

感知范围受限的群机器人自主围捕算法

罗家祥, 许博喆, 刘海明[†], 蔡 鹤, 高焕丽, 姚瞻楠

(华南理工大学 自动化科学与工程学院, 广东 广州 510640)

摘要: 针对在有障碍物场地中感知范围受限的群机器人协同围捕问题, 本文首先给出了机器人个体、障碍物、目标的模型, 并用数学形式对围捕任务进行描述, 在此基础上提出了机器人个体基于简化虚拟速度和基于航向避障的自主围捕控制律. 基于简化虚拟速度模型的控制律使得机器人能自主地围捕目标同时保持与同伴的距离避免互撞; 基于航向的避障方法提升了个体的避障效率, 避免斥力避障方法导致的死锁问题. 其次本文证明了在该控制律下系统的稳定性. 仿真结果表明, 该算法在有效围捕目标的同时能够高效地避开障碍物, 具有对复杂环境的适应性. 最后本文分析了与其他方法相比该算法的优点.

关键词: 集群智能; 自主机器人; 简化虚拟速度模型; 避障

引用格式: 罗家祥, 许博喆, 刘海明, 等. 感知范围受限的群机器人自主围捕算法. 控制理论与应用, 2021, 38(7): 933 – 946

DOI: 10.7641/CTA.2021.00715

Autonomous hunting algorithm for swarm robots subject to limited sensing range

LUO Jia-xiang, XU Bo-zhe, LIU Hai-ming[†], CAI He, GAO Huan-li, YAO Zhan-nan

(College of Automation Science and Technology, South China University of Technology, Guangzhou Guangdong 510640, China)

Abstract: In order to solve the problem of cooperative hunting by swarm robots subject to limited perception range in an environment with obstacles, this paper firstly gives the models of the robots, obstacles, and targets, and describes the task in mathematical form. On this basis, an autonomous hunting control law based on simplified virtual velocity and heading based obstacle avoidance of robots is proposed. The control law based on the simplified virtual velocity model allows the robots to autonomously hunt the target and keep the distance with companions to avoid collision; heading-based obstacle avoidance improves the efficiency of individual obstacle avoidance, and avoids the deadlock problem caused by the repulsive obstacle avoidance method. In addition, this paper proves the stability of the system under this control law. The simulations show that this algorithm can efficiently avoid obstacles while effectively rounding up targets, adapted to complex environments. Finally, this paper analyzes the advantages of this algorithm compared to other methods.

Key words: swarm intelligence; autonomous robots; simplified virtual velocity model; collision avoidance

Citation: LUO Jiaxiang, XU Bozhe, LIU Haiming, et al. Autonomous hunting algorithm for swarm robots subject to limited sensing range. *Control Theory & Applications*, 2021, 38(7): 933 – 946

1 引言

在生物界中, 狼的个体力量并不强大, 然而狼群作为一个群体却是优秀的狩猎者. 狼群的合作狩猎过程^[1-3]充分体现了在个体自主决策前提下协同围捕对于集群的意义, 引起了广泛的关注. 因此, 群机器人围捕问题也成为了当前机器人相关研究的热点.

近几十年来, 群机器人围捕问题得到了持续的研究^[4-10], 代表性工作如下. Yamaguchi^[11-13]通过设计

一种反馈控制律来控制群机器人对目标形成围捕队形. 为使机器人在形成围捕队形的同时能自主地避免互撞; LIANG Zeng等人^[14]设计了基于人工物理力的围捕方法, 目标对机器人个体产生吸引力, 其他同伴对机器人个体产生斥力, 在人工力的作用下机器人群完成围捕; 黄天云等人^[15]通过建立基于松散偏好的运动规则来促使个体自主选择正确的路径组成同伴间保持一定距离避免互撞的围捕队形; 张红强等人^[16-18]

收稿日期: 2020-10-15; 录用日期: 2021-03-05.

[†]通信作者. E-mail: hmlu@scut.edu.cn; Tel.: +86 20-87114489-5.

本文责任编辑: 董希旺.

广东省科技厅基金项目(2020A1515011508, 2017A040405025), 中央高校基本科研业务费专项资金项目(2019MS140)资助.

Supported by the Department of Science and Technology of Guangdong Province (2020A1515011508, 2017A040405025) and the Fundamental Research Funds for Central Universities (2019MS140).

提出了基于简化虚拟受力模型的循障和围捕方法,使群机器人在未知复杂环境下能保持兼顾围捕和避障的队形;RU Xinfeng等人^[19]将估计目标信息、个体间通信等实际因素考虑进来,采用多假设跟踪法从复杂环境中获取对目标位置和速度的估计,然后基于系统共识理论和多智能体通信拓扑的控制算法设计,形成并维持队形围捕动态目标;针对多目标的情况,CHEN Mingzhi等人^[20]结合Glasius启发式神经网络和置信函数方法为狩猎机器人进行路径规划,并提出一种用于建立动态狩猎联盟的时间竞争机制实现多目标的任务分配。另外,曹志强等人^[21-29]针对未知环境下的围捕任务提出了由搜索、绕障和围捕3个状态组成的状态转移模型,通过不同条件下状态间的转移来完成围捕任务。

然而,这些模型都有不足之处。Yamaguchi的方法^[11-13]需要始终将机器人间的关系确定为一张强连接图,即群机器人的队形序次是固定的,这样虽能确保队形稳定,但降低了群机器人执行围捕任务的灵活性和鲁棒性;LIANG Zeng等人的基于人工物理力围捕方法^[14]和张红强等人的基于简化虚拟受力模型^[16-18]的围捕方法对机器人个体的感知范围都没有限制。此外,LIANG Zeng等人的基于人工物理力围捕方法^[14]、黄天云等人的基于松散偏好规则的模型^[15]以及RU Xinfeng等人的联合跟踪与搜寻算法^[19]没有考虑个体避障;张红强等人的基于简化虚拟受力模型^[16-18]的避障方式是在判断障碍物为非凸障碍物或凸障碍物后给出相应的前进方向偏转角,让个体在原地旋转到期望角度后再继续运动,避障的效率不高;CHEN Mingzhi等人采用的路径规划方法^[20]需要地图信息来建立栅格化地图,选择网络激活值最大点作为下一步目标;曹志强等人的状态转移模型^[21-29]依赖于个体上数量较多的均匀排列的传感器来确定目标或同伴所在的方向。

上述模型都不能完全解决机器人个体感知范围受限、不具有避障能力或避障效率低、地图信息未知、无法使用集中控制器等问题。针对群机器人围捕过程中存在的上述难题,本文依据群机器人自主围捕任务的要求和自主决策机器人的运动特性,为感知范围受限的个体设计了基于简化虚拟速度的围捕和基于航向的避障控制律。

本文所提出方法的贡献主要有以下3点:

1) 在本文设计的控制律下,群机器人能够在没有集中控制器的情况下自主决策完成围捕任务,若群机器人中有一部分机器人出现故障,另一部分机器人仍能完成围捕任务;

2) 本文设计的控制律保证了机器人个体在追击和围捕目标的同时能保持松散的队形避免互撞,且能通过调整速度方向绕过障碍物,避免斥力避障容易出

现的死锁问题;

3) 集群中机器人个体只能利用感知范围内的信息做出决策,本文针对部分个体观察不到目标的情况也做了相应的算法设计,更符合实际情况。

最后,本文通过仿真验证了所提出方法的可行性和有效性,并与其他方法进行了对比分析,相比它们本文提出的控制律能实现更快地围捕。

2 系统模型与任务描述

2.1 模型

本文考虑的系统包含由 $n(n \geq 5)$ 个同质的机器人组成的围捕群,1个被围捕目标, m_1 个移动障碍物, m_2 个固定障碍物。为方便描述,设全局坐标系为 xOy 。

考虑机器人 $R = \{r_i | i = 1, 2, \dots, n\}$,各机器人位置为 $W = \{p_i \in \mathbb{R}^2 | i = 1, 2, \dots, n\}$,其中 $p_i = [x_i \ y_i]^T \in \mathbb{R}^2$ 是第 i 个机器人在 xOy 坐标系中的坐标,机器人个体 r_i 的运动学方程为

$$p_i[t+1] = \begin{pmatrix} x_i[t+1] \\ y_i[t+1] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_i[t] \\ y_i[t] \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} v_{ix}[t] \\ v_{iy}[t] \end{pmatrix}, \quad (1)$$

其中 $v_i[t] = [v_{ix}[t] \ v_{iy}[t]]^T \in \mathbb{R}^2$ 是机器人 r_i 在 t 时刻的速度。机器人个体的速度有边界限制 $\|v_i[t]\| \leq v_{\max}$,其中 $v_{\max}$ 是最大速度。

个体 r_i 的感知半径均为 r_w ,具有以下能力:

- 1) 个体能够发现并识别以自身坐标 p_i 为圆心,以 r_w 为半径的感知范围内的目标、同伴或障碍物;
- 2) 对在个体感知范围内的目标、同伴或障碍物,个体能够获取其相对位置信息(包括方向和距离);
- 3) 个体之间可以全局通信。

考虑移动障碍物坐标为 $O_m = \{p_{moi} \in \mathbb{R}^2 | i = 1, 2, \dots, m_1\}$,固定障碍物坐标为 $O_f = \{p_{foi} \in \mathbb{R}^2 | i = 1, 2, \dots, m_2\}$ 。固定障碍物的位置不会变化,移动障碍物的运动学方程为

$$p_{moi}[t+1] = \begin{pmatrix} x_{moi}[t+1] \\ y_{moi}[t+1] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{moi}[t] \\ y_{moi}[t] \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} v_{moix}[t] \\ v_{moiy}[t] \end{pmatrix}, \quad (2)$$

其中 $v_{moi}[t] = [v_{moix}[t] \ v_{moiy}[t]]^T \in \mathbb{R}^2$ 是移动障碍物 p_{moi} 在 t 时刻的速度。

机器人个体或目标与障碍物的距离小于 d_{a1} 时进入避障模式,与障碍物距离小于 d_{a2} 时进入紧急避障模式。

考虑目标 $p_0 = [x_0 \ y_0]^T \in \mathbb{R}^2$,则其运动学方程为

$$p_0[t+1] = \begin{pmatrix} x_0[t+1] \\ y_0[t+1] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_0[t] \\ y_0[t] \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} v_{0x}[t] \\ v_{0y}[t] \end{pmatrix}, \quad (3)$$

其中 $\mathbf{v}_0[t] = (v_{0x}[t] \ v_{0y}[t])^T \in \mathbb{R}^2$ 是目标 t 时刻速度。

目标的观察距离为 r_s , 目标开始受到攻击的半径为 r_d , 个体对目标的包围半径为 r_h 。

目标的运动状态主要包含漫步、逃离、死亡3个, 在不同条件下切换状态. 目标的速度如下:

$$\mathbf{v}_0[t] = \begin{cases} \mathbf{v}_{0A}[t], & t < t_{ob}, \text{Card}(A) < M, \\ & C = \emptyset, D = \emptyset, \\ \mathbf{v}_{0B1}[t], & t \geq t_{ob}, \text{Card}(A) < M, \\ & B \neq \emptyset, C = \emptyset, D = \emptyset, \\ \mathbf{v}_{0B2}[t], & t \geq t_{ob}, \text{Card}(A) < M, \\ & B = \emptyset, C = \emptyset, D = \emptyset, \\ \mathbf{v}_{0C}[t], & \text{Card}(A) < M, C \neq \emptyset, D = \emptyset, \\ \mathbf{v}_{0D}[t], & \text{Card}(A) < M, D \neq \emptyset, \\ \mathbf{0}, & \text{Card}(A) \geq M, \end{cases} \quad (4)$$

