

基于简化虚拟受力模型的未知 复杂环境下群机器人围捕

张红强^{1,2}, 章 兢¹, 周少武², 曾照福², 吴亮红²

(1. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南长沙 410082; 2. 湖南科技大学信息与电气工程学院, 湖南湘潭 411201)

摘 要: 针对未知非凸和凸以及动态障碍物环境下群机器人围捕, 提出了一种基于简化虚拟受力模型的循障和围捕方法. 首先给出了目标和动态障碍物的运动模型. 然后通过对复杂环境下围捕行为的分解, 抽象出简化虚拟受力模型. 基于此模型, 设计了个体循障和围捕方法, 接着证明了系统的稳定性并给出了参数设置范围. 仿真结果表明, 本文围捕方法可以使群机器人在未知复杂环境下保持较好的围捕队形, 并具有良好的避障性能和灵活性, 同时分析了与基于松散偏好规则的围捕方法相比的优势.

关键词: 移动机器人; 群机器人; 非凸障碍物; 简化虚拟受力模型; 避障; 队形保持

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)04-0665-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.04.007

Hunting in Unknown Complex Environments by Swarm Robots Based on Simplified Virtual-Force Model

ZHANG Hong-qiang^{1,2}, ZHANG Jing¹, ZHOU Shao-wu², ZENG Zhao-fu², WU Liang-hong²

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha, Hunan 410082, China;

2. College of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan, Hunan 411201, China)

Abstract: In this paper, a method based on a simplified virtual-force model is proposed for swarm robots hunting in unknown non-convex, convex and dynamic obstacles environments. First, the motion models for the hunting target and dynamic obstacles are presented. Then through the decomposition of hunting behaviors under complicated environments, a simplified virtual-force model is formed. Based on the model, the control method is designed for swarm robots following motions of barriers and the hunting target; the stability of the hunting system is analyzed and the control parameter ranges are given. Simulation results demonstrate that the proposed method can maintain a good hunting formation and has good performance of obstacles avoidance and flexibility. Finally, advantages of this method are presented, compared with the hunting method based on loose preference rule.

Key words: mobile robots; swarm robots; non-convex obstacles; simplified virtual-force model; collision avoidance; formation keeping

1 引言

群机器人的优势在于通过简单个体之间的协作可以实现复杂的任务并具有鲁棒性、可伸缩性和灵活性^[1]. 20 多年以来, 诸多协作型任务已经由群机器人实现^[2,3]. Brambilla 等^[4]将群机器人行为分成四种: 导航行为, 空间自组织行为, 群体决策和其他群体行为. 其中导航行为关注如何组织和协调群机器人的运动, 围捕就属于此种.

近几年来, 机器人协作围捕已经成了国内外研究的热点^[5~7], 其研究工作主要分为基于人工物理 (AP, Artificial Physics)^[8,9]、基于势场函数 (PF, Potential Functions)^[10,11]、基于规则 (RB, Rule-Based)^[12] 和基于行为 (BB, Behavior-Based)^[13] 四种. 熊举峰等^[8]提出了静态障碍物环境下群机器人围捕算法. Pimenta 等^[9]利用平滑粒子流体动力学技术实现了在静态和动态障碍物环境中群机器人对静态目标的围绕. 然而上述基于 AP 方法存在的问题有, 需要近邻区域所有机器人和障碍物的位

置信息或全局地图信息,局部邻居数不可扩展,而且参数设置困难等. Ghanaatpishe 等^[10]提出多机器人无障碍物环境下跟随、围绕和捕获目标方法,蔡则苏等^[11]实现了障碍物环境下队形控制. 基于 PF 方法存在的问题有,需要环境中所有机器人和障碍物位置信息,而且基于 PF 计算复杂. 黄天云等^[12]提出了基于松散偏好规则(LP-rule, Loose-Preference rule)的目前最简单高效的围捕方法. 然而,其规则复杂,围捕环境中无障碍物,一些特殊情况没有处理,并且理论上存在缺陷,另外稳定性理论对系统参数设置无指导作用. 其他 RB 围捕方法存在的问题有,机器人规模可伸缩性差,不便于进行稳定性分析. BB 围捕方法^[13]存在的问题有群体行为定义不明确,不便于数学上的稳定性分析. 而对环境中非凸障碍物的围捕鲜见有报道.

本文根据未知复杂环境中群体围捕的运动特点,基于目标点以及最近邻两个对象(有可能是机器人、动态障碍物、静态非凸或凸障碍物)的位置信息,抽象出基于 AP 方法的简化虚拟受力模型,然后设计了围捕控制算法和循障算法,处理了 LP-rule 没有处理的特殊情况并克服了 LP-rule 的理论缺陷,还可以在包含非凸等复杂障碍物环境中做到良好避障并保持围捕队形. 仿真结果表明,本文围捕方法是切实可行的,其稳定性分析有利于系统参数设置,易产生振荡较小,轨迹较优的围捕过程.

2 模型构建

2.1 机器人运动模型及相关函数

m 个完全相同的非完整移动轮式机器人组成围捕群机器人,个体如图 1 所示. 纯粹转动不打滑的机器人 h_j 的运动学方程如下(轮式机器人的概率运动模型请参考文献^[14]):

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_j(t) \\ \dot{y}_j(t) \\ \dot{\theta}_j(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_j(t) & 0 \\ \sin\theta_j(t) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_j(t) \\ \omega_j(t) \end{bmatrix} \quad (1)$$

这里 $v_j(t)$ 和 $\omega_j(t)$ 分别是 h_j 的线速度和角速度,并且满足 $|v_j(t)| \leq v_m^H$, $|\omega_j(t)| \leq \omega_m^H$, 线加速度和角加速度满足 $|\dot{v}_j(t)| \leq a_m^H$, $|\dot{\omega}_j(t)| \leq \omega_{am}^H$, 其中 v_m^H , a_m^H 分别是最大线速度和最大线加速度, ω_m^H , ω_{am}^H 分别是最大角速度和最大角加速度.

围捕过程中目标和对象(包括机器人、静态或动态障碍物)的施力函数分别为:

$$f_i(z) = c_1(z - c_r) + c_2(n_c < l) \quad (2)$$

$$f_o(z) = d_1 / [(z/a_{\text{dis}}^k)^{d_2}] \quad (3)$$

其中 z 表示两点之间的距离, c_1 、 d_1 和 d_2^k 用于优化机

器人运动路径; c_r 、 c_2 和 a_{dis}^k 分别是有效围捕半径、追捕接近参数和开始加强避碰或避障的距离, $k' = 1, 2, 3$ 分别表示对象是机器人、静态或动态障碍物时所用的具体参数, n_c 和 l 分别是当前围捕步数和开始向有效围捕圆周(以目标为圆心, c_r 为半径形成的圆周)上运动的步数.

对于易避开的障碍物,给定如下映射函数:

$$\varphi(\sigma) = \begin{cases} 0.75 + (\sigma - 0.5)^2, & 0 \leq \sigma \leq 1 \\ -0.75 - (\sigma + 0.5)^2, & -1 \leq \sigma < 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中 σ 是一个实数. 通过此函数可以使较前方的障碍物产生较大斥力,这有效实现了仿生避障特点.

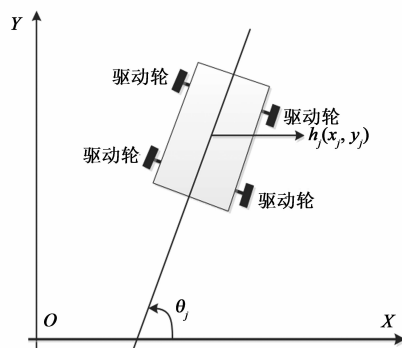


图1 轮式移动机器人 h_j 的图解模型

假设有向线 l_i 和 l_j 的方向角分别是 γ_i 和 γ_j , 为了确定两有向线之间的角度, 按下式计算从 l_i 到 l_j 的角 γ_{ij} ^[15]:

$$\gamma_{ij} = \text{dagl}(\gamma_i - \gamma_j) \quad (5)$$

2.2 围捕任务模型

多机器人系统^[16]或群机器人系统^[12]的围捕研究多启发于狼群围捕,其捕食过程是:目标锁定、对抗、追捕和围捕成功^[12]. 目标和动态障碍物的数学模型构建如下.

