

基于三维基因调控网络的智能机器人群体聚合与控制方法

范衡^{1,2} 马培立^{1,2} 朱贵杰^{1,2} 谢敏冲¹ 陈添善¹ 谢飞¹ 石泽^{1,2} 包卫东³

朱晓敏³

¹ (汕头大学 电子系, 广东 汕头 515063)

² (广东省数字信号与图像处理技术重点实验室 (汕头大学) 汕头 515063)

³ (国防科技大学 系统工程学院, 湖南 长沙 410073)

Method of Swarm Aggregation and Control for Intelligent Robot Based on Three-dimensional Gene Regulatory Network

Fan Zhun^{1,2}, Ma Peili^{1,2}, Zhu Guijie^{1,2}, Xie Minchong¹, Chen Tianshan¹, Xie Fei¹, Shi Ze^{1,2}, Bao Weidong³, and Zhu Xiaomin³

¹ (Department of Electronic Engineering, Shantou University, Guangdong 515063, China)

² (Key Lab of Digital Signal and Image Processing of Guangdong Province (Shantou University), Guangdong 515063, China)

³ (National University of Defense Technology, the College of Systems Engineering, Hunan 410000, China.)

Abstract In recent years, the research on robot swarm aggregation and control has received much attention in the field of intelligent robot, and robot swarm aggregation and control base on Gene Regulatory Network (GRN) model has been a hot topic. Within these research, most studies consider robots into a two-dimensional scene to simplify the aggregation and control model. However, with the demand of practical scenarios and UAV clusters, swarm robots are increasingly applied to complex tasks in three-dimensional environment the traditional Gene Regulatory Network (GRN) model is not feasible to generalize in three-dimensional space. Because the traditional model could not generate suitable robot population aggregation pattern. To this end, the study proposes an method on aggregation and control of swarm intelligent robot based on 3D Gene Regulatory Network. Then, This paper shows a complex scenes to test the performance of the method in three-dimensional space. Furthermore, this paper also uses the V-rep platform to simulate real scenarios and verify the efficacy of the model when the environment added the physics engine. Experimental results show that our control model has good performance and is robust under complex scenarios.

Key words swarm intelligent robot; gene regulatory network; three-dimensional space; population aggregation morphology; distributed trapping

摘要 近年来, 针对智能机器人群体聚合与控制方面的研究一直是智能机器人领域的热点问题。在这些研究中, 以基因调控网络为代表的绝大多数研究仅考虑二维场景, 用以简化聚合与控制模型。随着实用化场景的需求以及无人机集群的普及, 群体机器人被越来越多的应用于三维环境下的复杂任务, 而使用传统的基因调控网络模型(Gene Regulatory Network, GRN)

基金项目: 中央军委科技委基础研究项目 (18-163-11-ZT-003-008-02); 中央军委科技委基础研究项目 (193-A14-226-01-01)

This work is supported by the National Defense Technology Innovation Special Zone Projects (18-163-11-ZT-003-008-02), the National Defense Technology Innovation Special Zone Projects (193-A14-226-01-01),.

通信作者: 朱晓敏 (xmzhu@nudt.edu.cn)

会导致机器人群体聚合形态在三维空间中不具备泛化性。为此,本研究提出了一种基于三维基因调控网络的智能机器人群体聚合与控制方法,并针对集群围捕任务测试了该方法在三维空间复杂场景下的表现。在此基础上,本文还使用 V-rep 平台来模拟真实场景,验证了在加入物理特性后该模型的效能。仿真结果表明该方法在复杂场景下具有良好的表现。

关键词 群体智能机器人; 基因调控网络; 三维空间; 群体聚合形态; 分布式围捕
中图法分类号 TP242.6

1 引言

近年来,群体机器人(swarm robotics, SR)研究开始广泛应用于仿生学、人工智能、军事打击等领域。群体智能机器人作为一种特殊的机器人系统,相较于单一机器人而言,更适合用于复杂的任务场景中。传统的单一机器人系统会存在大量的硬件冗余,系统动态调节能力有限,当出现传感器故障时可能会导致整个系统功能失效等问题。受自然生物界集群现象的启发,群体智能机器人旨在通过集群控制的方法以保证复杂场景中机器人系统具备硬件低冗余性、系统高动态调节性、以及集群机器人传感器之间存在互补性等特点。

