

# 控制与决策

Control and Decision

## 基于改进RRT\*FN算法的机器人路径规划

谭建豪, 潘豹, 王耀南, 崔昊韵

引用本文:

谭建豪, 潘豹, 王耀南, 等. 基于改进RRT\*FN算法的机器人路径规划[J]. *控制与决策*, 2021, 36(8): 1834–1840.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1713>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 基于视觉引导多AGV系统的改进A\*路径规划算法

Improved A\* path planning algorithm for vision-guided multi-AGV system

*控制与决策*. 2021, 36(8): 1881–1890 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1670>

### 移动机器人运动规划中的深度强化学习方法

Deep reinforcement learning for motion planning of mobile robots

*控制与决策*. 2021, 36(6): 1281–1292 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0470>

### 基于16方向24邻域改进蚁群算法的移动机器人路径规划

Mobile robots path planning based on 16-directions 24-neighborhoods improved ant colony algorithm

*控制与决策*. 2021, 36(5): 1137–1146 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0600>

### 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>

### 凸优化与A\*算法结合的路径避障算法

Convex optimization and A-star algorithm combined path planning and obstacle avoidance algorithm

*控制与决策*. 2020, 35(12): 2907–2914 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0351>

# 基于改进RRT\*FN算法的机器人路径规划

谭建豪<sup>†</sup>, 潘豹, 王耀南, 崔昊韵

(1. 湖南大学 电气与信息工程学院, 长沙 410082; 2. 湖南大学  
机器人视觉感知与控制技术国家工程实验室, 长沙 410082)

**摘要:** 针对固定节点数的渐近最优快速扩展随机数算法(RRT\*FN)精度低、收敛到最优值速度慢等问题, 提出一种改进的RRT\*FN路径规划算法, 并用于解决二维静态环境下的移动机器人全局路径规划问题. 首先, 改进算法使用与RRT\*FN算法相同的均匀采样方法进行路径搜索, 当搜索到一条初始路径时, 在之后的路径规划中使用启发式采样方法. 在之后的每次迭代中, 改进算法在椭圆子集采样方法与路径点邻近区域采样方法中随机选择一种作为当前采样方法. 然后, 当树中的总节点数达到预设值时, 对树中的叶子结点采用加权方法进行删除. 通过给予采样区域内的叶子结点更高的权重, 从而将采样区域外的叶子结点以更高概率删除, 得以保留树中的高性能节点, 以便提高算法性能. 最后, 通过仿真实验验证改进算法的有效性.

**关键词:** 移动机器人; 路径规划; 改进RRT\*FN; 启发式采样; 初始路径; 节点权重

中图分类号: TP242

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.1713

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



**引用格式:** 谭建豪, 潘豹, 王耀南, 等. 基于改进RRT\*FN算法的机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2021, 36(8): 1834-1840.

## Robot path planning based on improved RRT\*FN algorithm

TAN Jian-hao<sup>†</sup>, PAN Bao, WANG Yao-nan, CUI Hao-yun

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China; 2. National Engineering Laboratory for Robot Visual Perception and Control Technology, Hunan University, Changsha 410082, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of low accuracy and slow convergence of rapidly-exploring random trees star fixed nodes (RRT\*FN) algorithms, this paper proposes an improved RRT\*FN path planning algorithm, which is used to solve the global path planning problem of mobile robots in the two-dimensional static environment. Firstly, the improved algorithm uses the same uniform sampling method as the RRT\*FN algorithm for path planning. When the improved algorithm gets an initial path, the heuristic sampling method will be used in subsequent path searching. In each next iteration, the improved algorithm randomly selects a method from the ellipse subset sampling method and the path point neighboring area sampling method as the current sampling method. Then, when the total number of nodes in the tree reaches the preset value, the leaf nodes in the tree are deleted using a weighted method. By giving higher weight to the leaf nodes in the sampling area, the leaf nodes outside the sampling area are deleted with a higher probability. Therefore, high-performance nodes in the tree can be retained, and algorithm performance is improved. Finally, the simulation experiments verify the effectiveness of the improved algorithm.

**Keywords:** mobile robots; path planning; improved RRT\*FN; heuristic sampling; initial path; node weight

## 0 引言

路径规划问题对于大多数机器人而言是至关重要的,其目的是在工作空间中找到一条从初始状态到目标状态的无碰撞路径,并满足某些优化准则(如路径最短、能量最小等)<sup>[1-2]</sup>. 解决路径规划问题的常用方法包括A\*算法、遗传算法、蚁群算法等<sup>[3]</sup>. 与传统

路径规划方法相比,基于采样的算法不需要在状态空间中明确表示障碍物. 其通过连接一组无碰撞节点来创建路径,并采用碰撞检测方法以验证路径的有效性<sup>[4]</sup>.

