

宋云云, 李兴鑫. PSO-RRT 机器人可行路径搜索融合算法[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(1): 165-170. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24061804

PSO-RRT 机器人可行路径搜索融合算法

宋云云, 李兴鑫

(贵阳人文科技学院 大数据与信息工程学院, 贵阳 550025)

摘要: 针对传统 RRT 算法在静态障碍环境下进行可行路径搜索时存在采样率低、搜索时间长等问题, 提出了 PSO-RRT 算法。PSO-RRT 算法是一种将 PSO(粒子群)算法融合 RRT(快速扩展随机树)算法中的机器人可行路径搜索算法。该算法主要引入一个采样拒绝率参数改变随机采样方式, 使用 PSO 算法来优化 RRT 算法中的随机采样拒绝率、扩展步长等参数, 以减小 RRT 算法的平均采样点数和搜索时间, 提高搜索效率。在 3 种不同的障碍环境下进行仿真实验, 验证了 PSO-RRT 融合算法的有效性, 其算法的平均采样点数、平均搜索时长、平均路径长度等评价指标较优于对比算法。

关键词: RRT 算法; PSO 算法; 可行路径; 参数优化

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)01-0165-06

PSO-RRT robot feasible path search fusion algorithm

SONG Yunyun, LI Xingxin

(Faculty of Big Data and Information Engineering, Guiyang Institute of Humanities and Technology, Guiyang 550025, China)

Abstract: PSO-RRT is proposed to solve some problems of low sampling rate and long search time in the traditional RRT algorithm for feasible path search in static obstacle environments. PSO-RRT, a robot feasible path search algorithm, is proposed by integrating PSO (Particle Swarm Optimization) algorithm and RRT (Rapidly Exploring Random Tree) algorithm. In order to reduce the number of iterations and search time of the RRT algorithm and improve search efficiency, the PSO-RRT algorithm introduces a sampling rejection rate parameter to change the random sampling method, and uses PSO algorithm to optimize parameters such as the random sampling rejection rate and extension step size. The simulation experiments have verified the effectiveness of the PSO-RRT fusion algorithm proposed in this paper in three different obstacle environments, and the experimental results illustrate that the PSO-RRT algorithm outperforms the comparison algorithm in terms of iteration times, search time, and path length.

Key words: RRT algorithm; PSO algorithm; feasible path; parameter optimization

0 引言

在当下人工智能热潮里, 随着自动化技术的发展, 机器人在各个领域的应用越来越广泛, 如制造业、仓储物流、医疗护理等, 物流机器人、搬运机器人、消毒机器人、扫地机器人等自主移动机器人逐渐代替人类完成一些工作。现实世界中的环境通常是动态和复杂的, 机器人要能够在这些环境中安全、高效地移动和操作。机器人路径规划算法是机器人领域中的重要研究方向, 路径规划是机器人自主导航控制系统里的关键环节之一^[1]。目前, 已有的基于

图搜索的经典算法(如 Dijkstra 算法、A* 算法等)仍然是路径规划领域的基础^[2]。基于群体智能的路径规划算法有粒子群算法(PSO)^[3]、蚁群算法(ACO)^[4]、哈里斯鹰-蚁群融合算法(HHO-ACO)^[5]等, 该类算法主要通过模仿生物群体的行为来解决路径规划问题, 提高在高维空间的路径搜索效率。基于采样的路径搜索算法有概率路线图(PRM)和快速扩展随机树法(Rapidly Exploring Random Tree, RRT)^[6], 这类算法是通过在机器人的操作空间中通过随机采样方法生成一系列样本点, 连接样本点来构建路径。机器学习技术在路径规划

基金项目: 贵阳人文科技学院校级科研项目(2023rwjs033)。

作者简介: 李兴鑫(2001—), 男, 本科生, 主要研究方向: 数据挖掘。

通信作者: 宋云云(1997—), 女, 硕士, 主要研究方向: 智能算法优化, 机器人导航与控制。Email: syyun11@163.com。

收稿日期: 2024-06-18

哈尔滨工业大学主办 ◆ 专题设计与应用

中的应用越来越广泛,例如深度强化学习在路径规划中也取得了一些成功^[7]。这些算法在不同场景下有着不同的优势和局限性。

RRT 算法是一种基于采样的路径搜索算法,该算法由机器人移动起点为根节点,尽可能地对机器人操作空间进行路径探索,探索方式呈树状结构进行扩展,从而在这棵树上找到一条起点与终点相连的可行路径^[8]。RRT 算法不考虑对机器人工作环境进行障碍环境建模,避免了对搜索空间进行几何划分,在搜索空间的覆盖率高,搜索的范围广,可以尽可能地探索未知区域。

