

控制与决策

Control and Decision

基于铁塔模型和双向天牛须的改进RRT轨迹规划方法

陆超, 都海波

引用本文:

陆超, 都海波. 基于铁塔模型和双向天牛须的改进RRT轨迹规划方法[J]. *控制与决策*, 2025, 40(3): 955–962.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.0349>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[面向全局搜索的自适应领导者樽海鞘群算法](#)

Global search-oriented adaptive leader salp swarm algorithm

控制与决策. 2021, 36(9): 2152–2160 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0090>

[基于地标特征和元学习方法推荐最适用优化算法](#)

Recommending best suitable metaheuristic based on landmarking feature and meta-learning approach

控制与决策. 2021, 36(5): 1223–1231 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0993>

[基于数据驱动的浓密-压滤过程协调优化控制](#)

Data driven coordinated optimization control of thickening-filter process

控制与决策. 2021, 36(5): 1095–1100 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1151>

[基于Frenet坐标系的自动驾驶轨迹规划与优化算法](#)

Trajectory planning and optimization algorithm for automated driving based on Frenet coordinate system

控制与决策. 2021, 36(4): 815–824 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0748>

[基于改进蚁群算法的水面无人艇路径规划](#)

Path planning for unmanned surface vehicle based on improved ant colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(4): 847–856 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0839>

基于铁塔模型和双向天牛须的改进 RRT 轨迹规划方法

陆超, 都海波[†]

(合肥工业大学 电气与自动化工程学院, 合肥 230009)

摘要: 为了提高输电铁塔高空作业自动化水平和保障高空作业机器人设备安全, 针对传统 RRT 和 A* 等算法在角钢塔高空复杂环境中无法快速规划机械臂安全轨迹的问题, 提出一种基于铁塔模型的双向天牛须知情快速随机扩展树轨迹规划算法 (BI-RRT* Connect). 首先, 数字重构高空机器人作业环境, 利用模型配准方法获取输电铁塔精准模型信息; 然后, 根据铁塔模型寻求机械臂末端点与作业目标间的可行路径, 并添加天牛须算法来改进随机采样过程, 采用两只天牛相互寻找快速获取初始路径解; 最后, 将初始路径作为先验知识构建椭圆体采样区域来优化路径. 在 Unity 环境下搭建实验平台将所提出算法与 RRT* Connect 和 A* 等 4 种传统算法进行比较, 实验结果表明, 所提出算法在输电铁塔多种作业区域下均具有求解速度快、求解质量高的良好效果.

关键词: 轨迹规划; 数字模型; RRT; 天牛须算法; 采样方法; Unity

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0349

引用格式: 陆超, 都海波. 基于铁塔模型和双向天牛须的改进 RRT 轨迹规划方法 [J]. 控制与决策, 2025, 40(3): 955-962.

Improved RRT trajectory planning method based on tower model and bidirectional beetle antennae search algorithm

LU Chao, DU Hai-bo[†]

(School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: In order to improve the automation level of high-altitude operation of a transmission tower and ensure the safety of high-altitude operation robot equipment, aiming at the problem that traditional RRT and A* algorithms cannot quickly plan the safe trajectory of a manipulator in the high-altitude complex environment of an angle steel tower, a two-way beetle informed rapid random expansion tree trajectory planning algorithm (BI-RRT* Connect) based on the tower model is proposed. Firstly, the working environment of the high-altitude robot is reconstructed digitally, and the accurate model information of the transmission tower is obtained by using the model registration method. Then, according to the tower model, the feasible path between the end point of the manipulator and the working target is sought, and the beetle antennae algorithm is added to improve the random sampling process. Two beetles are used to find each other to quickly obtain the initial path solution. Finally, the initial path is used as a priori knowledge to construct the optimal path of the elliptical sampling area. The experimental platform is built in the Unity environment to compare the proposed algorithm with four traditional algorithms such as RRT* Connect and A*. The experimental results show that the algorithm has fast solution speed and high solution quality in various operation areas of the transmission tower.

Keywords: trajectory planning; digital model; RRT; BAS algorithm; sampling method; Unity

0 引言

近些年来, 随着“十四五规划”和“中国制造 2025”等国家政策的提出, 中国输电线路系统不断完善, 已从电力基础设施建设迈向智慧能源数字变革前进. 输电线路角钢塔是输电系统中的重要支撑, 维护输电线路角钢塔的健康对保障电力的稳定供应具有重

要意义. 目前, 角钢塔高空作业任务主要依靠人工完成, 存在安全风险高、作业质量控制难、适龄作业人员逐年减少的弊端, 严重制约了电力建设的发展^[1-2]. 因此, 亟需开展角钢塔高空作业智能工具、高空作业机器人等自动化作业技术研究, 推动角钢塔高空作业从“人工作业”向“少人作业、无人作业”转变, 提

收稿日期: 2024-03-31; 录用日期: 2024-08-19.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62073113, 62003122); 安徽省自然科学基金项目 (2008085UD03); 安徽省科技攻关计划项目 (202423i08050056).

[†]通信作者. E-mail: haibo.du@hfut.edu.cn.

