

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2106018

生物启发式神经网络的多机器人协作围捕研究*

陈 志 邹爱成

(桂林航天工业学院 机械工程学院 桂林 541004)

摘 要: 针对未知动态环境中多机器人协作围捕的时间长、成功率低的问题,提出了一种基于生物启发神经网络的新型多机器人协作围捕方法。首先,构建了多机器人协作围捕模型,利用动态联盟策略实现多机器人的联动;其次,构建基于生物启发神经网络的追踪策略,动态指导联盟所有机器人进行追踪;最后,采用编队策略实现目标的围捕。实验结果表明,所提出的方法在单目标、多目标、部分机器人故障、不同形状障碍物、不同规则环境等情况下平均捕获时间分别为 12.7、22.3、34.2、17.7 和 28.5 s,平均捕获成功率为 97.4%;与其他多机器人协作围捕算法相比,所提出的算法在捕获时间和捕获成功率上具有较大优势。

关键词: 生物启发;神经网络;动态联盟;多机器人;协作围捕

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5030

Research on multi-robot cooperative roundup based on biological heuristic neural network

Chen Zhi Zou Aicheng

(School of Mechanical Engineering, Guilin University of Aerospace Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: Aiming at the problem of long time and low success rate of multi-robot cooperative rounding in unknown dynamic environment, a new multi-robot cooperative rounding method based on biologically inspired neural network is proposed. First, a multi-robot collaborative rounding model is built, and the dynamic alliance strategy is used to realize the linkage of multiple robots. Second, a tracking strategy based on biologically inspired neural networks is constructed to dynamically guide all robots in the alliance to track. Finally, a formation strategy is used to achieve the target rounding. The experimental results show that the average capture time of the proposed method is 12.7, 22.3, 34.2, 17.7 and 28.5 s under the conditions of single target, multiple targets, partial robot failures, obstacles of different shapes, and different regular environments. The average capture success rate is 97.4%, compared with other multi-robot cooperative hunting algorithms, the algorithm proposed has advantages in capture time and capture success rate.

Keywords: biologically inspired; neural network; dynamic alliance; multi-robot; cooperative rounding

0 引 言

20 世纪 70 年代以来,多机器人系统协同问题一直是机器人研究领域的主题。通过多机器人团队协同可以快速、高效地完成指定任务^[1]。因此近年来多机器人系统协同问题受到越来越多的关注。但目前,多机器人协同还面临着协作效率低、通信网络不完善、机器人状态动态变化等一系列新的挑战^[2]。目前,国内外学者在机器人系统协同定位、任务分配、路径规划、硬件实现等方面进行了大量研究^[3]。本文主要针对多机器人对多目标的围捕问题开展研

究,该问题的挑战性主要体现在两个方面:1)是需要解决任务分配、目标的定位和冲突避免等;2)是目标具有一定的智能性,其动作是未知和不规则的。多机器人围捕问题与多机器人觅食、营救等任务不同,后者的目标通常是静止的,前者的目标是随机移动的^[4]。

机器人协作围捕因其复杂性和重要性而备受关注,当前已有诸多学者对此展开了研究。针对单目标捕获,文献[5]提出了一种非支配排序遗传算法,采用平滑时变反馈控制方法,协调多个移动机器人的运动,同时通过编队协同捕获目标,但是该方法在平滑过程中容易影响多机器人之间的

收稿日期:2021-03-17

* 基金项目:国家自然科学基金项目(51965014)、广西自然科学基金项目(2018JJA160218)、广西高校中青年骨干教师科研基础能力提升项目(2020KY21022)资助

通信。文献[6]针对未知环境下的多机器人围捕任务,提出了一种基于局部坐标系的分布式交互控制方法,有效处理了车轮累积误差和不完善的通信网络,但是该方法需要应用于全局环境下易导致误差增大。相比之下多机器人的多目标围捕不管是在围捕策略,还是在实现算法上都要比单目标捕获更为复杂^[7]。近年来,研究者对多目标的围捕问题进行了研究,文献[8]提出了一种具有动态联盟的多机器人协调围捕策略,用以处理多个目标的情况,且能够在一定程度上缩短围捕完成时间,但是该方法在存在多个目标情况下其围捕成功率不高。文献[9]针对多机器人刚性编队容易出现死角以及机器人队形无法灵活调整等问题,提出一种自适应刚性结构编队算法,有效解决多机器人编队问题,但是其研究未解决编队之间的互通信问题。文献[10]提出了一种自动跟踪优化的运动目标跟踪算法,采用改进的跟踪策略有效地解决了多机器人围捕的跟踪问题。文献[11]针对多机器人快速移动问题,提出了一种基于动态预测目标轨迹和围捕点的多机器人围捕方法,通过采用多项式拟合来预测目标移动方向,并通过建立目标安全域以禁止围捕机器人进入,从而对目标进行快速围捕,但是该方法在避障方面还有待提高。文献[12]以位置动态复杂环境为研究对象,提出了基于简化虚拟受力模型的多层协同自组织围捕方法,通过构建虚拟受力模型来实现个体循障和多层协同围捕。以上针对多机器人协同围捕的相关研究,主要采用基于传感器和已知位置两种模型。然而,该两种模型随机器人或目标数量的增加,其协作运行难度加大,算法复杂度也随之增加,在实际应用中具有较大的局限性^[13-14]。

因此,为克服上述多机器人协同围捕的局限性,本文提出了一种基于生物启发神经网络的多机器人协同围捕方法。首先,通过构建动态联盟策略实现多机器人的联动;其次,在基于生物启发神经网络基础上构建目标追踪策略,动态指导联盟所有机器人进行追踪,并采用编队策略实现目标的围捕;最后通过仿真实验验证所提方法的有效性。

