文章编号：1674-2974（2025）08-0103-08 DOI：10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2025287

基于改进A*算法的轮式巡检机器人路径规划方法

孙宁[1,2]，胡云雷[2†]，陈宇飞[2]
（1. 湖南大学 机械与运载工程学院，湖南 长沙 410082；
2. 中信重工开诚智能装备有限公司，河北 唐山 063009）

摘 要：针对轮式巡检机器人在全局路径规划时存在的路径曲折、路径贴近障碍物、搜索效率低的问题，提出一种改进的A*算法.首先，优化A*算法代价函数，提高路径精确性.其次，引入基于距离因子的视线法，减少全局路径曲折，增加路径与障碍物的安全距离.通过双向搜索策略，提高搜索效率.最后，通过准均匀B样条曲线，对全局路径进行平滑.采用栅格法对地图进行建模，并将算法应用于某氯碱化工巡检机器人现场，实验结果表明，相较于A*算法，改进的A*算法在路径安全度、路径拐点数方面均表现更优，其中，路径拐点减少79.41%.改进的A*算法规划出的全局路径更加平顺，更好地满足了轮式巡检机器人对路径规划的要求.

关键词：A*算法；路径规划；视线法；路径平滑；机器人
中图分类号：TP242 **文献标志码**：A

Path Planning Method for Wheeled Inspection Robot Based on Improved A* Algorithm

SUN Ning[1,2]，HU Yunlei[2†]，CHEN Yufei[2]
（1. College of Mechanical and Vehicle Engineering，Hunan University，Changsha 410082，China；
2. CITIC Heavy Industries Kaicheng Intelligence Equipment Co.，Ltd.，Tangshan 063009，China）

Abstract：An improved A* algorithm is proposed to address the issues of tortuous paths，proximity to obstacles，and low search efficiency in global path planning for wheeled inspection robots. First，the cost function of the A* algorithm is optimized to enhance path accuracy. Second，a line-of-sight method incorporating a distance factor is employed to reduce the tortuosity of the global path and increase the safe distance between paths and obstacles. The two-way search strategy is utilized to improve search efficiency. Finally，the global path is smoothed using quasi-uniform B-spline curves. The environment map is modeled using the grid method，and the algorithm is applied to a chlor-alkali chemical inspection robot scenario. Experimental results demonstrate that，compared with the traditional A* algorithm，the improved A* algorithm exhibits superior performance in terms of path safety，and the number of path inflection points. Specifically，the number of path inflection points is reduced by 79.41%. The global path generated by the improved A* algorithm is smoother，better satisfying the requirements for path planning in wheeled inspection robots.

Key words：A* algorithm；path planning；visual method；path smoothing；robot

* **收稿日期**：2025-02-26
基金项目：河北省重大科技支撑计划资助项目（242G1802Z），Major Science and Technology Support Program of Hebei Province（242G1802Z）
作者简介：孙宁（1987—），男，河北省唐山市人，湖南大学博士研究生，中信重工开诚智能装备有限公司高级工程师
† 通信联系人，E-mail：huyunlei0010@163.com

随着智能化巡检的不断推广和应用,轮式巡检机器人逐渐在电力、化工、煤矿巡检系统中发挥着至关重要的作用.轮式巡检机器人精准识别设备异常,及时预警潜在故障,减少人工巡检的劳动强度与风险,显著提高了巡检效率和安全性.路径规划是轮式巡检机器人自主导航的核心模块之一,其中,在全局路径规划中,系统依据预先获取的空间地图信息,规划出一条最优且无碰撞的路径,机器人根据规划出的全局路径到达目标位置.在路径规划过程中,不仅要计算出起始点到目标点的行动轨迹,还需综合考虑多个性能指标,以优化路径的整体效能,这些指标包括执行时间的长短、路径的总长度、拐弯的次数、以及路径的安全度等.因此亟须设计合理的路径规划方法,保证全局路径最优.

