

DOI:10.3979/j.issn.1673-825X.202207050166

# 蚁群融合动态窗口法的分布式多机器人运动规划研究

王 倩, 杨立炜, 李俊丽, 杨 振  
(昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 昆明 650504)

**摘 要:**为更好地协调分布式多移动机器人在动态环境下的运动,将蚁群算法与动态窗口法相融合构造多机器人系统,并利用优先级策略来化解运动冲突。为提升多机器人全局路径的综合最优性能,提出了多指标寻优的启发式函数和信息素更新策略来提升蚁群的寻优能力,通过冗余点删除策略进一步提升路径质量;融合蚁群与动态窗口法构造机器人运动学模型,通过自适应导航策略来提升未知环境下机器人的局部运动能力;将单机器人避障策略和多移动机器人优先级策略相结合,将多机器人路径规划简化为单个移动机器人的动态路径规划问题。仿真实验结果表明,所提方法能够实现多移动机器人系统在未知环境中的协同避障,具有较高的安全性。

**关键词:**分布式多移动机器人;路径规划;蚁群算法;动态窗口法;优先级策略

中图分类号:TP242

文献标志码:A

文章编号:1673-825X(2024)01-0020-09

## Research on distributed multi-robot motion planning based on ant colony algorithm fusion dynamic window approach

WANG Qian, YANG Liwei, LI Junli, YANG Zhen

(School of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650504)

**Abstract:** To better coordinate the motion of distributed multi-mobile robots in dynamic environments, this paper constructs a multi-robot system based on a mixture of ant colony algorithm and dynamic window approach and uses a priority strategy to resolve motion conflicts. First, to improve the optimal global performance of multi-robot paths, we propose a multi-indicator optimization-seeking heuristic function and a pheromone update strategy to enhance the optimization capability of the ant colony and further improve the path quality through a redundant point deletion strategy. Secondly, the robot kinematic model is constructed based on a mixture of the ant colony and dynamic window approach, and an adaptive navigation strategy is proposed to improve the local motion of the robot in an unknown environment. Finally, the single-robot obstacle avoidance strategy and the multi-mobile robot prioritization strategy are combined to reduce the multi-robot path planning to a dynamic path planning problem for a single mobile robot. Experimental simulation results show that the proposed method can realize the cooperative obstacle avoidance of the multi-mobile robot system in an unknown environment with high safety.

**Keywords:** distributed multi-mobile robot; path planning; ant colony algorithm; dynamic window approach; priority strategy

收稿日期:2022-07-05 修订日期:2023-12-15 通讯作者:李俊丽 115294621458@163.com

基金项目:国家自然科学基金项目(61163051)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61163051)

## 0 引言

分布式多移动机器人系统可完成更复杂的任务,成为了目前的前沿研究热点<sup>[1]</sup>。运动规划作为其中的关键性技术,在具有先验信息的静态环境下为机器人规划安全行驶路径,在充满未知复杂的动态环境下机器人遵循全局路径的引导进行局部避障运动。

几十年来,众多专家学者提出了大量的路径规划算法,如 A\* 算法<sup>[2]</sup>、蚁群算法、粒子群算法<sup>[3]</sup>、遗传算法<sup>[4]</sup>等,这些优化算法被广泛应用于车间调度<sup>[5]</sup>、多目标优化<sup>[6]</sup>、机器人路径规划<sup>[7]</sup>等方面。蚁群算法<sup>[8]</sup>具有正反馈、较好的适应性以及优化能力强等优点,但也存在前期搜索盲目性、搜索效率低、易陷入局部最优等问题。文献[9]受 A\* 算法启发,采用该算法作为蚁群的启发信息以提高搜索效率,并加入弯曲抑制算子提高了路径平滑度。文献[10]引入最优最差蚂蚁系统,对全局信息素进行差别更新,加快了算法的收敛速度。文献[11]在转移概率中加入避障因子提高蚂蚁算法搜索能力,大大减少了复杂环境下蚂蚁个体的致死数量。上述改进都侧重于实现全局路径的最优,缺乏考虑局部未知环境下机器人的实时运动。动态窗口法(dynamic window algorithm, DWA)是一种实时避障算法,文献[12]提出了一种基于 Q 学习的改进 DWA,修正了原有评价函数的不合理机制,扩展了两个新评价函数,使得机器人在复杂环境下拥有较好的导航运动效果。由于航向和速度评价函数之间的矛盾可能会导致机器人频繁换向、避障不及时等问题,文献[13]为此在 DWA 的路径评价函数中引入方向变化评价因子,抑制某些特定因素对评价函数的过度影响,减少机器人不必要的转向。

以上算法<sup>[9-13]</sup>在不同程度上解决了单移动机器人而未考虑多个机器人场景下的路径规划问题。文献[14]针对多移动机器人,以神经网络和滚动窗口法为基础,提出了一种未知环境下的混合路径规划算法,引入了动量梯度下降法与路径点检测机制,加快了算法的搜索效率。文献[15]采用分层路径规划来解决多移动机器人的运动问题,使用贝兹曲线融合遗传算法规划出单机器的最优路径,区分多机器人的冲突类型,确定其碰撞区域从而选择合适的策略消除冲突。文献[16]受到多目标粒子群优化的启发,提出了一种多机器人路径规划新方法,其

