分类号:

单位代码: <u>10560</u>

密级:

汕頭大學 硕士学位论文

中文题名: 基于融合编队控制和基因调控网络的无人机 集群研究

英文题名: <u>Research on Unmanned Aerial Vehicle Swarm</u> <u>Based on Fusion Formation Control and Gene</u> <u>Regulation Network</u>

姓 名	石泽	学	뮺	152009095	
所在学院	工学院	导	师	范衠	
专 业	计算机技术	合作	导师		
入学日期	2020年10月9日	答辩	日期	2023年5月21日	

论文提交日期 二〇二三年 五月 十日

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: 五泽 日期: 2023 年 5 月 21 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: 石泽 日期: 2023 年 5 月 21 日

导师签名: 日期: _2023年_5月_21日



<u>硕士学位论文</u>

论文中文题目:基于融合编队控制和基因调控网络的无人机集群研究

- 论文英文题名: Research on Unmanned Aerial Vehicle Swarm Based on Fusion Formation Control and Gene Regulation Network
- 指 导 教 师:范衠
- 申 请 人:石泽

论文答辩委员会成员

主席:	肖刚	教授	(韩山师范学院数学与统计学院)
委员:	陈耀文	教授	(汕头大学工学院电子系)
	李兵	副教授	(汕头大学工学院电子系)
	崔岩	教授	(汕头大学工学院电子系)
	李恪	副教授	(汕头大学工学院电子系)

摘要

近年来,随着无人机技术的快速发展,关于无人机集群的研究也受到了学术界越 来越多的关注,该项研究可以追溯到生物集群行为的研究。生物集群行为普遍存在于 自然界中,这些生物集群中的个体的感知能力较弱且行动能力有限,但是它们可以通 过简单的行为准则、局部的信息交互以相互协作的方式在群体层面涌现出复杂的集群 行为。生物集群行为所具备的无中心、自组织和共识主动性的特点与无人机集群控制 的需求在本质上是相同的,这就为无人机集群的研究提供了一条捷径。针对无人机集 群目标围捕问题,本文提出了基于融合编队控制和基因调控网络的无人机集群目标围 捕模型,并通过仿真实验对提出的模型进行了分析和验证。

(1)针对编队控制和基因调控网络的融合问题,我们针对性的修改了原有的三 维基因调控网络模型,用编队控制模型取代了原有模型的第三层,提出了一种基于协 作基因调控网络的围捕模式生成方法。该模型通过无人机集群中的无人机间的协作完 成围捕任务。该模型在基因调控网络模型自适应生成围捕形态的基础上,增加了围捕 控制点选取模块,并通过编队控制模型驱使无人机移动到生成的围捕控制点上,实现 了无人机集群在目标四周的均匀分布。通过性能指标的对比实验结果证明了该模型具 有更好的鲁棒性,并证明了编队控制和基因调控网络融合的可行性以及对算法性能的 提升,为后续该模型的改进奠定了基础。

(2)针对全球定位系统失效、通信拒止的战场环境中无人机集群分布式围捕目标的问题,本文提出了一种基于共识基因调控网络的围捕模式生成方法。该模型中无人机通过传感器信息建立以自身为原点的坐标系并更新自身状态,根据状态信息自适应选择相应的模块来生成下一步的虚拟目标点,最后采用改进的编队控制模型驱动无人机移动到生成的虚拟目标点上。本方法通过状态信息的间接通信实现了无人机集群的协同围捕,简化了围捕形态生成模型,改进了编队控制算法。上述改进降低了对计算资源的需求,确保该算法可以部署到无人机上。同时,该算法保证了无人机集群能够在发现目标后快速完成围捕,并且能够根据环境自适应的改变围捕形态并对动态目标进行跟踪。通过数值仿真实验的对比结果可以看出,该模型完全能够适用于信息未知的复杂环境,并且具有较强的鲁棒性。在 CoppeliaSim 仿真实验中,距目标的平均距离可以收敛到 2m,围捕强度最终保持在 80%以上,证明了该方法应用到实际战场环境的可行性。

关键词:无人机集群;基因调控网络;围捕模式生成;分布式围捕;编队控制

I

Abstract

In recent years, with the rapid development of UAV technology, research on UAV swarm has received increasing attention from the academic community. This research can be traced back to the study of biological swarm behavior. Biological swarm behavior is ubiquitous in nature. The individuals in these groups have weak perception and limited action capabilities, but they can emerge complex group behaviors at the group level in a coordinated manner through simple behavioral rules and local information interactions. The characteristics of biological swarm behavior such as decentralization, self-organization and consensus initiative are essentially the same as the requirements for UAV swarm control, which provides a shortcut for the research of UAV swarm. For the problem of UAV swarm target entrapping, this paper proposes a UAV swarm target entrapping model based on fusion of formation control and gene regulation network and analyzes and verifies the proposed model through simulation experiments.

(1) For the fusion of formation control and gene regulation network, we modified the original three-dimensional gene regulation network model by replacing the third layer of the original model with the formation control model and proposes a method for entrapping pattern generation based on cooperation gene regulation network. This model completes the target entrapping task through cooperation among UAVs in the UAV swarm. On the basis of adaptive generation of entrapping patterns by the gene regulatory network model, this model adds an entrapping control point selection module and drives UAVs to move to the generated entrapping control points by formation control model to realize uniform distribution of UAVs around target. The experimental results prove that the model has better robustness and prove the feasibility of fusion of formation control model and gene regulation network as well as the improvement of algorithm performance, which lays foundation for subsequent improvement of this model.

(2) For the problem of distributed target entrapping by UAV swarm in battlefield environment where the global positioning system fail and communication is denied, this paper proposes an entrapping pattern generation method based on stigmergy gene regulation network. The model establishes the ontology-based coordinate system and updates its own state through sensor information. According to state information, this model adaptively selects corresponding modules to generate virtual target points for the next step. Finally, an improved formation control model is used to drive the UAV to move to the generated virtual target point. This model realizes collaborative entrapping by UAV swarm through the indirect communication of state information, simplifies the entrapping morphological generation model, improves formation control algorithm. The above improvements reduce the demand for computational resources and ensures that the algorithm can be deployed on UAVs. At the same time, this algorithm ensures that the UAV swarm can quickly complete the entrapping after finding the target and can track the dynamic target by changing the entrapping form adaptively according to the environment. The comparison results of numerical simulation experiments show that this model can be fully applied to complex environment with unknown information and has strong robustness. In the CoppeliaSim simulation experiment, the average distance from the target can converged to 2m, and the entrapping strength finally remains above 80%, which proves the feasibility of applying this method to the actual battlefield environment.

Keywords : UAV swarm, Gene regulation network, Entrapping pattern generation, Distributed entrapping, Formation control

目	录
ы	

摘要I
AbstractII
目 录IV
第1章 绪论1
1.1 研究背景及意义2
1.2 无人机集群发展简述
1.3 主要研究内容及结构安排5
第2章 从群体智能算法到无人机集群协同算法7
2.1 群体智能算法7
2.1.1 粒子群优化算法7
2.1.2 狼群算法
2.1.3 人工蜂群算法10
2.1.4 基因调控网络模型10
2.2 无人机集群协同控制11
2.2.1 无人机集群的任务分配12
2.2.2 无人机集群的路径规划13
2.2.3 无人机集群的编队控制和重构14
2.2.4 无人机集群的目标围捕15
2.3 本章小结
第3章 基于协作基因调控网络的围捕模式生成方法18
3.1 模型整体框架18
3.2 局部坐标系的建立19
3.3 围捕控制点的自适应生成方法
3.4 分布式集群编队控制层25
3.5 实验与分析
3.5.1 仿真场景和指标介绍
3.5.2 实验结果与分析
3.6 本章小结
第4章 基于共识基因调控网络的围捕模式生成方法
4.1 模型描述及关键技术

4.2 局部坐标系的建立和自身状态的更新	
4.2.1 局部坐标的转换	
4.2.2 自身状态的更新	
4.3 虚拟目标点的生成	
4.3.1 基于融合莱维飞行和布朗运动的目标搜索	
4.3.2 跟踪状态下虚拟目标点的生成	
4.3.3 基于局部信息的围捕形态生成和控制点选取	
4.4 分布式控制模型	
4.5 实验与分析	
4.6 本章小结	
第5章 总结与展望	
5.1 本文小结	
5.2 未来展望	
参考文献	
攻读学位期间主要研究成果	
致谢	

第1章 绪论

集群行为是一种普遍存在于群居性生物中的自然现象,蚁群、鸟类、鱼类等群居 生物为了适应环境的变化,经过长时间的进化与演化后,在集群的层面可以涌现出一 种协调且复杂的集群运动。蚂蚁通过信息素实现协同的方式被称为共识主动性 (Stigmergy)^[1],该概念最早是由法国学者 Pierre-Paul Grassé提出的。Pierre-Paul Grass é认为共识主动性是集群个体间通过间接通信实现协作的机制,即集群中不存在集中 规划,个体仅凭简单的信息交互,就能实现复杂的群体活动。通过该机制完成群体活 动的集群又可以被称为自主集群。自此之后,自主集群这一概念开始走入人类视野并 逐步地从生物集群延展到无人集群。无人集群系统希望集群中的个体具有足够的自驱 性,可以通过简单的信息传输实现个体间的协作,以简单的运动学模型来完成复杂的 任务,这些对于无人集群中的无人机集群来说更为重要。人们希望无人机集群具备一 定程度的共识主动性。具体来说,无人机群系统就是大量具有自主驱动的个体通过一 定的策略来进行三维自主飞行,并能根据环境变化来自适应改变自身控制完成任务要 求,在集群层面体现出协调性和一致性。

自然界中存在大量的群体涌现现象^[2,3]。从宏观上,恒星、行星的天体之间的星系运动、纷乱而有序的鱼群运动、聚集形成巨大群体的鸟群迁徙运动、协同捕食的狼群捕食行为。从微观上,细胞、细菌等微生物中也存在大量的集群运动。实际上,无论是生命体的集群运动还是非生命体的集群运动都可以总结为:集群中个体通过简单的信息交互以协作的方式使整个集群涌现出自组织性、协作性和对环境的适应性。因此,通过模拟蚁群、狼群和菌落等自然界中的生物集群行为,可以将大量行动感知能力较弱的个体组成复杂的集群系统,通过协同合作的方式使集群系统涌现出全局智能行为。

随着学者对集群行为研究的深入,提出了许多基于生物集群行为的人工智能算法, 并逐步地将这些人工智能算法应用到无人机集群协同上。在之前的研究中无人机集群 编队控制^[4]和无人机集群目标围捕^[5]属于两个不同的研究方向,将两者结合在一起的 研究却少之又少。随着信息技术的飞速发展,战场环境变得越来越错综复杂,无人机 集群系统在军事领域的应用又提出了更为苛刻的要求。那么在复杂环境下,如何通过 大量具有简单感知能力的个体协同完成复杂的任务变成了一个研究热点。为此,本文 从受生物集群行为启发所提出的群体智能算法出发,在当前无人机集群编队控制和无 人机集群目标围捕的研究基础上,对基于融合编队控制和基因调控网络的无人机集群 进行研究。

1

1.1 研究背景及意义

随着人工智能技术的飞速发展,无人系统在军事领域的应用使现在战争模式发生 了重大变革,同时在民生领域也催生了庞大的产业链。任务复杂以及动态不确定的环 境决定了无人系统必须具备足够高的自主性来应对各种突发状况^[6-8]。尤其是无人系 统中的无人机集群系统更需要确保具有较高的自主能力,从而保证在无人参与的情况 下可以从容地应对各种不确定对象和环境,并成功完成复杂的任务要求。

美国在很多年前就已经启动了无人机自主集群系统的研究,其目的是为了保持其 在全球的军事技术领先的地位。包括美国国防高级研究计划局(Defense Advanced Research Projects Agency, DARPA)、海军研究局在内的多家组织机构在无人机集群概 念提出和验证方面已取得了显著的成果。2005 年 8 月,美国国防部发布了如图 1-1 所 示的《无人机系统路线图 2005-2030》^[9],该路线图划分了 10 个无人机控制等级,分 别隶属于单机自主、多机自主和集群自主三个层次。并将"全自主集群"作为无人机 自主控制的最高等级^[10]。2016 年 5 月,美军空军发布了《小型无人机系统飞行规划 2016-2036》^[11],该规划在战略层面上肯定了小型无人机系统的前景和价值。该规划 对"编组"、"忠诚僚机"和"蜂群"这三种作战方式进行了说明。该规划认为"编组" 是人与人的协作,"忠诚僚机"是人与机的协作,"蜂群"是机与机的协作,并将无人 机集群作为未来发展的三大重点之一。2017 年 7 月,我国国务院发布了《新一代人 工智能发展规划》,该规划中将"群体智能"和"自主协同与决策"基础理论的研究 划为需要重点突破的任务之一。



图 1-1 无人机系统路线图(2005-2030) [9]

随着对无人系统与自主技术研究的深入,开发出一套具有自主性的无人机集群系 统变得越来越迫切。无人机集群系统的协调性、自主能力和智能型主要体现在以下特 点:(1)无人机可以通过自身感知的信息来自主解决有限空间内友邻无人机之间的冲 突;(2)可以通过大量低成本的无人机所组成的无人机集群来满足复杂的功能需求; (3)无人机的自主决策可以确保在集群中某些无人机受到打击或损坏时仍然可以完 成既定任务,避免了中心节点被破坏所导致集群系统瘫痪情况的出现,使无人机集群 具有一定的自愈能力;(4)集群中每个个体都可以进行自主决策,通过投票等方式来 解决问题,这种方式具有更高的准确性;(5)可以通过分布式探测来提高探测效率。 因此,无人机集群的应用必定会引领现代战争模式的改革。

无人机集群可以通过个体之间相互协作的方法来完成复杂的任务,这样就可以保 证无人机系统具备较低的硬件冗余、无中心节点调度、高动态系统调节的特点。同时 针对集群围捕任务,集群中的无人机可以通过间接通信的方式获取自身无法探测到的 信息,从而保证无人机集群可以根据周围环境自适应的改变集群的围捕形态。采用无 人机集群作战方式,会逐步改变现代战场的作战形态,其应用形式可以分为渗透侦察、 干扰诱骗、侦察打击一体化和协同攻击四大类^[13]。其中集群围捕打击最能体现集群协 同作战,其目标是利用众多的无人机组成集群对目标进行全方位、多角度的攻击,因 此要求无人机集群具备自主完成目标搜索、跟踪和围捕的任务转换的能力,从而实现 局部区域内多打少的对抗形式。无人机作为一种空中运动的无人系统,如何在三维空 间中实现全方位分布和围捕就变成了一个无人机集群需要考虑的重要方向。

1.2 无人机集群发展简述

"集群机器人"这个概念最早出现在 1991 年,但是应用范围并不广。一直到 2000 年,该领域的研究才开始显著增长。早在 2001 年,欧盟委员会资助了一个名为 Swarmbots 的项目^[14],该项目将 20 多个机器人组成集群来研究一些包括群体运输、区域覆 盖和目标搜索在内的群体行为。2006 年, Swarmanoid 项目将 Swarm-bots 中的思想和 算法进行了延伸,并将其扩展到由三种不同类型机器人组成的异构机器人集群中,来 协同完成搜索和区域覆盖任务^[15]。

