



汕头大学
SHANTOU UNIVERSITY



硕士毕业论文答辩

一种基于共识主动性的群机器人目标搜索与围捕 框架研究

导师：范衡教授

答辩人：孙福赞

专业：电子与通信工程





研究背景

问题描述

算法框架

实验结果与分析

总结与展望

基于共识主动性的群体机器人目标搜索与围捕框架



研究背景

基于共识主动
性的群体机器
人目标搜索与
围捕框架

随着无人自主技术的深化应用，**开发无人机集群系统**已成为无人机的一个重要发展方向，通过紧密的协作，无人机集群体系可以体现出比人工系统更卓越的**协调性、智能性和自主能力**。



图1：军事无人机集群

无人机集群技术目前主要在学术界和国防领域受到关注，群体智能（Swarm Intelligence）作为一种颠覆性技术，一直被中美等国军队视为无人化作战的突破口。

美国国防高级研究计划局（Defense Advanced Research Projects Agency）于2015年9月提出一种“小精灵”无人机研究项目，该项目通过载机（轰炸机、运输机等大型平台）在防区外发射携带有侦察或电子战载荷的无人机集群，通过集群内部的信息共享与协同，突破敌方防御系统，执行侦察与电子攻击任务，并在任务完成后对幸存的无人机进行回收。

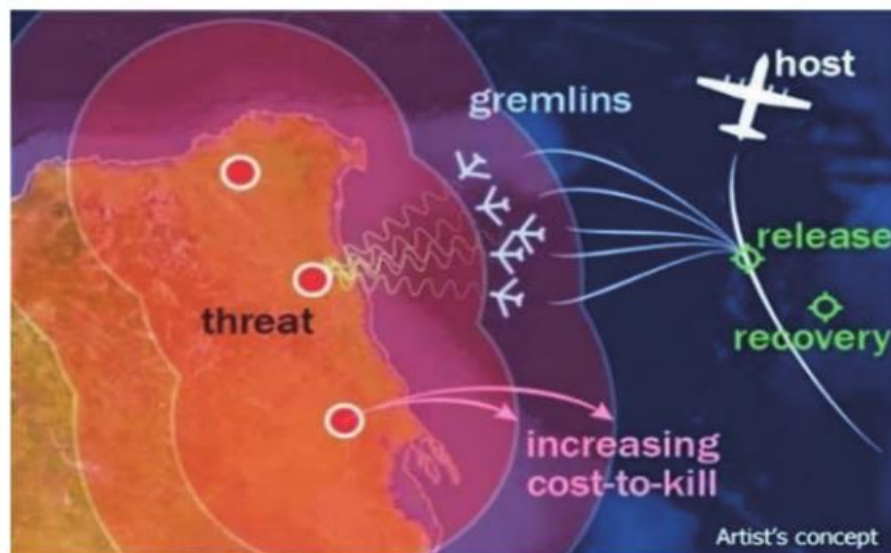


图2：“小精灵”无人机



群体智能：受群居性动物集体行为启发，用于设计**问题求解算法**和设计**分布式系统**的理论与方法



Swarm Intelligence: “Any attempt to design **algorithms** or **distributed problem-solving devices** inspired by the collective behavior of social insect colonies and other animal societies.”

—— Bonabeau, Dorigo, and Theraulaz, 1999

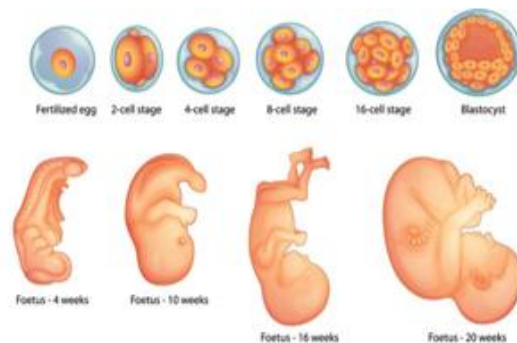
➤ 群体聚合模式的生成与转换（用于围捕）：



鱼群**球形**游弋



鸟群**三角形**编队



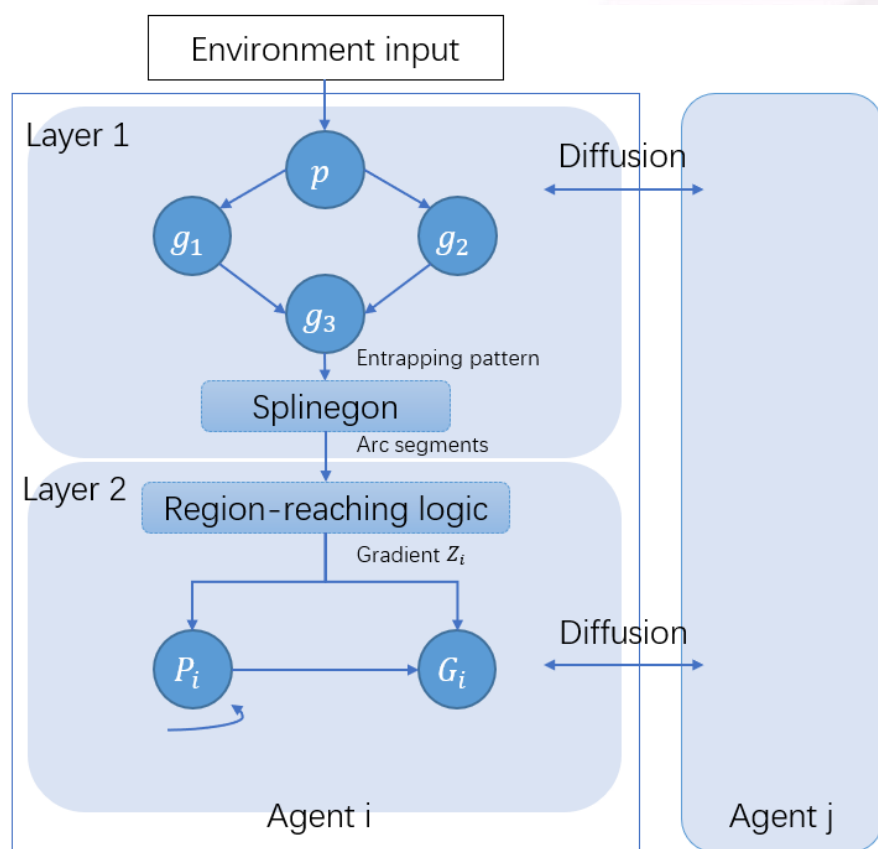
细胞群发育为**婴儿**



环境适应、分布式自主协商

演化

传统的基因调控网络模型用于群体智能围捕:

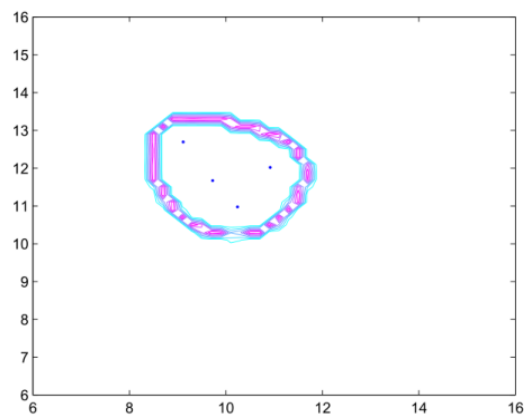


传统架构 - 分层基因调控网络 (H-GRN)

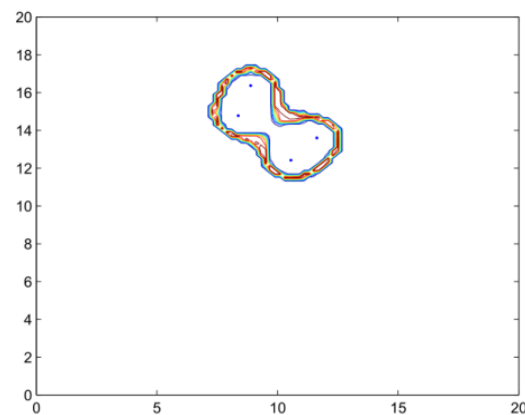
- 在多细胞系统和多智能体系统之间建立一个映射。
- 上层负责自适应模式生成，而下层则是驱动智能体到生成模式的控制机制。

Jin Y, Guo H, Meng Y. A hierarchical gene regulatory network for adaptive multirobot pattern formation[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 2012, 42(3): 805-816.