根据群体集群行为的特点,我们将群体任务分解为三类: 集群搜索、集群跟踪和集群围捕,其中在如何设计合适的集群围捕模型方面一直备受关注。目前针对集群围捕模型的研究大致分为两大类: 1) 集中式控制,这种模型普遍存在明显的上下级属性,任务的协调和规划都由上级负责,并进行集中调度以实现目标的刚性群体围捕^{[1][2]}。如常见的领导者-追随者模型,即在集群中会存在有领导者来控制一个或多个追随者; 2) 分布式控制,即该模型中机器人不存在明显的上下级关系,机器人通过交互行为来共同决定任务的分配,协同实现对目标的柔性群体围捕。其中常见的分布式控制模型有: 势场法模型,机器人根据势场合力(引力场和斥力场)的梯度向目标移动^{[3][4]}; 生物启发式模型,即由生物界集群现象或行为产生的控制模型,如信息素/激素模型^{[5][6]}, 细菌趋化性启发模型^[7]和基因调控网络(GRN)模型^{[8][9]}。基于生物启发式模型,机器人可通过模型产生的浓度梯度信息向目标移动。

经调研发现,基于生物启发式群体控制

模型成为了近年来群体机器人控制领域的研究热点之一,其中很多研究者在基于基因调控网络的群体模式生成方面做了大量的研究。例如, Jin 等人^[10]提出了一种基于分级基因调控网络(H-GRN)的多机器人模式生成的方法。该模型由一个两层的 GRN 组成,其中上层负责对给定环境的自适应群体聚合形态的生成,下层是一个分散控制机制,用于驱动群体机器人形成上层所生成的群体聚合形态。针对环境中障碍物躲避问题, Peng 等人^[11]对 H-GRN 的下层进行了优化,改进的 GRN 网络可以使机器人在围捕过程中躲避障碍物并更好地包围多个目标。Oh 等人^[12]提出了一种用于群体聚合形态生成的进化层次基因调控网络(EH-GRN),可以在环境受限的条件下更好地自适应生成群体聚合形态。虽然上述方法可以很好地完成在二维空间下的群体围捕任务,但均没有涉及三维空间下的群体运动控制问题。

针对三维空间下的群体运动控制问题,一些学者也做了相应的研究。Fedele^[13]提出了一种多维空间的智能群体运动学模型,对目标进行有限时间内的轨迹跟踪,证实了该运动学模型在三维环境中的可行性,但该模型没有考虑障碍物,具有一定的局限性。陈^[14]提出利用 FMM(fast marching method)与改进的 GBNN(Glasius biological inspired neural network)模型相结合的方法来控制水下机器人进行三维环境下的路径规划和围捕。但该方法不能自适应形成群体包围结构,且无法同步实现群体路径规划与围捕任务。在基因调控网络方面,孟等人^[15]通过 GRN 模型使群体机器人进行形态上的变化,提出了一种邻域自适应机制,使机器人均匀地部署在人工设计的目标形状周围,在没有集中控制器的情况下,群体机器人可以形成各种三维形状。实验结果表明了在三维空间中 GRN 模型可以较好地完成编队飞行任务。

同时 Braccini^[6]综述了基于 GRN 在机器人方面的一些应用研究, 并指出基于 GRN 模型生成三维空间群体聚合形态的可行性。但上述方法没有考虑在三维复杂环境下的群体机器人自适应围捕问题。为此, 本文提出了一种基于三维环境的基因调控网络模型及控制方法, 以实现群体智能机器人在三维场景中避障的同时对目标完成自适应围捕。

本文的其余部分组织如下。第二部分对问题进行详细陈述, 并对该模型作出一些假设。第三部分详细描述本文提出的方法。第四部分通过仿真实验对本文提出的方法进行评估及分析。第五部分对全文进行总结。

2 问题陈述与假设

本文主要研究在含有障碍物的三维场景下, 利用基因调控网络模型实现群体智能机器人对目标的围捕任务。本文的目标围捕任务主要包含以下两个步骤: 1) 根据当前时刻的信息素浓度值生成包围目标的最优形态, 并得到每个机器人在三维空间中的运动分量; 2) 根据运动分量来控制群体机器人分布到当前时刻最优的形态上。

在此基础上, 本研究针对性的作了如下假设:

- a) 在三维空间中, 机器人保持匀速运行的, 同时机器人可以在全局坐标系下进行简单的位姿信息交互;
- b) 对于障碍物与目标, 机器人可以通过视觉等方法实现目标捕获, 并能将目标位置映射到全局坐标系下;
- c) 群体围捕机器人的速度大于目标的速度, 以保证围捕机器人能够追上目标并对目标进行围捕;
- d) 所有围捕机器人都是同质且去中心化的, 每个机器人可以分布式布置。

此外, 为了衡量所提方法的性能, 本文定义了以下指标: 1) 围捕机器人与目标的平均距离 D_a , 2) 围捕机器人收敛误差 ϕ_s , 3) 围捕机器人包围球面的包围强度 D_s 。具体说明如下:

围捕机器人与目标的平均距离 D_a 表示了群体机器人相对于目标的平均距离, 即

$$D_a = (\sum_{i=1}^{N_r} \min(d(g_i))) / N_r, \quad (1)$$

式中, N_r 表示围捕机器人个数, $d(g_i)$ 表示第 i 个围捕机器人与所有目标的相对位置。如果平均距离 D_a 收敛到一定值, 则说明该系统处于稳定状态。

围捕机器人收敛误差 ϕ_s 用于判断在三维空间中机器人通过基因调控网络自适应运动到指定包围球面上的能力, 即

$$\phi_s = \sum_{i=1}^{N_r} f(g_i), \quad (2)$$

式中, $f(g_i)$ 为围捕形态的隐函数, 表示第 i 个围捕机器人在三维空间中的浓度与设定的围捕形态浓度之差。如果 ϕ_s 逼近为0, 则说明围捕机器人群体聚合能力良好, 基本均落在包围目标的球面上。

围捕机器人包围球面的包围强度 D_s 表示了机器人在包围球面上的均匀性, 如公式(3)所示。为了验证该均匀性, 我们首先使用了墨卡托投影法^[17], 将目标球面切分为边长为 R 的正方形。

$$Plane_x = R * \sigma,$$

$$Plane_y = R * \ln(\tan(\pi/4 + \gamma/2)), \quad (3)$$

$$D_s = (\cup_{i=1}^{N_r} f_i(Plane_x, Plane_y) / R^2),$$

式中, σ 表示球体的经度角, γ 表示球体的纬度角, $Plane_x$ 为映射到墨卡托平面坐标系的 x 轴, $Plane_y$ 为映射到墨卡托平面坐标系的 y 轴。 $f_i(Plane_x, Plane_y)$ 表示在墨卡托平面坐标系下第 i 个围捕机器人所在区域的影响范围, 本文设置影响范围参数是30。 D_s 越大, 表示围捕机器人在包围球面上具有更好的均匀性。

3. 基于三维基因调控网络的群体模式生成方法

在实际应用中, 群体机器人一般处于三维环境, 但目前的群体聚合形态算法一般是在二维平面上进行设计及验证的, 并不适用于三维空间下群体机器人的目标围捕。对于实际围捕任务而言, 我们需要考虑如何在三维空间下实现群体机器人对目标的分布式围捕。为此, 我们提出一种基于三维基因调控网络的智能机器人群体聚合与控制方法。如图1所示, 该方法主要分为两个部分: 1) 基于全局信息自适应生成三维聚合形态的

上层, 以及 2) 控制群体机器人形成该群体三维聚合形态的下层。图中, T_i 和 O_i 分别代表环境中目标和障碍物产生的蛋白质浓度, M 表示形态梯度空间, 用于生成群体聚合形态并将其传递到下层网络。下层中, P_i 和 G_i 分别表示第 i 个机器人当前的位置和内部状态, 其中 G_i 会随着相邻机器人的位置信息而发生改变。随着 T_i 、 O_i 、 G_i 的扩散和改变, 围捕机器人之间能够保证对目标与障碍物的信息共享。

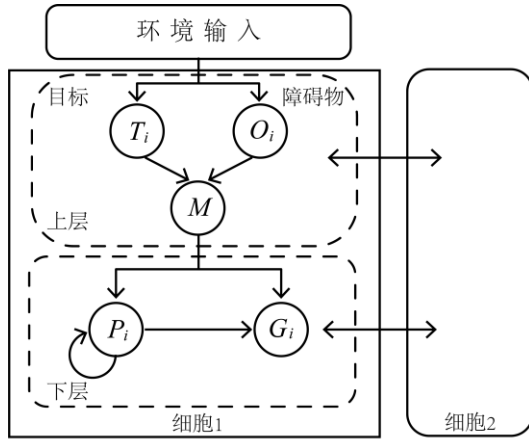


图 1 群体聚合形态自动生成方法示意图

3.1 基于全局信息的三维聚合形态自适应生成

由图 1 所示, 障碍物与目标的位置将作为输入来生成全局浓度地图。将地图转化为群体形态主要分为两步: 1)根据基因调控函数来生成一个含有障碍物的浓度梯度空间; 2)根据浓度梯度空间信息的等势线来提取出不同的形态梯度, 并选取合适的阈值来自适应生成群体形态。