以路径短、安全性高和平滑性优为目标,寻找从起点到终点的最优路径,引入概率窗口的理念,结合机器人传感器获得的实时信息和先验信息,选择适应度更高的路径。

针对多移动机器人在运动过程中的避障和安全性协调问题,本文引入 A\* 算法、转弯代价和转弯抑制因子改进启发式函数以增加路径平滑度;引入路径综合信息素更新概念,结合路径特性对信息素挥发系数进行调整提高全局路径综合性能以避免局部最优;考虑到机器人的运动特性,利用冗余点删除策略进行后期优化;基于 DWA 进行局部路径规划,提出机器人自适应导航方法提高全局路径的追踪精度。最后,本文将融合蚁群与 DWA 的单机器人运动导航策略运用于分布式多机器人系统,通过优先级策略协调多机器人系统存在的各种冲突。

## 1 蚁群算法

### 1.1 传统蚁群算法原理

蚁群算法是一种经典的启发式算法。人工蚂蚁依据路径信息从八邻域范围内选择合适的节点,迭代出一条最优的可行路径。在  $t$  次迭代中,蚂蚁  $k$  由节点  $i$  向节点  $j$  转移的概率为

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{j \in A_{\text{allowed}}} [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}, & j \in A_{\text{allowed}} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

(1)式中: $\alpha$ 是信息启发式因子; $\beta$ 是期望启发式因子; $A_{\text{allowed}}$ 为蚂蚁下一步可选节点的集合; $P_{ij}^k(t)$ 是节点转移概率; $\tau_{ij}^k(t)$ 为路径上的信息素浓度; $\eta_{ij}^k(t)$ 为启发式函数,关联节点  $i$  到节点  $j$  的欧氏距离  $d_{ij}$ 。 $\eta_{ij}^k(t)$ 表达式为

$$\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{ij}} \quad (2)$$

当所有蚂蚁完成一次迭代以后,路径上的信息素根据(3)——(4)式进行更新。

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t, t+1) \quad (3)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t, t+1) = \begin{cases} \frac{Q}{L}, & \text{蚂蚁 } k \text{ 经过路径}(i, j) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

(3)——(4)式中: $\rho$ 是信息素挥发系数; $\Delta\tau_{ij}(t, t+1)$ 是蚂蚁寻路中的信息素增量; $Q$ 是初始信息素强度; $L$ 表示蚂蚁通过当前迭代的总路径长度。

## 1.2 改进蚁群算法

### 1.2.1 优化启发函数

传统启发式函数只考虑了当前节点到下一节点之间的欧氏距离,使得蚂蚁在搜索节点时更倾向于选择与当前节点距离较近的节点,路径的最优性得不到保证。为了提高蚁群搜索过程的启发效果和算法的收敛速度,本文在启发函数中引入 A\* 算法思想,可表示为

$$f(n) = h(n) + g(n) \quad (5)$$

$$g(n) = \sqrt{(x_n - x_s)^2 + (y_n - y_s)^2} \quad (6)$$

$$h(n) = \sqrt{(x_n - x_g)^2 + (y_n - y_g)^2} \quad (7)$$

(5)–(7)式中: $f(n)$ 、 $g(n)$ 和 $h(n)$ 为代价函数; $(x_s, y_s)$ 为起始点; $(x_n, y_n)$ 为当前节点; $(x_g, y_g)$ 为目标点。本文将 A\* 算法的实际代价函数  $g(n)$  和估计代价函数  $h(n)$  作为蚁群搜索路径的启发式信息,并添加转弯代价因子和转角抑制因子,以减少路径累积转向角度和转弯次数。改进的启发式函数可表示为

$$\eta_{ij}(t) = E_{\text{turn}} \frac{A}{B \cdot f(n) + C_{\text{bend}}} \quad (8)$$

$$C_{\text{bend}} = \frac{1}{1 + R_{\text{thita}}} \quad (9)$$

$$E_{\text{turn}} = \begin{cases} 1, t(J) = t(J-1) \\ \frac{1}{\sqrt{2}}, \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

(8)–(10)式中, $A$ 、 $B$ 、 $C$ 为大于 1 的常数; $C_{\text{bend}}$ 为转弯代价; $R_{\text{thita}}$ 表示上一节点  $n-1$ 、当前节点  $n$  和待选节点  $n+1$  之间的角度(弧度); $E_{\text{turn}}$ 为转角抑制因子,用于强化蚂蚁在路径搜索过程中沿着相同方向运动的趋势,以此减少冗余转折点的生成; $t(J)$ 表示蚂蚁从当前栅格向待选栅格的转向标号; $t(J-1)$ 表示蚂蚁从上一栅格到当前栅格的转向标号。

### 1.2.2 改进信息素更新规则

将蚂蚁的搜索行为集中到最优解的附近可以提高解的质量和收敛速度,但会导致算法“早熟”。为了充分利用当前最优解,本文每次迭代只对最优蚂蚁路径进行信息素更新。此外,本文综合考虑了路径的长度、转弯次数和转弯角度,改进信息素更新规则并将综合评分最高的最优解进行定义,表示为