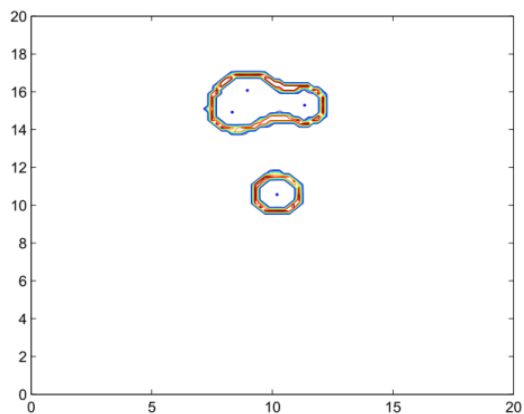
➤ 传统的基因调控网络模型用于群体智能围捕:



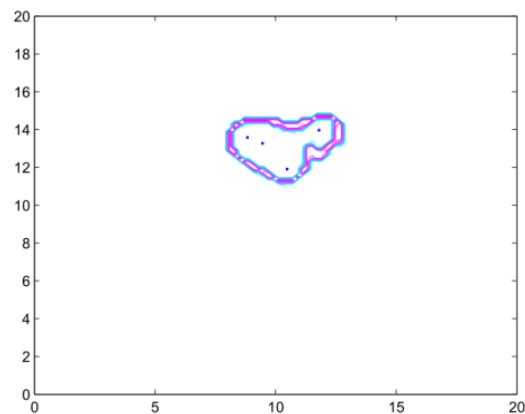
(a)



(b)



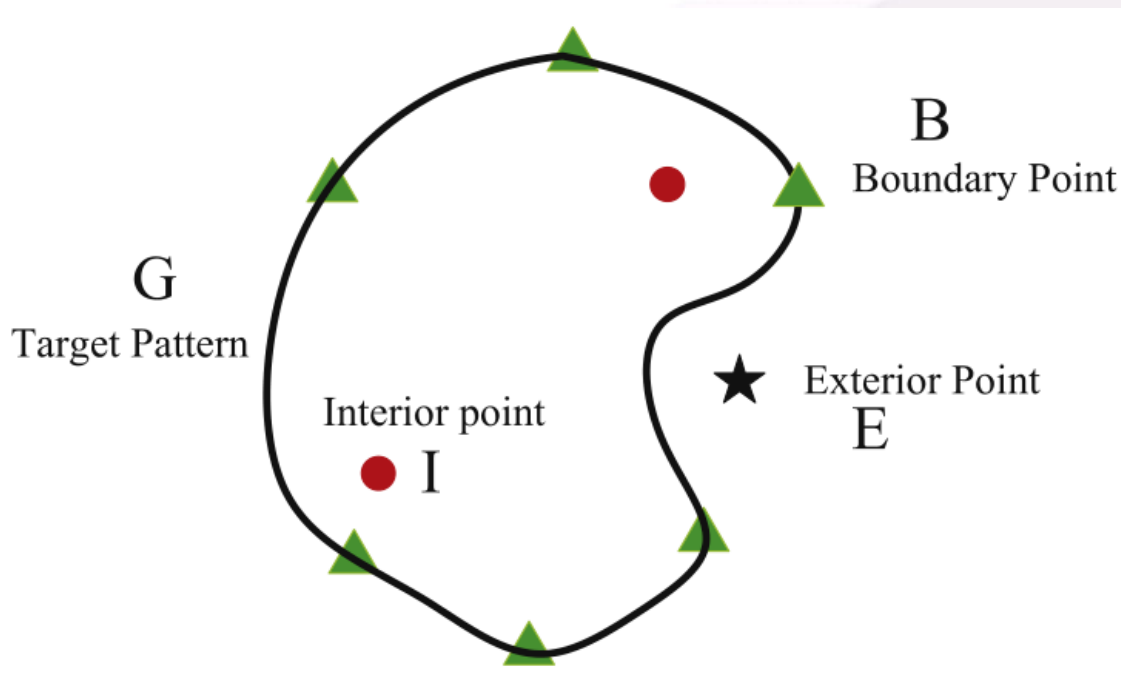
(c)



(d)

图3 分层基因调控网络模型 (H-GRN) 围捕动态目标

➤ 使用径向基隐函数替换GRN网络上层pattern形成：

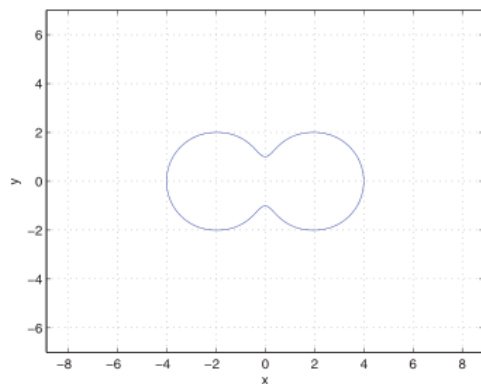


Implicit function for target trapping.

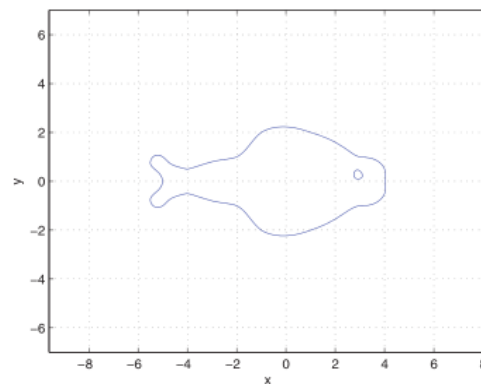
- 为了更灵活地生成所需的模式以应对各种复杂的场景，使用径向基隐函数方法替换了原GRN上层。
- 该方法可以实现模式的聚合与分裂，但需要人为设置与选取特征点。但由此也具有更强的可控性。

Zhang S, Liu M, Lei X, et al. Multi-target trapping with swarm robots based on pattern formation[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2018, 106: 1-13.

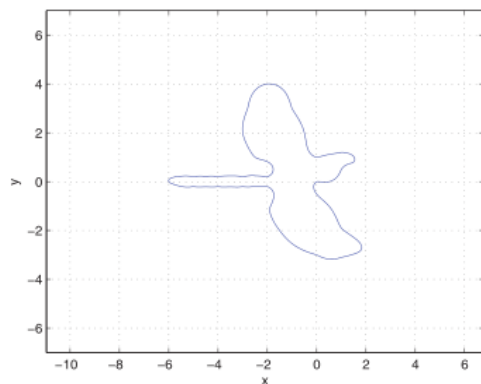
➤ 使用径向基隐函数替换GRN网络上层pattern形成:



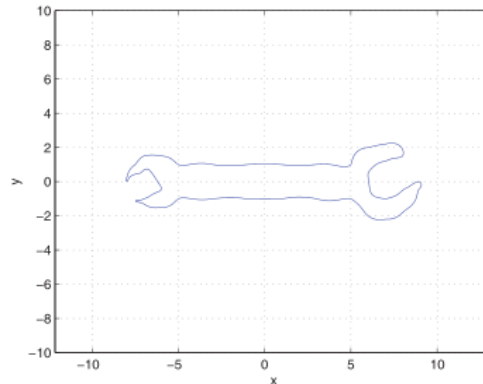
(a) peanut



(b) fish



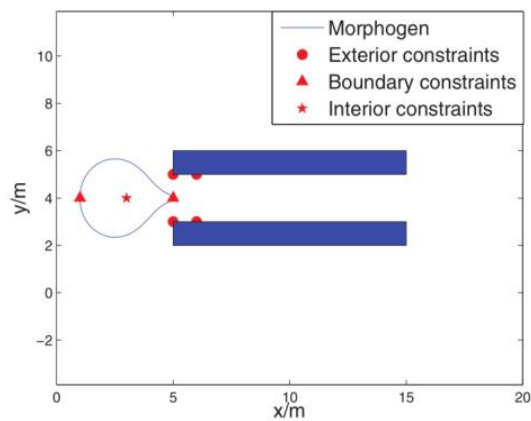
(c) bird



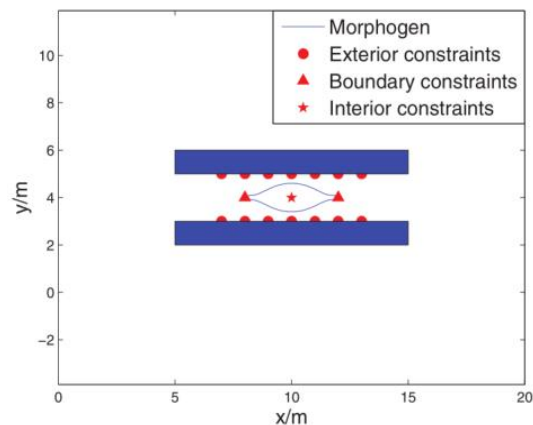
(d) wrench

图4: 使用径向基隐函数所描述一些复杂模式(花生、鱼、鸟和扳手)

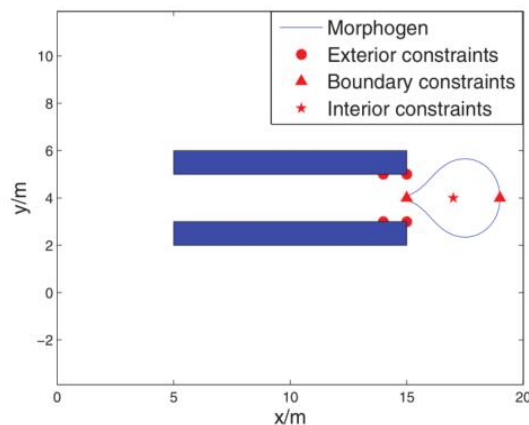
➤ 使用径向基隐函数替换GRN网络上层，围捕目标：



(a) Enter tunnel.



(b) In tunnel.



(c) Exit tunnel.

