



汕 頭 大 學

SHANTOU UNIVERSITY

硕 士 学 位 论 文

题 目： 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

英文题目： A Stigmergy-Based Swarm Robots Target
Search and Trapping Framework

姓 名 孙福赞 学 号 151809033

所在学院 工学院 导师姓名 范 衡

专 业 电子与通信工程

入学日期 2018 年 9 月 答辩日期 2021 年 6 月

学位论文原创性声明

本论文是我个人在导师指导下进行的工作研究及取得的研究成果。论文中除了特别加以标注和致谢的地方外，不包含其他人或其他机构已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出贡献的个人和集体，均已在论文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律责任由本人承担。

作者签名：_____ 日期： 2021 年 5 月 20 日

学位论文使用授权声明

本人授权汕头大学保存本学位论文的电子和纸质文档，允许论文被查阅和借阅；学校可将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存和汇编论文；学校可以向国家有关部门或机构送交论文并授权其保存、借阅或上网公布本学位论文的全部或部分内容。对于保密的论文，按照保密的有关规定和程序处理。

作者签名：_____ 导师签名：_____

日期： 2021 年 5 月 20 日 日期： 2021 年 5 月 20 日



汕 頭 大 學
SHANTOU UNIVERSITY

硕 士 学 位 论 文

论文中文题目： 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

论文英文题名： A Stigmergy-Based Swarm Robots Target Search and Trapping Framework

指 导 教 师： 范衡

申 请 人： 孙福赞

论文答辩委员会成员

主席：	陈耀文	教授	(汕头大学生物医学工程系)
委员：	杨金耀	教授级高工	(汕头市超声仪器研究所有限公司)
	庄哲民	教授	(汕头大学工学院电子系)
	熊 智	教授	(汕头大学工学院计算机系)
	邢阳辉	副教授	(汕头大学生物医学工程系)

摘要

群体机器人系统的目标搜索和围捕任务作为智能机器人领域一个典型的复杂问题，近年来越来越受到学术界的关注。单体机器人处理复杂任务的能力通常被认为是有限的，而群体机器人系统可以通过局部交互的方式协作完成复杂任务。因此，与单体机器人系统相比，群体机器人系统具有适应性强、扩展性强、可靠性高等优点。类似与自然界生物群体中的集群现象，群体机器人可以通过生成与转换整个集群的形态来实现穿越窄道、货物运输、目标的搜索与围捕等任务。目前，群体机器人系统被广泛应用于多种现实场景中，各类群体机器人控制算法也层出不穷。

然而，大多数现有的群体机器人控制算法依赖于一些不现实的假设，如可靠的通信链接、全局坐标信息、已知的环境信息以及机器人之间的中央协调控制。然而，在真实的应用环境中，这些算法大多难以获得良好的效果。

为此，本文提出了一种基于共识主动性的群体机器人控制框架，用于在未知和通信受限的环境中搜索和围捕目标。该框架受细胞发育机制和生物集群行为的启发，对传统反蚁群算法进行了改进，并将其与基于径向基隐函数（Radial Basis Implicit Function, RBIF）的分层基因调控网络（Hierarchical Gene Regulatory Network, H-GRN）进行了结合，以信息素为媒介，实现了群体机器人的协作。

具体而言，该框架分为目标搜索、目标跟踪和目标围捕三个阶段。在第一阶段，机器人使用其传感器感知环境并搜索目标，然后根据改进的反蚁群算法在移动过程中释放信息素。每个机器人都通过环境中残留的信息素进行间接交流。在第二阶段，部分发现目标的机器人将会跟踪目标并释放信息素，其余邻域机器人则会沿着信息素聚集到目标周围。在第三阶段，在机器人群聚集在目标周围之后，环境中的信息素信息将会被作为 RBIF 模型的输入，用以自动生成柔性围捕模式。最后，改进的 H-GRN 模型的下层将会生成方向矢量，引导机器人进入围捕模式。对不同场景的仿真实验表明，群机器人能够快速找到未知环境下的目标，并协同完成对目标的围捕，证明了所提框架相较于传统方法具有更好的性能表现。

关键词：共识主动性；群体智能机器人；反蚁群算法；群体机器人动态围捕；目标搜索

Abstract

As a classical but difficult problem, multi-target searching and entrapping in a swarm of robots have received more and more attention in recent years. The capabilities of individual robots are often considered limited, multi-robot systems (MRSs) can cooperate to complete complex tasks through local interaction. Compared with the single robot system, MRSs has the advantages of strong adaptability, strong expansibility, and high reliability. Like the swarm phenomenon in biological groups in nature, swarm robots can generate and transform the pattern of the whole cluster to realize various tasks. At present, swarm robot system has been widely used in a variety of realistic scenarios, and control algorithms of multiple kinds of swarm robots have emerged in an endless stream.

However, most existing approaches for addressing this problem rely on unrealistic assumptions such as reliable communication links, available global coordinate system, known environmental information, and central coordination among robots. However, most of these approaches do not get good performance in real application environments.

Therefore, this paper proposes a stigmergy mechanism-based framework for searching and entrapping targets in unknown and communication-restricted environments. Inspired by cell mechanism and biological collective behaviors, the framework improves the traditional inverse ant colony system and combines it with the Radial Basis Implicit Function (RBIF) based Hierarchical Gene Regulatory Network (H-GRN), which is mediated by pheromones, to realize the collaboration of swarm robots.

Specifically, the framework is divided into three stages: target searching stage, target tracking stage, and target entrapping stage. In the first stage, the robots use their sensors to perceive the environment and search for targets, and then release pheromones during movement according to the improved inverse ant colony system. Each robot communicates indirectly through the pheromones remaining in the environment. In the second stage, some of the robots that find the target will track the target and release pheromones, while the rest of the robots will gather around the target along the pheromones. In the third stage, after the swarm of robots gather around the target, the pheromone information in the environment will be used as input to the RBIF model to automatically generate a flexible entrapping pattern. Finally, a directional vector will be generated based on the improved lower layer of H-GRN model to guide the robots into the entrapping patterns. Simulation experiments on

different scenarios show that the swarm robots can quickly find the target in the unknown environment and collaborate to entrap the targets, which proves the better performance of the proposed framework compared with the traditional methods.

Keywords: Stigmergy; Swarm Intelligent Robot; Inverse Ant Colony System; Dynamic Swarm Robot Trapping; Target Searching.

目 录

摘要	I
Abstract	II
目 录	IV
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景与意义	1
1.2 国内外研究现状	3
1.3 主要研究内容和章节安排	7
第 2 章 相关工作	9
2.1 蚁群算法	9
2.1.1 蚁群算法介绍	9
2.1.2 蚁群算法解决旅行商问题	11
2.2 分层基因调控网络	12
2.2.1 基因调控网络介绍	12
2.2.2 分层基因调控网络及其应用	14
2.3 径向基隐函数	17
2.3.1 径向基隐函数介绍	17
2.3.2 径向基隐函数形态生成	18
2.4 本章小结	20
第 3 章 基于共识主动性的群体机器人目标搜索与围捕框架	21
3.1 整体框架	21
3.2 探索阶段	22
3.3 跟踪阶段	25
3.4 围捕阶段	26
3.5 本章小结	30
第 4 章 实验仿真与分析	31
4.1 实验设置与要求	31
4.2 静态单目标搜索和围捕	32
4.3 动态单目标搜索和围捕	35
4.4 动态多目标搜索和围捕	37
4.5 评价指标与实验分析	40

4.6 本章小结	44
第 5 章 总结与展望	45
5.1 本文总结	45
5.2 未来展望	45
参考文献	47
攻读硕士学位期间主要的工作成果	53
致谢	54

第 1 章 绪论

本章首先通过对群体机器人的研究背景和国内外的研究现状进行了介绍,分析其应用于多目标搜索与围捕类课题的可行性。之后针对群体机器人的目标搜索与围捕问题,阐述了本文的主要研究内容,最后给出了本文的结构安排。

1.1 研究背景与意义

机器人学作为一门多学科交叉的前沿学科,融合了自动化、计算机、机械学、仿生学、人工智能、智能优化算法等众多学科技术。目前,随着机器人技术的高速发展,人工智能与大数据技术日新月异,机器人在感知、决策、控制等能力上都有了质的飞跃,机器人在工业生产、智慧城市服务甚至军事作战等多个领域都得到了广泛应用并发挥了重要的作用^[1]。如图 1-1 所示,美国国防高级研究计划局(Defense Advanced Research Projects Agency)于 2015 年 9 月提出一个“小精灵”无人机研究项目,通过使用无人机集群技术,执行环境侦察与电子攻击任务。



图 1-1 “小精灵”无人机项目

此外,移动机器人是机器人研究领域的一个重要分支,是研究动物复杂行为的产生、探索人类思维模式的有效工具和实验平台。通过模拟人类与动物的思考和工作方式,科学家们可以从中学习到很多规律。近几年,国务院以及中央各部委也陆续出台了一系列关于人工智能与机器人的相关政策,包括 2017 年出台的《新一代人工智能发展规划》以及 2021 年工信部印发的《工业互联网创新发展行动计划》^[2],制定了一系列推动工业互联网新型基础设施建设量质并进的发展目标,对智能机器人技术的发展起到了很好的促进作用。

一般来说,根据机器人数量规模的不同,机器人系统可以被划分为单机器人系统和多机器人系统两大类^[3]。单机器人系统在执行任务的过程中较为依赖机器人的个体能力,需要进行精准的控制与巧妙的结构设计。但是随着任务复杂度的不断上升,其

成本高、鲁棒性低、系统难以收敛等缺点也愈发明显^[4,5]。为此，自上个世纪 80 年代开始，市面上逐渐出现各式各样的多机器人系统（例如：细胞机器人^[6]、集群机器人^[7]和仿生机器人等^[8]），在某些方面克服了单个机器人信息处理能力低下的不足，实现了由一群简单的物理机器人协作完成特定的任务。然而，多机器人系统在大多数情况下是一个中心化控制的系统，对单个机器人之间的协作设计和实现要求很高，并且对机器人之间的通信要求也很高，整个系统的复杂度随机器人的数量增多呈几何级数增长。因此，如何设计一个分布式的多机器人系统控制算法开始为研究者所关注。

受自然界中鸟类迁徙、蚂蚁觅食、鱼类集群游动等行为所启发（如图 1-2 所示），科学家们开始设计模仿动物行动准则的群体智能机器人^[9]。群体智能机器人在以下几类典型场景中具有广阔的应用前景：1、区域覆盖任务：对于现实场景下的开放式非结构化大空间区域中的任务，如环境监测^[10]、扫雷^[11]、森林救援行动^[12]、空间搜索^[13]等，群体智能机器人是非常有效的一种解决方案。它们不需要大量的人力资源就可以自主探索环境，通过互相之间的信息交互与协作，就能实现对整个区域动态变化情况的检测和监控，并采取快速行动；2、具有相当危险性的任务：例如矿井下的救援和战场运输物资等危险任务^[14,15]，很多时候出于对工作人员的安全性考虑，需要额外花费资金筹备防护装备。群体智能机器人由于其简单和便宜的特性，就算在执行任务过程中损坏，经济损失也较低，且效率更高；3、需要可调数量和冗余机器人的任务^[16]：群体机器人技术也可应用一些难以提前估算完成任务所需资源的情况，如运输、搜索、救援、清洁等。这些情况下所需的解决方案应该是可扩展和灵活的：机器人可以随时添加或删除，而不会对性能产生任何显著影响，群体智能机器人则由于其群体冗余所带来的鲁棒性而正好适用于这类场景。



图 1-2 自然界中生物群体形成高度协调、极度有序的集体运动模式

目前，针对多机器人系统应用的研究方向主要集中在群机器人目标搜索类问题^[17]、

群机器人目标围捕类问题^[18]、群机器人系统内部个体之间通讯机制^[19]，以及群机器人之间任务分配类问题等等^[20]。其中，目标搜索类问题与目标围捕类问题作为实用性较强的两类问题，受到最多关注。在群体机器人领域，通过多年以来的发展，对于确定性环境下的目标搜索与目标围捕问题的理论方法与研究已取得较多的成果，但相关的研究方法理论与通常依赖于一些特定的假设（如已知的环境信息^[21]、可用的全局坐标^[22]、可靠的机器人之间的通讯链接等等^[23]），因而很难在实际的场景下进行应用。考虑到现实战场环境的复杂性，机器人个体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^[24]，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”，从而提升群体机器人在高对抗环境中的自主性和协同作战能力，如图 1-3 所示。

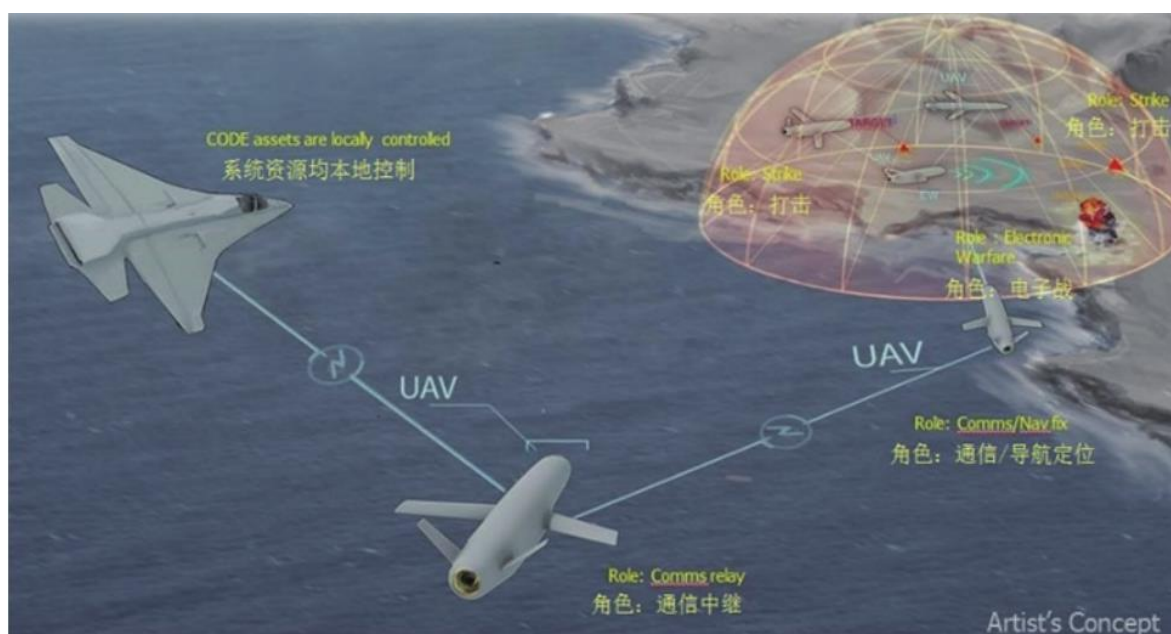


图 1-3 “拒止环境中的协同作战”项目

因此，针对通信拒止以及环境信息未知条件下的群体机器人目标搜索与围捕算法的相关研究具有重要的应用价值和理论意义。

1.2 国内外研究现状

群体智能作为人工智能学科下的一个分支，最早是由 Jing Wang 和 Gerardo 于 1989 年针对一种细胞机器人的自组织现象而提出的，其核心在于去中心化^[25]。毫无疑问，细胞之间的运动规则是简单的，但是其集合在一起的运动却能够表现出超越想象的智能行为。许多科学家通过研究自然界生物的群体行为，开发出了很多经典的群体智能算法。

Eberhart 和 Kennedy 在 1995 年首次提出了粒子群优化算法（Particle Swarm

Optimization, PSO)^[26], 其基本的概念源自于对鸟群觅食行为的观察。该算法将粒子群中的每一个粒子都当做一个问题可能的解, 通过操控粒子个体之间的简单行为以及群体内部信息的互相交换来智能求解问题。该 PSO 算法操作简单, 收敛速度较快, 因而在函数优化、组合优化、智能机器人等众多领域得到了大量的应用。

Passino 在 2002 年开发出了细菌觅食优化算法 (Bacterial Foraging Optimization, BFO)^[27], 通过观察细菌觅食过程的鞭毛游动现象, 模拟了细菌的趋同、繁殖、消灭和扩散过程。该算法是一种简单有效的全局寻优算法。

Eusuff 和 Lansey 为解决组合优化的难题在 2003 年提出了蛙跳算法 (Shuffled Frog Leaping Algorithm, SFLA)^[28], 其吸纳了粒子群算法的优点, 采取局部搜索策略, 结合不同青蛙子种群的信息来进行混合运算, 最终求得最优解。该方法多用于解决多目标优化的问题。

Karaboga 通过观察蜂群采蜜行为, 于 2005 年提出了人工蜂群算法 (Artificial Bee Colony, ABC)^[29], 该算法基于蜂群中个体的不同行为, 将蜜蜂分为雇佣蜂、观察蜂、侦查蜂三种, 它们的目标都是寻找花蜜量最大的蜜源。在整个过程中, 通过蜂群中信息的共享与交流, 比较问题之间的优劣, 蜂群总能较快地找到问题的最优解。

Mirjalili 在 2016 年提出了鲸鱼优化算法 (Whale Optimization Algorithm, WOA)^[30], 该算法模拟了海洋中座头鲸的捕食行为, 通过一种名为泡泡网 (Bubble-Net Attacking Method) 的攻击机制来包围猎物, 从而达到目的。WOA 算法对其进行了数学建模, 在多类优化问题上都取得了较好的结果。

随着群体智能算法的不断发展, 其与群体智能机器人结合的例子也在不断增多, 人们的关注重点也渐渐地往群体智能机器人的应用上进行转移, 如群体智能机器人用于目标搜索与目标围捕。

针对目标搜索问题, 群体机器人需要通过自身的传感器获取周围环境的信息, 然后与相邻的机器人合作找到目标的位置, 这也称为区域覆盖^[31]。如图区域覆盖问题是机器人领域的一个经典问题, 多年来一直由单个机器人^[32,33]或多个机器人^[34,35]来解决。

区域覆盖完毕意味着群体机器人已经遍历过任务区域, 对区域内的目标位置也已经有了初步的掌握, 即已经达成了对目标的搜索任务^[36], 如图 1-4 所示。近年来, 各类群体智能机器人区域覆盖算法也是层出不穷。

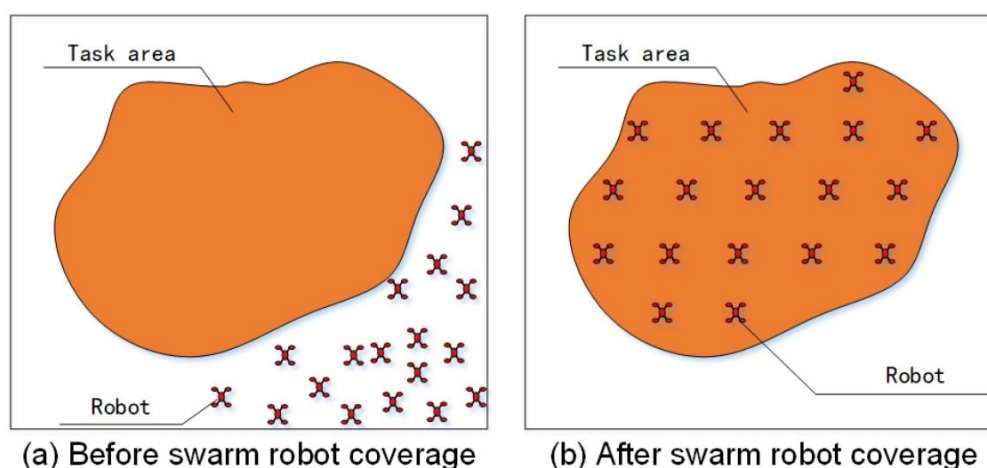


图 1-4 群体机器人覆盖目标区域

Kong 等人提出了一种使用分布式群体机器人实现区域完全覆盖的方法。群体机器人在移动过程中将逐渐建立一个环境图,所有的机器人都可以从这个图中获得环境信息^[37]。通过这张图,机器人可以知道哪些区域未被探索,因此它们可以在该区域中有目的地移动,以覆盖剩余的未被探索的区域。这种算法的一大缺点是,它假设机器人拥有完美的无线通信能力,并且它们已经知道了全局信息。