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}^k \quad (11)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \tau_{ij}(t) + \frac{Q_1}{L} \quad (12)$$

$$F = K_1 \cdot L + K_2 \cdot T + K_3 \cdot \frac{1}{0.01 + C} \quad (13)$$

(11)–(13)式中: $F$ 为当前综合评价下的路径指标; $Q_1$ 为大于 1 的常数; $L$ 为最优路径长度; $T$ 表示最优路径的转弯数; $C$ 表示最优路径的转弯角度总和(弧度); $K_1$ 、 $K_2$ 、 $K_3$ 为权重系数。

### 1.2.3 冗余点删除策略

经过上述改进所得到的最优路径上依旧存在少量的冗余拐点。为此,本文进一步优化路径。

**步骤 1** 消除同一直线上的冗余点,具体删除策略如图 1 所示。原始路径包含节点  $P1 \rightarrow P2 \rightarrow P3 \rightarrow P4 \rightarrow P5$ ,消除同一直线上的冗余点,直到生成仅包含起点、终点和转折点  $P1 \rightarrow P2 \rightarrow P3 \rightarrow P4$  的路径  $Mid\_Route$ 。

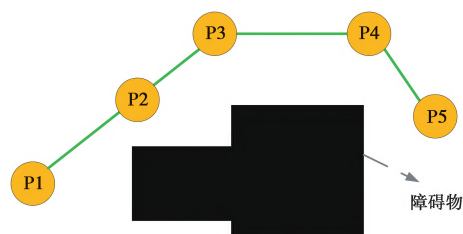


图 1 步骤 1 冗余点删除策略

Fig.1 Redundancy point deletion strategy step 1

**步骤 2** 消除整条路径上的冗余点,具体删除策略如图 2 所示。优先连接起点  $P1$  与终点  $P4$ ,线段  $[P1, P4]$  的直线距离  $dis[P1, P4]$  满足  $dis[P1, P4] < dis[P1, P3] + dis[P3, P4]$ ,但穿越了障碍物,舍弃。连接  $P1$  至  $P3$ ,线段  $[P1, P3]$  满足  $dis[P1, P3] < dis[P1, P2] + dis[P2, P3]$  且不穿越障碍物,剔除节点  $P2$ 。接着以  $P3$  为起始节点继续选取终点方向的节点重复上述过程,直到遍历完路径,最终生成  $P1 \rightarrow P3 \rightarrow P4$  的  $New\_Route$ 。

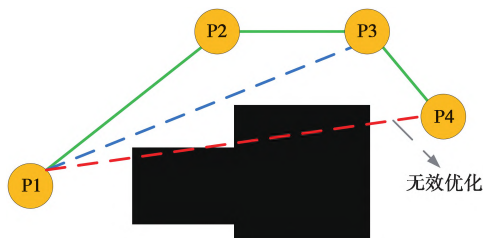


图 2 步骤 2 冗余点删除策略

Fig.2 Redundancy point deletion strategy step 2

## 2 动态窗口法

DWA 通过对多组速度进行采样分析来预测机器人在一段时间内的运动轨迹,然后根据评价函数

选出最优速度组驱动机器人运动。

## 2.1 动态窗口法原理

### 2.1.1 机器人运动模型

DWA 对窗口内机器人的线速度与角速度进行采样,假设机器人的轨迹可以分解成多个时间片,则在每个时间片  $\Delta t$  内,机器人的运动学模型可表示为

$$\begin{cases} x(t) = x(t-1) + v(t)\Delta t \cos(\theta(t-1)) \\ y(t) = y(t-1) + v(t)\Delta t \sin(\theta(t-1)) \\ \theta(t) = \theta(t-1) + \omega(t)\Delta t \end{cases} \quad (14)$$

(14)式中: $x(t)$ 、 $y(t)$ 、 $\theta(t)$ 分别表示机器人在  $t$  时刻  $x$ 、 $y$  方向上的位置和运动方向角; $v(t)$ 和  $\omega(t)$ 分别表示线速度和角速度。

### 2.1.2 机器人速度约束

在移动机器人速度组空间中,DWA 将机器人的避障描述为具有约束的优化问题,包括对微分机器人的不完全运动约束,对机器人结构的动力学约束和环境约束。

1) 机器人受自身条件制约的最大最小速度约束。机器人速度约束范围可表示为

$$V_s = \{(v, \omega) \mid v \in [v_{\min}, v_{\max}], \omega \in [\omega_{\min}, \omega_{\max}]\} \quad (15)$$

2) 电机加减速约束。机器人受电机影响,存在加减速约束。在动态窗口显示内,受到加减速影响的最大和最小速度范围为

$$V_d = \{(v, \omega) \mid v \in [v_n - a_v^{\min} \Delta t, v_n + a_v^{\max} \Delta t], \omega \in [\omega_n - a_w^{\min} \Delta t, \omega_n + a_w^{\max} \Delta t]\} \quad (16)$$

(16)式中: $v_n$ 、 $\omega_n$ 分别为机器人在当前时刻的线速度和角速度; $a_v^{\min}$ 、 $a_w^{\min}$ 分别为最小线减速和角减速; $a_v^{\max}$ 、 $a_w^{\max}$ 分别为最大线加速度和角加速度。

3) 制动距离约束。整个机器人轨迹可以细分为若干个直线或圆弧运动,为保证机器人的安全,在最大减速条件下机器人应在撞到障碍物之前减速至 0。机器人速度必须满足的条件为

$$V_a = \{(v, \omega) \mid v \leq \sqrt{2 \text{dist}(v, \omega) a_v^{\min}}, \omega \leq \sqrt{2 \text{dist}(v, \omega) a_w^{\max}}\} \quad (17)$$