目前,路径规划方法可以分为基于地图的方法和基于学习的方法[1].基于地图的方法主要依赖于预先建立的规则和算法来确定从起点到目的地的有效路线,而基于学习的方法基本上由数据驱动.其中,基于深度学习和强化学习的路径规划在涉及未知和动态变化环境的场景中具有更好的效果.Singh 等人[2]使用神经网络在室外道路和室内动态环境下进行路径规划.Xu 等人[3]使用深度逆强化学习在动态、拥挤的环境中进行社交感知机器人导航.但是,基于学习的方法仍然存在一些重要限制[4],如不确定性下的推理、稳定与安全性,从有限的数据中学习,以及对多样化和新颖环境下的模型进行更新和管理的成本.相比于基于学习的方法,基于地图的方法具有更好的安全保证.在工业场景下,常用的基于地图的全局路径规划方法主要有 GBFS(greedy best-first search)[5]、Dijkstra[6]、A*算法[7]、LPA*[8]、D* Lite[9]等.其中 A*算法结合了广度优先搜索和最佳优先搜索的优点,在路径规划领域具有较广泛的应用.A*算法在复杂环境下也存在一定的局限性.余翔等人[10]优化 A*算法启发函数,减小 A*算法本身的贪心程度,有效提高了搜索效率.杨芳清等人[11]和李晓露等人[12]增加 A*算法邻域搜索范围的取值,优化路径设计.Dolgov 等人[13]在路径规划时,通过增加车辆的转向角维度来增强 A*算法,保证了路径的运动可行性.Liu 等人[14]在优化 A*算法时考虑障碍物碰撞风险,建立障碍物风险模型.然而,现有优化往往聚焦单一目标(如搜索效率、路径平滑性),在算法应用过程中,需要考虑多目标的协同优化问题,同时考虑算法效率.

针对 A*算法存在的不足以及轮式巡检机器人场景实际的需求,本文在 A*算法的基础上,结合机器人运动学特性[15],采用欧式距离作为估计距离函数,引入基于距离值的启发式代价,增加基于距离因子的视线法,采用双向搜索策略,进一步利用准均匀 B 样条曲线对路径进行平滑处理.解决机器人在全局路径规划时存在的搜索效率低、路径曲折、路径贴近障碍物的问题,以满足轮式巡检机器人对巡检路径的要求.

1 A*算法概述

A*算法是在已知先验环境信息情况下求解最优路径的搜索算法,常被应用于静态路网环境,能够高效地计算出两点之间的最短路径.

如图 1 所示,通过构建和更新 OPEN 列表及 CLOSE 列表,筛选并确定出最优路径上的节点.A*算法开始时,将起始点加入 OPEN 列表,随后,分别计算当前点 n 到周围邻域点的距离估计代价值 $h(n)$,结合从起始点到当前点 n 的实际代价函数 $g(n)$,计算出一个综合的代价函数 $f(n)$,用于评估通过该邻域节点到达目标点的总成本.在每次迭代中,算法从 OPEN 列表中选取 $f(n)$ 值最小的节点作为下一个扩展节点,并将其从 OPEN 列表移至 CLOSE 列表,作为路径备选节点.如此往复探索,不断更新邻域,直到找到目标点或满足停止条件为止.找到目标点后,通过逆向追踪每一轮搜索过程中记录的父节点,从而构建出从起始点到目标点的最优路径[7].

A*算法的代价函数是其核心要素[7],它能够有效地指导搜索过程朝着目标点进行.A*算法中从起始点到目标点的总代价函数 $f(n)$ 可表示为

$$f(n) = g(n) + h(n) \tag{1}$$

式中:n 为当前点;$g(n)$ 为起始点到当前点 n 的实际代价;$h(n)$ 为当前点 n 到目标点的距离估计代价.

A*算法采用曼哈顿距离作为距离估计代价,计算公式为

$$h(n) = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2| \tag{2}$$

式中:(x_1, y_1) 为当前点坐标;(x_2, y_2) 为目标点坐标.

2 改进的 A*算法

如图 2 所示,针对轮式机器人全局路径规划时的最优路径问题,基于 A*算法,同时考虑了机器人的运动学约束,调整代价函数以反映机器人实际移

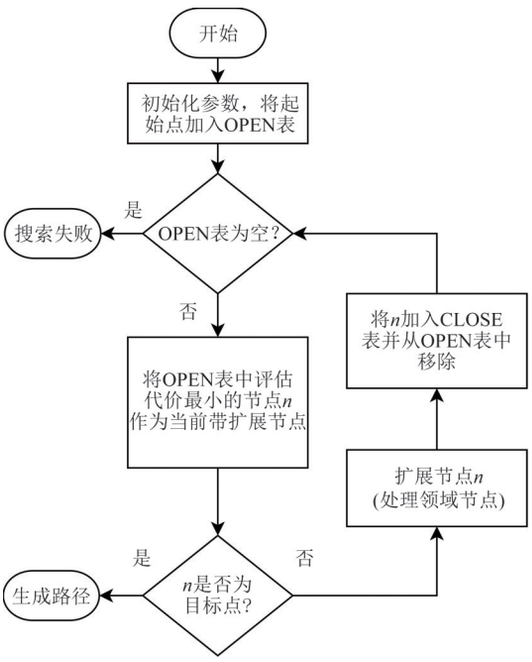


图 1　A*算法流程图

Fig.1　A* algorithm flow chart

动时的成本,将节点n加入CLOSE前去除冗余节点,进一步优化双向搜索的邻域选择策略,从而提升全局路径的平顺度和可行性.

