

# 基于 IAPF-IRRT\* 复杂输电环境机械臂多目标点路径规划

罗宇<sup>1</sup>, 王明<sup>2</sup>, 吴田<sup>1</sup>, 曾忱<sup>2</sup>, 狄正辉<sup>1</sup>, 李杰豪<sup>2</sup>, 吕田浩<sup>2</sup>

(1. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443002; 2. 国网湖北送变电工程有限公司, 武汉 430000)

**摘要:** 针对复杂输电环境下机械臂多目标点路径规划效率低、路径代价高的问题, 提出了基于改进的人工势场引导的知情快速扩展随机树算法(improved artificial potential field-informed rapidly-exploring random trees star, IAPF-IRRT\*)来提升路径规划的性能。首先引入长方体斥力场模型改进传统人工势场中球形斥力场模型, 建立输电环境下复杂障碍物的斥力场。然后采用位置均匀分布的椭球域改进 IAPF-IRRT\* 算法中的椭圆域, 避免复杂输电环境下采样点出现局部冗余, 提高搜索效率。最后引入三角寻优法优化路径中的冗余节点并结合三次样条插曲线对路径平滑处理。在三维简单、三维复杂和复杂输电环境这三组不同复杂程度的障碍物地图上进行验证, 其结果表明: IAPF-IRRT\* 算法与标准 RRT、RRT\* 算法相比, 时间效率分别提升了 44.8%~83.8%、68.3%~95.2%、26.5%~71.8%; 路径代价分别降低了 15.5%~35.0%、14.1%~35.3%、31.5%~43.5%; 路径中的节点数量分别减少了 75.6%~78.8%、75.0%~78.0%、70.4%~72.0%。

**关键词:** 人工势场法; IAPF-IRRT\* 算法; 多目标点路径规划; 输电环境

## Multi-Target Point Path Planning of Robotic Arm in Complex Transmission Environment Based on IAPF-IRRT\*

LUO Yu<sup>1</sup>, WANG Ming<sup>2</sup>, WU Tian<sup>1</sup>, ZENG Chen<sup>2</sup>, DI Zhenghui<sup>1</sup>, LI Jiehao<sup>2</sup>, LÜ Tianhao<sup>2</sup>

(1. College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China; 2. State Grid Hubei Power Transmission and Transformation Engineering Co., Ltd., Wuhan 430000, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of low efficiency and high cost of multi-target point path planning for robotic arms in complex transmission environments, the improved artificial potential field-informed rapidly-exploring random trees star (IAPF-IRRT\*) algorithm is proposed to enhance path planning performance. Firstly, a cuboid repulsive field model is introduced to improve the spherical repulsive field model in traditional artificial potential field, and a repulsive field is established for complex obstacles in the transmission environment. Then, ellipsoidal regions are adopted with uniformly distributed positions to enhance the ellipsoidal regions in the IAPF-IRRT\* algorithm. Local redundancies are avoided in sampling points in complex transmission environments and search efficiency is improved. Finally, the redundant nodes in the path are optimized by using a triangular optimization method and the path is smoothed by using cubic spline interpolation. Validation is conducted on three sets of obstacle maps of different complexity: simple 3D, complex 3D, and complex transmission environments. The results show that the time efficiency of IAPF-IRRT\* algorithms compared with the standard RRT and RRT\* algorithms is improved by 44.8%~83.8%, 68.3%~95.2%, and 26.5%~71.8%, respectively. The cost of the path is reduced by 15.5%~35.0%, 14.1%~35.3%, and 31.5%~43.5%, respectively. The number of nodes in the path is reduced by 75.6%~78.8%, 75.0%~78.0%, and 70.4%~72.0%, respectively.

**Key words:** artificial potential field method; IAPF-IRRT\* algorithm; multi-target point path planning; transmission environment

## 0 引言

为提高输电线路带电作业效率、降低人工作业安全隐患<sup>[1-2]</sup>，“机器换人”的作业方式正在兴起。机械臂作业是目前输电背景下智能机器人的主流作业方式，但由于输电环境的非标准、非结构化特征，导致现有机械臂路径规划难以直接应用。因此有必要开展复杂输电环境下机械臂多目标点路径规划的针对性研究，提高机械臂对输电环境的适应性和多目标点作业的效率<sup>[3-4]</sup>。

传统路径规划算法在高维环境下效率会大幅度降低，而快速扩展随机树算法 RRT<sup>[5]</sup>受维度因素影响较小，在机械臂路径规划中得到广泛应用。但由于其算法的随机性导致规划效率和路径代价存在最优解的问题。对此有学者从节点的角度出发，提出针对路径代价的改进措施。Karaman 等<sup>[6-7]</sup>提出 RRT\* 算法，通过增加重选父节点、重新布线等操作使路径代价迭代收敛。Jeong 等<sup>[8]</sup>提出 Q-RRT\* 算法，通过引入深度参数来扩大父节点的范围，进一步提升了路径质量。Fan 等<sup>[9]</sup>提出了 PF-RRT\* 算法，采用二分法为靠近障碍物的新节点创建一个新的父节点，从而降低路径成本。栾庆磊等<sup>[10]</sup>在 RRT\* 的基础上利用节点拒绝、Sobol 序列等改进措施达到减小路径代价的目的。上述学者优化了 RRT 算法路径代价的同时也牺牲了算法的效率。

为实现提升路径质量的同时不降低算法的效率，有学者从采样范围的角度出发提出了针对算法效率的改进措施。Gammell 等<sup>[11-12]</sup>提出了 Informed RRT\* 算法，在 RRT\* 算法的基础上增加椭圆域限制采样范围，极大地提升了算法的效率；Mashayekhi 等<sup>[13]</sup>提出 Informed-RRT\*-Connect 算法，融合双树的启发思想来提升效率。上述学者在提升算法效率的同时也兼顾了一定程度的路径质量，但算法随机性影响较大。

为了降低算法随机性的影响，有学者从人工势场与 RRT 算法融合的角度提出了改进措施。Pharpatara 等<sup>[14]</sup>将人工势场与 RRT\* 结合提出了 P-RRT\* 算法；贾浩铎等<sup>[15]</sup>将人工势场与 Informed RRT\* 算法融合；Li 等<sup>[16]</sup>将 P-RRT\* 和 Q-RRT\* 算法的优势进行融合提出了 PQ-RRT\* 算法。上述学者将人工势场法引入 RRT 算法中降低了算法随机性的影响，但传统人工势场法环境适应能力较差，无法适

应复杂输电环境。

以上研究从不同方面对 RRT 算法做出了改进，但仍存在路径代价与规划效率兼容度不高、环境适应能力差等问题。为解决输电线路环境下机械臂多目标点路径规划效率低、路径代价高的问题，本文基于上述研究的基础，提出 IAPF-IRRT\* 算法，引入基于 AABB 包围盒法<sup>[17]</sup>的长方体斥力场模型，解决输电环境下复杂障碍物人工势场建立的问题；通过位置均匀分布的椭球域来避免复杂输电环境下采样点出现局部冗余问题；引入三角形寻优法优化路径中的冗余节点并利用三次样条插值曲线对路径进行平滑处理；最后通过 IAPF-IRRT\* 算法与标准 RRT、RRT\* 算法进行对比，在三维简单、三维复杂、复杂输电环境下验证其多目标点路径规划的有效性。

## 1 IAPF-IRRT\* 算法改进措施

### 1.1 IAPF-IRRT\* 算法总流程

输电线路环境下机械臂多目标点路径规划算法总流程如图 1 所示。

IAPF-IRRT\* 算法总体表现为 3 个方面；一是引入基于 AABB 包围盒的长方体斥力场模型改进传统人工势场中的斥力场，解决输电环境下复杂障碍物的人工势场建立问题，在找到初始路径之前，利用改进的人工势场引导 RRT\* 算法进行随机树扩展，增强算法的目标偏置性；二是在找到初始路径之后，引入位置均匀分布的椭球域改进 Informed RRT\* 算法，避免在复杂输电环境下采样点出现局部冗余的情况，提高算法的采样效率；三是在达到迭代结束条件之后，引入三角寻优法和 3 次样条插值法优化最终路径，并更新起点与目标点进行下一段路径规划直至遍历完所有的目标点。

