

控制与决策

Control and Decision

未知环境下基于改进DWA的多机器人编队控制

常路, 单梁, 戴跃伟, 戚志东

引用本文:

常路, 单梁, 戴跃伟, 戚志东. 未知环境下基于改进DWA的多机器人编队控制[J]. *控制与决策*, 2022, 37(10): 2524–2534.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1817>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于改进蚁群和DWA算法的机器人动态路径规划](#)

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

控制与决策. 2022, 37(9): 2211–2216 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1804>

[解决势场法路径规划中局部极小问题的角度累积法](#)

Angle accumulation method for solving local minimum problem in path planning with potential field method

控制与决策. 2022, 37(8): 1997–2007 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0143>

[基于屏障控制函数的轮式机器人系统多目标分布式协同控制](#)

Multi-objective control of wheeled robot system using control barrier functions

控制与决策. 2022, 37(9): 2235–2244 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0309>

[基于虚拟结构法的多移动机器人分布式预测控制](#)

Distributed predictive control of multiple mobile robots based on virtual structure method

控制与决策. 2021, 36(5): 1273–1280 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1136>

[凸优化与A*算法结合的路径避障算法](#)

Convex optimization and A-star algorithm combined path planning and obstacle avoidance algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2907–2914 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0351>

未知环境下基于改进DWA的多机器人编队控制

常路¹, 单梁^{1†}, 戴跃伟², 戚志东¹

(1. 南京理工大学自动化学院, 南京 210094; 2. 南京信息工程大学电子与信息工程学院, 南京 210044)

摘要: 针对多机器人系统在未知环境下难以有效避障和保持队形的问题, 在改进动态窗口法(DWA)的基础上, 提出一种领航-跟随法与行为法相结合的多机器人编队控制算法。首先, 通过修正速度窗口和 3 个现有评价函数, 并添加两个新的评价函数改进 DWA 算法, 增加速度的采样范围, 提高优秀轨迹的评分, 并增强机器人朝目标导航和未知环境下的全局搜索能力; 然后, 对周围环境和编队状态实时检测, 为各机器人设计不同的行为(包括导航, 避障, 跟踪和等待)及其选择方式, 兼顾编队避障及队形保持; 接着, 基于改进 DWA 和社会力模型(SFM)设计行为控制策略, 在未知环境下使领航者能够规划适合整体编队运行的路径, 跟随者能够根据编队的不同状态自适应地切换跟随方式; 最后, 基于 Matlab 和 V-REP 进行一系列仿真, 结果表明在未知环境下, 所提出的改进 DWA 能够显著提高机器人的通行效率和全局搜索能力, 编队控制算法能够实现队形稳定保持、灵活避障与变换。

关键词: 移动机器人; 路径规划; 动态窗口法; 编队控制; 领航-跟随法; 基于行为法

中图分类号: TP24

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1817

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 常路, 单梁, 戴跃伟, 等. 未知环境下基于改进 DWA 的多机器人编队控制 [J]. 控制与决策, 2022, 37(10): 2524-2534.

Multi-robot formation control in unknown environment based on improved DWA

CHANG Lu¹, SHAN Liang^{1†}, DAI Yue-wei², QI Zhi-dong¹

(1. School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China; 2. School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: Multi-robot system may be difficult to avoid obstacles and maintain formation in the unknown environment. Based on the improvement of the dynamic window method (DWA), a multi-robot formation control algorithm combining the leader-following method and the behavior-based method is proposed. First, the original DWA is improved by modifying the speed window and three existing evaluation functions and adding two new evaluation functions. As a result, the sample range of speed is increased, the score of the better trajectory is improved, and abilities of navigation to the target and global search in unknown environment are enhanced. Second, based on the formation state and surrounding environment detected in real-time, different behaviors (navigation, obstacle avoidance, tracking and waiting) and the selection method are designed to consider both the obstacle avoidance and maintenance of the formation. Then, the control method of these behaviors is designed based on the improved DWA and social force model (SFM), so that in the unknown environment the leader can plan the path suitable for the whole formation and the follower can adaptively switch the following modes according to the different states of formation. Finally, a series of simulations based on Matlab and V-REP are carried out, whose results show that the improved DWA can significantly improve the traffic efficiency and global search ability of the robot, and the formation control algorithm can achieve the maintenance, obstacle avoidance and transformation of the formation.

Keywords: mobile robot; path planning; DWA; formation control; leader-following method; behavior-based method

0 引言

在移动机器人的各项应用中, 路径规划一直是核心技术之一^[1-2], 其方法可分为全局和局部路径规

划。常见的全局路径规划算法包括基于栅格图的方法(REA*)^[3]、基于采样的方法(RRT*)^[4]和一些智能算法(AG)^[5]等。此类算法通常基于精确的全局地

收稿日期: 2020-12-27; 录用日期: 2021-07-20.

基金项目: 江苏省自然科学基金面上项目(BK20191286); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(30920021139).

†通讯作者. E-mail: shanliang@njust.edu.cn.

图,而在实际场景中往往难以提前掌握.局部路径规划算法指机器人根据各类传感器(2-D激光雷达^[6]、相机^[7])数据进行实时规划,更能适应未知的工作环境.常见的局部路径规划算法中,Bug算法通过绕障碍轮廓运动实现避障.一些方法通过检测路径中“突变点”(E-bug)^[8]或参考全局地图信息(K-bug)^[9]等方式优化路径长度和平滑度.人工势场法(APF)通过虚拟势场驱动机器人运动,大范围环境下易陷入局部最优.一些方法通过设计新型势场函数^[10]或引入“旋转力”引导机器人脱离死锁位置^[11].此类算法一般难以考虑机器人运动学模型,易使生成的路径无法跟踪.动态窗口法(DWA)由可行速度组合生成轨迹并评分,直接得到最优速度,无需路径跟踪,也能充分考虑机器人的物理限制、环境限制和当前状态^[12].

Chang等^[13]基于强化学习动态调整DWA参数,提高了规划成功率.Ballesteros等^[14]提出BDWA,使DWA能够模仿真实行人轨迹.王永雄等^[15]设计了自适应规则动态调整DWA评价函数的权重,使机器人更安全、高效地穿越稠密障碍物.

目前,DWA依然存在两个主要问题:1)传统DWA采样窗口较为保守,3个原始评价函数也存在不合理之处,导致机器人在障碍物前犹豫许久以及在目标点附近运动缓慢,缺少对DWA现有机理的改进;2)为改善DWA局部最优问题,部分算法参考全局路径将DWA作为轨迹跟踪方法,但未知环境下参考路径难以获得,此类算法将无法运行,需要设计新机制增强DWA单独全局规划的能力.

多机系统较单机器人可完成更复杂的任务,其编队算法包括领航-跟随法、虚拟结构法和基于行为法等.领航-跟随法中各成员所处环境不同,使运动状态难以统一且避障表现欠佳.Ahmed等^[16]提出一种线性动态反馈策略,在无障环境下保持了队形的稳定.Xiao等^[17]提出了一种集中式领航-跟随编队方法,考虑无障碍环境下的变机器人数量编队问题.

虚拟结构法在无障时可证明编队稳定性.Mehrjerdi等^[18]结合图论,实现了各机独立运动和编队两种模式.虚拟结构法与领航-跟随法类似,避障一般需结合其他算法,如潘无为等^[19]借助APF实现了简单障碍下的多AUV编队及避障.

基于行为法分别控制各编队成员行为,适用于具体任务,但不易保持队形.Yang等^[20]定义了编队和避障两种行为,设计模糊控制率进行行为切换.与本文思路类似,Gamage等^[21]设计奔向目标、沿墙运动、避障等行为,建立离散事件模型(DES)切换各行为,但

需要预知障碍类型和全局参考路径.