高作业效率和安全水平^[3]。

目前,利用电力铁塔攀爬机器人代替人工完成危险的作业任务已成为一大研究热门^[4],其中以螺栓紧固为主的角钢塔高空任务需要电力铁塔攀爬机器人负载多轴机械臂到达高空作业位置来完成对铁塔表面的接触式交互作业。以螺栓紧固作业为例,机械臂末端需要装配摄像头和电动扳手沿着规划路径抵达目标螺栓处,继而完成对螺栓的检测和紧固作业。对于输电铁塔复杂的受限工作空间,机械臂路径规划需要分为轨迹规划和运动规划两个方面^[5-6]:轨迹规划是指在笛卡尔空间下,只考虑机械臂末端点,给定起始点和目标点,通过规划算法求解出机械臂末端从起始点到目标点的安全移动路径^[7];运动规划则是在轨迹规划给出的合理路径基础上,建立机械臂运动模型,通过逆运动学解算出机械臂在初始位姿与目标位姿间的位姿点,并添加各项约束得到机械臂在每个规划点的位姿和速度等条件^[8]。本文研究主要针对轨迹规划部分,在角钢塔高空作业环境中,由于结构复杂的工作空间和分布密集的作业目标等特殊条件,导致传统的机械臂轨迹规划存在以下问题。

1) 在面对机械臂轨迹规划问题时,为了得到一条合理的无碰撞路径,需要在规划过程中进行碰撞检测^[9-10]。传统的规划将障碍物拟合为长方体等规则立体图形进行碰撞检测,如刘鹤松^[11]在运动受限机械臂路径规划中将气体开关绝缘设备简单地近似为圆柱体,无法得到变电站中复杂形状设备的精准空间结构分布,难以保证实际作业安全。同理,对于角钢塔复杂密集的受限环境,碰撞精度是路径规划的第一要求,机械臂在工作中若发生碰撞,则不仅会损坏机器人机械结构,无法完成工作要求,还可能会造成塔体损伤的严重事故。

2) 轨迹规划^[12]算法中较为常用的是A*^[13]算法和RRT算法。A*算法是一种启发式搜索算法,结合广度优先搜索和启发式评估函数来寻找最短路径,但是在高维状态空间中,A*算法可能会面临维度灾难,导致搜索空间的爆炸性增长,计算变得非常昂贵。而LaValle^[14]提出了基于采样的轨迹规划算法-RRT,由于其随机采样的特性,体现出在高维状态空间中的良好性能,但是规划时间较长,且路径质量不会太高,实际可行度低^[15]。

为了解决上述问题,本文针对输电铁塔高空作业机械臂轨迹规划问题,提出一种联合铁塔模型的BAS-InformedRRT* Connect算法。通过建立数字环境来获取高空作业中输电铁塔精准模型,提高碰撞检测算法精度,同时,采用天牛须理念对RRT-Connect算法进行改进,以加快算法收敛速度,提升搜索效率,并在三维空间中根据先验路径信息更新采样区域来

减小路径代价。仿真实验结果表明:与传统的机械臂轨迹规划算法相比,所提出方法收敛速度更快,成功率更高,可以更好地处理输电铁塔高空作业机械臂轨迹规划问题。

1 输电铁塔高空作业环境搭建

1.1 数字环境搭建需求

输电铁塔结构复杂,如图1所示。其复杂性主要体现在设计、形状、组件和作业目标上。输电铁塔通常采用三角形或四边形的结构^[16],由包括横梁、立柱、支撑杆等组件的多层次架构组成,主材斜材交错,塔材伸出区域会遮挡住螺栓等作业目标,而铁塔组件通常通过大量的螺栓与连接系统连接在一起,这些螺栓空间位置复杂多变且分布密集排列紧密,对传统机械臂轨迹规划仿真场景造成了巨大挑战。因此,本节旨在建立高空作业环境输电铁塔的精准数字模型,不仅提高了碰撞精度,保障了机械臂作业安全性,还解决了传统仿真环境无法满足工业精细要求的一大难题。

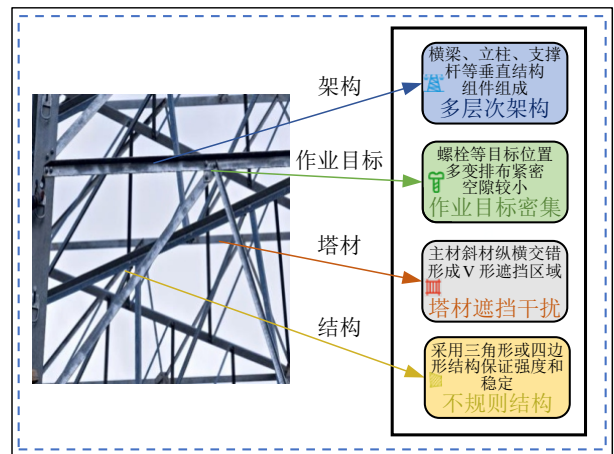


图1 角钢塔复杂环境解读

1.2 获取输电铁塔精准数字模型

铁塔模型的精细程度和碰撞体积的准确性直接影响机械臂轨迹规划的安全性,因此,本文使用Unity 3D平台作为物理引擎搭建输电铁塔高空作业数字环境。然而,输电铁塔和高空作业机器人结构较为复杂,组件众多,不宜直接在Unity 3D中进行建模,需要借助更多的建模软件配合。本文以HB21S-Z2-36M型铁塔和自制高空作业机器人为例,首先通过TMA放样软件和Solidworks等专业软件得到实体装备模型,如图2所示。

Unity 3D并不支持TMA和Solidworks软件生成模型的格式,无法直接导入,需要进行格式转换才能在其中直接加载。因此,选取3ds Max软件作为两种格式的转换站。图3为输电铁塔和高空作业机器人在3ds Max中的三维信息模型。