进入 21 世纪,随着多旋翼结构的无人机的出现,整个无人机行业进入了快速发展阶段,因此无人机集群也渐渐进入了学者的视野。《International Conference Swarm Intelligence》的创刊收获了越来越大的影响力,进一步推动了无人机集群领域的发展。在 2014 年,Vicsek 团队利用 10 架四旋翼无人机构成的无人机集群系统在户外完成了自主飞行实验^[17],作为室外无人机集群自主飞行领域的开创性工作成功被 Nature 收录并报道。该工作模拟了自然界中的集群行为,让无人机通过与周围的无人机交互信息进行自主决策,从而实现了去中心化的自主飞行。基于自驱动粒子的机制,使无人

机集群能够在有 GPS 噪声、通讯延迟和通讯故障的复杂环境下,实现避免碰撞和跟踪目标的自主飞行。在 2015 年, Chung 团队利用 50 架无人机组成的无人机集群进行了飞行试验,一举打破了此前保持的单人控制 30 架无人机飞行的记录^[18]。同年,DARPA 发布了名为"拒止环境中的协同作战"的项目^[19],如图 1-2 所示该项目的目标是建立一个模块化的软件架构。该框架将无人机集群的适用环境做了进一步的限制,提出了"通信拒止"的概念。要求在电子对抗、通信中断等条件下,能够实现对无人机的状态感知和控制,从而提高无人机集群在高对抗的复杂环境下的自主和协同作战的能力。2016 年,DARPA 又启动了"集群使能攻击战术"项目^[20],该目标希望开发一种集群战术快速生成和评估工具,并选出效能最好的集群战术将其应用到未来的实战中。同年 10 月,美国海军在加利福尼亚州的中国湖试验场投放了 103 架无人机,并成功演示了群体决策、自适应编队等飞行任务。目前美国无人机集群系统中的无人机的重量几乎覆盖了各个数量级,比如几十克的"蝉"、几百克的"灰山鹑"、几千克的"郊狼"还有几百千克的"小精灵"。



图 1-2 拒止环境中的协同作战[19]

我国在无人机集群领域的研究相对于国外来说起步较晚,但现在已引起了众多高 校和组织机构的重视。自 2015 年开始,我国就开始与美国进行无人机集群飞行领域 的竞争。北京航空航天大学^[21]、中国电科院^[22]、国防科技大学^[23]等单位在无人机集 群领域开展了大量的研究。2016 年 11 月,中国电科院和清华大学等团队以 67 架无 人机的数量完成了无人机集群的飞行试验,打破了由美国海军保持的 50 架无人机集 群飞机数量的纪录^[81]。2017 年 12 月,国防科技大学无人系统研究所团队实现了 21 架无人机集群飞行试验,并完成了空中集结、指定区域侦察的任务。2018年6月,中国电科院和清华大学等团队完成了119架无人机集群飞行试验,并成功演示了弹射起飞、空中集结、多目标分组等任务。在2018年5月,中国电科院又刷新了自己的记录,实现了由200架无人机组成的无人机集群飞行。从现在结果来看,虽然我国在数量上取得了一定的领先,但是与美国相比在系统集成及验证等关键技术方面仍有一定的差距。

1.3 主要研究内容及结构安排

无人机集群领域的研究方向有很多,本文主要对基于融合编队控制和基因调控网络的无人机集群进行研究。针对无人机集群在障碍物信息未知的复杂环境下的动态目标分布式围捕问题,本文从基因调控网络模型入手,进一步融合集群编队控制算法,使其更加适用于通信拒止的实际战场环境。常规的基因调控网络由于其多层的模型结构,可以适用于复杂环境下的围捕任务,而编队控制算法的融入可以使无人机集群更加快速的形成预期的围捕形态,因此编队控制和基因调控网络的融合是可行的。文章总共分为五个部分,由传统的群体智能算法向基于融合编队控制和基因调控网络的无人机集群系统的进阶,具体结构如下:

第一章首先我们通过自然界集群行为的特点进一步引出无人机集群研究的背景和意义。之后对无人机集群领域国内外的研究近况进行了简单的介绍,并对该领域中 美之间的优势与差距进行了描述。最后总结本文主要研究内容及结构安排。

第二章主要对群体智能算法向无人机集群协同算法演化的过程进行了讨论。首先 介绍了现有的群体智能算法,并选取了几个应用比较广泛的算法进行阐述。之后通过 现有的无人机集群几个应用方面的相关研究和进展,介绍了群体智能算法在无人机集 群控制系统协同控制上的应用。通过对无人机集群编队控制和无人机集群目标围捕的 分析,进一步提出了编队控制和基因调控网络融合的可行性。

第三章从现有的基因调控网络入手,提出了一种基于协作基因调控网络的围捕模 式生成方法。该方法将集群编队控制算法与基因调控网络模型相融合,从而提高了围 捕性能。通过仿真实验验证了该算法的可行性,并通过对比试验证明编队控制算法的 融入对原有模型的性能具有一定的提升,同时进一步验证了融合编队控制和基因调控 网络模型的可行性。

第四章在上一章提出的基于协作基因调控网络的围捕模式生成方法的基础上,针 对该方法的不足进行了改进,提出了一种基于共识基因调控网络的围捕模式生成方法。 该方法通过间接通信来实现无人机集群的协同,适用于通信拒止环境。并进一步考虑 无无人机集群分布式的围捕控制策略,使该模型更符合实际的战场环境。通过对比试 验验证了该算法的可行性,并通过仿真实验证明了其在现实场景中的适用性。

5

第五章对本文所提出的算法进行了总结和分析,并进一步指出编队控制算法和基 因调控网络融合的方法针对信息未知的复杂环境下无人机集群对目标分布式围捕任 务的适用性,并对后续的工作安排进行了总结。

第2章 从群体智能算法到无人机集群协同算法

在对生物群体智能进行研究时,研究群体现象涌现和群体决策的前提是对生物集 群运动进行建模并对机制进行分析。生物界中的雁群^[24]、狼群^[25]等群居性动物能够通 过融合自身对环境的感知和与伙伴之间有限的信息传递来进行自主决策,并在宏观上 呈现出有序分布和协调运动的现象;生物体细胞形态在基因调控网络(Gene Regulatory Network, GRN)和环境的共同影响下表达出复杂的表现形式。设计无人机集群这样复 杂的人工系统也同样离不开对生物集群运动模型的模拟和分析。如果想借鉴生物集群 运动赋予无人机集群智慧,单纯的基于生物群体智能的分布式控制算法是完全不够的, 还需要无人集群具有自主决策协调运动的能力。在本章会对从群体智能算法向无人机 集群协同算法演化的过程做一个简单的阐述。

2.1 群体智能算法

群体智能起源于对自然界中蚁群、蜂群为代表的群居性生物的群体行为的研究, 利用简单有限的个体间互动来达到优化的目的。群体智能算法的特点是^[13]:(1)分布 式控制,不需要中心节点来进行协调调度,所以该算法具有较强的鲁棒性;(2)群体 中的个体可以通过间接通信的方式来进行信息交互,因此具有较好的可扩展性;(3) 群体中的个体的能力比较弱并且个体遵循的行为准则比较简单,因此实现较为方便; (4)群体在宏观上涌现出来的复杂行为是简单的个体通过交互过程体现出来的,因 此具有一定的自组织性。群体智能算法从定义上来看是自组织和分布式的,这类算法 可以为多目标优化算法中的黑盒函数提供可行的解决方案^[26]。从近几年的研究中可 以看出群体智能算法在多目标优化和特征提取方面都取得了不错的效果^[27],因此它 们或许能在无人机集群协同的复杂场景中发挥作用。从本质上讲,群体智能算法就是 在迭代随即搜索算法的基础上,在迭代的过程中增加了全局启发式的信息来引导后续 的迭代搜索。无论是解决简单的静态优化问题还是复杂的动态优化问题,群体智能算 法都有比较出色的表现。大量学术和现实问题上的应用和效果已经表明这些群体智能

(2)当搜索进行到一定程度后就容易出现停滞不前的现象。因此,这些群体智能算法在应用时要结合具体的情况进行相应的改进,避免出现上述的问题。在小节中,我们将会介绍和讨论几个常见的群体智能算法。

2.1.1 粒子群优化算法

1995年, Kennedy和 Eberhart 在研究鸟群时,受到了鸟群觅食行为的启发提出了

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[28]。鸟群在森林中寻找食物的过程 中,每只鸟都不知道食物的确切位置,只能凭借自己的感知来确定一个大致的方向。 鸟群中的每只鸟都会依据自己的感知来确定某个方向并沿着该方向进行探索,在探测 的过程中会记录和更新自己曾找到的食物最多的位置,同时在自己发现食物时都会共 享自己的位置和发现的食物信息。针对整个鸟群来说就可以得知当前时刻哪个位置的 食物最多,鸟群中的个体在接下来的探测中会根据自己记录中的食物最多的位置和鸟 群共享的信息中食物最多的位置来调整自己下一步的探测方向。在经过一段时间的探 测后,整个鸟群就可以找到最终的食物最多的位置。在粒子群优化算法中,粒子群中 的粒子通过不断地与邻居进行信息交互并根据获得的信息来更新自己的速度和位置, 从而找到全局最优解。该算法的初始状态是由随机的粒子组成的解的集合,每个粒子 只有两个属性:速度和位置^[29]。每个粒子根据当前的个体最优解和全局最优解来不断 的更新自己速度和位置,最终找到全局最优解。粒子群优化算法作为一种全局优化算 法,具有广泛的应用范围。在机器人领域,基于该算法的改进算法更多的应用于路径 规划中。



图 2-1 粒子群优化算法[28]

2.1.2 狼群算法

狼群算法(Wolf Pack Algorithm, WPA)是 Wu 等人^[30]在 2014 年受到狼群在狩猎和 猎物分配的群体行为启发所提出的方法,该方法可以模型狼群的任务分配的策略。狼

群在狩猎过程中通常是由一只狼来组织进攻的,但是这个组织者是会变化的,这次狩 猎过程中的组织者很有可能在下次狩猎时就会变成执行者。狼群中的猎物分配是以个 体能力来划分的,能力越强的个体要分担越大的任务量,因此获得的猎物就越多;反 之,能力越小的个体就要分担较少的任务量,所以被分配较少的猎物。任务决策的分 配规则包括三个方面:任务优先级决策、伙伴狼决策和头狼分配。任务优先级决策是 模拟狼群在选择狩猎目标时的决策行为。狼群只有在确定好要捕食的目标之后才会向 狼群中的个体进行任务分配,猎物的选择要综合考虑包括狩猎代价和收益在内的众多 因素,因此这一环节十分重要。伙伴狼决策模拟的是自然界中狼群的结构。当遇到体 型较大的猎物时,狼不会单打独斗,而是集合其他狼来协作完成捕食,侦察狼在发现 目标后就会通知狼群,等待其它伙伴的支援,接受请求并参与捕食的狼就是伙伴狼。 头狼分配是模拟狼群中充当管理者身份的狼。它负责将任务信息传送给其他执行者, 并接收执行者的反馈,最后根据这些反馈的信息将任务与执行者进行配对。狼群算法 属于一种随机概率搜索算法,因此可以以较大的概率快速的找到最优解,具有并行性, 可以实现同一时间内多个点出发进行搜索,并且这些点之间互不影响,从而提高了算。 法的效率。在机器人领域,以该算法为基础的改进算法主要应用于路径规划和群机器 人协同决策中。



(c)

(d)

(e)

2.1.3 人工蜂群算法

人工蜂群算法(Artificial Bee Colony Algorithm, ABC)是 Karaboga 受到蜜蜂寻蜜和 采蜜过程的启发所提出的[31]。蜂群中的个体分为雇佣蜂和非雇佣蜂,雇佣蜂又被称为 引领蜂, 它与食物源的位置一一对应, 一个雇佣蜂对应一个食物源; 非雇佣蜂包括观 察蜂和侦察蜂,其中侦察蜂主要负责在蜂巢的周围寻找食物源,观察蜂在蜂巢中根据 雇佣蜂所提供的信息来选择食物源。蜂群中的个体在觅食开始阶段会有两个选择:(1) 变成侦察蜂,根据一些自我的感知和环境的影响自发地在蜂巢的周围探索食物源:(2) 在观看到摇摆舞之后,被招募到其中的某个食物源并开始开采食物。在侦察蜂探测到 食物源之后,它会利用自身的记忆能力将该位置记录下来并开始进行蜂蜜的采集工作, 这时侦察蜂就会变成雇佣蜂。当雇佣蜂采集完花蜜,并返回到蜂巢卸下花蜜后会进行 如下选择:(1)放弃自己之前找到的食物源,然后变成一个非雇佣蜂;(2)跳摇摆舞 来招募更多的蜜蜂一起到之前找到的食物源采集蜂蜜:(3) 继续去之前找到的食物源 采集蜂蜜但是不召集更多的蜜蜂。最初的 ABC 算法包括三种类型的蜜蜂:雇佣蜜蜂、 旁观者蜜蜂和侦察蜜蜂,每一种蜜蜂都有自己的分工。更正式地说,被雇佣的蜜蜂会 在原始食物源的附近寻找更丰富的食物源。ABC 算法不需要知道问题的先验信息, 只对问题进行比较,通过不断的局部寻优操作来找到最终的全局最优解。在机器人领 域,以该算法为基础的改进算法主要应用于路径规划和任务分配中。



(2)被招募去食物源采蜜

图 2-3 人工蜂群算法[31]

2.1.4 基因调控网络模型

基因调控网络(Gene Regulatory Network, GRN)模型的灵感来自于微观个体的集 体运动,例如在细胞分裂和分化过程中基因调控网络有着举足轻重的作用。基因调控 网络是描述基因表达动力学中基因和基因产物之间相互作用的模型,在生物形态表达 中起着核心作用。生物形态表达可以被视为一个自组织过程,其中细胞群由基因调控 网络和细胞间相互作用控制着自主移动到它们的目的地。在基因调控网络的机制下, 每个细胞按照一定的规律在其周围释放蛋白质,蛋白质浓度随着空间距离变大而衰减。 空间中的每一个点都有一个相对应的蛋白质浓度值,我们把这个浓度空间区域称为浓 度场。然后细胞可以根据浓度场的梯度特性执行运动控制。如图 2-4 所示的基因调控 网络是细胞个体的一种表达形式,如果将这种表达方式应用到群体机器人上可以完美 的呈现出自治性和去中心化。受到基因调控网络这一特性的启发,Jin 等人^[32]针对多 机器人系统的控制研究提出了一个模型,该模型可以实现机器人通过局部信息交互, 在信息未知的环境中涌现出复杂的群体行为。文中还将该模型应用于群体机器人的建 造任务中,并利用多目标优化算法对参数进行优化。这使得多个自主机器人在无需中 心节点控制的情况下,在动态环境中自适应地形成不同的预定义形状。与上述提到的 粒子群优化算法、狼群算法等算法相比,该模型更适合作为去中心化的自主集群控制 模型。同时它能够利用不同基因型的组合来产生无限的变化,从而使集群系统能够根 据环境信息的变化来自适应地生成合适的形态。



图 2-4 基因调控网络群体聚合形态生成模型

2.2 无人机集群协同控制

关于无人机集群协同控制的研究可以追溯到集群机器人的相关研究,例如形态发 生^[33,34]、反应扩散模型^[35,36]、趋化性^[37]和基因调控网络^[38]等。无人机集群技术是一种 先进的技术,它广泛的应用于军事和民用领域,例如目标跟踪、目标围捕、协同打击 等。与单台无人机相比,在复杂任务的执行上无人机集群具有优越的性能,协同作战 可以提高探测、定位和感知能力,同时也可以形成局部"多打少"的局面,对目标实 施围捕和攻击。在无人机技术飞速发展的前景下,越来越多的学者将群体智能算法进 行针对性的改进,并将其应用到无人机集群的协同控制当中。目前已有的研究大致可 以分为以下四类:任务分配、路径规划、编队控制和重构以及目标围捕。本小节将会 对这些应用做一些简单的介绍。