在上层中, 我们设计了一种简单的群体模式生成模型(如图 2 所示), XNOR 作为唯一的网络组件, 用于生成复杂的群体围捕模式。对于 GRN 模型, 每个群体机器人均遵循以下动力学方程, 并生成一个合适的含有障碍物信息的浓度梯度空间。

$$T = \sum_{i=1}^{N_t} \nabla^2 T_i + \gamma_i - T_i, \quad (4)$$

$$O = \sum_{j=1}^{N_o} \nabla^2 O_j + \beta_j - j, \quad (5)$$

$$\frac{dM}{dt} = -M + \text{sig}(1 - T * T, \theta, k) + \text{sig}(O * O, \theta, k), \quad (6)$$

$$\text{sig}(x, \theta, k) = \frac{1}{1 + e^{-k(x - \theta)}}, \quad (7)$$

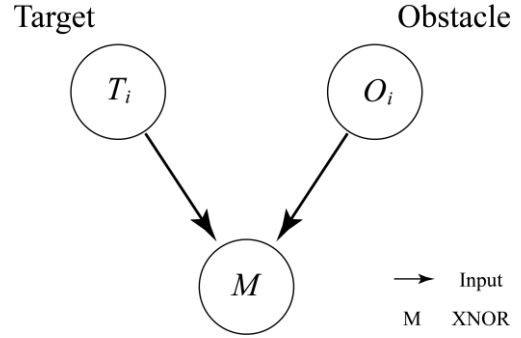


图 2 XNOR 模型图

式(4)(5)中, T_i 和 O_j 分别表示第 i 个目标和第 j 个障碍物产生的形态梯度; ∇^2 为 Laplacian 算子, 表示 T_i 和 O_j 所在浓度梯度空间的二阶导数; γ_i 为目标位置信息; β_j 为障碍物位置信息; θ 和 k 为调控参数。式(6)表示在环境输入下, 经过 XNOR 模型处理后得到的含有障碍物的浓度梯度空间。式(7)进一步对浓度梯度空间进行归一化, 保证浓度梯度空间在合适的范围内。

为了简单起见, 我们假设环境中只有一个目标, 且目标周围只有一个障碍物, 障碍物在目标的下方, 将浓度场分别沿着目标的三个维度(X, Y, Z)进行切分, 得到浓度场在三个维度下的浓度图, 如图 3 所示。由图可知, 在经过 XNOR 作用后, 目标和障碍物形成的浓度梯度空间呈现相反的状态, 即离目标越近浓度值越低, 离障碍物越近浓度值越高。最后我们根据预先设定好的阈值信息来选择该浓度梯度空间中自适应生成的群体聚合形态。

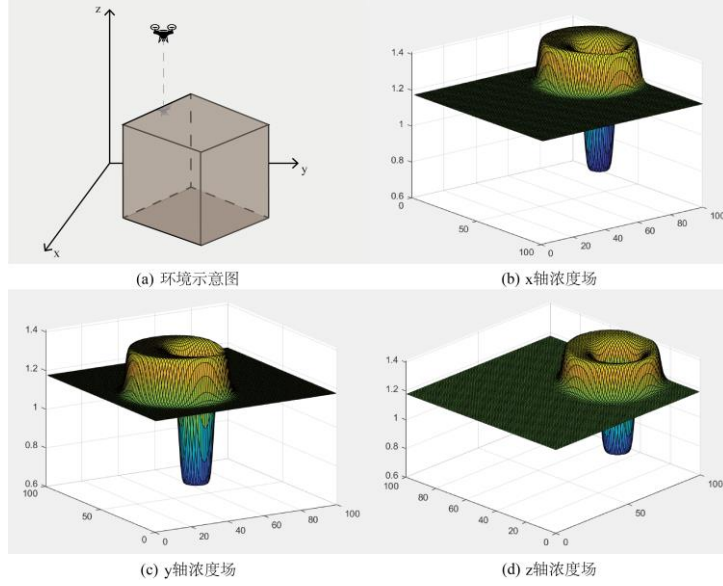


图3 三个维度下 XNOR 生成的浓度梯度空间

3.2 群体机器人聚合形态的控制与形成

在下层中，我们将根据已有的群体聚合形态在浓度地图中的位置，来驱动机器人沿着梯度空间浓度下降的方向移动。因此，我们需要对三维空间下的运动方向进行分解。

如图 4 所示，设三维空间中 P 点的坐标为 (x_p, y_p, z_p) ，该点到 xoy 平面上的投影为 $p'(x_p, y_p, 0)$ 。利用三角形反正切函数可以求得 β ($\beta \in (-\frac{2}{\pi}, \frac{2}{\pi})$) 的值：

$$\beta = \arctan\left(\frac{z_p}{\sqrt{x_p^2 + y_p^2}}\right), \quad (8)$$

将点 $p'(x_p, y_p, 0)$ 向 x 轴做垂线得到 $P''(y_p, 0, 0)$ ，利用三角形反正切函数可求得 α ($\alpha \in (-\pi, \pi)$) 的值：

$$\alpha = \begin{cases} \arctan(\frac{x_p}{y_p}), & y_p > 0 \\ \arctan(\frac{x_p}{y_p}) + \pi, & y_p \geq 0, x_p < 0 \\ \arctan(\frac{x_p}{y_p}) - \pi, & y_p < 0, x_p < 0 \\ +\frac{\pi}{2}, & y_p < 0, x_p = 0 \\ -\frac{\pi}{2}, & y_p = 0, x_p = 0 \end{cases}, \quad (9)$$