Palacios-Gasós 等人则提出了另外一种算法,允许每个机器人仅利用局部信息估计全局覆盖函数^[38]。在这项工作中,一种运动控制策略被用于驱动机器人到最高的改进点,同时沿着函数的梯度方向运动。

Calvo 等人提出了一种基于生物运动原理的群体机器人环境探索协调策略,该策略是根据人工蚂蚁系统的主要思想设计的^[39]。利用信息素作为媒介,机器人可以在任务中进行间接沟通和协作,以达成对未知环境的探索和监视。

苏黎世大学的 Davide Scaramuzza 教授提出了一种框架,它允许小型无人机在没有 GPS 或主动测距仪的帮助下,仅使用一个机载摄像机和一个 IMU 就可以独自导航飞行^[40]。该无人机群通过协作构建丰富的三维环境地图,并执行最佳监视覆盖。

宾州州立大学的 Vijay Kumar 教授近期提出了一种快速的、自动的、GPS 禁止的四旋翼无人机^[41]。该设备搭载了英特尔 NUC 计算机、一组相机、一个工业级 IMU、一个激光高度传感器,以及一个伺服控制框架上的 Hokuyo 激光雷达。通过视觉与激光传感器的帮助,该设备在高速导航任务和区域监视任务中具有不错的表现,且表现了强大的鲁棒性。

对于目标围捕任务,群体机器人需要根据环境和目标的动态变化信息生成合适的捕获模式,然后移动到生成的模式上^[42]。模式形成为捕获目标提供了一种非常灵活的解决方案,这意味着一组机器人可以协作生成特定的形状,如圆形或链状^[43]。对于不同的场景,通过模式变换可以增强群机器人的鲁棒性。如图 1-5 所示,受自然界中生

物集群行为以及细胞发育的启发，群体机器人可以通过生出不同的形态模式，包围目标并穿越窄道。

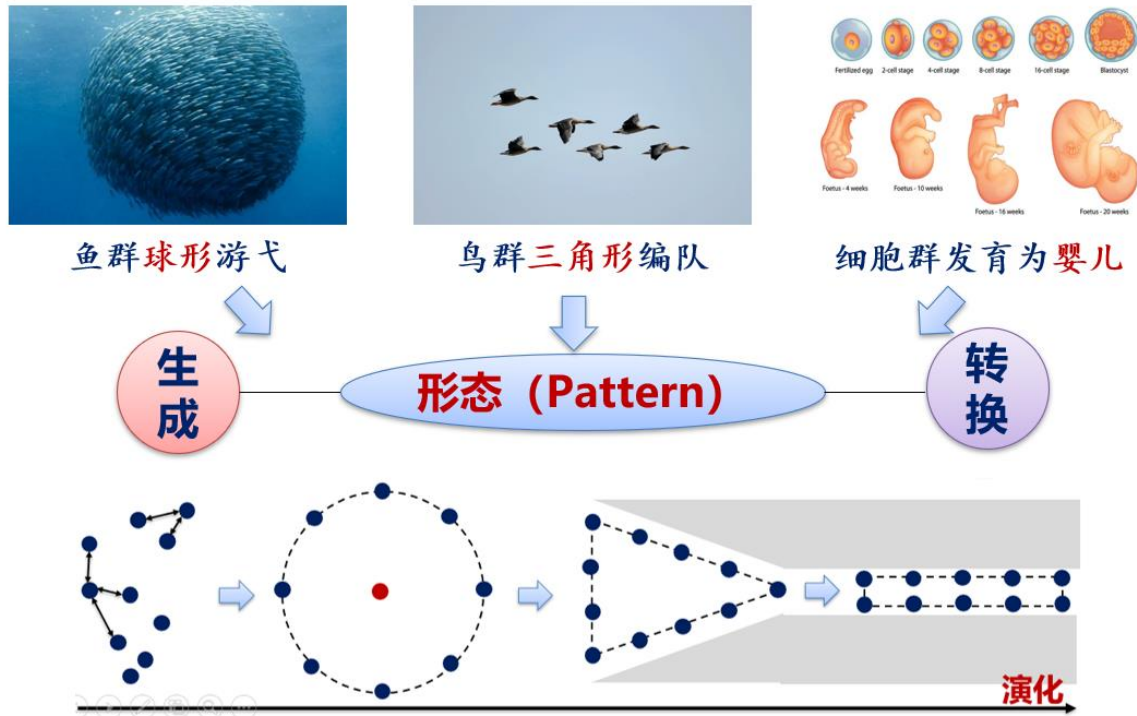


图 1-5 群体机器人模式生成与转换

例如，哈尔滨工业大学机器人与系统国家重点实验室的谢晖教授等人提出了一种策略，可以将磁性微型机器人重新配置成液体状、链状、涡旋状和带状结构，并实现这些结构之间的可逆转换^[44]。在这项工作中，链状机器人群体的特点是通过狭窄的通道，而类似于蜂群的漩涡可以使群体机器人以高密度聚集。

受生物形态发生的启发，Meng 等人引入了基于基因调控网络（GRN）的群体模式形成控制模型^[45]。为了生成更易于管理的模式，他们使用非均匀有理 b 样条函数（Nonuniform Rational B-Spline, NURBS）来描述期望的模式。通过模式的生成与驱动群体机器人到模式上，实现了群体机器人对目标的围捕任务。

在这个基础上，Zhang 等人用径向基隐函数（RBIF）代替 NURBS，实现了捕获模式的分割和合并过程^[46]。然而，这项工作中的队形生成需要机器人之间的中央协调，关于径向基隐函数特征点的选取也依赖于人工经验。Yuan 等人则引入了一种新的模型，将基于跟踪的层次基因调控网络与 leader-follower 模型相结合，用于群体机器人模式形成^[47,48]。所提出的 TH-GRN 模型对动态复杂环境是更为有效的。

此外，为了提升群体机器人模式生成方法的鲁棒性与减低对通信网络的依赖性，上海交通大学的 Xu 等人提出了一种基于粒子群优化模型和虚拟信息素机制的自然群启发算法，利用虚拟信息素踪迹作为机器人之间的消息传递机制，机器人通过局部交互做出分布式的移动决策^[49]。对于单个机器人来说，在 PSO 模型中存在探索和分散

两种工作模式,且指标不同。多机器人系统中的个体通过虚拟信息素进行协作和通信,在两种工作模式之间进行切换。PSO 方法有助于将合理的机器人分配到预定义模式的不同部分。

同济大学机器人与多体系统实验室的汤奇荣教授则在近期提出了一种共识主动性机制的群体机器人跟踪与搜索动态目标的模型^[50]。该模型利用环境中残留的信息素来指导群体机器人的决策,降低了对机器人通信能力的要求,使群体具有更强的可扩展性。如图 1-6 所示,群体机器人依靠矢量信息素进行移动,并且生成信息素地图,达成对目标的搜索与追踪效果。

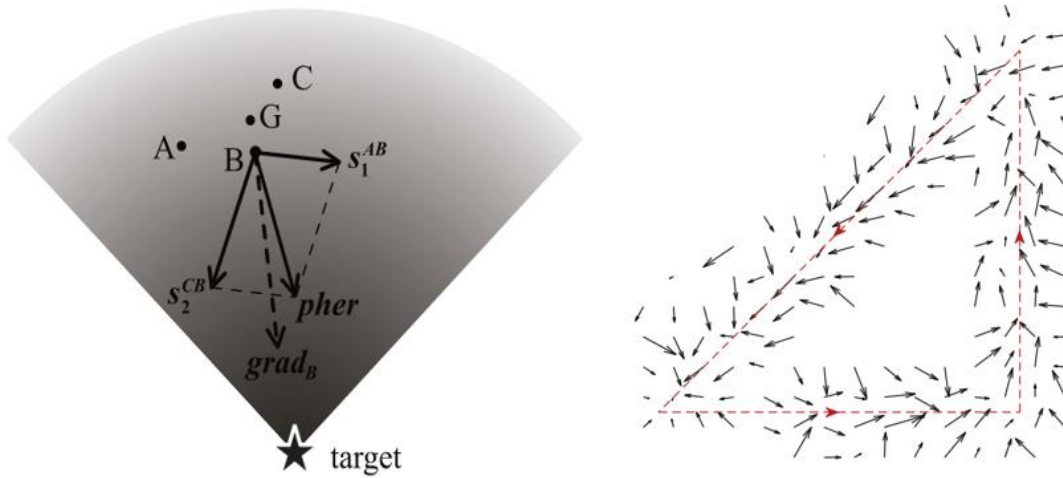


图 1-6 矢量信息素(左), 机器人运动轨迹上的信息素地图(右)

1.3 主要研究内容和章节安排

本文主要针对通信拒止以及环境信息未知条件下的群体机器人目标搜索与围捕任务进行研究,主要的结构及安排如下:

第一章是绪论部分。这部分主要介绍了本课题的研究背景,阐明了群体智能机器人目标搜索与围捕的意义,简要介绍了群体智能机器人研究的发展历程,并概要介绍了现有的群体智能机器人目标搜索与围捕的研究方法和存在的问题缺陷。

第二章详细地介绍了与本文所提框架相关的一些工作,包括蚁群算法及其在旅行商问题上的应用。此外,重点介绍了分级基因调控网络模型(H-GRNs)。该模型不仅模仿了生物学中细胞分裂以及蛋白质浓度传递的过程,还将其应用于目标的围捕当中,该模型可以生成目标的围捕形态,并通过相应的路径规划,实现群体对目标的围捕。最后,介绍了一种用于形状编辑的径向基隐函数方法,在与 H-GRN 网络相结合的情况下,可以非常灵活地编辑所需的围捕形状,并适应各种变化的情况,完成对目标的围捕任务。本章为下一章基于共识主动性的群体机器人目标搜索与围捕框架提供了部分理论支撑和模型框架基础。

第三章提出了一种基于共识主动性的群体机器人目标搜索与围捕框架,并阐述了

该框架的具体实现细节，包括目标搜索阶段，目标跟踪阶段，目标围捕阶段，并说明了每个机器人在几个阶段之间转换的条件。针对原先 H-GRN 网络与径向基隐函数方法的不足，使用信息素这么一种手段来让群体机器人之间实现协作搜索与围捕。整个框架不需要预先知道目标与障碍物的信息，且大大降低了对通信链接的需求，仅仅在围捕阶段需要局部小范围内的通信，提升了整个群体机器人系统的鲁棒性，也更加有利于在现实恶劣环境中的部署。

第四章介绍了所提框架在各种实验场景下的仿真情况，通过对各个时刻群体机器人运行情况的具体验证来具体验证所提方法的有效性。此外，使用了三个评价指标来与其余算法进行了对比，并且通过改变一些实验参数来分析了整个框架的性能。实验结果表明，所提的基于共识主动性的群体机器人目标搜索与围捕框架不仅将目标搜索与围捕两种任务一体化，在区域覆盖率以及目标围捕成功率上都有较好的表现。

最后，本文进行总结与展望。这部分既对本文所做的工作进行了总结，同时也对接下来可以开展的研究工作进行展望和说明。

第2章 相关工作

本章将介绍关于一些与群体机器人目标搜索与围捕框架相关的基础工作，包括蚁群算法以及其在解决 TSP（Traveling Salesman Problem）旅行商问题上的应用，用于群体智能机器人自适应模式生成与形成的多级基因调控网络（H-GRN）方法，以及在计算机图形学上用于曲线与曲面生成的 RBIF（Radial Basis Implicit Function）径向基隐函数方法。

2.1 蚁群算法

2.1.1 蚁群算法介绍

作为一种智能仿生优化算法，蚁群优化算法（Ant Colony Optimization, ACO）是在 1992 年由意大利学者 Dorigi 等人^[51]所提出的。蚁群算法模拟了蚂蚁群体在自然环境中的觅食行为，通过利用信息素的机制来帮助整个蚂蚁群体寻找并搬运食物。具体而言，由于蚂蚁在寻找食物的时候会一边移动并一边在路径上释放一种可以被其余蚂蚁感知到的信息素，整个蚁群在选择路径时更倾向于信息素浓度高的那条路径。通过这样的正反馈机制，随着时间的慢慢推移，信息素会在通向食物所在处的最短路径上不断积累，吸引越来越多的蚂蚁聚集到该路径上，最终选出最优路径。其中图 2-1 显示了自然界中蚁群觅食的一个过程。

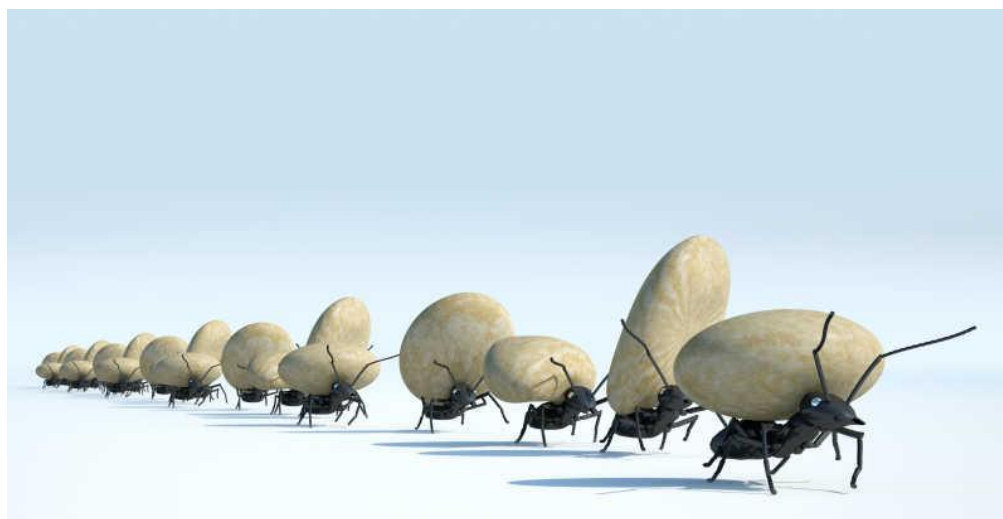


图 2-1 蚁群觅食行为

蚁群通过信息素机制来协作进行觅食的现象体现了共识主动性的原理。共识主动性（stigmergy）是生物群体中的一个核心概念，它被用来表示是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^[52]。这种间接的通信机制（隐式通信），为缺乏记忆、交流的简单个体提供了一种高效的合作机制。目前，共识主动性的概念已经在许多群体机器人系统中得到了应用。它们中的大多数都是根据一些简单的、个人的和当地的规则来操作的。通过解码并将人工信息素留在环境中，这些机器人可以执行诸如路径选择和区域探索等任务。下面将详细介绍蚁群算法的运行原理。

假设蚁群中蚂蚁的总数为 m ，节点个数为 n ，在算法的初始阶段，令 m 只蚂蚁被随意放置在不同的节点上，并且所有节点上的信息素被初始化为 $\tau_{ij}(0)$ 。每只蚂蚁在移动时将根据每条路径上的信息素浓度来决定自己的下一个转移方向，在 t 时刻从节点 i 转移到节点 j 的移动概率 $P_{ij}^k(t)$ 可表示为如下：

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in allowed_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta}, & j \in allowed_k \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (2-1)$$

其中， $\tau_{ij}(t)$ 是节点 i 与节点 j 之间的路径在 t 时刻的信息素量，而 $\eta_{ij}(t)$ 则代表了 t 时刻在节点 i 与节点 j 之间的路径上的启发函数，其具体计算方式如式 2-2 所示， d_{ij} 表示节点 i 与节点 j 之间的欧几里得距离。 α 与 β 则分别表示信息素浓度重要因子和启发信息重要程度因子， $allowed_k$ 则代表了蚂蚁在下一步可选择的节点的集合。

$$\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{ij}} \quad (2-2)$$

当蚂蚁个体走完一步或者在找到食物后，需要对已经走过的路径上的信息素浓度进行更新，其信息素更新规则如下所示：

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (2-3)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (2-4)$$

其中， ρ 代表了信息素挥发系数，其取值范围为 $\rho \in (0, 1)$ ， $\Delta\tau_{ij}(t)$ 为节点 i 与节点 j 之间路径上信息素总的改变量， $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 为第 k 只蚂蚁在一次循环过程中在该路径上释放的信息素量， $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 通常使用蚁周模型（Ant Cycle System）进行描述^[53]，可表示为如下：

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} Q/L_k, & \text{蚂蚁} k \text{ 经过} i \text{ 与} j \text{ 节点之间路径} \\ 0, & other \end{cases} \quad (2-5)$$

其中， Q 为信息素质量系数，用来代表蚂蚁每次释放信息素的绝对质量， L_k 则表示为第 k 只蚂蚁本次走访的路径总长度。此外，记录 t 时刻所有蚂蚁的走访节点信息，并且通过对比来选取最佳适应度（路径最短）的蚂蚁信息。在多次迭代后，即可得到一个最佳适应度的蚂蚁信息作为最优解。

虽然蚂蚁的个体行为极其简单,但由个体组成的蚁群却构成高度结构化的社会组织,成员之间有分工与相互的信息传递。通过这样的分工协作,简单的群体却涌现出了不简单的智能行为。

2.1.2 蚁群算法解决旅行商问题

蚁群算法在最早是被用来求解旅行商问题的^[54]。在旅游业和物流业飞速发展的当代社会,如何有效地节约出行费用和时间一直都是游客与各类物流企业所亟需探索与解决的内容。实际上出行路线的选择和规划就是一个旅行商问题。作为一种 NP-hard 问题,此类问题的求解一般都是较为复杂的。传统的方法包括:分支定界法^[55]、线性规划法^[56]、动态规划法等^[57]。然而,随着问题规模的变大,这种数学上的精确求解算法将遇到极大的困难。因此,后来的研究者们使用一些随机的、启发式的搜索算法来进行求解,并获得了良好的性能表现,蚁群算法便是其中一种。

旅行商问题的一般提法为:有一个旅行商从城市0出发,需要到城市1、2、...、 n 去推销货物,最后再返回城市0。若任意两个城市之间的距离已知,求解最优化的行走路线。通常来说,一般将该问题记为一个赋权图 $G = (N, A)$,其中 N 是带有 $n = |N|$ 个点(城市)的集合, A 则是完全图这些点的边的集合。如图 2-2 所示:

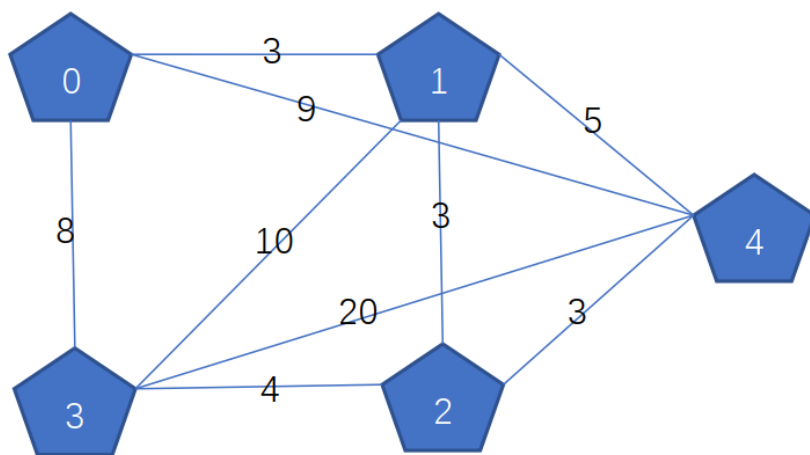


图 2-2 旅行商问题示意图 (其中序号 0, 1, 2, 3, 4 分别代表五个城市)