图 2-5 无人机集群

2.2.1 无人机集群的任务分配

无人机集群通常以团队的形式进行协作,以提高任务的执行效率。无人机配备不同的传感器,具有互补的功能,以适应复杂的任务环境和要求。在任务量较大的场景中,任务分配算法的优劣则会直接影响到无人机集群系统的任务执行效率。无人机集群的任务分配问题具有高度非线性、动态性、对抗性和多模态等复杂的内在属性,该问题的目标就是在完成多个指标任务的前提下,最大限度的提高无人机集群的整体效能,根据无人机的类型和特点分配相应的任务。在压制敌方对多个地面静止目标的防空任务的问题上,Ye 等人^[39]针对多个目标无优先级和时间窗要求的异构固定翼无人机协同任务分配问题,提出了一种基于多基因染色体编码策略的改进遗传算法来解决该问题。Xu 等人^[40]提出了适用于多旋翼无人机植保作业优化问题的多目标重组蛙跳算法(MOSFLA)和基于遗传算法的任务分配和排序模型,结果表明,使用已知赋值矩阵的遗传算法可大大缩短总操作时间。Han 等人^[41]综合考虑资源消耗、任务完成效果和工作负载3个方面,提出了计算效率较高的模糊精英策略遗传算法(FESGA),解决

了资源受限、任务优先级受限的异构无人机系统的任务分配问题。Liu 等人^[42]在任务 分配的仿真中对标准蚁群算法、多激励蚁群算法和基于人工势场的蚁群算法进行了比 较,结果表明后面两种改进的算法所采用的强化策略能够有效地加快蚂蚁路径搜索, 从而缩短无人机路径规划时间。为了优化不同场景下空中基站的三维位置,Hu 等人 ^[43]提出了一种基于智能搜索和特殊划分(ABCIS)的改进人工蜂群算法来提高优化算 法的性能,结果表明该方法在单模态和多模态函数上都能获得显著增强。



图 2-6 无人机集群任务分配[26]

2.2.2 无人机集群的路径规划

无人机集群路径规划任务的目标是在总飞行成本最低的前提下,同时满足无人机 之间的距离、到达时间、无人机性能和安全要求等约束条件,为集群中的每一架无人 机规划处一条从起点到终点的飞行路径。针对三维空间中的航迹规划问题,Silva Arantes 等人^[44]通过遗传算法和多种群遗传算法(MPGA)进行路径规划来研究不同类 型的无人机在紧急着陆的情况下的路径规划问题。并采用贪婪启发式(GH)的思想初 始化路径来对这些方法进行评估,结果表明,作者所提出的方法可以在紧急着陆时可 以在最大限度地减少损害的同时并提高安全性。Adhikari 等人^[45]提出了模糊自适应微 分差分进化算法,该算法可以适用于无人机在三维空间的路径规划。该算法构建了一 个多目标无约束优化问题,在最小化燃料和危害的同时搜索出最短的路径。为了提高 固定翼无人机的三维路径规划的性能,Huang 和 Fei^[46]在经典粒子群算法中引入了竞 争策略,提出了一种全局最优粒子群算法。引入的竞争策略可以提高粒子演化过程中 粒子的收敛速度和搜索能力。考虑到旋转无人机在已知静态粗糙地形环境中的路径规 划,为了提高自动路径规划器的快速性和最优性,Shao 等人^[47]提出了一种基于综合 改进粒子群优化算法的无人机集群三维路径规划算法,该算法不仅加快了收敛速度, 而且增强了规划结果的最优性。Phung 和 Ha^[48]提出了基于球面矢量的粒子群算法, 该算法通过高效地探索无人机的构型空间,最终生成最小化代价函数的最优路径,以 解决复杂环境下多架无人机在多重冲突下的路径规划问题。



图 2-7 无人机集群路径规划[86]

2.2.3 无人机集群的编队控制和重构

无人机集群在一些环境信息未知的情况下进行飞行时,障碍物的出现在时间和空间上具有随机性。在任务执行过程中,集群中的无人机可能会遭遇事故或人为袭击导致失效或损伤。当上述情况发生时,无人机集群需要自主进行编队重构,从而保证无人机集群能够生存下来并完成任务。编队重构是指无人机集群在任务执行过程中遇到非预期状况时,需要对当前的编队进行重组。与编队拼装相比,编队重构需要考虑因素会更多。它不仅对无人机动力学建模和控制提出了严格的要求,而且要求无人机通过改变相对位置来满足多任务处理的需要。Bian 等人^[49]提出了基于分布式模型预测控制框架的改进差分进化算法(Pre-DMPC-DE),结果表明改进的算法可以提高无人机编队的迭代速率,减少计算消耗,并且具有更好的收敛能力。为了让无人机集群飞行在复杂环境中,同时实现避障和编队保持。Zhang 等人^[50]提出了自适应差分算法,该算法可以解决编队重构中的局部优化问题,保证每架无人机稳定飞行。Hoang 等人^[51]通过推导一个综合考虑避撞、飞行高度、通信距离和目视检查要求约束的统一代价函

数,提出了基于角度编码的粒子群优化算法,该算法可以以对齐、旋转或收缩的方式 完成中间路径点的重构。为了改进编队的适应度函数,Ali和 Han^[52]利用融合柯西突 变(CM)算子的粒子群算法对固定翼无人机集群进行了三维编队控制,结果表明所提 出的方法可以提高收敛速度和解的最优性。针对多无人机编队重构过程的离散化,Li 等人^[53]提出了一种针对待优化控制参数采用分组策略的分布式协同进化算法 (Distributed Cooperative Coevolutionary Algorithm, DCCA),并通过仿真实验验证了该 算法与现有算法相比具有更好的性能。



图 2-8 无人机集群编队

2.2.4 无人机集群的目标围捕

无人机集群的目标围捕是指无人机根据目标的信息来自适应生成围捕形态,并通 过集群协作的方式实现对地面目标或空中目标的围捕和打击。无人机集群在遇到目标 时,可以自动的生成围捕形态并组织目标逃脱,并且该形态可以随着周围环境的改变 自适应的发生变化。Jiang 等人^[54]针对这一问题,提出了一个基于通信拓扑的多智能 体深度确定性策略梯度框架(COM-MADDPG),通过一种用于特殊情况下的奖励函数 选择最优的动态围捕点,从而提高围捕任务的成功率。为了证明该模型的有效性,Jiang 设计一个仿真实验来验证,同时指出该模型同样适用于特殊情况下的围捕任务。 Kouzeghar 等人^[55]提出了一种基于深度多智能体强化学习的方法,该方法可以解决无 人机集群在动态未知环境下执行目标围捕任务时的协同控制问题。同时引入了无人机 的异质性角色分工来平衡搜索和信息利用,从而提高目标检测和围捕的效率。通过实 验表明了该方法的有效性。在基因调控网络模型的研究领域,Meng 等人^[56]利用基因 调控网络模型来控制群体机器人并进行形态变换的机制,提出了邻域自适应的方法。 该方法可以控制机器人集群均匀地分布在预先定义的目标形状附近。该方法帮助群体 机器人实现了在无需中心节点协同调度的情况下,进行多种三维形态的转换。实验结 果证明了基因调控网络模型同样可以在三维空间中生成群体围捕模式。同时, Braccini^[57]对总结了基于基因调控网络模型的群体机器人的应用研究,并指出基因调 控网络模型能够控制机器人在三维空间生成关于目标的围捕形态。Fan 等人^[58]提出了 一个三维基因调控网络模型,该模型可以完成三维空间目标围捕任务。但是该模型是 在一些完美的假设的基础上提出的,并且没有进一步的考虑集群的编队控制。



图 2-9 无人机集群目标围捕

2.3 本章小结

本章首先介绍了粒子群优化算法、狼群算法、人工蜂群算法和基因调控网络模型 这几种常见的群体智能算法,然后再讨论了包括无人机集群的任务分配、无人机集群 的路径规划、无人机集群的编队控制和重构以及无人机集群的目标围捕在内的无人机 集群现有的一些模型和应用,进而引入到无人机集群围捕任务和编队控制的研究领域 中。

虽然现在对无人机集群的目标围捕和编队控制的研究有很多,但是将两者融合在 一起进行研究的工作却少之又少,因此我们对这两种应用进行了分析。当无人机集群 确定好围捕形态之后,集群中的无人机可以按照编队控制的方法移动到该围捕形态上, 这样可能会进一步提高形成围捕形态的速度。从分析可以看出这两个无人机集群的应 用具有一定的相关性,因而将编队控制融入到无人机集群的目标围捕中具有一定的可 行性。

通过近年来三维环境中无人机集群的目标围捕任务和基因调控网络模型的研究 近况,可以看出现有的基因调控网络模型针对三维空间目标围捕任务存在一定的局限 性,因此基因调控网络模型作为目标围捕的一个研究方向,同样具有与编队控制融合 的可行性。随着战场环境的日益复杂,无人机集群分布式围捕任务的要求变得越来越 苛刻,开发出一套适用于通信拒止环境的更加高效的无人机集群围捕模型变得越来越 重要,而基于融合编队控制和基因调控网络的无人机集群围捕模型将会是一个很好的 解决方案。

第3章 基于协作基因调控网络的围捕模式生成方法

原有的三维基因调控网络模型^[58]会出现围捕无人机在围捕形态分布不均的问题, 同时也没有考虑集群运动的控制策略。针对上述问题,本章在该模型的基础上融入了 分配策略和集群编队控制模型,在解决上述问题的同时并提高了围捕无人机形成围捕 形态的速度。通过仿真实验对改进的模型进行了验证并与原有的模型进行了对比,实 验结果表明该改进的模型具有更好的性能,同时证明了编队控制和基因调控网络模型 融合的可行性。

3.1 模型整体框架



图 3-1 基于协作基因调控网络的围捕模式生成方法

在实际应用中,由于无人机上所搭载的惯性测量单元等传感器一般都会存在误差, 外界环境存在的电磁干扰同样会导致全球定位系统会出现失效,上述情况会导致无人 机集群系统的全局坐标系很难获取。对于围捕任务,目标周围的环境也会对目标围捕 形态的生成造成影响。为此,我们提出了一种基于协作基因调控网络(Co-GRN)的围捕 模式生成方法。如图 3-1 所示,该框架分为三层:第一层是局部坐标系生成层,该层 中集群中的个体根据自身位姿信息以及传感器探测范围内友邻无人机的位姿信息进行协同自主定位,并建立当前时刻的局部坐标系;第二层是围捕控制点生成层,在该层中,根据第一步生成的含有目标和障碍物信息的局部地图自适应地生成关于目标的围捕形态,并将围捕形态进行均匀采样获得围捕控制点;第三层是分布式集群编队控制层,无人机集群系统根据第二层生成的当前时刻的围捕控制点引导集群系统对目标进行围捕。

3.2 局部坐标系的建立

在全球定位系统拒止的环境下,无人机无法通过全球定位系统获得其世界坐标。 而且它的里程计等传感器很容易受到环境干扰而产生误差。但对于基于基因调控网络 的模型来说,定位是非常重要的。为了解决这个问题,我们提出了一种利用局部通信 和相对距离构建局部坐标系的方法。在集群系统中,每个无人机都可以利用它的传感 器和摄像头来获得探测范围内与目标、障碍物和友邻无人机的相对距离。我们假设集 群系统中的无人机是适当分布的,保证通信网络能够在初始阶段覆盖所有无人机。这 样就可以利用四点定位的方法获得集群系统中无人机的相对坐标。



图 3-2 局部坐标系的建立过程

局部坐标系的建立过程如图 3-2 所示,其中灰色圆圈代表通信范围,红色的五角 星为目标,其它的圆圈表示参与围捕的无人机集群。要建立局部坐标系,首先要确定 坐标系的原点。我们假设第一个探测到目标的无人机为组织无人机 *R*₁,如果有多个无 人机探测到目标,则认为距离目标最近的无人机为组织无人机 *R*₁。然后我们在通信范 围内选择一个距离组织无人机最近的无人机将其标记为无人机 *R*₂。则无人机 *R*₁与无 人机 *R*₂所在的直线记作 x 轴,无人机 *R*₁到无人机 *R*₂的方向记作 x 轴的正方向。假设 无人机 *R*₁与无人机 *R*₂之间的距离为*d*_{*R*,*R*₂},则为无人机 *R*₁的坐标为(0,0),无人机 *R*₂的 坐标是(0,*d*_{*R,R*})。



图 3-3 局部坐标系的 x 轴的建立

在 x 轴和其正方向确定之后,接下来需要选取一个无人机 R_3 来确定 y 轴和其正 方向。无人机 R_3 的选取需要满足以下条件: (1)无人机 R_3 必须同时处于无人机 R_1 和 无人机 R_2 的通讯范围内; (2)无人机 R_3 不能在 x 轴上。我们假设无人机 R_1 和无人机 R_3 所在的直线为 y 轴,无人机 R_1 到无人机 R_3 的方向记作 y 轴的正方向。假设无人机 R_1 与无人机 R_3 之间的距离为 $d_{R_1R_3}$,此时无人机 R_3 的坐标为 $(d_{R_1R_3}\cos(\angle R_3R_1R_2), d_{R_1R_3}\sqrt{1-\cos^2(\angle R_3R_1R_2)})$,其中 $\angle R_3R_1R_2$ 是 x 轴与 y 轴的夹角,可 以通过公式(3-1)计算出来。



 $\cos\left(\angle R_{3}R_{1}R_{2}\right) = \frac{d_{R_{1}R_{2}}^{2} + d_{R_{3}R_{1}}^{2} - d_{R_{3}R_{2}}^{2}}{2d_{R_{1}R_{2}}d_{R_{2}R_{2}}}$ (3-1)

图 3-4 局部坐标系的 y 轴的建立

在确定了 x 轴和 y 轴后,我们假设该平面为 α ,并且该平面的平面方程为 $A_1x + B_1y + C_1z + D_1 = 0$ 。根据无人机 R_1 , R_2 和 R_3 的坐标可以求出平面方程的 A_1, B_1, C_1 和 D_1 。接下来我们需要选取一个无人机 R_4 来确定 z 轴,无人机 R_4 的选取方法和无人 机 R_3 一样,无人机 R_1 与无人机 R_2 所在的直线记作 x 轴,无人机 R_1 到无人机 R_2 的方向 记作 x 轴的正方向。在平面 α 以外,选取一个同时处于无人机 R_1 和 R_2 通信范围内且 位于 x 轴以外的无人机 R_4 。我们假设无人机 R_1 , R_2 和 R_4 构成的平面是 β ,且平面 β 的平面方程为 $A_2x + B_2y + C_2z + D_2 = 0$ 。根据无人机 R_1 , R_2 和 R_4 的坐标可以求出平面 方程的 A_2, B_3, C_2 和 D_3 。



图 3-5 局部坐标系的 z 轴的建立

根据两个平面的平面方程,可以根据公式(3-2)算出 cos θ,其中θ是两个平面的夹角。

$$\cos\theta = \frac{\left|A_{1}A_{2} + B_{1}B_{2} + C_{1}C_{2}\right|}{\sqrt{A_{1}^{2} + B_{1}^{2}} + C_{1}^{2} + \sqrt{A_{2}^{2} + B_{2}^{2}} + C_{2}^{2}}$$
(3-2)