1 问题描述

通常,未知环境下多机器人协同围捕任务,机器人仅知道目标所处的环境区域以及目标的数量,但环境情况及目标位置未知。令该机器人团队为 Ω , 标记为 $r_i (i=1, 2, \dots, n)$; 目标标记为 $e_j (j=1, 2, \dots, m)$, 且假设各机器人均为具有 360° 视觉能力和交流能力的全方位机器人, 机器人间可互相识别。另外, 假定目标在搜索阶段具有与机器人相同的移动行为, 每个目标也均具有 360° 视觉能力, 且各目标均具有八个传感器, 其检测角为 45° , 半径为 R_s 。当 8 个传感器均未检测到机器人或静态障碍物时, 目标将随机移动, 否则将采取某种逃生策略。同时, 目标采用不同的转向角度应对被机器人围捕或与静态障碍物碰撞的危机。

在传统多路径机器人中, 目标位置通常为已知, 且机器人间没有协作。在本文研究的任务过程中, 首先, 将围捕任

务分配给机器人团队 Ω , 任务用 $T = \{N_e, N_r, A_s\}$ 表示, 其中 N_e 为日标数量, N_r 为捕获一个日标所需的机器人数量, A_s 为搜索空间的面积。围捕过程中, 一旦其中一个机器人发现目标, 该机器人将成为执行该目标合作围捕的临时指挥官。为了区分所有目标, 机器人会为找到目标创建一个唯一的 ID, 并将其广播至团队, 并由该团队中的部分机器人组成动态联盟开始捕获。其中, 多机器人协同搜索任务流程如图 1 所示。

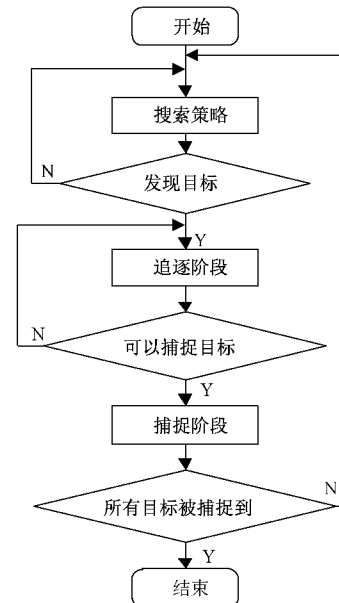


图 1 围捕任务流程

2 多机器人协作围捕模型构建

为了实现多机器人在未知环境中实现实时协同围捕任务, 需要解决两个关键问题: 1) 在具有多个逃避者的情况下如何有效地进行合作狩猎; 2) 如何在通信负担很小的情况下有效地搜寻目标^[15]。为便于引入本文所提方法, 对多机器人协同围捕做以下定义。其中, 机器人 r_i 的状态(如故障、搜索、追踪或围捕)用 $f_1(r_i)$ 表示; 目标 e_j 的状态(如未知、已知、已捕获)用 $f_2(e_j)$ 表示, 其表达式如下所示:

$$f_1(r_i) = \begin{cases} 0, & \text{故障} \\ 1, & \text{搜索} \\ 2, & \text{追踪} \\ 3, & \text{围捕} \end{cases} \quad (1)$$

$$f_2(e_j) = \begin{cases} 0, & \text{未知} \\ 1, & \text{已知} \\ 2, & \text{已捕获} \end{cases} \quad (2)$$

为简化围捕特性, 令机器人可以无延迟地改变移动方向, 并以恒定速度前进, 其下一个位置为:

$$(x_{r_i})_{t+1} = (x_{r_i})_t + v_{r_i} \Delta t \cos(\theta_{r_i})_t \quad (3)$$

$$(y_{r_i})_{t+1} = (y_{r_i})_t + v_{r_i} \Delta t \sin(\theta_{r_i})_t \quad (4)$$

式中: (x_{r_i}, y_{r_i}) 、 v_{r_i} 和 θ_{r_i} 分别表示机器人 r_i 的位置、速度与移动方向。

2.1 动态联盟策略

任意机器人首次发现日标 e_j 便开始围捕,且指定该机器人人为临时指挥官 r_{temp} 。若多个机器人同时发现相同的目标,则随机选择其中一个作为临时指挥官。因此每个具有通讯能力的机器人都可以被选为临时指挥官,目标 e_j 的围捕过程如下。

1)指挥官 r_{temp} 请求团队 Ω 中所有机器人的坐标和状态标志。如果某些机器人没有反馈任何信息,则视为故障

(包括通信故障)。

2)计算出非 0 或 3 状态标志的机器人到日标 e_j 的距离,如式(5)所示。

$$dist(p_{r_i}, p_{e_j}) = \sqrt{(x_{r_i} - x_{e_j})^2 + (y_{r_i} - y_{e_j})^2} \quad (5)$$

式中: $p_{r_i} = (x_{r_i}, y_{r_i})$ 和 $p_{e_j} = (x_{e_j}, y_{e_j})$ 分别表示机器人 r_i 和目标 e_j 的位置, $dist(p_1, p_2)$ 为计算 p_1 和 p_2 之间的距离。

3)在狩猎过程中有 3 种不同的情况,如图 2 所示。

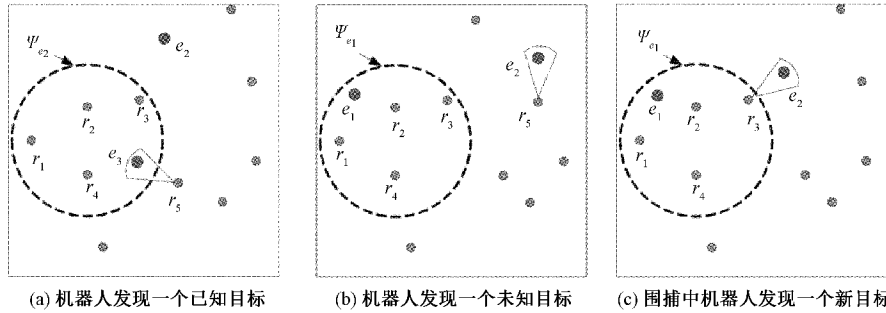


图 2 围捕过程中的不同情况

2.2 基于生物启发神经网络的追踪策略

当围捕目标 e_j 建立之后,联盟中的所有机器人开始围捕同一个目标。由此,本文提出了基于生物启发神经网络的方法,其中神经元数目由围捕任务自适应决定,由神经网络活动性决定的机器人运动是实时连续的。在实时合作围捕任务中,为追赶目标并避开障碍物,将环境空间以二维笛卡尔工作空间 W 表示,神经网络的状态空间 S 为三维空间。其中,两个坐标表示 W 中的位置,第 3 个坐标表示每个神经元的活动,其特征根据式(6)所示的分流方程得出。