其中:

1) $\min \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_0\| \leq r_s$, $\mathbf{p}_i \in W$ 首次成立, 即首次有个体进入目标的观察半径时, 记该时刻为 t_{ob} ;

2) $A = \{\mathbf{p}_i \in W \mid \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_0\| \leq r_d\}$ 为已在攻击目标的机器人个体的坐标集合;

3) $B = \{\mathbf{p}_i \in W \mid \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_0\| \leq r_s\}$ 为进入目标观察范围的机器人个体的坐标集合;

4) $C = \{\mathbf{p}_{obs} \in (O_f \cup O_m) \mid \|\mathbf{p}_{obs} - \mathbf{p}_0\| \leq d_{a1}\}$ 为进入目标避障范围的固定障碍物或移动障碍物的坐标集合;

5) $D = \{\mathbf{p}_{obs} \in (O_f \cup O_m) \mid \|\mathbf{p}_{obs} - \mathbf{p}_0\| \leq d_{a2}\}$ 为进入目标紧急避障范围的固定障碍物或移动障碍物的坐标集合;

6) $\text{Card}(A)$ 表示 A 集合中元素的数量. M 表示完成围捕任务所需进入攻击目标状态的个体数量, 设置为4.

目标速度的决策树如图1所示.

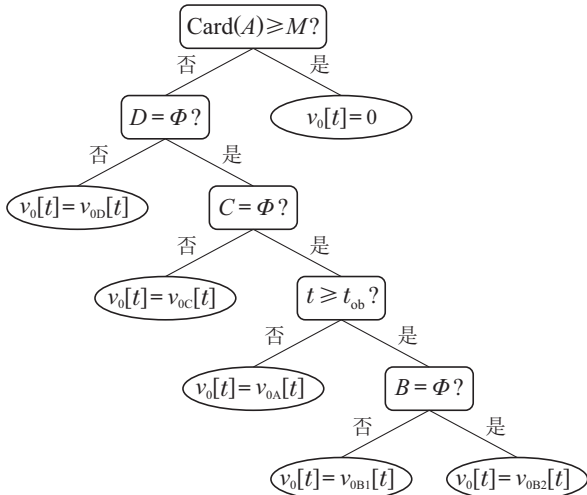


图1 $\mathbf{v}_0[t]$ 分支

Fig. 1 The branch of $\mathbf{v}_0[t]$

目标在漫步状态下速度为 $\mathbf{v}_{0A}[t]$, 由于此时目标的观察范围内尚未出现过机器人个体, 故设计其漫步速度为

$$\mathbf{v}_{0A}[t] \sim U^2[-v_{wd} \ v_{wd}], \quad (5)$$

即目标的漫步速度服从以自身为原点的二维坐标系上的均匀分布.

当目标已发现个体, 即 $t \geq t_{ob}$ 时, 则目标进入逃离状态, 运动速度设计为

$$\mathbf{v}_{0B1}[t] = \tau \sum_{\mathbf{p}_i \in B} \frac{\mathbf{p}_i[t] - \mathbf{p}_0[t]}{\|\mathbf{p}_i[t] - \mathbf{p}_0[t]\| \text{Card}(B)}, \quad (6)$$

$$\mathbf{v}_{0B2}[t] = \mathbf{v}_0[t - 1], \quad (7)$$

其中 τ 为随时间变化的速率系数, 其函数如下

$$\tau = \begin{cases} \frac{1}{1 + e^{0.25(20 + t_{ob} - t)}} + 1, & t - t_{ob} < 80, \\ -\frac{1}{1 + e^{0.25(100 + t_{ob} - t)}} + 2, & t - t_{ob} \geq 80. \end{cases} \quad (8)$$

式(6)表示机器人个体首次进入目标观察范围后在目标能观察到个体的条件下目标的逃离速度. 式(7)表示机器人个体进入过目标的观察范围后, 暂时脱离了目标的观察范围的情况下目标会保持上一步的速度继续逃离.

式(8)表示目标进入逃离状态后其运动速度会快速上升, 保持极限速度一段时间后目标体力耗竭, 逃离速度逐渐下降到极限速度的二分之一. 目标的极限速度高于机器人个体 r_i 的速度, 但其极限速度的二分之一小于机器人个体 r_i 的速度. $\tau(t)$ 的函数图像如图2所示.

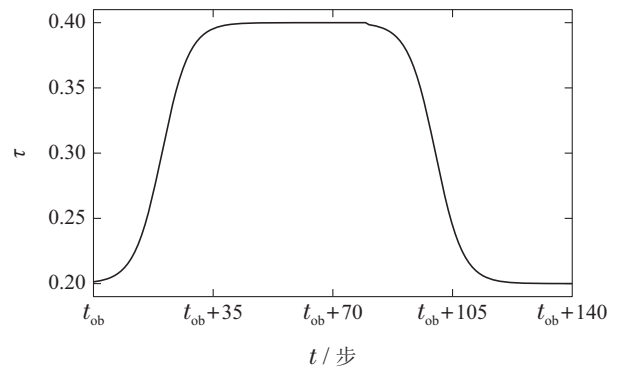


图2 $\tau(t)$ 函数

Fig. 2 $\tau(t)$

当有4只或4只以上的机器人个体包围了目标并收敛到距离 r_d 以内, 即 $\text{Card}(A) \geq M$ 时, 目标进入死亡状态, 会失去行动能力, 不再进行任何运动, 同样也不具有绕障和避障能力.

目标避障原理与个体相同, 具体见第3.3节.

式(4)囊括了目标在各种情况下的速度, 其速度根据实际情况也应有上限, 此处令 $\|\mathbf{v}_0[t]\| \leq v_{\max}$.

一般而言,有 $d_{a2} < d_{a1}$, $r_h < r_d < r_s < r_w$.

2.2 任务描述

本文考虑的围捕任务是在没有边界的场地中, n 个机器人个体在自主的控制律下避开 m_1 个移动障碍物和 m_2 个固定障碍物并追击1个目标, 最终对目标形成以目标为圆心, 以给定长度为半径的圆形包围圈.

由于机器人的特性, 假设如下:

假设 1 在整个围捕过程中, 设

$$\kappa_{1i} = \begin{cases} 1, & \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_0\| \leq r_w, \\ 0, & \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_0\| > r_w, \end{cases} \quad (9)$$

那么必须满足 $\sum_{i=1}^n \kappa_{1i} \geq 1$.

假设 2 在整个围捕过程中, 令 $\Pi_1 = \{\mathbf{p}_j \in W | \kappa_{1j} = 1\}$, 对 $\mathbf{p}_i \in (W \setminus \Pi_1)$, 设

$$\kappa_{2j} = \begin{cases} 1, & \|\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i\| \leq r_w, \mathbf{p}_j \in \Pi_1, \\ 0, & \|\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i\| > r_w, \mathbf{p}_j \in \Pi_1, \end{cases} \quad (10)$$

那么个体坐标 $\mathbf{p}_i$ 必须满足 $\sum_{\mathbf{p}_j \in \Pi_1} \kappa_{2j} \geq 1$.

在系统满足以上假设的条件下, 如图3, 以 $\mathbf{p}_i$ 为原点, $\mathbf{p}_i$ 与 $\mathbf{p}_0$ 连线为 y' 轴建立 $x'O'y'$ 坐标系.

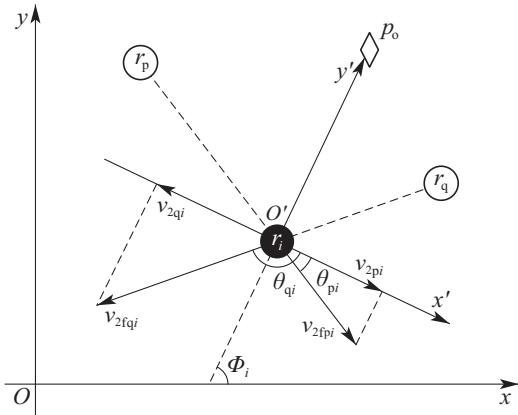


图3 简化虚拟速度模型

Fig. 3 Simplified virtual velocity model

机器人个体 r_i 与其预测的目标的距离为 $d_{ti}[t] = \|\mathbf{p}_i[t] - (\mathbf{p}_0[t] + \eta\mathbf{v}_0[t-1])\|$, 其中 η 为预估系数. 则整个系统的偏差对个体 r_i 可以分解为收敛点距离偏差 $\delta_{1i}[t] = d_{ti}[t] - r_h$ 和两最近邻同伴的等距偏差 $\delta_{2i}[t] = d_{pi}[t] \cos \theta_{pi}[t] + d_{qi}[t] \cos \theta_{qi}[t]$, 其中 $d_{pi}[t] = \|\mathbf{p}_i[t] - \mathbf{p}_{pi}[t]\|$ 是机器人个体 r_i 与其次近同伴 r_p 在 t 时刻的距离, $d_{qi}[t] = \|\mathbf{p}_i[t] - \mathbf{p}_{qi}[t]\|$ 是机器人个体 r_i 与其最近同伴 r_q 在 t 时刻的距离, $\theta_{pi}[t]$ 是 t 时刻在 $x'O'y'$ 坐标系中 $\mathbf{v}_{2fpi}$ 与 x' 轴的夹角, 角度值从 x' 轴的0开始, 顺时针增长, $\theta_{qi}[t]$ 同理.

本文所考虑的围捕任务可描述如下: 给定第2.1节中的系统, 设计控制律 $\mathbf{v}_i[t]$, 使得对 $\forall r_i \in \mathbb{R}$, 有 $\delta_{1i} \rightarrow 0$, $\delta_{2i} \rightarrow 0$.

以上围捕任务完成的效果是: 机器人个体均匀分布在以 r_h 为半径, 以 $\mathbf{p}_0$ 为圆心的包围圆周上, 如图4所示.