将两个平面融合,则无人机 R_1 的坐标为(0,0,0),无人机 R_2 的坐标为(0, $d_{R_1R_2}$,0), 无人机 R_3 和无人机 R_4 的坐标分别为($d_{R_3R_1}\cos(\angle R_3R_1R_2), d_{R_3R_1}\sqrt{1-\cos^2(\angle R_3R_1R_2, 0)}$ 和 ($d_{R_4R_1}\cos(\angle R_4R_1R_2), d_{R_4R_1}\sqrt{1-\cos^2(\angle R_4R_1R_2)}\cos\theta, d_{R_4R_1}\sqrt{1-\cos^2\theta}$),至此我们得到了 局部坐标系。在获得局部的三维坐标系之后,下一步的问题是确定通信范围内无人机 在该坐标系下的坐标。如果利用上述方法来对每一个无人机进行计算的话,需要耗费 大量的计算资源和计算时间,在实际中,一定范围内的无人机知道自己在上一时刻坐 标系下的坐标,因此可以通过矩阵变化的方式对坐标进行转换。这样不仅能够保持足 够的精度,而且会大幅缩短计算坐标所需要的时间。

在计算机图形学的应用中,经常使用单位四元数来表示三维空间的旋转。我们假 设已知上一时刻的局部坐标系为(*x*, *y*, *z*),当前需要求解的局部坐标系为(*x*', *y*', *z*')。 选取无人机*R*₁和无人机*R*₄两个无人机的坐标信息来求解的三维变换矩阵所需的四元

21

数。分别根据上一时刻坐标系和当前时刻坐标系的参数计算得到 $line_{R_{1}R_{4}}$ 与 $line_{R_{1}R_{4}}$, 并将其进行归一化。然后通过以下方式确定四元数 $q = [q_{1}, q_{2}, q_{3}, q_{4}]$: (1)如果 $line_{R_{1}R_{4}}$ 与 $line_{R_{1}R_{4}}$ 相加为 0,则四元数q为[0,0,0,0]; (2)如果 $line_{R_{1}R_{4}}$ 与 $line_{R_{1}R_{4}}$ 相加不为 0,则将 $line_{R_{1}R_{4}}$ 与 $line_{R_{1}R_{4}}$ 又乘,并通过归一化的方法得到u,之后利用公式(3-3)和(3-4)计算得到q:

$$\emptyset = \frac{\arccos(line_{R_1'R_4'} * line_{R_1R_4}^T)}{2}$$
(3-3)

$$q = \cos \emptyset * \sin \emptyset * \mu \tag{3-4}$$

在得到四元数q之后,可以通过公式(3-5)利用四元数q构造旋转矩阵R。

$$R = \begin{bmatrix} 2q_1^2 - 1 + 2q_2^2 & 2(q_2q_3 + q_1q_4) & 2(q_2q_4 - q_1q_3) \\ 2(q_2q_3 - q_1q_4) & 2q_1^2 - 1 + 2q_3^2 & 2(q_3q_4 + q_1q_2) \\ 2(q_2q_4 + q_1q_3) & 2(q_3q_4 - q_1q_2) & 2q_1^2 - 1 + 2q_4^2 \end{bmatrix}$$
(3-5)

这样就可以省略将旋转向量转为旋转矩阵的复杂步骤。得到旋转矩阵 R 之后,将 其余无人机与无人机 R₁的差值构成 *line*_{R₁*} 矩阵,并通过旋转矩阵 R 进行旋转变化,如 公式(3-6)所示:

$$P = line_{R,*} * R \tag{3-6}$$

其中P代表旋转之后的无人机坐标,即在当前局部坐标系下的坐标。针对于障碍物信息,本文采用一个缓冲队列用来保存和更新无人机周围的障碍物信息,并同样利用上述的方法计算出目标和障碍物的位置信息。



图 3-6 坐标系的转换

3.3 围捕控制点的自适应生成方法

在建立局部坐标系并获得当前坐标系下的坐标之后,接下来就是自适应生成关于 目标的围捕形态。基于第一层获得的目标和障碍物的位置信息,第二层中的基因调控 网络函数根据目标和障碍物的位置信息自适应的生成关于目标的自适应围捕形态。自 适应围捕形态生成的过程包括以下三个步骤:(1)通过基因调控网络函数生成一个含 有目标和障碍物信息的浓度梯度空间;(2)在第一步生成的浓度梯度空间中提取出最 优的梯度空间,并将其转换成围捕形态;(3)根据生成的围捕形态,采用均匀采样的 方法提取出围捕控制点。

在第二层中,我们找到了一个简单的围捕模式生成结构来生成复杂的目标围捕形态。对于基因调控网络模型,探测到的目标和障碍物将通过公式(3-7)-(3-10)生成关于目标的浓度梯度空间。

$$T = \sum_{i=1}^{N_i} \nabla^2 T_i + \gamma_i - T_i$$
(3-7)

$$O = \sum_{j=1}^{N_o} \nabla^2 O_j + \beta_j - O_j$$
 (3-8)

$$\frac{dM}{dt} = -M + sig(1 - T * T, \theta, k) + sig(O * O, \theta, k)$$
(3-9)

$$sig(x,\theta,k) = \frac{1}{1+e^{-k(x-\theta)}}$$
(3-10)

在公式(3-7)中, T_i 表示第*i*个目标生成的浓度,其中 ∇^2 是 Laplacian 算子,表示 T_i 在梯度空间的浓度状态, γ_i 代表目标当前的位置。在公式(3-8)中, O_j 表示第*j*个障 碍物生成的浓度,其中 ∇^2 是 Laplacian 算子,表示 O_j 在梯度空间的浓度状态, β_j 代 表障碍物当前的位置。公式(3-9)表示将目标浓度与障碍物浓度输入后,经过处理得到 的最终的浓度空间,其中 θ 和k为常数,用来调控网络函数。公式(3-10)对函数进行归 一化处理,该公式的目的是让浓度梯度空间处于一个适合计算的范围内。

目标和障碍物构成的综合浓度形态在三维空间中的变化如图 3-7 所示,其中蓝色 三角形为目标,灰色的正方体是障碍物,浓度形态用绿色圆圈组合的形式来表示。如 图 3-7(a)所示,当目标距离障碍物较远时,障碍物不会影响目标浓度,因此目标产生 的浓度为一个球。如图 3-7(b)所示,当目标距离障碍物较近时,目标产生的浓度会受 到障碍物的影响,被障碍物产生的浓度进行挤压,综合浓度形态会自适应地转变为不 规则的形态来适应环境。如图 3-7(c)所示,当目标进入障碍物构成的通道时,目标产 生的浓度会受到周围所有障碍物的影响,同样会被障碍物产生的浓度进行挤压,综合 浓度形态会根据周围的环境自适应地转变最优的形态。当目标远离障碍物之后,目标



产生的浓度梯度就不再受障碍物的影响,因此又恢复成球形的形态,如图 3-7(d)所示。

图 3-7 综合浓度形态

为了将目标周围的浓度空间转换成目标的围捕形态,考虑到无人机的体积,我们 选取了该浓度空间的5个不同高度的平面来构建目标的最终围捕形态。分别在不同的 高度平面提取等势线作为该平面生成的围捕形态,最终将五个平面的围捕形态组合构 成三维空间中目标的围捕形态。在获得最终的围捕形态之后,采用均匀采样的方法将 该形态转换成围捕控制点集合并将其作为第三层的输入。



围捕形态

围捕控制点

图 3-8 围捕控制点转换

3.4 分布式集群编队控制层

上面的部分主要侧重于局部坐标系的建立和关于目标的围捕控制点生成来解决 在不同环境下对目标围捕形态的自适应生成问题。在实际应用中,我们必须考虑到围 捕无人机在感知和通信方面有一定的局限性。为了满足这一需求,我们采用了一个集 群编队控制算法来控制无人机,引导它们快速高效的生成围捕形态。

在含有多个障碍物的环境中,集群编队控制算法中每一个无人机的输入由以下三 部分组成^[59]:

$$\varphi_i = \varphi_i^{\mu} + \varphi_i^{\nu} + \varphi_i^{\tau} \tag{3-11}$$

$$\varphi_i^{\mu} = c_1^{\mu} \sum_{j \in N_i(t)} \mathcal{O}_{\mu}(||q_j - q_i||_{\sigma}) n_{i,j} + c_2^{\mu} \sum_{j \in N_i(t)} a_{ij}(q)(p_j - p_i)$$
(3-12)

$$\varphi_{i}^{\nu} = c_{1}^{\nu} \sum_{j \in N_{i}^{\nu}(t)} \mathcal{O}_{\nu}(\|\hat{q}_{i,k} - q_{i}\|_{\sigma}) \hat{n}_{i,k} + c_{2}^{\nu} \sum_{j \in N_{i}^{\nu}(t)} b_{i,k}(q) (\hat{p}_{i,k} - p_{i})$$
(3-13)

$$\varphi_i^{\tau} = -c_1^{\tau}(q_{\tau} - q_i) - c_2^{\tau}(p_{\tau} - p_i)$$
(3-14)

其中, μ 表示集群系统中的任意一个个体; ν 是由 μ 在临近障碍物表面生成的虚 拟投影,它的作用是引导集群躲避障碍物; τ表示要跟踪的目标,它的作用是构造导 航反馈。

 φ_{*}^{μ} 项使集群之间避免相互碰撞,并保持速度匹配。 φ_{*}^{ν} 项的作用是引导集群躲避 障碍物,其原理是在障碍物表面构造一个具有位置和速度信息的虚拟投影。 φ 项的目 的是引导群体跟踪虚拟领导者运动,到达预期的位置。

如 Olfati-Saber 等人所述^[59], Olfati-Saber 算法的本质是基于自然界的集群模型, 同时也是集群编队控制的经典算法。集群编队控制算法中的信息流如图 3-9 所示。每 个信息流由一个 μ 及其对应的 τ 和 ν 组成。我们假设所有的 τ 的初始状态和动力学都

是相同的。基于这一假设,我们将第二层输出的围捕控制点作为集群的虚拟领导者τ, 并用集群编队控制算法对围捕无人机进行引导和控制。



3.5 实验与分析

3.5.1 仿真场景和指标介绍

为了验证算法的鲁棒性,我们在分别建立了静态障碍物#1 和静态障碍物#2 两个不同的仿真场景,场景布置如 3-10 图所示,其中图 3-10(a)是场景静态障碍物#1,图 3-10(b)是场景静态障碍物#2。





为了评估所提出方法的可行性和鲁棒性,本文引入了以下两个指标:(1)无人机 集群到目标的平均距离 *D_a*,(2)无人机集群围捕形态的围捕强度 *D_s*。

(1) D_a表示无人机集群到目标的平均距离,即

$$D_{a} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{r}} d(g_{i})}{N_{r}}$$
(3-15)

其中, N_r 表示围捕无人机个数, d(g_i) 表示第i个围捕无人机与目标的相对位置。 当平均距离 D_a 收敛到一个固定的值时,说明该系统达到了稳定状态。达到稳定状态 用时越少,说明算法性能越好。

(2) *D*_s表示无人机在围捕形态上分布的均匀性,如公式(3-16)所示。为了验证 围捕的均匀性,我们首先利用墨卡托投影法的方将目标的围捕形态切分成了多个正方 形,并且该正方形的边长为 R。

$$\begin{cases} Plane_x = R^*\sigma\\ Plane_y = R^*\ln(\tan(\pi/4 + \gamma/2))\\ D_x = \bigcup_{i=1}^{Nr} f_i(Plane_x, Plane_y)/R^2 \end{cases}$$
(3-16)

式中, $\sigma \pi \gamma \beta$ 别表示球体的经度角和纬度角, 墨卡托投影平面坐标系的 x 轴我 们用 $Plane_x$ 表示, 墨卡托投影平面坐标系的 y 轴我们用 $Plane_y$ 表示。每个无人机在墨 卡托投影平面坐标系下都有一个自己的影响区域, 我们用 $f_i(Plane_x, Plane_y)$ 来表示。 D_s 越大则表示围捕无人机集群可以更均匀的分布在围捕形态上, 具有更强的围捕强 度。围捕强度 D_s 达到 80%以上的状态用时越少, 围捕强度 D_s 越高, 说明算法性能越 好。

当目标完成围捕任务时,要保证所有参与围捕的无人机聚集在目标周围,并且还要在其四周均匀分布从而保证目标无法逃脱。因此当平均距离 *D_a*收敛到稳定状态和围捕强度 *D_s*大于 80%的状态持续 10s 以上时,则认为无人机集群成功完成了目标围捕任务。

3.5.2 实验结果与分析

图 3-11 展示了在静态障碍物#1 场景中围捕动态目标的效果示意图。在该场景中, 目标的移动速度为 1m/s,所有障碍物都是静止障碍物。在图 3-11(a)中,围捕无人机 处于初始状态,并随机分布于场景的一侧;在图 3-11(b)中,随着目标移动围捕无人机 在 Co-GRN 模型的驱使下逐步向目标靠近并逐步形成对目标的围捕形态;在图 3-11(c) 和图 3-11(d)中,目标进入障碍物形成的窄道中,围捕无人机在躲避障碍物的同时自适 应的改变目标的围捕形态来适应周围的环境,并始终以一定围捕的形态跟随目标移动; 在图 3-11(e)中,目标离开障碍物构成的窄道,但是有一部分围捕无人机仍处在障碍物 附近,因此此时仍以一种不规则的围捕形态跟随目标移动;在图 3-11(f)中,目标到达 目的地,围捕无人机集群以一个良好的围捕形态对目标完成围捕,并始终环绕在其四 周。

27



汕头大学硕士学位论文

图 3-11 无人机集群在静态障碍物#1 场景中围捕动态目标

图 3-12 分别显示了在静态障碍物#1 场景下围捕过程中性能指标变化情况。其中 图 3-12(a)展示了围捕无人机与目标的平均距离 *D*_a 的变化情况,图 3-12(b)展示了围捕 无人机围捕形态的围捕强度 *D*_s 的变化情况。从图 3-12 中可以看出,初始时,围捕无
人机随机分布于目标周围,无人机距离目标较远,平均距离*D*_a处于峰值距离,由于 围捕无人机随机分布,所以围捕强度*D*_s处于一个非常低的状态,因此当前时刻尚未 对目标完成围捕;当目标开始运动,围捕无人机在 Co-GRN 模型的驱使下开始逐步靠 近目标并对目标进行围捕,因此平均距离*D*_a在逐步下降,同时围捕强度*D*_s逐步上升; 当时间步在 50 帧~95 帧时,目标刚进入障碍物构成的通道中,无人机需要在围捕的 同时要躲避障碍物,受到障碍物的影响要自适应的改变围捕形态因此围捕强度*D*_s出 现了较大的波动,但是平均距离*D*_a都处在一个相对稳定的状态只有轻微的波动;当 时间步在 95 帧~170 帧之间时,目标在障碍物构成的窄道中移动,此时围捕无人机围 捕形态改变不太大,因此围捕强度*D*_s又恢复到 80%以上,平均距离*D*_a处在一个较为 稳定的状态。当时间步在 170 帧~210 帧时,目标进入障碍物构成的另外一个通道, 围捕形态受到环境的影响又自适应的发生改变,因此这段时间内围捕强度*D*_s出现了 较大的波动。当时间步大于 210 帧时,围捕无人机跟随目标通过障碍物且均匀地分布 在目标周围,此时平均距离*D*_a已收敛至一个稳定的状态,围捕强度*D*_s也稳定在 80% 以上,因此该模型可以适用于静态障碍物#1 场景下的围捕任务。



