

基于子队形划分的群机器人队形避障策略

路月昊，徐望宝

辽宁科技大学电子与信息工程学院 辽宁鞍山

【摘要】群机器人队形在执行任务时，不可避免地会遇到活动空间受到限制的环境，如狭长的走廊、隧道、楼道等场景。针对活动空间受限环境中的群机器人队形的避障问题，本文提出了一种基于子队形划分的避障策略。在该策略中，队形中有正式节点的机器人距离障碍较远时会依据吸引线段式主-从队形图确定 leader 并跟随 leader 运动。当有正式节点机器人距离障碍较近时则通过判断自身和 leader 到障碍物的距离来决策是否需要离队。如果需要离队，则以该机器人为根的子队形成为一个离队子队形。离队子队形中的领队在得到一个临时目标点后，就向该目标点移动以带领子队形避开障碍。该策略还设计了一种新的冲突消解算法，以化解机器人之间的冲突。最后，为了验证所提策略的有效性，我们进行了不同队形的仿真实验。实验结果验证，当面临活动空间受限的情况时，该策略可以使群机器人队形安全、有序避障。

【关键词】子队形划分；队形避障；群机器人队形控制

【收稿日期】2024 年 12 月 16 日

【出刊日期】2025 年 1 月 19 日

【DOI】10.12208/j.jer.20250008

Obstacle avoidance strategy for robotic formation based on sub-formation division

Yuehao Lu, Wangbao Xu

School of Electronic and information Engineering, University of Science and Technology, Anshan, Liaoning

【Abstract】 When performing tasks, swarm robot formations will inevitably encounter environments with limited activity space, such as narrow corridors, tunnels, corridors and other scenarios. In order to solve the obstacle avoidance problem of swarm robot formation in the environment with limited activity space, this paper proposes an obstacle avoidance strategy based on sub-formation division. In this strategy, when the robot with a formal node in the formation is far away from the obstacle, the leader will be determined according to the attraction line segment master-slave formation diagram and follow the leader's movement. When there is a formal node, the robot is close to the obstacle, and it decides whether it needs to leave the team by judging the distance between itself and the leader to the obstacle. If there is a need to leave the team, the sub-formation based on the robot becomes an out-of-team sub-formation. After receiving a temporary target point, the leader in the departing sub-formation moves towards that target point to lead the sub-formation to avoid obstacles. The strategy also designs a new conflict resolution algorithm to resolve conflicts between robots. Finally, in order to verify the effectiveness of the proposed strategy, we carry out simulation experiments with different formations. Experimental results verify that when faced with limited activity space, this strategy can make the swarm robot formation safe and orderly obstacle avoidance.

【Keywords】 Sub-formation division; Formation obstacle avoidance; Swarm robot formation control

前言

群机器人队形控制^[1]在合作围捕^[2]、协作搬运^[3]、以及协同搜救^[4]等领域得到了广泛应用。其中，群机器人队形避障作为队形控制的核心技术之一，得到

了很多学者的关注^[5-9]。

目前，群机器人队形避障策略主要有以下几类：

1) 保持给定队形避障策略，要求队形通过整体的偏移以完成避障任务，该策略需要在避障过程中保持

作者简介：路月昊（1998—）男，硕士，研究生，研究方向为群机器人队形避障；

*通讯作者：徐望宝（1973—）男，博士，教授，研究方向为自主移动机器人的运动/路径规划。

队形成员的相对位置不变, 因此具有很好的整体性, 但灵活性不高且不适用于活动空间受限环境中的队形避障。如 Elkilany B G 等^[10]提出一种基于势场法的去中心化的多机器人编队控制方法, 实现了编队避障、队形保持、跟踪目标 3 个任务。2) 队形变换避障即通过队形压缩或者切换队形的一种避障策略, 这种策略虽然提升了队形避障的灵活性, 但需要规划每个机器人的位置, 当机器人数量较多时, 计算量增大使得队形恢复时间长。如曹凯等^[11]使用质心维诺划分编队控制算法和形状插值技术实现队形间的切换。任立敏等^[12]提出了一种动态优化队形变换策略, 设计了零变换、同构变换、异构变换 3 种编队避障策略, 根据不同的障碍情况选择合适的队形以完成避障任务。3) 局部自主避障策略, 即队形成员自主灵活避开障碍, 待避开障碍后, 在重新恢复成原队形。该策略虽然避障较为灵活, 但在避障过程中机器人过于分散, 在空间受限环境中会增加队形的恢复难度。付雷等^[13]提出一种结合改进的人工势场法和一致性编队控制的多机器人避障和编队方法, 通过改进的人工势场法控制单个机器人的避障, 在避开障碍后, 根据一致性编队控制方法恢复成原队形。罗家祥等^[14]提出了一种基于行为的分布式多机器人线性编队和避障方法, 通过障碍对机器人产生的反向排斥了来实现单个机器人的避障, 通过单边跟随和双边跟随策略来保持机器人之间的相对位置不变从而实现群机器人队形的控制。虽然该方法适用于大规模队形避障, 但由于队形控制方法的局限性, 因此仅适用于线性队形避障。

综上所述可知, 对于机器人数量较多的队形, 现有的避障策略都难取得令人满意的效果。如保持给定队形的避障策略等, 有在空间受限环境中无法避开障碍的问题。基于队形切换和局部自主避障策略等, 则又存在队形恢复时间长的问題。针对上述问题, 本文提出了一种基于子队形划分的群机器人队形避障策略。主要工作包括: 1) 改进了人工力矩运动控制器: 机器人主动利用障碍来计算自身 PMDline 方向角; 设计了机器人之间的排斥矩, 改进后的控制器使得群机器人在活动空间受到限制的环境中移动时能够保持队形稳定。2) 设计了子队形划分的相关算法, 使得队形在行进过程中有序、安全避障。3) 针对机器人之间的冲突问题, 设计了一

种新的冲突消解算法。

1 问题描述

1.1 移动机器人模型

假设本文所涉及的队形由 k 个机器人组成, 所有移动机器人所构成的集合为 $R = \{R_i | i = 1, 2, 3, \dots, k\}$ 。集合 R 中元素模型与文献[15]一致, 如图 1 所示。

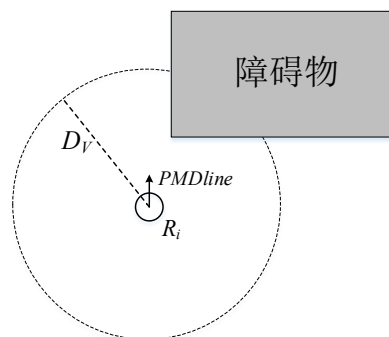


图 1 移动机器人模型

机器人 R_i 是一个以 D_R 为半径、 P_R 为圆心, 带有一条以 P_R 为起点, 长度为 $2D_R$ 的基本运动方向线 (简称 $PMDline$) 的实心圆, 其探测半径为 D_v 。

