

王雅清, 倪晓昌, 李静, 等. 移动机器人路径规划算法研究进展[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(11): 211-216. DOI: 10.20169/j. issn. 2095-2163. 241133

## 移动机器人路径规划算法研究进展

王雅清, 倪晓昌, 李静, 周杰, 杜博文  
(天津职业技术师范大学 电子工程学院, 天津 300222)

**摘要:** 路径规划是实现移动机器人自主导航的关键技术之一。针对移动机器人路径规划的特点, 本文将其划分为基于图搜索的路径规划算法、基于采样的路径规划算法以及考虑动力学约束的路径规划算法。基于这些分类系统地总结了路径规划领域的研究现状, 并着重分析了各类规划算法的优缺点。最后, 对移动机器人路径规划的未来发展趋势进行了展望, 为进一步推动移动机器人路径规划研究提供了有益的思路和指导。

**关键词:** 移动机器人; 路径规划; 算法分类与总结; 图搜索; 动力学约束

中图分类号: TP242 文献标志码: A 文章编号: 2095-2163(2024)11-0211-07

### Research on path planning algorithm based on mobile robot

WANG Yaqing, NI Xiaochang, LI Jing, ZHOU Jie, DU Bowen

(School of Electronic Engineering, Tianjin University of Technology and Education, Tianjin 300222, China)

**Abstract:** Path planning is one of the key technologies to realize autonomous navigation of mobile robots. For the characteristics of mobile robot path planning, this paper classifies them into path planning algorithms based on graph search, path planning algorithms based on sampling, and path planning algorithms considering dynamics constraints. Based on these classifications, the current status of research in the field of path planning is systematically summarized, and the advantages and disadvantages of each type of planning algorithm are highlighted. Finally, the future development trend of path planning for mobile robots is prospected, which provides useful ideas and guidance to further promote the research of path planning for mobile robots.

**Key words:** mobile robot; path planning; algorithm classification and summary; graph search; dynamics constraints

### 0 引言

随着时代发展和科技进步, 移动机器人的自主导航、环境感知等优势受到广泛关注, 因此被应用于高度自动化的物流仓储业、制造业、家庭生活等领域。移动机器人框架如图1所示。



图1 移动机器人框架

Fig. 1 Mobile robot framework

在此框架中, 路径规划是移动机器人实现自主导航的重要基础。本文将介绍3类典型的路径规划算法, 其分类如图2所示。总的来说, 主要分为基于图搜索的路径规划算法、基于采样的路径规划算法

及动力学约束下的路径规划算法, 下面对每个分类下的算法原理、局限性以及优缺点进行分析总结。

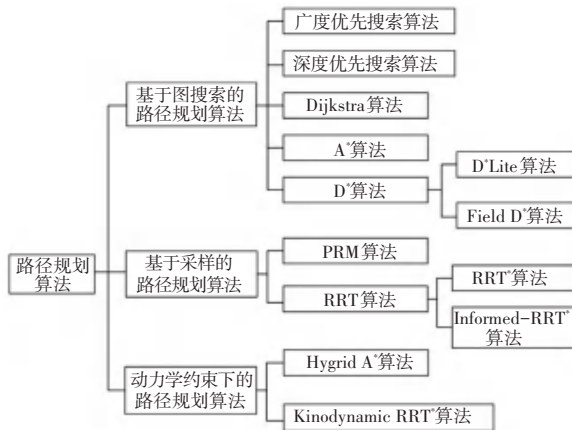


图2 路径规划算法分类图

Fig. 2 Classification diagram of path planning algorithm

基金项目: 天津市教委科研项目(2021KJ003)。

作者简介: 王雅清(2000—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 机器人路径规划。

通信作者: 倪晓昌(1974—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 光信号系统与检测。Email: nixiaochang@tju.edu.cn。

收稿日期: 2023-06-27

## 1 路径规划

在路径规划中,根据传感器采集到的外部环境物理信息和预设目标位置,在一个低维离散<sup>[1]</sup>的空间中高效地规划出一条从初始位置到目标位置的最短的安全路径,在实现既定目标的同时最小化时间、能耗或其他指标。在实际情况中,由于移动机器人形状和大小各异且自由度不同,在复杂环境中进行碰撞检测较为困难,因而要将机器人的工作空间转换到配置空间中,机器人任何一个可能出现的位置在配置空间中都表示成一个质点,同时也要将复杂形状的障碍物按照机器人的尺寸进行膨胀,如图3所示。

