



汕頭大學

SHANTOU UNIVERSITY

群体形态的生成与转换研究

 答辩人：袁宇彤

 导师：范衡教授

 时间：2020年6月14日

摘要

ABSTRACT

- 1、本文从群体形态形成问题出发，提出了一种**基于追踪的基因调控网络模型**，该模型能有效根据目标的运动情况，**自适应**地调整追踪形态，**对目标进行有效追踪**。
- 2、本文提出了一种**组内-组间-组内的群体形态转换框架**。该框架可以使群体机器人在**观测到未知（新）目标情况下**，进行**群体协商**，让部分机器人以**群组形式脱离群体响应该目标**。此外，该群组可以根据**目标的运动状态以及形态能耗估计**，通过**异构信息群决策方法**选择合适的群体形态。

群体智能 基因调控网络 形态生成与转换 群决策

Swarm of robot; Gene regulatory network; pattern formation and transformation; group decision making.



主要内容



第一部分

群体智能的相
关基础概念



第二部分

基于追踪的基
因调控网络



第三部分

组内-组间-组
内的群体形态
转换框架



第四部分

总结与展望



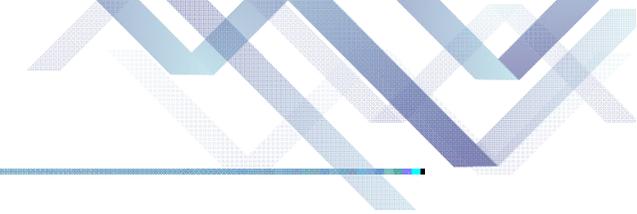


第一部分

群体智能的相关基础概念



群体智能的相关基础概念



基本概念

什么是群体智能?



群体智能的主体是什么?

有什么特点?



背景及意义

群体智能算法是一类模拟自然界生物行为的算法。相较其他经典的数值优化算法，其具有较强的鲁棒性、全局性、并行性、高效性、及非线性求解能力等特点。





- 组成集群的信息处理单元可以是有**生命的、机械的、计算的或数学的**;它们可以是昆虫、鸟类，也可以是人类;它们可以是数组元素、机器人或独立的工作站;它们可以是真实的或虚构的。它们的耦合可以有很多种特性，**但就是必须存在单元之间的交互。**

[1]Kennedy, James. "Swarm intelligence." *Handbook of nature-inspired and innovative computing*. Springer, Boston, MA, 2006. 187-219.



群体智能特点

- (1) **控制是分布式的**,不存在中心控制。
- (2) 群体中的每个**个体都能够改变环境**,这是个体之间间接通信的一种方式,这种方式被称为“**激发工作**”(Stigmergy)。
- (3) 群体中每个**个体的能力或遵循的行为规则非常简单**,因而群体智能的实现比较方便,具有简单性的特点。
- (4) 群体表现出来的**复杂行为**是通过**简单个体的交互**过程突现出来的智能(Emergent Intelligence) ,因此,群体具有自组织性。



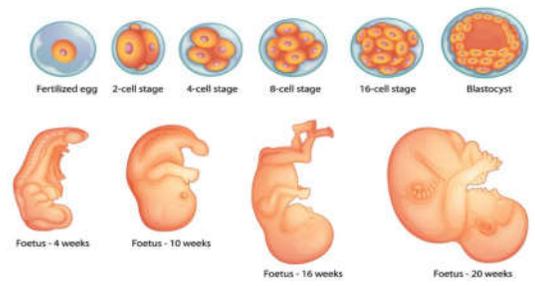
群体智能的相关基础概念



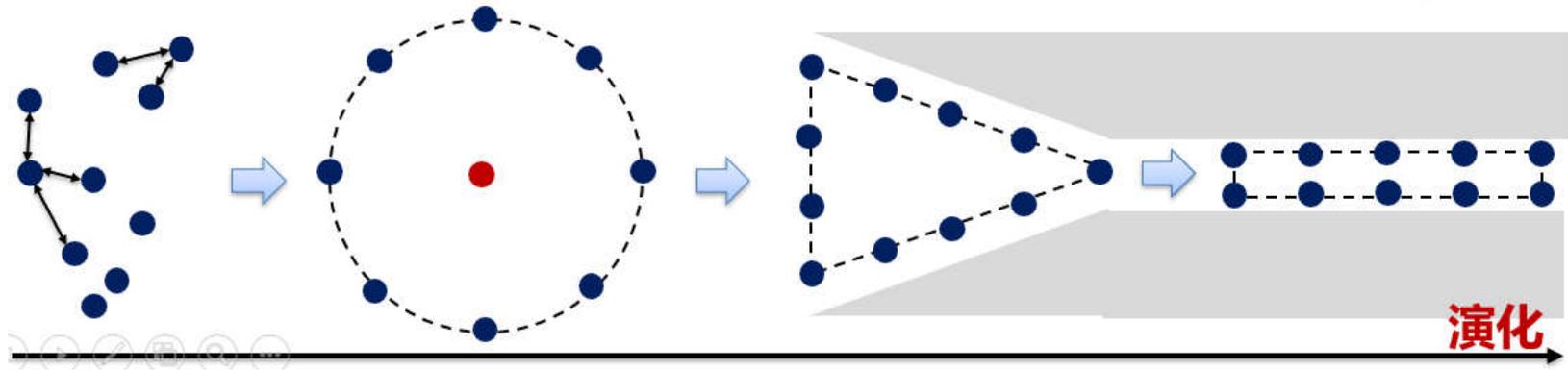
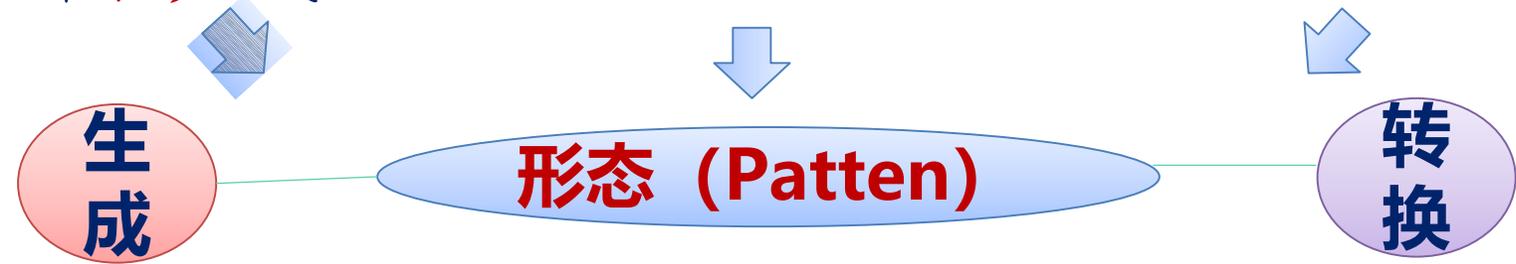
鱼群球形游弋



鸟群三角形编队



细胞群发育为婴儿





群体智能的相关基础概念

- 集群搜索和救援
- 大型对象的处理
- 协同定位与制图
- 集群区域形状覆盖
- 危险目标的围捕
-



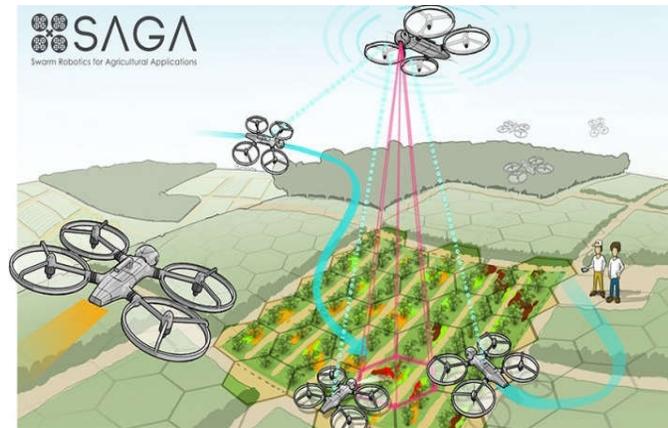
区域形状覆盖



大型对象处理



搜索和救援



协同定位与制图



危险目标围捕



群体形态生成方法：





第二部分

基于追踪的基因调控网络模型



基于追踪的基因调控网络模型

➤ 形态发生:

形态发生是指生物在细胞分化、组织发生、器官发生与发育等胚胎学过程中的成形。

➤ 基因调控网络:

基因调控网络指细胞内(或特定一个基因组内)基因和基因之间的相互作用关系所形成的网络。

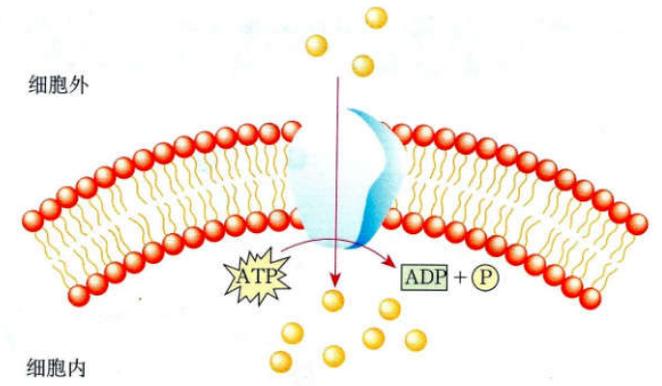
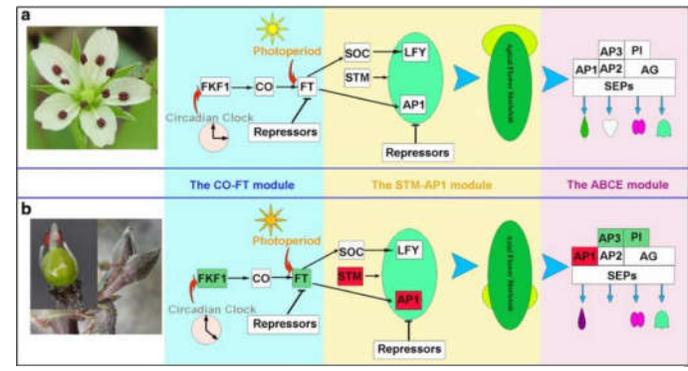
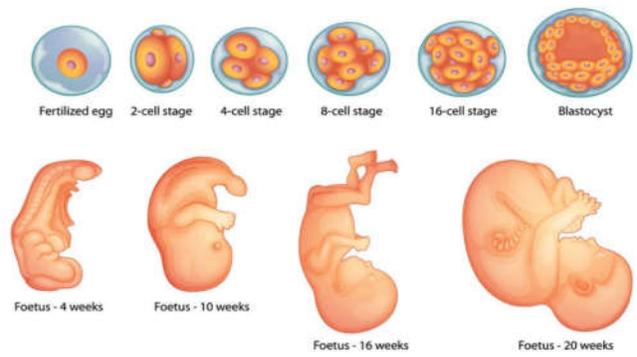
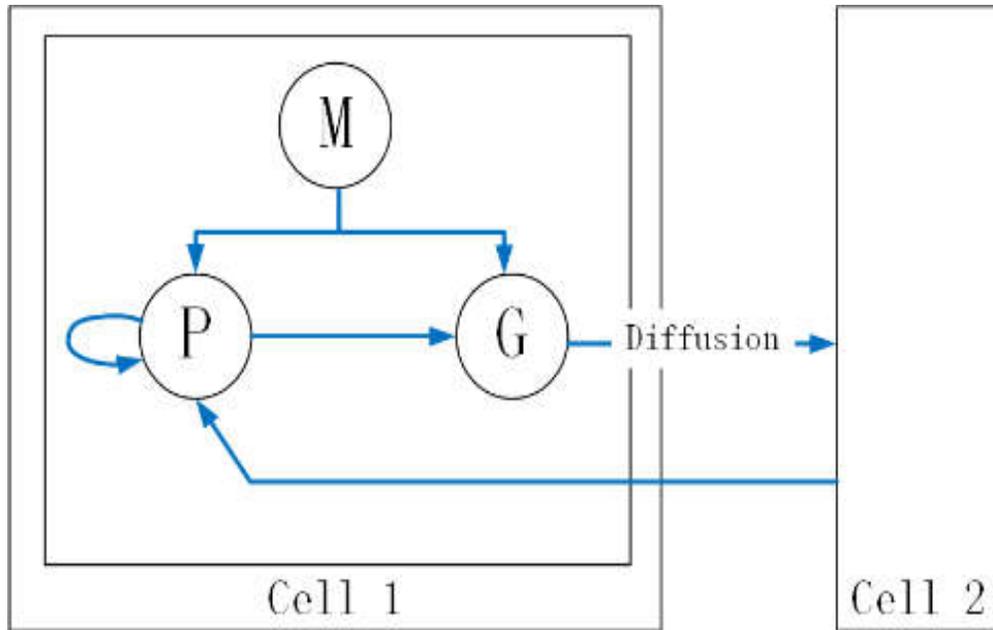


图4-8 主动运输示意图



基于追踪的基因调控网络模型

➤ 群体机器人围捕静态的目标:



用于群机器人行为调控的
基因调控网络模型

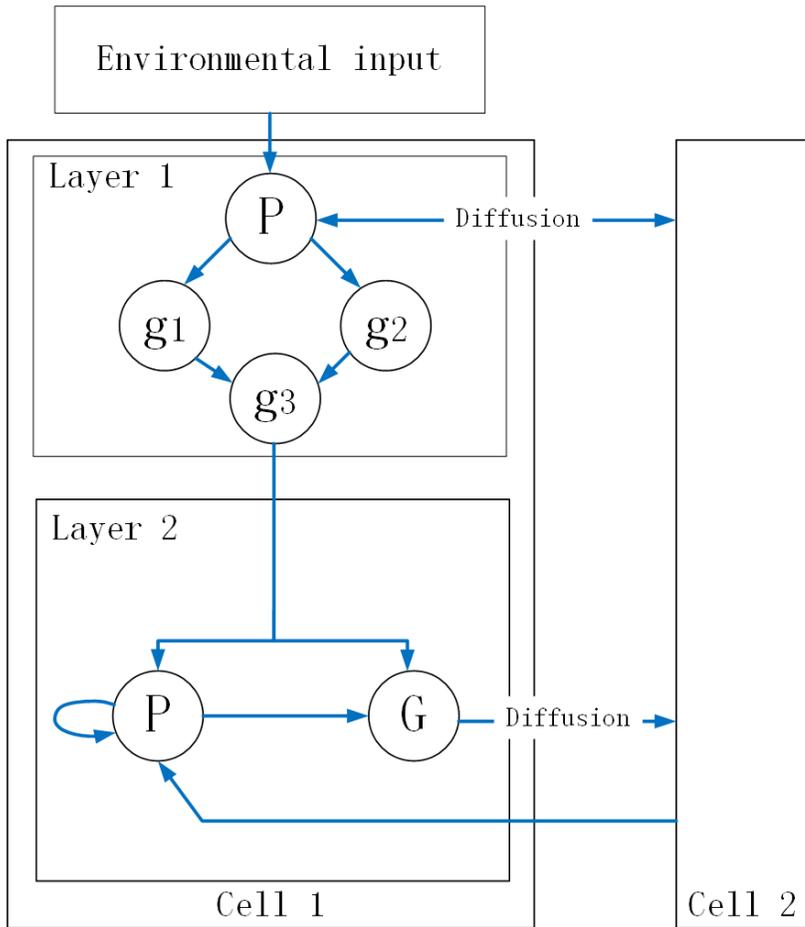


[1] Meng Y, Guo H, Jin Y. A morphogenetic approach to flexible and robust shape formation for swarm robotic systems[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2013, 61(1): 25-38.



基于追踪的基因调控网络模型

群体机器人围捕动态的目标:



分层基因调控网络模型

Layer 1

$$\frac{dp_j}{dt} = \nabla^2 p_j + \gamma_j - p_j$$

$$\frac{dg_1}{dt} = -g_1 + \text{sig}(p_j, \theta_1, k)$$

$$\frac{dg_2}{dt} = -g_2 + [1 - \text{sig}(p_j, \theta_2, k)]$$

$$\frac{dg_3}{dt} = -g_3 + \text{sig}(g_1 + g_2, \theta_3, k)$$

Layer 2

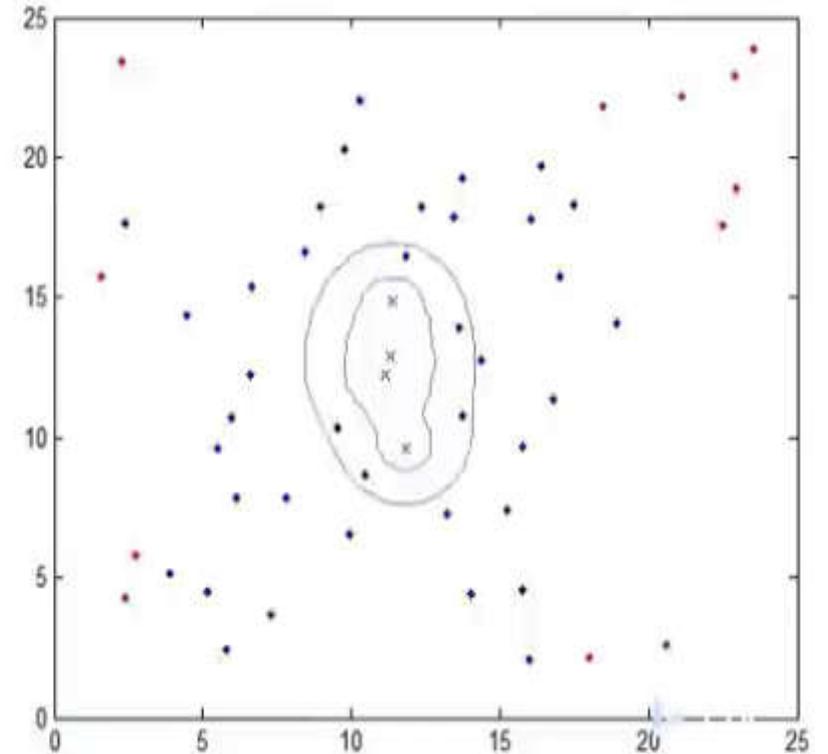
$$\frac{dg_{i,x}}{dt} = -az_{i,x} + mp_{i,x}$$

$$\frac{dg_{i,y}}{dt} = -az_{i,y} + mp_{i,y}$$

$$\frac{dp_{i,x}}{dt} = -cp_{i,x} + rf(z_{i,x}) + bD_{i,x}$$

$$\frac{dp_{i,y}}{dt} = -cp_{i,y} + rf(z_{i,y}) + bD_{i,y}$$

通过分层基因调控网络实现模式在线形成及模式形态生成或转换。

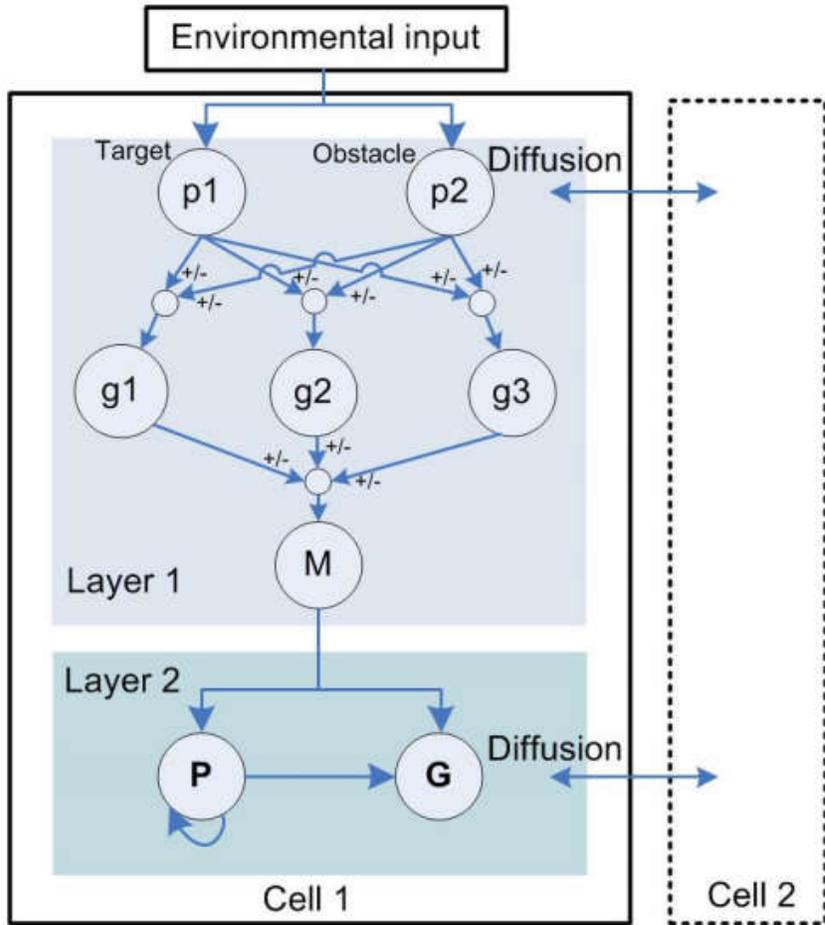


[1] Jin Y, Guo H, Meng Y. A hierarchical gene regulatory network for adaptive multirobot pattern formation[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 2012, 42(3): 805-816. (IF=2.350)