图 3-12 无人机集群在静态障碍物#1 场景中综合指标评价

图 3-13 展示了在静态障碍物#2 场景中的围捕动态目标的效果示意图。同样在该场景中,目标的移动速度为 1m/s,所有障碍物都是静止障碍物。在图 3-13(a)中,围 捕无人机处于初始状态,并随机分布于目标的周围;在图 3-13(b)中,随着目标进入障 碍物形成的窄道,围捕无人机在 Co-GRN 模型的驱使下在躲避障碍物的同时,逐步向 目标靠近并逐步形成对目标的围捕形态;在图 3-13(c)中,目标进入障碍物中,围捕无 人机在躲避障碍物的同时自适应的改变目标的围捕形态来适应周围的环境,并始终跟 随目标移动;在图 3-13(d)中,当目标向上移动时,无人机集群在远离下面的障碍物后 会自适应改变围捕形态并以该的形态跟随目标移动;在图 3-13(e)中,目标穿越一个窄 道时,围捕无人机会在保持形态围捕的同时会躲避障碍物,并跟随目标穿过窄道;在 图 3-13(f)中,目标到达目的地,围捕无人机集群以一个良好的围捕形态对目标完成围 捕,并始终环绕在其四周。





(a)

(b)



(c)

(d)



图 3-13 无人机集群在静态障碍物#2 场景中围捕动态目标

图 3-14 分别显示了在静态障碍物#2 场景下围捕过程中性能指标变化情况。其中 图 3-14(a)展示了围捕无人机与目标的平均距离 Da, 图 3-14(b)展示了围捕无人机围捕 形态的围捕强度 D。的变化情况。从图 3-14 中可以看出,初始时,围捕无人机随机分 布于目标周围,无人机距离目标较远,平均距离 D_a处于峰值距离且围捕强度 D_s处在 一个非常低的状态,说明当前尚未对目标完成围捕;当时间步在1帧~35帧时,目标 开始运动,围捕无人机在 Co-GRN 模型的驱使下开始逐步靠近目标并对目标进行围 捕,因此平均距离 D_a在逐步下降,同时围捕强度 D_a逐步上升;当时间步在 36 帧~100 帧时,目标进入障碍物构成的通道中,围捕无人机在躲避障碍物的同时自适应的改变 目标的围捕形态来适应周围的环境,因此围捕强度D。波动较大,但是平均距离D。都 处在一个相对稳定的状态只有轻微的波动;当时间步在 100 帧~190 帧时,目标穿过 障碍物构成的通道,此时围捕无人机的围捕形态改变不太大,因此围捕强度 D。又恢 复到 80%以上,平均距离 D_a出现波动并在逐步减小;当时间步在 190 帧~200 帧时, 此时目标进入障碍物构成的第二个窄道,围捕无人机随着周围环境的变化来自适应改 变围捕形态的同时进行障碍物躲避,因此此时围捕强度 D。产生下降的趋势,平均距 离 D_a出现上升的态势;当时间步大于 200 帧时,围捕无人机跟随目标通过障碍物且 均匀地分布在目标周围,此平均距离 D_a 已收敛至一个稳定的状态,围捕强度 D_a 稳定 在 80%以上,说明该方法可以适用于静态障碍物#2 场景下的围捕任务。



图 3-14 无人机集群在静态障碍物#2 场景中综合指标评价

为了进一步验证本文提出的模型的鲁棒性和可行性,我们将本章提出的方法(Co-GRN)与 3D-GRN 在静态障碍物#1 和静态障碍物#2 两个不同的仿真场景中进行了对比试验。实验结果如图 3-15 所示,蓝色的线表示 Co-GRN,绿色的线表示 3D-GRN,其中图 3-15(a)表示在静态障碍物#1 场景中平均距离 *D*_a 的数据结果,图 3-15(b)表示在静态障碍物#2 场景中平均距离 *D*_a 的结果,图 3-15(c)表示在静态障碍物#1 场景中

围捕强度 *D*_s的结果,图 3-15(d)表示在静态障碍物#2 场景中围捕强度 *D*_s的结果。针 对平均距离 *D*_a指标,从图 3-15(a)中可以看出在静态障碍物#1 场景中,本章提出的 Co-GRN 在围捕的整个过程中可以很快的收敛到一个固定的值附近,结果要优于 3D-GRN;在图 3-15(b)中可以看到,两个方法在静态障碍物#2 场景中都可以收敛到一个固定的 值附近,但是本章提出的方法考虑了目标和围捕无人机的体积,因此平均距离要大于 3D-GRN。针对围捕强度 *D*_s指标,从图 3-15(c)中可以看到,在静态障碍物#1 场景中 虽然两个方法最后都保持在 80%以上,但是在围捕的过程中本章提出的 Co-GRN 的 结果要优于 3D-GRN;从图 3-15(d)中可以看出本章提出的 Co-GRN 在最后保持在了 80%以上,但是 3D-GRN 还是会有一个波动,偶尔会出现低于 80%的情况,此外在围 捕过程中本章提出的 Co-GRN 的性能要优于 3D-GRN。综合上述结果可以看出,本章 提出的 Co-GRN 模型在围捕过程中具有更好的鲁棒性,而且在不同的场景中都有很 好的表现。



图 3-15 综合指标评价比较

3.6 本章小结

本章研究了在含有障碍物的三维环境下,无人机集群对目标围捕的问题。针对该问题本章提出了一种基于协作基因调控网络(Co-GRN)的围捕模式生成方法。该方法主要为三层,首先通过无人机之间的距离信息建立合适的局部坐标系,然后在该局部坐标系下生成关于目标的局部浓度场,并采用均匀采样的方法将浓度形态转化为围捕控制点,最后在无人机运动方面,本方法融合了集群编队控制算法来引导围捕无人机的移动,实现围捕无人机能够快速到达上述生成的围捕控制点上,从而完成对目标的围捕任务。

在详细的阐述了该模型后,本文通过仿真实验对该模型做了验证和分析。首先, 为了验证模型的鲁棒性,我们设计了两个差异较大的场景作为仿真实验的实验场景。 在仿真实验过程中,当目标无人机在实验场景移动时,参与围捕任务的无人机集群能 够在跟随目标无人机运动的同时并根据周围环境自适应改变围捕形态,同时完成对障 碍物的躲避和对目标的围捕。从效果图上可以看出该模型的可行性,通过两个不同场 景的仿真实验结果验证了本章所提出的 Co-GRN 具有更强的鲁棒性。

最后本文从平均距离和围捕强度两个方面比较了本章提出的 Co-GRN 模型和 3D-GRN 模型的性能,并通过对比试验表明本章提出的 Co-GRN 模型具有更好的性能。 Co-GRN 能够控制无人机集群在信息未知的环境下实现对动态目标的分布式围捕,通 过两个模型性能的比较证明了基因调控网络模型和集群编队控制算法融合的可行性 和优越性。

本章提出的模型充分考虑了复杂坏境下无人机集群的目标围捕情况,在围捕的同时能够根据目标周围障碍物位置信息自适应地生成最优的目标围捕形态,并且可以以 集群编队运动的方式完成对目标的围捕任务。通过实验证明较于 3D-GRN 而言,该模型具有更好的普适性和鲁棒性。为 Co-GRN 模型的进一步改进和现实场景的进一步 应用提供了理论上的依据。

33

第4章 基于共识基因调控网络的围捕模式生成方法

本章在上一章提出的基于协作基因调控网络(Co-GRN)的围捕模式生成方法的基础上进行了改进,提出了一种基于共识基因调控网络(St-GRN)的围捕模式生成方法,该方法适用于无人机集群在通信拒止的复杂环境中的进行目标跟踪和围捕任务。上一章提出的模型虽然可以在含有障碍物的三维环境中完成目标跟踪和围捕任务,仍然存在一些局限性。例如:(1)需要理想的传感器来探测周围无人机到自身的距离;(2)需要保证无人机集群之间的信息传输是完整且无干扰的,但在电磁对抗的战场环境中是难以实现的;(3)由于局部坐标系的建立至少需要四个不同高度的无人机,这就会出现无人机数量较少的区域无法建立局部坐标系的情况。现实生活中的传感器存在误差,并且无法单纯通过传感器来识别友邻无人机和障碍物。因此上述的要求在实际应用中是无法满足的。然而,这些信息又是 Co-GRN 模型建立局部坐标系时所必须要获取的,而且第二层的基因调控网络模型浓度空间的生成也是局部坐标系的基础完成的。虽然对于无人机集群的围捕任务来说,失去几个无人机不会对整体任务的完成造成影响,但是仍然具有一定的局限性。针对上述问题,本章提出的基于共识基因调控网络的围捕模式生成方法给出很好的解决方案。

4.1 模型描述及关键技术

在实际的战场环境中,受传感器误差和环境噪声的影响,单纯通过无人机自身搭载的传感器来获取周围所有无人机到自身的距离是不可取的,并且任务区域的障碍物会产生遮挡,使得无法获取周围被遮挡的无人机到自身的距离信息。此外,实际的战场环境中往往存在电磁对抗,就会导致无法保证无人机集群之间的信息传输是正常且完整的。为了消除上述的影响,使其适用于通信拒止的环境中,本章设计了如图4-1所示的基于共识基因调控网络的围捕模式生成方法。该方法主要分为三个部分:第一部分为局部坐标系的建立和自身状态的更新,在该部分中St-GRN会根据雷达测距传感器的探测到的坐标信息转换为在本体初始化坐标系下以本体中心为原点的坐标信息,此外还会根据目标传感器是否探测到目标以及通信范围内的友邻无人机的状态来实时更新本体状态;第二部分为虚拟目标点的生成部分,在该部分中St-GRN会第一部分建立的局部坐标系的基础上,根据本体当前时刻的状态自动选取相应的模型来生成无人机下一步移动的预期虚拟目标点;最后一部分是无人机的分布式运动控制部分,该部分通过改进的集群编队控制算法根据第二部分生成的虚拟目标点和周围的环境信息最终生成下一时刻的运动分量,引导无人机向预期的虚拟目标点移动。



汕头大学硕士学位论文

图 4-1 基于共识基因调控网络的围捕模式生成方法

4.2 局部坐标系的建立和自身状态的更新

在无人机集群系统中,每个无人机都会搭载一定数量的激光传感器来收集周围的 环境信息,并且可以通过摄像头或者其他传感器进行简单的间接通信,从而实现在完 成实时更新自身的状态的同时对障碍物和友邻无人机进行躲避。

4.2.1 局部坐标的转换

在以基因调控网络为基础的模型中,首先要做的就是坐标系的建立和坐标信息的 获取。下面我们将详细的阐述一下局部坐标的转换过程。为了更好的对无人机周围的 环境信息进行采集并保证及时进行障碍物躲避的操作,本模型采用的无人机模型搭配 了 8 个激光传感器从而保证传感器的探测范围完全覆盖无人机的周围,并单独搭配一个目标检测传感器来单独对目标进行检测。具体搭建如图 4-2 所示,其中图 4-2(a)显示了无人机模型的整体搭建示意图,图 4-2(b)为目标探测传感器,图 4-2(c)为 8 个激光雷达传感器。



图 4-2 无人机搭建示意图





首先每个无人机都会初始化并保存搭配的 8 个激光传感器到无人机本体旋转矩 阵 R 和平移矩阵 T 。如图 4-3 所示,当传感器的探测范围内探测到物体时,假设此时

激光传感器探测到的障碍物或者友邻无人机在该传感器坐标系下的坐标为 p_s,但是 该坐标所在的坐标系与无人机本体坐标系不一样,无法直接用于后续的计算,因此需 要根据初始化时保存的各传感器到无人机本体的旋转矩阵 R 和平移矩阵 T 通过公式 (4-1)来将传感器坐标系下的坐标 p_s转换成本体坐标系下的坐标 p_b。将上述计算得到 的坐标 p_b视为障碍物坐标信息并保存到障碍物的信息集合中用于后续的计算。

$$p_b = p_s * R + T \tag{4-1}$$

不同于探测障碍物和友邻无人机的激光传感器,用于探测目标的传感器在初始化时已经将其坐标系与无人机本体的坐标系重合,因此如果探测器探测到目标所获取到的该探测器坐标系下的坐标信息即为在无人机本体坐标系下的坐标,无需通过上述方法进行转换可以直接用于后续的计算中。

4.2.2 自身状态的更新

根据上述建立坐标系过程中所探测到的友邻无人机和目标的相关信息来更新自 身的状态,并为后续虚拟目标点的生成提供状态信息。本模型假设集群中的无人机可 以与激光雷达探测范围内的友邻无人机进行简单的间接通信。针对于自身状态更新模 块,在本模型中共分为三种状态:搜索状态,跟踪状态和围捕状态。

(1)搜索状态:如图 4-4 所示,其中绿色圈为目标探测范围,蓝色的虚线圈为间接通信的通信范围,其中左侧的围捕无人机为当前无人机,右侧的围捕无人机为友 邻无人机。如图 4-4(a)所示,无人机搭载的目标探测器没有探测到目标并且在其通信 范围内无其他友邻无人机;或者如图 4-4(b)所示,当目标探测器没有探测到目标并且 在其通信范围内的友邻无人机的状态是非围捕状态时,将自身的状态更新为搜索状态。在该状态中,St-GRN 会在第二层通过目标搜索模块生成的搜索目的地,并将其作为 虚拟目标点输出给第三层。







(b)

图 4-4 搜索状态示意图

(2)跟踪状态:如图 4-5 所示,其中绿色圈为目标探测范围,蓝色的虚线圈为间接通信的通信范围,其中右侧的围捕无人机为当前无人机,左侧的围捕无人机为友 邻无人机。当目标探测器没有探测到目标,但是其通信范围内存在其他友邻无人机,并且该友邻无人机的状态是围捕状态时,将自身的状态更新为跟踪状态。在该状态下, St-GRN 会在第二层会将通信范围内处于围捕状态的友邻无人机作为虚拟目标点输出 给第三层。



图 4-5 跟踪状态示意图

(3)围捕状态:如图 4-6 所示,其中绿色圈为目标探测范围,蓝色的虚线圈为间接通信的通信范围,其中左侧的围捕无人机为当前无人机,右侧的围捕无人机为友邻无人机。当目标探测器探测到目标时,会将自己的状态更新为围捕状态。在该状态下,St-GRN 会在第二层通过基因调控网络模型生成围捕控制点作为虚拟目标点输出给第三层。



图 4-6 围捕状态示意图

4.3 虚拟目标点的生成

在该部分中,我们会根据第一层获取的目标和障碍物的坐标信息,并通过自身的 状态自适应的选取相对应的模块来生成虚拟目标点,自适应生成的虚拟目标点用来作 为第三层的编队控制算法的虚拟领导者来引导无人机的移动。当自身的状态是搜索状 态时,St-GRN 会通过基于融合莱维飞行和布朗运动的目标搜索模块来生成虚拟目标 点;当自身的状态是跟踪状态时,St-GRN 会自动选择一个要跟随的友邻无人机,并 将其所在的位置作为虚拟目标点;当自身的状态是围捕状态时,St-GRN 会通过基于 局部信息的围捕形态生成算法和围捕控制点选取算法来生成虚拟目标点。

4.3.1 基于融合莱维飞行和布朗运动的目标搜索

莱维飞行和布朗运动是两种比较常见的受生物启发的随机搜索策略,其中布朗运动通常是用来描述非定向运动的模型,而莱维飞行是随机行走中的一种。莱维飞行的主要特征是步长的概率分布符合重尾分布,而不是常见的正态高斯分布。这个特征使得在随机游走时有较大的概率出现一个大跨步,并且可以保证后续重复访问己访问过的区域的概率较小,因此莱维飞行更适用于目标稀疏的搜索任务。