在基于采样的算法中,应用最广泛的是概率路图法(probabilistic road maps, PRM)和快速扩展随机数

收稿日期: 2019-12-07; 修回日期: 2020-03-28.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61433016); 湖南省科技创新计划项目(2017XK2102).

责任编辑: 方勇纯.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: tanjianhao96@sina.com.

法(rapidly-exploring random trees, RRT). RRT和PRM算法都是概率完备的,但是都没有考虑最优性条件<sup>[5]</sup>. Karaman等在文献[6]中证明,RRT和PRM算法得到的路径收敛到一个次优值,并提出新的渐近最优快速扩展随机数法(rapidly-exploring random trees star, RRT\*)和渐近最优概率路图法(probabilistic road maps star, PRM\*).文献[7]在RRT\*算法基础上,通过在初始路径上连接彼此可见的节点来达到优化路径的目的.文献[8]将RRT\*算法用于在直升机紧急着陆情况下,实时生成替代路径.文献[9]提出固定点数的渐近最优快速扩展随机数(rapidly-exploring random trees star fixed nodes, RRT\*FN)算法,通过限制树中的最大节点数,减少了计算中心的内存占用.文献[10]提出了启发式采样的渐近最优快速扩展随机数法(informed rapidly-exploring random trees star, informed RRT\*),通过对状态空间超椭球子集进行直接采样,提高了算法性能.文献[11]将RRT\*算法用于受制动力约束的车辆单轮模型上,依靠精确的线性化,算法可在存在车辆约束的情况下计算最佳轨迹.文献[12]将离散的任意角度搜索与连续的RRT算法结合在一起,用于小型可控非完整轮式机器人.文献[13]将RRT\*算法用于多智能体协作环境中的轨迹规划,使得多智能体在同一区域内移动时可以保持成对的安全距离.

本文针对RRT\*FN算法精度低、收敛到最优值速度慢等问题,在二维静态环境下以移动机器人为载体进行了基于改进RRT\*FN算法的路径规划研究.通过使用启发式的采样方法和加权的叶子节点删除方法,改进算法能够更快地收敛到最优值.启发式的采样方法结合了椭圆采样子集与初始路径序列信息,而加权的叶子节点删除方法则考虑不同区域的叶子节点对路径规划所做的贡献不同,从而给予叶子节点不同的权重.

## 1 背景知识

### 1.1 路径规划问题定义

根据文献[6]定义最优路径规划问题.令 $X \subset \mathbf{R}^n$ 表示规划问题的状态空间, $X_{\text{obs}} \subset X$ 为碰撞空间, $X_{\text{free}} = X \setminus X_{\text{obs}}$ 为自由空间. $x_{\text{start}} \in X_{\text{free}}$ 为初始状态, $x_{\text{goal}} \in X_{\text{free}}$ 为目标状态, $\sigma: [0, 1] \rightarrow X_{\text{free}}$ 表示一条可行路径, $\Sigma$ 表示所有可行路径的集合.

给定代价函数 $\sigma: \Sigma \rightarrow \mathbf{R}_{\geq 0}$ ,则最优路径规划问题可以定义为:寻找一条路径 $\sigma^*$ 使得连接初始状态和目标状态时代价函数值最小,即

$$\sigma^* = \arg \min_{\sigma \in \Sigma} \{c(\sigma) \mid \sigma(0) = x_{\text{start}}, \sigma(1) = x_{\text{goal}}, \forall s \in [0, 1], \sigma(s) \in X_{\text{free}}\}. \quad (1)$$

其中 $\mathbf{R}_{\geq 0}$ 表示非负实数集合.

### 1.2 椭圆形子集直接采样

通过转换 $n$ 维单元球中的均匀分布样本 $x_{\text{ball}} \sim \mathcal{U}(X_{\text{ball}})$ ,可以得到超椭球中的均匀分布样本 $x_{\text{ellipse}} \sim \mathcal{U}(X_{\text{ellipse}})$ <sup>[10]</sup>.