值得注意的是,途中每个城市之间连线上的数字代表了城市之间的距离,选择不同的路径将会导致不同的行走长度,为了能够节省物资以及高效探访各城市,蚁群中的蚂蚁需要不断进行试错并释放信息素。旅行商问题在解决的过程中一般需要注意以下几点:

- 1) 构建图: 与问题描述图一致,每一条边都带有一个权值,代表点 i 和 j 之间的距离。
- 2) 约束条件: 所有城市都要被访问且每个城市最多只能被访问一次。
- 3) 信息素和启发式信息: TSP 问题中的信息素表示在访问城市 i 后直接访问城

市 j 的期望度。启发式信息值一般与城市 i 和城市 j 的距离成反比。

- 4) 解的构建：每只蚂蚁最初都从随机选择出来的城市出发，每经过一次迭代蚂蚁就向解中添加一个还没有访问过的城市。当所有城市都被蚂蚁访问过之后，解的构建就终止。

具体的算法流程图如图 2-3 所示。针对图 2-2 中的问题，使用蚁群算法最终求得的最短路径为 $(0 \rightarrow 1 \rightarrow 4 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 0)$ ，且最短路径长度为 23。

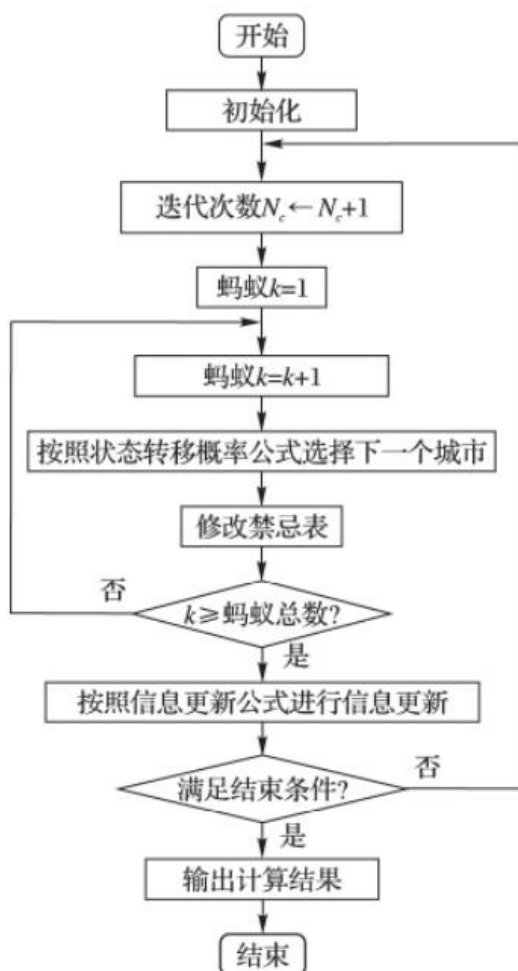


图 2-3 蚁群算法求解旅行商问题的基本流程

2.2 分层基因调控网络

2.2.1 基因调控网络介绍

在每个生物个体中，任何一个细胞都带有相同的遗传信息，即相同的基因。然而，一个基因在不同细胞、不同组织中的表达形式却并不一致，其背后起决定性作用的便是基因调控机制。通常来说，遗传信息从 DNA 传递到蛋白质的这个过程称之为基因表达的过程，一个细胞中只有少部分的基因得以表达，基因调控机制即根据各个细胞的功能要求，精确地控制每种蛋白质的生产数量。

生物形态发生是细胞分裂、生长和分化，最终形成生物有机体成熟形态的一种生物学过程。生物形态发生受基因调控网络（GRN）和环境的影响^[58,59]。图 2-4 描述了一个基因表达调控的过程^[60]。

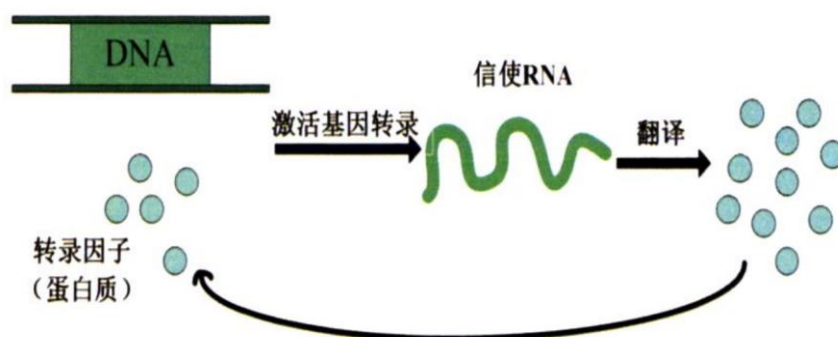


图 2-4 基因表达调控的过程

基因表达的主要过程是基因的转录和信使核糖核酸（mRNA）的翻译。基因调控主要发生在三个水平上，即①DNA 水平上的调控、转录控制和翻译控制；②微生物通过基因调控可以改变代谢方式以适应环境的变化，这类基因调控一般是短暂的和可逆的；③多细胞生物的基因调控是细胞分化、形态发生和个体发育的基础^[61]，这类调控一般是长期的，而且往往是不可逆的。基因调控的研究有广泛的生物学意义，是发生遗传学和分子遗传学的重要研究领域。通过基因调控，微生物可以避免过多地合成氨基酸、核苷酸之类物质。如果使它们的调节基因发生突变，就可以得到大量合成这些物质的菌种，把这些菌种用在发酵工业上，使产量大幅度增长。在遗传工程的研究中应用基因调控的原理可使外源基因表达，所以基因调控的理论探讨还具有生产实践意义。

此外，群体行为与个体行为之间的映射是实现群机器人聚合形态生成与形态转换研究的核心问题之一。目前，缺乏一种直接的数学框架实现从给定群体目标行为向单体行为的映射。领导者-跟随者^[62]、虚拟结构^[63]、潜在力场^[64]等传统方法无法很好地适应不确定和动态的环境，而基因调控网络模型受生物“DNA-RNA-蛋白质”三者反应-扩散的调控机理启发，可以实现对群机器人中单个机器人个体行为的控制。因此，群机器人形态生成与形态转换过程中，基因调控网络模型起着关键作用。

因此，GRN 模型作为一种形态发生方法，在群体机器人模式形成领域得到了广泛的应用^[65]。在发育生物学领域，GRN 在理解基因如何控制自然组织和器官方面起着核心作用。GRN 模型通过描述基因与基因产物之间的相互作用，建立了细胞与机器人之间的隐喻^[66]。机器人的内部状态或位置类似于细胞中的蛋白质浓度，通过浓度的扩散，机器人可以实现图案形成的出现，这在反应扩散模型中也有报道^[67]。

最基本的 GRN 模型中基因与蛋白质的关系可以用以下微分方程来描述^[59]：

$$\frac{dr}{dt} = f(p) - Vr \quad (2-6)$$

$$\frac{dp}{dt} = Lr - Up \quad (2-7)$$

其中 r 和 p 分别表示反应该基因表达水平的 mRNA 浓度和蛋白质浓度。 V 和 U 是 mRNA 和蛋白的降解速率。 $f(p)$ 是一个 $sigmoid$ 函数,用来表征 mRNA 的转录功能, L 是蛋白质的翻译常数。

关于群体智能机器人形态生成的研究一般分为宏观方向与微观方向。宏观的从鸟群迁移、鱼群游弋等自然界中的动物集群行为进行研究,而微观的则从细胞分子层面进行研究。基因调控网络是群体智能机器人形态生成在微观理论方面的一个典型框架,为后续的群体机器人目标围捕任务的研究奠定了坚实的基础。

2.2.2 分层基因调控网络及其应用

早期基因调控网络模型的研究主要考虑模仿“DNA-RNA-蛋白质”三者关系调控关系的仿生模型研究。部分学者尝试对传统基因调控网络的三元关系进行改良,提出了基于分层基因调控网络的概念^[68]。

分层基因调控网络由上下两层组成,上层负责群体形态的生成,例如对于目标围捕任务,在很多情况下只要群体机器人在目标周围形成一个封闭的包围形态就可以完成对目标的围捕;而下层则是负责驱使并引导群体机器人到上层所生成的模式中去,以确保目标无法逃逸。

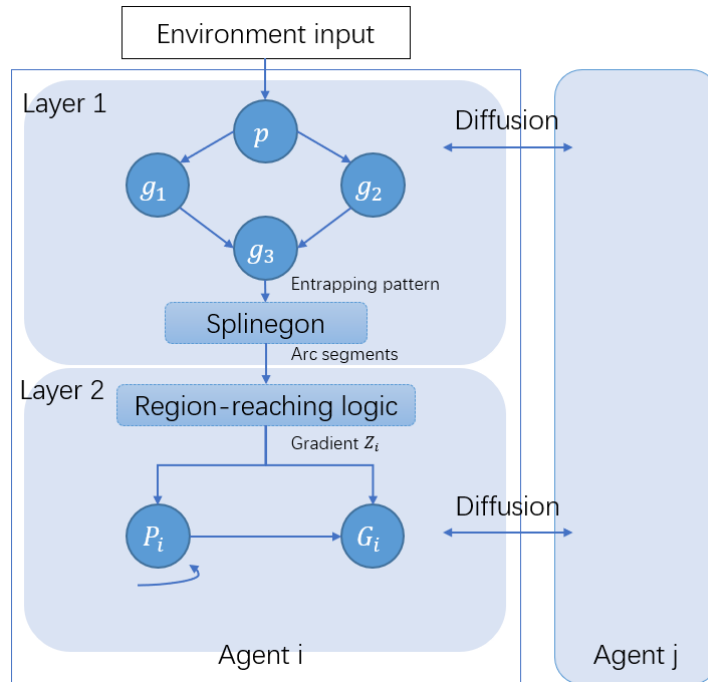


图 2-5 分层基因调控网络模型 (H-GRN)

具体而言，为了生成群体机器人的包围形态，整个 H-GRN 模型需要将环境信息（如目标位置信息等）作为输入，在 H-GRN 模型的上层，每个组织机器人都将使用以下动态方程来生成定义目标模式的化学浓度：

$$\frac{dp_i}{dt} = -p_i + \nabla^2 p_i + \gamma_i \quad (2-8)$$

$$p = \sum_{j=1}^{n_t} p_j \quad (2-9)$$

$$\frac{dg_1}{dt} = -g_1 + \text{sig}(p, \theta_1, k) \quad (2-10)$$

$$\frac{dg_2}{dt} = -g_2 + [1 - \text{sig}(p, \theta_2, k)] \quad (2-11)$$

$$\frac{dg_3}{dt} = -g_3 + \text{sig}(g_1 + g_2, \theta_3, k) \quad (2-12)$$

$$\text{sig}(x, z, k) = \frac{1}{1 + e^{-k(x-z)}} \quad (2-13)$$

其中 p_j 代表了一种内在状态，表示第 j 个产生的目标蛋白质浓度。 P_j 的拉普拉斯算子，被定义为 p_j 在空间域中的二阶导数，可以被视为在生物系统中蛋白质的扩散过程。 p 则用来表示来自所有目标 n_t 的浓度之和。 k 为一正常数，用来控制 Sigmoid 函数的坡度。 g_1 、 g_2 和 g_3 表示蛋白质浓度，其中浓度 g_3 定义了目标形态的轮廓，且被视为 B 样条的输入。一般而言，针对不同的情况， g_3 所代表的形态应是不同的。当通过一个狭窄过道的时候， g_3 表现为一个狭长的椭圆，开放环境下则是一个圆形。

在 H-GRN 网络的上层产生了所需要的围捕模式之后，它将作为第二层的输入以引导群体机器人进行运动以包围目标。H-GRN 网络的下层使用以下的动力学方程来进行描述：

$$\frac{dg_{i,x}}{dt} = -a \cdot \nabla_{ix} f^2(g_i) + m \cdot p_{i,x} \quad (2-14)$$

$$\frac{dg_{i,y}}{dt} = -a \cdot \nabla_{iy} f^2(g_i) + m \cdot p_{i,y} \quad (2-15)$$

$$\frac{dp_{i,x}}{dt} = -c \cdot p_{i,x} + k \cdot \nabla_{ix} f^2(g_i) + b \cdot D_{i,x} \quad (2-16)$$

$$\frac{dp_{i,y}}{dt} = -c \cdot p_{i,y} + k \cdot \nabla_{iy} f^2(g_i) + b \cdot D_{i,y} \quad (2-17)$$

其中， $g_{i,x}$ 、 $g_{i,y}$ 分别表示机器人 i 的 x 轴和 y 轴坐标，分别表示机器人 i 的基因在 x -position 和 y -position 上的表达水平。 $p_{i,x}$ 和 $p_{i,y}$ 表示机器人 i 的内部状态，对应机器人 x -position 和 y -position 上的蛋白质浓度。 $f(g_i)$ 是一个隐函数，常用来描述一些复杂的二维图形。 a, b, c, m, k 则都是常数。

$$D_{i,x} = \sum_{j=1}^{N_i} \xi_{i,j} \frac{(g_{i,x} - g_{j,x})}{\sqrt{(g_{i,x} - g_{j,x})^2 + (g_{i,y} - g_{j,y})^2}} \quad (2-18)$$

$$D_{i,y} = \sum_{j=1}^{N_i} \xi_{i,j} \frac{(g_{i,y} - g_{j,y})}{\sqrt{(g_{i,x} - g_{j,x})^2 + (g_{i,y} - g_{j,y})^2}} \quad (2-19)$$

$$f(g_{i,x}) = \frac{1 - e^{-g_{i,x}}}{1 + e^{-g_{i,x}}} \quad (2-20)$$

$$f(g_{i,y}) = \frac{1 - e^{-g_{i,y}}}{1 + e^{-g_{i,y}}} \quad (2-21)$$

$D_{i,x}$ 和 $D_{i,y}$ 表示机器人 i 收到邻域内其他机器人 j 的蛋白质浓度之和，可以看作是细胞间扩散的蛋白质浓度。由公式可知，它描述了一个由机器人 i 指向邻域机器人 j 的方向向量，主要用于机器人之间的避碰。此外， N_i 为机器人 i 的邻居机器人数量， $\xi_{i,j}$ 为一个布尔函数，表示该机器人的传感器范围内是否存在其他机器人，若有，则返回1，否则为0。

图 2-6 展示了两个用 H-GRN 围捕静止目标的例子，其中目标用点表示，机器人用圆表示。等高线表示蛋白 g_3 的浓度分布。其中(a)表示使用 36 个机器人围捕 15 个目标，(b)则是使用 49 个机器人围捕 10 个目标。

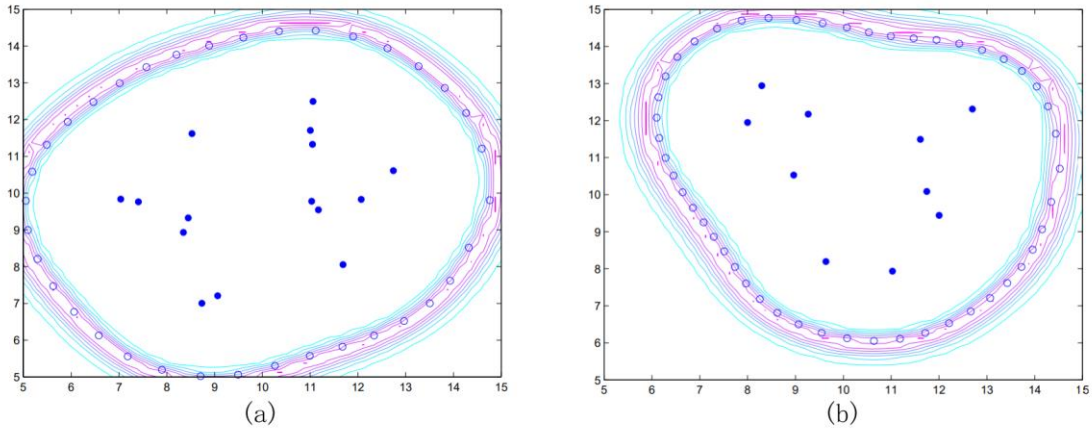


图 2-6 分层基因调控网络模型 (H-GRN) 围捕静止目标

图 2-7 展示了 4 个用 H-GRN 围捕移动目标的例子。(a)表示使用 8 个机器人围捕了 4 个目标。(b)表示目标改变了相对位置，但仍然很接近的情况下，对目标模式进行相应调整的情况。(c)则表示目标分开后，此时必须形成两种模式来困住它们，因此目标模式分裂成了两个。(d)表示目标再次聚拢后，形成了一个不规则的目标模式，以困住目标。

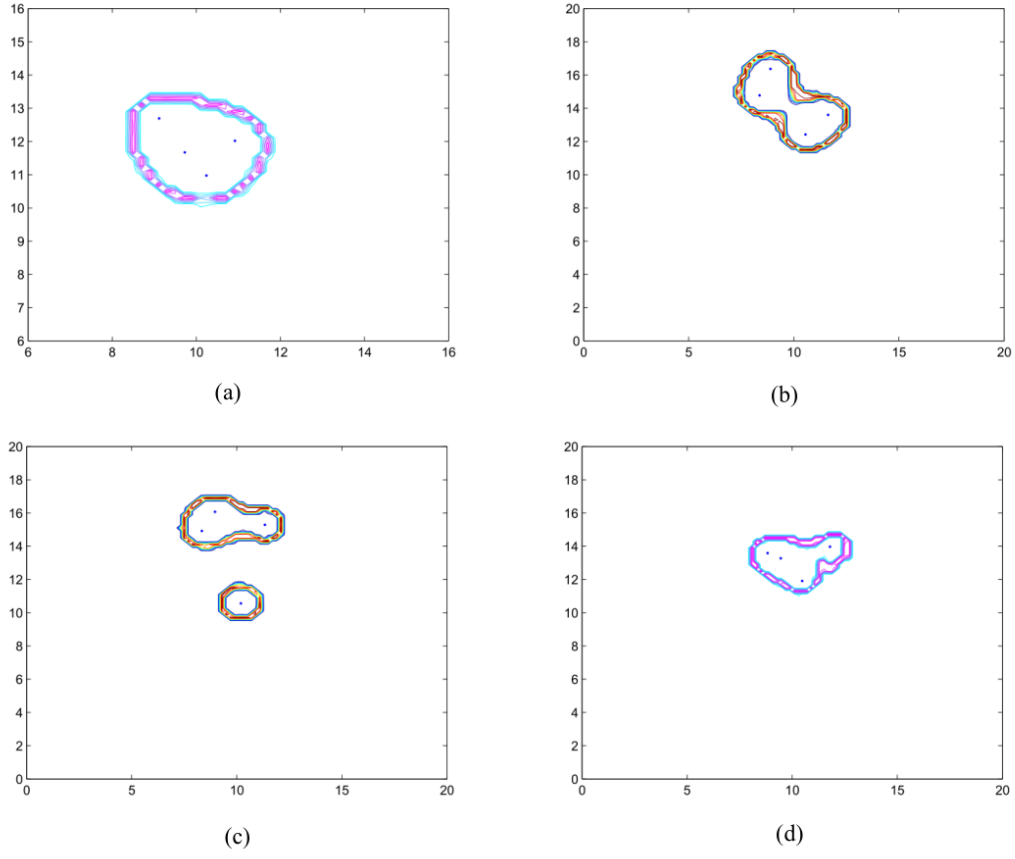


图 2-7 分层基因调控网络模型 (H-GRN) 围捕动态目标

2.3 径向基隐函数

2.3.1 径向基隐函数介绍

径向基隐式函数是这样一种函数，给定一个点 g ，返回一个标量值 $f(g)$ ，该值显示这个点是在被描述的函数内、上还是外^[69]。根据点 g 与目标形状的相对位置，可以将平面上的任意点分为三类：内点 I 、外点 E 和边界点 B ，它们具有 $f(I) > 0$ ， $f(E) < 0$ ， $f(B) = 0$ 的特性，一般可以拿来构建一个平面 2D 的形状。

