



引文格式:陈警,罗斌,张婧,等.一种移动机器人激光模型全局路径规划方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2024,49(7):1130-1139.DOI:10.13203/j.whugis20220067

Citation: CHEN Jing, LUO Bin, ZHANG Jing, et al. A Global Path Planning Method for Mobile Robot Laser Model[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, 49(7): 1130-1139. DOI: 10.13203/j.whugis20220067

一种移动机器人激光模型全局路径规划方法

陈警¹ 罗斌¹ 张婧¹ 李佗² 王晨捷¹

¹ 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉, 430079

² 西安科技大学通信与信息工程学院, 陕西 西安, 710054

摘要: 为了使移动机器人在全局路径规划中更好地适应地图环境, 提出了一种改进A*算法和射线模型的激光模型全局路径规划方法。该方法借鉴了平面激光雷达实时扫描原理, 由路径节点向目标点散发多条虚拟激光射线来感知障碍物边界, 从而快速越过障碍物并到达目标点, 同时结合Floyd优化算法, 在较短时间内得出一条安全可靠稳定的全局路径。在实验凹形环境中, 激光模型搜索时间快于A*算法和射线模型99%, 搜索过程减少96%; 在实验不可行区域中, 激光模型快于前两种算法99%以上, 搜索过程减少97%; 同时与双蚁群交叉凹形环境算法对比, 表现也相对较优。实验结果表明, 所提方法对解决凹形陷阱及不可行区域耗时问题比较有效。

关键词: 激光模型; 射线模型; 全局路径规划; 凹形陷阱; Floyd优化

中图分类号: P208

文献标识码: A

收稿日期: 2022-08-28

DOI: 10.13203/j.whugis20220067

文章编号: 1671-8860(2024)07-1130-10

A Global Path Planning Method for Mobile Robot Laser Model

CHEN Jing¹ LUO Bin¹ ZHANG Jing¹ LI Tuo² WANG Chenjie¹

¹ State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

² School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China

Abstract: **Objective:** In order to improve the adaptability of mobile robots to complex map environments, we propose a global path planning method called laser model, which improves the A* algorithm and ray model. **Methods:** This method draws inspiration from the real-time scanning principle of planar light detection and ranging, which emits multiple virtual laser rays from the path node to the target point to perceive the boundary of obstacles, thereby quickly crossing obstacles and reaching the target point. At the same time, combined with the Floyd optimization algorithm, a safe, reliable, and stable global path is obtained in a relatively short time. **Results:** In the concave environment of the experiment, the search time of the laser model is 99% faster than that of the A* algorithm and ray model, and the search process is reduced by 96%. In the experimental infeasible region, the laser model is 99% faster than the A* algorithm and ray model, and the search process is reduced by 97%. Compared with the double ant colony crossover algorithm, the laser model also performs better in concave environments. **Conclusions:** The experimental results show that the proposed method is effective in solving the time consumption problems of concave traps and infeasible areas.

Key words: laser model; ray model; global path planning; concave trap; Floyd optimization

移动机器人路径规划对机器人的自主运动至关重要, 可广泛应用于迎宾导航机器人、物流机器人、自动导向搬运机器人等场景。移动机器人的路径规划是指在已有的全局或局部环境中,

基金项目: 国家重点研发计划(2019YFC0121502)。

第一作者: 陈警, 硕士, 主要研究机器人导航和路径规划。2012301610065@whu.edu.cn

通讯作者: 罗斌, 博士, 教授。luob@whu.edu.cn

根据任务需要优化出一条从起点到目标点的最优可行路径,其中最优的判断因素包括使该路径与环境中的障碍物安全无碰撞、路径长度短、机器人运动能耗低、计算速度快等^[1]。

目前,主流应用于移动机器人全局路径规划算法有A*算法、遗传算法^[2]、粒子群算法^[3]、蚁群算法^[4]、快速探索随机树算法(rapidly-exploring random tree, RRT)^[5]、射线模型算法^[6]。遗传算法的缺陷是路径个体编码设计不合理,容易导致进化过程中产生不可行路径^[7]。粒子群算法有容易陷入早熟、收敛速度较慢等问题^[8]。随着迭代次数的增加,蚁群算法虽然始终能在全局环境下搜索到一条最优路径,但该算法的收敛速度慢且易陷入局部最优^[9]。RRT算法是一种具有概率完备性的全局规划算法,但其获取可行解的成本高,有时无法获取最优路径^[10]。A*算法被广泛应用于移动机器人的实际应用中,它能够使移动机器人准确地找到最优路径^[11],但需要对经过的节点周围进行遍历搜索,因此计算量大、运算时间长,算法搜索效率低^[12]。A*算法还具有中间节点多、计算冗余度高、内存占用多等问题^[13]。

文献[6]提出了基于射线模型的改进全局路径规划算法,结合射线模型从起点向终点进行射线搜索,并在搜索过程中通过逆向优化算法优化路径,把A*算法搜索速度提高了50%,并减少了节点冗余度,使路径更加平滑。但射线模型在处理凹形障碍物和存在不可行区域时,容易陷入局部搜索陷阱,从而严重增加计算时间。