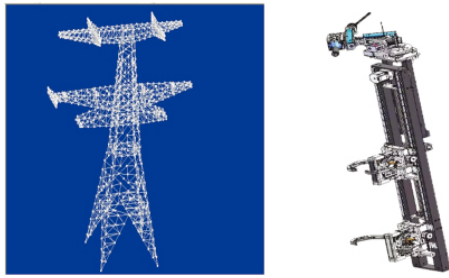


图2 原始装备模型

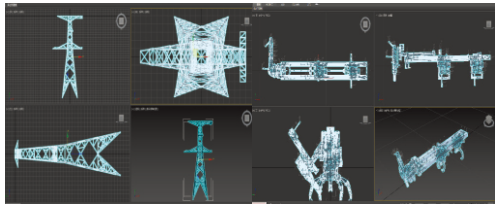


图3 装备模型转换

将转换后的实体装备模型存入位于 Unity 中输电铁塔高空作业机械臂运动规划项目下的 Asset 文件夹中, Unity 3D 会更新 Asset 文件夹中的资源, 将导入的输电铁塔和高空作业机器人模型放入 Scene 场景中渲染并显示, 如图 4 所示。



图4 数字孪生场景

由于经过多种软件层层转换后的实体装备模型精度已无法保证, 且输电铁塔高空作业数字环境对于模型精度要求非常严格, 为了确定模型的准确性, 本文采用一种基于 PL-ICP^[17] 的模型配准方法来保障精度, 整体流程如图 5 所示。图 5 为 HB21S-Z2-36M 型铁塔配对结果。

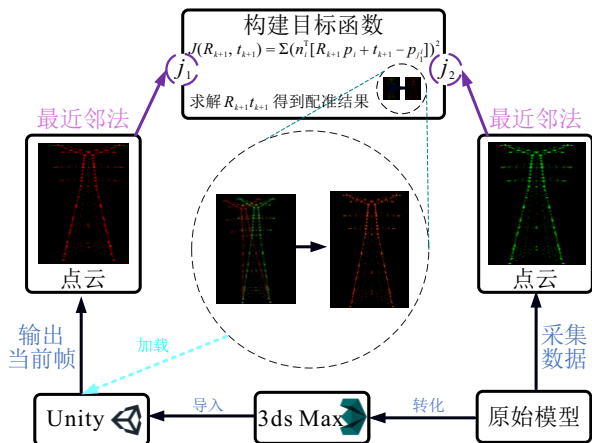


图5 输电铁塔数字模型获取过程

分别从 Unity 中读取孪生体模型点云数据和原始模型中采集点云数据, 获得初始转换矩阵, 通过最近邻法获得原始模型点云在孪生体中的最近邻点 j_1 、 j_2 . 然后去除误差过大的点. 构建目标函数为

$$J(R_{k+1}, t_{k+1}) = \sum_i (n_i^T [R_{k+1} p_i + t_{k+1} - p_{j_i}])^2. \quad (1)$$

其中: p_i 为第 i 个采样点; p_{j_i} 为采样点 i 通过最近邻方法得到的匹配点; n_i 为两个最近邻匹配点的法向量; R_{k+1} 为旋转矩阵, t_{k+1} 为平移向量, 通过最小化目标函数 $J(R, t)$ 得到 R_{k+1} 和 t_{k+1} , 用于下次迭代计算, 不断更新 R_{k+1} 和 t_{k+1} , 直至误差小于阈值时, 停止迭代并输出最优解。

2 联合铁塔模型改进 RRT*算法

2.1 相关算法

本节将介绍本文核心算法所涉及到的几种方法以及每种方法在核心算法中起到的作用, 包括 RRT* Connect、BAS 和 Informed RRT*等算法。

2.1.1 双向 RRT*算法

RRT*算法是机械臂轨迹规划领域中广泛使用的算法之一, 能够有效处理高维状态空间下轨迹规划难题, 但是, 仍然存在搜索效率较为低下、路径质量不高等问题. 为此, 学者们做出了大量研究工作, Kuffner 等^[18] 提出了一种基于双向扩展平衡的连结型双树 RRT*算法, 旨在通过从起点和目标点进行树的扩展, 从而加速寻找初始路径的过程, 并采用了带有启发性的交替扩展策略, 而非随机扩展, 在起始位姿和目标位姿位于约束区域的情况下表现更为适用. 通过这种策略, 两棵树能够更快地朝对方扩展, 从而更迅速地脱离各自的约束区域. 这使得双树 RRT*算法更具贪婪性和明确性, 相较于传统 RRT*算法, 在寻求初始解方面更为高效. 同时为了获得高质量的可行路径, 需要为算法添加多个约束条件^[19], 本文在最近节点搜索阶段添加代价函数 $O(x)$ 来选择最小代价节点进行扩展, $O(x)$ 由两个约束组成: 位置代价和角度代价, 即

$$O(x) = \min\{P(x) + hR(x)\}. \quad (2)$$

其中: $P(x)$ 为位置代价, $R(x)$ 为角度代价, 有

$$\begin{cases} P(x) = \|X_{\text{new}} - X_{\text{goal}}\|_2 + \\ \sum_{i=0}^j \|X_{\text{new}}(i) - X_{\text{goal}}\|_2, \\ R(x) = \|\theta(x+1) - \theta(x)\|_2. \end{cases} \quad (3)$$

这里: X_{new} 为新节点; X_{goal} 为目标节点; j 为已添加的节点数; $P(x)$ 提供了寻求最短路径所需的当前代价和累计代价; $R(x)$ 保证了路线的平滑性; h 为惩罚系数, 防止 $R(x)$ 的影响过大. 改进后的双向 RRT* 算法

