRT*算法,通过引入自适应动态步长更新函数,根据环境信息动态调整随机树的扩展幅度,有效提升了算法在复杂高风险区域中的收敛速度与规划效率。针对RRT*算法路径质量差的问题,路径

收稿日期: 2026-03-23

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目(52305042)

作者简介: 陈飞翔,男,2004年生,福建厦门人;主要研究方向为机器人学和机构学; feixiang.chen@cau.edu.cn。

杨朔飞(通信作者),男,1988年生,河北秦皇岛人,博士,副教授;主要研究方向为机器人学和机构学; shuofei.yang@cau.edu.cn。

引用格式: 陈飞翔, 马于雯, 刘旭赞, 等. 基于能量导引与分层优化的RRT*路径规划算法 [J]. 机械传动, XXXX, XX (XX): 1-9.

CHEN Feixiang, MA Yuwen, LIU Xuzan, et al. RRT* path planning algorithm based on energy guidance and hierarchical optimization [J]. Journal of Mechanical Transmission, XXXX, XX (XX): 1-9.



免费获取

后处理成为研究热点。刘文倩等^[21]将人工势场与 Informed-RRT*算法相结合,通过势场引导路径优化。KANG等^[22]提出双向插值后处理方法,通过对采样路径进行双向插值优化,在保持路径质量的同时显著提升了后处理效率,有效减少了路径拐点。靳午焯等^[23]引入自适应 t -分布函数来改进采样和优化过程,在采样阶段引入 t -分布扰动增强探索,在优化阶段采用自适应策略调整参数,有效提升了算法效率,改善了路径平滑度。

综上所述,现有研究在采样导向性、参数自适应性和路径后处理等方面取得了显著进展,但当前算法在障碍物覆盖率较高的复杂环境中,在兼顾搜索效率和路径质量上仍有提升空间。如何优化从全局探索到路径生成的系统性设计,成为一个值得研究的问题。本文提出一种结合双向能量隧道探测(Bidirectional Energy Tunnel Detection, BETD)与双目标分层优化(Dual-Objective Hierarchical Optimization, DOHO)的改进RRT*算法,旨在改善复杂环境下机械臂路径规划的效率与质量问题。

1 RRT*算法

RRT*算法保留了RRT算法的基本生长流程,增加了以下关键步骤来实现路径的持续优化。

近邻节点搜索:在新节点 x_{new} 生成后,RRT*算法在其周围半径为 r 的球形邻域内搜索所有可能的父节点候选集合 X_{near} 。其过程可表示为

$$X_{near} = \{x \in V \mid \|x - x_{new}\| \leq r\} \quad (1)$$

式中, x 为随机树中的节点; V 为随机树中已有节点的集合。

最优父节点重选:遍历 X_{near} 中的所有节点,计算经由各节点到达 x_{new} 的路径代价,选择代价最小的节点作为其父节点。该过程可表示为

$$x_{parent} = \arg \min_{x \in X_{near}} [l_{Cost}(x) + \|x - x_{new}\|] \quad (2)$$

式中, $l_{Cost}(x)$ 为从起始节点到节点 x 的累计路径长度。

随机重连优化:在确定 x_{new} 的父节点后,进一步尝试将 x_{new} 作为 X_{near} 中其他节点的潜在新父节点。若经由 x_{new} 到达某节点的路径代价低于原路径,则进行重连,从而局部优化树结构,降低整体路径代价。其过程可表示为

$$x_{parent} = x_{new}, l_{Cost}(x_{new}) + \|x_{new} - x\| < l_{Cost}(x) \quad (3)$$

RRT*算法通过上述机制虽实现了渐近最优性,但在实际应用中仍面临两大挑战。在采样策略上,固定的随机采样概率无法适应不同环境复杂度,概率过高则简单场景中效率低下,概率过低则复杂环境中探索失败风险激增,这本质上是探索与利用的

固有矛盾。在优化机制上,父节点重选与随机重连的有效范围受限于预设的邻域半径 r ;在狭窄通道或复杂障碍区中,该局部优化窗口无法获取全局信息,易导致优化过程陷入局部最优,从而难以生成全局协调的高质量路径。

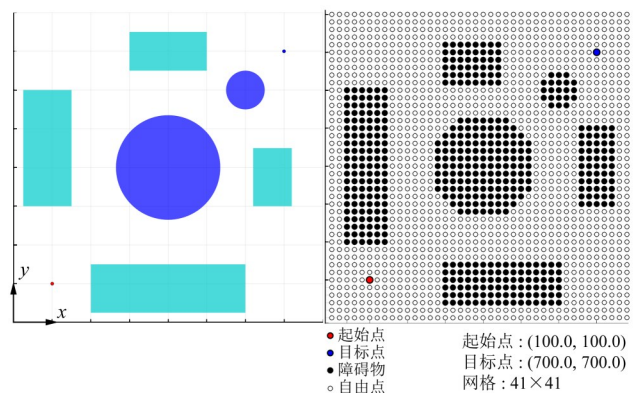
2 双向能量隧道探测算法

BETD算法是一种受自然界波的能量传递原理启发的路径探测算法,旨在改善传统RRT*算法在复杂环境中搜索效率较低、路径质量有待提升等问题。BETD算法通过独特的能量传播机制,能够在复杂环境中实现更快的搜索速度和更优的路径质量。

2.1 空间离散化处理

BETD算法采用空间离散化策略来平衡算法性能与规划精度。该策略将连续规划空间转化为结构化网格,将路径规划的起始点、目标点及障碍物信息映射至相应的网格节点,从而构建一个有限空间内的系统化搜索环境。这种结构化离散为后续能量传播机制提供了可计算的基础框架。