基于追踪的基因调控网络模型

群体机器人围捕动态的目标:



Layer 1

在考虑障碍的情况下，
手工设定GRN模型的拓
扑结构，通过CMA-ES
优化结构中的参数。

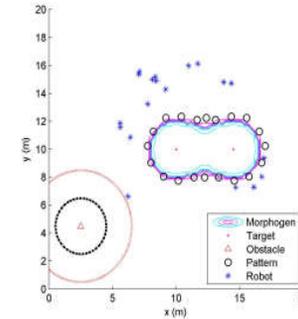
Layer 2

$$\frac{dg_{i,x}}{dt} = -az_{i,x} + mp_{i,x}$$

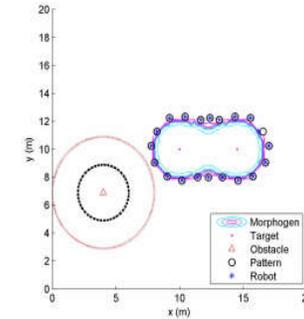
$$\frac{dg_{i,y}}{dt} = -az_{i,y} + mp_{i,y}$$

$$\frac{dp_{i,x}}{dt} = -cp_{i,x} + rf(z_{i,x}) + bD_{i,x}$$

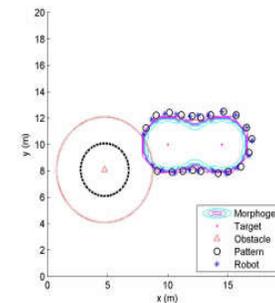
$$\frac{dp_{i,y}}{dt} = -cp_{i,y} + rf(z_{i,y}) + bD_{i,y}$$



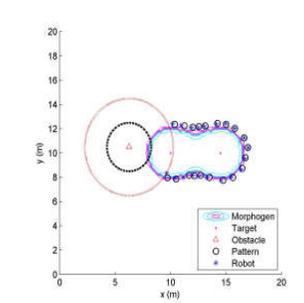
(a) T=0s



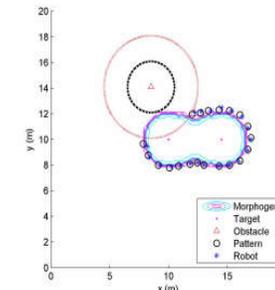
(b) T=6s



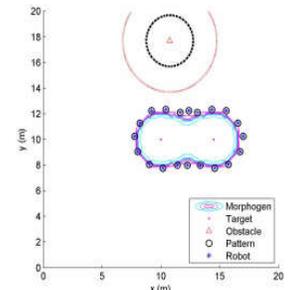
(c) T=12s



(d) T=18s



(e) T=27s

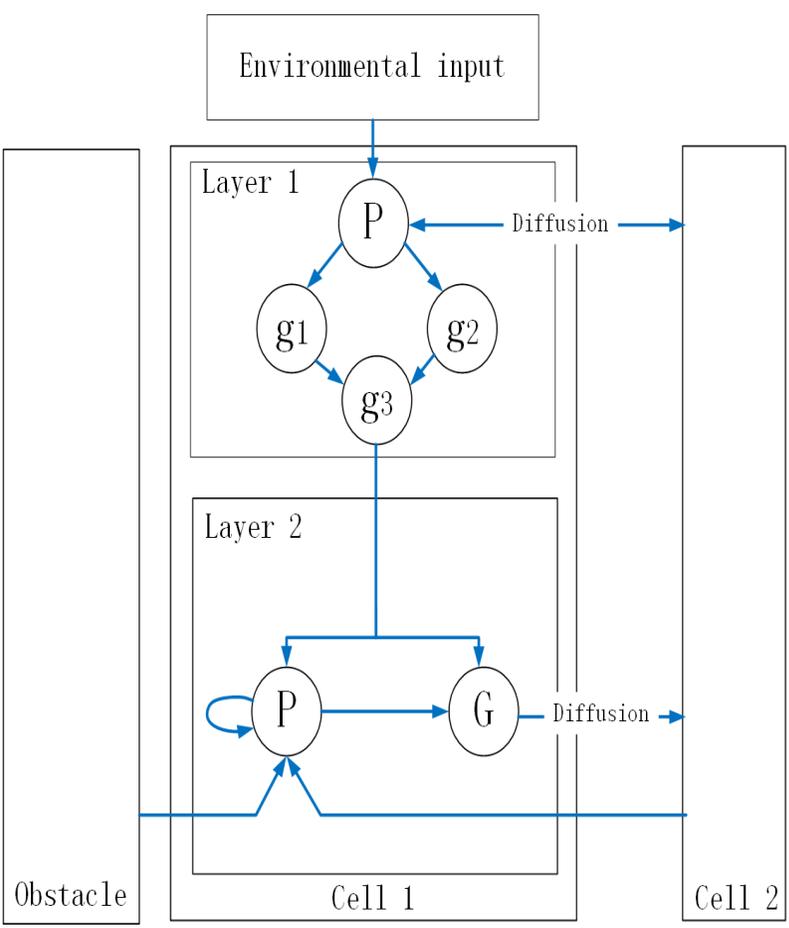


(f) T=36s



基于追踪的基因调控网络模型

➤ 群体机器人围捕动态的目标:



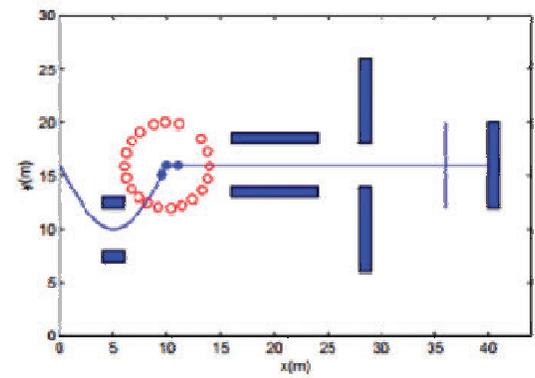
分层基因调控网络模型

Layer 1

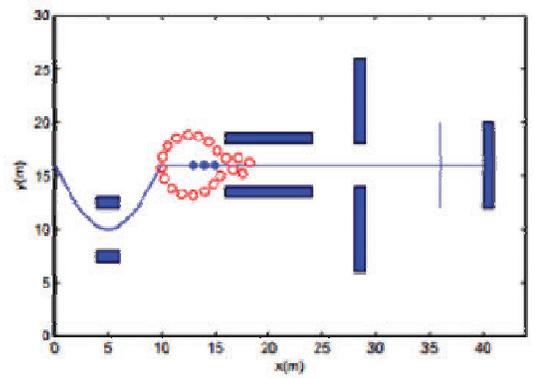
$$\begin{aligned} \frac{dp_j}{dt} &= \nabla^2 p_j + \nu_j - p_j \\ \frac{dg_1}{dt} &= -g_1 + \text{sig}(p_j, \theta_1, k) \\ \frac{dg_2}{dt} &= -g_2 + [1 - \text{sig}(p_j, \theta_2, k)] \\ \frac{dg_3}{dt} &= -g_3 + \text{sig}(g_1 + g_2, \theta_3, k) \end{aligned}$$

Layer 2

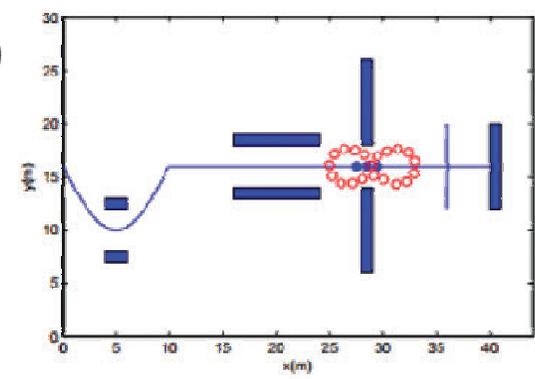
$$\begin{aligned} \frac{dg_{i,x}}{dt} &= -az_{i,x} + mp_{i,x} \\ \frac{dg_{i,y}}{dt} &= -az_{i,y} + mp_{i,y} \\ \frac{dp_{i,x}}{dt} &= -cp_{i,x} + rf(z_{i,x}) + bD_{i,x} + dO_{i,x} \\ \frac{dp_{i,y}}{dt} &= -cp_{i,y} + rf(z_{i,y}) + bD_{i,y} + dO_{i,y} \end{aligned}$$



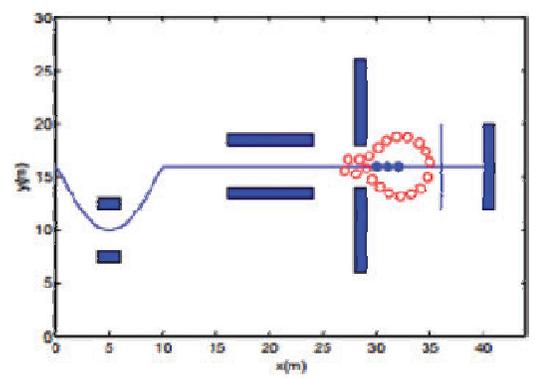
(d) t=10



(e) t=14



(h) t=29



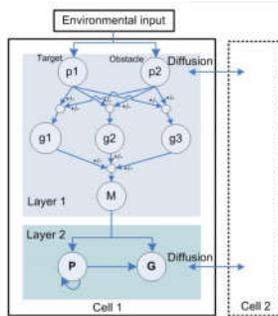
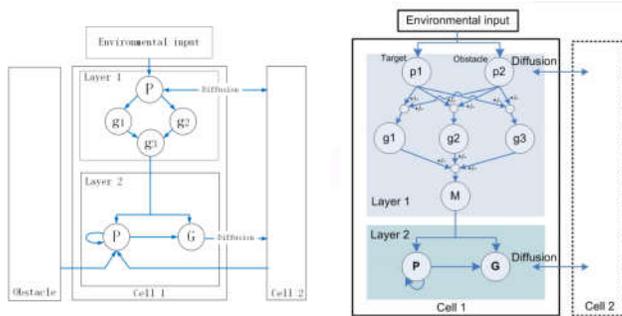
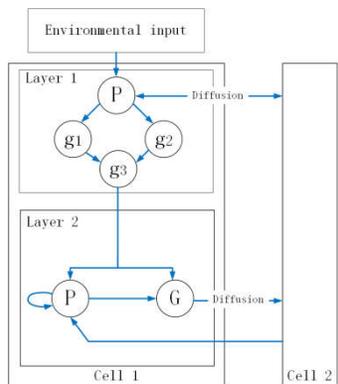
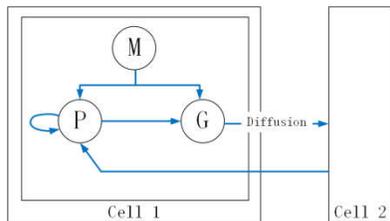
(i) t=31

通过分层基因调控网络实现模式在线生成与转换，并能实现障碍规避。

[1] Peng X, Zhang S, Lei X. Multi-target trapping in constrained environments using gene regulatory network-based pattern formation[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2016, 13(5): 1729881416670152.



