

控制与决策

Control and Decision

基于改进蚁群和DWA算法的机器人动态路径规划

魏立新, 张钰锟, 孙浩, 侯仕杰

引用本文:

魏立新,张钰锟,孙浩,侯仕杰. 基于改进蚁群和DWA算法的机器人动态路径规划[J]. *控制与决策*, 2022, 37(9): 2211–2216.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1804>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于改进双层蚁群算法的移动机器人路径规划](#)

Mobile robot path planning using improved double-layer ant colony algorithm

控制与决策. 2022, 37(2): 303–313 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0610>

[一种基于改进RRT*的全局路径规划算法](#)

A global path planning algorithm based on improved RRT*

控制与决策. 2022, 37(4): 829–838 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1354>

[基于 \$\text{pm}3\sigma\$ 正态概率区间分族遗传蚁群算法的移动机器人路径规划](#)

Path planning of mobile robot based on $\text{pm}3\sigma$ normal probability interval population division using genetic ant-colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(12): 2861–2870 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0745>

[基于改进蚁群算法的水面无人艇路径规划](#)

Path planning for unmanned surface vehicle based on improved ant colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(4): 847–856 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0839>

[基于16方向24邻域改进蚁群算法的移动机器人路径规划](#)

Mobile robots path planning based on 16-directions 24-neighborhoods improved ant colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(5): 1137–1146 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0600>

基于改进蚁群和DWA算法的机器人动态路径规划

魏立新^{1,2†}, 张钰锟^{1,2}, 孙浩^{1,2}, 侯仕杰³

1. 燕山大学 智能控制系统与智能装备教育部工程研究中心, 河北 秦皇岛 066004;
2. 燕山大学 工业计算机控制工程河北省重点实验室, 河北 秦皇岛 066004;
3. 安徽南瑞继远电网技术有限公司, 合肥 230000)

摘要: 路径规划技术是移动机器人研究领域中的一个重要分支, 使得机器人能够在多障碍物环境中安全快速地找到一条相对最优路径. 针对全局路径规划时蚁群算法盲目性搜索、易陷入局部最优、收敛速度慢以及局部路径规划时DWA算法难以有效地规避动态障碍物等问题, 提出一种改进蚁群算法与DWA算法的融合算法. 首先, 采用GRRT-Connect算法不等分配初始信息素, 解决陷阱地图中局部最优问题; 然后, 增加蚁群接力搜索方法以解决蚂蚁禁忌表自死锁问题, 并利用切片取优方法优化最优路径选择机制得到全局最优路径; 接着, 以最优路径关键点为子目标点运行DWA算法, 提出自适应调节速度方法进行最优行驶; 最后, 提出预计算方法规避动态障碍物达到局部规划效果. 仿真结果表明, 与现有文献结果相比, 融合算法最优路径长度缩短了10.28%, 收敛速度加快了6.55%, 验证了所提出算法的有效性和优越性.

关键词: 路径规划; 移动机器人; 蚁群算法; 蚁群接力; DWA算法; 动态障碍物

中图分类号: TP242

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.1804

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 魏立新, 张钰锟, 孙浩, 等. 基于改进蚁群和DWA算法的机器人动态路径规划[J]. 控制与决策, 2022, 37(9): 2211-2216.

Robot dynamic path planning based on improved ant colony and DWA algorithm

WEI Li-xin^{1,2†}, ZHANG Yu-kun^{1,2}, SUN Hao^{1,2}, HOU Shi-jie³

(1. Engineering Research Center of the Ministry of Education for Intelligent Control System and Intelligent Equipment, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 2. Key Laboratory of Industrial Computer Control Engineering of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 3. Anhui Nari Jiyuan Electric Power System Tech Co. Ltd., Hefei 230000, China)

Abstract: Path planning technology is an important branch in the field of mobile robot research, which enables the robot to find a relatively optimal path safely and quickly in the multi-obstacles environment. Aiming at the blind search of the ant colony algorithm, easy to fall into local optimization and slow convergence speed in global path planning, and the problem that the dynamic window approach (DWA) is difficult to effectively avoid dynamic obstacles in local path planning, a fusion algorithm of the improved ant colony algorithm and the DWA is proposed. Firstly, the GRRT-Connect algorithm is proposed to allocate initial pheromones unequally to solve the local optimization problem in trap maps. Secondly, the ant colony relay search method is added to solve the self deadlock problem of an ant tabu list, and the slice optimization method is used to optimize the optimal path selection mechanism to obtain the global optimal path. Then, the DWA is run with the key points of the optimal path as the sub-target points, and an adaptive speed adjustment method is proposed for optimal driving. Finally, a pre-calculation method is proposed to avoid dynamic obstacles and achieve the effect of local planning. The simulation results show that compared with the results in the existing literature, the optimal path length of the fusion algorithm is shortened by 10.28% and the convergence speed is accelerated by 6.55%.