在目标围捕任务中，可以将运动目标视为内点，将环境中的障碍物视为外点。因此，群体机器人在捕获目标时能够避开障碍物，能够根据环境变化自动调整目标模式。径向基隐函数 $f(g)$ 定义为一些径向基函数的线性组合。利用以约束为中心的径向基函数可以实现离散数据插值。

具体而言，给定三组特征点 $\{I, E, B\}$ 来生成所需要的群体围捕模式，通过以下方式进行建模：

$$f(g) = \sum_{k=1}^m \omega_k h(|g - P_k|) \quad (2-20)$$

$$h(x) = x^2 \log x \quad (2-21)$$

其中 $f(g)$ 是一个隐函数，用来描述所需要建立的群体围捕模式， $h(x)$ 是径向基函数，用于创建非常平滑的隐函数。 P_k 代表控制点的坐标， g 代表机器人的坐标， ω_k 则是对应控制点的权重，其中 $\omega_k \in [-1, 1]$ 。在输入特征点确定的情况下，通过求解下面的一个矩阵方程可以算出 $f(g)$ 。

$$\text{RBIF: } \begin{pmatrix} 0 & h_{12} & \cdots & h_{1m} \\ h_{21} & 0 & \cdots & h_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ h_{m1} & h_{m2} & \cdots & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \vdots \\ \omega_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f(P_1) \\ f(P_2) \\ \vdots \\ f(P_m) \end{pmatrix} \quad (2-22)$$

其中 m 为特征点的个数，针对不同类型的特征点，如内点、外点和边界点 $f(P_k)$ 分别等于0，-1和1。式中 $h_{ij} = h(\|P_i - P_j\|)$ 。可见，权因子矩阵 $\{\omega_1, \omega_2, \omega_3 \cdots, \omega_m\}$ 是公式(2-22)中唯一的未知变量，它有唯一解，可简单地用数值方法求解。然后通过公式(2-20)得到径向基隐函数，也作为H-GRN模型的目标模式。

如图 2-22 所示，蓝色的点考虑作为内点(所需要包围的目标)，红色的方块点则作为障碍物，考虑为外点，红色的叉点则作为边界点，一般来说为机器人所需要到达的位置。绿色的线条则为最终机器人所期望形成的包围模式。

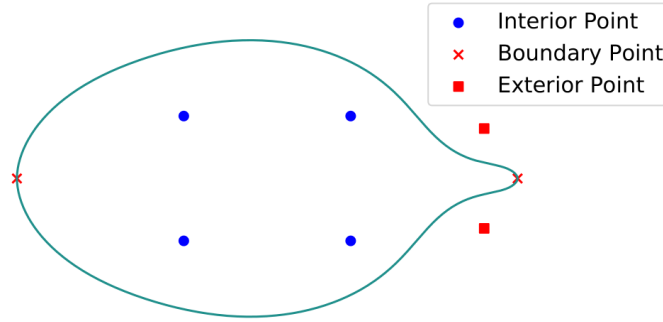


图 2-8 由径向基隐函数 RBIF 所描述的包围模式

2.3.2 径向基隐函数形态生成

如图 2-8 所示，由于径向基隐函数可以极为灵活地描述群体机器人的包围形态，因此彭星光等人将其与 H-GRN 网络相结合，将原 H-GRN 网络的上层进行了替换，改用径向基隐函数的方式来描述群体机器人所期望达成的群体形态^[22]。

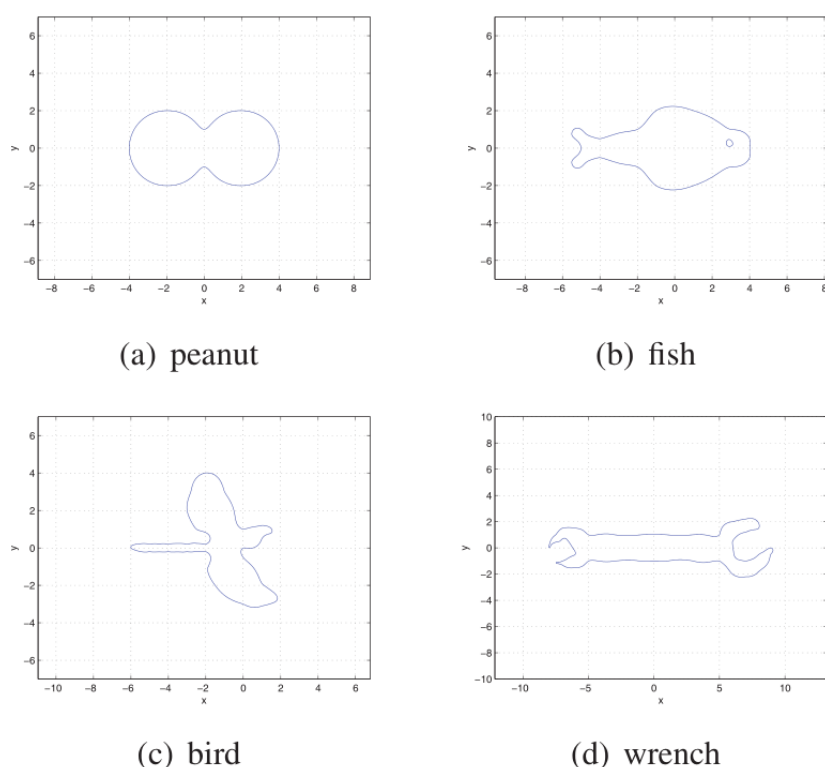


图 2-8 使用径向基隐函数所描述一些复杂模式(花生、鱼、鸟和扳手)

图 2-9 则呈现了群体机器人在穿越一个隧道的时候，特征点的选取方式。一般来说，过道将会被视为外点，以帮助群体机器人将其排除在外，即躲避碰撞。而目标则被当做内点输入，边界点则由一前一后两个机器人组成。根据穿越隧道的进程的变化，群体机器人所形成的包围形态也在不断改变，由最初的偏圆形变为椭圆形，从而适应了环境的需求。

虽然通过径向基隐函数的方法可以非常灵活地对群体机器人的包围模式进行建模，然而有该方法在嵌入到 H-GRN 模型的时候，有一个需要改进的地方就是，输入到 RBIF 模型的特征点需要人为设置，或是根据人类专家经验依据环境进行改变。这就要求整个模型需要一个中央控制，并且环境信息都是已知的。在小规模的机器人群上该方法具有一定的适用性，但随着机器人规模的扩大，群机器人的控制算法更应该趋向于分布式的，这样才能使整个集群更具有鲁棒性。

此外，这种方法虽然只假设机器人之间的局部通信，机器人从开始到结束都能进行互相的通信。这意味着对机器人初始位置的要求很高，即机器人必须提前分布在目标周围。而对于目标一开始距离机器人很远的情况，则需要用到全局坐标与通信链接，这在很多情况下并不总是适用。

为此，在目标和机器人任意分布、环境信息未知、机器人群没有中心协调的情况下，一个通用的分布式目标搜索和捕获框架是值得研究的。

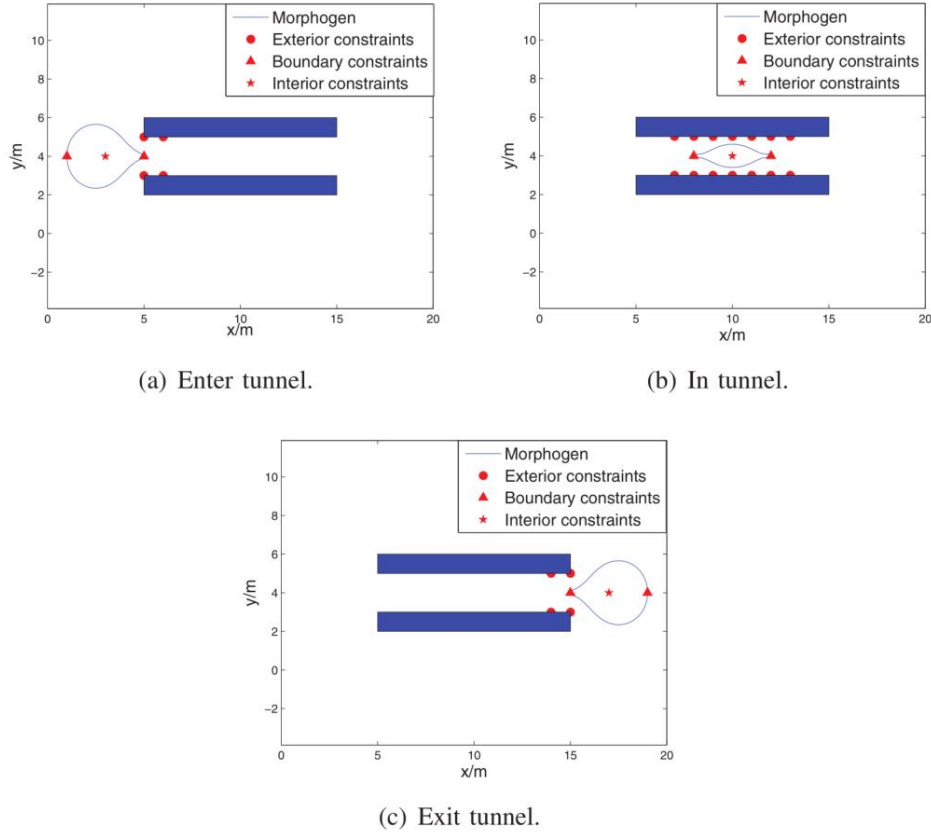


图 2-9 在隧道环境中捕获目标时的特征点选择说明示意图

2.4 本章小结

本章主要介绍了一些与群体机器人目标搜索与围捕相关的知识，分别叙述了蚁群算法以及其在旅行商问题中的应用，分级基因调控网络模型以及用于 2D 形状编辑的径向基隐函数并给出了一个其应用于群体机器人目标围捕的例子。具体而言，蚁群算法作为一种仿生智能启发式算法，可以帮助蚂蚁群体通过信息素这一机制来寻找最短路径，在各类 NP-hard 问题中也得到了很好的应用。而分层基因调控网络则是目前在微观领域用来控制群体机器人智能形态生成的一种通用框架。分层基因调控网络 H-GRN 的上层用来产生形态（即包围圈等），而下层则负责引导机器人到上层所产生的形态中去。相比于现有的人工势力场法、领导-跟随者等方法，分级基因调控网络具有更强的鲁棒性，而其在应对各类复杂的场景也能产生较好的包围形态。此外，为了更灵活地对上层的模式进行建模，本章也介绍了一种基于径向基隐函数的方法，通过特征点的选取来建立合适的 2D 形状。但是原 H-GRN 网络和径向基隐函数方法都存在一些缺陷，例如对于目标位置信息和环境中障碍物位置信息的依赖，以及对于机器人之间较远距离情况下稳定通信链接的依赖。这些缺陷都会导致其在现实应用中出现不好的效果，需要进行一定的改进。因此下一章本文将重点介绍一种针对 H-GRN 网络方法和插值隐函数方法进行改进的群体智能机器人目标搜索与围捕框架。

第 3 章 基于共识主动性的群体机器人目标搜索与围捕框架

本章提出了一种基于共识主动性的群体机器人目标搜索与围捕框架，该框架将目标搜索和围捕两个任务进行了一体化，克服了原 H-GRN 网络和径向基隐函数方法的不足之处，利用一种改进的蚁群算法帮助群体机器人探索环境，并收集环境信息和目标位置信息作为径向基隐函数和 H-GRN 网络下层的输入，完成了通信受限和环境信息未知情况下的群体机器人智能协同搜索和围捕目标任务。

3.1 整体框架

本节描述了一种基于共识主动性的群体机器人目标搜索与围捕框架的基本架构。该框架的具体流程如图 3-1 所示。在图 3-1 中，该框架分为三个阶段，分别为探索阶段、跟踪阶段和围捕阶段。该框架先对群体机器人的位置以及信息素地图进行初始化，并且让群机器人都从一个基地进行出发，出发之后则进入探索阶段。在探索阶段中，群体机器人利用改进的反蚁群算法来搜索目标。在该阶段，群体机器人依照邻域网格上的信息素浓度计算转移概率并进行移动，在移动的同时释放搜索信息素，并通过构建一个栅格化的信息素地图以帮助各个机器人尽可能高效地覆盖未探索的区域。此外，当机器人在地图上运动期间遇见障碍物的时候，将释放对应的障碍物信息素进行标识。

当某个机器人首先发现目标后，该机器人将进入跟踪阶段，通过在移动的时候留下特定的跟踪信息素，从而引导其它未发现目标的机器人沿着信息素聚集到目标周围。该阶段的主要目的是跟住目标，防止其脱离视野，同时“呼朋引伴”，为下一阶段的群机器人协作围捕目标打下基础

最后，当“呼朋引伴”阶段完成的时候，目标周围的机器人规模将会达到一定的阈值，此时，围捕阶段被激活。更具体的说，在围捕阶段，群体机器人通过读取周围信息素浓度，将其转化为内点、外点、边界点这三类特征点，并生出合适的围捕模式。之后，利用改进的分层基因调控网络模型的下层，通过计算一种基于局部信息的方向向量，引导所有机器人运动到上层生成的围捕模式中去，最终实现对目标的围捕。图 3-1 给出了该框架的流程图。

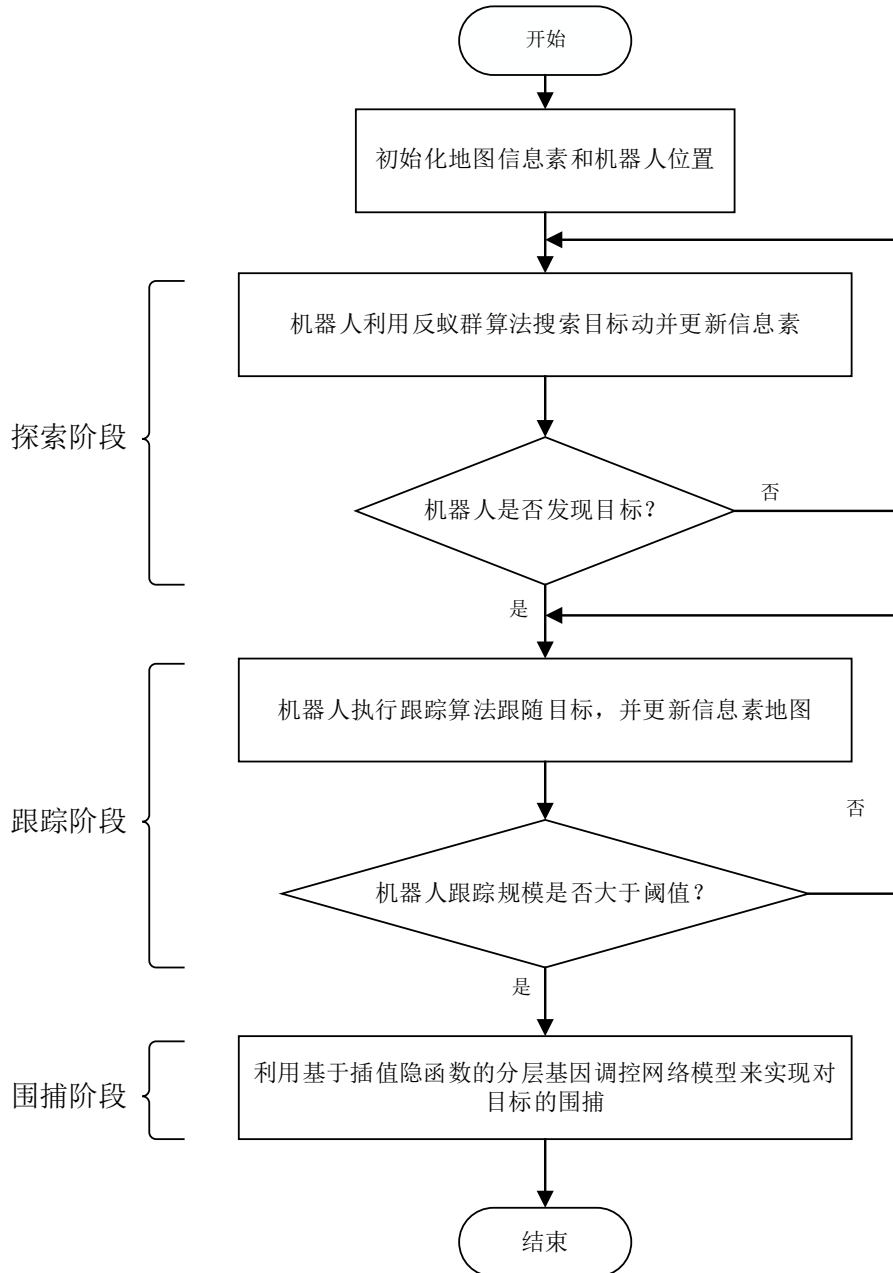


图 3-1 基于共识主动性的群体机器人多目标搜索与围捕算法框架流程图

3.2 探索阶段

针对未知环境下的目标围捕任务,群体机器人对目标的快速搜索将是该任务中不可或缺的部分。在本框架的第一阶段,群体机器人使用其携带的传感器来探测周围未知环境,群体机器人在探索目标的同时也会在沿途留下信息素。机器人会根据其他机器人沿途留下的信息素并结合改进的反蚁群算法(Improved inverse Ant Colony System, IIACS)来指导自身的运动,更高效地对未知环境进行探索。

传统的蚁群算法^[70]使机器人偏向于选择信息素浓度较高的路径,与传统的蚁群算法不同的是,反蚁群算法^[71]则倾向于使机器人选择信息素浓度低的路径,从而避开

已经探索过的区域，获得更高效的全局搜索能力。但反蚁群算法在帮助群体机器人完成对地图的探索后，由于机器人此时已经分散开，往往无法很快组织起来对目标进行有效的围捕。因此，本文对反蚁群探索算法进行了改进，提出了两种新的信息素（障碍信息素和目标信息素）来帮助群体机器人进行更加高效的协作探索与围捕。该运动策略可以通过如下公式表示：

$$j = \begin{cases} \operatorname{argmax}_{s \in \text{allowed}_k} \{[\tau_0 - \tau(i, s)]^\alpha \times [\eta(i, s)]^\beta\}, q \leq q_0 \\ J, \text{otherwise} \end{cases} \quad (3-1)$$

式中 i 为机器人当前所在节点， j 为机器人的下一个转移节点， i 与 j 分别都用一个二维坐标表示，即 (x_i, y_i) 和 (x_j, y_j) 。 $\tau(i, j)$ 代表机器人从 i 节点转移到 j 节点时检测到的信息素浓度，在本文中机器人的移动主要受下一个转移节点信息素浓度的影响，因此其返回值实际上就是 j 节点上的信息素浓度。 q 为在 $[0, 1]$ 之间的随机数， q_0 决定了机器人是否按照转移概率进行移动， i 是当前机器人所处节点， J 是利用轮盘赌方法选择的下一个转移节点，轮盘赌方法所需要的转移概率公式具体如下：

$$P_{ij}^k = \frac{[\tau_0 - \tau(i, j)]^\alpha \times [\eta(i, j)]^\beta}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} [\tau_0 - \tau(i, s)]^\alpha \times [\eta(i, s)]^\beta} \quad (3-2)$$

其中 α 反映了信息素在该式中的权重， β 反映了障碍物在该式中的权重。 k 代表了第 k 个机器人。 allowed_k 代表了下一个可访问转移节点的集合。 τ_0 代表最大信息素浓度。 $\eta(i, j)$ 为启发函数，其定义如下：

$$\eta(i, j) = \begin{cases} 0, & \text{if obstacles at the } j \text{ node} \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3-3)$$

在实际场景中，本方法会每隔一段距离就放置一个 RFID 传感器^[72]。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(3-1)和公式(3-2)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：

$$\begin{cases} \tau_1(i, j) \leftarrow \tau_1(i, j) + \Delta\tau_1, & \text{if robot} \in \text{stage}_1 \\ \tau_2(i, j) \leftarrow 1, & \text{if robot meets obstacles} \\ \tau_3(i, j) \leftarrow \tau_3(i, j) + \Delta\tau_3, & \text{if robot} \in \text{stage}_3 \end{cases} \quad (3-4)$$

