



多机器人协同围捕方法综述

周萌 李建宇 王昶 王晶 王力

Multi-robot Cooperative Hunting: A Survey

ZHOU Meng, LI Jian-Yu, WANG Chang, WANG Jing, WANG Li

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16383/j.aas.c240114>

您可能感兴趣的其他文章

重大装备制造多机器人任务分配与运动规划技术研究综述

A Review of Task Allocation and Motion Planning for Multi-robot in Major Equipment Manufacturing

自动化学报. 2024, 50(1): 21–41 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c220957>

基于势博弈的异构多智能体系统任务分配和重分配

Task Allocation and Reallocation for Heterogeneous Multiagent Systems Based on Potential Game

自动化学报. 2022, 48(10): 2416–2428 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c220003>

虚假数据注入攻击下多机器人系统协同寻源

Multi-robot System Cooperative Source Seeking Under False Data Injection Attack

自动化学报. 2024, 50(2): 403–416 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c230252>

基于 K_n CMPSO算法的异构无人机协同多任务分配

A Knee Point Based Coevolution Multi-objective Particle Swarm Optimization Algorithm for Heterogeneous UAV Cooperative Multi-task Allocation

自动化学报. 2023, 49(2): 399–414 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c210696>

基于 AC-DSDE 进化算法多 UAVs 协同目标分配

Multi-UAV Cooperative Target Allocation Based on AC-DSDE Evolutionary Algorithm

自动化学报. 2021, 47(1): 173–184 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190334>

一种基于 DTW-GMM 的机器人多机械臂多任务协同策略

A Multi-task Collaborative Strategy for Multi-arm Robot Based on DTW-GMM

自动化学报. 2022, 48(9): 2187–2197 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190817>

多机器人协同围捕方法综述

周萌¹ 李建宇¹ 王昶² 王晶¹ 王力¹

摘要 多机协同围捕作为多机器人协同领域的一项重要分支,着重研究多个机器人通过相互协作对动态可疑目标实现有效的追踪与围捕,在军事侦查、紧急救援、协同探测等领域具有重要的研究意义与实际应用价值.首先通过国内外科学引文数据库对多机协同围捕领域相关的文献进行全面检索,深入剖析目前该领域前沿技术的发展现状与研究热点.接下来从理论与技术层面分别针对多机协同围捕领域中的目标协同搜索、多机任务分配、协同围捕控制等方面进行全面总结,重点阐述各研究内容常用方法与技术的工作原理、优缺点及适用范围等.最后对该领域的发展现状进行总结,并分析探讨目前尚未解决的难点,对未来的发展方向提出展望.

关键词 多机协同围捕, 协同目标搜索, 任务分配, 围捕控制

引用格式 周萌, 李建宇, 王昶, 王晶, 王力. 多机器人协同围捕方法综述. 自动化学报, 2024, 50(12): 1-34

DOI 10.16383/j.aas.c240114 **CSTR** 32138.14.j.aas.c240114

Multi-robot Cooperative Hunting: A Survey

ZHOU Meng¹ LI Jian-Yu¹ WANG Chang² WANG Jing¹ WANG Li¹

Abstract As a significant branch of multi-robot coordination, multi-robot cooperative hunting mainly focuses on tracking and capturing dynamic suspicious targets effectively through cooperation. It has important significance and has been applied in various fields, such as military reconnaissance, emergency rescue, and collaborative detection. This paper conducts a comprehensive search of relevant literature in the field of multi-robot cooperative hunting through domestic and foreign scientific citation databases. It then thoroughly analyzes the current development status and research hotspots of frontier technologies in this field. Following this, the paper offers a thorough summary of research in the field of multi-robot cooperative hunting, covering theoretical and technical aspects, which concentrates on target cooperative search, multi-robot task allocation, and cooperative hunting control, etc.. The working principles, advantages, disadvantages, and application ranges of commonly used methods and technologies in each research aspect are introduced in detail. Finally, this paper summarizes the current state of development and unresolved challenges in this field, and suggests potential directions for future development.

Key words Multi-robot cooperative hunting, cooperative target search, task allocation, hunting control

Citation Zhou Meng, Li Jian-Yu, Wang Chang, Wang Jing, Wang Li. Multi-robot cooperative hunting: A survey. *Acta Automatica Sinica*, 2024, 50(12): 1-34

机器人产业是国家加快培育和发展的战略性新兴产业,在引领国民经济发展、服务国家重大需求过程中发挥着至关重要的作用.近年来,国家出

一系列政策鼓励机器人产业发展,2023年工信部联合16部门印发《“机器人+”应用行动实施方案》,加快推动机器人在各行各业拓展应用;北京市发布《北京市机器人产业创新发展行动方案(2023—2025年)》,明确我国机器人的发展目标.

随着目前工作任务的日益复杂与工作环境的多变,单个机器人往往难以胜任某一任务.受自然界如鱼群、鸟群、狼群等动物群体智能的启发,多机协同是由多个机器人通过交流协作和分享信息来改进单个机器人的性能,如任务执行效率、健壮性、灵活性和容错性等,目前已被广泛用于工业制造、仓储物流、环境监测、多机作战、国防安全、娱乐等军事、民用领域^[1-2].

当今世界,国家安全与稳定正面临着前所未有的挑战.在不断变化的国际安全格局下,多机器人

收稿日期 2024-03-05 录用日期 2024-07-23

Manuscript received March 5, 2024; accepted July 23, 2024

国家重点研发计划课题(2023YFB4704404),北京市教育委员会科学研究计划项目(KM202410009014),北京市属高等学校优秀青年人才培养计划项目(BPHR202203032),北方工业大学毓秀创新项目(2024NCUTYXCX107)资助

Supported by National Key Research and Development Program of China (2023YFB4704404), R&D Program of Beijing Municipal Education Commission (KM202410009014), Project of Cultivation for Young Top-notch Talents of Beijing Municipal Institutions (BPHR202203032), and Yuxiu Innovation Project of NCUT (2024NCUTYXCX107)

本文责任编辑 程龙

Recommended by Associate Editor CHENG Long

1. 北方工业大学电气与控制工程学院 北京 100144 2. 北京航天自动控制研究所 北京 100854

1. College of Electrical and Control Engineering, North China University of Technology, Beijing 100144 2. Beijing Aerospace Automatic Control Institute, Beijing 100854

协同围捕作为多机协同领域的一个重要研究方向,以其独特的智能性、灵活性和高效性,为国家安全提供切实可行的解决方案,成为国家战略的关键核心技术.多机协同围捕不仅仅是一种技术创新,更是一种战略性的变革^[3-4],从未知区域探索、环境探测、军事侦查、协同搜救、安全巡逻等多个领域重塑国家安全.

为对目前国内外多机协同围捕领域的研究成果进行全面系统的综述,本文首先利用 Web of Science、IEEE Xplore 和 Science Direct 科学引文数据库对相关文献进行检索,将与多机协同围捕相关的 multi-robot hunting、multi-robot pursuit、multi-robot roundup、pursuer-evader 作为关键词进行主题搜索,共检索到 5 796 篇文献,其中 2010 年以后发表成果有 5 286 篇,详见图 1.由统计结果可得,从 2010 年开始,全球多机器人协同围捕文献数量总体呈现出指数上升的趋势,体现出本方向具有重要的研究意义与价值.

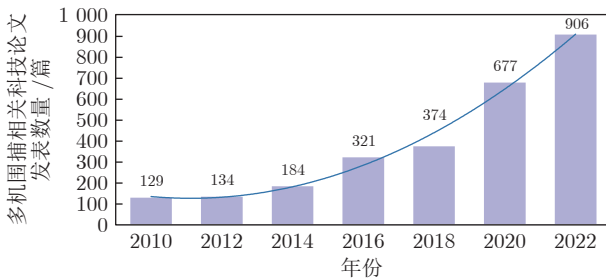


图 1 现有成果逐年发表情况

Fig.1 Publication status of existing achievements by year

之后,本文采用 ITGInsight 软件对检索出的文献进行主题特征挖掘分析,首先针对关键词做同现关系分析,得到各个主题的论文数量权重.关键词同现网络如图 2 所示,可以看出, pursuit-evasion game、differential game 等关键词表明博弈方法是近年来研究围捕问题的重要方法; initial condition、capture time、numerical simulation、theoretical result、integral constraint、sufficient condition 等关键词为围捕问题关注的限制条件和围捕效果的指标; unmanned aerial vehicle、autonomous robot、multi-agent system 等代表围捕任务的对象; obstacle avoidance、path planning、task allocation、control strategy 是围捕任务面临的关键问题.

由于路径规划、避障、控制器设计等内容是所有智能机器人在自主移动过程中面临的共性科学问题,目前已有相关的综述文献对其进行总结,本文不再赘述,仅对多机协同围捕领域中特有的方法或

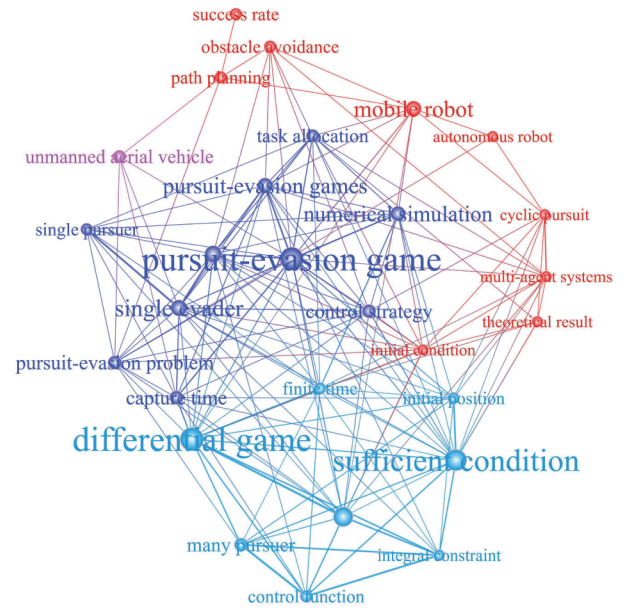


图 2 关键词同现网络图

Fig.2 Keyword co-occurrence network diagram

内容进行阐述.对于多机协同围捕问题,由于会涉及到围捕者与逃逸者之间的交互与博弈,围捕者需要对逃逸者的数量及位置分布情况进行全面掌握.为此,在围捕之前需要研究未知环境下的目标搜索问题.当逃逸者数量及位置等信息确定后,考虑“多追多”的情况,需要对围捕者与逃逸者之间进行合理的任务分配,即确定哪个围捕者对哪个逃逸者进行围捕,以提高全局围捕效率.确定围捕对象之后,需要对每个围捕者进行运动规划和控制器设计,最终实现对逃逸者成功围捕.

鉴于多机器人协同围捕具有较好的应用前景,而且尚未有文献从宏观的角度对该领域的研究成果进行全面系统的梳理,本文的主要目的是试图填补这一空白,重点从目标搜索、任务分配、围捕运动规划与控制等方面入手,回顾多机器人协同围捕领域研究发展历程,总结当前多机器人协同围捕研究所面临的问题与挑战,把握未来可能的发展趋势.文章的核心内容主要分为四节:第 1 节主要介绍未知环境下目标搜索,重点介绍覆盖式搜索和精准式搜索方法,并对基于机器视觉目标识别的环境探测内容进行总结;第 2 节主要介绍多机协同任务分配方法,分别从多机围捕任务分配模型和求解方法两方面进行详细的论述与讨论;第 3 节主要介绍协同围捕运动规划与控制方法,围捕运动规划方法包括基于维诺图围捕方法、基于生物启发式神经网络围捕方法,围捕控制方法包括基于博弈理论围捕方法、基于强化学习围捕方法和基于一致性理论围捕方法

等; 第 4 节对围捕任务所需的机器人定位、多机通信技术进行介绍。最后, 针对多机协同围捕领域仍面临的挑战进行分析, 给出本文的总结与展望。

1 目标搜索

多机协同围捕中的目标搜索是指利用多个机器人通过相互通信、共享信息和分工合作, 以搜索时间、距离为代价, 共同搜索并定位未知环境中的逃逸者。目前目标搜索算法多用于环境感知、地图构建、路径规划、自主导航等领域, 大致可以归纳总结如表 1 所示, 文献 [15] 从目标搜索算法层面对当前工作进行综述, 文献 [16] 从工程实践角度对覆盖规划、探索规划以及同时覆盖与探索规划三个方面进行综述。本文重点讨论复杂动态环境下的多机协同围捕, 这种场景下通常采用无人机在空中进行侦查搜索, 发现可疑目标后由空中无人机或地面机器人进行围捕, 如图 3 所示。

在多机器人协同围捕领域, 常用的动态目标搜索方法有: 覆盖式搜索和精准式搜索。接下来本文分别对这两种方法进行介绍。

1.1 覆盖式搜索

多机协同区域覆盖式搜索问题可以描述为: 给定 n 个搜索机器人, 在满足机器人携带的传感器性能要求、能耗等约束下, 设计一种搜索策略, 实现对该区域的全覆盖侦查搜索。在多机器人协同搜索任务中, 有效的区域划分可以避免机器人之间的重复搜索, 每个机器人可以专注于一个独立的区域, 避免在同一区域重复搜索, 从而提高搜索效率^[10]。因此, 为降低目标搜索问题求解的复杂度, 可将该问题分解为多机任务区域分配和完全覆盖路径规划两个子任务, 再对子任务分别进行优化求解, 该方法的工作原理如图 4 所示。

对于第一个子任务, 机器人搜索区域分配问题可描述为: 给定搜索区域内 n 个搜索机器人的初始位置 $P_i, i = 1, \dots, n$, 根据机器人最大速度 $v_{i \max}$ 、传感器探测范围 w_i 、最大航程 $Range_i$ 等性能将任

务区域 S 划分为 n 个不相重叠的子区域 S_1, \dots, S_n 。结合实际需要, 区域分配过程中搜索机器人应当考虑以下约束条件: 最大续航能力、最大搜索时间、传感器探测范围、侦查成像质量要求、协同搜索约束等。因此, 区域分配模型可以构建为如下的优化问题:

$$\begin{aligned} Per_i^* = \arg \min \{ & k_1 \cdot L + k_2 \cdot T \} \\ \text{s.t.} \left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=1}^n Per_i = 1 \\ Per_i \cdot \frac{S}{w_i} \leq Range_i \\ Per_i \cdot \frac{S}{w_i v_{i \max}} \leq t_i \\ r_i > r_{\min} \\ Dis_t(r_i, r_j) > d_{\min} \end{array} \right. \end{aligned} \quad (1)$$

其中, Per_i 为搜索机器人的任务区域面积占待搜索区域面积的百分比, 是模型优化变量。 $L = \sum_{i=1}^n Per_i \cdot S/w_i$ 表示 n 个搜索机器人的整体航路代价估值; $T = \max_i \{ Per_i \cdot S/(w_i v_{i \max}) \}$ 表示多机器人协同区域搜索的工作时间估值; t_i 表示第 i 个搜索机器人最长有效工作时间; r_i 表示第 i 个搜索机器人的图像分辨率; r_{\min} 表示能探测到可疑目标的最低图像分辨率要求; $Dis_t(r_i, r_j)$ 表示 t 时刻搜索机器人 r_i 与 r_j 之间的距离; d_{\min} 表示机器人之间防撞安全距离; k_1, k_2 表示对航路代价和时间代价的加权系数, 满足 $k_1 + k_2 = 1$ 。

未知搜索区域划分问题本质上为一个优化问题, 对于优化问题 (1) 的求解已有多种方法。文献 [10] 利用分层模糊推理对搜索区域进行任务分配, 并证明搜索距离越接近搜索区域面积与传感器探测面积的比值, 机器人在有效搜索时间内发现目标的概率越接近 1。另外, 实验结果证明采用模糊推理对机器人进行任务分配, 相比于遗传算法在任务执行代价上成效更显著。文献 [17] 假设每个搜索机器人只知道自己的特性和状态, 提出一种分布式机器人搜索

表 1 多机协同搜索方法总结
Table 1 Summary of multi-robot cooperative search methods

搜索环境	搜索方法	优点	缺点	覆盖范围
静态目标搜索	图搜索法 ^[5-6]	搜索半径自适应调整、较低轨迹误差	不适应复杂环境、需要准确的本地化信息	不完全覆盖
	概率图 ^[7]	避免寻优过程的局部最优解	不确定信息带来的复杂性	不完全覆盖
	快速探索随机数 ^[8]	最短路径	无法确定最后搜索时间	完全覆盖
	启发式算法 ^[9]	无需先验知识、无需对搜索环境进行划分	没有考虑能耗	完全覆盖
动态目标搜索	覆盖直线搜索 ^[10-11]	简单、高效、容易实现	无法对资源进行灵活分配	完全覆盖
	预测概率图 ^[12-14]	高成功率、低搜索时间	计算复杂	不完全覆盖

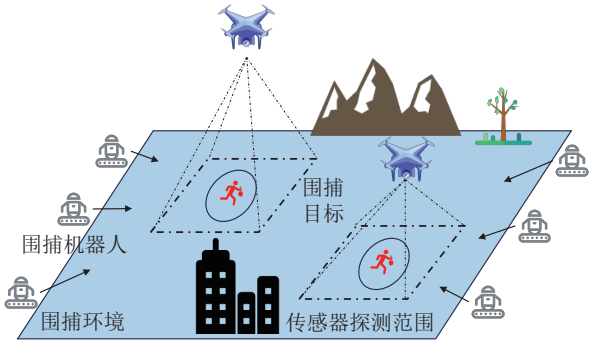


图 3 复杂动态环境下围捕场景

Fig.3 Hunting scenario in complex dynamic environments

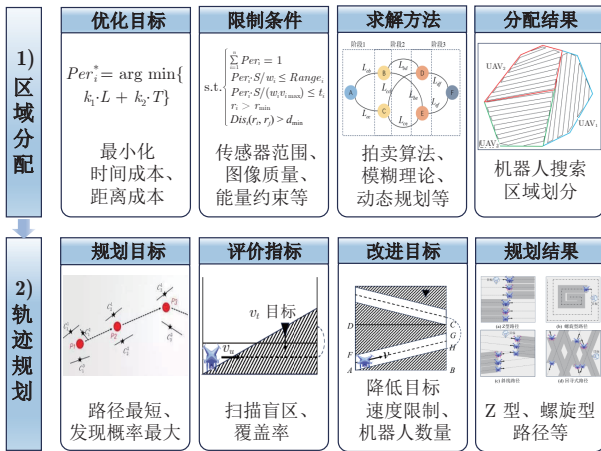


图 4 覆盖式搜索原理图

Fig.4 The schematic of coverage search method

区域划分拍卖方法. 文献 [18] 研究将任意多边形划分为最小数量的凸搜索区域问题, 证明用最小切割长度划分区域是 NP 难问题, 并提出一种基于动态规划的区域分配方法, 能够产生非最优但合理的搜索区域划分. 文献 [19] 设计一种基于聚类的区域分配方法, 首先根据区域密度对任务区域进行聚类, 之后根据搜索机器人与任务区域聚类中心点距离进行任务区域分配. 仿真结果分别对比在不同机器人数量、系统阻力系数、不同环境下采取不同区域分配方法所用的搜索时间, 结果表明所提方法皆具有显著优势.

需要指出的是, 式 (1) 中虽然描述了几类常用的约束条件, 但在实际应用中, 往往需要根据具体的应用场景考虑更多的实际约束条件, 如文献 [20] 研究具有能量和时间约束的机器人在搜索区域部署数量的问题, 在计算搜索区域内部署机器人的最小数量时, 考虑区域限制、最长任务时间和障碍物位置等限制. 文献 [21] 研究具有能量约束的搜索无人

机最短覆盖路径规划问题, 证明旋翼无人机沿其计算出的路径进行环境覆盖可实现以最小能量进行最大程度覆盖搜索. 搜索机器人携带的传感器探测范围是区域优化模型中需要考虑的另一个重要约束条件 [10, 22-24], 如图 5 所示, 此约束决定相邻搜索机器人的部署距离. 在此基础上, 文献 [25-26] 对传感器测得搜索图像的重叠率进行深入研究. 此外, 在利用覆盖式搜索方法时, 由于目标移动速度快、体积小等因素, 同时需要考虑图像质量约束问题. 文献 [27-28] 提出需根据图像获取分辨率需求和视觉传感器参数来直接确定搜索旋翼无人机完成覆盖搜索任务时的飞行高度.

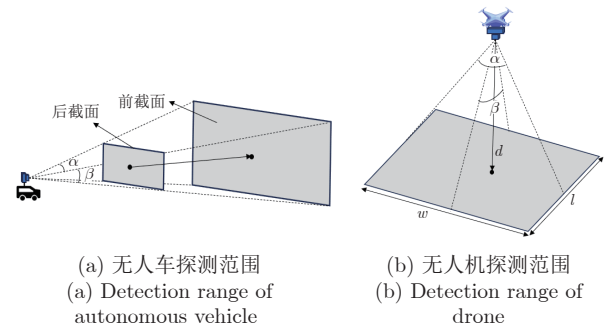


图 5 搜索机器人传感器的探测区域

Fig.5 Detection zones of search robot sensors

在每个搜索机器人都分配与自身能力相适应的任务区域后, 接下来要面临的问题为如何设计搜索机器人在区域内的搜索模式和搜索路径. 通常优化的搜索路径应该是任务执行代价最小且目标发现概率最大的路线. 早期常用的覆盖式目标搜索运动模式包括: “Z 型”路径和螺旋型路径, 分别如图 6(a)、图 6(b) 所示. “Z 型”路径通常从某个角落开始, 沿着某一水平/垂直方向运动到头, 然后垂直向上或向下移动到下一行的起始点, 如此往复, 直至搜索完整个区域或找到目标为止; 螺旋型路径通常是从中心点或指定起始点开始运动, 按照一定的规则或者模式顺时针或逆时针方向, 通过螺旋路径逐层向外移动, 直至搜索完整个区域或找到目标位置为止. 此类方法具有可以相对均匀地覆盖整个搜索区域、实施简单、适应不同环境、容易与其他策略结合等优点 [27, 29].

评价覆盖式搜索算法好坏的一项重要指标是搜索机器人对于环境搜索的覆盖率, 如图 7 所示, 可描述为:

$$P = \frac{S_{AHGF}}{S_{ABCD}} = \frac{|HG|}{|BH| + |HG| + |GC|} \quad (2)$$

与搜索覆盖率对应, 在覆盖式搜索实际应用过

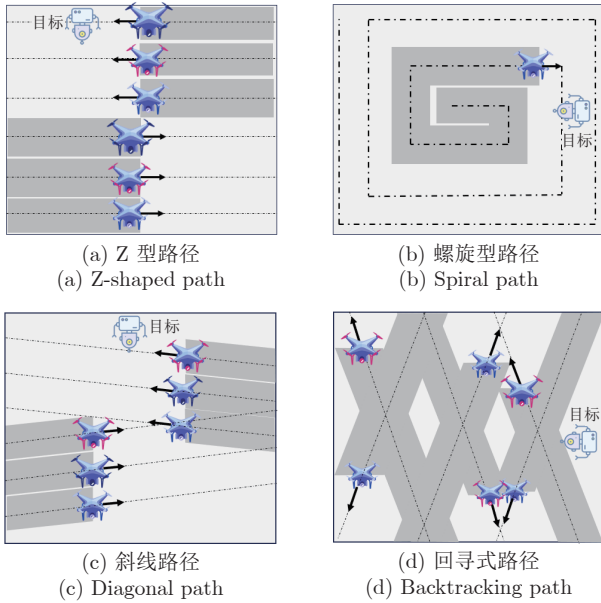


图 6 覆盖式搜索方法运动模式

Fig. 6 Motion patterns of coverage search methods

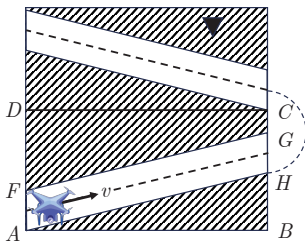


图 7 搜索机器人等效搜索路径图

Fig. 7 Equivalent search path diagram of search robots

程中面临的一项难题是机器人在巡逻过程中会存在扫描盲区. 扫描盲区是指当搜索机器人扫描到某区域时, 目标已经以速度 v_t 离开该区域, 这样就导致无法有效地对运动目标进行搜索, 如图 8(a) 所示^[23]. 为方便理解, 图 8(a) 中的扫描模型可等效为目标不动, 无人机具有向上的速度分量 v_t , 阴影部分即为扫描盲区.

虽然增加机器人数量可以成倍增加覆盖搜索扫描率, 但是也会带来碰撞问题, 增加机器人运动协调成本. 根据图 8(b) 可知, 目标速度越大, 等效模型中搜索机器人的搜索倾斜角越大, 带来的扫描盲区越大. 为减小搜索盲区和运动目标速度的限制, 在“Z 型”路径的基础上, 部分学者提出斜线搜索路径和回寻式搜索路径^[22-24], 分别如图 6(c)、图 6(d) 所示, 此类方法的共性为搜索机器人都具有除水平方向外的其他方向的速度分量, 可以减小等效模型中的搜索倾斜角, 有效地减少扫描盲区.