具有两个焦点 $x_{f_1}$ 和 $x_{f_2}$ 的超椭球,中心为 $x_{\text{centre}} = (x_{f_1} + x_{f_2})/2$ ,令 $c_{\text{best}}$ 和 $c_{\text{min}}$ 分别表示超椭球的长轴和焦距, $n$ 维单元球<sup>[14]</sup>可以表示为

$$X_{\text{ball}} = \{x \in X \mid \|x\|_2 \leq 1\}. \quad (2)$$

通过超椭球矩阵的Cholesky分解,转换运算 $L$ 能够在超椭球 $X_{\text{ellipse}}$ 中得到均匀分布的样本<sup>[15]</sup>.转换运算满足约束 $LL^T \equiv S$ ,其中 $S \in \mathbf{R}^{n \times n}$ ,其有对应于超椭球轴 $\{a_i\}$ 的特征向量和对应于超椭球轴半径平方 $\{r_i^2\}$ 的特征值,并服从约束条件

$$(x - x_{\text{centre}})^T S (x - x_{\text{centre}}) = 1. \quad (3)$$

与横轴对齐的坐标系中超椭球矩阵是对角矩阵,其有如下形式:

$$S = \text{diag} \left\{ \frac{c_{\text{best}}^2}{4}, \frac{c_{\text{best}}^2 - c_{\text{min}}^2}{4}, \dots, \frac{c_{\text{best}}^2 - c_{\text{min}}^2}{4} \right\}, \quad (4)$$

其中 $\text{diag}(\cdot)$ 表示一个对角矩阵.通过计算约束条件(3)和(4),可以得到分解运算的结果为

$$L = \text{diag} \left\{ \frac{c_{\text{best}}}{2}, \frac{\sqrt{c_{\text{best}}^2 - c_{\text{min}}^2}}{2}, \dots, \frac{\sqrt{c_{\text{best}}^2 - c_{\text{min}}^2}}{2} \right\}. \quad (5)$$

从椭球坐标系到世界坐标系的旋转,可以直接作为一个广义的Wahba问题来解决<sup>[16]</sup>.旋转矩阵可以被定义为

$$C = U \text{diag}\{1, \dots, 1, \det(U), \det(V)\} V^T. \quad (6)$$

其中: $\det(\cdot)$ 表示矩阵行列式, $U \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 和 $V \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 是酉矩阵,并使得约束 $U \Sigma V^T \equiv M$ 满足奇异值分解条件.矩阵 $M$ 由世界坐标系的横轴 $a_1$ 和单位矩阵第1列 $\mathbf{1}_1$ 的外积得到,即 $M = a_1 \mathbf{1}_1^T$ ,其中

$$a_1 = \frac{x_{\text{goal}} - x_{\text{start}}}{\|x_{\text{goal}} - x_{\text{start}}\|_2}. \quad (7)$$

通过转换、旋转和平移运算,超椭球中的均匀分布状态可以表示为

$$x_{\text{ellipse}} = CLx_{\text{ball}} + x_{\text{centre}}. \quad (8)$$

本文主要研究二维平面中的移动机器人路径规划,因此采样空间为椭圆形子集.

### 1.3 基本的RRT\*FN算法

RRT算法是采样算法中基于树的一种经典算法,在其基础上相继发展出RRT\*算法、RRT\*FN算法、informed RRT\*算法等.当RRT算法在状态空间中随机采样到一个节点时,首先在当前树中寻找与此采样点对应的最近邻节点,然后连接这两个节点以生成新的节点.令 $x_{\text{rand}}$ 表示随机采样节点, $x_{\text{nearest}}$ 表示与随机采样节点相应的最近邻节点, $x_{\text{new}}$ 表示新节点.当采样节点与最近邻节点之间的距离小于一个单位步长时,令

$$x_{\text{new}} = x_{\text{rand}}. \quad (9)$$

反之,则从最近邻节点出发沿着连线方向以一个单位步长的长度生成新节点,即

$$x_{\text{new}} = x_{\text{nearest}} + \rho \text{sign}(x_{\text{rand}} - x_{\text{nearest}}). \quad (10)$$

其中:符号 $\rho$ 表示一个单位步长;sign为符号函数,其有如下形式:

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0; \\ 0, & x = 0; \\ -1, & x < 0. \end{cases} \quad (11)$$

如果最近邻节点与新节点之间的路径与障碍物发生碰撞,则删除生成的新节点并重新采样<sup>[6]</sup>.反之,则将新节点插入树中,以完成树的一次生长过程.一般来说,RRT算法的采样策略可以分为两种情况:1)在状态空间中随机采样一个点;2)将目标节点直接作为采样点.