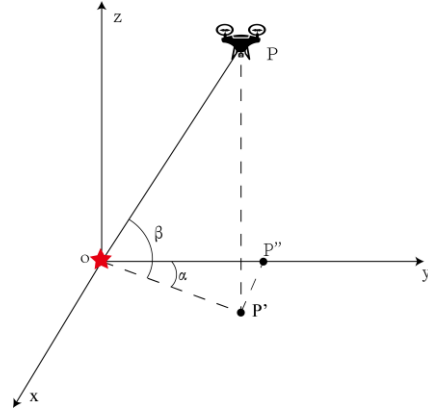


图4 三维空间分解示意图

同时，本文依据五个分向量^[18]来指引机器人运动。其运动速度如下：

$$\frac{dP_i}{dt} = (d_i + n_i + z_i + u_i) \text{ or } b_i, \quad (10)$$

式中，分量 d_i 表示目标对机器人的排斥分力，当机器人与目标距离过近时需要控制机器人远离目标(实验中欧式距离小于 $4m$ 时触发)；分量 n_i 表示机器人与其他围捕机器人的排斥分力，当机器人与其他机器人之间密度过大时(实验中欧式距离小于 $2m$ 时触发)，机器人远离同类；分量 z_i 表示机器人依据浓度场的作用分力，该分力主要促使机器人跟随目标并运动到包围圈附近；分量 u_i 表示场景密度对该机器人的作用分力，该群体机器人系统会均匀的扩散到包围圈周围；分量 b_i 表示机器人与障碍物的排斥分力，当与障碍物距离过近时，则单独触发障碍物排斥力。

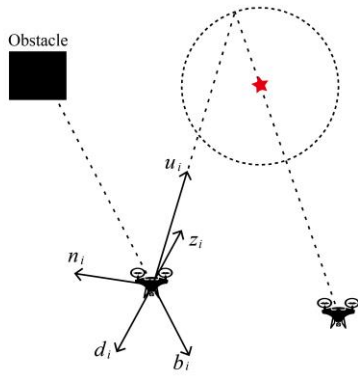


图 5 机器人综合速度的五个控制分量

4. 仿真结果与分析

为了验证本文提出的 GRN 模型在三维空间中的性能,我们利用 Matlab 与 V-rep 仿真平台进行了相关仿真实验,并针对性的对三种评价指标(围捕机器人与目标的平均距离 D_a ;围捕机器人收敛误差 $\phi_s(g)$;以及围捕机器人包围圈的包围强度 D_s)进行分析。同时,在仿真场景方面,我们将仿真实验参数设置如下:

- a) 仿真场景大小为 $200m * 200m$,分辨精度为 $2m$;
- b) 群体机器人个数为20个,运动控制精度为 $10cm$;
- c) 目标个数为1个,障碍物数目大于4个;
- d) 群体机器人移动速度为1个单位,目标的移动速度是群体机器人移动速度的0.5倍;

图 6 展示了在 Matlab 仿真中的围捕场景,在该场景中,目标的移动速度为 $0.4m/s$,障碍物均处于静止状态。在 $step=1$ 时;围捕机器人处于初始状态,并随机分布在目标的左侧。在 $step=5$ 和 $step=240$ 时,机器人经过中间的第一个和第四个障碍物,两个障碍物均位于目标下方 $2m$ 的位置,此时围捕机器人将在五个分量的作用下被迫向目标上方移动。在 $step=75$ 和 $step=175$ 时,目标绕过中间的第二个和第三个障碍物,围捕机器人会围捕目标的同时主动避障。在 $step=300$ 时,目标到达终点,围捕机器人在目标周围形成了良好的包围形态。由图可见,在三维场景中,围捕机器人在经过多个障碍物后,仍能稳定在目标形态附近,实现对目标的群体围捕。