虽然覆盖式搜索方法效率高、易于实现, 但存

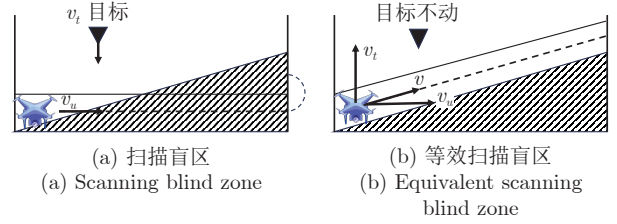


图 8 扫描式搜索盲区示意图

Fig. 8 The schematic of scanning search blind zones

在计算成本较高等缺陷, 尤其是随着问题空间的增大, 任务分配求解的复杂度呈指数级增长. 近几年基于覆盖式搜索的多机围捕问题多对区域分配过程进行简化. 文献 [30] 针对动态目标提出一种基于事件触发机制的全覆盖目标搜索、任务分配与围捕的处理方法. 作者采用 Prometheus 项目作为多无人机的基础控制程序框架, 通过 Gazebo 搭建四架带摄像头的无人机实验模型, 验证所提“事件触发-事件处理”框架的可行性, 但该方法并未考虑环境中存在动态障碍物的情况. 文献 [31] 根据无人机的视觉探测范围对任务区域进行划分, 并根据无人机与子区域中心点的距离以及子区域的状态进行任务实时分配, 最后根据时间一致性完成对目标的围捕; 文献 [11] 提出一种以“Z 型”路径搜索为基础的多机协同搜索追捕策略, 将搜索资源在区域内均匀分配, 提高协同搜索效能, 并基于人工势场法, 在完成捕获目标的同时实现防碰撞. 虽然在多机围捕场景下通过均匀分配等手段对任务分配流程进行简化, 但此类覆盖式目标搜索方法面临着搜索目标具有速度上限等问题.

综上所述, 覆盖式目标搜索方法具有适用性广、无需复杂模型、简单易实现、可结合搜索机器人实际约束条件等优点, 比较贴合真实围捕目标搜索场景, 具有一定的实际应用价值. 但该方法存在资源浪费、搜索效率低等问题, 在覆盖率提升、减小资源消耗、降低目标运动约束、机间协同 (如防碰撞) 等问题上仍有很大的提升空间.

1.2 精准式搜索

精准式目标搜索是一种利用特定精准信息有针对性地寻找目标的搜索方法. 目前应用较多的为基于概率图的目标搜索, 该方法工作原理如图 9 所示. 首先将搜索环境划分为栅格地图, 在滚动优化框架下, 将被搜索目标在每个栅格中出现的概率 (或不确定性) 建模成与搜索时间有关且符合概率分布的不确定性模型, 之后利用马尔科夫过程、分布式模型预测方法对环境中的所有栅格存在目标的概率进行预测, 综合考虑环境搜索覆盖度、碰撞代价、搜索总

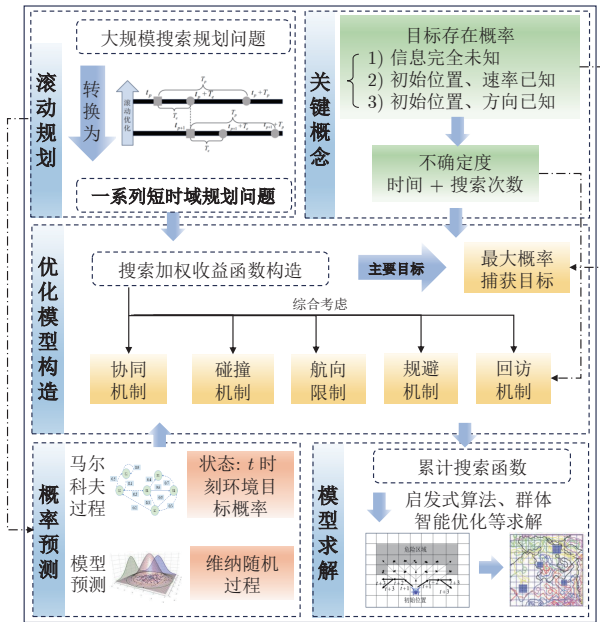


图9 精准式搜索原理图

Fig.9 The principle diagram of precision search

路径、搜索总时间等因素, 构造多个搜索机器人协同搜索的收益函数, 通过优化算法求解出总收益最高的路径. 与覆盖式搜索方法相比, 精准式搜索方法更加注重搜索质量, 能更加快速准确地对目标进行搜索.

1.2.1 协同搜索优化模型

基于概率图的多机器人协同搜索规划问题可看作在栅格地图内, 将大规模搜索规划问题转化成小规模分布式优化决策的一类问题^[32-33]. 小规模决策能有效地应对搜索环境信息迅速变化的情况, 栅格地图能大幅度简化协同搜索决策的解空间. 解决此类问题目前应用较多的为滚动优化机制. 在协同搜索情形下, 该机制本质上是一个分段优化问题, 如图10所示, 可描述为: 假设当前时刻为 t_p , 根据栅格地图内信息计算 $[t_p, t_p + T_p]$ 时间段内使得所有机器人累计搜索效益函数 J 最大的路径, 获取当前最优的运动朝向序列 $\mathbf{u}_i^*(t_p)$, 优化方程为

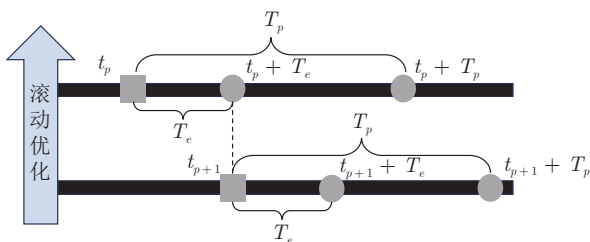


图10 滚动优化

Fig.10 Rolling optimization

$$\mathbf{u}_i^*(t_p) = \arg \max \left\{ \sum_{t=t_p}^{t_p+T_p} \sum_{i=1}^{N_u} J_i(t) \right\} \quad (3)$$

其中, N_u 为环境内搜索机器人数量. 当到达下一滚动规划时刻 t_{p+1} 时, 重复上述操作, 如此反复迭代计算机器人搜索轨迹.

在精准式目标搜索问题中, 栅格的目标存在概率模型是构造搜索效益函数的关键指标, 其准确性很大程度上决定搜索的质量. 该分布概率通常以目标概率密度函数为基础进行计算, 通常, 概率密度函数计算方法可分为以下三种情况: 1) 目标信息完全未知; 2) 目标初始位置已知、速度未知 (速率和方向都未知); 3) 目标初始位置和速率大小已知、速度方向未知. 此三种概率计算方法在精度上依次提高, 但对搜索目标的先验知识要求也依次增长^[34].

常用的目标概率计算方法要求目标位置需服从正态分布, 限制了该方法的应用空间. 因此, 为进一步降低目标位置正态分布的约束条件, 文献^[35]根据实际物体出现在某区域的概率引入概率密度因子, 构建一种不遵循正态分布的概率模型. 该模型在一定程度上更加准确地描述目标存在概率, 但对环境先验信息要求较为严格. 在此基础上, 在实际应用中, 文献^[36-38]考虑搜索机器人传感器探测率和传感器虚警率, 利用贝叶斯准则对目标存在概率进行更新.

1.2.2 搜索效益函数构建

在滚动优化机制下构造多机协同搜索优化函数应以最大概率发现目标为目的, 同时兼顾搜索机器人碰撞、对某一区域重复搜索、能源过度消耗等情况, 式(3)中的优化目标函数 J 通常包括以下方面.

1) 目标发现收益 J_f

由于规划的目标发现收益 J_f 与栅格内目标存在概率有关, 目标发现收益通常可表示为该优化路径内的栅格目标存在概率的累加和^[39].

2) 环境搜索收益 J_e

作为概率图框架下另一个描述目标不确定性的重要概念, 不确定性在目标存在概率基础上形成, 可视为目标在网格中存在概率的信息熵. 环境搜索收益 J_e 引导搜索机器人对长期未访问的且不确定度高的区域进行搜索, 通常可建模为探测区域内的不确定度的下降量^[39]. 文献^[40-41]中提出一种基于不确定度的多机协同自主搜索策略, 其中环境初始不确定度可视为网格目标存在概率的信息熵. 此外, 栅格的不确定度还与对此栅格搜索过的机器人数量和搜索时间有关, 此特性可引导搜索机器人对

某些已经搜索过的区域进行及时重访。

3) 搜索机器人协同收益 J_s

确定搜索目标在栅格地图中出现的概率和不确定度后, 搜索机器人可以根据该指标向目标存在概率和不确定度较大的栅格运动. 在实际应用中, 当存在多个搜索机器人时, 为避免搜索机器人同时涌向某一个区域导致对该区域重复搜索的情形, 常采用数字信息素法对搜索机器人的行为进行约束^[42]. 数字信息素是一种数字化的信号或数据, 用于传递关于环境、任务状态、机器人位置和行为的信 息, 是构建多机器人协同收益的关键指标. 在众多栅格信息素计算方法中, 受蚁群算法启发的蚁群数字信息素计算方法应用最为广泛. 通常, 信息素可分为吸引和排斥两种, 前者吸引机器人向该区域搜索, 后者排斥其他机器人向该区域重复搜索. 机器人协同搜索收益通常可定义为探测区域中的吸引信息素和排斥信息素的差值^[42].

文献 [43–44] 重点阐述基于数字信息素的无人机集群搜索控制问题, 将信息素划分为静态数字信息素、动态数字信息素两种, 分析其在集群搜索上的应用效果, 并在空中和地面两种场景验证所提无先验知识的动态数字信息素的鲁棒性; 文献 [45] 在数字信息素图中研究无人机的几种动作, 包括基线巡航、防碰撞、梯度下降、随机运动, 基于 Ad-hoc 网线方法建立机器人之间的交互关系, 最终实现无人机的有效协同巡航; 文献 [46] 利用信息素的概念, 生成信息素地图, 并将信息素地图和分层基因调控网络模型相结合, 完成在环境信息未知且通信受限的场景中对动态目标的搜索和围捕任务. 仿真环境为一个 $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ 的栅格地图, 机器人对目标的感知范围为 40 cm . 结果表明, 随着围捕机器人数量的增多, 围捕的成功率也随之增加, 另外实验还分析多、单动态目标场景下该方法与其他算法相比成功围捕距离的变化, 结果证明该方法在减小围捕时间、距离、所需机器人数量上皆具有优势.

除蚁群数字信息素外, 文献 [47–48] 基于荷尔蒙计算公式构造类似信息素的数字荷尔蒙信息, 建立协同拓展搜索图, 获得较高的搜索效率; 此外, 人工势场数字信息素^[49]、旅行商数字信息素^[50]、鸟群数字信息素^[51] 在多机协同目标搜索领域也有所应用.

4) 防碰撞代价 J_p

为避免在协同搜索过程中无人机之间发生碰撞, 通常在与机器人距离相关的虚拟力模型下构建无人机间防碰撞机制, 具体构造方法可参考文献 [52].

5) 任务执行代价 J_m

如何减少协同搜索过程中搜索机器人转弯的次数以降低能源消耗也是搜索过程中需要考虑的重要因素. 任务执行代价 J_m 通常与搜索机器人在不同时刻的航向角差值有关, 具体可参考文献 [53].

6) 危险区规避收益 J_m

在搜索过程中保持搜索机器人与危险区域之间的距离也十分必要, 根据文献 [54], 危险区规避收益 $J_m(t)$ 通常可定义为搜索机器人位置与危险区域中心的距离.

本节对多机协同搜索优化函数构造过程中常用的几种收益、代价函数进行总结, 实际应用中要根据需要确定相应的收益、代价函数. 此外每个函数有多种构造方式, 不同的构造方法在精准度、计算复杂度方面有所区别, 需根据具体情况选择合适的构造方法.

1.2.3 概率预测方法

在滚动时域优化模型框架下, 如果仅依赖当前时刻的信息构造未来一个时间段的收益函数, 难以刻画出目标在搜索区域中的动态趋势, 为此, 常采用概率预测方法来获取未来时刻栅格中目标存在的概率, 预测出所有时刻栅格的概率后优化求解出一条满足累计搜索效益最大的路径. 常用的概率预测方法有: 分布式模型预测方法和马尔科夫跳变过程.

在分布式预测模型框架下, 通常认为目标的运动是一个独立增量过程, 根据目标速度、方向是否已知, 目标的模型预测概率计算方法也可分为三种^[34]. 文献 [36–37] 研究概率图框架下的分布式模型预测方法, 求解分布式模型预测通常采用蒙特卡洛方法和贝叶斯推理两种方法. 分布式模型预测具有可拓展性强、可并行运算的优点, 但同时面临当数据量较大时, 节点间的通信成本过大等问题.

另一种常见的预测方法为利用马尔科夫过程进行目标概率预测. 考虑目标在 $t+1$ 时刻的运动状态只与 t 时刻状态相关, 符合时间与运动状态离散化的马尔科夫过程. 该方法是对整体状态的预测, 而不是对目标概率单独预测再相加, 有效降低计算复杂度、提高计算效率^[54].

马尔科夫过程的特点为未来状态只依赖于当前状态, 而与过去的状态无关. 状态转移概率是马尔科夫过程的核心概念, 在目标搜索概率预测中, 目标运动状态转移概率取决于目标运动特性, 即目标趋向于运动到对搜索而言不确定度高的网格作为躲避点, 通常需根据不确定度计算目标转移概率^[54]. 但对于存在长期依赖或状态转移受多个先前

状态影响的问题, 马尔科夫过程的表达能力可能不足.

1.2.4 模型求解方法

在滚动优化机制下, 计算最优累计搜索效益, 获取一个时段内的搜索路径, 可通过优化算法对式 (3) 进行求解. 在建立搜索机器人可行路径与可行解的映射关系问题上, 通常将搜索机器人探测路径步数表示为优化算法种群个体的维度, 栅格地图内机器人通常只能向当前相邻的栅格运动, 以只能向前后左右四个栅格运动的搜索机器人为例做简要说明, 种群个体的每一个维度由属于 $[0, 1, 2, 3]$ 中的整数表示, 分别代表搜索机器人向前运动、向左运动、向后运动和向右运动^[53]. 理论上, 所有优化算法都可对该问题进行求解, 其中, 差分进化算法^[42]、狼群算法^[54]、蚁群算法^[55]、蝙蝠算法^[53] 已经成功求解多机实时动态决策问题, 在不确定动态环境中得到较好的搜索结果. 文献 [53] 实验结果展示搜索过程中搜索无人机之间的距离, 证明该方法在完成有效搜索的同时能达到避碰效果. 另外, 求解方法的寻优能力在此类搜索方法中占非常重要的作用. 文献 [53] 仿真结果表明在相同搜索步数下所提的改进差分进化算法能搜索到更多数量的目标, 表明该算法在寻优机制、避免陷入局部最优解等问题上具有更强的能力.

精准式搜索方法可通过修改概率图模型的结构来实现对不同任务与不同环境的适应. 在多机围捕情境下, 文献 [56] 利用概率图建模方法完成第一阶段对动态未知目标的搜索任务, 然后基于一致性协议设计一种多无人机协同跟踪与围捕协议, 完成对目标的围捕. 作者采用四旋翼无人机集群平台进行验证, 分析在不同无人机数量下侦察机与目标之间的距离、无人机自身之间的距离、无人机的实时位置、随着时间变化发现目标数量等. 结果表明在该方法下无人机与目标的距离逐渐缩小, 且随着时间的增加发现目标的数量也随之增多. 文献 [57] 以概率图搜索模型理论为基础, 设计可拓展的协同围捕“感知-决策”概率图模型, 能够根据任务或者环境的不同, 在不改变其他参数的情况下, 只增减模型的部分节点即可完成模型的扩展, 具备任务可扩展能力.

值得注意的是, 在多机器人协同围捕任务中, 基于概率图的精准式搜索方法虽然在一定程度上解决了覆盖直线搜索面临的资源浪费问题, 但本质上是一种基于模型的目标搜索方法, 依赖于待搜索目标在环境中的概率分布模型, 该模型的准确性直接

决定搜索的质量和效率, 因此提升目标存在概率模型的准确性是该方法面临的主要挑战. 此外, 在长时序求解问题上, 该方法可能面临计算复杂度高、精确性难以保证以及陷入局部最优等缺点, 因此对现有求解方法进行改进也是该方法亟待解决的问题之一.

1.3 可疑目标识别方法

实际在搜索过程中, 通常利用摄像头、雷达等机载传感器等装置对围捕环境中的可疑目标进行实时、准确的识别. 传统的目标识别方法包括模板匹配方法、图像分割和区块分析方法等, 但由于种种限制, 上述方法往往无法适应当前复杂多变的围捕环境.

随着人工智能技术的发展, 基于深度学习的目标识别方法得到广泛应用. 目前, 基于深度学习的目标识别方法从算法设计和执行流程的角度可以分为一步法和两步法. 一步法指在单个步骤中完成对目标的定位和分类, 具有代表性的算法包括 YOLO (You only look once) 算法^[58] 和 SSD (Single shot multibox detector) 算法^[59] 等, 该方法不需要生成候选区域, 只需要一次前向传播, 因此适用于对识别速度要求高的围捕场景. 两步法则首先通过区域提议网络生成候选区域, 然后再对这些候选区域进行分类和定位, 具有代表性的方法包括 R-CNN (Region-based convolutional neural network) 算法^[60] 和 Faster R-CNN 算法^[61] 等. 两步法相较于一步法需要两次前向传播和额外的区域提议步骤, 识别速度较慢, 但识别精度较高.

从功能模块角度来看, 异常目标检测主要可以分为数据采集、目标检测、特征提取、特征比较和异常目标判断五个基本步骤^[62]. 目前, 全卷积神经网络^[63]、自训练深度有序回归^[64]、Siamese CNN^[65]、单阶段轻量级神经网络^[66] 解决异常特征提取过程中的一些关键问题, 如数据集预处理困难和对异常样本过分依赖、检测精度低且无法实现在线异常检测、异常目标识别模型的鲁棒性低等.

从学习方法和数据标注需求角度上看, 目标识别算法又可分为有监督学习和无监督学习两类. 在围捕场景中, 有时异常目标不可能全部被列举, 在这种情况下, 无监督学习可以在正常行为的大量数据集下将异常行为检测为偏离学习模型的行为^[67]. 目前, 生成对抗网络^[68]、端到端训练技术^[69] 解决无监督学习异常目标识别中面临的如没有明确异常定义、模型学习正常行为速率较慢等问题.

在多机围捕场景下, 由于距离目标较远、存在遮挡, 单个围捕机器人无法有效完成对环境进行感知的工作. 因此, 如何利用多个围捕机器人进行协同感知, 以提升感知范围并增加鲁棒性是多机协同围捕任务面临的关键问题之一. 文献 [70] 总结机器学习在机器人协同感知上的应用, 并重点阐述卷积神经网络在数据融合中的重要作用. 文献 [71] 从信息增益的角度研究传感器部署对时空三维视觉感知的影响. 文献 [72] 基于概率神经网络和 D-S 证据推理方法研究一种机器人图像目标多特征信息融合目标识别方法.

近年来, 深度学习在异常目标识别上已经取得很大进展, 但少有文献关注围捕场景下的可疑目标识别. 在多机协同围捕领域, 研究贴合实际动态复杂围捕场景的可疑目标识别深度学习方法是未来重要的发展方向之一. 此外, 从算法层面, 深度学习模型参数众多, 如何确定这些参数非常困难, 将目前流行的各种人工智能算法 (如强化学习) 引入到深度学习可疑目标识别领域, 以快速地获得准确参数可能是未来的重点研究方向.

2 任务分配方法

实际围捕过程往往存在“多追多”的情况, 这种情况下, 如何决定哪个围捕机器人追捕哪个逃逸机器人对于全局围捕效率 (如使全局围捕时间最短等) 具有重要作用. 此问题属于任务指派范畴, 是一个带约束的组合优化问题, 要求任务分配算法能够全面考虑围捕机器人自身约束、环境约束、任务约束等, 根据围捕环境信息得到无冲突的完备解与最优解, 实现整体围捕效果最佳. 本节对围捕任务分配模型和任务分配算法进行详细介绍.

2.1 任务分配模型

多机器人协同围捕任务分配问题可描述如下: 假设有 N_M 个围捕者对 N_T 个逃逸者进行围捕, 定义逃逸者集合为 $\phi = \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_{N_T}\}$, 围捕者集合为 $U = \{U_1, U_2, \dots, U_{N_M}\}$, 为保障围捕的有效性, 通常要求每个逃逸者至少需要 r 个围捕者. 为实现全局围捕效率最高, 如何根据 N_T 个逃逸者分配 N_M 个围捕者即为多机协同围捕任务分配问题.

多机协同围捕任务分配问题本质上依然是个优化问题, 优化目标为在约束条件下通过最小化由各类评价指标组成的成本函数进而获得具体任务分配方案^[73]. 综合常见的约束条件, 任务分配优化模型可总结为

$$X_i^{j*} = \arg \min \left\{ \sum_{i=1}^{N_M} Dis(U_i, \phi_j) \right\}, j = 1, 2, \dots, N_T$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \|P_i - P_j\| \geq r_c, i, j = 1, 2, \dots, N_M, \forall i \neq j \\ E_i \geq E_{\min}, i = 1, 2, \dots, N_M \\ N_i = N_i^*, i = 1, 2, \dots, N_T \\ S_i \in Tab_2, i = 1, 2, \dots, N_M \\ Path_i \cap O = \emptyset \\ Rob^i = Rob^*, i = 1, 2, \dots, N_T \\ K_{ij} = K^*, i, j = 1, 2, \dots, N_M, \forall i \neq j \\ t_i \leq t_{\max}, i = 1, 2, \dots, N_T \end{cases} \quad (4)$$

式中, 优化变量 $X_i^j \in \{0, 1\}$, $X_i^j = 1$ 表示第 i 个围捕者执行第 j 个逃逸者围捕任务, $X_i^j = 0$ 表示不执行. 围捕者到其所分配逃逸者距离之和最短为优化目标. 约束 1 旨在保持围捕机器人之间的距离大于距离阈值 r_c , 避免相互碰撞; 约束 2 确保围捕机器人装载能源 E_i 大于完成其分配任务需要的能源最小值 E_{\min} ; 约束 3 对执行特定任务 i 的围捕机器人数量 N_i 提出限制; 约束 4 规定围捕机器人在运动过程中须遵循表 2 中运动与动力学约束; 约束 5 保证围捕机器人的路径 $Path_i$ 不会与危险区 O 发生重叠; 约束 6 对执行特定任务的围捕机器人类型提出限制; 约束 7 对围捕机器人之间的通讯能力提出限制; 约束 8 要求围捕机器人完成任务时间 t_i 小于最长完成时间 t_{\max} .

优化模型 (4) 通过最小距离优化实现逃逸者对应围捕者的分配, 但在实际应用中实现上述分配后, 往往还需要在逃逸者周围生成一个围捕圈以达到包围效果. 因此围捕任务分配问题通常可分为如下两个子问题, 如图 11 所示:

1) 如何将围捕者分为 N_T 个子系统, 每个子系统负责一个逃逸者的围捕任务;

2) 为实现围捕效果, 每个子系统内的围捕者如何被分配到逃逸者周围的围捕点.