基于追踪的基因调控网络模型



➤ 单层网络

鲁棒地实现给定的群体模式生成与转换。

缺点

- 1) 人为给定群体模式；
- 2) **静态**模式。

➤ 分层网络

根据环境，**动态**生成模式方程，完成目标包围任务。

- 1) **未考虑障碍**；
- 2) 专门针对目标包围任务，不适应其他任务。

➤ 分层网络（考虑障碍）

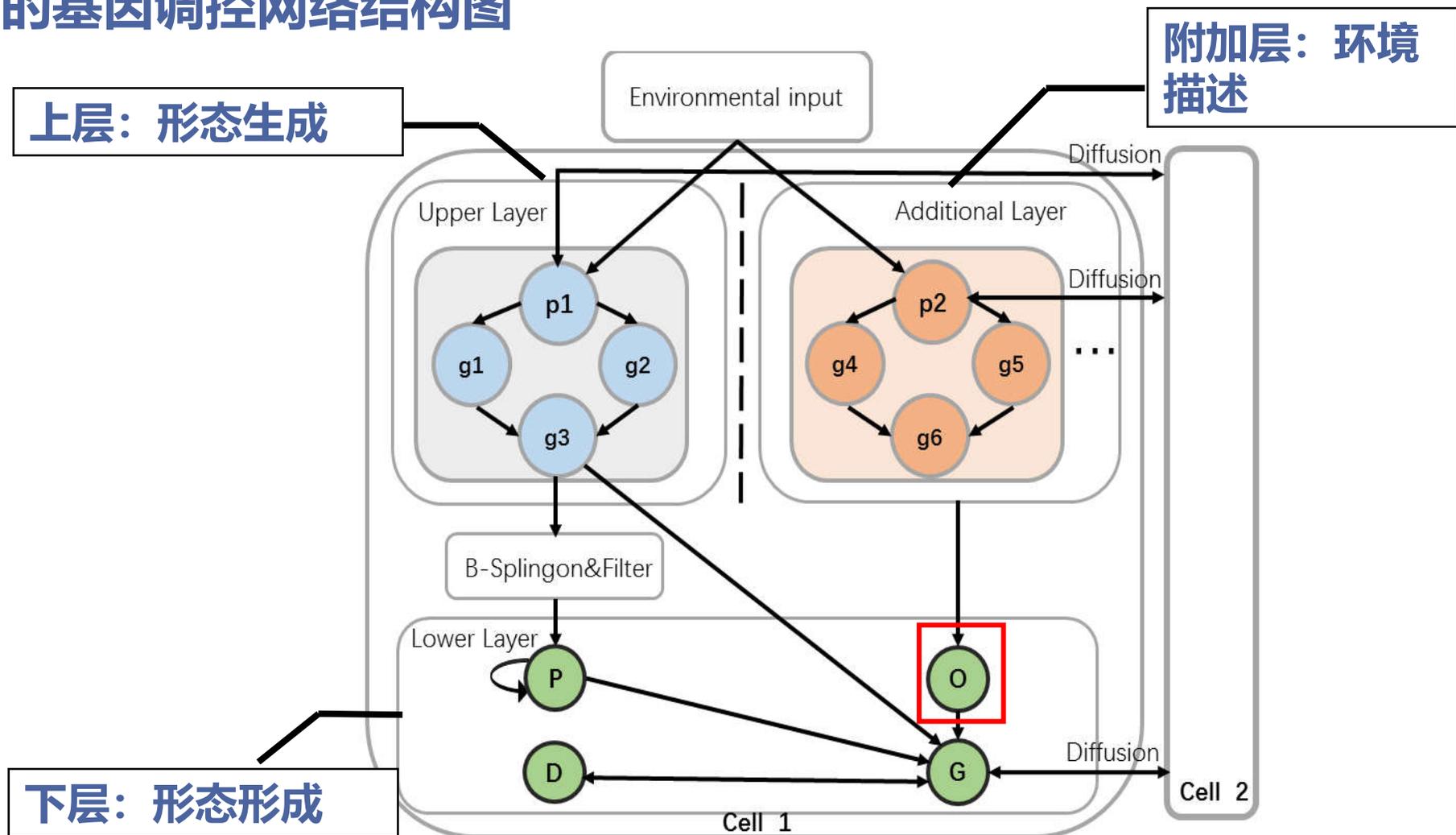
考虑障碍及环境，动态生成模式方程，完成目标包围任务。

- 1) 专门针对目标包围任务，不适应其他任务。
- 2) **仅仅包围形态且未考虑形变的动态障碍**



基于追踪的基因调控网络模型

基于追踪的基因调控网络结构图

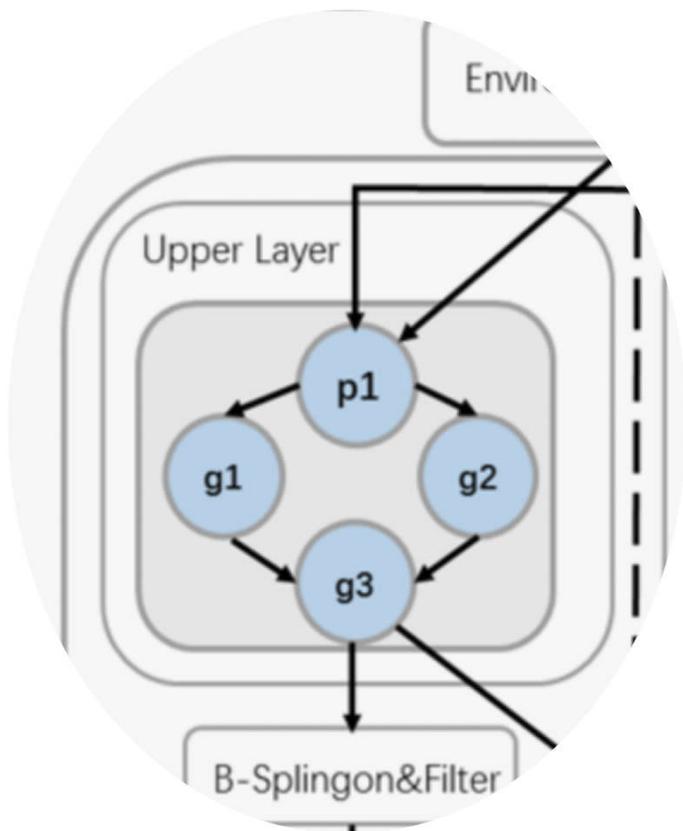


基于追踪的基因调控网络框架图



基于追踪的基因调控网络结构

➤ 上层：追踪形态生成



基于追踪的基因调控网络上层

● 基因调控网络动力学方程：

$$\frac{d p_j}{d t} = -p_j + \nabla^2 p_j + \gamma_j, p = \sum_{j=1}^{n_t} p_j$$

$$\frac{d g_1}{d t} = -g_1 + p * sig(p, \theta_1, k)$$

$$\frac{d g_2}{d t} = -g_2 + [1 - p * sig(p, \theta_2, k)]$$

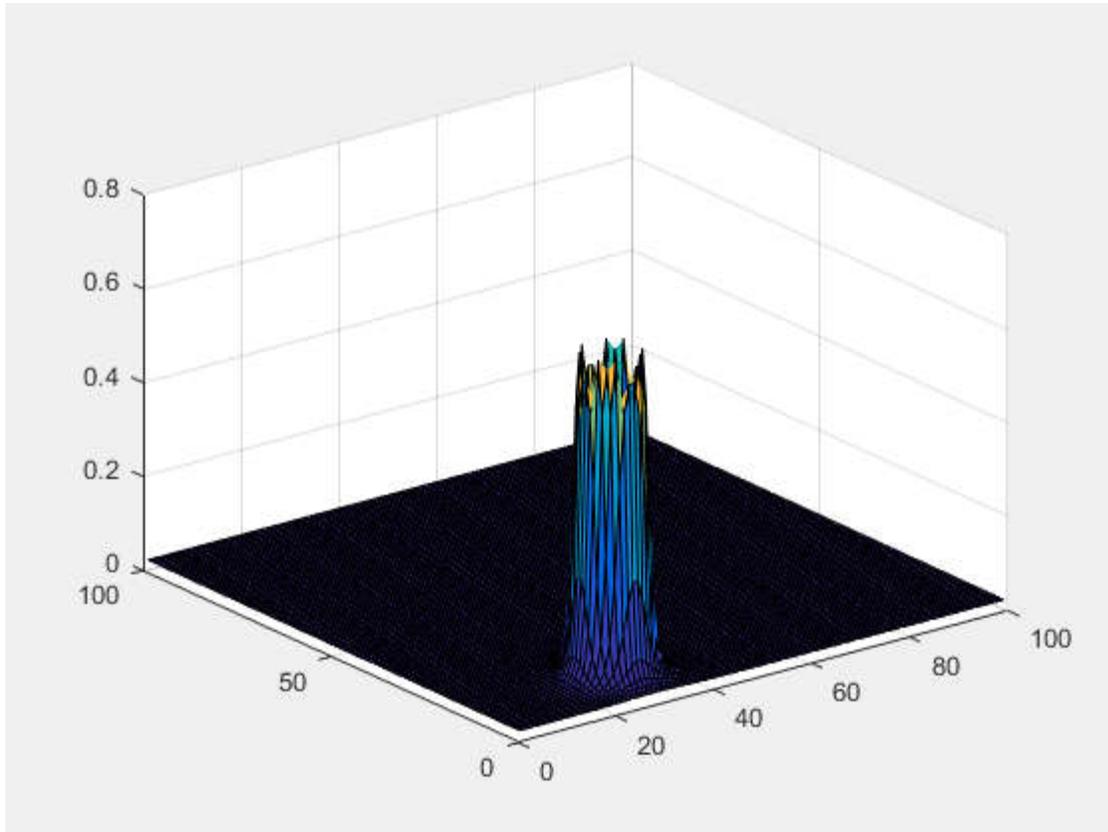
$$\frac{d g_3}{d t} = -g_3 + (g_1 + g_2) sig(g_1 + g_2, \theta_2, k)$$

$$sig(x, z, k) = \frac{1}{1 + e^{-k(x-z)}}$$

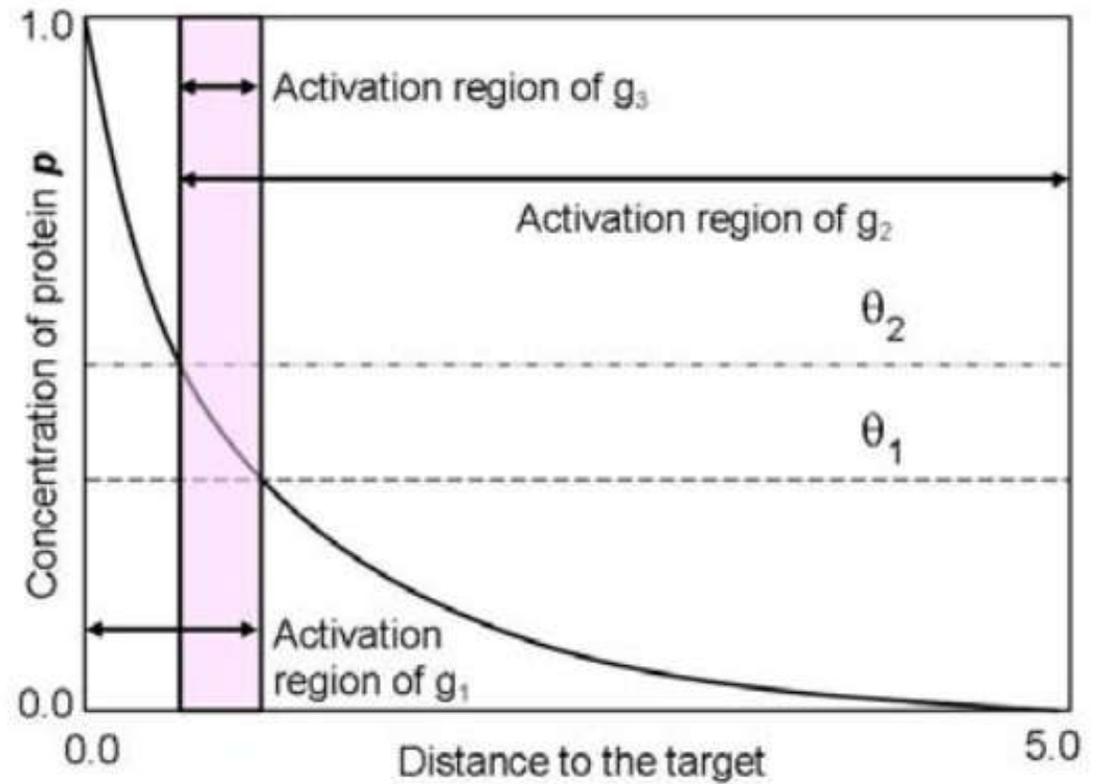


基于追踪的基因调控网络结构

➤ 上层：追踪形态生成



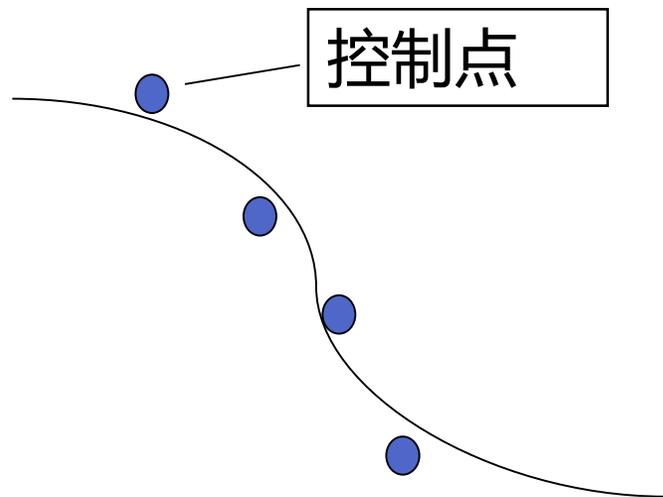
基因调控网络上层浓度示意图



基因调控网络上层浓度图



➤ 上层：追踪形态生成



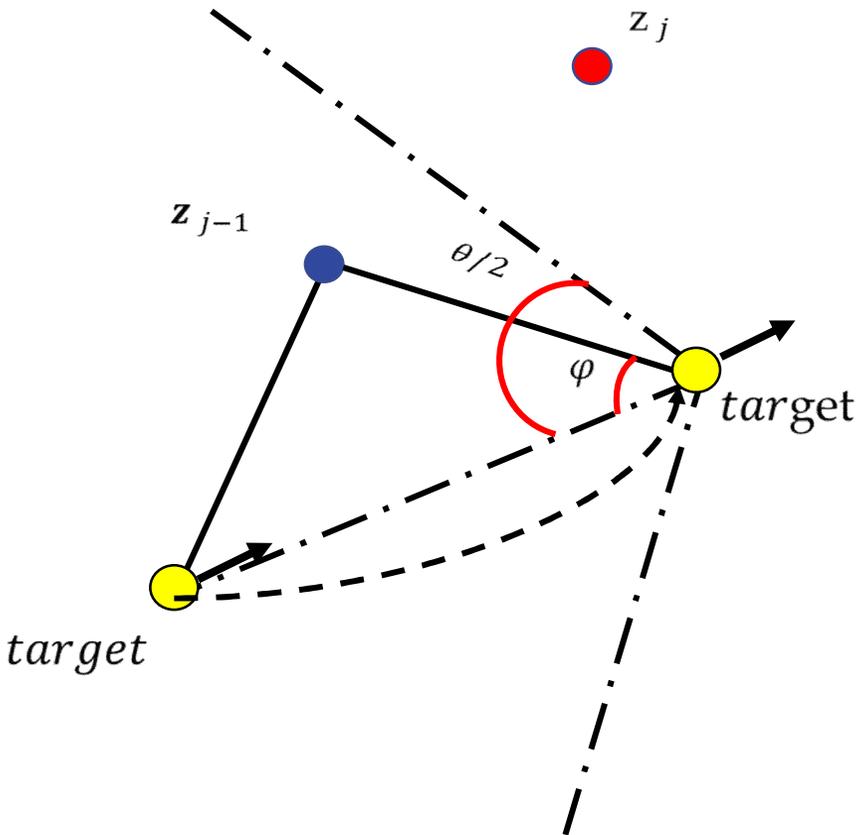
$$\mathbf{C}(u) = \frac{\sum_{i=0}^n N_{i,p(u)} \omega_i \mathbf{P}_i}{\sum_{i=0}^n N_{i,p(u)} \omega_i}$$

- 通过非有理B-样条方法，将高浓度的位置拟合并采样。根据B样条平滑的特性，包围形态可通过等间隔采样获得。



基于追踪的基因调控网络结构

➤ 上层：追踪形态控制策略



- 通过计算所有可用于追踪的位置是否满足追踪角条件，筛选出可用于追踪的预测点。

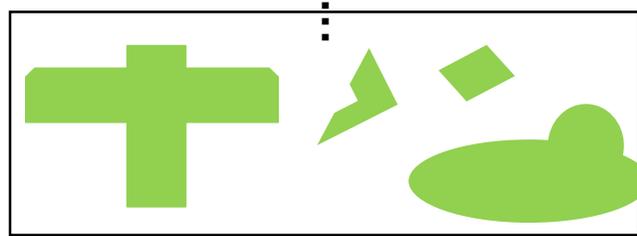
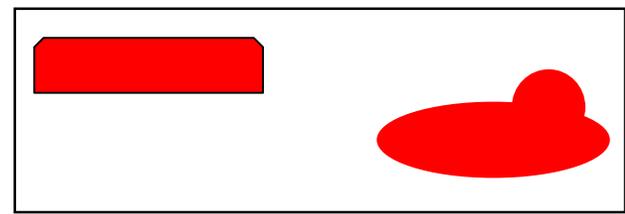
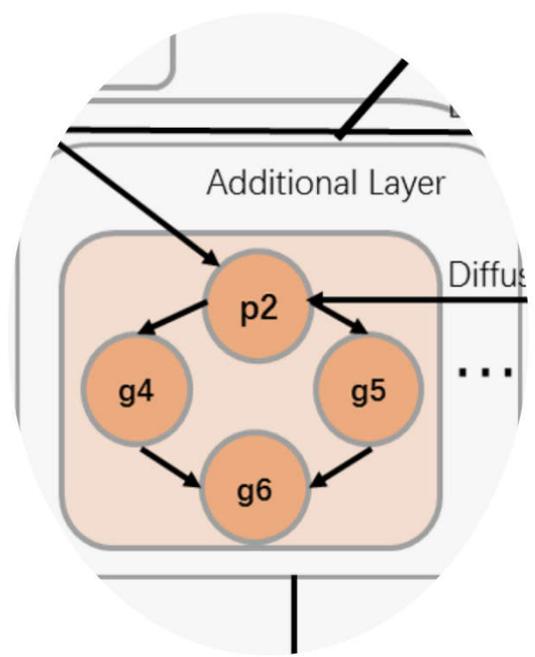
$$\varphi = \arccos\left(\frac{d(\alpha_t, z_j)^2 + d(\alpha_t, \alpha_{t-1})^2 + d(\alpha_{t-1}, z_j)^2}{2 \times d(\alpha_t, z_j) \times d(\alpha_t, \alpha_{t-1})}\right)$$

追踪形态控制策略示意图



基于追踪的基因调控网络模型

➤ 附加层：环境描述



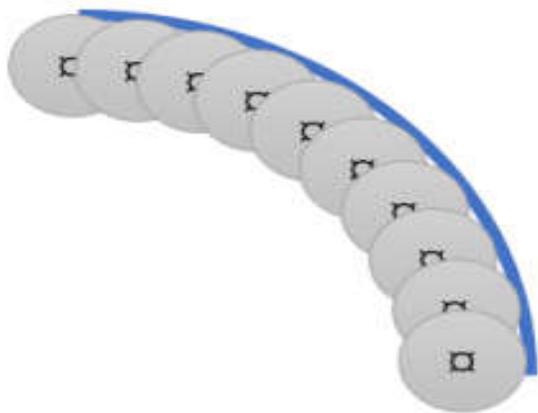
- 附加层将外部环境情况，统一的表述出来，并给予统一的浓度值，与上层形态相互作用，从而产生一个内部与外部信息混叠后的形态。



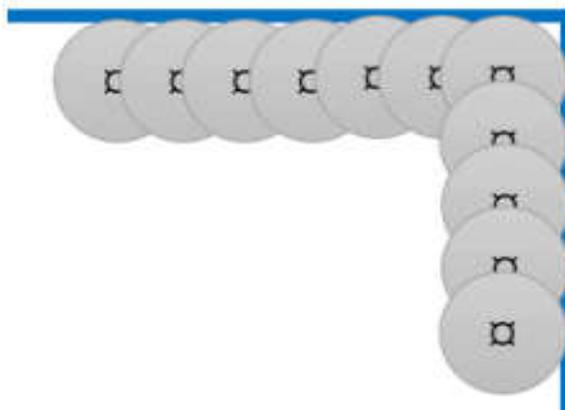
基于追踪的基因调控网络模型

➤ 考虑障碍物情况

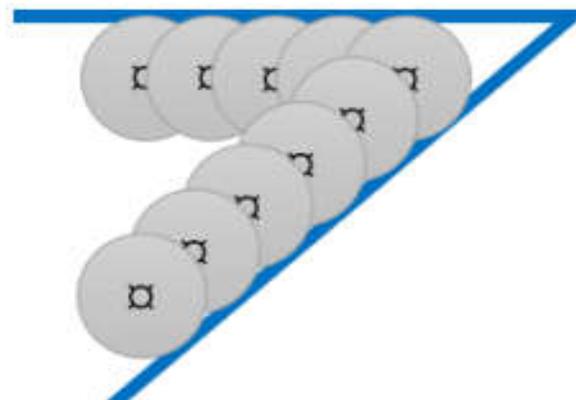
- 由于障碍物的形状和大小不同，仅使用传感器机器人几乎**不可能获得关于障碍物的所有信息**。因此，提出了一种**区域填充方法**来模拟障碍物作为**Virtual Agent**。



(a)填充曲线



(b)填充直角

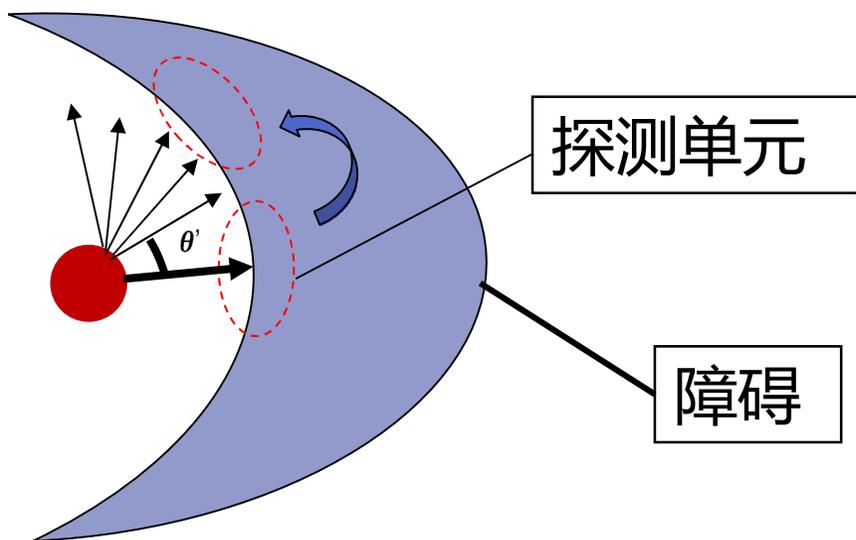


(c)填充锐角

- 障碍物的某些部分**不能完全覆盖**，图(c)中的圆圈标定的尖角。



➤ 避障机制



避障策略示意图

- 机器人可以探测到**障碍物的浓度**。机器人一旦进入并检测到浓度场，就会做好躲避的准备。机器人将单位步长内的障碍物浓度与期望的定量**偏转角度**进行比较后，触发避障。