未知环境中,无法获知参考轨迹及预测成队情况,需要编队具有全局导航、局部避障和保持队型能力.借鉴现有方法思想,领航者主要承担全局规划任务,而基于行为法可兼顾避障及成队需求.因此,本文对传统DWA机理进行分析和修改,将领航-动作法与基于行为法相结合,研究基于改进DWA的单机器人路径规划和多机器人编队问题.主要工作如下:

1)针对传统DWA算法机制不合理、易陷入局部最优等缺陷,提出一种改进DWA算法,对其中采样窗口和评价函数部分进行分析和修改,提高单机器人的通行效率并增强未知环境下的全局搜索能力.

2)针对现有多机编队算法难以适应未知环境的问题,提出一种领航-跟随法与基于行为法相结合的编队控制算法.将改进DWA用于领航者增强编队全局规划能力,加入等待机制加快队形形成和恢复.跟随者具有跟踪、避障和等待3种行为模式,基于改进DWA和社会力模型(SFM)^[22]获得控制信号,实现未知环境下编队的整体导航和队形灵活变换.

1 问题定义与假设

考虑未知环境,仅具有一张空的全局地图记录机器人和目标位置,机器人的初始位姿和终点已知,环境中障碍未知,机器人及其编队的任务为安全到达其终点.针对双轮差分驱动机器人,仅考虑其旋转和向前运动,控制信号为线速度 v 和角速度 ω .

算法所需数据均来自机器人搭载的传感器(陀螺仪、激光雷达、编码器等),给出如下假设.

假设1 单机器人在起点及终点的位置可达,多机器人编队在起点及终点的队形可以形成.

假设2 每个时刻,所有机器人的朝向、位置和速度以及全局目标点位置已知.

假设3 每个时刻,对于每个机器人,其周围每个角度上最近障碍物的距离已知,此数据由激光雷达采集,距离大小不超过其检测上限.

2 传统DWA算法

DWA算法将路径规划问题转化为带约束的速度优化问题,传统方法对速度组合 (v, ω) 设计了3种约束得到采样窗口^[12].其中速度和加速度约束考虑机器人运动学模型,障碍约束要求机器人在碰到障碍物前停止,其形式为

$$\begin{cases} v \leq \sqrt{2 \cdot \text{dist}(v, \omega) \cdot a_{\max}}, \\ \omega \leq \sqrt{2 \cdot \text{dist}(v, \omega) \cdot \alpha_{\max}}, \end{cases} \quad (1)$$

其中 $\text{dist}(v, \omega)$ 为该速度组合对应的预测轨迹离障碍物的最短距离.

根据速度组合生成预测轨迹,通过下式的评价函数进行评分,输出最高分轨迹对应的速度组合:

$$J(v, \omega) = \sigma[w_1 \cdot \text{heading}(v, \omega) + w_2 \cdot \text{obdist}(v, \omega) + w_3 \cdot \text{velocity}(v, \omega)]. \quad (2)$$

其中: $\text{heading}(v, \omega)$ 为导航函数,倾向于末端位姿朝向目标的轨迹; $\text{obdist}(v, \omega)$ 为避障函数,倾向于远离障碍物的轨迹; $\text{velocity}(v, \omega)$ 评价机器人线速度,鼓励其迅速通行; w_1 、 w_2 、 w_3 为3种子评价函数的权重; σ 表示归一化。

3 改进DWA算法

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,本节提出一种改进DWA算法,对速度窗口和现有的3个评价函数进行修正,并添加了两个新评价函数以解决环境未知等复杂场景下的路径规划问题。

3.1 修正速度窗口

传统DWA中,式(1)的 $\text{dist}(v, \omega)$ 项是整条预测轨迹离障碍物的最短距离,预测轨迹的时间一般取数十个时间间隔,期间速度视为恒定,而机器人的速度在每个时刻都将重新选取,故式(1)计算离障碍物距离的方式较为保守.此外,式(1)中加速度项 a 和 α 为机器人正常行驶时的值,该约束要求机器人及时停车,应使用刹车加速度更为合理,而低速行驶的小车几乎可以立刻刹车,故其加速度的取值也较为保守。

基于以上两点,式(1)的障碍约束过于保守,会排除一些实际可行的速度,从而影响通行效率.因此,本文移除该约束,仅根据原速度和加速度约束得到速度窗口.对于障碍约束,将在3.3节以另一种方式体现。

3.2 修正 heading(v, ω) 函数

该函数为导航函数.考虑图1所示的情况,轨迹1的转弯趋势更为理想.而按照原函数的评价方式以轨迹末端位姿计算角度可知 $\theta_{o,2} < \theta_{o,1}$, 轨迹2的评分将高于轨迹1,这与实际不符.本文将参考位置改为预测轨迹上数个时间间隔之后的位置,可见 $\theta_{n,1} < \theta_{n,2}$, 轨迹1可获得较高评分。

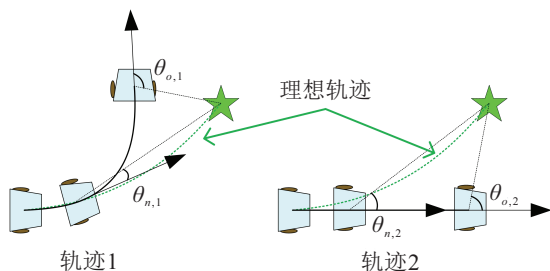


图1 heading(v, ω) 机理分析

此修正就是为了防止轨迹末端位置离原位置太远而失去参考价值,时间间隔个数的设置也与离开原位的距离有关.应先确定一个移出距离 d_h , 根据当前机器人线速度 v , 由式(3)估算时间间隔的个数,即

$$n_{\Delta t, h} = \text{fix}(d_h/v), \quad (3)$$

其中 $\text{fix}(\cdot)$ 为取整函数。

修正后的 $\text{heading}'(v, \omega)$ 函数将以预测轨迹中 $n_{\Delta t, h}$ 个时间间隔之后的位置计算偏差角,并据此给出评分,其形式如下所示:

$$\text{heading}'(v, \omega) = -\sigma[|\Theta(r_{n_{\Delta t, h}}, \text{tar}) - \Theta(r_{n_{\Delta t, h}})|]. \quad (4)$$

其中: $\Theta(r_{n_{\Delta t, h}}, \text{tar})$ 为 $n_{\Delta t, h}$ 个时间间隔后机器人位置指向目标的角度, $\Theta(r_{n_{\Delta t, h}})$ 为该位置机器人朝向。

3.3 修正 obdist(v, ω) 函数

修正 $\text{obdist}(v, \omega)$ 函数为避障函数,本节为其新增舍弃危险轨迹(速度组合)的功能,实现类似式(1)的障碍物约束。

考虑图2所示的情况,轨迹1的转弯趋势更为理想.因此舍弃轨迹时,不宜以整条轨迹计算离障碍物的最短距离,否则轨迹1及与其走向类似的轨迹将由 $d_{o,1}$ 小于安全距离而被舍弃.与3.2节类似,在计算离障碍物最短距离时,只考虑从轨迹起点至数个时间间隔之后的位置,如图2中 $d_{n,1}$ 和 $d_{n,2}$. 时间间隔个数 $n_{\Delta t, o}$ 的计算与式(3)类似,出于安全性考虑,移出距离 d_o 的取值比 d_h 略大.此外,该函数具有一个障碍物距离上限 d_{\max} , 即过远的障碍物无需考虑。