通过优化模型 (4) 确定围捕者具体围捕哪个目标之后, 为防止目标逃窜, 需在逃逸者周围生成一个包围圈, 并在包围圈上均匀布设围捕点, 并为子系统内的每一个机器人分配一个围捕点. 围捕点集合表示为 $Point = \{P^1, P^2, \dots, P^{N_M}\}$, 如图 12 所示, 两个相邻围捕机器人与目标之间的期望夹角为

$$\beta_i = \frac{2\pi(i-1)}{N_c}, i = 1, 2, \dots, N_c \quad (5)$$

其中, $N_c \geq r$ 为逃避者所分配围捕者的数量. 作为

表 2 围捕机器人常见运动学与动力学约束
Table 2 Common kinematic and dynamic constraints of hunting robots

运动学与动力学约束	约束描述
最小、最大运动速度约束	围捕机器人速度须介于最小速度和最大速度之间
最小、最大运动加速度约束	围捕机器人加速度须介于最小加速度和最大加速度之间
最小步长约束	围捕机器人轨迹从当前状态到改变行进方向的下一状态之间的直线运动距离须大于最小步长
最小转弯半径约束	围捕机器人轨迹的转弯半径须大于最小转弯半径
最大航偏角约束	围捕机器人运动过程中的航偏角须小于最大航偏角

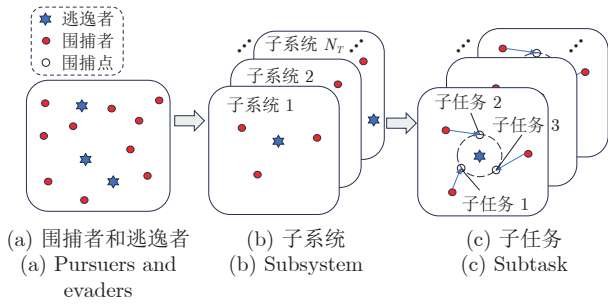


图 11 围捕任务分配问题
Fig. 11 Hunting task allocation problem

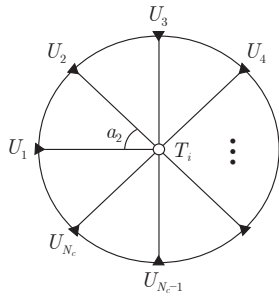


图 12 围捕点位置分布
Fig. 12 Distribution of hunting points

组成任务分配优化目标函数的关键, 任务分配评价指标是引导多围捕机器人系统产生预期围捕结果的关键因素, 直接影响着任务分配结果的优劣. 对问题 1) 的优化大部分成果只考虑距离的影响, 但在围捕点分配优化问题上, 由于围捕圈的存在, 需要同时考虑围捕者与逃逸者之间的角度和围捕者同时到达等因素, 因此优化问题变为一个多目标优化问题, 与式 (4) 中的约束条件相同, 优化模型可定义为

$$X_i^{j*} = \arg \min \left\{ \sum_{i=1}^{N_i} w_i f_i \right\} \quad (6)$$

式中, 优化变量 $X_i^j \in \{0, 1\}$, $X_i^j = 1$ 表示第 i 个围捕者执行第 j 个围捕点任务, $X_i^j = 0$ 表示不执行, $i, j = \{1, \dots, N_M\}$. 围捕者到其所分配逃逸者距离之和最短为优化目标. f_i 表示评价指标, N_i 为评价指标数量, w_i 为各指标在总成本函数中所占的权

重, 满足 $\sum_i^{N_i} w_i = 1$. 围捕点任务分配模型常见的评价指标如下

$$\begin{cases} f_1 = \sum_{i=1}^r Dis(U_i, P^i) \\ f_2 = \max_{\{1 \leq k \leq r\}} T_k - \min_{\{1 \leq k \leq r\}} T_k \\ f_3 = \sum_{i=1}^r |\alpha_i - \beta_i| \end{cases} \quad (7)$$

其中, $Dis(U_i, P^i)$ 表示第 i 个围捕机器人到其分配的第 i 个围捕点的距离, T_k 表示围捕机器人到达其目标围捕点的预估时间, α_i 表示第 i 个围捕机器人与可疑目标之间的夹角. f_1 总距离最短指标是为保证围捕机器人执行任务所行进的距离总和最短, 该指标趋向于为围捕机器人分配距离较近目标, 规划较短轨迹; f_2 代表第一个到达围捕点机器人预估时间与最后一个到达围捕点机器人预估时间之间的差值, 该指标旨在避免围捕过程中目标出现逃窜的情况; f_3 表示实际角度与期望角度差值, 该指标目的是为实现最优包围态势, 防止目标逃窜.

2.2 任务分配模型求解方法

2.2.1 集中式任务分配方法

模型求解方法在一定程度上影响最终分配方案的效率和准确性, 选择求解方法需要综合考虑到问题的规模、复杂度、约束条件以及对解的要求等. 常见的围捕任务分配求解方法包括集中式和分布式两类. 集中式结构中, 所有围捕机器人与唯一的控制中心建立通信, 控制中心可以获取机器人系统的全局信息, 通常由地面控制站或某个机器人担任, 是当前求解围捕任务分配模型应用最广泛、最成熟的集群架构模式.

集中式任务分配求解方法又可分为穷举法、最优化方法和启发式算法, 如图 13 所示. 最优化方法在问题有解的前提下, 能够基于简化的假设求解得到问题的最优解, 代表算法有图论法、线性规划法和动态规划法等. 随着复杂环境下围捕任务分配规模的增大, 穷举法和最优化方法的求解难度、计算时

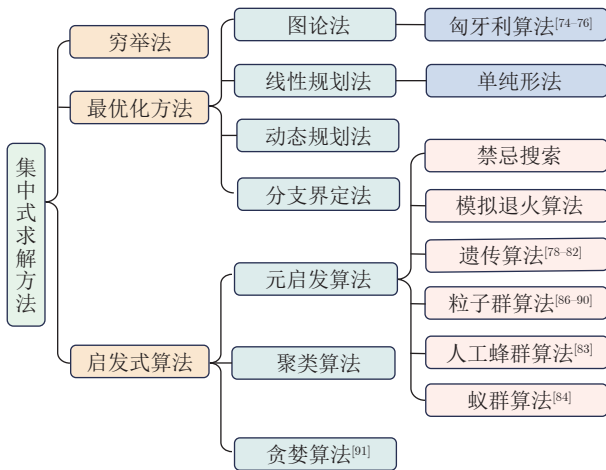


图 13 集中式求解方法

Fig. 13 Centralized solution method

间急剧增加,不能模拟出环境中的随机性和动态性。

与最优化方法不同的是,启发式方法在面对多机器人任务分配 NP 难问题时,并不是盲目地寻求最优解,而是在算法时间和求解结果之间进行权衡,在能够接受的时间内求得局部最优解或满意解。典型的启发式算法有:贪婪算法、元启发式算法、聚类算法三类,具有性能优越、泛化能力强等特点,这类方法理论上可以推广于解决围捕任务分配问题。接下来,本文着重对匈牙利方法、元启发式方法和贪婪求解方法在多机协同围捕任务分配中的应用进行介绍。

匈牙利算法致力于获得全局最优解,是解决指派问题的一种经典方法。以最小化总成本为目标,通过使用增广轨迹的方式来不断提升匹配的权重,达到最优匹配状态。经典的匈牙利算法是针对二分图最大匹配问题设计的,将围捕者看作一组,将逃逸者看作另一组,使得围捕者组中的任一节点与逃逸者组中的任意节点进行一对一匹配。在利用经典匈牙利算法解决围捕任务分配问题时,目标和围捕者必须是一一对应的关系。在现有成果中,文献 [74] 使用匈牙利算法通过最小化绝对角度差来为围捕者分配角度位置;文献 [75] 将情绪衰减约束作为情绪围捕机器人是否适合追捕某个逃逸者的指标,以最小化总情绪衰减约束作为优化目标为情绪机器人分配逃避目标。文献 [76] 在多机协同任务分配问题中考虑威胁、时间等成本,使用匈牙利算法解决围捕者任务分配问题。

匈牙利算法具有效率高、易于实现的优点,但其只能解决一对一分配问题,且其本质上是矩阵运算,随着成本矩阵维度增加计算量呈指数级增长,无法解决大规模围捕任务分配问题;此外,该方法

难以考虑其他的实际约束条件,原因在于其专注于寻找最大匹配,引入额外的约束条件会大大增加问题的复杂度,有时甚至会使得求解变为 NP 难问题。

元启发算法主要指通过模拟自然界生物种群演化机理和群体行为,对组合优化问题进行迭代寻优的一类算法[77]。与匈牙利算法相比,具有可处理大规模的任务分配问题、可考虑复杂约束等优点,近年来被广泛应用于车间调度、工业制造等机器人任务分配领域。从处理问题类型上来看,元启发算法又可分为离散问题求解和连续问题求解,本文选取两类算法中较具代表性的遗传算法、粒子群算法,对其在多机协同围捕任务分配问题求解过程中的模型构建、编码方式和改进策略进行介绍。

1) 遗传算法

遗传算法[78]是一种通过模拟自然界中的遗传、突变和自然选择过程的启发式算法,能够在大规模、高维度问题中搜索全局最优解或次优解,此算法由于其编码形式的特殊性主要针对离散问题进行寻优。围捕任务分配问题是一个典型的离散事件优化问题,因此遗传算法是解决多机协同围捕任务分配问题的一种有效求解方法。

在应用遗传算法解决多机器人围捕任务分配问题时,通常会使用图 14 的任务分配编码模型。染色体所在的位置表示任务编码,染色体上的编码表示对应任务的围捕机器人编码,利用遗传算法遗传变异手段更新编码,在符合约束条件的编码中挑选总成本最小的编码作为最终任务分配方案。

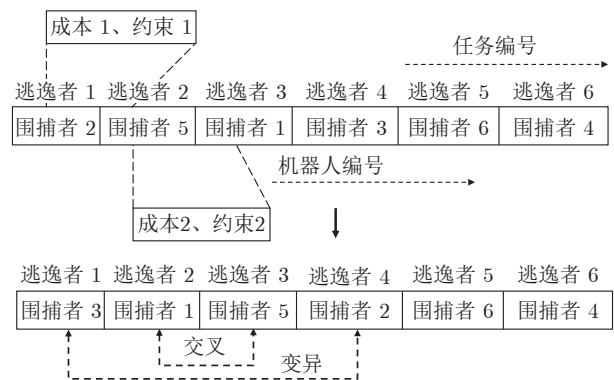


图 14 遗传算法围捕分配模型

Fig. 14 Genetic algorithm hunting allocation model

文献 [79] 以最大限度地减少装配时间和降低人体工程学风险为优化目标,利用遗传算法解决一种人机协作模具装配单元任务分配问题。该方法利用装配模具仿真平台对所提方法进行验证,结果表明该方法更贴切实际装配模型,能有效减小装配时间等重要指标。文献 [80] 以能源消耗、总任务完成

时间、机器人空闲时间和公平性为优化目标,利用遗传算法解决仿生机器人在救援领域的任务分配问题.另外针对传统遗传算法计算慢、“死锁分配”等问题,可以针对遗传算子的编码方式、算法适应度、遗传编码更新方式对传统遗传算法进行改进.文献[81]针对染色体编码出现的“死锁”问题,提出一种具有多类型遗传染色体编码策略的改进遗传算法,避免死锁染色体的生成,实现对无人机的异构性、任务耦合性和任务优先级进行约束;文献[82]基于遗传算法大规模计算速度慢的问题,提出一种生成树演化和划分的遗传算法,解决多机器人在航海、搜索等领域的任务区域分配问题.

在多机器人任务分配问题上,遗传算法由于使用多点并行搜索,不易陷入局部最优,且能够以编码的方式工作而不对参数本身操作,能够很好地完成问题求解.但由于受编码过程的限制,利用遗传算法在求解围捕任务分配方案过程中可能会出现丢掉优质解、编码长度过长、基因表示类型过多等情况,对算法迭代和搜索效率产生一定的影响,因此设置合适的围捕任务分配模型对遗传算法求解起到重要作用.

2) 粒子群算法

与人工蜂群优化算法^[83]、蚁群优化算法^[84]等类似,粒子群算法^[85]最初是针对连续问题进行寻优的启发式搜索算法,上述方法都是通过模拟生物的行为方式来搜索解决方案空间,基于优化目标、约束等条件挑选出符合条件的最优解.主要区别在于采用不同的粒子更新方式,例如粒子群算法受鸟群觅食行为启发,通过模拟粒子在解空间中的移动来寻找最优解;蜂群算法通过模拟蜜蜂觅食过程中的信息交换和挑选来寻找最优解.本文以粒子群算法为例,对此类算法在围捕任务分配求解问题上的应用进行介绍.

在应用粒子群算法解决多机器人协同围捕任务分配问题时,同遗传算法的编码方式类似,用粒子位置表示任务编号,具体对应粒子值表示执行任务的机器人编码,不同的是粒子群算法需要先规定粒子的更新范围,如共有六个围捕机器人执行围捕任务,需将粒子更新范围定为1~6,在每个粒子更新完毕后对粒子值进行离散化处理,最后在符合约束条件的粒子中挑选总成本最小的粒子作为最终任务分配方案,编码模型如图15所示.

在多机器人任务分配方面,文献[86]将幸存者的最大数量视为适应度评价标准,提出一种改进的粒子群优化方法,用于解决多机器人救援任务分配问题.该求解方法在Matlab仿真平台上进行验证,

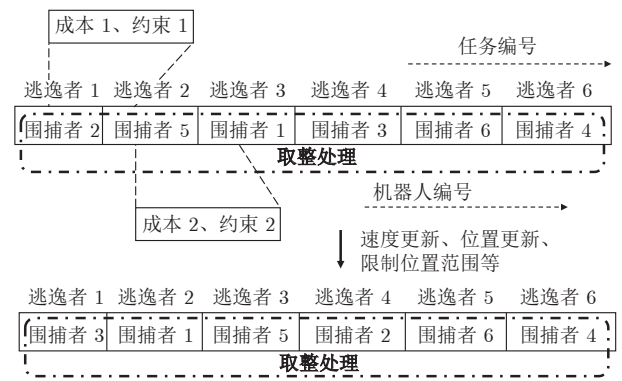


图 15 粒子群算法围捕分配模型

Fig. 15 Particle swarm optimization hunting allocation model

表明其获得的任务分配方案可以有效地缩短多机器人的搜救时间.文献[87]以机器人的总行进距离最短为优化目标,提出一种基于概率的领导者选择策略粒子群算法,解决机器人多目标任务分配问题.此外,为进一步提高粒子群算法的寻优性能,粒子群算法也可和其他方法结合求解分配模型.文献[88]针对粒子群算法易陷入局部最优问题,将标准粒子群优化方法与进化博弈论相结合,解决多机器人任务分配问题;文献[89]利用经粒子群算法优化过的贪婪算法解决多异构机器人的任务分配问题;文献[90]将混合整数线性规划方法与粒子群优化方法结合,用于求解多异构无人机的任务分配问题,并验证该算法具有更快的收敛速度和更高的准确性.

粒子群算法在离散化编码过程由于存在对粒子数值取整的情况,使得在寻优过程中可能出现陷入局部最优解愈发严重的问题,不利于获得任务分配的最优解.因此,结合不同启发式算法的优点来进行离散化粒子更新、优化其参数设置能更适应复杂动态环境下的多机围捕任务分配模型的求解.

贪婪求解方法指的是围捕机器人直接选取与其距离最近的逃逸者作为围捕目标,文献[91]在其提出的维诺图框架下最小化逃逸者安全可到达区域围捕方法中,使用贪婪任务分配方法,为不与逃逸者共享维诺边界的围捕者分配围捕目标.此方法的每一步只关注局部最优解,具有实时性高、简单易于实现等优点.但该方法可能会出现分配“死锁”问题,即在任务迭代中所有参与者都在等待彼此释放资源,从而导致系统无法继续进行.

综上所述,集中式围捕任务分配方法具有信息整合和共享、全局最优解或接近最优解等优点.但其可拓展性较差,随着系统规模的扩大和围捕任务数量的增加,中央处理器需要处理的信息量和复杂

程度会急剧增加, 难以处理一些复杂的约束条件, 如任务耦合、资源限制等问题. 集中式任务分配方法通常需要与所有围捕者进行频繁通信, 这在一些实际的围捕场景中可能难以实现. 此外, 集中式算法过于依赖于全局信息, 如果某些围捕者信息丢失或延迟传输, 可能会影响整个围捕系统的任务分配效果. 引入通信冗余机制, 确保在通信故障时系统仍能正常运行, 同时与先进的人工智能技术如深度学习、强化学习相结合可能是未来集中式任务分配方法发展的主要方向.

2.2.2 分布式任务分配方法

与集中式算法不同, 分布式求解算法利用分层递进求解的思路, 将复杂任务协同分配问题逐层分解为若干个简单的子任务分配问题, 各机器人通过协商与合作实现问题求解^[92], 两类方法的对比如表 3 所示. 合同网络方法和拍卖算法在多机协同围捕任务分配求解中应用较多, 接下来分别对这两种方法在多机协同围捕任务分配问题求解过程中的理论基础、现有成果进行梳理、介绍.

1) 合同网络方法

合同网络方法通过模拟经济行为的“招投标-中标-签字”机制来完成任务谈判协调, 其中涉及置换、买卖、交换步骤, 如图 16 所示. 该技术是分布式任务分配的一种常见协商策略, 可有效解决多机器人协同围捕任务分配问题.

在多机器人围捕任务分配中, 如只考虑合同网络中的“投标-评标-签字”机制, 可描述为: 收集投标, 任务管理者(逃逸者本身或子任务)通过任务公告的方式, 向围捕者通告该任务来启动合同协商. 公告内容包括围捕任务类型、任务位置、围捕者需要的资质(类型、位置等)、截止时间等信息, 围捕者收到任务公告后, 对不符合时限的过期任务进行检查, 根据围捕任务要求对自身围捕能力进行评估, 选择合适的可投标任务并对其进行排序. 投标的标书包括围捕者的类型、资源、位置等信息. 之后任务管理者对收到的围捕者投标进行评估和比较, 评估

准则包括最近原则评估、全局最优评估等. 确定围捕者后, 任务管理者与中标围捕者进行合同谈判, 并将中标信息告诉中标围捕者和其他围捕者, 具体内容涉及该围捕者是否满足执行该任务的约束条件等. 最后中标围捕者按照最终合同要求执行围捕任务, 完成所分配的工作.

上述“投标-评标-签字”为合同网络任务分配方法的基本步骤, 在此框架下, 进行置换、买卖和交换的原因在于避免局部最优解和适应问题变化, 例如当任务分配问题中的约束条件发生变化时, 上述步骤可以帮助系统快速适应新的约束条件, 动态调整任务分配方案, 以应对变化的需求或环境. 置换是指通过重新排列任务或围捕者的顺序来改变任务分配方法, 而不具体地改变任务与围捕者之间的对应关系, 从而获得更优的分配方案; 买卖与置换相反, 其只改变任务与围捕者之间的对应关系; 交换可同时包含买卖和置换过程.

在多个投标围捕者共存的情况下, 利用传统合同网络方法进行任务分配存在计算量大和分配不合理问题. 文献 [93] 针对任务管理者评标过程进行改进, 提出一种基于改进合同网络的异构多机器人任务分配策略, 有效地解决投标不合理问题. 为解决由于机器人异构和规模较大带来的分配不均等问题, 文献 [94] 提出一种改进的基于合同网络的目标分配方案, 通过改进合同网络交换过程, 解决无人机攻击任务分配时存在的异构过载和时间序列问题. 合同网络虽被广泛应用于分布式任务分配的处理, 但在动态环境中存在任务分配效率低的问题. 文献 [95] 将合同网络机制用于期望围捕点分配和在线路径规划, 为多机器人系统提供一种协同围捕任务分配策略. 仿真实验分析在合同网络机制下不同目标函数权重对围捕效果的影响, 结果表明, 有效包围系数的权重越大, 对目标包围的趋势越明显, 但同时路程损耗越大. 文献 [96] 结合匹配度、信誉度等概念, 利用合同网络方法为逃避机器人迅速分配到最合适的围捕机器人小组并解决围捕机器人出

表 3 多机器人协同围捕任务分配方法总结

Table 3 Summary of multi-robot cooperative hunting task allocation methods

任务分配算法	架构特点	优点	缺点
贪婪算法 ^[91]	集中式	实时性高, 简单易实现	局部最优解, “死锁”分配
匈牙利算法 ^[74-75]	集中式	效率高, 局部最优解, 简单易实现	不适合大规模任务分配场景, 只适合一对一分配
遗传算法 ^[91]	集中式	全局搜索能力, 适应性和鲁棒性, 并行性	计算成本高, 难以收敛, 参数设置敏感, 编码方式选择困难
粒子群算法 ^[88, 90]	集中式	快速收敛, 简单易实现, 适应性强	过早收敛, 参数敏感
契约合同网络方法 ^[95-96]	分布式	分布式协作, 动态灵活性, 适应性	高复杂性和通讯开销大, 信任建立和信息共享困难
拍卖算法 ^[106-107]	分布式	分布式协作, 灵活性, 任务动态调整	竞争激烈可能导致效率下降, 存在信息不对称, 对于大规模问题不再适用

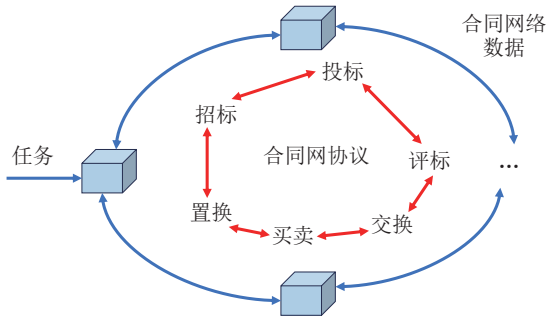


图 16 合同网络示意图

Fig. 16 The schematic of contract network

现故障的问题。

近年来, 分布式任务分配框架下的联盟任务分配方法由于更契合实际任务场景, 逐渐成为当前的研究热点^[97]. 该方法以任务联盟的整体分配收益为目标, 主要解决单个机器人无法完成任务、任务间存在耦合关系、任务需求和机器人能力不匹配进而造成资源浪费等问题, 该方法通常采用为任务分配模型构造约束的方式来解决, 约束条件需要考虑任务和机器人之间的整体联系, 例如集群执行任务、通讯、载荷等约束^[98]. 文献^[99]基于合同网络构建一种多项式时间联盟任务分配模型, 以满足无人机联盟最快到达. 文献^[100]提出一种多无人机协同联盟任务分配模型, 考虑无人机之间存在的通信距离、时间延迟等局部任务分配问题, 应用合同网络对该模型进行求解. 但在联盟模型构建过程中, 该方法仅考虑机器人携带的资源, 并没有考虑任务距离等投标信息, 因此获得的任务效能与真实环境下的任务效能可能存在较大偏差.

综上所述, 合同网络是一种通过分布式协调和共享任务来实现任务分配的方法. 与传统机制相比, 信息的双向传递、协商的相互选择属性使得系统在执行资源分配和关键问题决策时能够更好地控制, 具有关系清晰等优点. 此外, 能够应对不同的约束条件、任务类型和机器人类型, 为当前复杂围捕环境下任务分配面临的任务耦合性、机器人异构等问题提供有效的求解思路. 但该方法同样会面临陷入局部最优解问题, 在上述机制基础上引入优化机制能有效解决该问题, 但这无疑会增大方法的计算复杂度, 降低方法的实时性, 因此在设计方法时需要综合考虑多方面因素.

2) 拍卖算法

拍卖算法是通过模仿拍卖行为来完成任务分配的一种算法, 最初由经济学家 William Vickrey 在 1961 年提出, 目前被广泛应用于计算机科学、人工智能、机器人任务分配等领域. 传统拍卖算法如图 17 所示, 求解过程可描述为: 首先将围捕机器人

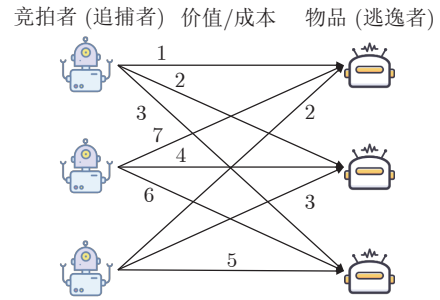


图 17 拍卖算法示意图

Fig. 17 The schematic of auction algorithm

看作竞拍者, 围捕任务看作物品, 围捕任务的价值取决于机器人对任务的效用函数, 初始竞拍价格和加价幅度取决于任务价值和算法特性. 当实现总体满意度最高 (总价值最高) 的分配时算法停止, 任务分配过程完成. 可以根据执行结果和反馈, 优化拍卖算法的参数 (初始竞拍价格和加价幅度) 来提高分配算法的效率和性能.

在确保算法能收敛到全局最优解问题上, 文献^[101]提出一种“贪婪联盟拍卖算法”, 首先竞价机器人根据任务效用函数计算出价向量, 之后根据出价向量推导出任务分配方案, 并在每次迭代后进行更新, 所计算出的任务分配方案会在有限迭代次数后收敛至全局最优. 针对复杂动态环境, 文献^[102]引入结果更新机制, 通过重置一部分原有任务分配方案, 让其与新任务一起参与拍卖, 从而得到报酬最大的任务分配结果, 该方法在实现报酬最大化的同时, 满足算法时效性的要求. 但在一些基于拍卖算法的任务分配方法中, 群体决策在某种程度上依然围绕着物品 (逃逸者) 这一中心展开. 为进一步削弱物品中心节点的地位, 增强算法的鲁棒性, 文献^[103]提出一种完全分布式的一致性拍卖算法和一致性联盟算法. 算法运行过程中, 各节点仅需和通信直连的相邻节点开展信息交互和协商决策, 这与基于联盟结构的集群体系模型具有良好的适配并得到广泛应用. 文献^[104-105]进一步将一致性联盟算法拓展为多节点-多任务形式, 这与异构无人机集群通过组建作战联盟开展协同作战的任务场景相似, 但该算法在任务场景动态未知的适应性以及集群规模的拓展性方面存在不足. 文献^[106]针对围捕环境中围捕者和逃逸者不平均分配的情况, 首先利用改进的 K -均值算法将整体多机器人系统分为多个独立的单目标围捕子系统, 之后利用拍卖算法建立子任务与逃逸者之间的对应关系, 求解执行任务的围捕者, 实现任务分配. 文献^[107]提出一种基于拍卖算法的模糊双围捕控制方法, 首先设计一个双遏制的围捕队形, 以减小目

标逃脱的可能性, 之后利用拍卖算法来规划队形中各个围捕机器人的位置, 最后基于模糊逻辑系统设计高阶系统的围捕机器人控制器.

