

控制与决策

Control and Decision

基于改进采样算法的七自由度骨科机器人路径规划算法

刘晨辉, 王笑逸, 张亚丽, 靳忠民, 张小刚

引用本文:

刘晨辉, 王笑逸, 张亚丽, 等. 基于改进采样算法的七自由度骨科机器人路径规划算法[J]. 控制与决策, 2025, 40(12): 3540-3550.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2025.0507>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于改进RRT*FN算法的机器人路径规划

Robot path planning based on improved RRT*FN algorithm

控制与决策. 2021, 36(8): 1834-1840 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1713>

基于多层次特征的机械臂单阶段抓取位姿检测

Single-stage grasp pose detection of manipulator based on multi-level features

控制与决策. 2021, 36(8): 1815-1824 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1840>

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 $\pm 3\sigma$ 正态概率区间分族遗传蚁群算法的移动机器人路径规划

Path planning of mobile robot based on $\pm 3\sigma$ normal probability interval population division using genetic ant-colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(12): 2861-2870 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0745>

一种基于免疫机理的确定性移动机器人路径规划算法

A path planning algorithm of deterministic mobile robot based on immune mechanism

控制与决策. 2021, 36(10): 2418-2426 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0059>

基于改进采样算法的七自由度骨科机器人路径规划算法

刘晨辉, 王笑逸, 张亚丽, 靳忠民, 张小刚[†]

(西南交通大学 机械工程学院, 成都 610031)

摘要: 针对七自由度机械臂在机器人辅助全膝关节置换术复杂任务中的路径规划需求, 在传统 RRT* 算法基础上提出一种基于启发式采样的机械臂路径规划算法. 首先, 采用双向搜索策略快速扩展出一条可行路径, 通过贪婪策略去除初始路径的冗余点简化路径, 记录简化后的路径长度形成初始的超椭球采样区域, 在超椭球采样时概率引入引力增益系数, 进一步提高算法的收敛能力; 然后, 在动态范围区域对随机树进行重选父节点以及重布线的优化步骤, 逐步优化路径长度; 最后, 再次使用贪婪策略去除路径冗余点并使用二次贝塞尔曲线使得路径平滑. 为验证所提出算法的实用性, 使用 Matlab 平台构建不同的实验环境, 基于 TOPSIS 熵权法对不同算法进行评估, 在手术截骨环境下通过 ROS 仿真以及实验样机对比实验, 对比不同算法在截骨环境下的综合能力, 实验结果表明所提出算法能够为多场景中的机械臂提供快速有效的路径规划方案.

关键词: 路径规划; 冗余机械臂; 多场景; 渐近最优; 手术机器人; 启发式采样

中图分类号: TP241 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.0507

引用格式: 刘晨辉, 王笑逸, 张亚丽, 等. 基于改进采样算法的七自由度骨科机器人路径规划算法 [J]. 控制与决策, 2025, 40(12): 3540-3550.

Path planning for seven-degree-of-freedom orthopedic robot based on improved sampling algorithm

LIU Chen-hui, WANG Xiao-yi, ZHANG Ya-li, JIN Zhong-min, ZHANG Xiao-gang[†]

(School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: Aiming at the path planning needs of a seven-degree-of-freedom robotic manipulator in robot-assisted total knee arthroplasty, this paper proposes a heuristic sampling-based robotic arm path planning algorithm based on the traditional RRT* algorithm. Firstly, a feasible path is quickly expanded using a connect search strategy, the path is simplified by removing the redundant points of the initial path through the greedy strategy, the simplified path length is recorded to form the initial informed sampling region, and the gravitational gain coefficient is introduced probabilistically in the informed sampling, which further improves the convergence ability of the algorithm. Secondly, the optimization steps of re-selecting the parent node and rewiring the random tree in the dynamic range region are performed to gradually optimize the path length. Finally, the greedy strategy is used again to remove the path redundant points, and the quadratic Bessel curve is used to smooth the path. In order to verify the practicality of the proposed algorithm, different experimental environments are constructed using the Matlab platform, different algorithms are evaluated based on the TOPSIS entropy weighting method, and the comprehensive ability of different algorithms is compared in osteotomy environments through the ROS (robot operating system) simulation and experimental prototypes comparison experiments. The results show that the proposed algorithm is able to provide fast and effective path planning for the robotic manipulator in multi-scene.

Keywords: path planning; redundant robotic arms; multiple scenarios; asymptotic optimization; surgical robots; informed sampling

0 引言

全膝关节置换术是一种通过置换严重病变的膝关节表面来恢复关节功能并缓解疼痛的骨科手术,

广泛应用于治疗终末期膝关节炎、类风湿关节炎等退行性关节疾病. 然而, 传统全膝关节置换术依赖术者的经验以及手动截骨工具, 其截骨误差可能会导

收稿日期: 2025-05-15; 录用日期: 2025-08-21.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (52375207).

责任编辑: 譬斌.

[†]通信作者. E-mail: xg@swjtu.edu.cn.

致假体松动以及术后功能受限^[1-2]。近年来, 机器人辅助全膝关节置换术的引入显著提高了截骨精度^[3-4], 并通过精确的路径规划减少软组织损伤和术后恢复时间^[5]。在该骨科机器人系统中, 机械臂需要规划出一条从起始位姿到目标截骨位姿的无碰撞路径, 这使得路径规划算法成为手术机器人系统的核心技术之一^[6]。

路径规划算法作为现代机器人的关键技术, 在机器人自主导航领域具有广阔的应用前景和科研价值^[7-8]。特别是对于七自由度机械臂而言, 其具有很高的灵活性, 同时, 具有的冗余自由度特性使得在多场景路径规划领域面临更多挑战。

路径规划算法根据机器人对周围环境的感知程度, 被划分为全局路径规划算法和局部路径规划算法^[9]。其中: 全局路径规划算法掌握先验完全环境信息, 并通过环境信息进行规划, 如 A*算法、Dijkstra 算法、概率路标图算法 (PRM)、快速遍历随机树算法 (RRT) 等^[10-19]; 局部路径规划算法通过使用传感器获取有限空间中的环境信息, 并在该空间中进行有限规划, 常用的算法有动态窗口算法 (DWA)、人工势场法 (APF) 等^[20-22]。对于串联机械臂, 路径规划通常在关节空间进行, 七轴机械臂的构型空间为七维空间, 在高维度空间中, A*等算法易产生“维数灾难”^[23], 使得计算量呈指数级上升。APF 常用于机械臂工作空间中的路径规划, 得到的路径再通过逆运动学和雅可比矩阵进行优化求解得到关节空间中的路径。