在机器人路径规划任务中,当障碍物为凸多边形或凹多边形时,路径规划的复杂程度和难度会大大增加^[14]。文献[15-17]中提出了未知环境中路径规划算法处理凹形障碍的难点,但没有进一步进行研究。文献[18]通过蚁群算法研究凹形障碍物,提出了利用双向蚁群路径搜索并融合的双蚁群完全交叉算法,融合双向路径能够去除单向进入凹形障碍物的部分路径,因此对凹形环境效果较好。文献[19]提出了一种改进可视图导航网络的规划方法,其优点是运算速度快、路径简单,缺点是需要先对地图进行矢量化来获取多边形障碍物的顶点信息,然后才能建模规划,而且对于弧形、不规则边缘等障碍物需要进行凸化处理,在一定程度上减少了可行空间^[20]。文献[21]提出了基于双侧凸包扩张模型的障碍物环境中快速路径规划算法,该算法既克服了凸包边界算法无法规划最短路径的不足,又保持了网络

模型结构简单、构网耗时短的优势,但在进行包含弧多边形、凹多边形等障碍物的路径规划时仍有一定的局限性。

为了解决全局路径规划普遍存在的速度慢和难以很好处理凹形障碍物的问题,本文在射线模型算法的基础上,借鉴激光雷达扫描原理^[22-23],提出了一种基于激光扫描的全局路径规划优化算法,并进行模拟对比实验。

1 射线模型原理及缺点分析

射线模型的全局路径规划算法是在A*算法基础上,以当前节点为发射源,不断向终点发射单条射线,当遇到障碍物则进行八邻域搜索下一个最小代价节点,直到射线到终点之间没有障碍物为止。原理如图1所示。

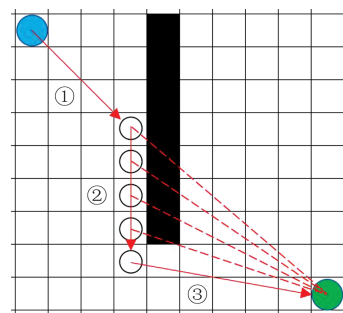


图1 原射线模型示意图^[6]

Fig. 1 Diagram of Original Ray Model^[6]

相对于A*算法,射线模型搜索方式提高了计算速度,减少了中间节点,使得路径更加平滑,同时也避免了栅格45°转角的问题^[6]。但根据本文研究,射线模型具有如下缺点:

1)凹形陷阱缺陷。由于八邻域搜索最小代价节点的特性,A*算法和射线模型在遇到凹形障碍物区域时,都会出现一种“凹形陷阱”现象,如图2所示。凹形陷阱是指算法在搜索方向上的障碍物分布是凹形,这导致邻域搜索下一最佳节点时,由于凹形区域限制,短时间无法找到可行路径节点,从而不断搜索凹形区域所有邻域节点,最终判断都不可行,从而导致搜索陷入困境,严重增加计算量和耗时。图2中绿色区域为凹形区域中的搜索过程节点,可以看出其搜索了所有的凹形区域才找到了可行路径。

2)不可行区域缺陷。不可行区域指的是路径搜索算法搜索时,搜索方向上均被障碍物阻挡,找不到可行路径,导致无法直接到达目标点的区域。在不可行区域(见图3)中,A*算法和射线模型只有在此区域不断覆盖式搜索,才会找到

出口,因此无法快速跳出,搜索复杂度大大增加,图3中绿色区域为搜索过程。

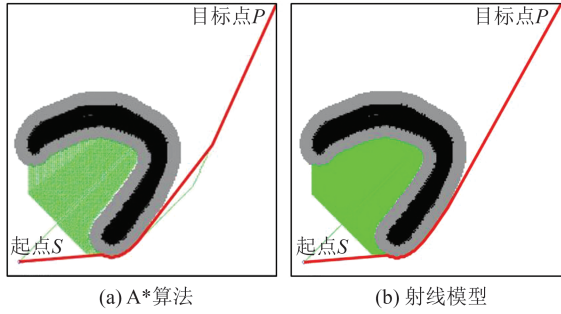


图2 凹形陷阱示意图

Fig. 2 Schematic Diagram of Concave Trap

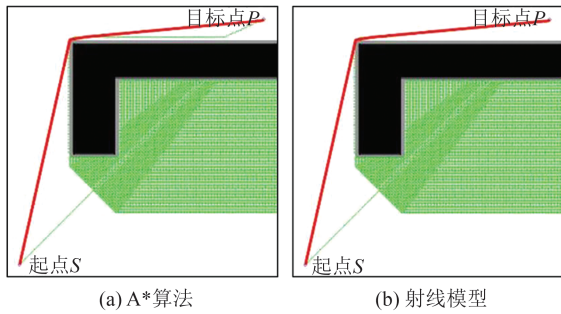


图3 不可行区域算法示意图

Fig. 3 Schematic Diagram of Infeasible Region

2 激光模型算法

2.1 激光模型算法原理

针对A*算法和射线模型存在的缺陷,本文提出了一种基于2D激光雷达平面扫描原理的激光模型全局路径规划方法,其原理是在射线模型基础上,从节点向终点首先发出单条射线,如果遇到障碍物,则向左右两侧方向依次发出扩散形 N 条射线,通过判断相邻两条射线是否越过障碍物来判断障碍物的边界,通过对比两侧边界节点代价成本来选择最优边界节点进行下一节点搜索,从而达到快速越过当前障碍物,朝着目标点行进的效果。如果行进途中再次遇到障碍物,则同理再次按照本文算法发出 N 条射线,本文方法后续简称为激光模型算法。

图4为激光模型在常规地图中的示意图,绿色箭头为节点发出的扩散型虚拟激光,红色箭头为向目标发射的单条射线。

本文提出的激光模型算法首先需要进行地图预处理,输入原始地图,输出安全距离膨胀化地图;然后定义节点代价函数,确定起点和目标点;再输入到激光模型搜索算法中,通过激光模型算法不断向目标点发射扩散性激光,寻找障碍