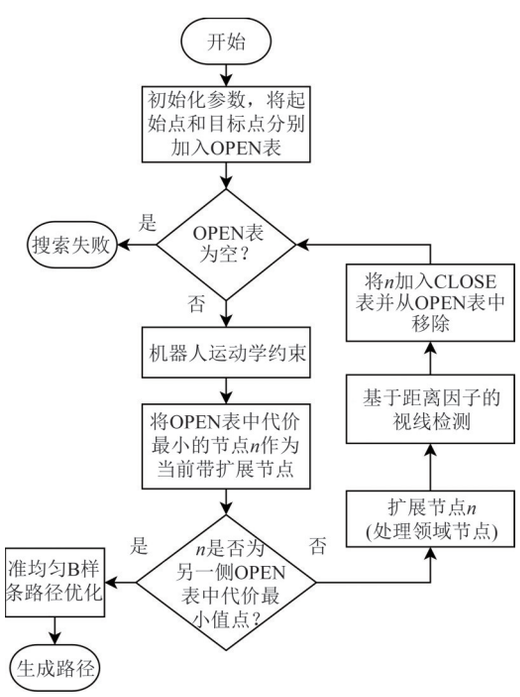


图 2　改进A*算法流程图

Fig.2　Improved A* algorithm flow chart

2.1　代价函数优化

A*算法中的距离估计代价函数使用曼哈顿距离,曼哈顿距离直接反映了两个点在每一维度上的差异程度,但不能反映两点间的真实距离.

如图3所示,黑色线表示曼哈顿距离,红色线表示欧氏距离,欧氏距离表示当前点到目标点的直线距离,能够更为准确地描述当前点到目标点的真实距离,欧氏距离的公式$h(n)$为

$$h(n)=\sqrt{(x_1-x_2)^2+(y_1-y_2)^2} \tag{3}$$

式中:(x_1,y_1)为当前点坐标;(x_2,y_2)为目标点坐标.

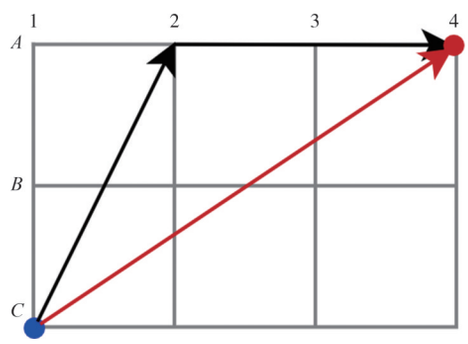


图 3　距离函数对比

Fig.3　Comparison of distance functions

A*算法在进行邻域搜索时,路径中会存在部分搜索点具有相同的$f(n)$值,这会导致它搜索很多无效的点,当代价函数$f(n)$相同时,需要对$f(n)$值相同的节点做出取舍.为距离估计代价函数增加一个微小的偏移量c,当某两个节点的$f(n)$值相同时,通过增加距离估计代价函数的权重后,使改进A*算法优先选择距离目标点更近的点,因此,我们可以将启发函数进一步优化为如下形式:

$$f(n)=g(n)+h(n)(1+c) \tag{4}$$

式中:n为当前点;$g(n)$为起始点到当前点n的实际代价;$h(n)$为当前点n到目标点的距离估计代价;c为偏移量.

2.2　基于距离因子的视线法

在A*算法的应用中,所规划出的路径往往严格遵循给定的模型(例如栅格地图或网格模型)的约束,路径必须沿着这些模型的网格点依次行进.这种做法虽然确保了路径的可行性和计算的有效性,但不可避免地导致路径并非实际意义上的最短路径,同时路径的外观也可能显得不够自然流畅.通过视线(line of sight,LOS)检测算法可以优化A*算法路径中间点[7],减少路径曲折.

LOS检测可以确定路径能否直接从当前点延伸到任意一个父节点,如果之间存在中间节点,删除中间节点,使路径直接从当前点连接到父节点,以达到

任意角的效果.如图4所示,红色路径相比于黑色路径减少了曲折.