### 1.2 长方体模型下人工势场的改进

为解决 Informed RRT\* 算法寻找初始路径过程中存在的随机性波动问题，引入人工势场法分别对障碍物构建斥力势场，对目标点和随机点构建引力势场，在每一次更新节点前计算最近点受到的引力和斥力，通过其合力来引导最新点  $X_{new}$  进行扩展，从而达到改进最新点  $X_{new}$  生长方向的目的，使得 Informed RRT\* 算法更具有目标偏置性<sup>[18-19]</sup>，降低算法随机性的影响。



心点与质点的连线方向并且由中心点指向质点, 长方体斥力场斥力函数模型如下。

$$F_{\text{repu}} = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^{n_2} \left\{ \begin{aligned} & \frac{1}{2} \eta \left( \frac{1}{\rho(X_{\text{rand}}, X_{\text{repp}i})} - \frac{1}{r} \right)^2, \min[R(x, y, z)] \\ & -r \leq N(x, y, z) \leq \max[R(x, y, z)] + r \\ & 0, N(x, y, z) \leq \{ \min[R(x, y, z)] - r \} \\ & \text{or } \{ \max[R(x, y, z)] + r \} \leq N(x, y, z) \end{aligned} \right. \quad (3)$$

式中:  $m$  为包围盒的数量;  $n_2$  为每个包围盒的斥力点数量;  $\eta$  为斥力增益系数;  $\rho(X_{\text{rand}}, X_{\text{repp}i})$  为随机点与斥力点的距离;  $r$  为斥力影响范围;  $\min[R(x, y, z)]$  为斥力点最小坐标;  $\max[R(x, y, z)]$  为斥力点最大坐标;  $N(x, y, z)$  为随机点坐标。

长方体斥力场模型等势面与等势线示意图如图 3 所示, 算法流程如表 1 所示, 其中  $F_{\text{repu}i}$  为指定包围盒当中斥力点对随机点的总斥力。

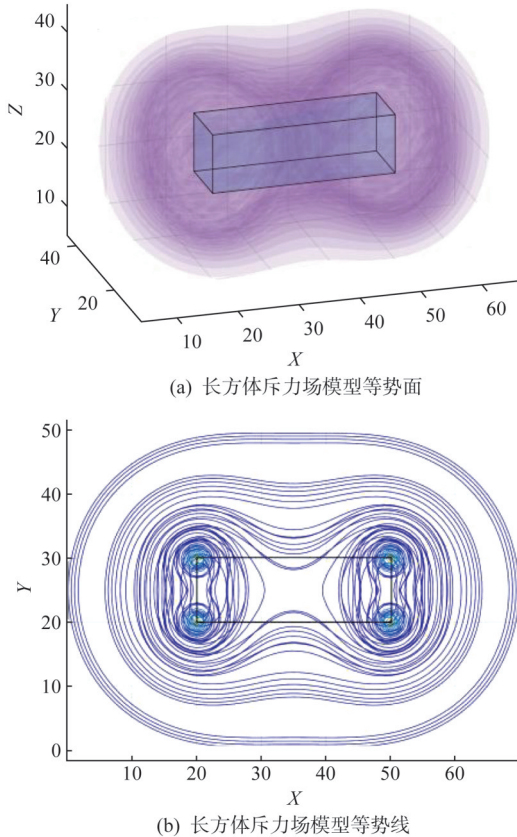


图 3 长方体斥力场模型等势面与等势线示意图

Fig. 3 Schematic diagram of isopotential surfaces and isopotential lines of cuboid repulsive force field model

表 1 长方体斥力场斥力算法

Tab. 1 Algorithm of repulsion for cuboid repulsion field

Algorithm 1: Cuboid potential field repulsion

```

1: for  $j=1:m$  do
2:   for  $i=1:n_2$  do
3:      $F_{\text{repu}i} \leftarrow \eta(1/\rho(X_{\text{rand}}, X_{\text{repp}i}) - 1/r)^2/2$ 
4:   end for
5: if  $\min[R(x, y, z)] - r \leq N(x, y, z) \leq \max[R(x, y, z)] + r$  do
6:    $F_{\text{repu}} \leftarrow F_{\text{repu}} + F_{\text{repu}i}$ 
7: else
8:    $F_{\text{repu}} \leftarrow F_{\text{repu}} + 0$ 
9: end if
10: end for

```

### 1.3 Informed RRT\*算法改进

#### 1.3.1 椭圆约束域

Informed RRT\*算法是在 RRT\*算法的基础上增加椭圆约束域<sup>[22]</sup>, 通过限制地图边缘无效采样点的产生来提高随机采样的效率。在 RRT\*算法第一次找到路径之后构建椭圆采样域, 如图 4 所示, 令该路径长度等于  $C_{\text{best}}$ , 以起点  $x_{\text{start}}$  和终点  $x_{\text{goal}}$  分别作为焦点  $C_1$ 、 $C_2$ , 令两焦点之间的距离等于  $C_{\text{min}}$ ; 将全局随机采样更新为椭圆域随机采样, 每找到一条更短路径就更新一次椭圆采样域, 直至达到预设的采样次数或迭代结束条件。

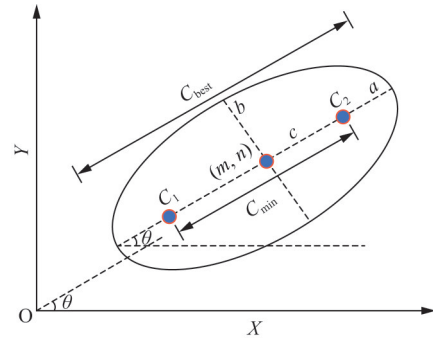


图 4 椭圆采样域构建示意图

Fig. 4 Schematic diagram of elliptical sampling domain construction

椭圆采样域迭代过程如图 5 所示, 图 5 中总共进行 4 次椭圆采样域的更新迭代。由图 5 可知, 随着椭圆域的更新迭代, 采样范围越来越小, 路径代价逐渐趋近于最优。

#### 1.3.2 位置均匀分布的椭球采样域

为避免随机采样点在三维复杂环境下出现冗余情况, 对此将椭球域内采样方式改进为均匀采样。设  $x_{\text{ball}} \sim \mu(x_{\text{ball}})$  为标准单位球内满足均匀分布的样本

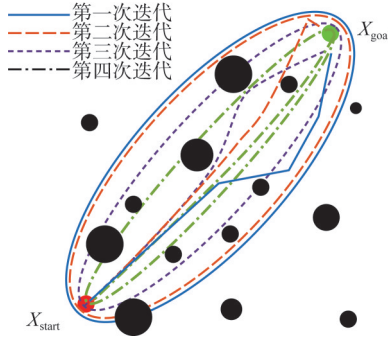


图 5 椭圆采样域迭代过程示意图

Fig. 5 Schematic diagram of the iterative process in the elliptic sampling domain

合集,  $x_{\text{ellipse}} \sim \mu(x_{\text{ellipse}})$  为椭圆内满足均匀分布的样本合集, 其旋转变换矩阵表达式如下。

$$T = \text{diag}\{a, b, c\} \quad (4)$$

$$x_{\text{ellipse}} = x_{\text{center}} + T x_{\text{ball}} \quad (5)$$

$$T_z = \begin{bmatrix} \cos(\varphi) & -\sin(\varphi) & 0 \\ \sin(\varphi) & \cos(\varphi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$T_y = \begin{bmatrix} \cos(\theta_1) & 0 & -\sin(\theta_1) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\theta_1) & 0 & \cos(\theta_1) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$T_i = T_z T_y x_{\text{ellipse}} + C_{(x, y, z)} \quad (8)$$

式中:  $a$ 、 $b$ 、 $c$  分别为椭球的 3 个半轴轴长;  $x_{\text{center}}$  为单位球的球心;  $x_{\text{ball}}$  为单位球样本合集;  $x_{\text{ellipse}}$  为椭圆样本合集;  $\varphi$  为绕  $Z$  轴旋转的角度;  $\theta_1$  为绕  $Y$  轴旋转的角度;  $C_{(x, y, z)}$  为椭圆两焦点连线的中点;  $T_i$  为任意位置  $i$  椭圆域旋转变换矩阵。算法流程和采样示意图分别如表 2 和图 6 所示。

