

中图分类号: V249
学科分类号: 081105

论文编号: 1028703 18-SX205

硕士学位论文

异构多无人机自主任务规划方法研究

研究生姓名 肖东

学科、专业 导航、制导与控制

研究方向 先进飞行控制技术

指导教师 江驹 教授

南京航空航天大学

研究生院 自动化学院

二〇一八年三月

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics
The Graduate School
College of Automation Engineering

Autonomous Mission Planning Method for Heterogeneous Multiple Unmanned Aerial Vehicles

A Thesis in

Navigation, Guidance and Control

by

Xiao Dong

Advised by

Prof. Jiang Ju

Submitted in Partial Fulfillment

of the Requirements

for the Degree of

Master of Engineering

March, 2018

承诺书

本人郑重声明：所呈交的硕士学位论文，是本人在导师指导下，独立进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人享有著作权的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

本人授权南京航空航天大学可以有权保留送交论文的复印件，允许论文被查阅和借阅，可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文。

（保密的学位论文在解密后适用本承诺书）

作者签名：_____



日 期：_____

摘 要

多无人机协同作战是未来无人机作战方式的重要发展趋势，其中任务规划，尤其是多无人机复杂环境下的协同任务规划，作为实现无人机自主控制的关键技术之一，对提高无人机的作战效能具有重要意义。本文分别针对多无人机协同搜索、离线任务规划、在线任务规划进行了研究，主要工作及创新点如下：

(1) 针对时敏目标搜索问题，采用搜索图模型描述了无人机对环境的认知。所建搜索图包括目标存在概率图和数字信息素图，目标存在概率图采用概率描述了目标在任务区域的分布，在充分利用通信信息的基础上针对不同目标的运动特性定义目标存在概率图的初始化动、态更新以及预测更新方法；数字信息素图包括吸引、排斥、调度三种数字信息素，通过三种信息素设计了 UAV 协同机理。在此基础上，设计了无人机搜索的效能函数，建立了基于时域滚动决策的无人机协同搜索决策方法。最后进行了详尽的仿真，仿真实验结果表明该方法能够准确的描述目标的运动特性，提高了 UAV 之间的协作效率和 UAV 协同搜索发现目标的数目，改善整体搜索效能。

(2) 在搜索获得环境信息和目标信息的基础上，建立了异构多无人机离线任务规划模型，模型充分考虑了战场地形与危险区域，摧毁目标资源需求，目标对无人机的毁伤概率，以及无人机自身的资源、航程约束等条件，并针对模型特点提出一种并行 GAPSO 的模型求解算法，最后设计了详细的仿真验证了模型的合理性和算法的有效性。

(3) 针对异构无人机在线任务规划，考虑无人机携带资源和摧毁目标所需资源，采用了一种组建联盟的方式来完成打击任务，联盟考虑了无人机资源约束，通过 Dubins 路径协调航迹实现联盟同时攻击，在此基础上建立了组建联盟的多目标优化模型，并提出了并行 NSGA-II 求解模型，通过仿真算例验证了该方法的合理性。

关键词：异构无人机，协同搜索，任务规划，遗传算法

ABSTRACT

In the future, multiple unmanned aerial vehicles (UAVs) cooperative combat is an important development trend. Besides, the mission planning in especial the cooperative mission planning for multi-UAV under complex environment as one of the key technologies in autonomous control is of great significance in enhancing the survivability and task completion rate. In this paper studies three problems of multi-UAV cooperative search, multi-UAV cooperative off-line mission planning and multi-UAV cooperative online task planning. The main work and contributions are as follows:

(1) For time-sensitive target search problem, the “Search Map” is used to describe the UAV’s cognition to the environment. The “search map” includes the target existence probability map(TPM) and the digital pheromone map(DMP). TPM uses the probability to describe the distribution of the target in the task area. According to the different characteristics of the target, the TPM initialization, dynamic update and forecast update method are established, which make full use of the communication information. DPM includes attracting, excluding and dispatching three types of digital pheromones, and UAV collaborative mechanism is designed through three pheromones. full use of communication information, TPM initialization, dynamic update and forecast updating method are established according to the different movement characteristics of the target. basis on this, the effectiveness function of UAV search is designed and the UAV collaborative search decision-making method based on model predictive control. Finally, a detailed simulation is carried out. Simulation results show that this method can accurately describe the motion characteristics of the target, enhance the cooperation efficiency between UAVs, increase the number of UAV collaborative search targets and improve the overall search performance.

(2) Based on the UAV completed search to obtain environmental information and target information, an off-line mission planning model of heterogeneous multi-UAV was established. The model fully considered battlefield topography and dangerous areas, destroying target demand resources, Damage probability of UAV own resources, range constraints and other conditions, and for the characteristics of the model proposed a parallel GAPSO based model solving algorithm, and finally designed a detailed simulation to verify the effectiveness of the algorithm

(3) For the mission planning of heterogeneous unmanned aerial vehicles (UAVs), considering the resources that the UAVs carried and the resources that destroy targets needing, Using a way to form a coalition to complete the strike mission, the coalition UAV resource constraints, through the Dubins

path to coordinate the trajectory to achieve simultaneous attacks, Based on this, a multi-objective optimization model for forming alliance is established and a parallel NSGA-II solution model is proposed. The simulation example is used to verify the rationality of the method.

Key words: Multiple unmanned aerial vehicles, cooperative searching, mission planning, Genetic Algorithm

目 录

第一章 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.3 本文主要内容.....	5
第二章 多无人机协同广域目标搜索.....	7
2.1 无人机协同广域目标搜索问题描述.....	7
2.1.1 UAV 协同搜索自主决策过程.....	7
2.1.2 无人机决策空间.....	9
2.1.3 无人机通信拓扑.....	9
2.1.4 基本的搜索图模型.....	10
2.2 目标存在概率图的运算机理.....	10
2.2.1 目标存在概率图的初始化.....	11
2.2.2 目标存在概率图的联合探测更新.....	15
2.2.3 目标存在概率图的预测更新.....	16
2.3 基于数字信息素图协同机理.....	17
2.3.1 吸引信息素运算机理.....	17
2.3.2 排斥信息素运算机理.....	18
2.3.3 调度信息素运算机理.....	19
2.4 基于滚动时域控制的协同搜索决策.....	20
2.4.1 模型预测控制的决策模型.....	20
2.4.2 无人机协同搜索性能指标函数.....	21
2.5 仿真试验分析.....	22
2.6 本章小结.....	24
第三章 异构多无人机离线任务规划.....	26
3.1 异构多无人机离线任务规划场景描述.....	26
3.2 异构无人机任务分配的组合优化模型建立.....	27
3.2.1 无人机任务规划的基本流程.....	27
3.2.2 模型变量描述.....	28
3.2.3 效能函数.....	29

3.2.4 模型建立.....	31
3.3 基于并行 GAPSO 的异构多无人机任务规划模型求解算法	32
3.3.1 GAPSO 算法	32
3.3.2 基于 GAPSO 的异构多无人机任务规划算法设计	34
3.4 仿真分析	36
3.5 本章小结	40
第四章 异构多无人机在线任务规划	41
4.1 异构多无人机在线任务规划问题描述	41
4.2 基于联盟组建的异构多无人机在线任务规划设计	42
4.2.1 组建联盟流程	42
4.2.2 冲突消解机制	43
4.2.3 协同打击策略	44
4.2.4 组建联盟多目标优化型建立	45
4.3 基于并行 NSGA-II 的多目标优化模型求解	46
4.3.1 多目标优化的基本概要	46
4.3.2 NSGA-II 算法简介	46
4.3.3 并行 NSGA-II 模型求解设计	49
4.4 仿真试验	49
4.4.1 并行 NSGA-II 仿真结果与分析	49
4.4.2 并行 NSGA-II 算法运行速度分析	52
4.4.3 并行 NSGA-II 算法性能分析	52
4.5 本章小结	53
第五章 总结与展望	54
5.1 全文总结	54
5.2 工作展望	54
参考文献	56
致 谢	61
在学期间的研究成果及发表的学术论文	62

图表清单

图 1.1 常用军用无人机.....	2
图 2.1 OODA 决策流程图.....	8
图 2.2 单架无人机自主搜索决策过程.....	8
图 2.3 任务区域栅格化和无人机运动空间.....	9
图 2.4 目标存在图运算机理.....	11
图 2.5 目标概率密度转移.....	13
图 2.6 目标位置已知 TPM 初始化	14
图 2.7 目标位置速度大小已知 TPM 初始化	14
图 2.8 目标位置速度大小方向已知 TPM 初始化.....	14
图 2.9 TPM 探测更新示意	15
图 2.10 多无人机协同搜索决策流程.....	21
图 2.11 基于先验信息的初始目标概率图.....	22
图 2.12 人机搜索轨迹.....	23
图 2.13 人机群发现目标数.....	23
图 2.14 调度信息素作用.....	24
图 2.15 有无调度信息素搜索效率对比.....	24
图 3.1 异构无人机离线任务规划示意图.....	26
图 3.2 异构多无人机离线任务规划基本流程.....	27
图 3.3 GAPS0 算法流程	34
图 3.4 并行 GAPS0 算法流程	35
图 3.5 仿真实例示意图.....	38
图 3.6 无人机执行任务路径图.....	39
图 3.7 总航程变化曲线.....	39
图 3.8 成功摧毁目标架数.....	39
图 4.1 异构无人机在线任务规划示意图.....	41
图 4.2 组建联盟流程图.....	43
图 4.3 长短 Dubins 路径对比	45
图 4.4 NSGA-II 流程图.....	48

图 4.6 初始时刻无人机和目标位置分布.....	50
图 4.7 无人机攻击目标飞行路径.....	51
图 4.8 NSGA-II 运行时间.....	52
图 4.9 并行 NSGA-II 与 MSOCFA 对比.....	53
表 3.1 并行 GAPSO 算法某粒子的编码和解码.....	36
表 3.2 机场位置和无人机属性表.....	36
表 3.3 任务目标属性表.....	37
表 3.4 威胁区域属性表.....	37
表 3.5 禁飞区域属性表.....	37
表 3.6 任务规划结果	38
表 4.1 无人机初始状态.....	50
表 4.2 目标初始状态	50

缩略词

缩略词	英文全称	中文名称
UAV	Unmanned Aerial Vehicle	无人机
UCAV	Unmanned Combat Aerial Vehicle	无人战斗机
CMPA	Common Mission Planning Architecture	任务规划体系框架
TPM	Target Probability Map	目标存在概率图
UPMs	Uncertain Probability Maps	目标不确定概率图
MPC	Model Predictive Control	模型预测控制
DMPC	Distributed Model Predictive Control	分布式模型预测控制
OODA	Observe-Orient-Decide-Act	侦察-定位-导引-执行
DNFO	Dynamic Network Flow Optimization	动态网络流优化
MILP	Mixed Integer Linear Programming Problem	混合整数线性规划问题
CMTAP	Collaborative Multiple Task Allocation Problem	协同多任务分配问题
VRP	Vehicle Routing Problem	车辆路径问题
TSP	Travelling Salesman Problem	旅行商问题
MTSP	Multiple Traveling Salesmen Problem	多旅行商问题
TS	Tabu Search	禁忌搜索算法
ACO	Ant Colony Optimization Algorithm	蚁群算法
RTS	Reactive Tabu Search	主动禁忌搜索
PSO	Particle Swarm Optimization Algorithm	粒子群算法
GA	Genetic Algorithm	遗传算法
GAPSO	Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization	遗传粒子群优化算法
ACL	Autonomous Control Level	自主控制等级
NSGA	Non-Dominated Sorting Genetic Algorithms	非支配排序遗传算法
NSGA-II	Non-Dominated Sorting Genetic Algorithms II	带精英策略的非支配排序遗传算法