RRT\*算法对父节点选择和邻近区域内节点重连做了改进.令 $x_{\text{parent}}$ 表示父节点, $x_{\text{near}}$ 表示邻近区域内任意一个节点, $X_{\text{near}}$ 表示邻近区域内节点集合. $\text{cost}(\cdot)$ 表示节点的路径代价函数,其函数值为从树中的根节点到此节点的路径代价. $c_{\text{line}}$ 表示邻近节点与新节点之间的路径代价.对于新的采样节点,RRT\*算法没有直接将最近邻节点作为其父节点,而是将邻近区域内使其代价值最小的节点作为父节点,即

$$x_{\text{parent}} = \arg \min_{x_{\text{near}} \in X_{\text{near}}} \{\text{cost}(x_{\text{near}}) + c_{\text{line}}\}. \quad (12)$$

重连策略则是假设当新节点作为邻近区域内所有节点的父节点时,比较它们的代价值是否减小,并将新节点作为代价值减小节点的父节点,即为满足条件 $R_w = 1$ 的邻近节点执行重连.其中

$$R_w = \begin{cases} 1, & \text{cost}(x_{\text{new}}) + c_{\text{line}} > \text{cost}(x_{\text{near}}); \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (13)$$

RRT\*FN算法则是在RRT\*算法的基础上预设树中的最大节点数,并在节点数大于预设值时随机删除树中的叶子结点,使得算法在完成路径规划任务时只使用一定内存空间.

## 2 改进的RRT\*FN算法

基本的RRT\*FN算法通过在状态空间中均匀采样,并当节点数达到预设的最大值时随机删除树中的叶子结点.算法在路径搜索过程中占用内存相对较少,但同时收敛精度较低.为了达到更高的精度,势必会增加算法的运行时间.本文对该算法的采样方法和节点删除方法做了进一步改进.

### 2.1 启发式采样

改进算法首先使用与RRT\*FN相同的均匀采样方法进行节点采样,当搜索到初始路径时,则使用启发式采样方法.本文使用的启发式采样方法包含椭圆子集采样与路径点邻近区域采样.椭圆子集采样使用上文中描述的椭圆形子集直接采样方法,令 $c_{\text{min}}$ 表示起点与终点之间的直线距离, $c_{\text{best}}$ 表示每一次迭代中算法得到的起点与终点之间路径长度.则椭圆的长轴为 $c_{\text{best}}$ ,椭圆的短轴为 $\sqrt{c_{\text{best}}^2 - c_{\text{min}}^2}$ .

路径点邻近区域采样则是利用算法得到的初始路径序列信息.首先在该序列中随机选择其中一个路径点,可将其表示为 $\text{path}_{\text{node}}$ ,然后在该路径点的邻近区域内进行随机采样.本文将路径点的邻近区域定义为以路径点为中心的正方形,令 $r$ 表示一个单位邻近区域长度,因此正方形的边长为 $2r$ .令 $\text{rand}$ 为 $[0, 1]$ 区间中均匀分布的随机数,则随机采样点 $x_{\text{rand}}$ 可以表示为

$$x_{\text{rand}} = \text{path}_{\text{node}} + r[2 \text{rand} - 1, 2 \text{rand} - 1], \quad (14)$$

其中方括号中的内容为随机生成点的坐标值.

令 $\beta$ 表示采样方法选择概率, $s$ 为 $[0, 1]$ 区间中均匀分布的随机数, $\text{sample}_e$ 与 $\text{sample}_r$ 分别表示算法在椭圆子集与路径点邻近区域进行采样.则一次迭代中算法使用的采样方法 $\text{sample}$ 可以表示为

$$\text{sample} = \begin{cases} \text{sample}_e, & s < \beta; \\ \text{sample}_r, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (15)$$

本文在实验中将 $\beta$ 的值设为0.6,椭圆子集采样空间与路径点邻近区域采样空间如图1所示.

图1中 $x_{\text{start}}$ 与 $x_{\text{goal}}$ 分别表示路径规划的起点与终点.图1(b)为改进算法得到的起点与终点之间任意一条初始路径,正方形框为路径点邻近区域.

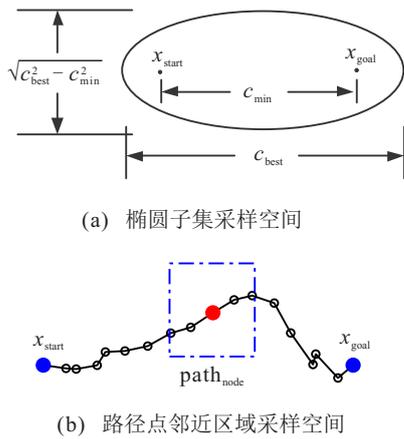


图1 启发式采样空间示意图

### 2.2 节点删除

当树中的节点数达到预设的最大值时,基本的RRT\*FN算法对树中的叶子节点采取随机删除方法.考虑到不同位置的叶子节点对路径搜索所做的贡献不同,因此改进算法赋予所有叶子节点相应的权重.对采样区域内的叶子节点给予更高的权重,使其有更高的概率被保留下来.令  $x_{leaf}$  表示任意一个叶子节点,则权重可以表示为

$$w = \begin{cases} w_{in}, & x_{leaf} \text{ in sample region;} \\ w_{out}, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (16)$$