$$\frac{dx_i}{dt} = -Ax_i + (B - x_i)S_i - (D + x_i)S_i^- \quad (6)$$

式中: x_i 为第 i 个神经元的神经活动; A 、 B 和 D 为非负常数,分别表示被动衰减率,以及神经活动的上下界; S_i^+ 和 S_i^- 分别为神经元的兴奋性和抑制性输入。在本文提出的神经网络模型中,兴奋性输入 S_i^+ 来自目标及其附近的神经元,抑制输入 S_i^- 仅由障碍产生。因此,神经网络中第 i 个神经元的动力学特征如式(7)所示。

$$\frac{dx_i}{dt} = -Ax_i + (B - x_i)([I_i^e]^+ + \sum_{j=1}^k \omega_{ij}[x_j]^+) - (D + x_i)[I_i^o]^- \quad (7)$$

式中: k 为第 i 个神经元与其相邻神经元的神经连接数; 函数 $[a]^+$ 表示线性函数,定义为 $[a]^+ = \max\{a, 0\}$; 非线性函数 $[a]^-$ 定义为 $[a]^- = \max\{-a, 0\}$; 变量 I_i^e 和 I_i^o 分别为目标和障碍物向第 i 个神经元的外部输入定义如式(8)、(9)所示。

$$I_i^e = \begin{cases} E, & dist(p_i, p_e) \leq l \\ \frac{E}{dist(p_i, p_e)}, & l < dist(p_i, p_e) \leq R_e \\ 0, & dist(p_i, p_e) \geq R_e \end{cases} \quad (8)$$

$$I_i^o = \begin{cases} -E, & dist(p_i, p_o) \leq l \\ \frac{-E}{dist(p_i, p_o)}, & l < dist(p_i, p_o) \leq R_o \\ 0, & dist(p_i, p_o) \geq R_o \end{cases} \quad (9)$$

式中: $E \gg B$ 为正常数, p_e 和 p_o 分别为目标和障碍物的位置, p_i 为第 i 个神经元的位置, R_e 和 R_o 分别为目标和障碍物的有效半径, l 为两个神经元之间的距离。为减少计算时间和机器人运动的干扰,距离 l 的计算如式(10)所示。

$$l = round\{\min(2v, R_s)\} \quad (10)$$

式中: R_s 表示机器人车载传感器的检测半径。根据生物学原理,神经系统中的神经元仅对其感受范围内的刺激作出反应。本文模型中,第 i 个神经元仅与局部区域的神经元具有兴奋性联系,从第 i 个神经元到第 j 个神经元的横向连接权重 ω_{ij} 定义如式(11)所示。

$$\omega_{ij} = \begin{cases} F(dist(p_i, p_j)), & i \text{ 和 } j \text{ 相邻} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

其中,函数 $F(a)$ 如式(12)所示。

$$F(a) = \begin{cases} \mu/a, & 0 \leq a \leq R_n \\ 0, & a \geq R_n \end{cases} \quad (12)$$

式中: μ 和 R_n 为正常数,权重 $\omega_{ij} = \omega_{ji}$ 。二维神经网络的示意图如图 3 所示,其中第 i 个神经元 N_i 仅与其接受域内的相邻神经元有 8 个横向连接。在本文提出的模型中,机器人的运动由神经网络的动态活动指导,对于 W 中给定的当前机器人位置,用 p_r 表示,其下一次的运动方向表示如下:

$$(\theta_r)_{t-1} = angle(p_r, p_n) \quad (13)$$

$$p_n \leftarrow x p_n = \max\{x_j, j = 1, 2, \dots, k\} \quad (14)$$

式中: $x_j, j = 1, 2, \dots, k$ 为机器人检测区域中所有神经元

的活动; p_n 为所有神经元中具有最大活动的神经元的位置。

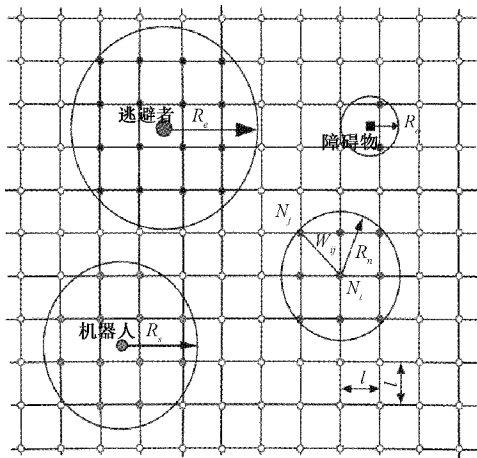


图 3 围捕任务的神经网络模型

因此,本文所提出的神经网络是一个稳定的系统,神经活动 x_i 在有限区间 $[-D, B]$ 中有界。由于外部输入的影响,状态工作空间随目标的运动而变化,机器人的运动由拓扑组织的神经网络的动态活动情况和机器人的速度决定。在围捕任务中,神经活动不会达到稳态,机器人将继续朝着神经元位置移动,并在机器人检测区域内发挥最大的作用。本文提出的模型,由于外部输入常数 E 较大,目标和障碍物分别停留在神经网络活动的峰值和谷值处。因此,处于追踪阶段的机器人能够在避开障碍物的情况下有效地追踪躲避者,直到追踪阶段结束,以实现高效自然地合作围捕。如图 4 所示为生物启发神经网络追踪策略的部分算法。

```

1) Initialize  $\psi_{ej} = \psi_{temp} = \phi$  将目标  $e_j$  的  $\psi_{ej}$  和  $\psi_{temp}$  设置为空。
2) For each robot  $r_i$  in the team, do
    {
        If  $f_1(r_i) \neq 0$  and  $f_1(r_i) \neq 3$ 
             $\psi_{temp} = \psi_{temp} + r_i$ ;
        end if
    }
end for
% 若机器人未故障或捕捉到目标,则将其添加到  $\psi_{temp}$ 。
3)  $\psi_{temp} = \text{Sort}(\psi_{temp})$ ; %
4) For each robot  $r_m$  in  $\psi_{temp}$ , do
    {
        if  $f_1(r_m) == 1$ 
            Go to 5);
        end if
        if  $f_1(r_m) == 2$ 
             $e_{old} = r_m \rightarrow (e)$ ; %  $r_m \rightarrow (e)$  表示机器人所追捕的目标
            if  $\text{dist}(p_{rm}, p_{old}) - \text{dist}(p_{rm}, p_{ej}) \leq 0$ 
                 $\psi_{temp} = \psi_{temp} - r_m$ 
            end if
        end if
    }
end for
...
    
```