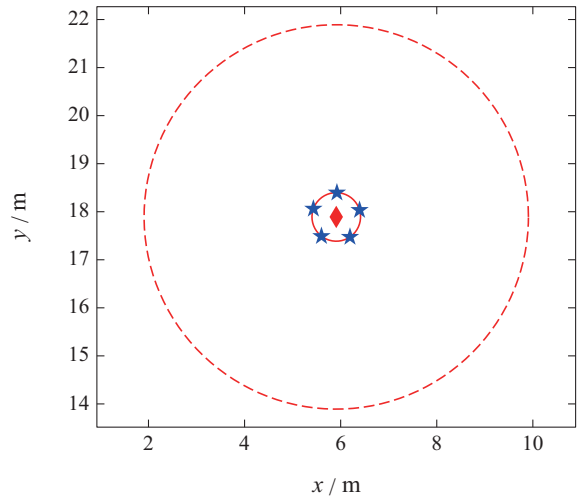


图4 围捕结果示意

Fig. 4 The result of hunting task

3 自主围捕算法设计

机器人个体的速度设计为由以下部分组成: 前进速度、个体之间的互斥、基于航向的避障、紧急避障机制. 具体如下:

$$\mathbf{v}_i[t] = \begin{cases} \mathbf{v}_{i1}[t] + \mathbf{v}_{i2}[t], & E = \emptyset, F = \emptyset, \\ \mathbf{v}_{ia1}[t], & E \neq \emptyset, F = \emptyset, \\ \mathbf{v}_{ia2}[t], & F \neq \emptyset, \end{cases} \quad (11)$$

其中: $\mathbf{v}_{i1}[t]$ 是前进速度, $\mathbf{v}_{i2}[t]$ 是个体间的互斥速度, $\mathbf{v}_{ia1}[t]$ 是个体基于航向的避障速度, $\mathbf{v}_{ia2}[t]$ 是个体的紧急避障速度, $E = \{\mathbf{p}_{obs} \in (O_f \cup O_m) | \|\mathbf{p}_{obs} - \mathbf{p}_i\| \leq d_{a1}\}$ 表示已进入个体避障距离的障碍物集合, $F = \{\mathbf{p}_{obs} \in (O_f \cup O_m) | \|\mathbf{p}_{obs} - \mathbf{p}_i\| \leq d_{a2}\}$ 表示已进入个体紧急避障距离的障碍物集合.

3.1 个体前进速度

在个体的坐标系 Σ_i 中, 机器人个体的前进速度设计为

$$\mathbf{v}_{i1}^i[t] = \begin{cases} \frac{\mu_1(d_{ti}[t] - r_h)}{d_{ti}^2[t]}(\mathbf{p}_0^i[t] + \eta\mathbf{v}_0^i[t-1]), & d_{ti}[t] \leq r_w, \\ \mu_2\mathbf{p}_j^i[t], & d_{ti}[t] > r_w, \end{cases} \quad (12)$$

其中: $\mathbf{p}_0^i$ 是目标在 Σ_i 中的坐标, $\mathbf{p}_j^i$ 是离 r_i 最近的能观察到目标的个体 r_j 在 Σ_i 中的坐标, μ_1, μ_2, η 是系数, $d_{ti}[t] = \|\mathbf{p}_i[t] - (\mathbf{p}_0[t] + \eta\mathbf{v}_0[t-1])\| = \|\mathbf{p}_0^i[t] + \eta\mathbf{v}_0^i[t-1]\|$.

将 $\mathbf{v}_{i1}^i[t]$ 在全局坐标系 xOy 中表示如下:

$$\mathbf{v}_{i1}[t] =$$

$$\begin{cases} \frac{\mu_1(d_{ti}[t] - r_h)}{d_{ti}^2[t]}(\mathbf{p}_0[t] + \eta\mathbf{v}_0[t-1] - \mathbf{p}_i[t]), \\ d_{ti}[t] \leq r_w, \\ \mu_2(\mathbf{p}_j[t] - \mathbf{p}_i[t]), d_{ti}[t] > r_w, \end{cases} \quad (13)$$

其中 $\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j \in W$, $\mathbf{p}_j$ 是离 $\mathbf{p}_i$ 最近的能观察到目标的个体的坐标。

当目标在个体 r_i 的观察范围内, 即 $d_{ti} \leq r_w$ 时, $(d_{ti}[t] - r_h)$ 在 $d_{ti} > r_h$ 时为正, $d_{ti} < r_h$ 时为负, 故能保证机器人个体最后稳定在以目标 $\mathbf{p}_0$ 为圆心、以 r_h 为半径的包围圆上。当目标不在第 i 只个体的观察范围内, 即 $d_{ti} > r_w$ 时, 个体 r_i 会跟随离自己最近的能观察到目标的个体 r_j 前进。

3.2 个体之间的互斥

若与个体 r_i 距离最短的两个同伴 r_p 和 r_q 都在 r_i 的观察范围内, 则机器人个体 r_i 通过检测可以确定离它最近的两个同伴 r_p 和 r_q 的相对位置, 令这两个同伴与该个体的距离分别为 d_{pi} 和 d_{qi} , 则若该个体受到的是同伴的直接排斥速度, 参考人工势场法^[30-31]设计在 Σ_i 中的排斥速度为

$$\mathbf{v}_{2fi}^i[t] = \mathbf{v}_{2fpi}^i[t] + \mathbf{v}_{2fq_i}^i[t] = \beta \frac{\mathbf{p}_p^i[t]}{d_{pi}^2[t]} + \beta \frac{\mathbf{p}_q^i[t]}{d_{qi}^2[t]}, \quad (14)$$

但这样的排斥速度会阻碍该个体向目标方向的前进, 因此简化虚拟速度模型^[16-18]只保留该排斥速度在当前个体与目标连线垂直的方向上的投影分速度。该个体在 Σ_i 中的排斥速度设计为

$$\mathbf{v}_{i2}^i[t] = \begin{cases} \mathbf{v}_{2pi}^i[t] + \mathbf{v}_{2qi}^i[t], & d_{pi}[t] < r_w, d_{qi}[t] < r_w, \\ \mathbf{v}_{2pi}^i[t], & d_{pi}[t] < r_w, d_{qi}[t] \geq r_w, \\ \mathbf{v}_{2qi}^i[t], & d_{pi}[t] \geq r_w, d_{qi}[t] < r_w, \\ 0, & d_{pi}[t] \geq r_w, d_{qi}[t] \geq r_w, \end{cases} \quad (15)$$

其中: $\|\mathbf{v}_{2pi}^i[t]\| = \|\mathbf{v}_{2fpi}^i[t]\| \cos \theta_{pi}[t]$, $\|\mathbf{v}_{2qi}^i[t]\| = \|\mathbf{v}_{2fq_i}^i[t]\| \cos \theta_{qi}[t]$, $\mathbf{v}_{2pi}^i$ 和 $\mathbf{v}_{2qi}^i$ 向量正方向均为 x' 轴正方向。

将 $\mathbf{v}_{i2}^i[t]$ 在全局坐标系 xOy 中表示如下:

$$\mathbf{v}_{i2}[t] = \begin{cases} \mathbf{v}_{2pi}[t] + \mathbf{v}_{2qi}[t], & d_{pi}[t] < r_w, d_{qi}[t] < r_w, \\ \mathbf{v}_{2pi}[t], & d_{pi}[t] < r_w, d_{qi}[t] \geq r_w, \\ \mathbf{v}_{2qi}[t], & d_{pi}[t] \geq r_w, d_{qi}[t] < r_w, \\ 0, & d_{pi}[t] \geq r_w, d_{qi}[t] \geq r_w, \end{cases} \quad (16)$$

其中: $\|\mathbf{v}_{2pi}[t]\| = \|\mathbf{v}_{2fpi}[t]\| \cos \theta_{pi}[t]$, $\|\mathbf{v}_{2qi}[t]\| = \|\mathbf{v}_{2fq_i}[t]\| \cos \theta_{qi}[t]$, 方向同上。这样设计的运动速度会使个体移向使得最近两同伴在该个体与目标连线两侧, 且它们到该个体与目标连线的距离相等的位置。

3.3 避障机制

如图5所示, 为方便解释避障机制, 以个体坐标 $\mathbf{p}_i$ 为原点, 以 $\mathbf{p}_i$ 与最近障碍物 $\mathbf{p}_{obs} \in (O_f \cup O_m)$ 的连线为 x 轴建立 xp_iy 坐标系, 那么个体的速度 $\mathbf{v}_i$ 的方向即航向 ψ_{vi} 和障碍物连线方向 ψ_{oi} 的夹角为 $x = \psi_{vi} - \psi_{oi}$ 。

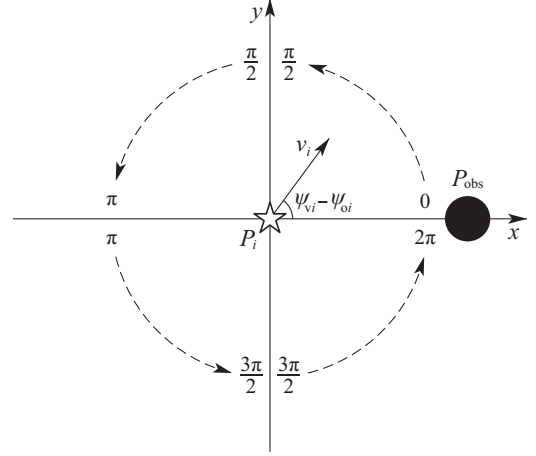


图5 个体航向与障碍物连线的夹角 $x = \psi_{vi} - \psi_{oi}$

Fig. 5 The angle between heading of the wolf and the obstacle

为达到个体速度方向偏离障碍物所在方位的目的, 设计个体航向 ψ_{vi} 的变化量 $\Delta\psi_{vi}$ 为

$$\Delta\psi_{vi}[t] = \begin{cases} \frac{\|\mathbf{v}_i[t-1]\|}{0.30} \sin(x + \frac{\pi}{2}), & x < \frac{\pi}{2}, \\ 0, & \frac{\pi}{2} \leq x \leq \frac{3\pi}{2}, \\ \frac{\|\mathbf{v}_i[t-1]\|}{0.30} \sin(x - \frac{\pi}{2}), & x > \frac{3\pi}{2}, \end{cases} \quad (17)$$

其中 $x = \psi_{vi} - \psi_{oi}$ 。该函数的图像如图6所示。由图6可知, 当 $\psi_{vi} - \psi_{oi} < \frac{\pi}{2}$ 时, 图5中的个体 r_i 的航向会朝逆时针偏转, 当 $\psi_{vi} - \psi_{oi} > \frac{3\pi}{2}$ 时, 图5中的个体 r_i 的航向会朝顺时针偏转, 其他情况下保持原航向。

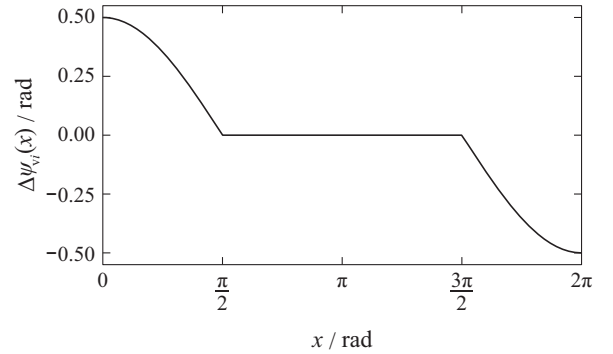


图6 $\Delta\psi_{vi}(x)$ 函数, $x = \psi_{vi} - \psi_{oi}$

Fig. 6 $\Delta\psi_{vi}(x)$, $x = \psi_{vi} - \psi_{oi}$

设计 $\Delta\psi_{vi}(x)$ 函数的目的是使得个体的航向和自身与障碍物连线夹角在 $[0, \frac{\pi}{2}]$ 内时, 个体的前进方向朝图5中的逆时针方向偏转; 而个体的航向和自身与

障碍物连线夹角在 $[\frac{3\pi}{2}, 2\pi)$ 内时, 个体的前进方向朝图5中的顺时针方向偏转. $\Delta\psi_{vi}(x)$ 函数中含有的 $\frac{\|\mathbf{v}_i[t-1]\|}{0.30}$ 项使得个体的前进速度越快时, 其为避开障碍物而进行的前进方向变化也更快.

