

基于 US-FMT^{*} 算法的机械臂路径规划^{*}孙栋栋¹ 陈丹¹ 徐哲壮¹ 章汉林²

(1. 福州大学电气工程与自动化学院 福州 350108; 2. 福州大学梅努斯国际工程学院 福州 350108)

摘要: 针对 FMT^{*} 算法在机械臂路径规划中搜索效率较低,以及在采样点较少时易规划失败的问题,本文提出了一种基于均匀采样的 US-FMT^{*} 算法以提高规划成功率和搜索效率。该算法首先采用全局工作空间均匀划分的方式生成随机采样点,增强了算法在低采样点条件下的性能;随后结合邻节点寻优导向策略,减少规划过程中的冗余节点探索;最后采用节点重连策略优化路径质量。在二维和三维仿真环境中对算法进行实验分析,并在 ABB IRB 1200-0.7/7 kg 机械臂上进行路径规划实验。在三维路径规划仿真环境中,US-FMT^{*} 算法与 FMT^{*} 算法相比,时间代价减少了约 49.7%,路径代价降低了约 16.6%,结果表明 US-FMT^{*} 算法能够有效提高机械臂路径规划的规划成功率,提供优良的路径质量和较低的计算代价,为机械臂运动规划提供一种高效的解决方案。

关键词: 快速行进树;均匀随机采样;邻节点寻优;节点重连;路径规划

中图分类号: TP241.2;TN964.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2099

Path planning of robot arm based on US-FMT^{*} algorithmSun Dongdong¹ Chen Dan¹ Xu Zhezhuang¹ Zhang Hanlin²

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;

2. School of Maynooth International Engineering College, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: Aiming at the problems of low search efficiency of FMT^{*} algorithm in robot arm path planning and easy planning failure when there are fewer sampling points, this paper proposes a US-FMT^{*} algorithm based on uniform sampling to improve the planning success rate and search efficiency. The algorithm first adopts a uniform division of the global workspace to generate random sampling points, which improves the performance of the algorithm under low sampling point conditions; then, it is combined with the neighbor node search-oriented strategy to reduce redundant node exploration in the planning process; finally, it adopts the node reconnection strategy to optimize the quality of the path. The algorithms are experimentally analysed in 2D and 3D simulation environments, and path planning experiments are performed on an ABB IRB 1200-0.7/7 kg robotic arm. In the 3D path planning simulation environment, the US-FMT^{*} algorithm reduces the time cost by about 49.7% and the path cost by about 16.6% compared to the FMT^{*} algorithm, which shows that the US-FMT^{*} algorithm is able to effectively improve the planning success rate of robotic arm path planning, provide excellent path quality and lower computational cost, and provide an efficient solution for robotic arm motion planning.

Keywords: fast marching tree; uniform random sampling; neighbor node optimization; node reconnection; path planning

0 引言

随着机器人技术的迅猛发展与应用领域的不断拓展,机械臂路径规划已成为现代制造、自动化和机器人技术中的关键技术之一。该问题的核心在于为机械臂从初始状态到目标状态规划一条最优路径,同时避免碰撞,满足机械臂动力学特性及各种约束条件^[1]。高效的路径规划不仅能够

提升生产效率和操作精度,还能保障安全操作,减少设备磨损,并拓展机器人在复杂环境中的应用潜力。路径规划算法经历了从传统启发式搜索方法到现代优化与学习方法的显著发展。然而,机械臂路径规划依然面临许多挑战,包括非线性约束、高维空间的计算复杂性以及路径平滑性等问题^[2]。为应对这些挑战,国内外学者提出了多种路径规划算法,其中主要包括快速搜索随机树(rapid random tree,

RRT)^[3]、快速搜索随机树星算法(rapid random tree star, RRT*)^[4]、快速行进树算法(fast marching tree, FMT*)^[5]以及批量信息树算法(batch informed tree, BIT*)^[6]等。

RRT 算法作为一种经典的随机采样路径规划算法,具有搜索速度快、实现简单和适应性强等优势,能够有效应用于二维及以上的复杂场景。然而,由于随机采样的不确定性,算法生成的路径往往不是最优且缺乏平滑性^[7]。此外,该随机性和缺乏引导性使得算法需要频繁迭代探索工作空间,导致内存开销较大、收敛效率较低^[8]。为改善这些问题,Karaman 和 Frazzoli 等提出了 RRT* 算法^[4],与 RRT 相比,RRT* 通过引入重连接和重选父节点的机制来优化树结构与路径,具备渐进最优性。然而,RRT* 算法需要较多的迭代次数以实现渐进最优性,其大量邻域搜索和成本更新也增加了计算复杂度^[9]。此外,Gammell 等^[6]提出了 BIT* 算法,结合了采样树和启发式搜索的优点,采用批量采样的方式逐步构建并优化路径。然而其性能依赖于启发式函数的选择,且批量采样的方式在采样点较少时可能影响路径质量。为了进一步提升规划效率与路径质量,Janson, Schmerling 等^[5]提出了 FMT* 算法,该算法结合了快速行进方法和随机树搜索的特点,通过启发式搜索来引导树的拓展,从而优化路径质量并减少时间代价。该算法被证明是渐进最优的,并且与 RRT* 相比能够更快地收敛到最优解,但在复杂环境下,随机采样和动态递归方式可能导致冗余探索、内存开销大以及路径曲折等问题。