图 4 生物启发神经网络追踪策略算法

2.3 编队策略

当捕获阶段开始时,联盟中所有机器人均可以得到目标的位置信息,且联盟中的机器人数量足以捕获该目标。在此阶段,机器人不需要再次指导神经网络的活动,且所有机器人都需要在目标周围形成队形。令目标无法再次逃脱的编队的最大半径为 R_c ,可以计算出该联盟中每个机器人的理想位置,如图 5 所示,其中 $\phi = 2\pi/N_i$ 。随后,各机器人将朝着理想位置进行移动,如果理想位置与机器人之间的距离小于机器人可以移动的 1 步,则机器人将直接移动至其理想位置。

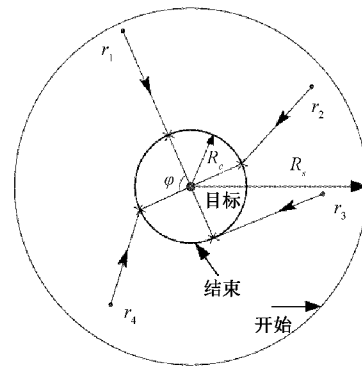


图 5 捕获任务的机器人的形成过程

在所有机器人移至理想位置前,目标可继续逃脱,如果目标从机器人形成的圆中逃脱,即目标与某些机器人之间的距离大于机器人检测半径 R_s ,则围捕过程将再次回到围捕阶段。因此,围捕工作步骤如下。

- 1) 机器人开始从任何环境中搜索目标,此阶段,机器人根据式(3)~(5)随机移动;
- 2) 当任一机器人看到目标时,通过动态联盟的策略构建联盟;
- 3) 联盟中的所有机器人均采用生物神经网络来追踪目标,计算每个机器人运动神经网络的动态活动景观,并将其神经网络的活动指导机器人;
- 4) 达到捕获条件后,联盟中的所有机器人均按照编队策略开始捕获躲避者。

在本文提出的方法中,机器人的运动仅在搜索阶段和捕获阶段由机载传感器引导。在追赶阶段,临时指挥官将把目标的位置连续发送给联盟中的机器人,且每次机器人运动的神经网络的动态活动格局都是由动态计算得到。因此,短时延迟不会严重影响围捕过程,在严重延迟情况下,机器人将等待并保持搜索状态,直到恢复正常通信为止。

3 仿真实验与分析

为了验证本文所提出的方法在未知环境中多机器人协同围捕的有效性,在 Window10 操作系统下采用数学软件对算法进行仿真实验。在仿真实验中,令一组机器人

$\Omega = \{r_i, i = 1, 2, \dots, n\}$, 目标 $e_j, j = 1, 2, \dots, m$ 。实验中设置单个或多个目标以及静态或动态环境等多种情况。表 1 为仿真实验参数, 为了易于实验, 做如下假设: 1) 所有机器人、目标及障碍物均为没有任何形状的点; 2) 抓捕阶段, 机器人的理想位置从目标的绝对 0° 开始, 且为固定; 3) 将机器人速度设置为大于目标速度的值; 4) 仿真步长为 1 s。

表 1 围捕任务参数

参数	值	备注
R_s/m	2	机载传感器半径
R_c/m	1	编队圆半径
N_c	4	捕获一个目标所需机器人数量
$v_r/(m \cdot s^{-1})$	0.5	机器人速度
$v_e/(m \cdot s^{-1})$	0.3	目标速度

3.1 单个目标围捕实验

为测试所提出方法的基本性能, 进行了单个目标的追踪实验仿真。此仿真实验中, 共设有一个目标, 4 个机器人和部分障碍物, 环境面积为 $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ 。目标的初始位置位于环境的中心, 目标初始方向为随机的。为快速探索环境, 4 个机器人从 $(0, 0), (20, 0), (20, 20)$ 与 $(0, 20)$ 4 个点位开始, 即环境的 4 角。机器人的初始方向分别为 $45^\circ, 135^\circ, 225^\circ$ 和 315° 。

如图 6 所示, 为单个目标围捕过程, 图 7 为仿真结束时目标的神经网络活动情况。由图 6 可知, 目标具有一定的智能性, 当发现机器人或障碍物时, 可快速改变方向。当在一个机器人找到目标后, 机器人可以在神经网络的引导下有效地捕捉目标。实验结果表明, 追赶阶段从第 18 步开始, 并保持 34 步; 捕获阶段从第 52 步开始, 并保持 5 步。从图 7 可以看出, 神经元的活动在目标的位置最大, 而在障碍物的位置最小。