如图1所示,空间离散化将连续路径规划空间转化为离散网格节点。图1中,红色节点表示起始点;蓝色节点表示目标点;黑色实心节点表示障碍物所占空间;黑色空心节点则表示自由点,即可通行空间。



(a) 路径规划空间 (b) 空间离散化后的路径规划空间

图1 空间离散化过程的示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the spatial discretization process

2.2 能量传播机制

能量传播过程从起始点和目标点同步开始,并按轮次迭代进行。起始点的能量传播方向朝向目标点,而目标点的能量传播方向则相反。以图1中起始点的能量传播为例,从起始点开始,每一轮中具有能量的节点会根据特定的能量传递规则,沿 x 轴正方向和 y 轴正方向传递能量,随后自身能量归零。

能量传递规则:假设节点 (i, j) 在当前轮次具有能量,则在下一轮次中,若节点 $(i, j+1)$ 和 $(i+$

1, j) 处于自由空间且未超出边界, 它们将分别获得节点 (i, j) 能量的 $1/2$; 若这两个节点中有位于障碍物中或超出边界的, 则其无法获得能量。节点 (i, j) 在完成能量传递后, 其自身能量归零。

图2所示为以 (i, j) 为起始点且其具有的能量为 $E_{\text{Start}}(i, j)$ 时, 其后续节点依据能量传递规则得到的能量。图2中, 黑色实心节点表示障碍物所占空间; 黑色空心节点则表示可通行空间。

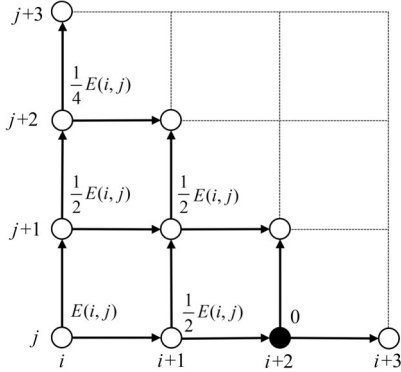


图2 能量传递过程示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the energy transfer process

2.3 能量的数学意义

以来自起始点的能量为例, 设起始点的初始能量为1, 在第 k 轮传播中, 将有 $k+1$ 个节点可能获得来自起始点的能量。节点 (i, j) 获得的能量记为 $E_{\text{Start}}(i, j)$ 。显然, $E_{\text{Start}}(i, j) \cdot 2^k$ 可视为从起始点出发, 每次仅沿 x 轴正方向或 y 轴正方向移动1个步长, 最终到达节点 (i, j) 的所有可能路径数目。因此, $E_{\text{Start}}(i, j)$ 的大小反映了从起始点到达该节点的可达性程度; $E_{\text{Start}}(i, j)$ 越大, 表明该节点作为路径中间点的潜力越高, 更适合用于引导RRT*算法的扩展方向。

2.4 路径交汇点探测

首先, 记录网格节点 p 中来自起始点的能量 E_{Start} 和来自目标点的能量 E_{End} 。在每一轮能量传播后, 搜寻潜在路径交汇点。搜寻规则可表示为

$$P_{\text{candidate}} = \{ p | E_{\text{Start}}(p) > 0, E_{\text{End}}(p) > 0 \} \quad (4)$$

式中, $P_{\text{candidate}}$ 为潜在路径交汇点的集合; $E_{\text{Start}}(p)$ 和 $E_{\text{End}}(p)$ 分别为节点 p 中来自起始点的能量和来自目标点的能量。

随后, 依据路径交汇点选取原则确定最优路径交汇点; 若不存在潜在路径交汇点且未达到最大迭代次数, 则继续进行下一轮能量传播。

路径交汇点选取原则如下。

1) 在第 k 轮传递完成后, 计算每个潜在路径交汇点的起始点能量占比 $\eta_{\text{Start}}(u)$ 和目标点能量占比 $\eta_{\text{End}}(u)$, 可分别表示为

$$\eta_{\text{Start}}(u) = \frac{E_{\text{Start}}(u)}{\sum_{v=1}^{k+1} E_{\text{Start}}(v)} \quad (5)$$

$$\eta_{\text{End}}(u) = \frac{E_{\text{End}}(u)}{\sum_{v=1}^{k+1} E_{\text{End}}(v)} \quad (6)$$

式中, $E_{\text{Start}}(u)$ 、 $E_{\text{End}}(u)$ 分别为第 u 个潜在路径交汇点中来自起始点的能量和来自目标点的能量。

2) 计算各节点的能量和 $\eta(u)$, 有

$$\eta(u) = \eta_{\text{Start}}(u) + \eta_{\text{End}}(u) \quad (7)$$

3) 选取能量和 $\eta(u)$ 最大的潜在路径交汇点作为最优路径交汇点, 该点即为到达可行性最高的点, 适合作为RRT*算法的中间点。

图3为BETD算法整体流程图。

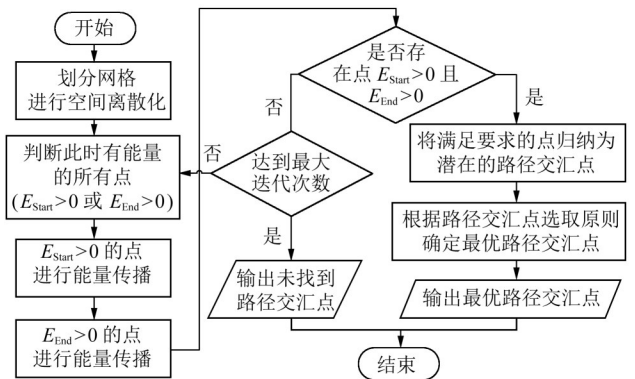


图3 BETD算法流程图

Fig. 3 Flow chart of the BETD algorithm

3 双目标分层优化算法

为提升RRT*算法所得路径的实用质量, 本文提出一种DOHO算法。该算法采用分阶段优化策略: 第一阶段聚焦于路径长度的全局压缩; 第二阶段致力于路径平滑度的局部增强。