对 t 时刻满足 $E \neq \emptyset$, $F = \emptyset$ 的个体 r_i , 设计其在 Σ_i 中的基于航向的避障速度^[32]为

$$\mathbf{v}_{ia1}^i[t] = \frac{\mathbf{v}_i^i[t-1] * N^T}{\|\mathbf{v}_i^i[t-1] * N^T\|} \|\mathbf{v}_{is}^i[t]\|, \quad (18)$$

其中 $\mathbf{v}_{is}^i[t] = \mathbf{v}_{i1}^i[t] + \mathbf{v}_{i2}^i[t]$, 转向矩阵 N 如下:

$$N = \begin{pmatrix} \cos \Delta\psi_{vi} & -\sin \Delta\psi_{vi} \\ \sin \Delta\psi_{vi} & \cos \Delta\psi_{vi} \end{pmatrix}. \quad (19)$$

将 $\mathbf{v}_{ia1}^i[t]$ 转换到全局坐标系 xOy 为

$$\mathbf{v}_{ia1}[t] = \frac{\mathbf{v}_i[t-1] * N^T}{\|\mathbf{v}_i[t-1] * N^T\|} \|\mathbf{v}_{is}[t]\|, \quad (20)$$

其中 $\mathbf{v}_{is}[t] = \mathbf{v}_{i1}[t] + \mathbf{v}_{i2}[t]$.

此外, 在坐标系中 Σ_i 中, 对于个体 r_i , 若其与任意障碍物的距离在紧急避障距离内, 即 $F \neq \emptyset$, 则其会立即将自己的运动速度调整为排斥速度, 设计此情况下个体的速度为

$$\mathbf{v}_{ia2}^i[t] = -\sigma d_{ti}^2[t] \left(\frac{1}{d_o[t]} - \frac{1}{d_{a2}} \right)^2 \frac{\mathbf{d}_o^i[t]}{d_o[t]}, \quad (21)$$

其中: $\mathbf{d}_o^i[t] = \mathbf{p}_{obs}^i[t] + \mathbf{v}_{obs}^i[t-1]$ 表示个体到障碍物预测位置的向量, $\mathbf{p}_{obs}^i[t]$ 表示个体最近障碍物 t 时刻在 Σ_i 中的坐标, σ 为系数. 对于移动障碍物, $\mathbf{v}_{obs}^i[t-1] = \mathbf{v}_{moi}^i[t-1]$, 对于固定障碍物, $\mathbf{v}_{obs}^i[t-1] = \mathbf{0}$, 距离 $d_o[t] = \|\mathbf{d}_o^i[t]\|$.

将 $\mathbf{v}_{ia2}^i[t]$ 在全局坐标系中 xOy 中表示为

$$\mathbf{v}_{ia2}[t] = -\sigma d_{ti}^2[t] \left(\frac{1}{d_o[t]} - \frac{1}{d_{a2}} \right)^2 \frac{\mathbf{d}_o[t]}{d_o[t]}, \quad (22)$$

其中: $\mathbf{d}_o[t] = \mathbf{p}_{obs}[t] + \mathbf{v}_{obs}[t-1] - \mathbf{p}_i[t]$ 表示个体到预测障碍物位置的向量, $\mathbf{p}_{obs}[t]$ 表示个体最近障碍物的当前坐标, 对于移动障碍物, $\mathbf{v}_{obs}[t-1] = \mathbf{v}_{moi}[t-1]$, 对于固定障碍物, $\mathbf{v}_{obs}[t-1] = \mathbf{0}$, 距离 $d_o[t] = \|\mathbf{d}_o[t]\| = \|\mathbf{d}_o^i[t]\|$.

上式中 $\left(\frac{1}{d_o[t]} - \frac{1}{d_{a2}}\right)^2$ 项在个体与障碍物正处紧急避障距离时为0, 个体与障碍物的距离越小, 避障速度越大, $d_{ti}^2[t]$ 项使个体在到达围捕的目标点时接近障碍物产生的避障速度为0, 从而避免了障碍物与围捕目标点过近导致机器人个体出现目标不可达的问题.

目标基于航向的避障和紧急避障原理与个体相同, 其基于航向的避障速度为

$$\mathbf{v}_{0C}[t] = \frac{\mathbf{v}_0[t-1] * N^T}{\|\mathbf{v}_0[t-1] * N^T\|} \|\mathbf{v}_0[t]\|. \quad (23)$$

假定 t 时刻障碍物坐标为 $\mathbf{p}_{obs}[t]$, 上一时刻移动障

碍物的速度为 $\mathbf{v}_{obs}[t-1]$, 目标到预测障碍物的向量为 $\mathbf{d}_{ot}[t] = \mathbf{p}_{obs}[t] + \mathbf{v}_{obs}[t-1] - \mathbf{p}_0[t]$, 距离为 $d_{ot}[t] = \|\mathbf{d}_{ot}[t]\|$, 那么目标的紧急避障速度为

$$\mathbf{v}_{0D}[t] = -2\sigma \left(\frac{1}{d_{ot}[t]} - \frac{1}{d_{a2}} \right)^2 \frac{\mathbf{d}_{ot}[t]}{d_{ot}[t]}. \quad (24)$$

3.4 围捕算法步骤

根据本节设计的群机器人自主围捕算法以及第2.1节提出的目标的运动规则, 所提出的群机器人的围捕算法流程图如图7所示.

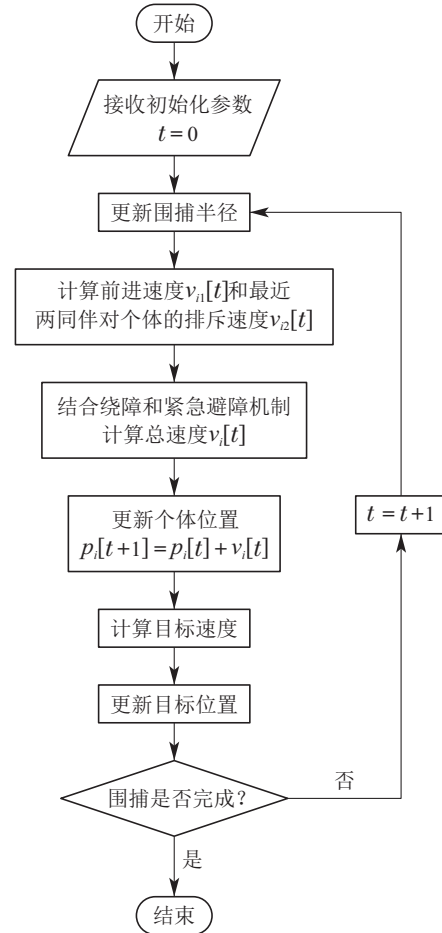


图7 围捕算法流程图

Fig. 7 The flow chart of hunt algorithm

4 稳定性分析

本文利用了文献[16]中的方法, 证明了简化虚拟速度模型的稳定性. 系统最后收敛于群机器人均匀分布在以设定长度为半径, 以目标为圆心的包围圆上. 因此, 要使整个群机器人自主围捕系统稳定, 只需满足 $\delta_{1i} \rightarrow 0$, $\delta_{2i} \rightarrow 0$.

由于 $d_{pi}[t] = \|\mathbf{p}_i[t] - \mathbf{p}_p[t]\|$, $d_{qi}[t] = \|\mathbf{p}_i[t] - \mathbf{p}_q[t]\|$, 系统偏差如下:

$$\begin{cases} \delta_{1i}[t] = d_{ti}[t] - r_h, \\ \delta_{2i}[t] = d_{pi}[t] \cos \theta_{pi}[t] + d_{qi}[t] \cos \theta_{qi}[t]. \end{cases} \quad (25)$$

基于简化虚拟速度模型, 不考虑机器人本身运动

特性和物理条件的限制, 每一步时按照图3中以自身为原点建立 $x'Oy'$ 坐标系, 则 x' 轴上的分速度 $v_{ix'}[t]$ 和 y' 轴上的分速度 $v_{iy'}[t]$ 如下:

$$v_{ix'}[t] = \frac{\beta}{d_{pi}[t]} \cos \theta_{pi}[t] + \frac{\beta}{d_{qi}[t]} \cos \theta_{qi}[t], \quad (26)$$

$$v_{iy'}[t] = \frac{1}{d_{ti}[t]} [\mu_1 (d_{ti}[t] - r_h) + (d_{ti}[t] - 1) \mu_1 (d_{ti}[t] - r_h) (t > t_a)], \quad (27)$$

其中 t_a 为所有个体均观察到目标的时刻, 故得个体的自主运动偏差方程:

$$\delta_{1i}[t+1] = \delta_{1i}[t] - v_{iy'}[t], \quad (28)$$

$$\delta_{2i}[t+1] = \delta_{2i}[t] - v_{ix'}[t]. \quad (29)$$

将式(27)代入式(28), 当 $t > t_a$ 时, 可得:

$$\delta_{1i}[t+1] = \delta_{1i}[t] - \mu_1 (d_{ti}[t] - r_h) = (1 - \mu_1) \delta_{1i}[t]. \quad (30)$$

选取 $V_1(\Delta_1[t]) = \sum_{i=1}^n |\delta_{1i}[t]|$ 作为Lyapunov函数, $V_1(\Delta_1[t])$ 正定, 且 $V_1(0) = 0$. 故有:

$$\Delta V_1(\Delta_1[t]) = V_1(\Delta_1[t+1]) - V_1(\Delta_1[t]) \leq -(1 - |1 - \mu_1|) \sum_{i=1}^n |\delta_{1i}[t]|, \quad (31)$$

由 $0 < \mu_1 < 2$ 可知 $\Delta V_1(\Delta_1[t])$ 负定, 且当 $\|\Delta_1[t]\| \rightarrow \infty$ 时, $V_1(\Delta_1[t]) \rightarrow \infty$. 故由离散系统的Lyapunov稳定性定理可知: 系统原点平衡状态 $\Delta_1[t] = 0$ 为大范围渐近稳定, $0 < \mu_1 < 2$ 是其充分条件.

由以上证明可知, 群机器人最终将收敛到以 r_h 为半径, 目标为圆心的圆上. 接下来只需再证式(29)的收敛性, 即可保证群机器人最终能保持均匀分布的队形.