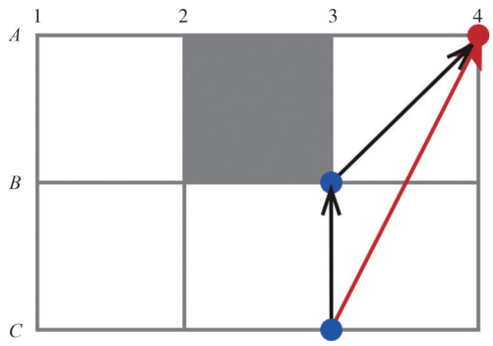


图4 LOS检测

Fig.4 LOS detection

如图4所示,在扩展节点$(B,3)$时会计算多个邻域节点,在大场景栅格地图中,将每个邻域节点如$(A,4)$与当前节点的父节点$(C,3)$进行LOS检测会产生巨大的计算量,在计算出具有最小$f(n)$的邻域节点后再进行LOS检测,可以有效降低计算量.同时,当路径上出现拐点时,收缩父节点会使得全局路径距离障碍物较近,通过在LOS检测过程中添加距离因子,以确保机器人在移动过程中与障碍物保持安全距离.以机器人的中心点作为坐标原点,围绕该点设定一个安全区域,设定机器人左右的安全距离为w,前后的安全距离为h,当从OPEN表中取出某个顶点,需要真正以这个顶点为基础开始扩展的时候,判断机器人安全邻域wh内是否存在障碍物.如果当前点邻域内不存在障碍物,则进行LOS检测,如果邻域内存在障碍物,则不进行LOS检测.

2.3 双向搜索策略

当地图尺寸较大时,每次路径规划,A*算法都要进行大量的邻域搜索行为.设定照栅格地图分辨率为5 cm,全局路径规划时需要大量时间消耗.通过双向搜索可以缩短邻域搜索范围,从而缩短机器人全局规划的响应时间.

双向搜索的计算方法并不是计算当前点到目标点的路径,而应该计算从当前点到另一侧的OPEN表中的代价最小值点的路径,这样才能保证正反两个方向的路径最终一定会相交.同时建立路径规划器A_1和路径规划器A_2,如图5所示,A_1从起始点$(C,1)$出发,A_2从目标点$(A,4)$出发,A_1以A_2的OPEN表中的$f(n)$值最小的栅格为目标点进行扩展.A_2以A_1的OPEN表中的$f(n)$值最小的栅格为目标点进行扩展.若A_1或A_2的OPEN表为空,表示找不到目标点,退出邻域搜索.路径规划时,重复邻域搜索行为,直到两个路径规划器都搜索到目标点,此时两者相遇,表示成功找到规划路径,退出邻域搜索.

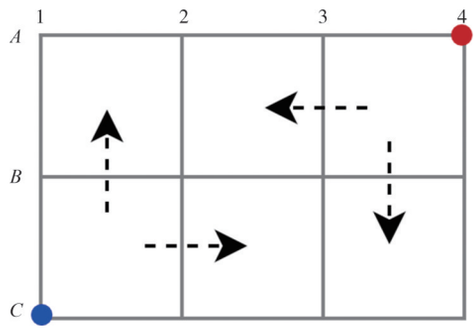


图5 邻域搜索示意图

Fig.5 Neighborhood search diagram

2.4 准均匀B样条路径优化

对于网格地图来说,直接应用A*算法得到的全局路径存在着折线线段多、折线角度大等问题,这会显著影响移动机器人在执行路径时的工作效率.为了优化机器人的运动性能,减少不必要的能耗和磨损,并提升整体作业效率,对A*算法生成的路径进行进一步的平滑化处理.可以采用贝塞尔曲线法[16]或B样条曲线法[17]来达到这一目的.

相比于贝塞尔平滑,B样条曲线具有良好的局部性.在B样条的基础上,准均匀B样条节点矢量中两端节点具有重复度k(即样条的阶数),有效保留了贝塞尔曲线在其定义域能通过首尾两个端点特性、确保平滑处理后的路径能够精确连接起始点和目标点.一般来说,次数越高,则曲线的导数次数也会较高,那么将会有很多零点存在,较多的导数零点就导致原曲线存在较多的极值,使曲线出现较多的峰谷值.在二维路径规划中,选择准均匀三次B样条曲线作为轨迹规划的曲线,三次B样条曲线能够实现二阶导数连续.根据B样条曲线的微分连续和端点连续特性,计算样条曲线的系数,B样条曲线的递归表达式如下

$$N_i^0(u)=\begin{cases}1, & u_i \leqslant u < u_{i+1}\\ 0, & \text{其他}\end{cases} \tag{5}$$

$$N_i^p(u)=\frac{u-u_i}{u_{i+p}-u_i}N_i^{p-1}(u)+\frac{u_{i+p+1}-u}{u_{i+p+1}-u_{i+1}}N_{i+1}^{p-1}(u) \tag{6}$$

式中:u为B样条参数域;p为样条曲线阶数;$N_i^p(u)$代表第i个p阶基函数.