基于追踪的基因调控网络模型

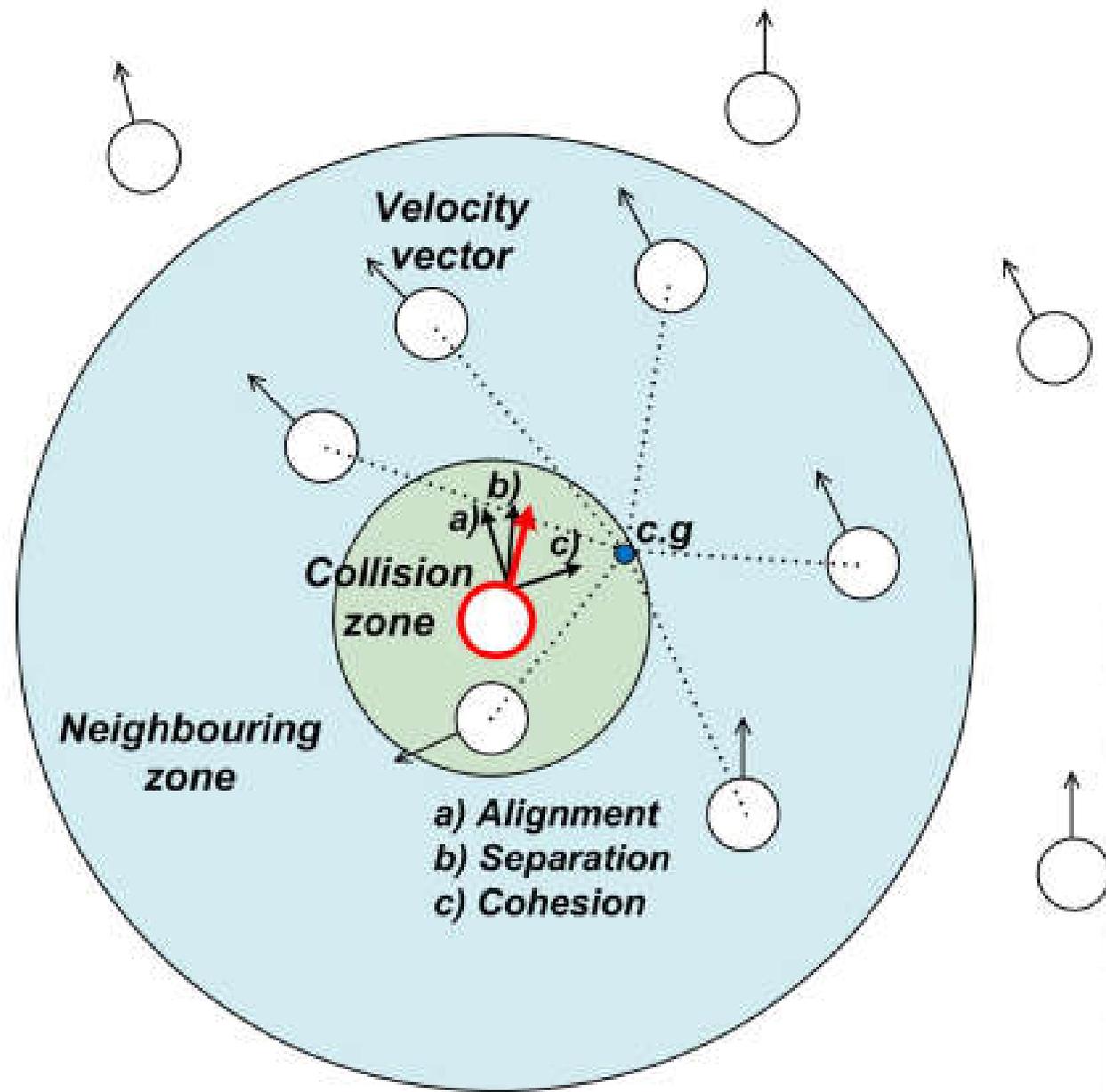
➤ 下层：追踪形态形成

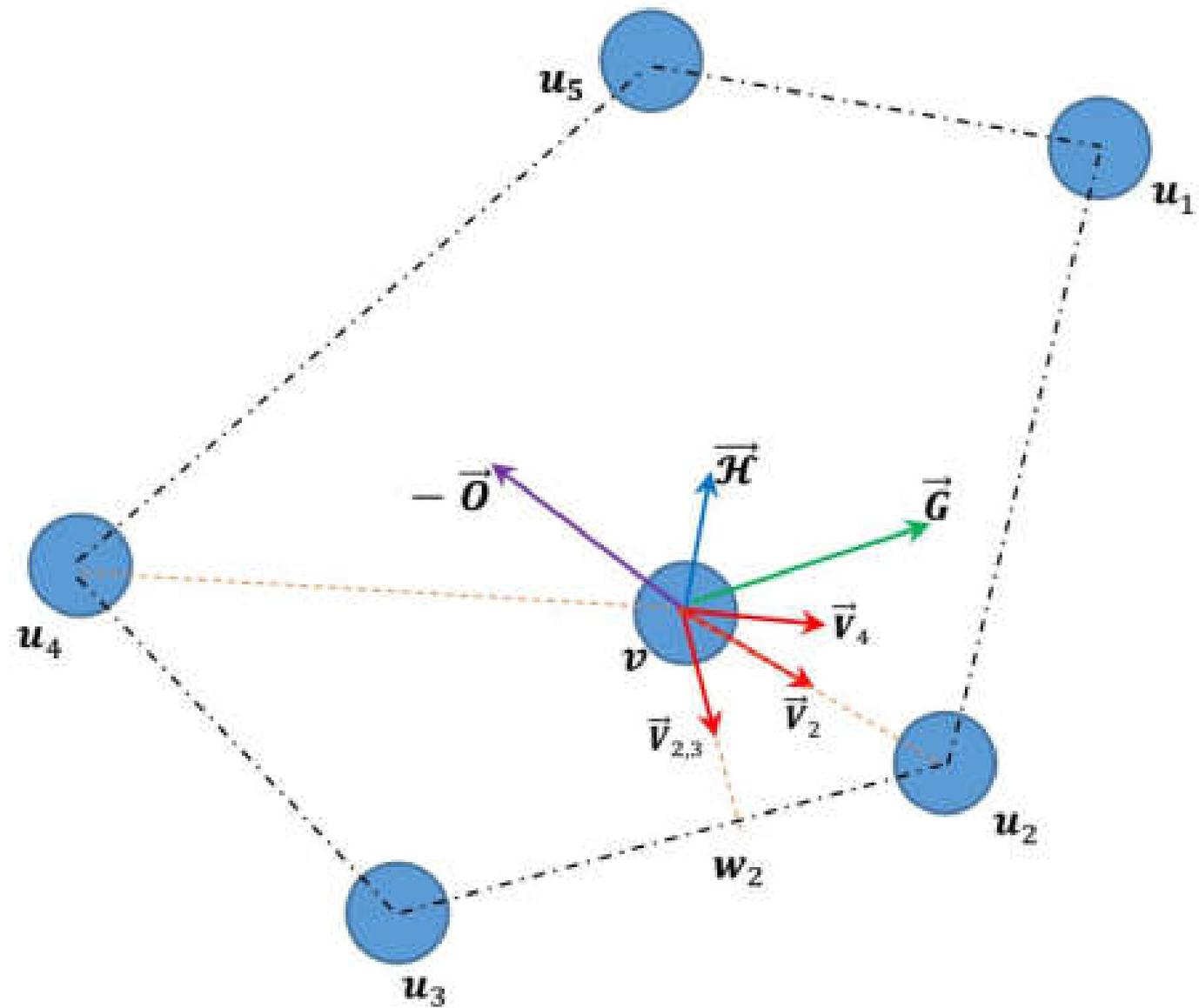
$$G_i = aA + bP_i + cD + d\beta(t)O$$

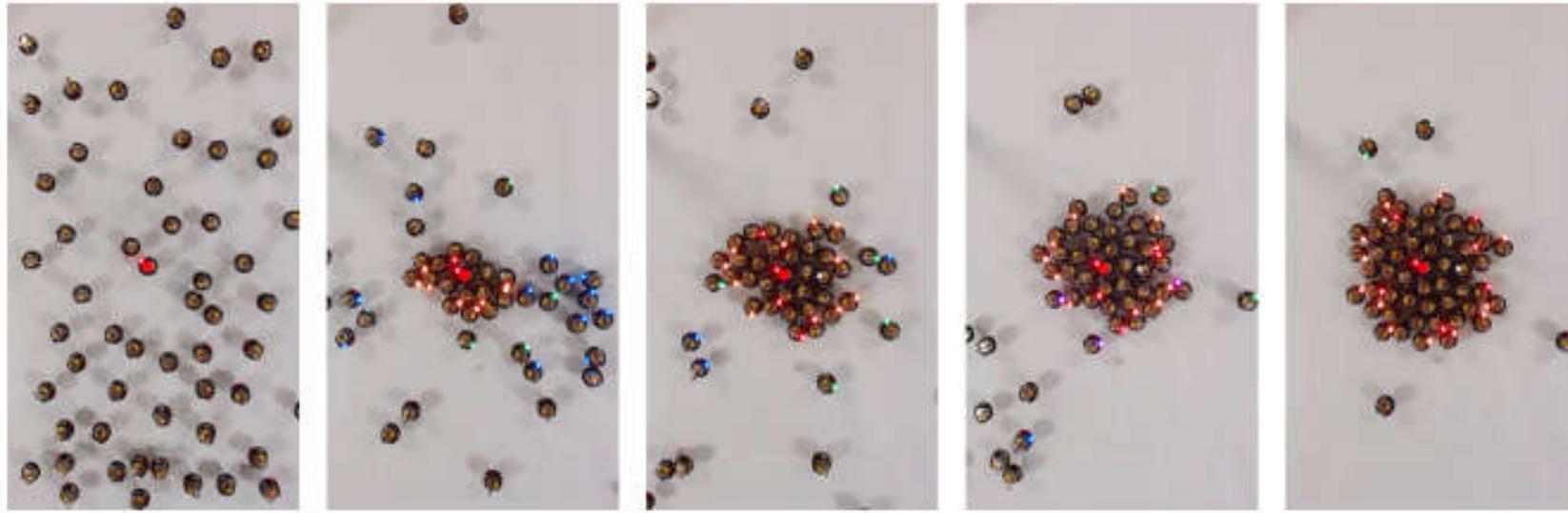
$$\beta(t) = \begin{cases} 1, & \text{when avoiding obstacle} \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

- **A** 为回避友邻因素，**P** 为形态引导方向，**D** 为友邻密度因素，**O** 为避障因素， **β** 为转换函数用于控制避障模式的启动，**G** 为最终机器人运动合方向。

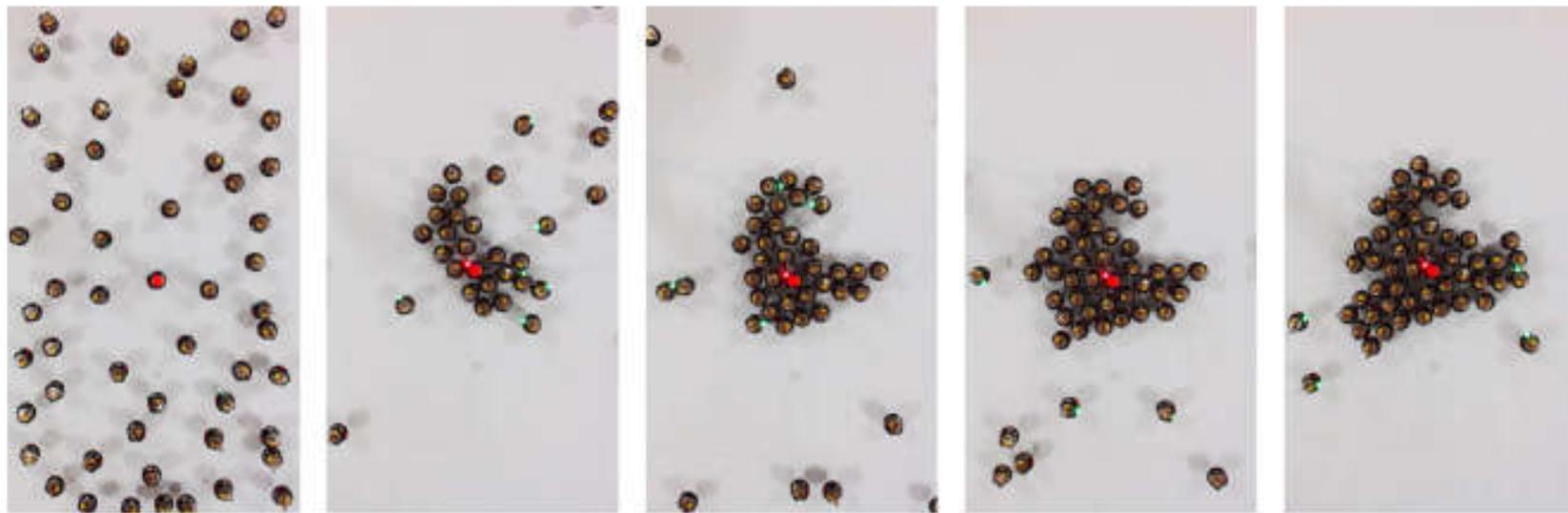
● **雷诺三原则**



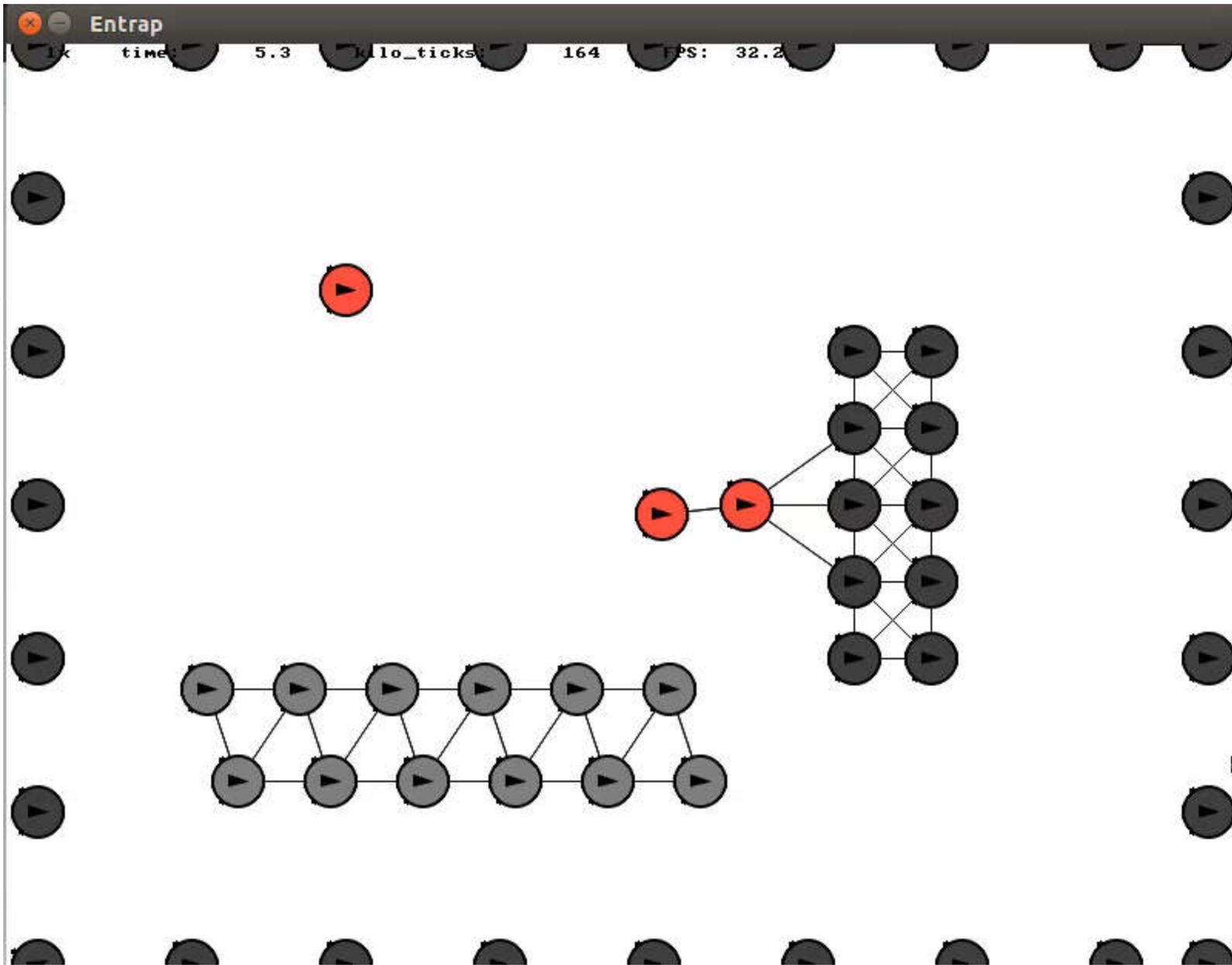


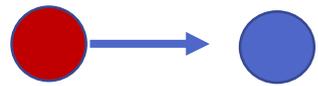


(a)

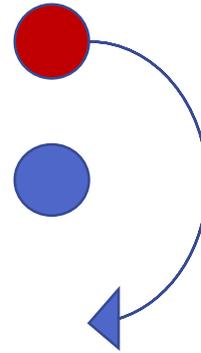


(b)





(1) follow



(2) orbit



基于追踪的基因调控网络模型

➤ 实验设置

- 实验区域: $25 * 25 m^2$, 基地区域 : $2 * 2 m^2$ (左下角) .
- 目标和机器人数量 : 1 & 16.
- 机器人与目标速度 : 0.25m/s & 0.20m/s.
- 探测范围: 5m.
- 机器人之间安全距离和机器人与目标安全距离: 0.25m & 2m
- 避障距离: 1.5m.
- 定量偏转角 γ : 40 degree.
- 追踪角 : 120°
- 目标可穿越障碍 , 机器人必须绕行障碍