传统 RRT 算法是在整个操作空间随机采样,采用固定步长进行搜索树的扩展,算法存在收敛速度较慢,路径搜索时间长,在狭窄区域路径搜索效率低等问题。许多学者主要考虑通过引入目标偏向采样策略和自适应步长等方式来提升路径搜索效率^[9-10]。BD-RRT 算法^[11]引入动态步长增长策略以改进路径生长方式,加快路径的搜索速度。有学者通过构建动态采样域^[12]或椭球子集约束采样^[13]以减少无效随机采样点数量,提高采样效率。将新节点的扩展步长实现自适应动态调整的方法也可以提高 RRT 算法在不同障碍环境中的路径探索效率^[14]。Connect-RRT 算法^[15]通过生长两棵树的形式加快算法收敛速度,是一个双向快速扩展随机树算法。将改进的 Connect-RRT 算法融合人工势场法来优化新节点的扩展效率,以减少在无效空间中的新树枝的生成,对提高算法搜索效率起到积极作用^[16]。AMRRT-Connect 算法^[17]通过生成 6 棵搜索树结构在操作空间进行采样探索,路径搜索效率有所提高。在融合了人工势场法的 Connect-RRT 算法基础上引入 Dijkstra 算法,可将冗余路径节点剔除,以减少路径的转折次数,使得路径较为平滑,最终路径利于机器人进行跟踪^[18]。RRT 及其相关改进算法得到的是可行路径,而 RRT* 算法可通过增加重采样和重选父节点方法,经过多次迭代后可更新出一条可行路径,该路径比 RRT 算法搜索到的路径长度更短^[19]。RRT* 算法可搜索出一条渐进最优路径,但搜索时长比 RRT 算法长^[20]。Informed-RRT* 算法^[21]是将椭球子集约束采样策略引入 RRT* 算法,减少冗余路径的生成,进一步提高 RRT* 算法搜索效率。

针对传统 RRT 算法在静态障碍环境下进行可行路径的搜索时存在的采样效率低、搜索时间长等问题,本文提出了基于融合算法思想的 PSO-RRT

机器人可行路径搜索融合算法。

1 算法简介

1.1 RRT 算法

RRT 算法适用于高维、复杂环境下的路径搜索,RRT 算法扩展示意图如图 1 所示。其通过随机采样和单树扩展的方式来搜索可行路径,以起点 X_{start} 为根节点,朝着目标点 X_{goal} 生成一棵搜索树来进行树的扩展,当搜索树上的节点距离目标点相距小于扩展步长 s 时,搜索树可完成生长,此时认为路径搜索成功,回溯路径后可输出一条从起点至目标点的可行路径。

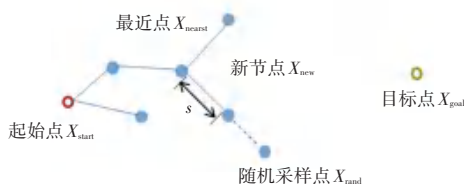


图 1 RRT 算法单树扩展示意图

Fig. 1 Diagram of RRT algorithm single tree expansion

1.2 PSO 算法

由于 PSO 算法具有高效的搜索能力,有利于得到多目标意义下的最优解,通过迭代整个解集种群,按并行的方式同时搜索多个优解,进行比较后输出最优解。同时,粒子群算法通用性较好,适合处理多种类型的目标函数和约束,并且容易与传统的优化方法相结合,改善自身的局限性,更高效的解决问题,适用于多目标优化问题。PSO 算法流程如图 2 所示。