3.1 路径长度优化

尽管通过重选父节点与随机重连机制, RRT*算法在概率完备性意义上实现了渐近最优, 但其计算效率与优化范围之间存在固有平衡。这常导致所得路径在局部仍存在不必要的迂回与振荡。为此, 本文以RRT*算法规划得到的初始路径点序列 $L = \{x_0, x_1, \dots, x_k\}$ 为基础, 设计了图4所示的迭代优化流程。

图5为路径长度优化算法示意图。图5中, 设初始路径点序列为 $A-B-C-D-E$, 灰色圆形表示障碍物。以 A 点为起始点的路径优化为例。首先, 对 A 点以 E 点为目标点进行连线检测; 若连线 AE 与障碍物发生碰撞, 则依次以前一节点作为新的目标点, 即由 E

依次变为D、C等，直至A点与目标点间的连线无碰撞。此时，A点与该目标点直接连接，替代原路径中的中间节点。图5中，最先满足无碰撞条件的目标点为C点，因此，以AC路径代替原有的AB和BC路径，可实现路径长度的有效缩短。

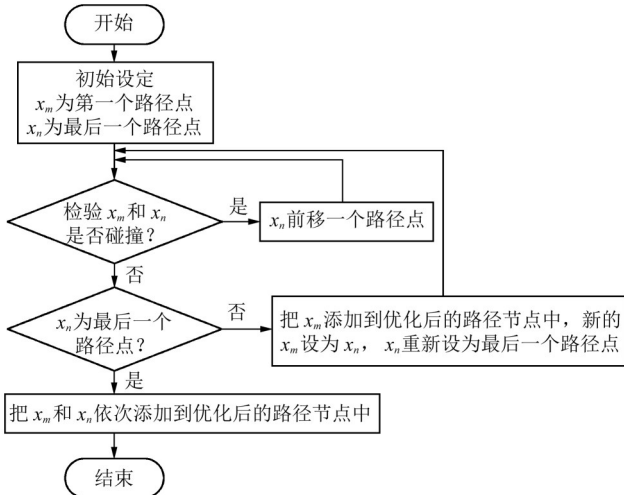


图4 路径长度优化算法流程图

Fig. 4 Flow chart of the path length optimization algorithm

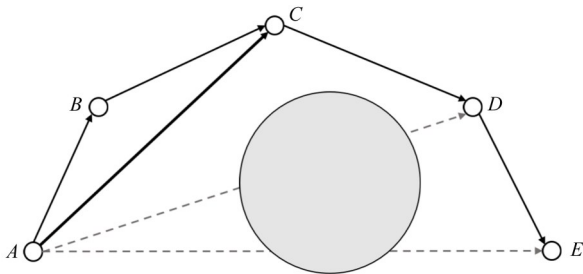


图5 路径长度优化算法示意图

Fig. 5 Schematic diagram of the path length optimization algorithm

总之，该路径长度优化算法通过系统性检测与剔除冗余节点，在不触及障碍物的前提下，可实现对路径总长的进一步压缩，有效消除RRT*算法中的局部绕路现象。

3.2 路径平滑度优化

路径中的急剧转角会导致机器人运动不连续、能耗增加，并加速机构磨损。针对此问题，本文提出一种基于大转角识别的渐近式平滑方法。如图6所示，对于路径段FGH，若角 α 超过预设阈值 θ ，则判定为需优化的大转角。预设阈值 θ 应根据具体应用场景确定， θ 取值越小，路径平滑度越高，但所需迭代次数相应增加； θ 取值越大，平滑度优化速度越快，但平滑度优化效果相对较弱。

优化核心思想为：从FG与GH边的中点出发，分别沿线段FG和HG向点G渐近式对称偏移，生成试探点M与N。持续迭代，直至新线段MN满足无碰

撞约束。此时，原始路径FGH被FMNH替代。由几何分析可得

$$\alpha = \beta_1 + \beta_2 \quad (8)$$

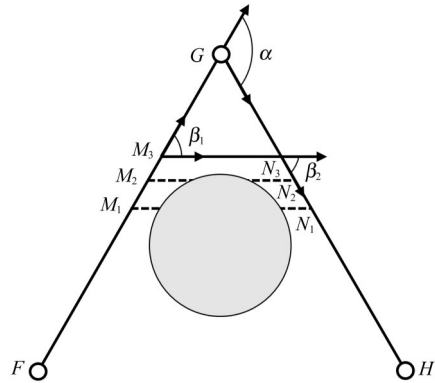


图6 路径平滑度优化示意图

Fig. 6 Schematic diagram of the path smoothness optimization

该算法的本质是将1个大转角分解为2个小转角以实现路径点平滑度优化，GM和GN的长度越接近，平滑度优化效果越好。该算法在优化平滑度的同时，也可以将路径长度进一步优化。优化的路径长度 ΔL 可表示为

$$\Delta L = L_{GM} + L_{GN} - L_{MN} \quad (9)$$

式中， L_{GM} 为GM的长度； L_{GN} 为GN的长度； L_{MN} 为MN的长度。

总之，该平滑度优化算法通过识别大转角，在不发生碰撞的前提下可有效改善路径平滑度，降低运动不连续性与能耗，减缓机构磨损，也可兼顾路径长度的优化，整体提升路径质量。

4 基于能量导引与分层优化的RRT*算法

本文提出的改进RRT*算法采用三级递进式优化框架，包含预处理、路径规划与后处理3个阶段，形成完整的路径规划解决方案。

在预处理阶段，通过BETD算法探索环境空间，在起始点 x_{start} 和目标点 x_{end} 间识别出若干高通行概率的中间节点 x_i ，为RRT*算法提供一系列的路径节点 $L = \{x_{start}, x_1, x_2, \dots, x_k, x_{end}\}$ 。这些中间节点的引入为路径规划提供了有效的引导方向，显著优化了采样点分布的合理性。