注释表

N_x	水平方向栅格个数	N_y	竖直方向栅格数
L_x	单个栅格水平宽度	L_y	单个栅格竖直宽度
$TPM_n(k)$	k 时刻无人机 A_n 的 TPM	(x_*, y_*)	先验信息目标初始位置
C	UAV 群连通矩阵	N_i^s	UAV 发生信息节点集
N_i^r	UAV 接受信息节点集	N_v	UAV 架数
N_i^s	k 时刻无人机状态	$f_0(x_0, y_0)$	初始时刻目标概率密度
δ_0	先验信息方差	δ_e	维纳随机过程方差
$f(x, y)$	目标概率密度	θ	UAV 运动方向
P_D	UAV 探测概率	P_F	UAV 虚警概率
S_α	吸引信息素矩阵	S_r	排斥信息素矩阵
S_d	调度信息素矩阵	$V(t)$	栅格受访状态矩阵
$U(k)$	发现食物源信息素增强范围因子	J_t	发现目标收益
J_c	机间协同收益	B	UAV 机场
Z	UAV 禁飞区域	D	威胁地形
F_{cost}	航行代价	B_{earn}	攻击收益
D_{cost}	毁伤代价	R_i^A	UAV 资源向量
TN_i^A	UAV 令牌数	TN_i^T	侦察型无人机个数
λ_k	UAV 最早到达时间	Λ	联盟候选 UAV 集合
τ_c^{Tj}	联盟到达时间	C_j^i	联盟集合

第一章 绪论

1.1 研究背景及意义

无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)是一种由无线遥控设备或自备控制操作程序的不载人飞行器。相较于有人驾驶飞机,无人机驾驶飞机机由于具有体积小、造价低、灵活性强等诸多优势,在执行高危作战任务时,无人机拥有更大的优势^[1]。

早在 1971 年,英国就研究出第一架无人机,之后随着技术的迅速发展,尤其是在越南战争、海湾战争、中东战争等局部战争中,无人机取得了无数骄人的战绩,在现代战争中无人机正扮演着越来越重要的角色,受到世界各国的重视。无人机这种集各种先进技术于一身的智能化无人机设备在军事领域的使用,大大减少了军队的伤亡数量,相较与有人作战飞机,无人机极大降低了装备的成本,推进了军队作战方法的改革。于此同时,在民用商业领域,无人机也受到了越来越多的关注,不断涌现出新的产品,目前无人机在航拍、农业、运输、灾害监测、气象探测、电力巡检、通信中继、测绘、空中管制等领域均发挥了巨大的作用。未来无论是军事领域还是民用领域,无人机将会扮演越来越重要的角色^[2-3]。

2015 年 1 月,在珠海航展中国产无人机大方异彩,“翼龙”无人机进行了首次编队飞行,2017 年 2 月集侦查打击为一体的新一代的“翼龙-II”首飞成功,“翼龙-II”在“翼龙 I”的基础上加强了航时,是一种中空、长航时、察打一体化的多功能无人机,可以做到军民两用。2017 年 6 月中国电科集团进行了 119 架无人机集群飞行试验,采用固定翼无人机,破世界记录,标志着我国的无人机集群达到世界先进水平。早在 2012 年,美国国防部先进研究项目局(DARPA)就完成了两架“全球鹰”的编队飞行以及空中加油技术的验证(如图 1.1(a)所示)。在 2015 年的美国海军野外演习中,实现了 50 架固定翼无人机自主编队飞行的操作。

随着现代科学技术的发展,多无人机体系作战必将在未来空战中扮演越加重要的角色,单架无人机装备的体系作战能力也必将成为未来武器系统的发展方向,从无人机所承载的各类作战任务来看,随着作战环境日渐复杂和作战范围的不断扩大,单架无人机急需在单独完成任务的基础上,能够与其它无人机协同作战,以拓展无人机执行各类任务的能力,发挥无人机的优势。目前,多架无人机之间的协同作战能力已经成为各国军方和高校的研究重点。研究的内容可以大体分为两类:无人机之间的协同以及无人机与其它武器系统的协同。具体又可分为:同种类型无人机之间的协同作战动作,例如,协同侦察、监视等;不同种类(异构)无人机之间的协同作战,例如,侦察、打击、察打一体的协同方式。在现役的侦察无人机中有美国的“全球鹰”(图 1.1(a))这类大型战术无人机,该无人机需要在跑道上进行起降,能够在高空进行很久的巡航,

也有以色列“云雀”I这类(图 1.1(b))手抛起飞的小型战术无人机。在未来可能还将出现比“全球鹰”大得多的、可在临近空间高度连续飞行数月以至数年的长航时无人机,以及比“云雀”I更小更灵活、可进入狭小空间和进行隐蔽侦察的微型无人机。目前察打一体化无人机的最典型的代表是美国的MQ-1“捕食者”(图 1.1(c))和MQ-9“死神”(图 1.1(d)),这两种无人机都属于中空长航时无人机,并且都已经在实战中执行过具体的侦察和打击任务^[3]。



图 1.1 常用军用无人机

要增加整体作战行动的效能,加强无人机完成任务的效能,需要为多无人机系统设计合理的规划和决策方法。若缺乏高效、合理的任务规划方法,无法发挥多架无人机协同作战的优势,甚至会因为无人机相互之间在空间、时间上的产生冲突而导致无法顺利完成任务。因此,需要根据任务需求、结合战场环境,综合考虑无人机所携带资源和性能约束,进行合理的任务分配和航迹规划,确定各无人机的攻击目标和飞行的轨迹,从而提高整体作战效能。

1.2 国内外研究现状

国外对于无人机任务规划的研究最早展现于海湾战争中,美军在作战时,第一次使用了任务规划系统,美国无人机联合规划小组设计的任务规划体系框架现已发展至第三代,并在“全球鹰”上进行了装备用于实战。当今美国军方的任务规划系统(MPS)主要有:战术专家任务

规划系统 (TEMPLAR)、军级任务规划系统 (FLAPS)、先进任务规划系统 (APS)。

2007 年美国空军电子系统中心授予 BAE 公司 300 万美元的合同用于改善现役的联合任务规划系统 (JMPS)，改进后的 JMPS 使用模块化和可重构框架，提高了系统的稳定性和性能，能够更加有效的绘制任务路线图，在飞机和指挥中心之间实现更加完美的通信，显著增强了战场环境感知能力。美军无人机的传感器控制与分析软件是美国通用原子公司开发，通过该软件地面站可以实现对载荷的有效控制，图像和视频的采集，以及简单的任务规划；加拿大 ORCA 公司设计的任务规划系统能够将任务分配和路径规划集成到一个系统中，该系统能够自动的设计多无人机任务规划的任务分配和航迹规划；在任务规划领域以色列仅稍逊于美国，其装备在苍鹭无人机上的任务规划系统能够接收卫星数据，实时生成在线地图，在低空突防方面及其优秀。

上世纪六十年代由于苏联的援助取消，我国开始了独立的无人机研究，促生了长空一号无人机；1988 年改进的长空一号已经能够用于核武器试验的取样工作，完全取代了有人机；在之后的珠海航展，我国的无人机更表现出了世界先进水平。而无人机任务规划的研究工作开展得较晚，始于国家九五预研项目“无人机自动任务规划系统的设计与实现”，尚处于探索发展阶段。

近年来，国内很多高校和研究所在任务规划技术方面展开了相关的研究，并取得了不少相关成果，如南航、国防科大、北航等等都有学术论文发表。

(一) 多无人机协同搜索研究现状

最优搜索理论^[1](Optimal Search Theory)源自于二战对潜艇搜索问题研究，它通过某种搜索方法来寻找指定的目标优化方法，目前以及被应用到静态目标搜索问题^[5-6]，动态运动目标搜索问题^[7-8]，最优路径搜索问题^[9]等。

现代对于最优搜索理论的研究重点在特定平台的搜索问题，如机器人搜索平台、无人机搜索平台，结合最优搜索理论中方法，基于闭环反馈框架优化最优搜索路径，对移动目标进行快速、准确地搜索与跟踪。

MM Polycarpou 等人^[10]针对多 UAV 协同搜索问题，在考虑 UAV 机动性能，巡航时间，传感器性能等情况下建立了多无人机协同搜索分布式框架，框架包括两部分：(1)通过“搜索图”表示 UAV 的环境认知，随着 UAV 搜索的推进，UAV 对“搜索图”进行动态更新；(2)通过“搜索图”以及其他信息，控制无人机的搜索方向。其中“搜索图”是一个三维空间函数，描述了目标存在的可能性，通过 UAV 自身的探测信息以及其他 UAV 的探测信息进行更新。

MD Flint^[11]在考虑任务区域威胁的情况下，将多 UAV 协同搜索问题转换成车辆路径(VRP)问题，采用目标信息图和威胁信息图表示 UAV 对环境信息的认知，通过概率描述对传感器搜索过程进行建模，动态更新目标搜索图。以发现目标数量为目标，建立多 UAV 协同搜索决策模

型,使用动态规划求解。

Y Yang 等人^[12]通过 TPM(Target Probability Map)描述了无人机在任务区域存在的概率,多架无人机集中维护一个 TPM,利用先验信息初始化 TPM,利用多架无人机的探测信息采用贝叶斯方法动态更新 TPM。通过这种方法,所有 UAV 都能访问 TPM,搜索目标是减少目标的不确定性。

PB Sujit 等人^[13]针对无人机对未知区域的搜索问题,在考虑无人机通信约束的情况下,使用了基于多 Agent 协商的方法,将每架 UAV 视作一个 Agent,Agent 只能与相邻节点进行通信,使用“不确定图”描述 Agent 对环境信息的认知,基于多 Agent 协商方法实现实时航迹决策,并在此基础上研究了通信拓扑结构对协商过程的影响。

针对先验信息已知目标概率分布和运动模型的情况下,文献[15]使用目标不确定概率图(Uncertain Probability Maps,UPMs)描述了目标的不确定性,使用 Beta 分布描述动态目标运动特性,并给出了在指定置信度下对栅格的访问次数计算。文献[16]针对未知环境下的多 UAV 目标搜索和跟踪问题,采用了基于贝叶斯协商的方法,以目标状态的概率密度函数(Probability Density Function,PDF)为效能函数,每架无人机通过对其他无人机传感器信息的通信和融合构建 PDF 等效估计值,基于分布式协商实现搜索决策。文献[17]提出了一种基于分布式模型预测控制(DMPC)分布式多 UAV 协同搜索方法,使用传统的搜索图模型描述搜索问题和状态空间,基于粒子群算法使用纳什最优求解模型。