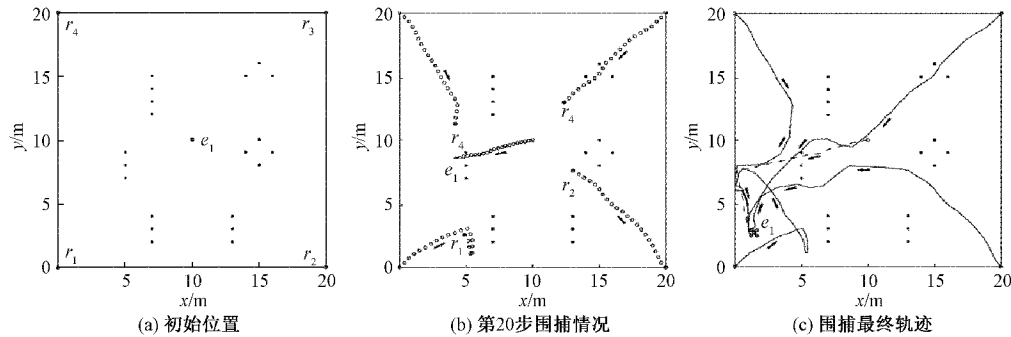


图 6 单个目标围捕过程

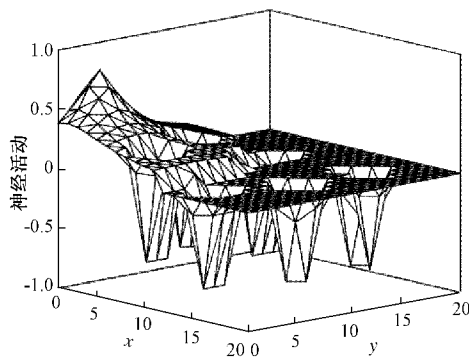


图 7 单个目标围捕结束时的神经活动

3.2 多个目标围捕实验

第 2 次仿真为多个目标的多机器人协同仿真实验。为便于实验, 假设有 3 个目标和 12 个机器人。目标的初始位置分别是 $(7.5, 7.5), (8.5, 8.5)$ 和 $(10, 10)$, 目标的初始方向是随机的, 机器人位于环境的 4 个角落, 同时 12 个机器人的初始方向分别为 $15^\circ, 30^\circ, 45^\circ, 105^\circ, 120^\circ, 135^\circ, 195^\circ, 210^\circ, 225^\circ, 285^\circ, 300^\circ$ 与 315° 。图 8 所示为多个目标围捕过程, 图 9 所示为多个目标围捕结束时 3 个目标的神经网络

活动, 表 2 为多个目标围捕仿真的结果。

表 2 多个目标围捕仿真结果

目标	发现步骤	追赶步骤	捕获步骤
e_1	13	17	6
e_2	10	36	4
e_3	15	21	5

由图 8 可知, 在找到一个目标之后可建立一个围捕联盟, 并且有 4 个机器人协作围捕目标。在此过程中, 如果发现另一个目标比第 1 个目标更近, 则机器人可以更改其追寻目标。在第 10 步, 目标 e_2 首先由 r_1 找到, 并结成 $\psi_{e_2} = \{r_1, r_2, r_3, r_{12}\}$ 联盟。当在第 13 步由 r_2 找到目标 e_1 时, e_2 的联盟变为 $\psi_{e_2} = \{r_1, r_4, r_7, r_{12}\}$, e_1 的联盟变为 $\psi_{e_1} = \{r_2, r_3, r_{10}, r_{11}\}$ 。在第 15 步时, 目标 e_3 由 r_8 找到, 且其联盟形成为 $\psi_{e_3} = \{r_3, r_6, r_8, r_9\}$ 。当找到所有 3 个目标时, 所有机器人都受神经网络的活动引导, 以寻找自己的目标。

3.3 部分机器人故障围捕实验

为测试所提出方法在现实应用中的鲁棒性, 在部分机

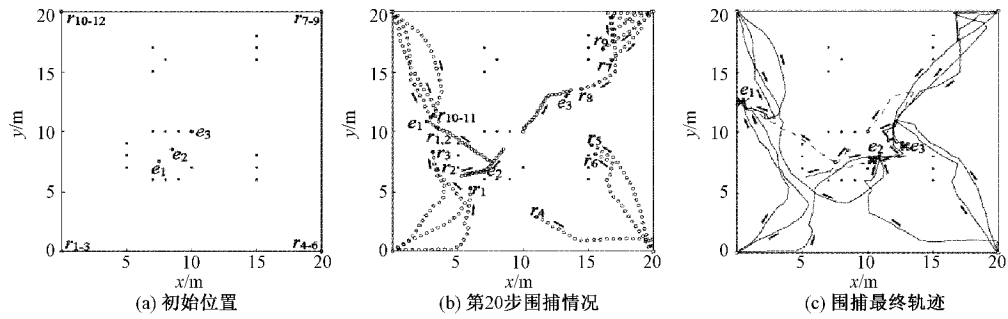


图 8 多个目标围捕仿真的围捕过程

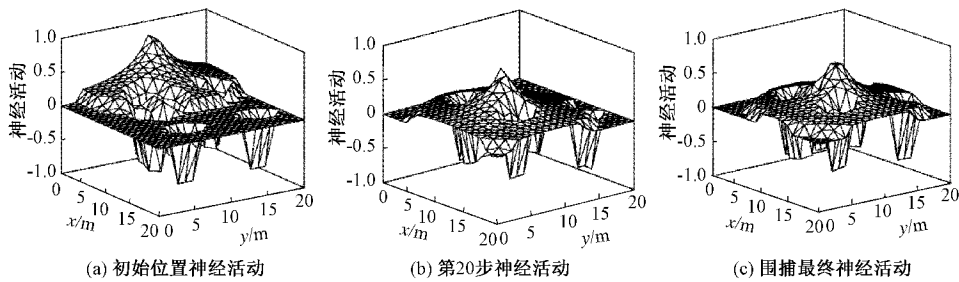


图 9 多个目标围捕结束时 3 个目标的神经活动

机器人故障情况下开展围捕实验。机器人故障分为两种不同的情况:1)目标未被抓捕前出现故障;2)目标被抓捕后出现故障。在第 1 种情况下,追赶目标的联盟将随追逐情况改变而改变,但在第 2 种情况下,目标将从机器人中逃

脱,因此围捕任务必须重新启动。如图 10 和 12 分别显示了两种情况的围捕过程,图 11 和 13 分别显示了在两种情况下围捕过程中每个机器人状态的变化。当状态为 0、1、2 和 3 时,机器人分别处于故障、搜索、追踪和捕获状态。