(17)式中, $\text{dist}(v, \omega)$ 表示此速度下该轨迹与障碍物之间的最短距离。速度只有满足(17)式的条件,才能保证机器人运动的安全。

上述约束将机器人限制在一定的速度范围内,可将其表示为速度集

$$V_r = V_s \cap V_d \cap V_a \quad (18)$$

### 2.1.3 评价函数

经过速度组  $(v, \omega)$  采样后,DWA 会生成若干条预测轨迹,然后根据评价函数进行轨迹评分,筛选出得分最佳的轨迹,机器人在此速度组的驱动下实现(14)式所示的运动。评价函数可以表示为

$$G(v, \omega) = \sigma(a \cdot \text{heading}(v, \omega) + b \cdot \text{dist}(v, \omega) + c \cdot \text{velocity}(v, \omega)) \quad (19)$$

(19)式中: $\sigma$ 表示归一化操作; $G(v, \omega)$ 为模拟轨迹评价值,使其值最大的  $(v, \omega)$  即为最优速度; $\text{heading}(v, \omega)$ 为机器人导航函数,机器人运动方向与目标方向偏差越小,其值越大; $\text{dist}(v, \omega)$ 为机器人与障碍物的最近距离,其值越大,发生碰撞的危险就越小; $\text{velocity}(v, \omega)$ 用于评估机器人运动性能,速度越大,得分越高; $a$ 、 $b$ 、 $c$ 为对应评价函数的权重因子。

## 2.2 自适应追踪局部目标点

目前很多文献<sup>[17-20]</sup>基于全局路径规划算法融合 DWA 进行研究,将全局路径的拐点作为机器人运动的局部目标点。然而在具有未知障碍物的环境中,该方式存在不合理性。例如,在一段没有转折点的路径上往往存在大量未知静态障碍物,机器人存在的避障困难以及对路径跟踪精度的不够会导致其丢失导航方向。因此,本文提出了自适应追踪局部目标点的方法,表示为

$$\text{New\_path} = \sum_{i=2}^m \text{Remake}[\text{Old\_path}(i), \text{Old\_path}(i-1), n_{ds}] \quad (20)$$

$$\text{local\_target}(t+1) = \begin{cases} \text{New\_path}(j), d_1 < l_1 \text{ 或 } d_2 < l_2 \text{ 或 } d_3 < l_3 \\ \text{Goal}, \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

(20)——(21)式中: $\text{Remake}$ 函数是本文设计的路径生成函数; $\text{local\_target}(t+1)$ 表示机器人在  $t+1$  时刻的导航信息点; $d_1$ 表示机器人与当前导航点的距离; $d_2$ 表示预测的最优模拟轨迹末端到当前导航点的距离; $d_3$ 表示导航点到障碍物的最近距离(该项的作用是为了防止导航点生成在未知障碍物区域内,机器人不可达); $l_1$ 、 $l_2$ 、 $l_3$ 是距离相关的参数。 $\text{Remake}$ 函数按照一个期望节点间距  $n_{ds}$  从全局路径中重新生成包含大量节点的导航路径,操作流程如下:首先,基于蚁群算法得到全局路径  $\text{Old\_path}$ ;其次,将相邻节点  $\text{Old\_path}(i)$  和  $\text{Old\_path}(i-1)$  连接生成线段方程;然后,求解该线段上满足期望的节点



间距  $n_{ds}$  的节点序列, 保存在  $New\_path$  中; 最后, 依次遍历完所有线段得到完整的机器人导航路径  $New\_path$ 。当机器人运动过程中满足 3 个条件 ( $d_1 < l_1$ ,  $d_2 < l_2$ ,  $d_3 < l_3$ ) 之一时, 机器人会自动从新路径  $New\_path$  中获取序列为  $j$  的节点作为导航点; 若不满足其中任何一个, 则认定最终的终点  $Goal$  为导航点。由 (20) 式可知, 路径  $New\_path$  中每两个节点距离为  $n_{ds}$ , 因此, 合理地控制  $j$  的序号就可以得到期望机器人追踪的导航点。

改进局部目标点选取规则如图 3 所示。原始路径包含 3 个路径节点  $Old\_path(i-1, i, i+1)$ , 通过 (20) 式生成具有大量节点信息的新路径, 且每两个节点之间的距离为  $n_{ds}$ ; 由于未知障碍物 (图 3 中红色障碍物) 会影响机器人对局部目标点的选取, 本文在 (21) 式中设置几个不同的距离保证机器人在具有未知障碍物环境下导航的正确性。当满足机器人与局部目标点的距离小于 1.7 m, 或者模拟轨迹末端到局部目标点的距离小于 1.5 m, 或者局部目标点到最近障碍物的距离小于 0.7 m 这 3 个条件之一时, 可认定该点可取为局部目标点 (也即机器人运动导航点), 否则设置终点为局部目标点。

