

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107481

基于引力场引导的 RRT-connect 路径规划算法*

赵超力 马行 张春涛 穆春阳

(北方民族大学 宁夏智能信息与大数据处理重点实验室 银川 750021)

摘要: 针对双向快速扩展随机树(RRT-connect)算法在路径规划过程中耗时长、节点采样随机性大的缺点,提出了基于引力场引导的 RRT-connect 算法。该算法在路径起点和终点之间设置了第3节点作为新扩展节点,使其在3个节点交替扩展随机树,同时在各节点上分别叠加一个引力场引导节点的产生方向,以降低无效空间的搜索范围。算法在少障碍物、多障碍物以及存在狭窄通道3种场景中进行了仿真实验研究,结果表明改进算法平均迭代次数相比于基础算法降低了47.1%,平均路径规划时间降低了43.4%。证明了改进算法相比于 RRT-connect 算法能够有效减少规划耗时,具有更高的规划效率。

关键词: 路径规划;RRT-connect;引力场

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.1040

RRT-connect path planning algorithm based on gravitational field guidance

Zhao Chaoli Ma Xing Zhang Chuntao Mu Chunyang

(The Key Laboratory of Intelligent Information and Big Data Processing of Ningxia, North Minzu University, Yinchuan 750021, China)

Abstract: In response to the shortcomings of the rapidly-exploring random tree connect (RRT-connect) algorithm in terms of time consumption and randomness of node sampling during path planning, the RRT-connect algorithm based on gravitational field guidance is proposed. The algorithm sets a third node as a new extension node between the start and end of the path so that it alternates between the three nodes to expand the random tree, while superimposing a gravitational field on each node to guide the direction of node generation in order to reduce the search range of the invalid space. The algorithm was studied in simulation experiments in three scenarios with few obstacles, many obstacles and the presence of narrow passages, and the results showed that the improved algorithm reduced the average number of iterations by 47.1% and the average path planning time by 43.4% compared to the base algorithm. This demonstrates that the improved algorithm can effectively reduce the planning time and has higher planning efficiency than the RRT-connect algorithm.

Keywords: path planning; RRT-connect; gravitational field

0 引言

移动机器人或智能车辆的自主导航是一个包含环境感知、路径规划以及导航定位等技术的智能系统。路径规划技术是自动驾驶系统中非常重要的一个部分^[1]。路径规划是指在一个设置有障碍物的空间中,移动机器人或车辆能够在从道路起点运动到终点的过程中自主规划出一条最优且安全的无碰撞路径,这条路径在满足无碰撞的条件下,根据现场的情况可能还会有规划耗时短、路径平滑等其它要求^[2-3]。因此,对于路径规划算法的研究一直是一个热点领域。目前,传统的路径规划算法主要有人工势场法^[4]、A*

算法^[5]和概率路图法^[6]等。这些传统的路径规划算法在路径规划过程中通常存在计算量大、速度慢等缺点。同时部分算法需要提前对环境空间进行地图建模,耗费大量内存^[7]。针对存在大量障碍物的复杂环境还会出现目标不可达或陷入局部最小值等情况^[8]。

Lavalle^[9]提出的快速扩展随机树(rapidly exploring random tree, RRT)算法采用随机采样的规划方法,以路径起始点作为根节点构造随机树,直到目标点被包含在叶子节点中路径规划成功。RRT算法无需对环境进行建模节省了时间,同时对于搜索空间的覆盖率较高,因此受到许多

收稿日期:2021-08-04

* 基金项目:宁夏自然科学基金(2019AAC03121, 2020AAC03201)、宁夏回族自治区重点研发计划项目(2021BEE03002)、北方民族大学研究生课程建设项目(YKJ202030)、自治区高校本科教育教学改革研究与实践项目(nxjgZD-5)资助