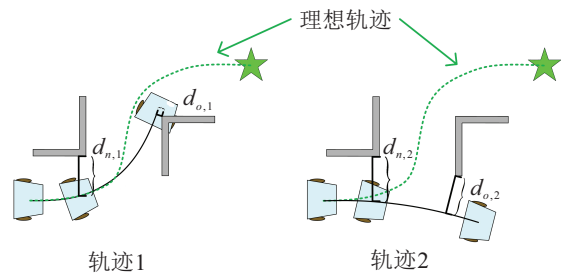


图2 obdist(v, ω) 机理分析

修正后的 $\text{obdist}'(v, \omega)$ 函数除了原始评价轨迹的功能外,还将考察每条轨迹从起点至 $n_{\Delta t, o}$ 个时间间隔之后位置之间的部分,舍弃该部分离障碍物最短距离小于安全半径的那些轨迹,其形式如下所示:

$$\text{obdist}'(v, \omega) = \begin{cases} \sigma\{\min[D_{\min}(r_{n_{\Delta t, o}}, \text{obs}), d_{\max}]\}, & D_{\min}(r_{n_{\Delta t, o}}, \text{obs}) > R_{\text{safe}}; \\ \text{discarded}, & D_{\min}(r_{n_{\Delta t, o}}, \text{obs}) \leq R_{\text{safe}}. \end{cases} \quad (5)$$

其中: $D_{\min}(r_{n_{\Delta t, o}}, \text{obs})$ 为预测轨迹上起点至 $n_{\Delta t, o}$ 个时间间隔后机器人位置与障碍物的最短距离, R_{safe} 为机器人安全半径, $\min(\cdot)$ 为取最小值函数.

3.4 修正 velocity(v, ω) 函数

该函数使机器人快速移动, 评分仅与线速度大小呈线性关系. 一般而言, 角速度波动易导致震荡, 角速度过大易导致扭曲. 考虑图3所示的情况, 两种轨迹线速度相同, 轨迹1的角速度较大, 显然轨迹1更为理想. 考虑到机器人在低速行驶时角速度较大不会影响安全性, 添加对角速度的评分机制如下所示:

$$\omega' = k_1 |2\omega_{t-1} - \omega_t - \omega_{t-2}| - k_2 \frac{v}{v_{\max}} \omega_t. \quad (6)$$

其中: ω' 为角速度评分, ω_{t-2} 、 ω_{t-1} 和 ω_t 分别为机器人前两时刻、前一时刻、当前角速度, k_1 、 k_2 为系数. 式(6)中第1项评价角速度波动情况, 第2项基于当前线速度评价角速度大小. 该函数修正后的形式为

$$\text{velocity}'(v, \omega) = \sigma(\omega' + v). \quad (7)$$

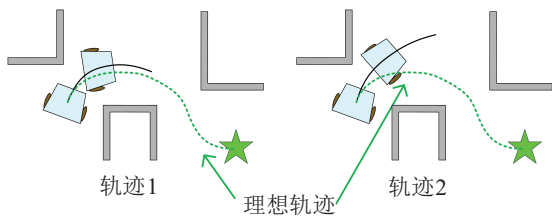
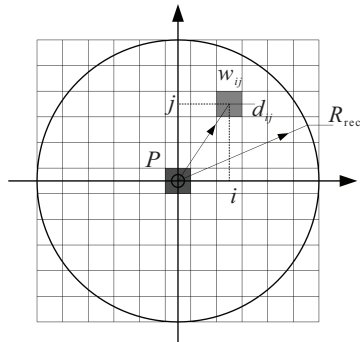


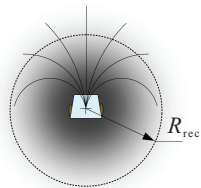
图3 velocity(v, ω) 机理分析

3.5 新增 oscillation(v, ω) 函数

新增 oscillation(v, ω) 函数帮助机器人逃离局部最优, 增强DWA在未知环境下的全局搜索能力. 该函数评价预测轨迹和历史轨迹的相似程度, 将全局地图栅格化, 每个栅格有1个代价值记录历史轨迹与该



(a) 栅格代价值增量计算方式



(b) 预测轨迹与机器人影响范围

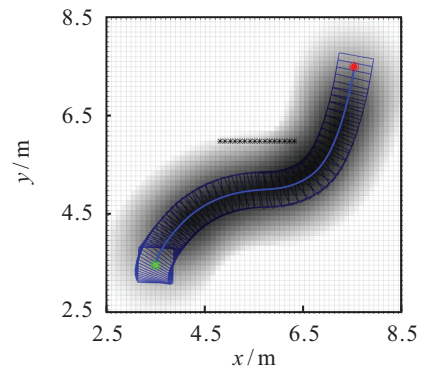
图4 机器人影响地图代价值的方式及范围

栅格的靠近程度. 代价值增量计算方式如图4(a)所示. 图中: P 为机器人在 t 时刻的位置; R_{rec} 为代价值更新半径; d_{ij} 为坐标 (i, j) 的栅格与 P 的距离; w_{ij} 为栅格 (i, j) 代价值的增量, 计算如下:

$$w_{ij} = \frac{(R_{\text{rec}} - d_{ij})v_t}{R_{\text{rec}}v_{\max}}, \quad (8)$$

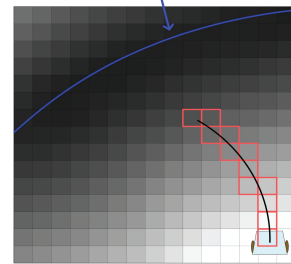
其中 v_t 为机器人当前速度. 添加速度项是为了避免当机器人低速行驶时周围栅格的代价值激增.

图5(a)为机器人在简单障碍地图上的轨迹及代价值, 颜色越深的栅格代价值越高. oscillation(v, ω) 函数依据轨迹扫过的所有栅格的总代价值进行评分, 在图5(b)中即为所有红色栅格的总代价值.



(a) 机器人轨迹和栅格化地图

历史轨迹



(b) 计算 oscillation(v, ω) 函数值的栅格

图5 栅格地图及其代价值

另外, 观察图4(b), 角速度较大的预测轨迹总会被机器人当前位置高度覆盖. 由于此函数非速度函数, 为消除此影响, 栅格代价值的更新具有0.5s的延时, 即每次更新使用0.5s之前机器人的位置和速度.

考虑图6所示的情况, 两种轨迹线速度相同, 轨迹1更理想. 仅依据传统评价函数, 有 $\theta_A < \theta_B$ 且 $d_{A, o} < d_{B, o}$, 两轨迹将获得相似评分而难分优劣. 加入 oscillation(v, ω) 函数后, 轨迹2红圈内的部分栅格代价值较高, 而轨迹1与历史轨迹几乎重合, 轨迹1将获得高分以使机器人逃离局部最优.

新增 oscillation(v, ω) 函数如下所示:

$$\text{oscillation}(v, \omega) = -\sigma\left(\sum \text{cost}\right). \quad (9)$$

其中: $\sum \text{cost}$ 为预测轨迹扫过所有栅格代价值之和.

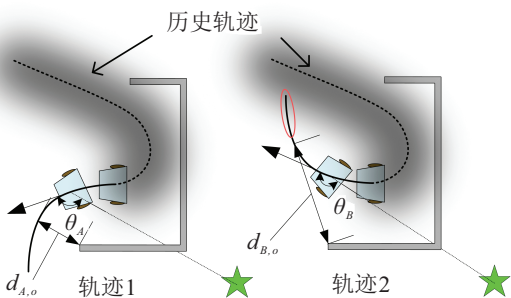


图6 oscillation(v, ω) 机理分析

3.6 新增 goaldist(v, ω) 函数

新增 goaldist(v, ω) 函数, 以增强机器人导航至目标的能力. 该函数评价预测轨迹与目标的最短距离, 在图7中即为 d₂. 考虑图8所示的情况, 两种轨迹线速度相同, 轨迹1更为理想. 仅依据传统评价函数, 有 θ_A < θ_B 且 d_{A,o} < d_{B,o}, 两种轨迹将获得相似评分而难分优劣. 加入 goaldist(v, ω) 函数后, 有 d_{A,g} < d_{B,g}, 轨迹1将获得高分以使机器人及时转向目标.