基于追踪的基因调控网络模型

➤ 实验结果

图1 固定障碍物场景



基于追踪的基因调控网络模型

➤ 实验结果

图2 动态障碍物场景



基于追踪的基因调控网络模型

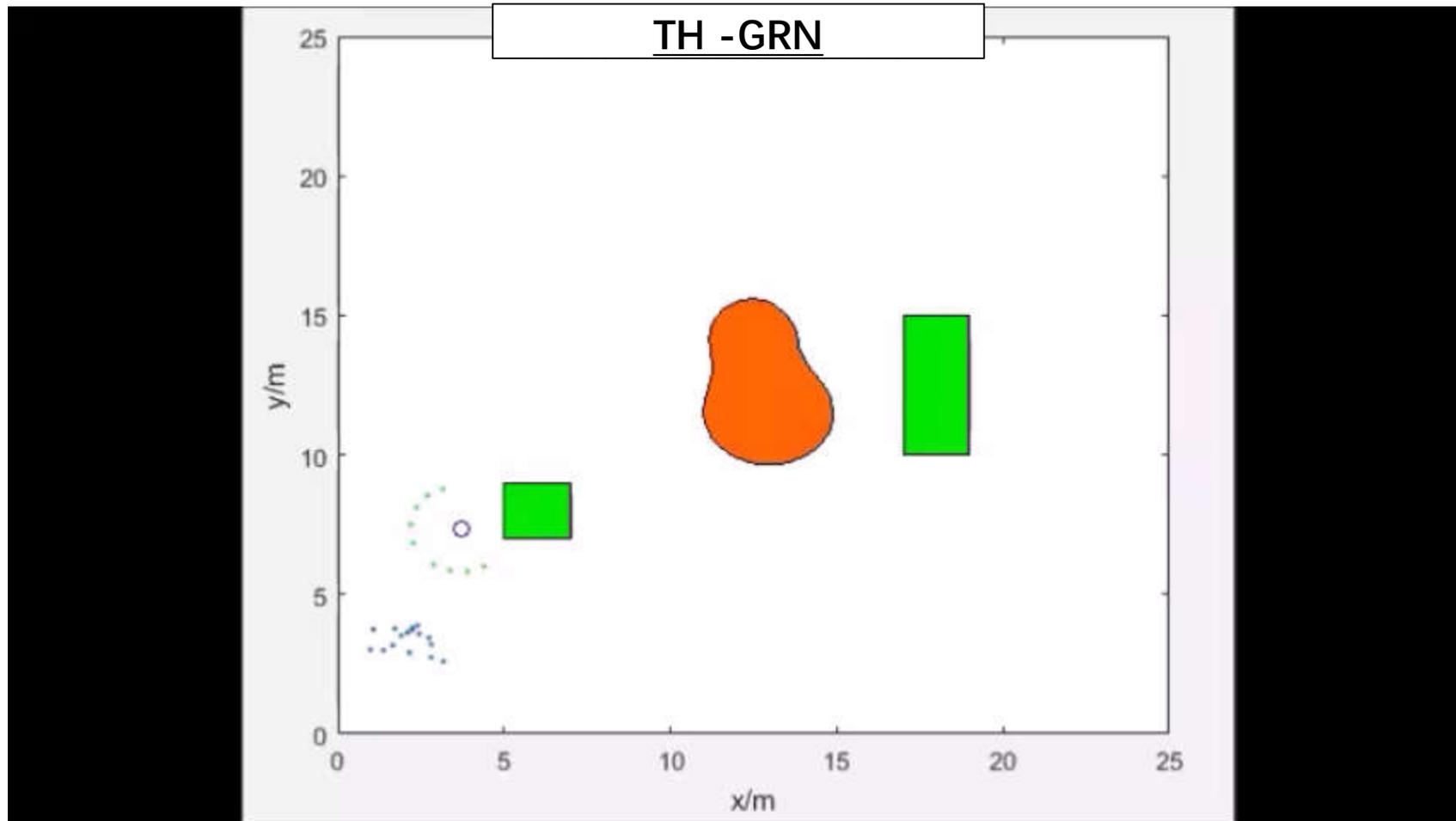
➤ 实验结果

图3 混合障碍物场景



基于追踪的基因调控网络模型

➤ 实验结果





基于追踪的基因调控网络模型

➤ 实验结果

图4 3个场景下平均形态收敛误差

图5 3个场景下机器人与目标距离情况



实验结果

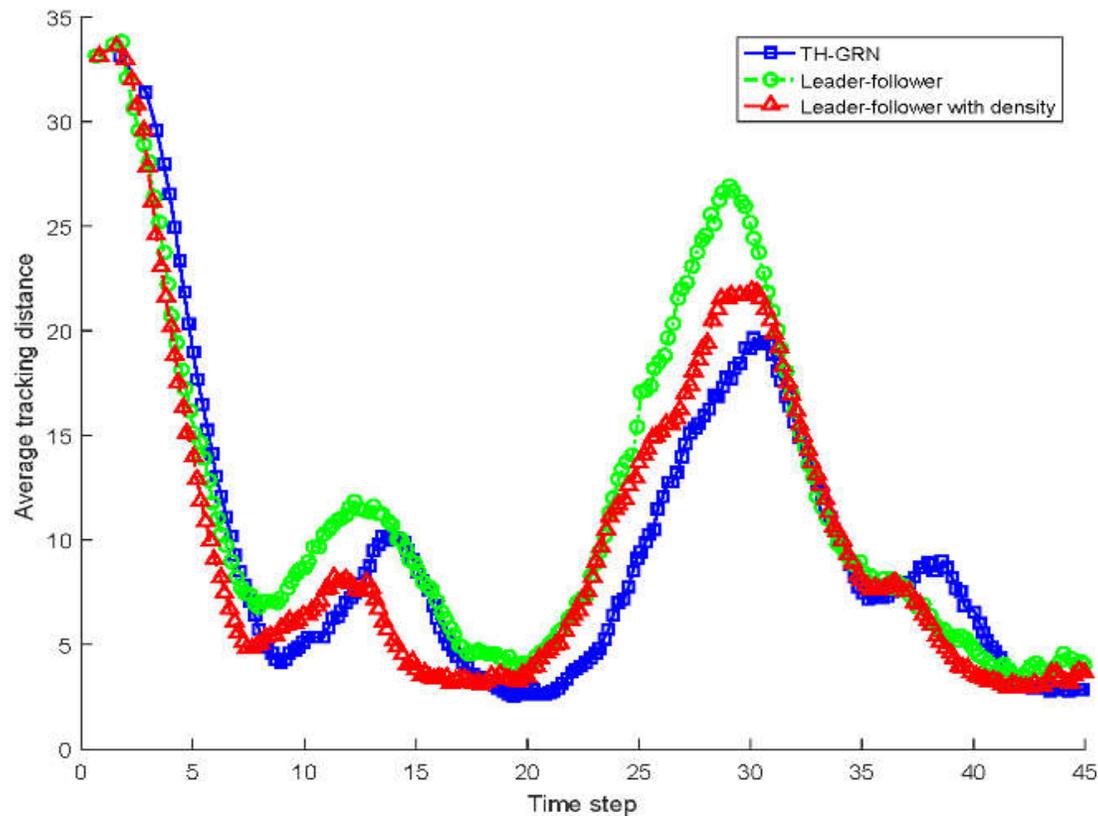


图6 混合障碍下算法对比图

[1] Yuan Y, Fan Z, Zhu X, et al. TH-GRN Model Based Collective Tracking in Confined Environment[C]//International Conference on Swarm Intelligence. Springer, Cham, 2019: 33-43.



第三部分

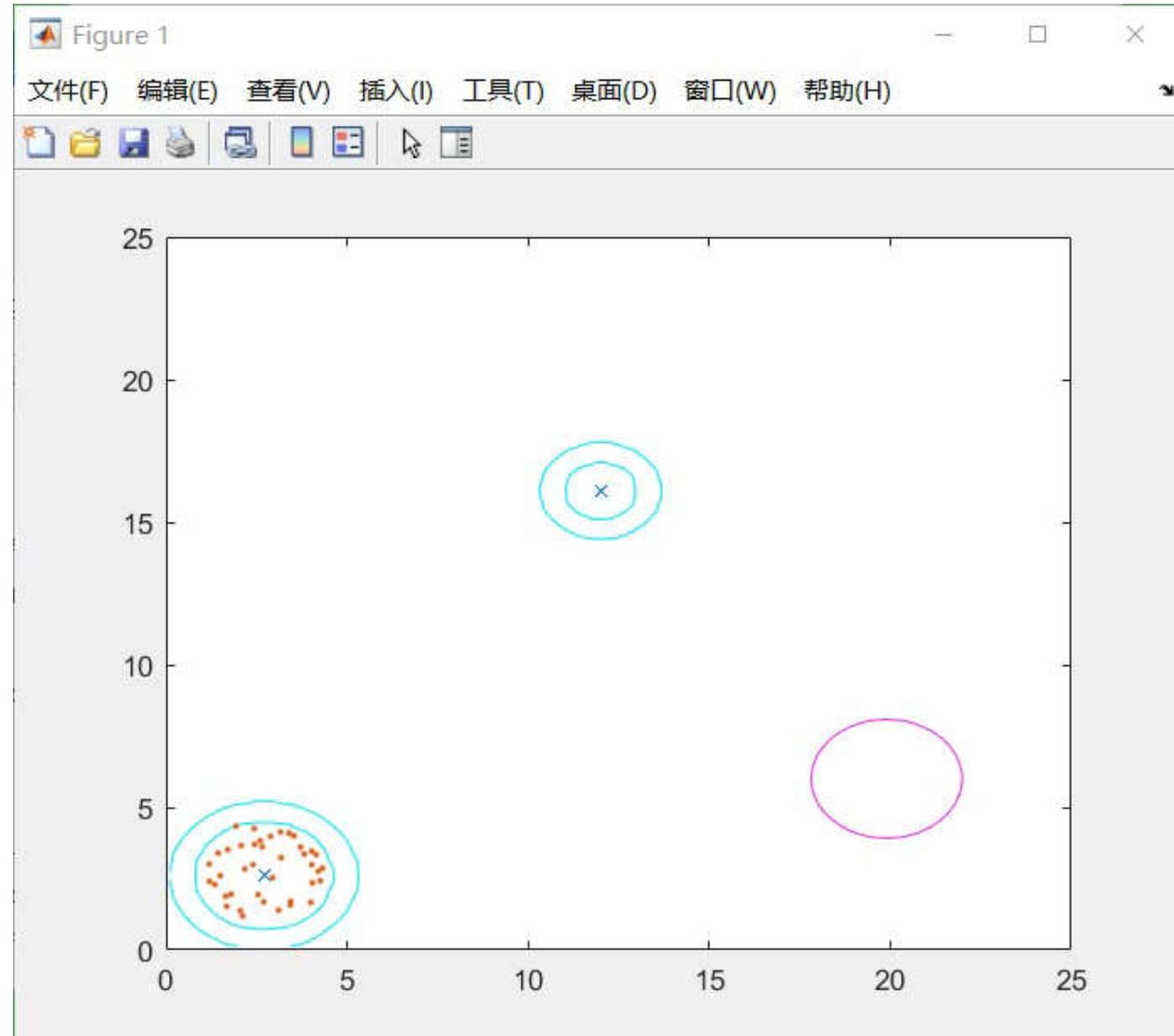
一种组内-组间-组内的群体

形态转换框架



组内-组间-组内的群体形态转换框架

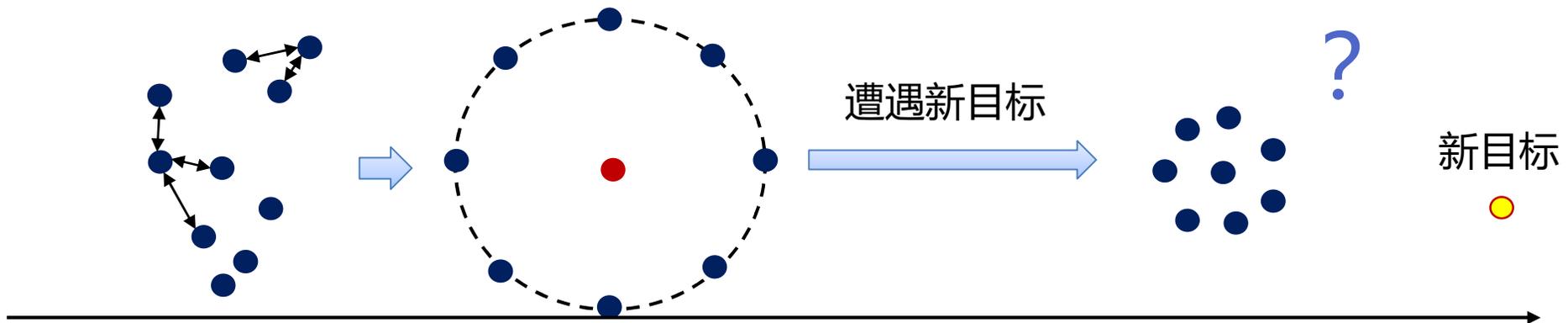
- 1、现有基因调控网络难以甚至无法实现
多目标的响应
- 2、现有群体研究没有考虑针对不同态势
进行形态转换





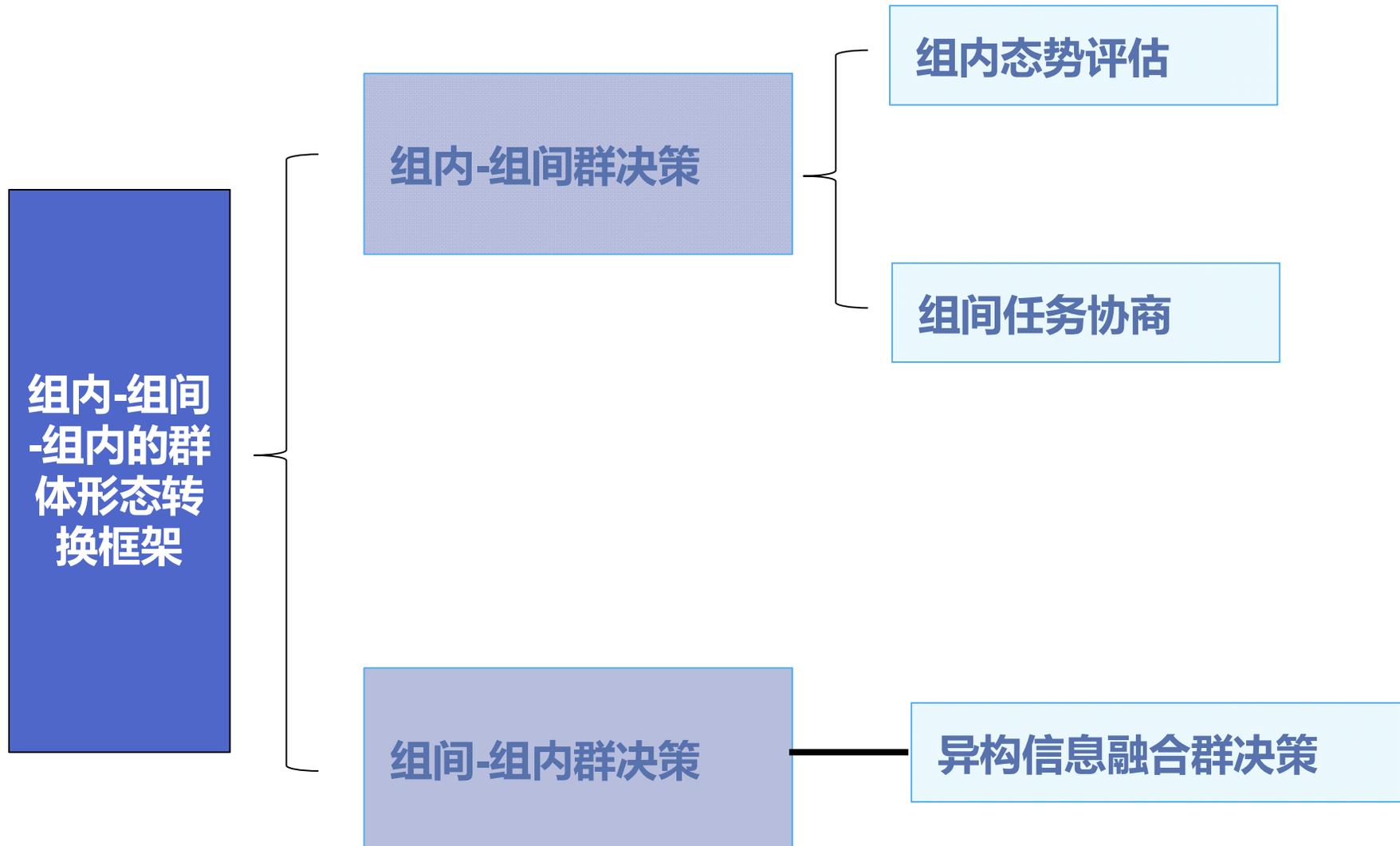
组内-组间-组内的群体形态转换框架

- 基于已有的基于追踪的基因调控网络和基于包围的基因调控网络，我们进一步提出**组内-组间-组内的群体形态转换框架**，以解决群体在**遭遇新情况时（如遭遇新的目标）**，所需要的**内部决策与协商机制**。



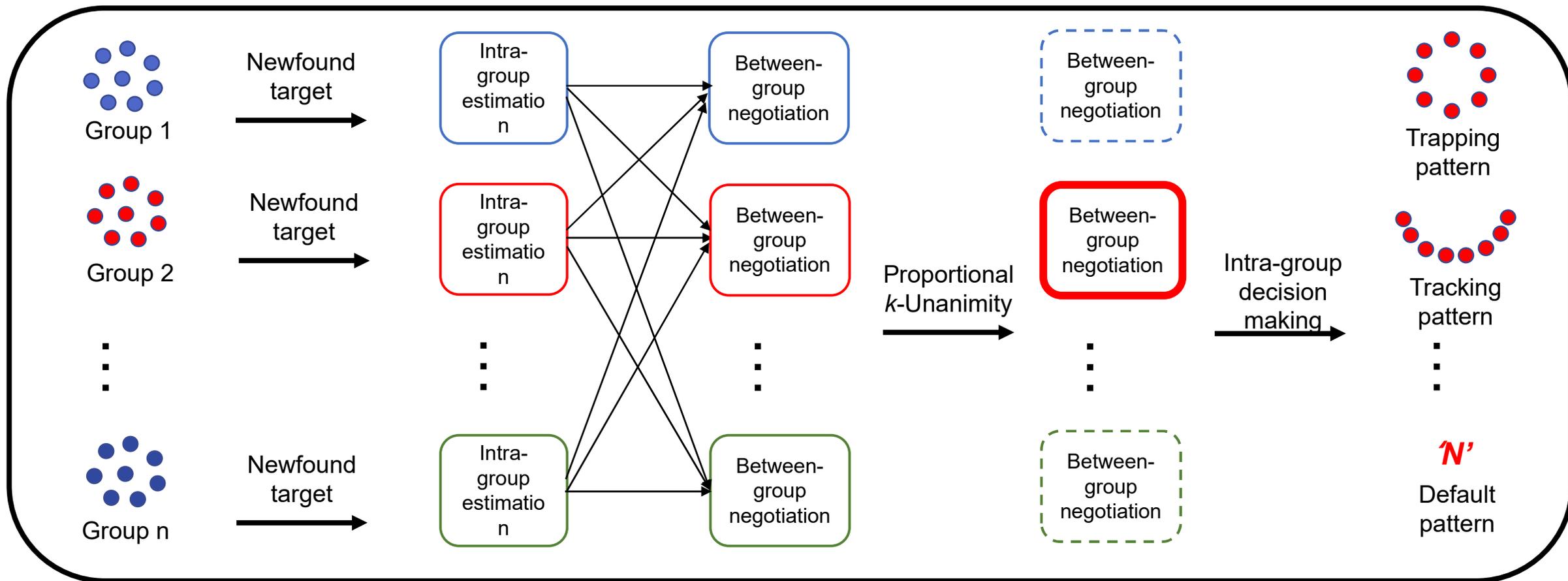


组内-组间-组内的群体形态转换框架





组内-组间-组内的群体形态转换框架



组内-组间-组内群体形态转换框架示意图



组内-组间-组内的群体形态转换框架

➤ 组内-组间群决策

- 根据组内成员与新目标之间的距离关系，计算组内态势估计值。

$$\tilde{L}_v^j = \nabla_l = \underbrace{\sum_{i=1}^{n_{s1}} (M_i^{dis} - \bar{L}_v)}_{\text{观测到目标}} + \underbrace{(n_s - n_{s1}) \times \varrho}_{\text{未观测到目标}}$$

$$\varrho = (n_s - 1) \times d_{obs} + 1$$

Algorithm 1 Intra-group situation estimation

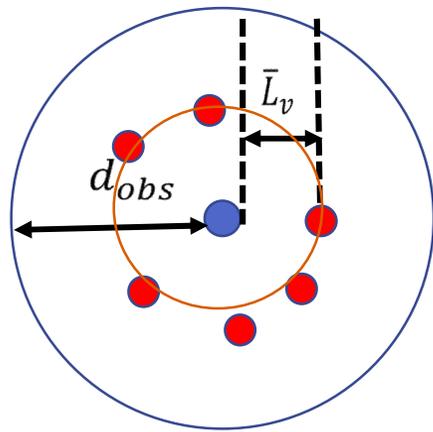
Input: The distance between the target and the i_{th} member of the j_{th} group M_i^{dis} , the sense of distance threshold d_s , the distance default value ϱ

Output: \tilde{L}_v^j

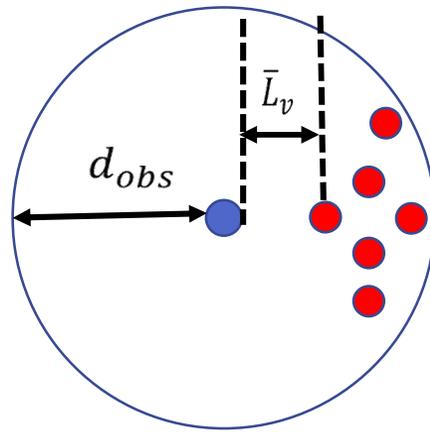
- 1: calculate $\bar{L}_v = \min(M_i^{dis})$;
 - 2: for each $i = 1, 2, \dots, n_s$ // n_s : the numbers of members of group j
 - 3: if $(\min(M_i^{dis}) < d_{obs})$ then
 - 4: $\tilde{L}_i^j \leftarrow M_i^{dis} - \bar{L}_v$
 - 5: else
 - 6: $\tilde{L}_i^j \leftarrow \varrho$;
 - 7: end if
 - 8: end for
 - 9: calculate $\tilde{L}_v^j = \text{sum}(\tilde{L}_i^j)$
 - 10: return estimation of intra-group situation \tilde{L}_v^j ;
-