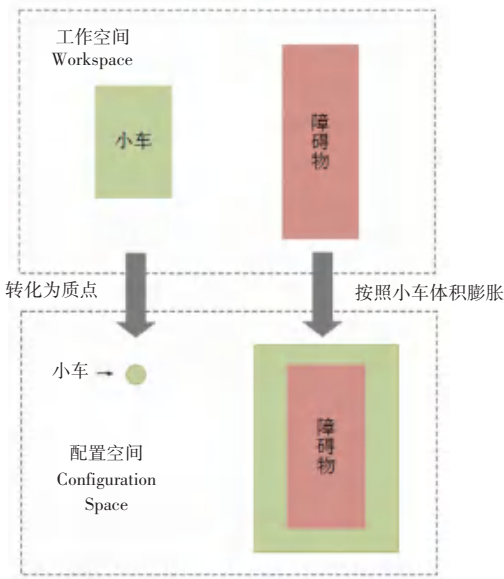


图3 路径规划中的配置空间

Fig. 3 Configuration space in path planning

这样能保证质点落在膨胀后的障碍物外部,避免和原本的障碍物发生碰撞。

## 2 基于图搜索的路径规划算法

图(Graph)是一种非线性数据结构,包含节点和边,每两个节点的连接称为边,边的类型有:无向、单向、双向,且每条边都有权重<sup>[2]</sup>,表示走这条路径花费的代价。

图搜索算法将地图离散化,形成栅格地图后进行路径搜索,状态被表示为图中的节点,而状态之间的转移关系则表示为图中的边。常见的搜索策略包括深度优先搜索、广度优先搜索、启发式搜索等。不同的策略可以在搜索过程中选择不同的节点进行扩展和探索,从而影响搜索的效率和结果。

### 2.1 广度优先搜索算法和深度优先搜索算法

广度优先搜索(BFS)算法和深度优先搜索(DFS)算法的主要区别在于节点的弹出策略不同,如图4所示。图4中,BFS的数据结构为队列,广度越大越优先被扩展,是一种先进先出(FIFO)的容器;DFS的数据结构为栈,首先向最深的方向搜索,是一种后进先出(LIFO)的容器。

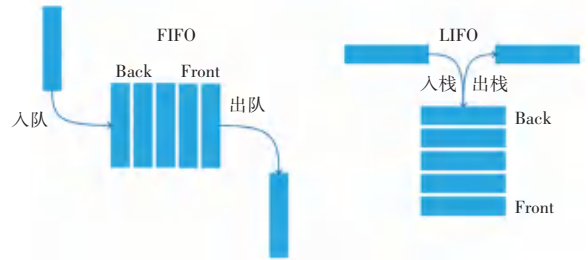


图4 BFS&DFS 数据结构

Fig. 4 Data structure of BFS&DFS

DFS用时短,但随机性大,无法给出最优路径,这个缺陷导致DFS算法被丢弃。BFS算法具有完备性,在搜索时呈现波状前进,以时间来换取空间,虽然速度较慢,但能保证搜寻到最优路径,因此BFS为图搜索算法的发展奠定了重要基础。

### 2.2 Dijkstra 算法

Dijkstra 算法属于广度优先搜索算法,可用于非负有权图的单元路径规划问题,数据结构为优先队列,和普通队列的区别在于节点被赋予优先级,优先级高的节点先被删除。Dijkstra 算法的原理是以起始点<sup>[3]</sup>为中心原点,向外逐层搜索,以路径总权重为依据搜索出从中心原点到所有节点的最短路径。其优势是计算简单,能够搜索到全局最优路径,但在搜索过程中会产生冗余拐点,在实际的应用场景中会造成资源浪费。针对这一缺陷,陈智康等学者<sup>[4]</sup>在原算法基础上融合蚁群算法中的信息素概念的判断因子,加入原算法的寻优准则中,可以有效避免路径规划出现冗余拐点。