研究者的青睐。但是依然存在着收敛速度慢、效率低等问题。针对 RRT 算法存在的缺陷, Kuffner 等^[10]提出了 RRT-connect 算法, 该算法在路径起始点与目标点同时生成两颗随机树进行相向扩展, 加快了对采样空间的扩展速度, 虽然减少了规划时间, 但依然没有解决采样范围大的问题。因此, 王兆光等^[11]提出了基于 RRT 的改进算法, 该算法采用高斯分布进行启发式采样, 降低了采样的盲目性。张顺等^[12]提出将人工势场法与 RRT-connect 算法相结合, 使用选择性启发因子控制新节点的产生方向, 提高了算法的效率。Wang 等^[13]提出了基于卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)的路径规划算法, 该算法训练了一个可以非均匀采样的 CNN 网络模型, 提高了采样效率。

本文基于 RRT-connect 算法在路径起点和终点的中间添加了第 3 个节点作为新的根节点。以起点、终点和第 3 节点作为根节点相向扩展形成 4 棵随机树。同时在 3 个根节点上各自叠加一个引力场引导随机节点的产生方向, 减少了节点对无效空间的扩展, 提高了算法的规划效率。同时, 在有狭窄通道的环境中相比于 RRT-connect 算法改进算法也有较高的适用性, 最后通过实验验证了改进算法的性能。实验首先设置了少障碍物、多障碍物以及存在狭窄通道 3 种不同难易程度的仿真地图环境, 然后将改进算法和 RRT-connect 在 3 种环境中各自进行 20 次仿真实验, 并统计每次实验的路径规划时间和迭代次数。通过分析实验数据验证了改进算法的高效性, 且对于存在狭窄通道的环境也有更好的适应性。

1 RRT-connect 算法

RRT-connect 算法是基于随机采样的路径规划算法, 是由 RRT 算法演变而来。该算法以路径的起始点和目标点作为随机树的根节点相向随机扩展节点, 在节点扩展的过程中结合步长限制和碰撞检测等方法扩展叶子节点。当两颗随机树中的某两个叶子节点间的距离小于设置的固定阈值时, 停止随机树的扩展, 连接各节点完成搜索路径。RRT-connect 算法从两个节点交替扩展随机树, 能够缩减规划时间提高搜索效率。

算法首先以路径的起点和终点作为根节点初始化两颗随机树 T_1 、 T_2 , 第 1 棵树 T_1 进行随机扩展得到节点 X_{rand} , 第 2 棵树 T_2 以 X_{rand} 节点为方向, 采用基于贪婪策略的方法进行节点连续扩展, 扩展过程中不断进行碰撞检测, 直到节点与障碍物发生碰撞或者与第 1 棵树的某一节点间的距离小于固定阈值时扩展结束。若与第 1 棵树节点距离小于固定阈值则生成路径成功, 否则与第 1 棵树继续进行交替扩展。RRT-connect 算法流程图如图 1 所示。

RRT-connect 算法与 RRT 算法相比, 增加了第 2 个扩展节点, 且第 2 扩展节点采用基于贪婪的扩展策略, 减少了路径的搜索时间, 提高了路径规划效率。图 2 和 3 为 RRT-connect 算法的扩展过程以及规划路径示意图。

