

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2007064

基于改进 A* 算法与动态窗口法融合的 机器人随机避障方法研究*

迟旭¹, 李花², 费继友²

(1. 大连交通大学机械工程学院 大连 116028; 2. 大连交通大学机车车辆工程学院 大连 116028)

摘要:针对机器人在存在随机障碍物环境中采用 A* 算法规划路径会出现碰撞或路径规划失败的问题,提出了一种将改进 A* 算法与动态窗口法相融合的机器人随机避障方法。在改进 A* 算法中,首先优化了搜索点选取策略和评价函数,提高了 A* 算法的搜索效率;然后提出冗余点删除策略,剔除路径中的冗余节点,并在每两个相邻节点间采用动态窗口法进行局部规划,确保在全局最优路径基础之上,实时随机避障,使机器人顺利到达目标点。实验结果表明,改进 A* 算法较传统 A* 算法平均可减少 4.39% 的路径长度和 65.56% 的计算时长,融合动态窗口法后,能在全局路径基础上修正局部路径,实现随机避障,验证了该算法的有效性。

关键词: 机器人; 路径规划; 随机避障; 改进 A* 算法融合动态窗口法

中图分类号: TH166 TP242 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Research on robot random obstacle avoidance method based on fusion of improved A* algorithm and dynamic window method

Chi Xu¹, Li Hua², Fei Jiyu²

(1. School of Mechanical Engineering, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China;

2. College of Locomotive and Rolling stock Engineering, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China)

Abstract: Aiming at the problems of collision or failure of path planning when the robot uses the A* algorithm to plan a path in the environment with random obstacles, a random obstacle avoidance method for robots that combines the improved A* algorithm with the dynamic window method is proposed. In the improved A* algorithm, firstly, the search point selection strategy and the evaluation function are optimized to improve the search efficiency of the A* algorithm, then the redundant point deletion strategy is proposed to eliminate the redundant nodes in the path, and the dynamic window method is used for the local planning between every two adjacent nodes to ensure that on the basis of the global optimal path, random obstacle avoidance is achieved in real time, so that the robot can reach the target point successfully. The experiment results show that the improved A* algorithm proposed in this paper can reduce the path length by 4.39% and the calculation time by 65.56% on average compared with the traditional A* algorithm. After fusing the dynamic window method, on the global path basis the local path can be modified to achieve random obstacle avoidance, which verifies the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: robot; path planning; random obstacle avoidance; improved A* algorithm fusing dynamic window method

0 引言

移动机器人的路径规划技术^[1]是机器人完成自主导航的核心^[2],它可以在存在障碍物的环境中,规划一

条从起始点到目标点的最佳安全路径^[3-4]。在复杂环境中,全局路径上出现随机障碍物会导致机器人发生碰撞^[5-7]。机器人在规划全局最优路径的同时更要具备随机避障的能力^[8],研究一种兼顾全局路径最优和局部随机避障的路径规划方法已成为必要^[9-10]。

收稿日期:2020-10-31 Received Date: 2020-10-31

* 基金项目:国家自然科学基金(62001079)项目资助

A*算法具有较短的规划路径和快速的计算速度,是当前使用广泛的全局路径规划方法^[11]。人工势场法和动态窗口法是目前使用广泛的局部路径规划方法。王志中^[12]将A*算法与改进人工势场法相结合,在复杂环境下可以实现随机避障,但人工势场法规划的路径不够平滑,不利于机器人实际控制。动态窗口法模型简单,规划路径平滑,具有良好的局部避障能力^[13]。王凡等^[14]提出使用动态窗口法在A*算法的两节点间进行局部规划,行驶轨迹平滑且随机避障能力较好,但A*算法的搜索效率有待提高。目前,针对提高A*算法搜索效率的问题已有大量研究。武义等^[15]扩展了A*算法的搜索邻域,优化了搜索角度,使路径更短。赵晓等^[16]通过使用跳点搜索法减少了A*算法的大量冗余节点,减少了大量计算量。

针对上述问题,本文提出一种将改进A*算法与动态窗口法相融合的机器人随机避障方法。该方法考虑了路径的平滑度和A*算法的搜索效率。通过改进A*算法得到全局最优路径节点后,使用动态窗口法在每两个相邻节点之间进行局部路径规划,使移动机器人在全局路径上遇到随机障碍物时,能够绕过障碍物后回到全局路径上,这样即保证了路径的全局最优性,又能够随机避障。

1 改进A*算法

传统A*算法存在以下两个缺点:

- 1) 搜索节点多,影响运算效率;
- 2) A*算法得到的路径存在冗余共线节点和冗余转折节点,机器人按照这样的路径行走会使其运动变得不连贯^[17]。

针对上述问题,对A*算法进行两方面改进:

- 1) 为了提高A*算法搜索效率,提出优化搜索点选取策略并改进启发函数;
- 2) 为了优化路径,引入冗余点删除策略对冗余节点进行剔除,使最终路径只包含起点、终点及关键转折点。