上式中的 stage_1 和 stage_2 分别表示探索阶段和跟踪阶段。从公式(3-4)可以看出，机器人在移动过程中会释放三种类型的信息素，即探索信息素、避障信息素以及跟踪信息素。这三类信息素对应三个变量 τ_1 ， τ_2 ， τ_3 ，并都初始化为 0。这三类信息素各自代表的意义不同， τ_1 用于引导探索， τ_2 用于避障， τ_3 则是跟踪，即发现目标后引导聚集（以方便进行围捕）。机器人可以根据自身携带的 RFID 设备来对信息素进行处理，并根据公式(3-4)和(3-5)来更新规则。即在不同的情况(如探索到障碍或目标)下，机器人将会释放不同类型的信息素，用来处理机器人探索、发现障碍物以及发现目标

后引导聚集三种不同情况。

此外，机器人产生的信息素会随着时间的推移而蒸发，如公式(3-5)所示：

$$\tau(i, j) \leftarrow (1 - \rho) \times \tau(i, j) \quad (3-5)$$

其中， ρ 代表了信息素蒸发系数。针对不同的情况，机器人将会设计不同的蒸发系数。如果机器人处于探索或跟踪目标状态，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随着时间降低。如果机器人检测到障碍物，蒸发系数 ρ 需要设置为0，来保证障碍物信息素浓度不随着时间推移而降低。值得注意的是，由于本文障碍物信息素浓度不随着时间推移而降低，所以缺省认为障碍物是静止的。以下为改进的反蚁群算法（IIACS）的伪代码：

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 $State_R(t)$ 。

在算法 1 中，第 4 行表示群体机器人首先需要确定自己是否处于探索阶段（在初始化的时候，每个机器人都是处于探索阶段），并通过自身携带的 RFID（Radio Frequency Identification）传感器读写地图中的信息素浓度。在第 5 行中，如果机器人处于探索阶段，会根据公式(3-1)选择下一个转移节点。在第 6 行中，如果机器人在移动过程中发现了障碍物，就会释放障碍信息素（ $Pher_{obstacle}$ ）来标示障碍物的位置，以便后续机器人可以根据信息素来提前避开障碍物。第 7 行则表示机器人发现目标或者检测到其他机器人释放的跟踪信息素（ $Pher_{tracking}$ ）时，它就会进入跟踪阶段，否则将继续处在探索阶段，直到检测到一个目标。第 9 行与第 10 行则表示更新信息素浓度地图。

3.3 跟踪阶段

在本节中，机器人处于跟踪阶段时的一些具体细节将会被介绍。当机器人通过自身的传感器探测到目标后，机器人将由探索阶段转入到跟踪阶段并开始释放跟踪信息素。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其运动速度和方向，从而保证对目标的实时跟踪，如公式(3-6)所示：

$$j = \underset{s \in allowed_k}{argmin} \left| \varphi(s) - \arctan \frac{y_{t+\Delta t} - y_t}{x_{t+\Delta t} - x_t} \right| \quad (3-6)$$

其中， j 代表下一个转移节点， Δt 表示传感器的检测间隔， (x_t, y_t) 表示在 t 时刻下机器人位置。 $\varphi(s)$ 代表了转移节点与当前节点的相对角度。以下为跟踪阶段的伪代码，如算法 2 所示。

此外，若处于探索阶段的机器人检测到其余机器人留下的跟踪信息素，则会沿着该信息素的方法进行移动，从而聚集到目标周围，具体移动节点计算公式如下：

$$j = \underset{s \in allowed_k}{argmax} |Pher_{tracking}(s)| \quad (3-7)$$

其中， $Pher_{tracking}(s)$ 代表节点 s 上的跟踪信息素浓度。

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 $State_R(t)$ 。

在算法 2 中, 第 4 行主要用来判断机器人是否处于跟踪阶段。如伪代码所示, 如果机器人自身含有目标信息并且运行时间小于预设值, 则机器人处于跟踪阶段。第 4 行到第 6 行为算法判断目标是否在机器人的感知范围内。如果目标不在感知范围内, d_1 将被设置为无穷大, 并且机器人会根据跟踪信息素 ($Pher_{tracking}$) 浓度选择移动方向。否则, 算法将计算出机器人到目标的距离 d_1 , 并根据公式(3-6)来对运动方向进行选择。在第 7 行, 每个围捕机器人都会检测自身周围的邻域机器人密度, 当围捕机器人检测到邻域机器人密度均达到一定阈值后, 群体机器人会从跟踪阶段进入围捕阶段。

3.4 围捕阶段

在本节中, 关于群体机器人在围捕阶段的一些细节将会被介绍。在未知环境下完

成目标的围捕任务，这需要群体机器人系统充分考虑自身与目标、障碍以及其余围捕机器人之间的信息。为此，在文章^[22]的基础上，本文结合信息素的机制提出了一种基于插值隐函数的分层基因调控网络模型。与传统的分层基因调控网络（Hierarchical Gene Regulatory Network, H-GRN）模型^[68]相比，本文将基于信息素输入的插值隐函数模型嵌入到 H-GRN 模型中，并将其命名为（Pheromone based Hierarchical Gene Regulatory Network, PH-GRN），如图 3-2 所示。

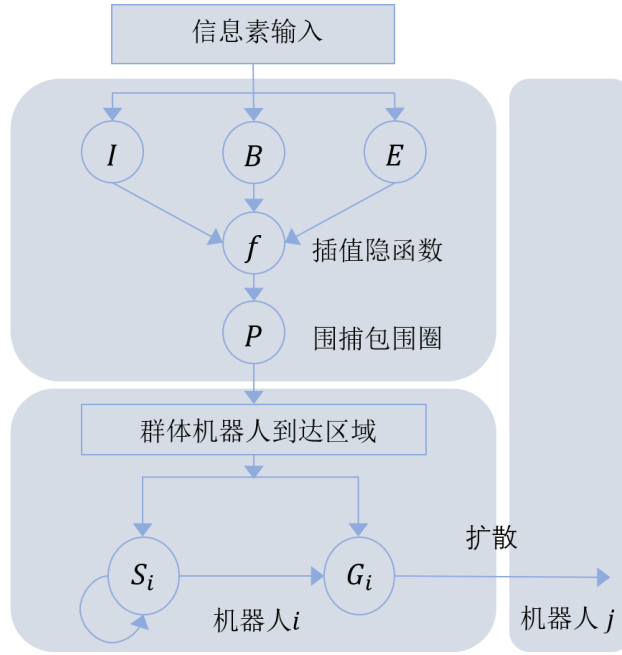


图 3-2 PH-GRN 模型图

该方法能将插值隐函数所需的三类特征点通过前面在探索和跟踪阶段生成的信息素浓度地图自动生成，并计算出合适的群体聚合形态。这三类特征点分别为内点 I 、边界点 B 和外点 E 。其中，内点 I 表示了所要包围目标的特征点； B 为边界特征点，由聚集在目标周围的其余围捕机器人提供；外点 E 则是环境地图中的障碍物，所生成的聚合形态需要避开环境中的障碍物。

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，具体如下：

$$S_i = aN_i + bF_i + cD_i + dOb_i \quad (3-8)$$

其中 a, b, c, d 为常数，用于控制每个分向量的权重。 N_i 是邻域避碰因子， F_i 是形态方向因子， D_i 是邻域形态密度因子， Ob_i 是远离障碍物因子。当机器人下一个转移节点被邻域机器人占用时，它会依据公式(3-9)向反方向移动：

$$N_i = \begin{cases} -N_i, & neighbor(j) > 0 \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (3-9)$$

其中, j 表示机器人的下一个转移节点, $neighbor(j) > 0$ 表示如果该节点被邻域机器人占据, 公式(3-9)中的邻域避碰因子 N_i 将会取负。否则 N_i 将会返回 0。

公式(3-8)中的 F_i 是一个与群体聚合形态相关的因子, 用于引导机器人移动到群体聚合形态上。 F_i 表示了该包围机器人到群体聚合形态包围圈的最优方向。 F_i 的计算公式如下:

$$F_i = \underset{s \in around_k}{argmin} |f(s) - \lambda_i| \quad (3-10)$$

其中 λ_i 表示机器人目前的位置, 是一个二维坐标。 $f(s)$ 则代表最终要形成的围捕包围圈函数, 当 s 节点落在包围圈上时, $f(s)$ 将取得最小值。

如图 3-3 所示, 橙色粗箭头表示了每个机器人根据公式(3-10)计算出的最终方向向量。

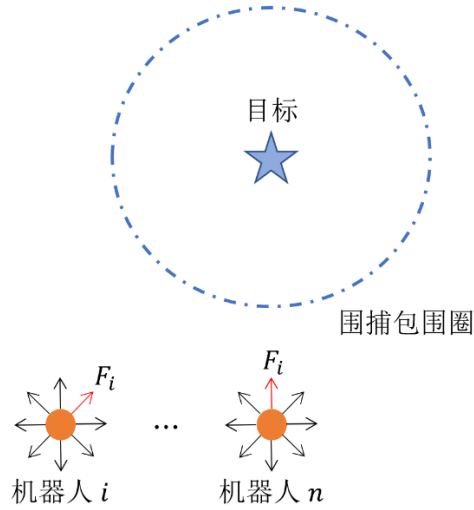


图 3-3 F_i 矢量的生成过程(橙色箭头为最终方向向量)

D_i 作为邻域形态密度因子, 用于引导机器人移动到低密度区域, 从而实现在包围圈上群体机器人的均匀分布, 如式子(3-11)所示:

$$D_i = \frac{1}{ne_i} \sum_{e=1}^{ne_i} \frac{\lambda_i - \mu_e}{|\lambda_i - \mu_e|} \quad (3-11)$$

其中, ne_i 表示位于 i 节点的机器人检测到的邻域机器人个数, μ_e 是邻域机器人 e 的二维坐标。

此外, Ob_i 作为根据障碍物信息素得到的远离障碍物因子, 其计算公式如下:

$$Ob_i = \begin{cases} -Ob_i, & Pher_{obstacle}(i) > 0 \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (3-12)$$

其中 $Pher_{obstacle}(i) > 0$ 表示机器人周围存在障碍物信息素。

根据以上四个因子以及相应的权重, PH-GRN 下层会生成综合方向向量 $S_i = (x_{si}, y_{si})$, 并将综合方向向量传入到公式(3-13)来选择下一个转移节点:

$$j = \underset{s \in allowed_k}{argmin} \left| \varphi(s) - \arctan \frac{y_{si}}{x_{si}} \right| \quad (3-11)$$

算法 3 为围捕阶段的伪代码。具体描述如下：第 3 行判断机器人是否处于围捕阶段。第 4 行到第 5 行为机器人通过读取地图上的信息素生成内点 I 、边界点 B 和外点 E ，并结合径向基隐函数（RBIF）生成合适的包围形状，在第 6 行，机器人使用基于插值隐函数的分层基因调控网络模型来控制自身与其余机器人协作形成特定的包围形状。

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 。

至此，群体智能机器人便协作完成了目标搜索与围捕任务。在整个任务的执行过程中，信息的交互仅限于局部，且与蚁群活动类似，整个群体呈现出一种“自催化”的协同状态，三个阶段环环相扣，信息素在其中扮演了重要的角色。

3.5 本章小结

本章介绍了一种基于共识主动性的群体智能机器人目标搜索与围捕算法框架,通过使用信息素这一媒介,实现了群体机器人之间的协作搜索与围捕。针对原蚁群算法的不足,提出了一种改进的反蚁群算法,来帮助整个机器人群体在任务的前期更好地探索环境,提升感知环境的效率与能力,为接下来的围捕任务提供信息基础。针对原 H-GRN 网络模型以及径向基隐函数方法的不足,提出了一个 PH-GRN 的网络模型,将原来的环境以及目标信息输入改为三类信息素的输入,大大降低了整个系统对通信能力的要求,以及对全局坐标的需求,实现了在环境信息未知情况下的目标搜索与围捕任务。此外,针对原 H-GRN 网络模型的下层控制算法,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,更好地利用了地图中的信息素浓度信息来帮助群体机器人移动到包围圈上并实现避障。整个框架的运行过程中,每个机器人都是独立的,信息之间的共享也只基于局部,因此将更具有鲁棒性和高效性。

第 4 章 实验仿真与分析

4.1 实验设置与要求

在本节中, 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和围捕框架。首先, 为了验证所提出的方法的可行性, 本文针对静态与动态目标设计了搜索和围捕的仿真实验。表 4-1 列出了一些重要的仿真参数。此外, 在该模型中, 本文主要考虑了如下几个合理的约束:

- 1) 探索和跟踪阶段不允许围捕机器人之间存在直接通信, 只有在围捕阶段允许机器人有最小的通信距离, 即只允许和一定范围内的邻域机器人通信;
- 2) 群体机器人的移动速度大于目标的移动速度;
- 3) 机器人在网格地图中只允许上下左右进行运动, 且机器人一次只能移动一个网格;
- 4) 实验的环境是有界的。

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

针对目标搜索与围捕任务, 考虑到现实环境的一些约束和执行任务的具体要求, 群体机器人系统还需要满足以下几点要求:

- 1) 群体机器人能探索环境并实现对目标的跟踪和围捕功能;
- 2) 当群体机器人发现目标后, 机器人需要引导其余机器人对目标进行围捕;
- 3) 在围捕目标过程中, 群体机器人不能碰撞障碍物, 机器人之间也不允许碰撞。

为此，本文还提出以下几点假设：

- 1) 仿真环境为 $2\text{m} \times 2\text{m}$ 的场地(经网格化后为 20×20 的网格地图)，每个网格都会部署一个可以读写信息素浓度信息的射频识别标签（Radio Frequency Identification, RFID），具体实战中部署哪类 RFID 则需要依据实际情况来进行选择，RFID 的种类如图 4-1 所示^[74]；
- 2) RFID 标签的读写范围与机器人的传感器范围都是 10cm ，机器人对目标的感知范围为 40cm ；
- 3) 机器人需要与邻域机器人和目标机器人保持 10cm 及以上的安全距离；
- 4) 机器人的速度设置为 10cm/s ，目标速度设置为 5cm/s 。

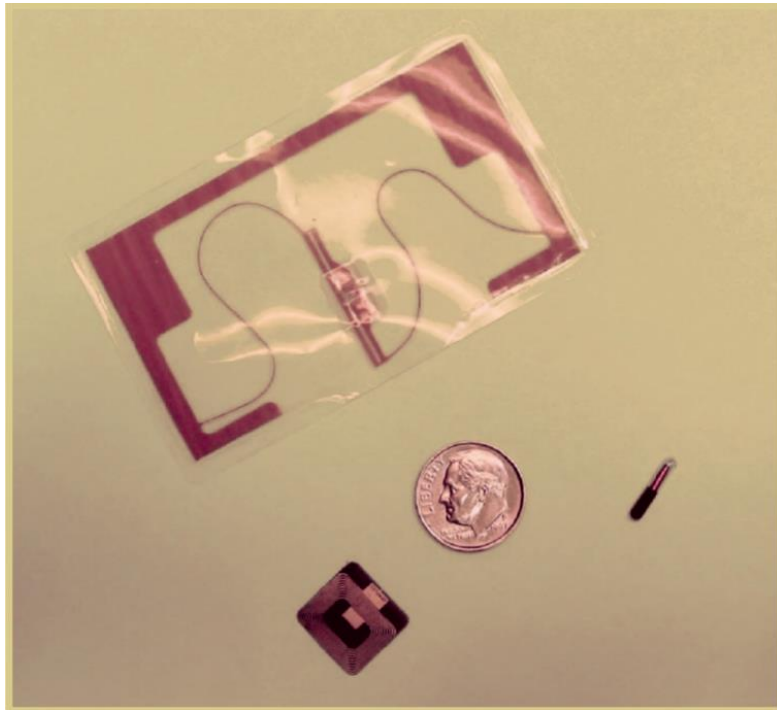


图 4-1 三种不同形状和大小的 RFID 标签

4.2 静态单目标搜索和围捕

为了证明所提出的框架的可行性，本节在一个场景中使用多个机器人诱捕一个静止的目标，该目标周围设置了许多障碍物。在仿真中，目标用“★”表示，群体机器人用不同颜色的“●”表示，这样可以更有利于观测每个机器人的移动轨迹。目标的数量被设定为 1 个，群体智能机器人的数量为 6 个。目标的初始位置设定为(9.5,11.5)，机器人的初始位置为(0.5,0.5)。类似于穿越通道的任务，障碍物设置为两个对称的灰色区域，要求机器人以一定的队形围捕目标。需要注意的是，障碍物和目标的位置对于群体机器人是未知的，需要被群体机器人协同搜索得到。

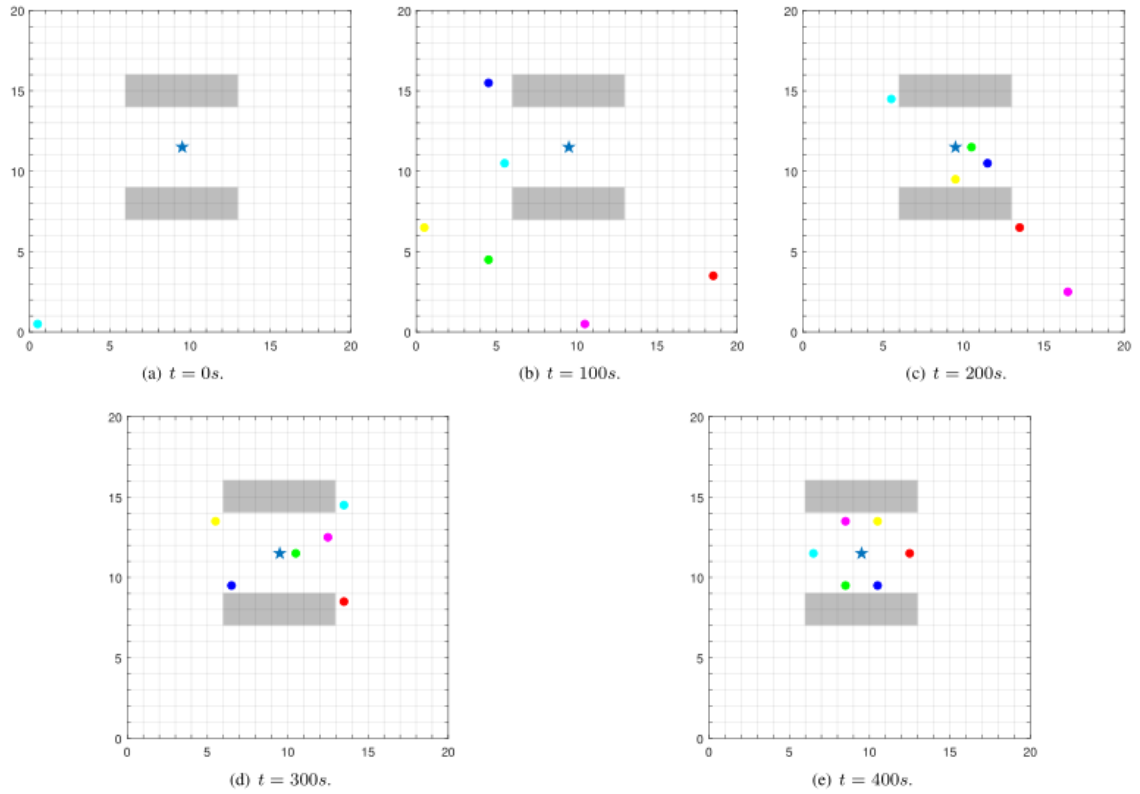


图 4-2 群体机器人利用该框架对静态单目标进行搜索和围捕的过程图

图 4-2 显示了群体智能机器人使用本文框架搜索和围捕目标的过程。当 $t = 0s$ 时，机器人从左下角的基地开始依次出发。由于此时环境中没有信息素信息，这群机器人此时几乎是随机行走的。机器人将探索周围的环境，并在移动时留下探索信息素。探索信息素浓度较高的区域通常代表以前的机器人已经探索过的区域，为了确保对整个区域的有效探索，机器人将倾向于向信息素浓度较低的区域移动。