在围捕环境中,设集合 $K \in \{T, S, U, H\}$ 包含了猎物(目标) $T = \{t_j: j = 1\}$ 、静态障碍物 $S = \{s_j: j = 1, 2, \dots, \alpha\}$ 、动态障碍物 $U = \{u_j: j = 1, 2, \dots, \beta\}$ 和捕食者(围捕机器人) $H = \{h_j: j = 1, 2, \dots, m\}$, K 在全局坐标系 xOy 中的坐标为 (x_K, y_K) . a_r^S 和 a_r^U 是目标和动态障碍物开始加强分别避开静态和动态障碍物的距离. p_r^T 、 c_r 、 s_r^T 和 s_r^H 分别为目标的势域半径、有效围捕半径、目标和机器人的感知半径. 一般取 $a_r^S \leq a_r^U < p_r^T < c_r < s_r^T < s_r^H$, 则目标 t_1 势域内所有机器人的集合为 $N_{TH} = \{j \in H: h_j \in G_T\} = \{j \in H: \|h_j - t_1\| \leq p_r^T\}$. 目标 t_1 和动态障碍物 u_i 需要避开的静态障碍物分别为 $N_{TS} = \{j \in S: \|s_j - t_1\| \leq a_r^S\}$ 和 $N_{US} = \{j \in S: \|s_j - u_i\| \leq a_r^S\}$. 目标 t_1 和动态障碍物 u_i 需要避开的动态障碍物分别为 N_{TU}

$= \{j \in U: \|u_j - t_1\| \leq a_r^U\}$ 和 $N_{UU} = \{j \in U, j \neq i: \|u_j - u_i\| \leq a_r^U\}$. 注意, 这里围捕机器人只需要识别动态障碍物和静态障碍物^[17], 不需要区分非凸和凸障碍物.

设围捕环境中势集合 $P = \{P_T, P_S, P_U, P_H\}$, 其中 $P_T = \{\rho_{t_j}\}$ 是目标势, $P_S = \{\rho_{s_j}\}$ 是静态障碍物势, $P_U = \{\rho_{u_j}\}$ 是动态障碍物势, $P_H = \{\rho_{h_j}\}$ 是个体势. O_K 可感知之势为 $\tilde{\rho}_K = \{\rho_K^{ex}, \rho_K^{im}: ex \in N_{KK}, im \notin N_{KK}, ex \cup im \in K\}$, 则

$$\max \rho_{h_j} < \rho_{t_1} < \sum \rho_{h_j}, \rho_{t_1} < \rho_{u_j} \leq \rho_{s_j}, \rho_K^* = \sum_{ex \in N_{KK}} \rho_K^{ex},$$

$$\begin{aligned} \bar{\theta}_{pt_1} = \text{angle} & \left(\sum_{ex \in N_{pt_1}} \rho_{h_j}^{ex} e^{j\theta_{h_j, ex}} \right. \\ & + \sum_{ex \in N_{pt_1}} \rho_{s_j}^{ex} e^{j\theta_{s_j, ex}} / (\|s_j - t_1\| / a_r^S)^{d_3} \\ & + \sum_{ex \in N_{pt_1}} \rho_{u_j}^{ex} e^{j\theta_{u_j, ex}} / (\|u_j - t_1\| / a_r^U)^{d_4} \end{aligned} \quad (6)$$

其中, ρ_K^{ex} 称之为显势, 在 K 势域内, 可以被 K 所感知, ρ_K^{im} 称之为隐势, 表示在 K 势域外已感知或未感知之势, ρ_K^* 为 K 势域内感知显势之和. $\bar{\theta}_{pt_1}$ 为“势角”, 其正向称为逃离方向; 相反, 反向称为对抗方向. $\theta_{h_j, ex}$, $\theta_{s_j, ex}$ 和 $\theta_{u_j, ex}$ 分别表示围捕机器人、静态和动态障碍物相对于猎物的方位角, $\text{angle}(\cdot)$ 是求角度的函数.

由上述描述和式(6)给定复杂环境下目标的运动方程:

$$\begin{cases} \dot{v}_{t_1} = (v_w^T - v_{t_1} + v_{t_1} \times (\rho_{t_1}^* > \rho_{t_1})) \times (v_m^T > v_{t_1}) \\ \dot{\theta}_{t_1} = \theta_w^T + (\rho_{t_1}^* \neq 0) \cdot (-\theta_w^T + \bar{\theta}_{pt_1} - \pi + \pi \cdot (\rho_{t_1}^* > \rho_{t_1})) \end{cases} \quad (7)$$

其中, v_w^T , v_m^T 分别是猎物的漫步速度和极限速度, 通常机器人的极限速度 v_m^H , v_w^T 和 v_m^T 满足的关系是: $v_w^T < v_m^H \leq v_m^T$; θ_w^T 是猎物的初始漫步方向角.

由上述描述给定障碍物环境下动态障碍物 u_i 的运动方程为:

$$\begin{cases} v_{u_i} = v_w^U \\ \dot{\theta}_{u_i} = \text{angle} (v_{u_i} e^{j\theta_w^U} \\ + \sum_{ex \in N_{u_i}} \rho_{s_j}^{ex} e^{j\theta_{s_j, ex}} / (\|s_j - u_i\| / a_r^S)^{d_3} \\ + \sum_{ex \in N_{u_i}} \rho_{u_j}^{ex} e^{j\theta_{u_j, ex}} / (\|u_j - u_i\| / a_r^U)^{d_4} \end{cases} \quad (8)$$

其中, θ_w^U , v_w^U 分别为动态障碍物的初始设定运动角度和速度大小, $\rho_{s_j}^{ex}$, $\theta_{s_j, ex}$ 分别是静态障碍物的势和其相对于 u_i 的方位角, $\rho_{u_j}^{ex}$, $\theta_{u_j, ex}$ 分别是动态障碍物的势和其相对于 u_i 的方位角.

本文给出了未知杂乱障碍物环境下相关的参数, 这与文献[12]不同, 而且这里 $p_r^T \neq s_r^T$, 更加符合实际情况. 此外本文给出了动态复杂障碍物环境下势角的计

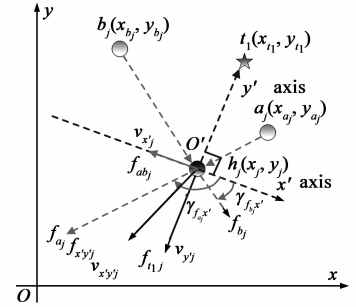
算以及目标和动态障碍物的运动方程.

3 围捕算法

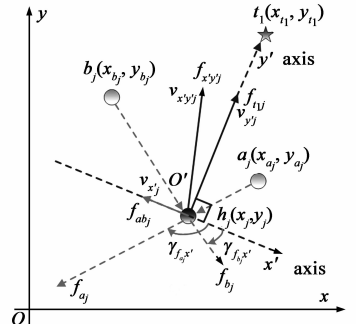
本文围捕研究机器人个体在未知复杂环境中, 如何根据其周边对象和猎物自主确定其运动, 避开静态非凸和凸以及动态障碍物并保持围捕队形, 而且在有限时间内以一定精度均匀分布在猎物的有效围捕圆周上. 本文从物理学的角度出发, 抽象出了基于简化虚拟受力的自主运动模型(下面简称简化虚拟受力模型, SVF-model)使得整个群体实现自组织围捕.

3.1 简化虚拟受力模型

在未知复杂环境中, 假设 h_j 可以得到本身、目标 t_1 和两最近邻对象(可能是机器人、静态非凸或凸以及动态障碍物) a_j , b_j 在全局坐标系 xOy 中的位置信息(具体的观测器模型的设计请参阅文献[14]), 如图2所示. 在以 h_j 为原点的相对坐标系 $x'O'y'$ 中, 位置矢量 p_{t_1} , p_{a_j} , p_{b_j} , p_{ab} 分别定义为 $p_{t_1} = t_1 - h_j$, $p_{a_j} = a_j - h_j$, $p_{b_j} = b_j - h_j$, $p_{ab} = b_j - a_j$. f_{t_1j} , f_{a_j} 和 f_{b_j} 分别为 h_j 受到目标 t_1 的引力或斥力作用和两最近邻对象 a_j , b_j 的斥力作用. p_{t_1} 所在方向为 y' 轴正半轴方向, 其到 x 轴正半轴的有向角为 $\gamma_{y'}$, $\gamma_{x'} = \gamma_{y'} - \pi/2$ 为 x' 轴正半轴方向角. 当 $f_{t_1j} < 0$, 目标产生斥力, 其方向角 $\gamma_{f_{t_1j}} = \gamma_{y'} \pm \pi$; 当 $f_{t_1j} \geq 0$, 目标产生引力, 其方向角 $\gamma_{f_{t_1j}} = \gamma_{y'}$. f_{a_j} 和 f_{b_j} 即矢量 p_{a_j} , p_{b_j} 到 x 轴正半轴的有向角分别为对象的斥力角 $\gamma_{f_{a_j}}$ 和 $\gamma_{f_{b_j}}$. $\gamma_{f_{a_j}}$ 和 $\gamma_{f_{b_j}}$ 是 h_j 的两最近邻对象斥力偏角, 分别是 $\gamma_{f_{a_j}} = \text{dagl}(\gamma_{f_{a_j}} -$