1.1 优化搜索点选取策略

传统A*算法进行路径规划时会扩展当前节点的8邻域栅格,如图1所示,深色栅格为当前点, n_1 至 n_8 分别为当前栅格可以移动的8个方向。

目标点方位的限制会使8邻域栅格中存在不必要的

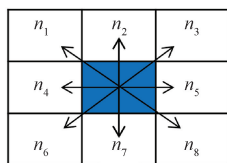


图1 节点移动方向示意图

Fig. 1 Schematic diagram of node moving direction

栅格,造成运算时间和储存空间的浪费。为进一步提高搜索效率,本文提出优化搜索点选取策略,根据目标点与当前点的相对位置,舍弃3个搜索方向,保留5个搜索方向^[18]。将目标点和当前点的连线与 n_2 方向的夹角设为 α ,则夹角 α 与舍弃的3个方向之间的对应关系如表1所示。

表1 夹角 α 与3个舍弃方向的对应关系表

Table 1 Corresponding relationship table of included angle α and three discarding directions

α	保留的5个方向	舍弃的3个方向
$[337.5^\circ, 360^\circ) \cup [0^\circ, 22.5^\circ)$	$n_1 n_2 n_3 n_4 n_5$	$n_6 n_7 n_8$
$[22.5^\circ, 67.5^\circ)$	$n_1 n_2 n_3 n_5 n_8$	$n_4 n_6 n_7$
$[67.5^\circ, 112.5^\circ)$	$n_2 n_3 n_5 n_7 n_8$	$n_1 n_4 n_6$
$[112.5^\circ, 157.5^\circ)$	$n_3 n_5 n_6 n_7 n_8$	$n_1 n_2 n_4$
$[157.5^\circ, 202.5^\circ)$	$n_4 n_5 n_6 n_7 n_8$	$n_1 n_2 n_3$
$[202.5^\circ, 247.5^\circ)$	$n_1 n_4 n_6 n_7 n_8$	$n_2 n_3 n_5$
$[247.5^\circ, 292.5^\circ)$	$n_1 n_2 n_4 n_6 n_7$	$n_3 n_5 n_8$
$[292.5^\circ, 337.5^\circ)$	$n_1 n_2 n_3 n_4 n_6$	$n_5 n_7 n_8$

经过上述优化,可以减少搜索节点的数量,提高运算效率。

1.2 优化算法的启发函数

传统A*算法搜索路径时会遍历许多不必要的节点,影响搜索效率^[19]。造成此问题的关键因素是A*算法启发函数的设计。若启发函数估计值小于实际代价值,则搜索节点多,运算效率低,但可搜索到最优路径;若启发函数估计值大于实际代价值,则搜索节点少,效率高,但难以搜索到最优路径;若启发函数估计值与实际代价值相等,搜索效率最高。由于启发函数是欧式距离,启发函数的值始终不大于当前点到目标点的实际距离。当前点离目标点较远时,启发函数估计值远小于实际值,算法搜索节点多,运算效率低,此时应加大估计值的权重,提高运算效率;当前点逐渐靠近目标点时,估计值逐渐逼近实际值,为防止估计值过大而搜索不到最优路径,估计值权重应随之降低。综上,本文将代价函数改进为如式(1)所示。

$$f(n) = g(n) + \left(1 + \frac{r}{R}\right)h(n) \quad (1)$$

式中: $f(n)$ 是综合代价值; $h(n)$ 是当前点到目标点的估计代价值; $g(n)$ 是起点到当前点的实际代价值。 R 是起点到目标点的距离, r 是当前点与目标点的距离。

1.3 冗余点删除策略

经过上述改进虽然提高了搜索效率,但路径上仍然存在许多不必要的冗余点,不利于机器人路径跟随。本文提出冗余点删除策略,对冗余节点进行剔除,只保留必要的转折点^[20]。具体冗余点删除策略如下:

1) 依次遍历路径中所有节点,如若当前节点与前后两个节点都在同一直线上,则剔除当前节点;

2) 剔除同一直线上的冗余点后,设路径中的节点为 $\{P_k | k=1, 2, \dots, n\}$, 连接 P_1 点与 P_3 点,若线段 P_1P_3 与障碍物的距离大于设定的安全距离,则连接 P_1 与 P_4 ,直到 P_1P_k 与障碍物的距离小于设定的安全距离,则连接 P_1P_{k-1} ,剔除中间的节点,再从 P_2 点开始重复上述操作,直到遍历完路径中所有节点;

经过冗余点删除策略操作之后, A^* 算法规划的路径只包含起点、终点与必要节点,有效减小了路径长度。

2 改进动态窗口算法

传统动态窗口法规划路径时,缺少全局规划的指引,易陷入局部最优,针对此缺点,本文改进动态窗口法的评价函数,使其结合全局路径信息,保证最终的局部规划贴合全局最优路径,改善易陷入局部最优的问题^[21]。

动态窗口法在规划路径时先确定机器人运动速度的范围,然后将该速度范围带入机器人运动模型,进行行驶轨迹的模拟,通过评价函数对模拟的若干轨迹进行打分,分数最高的轨迹为机器人当前规划的最优行驶路线,此条轨迹中相应的角速度和线速度为当前机器人的最佳行驶速度。下面进行机器人运动模型的建立、机器人运动速度范围的确定以及评价函数的确定。