Elbanhawi 等^[24]指出, 基于采样的路径规划算法更适合高维度空间, 如 RRT 算法等。通过在关节空间进行随机采样, 最终得到由起始关节角到目标关节角的一条关节路径。然而, RRT 算法同样存在多个问题: 1) 由于采样点随机, 导致多次搜索路径间存在很大的随机性, 且路径质量不佳; 2) 产生的树状路径没有方向性, 导致路径搜索时间长, 搜索效率低。渐近最优的路径规划算法通常在 RRT 算法的基础上进行改进, 如 RRT*算法^[25], 通过重新选择父节点以及重新连线并进行迭代, 虽然这种优化能够选择出接近最优解的路径, 但是过程增加了计算时间。同时, 也有大量学者对 RRT 类算法进行研究, Wu 等^[26]在 RRT 算法的基础上提出了一种改进算法 Fast-RRT, 采用了一种快速采样策略, 避免在已采样区域重复采样, 提高了采样效率; Wang 等^[27]将神经网络与 RRT*算法相结合, 提出了 NRRT 算法, 通过大量学习成功的路径规划案例生成非均匀采样, 加快了路径收敛; Adiyatov 等^[28]提出了一种基于 RRT*的算

法用于动态环境下的路径规划, 在障碍物使得部分路径失效的情况下只修复受到影响的部分, 表现出了高成功率; Pohan 等^[29]将蚁群系统与 RRT 算法相结合, 提出了一种混合算法 RRT-ACS, 虽然能够得到更快的收敛且更优的路径, 但是无法在高纬度下进行规划; Gammell 等^[30]提出了一种 Informed-RRT* 算法, 该算法能够限制搜索区域以提高 RRT*的收敛速度, 然而, 该算法无法降低树结构优化范围, 导致后期在密集的树结构中优化时间增加。

在手术机器人截骨场景下, 针对七自由度机械臂的路径规划问题, 本文提出一种改进的基于采样的算法。该算法采用双向路径搜索快速生成初始路径, 结合人工势场引导的启发式采样缩小搜索范围, 并通过动态范围优化策略来提升路径质量, 最终利用贪婪节点优化和二次贝塞尔曲线实现路径平滑。通过 Matlab 仿真和样机实验验证所提出算法在保证路径质量的同时显著提高了计算效率, 尤其适用于狭窄解剖环境下的实时手术路径规划需求。

1 全膝关节手术截骨场景

全膝关节置换术需要在胫骨和股骨处切割 6 个平面, 切割平面如图 1 所示。机械臂末端加装刀具位姿, 如图 1 黑色区域所示。切割前机械臂需要在关节空间中规划出一条从起始位姿至切割位姿的路径。

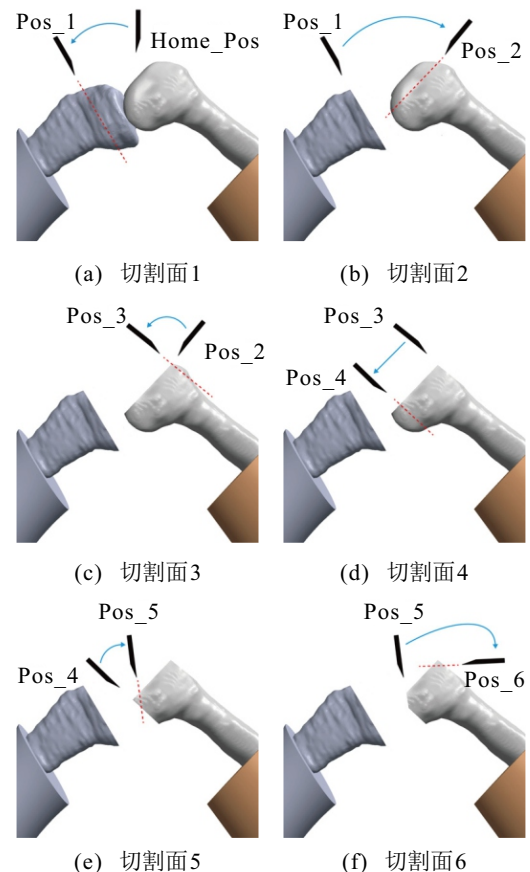


图1 机器人截骨刀具末端位姿移动示意图

由于刀具在规划中与骨之间的距离不同,规划场景的难易程度不同,算法需要具有多场景规划的能力.

2 基于改进 RRT* 的路径规划算法

本文提出一种改进的采样路径规划算法,通过贪心双向搜索快速生成初始路径,再利用启发式区域采样进行扩展和优化,在保证路径质量的同时提升收敛速度.

2.1 双向路径搜索策略

为快速获得一条路径以进入后续步骤,所提出算法通过采用双向树动态交替生长和贪婪的连接机制来提升路径搜索效率.

2.1.1 扩展阶段

初始化时生成两棵随机树,分别为主动扩展树 Extend-Tree 和待连接树 Connect-Tree. 起始树 T_a 以起始点 x_{start} 为根节点,逐步向目标区域扩展;目标树 T_b 以目标点 x_{goal} 为根节点,反向朝起始区域生长. 扩展阶段每次扩展时只扩展一棵树,首次的主动扩展树设置为起始树 T_a ,待连接树设置为目标树 T_b ,采样时在配置空间 X 中均匀采样,且采用概率偏向采样的策略,设定目标偏向概率为 τ ,抛出随机数 rnd ,当 $rnd < \tau$ 时,起始树 T_a 的采样点设置为目标点 x_{goal} ,将其赋值为采样点 x_{rand} ;反之,则将在配置空间中均匀采样,获得采样点 x_{rand} . 扩展同 RRT 算法,若扩展后的 x_{new} 与障碍物发生碰撞,则舍弃这次扩展,交换两棵树的主从关系,起始树 T_a 由主动扩展树变为待连接树,目标树 T_b 转换为主动扩展树并进行上述扩展步骤.

主动扩展树的采样方式如下所示:

$$x_{rand-a} = \begin{cases} x_{goal}, & rnd < \tau; \\ \text{SampFree}(x), & rnd \geq \tau. \end{cases} \quad (1)$$

$$x_{rand-b} = \begin{cases} x_{start}, & rnd < \tau; \\ \text{SampFree}(x), & rnd \geq \tau. \end{cases} \quad (2)$$

其中: x_{rand-a} 为随机树 T_a 的采样方式, x_{rand-b} 为随机树 T_b 的采样方式, $\text{SampFree}(x)$ 表示在配置空间中随机采样.

2.1.2 连接阶段

当主动扩展树生成的新节点 x_{new} 不与障碍物发生碰撞时,待连接树以该节点作为目标节点进行生长连接. 寻找待连接树上距 x_{new} 最近的节点 $x'_{nearest}$ 作为根节点, x_{new} 作为朝向, ρ 为步长进行连接. 若待连接树上生成的新节点 x'_{new} 与其父节点的连线不与障碍物发生碰撞,则使用贪心的思想,将 x'_{new} 加入待连接树并继续重复该连接过程,直至新节点与障碍物发生碰撞或与主动扩展树连接成功. 设定连接步长

阈值为 $\rho_{connect}$, 当 $\|x'_{new} - x_{new}\|_2 \leq \rho_{connect}$ 时,连接 x_{new} 与 x'_{new} , 记录从起始点 x_{start} 到目标点 x_{goal} 的路径并保存路径代价,即路径长度;若发生碰撞,则在主动扩展树上扩展,重新进入扩展阶段.