在路径规划阶段，以预处理阶段生成的路径节点为引导，实施RRT*算法。先在相邻两个节点间规划出路径，再将这些路径拼接在一起，形成总路径。传统RRT*算法依赖于随机采样点的均匀分布，在复杂环境中容易产生大量无效采样。本文算法降低了随机采样概率，转而通过中间节点的引导约束，在保障路

径质量的同时, 显著提高了路径规划效率。

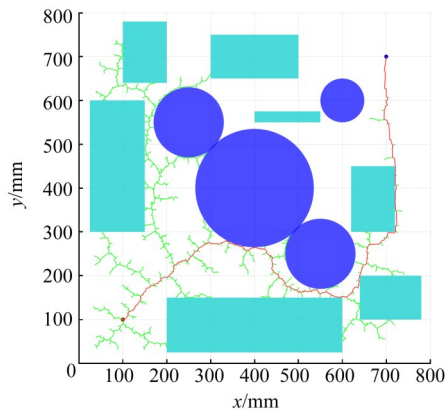
在后处理阶段, 采用DOHO算法对初始路径进行优化处理。该算法将从路径长度与平滑度两个维度进行优化: 一方面通过剔除冗余节点来减少路径总长度; 另一方面采用渐近式平滑算法, 提高路径的平滑度。这种双目标优化机制有效改善了RRT*算法易陷入局部最优的固有缺陷, 从而可生成全局协调的高质量可执行路径。

5 仿真与分析

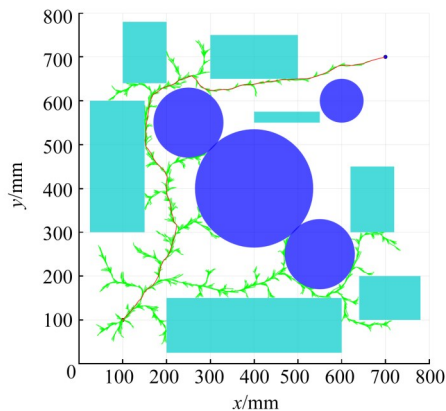
5.1 基于能量导引的RRT*算法仿真

为验证本文提出的BETD算法对RRT*算法性能的提升效果, 在Matlab软件环境下搭建二维仿真平台进行对比试验, 对比对象为RRT算法、RRT*算法、RRT-Connect算法和人工势场-RRT*(Artificial Potential Field-RRT*, APF-RRT*)算法。在仿真中, 测试了这些算法在复杂环境下的路径长度、路径规划时间和树节点数。

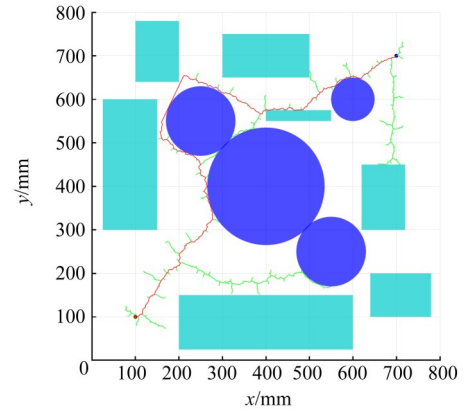
仿真环境设置为 $(800 \times 800) \text{ mm}^2$ 的二维空间, 起始点坐标设为 $(100, 100) \text{ mm}$, 目标点坐标设为 $(700, 700) \text{ mm}$ 。路径规划搜索步长设定为 3 mm , 最大迭代次数设为 $10\ 000$ 。仿真结果如图7所示。



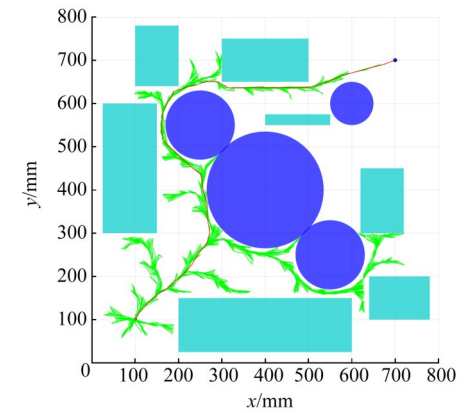
(a) RRT



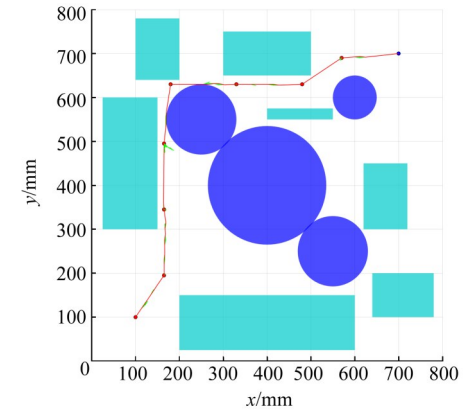
(b) RRT*



(c) RRT-Connect



(d) APF-RRT*



(e) 本文算法

图7 路径规划效果示意图

Fig. 7 Schematic diagram of the path planning performance

仿真过程中, 圆形障碍物与矩形障碍物分别采用深蓝色和浅蓝色进行标识, 以区分不同障碍物类型。绿色线条表示随机树节点的连接关系; 红色线条则呈现各算法最终规划得到的路径。起始点与目标点分别由红色和蓝色圆点标注。在本文算法的仿真结果中, 除起始点外, 其余红色圆点为BETD算法所识别的路径中间点, 这些中间点有效地引导了后续RRT*算法的扩展方向。