2.1 机器人运动模型的建立

动态窗口法通过机器人运动模型进行轨迹模拟,从而在若干模拟轨迹中找到最佳路径。设 $v(t)$ 为机器人 t 时刻线速度, $\omega(t)$ 为 t 时刻角速度,则两相邻时刻位姿增量为:

$$\begin{cases} \Delta x = v_i \Delta t \cos(\theta_i) \\ \Delta y = v_i \Delta t \sin(\theta_i) \\ \Delta \theta = \omega \Delta t \end{cases} \quad (2)$$

$t+1$ 时刻的位姿可以表示为:

$$\begin{cases} x(t+1) = x(t) + v_i \Delta t \cos(\theta_i) \\ y(t+1) = y(t) + v_i \Delta t \sin(\theta_i) \\ \theta(t+1) = \theta(t) + \omega \Delta t \end{cases} \quad (3)$$

其中,平移速度 $v(t)$ 的变化范围取决于障碍物最近距离和最大线减速度。同理,旋转速度 $\omega(t)$ 的变化范围是由障碍物最近距离和最大角减速度共同决定。

2.2 机器人运动速度范围的确定

机器人的速度受机器人本身的最大最小速度、电机性能和制动距离的影响,上述3个条件可以将机器人的运动速度约束在一定范围之内。

1) 机器人本身最大、最小速度为:

$$\begin{aligned} v_m = \{ (v, \omega) \mid v \in [v_{\min}, v_{\max}], \\ \omega \in [\omega_{\min}, \omega_{\max}] \} \end{aligned} \quad (4)$$

2) 电机加减速度约束:

$$\begin{aligned} v_d = \{ (v, \omega) \mid v \in [v_c - \dot{v}_b \Delta t, v_c + \dot{v}_a \Delta t], \\ \omega \in [\omega_c - \dot{\omega}_b \Delta t, \omega_c + \dot{\omega}_a \Delta t] \} \end{aligned} \quad (5)$$

式中: v_c 为当前线速度; ω_c 为当前角速度; \dot{v}_a 为最大线加速度; $\dot{\omega}_a$ 为最大角加速度; \dot{v}_b 为最大线减速度, $\dot{\omega}_b$ 为最大角减速度。

3) 制动距离约束:当出现随机障碍物时,为保证机器人安全,在最大减速度条件下,机器人必须在撞到随机障碍物前停下,能够让机器人与随机障碍物碰撞前停下的速度集合为:

$$\begin{aligned} v_a = \{ (v, \omega) \mid v \leq (2 \text{dist}(v, \omega) \dot{v}_b)^{1/2}, \\ \omega \leq (2 \text{dist}(v, \omega) \dot{\omega}_b)^{1/2} \} \end{aligned} \quad (6)$$

式中: $\text{dist}(v, \omega)$ 为模拟轨迹与最近障碍物距离。

上面3种约束限制了机器人运动速度范围。令 v_r 表示速度集合,则机器人运动速度范围为:

$$v_r = v_m \cap v_d \cap v_a \quad (7)$$

2.3 评价函数的改进

根据运动速度范围和机器人运动模型模拟出若干条轨迹后,通过评价函数筛选出最优轨迹。为解决传统动态窗口法易陷入局部最优的问题,本文改进评价函数,使其结合全局路径信息,保证最终局部路径是基于全局最优路径的。改进的评价函数如式(8)所示。

$$G(v, \omega) = \sigma(\alpha PHead(v, \omega) + \beta \text{dist}(v, \omega) + \gamma \text{vel}(v, \omega)) \quad (8)$$

式中: $PHead(v, \omega)$ 为轨迹终点方向与当前目标点之间角度差; $\text{dist}(v, \omega)$ 为轨迹与最近障碍物的距离; $\text{vel}(v, \omega)$ 为当前速度评价函数; σ 为平滑函数; α, β, γ 为加权系数。此评价函数使得规划路线能够避开随机障碍且贴合全局最优路径。

3 基于改进 A^* 算法的机器人随机避障算法

本文融合改进 A^* 算法与动态窗口法,使其满足全局路径最优的同时兼具随机避障能力^[22]。具体步骤为:使用改进 A^* 算法规划全局路径,得到全局最优节点序列后,采用动态窗口法在每两个相邻节点间进行局部路径规划。基于改进 A^* 算法的机器人随机避障算法流程如图2所示。

4 仿真实验

为验证改进 A^* 算法融合动态窗口法在复杂环境下路径规划的可行性和有效性,本节对改进的算法进行仿真实验。

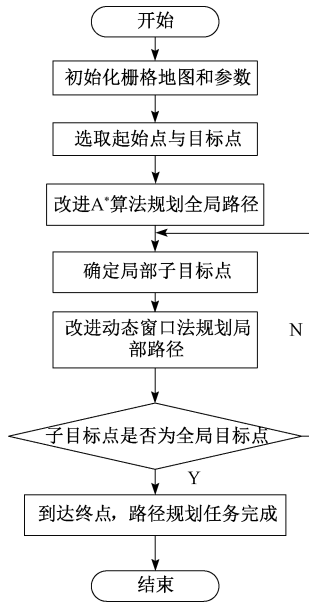


图2 基于改进A*算法的机器人随机避障算法流程
Fig. 2 Flow of robot random obstacle avoidance algorithm based on improved A* algorithm