### 2.3 A\* 算法

Hart 等学者于1972年在Dijkstra算法的基础上提出了A\*算法<sup>[5]</sup>。A\*算法作为经典的启发式搜索算法,其核心是代价函数,在代价函数中引入启发式值,对当前节点周围的点进行估值,选择最小估值函数最小的点进行搜索,直至搜索到目标节点。因此A\*算法节省了大量的计算过程,提高算法效率。研究中,推得的数学公式如下:

$$f(n) = h(n) + g(n) \quad (1)$$

其中, $n$ 表示当前节点; $f(n)$ 为估值函数,表示

起点到目标节点的总代价,以指导搜索方向和优先级; $h(n)$ 表示代价函数,是起点到当前节点的路径代价,即实际路径长度,是确定的; $g(n)$ 表示当前节点到目标节点的估计代价,是不确定的,取决于计算 $g(n)$ 代价的函数,也就是启发函数,常用的启发函数包括曼哈顿距离和欧几里得距离。无论使用哪种启发函数, $g(n)$ 代价的计算总会小于可能的移动距离。其中,曼哈顿距离适用于只允许朝上下左右四个方向移动的情况,具体数学公式如下:

$$g(n) = |x_n - x_{goal}| + |y_n - y_{goal}| \quad (2)$$

其中, $(x_{goal}, y_{goal})$ 表示目标点的坐标, $(x_n, y_n)$ 表示节点 $n$ 的坐标。

欧几里得距离适用于允许朝任意方向移动的情况,在二维、三维及多维情况下计算方式相同,以二维为例,研究推得:

$$g(n) = \sqrt{(x_n - x_{goal})^2 + (y_n - y_{goal})^2} \quad (3)$$

其中, $(x_{goal}, y_{goal})$ 表示目标点的坐标; $(x_n, y_n)$ 表示节点 $n$ 的坐标。

使用A\*算法进行路径规划<sup>[5]</sup>前需进行环境建模,生成带有障碍物信息的栅格地图,运行时预先定义一个封闭列表CLOSE和一个开放列表OPEN,未遍历<sup>[6]</sup>节点存入OPEN列表中,已遍历节点存入CLOSE列表中,研发流程如图5所示。