假设 1: 集合 R 中机器人都具有全方位感应器, 能感知可探测到的机器人在当前时刻的位置和 $PMDline$ 方向。

假设 2: 集合 R 中机器人具备通信和数据处理功能。

1.2 编队控制

本文采用吸引线段式主-从队形图 (简称 $ALFgraph$)^[16]来表示不同的群机器人队形。该方法基本特征为: 设节点集合 $N = \{N_i | i = 1, 2, 3, \dots, k\}$, 每个节点都有一条 $PMDline$ 且每个节点的 $PMDline$ 方向都相同; 队形领队 R_1 在集合 N 中没有 $leader$ (领导者) 只有 $follower$ (跟随者); 领导者都有一条以它当前位置为起点, 具有给定长度 (主吸引线段) 和给定角度 (主吸引角) 的一条有向线段; 除 R_1 外的每个机器人都有对应其 $leader$ 的从吸引线段和从吸引角; 主吸引线段和从吸引线段长度相等方向相反, 主吸引角和从吸引角两角的绝对值之和等于 π ; 所有节点都位于主吸引线段的终点上。

$ALFgraph$ 方法表示的队形如图 2 所示, 以机器人 R_1 、 R_2 为例, R_1 为 R_2 的 $leader$, R_2 为 R_3 、 R_4 的 $leader$, N_1 为 R_1 在队形中的节点位置, 角 θ_{12} 和线段 A_{12} 分别表示 R_1 对 R_2 的主吸引角和主吸引线段。

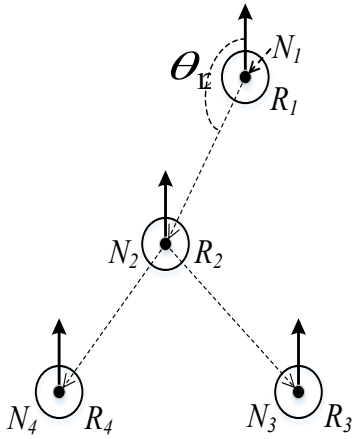


图2 吸引线段式主-从队形图

3 基于子队形划分的避障策略

为陈述方便, 令 β_{R_i} 表示机器人 R_i 的 PMDline 的方向角; β_T 表示目标点 PMDline 的方向角; P_{R_i} 表示机器人 R_i 当前位置; N 表示机器人距离障碍最近的一点, D_N 表示机器人到最近点的距离; l_{AB} 表示以 A 为起点, B 为终点的有向线段; $\beta(A, B)$ 表示有向线段 l_{AB} 的方向角; D_s 为机器人的安全距离。

3.1 改进人工力矩运动控制器

以图2所示队形为例, 在人工力矩队形控制方法中, 机器人 R_2 所受到的合力矩是由机器人 R_1 的主吸引矩和机器人 R_3 、 R_4 对其的从吸引矩的合力矩共同组成, 机器人 R_2 沿着合力矩增大的方向运动。主从吸引矩的具体计算方法参考文献[16], 该方法具有队形控制简单的优点, 但在活动空间受限的环境下如图3(a)所示, 当领队机器人 R_1 带领队形向目标点运动的过程中, 领队机器人 R_1 的 PMDline 将发生偏转, 继而队形也会随之偏转如图2.5(b)所示, 从而会使得队形中机器人聚集障碍物的一侧, 此时障碍物对机器人的排斥矩可能会远远大于其所受到的主从吸引矩, 因此机器人将无法运动到自身的节点位置, 从而导致队形无法继续保持稳定。针对这一问题, 本小节在人工力矩运动控制器的基础上进行了改进。

定义 1: 在平面中, 设有两条交叉的有向线段 l_i 、 l_j , l_i 旋转到 l_j 相同方向时所旋转的绝对值不大于 π 的最小角称为 l_i 与 l_j 所形成的夹角。有向线段与全局坐标系 X 轴的正半轴所形成的夹角为有向线段的方向角。

令 β_i 、 β_j 分别表示有向线段 l_i 、 l_j 的方向角, 那么有向线段 l_i 与 l_j 的夹角为 $\beta_{ij} = \text{agl}(\beta_i - \beta_j)$, 函数 $\text{agl}(x)$ 表达式为:

$$\text{agl}(x) = \begin{cases} x & |x| \leq \pi \\ x - 2\pi \text{sign}(x) & |x| > \pi \end{cases} \quad (2)$$

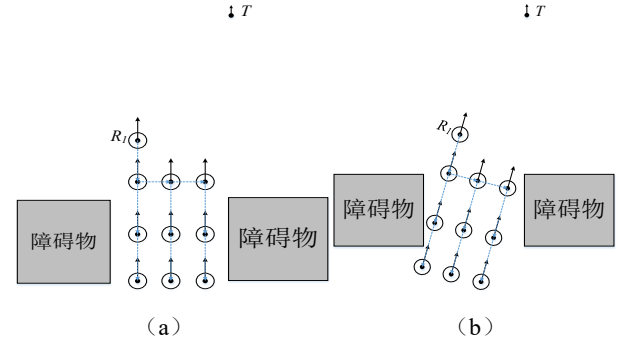


图3 活动范围受限的环境

规则 1 令 l_i 表示以机器人 R_i 当前位置为起点, R_i 已知的一点 A 为终点的有向线段, β_{R_i, l_i} 表示计算 R_i 的 PMDline 与有向线段 l_i 的夹角:

如果 $0 < \beta_{R_i, l_i} < \pi$, 则点 A 在 R_i 机器人的右侧。

如果 $-\pi < \beta_{R_i, l_i} < 0$, 则点 A 在 R_i 机器人的左侧。

如果 $\beta_{R_i, l_i} = 0$, 则点 A 在 R_i 机器人的正前方。

假设 1 在初始时刻, 群机器人队形的领队通过规则 1 得到点 A 的方位信息并将信息传递给队形中其他机器人。

假设 2 机器人与点 A 的之间没有被障碍阻断。

基于上述假设和规则, 在人工力矩方法的基础上改进如下:

队形领队的 PMDline 由下式计算:

$$\beta_0(t+1) = \text{agl}(\beta_0(t) + \Delta\beta_0(t)) \quad (3)$$

式中, $\Delta\beta_0(t)$ 为 $(t, t+1)$ 时间内领队机器人 PMDline 变化量。

令队形领队与其目标点距离为 D_{RT} , 目标点的 PMDline 方向角为 β_T , 则 $\Delta\beta_0(t)$ 由下式得出:

$$\Delta\beta_0(t) = \begin{cases} 0 & D_{RT} > D_s \\ \text{agl}(\beta_R - \beta_T) & D_{RT} \leq D_s \end{cases} \quad (4)$$