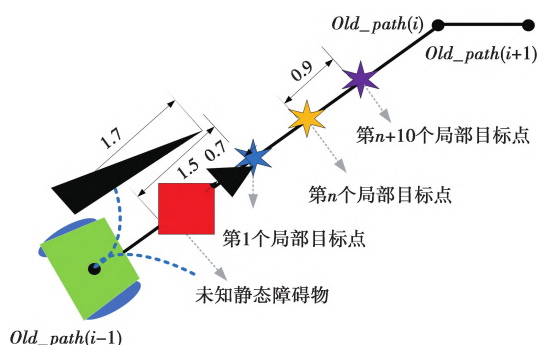


图 3 局部目标点选取规则

Fig.3 Schematic diagram of the our local target point tracking method

### 3 多机器人的优先级协调策略

多移动机器人的路径规划问题实则是由单移动机器人扩展出来的。DWA 动态避障策略主要适用于静态环境或局部小规模动态环境, 对于解决多个机器人之间的运动冲突效果不佳, 本文基于 IACO-IDWA 策略构建了分布式多移动机器人系统。

优先级策略作为当前协调避碰的主流技术之一, 旨在通过不同的任务指标预先为每个移动机器人设定相应的优先级别, 当存在运动冲突时优先级

低的机器人为优先级高的机器人让行。为此, 本文引入了优先级机制, 以此降低多机器人在求解路径冲突问题时的难度, 下述以优先级较高的 AGV1 和优先级较低的 AGV2 进行阐述。

1) 如果两个机器人的实际距离  $d_{12}$  小于期望避障距离  $d$ , 则存在潜在碰撞风险。

2) 以优先级较低的机器人 AGV2 为中心建立局部坐标轴用于计算两机器人的连线与  $x$  轴正方向构成的夹角  $\alpha$ , 以及 AGV1 的运动方向角  $\beta$ 。

3) 判断  $|\alpha - \beta|$  是否小于  $90^\circ$ , 如果满足条件, 则碰撞风险可能性极高。AGV1 将 AGV2 视为未知静态障碍物, 通过 DWA 进行避障运动。当两个机器人之间的距离关系为  $d_{12} \geq d$  且  $|\alpha - \beta| \geq 90^\circ$  时, AGV2 恢复运动。为保证多机器人运动的安全性, AGV2 会在短时间内进行骤然减速运动, 依据的规则为

$$\begin{cases} v(t+1) = v(t) - 2a_v^{\max} \Delta t \\ \omega(t+1) = \omega(t) - 2a_\omega^{\max} \Delta t \end{cases} \quad (22)$$

本文的优先级避障策略在某些情况下会导致低优先级的机器人产生额外的等待时间, 但机器人的安全性和全局最优性在极大程度上得到了保证。

### 4 仿真实验分析

本文实验采用 MATLAB2019a, 实验环境为 Windows11 64 位; 处理器 R5-5600H; 内存 16 GB。蚁群算法迭代次数  $T=50$ , 蚂蚁数量  $M=50$ , 信息素启发因子  $\alpha=1$ , 期望启发因子相关参数  $\beta=7, A=1, B=0.8, C=0.2, Q=1, Q_1=100, K_1=0.8, K_2=0.2, K_3=0.05$ 。机器人动力学参数最大线速度  $v_{\max}=1 \text{ m/s}$ , 最大角速度  $\omega_{\max}=50 \text{ rad/s}$ , 线加速度  $\dot{v}_{\max}=0.2 \text{ m/s}^2$ , 角加速度  $\dot{\omega}_{\max}=50 \text{ rad/s}^2$ , 期望节点间距  $n_{ds}=0.09 \text{ m}$ , 优先级期望避障距离  $d=1.5 \text{ m}$ , 线速度分辨率为 0.02, 角速度分辨率为 2, 模拟预测时间为 3 s, 机器人安全距离为 0.35 m,  $l_1, l_2$  和  $l_3$  分别为 1.7 m、1.5 m 和 0.7 m。DWA 评价函数系数  $a=0.15, b=0.1, c=0.3$ 。

#### 4.1 改进蚁群算法实验分析

为验证常规环境中算法的优越性, 在  $30 \text{ m} \times 30 \text{ m}$  的环境地图上, 将本文算法与文献 [10-11] 中的算法进行对比实验。文献 [11] 的路径是经过优化的, 而文献 [10] 的路径是未经优化的, 测试地图和数据均来自文献 [11]。算法对比分析实验结果如

表 1 所示;3 种算法的路径规划结果及算法迭代曲线如图 4 所示。为体现本文改进蚁群算法的综合性能,参考文献[7]的方法,定义路径综合性能为

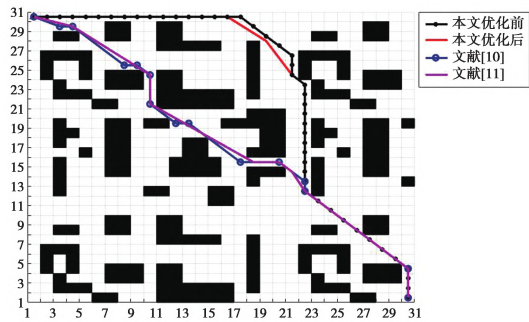
$$F = xT + yL + zC \tag{23}$$

(23)式中: $F$  为路径综合指标; $T$  为最优路径转弯次数; $L$  为最优路径长度; $C$  为最优路径与障碍物边缘发生碰撞次数; $x,y,z$  表示各个指标的权重,本文均取为 1。