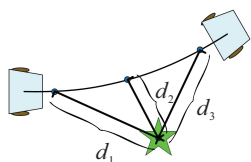


图7 oscillation(v, ω) 机理分析

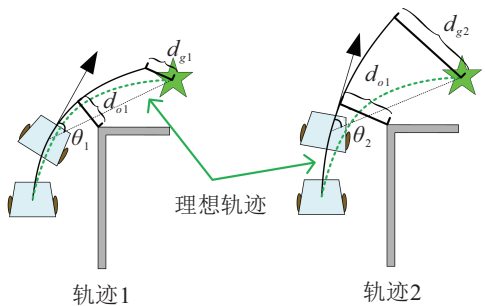


图8 goaldist(v, ω) 机理分析

goaldist(v, ω) 函数侧重于机器人接近目标时的导航, 因为此时 heading(v, ω) 函数的参考位置有可能超过目标而引起误判. 当机器人离目标尚远时主要依靠 heading(v, ω) 函数导航, 因为此时所有预测轨迹与目标点的最短距离将较大而相似, 此两函数将在不同运动阶段帮助机器人到达目标.

新增 goaldist(v, ω) 函数如下所示:

$$goaldist(v, \omega) = \begin{cases} \sigma[D_{\min}(tra, tar)], & D(r, tar) < 2m; \\ 0, & D(r, tar) \geq 2m. \end{cases} \quad (10)$$

其中: D_{min}(tra, tar) 为预测轨迹与目标的最短距离, D(r, tar) 为机器人与目标的最短距离,

本节得到的改进DWA评价函数如下所示:

$$J'(v, \omega) = w_1 \cdot heading'(v, \omega) + w_2 \cdot obdist'(v, \omega) + w_3 \cdot velocity'(v, \omega) + w_4 \cdot oscillation(v, \omega) + w_5 \cdot goaldist(v, \omega). \quad (11)$$

3.7 改进DWA优势分析

本节的改进在于: 1) 修正速度窗口, 放宽障碍约束, 拓展了预测轨迹的寻优空间, 使更多速度组合参与评分; 2) 修正原评价函数机理, 提升理想轨迹的评分, 并新增两个评价函数增强全局导航性能, 而评价过程的修改不会削弱轨迹多样性. 因此, 改进算法拓展了优化空间, 合理化评价函数, 可以获得比传统方法更优良的控制效果.

4 多机器人编队控制算法

未知环境中的多机编队问题需兼顾避障、成队和导航3种需求, 其对应机器人导航、等待、跟踪和避障等多种行为. 因此, 本文提出一种领航-跟随法与基于行为法相结合的多机器人编队控制算法, 设计多种行为使领航者和跟随者分别承担编队的导航和跟随任务, 并合作完成队形的恢复与保持, 实现了机器人编队在未知环境下的导航及队形灵活变换.

如图9所示, 将领航者和跟随者的控制进行解耦. 领航者的目标为全局终点, 跟随者的目标根据领航者的位姿和该跟随者在队形中的期望位置实时计算. 如图10所示, 期望编队为三角形, 领航者寻找全局静态目标, 跟随者依期望队形跟踪动态目标.

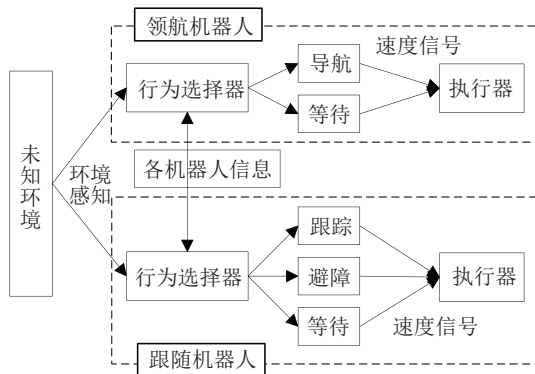


图9 多机器人编队控制框架

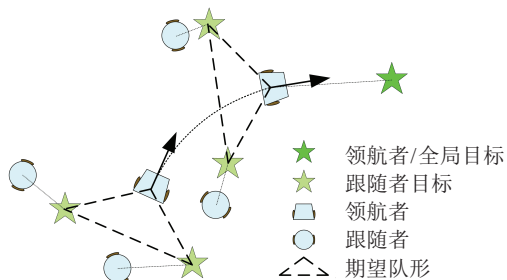


图10 编队队形实现方式

图9框架中,各成员将感知环境、分享信息并独立决策,这样松散的控制框架能够适应未知环境,方便增减跟随者的个数以及改变期望队形。

4.1 领航者控制方法及行为设计

本节为领航者设计导航和等待两种行为,两种行为的有机切换可以兼顾编队导航和队形保持。

4.1.1 领航者的导航行为

领航者导航时主要基于第3节的改进DWA得到速度信号。另外,由于领航者与障碍物的位置关系和编队的形成情况,需要其尽量远离障碍物使整体编队能够形成。因此,本节增加 $obdist'(v, \omega)$ 函数中障碍物距离上限 d_{max} , 即评分时考虑更大范围内的障碍物,使领航者导航时考虑整体编队的形成半径。

4.1.2 领航者的等待行为

领航者的等待行为将加速编队的形成和恢复,在等待时,领航者先依据导航行为获得速度信号,再对线速度加以限制,在保留轨迹走向的同时实现减速。限制线速度的方式如下所示:

$$v' = C_{v,\omega}[\max(30\% \cdot v_{max}, v - T \cdot a_{max})]. \quad (12)$$

其中: v 为导航行为线速度; v' 为限制后线速度; v_{max} 和 a_{max} 为机器人最大线速度和线加速度; $\max(\cdot)$ 为取最大值函数; $C_{v,\omega}[\cdot]$ 为机器人运动学模型限制函数; T 为领航者已经连续等待的时间间隔数,等待时其线速度将逐渐减小,直至达到最大值的30%。

4.1.3 领航者的行为选择

领航者的行为选择关键在于确定等待的时机。编队的形成情况由每个跟随者与其目标的位置误差描述,若任一跟随者的位置误差超过阈值 T_{d1} , 则编队未形成。此外,跟随者在运动中会遇到受阻情况,也具有等待行为(跟随者控制策略见第4.2节)。在跟随者运动受阻或等待时,领航者亦等待对编队形成无益。因此,领航者等待条件为同时满足: 1) 编队未形成; 2) 所有跟随者一定时间内运动均未受阻; 3) 所有跟随者均未处于等待状态。运动中,领航者先依据改进DWA获得速度信号,若等待条件不满足,则直接执行该信号,视为导航行为; 否则,执行经过式(12)限制后的速度信号,视为等待行为。