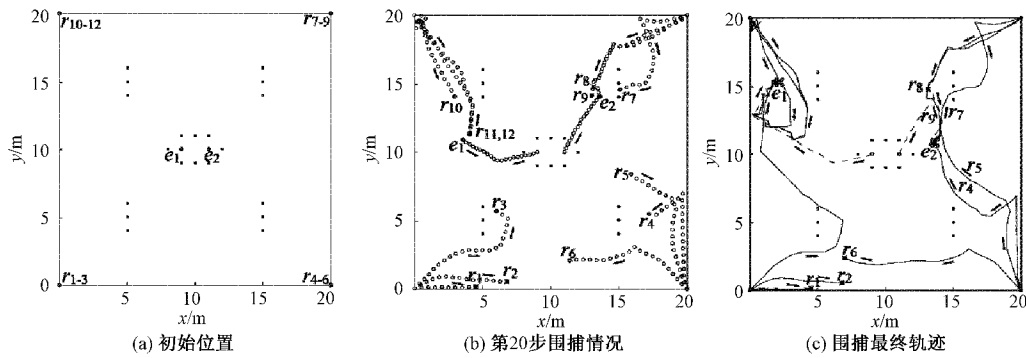


图 10 目标未被抓捕前出现故障时机器的围捕过程

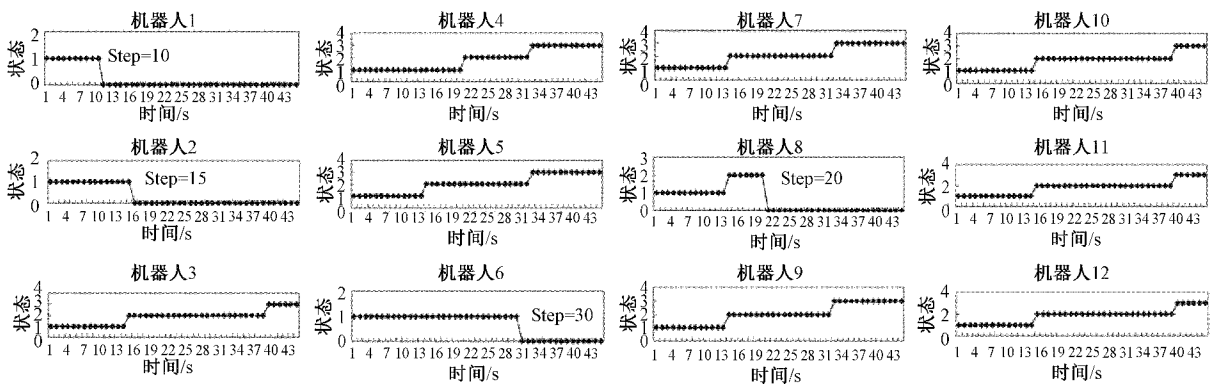


图 11 目标未被抓捕前出现故障时机器人状态变化

由图 11 可知,每个机器人状态的变化情况,表明机器人 r_8 在第 20 步从追踪状态(状态=2)分解,机器人 r_1, r_2 和 r_6 在搜索时从搜索状态(状态=1)分解。第 10、15 和 30 步,表明这些机器人在捕获任何目标之前就已经崩溃了。如图 10、12 所示,在机器人 r_1, r_2 崩溃前,任何机器人都未找到目标 e_1 和 e_2 ;在机器人 r_6 和 r_8 崩溃之前, e_1 和 e_2 的联盟分别为 $\psi_{e_1} = \{r_3, r_{10}, r_{11}, r_{12}\}$ 和 $\psi_{e_2} = \{r_5, r_7, r_8, r_9\}$;在机器人 r_8 故障后, e_2 的联盟会自动更改为 $\psi_{e_2} = \{r_4, r_5, r_7, r_9\}$ 。

由图 12、13 可知,所提出的方法也可有效应对第 2 种

情况。图 13 显示了机器人 r_1, r_2, r_6 和 r_8 分别在第 20、35、40 和 50 步分解的情况。在机器人 r_6 发生故障之前,目标 e_2 被绕过并被机器人联盟 $\psi_{e_2} = \{r_4, r_5, r_6, r_7\}$ 捕获。当机器人 r_6 在捕获状态下崩溃(状态=3)时,目标 e_2 从机器人包围圈中逃脱。围捕目标 e_2 的新联盟形成为 $\psi_{e_2} = \{r_4, r_5, r_7, r_8\}$ 。当机械人 r_8 发生故障后, e_2 的联盟变为 $\psi_{e_2} = \{r_4, r_5, r_7, r_9\}$ 。机器人团队的最终运动轨迹表明,所提方法在机器人发生意外情况时能够有良好的性能,并且在不同情况下不需要进行任何其他更改即可完成围捕任务。