定义 2: 对一个能被机器人 R_i 探测到的机器人 R_j , 如果同时满足以下条件, 则 R_j 为 R_i 的相邻同伴。

条件 1: $|P_{R_i}P_{R_j}| < D_{nbi}$ 且 R_j 即不是 R_i 的 leader, 也不是 R_i 的 follower;

条件 2: 如果有多个机器人满足条件 1, 则在多个机器人中, R_j 到 R_i 的距离最近;

注 1: D_{nbi} 表示在 R_i 获得方位信息后, 它到可探测到机器人 (不包括 R_i 的 leader 和 follower 且机器人的方位信息与 R_i 获得的方位信息相同) 距离中的最近距离。

假设机器人 R_i 为机器人 R_j 的相邻同伴, R_j 根据获得的方位信息进行判断, 如果方位信息为右侧且 R_i 也在 R_j 的右侧, 则 R_i 会对 R_j 施加一个排斥矩, 除此之外, R_i 不对 R_j 施加排斥矩。

定义排斥矩函数 $\text{cmt}(x)$ 如 (5) 式所示:

$$\text{cmt}(x) = \begin{cases} \cos(x) & |x| \leq \frac{\pi}{2} \\ \frac{\pi}{2} - |x| & |x| > \frac{\pi}{2} \end{cases} \quad (5)$$

其导函数 $\text{dcmt}(x)$ 如 (6) 式所示:

$$\text{dcmt}(x) = \begin{cases} -\sin(x) & |x| \leq \frac{\pi}{2} \\ -\text{sign}(x) & |x| > \frac{\pi}{2} \end{cases} \quad (6)$$

令 R_i 对 R_j 的排斥矩为 $\text{RPM}(j, i)$, 计算公式如下式所示:

$$\text{RPM}(j, i) = -\frac{1}{2}(\text{agl}(\beta_{R_j} - \beta_{R_i}))^2 + \frac{D_{nbi}^2}{\pi^2}(\text{cmt}(\frac{\pi}{D_{nbi}}(x_{R_j} - x_{P_i})) + \text{cmt}(\frac{\pi}{D_{nbi}}(y_{R_j} - y_{P_i}))) \quad (7)$$

令 $(\Delta_R \beta_{R_j}, \Delta_R x_{R_j}, \Delta_R y_{R_j})^T$ 表示可以增大 $\text{RPM}(j, i)$ 的梯度向量, 其计算方法为:

$$\begin{pmatrix} \Delta_R \beta_{R_j} \\ \Delta_R x_{R_j} \\ \Delta_R y_{R_j} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\text{agl}(\beta_{R_j} - \beta_{R_i}) \\ \frac{D_{nbi}}{\pi} \text{dcmt}(\frac{\pi}{D_{nbi}}(x_{R_j} - x_{P_i})) \\ \frac{D_{nbi}}{\pi} \text{dcmt}(\frac{\pi}{D_{nbi}}(y_{R_j} - y_{P_i})) \end{pmatrix} \quad (8)$$

式中, (x_{P_i}, y_{P_i}) 表示以 R_i 当前位置为起点, 方向角为 $\beta(P_{R_i}, P_{R_j})$, 长度为 D_{nbi} 有向线段的终点。

队形中普通机器人主动利用障碍来计算自身 PMDline 方向角的具体方法为: 在 t 时刻, 探测到障碍的普通机器人通过 leader 传递的方位信息进行判

断, 如果方位信息为右侧, 那么只需与根据右侧障碍计算 $(t, t+1)$ 时刻内 PMDline 的变化量 $\Delta\beta_N(t)$; 如果为左侧, 则只需根据左侧障碍计算 $(t, t+1)$ 时刻内 PMDline 的变化量 $\Delta\beta_N(t)$; 对于没有探测到的机器人, 其 PMDline 在 $(t, t+1)$ 时刻内的变化量 $\Delta\beta_f(t)$ 根据其 follower 的 PMDline 计算。

令 β_{R_l} 表示机器人 R 的 PMDline 与有向线段 l_{RN} 的夹角, $\Delta\beta_N(t)$ 由式 (9) 计算, $\Delta\beta_f(t)$ 由式 (10) 计算:

$$\Delta\beta_N(t) = \begin{cases} (-1)\text{agl}(\beta_{R_l} - (\frac{\pi + \beta_{R_l}}{2})\text{sign}(\beta_{R_l})) & \beta_{R_l} > \frac{\pi}{2} \\ (-1)\text{agl}(\beta_{R_l} - \frac{\pi}{2}\text{sign}(\beta_{R_l})) & \beta_{R_l} \leq \frac{\pi}{2} \end{cases} \quad (9)$$

$$\Delta\beta_f(t) = -\lambda_f \text{agl}(\sum_1^n (\beta_R - \beta_{R_{hn}})) \quad (10)$$

式中, λ_f 为正常数, n 为机器人的 follower 个数, R_{hn} 表示机器人 R 的第 n 个 follower。

普通机器人的 PMDline 的计算公式为:

$$\beta_R(t+1) = \text{agl}(\beta_R(t) + \Delta_a \beta_R(t) + \Delta_N \beta_R(t) + \Delta_f \beta_R(t) + \Delta_R \beta_R(t)) \quad (11)$$

式中, $\Delta_a \beta_R(t)$ 表示 $(t, t+1)$ 时刻内所受到的主从吸引矩对其 PMDline 的影响变化量。

3.2 避障策略

条件 3.1 假设机器人 R_i 为机器人 R_j 的 leader, vd_{Ni} 、 vd_{Nj} 分别代表垂直 R_i 、 R_j 的 PMDline 方向上机器人到最近点的距离, 如果 $vd_{Ni} > D_S$ 、 $vd_{Nj} < D_S$, 且 R_j 到最近点的距离 $D_N < 1.5D_S$, 则该条件对 R_j 成立。

其中, vd_N 由公式 (12) 计算得出:

$$vd_N = D_N \sin(\text{agl}(|\beta_R - \beta(P_{R_i}, P_{R_j})|)) \quad (12)$$

注 2: 公式 (12) 对于求随机一点在垂直 R 的 PMDline 方向上到 R 的距离都适用。

条件 3.2 假设 R_j 为离队机器人, 对于 R_j 探测到的机器人 R_h , 如果都有 $|\text{agl}(\beta(R_i, R_h) - \beta_{R_i})| > \pi/2$, 则该条件成立。

队形中存在 leader 且探测到障碍的机器人自行

判断条件 3.1, 如果条件 3.1 满足, 则该机器人离队, 即不在以期望距离和角度跟随其 leader, 而不满足该条件的机器人称为未离队机器人。机器人在离队后通过规则 1 来确定其 leader 的方位信息, 并将这一方位信息传递给以其为根子队形中其他机器人, 队形中机器人在得到方位信息后基于这一信息来调整队形。条件 3.2 是离队机器人用来判断是否可以计算首个临时目标点的条件, 如果条件 3.2 满足, 则代表可以计算临时目标点。离队机器人在带领子队形规避障碍的过程中可能只需计算一个临时目标点, 也可能需要重新计算多个临时目标点, 这跟其所带领的子队形的有关。避障策略算法设计如下:

算法 1 未离队机器人与其 leader 相对位置的调整方法。

步骤 1 令机器人与 leader 需保持的期望距离为 Lg , 期望角度为 Ag ; $Length$ 、 $Angle$ 分别为期望距离和角度的初始值, 并在机器人运行的过程中不做任何改变。

步骤 2 是否接受到方位信息, 接受到则执行步骤 3, 否则结束算法

步骤 3 计算机人到障碍最近点的距离 vd_N , 如果 $vd_N \leq D_s$, 则执行步骤 4, 否则执行步骤 9

步骤 4 如果 $Lg = Length$; $Ag = Angle$, 则执行步骤 5, 否则执行步骤 6。

步骤 5 根据规则 1 得到可探测到机器人的方位信息, 执行步骤 5.1-5.2

步骤 5.1 队形向右调整, 计算左侧机器人到自身的距离 vd_R , 如果 $vd_R > D_s$, 则执行步骤 7; 否则执行步骤 6。

步骤 5.2 队形向左调整, 计算右侧机器人到自身的距离 vd_R , 如果 $vd_R > D_s$, 则执行步骤 7; 否则执行步骤 6。

步骤 6 计算机人到障碍最近点的距离 vd_N , 如果 $(vd_N + Lg - Length) > D_s$, 则执行步骤 8, 否则结束算法

步骤 7 根据公式 (13) 及 (15) 计算期望距离 Lg 和期望角度 Ag , 结束算法。

步骤 8 恢复期望距离和角度, 即 $Lg = Length$; $Ag = Angle$, 结束算法。

步骤 9 计算到 leader 的距离 vd_R , 如果 $vd_R < D_s$,

则执行步骤 12, 否则执行步骤 10。

步骤 10 如果在队形中存在 follower 且 follower 不为离队机器人, 则执行步骤 11, 否则执行步骤 12。

步骤 11 如果 follower 的期望距离 $Lg > Length$, 则自身期望距离 $Lg = Length + D_R$, 结束算法。

步骤 12 计算 $\beta_{Ri} = |\beta_R - \beta(P_R, P_N)|$, 如果 $\beta_{Ri} > 2\pi/3$, 则 $Lg = Length + D_R$, 否则结束算法。

算法 1 说明: 步骤 4-8, 机器人通过减小与 leader 的期望距离从而向领队传达需要计算临时目标点的信息, 步骤 9-12, 机器人通过减小期望距离以向领队传达队形可以恢复的信息。

令机器人 R_i 为机器人 R_j 的 leader, 算法 2 步骤 6 中期望距离 Lg 和期望角度 Ag 由式 (13)、(15) 计算得出:

$$Lg = \sqrt{D_s^2 + (Length \times \cos(\beta_{Rj} - \beta(P_{nj}, P_{Ri})))^2} \quad (13)$$

式中, P_{nj} 为 R_j 的节点位置坐标。

令 $\Delta\beta_{Ag}$ 为 R_j 期望距离改变时其期望角度的变化量, 由下式计算:

$$\Delta\beta_{Ag} = \arcsin(|\cos(\beta_{Rj} - \beta(P_n, P_{Ri}))|) - \arcsin(D_s / Lg) \quad (14)$$

期望角度 Ag 为:

$$Ag = angle + \text{sign}(angle) \text{sign}\left(\frac{\pi}{2} - |\text{agl}(\beta_{Rj} - \beta(P_{nj}, P_{Ri}))|\right) \Delta\beta_{Ag} \quad (15)$$

算法 2 离队机器人 R_j 计算临时目标点 T_j 的方法。

步骤 1 如果存在目标节点, 结束算法, 否则执行步骤 2。

步骤 2 如果存在临时目标点, 则执行步骤 3, 否则执行步骤 6

步骤 3 计算 T_j 到自身的距离 vd_{Tj} , 如果 $vd_{Tj} < D_R$, 则执行步骤 4, 否则结束算法。

步骤 4 根据规则 1 判断可探测到机器人的方位信息, 执行步骤 4.1。

步骤 4.1 如果存在 follower 且 follower 的期望距离 $Ag < Length$, 则执行步骤 5, 否则执行步骤 4.2-4.3。

步骤 4.2 队形向右调整, 计算左侧机器人到自身的距离 vd_R , 如果 $D_S/2 \leq vd_R < D_S + D_R$, 则执行步骤 5, 否则结束算法

步骤 4.2 队形向左调整, 计算右侧机器人到自身的距离 vd_R , 如果 $D_S/2 \leq vd_R < D_S + D_R$, 则执行步骤 5, 否则结束算法

步骤 5 执行步骤 5.1-5.4。

步骤 5.1 队形向右调整, 令 R_h 为可探测到机器人中 Location 为 2 的机器人, 如果存在机器人 R_h , 则计算到其的距离 vd_R , 执行步骤 5.2, 否则执行步骤 6。

步骤 5.2 队形向右调整, 如果 $vd_R > 2D_S$, 则执行步骤 6, 否则结束算法。

步骤 5.3 如果向左调整, 令 R_h 为可探测到机器人中 Location 为 1 的机器人, 如果存在机器人 R_h , 则计算到其的距离 vd_R , 执行步骤 5.4, 否则执行步骤 6。

步骤 5.4 如果向左调整, 如果 $vd_R > 3D_S$, 则执行步骤 6, 否则结束算法。

步骤 6 根据规则 1 判断可探测到机器人的方位信息, 执行步骤 6.1-6.2。

步骤 6.1 队形向右调整, 计算到左侧机器人的距离 vd_R , 比较 vd_R 得到大于 D_S 的最短距离, 如果对于所有位于左侧的机器人都有 $vd_R < D_S$, 则结束算法, 否则执行步骤 7。

步骤 6.2 队形向左调整, 计算到右侧机器人的距离 vd_R , 比较 vd_R 得到大于 D_S 的最短距离, 如果对于所有位于右侧的机器人都有 $vd_R < D_S$, 则结束算法, 否则执行步骤 7。

步骤 7 令机器人 R_k 表示最短距离所对应的机器人, 做一条以 P_{Rk} 为起点, 方向角为 $(\beta_{Rh} + \pi)$, 长度为 $1.2D_S$ 的有向线段, 该线段的终点即为临时目标点。

算法 2 说明: 离队机器人通过计算临时目标点并向目标点移动, 以带领子队形规避障碍;

算法 3 离队机器人 R_j 向其 leader 所在队形进行合并的方法

步骤 1 如果 R_j 存在节点, 则执行步骤 2, 否则执行步骤 3。

步骤 2 计算到节点的距离 D_n , 如果 $D_n < D_R$, 则解除离队状态, 队形完成合并, 否则执行步骤 7。

步骤 3 计算夹角 $\beta_{Rl} = |\beta_R - \beta(P_R, P_N)|$, 如果 $\beta_{Rl} > \pi/2$, 则执行步骤 5, 否则执行步骤 4。