Keywords: path planning; mobile robot; ant colony algorithm; ant colony relay; DWA; dynamic obstacle

收稿日期: 2021-10-20; 录用日期: 2021-12-30.

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFB1702300); 国家自然科学基金项目(62003296); 河北省青年基金项目(E2018203162).

责任编辑: 方勇纯.

†通讯作者. E-mail: wlx2000@ysu.edu.cn.

0 引言

在机器人导航技术中,移动机器人的路径规划有着至关重要的作用,其目标是在给定地图空间中,寻找一条最优或近似最优的安全路径.目前,路径规划主要分为全局路径规划和局部路径规划两大类^[1].

全局路径规划包括:传统方法,如A*算法、快速随机树法(rapid-exploration random tree, RRT)等;智能优化算法,如遗传算法、粒子群算法和蚁群优化算法等^[2].蚁群算法具有鲁棒性强、全局寻优能力强和良好的分布式计算体制等优点.但在实际应用中易产生搜索效率低、易陷入局部最优解和死锁解等缺点,为此学者们也提出了一些改进方法.Zhao等^[3]提出的蚁群算法每次成功迭代后更新蚂蚁的信息素,提高了收敛性和效率,但初始搜索时仍存在一定的盲目性.Zeng等^[4]通过采用自由步长方法升级启发式信息和信息素更新方式,提高了蚁群算法的收敛性,但是易陷入局部最优解.Lin^[5]采用折中传输策略降低了随机死锁导致蚂蚁失效的概率,提升了收敛速度,但是其折中区域较小,仍易陷入局部最优解.Luo等^[6]构造了不等分配的初始信息素,避免了规划初期的盲目搜索,但在陷阱地图中信息素无法应对,导致搜索效率较低.虽然这些技术对蚁群算法的缺点有所改进,但随着地图环境复杂度的增加,算法的搜索效率和收敛性逐渐变差,蚂蚁陷入局部极值点和死锁点的概率逐渐提升.

局部路径规划有人工势场法(artificial potential field, APF)和动态窗口法(dynamic windows approach, DWA)等^[7].APF通过虚拟势场引力和斥力驱动机器人运动,但在大范围环境下易陷入局部最优.DWA由Fox等^[8]将曲率与速度相结合,实现了将机器人的位置约束问题转化为速度约束问题,将机器人的避障问题转化为最优速度执行问题.Chang等^[9]对DWA评价函数进行了改进和扩展,并采用强化学习方法调整DWA参数,提高了规划成功率和效率,但其时间成本消耗较大.刘建娟等^[10]将改进A*与DWA算法相融合,同时设计动态窗口评价函数,但其改进A*算法难以应对陷阱地图,也没有应对动态障碍物的具体策略.徐菱等^[11]采用粒子群算法优化人工势场法参数,采用基于模糊的DWA完成避障,但其模糊规则倾向于远离移动障碍物,而无法快速有效地规避移动障碍物.因此,目前的改进DWA算法若在3个原始评价函数基础上进行优化,依然会导致机器人在较大陷阱地图中犹豫不前,陷入局部最优解.

针对上述问题,提出如下机制:1)全局路径规划

时采用GRRT-Connect算法对初始信息素进行不均匀分配,迭代时惩罚不包含最差路径与最优路径重叠部分的最差路径信息素;2)提出蚁群接力搜索策略解决蚂蚁自死锁问题以及切片优化最优路径迭代;3)局部路径规划时通过调节线速度和角速度大小以应对较多障碍物环境;4)通过预计算动态障碍物位置,对最优行驶区域进行重新选择,以规避动态障碍物.