从目前研究水平来看,在动态不确定环境下,针对时敏目标,实现各种信息快速有效地获取、处理更新以及多平台的协调控制,仍然是一项技术难题。为快速提升多无人机协同作战能力,结合无人机自主控制的发展趋势,未来的研究重点之一将是研究动态变化的复杂战场环境中,使多无人机自主完成协同搜索、打击等任务。

(二)多 UAV 协同任务分配研究现状

早期的多无人机任务分配(Task Allocation)属于一种指派问题,考虑在满足一定约束条件的情况下,定义任务分配效能函数,寻找一种将多个任务目标分配给多架 UAV 的方案,使得效能函数最大。近年来研究的深入,任务分配的内容逐渐丰富,不仅要解决一般的任务分配问题,还要考虑多种不同的任务类型,以及不同类型任务之间的时序关系,攻击目标资源向量要求,单架无人机执行多个任务,以及多架无人机协同攻击同一个目标,执行任务航迹等等。本质上多无人机任务分配问题仍是一种复杂的组合优化问题,其关键在于问题模型的建立和算法求解。

在问题建模方面,主流方法是将问题转换成经典的组合优化问题,如,文献[19]-[22]使用混合整数线性规划(Mixed integer programming, MILP)建立了多 UAV 任务分配模型,多旅行商问题(Multiple Traveling Salesmen Problem,MTSP)模型^[23-26],车辆路径问题(Vehicle Routing Problem,VRP)模型^[27-28]等等。其中 VRP 模型及其扩展的 CVRPTW 模型对时间约束具有较好的

描述能力,文献[29]提出了 CMTAP 模型,该模型能够描述多种类型的任务和多种类型任务之间的时序关系;文献[30]在 CMTAP 的基础上引入了时间约束,建立了扩展 CMTAP 模型;文献[31]将多 UAV 离线任务分配问题描述成多维选择背包问题(MMKP),是一种 MILP 模型,可以很方便的采用特定优化软件求解;文献[32]在传统模型上考虑了任务资源向量的约束,模型成功描述了单架无人机攻击多个目标,多个无人机协同攻击一个目标;文献[33]针对未知环境下的多无人机协同动态任务分配,考虑资源向量的约束,通过联盟机制建立了多无人机动态任务分配协同攻击模型。

在任务分配问题求解算法方面,由于任务分配问题大都是复杂组合优化问题,具有 NP 特性,算法搜索空间,随着问题规模的扩大而急剧扩大,目前选择的算法大都是智能优化算法,如禁忌搜索算法(Tabu Search, TS)^[34],遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[35-38],粒子群算法(Particle Anaealing Optimization,PSO)^[39-40]等等。这些智能方法理论简单易实现,搜索能力强求解速度快,能够在较短的时间内能够得到满足约束条件的近似最优解,应用十分广泛。对于传统的优化算法如深度搜索、广度搜索、分支定界法等等,需要将任务分配模型简化成经典的数学模型,这样的代价就是不得不去除大量具有实际意义的约束条件,且当问题规模变大时,其搜索空间急剧扩大,算法寻优时间急剧加长。

1.3 本文主要内容

论文以多无人机任务规划为问题背景,对多无人机广域协同目标搜索,环境已知信息下的异构无人机任务规划,环境未知情况下的异构无人机任务规划三个主要问题开展的系统的研究。各章节安排如下:

第一章绪论,介绍了异构多无人机多任务规划的背景以研究目的和意义,阐述了多无人机搜索和任务规划国内外的研究现状,最后列出了本文的重点研究内容和相应的章节安排。

第二章研究了多无人机时敏目标搜索问题,在通信距离情况下考虑信息的转发,采用连通矩阵建立了无人机通信动态拓扑结构,基于搜索图模型描述了无人机对环境的认知,所建搜索图包括目标存在概率图和数字信息素图,其中目标存在概率图通过概率描述了目标在任务区域的分布,在充分利用通信信息的基础上针对不同目标的运动特性建立目标存在概率图的初始化、态更新以及预测更新方法,数字信息素图包括吸引、排斥、调度三种数字信息素,通过三种信息素设计了 UAV 协同机理。在此基础上,设计了无人机搜索的效能函数,建立了基于时域滚动决策的无人机协同搜索决策方法并进行了详尽的仿真。

第三章研究了异构多无人机离线任务规划方法。从离线任务规划问题出发,分析和讨论了问题的关键要素,确定了建模流程和关键要素,在充分考虑战场地形与危险区域,摧毁目标所需资源,目标对无人机的毁伤以及无人机自身的航程约束等条件下,建立离线任务规划优化模

型，并针对模型的特点提出一种基于并行 GAPS0 的模型求解算法，最后进行了详细的仿真实验。

第四章研究了异构多无人机在线任务规划方法。考虑无人机携带资源和摧毁目标所需资源，采用了一种组建联盟的方式来完成打击任务，联盟考虑了无人机资源约束，通过 Dubins 路径协调航迹实现联盟同时攻击，在此基础上建立了组建联盟的多目标优化模型，提出了一种并行带精英策略非支配排序的遗传算法(NSGA-II)求解模型，并进行了详尽的仿真实验。

第五章 总结与展望。总结了全文主要的研究工作，并指出了在一些研究内容上的不足，同时对后续研究工作进行了展望。

第二章 多无人机协同广域目标搜索

在 UAV 执行任务过程中, 搜索任务的目的是发现目标获取环境信息, 是进行后续作战任务的前提。在搜索任务中任务区域环境信息是未知的, UAV 通过对任务区域内的不断搜索, 建立起对环境和目标的认知, 在动态搜索过程中无人机需要实时进行决策。

目前国内对多无人机搜索大部分是针对静止目标^[41-43], 对运动目标及时敏目标的搜索研究很少, 本章针对通信受限下的时敏目标搜索问题。首先基于连通矩阵建立了无人机通信动态拓扑结构。其次采用搜索图模型描述了无人机对环境的认知, 所建搜索图包括目标存在概率图和数字信息素图, 其中目标存在概率图通过概率描述了目标在任务区域的分布, 针对不同目标的运动特性建立了目标存在图的运算机理; 数字信息素图包括吸引、排斥、调度三种数字信息素, 通过三种信息素设计了 UAV 协同机理。最后在分布式模型预测控制框架下设计了搜索性能指标函数, 建立了搜索优化模型, 并通过仿真验证了该方法的有效性。

2.1 无人机协同广域目标搜索问题描述

假定面向一个特定的任务区域 $D \in \mathbb{R}^2$, 在任务区域内存在 N_T 个时敏的目标, 根据地面基地的先验信息, 已知目标部分运动状态信息。含有 N_v 架无人机的机群在接收到指令后前往任务区域搜索目标, 无人机之间有一定的信息交互能力。多无人机协同广域目标搜索问题的关键在于建立一种有效的协同搜索决策方法, 使多机系统发现目标的效率最高。

2.1.1 UAV 协同搜索自主决策过程

UAV 的搜索过程是一个动态在线的控制与决策过程, 与 OODA^[45](Observe, Orient, Decide, Act) 决策过程极为相似, 在图 2.1 的 OODA 模型中, 系统的决策过程由观测、判断、决策和执行四个部分组成一个动态循环的过程。对于 UAV 自主搜索决策过程, UAV 在每个决策周期需要完成对任务区域的搜索, 并基于本机掌握的信息自主进行决策, 在线制定搜索路线并完成搜索。在任务执行过程中, UAV 需要通过观测不断的获取新的信息, 然后基于新的信息判断、决策、执行的 OODA 过程。

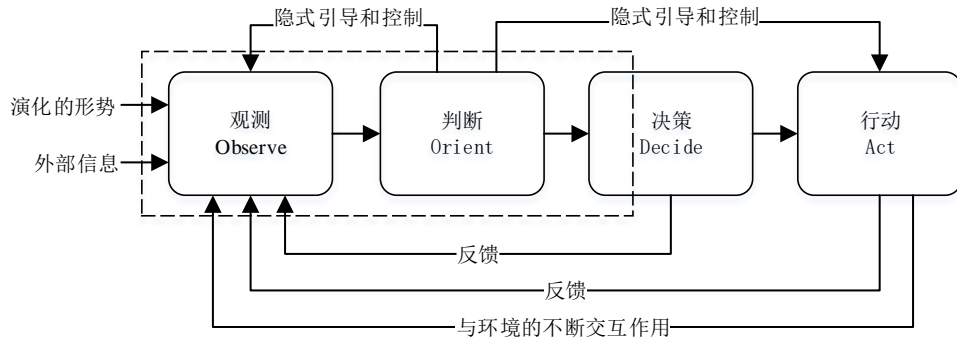


图 2.1 OODA 决策流程图

单架 UAV 的搜索的自主决策过程与之类似，单架无人机的自主搜索决策过程如图 2.2 所示。

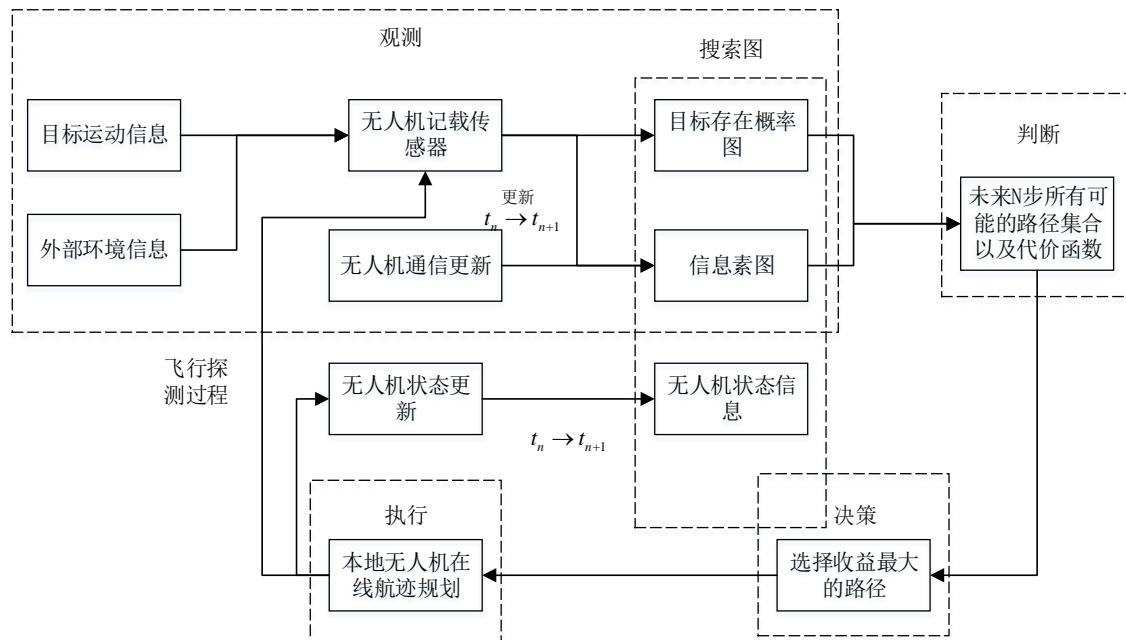


图 2.2 单架无人机自主搜索决策过程

从图 2.2 中可以看出无人机自主完成搜索任务包括以下四个步骤：

- (1) UAV 在搜索过程中根据自身传感器探测信息以及无人机群之间的通信信息实时更新环境信息认知搜索图；
- (2) UAV 根据已知的搜索图自主计算未来 N 个周期所有可能飞行的路径，以及每条路径相应的搜索收益；
- (3) UAV 计算在未来 N 个周期中搜索收益最大的路径作为 UAV 飞行路径，并计算 UAV 的最优决策序列；
- (4) 选取最优决策的第一项作策略，在线规划航迹，进行搜索。