步骤 4 计算机器人到最近点的距离 vd_N , 如果 $vd_N > D_S$, 执行步骤 7, 否则结束算法。

步骤 5 如果有 follower 机器人, 则执行步骤 6, 否则执行步骤 7。

步骤 6 如果 follower 机器人的期望距离 $Lg > length$, 则执行步骤 7, 否则结束算法。

步骤 7 消除临时目标点; $Lg = length$ 且 $Ag = Angle$, 执行步骤 8。

步骤 8 假设 R_i 为 R_j 的 leader, 自身节点位置为以 P_{Ri} 为起点, 方向角为 $agl(\beta_{Ri} + Ag)$, 长度为 Lg 的有向线段的终点。

算法 3 说明: 离队机器人计算出自身节点后并向节点位置运动进行合并操作, 当步骤 2 条件满足时, 则表示队形完成恢复。

离队机器人带领其子队形向节点移动的过程中, 可能会与其他队形的机器人发生冲突, 导致子队形恢复时间延长, 增加了能量消耗。为了解决这一问题, 设计了基于离队机器人可探测到机器人计算吸引点的方法, 来化解子队形行进过程中与其他机器人之间的冲突问题。

算法 4 离队机器人 R_j 计算吸引点的方法

步骤 1 令 R_j 的节点为 n_j , R_j 可探测到的机器人为 R_h , R_j 的吸引点为 P_{aj}

步骤 2 如果存在吸引点, 则执行步骤 3, 否则执行步骤 4

步骤 3 计算到吸引点的距离 $|P_{Rj}, P_{aj}|$, 如果 $|P_{Rj}, P_{aj}| > 2D_R$, 结束算法, 否则消除吸引点, 执行步骤 4。

步骤 4 计算 $\beta_j = agl(\beta(P_{Rj}, P_{nj}) - \beta(P_{Rj}, P_{Rh}))$, 执行步骤 4.1-4.2。

步骤 4.1 队形向右调整, 比较 β_j 并得到最大角 β_{jk} 以及所对应的机器人 R_k , 如果 $\beta_{jk} \geq 0$, 则执行步骤 5, 否则结束算法。

步骤 4.2 队形向左调整, 比较 β_j 并得到最小角

β_{jk} 以及所对应的机器人 R_k , 如果 $\beta_{jk} \leq 0$, 则执行步骤 5, 否则结束算法。

步骤 5 吸引点为以 P_{Rk} 为起点, 方向角为 $\text{agl}(\beta_{Rk} - 1.5\pi \text{sign}(\beta_{jk}))$, 长度为 $1.5D_s$ 的有向线段的终点

算法 4 说明: 步骤 4 为离队机器人判断向节点行进的过程中是否被其他机器人干扰的判断条件, 例如步骤 4.1 中如果最大角 $\beta_{jk} < 0$, 则表示行进过程中不受其他机器人干扰, 可直奔自身的节点。

3.3 人工力矩控制器

人工力矩控制器是一种具有许多优点的运动控制器。例如, 该控制器能使机器人穿过狭窄通道、安全化解机器人冲突等。本文中初始队形领队机器人 R_1 的数学模型如下所示:

$$\begin{cases} S_1(t+1) = S_1(t) + \Delta S_1(t) \\ \beta_1(t+1) = \text{agl}(\beta_1(t) + \Delta\beta_1(t)) \\ x_1(t+1) = x_1(t) + S_1(t+1)\cos(\beta_1(t+1)) \\ y_1(t+1) = y_1(t) + S_1(t+1)\sin(\beta_1(t+1)) \end{cases} \quad (16)$$

式中, $\Delta S_1(t)$ 和 $\Delta\beta_1(t)$ 分别是 R_1 在 $(t, t+1)$ 时间段内的运动步幅和 PMDline 方向角的变化量, $S_1(0) \geq 0$ 且 $S_1(t) + \Delta S_1(t) \geq 0$ 。

根据人工力矩的基本原理知, 机器人会沿着所受合力矩增大方向移动, 所以离队机器人以及普通机器人虽然所受合力矩有所差异, 但它们的数学模型是一样的为:

$$\begin{cases} S(t+1) = S(t) + \Delta S(t) \\ \beta(t+1) = \text{agl}(\beta(t) + \Delta\beta(t)) \\ x(t+1) = x(t) + S(t+1)\cos(\beta(t+1)) + \Delta x(t) \\ y(t+1) = y(t) + S(t+1)\sin(\beta(t+1)) + \Delta y(t) \end{cases} \quad (17)$$

式中, $S(t+1) \leq S_{MR}$, $(\Delta\beta(t), \Delta x(t), \Delta y(t))^T$ 是能增加机器人合力矩的梯度向量。

离队机器人合力矩的梯度向量 $(\Delta\beta(t), \Delta x(t), \Delta y(t))^T$ 由下式计算得出:

$$\begin{pmatrix} \Delta\beta(t) \\ \Delta x(t) \\ \Delta y(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Delta_a\beta(t) + \Delta_1\beta(t) + \Delta_2\beta(t) \\ \Delta_ax(t) + \Delta_1x(t) + \Delta_2x(t) \\ \Delta_ay(t) + \Delta_1y(t) + \Delta_2y(t) \end{pmatrix} \quad (18)$$

式中, $(\Delta_1\beta(t), \Delta_1x(t), \Delta_1y(t))^T$ 为离队机器人所受

吸引矩的梯度向量, $(\Delta_a\beta(t), \Delta_ax(t), \Delta_ay(t))^T$ 只表示该机器人所受从吸引矩的梯度向量。普通机器人合力矩的梯度向量 $(\Delta\beta(t), \Delta x(t), \Delta y(t))^T$ 由式 (19) 得出:

$$\begin{pmatrix} \Delta\beta(t) \\ \Delta x(t) \\ \Delta y(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Delta_a\beta(t) + \Delta_2\beta(t) + \Delta_N\beta_R(t) + \Delta_f\beta_R(t) + \Delta_R\beta_R(t) \\ \Delta_ax(t) + \Delta_2x(t) + \Delta_Rx(t) \\ \Delta_ay(t) + \Delta_2y(t) + \Delta_Ry(t) \end{pmatrix} \quad (19)$$

其中, $(\Delta_a\beta(t), \Delta_ax(t), \Delta_ay(t))^T$ 为机器人所受主从吸引矩合力矩的梯度向量。

(18) 和 (19) 式中的 $(\Delta_2\beta(t), \Delta_2x(t), \Delta_2y(t))^T$ 为障碍对机器人的排斥矩的梯度向量, 如果机器人到障碍最近点的距离小于 D_s , 则由 (20) 式计算, 否则 $(\Delta_2\beta(t), \Delta_2x(t), \Delta_2y(t))^T = (0, 0, 0)^T$ 。

$$\begin{pmatrix} \Delta_2\beta(t) \\ \Delta_2x(t) \\ \Delta_2y(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ \frac{D_s}{\pi} \text{dcmt}\left(\frac{\pi}{D_s}(x_R - x_{gi})\right) \\ \frac{D_s}{\pi} \text{dcmt}\left(\frac{\pi}{D_s}(y_R - y_{gi})\right) \end{pmatrix} \quad (20)$$