2.2 启发式采样策略

为提高采样效率,针对 RRT 算法和 RRT* 算法在采样过程中存在采样点分布过于分散的问题,本文提出一种改进的启发式采样方法,通过结合目标偏向策略和椭球子集采样,使得采样点能够更快速地向最优值收敛.

2.2.1 目标偏向策略

设定某个由环境复杂度决定的目标偏向概率 α_1 , 当环境中障碍物数量较多时,概率 α_1 设置为较小值;当障碍物较少时,概率 α_1 设置为较大值,用于提高路径收敛速度. 在路径搜索过程中,抛出随机数 rnd_1 . 当 $rnd_1 < \alpha_1$ 时,采样点设置为目标点;反之,则将在配置空间中自由采样. 采用此类偏向策略既能提高搜索效率,同时也能保证搜索的随机性.

在配置空间中自由采样时,为进一步加快收敛速度,设置另一个固定目标偏向概率 α_2 , 抛出随机数 rnd_2 . 当 $rnd_2 < \alpha_2$ 时,在随机采样中加入人工势场法的引力部分,核心思想是在形成新节点 x_{new} 时引入引力公式 $G(n)$, 改变新节点偏向使其更加靠近目标点 x_{goal} , 公式可表达为

$$F(n) = \text{Rnd}(n) + G(n). \quad (3)$$

其中: $F(n)$ 为随机树函数,确定新节点位置; $\text{Rnd}(n)$ 为随机生长的随机树函数; $G(n)$ 为朝向目标点的引力随机树函数, $G(n)$ 的表达式为

$$G(n) = \rho \times g \times \frac{x_{goal} - x_{nearest}}{|x_{goal} - x_{nearest}|}. \quad (4)$$

这里: ρ 为可编程修改的步长, g 为引力增益系数, $|x_{goal} - x_{nearest}|$ 为目标节点 x_{goal} 距最近节点 $x_{nearest}$ 的欧氏距离, $x_{goal} - x_{nearest}$ 为从最近节点到目标节点的向量.

随机生长的随机数函数的表达式为

$$\text{Rnd}(n) = \rho \times \frac{x_{rand} - x_{nearest}}{|x_{rand} - x_{nearest}|}. \quad (5)$$

随机树的具体采样方式为

$$x_{rand} = \begin{cases} x_{goal}, & rnd_1 < \alpha_1; \\ \text{Samp}(x), & rnd_1 \geq \alpha_1. \end{cases} \quad (6)$$

$$\text{Samp}(x) = \begin{cases} \text{BiasInfSamp}(x), & rnd_2 < \alpha_2; \\ \text{RndInfSamp}(x), & rnd_2 \geq \alpha_2. \end{cases} \quad (7)$$

其中: $\text{Samp}(x)$ 为椭球子集采样, $\text{BiasInfSamp}(x)$ 为有偏向的椭球子集采样策略, $\text{RndInfSamp}(x)$ 为纯随

机的椭球子集采样策略。

2.2.2 椭球子集采样策略

为加快采样效率, 可通过椭球子集采样策略缩小采样范围来实现. 如图2所示: 起始点 x_{start} 和目标点 x_{goal} 分别为椭圆的两个焦点, 两个焦点间的欧氏距离为 c_{min} , 椭圆的长轴记为 c_{best} , 则短轴距离根据公式得到为 $\sqrt{c_{best}^2 - c_{min}^2}$, 初始 c_{best} 记为 ∞ , 通过双向路径搜索得到路径记录的路径代价, 即路径长度赋值给 c_{best} , 后续若更新最短的路径代价, 则将其值重新赋值以达到缩小采样范围的目的。

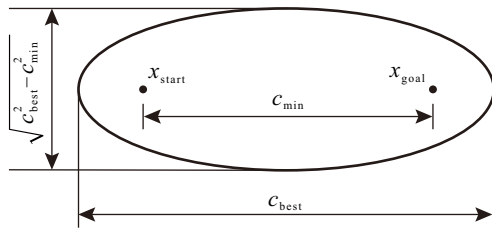


图2 椭球子集采样

采样时需要将采样样本 $x_{ellipse}$ 均匀地分布在椭球子集 $X_{ellipse}$ 中. 为实现椭球子集的均匀采样, 采用将球采样转换为椭球采样的方式, 即

$$x_{ellipse} = CLx_{ball} + x_{center}, \quad (8)$$

$$x_{center} = (x_{start} + x_{goal})/2, \quad (9)$$

$$x_{ball} = \{x \in X \mid \|x\|_2 \leq 1\}. \quad (10)$$

其中: x_{ball} 为单位球采样; x_{center} 为椭球子集的中心, 具体为起始点与目标点的中心位置; C 为椭球的旋转矩阵; L 可利用超椭球矩阵 $S \in R^{n \times n}$ 的Cholesky分解^[31]得到, 有

$$S \equiv LL^T, \quad (11)$$

$$(x - x_{center})^T S (x - x_{center}) = I. \quad (12)$$

矩阵 S 的特征值对应于该椭球体各轴半径的平方. 求解得到的变换 L 保持了采样在 $x_{ellipse}$ 中的均匀采样, 采样点的估计通过椭球体的半径 $\{r_i\}$ 和轴获得. 矩阵 S 的对角矩阵为

$$S = \text{diag} \left\{ \frac{c_{best}^2}{4}, \frac{c_{best}^2 - c_{min}^2}{4}, \dots, \frac{c_{best}^2 - c_{min}^2}{4} \right\}. \quad (13)$$

分解计算得到变换矩阵 L , 即

$$L = \text{diag} \left\{ \frac{c_{best}}{2}, \frac{\sqrt{c_{best}^2 - c_{min}^2}}{2}, \dots, \frac{\sqrt{c_{best}^2 - c_{min}^2}}{2} \right\}. \quad (14)$$

通过变换矩阵 L 将采样点由标准球转为超椭球体后, 需要将其旋转至正确的位姿. 本文通过使用奇异值分解的方法计算超椭球体的旋转矩阵 C , 如下所示:

$$C = U \cdot \text{diag} \{1, \dots, 1, \det(U) \cdot \det(V)\} \cdot V^T. \quad (15)$$

其中: $\text{diag}\{\cdot\}$ 为相应元素的对角矩阵; $\det(\cdot)$ 为对应矩阵的行列式; $U \in R^{n \times n}$ 和 $V \in R^{n \times n}$ 可通过奇异值分解 $M \equiv U \Sigma V^T$ 得到, 矩阵 M 通过起始点到目标点单位向量的转置与同等维度下单位矩阵 I 第1行向量计算相乘计算, 即 $M = a_1^T \cdot I_1$, 这里 $a_1 = (x_{goal} - x_{start}) / \|x_{goal} - x_{start}\|_2$ 计算得到. 旋转矩阵 C 将旋转后的椭球采样平移至 x_{center} 处得到子集 $x_{ellipse} \sim \mu(X_{ellipse})$, 并返回采样点 x_{rand} .