1 改进蚁群优化算法

针对蚁群算法在地图环境复杂时,蚂蚁易陷入局部最优解和死锁解以及最优路径可能包含多余凸起路径等问题,采用如下策略进行优化.

1.1 改进初始信息素

针对陷阱型地图,利用RRT算法思想与蚁群优化算法相结合的方法更新初始信息素.基本RRT算法搜索效率较低,因此在RRT算法基础上通过增加双向搜索和偏向目标^[12]思想改进了一种GRRT-Connect算法.该算法在路径搜索过程中,起始点树A和目标点树B分别向各自随机点扩展3步后再向各自的目标点扩展1步,其中随机搜索加快逃离陷阱障碍物,目标搜索使得随机搜索更快地收敛.

综上所述,在首轮首只蚂蚁上运用了GRRT-Connect算法,当蚂蚁找到第1条路径后,为防止该路径的曲折性对后代路径优化影响较大,提出了更新本条路径及其路径周围可行点的信息素值为 Q/L_k 的方法,平铺出1条具有一定宽度的信息素相同的路径,使得后续蚂蚁利用该信息素值和启发式函数值进行优化寻找,可更加稳定快速地找到所需路径.

1.2 改进信息素惩罚机制

文献[6]提出了信息素惩罚机制.当所有蚂蚁完成1次迭代后,通过奖励最优解惩罚最差解以优化迭代.但上述机制在增强最优路径的同时也减弱了最差路径的信息素,导致重叠部分信息素不变,随着蚂蚁迭代的进行,信息素会逐代减弱从而导致后期重合部分路径信息素值较低,易引发蚂蚁迷失方向而丢失的情况.

针对上述问题,在惩罚最差路径时,提出惩罚不包含最差路径W与最优路径B重叠部分的最差路径 W_P ,即

$$W_P = W - (W \cap B). \quad (1)$$

路径 (i, j) 属于最优路径B时,增加信息素;路径 (i, j) 属于路径 W_P 时,则降低信息素.从而防止重叠部分信息素过少,降低后期蚂蚁迷失方向的概率,加快算法的收敛速度.有

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_{\text{best}}}, & (i, j) \in B; \\ -\frac{Q}{L_{\text{worst}}}, & (i, j) \in W_P; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2)$$

其中: L_{best} 为当前最佳路径的长度, L_{worst} 为当前最差路径的长度.

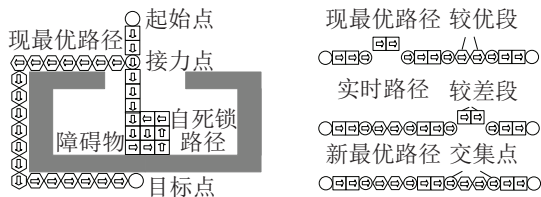
同时, 为了避免算法的早熟和停滞, 通过设置上限和下限将信息素定义在 $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ 内, 即

$$\tau_{ij}(t) = \begin{cases} \tau_{\max}, & \tau_{ij}(t) \geq \tau_{\max}; \\ \tau_{ij}(t), & \tau_{\min} \leq \tau_{ij}(t) < \tau_{\max}; \\ \tau_{\min}, & \tau_{ij}(t) < \tau_{\min}. \end{cases} \quad (3)$$

为了提高搜索效率和算法质量, 采用双向蚁群算法和伪随机状态转移规则^[6]进行寻优.

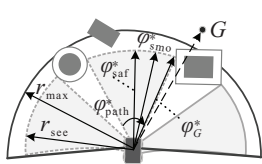
1.3 蚁群接力搜索

由于禁忌表限制, 蚁群在初期探索过程中易产生交叉路径, 导致大量蚂蚁陷入自死锁状态, 如图 1(a) 所示.