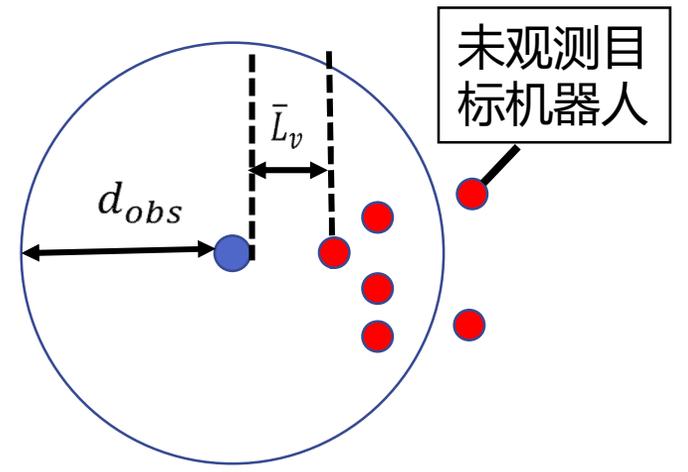
基因调控网络存在的问题



情况1



情况2



情况3

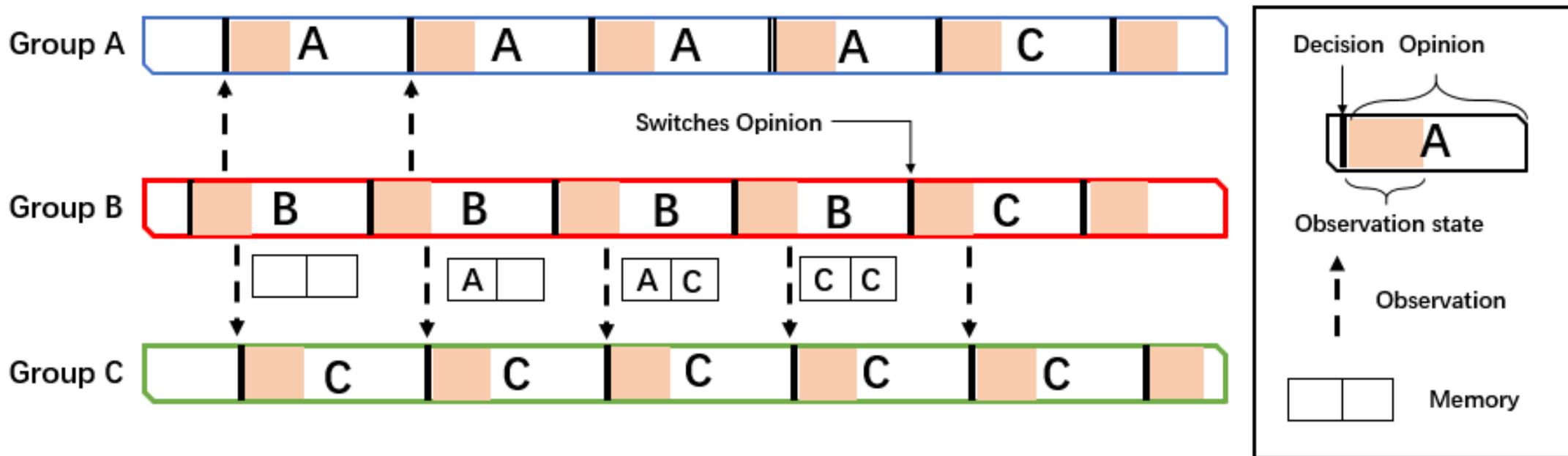
$$\tilde{L}_v \text{情况1} < \tilde{L}_v \text{情况2} < \tilde{L}_v \text{情况3}$$



组内-组间-组内的群体形态转换框架

➤ 组内-组间群决策

- 各组向其他群组传递态势估计值，**比较各组的态势估计值**，通过**k-一致性**方法在群体中选择相应的群组去完成新任务。



k -一致性方法原理图



TABLE I: The Intra-group situation estimation

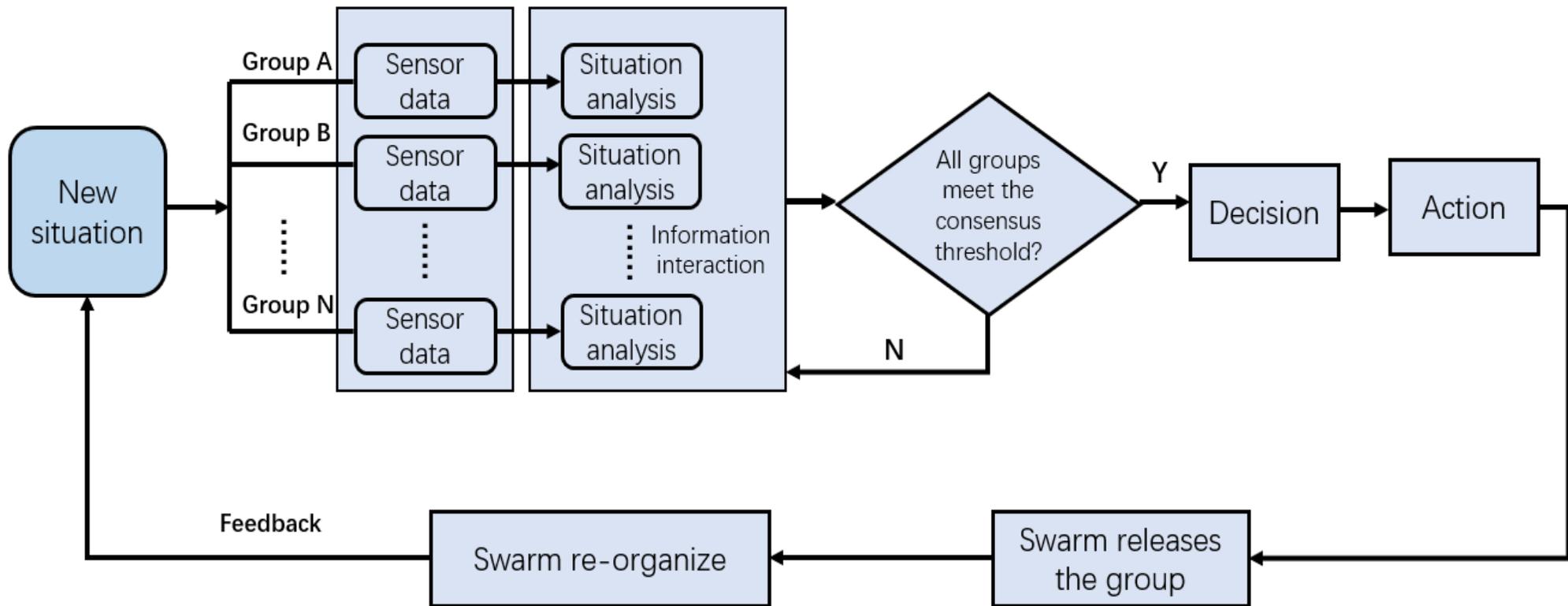
Number of robots observing the target	Intra-group situation estimation
0	180
1	[144,149]
2	[108,118]
3	[72,97]
4	[36,66]
5	[0,35]

- 由图可知，当使用建议的 q 值，则组内态势估计值可被显式的区分开，当其他群组获知其态势估计值亦可推算出该组的相关情况，降低通信开销。



组内-组间-组内的群体形态转换框架

➤ 组内-组间群决策



组内-组间群体协商流程图



组内-组间-组内的群体形态转换框架

➤ 组间-组内群决策

- 被组内-组间群决策所挑选出群组，将脱离群体对新目标采取行动，该群组将通过异构信息融合下的群决策方法（WPA- α 算子）选择合适的形态去应对新目标。

$$WPA(a_1, \dots, a_n) = \frac{\sum_{i=1}^n (1 + T(a_i)) a_i w_i}{\sum_{i=1}^n w_i (1 + T(a_i))}, \quad (20)$$

where

$$T(a_i) = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n Sup(a_i, a_j), \quad (21)$$

$$Sup(a_i, a_j) = 1 - \frac{d(a_i, a_j)}{\sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n d(\frac{a_i + a_j}{2}, a_k) + (n-1) \times d(\frac{a_i + a_j}{2}, a_i)}, \quad (22)$$

Algorithm 3 Intra-group decision making

Input: the situation assessment of v_{th} agent $V^p = (z_{ij}^p)_{m \times n}$, the threshold of situation comprehension consensus γ ;

Output: Ranking of task priority; the desired position in pattern formation after GDM

- 1: calculate $SV = (sx_{ij})_{m \times n}$ using Eq.(20),(21),(22)
- 2: for each $p = 1, 2, \dots, P$ do
- 3: Calculate $D(V^p, SV)$ using Eq.(23);
- 4: Caculate $CD(V^p, SV)$ using Eq.(24);
- 5: if $(CD(V^p, SV) < \gamma)$
- 6: $SV^p \leftarrow \frac{1}{2}(V^p + SV)$;
- 7: else
- 8: $SV^p \leftarrow V^p$;
- 9: end if
- 10: end for
- 11: If $(\forall p, CD(V^p, SV)) \geq \gamma //$
- 12: calculate pattern ranking of the target via SV using heterogeneous TOPSIS;
- 13: else
- 14: for each $p = 1, 2, \dots, P$ do
- 15: $V^p \leftarrow SV^p$;
- 16: end for
- 17: goto Label
- 18: end if
- 19: return consistent pattern ranking of the target



➤ 组间-组内群决策

● 威胁度指数

$$TI_i^{tp} = \omega^{tp} \omega_i^p SR_i + (1 - \omega_i^p) AD_i$$

$$SR = \frac{v_{target}}{v_i^j}$$

$$TI_i^{tk} = \omega_i^p SR_i + \omega^{tk} (1 - \omega_i^p) AD_i$$

$$AD = \frac{\Delta\theta}{\pi}$$

- TI_i^{tp} 和 TI_i^{tk} 分别代表包围威胁度指数和追踪威胁度指数，其中 ω^{tp} 和 ω^{tk} 分别是加强因子， ω_i^p 表示个体的偏好因子。 SR 表示目标与个体速率比， AD 代表目标的运动方向与个体指向目标方向的角度差



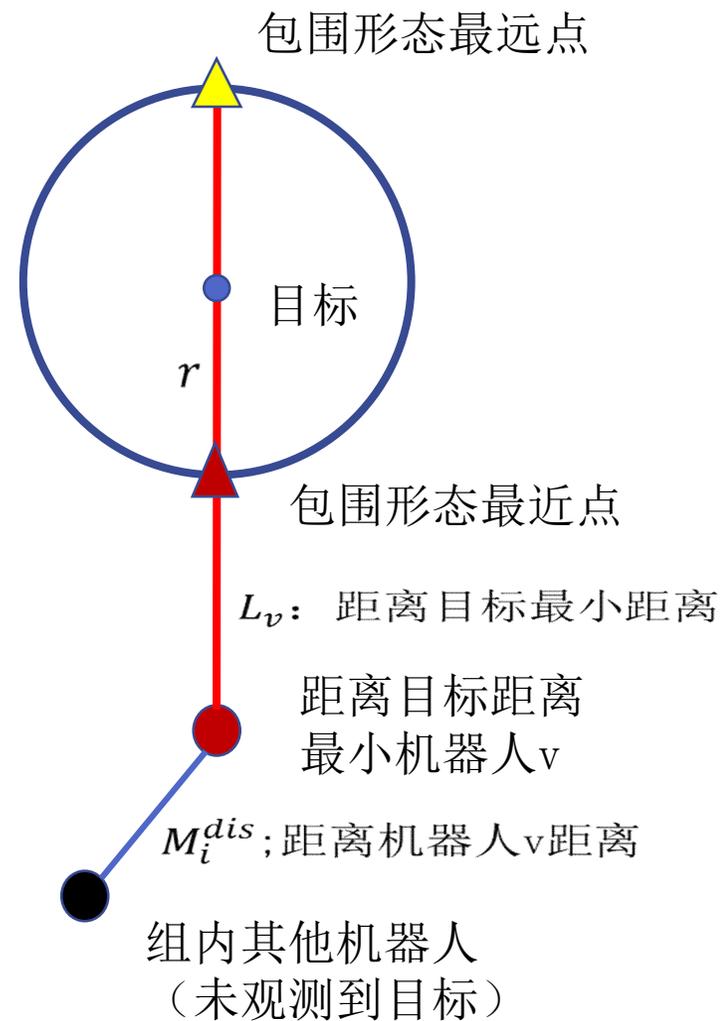
组内-组间-组内的群体形态转换框架

➤ 组间-组内群决策

● 包围形态能耗估算

$$TPEC_{min} = M_i^{dis} + \bar{L}_v - r$$

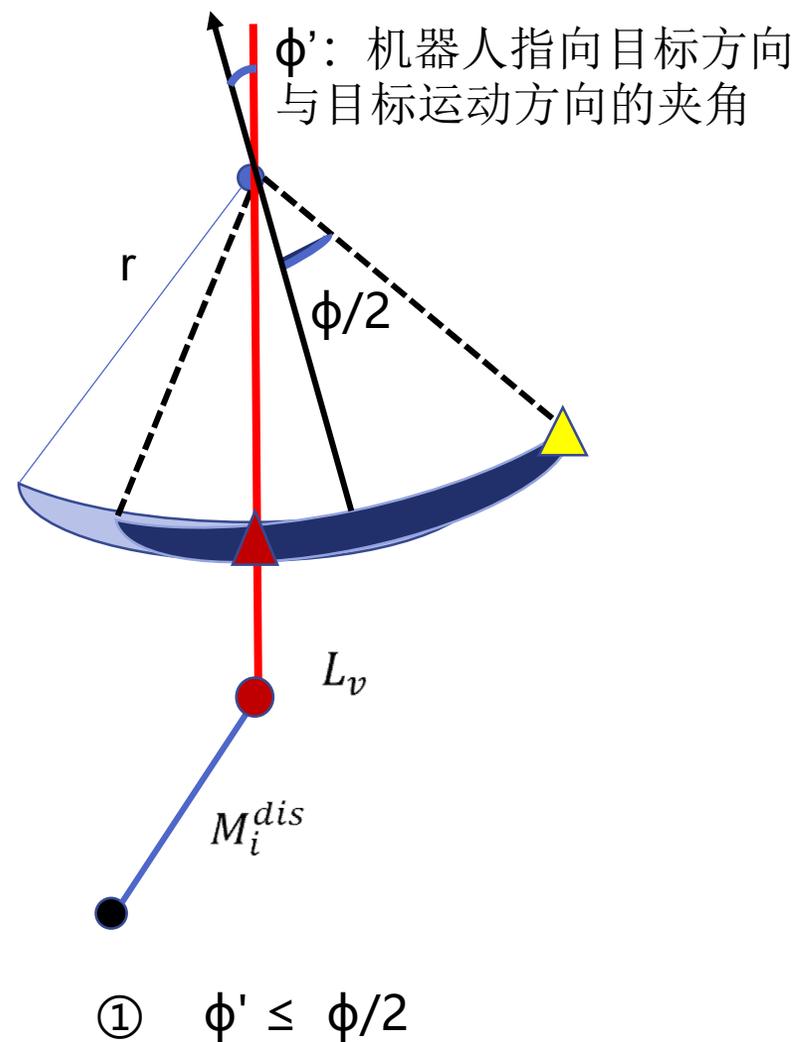
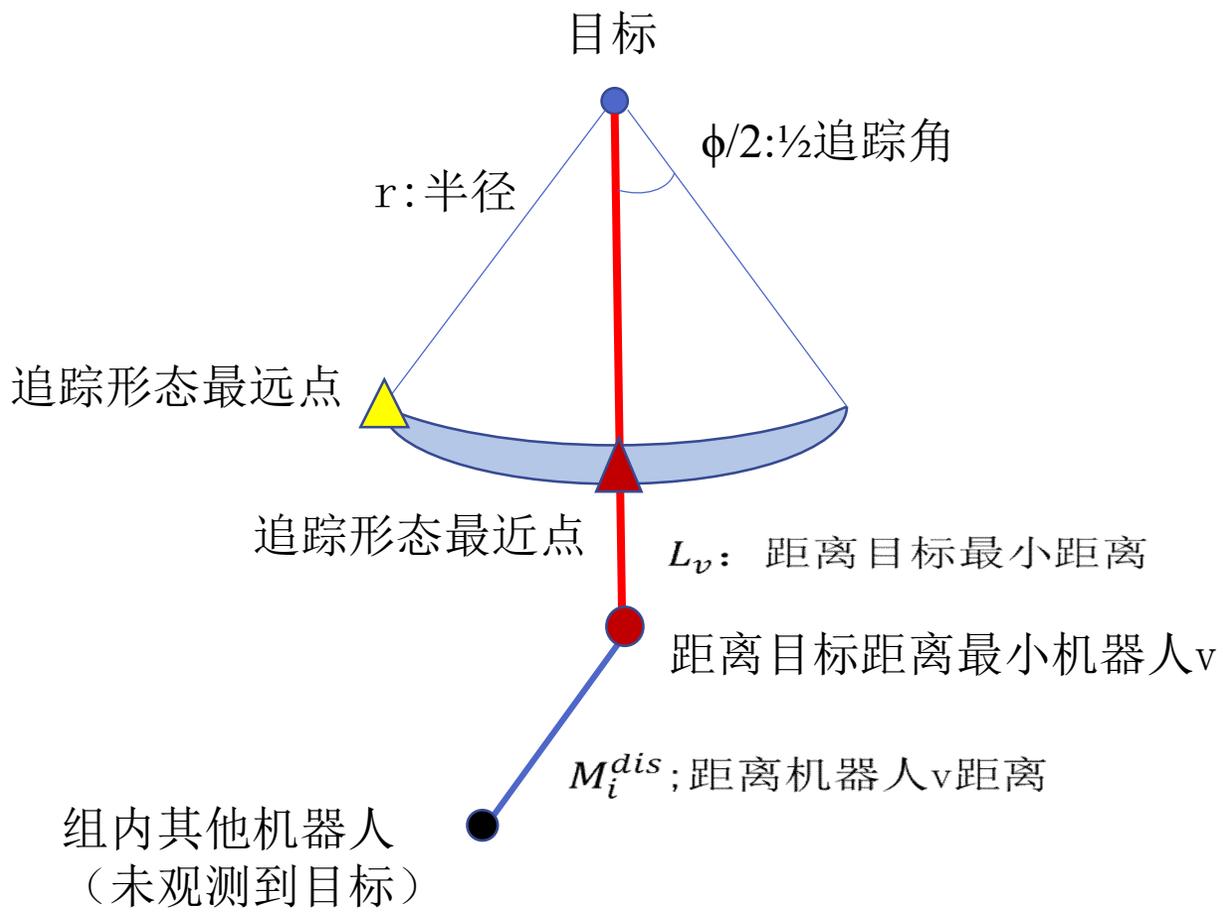
$$TPEC_{max} = M_i^{dis} + \bar{L}_v + (\pi - 1) \times r$$