4.1 改进A*算法仿真实验分析

在环境地图相同的情况下,分别用传统A*算法、搜索邻域为7×7的改进A*算法、基于跳点搜索法的改进A*算法和本文改进的A*算法进行路径规划,并改变环境信息来验证改进算法的优化效果,环境一为20×20的二维栅格地图,起点坐标为S(1,20),终点坐标为T(20,1),障碍物覆盖率为 $p=22%$,路径规划结果如图3(a)所示;环境二为25×25的二维栅格地图,起点坐标为S(1,25),终点坐标为T(25,1),障碍物覆盖率为 $p=25%$,路径规划结果如图3(b)所示;环境三为30×30的二维栅格地图,起点坐标为S(1,30),终点坐标为T(30,1),障碍物覆盖率为 $P=25%$,路径规划结果如图3(c)所示。4种算法的路径规划性能比较如表2所示。

从仿真实验可知,3种环境下,传统A*算法、搜索邻域为7×7的改进A*算法、基于跳点搜索法的改进A*算法和本文改进的A*算法均能规划出一条全局路径,但从表2可知,改进后的A*算法路径长度最短,较传统A*算法平均减少了4.39%的路径长度。在规划时间上,改进A*算法较传统A*算法平均可减少65.56%的规划时间,较搜索邻域为7×7的改进A*算法也有所减少,但不如基于跳点搜索法的改进A*算法,其原因是本文改进的方法较传统A*算法和搜索邻域为7×7的改进A*算法减少了一部分搜索节点,而基于跳点搜索法的改进A*算法在扩展节点过程中使用跳点代替A*算法中大量被添加的节点,大大减少了计算量,但在路径长度和转折点数上没有优势;在转折点数上,本文改进A*算法在大部分情况下能够减少

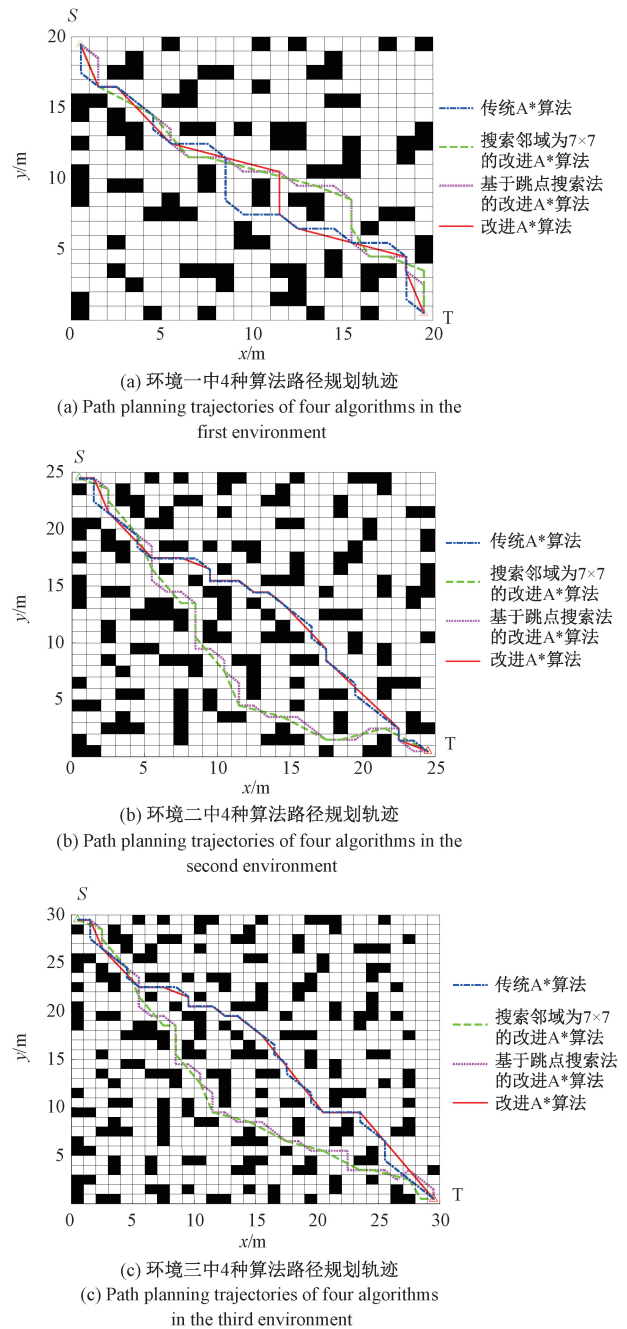


图3 4种算法的路径规划轨迹

Fig. 3 Path planning trajectories of four algorithms

转折点数量。综合来看,本文改进A*算法规划的路径有进一步的改善,且具有更高的搜索效率。

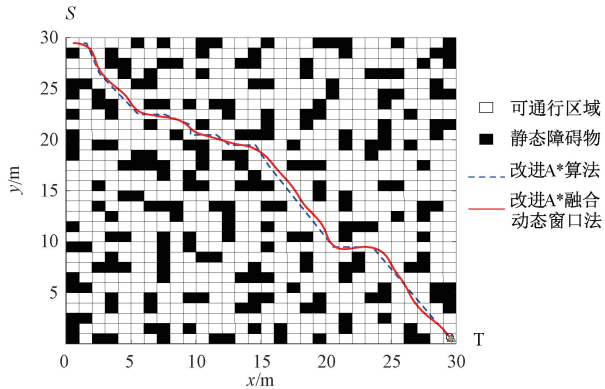
4.2 改进A*算法融合动态窗口法的随机避障效果分析

设置4组仿真实验对改进A*算法融合动态窗口法进行随机避障能力的验证。分别采用改进A*算法、改进A*算法融合动态窗口法对环境相同的栅格地图进行路径规划,设定起点坐标为S(1,30),终点坐标为T(30,1),并在地图中添加随机障碍物,如图4(b)所示。动态窗口法参数设置如下:最大速度为1 m/s,最大角速