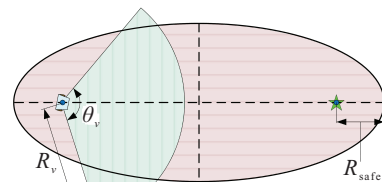
4.2 跟随者控制方法及行为设计

本节先确定跟随者运动受阻的判断方法,再为其设计跟踪、避障和等待3种行为及切换方式。

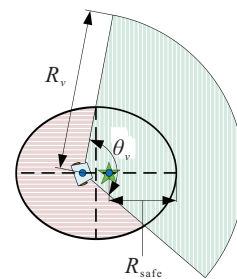
4.2.1 跟随者运动受阻的判断方法

跟随者运动是否受阻关系到各编队成员的行为选择,判断依据为跟随者附近区域是否出现障碍

物。设计该区域为图11中红绿区域的并集。其中红色区域为椭圆,椭圆两焦点为跟随者位置和和目标位置,焦点至长轴端点距离为机器人安全半径,此区域用于描述跟随者是否能顺畅地向其目标运动。绿色区域为扇形,圆心为跟随者位置,张角为 θ_v , 半径为 R_v , 对称轴为跟随者的线速度矢量,此区域用于描述跟随者当前运动趋势是否安全。如图11所示,在跟随者距其目标的不同距离时,红绿区域的并集均可描述跟随者当前运动和朝向目标运动的安全程度。若此区域内出现障碍,则认为该跟随者运动受阻。



(a) 跟随者距其目标点较远



(b) 跟随者距其目标点较近

图 11 跟随者运动受阻的障碍物判断区域

4.2.2 跟随者的跟踪行为

跟随者的跟踪行为是指当跟随者距离其目标点较近时对目标的跟踪,由于DWA算法更适合避障及寻找静态目标,本节借鉴SFM思想设计一种近距离无障碍跟踪算法。

与APF类似,SFM也是一种基于虚拟力的规划方法,但具有更简单的形式。虚拟力同时考虑跟随者与目标点之间的位置和速度关系。图12为跟随者受力分析。图中: v_g 为目标速度,由上一时刻目标点位置比对得到; v_r 为跟随者当前线速度; F_v 为目标与跟随

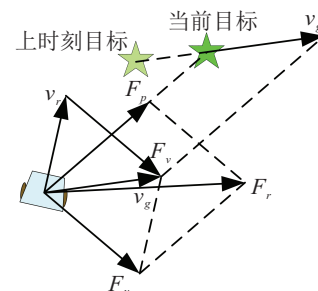


图 12 跟随者受力分析

者速度偏差产生的力; F_p 由跟随者指向目标, 为它们位置偏差产生的力; F_r 为 F_p 和 F_v 的加权合力.

双轮差分机器人的控制信号为线速度和角速度, 需设计一种合力与速度的转化方法. 跟随者线速度用于追赶目标, 其值应略大于目标速度. 跟随者角速度用于转向至期望朝向, 即图 12 中 F_r 方向, 据此确定朝向差 e_θ . 由受力转化的速度如下所示:

$$\begin{cases} v = C_{v,\omega}(k_3 \cdot |v_g|), \\ \omega = C_{v,\omega}\left(\omega_{r \max} \cdot \frac{e_\theta}{\pi}\right). \end{cases} \quad (13)$$

其中: v 、 ω 为跟随者的速度信号; $\omega_{r \max}$ 为角速度上限, 以避免轨迹震荡; $k_3 > 1$ 为系数.

4.2.3 跟随者的避障行为

跟随者避障时主要基于改进 DWA 得到速度信号. 另外, 由于环境中存在未知障碍, 为使编队尽量以较紧凑的队形运动, 修改 $\text{heading}'(v, \omega)$ 函数的评分机理, 使评分同时考虑跟随者朝向目标点和领航者的程度. 如图 13 所示, 修改后的评分不仅基于 $\theta_{A,g}$ 和 $\theta_{B,g}$ (目标点方位), 还基于 $\theta_{A,l}$ 和 $\theta_{B,l}$ (领航者方位), 帮助轨迹 1 获得高分使编队尽量紧凑运动.

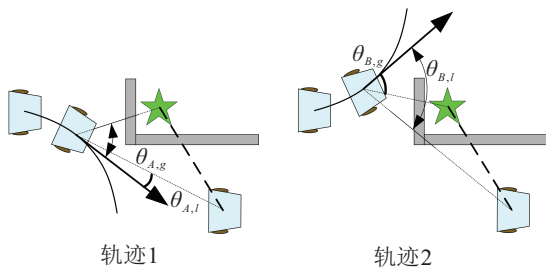


图 13 跟随者的 heading(v, ω) 函数机理修改

4.2.4 跟随者的等待行为

编队运行过程中, 若出现当前目标变化太快等目标不适合跟随的情况, 跟随者需作出等待行为, 其方式为以非刹车的最大加速度减速至静止, 如下所示:

$$\begin{cases} v = C_{v,\omega}(0), \\ \omega = C_{v,\omega}(0), \end{cases} \quad (14)$$

其中 v 和 ω 为跟随者的速度信号.

4.2.5 跟随者的行为选择

上述行为中, 跟踪行为要求近距离无障碍, 即跟随者离其目标点小于阈值 T_{d2} , 且运动未受阻. 此外, 还需考虑两个因素:

1) 目标点是否在跟随者前方. 当目标点跳变跟随者后方时, 跟随者不宜立刻转向, 否则会导致轨迹极度扭曲. 记跟随者线速度向量为 v_r , 其位置指向其目标的向量为 p_g , 根据 $v_r \cdot p_g$ 的正负可判断目标之于跟随者方位.

2) 目标点是否相对于跟随者变化过快. 由于鞭梢效应, 在编队间距较大或领航者转向时, 目标点位移可能过大. 由于运动学模型限制, 跟随者难以跟踪快速变化的目标, 也应选择等待. 记跟随者指向其前一时刻目标的向量为 p_{preg} , 计算 p_{preg} 与 p_g 的夹角, 若大于阈值 T_θ , 则认为目标点变化过快.

跟随者的避障行为由 DWA 实现, 为使避障与跟踪平滑切换, 并为 DWA 留出足够的规划空间, 为避障行为增加一个条件, 即跟随者距离目标点的大于阈值 T_{d3} , 否则将执行等待行为.

综上, 跟随者根据图 14 的判断流程选择行为.

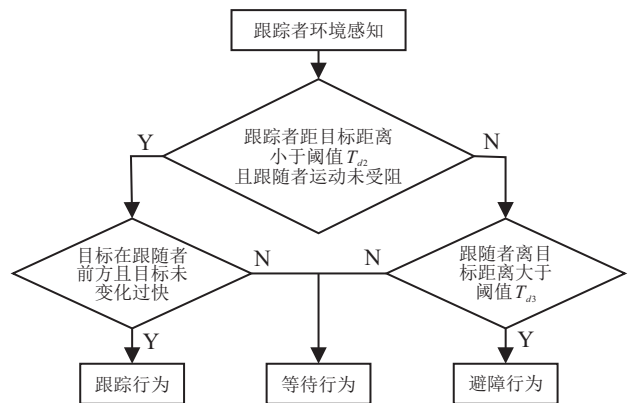


图 14 跟随者的行为选择流程

5 仿真实验与分析

5.1 算法流程及参数

为验证本文算法的有效性, 对数个机器人在不同未知环境下进行单机路径规划和多机编队控制仿真.

图 15 为多机器人编队控制算法流程. 编队运动前, 跟随者利用改进 DWA 根据领航者位姿形成初始编队. 任务完成时, 先判断领航者是否到达终点并停止, 再判断各跟随者是否到达终点成队位置并停止.

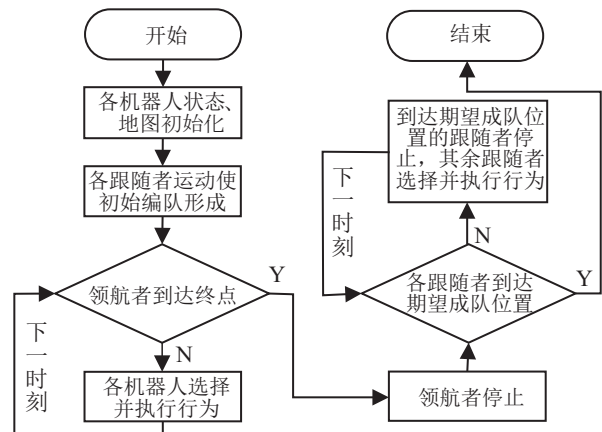


图 15 多机器人编队控制算法流程

编队成员运动学模型参数相同, 控制算法参数经测试确定, 如表 1 所示.