针对 FMT* 算法的不足,研究者提出了一些改进方法。例如:文献[10]通过从起点和终点分别执行两棵树来提升效率,但未能解决树拓展过程中的低效探索问题。文献[11]引入 Informed-RRT* (informed rapid random tree star)^[12]算法中的椭圆采样方式来代替全局随机采样,提升了路径质量,但算法对预处理高度依赖,若预处理不当可能降低探索效率。文献[13]利用启发式函数计算路径代价以引导树的生长方向,从而提高搜索效率,但在少采样点情况下路径平滑性依然不足。文献[14]通过 GPU 加速 FMT* 算法的迭代过程,提高了算法效率,但对硬件条件的依赖性较高。此外,文献[15]通过调整树中采样点代价梯度分布,引导算法探索方向以加速运行速度,但生成路径质量仍不理想。文献[16]结合人工势场法^[17]改变算法生成树的方式,基于目标点和障碍物信息来寻找生成方向,降低了计算复杂度,提高了规划速度;文献[18]通过融合人工势场法引导采样点的生成,提高了规划成功率并降低了路径代价,但二者在少采样点条件下算法表现一般。

尽管上述研究在不同程度上提升了 FMT* 算法的效率与路径质量,但仍然存在以下问题:首先,这些算法多基于全局空间的随机采样,采样点数量较少时可能导致部分区域无采样点覆盖,特别是在机械臂运动范围受限的情况下可能引发规划失败;其次,生成的路径由于随机采样的不确定性,往往过于曲折,影响了机械臂的运动平滑性。为解决

决这些问题,本文提出了一种基于均匀采样的快速行进树算法(uniform sampling fast marching tree, US-FMT*)。该算法在全局空间内采用均匀随机采样以保证采样点的分布均匀性,同时结合节点分布关系引导行进树的生长方向。在路径生成后,算法通过节点重连操作删除冗余路径节点,从而提高路径的平滑性和规划效率。最终,本文对 US-FMT* 算法与 FMT*、RRT*、BIT* 算法进行详细对比,并通过仿真实验验证了其性能,结果表明,US-FMT* 算法在路径规划效率和生成路径平滑性方面均展现出明显优势。

1 机械臂碰撞检测

在工业环境中,障碍物通常呈现出不规则、排列复杂等特点,而且机械臂的碰撞检测需对每个连杆单独检测而非将其视为整体。在针对机械臂碰撞检测的几何方法主要有轴对齐包围盒法(AABB)^[19]、有向包围盒法(OBB)^[20]、包围球法(BS)^[20]等,为了简化碰撞模型检测问题,本文中机械臂模型采用圆柱体包络法,障碍物模型采用包围球法。为了使得包围球能够在尽可能减少占位误差,定义障碍物所满足的包围方程为:

$$(x - x_{oi})^2 + (y - y_{oi})^2 + (z - z_{oi})^2 = r_{oi}^2 \quad (1)$$

式中: (x_{oi}, y_{oi}, z_{oi}) 表示第 i 个障碍物的中心坐标, r_{oi} 表示第 i 个障碍物的包络球半径。如图 1 所示,将机械臂连杆 j 用圆柱体包裹,设定其最大包络半径为 R_j , M 代表圆柱体上表面中心, N 代表圆柱体下表面中心,将第 i 个障碍物用球体包裹, O_i 代表球体中心,设定其最大包络半径为 r_{oi} , d 表示球体中心 O_i 到 MN 连线最小距离。经过包络处理,机械臂各个连杆与障碍物之间的关系能够转化为线段与球体之间的关系。

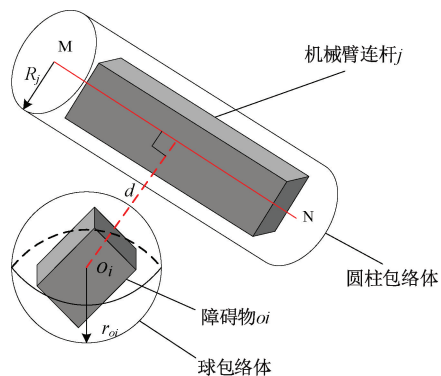


图 1 机械臂碰撞模型示意图

Fig. 1 Schematic of robotic arm collision model

关于两个包络体的碰撞检测,主要可以分为图 2 的 4 种碰撞情况:

1) 如图 2(a) 所示,若满足 $d > R_j + r_{oi}$, 则无碰撞。

2) 如图 2(b) 所示,若包络体之间满足 $d < R_j + r_{oi}$ 且 $d_{|OM|} < R_j + r_{oi}$ 或者满足 $d < R_j + r_{oi}$ 且 $d_{|ON|} < R_j + r_{oi}$, 此时二者存在一个交点,即发生碰撞。

3)如图 2(c)所示,点 M、N 位于点 O 同侧,若满足 $d < R_j + r_{oi} \& d_{|OM|} < R_j + r_{oi} \& d_{|ON|} < R_j + r_{oi}$ 三个条件,此时二者不存在交点,则无碰撞。

4)如图 2(d)所示,点 M、N 位于点 O 异侧,若满足 $d < R_j + r_{oi} \& d_{|OM|} < R_j + r_{oi} \& d_{|ON|} < R_j + r_{oi}$ 三个条件,此时二者存在两个交点,则发生碰撞。

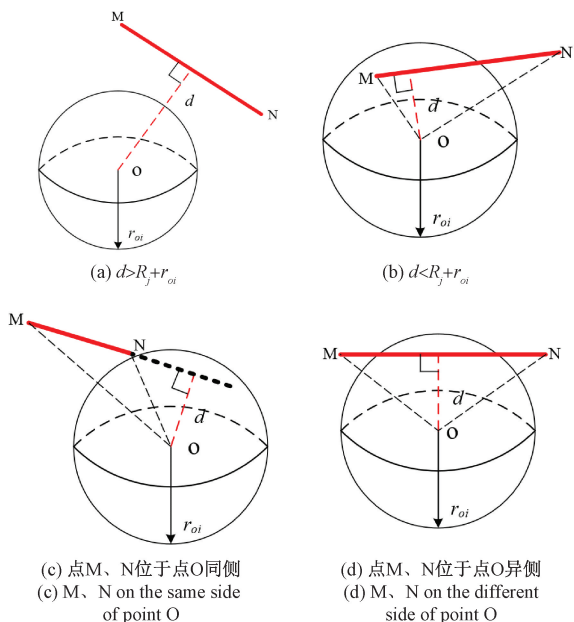


图 2 4 种碰撞情况示意图

Fig. 2 Schematic diagrams of four crash scenarios

2 FMT* 算法基本原理

FMT* 算法是一种高效的、基于采样的路径规划算法,适用于高维空间的运动规划问题,通过结合快速行进方法(fast marching method, FMM)和采样树(sampling-based tree)的优点,提供了一种快速且有效的路径规划方法。