表2 四种算法的路径规划性能比较

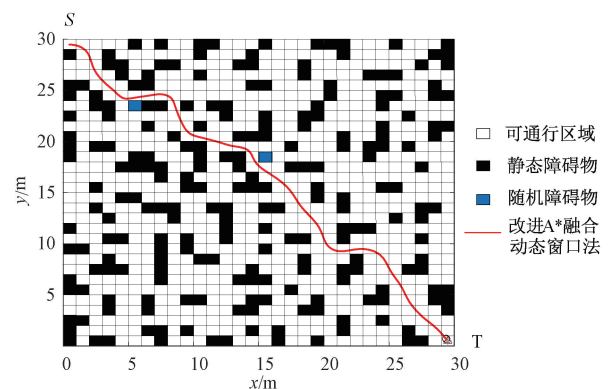
Table 2 Comparison of path planning performance of four algorithms

算法	20×20			25×25			30×30		
	路径长度/m	时间/s	转折点数	路径长度/m	时间/s	转折点数	路径长度/m	时间/s	转折点数
传统 A* 算法	32.14	0.09	17	38.63	0.16	20	46.87	0.20	22
搜索邻域为 7×7 的改进 A* 算法	30.41	0.04	10	38.91	0.07	13	45.31	0.09	16
基于跳点搜索法的改进 A* 算法	32.14	0.02	17	42.38	0.02	23	50.63	0.04	26
改进 A* 算法	30.39	0.03	8	37.27	0.04	14	44.89	0.08	12



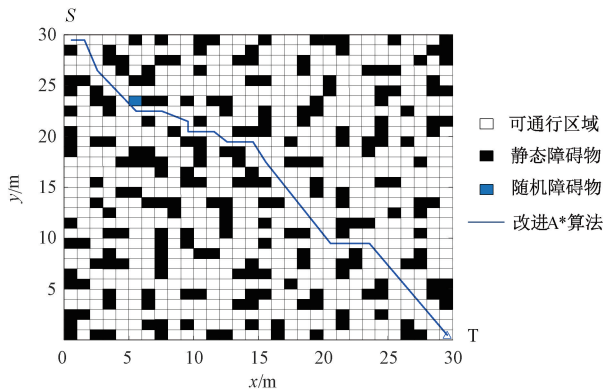
(a) 无随机障碍物时路径规划轨迹

(a) Path planning trajectory without random obstacles



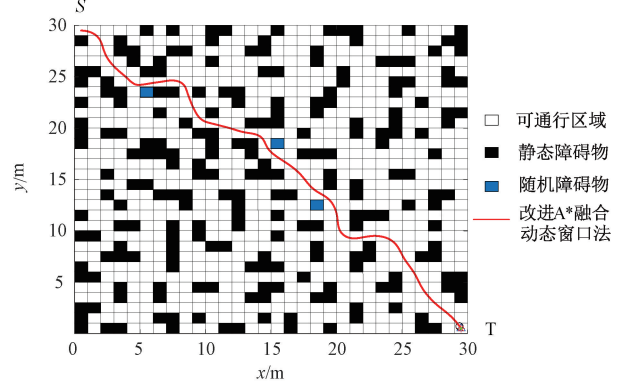
(d) 添加两个随机障碍物时的路径规划轨迹

(d) Path planning trajectory when adding two random obstacles



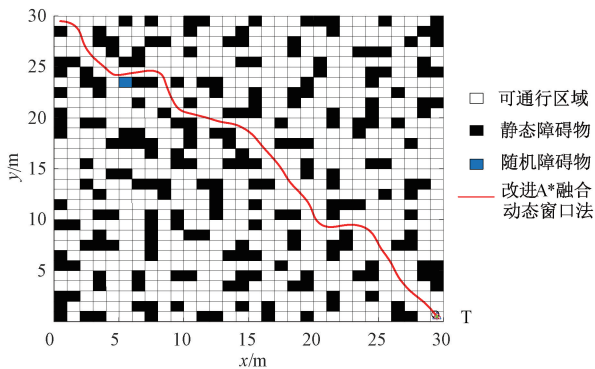
(b) 添加一个随机障碍物时路径规划轨迹

(b) Path planning trajectory when adding one random obstacle



(e) 添加三个随机障碍物时的路径规划轨迹

(e) Path planning trajectory when adding three random obstacles



(c) 添加一个随机障碍物时路径规划轨迹

(c) Path planning trajectory when adding one random obstacle

图4 随机避障路径规划轨迹图

Fig. 4 Path planning trajectory diagram of random obstacle avoidance

度为 $20^\circ/\text{s}$, 速度分辨率为 0.01 m/s , 角速度分辨率为 $1^\circ/\text{s}$, 加速度为 0.2 m/s^2 , 角加速度为 $50^\circ/\text{s}^2$ 。评价函数各参数为: $\alpha = 0.1, \beta = 0.05, \gamma = 0.2$, 预测时间周期为 3.0 s 。仿真结果如图 4 所示。路径规划数据如表 3 所示, 机器人路径规划时速度随位姿变化曲线如图 5 所示。