作为核心算法的基石,提供了采样-生长-连接路径-优化路径的整体逻辑。

2.1.2 天牛须搜索算法

在高维复杂环境中,RRT 的搜索会变得非常困难,采用传统目标偏置的采样策略需要庞大的计算资源和迭代时间,在本文搭建的孪生环境中,RRT 寻找到路径所需迭代次数通常超过 4 000,为加快收敛速度,使得采样策略具有启发性和智能性,采用天牛须算法进行改进。天牛须搜索算法模仿自然界中天牛觅食行为,在天牛觅食过程中,食物会产生特殊气味,吸引天牛向着食物前进。天牛通过两只触角对空气中的食物气味进行感知,且食物距两只触角的距离远近不同,两只触角所感知的气味浓度也有所差异。假设当食物处于天牛左侧时,左侧触角感知的气味浓度会强于右侧触角,天牛根据两只触角所感知的浓度差,向浓度强的一侧随机前进,通过一次次迭代,最终找到食物的位置。天牛两须间距会随着步长衰减而变化,故为了提升高维求解能力,本文添加天牛步长衰减系数。首先设置初始步长为较大值,提升天牛前期全局搜索能力,随着步长减小并接近所求解,天牛两须间距缩减,提高局部搜索能力,且由于天牛个体较少,计算量不大,从而能够快速找到可行解。对于本文三维空间优化问题,设置step为天牛步长, η 为衰减系数, d_0 为天牛两须距离,初始值 X_{best} 为无穷大,目标函数 $F(x)$ 为天牛位置离目标点 X_{target} 的欧氏距离。首先,确定天牛下一步移动方向Dir为

$$\vec{Dir} = \frac{\text{rand}(n, 1)}{\|\text{rand}(n, 1)\|}, \quad (4)$$

其中 n 为 n 维空间^[20]。然后,对Dir归一化,有

$$\vec{Dir} = \frac{\vec{Dir}}{\text{norm}(\vec{Dir})}. \quad (5)$$

接着,分别计算左右两须坐标 X_{left} 、 X_{right} 为

$$\begin{cases} X_{left} = X_{best} + \text{Dir} \times d_0, \\ X_{right} = X_{best} - \text{Dir} \times d_0, \end{cases} \quad (6)$$

这里 d_0 为

$$d_0 = \text{step} \times e^{-\eta}. \quad (7)$$

将两须坐标代入目标函数 $F(x)$,计算距真解的距离,有

$$\begin{cases} F(X) = \|X - X_{target}\|_2, \\ F(X_r) = F(X_{right}), \\ F(X_l) = F(X_{left}), \end{cases} \quad (8)$$

并采用符号函数Sign求出下一步位置 X_{new} ,即

$$X_{new} = X_{best} - \text{step} \times \text{Dir} \times \text{Sign}(F(X_l) - F(X_r)). \quad (9)$$

最后,通过判断 $F(X_{new})$ 和 $F(X_{best})$ 的大小进行迭代

更新。

2.1.3 Informed RRT*算法

Informed RRT*是对RRT*算法的扩展,在获取初始解的过程中维持了RRT*的特性。区别在于获取初始路径后,Informed RRT*将初始路径作为长轴将采样空间限制在一个椭圆形区域,且随着路径长度的不断缩短,逐渐缩小该椭圆形区域直至迭代结束。通过这种策略,Informed RRT*在核心算法中加速了路径优化过程。对于本文机械臂工作空间,将二维椭圆采样区域升为三维椭圆柱体,其过程如图6所示。

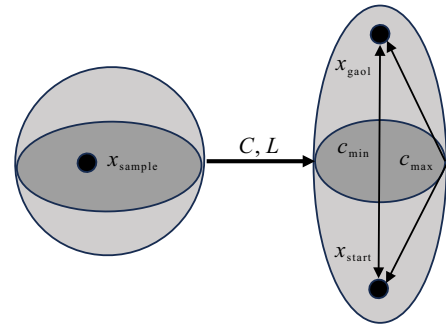


图6 知情采样过程

图6中:长轴 c_{max} 为当前路径长度;短轴 c_{min} 为起点与目标点的差,并取二范数

$$c_{min} = \|\mathbf{x}_{goal} - \mathbf{x}_{start}\|_2; \quad (10)$$

x_{sample} 为采样点坐标; C 为三维旋转矩阵,对于求解旋转矩阵 C ,kabch算法^[21]是一种有效的方法,主要思想是通过将目标点与起始点间的差向量归一化后对该向量进行奇异值分解(SVD); L 为平移对角矩阵,即

$$L = \begin{bmatrix} \frac{c_{max}}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\sqrt{c_{max}^2 - c_{min}^2}}{2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\sqrt{c_{max}^2 - c_{min}^2}}{2} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

首先从单位圆内获取随机点,并经过矩阵变换至椭圆体内,随着路径代价不断减小,椭圆体长轴也会进行更新,椭圆体采样区域随之变小。

2.2 联合铁塔模型的改进双向RRT*算法

当传统RRT* Connect算法在进行实际应用时,会存在收敛速度慢、精度较为一般、路径代价过大的问题,并不能满足作业需求,且面对螺栓、塔材等密集分布障碍物时,会存在迭代时间过长仍然规划路径失败等情况,这是由于采样时间过长和碰撞检测算法精度不高导致在狭小区域内双树无法接触从而无法链接双树寻到最终路径。针对上述问题,本文提出一种基于联合铁塔模型的BAS-Informed RRT* Connect (BI-RRT* Connect)算法:首先,结合输电铁

塔高空作业数字环境, 获取高空作业输电铁塔精准模型, 改进碰撞检测部分; 然后, 以 RRT* Connect 算法为基础, 结合天牛须算法, 在随机采样过程中将两只天牛分别以起始点和目标点为起点, 以对方位置

为目标点进行搜寻, 快速生成一条初始路径; 接着, 采用 Informed RRT* 算法, 以先验路径信息在三维空间中生成椭球体采样空间更新路径; 最后, 形成代价最小的可行路径, 算法整体流程如图 7 所示。