新的叶子节点可以表示为

$$x_{new} = wx_{leaf}. \quad (17)$$

当改进算法未搜索到初始路径时,节点删除方法与RRT\*FN算法相同.而当改进算法找到初始路径时,节点删除则使用加权的方法.对于目标区域内的叶子节点,考虑其可能影响到路径的选择,因此不予删除.令  $c_{best}$  表示算法得到的路径长度,当算法未找到路径时其值为无穷大.  $T$  为改进算法当前生成的树,  $x_{new}$  为树中的新节点,  $x_{goal}$  为目标点,  $x_{reg}$  与  $x_{rem}$  分别表示目标区域内叶子节点集合和删除的叶子节点.节点删除伪代码如表1所示.

表1 节点删除伪代码

algorithm	NodeRemove( $T, x_{new}, x_{goal}$ )
1)	$X_{leaf} \leftarrow \text{LeafNodes}(T)$
2)	$x_{reg} \leftarrow \text{GoalRegion}(T, x_{goal})$
3)	if $c_{best} < \infty$ then
4)	$x_{rem} \leftarrow W\_rand(X_{leaf} \setminus \{x_{reg}, x_{new}\})$
5)	else
6)	$x_{rem} \leftarrow \text{rand}(X_{leaf} \setminus \{x_{reg}, x_{new}\})$
7)	$T \leftarrow \text{remove}(x_{rem}, T)$
8)	return $T$

### 2.3 改进算法的概率完备性分析

文献[6]证明了RRT\*算法的概率完备性.由文献[6]可知,概率完备性定义为:对于任何可行的路径

规划问题,随着迭代次数趋于无穷大时,算法找到路径的概率为1.

假设改进算法的固定节点数  $N$  为无穷大,当算法没有找到路径时,改进算法与RRT\*算法相同,因此满足概率完备性条件.实际中  $N$  通常为一个固定值,根据机器人内存计算能力与实际的环境地图进行设定.文献[9]对RRT\*FN算法进行分析时,指出了当节点数达到设定值而算法没有找到路径时,需要重新开始.因此,改进算法的概率完备性也受到固定节点数  $N$  的影响,并当  $N$  足够大时改进算法是概率完备的,具体的  $N$  值则应在实验中进行分析.

### 2.4 改进算法实现

改进算法实现过程的具体步骤描述如下.

step 1: 初始化树,并令初始路径信息为空,插入开始节点作为根节点.

step 2: 迭代开始,在状态空间中进行采样.如果算法没有搜索到初始路径,则使用均匀采样方法.反之,使用启发式采样方法.

step 3: 为采样的节点选择树中对应的最近邻节点,并通过连接最近邻节点生成新的节点.

step 4: 检查新的节点与最近邻节点之间的路径是否与障碍物发生碰撞,如果没有碰撞则进入下一步骤;反之,则跳转到step 2重新进行节点采样.

step 5: 为新节点在邻近区域内选择路径无碰撞并使其代价最小的节点作为其父节点,并将新节点插入到树中.

step 6: 在新节点邻近区域内执行重连策略,如果从新节点到达邻近节点的代价比邻近节点之前的代价更小,则将新节点作为邻近节点的父节点.

step 7: 检查树中的节点数,如果节点数大于预设值,则执行加权方法的节点删除策略.

step 8: 检查新节点是否在目标区域内,如果新节点在目标区域内,则生成一条初始路径.接着进入下一次迭代,如果迭代结束则退出程序.

## 3 实验仿真与分析

为了验证改进算法的有效性,本文在3种环境地图中分别与RRT\*、RRT\*FN、informed RRT\*算法进行了对比分析.由于RRT算法没有考虑最优性条件,本文不与其进行对比.在仿真实验中对环境地图进行膨化处理,并将移动机器人假设成为一个点.在不同的地图中每种算法都进行了50次独立实验,令固定的最大节点数为5000,最大的迭代次数为10000.由于其他3种算法比较成熟,本文只给出改进算法的搜索树生长结果,并给出4种算法的最优路径

结果.令S与G分别表示地图中的起点与终点.算法运行环境为64 bit Windows10操作系统,Matlab 2019a,处理器Intel(R) Core(TM) i5-4210U;主频2.4 GHz,内存4 GB.

### 3.1 环境地图1中仿真研究

地图1(40 m×40 m)为稠密障碍物环境,用于验证算法在起点与终点之间包含多障碍物时的搜索能力.本文在环境地图1中设置起始位置为[1, 1],终点位置为[38, 38].地图1中的实验结果如图2所示.