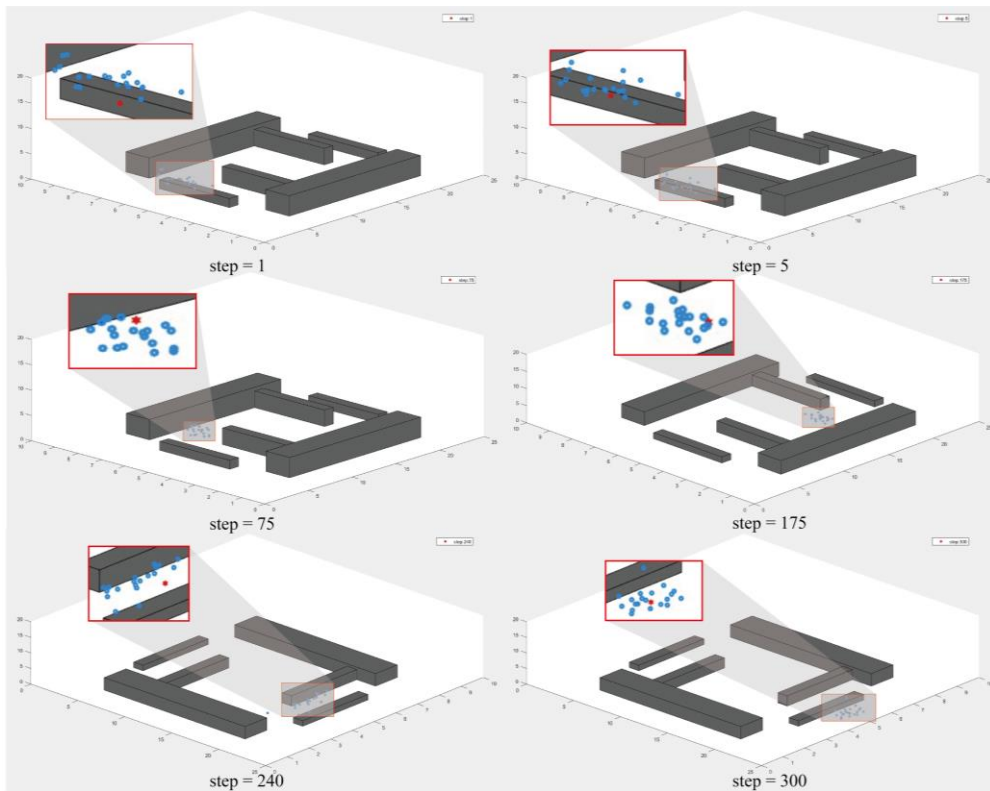


图 6 群体机器人动态围捕过程

为了模拟真实环境下群体机器人对目标的围捕行为，我们进一步使用 V-rep 平台搭建仿真场景来测试该方法的性能。相较于 Matlab 平台，V-rep 平台加入的物理引擎可使场景更为真实。在场景中我们设有楼房，树林以及山丘等障碍物。图 7 展示了在 V-rep 平台下围捕机器人对目标的围捕过程。

从 step=5 到 step=240，围捕机器人经过了山丘和树林两种障碍物。与 Matlab 场景相似，该方法能有效的控制围捕机器人在绕过障碍物的同时对目标(红色标出区域)进行持续跟踪；在目标停止移动后(step=300)，机器人能根据当前的浓度自适应形成包围球面来完成对目标的围捕。因此，在 V-rep 仿真环境下，群体机器人面对复杂的任务场景仍具有良好的目标围捕表现。