2.3 动态半径优化策略

初始路径找出后, 传统RRT*算法会对某一固定半径 $r_{neighbor}$ 的圆形区域进行搜索优化, 随着采样点数的增加, 圆形区域内的采样点数也会同时增加, 在每次重选父节点和重布线过程中会涉及大量的计算, 延长优化时间, 导致路径收敛缓慢, 因此, 动态半径优化的思想是随着采样点的增加, $r_{neighbor}$ 也应随之减小, 最后以定值收敛, 如下所示:

$$r'_{neighbor} = r_{neighbor} \times (0.3 + 0.7 \times 1.01^{-n}). \quad (16)$$

其中: $r'_{neighbor}$ 表示节点数为 n 时的优化半径, $r_{neighbor}$ 表示节点数为 $n-1$ 时的优化半径. 当节点开始扩展时, $r_{neighbor}$ 设置为初始值大小, 随着节点树的扩展和节点的密集, $r_{neighbor}$ 逐渐减小, 最终收敛至初始值的0.3倍.

2.4 路径优化策略

本文采用贪婪策略多次去除冗余节点, 同时, 结合贝塞尔曲线进行平滑处理, 优化路径质量.

2.4.1 贪婪策略去除冗余点

单次贪心策略去除冗余节点可能仍会出现多余节点, 无法做到最大限度优化路径. 通过多次贪心策略去除冗余节点, 直至没有节点删除时, 保留最终路径. 原理如图3(a)所示: 路径优化的起始点设置为 x_{start} , 优化的目标点为 x_{goal} , 对之间所有的路径节点 x_i 做检测, 其中 $i \in [1, 2, \dots, n]$. 首先检测 x_{start} 与 x_{goal} 间是否与障碍物发生碰撞, 若没有发生碰撞, 则舍弃路径中的所有节点 x_i , x_{goal} 父节点设置为 x_{start} . 若发生碰撞, 则检测 x_{start} 与 x_{goal} 的父节点 x_n 间是否与障碍物发生碰撞: 若未发生碰撞, 则舍弃 x_{start} 与 x_n 间的节点并将 x_n 的父节点设置为 x_{start} , 整理路径并完成优化; 若发生碰撞, 则更新检测点 x_n 为 x_{n-1} , 重复上述检测步骤, 直至检测点与起始点没有碰撞发生.

2.4.2 贝塞尔曲线平滑

由于规划出的路径转折处尖锐, 表现在机器人中为电机扭矩过大, 易对其机器本身产生损伤, 本文使用二次贝塞尔曲线在路径生成后对其进行优化, 平稳过渡各方向的路径, 如下所示:

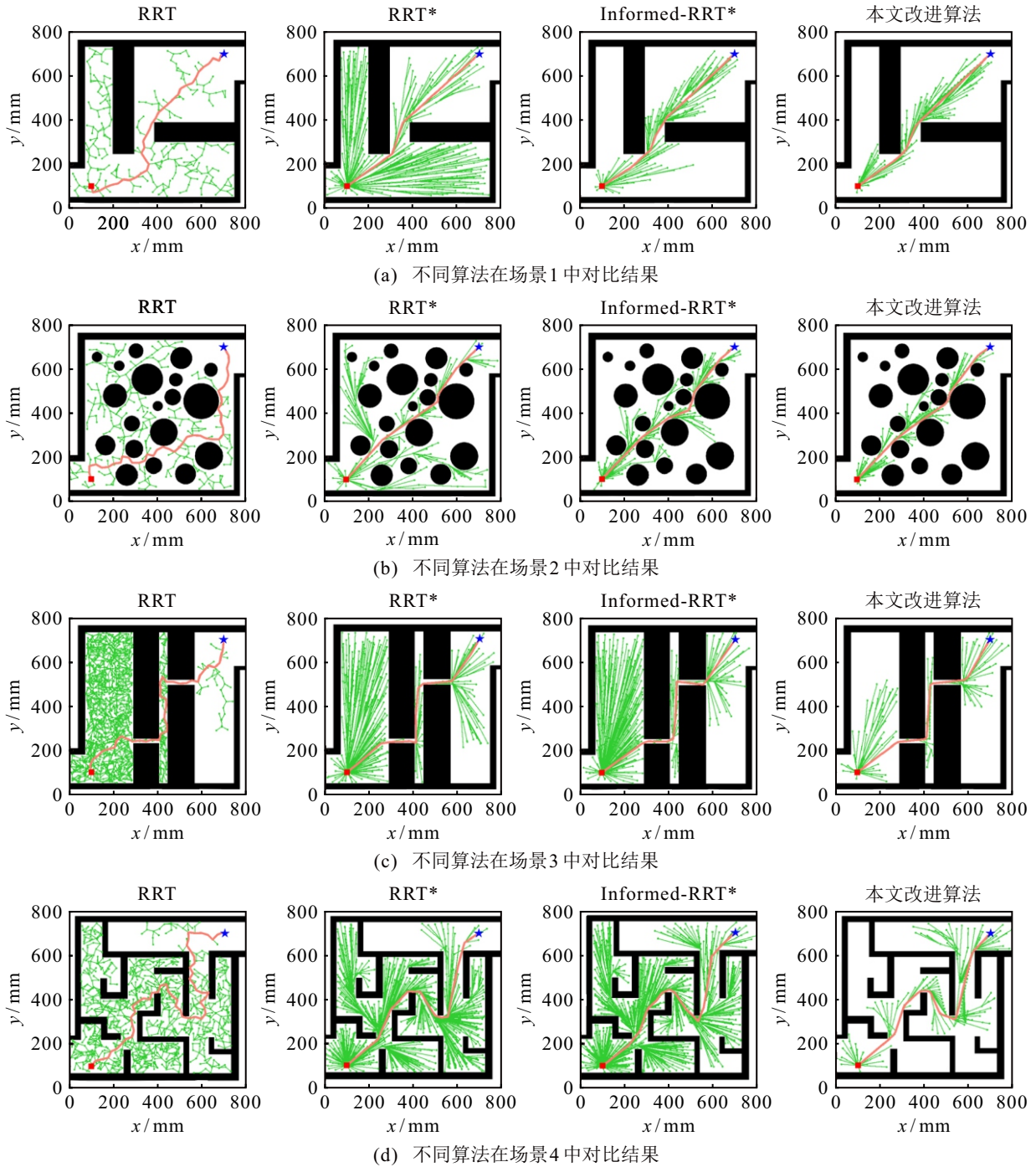


图6 二维地图仿真各场景规划结果

解的相对接近度, 最终得到评价结果如表1中TOPSIS所示. 评分越高, 算法在4种评价指标维度下的性能越优. 结果表明所提出改进算法在不同二维地图场景下的综合性能均优于其余3种算法.