综上所述, 作为一种分布式算法, 拍卖算法能够有效地求解多机围捕任务分配问题, 但同时强烈的竞争可能导致部分参与者过度出价, 造成计算资源的浪费或任务分配方案的不稳定性. 考虑此方法是一种实时任务分配方法, 如果围捕机器人之间的信息传递存在延迟, 也可能影响求解的效率和最终任务分配方案的有效性. 值得注意的是, 拍卖算法虽然是一种分布式算法, 但在许多场景下, 群体决策仍然围绕着某一中心展开, 本质上仍可看做是一种集中式算法^[103, 108], 因此如何将拍卖算法彻底“分布式”以提升算法性能是未来待解决的主要问题之一. 此外, 将拍卖算法与现有新兴方法相结合是提升算法实用性和鲁棒性的有效方法之一, 例如与马尔科夫决策、语义模型等算法相结合.

3 围捕运动规划与控制方法

完成围捕目标任务分配后, 机器人需完成“执行”环节, 即机器人根据环境信息, 规划出包围逃逸者的安全可靠的路径, 并根据机器人的运动学和动力学约束设计相应的控制器, 使得围捕机器人在最短的时间内实现围捕控制. 这一过程可进一步细分为运动规划和控制器设计两部分. 目前应用较多的围捕运动规划方法包括: 基于维诺图围捕方法、基于生物启发式神经网络围捕方法等. 围捕运动控制方法主要包括: 基于一致性理论围捕方法、基于强化学习围捕方法、基于博弈论围捕方法等. 接下来, 本文主要针对上述内容进行全面的梳理、总结.

3.1 围捕运动规划方法

3.1.1 基于维诺图围捕的运动规划方法

维诺图理论最早由俄国数学家 Georgy Fedoseevich Voronoi 在 1908 年提出, 称之为“最接近点之间的分割”, 是一种将空间分割为多个区域的特定类型的图形. 它基于一组离散基点, 将空间划分为多个以这些基点为中心的区域, 生成该维诺区域基点到该区域任意一点的距离小于到其他基点的距离, 维诺图可表示为

$$V_i = \left\{ \mathbf{p} \in \mathbf{R}^d : \|\mathbf{p} - \mathbf{p}_i\| \leq \|\mathbf{p} - \mathbf{p}_j\|, \forall j \neq i \right\} \quad (8)$$

维诺图中的每个区域都是凸多边形, 这些凸多边形的边界是由相邻区域之间的垂直平分线所构成, 可采用德劳内 (Delaunay) 三角形进行构造, 步骤如图 18 所示. 维诺图的另一种构造方式为通过

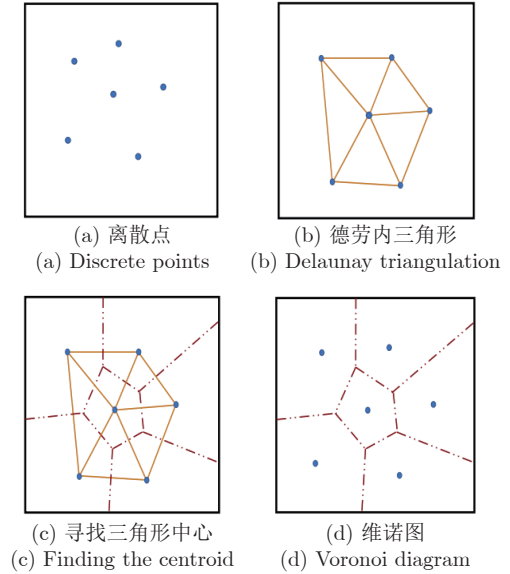


图 18 德劳内三角形构造方式

Fig. 18 Delaunay triangulation construction method

计算点和点之间的参数构造超平面, 各个超平面相交从而生成维诺区域^[109]. 与德劳内三角形构造法相比, 该方法更适合高维空间维诺区域的构造. 基于超平面构造的维诺区域可表示为

$$V_i = \left\{ \mathbf{p} \in \mathbf{R}^2 : \mathbf{a}_{ij}^T \mathbf{p} \leq b_{ij}, j \neq i \right\} \quad (9)$$

其中 $\mathbf{a}_{ij} = (\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j) / \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|$, $b_{ij} = \mathbf{a}_{ij}^T (\mathbf{p}_i + \mathbf{p}_j) / 2$, 如图 19 所示.

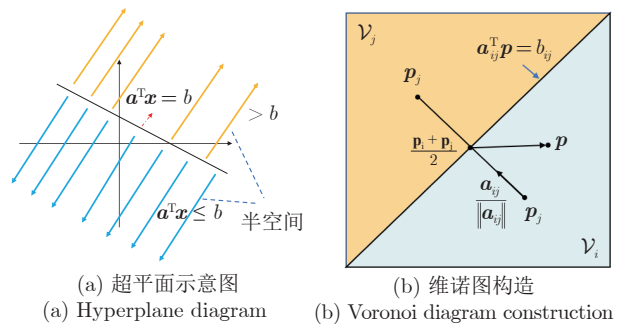


图 19 超平面构造方式

Fig. 19 Hyperplane construction method

维诺图由于其在区域分割方面的优势, 近年来被广泛应用于多机器人协同围捕、路径规划等领域, 解决最短路径规划、避障等关键问题^[110-113].

在围捕问题中, 逃逸者通常具有一定的活动范围, 文献 [114] 认为位于围捕者维诺区域的逃逸者会来不及躲避而被捕获, 进而设计了基于维诺图的运动目标最优跟踪方法. 文献 [91] 在维诺图框架下对有界环境中的围捕者和逃逸者进行建模, 将其看

做生成维诺区域的基点, 所对应的维诺区域视为其可到达安全区域. 之后通过微分法计算出可使逃逸者安全区域面积持续减小的最小化控制律, 即与逃逸者共享维诺边界的围捕者朝着其共享边界的中点运动, 详见文献 [91] 中图 2 ~ 图 4. 该成果的仿真验证方面侧重于对围捕者和逃避者之间的距离进行分析, 结果表明在该控制器的作用下, 所有围捕者和逃避者之间的距离最终都会小于捕获半径. 该方法还使用 Ouijabot 追捕机器人和 GoPiGo 逃避机器人在有界条件下进行实物验证. 但并未考虑围捕环境中的障碍物, 且仅利用最近原则为逃逸者分配对应的围捕者, 可能会导致非最优分配. 文献 [115] 针对此方法的任务分配环节, 提出一种维诺图自组织协同任务分配方法, 缩短目标捕获的平均时间. 文献 [116] 同样基于此面积最小化围捕策略, 考虑环境障碍、信息非完备的约束条件, 提出一种基于最近邻居协商的任务分配方法.

为解决避障问题, 在维诺图的基础上, 文献 [117] 提出一种新的缓冲维诺图的概念, 缓冲维诺图是在标准维诺图的边界设置一个缓冲区, 进而构建出具有避障功能的区域. 这种方法确保机器人在遇到其他机器人或障碍物时有一定的“刹车”空间, 在式 (9) 的基础上, 缓冲维诺图可表示为^[109]

$$V_i^{buc} = \{ \mathbf{p} \in \mathbf{R}^2 : \mathbf{a}_{ij}^T \mathbf{p} \leq b_{ij} - \beta_i^r, j \neq i \} \quad (10)$$

其中, β_i^r 为安全半径.

文献 [109] 将缓冲维诺区域作为围捕机器人的安全区域, 将缓冲安全区域内离目标最近的位置作为临时目标点, 在此基础上规划出每个采样时长围捕者的防碰撞最短路径, 详见文献 [109] 中图 13. 文献 [118] 为缓冲区域设置动态权重, 不同权重的缓冲区域回撤程度不同, 并分析机器人在不同权重下的行走路径, 在此基础上提出新的障碍物感知维诺细胞的概念, 可针对不同大小的障碍物设置针对性的防碰撞维诺区域. 受上述方法启发, 文献 [119] 考虑每个机器人的物理半径, 为机器人与障碍物之间的维诺边界设置动态权重, 提出障碍物感知缓冲维诺细胞, 即

$$A_i = \{ \mathbf{p} \in \mathbf{Q} : \|\mathbf{p} - \mathbf{x}_p^i\| + \omega_i' + \omega_{ik} \leq \|\mathbf{p} - \mathbf{z}_k\|, \\ \|\mathbf{p} - \mathbf{x}_p^i\| + \omega_i \leq \min \{ \|\mathbf{p} - \mathbf{x}_e\|, \|\mathbf{p} - \mathbf{x}_p^j\| \} \} \quad (11)$$

此方法将该区域视为围捕机器人的防碰撞安全区域, 围捕机器人在每个计算周期朝着安全区域内离目标最近的点运动, 在实现机器人动态防碰撞前提下, 完成机器人最短路径围捕, 详见文献 [119] 中图 3. 文献 [119] 在 Gazebo 半实物仿真平台中使用

Turtlebot 机器人对所提方法进行验证, 结果表明该控制策略在实际围捕场景中可保证所有围捕者能够成功实现对逃逸者的围捕.

不确定性是机器人领域研究的热点问题, 文献 [120-121] 考虑传感器测量或机器人定位中的不确定性问题, 对缓冲维诺图理论进行拓展, 引入不确定缓冲感知维诺细胞的概念, 该方法假设机器人的位置遵循正态概率分布, 机器人在不确定性感知维诺细胞区域内运动, 可以保证机器人之间距离大于某设定值的概率高于概率阈值, 即满足概率防碰撞条件, 表达式为

$$\Pr(\text{dis}(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j) \geq 2r_s) \geq 1 - \delta, \forall j \in N_r, j \neq i \quad (12)$$

进一步, 在式 (10) 的基础上, 不确定性感知维诺图可表示为

$$V_i^{\text{buavc}} = \{ \mathbf{p} \in \mathbf{R}^d : \mathbf{a}_{ij}^T \mathbf{p} \leq b_{ij} - \beta_i^r - \beta_i^\delta \} \quad (13)$$

其中, $\beta_i^r, \beta_i^\delta$ 为概率安全缓冲半径参数.

由于该方法本质上是一种概率条件下的机器人防碰撞方法, 因此该方法中的仿真主要关注于在所计算控制器的作用下机器人之间的距离, 结果表明即使出现由于传感器误差导致的机器人位置不确定性问题, 机器人之间的距离仍可保持在设定阈值之上, 不会发生碰撞^[121]. 该方法在四旋翼无人机位置交换场景下进行实物验证^[121]. 但该方法并未考虑机器人与障碍物碰撞的情况. 为此, 文献 [122] 在式 (13) 的基础上设计机器人与障碍物之间的概率防碰撞区域

$$V_i^u = \{ \mathbf{p} \in \mathbf{R}^d : \mathbf{a}_{ij}^T \mathbf{p} \leq b_{ij}, \forall j \neq i, j \in I \\ \text{且 } \mathbf{a}_{io}^T \mathbf{p} \leq b_{io}, \forall o \in I_o \} \quad (14)$$

该方法中障碍物的不确定性同样遵守正态概率分布, 首先将不规则形状的不确定障碍物转换成符合概率条件的规则形状, 之后利用支持向量机将障碍物区域内的点进行聚类, 最后推导出符合防碰撞条件的概率防碰撞维诺区域, 详见文献 [122] 中图 6. 机器人与障碍物之间的概率防碰撞条件为

$$\Pr(\text{dis}(\mathbf{p}_i, \mathcal{O}_o) \geq r_s) \geq 1 - \delta, \quad \forall o \in N_o \quad (15)$$

该方法已在四旋翼无人机中进行应用验证^[122].

综上所述, 维诺图具有区域内点到基点的距离最短的性质, 在多机围捕问题中具有防碰撞功能和“先一步逃脱”的特性. 为此, 基于维诺图的多机协同围捕方法具有分布式规划、最短路径、可有效避障等优点. 但在大规模地图下, 维诺图的构建过程可能需要大量的计算资源, 导致围捕任务的效率降低. 在实际应用中, 需要根据具体情况综合考虑其

优缺点, 结合其他方法进行改进. 值得注意的是, 维诺图的构造方式多样, 例如基于超平面的构造方式可看做是一种线性不等式方法, 该特点为围捕方法提供强大的可拓展能力. 此外, 维诺图在多机器人覆盖等领域也得到广泛应用, 也可为基于维诺图的多机围捕方法提供有效的思路.

3.1.2 基于生物启发式神经网络围捕运动规划方法

生物启发神经网络是指受生物神经系统结构和功能启发而设计的人工神经网络模型, 试图模拟生物神经系统中神经元和突触的工作原理, 以实现和信息处理、学习和适应的模拟. 生物启发作为一个高度并行的分布式系统, 在机器人路径规划、轨迹跟踪等研究中具有非常大的优越性.

生物启发神经网络于 1952 年首次被提出^[123]. 之后, 文献 [124] 在该模型的基础上, 将其改进为“分流模型”. 文献 [125–126] 将该模型应用到机器人领域, 解决机器人完全覆盖路径规划问题. 文献 [127] 利用该模型解决多机器人防碰撞路径规划问题. 现有大多数基于生物启发神经网络方法都是在文献 [128] 中的模型基础上进行改进、设计的, 该模型将机器人每个可选路径位置定义为一个神经元, 并根据神经元之间的位置关系为神经元定义相应的神经元活性值.

在路径规划问题上, 文献 [129] 对环境边界附近和障碍物之间的路径点引入假想的非障碍物相邻点, 增大激励输入, 使得这些路径点的活性值增大, 解决路径错判问题; 同时, 在下一个位置的决策中加入转角最小因素, 减少路径的转折次数. 该方法在室内服务机器人上得到验证, 结果表明所提方法在动态环境下的路径规划长度减小 1.26%, 路径转折次数减小 40.74%, 总转角角度减小 33.33%. 文献 [130] 针对水下三维环境和突发障碍物, 在基本生物启发神经网络模型的基础上, 将相邻神经元的权值影响加入到模型“激励”项, 使模型更具神经网络特性, 为无人船规划出一条无碰撞路径. 仿真结果对不同场景下神经元活性的变化数值进行分析, 结果表明如果在环境中突然出现障碍物, 神经元活性会发生突变, 此外, 越接近目标点神经元活性值越大, 且不断向周围的神经元扩散. 随后, 文献 [131–132] 考虑常值海流影响, 根据矢量合成算法确定无人船实际的航行方向, 实现无人船路径规划与安全避障.

文献 [133–134] 在上述模型的基础上, 将二维地面围捕环境拓展至海面围捕环境, 考虑海洋中不同洋流的影响, 加入洋流影响因子设计出最终围捕

方案. 文献 [135] 考虑到现有基于生物启发神经网络围捕方法中的任务分配方法会影响整体的围捕效率, 设计一种基于协商思想的任务分配方法, 仿真实验证明此方法增加了围捕任务的效率. 文献 [136] 将单个神经元周围神经元数量从 8 个拓展至 26 个, 借此将二维环境基于生物启发神经网络围捕方法拓展至三维环境. 仿真结果表明, 该方法中围捕者所行进的距离在相同条件下短于基于人工势场的围捕方法, 具有更高的围捕效率.

上述围捕方法中, 通常假设逃逸者的位置是已知的, 这在实际围捕任务中有时难以实现. 文献 [137] 在 2011 年首次提出基于生物启发神经网络的多机器人围捕方法. 此方法将围捕过程分为随机搜索、形成动态围捕联盟、执行围捕任务三个阶段. 在围捕控制器设计阶段, 首先将网格化围捕环境与神经网络模型对应, 之后根据每个神经元与逃逸者、障碍物相对信息对其动力学方程进行建模. 在所提模型中, 机器人的运动控制是由神经网络的动态活动引导的, 围捕机器人向检测区域内动态活动最大的神经元运动, 至此完成围捕者控制率的设计.

如表 4 所示, 生物启发式神经网络广泛应用于机器人路径规划、多机器人协同围捕等领域. 该模型结构简单、无需样本学习与训练, 算法的运行效率能够适应环境的动态变化, 适用于各种动态未知环境下的移动机器人路径规划. 此外, 该方法具有易与其他方法结合的特点, 具有较强的可拓展性. 但生物启发式神经网络模型是黑盒模型, 很难解释其内部的工作原理和决策过程, 难以理解模型的预测结果和行为, 从而限制了其在一些应用场景中的可靠性和可信度. 已有的研究结果中通过为网络添加局部可解释模型、对中间变量进行监测的注意力机制、特征重要性分析等方法来处理此问题^[138]. 但该类方法目前并没有应用到基于生物启发式神经网络的多机协同围捕问题中, 因此, 将该模型与上述方法结合可作为未来基于生物启发神经网络围捕方法的重要研究方向之一.

3.2 围捕运动控制方法

3.2.1 基于博弈理论围捕控制方法

博弈论是数学、经济学和其他社会科学中的一个重要分支, 是博弈双方在平等的对局中各自利用对方的策略变换自己的对抗策略, 达到取胜的目的. 在多机协同围捕问题中, 围捕者与逃逸者就是相互博弈的双方, 围捕者制定合适的追捕策略使得逃逸者所处的面积最小, 而逃逸者通过选取合适的逃跑路径, 以便最大程度地延长被围捕的时间, 二者相

表 4 生物启发式神经网络方法分析
Table 4 Biologically inspired neural network method analysis

领域	内容	优点	缺点
路径规划 ^[125-126, 128]	解决机器人路径规划、防碰撞问题	实时性好	仅适用于二维平面
多机围捕 ^[137]	首次将围捕问题与生物神经网络模型对应	兼顾围捕任务目标搜索、任务分配过程	模型设计复杂
路径规划 ^[129]	引入假想非障碍物相邻点, 考虑转角因素	解决路径错判问题	计算效率低
路径规划 ^[130]	模型考虑相邻神经元权值影响	使模型更具网络特性	增加碰撞检测计算节点
路径规划 ^[131-132]	决策项考虑洋流影响	使方法更贴合实际环境	缺乏高效任务分配方法
多机围捕 ^[133-134]	决策项考虑洋流影响	使方法更贴合实际环境	规划路径可能并非最优解
多机围捕 ^[135]	设计基于协商思想的任务分配方法	增加围捕任务效率	仅适用于低维环境
多机围捕 ^[136]	将方法拓展至三维环境	增强方法的可拓展性	奖励函数设计复杂、计算效率低

互影响、相互竞争. 因此, 博弈论是解决多机协同围捕问题的最直观最有效的途径之一.

1) 策略博弈方法

基于博弈论的多机围捕控制问题根据对结果的建模方式以及博弈者的决策形式可分为策略性博弈和数值博弈两种, 如图 20 所示. 策略性博弈主要研究如何在当前局势下确定胜利方, 将围捕者和逃逸者的对策状态空间划分为捕获优势区和逃逸优势区. 在捕获优势区内, 无论逃逸者选择何种策略, 围捕者都具有成功捕获逃逸者的决胜策略; 而在逃逸优势区内, 无论围捕者选择哪种策略, 逃逸者都具有成功逃脱被捕获的决胜策略; 当追逃双方在某个区域内均不存在决胜策略时, 该区域称为分界面, 如图 21 所示, 其中, P 为围捕者, E 为逃逸者. 分界面的形状及分界面上博弈双方的最优控制率是策略性博弈研究的关键.

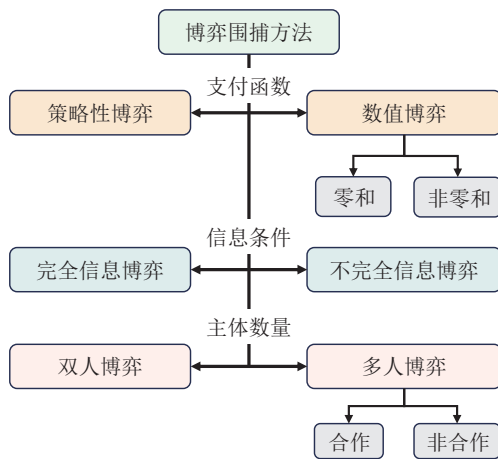


图 20 博弈围捕方法分类

Fig. 20 Classification of game-based hunting methods

基于哈密顿函数构造分界面是求解策略博弈的一般代数方法^[139]. 哈密顿函数是描述系统能量的一个概念, 也可称为哈密顿能量函数. 通过在终端目标集边界上选择追逃双方的最优控制策略, 可使哈

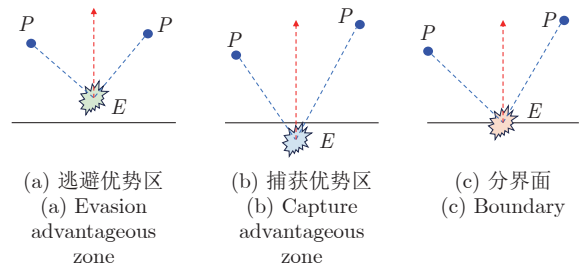


图 21 优势区域

Fig. 21 Advantageous zones

密顿函数的值为零, 从而构造追逃优势区域的分界面, 如图 21 所示.

阿波罗尼奥斯圆和维诺区域是构造博弈优势区域常用的两种几何工具, 如图 22 所示. 首先介绍阿波罗尼奥斯圆的相关知识, P 、 E 分别表示围捕者和逃逸者的位置, M 为平面中任意点, 如果有 $\lambda = MP/ME < 1$, 则 M 的轨迹构成阿波罗尼奥斯圆. 阿波罗尼奥斯圆在追逃问题中的特性如下: 追逃双方如果同时采用最大速度朝该圆上的某一点运动, 可同时到达该点.

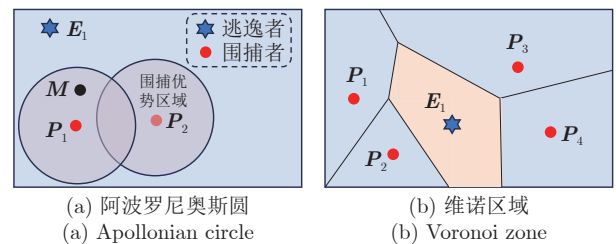


图 22 几何优势区域

Fig. 22 Geometric advantageous zones

假设围捕者和逃逸者以匀速运动, 且围捕者速度小于逃逸者速度, 如果逃逸者经过阿波罗尼奥斯圆内, 围捕者可以比逃逸者先到达阿波罗尼奥斯圆内任意一点将逃逸者捕获, 因此该圆可以看作是围捕者的优势区域. 逃逸者速度越快, 阿波罗尼奥斯

圆半径越小, 优势区域面积越小^[140].

与阿波罗尼奥斯圆作为高速追捕优势区域不同, 维诺区域通常作为等速追捕的拦截区域, 如图 22(b) 所示, 每个维诺区域内的点离该区域基点相较其他基点更近, 这意味着在追逃等速情况下, 围捕者或逃逸者可以更快速地到达其维诺区域内某一点实施捕获或逃脱, 因此可看做围捕者或逃逸者的优势区域.

基于策略性博弈思想, 文献 [141] 将转弯半径和转弯方向作为决策量, 划分出对策略状态空间的捕获区和逃逸区, 同时给出捕获区内的时间最优追捕路径. 仿真结果表明, 该控制策略可分别解决逃避者速度小于、等于、大于围捕者情况, 并给出在有障碍条件下成功围捕的条件. 文献 [142] 提出一种基于区域的中继追捕方案, 该方案涉及两个层次的博弈, 第一层博弈为求解主动围捕者的切换策略, 第二层博弈为求解围捕者的追捕策略. 利用维诺图和阿波罗尼奥斯圆概念, 通过梯度下降方法, 计算出围捕者和追捕策略的优势区域, 如图 23 所示. 文献 [142–143] 基于维诺图对围捕环境进行区域划分, 解决中继追捕方案中多个围捕者、单个逃逸者的任务分配问题, 实现每个时刻只分配一个围捕者来追捕逃逸者, 并将结果拓展至多个围捕者、多个逃逸者的情况. 仿真结果表明在该中继控制策略下, 围捕者数量的增多可有效减少成功围捕时间^[142].