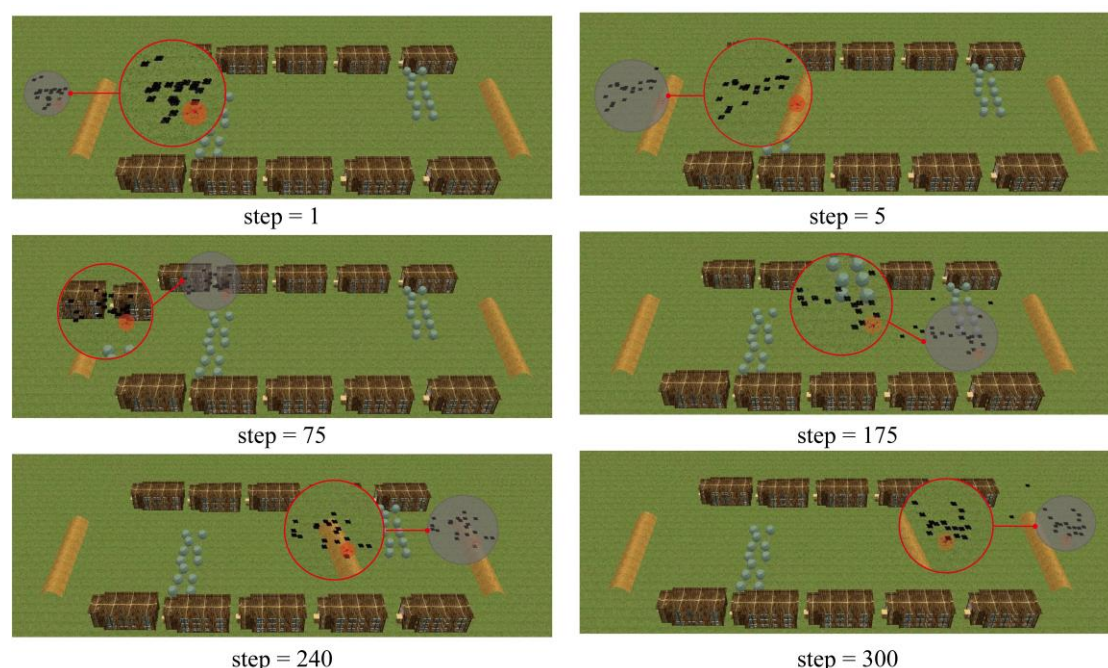


图 7 V-rep 平台下的仿真实验结果

图 8 分别显示了在相同时间步长下，围捕机器人与目标的平均距离 D_a 、围捕机器人收敛误差 ϕ_s 和围捕机器人包围球面的包围强度 D_s 的变化情况。从图 8 中可以看出，在第 5 帧和第 240 帧时，围捕机器人遇到了低矮障碍物，需要被迫爬升以围捕目标，此时 ϕ_s 与 D_a 都达到了峰值，且 D_s 处于谷值，但 D_s 依旧接近 40%，说明即使在空间落差较大的

环境中，该方法依旧有较好的围捕性能。在第 75 帧和第 175 帧时，目标改变了运动方向，此时 ϕ_s 和 D_a 都有所上升，而 D_s 也相应下降，但在 10 帧内各个数值又恢复到了正常水平，说明该方法具有较强的自适应能力，在目标发生转向的场景中表现稳定。在第 300 帧时，围捕机器人都均匀地分布在目标周围，并且 ϕ_s 和 D_a 都已收敛， D_s 稳定在 80% 以上，说明该方法可以适用于较为复杂的三维空间下的围捕任务。

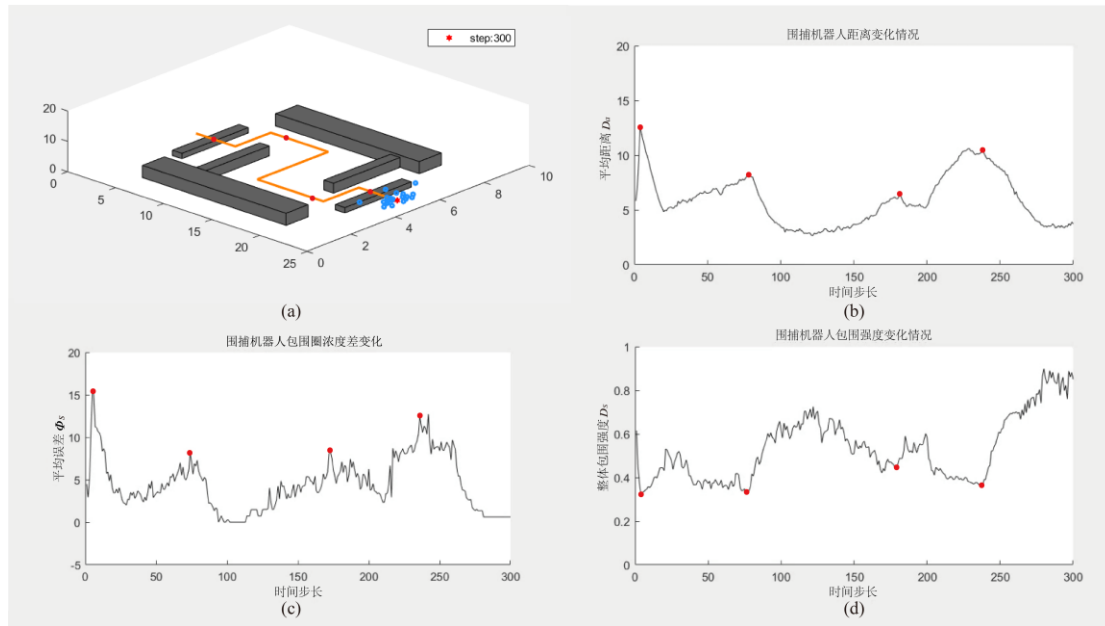


图 8 机器人综合评价指标结果

5. 总结

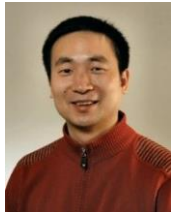
本文研究了在含有障碍物的三维环境下，群体智能机器人对目标围捕的问题。为此，本文提出了一种基于三维基因调控网络的智能机器人群体聚合与控制方法。文中提出的模型在考虑三维环境下机器人围捕情况的同时，能够根据目标与障碍物不同的位置自适应生成适合的目标围捕形态。实验结果表明，该方法能够解决在复杂的三维环境中机器人对目标的围捕问题，并为未来真实场景中的群体机器人目标围捕打下了良好的基础。本文后续会在现实中搭建场景来验证该方法在真实环境下的可行性，并设计出更加灵活的 GRN 结构。