为保证统计可靠性, 每种算法独立运行50次, 记录每次成功规划后的路径长度、路径规划时间和所用节点数, 并取平均值作为最终评价指标。各算

法性能数据对比如表1所示。

表1 基于BETD的路径规划数据对比

Tab. 1 Comparison of the path planning data based on BETD

类型	路径平均长度/mm	平均耗时/ms	平均所用节点数
RRT	1 324	393	2 015
RRT*	1 176	670	1 885
RRT-Connect	1 416	225	1 381
APF-RRT*	1 163	826	2 391
本文算法	1 091	70	345

从路径长度来看, 本文算法获得的路径平均长度为1 091 mm, 相较于传统RRT算法缩短17.6%, 相较于RRT*算法缩短7.2%, 相较于RRT-Connect算法缩短22.9%, 相较于APF-RRT*算法缩短6.2%。这表明, BETD算法通过预探测提取的路径中间点能够有效引导RRT*算法生成更优的路径。

从规划时间来看, 本文算法平均耗时70 ms, 远低于其他对比算法。相较于RRT算法, 本文算法所耗时间缩短82.2%, 相较于RRT*算法缩短89.6%, 相较于RRT-Connect算法缩短68.9%, 相较于APF-RRT*算法缩短91.5%。这得益于BETD算法在规划初期快速识别出关键通道, 大幅减少了RRT*算法在无效区域的盲目搜索, 从而显著提升了搜索效率。

而所用节点数对比进一步印证了这一结论。本文算法平均扩展节点数为345, 是RRT算法的17.1%, RRT*算法的18.3%, RRT-Connect算法的25.0%, APF-RRT*算法的14.4%。节点数的减少直观反映了随机树结构的精简与优化。更少的节点意味着, 算法以更紧凑的树形结构完成了对可行通道的覆盖, 避免了在无效区域中的过度探索, 这是搜索效率提升的直接体现。

综合分析可知, 结合BETD的RRT*算法通过双向能量传播预先探测环境中的高可达性节点, 并将这些点作为中间点引导采样过程, 使得随机树有效避免了复杂环境中的盲目试错。仿真结果验证了BETD算法在提升路径规划效率、缩短路径长度以及减少无效节点方面的显著优势, 为后续机械臂的实际应用奠定了良好基础。

5.2 基于分层优化的RRT*算法仿真

为了验证DOHO对RRT*算法规划路径在长度和平滑度上的提升, 对传统RRT*算法规划得到的初始路径依次应用距离优化与平滑度优化, 对比优化前后的路径长度和平滑度变化。图8所示为优化前后的路径对比。图8中, 黑色曲线为RRT*规划的初始路径, 蓝色曲线为距离优化后的路径, 红色曲线为平滑度优化后的最终路径。DOHO算法中, 将预设阈

值 θ 设定为 30° 。

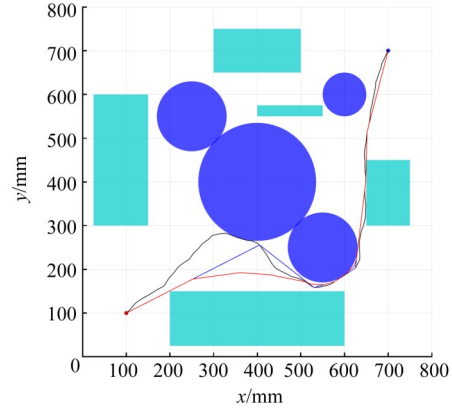


图8 DOHO算法结果

Fig. 8 Results of the DOHO algorithm

由图8可知, 距离优化有效消除了初始路径中的冗余绕行问题, 在已生成路径节点的基础上显著缩短了路径长度; 平滑度优化则进一步针对距离优化后路径中的大角度转折进行修正, 使整体轨迹更加平滑, 从而减少了机械臂运动过程中的能量损耗。

优化效果的定量分析如表2所示。经过距离优化后, 路径长度缩短了63.37 mm, 相对优化幅度为5.53%; 在此基础上进行平滑度优化, 路径长度对比初始路径缩短了81.83 mm, 相对优化幅度为7.13%。同时, 路径的转折角度明显减小, 平滑度得到显著改善, 更符合机械臂实际运动要求。

表2 基于DOHO的路径规划数据对比

Tab. 2 Comparison of the path planning data based on DOHO

类型	缩短的绝对长度/mm	缩短的相对长度/%
路径长度优化	63.37	5.53
路径平滑度优化	81.83	7.13

仿真结果表明, DOHO算法作为后处理模块能够在不改变原始算法采样特性的前提下, 有效提升了RRT*算法规划路径的质量, 为机械臂的实际应用提供了更优的运动轨迹。