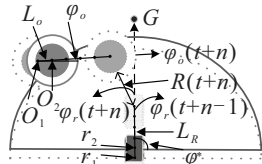


(a) 蚁群接力算法示意

(b) 优化最优路径示意



(c) 自适应DWA轨迹选择



(d) 调整轨迹方向示意

图 1 优化算法示意图

针对自死锁问题, 提出蚁群接力搜索机制, 具体过程如下: 1) 找出本条死锁路径与现最优路径间最后交集点, 定义该点为接力点; 2) 降低本条死锁路径中以该接力点的下一点为起点, 以死锁点为终点的路段 P 的信息素后, 下一只蚂蚁将此接力点设为新起始点继续寻找. 路段 P 的信息素值 $\tau_{ij}(t+1)$ 更新如下:

$$\tau_{ij}(t+1) = \begin{cases} (1 - \lambda) \frac{\text{Card}(P)}{10} \cdot \tau_{ij}(t), & (i, j) \in P; \\ \tau_{ij}(t), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (4)$$

其中: $\text{Card}()$ 函数为集合中元素的数量; λ 为惩罚因子, 其值是介于 (0,1) 间的常数. 可见自死锁路段 P 越长, 对路径的惩罚便越大. 该接力搜索过程节省了丢失蚂蚁浪费的时间.

1.4 优化最优路径选择

在陷阱地图中, 由于蚂蚁寻找初期随机性较大, 所生成路径可能会含有部分较优和部分较差的情况, 如图 1(b) 所示. 现最优路径为迭代过程中初代至当前代的前一代间所有代生成路径中最优的路径, 实时路径为迭代过程中仅当前代所生成路径中最优的路径. 两路径间可能包含彼此相对较优的路径段.

为了改善此种状况, 提出一种切片取优方法以优化最优路径选择机制. 首先, 找到蚂蚁实时生成路径 R 与现最优路径 S 的交集点 I ; 然后, 除去路径中相邻的交集点, 即 $d_{ij} \leq \sqrt{2}$ 的点, 取剩余交集点分别将现最优路径和实时路径切片分成多个路径段, 比较相邻交集点间两路径段的长度, 得到较优路径段 $\Phi_{\text{path}_{ij}}$; 最后, 将剩余路径段与较优路径段相加, 可得到一条新最优路径 Φ_{path} , 如下式和图 1(b) 所示. 依次迭代, 最优路径可快速收敛.

$$I = R \cap S. \quad (5)$$

$$\Phi_{\text{path}_{ij}} = \begin{cases} \min(R_{\text{path}_{ij}}, S_{\text{path}_{ij}}), & d_{ij} > \sqrt{2}; \\ \Phi_{\text{path}_{ij}}, & d_{ij} \leq \sqrt{2}. \end{cases} \quad (6)$$

$$\Phi_{\text{path}} = \sum_{i=1}^{\text{Card}(I)} \Phi_{\text{path}_{ij}}, \quad j = i + 1, i \neq j. \quad (7)$$

其中: $R_{\text{path}_{ij}}$ 为实时生成路径中交集点 i 与交集点 j 间的路径段长度, $S_{\text{path}_{ij}}$ 为现最优路径中交集点 i 与交集点 j 间的路径段长度.

2 改进动态窗口法

经过改进蚁群算法迭代寻优, 在地图中得到一条最优路径后, 定义路径关键点为子目标点依次进行局部路径规划. 针对传统 DWA 速度窗口保守, 评价函数机制不合理, 机器人易陷入局部最优等问题, 采用自适应 DWA 算法中几何选择代替原始评价方法以确定行进方向^[13]. 但该方法仍有较多不足, 因此提出了一种改进的自适应 DWA 算法.

2.1 自适应动态窗口算法

机器人在行驶过程中, 通过自适应动态窗口算法动态调节探索窗口大小, 如图 1(c) 所示. 在得到所有可行区域 φ_{path} 后, 确定距离目标最近的轨迹区域 φ_{path}^* 为最优可行区域.

在最优可行区域内, 机器人通过下式中不同评价因素共同调节以确定最优行进方向:

$$\varphi^* = k_G \cdot \varphi_G^* + k_{\text{saf}} \cdot \varphi_{\text{saf}}^* + k_{\text{smo}} \cdot \varphi_{\text{smo}}^*. \quad (8)$$

其中: φ_G^* 、 φ_{saf}^* 和 φ_{smo}^* 分别为 φ_{path}^* 内偏向目标点方向、最安全方向和最平滑方向, k_G 、 k_{saf} 和 k_{smo} 为权值参

数^[13].