图5：在隧道环境中捕获目标时的特征点选择说明示意图

➤ 但是以上的方法存在诸多缺陷：

模型需要障碍物位置、目标位置等全局信息作为输入

群体机器人之间需要较强的通信能力才能进行协作

插值隐函数模型中特征点的选择依赖于人工决策与已知的环境信息



问题描述

基于共识主动
性的群体机器
人目标搜索与
围捕框架

问题描述



由于现实**战场环境的复杂性**，无人机之间的**通信会极大地受到限制**。在2015年，DARPA发布了“**拒止环境中的协同作战**”项目，希望搭建一个模块化的软件架构，该架构可以抗“**带宽限制**”以及“**通信中断**”，提升无人机在高对抗环境中的**自主性和协同作战能力**。



图6：“拒止环境中的协同作战”项目

➤ 因此，我们希望提出这样一种群体机器人协作算法：

1. 环境信息、目标信息对机器人是未知的，
机器人无中央大脑；（去全局信息）

2. 机器人个体之间的通信能力十分有限，甚至
在大部分情况下无法通信；（通信拒止）

3. 机器人的控制算法都是完全分布式的，机
器人们依照“规则”行动；（分布式）

4. 机器人需要灵活地生成各种模式以应对
环境的变化；（鲁棒性）



基于共识主动性的群体机器人目标搜索与围捕框架

算法框架

➤ 为此引入了“共识主动性”这一概念：

共识主动性（stigmergy）是生物群体中的一个核心概念，它被用来表示一种生物个体自治的信息协调机制。生物群体在**没有控制中心和直接交流**的条件下，通过同频共振识别其他个体遗留的信息和留存物，**进行自发的后续活动**，这就是所谓的共识主动性。



图7：基于共识主动性的蚁群觅食行为

➤ 基于共识主动性的群体机器人目标搜寻与围捕框架：

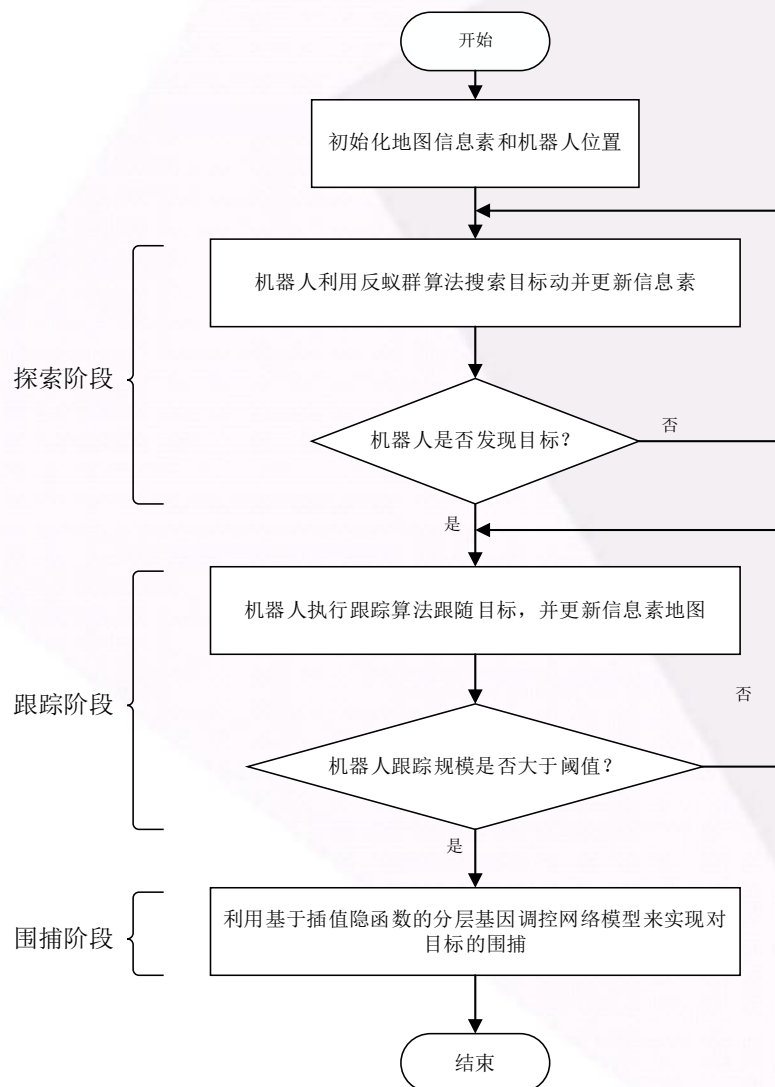


图8：基于共识主动性的群体机器人目标搜寻与围捕框架流程图

➤ Exploration Stage:

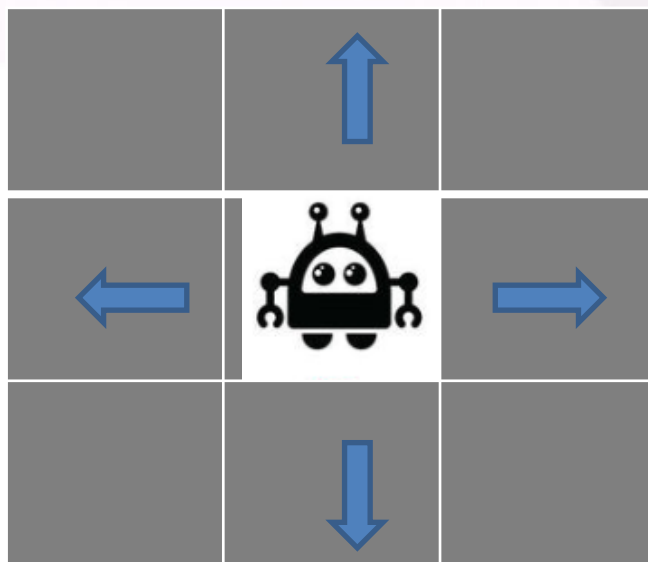
在算法的第一个阶段，群体机器人的任务是对未知的环境进行探索，并构建一个信息素地图。此处提出了一种基于网格的反蚁群算法(Inverse ACO)来指导机器人的移动。

该阶段的核心思想就是通过信息素这一手段引导机器人往未探索的区域进行移动，在过程中检测周围环境障碍物信息与目标位置信息，并留下信息素进行标识。

➤ 基于网格的反蚁群算法转移概率定义:

$$j = \begin{cases} \operatorname{argmax}_{s \in \text{allowed}_k} \{[\tau_0 - \tau(i, s)]^\alpha \times [\eta(i, s)]^\beta\}, q \leq q_0 \\ J, \text{otherwise} \end{cases}$$

$$P_{ij}^k = \frac{[\tau_0 - \tau(i, j)]^\alpha \times [\eta(i, j)]^\beta}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} [\tau_0 - \tau(i, s)]^\alpha \times [\eta(i, s)]^\beta}$$



➤ 基于网格的反蚁群算法信息素更新规则：

在实验场景中，本方法会每隔一段距离就放置一个**RFID传感器**。当机器人移动时，会读取地图上RFID传感器中信息素的浓度信息，并通过公式选择下一个转移节点并**更新该节点的信息素浓度**，其公式如下：

$$\begin{cases} \tau_1(i, j) \leftarrow \tau_1(i, j) + \Delta\tau_1, \text{ if robot} \in \text{stage}_1 \\ \tau_2(i, j) \leftarrow 1, \text{ if robot meets obstacles} \\ \tau_3(i, j) \leftarrow \tau_3(i, j) + \Delta\tau_3, \text{ if robot} \in \text{stage}_3 \end{cases}$$

此外，机器人产生的信息素会随着时间的推移而蒸发，如下所示：

$$\tau(i, j) \leftarrow (1 - \rho) \times \tau(i, j)$$

针对不同的情况，机器人将会设计不同的蒸发系数。如处于探索或跟踪阶段，蒸发系数 ρ 设置为0.1，其目的是让探索和跟踪信息素浓度动态更新，否则为0，来保证障碍物信息素始终存在。

➤ 基于网格的反蚁群算法伪代码:

算法 1: 基于多信息素的反蚁群算法

输入:

- 1) $Group_R$: 一组放置在未知环境的机器人;
- 2) $State_R(t)$: 围捕机器人当前状态;
- 3) T : 最大运行时长;
- 4) map : 信息素浓度初始地图。

输出:

- 1) $map_{pher}(t)$: 信息素浓度地图;
- 2) $State_R(t)$: 围捕机器人当前状态。

- 1 初始化: 把所有机器人的初始位置设置为(0, 0), 并将地图中所有信息素浓度设置为 0, $State_R$ 初始化为探索阶段;
- 2 循环 $Group_R$ 里每个机器人 $Robot$, 即 $Robot \in Group_R$
- 3 设置 $t = 0$, 并且机器人 $Robot$ 的状态 $State_R(t)$ 处于探索阶段;
- 4 当机器人 $Robot$ 处于探索阶段且 $t < T$ 时
- 5 机器人 $Robot$ 读取 map 中的信息素浓度, 并根据公式(3-1)计算出下一个转移节点;
- 6 如果机器人 $Robot$ 发现地图中的障碍物, 则机器人 $Robot$ 躲避障碍物, 并释放障碍物信息素 $Pher_{obstacle}$;
- 7 如果机器人发现目标或探测到其他机器人释放的跟踪信息素 $Pher_{tracking}$, 则机器人 $Robot$ 进入跟踪阶段, 并释放跟踪信息素 $Pher_{tracking}$;
- 8 如果 $Robot$ 仍处于探索阶段, 则 $Robot$ 释放探索信息素 $Pher_{searching}$;
- 9 更新信息素浓度地图;
- 10 $t = t + 1$;
- 11 判断结束
- 12 循环结束
- 13 输出: 根据 map 中存储的三类信息素结合生成 $map_{pher}(t)$, 并输出机器人状态 $State_R(t)$ 。

➤ Tracking Stage:

当机器人在行进过程中通过自身的传感器(视觉传感器、味觉传感器等)**探知到所要包围的目标时**，机器人由Exploration Stage转入到Tracking Stage并开始在行走过程中**跟踪信息素**。

在该阶段，机器人通过检测目标在过去一段时间内的位移变化情况**来自适应调整自己的运动速度与方向**，从而**保持对目标的跟踪**。（若目标静止，则围绕目标做圆周运动）。

$$j = \underset{s \in allowed_k}{argmin} \left| \varphi(s) - \arctan \frac{y_{t+\Delta t} - y_t}{x_{t+\Delta t} - x_t} \right|$$