物边界;之后对比边界点代价,确定下一节点,循环搜索并判断是否到达目标,到达则路径规划结束,输出到达目标点的规划路径;再通过Floyd优化得出优化后路径,输出全局路径规划结果。其完整流程如图5所示。

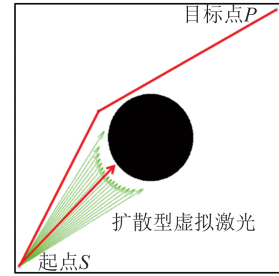


图4 激光模型原理示意图

Fig. 4 Diagram of Laser Model

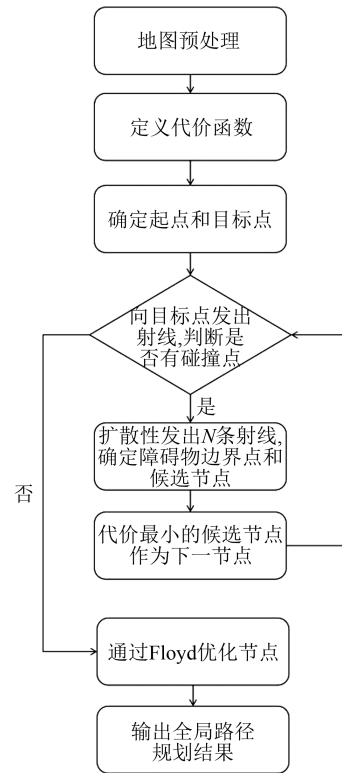


图5 激光模型算法流程图

Fig. 5 Flowchart of Laser Model Algorithm

2.2 激光模型算法描述

2.2.1 相关概念定义

为了便于查阅和理解本文新增的概念和符号,建立概念定义表(见表1)。

2.2.2 地图预处理

地图预处理是将原始地图进行安全距离膨胀化,定义 D_{safe} 为安全运动距离,即机器人以最高时速安全减速到0的距离。根据 D_{safe} 值对地图障碍物边缘进行梯度膨胀化处理,即越靠近障碍物边界,则碰撞概率越大,碰撞系数按线性化从0%

表 1 相关概念定义

Tab. 1 Definitions of Relevant Concepts

序号	符号	定义
1	D_{safe}	机器人以最高时速安全减速到 0 的距离
2	L_{border}	边界阈值,代表机器人与障碍物相遇点
3	最小射线角度 τ	相邻两个激光射线的夹角,代表发出射线的密集度
4	D_{border}	边界距离,代表定义的节点与探索到的障碍物边界点的距离
5	边界点垂直方向 β	有障碍物像素点重心到无障碍物像素点重心的连线方向角为 β
6	B_{left} 和 B_{right}	代表当前节点所探测出的障碍物左右两个边界点
7	Floyd 算法	通过对比所有节点相互之间是否有直接连通的路径,如果有则删除中间的节点,从而优化节点路径

到 100%。如图 6 所示,障碍物边界区域颜色越深的区域碰撞系数越高。从而建立当前节点碰撞代价函数 $c(n)$ 为:

$$c(n) = \begin{cases} 1 - \frac{r}{D_{\text{safe}}}, & r \leq D_{\text{safe}} \\ 0, & r > D_{\text{safe}} \end{cases} \quad (1)$$

式中, r 为当前节点与障碍物边缘最近距离。 r 小于 D_{safe} , 则碰撞代价越高, r 大于 D_{safe} , 则定义碰撞代价为 0, 代表机器人可以安全通行在此节点。因此输入原始地图和安全距离, 可以得到带有碰撞概率范围的更安全的膨胀化地图。

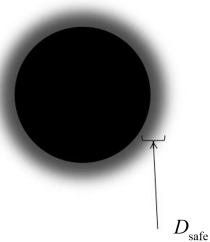


图 6 地图膨胀化预处理

Fig. 6 Pretreatment of Collision Coefficient

2.2.3 代价函数

根据 A* 算法原理, 每个节点的代价函数为已有代价成本与预估未来代价成本之和, 即

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (2)$$

式中, $f(n)$ 为当前节点的代价函数; $g(n)$ 为已经走过的代价总和; $h(n)$ 为距离目标点的预估代价。本文采用碰撞代价和距离目标点距离之和来作为 $h(n)$, 其计算公式为:

$$h(n) = r(n) + \sigma c(n) \quad (3)$$

$$r(n) = \sqrt{(x_n - x_p)^2 + (y_n - y_p)^2} \quad (4)$$

式中, (x_n, y_n) 为当前节点坐标; (x_p, y_p) 为目标点坐标; $c(n)$ 为碰撞代价函数; σ 为碰撞代价函数权重。权重不同, 碰撞代价的作用强度不同, σ 越大越安全, 但路径可能不是最优。

2.2.4 激光模型算法完整流程

算法步骤为:

1) 输入预处理后的地图环境, 以及起点 S 和目标点 P 坐标。

2) 从起始点 S 或当前节点 N_i 向目标点 P 先发出单条射线, 判断中间是否有碰撞点, 如果没有碰撞点, 则结束搜索, 生成路径规划结果 $\{S, N_1, N_2, \dots, N_i, P\}$ 。