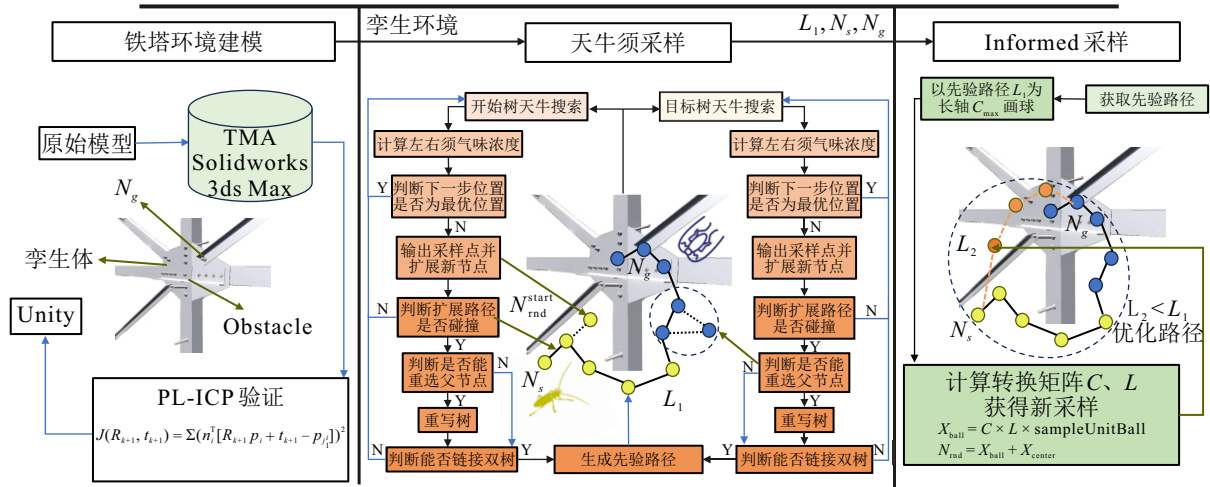


图7 算法整体流程

算法具体实现如下。

step 1: 首先, 建立输电铁塔高空作业环境的精准孪生模型, 获得孪生体的网格碰撞体, 配置好环境后, 设置迭代次数 iter、起点 N_s 、目标点 N_g 、天牛移动步长 step、衰减系数 η 等。

step 2: 设定迭代次数 iter = 0, 为了加快收敛速度, 提高天牛求解的目标性, 将两只天牛初始位置分别初始化为起始点 N_s 和目标点 N_g , 开始更新迭代, 由式 (4), 得到天牛朝向 Dir, 计算天牛左右两须空间位置 X_{left} 和 X_{right} , 代入式 (8), 得到两者距真解的距离 $F(X_l)$ 和 $F(X_r)$, 接着代入式 (9) 进行比较, 得到天牛下一步 X_{new} , 若下一步距目标位置的距离 $F(X_{new}) < F(X_{best})$, 则更新天牛最优位置, 即 $X_{best} = X_{new}$, 得到天牛须采样点; 反之, 则不更新, 继续维持迭代。

step 3: 由式 (2), 计算离采样点最小代价节点, 以此节点为基础向采样点扩展距离 ΔN , 生长树 T 得到新节点 N_{new} , 然后, 遍历所有网格碰撞体计算和扩展路径的最短距离, 若产生碰撞, 则删除新节点, 将此时天牛位置标记为坏值返回至 step 2 重新采样; 若不发生碰撞, 则以 N_{new} 为圆心计算半径为 r 的圆内所有节点代价, 选择代价最小的节点作为 N_{new} 的父节点, 若不存在新父节点, 则保留原父节点并跳过重写树阶段; 若存在新父节点, 则导致父节点变更, 需要对树的结构进行调整, 删除原父节点, 并添加 $N_{nearest}$ 与 N_{new} 间的连线。同时开始树与目标树交替生长, 并实时遍历双树上所有节点, 若有两个节点距离小于链接距离且链接路径不发生碰撞, 则链接双树形成先验路径 L_1 。

step 4: 当天牛须采样策略在两个树之间成功形成一条连接路径时, 核心算法从天牛须采样转换到 Informed 采样。设置 c_{max} 为无穷大, 计算起始点与终点的欧氏距离 c_{min} 、旋转矩阵 C 等, 然后设置 c_{max} 为先验路径长度, 由式 (11) 计算平移矩阵 L, 在单位球内均匀采样后通过转换矩阵转化至实际采样区域椭球体内, 得到新的采样点, 接着再次进行 step 3 中的重选父节点和重选树操作, 若有新路径 $L_2 < L_1$ 时, 则会将长轴更新为 L_2 , 重新生成椭球体采样空间, 以此不断迭代优化路径。

step 5: 判断迭代次数 iter 是否已达到初始化时设置的数值, 若是, 则输出最终路径, 即最后一次迭代后的 path; 否则, 返回至 step 3。

3 仿真实验与分析

为了确认所提出算法的优越性以及不同区域下的有效性, 在相同条件下, 在 3 种区域中分别对比传统的 A*、Informed RRT*、RRT* Connect 以及 BAS-RRT* Connect, 由于单次实验具有偶然性, 每次规划结果可能会由于偶然性造成较大差异。为了排除随机误差带来的影响, 本文在每种区域内执行 50 次独立实验, 整理实验结果分析其性能指标, 并各自选取其中最具有代表性的一组实验展示, 如图 8 所示。

3.1 区域 1 中的实验分析

本文设定区域 1 由 3 根斜材、多边形节点板和外包角钢构成, 机械臂末端起点坐标为 [211, 652, -180], 目标点螺栓坐标为 [186, 690, -179], A* 分辨率为 1, RRT 扩展步长为 3, 路径分辨率为 2, 天牛步长为 5, 衰减指数为 0.96, 起始树由黄色线表示, 目标