式中, (x_{gi}, y_{gi}) 表示以最近点 N 为起点, 方向角为 $\beta(P_N, P_{Ri})$, 长度为 D_s 有向线段的终点。

定义吸引矩函数 $\text{amt}(x)$ 如 (21) 式, 其导函数 $\text{damt}(x)$ 如式 (22) 所示:

$$\text{amt}(x) = \begin{cases} \cos(\delta_\theta) + (\delta_\theta^2 - x^2)/2 & |x| \leq \delta_\theta \\ \cos(x) & \delta_\theta < |x| \leq \pi/2 \\ \pi/2 - |x| - 0.5(x - \text{sign}(x))^2 & |x| > \pi/2 \end{cases} \quad (21)$$

$$\text{damt}(x) = \begin{cases} -x & |x| \leq \delta_\theta \\ -\sin(x) & \delta_\theta < |x| \leq \pi/2 \\ -\text{sign}(x) - (x - \pi/2\text{sign}(x)) & |x| > \pi/2 \end{cases} \quad (22)$$

式 (21) - (22) 中, $0 < \delta_\theta \ll \pi/2$ 。

离队机器人所受的吸引矩分为两种情况: 1) 未满足条件 3.2 时, 主要受到其 leader 所在队形中机器人对其的吸引矩; 2) 满足条件 3.2 时, 主要受到临时目标点、节点或吸引点对其的吸引矩。对于情况 1: 考虑到机器人之间的安全问题, 当离队机器人到施加吸引矩的机器人的距离 $vd_R \leq D_s + D_R$ 时, 吸引矩消失, 当 $vd_R > D_s + D_R$ 时, 离队机器人重新受到机器人吸引力作用。

当离队机器人受到节点的吸引力作用时, 梯度

向量 $(\Delta_1\beta(t), \Delta_1x(t), \Delta_1y(t))^T$ 如下式所示:

$$\begin{pmatrix} \Delta_1\beta(t) \\ \Delta_1x(t) \\ \Delta_1y(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\lambda \text{damt}(\text{agl}(\beta_R - \beta_T)) \\ \frac{D_s}{\pi} \text{damt}(\frac{\pi}{D_s}(R_x - P_x)) \\ \frac{D_s}{\pi} \text{damt}(\frac{\pi}{D_s}(R_y - P_y)) \end{pmatrix} \quad (23)$$

式中, λ 为限制角因子, 该值随着机器人与目标节点距离减小而增大, 最大不超过 1。当离队机器人受到其他目标(临时目标点或吸引点)的吸引矩作用时, 梯度向量 $(\Delta_1\beta(t), \Delta_1x(t), \Delta_1y(t))^T$ 如下式所示:

$$\begin{pmatrix} \Delta_1\beta(t) \\ \Delta_1x(t) \\ \Delta_1y(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ \frac{D_s}{\pi} \text{damt}(\frac{\pi}{D_s}(R_x - P_x)) \\ \frac{D_s}{\pi} \text{damt}(\frac{\pi}{D_s}(R_y - P_y)) \end{pmatrix} \quad (24)$$

式中, (P_x, P_y) 表示对离队机器人施加吸引矩的物体坐标位置。

3.4 队形划分的基本步骤

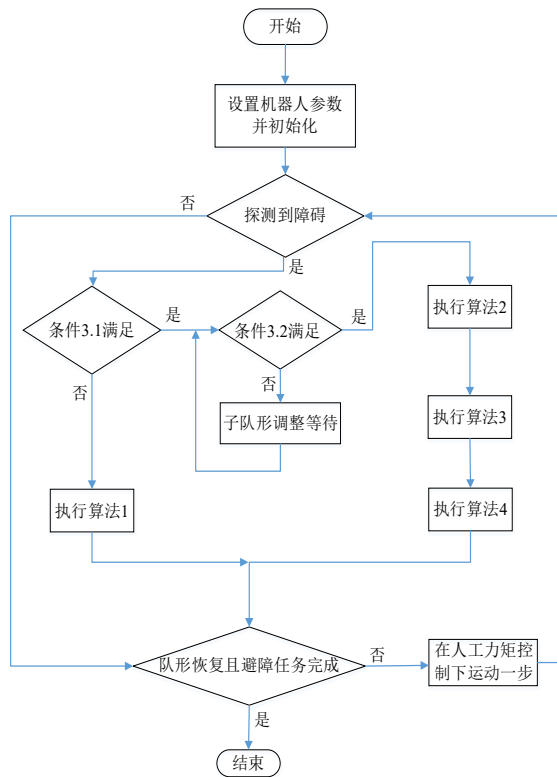


图4 队形划分的基本步骤

4 仿真分析

为了检验文中所提方法的可行性和有效性, 本文对两组不同队形进行群机器人队形避障实验。机器人的基本运动步幅 S_0 、最大步幅 S_{MR} 、安全距离 D_S 、半径 D_R 、期望距离 D_A 、机器人探测半径为 D_V 等参数如表 1 所示。

表1 系统参数值

参数	S_0	S_{MR}	D_S	D_R	D_A	D_V
数值	0.15	0.2	1.2	0.2	2	4

图 5 为方形编队在活动空间受限环境中的避障情况, 初始时刻队形已经形成, steps 表示机器人运动的步数, 圆圈和圆点分别代表机器人和对应的节点, 右下角数字代表机器人的 ID, 灰色不规则方块代表障碍物, 灰色实线表示机器人的运动轨迹。

图中编队由 36 个机器人组成, 图 5(a)为队形的初始位置, 在领队 R_1 的带领下队形向目标点运动, 队形运动到第 14 步时如图 5(b)时, 队形中 R_3 和 R_7 满足条件 3.1 成为离队机器人, 此时队形被划分成以 R_3 、 R_7 为领队的两组子队形和以 R_1 为领队主队形。其中, 主队形继续朝着目标点行进, 而子队形领队受到机器人对其的吸引矩作用进而调整队形之间的位置并判断条件 3.2, 当队形运动到 72 步如图 5(c), 离队机器人 R_3 和 R_7 此时满足条件 3.2 并根据算法 2 计算出各自临时目标点, 并向临时目标点移动, 而子队形中其他机器人则跟随各自 leader 运动, 待队形运行到 88 步时如图 5(d), 由于 R_3 不满足算法 2 步骤 5.4 的判断条件, 因此不重新计算临时目标点, 在 R_3 和 R_7 向临时目标点运动的过程中, 机器人 R_2 和 R_8 满足条件 3.1 成为离队机器人并调整位置, R_8 在调整位置的过程中判断可以与 leader 所在队形进行合并而 R_2 不满足条件 3.2 则进行等待, 当队形运动到 175 步时如图 5(e)所示, 此时离队机器人 R_2 计算出临时目标点并运动了一段距离, 离队机器人 R_3 和 R_7 通过算法 3 计算出各自的节点位置, R_3 判断在向节点运动过程中不受其他机器人的影响因此不需要计算吸引点, 直奔目标节点即可, 而 R_7 判断向节点行进的过程中会与其他机器人发生冲突, 因此需要计算吸引点以化解冲突, 待到吸引点附近时重新判断发现不用重新计算吸引点, 因此带领队形直奔自身的节点。最终队形完全恢复并完成避障任务如图 5(f)所示。