3) 如果有碰撞点 D_{i+1} , 则设 $N_i \rightarrow D_{i+1}$ 射线方向为方向角 α , 然后以 N_i 为中心分别以 $\alpha \pm \tau \times n$ ($n=1, 2, 3, \dots$) 角度从左右两侧依次扩散发出激光光束, 射线左侧为 $\alpha + \tau \times n$, 右侧为 $\alpha - \tau \times n$, 直至左右某两条射线到达边界点为止不再发出射线, 左右两侧边界点设为 B_{left} 和 B_{right} 。

到达边界点判断条件为: 相邻两条射线与障碍物碰撞点距离差大于边界阈值 L_{border} 。边界阈值 L_{border} 的估计方法为: 当前地图任意两个障碍物之间距离的最小值。最小射线角度 τ 的估计方法为: 以当前地图尺寸最长线段为半径, 如地图高宽为 H 和 W , 以阈值 L_{border} 为弧长, 其中对应的弧度即为最小射线角度 τ , 计算公式为:

$$\tau = \frac{L_{\text{border}}}{\sqrt{H^2 + W^2}} \quad (5)$$

4) 分别判断边界点 B_{left} 和 B_{right} , 根据式 (2) 计算两个点的代价成本 $f(B_{\text{left}})$ 、 $f(B_{\text{right}})$, 选择最优代价成本边界点为候选边界。

5) 确定当前最优代价成本边界点的垂直方向角, 设为 β , 并定义在此方向距离边界点 D_{border} 的点作为下一路径节点 N_i 。其中, D_{border} 称为边界距离, D_{border} 越大代表中间节点距离障碍物表面越远, 从而也能在更远距离快速找到障碍物边界, 更快越过障碍物; 如果离障碍物太近, 则激光模型寻找到的边界点距离更近, 从而增加寻找碰撞点的次数, 节点更多。根据经验值一般可设为 $D_{\text{border}} = L_{\text{border}}/2$, 其意义是如果边界点刚好在障碍物最靠近的区域, 则节点为中间点。

垂直方向 β 确定方法为: 当前点的八邻域中, 有障碍物的像素点重心到无障碍物像素点重心

的连线方向角。示意图如图7所示,灰色像素为有障碍物,白色为无障碍物。

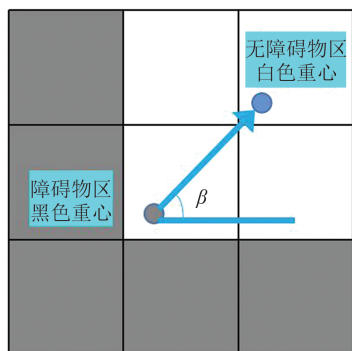


图7 某边界点垂直方向示意图

Fig. 7 Vertical Direction Diagram of a Boundary Point

障碍物边缘所有边界点垂直方向示意图如图8所示,图8中红色箭头为边界点垂直方向 β 。其中下一节点 $N_i(x_{N_i}, y_{N_i})$ 的计算公式为:

$$\begin{cases} x_{N_i} = x_{B_i} + D_{\text{safe}} \times \cos \beta \\ y_{N_i} = y_{B_i} + D_{\text{safe}} \times \sin \beta \end{cases} \quad (6)$$

式中, $B_i=(x_{B_i}, y_{B_i})$ 为当前确定的最优代价成本边界点。

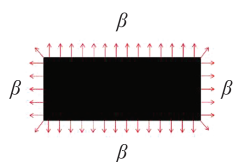


图8 障碍物边界点垂直方向示意图

Fig. 8 Vertical Direction of Obstacle Boundary Point

6)按照Floyd算法原理^[24],对所有节点序列 N_1, N_2, \dots, N_i 进行优化,分别判断任意两个节点之间是否直接连通,如果连通,则删除中间节点。如 N_m 和 N_n 两者连线连通无障碍物,则删除 $m \sim n$ 中间节点进行更新。如图9所示,发现 N_1 和 N_3 可直接连通,则删除节点 N_2 ,生成新的节点序列 $\{N_1, N_3, N_4\}$,虚线为优化后路线。

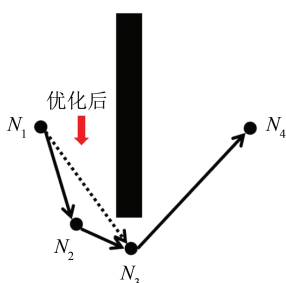


图9 逆向优化节点示意图

Fig. 9 Schematic Diagram of Reverse Optimization Nodes

7)如果最后的节点 N_i 到目标点 P 的射线无碰撞点,则结束搜索,到达目标点 P ,生成节点优

化后全局路径结果 $\{S, N_1, N_2, \dots, N_i, P\}$;如果仍然有碰撞点,则重复步骤2)。

算法示意图如图10所示,图10中红色射线为发出的虚拟激光,绿色路径为最终优化后的全局路径结果。

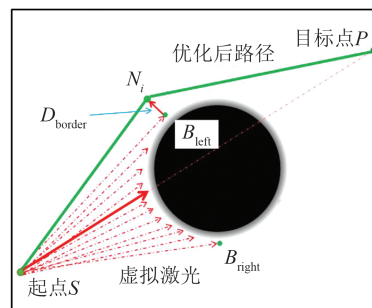


图10 激光模型算法示意图

Fig. 10 Schematic Diagram of Laser Model Algorithm

激光模型算法与A*算法、射线模型的根本区别在于激光模型能够通过 N 条扩散性射线探测出障碍物左右两侧边界节点,从直接向边界搜索,避免了向中间区域的无效搜索,减少了进入凹形环境的概率。射线模型在当前没有障碍物时,仅仅是直接向目标发射出单条射线,在碰撞点只会按照八邻域局部代价最小进行搜索,所以相对于射线模型,激光模型更具有感知能力,能够感知障碍物边缘和中间区域,从而选择绕过凹形区域和障碍物的方向前进。