将式(26)代入式(29), 得:

$$\delta_{2i}[t+1] = \delta_{2i}[t] - \left(\frac{\beta}{d_{pi}[t]} \cos \theta_{pi}[t] + \frac{\beta}{d_{qi}[t]} \cos \theta_{qi}[t] \right). \quad (32)$$

因为在包围圆周上每一个个体的 $v_{ix'}[t] = 0$ 时, 仅当该个体位于受力平衡点上, 尤其是每个个体均以左右两近邻同伴作为最近邻时, $v_{ix'}[t]$ 总会消除 $\delta_{2i}[t]$ 使该个体与左右两近邻同伴在 x' 轴上的投影距离相等, 且 $\beta > 0$, 故 $\delta_{2i}[t]$ 与 $v_{ix'}[t]$ 符号一致, 因此有:

$$\delta_{2i}[t+1] = \delta_{2i}[t] - \lambda_i[t] \delta_{2i}[t], \quad (33)$$

其中

$$\lambda_i[t] = \frac{\frac{\beta}{d_{pi}[t]} \cos \theta_{pi}[t] + \frac{\beta}{d_{qi}[t]} \cos \theta_{qi}[t]}{\delta_{2i}[t]} > 0. \quad (34)$$

令Lyapunov函数 $V_2(\Delta_2[t]) = \sum_{i=1}^n |\delta_{2i}[t]|$, 则 $\Delta_2[t] \neq$

0时有 $V_2(\Delta_2[t]) > 0$, 即 $V_2(\Delta_2[t])$ 正定. 那么只需:

$$\begin{aligned} \Delta V_2(\Delta_2[t]) &= \\ V_2(\Delta_2[t+1]) - V_2(\Delta_2[t]) &= \\ \sum_{i=1}^n (|\delta_{2i}[t]| (1 - \max \lambda_i[t]) - |\delta_{2i}[t]|) &\leq \\ -(1 - |1 - \lambda|) \sum_{i=1}^n |\delta_{2i}[t]|. \end{aligned} \quad (35)$$

假定 λ 在 t_1 时刻为最大值, 即 $\lambda = \max \lambda_i[t]$, 若 t_1 时刻的 $\lambda_i[t]$ 并非 λ 最大值, 则最迟在 $t_1 + \Delta_t$ 时刻得到 λ 最大值. 令 $t_2 = t_1 + \Delta_t$, 则有 $\lambda = \max \lambda_i[t]$. 由于 $0 < \lambda < 2$, $\Delta V_2(\Delta_2[t])$ 负定, 且当 $\|\Delta_2[t]\| \rightarrow \infty$ 时, 有 $V_2(\Delta_2[t]) \rightarrow \infty$. 则可根据离散系统Lyapunov稳定性定理推得: 原点平衡状态 $\Delta_2[t] = 0$ 为大范围渐近稳定, $0 < \lambda < 2$ 是其充分条件.

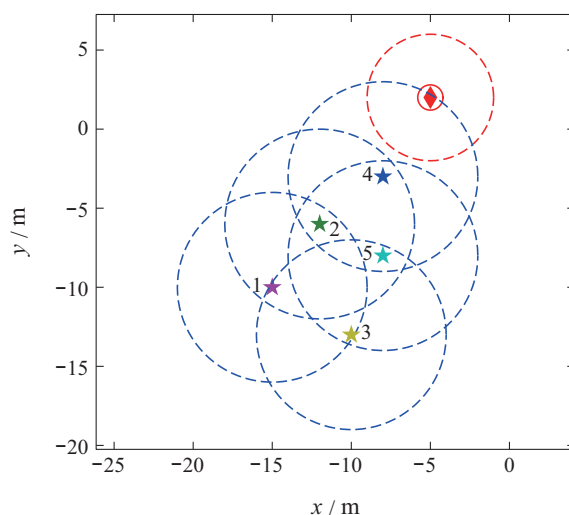
由以上证明可知, 系统最终能收敛到群机器人在以 r_h 为半径, 目标为圆心的圆上均匀分布的情况下. 在仿真中, 本文加入了对个体和目标速度以及加速度的限制, 但这只会影响收敛的速度, 不会影响最终的收敛结果.

5 仿真过程及结果

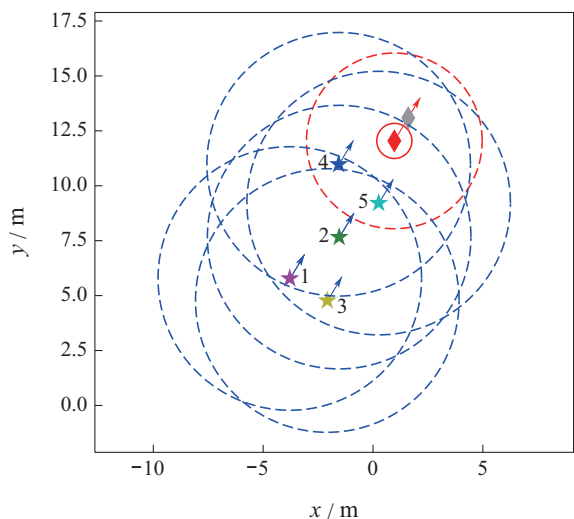
在仿真中, 各参数的数值如下: $n = 5$, $d_{a1} = 2$, $d_{a2} = 0.5$, $r_d = 0.8$, $r_s = 4$, $r_w = 6$, $\mu_1 = 0.56$, $\mu_2 = 1.2$, $\beta = 0.16$, $\sigma = 0.36$, $v_{\max} = 0.35$, $v_{wd} = 0.08$.

5.1 无障碍物环境下的仿真

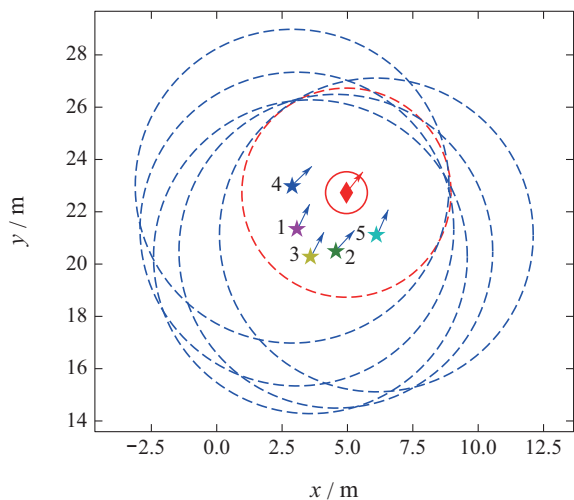
本文采用Python对无障碍物环境下的群机器人围捕进行仿真, 结果如图8所示. 图中红色菱形表示目标, 灰色菱形表示机器人个体预测的目标位置, 其余各色五角星表示个体. 蓝色虚线圆代表机器人个体的观察半径, 红色虚线圆代表目标的观察半径, 红色实线圆表示目标开始受到机器人个体攻击的半径, 箭头表示速度方向.



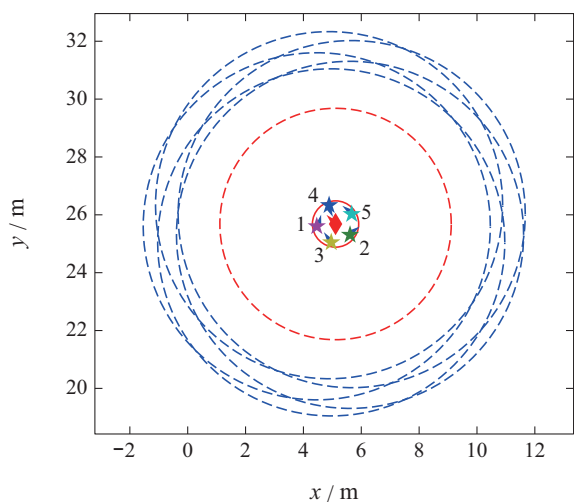
(a) 初始位置(0步)



(b) 追击(70步)



(c) 包抄(135步)



(d) 包围(165步)

图8 无障碍物环境下群机器人自主围捕Python仿真

Fig. 8 Python simulation of autonomous hunting of swarm robots in the scene without obstacles

图8(a)是机器人各个体和目标的初始位置, 在开始

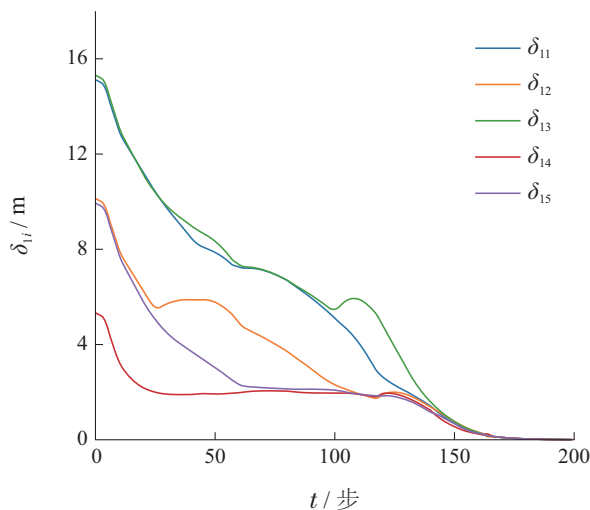
前, 只有一个个体能直接观察到目标, 同时没有一个个体在目标的观察范围内, 因此随后目标将做随机运动直至发现任一个体, 其他未发现目标的个体会跟随已发现目标的最近个体前进;

图8(b)中, 机器人群已开始追击目标, 已经有两个个体进入了目标的观察范围, 因此目标立即向个体反方向逃离, 以避免被包围;

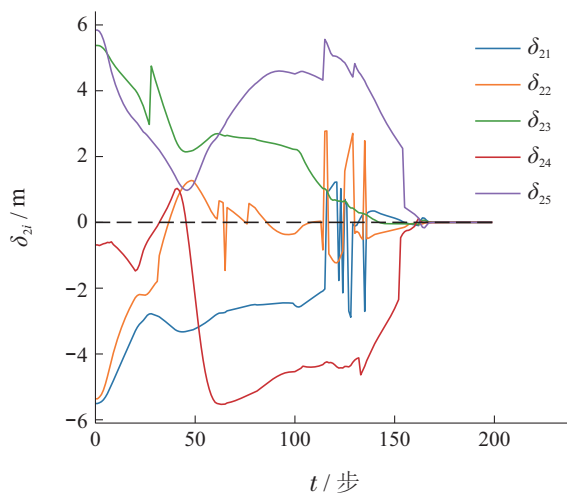
图8(c)表示, 在一段时间的追击后, 目标的体力有所消耗, 逃离速度逐渐从极限速度滑落下来, 因此机器人群逐渐追上了目标, 并开始从侧面包抄目标;

图8(d)中, 机器人群已以均匀分布的圆形队伍包围了目标, 使其失去行动能力。

仿真过程中5个个体的目标距离偏差 δ_{1i} 和两最近同伴等距偏差 δ_{2i} 变化如图9所示。



(a) 目标距离偏差



(b) 两最近同伴等距偏差

图9 系统偏差收敛曲线

Fig. 9 System deviation convergence curve

由图9(a)可知, 仿真中各个体的目标距离偏差在初始阶段下降很快, 随着猎物逐渐加速, 在25步到125步

间各个体的目标距离偏差下降速度减缓, 之后目标体力耗竭, 逃跑速度下降, 群机器人对目标逐渐形成包围, 目标距离偏差 δ_{1i} 最终均趋于0. 图9(b)说明, 仿真中各个体的两最近同伴等距偏差 δ_{2i} 最终均趋于0.