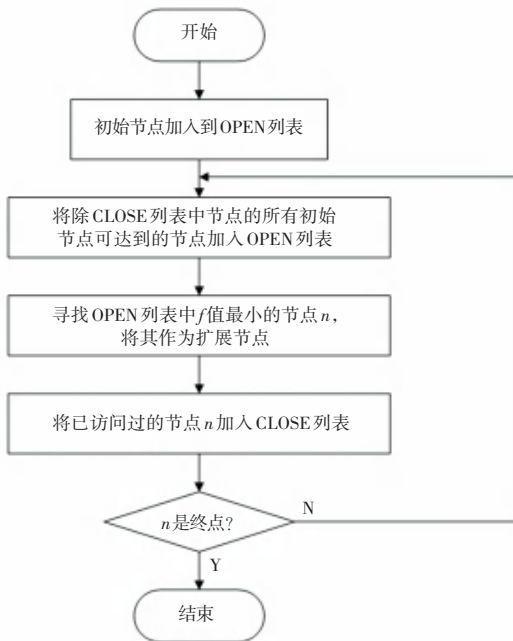


图 5 A\* 算法流程

Fig. 5 Flowchart of A\* algorithm

A\*算法因其高效的搜索效率得到了广泛应用,例如 ROS navigation 导航包中的全局规划器 global\_

planner 支持 A\* 算法。但存在的缺陷也不容忽视。很多学者在传统 A\* 算法的基础上进行了改进:针对内存消耗较大这一问题,Korf<sup>[7]</sup>将迭代加深算法与 A\* 算法结合,提出了 IDA\* 算法,当预先定义的搜索深度小于当前搜索深度与估值函数之和时,进行剪枝以减少内存消耗。Zhou 等学者<sup>[8]</sup>提出了 SMA\* 算法,采用内存约束 A\* 算法策略,当内存已满时,优化 OPEN 列表存储数据结构,同时保留剪枝节点的搜索信息,以利于更高效地进行路径搜索;Lovinger 等学者<sup>[9]</sup>提出了 SMA\* 的增强版本 SMA\*+,简化 OPEN 列表,通过对搜索空间的先验知识提升搜索能力。针对规划路径平滑度较差这一问题,Shi 等学者<sup>[10]</sup>选择 36 阶邻域搜索矩阵来解决 u 型曲线拟合问题,并通过贝塞尔曲线对生成路径进行处理,使规划的路径曲率连续变化,达到平滑路径的效果。针对在动态环境适应性差这一问题,Ju 等学者<sup>[11]</sup>提出了人工势场法和 A\* 融合算法来同时避开动态障碍物和寻找更短的路径。

## 2.4 D\* 算法

D\* 算法<sup>[12]</sup>也可以称为动态 A\* 算法,采用增量式反向搜索,从目标节点开始搜索到机器人的当前节点,在动态环境中遇到障碍物时避免了回溯<sup>[13]</sup>的高计算成本。当环境中的障碍物位置或代价发生变化时,D\* 算法可以通过实时更新代价图来重新规划路径,而无需重新计算整个路径,这就使得 D\* 算法在处理动态环境和实时系统中具有重要的应用价值。除了基本的 D\* 算法,还有一些变体和改进的版本,如 D\* Lite 算法和 Field D\* 算法,也都在效率和准确性方面进行了改进,更适用于复杂的环境和大规模地图。

### 2.4.1 D\* Lite 算法

D\* Lite 算法<sup>[14]</sup>同样使用增量搜索的方式,仅重新计算受到环境变化影响的路径段,而不是重新计算整个路径。研究中使用 2 个主要的数据结构:代价图(cost map)和开放列表(open list)。其中,代价图用于存储节点的代价信息,开放列表用于存储待扩展的节点。

D\* Lite 算法的基本思路是,首先使用 D\* 算法进行路径规划,然后根据实际环境中的障碍物和代价变化,逐步更新代价图和开放列表。在每次更新时,算法将根据代价图和开放列表中的信息,选择最佳的节点进行扩展,并更新路径。通过增量式的更新,D\* Lite 算法能够高效地处理环境的变化,并快速适应新的路径规划需求。

### 2.4.2 Field D\* 算法

Field D\* 算法<sup>[15]</sup>扩展了 D\* 和 D\* Lite,使用线性插值来有效地生成低成本的路径,从而消除不必要的转弯。在线性插值假设下,该路径是最优的,当目标节点是动态的,需要将其分解为多个静态目标,并重复计算路径代价,根据计算结果提取出最优路径。Field D\* 算法相较于 D\* 算法和 D\* Lite 算法,在动态目标条件下计算耗时更长,因此高博等学者<sup>[16]</sup>对此缺陷做出改进,借鉴了场的概念,只对前目标与新目标进行路径规划,并对最优路径的计算采取局部更新算法,仿真结果表明该动态算法可以有效减少计算量。

## 3 基于采样的路径规划算法

基于采样的路径规划算法通过在空间中均匀随机撒点,构建路图或树来抽象地表示整个空间,相较于在整个图上进行路径规划,这种方法更加高效,适用于三维或更高维的环境。以下将介绍 2 种基于采样的路径规划算法:概率路线图(Probabilistic Road Map, PRM)法和快速扩展随机树(Rapidly-exploring Random Tree, RRT)法。

### 3.1 PRM 算法

PRM 算法主要分为 2 个阶段:学习阶段和查询阶段。其中,学习阶段又分为采样阶段和碰撞检测阶段。在采样阶段构建出空的无向路标图  $G = (V, E)$ ,这里  $V$  表示随机采样点集,  $E$  表示两节点之间所有可能的路径。在配置空间中对移动机器人的位姿点随机采集  $N$  个点,在碰撞检测阶段去除落在障碍物中的点,保留  $n$  个节点,构成  $V$ ,并将其中每个节点与其相邻的节点相连构成  $E$ 。在查询阶段使用 A\*、Dijkstra 等搜索算法在构建好的  $G$  中快速搜索出一条连接起始点与目标点的无碰撞路径。相较于直接使用图搜索算法,PRM 算法减少了路径搜索的计算复杂度,效率更高。