3 算法对比实验

将激光模型算法和A*算法、射线模型,在凹形地图(图11(a))、不可行区域地图(图11(b))、复杂地图环境(图11(c))中进行测试对比,实验条件采用Matlab进行模拟,地图采用模拟矢量化地图,地图大小为 500×500 像素,起点坐标为 $S(10, 10)$,终点坐标为 $P(490, 490)$ 。

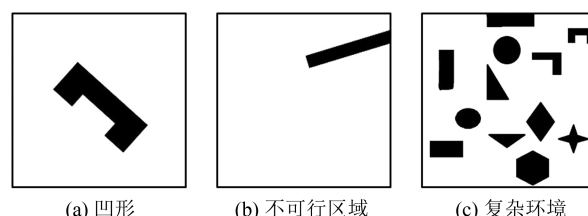


图11 模拟地图

Fig. 11 Simulated Map

实验结果分别从计算时间、总路程、节点数量以及搜索过程总路程、搜索过程节点数量等指标维度进行对比。

3.1 凹形陷阱环境对比实验

实验是基于具有凹形地图特征的地图。凹形地图是全局路径算法在搜索路径过程中,起点到终点的方向所遇到的障碍物呈现凹形特点的地图。

从图 12 中可以看出,A*算法和射线模型在凹形地图中陷入到了凹形区域中,而且一直处于邻域节点计算中,增加了时间消耗。而激光模型可以在进入凹形区域之前判断两侧边界点,从而直接从边界点绕过障碍物前进,避免进入了陷阱

区域。表 2 为 3 种算法实验结果数据。

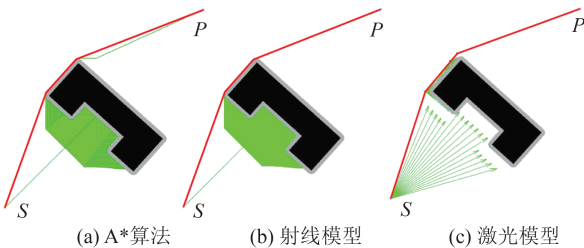


图 12 3 种算法在凹形环境中的对比
Fig. 12 Comparison of Three Algorithms in Concave Environment

表 2 凹形地图 3 种算法对比实验结果

Tab. 2 Comparison of Experimental Results of Three Algorithms for Concave Map

算法	总耗时/s	优化后节点总数/个	总路程 /像素	搜索过程 总路程/像素	搜索过程总节点数/个
A*算法	134.7	5	735	22 119	34 616
射线模型	448.3	4	735	22 472	33 776
激光模型	1.2	4	741	741	5

比较 A*算法和射线模型结果,可以看出在耗时上,A*算法比射线模型快了近 70%,说明射线模型在凹形环境下计算量上比 A*算法有所增加,从而 A*算法更优。对比激光模型和 A*算法结果,可以看出两者之间的总路程差异不大,均是较好的路径结果,但在耗时上,激光模型比 A*算法快了近 99%,在搜索过程的总路程和节点数上,激光模型均减少了 96% 以上。结果表明,A*算法受到了凹面陷阱的严重影响,而激光模型几乎不受影响。其本质原因在于激光模型算法能

够探测障碍物边界的特性,避免了前往凹形区域搜索的陷阱,直接从侧面进行下一步探索,节省了大量搜索时间,而 A*算法和射线模型无法判断障碍物边界而进入了凹形区域。

3.2 不可行环境对比实验

实验选用的不可行环境为目标点附近有一侧区域无法直接到达,来分别对比 3 种算法的全局路径规划搜索情况。实验结果如图 13 所示,实验数据见表 3。

由对比结果可以看出,3 种算法在全局路径

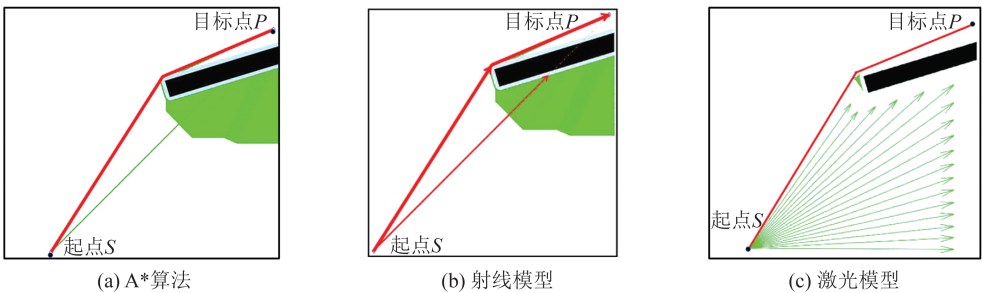


图 13 3 种算法在不可行区域的结果
Fig. 13 Results of Three Algorithms in Infeasible Region

表 3 不可行区域对比实验结果

Tab. 3 Comparison of Test Results of Infeasible Areas

算法	总耗时/s	优化后节点总数/个	总路程 /像素	搜索过程总路程/像素	搜索过程 总节点数/个
A*算法	271.1	4	708	30 903	54 994
射线模型	240.0	3	710	30 504	54 021
激光模型	0.9	3	712	713	4