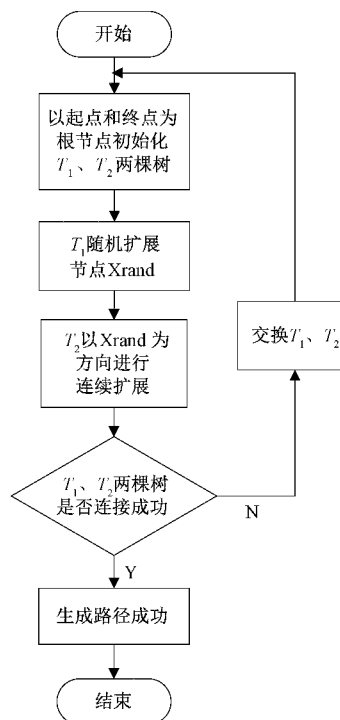


图 1 RRT-connect 算法流程图

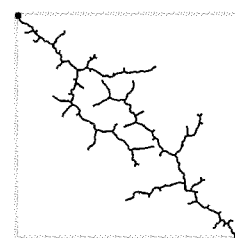


图 2 RRT-connect 扩展过程

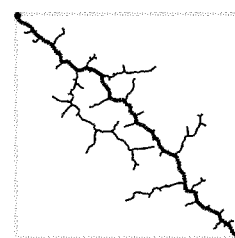


图 3 RRT-connect 规划路径

2 引力场引导的 RRT-connect 算法

RRT-connect 算法虽然相较于 RRT 算法在规划效率上有了较为明显的提升, 但是针对一些对反应灵敏度较高的行业, 该算法的执行效率还是略显不足^[14], 针对该问题, 本文提出了基于引力场引导 RRT-connect 算法。该算法相比于 RRT-connect 算法主要有以下两个方面的改进: 1) 增加了第 3 个随机树扩展节点, 由原来的两颗随机树变为四棵随机树, 提高了节点的搜索效率。2) 在 3 个根节点上分别叠加一个引力场用来引导随机节点的产生方向, 降低了

对无效空间的搜索范围,提高对狭窄通道的适应性。

2.1 第三根节点选择方式

为了实现改进算法中 4 棵随机树相向扩展的要求,需要引进第 3 个扩展节点。为了提升搜索效率,第 3 个节点的选取位置位于起始点和目标点连线的中点,若起始点坐标为 (x_1, y_1) ,目标点的坐标为 (x_2, y_2) ,则第 3 节点 (x_3, y_3) 的计算方法如式(1)和(2)所示。

$$x_3 = (x_1 + x_2) / 2 \quad (1)$$

$$y_3 = (y_1 + y_2) / 2 \quad (2)$$

若起始点和目标点连线的中点上存在障碍物,则需要重新选取第 3 节点。为了保证第 3 节点向目标点和起始点扩展时间上的平衡性,新选取的节点需要和起始点、目标点的距离大致相等,因此新节点的选取位置位于起始点和目标点连线的中点沿连线垂直方向向上或向下依次平移一个到多个单位距离。计算方法如式(3)和(4)所示。

$$x_3 = (x_1 + x_2) / 2 + \frac{\sqrt{2}}{2} n \quad (3)$$

$$y_3 = (y_1 + y_2) / 2 + \frac{\sqrt{2}}{2} n \quad (4)$$

其中, n 代表沿垂直线移动了 n 个单位距离,若移动方向是起始点和目标点连线的正方向则 n 为正数,反之为负数。

2.2 引力场的叠加

由于 RRT-connect 算法在节点搜索时的随机性导致了节点对大量无效空间的扩展,本文引入了人工势场中的引力场的概念^[15-16]。在 3 个扩展节点上分别叠加一个引力场去引导随机节点的产生方向。增加了一个扩展节点的改进算法从本质上可以看作是在同一个构型空间内引入了两棵双向扩展随机树,那么叠加引力场后的算法其核心思想就是在任一个双向扩展随机树中的每一个节点 n 都增加一个目标引力函数 $G(n)$ ^[17],此时的 n 节点表示由根节点向外扩展的第 n 个新节点,扩展方式如式(5)所示。

$$F(n) = R(n) + G(n) \quad (5)$$

$F(n)$ 表示新节点到目标点的扩展函数, $R(n)$ 为新节点的随机扩展函数, $G(n)$ 为目标点到随机树中最近节点的引力函数。

新节点的随机扩展函数 $R(n)$ 的计算方法如式(6)所示。

$$R(n) = u * \frac{x_{rand} - x_{near}}{\|x_{rand} - x_{near}\|} \quad (6)$$

式中: u 为扩展的固定步长。目标引力函数 $G(n)$ 表示方法如式(7)所示。

$$G(n) = u * \epsilon * \|x_{goal} - x_{near}\|^2 \quad (7)$$

式中: ϵ 为引力系数, $\|x_{goal} - x_{near}\|^2$ 表示目标点到随机树中最近点欧氏距离的平方,这样便构建了一个离目标点越远引力越大的引力场。