5.2 有障碍物环境下的仿真

本节中 $m_1 = 1$, $m_2 = 1$. 固定障碍物的坐标为 $[-1 \ 4]^T$, 移动障碍物的初始坐标为 $[-9 \ 4]^T$, 移动障碍物的速度设计为:

$$\mathbf{v}_{\text{moi}}[t] = \begin{cases} [v_{\text{mob}} \ 0]^T, & [t/40] \text{为偶数,} \\ [-v_{\text{mob}} \ 0]^T, & [t/40] \text{为奇数,} \end{cases} \quad (36)$$

其中 $v_{\text{mob}} = 0.125$.

式(36)表示移动障碍物做匀速率往返直线运动.

本文用Python仿真得到的有障碍物环境下的群机器人围捕仿真结果如图10所示. 图中红色菱形表示目标, 灰色菱形表示机器人个体预测的目标位置, 其余各色五角星表示个体, 两个黑色实心圆表示障碍物, 其中左边的是移动障碍物, 右边的是固定障碍物. 蓝色虚线圆代表机器人个体的观察半径, 红色虚线圆代表目标的观察半径, 红色实线圆表示目标开始受到机器人个体攻击的半径, 箭头表示速度方向.

图10(a)表示机器人群和目标的初始位置, 此时仅有一个个体能观察到目标, 目标尚观察不到任何一个个体, 因此在开始阶段, 能观察到目标的个体会往目标方向运动, 其他个体会跟随这个能观察到目标的个体直到自己也能观察到目标, 同时目标在二维空间中做随机运动;

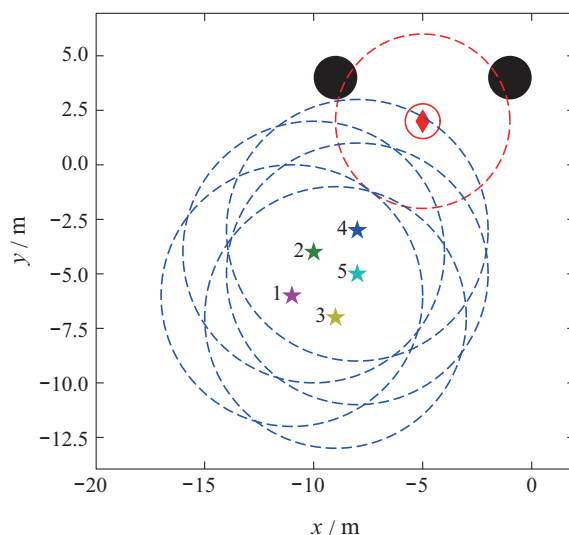
图10(b)表示围捕开始后的一段时间, 有3个个体发现了目标并向其追击, 其他个体继续跟踪已发现了目标的最近同伴, 同时目标已经发现了机器人个体, 于是往背离已发现的个体的方向逃去;

图10(c)中, 目标成功地穿过了两个障碍物的间隙, 但随后移动障碍物和固定障碍物间的距离缩短了, 追击的个体遇到了障碍物的阻拦, 必须设法绕开障碍物;

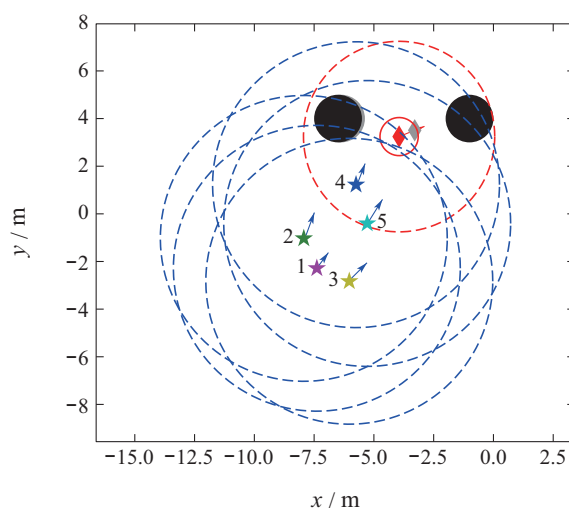
图10(d)主要表现了机器人群的绕障过程, 根据第3.3节中的基于航向的避障算法, 机器人会使其速度方向偏离障碍物所在方位直至自身速度与障碍物所在方向夹角达到 $\frac{\pi}{2}$, 从而保证个体不会与障碍物相撞;

图10(e)中, 机器人群正在从侧面包抄目标, 以达到最后将目标围住的目的;

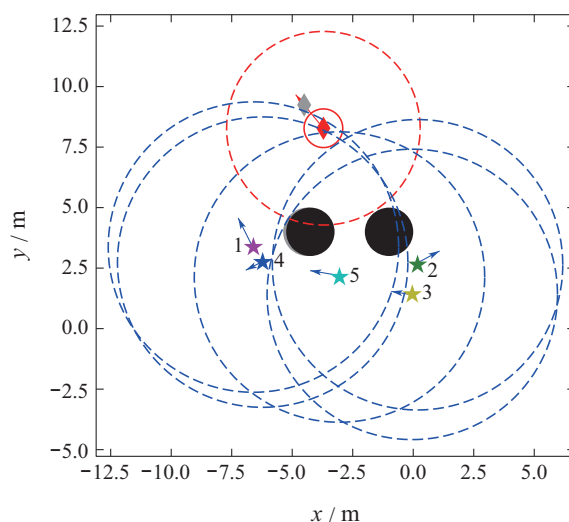
图10(f)表示此时机器人群已经在以目标为圆心的围捕圆上完全包围了目标, 并保持均匀分布, 使目标失去了行动能力.



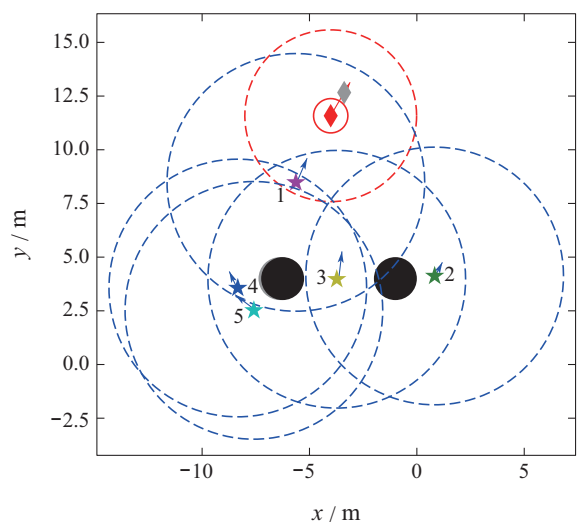
(a) 初始位置(0步)



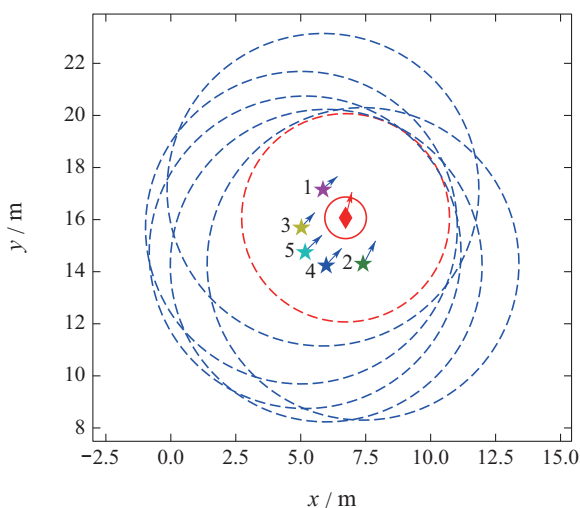
(b) 追击(20步)



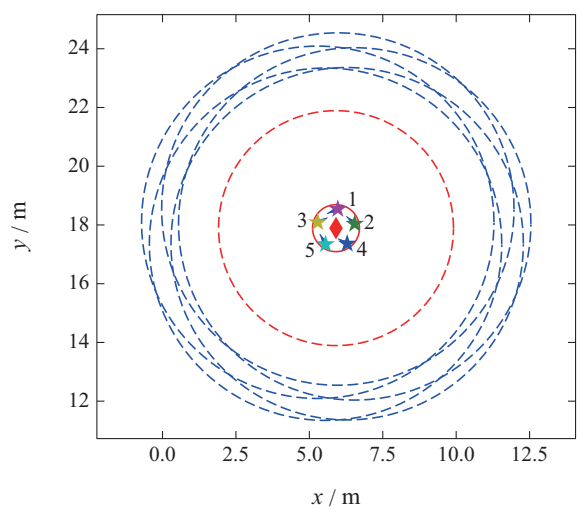
(c) 遇障(52步)



(d) 绕障(68步)



(e) 包抄(141步)



(f) 包围(165步)

图 10 有障碍物环境下群机器人自主围捕Python仿真
Fig. 10 Python simulation of autonomous hunting of swarm robots in the scene with obstacles

此外, 本文基于ROS的Gazebo平台对有障碍物环

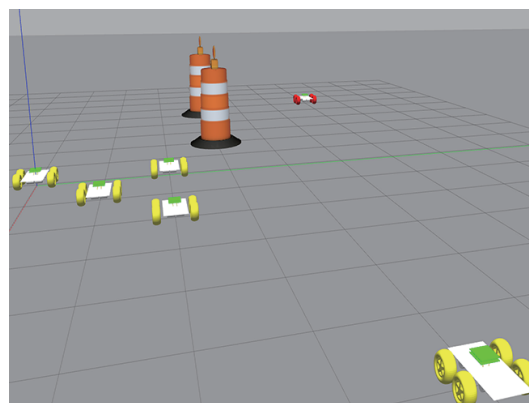
境下群机器人的自主围捕进行仿真, 采用四驱小车作为基本的个体和目标模型, 对前文提出的有障碍物环境下的群机器人围捕算法进行验证.

四驱小车模型的运动特性是轮子方向固定朝前, 且不能横向移动, 小车采用差速控制方式, 4个驱动轮分成左右两组进行控制. 个体和目标的运动学限制相同, 最大线速度为2 m/s, 最大线加速度为5 m/s², 最大角速度为2.5 rad/s, 最大角加速度为6 rad/s². 仿真结果如图11所示, 图中黄色轮子的小车为个体, 红色轮子的小车为目标, 路障模型为障碍物, 其中一个可以移动, 一个固定不动.

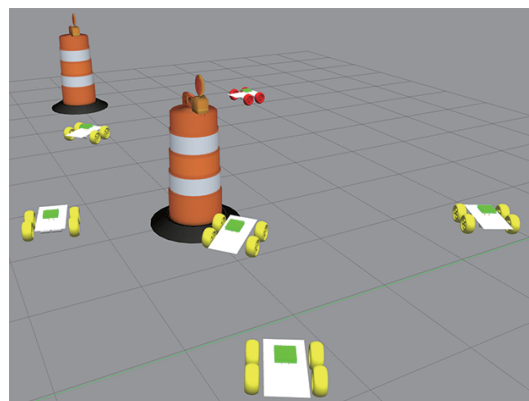
个体和目标的初始位置如图11(a)所示. 仿真开始后, 个体先绕过移动障碍物和固定障碍物, 如图11(b). 图11(c)中, 机器人群从左右两侧包抄目标. 到第130步时, 机器人群已完全包围了目标, 如图11(d).