2.2 自适应速度调整

自适应动态窗口法中线速度和角速度大小根据最优轨迹 φ^* 与机器人朝向 φ_r 的差调节,速度偏恒定.但在障碍物较多的环境中,若不及时调整速度会使得机器人转角过小,增加与障碍物碰撞的危险.因此,在经过较多障碍物时,以较低的线速度和较高的角速度平缓行驶,可使得规划路径更贴近最优路径,更快地到达目标点.线速度调整和角速度调整如下式所示:

$$\nu_r(t+1) = \nu_r(t) + k_v \frac{\varphi_{\text{path}}(t+1) - \varphi_{\text{path}}(t)}{\varphi_{\text{all}}} \nu_{\text{max}}, \quad (9)$$

$$\omega_r(t+1) = \omega_{\text{max}} - k_\omega \frac{\nu_r(t)}{\nu_{\text{max}}} \omega_r(t). \quad (10)$$

其中: ν_r 为机器人线速度, φ_{path} 为机器人可行区域, φ_{all} 为机器人最大探索区域, ω_r 为机器人角速度, k_v 、 k_ω 为调整参数.

2.3 动态障碍物预计算

自适应动态窗口算法在应对动态障碍物时,由于未能及时了解障碍物信息而发生碰撞危险,或因躲避动态障碍物而发生并行运动等情况.因此,通过传感器对障碍物进行检测,并不断地更新障碍物的位置,如图1(d)所示.通过此刻障碍物位置 O_2 与上一时刻 O_1 位置进行比较,若位置不同则为动态障碍物,通过下式得到其一定时间内运动路程 L_o 和运动方位角 φ_o ,并对其 $(t+n)$ 时刻位置作出预测,同时判断每一时刻最优轨迹规划位置与障碍物对应时刻预测位置是否有碰撞危险或并行运动.

$$L_o = \sqrt{(x_o(t+1) - x_o(t))^2 + (y_o(t+1) - y_o(t))^2}, \quad (11)$$

$$\varphi_o = \arctan 2((y_o(t+1) - y_o(t)), (x_o(t+1) - x_o(t))), \quad (12)$$

$$\begin{cases} x_o(t+n) = x_o(t) + nL_o \cos \varphi_o, \\ y_o(t+n) = y_o(t) + nL_o \sin \varphi_o. \end{cases} \quad (13)$$

其中: x_o 、 y_o 为障碍物纵横坐标, $n=2, 3, \dots$

若发生碰撞危险或并行运动,当动态障碍物与机器人间最短距离小于等于预警距离 $R(t+n)$ 时,找到前一时刻动态障碍物所在的不可行区域中与当前时刻机器人可行区域的交集,定义当前时刻中该交集所在的可行区域为机器人最优行驶区域,代替距离目标最近的轨迹所在区域为最优行驶区域.此时,如图1(d)所示,机器人最优轨迹规划方向由 $\varphi_r(t+n-1)$

改变为 $\varphi_r(t+n)$ 方向,有

$$R(t+n) = r_{\text{rob}} + \Delta d + \frac{\nu_r(t+n)^2}{2\nu_{\text{max}}} + R_d(t+n). \quad (14)$$

其中: r_{rob} 为机器人中心到四周的最长距离, Δd 为安全碰撞距离, $R_d(t+n)$ 为

$$R_d(t+n) = -\nu_o(t+n) \cdot \cos(\varphi_o(t+n) - \varphi^*(t+n)) \Delta t. \quad (15)$$

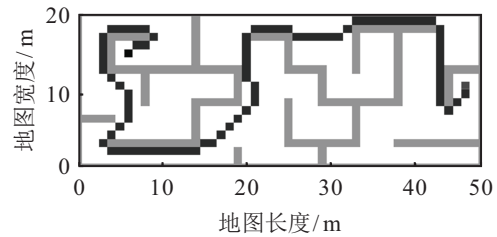
式中: ν_o 为障碍物速度, φ_o 为障碍物运动方位角, φ^* 为机器人运动方位角, Δt 为机器人单位步长所用时间.

3 实验及结果分析

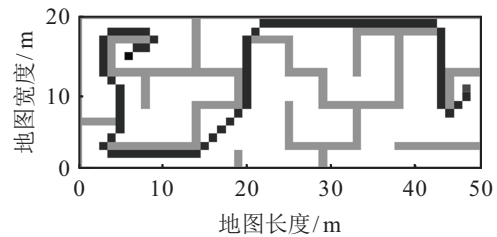
实验语言为 python 3.7, 实验环境为 Windows 10 64 位, 处理器 Intel (R) Core (TM) i5-10400 CPU, 主频 2.90 GHz 双核, 8 GB 内存.