(a) 简化虚拟受力模型, $f_{t_{1j}} < 0$



(b) 简化虚拟受力模型, $f_{t_{1j}} \geq 0$

图2 简化虚拟受力模型

$\gamma_{x'}$)和 $\gamma_{f_{b_j}x'} = \text{dagl}(\gamma_{f_{b_j}} - \gamma_{x'})$. f_{ab_j} 是 h_j 在 x' 轴上受到的斥力即 f_{a_j} 和 f_{b_j} 分别在 x' 轴上的投影 $f_{a_j} \cdot \varphi(\cos(\gamma_{f_{a_j}x'}))$ 和 $f_{b_j} \cdot \varphi(\cos(\gamma_{f_{b_j}x'}))$ 之和. 当 $f_{ab_j} \geq 0$, 其方向角 $\gamma_{f_{ab_j}} = \gamma_{x'}$; 当 $f_{ab_j} < 0$, 其方向角 $\gamma_{f_{ab_j}} = \gamma_{x'} \pm \pi$. $f_{x'y'j}$ 是 h_j 的整体受力, 由 y' 轴的分量 $f_{y'j}$ 和 x' 轴的分量 $f_{x'j}$ 组成, $f_{x'y'j}$ 到 x 轴正半轴的方向角为其方向角 $\gamma_{f_{x'y'j}}$.

由以上描述得到当目标静止时 h_j 的需求速度为:

$$\mathbf{v}_{x'y'j} = \mathbf{f}_{x'y'j} = \mathbf{f}_{t_{ij}} + \mathbf{f}_{ab_j}$$

$$= |f_{t_{ij}}(\|\mathbf{p}_{t_{ij}}\|)| e^{i\gamma_{f_{t_{ij}}}} + |f_{ab_j}| e^{i\gamma_{f_{ab_j}}} \quad (9)$$

其中 $f_{t_{ij}}(\|\mathbf{p}_{t_{ij}}\|)$ 是目标 t_i 的施力函数按式(2)计算, $f_{ab_j} = f_{a_j}(\|\mathbf{p}_{aj}\|) \cdot \varphi(\cos(\gamma_{f_{a_j}x'})) + f_{b_j}(\|\mathbf{p}_{bj}\|) \cdot \varphi(\cos(\gamma_{f_{b_j}x'}))$, $f_{a_j}(\|\mathbf{p}_{aj}\|)$ 和 $f_{b_j}(\|\mathbf{p}_{bj}\|)$ 是两对象 a_j 、 b_j 的施力函数, 按式(3)计算. 同时, 可将 \mathbf{f}_{ab_j} 、 $\mathbf{f}_{t_{ij}}$ 直接等效为 h_j 在 x' 轴方向的速度 $\mathbf{v}_{x'j}$ 和 y' 轴方向速度 $\mathbf{v}_{y'j}$, 则存在关系 $\mathbf{v}_{x'j} = \mathbf{f}_{ab_j}$, $\mathbf{v}_{y'j} = \mathbf{f}_{t_{ij}}$, $\mathbf{v}_{x'y'j} = \mathbf{v}_{x'j} + \mathbf{v}_{y'j}$, 如图 3 所示.

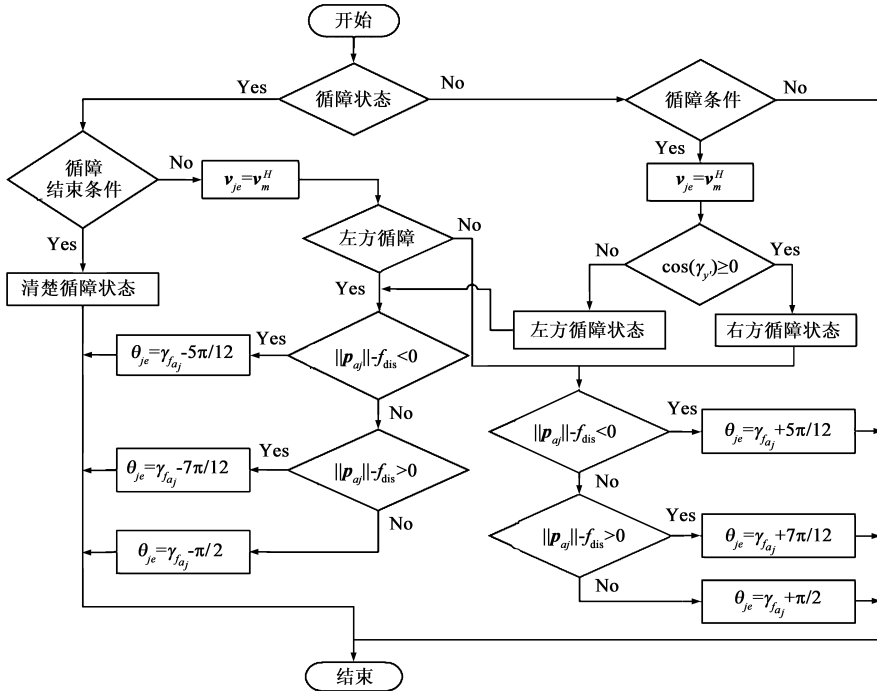


图3 机器人循障算法流程图

群体围捕行为中个体受力可抽象为 SVF-model, 将其个体受力分解为 x' 轴方向上的个体间斥力和 y' 轴方向上的引力/斥力, 计算公式简单, 物理含义明确, 模型简单直观, 只需要对两最近邻和目标进行简单的力学分析就可以得出需求的运动方向和速度大小. 然而 LP-rule 将 16 种不同围捕运动情况的松散空间指向都分别确定之后再建立统一的规则. 另外, 基于 LP-rule 的更高级自组织行为需要更加复杂的规则来实现, 而基于 SVF-model 可以通过简单的矢量相加来实现.

3.2 基于简化虚拟受力模型的个体控制输入设计

设 θ_{je} 是期望运动方向, t_{nj} 是 h_j 转至期望运动方向 θ_{je} 所需时间, Γ 是运行周期, 未知复杂环境中围捕时各机器人 h_j 即式(1)的运动控制输入为:

当 $\Gamma \leq t_{nj}$ 时,

$$\begin{cases} \dot{\omega}_j(t) = \omega_{am}^H(\omega_m^H > \omega_j(t)), & k\Gamma < t \leq (k+1)\Gamma \\ v_j(t) = 0, & k\Gamma < t \leq (k+1)\Gamma \end{cases} \quad (10)$$

即机器人只进行转向.

当 $\Gamma > t_{nj}$ 时,

$$\begin{cases} \dot{\omega}_j(t) = \omega_{am}^H(\omega_m^H > \omega_j(t)), & k\Gamma < t \leq k\Gamma + t_{nj} \\ v_j(t) = 0, & k\Gamma < t \leq k\Gamma + t_{nj} \\ \dot{v}_j(t) = a_m^H(|v_{jf}| > |v_j(t)|), & k\Gamma + t_{nj} < t \leq (k+1)\Gamma \\ \omega_j(t) = 0, & k\Gamma + t_{nj} < t \leq (k+1)\Gamma \end{cases} \quad (11)$$

此时, 机器人的运动策略是先转至期望运动方向 θ_{je} 再根据实际可达速度 v_{jf} 运动. 设简化虚拟受力模型中 $\|\mathbf{p}_{aj}\| < \|\mathbf{p}_{bj}\|$, f_{dis} 为循障运动时与 a_j 之间的距离, 按机器人循障算法流程图(图 3)确定 h_j 整体期望速度 \mathbf{v}_{je} 和 θ_{je} , 从而避开非凸障碍物和较难避开的凸障碍物, 其中循障条件是 a_j 、 b_j 均为障碍物和 $\|\mathbf{p}_{aj}\| < \|\mathbf{p}_{bj}\| < 1.5$ 且 $\|\mathbf{p}_{ab}\| < 2$, 循障结束条件是 $\cos(\text{dagl}(\gamma_{f_{aj}} - \gamma_{x'})) > 0$ 且 $\cos(\text{dagl}(\gamma_{f_{b_j}} - \gamma_{x'})) > 0$. 注意循障过程中的最近邻 a_j 有可能是机器人及各种障碍物.