将式(6)和(7)带入式(5)得到式(8)。

$$F(n) = u * \frac{x_{rand} - x_{near}}{\|x_{rand} - x_{near}\|} + u * \epsilon * \|x_{goal} - x_{near}\|^2 \quad (8)$$

根据式(8)得到的叠加了引力场的新节点生成公式后可以得到新节点的产生方法如式(9)所示。

$$x_{new} = x_{near} + u * \left(\frac{x_{rand} - x_{near}}{\|x_{rand} - x_{near}\|} + \epsilon * \|x_{goal} - x_{near}\|^2 \right) \quad (9)$$

叠加了引力场后的新算法每一个节点的扩展都是按照式(9)的方法进行,使两棵双向随机树在各自引力分量的引导下向目标点方向扩展。扩展示意图如图 4 所示。

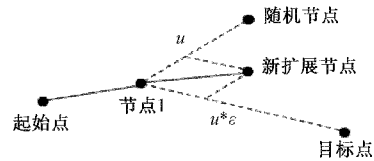


图 4 引力场下节点扩展示意图

伪代码如下:

```

New_RRT-connect(  $x_{init}$ ,  $x_{center}$ ,  $x_{goal}$  )
1.  $T_1$ .init(  $x_{init}$  )    $T_2$ .init(  $x_{center}$  )
2.  $T_3$ .init(  $x_{center}$  )    $T_4$ .init(  $x_{goal}$  ) //初始化 4 棵随机树
GTRRT(  $x_{init}$ ,  $x_{goal}$  )
1.  $T_1$ .init(  $x_{init}$  )    $T_2$ .init(  $x_{goal}$  )
2. For k=1 to K do
3.    $x_{rand} \leftarrow$  Sample_GRA(); //扩展随机节点
4.   If (EXT(  $T_1$ ,  $x_{rand}$  )  $\neq$  Trapped //
5.   then
6.     If (CON(  $T_2$ ,  $x_{rand}$  ) = Reached()
7.     then
8.       Return PATH(  $T_1$ ,  $T_2$  )
9.     SWAP(  $T_1$ ,  $T_2$  )
RRTGRA(  $s_{init}$ ,  $s_{center}$  )
RRTGRA(  $s_{center}$ ,  $s_{goal}$  ) //交替扩展 4 棵树
CON(  $T$ ,  $x_{rand}$  )
1. repeat
2. S  $\leftarrow$  EXT(  $t$ ,  $x_{rand}$  )
3. Until ( S  $\neq$  Advanced );
4. Return S
 $x_{init}$ ,  $x_{center}$ ,  $x_{goal}$  3 个点表示 3 个扩展结点, 函数 Sample_GRA() 表示在引力场的作用下生成随机点, 算法连续调用 RRTGRA 函数实现 4 棵随机树的交替扩展功能。
    
```

3 实验与分析

本文仿真实验在 MATLAB R2019b 进行,实验环境配置: Window10, Intel(R) Core(TM) i5-6300HQ CPU @

2.30 GHz, RAM 16.00 GB。

为了验证叠加引力场后改进算法的有效性,实验将在少障碍物、多障碍物以及存在狭窄通道 3 种环境中进行。少障碍物以及存在狭窄通道的仿真地图范围为 20×20 , 起始点的坐标为 $(0,0)$, 目标点的坐标为 $(20,20)$, 节点扩展步长为 1。多障碍物环境仿真地图范围为 100×100 , 起始点的坐标为 $(0,0)$, 目标点的坐标为 $(100,100)$, 节点扩展步长为 1。图 5 中, 黑色方块代表障碍物, 细线条为搜索形成的随机树, 粗线条为规划成功的路径。本文分别对 RRT-connect 算法和叠加引力场后的改进算法进行了 20 次仿真实验, 并将对应的路径规划时间, 迭代次数进行统计分析。