群体智能的相关基础概念

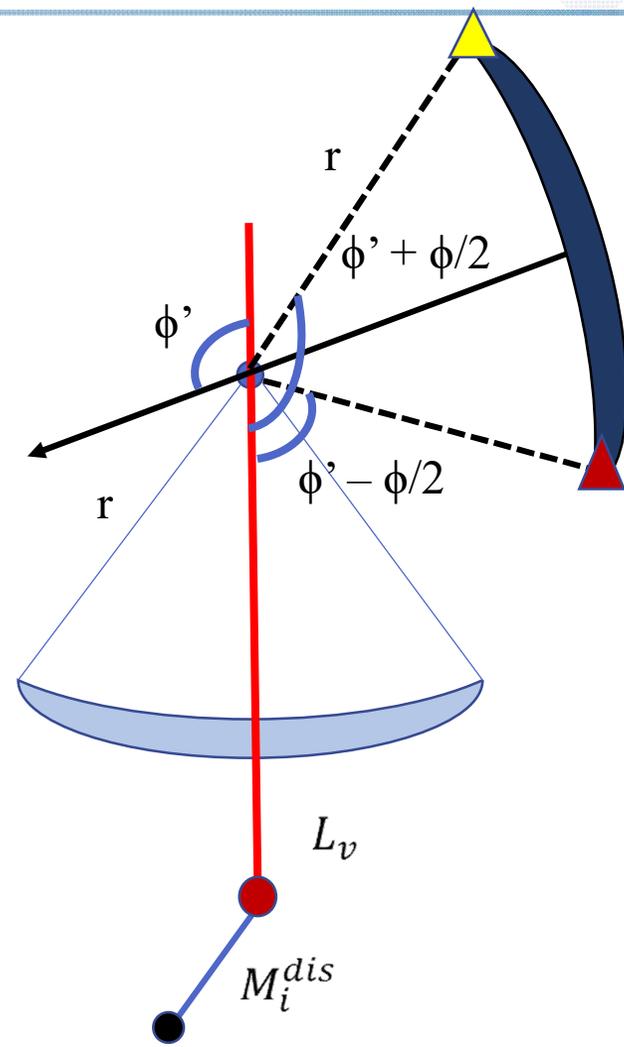
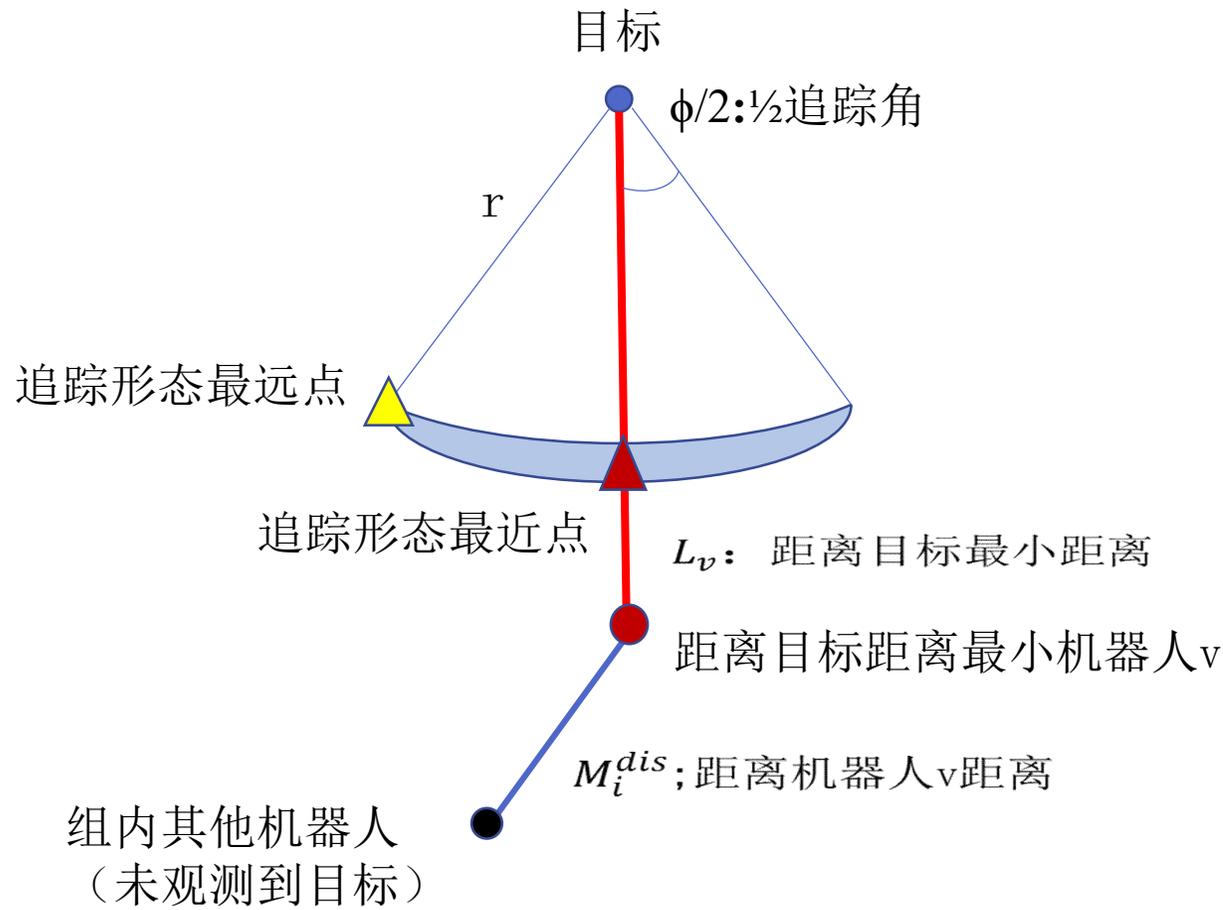
● 追踪形态能耗估算





群体智能的相关基础概念

➤ 组间-组内群决策



② $\phi' \geq \phi/2$



组内-组间-组内的群体形态转换框架

➤ 组间-组内群决策

● 追踪形态能耗估算

$$TKEC_{min} = \begin{cases} M_i^{dis} + \bar{L}_v - r, & \text{if } \theta' \leq \theta \\ M_i^{dis} + \bar{L}_v + (\theta' - \theta) \times r, & \text{if } \theta' > \theta \end{cases}$$

$$TKEC_{max} = M_i^{dis} + \bar{L}_v + (\theta' + \theta) \times r$$



组内-组间-组内的群体形态转换框架

➤ 组间-组内群决策

● 群决策过程：

1. 将具有异构信息的个体决策矩阵标准化处理

(威胁度指数使用效用型规则，能耗使用费用型规则)

2. 将标准化后的个体决策矩阵通过WPA算子进行信息融合获得群决策矩阵

3. 计算群决策矩阵与个体决策矩阵的共识度

4. 若存在共识度未达到阈值，则进入反馈机制；否则进入Topsis排序

5. 获得排序结果，选择第一顺位所代表的形态



组内-组间-组内的群体形态转换框架

➤ 组间-组内群决策

- 第一步：对异构信息矩阵进行标准化处理

$$\tilde{x}_{ij}^k = \begin{cases} x_{ij}^k / \sum_{i=1}^m x_{ij}^k, & \forall j \in I_1 \text{ 效用型} \\ (1/x_{ij}^k) / (\sum_{i=1}^m (1/x_{ij}^k)), & \forall j \in I_2 \text{ 费用型} \end{cases}$$

机器人1	包围形态	追踪形态
威胁度指数	2.634	1.594
形态预估能耗	[6.106,12.390]	[7.154,11.342]

⋮

机器人8	包围形态	追踪形态
威胁度指数	2.405	2.137
形态预估能耗	[4.671,10.954]	[5.718,9.906]



➤ 组间-组内群决策

- 第二步：通过WPA算子进行异构信息融合，我们重新设计了Sup函数以满足其性质。

$$WPA(a_1, \dots, a_n) = \frac{\sum_{i=1}^n (1 + T(a_i)) a_i w_i}{\sum_{i=1}^n w_i (1 + T(a_i))}, \quad (20)$$

where

$$T(a_i) = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n Sup(a_i, a_j), \quad (21)$$

$$Sup(a_i, a_j) = 1 - \frac{d(a_i, a_j)}{\sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n d(\frac{a_i + a_j}{2}, a_k) + (n-1) \times d(\frac{a_i + a_j}{2}, a_i)}, \quad (22)$$



➤ 组间-组内群决策

- 第三步：计算共识度

$$D(V_p, SV) = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n d(x_{ij}^p, sx_{ij}),$$

$$CD(V_p, SV) = \frac{1}{1 + D(V_p, SV)},$$



➤ 组间-组内群决策

- 第四步：反馈机制

$$Mx_{ij}^p = \frac{1}{2}sx_{ij} + \frac{1}{2}x_{ij}^p,$$



➤ 组间-组内群决策

● 第五步：Topsis排序

1. 选择异构正理想解和异构负理想解

$$g\tilde{x}^{s_1+} = \max_i g\tilde{x}_{ij}, g\tilde{x}^{s_1-} = \max_i g\tilde{x}_{ij}, \text{ for } g\tilde{x}_{ij} \in S_1$$

$$g\tilde{x}^{s_2+} = \left[\max_i g\tilde{x}_{ij}^l, \max_i g\tilde{x}_{ij}^r \right]$$

$$g\tilde{x}^{s_2-} = \left[\min_i g\tilde{x}_{ij}^l, \min_i g\tilde{x}_{ij}^r \right], \text{ for } g\tilde{x}_{ij} \in S_2$$

2. 计算每个候选解与正负理想解之间的距离

$$D_i^+ = \sum_{j=1}^n d(g\tilde{x}_{ij}, g\tilde{x}_j^+), \quad i = 1, 2, \dots, m$$

$$D_i^- = \sum_{j=1}^n d(g\tilde{x}_{ij}, g\tilde{x}_j^-), \quad i = 1, 2, \dots, m.$$



➤ 组间-组内群决策

- 第五步：Topsis排序

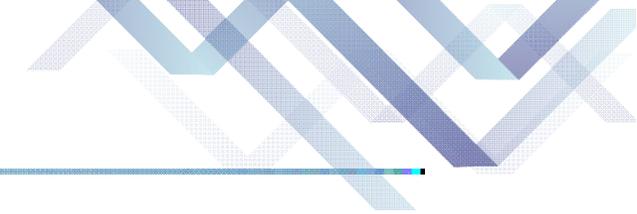
3. 计算与理想解的相似度

$$\tilde{S}_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-}, \quad i = 1, 2, \dots, m.$$

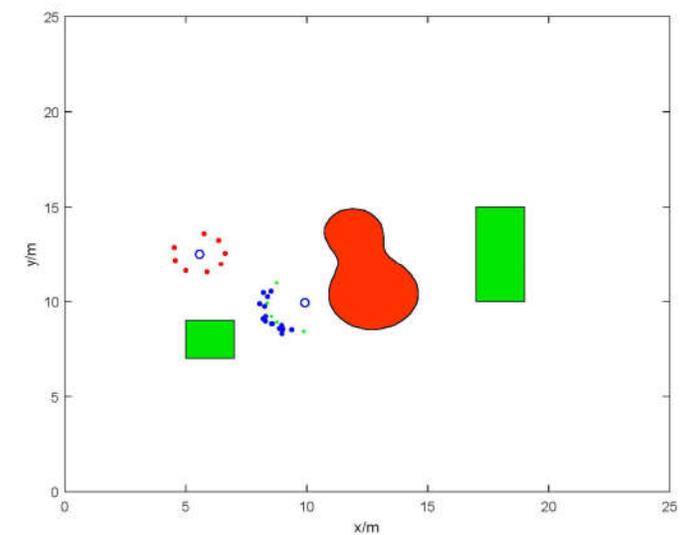
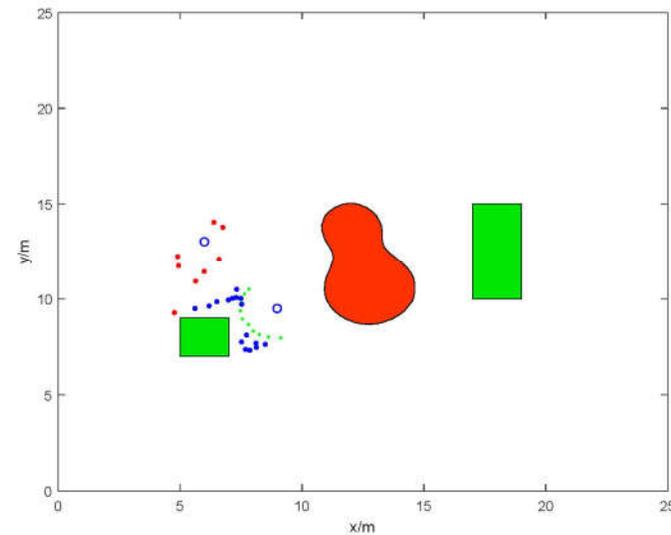
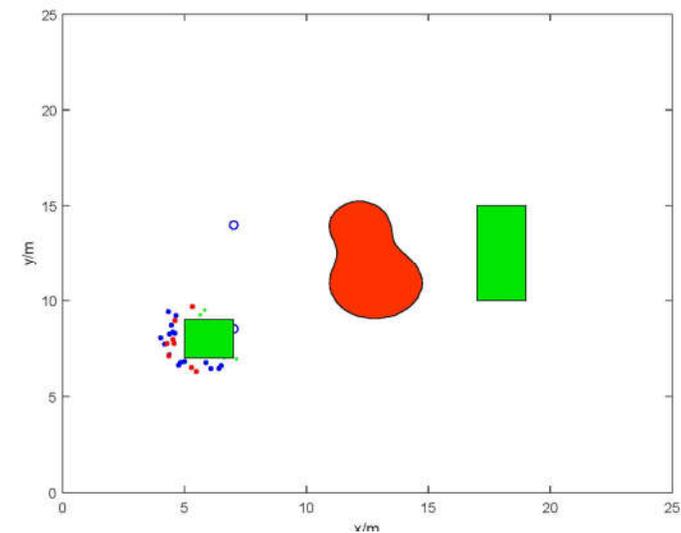
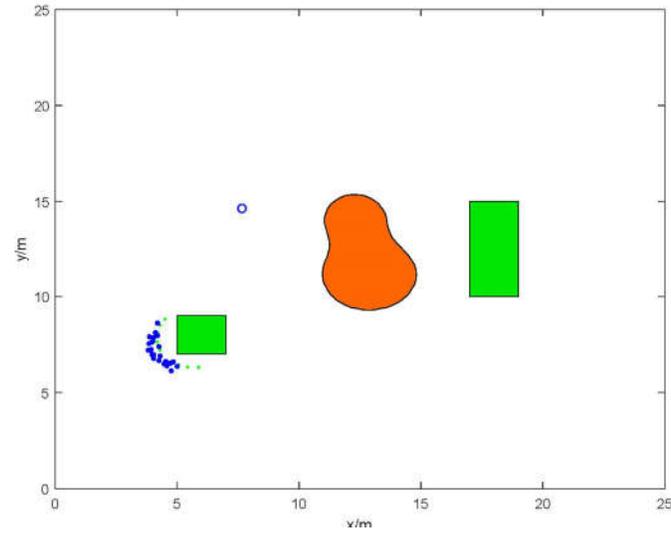
4. 对候选解排序