3.1 改进蚁群算法对比实验仿真分析

为了验证改进蚁群算法的有效性,建立文献[14]中的静态地图,如图2所示.改进蚁群算法参数取值如表1所示.基于改进蚁群算法的路径规划算法流程如图3所示.



(a) 文献[6]规划路径



(b) 本文算法规划路径

图2 文献[6]与改进蚁群算法规划路径对比

表1 改进蚁群和DWA算法参数取值

参数	数值	参数	数值
最大迭代次数 N_{max} / 代	20	惩罚因子 λ	0.5
蚂蚁数量 m / 只	50	最大线加减速度 / (m/s ²)	0.5
最大步数 S_{max} / 步	1000	最大角加减速度 / (rad/s ²)	6π
信息素启发因子 α	1.1	线速度变化率 / (m/s)	0.02
期望启发式因子 β	20	角速度变化率 / (rad/s)	$\pi/36$
挥发系数 ρ	0.5	最大线速度 ν_{max} / (m/s)	1
信息素强度 Q	50	最大角速度 ω_{max} / (rad/s)	2π
迭代次数阈值 N_0 / 代	3	线速度调整参数 k_v	0.3
转变比基准率 q_0	0.5	角速度调整参数 k_ω	0.3
下限信息素 τ_{min}	0.1	机器人半径 r_{rob} / m	0.25
上限信息素 τ_{max}	0.9	安全距离 Δd / m	0.3
基准常数 b	0.5	单位时间 Δt / s	0.1

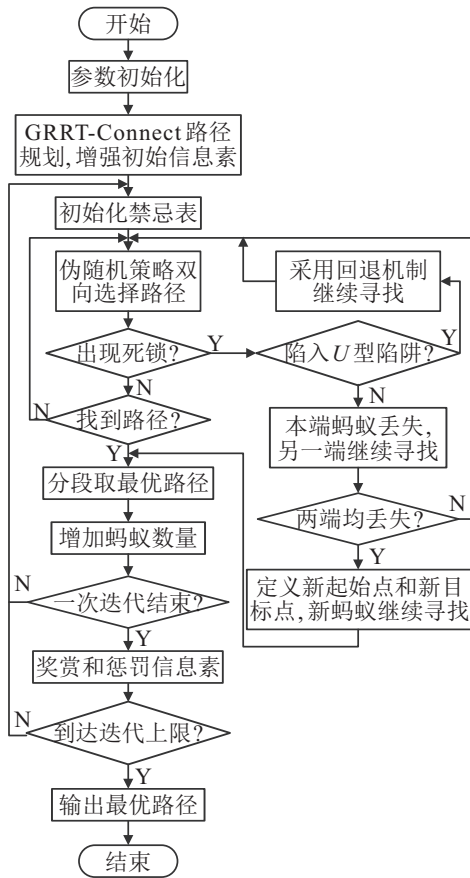


图3 改进蚁群算法流程

以文献[6]的算法为对比, 独立运行10次后经平均可得出如下实验结果. 文献[6]的算法主要通过节点间距离构造不均匀分配初始信息素等方法进行路径规划, 平均第65.12次迭代后出现最优规划路径, 如图2(a)所示. 所提出改进蚁群算法平均第4.5次迭代后出现最优规划路径, 如图2(b)所示.

通过对比实验结果可知, 文献[6]的算法需要经过多次迭代方可找到较优路径, 但所提出算法可快速搜索到最优路径. 如表2所示, 所提出算法相较于文献[6]的算法, 最优路径长度缩短了3.24%, 平均迭代次数降低了93.09%, 丢失蚂蚁的数量减少了44.77%, 算法运行时间降低了24.97%.

表2 文献[6]与改进蚁群算法实验结果对比

算法	最优路径长度/m	收敛迭代次数/代	丢失蚂蚁数量/只	算法总时间/s
文献[6]	94.77	65.12/100	49.79/50	55.42
改进蚁群算法	91.70	4.50/10	27.50/50	41.58

3.2 动态窗口算法对比实验仿真分析

为了验证局部路径规划时改进DWA算法的有效性, 实验在文献[14]的静态地图基础上增加2个动态障碍物, 建立如图4所示的动态地图, 2个动态障碍物速度与机器人速度相同. 改进DWA算法参数取值如表1所示. 以文献[13]的自适应DWA算法为对比

进行实验. 由图4可见, 改进DWA算法在转弯处速度控制更优, 在遇到动态障碍物时, 对障碍物行进位置进行预测, 优先考虑障碍物行走反方向区域为最优行驶区域, 从而及时地规避动态障碍物.