3.1 少障碍物环境仿真

少障碍物仿真环境中, 两种算法的路径规划效果如图 5 和 6 所示。

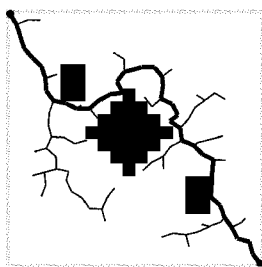


图 5 RRT-connect 算法

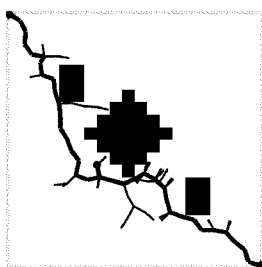


图 6 改进算法

由图 5 和 6 可知, 改进算法相比于 RRT-connect 算法对无效空间的探索范围大幅降低, 且规划的路径更加合理。对两种算法在少障碍物环境各进行 20 次仿真实验后, 对路径规划时间和迭代次数进行整理, 横轴代表进行的实验次数, 纵轴分别代表规划路径所需要的时间和各自的迭代次数, 单位分别是秒和次, 结果如图 7 和 8 所示。

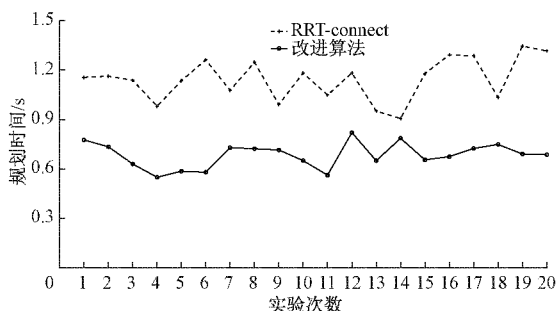


图 7 路径规划时间对比

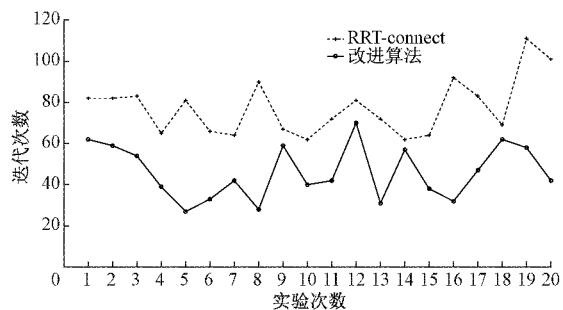


图 8 迭代次数对比

根据表 1 可知, 改进算法的平均迭代次数为 46.1 次, 比 RRT-connect 算法的 77.5 次降低了 40.4%。平均规划时间为 0.683 4 s, 相比于 RRT-connect 算法的 1.143 7 s 效率提高了 40.2%。由上述两项数据可知, 改进算法相比于 RRT-connect 算法在简单仿真环境中的路径规划效率更高。