如果处于非循障状态并且不满足循障条件或已结束循障状态,则 v_{je}, θ_{je} 按式(12)来确定:

$$v_{je} = v'_{t_1} + v_{x'y_j}, \theta_{je} = \text{angle}(v_{je}) \quad (12)$$

无论是否处于循障状态, t_{nj} 和 v_{jf} 都按下式计算:

$$\begin{aligned} t_{nj1} &= \omega_m^H / \omega_{am}^H \\ t_{nj2} &= [|\theta_{je} - \theta_{j\text{bef}}| - \omega_{am}^H \cdot (t_{nj1})^2 / 2] / \omega_m^H \\ t_{nj} &= (t_{nj1} + t_{nj2}) (|\theta_{je} - \theta_{j\text{bef}}| \geq \omega_{am}^H \cdot (t_{nj1})^2 / 2) \\ &\quad + \sqrt{2|\theta_{je} - \theta_{j\text{bef}}| / \omega_{am}^H} \\ &\quad \times (|\theta_{je} - \theta_{j\text{bef}}| < \omega_{am}^H \cdot (t_{nj1})^2 / 2) \\ \Gamma_{ntj} &= \Gamma - t_{nj} \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} v_{jc} &= (\Gamma_{ntj} - \sqrt{\Gamma_{ntj}^2 - 2v_{je}\Gamma/a_m^H}) a_m^H \\ &\quad \times (\Gamma_{ntj}^2 \geq 2v_{je}\Gamma/a_m^H) \\ &\quad + v_m^H (\Gamma_{ntj}^2 < 2v_{je}\Gamma/a_m^H) \\ v_{jf} &= v_{jc} (v_{jc} \leq v_m^H) + v_m^H (v_{jc} > v_m^H) \end{aligned} \quad (14)$$

以上公式中不含有时间的函数均是指 $k\Gamma$ 时刻的计算量且在 $[k\Gamma, (k+1)\Gamma]$ 上保持不变,其中 θ_{je} 和 $\theta_{j\text{bef}}$ 分别是下一步期望的运动方向和上一步的运动方向, t_{nj} 是计算按 ω_{am}^H 和 ω_m^H 进行转向所需时间, t_{nj1} 是按 ω_{am}^H 加速至 ω_m^H 所需时间, t_{nj2} 是由达到 ω_m^H 后至转向 θ_{je} 所需时间, v'_{t_1} 是机器人对目标的感知速度, v_{je} 是机器人 h_j 围捕过程中的期望速度矢量, v_{jc} 是按 v_{je} 进行了补偿的速度。

3.3 围捕算法步骤

根据 2.2 节构建的围捕环境和由式(7)构建的围捕目标 t_1 的运动数学方程,基于简化虚拟受力模型的群机器人围捕算法流程图如图 4 所示。

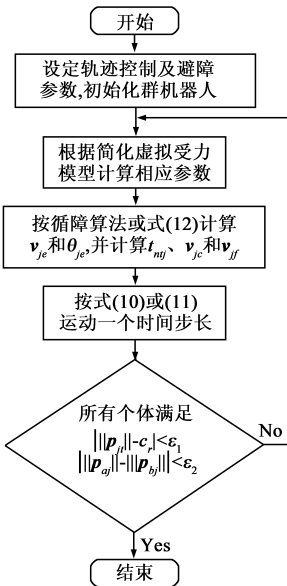


图4 群机器人围捕算法流程图

3.4 稳定性分析

本文借鉴文献[12]所用稳定性分析方法.为了推导算法在不满足循障条件的环境中收敛时所满足的条件,系统偏差分解为目标距离偏差 $\delta_{j'} = \|p_{j_1}\| - c_r$ [12] 和两最近邻机器人距离偏差 $\delta_{jabx'} = (s_{fajx'} \|p_{aj}\| + s_{fbjx'} \|p_{bj}\| + d_{jo})/2$, 其中 $s_{fajx'} = \text{sign}(-\cos(\gamma_{fajx'}))$, $s_{fbjx'} = \text{sign}(-\cos(\gamma_{fbjx'}))$, $\text{sign}(\cdot)$ 为符号判断函数, $d_{jo} = -s_{fajx'} \|p_{ajox'}\| - s_{fbjx'} \|p_{bjox'}\|$, $\|p_{bjox'}\|$ 和 $\|p_{ajox'}\|$ 是 h_j 在以 b_j 和 a_j 为左右两最近邻时受力平衡点 h_{jo} 到 b_j 和 a_j 之间的距离, 如果以 h_j 左边近邻为 b_j , h_j 右边近邻为 a_j , $\|p_{bjox'}\|$ 和 $\|p_{ajox'}\|$ 满足有效围捕圆周上三角形角边之间的关系即如式(15)并具有唯一解:

$$\begin{cases} \|p_{bjox'}\| = 2c_r \cos(\gamma_{fbjox'} + \pi - \pi/2) \\ \|p_{ajox'}\| = 2c_r \cos(\pi/2 - (\gamma_{fajox'} + \pi)) \\ \|p_{ab}\| = 2c_r \sin[(1/2)[\pi - 2(\gamma_{fbjox'} + \pi - \pi/2) + \pi - 2(\pi/2 - (\gamma_{fajox'} + \pi))]] \\ d_1[-0.75 - (\cos(\gamma_{fajox'}) + 0.5)^2] / (\|p_{ajox'}\| / a_{dis}^{k'})^{d_2'} \\ = d_1[0.75 + (\cos(\gamma_{fbjox'}) - 0.5)^2] / (\|p_{bjox'}\| / a_{dis}^{k''})^{d_2''} \\ \|p_{ab}\| = \|(x_{aj} - x_{bj}) + i(y_{aj} - y_{bj})\| \end{cases} \quad (15)$$

其中 $\gamma_{fbjox'}$, $\gamma_{fajox'}$ 分别是 h_{jo} 受到 b_j , a_j 的斥力到以 h_{jo} 为原点的 x' 轴的方向角, $k' = 1, 2, 3$; $k'' = 1, 2, 3$. 当 $\delta_{j'} = 0$, $\delta_{jabx'} = 0$ ($j = 1, 2, \dots, m$) 时, 围捕理想队形形成. 因此, 获取自组织围捕系统的稳定性条件, 只需要推导 $\delta_{j'} \rightarrow 0$, $\delta_{jabx'} \rightarrow 0$ ($j = 1, 2, \dots, m$) 时系统所需要满足的条件。

将上述系统偏差定义离散化得:

$$\begin{aligned} \delta_{j'}(k) &= \|p_{j_1}(k)\| - c_r, j = 1, 2, \dots, m, \\ \delta_{jabx'}(k) &= (s_{fajx'}(k) \|p_{aj}(k)\| + s_{fbjx'}(k) \|p_{bj}(k)\| \\ &\quad + d_{jo}(k))/2, j = 1, 2, \dots, m. \end{aligned}$$

其中

$$\begin{aligned} s_{fajx'}(k) &= \text{sign}(-\cos(\gamma_{fajx'}(k))), \\ s_{fbjx'}(k) &= \text{sign}(-\cos(\gamma_{fbjx'}(k))), \\ d_{jo}(k) &= -s_{fajx'}(k) \|p_{ajox'}(k)\| - s_{fbjx'}(k) \|p_{bjox'}(k)\|. \end{aligned}$$

令动态扰动 $v_{t_1} \equiv 0$, 基于简化虚拟受力模型, 在不考虑机器人本身物理限制条件下 (如角速度和线速度等的约束), 每一步按期望的速度和方向来运动, $v_{y'j}$ 和 $v_{x'j}$ 的离散化形式 $v_{y'j}(k)$, $v_{x'j}(k)$ 分别是:

$$v_{y'j}(k) = f_{t,j}(k) = c_1 (\|p_{j_1}(k)\| - c_r) + c_2 (n < l) \quad (16)$$

$$\begin{aligned} v_{x'j}(k) &= f_{ab_j}(k) = f_{a_j}(\|p_{aj}(k)\|) \cdot \varphi_{a_jx'}(k) \\ &\quad + f_{b_j}(\|p_{bj}(k)\|) \cdot \varphi_{b_jx'}(k) \end{aligned} \quad (17)$$

其中, $\varphi_{a_jx'}(k) = \varphi(\cos(\gamma_{f_jx'}(k)))$, $\varphi_{b_jx'}(k) = \varphi(\cos(\gamma_{f_jx'}(k)))$

(k)). 因此得到个体的自主运动偏差方程:

$$\delta_{jy'}(k+1) = \delta_{jy'}(k) - v_{y'j}(k)\Gamma \quad (18)$$

$$\delta_{jxbx'}(k+1) = \delta_{jxbx'}(k) - v_{x'j}(k)\Gamma \quad (19)$$

定理 1 在不满足循障条件的障碍物环境中, 如果所有机器人满足 $0 < c_1\Gamma < 2$ 和式(18), 则系统原点平衡状态即 $\Delta_{y'}(k) = (\delta_{1y'}, \delta_{2y'}, \dots, \delta_{my'})^T = 0$ 为大范围渐近稳定.