参考文献

[1] Panagou D, Kumar V. Cooperative visibility maintenance for leader-follower formations in obstacle environments[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2014, 30(4): 831-844.
 [2] Yang J, Wang X, Bauer P. V-shaped formation control for robotic swarms constrained by field of view[J]. Applied Sciences, 2018, 8(11): 2120.

[3] Orozco-Rosas U, Montiel O, Sepúlveda R. Mobile robot path planning using membrane evolutionary artificial potential field[J]. Applied Soft Computing, 2019, 77: 236-251.
 [4] Ge H, Chen G, Xu G. Multi-AUV cooperative target hunting based on improved potential field in a surface-water environment[J]. Applied Sciences, 2018, 8(6): 973.
 [5] Shen W M, Will P, Galstyan A, et al. Hormone-inspired self-organization and distributed control of robotic swarms[J]. Autonomous Robots, 2004, 17(1): 93-105.
 [6] Xu H, Guan H, Liang A, et al. A multi-robot pattern formation algorithm based on distributed swarm intelligence[C]//2010 Second International Conference on Computer Engineering and Applications. 2010, 1: 71-75.
 [7] Yang B, Ding Y, Jin Y, et al. Self-organized swarm robot for target search and trapping inspired by bacterial chemotaxis[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2015, 72: 83-92.
 [8] 王原, 马力, 王凌, 等. 智能机器人可变参数群体控制模型的多目标优化方法[J]. 中国科学: 技术科学, 2020, 50(5): 526-537.
 [9] Jin Y, Meng Y. Morphogenetic robotics: An emerging new field in developmental robotics[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2010, 41(2): 145-160.
 [10] Jin Y, Guo H, Meng Y. A hierarchical gene regulatory network for adaptive multirobot pattern generation[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2012, 42(3): 805-816.

- [11] 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.
- [12] H. Oh, Y. Jin, Evolving hierarchical gene regulatory networks for morphogenetic pattern generation of swarm robots, in: 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), IEEE, 2014, pp. 776–783.
- [13] Fedele G, D'Alfonso L. A model for swarm formation with reference tracking[C]//2017 IEEE 56th annual conference on decision and control (CDC). IEEE, 2017: 381-386.
- [14] 陈铭治, 朱大奇. FMM 与改进 GBNN 模型相结合的多 AUV 实时围捕算法[J]. 控制与决策, 2020, 35(12): 2845-2854.
- [15] 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.
- [16] Braccini M. Applications of biological cell models in robotics[J]. arXiv preprint arXiv:1712.02303, 2017.
- [17] Lee L P. The transverse Mercator projection of the entire spheroid[J]. Empire Survey Review, 1962, 16(123): 208-217.
- [18] 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.



Fan Zhun, born in 1974. PhD, professor at the College of Engineering, Shantou University. He received his Ph. D. degree from electrical engineering, Michigan State University, USA, in 2004. His research interest covers mechatronics design automation, robotics, and evolutionary computation.



Ma Peili, born in 1997. Master. His main research

interests include , service robot, deep learning, and swarm robot.



Zhu Guijie, born in 1987. PhD candidate at the College of Engineering, Shantou University. His research interest covers mechatronics design automation and intelligent robot system.



Xie Minchong, born in 1999. Undergraduate. His main research interests include intelligent robot and swarm robot.



Chen Tianshan, born in 2000. Undergraduate. His main research interests include intelligent robot and swarm robot.



Xie Fei, born in 2001. Undergraduate. His main research interests include intelligent robot and swarm robot.



Shi Ze, born in 1994. Master. His main research interest is swarm robot.



Bao Weidong, born in 1971. PhD, degree in information system from the National University of Defense Technology in 1999. He is currently a professor in the College of Systems Engineering at National University of Defense Technology, Changsha, China. He has published more than 100 research articles in refereed journals and conference proceedings such as IEEE TC, IEEE TPDS, IEEE CLOUD and so on. He serves on the editorial board of AIMS Big Data and Information Analytics.



Zhu Xiaomin, born in 1979. PhD. His research interests include scheduling and resource management in distributed systems. He has published more than 100 research articles in refereed journals and conference proceedings such as IEEE Transactions on Computers, IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, Journal of Parallel and Distributed Computing, Journal of Systems and Software, AAAI, and SIGKDD. He is a member of the IEEE.