图 3 为 FMT* 算法原理示意图,算法维护 3 个集合 $V_{unvisited}$ 、 V_{open} 、 V_{closed} , $V_{unvisited}$ 用于存储未加入行进树的采样点, V_{open} 用于存储当前活动的采样点, V_{closed} 用于存储已经加入到行进树的采样点。算法实现如下:

步骤 1) 初始化所需参数:起始节点 N_{start} , 目标节点 N_{end} , 搜索半径 r_n , 采样总数 n , 3 个点集 $V_{unvisited}$ 、 V_{open} 、 V_{closed} , 工作空间维数 d , r_n 的选择参考式(2)。

$$r_n = \eta \left(\frac{\log n}{n} \right)^{\frac{1}{d}} \quad (2)$$

式中: η 为调节常数, d 为空间维度,一般来说,小搜索半径导致邻节点搜索快,但需要更多迭代,适用于高维稠密环境,而大搜索半径导致邻节点搜索慢,但效率高,适用于低维稀疏环境。

步骤 2) 在工作空间中生成 n 个采样点,除 N_{start} 之外的所有采样点存入 $V_{unvisited}$, N_{start} 存入 V_{open} , V_{closed} 置空。

步骤 3) 将 N_{start} 设为点 z , 并执行以下循环步骤,直到

$z = N_{end}$ 为止:

(1) 找到所有满足 $\{ \|x - z\| \leq r_n, x \in V_{unvisited} \}$ 的点 x , 如图 3(a) 所示,对于每个点 x , 找到所有满足 $\{ \|y - x\| \leq r_n, y \in V_{open} \}$ 的点 y , 如图 3(b) 所示,计算并选取从 N_{start} 到达 x 路径代价最低的点 y , 与点 x 相连并进行碰撞检测,如图 3(c) 所示。若无碰撞则将点 x 加入 V_{open} 并从 $V_{unvisited}$ 中删去,若发生碰撞则忽略当前点 x , 判断下一点 x , 其中碰撞检测即判断两点之间是否存在障碍物。

(2) 将 z 从 V_{open} 中移除, 加入到 V_{closed} 中, 判断: 若 $V_{open} = \emptyset$ 则返回规划失败; 若 $V_{open} \neq \emptyset$ 则选取 V_{open} 内到 N_{start} 路径代价最小点 z 并进入下一循环, 如图 3(d) 所示。

步骤 4) 循环结束, V_{closed} 输出可行路径。

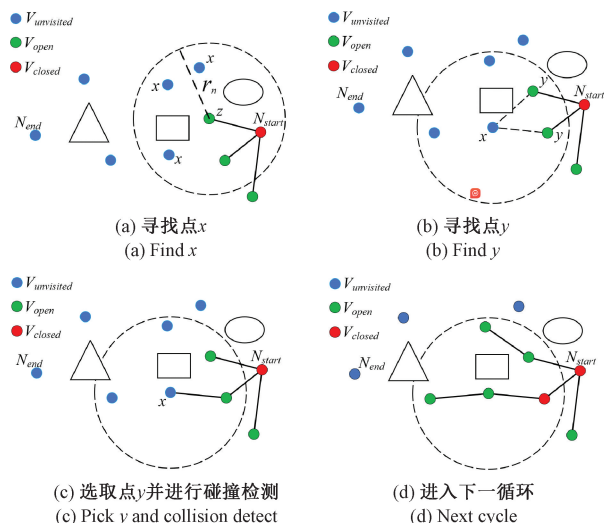


图 3 FMT* 算法示意图

Fig. 3 Schematic of FMT* algorithm

3 US-FMT* 路径规划算法

针对 FMT* 算法在机械臂路径规划中搜索效率低、规划失败的问题, 本文提出了一种基于均匀采样的 US-FMT* 路径规划算法, 该算法采用全局均匀随机采样代替全局随机采样, 以提高算法的规划成功率, 在递归过程中, 算法引入邻节点寻优导向策略, 增强树的目标导向性, 有效避免过度探索冗余节点, 从而提高搜索效率。此外, 算法在生成路径后执行节点重连策略, 通过删除冗余节点优化路径结构, 进一步减少路径代价并降低路径曲折度, 显著提升路径质量和规划性能。

3.1 全局均匀随机采样策略

相比于原算法采用的全局随机采样方式, 本文提出了一种全局均匀随机采样的方法, 其核心思想是将工作空间均匀划分为多个小块, 在每个小块内生成随机采样点, 并对这些点进行小范围的随机偏移后保存。若生成的点数量未达到所需采样点数目, 再通过随机采样补充采样点。图 4 展示了二维采样点分布对比, 其中图 4(a) 为全局随机采样点分布,

图 4(b)为全局均匀随机采样点分布。通过对比可见,全局均匀随机采样方法在空间覆盖性方面更强,能够确保采样点在整个空间内分布均匀,有效减少采样盲点的出现;此外,该方法具有较强的稳定性,避免了随机采样过程中采样点集中于某一区域的现象,从而提升算法整体可靠性和效率。