当 $t = 100s$ 时，在改进的反蚁群算法的引导下，群体机器人开始在空间中散开分布，即开始探索环境。一些机器人已经探索到了地图的边缘，而另一些正在接近地图的中心，也就是目标所在的位置。由于机器人感知到目标的最小距离被设定为 $40cm$ ，在任务的初始阶段并没有机器人进入到该范围内，所以在这段时间内所有机器人都处于探索阶段。

当 $t = 200s$ 时，有三个机器人已经聚集在目标周围，进入跟踪阶段。进入跟踪阶段意味着机器人已经检测到目标，由于目标是静止的，机器人将在目标的一定范围内随机移动，并留下跟踪信息素引导其他机器人伙伴到达目标附近。

当 $t = 300s$ 时，几乎所有的机器人都已聚集在目标周围，环境中的障碍物分布情况也基本已经被检测清楚。通过检查周围关于避障信息素浓度的信息，机器人可以确定障碍物的位置，从而避开障碍物。

在此之后，当 $t = 400s$ 时，所有机器人都进入围捕阶段。通过阅读地图上的信息

素浓度信息，并在小范围内与同伴进行交流，群体机器人最终生成了一个六边形的图案，完成了目标搜索和围捕任务。

此外，为了更具体地分析整个静态单目标的搜索与围捕过程中，每个机器人所运行的情况，本文又进行了多次的实验，并画出了每个机器人的运行轨迹，如图 4-3 所示。值得注意的是，由于机器人在运行过程中有时存在网格之间的往复运动行为（为了探知目标已经周围障碍物所在），所以部分网格之间轨迹存在重叠情况，故本文将其分开进行绘制。

对于红色机器人而言，在其运行过程中，主要对地图的左下角和右下角进行了探索，并且在往地图中间靠近的过程中，发现了目标，最后该机器人便往目标附近进行了移动。针对黄色机器人而言，其主要的活动区域在地图的中下位置，并且该机器人活动的轨迹较少，可见是较早地便发现了目标，并进入了跟踪与围捕状态。对于蓝色机器人而言，其主要的活动范围为地图的下半区域，并且早早地发现了目标，并在目标周围进行活动，留下了许多的信息素来引导其余机器人到附近来。绿色机器人与蓝色机器人相类似，便不再赘述。而青色机器人，其活动范围几乎遍布整个地图区域，这是因为在运动的过程中，受障碍物的阻碍以及检测范围的限制，导致它迟迟未发现目标的所在，因而环绕了地图外围一圈，最后才加入到伙伴机器人的群体中去。对于紫色机器人而言，其在算法的开始阶段便迅速地往地图的左上方进行移动，这是因为邻居机器人已经对开始区域附近的网格进行了一定程度的探索，最终该机器人在地图的中部偏左位置发现了目标，并加入到围捕任务中去。

通过对图 4-3 的分析，还可以发现综合 6 个机器人的轨迹来看，整个地图的区域几乎都已经被探索过了，尤其是左下角区域，由于里出发的起始点较近，所存在的轨迹信息是最多的。

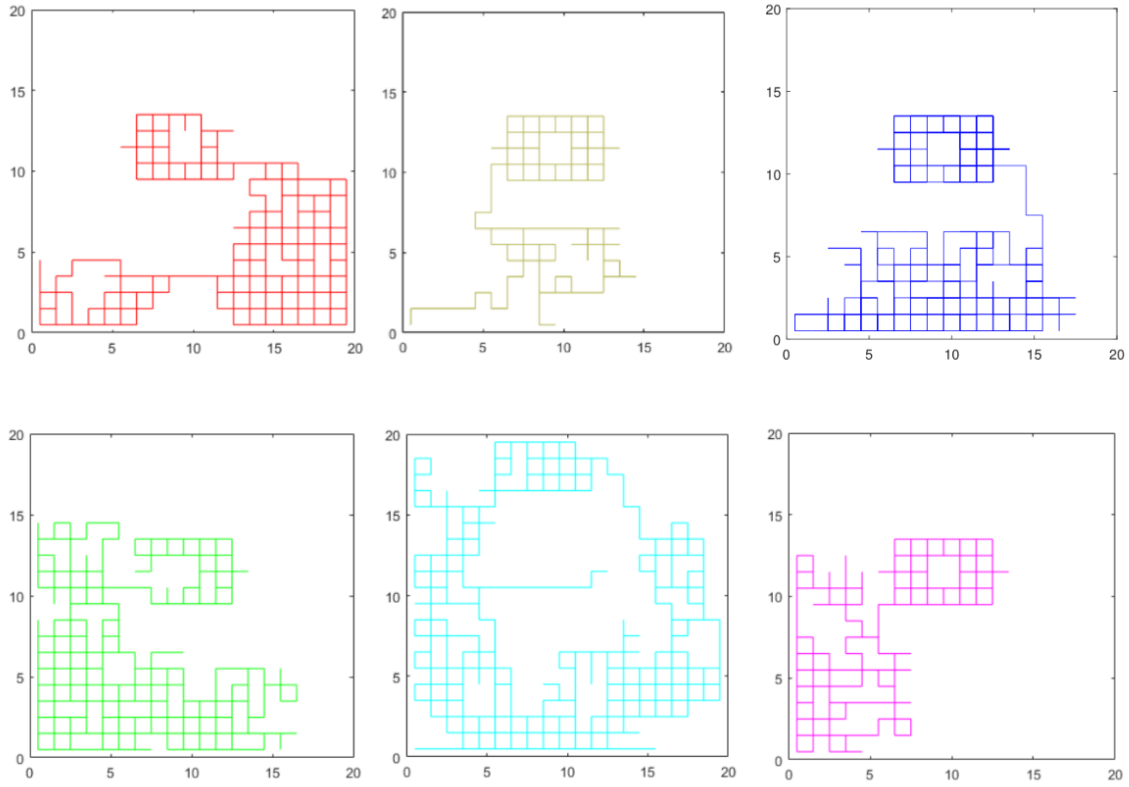


图 4-3 群体机器人利用该框架对静态单目标进行搜索和围捕的轨迹图

总而言之，通过上述对整个目标搜索与围捕过程的观察和分析，本节初步验证了所提框架的基本性能。此外，值得一提的是，在整个任务中，信息素作为机器人的间接沟通的媒介发挥了至关重要的作用。信息素是群体行为的产物，它促使机器人分散覆盖该区域，发现目标后再引导机器人进行聚集。在共识主动性机制中，这一现象被解释为利用群体智慧促进个体行为，也被称为“群体智能”。

4.3 动态单目标搜索和围捕

为了进一步验证所提出的方法对动态目标搜索与围捕的可行性，本文在含有障碍物的环境中对动态单目标进行了仿真实验。实际上在现实环境中，更多情况下的目标较为智能，并不会静止在原地等待被捕获，因此对于动态目标围捕的性能是极为重要的。在本节的仿真中，目标用“★”表示，群体机器人用不同颜色的“●”表示。此外，目标被赋予了一定的运动能力，即从静态到动态的转换。目标的运动范围被限制在狭窄的通道内，具体来说是在坐标(6.5,11.5)和(12.5,11.5)之间的往复运动。为了更好地说明动态目标对搜索和诱捕任务的影响，目标数量和机器人数量保持不变。障碍物为灰色阴影区域，其余参数与上一节保持一致。

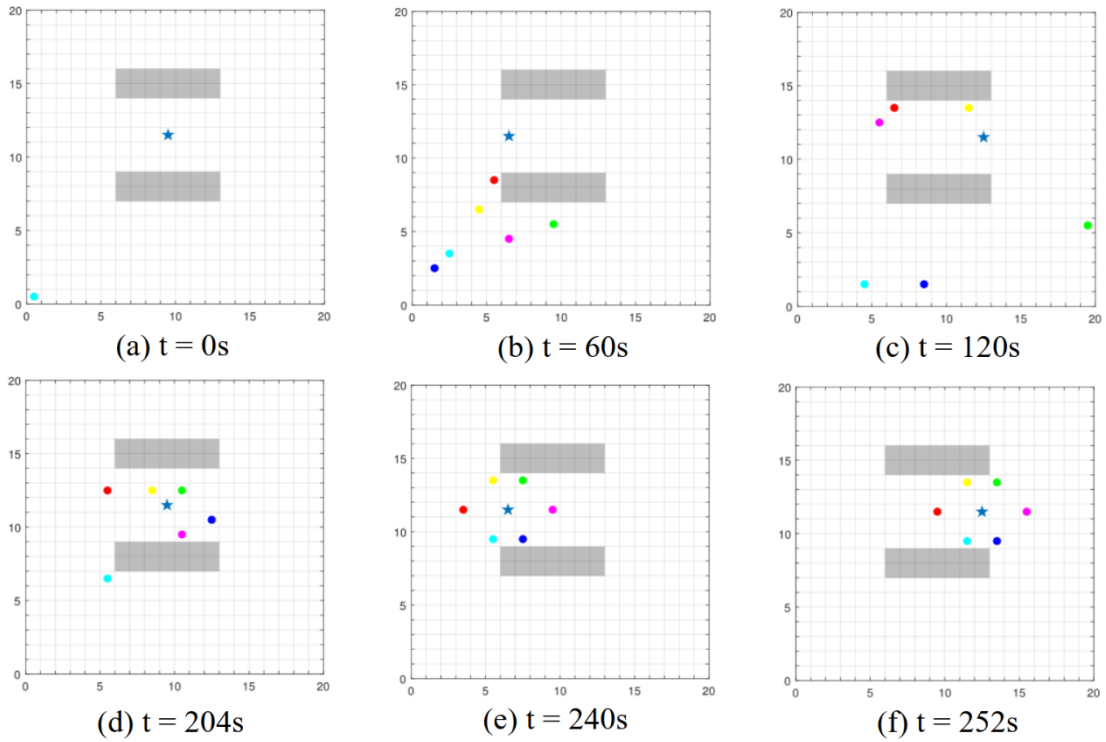


图 4-4 群体机器人利用该框架对动态单目标进行搜索和围捕的过程图

图 4-4 展示了群体机器人利用本文提出的框架对动态单目标的搜索和围捕过程。具体流程如下，图 4-4(a)~(b)展示了群体机器人依次从左下角基地出发，并利用改进的反蚁群算法开始对环境进行探索，并留下信息素来帮助其余围捕机器人向不同方向进行探索。与前一个场景的实验类似，机器人最初根据自己的经验和群体的经验更新移动方向，以探索未知区域。不同的是，当 $t = 60s$ 时，群体中有一个机器人已经找到了动态目标，比静态目标场景早了约 40 秒。产生这一现象的主要原因可以解释为，随着目标的运动范围的增大，群机器人在搜索的早期就有更大的概率找到目标。显然，如果目标没有从坐标 $(9.5, 11.5)$ 移动到 $(6.5, 11.5)$ ，红色“●”所代表的机器人此时将无法检测到目标。

图 4-4(c)展示了在 $t = 120s$ 时，在部分机器人找到目标后，它周围的机器人很容易被引导到目标周围区域。相反，一些被障碍物隔离的机器人，比如绿色“●”所代表的机器人，会移动到空间的边缘，因为它们无法检测到同伴释放的跟踪信息素。值得注意的是，如图 4-4(d)所示，由于目标是运动的，检测到目标的机器人会跟着目标一起移动，并释放跟踪信息素用来引导其他机器人到达目标周围。

图 4-4(e)和 4-4(f)展示了群体机器人利用基于插值隐函数的分层基因调控网络模型对目标进行包围。可以看到，当目标运动时，在含有障碍物的环境下，群体机器人也能很好对动态目标进行围捕。

此外，如上小节一样，本小节也进行了多次试验，并对群体机器人的移动轨迹进

行了绘制，如图 4-5 所示。总体来说，针对动态目标的搜索与围捕，其轨迹相对于静态目标更少一些，这是因为动态目标活动范围更大，更易被群体机器人所发现。值得注意的是，在动态单目标的实验中，地图的右上角往往并没有存在对应的信息素，这意味着该区域并无机器人到达进行探索，其背后的原因是因为目标在地图中间做横向运动，这导致了群体机器人在往右上角移动的过程中非常容易就可以在其感知范围内检测到目标或者其余机器人留下来的跟踪信息素，从而脱离目标搜索阶段，并加入到跟踪/围捕任务当中去。

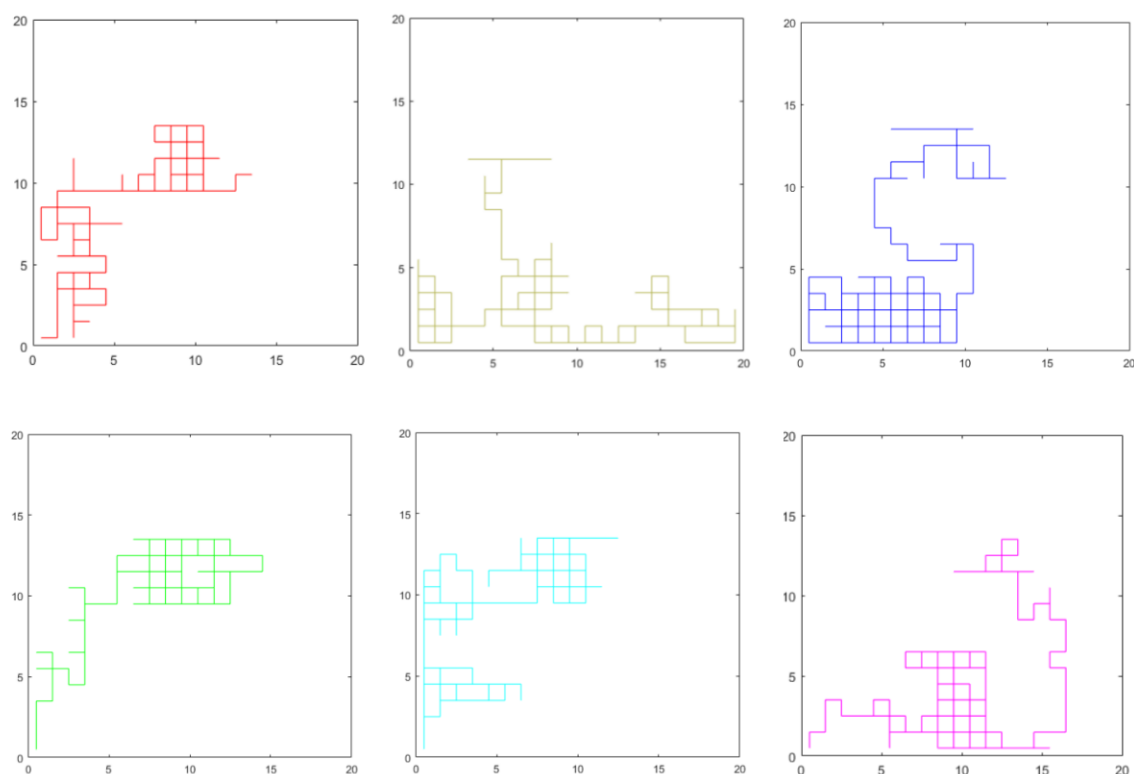


图 4-5 群体机器人利用该框架对动态单目标进行搜索和围捕的轨迹图

由此可见，该框架针对动态的目标场景，其搜索目标的效率更高，可以在更短的时间内完成对目标的搜索和围捕任务，但同时也会导致对地图的探索不够彻底。

4.4 动态多目标搜索和围捕

在自然界中，当被捕获的猎物是一个群体时，经常会发生群体分裂行为，一个大群体分裂成几个子群体^[73]。这种群体分裂行为无疑是有利于猎物逃脱的，因为它对捕食者群体在母模式和多个子模式之间进行模式转换提出了更高的要求。因此，研究不同围捕模式之间的动态转换具有重要意义。

为了模拟自然界中群体分裂的行为并验证所提出的方法对复杂围捕任务的可行性，本文进一步设置了一个更具有挑战性的场景。具体如下，群体机器人需要先受

限环境下围捕多个目标，然后多个目标将会向四周逃逸，群体机器人需要在受限环境下对多目标进行重新进行分配和围捕。在该场景下，目标用“★”表示，群体机器人分别用不同颜色的“●”表示，所需要围捕的目标个数被设置为 4 个，初始位置设置为 (9.5,9.5), (9.5,10.5), (10.5,9.5), (10.5,10.5)。为了确保有足够的群体机器人来执行这项任务，它们的数量被设置为 12 个。同时，设置了三个灰色障碍区域来干扰机器人的运动。目标和机器人的速度与之前的实验保持一致。

为了更好地展示群体分裂效应，本节在一开始将目标群体设置为静止状态，只有当目标群体被机器人包围时，目标群体才开始分裂并逃跑。目标轨迹的定义如下：其中两个将走向区域的顶部(9.5,10.5), (10.5,10.5), (9.5,16.5), (10.5,16.5)，而剩余两个将分别朝着左下角(9.5,9.5), (3.5,3.5)和右下角(10.5,9.5), (16.5,3.5)。

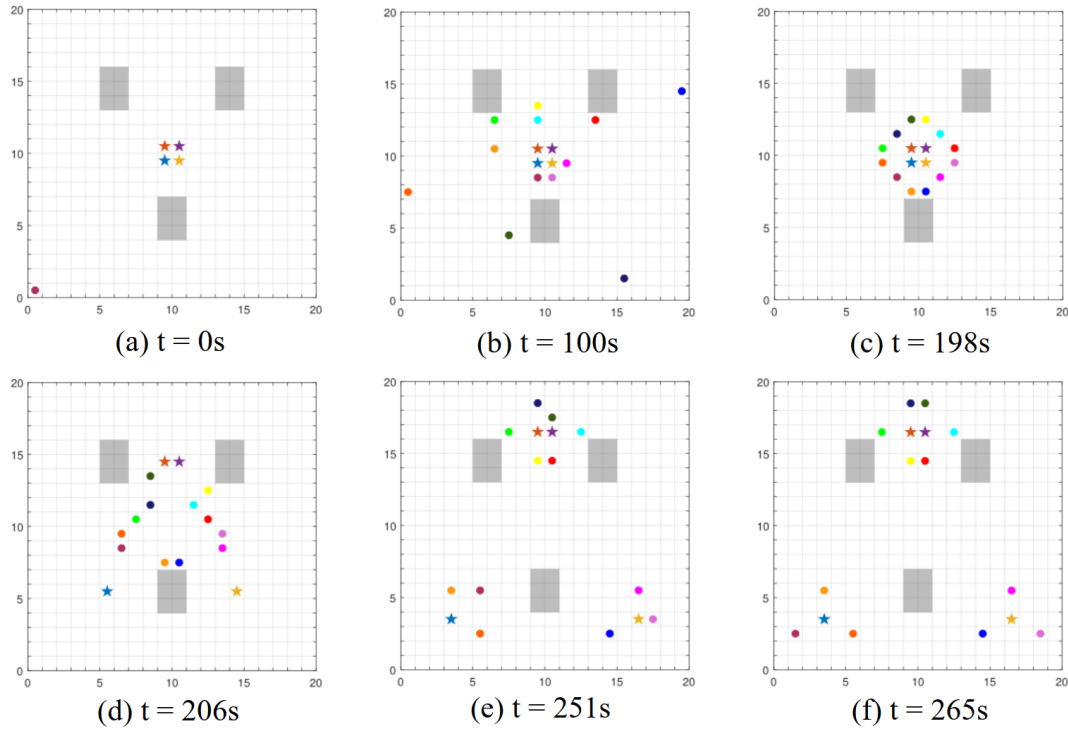


图 4-6 群体机器人利用该框架对动态多目标进行搜索和围捕

图 4-6 展示了群体机器人利用本文提出的框架在该环境下对动态多目标进行围捕的过程。图 4-6(a)~(c)展示了群体机器人利用反蚁群算法对未知多目标进行搜索和围捕的过程。在这个时刻，这四个目标可以看作是一个大目标，因为它们互相之间距离非常近，包围它们需要形成一个大的包围圈。