从图 4 可以看出, 当地图中无随机障碍物出现时, 改进 A* 算法与改进 A* 算法融合动态窗口法均能规划出从起始点到目标点的路径; 但添加一个随机障碍物后, 改进 A* 算法无法规避突然出现的随机障碍物, 而改进 A* 算

法融合动态窗口法可以实现随机避障,且路径平滑,能保持全局最优性;继续增加随机障碍物个数,如图 4(d)和图 4(e)所示,从图中可以看出,在随机障碍物增加的情况下,路径仍能较好地避开障碍物,到达目标点。随着随机障碍物的增加,路径长度理应随之增大,但从表 3 可知,出现两个随机障碍物时比出现一个随机障碍物时的路径短,其原因是无障碍物时,动态窗口法规划的路径会与障碍物保持一定距离,而图 4(d)中加入随机障碍物的位置,使机器人只能相对靠近障碍物才能完成路径规划,此时规划的路径恰巧较图 4(c)中的路径短,但其牺牲了速度优势,如图 5 所示,当机器人检测到第二个随机障碍物时(位姿节点个数在 400~600 之间时),机器人有明显降速过程,导致在规划时间上有所增加。综合来看,本文混合算法可以实现随机避障,且路径平滑,贴合全局最优路径,达到了本文的预期目的。

表 3 改进 A* 算法融合动态窗口法的路径规划性能
Table 3 Path planning performance of improved A* algorithm fusing dynamic window method

随机障碍物个数	路径长度/m	算法用时/s
一个随机障碍物	44.89	100.7
两个随机障碍物	44.87	103.5
三个随机障碍物	45.08	106.1

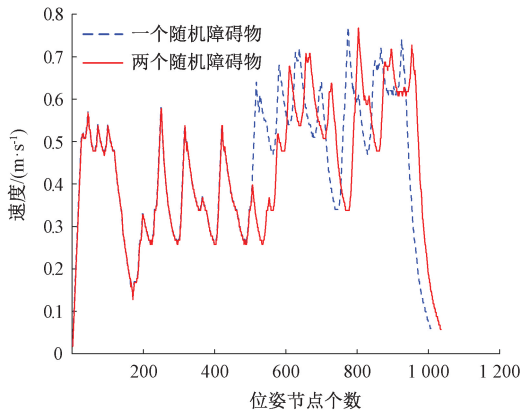


图 5 路径规划时速度随位姿变化曲线图

Fig. 5 The changing curve graph of speed vs. pose during path planning

5 实验验证

将本文改进 A* 算法融合动态窗口法应用到基于树莓派 3B 的机器人中,进行随机避障实验,验证算法的有效性。机器人硬件配置如表 4 所示。通过控制机器人移动,对实验室环境进行地图构建,构建完成的地图如图 6 所示。在该实验环境中放置 3 个随机障碍物,进行随机避障实验。机器人的运动轨迹如图 7 所示。

表 4 机器人硬件配置

Table 4 Robot hardware configuration

硬件列表	硬件配置
机器人主板	树莓派 3B
激光雷达	Rplidar A1(360°, 12 m 测距)
下位机驱动板	STM32 驱动板
惯性测量单元	GY-85 九轴陀螺仪传感器
电池	12 V、2 800 mA 锂电池
电机	330RPM 直流有刷电机