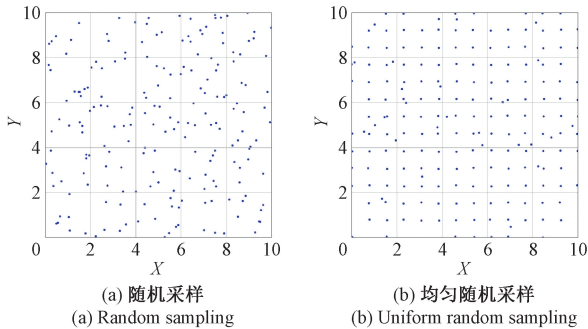


图 4 二维采样点分布对比图

Fig. 4 Comparison of 2D sampling point distribution

为了验证采样方式在算法中的效果,本文在如图 5 所示场景进行了 100 组重复实验,分析不同采样方式下的平均路径代价、平均时间代价以及算法的规划成功率。实验场景的尺寸为 100×100 ,起点和终点分别设置为 $(10,10)$ 和 $(90,90)$,采样点总数为 200,搜索半径为 15。图中黑色物体为障碍物,蓝色方块为起点,红色方块为终点,绿色虚线为算法计算的行进树,红色实线为最终规划路径。表 1 对比了两种采样方式的结果。路径代价指规划路径的总长度,时间代价指算法的总运行时间,规划成功率指成功次数占总实验次数的百分比。与原算法相比,优化后的采样方式使路径代价降低了 12.19%,且规划成功率提升至 100%,时间代价略有微增。

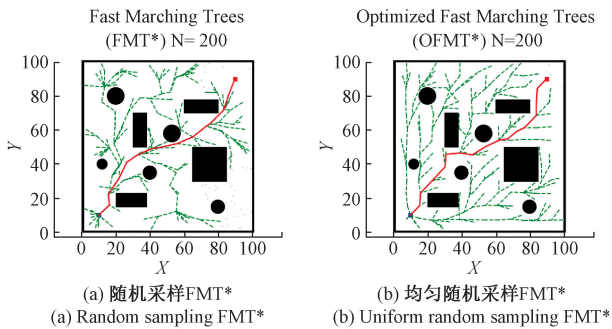


图 5 不同采样算法效果对比图

Fig. 5 Effect of different sampling algorithms in comparison

表 1 不同采样条件下 FMT* 算法仿真实验数据对比

Table 1 Different sampling methods experimental data

采样算法	路径 代价/m	时间 代价/s	规划 成功率/%
随机采样	143.219 3	0.354 670	87
均匀随机采样	125.751 9	0.356 778	100

综上所述,全局均匀随机采样方式在较少采样点的条件下,能够有效保证算法的高性能。采样点数量的减少不仅降低了计算资源和时间消耗,还提高了算法效率。在机械臂路径规划的应用中,该方法不仅有效降低了计算复杂度,还显著提升了路径规划的效果。

3.2 邻节点寻优导向策略

针对 FMT* 算法在递归拓展过程中因对不必要采样点的计算导致规划效率降低的问题,本文提出了邻节点寻优导向策略,如图 6 所示,该策略在判断节点 x 能否加入 V_{open} 的过程当中新增一个判断条件:计算当前节点 x 指向 y 的矢量与起点指向终点的矢量之间夹角 β ,若 β 小于期望阈值 ϕ ,则允许 x 加入;否则不加入。如图 6(a),该步骤计算所有通向节点 x 的路径代价,在 V_{open} 当中提取到达成本最低的节点 y_1 ,将 y_1 与 x 相连进行碰撞检测,若检测无碰撞,则计算节点 y_1 指向 x 的矢量与起点指向终点的矢量夹角 β ,如图 6(b)所示,当 $\beta > 90^\circ$ 时,若将 x 加入 V_{open} ,将不利于行进树朝向目标点搜索,因此不将 x 加入到 V_{open} ,而是跳过该节点,进行下一轮迭代。

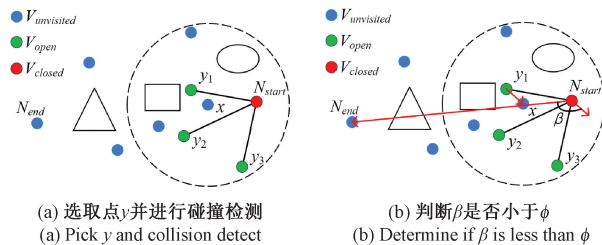


图 6 邻节点寻优导向策略示意图

Fig. 6 Neighborhood optimization strategy schematic

为证明该策略的有效性,本文在 3.1 节中图 5 所示场景进行了 100 组重复实验,同时设置采样点数为 400,搜索半径为 10,期望阈值 ϕ 为 75° ,实验效果如图 7(a)、(b)所示,实验数据如表 2 所示,时间代价较原算法减少了 32.8%,可以看出在加入该策略后算法在搜索过程中有效避免了冗余搜索,行进树能够更快地朝目标点迭代。

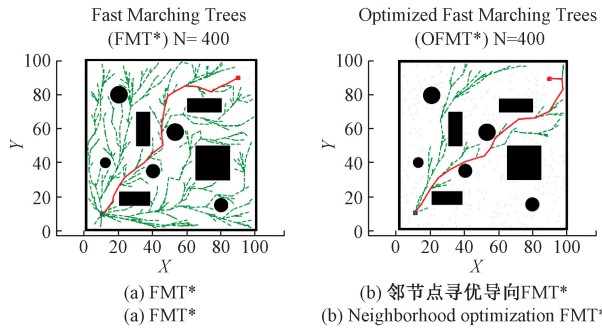


图 7 邻节点寻优策略效果对比图

Fig. 7 Neighbor node optimization strategy effect comparison

3.3 节点重连策略

基于上述策略改进后的 FMT* 算法,由于采样的随机

表 2 邻节点寻优策略仿真实验数据对比

Table 2 Neighbor node optimization strategy experimental data

优化策略	路径	时间	规划
	代价/m	代价/s	成功率/%
原算法	125.956 9	1.135 432	100
邻居节点寻优	125.290 1	0.762 451	100