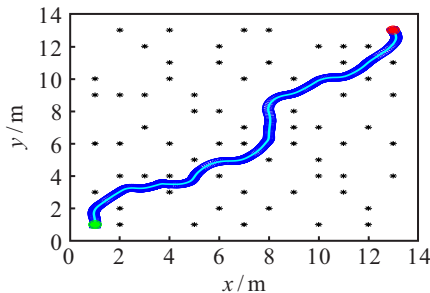
表1 机器人运动学模型及控制算法参数

参数符号	参数值	参数符号	参数值
R_{safe}/m	0.3	k_3	1.2
$v_{max}/(m/s)$	1	d_h/m	0.5
$\omega_{max}/(rad/s)$	$5\pi/3$	d_o/m	0.8
$a_{max}/(m/s^2)$	0.5	d_{max}/m	2
$\omega_{max}/(rad/s^2)$	4π	R_v/m	1.5
w_1	0.5	θ_v/rad	$2\pi/3$
w_2	1	T_{d1}/m	0.1
w_3	0.5	T_{d2}/m	0.4
w_4	0.5	T_{d3}/m	1
w_5	0.5	T_θ/rad	$\pi/3$
k_1	2	$\omega_{r,max}/(rad/s)$	$\pi/3$
k_2	1		

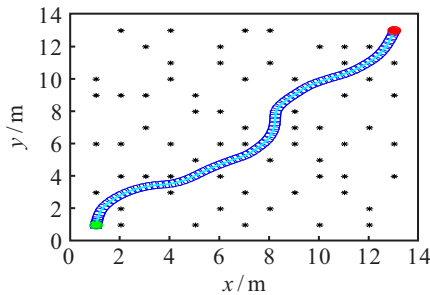
5.2 单机器人路径规划

仿真1 离散障碍物随机分布在地图中的整数坐标位置.

图16和图17为传统和改进DWA的规划效果.传统DWA耗时长达126.6 s,且线速度震荡十分严重.改

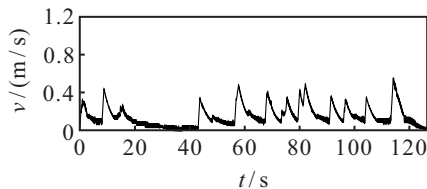


(a) 传统DWA算法轨迹

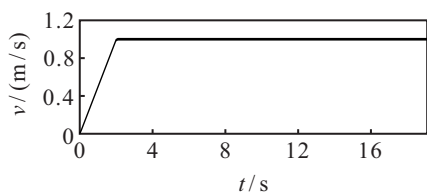


(b) 改进DWA算法轨迹

图16 传统和改进DWA机器人轨迹对比



(a) 传统DWA算法线速度



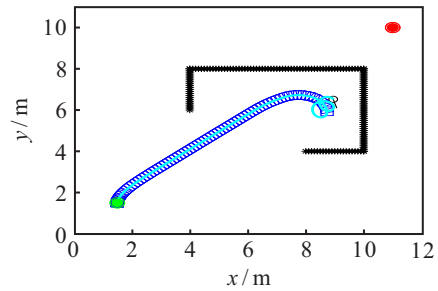
(b) 改进DWA算法线速度

图17 传统和改进DWA机器人速度轨迹对比

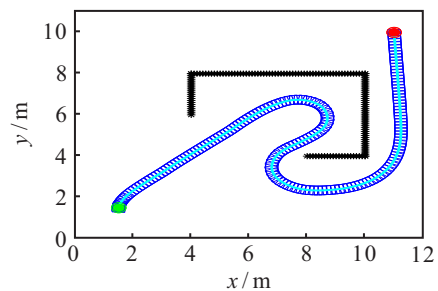
进DWA耗时仅为19.1 s,全程保持高速运动,且轨迹更为平滑.图16中,机器人轮廓每0.25 s显示一次,轮廓密集意味着机器人在该处速度较低.可见,传统DWA在避让障碍物和靠近终点时运动缓慢,且靠近终点时转向不及时,改进DWA可以避免这些问题.

仿真2 连续障碍物分布在地图的中间位置,用于验证oscillation(v, ω)函数的效果.

由于环境未知,机器人无法直接避开障碍物区域.由图18可见,传统DWA的轨迹陷入障碍物内部并一直转圈,而改进DWA的轨迹得以逃离障碍物并成功到达终点.



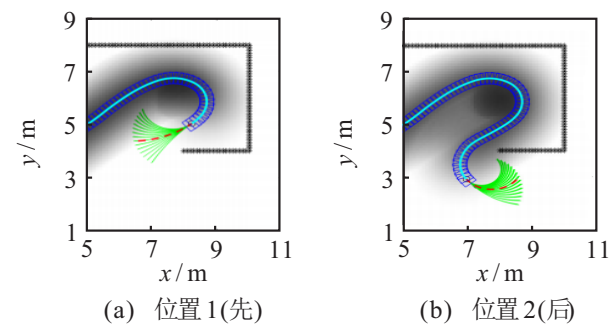
(a) 传统DWA算法轨迹



(b) 改进DWA算法轨迹

图18 传统和改进DWA机器人轨迹对比

图19为改进DWA轨迹中先后两个位置的规划状态.绿色曲线簇为当前所有参与评分的预测轨迹;红色虚线为当前最高分轨迹;阴影与图5意义类似,表示计算oscillation(v, ω)函数值的栅格代价.可见,改进算法通过使机器人时刻避免靠近历史轨迹,进而逃离包围型障碍物.



(a) 位置1(先)

(b) 位置2(后)

图19 改进DWA中机器人轨迹不同位置的规划状态

仿真3 与文献[15]进行对比,结果如图20所示,其中 γ_d 为用于对比的最佳轨迹.

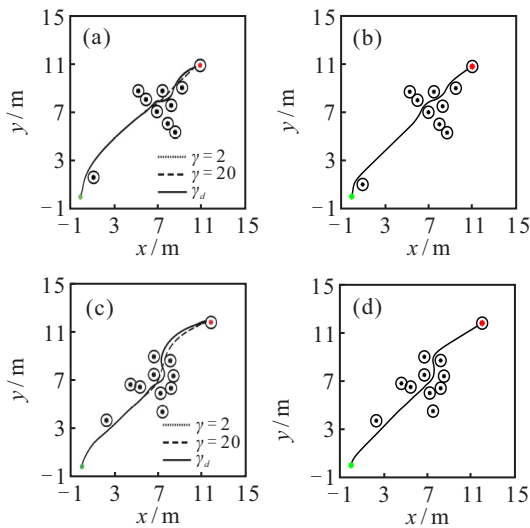


图20 本文算法轨迹与文献[15]对比

表2为图20的轨迹指标. 可见,改进DWA在安全性和轨迹长度上与文献[15]相当,但轨迹耗时明显更少,表明本文算法能高效、安全地穿越稠密障碍物.