表 1 两种算法少障碍物环境实验数据

算法	平均规划时间/s	平均迭代次数
RRT-connect	1.143 7	77.5
改进算法	0.683 4	46.1

3.2 多障碍物环境仿真

多障碍物仿真环境中, 两种算法路径规划效果如图 9 和 10 所示。

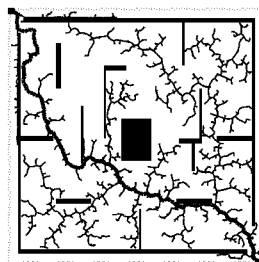


图 9 RRT-connect 算法

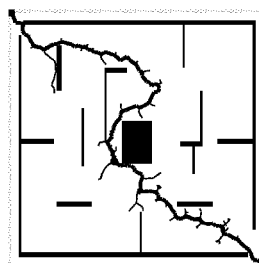


图 10 改进算法

对两种算法在多障碍物环境各自进行 20 次仿真实验后, 对路径规划时间和迭代次数进行整理, 结果如图 11 和 12 所示。

图 11 和 12 中横轴代表实验次数, 纵轴分别代表路径

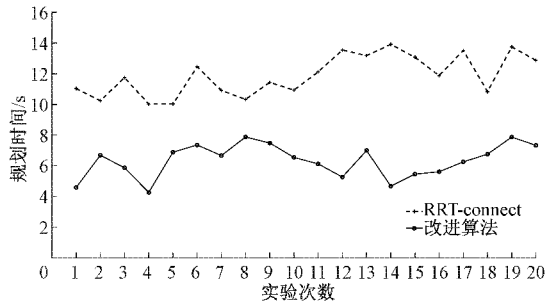


图 11 路径规划时间对比

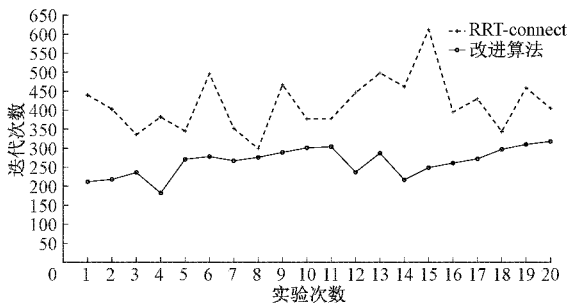


图 12 迭代次数对比

规划时间和迭代次数。从图中可以看出,在 20 次实验中,叠加了引力场的改进算法在路径规划时间以及迭代次数上都少于 RRT-connect 算法。将 20 次路径规划时间和迭代次数的数据进行统计分析,结果如表 2 所示。

表 2 两种算法多障碍物环境实验数据

算法	平均规划时间/s	平均迭代次数
RRT-connect	11.889 6	416.3
改进算法	6.324 8	264.1

根据表 2 可知,改进算法的平均迭代次数为 264.1 次,比 RRT-connect 算法的 416.3 次降低了 36.6%。平均规划时间为 6.324 8 s,相比于 RRT-connect 算法的 11.889 6 s 效率提高了 46.8%。证明了改进算法在复杂仿真环境中的有效性。

3.3 狭窄通道环境仿真

在存在狭窄通道的仿真环境中,两种算法的路径规划效果如图 13 和 14 所示。

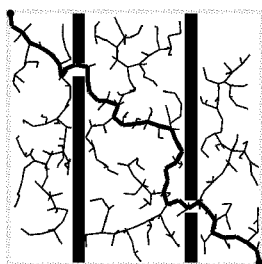


图 13 RRT-connect 算法

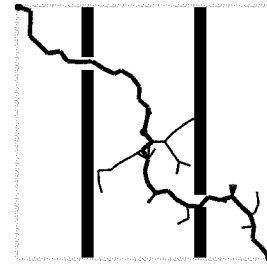


图 14 改进算法

从图 13 和 14 可以看出,RRT-connect 算法在通过狭窄通道的过程中,需要对周围空间进行大量探索增加了规划耗时,而改进算法由于引力场的作用,随机节点可以在减少对周围环境探索的同时快速通过狭窄通道。对两种算法在同样的环境中各自进行 20 次重复实验,实验结果如表 3 所示。

表 3 两种算法狭窄通道实验数据

算法	平均规划时间/s	平均迭代次数
RRT-connect	5.464 5	353.3
改进算法	3.089 1	125.8

从表中可知,RRT-connect 算法的平均规划时间为 5.464 5 s,平均迭代次数为 353.3 次。改进算法的平均规划时间为 3.089 1 s,平均迭代次数为 125.8 次,效率相比于 RRT-connect 算法分别提高了 43.4% 和 64.4%。证明改进算法相比于 RRT-connect 算法在狭窄通道的适应性更强。