性,最终生成的路径仍可能存在较多弯折。进一步优化路径代价,本文引入节点重连策略。将算法规划好的路径点提取出并进行重规划,该策略具体算法伪代码为:

1	$path = [N_{start}, N_2, N_3, N_4, \dots, N_{end}]; N_{current} = N_{start}; optimized_path = [N_{start}]; i = 1;$
2	$while\ i < len(path);$
3	$N_{next} = path[i];$
4	$if\ not\ collision_between(N_{current}, N_{next});$
5	$i + 1;$
6	$else;$
7	$optimized_path.append(path[i - 1]);$
8	$N_{current} = path[i - 1];$
9	$end\ if;$
10	$if\ not\ collision_between(N_{current}, N_{end});$
11	$optimized_path.append(N_{end});$
12	$break;$
13	$end\ if;$
14	$end\ while;$
15	$return\ optimized_path;$

节点重连前后路径对比效果如图 8 所示,其中红色实线代表算法规划出的原始路径,蓝色点线代表策略优化后得到的路径,结果表明,加入该策略后,最终路径的弯折更少,路径代价更小。在 3.1 节的仿真实验条件下,对该策略进行了详细评估,表 3 数据结果表明节点重连后路径代价减少了 10.77%,证明了该策略的有效性。

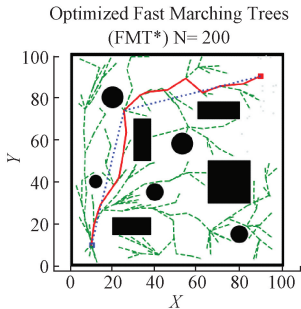


图 8 节点重连策略效果对比图

Fig. 8 Comparison diagram of the effect of node reconnection

表 3 节点重连策略仿真实验数据对比

Table 3 Node reconnection strategy experimental data

优化策略	路径代价/m	时间代价/s	规划成功率/%
原算法	142.754 5	0.320 576	100
节点重连	127.369 9	0.334 231	100

3.4 US-FMT* 算法实现

US-FMT* 算法步骤为:

步骤 1) 初始化所需参数:起始节点 N_{start} , 目标节点 N_{end} , 搜索半径 r_n , 采样总数 n , 3 个点集 $V_{unvisited}$ 、 V_{open} 、 V_{closed} , 均匀随机系数 α , 起点指向终点的矢量 $Vector_{N_{start} \rightarrow N_{end}}$, 期望阈值 ϕ , 工作空间维数 d 。

步骤 2) 通过全局均匀随机采样策略生成采样点:

(1) 计算划分间距 H , 计算公式为:

$$H = \frac{(D_{max} - D_{min})}{\alpha k} \tag{3}$$

$$k = (n)^{\frac{1}{d}} \tag{4}$$

式中: D_{max} 、 D_{min} 代表维度边界, d 代表空间维数。

(2) 在 3 个维度均匀采样 k 个值, 并在每个值添加 $[-H, H]$ 范围内的随机数, 生成最终采样点后进行碰撞检测筛选出位于自由空间内的均匀采样点, 若采样点总数不足 n , 则通过随机采样补充至目标数量。将除 N_{start} 之外的所有采样点存入 $V_{unvisited}$, N_{start} 存入 V_{open} , V_{closed} 置空。

步骤 3) 将 N_{start} 设为点 z , 并执行以下循环步骤, 直到 $z = N_{end}$ 为止:

(1) 找到所有满足 $\{ \|x - z\| \leq r_n, x \in V_{unvisited} \}$ 的点 x , 对每个点 x , 找到所有满足 $\{ \|y - x\| \leq r_n, y \in V_{open} \}$ 的点 y , 计算并选取从 N_{start} 到达 x 路径代价最低的点 y , 与点 x 相连并进行碰撞检测, 同时判断 y 指向 x 的矢量 $Vector_{y \rightarrow x}$ 与 $Vector_{N_{start} \rightarrow N_{end}}$ 夹角与期望阈值 ϕ 的夹角关系, 计算公式为:

$$\arccos\left(\frac{Vector_{y \rightarrow x} \cdot Vector_{N_{start} \rightarrow N_{end}}}{|Vector_{y \rightarrow x}| \cdot |Vector_{N_{start} \rightarrow N_{end}}|}\right) \leq \phi \tag{5}$$

若满足则将点 x 加入 V_{open} 并从 $V_{unvisited}$ 中删去, 若不满足则忽略当前点 x , 判断下一点 x 。

(2) 将 z 从 V_{open} 中移除, 加入到 V_{closed} 中, 判断: 若 $V_{open} = \emptyset$ 则算法返回规划失败; 若 $V_{open} \neq \emptyset$ 则选取 V_{open} 中到 N_{start} 路径代价最小的点作为新的点 z 。

步骤 4) 循环结束得到可行路径, 使用节点重连策略对行进树进行剪枝重规划得到最终路径。

为评估不同参数对算法性能的影响, 本文选取了参数 α 与 ϕ 分别进行了实验分析: 在 3.1 节中图 5 所示同实验参数条件下分别选取 α 为 1、5、10 与 ϕ 为 60° 、 75° 、 90° 并分别为组进行 100 次重复实验, 由图 9 可知, 参数 α 在平衡路径代价稳定性与时间代价方面有着关键作用, 适当增大 α 有助于降低路径代价并提高稳定性, 但需要控制其对时间代