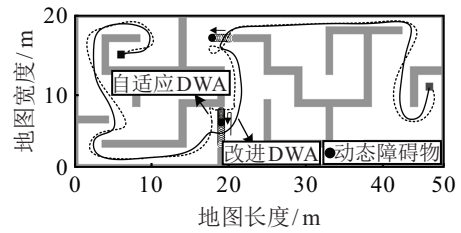


图4 自适应DWA与改进DWA算法规划路径对比

通过上述对比实验结果可知, 改进DWA算法所行走的路径相对较优, 最优路径长度相比自适应DWA算法的较优路径长度缩短了10.28%, 算法运行时间降低了6.55%, 如表3所示.

表3 自适应DWA与改进DWA算法实验结果对比

算法	最优路径长度/m	算法总运行时间/s
自适应DWA算法	118.89	364.69
改进DWA算法	106.67	340.80

3.3 实验研究

在本节中, 通过实验进一步验证算法在实际应用中的有效性. 实验采用搭载树莓派的四轮差速移动机器人, 如图5(a)所示, 机器人大小为30 cm×15 cm×15 cm, 搭载一个探测距离为90 cm左右的超声波传感器和4个探测距离为21 cm左右的红外避障传感器. 建立如图5(b)所示的陷阱地图, 其中动态障碍物为未知障碍物, 在陷阱地图出口处从下往上沿直线匀速折返行走, 下位机树莓派与上位机在同一局域网进行实时SSH远程通信. 首先, 机器人初始化, 在仿真环境中建立与实际静态环境相同的陷阱地图进行全局

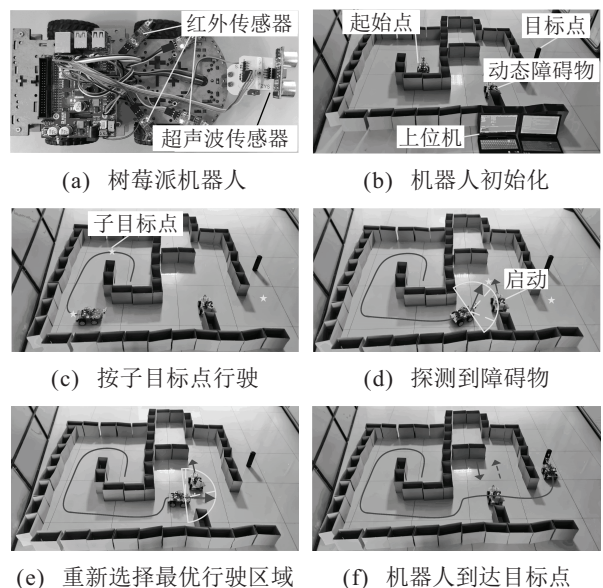


图5 树莓派机器人局部路径规划运行图

路径规划,待路径生成后,将子目标点和运动指令传送给机器人。

机器人按照全局路径规划子目标点进行局部路径规划行驶,如图5(c)所示。当传感器探测到新的障碍物时,将距离数据实时返回给上位机,上位机对障碍物位置进行计算,同时对障碍物进行动静判断,若为静态障碍物,则重新规划子目标点,如图5(d)所示。此时启动动态障碍物,上位机通过位置计算判断出障碍物为动态障碍物,机器人到达碰撞距离后,重新选择最优行驶路径并传递给机器人以规避动态障碍物,如图5(e)所示。最后,机器人到达目标点,如图5(f)所示。