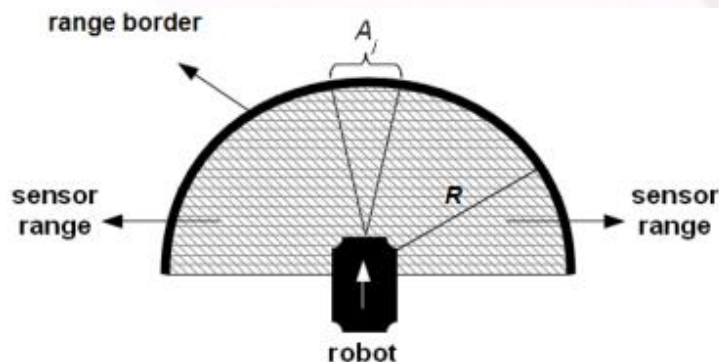


图9: Robot and sensor models

➤ Tracking Stage:

算法 2: 基于多信息素地图的群体机器人跟踪方法

输入:

- 1) $Group_R$: 一组放置在未知环境下的机器人;
- 2) $State_R(t)$: 围捕机器人当前状态;
- 3) T : 最大运行时长;
- 4) $map_{Pher}(t)$: 信息素浓度地图;
- 5) R : 机器人感知范围;
- 6) $threshold$: 机器人密度阈值。

输出:

- 1) $map_{Pher}(t)$: 信息素浓度地图;
- 2) $State_R(t)$: 围捕机器人当前状态。

- 1 初始化: 将所有机器人的跟踪速度初始化;
- 2 循环 $Group_R$ 里每个机器人 $Robot$, 即 $Robot \in Group_R$
- 3 设置 $t = 0$, 并且机器人 $Robot$ 的状态 $State_R(t)$ 处于跟踪阶段;
- 4 当机器人 $Robot$ 处于跟踪阶段且 $t < T$ 时
- 5 机器人 $Robot$ 读取 map 中的信息素浓度, 并计算该节点感知范围内目标的距离 d_1 ;
- 6 如果 $d_1 < R$, 则机器人根据公式(3-6)计算出下一个转移节点, 并释放跟踪类信息素 $Pher_{tracking}$; 否则, 根据公式(3-7)计算出下一个转移节点;
- 7 如果目标周围的 $Robot$ 检测到邻域机器人密度均达到阈值 $threshold$, 则机器人 $Robot$ 进入围捕阶段;
- 8 更新信息素地图;
- 9 $t = t + 1$;
- 10 判断结束
- 11 循环结束
- 12 输出: 输出信息素浓度地图 $map_{Pher}(t)$ 以及机器人状态 $State_R(t)$ 。

➤ Entrapping Stage:

在上一阶段中，处在Exploration Stage的机器人会受环境中的探索信息素影响，从而不断地往所要围捕的目标移动，当目标周围聚集的机器人到达一定的数量(密度)时，群体机器人会由Tracking Stage转入到Entrapping Stage。

在该阶段，机器人通过提取目标周围的三种信息素浓度，从而生成径向基隐函数所需的特征点。再通过径向基隐函数方法算出当前情况下的围捕模式 $f(g_i) = 0$ 作为PH-GRN下层的输入。

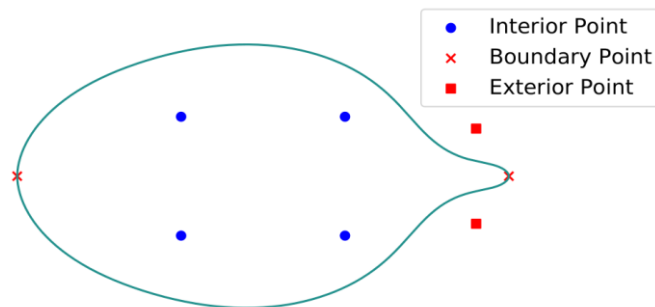
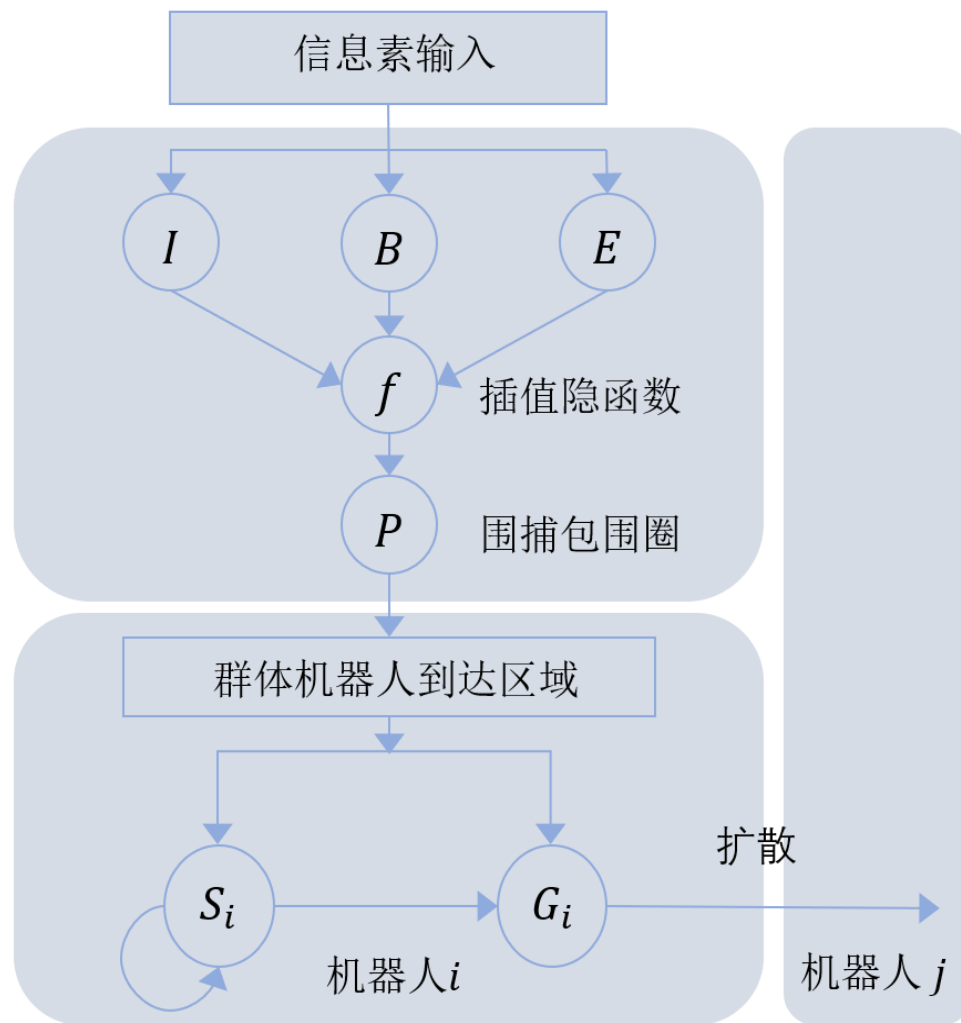


图10：使用径向基隐函数方法所形成的围捕模式

➤ 基于信息素的基因调控网络 (PH-GRN) :



I : 内部点集;

B : 边界点集;

E : 外部点集;

f : shape function;

➤ PH-GRN网络下层控制：

为了提高群体机器人在移动中的避碰能力，下层 PH-GRN 模型提出了一种基于局部环境信息方向向量的机器人运动方法。

$$S_i = aN_i + bF_i + cD_i + dOb_i$$

N 是邻域避碰因素， F 是形态因素， D 是邻域密度因素（指导机器人到低密度）， Ob_i 是第二类用来表征障碍物的信息素，此处用来表示远离障碍的因素。 $S(i)$ 是所有因素的最终总和。系数 a ， b ， c ， d 是正数。

$$N_i = \begin{cases} -N_i, & \text{neighbor}(j) > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$F_i = \underset{s \in \text{around}_k}{\operatorname{argmin}} |f(s)| - \lambda_i$$

$$D_i = \frac{1}{ne_i} \sum_{e=1}^{ne_i} \frac{\lambda_i - \mu_e}{|\lambda_i - \mu_e|}$$

➤ GRN网络下层控制 (F_i 形态向量生出示意图) :