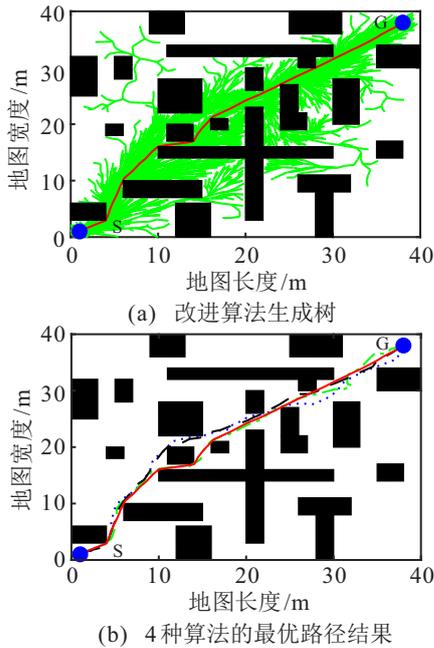


图2 地图1中实验结果

图2(b)中短虚线、点划线、长虚线与实线分别表示RRT\*、RRT\*FN、informed RRT\*与本文的改进算法,将4种算法各经过50次重复路径规划得到的实验结果整理于表2中.

表2 地图1中4种算法性能对比

算法	平均路径长度/m	平均运行时间/s
RRT*	56.47	49.59
RRT*FN	56.48	47.63
informed RRT*	55.19	88.32
本文算法	55.65	52.18

由表2可知,在地图1中改进的RRT\*FN算法与Informed RRT\*算法可以达到较好的收敛精度,优于其它两种算法.但是informed RRT\*算法耗时较长,而改进的RRT\*FN算法平均运行时间与其他两种算法相差不多.地图1中4种算法路径收敛结果对比如图3所示.

由图3和表2可以分析得到:改进的RRT\*FN算法通过使用启发式采样,在稠密障碍物环境中达到了与informed RRT\*算法相同的收敛精度.又由于改进

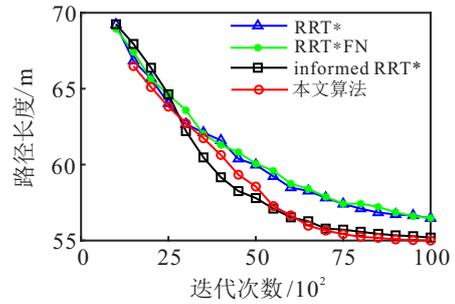


图3 地图1中4种算法路径收敛结果对比

算法使用了加权的节点删除策略,通过保留采样区域内的高性能节点从而加快了算法的收敛速度.因此,相较于informed RRT\*算法,改进算法收敛速度提升了很多.

### 3.2 环境地图2中仿真研究

地图2(40 m×40 m)为起点与终点之间仅存在唯一狭窄通道环境.本实验设置起始位置为[1,1],终点位置为[38,38].相较于地图1,地图2主要验证算法对狭窄通道的搜索能力,增加了算法采样与路径平滑的难度.地图2中的实验结果如图4所示.

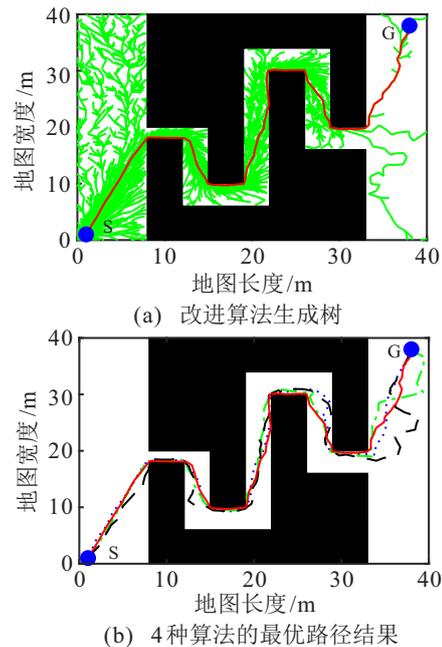


图4 地图2中实验结果

图4(b)中短虚线、点划线、长虚线与实线分别表示RRT\*、RRT\*FN、informed RRT\*与本文的改进算法,将4种算法各经过50次重复路径规划得到的实验结果整理于表3中.

表3 地图2中4种算法性能对比

算法	平均路径长度/m	平均运行时间/s
RRT*	97.08	40.34
RRT*FN	97.97	40.47
informed RRT*	102.04	16.14
本文算法	95.77	37.51

由表3可知,在地图2中改进的RRT\*FN算法在平均路径长度方面是最优的,而informed RRT\*算法得到的路径精度最低.地图2中4种算法路径收敛结果对比如图5所示.