价的影响;由图 10 可知,适当小的 ϕ 有助于降低路径代价与时间代价,并保持其稳定性。

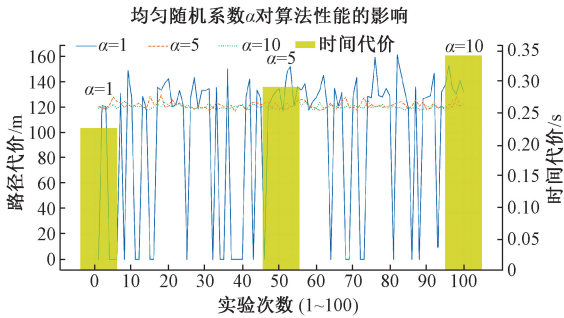


图 9 α 对算法性能的影响

Fig. 9 α impact on algorithm performance

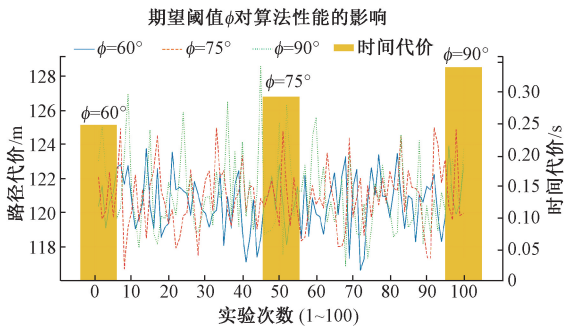


图 10 ϕ 对算法性能的影响

Fig. 10 ϕ impact on algorithm performance

根据以上 US-FMT* 算法步骤,在 3.1 节中图 5 所示同实验参数条件下选取 α 为 10, ϕ 为 60° 并进行 100 次仿真实验,实验效果图如图 11(a)、(b)所示,实验数据如表 4 所示,综合 3 种优化策略的 US-FMT* 算法在时间代价上较原算法减少了 30.8%,路径代价上较原算法减少了 14.4%,规划成功率较原算法由 83% 提升至 99%,证明了 US-FMT* 算法改进的有效性。

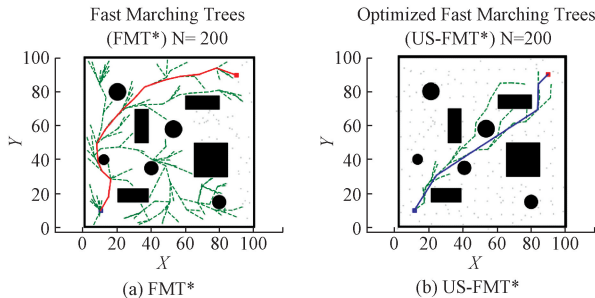


图 11 FMT* 与 US-FMT* 算法二维环境仿真示意图

Fig. 11 Schematic of FMT* and US-FMT* 2D simulations

4 三维空间中机械臂的避障实验验证

4.1 仿真实验

为验证算法在三维空间中机械臂的避障效果,本文在

表 4 FMT* 与 US-FMT* 算法二维环境仿真实验数据对比

Table 4 FMT* and US-FMT* 2D simulation

experimental data			
规划算法	路径代价/m	时间代价/s	规划成功率/%
FMT*	142.746 3	0.324 387	83
US-FMT*	122.188 6	0.224 409	99

python 环境中搭建了 $20 \times 20 \times 20$ 的三维仿真环境,设置起始节点为 (1, 1, 1), 目标节点为 (19, 19, 19), 搜索半径为 2.0, 采样总数为 2 000, 期望阈值 ϕ 设置为 75° 。本文算法与 FMT* 算法、RRT* 算法以及 BIT* 算法进行了对比实验,作为参考,RRT* 算法的迭代次数同样设置为 2 000, 步长为 2; BIT* 算法的批次次数设置为 20, 每批次采样点数为 100, 搜索半径为 2.0。4 种算法的对比实验图如图 12(a)~(d)所示,由于维度的提升,FMT* 算法需要在整个三维空间进行采样,包括许多不必要的节点探索,导致的优化方面未能展现出足够的优势。本文算法结合邻节点寻优导向策略,有效降低了对冗余节点的探索,从而提高算法效率,而均匀随机采样策略和节点重连策略进一步提高规划成功率并降低路径代价。经过 100 组重复实验,其对比数据如表 5 所示,与原算法相比,US-FMT* 算法的时间代价减少了约 49.7%,路径代价降低了约 16.6%,结果表明本文算法在三维环境中规划出的路径代价与时间代价更小,规划成功率更高。

4.2 基于 ABB 公司的 IRB 1200 机械臂路径规划实验

机械臂的规划空间通常分为笛卡尔空间与关节空间,由于笛卡尔空间中路径规划需要考虑逆运动学解,可能会遇到奇异点等问题,不利于机械臂的运动控制。相比之下,关节空间中的每个节点均能唯一映射到三维空间中的位姿,因此本文选择在关节空间中进行路径规划。

本文以 ABB IRB1200-0.7/7 kg 六轴机械臂为研究对象,在 ROS 中进行了 1:1 建模,并利用 RViz 进行了仿真。RViz 是 ROS 的一个 3D 可视化工具,内部集成了 OMPL 路径规划库。本文算法通过在仿真环境中部署到 OMPL 库,成功实现了机械臂路径规划。实验结果如图 13 所示,其中图 13(a)和(c)展示了机械臂初始状态和目标状态的正视图与俯视图,绿色物块表示障碍物。在避开障碍物的条件下,机械臂完成了规划。图 13(b)和(d)展示了规划过程中机械臂的虚影在正视图和俯视图上的轨迹。实验结果表明,本文算法应用于机械臂能够在复杂环境中高效地规划出简洁的路径,并成功到达目标位置。