表2 本文算法指标与文献[15]对比

轨迹	安全距离/m	耗时/s	长度/m
图20(a)	0.18	17.60	13.69
图20(b)	0.20	14.90	13.73
图20(c)	0.14	24.13	16.35
图20(d)	0.17	17.40	16.22

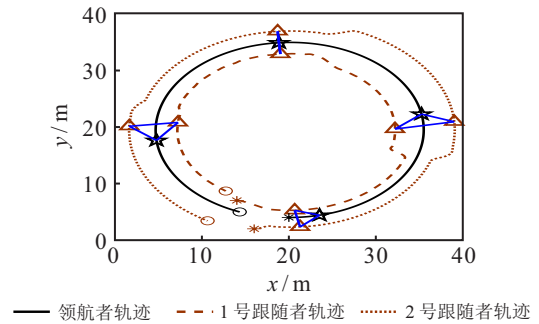
5.3 多机器人编队控制

如第4.1.1和第4.2.3节的分析,多机编队仿真中,领航者 d_{max} 调整为4 m,跟随者避障时 heading'(v, ω) 函数中目标点和领航者偏向角权重分别为0.8和0.2.

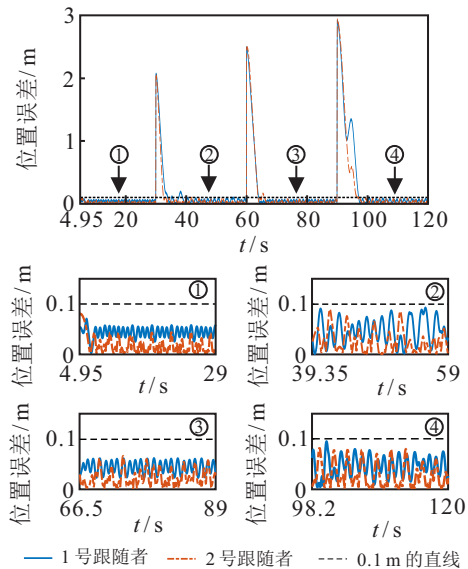
仿真4 无障碍环境中的三机器人编队. 领航者沿既定圆周轨迹运动,期望编队在30 s、60 s和90 s时依次突变为等边三角形、等腰三角形、一字形和直角三角形,结果如图21(a)所示. 图21(b)为领航者开始运动后各跟随者的编队位置误差. 可见,每次期望队形突变时,编队均迅速形成新的队形,成队运动各跟随者的位置误差很小(小于0.1 m),保证了队形的完成程度.

仿真5 与文献[17, 20]进行对比. 文献[17]为无障碍环境,领航者 robot₀ 沿既定轨迹运动,过程中4个跟随者 robot₄ 依次加入. 图22(a)为文献[17]结果. 本文沿用文献[17]配置,使用所提出的编队算法进行仿真,结果如图22(b)所示. 对比图22(a)和(b)可见,本文算法各跟随者的轨迹更加平滑,且编队能在领航者转弯时仍能维持理想队形,而文献[17]的队形发生了明显畸变.

文献[20]为有障碍环境的三机器人编队,图23(a)为文献[20]结果. 本文沿用文献[20]配置,结果如图23(b)所示. 对比图23(a)和(b)可见,本文算法的

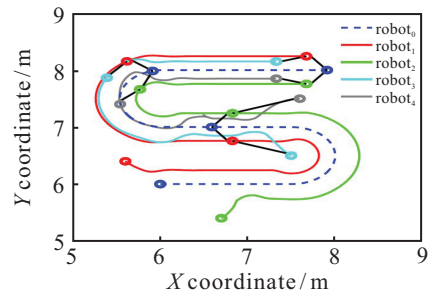


(a) 多机器人编队轨迹

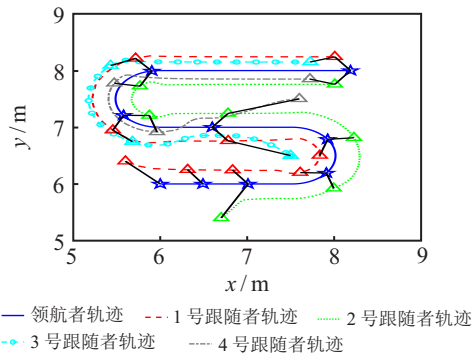


(b) 跟随者的编队位置误差

图21 多机器人编队控制效果



(a) 文献[17]多机器人编队轨迹



(b) 本文算法多机器人编队轨迹

图22 本文算法轨迹与文献[17]对比

编队形成情况和恢复速度均明显较优.

仿真6 基于专业机器人仿真软件 V-REP,考虑

具有未知障碍(不规则走廊和离散障碍)环境中的4机器人编队进行仿真. 仿真所用机器人如图24(a)所示. 期望编队如图24(b)所示,队形所需最小宽度约为4.9m,走廊前段宽度3.4m,后段宽度拓展为6.4m.

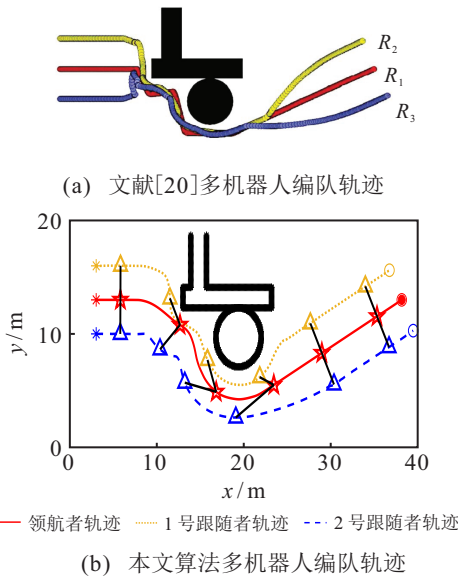


图 23 本文算法轨迹与文献[20]对比

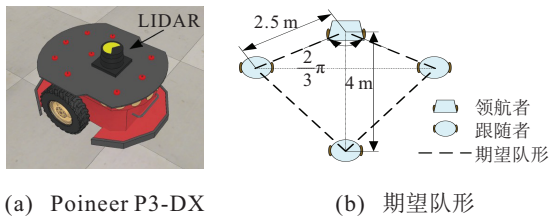


图 24 仿真6中机器人及队形

图25(a)为各机器人运动轨迹,跟随者耗时5.25s形成初始队形,此后编队开始运动. 可见,较窄通道内,编队自主压缩运动(图25(b)),进入较宽通道后,领航者靠通道中间运动使编队能够形成(图25(c)). 对于离散障碍物,编队根据其大小自主选择了压缩队形(图25(d))和拉伸队形避让(图25(e)). 图25(f)为领航者开始运动后各跟随者与其期望成队位置的误差,在5次进入局部无障碍环境时,编队均能保持较小误差成队运动. 图25(g)为领航者开始运动后各跟随者到障碍物的最短距离,可见在整个运行过程中各跟随者均能保证安全.

仿真1~仿真6充分验证了在未知环境下,所提出的改进DWA显著提高了单机器人的通行效率和全局搜索能力,多机器人编队算法可以兼顾整体导航、队形保持与灵活避障.