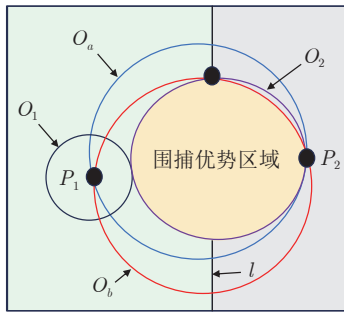


图 23 智能体优势区域
Fig. 23 Agent advantageous zone

总体来说, 策略博弈方法可以分析围捕者和主动逃逸者的行为和策略, 以判断在当前局势中哪一方具有优势的可能性. 确定优势区域后, 需要利用数值博弈计算能够使自己获胜的具体最优策略.

2) 数值博弈方法

与策略博弈关注如何计算优势区域不同, 数值博弈主要关注如何通过最大化/最小化数值指标获得围捕者或逃逸者具体的策略. 数值博弈中, 围捕者和逃逸者通过最小化各自控制量所对应的支付函数来计算各自最优控制器 $u_P(t)$ 和 $u_E(t)$ ^[144]. 在优化

问题中, 为综合考虑围捕问题的长期和短期影响, 支付函数一般包括阶段成本和终端成本两部分

$$J_i = \int_{t_0}^{t_f} L_i(\mathbf{x}_E(t), \mathbf{x}_P(t), \mathbf{u}_E(t), \mathbf{u}_P(t), t) dt + \Phi_i(\mathbf{x}_E(t_f), \mathbf{x}_P(t_f), t_f), i = P, E \quad (16)$$

其中, $\mathbf{x}_E(t)$ 、 $\mathbf{x}_P(t)$ 分别为逃逸者和围捕者的状态变量, t_f 表示博弈结束时间, Φ_i 为 t_f 时刻预估的某个状态对应的终端成本函数, L_i 为围捕者和逃逸者的拉格朗日函数.

如果存在一组策略 \mathbf{u}_P^* 和 \mathbf{u}_E^* , 对于追逃双方任意的策略 u_P 和 u_E , 都有以下不等式成立

$$\begin{cases} J_E(\mathbf{u}_P^*, \mathbf{u}_E) \geq J_E(\mathbf{u}_P^*, \mathbf{u}_E^*) \\ J_P(\mathbf{u}_P, \mathbf{u}_E^*) \leq J_P(\mathbf{u}_P^*, \mathbf{u}_E^*) \end{cases} \quad (17)$$

则 \mathbf{u}_P^* 和 \mathbf{u}_E^* 构成博弈的纳什均衡^[145]. 在这种均衡状态下, 围捕者和逃逸者单方面改变策略都不会使其在博弈中获得更好的结果. 若 $J_P + J_E \equiv 0$, 该博弈称为零和博弈^[146]. 例如在警方抓捕逃犯问题中, 逃犯的目标是逃脱, 而警方的目标是捉拿逃犯. 这是一个典型的零和博弈场景, 因为逃犯的逃脱是警方捉拿失败的结果, 反之亦然.

数值博弈求解通常采用基于动态规划原理的 Hamilton-Jacobi-Bellman (HJB) 方程, 具体表达式可参考文献 [147]. 通过求解该偏微分方程可获得博弈双方的最优控制策略. 但传统 HJB 方程一般只可求解双人博弈问题, 文献 [148] 将 HJB 方程拓展至 Hamilton-Jacobi-Isaacs (HJI) 方程形式, 可求解多人博弈最优控制问题. HJI 方程使用哈密顿函数 $H(x_i, u_i, \nabla V_i)$ 描述系统动态和最优值函数对时间的演变趋势, 而 HJB 方程通常使用拉格朗日函数 $L_i(x_i, u_i, V_i, \nabla V_i)$ 描述该变化.

近年来, 在博弈论框架下的多机围捕问题中, 多人追逃博弈、不完全信息下的追逃博弈、不确定条件下的追逃博弈问题等成为研究热点. 其中, 在多人博弈中的围捕者之间的关系可以被视为一种合作博弈. 文献 [149] 将多围捕者-单逃逸者博弈划分为几个独立的双围捕者-单逃逸者博弈. 文献 [150] 假设逃逸者速度大小方向完全未知, 提出一种在形成包围和接近逃逸者之间取得平衡的博弈方法. 首先在无障碍物环境下进行仿真, 分别分析不同逃避者控制策略、不同逃避者围捕者速度比例对成功围捕距离和时间的的影响. 之后以同样的方式证明该控制策略在有障碍物环境下的有效性. 文献 [151] 针对数学模型不确定的一类微分追逃博弈, 应用神经网络设计状态观测器, 在线评估系统模型. 文献 [152] 提出一种基于集合边界的方法来验证具有参数不确

定性的非线性动力系统的可追捕-躲避特性。

HJI 偏微分方程虽然是求解博弈模型的有效方式,但在高维情况下计算成本会呈指数级增长。为此,近年来一些学者基于 HJI 方程变换形式和控制稳定性思想设计求解博弈问题的新方法。文献 [153] 将多智能体路径规划认为是一种到达-错失博弈,并将 HJI 可行性与顺序路径规划方案相结合。文献 [154-155] 指定反馈控制律的形式,研究圆形区域中的约束逃逸问题。文献 [156] 通过求解一个双障碍 HJI 变分不等式,研究动态约束环境中的追击-躲避防御微分策略。文献 [157] 基于单网络自适应动态规划,提出一种求解连续时间非线性系统非零和微分策略的最优控制方案。文献 [158] 提出一种具有经验回访算法的单网络自适应动态规划来求解耦合非线性 HJI 方程。

博弈论作为一种成熟的理论目前已成功应用于军事战术分析、网络安全保障等领域。基于博弈论的围捕控制方法具有严格的数学框架,能够准确描述和分析追逃博弈过程,并且该方法考虑到围捕者和逃逸者之间的策略互动,有助于找到最优的围捕策略。但此类方法面临计算复杂度高的挑战。真实围捕环境复杂多变,如何对其进行精准建模并将其纳入博弈理论仍具有很大挑战。此外,博弈围捕方法中围捕者的最优策略通常是假设逃逸者是理性的并且会采取最佳逃避策略,但实际中逃逸者可能表现出非理性的行为(并不是采取最优逃避策略),这将会大大影响有效围捕策略的执行。综上所述,基于博弈的围捕方法在实际应用中需要克服信息不完备、环境复杂度高等挑战,结合其他方法(如机器学习等)可以进一步增强追逃博弈理论在实际应用中的效果。

3.2.2 基于强化学习的围捕控制方法

强化学习是机器学习的一个分支,旨在让智能体通过与环境的交互学习来最优化行为策略。在强化学习中,智能体不断地观察环境的状态,执行相应的行动以获得奖励。围捕问题可以看作是围捕机器人在环境中与逃逸者行为互动的情境,通过与环境的交互,围捕者能够选择最大化累积奖励的行动策略来更有效地捕捉逃跑者,如图 24 所示。

马尔科夫过程被认为是强化学习的基础,该过程描述具有马尔科夫性质的随机过程,其中未来状态的概率只依赖于当前状态,而与过去状态序列无关。在围捕问题中,围捕机器人的状态一般包括位置和速度,单个围捕机器人的观测状态空间一般包括其自身的状态、其他围捕机器人的状态、目标逃避机器人的状态。在每一个决策时刻 t , 系统将处于

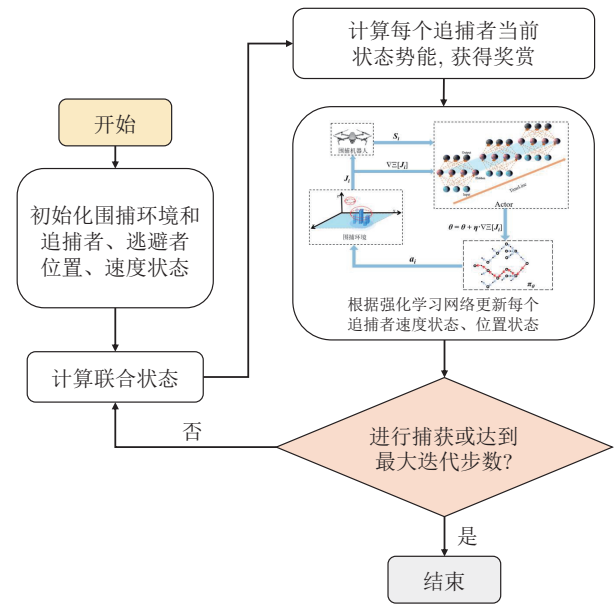


图 24 强化学习围捕流程

Fig. 24 Reinforcement learning hunting process

状态集 \mathcal{S} 中的某一个状态 $s_t \in \mathcal{S}$ 。随后,机器人将根据它的策略 $\pi: \mathcal{S} \rightarrow \mathcal{A}$ 从其行动空间 \mathcal{A} 中选择一个行动 $\pi(s_t) = a_t \in \mathcal{A}$ 并执行。作为该行动的一个直接结果,系统将以概率 $P(s_{t+1} | s_t, a_t)$ 从当前状态 s_t 转移到下一时刻的状态 s_{t+1} 。同时,作为上述行动和系统状态转移的共同结果,机器人将从当前的决策中获得一个即时的收益值或回报值 $r(s_t, a_t, s_{t+1})$, 其中 $r: \mathcal{S} \times \mathcal{A} \times \mathcal{S} \rightarrow \mathbf{R}$ 是该机器人的收益函数。上述决策过程随着时间不断重复进行,从而构成一个有限时间或者无限时间的马尔科夫决策过程。马尔科夫决策过程的目标是找到一个策略使其长期的累积期望收益最大化,各类收益函数折扣形式可参考文献 [159]。

通常,马尔科夫决策过程需要明确的概率模型信息,在实际应用中,如自动驾驶、多机器人协同中,明确的模型信息通常是一种理想化的条件。为克服这一缺陷,学者们提出一类无模型强化学习方法^[160-161]。目前主流的方法主要可分为三类:基于值函数的方法^[162]、基于策略的方法^[163]和将二者融合的演员-评判家方法^[164]。在值函数的方法中,一个著名的算法是 Q 学习算法^[165],该方法随着状态空间和行动空间的增加, Q 值表所需的存储空间和计算量会呈指数增长,难以处理大规模的决策问题。为解决此问题,学者们引入神经网络作为值函数近似值^[166]或者使用树搜索方法^[167]。基于策略的方法通过梯度上升或者下降对最优策略进行求解,常见的包括确定性策略梯度算法 DPG^[168]、深度确定性策略梯度算法 DDPG^[169]、信赖域策略优化算法 TRPO^[170]、近

端策略优化算法 PPO^[171]. 演员-评判家方法同时结合策略和价值方法的优点, 在求解具有连续动作空间的问题上具有显著优势, 常见的包括 Actor-critic 算法^[172]、异步优势 Actor-critic 算法 A3C^[164] 和软 Actor-critic 算法 SAC^[173]. 强化学习方法如图 25 所示.

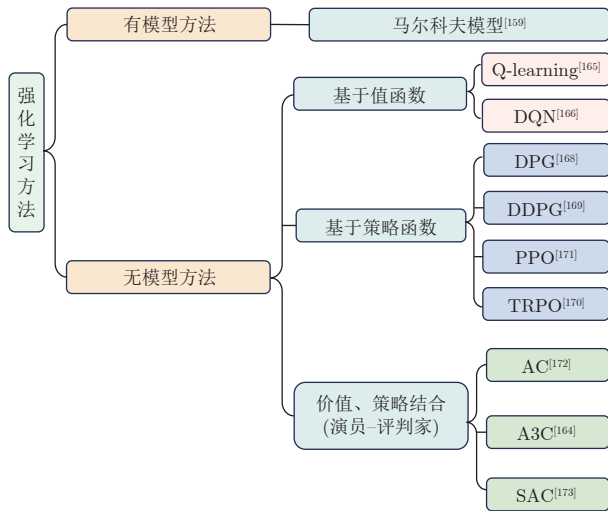


图 25 强化学习方法

Fig. 25 Reinforcement learning methods

标准的马尔科夫决策过程刻画的只是单个围捕机器人面临的序列决策问题, 如果实际决策问题是由多个围捕机器人组成, 那么这一模型框架的使用范围将受到极大限制. 利用标准马尔科夫决策过程学习多围捕者策略的方法又可称为独立学习方法, 在该方法中, 一个围捕者将其他围捕者视为环境的一部分, 直接应用标准马尔科夫决策过程学习所要执行的围捕策略. 但从围捕者角度来看, 由于其他围捕者的策略在训练过程中都在实时变化, 通常训练出来的策略并不完美^[174]. 为描述多围捕机器人序列决策问题, 马尔科夫博弈过程被广泛应用. 为寻找多机器人博弈下的最优决策, 上述强化学习方法皆可拓展到多机器人情形中, 三种常见的多机器人博弈强化学习方法包括: 完全合作博弈学习、完全竞争博弈学习和介于两者之间的一般和随机博弈^[175], 这类方法又可称为集中学习方法^[174].

对于基于值函数的方法, 如果多机器人之间的博弈关系是完全合作的, 那么 Q 学习即是将单个机器人的行动修改为所有机器人的行动组合^[159]; 如果强化学习涉及的博弈形式是完全竞争的, 可看成是一个二人零和博弈, 博弈参与者的 Q 值迭代表达式可参考文献 [159]. 对于基于策略的方法, 文献 [175] 给出将单机器人算法拓展到多机器人博弈场景中的策略梯度定理推广形式.

综上所述, 合适的强化学习网络选取对围捕机器人控制律设定起至关重要的作用, 除强化学习网络本身外, 合适的回报函数设定也是强化学习围捕中较为关键的步骤. 现有围捕方法中, 常见的回报函数包括: 围捕距离奖励^[176]、碰撞奖励^[176]、围捕角度奖励^[177]、距离一致性奖励^[177] 和角度一致性奖励^[177] 等.

现有基于独立强化学习围捕方法中, 文献 [178] 将 Q 学习与资格跟踪方法相结合提升了最优策略训练效率. 文献 [179] 提出一种将深度学习网络与 A3C 算法结合的强化学习方法, 该方法用于训练三维空中环境的单围捕者围捕策略. 文献 [180] 针对非完整性约束运动学模型, 使用 TD-3 算法实现围捕机器人的协同围捕, 并在真实场景中使用无人机进行检验. 文献 [181] 提出一种基于 PPO 强化学习的围捕算法. 该方法为处理部分可观测系统输入的观测特征维度的动态变化, 提出一个特征嵌入块, 结合列最大池化和列平均池化两种特征压缩方法, 建立观测特征编码, 最后采用集中训练、分散执行的框架完成围捕策略的训练. 之后对不同算法在不同步长的奖励函数、逃避者和围捕者数量不不同时总围捕任务完成时间和围捕成功率进行对比, 验证了所提算法在奖励函数、任务完成时间和围捕成功率上具有明显优势. 文献 [182] 认为如果当前围捕环境和围捕者训练的环境相似, 任何强化学习算法都可轻易地学习到成功捕获逃逸者的围捕策略. 但如果当前环境与训练环境不同时, 学习算法可能无法有效地制定出可成功捕获逃逸者的围捕策略, 因此提出一种卡尔曼滤波模糊 Actor-critic 算法, 该方法基于卡尔曼滤波对逃逸者位置进行预测, 根据预测信息利用模糊算法对 Actor-critic 算法的参数进行调整, 此方法可应用于当前环境和训练环境具有较大差异的围捕场景. 文献 [183] 提出一种基于模糊势场的分层强化学习围捕方法, 与其他需要反复训练从而确定参数的算法不同, 此方法通过学习自动获取所有所需的参数, 势场层次结构是通过将分段选项与传统的层次强化学习算法相结合而建立的, 引入模糊算法来提高围捕机器人轨迹的平滑度. 文献 [184] 提出一种将确定性策略梯度算法、Actor-critic 算法、模糊算法相结合的单围捕者围捕方法. 由于确定性策略梯度方法存在依赖于概率分布而导致算法不收敛问题, 该方法采用模糊算法作为策略梯度算法的逼近器, 并且利用语言模糊规则赋予模糊命令具体的物理含义.

由于集中式方法能够通过共享全局信息和统一策略优化, 更快地收敛和提高整体围捕任务效率,

因此是目前围捕强化学习的主要研究方向^[174]。文献 [185] 提出一种对抗性多围捕者策略梯度算法, 该算法使用对抗性基线来解决多围捕者责任分配问题。多围捕者责任分配问题指的是如何在一个包含多围捕者的系统中, 确定每个围捕者对整体围捕任务的贡献。Actor-critic 算法被划分为分布式和集中式两种算法, 集中式评论家网络用于估计状态和行为的值函数, 分布式评论家网络用于优化围捕者的策略。文献 [186] 提出一种将强化学习算法和人工势场算法相结合的新型协同围捕算法, 人工势场参数用于构造强化学习算法的奖励函数, 实验表明该混合算法在计算最优围捕策略问题上优于单一的强化学习算法或人工势场算法。文献 [187] 认为当每个机器人从自利的角度选择行动策略时, 个体收益会和总体收益产生冲突, 捕获时间可能会延长, 提出一种“量子博弈”概念, 将经典策略空间拓展到量子同伴的范围, 以确保总体收益最大化。仿真过程对所提“量子博弈”和经典博弈成功执行围捕任务所需步长进行比较, 实验结果表明在该策略下, 围捕步长有效减小, 并且该博弈不存在囚徒困境。文献 [188] 基于博弈思想在强化学习框架下设计全体围捕机器人的有效包围和距离影响收益, 并考虑逃逸者的“拒捕”行为, 有效提高了围捕的效率。文献 [189] 在强化学习框架下构建多个围捕者的纳什均衡博弈模型, 针对求解过程中可能存在的多个纳什均衡解的问题, 加入虚拟行动行为选择算法来选择最优的均衡策略。文献 [190] 提出一种基于深度强化学习的无人船围捕方法, 其状态、动作空间和任务成功判定条件皆与无人船的声呐传感器系数有关。另外, 针对博弈条件下的环境不确定性, 作者设计了一种基于多随机场景的对抗进化博弈模型训练方法, 解决了传统方法训练前期学习效率低、后期过拟合的问题, 有效提高了方法的泛化能力和收敛速度。文献 [191] 提出一种多智能体深度确定性策略梯度方法 (MADDPG) 来解决多四旋翼无人机在有障碍物环境下的围捕问题, 该方法模仿人的思维方式, 即情境预测永远先于决策, 通过对 MADDPG 矢量公式进行拓展构建多围捕者冠状双向协调目标预测网络, 有效提高了围捕无人机的决策能力。

在利用强化学习针对围捕机器人进行控制律实时计算时, 学习速率慢的问题仍然对围捕任务的效果起着非常大的影响。文献 [192] 针对多机协同围捕场景通常需要大量的经验样本这一问题, 提出一种数据增强策略训练框架, 其基于状态转移动力学模型来生成额外的预测数据, 并基于 PPO 强化学习算法验证了所提方法的有效性。文献 [193] 提出

一种基于强化学习的多智能体协作围捕方法, 利用 Q 学习方法建立一个共享的 Q 值表, 用于记录逃逸者过去的行为路线, 每个围捕者在选择自己的围捕策略时, 不是从固定的动作集中选择, 而是从已经建立好的 Q 值表中来选择, 与同类型的围捕算法相比, 追捕效率更高。仿真结果表明, 在相同条件下, 该方法在围捕效率上具有显著提升。文献 [194] 提出一种单神经元比例自适应控制方法, 对策略网络进行预训练, 加快围捕机器人控制律计算过程。强化学习围捕方法和现有其他方法相比, 具有较强的鲁棒性, 能够处理复杂的环境, 但是其稳定性、可靠性分析是一个需要关注的问题。为此, 在复杂动态场景下提出一种基于强化学习的机器人拦截方法, 分析所使用的安全李雅普诺夫边界深度确定性策略梯度强化学习方法的收敛性, 在 Gazebo 机器人半实物仿真平台上得到验证, 仿真实验表明所提方法成功拦截所需的时间明显缩短。

强化学习围捕方法的优点在于围捕机器人能够在不断尝试和学习中优化策略, 适应不同环境并取得良好结果。然而, 此方法可能需要大量尝试和训练以找到最优解, 且在复杂环境中可能受限于实时性和资源消耗。例如, 集中式强化学习围捕方法虽然在一定程度上可以计算出相较于独立学习方法更有效的围捕策略, 但随着围捕者数量的增加, 计算成本呈指数级增加。因此具有轻量化特征的学习网络是未来围捕学习算法的主要研究方向。另外, 在算法中加入预测机制是解决训练环境与应用环境不同的有效方法之一, 但该方法尚未形成统一的架构, 因此也可能成为未来该框架下的主流发展方向。

3.2.3 基于一致性理论围捕运动控制方法

一致性围捕控制又被称为目标包围控制, 如图 26 所示。一致性旨在确保编队中各个成员之间的相对位置和运动方式保持一致, 从而实现协同移动和协作任务。其中逃逸者可看做队形中的“领导者”, 围捕者可看做“跟随者”。通常使用图论 $G = \{V, E, A\}$ 来描述多机器人之间的关系。如果一个系统中包含 N 个智能体, 用符号 $V = \{1, \dots, N\}$ 表示, 智能体之间的连接关系由连线 $E = \{(i, j) | i, j \in V\}$ 表示。图 26(a) 展示一种围捕包围情境下常用的以相对距离信息为基础的相邻机器人通讯结构, 在该通讯结构下能够实现图 26(b) 中的包围态势。

一致性围捕控制器的设计原则是使围捕者与虚拟围捕点的跟踪误差是有界的。根据控制律设计思想不同, 一致性围捕控制器设计主要分为: 1) 基于环境中机器人的相对距离信息, 2) 基于机器人之间相对角度信息。文献 [195–197] 研究基于纯方位数据

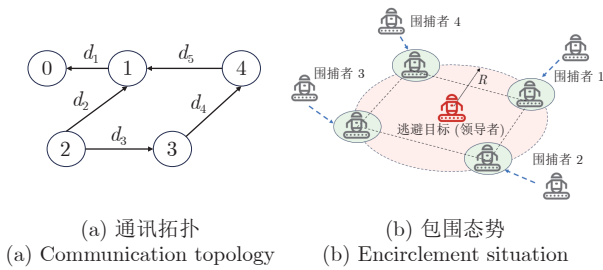


图 26 通讯拓扑

Fig. 26 Communication topology

的包围控制问题; 文献 [198] 提出一种基于全局方位估计的编队控制策略, 其中每个围捕者相对逃逸者的方位是用辅助拉普拉斯矩阵估计的; 文献 [199] 研究动态独轮机器人相对于静态中心的包围控制问题, 该方法中只需要围捕者与静态逃逸者的距离信息即可完成对目标的包围, 并同时考虑时变参考目标的包围问题.

近年来, 运动受限问题在理论和工程实践中被逐渐重视. 围捕者在实际运动过程中往往受到额外的运动约束, 如考虑避障、防碰撞等安全约束和自身运动的物理限制等. 针对围捕者运动受限场景, 文献 [200] 开创性地指出如果选择合适的坐标平移, 运动受限系统能够满足输出反馈线性化条件, 使得控制器设计更加简洁, 该思想已经广泛应用于解决非完整围捕者控制器设计问题. 文献 [201] 通过中值定理结合自适应方法对受限的输入信号进行处理. 还有学者提出通过辅助系统进行信号补偿的方法处理输入受限问题^[202]. 仿真实验分别对围捕者轨迹、围捕者和逃逸者之间的位置误差、控制器参数进行时变分析, 结果表明只需半数规定时间围捕者和逃逸者之间的位置误差即可收敛至预定范围. 此外, 文献 [203–206] 提出基于简化虚拟受力模型的围捕避障控制方法; 文献 [207] 通过建立松散偏好的运动规则来设计围捕机器人的避障围捕控制器; 文献 [208] 考虑速度约束下的非完整移动围捕者的环形包围控制问题. 虽然上述方法为解决围捕者运动受限问题提供了很多思路, 但其稳定性证明存在不严谨的问题^[209].

真实围捕情境中的风、摩擦力、通讯延迟、目标速度过快等因素都可能导致围捕机器人在建模过程出现非线性和不确定性^[210–211]. 针对上述围捕情境中可能出现的非线性问题, 滑膜控制^[212]、神经网络^[213]、自适应控制^[214] 已经被充分应用来解决此问题. 文献 [215] 应用神经网络来近似围捕者动力学中的未知非线性函数; 文献 [216] 将指令滤波技术和反步法相结合, 为围捕机器人设计分布式自适应控制律.

仿真实验分析围捕者和逃逸者之间的位置误差和速度误差, 另外也对围捕者控制器参数的变化进行数值分析, 结果表明围捕者在该控制器作用下可在有限时间内将与逃逸者的误差收敛至期望值.