3　仿真实验与分析

3.1　仿真环境

仿真试验在Windows 11操作系统下进行,处理器型号为11th Gen Intel(R) Core(TM) i5-11400H 2.70 GHz.仿真实验地图为二维度栅格地图,栅格地图大小为50×50,分辨率为0.05 m.地图中,蓝色点代表起始点,红色点代表目标点,绿色点代表相遇节点.黑色区域代表障碍物,灰色区域代表A*算法规划时的扩展节点.

3.2　改进 A *算法验证

为了验证本文提出的基于改进A*算法的有效性,本文将A*算法、改进的A*算法不同模块进行仿真实验.设定路径起始点(5,5),目标点(45,45),将障碍物参数应用到算法,计算不同算法从起始点到目标点的最优路径.不同算法生成的路径如图6所示.

如图6(a)所示,A*算法规划的路径曲折程度较大.如图6(b)所示,采用欧氏距离作为改进A*算法距离估计代价,路径更加精准.由于A*寻路算法是基于网格模型进行寻路,如图6(a)所示,A*算法路径在起始点和目标点间没有任何障碍物的情况下仍可能是Z形折线型.如图6(c)所示,通过LOS检测可以优化中间曲折节点,在路径拐角处,由于删减了路径部分中间节点,与障碍物保持安全距离后的路线会与障碍物相交.如图6(d)所示,在LOS检测时应考虑当前点n与障碍物的距离,以防止规划的路线与障碍物相交,通过基于距离因子的LOS检测后,图中路径与障碍物保持安全距离.

如图6(e)所示,通过双向搜索策略提升A*算法的效率.建立路径规划器A_1和路径规划器A_2,A_1从起始点进行路径规划,A_2从目标点进行路径规划,图中,两个路径规划器相遇节点为M.绿色点M距离目标点较近.相比于单侧搜索,虽然双向搜索增加了邻域搜索范围,但提升了搜索效率.改进后的A*算法在拐角处仍存在曲折,考虑到机器人实际运行效果,故采用三次标准B样条曲线对路径进行平滑.如图6(f)所示,优化后的路径在拐角处更加平滑.

在有限的地图结构中,A*算法及其改进算法能够在有限步骤内找到解[7],A*算法的核心是估价函数$f(n)$,以$d(n)$表示当前点n到目标点的真实距离,在估价函数$f(n)$中,当$h(n) < d(n)$时,算法在搜索过程中会探索更多的节点,搜索范围增加,但更能得到最优解.当$h(n) > d(n)$时,算法在搜索过程中会倾向于选择看似更接近目标的路径,从而减少探索的节点数和搜索范围,提高搜索效率,但可能导致算法错过真正的最优路径,不能保证路径是最优解.图6中灰色区域为算法扩展区域,图6(b)中采用欧氏距离作为距离估计代价函数,估计的距离更接近于真实距离,$h(n)$减小,搜索范围增大,算法获得的解更优.同时,采用基于距离因子的LOS检测、双向搜索方法进一步增加搜索范围,使得算法收敛更准确.