组内-组间-组内的群体形态转换框架



实验结果





组内-组间-组内的群体形态转换框架

实验结果

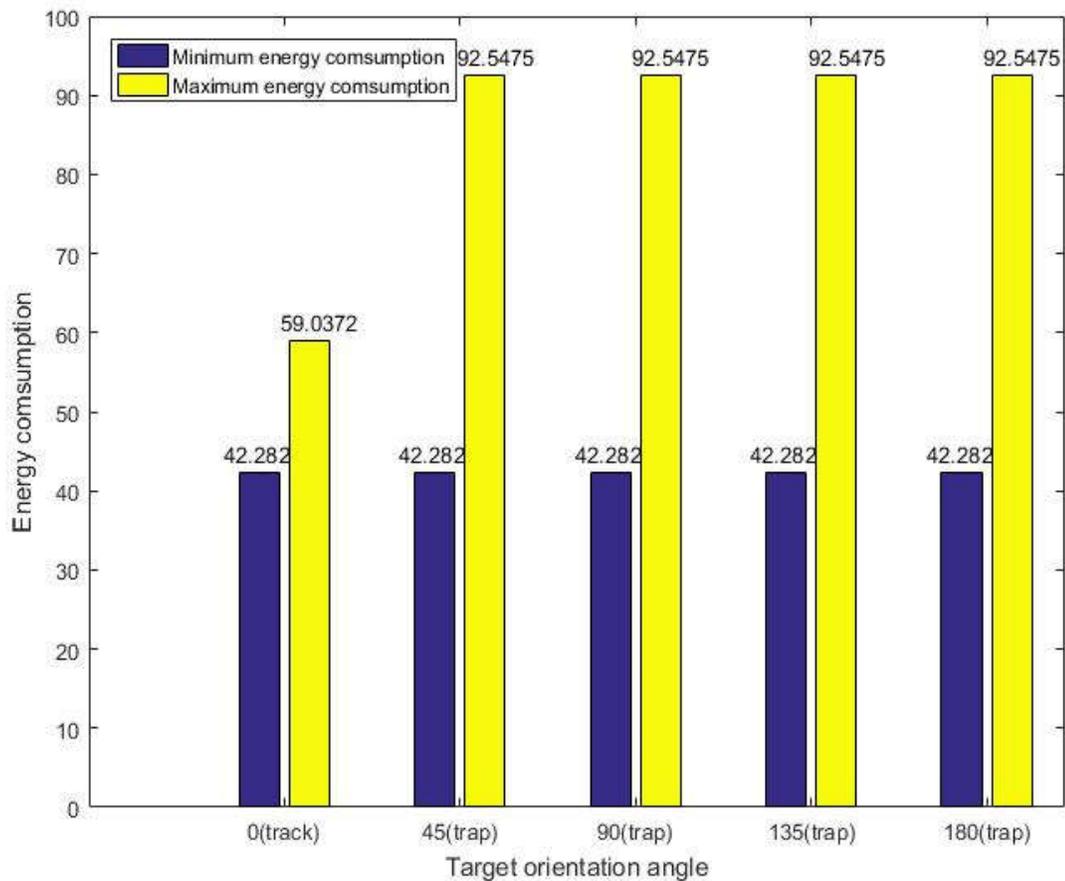


图5-9 当速率比为0.5时，群体能耗与其决策结果

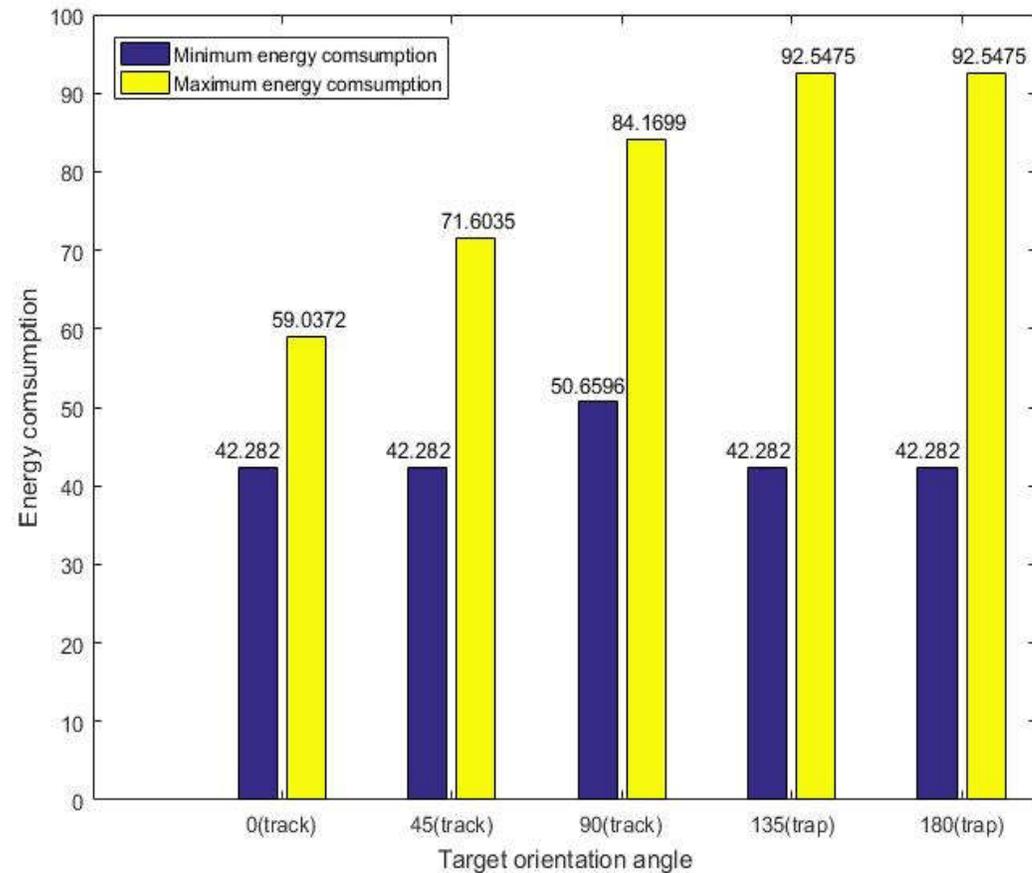


图5-10 当速率比为0.9时，群体能耗与其决策结果



组内-组间-组内的群体形态转换框架

实验结果

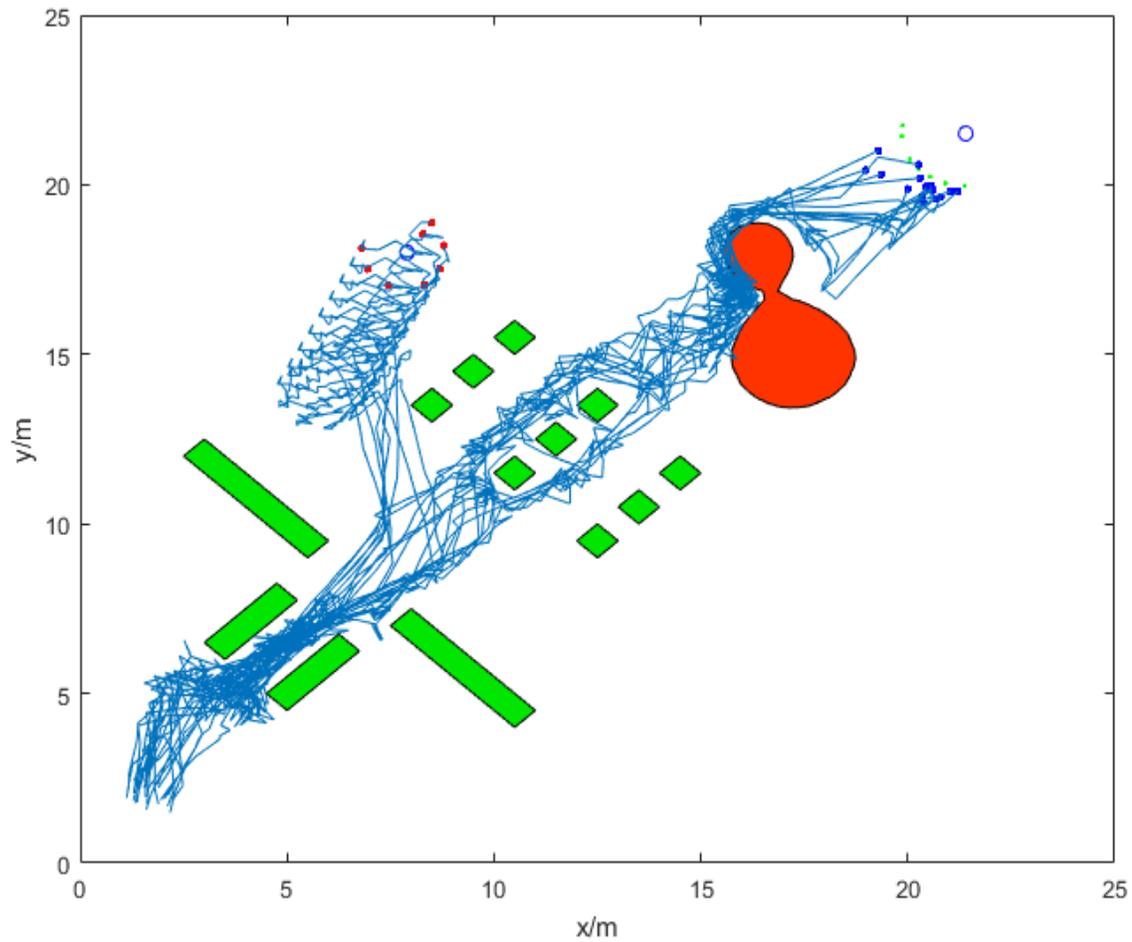


图5-11 使用群决策下的群体形态转换轨迹图

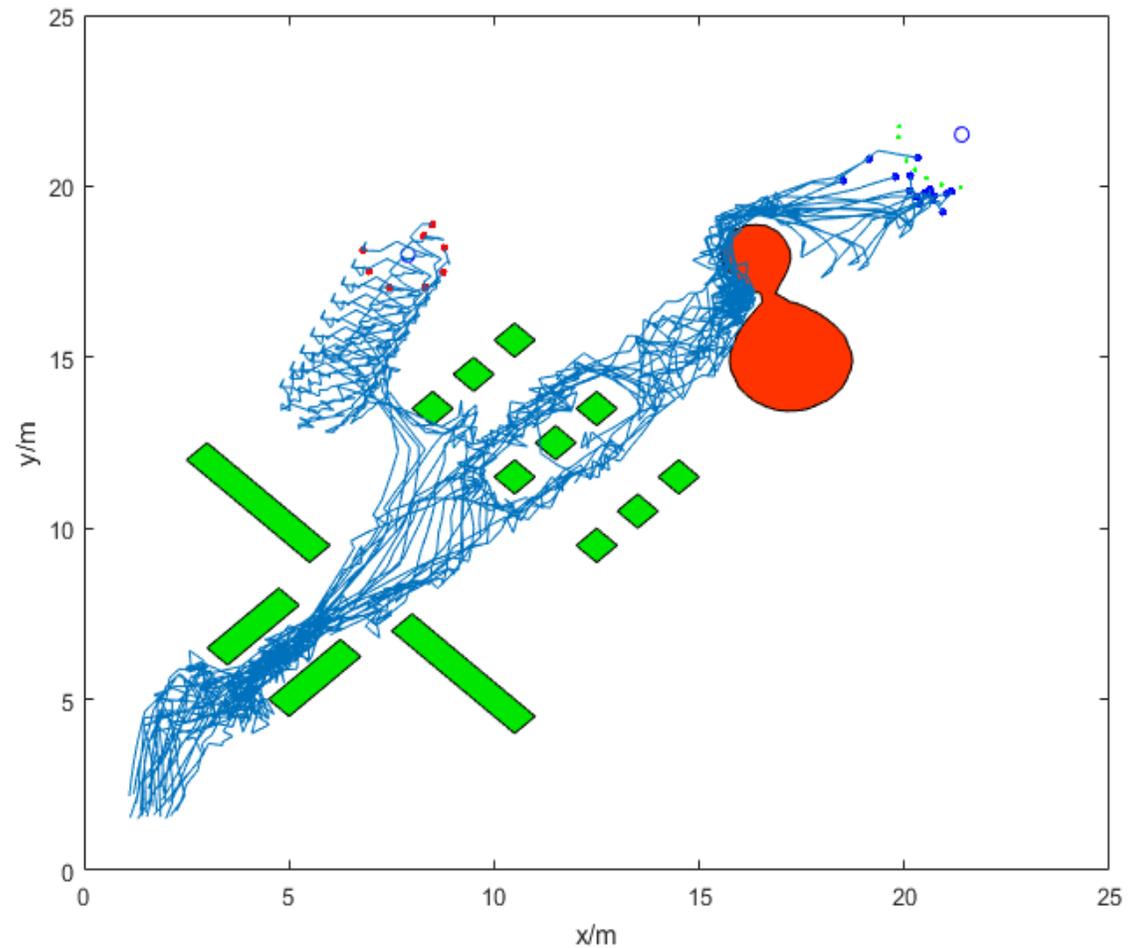
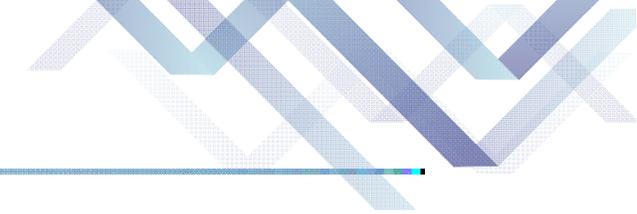


图5-12 未使用群决策下的群体形态转换轨迹图



实验结果

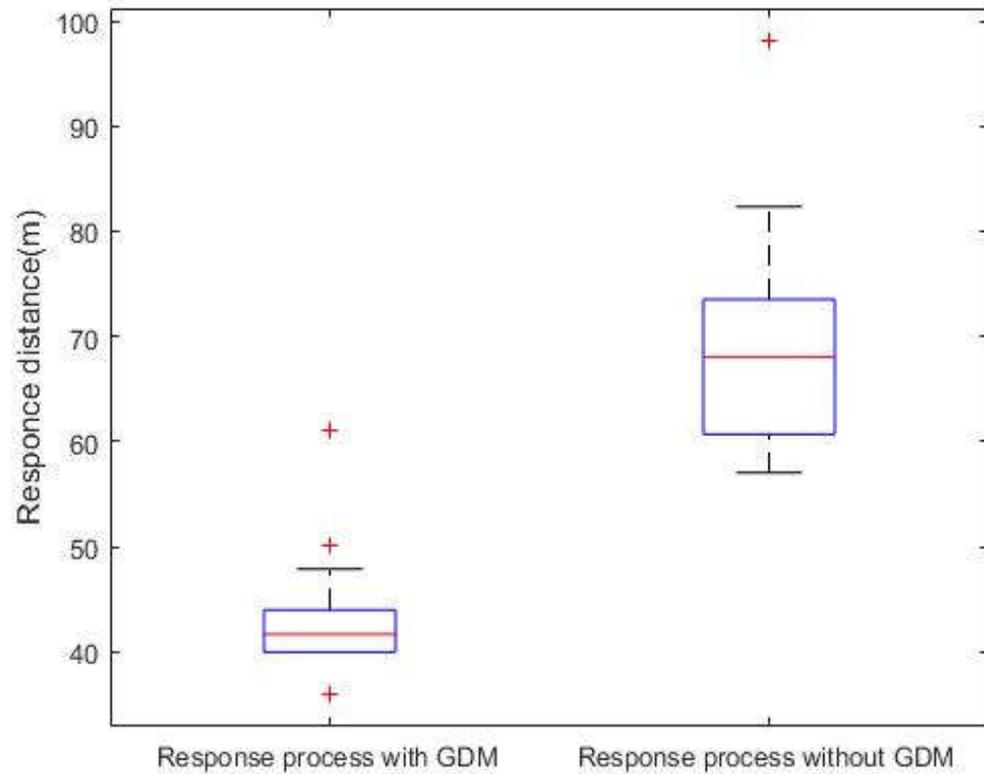


图5-13 次级目标响应时间对比图 (30次)

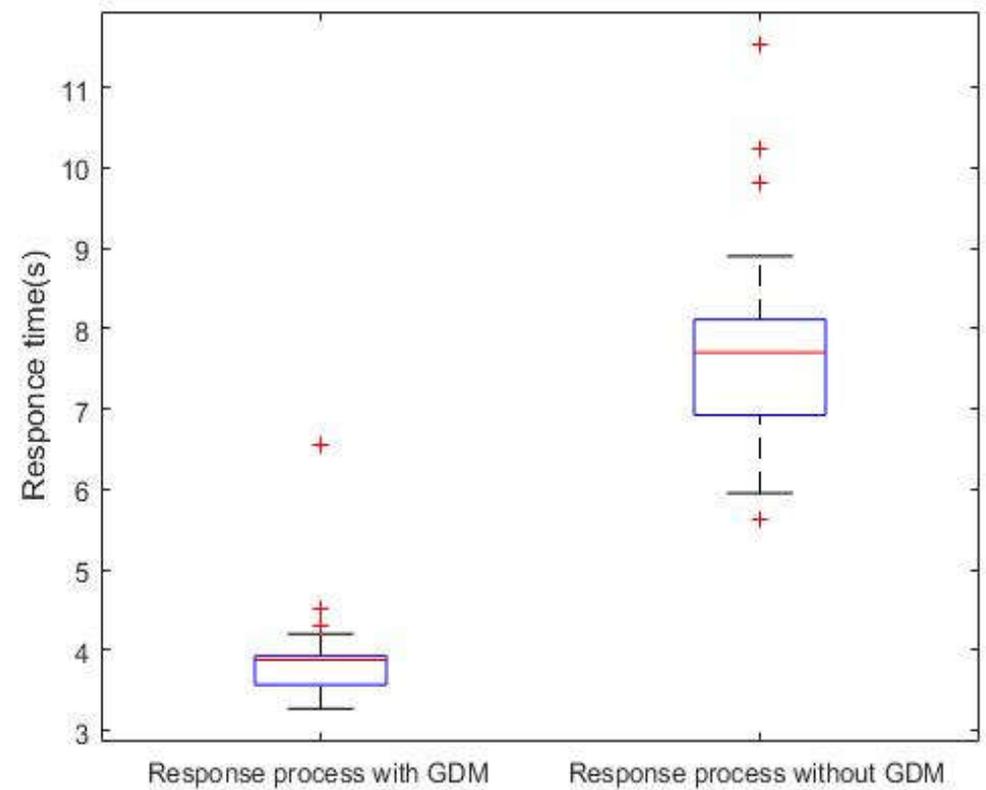
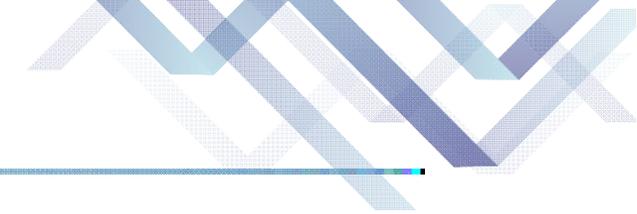


图5-14 次级目标响应时间对比图 (30次)



➤ 实验结果

表 5-2 次级目标响应时间与距离统计表 (30 次)

	最小值	最大值	平均值
响应时间 (无群决策) (m)	5.629	11.528	7.639
响应时间 (群决策) (s)	3.271	6.556	3.923
响应距离 (无群决策) (m)	57.049	98.1	68.367
响应距离 (群决策) (s)	36	61.037	42.946



实验结果

表 5-3 群组内部威胁度指数

	包围威胁度指数	追踪威胁度指数
机器人 1	9.06	1.92
机器人 2	2.64	3.48
机器人 3	9.06	1.92
机器人 4	1.57	3.74
机器人 5	3.71	3.22
机器人 6	3.71	3.22
机器人 7	6.92	2.44
机器人 8	9.06	1.92



实验结果

表 5-4 群组内部能耗评估

	包围能耗评估	追踪能耗评估
机器人 1	[6.106,12.390]	[10.295,14.484]
机器人 2	[4.942,11.225]	[9.130,13.319]
机器人 3	[5.862,12.145]	[10.050,14.239]
机器人 4	[5.886,12.169]	[10.074,14.263]
机器人 5	[5.619,11.902]	[9.807,13.996]
机器人 6	[5.911,12.194]	[10.099,14.288]
机器人 7	[3.284,9.567]	[7.472,11.661]
机器人 8	[4.671,10.954]	[8.859,13.048]



实验结果

表 5-5 标准化群决策矩阵

	个体包围群决策矩阵	个体追踪群决策矩阵
机器人 1	0.198	0.088
	[0.051,0.235]	[0.081,0.165]
机器人 2	0.058	0.159
	[0.057,0.291]	[0.088,0.186]
机器人 3	0.198	0.088
	[0.052,0.245]	[0.082,0.169]
机器人 4	0.034	0.171
	[0.052,0.244]	[0.082,0.169]



组内-组间-组内的群体形态转换框架

实验结果

机器人 5	0.081	0.147
	[0.053,0.256]	[0.084,0.173]
机器人 6	0.081	0.147
	[0.052,0.243]	[0.082,0.168]
机器人 7	0.151	0.112
	[0.066,0.437]	[0.101,0.227]
机器人 8	0.198	0.088
	[0.058,0.308]	[0.090,0.192]



组内-组间-组内的群体形态转换框架



实验结果

表 5-6 群体共识矩阵

	群体包围共识矩阵	群体追踪共识矩阵
群体共识	0.111	0.132
	[0.054,0.271]	[0.144,0.149]

表 5-7 群决策结果

群决策算子	WPA- α
非共识个体数量	4
迭代次数	1
平均群体共识度	0.949
评价结果	(0.522, 0.478)
排序结果	包围>追踪



组内-组间-组内的群体形态转换框架

➤ 总结

1. 在组内-组间群体协商阶段，本文提出了一个**组内态势评估指标**，用以**评估群体对目标的接近程度和群体内部的聚集程度**，该指标可作为多机器人系统中的**压缩信息（编码）**，降低通信上的开销。
2. 利用**k-一致性原则**获得群组间的一致性意见，其对应一致性观点所在群组将脱离群体**实现对新（未知）目标的快速响应**，该方法解决了原基因调控网络中由于浓度制约和目标权重带来的群体对新目标响应滞后的问题。



➤ 总结

3. 本文提出了两个评估指标：**威胁度指数**和**群体形态能耗估计**。
4. 利用**异构信息群决策方法**实现群组个体间对作用于新（未知）目标的群体形态达成共识，从而在权衡威胁程度和能耗情况以及个体偏好的情况下，**选择出更加合理的群体形态作用于新（未知）目标**。

创新点1

本文从群体聚合形态形成问题出发，提出了一种基于追踪的基因调控网络模型。该方法能在动态且受限的环境下，**生成具有自适应能力的群体追踪形态。**

创新点2

针对多种群体形态，本文提出了组内-组间-组内的群体形态转换框架。该方法实现群体遭遇新目标时，**群体内部通过自主协商决策出适合应对新目标的群组**，并根据新目标情况，**群组内部通过异构信息融合下的群决策选择合适的群体形态应对新目标。**

总结

不足处1

针对工作1，目前**假设性强。**

不足处2

针对工作2，当**群组规模或者群体规模扩大时**，决策效率和准确度可能随之降低。

不足处3

针对工作2，决策时存在中心节点，群体决策和群组决策对中心节点依赖大。



➤ 硕士期间研究成果

一、 已见刊或录用论文

1. Zhun Fan, Yi Fang, Wenji Li, Yutong Yuan, Zhaojun Wang and Xinchao Bian, LSHADE44 with an Improved Epsilon Constraint-handling Method for Solving Constrained Single-objective Optimization Problems[C]// Evolutionary Computation (CEC), 2018 IEEE Congress on. IEEE, 2018.
2. Zhun Fan, Zhaojun Wang, Yi Fang, Wenji Li, Yutong Yuan, Xinchao Bian. "Adaptive Recombination Operator Selection in Push and Pull Search for Solving Constrained Single-Objective Optimization Problems." International Conference on Bio-Inspired Computing: Theories and Applications. Springer, Singapore, 2018.
3. Yuan Y, Fan Z, Zhu X, et al. TH-GRN Model Based Collective Tracking in Confined Environment[C]//International Conference on Swarm Intelligence. Springer, Cham, 2019: 33-43. (EI检索)
4. Wu M, Zhou Y, Zhu X, et al. Cooperation-Based Gene Regulatory Network for Target Entrapment[C]//International Conference on Swarm Intelligence. Springer, Cham, 2019: 60-69. (EI检索)
5. Fan Z, Wang Z, Li W, Yuan Y, et al. Push and pull search embedded in an M2M framework for solving constrained multi-objective optimization problems[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2020, 54: 100651. (SCI检索)

二、 发表软件著作权

1. 机器人设计自动化平台V1.0, 登记号: 2018SR212300.



汕頭大學

SHANTOU UNIVERSITY

展示完毕 感谢您的聆听

 答辩人：袁宇彤

 指导教师：范衡教授

 时间：2020年6月14日