由于传统的 PRM 算法为随机采样,在狭窄通道采集到的节点较稀疏,极易生成无连通图。针对这一问题,韩超等学者<sup>[17]</sup>加入光照采样节点的方法,将节点视为光源,在未照亮区域采样,结果表明在单个及多个狭窄直线通道地图中规划出无碰撞路径的概率大幅提升。陈志勇等学者<sup>[18]</sup>提出一种混合采样方法,将全局目标导向采样与随机采样结合,提高全局采样点落在狭窄通道内的概率。

### 3.2 RRT 算法

RRT 算法是一种通过构建空间随机树实现对

高维空间快速搜索的算法。其核心思想与 PRM 算法相似,都是在配置空间中随机采样,不同点在于 RRT 算法将起点或目标点初始化为树的根节点,向外拓展生成一棵随机树,在随机树中搜索路径。以下是 2 种基于传统 RRT 算法的变体,目前国内外学者对该算法的优化大多是在其变体上进行的。

#### 3.2.1 RRT\* 算法

RRT\* 算法在传统 RRT 算法中引入了渐进最优思想,采用重选父节点及重布线策略,随着迭代次数的增加,可得到更优路径。算法流程如图 6 所示。

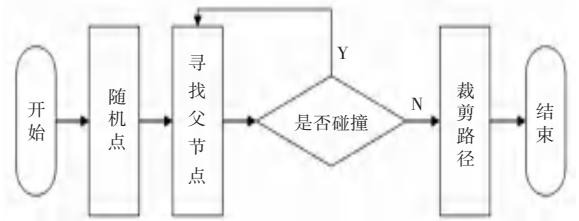


图 6 RRT\* 算法流程

Fig. 6 Flowchart of RRT\* algorithm

为提高 RRT\* 算法的搜索效率,文献[19]中提出了一种基于简化全局栅格地图的智能区域采样 SMRS-RRT\* 算法。首先保留下较大的障碍物,在简化后的栅格地图上寻找最优路径点集合,将其确定为初始引导路径,并引入采样区域增长及采样优化作为智能采样因子,最终得到一条代价小的无碰撞路径,提高了搜索效率。

#### 3.2.2 Informed-RRT\* 算法

由于 RRT\* 算法采样后在随机树上会出现较多的冗余分支,从而降低收敛速度。Informed-RRT\* 算法在采样方式上进行优化,搜索到第一条可达路径后,在以起始点和终点为焦点、路径长度为长轴的椭圆域内采样。Informed-RRT\* 算法采样方式如图 7 所示。由图 7 可看到,在搜索出最优路径时椭圆域也不断缩小,这就加快了采样速度,在高维空间中更能展现出此算法的明显优势。



图 7 Informed-RRT\* 算法采样方式

Fig. 7 Sampling method of Informed-RRT\* algorithm

文献[20]采用网格图骨架化方法生成初始解,由于骨架化过程比 Informed-RRT\* 随机抽样构造树

的过程更快、鲁棒性更强,因此与传统的 Informed-RRT\* 算法相比,初始解的获得效率更高,在复杂环境中可减少计算时间。文献[21]引入贪心算法,节约了原算法寻找最优解的时间,并在搜索潜在父节点时将搜索对象从节点树变为路径以减少节点搜索数量。文献[22]在对随机树的采样环节引入  $t$  分布概率密度函数,并采取椭圆焦距偏置策略对产生的新节点进行偏置引导,仿真结果表明在简单障碍物的环境下,改进后的新算法效率更高。

## 4 动力学约束下的路径规划算法

传统路径规划算法未考虑机器人的动力学约束,即移动机器人的速度、加速度、转弯半径等物理限制。在前端路径规划完成后再进行后端轨迹优化以平滑路径。动力学约束下的路径规划算法能够确保机器人在执行路径时遵循其动力学特性和物理约束规则,提高路径的安全性和鲁棒性,并减少后端轨迹优化的工作量。

### 4.1 Hybrid A\* 算法

Hybrid A\* 算法与传统的 A\* 算法区别在于启发函数及拓展节点方式不同。启发函数有 2 种:

(1) 无约束启发式函数。忽略障碍物但更关注机器人在运动过程中受到的运动约束,一般由计算 RS 曲线得到。

(2) 受限启发式函数。考虑障碍物但忽略运动约束,一般由图搜索类算法计算得到,能够处理非平面地形和障碍物稠密等复杂情况。选取两者中的最大值作为启发函数。

在拓展节点部分,Hybrid A\* 算法子节点位置<sup>[23]</sup>为机器人以  $R$  为转弯半径行进  $L$  距离后所在位置,如图 8 所示。

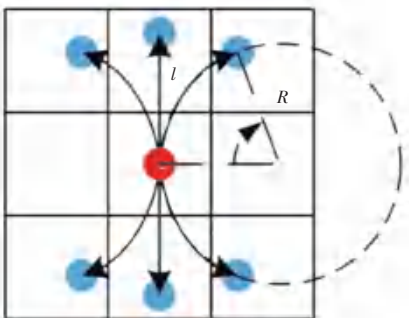


图 8 Hybrid A\* 算法拓展节点方式

Fig. 8 Approach to expand the node of Hybrid A\* algorithm

Hybrid A\* 算法主要流程如图 9 所示。

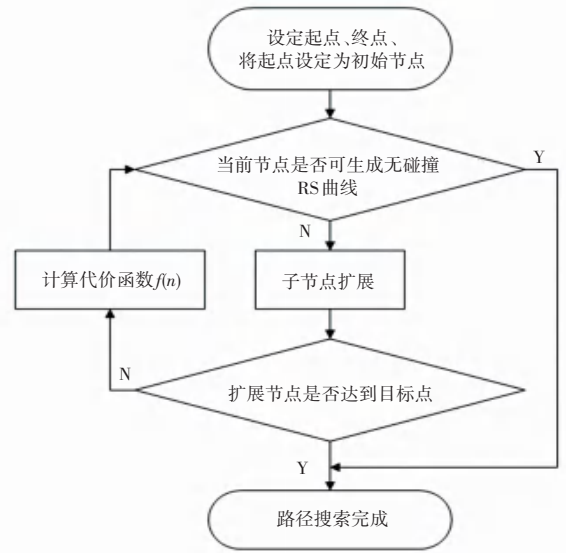


图 9 Hybrid A\* 算法流程

Fig. 9 Flowchart of Hybrid A\* algorithm

### 4.2 Kinodynamic RRT\* 算法

RRT\* 算法使用了最小代价扩展策略,在搜索过程中选择代价最小的节点进行扩展。可通过优化树结构来逐步改进路径。Kinodynamic RRT\* 算法参照了这种搜索策略,并在节点扩展时考虑了动力学约束,将当前节点与新节点的连线由直线改为曲线,利用动力学模型生成可行的运动状态,并选择生成状态时的最小代价进行树的扩展。Kinodynamic RRT\* 算法在整个状态空间中进行采样,可以有效地搜索到平滑且低代价的路径。然而,该算法的计算复杂度较高,因为需要在每个节点扩展时考虑动力学模型和代价优化。所以,文献[24]在采样阶段引入人工势场(APF)法,采样的整体方向朝着目标点移动,避免盲目随机采样,同时为解决地图中存在狭窄通道的情况,对随机树搜索由单向扩展改为双向扩展,结果表明相较于原始的 Kinodynamic RRT\* 算法,极大缩短了算法运行时间。文献[25]引入了在 Kinodynamic RRT\* 中使用部分最终状态自由(PFF)最优控制器的思想来降低采样空间的维数,只对部分状态空间进行采样,而其余状态由 PFF 最优控制器选择。同时,还提出了延迟和间歇更新 RRT\* 搜索树中所有边的最优到达时间以降低计算复杂度,提高算法收敛速度。