基于一致性的围捕方法具有分布式协同、适应性强等优点, 由于每个围捕者只需要与其相邻智能体通信, 因此适合于大规模系统, 具有较高的灵活性. 此外, 即使在面对噪声、干扰时, 整体围捕系统仍然可以保持稳定的运行状态. 目前虽然已在存在障碍物的围捕环境下利用一致性方法对围捕者控制器进行设计, 但该方法对环境提出较大的限制条件, 在一些可能存在突发事件的环境中 (如突然出现的障碍物), 可能难以适应. 此外, 稳定性分析通常侧重于长期的收敛性, 而忽略短期的围捕快速响应需求, 进而导致围捕任务失败. 针对这些问题, 增加突发事件处理能力、引入有效的预测机制、增加容错能力可能是未来的研究方向.

3.3 其他方法

3.3.1 基于模糊理论的方法

模糊理论是一种数学方法, 用于处理模糊或不精确的信息. 在围捕方法中, 常常需要考虑到各种不确定性因素, 例如, 环境的变化、参数的波动或者信息的不完整性. 这种不确定性往往难以用精确的数学模型来描述, 而模糊理论则提供了一种处理这种不确定性的工具.

文献 [217] 首先根据逃逸者的位置信息预测其运动趋势, 并建立一个用于预测位置的动态边界环. 围捕者的均匀分布实现包了围圈的封闭形成和收缩趋势, 最后采用模糊推理系统对多机器人的动作进行控制; 文献 [218] 将其团队提出的 Type-2 模糊逻辑用以解决球形机器人 Sphero 2.0 和 BB8 (Sphero 公司的产品) 的实时追击逃避博弈问题.

在复杂的围捕环境下, 模糊逻辑可以处理模糊、不确定或难以精确建模的情况. 但模糊控制器可能无法提供与精确控制器相媲美的性能, 尤其在需要高精度和快速响应的任务中. 此外, 模糊控制器面临参数和规则调整比较困难的缺点.

3.3.2 基于预测的方法

预测逃逸机器人的位置可使围捕机器人能够预判潜在的逃逸路径, 提前调整围捕策略, 从而更好地协同行动, 提高围捕任务的成功率.

文献 [219] 提出一种基于动态预测目标轨迹和围捕点的多机器人围捕算法. 随着目标的移动, 动态更新采样点, 并用多项式拟合预测周期内目标可能到达的位置, 从而实现围捕. 文献 [220] 提出一种

基于逃逸者运动预测方法. 首先, 基于预测的目标位置, 获得与不同预测步骤相对应的包围点. 然后, 根据机器人与其各自期望的包围点之间的距离的变化来优化预测步骤. 最后, 机器人成功捕获目标. 文献 [221] 提出一种基于博弈理论和模型预测控制相结合的多机围捕方法. 首先, 通过逃逸者模型输入离散转向角来预测可行位置, 将其作为逃逸者的博弈决策集. 然后, 基于模型预测控制方法获得围捕者的博弈决策集. 该方法将每个预测位置作为虚拟目标, 解决有输入约束的次优化问题. 最后, 设计支付函数, 基于零和博弈决策获得协同围捕策略. 文献 [222] 提出一种基于运动目标轨迹预测的水下多机器人围捕算法. 首先, 通过多项式拟合、动态更新采样点, 预测目标在短时间内的可能位置, 并建立移动目标的安全域, 即围捕机器人的禁区, 以避免目标在探测到围捕机器人时逃跑. 其次, 采用协商的方法为每个围捕机器人分配适当的期望围捕点. 最后, 围捕机器人通过深度强化学习算法快速到达期望的围捕点, 实现对运动目标的围捕.

总体而言, 基于逃避机器人预测的围捕方法对于动态环境中的实时响应和适应性较强, 但对预测准确性和逃逸者策略变化的敏感性较高, 提高预测模型的准确性对提升围捕效率起至关重要的作用.

4 其他围捕关键技术

除上述介绍的技术之外, 围捕机器人及可疑目标的定位、多机通信等技术也是多机协同围捕中重要的研究内容, 接下来分别对其进行介绍.

4.1 机器人定位方法

定位技术作为多机围捕任务乃至整个机器人领域的一项关键研究内容, 是围捕机器人实现路径规划、自主导航和决策控制的前提. 传统基于模型的机器人定位方法有相对定位法、绝对定位法和概率定位法三种. 相对定位方法是指在给定机器人初始位姿的条件下, 依靠内部传感器来估计每一个时刻相对于前一时刻的位移和航向角的变化, 从而确定当前位姿的方法 [223]. 该方法具有结构简单、成本低等优点, 但此方法同时面临着随时间增加累积误差增大的弊端, 因此只能在短时间内使用. 绝对定位又可称为全局定位方法 [224], 该方法指机器人在全局参考坐标系下获取位姿, 具有结构简单、定位速度快等优点 [225]. 但无论是相对定位法还是绝对定位法, 其很难考虑来自环境及系统本身的不确定性误差. 为此, 以贝叶斯滤波理论为基础的概率定位受到广泛关注 [226]. 概率定位方法虽然在一定程度上解决了

传统基于模型方法不能处理环境不确定性的问题, 但如果建模的准确性较差将直接影响其定位结果 [227].

近年来, 随着人工智能的兴起, 数据驱动的深度学习方法得到快速发展. 其中, 基于双目相机的定位方法由于模仿人类双眼视觉系统的观测原理, 可以完成更加复杂场景下的精准定位 [228]. 文献 [229] 提出一种基于超像素分割的视差优化算法来解决双目立体匹配遮挡的问题. 该方法利于超像素分割算法来提取图像的边缘和轮廓特征信息, 并结合超像素分割图预测出粗糙的视差结果, 利用马尔科夫随机场在粗糙视差图的 3D 邻域空间中检测并优化遮挡目标的匹配视差. 文献 [230] 提出一种基于深度学习的单阶段目标检测网络模型, 通过建立一种目标预测解耦检测新范式, 来合理推断不同目标的最合适位置, 实现目标识别与定位. 基于深度学习的定位方法对环境具有较好的适应性, 可以在不同的新场景中自行寻求定位解决方案, 但是深度学习本身模型的精准性建立在大量的数据之上, 和传统方法相比, 该方法对计算硬件的要求更加严苛.

在复杂动态的围捕环境下, 单一传感器可能无法准确获取围捕机器人所需要的定位信息. 目前, 多传感器融合技术在移动机器人定位领域得到越来越广泛的应用, 其为复杂动态环境下的围捕定位提供了更加有效的解决方案. 文献 [231] 针对单个雷达传感器距离目标较远和存在遮挡物场景, 提出一种稀疏点云对象检测方法, 对低密度点云数据中的目标进行检测. 通过点云预处理和体素特征提取器提取点云特征, 并使用稀疏卷积中间层扩大点云数据计算优势, 以协同感知技术实现对稀疏点云的有效利用. 文献 [232] 针对传感器融合过程中会出现定位错位等问题, 提出一种新的用于传感器融合的异步路侧时空同步方法, 通过设置多条虚拟检测线以匹配路侧毫米波雷达和相机对车辆的定位数据, 该方法在一定程度上缓解定位错位问题. 与单传感器定位系统相比, 多传感器可以处理更加复杂多变的定位需求, 具有更高的可拓展性和鲁棒性 [227].

目前, 传统基于模型的机器人定位方法已经有了成熟的架构, 但在处理具有不确定性误差和解决某些未知环境下的定位问题上仍有较大的提升空间. 随着人工智能技术的飞速发展, 基于深度和强化学习的方法必然成为未来机器人领域的关键核心技术. 将传统方法与人工智能相结合的多传感器融合定位方法有望成为未来机器人定位领域的主要研究方向.

4.2 多机器人协同通信

多机器人系统在协同完成任务时, 涉及到的通

信技术称为多机器人协同通信^[233]。随着多机器人技术的飞速发展,无线协同通信技术也得到深入研究。从组网方式上看,该技术主要可分为集中式、分布式和组合式;从无线接入方式上看,主要可分为 WPAN、WLAN、WMAN 和 WWAN^[233]。

集中式通信方式由于所有的数据流量都集中在中心节点或者服务器上,因此具有安全性高、易于监控等优点。文献 [234] 以 Ad Hoc 的方式搭建室外多机器人通信的移动网络,在无线自组织网的信号范围内,搁置移动控制台对所有的机器人进行高效快速的控制,但是这种多机器人通信方式并没有体现出通信网络的分布式多跳转发的优势。分布式通信方式由于节点之间直接通信可以减少数据传输的中间环节,因此延迟较低。此外分布式通信方法可有效避免单点故障,即使某个节点出现故障,整个系统仍然可以继续运行。文献 [235] 使用多传感器信息搭建 Ad Hoc 移动网络,安装无线网卡,采用广播协议进行多机器人的通信。现阶段,随着云计算、大数据、物联网等技术的蓬勃发展,也涌现出一种全新的通信方式——云通信,该技术在一定程度上可看做是一种组合通信方式^[233]。在云通信技术中,多设备的数据处理、数据共享、数据融合等都集中在云端,各种应用模块互联互通,用户只需搭建好硬件设备,将其接入到云通信平台,通过平台的多种接入协议及数据传输协议就可以实现多种不同设备的协同通信^[236]。但目前基于云通信的协同通信系统尚未建立统一标准,相关接口的开放程度还存在不足。

综上所述,多机器人协同系统中所用的通信手段多样,其可支持实时数据传输和处理,满足多机器人协同系统对信息的实时性需求,并可通过冗余设计和多路径确保通信的可靠性和稳定性。但其还存在通信协议和标准不统一、网络拓扑结构设计困难等问题。将现有通讯技术与 5G-TSN 时间敏感网络、大数据、边缘计算等新兴技术相互融合,实现更快速的数据处理和更低延迟的通信可能是未来的研究方向。

5 总结与展望

本文围绕多机协同围捕任务中的目标搜索、目标任务分配、运动规划与控制三个核心内容进行详细的综述。目前,虽然多机协同围捕这一领域已经取得众多研究成果,极大促进了多机器人协同领域的发展,但仍然存在诸多挑战,具体包括:

1) 通讯约束下的多机器人协同围捕

目前,关于多机器人协同围捕方面的研究,大

多方法只关注于围捕机器人通讯良好情形下的目标任务分配和运动规划与控制。由于机器人故障、机器人之间距离过远、机器人之间存在遮挡障碍物等原因,传统基于天线的通讯方式无法保证通讯链路的稳定性,并且此方法易受地面基站的干扰。目前,在围捕环境中设置有效的中继通信节点是保持通讯稳定性的一种有效手段,其具有不受地面基站干扰、易实施等优点,是今后研究通讯约束下的多机器人协同围捕方法的可行方案。

2) 异构多机器人协同围捕

目前,关于异构机器人协同围捕方法的研究中,不同形式子任务需要不同类型的机器人来完成,例如搜索任务由无人机承担,而在发现目标后具体围捕任务仍由几个同构围捕机器人来完成。但在某些特殊环境下,如山体环境,某些地面围捕机器人需绕过巨型障碍物才能对目标实施成功围捕,这大大降低了围捕任务的效率。此时如果有执行相同围捕任务的空中机器人实时降落进而限制目标移动,可更快速、高效地完成围捕任务。因此,如何研发复杂协同场景下的异构多机器人围捕系统,包括高效的通讯方式、机器人异构性、协同手段等,有望成为未来的重点研究方向。

3) 基于学习方法的目标搜索与任务分配方法

由于围捕环境通常是动态不确定的,准确性和实时性仍然是目标搜索与任务分配面临的巨大挑战,因此有学者将强化学习引入到机器人目标搜索与任务分配当中,并取得了令人满意的效果,但此类方法在围捕场景下仍需进一步探究应用的可行性。此外,基于学习的方法具有计算量大等明显缺点,这也将成为其在围捕应用中的主要障碍。随着研究的不断深入,基于学习的目标搜索与任务分配方法有望成为机器人围捕领域的研究热点。

4) 复杂环境下基于深度学习技术的大规模围捕任务分配

目前,关于多机协同围捕任务分配方面的研究中,大多场景为有限个围捕机器人对一个或几个目标实行围捕。在现实情境中,不可避免地会有大规模、异构、通讯复杂、任务不确定性的任务分配需求,此时如何进行有效的任务分配面临巨大挑战。虽然基于群体智能的任务分配求解方法可有效地解决此问题,但此类方法在求解大规模问题时具有陷入局部最优解等明显缺点。在群体智能的框架下利用深度学习构建多机器人围捕系统分布式环境,采用大数据挖掘提取协同任务分配训练样本数据特征,研究复杂环境下基于集群智能的大规模异构无人系统协同任务分配技术是今后解决复杂环境下大

规模围捕任务分配问题的可行方案.

5) 考虑机器人位置不确定性和外部扰动的多机协同围捕

目前,多机协同围捕方法大都假设围捕者和逃逸者的定位是准确无误的,这在实际应用中是无法满足的.当围捕任务需要对环境建模精度要求较高时,例如需要满足高精度防碰撞条件,考虑围捕机器人位置不确定性具有重要的现实意义.然而,目前关于这一方面的研究成果数量较少,尚未形成统一的研究框架.此外,由于围捕场景通常是动态的高危场景,不可避免地会有外部扰动对围捕机器人产生干扰,如何应对外部扰动以保持围捕系统的稳定性也是亟待解决的一个问题.综上所述,考虑机器人位置不确定性和外部扰动对于围捕任务的影响也是一个非常具有发展前景的研究方向.

References

- Motes J, Chen T, Bretl T, Aguirre M M, Amato N M. Hypergraph-based multi-robot task and motion planning. *IEEE Transactions on Robotics*, 2023, **39**(5): 4166–4186
- Liu W H, Hu J W, Zhang H, Wang M Y, Xiong Z H. A novel graph-based motion planner of multi-mobile robot systems with formation and obstacle constraints. *IEEE Transactions on Robotics*, 2024, **40**: 714–728
- Robin C, Lacroix S. Multi-robot target detection and tracking: Taxonomy and survey. *Autonomous Robots*, 2016, **40**(4): 729–760
- Kou Li-Wei, Xiang Ji. Target fencing control of multiple mobile robots using output feedback linearization. *Acta Automatica Sinica*, 2022, **48**(5): 1285–1291
(寇立伟, 项基. 基于输出反馈线性化的多移动机器人目标包围控制. *自动化学报*, 2022, **48**(5): 1285–1291)
- Duberg D, Jensfelt P. UFOExplorer: Fast and scalable sampling-based exploration with a graph-based planning structure. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, **7**(2): 2487–2494
- Li Q B, Lin W Z, Liu Z, Prorok A. Message-aware graph attention networks for large-scale multi-robot path planning. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, **6**(3): 5533–5540
- Hu J W, Xie L H, Lum K Y, Xu J. Multiagent information fusion and cooperative control in target search. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2013, **21**(4): 1223–1235
- Lin Y C, Saripalli S. Sampling-based path planning for UAV collision avoidance. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2017, **18**(11): 3179–3192
- Phung M D, Ha Q P. Safety-enhanced UAV path planning with spherical vector-based particle swarm optimization. *Applied Soft Computing*, 2021, **107**: Article No. 107376
- Peng Hui, Shen Lin-Cheng, Huo Xiao-Hua. Research on multiple UAV cooperative area coverage searching. *Journal of System Simulation*, 2007, **19**(11): 2472–2476
(彭辉, 沈林成, 霍霄华. 多 UAV 协同区域覆盖搜索研究. *系统仿真学报*, 2007, **19**(11): 2472–2476)
- Wang Hong-Min, Tian Jia-Qiang, Wei Ling-Yun, Zhuang Yu-Feng. Multi- unmanned aerial vehicles cooperative searching and tracking strategy for multiple moving targets. *Control Theory & Applications*, 2021, **38**(7): 971–978
(王洪民, 田家强, 韦凌云, 庄育锋. 多运动目标的多无人机协同搜索追踪策略. *控制理论与应用*, 2021, **38**(7): 971–978)
- Sun L, Baek S, Pack D. Distributed probabilistic search and tracking of agile mobile ground targets using a network of unmanned aerial vehicles. *Human Behavior Understanding in Networked Sensing: Theory and Applications of Networks of Sensors*. Cham: Springer, 2014. 301–319
- Xuan Yong-Bo, Huang Chang-Qiang, Wu Wen-Chao, Wang Yong, Weng Xing-Wei, Li Wang-Xi. Cooperative search strategies of multi-UAVs for random targets. *Control and Decision*, 2013, **28**(5): 711–715
(轩永波, 黄长强, 吴文超, 王勇, 翁兴伟, 李望西. 多无人机协同搜索随机目标决策. *控制与决策*, 2013, **28**(5): 711–715)
- El-Hady Kassem M A, El-Hadidy M A A. Optimal multiplicative Bayesian search for a lost target. *Applied Mathematics and Computation*, 2014, **247**: 795–802
- Xu X L, Yang L X, Meng W, Cai Q Q, Fu M Y. Multi-agent coverage search in unknown environments with obstacles: A survey. In: Proceedings of the Chinese Control Conference (CCC). Guangzhou, China: IEEE, 2019. 2317–2322
- Zhang Shi-Yong, Zhang Xue-Bo, Yuan Jing, Fang Yong-Chun. A survey on coverage and exploration path planning with multi-rotor micro aerial vehicles. *Control and Decision*, 2022, **37**(3): 513–529
(张世勇, 张雪波, 苑晶, 方勇纯. 旋翼无人机环境覆盖与探索规划方法综述. *控制与决策*, 2022, **37**(3): 513–529)
- Barrientos A, Colorado J, del Cerro J, Martinez A, Rossi C, Sanz D, et al. Aerial remote sensing in agriculture: A practical approach to area coverage and path planning for fleets of mini aerial robots. *Journal of Field Robotics*, 2011, **28**(5): 667–689
- Bast H, Hert S. The area partitioning problem. In: Proceedings of the 12th Annual Canadian Conference on Computational Geometry (CCCG-00). Fredericton, Canada: University of New Brunswick, 2000. 163–171
- Chen J C, Du C L, Zhang Y, Han P C, Wei W. A clustering-based coverage path planning method for autonomous heterogeneous UAVs. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, **23**(12): 25546–25556
- Mei Y G, Lu Y H, Hu Y C, Lee C S G. Deployment of mobile robots with energy and timing constraints. *IEEE Transactions on Robotics*, 2006, **22**(3): 507–522
- Bouzdil Y, Bestaoui Y, Siguerdidjane H. Quadrotor-UAV optimal coverage path planning in cluttered environment with a limited onboard energy. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Vancouver, Canada: IEEE, 2017. 979–984
- Xuan Yong-Bo, Huang Chang-Qiang, Wu Wen-Chao, Yu Wen-Bo, Wang Yong, Weng Xing-Wei. Coverage search strategies for moving targets using multiple unmanned aerial vehicle teams. *Systems Engineering and Electronics*, 2013, **35**(3): 539–544
(轩永波, 黄长强, 吴文超, 于文波, 王勇, 翁兴伟. 运动目标的多无人机编队覆盖搜索决策. *系统工程与电子技术*, 2013, **35**(3): 539–544)
- Wang Xun, Yao Pei-Yang, Mei Quan. On multi-UAV cooperation for moving target searching. *Electronics Optics & Control*, 2016, **23**(8): 18–22
(王勋, 姚佩阳, 梅权. 多无人机协同运动目标搜索问题研究. *光电与控制*, 2016, **23**(8): 18–22)
- Zeng Guo-Qi, Bai Yu, Lin Wei, Ding Wen-Rui. Multi-UAV cooperative search method for ground moving targets. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, **40**(7): 1498–1505
(曾国奇, 白宇, 林伟, 丁文锐. 地面运动目标的多 UAV 协同搜索方法. *系统工程与电子技术*, 2018, **40**(7): 1498–1505)
- Nam L H, Huang L L, Li X J, Xu J F. An approach for coverage path planning for UAVs. In: Proceedings of the IEEE 14th International Workshop on Advanced Motion Control (AMC). Auckland, New Zealand: IEEE, 2016. 411–416

- 26 Xing C, Wang J L, Xu Y M. Overlap analysis of the images from unmanned aerial vehicles. In: Proceedings of the International Conference on Electrical and Control Engineering. Wuhan, China: IEEE, 2010. 1459–1462
- 27 Valente J, Sanz D, del Cerro J, Barrientos A, de Frutos M Á. Near-optimal coverage trajectories for image mosaicing using a mini quad-rotor over irregular-shaped fields. *Precision Agriculture*, 2013, **14**(1): 115–132
- 28 di Franco C, Buttazzo G. Coverage path planning for UAVs photogrammetry with energy and resolution constraints. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2016, **83**(3): 445–462
- 29 Cabreira T M, di Franco C, Ferreira P R, Buttazzo G C. Energy-aware spiral coverage path planning for UAV photogrammetric applications. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, **3**(4): 3662–3668
- 30 Zhao Fa, Qi Xiu-Li, Yu Xiao-Han, Zhang Suo-Juan, Li Ben-Ling. Research on area search and target rounding problem based on multi-UAV autonomous collaborative mission planning. *Electronic Technology & Software Engineering*, 2022(11): 141–146
(赵发, 慕秀丽, 余晓晗, 张所娟, 李本凌. 基于多无人机自主协作任务规划的区域搜索与目标围捕问题研究. 电子技术与软件工程, 2022(11): 141–146)
- 31 Liu Yun-Hui, Shi Yong-Kang. Research on cooperative search and round up strategy of multiple-UAV in unknown environment. *Modern Electronics Technique*, 2023, **46**(6): 98–104
(刘云辉, 石永康. 未知环境下多无人机协同搜索与围捕策略研究. 现代电子技术, 2023, **46**(6): 98–104)
- 32 Sauter J, Matthews R, Parunak H, Brueckner S. Demonstration of digital pheromone swarming control of multiple unmanned air vehicles. In: Proceedings of the Infotech@Aerospace. Arlington, Virginia: AIAA, 2005. Article No. 7046
- 33 Aznar F, Pujol M, Rizo R, Rizo C. Modelling multi-rotor UAVs swarm deployment using virtual pheromones. *PLoS One*, 2018, **13**(1): Article No. e0190692
- 34 Zhen Zi-Yang. *Cooperative Control and Decision of UAV Swarm Operations*. Beijing: National Defense Industry Press, 2022.
(甄子洋. 无人机集群作战协同控制与决策. 北京: 国防工业出版社, 2022.)
- 35 Gao Bing-Xia, Zhang Bo-Tao, Wang Jian, Wu Qiu-Xuan. An expected-time optimal target search method based on probabilistic maps. *Control and Decision*, 2022, **37**(4): 944–952
(高炳霞, 张波涛, 王坚, 吴秋轩. 一种基于概率地图的移动机器人最优期望时间目标搜索. 控制与决策, 2022, **37**(4): 944–952)
- 36 Hu J W, Xie L H, Xu J, Xu Z. Multi-agent cooperative target search. *Sensors*, 2014, **14**(6): 9408–9428
- 37 Sharma R, Yoder J, Kwon H, Pack D. Vision based mobile target geo-localization and target discrimination using Bayes detection theory. *Distributed Autonomous Robotic Systems: The 11th International Symposium*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2014. 59–71
- 38 Huang Shu-Zhao, Tian Jun-Wei, Qiao Lu, Wang Qin, Su Yu. Unmanned aerial vehicle path planning based on improved genetic algorithm. *Journal of Computer Applications*, 2021, **41**(2): 390–397
(黄书召, 田军委, 乔路, 王沁, 苏宇. 基于改进遗传算法的无人机路径规划. 计算机应用, 2021, **41**(2): 390–397)
- 39 Zhu Meng-Yuan, Lv Na, Chen Ke-Fan, Zhong Yun, Liu Chuang, Gao Wei-Ting. Collaborative aeronautic swarm search of Markov moving targets. *Systems Engineering and Electronics*, 2019, **41**(9): 2041–2047
(朱梦圆, 吕娜, 陈柯帆, 钟贇, 刘创, 高维廷. 航空集群协同搜索马尔科夫运动目标方法. 系统工程与电子技术, 2019, **41**(9): 2041–2047)
- 40 Xin Y, Liang H W, Mei T, Huang R L, Du M B, Sun C, et al. A new occupancy grid of the dynamic environment for autonomous vehicles. In: Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings. Dearborn, USA: IEEE, 2014. 787–792
- 41 Sharifi F, Mirzaei M, Zhang Y M, Gordon B W. Cooperative multi-vehicle search and coverage problem in an uncertain environment. *Unmanned Systems*, 2015, **3**(1): 35–47
- 42 Shen Dong, Wei Rui-Xuan, Qi Xiao-Ming, Guan Xu-Ning. Receding horizon decision method based on MTPM and DPM for multi-UAVs cooperative large area target search. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(7): 1391–1403
(沈东, 魏瑞轩, 祁晓明, 关旭宁. 基于 MTPM 和 DPM 的多无人机协同广域目标搜索滚动时域决策. 自动化学报, 2014, **40**(7): 1391–1403)
- 43 Steyer S, Tanzmeister G, Wollherr D. Grid-based environment estimation using evidential mapping and particle tracking. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2018, **3**(3): 384–396
- 44 Lum C, Rysdyk R, Pongpunwattana A. Occupancy based map searching using heterogeneous teams of autonomous vehicles. In: Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit. Keystone, Colorado: AIAA, 2006. Article No. 6196
- 45 Erignac C. An exhaustive swarming search strategy based on distributed pheromone maps. In: Proceedings of the AIAA Infotech@Aerospace 2007 Conference and Exhibit. Rohnert Park, California: AIAA, 2007. Article No. 2822
- 46 Fan Zhun, Sun Fu-Zan, Ma Pei-Li, Li Wen-Ji, Shi Ze, Wang Zhao-Jun, et al. Stigmergy-based swarm robots for target search and trapping. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2022, **42**(2): 158–167
(范衡, 孙福赞, 马培立, 李文姬, 石泽, 王诏君, 等. 基于共识主动性的群体机器人目标搜索与围捕. 北京理工大学学报, 2022, **42**(2): 158–167)
- 47 Peng Hui, Shen Lin-Cheng, Zhu Hua-Yong. Multiple UAV cooperative area search based on distributed model predictive control. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2010, **31**(3): 593–601
(彭辉, 沈林成, 朱华勇. 基于分布式模型预测控制的多 UAV 协同区域搜索. 航空学报, 2010, **31**(3): 593–601)
- 48 Peng Hui. A Study of Key Issues in Distributed Multi-UAV Collaborative Area Searches [Ph.D. dissertation], National University of Defense Technology, China, 2009.
(彭辉. 分布式多无人机协同区域搜索中的关键问题研究 [博士学位论文], 国防科学技术大学, 中国, 2009.)
- 49 Delight M, Ramakrishnan S, Zambrano T, MacCready T. Developing robotic swarms for ocean surface mapping. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Stockholm, Sweden: IEEE, 2016. 5309–5315
- 50 Khan A, Yanmaz E, Rinner B. Information exchange and decision making in micro aerial vehicle networks for cooperative search. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 2015, **2**(4): 335–347
- 51 Shen Y K, Wei C, Sun Y B, Duan H B. Bird flocking inspired methods for multi-UAV cooperative target search. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2024, **71**(2): 702–706
- 52 Zheng Wei-Ming, Zhou Zhen-Wen, Xu Yang, Luo De-Lin. Multi-UAV cooperative pigeon-inspired optimization search method for moving targets. *Control Theory & Applications*, 2023, **40**(4): 624–632
(郑伟铭, 周贞文, 徐扬, 罗德林. 针对运动目标的多无人机协同鸽群优化搜索方法. 控制理论与应用, 2023, **40**(4): 624–632)
- 53 Zhou He-Xiang, Xu Yang, Luo De-Lin. A composite differential evolution algorithm for multi-UAV cooperative dynamic target search. *Control and Decision*, 2023, **38**(11): 3128–3136
(周鹤翔, 徐扬, 罗德林. 针对动态目标的多无人机协同组合差分