相比于Python仿真中个体和目标采用的质点模型, ROS仿真中采用的小车模型在避障时需要渐进地调整车头方向直至完成绕障, 速度方向不能突变, 更接近基于物理平台的实验.

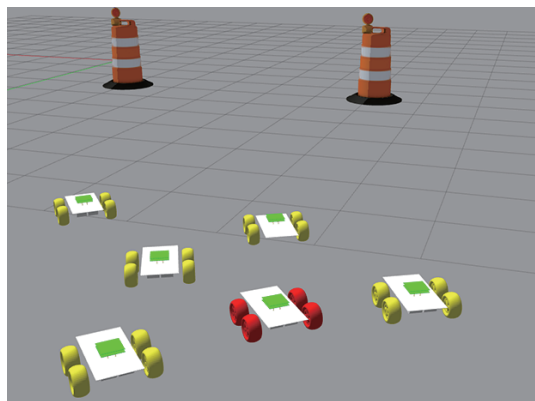
在控制其他条件不变的前提下, 本文用有不同角速度上限的小车模型对机器人个体的绕障过程进行ROS仿真, 得到实验结果如图12所示.



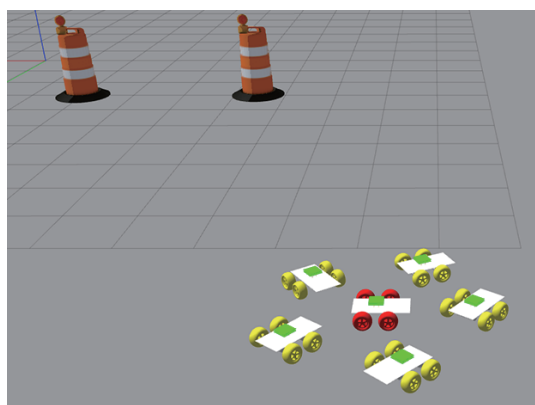
(a) 初始位置(0步)



(b) 避障(20步)



(c) 包抄(60步)



(d) 包围(130步)

图 11 有障碍物环境下群机器人自主围捕ROS仿真

Fig. 11 ROS simulation of autonomous hunting of swarm robots in the scene with obstacles

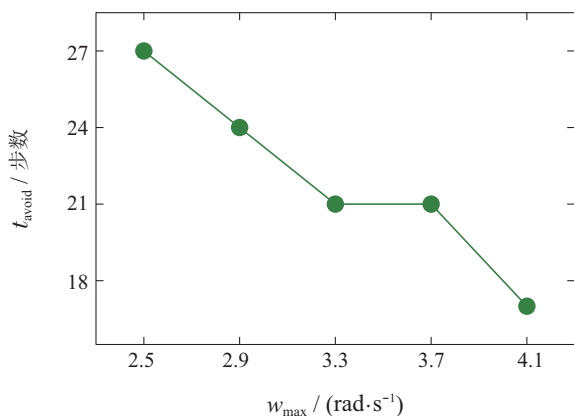


图 12 不同角速度上限的机器人完成避障所需时间

Fig. 12 The time required for the robot with different angular velocity upper limits to complete obstacle avoidance

图12中, 横轴是小车的角速度上限 $w_{\max}$, 纵轴是同一个体绕过障碍物花费的步数 t_{avoid} . 图12说明, 在一定范围内, 个体和目标在ROS仿真中采用的小车模型的角速度上限 $w_{\max}$ 越大, 其车头方向越灵活, 绕过障碍物所需要的时间 t_{avoid} 越短.

5.3 系统抗风险性测试仿真

本节中 $m_1 = 5$, $m_2 = 5$. 固定障碍物和移动障碍物的坐标随机初始化. 移动障碍物的速度设计为

$$\mathbf{v}_{\text{moi}} \sim U^2[-v_{\text{rd}}, v_{\text{rd}}], \quad (37)$$

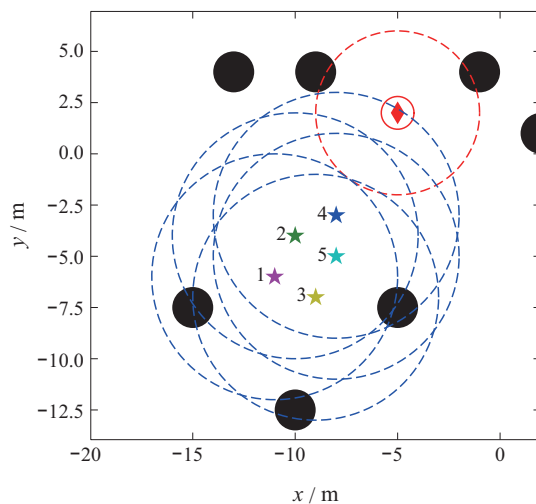
其中 $v_{\text{rd}} = 0.15$.

式(37)表明本节中移动障碍物做随机运动.

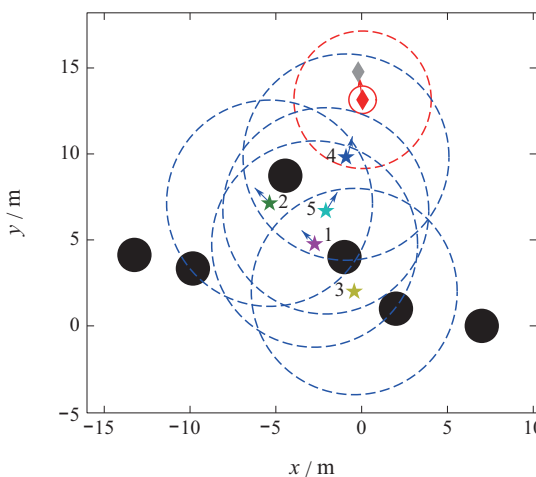
由于本文采用的控制算法为自主围捕算法, 算法的计算过程应在个体上完成, 不需要集中式的控制, 因此部分个体出现故障时整个围捕过程仍可以正常完成. 本文用Python仿真模拟了部分机器人故障的情况, 结果如图13所示. 图中各元素含义同第5.2节.

图13(a)是机器人群和目标的初始位置; 图13(b)中, 个体 r_3 于该时刻发生故障, 失去了行动能力; 图13(c)表示在个体 r_3 发生故障后, 其他个体仍能继续追击目标; 图13(d)表示在缺少个体 r_3 的情况下其他机器人仍然正常完成了围捕.

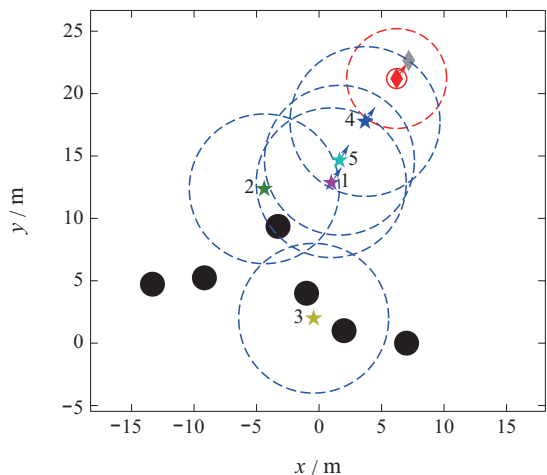
对于部分机器人故障的情况, 本文同样采用基于ROS的Gazebo平台进行了仿真, 对系统的抗风险性进行验证. 小车的运动特性同上节. 仿真结果如图14所示.



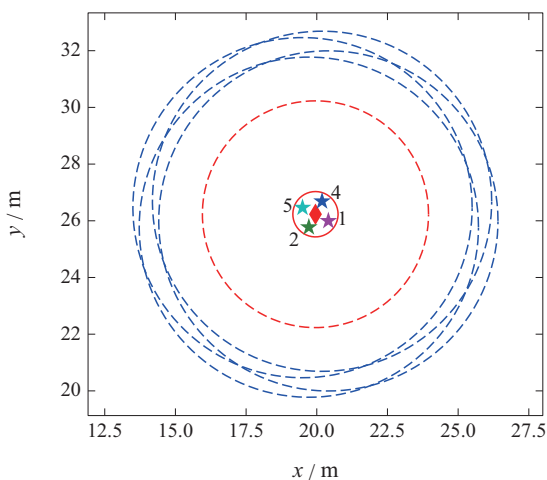
(a) 初始位置(0步)



(b) 故障(60步)



(c) 追击(90步)

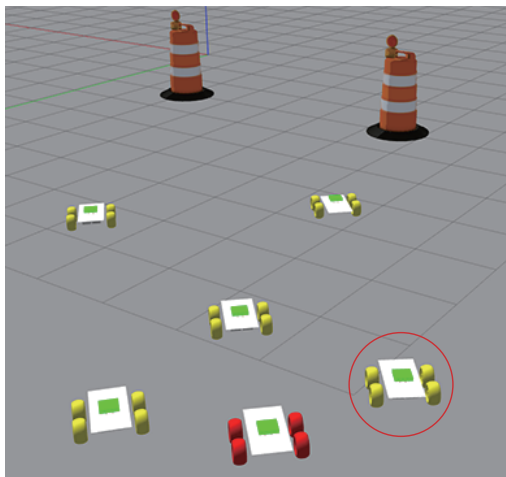


(d) 包围(190步)

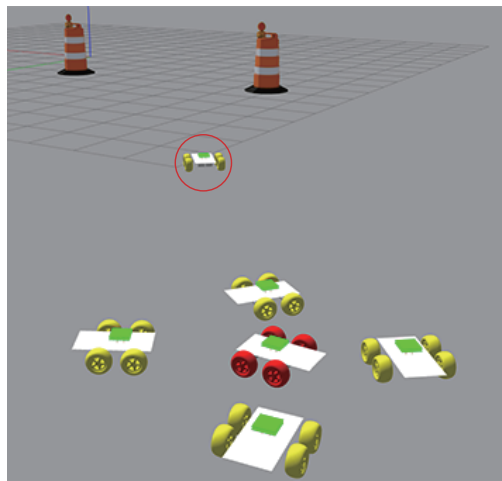
图13 有障碍物环境下部分机器人故障Python仿真

Fig. 13 Python simulation of partial robot failures in the scene with obstacles

图14(a)中机器人群正在包抄目标时,红圈所示机器人发生了故障,失去移动能力,但其他机器人仍正常完成对目标的围捕,形成完整的包围圈,如图14(b)所示。



(a) 包抄(40步)



(b) 包围(140步)

图14 有障碍物环境下部分机器人故障ROS仿真

Fig. 14 ROS simulation of partial robot failures in the scene with obstacles

以上的仿真结果验证了分布式控制算法的抗风险性,个体通过观察环境,包括同伴、目标、障碍物等后做出决策并执行,部分机器人发生故障并不影响其他机器人继续执行自主围捕算法。