将上述四个部分按照(1)→(2)→(3)→(4)→(1)的顺序构成一个动态循环闭环系统，从而可以有效的完成 UAV 搜索任务。

2.1.2 无人机决策空间

为了简化多无人机协同搜索决策的解空间，对任务区域进行栅格化，如图 2.3 所示，栅格的长度选取为无人机在一个决策周期内的飞行距离，长宽分别记为 L_x ， L_y ，记单元栅格为 $(i, j), i \in \{1, 2, \dots, N_x\}, j \in \{1, 2, \dots, N_y\}$ ，无人机的寻优空间变为 8 个栅格。

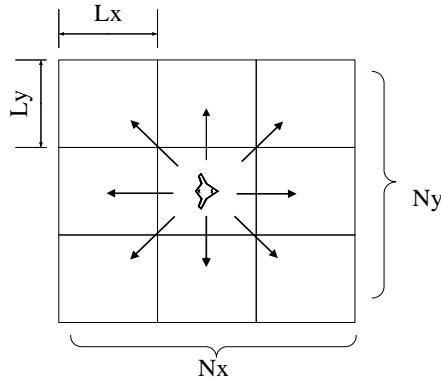


图 2.3 任务区域栅格化和无人机运动空间

2.1.3 无人机通信拓扑

有效的通信是实现多无人机协同的基础与保证，在飞行过程中由于无人机平台的高速运动、平台可能发生的损毁，此外战场环境以及无人机之间的相对位置是动态变换的。因此，为了更加真实的反映战场环境特点，在执行任务中考虑无人机通信限制，影响无人机群之间通信的主要因素包括：

- 信息发送距离 R_c ：无人机信息发送的最大距离，超过该距离其他无人机将无法接受到该无人机发送的信息；
- 无人机群拓扑结构 G ：无人机群之间的通信拓扑关系，当两架无人机之间存在通信链路时，一架无人机能够接收到另一架无人机的通信信息。

记第 i 架无人机为 $A_i, i \in \{1, 2, \dots, N_v\}$ ，其信息广播距离为 R_{ci} ， A_i, A_j 之间的距离 r_{ij} ，其邻接矩阵为 $A(G) = (a_{ij})_{N_v \times N_v}$ 其中：

$$a_{ij} = \begin{cases} 1 & r_{ij} \leq R_{ci} \\ 0 & r_{ij} > R_{ci} \end{cases} \quad (2-1)$$

考虑无人机对信息的转发，采用连通矩阵来表示无人机群的通信拓扑， A_j 可以接收到 A_i 发送的信息当且仅当有向图 G 中存在一条从 i 出发到 j 的路径，记连通矩阵为 $C = (c_{ij})_{N_v \times N_v}$ ， $c_{ij} =$

1表示 A_j 可以接收到 A_i 的信息，连通矩阵可以通过邻接矩阵 A 获得^[48]:

$$C = A \oplus A^2 \oplus \dots \oplus A^n \quad (2-2)$$

其中 \oplus 为布尔和运算。

基于上述图模型，假设 UAV 采用广播的方式发送信息，记 A_i 的信息发送最远距离为 R_{ci} ，则可以给出如下基本定义：

定义 1（发送信息连通节点）如果在通信拓扑结构中存在 A_i 到 A_j 的路径，则称 A_j 是 A_i 的连通节点，此时 A_i 可以向 A_j 发送信息，即在连通图中 $c_{ij} = 1$ ，将 A_i 的所有发送信息连通节点集合记为：

$$N_i^s = \{A_j | c_{ij} = 1\} \quad (2-3)$$

定义 2（接收信息连通节点）如果在通信拓扑结构中存在 A_j 到 A_i 的路径，则 A_i 可以接收到 A_j 发送的信息，即在连通图中 $c_{ji} = 1$ ，将 A_i 的所有接收到信息的节点集合记为：

$$N_i^r = \{A_j | c_{ji} = 1\} \quad (2-4)$$

在搜索任务中每个决策周期无人机传递的信息包括三个部分，上一周期搜索栅格 (i, j) ，上一周期搜索结果 $r \in \{0, 1\}$, N 步滚动决策序列 $\mathbf{U}(k)$ 。

2.1.4 基本的搜索图模型

在多 UAV 协同执行任务过程中, UAV 基于已知的环境信息进行决策。环境信息模型是 UAV 系统自身所维护的一种特殊数据，这种数据描述了 UAV 对当前环境信息的理解和认识。环境信息模型的准确性直接影响多 UAV 协同搜索性能，为了提高多 UAV 协同搜索性能，需要对环境信息进行合理的建模。

搜索图(Search Map)模型是一种反映 UAV 对目标分布和环境信息认识的离散地图，随着搜索任务的推进无人机对环境和目标的认知不断加深，搜索图需要不断的更新，从而反映最新的环境和目标信息。

本文针对多无人机协同搜索过程中的环境不确定性引入了两种搜索图，目标存在概率图(Target probability map,TPM)和数字信息素图(Digital pheromone map,DPM)；其中目标存在概率图描述了目标在任务区域的分布，目的是提高发现目标可能性；信息素图描述了无人机群的搜索状态，目的是提高无人机的协同效率，2.2 节和 2.3 节对两种搜索图模型做了详细的介绍。

2.2 目标存在概率图的运算机理

针对目标的不确定性本文使用了概率描述目标在任务区域中某个位置的可能性，将任务区域 D 划分为 $N_x \times N_y$ 的二维离散网格，每个网格大小为 $L_x \times L_y$ ，每个离散网格记为 (i, j) , $i \in \{1, 2, \dots, N_x\}$, $j \in \{1, 2, \dots, N_y\}$ ，用 $p_{ij} \in [0, 1]$ 来表示网格 (i, j) 中目标存在的概率，整个任务区域 D 中的目标存在可以用概率分布矩阵(Target probability map, TPM)来表示，记 k 时刻 A_n 保持的概

率分布图矩阵(TPM)为 $TPM_n(k)$ ：

$$TPM_n(k) = \{p_{ij}(k) | i=1,2,\dots,N_x, j=1,2,\dots,N_y\} \quad (2-5)$$

从无人机决策策略的角度来看，TPM 综合描述了任务区域内目标分布。基于已知的 TPM，UAV 可以选择合适搜索策略。随着搜索的不断进行，无人机对环境信息的理解不断加深，TPM 也是动态更新的。

如图 2.4 所示单架无人机的 TPM 运算包括三个部分：

1. 初始时刻无人机根据地面作战中心的先验信息对 TPM 进行初始化；
2. 随着无人机群对任务区域的搜索，无人机对任务区域的认知加深，无人机需要根据自身的探测信息以及通信接收到的其他无人机探测信息，对 TPM 进行动态更新；
3. 由于目标的运动特性，在两个决策周期之间目标发生了运动，需要对目标的运动进行预测。

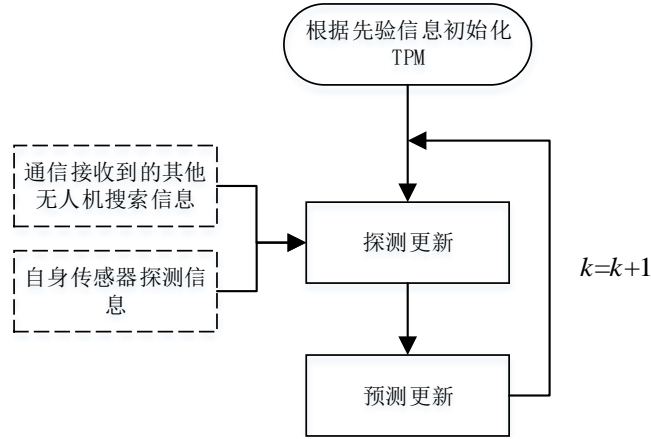


图 2.4 目标存在图运算机理

2.2.1 目标存在概率图的初始化

UAV 在执行任务之前，需要根据地面指挥中心已知的部分目标运动先验信息对 TPM 进行初始化。对于搜索问题来说，TPM 对目标的描述越准确，就越有利于 UAV 尽快发现目标。此时，如何充分利用初始信息对 TPM 进行初始化至关重要。

考虑先验信息的不准确性，在 TPM 初始化时需要将先验信息的误差考虑在内；此外，由于目标的时敏特性，从 UAV 接收命令获得先验信息，到 UAV 到达任务区域这段时间内目标的位置发生了变化，TPM 初始化时同样要考虑这种信息延时因素。

假设从已知的先验信息中，可能获得的目标运动信息包括目标的初始位置、目标速度和目标运动方向^[49]，根据先验信息的不同，可以将目标分为以下四种类型：

(一) 初始位置未知

目标在任务区域中任何一个位置的可能性相同, 采用均匀分布描述, 无人机进入任务区域时目标概率分布密度函数为:

$$f(x,y)=\begin{cases} \frac{1}{N_x \cdot N_y \cdot L_x \cdot L_y} & (x,y) \in D \\ 0 & (x,y) \notin D \end{cases} \quad (2-6)$$

$f(x,y)$ 表示无人机进入目标区域时在点 (x,y) 处目标的概率密度。

(二) 位置已知, 目标速度未知

在先验信息中目标初始位置记为 (x_*, y_*) , 考虑先验信息的误差, 此时目标的实际存在位置 (x_0, y_0) 为一个二维随机变量, 且 x_0, y_0 相互独立, 分别服从二维正态分布 $N=(x_*, \delta_0^2)$, $N=(y_*, \delta_0^2)$, δ_0 为正态分布方差与先验信息的准确性相关, 此时实际初始位置 (x_0, y_0) 概率密度函数为:

$$f_0(x_0, y_0) = \frac{1}{2\pi\delta_0^2} e^{-\left(\frac{(x_0-x_*)^2}{2\delta_0^2} + \frac{(y_0-y_*)^2}{2\delta_0^2}\right)} \quad (2-7)$$

经过 t_0 时间后, 无人机到达任务区域并开始执行任务, 由于目标的时敏特性, 从无人机接受命令到无人机到达任务区域这 t_0 时间内目标的位置发生了变化。目标的运动信息未知, 目标在这段时间的运动是一个独立增量过程, 采用维纳随机过程描述目标运动的随机性是最为合理的, $X(t) \sim N(0, \delta_e^2 t_0)$, $Y(t) \sim N(0, \delta_e^2 t_0)$, 其概率密度函数为:

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi(\delta_0^2 + \delta_e^2 t_0)} e^{-\left(\frac{(x-x_*)^2}{2(\delta_0^2 + \delta_e^2 t_0)} + \frac{(y-y_*)^2}{2(\delta_0^2 + \delta_e^2 t_0)}\right)} \quad (2-8)$$