3.2 七维平面机械臂仿真实验

为验证所提出算法在平面机械臂上的有效性, 在Matlab平台中建立仿真平面七自由度机械臂, 并设置4种场景, 分别对应4组起始位姿和目标位姿, 机械臂各关节转角范围设置在 $(-\pi, \pi)$ 之间, 最大迭代次数为500, 启发概率 $\tau = \alpha_1 = \alpha_2 = 0.3$, 步长 $\rho = 2 \text{ rad}$, 引力增益系数 $g = 0.5$, 收敛条件设定为

连续100次迭代中路径长度变化量均小于 10^{-10} rad . 图7为不同场景下机械臂的初始状态.

图8为不同场景下机械臂所处的目标位置, 目标点即为各轴关节角度.

规划结果如图9所示. 7种不同颜色平滑曲线分别对应了机械臂各关节轴以及末端执行器的运动轨迹, 绿色细线为路径规划中未采纳的节点. 由规划结果可知, 所提出改进算法能够对七自由度机械臂进行从起始状态到目标状态下的避障规划, 在不同场景下表现出了良好的适应性, 规划结果平稳, 且相对于RRT*与Informed-RRT*算法, 所提出改进算法具

表1 各场景中4类路径规划算法收敛条件下的性能对比

场景	算法	平均路径长度/mm	平均规划时间/s	平均节点数/个	平均迭代次数/次	TOPSIS
场景1	RRT	1147.60	<u>0.35</u>	288.68	504.10	0.49
	RRT*	868.32	0.99	207.42	416.02	0.57
	Informed-RRT*	863.75	1.23	214.34	380.35	0.49
	本文改进算法	<u>860.13</u>	0.83	<u>149.14</u>	<u>121.99</u>	<u>0.68</u>
场景2	RRT	1223.14	<u>0.31</u>	262.38	510.36	0.49
	RRT*	923.95	0.79	212.35	529.55	0.51
	Informed-RRT*	909.94	0.90	211.98	457.04	0.47
	本文改进算法	<u>879.08</u>	0.70	<u>154.74</u>	<u>194.14</u>	<u>0.63</u>
场景3	RRT	1232.20	1.18	577.24	1969.44	0.49
	RRT*	989.85	11.93	601.78	2932.84	0.47
	Informed-RRT*	993.12	11.23	571.34	1606.53	0.49
	本文改进算法	<u>973.02</u>	<u>1.16</u>	<u>165.04</u>	<u>171.28</u>	<u>1.00</u>
场景4	RRT	1619.95	1.56	861.17	2279.24	0.48
	RRT*	1115.75	13.89	866.67	3148.51	0.49
	Informed-RRT*	<u>1115.12</u>	13.94	878.17	3096.28	0.49
	本文改进算法	1123.65	<u>0.83</u>	<u>176.87</u>	<u>172.06</u>	<u>0.99</u>

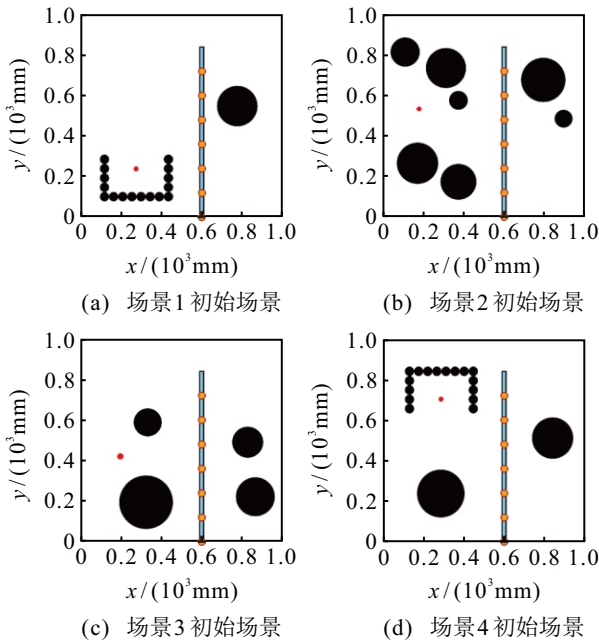


图7 4种不同场景下平面七自由度机械臂的初始位置

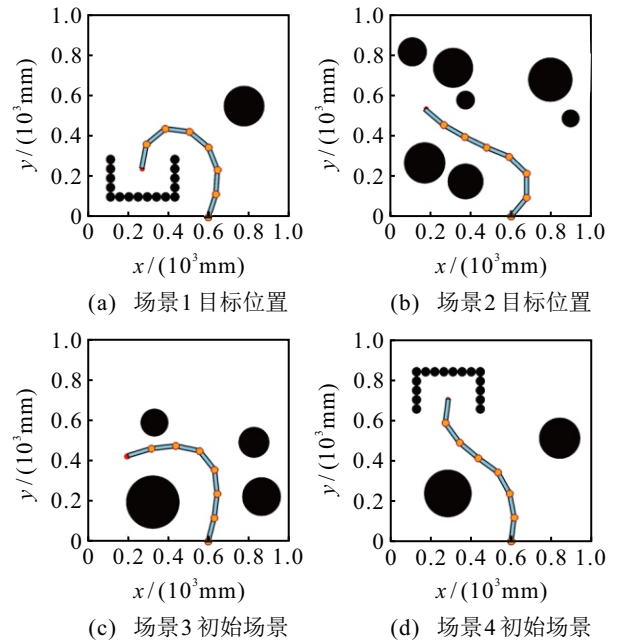


图8 4种不同场景下平面七自由度机械臂的目标位置

有采样点少、路径平滑、路径更短的特点。

为了更详细地对各算法进行评估,记录并计算平均路径长度、平均运行时间、平均节点数以及平均迭代次数,同时,采用与第3.1节相同的TOPSIS评估法对算法进行综合评估,结果如表2所示。

3.3 ROS平台机械臂仿真与实验验证

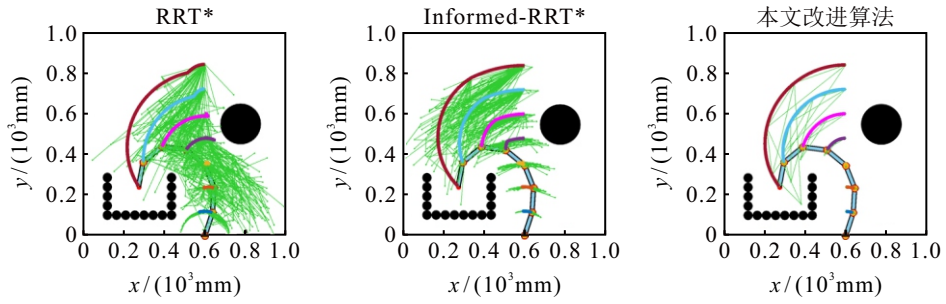
本文采用的机械臂为七自由度 KUKA LBR Med 14 R820 协作机械臂.为验证所提出算法的有效性,选取接近真实全膝关节置换手术环境进行实验对比验证,首先利用机器人操作系统(ROS)对手术环境进行建模配置,然后将所提出改进算法应用于该七自由度机械臂的运动。