为验证本文算法在实际场景中的应用效果,将仿真实验中规划出的路径点导入 ABB IRB1200-0.7/7 kg 机械臂示教器进行了验证实验。在验证实验中,长方体盒设置为障碍物。机械臂末端执行器初始状态关节角坐标为 $(-52.92^\circ, 58.63^\circ, -15.09^\circ, 117.50^\circ, 64.09^\circ, -139.99^\circ)$, 目标状态的关节角坐标为 $(49.51^\circ, 71.90^\circ, -11.12^\circ,$

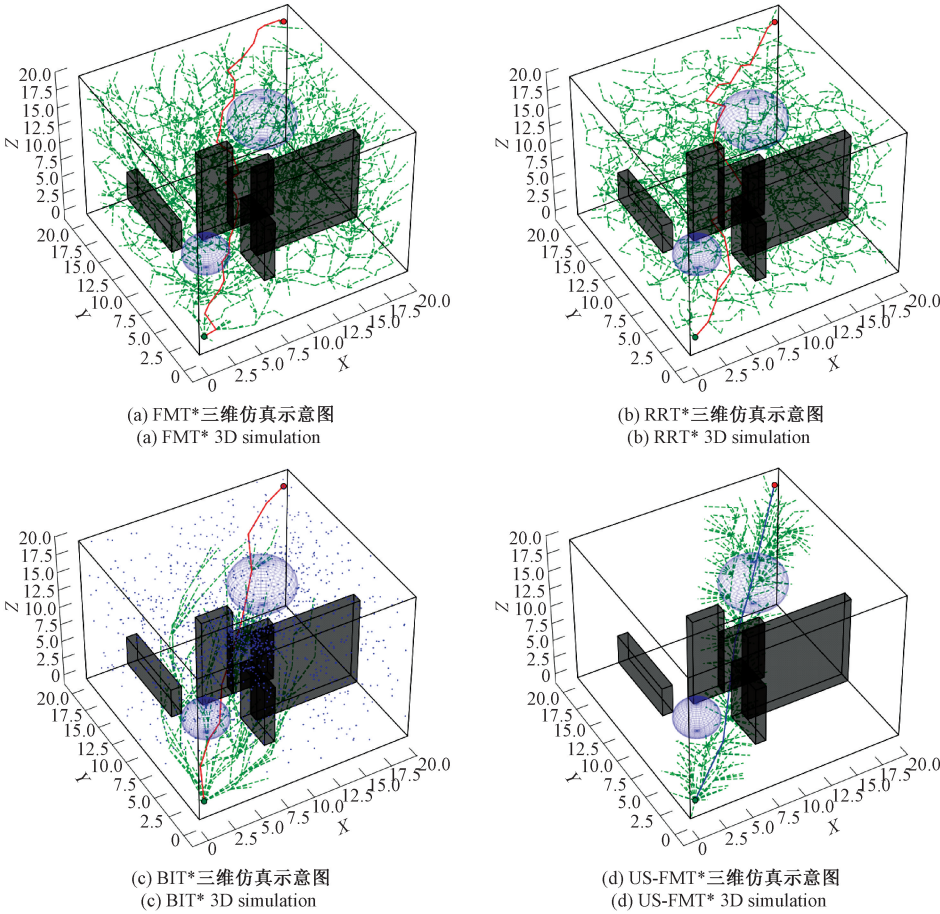


图 12 三维实验仿真对比图

Fig. 12 Comparison of 3D experimental simulation

表 5 三维仿真实验数据表

Table 5 3D simulation experiment data

规划算法	路径代价/m	时间代价/s	规划成功率/%
FMT*	39.244 2	2.496 992	91
RRT*	41.099 0	1.846 197	91
BIT*	36.275 4	1.472 721	87
US-FMT*	32.732 1	1.255 633	98

$-126.69^{\circ}, 71.53^{\circ}, -203.03^{\circ}$), 中间状态的关节角坐标为 $(-0.03^{\circ}, 10.14^{\circ}, 16.78^{\circ}, -47.71^{\circ}, 77.33^{\circ}, -182.40^{\circ})$ 。整体实验过程的正视图与俯视图如图 14 和 15 所示, 实验结果表明, 本文算法能够有效地让机械臂避开障碍物, 从起始点运动到目标点, 并完成路径规划。

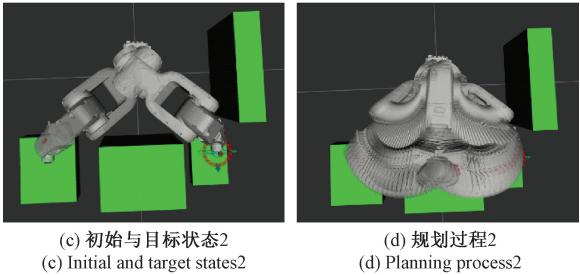
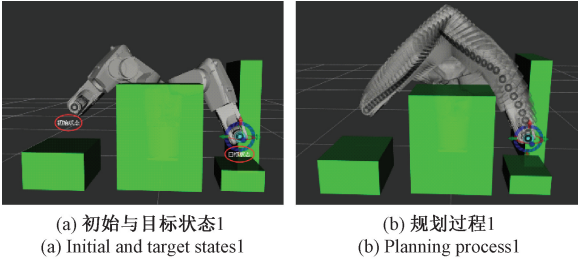


图 13 ABB 机械臂 Rviz 仿真示意图
Fig. 13 ABB robot arm Rviz simulation schematic



图 14 机械臂实体实验正视图
Fig. 14 Front view of robot arm solid experiment



图 15 机械臂实体实验俯视图

Fig. 15 Top view of robot arm solid experiment

5 结 论

本文针对传统 FMT* 算法的冗余点探索和路径曲折问题,提出了基于 US-FMT* 算法的机械臂路径规划方法。首先,采用全局均匀随机采样取代全局随机采样,以提高少采样点条件下的规划成功率和搜索效率。其次,在算法递归过程中引入邻节点寻优导向策略,优化算法的导向性,避免不必要的搜索。最后,在获得规划路径后,利用节点重连策略删去冗余节点,降低路径的曲折程度和代价。