#### 1.4 路径代价优化改进

##### 1.4.1 三角形寻优法

为解决路径中存在冗余节点<sup>[23-24]</sup>的问题, 本文提出三角形寻优法对最终路径中的冗余节点进行优化, 达到减小路径长度的目的, 具体步骤如下。

- 1) 初始化初始路径中的起点  $X_{\text{start}}$  和终点  $X_{\text{goal}}$ ;
- 2) 从起点  $X_{\text{start}}$  出发与后两个路径点连接形成第一个三角形;
- 3) 将起点  $X_{\text{start}}$  与节点  $X_1$  的边长记为  $a$ , 节点  $X_1$  与节点  $X_2$  的边长记为  $b$ , 节点  $X_2$  与起点  $X_{\text{start}}$  的边长记为  $c$ ;
- 4) 找到初始路径中边长  $c$  与障碍物发生碰撞的第一个三角形节点  $X_k$ ;

表 2 位置均匀分布椭球采样算法

Tab. 2 Location uniformly distributed ellipsoidal sampling algorithm

| Algorithm2: Ellipsoid sampling                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                        |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <pre> 1: init(<math>x_{\text{start}}, x_{\text{goal}}, C_{\text{best}}</math>) 2: <math>C_{\text{min}} \leftarrow \ x_{\text{start}} - x_{\text{goal}}\ </math> 3: <math>a \leftarrow C_{\text{best}}/2; b \leftarrow C_{\text{min}}/2; c \leftarrow b</math>  4: <math>x_{\text{center}} \leftarrow (x_{\text{start}} + x_{\text{goal}})/2</math> 5: <math>\theta_1 \leftarrow \arctan(\Delta z / (\Delta x^2 + \Delta y^2)^{1/2})</math> 6: <math>\varphi \leftarrow \arctan(\Delta y / \Delta x)</math>  7: <math>T_y \leftarrow \begin{bmatrix} \cos(\theta_1) &amp; 0 &amp; -\sin(\theta_1) \\ 0 &amp; 1 &amp; 0 \\ \sin(\theta_1) &amp; 0 &amp; \cos(\theta_1) \end{bmatrix}</math> 8: <math>T_z \leftarrow \begin{bmatrix} \cos(\varphi) &amp; -\sin(\varphi) &amp; 0 \\ \sin(\varphi) &amp; \cos(\varphi) &amp; 0 \\ 0 &amp; 0 &amp; 1 \end{bmatrix}</math> 9: <math>T_i \leftarrow \text{diag}(a, b, c)</math> 10: <math>x_{\text{ball}} \leftarrow 2\text{rand}() - 1</math> 11: <math>x_{\text{ellipse}} \leftarrow [0 \ 0 \ 0] + T_i x_{\text{ball}}</math> 12: <math>x_{\text{rand}} \leftarrow T_z T_y x_{\text{ellipse}} + C_{(x, y, z)}</math> </pre> |

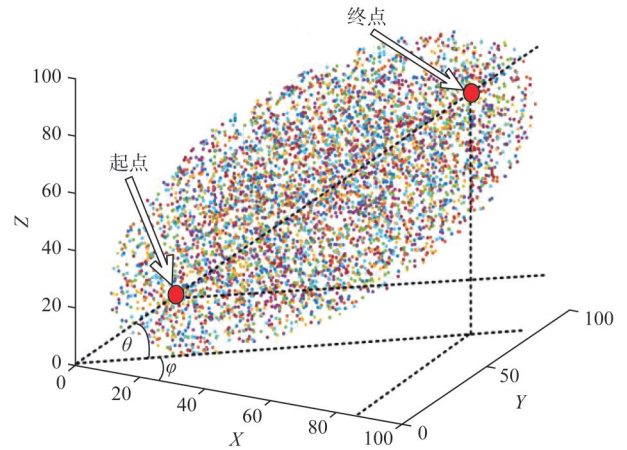


图 6 位置均匀分布椭球采样示意图

Fig. 6 Schematic of positionally uniformly distributed ellipsoidal sampling

- 5) 将节点  $X_{k-1}$  与节点  $X_k$  之间的连线离散拆分为  $n_3$  段; 离散拆分表达式为:

$$P = (1 - \theta_2) \cdot (x_{k-1}, y_{k-1}, z_{k-1}) + \theta_2 \cdot (x_k, y_k, z_k) \quad (9)$$

式中:  $\theta_2$  为离散步长,  $\theta_2 = (0, \frac{1}{n_3}, \frac{2}{n_3}, \frac{3}{n_3}, \dots, \frac{n_3-1}{n_3}, 1)$ ;  $(x_{k-1}, y_{k-1}, z_{k-1})$ 、 $(x_k, y_k, z_k)$  为路径节点的三维坐标;  $P$  为该线段离散拆分后的节点合集, 用于与起始点进行碰撞检测, 离散拆分示意图如图 7 所示。

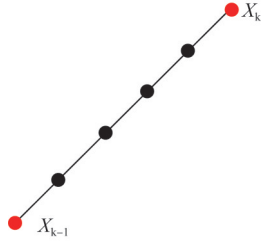


图 7 离散拆分示意图

Fig. 7 Schematic diagram of discrete splitting

6) 将起始点  $X_{start}$  依次与离散点  $P$  进行碰撞检测, 找到合集  $P$  中第一次发生碰撞节点的子节点  $X_{temp}$ ;

7) 将  $X_{temp}$  更新为新的起始节点;

8) 重复迭代上述步骤的 2)–7) 直到迭代到终点  $X_{goal}$ 。

三角形寻优法过程如图 8 所示。

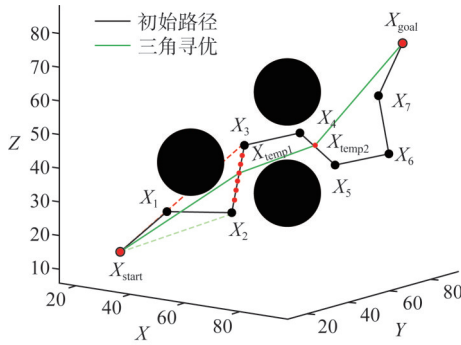


图 8 三角形寻优示意图

Fig. 8 Schematic diagram of the triangular optimisation method

由图 8 可知, 从起点开始的第一个三角形是  $\Delta(X_{start}-X_1-X_2)$ , 该三角形长边(绿色虚线)不与障碍物发生碰撞; 从起点开始的第二个三角形是  $\Delta(X_{start}-X_2-X_3)$ , 该三角形长边(红色虚线)与障碍物发生碰撞, 则  $X_3$  即为步骤 4) 中的  $X_k$ ,  $X_2$  即为  $X_k$  的子节点  $X_{k-1}$ 。对线段  $X_2-X_3$  离散拆分得到合集  $P$ , 如图 8 中  $X_2-X_3$  连线上红点所示; 将起始点  $X_{start}$  依次与离散点进行碰撞检测, 找到合集  $P$  中第一次发生碰撞节点的子节点, 即图 8 中的  $X_{temp1}$ 。此时路径由  $X_{start}-X_1-X_2-X_3$  更新为  $X_{start}-X_{temp1}$ , 即删除了冗余节点  $X_1-X_2$ ; 然后将  $X_{temp1}$  更新为起点重复上述操作直到目标点  $X_{goal}$ 。三角形寻优后的路径如图 8 中绿色路径所示, 算法流程如表 3 所示。

表 3 中:  $path()$  表示路径节点合集、 $collision()$  表示碰撞检测函数、 $Discretization()$  表示离散拆分

表 3 三角寻优算法

Tab. 3 Triangular optimization algorithm

Algorithm3: Triangle optimization

```

1: init(path); i=2
2: A ← path(1)
4: while 1 do
5: B ← path(i)
6: if collision(A, B) == 1
7:  $x_1 \leftarrow path(i-1)$ ;  $x_2 \leftarrow path(i)$ 
8:  $p \leftarrow Discretization(x_1, x_2)$ 
9: for j=2: size(p) do
10: if collision(A, p(j)) == 1
11:  $path_1 \leftarrow [path_1; p(j-1)]$ 
12:  $A \leftarrow p(j-1)$ ;  $p \leftarrow []$ 
13: if end
14: for end
15: if end
16: while end