证明 将式(16)代入式(18), 有:

$$\delta_{jy'}(k+1) = \delta_{jy'}(k) - (c_1(\|\mathbf{p}_{j_1}(k)\| - c_r) + c_2(n < l))\Gamma \quad (20)$$

当 $n \geq l$ 时, 式(20)成为:

$$\begin{aligned} \delta_{jy'}(k+1) &= \delta_{jy'}(k) - (c_1(\|\mathbf{p}_{j_1}(k)\| - c_r))\Gamma \\ &= \delta_{jy'}(k)(1 - c_1\Gamma) \end{aligned} \quad (21)$$

取 Lyapunov 函数 $V_{y'}(\Delta_{y'}(k)) = \sum_{j=1}^m |\delta_{jy'}(k)|$, 易知 $V_{y'}(\Delta_{y'}(k))$ 正定, 且 $V_{y'}(0) = 0$. 进而, 有:

$$\Delta V_{y'}(\Delta_{y'}(k)) = V_{y'}(\Delta_{y'}(k+1)) - V_{y'}(\Delta_{y'}(k)) \leq -(1 - (1 - c_1\Gamma)) \sum_{j=1}^m |\delta_{jy'}(k)|$$

$\Delta V_{y'}(\Delta_{y'}(k))$ 为负定时需满足 $0 < c_1\Gamma < 2$. 另外当 $\|\Delta_{y'}(k)\| \rightarrow \infty$, $V_{y'}(\Delta_{y'}(k)) \rightarrow \infty$. 因此根据离散系统 Lyapunov 稳定性定理得: 系统原点平衡状态 $\Delta_{y'}(k) = 0$ 为大范围渐近稳定, 而 $0 < c_1\Gamma < 2$ 是原点平衡状态为大范围渐近稳定的一个充分条件, 定理得证.

由定理 1 可知群体中所有机器人最终将收敛到以目标为中心, c_r 为半径的圆周上, 如果要实现均匀分布, 还要考虑当 $|\|\mathbf{p}_{j_1}(k)\| - c_r| < \varepsilon_1$, ($j = 1, 2, \dots, m$) 时 $\delta_{jxbx'}(k)$ 即式(19)的收敛性. 此外, 由定理 1 所给出系统原点平衡状态 $\Delta_{y'}(k) = 0$ 的稳定性分析结论同样适用于无障碍物环境, 原因是在简化虚拟受力模型中无论是否有障碍物都不影响个体受到目标引力/斥力的大小, 因此并不影响个体趋向有效围捕圆周的速度, 所以与无障碍物环境下的稳定性分析一致.

定理 2 在不满足循障条件的障碍物环境中, 如果每个机器人满足 $0 < \Gamma d_1\mu < 2$ 和式(19), 则系统原点平衡状态即 $\Delta_{abx'}(k) = (\delta_{1abx'}, \delta_{2abx'}, \dots, \delta_{mabx'})^T = 0$ 为大范围渐近稳定, 其中 $\mu = \max \mu_j(k)$,

$$\begin{aligned} \mu_j(k) &= [\varphi(\cos(\gamma_{f_{jy'}}(k)))/((\|\mathbf{p}_{aj}(k)\|/a_{\text{dis}}^{k'}d_2^k) \\ &\quad + \varphi(\cos(\gamma_{f_{jx'}}(k)))/((\|\mathbf{p}_{bj}(k)\|/a_{\text{dis}}^{k''}d_2^k))] \\ &\quad / \delta_{jxbx'}(k) > 0 (j = 1, \dots, m; n \geq 1, k = 0, 1, \dots, n; \\ &\quad k' = 1, 2, 3; k'' = 1, 2, 3). \end{aligned}$$

证明 将式(17)代入式(19)可得:

$$\begin{aligned} \delta_{jxbx'}(k+1) &= \delta_{jxbx'}(k) - f_{ab_j}(k)\Gamma \\ &= \delta_{jxbx'}(k) - [\varphi(\cos(\gamma_{f_{jx'}}(k)))/((\|\mathbf{p}_{aj}(k)\|/a_{\text{dis}}^{k'}d_2^k) \end{aligned}$$

$$+ \varphi(\cos(\gamma_{f_{jy'}}(k)))/((\|\mathbf{p}_{bj}(k)\|/a_{\text{dis}}^{k''}d_2^k)]\Gamma d_1$$

因为在有效围捕圆周上每一个机器人的 $f_{ab_j}(k)$ ($j = 1, 2, \dots, m$) 为零时, 只有一种受力平衡点, 特别是当每个个体都是以其左右两边机器人为其两最近邻时, $f_{ab_j}(k)$ 总是消除 $\delta_{jxbx'}(k)$ 的存在使全部机器人达到受力平衡, $f_{ab_j}(k)$ 与 $\delta_{jxbx'}(k)$ 符号一致, 因 $d_1 > 0$, 所以

$$\begin{aligned} &[\varphi(\cos(\gamma_{f_{jy'}}(k)))/((\|\mathbf{p}_{aj}(k)\|/a_{\text{dis}}^{k'}d_2^k) \\ &\quad + \varphi(\cos(\gamma_{f_{jx'}}(k)))/((\|\mathbf{p}_{bj}(k)\|/a_{\text{dis}}^{k''}d_2^k))] \\ &\text{与 } \delta_{jxbx'}(k) \text{ 符号一致, 因此可以将上式写成:} \\ \delta_{jxbx'}(k+1) &= \delta_{jxbx'}(k) - \Gamma d_1 \mu_j(k) \delta_{jxbx'}(k) \\ &= \delta_{jxbx'}(k)(1 - \Gamma d_1 \mu_j(k)) \end{aligned} \quad (22)$$

其中, $\mu_j(k)$ 计算如下:

$$\begin{aligned} \mu_j(k) &= [\varphi(\cos(\gamma_{f_{jy'}}(k)))/((\|\mathbf{p}_{aj}(k)\|/a_{\text{dis}}^{k'}d_2^k) \\ &\quad + \varphi(\cos(\gamma_{f_{jx'}}(k)))/((\|\mathbf{p}_{bj}(k)\|/a_{\text{dis}}^{k''}d_2^k))] \\ &\quad / \delta_{jxbx'}(k) > 0 \end{aligned}$$

$$\text{构造 Lyapunov 函数 } V_{abx'}(\Delta_{abx'}(k)) = \sum_{j=1}^m |\delta_{jxbx'}(k)|.$$

易知, 当 $\Delta_{abx'}(k) \neq 0$, $V_{abx'}(\Delta_{abx'}(k)) > 0$ 即其为正定. 进而, 有:

$$\begin{aligned} \Delta V_{abx'}(\Delta_{abx'}(k)) &= V_{abx'}(\Delta_{abx'}(k+1)) - V_{abx'}(\Delta_{abx'}(k)) \\ &= \sum_{j=1}^m |\delta_{jxbx'}(k)(1 - \Gamma d_1 \max \mu_j(k))| \\ &\quad - \sum_{j=1}^m |\delta_{jxbx'}(k)| \\ &\leq -(1 - (1 - \Gamma d_1 \mu)) \sum_{j=1}^m |\delta_{jxbx'}(k)| \end{aligned}$$

其中, 假设 μ 在 n_1 步出现最大值, 即 $\mu = \max \mu_j(k)$ ($j = 1, 2, \dots, m; k = 0, 1, \dots, n_1$), 如果到 n_1 步不是 μ 的最大值, 则最迟在 $n_1 + q$ 步得到 μ 的最大值. 令 $n = n_1 + q$, 有 $\mu = \max \mu_j(k)$ ($j = 1, 2, \dots, m; k = 0, 1, \dots, n$). $\Delta V_{abx'}(\Delta_{abx'}(k))$ 为负定需要满足 $0 < \Gamma d_1 \mu < 2$. 另外当 $\|\Delta_{abx'}(k)\| \rightarrow \infty$, $V_{abx'}(\Delta_{abx'}(k)) \rightarrow \infty$. 由离散系统 Lyapunov 稳定性定理得: 原点平衡状态 $\Delta_{abx'}(k) = 0$ 为大范围渐近稳定, 而 $0 < \Gamma d_1 \mu < 2$ 是原点平衡状态为大范围渐近稳定的一个充分条件, 定理得证.