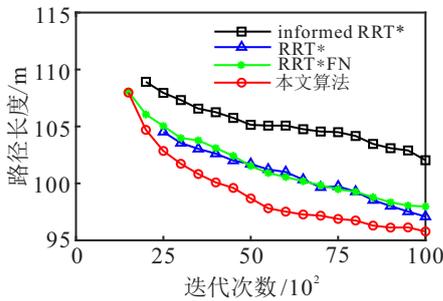


图5 地图2中4种算法路径收敛结果对比

结合图5与表3可以分析得到:地图2中起点与终点之间的直线距离虽然较远,但是由于狭窄通道的作用,增加了起点与终点之间的路径代价,增大了椭圆子集的采样空间,从而降低了informed RRT\*算法的采样效果.而改进的RRT\*FN算法通过使用启发式采样,能够在初始路径附近区域充分采样,从而在狭窄通道中效果更加明显,并克服了椭圆子集采样空间增大带来的不利影响.

### 3.3 环境地图3中仿真研究

地图3(40m×40m)为起点与终点分别在“U”型障碍物中的环境地图,主要验证算法对特定形状障碍物的路径搜索能力.本实验设置起始位置为[14, 24],终点位置为[26, 16].相较于地图1与地图2,地图3中起点与终点之间直线距离较近.地图3中的实验结果如图6所示.

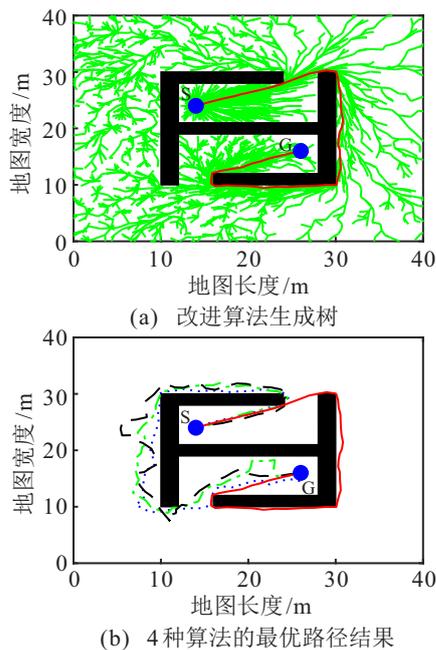


图6 地图3中实验结果

图6(b)中短虚线、点划线、长虚线与实线分别表示RRT\*、RRT\*FN、informed RRT\*与本文的改进算法,将4种算法各经过50次重复路径规划得到的实验结果整理于表4中.

表4 地图3中4种算法性能对比

算法	平均路径长度/m	平均运行时间/s
RRT*	69.42	24.59
RRT*FN	70.21	27.15
informed RRT*	72.69	17.78
本文算法	66.14	24.45

由表4可知,在地图3中改进的RRT\*FN算法可以达到最优的收敛精度.地图3中4种算法路径收敛结果对比如图7所示.

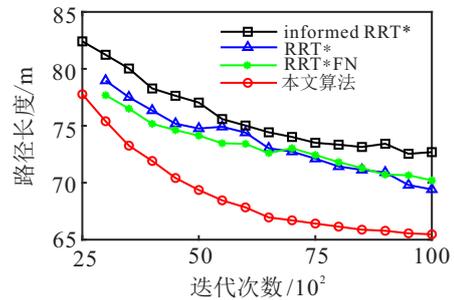


图7 地图3中4种算法路径收敛结果对比

由图7和表4可以分析得到:虽然地图3中起点与终点之间的直线距离较近,但是由于障碍物的影响,使得起点与终点之间的路径代价较大.因此,类似于地图2中的情况,椭圆子集的采样空间也相对较大,所以影响了informed RRT\*算法的采样效果.同时,相对于整张地图而言,“U”型障碍物所占空间较小.对于使用均匀采样方法的RRT\*和RRT\*FN算法来说,随着在自由空间中采样节点数的增加势必会占用更多的计算时间,因此影响其算法的收敛速度.

## 4 结论

路径规划是机器人领域研究的关键问题之一,基于采样的算法在高维状态空间的路径规划(如多关节机械臂、柔性机器人)中具有一定优势.RRT\*FN算法由于只占用一定的计算量,因此适用于解决对计算能力要求不高的路径规划问题.通过在3种地图中进行实验研究,并与其余3种算法进行对比分析,验证了本文改进算法的有效性.