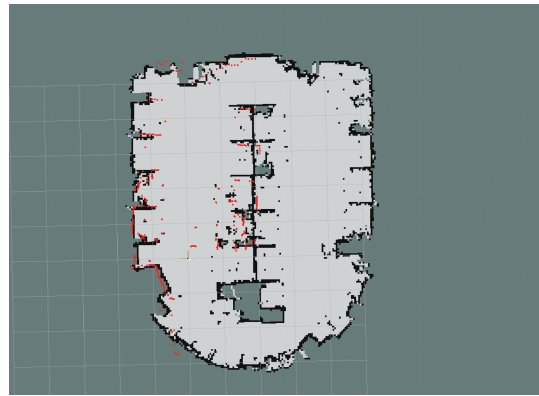


图 6 环境地图

Fig. 6 Environment map

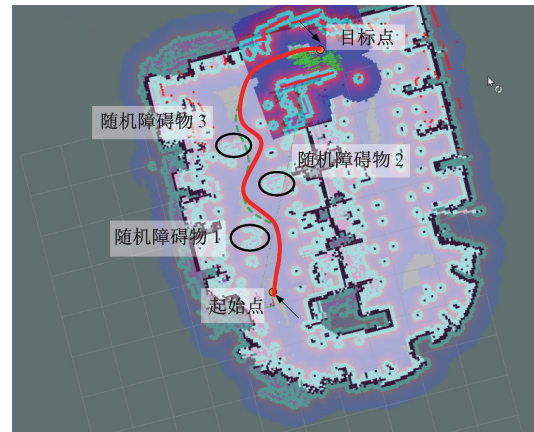


图 7 移动机器人运动轨迹

Fig. 7 The movement trajectory of the mobile robot

目标点设置完成后,机器人规划出从起始点到目标点的全局路径,如图 7 中虚线所示。当机器人位于起点时,激光雷达已观测到随机障碍物 1 和随机障碍物 2,规划的全局路径已对该区域进行规避,随着机器人前进,观测到全局路径上有随机障碍物 3 后,机器人通过改进动态窗口法调整局部路径,绕开障碍物后回到全局路径上,继续运动到目标点,机器人的局部路径如图 7 中实线所

示。实验结果证明,本文改进 A* 算法融合动态窗口法可以使机器人安全地绕开障碍区域,有效完成随机避障,且运动轨迹贴合全局最优路径。

6 结 论

本文提出一种将改进 A* 算法与动态窗口法相融合的机器人随机避障方法,有效地解决了传统 A* 算法效率不高、冗余节点多、在复杂环境中不能随机避障的问题。该算法中,通过优化 A* 算法搜索点选取策略与评价函数,提高了 A* 算法的搜索效率;提出冗余节点删除策略,减少了路径长度;在相邻节点间采用动态窗口法进行局部规划,使机器人具有了随机避障能力。通过实验验证,得到结论如下:

1) 本文改进 A* 算法同传统 A* 算法相比,减少了 4.39% 的路径长度与 65.56% 的计算时长,有效提高了 A* 算法规划效率;与搜索邻域为 7×7 的改进 A* 算法、基于跳点搜索法的改进 A* 算法相比,转折点个数较少,规划路径短,说明本文改进 A* 算法具有一定优越性与有效性。

2) 改进 A* 算法融合动态窗口法能够绕过随机障碍物,顺利到达目标点,具备了在全局路径基础上修正局部路径的能力,实现了机器人随机避障,满足了移动机器人无碰撞到达目标点的寻路需求,说明该算法具有一定的可行性与有效性。

本文研究成果可应用于复杂环境中移动机器人的路径规划,具有一定实用价值。后续研究工作可根据障碍物分布情况改变动态窗口法的权值组合,以提高动态窗口法的环境适应能力。

参考文献

- [1] LIU J, YANG J, LIU H, et al. An improved ant colony algorithm for robot path planning [J]. *Soft Computing*, 2017, 21(19):5829-5839.
- [2] 徐玉琼, 娄柯, 李婷婷, 等. 改进自适应蚁群算法的移动机器人路径规划 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 33(10):89-95.
- XU Y Q, LOU K, LI T T, et al. Path planning of mobile robot based on improved adaptive ant colony algorithm [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 33(10):89-95.
- [3] 李卫硕, 孙剑, 陈伟. 基于 BP 神经网络机器人实时避障算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(11):204-211.
- LI W SH, SUN J, CHEN W. Real-time obstacle avoidance algorithm for robots based on BP neural network [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(11):204-211.
- [4] 江明, 王飞, 葛愿, 等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(2):113-121.
- JIANG M, WANG F, GE Y, et al. Research on path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(2):113-121.
- [5] JIAO Z, MA K, RONG Y, et al. A path planning method using adaptive polymorphic ant colony algorithm for smart wheelchairs [J]. *Journal of Computational Science*, 2018(25):50-57.
- [6] 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.
- LIN Y F, CHEN Y J, HE B W, et al. Non-collision checking RRT* algorithm for mobile robot motion planning [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(10):257-267.
- [7] DOOPALAM T, BYAMBAA D, DEOK J L. Hybrid motion planning method for autonomous robots using kinect based sensorfusion and virtual plane approach in dynamic environments [J]. *Journal of Sensors*, 2015(5):1-13.
- [8] FAZLOLLAHTABAR H, HASSANLI S. Hybrid cost and time path planning for multiple autonomous guided vehicles [J]. *Applied Intelligence*, 2018, 48(1):482-498.
- [9] 张旭, 程传奇, 郝向阳, 等. 一种兼顾全局与局部特性的机器人动态路径规划算法 [J]. *测绘科学技术学报*, 2018, (3):315-320.
- ZHANG X, CHENG CH Q, HAO X Y, et al. A path planning algorithm for robots considering both global and local characteristics [J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2018, (3):315-320.
- [10] 李志锟, 黄宜庆, 徐玉琼. 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.
- LI ZH K, HAUNG Y Q, XU Y Q. Path planning of mobile robot based on improved variable step size ant colony algorithm [J]. *Journal of Electronic Measurement*