规划长度上相当,均得到了较优路径。比较 A*算法和射线模型,射线模型在耗时上更少、更优。

不过激光模型在搜索速度上明显优于射线模型,时间减少了 99% 以上,在搜索过程总路程和总节

点数上明显较优。这说明A*算法和射线模型进入了不可行区域,且进行了覆盖式搜索,增加了计算过程,而激光模型通过激光扫描到不可行区域边界,直接选择绕过障碍物进行下一步搜索。在不可行区域中,激光模型远远优于A*算法和射

线模型。

3.3 复杂地图对比实验

实验采用多种形状障碍物随机分布,模拟形成复杂环境地图来分别对比3种算法,实验结果见图14,实验数据指标见表4。

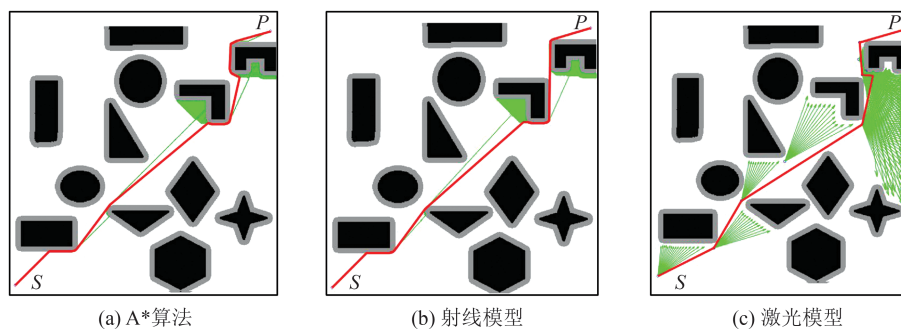


图14 3种算法在复杂地图上的对比结果

Fig. 14 Comparison Results of Three Algorithms in Complex Map

表4 复杂地图对比实验结果

Tab. 4 Comparison of Experiment Results of Complex Map

算法	总耗时/s	优化后 节点总数/个	总路程 /像素	搜索过程总路程/像素	搜索过程节点数/个
A*算法	174.3	214	772	3 533	5 696
射线模型	192.0	193	759	3 662	4 870
激光模型	5.8	8	778	798	12

对比A*算法、射线模型和激光模型实验结果,可以看出3种算法在全局路径规划长度上相差不大,激光模型略长,但均是较优路径。但前两者的搜索速度较慢,激光模型在此实验中搜索速度上远优于A*算法和射线模型,时间均减少了96%多。在节点数上,激光模型均减少了95%多,使得路径更加直接平滑。在搜索过程总路程和总节点数上,激光模型均优于A*算法和射线模型。

对比图14(b)和图14(c),虽然射线模型路径略微比激光模型路径更加直接合理,且激光模型长度长了2.5%,但射线模型路径距离障碍物整体更近,甚至贴着障碍物运动,所以相对来说,激光模型路径距离障碍物平均距离相对更大,显得更加安全。激光模型路径略长的原因与选择的 D_{border} 参数有关, D_{border} 代表节点与边界点的距离, D_{border} 越大代表中间节点距离障碍物表面越远,从而也能在更远距离探测到障碍物边界,更早绕过。如果离障碍物太近,则寻找到的下一个边界点距离更近,从而增加寻找碰撞点的次数,导致节点更多。虽然这个机制导致最终的路径长度略有增加,但对换来的计算速度、避免进入凹形区域、更少节点数来说是值得的。所以实验结果

表明,在部分含有凹形障碍物的复杂地图环境中,激光模型在耗时、路径、节点整体上优于A*算法和射线模型。

从图14中可以看出,激光模型结果与可视图导航网络方法有一定相似性,原因是两者的节点都是障碍物附近的点,可视图节点都是顶点,数量有限且比较固定,激光模型节点是碰撞点附近的边界点,可以在障碍物任何一个边缘。两者结果的相似是因为该数学定理:平面障碍为多边形的情况下,最短路径一定是一条由起点经过各可视障碍顶点到达终点的一条折线^[19]。因为激光模型和可视图法最终找到的都是这样的较优路径,所以结果比较相似。可视图导航网络方法的缺点是需要将地图矢量化存储为多边形网络,而激光模型既不需要对地图进行矢量化和人工处理,也不会过多减少可行空间。

3.4 激光模型与双蚁群交叉算法对比

双蚁群完全交叉算法是专门针对凹形障碍物提出的算法,原理是在蚁群算法基础上新增一组从终点到起点的反向搜索蚁群,然后将两组蚁群每条蚂蚁搜索的路径相互融合,由于凹形程度与搜索方向相关,正反搜索方向融合可实现非凹形方向路径弥补凹形方向路径,从而避免凹形区

域的影响^[18]。为了对比本文激光模型算法与双蚁群交叉算法在凹形环境的效果,选用与文献

[18]相同的地图环境和起、终点进行实验。实验结果见图 15,数据结果见表 5。

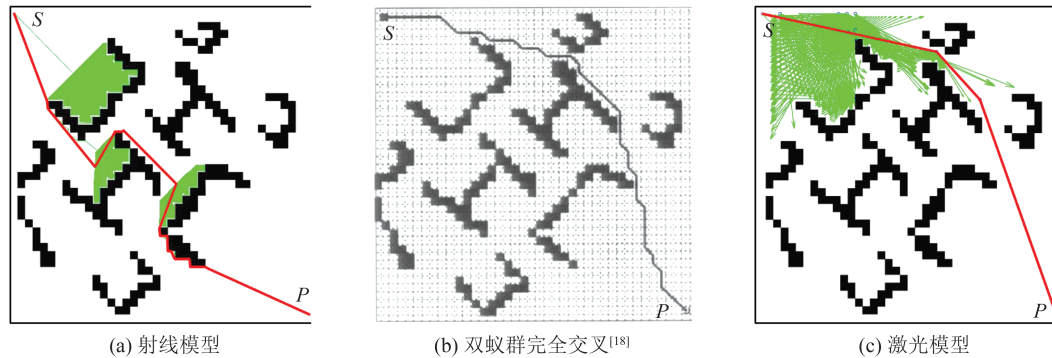


图 15 激光模型与双蚁群交叉算法对比

Fig. 15 Comparison Between Laser Model and Double Ant Colony Algorithm

表 5 激光模型与双蚁群交叉实验结果对比

Tab. 5 Comparison of Experiment Results of Laser Model and Double Ant Colony Algorithm Data