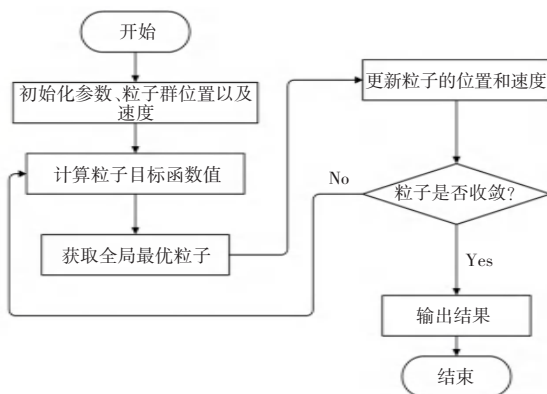


图 2 PSO 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of PSO algorithm

2 PSO-RRT 机器人可行路径搜索融合算法

为了优化 RRT 算法在不同静态障碍环境中采样次数、路径搜索时长与路径长度 3 个路径优化评

评价指标,本文提出了 PSO-RRT 算法,主要是将采样拒绝率引入快速扩展随机树法 RRT 中,得到目标偏向采样 RRT 算法;利用 PSO 粒子群算法对拒绝采样率和扩展步长等参数进行训练,实现参数调优,将得到的最优结果引入目标偏向采样 RRT 算法中,完成搜索树的生长与可行路径的搜索。

2.1 随机采样拒绝率

传统 RRT 算法是基于起点单向朝着目标点进行生长,以形成单棵搜索树来进行节点随机采样和路径搜索,此方法下得到的随机采样点多,部分采样点处在无效区域内,导致采样效率低,影响搜索树的生长与算法的收敛。为解决此问题,本文引入了采样拒绝率 (P_T) 来改变随机采样点 X_{rand} 的采样方式,实现目标偏向采样,以此提升采样效率。

引入随机采样拒绝率后,随机采样点 X_{rand} 可由下式进行偏向采样。

$$X_{rand} = \begin{cases} X_{rand}, & P > P_T \\ X_{goal}, & P \leq P_T \end{cases} \quad (1)$$

其中, P 为每次采样随机采样率, $P \in [0,1]$, 则随机采样拒绝率 $P_T \in [0,1]$ 。

在 PSO-RRT 算法中,扩展树的新节点 X_{new} 可根据下式所示的数学模型生成。

$$X_{new} = X_{nearest} + \frac{X_{rand} - X_{nearest}}{D(X_{rand}, X_{nearest})} \times S \quad (2)$$

其中, $D(X_{rand}, X_{nearest})$ 为随机采样点 X_{rand} 与最近点 $X_{nearest}$ 之间的欧式距离。

2.2 PSO 算法训练参数

传统 RRT 算法中新节点的扩展步长 S 是一个设定的固定值,在很大程度上影响了算法搜索效率,因此需要对扩展步长进行参数调优。本文采取的解决方案是通过使用粒子群 PSO 算法对随机采样拒绝率与扩展步长进行参数调优,以帮助找到使适应度函数最优化的参数组合,从而通过实验将算法的搜索效果可视化,对比分析改进算法的评估指标。

PSO 算法在每一次迭代中,粒子通过跟踪粒子本身找到的最优位置与整个种群找到的最优位置来完成调整与更新。本文设计了一个简单目标函数,将随机采样拒绝率 P_T 和扩展步长 S 作为 PSO 算法的输入,对路径搜索时长、采样点数和路径长度进行加权求和,带入如下式所示的目标函数中,通过 PSO 算法对目标函数的最优解进行搜索,得出最优解后,将参数调优值引入偏向采样 RRT 算法中。

$$f(x) = \frac{(w_1 \times x_1 + w_2 \times x_2 + w_3 \times x_3)}{3} \quad (3)$$

其中, w_1, w_2, w_3 为加权权重; x_1 为搜索时长; x_2 为采样点数; x_3 为路径长度。

2.3 PSO-RRT 融合算法实现过程

PSO-RRT 融合算法实现的基本步骤如下:

(1) 初始化随机采样拒绝率与扩展步长、粒子群初始位置与速度。

(2) 随机点采样:计算机随机设定随机采样拒绝率,取值为 $0 \sim 1$,在状态空间中通过公式(1)偏向随机采样得到采样点 X_{rand} 。

(3) 查找最近点:从起始点朝着目标点扩展一棵搜索树 T ,从 T 中找出距离采样点最近的树节点 $X_{nearest}$ 。

(4) 扩展新的树节点:设定扩展步长,根据公式(2)产生新的树节点 X_{new} 。

(5) 搜索树 T 的生长:如果 $X_{nearest}$ 与 X_{new} 之间通过碰撞检测,则将两者连线生成一段路径连接到树中,形成新的节点和枝条,加入搜索树 T 中。

(6) 重复上述步骤,直到搜索树上新节点 X_{new} 与 $X_{nearest}$ 间距离小于扩展步长,且二者之间碰撞检测通过时,路径搜索成功,否则进入下一轮迭代或者迭代截止时搜索失败。记录搜索时长、采样点数、路径长度等指标数值。

(7) 回溯和输出路径信息:路径搜索成功时,从目标点开始回溯路径,比较树上的节点与节点之间的平均路径长度,朝向起点选择平均路径长度较小的节点为路径点,连接路径点形成搜索的可行路径。

(8) PSO 算法参数调优:通过实验和反复迭代来调整参数,通过重复以上步骤得到的多个参数和相关指标,使用 PSO 算法对公式(3)所示的目标函数进行最优解搜索,得出最优解对应的随机采样拒绝率和扩展步长调优值。

3 仿真实验与结果分析

3.1 PSO 参数优化与参数选择

本文在不同的障碍环境下使用 PSO 算法对 RRT 算法中的参数进行训练,通过实验和反复迭代来调整参数,参数调优结果见表 1。因此,在后续的路径搜索仿真实验中,本文 PSO-RRT 算法选用表 1 所示的参数调优值进行算法测试和路径搜索。RRT、Connect-RRT、RRT* 算法默认选择调优前的参数原始值。

表1 不同障碍环境下 PSO 参数调优结果

Table 1 PSO parameter optimization results under different obstacle environments

调优情况	随机采样拒绝率	扩展步长
调优前的参数原始值	0	0.50
简单障碍环境 1 下的参数调优值	0.42	0.73
复杂障碍环境 2 下的参数调优值	0.62	0.73
迷宫环境 3 下的参数调优值	0.18	0.88

通过参数调优结果可知,在本文的迷宫环境中,随机采样拒绝率调优值明显低于其他两种障碍环境中的调优值,这是由于迷宫环境特殊,多形成分块的近似封闭子区域,子区域之间只有一个出口可以相通,这就导致朝着目标点生长的搜索树的生长方向是受到约束的,若随机采样拒绝率过大,则会有大量采样点在目标点区域出现,使得采样效率降低;迷宫环境中的扩展步长较高,这是由于本文的迷宫环境各子区域内无其他障碍,因此增加扩展步长可以加快搜索树的生长,可进一步提高路径搜索效率。其他两种环境下的随机采样拒绝率较大,这是因为这两种障碍环境下朝着目标点生长的搜索树的生长方向不受约束,在目标点区域进行随机点采样可促进在这类环境下的路径搜索,而扩展步长较低,这是因为障碍物分布不均,步长过大会导致生成的新节点与障碍发生碰撞,导致搜索树生长失败,降低路径搜索效率。由此可见,这两个参数的调优值在本文的

实验环境中较为合适。

3.2 不同障碍环境下的仿真分析

本文将移动机器人视为一个质点,分别将 RRT、Connect-RRT、RRT* 和本文 PSO-RRT 等 4 种算法引入 3 种不同的障碍场景下进行算法测试,通过平均采样点数、平均路径长度、平均搜索时长等指标来评估路径搜索效果。在每个仿真图中,蓝色点为移动起点,绿色点为目标终点,灰色圆饼和矩形表示障碍物,绿色线条为生长的搜索树,红色线条为搜索出的可行路径。

障碍环境 1 是简单障碍环境,障碍分布较广且无规律。障碍环境 1 下不同算法的路径搜索结果如图 3 所示。

在障碍环境 1 下,迭代算法 20 次后平均采样点数、平均路径长度、平均搜索时长计算平均值,不同算法的路径搜索对比结果见表 2。

表 2 障碍环境 1 下的不同算法的评估结果

Table 2 Evaluation results of path search of different algorithms in obstacle environment 1