因此, 在不满足循障条件的障碍物环境中目标静止时, 同时满足定理 1 和定理 2, 即 $0 < \Gamma < \min(2/c_1, 2/(d_1\mu))$, 虽然由于实际物理系统(比如速度和加速度)的限制会使收敛速度变慢, 但在有限时间内可使围捕机器人以一定精度收敛在有效围捕圆周上且呈受力平衡的围捕队形, 即不一定呈均匀分布, 但系统是稳定的. 一般情况下 $a_{\text{dis}}^2, a_{\text{dis}}^3, d_2^2$ 和 d_2^3 分别大于 a_{dis}^1 和 d_2^1 , 这样作有利于机器人远离不产生协调运动的障碍物, 尽量避免相撞以致损坏. 特别地, 这里给出了系统不稳定

时参数调节方法,即减小 c_1 , d_1 或 Γ 等.而且,对于实际的围捕实验物理系统,也可以根据这个条件来自适应改变参数取值使振荡的系统变得稳定.另外,如果 $a_{\text{dis}}^1 = a_{\text{dis}}^2 = a_{\text{dis}}^3$ 并且 $d_1^2 = d_2^2 = d_3^2$ 或者在无障碍物环境中,则 $\|p_{ajox}(k)\| = \|p_{bjox}(k)\|$, $d_{jo}(k) = 0$, 定理 2 的结果则变为定理 3 的形式,即为如下所描述.

定理 3 在不满足循障条件并且 $a_{\text{dis}}^1 = a_{\text{dis}}^2 = a_{\text{dis}}^3$, $d_1^2 = d_2^2 = d_3^2$ 或无障碍物环境下,如果所有机器人满足式(19)并且 $0 < \Gamma d_1(a_{\text{dis}}^1)^{d_1'} < 2$, 则系统原点平衡状态即 $\Delta_{abx}(k) = (\delta_{1abx}, \delta_{2abx}, \dots, \delta_{maxbx})^T = 0$ 为大范围渐近稳定,其中

$$\mu' = \max \mu_j'(k),$$

$$\mu_j'(k) = [\varphi(\cos(\gamma_{f_{jx'}}(k)))/(\|p_{aj}(k)\|^{d_1'}) + \varphi(\cos(\gamma_{f_{jy'}}(k)))/(\|p_{bj}(k)\|^{d_2'})]/\delta_{jabx}(k) > 0$$

$$(j = 1, \dots, m; n' \geq 1, k = 0, 1, \dots, n').$$

由于定理 3 的推导过程与定理 2 相似,这里省去.上面是对于静止目标稳定性分析,而对于运动中的目标,要形成受力平衡的围捕队形, Γ 的一个下限是每一步运动的时间足够使个体旋转 180° 而且还可以达到相当于猎物 v_ω^T 以上的速度运动一个时间步长的速度(但是不超过 v_m^H),即在式(13)和式(14)中满足:

$$\begin{cases} t_{n1} = t_{n1} + t_{n2} \\ t_{n1} = \omega_m^H / \omega_{am}^H \\ t_{n2} = [\pi - \omega_{am}^H \cdot t_{n1}^2 / 2] / \omega_m^H \\ \Gamma_{int}^2 - 2v_\omega^T \Gamma / a_m^H > 0 \\ (\Gamma_{int} - \sqrt{\Gamma_{int}^2 - 2v_\omega^T \Gamma / a_m^H}) \cdot a_m^H \leq v_m^H \end{cases} \quad (23)$$

经求解可得 $\Gamma > \max(t_{mit}, t_{mahv})$, 其中

$$t_{mit} = (t_{nt} + v_\omega^T / a_m^H) + \sqrt{2v_\omega^T t_{nt} / a_m^H + (v_\omega^T / a_m^H)^2},$$

表 1 围捕系统参数值

参数	c_1	c_2	d_1	l	c_r	p_r^T	s_r^H	s_r^T	ρ_h	ρ_t	ε_1	ε_2	v_ω^T	v_m^T	v_m^H	a_m^H	ω_m^H	ω_{am}^H
数值	0.9	2.9	4.5	10	6.5	4.6	20	8.5	2.8	6	0.009	0.4	0.3	1.5	1.5	30	7.0	170

表 2 围捕机器人避障/避障参数值

参数	a_{dis}^1	a_{dis}^2	a_{dis}^3	d_1^1	d_2^2	d_3^3	f_{dis}
数值	1.2	2	$15\Gamma v_\omega^U$	1	1.8	1.8	2

表 3 目标和动态障碍物避障参数值

参数	a_r^S	a_r^U	d_3	d_4	ρ_s	ρ_u
数值	1.3	$15\Gamma v_\omega^U$	2.2	2.2	6.5	6.5

4.1 无障碍物环境下仿真与分析

第一个仿真环境中无障碍物.表 4 为群机器人初始位置.本仿真中 Γ 为 0.5, 小于根据系统参数表 1 和式(25)所计算的 Γ 下限值 0.7416, 因为猎物并不是每步都转向,所以也可以成功围捕.

$$t_{mahv} = (2t_{nt}v_m^H + (v_m^H)^2/a_m^H)/(2(v_m^H - v_\omega^T)),$$

与上述定理 1 和定理 2 结合即不满足循障条件的障碍物环境中目标静止时间步长限制 $0 < \Gamma < \min(2/c_1, 2/(d_1\mu))$, 可得动态目标以 v_ω^T 逃逸被成功围捕的一个充分条件为:

$$\max(t_{mit}, t_{mahv}) < \Gamma < \min(2/c_1, 2/(d_1\mu)) \quad (24)$$

如果式(23)与定理 1、定理 3 结合,可得动态目标以 v_ω^T 逃逸被成功围捕的另一个特例的充分条件为:

$$\max(t_{mit}, t_{mahv}) < \Gamma < \min(2/c_1, 2/(d_1(a_{\text{dis}}^1)^{d_1'})) \quad (25)$$

由于猎物在实际逃逸过程中并不是每一步都转 180° , 个体也不需要每步都转动 180° , 因此对于多数实例 Γ 在小于式(24)或(25)所给定的下限时也可以成功围捕.此外,对于满足循障条件的障碍物环境中系统的稳定性分析,需指出只要循障机器人可以保持对目标位置的即时更新(可以通过自己感知或同伴的通讯来获得目标的即时位置),就可以安全避开非凸障碍物,之后只要机器人时间步长 Γ 满足式(24)或(25),则系统同样是稳定的.退一步讲,对于循障机器人如果失去了对目标的感知或同伴的通讯来感知目标位置而走失了,如果走失个数较少,因为群机器人一般是比较多的,也不会影响系统的稳定性,这也体现群机器人系统良好的鲁棒性.

4 仿真

为了与文献[12]作对比分析,本节分别考虑无障碍物环境下和未知复杂环境下群机器人对于 2.2 节构建的目标进行围捕.系统参数设置如表 1 如示,表 2 是机器人避障/避障参数值,表 3 是目标和动态障碍物避障参数值.

4.1.1 仿真结果

群机器人围捕仿真轨迹如图 5 所示,其中虚线圆周代表有效围捕圆周,实线圆周内部代表猎物势域.如图 5(d) 中的 h_{12} 和 h_5 即基于 SVF-model 同样可以涌现出 Leader. SVF-model 处理了两最近邻在目标方向上时的特殊情况,如图 5(a)中 h_1 、 h_2 和 h_4 所示,而 LP-rule 没有处理.

具体围捕过程是,图 5(a)中,初始位置猎物势域内机器人的合势小,猎物与 h_8 进行对抗,其方向为势角反向,2 步后机器人合势大于其势,因此其按势角方向准备逃离,如图 5(b)所示;图 5(c)中,猎物加速至 v_m^T 逃离,群机器人加速追赶,在 $l = 10$ 步(式(2)中所示, l 步后第二项消失)后,集体向猎物势域外运动,13 步时,猎物威胁解除,准备

减速逃离.图 5(d)中,猎物减速至 v_w^T 逃离,机器人以大于猎物速度包抄了猎物.图 5(e)中机器人在有效围捕圆周上成功包围了猎物,之后,围捕队形与猎物的运动保持一致,达到理想状态,如图 5(f)所示.