自该分布提出以来,众多的学者提出了很多服从莱维分布的随机数的生成方法, 其中比较出名的是 Mantegna 在 1994 年提出的一种随机数方法^[60],该方法通过正态 分布来求解随机数。在 Mantegna 算法中,随机步长可以通过以下公式计算:

$$Levy: s = \frac{u}{\left|v\right|^{\frac{1}{\beta}}}$$
(4-2)

其中, u 和 v可以通过以下正态分布获得 $u \sim N(0, \sigma_u^2)$, $v \sim N(0, \sigma_v^2)$, 其中:

$$\sigma_{u} = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta)\sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1+\beta)/2]\beta 2^{(\beta-1)/2}} \right\}$$
(4-3)

$$\sigma_{v} = 1 \tag{4-4}$$

St-GRN 第二层的目标搜索模块将上述提到的莱维飞行步长生成的方法用于生成 x 轴分量和 y 轴分量的搜索步长。但是针对于坐标系 z 轴分量的搜索步长,由于无人 机的飞行高度是有限的并且主要集中在一个区域内。该分布情况并不属于目标稀疏搜 索任务,因此该模型对坐标系 z 轴分量的搜索步长选取我们通过融合布朗运动进行了 改进。因此该搜索模块生成的虚拟目标点计算方式如下:

$$p_{search} \coloneqq (x, y, z) \tag{4-5}$$

$$x = \frac{u}{\left|v\right|^{\frac{1}{\beta}}} \tag{4-6}$$

$$y = \frac{u}{|v|^{\frac{1}{\beta}}}$$
(4-7)

$$z = \begin{cases} \frac{u}{|v|^{\frac{1}{\beta}}}, & \frac{u}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} < \varepsilon, \\ random(-1,1) * \varepsilon & \text{others} \end{cases}$$
(4-8)

其中, p_{search} 即为搜索模块生成的搜索目标点,公式(4-5)中的x, y和z分别是以 无人机本体中心为原点的初始坐标系下 x 轴, y 轴和 z 轴的分量,可以通过公式(4-6)~(4-8)计算得到。公式(4-8)中的 ε 是一个常数,在本文中 ε =4。计算得到的搜索目标 点即为输出到第三层的虚拟目标点。

4.3.2 跟踪状态下虚拟目标点的生成

当无人机自身的状态是跟踪状态时,说明其通信范围内的友邻无人机中至少存在 一个无人机处于围捕状态,这说明该友邻无人机是可以探测到目标的。我们认为目标 大概率处在该友邻无人机的附近或者当处于该友邻无人机的位置时有较大的概率可 以探测到目标,因此我们会选取该友邻无人机的位置作为虚拟目标点输出给第三层。 如图 4-7 所示,当周围存在多个友邻无人机处于围捕状态时,我们会直接选取第一个 探测到的处于围捕状态的友邻无人机作为要跟踪的无人机,这样可以减少了选取跟踪 的友邻无人机的时间,占用更少的计算时间,从而增强模型的实时性。



图 4-7 跟踪友邻无人机选取示意图

4.3.3 基于局部信息的围捕形态生成和控制点选取

当自身状态为围捕状态时,St-GRN 会基于第一层获取的目标和障碍物的位置信息,通过局部基因调控函数将含有目标和障碍物的位置信息自适应生成关于目标的围 捕形态,并通过控制点选取模块选取最优的围捕点作为围捕控制点。自适应围捕形态 生成和围捕控制点的选取过程主要分为以下三个步骤:(1)通过基因调控网络函数生 成一个含有目标和障碍物信息的浓度梯度空间;(2)在上面生成的浓度梯度空间中提 取出最优的梯度空间,自适应生成围捕形态;(3)采用均匀采样的方法将生成的围捕 形态离散为一个围捕控制点的集合,并通过控制点选取模块在该集合中选取最优的围 捕点作为围捕控制点。



图 4-8 XNOR 模型图

该模块利用基因调控网络模型来生成自适应集群围捕形态。与上一章相似,该模 块也采用唯一的 XNOR 模型组件来生成关于目标的围捕形态。不同之处在于,我们 对基因调控网络模型进行了改进和优化。具体来说,我们不再使用最初模型中需要大 量计算资源的拉普拉斯算子等方法,而是采用更加简单的计算方法。这样一来,就可 以进一步降低了计算复杂度,同时也增加了该模型在实际应用中的可移植性。公式(4-9)~(4-14)展示了该模块基因调控网络的浓度空间的计算方法。

$$T_{i} = e^{-c\sqrt{(x-\Delta x)^{2} + (y-\Delta y)^{2} + (z-\Delta z)^{2}}}$$
(4-9)

$$O_{j} = e^{-c\sqrt{(x-\Delta x)^{2} + (y-\Delta y)^{2} + (z-\Delta z)^{2}}}$$
(4-10)

$$T = \sum_{i=1}^{N_t} T_i \tag{4-11}$$

$$O = \sum_{j=1}^{N_o} O_j \tag{4-12}$$

$$\frac{dM}{dt} = -M + sig(1 - T * T, \theta, k) + sig(O * O, \theta, k)$$
(4-13)

$$sig(x,\theta,k) = \frac{1}{1+e^{-k(x-\theta)}}$$
(4-14)

其中,公式(4-9)中的T_i表示第i个探测到的目标下产生的浓度。公式(4-10)中的O_j 代表由第 j 个障碍物产生的浓度。公式(4-11)和公式(4-12)中的T 和O分别代表多个目 标与多个障碍物融合之后的浓度总和。通过公式(4-13)将上述得到障碍物浓度和目标 浓度融合生成最终的围捕形态, *M* 代表基因调控网络模型的浓度梯度空间。如果没 有障碍物输入的情况下公式(4-13)可以简化为公式(4-15)。在公式(4-15)中不再考虑障 碍物对目标浓度产生的影响,通过参数θ和k将输入的目标的坐标信息生成浓度梯度 空间。公式(4-14)进行归一化处理,该公式的目的是让浓度梯度空间处于一个适合计 算的范围内。

$$\frac{dM}{dt} = -M + sig(1 - T * T, \theta, k)$$
(4-15)

因为实际应用中,友邻无人机和障碍物通常具有一定的体积。考虑到上述情况, 因此我们在该部分处理中借鉴了计算机视觉图像处理中的膨胀操作对探测到的障碍 物坐标进行了膨胀操作。具体操作如图 4-9 所示,我们将障碍物集合中的所有坐标信 息的 x 轴正负半轴、 y 轴的正负半轴、 z 轴的正负半轴都扩展了一个参数 g,使其从 一个点变成了一个正方体,同时如果检测到的多个障碍物膨胀之后出现重复区域的话, 我们会对该重复的区域进行剔除操作,消除该重复区域对浓度空间产生的不良影响同 时防止后续进行多余的计算操作来增加计算量从而占用更多的计算资源和和计算时 间。



图 4-9 障碍物膨胀示意图



图 4-10 障碍物附近围捕点剔除示意图

在生成包含障碍物和目标的浓度梯度空间之后,接下来的工作的如何将该浓度梯 度空间转换成预期的围捕控制点。接下来我们介绍一下围捕控制点的选取。为了将目 标周围的浓度空间转换成对目标的围捕形态,考虑到无人机本身的体积,我们选取了 该空间形态 5 个不同高度的平面来构建最终的目标围捕形态。分别在不同的平面提取 合适的等势线作为该平面生成的围捕形态,并对该等势线进行均匀采样最终获取关于 目标的最终围捕点集合。如图 4-10 所示,在该模型中我们借鉴了 Wu 等人^[61]的思想, 认为在围捕过程中,障碍物也可以作为围捕形态中的一部分的思想,并且每一个障碍 物点都有自己的一个影响范围*s*。该范围在防止所有参与围捕的无人机聚集到一个点 的同时,确保无人机较均匀的分布在围捕形态上,同样可以对友邻无人机之间的避碰 和对障碍物的躲避起到一定的引导作用。因此我们会依次计算围捕控制点集合中每个 围捕控制点到障碍物的距离,当该距离小于障碍物影响范围*s* 时将该控制点从集合中 删除。通过上述方法来进一步的优化围捕控制点集合,从而保证该集合中的围捕点上 不存在友方无人机或者障碍物。

在得到剔除后的围捕控制点集合之后,接下来工作就是要根据无人机本体与目标 之间探测到的友邻无人机或者障碍物的个数来选择一个最优的围捕控制点,具体选取 的方法如下:



图 4-11 友邻无人机数目较少时,围捕控制点选取示意图

(1)如图 4-11 所示,其中蓝色原点为围捕点。如图 4-11(a)所示,当无人机本体 与目标之间不存在友邻无人机,或者如图 4-11(b)所示,无人机本体与目标之间存在友 邻无人机或者障碍物的数量小于 4 时,我们希望尽快的到达到关于目标的围捕形态 上,因此我们会在围捕点集合中选择距离无人机本体最近的一个围捕点作为围捕控制 点。



图 4-12 友邻无人机数目较多时,围捕控制点选取示意图

(2)如图 4-12 所示,其中蓝色原点为围捕点。当无人机本体与目标之间存在友 邻无人机和障碍物的数量之和大于 3 时,为了避免出现所有无人机聚集在一个区域的 情况,我们选择距离无人机本体最远的一个围捕点作为围捕控制点。

当无人机通过自身状态自适应的获取到下一步的控制点之后,接下来就是第三层 的控制策略层。在本层获取的围捕控制点将作为虚拟目标点输入给下一层的控制算法。

4.4 分布式控制模型

在上一章中我们采用的分布式运动控制模型是常规的 Olfati-Saber 集群算法^[59], 在该模型中,当一个无人机要做出移动决策时,需要考虑其友邻无人机的状态。在多 障碍物环境中,该算法中每一个无人机的输入由以下三部分组成:

$$\varphi_i = \varphi_i^{\mu} + \varphi_i^{\nu} + \varphi_i^{\tau} \tag{4-16}$$

其中μ表示集群系统中的任意一个个体;ν是由μ在临近障碍物表面生成的虚拟 投影,它的作用是引导集群躲避障碍物;τ表示要跟踪的目标,它的作用是构造导航 反馈,从而引导无人机移动到预期的位置。

上述算法是基于集群中的个体可以区分友邻无人机和障碍物,并且可以获取友邻 无人机的速度等状态的假设上提出的。但是该假设在实际应用是很难保证的,尤其是 在通信拒止的战场环境中。通过传感器的数据来计算出友邻无人机的速度信息比较困 难并且需要花费很长的时间占用大量的计算资源,因此我们对上述控制算法进行了改 进,将探测到的物体无论是友邻无人机还是障碍物都视为障碍物进行处理,因此就不 再需要友邻无人机的速度信息。改进算法的每一个无人机的输入由以下两部分组成:

$$\varphi_i = \varphi_i^v + \varphi_i^\tau \tag{4-17}$$

其中, φ_i 为无人机最终的加速度分量, φ_i^v 是障碍物对无人机的排斥的分量, φ_i^r 是虚拟目标点对无人机的引导分量。



图 4-13 分布式控制模型图

针对于 φ_i^ν 这一项, 我们将探测到的障碍物信息进行了膨胀操作, 并对该部分进行 了修改从而保证了无人机在不知道障碍物表面法向量等信息的情况下仍然可以成功 完成障碍物躲避, 修改后的公式如下:

$$\varphi_i^{\nu} = c_1^{\nu} \sum_{j \in N_i^{\nu}(t)} \mathcal{O}_{\nu}(\|\hat{q}_k - q_i\|_{\sigma}) n_{i,k} + c_2^{\nu} \sum_{j \in N_i^{\nu}(t)} b_{i,k}(q) (\hat{p}_k - p_i)$$
(4-18)

$$n_{i,k} = \frac{q_k - q_i}{\sqrt{1 + \varepsilon \|q_k - q_i\|^2}}$$
(4-19)

$$\emptyset_{\beta}(z) = \rho h(z / r_{\beta}) \emptyset(z - d_{\beta})$$
(4-20)

其中v是无人机传感器探测到的障碍物,它的作用是引导集群躲避友邻无人机和 障碍物;

针对于 φ_i^{T} 这一项可以用以下方程描述:

$$\varphi_i^{\gamma} = -c_1^{\tau}(q_{\tau} - q_i) - c_2^{\tau}(p_{\tau} - p_i)$$
(4-21)

τ表示要跟踪的目标,它的作用是构造导航反馈,从而引导无人机移动到预期的 位置。

4.5 实验与分析

上面部分我们主要对基于共识基因调控网络(St-GRN)的围捕模式生成方法进行 了详细的阐述。接下来我们会从仿真实验入手,分析本方法在含有障碍物的复杂场景 下无人机集群的性能指标,并通过实验结果来验证本方法的可行性和鲁棒性。









(c)



(f)

图 4-14 围捕动态目标效果示意图

首先我们通过仿真软件对本章提出的 St-GRN 模型进行了机理上的验证。图 4-14 展示了无人机集群围捕动态目标的效果示意图,其中红色的圆球代表目标,绿色的圆 球代表参与围捕的无人机。在该场景中,目标的移动速度为 1m/s,所有障碍物都是静 止障碍物。在图 4-14(a)中,围捕无人机处于初始状态,并随机分布于场景的一侧;在 图 4-14(b)中,随着目标移动围捕无人机在 St-GRN 模型的驱使下逐步向目标靠近并逐 步形成对目标的围捕形态;在图 4-14(c)和图 4-14(d)中,目标进入障碍物形成的窄道 中,围捕无人机在躲避障碍物的同时自适应的改变目标的围捕形态来适应周围的环境, 并始终以一定围捕的形态跟随目标移动;在图 4-14(e)中,目标离开障碍物构成的窄 道,但是有一部分围捕无人机仍处在障碍物附近,因此此时仍以一种不规则的围捕形 态跟随目标移动;在图 4-14(f)中,目标到达目的地,围捕无人机集群以一个良好的围 捕形态对目标完成围捕,并始终环绕在其四周。





图 4-15 分别显示了围捕过程中性能指标变化情况。其中图 4-15(a)展示了围捕无 人机与目标的平均距离 *D*_a 的变化情况,图 4-15(b)展示了围捕无人机围捕形态的围捕 强度 *D*_s 的变化情况。初始时,围捕无人机随机分布于目标周围,无人机距离目标较 远,平均距离 *D*_a处于峰值距离,由于围捕无人机随机分布,所以围捕强度 *D*_s 处于一 个非常低的状态,因此当前时刻尚未对目标完成围捕;当目标开始运动,围捕无人机 在 St-GRN 模型的驱使下开始逐步靠近目标并对目标进行围捕,因此平均距离 *D*_a 在 逐步下降,同时围捕强度 *D*_s 逐步上升;当时间步在 50 帧~95 帧时,目标刚进入障碍 物构成的通道中,无人机需要在围捕的同时要躲避障碍物,受到障碍物的影响要自适 应的改变围捕形态因此围捕强度 *D*_s出现了波动,但是平均距离 *D*_a都处在一个相对稳 定的状态只有轻微的波动;当时间步在 95 帧~170 帧之间时,目标在障碍物构成的窄 道中移动,此时围捕无人机围捕形态改变不太大,因此围捕强度 *D*_s和平均距离 *D*_a 处 在一个较为稳定的状态,只有轻微的波动。当时间步大于 170 帧时,围捕无人机跟随 目标通过障碍物且均匀地分布在目标周围,此时平均距离 *D_a* 已收敛至一个稳定的状态,围捕强度 *D_s* 也稳定在 80%以上,因此该模型可以适用于该场景下的围捕任务。