```

函数。

#### 1.4.2 三次样条曲线优化

机械臂运动属于惯性系统, 为防止其运动至拐点时发生抖动, 本文采用 3 次样条曲线对三角形寻优后路径中的拐点进行平滑处理<sup>[25]</sup>。假设初始路径中有  $n_4$  个节点, 则有  $[(X_1, X_2), (X_2, X_3), \dots, (X_{n_4-1}, X_{n_4})]$  共计  $n_4-1$  个区间, 每个区间均用一个三次多项式表征, 则总的 3 次样条函数如式 10 所示。

$$S(x) = \begin{cases} a_1 + b_1(x - x_1) + c_1(x - x_1)^2 + d_1(x - x_1)^3, & x_1 \leq x < x_2 \\ a_2 + b_2(x - x_2) + c_2(x - x_2)^2 + d_2(x - x_2)^3, & x_2 \leq x < x_3 \\ \vdots & \\ a_{n_4-1} + b_{n_4-1}(x - x_{n_4-1}) + c_{n_4-1}(x - x_{n_4-1})^2 + d_{n_4-1}(x - x_{n_4-1})^3, & x_{n_4-1} \leq x \leq x_{n_4} \end{cases} \quad (10)$$

式中  $a_i$ 、 $b_i$ 、 $c_i$ 、 $d_i$  为三次多项式系数。

本文在 3 次样条插值前, 先计算路径中相邻节点的中点, 并把中点插入路径队列中, 再对处理后的路径节点进行优化, 其目的是增加控制节点来抑制曲线曲率过大的问题。3 次样条插值优化效果如图 9 所示。

图 9 中红色圆点是路径节点, 蓝色圆点是控制点; 图 9(a) 中曲线是三角形寻优后的路径; 图 9(b) 中曲线是 3 次样条插值优化路径; 图 9(c) 中曲线是增加控制节点后 3 次样条插值优化路径。对比可

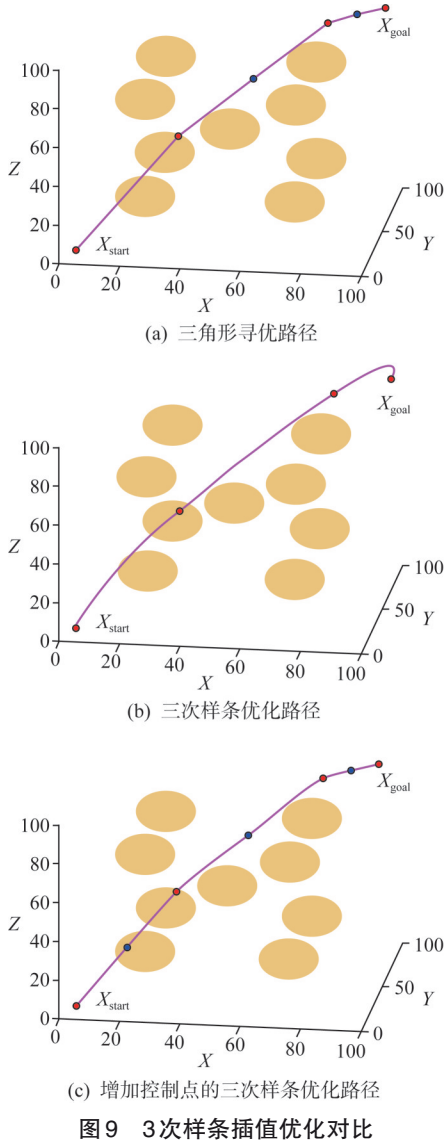


Fig. 9 Comparison of three spline interpolation optimisation

知, 图 9(c) 中曲线路径拐点处光滑且无曲率过大的问题。综上可知, 通过增加控制节点的 3 次样条插值可有效解决曲率过大的问题并得到一条在拐点处平滑的曲线, 确保机械臂稳定运行。

## 2 仿真实验分析与结果

本文仿真环境为 MATLAB 2022b、Intel i5-13400, 构建三幅不同复杂程度的地图来验证本文算法的有效性。从规划出的路径结果比较路径质量; 从 100 次独立实验数据的平均值比较标准 RRT、RRT\* 与 IAPF-IRRT\* 在规划时间、路径代价、路径节点数 3 个评价指标上面的差异, 从而验证本文算法在多目标点路径规划中的性能表现。

### 2.1 三维简单环境多目标点路径规划

在 MATLAB 中设置环境地图 map1: 设置目标点分别为  $A[5\ 5\ 5]$ 、 $B[95\ 20\ 30]$ 、 $C[5\ 50\ 40]$ 、 $D[95\ 95\ 95]$ , 其中  $A$  为起点,  $B$ 、 $C$ 、 $D$  为目标点; 多目标点路径规划的过程为: 以  $A$  为起点  $B$  为目标点进行第一段路径规划, 更新起点为  $B$  目标点为  $C$  进行第二段路径规划, 更新起点为  $C$  目标点为  $D$  进行第三段路径规划; 每段路径规划最大采样次数为 5 000、步长为 15; 添加 9 个半径为 10 的球体作为障碍物。简单环境下 RRT、RRT\*、IAPF-IRRT\* 算法规划结构如图 10 所示。

图 10 中分别是标准 RRT、标准 RRT\*、IAPF-

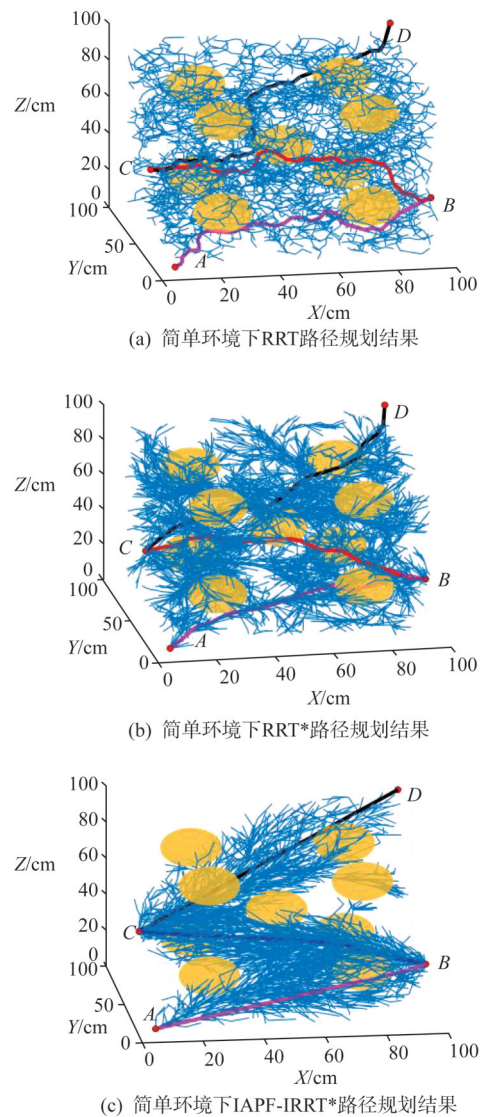


图 10 简单环境 RRT、RRT\*、IAPF-IRRT\* 算法规划结果

Fig. 10 Planning results of RRT, RRT\*, and IAPF-IRRT\* algorithms in simple environments

IRRT\*3种算法在map1中的规划结果；可以看出，三段路径中IAPF-IRRT\*算法的采样域范围均限制为椭球域，与RRT、RRT\*中的全局采样域相比采样效率更高，在路径光滑度和路径代价方面都明显优于标准的RRT、RRT\*算法。

将上述相同条件下100次独立实验(即保证每次实验之间不存在缓存效应)数据绘制为图11，其性能结果如表4所示。

图11中每幅图分为3个区域，分别表示3个不同阶段的路径规划，横坐标表示每段路径规划的第几次独立实验：其中，1—100表示100次独立实验的第一段路径规划，101—200表示100次独立实验的第二段路径规划，201—300表示100次独立实验的第三段路径规划；从图11可知，3段路径规划中IAPF-IRRT\*算法在规划时间、路径代价、路径节点方面的表现均要优于其他两种算法。由表4可知，IAPF-IRRT\*算法与RRT、RRT\*算法相比，算法时间效率提升了44.8%~83.8%；路径代价降低了15.5%~35.0%；路径中节点数量减少了75.6%~78.8%；由此可见，IAPF-IRRT\*算法在三维简单环境下多目标点路径规划效果优于标准RRT、RRT\*算法。