不同切割面的规划结果如图10所示.其中:左

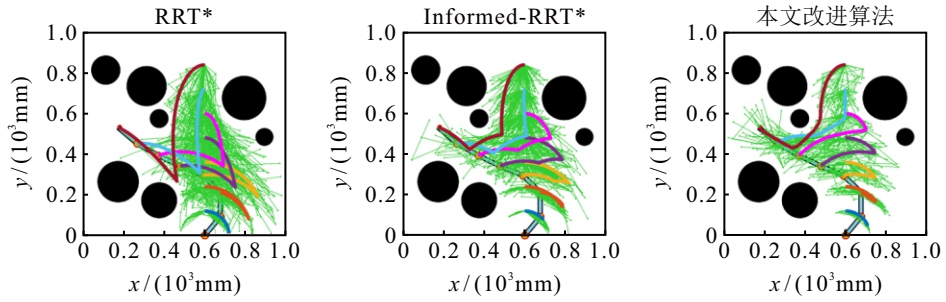
列为仿真结果,后3列为机械臂姿态变化情况.仿真结果显示,在机器人辅助全膝关节置换手术中,所提出算法能够正确引导机械臂到达目标位姿.在实验样机实验中,机械臂能够到达目标切割位姿,规划时间短能够满足实时性.为了对比RRT*、Informed-RRT*与所提出改进算法在全膝关节手术截骨场景中的表现,使用的评估方法同第3.1节中的TOPSIS评估法.结果如表3所示。

3.4 实验结果分析与说明

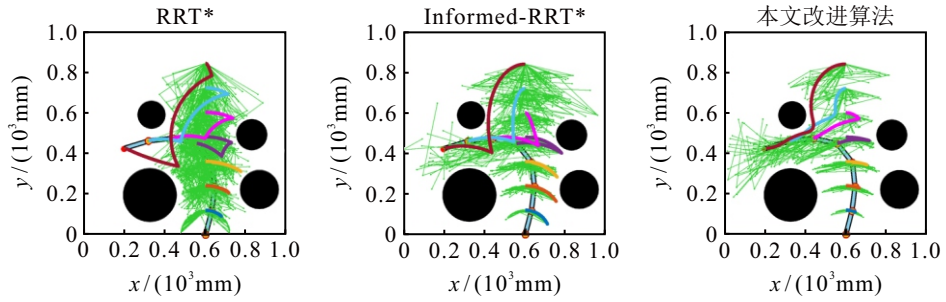
在路径质量方面,所提出改进算法的3种实验结果均反映了启发式采样策略和路径优化策略的有效性.本文通过引入目标偏向策略和椭圆自己采样策略共同构建了一种高效的采样机制,该机制从理



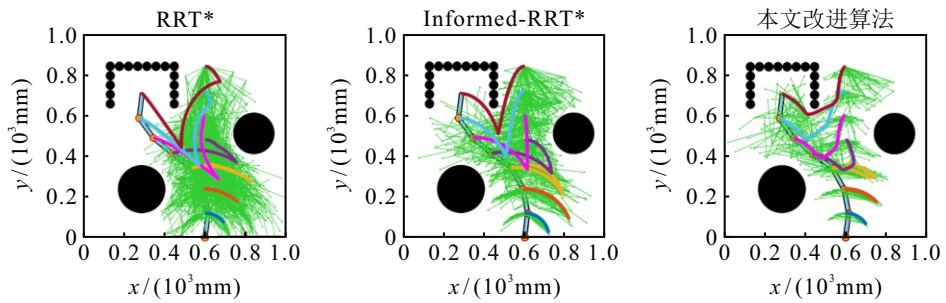
(a) 不同算法在场景1中对比结果



(b) 不同算法在场景2中对比结果



(c) 不同算法在场景3中对比结果



(d) 不同算法在场景4中对比结果

图9 不同算法在不同场景下平面七自由度机械臂的规划结果

表2 不同场景下不同算法收敛条件下性能对比

场景	算法	平均路径长度/rad	平均规划时间/s	平均节点数/个	平均迭代次数/次	TOPSIS
场景1	RRT*	1.88	<u>10.92</u>	103.50	1099.70	0.50
	Informed-RRT*	1.50	15.76	113.20	138.95	0.47
	本文改进算法	<u>1.44</u>	11.35	<u>102.00</u>	<u>129.15</u>	<u>0.94</u>
场景2	RRT*	4.67	15.85	148.35	1292.10	0.00
	Informed-RRT*	3.96	14.88	140.20	1211.90	0.41
	本文改进算法	<u>3.34</u>	<u>12.74</u>	<u>113.55</u>	<u>548.05</u>	<u>1.00</u>
场景3	RRT*	4.93	19.40	198.90	2304.40	0.20
	Informed-RRT*	4.19	21.85	196.00	1756.55	0.26
	本文改进算法	<u>3.17</u>	<u>13.66</u>	<u>159.10</u>	<u>470.95</u>	<u>1.00</u>
场景4	RRT*	4.89	14.30	134.20	1302.15	0.44
	Informed-RRT*	4.33	16.89	149.95	1112.15	0.27
	本文改进算法	<u>3.59</u>	<u>13.73</u>	<u>118.30</u>	<u>468.20</u>	<u>1.00</u>