为了进一步验证本章提出的模型的鲁棒性和可行性,我们将本章提出的方法(St-GRN)上一章提出的 Co-GRN 和 3D-GRN 在上述的仿真场景中进行了对比试验。实验 结果如图 4-16 所示,蓝色的线表示 St-GRN,青色的线表示 Co-GRN,绿色的线表示 3D-GRN。其中图 4-16(a)表示平均距离 *D*_a 的数据分析,图 4-16(b)表示围捕强度 *D*_s 的数据分析。针对指标平均距离 *D*_a,本章提出的 St-GRN 在围捕的整个过程中可以很快的收敛到一个固定的值附近,该结果与 Co-GRN 相差不大,但是要优于 3D-GRN;针对指标围捕强度 *D*_s,三个方法最后都保持在 80%以上,但是在围捕的过程中本章提出的 St-GRN 的结果要优于 Co-GRN 和 3D-GRN,并且最终的围捕强度更高。综上所述结果可以看出,本章提出的 St-GRN 模型在围捕过程中具有更好的鲁棒性和可行性。



图 4-16 综合指标评价比较

上述的仿真实验证明该模型在机理上的可行性,但是该仿真实验仍无法模拟现实 环境,为了进一步的模拟该模型在现实环境中的无人机集群对目标的围捕可行性,我 们将该模型移植到了 CoppeliaSim 仿真平台,并设计了一个复杂的场景来模拟现实环 境。CoppeliaSim 仿真平台支持机器人运动学仿真,并且加入了物理引擎来时场景更 加真实,同时可以采用平台的传感器模型来模拟现实中使用的传感器。

如图 4-17 所示,在该仿真场景中存在树木,楼房等障碍物,其中红色的无人机 表示目标,黑色的无人机表示参与围捕的无人机集群。在图 4-17(a)中,目标穿过两个 高楼构成的狭窄通道,目标离右侧高楼较近,受 St-GRN 模型中障碍物也可以是参与 围捕的一部分的影响,无人机集群的个体在右侧分布较少;在图 4-17(b)中,目标穿过 狭窄通道进入比较宽阔的公路,无人机集群比较均匀的分布在目标四周,并在跟随目 标移动的同时对周围的树木进行躲避;在图 4-17(c)中,当目标离开公路进入宽阔的区 域时,无人机集群均匀的分布在目标四周并跟随目标移动;在图 4-17(d)中,当目标遇 到高楼要进行爬升时,围捕无人机仍然可以以围捕的形态跟随目标爬升;在图 4-17(e) 中,当目标通过高楼进入另外一侧的公路上时,由于飞行高度要高于树木的高度,因 此无人机集群均匀的分布在目标四周;在图 4-17(f)中,目标到达目的地,无人机集群 均分的分布在目标四周从而对目标完成围捕。由此可见,在 CoppeliaSim 仿真环境下, 无人机集群在复杂的任务场景中仍然可能很好的完成动态目标的围捕任务。







图 4-17 CoppeliaSim 平台下围捕动态目标效果图



图 4-18 CoppeliaSim 平台下围捕动态目标综合指标评价

如图 4-18 所示,我们对上述仿真实验进行了数值分析,其中图 4-18(a)表示平均 距离 *D_a* 的数据变化,图 4-18(b)表示围捕强度 *D_s* 的数据变化。在图 4-18 中可以看出, 初始时所有围捕无人机随机分布在目标周围,因此此时平均距离 *D_a* 较大,围捕强度 *D_s* 也较低;在 0~20 帧,随着仿真开始,目标开始移动,围捕无人机在 St-GRN 的驱 动下开始逐渐对目标进行围捕,此时平均距离 *D_a* 在逐渐减小的同时围捕强度 *D_s* 也在 逐步上升。在 20~40 帧,目标进入两个高楼组成的狭窄通道,此时为了躲避高楼,平 均距离 *D_a* 有了小幅度的上升,围捕强度 *D_s* 变化较小。在 40~60 帧,目标通过窄道进 入宽阔的公路,此时无人机开始均匀分布目标四周,因此平均距离有小幅度的上升, 但是围捕强度 *D_s* 也在上升。在第 60 帧和 100 帧时,目标突然变换移动方向,围捕无 人机受到惯性的影响,平均距离 *D_a* 开始上升的同时围捕强度 *D_s* 也在逐步下降。

在第 145 帧时,目标在围捕无人机再一次形成围捕时,开始向上爬升并以离高楼 较近的距离在高楼上空穿过而过,围捕无人机跟随目标爬升并在围捕的同时躲避高楼, 因此平均距离*D_a*出现较大波动,围捕强度*D_s*也出现较大波动并且一度达到 60%,但 是之后围捕无人机还是会逐步形成围捕的形态。在 240 帧时,目标通过高楼,进入开 阔的上空,刺激围捕无人机开始再一次对目标进行围捕。到 260 帧时,平均距离*D_a* 稳定在一个较小的值附近的同时围捕强度*D_s*也上升到 80%以上。到 290 帧时,目标 停止移动,围捕无人机均匀分布在其四周对其完成围捕,围捕强度*D_s*也可以维持在 80%以上。数据分析显示,本方法能够在多变的复杂场景中有效地对动态目标进行跟 踪并围捕,且具有很强的适应性,可应用于不同类型的围捕任务。

4.6 本章小结

本章主要描述了一种基于共识基因调控网络(St-GRN)的围捕模式生成方法。该模

型主要为三层,首先通过传感器信息将其转换为本体初始坐标系下的坐标并更新自身状态,然后根据自身状态自适应的选择相应的模块来生成预期的虚拟目标点,最后为 无人机分布式运动控制。在无人机分布式运动控制部分,本方法将上一章中使用的集 群编队控制算法进行了改进和优化,使其根据虚拟目标点生成下一步运动分量从而实 现围捕无人机能够快速到达上述生成的围捕控制点上从而完成对目标的围捕任务。

在详细的阐述了该模型后,本章通过仿真实验对该模型进行了机理的验证。首先, 在上一章的静态障碍物#1 的仿真场景中进行了对比试验。从实验过程中我们可以看 到目标无人机经过复杂场景,参与围捕任务的无人机集群能够成功跟随目标无人机运 动的同时并根据周围环境自适应改变围捕形态来同时完成对障碍物的躲避和对目标 的围捕。并对三个方法从平均距离和围捕强度两个方面进行了数值对比,从对比结果 可以看出本章提出的方法具有更好的性能。

最后为了进一步验证该模型的在实际场景中的可行性,本章在 CoppeliaSim 仿真 平台上搭建了一个复杂的场景进行仿真实验。实验结果表明,加入动力学模型和传感 器模型后,该模型仍能适用于多变的复杂场景,并通过数值分析验证了本模型的可行 性。

第5章 总结与展望

5.1 本文小结

随着无人机的飞速发展,学术界对无人机集群在战场环境的应用和发展也越来越 重视。本文研究了通信拒止和环境信息未知等困难情况下的无人机集群分布式目标围 捕的问题,提出了基于融合编队控制和基因调控网络的无人机集群目标围捕模型。该 模型有效地考虑了战场环境中无人机集群会遇到的通信拒止、障碍物信息未知等影响 因素,使无人机集群能够在战场环境中完成协同围捕目标任务。本文的主要贡献如下:

(1)借鉴自然界中蛋白质和基因的表达关系和生物集群编队飞行的机制,提出 了一种融合编队控制和基因调控网络的无人机集群目标围捕模型,使其能够在通信拒止和环境未知的环境下对动态目标进行分布式围捕。

(2)设计了一种基于间接通信的无人机集群协同方法,使无人机集群可以在通 信拒止的环境中完成集群的协同围捕。

(3)提出了基于融合莱维飞行和布朗运动的目标搜索方法,在目标被物体遮挡 导致的目标丢失的情况下,可以自主完成目标搜索。

(4)提出了一种简化的围捕控制点选取方法,简化了三维基因调控网络模型,减少生成浓度空间所需的计算量,并通过周围的信息选取围捕形态上最优的围捕控制点,使无人机集群可以均匀的分布在围捕形态上。

(5)改进了原有的集群编队控制算法,使其可以在友邻无人机速度和障碍物形状未知的环境下,在完成友邻无人机之间的避碰和障碍物的避障的同时完成动态目标的分布式围捕。

5.2 未来展望

无人机集群协同作为近年来极具重视的一个研究方向,国内外的学者在这个研究领域取得了很多创新性的成果。本文作为一项基于融合编队控制和基因调控网络模型的无人机集群目标围捕模型方向的创新性工作,虽然具有一定的新意,但是仍然面临很多亟待解决的问题:

(1)基于视觉的目标识别模块。本文虽然考虑了目标的识别,但是这方面是基于传感器的模拟,该方法在实际应用中会受到一定的约束。后续我们会考虑加入摄像头通过视觉来完成目标的搜索和识别,同时无人机之间的间接通信也可以通过视觉来完成。

(2) 更具挑战性的实验场景。目前设计的场景只考虑了真实场景中障碍物的复

52

杂分布,但是并未涉及实际生活中的动态变化因素,例如突然出现的障碍物等。因此 在后续的工作中,我们需要设计包含动态障碍物的场景来测试无人机集群的性能,并 增加场景与场景之间的切换的测试。

(3)无人机集群实机实验平台。目前本文的验证主要是依赖于仿真平台,虽然 CoppeliaSim 仿真平台包括运动学等物理特性,但是仍然难以完全反应真实场景的各 种变化。因此下一步打算搭建一套小型无人机集群对本模型进行实机验证。

参考文献

[1] Theraulaz G, Bonabeau E. A brief history of stigmergy[J]. Artificial life, 1999, 5(2): 97-116.

[2] Duan H, Zhang X. Phase transition of vortexlike self-propelled particles induced by a hostile particle[J]. Physical Review E, 2015, 92(1): 012701:1-012701:9.

[3] 唐强,张宁,李浩,雷志荣.无人机自主控制系统简述[J]. 测控技术, 2020, 39(10): 114-124.

[4] 陈杰,方浩,辛斌. 多智能体系统的协同群集运动控制[M]. 北京:科学出版社,2017.

[5] Brambilla M, Ferrante E, Birattari M, et al. Swarm robotics: a review from the swarm engineering perspective[J]. Swarm Intelligence, 2013, 7(1): 1-41.

[6] 李明. 无人机系统发展中的若干问题[J]. 现代军事, 2007 (6): 45-49.

[7] 赵煦. 走向智能自主的无人机控制技术[J]. 科技导报, 2017, 35(7): 1-1.

[8] 沈林成, 牛轶峰. 多无人机自主协同控制理论与方法[M]. 北京: 国防工业 出版社, 2013.

[9] S.A. Cambone, K. Krieg, P. Pace, W. Linton, Unmanned Aircraft Systems Roadmap 2005–2030, Vol. 8, Office of the Secretary of Defense, 2005, pp. 4–15.

[10] 陈宗基,魏金钟,王英勋,周锐.无人机自主控制等级及其系统结构研究 [J]. 航空学报, 2011, 32(6):1075-1083.

[11] Otto R P. Small Unmanned Aircraft Systems (SUAS) Flight Plan: 2016-2036. Bridging the Gap Between Tactical and Strategic [R]. Air Force Deputy Chief of Staff Washington DC United States, 2016.

[12] Fahey, K.; Miller, M. Unmanned Systems Integrated Roadmap 2017–2042; CreateSpace Independent Publishing Platform: Scotts Valley, CA, USA, 2017

[13] 段海滨, 李沛. 基于生物群集行为的无人机集群控制[J]. 科技导报, 2017, 35(7): 17-25.

[14] Mondada F, Pettinaro G C, Guignard A, et al. SWARM-BOT: A New Distributed Robotic Concept[J]. Autonomous robots, 2004, 17: 193-221.

[15] Groß R, Bonani M, Mondada F, et al. Autonomous Self-Assembly in Swarm-Bots [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2006, 22(6): 1115-1130.

[16] Guo H, Meng Y, Jin Y. Swarm robot pattern formation using a morphogenetic

multi-cellular based self-organizing algorithm[C]. 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2011: 3205-3210.

[17] Vásárhelyi G, Virágh C, Somorjai G, et al. Outdoor Flocking and Formation Flight with Autonomous Aerial Robots[C]. 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2014: 3866-3873.

[18] Chung T H, Clement M R, Day M A, et al. Live-fly, large-scale field experimentation for large numbers of fixed-wing UAVs[C]. 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2016: 1255-1262.

[19] 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.

[20] Korpela C, Caton J L. Swarms in the Third Offset[J]. ed. White, SR, Closer than you think: The implications of the Third Offset Strategy for the US Army, US Army Command and General Staff College, Fort Leavenworth, KS, US. Liang, Q & Xiangsui, W, 2015.

[21] Duan H, Yang Q, Deng Y, et al. Unmanned aerial systems coordinate target allocation based on wolf behaviors[J]. Science China Information Sciences, 2019, 62(1): 14201:1-14201:3.

[22] 段海滨, 申燕凯, 赵彦杰, 范彦铭, 王寅, 牛轶峰, 魏晨, 罗德林. 2019 年 无人机热点回眸[J]. 科技导报, 2020, 38(1): 13.

[23] 贺光,赵述龙,李杰,王祥科.智能无人机领域课程思政教育实践[J]. 科教导刊,2020, (36): 147-148.

[24] Badgerow J P. An analysis of function in the formation flight of Canada geese[J]. The Auk, 1988, 105(4): 749-755.

[25] Mech L D. Leadership in Wolf, Canis lupus, Packs[J]. Canadian Field Naturalist, 2000, 114(2): 259-263.

[26] Tang J, Duan H, Lao S. Swarm intelligence algorithms for multiple unmanned aerial vehicles collaboration: A comprehensive review[J]. Artificial Intelligence Review, 2022, 56(5): 4295-4327.

[27] Gogna A, Tayal A. Metaheuristics: review and application[J]. Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence, 2013, 25(4): 503-526.

[28] Kennedy J, Eberhart R. Particle Swarm Optimization[C]. Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks. IEEE, 1995, 4: 1942-1948.

[29] Poli R, Kennedy J, Blackwell T. Particle swarm optimization: An overview[J]. Swarm Intelligence, 2007, 1: 33-57. [30] Wu H S, Zhang F M. Wolf Pack Algorithm for Unconstrained Global Optimization [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014, 2014: 1-17.

[31] Karaboga D, Basturk B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. Journal of Global Optimization, 2007, 39: 459-471.

[32] Guo H, Meng Y, Jin Y. A cellular mechanism for multi-robot construction via evolutionary multi-objective optimization of a gene regulatory network[J]. BioSystems, 2009, 98(3): 193-203.

[33] Mamei M, Vasirani M, Zambonelli F. Experiments of morphogenesis in swarms of simple mobile robots[J]. Applied Artificial Intelligence, 2004, 18(9-10): 903-919.

[34] Kondacs A. Biologically-inspired self-assembly of two-dimensional shapes using global-to-local compilation[C]. Proceedings of the 18th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2003: 633-638.

[35] 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.

[36] Slavkov I, Carrillo-Zapata D, Carranza N, et al. Morphogenesis in robot swarms[J]. Science Robotics, 2018, 3(25): eaau9178: 1-16.

[37] Bai L, Eyiyurekli M, Breen D E. An emergent system for self-aligning and selforganizing shape primitives[C]. 2008 Second IEEE International Conference on Self-Adaptive and Self-Organizing Systems. IEEE, 2008: 445-454.