算法名称	平均采样点数	平均路径长度/cm	平均搜索时长/s
RRT	1 449	60.33	5.92
Connect-RRT	657	66.01	4.22
RRT*	1 001	52.08	12.86
PSO-RRT	239	56.83	1.25

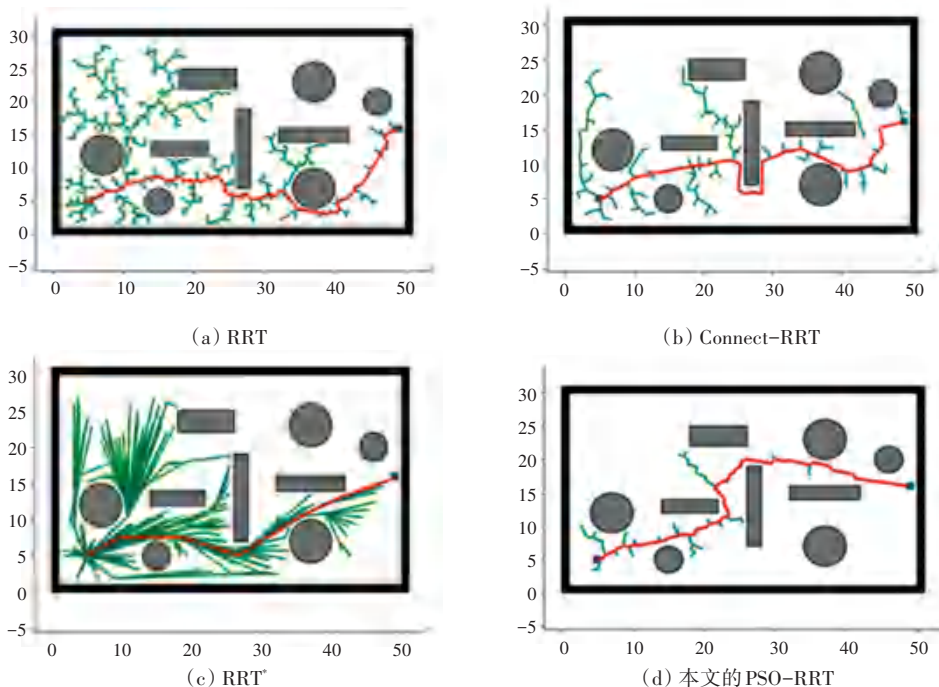


图 3 障碍环境 1 下不同算法路径搜索结果

Fig. 3 Path search results of different algorithm paths in obstacle environment 1

由表 2 中的仿真实验数据可知本文 PSO-RRT 算法的平均采样点数、平均路径长度、平均搜索时长明显低于对比算法。与 RRT 算法相比,本文 PSO-RRT 算法在平均路径长度方面降低了 5.81%、平均搜索时长方面减少了 78.89%。Connect-RRT 算法平均采样点数高于 PSO-RRT 算法,这是由于 Connect-RRT 算法是双向树扩展,采样点数量增多,扩展过程缺乏引导性和扩展步长环境适应性。RRT* 算法寻找到的平均路径长

度相对较短,这是 RRT* 算法的优势,但 RRT* 算法的平均采样点数和平均搜索时长明显高于 PSO-RRT 算法,这是由于 RRT* 在找到初始路径后继续生长探索树,产生大量采样点,进行更多的树节点扩展,但扩展步长是人工选定的,不具有环境自适应性。