为验证算法的可行性,本文进行了二维和三维空间内的仿真实验对比分析,并在 ROS 中进行了基于 US-FMT* 算法的机械臂仿真模型验证实验,最后,成功将仿真结果关节角数据部署至 ABB IRB 1200-0.7/7 kg 机械臂,实验结果表明,本文算法能够在六自由度机械臂上规划出时间代价和路径代价更小的可行路径。

参考文献

- [1] 黄成,王涛,许家忠. 基于混合蜜獾算法的机械臂最优运动规划方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(4): 234-247.
HUANG CH, WANG T, XU J ZH. Optimal motion planning method of manipulator based on hybrid honey badger algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(4): 234-247.
- [2] 黄森,郝真鸣,冉宁,等. 配电室巡检机器人多目标点路径规划算法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(16): 49-57.
HUANG M, HAO ZH M, RAN N, et al. Multi-target point path planning algorithm for inspection robots in power distribution rooms[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(16): 49-57.
- [3] ZHAO Y J, HUANG L, DU H Y, et al. Motion planning of the cannula flexible needle based on the improved RRT algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(3): 620-628.
- [4] 商德勇,汪俊杰,樊虎,等. 基于 RRT*-DR 算法的机械臂避障路径规划[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(3): 1149-1160.
SHANG D Y, WANG J J, FAN H, et al. Obstacle avoidance path planning for manipulator based on RRT*-DR algorithm [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024, 30(3): 1149-1160.
- [5] JANSON L, SCHMERLING E, CLARK A, et al. Fast marching tree: A fast marching sampling-based method for optimal motion planning in many dimensions[J]. The International Journal of Robotics Research, 2015, 34(7): 883-921.
- [6] GAMMELL J D, BARFOOT T D, SRINIVASA S. Batch informed trees (BIT*): Informed asymptotically optimal any-time search[J]. The International Journal of Robotics Research, 2020, 39(5): 543-567.
- [7] 刘小松,康磊,单泽彪,等. 基于双向目标偏置 APF-informed-RRT 算法的机械臂路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(6): 75-83.
LIU X S, KANG L, SHAN Z B, et al. Path planning of robot arm based on APF-informed-RRT* algorithm with bidirectional target bias[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(6): 75-83.
- [8] 谢春圆,王欣,吴迪,等. 复杂环境下的改进 RRT 算法路径规划[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(2): 131-138.
XIE CH Y, WANG X, WU D, et al. Improved RRT algorithm path planning in complex environment[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(2): 131-138.
- [9] LIM S, JIN S. Safe trajectory path planning algorithm based on RRT* while maintaining moderate margin from obstacles[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2023, 21(11): 3540-3550.
- [10] STAREK J, GOMEZ J, SCHMERLING E, et al. An asymptotically-optimal sampling-based algorithm for bi-directional motion planning [C]. International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2015: 2072-2078.
- [11] XU J, SONG K CH, ZHANG D F, et al. Informed anytime fast marching tree for asymptotically-optimal motion planning[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(6): 5068-5077.
- [12] 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.
- [13] GAO W X, TANG Q, YAO J, et al. Heuristic bidirectional fast marching tree for optimal motion planning [C]. 3rd Asia-Pacific Conference on Intelligent Robot Systems (ACIRS), IEEE, 2018: 71-77.
- [14] ICHTER B, SCHMERLING E, PAVONE M. Group

marching tree: Sampling-based approximately optimal motion planning on GPUs[C]. 1st IEEE International Conference on Robotic Computing(IRC), IEEE, 2017: 219-226.

[15] 吴铮,陈彦杰,何炳蔚,等. 基于方向选择的移动机器人路径规划方法[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(3): 672-682.

WU ZH, CHEN Y J, HE B W, et al. Direction selection-based algorithm for mobile robot path planning [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27(3): 672-682.

[16] ZHANG Y L, MO ZH J, TIAN H X, et al. Path planning algorithm of agricultural robot based on improved APF-FMT* [J]. Journal of South China Agricultural University, 2024, 45(3): 408-415.

[17] 田金文,于镭,李衍照. 基于改进 APF-RRT 的机械臂避障路径规划[J]. 电子测量技术, 2022, 45(22): 41-46.

TIAN J W, YU L, LI Y ZH, Obstacle avoidance path planning of manipulator based on improved APF-RRT[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(22): 41-46.

[18] WU X P, JIA X L, GU Y J. Dynamic fast marching tree

algorithm with integrated artificial potential fields [J]. Application Research of Computers, 2024, 41(9): 2745-2750.

[19] QU H. Research on parallel algorithm based on AABB bounding box coordinate chain method[J]. Journal of Physics: Conference Series, IOP Publishing, 2021, 1732(1): 012067.

[20] MENG F, QI X, FAN H. LSR-Det: A lightweight detector for ship detection in SAR images based on oriented bounding box[J]. Remote Sensing, 2024, 16(17): 3251.

作者简介

孙栋栋, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图像处理与机械臂运动控制。

E-mail: 645431509@qq.com

陈丹(通信作者), 副教授, 博士, 主要研究方向为基于网络的机器人操作系统等。

E-mail: 632151807@qq.com

徐哲壮, 教授, 博士, 主要研究方向为工业物联网与大数据等。

E-mail: zzzxu@fzu.edu.cn

章汉林, 本科生, 主要研究方向为计算机图像处理。

E-mail: 645431509@qq.com