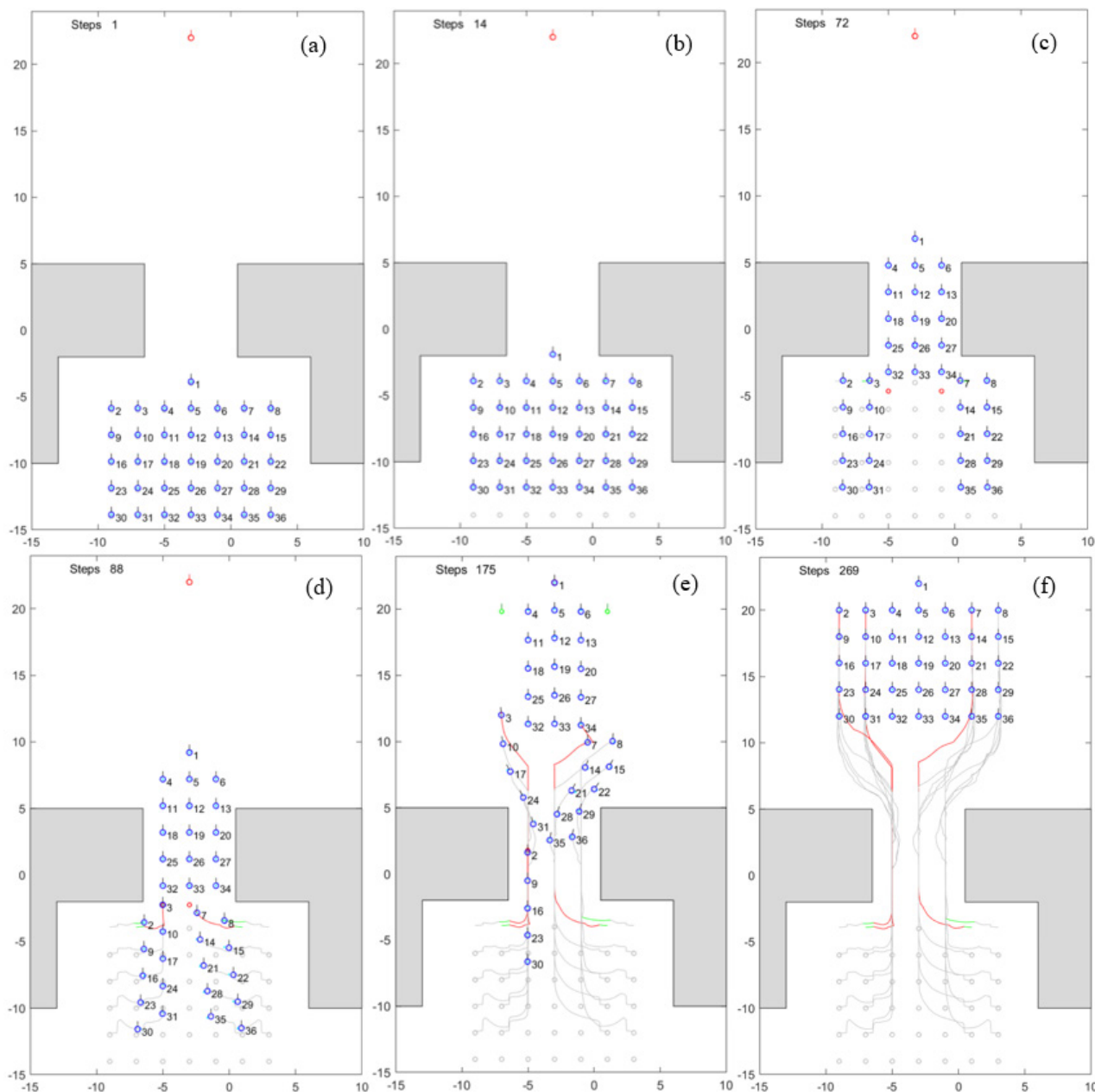


图5 方形队形避障仿真

从图 5(e)可以看到采用改进后的人工力矩运动控制器对队形进行控制后, 由离队机器人 R_7 领导的子队形在活动空间受限的情况下向吸引点移动的过程中, 队形没有被打乱。

为了进一步对本文所提策略进行验证, 第二组采用三角形队形进行实验如图 6 所示, 编队由 25 个机器人组成。其中机器人配置以及图中元素代表含义与第一组实验完全相同。另外为了验证队形两侧机器人在不同时刻遇到障碍时, 所提策略能否使机器人有序避障, 本次实验对障碍物位置进行了修

改。实验结果如图 7 所示: 随着障碍物位置的改变, 虽然离队机器人 R_5 和 R_9 计算临时目标点的时间不相同, 但并没有影响到机器人有序避障, 从仿真结果来看子队形在行进的过程中队形没有被打乱并且通过计算吸引点可以有效解决队形之间的冲突问题。

5 总结

本文提出了在可活动空间受限环境中群机器人队形通过划分子队形进行有序避障策略。设计了决策算法使得机器人能够通过获得的信息来自行判断;