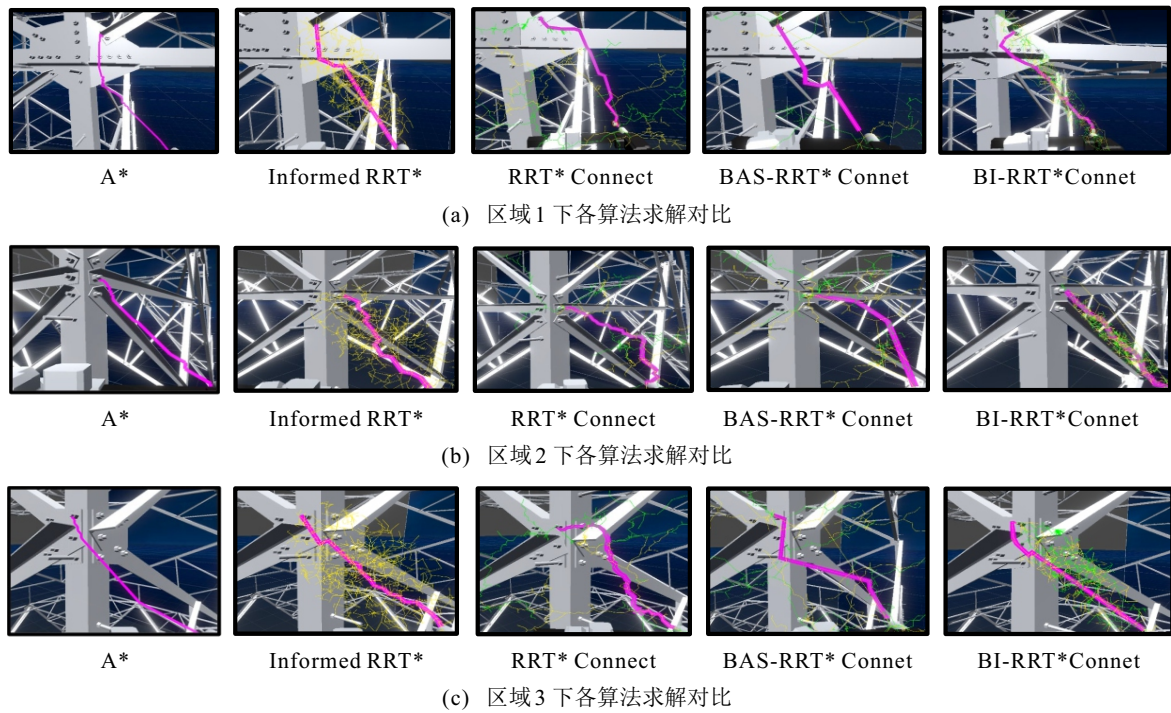


图8 3种区域下各算法路径规划结果对比

树由绿色线表示,粉色线为所求路径解.如图8(a)所示: RRT* Connect 和 BAS-RRT* Connect 路径较长,节点众多,树枝杂乱; Informed RRT* 虽然较为接近于最优解,但是耗时较长; BI-RRT* Connect 在规划结果上体现了明显的目标性,路径代价进一步减小.为了更加客观评价算法优劣性,本文将50次实验所得性能指标量化对比.

图9为路径代价对比.由图9可知: A* 的路径代价为46.89, RRT* Connect 的最大路径代价为82.34,最小路径代价为48.45,平均路径代价为62.83; BAS-RRT* Connect 的最大路径代价为75.78,最小路径代价为46.92,平均路径代价为58.69; Informed RRT* 的最大路径代价为73.52,最小路径代价为46.96,平均路径代价为51.71; BI-RRT* Connect 的最大路径代价为65.35,最小路径代价为46.18,平均路径代价为47.38; 与 RRT* Connect、BAS-RRT* Connect、Informed RRT* 相比, BI-RRT* Connect 所求解代价分别减小

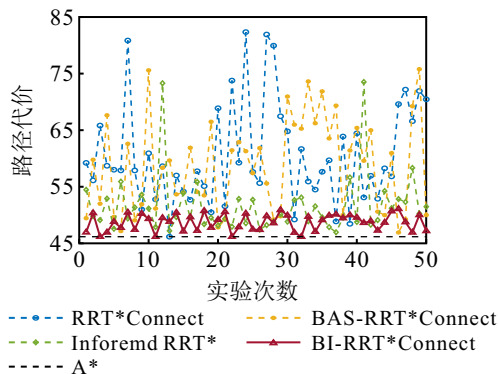


图9 路径代价对比

了24.8%、19.2%和8.3%,略高于A*,即接近于最优解.

图10为规划时间对比,表1为区域1中各算法性能指标对比.由图10和表1可知: A* 的规划时间为10.58 s; Informed RRT* 的最长规划时间为10.24 s,最短规划时间为3.22 s,平均迭代时间为7.4 s; RRT* Connect 的最长规划时间为2.13 s,最短规划时间为0.61 s,平均规划时间为1.22 s; BAS-RRT* Connect 的最长规划时间为1.03 s,最短规划时间为0.25 s,平均规划时间为0.63 s; BI-RRT* Connect 的最长规划时间为0.96 s,最短规划时间为0.07 s,平均迭代时间为