[38] Cussat-Blanc S, Harrington K, Banzhaf W. Artificial Gene Regulatory Networks—A Review[J]. Artificial life, 2019, 24(4): 296-328.

[39] Ye F, Chen J, Tian Y, et al. Cooperative multiple task assignment of heterogeneous UAVs using a modified genetic algorithm with multi-type-gene chromosome encoding strategy[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2020, 100: 615-627.

[40] Xu Y, Sun Z, Xue X, et al. A hybrid algorithm based on MOSFLA and GA for multi-UAVs plant protection task assignment and sequencing optimization[J]. Applied Soft Computing, 2020, 96: 99-113.

[41] Han S, Fan C, Li X, et al. A modified genetic algorithm for task assignment of heterogeneous unmanned aerial vehicle system[J]. Measurement and Control, 2021, 54(5-6): 994-1014.

[42] Liu R, Liang J, Alkhambashi M. Research on breakthrough and innovation of UAV mission planning method based on cloud computing-based reinforcement learning

algorithm[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2019, 37(3): 3285-3292.

[43] Hu B, Sun Z, Hong H, et al. UAV-aided networks with optimization allocation via artificial bee colony with intellective search[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2020, 2020(1): 1-17.

[44] Silva Arantes J, Silva Arantes M, Motta Toledo C F, et al. Heuristic and genetic algorithm approaches for UAV path planning under critical situation[J]. International Journal on Artificial Intelligence Tools, 2017, 26(01): 1760008:1-1760008:30.

[45] Adhikari D, Kim E, Reza H. A fuzzy adaptive differential evolution for multiobjective 3D UAV path optimization[C]. 2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). IEEE, 2017: 2258-2265.

[46] Huang C, Fei J. UAV path planning based on particle swarm optimization with global best path competition[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2018, 32(06): 1859008:1-1859008:23.

[47] Shao S, Peng Y, He C, et al. Efficient path planning for UAV formation via comprehensively improved particle swarm optimization[J]. ISA Transactions, 2020, 97: 415-430.

[48] Phung M D, Ha Q P. Safety-enhanced UAV path planning with spherical vectorbased particle swarm optimization[J]. Applied Soft Computing, 2021, 107: 107376:1-107376:15.

[49] Bian L, Sun W, Sun T. Trajectory following and improved differential evolution solution for rapid forming of UAV formation[J]. IEEE Access, 2019, 7: 169599-169613.

[50] Zhang B, Sun X, Liu S, et al. Adaptive differential evolution-based receding horizon control design for multi-UAV formation reconfiguration[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2019, 17(12): 3009-3020.

[51] Hoang V T, Phung M D, Dinh T H, et al. Reconfigurable multi-uav formation using angle-encoded pso[C]. 2019 IEEE 15th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). IEEE, 2019: 1670-1675.

[52] Ali Z A, Zhangang H. Multi-unmanned aerial vehicle swarm formation control using hybrid strategy[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2021, 43(12): 2689-2701.

[53] Li X, Zhang X, Liu H, et al. Formation reconfiguration based on distributed cooperative coevolutionary for multi-UAV[C]. 2016 12th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA). IEEE, 2016: 2308-2311.

[54] Jiang L, Wei R, Wang D. UAVs rounding up inspired by communication multi-

agent depth deterministic policy gradient[J]. Applied Intelligence, 2022: 1-16.

[55] Kouzeghar M, Song Y, Meghjani M, et al. Multi-Target Pursuit by a Decentralized Heterogeneous UAV Swarm using Deep Multi-Agent Reinforcement Learning[J]. arXiv preprint arXiv:2303.01799, 2023.

[56] 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.

[57] Braccini M. Applications of biological cell models in robotics[J]. arXiv preprint arXiv:1712.02303, 2017.

[58] 范衠,马培立,朱贵杰,谢敏冲,陈添善,谢飞,石泽,包卫东,朱晓敏. 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[J].南京师范大学学报:工 程技术版,2022,22(1):9-15.

[59] Olfati-Saber R. Flocking for multi-agent dynamic systems: Algorithms and theory[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2006, 51(3): 401-420.

[60] Mantegna R N. Fast, accurate algorithm for numerical simulation of Levy stable stochastic processes[J]. Physical Review E, 1994, 49(5): 4677-4683.

[61] Wu M, Zhou Y, Zhu X, et al. Cooperation-based gene regulatory network for target entrapment[C]. Advances in Swarm Intelligence: 10th International Conference, ICSI 2019, Chiang Mai, Thailand, July 26–30, 2019, Proceedings, Part I 10. Springer International Publishing, 2019: 60-69.

[62] 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.

[63] Davidson E, Levin M. Gene regulatory networks[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2005, 102(14): 4935-4935.

[64] Erwin D H, Davidson E H. The evolution of hierarchical gene regulatory networks[J]. Nature Reviews Genetics, 2009, 10(2): 141-148.

[65] Clyde D E, Corado M S G, Wu X, et al. A self-organizing system of repressor gradients establishes segmental complexity in Drosophila[J]. Nature, 2003, 426(6968): 849-853.

[66] Diambra L, da Fontoura Costa L. Pattern formation in a gene network model with boundary shape dependence[J]. Physical Review E, 2006, 73(3): 031917:1-031917:12.

[67] Taylor T. A genetic regulatory network-inspired real-time controller for a group of underwater robots[C]. Intelligent Autonomous Systems. 2004, 8: 403-412.

[68] Milo R, Shen-Orr S, Itzkovitz S, et al. Network motifs: simple building blocks of complex networks[J]. Science, 2002, 298(5594): 824-827.

[69] Bowers P M, Cokus S J, Eisenberg D, et al. Use of logic relationships to decipher protein network organization[J]. Science, 2004, 306(5705): 2246-2249.

[70] 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.

[71] Origane Y, Hattori Y, Kurabayashi D. Control Input Design for a Robot Swarm Maintaining Safety Distances in Crowded Environment[J]. Symmetry, 2021, 13(3): 478: 1-11.

[72] Yu X, Ma J, Ding N, et al. Cooperative Target Enclosing Control of Multiple Mobile Robots Subject to Input Disturbances[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, PP (99):1-10.

[73] Brezočnik L, Fister Jr I, Podgorelec V. Swarm intelligence algorithms for feature selection: a review[J]. Applied Sciences, 2018, 8(9): 1521: 1-31.

[74] Dorigo M, Theraulaz G, Trianni V. Swarm robotics: Past, present, and future [point of view] [J]. Proceedings of the IEEE, 2021, 109(7): 1152-1165.

[75] Zhou Y, Rao B, Wang W. Uav swarm intelligence: Recent advances and future trends[J]. IEEE Access, 2020, 8: 183856-183878.

[76] Sakai D, Fukushima H, Matsuno F. Flocking for multirobots without distinguishing robots and obstacles[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2016, 25(3): 1019-1027.

[77] Viswanathan G M, Afanasyev V, Buldyrev S V, et al. Lévy flights in random searches[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2000, 282(1-2): 1-12.

[78] Zedadra O, Guerrieri A, Seridi H. LFA: A Lévy Walk and Firefly-Based Search Algorithm: Application to Multi-Target Search and Multi-Robot Foraging[J]. Big Data and Cognitive Computing, 2022, 6(1): 1-15.

[79] Sutantyo D K, Kernbach S, Levi P, et al. Multi-robot searching algorithm using Lévy flight and artificial potential field[C]. 2010 IEEE Safety Security and Rescue Robotics. IEEE, 2010: 1-6.

[80] Katada Y, Hasegawa S, Yamashita K, et al. Swarm crawler robots using lévy flight for targets exploration in large environments[J]. Robotics, 2022, 11(4): 76.

[81] 王清龙, 严平, 赵军峰. 直升机与无人机蜂群协同作战研究[J]. 直升机技术, 2022: 1673-1220.

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

[83] Han L, Dong X, Li Q, et al. Formation tracking control for time-delayed multiagent systems with second-order dynamics[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2017, 30(1): 348-357.

[84] Lwowski J, Majumdar A, Benavidez P, et al. Bird flocking inspired formation control for unmanned aerial vehicles using stereo camera[J]. IEEE Systems Journal, 2018, 13(3): 3580-3589.

[85] Yan X, Jiang D, Miao R, et al. Formation Control and Obstacle Avoidance Algorithm of a Multi-USV System Based on Virtual Structure and Artificial Potential Field[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2021, 9(2): 1-17.

[86] Zhou X, Zhu J, Zhou H, et al. Ego-swarm: A fully autonomous and decentralized quadrotor swarm system in cluttered environments[C]. 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2021: 4101-4107.

[87] Zhou X, Wang Z, Ye H, et al. Ego-planner: An esdf-free gradient-based local planner for quadrotors[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 6(2): 478-485.

[88] Usenko V, Von Stumberg L, Pangercic A, et al. Real-time trajectory replanning for MAVs using uniform B-splines and a 3D circular buffer[C]. 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2017: 215-222.

[89] Jiang L, Mo H, Tian P. A Bacterial Chemotaxis-Inspired Coordination Strategy for Coverage and Aggregation of Swarm Robots[J]. Applied Sciences, 2021, 11(3): 1-19.

[90] Zhang T, Liu Z, Wu S, et al. Multi-Robot Cooperative Target Encirclement through Learning Distributed Transferable Policy[C]. 2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE, 2020: 1-8.

[91] V Gábor, Csaba V, Gerg S, et al. Optimized flocking of autonomous drones in confined environments[J]. Science Robotics, 2018, 3(20): eaat3536:1-13.

[92] Yuan Q, Zhan J, Li X. Outdoor flocking of quadcopter drones with decentralized model predictive control[J]. ISA Transactions, 2017, 71: 84-92.

[93] Kumar A S, Manikutty G, Bhavani R R, et al. Search and rescue operations using robotic darwinian particle swarm optimization[C]. 2017 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI). IEEE, 2017: 1839-1843.

[94] Cardona G A, Calderon J M. Robot swarm navigation and victim detection using rendezvous consensus in search and rescue operations[J]. Applied Sciences, 2019, 9(8):

60

1702:1-1702:23.

[95] Garattoni L, Birattari M. Autonomous task sequencing in a robot swarm[J]. Science Robotics, 2018, 3(20): eaat0430:1- eaat0430:11.

[96] He S, Wang M, Dai S L, et al. Leader–follower formation control of USVs with prescribed performance and collision avoidance[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 15(1): 572-581.

攻读学位期间主要研究成果

一、发表的学术论文

- (一) 已见刊或录用论文
- Shi Z, Fan Z, Ma P, et al. A Cooperative Gene Regulatory Network Target Entrapping in GNSS-denied Environments[C]. 2022 12th International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). IEEE, 2022: 382-387. (EI 会议, 与第 3 章有关)
- [2] 范衛, 孙福赞, 马培立, 王诏君, <u>石泽</u>, 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, 2022, 42(2): 1001-0645.
 (EI 索引)
- [3] H Huang, G Zhu, Z Fan, H Zhai, Y Cai, <u>Z Shi</u> et al. Vision-based Distributed Multi-UAV Collision Avoidance via Deep Reinforcement Learning for Navigation[C]. 2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2022: 13745-13752. (EI 顶级会议)
- [4] 范衠, 马培立, 朱贵杰, 谢敏冲, 陈添善, 谢飞, <u>石泽</u>, 包卫东, 朱晓敏. 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[J]. 南京师范大学学报: 工程技 术版, 2022, 22(1):9-15.
- [5] Cai Y, Zhu G, Huang H, Wang Z, Fan Z, Li W, <u>Shi Z</u>, et al. The behavior design of swarm robots based on a simplified gene regulatory network in communication-free environments[C]. International Workshop on Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics. 2021: 1-7. (EI 会议)
- [6] Dong Z, Zhu G, Fan Z, Liu J, Li H, Cai Y, Huang H, <u>Shi Z</u>, et al. Automatic Pavement Crack Detection Based on YOLOv5-AH[C]. 2022 12th International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). IEEE, 2022: 426-431. (EI 会议)
- 二、发表专利
- [1] 一种基于三层基因调控网络的群体机器人聚合控制方法.发明人:范衠;<u>石泽;</u> 马培立;朱贵杰;洪峻操;黄华兴;蔡堉伟;董朝晖;宁为博;郝志峰;申请号: CN202111571098.2;公开号: CN114397887A.

- [2] 一种基于群体机器人的目标围捕控制方法及系统.发明人:范衠;马培立;王诏 君;<u>石泽</u>;蔡堉伟;李晓明;林培涵;李文姬;申请号: CN202011376837.8;公开 号: CN112527020A.
- [3] 一种基于三维基因调控网络的智能机器人群体控制方法.发明人:范衠;马培立; 谢飞;陈添善;谢敏冲;朱贵杰;<u>石泽</u>;王诏君;申请号:CN202110481878.1;公 开号:CN113172626A.
- [4] 一种群体围捕机器人.发明人:杨小莉;范衠;王琛;林鹏;黄书山;李恪;姚瑶;陈柏澄; 邝文希;施兆辉; <u>石泽;</u>申请号: CN202210113217.8;公开号: CN114510048A.
- 三、参与的科研项目
- [1] 国防科技创新特区项目:基于生物体演化机理的群体智能聚合与涌现研究(18-163-11-ZT-003-008-02).
- [2] 国防科技创新特区项目:共识主动性群体协同机理与环境感知技术研究(193-A14-226-01-01).
- 四、软件著作权
- [1] 群体机器人聚合形态自动化设计平台。

致谢

学校的时光永远是快乐且短暂的,转眼间已经到了我来汕头大学的第三年了。凤 凰花的绽放也在预示着属于我的毕业季即将来临。工作四年,能获得重返校园的学习 机会,倍感珍惜。回首这三年的读研生活,我收获了很多。包括深奥的专业知识、清 晰的表达思路和能力,这些都是在工作中无法获取到的。感谢在此期间认识的老师、 同学和朋友,我在你们的帮助和指导下度过了三年快乐且充实的读研时光。如今,即 将离开这个生活了三年的城市,心里总有万般不舍,但是更多的还是心怀感恩。

首先我要特别感谢我的导师范衠教授,感谢您这三年的指导和帮助。范衠教授是 群体智能和进化计算领域的专家,您的研究帮助我脱离了单独机器人的局限,看到了 更加广阔的群体机器人领域。您对科研的严谨的态度对我产生的巨大的影响。在您的 悉心教导下,我很快的完成了身份的转变,学会了如何开展科研工作。您的帮助和指 导,让我获得了快速的成长。在此由衷的感谢您。

其次,我要感谢团队的李文姬老师和黄伟鑫老师,感谢你们在科研和生活上对我 的帮助。感谢人工智能与机器人实验室的朱贵杰师兄、王诏君师兄、孙福赞师兄、马 培立师兄、龙周彬师兄等师兄,谢谢你们在学术调研、专利申请等方面的指导和帮助。 同时也要感谢蔡堉伟、黄华兴、董朝晖、宁为博、王柳、王琛等实验室的同学,和你 们互相帮助、共同成长的时光很快乐。另外还要感谢洪峻操、许鹏等师弟,感谢你们 的帮助。

最后,我要感谢我的家人和朋友。在我选择离职读研时,你们无条件的支持和帮助给了我巨大的信心。你们对我的信任和鼓励,一直在激励我努力向前,让我能够顺利的完成我的学业。对于我的家人,我表示由衷的感谢。愿大家前程似锦,未来可期。

作者:石泽 2023 年 03 月 17 日