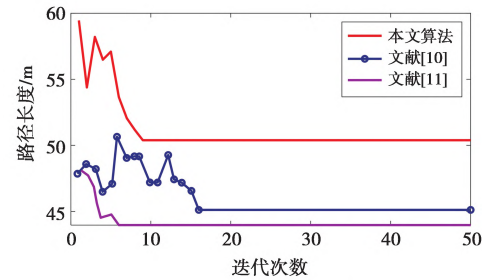
表 1 算法对比分析

Tab.1 Algorithm analysis and comparison

最优路径的各项指标	文献 [10]	文献 [11]	本文算法	
			优化前	优化后
路径长度/m	45.11	43.96	50.38	49.66
转弯次数	14	11	6	6
与障碍物边缘碰撞次数	9	8	4	4
路径综合指标	68.11	62.76	60.38	59.66
迭代稳定次数	16	6	9	—
程序运行时间/s	18.66	19.23	3.739 4	—



a 路径规划图



b 算法迭代曲线

图 4 路径规划结果图

Fig.4 Path planning result diagram

在路径安全性与平滑性方面,本文算法明显优于文献[10-11],但在路径长度方面文献[10-11]略有优势。由表 1 可看出,本文算法转弯次数、与障碍物边缘碰撞次数最少;迭代稳定次数为 9,与文献[10]相比下降较多,略高于文献[11];运行时间明

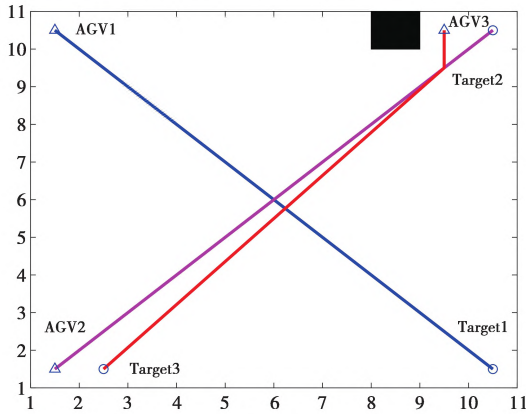
显优于其他两种算法。从路径综合指标来看,本文算法无论是优化前还是优化后都优于对比算法。本文与文献[11]算法都经历了后期优化,但本文的转弯次数、与障碍物边缘碰撞次数都优于文献[11],这样机器人沿本文路径运动时更为安全,且运动过程中对姿态的调整和避障能力要求更低。

4.2 多移动机器人路径规划实验

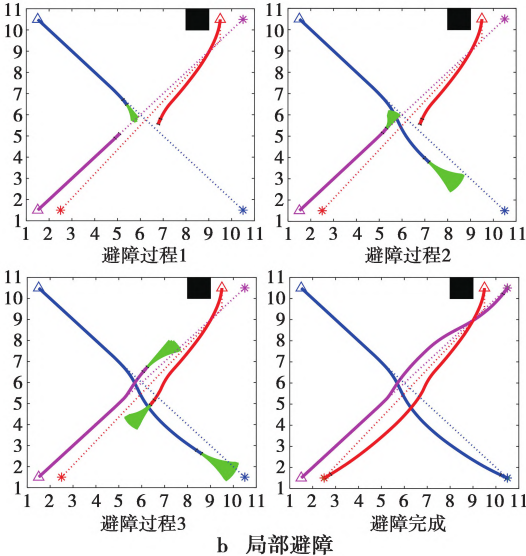
为了验证本文融合改进算法与优先级法在多移动机器人路径规划中解决冲突的能力,本文设计了具有已知先验信息的简单环境、含有未知静态和动态障碍物的复杂环境进行验证;设计了 3 个考虑运动学约束的移动机器人,优先级为 AGV1>AGV2>AGV3。

4.2.1 简单静态环境

静态环境多移动机器人路径规划如图 5 所示。



a 全局路径



b 局部避障

图 5 静态环境多移动机器人路径规划

Fig.5 Multi-robot path planning in static environments

图 5a 为本文为每个机器人规划出的综合性能

最优的全局路径,其中蓝线、红线、粉线分别为AGV1、AGV2、AGV3这3个机器人的路径情况;黑色网格是拥有先验信息的静态障碍物。图5b显示了机器人在规划过程中的实时变化。静态环境多移动机器人参数变化如图6所示。图6a和图6b分别为机器人的线速度和角速度变化曲线。