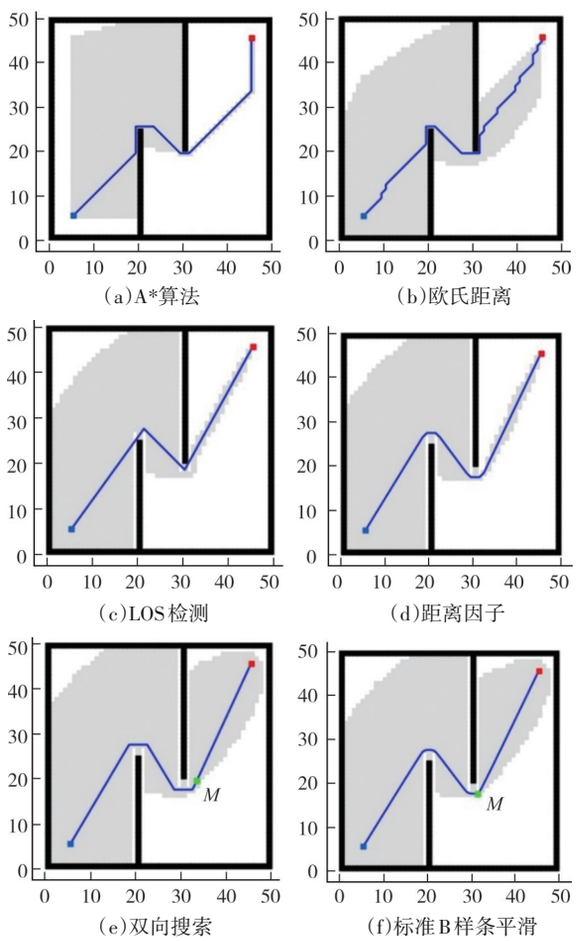


图6　A*算法和改进A*算法

Fig.6　A* algorithm and improved A* algorithm

对A*算法和改进A*算法进行不同方法的消融实验,路径规划时的计算时间、路径长度和拐点个数如表1所示.

在表1中,采用欧氏距离作为距离估计代价函数时,路径拐点数增加.同时采用LOS检测方法时,路径拐点明显减少.同时增加距离因子,路径长度增加,拐点数增加.在此之上,采用双向搜索方法时,路径长度增加,算法运行时间减少了约18.48%.

表1 改进A*算法增加不同模块对比

Tab.1 Comparison of improved A* algorithm by adding different module

规划算法	规划时间/ms	路径长度/m	拐点个数/个
A*算法	44	3.60	6
欧氏距离	54	3.60	22
LOS检测	75	3.35	2
距离因子	92	3.63	4
双向搜索	75	3.71	4
标准B样条平滑	82	3.71	4

对主流的基于地图的全局路径规划方法,如GBFS、Dijkstra、A*算法、LPA*、D* Lite以及改进A*算法进行实验,验证改进算法的有效性.路径规划时的计算时间、路径长度和拐点个数如表2所示.

如表2所示,GBFS算法规划出的路径最长,A*算法规划出的路径较短,路径拐点为6个.改进的A*算法规划时间为82 ms,路径拐点为4个,路径拐点个数优于实验中其他算法.

表2 不同路径规划算法对比

Tab.2 Comparison of different path planning algorithms

规划算法	规划时间/ms	路径长度/m	拐点个数/个
GBFS	18	5.08	17
Dijkstra	82	3.95	26
A*算法	44	3.60	6
LPA*	411	3.60	8
D* Lite	305	3.60	8
改进A*算法	82	3.71	4

4 试验验证与分析

4.1 试验环境

为了进一步验证基于改进A*算法路径规划方法的可行性,在某氯碱化工厂进行地图采样.工厂场地面积1.3×10^3 ㎡,长62 m,宽21 m.利用激光雷达和导航建图算法为化工场景建立二维栅格地图,栅格地图长1.24×10^3,栅格地图宽0.42×10^3.根据是否可通行,将栅格地图二值化,可通行区域设置为白色背景,不可通行区域设置为黑色背景.通过现场实际栅格地图进行仿真实验.仿真实验中巡检机器人模型为中信重工开诚智能装备有限公司防爆四代轮式巡检机器人,如图7所示,轮式巡检机器人采用差速模型,尺寸为1.32 m×0.88 m,搭载激光传感器(RS-LIDAR-32型,速腾聚创),轮胎直径为0.31 m.