6 结论

本文针对现有编队算法难以适应未知环境的问题,在改进DWA的基础上提出了一种领航-跟随法与基于行为法相结合的多机器人编队控制算法. 首先,

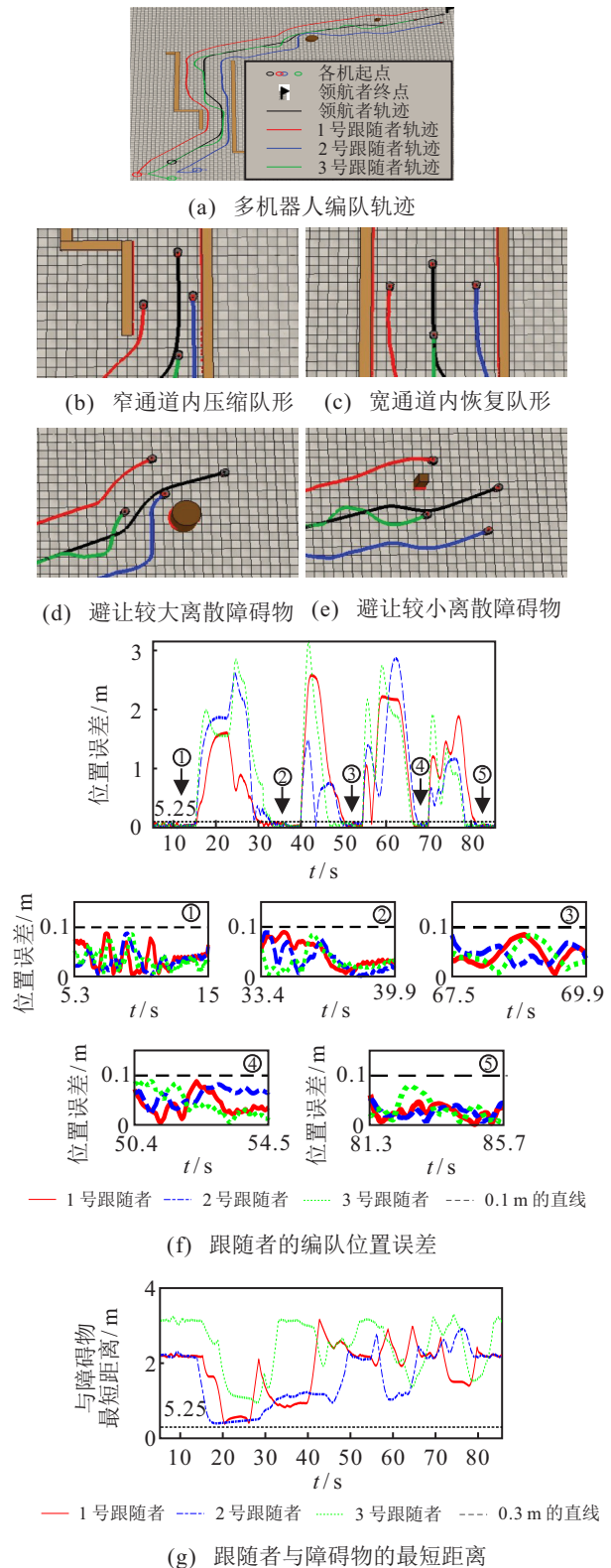


图 25 多机器人编队控制效果

对传统DWA的速度窗口和评价函数机制进行改进,提高算法的通行效率和全局搜索能力;其次,为各编队成员设计多种行为及其切换方式;再次,利用改进DWA和SFM设计不同行为的控制方法;最后,基于Matlab和V-REP进行仿真实验. 结果表明,所提出的算法能够使机器人在未知环境中高效、安全地导航,并在多机编队中实现队形的稳定保持与灵活变换.

参考文献(References)

- [1] Chang L, Shan L, Li J, et al. Sliding mode control of T-shaped pedestrian channel[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University: Science, 2020, 25(4): 478-485.
- [2] Durrant-Whyte H. Where am I? A tutorial on mobile vehicle localization[J]. Industrial Robot: An International Journal, 1994, 21(2): 11-16.
- [3] Zhang A, Li C, Bi W H. Rectangle expansion a pathfinding for grid maps[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2016, 29(5): 1385-1396.
- [4] Qureshi A H, Ayaz Y. Potential functions based sampling heuristic for optimal path planning[J]. Autonomous Robots, 2016, 40(6): 1079-1093.
- [5] 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.)
- [6] 李鑫, 仲训昱, 彭侠夫, 等. 基于多分辨率搜索与多点云密度匹配的快速ICP-SLAM方法[J]. 机器人, 2020, 42(5): 583-594.
(Li X, Zhong X Y, Peng X F, et al. Fast ICP-SLAM method based on multi-resolution search and multi-density point cloud matching[J]. Robot, 2020, 42(5): 583-594.)
- [7] Zhong X G, Zhong X Y, Peng X F. Robots visual servo control with features constraint employing Kalman-neural-network filtering scheme[J]. Neurocomputing, 2015, 151: 268-277.
- [8] Meddah F, Dib L. E-Bug: New bug path-planning algorithm for autonomous robot in unknown environment[C]. Proceedings of the International Conference on Intelligent Information Processing, Security and Advanced Communication. New York, 2015: 1-8.
- [9] Langer R A, Coelho L S, Oliveira G H C. K-bug, A new bug approach for mobile robot's path planning[C]. IEEE International Conference on Control Applications. Singapore, 2007: 403-408.
- [10] Kovács B, Szayer G, Tajti F, et al. A novel potential field method for path planning of mobile robots by adapting animal motion attributes[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2016, 82: 24-34.
- [11] Azzabi A, Nouri K. An advanced potential field method proposed for mobile robot path planning[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2019, 41(11): 3132-3144.
- [12] Fox D, Burgard W, Thrun S. The dynamic window approach to collision avoidance[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 1997, 4(1): 23-33.
- [13] 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.
- [14] Ballesteros J, Urdiales C, Velasco A B M, et al. A biomimetical dynamic window approach to navigation for collaborative control[J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2017, 47(6): 1123-1133.
- [15] 王永雄, 田永永, 李璇, 等. 穿越稠密障碍物的自适应动态窗口法[J]. 控制与决策, 2019, 34(5): 927-936.
(Wang Y X, Tian Y Y, Li X, et al. Self-adaptive dynamic window approach in dense obstacles[J]. Control and Decision, 2019, 34(5): 927-936.)
- [16] Ahmed S, Karsiti M N, Hassan G M. Feedback linearized strategies for collaborative nonholonomic robots[C]. International Conference on Control, Automation and Systems. Seoul, 2007: 1551-1556.
- [17] Xiao H Z, Chen C L P. Incremental updating multirobot formation using nonlinear model predictive control method with general projection neural network[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(6): 4502-4512.
- [18] Mehrjerdi H, Ghommam J, Saad M. Nonlinear coordination control for a group of mobile robots using a virtual structure[J]. Mechatronics, 2011, 21(7): 1147-1155.
- [19] 潘无为, 姜大鹏, 庞永杰, 等. 人工势场和虚拟结构相结合的多水下机器人编队控制[J]. 兵工学报, 2017, 38(2): 326-334.
(Pan W W, Jiang D P, Pang Y J, et al. A multi-AUV formation algorithm combining artificial potential field and virtual structure[J]. Acta Armamentarii, 2017, 38(2): 326-334.)
- [20] Yang L, Li J G. A behavioral multi-robot formation control approach in obstacle environments[C]. Chinese Control and Decision Conference. Yinchuan, 2016: 6767-6771.
- [21] Gamage G W, Mann G K I, Gosine R G. Formation control of multiple nonholonomic mobile robots via dynamic feedback linearization[C]. International Conference on Advanced Robotics. Munich, 2009: 1-6.
- [22] Helbing D, Molnár P. Social force model for pedestrian dynamics[J]. Physical Review E, 1995, 51(5): 4282-4286.

作者简介

常路(1994—), 男, 博士生, 从事机器人控制算法、机器学习算法的研究, E-mail: 116110001162@njust.edu.cn;

单梁(1979—), 男, 副教授, 博士, 从事移动机器人技术、智能检测等研究, E-mail: shanliang@njust.edu.cn;

戴跃伟(1962—), 男, 教授, 博士生导师, 从事系统工程、网络信息安全等研究, E-mail: dywjust@163.com;

戚志东(1976—), 男, 副教授, 博士, 从事非线性系统控制、电力电子技术等研究, E-mail: qizhidong@sina.com.

(责任编辑: 郑晓蕾)