4 结 论

本文在 RRT-connect 算法的基础上,提出了基于引力场引导的改进算法,改进算法在原算法的基础上添加了第 3 个扩展结点,实现了 4 棵随机树相向扩展的目的,同时在 3 个扩展结点上各自叠加一个引力场引导节点的产生方向,减少对无效空间的搜索,提高对狭窄通道环境的适应性。通过在仿真环境进行实验,证实了该算法相比于 RRT-connect 算法的规划效率更高,速度更快,进而表明了改进算法的实用性和可行性。但目前本文改进算法相比与 RRT-connect 算法只是在路径规划效率上有了提高,未考虑到路径的平滑状态,下一步将融合路径优化算法,在保证效率的同时,使路径更加平滑,进一步提高算法的适用性。

参考文献

- [1] 李永丹,马天力,陈超波,等. 无人驾驶车辆路径规划算法综述[J]. 国外电子测量技术,2019, 38(6): 72-79.
- [2] 李志锐,黄宜庆,徐玉琼,等. 改进变步长蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报,2020, 34(8): 15-21.
- [3] 余卓平,李奕姗,熊璐. 无人车运动规划算法综述[J].

- 同济大学学报(自然科学版), 2017, 45(8): 1150-1159.
- [4] 朱颖,李元鹏,张亚婉,等. 基于改进人工势场法的搬运机器人路径规划[J]. 电子测量技术, 2020, 43(17): 101-104.
- [5] NANNICINI G, DELLING D, LIBERTI L, et al. Bidirectional A^* search for time-dependent fast paths[J]. Springer Berlin Heidelberg, 2008, 5038: 334-346.
- [6] 王崑,王建峰,瞿珏,等. 基于改进概率路标法的虚拟吊装路径规划[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(4): 695-701.
- [7] 林依凡,陈彦杰,何炳蔚,等. 无碰撞检测 RRT^{*} 的移动机器人运动规划方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(10): 257-267.
- [8] SOLLEHUDIN I M, HEERWAN P M, ISHAK M I, et al. Electric powered wheelchair trajectory planning on artificial potential field method[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2021, 1068(1): 012012.
- [9] LAVALLE S M. Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning [J]. Algorithmic & Computational Robotics New Directions, 1999, 1(1): 293-308.
- [10] KUFFNER J J, LAVALLE S M. RRT-connect: An efficient approach to single-query path planning[C]. 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2002: 995-1001.
- [11] 王兆光,高宏力,宋兴国,等. 基于 GB-RRT 算法的机械臂路径规划[J]. 机械设计与制造, 2019(7): 1-4.
- [12] 张顺,谢习华,陈定平. 基于改进 RRT-Connect 的无人机航迹规划算法[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(12): 146-148, 156.
- [13] 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.
- [14] 王坤,黄勃,曾国辉,等. 基于改进 RRT-Connect 的快速路径规划算法[J]. 武汉大学学报(理学版), 2019, 65(3): 283-289.
- [15] 宋建辉,代涛,刘砚菊. 基于改进人工势场法的移动机器人路径规划[J]. 计算机工程与科学, 2017, 39(7): 1328-1332.
- [16] 施杨洋,杨家富,布升强,等. 基于 RRT 改进的智能车辆路径规划算法[J]. 计算技术与自动化, 2019, 38(4): 81-86.
- [17] 刘成菊,韩俊强,安康. 基于改进 RRT 算法的 RoboCup 机器人动态路径规划[J]. 机器人, 2017, 39(1): 8-15.

作者简介

赵超力, 硕士研究生, 主要研究方向为工业机器人智能控制。

E-mail: zhaochaoli1995@126.com

穆春阳(通信作者), 教授, 主要研究方向为机电系统智能控制, 嵌入式系统设计。

E-mail: muchunyang@126.com