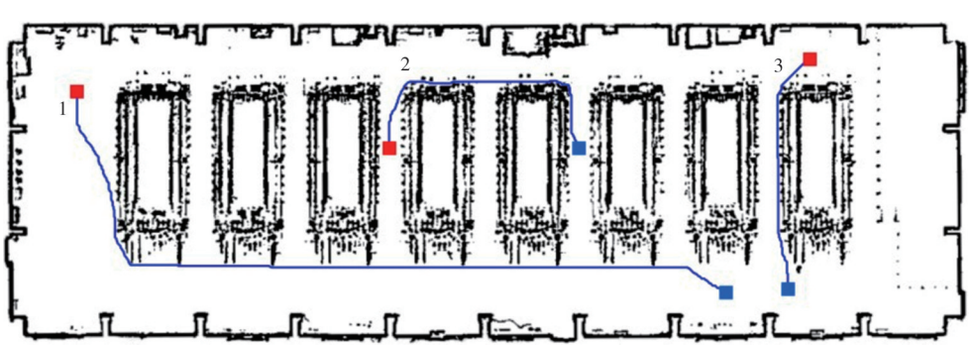
图7 轮式巡检机器人

Fig.7 Wheeled inspection robot

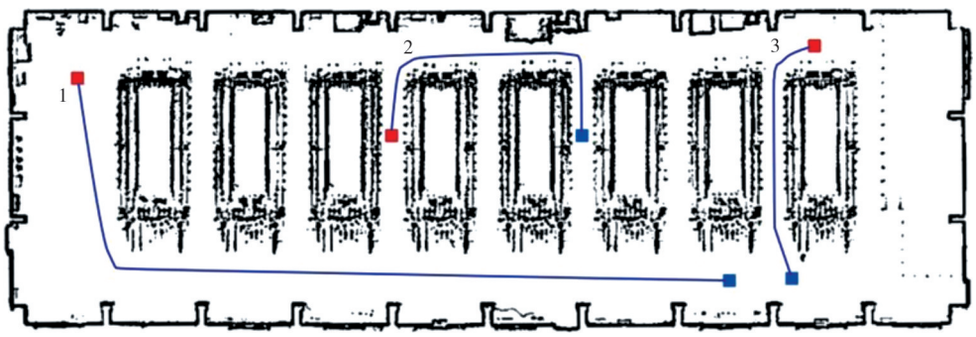
4.2 试验与结果分析

实验中设置3条自主导航路线,分别模拟机器人巡检过程中从起始点自主导航到巡检点以及机器人从巡检点自主导航到充电点情景.使用A*算法和本文提出的改进A*算法进行路径规划试验,规划结果如图8所示.

如图8(a)所示,在氯碱化工厂情景下,A*算法可以从起始点规划路径到目标点.规划出的路径通常较短,但图中路径与障碍物距离较近,机器人不能根据A*算法生成路径进行巡检,否则会发生碰撞.同时,在路径前端和后端产生较多曲折,影响机器人



(a)A*算法



(b)改进的A*算法

图 8　氯碱化工厂情景下轮式巡检机器人的路径规划

Fig.8　Path planning of wheeled inspection robot for chlorine alkali factory

的正常运行.如图8(b)所示,改进的A*算法可以从起始点规划路径到目标点.规划出的路线与障碍物具有安全距离.图中路线较平直,拐点较少,路线更平滑,更适合机器人运行.

机器人采用A*算法以及改进A*算法进行3次路径规划实验,路径规划时的计算时间、路径长度、拐点个数如表3所示.

表 3　路径规划性能对比

Tab.3　Performance comparison of path planning

实验	算法	规划时间/s	路径长度/m	拐点个数/个
路线 1	A*算法	0.08	50.81	16
	改进A*算法	0.71	49.22	2
路线 2	A*算法	0.41	19.30	11
	改进A*算法	1.60	18.60	3
路线 3	A*算法	0.40	15.76	7
	改进A*算法	0.52	15.39	2

路线1是机器人巡检返回充电路线,改进A*算法减少了路径无效曲折.路线2、3是机器人巡检规划路线,改进A*算法充分考虑障碍物信息.由于采用LOS检测方法,在保证机器人行走安全稳定的基础上,本文改进的A*算法3次实验总拐点数为7个,相较于A*算法3次实验总拐点数34个,拐点数减少了79.41%,大大减少了机器人的转弯次数,从而增加了机器人轮胎的使用寿命.

通过代价函数优化、LOS检测排除中间节点,双向搜索邻域策略以及曲线平滑化的综合改进,可以发现,改进A*算法路径拐点大大减少,路径与障碍物保持安全距离,同时路径也更加平滑,在氯碱化工厂情景下,优化后的全局路径更有利于轮式巡检机器人运行.

5　结束语

本文提出了一种基于改进A*算法的轮式巡检机器人路径规划方法,能够快速地为巡检机器人规划出较优路径.通过分析和实验可得出以下结论:

1)通过优化A*算法代价函数,将欧氏距离作为预估距离代价,增加偏移因子,使得规划出的路径更加精准,更适合轮式巡检机器人运行.

2)通过基于距离因子的视线法,减少了全局路径曲折,同时,在转弯处保持了全局路径与障碍物的安全距离.在氯碱化工厂情景下,相比于A*算法,曲折率减少了79.41%.