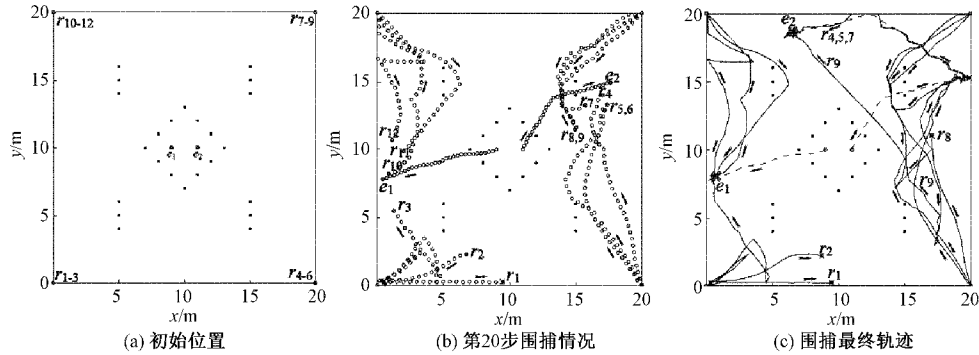


图 12 目标被抓捕后出现故障时机器人的围捕过程

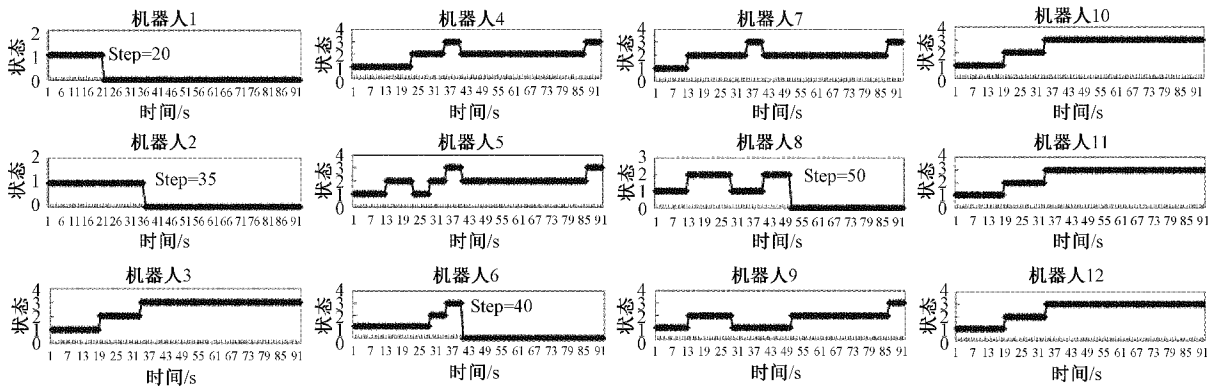


图 13 目标被抓捕后出现故障时机器人状态变化

3.4 不同形状障碍物相连环境追踪实验

为进一步测试所提出方法的性能,在不同障碍物相连的情况下进行了仿真实验。在本实验中,障碍物以正方形、圆形和多边形连接,如图 14 所示。其中,图 14 (a)为目

标、障碍物和机器人的初始位置;图 14 (b)为在第 20 步进行仿真的围捕过程图;图 14 (c)为目标和机器人的最终轨迹。仿真结果表明,在存在障碍物的情况下,机器人团队可以有效捕获目标。

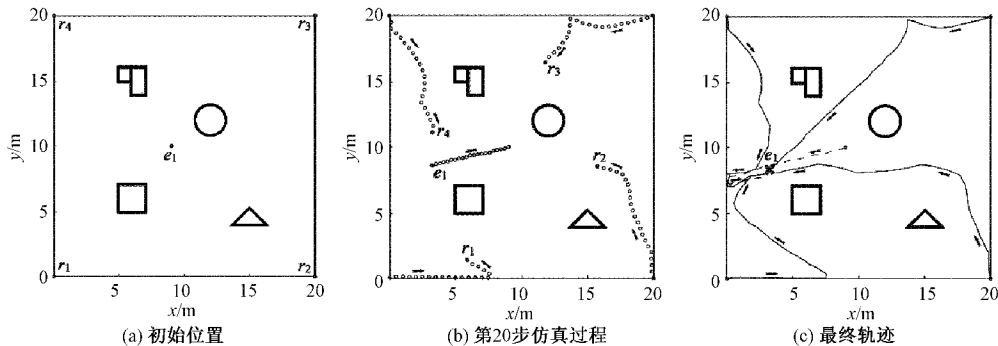


图 14 多种形状障碍物连接的围捕过程

3.5 在不规则的环境追踪实验

实际应用中,环境形状通常是不规则的,故本次进行不规则环境仿真,如图 15 所示。其中,图 15(a)为目标、机器人

和障碍物的初始位置;图 15(b)为机器人团队在第 20 步的围捕过程的轨迹;图 15(c)为机器人团队的最终轨迹。仿真结果表明,环境边界的形状不会影响所提方法的性能。

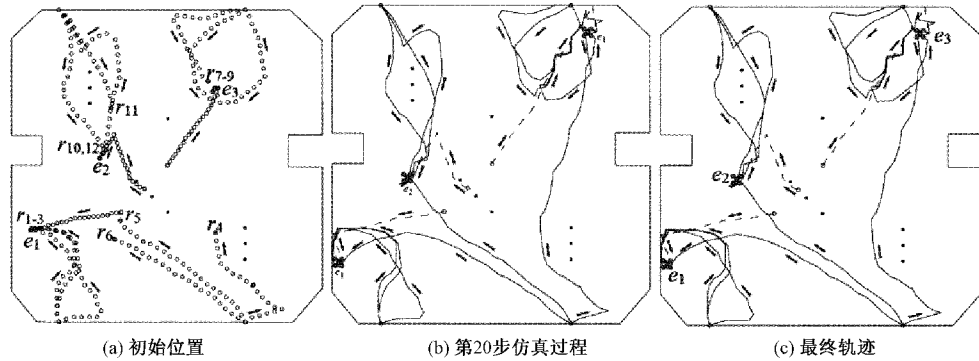


图 15 环境不是规则形状的围捕过程

3.6 对比仿真实验分析

为了验证本文所提方法的性能,将其与文献[8]和[12]在单个目标、多个目标、部分机器人故障、不同形状障碍物、不规则环境等 5 种情况下进行对比实验,每种情况进行了 50 次仿真。其中,单目标、多目标、部分机器人故障、不同形状障碍物、不同规则环境下平均捕获时间分别为 12.7、

22.3、34.2、17.7 和 28.5 s,平均捕获成功率为 97.4%。如图 16 所示为对比实验曲线图,从图 16(e)和(f)可以看出在不同规则环境下文献[8]算法的捕获时间和捕获成功率等性能要优于本文算法。从图 16(c)和(f)可以看出,在部分机器人故障情况下文献[12]算法性能要优于文献[8]算法。总的来说在应对多种情况下本文所提出的算法具有明显的优势。