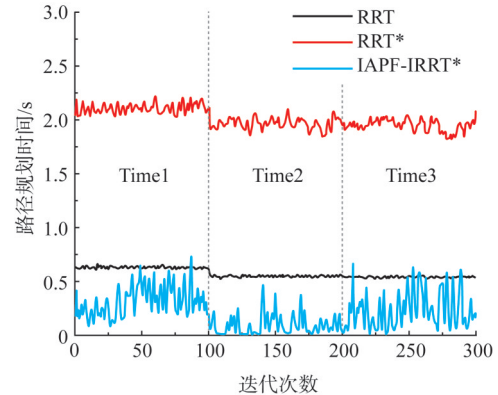
## 2.2 三维复杂环境多目标点路径规划

在MATLAB中设置环境地图map2：通过随机函数生成200个半径在0~7的随机球体作为障碍物，并将该障碍物信息保存，保证后续实验使用的地图一致；多目标点设置与2.1节一致，每段路径规划最大采样次数为5 000、步长为15；人工势场障碍物影响半径为10，引力系数为0.1，斥力系数为200；复杂环境下RRT、RRT\*、IAPF-IRRT\*算法规划结构如图12所示。

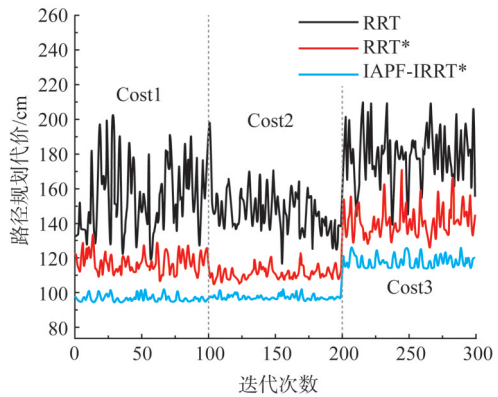
从图12中可以看出，IAPF-IRRT\*算法在三维复杂环境下多目标点路径规划效果更好，规划出的路径最短、最光滑。

将上述相同条件下100次独立实验数据绘制为图13，其性能结果如表5所示。

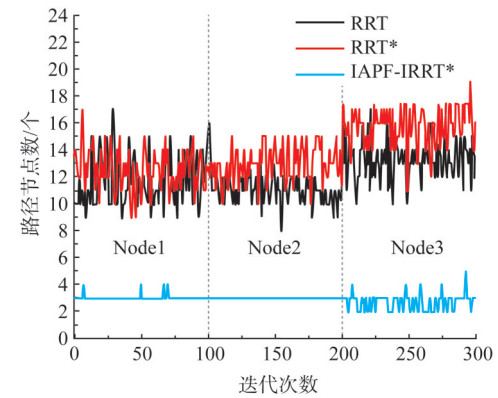
从图13可看出，三段路径规划中IAPF-IRRT\*算法在规划时间、路径代价、路径节点方面的表现均要优于其他两种算法。从表5数据可知三维复杂环境下，IAPF-IRRT\*算法与标准RRT、RRT\*算法相比，算法时间效率提升了68.3%~95.2%；路径代价降低了14.1%~35.3%；路径中的节点数量减



(a) 规划时间对比



(b) 路径代价对比



(c) 节点数量对比

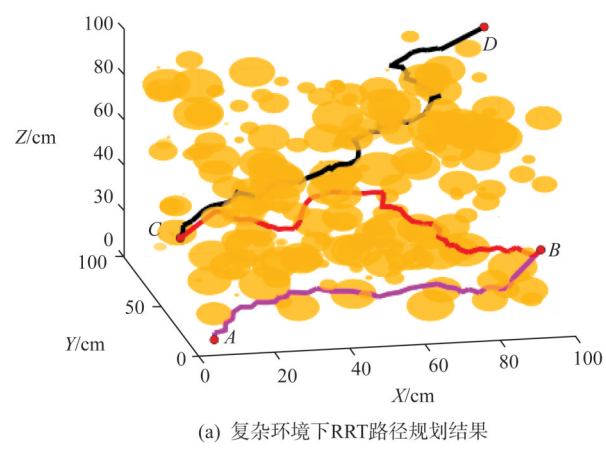
图 11 简单环境下规划时间、路径代价、节点数量对比

Fig. 11 Comparison of planning time, path cost, and number of nodes in simple environments

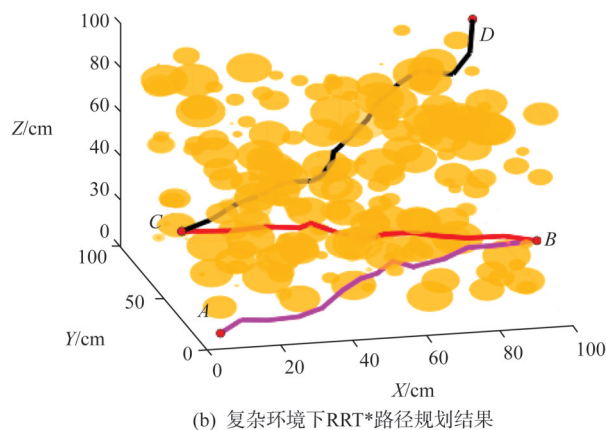
表 4 map1 三种算法性能对比

Tab. 4 Comparison of performance of three algorithms for map1

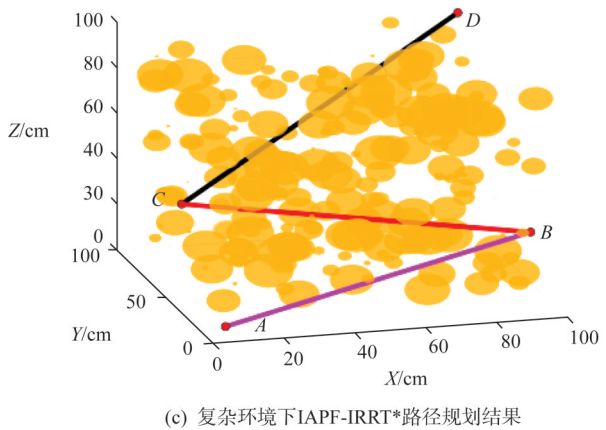
| 算法         | 规划时间/s | 路径代价/cm | 节点数量/个 |
|------------|--------|---------|--------|
| RRT        | 0.64   | 229.18  | 16.54  |
| RRT*       | 1.96   | 215.92  | 16.37  |
| IAPF-IRRT* | 0.70   | 164.30  | 4.39   |



(a) 复杂环境下RRT路径规划结果



(b) 复杂环境下RRT\*路径规划结果



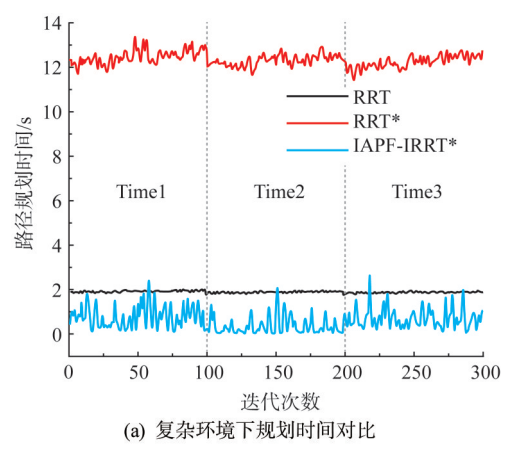
(c) 复杂环境下IAPF-IRRT\*路径规划结果

图 12 复杂环境 RRT、RRT\*、IAPF-IRRT\* 算法规划结果  
Fig. 12 Planning results of RRT, RRT\*, and IAPF-IRRT\* algorithms in complex environments

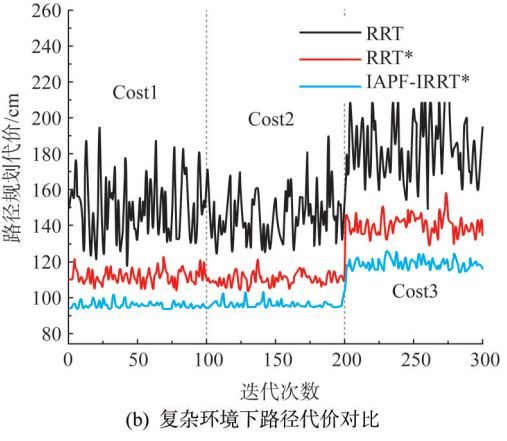
少了 75.0%~78.0%。由此可见, IAPF-IRRT\* 算法在三维复杂环境下多目标点路径规划效果优于标准 RRT、RRT\* 算法。