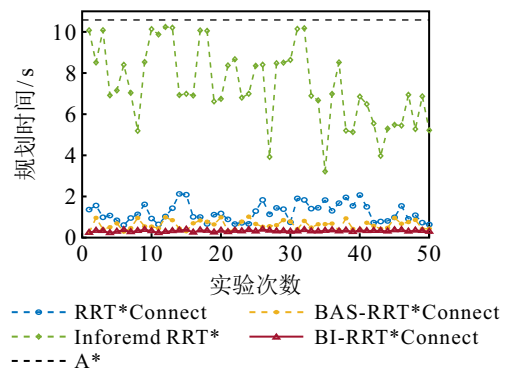


图10 规划时间对比

表1 区域1中各算法性能指标对比

算法名称	平均规划时间/s	平均路径代价	成功率/%
A*	10.58	46.89	100
Informed RRT*	7.4	51.71	92
RRT* Connect*	1.22	62.83	100
BAS-RRT* Connect	0.63	51.71	100
BI-RRT* Connect	0.35	47.38	100

0.35 s; 与 A*、Informed RRT*、RRT* Connect、BAS-RRT* Connect 相比, BI-RRT* Connect 求解所需时间分别减小了 96.9%、95.3%、71.3% 和 44.5%。

在实际工程中, 有时很难快速找到可行的解决方案尤其是最佳解决方案, 因此, 分析算法初始解和最终解的求解速度是很有必要的。如图 11 所示, 与其他同类方法相比, BI-RRT* Connect 求解速度最快, 仅需要 54 次迭代可寻到初始解, 且 602 次迭代后求得较优解。可以看出, 尽管 Informed RRT* 能够加速优化路径并获得高质量解, 但是受限于初始解的求解速度和质量, 其总体规划时间仍然较长。双向算法和 BAS 算法在求解速度方面具有显著优势, 但是在固定时间内求解质量较低。综合来看, BI-RRT* Connect 在双向算法和 BAS 算法的基础上, 进一步整合了知情算法的优化加速特点, 已被证明能够在保证良好收敛性的同时提供更快的解决速度, 且能够持续规划较优解, 可显著提升实时规划水平。

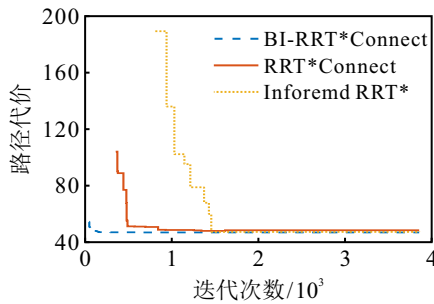


图11 求解速度对比

3.2 区域 2 中的实验分析

设定区域 2 由 6 根角钢塔斜材与主材两侧相交形成, 机械臂末端起点坐标为 [243, 235, -214], 目标点螺栓坐标为 [221, 256, -215], 剩余初始化设置皆与区域 1 设置相同, 5 种算法的求解结果对比如图 8 所示。区域 2 比较狭小, RRT* Connect 和 BAS-RRT* Connect 树的分布不如区域 1 复杂, 但是路径代价仍然较大。BI-RRT* Connect 所求采样点皆在区域左侧, 求解速度更快, 路径解的代价更小。实验 2 各算法所得平均迭代次数、平均路径代价和成功率如表 2 所示。

表2 区域 2 中各算法性能指标对比

算法名称	平均规划时间/s	平均路径代价	成功率/%
A*	1.74	33.52	100
Informed RRT*	0.96	35.51	98
RRT* Connect*	0.61	41.54	100
BAS-RRT* Connect	0.49	40.36	100
BI-RRT*-Connect	0.30	34.35	100

由于区域较小, 解空间更小, Informed RRT*生成初始解的速度更快, 失败次数也更少, 但是规划时间

仍然大于其他算法。BI-RRT* Connect 所需规划时间最短, 与 A*、Informed-RRT*、RRT* Connect、BAS-RRT* Connect 相比, BI-RRT* Connect 求解所需规划时间分别减小了 82.7%、68.7%、50.8% 和 38.7%。BI-RRT* Connect 平均路径代价仍然略高于 A*, 与 Informed RRT*、RRT* Connect、BAS-RRT* Connect 相比, 分别减小了 3.2%、17.3% 和 14.9%, 这表明 BI-RRT* Connect 在狭小区域内同样具有稳定性高, 求解质量高的优势。

3.3 区域 3 中的实验分析

设定区域 3 由 4 根角钢塔斜材与主材两侧、连接板上下相交形成, 机械臂末端起点坐标为 [213, 547, -182], 目标点螺栓坐标为 [185, 576, -190], 剩余初始化设置均与区域 1 设置相同, 5 种算法的求解结果对比如图 8 所示。区域 3 大小适中, 存在交错的复杂场景。RRT* Connect 路线在区域右侧, 路径代价较长, BAS-RRT* Connect 路线虽然在区域左侧, 更接近最优解, 但是其路径优化速度较慢, 仍然产生较高的路径代价。而 BI-RRT* Connect 由天牛先寻到初始解, 再从圆柱体区域内优化解, 可达到快速求解的效果。实验 3 算法所得平均规划时间、平均路径代价和成功率如表 3 所示。

表3 区域 3 中各算法性能指标对比

算法名称	平均规划时间/s	平均路径代价	成功率/%
A*	1.19	30.89	100
Informed RRT*	0.88	33.36	96
RRT* Connect*	0.52	45.6	100
BAS-RRT* Connect	0.39	41.56	100
BI-RRT* Connect	0.27	32.22	100

面对斜材与连接板交错的较复杂场景, BI-RRT* Connect 算法仍然具有优势。与 A*、Informed RRT*、RRT* Connect、BAS-RRT* Connect 相比, BI-RRT* Connect 求解所需规划时间分别减小了 77.3%、69.3%、48.1% 和 30.7%, 但是, 复杂场景下在有限迭代次数内所求解依然略差于 A*的最优解, 与其他同类算法相比, 求解路径代价分别减小了 3.4%、29.3% 和 22.5%。总体而言, 所提出改进算法在三维高空作业环境中具有良好的规划能力, 且作业区域越复杂, 面积越大, BI-RRT* Connect 算法较其他算法的提升越明显。