## 5 多算法融合

在实际应用中,单一算法可能仅对特定场景或问题有效,但在其他场景下表现不佳,并且每个算法具有其特定的假设、约束或优化目标,这些局限性使

得多算法融合成为目前主流研究方向。通过综合利用不同算法的优势,提高路径规划的鲁棒性、灵活性和效率,以应对不同的场景和问题。文献[26]针对A\*算法可规划出最优路径,但搜索过程中产生冗余节点较多及动态窗口法易陷入局部最优的缺陷,将二者融合,以全局路径上的关键节点为局部目标,分段通过动态窗口法来进行路径规划,在动态环境下实现实时避障。文献[27]首先对传统RRT算法进行改进,设置目标节点采样率及动态步长策略,得到可行路径后向外拓展出可行域,并将可行域栅格化,融合Dijkstra算法在可行域中搜索出最短路线,有效弥补了RRT算法采样时无方向性的问题,提高路径规划效率。文献[28]在Informed-RRT\*算法中引入自适应步长策略,减少冗余搜索,但环境中出现动态障碍物时无法实时避障,针对这一问题,将该算法与人工势场法相结合,并设置全局子目标点,结果表明加入子目标点合力后,机器人能逃离局部最小值,在有动态障碍物存在的全局路径中完成规划任务。文献[29]提出基于势函数的RRT\*算法P-RRT\*。由于传统RRT\*算法在实现最优路径解决方案中使用了大量迭代,导致收敛速度慢,结合APF算法后,大量减少迭代次数且搜索树始终朝向目标区域,结果表明P-RRT\*算法相较于传统RRT\*算法有更高的内存利用率及收敛速度。

## 6 结束语

本文针对移动机器人路径规划技术进行研究,分析各算法的实现机制与优缺点,并系统性地总结了主流路径规划算法研究现状。路径规划算法的发展极其迅速,在移动机器人领域发挥重要作用,接下来对其发展趋势做出以下展望。

(1)实时性:许多传统路径规划算法是基于静态地图的离线计算,但在实际应用中,环境是动态变化的。因此,改进算法应实时监测和适应环境变化,使机器人能够及时做出路径调整十分重要。

(2)多目标优化:路径规划算法通常被用于解决单一目标的问题,例如找到最短路径或最快路径。然而,在一些应用中,存在多个目标,如时间、能耗、安全性等。改进算法可以引入多目标优化技术,以在多个目标之间进行权衡和优化。

(3)不确定性处理:在一些环境中,存在传感器噪声、不完全信息和模型不确定性等因素。改进算法可以考虑这些不确定性,并采用概率建模和决策理论等技术,以在不确定环境中进行可靠的路径

规划。

(4)协作路径规划:当多个移动机器人共同操作时,协作路径规划变得重要。改进算法可以考虑多机器人之间的通信和协作,以实现协同工作并避免冲突。

随着移动机器人领域的不断发展,未来的研究方向可能包括进一步整合机器学习和优化技术、开发更智能的感知和决策模块,以及提供更加可信赖的路径规划结果。本文研究通过探讨不同算法的优劣,将有助于全面了解当前路径规划领域的最新动态,为未来的研究和实践提供有益借鉴。