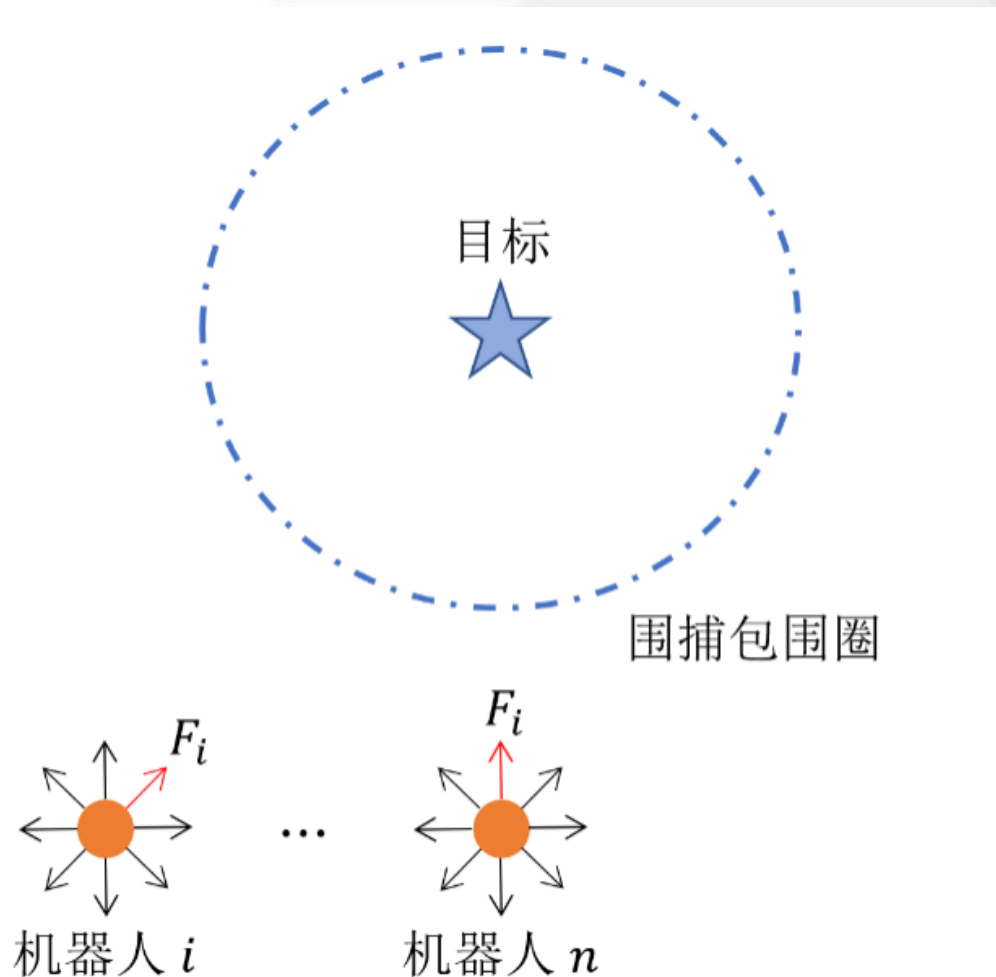


图11: F_i 向量的生成过程(橙色箭头为最终方向向量)

➤ Entrapping Stage:

算法 3: 基于多信息素地图的群体机器人围捕方法

输入:

- 1) $Group_R$: 一组放置在未知环境下的机器人;
- 2) T : 最大运行时长;
- 3) $map_{pher}(t)$: 一个可以储存信息素浓度的地图。

输出:

P : 根据信息素浓度自适应生成的包围圈。

- 1 循环 $Group_R$ 里每个机器人 $Robot$, 即 $Robot \in Group_R$
- 2 设置 $t = 0$, 并且机器人 $Robot$ 的状态 $State_R$ 处于围捕阶段;
- 3 当机器人 $Robot$ 处于围捕阶段且 $t < T$ 时
- 4 机器人 $Robot$ 读取 map 中的信息素浓度; 并生成特征点 $P_k = \{I, E, B\}$;
- 5 设置 $f(I) = 1, f(E) = -1, f(B) = 0$, 并令 $P = f(g) \equiv \{I, E, B\}$;
- 6 根据径向基隐函数方法计算出包围圈 P ;
- 7 机器人根据公式(3-8)移动到包围圈 P 上;
- 8 更新信息素地图;
- 9 $t = t + 1$;
- 10 判断结束
- 11 循环结束
- 12 输出: 输出根据信息素浓度自适应生成的包围圈 P 。



基于共识主动 性的群体机器 人目标搜索与 围捕框架

实验结果与分析

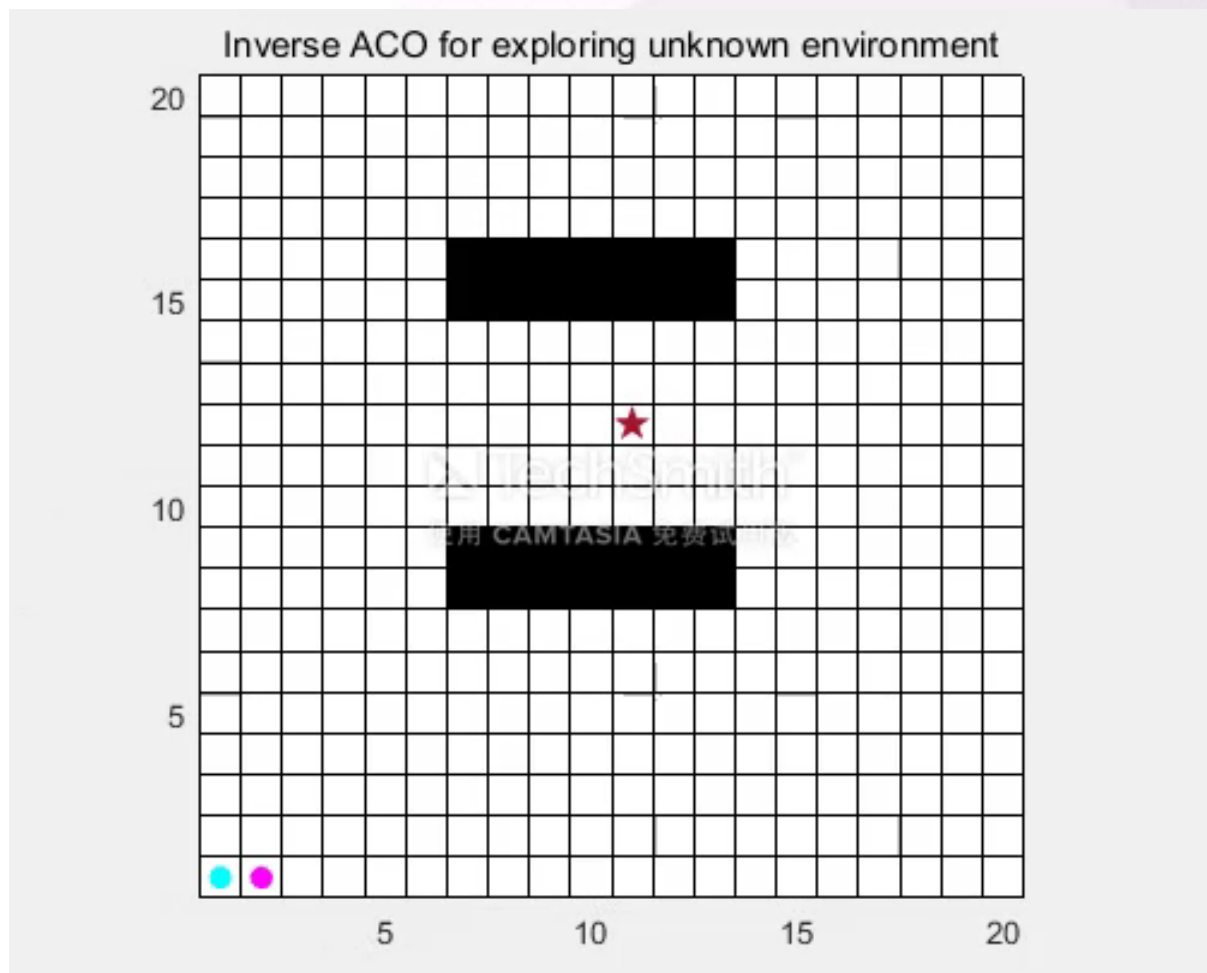
➤ 仿真设置与要求:

当本文将通过几组仿真实验来评估上述基于共识主动性的多目标搜索围捕框架。机器人群被规定在一个**网格地图**中运动，上面存在所要包围的**目标**和一些**障碍物**，整个运动中机器人的**通信能力**是受到**限制**的。

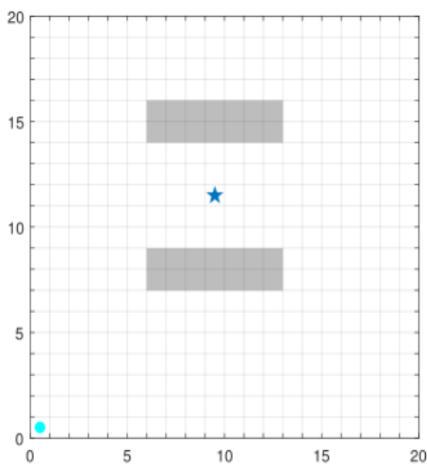
表 4-1 仿真参数设置

参数	描述	数值
α	信息启发式因子	1
β	期望启发式因子	2
ρ_1, ρ_2	信息素的挥发系数	0.01, 0
τ_1, τ_3	信息素的增加量	1, 2
T	最大运行时间	500
τ_0	最大信息素浓度	10
a, b, c, d	方向向量的权重	0.1, 0.4, 0.2, 0.3-
q_0	探索阶段的相对重要性	0.1
R_1	机器人对目标的感知范围	40
R_2	机器人避碰安全距离	10
R_3	机器人对邻居的感知范围	10