4 结论

本文针对蚁群算法在陷阱地图中盲目性搜索、收敛速度慢和局部最优解以及DWA算法难以有效地规避动态障碍物等问题,提出了一种改进蚁群算法与DWA算法的融合算法:首先,采用GRRT-Connect算法跳出陷阱型地图,并提高路径周围点信息素值;然后,提出蚁群接力搜索思想,解决了禁忌表自锁死问题,同时,提出切片取优思想分段优化路径,得到一条相对最短路径;接着,通过修改线速度和角速度调节方式,以应对较多障碍物时拐角过大问题;最后,将改进蚁群算法与改进DWA算法相结合对动态障碍物进行判断和位置预计算,以快速地规避动态障碍物。通过对改进蚁群与DWA算法的仿真对比和应用,验证了该算法的有效性和优越性。

参考文献(References)

- [1] 谭建豪, 潘豹, 王耀南, 等. 基于改进RRT*FN算法的机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2021, 36(8): 1834-1840.
(Tan J H, Pan B, Wang Y N, et al. Robot path planning based on improved RRT*FN algorithm[J]. Control and Decision, 2021, 36(8): 1834-1840.)
- [2] 魏立新, 吴绍坤, 孙浩, 等. 基于多行为的移动机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2019, 34(12): 2721-2726.
(Wei L X, Wu S K, Sun H, et al. Mobile robot path planning based on multi-behaviours[J]. Control and Decision, 2019, 34(12): 2721-2726.)
- [3] Zhao J, Cheng D D, Hao C Q. An improved ant colony algorithm for solving the path planning problem of the omnidirectional mobile vehicle[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2016, 2016: 7672839.
- [4] Zeng M R, Xi L, Xiao A M. The free step length ant colony algorithm in mobile robot path planning[J]. Advanced Robotics, 2016, 30(23): 1509-1514.
- [5] Lin W. Path planning for unmanned wheeled robot based on improved ant colony optimization[J]. Measurement and Control, 2020, 53(5/6): 1014-1021.
- [6] Luo Q, Wang H B, Zheng Y, et al. Research on path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(6): 1555-1566.
- [7] 陈昱皓, 彭道刚, 王志萍, 等. 基于EM-ORB算法的移动机器人SLAM系统研究[J]. 电气传动, 2020, 50(5): 67-74.
(Chen Y H, Peng D G, Wang Z P, et al. Research on the SLAM system based on improved EM model with ORB algorithm and mobile robot[J]. Electric Drive, 2020, 50(5): 67-74.)
- [8] Fox D, Burgard W, Thrun S. The dynamic window approach to collision avoidance[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 1997, 4(1): 23-33.
- [9] Chang L, Shan L, Jiang C, et al. Reinforcement based mobile robot path planning with improved dynamic window approach in unknown environment[J]. Autonomous Robots, 2021, 45(1): 51-76.
- [10] 刘建娟, 薛礼啟, 张会娟, 等. 融合改进A*与DWA算法的机器人动态路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(15): 73-81.
(Liu J J, Xue L Q, Zhang H J, et al. Robot dynamic path planning based on improved A* and DWA algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(15): 73-81.)
- [11] 徐菱, 付文浩, 江文辉, 等. 基于16方向24邻域改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1137-1146.
(Xu L, Fu W H, Jiang W H, et al. Mobile robots path planning based on 16-directions 24-neighborhoods improved ant colony algorithm[J]. Control and Decision, 2021, 36(5): 1137-1146.)
- [12] Zhang D G, Xu Y, Yao X T. An improved path planning algorithm for unmanned aerial vehicle based on RRT-connect[C]. The 37th Chinese Control Conference. Wuhan, 2018: 4854-4858.
- [13] Zhong X Y, Tian J, Hu H S, et al. Hybrid path planning based on safe A* algorithm and adaptive window approach for mobile robot in large-scale dynamic environment[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2020, 99(1): 65-77.
- [14] Karakaya S, Ocak H. A novel local motion planner: Navibug[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2020, 100(3): 987-1003.

作者简介

魏立新(1977—), 男, 教授, 博士生导师, 从事冶金综合自动化、机器人控制等研究, E-mail: wlx2000@ysu.edu.cn;

张钰锟(1995—), 男, 硕士生, 从事机器人路径规划的研究, E-mail: 729850717@qq.com;

孙浩(1985—), 男, 讲师, 博士, 从事智能优化算法、冶金综合自动化等研究, E-mail: sunhao@ysu.edu.cn;

侯仕杰(1995—), 男, 工程师, 硕士, 从事机器人路径规划、软件开发等研究, E-mail: 569195097@qq.com.