3)采用双向搜索策略,提高了全局路径的规划速度.在仿真实验中,相比于同时采用代价函数优化和基于距离因子的视线法的改进A*算法,运行时间减少了约18.48%.

最后,标准B样条曲线平滑了全局路径,使机器人巡检路线更加自然,改进后的A*算法更有利于机器人的实际工作.在下一步的研究工作中,主要方向是结合局部路径规划算法解决轮式巡检机器人在复杂多变环境下的动态避障问题,同时,研究基于学习的路径规划算法,不断提高路径规划算法的实际应用价值.

参考文献

[1] ZHANG Y, ZHAO W, WANG J Y, et al. Recent progress, challenges and future prospects of applied deep reinforcement learning: a practical perspective in path planning [J]. Neurocomputing, 2024, 608: 128423.

[2] SINGH R, REN J, LIN X K. A review of deep reinforcement

learning algorithms for mobile robot path planning[J]. Vehicles, 2023,5(4):1423-1451.

[3] XU Y F, CHAKHACHIRO T, KATHURIA T, et al. SoLo T-DIRL: socially-aware dynamic local planner based on trajectory-ranked deep inverse reinforcement learning [C]//2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). London, United Kingdom. IEEE, 2023: 12045-12051.

[4] XU Z, LIU B, XIAO X, et al. Benchmarking reinforcement learning techniques for autonomous navigation [C]//2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2023: 9224-9230.

[5] LIM D, JO J. Path planning with the derivative of heuristic angle based on the GBFS algorithm[J]. Frontiers in Robotics and AI, 2022, 9: 958930.

[6] WANG J Y, LI Y H, LI R X, et al. Trajectory planning for UAV navigation in dynamic environments with matrix alignment Dijkstra [J]. Soft Computing, 2022, 26(22): 12599-12610.

[7] HART P, NILSSON N, RAPHAEL B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths [J]. IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics, 1968, 4(2): 100-107.

[8] KOENIG S, LIKHACHEV M, FURCY D. Lifelong planning A[J]. Artificial Intelligence, 2004, 155(1/2): 93-146.

[9] LI X M, LU Y, ZHAO X Y, et al. Path planning for intelligent vehicles based on improved D* Lite [J]. The Journal of Supercomputing, 2024, 80(1): 1294-1330.

[10] 余翔, 姜陈, 段思睿, 等. 改进A*算法和人工势场法的路径规划[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(3): 782-794.
YU X, JIANG C, DUAN S R, et al. Path planning for improvement of A* algorithm and artificial potential field method [J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(3): 782-794. (in Chinese)

[11] 杨芳清, 刘吉成. 融合改进A*算法与动态窗口法的移动机器人路径规划[J]. 工业控制计算机, 2021, 34(5): 106-108.
YANG F Q, LIU J C. Path planning of mobile robot combining improved A* algorithm and dynamic window algorithm [J]. Industrial Control Computer, 2021, 34(5): 106-108. (in Chinese)

[12] 李晓露, 熊禾根, 陶永, 等. 基于改进A*算法的移动机器人全局最优路径规划[J]. 高技术通讯, 2021, 31(3): 306-314.
LI X L, XIONG H G, TAO Y, et al. Global optimal path planning for mobile robots based on improved A* algorithm [J]. Chinese High Technology Letters, 2021, 31(3): 306-314. (in Chinese)

[13] DOLGOV D, THRUN S, MONTEMERLO M, et al. Practical search techniques in path planning for autonomous driving [J]. AAAI Workshop - Technical Report, 2008, WS-08-10: 32-37.

[14] LIU C G, MAO Q Z, CHU X M, et al. An improved a-star algorithm considering water current, traffic separation and berthing for vessel path planning [J]. Applied Sciences, 2019, 9(6): 1057.

[15] 秦洪懋, 金英杰, 杨泽宇, 等. 融合模式决策的4WIS车辆路径规划方法[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2024, 51(8): 176-184.
QIN H M, JIN Y J, YANG Z Y, et al. Path planning method integrated with mode decision for 4WIS vehicles [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2024, 51(8): 176-184. (in Chinese)

[16] DURAKLI Z, NABIYEV V. A new approach based on Bezier curves to solve path planning problems for mobile robots [J]. Journal of Computational Science, 2022, 58: 101540.

[17] FENG H B, HU Q, ZHAO Z Y, et al. Smooth path planning under maximum curvature constraints for autonomous underwater vehicles based on rapidly-exploring random tree star with B-spline curves [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 133: 108583.