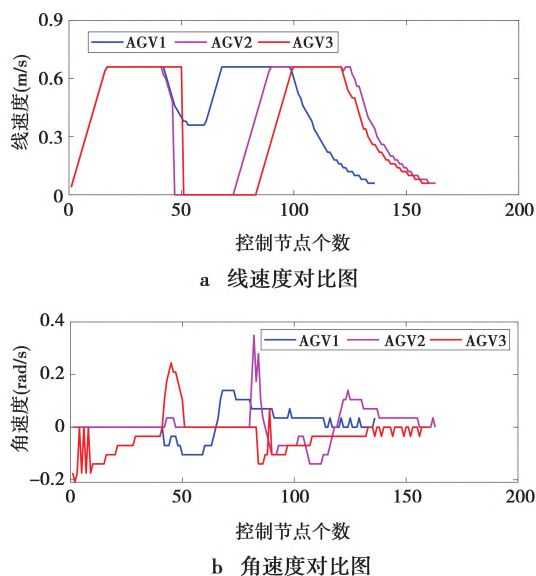


图6 静态环境多移动机器人参数对比

Fig.6 Multi-robot parameter comparison in static environments

#### 4.2.2 复杂动态环境

从图5b和图6可以看出,当AGV2、AGV3检测到与AGV1的碰撞风险时,分别在第41个运动控制节点和第50个运动节点开始减速。AGV2在第47

个控制节点完全停止,AGV3在第51个节点完全停止。当优先级最高的AGV1与其他机器人有发生碰撞冲突风险时,AGV1把其他机器人的停止节点视为未知静态障碍物,进行避障后继续向目标点前进。AGV1离开与AGV2的冲突区域后,AGV2恢复运动,并将AGV3视为未知静态障碍物进行避障,直到AGV2离开冲突范围后AGV3才恢复运动。本文进行的多机器人运动实验用时101.7 s,AGV1、AGV2和AGV3的行驶的实际距离分别为12.70 m、12.63 m和11.45 m。

动态环境多移动机器人路径规划如图7所示。图7a显示了为每个机器人规划出的最优路径,图7b显示了机器人在避障过程中的实时变化。动态环境多移动机器人参数变化如图8所示。图8中,红色栅格是未知的静态障碍物,黄色栅格是未知的动态障碍物,黑色虚线是动态障碍物的运动轨迹。

从图7b和图8可以看出,AGV1与AGV3完成了躲避动态障碍物的动作后,3个机器人相遇。AGV1与AGV3发生冲突,按照优先级的限制,AGV3减速至完全停止。AGV2也与AGV1发生冲突,AGV2减速至停止,AGV1进行动态避障后继续向目标点前进。AGV1离开冲突范围后,AGV3恢复运动。随着AGV1的远去,AGV2随即恢复运动并躲避动态障碍物,最终各机器人成功到达终点。整个多机器人运动实验用时188.34 s,AGV1、AGV2和AGV3的行驶距离分别为13.16 m、113.89 m和9.165 m。

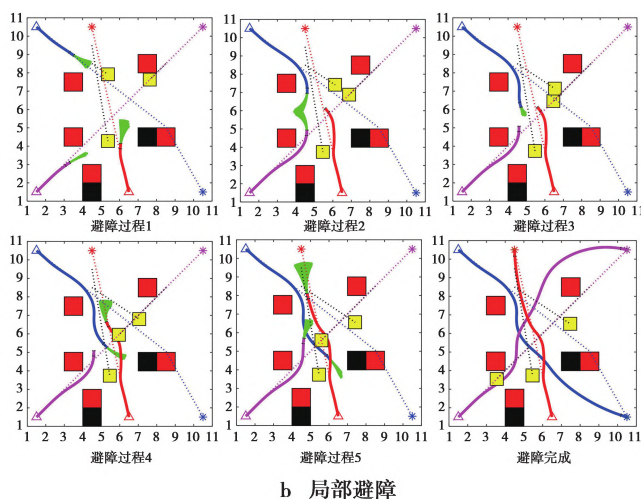
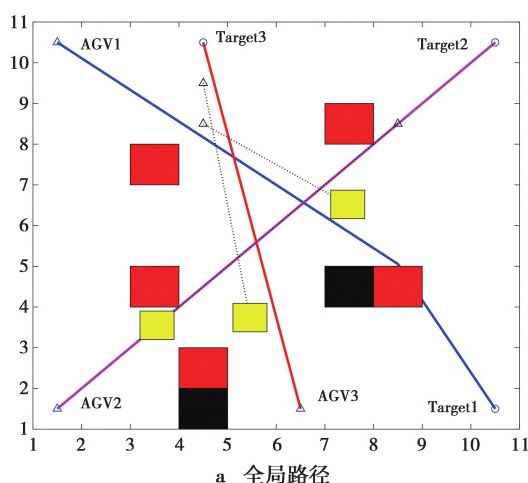


图7 动态环境多移动机器人路径规划

Fig.7 Multi-robot path planning in dynamic environments



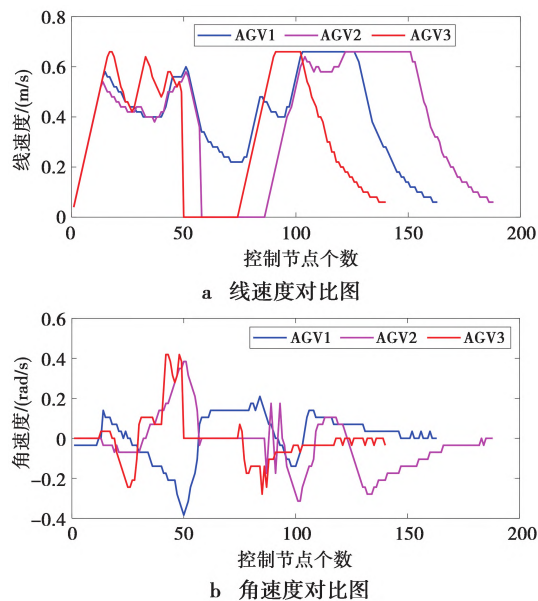


图 8 动态环境多移动机器人参数对比

Fig.8 Multi-robot parameter comparison in dynamic environments

## 5 结束语

针对多移动机器人在运动过程中避障与安全性难以协调的问题,本文提出了一种能适应复杂未知环境的多机器人融合避障算法。在启发式函数中综合考虑 A\* 算法的启发信息、转弯代价因子和转角抑制因子并进行改进,增加路径的平滑性与安全性;提出了以综合路径指标来进行信息素更新的方法,提高了全局路径综合性能;通过冗余点优化策略进一步减少了全局路径的长度和转折点数量,进一步提高路径质量;基于 DWA 算法提出了自适应导航策略来引导机器人在复杂环境下的运动;将蚁群融合 DWA 的避障策略应用在分布式多移动机器人系统中,结合优先级策略解决多机器人之间的运动冲突问题。不同环境下的多机器人仿真实验表明,本文算法能够实现多移动机器人在未知环境中的协同避障。