图 4-6(d)展示了当 $t=206s$ 时，目标开始向不同方向逃逸的场景，由于群体机器人的躲避策略使得群体机器人被“推”离目标，就像人工势场法中的斥力效应一样^[64]，此时群体机器人跟踪阶段再次激活。

如图 4-6(e)~(f)所示，目标逐渐脱离了原先的包围模式，群体机器人此时需要根

据目标位置的改变重新调整运动方向。值得一提的是，此时目标在分裂后已经相距很远了，在这种情况下，使用有限数量的机器人形成一个大的包围圈来包围所有目标显然是困难的。因此，群体机器人利用地图上的信息素信息和目标相对位置作为输入，重新创建若干个子模式，完成了围捕任务。这种根据目标位置变化而动态调整整个群体围捕模式的行为，体现了所提框架的灵活性，也为未来该框架在智能集群作战领域的相关应用做了些许铺垫。

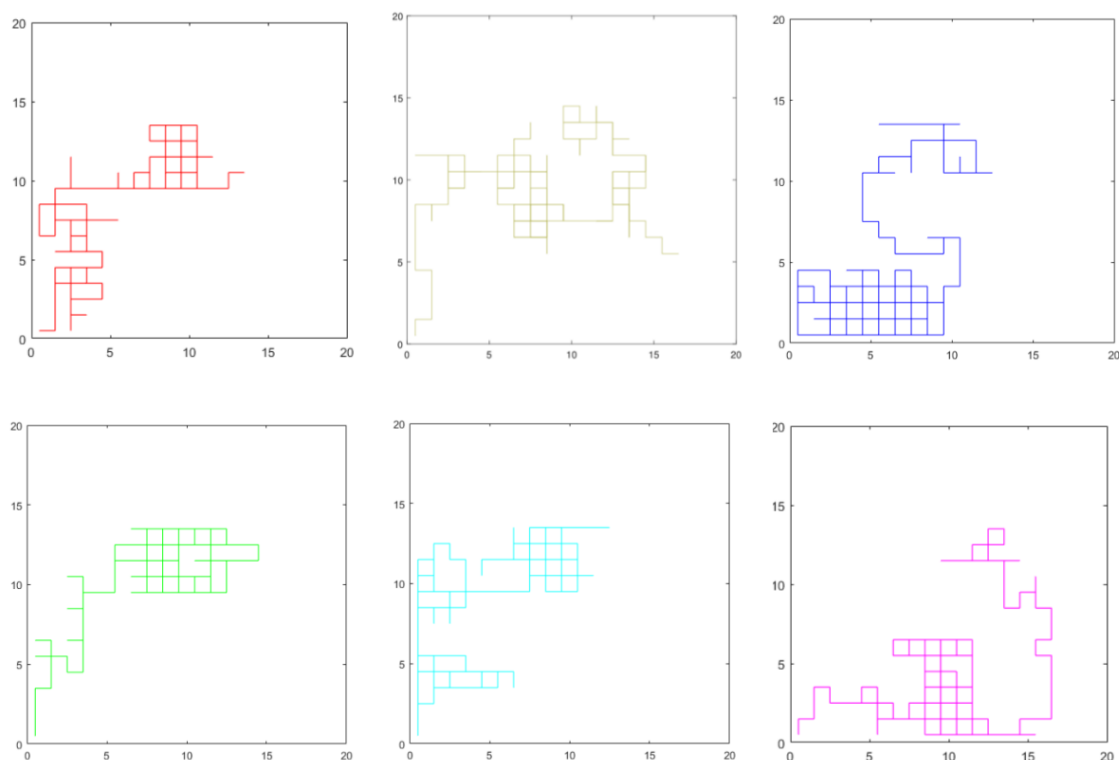


图 4-7 群体机器人利用该框架对动态多目标进行搜索和围捕轨迹图(上)

此外，本文还进行了多次重复试验，并且绘制了该小节中 12 个机器人各自的运动轨迹，如图 4-7 和图 4-8 所示。从图中可以发现，由于该场景下的障碍物较为稀少，且比较分散，所以纵使目标在该场景的初始阶段是处于静止状态的，整个机器人群体还是可以很快地找到目标群的所在。显然，这也与用与搜索的机器人个数的提升也有关，相应的参数讨论则将在下一节进行介绍。另外值得一提的是，由图 4-7 的第 2 幅图（从上至下从左至右）、图 4-8 的第 1 幅图、图 4-8 的第 6 幅图可明显地发现，当目标进行逃离的时候，部分原本就在目标逃离方向上的机器人可以很容易地跟踪住目标，并且重新进入围捕模式，这得益于其优越的相对位置。

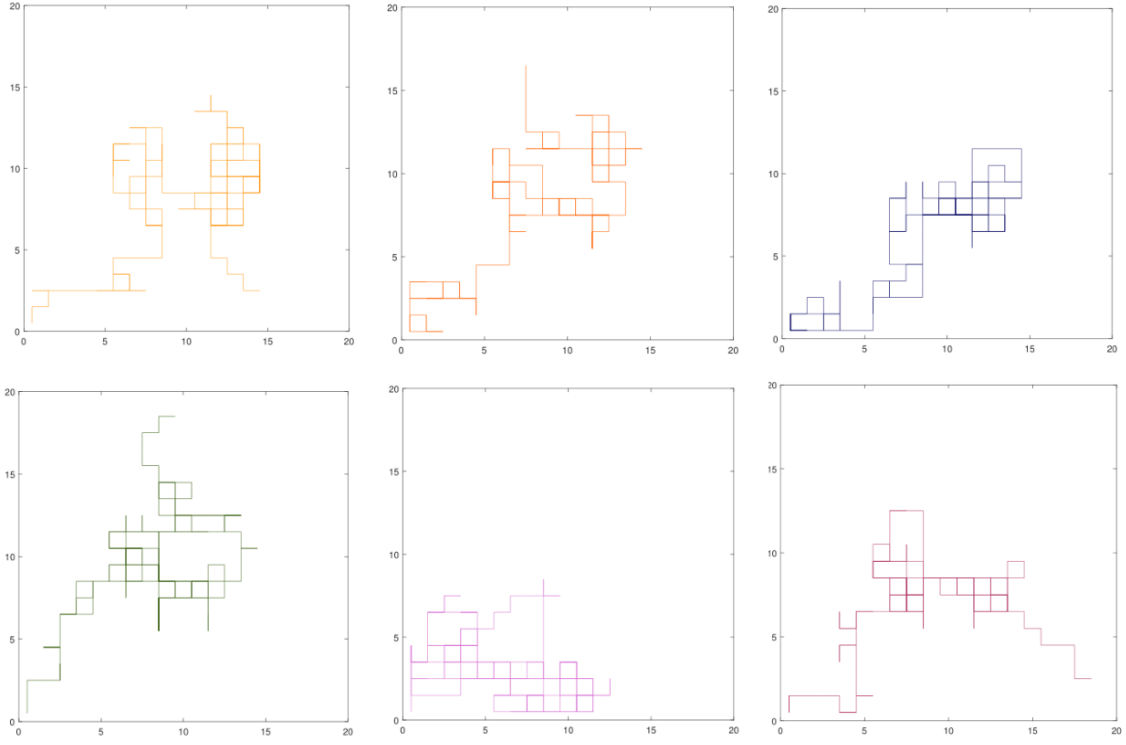


图 4-8 群体机器人利用该框架对动态多目标进行搜索和围捕轨迹图(下)

综上所述，本小节的实验验证了本文所提框架的灵活性和适应性。群体机器人可以根据环境和目标状态的变化动态调整自己的行为。

4.5 评价指标与实验分析

为了评估所提出的框架的性能，本文提出了三个评价指标。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。区域覆盖率越高，则表示该区域被探索得越完备，未知信息越少，反之则越多。 C_r 计算公式如下：

$$C_r = \frac{\sum_{g=1}^n \sum_{h=1}^n \text{check}(x_g, y_h)}{n^2} \quad (4-1)$$

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

首先，针对目标搜索与围捕问题，本文讨论了 4.2 节实验场景下不同群体机器人数量对区域覆盖率 C_r 的影响。如图 4-9 所示，在目标搜索与围捕过程中，区域覆盖率随时间不断上升，且参与任务的机器人数量越多，整体的区域覆盖率越大，这也较为符合客观直觉。参与执行任务的个体越多，往往前期的效率越高，但是当个体的数量到达一定值的时候，其提升作用反而不太明显，这是因为过于密集的群体机器人由于其邻域避碰原则，有时候会干扰到邻域机器人的移动，导致区域覆盖效率的降低。

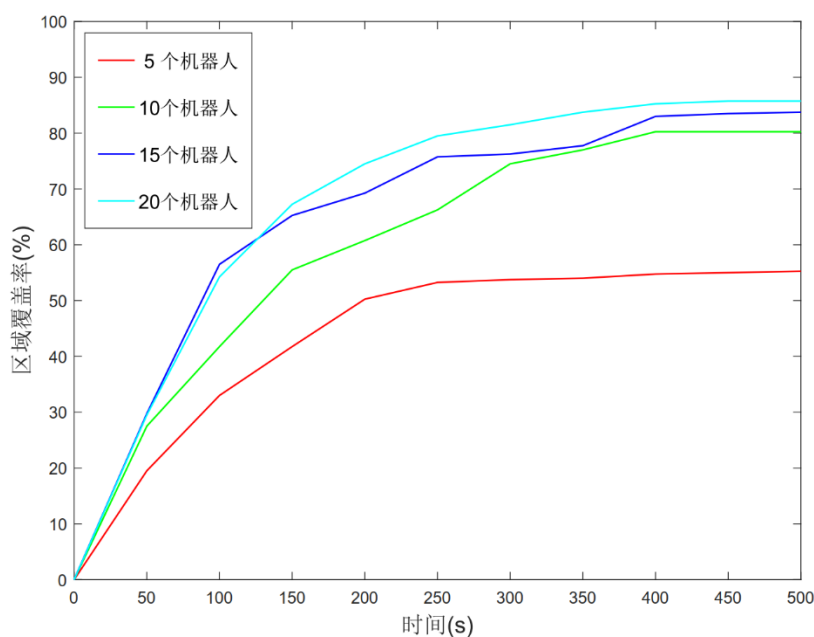


图 4-9 不同数量下群体机器人区域覆盖率随时间变化的曲线

此外，为了更显著地对地图中的信息素浓度进行观察，一般使用热力图来对其进行描述，本文针对 4.2 节实验场景下群体智能机器人的移动情况，将其所构建的探索信息素地图进行了描绘，如图 4-10 所示，实验运行时间被限定为 500 秒。其中深蓝色代表该处信息素浓度为 0，黄色则代表信息素浓度较高。图上中央部分信息素浓度基本为 0，周围区域则被探索得较为完备（部分被探索过的区域也会随着信息素蒸发作用慢慢地变为未探索的区域）。

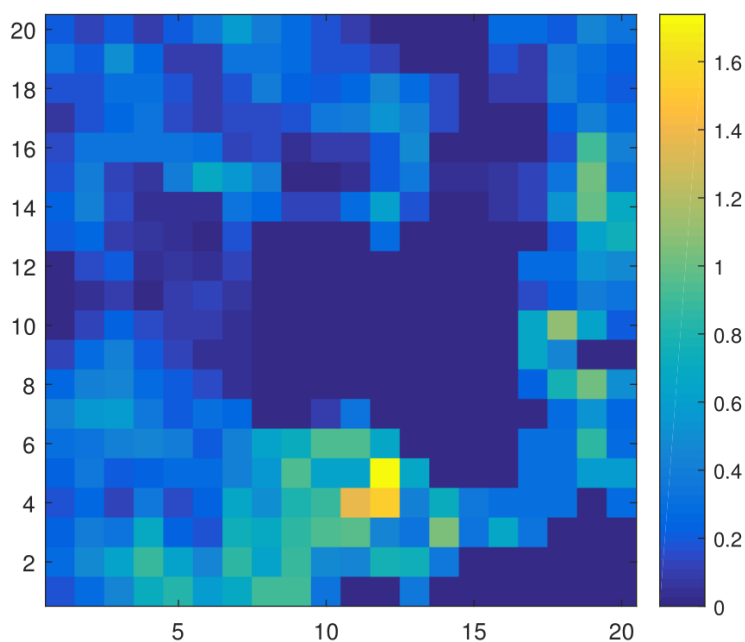


图 4-10 不同数量下群体机器人区域覆盖率随时间变化的曲线

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:

$$D_r = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^6 Trap(m,l)}{6 \times M} \quad (4-2)$$

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。

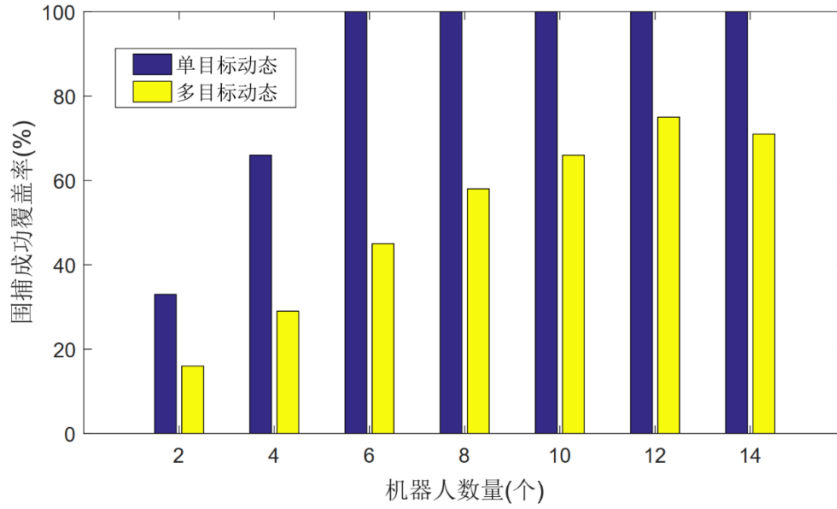


图 4-11 不同数量下群体机器人围捕成功覆盖率随机器人数量变化的柱状图

图 4-11 统计了不同机器人数量阈值下围捕成功覆盖率 D_r 的情况,实验场景与 3.2 节和 3.3 节保持一致,最大运行时间 $T = 300s$ 。由图 4-11 可见,动态单目标场景下,围捕成功覆盖率随着机器人数量的增大而增大,且在机器人数量为 6 的时候达到最大值。同时,在动态多目标场景下,围捕成功覆盖率在机器人数量为 12 的时候为最大值。值得一提的是,在机器人数量为 14 时,围捕成功覆盖率反而出现了下降,这是因为当机器人数量达到一定值的时候,场景障碍物以及机器人之间的避碰措施反而会影响机器人围捕目标的效率,以至于在到达最大运行时间的时候部分机器人未能实现对目标的围捕。

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:

$$E_d = \frac{\sum_{i=1}^{n_r} Dis(i)}{n_r} \quad (4-3)$$

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。

针对目标搜索与围捕问题,本文将所提框架 IIACS-PH-GRN 与前人所提的反蚁

群系统算法（Inverse Ant System-Based Surveillance System, IAS-SS）^[71]进行了对比。IAS-SS 算法的实验参数与文章^[71]保持一致，也和 H-GRN 模型进行融合以获得围捕功能，具体参数和本文中提出的 IIACS-PH-GRN 模型中用到的 H-GRN 模型的参数保持一致。机器人数量分别设定为 6 个和 12 个。实验场景与 3.2 节和 3.3 节保持一致，独立运行了 20 次，统计平均围捕距离 E_d 的数值并取平均值，实验结果如图 4-12 所示。

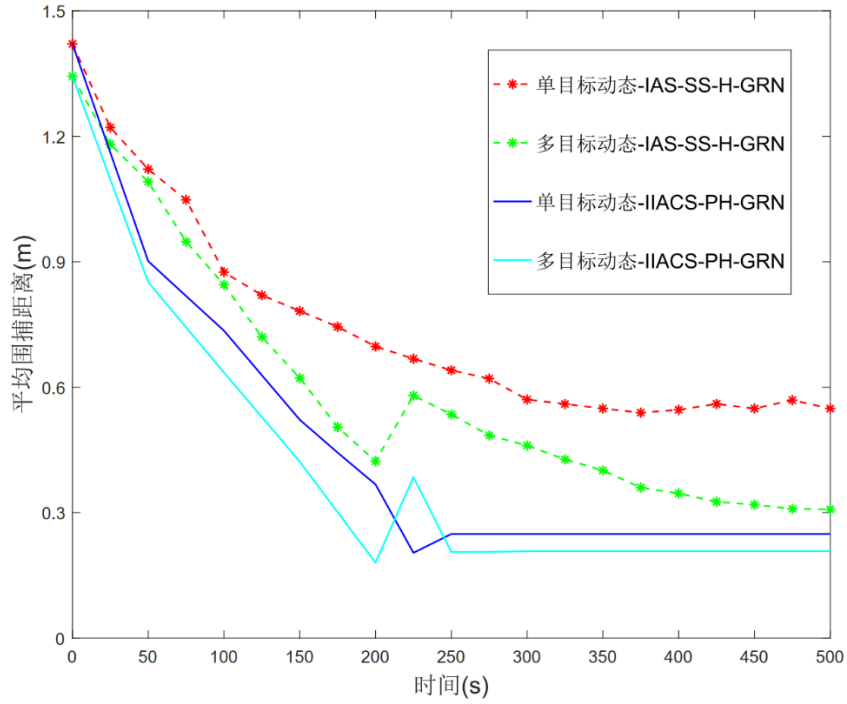


图 4-12 不同场景下应用两种算法时平均围捕距离随时间变化的曲线

由图 4-12 可知，在整个实验过程中平均围捕距离随着时间逐渐减小，本文所提的 IIACS-PH-GRN 框架较 IAS-SS-H-GRN 算法可以获得更小的平均围捕距离。这主要是由于本文提出的方案中多类信息素的加入可以帮助群体机器人更早地实现聚集，并开始围捕目标。跟踪信息素的引导作用是最为重要的，能够帮助还未找到目标的机器人及时沿着信息素的路径到机器人同伴附近。此外，在多目标场景中平均围捕距离 E_d 的突然增大是目标们的突然“逃逸”所导致的。

此外，IIACS-PH-GRN 和 IAS-SS-H-GRN 在第二个评价指标围捕成功覆盖率 D_r 上的表现如图 4-13 所示。IIACS-PH-GRN 较 IAS-SS-H-GRN 具有更高的围捕成功覆盖率，且在两个场景中均能更快地完成围捕任务。多类信息素的假如帮助整个算法提高了效率。