障碍环境 2 是复杂障碍环境,障碍物数量增多,分布无规律且较密集,存在狭窄区域。障碍环境 2 下不同算法的路径搜索结果如图 4 所示。

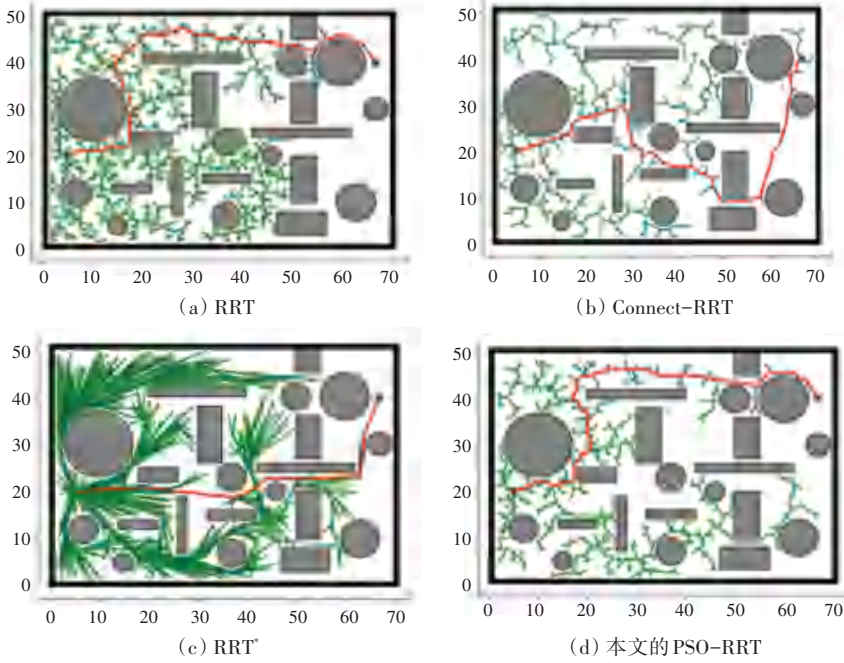


图 4 障碍环境 2 下不同算法路径搜索结果

Fig. 4 Path search results of different algorithm paths in obstacle environment 2

由图 3 和图 4 可见,无论是在简单障碍环境还是复杂障碍环境下,本文 PSO-RRT 算法路径搜索成功,并且所扩展的搜索树枝明显少于 RRT 算法,树节点也相对较少,路径搜索效果良好。

障碍环境 3 呈迷宫环境,存在狭窄区域,形成 4 块近似封闭子区域,每个子区域之间只有一个出口可以进行相通。在障碍环境 3 下进行算法测试,不同算法的路径搜索结果如图 5 所示,不同算法的路径搜索对比结果见表 3。

表 3 障碍环境 3 下的不同算法的评估结果

Table 3 Evaluation results of path search of different algorithms in obstacle environment 3

算法名称	平均采样点数	平均路径长度/cm	平均搜索时长/s
RRT	5 728	59.67	19.57
Connect-RRT	5 096	57.19	18.96
RRT*	5 878	53.67	57.25
PSO-RRT	3 285	55.27	7.67

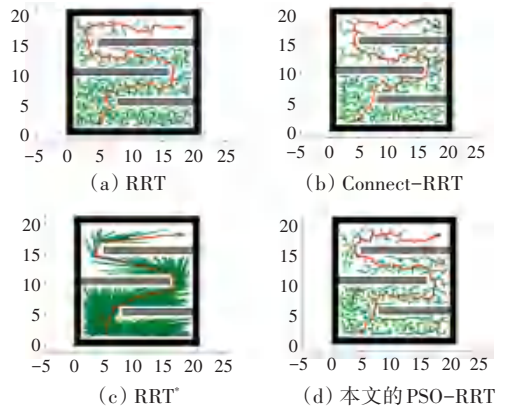


图 5 障碍环境 3 下不同算法路径搜索结果

Fig. 5 Path search results of different algorithm paths in obstacle environment 3

由图 5 可知,本文 PSO-RRT 算法迷宫环境下扩展的搜索树比 RRT* 算法生长的搜索树更稀疏,分支减少,路径搜索成功。PSO-RRT 算法在靠近目标点附近的搜索树枝明显少于其他算法,这有益

于引入的目标偏向采样,以一定概率偏向目标点采样,减少分支,缩短平均搜索时长,进一步验证了 PSO-RRT 算法的有效性。

通过表 3 中的实验数据可知,相对于 RRT 算法,本文 PSO-RRT 算法的平均采样点数明显减少 42.65%,平均路径长度降低 7.4%、平均搜索时长缩短 60.81%。RRT* 算法寻找到的平均路径长度相对较短,但 RRT* 算法的平均采样数和平均搜索时长明显高于其他对比算法。Connect RRT 算法平均搜索时长低于 RRT 算法,这是由于 Connect RRT 算法是双向树扩展,加快了探索树的生长。因 Connect RRT 算法的随机采样方法会产生许多冗余节点和无效采样点,而本文则是通过目标偏向采样以减少无效随机采样点,进一步增强了路径搜索能力。