其中, δ_e 为常数表示维纳随机过程方差。

(三) 目标初始位置以及速度大小已知, 运动方向未知

记先验信息中目标初始运动速度大小为 v , 目标实际的位置 (x_0, y_0) 为随机变量, t_0 时间后UAV进入任务区域, 由于目标的速度大小是固定的, 相当于目标的概率密度发生了转移, 如图2.5所示, 点 (x, y) 处的概率密度 $f(x, y)$ 是由以 (x, y) 为圆心 vt_0 为半径的圆弧上转移而来, 转移概率为 $\frac{1}{2\pi vt_0}$ 。

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi vt_0} \int_L f_0(x_0, y_0) ds \quad (2-9)$$

其中 L 是以 (x, y) 为圆心 vt_0 为半径的圆, 式(2-9)为第一型曲线积分, 将其转换成极坐标形势, 其中:

$$\begin{cases} x_0 = x + vt_0 \cdot \cos \theta \\ y_0 = y + vt_0 \cdot \sin \theta \end{cases} \quad (2-10)$$

使用第一型曲线积分进行变换有：

$$\int_L f_0(x_0, y_0) ds = \int_0^{2\pi} f_0(x + vt_0 \cdot \cos \theta, y + vt_0 \cdot \sin \theta) vt_0 d\theta \quad (2-11)$$

结合式(2-9)可知无人机进入任务区域时目标的概率密度为：

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi} \int_{\theta=0}^{2\pi} f_0(x + vt_0 \cdot \cos \theta, y + vt_0 \cdot \sin \theta) d\theta \quad (2-12)$$

将 f_0 带入式(2-12)有：

$$f(x, y) = \frac{1}{(2\pi\delta_0)^2} \int_{\theta=0}^{2\pi} e^{-\left(\frac{(x+vt_0 \cdot \cos \theta - x_0)^2}{2\delta_0^2} + \frac{(y+vt_0 \cdot \sin \theta - y_0)^2}{2\delta_0^2}\right)} d\theta \quad (2-13)$$

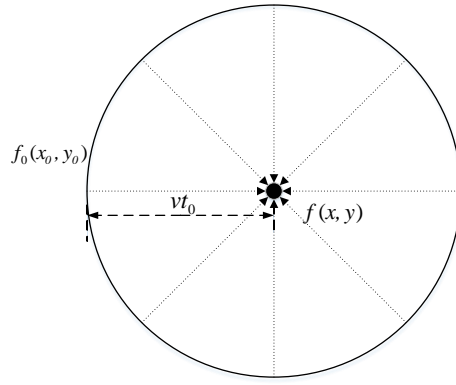


图 2.5 目标概率密度转移

(四) 目标初始位置、运动速度和运动方向都已知

假设目标运动速度大小为 v ，运动方向为 $\theta, \theta \in [0, 2\pi]$ ，目标位置的分布相对于实际的位置 (x_0, y_0) 发生偏移，偏移量为 $(vt_0 \cos(\theta), vt_0 \sin(\theta))$ ，容易知道概率密度函数为：

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi\delta_0^2} e^{-\left(\frac{(x - vt_0 \cos(\theta) - x_0)^2}{2\delta_0^2} + \frac{(y - vt_0 \sin(\theta) - y_0)^2}{2\delta_0^2}\right)} \quad (2-14)$$

基于上述四种目标的概率密度，对其进行积分可以得到单个栅格中目标存在概率，栅格 (i, j) 中目标存在概率 p_{ij} 为：

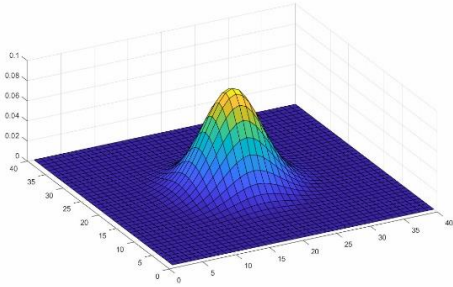
$$p_{ij} = \int_{(j-1)L_y}^{jL_y} \int_{(i-1)L_x}^{iL_x} f(x, y) dx dy \quad (2-15)$$

进行归一化处理即可得到初始目标概率分布矩阵：

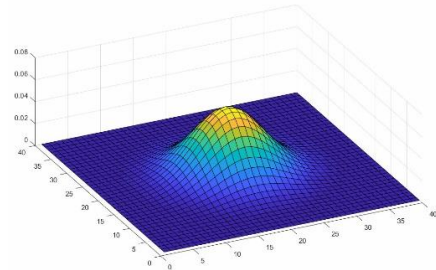
$$TPM(i, j) = \frac{p_{ij}}{\sum_{j=0}^{N_y} \sum_{i=0}^{N_x} p_{ij}} \quad (2-16)$$

令任务区域大小为 $40km \times 40km$ ， $N_x = N_y = 40$ ， $L_x = L_y = 1km$ 将任务区域划分为 40×40 的

网格, 先验信息给出目标位置为(20km,20km), 其方差 $\delta_0 = 40$, 由式(2-7)可以求得目标先验信息分布, 图 2.6(a)为先验信息 TPM。对于第二种类型的目标其速度大小方向未知, 令 $\delta_e = 3$, $t_0 = 100s$ 后无人机到达任务区域, 由于目标的运动特性在这段时间内目标的位置发生了变换, 使用维纳随机过程估计目标运动过程, 此时 TPM 如图 2.6(b)所示, 随着时间的推移目标不断的扩散, 相较于图 2.6(a)目标的不确定性变大, 当时间趋于无穷时目标将会退化均匀分布因此需要在尽可能短的时间内发现目标; 对于第三种类型的目标其速度大小已知方向未知, 令 $v = 80m/s$, $t_0 = 100s$ 后无人机到达任务区域, 此时 TPM 如图 2.7(b)所示, 由于目标运动方向的不确定, 目标概率向四周均匀扩散; 对于第四种类型的目标, 令 $v = 80m/s$, 运动方向 $\theta = \pi/2$, $t_0 = 100s$ 后无人机到达任务区域, 此时 TPM 如图 2.8(b)所示, 相较于图 2.8(a)可以看出此时目标概率向固定点发生转移。

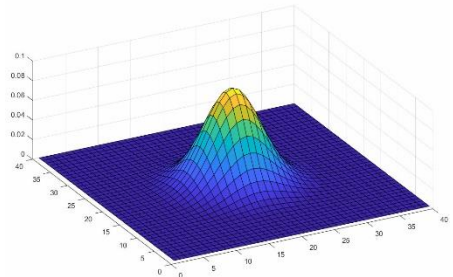


(a) 先验信息 TPM

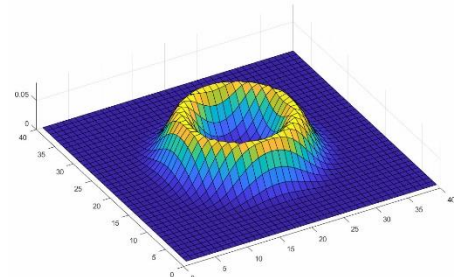


(b) 无人机进入任务区域时 TPM

图 2.6 目标位置已知 TPM 初始化

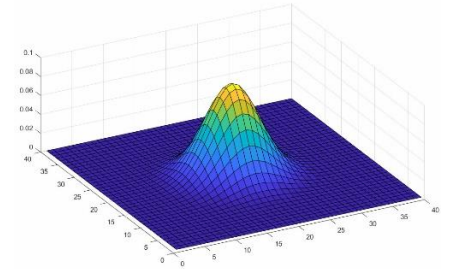


(a) 先验信息 TPM

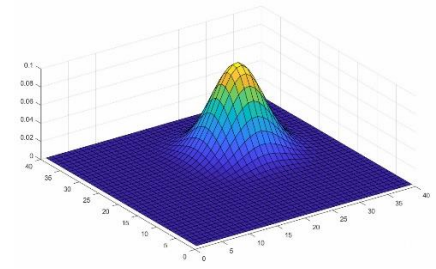


(b) 无人机进入任务区域时 TPM

图 2.7 目标位置速度大小已知 TPM 初始化



(a) 先验信息 TPM



(b) 无人机进入任务区域时 TPM

图 2.8 目标位置速度大小方向已知 TPM 初始化

2.2.2 目标存在概率图的联合探测更新

在无人机搜索过程中,随着 UAV 对任务区域的不断搜索,UAV 对任务环境认知不断加深,UAV 需要对目标存在图进行动态更新,每个决策周期决策前对目标存在概率图进行更新,其更新周期为无人机搜索一个栅格的时间。如图 2.9 所示,在每个更新周期 UAV 在原有的 TPM 基础上,融合自身传感器探测信息和通信网络中其他无人机的探测信息,对 TPM 进行探测更新。

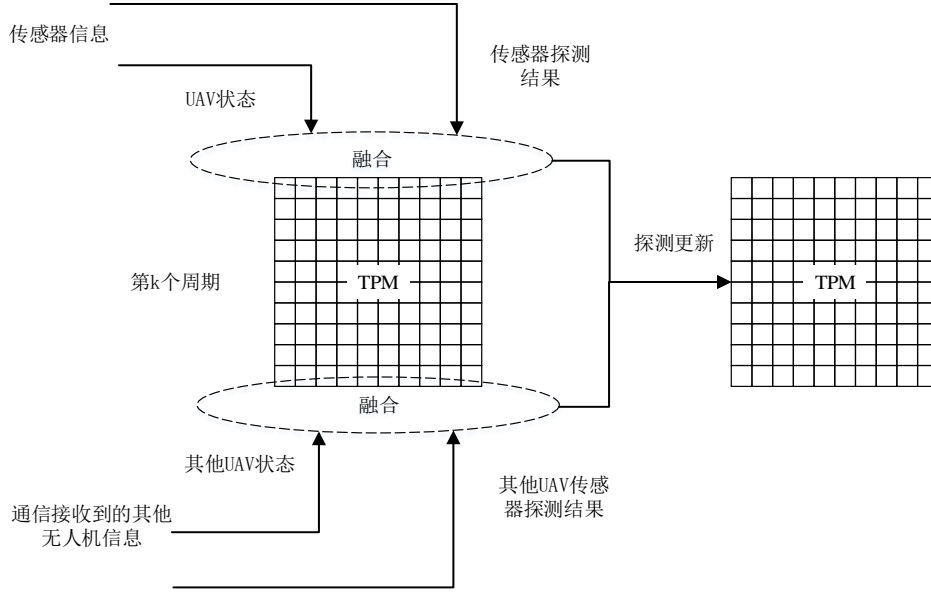


图 2.9 TPM 探测更新示意

为了表示无人机协同探测更新首先定义如下事件：

- E_m 表示目标位于栅格 m 处；
- \bar{E}_m 表示目标不位于栅格 m 处；
- D_m^i 表示 A_i 在栅格 m 处搜索到目标；
- \bar{D}_m^i 表示 A_i 在 m 处没有探测到目标；
- P_D 为 UAV 的探测概率, $P_D = P(D_m^i | E_m)$, $P(\bar{D}_m^i | E_m) = 1 - P_D$;
- P_F 为 UAV 的虚警概率, $P_F = P(D_m^i | \bar{E}_m)$, $P(\bar{D}_m^i | \bar{E}_m) = 1 - P_F$ 。 P_D, P_F 为常数, 由机载传感器的性能决定。