2.3 三维复杂输电环境多目标点路径规划

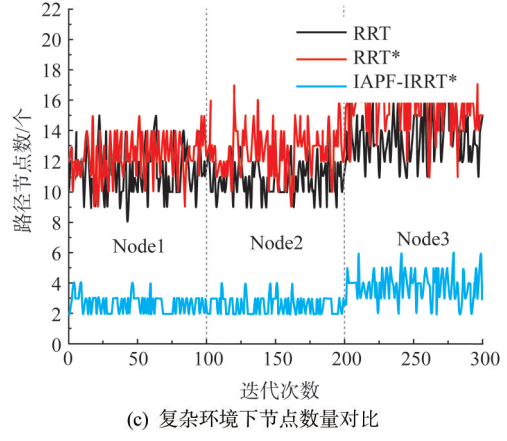
为验证本文算法在输电场景中的有效性, 建立



(a) 复杂环境下规划时间对比



(b) 复杂环境下路径代价对比



(c) 复杂环境下节点数量对比

图 13 复杂环境下规划时间、路径代价、节点数量对比

Fig. 13 Comparison of planning time, path cost, and number of nodes in complex environments

表 5 map2 三种算法性能对比

Tab. 5 Comparison of performance of three algorithms for map2

| 算法         | 规划时间/s | 路径代价/cm | 节点数量/个 |
|------------|--------|---------|--------|
| RRT        | 5.67   | 483.14  | 35.94  |
| RRT*       | 37.12  | 364.08  | 40.81  |
| IAPF-IRRT* | 1.80   | 312.67  | 8.97   |

四分裂导线 SolidWorks 简化模型并导入 MATLAB 作为 map3, 四分裂导线模型简化过程如图 14 所示。

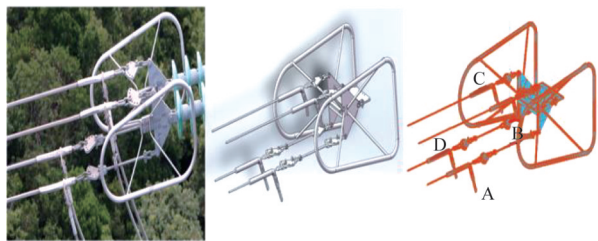


图 14 四分裂导线模型简化过程

Fig. 14 Simplification process of the four-split conductor model

图 14 中分别展示了四分裂导线实际情况、SolidWorks 建模情况和 MATLAB 中的模型情况。输电环境多目标点路径规划顺序应遵循以下两个原则：1) 起点-目标点直线距离最短原则，以保障整个规划流程机械臂运行路径最短；2) 同侧目标点优先原则，以减少机械臂跨越导线间隙的次数，降低其与线路发生碰撞的风险，如目标点 A、B；目标点 C、D 属于同侧目标点。按上述原则多目标点路径规划顺序为：起点到 A、A 到 B、B 到 C、C 到 D。

为验证本文算法在输电环境下多目标点路径规划的性能，结合输电线路中引流板处螺栓松动的实际情况设置 4 种工况进行仿真实验：1) 工况 1，单目标点规划；2) 工况 2，双目标点规划；3) 工况 3，三目标点规划；4) 工况 4，四目标点规划。不同工况下 RRT、RRT\*、IAPF-IRRT\* 路径规划仿真结果如图 15 所示。

由图 15 可看出四分裂输电环境下 IAPF-IRRT\* 算法在 4 种工况下路径最平滑、路径代价最小，规划结果均优于标准 RRT、RRT\* 算法。将工况 4 的 100 次独立实验数据绘制为图 16，性能结果如表 6 所示。

从图 16 可知输电环境下，IAPF-IRRT\* 算法在路径代价、路径节点方面的表现均要优于其他两种算法。在规划时间方面只有第三段规划过程的时间略微高于标准 RRT 算法，其原因在于第三段规划过程需要从 B 点到 C 点(图 14)，且因机械臂作业空间限制，只能从导线最下方绕行，导致椭圆域范围变大且接近为超球域；但四段规划总时间优于标准 RRT 算法，所以仍处于可接受范围内。

从表 6 数据可知三维复杂输电环境下，IAPF-IRRT\* 算法与标准 RRT、RRT\* 算法相比，算法时间效率提升了 26.5%~71.8%；路径代价降低了 31.5%~43.5%；路径中的节点数量减少了 70.4%~72.0%；由此可见，IAPF-IRRT\* 算法在三维复杂输电环境下多目标点路径规划效果优于标准 RRT、RRT\* 算法。

为了显著展示 IAPF-IRRT\* 算法在输电环境下的性能表现，将 4 种工况下的 100 次实验数据绘制如图 17 所示。

由图 17 可知，4 种工况下 IAPF-IRRT\* 算法在规划时间、路径代价、路径节点数等方面均要优于其他两种算法；在规划时间方面，IAPF-IRRT\* 性能略优于 RRT、远胜于 RRT\*；在路径代价方面，IAPF-IRRT\* 性能远高于 RRT、RRT\*，且差距随着工况复杂程度增加而逐渐增大；在路径节点数方面，IAPF-IRRT\* 性能均远胜于 RRT、RRT\*。由图中的误差棒可以看出 IAPF-IRRT\* 算法在稳定性方面均要优于其他两种算法；在路径代价、路径节点数方面，4 种工况下 IAPF-IRRT\* 的误差波动远远低于 RRT、RRT\*；在规划时间方面，IAPF-IRRT\* 误差波动略高于其他两种算法，但由于其规划所需时间均优于 RRT、RRT\*，所以仍在可接受范围内。综上所述，本文算法在输电环境下多目标点路径规划任务中的性能表现均远优于标准 RRT、RRT\* 算法且可达到较为满意的状态。

### 3 结论

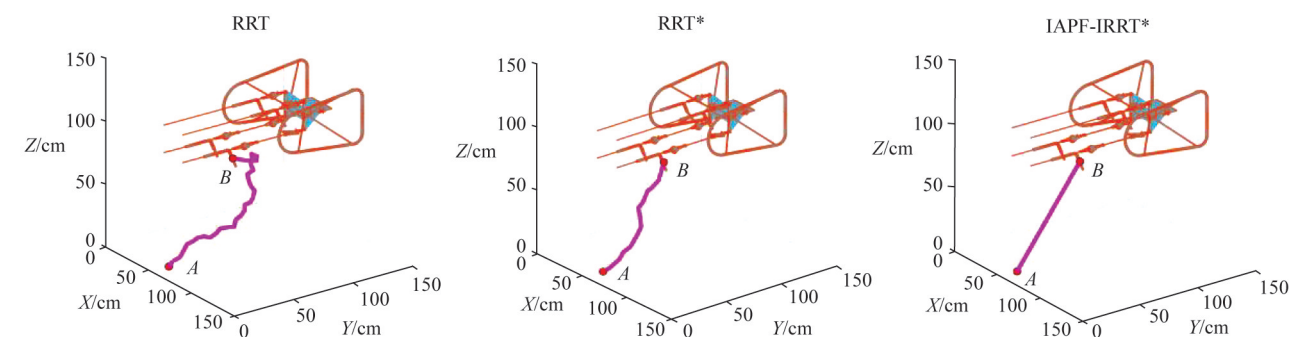
为实现复杂输电环境下机械臂多目标点路径规划，本文提出 IAPF-IRRT\* 算法。