综上所述,本文 PSO-RRT 算法的路径搜索效果良好,路径搜索效果优于 RRT 算法,所需的平均路径长度和平均搜索时长较短,证明 PSO-RRT 算法是可行的。

4 结束语

本文通过 PSO-RRT 算法引入随机采样拒绝率改变随机点的采样方式,以减少随机采样点个数;融合 PSO 算法后,使用 PSO 算法训练参数以优化随机采样拒绝率、扩展步长等参数,以提高路径搜索效果。仿真结果表明,PSO-RRT 算法在平均采样点数、平均路径长度、平均搜索时长等路径规划算法评价指标较优于对比算法,在不同障碍环境下算法测试通过,说明本文提出的算法是可行且有效的。

参考文献

- [1] 崔炜,朱发证. 机器人导航的路径规划算法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(19): 10-20.
- [2] 王鹤静,王丽娜. 机器人路径规划算法综述[J]. 桂林理工大学学报, 2023, 43(1): 137-147.
- [3] 王佳荣,周超. 改进 PSO 及其在机器人路径规划中的应用[J].

- 计算机仿真, 2024, 41(5): 436-440.
- [4] 魏书鑫,王群京,李国丽,等. 基于改进自适应蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机科学, 2024, 51(S1): 78-86.
- [5] 李鹏飞,包长春. 融合哈里斯鹰与蚁群算法的机器人路径规划[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(1): 134-139.
- [6] 李晓旭,马兴录,王先鹏. 移动机器人路径规划算法综述[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(7): 9-19.
- [7] 王旭,朱其新,朱永红. 面向二维移动机器人的路径规划算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(20): 51-66.
- [8] 宋云云. 非完整约束系统快速扩展随机树路径搜索方法[D]. 贵阳:贵州民族大学, 2023.
- [9] 宋云云,杨盛毅,朱力. 非完整约束移动机器人 CRAB-RRT 轨迹规划[J]. 机械与电子, 2023, 41(4): 3-8.
- [10] 陈侠,刘奎武,毛海亮. 基于 APF-RRT 算法的无人机航迹规划[J]. 电光与控制, 2022, 29(5): 17-22.
- [11] 左宇,顾寄南,王文波,等. 基于 BD-RRT 算法的动态路径规划研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2024, 601(3): 12-17.
- [12] 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.
- [13] 王怀震,高明,王建华,等. 基于改进 RRT* -Connect 算法的机械臂多场景运动规划[J]. 农业机械学报, 2022, 53(4): 432-440.
- [14] 苗红霞,陈家林,齐本胜,等. 基于改进 RRT 和人工势场法的路径规划算法[J]. 自动化与仪器仪表, 2023, 290(12): 9-14.
- [15] KUFFNER J J, LAVALLE S M. RRT-connect: An efficient approach to single-query path planning[C]// Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ: IEEE, 2002: 995-1001.
- [16] 王冠强,张弛洲,陈明松,等. 融合 RRT-Connect 和 DWA 算法的室内移动机器人单目标点导航任务研究[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2023, 54(11): 4326-4337.
- [17] 韦玉海,张辉,刘理,等. 基于 AMRRT-Connect 算法的移动机器人路径规划[J]. 武汉大学学报(工学版), 2022, 55(5): 531-538.
- [18] 秦浩然,刘明,姜义雯,等. 基于改进 RRT-Connect 算法的仓储 AGV 路径规划研究[J]. 微型电脑应用, 2024, 40(5): 124-128.
- [19] 王国安,姜春英,陶广宏,等. 基于稀疏节点与双向插值的 RRT* 改进算法[J]. 机床与液压, 2024, 52(5): 29-36.
- [20] 李文君,李忠伟,罗偲. 基于 RRT* 算法的移动机器人安全光滑路径生成[J]. 电子测量技术, 2024, 47(2): 51-60.
- [21] 刘文倩,单梁,张伟龙,等. 复杂环境下基于改进 Informed RRT* 的无人路径规划算法[J]. 上海交通大学学报, 2024, 58(4): 511-524.