每个搜索周期结束后, UAV 需要利用自己探测器搜索信息以及通信接收到的其他无人机搜索信息对 TPM 进行更新, A_i 可以接收到信息的无人机集合为 $N_i^r, A_i \in N_i^r$, 记 $|N_i^r| = r_i$, $N_i^r = \{DE_{n_1}^{i_1}, DE_{n_2}^{i_2}, \dots, DE_{n_{r_i}}^{i_{r_i}}\}$, 栅格 m 的目标存在后验概率为:

$$P(E_m | (DE_{n_1}^{i_1}, DE_{n_2}^{i_2}, \dots, DE_{n_{r_i}}^{i_{r_i}})) \quad (2-17)$$

其中 $DE_{n_k}^{i_k} \in \{D_{n_k}^{i_k}, \bar{D}_{n_k}^{i_k}\}, k \in \{1, 2, \dots, r_i\}$, 表示集合 N_i^r 中第 k 架无人机对栅格 n_k 的探测结果, 由

贝叶斯公式可知：

$$P(E_m | (DE_{n_1}^{i_1}, DE_{n_2}^{i_2}, \dots, DE_{n_{r_i}}^{i_{r_i}})) = \frac{P((DE_{n_1}^{i_1}, DE_{n_2}^{i_2}, \dots, DE_{n_{r_i}}^{i_{r_i}}) | E_m) P(E_m)}{P(DE_{n_1}^{i_1}, DE_{n_2}^{i_2}, \dots, DE_{n_{r_i}}^{i_{r_i}})} \quad (2-18)$$

由于任意两架无人机的探测活动都是相互独立的，可知：

$$P((DE_{n_1}^{i_1}, DE_{n_2}^{i_2}, \dots, DE_{n_{r_i}}^{i_{r_i}}) | E_m) = \prod_{k=1}^{r_i} P(DE_{n_k}^{i_k} | E_m) \quad (2-19)$$

用全概率公式将 $P(DE_{n_1}^{i_1}, DE_{n_2}^{i_2}, \dots, DE_{n_{r_i}}^{i_{r_i}})$ 展开有：

$$P(DE_{n_1}^{i_1}, DE_{n_2}^{i_2}, \dots, DE_{n_{r_i}}^{i_{r_i}}) = \sum_{m=1}^{L \times Ly} \left(\prod_{k=1}^{r_i} P(DE_{n_k}^{i_k} | E_m) P(E_m) \right) \quad (2-20)$$

结合式(2-18)，(2-19)，(2-19)可知后验概率为：

$$P(E_m | (DE_{n_1}^{i_1}, DE_{n_2}^{i_2}, \dots, DE_{n_{r_i}}^{i_{r_i}})) = \frac{\prod_{k=1}^{r_i} P(DE_{n_k}^{i_k} | E_m) P(E_m)}{\sum_{m=1}^{L \times Ly} \left(\prod_{k=1}^{r_i} P(DE_{n_k}^{i_k} | E_m) P(E_m) \right)} \quad (2-21)$$

当 A_i 得知 A_{i_k} 在栅格 n_k 发现目标，即 $DE_{n_k}^{i_k}$ 为 $E_{n_k}^{i_k}$ 时有：

$$P(D_{n_k}^{i_k} | E_m) = \begin{cases} P_D & m = n_k \\ P_F & m \neq n_k \end{cases} \quad (2-22)$$

同理当 $DE_{n_k}^{i_k}$ 为 $\bar{D}_{n_k}^{i_k}$ 时有：

$$P(\bar{D}_{n_k}^{i_k} | E_m) = \begin{cases} 1 - P_D & m = n_k \\ 1 - P_F & m \neq n_k \end{cases} \quad (2-23)$$

2.2.3 目标存在概率图的预测更新

记无人机两次决策时间间隔为 Δt ，考虑目标的时敏运动特性，在 Δt 这段时间内目标位置发生了变化，为了保证概率图的准确性，提高无人机群的搜索效率，本文对无人机的运动进行预测，相应的 TPM 更新称为预测更新。

记第 k 个决策周期目标的位置为随机变量 (x^k, y^k) ，概率密度函数为 $f_k(x^k, y^k)$ ，根据目标运动信息不同，条件概率可以分为以下三种：

(一) 速度大小和方向均未知

第 k 个周期概率密度函数 $f_k(x^k, y^k)$ 可以通过全概率公式表示为：

$$f_k(x^k, y^k) = \iint f((x^k, y^k) | (x^{k-1}, y^{k-1})) f_{k-1}(x^{k-1}, y^{k-1}) dx^{k-1} dy^{k-1} \quad (2-24)$$

在 $k-1$ 个周期到 k 周期这段时间内目标的运动是一个独立增量过程，采用维纳随机过程来估计 $X(t) \sim N(0, \delta_e^2 \Delta t)$ ， $Y(t) \sim N(0, \delta_e^2 \Delta t)$ ，其条件概率密度为：

$$f_k((x^k, y^k) | (x^{k-1}, y^{k-1})) = \frac{1}{2\pi\delta_e^2 \Delta t} e^{-\left(\frac{(x^k - x^{k-1})^2}{2\delta_e^2 \Delta t} + \frac{(y^k - y^{k-1})^2}{2\delta_e^2 \Delta t}\right)} \quad (2-25)$$

结合式(2-24)(2-25)可以得到更新公式。

(二) 速度大小已知方向未知

类似2.2.1小结对目标初始化过程中概率密度转移, (x^{k-1}, y^{k-1}) 的概率均匀转移到圆弧上, 对 (x^k, y^k) 的圆弧积分可以得到概率密度:

$$f_k(x^k, y^k) = \frac{1}{2\pi} \int_{\theta=0}^{2\pi} f_{k-1}(x^k + v\Delta t \cdot \cos\theta, y^k + v\Delta t \cdot \sin\theta) d\theta \quad (2-26)$$

(三) 速度大小已知方向已知

目标位置的分布相对于上一周期的位置为发生偏移, 偏移量为 $(v\Delta t \cdot \cos\theta, v\Delta t \cdot \sin\theta)$ 容易知道条件概率密度函数为:

$$f_k((x^k, y^k)|(x^{k-1}, y^{k-1})) = \begin{cases} 1 & x^k = x^{k-1} + v \cdot \cos\theta, y^k = y^{k-1} + v \cdot \sin\theta \\ 0 & \text{other} \end{cases} \quad (2-27)$$

结合式(2-24)、(2-27)可以得到更新公式。

类似目标概率图初始化, 对概率密度 $f_k(x^k, y^k)$ 进行积分可以得到栅格的概率。归一化后得到预测更新后的 TPM。

2.3 基于数字信息素图协同机理

TPM 描述了任务区域中目标的分布, 多无人机协同搜索还需要多架无人机之间的协同合作, UAV 需要知道其他 UAV 的搜索状态, 仅仅采用基本的 TPM 无法协调多架无人机之间的搜索行为, 对于搜索问题, 为了实现多 UAV 之间的协同合作, 本文在数字荷尔蒙基础上, 引入了数字信息素图, 通过对全局栅格赋予信息素值, 构成人工势场, 每架无人机通过感知信息素的状态进行规划决策, 无人机的行为再反过来对信息素的分布产生影响, 最终可以影响无人机群之间的协作效率。

在无人机协同搜索过程中, 信息素需要起到三个至关重要的作用:

- a) 避免重复搜索无人机群已搜索过的栅格;
- b) 搜索无人机群未搜索过的栅格;
- c) 合理调度无人机群避免多架无人机搜索同一栅格。

在传统的信息素图^[50-52]中, 大多只包含两种信息素, 吸引信息素和排斥信息素。通过这两种信息素的吸引和排斥作用能够使无人机去搜索未搜索过的栅格, 但是对于无人机群没有起到很好的协同作用, 无法避免多架无人机探索同一栅格。基于此, 本文设计了一种调度信息素。

2.3.1 吸引信息素运算机理

吸引信息素主要是产生引力, 吸引无人机前往未被搜索过的栅格, 在无人机没有搜索过的栅格释放, 包含三种变化过程, ①释放: 在每个周期没有被搜索过的栅格会释放信息素; ②挥发: 每个周期信息素会按照一定比例减少; ③传播: 每个周期信息素会向相邻栅格传递。通过吸引信息素可以引导无人机前往未搜索过的栅格。

记栅格 $(i, j), i \in \{1, 2, \dots, N_x\}, j \in \{1, 2, \dots, N_y\}$ 在 t 时刻的吸引信息素含量为 $s_\alpha(i, j, t)$, 则 t 时刻所有栅格的吸引信息素矩阵 $\mathbf{S}_\alpha(t)$ 可以表示为:

$$\mathbf{S}_\alpha(t) = \begin{bmatrix} s_\alpha(1, 1, t) & s_\alpha(1, 2, t) & \cdots \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_\alpha(N_x, 1, t) & \cdots & s_\alpha(N_x, N_y, t) \end{bmatrix} \quad (2-28)$$

吸引信息素矩阵 $\mathbf{S}_\alpha(t)$ 初始化时, 令所有栅格初始吸引信息素强度 $s_\alpha(i, j, 0) = d_\alpha$ 。

设 \mathbf{V} 为受访状态矩阵, $\mathbf{V}(t)$ 表示第 t 个周期的受访状态矩阵, 定义如下:

$$\mathbf{V}(t) = \begin{bmatrix} v_{1,1}(t) & v_{1,2}(t) & \cdots \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{N_x,1}(t) & \cdots & v_{N_x,N_y}(t) \end{bmatrix} \quad (2-29)$$

其中 $v_{i,j}(t) \in \{0, 1\}$, $v_{i,j}(t) = 1$ 当且仅当 $\exists \tilde{n} \in N_n^r$, $A_{\tilde{n}}$ 上一周期搜索栅格 (i, j) 。

为了简化运算, 规定数字信息素按照先传播后挥发的原则进行计算, 吸引信息素矩阵的更新规则如下:

$$\mathbf{S}_\alpha(t) = (1 - E_\alpha)(1 - G_\alpha)[\mathbf{S}_\alpha(t-1) + d_\alpha(\mathbf{E} - \mathbf{V}(t-1))] + \mathbf{GP}_\alpha(t) \quad (2-30)$$

其中 E_α , G_α 分别表示吸引信息素的挥发系数和传播系数, d_α 为常数表示吸引信息素释放常量, $\mathbf{GP}_\alpha(t)$ 为信息素传播矩阵。

$$gp_\alpha(i, j, t) = \frac{1}{L_{N(p)}} \sum_{(x,y) \in U} G_\alpha[s_\alpha(x, y, t-1) + d_\alpha(x, y, t)] \quad (2-31)$$

式中 $(x, y) \in U$ 代表栅格 (i, j) 的临近栅格; $L_{N(p)}$ 表示附近栅格的数量, 在本文中取摩尔邻居 $L_{N(p)} = 8$ 。