表 4 仿真 1 中群机器人初始位置坐标

	t_1	h_1	h_2	h_3	h_4	h_5	h_6	h_7	h_8	h_9	h_{10}	h_{11}	h_{12}
X	-3.0	-11.0	-12.0	-2.05	-13.0	2.5	0.1	-2.1	-4.1	-3.1	-0.6	-5.4	-7.1
Y	2.0	-6.0	-7.0	-4.6	-8.0	-0.8	-1.8	-6.4	-1.5	-3.6	-3.1	-4.2	-2.9

4.1.2 偏差收敛分析

(1)目标距离偏差分析

图 6 中,围捕机器人在有效围捕圆周内外运动更符合实际情况,而文献[12]中始终只是在收敛圆域外运动.具体的收敛过程是,初始时猎物与群机器人进行对

抗,群体迅速靠近猎物;随着猎物在 3-11 步的加速逃离,机器人快速跟上,其距离除 h_3 、 h_7 、 h_8 和 h_{10} 外又逐渐减小;之后猎物以 v_w^T 逃逸,所有个体趋近于有效围捕圆周上进行追捕,偏差大约在 40 步之后达到稳态,此时所有个体达到猎物的有效围捕圆周上.

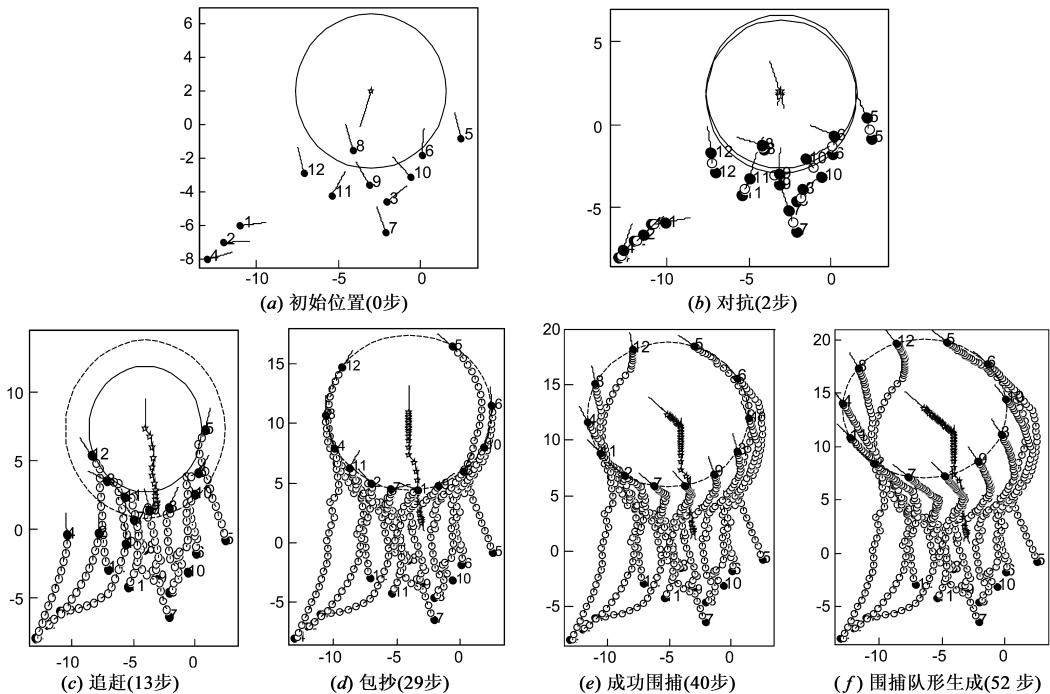


图5 无障碍物环境下群机器人自组织围捕

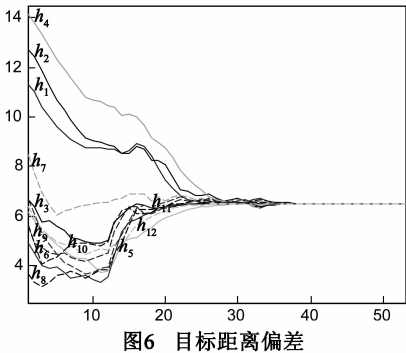


图6 目标距离偏差

(2)近邻对象合力偏差分析

为了体现简化虚拟受力模型的有效性,这里采用 f_{ab_j} 来分析群体达到理想围捕队形过程中的特点.图 7 中, $f_{ab_j} < 0$ 表示 h_j 实际运动方向 $\theta_j(t)$ 向其左边偏转,反

之表示 $\theta_j(t)$ 向其右边偏转.由图 7 可知大约 41 步之后,所有个体的 f_{ab_j} 逼近于零,而涌现出来的 Leaders h_5 和 h_{12} 震荡最小,振荡最剧烈的是相对于 Leaders 最远的 h_1 和 h_7 ,此特点与文献[12]一致.由图 7 可知机器人判定自己是否为 Leader 的条件是偏差值出现一个较大值后近似单调逐步衰减(这与文献[12]正好相反),因此本文中 Leader 涌现时振荡较小.LP-rule 使得文献[12]中当两最近邻同在 S^- 或 S^+ 时, h_j 离两最近邻距离越远,远离时速度越大,领导涌现时振荡较大;距离越近,远离时速度越小,不利于避碰.而基于 SVF-model 的速度设置恰恰相反.

4.2 未知复杂环境下仿真与分析

本小节考虑未知复杂环境,用于测试所提算法的可伸缩性、鲁棒性、灵活性和避障性能.群机器人初始

状态坐标如表 5 所示。 Γ 为 0.78, 大于由系统参数和式 (24) 所计算的 Γ 下限值 0.7416。

仿真轨迹如图 8 所示, 其运动过程及原因整体上与第一个仿真相似. 不同的是本仿真多了驱赶过程 (如图 8(c) 所示), 另外还多了与动态、静态障碍物一起成功围捕, 与动态障碍物一起成功围捕和与静态障碍物一起成功围捕等过程, 如图 8 中的 (e)、(f) 和 (g) 所示。

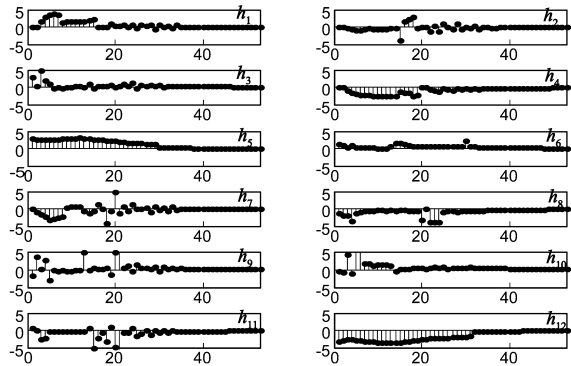


图7 近邻对象合力偏差

仿真中, 基于 SVF-model 的循障算法成功避开非凸障碍物的过程是这样的, 在包抄过程中, h_2 不幸陷入了近似 U 形非凸障碍物中, 但是仍然使自己在目标的有效围捕圆周附近运动, 但随着目标向右上方逃离后, h_2

表 5 仿真 2 中群机器人初始位置坐标

	t_1	h_1	h_2	h_3	h_4	h_5	h_6
X	-3.0	3.5	6.6	-1.1	-4.1	-5.4	-7.1
Y	2.0	-5.5	-2.5	-2.3	-1.5	-6.4	-1.9

离有效围捕圆周越来越远, 而其受到的虚拟力使其在 110 步之时满足了循障条件, 根据此时 $\cos(\gamma_y)$ 值确定了右方循障状态进行循障. 在循障过程中按照循障算法尽可能与最近障碍物保持距离 f_{dis} 并尽可能以最大速度 v_m^H 运动, 因而这里出现加速现象, 然而这里的加速并不异常. 在 128 步时满足循障结束条件后采取围捕控制方法运动, 迅速加入围捕队形中, 如图 8(g) 所示. 而当 h_2 不在围捕队形中时, 剩下的群体仍能自组织围捕目标, 如图 8(f) 所示. 对于较难避开的凸形障碍物同样可以采取循障算法来避障, 对于较易避开的凸形、非凸和动态障碍物, 主要依据式 (4) 避障。