- 进化搜索方法. 控制与决策, 2023, **38**(11): 3128–3136
- 54 Yue Wei, Xin Hong, Lin Bin, Liu Zhong-Chang, Li Li-Li. Path planning of MAUV cooperative search for multi-intelligent targets. *Control Theory & Applications*, 2022, **39**(11): 2065–2073 (岳伟, 辛弘, 林彬, 刘中常, 李莉莉. MAUV 协同搜索多智能目标的路径规划. 控制理论与应用, 2022, **39**(11): 2065–2073)
- 55 Zhen Z Y, Chen Y, Wen L D, Han B. An intelligent cooperative mission planning scheme of UAV swarm in uncertain dynamic environment. *Aerospace Science and Technology*, 2020, **100**: Article No. 105826
- 56 Guo Jin-Jin, Qi Jun-Tong, Wang Ming-Ming, Wu Chong, Xu Shi-Bo. A cooperative search and encirclement algorithm for quadrotors in unknown areas. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2023, **49**(8): 2001–2010 (过劲劲, 齐俊桐, 王明明, 吴冲, 徐士博. 未知区域中四旋翼无人机集群协同搜索与围捕算法. 北京航空航天大学学报, 2023, **49**(8): 2001–2010)
- 57 Huang Yi-Xin, Xiang Xiao-Jia, Zhou Han, Yan Chao, Chang Yuan, Sun Yi-Hao. Multi-robot self-organizing cooperative pursuit method based on probabilistic graphical model. *Control Theory & Applications*, 2023, **40**(12): 2225–2235 (黄依新, 相晓嘉, 周晗, 闫超, 常远, 孙懿豪. 基于概率图模型的多机器人自组织协同围捕方法. 控制理论与应用, 2023, **40**(12): 2225–2235)
- 58 Jiang P Y, Ergu D, Liu F Y, Cai Y, Ma B. A review of Yolo algorithm developments. *Procedia Computer Science*, 2022, **199**: 1066–1073
- 59 Wu Z, Tang W L, Chen S J, Jiang L, Fu C W. CIA-SSD: Confident IoU-aware single-stage object detector from point cloud. In: Proceedings of the 35th AAAI Conference on Artificial Intelligence. AAAI, 2021. 3555–3562
- 60 Zhang H K, Chang H, Ma B P, Wang N Y, Chen X L. Dynamic R-CNN: Towards high quality object detection via dynamic training. In: Proceedings of the 16th European Conference. Glasgow, UK: Springer, 2020. 260–275
- 61 Qiao L M, Zhao Y X, Li Z Y, Qiu X, Wu J N, Zhang C. De-FRCN: Decoupled faster R-CNN for few-shot object detection. In: Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Montreal, Canada: IEEE, 2021. 8681–8690
- 62 Shi J F, Zhang T Q, He G H, Hao F. A review of abnormal personnel behavior detection based on deep learning. In: Proceedings of the 29th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice (M2VIP). Queenstown, New Zealand: IEEE, 2023. 1–5
- 63 Sabokrou M, Fayyaz M, Fathy M, Moayed Z, Klette R. Deep-anomaly: Fully convolutional neural network for fast anomaly detection in crowded scenes. *Computer Vision and Image Understanding*, 2018, **172**: 88–97
- 64 Pang G S, Yan C, Shen C H, van den Hengel A, Bai X. Self-trained deep ordinal regression for end-to-end video anomaly detection. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, USA: IEEE, 2020. 12173–12182
- 65 Ramachandra B, Jones M J, Vatsavai R R. Learning a distance function with a Siamese network to localize anomalies in videos. In: Proceedings of the IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Snowmass, USA: IEEE, 2020. 2598–2607
- 66 Wu P, Liu J, Shen F. A deep one-class neural network for anomalous event detection in complex scenes. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020, **31**(7): 2609–2622
- 67 Samuel R D J, Fenil E, Manogaran G, Vivekananda G N, Thanjaivadivel T, Jeeva S, et al. Real time violence detection framework for football stadium comprising of big data analysis and deep learning through bidirectional LSTM. *Computer Networks*, 2019, **151**: 191–200
- 68 Ravanbakhsh M, Nabi M, Sangineto E, Marcenaro L, Regazzoni C, Sebe N. Abnormal event detection in videos using generative adversarial nets. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Beijing, China: IEEE, 2017. 1577–1581
- 69 Ravanbakhsh M, Sangineto E, Nabi M, Sebe N. Training adversarial discriminators for cross-channel abnormal event detection in crowds. In: Proceedings of the IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Waikoloa, USA: IEEE, 2019. 1896–1904
- 70 Yang Q, Fu S, Wang H G, Fang H. Machine-learning-enabled cooperative perception for connected autonomous vehicles: Challenges and opportunities. *IEEE Network*, 2021, **35**(3): 96–101
- 71 An Q E, Wang Y L, Shen Y. Sensor deployment for visual 3D perception: A perspective of information gains. *IEEE Sensors Journal*, 2021, **21**(6): 8464–8478
- 72 Li Xin-De, Yang Wei-Dong, Dezert Jean. An airplane image target's multi-feature fusion recognition method. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(8): 1298–1307 (李新德, 杨伟东, Dezert Jean. 一种飞机图像目标多特征信息融合识别方法. 自动化学报, 2012, **38**(8): 1298–1307)
- 73 Wang Feng, Huang Zi-Lu, Han Meng-Chen, Xing Li-Ning, Wang Ling. A knee point based coevolution multi-objective particle swarm optimization algorithm for heterogeneous UAV cooperative multi-task allocation. *Acta Automatica Sinica*, 2023, **49**(2): 399–414 (王峰, 黄子路, 韩孟臣, 邢立宁, 王凌. 基于 KnCMPSO 算法的异构无人机协同多任务分配. 自动化学报, 2023, **49**(2): 399–414)
- 74 Liao J, Liu C, Liu H H T. Model predictive control for cooperative hunting in obstacle rich and dynamic environments. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Xi'an, China: IEEE, 2021. 5089–5095
- 75 Zhu J L, Fang B F. Emotional robot pursuit task allocation algorithm based on emotional constraint. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Robotics and Artificial Intelligence. Shanghai, China: ACM, 2017. 110–115
- 76 Xia G Q, Sun X X, Xia X M. Multiple task assignment and path planning of a multiple unmanned surface vehicles system based on improved self-organizing mapping and improved genetic algorithm. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2021, **9**(6): Article No. 556
- 77 Du Yong-Hao, Xing Li-Ning, Yao Feng, Chen Ying-Guo. Survey on models, algorithms and general techniques for spacecraft mission scheduling. *Acta Automatica Sinica*, 2021, **47**(12): 2715–2741 (杜永浩, 邢立宁, 姚锋, 陈盈果. 航天器任务调度模型、算法与通用求解技术综述. 自动化学报, 2021, **47**(12): 2715–2741)
- 78 Holland J H. Genetic algorithms. *Scientific American*, 1992, **267**(1): 66–72
- 79 Liao Y Y, Ryu K. Genetic algorithm-based task allocation in multiple modes of human-robot collaboration systems with two cobots. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2022, **119**(11–12): 7291–7309
- 80 Saeedvand S, Aghdasi H S, Baltas J. Robust multi-objective multi-humanoid robots task allocation based on novel hybrid metaheuristic algorithm. *Applied Intelligence*, 2019, **49**(12): 4097–4127
- 81 Ye F, Chen J, Tian Y, Jiang T. Cooperative multiple task assignment of heterogeneous UAVs using a modified genetic algorithm with multi-type-gene chromosome encoding strategy. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2020, **100**(2): 615–627
- 82 Zhou X, Wang H M, Ding B, Hu T J, Shang S N. Balanced

- connected task allocations for multi-robot systems: An exact flow-based integer program and an approximate tree-based genetic algorithm. *Expert Systems With Applications*, 2019, **116**: 10–20
- 83 Kruekaew B, Kimpan W. Multi-objective task scheduling optimization for load balancing in cloud computing environment using hybrid artificial bee colony algorithm with reinforcement learning. *IEEE Access*, 2022, **10**: 17803–17818
- 84 Pendharkar P C. An ant colony optimization heuristic for constrained task allocation problem. *Journal of Computational Science*, 2015, **7**: 37–47
- 85 de Oca M A M, Stutzle T, Birattari M, Dorigo M. Frankenstein's PSO: A composite particle swarm optimization algorithm. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2009, **13**(5): 1120–1132
- 86 Geng N, Chen Z T, Nguyen Q A, Gong D W. Particle swarm optimization algorithm for the optimization of rescue task allocation with uncertain time constraints. *Complex & Intelligent Systems*, 2021, **7**(2): 873–890
- 87 Wei C Y, Ji Z, Cai B L. Particle swarm optimization for cooperative multi-robot task allocation: A multi-objective approach. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, **5**(2): 2530–2537
- 88 Zhu Z X, Tang B W, Yuan J P. Multirobot task allocation based on an improved particle swarm optimization approach. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2017, **14**(3): Article No. 1729881417710312
- 89 Kong X J, Gao Y P, Wang T Y, Liu J H, Xu W T. Multi-robot task allocation strategy based on particle swarm optimization and greedy algorithm. In: Proceedings of the IEEE 8th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC). Chongqing, China: IEEE, 2019. 1643–1646
- 90 Li Wei, Zhang Wei. Method of tasks allocation of multi-UAVs based on particles swarm optimization. *Control and Decision*, 2010, **25**(9): 1359–1363
(李伟, 张伟. 基于粒子群算法的多无人机任务分配方法. 控制与决策, 2010, **25**(9): 1359–1363)
- 91 Pierson A, Wang Z J, Schwager M. Intercepting rogue robots: An algorithm for capturing multiple evaders with multiple pursuers. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2017, **2**(2): 530–537
- 92 Zhai Zheng, He Ming, Xu Peng, Peng Zhi-Xin. Research review of task allocation for unmanned swarm based on market mechanism. *Application Research of Computers*, 2023, **40**(7): 1921–1928
(翟政, 何明, 徐鹏, 彭志新. 基于市场机制的无人集群任务分配研究综述. 计算机应用研究, 2023, **40**(7): 1921–1928)
- 93 Li Juan, Zhang Kun-Yu. Heterogeneous multi-AUV cooperative task allocation based on improved contract net algorithm. *Journal of Unmanned Undersea Systems*, 2017, **25**(6): 418–423
(李娟, 张昆玉. 基于改进合同网算法的异构多 AUV 协同任务分配. 水下无人系统学报, 2017, **25**(6): 418–423)
- 94 Zhen Z Y, Wen L D, Wang B L, Hu Z, Zhang D M. Improved contract network protocol algorithm based cooperative target allocation of heterogeneous UAV swarm. *Aerospace Science and Technology*, 2021, **119**: Article No. 107054
- 95 Li Rui-Zhen, Yang Hui-Zhen, Xiao Cong-Shan. Cooperative hunting strategy for multi-mobile robot systems based on dynamic hunting points. *Control Engineering of China*, 2019, **26**(3): 510–514
(李瑞珍, 杨惠珍, 萧丛杉. 基于动态围捕点的多机器人协同策略. 控制工程, 2019, **26**(3): 510–514)
- 96 Fu Guang-Yuan, Li Yuan. Dynamic alliance pursuit strategy for multiple mobile robots. *Journal of Computer Applications*, 2019, **39**(S1): 1–7
(付光远, 李源. 多移动机器人动态联盟围捕策略. 计算机应用, 2019, **39**(S1): 1–7)
- 97 Wu Wei-Nan, Cui Nai-Gang, Guo Ji-Feng. Distributed task assignment method based on local information consensus and target estimation. *Control Theory & Applications*, 2018, **35**(4): 566–576
(吴蔚楠, 崔乃刚, 郭继峰. 基于目标信息估计的分布式局部协调任务分配方法. 控制理论与应用, 2018, **35**(4): 566–576)
- 98 Wang Meng-Yang, Zhang Dong, Tang Shuo, Xu Bin, Zhao Jun-Min. UAV swarm on-line mission planning method based on dynamic allocation strategy. *Acta Armamentarii*, 2023, **44**(8): 2207–2223
(王孟阳, 张栋, 唐硕, 许斌, 赵军民. 基于动态联盟策略的无人机集群在线任务规划方法. 兵工学报, 2023, **44**(8): 2207–2223)
- 99 Sujit P B, Manathara J G, Ghose D, de Sousa J B. Decentralized multi-UAV coalition formation with limited communication ranges. *Handbook of Unmanned Aerial Vehicles*. Dordrecht: Springer, 2015. 2021–2048
- 100 Chen Pu, Yan Fei, Liu Zhao, Cheng Guo-Da. Communication-constrained task allocation of heterogeneous UAVs. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, **42**(8): Article No. 525844
(陈璞, 严飞, 刘钊, 成果达. 通信约束下异构多无人机任务分配方法. 航空学报, 2021, **42**(8): Article No. 525844)
- 101 Braquet M, Bakolas E. Greedy decentralized auction-based task allocation for multi-agent systems. *IFAC-PapersOnLine*, 2021, **54**(20): 675–680
- 102 Li X H, Liang Y N. An optimal online distributed auction algorithm for multi-UAV task allocation. In: Proceedings of the 11th International Conference on Logistics, Informatics and Service Sciences. Springer, 2022. 537–548
- 103 Choi H L, Brunet L, How J P. Consensus-based decentralized auctions for robust task allocation. *IEEE Transactions on Robotics*, 2009, **25**(4): 912–926
- 104 Tang Jia-Yu, Li Xiang-Min, Dai Jin-Jin, Bo Ning. Coalition task allocation of heterogeneous multiple agents with complex constraints. *Control Theory & Applications*, 2020, **37**(11): 2413–2422
(唐嘉钰, 李相民, 代进进, 薄宁. 复杂约束条件下异构多智能体联盟任务分配. 控制理论与应用, 2020, **37**(11): 2413–2422)
- 105 Hunt S, Meng Q G, Hinde C, Huang T W. A consensus-based grouping algorithm for multi-agent cooperative task allocation with complex requirements. *Cognitive Computation*, 2014, **6**(3): 338–350
- 106 Dong D B, Zhu Y H, Du Z Z, Yu D X. Multi-target dynamic hunting strategy based on improved K-means and auction algorithm. *Information Sciences*, 2023, **640**: Article No. 119072
- 107 Dong D B, Du Z Z, Min J C, Lu R T, Liu J M, Yu D X. Fuzzy dual-hunting control based on auction algorithm. *International Journal of Fuzzy Systems*, 2023, **25**(7): 2816–2827
- 108 Pan Zi-Shuang, Su Xi-Chao, Han Wei, Liu Wen-Lin, Yu Da-Zhao, Wang Jie. Cooperative combat coalition formation with heterogeneous UAV swarm based on dynamic consensus-based grouping algorithm. *Acta Armamentarii*, DOI: 10.12382/bgxb.2023.0914
(潘子双, 苏析超, 韩维, 柳文林, 郁大照, 汪节. 基于动态一致性联盟算法的异构无人机集群协同作战联盟组建. 兵工学报, DOI: 10.12382/bgxb.2023.0914)
- 109 Zhou M, Wang Z H, Wang J, Cao Z C. Multi-robot collaborative hunting in cluttered environments with obstacle-avoiding Voronoi cells. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2024, **11**(7): 1643–1655
- 110 Bhattacharya P, Gavrilova M L. Roadmap-based path planning-using the Voronoi diagram for a clearance-based shortest path. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2008, **15**(2): 58–66
- 111 Chi W Z, Ding Z Y, Wang J K, Chen G D, Sun L N. A gener-

- alized Voronoi diagram-based efficient heuristic path planning method for RRTs in mobile robots. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, **69**(5): 4926–4937
- 112 Xia N, Wang C, Yu Y T, Du H Z, Xu C N, Zheng J G. A path forming method for water surface mobile sink using Voronoi diagram and dominating set. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, **67**(8): 7608–7619
- 113 Wang J K, Meng M Q H. Optimal path planning using generalized Voronoi graph and multiple potential functions. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, **67**(12): 10621–10630
- 114 Bakolas E, Tsiotras P. Optimal pursuit of moving targets using dynamic Voronoi diagrams. In: Proceedings of the 49th IEEE Conference on Decision and Control (CDC). Atlanta, USA: IEEE, 2010. 7431–7436
- 115 Wang Y, He G H, Ma Y D, Kong G J, Gong J W. Research on multi-robots self-organizing cooperative pursuit algorithm based on Voronoi graph. In: Proceedings of the 39th Chinese Control Conference (CCC). Shenyang, China: IEEE, 2020. 3840–3844
- 116 Zhang Yun-He, Su Li-Chen, Dong Yun-Fan, Liu Yu, Li Yu-Meng. Cooperative pursuit of multiple UAVs based on Voronoi partition nearest neighbor negotiation. *Journal of Harbin Engineering University*, 2023, **44**(2): 284–291
(张云赫, 苏立晨, 董云帆, 刘瑜, 李宇萌. 基于 Voronoi 图最近邻协商的多机协同追捕方法. 哈尔滨工程大学学报, 2023, **44**(2): 284–291)
- 117 Zhou D J, Wang Z J, Bandyopadhyay S, Schwager M. Fast, on-line collision avoidance for dynamic vehicles using buffered Voronoi cells. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2017, **2**(2): 1047–1054
- 118 Pierson A, Schwarting W, Karaman S, Rus D. Weighted buffered Voronoi cells for distributed semi-cooperative behavior. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Paris, France: IEEE, 2020. 5611–5617
- 119 Tian B L, Li P P, Lu H C, Zong Q, He L. Distributed pursuit of an evader with collision and obstacle avoidance. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, **52**(12): 13512–13520
- 120 Wang M Y, Schwager M. Distributed collision avoidance of multiple robots with probabilistic buffered Voronoi cells. In: Proceedings of the International Symposium on Multi-Robot and Multi-Agent Systems (MRS). New Brunswick, USA: IEEE, 2019. 169–175
- 121 Zhu H, Alonso-Mora J. B-UAVC: Buffered uncertainty-aware Voronoi cells for probabilistic multi-robot collision avoidance. In: Proceedings of the International Symposium on Multi-Robot and Multi-Agent Systems (MRS). New Brunswick, USA: IEEE, 2019. 162–168
- 122 Zhu H, Brito B, Alonso-Mora J. Decentralized probabilistic multi-robot collision avoidance using buffered uncertainty-aware Voronoi cells. *Autonomous Robots*, 2022, **46**(2): 401–420
- 123 Hodgkin A L, Huxley A F. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. *The Journal of Physiology*, 1952, **117**(4): 500–544
- 124 Grossberg S. Nonlinear neural networks: Principles, mechanisms, and architectures. *Neural Networks*, 1988, **1**(1): 17–61
- 125 Yang S X, Luo C M. A neural network approach to complete coverage path planning. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 2004, **34**(1): 718–724
- 126 Luo C M, Yang S X. A bioinspired neural network for real-time concurrent map building and complete coverage robot navigation in unknown environments. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2008, **19**(7): 1279–1298
- 127 Yang S X, Meng M Q H. Real-time collision-free motion planning of a mobile robot using a neural dynamics-based approach. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2003, **14**(6): 1541–1552
- 128 Ögmen H, Gagné S. Neural network architectures for motion perception and elementary motion detection in the fly visual system. *Neural Networks*, 1990, **3**(5): 487–505
- 129 Wang Yao-Nan, Pan Qi, Chen Yan-Jie. Path planning method based on improved biologically inspired neural network. *Control Engineering of China*, 2018, **25**(4): 541–548
(王耀南, 潘琪, 陈彦杰. 改进型生物激励神经网络的路径规划方法. 控制工程, 2018, **25**(4): 541–548)
- 130 Zhu Da-Qi, Sun Bing, Li Li. Algorithm for AUV's 3-D path planning and safe obstacle avoidance based on biological inspired model. *Control and Decision*, 2015, **30**(5): 798–806
(朱大奇, 孙兵, 李利. 基于生物启发模型的 AUV 三维自主路径规划与安全避障算法. 控制与决策, 2015, **30**(5): 798–806)
- 131 Zhu Da-Qi, Liu Yu, Sun Bing, Liu Qing-Qin. Autonomous underwater vehicles path planning based on autonomous inspired Glasius bio-inspired neural network algorithm. *Control Theory & Applications*, 2019, **36**(2): 183–191
(朱大奇, 刘雨, 孙兵, 刘清沁. 自治水下机器人的自主启发式生物启发神经网络路径规划算法. 控制理论与应用, 2019, **36**(2): 183–191)
- 132 Liu Chen-Xia, Zhu Da-Qi, Zhou Bei, Gu Wei. A novel algorithm of multi-AUVs task assignment and path planning based on biologically inspired neural network for ocean current environment. *Control Theory & Applications*, 2022, **39**(11): 2100–2107
(刘晨霞, 朱大奇, 周蓓, 顾伟. 海流环境下多 AUV 多目标生物启发任务分配与路径规划算法. 控制理论与应用, 2022, **39**(11): 2100–2107)
- 133 Lv R F, Gan W Y, Sun B, Zhu D Q. A multi-AUV hunting algorithm with ocean current effect. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). Shenyang, China: IEEE, 2015. 869–874
- 134 Liu Q Q, Sun B, Zhu D Q. A multi-AUVs cooperative hunting algorithm for environment with ocean current. In: Proceedings of the 37th Chinese Control Conference (CCC). Wuhan, China: IEEE, 2018. 5441–5444
- 135 Zhu D Q, Lv R F, Cao X, Yang S X. Multi-AUV hunting algorithm based on bio-inspired neural network in unknown environments. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2015, **12**(11): Article No. 166
- 136 Huang Z R, Zhu D Q, Sun B. A multi-AUV cooperative hunting method in 3-D underwater environment with obstacle. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2016, **50**: 192–200
- 137 Ni J J, Yang S X. Bioinspired neural network for real-time cooperative hunting by multirobots in unknown environments. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, **22**(12): 2062–2077
- 138 Niu Z Y, Zhong G Q, Yu H. A review on the attention mechanism of deep learning. *Neurocomputing*, 2021, **452**: 48–62
- 139 Li Deng-Feng. *Differential Games and Applications*. Beijing: National Defense Industry Press, 2000.
(李登峰. 微分对策及其应用. 北京: 国防工业出版社, 2000.)
- 140 Fang Bao-Fu, Pan Qi-Shu, Hong Bing-Rong, Ding Lei, Cai Ze-Su. Constraint conditions of successful capture in multi-pursuers vs one-evader games. *Robot*, 2012, **34**(3): 282–291
(方宝富, 潘启树, 洪炳镨, 丁磊, 蔡则苏. 多追捕者-单一逃跑者追逐问题实现成功捕获的约束条件. 机器人, 2012, **34**(3): 282–291)
- 141 Bera R, Makkapati V R, Kothari M. A comprehensive differential game theoretic solution to a game of two cars. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 2017, **174**(3): 818–836
- 142 Pan T Y, Yuan Y. A region-based relay pursuit scheme for a