吸引信息素只在无人机没有搜索过的栅格释放, 通过吸引信息素可以引导无人机前往未搜索过的栅格。

2.3.2 排斥信息素运算机理

排斥信息素主要是产生斥力, 避免无人机前往已搜索过的栅格, 在无人机上一周期已搜索过的栅格释放, 包括三种变化过程, ①释放: 在每个周期被搜索过的栅格会释放信息素; ②挥发: 每个周期信息素会按照一定比例减少; ③传播: 每个周期信息素会向相邻栅格传递。通过排斥信息素可以避免无人搜索无人机群搜索过的栅格。

记栅格 $(i, j), i \in \{1, 2, \dots, N_x\}, j \in \{1, 2, \dots, N_y\}$ 在 t 时刻的排斥信息素含量为 $s_r(i, j, t)$, 则 t 时刻所有栅格的排斥信息素矩阵 $\mathbf{S}_r(t)$ 可以表示为:

$$\mathbf{S}_r(t) = \begin{bmatrix} s_r(1, 1, t) & s_r(1, 2, t) & \cdots \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_r(N_x, 1, t) & \cdots & s_r(N_x, N_y, t) \end{bmatrix} \quad (2-32)$$

排斥信息素矩阵 $\mathbf{S}_r(t)$ 初始化时, 令所有栅格初始吸引信息素强度 $s_r(i, j, 0) = d_r$ 。

为了简化运算，规定数字信息素按照先传播后挥发的原则进行计算，排斥信息素矩阵的更新规则如下：

$$S_r(t) = (1 - E_r) \left[(1 - G_r) (S_r(t-1) + d_r V) + GP_r(t) \right] \quad (2-33)$$

其中 E_r ， G_r 分别表示排斥信息素的挥发系数和传播系数， d_r 为常数表示排斥信息素释放常量， $GP_r(t)$ 为信息素传播矩阵。

$$gp_r(i, j, t) = \frac{1}{L_{N(p)}(x, y) \in U} \sum G_r[S_r(x, y, t-1) + d_r(x, y, t)] \quad (2-34)$$

式中 $(x, y) \in U$ 代表栅格 (i, j) 的临近栅格。

排斥信息素只在无人机群上一周期访问过的栅格释放，通过排斥信息素可以避免无人机搜索无人机群已搜索过的栅格。

2.3.3 调度信息素运算机理

调度信息素起到的是斥力作用，在其他无人机未来几步可能搜索的栅格释放，包括两种变化过程，①释放：在每个周期调度信息会释放到无人机群一段时间后可能会搜索的栅格中；②挥发：每个周期信息素会按照一定比例减少；通过调度信息素可以使无人机在决策时会尽量避免其他无人机未来可能搜索的栅格。

记栅格 $(i, j), i \in \{1, 2, \dots, N_x\}, j \in \{1, 2, \dots, N_y\}$ 在 t 时刻的调度信息素含量为 $s_d(i, j, t)$ ，则 t 时刻所有栅格的调度信息素矩阵 $S_d(t)$ 可以表示为：

$$S_d(t) = \begin{bmatrix} s_d(1, 1, t) & s_d(1, 2, t) & \dots \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_d(N_x, 1, t) & \dots & s_d(N_x, N_y, t) \end{bmatrix} \quad (2-35)$$

调度信息素矩阵 $S_d(t)$ 初始化时，所有栅格初始吸引信息素强度 $s_d(i, j, 0) = 0$ 。

在时域滚动决策中记 A_n 在第 k 个决策周期的 N 步最优决策序列为 $U_n(k) = ((x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n))$ ， $U_n(k)$ 代表了在当前搜索图下无人机未来 N 步最有可能经过的栅格，在通信的过程中 A_n 会将 $U_n(k)$ 发送给周围无人机。

A_n 可以接收到信息的无人机集合为 N_n^r ， A_n 可以接收到其他无人机决策序列为 $U_m(k), m \in N_n^r$ 。定义 A_n 的 k 步占用矩阵

$$D_n^k = (d_{ij})_{N_x \times N_y} \quad (2-36)$$

其中 $D_n^k(d_{ij}), k \leq N$ 表示 A_n 所接收最优决策序列中栅格 (i, j) 出现在第 k 步中的次数。基于此 t 时刻 A_n 调度信息素矩阵 $S_d(t)$ 定义为：

$$S_d(t) = \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^k e^{\frac{1-(k-l)}{N}} d_d U_n^l \circ D_n^k \quad (2-37)$$

其中 \circ 表示矩阵的点乘, $e^{\frac{1-(k-l)}{N}}$ 为动态系数, d_d 为调度信息素释放常量, $(U_n^l)_{N_x \times N_y}$ 为 $0,1$ 矩阵, $U_n^l(i,j) = 1$ 当且仅当 A_n 在时域滚动决策中第 l 步经过栅格 (i,j) 。在每个决策周期决策, 无人机根据接收到的决策序列重新生成调度矩阵, 在进行决策时无人机会避免朝向其他无人机可能搜索的栅格前进, 从而避免了与其他无人机搜索同一栅格, 提高了搜索效率。

2.4 基于滚动时域控制的协同搜索决策

2.4.1 模型预测控制的决策模型

本文采用的模型预测控制算法的核心步骤如下^[17]:

- (1) 预测控制输入及相应的系统状态;
- (2) 根据优化模型求解数值优化问题;
- (3) 将优化解的第一个元素输入到系统。

在分布式架构中不存在控制中心, 每架无人机需要根据自身所掌握的信息独自进行决策。

假定单架无人机的离散状态方程为

$$x(k+1) = f(x(k), u(k)) \quad (2-38)$$

其中, k 为离散时刻, $x(k)$ 为 UAV 状态, $u(k)$ 为控制输入, f 为输入到输出的映射关系, 设预测时域长度为 N 。

$x(k+q|k)$ 表示在 k 时刻系统状态下对 $k+q$ 时刻系统状态的预测, 根据状态方程, 只需知道决策序列 $u(k), u(k+1|k), \dots, u(k+N-1|k)$ 就可以获得预测状态序列 $x(k+1|k), x(k+2|k), \dots, x(k+N|k)$ 。预测时域内状态和决策序列分别表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{X}(k) = [x(k|k), x(k+2|k), \dots, x(k+N-1|k)] \\ \mathbf{U}(k) = [u(k+1|k), u(k+1|k), \dots, u(k+N|k)] \end{cases} \quad (2-39)$$

在预测时域内将 UAV 的总体性能指标记为 $J(\mathbf{X}(k), \mathbf{U}(k))$ 。

综上所述, 可得 k 时刻 UAV 搜索的优化模型为:

$$\begin{aligned} \mathbf{U}^*(k) &= \arg \max_{\mathbf{U}(k)} J(\mathbf{X}(k), \mathbf{U}(k)) \\ \text{s.t.} & \\ &\begin{cases} x(k+q+1) = f(x(k+q|k), u(k+q|k)), q=0,1,\dots,N \\ x(k|k)=x(k) \\ G(x(k), u(k)) \leq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (2-40)$$

其中, $\mathbf{U}^*(k) = \{u^*(k+1|k), \dots, u^*(k+N|k)\}$ 为所求解到的最优任务序列。 $G(\mathbf{X}(k), \mathbf{U}(k)) \leq 0$ 为无人机约束条件。

从决策序列 $\mathbf{U}^*(k) = \{u^*(k+1|k), \dots, u^*(k+N|k)\}$ 中选取其中的第一项 $u^*(k+1|k)$ 用于下一时刻系统的输入决策, 由于模型存在误差和环境信息的不确定, 当前时刻求解的未来一段时间内的最优输入序列只是基于当前的搜索图, 没有考虑未来搜索图的变化。因此不能将 $\mathbf{U}^*(k)$ 完全作用于系统输入。

基于模型预测控制的思想，本文构建的多无人机协同搜索决策流程，如图2.10所示。

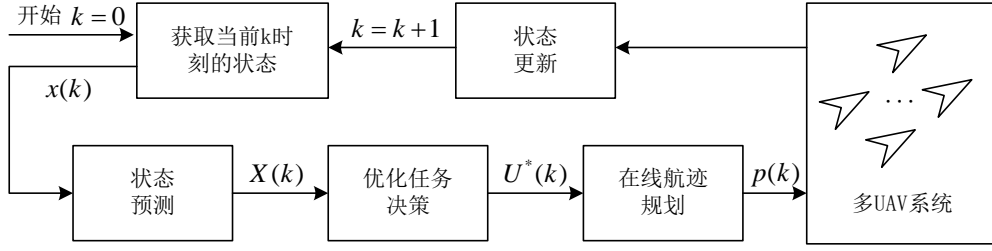


图 2.10 多无人机协同搜索决策流程

在每个采样周期，无人机决策运算包括：状态预测、优化任务决策和在线航迹规划。其中，状态预测是根据当前搜索图对未来 N 个周期的输入进行预测，将未来 N 步最优决策序列的第一项输入到无人机系统中作为无人机下一个周期的输入决策；在线航迹规划是无人机根据输入决策在线规划出可靠的飞机路径。

2.4.2 无人机协同搜索性能指标函数

多无人机协同搜索的目的是通过多架无人机之间的高效合作，获得尽可能多的环境信息和目标信息。因此，UAV 搜索性能可以采用搜索性能函数来进行描述。本文综合考虑 UAV 发现目标能力、及 UAV 之间协调合作能力，从而建立了发现目标收益和机间协同收益，分别描述如下：

(一) 发现目标收益

发现目标收益是 UAV 在搜索过程中，通过不断探测搜索并发现目标的收益，在本文中发现目标收益定义如下：

$$J_t(k) = \sum_{q=1}^N e^{\frac{1-q}{N}} \cdot \log \frac{1}{1-p(k+q)} \quad (2-41)$$

其中 $p(k+q)$ 表示在预测时域内第 q 个周期无人机所在栅格目标存在概率； $e^{\frac{1-q}{N}} \in [0,1]$ 为预测时域的动态系数，考虑到预测周期越长，概率图的准确性越低，采用这种动态系数可以平衡预测概率图准确性的影响； $J_t(k)$ 作为目标收益能够引导无人机前往目标存在概率较大的区域。

(二) 机间协同收益

$$J_c(k) = -\alpha s_d(k) + \sum_{q=1}^N \left[e^{\frac{1-q}{N}} \cdot (\beta s_a(k+q) - \gamma s_r(k+q)) \right] \quad (2-42)$$

其中 $s_p(k)$ 表示第 k 个周期无人机所处位置的调度信息素强度； $s_a(k+q)$ 、 $s_r(k+q)$ 分别表示在预测时域内第 q 个周期无人机所处位置的吸引信息素强度、斥信息素强度； $e^{\frac{1-q}{N}}$ 为动态系数； α, β, γ 为常数系数。以 $J_c(k)$ 作为协同收益，可以引导无人机搜索未搜索栅格，且相互协调避搜索

同一栅格。

在时域滚动决策中，由本地状态 $\mathbf{X}(k)$ 和本地决策输入 $\mathbf{U}(k)$ 所产生的本地搜索效能 $J(\mathbf{X}(k), \mathbf{U}(k))$ 为：

$$J(\mathbf{X}(k), \mathbf{U}(k)) = \lambda_1 J_i + \lambda_2 J_c \quad (2-43)$$

其中 λ_1 , λ_2 分别为发现目标收益和机间协同收益的系数。

2.5 仿真实验分析

为了验证本文方法的可靠性，针对时敏目标的运动特性，建立了分布式多 UAV 协同搜索仿真实验，在仿真过程中为了平衡算法运行效率和搜索的全局最优性，本文在仿真中选取滚动时域长度 $N = 5$ ，采用深度搜索来选择最优决策序列，在主频为 2.5GHz 的 CPU 下单架无人机决策一次花费时间约 1s，其他仿真参数设置如下：