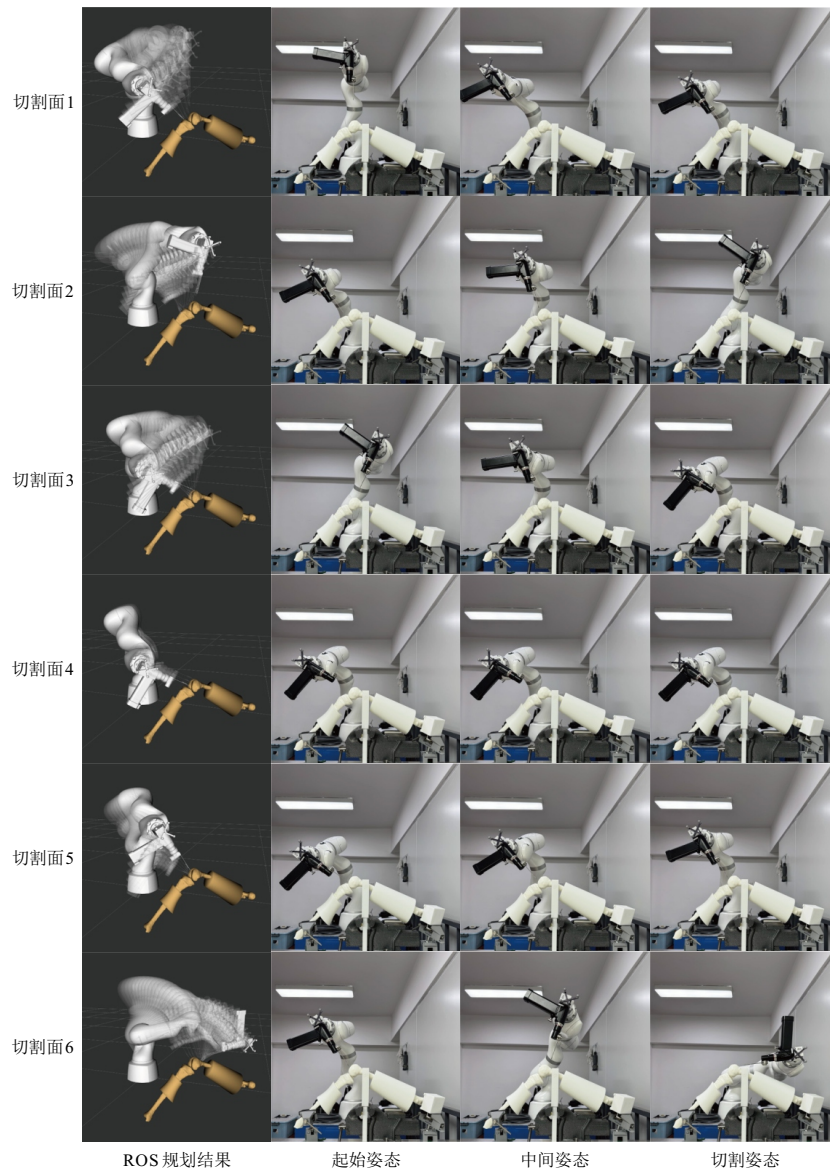


图10 ROS 中机械臂规划结果以及真实环境下规划过程

表3 不同截骨场景下不同算法收敛条件下性能对比

切割面	算法	平均路径长度/rad	平均规划时间/s	平均节点数/个	平均迭代次数/次	TOPSIS
切割面1	RRT*	5.71	0.55	829.30	915.45	0.11
	Informed-RRT*	5.64	0.45	564.70	1166.70	0.29
	本文改进算法	<u>3.79</u>	<u>0.32</u>	<u>498.45</u>	<u>819.60</u>	<u>1.00</u>
切割面2	RRT*	9.17	0.55	901.70	951.90	0.00
	Informed-RRT*	8.21	0.37	517.40	888.10	0.41
	本文改进算法	<u>6.20</u>	<u>0.27</u>	<u>487.50</u>	<u>637.00</u>	<u>1.00</u>
切割面3	RRT*	8.36	0.60	934.35	988.65	0.01
	Informed-RRT*	8.12	0.45	549.05	1022.80	0.32
	本文改进算法	<u>6.10</u>	<u>0.25</u>	<u>524.55</u>	<u>607.15</u>	<u>1.00</u>
切割面4	RRT*	0.22	0.35	593.30	629.30	0.00
	Informed-RRT*	0.22	0.06	579.55	597.75	0.82
	本文改进算法	0.22	<u>0.05</u>	<u>535.60</u>	<u>578.35</u>	<u>1.00</u>
切割面5	RRT*	1.73	0.35	589.15	623.40	0.00
	Informed-RRT*	1.73	0.15	499.50	610.25	0.82
	本文改进算法	1.73	<u>0.14</u>	<u>452.00</u>	<u>577.40</u>	<u>1.00</u>
切割面6	RRT*	9.34	0.69	1037.65	1098.55	0.00
	Informed-RRT*	8.77	<u>0.43</u>	<u>504.00</u>	<u>939.05</u>	0.57
	本文改进算法	<u>6.50</u>	0.44	568.10	947.15	<u>0.97</u>

论上将搜索空间集中于可能包含最优路径的区域, 从而增加了有效且较短的路径概率, 尤其是对于狭窄区域, 其搜索的方向引导作用更为显著. 路径优化策略中的多次贪婪策略去除冗余点实现了路径的简化, 二次贝塞尔曲线平滑从数学基础上保障了路径的平滑过渡, 该综合优化步骤在减少路径节点的同时, 从理论上确保了手术机械臂运动的平稳性.

在规划效率方面, 实验数据体现了双向路径搜索策略和动态半径优化策略的作用. 双向路径搜索策略通过同时从起始位姿和目标位姿扩展搜索树, 理论上加速了初始路径的形成, 相较于单向搜索, 该策略在维度较高的关节空间中能够有效地缩短搜索时间. 同时, 针对传统 RRT* 类算法后期搜索收敛速度缓慢的问题, 本文引入了动态半径优化策略, 减少了算法优化后期的冗余优化计算时间, 提升了算法的收敛速度, 并降低了迭代次数.

TOPSIS 评价结果从多维度量化了不同算法在不同场景下的性能表现, 反映了算法在路径长度、规划时间、节点数量和迭代次数等多个指标上的综合考量. 所提出改进算法在二维地图仿真、七维平面机械臂仿真和骨科手术截骨环境仿真中表现稳定, 表明了其具有一定的鲁棒性.

4 结论

本文提出了一种多场景下七自由度机械臂改进采样策略的路径规划算法, 在平均路径长度、平均规划时间、平均节点数以及平均迭代次数中综合评估较优. 双向路径搜索策略能够快速搜索出一条可行路径, 规划时间相对较短. 引用引力势场偏向的启发式采样策略限定了采样范围, 保证路径长度尽可能降低, 并结合动态半径优化策略进一步提高了优化效率, 最后使用路径优化策略简化了路径, 使得节点数以及迭代次数处于较低水平, 表现在 TOPSIS 评估值较高, 综合能力较优. 经实验样机验证表明, 所提出算法能够在手术截骨的多场景规划中达到目标截骨位姿, 具有一定的应用价值.

尽管所提出改进算法在现有仿真场景中展现出良好性能, 并取得了有效的应用潜力, 但是, 仍然需要在未来更多聚焦真实截骨环境下的规划验证, 以应对其复杂性和安全性挑战. 同时, 学习型路径规划算法在处理复杂环境和提高决策能力方面展现出巨大潜力, 未来将积极探索与学习型算法的深度融合, 以期在更广泛的实际应用中充分发挥其协同效能.

参考文献 (References)