本文针对RRT\*FN算法目前存在的问题进行了两点改进:

- 1) 使用启发式的采样方法以取代单一的均匀采样,使得最优路径收敛速度更快.
- 2) 在删除叶子结点时,利用加权方法赋予叶子节点不同权重,使得采样区域外的叶子结点有更高的概

率被删除.

本文主要针对二维环境中的机器人路径规划, 研究内容可以扩展到更多类型的领域, 如无人机、机械臂运动以及更复杂地形中的机器人导航等, 未来研究的重点将集中在动态与高维度环境领域.

#### 参考文献(References)

- [1] 朱大奇, 颜明重. 移动机器人路径规划技术综述[J]. 控制与决策, 2010, 25(7): 961-967.  
(Zhu D Q, Yan M Z. Survey on technology of mobile robot path planning[J]. Control and Decision, 2010, 25(7): 961-967.)
- [2] 张玮, 马焱, 赵捍东, 等. 基于改进烟花-蚁群混合算法的智能移动体避障路径规划[J]. 控制与决策, 2019, 34(2): 335-343.  
(Zhang W, Ma Y, Zhao H D, et al. Obstacle avoidance path planning of intelligent mobile based on improved fireworks-ant colony hybrid algorithm[J]. Control and Decision, 2019, 34(2): 335-343.)
- [3] 王晓燕, 杨乐, 张宇, 等. 基于改进势场蚁群算法的机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2018, 33(10): 1775-1781.  
(Wang X Y, Yang L, Zhang Y, et al. Robot path planning based on improved ant colony algorithm with potential field heuristic[J]. Control and Decision, 2018, 33(10): 1775-1781.)
- [4] 唐华斌, 王磊, 孙增圻. 基于随机采样的运动规划综述[J]. 控制与决策, 2005, 20(7): 721-726.  
(Tang H B, Wang L, Sun Z Q. A survey on randomized sampling-based motion planning[J]. Control and Decision, 2005, 20(7): 721-726.)
- [5] Chandler B, Goodrich M A. Online RRT\* and online FMT\*: Rapid replanning with dynamic cost[C]. 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Vancouver: IEEE, 2017: 6313-6318.
- [6] Karaman S, Frazzoli E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning[J]. International Journal of Robotics Research, 2011, 30(7): 846-894.
- [7] Islam F, Nasir J, Malik U, et al. RRT\*-smart: Rapid convergence implementation of RRT\* towards optimal solution[C]. 2012 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Chengdu: IEEE, 2012: 1651-1656.
- [8] Choudhury S, Scherer S, Singh S. RRT\*-AR: Sampling-based alternate routes planning with applications to autonomous emergency landing of a helicopter[C]. 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Karlsruhe: IEEE, 2013: 3947-3952.
- [9] Adiyatov O, Varol H A. Rapidly-exploring random tree based memory efficient motion planning[C]. 2013 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Takamatsu: IEEE, 2013: 354-359.
- [10] 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. Chicago: IEEE, 2014: 2997-3004.
- [11] Ragaglia M, Prandini M, Bascetta L. Poli-RRT\*: Optimal RRT-based planning for constrained and feedback linearisable vehicle dynamics[C]. 2015 European Control Conference. Linz: IEEE, 2015: 2521-2526.
- [12] Palmieri L, Koenig S, Arras K O. RRT-based nonholonomic motion planning using any-angle path biasing[C]. 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Stockholm: IEEE, 2016: 2775-2781.
- [13] Verbari P, Bascetta L, Prandini M. Multi-agent trajectory planning: A decentralized iterative algorithm based on single-agent dynamic RRT\*[C]. 2019 American Control Conference. Philadelphia: IEEE, 2019: 1977-1982.
- [14] Sun H, Farooq M. Note on the generation of random points uniformly distributed in hyper-ellipsoids[C]. Proceedings of the 5th International Conference on Information Fusion. Annapolis: IEEE, 2002: 489-496.
- [15] 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.
- [16] De Ruiter A H J, Forbes J R. On the solution of Wahba's problem on  $SO(n)$ [J]. The Journal of the Astronautical Sciences, 2013, 60(1): 1-31.

#### 作者简介

谭建豪(1962—), 男, 教授, 博士, 从事人工智能与机器人系统、模式识别与自然计算等研究, E-mail: tanjianhao96@sina.com;

潘豹(1996—), 男, 硕士生, 从事人工智能与机器人系统的研究, E-mail: panbao@hnu.edu.cn;

王耀南(1957—), 男, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士, 从事智能控制、机器视觉等研究, E-mail: yaonan@hnu.edu.cn;

崔昊韵(1998—), 男, 硕士生, 从事模式识别与机器人系统的研究, E-mail: cui980120@hnu.edu.cn.

(责任编辑: 孙艺红)