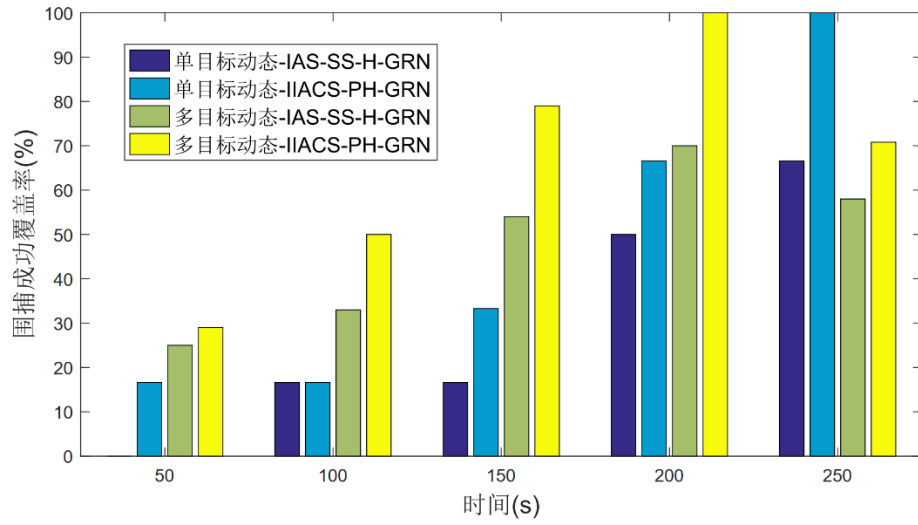


图 4-13 不同场景下应用两种算法时围捕成功覆盖率随时间变化的曲线

综上所述,本文所提出的群体机器人目标搜索和围捕框架相较于传统算法具有更好的性能。

4.6 本章小结

本章主要介绍了所提的基于共识主动性的群体机器人目标搜索与围捕框架在静态单目标场景、动态单目标场景、动态多目标场景下的仿真实验结果。针对实验中机器人的移动以及其背后的原因进行了具体分析,并通过提出区域覆盖率、平均围捕距离以及围捕成功覆盖率等评价指标验证了所提框架的优越性。与传统的方法进行对比,所提框架更好地实现了在通信受限与环境信息未知情况下的目标搜索与围捕任务,且展现出了良好的鲁棒性与灵活性。

第5章 总结与展望

5.1 本文总结

本文研究了通信受限和环境信息未知条件下的目标搜索与围捕问题。提出了一种基于共识主动性机制的多目标搜索与围捕框架。该框架考虑了现实世界中群体机器人的一些约束条件，非常适合于通信受限、障碍物和目标信息未知、单个机器人计算能力有限的情况。本文的主要贡献如下：

- 1) 受自然界中生物集群行为的启发，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框架，实现了在通信受限和环境信息未知条件下的对动态多目标的搜索与围捕。
- 2) 提出了一种改进的反蚁群算法，克服了原 H-GRN 网络模型需要输入全局信息的问题，利用信息素实现了群机器人的自主协作。
- 3) 改进了径向基隐函数与 H-GRN 网络模型结合的方式，以信息素为媒介自动生成径向基隐函数所需的特征点，克服了原径向基隐函数需要人工输入特征点的缺点。
- 4) 提出了分类信息素的概念，利用多种信息素来进行群机器人的协作，并在多种环境下进行了仿真实验。
- 5) 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。

5.2 未来展望

群体智能机器人作为一个新兴的研究方向目前仍处于一个高速发展的阶段，很多重要的研究成果也在不断地涌现而出。但值得注意的是，目前的研究工作也存在着很多亟待解决的问题。本文的后续研究工作将主要集中在以下几点：

- 1) 机器人实机实验。目前本文的工作仅处于仿真阶段，关于现实环境中存在的各类干扰情况如路面不平整、风力影响等都尚未做考虑。此外，机器人的硬件结构设计以及对信息素载体的选择都将是需要解决的难题。因此，下一步将在实验室现实环境下利用 Kilobot 等实体机器人平台来验证所提框架的有效性。

- 2) 更丰富的实验场景。未来将针对性地设计更加全面的仿真场景，通过在不同的场景下观察群体智能机器人运行的情况，针对其中所出现的一些问题研究其原因，最终提出更有效的群体智能机器人行为映射机制。
- 3) 算法优化与参数自适应调整。在未来，群体机器人的能力将会不断提升，本文所考虑的群体机器人运动方向可以由 4 个转变为 8 个甚至 16 个，以提升机器人运动过程的灵活性。此外，还应研究在不同场景下模型参数的自适应调节策略，通过吸收各类新型群体智能算法的优点来改进群体智能机器人系统，从而提高整个模型的围捕与搜索效率，以更好地适应复杂多变的环境。

参考文献

- [1] 段海滨, 邱华鑫, 陈琳,等. 无人机自主集群技术研究展望[J]. 科技导报, 2018, 36(21):90-98.
- [2] 缪志强. 自主移动机器人运动控制与协调方法研究:[湖南大学博士学位论文].长沙:湖南大学, 2016:1-14.
- [3] 毛昱天, 陈杰, 方浩,等. 连通性保持下的多机器人系统分布式群集控制[J]. 控制理论与应用, 2014, 31(10):1393-1403.
- [4] Nembrini J. Minimalist coherent swarming of wireless networked autonomous mobile robots[R]. University of the West of England, 2005
- [5] Parker L E, Touzet C. Multi-robot learning in a cooperative observation task[M]//Distributed autonomous robotic systems 4. Springer, Tokyo, 2000: 391-401.
- [6] Kim J, Park J, Yang S, et al. Establishment of a fabrication method for a long-term actuated hybrid cell robot[J]. Lab on a Chip, 2007, 7(11): 1504-1508.
- [7] Wei H, Cai Y, Li H, et al. Sambot: A self-assembly modular robot for swarm robot[C]//2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2010: 66-71.
- [8] Magdanz V, Sanchez S, Schmidt O G. Development of a sperm-flagella driven micro-bio-robot[J]. Advanced Materials, 2013, 25(45): 6581-6588. Cui Z, Gao X. Theory and applications of swarm intelligence[J]. 2012.
- [9] Neshat M, Adeli A, Sepidnam G, et al. A review of artificial fish swarm optimization methods and applications[J]. International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems, 2017, 5(1).
- [10] Duarte M, Gomes J, Costa V, et al. Application of swarm robotics systems to marine environmental monitoring[C]//OCEANS 2016-Shanghai. IEEE, 2016: 1-8.
- [11] Hameed I A. Motion planning for autonomous landmine detection and clearance robots[C]//2016 International Workshop on Recent Advances in Robotics and Sensor Technology for Humanitarian Demining and Counter-IEDs (RST). IEEE, 2016: 1-5.
- [12] Carrillo-Zapata D, Milner E, Hird J, et al. Mutual shaping in swarm robotics: User studies in fire and rescue, storage organization, and bridge inspection[J]. Frontiers in Robotics and AI, 2020, 7: 53.
- [13] Tak M H, Joo Y H. Behavior control algorithm for space search based on swarm

robots[J]. The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers, 2011, 60(11): 2152-2156.

[14] Reddy A H, Kalyan B, Murthy C S N. Mine rescue robot system—a review[J]. Procedia Earth and Planetary Science, 2015, 11: 457-462.

[15] Cao Y U, Kahng A B, Fukunaga A S. Cooperative mobile robotics: Antecedents and directions[M]//Robot colonies. Springer, Boston, MA, 1997: 7-27.

[16] Rubenstein M, Cornejo A, Nagpal R. Programmable self-assembly in a thousand-robot swarm[J]. Science, 2014, 345(6198): 795-799.

[17] Alfeo A L, Cimino M G C A, De Francesco N, et al. Swarm coordination of mini-UAVs for target search using imperfect sensors[J]. Intelligent Decision Technologies, 2018, 12(2): 149-162.

[18] 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.

[19] Patil D A, Upadhye M Y, Kazi F S, et al. Multi robot communication and target tracking system with controller design and implementation of swarm robot using arduino[C]//2015 International Conference on Industrial Instrumentation and Control (ICIC). IEEE, 2015: 412-416.

[20] Hoeing M, Dasgupta P, Petrov P, et al. Auction-based multi-robot task allocation in comstar[C]//Proceedings of the 6th international joint conference on autonomous agents and multiagent systems. 2007: 1-8.

[21] Oh H, Shiraz A R, Jin Y. Morphogen diffusion algorithms for tracking and herding using a swarm of kilobots[J]. Soft Computing, 2018, 22(6): 1833-1844.

[22] Peng X, Zhang S, Huang Y. Pattern formation in constrained environments: A swarm robot target trapping method[C]//2016 International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics (ICARM). IEEE, 2016: 455-460.

[23] J. Cortes, S. Martinez, T. Karatas, F. Bullo, Coverage control for mobile sensing networks 20 (2) (2002) 243–255

[24] 李磊, 王彤, 胡勤莲, 等. DARPA 拒止环境中协同作战项目白军网络研究[J]. 航天电子对抗, 2018, 34(6): 54-59.

[25] Beni G, Wang J. Swarm intelligence in cellular robotic systems[M]//Robots and biological systems: towards a new bionics?. Springer, Berlin, Heidelberg, 1993: 703-712.

[26] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks. IEEE, 1995, 4: 1942-1948.

- [27] Passino K M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control[J]. IEEE control systems magazine, 2002, 22(3): 52-67.
- [28] Eusuff M M, Lansey K E. Optimization of water distribution network design using the shuffled frog leaping algorithm[J]. Journal of Water Resources planning and management, 2003, 129(3): 210-225.
- [29] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. Technical report-tr06, Erciyes university, engineering faculty, computer engineering department, 2005.
- [30] Mirjalili S, Lewis A. The Whale Optimization Algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, Vol. 95, p51-67.
- [31] Correll N, Martinoli A. Robust distributed coverage using a swarm of miniature robots[C]//Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2007: 379-384.
- [32] B. Kuipers, Y. Byun, A robot exploration and mapping strategy based on a semantic hierarchy of spatial representations, Robotics and Autonomous Systems 8 (1991) 47–63.
- [33] Y. Gabriely, E. Rimon, Spanning-tree based coverage of continuous areas by a mobile robot 31 (1) (2001) 77–98.
- [34] A. Renzaglia, L. Doitsidis, A. Martinelli, E. B. Kosmatopoulos, Adaptive-based distributed cooperative multi-robot coverage (2011) 468–473.
- [35] I. Rekleitis, V. Leeshue, A. P. New, H. Choset, Limited communication, multi-robot team based coverage 4 (2004) 3462–3468.
- [36] Wang Q, Zhang H. A Self-Organizing Area Coverage Method for Swarm Robots Based on Gradient and Grouping[J]. Symmetry, 2021, 13(4): 680.
- [37] C. S. Kong, N. A. Peng, I. Rekleitis, Distributed coverage with multi-robot system (2006) 2423–2429.
- [38] J. M. Palaciosgasos, E. Montijano, C. Sagues, S. Llorente, Distributed coverage estimation and control for multirobot persistent tasks, IEEE Transactions on Robotics 32 (6) (2016) 1444–1460.
- [39] Calvo R, de Oliveira J R, Figueiredo M, et al. Inverse aco applied for exploration and surveillance in unknown environments[C]//COGNITIVE 2011, the Third International Conference on Advanced Cognitive Technologies and Applications. 2011.
- [40] Scaramuzza D, Achtelik M C, Doitsidis L, et al. Vision-controlled micro flying robots: from system design to autonomous navigation and mapping in GPS-denied

environments[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2014, 21(3): 26-40.

[41] Mohta K, Sun K, Liu S, et al. Experiments in fast, autonomous, GPS-denied quadrotor flight[C]//2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2018: 7832-7839.

[42] Alonso-Mora J, Breitenmoser A, Rufli M, et al. Multi-robot system for artistic pattern formation[C]//2011 IEEE international conference on robotics and automation. IEEE, 2011: 4512-4517.

[43] B. B. Erkin, S. Onur, S. Erol, A review: Pattern formation and adaptation in multi-robot systems, Robotics Institute.

[44] H. Xie, M. Sun, X. Fan, Z. Lin, W. Chen, L. Wang, L. Dong, Q. He, Reconfigurable magnetic microrobot swarm: Multimode transformation, locomotion, and manipulation, Science Robotics 4 (28).

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

[46] S. Zhang, M. Liu, X. Lei, Y. Huang, F. Zhang, Multi-target trapping with swarm robots based on pattern formation, Robotics and Autonomous Systems 106 (2018) 1–13.

[47] Y. Yuan, Z. Fan, X. Zhu, M. Wu, L. Ma, T. Fang, Z. Wang, W. Bao, Y. Zhou, H. Chen, et al., TH-GRN model based collective tracking in confined environment. (2019) 33–43.

[48] L. Consolini, F. Morbidi, D. Prattichizzo, M. Tosques, Leader-follower formation control of nonholonomic mobile robots with input constraints.

[49] 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. IEEE, 2010, 1: 71-75.

[50] Tang Q, Xu Z, Yu F, et al. Dynamic target searching and tracking with swarm robots based on stigmergy mechanism[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2019, 120: 103251.

[51] Dorigo M. Optimization, learning and natural algorithms[J]. Ph. D. Thesis, Politecnico di Milano, 1992.

[52] Dorigo M, Bonabeau E, Theraulaz G. Ant algorithms and stigmergy[J]. Future Generation Computer Systems, 2000, 16(8): 851-871.

[53] Chu S C, Roddick J F, Pan J S. Ant colony system with communication strategies[J]. Information sciences, 2004, 167(1-4): 63-76.

- [54] Jun-man K, Yi Z. Application of an improved ant colony optimization on generalized traveling salesman problem[J]. Energy Procedia, 2012, 17: 319-325.
- [55] 杨思明, 王凤军. 遗传算法与分枝定界法求解 TSP 研究 Research on Solving TSP with Genetic Algorithm or Branch and Bound Method[J]. Computer Science and Application, 2020, 10: 1609.
- [56] 江贺, 张宪超, 车皓阳, 等. 带多项式量级约束条件的多商品流 BWTSP 线性规划[J]. 计算机研究与发展, 2007, 44(10): 1796.
- [57] Chauhan C, Gupta R, Pathak K. Survey of methods of solving tsp along with its implementation using dynamic programming approach[J]. International journal of computer applications, 2012, 52(4).
- [58] Ikemoto Y, Hasegawa Y, Fukuda T, et al. Gradual spatial pattern formation of homogeneous robot group[J]. Information Sciences, 2005, 171(4): 431-445.
- [59] Chen T, He H L, Church G M. Modeling gene expression with differential equations[M]//Biocomputing'99. 1999: 29-40.
- [60] 郭园. 基于SMA的复合驱动仿生肘关节设计与动力学分析[D]. 重庆交通大学.
- [61] Jin, Yaochu, and Yan Meng. "Morphogenetic robotics: An emerging new field in developmental robotics." IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2011, 41(2): 145-160.
- [62] Edwards D B, Bean T A, Odell D L, et al. A leader-follower algorithm for multiple AUV formations[C]//2004 IEEE/OES Autonomous Underwater Vehicles (IEEE Cat. No. 04CH37578). IEEE, 2004: 40-46.
- [63] Tan K H, Lewis M A. Virtual structures for high-precision cooperative mobile robotic control[C]//Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IROS'96. IEEE, 1996, 1: 132-139.
- [64] Hou S P, Cheah C C. Multiplicative potential energy function for swarm control[C]//2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2009: 4363-4368.
- [65] Guo H, Meng Y, Jin Y. Analysis of local communication load in shape formation of a distributed morphogenetic swarm robotic system[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation. IEEE, 2010: 1-8.
- [66] Guo H, Meng Y, Jin Y. Self-adaptive multi-robot construction using gene regulatory networks[C]//2009 IEEE Symposium on Artificial Life. IEEE, 2009: 53-60.
- [67] A. M. Turing, The chemical basis of morphogenesis, Bulletin of Mathematical

Biology 52 (1) (1990) 153–197.

[68] 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

[69] Dinh H Q, Turk G, Slabaugh G. Reconstructing surfaces by volumetric regularization using radial basis functions[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2002, 24(10): 1358-1371.

[70] Nwamae B. B. Solving Travelling Salesman Problem (TSP) Using Ant Colony Optimization (ACO)[J]. International Journal of Engineering and Technical Research, 2018, V7(7).

[71] J. R. Oliveira, R. Calvo, and R. A. F. Romero, “Integration of virtual pheromones for mapping/exploration of environments by using multiple robots,” in 5th IEEE RAS/EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics, 2014, pp. 835–840

[72] D. Hahnel, W. Burgard, D. Fox, K. P. Fishkin, M. Philipose, Mapping and localization with RFID technology 1 (2004) 1015–1020.

[73] N. O. Handegard, K. M. Boswell, C. C. Ioannou, S. P. Leblanc, D. B. Tjøstheim, I. D. Couzin, The dynamics of coordinated group hunting and collective information transfer among schooling prey, Current biology 22 (13) (2012) 1213–1217.

[74] Want R. An introduction to RFID technology[J]. IEEE pervasive computing, 2006, 5(1): 25-33.

攻读硕士学位期间主要的工作成果

一、发表的学术论文

(一) 已见刊或录用论文

- [1] 范衡,孙福赞,马培力,王诏君,石泽,李文姬,朱贵杰,李恪. 基于共识主动性的群体机器人目标搜索与围捕[J].北京理工大学学报(自然科学版)(正在审稿中, 二审部分修回)
- [2] Z. Fan, Z. Wang, W. Li, Y. Yuan, Y. You, Z. Yang, **F. Sun** and J. Ruan. 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)
- [3] Fan Z, Ruan J, Li W, You Y, Cai X, Xu Z, Yang Z, **Sun F**, Wang Z, Yuan Y. A learning guided parameter setting for constrained multi-objective optimization[C]//2019 1st International Conference on Industrial Artificial Intelligence (IAI). IEEE, 2019: 1-6.
- [4] Fan Z, Yang Z, Tang Y, Li W, Xu B, Wang Z, **Sun F**, Long Z, and Zhu G. An Improved Epsilon Method with M2M for Solving Imbalanced CMOPs with Simultaneous Convergence-Hard and Diversity-Hard Constraints[C]//Evolutionary Multi-Criterion Optimization: 11th International Conference, EMO 2021, Shenzhen, China, March 28–31, 2021, Proceedings 11. Springer International Publishing, 2021: 248-256.

二、专利

- [1] 一种基于卷积神经网络的变电站指针式仪表的识别方法. 发明人: 范衡; 安康; 姜涛; 邱本章; 朱贵杰; 卞新超; 孙福赞 申请号: CN20191143610.6 公开号: CN11092972.3A

致谢

在学校度过的时光总是显得非常短暂，转眼间就到了毕业的季节。在攻读硕士研究生的三年里，我收获了许多，包括深奥但有趣的专业知识，一起拼搏奋斗的友情与师生情，以及无数个在深夜里查阅文献苦苦钻研的瞬间。临别之际总是万般不舍，但更多的是心怀感激。

首先我要特别感谢我的导师，尊敬的范衡教授。从本文的选题、文献资料的收集以及到整个论文的撰写完毕，都离不开范衡教授的悉心指导与帮助。范衡教授是群体智能和进化计算领域的专家，而群体智能机器人与进化计算的研究贯穿了我整个研究生生涯。在三年的学习过程中，范老师严谨的治学态度深深地影响了我，也时时刻刻提醒着我做事需真抓实干，一步一个脚印。在实验室学习的时间里，范老师也不遗余力地为我们尽可能地提供一个好的实验和学习平台；在平时，范老师也会时时关注一些前沿的会议与讲座，给学生们提供外出学习的机会。

其次，我也要感谢汕头大学人工智能与机器人实验室的李文姬博士，朱贵杰博士，王诏君师兄，袁宇彤师兄，谢谢你们在科研上给予我的指导，以及生活中对我的关心。在实验室项目遇到困难的时候，你们总是可以挺身而出，手把手带着我攻坚克难，一些关于实验创新的想法亦是在与你们一次又一次的交流中提炼而出。同时，我也要感谢安康师兄，卞新超师兄，姜涛师兄，以及王原野同学，与你们一起在科技楼 NEO 实验室学习的日子我收获了很多快乐与满足，也明白了友情的弥足珍贵。同属于进化计算小组的杨知，龙周彬师弟，马培立师弟，林培涵师弟，以及李晓明师弟，感谢你们与我一路同行，也怀念那些一起熬夜肝项目书的日子，愿你们在未来都更进一步，拥有一个更美好的明天。此外，我还要感谢一下同寝室的室友梁贤臻和浦童刚，谢谢你们在日常生活中对我的照顾。

最后，感谢一直在背后默默支持我的家人与朋友，你们对我无条件的信任与支持是我一直努力向前的动力，也正是因为你们对我的关爱和鼓励，让我能够顺利完成我的学业。愿自己在未来做的更加好，遇到什么困难都要冲过去、闯过去，加油！

作者：孙福赞

2020 年 5 月 20 日