4 结论

机械臂轨迹规划一直是无人系统作业领域的热点问题, 针对传统 RRT 算法在输电铁塔高空作业环境中搜索路径体现出来的盲目性、路径质量低、碰撞检测精度不高, 在复杂环境尤其是空间范围大的环

境中求解速度慢、求解成功率低等问题,本文提出了一种联合铁塔模型的 BI-RRT* Connect 算法. 所提出算法基于传统 RRT* Connect 算法添加了天牛须采样过程,结合装备数据大大降低了初始解寻求时间,提高了碰撞检测精度,并添加 Informed 采样过程用于优化路径. 为评估所提出算法的优越性,通过重构高空作业数字环境完成了3组实验对比分析,实验结果验证了所提出算法在复杂环境中可快速稳定地规划高质量路径,表明了 BI-RRT* Connect 算法具有较高的性能,有效解决了传统算法存在的问题.

参考文献 (References)

- [1] Liu Y, Guo C, Er M J. Robotic 3-D laser-guided approach for efficient cutting of porcine belly[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2022, 27(5): 2963-2972.
- [2] Zhu M J, Zhang B Y, Zhou C, et al. Target recognition of multi source machine vision pan tilt integrated inspection robot for power inspection[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 45693-45708.
- [3] Masera M, Bompard E F, Profumo F, et al. Smart (electricity) grids for smart cities: Assessing roles and societal impacts[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2018, 106(4): 613-625.
- [4] Li Y Y, Zhang Y R, Pan A, et al. Carbon emission reduction effects of industrial robot applications: Heterogeneity characteristics and influencing mechanisms[J]. *Technology in Society*, 2022, 70: 102034.
- [5] Shen H H, Xie W F, Tang J Y, et al. Adaptive manipulability-based path planning strategy for industrial robot manipulators[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2023, 28(3): 1742-1753.
- [6] Mashayekhi R, Idris M Y I, Anisi M H, et al. Hybrid RRT: A semi-dual-tree RRT-based motion planner[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 18658-18668.
- [7] 蔡必壮, 葛展展, 都海波. 基于数字孪生的角钢塔攀爬机器人系统研究[J]. *控制工程*, 2022, 29(3): 509-514. (Cai B Z, Ge Z Z, Du H B. Research on angle steel tower climbing robot system based on digital twin[J]. *Control Engineering of China*, 2022, 29(3): 509-514.)
- [8] 孙永生. 任务空间受限的多自由度机械臂运动规划研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2019: 2-3. (Sun Y S. Research on motion planning of multi-degree-of-freedom manipulator with limited task space[D]. Shenyang: Northeastern University, 2019: 2-3.)
- [9] Wu X J, Xu L, Zhen R, et al. Biased sampling potentially guided intelligent bidirectional RRT algorithm for UAV path planning in 3D environment[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2019: 5157403.
- [10] Wang Y, Jiang W S, Luo Z, et al. Path planning of a 6-DOF measuring robot with a direction guidance RRT method[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 238: 122057.
- [11] 刘鹤松. 运动受限机械臂的轨迹规划与跟踪控制策略研究[D]. 无锡: 江南大学, 2022: 2-5. (Liu H S. Research on trajectory planning and tracking control strategy of manipulator with limited motion[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2022: 2-5.)
- [12] 张腾龙, 李擎. 基于 B-RRT*FND 算法的移动机器人路径规划[J]. *控制与决策*, 2023, 38(11): 3121-3127. (Zhang T L, Li Q. Path planning of AGV based on B-RRT*FND algorithm[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(11): 3121-3127.)
- [13] 陈光荣, 郭盛, 王军政, 等. 凸优化与 A*算法结合的路径避障算法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(12): 2907-2914. (Chen G R, Guo S, Wang J Z, et al. Convex optimization and A-star algorithm combined path planning and obstacle avoidance algorithm[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(12): 2907-2914.)
- [14] LaValle S M. Rapidly-exploring random trees: A new to lpath planning[R]. Ames: Iowa State University, 1998.
- [15] Huang C R, Tang B J, Guo Z Y, et al. Agile-RRT*: A faster and more robust path planner with enhanced initial solution and convergence rate in complex environments[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 58703-58714.
- [16] Mo F, Rehman H U, Monetti F M, et al. A framework for manufacturing system reconfiguration and optimisation utilising digital twins and modular artificial intelligence[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2023, 82: 102524.
- [17] Censi A. An ICP variant using a point-to-line metric[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Pasadena, 2008: 19-25.
- [18] Kuffner J J, LaValle S M. RRT-connect: An efficient approach to single-query path planning[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*. San Francisco, 2000: 995-1001.
- [19] 钱森, 李长奇, 周斌, 等. 柔索驱动机器人运动规划与控制方法研究综述[J]. *控制与决策*, 2024, 39(9): 2817-2832. (Qian S, Li C Q, Zhou B, et al. Overview of trajectory planning and control methods for cable-driven robots[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(9): 2817-2832.)
- [20] Jiang X Y, Li S. BAS: Beetle antennae search algorithm for optimization problems[J]. *International Journal of Robotics and Control*, 2018, 1(1): 1.
- [21] Chai Z Q, Sun Y X, Xiong Z H. A novel method for LiDAR camera calibration by plane fitting[C]. *IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*. Auckland, 2018: 286-291.

作者简介

陆超 (2000-), 男, 硕士生, 主要研究方向为数字孪生、轨迹规划, E-mail: chaolu@mail.hfut.edu.cn;

都海波 (1982-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为数字孪生、轨迹规划、非线性控制理论, E-mail: haibo.du@hfut.edu.cn.