1) 引入长方体斥力场模型来改进传统球体斥力场模型，解决了输电环境下人工势场建立的问题。

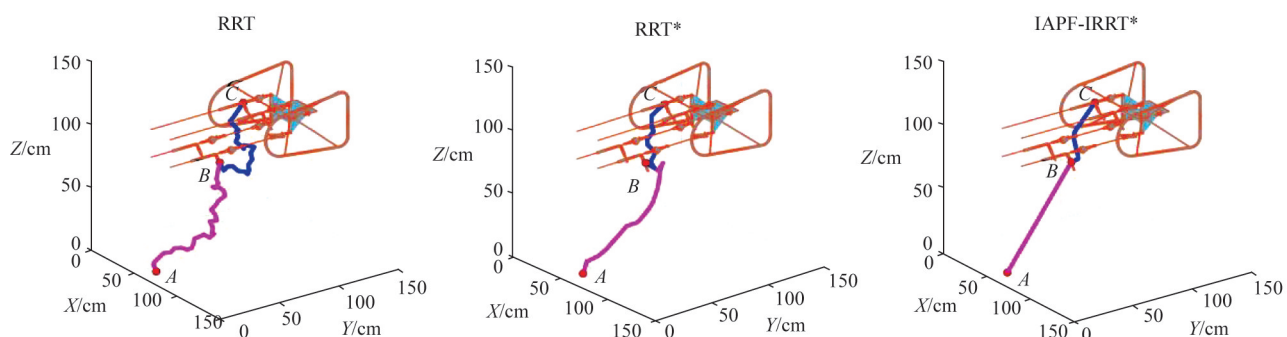
2) 利用位置均匀分布的椭圆采样域避免采样点在复杂输电环境下陷入局部冗余，有效的提高了路径搜索的效率。

3) 引入三角寻优法优化路径中的冗余节点并结合三次样条插曲线进行平滑处理，可有效获取一条路径代价最优且在拐点处平滑的曲线。

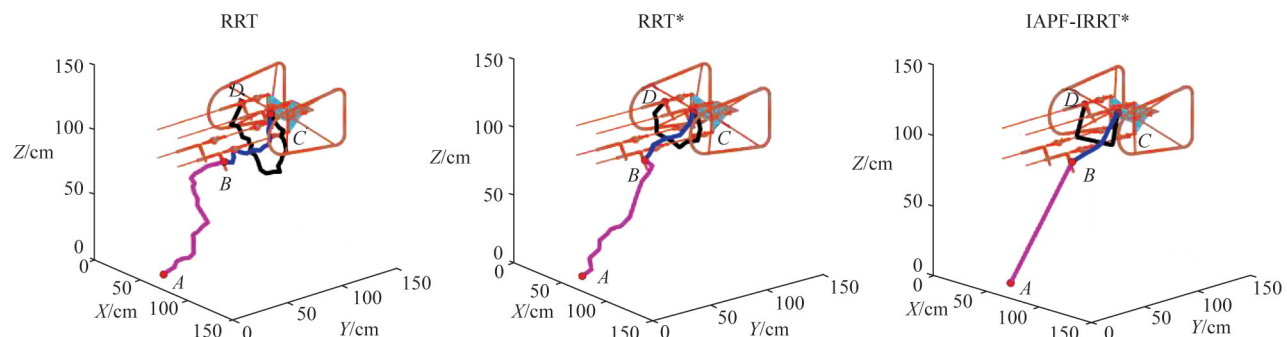
4) 实验结果表明，IAPF-IRRT\* 算法在简单、复杂、以及复杂输电环境下多目标点路径规划中表现均远远优于标准的 RRT 算法和标准的 RRT\* 算



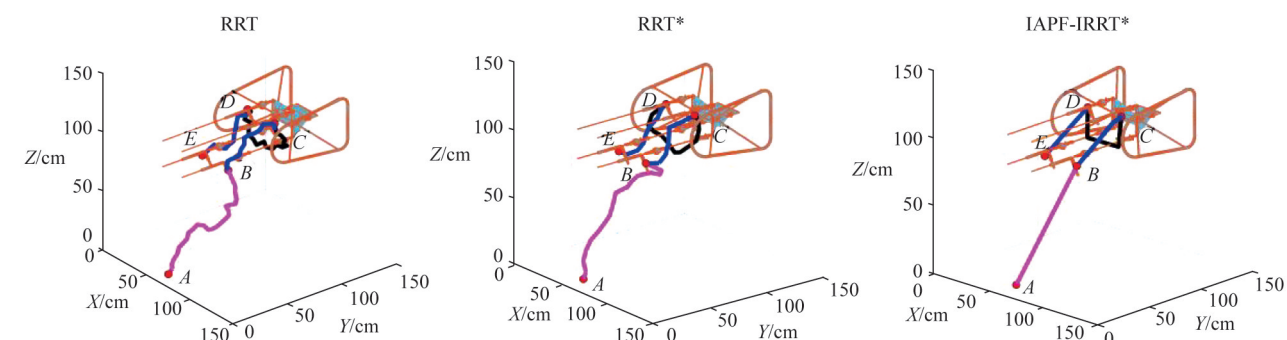
(a) 工况1条件下RRT、RRT\*、IAPF-IRRT\*路径规划结果



(b) 工况2条件下RRT、RRT\*、IAPF-IRRT\*路径规划结果



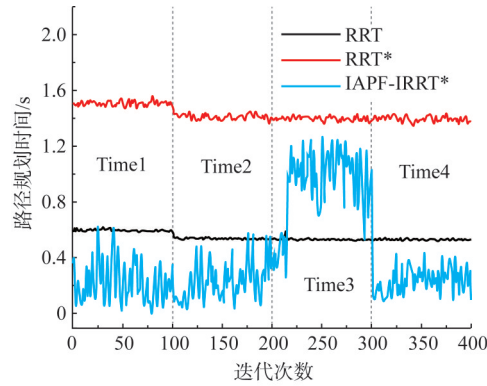
(c) 工况3条件下RRT、RRT\*、IAPF-IRRT\*路径规划结果



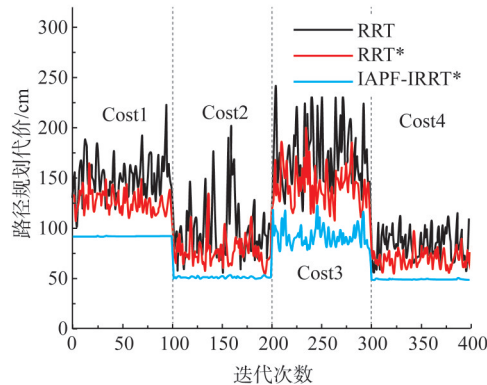
(d) 工况4条件下RRT、RRT\*、IAPF-IRRT\*路径规划结果

图 15 不同工况下RRT、RRT\*、IAPF-IRRT\*路径规划结果

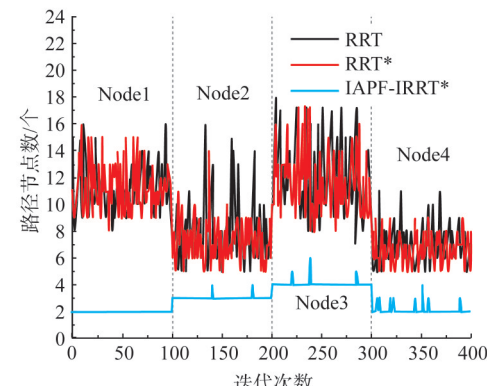
Fig. 15 Planning results of RRT, RRT\* and IAPF-IRRT\* path planning results under different working conditions