5.3 机械臂路径规划仿真

为了验证所提算法的有效性, 在Matlab软件环境中搭建了6自由度UR5机械臂的工作空间模型, 并开展仿真。

仿真中设置3个不同形状的障碍物, 最小障碍物宽度为200 mm。机械臂的初始关节角度设定为 $[\frac{2}{3}\pi, \frac{1}{6}\pi, \frac{1}{3}\pi, \frac{1}{3}\pi, -\frac{1}{2}\pi, 0]$ rad, 目标关节角度设定为 $[-\frac{1}{3}\pi, 0, \frac{1}{3}\pi, \frac{1}{6}\pi, -\frac{1}{3}\pi, 0]$ rad。机械臂的工作空间如图9所示。

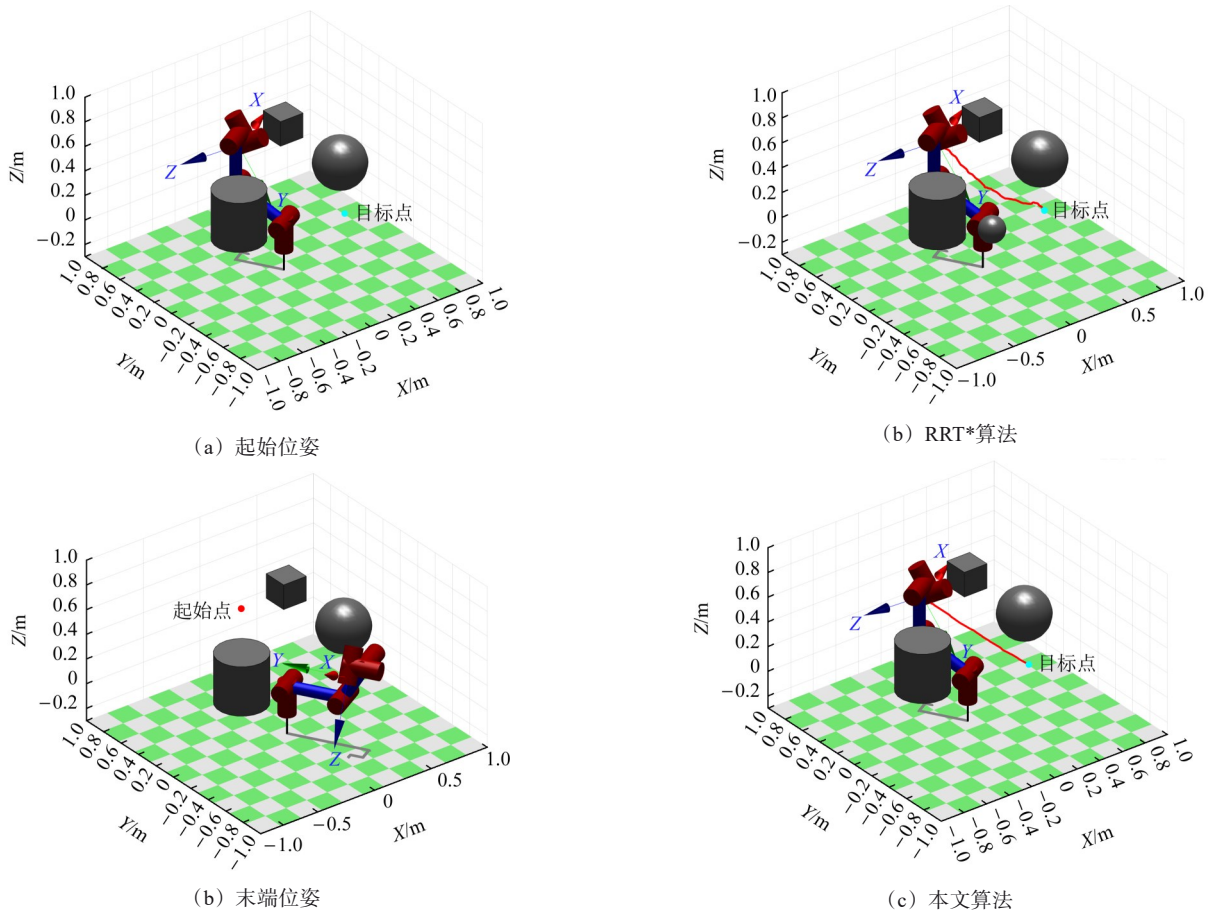
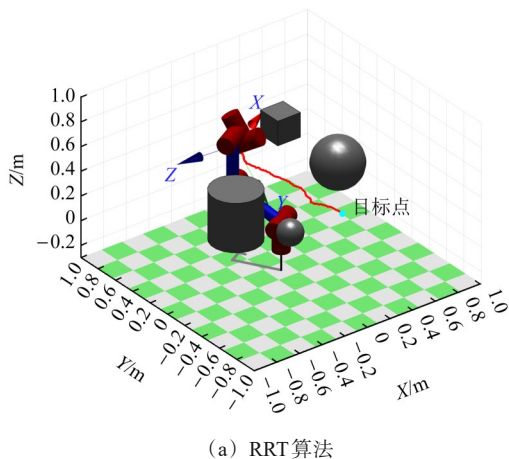