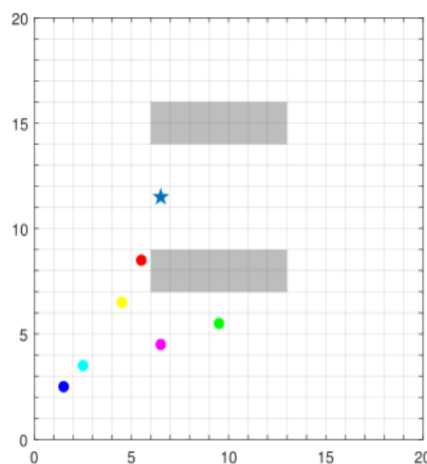
➤ 动态单目标搜索与围捕视频：



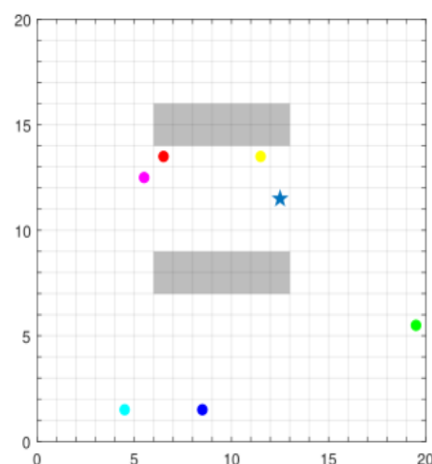
➤ 动态多目标搜索和围捕过程图：



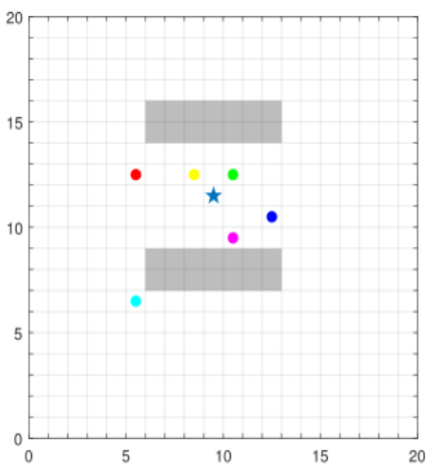
(a) $t = 0s$



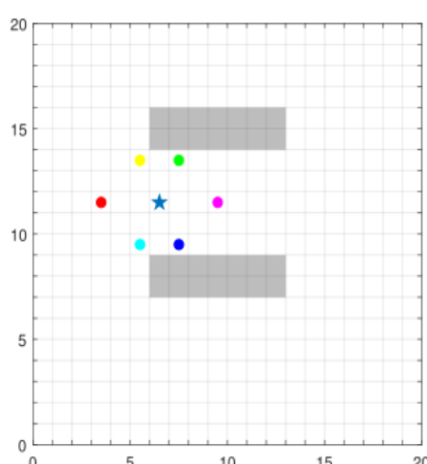
(b) $t = 60s$



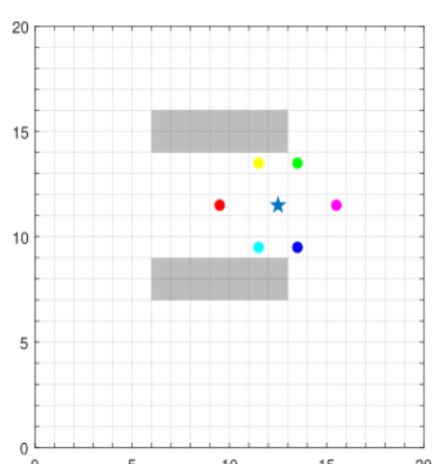
(c) $t = 120s$



(d) $t = 204s$

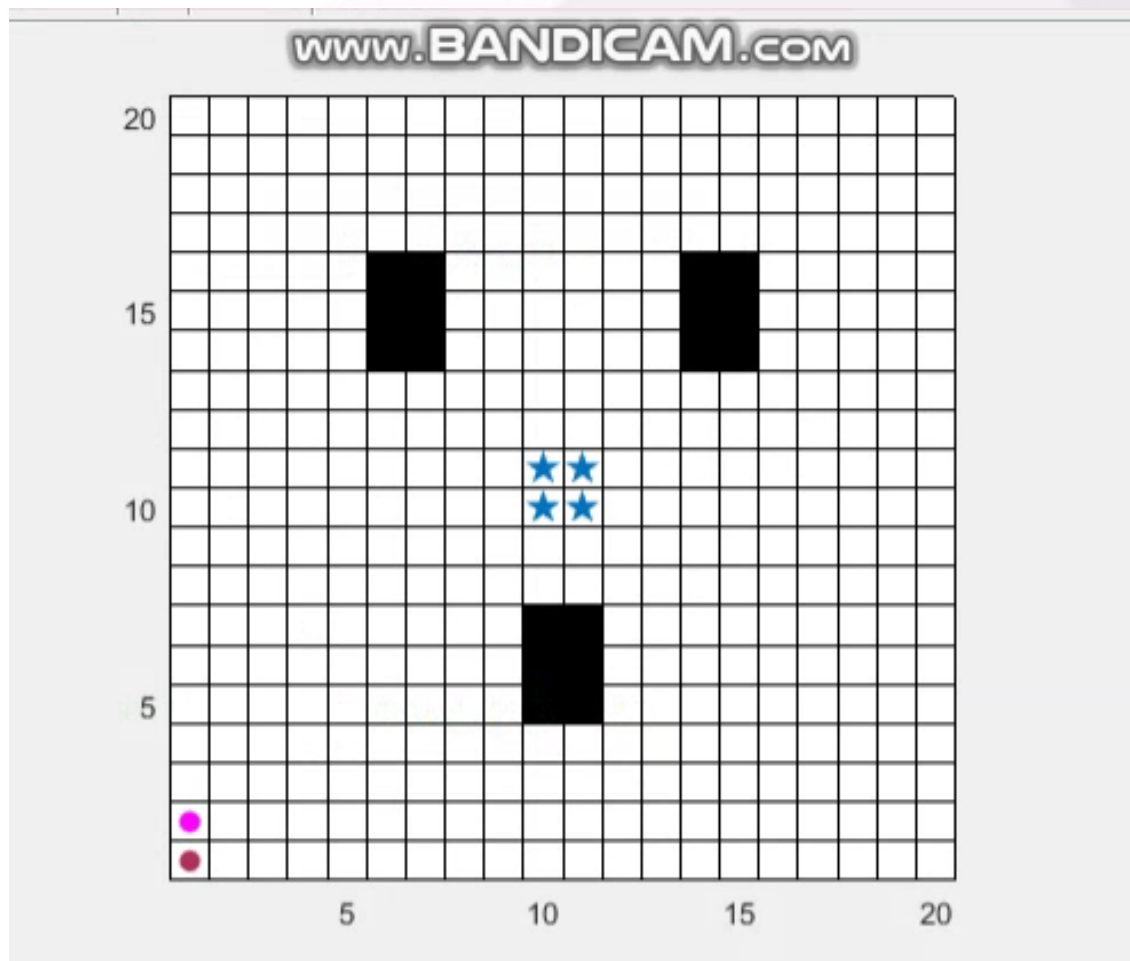


(e) $t = 240s$

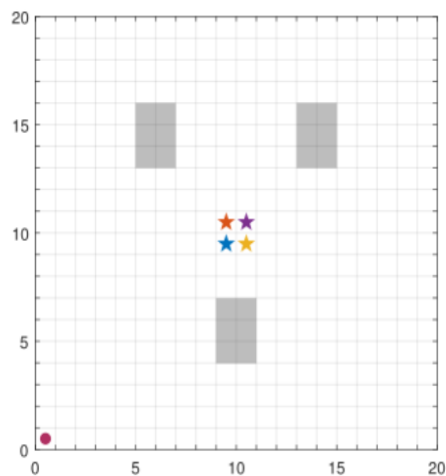


(f) $t = 252s$

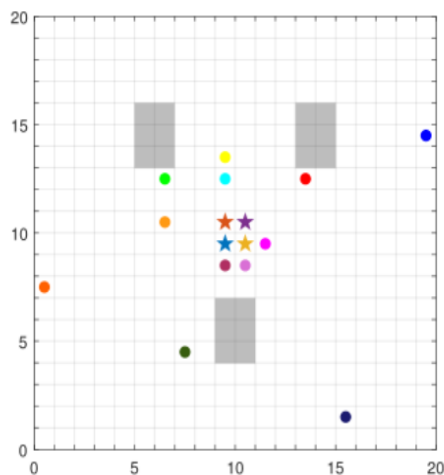
➤ 动态多目标（聚合-分裂）搜索与围捕视频：



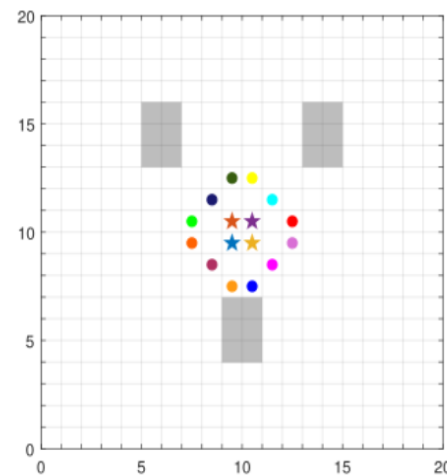
➤ 动态多目标（聚合-分裂）搜索与围捕过程图：



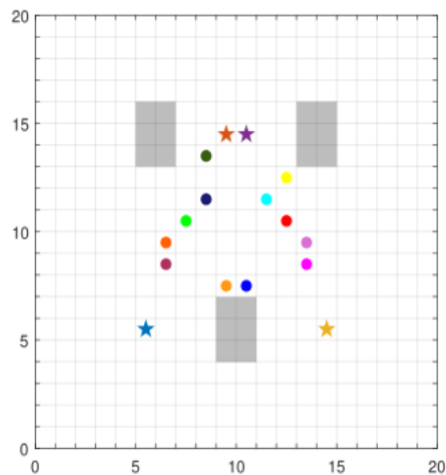
(a) $t = 0s$



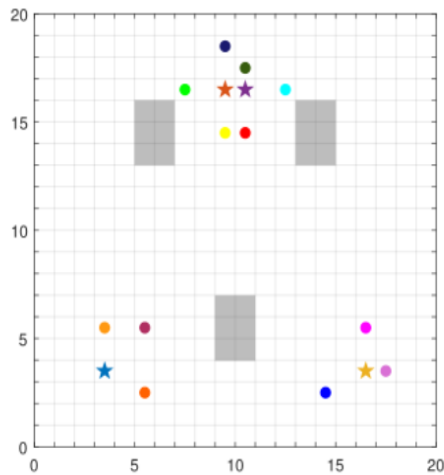
(b) $t = 100s$



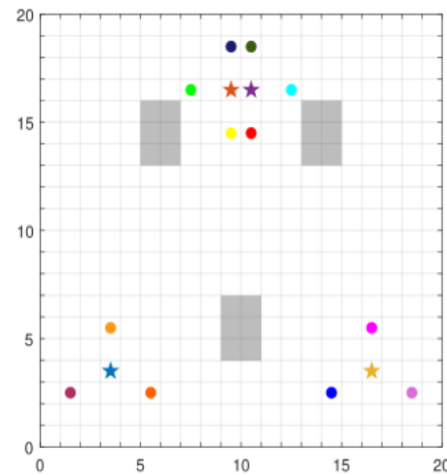
(c) $t = 198s$



(d) $t = 206s$



(e) $t = 251s$



(f) $t = 265s$

➤ 评价指标:

为了评估所提出的框架的性能，提出了几个评价指标。第一个评价指标为区域覆盖率 C_r ，用来表示已探索区域与未知区域的比例，从而反映出机器人群体对整个环境的探索程度。 C_r 计算公式如下：

$$C_r = \frac{\sum_{g=1}^n \sum_{h=1}^n check(x_g, y_h)}{n^2}$$

其中 n 表示整个节点地图的行数和列数， $check(x_g, y_h) = 1$ 表示该节点上存在信息素（即被覆盖）。

➤ 区域覆盖率随时间变化:

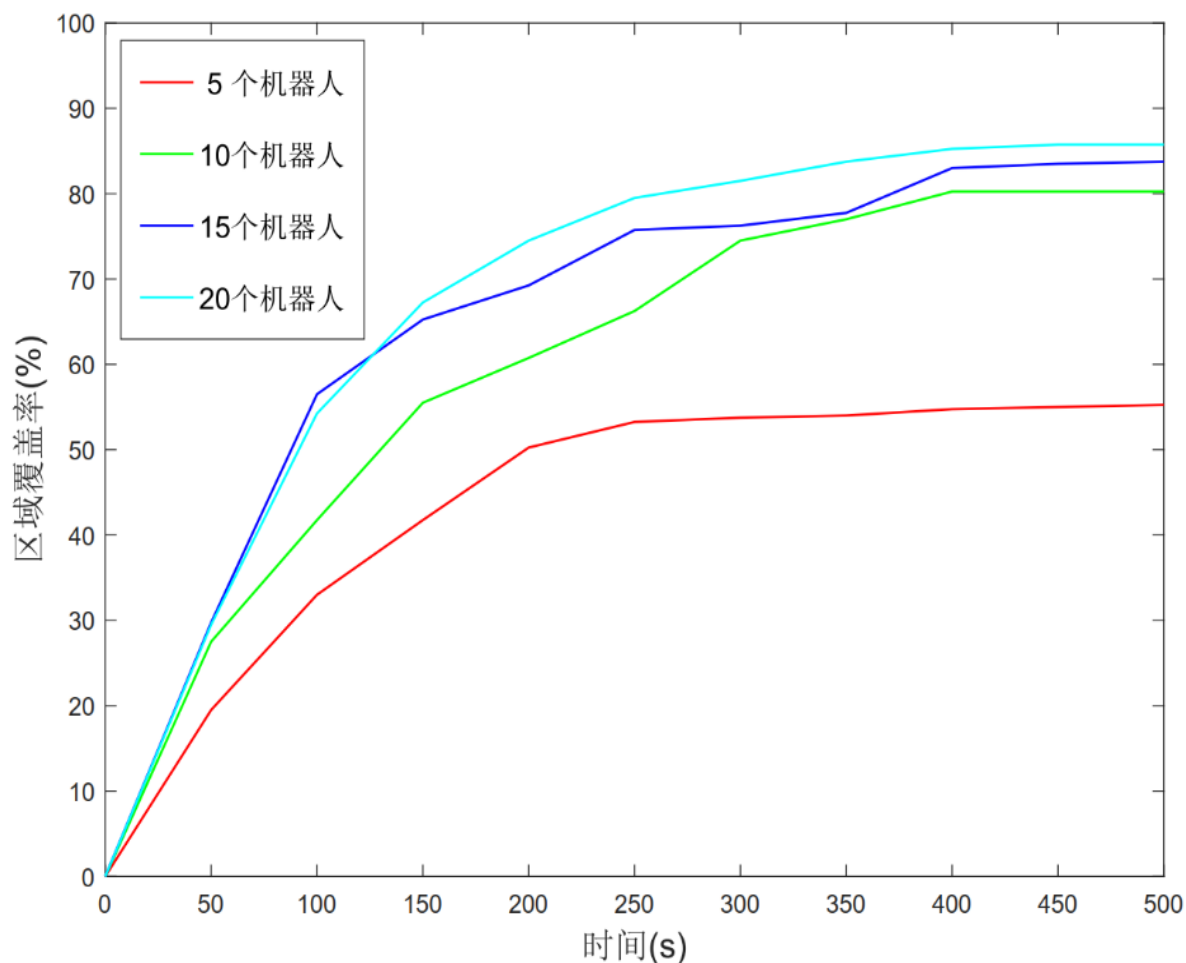


图12: 不同数量下群体机器人区域覆盖率随时间变化的曲线

➤ 评价指标:

第二个评价指标设定为**围捕成功覆盖率** D_r 。在实际应用中,为了保证围捕目标的效果,通常**要求目标多个方向都存在相应的围捕机器人**。因此,本文以目标为中心进行角度六等分,统计各角度的围捕机器人数量并以此计算围捕成功覆盖率 D_r ,具体计算公式如下:

$$D_r = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^6 Trap(m,l)}{6 \times M}$$

其中 M 表示目标数量, $Trap(m,l)$ 为一个函数,用来表示目标 m 在 $l \cdot 60^\circ$ 方向上是否存在围捕机器人,若是,则返回1,否则为0。。

➤ 围捕成功覆盖率随时间变化:

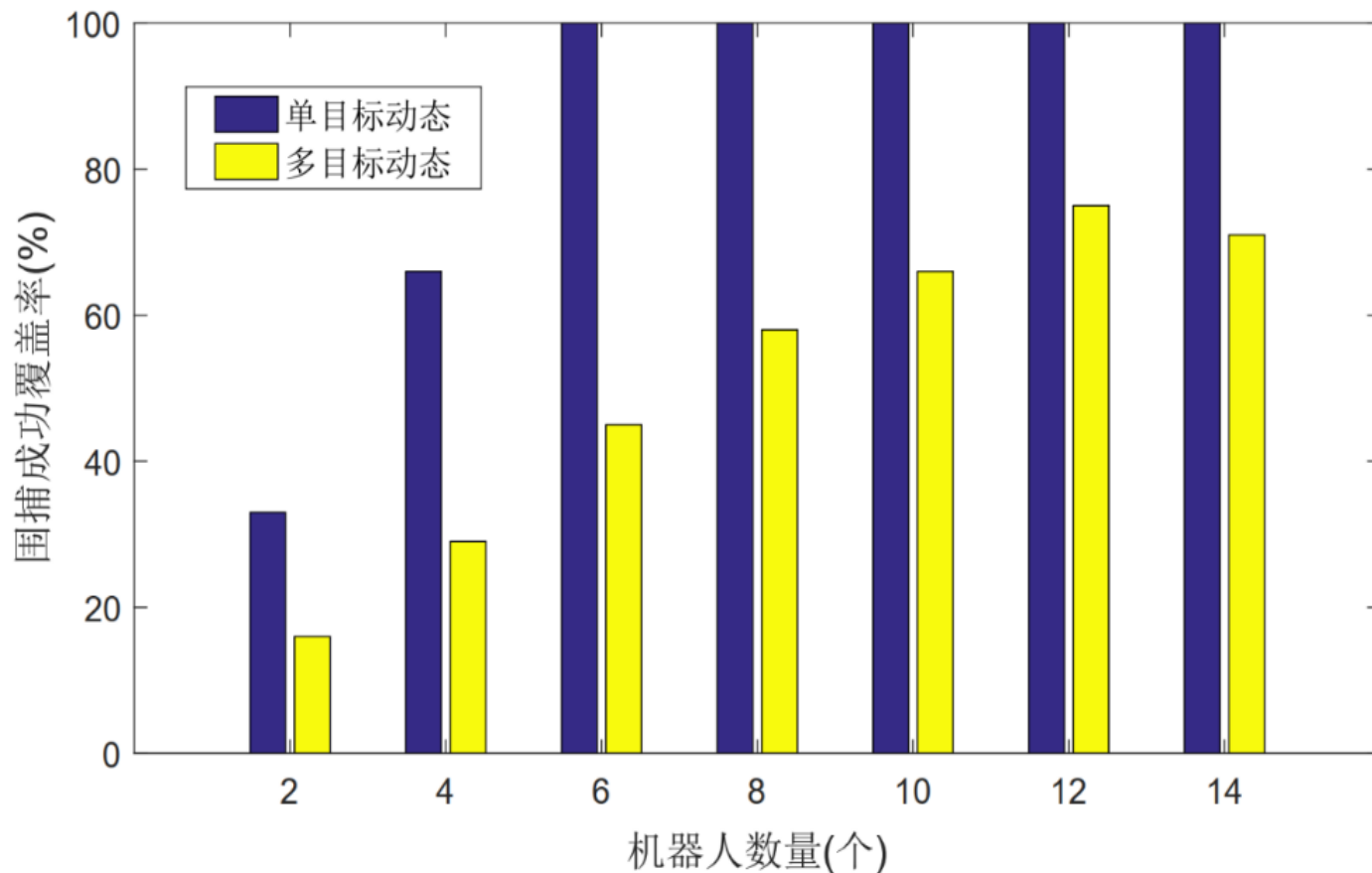


图13: 不同数量下群体机器人围捕成功覆盖率随机器人数量变化的柱状图

➤ 评价指标:

第三个评价指标为**平均围捕距离** E_d ，用来表示所有机器人**距离目标的平均距离**，通过观察过程中 E_d 数值的变化，可以反映出**围捕的完成程度**。在保持与目标安全距离的前提下，一般认为 E_d 越小越好。 E_d 的计算公式如下：

$$E_d = \frac{\sum_{i=1}^{n_r} Dis(i)}{n_r}$$

其中 n_r 表示执行任务的机器人数量， $Dis(i)$ 表示机器人和目标之间的距离。

➤ 平均围捕距离随时间变化(与传统反蚁群算法+H-GRN对比):

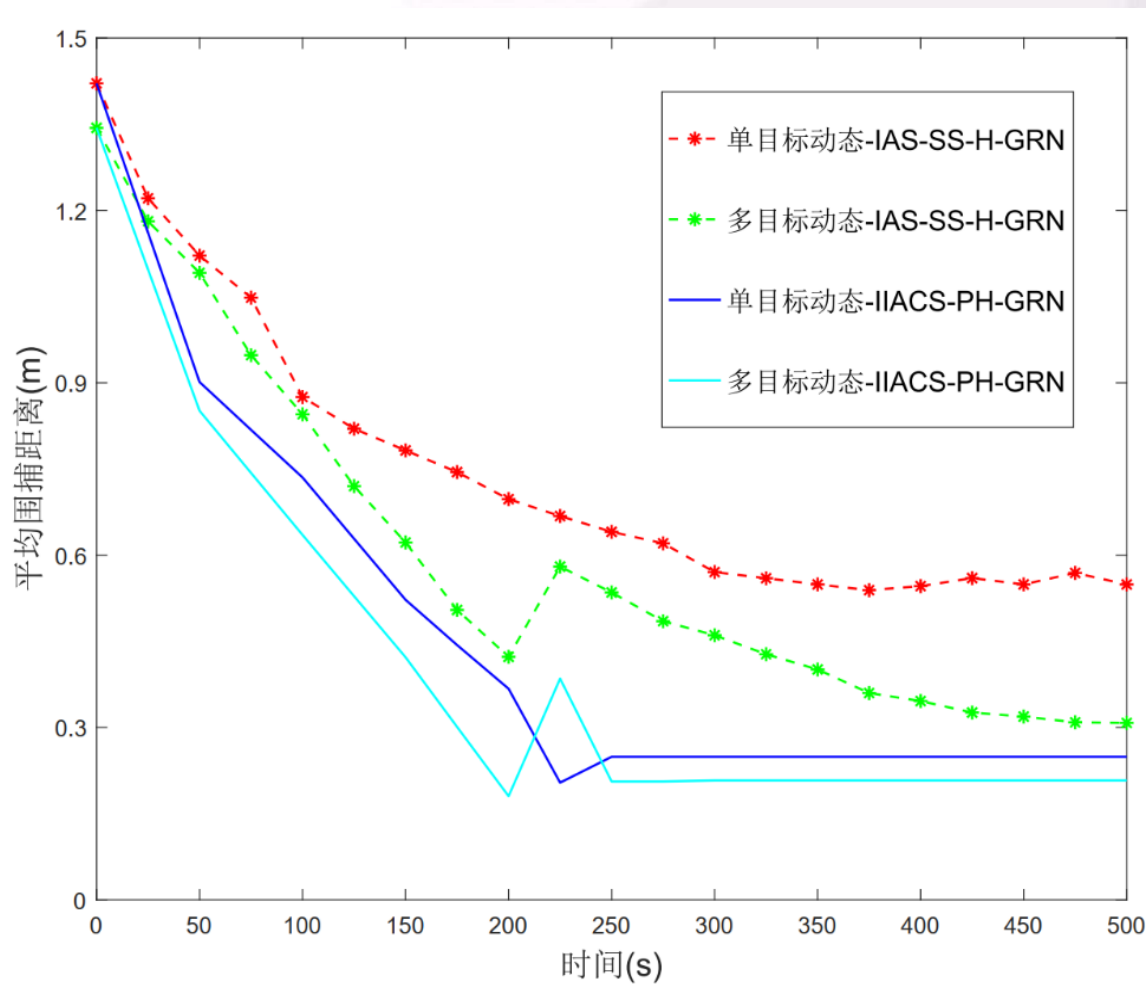


图14: 不同场景下应用两种算法时平均围捕距离随时间变化的曲线

➤ 围捕成功覆盖率随时间变化(与传统反蚁群算法+H-GRN对比):

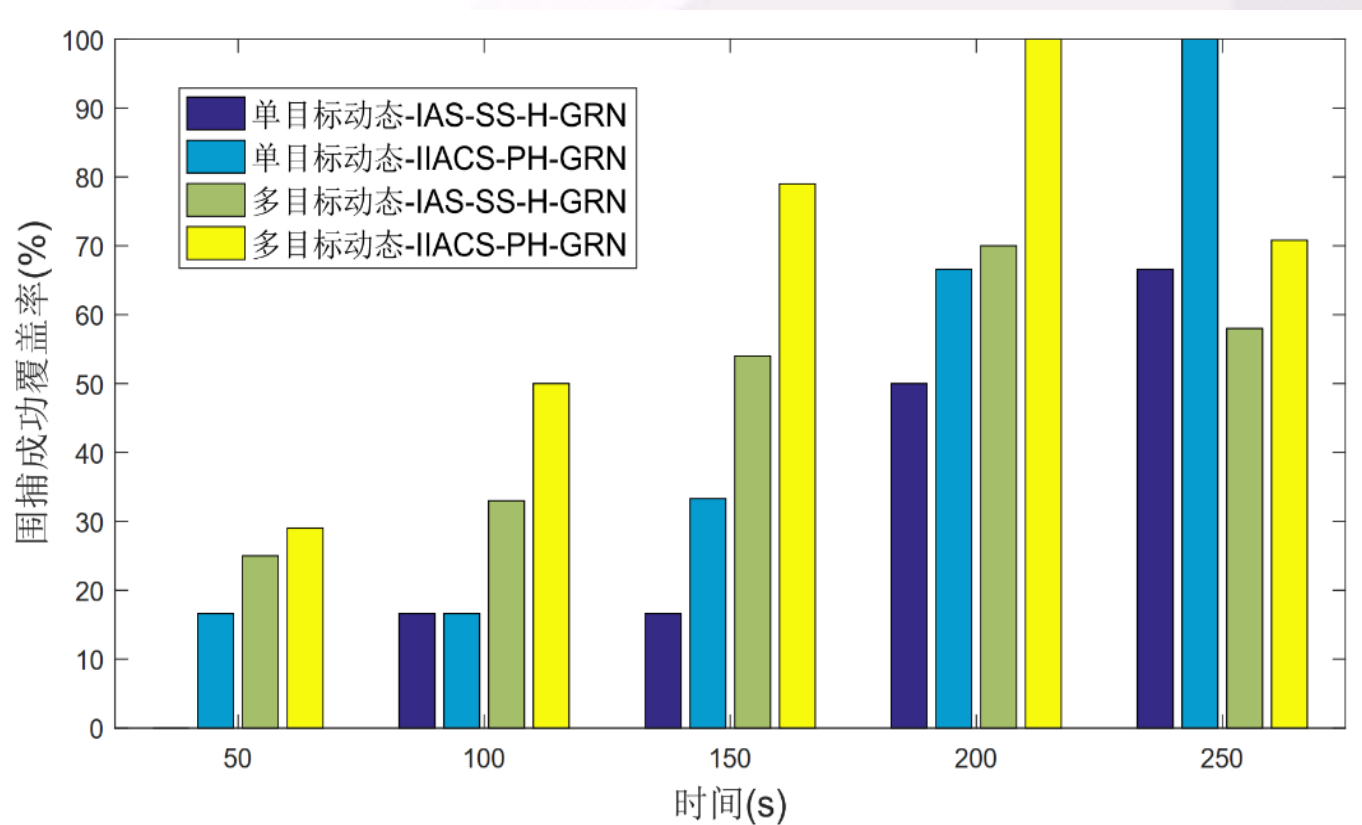


图16: 不同场景下应用两种算法时围捕成功覆盖率随时间变化的曲线



基于共识主动 性的群体机器 人目标搜索与 围捕框架

总结与展望

➤ 本文的核心贡献主要如下：

- 受生物集群行为启发，提出了一种**三阶段的**基于**共识主动性**的群体机器人控制算法，创新性地将目标搜索与围捕**过程一体化**，实现了**在未知环境下对动态目标的搜索与围捕**。
- **克服了原H-GRN模型需要全局信息作为输入的问题**，利用信息素实现了群机器人自主协作。
- 将插值隐函数方法与H-GRN网络模型结合，以信息素为媒介自动生成插值隐函数的特征点，**克服了原插值隐函数方法需要人工输入特征点的缺点**。

- 对蚁群算法进行了改进，并提出了**分类信息素**的概念，利用多种信息素来实现群体机器人之间的协作。
- 为**通信拒止或弱通信**情况下机器人的协作提供了一种新的思路，所提出的**基于共识主动性的**群机器人控制算法**非常适用于**各种规模的**分布式集群机器人系统**，且具有很好的鲁棒性。



汕頭大學

SHANTOU UNIVERSITY

Thanks!



烦请各位老师批评指正
!