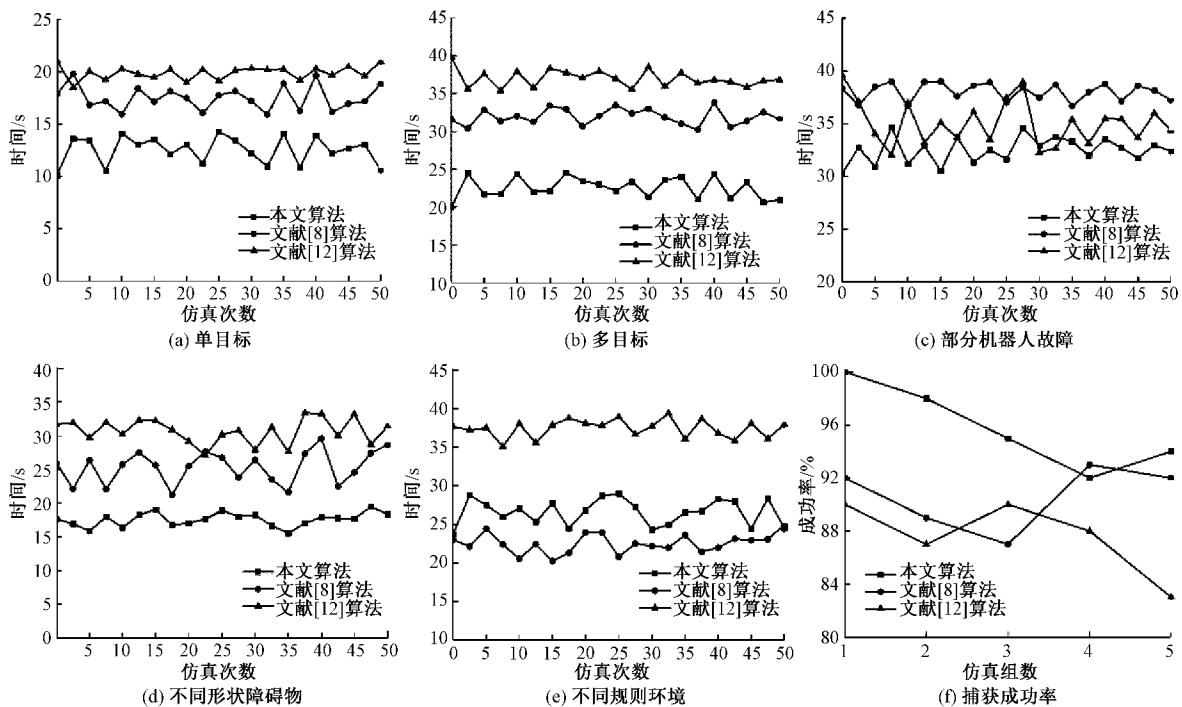


图 16 50 次仿真对比实验图

另外,从仿真结果可以看出围捕任务中的大部分时间主要花费在追踪阶段,该阶段由神经元的数量决定。在本文提出的方法中,神经元的数量取决于机器人的数量和速度,每个机器人的计算时间少于在单个机器人中计算所有

目标的计算时间。因此随着硬件和软件的进步延迟将很小,并且延迟对寻线过程的影响可以忽略。此外,所提出的方法可以扩展到复杂环境的实际应用中,设计人员只需要在初始步骤将区域和边界输入到机器人即可实现围捕。

4 结 论

针对传统多机器人围捕时存在的协作运行难度大、算法复杂度高的问题,提出了一种基于生物启发神经网络的协同围捕方法。通过构建动态联盟策略实现多机器人的联动,同时在基于生物启发神经网络基础上构建目标追踪策略,动态指导联盟所有机器人进行追踪,并采用编队策略实现目标的围捕,通过分析实验得出如下结论。

1) 本文所提方法能够自动处理各种情况,能够满足多机器人在各种情况下的协同围捕任务;

2) 该方法可以在不同目标数量、部分机器人故障、不同形状障碍物、不同边界环境等情况下实现围捕;

3) 需要注意的是多机器人在交互通信过程中往往因为外界环境以及硬件设施的干扰,导致多机器人通信质量和范围受限,因此后续将重点研究多机器人之间的交互通信。

参考文献

- [1] EVA C, MOUTARDE F, MANITSARIS S. Multi-users online recognition of technical gestures for natural human-robot collaboration in manufacturing[J]. *Autonomous Robots*, 2018(8):1-17.
- [2] KONDAXAKIS P, GULZAR K, KINAUER S, et al. Robot gesturing for anchoring representations[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2019, 35(1): 216-230.
- [3] 江明,王飞,葛愿,等.基于改进蚁群算法的机器人路径规划研究[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(2): 113-121.
- [4] 王刚,张方,严大亮,等.基于改进蚁群算法的机器人三维路径规划[J]. *国外电子测量技术*, 2020, 39(11): 1-6.
- [5] 万逸飞,彭力.基于协同多目标算法的多机器人路径规划[J]. *信息与控制*, 2020, 49(2): 139-146.
- [6] WANG Z J, SCHWAGER M. Force-amplifying n-robot transport system for cooperative planar manipulation without communication[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2016, 35(13):1564-1586.
- [7] 刘莹,祝毅鸣.水下机器人最优逃生线路规划研究与仿真[J]. *计算机仿真*, 2015(3):124-129.
- [8] 谭宪军,倪建军,邵琳,等.一种基于改进动态联盟算法的多机器人协作捕猎方法[J]. *科学技术与工程*, 2013, 13(8): 2107-2112.
- [9] 张永,陈寿元,邵增珍.针对多机器人追捕死角问题的自适应编队算法[J]. *计算机工程*, 2018, 44(9):1-8.
- [10] ZHOU L, TZOUMAS V, PAPPAS G J, et al. Resilient active target tracking with multiple robots[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2019, 4(1): 129-136.
- [11] 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.
- [12] 张红强,章兢,周少武,等.未知动态复杂环境下群机器人协同多层围捕[J]. *电工技术学报*, 2015, 30(17): 140-153.
- [13] 李瑞珍,杨惠珍,萧丛杉.基于动态围捕点的多机器人协同策略[J]. *控制工程*, 2019(3): 23-28.
- [14] 朱颖,李元鹏,张亚婉,等.基于改进人工势场法的搬运机器人路径规划[J]. *电子测量技术*, 2020, 43(17): 101-104.
- [15] 李志银,黄宜庆,徐玉琼.改进变步长蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(8): 15-21.

作者简介

陈志,工学硕士,讲师,主要研究方向为机电一体化、机器人控制等。

E-mail:chenzhi@guat.edu.cn

邹爱成(通信作者),工学硕士,副教授,主要研究方向为智能材料结构设计、计算机控制等。

E-mail:zouaicheng@guat.edu.cn