图9 机械臂工作空间

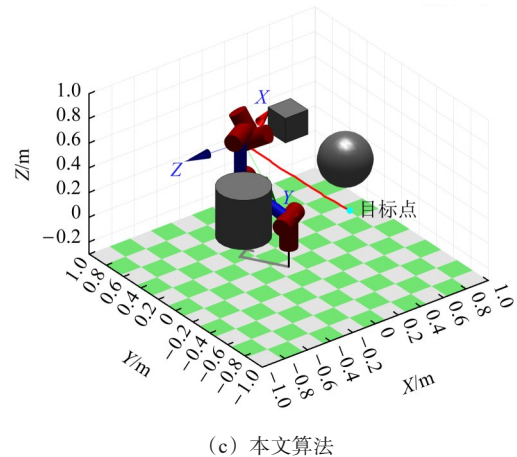
Fig. 9 Robotic arm working space

值得说明的是, 本文算法的核心贡献在于机械臂末端的轨迹规划与避障。然而, 在末端跟踪既定轨迹的过程中, 机械臂各关节仍存在与障碍物碰撞的风险。针对这一问题, 本文在仿真中增加了连杆与障碍物的碰撞检测模块, 并采用逆运动学多解择优与末端轨迹局部微调两种策略, 从而有效规避了关节碰撞问题。

将本文算法与RRT算法、RRT*算法进行对比, RRT算法得到的路径如图10(a)所示, RRT*算法得到的路径如图10(b)所示, 本文算法得到的路径如图10(c)所示。



(a) RRT算法



(c) 本文算法

图10 各路径规划算法对比

Fig. 10 Comparison of path planning algorithms

不同步长算法对应参数的平均值如表3所示。由表3可知, 在相同的运行环境下, 本文算法相比RRT和RRT*算法, 具有更短的搜索时间、更短的路径长度以及更少的节点数。这主要得益于BETD算法所生成的中间引导点, 有效增强了对RRT*算法扩展方向的引导, 同时提升了RRT*算法的采样效率, 显著改善了其探索过程中的盲目性。

表3 路径规划数据对比

Tab. 3 Comparison of the path planning data

步长算法	搜索时间/ms	路径长度/mm	节点数
RRT算法	342.7	1 316.918 5	1 921
RRT*算法	770.4	1 091.327 9	1 855
本文算法	213.2	983.963	378

6 结论

针对RRT*算法在障碍物覆盖率较高的复杂环境中路径规划效率较低、路径质量欠佳的问题, 提出一种基于能量导引与分层优化的改进RRT*算法。

1) 提出BETD算法。通过该算法筛选出高可达性节点并作为RRT*算法的中间路径点, 在一定程度上减少了传统RRT*算法采样的盲目性。

2) 提出DOHO算法。采用分层优化策略: 第一阶段, 通过冗余节点剔除实现路径长度压缩; 第二阶段, 基于大转角识别与渐近式偏移实现路径平滑度优化。

3) 将BETD与DOHO融入RRT*框架, 形成“预处理-规划-后处理”三级递进式优化体系, 为克服复杂环境下机械臂路径规划效率低、路径质量不佳等难题提供了一种系统性的解决思路。

仿真结果表明, 本文算法在复杂环境下展现出显著的性能优势。其中, 结合BETD的RRT*算法相较于RRT、RRT*、RRT-Connect及APF-RRT*算法, 路径搜索时间缩短68.9%~91.5%, 路径长度缩短6.2%~22.9%, 扩展节点数仅占对比算法的14.4%~25.0%。在此基础上, 引入DOHO模块进行后处理, 可进一步缩短路径长度, 并显著改善路径平滑度, 使规划轨迹更符合机械臂的实际运动要求。

参 考 文 献

- [1] YANG C, FANG Z Q, REN H Y, et al. Interval uncertainty-oriented impedance force control for space manipulator with time-dependent reliability[J]. *Acta Astronautica*, 2024, 222: 207-218.
- [2] ZHANG J W, BAI C C, YUE C P, et al. Deep MARL-based resilient motion planning for decentralized space manipulator [J]. *Space: Science & Technology*, 2024, 4: 145.
- [3] XU K, ZHUANG X H, QIAO A W, et al. Design and analysis of a novel deployable grasping manipulator for space object capture [J]. *Acta Astronautica*, 2024, 224: 266-280.
- [4] WEN H, YANG X, WANG J Y, et al. Environment-adaptive path planning method for industrial robot manipulators [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2026, 31(1): 372-381.
- [5] 井笑地, 王良文, 王东霞, 等. 基于椭球外形物品包装的自移式缠绕包装机器人运动学建模与仿真[J]. *机械传动*, 2026, 50(2): 129-137.
JING Xiaodi, WANG Liangwen, WANG Dongxia, et al. Kinematics modeling and simulation of a self-moving wrapping robot based on ellipsoidal item packaging [J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2026, 50(2): 129-137.
- [6] 胡江涛, 党玉功, 周志刚, 等. 基于改进灰狼算法的交叉滚子轴承自动装配机械臂轨迹规划[J]. *机械传动*, 2024, 48(11): 71-78.
HU Jiangtao, DANG Yugong, ZHOU Zhigang, et al. Trajectory planning of crossed roller bearing automatic assembly robotic arms based on the improved gray wolf optimizer [J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2024, 48(11): 71-78.
- [7] 张振翮, 杨蹈宇, 舒奕彬, 等. 改进粒子群优化算法在搬运机器人机械臂中的应用[J]. *机械传动*, 2024, 48(8): 49-56.
ZHANG Zhenhe, YANG Daoyu, SHU Yibin, et al. Application of an improved particle swarm optimization algorithm in the robotic arm of a handling robot [J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2024, 48(8): 49-56.
- [8] 刘芬, 王睿, 黄芳, 等. 微创手术机器人RCM机械臂广义运动学误差建模与补偿研究[J]. *机械传动*, 2025, 49(8): 46-52.
LIU Fen, WANG Rui, HUANG Fang, et al. Research on modeling and compensation of generalized kinematic error of RCM manipulators for minimally invasive surgery robots [J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2025, 49(8): 46-52.
- [9] 李文霞, 赵志刚, 赵祥堂, 等. 刚柔耦合串并联康复机械臂运动特性分析[J]. *机械强度*, 2024, 46(4): 952-958.
LI Wenxia, ZHAO Zhigang, ZHAO Xiangtang, et al. Kinematic characteristics analysis of rigid-flexible coupling series-parallel rehabilitation manipulator [J]. *Journal of Mechanical Strength*, 2024, 46(4): 952-958.
- [10] SACHAN S, SHUKLA T, SWARNKAR P, et al. Intelligent control of surgical robot for telesurgery: an application to smart health-care systems [J]. *IET Circuits, Devices & Systems*, 2024, 2024(1): 2119507.
- [11] 刘芬, 宋立强, 黄芳, 等. 微创手术机器人主操作手设计与优化 [J]. *机械传动*, 2024, 48(5): 54-61.
LIU Fen, SONG Liqiang, HUANG Fang, et al. Design and optimization of the master manipulator of minimally invasive surgery robots [J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2024, 48(5): 54-61.
- [12] ZHAO X X, WANG K, ZHANG P Y, et al. An improved RRT* path planning algorithm combining Gaussian distributed sampling and depth strategy for robotic arm of fruit-picking robot [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2026, 240: 111244.
- [13] WANG M H, ZHOU Z D, WANG Y L, et al. Design and experiment of facility elevated planting strawberry continuous picking manipulator [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2025, 228: 109703.
- [14] ZHANG B, XIA Y Y, GU Y, et al. Application of improved RRT algorithm by multi-strategy fusion in path planning for robotic manipulator: a case study of multi-posture dragon fruit picking [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2026, 242: 111285.
- [15] GAMMELL J D, SRINIVASA S S, BARFOOT T D. Informed RRT*: optimal sampling-based path planning focused via direct sampling of an admissible ellipsoidal heuristic [C]//2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2014: 2997-3004.
- [16] HUANG Y, LEE H H. Adaptive informed RRT*: asymptotically optimal path planning with elliptical sampling pools in narrow passages [J]. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2024, 22(1): 241-251.
- [17] 严贵僧, 杨洁. 基于海马优化的改进Informed-RRT*的路径规划算法[J]. *机械传动*, 2025, 49(2): 93-100.
YAN Guiseng, YANG Jie. Path planning algorithm based on the improved Informed-RRT* using the sea-horse optimizer [J]. *Jour-*