- and Instrumentation, 2020,34(8):15-21.
- [11] 刘生伟,马钺,孟树峰,等.改进A*算法的AGV路径规划[J].计算机应用,2019,39(S2):41-44.
LIU SH W, MA Y, MENG SH F, et al. Improved A* algorithm for path planning of AGV [J]. Journal of Computer Applications, 2019,39(S2):41-44.
- [12] 王志中.复杂动态环境下自主机器人路径规划研究[J].组合机床与自动化加工技术,2018(1):64-68.
WANG ZH ZH. Automatic robot path planning under complicit dynamic environment [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technitjue, 2018 (1): 64-68.
- [13] 程传奇,郝向阳,李建胜,等.融合改进A*算法和动态窗口法的全局动态路径规划[J].西安交通大学学报,2017,51(11):137-143.
CHENG CH Q, HAO X Y, LI J SH, et al. Global dynamic path planning based on fusion of improved A* algorithm and dynamic window approach [J]. Journal of Xi'an Jiaotonu University, 2017,51(11):137-143.
- [14] 王凡,李铁军,刘今越,等.基于BIM的建筑机器人自主路径规划及避障研究[J].计算机工程与应用,2020,56(17):224-230.
WANG F, LI T J, LIU J Y, et al. Research on autonomous path planning and obstacle avoidance of building robot based on BIM [J]. Computer Engineering and Applications, 2020,56(17):224-230.
- [15] 武义,欧明敏,段立伟.基于改进A*算法和动态窗口法的机器人路径规划研究[J].工业控制计算机,2020,33(10):67-70.
WU Y, OU M M, DUAN L W. Path planning of mobile robot by fusion of improved A* algorithm and dynamic window method [J]. Industrial Control Computer, 2020, 33(10):67-70.
- [16] 赵晓,王铮,黄程侃,等.基于改进A*算法的移动机器人路径规划[J].机器人,2018,40(6):903-910.
ZHAO X, WANG ZH, HUANG CH K, et al. Mobile robot path planning based on an improved A* algorithm [J]. ROBOT, 2018, 40(6):903-910.
- [17] 成怡,肖宏图.融合改进A*算法和Morphin算法的移动机器人动态路径规划[J].智能系统学报,2020,15(3):546-552.
CHENG Y, XIAO H T. Mobile robot dynamic path planning based on improved A* algorithm and morphin algorithm [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2020,15(3):546-552.
- [18] CAO Y, ZHOU Y, ZHANG Y B. Path planning for obstacle avoidance of mobile robot based on optimized A* and DWA algorithm [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2020,48(24):246-252.
- [19] 王中玉,曾国辉,黄勃,等.改进A*算法的机器人全局最优路径规划[J].计算机应用,2019,39(9):2517-2522.
WANG ZH Y, ZENG G H, HUANG B, et al. Global optimal path planning for robots with improved A* algorithm [J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(9):2517-2522.
- [20] 余文凯,章政,付雪画,等.基于地图预处理及改进A*算法的路径规划[J].高技术通讯,2020,30(4):383-390.
YU W K, ZHANG ZH, FU X H, et al. Path planning based on map partition preprocessing and improved A* algorithm [J]. Chinese High Technology Letters, 2020, 30(4):383-390.
- [21] 王洪斌,尹鹏衡,郑维,等.基于改进的A*算法与动态窗口法的移动机器人路径规划[J].机器人,2020,42(3):346-353.
WANG H B, YIN P H, ZHENG W, et al. Mobile robot path planning based on improved A* algorithm and dynamic window method [J]. Robot, 2020, 42(3):346-353.
- [22] 劳彩莲,李鹏,冯宇.基于改进A*与DWA算法融合的温室机器人路径规划[J].农业机械学报,2021,52(1):14-22.
LAO C L, LI P, FENG Y. Path planning of greenhouse robot based on fusion of improved A* algorithm and dynamic window approach [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(1):14-22.

作者简介



迟旭,2017年于辽东学院获得学士学位,现为大连交通大学硕士研究生,主要研究方向为路径规划和智能算法。

E-mail: dlgd2m@sina.cn

Chi Xu received his B.Sc. degree from

Eastern Liaoning University in 2017. He is currently a master student at Dalian Jiaotong University. His main research interest includes path planning and intelligent algorithm.



李花,1996 年于南京理工大学获得学士学位,2005 年于韩国国立釜庆大学获得硕士学位,2008 年于韩国国立釜庆大学获得博士学位,现为大连交通大学副教授,主要研究方向为动车组检测与故障诊断技术、空调组控制与故障诊断。

E-mail:lihua@djtu.edu.cn

Li Hua received her B. Sc. degree from Nanjing University of Science and Technology in 1996, received her M. Sc. degree in 2005 and Ph. D. degree in 2008 both from Pukyong National University, South Korea. She is currently an associate professor at Dalian Jiaotong University. Her main research interest includes EMU detection and fault diagnosis technology, air-conditioning

group control and fault diagnosis.



费继友(通信作者),1987 年于解放军第二炮兵工程学院获得学士学位,1998 年于陕西科技大学获得硕士学位,2003 年于西安交通大学获得博士学位,现为大连交通大学教授,主要研究方向为动力装置自动控制与检测;动车检测技术;非接触精密测量技术。

E-mail:fjy@djtu.edu.cn

Fei Jiyou (Corresponding author) received his B. Sc. degree from The Second Artillery Engineering College, PLA in 1987, M. Sc. degree from Shaanxi University of Science and Technology in 1998 and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2003. He is currently a professor at Dalian Jiaotong University. His main research interest includes automatic control and detection of power equipment; EMU detection technology; non-contact precision measurement technology.