算法	耗时/s	总路程/像素	节点总数/个	轨迹平滑度
射线模型	946.0	71.68	159	不平滑,13次转折
双蚁群完全交叉	34.2	62.86	25	不平滑,22次45°转折
激光模型	7.6	62.53	4	比较平滑,仅2次转折:35°和22°

从结果中可以看出,射线模型得到了较差的路径,且耗时最长,双蚁群完全交叉算法和激光模型得到的最优路径比较一致,且总路程相差不大,但双蚁群交叉耗时更长,说明在凹形环境中受到了严重影响。三者对比来看,激光模型优于双蚁群完全交叉算法,双蚁群完全交叉算法优于射线模型,其中激光模型算法路径更加平滑,节点更少,计算时间最短。

相对于激光模型,双蚁群完全交叉算法搜索耗时相对较长,原因是该算法在终点进行了反向蚁群计算,而且不断对路径进行融合计算。如果蚂蚁数量为 M ,则同时需要 $2M$ 蚁群数量进行运算,有 $M \times M$ 条路径进行融合,因此当地图没有凹形障碍物时,其计算量至少是单蚁群算法两倍。而地图环境有无凹形是随机的,因此双蚁群完全交叉算法在常规地图中不占优势。而且双蚁群完全交叉算法需要对地图进行栅格化,如图 15(b)所示,从而只能按照45°倍数角度来进行运动;而激光模型是根据坐标计算的空间搜索方式,针对的是矢量化地图,从而可以沿着直线搜索方向运动。通过上述实验分析可以看出,激光模型算法在凹形环境相对于双蚁群完全交叉算法更优。

激光模型算法,并在凹形环境、不可行区域环境、复杂环境中与射线模型和A*算法对比,得出了在此类环境中,激光模型全局路径规划结果整体上更优,节点数量更少,计算过程更快,搜索路径节点数更少。同时与专门针对凹形环境的双蚁群完全交叉算法进行对比,得出两者均能有效避免凹形环境影响,但激光模型计算时速度更快,路径更平滑。

在搜索过程遇到凹形障碍物时,激光模型算法会通过扩散性激光来探测障碍物边界,然后确认边界后进行绕过,再进行下一步搜索,比较容易跨越凹形障碍物,从而避免凹形障碍物的影响。因此,激光模型算法具有一定的环境感知性,能够探测出前方障碍物的位置和边界,从而选择绕过障碍物。激光模型算法作为一种新方法,在机器人运动规划中提供了新的方向和思路,在后续的研究中,会将激光模型应用到无图导航的场景中。不过本文算法仍有一定改进空间和不足,后续需要对真实场景进行测试来观察实际的效果,同时也需要在真实场景中与其他路径规划算法进行对比研究。

参 考 文 献

- [1] Wang Chunying, Liu Ping, Qin Hongzheng. Review on Intelligent Path Planning Algorithm of Mobile Robots[J]. *Transducer and Microsystem Tech-*