- [1] Alrajeb R, Zarti M, Shuia Z, et al. Robotic-assisted versus conventional total knee arthroplasty: A systematic review and meta-analysis of randomized controlled trials[J]. *European Journal of Orthopaedic Surgery & Traumatology*, 2024, 34(3): 1333-1343.
- [2] Pailhé R. Total knee arthroplasty: Latest robotics implantation techniques[J]. *Orthopaedics & Traumatology: Surgery & Research*, 2021, 107(1): 102780.
- [3] Cosendey K, Stanovici J, Mahloulou J, et al. Bone cuts accuracy of a system for total knee arthroplasty including an active robotic arm[J]. *Journal of Clinical Medicine*, 2021, 10(16): 3714.
- [4] Siddiqi A, Horan T, Molloy R M, et al. A clinical review of robotic navigation in total knee arthroplasty: Historical systems to modern design[J]. *EFORT Open Reviews*, 2021, 6(4): 252-269.
- [5] Firer P, Gelbart B. Balancing of total knee arthroplasty by bone cuts achieves accurately balanced soft tissues without the need for soft tissue releases[J]. *Journal of ISAKOS*, 2018, 3(5): 263-268.
- [6] 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.)
- [7] 王春颖, 刘平, 秦洪政. 移动机器人的智能路径规划算法综述[J]. *传感器与微系统*, 2018, 37(8): 5-8.
(Wang C Y, Liu P, Qin H Z. Review on intelligent path planning algorithm of mobile robots[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2018, 37(8): 5-8.)
- [8] 张广林, 胡小梅, 柴剑飞, 等. 路径规划算法及其应用综述[J]. *现代机械*, 2011(5): 85-90.
(Zhang G L, Hu X M, Chai J F, et al. Summary of path planning algorithm and its application[J]. *Modern Machinery*, 2011(5): 85-90.)
- [9] 许万, 杨晔, 余磊涛, 等. 一种基于改进 RRT* 的全局路径规划算法[J]. *控制与决策*, 2022, 37(4): 829-838.
(Xu W, Yang Y, Yu L T, et al. A global path planning algorithm based on improved RRT*[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(4): 829-838.)
- [10] 王洪斌, 郝策, 张平, 等. 基于 A* 算法和人工势场法的移动机器人路径规划[J]. *中国机械工程*, 2019, 30(20): 2489-2496.
(Wang H B, Hao C, Zhang P, et al. Path planning of mobile robots based on A* algorithm and artificial potential field algorithm[J]. *China Mechanical Engineering*, 2019, 30(20): 2489-2496.)
- [11] 赵晓, 王铮, 黄程侃, 等. 基于改进 A* 算法的移动机器人路径规划[J]. *机器人*, 2018, 40(6): 903-910.
(Zhao X, Wang Z, Huang C K, et al. Mobile robot path planning based on an improved A* algorithm[J]. *Robot*, 2018, 40(6): 903-910.)
- [12] 董丽莎. 基于改进 Dijkstra 算法的轮式移动机械臂无碰撞轨迹研究[J]. *制造业自动化*, 2022, 44(8): 66-69.
(Dong L S. Research on collision free trajectory of

- wheeled mobile manipulator based on improved Dijkstra algorithm[J]. *Manufacturing Automation*, 2022, 44(8): 66-69.)
- [13] 邹宇星, 李立君, 高自成. 基于改进 PRM 的采摘机器人机械臂避障路径规划[J]. *传感器与微系统*, 2019, 38(1): 52-56.
(Zou Y X, Li L J, Gao Z C. Obstacle avoidance path planning for harvesting robot arm based on improved PRM[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2019, 38(1): 52-56.)
- [14] Huang G, Ma Q. Research on path planning algorithm of autonomous vehicles based on improved RRT algorithm[J]. *International Journal of Intelligent Transportation Systems Research*, 2022, 20(1): 170-180.
- [15] 陈丹, 谭钦, 徐哲壮. 基于采样点优化 RRT 算法的机械臂路径规划[J]. *控制与决策*, 2024, 39(8): 2597-2604.
(Chen D, Tan Q, Xu Z Z. Robotic arm path planning based on sampling point optimization RRT algorithm[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(8): 2597-2604.)
- [16] 刘乐, 李斌, 方一鸣, 等. AGTB-RRT*: 一种基于近似测地线避障策略的目标双向 3D RRT* 路径规划算法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(11): 3763-3771.
(Liu L, Li B, Fang Y M, et al. AGTB-RRT*: A target bidirectional 3D RRT* path planning algorithm based on approximate geodesic obstacle avoidance strategy[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(11): 3763-3771.)
- [17] 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.)
- [18] 栾添添, 王皓, 孙明晓, 等. 基于动态变采样区域 RRT 的无人车路径规划[J]. *控制与决策*, 2023, 38(6): 1721-1729.
(Luan T T, Wang H, Sun M X, et al. Path planning of unmanned vehicle based on dynamic variable sampling area RRT[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(6): 1721-1729.)
- [19] 阮晓钢, 郭威, 黄静, 等. 机器人信息增益 RRT 环境探索算法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(11): 2683-2689.
(Ruan X G, Guo W, Huang J, et al. Robot RRT based on information gain for environment exploration[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(11): 2683-2689.)
- [20] 劳彩莲, 李鹏, 冯宇. 基于改进 A* 与 DWA 算法融合的温室机器人路径规划[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(1): 14-22.
(Lao C L, Li P, Feng Y. Path planning of greenhouse robot based on fusion of improved A* algorithm and dynamic window approach[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(1): 14-22.)
- [21] 曹博, 毕树生, 郑晶翔, 等. 改进人工势场法的冗余机械臂避障算法[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2019, 51(7): 184-191.
(Cao B, Bi S S, Zheng J X, et al. Obstacle avoidance algorithm for redundant manipulator of improved artificial potential field method[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2019, 51(7): 184-191.)
- [22] 薛阳, 俞志程, 吴海东, 等. 基于改进人工势场法的双机械臂避障路径规划[J]. *机械传动*, 2020, 44(3): 39-45.
(Xue Y, Yu Z C, Wu H D, et al. Obstacle avoidance path planning for double manipulator based on improved artificial potential field method[J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2020, 44(3): 39-45.)
- [23] Kim M C, Song J B. Informed RRT* with improved converging rate by adopting wrapping procedure[J]. *Intelligent Service Robotics*, 2018, 11: 53-60.
- [24] Elbanhawi M, Simic M. Sampling-based robot motion planning: A review[J]. *IEEE Access*, 2014, 2: 56-77.
- [25] Karaman S, Frazzoli E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2011, 30(7): 846-894.
- [26] Wu Z P, Meng Z J, Zhao W L, et al. Fast-RRT: A RRT-based optimal path finding method[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(24): 11777.
- [27] Wang J K, Chi W Z, Li C M, et al. Neural RRT*: Learning-based optimal path planning[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2020, 17(4): 1748-1758.
- [28] Adiyatov O, Varol H A. A novel RRT*-based algorithm for motion planning in dynamic environments[C]. *IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*. Takamatsu, 2017: 1416-1421.
- [29] Pohan M A R, Trilaksono B R, Santosa S P, et al. Path planning algorithm using the hybridization of the rapidly-exploring random tree and ant colony systems[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 153599-153615.
- [30] 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/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Chicago, 2014: 2997-3004.
- [31] 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

刘晨辉 (1997-), 男, 硕士生, 主要研究方向为手术机器人、机械臂路径规划, E-mail: lch@my.swjtu.edu.cn;

王笑逸 (2004-), 女, 本科生, 主要研究方向为路径规划, E-mail: wxy041013@my.swjtu.edu.cn;

张亚丽 (1984-), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为生物摩擦与生物制造、手术机器人、医学图像处理、智能手术规划, E-mail: zhangyali@swjtu.edu.cn;

靳忠民 (1963-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为人工关节骨肌多体动力学、有限元、磨损多尺度仿真, E-mail: zmjin@swjtu.edu.cn;

张小刚 (1988-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为人工关节置换手术规划、人工关节置换重建术前分析、人工关节手术机器人, E-mail: xg@swjtu.edu.cn.