- pursuit-evasion game with a single evader and multiple pursuers. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2023, **53**(3): 1958–1969
- 143 Sun W, Tsiotras P. Sequential pursuit of multiple targets under external disturbances via Zermelo-Voronoi diagrams. *Automatica*, 2017, **81**: 253–260
- 144 Luo Ya-Zhong, Li Zhen-Yu, Zhu Hai. Survey on spacecraft orbital pursuit-evasion differential games. *Scientia Sinica Technologica*, 2020, **50**(12): 1533–1545
(罗亚中, 李振瑜, 祝海. 航天器轨道追逃微分对策研究综述. 中国科学: 技术科学, 2020, **50**(12): 1533–1545)
- 145 Nian X H, Niu F X, Yang Z. Distributed Nash equilibrium seeking for multicluster game under switching communication topologies. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2022, **52**(7): 4105–4116
- 146 Zhu Y H, Zhao D B. Online minimax Q network learning for two-player zero-sum Markov games. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022, **33**(3): 1228–1241
- 147 Li M, Qin J H, Ma Q C, Zheng W X, Kang Y. Hierarchical optimal synchronization for linear systems via reinforcement learning: A stackelberg-Nash game perspective. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2021, **32**(4): 1600–1611
- 148 Isaacs R. *Differential Games. A Mathematical Theory With Applications to Warfare and Pursuit, Control and Optimization*. Wiley, 1965.
- 149 Ramana M V, Kothari M. Pursuit strategy to capture high-speed evaders using multiple pursuers. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2017, **40**(1): 139–149
- 150 Fang X, Wang C, Xie L H, Chen J. Cooperative pursuit with multi-pursuer and one faster free-moving evader. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, **52**(3): 1405–1414
- 151 García E, Murano D A. State estimation for a class of nonlinear differential games using differential neural networks. In: Proceedings of the American Control Conference. San Francisco, USA: IEEE, 2011. 2486–2491
- 152 Xue B, Easwaran A, Cho N J, Fränzle M. Reach-avoid verification for nonlinear systems based on boundary analysis. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2017, **62**(7): 3518–3523
- 153 Chen M, Bansal S, Fisac J F, Tomlin C J. Robust sequential trajectory planning under disturbances and adversarial intruder. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2019, **27**(4): 1566–1582
- 154 Li W. Formulation of a Cooperative-Confinement-Escape problem of multiple cooperative defenders against an evader escaping from a circular region. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2016, **39**: 442–457
- 155 Li W. Escape analysis on the confinement-escape problem of a defender against an evader escaping from a circular region. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2016, **46**(9): 2166–2172
- 156 Fisac J F, Sastry S S. The pursuit-evasion-defense differential game in dynamic constrained environments. In: Proceedings of the 54th IEEE Conference on Decision and Control (CDC). Osaka, Japan: IEEE, 2015. 4549–4556
- 157 Zhang H G, Cui L L, Luo Y H. Near-optimal control for nonzero-sum differential games of continuous-time nonlinear systems using single-network ADP. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2013, **43**(1): 206–216
- 158 Zhao D B, Zhang Q C, Wang D, Zhu Y H. Experience replay for optimal control of nonzero-sum game systems with unknown dynamics. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2016, **46**(3): 854–865
- 159 Wang Long, Huang Feng. An interdisciplinary survey of multi-agent games, learning, and control. *Acta Automatica Sinica*, 2023, **49**(3): 580–613
- (王龙, 黄锋. 多智能体博弈、学习与控制. 自动化学报, 2023, **49**(3): 580–613)
- 160 Sutton R S, Barto A G. *Reinforcement Learning: An Introduction* (Second edition). Cambridge: MIT Press, 2018.
- 161 Kaelbling L P, Littman M L, Moore A W. Reinforcement learning: A survey. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 1996, **4**: 237–285
- 162 Zhang K Q, Yang Z R, Basar T. Multi-agent reinforcement learning: A selective overview of theories and algorithms. *Handbook of Reinforcement Learning and Control*. Cham: Springer, 2021. 321–384
- 163 Yang Y D, Wang J. An overview of multi-agent reinforcement learning from game theoretical perspective. arXiv: 2011.00583, 2020.
- 164 Xie S, Chu X M, Zheng M, Liu C G. A composite learning method for multi-ship collision avoidance based on reinforcement learning and inverse control. *Neurocomputing*, 2020, **411**: 375–392
- 165 Watkins C J C H, Dayan P. Q-learning. *Machine Learning*, 1992, **8**(3): 279–292
- 166 Mnih V, Kavukcuoglu K, Silver D, Rusu A A, Veness J, Belle-mare M G, et al. Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*, 2015, **518**(7540): 529–533
- 167 Kocsis L, Szepesvári C. Bandit based Monte-Carlo planning. In: Proceedings of the 17th European Conference on Machine Learning. Berlin, Germany: Springer, 2006. 282–293
- 168 Shi X T, Li Y J, Hu W X, Du C L, Chen C Y, Gui W H. Optimal lateral path-tracking control of vehicles with partial unknown dynamics via DPG-based reinforcement learning methods. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024, **9**(1): 1701–1710
- 169 Gao H H, Wang X J, Wei W, Al-Dulaimi A, Xu Y S. Com-DDPG: Task offloading based on multiagent reinforcement learning for information-communication-enhanced mobile edge computing in the internet of vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, **73**(1): 348–361
- 170 Centurelli A, Arleo L, Rizzo A, Tolu S, Laschi C, Falotico E. Closed-loop dynamic control of a soft manipulator using deep reinforcement learning. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, **7**(2): 4741–4748
- 171 Guo D L, Tang L, Zhang X G, Liang Y C. Joint optimization of handover control and power allocation based on multi-agent deep reinforcement learning. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, **69**(11): 13124–13138
- 172 Han M H, Zhang L X, Wang J, Pan W. Actor-critic reinforcement learning for control with stability guarantee. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, **5**(4): 6217–6224
- 173 Ge H W, Gao D W, Sun L, Hou Y Q, Yu C, Wang Y X, et al. Multi-agent transfer reinforcement learning with multi-view encoder for adaptive traffic signal control. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, **23**(8): 12572–12587
- 174 Wang Y D, Dong L, Sun C Y. Cooperative control for multi-player pursuit-evasion games with reinforcement learning. *Neurocomputing*, 2020, **412**: 101–114
- 175 Lowe R, Wu Y, Tamar A, Harb J, Abbeel P, Mordatch I. Multi-agent actor-critic for mixed cooperative-competitive environments. In: Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach, USA: Curran Associates Inc., 2017. 6382–6393
- 176 Yu L L, Huo S X, Wang Z J, Li K Y. Hybrid attention-oriented experience replay for deep reinforcement learning and its application to a multi-robot cooperative hunting problem. *Neurocomputing*, 2023, **523**: 44–57
- 177 Xia Jia-Wei, Zhu Xu-Fang, Zhang Jian-Qiang, Luo Ya-Song,

- Liu Zhong. Research on cooperative hunting method of unmanned surface vehicle based on multi-agent reinforcement learning. *Control and Decision*, 2023, **38**(5): 1438–1447 (夏家伟, 朱旭芳, 张建强, 罗亚松, 刘忠. 基于多智能体强化学习的无人艇协同围捕方法. *控制与决策*, 2023, **38**(5): 1438–1447)
- 178 Bilgin A T, Kadioglu-Urtis E. An approach to multi-agent pursuit evasion games using reinforcement learning. In: Proceedings of the International Conference on Advanced Robotics (ICAR). Istanbul, Turkey: IEEE, 2015. 164–169
- 179 Vlahov B, Squires E, Strickland L, Pippin C. On developing a UAV pursuit-evasion policy using reinforcement learning. In: Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA). Orlando, USA: IEEE, 2018. 859–864
- 180 de Souza C, Newbury R, Cosgun A, Castillo P, Vidolov B, Kulić D. Decentralized multi-agent pursuit using deep reinforcement learning. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, **6**(3): 4552–4559
- 181 Xia J W, Luo Y S, Liu Z K, Zhang Y L, Shi H R, Liu Z. Cooperative multi-target hunting by unmanned surface vehicles based on multi-agent reinforcement learning. *Defence Technology*, 2023, **29**: 80–94
- 182 Awgheda M D, Schwartz H M. A fuzzy reinforcement learning algorithm using a predictor for pursuit-evasion games. In: Proceedings of the Annual IEEE Systems Conference (SysCon). Orlando, USA: IEEE, 2016. 1–8
- 183 Cao X, Zuo F. A fuzzy-based potential field hierarchical reinforcement learning approach for target hunting by multi-AUV in 3-D underwater environments. *International Journal of Control*, 2021, **94**(5): 1334–1343
- 184 Wang L X, Wang M L, Yue T. A fuzzy deterministic policy gradient algorithm for pursuit-evasion differential games. *Neurocomputing*, 2019, **362**: 106–117
- 185 Foerster J, Farquhar G, Afouras T, Nardelli N, Whiteson S. Counterfactual multi-agent policy gradients. In: Proceedings of the 32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence. New Orleans, USA: AAAI, 2018.
- 186 Zhang Z, Wang X H, Zhang Q R, Hu T J. Multi-robot cooperative pursuit via potential field-enhanced reinforcement learning. In: Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Philadelphia, USA: IEEE, 2022. 8808–8814
- 187 Fang B F, Zhu J L, Zhang H, Wang H, Wang Z J. Multi self-interested robot pursuit based on quantum game theory. In: Proceedings of the Chinese Automation Congress (CAC). Jinan, China: IEEE, 2017. 7368–7373
- 188 Yan Ya-Lin. Research on Multi-Robot Pursuit-Evasion Problem Based on Game Theory [Master thesis], Harbin Engineering University, China, 2014. (晏亚林. 基于博弈论的多机器人追捕问题的研究 [硕士学位论文], 哈尔滨工程大学, 中国, 2014.)
- 189 Zheng Yan-Bin, Fan Wen-Xin, Han Meng-Yun, Tao Xue-Li. Multi-agent collaborative pursuit algorithm based on game theory and Q-learning. *Journal of Computer Applications*, 2020, **40**(6): 1613–1620 (郑延斌, 樊文鑫, 韩梦云, 陶雪丽. 基于博弈论及 Q 学习的多 Agent 协作追捕算法. *计算机应用*, 2020, **40**(6): 1613–1620)
- 190 Qu X Q, Gan W H, Song D L, Zhou L Q. Pursuit-evasion game strategy of USV based on deep reinforcement learning in complex multi-obstacle environment. *Ocean Engineering*, 2023, **273**: Article No. 114016
- 191 Zhang R L, Zong Q, Zhang X Y, Dou L Q, Tian B L. Game of drones: Multi-UAV pursuit-evasion game with online motion planning by deep reinforcement learning. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2023, **34**(10): 7900–7909
- 192 Gao Z K, Dai X Y, Yao M B, Xiao X M. A data enhancement strategy for multi-agent cooperative hunting based on deep reinforcement learning. In: Proceedings of the IEEE 6th International Conference on Industrial Cyber-Physical Systems (ICPS). Wuhan, China: IEEE, 2023. 1–8
- 193 Asl Z D, Derhami V, Yazdian-Dehkordi M. A new approach on multi-agent multi-objective reinforcement learning based on agents' preferences. In: Proceedings of the Artificial Intelligence and Signal Processing Conference (AISP). Shiraz, Iran: IEEE, 2017. 75–79
- 194 Du B, Lin B, Zhang C M, Dong B T, Zhang W D. Safe deep reinforcement learning-based adaptive control for USV interception mission. *Ocean Engineering*, 2022, **246**: Article No. 110477
- 195 Deghat M, Davis E, See T, Shames I, Anderson B D O, Yu C B. Target localization and circumnavigation by a non-holonomic robot. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Vilamoura-Algarve, Portugal: IEEE, 2012. 1227–1232
- 196 Deghat M, Shames I, Anderson B D O, Yu C B. Localization and circumnavigation of a slowly moving target using bearing measurements. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2014, **59**(8): 2182–2188
- 197 Zheng R H, Liu Y H, Sun D. Enclosing a target by nonholonomic mobile robots with bearing-only measurements. *Automatica*, 2015, **53**: 400–407
- 198 Lee B H, Ahn H S. Distributed formation control via global orientation estimation. *Automatica*, 2016, **73**: 125–129
- 199 Yu X, Xu X, Liu L, Feng G. Circular formation of networked dynamic unicycles by a distributed dynamic control law. *Automatica*, 2018, **89**: 1–7
- 200 Yamamoto Y, Yun X P. Coordinating locomotion and manipulation of a mobile manipulator. In: Proceedings of the 31st IEEE Conference on Decision and Control. Tucson, USA: IEEE, 1992. 2643–2648
- 201 Zhao S Y, Pan Y N, Du P H, Liang H J. Adaptive control for non-affine nonlinear systems with input saturation and output dead zone. *Applied Mathematics and Computation*, 2020, **386**: Article No. 125506
- 202 Chen M, Ge S S, Ren B B. Adaptive tracking control of uncertain MIMO nonlinear systems with input constraints. *Automatica*, 2011, **47**(3): 452–465
- 203 Zhang Hong-Qiang, Zhang Jing, Zhou Shao-Wu, Zeng Zhao-Fu, Wu Liang-Hong. Hunting in unknown complex environments by swarm robots based on simplified virtual-force model. *Acta Electronica Sinica*, 2015, **43**(4): 665–674 (张红强, 章兢, 周少武, 曾照福, 吴亮红. 基于简化虚拟受力模型的未知复杂环境下群机器人围捕. *电子学报*, 2015, **43**(4): 665–674)
- 204 Zhang Hong-Qiang, Zhang Jing, Zhou Shao-Wu, Zeng Zhao-Fu, Wu Liang-Hong. Nonholonomic mobile swarm robots hunting in unknown dynamic environments. *Control Theory & Applications*, 2014, **31**(9): 1151–1165 (张红强, 章兢, 周少武, 曾照福, 吴亮红. 未知动态环境下非完整移动群机器人围捕. *控制理论与应用*, 2014, **31**(9): 1151–1165)
- 205 Zhang Hong-Qiang, Wu Liang-Hong, Zhou You, Zhang Jing, Zhou Shao-Wu, Liu Zhao-Hua. Self-organizing cooperative multi-target hunting by swarm robots in complex environments. *Control Theory & Applications*, 2020, **37**(5): 1054–1062 (张红强, 吴亮红, 周游, 章兢, 周少武, 刘朝华. 复杂环境下群机器人自组织协同多目标围捕. *控制理论与应用*, 2020, **37**(5): 1054–1062)
- 206 Luo Jia-Xiang, Xu Bo-Zhe, Liu Hai-Ming, Cai He, Gao Huan-Li, Yao Zhan-Nan. Autonomous hunting algorithm for swarm robots subject to limited sensing range. *Control Theory & Applications*, 2021, **38**(7): 933–946 (罗家祥, 许博喆, 刘海明, 蔡鹤, 高焕丽, 姚瞻楠. 感知范围受限的群机器人自主围捕算法. *控制理论与应用*, 2021, **38**(7):

- 933–946)
- 207 Huang Tian-Yun, Chen Xue-Bo, Xu Wang-Bao, Zhou Zi-Wei, Ren Zhi-Yong. A self-organizing cooperative hunting by swarm robotic systems based on loose-preference rule. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(1): 57–68
(黄天云, 陈雪波, 徐望宝, 周自维, 任志勇. 基于松散偏好规则的群体机器人系统自组织协作围捕. 自动化学报, 2013, **39**(1): 57–68)
- 208 Yu X, Liu L, Feng G. Distributed circular formation control of nonholonomic vehicles without direct distance measurements. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2018, **63**(8): 2730–2737
- 209 Su Y X. Comments on “Controller design for rigid spacecraft attitude tracking with actuator saturation”. *Information Sciences*, 2016, **342**: 150–152
- 210 Wen G X, Ge S S, Chen C L P, Tu F W, Wang S N. Adaptive tracking control of surface vessel using optimized backstepping technique. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, **49**(9): 3420–3431
- 211 Zheng K M, Zhang Q J, Hu Y M, Wu B. Design of fuzzy system-fuzzy neural network-backstepping control for complex robot system. *Information Sciences*, 2021, **546**: 1230–1255
- 212 Ding S H, Park J H, Chen C C. Second-order sliding mode controller design with output constraint. *Automatica*, 2020, **112**: Article No. 108704
- 213 Huang C R, Fujisawa S, de Lima T F, Tait A N, Blow E C, Tian Y, et al. A silicon photonic-electronic neural network for fibre nonlinearity compensation. *Nature Electronics*, 2021, **4**(11): 837–844
- 214 Ma H, Ren H R, Zhou Q, Lu R Q, Li H Y. Approximation-based Nussbaum gain adaptive control of nonlinear systems with periodic disturbances. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2022, **52**(4): 2591–2600
- 215 Sun Y M, Chen B, Lin C, Wang H H, Zhou S W. Adaptive neural control for a class of stochastic nonlinear systems by backstepping approach. *Information Sciences*, 2016, **369**: 748–764
- 216 Ghommam J, Saad M, Mnif F. Finite-time circular formation around a moving target with multiple underactuated ODIN vehicles. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2021, **180**: 230–250
- 217 Duan Y, Huang X, Yu X. Multi-robot dynamic virtual potential point hunting strategy based on FIS. In: Proceedings of the IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC). Nanjing, China: IEEE, 2016. 332–335
- 218 Beke A, Kumbasar T. Game of spheros: A real-world pursuit-evasion game with type-2 fuzzy logic. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), Naples, Italy: IEEE, 2017. 1–6
- 219 Hu Jun, Zhu Qing-Bao. A multi-robot hunting algorithm based on dynamic prediction for trajectory of the moving target and hunting points. *Acta Electronica Sinica*, 2011, **39**(11): 2480–2485
(胡俊, 朱庆保. 基于动态预测目标轨迹和围捕点的多机器人围捕算法. 电子学报, 2011, **39**(11): 2480–2485)
- 220 Wu Z Y, Cao Z Q, Yu Y Y, Pang L, Zhou C, Chen E K. A multi-robot cooperative hunting approach based on dynamic prediction of target motion. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). Macao, China: IEEE, 2017. 587–592
- 221 Cui J F, Li D C, Liu P, Qin J, Ma Y D, Lu Z G. Game-model prediction hybrid path planning algorithm for multiple mobile robots in pursuit evasion game. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS). Beijing, China: IEEE, 2021. 925–930
- 222 Cao X, Xu X Y. Hunting algorithm for multi-AUV based on dynamic prediction of target trajectory in 3D underwater environment. *IEEE Access*, 2020, **8**: 138529–138538
- 223 Huang G Q. Visual-inertial navigation: A concise review. In: Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Montreal, Canada: IEEE, 2019. 9572–9582
- 224 Yu H, Zhen W K, Yang W, Zhang J, Scherer S. Monocular camera localization in prior LiDAR maps with 2D-3D line correspondences. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Las Vegas, USA: IEEE, 2020. 4588–4594
- 225 Kim Y, Jeong J, Kim A. Stereo camera localization in 3D LiDAR maps. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Madrid, Spain: IEEE, 2018. 1–9
- 226 Srivastava S, Kumar M S, Mishra A, Chopra S, Jagannatham A K, Hanzo L. Sparse doubly-selective channel estimation techniques for OSTBC MIMO-OFDM systems: A hierarchical Bayesian Kalman filter based approach. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, **68**(8): 4844–4858
- 227 Zhang Meng-Xuan, Su Zhi-Bao, Suo Xu-Dong. Overview of research on localization methods for mobile robots. *Vehicle & Power Technology*, 2023(4): 56–62
(张梦轩, 苏治宝, 索旭东. 移动机器人定位方法研究综述. 车辆与动力技术, 2023(4): 56–62)
- 228 Wang Yao-Nan, Jiang Yi-Ming, Jiang Jiao, Zhang Hui, Tan Hao-Ran, Peng Wei-Xing, et al. Key technologies of robot perception and control and its intelligent manufacturing applications. *Acta Automatica Sinica*, 2023, **49**(3): 494–513
(王耀南, 江一鸣, 姜娇, 张辉, 谭浩然, 彭伟星, 等. 机器人感知与控制关键技术及其智能制造应用. 自动化学报, 2023, **49**(3): 494–513)
- 229 Yan T M, Gan Y Z, Xia Z Y, Zhao Q F. Segment-based disparity refinement with occlusion handling for stereo matching. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, **28**(8): 3885–3897
- 230 Yang L, Xu Y, Wang S R, Yuan C F, Zhang Z Q, Li B, et al. PDNet: Toward better one-stage object detection with prediction decoupling. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2022, **31**: 5121–5133
- 231 Chen Q, Tang S H, Yang Q, Fu S. Cooper: Cooperative perception for connected autonomous vehicles based on 3D point clouds. In: Proceedings of the IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). Dallas, USA: IEEE, 2019. 514–524
- 232 Du Y C, Qin B H, Zhao C, Zhu Y F, Cao J, Ji Y X. A novel spatio-temporal synchronization method of roadside asynchronous MMW radar-camera for sensor fusion. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, **23**(11): 22278–22289
- 233 Sun Zhi-Juan. Research on Multi-Robot Cooperative Communication Technology [Master thesis], Guangxi University of Science and Technology, China, 2019.
(孙志娟. 多机器人协同通信技术研究 [硕士学位论文], 广西科技大学, 中国, 2019.)
- 234 Li Ying-Ying, Liu Yun-Hui, Fan Wei-Hong, Cai Xuan-Ping, Li Bo. Teleoperation of robots via the mobile communication networks. *Journal on Communications*, 2006, **27**(5): 52–59
(李莹莹, 刘云辉, 樊玮虹, 蔡宣平, 李波. 基于移动通信网络的机器人遥操作. 通信学报, 2006, **27**(5): 52–59)
- 235 Marangoz S, Fatih Amasyal M, Uslu E, Çakmak F, Altuntaş N, Yavuz S. More scalable solution for multi-robot-multi-target assignment problem. *Robotics and Autonomous Systems*, 2019, **113**: 174–185
- 236 Lin E S, Agmon N, Kraus S. Multi-robot adversarial patrolling: Handling sequential attacks. *Artificial Intelligence*, 2019, **274**: 1–25



周 萌 北方工业大学电气与控制工程学院教授. 主要研究方向为多机器人协同路径规划与控制, 复杂系统故障诊断与容错控制.

E-mail: zhoumeng@ncut.edu.cn

(ZHOU Meng Professor at the College of Electrical and Control

Engineering, North China University of Technology. Her research interest covers multi-robot cooperative path planning and control, fault diagnosis and fault-tolerant control of complex systems.)



李建宇 北方工业大学电气与控制工程学院硕士研究生. 主要研究方向为多机器人协同围捕, 机器人安全运动控制.

E-mail: li1296659870@163.com

(LI Jian-Yu Master student at the College of Electrical and Control

Engineering, North China University of Technology. His research interest covers multi-robot cooperative hunting and safe motion control of robots.)



王 昶 北京航天自动控制研究所高级工程师. 主要研究方向为智能多机协同, 软件自动化生成.

E-mail: wwcc099@126.com

(WANG Chang Senior engineer at the Beijing Aerospace Automatic Control Institute. His research in-

terest covers intelligent multi-robot cooperation and software automated generation.)



王 晶 北方工业大学电气与控制工程学院教授. 主要研究方向为多无人机系统协同自主控制, 复杂工业过程的建模、优化、先进控制及其工业应用. 本文通信作者.

E-mail: jwang@ncut.edu.cn

(WANG Jing Professor at the Col-

lege of Electrical and Control Engineering, North China University of Technology. Her research interest covers cooperative autonomous control of multiple unmanned aerial systems, modeling, optimization, advanced control, and industrial application of complex industrial processes. Corresponding author of this paper.)



王 力 北方工业大学电气与控制工程学院教授. 主要研究方向为网联交通智能控制, 公共交通系统风险控制.

E-mail: li.wang@ncut.edu.cn

(WANG Li Professor at the College of Electrical and Control Engineering, North China University

of Technology. His research interest covers intelligent control of connected transportation and risk control of public transportation systems.)