5.4 与其他方法的对比分析

5.4.1 与文献[11–13]的反馈控制律对比

1) 文献[11–13]采用固定各个体的强连接关系的方法,来保证各个个体间保持一定的相对位置,从而实现稳定的队形。因此队形的头和尾都是在实验开始前就确定好的,不能动态变化。这样的方法虽然简单直观,但是在实验中个体无法根据当前情况就近选择目标围捕圆周上的位置,降低了围捕的效率;

2) 文献[11–13]的模型中目标是固定不动的,因此任务难度相对于本文的围捕任务要更为简单。

5.4.2 与文献[21–29]的状态转移模型对比

文献[21–29]的状态转移模型中的围捕状态需要确定围捕圆周上的包围点,并将群机器人分配到这些预测的包围点上,使它们分别向期望的包围点移动直至形成包围圈。而本文不需要预定包围点,机器人会根据当前时刻的环境就近选择合适的包围点,每一次实验中个体在包围队形中的位置都可能不同。

5.4.3 与松散偏好规则方法^[15]的对比

1) 基于简化虚拟速度的模型相比于松散偏好规则的模型要简洁直观很多,同时在实现围捕和避免个体间相撞上能达到相近的有效性;

2) 基于松散偏好规则的群机器人围捕算法中缺少避障的相关算法,本文中针对障碍物设计了基于航向的避障和排斥速度共同作用的避障方法,能够实现高效地绕过障碍物追捕目标,避免直接使用斥力或排斥速度来进行避障会导致的“死锁”问题。

5.4.4 与简化虚拟受力模型^[16-18]的对比

1) 基于简化虚拟受力模型的围捕算法中, 必须获取相邻两同伴的相对位置来给出最近邻两同伴的斥力投影, 而在本文中每个个体都具有感知范围的限制, 最近邻的两个同伴只有在当前个体的感知范围内才能提供排斥速度, 使得围捕个体在向目标方向前进的同时, 保持分散的队形避免互撞;

2) 在基于简化虚拟受力模型的围捕算法中, 通过判断障碍物是否为凸障碍物来给定循障的算法, 若障碍物为非凸障碍物, 则让个体的前进方向偏转 $\frac{5\pi}{12}$; 若障碍物为凸障碍物, 则让个体的前进方向偏转 $\frac{7\pi}{12}$. 这样要求机器人在原地停下进行大幅度的前进方向调整需要花费比较长的时间. 本文提出的基于航向的避障方法, 使得个体能在绕障过程中保持前进速度并连续渐进地调整前进方向直至其不会与障碍物发生碰撞, 提高了避障的效率, 减少避障过程消耗的时间.

6 结论

本文针对未知复杂环境下具有感知范围限制的群机器人自主围捕任务, 提出了基于简化虚拟速度和基于航向避障的自主围捕算法. 本文首先建立了简化虚拟速度的模型, 在该模型的基础上实现了机器人个体间的避撞, 其次利用基于航向的避障方法和排斥速度相结合, 实现了高效的避障, 最后本文利用仿真验证了该算法对不同情况的适应性和有效性.

参考文献:

- [1] SAND H, WIKENROS C, WABAKKEN P, et al. Effects of hunting group size, snow depth and age on the success of wolves hunting moose. *Animal Behaviour*, 2006, 72(4): 781–789.
- [2] MACNULTY D R, SMITH D W, MECH L D, et al. Nonlinear effects of group size on the success of wolves hunting elk. *Behavioral Ecology*, 2012, 23(1): 75–82.
- [3] MACNULTY D R, TALLIAN A, STAHLER D R, et al. Influence of group size on the success of wolves hunting bison. *PloS One*, 2014, 9(11): e112884.
- [4] YUAN Kui, LI Yuan, FANG Lixin. Multiple mobile robot systems: a survey of recent work. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(8): 785–794.
(原魁, 李园, 房立新. 多移动机器人系统研究发展近况. 自动化学报, 2007, 33(8): 785–794.)
- [5] MADDEN J D, ARKIN R C, MACNULTY D R. Multi-robot system based on model of wolf hunting behavior to emulate wolf and elk interactions. *2010 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 1043–1050.
- [6] NIGHOT M K, PATIL V H, MANI G S. Multi-robot hunting based on swarm intelligence. *12th International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS)*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 203–206.
- [7] SHEN H, LI N, ROJAS S, et al. Multi-robot cooperative hunting. *2016 International Conference on Collaboration Technologies and Systems (CTS)*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 349–353.
- [8] SHAH K, SCHWAGER M. Multi-agent cooperative pursuit-evasion strategies under uncertainty. *Distributed Autonomous Robotic Systems*. Berlin, German: Springer, 2019: 451–468.
- [9] YAN F, JIANG J, DI K, et al. Multiagent pursuit-evasion problem with the pursuers moving at uncertain speeds. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2019, 95(1): 119–135.
- [10] WANG Y, DONG L, SUN C. Cooperative control for multi-player pursuit-evasion games with reinforcement learning. *Neurocomputing*, 2020, 412: 101–114.
- [11] YAMAGUCHI H. A cooperative hunting behavior by mobile robot troops. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1998, 4: 3204–3209.
- [12] YAMAGUCHI H. A cooperative hunting behavior by multiple non-holonomic mobile robots. *Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1998, 4: 3347–3352.
- [13] YAMAGUCHI H. A distributed motion coordination strategy for multiple nonholonomic mobile robots in cooperative hunting operations. *Robotics and Autonomous Systems*, 2003, 43(4): 257–282.
- [14] LIANG Z, WEI Y. Research on self-organizing target hunting for mobile robot group. *2018 IEEE 4th International Conference on Control Science and Systems Engineering, ICCSSE 2018*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 67–70.
- [15] HUANG Tianyun, CHEN Xuebo, XU Wangbao, et al. A self-organizing cooperative hunting by swarm robotic systems based on loose-preference rule. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(1): 57–68.
(黄天云, 陈雪波, 徐望宝, 等. 基于松散偏好规则的群体机器人系统自组织协作围捕. 自动化学报, 2013, 39(1): 57–68.)
- [16] ZHANG Hongqiang, ZHANG Jing, ZHOU Shaowu, et al. Hunting in unknown complex environments by swarm robots based on simplified virtual-force model. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 43(4): 665–674.
(张红强, 章兢, 周少武, 等. 基于简化虚拟受力模型的未知复杂环境下群机器人围捕. 电子学报, 2014, 43(4): 665–674.)
- [17] ZHANG Hongqiang, ZHANG Jing, ZHOU Shaowu, et al. Nonholonomic mobile swarm robots hunting in unknown dynamic environments. *Control Theory & Applications*, 2014, 31(9): 1151–1165.
(张红强, 章兢, 周少武, 等. 未知动态环境下非完整移动群机器人围捕. 控制理论与应用, 2014, 31(9): 1151–1165.)
- [18] ZHANG Hongqiang, WU Lianghong, ZHOU You, et al. Self-organizing cooperative multi-target hunting by swarm robots in complex environments. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(5): 1054–1062.
(张红强, 吴亮红, 周游, 等. 复杂环境下群机器人自组织协同多目标围捕. 控制理论与应用, 2020, 37(5): 1054–1062.)
- [19] RU X, LIU W, TIAN Z. Single target dynamic tracking and hunting based on multi-agent systems control. *ICCAIS 2019-The 8th International Conference on Control, Automation and Information Sciences*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019.
- [20] CHEN M, ZHU D. A novel cooperative hunting algorithm for inhomogeneous multiple autonomous underwater vehicles. *IEEE Access*, 2018, 6: 7818–7828.
- [21] CAO Z, TAN M, WANG S, et al. Cooperative hunting by distributed mobile robots based on local interaction. *IEEE Transactions on Robotics*, 2006, 22(2): 402–406.
- [22] CAO Z, GU N, TAN M, et al. Multi-robot hunting in dynamic environments. *Intelligent Automation and Soft Computing*, 2008, 14(1): 61–72.
- [23] MA Y, CAO Z, ZHOU C, et al. A hierarchical task allocation method based on task case and its application to multi-robot hunting. *Proceedings of the 1st International Conference on Intelligent Networks and Intelligent Systems*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 689–692.

- [24] YUAN Y, CAO Z, HOU Z, et al. Local sensing based hunting for multiple robots. *Proceedings of IEEE Workshop on Advanced Robotics and its Social Impacts*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 8–11.
- [25] MA Y, CAO Z, DONG X, et al. A multi-robot coordinated hunting strategy with dynamic alliance. *2009 Chinese Control and Decision Conference*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 2338–2342.
- [26] WANG X, CAO Z, ZHOU C, et al. Coordinated hunting based on spiking neural network for multi-robot system. *Multi-Robot Systems, Trends and Development*, Rijeka, Croatia: InTech, 2011: 327–338.
- [27] CAO Z, ZHOU C, CHENG L, et al. A distributed hunting approach for multiple autonomous robots: Regular paper. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2013, 10(4): 217–224.
- [28] CAO X, ZHU D. A survey of cooperative hunting control algorithms for multi-AUV systems. *Proceedings of the 32nd Chinese Control Conference*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2013: 5791–5795.
- [29] WU Z, CAO Z, YU Y, et al. A multi-robot cooperative hunting approach based on dynamic prediction of target motion. *2017 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 587–592.
- [30] YU Zhenzhong, YAN Jihong, ZHAO Jie, et al. Mobile robot path planning based on improved artificial potential field method. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2011, 43(1): 50–55.
(于振中, 闫继宏, 赵杰, 等. 改进人工势场法的移动机器人路径规划. 哈尔滨工业大学学报, 2011, 43(1): 50–55.)
- [31] SHI Weiren, HUANG Xinghua, ZHOU Wei. Path planning of mobile robot based on improved artificial potential field. *Jisuanji Yingyong/Journal of Computer Applications*, 2010, 30(8): 2021–2023.
(石为人, 黄兴华, 周伟. 基于改进人工势场法的移动机器人路径规划. 计算机应用, 2010, 30(8): 2021–2023.)
- [32] WU M, HUANG F, WANG L, et al. A distributed multi-robot cooperative hunting algorithm based on limit-cycle. *Proceedings of the 2009 International Asia Conference on Informatics in Control, Automation, and Robotics*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 156–160.

作者简介:

罗家祥 副教授, 目前研究方向为群机器人智能控制、智能优化算法, E-mail: luojx@scut.edu.cn;

许博喆 硕士研究生, 目前研究方向为群机器人系统控制, E-mail: aubozhexu@mail.scut.edu.cn;

刘海明 高级工程师, 目前研究方向为系统控制算法, E-mail: hm-liu@scut.edu.cn;

蔡 鹤 教授, 目前研究方向为多主体系统的协同控制及其在动力和机械系统中的应用, E-mail: caihe@scut.edu.cn;

高焕丽 副教授, 目前研究方向为群体智能, E-mail: hlgao@scut.edu.cn;

姚瞻楠 本科生, 目前研究方向为智能控制理论与应用, E-mail: au3285399498@mail.scut.edu.cn.