## 参考文献:

- [1] YANG L, FU L, LI P, et al. LF-ACO: An effective formation path planning for multi-mobile robot[J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2022, 19(1): 225-252.
- [2] DUCHOÑ F, BABINEC A, KAJAN M, et al. Path planning with modified a star algorithm for a mobile robot[J]. Procedia Engineering, 2014(96): 59-69.

- [3] 强宁,高洁,康凤举.基于 PSO 和三次样条插值的多机器人全局路径规划[J].系统仿真学报, 2017, 29(7): 1397-1404.
- QIANG N, GAO J, KANG F J. Multi-robots global path planning based on PSO algorithm and cubic spline[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(7): 1397-1404.
- [4] 徐林,范昕炜.基于改进遗传算法的餐厅服务机器人路径规划[J].计算机应用, 2017, 37(7): 1967-1971.
- XU L, FAN X W. Path planning for restaurant service robot based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(7): 1967-1971.
- [5] 张国辉,胡一凡,孙靖贺.改进遗传算法求解多时间约束的柔性作业车间调度问题[J].工业工程, 2020, 23(2): 19-25.
- ZHANG G H, HU Y F, SUN J H. An improved genetic algorithm for flexible job shop scheduling problem with multiple time constraints[J]. Industrial Engineering Journal, 2020, 23(2): 19-25.
- [6] 杨立炜,付丽霞,郭宁,等.多因素改进蚁群算法的路径规划[J].计算机集成制造系统, 2023, 29(8): 2537-2549.
- YANG L W, FU L X, GUO N, et al. Path planning with multi-factor improved ant colony algorithm[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29(8): 2537-2549.
- [7] 杨立炜,付丽霞,王倩,等.多层优化蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J].电子测量与仪器学报, 2021, 35(9): 10-18.
- YANG L W, FU L X, WANG Q, et al. Multi-layer optimal ant colony algorithm for mobile robots path planning study[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(9): 10-18.
- [8] DORIGO M, GAMBARDELLA L M. Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1997, 1(1): 53-66.
- [9] DAI X, LONG S, ZHANG Z, et al. Mobile robot path planning based on ant colony algorithm with A\* heuristic method[J]. Frontiers in Neurorobotics, 2019(13): 15-18.
- [10] 王晓燕,杨乐,张宇,等.基于改进势场蚁群算法的机器人路径规划[J].控制与决策, 2018, 33(10): 1775-1781.
- WANG X Y, YANG L, ZHANG Y, et al. Robot path planning based on improved ant colony algorithm with potential field heuristic[J]. Control and Decision, 2018, 33(10): 1775-1781.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] LIU T Y, YAN R X, WEI G R, et al. Local path planning algorithm for blind-guiding robot based on improved DWA algorithm[C]//2019 Chinese Control And Decision Conference (CCDC). Nanchang, China: IEEE, 2019: 6169-6173.
- [14] 曹思萌. 动态环境下移动机器人的路径规划算法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- CAO S M. Path planning algorithm of mobile robot in dynamic environment [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019.
- [15] 胡倩倩. 基于贝兹曲线融合改进遗传算法的多移动机器人分层路径规划方法 [D]. 扬州: 扬州大学, 2021.
- HU Q Q. Hierarchical path planning method for multiple mobile robots based on Bezier curve fusion improved genetic algorithm [D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2021.
- [16] THABIT A. Multi-robot path planning based on multi-objective particle swarm optimization [J]. IEEE Access, 2019(7): 2138-2147.
- [17] NAZARAHARI M, KHANMIRZA E, DOOSTIE S. Multi-objective multi-robot path planning in continuous environment using an enhanced genetic algorithm [J]. Expert Systems with Applications, 2019(115): 106-120.
- [18] 李文刚, 汪流江, 方德翔, 等. 联合 A\* 与动态窗口法的路径规划算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(12): 3694-3702.
- LI W G, WANG L J, FANG D X, et al. Path planning algorithm combining A\* with DWA [J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(12): 3694-3702.
- [19] 袁千贺, 魏国亮, 田昕, 等. 改进 A\* 和 DWA 融合的移动机器人导航算法 [J]. 小型微型计算机系统, 2023: 44(2): 334-339.
- YUAN Q H, WEI G L, TIAN X, et al. Mobile robot navigation method based on fusion of improved A\* algorithm and dynamic window approach [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2023, 44(2): 334-339.
- [20] 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:



王 倩(1998—), 女, 重庆人, 硕士研究生, 主要研究方向为移动机器人的路径规划。  
E-mail: 2678742447@qq.com。



李俊丽(1974—), 女, 湖南邵东人, 副教授, 主要研究方向为智能控制理论及应用、工业过程建模及优化。E-mail: 115294621458@163.com。

(编辑: 陈文星)