4 结 语

本文提出了一种基于激光雷达扫描原理的

- nologies, 2018, 37(8): 5-8. (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.)
- [2] Ding Jiahui, Mao Yulu, Gu Libo, et al. Robot Path Planning Based on Improved Genetic Algorithm[J]. *Henan Science and Technology*, 2021, 40(27): 6-8. (丁家会, 冒宇露, 顾立博, 等. 基于改进遗传算法的机器人路径规划[J]. 河南科技, 2021, 40(27): 6-8.)
- [3] Feng Jianhu, Zhang Tingyu, Feng Shuo, et al. Improved Particle Swarm Optimization Algorithm for Robot Path Planning[J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2021(9): 291-294. (封建湖, 张婷宇, 封硕, 等. 面向机器人路径规划的改进粒子群算法[J]. 机械设计与制造, 2021(9): 291-294.)
- [4] Zhang D H, You X M, Liu S, et al. Dynamic Multi-role Adaptive Collaborative Ant Colony Optimization for Robot Path Planning[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 129958-129974.
- [5] Noreen I, Khan A, Habib Z. Optimal Path Planning Using RRT* Based Approaches: A Survey and Future Directions [J]. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2016, 7(11): 97-107.
- [6] Jiang Lin, Fang Dongjun, Zhou Hewen, et al. Improved Global Path Planning Algorithm Based on Ray Model[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2022(3): 548-556. (蒋林, 方东君, 周和文, 等. 基于射线模型的改进全局路径规划算法[J]. 电子学报, 2022(3): 548-556.)
- [7] Tang Yunfeng, Zhao Jing, Xie Fei, et al. Robot Path Planning Method Based on Improved Genetic Algorithm[J]. *Journal of Nanjing Normal University (Engineering and Technology Edition)*, 2021, 21(3): 49-55. (汤云峰, 赵静, 谢非, 等. 基于改进遗传算法的机器人路径规划方法[J]. 南京师范大学学报(工程技术版), 2021, 21(3): 49-55.)
- [8] Wu Guangfu, Wan Luping. Research on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm for Robot Path Planning[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2022, 41(11): 1759-1764. (巫光福, 万路萍. 粒子群算法优化机器人路径规划的研究[J]. 机械科学与技术, 2022, 41(11): 1759-1764.)
- [9] Tang Xuhui, Xin Shaojie. Mobile Robot Path Planning Based on Improved Ant Colony Algorithm [J]. *Computer Engineering and Application*, 2022, 58(5): 287-295. (唐旭晖, 辛绍杰. 改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(5): 287-295.)
- [10] Ye Hongda, Huang Shan, Tu Haiyan. Path Planning of Mobile Robot Based on Improved Bi-RRT* Algorithm[J]. *Electronics Optics & Control*, 2022, 29(2): 76. (叶鸿达, 黄山, 涂海燕. 基于改进Bi-RRT*算法的移动机器人路径规划[J]. 光电与控制, 2022, 29(2): 76.)
- [11] Ge Wenya, Li Ping. Mobile Robot Path Planning Security A* Algorithm[J]. *Journal of Huaqiao University (Natural Science Edition)*, 2022(5): 658-667. (葛文雅, 李平. 移动机器人路径规划安全A*算法[J]. 华侨大学学报(自然科学版), 2022(5): 658-667.)
- [12] Wang Ziqiang, Hu Xiaoguang, Li Xiaoxiao, et al. Overview of Global Path Planning Algorithms for Mobile Robots [J]. *Computer Science*, 2021, 48(10): 19-29. (王梓强, 胡晓光, 李晓筱, 等. 移动机器人全局路径规划算法综述[J]. 计算机科学, 2021, 48(10): 19-29.)
- [13] Chen Jiqing, Tan Chengzhi, Mo Rongxian, et al. Path Planning of Mobile Robot with a Algorithm Based on Artificial Potential Field[J]. *Computer Science*, 2021, 48(11): 327-333. (陈继清, 谭成志, 莫荣现, 等. 基于人工势场的A*算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机科学, 2021, 48(11): 327-333.)
- [14] Chen Yang, Wu Yushu, Shi Wanming. Convex Point Method for Robot Path Planning[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 1995, 15(5): 17-20. (陈阳, 吴裕树, 史万明. 机器人路径规划的凸点法[J]. 北京理工大学学报, 1995, 15(5): 17-20.)
- [15] Barret C, Benreguieg M, Maaref H. Fuzzy Agents for Reactive Navigation of a Mobile Robot[C]//The 1st International Conference on Conventional and Knowledge Based Intelligent Electronic Systems, Adelaide, Australia, 1997.
- [16] Low K H, Leow W K, Ang M H. Enhancing the Reactive Capabilities of Integrated Planning and Control with Cooperative Extended Kohonen Maps [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, Taipei, Taiwan, China, 2003.
- [17] Duan Q J, Zhang M J. Research on Real Time Path Planning Method for the Underwater Robot in Unknown Environment with Random Shape Obstacle [C]//International Conference on Mechatronics and Automation, Luoyang, China, 2006.
- [18] Sun Chunzhe, Lin Juguang, Lou Ganfei, et al. An Double Ant Colony Algorithm in Concave Obstacle Environment for Global Path Planning[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2008, 39(7): 149-153. (孙纯哲, 林巨广, 楼赣菲, 等. 凹形障碍全局路径规划的双蚁群完全交叉

- 算法[J]. 农业机械学报, 2008, 39(7): 149-153.)
- [19] Xu Sijun, Cao Qiying. A Visibility Graph Based Path Planning Algorithm for Mobile Robot [J]. *Computer Applications and Software*, 2011, 28(3): 220-222. (许斯军, 曹奇英. 基于可视图的移动机器人路径规划[J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(3): 220-222.)
- [20] Shao Weiwei, Wu Yuxiu, Fan Dongdong. Overview of Mobile Robot Path Planning Technology [J]. *Journal of Tongling Vocational & Technical College*, 2018, 17(3): 57-60. (邵伟伟, 吴玉秀, 范冬冬. 移动机器人路径规划技术综述[J]. 铜陵职业技术学院学报, 2018, 17(3): 57-60.)
- [21] Li Gaixiao, Lü Cheng, Peng Rencan, et al. A Rapid Path Planning Algorithm Based on the Bilateral Convex-Hull Expanding Model[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(1): 58-64. (李改肖, 吕程, 彭认灿, 等. 一种利用双侧凸包扩张模型的路径快速规划算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(1): 58-64.)
- [22] Chu Changliang. Autonomous Exploration and Mapping of Robots in Unknown Indoor Environments [D]. Chengdu: Xihua University, 2021. (褚长良. 室内未知环境中机器人的自主探索与建图[D]. 成都: 西华大学, 2021.)
- [23] Xu Yuhang. Research on Robot Indoor Navigation Technology Based on Laser Slam [D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2021. (徐雨航. 基于激光SLAM的机器人室内导航技术研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2021.)
- [24] Lu Liguang, Liu Liyue, Lu Tieding, et al. A Modified Floyd Algorithm [J]. *Journal of East China University of Technology (Natural Science)*, 2019, 42(1): 78-81. (卢立果, 刘立越, 鲁铁定, 等. 一种改进的Floyd算法[J]. 东华理工大学学报(自然科学版), 2019, 42(1): 78-81.)