## 参考文献

- [1] 邹凇浩,林有希,蔡建国. 移动机器人运动规划算法研究进展[J]. 机床与液压,2021,49(23):154-158.
- [2] 张文敏,王剑颖. 基于智能图搜索的滑翔式高超声速飞行器路径规划方法[J]. 飞控与探测,2022,5(6):80-92.
- [3] 巩慧,倪翠,王朋,等. 基于Dijkstra算法的平滑路径规划方法[J]. 北京航空航天大学学报,2024,50(2):535-541.
- [4] 陈智康,刘佳,王丹丹,等. 改进Dijkstra机器人路径规划算法研究[J]. 天津职业技术师范大学学报,2020,30(3):30-35.
- [5] 卫彦,晋芳,董凯锋,等. 基于节点优化的改进全局路径规划A\*算法[J]. 计算机测量与控制,2023,31(6):143-148.
- [6] 蒋勤文,度红望,聂勇,等. 基于改进A\*算法的管路初始路径优化生成[J]. 大连海事大学学报,2023,49(2):141-147.
- [7] KORF R E. Depth-first iterative-deepening: An optimal admissible tree search [J]. Artificial intelligence, 1985, 27(1): 97-109.
- [8] ZHOU Rong, HANSEN E A. Memory-bounded A\* graph search [C]// Proceedings of the Fifteenth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference. Pensacola Beach, USA: ACM, 2002:203-209.
- [9] LOVINGER J, ZHANG X. Enhanced simplified memory-bounded A star (SMA\*+) [EB/OL]. [2017-10-19]. <https://doi.org/10.2907/v7zc>.
- [10] SHI Zhengjin, SU Yifan, BU Chunguang, et al. A mobile robot path planning algorithm based on improved A\* [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1486(3):032018.
- [11] JU Chunyu, LUO Qinghua, YAN Xiaozhen. Path planning using artificial potential field method and A-star fusion algorithm [C]// Conference on Global Reliability and Prognostics and Health Management. Piscataway, NJ: IEEE, 2020:1-7.
- [12] STENTZ A. Optimal and efficient path planning for partially-known environments [C]// Proceedings of 1994 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ: IEEE, 1994:203-220.
- [13] 秦旭,黄晓华,马东明,等. 基于改进D\*算法的巡检机器人路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术,2022(6):10-13.
- [14] KOENIG S, LIKHACHEV M. Fast replanning for navigation in unknown terrain [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2005, 21(3):354-363.
- [15] FERGUSON D, STENTZ A. Field D\*: An interpolation-based path planner and replanner [M]// THRUN S, BROOK R, DURRANT-SHYTE H. Robotics Research. Springer Tracts in Advanced Robotics. Cham: Springer, 2007: 239-253.

- 
- [16]高博,徐德民,张福斌. 动态目标的 Field D<sup>\*</sup> 算法及路径的提取计算[J]. 火力与指挥控制,2010,35(8):98-102.
- [17]韩超,杨杰. 基于光节点模型的 PRM 路径规划优化算法研究[J]. 青岛大学学报(工程技术版),2022,37(4):36-42.
- [18]陈志勇,吴精华. 基于目标导向采样的机器人改进概率路图法研究[J]. 农业机械学报,2023,54(6):410-418,426.
- [19]许万,杨晔,余磊涛,等. 一种基于改进 RRT<sup>\*</sup> 的全局路径规划算法[J]. 控制与决策,2022,37(4):829-838.
- [20]KIM M C, SONG J B. Informed RRT<sup>\*</sup> with improved converging rate by adopting wrapping procedure[J]. Intelligent Service Robotics, 2018,11:53 - 60.
- [21]代军,李志明,李艳琴,等. 基于改进 Informed-RRT<sup>\*</sup> 算法的机器人路径规划[J]. 河南理工大学学报(自然科学版),2022,41(4):95-100.
- [22]靳午煊,马向华,赵金良. 改进 Informed-RRT<sup>\*</sup> 的移动机器人路径规划算法研究[J]. 计算机工程与应用,2023,59(19):75-81.
- [23]田雨,林松,房殿军,等. 基于改进 Hybrid A<sup>\*</sup> 的非完整约束机器人路径规划算法研究[J]. 机械,2023,50(3):63-71.
- [24]吴振宇,刘小飞,王义普. 基于 DKRRT<sup>\*</sup>-APF 算法的无人系统轨迹规划[J]. 吉林大学学报(工学版),2023,53(3):781-791.
- [25]ZHENG Dongliang, TSIOTRAS P. Accelerating kinodynamic RRT<sup>\*</sup> through dimensionality reduction[C]// 2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway,NJ:IEEE, 2021:3674-3680.
- [26]滕景佳,毛建中. 融合改进 A<sup>\*</sup> 算法与动态窗口法的机器人路径规划[J/OL]. 机械科学与技术. [2023-04-26]. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20230218>.
- [27]马新国,马希青. 融合改进 RRT 和 Dijkstra 算法的机器人动态路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术,2023(2):5-9.
- [28]郑维,王昊,王洪斌. 动态环境下基于自适应步长 Informed-RRT<sup>\*</sup> 和人工势场法的机器人混合路径规划[J]. 计量学报,2023,44(1):26-34.
- [29]QURESHI A H, AYAZ Y. Potential functions based sampling heuristic for optimal path planning[J]. Auton Robot,2016, 40: 1079-1093.