(a) 工况4条件下规划时间对比



(b) 工况4条件下路径代价对比



(c) 工况4条件下节点数量对比

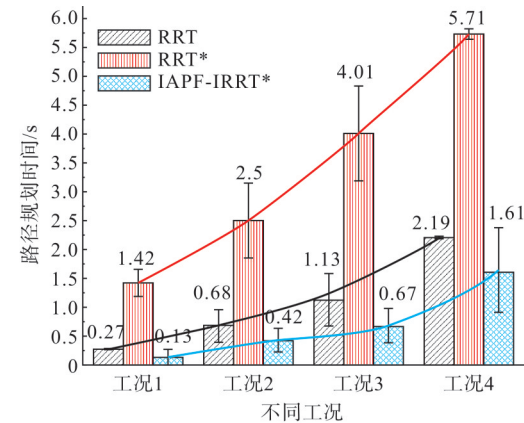
图 16 工况 4 下规划时间、路径代价、节点数量对比

Fig. 16 Comparison of planning time, path cost, and number of nodes for Case 4

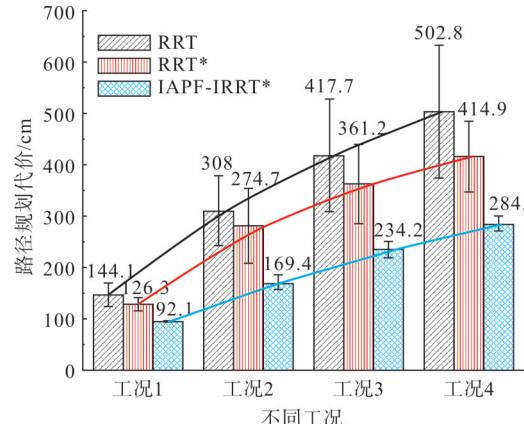
表 6 工况 4 三种算法性能结果对比

Tab. 6 Comparison of the performance results of the three algorithms for Case 4

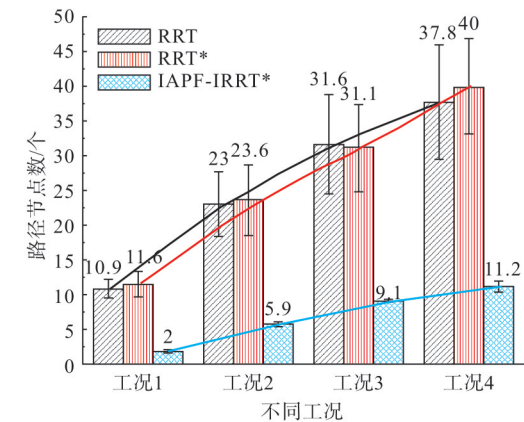
| 算法         | 规划时间/s | 标准差  | 路径代价/cm | 标准差    | 节点数量/个 | 标准差  |
|------------|--------|------|---------|--------|--------|------|
| RRT        | 2.19   | 0.03 | 502.80  | 129.60 | 37.80  | 8.17 |
| RRT*       | 5.71   | 0.10 | 414.90  | 69.10  | 40.00  | 6.82 |
| IAPF-IRRT* | 1.61   | 0.77 | 284.20  | 15.00  | 11.20  | 0.70 |



(a) 不同工况下规划时间对比



(b) 不同工况下路径代价对比



(c) 不同工况下节点数量对比

图 17 不同工况算法性能指标对比

Fig. 17 Comparison of algorithm performance indexes for different working conditions

法，大大提高了路径规划的时间效率，降低了路径代价和路径中节点数，验证了 IAPF-IRRT\* 算法的有效性和优越性。为输电线路螺栓紧固机器人机械臂多目标点路径规划提出新的解决方案。

## 参考文献

- [1] 王南极, 吴田, 江全才, 等. 基于ISSA-BPNN算法的配电线路绝缘跳线夹过热感知方法[J]. 南方电网技术, 2023, 17(12): 135–144.  
WANG Nanji, WU Tian, JIANG Quancai, et al. Insulated jumper clamp overheating perception method of distribution line based on ISSA-BPNN algorithm [J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(12): 135–144.
- [2] 吴田, 万亚旭, 王申华, 等. 基于改进ST-GCN的10kV带电作业人员视频异常行为识别方法[J]. 南方电网技术, 2024, 18(10): 31–39, 72.  
WU Tian, WAN Yaxu, WANG Shenhua, et al. Video abnormal behavior recognition method for 10kV live workers based on improved ST-GCN [J]. Southern Power System Technology, 2024, 18(10): 31–39, 72.
- [3] 梁华尘, 周稳, 倪旭东, 等. 面向多目标联合电力巡检的车载无人机协同巡检路径规划方法[J]. 南方电网技术, 2023, 17(11): 138–147.  
LIANG Huachen, ZHOU Wen, NI Xudong, et al. Cooperative inspection path planning method for multi-objective joint power inspection by vehicle-mounted UAV [J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(11): 138–147.
- [4] 刘胜, 张豪, 晏齐忠, 等. 基于ACO-SA算法的变电站巡检机器人路径规划[J]. 南方电网技术, 2022, 16(9): 75–82.  
LIU Sheng, ZHANG Hao, YAN Qizhong, et al. Path planning of inspection robot in substation based on ACO-SA algorithm [J]. Southern Power System Technology, 2022, 16(9): 75–82.
- [5] LAVALLE S, KUFFNER J. Randomized kinodynamic planning[J]. International Journal of Robotics Research, 2001, 20(5): 378–400.
- [6] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning [J]. International Journal of Robotics Research, 2011, 30(7): 846–894.
- [7] KARAMAN S, WALTER M R, PEREZ A, et al. Anytime Motion Planning using the RRT\*[C]//2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 9–13, 2011, Shanghai, China. New York: IEEE, 2011: 1478–1483.
- [8] JEONG I B, LEE S J, KIM J H. Quick-RRT\*: triangular inequality-based implementation of RRT\* with improved initial solution and convergence rate[J]. Expert Systems with Applications, 2019(123): 82–90.
- [9] FAN Jiaming, CHEN Xia, WANG Yu, et al. UAV trajectory planning in cluttered environments based on PF-RRT\* algorithm with goal-biased strategy [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022(114): 105182.
- [10] 栾庆磊, 周希勇, 史艳琼, 等. 改进RRT\*的6R机械臂运动规划研究[J]. 机械科学与技术, 2024, 43(8): 1367–1377.  
LUAN Qinglei, ZHOU Xiyong, SHI Yanqiong, et al. Research on motion planning of 6R manipulator with improved RRT\* [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2024, 43(8): 1367–1377.
- [11] 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]//IEEE/RJS International Conference on Intelligent Robots and Systems, September 14–18, 2014, Chicago, USA. New York: IEEE, 2014: 2997–3004.
- [12] 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.
- [13] MASHAYEKHI R, IDRIS M Y I, ANISI M H, et al. Informed RRT\*-connect: an asymptotically optimal single-query path planning method[J]. IEEE Access, 2020(8): 19842–19852.
- [14] PHARPATARA P, HERISSE B, BESTAOUI Y. 3-D Trajectory planning of aerial vehicles using RRT\*[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2017, 25(3): 1116–1123.
- [15] 贾浩铨, 房立金, 王怀震. 融合人工势场和Informed-RRT\*算法的机械臂自适应路径规划[J/OL]. 计算机集成制造系统: [2023–10–30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20230117.1454.008.html>.  
JIA Haoduo, FANG Lijing, WANG Haizhen. Adaptive path planning of manipulators combining Informed-RRT\* with artificial potential field [J/OL]. Computer Integrated Manufacturing Systems, [2023–10–30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20230117.1454.008.html>.
- [16] LI Yanjie, WEI Wu, GAO Yong, et al. PQ-RRT\*: an improved path planning algorithm for mobile robots[J]. Expert Systems with Applications, 2020(152): 113425.
- [17] 杨帆. 基于B+树存储的AABB包围盒碰撞检测算法[J]. 计算机科学, 2021, 48(S1): 331–333, 348.  
YANG Fan. Collision detection algorithm of AABB bounding box based on B+ tree [J]. Computer Science, 2021, 48(S1): 331–333, 348.
- [18] 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. UAV path planning algorithm based on improved informed RRT\* in complex environment [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2024, 58(4): 511–524.
- [19] YU Fujie, CHEN Yuan. Cyl-IRRT\*: homotopy optimal 3D path planning for AUVs by biasing the sampling into a cylindrical informed subset [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(4): 3985–3994.
- [20] 郑维, 王昊, 王洪斌. 动态环境下基于自适应步长Informed-RRT\*和人工势场法的机器人混合路径规划[J]. 计量学报, 2023, 44(1): 26–34.  
ZHENG Wei, WANG Hao, WANG Hongbing. Adaptive step size Informed-RRT\* and artificial potential field algorithm for hybrid path planning of robot [J]. Acta Metrologica Sinica, 2023, 44(1): 26–34.
- [21] 靳雁霞, 程琦甫, 张晋瑞, 等. 融合DNN与AABB—圆形包围盒自碰撞检测[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(8): 1674–1683.  
JIN Yanxia, CHENG Qifu, ZHANG Jinrui, et al. Fusion DNN with AABB-circular enclosing box for self-collision detection [J]. Journal of Image and Graphics, 2020, 25(8): 1674–1683.
- [22] 盛春红, 范珈铭. 改进APF-Informed-RRT\*融合算法的无人机航迹规划[J]. 电光与控制, 2023, 30(6): 1–7.  
SHENG Chunhong, FAN Jiaming. Improved APF-Informed-RRT\* fusion algorithm for UAV trajectory planning [J]. Electronics Optics and Control, 2023, 30(6): 1–7.

(下转第128页 Continued on Page 128)