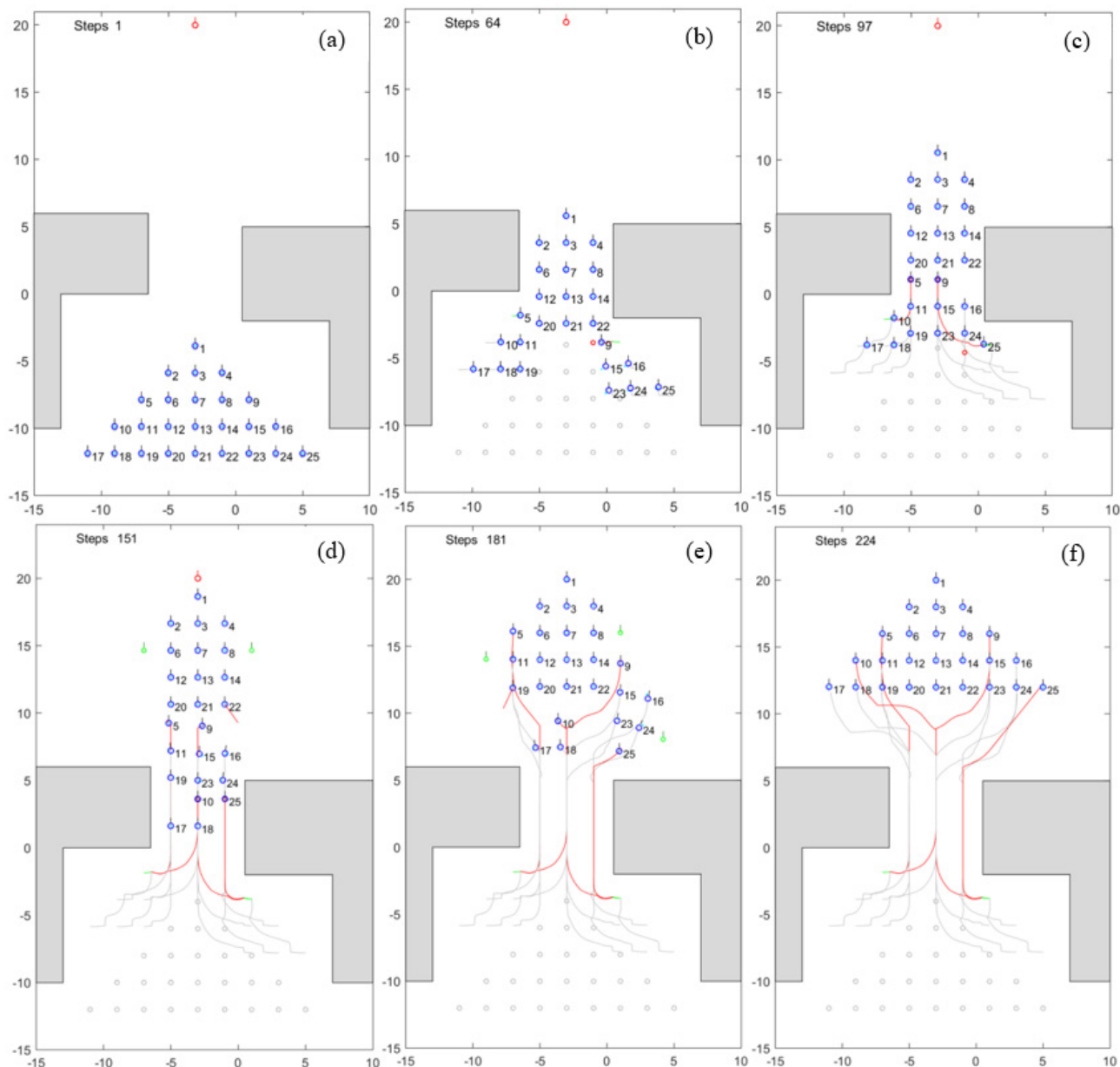


图6 三角形队形避障仿真

对于人工力矩队形控制方法的改进使得队形中机器人之间能够保持相对的距离, 避免了队形结构被打乱的情况; 设计了离队机器人的运动控制器以领导子队型有序避障和恢复, 最后通过两组队形在障碍物位置不同的情况下的仿真实验分析, 表明了本文所提策略对于解决群机器人编队在可活动空间有限的环境下有序避障问题的有效性。

参考文献

- [1] Burgard W, Moors M, Fox D, et al. Collaborative multi-robot exploration[C]. Millennium Conference. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Symposia Proceedings (Cat. No. 00CH37065). IEEE, 2000, 1: 476-481.
- [2] 黄依新, 相晓嘉, 周晗, 等. 基于概率图模型的多机器人自组织协同围捕方法[J]. 控制理论与应用, 2023, 40(12): 2225-2235.
- [3] Dmytriiev Y, Carnevale M, Giberti H. Enhancing flexibility and safety: collaborative robotics for material handling in end-of-line industrial operations[J]. Procedia

- Computer Science, 2024, 232: 2588-2597.
- [4] L. Wang, D. Zhu, W. Pang, et al, "A Novel Obstacle Avoidance Consensus Control for Multi-AUV Formation System," in IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, vol. 10, no. 5, pp. 1304-1318, May 2023.
- [5] 张玉超,蒋沅,代冀阳.三阶多机器人协同编队动态避障控制[J].系统仿真学报,2022,34(08):1762-1774.
- [6] 张志伟,滕英元,杨慧欣,等.具有速度、加速度约束的机器人编队避障控制[J].控制理论与应用,2020,37(06):1388-1396.
- [7] 吕生富,张鹏超,李海婷,等.基于距离-角度多移动机器人编队避障策略[J].机床与液压,2022,50(03):36-42
- [8] WO Shengfu, ZHANG Pengchao, LIHaiting, et al. Obstacle avoidance strategy of multi-mobile robot formation based on distance-angle[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2022, 50(3):36-42.
- [9] Guo J, Qi J, Wang M, et al. Distributed cooperative obstacle avoidance and formation reconfiguration for multiple quadrotors: Theory and experiment[J]. Aerospace Science and Technology, 2023, 136: 108218.
- [10] Wang L, Zhu D, Pang W, et al. A novel obstacle avoidance consensus control for multi-AUV formation system[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2023, 10(5): 1304-1318.
- [11] Elkilany B G, Abouelsoud A A, Fathelbab A M R, et al. A proposed decentralized formation control algorithm for robot swarm based on an optimized potential field method[J]. Neural Computing and Applications, 2021, 33: 487-499.
- [12] 曹凯,陈阳泉,李康,等.基于动态密度引导的多机器人编队队形变换方法[J/OL].上海交通大学学报,1-19[2024-11-29].<https://doi.org/10.16183/j.cnki.jsjtu.2024.209>.
- [13] 任立敏,王伟东,杜志江,等.障碍环境下多移动机器人动态优化队形变换[J].机器人,2013,35(05):535-543.
- [14] 付雷,秦一杰,何顶新,等.基于改进人工势场法的多机器人编队避障[J].控制工程,2022,29(03):388-396.
- [15] 罗家祥, 关振峰, 刘海明, 等. 通讯受限条件下的机器人编队算法. 控制理论与应用, 2021, 38(7): 1091 - 1101
- [16] XU W B. Artificial moment method for the local path planning of mobile robots. Dalian University of Technology, 2014: 86- 92.
- [17] 徐望宝.移动机器人局部路径规划的人工力矩方法.大连理工大学, 2014: 86- 92.
- [18] XU W B, Chen X B. Artificial moment method for formation control of Swarm Robots [J]. Science in China (Series E: Information Science),2008(08):1255-1265.
- [19] 徐望宝,陈雪波.组群机器人队形控制的人工力矩法[J].中国科学(E 辑:信息科学),2008,(08):1255-1265.

版权声明: ©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