- nal of Mechanical Transmission, 2025, 49(2): 93-100.
- [18] 刘亚飞, 刘放, 董蓉, 等. 基于范数自适应步长RRT算法的机械臂路径规划[J]. 机械传动, 2024, 48(12): 82-86.
LIU Yafei, LIU Fang, DONG Rong, et al. Path planning of manipulators based on the norm adaptive step-size RRT algorithm[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2024, 48(12): 82-86.
- [19] 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-adaptive step size RRT[J]. Robot, 2020, 42(5): 606-616.
- [20] LIU C L, XIAO F L, MA Y, et al. An enhanced RRT* algorithm with biased sampling and dynamic stepsize strategy for ship route planning in the high-risk areas[J]. Ocean Engineering, 2025, 332: 121466.
- [21] 刘文倩, 单梁, 张伟龙, 等. 复杂环境下基于改进Informed RRT*的无人机路径规划算法[J]. 上海交通大学学报, 2024, 58(4): 511-524.
LIU Wenqian, SHAN Liang, ZHANG Weilong, et al. Unmanned aerial vehicle path planning algorithm based on improved Informed RRT* in complex environment[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2024, 58(4): 511-524.
- [22] KANG T W, KANG J G, JUNG J W. A bidirectional interpolation method for post-processing in sampling-based robot path planning[J]. Sensors, 2021, 21(21): 7425.
- [23] 靳午焯, 马向华, 赵金良. 改进Informed-RRT*的移动机器人路径规划算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(19): 75-81.
JIN Wuxuan, MA Xianghua, ZHAO Jinliang. Research on path planning algorithm of mobile robot based on improved Informed-RRT*[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(19): 75-81.

RRT* path planning algorithm based on energy guidance and hierarchical optimization

CHEN Feixiang MA Yuwen LIU Xuzan YANG Shuofei

(College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: [Objective] In order to address the issues of excessive sampling blindness and poor path quality faced by traditional rapidly-exploring random tree star (RRT*) algorithms in complex environments, an enhanced RRT* algorithm was proposed based on the bidirectional energy tunnel detection (BETD) and the dual-objective hierarchical optimization (DOHO). [Methods] A three-stage progressive optimization framework was employed in the proposed algorithm. During the pre-processing phase, path intermediate points with high accessibility were screened by the BETD algorithm, providing directional nodes for subsequent expansion. In the path planning phase, the RRT* was guided by these intermediate points to achieve efficient expansion. During the post-processing phase, the DOHO algorithm was employed to perform dual optimization of both path length and smoothness on the initial path. 2D and 3D simulation platforms were established in Matlab to validate the system performance. [Results] Simulation results indicate that the RRT* algorithm incorporating BETD reduces path search time by 68.9% to 91.5% and shortens path length by 6.2% to 22.9% compared to RRT, RRT*, RRT-Connect, and artificial potential field-RRT* algorithms. The number of expanded nodes accounts for merely 14.4% to 25.0% of those in the comparison algorithms. When compared to the traditional RRT* algorithm, the RRT* algorithm incorporating DOHO reduces path length by 7.13% and significantly improves path smoothness.

Key words: RRT* algorithm; Path planning; Energy guidance; Node-oriented sampling; Hierarchical optimization

(编辑: 贾文倩)