本仿真涌现出了众多 Leaders, 按出现顺序分别是 h_6 、 h_3 、 h_5 和 h_1 , 如图 8 中的 (d)、(e) 和 (f) 所示. 本仿真体现本算法除了与基于 LP-rule 的方法一样具有良好的鲁棒性、可伸缩性以外, 还具有较好的避碰/避障性能和灵活性, 而 LP-rule 没有考虑如何避障. 而且 LP-rule 当机器人为 3 或 4 个时易出现不均匀分布的围捕队形。

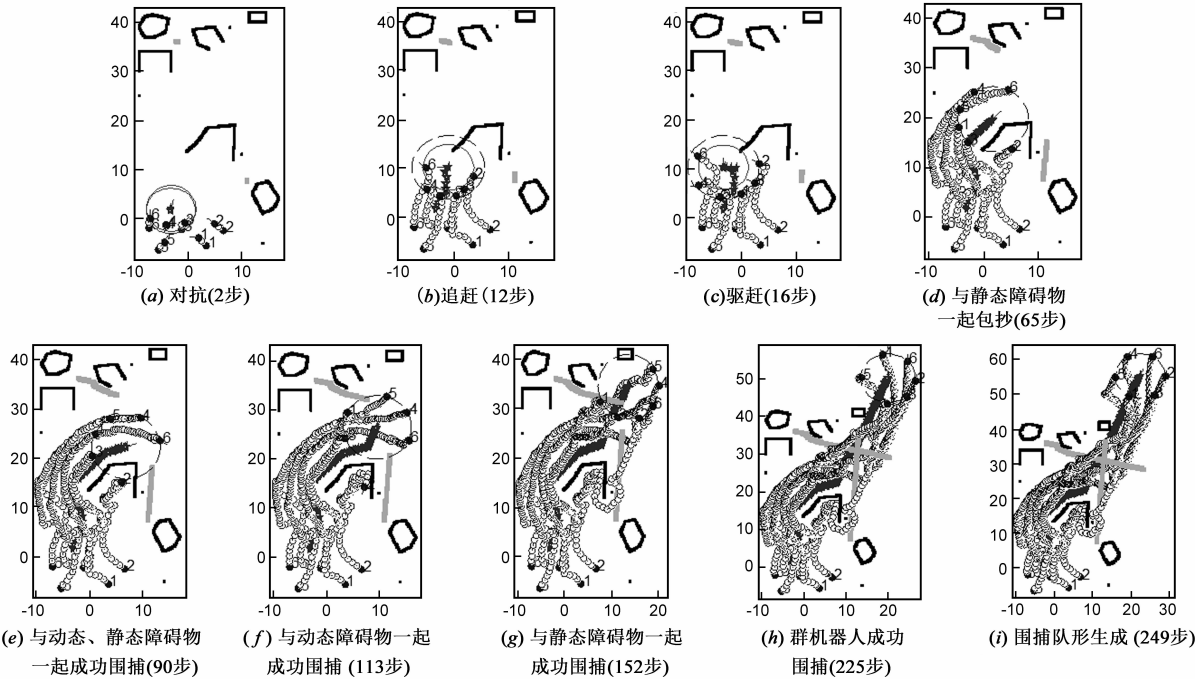


图8 未知复杂环境下群机器人自组织围捕

5 总结

本文研究未知复杂环境下群机器人围捕问题,提出了一种基于简化虚拟受力模型的围捕方法.建立了简单有效的个体虚拟受力模型并基于此模型设计了循障算法,由仿真验证了其避障效果.而且验证了基于简化虚拟受力模型可以使群机器人涌现出期望的群体行为.此外还验证了个体的简化虚拟受力模型使得个体不存在局部极小值问题.

参考文献

- [1] Sahin E. Swarm Robotics: From Sources of Inspiration to Domains of Application [M]. Berlin, Heidelberg: Springer, 2005. 10 – 20.
- [2] Phan T A, Russell R A. A swarm robot methodology for collaborative manipulation of non-identical objects [J]. The International Journal of Robotics Research, 2012, 31(1): 101 – 122.
- [3] 张勇, 巩敦卫, 胡滢, 等. 室内噪声环境下气味源的多机器人微粒群搜索方法 [J]. 电子学报, 2014, 42(1): 70 – 76.
Zhang Yong, Gong Dun-wei, Hu Ying, et al. A PSO-based multi-robot search method for odor source in indoor environment with noise [J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(1): 70 – 76. (in Chinese)
- [4] Brambilla M, Ferrante E, Birattari M, et al. Swarm robotics: A review from the swarm engineering perspective [J]. Swarm Intelligence, 2013, 7(1): 1 – 41.
- [5] Ni J J, Yang S X. Bioinspired neural network for real-time cooperative hunting by multi-robots in unknown environments [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(12): 2062 – 2077.
- [6] 胡俊, 朱庆保. 基于动态预测目标轨迹和围捕点的多机器人围捕算法 [J]. 电子学报, 2011, 39(11): 2480 – 2485.
Hu Jun, Zhu Qing-bao. A multi-robot hunting algorithm based on dynamic prediction for trajectory of the moving target and hunting points [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(11): 2480 – 2485. (in Chinese)
- [7] 李 杰, 潘启树, 周浦城, 等. 未知环境下多机器人协作追捕算法 [J]. 电子学报, 2011, 39(3): 567 – 574.
Li Jun, Pan Qi-shu, Zhou Pu-cheng, et al. Multi-robot cooperative pursuit algorithm for in an unknown environment [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(3): 567-574. (in Chinese)
- [8] Xiong J F, Tan G Z. Virtual forces based approach for target capture with swarm robots [A]. Proceedings of Control and Decision Conference [C]. China: CDC Press, 2009. 642 – 646.
- [9] Pimenta L C A, Pereira G A S, Michael N, et al. Swarm coordination based on smoothed particle hydrodynamics technique [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2013, 29(2): 383 – 399.
- [10] Ghanaatpishe M, Mousavi S M A, Abedini M, et al. Following, surrounding and hunting an escaping target by stochastic

control of swarm in multi-agent systems [A]. Proceedings of the 2nd International Conference on Control, Instrumentation and Automation [C]. Bandung: IEEE, 2011. 576 – 581.

- [11] Cai Z S, Zhao J, Cao J. Formation control and obstacle avoidance for multiple robots subject to wheel-slip [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2012, 9(188): 1 – 15.
- [12] Huang T Y, Chen X B, Xu W B, et al. A self-organizing cooperative hunting by swarm robotic systems based on loose-preference rule [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(1): 57 – 68.
- [13] Wu M, Huang F F, Wang L, et al. A distributed multi-robot cooperative hunting algorithm based on limit-cycle [A]. Proceedings of International Asia Conference on Automation and Robotics in Informatics in Control [C]. Bangkok: IEEE, 2009. 156 – 160.
- [14] Thrun S, Burgard W, Fox D. Probabilistic Robotics [M]. Cambridge, Massachusetts, United States: MIT Press, 2005. 91 – 119
- [15] Xu W B, Chen X B, Zhao J, et al. A decentralized method using artificial moments for multi-robot path-planning [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2013, 10(24): 1 – 12.
- [16] Muro C, Escobedo R, Spector L, et al. Wolf-pack (Canis lupus) hunting strategies emerge from simple rules in computational simulations [J]. Behavioural Processes, 2011, 88(3): 192 – 197.
- [17] 蔡自兴, 肖正, 于金霞. 基于激光雷达的动态障碍物实时检测 [J]. 控制工程, 2008, 15(2): 200 – 203.
Cai Zi-xing, Xiao Zheng, Yu Jin-xia. Real-time detection of dynamic obstacles based on laser radar [J]. Control Engineering of China, 2008, 15(2): 200 – 203. (in Chinese)

作者简介



张红强 男, 1979 年 2 月出生, 河南延津人, 讲师. 2001 年和 2004 年分别获得湖南科技大学学士学位和湖南大学硕士学位, 其后在湖南科技大学从事教学工作, 2011 年进入湖南大学攻读博士学位. 从事群机器人系统、群体智能、优化与智能控制的有关研究.

E-mail: hongniuk@qq.com



章 兢 男, 1957 年 1 月出生, 湖南韶山人, 教授、博士生导师. 1982 年、1984 年和 1997 年分别获得湖南大学学士、硕士和博士学位. 现为湖南大学教授, 获国家科技进步奖二等奖 1 项, 出版专著 4 部, 从事智能控制理论与应用、复杂系统工业控制、节能减排管控一体化、智能系统的有关研究.

E-mail: zhangj@hnu.cn