- (1) 任务区域大小为 $30\text{km} \times 30\text{km}$ ，将任务区域均匀划分成 30×30 的栅格，每个栅格大小为 $1\text{km} \times 1\text{km}$ ；
- (2) 任务区域中目标个数 $N_T = 12$ ，四种目标各 3 个，目标的运动状态使用相应的概率分布随机产生，初始位置方差 $\delta_0 = 10$ ，维纳随机过程参数 $\delta_e = 8$ ，图 2.11 为根据先验信息生成的目标概率分布图；
- (3) 无人机个数 $N_v = 10$ ，广播距离 $R_c = 10\text{km}$ ，探测概率 $P_D = 0.9$ ，虚警概率 $P_F = 0.1$ ，无人机接收到任务指令后经过 $t_0 = 20\text{s}$ 后进入任务区域，无人机决策时间间隔 $\Delta t = 5\text{s}$ ；
- (4) 吸引信息素挥发系数 $G_\alpha = 0.3$ ，传播系数 $E_\alpha = 0.4$ ，释放常量 $d_\alpha = 1$ ；排斥信息素挥发系数 $G_r = 0.3$ ，传播系数 $E_r = 0.4$ ，释放常量 $d_r = 10$ ，调度信息素释放常量 $d_d = 5$ 。

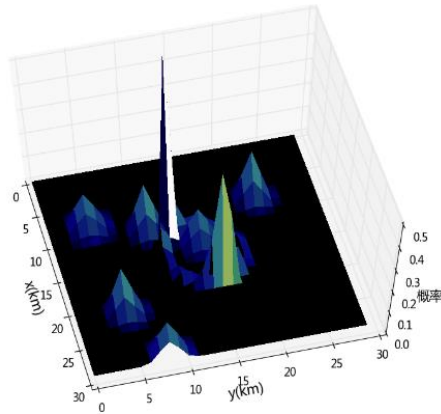
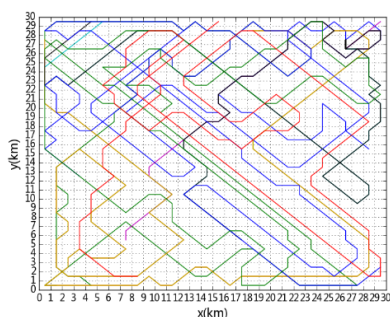


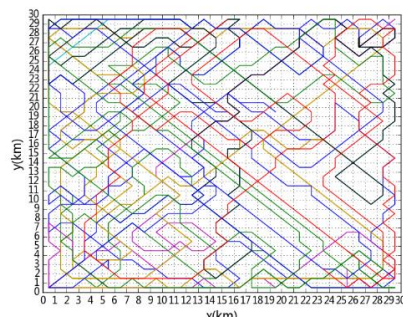
图 2.11 基于先验信息的初始目标概率图

图 2.12(a)，图 2.12(b) 分别为某次仿真中步长为 150 和 300 时的无人机飞行轨迹图，不同颜色的直线代表不同的无人机飞行路径，从图中可以看出各个无人机搜索的轨迹少有重合，搜索到 400 步时无人机已经覆盖了绝大多数栅格；图 2.13 为仿真中无人机群发现目标数，步长为

270 时发现了全部目标，验证了本文所提方法的高效性。



(a) 150 步无人机飞行轨迹



(b) 300 步无人机飞行轨迹

图 2.12 人机搜索轨迹

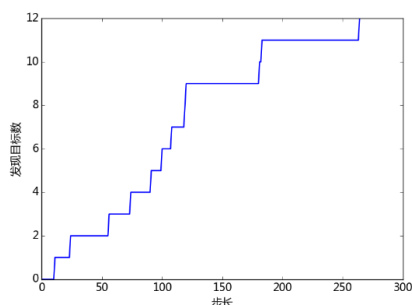


图 2.13 人机群发现目标数

为了便于观察滚动时域信息素的作用，在 10×10 的任务区域放置一个目标，用两架无人机进行搜索，先验信息目标位于栅格(5,4)处，目标速度大小和方向未知，两架无人机初始位置分别位于栅格(2,1),(6,1)，目标的概率分布是以栅格(5,4)为中心的二维正态分布。在没有调度信息素的作用下，两架无人机的最优决策序列都指向了目标存在概率最大的栅格(5,4)，模型预测搜索策略下两架无人机都会搜索栅格(5,4)，如图 2.14(a)；在有调度信息素的作用下，由于有其他无人机搜索栅格(5,4)，会导致其收益变小，从而使得无人机选择其他的决策序列如图 2.14(b)。

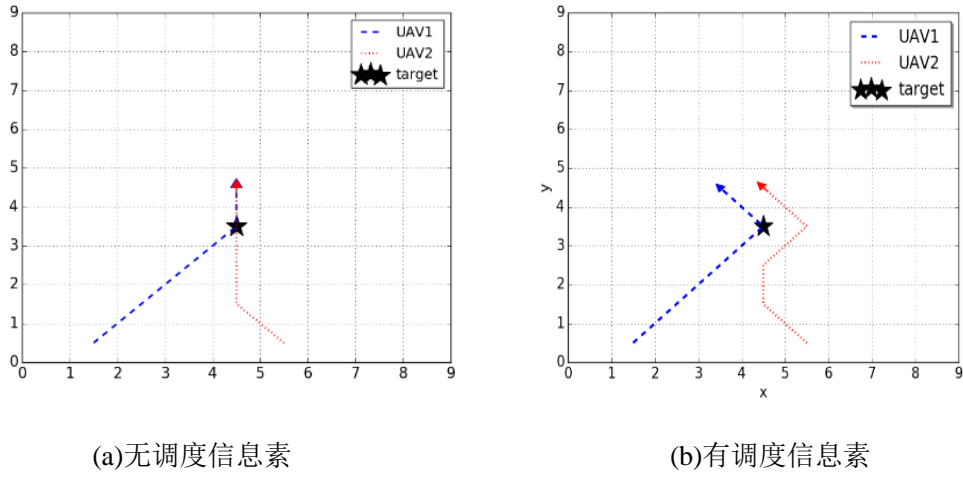


图 2.14 调度信息素作用

为了验证本文所提出的调度信息素的有效性，对比有无调度信息素两种情况进行仿真。无人机个数为 10，目标个数为 12，对两种情况分别进行了 50 次仿真，仿真步长设为 400，取平均结果。从图 2.15 可以看出，在有调度信息素仿真中平均发现目标比率高于没有调度信息素的平均发现目标比率，证明了调度信息素的有效性。

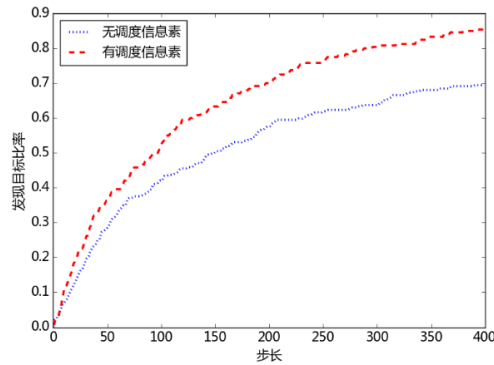


图 2.15 有无调度信息素搜索效率对比

2.6 本章小结

本章针对通信受限下的时敏目标搜索问题，首先基于连通矩阵建立了无人机通信动态拓扑结构。其次采用搜索图模型描述了无人机对环境的认知，建立了 TPM，通过概率描述了目标在任务区域的分布，针对不同目标的运动特性建立了 TPM 的初始化方法，基于贝叶斯准则充分利用通信信息建立了 TPM 的动态更新方法，考虑目标运动设计了 TPM 预测更新；建立了 DPM，通过吸引、排斥、调度三种信息素图描述了无人机群的搜索状态，设计了 DPM 的初始化、动态更新运算机理。在此基础上，设计了无人机搜索的效能函数，建立了基于时域滚动决策的无人机协同搜索决策方法。最后进行了详尽的仿真，仿真实验结果表明该方法能够准确的描述目标

的运动特性，加强无人机之间的协作效率，提高多无人机协同搜索发现目标的数目，改善整体搜索效能。

第三章 异构多无人机离线任务规划

异构多无人机离线任务规划问题，是建立对任务区域进行详细搜索的基础上，在任务区域环境信息和目标信息完全已知的情况下，分配无人机攻击目标序列规划飞行轨迹，将有限数量的无人机资源分配给不同目标。本质上属于资源分配和调度问题，目的是以最小任务消耗实现大的任务收益。

针对战场环境信息和目标信息已知情况下的异构多无人机离线任务规划，从离线任务规划问题出发，分析和讨论了问题的关键要素，确定了建模流程和关键要素，在充分考虑战场地形与危险区域，摧毁目标所需资源，目标对无人机的毁伤以及无人机自身的航程约束等条件下，建立离线任务规划优化模型，并针对模型的特点提出一种基于并行 GAPS0 的模型求解算法，最后设计了详细的仿真实验验证了算法的有效性。

3.1 异构多无人机离线任务规划场景描述

本章中的异构多无人机离线任务规划问题可以描述为：携带一定资源的多架无人机分布在多个基地中，任务区域中包含多个目标，摧毁目标需要一定的资源要求，离线任务规划的目的是花费最小的代价完成作战任务。在图 3.1 中符号“B”表示机场，无人机完成任务之后需要飞回基地；“Z”表示禁飞区域，表示高山等危险地形，禁止无人机飞行的区域；“D”表示威胁地形，指对无人机有危险的区域，如敌方火炮、导弹攻击区域或地方雷达监控区域，无人机从该区域经过有一定概率被击毁；“T”表示无人机需要攻击的作战目标。如图 3.1 所示，无人机从四个不同的机场起飞，分别携带一定量的资源，完成对多个目标的攻击作战任务。

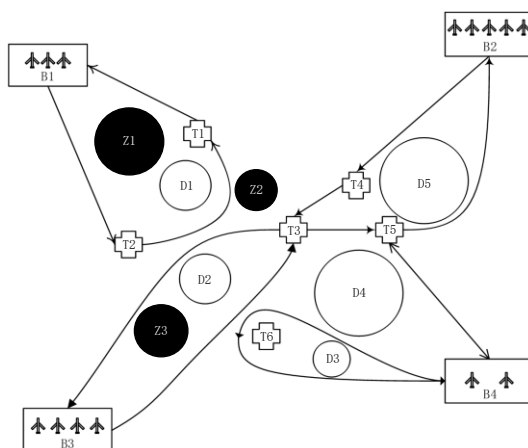


图 3.1 异构无人机离线任务规划示意图

3.2 异构无人机任务分配的组合优化模型建立

3.2.1 无人机任务规划的基本流程

异构多无人机离线任务规划系统包括五个基本模块，包括态势分析、航迹规划、任务分配、飞行评估、仿真推演，任务规划的基本流程如图 3.2 所示。

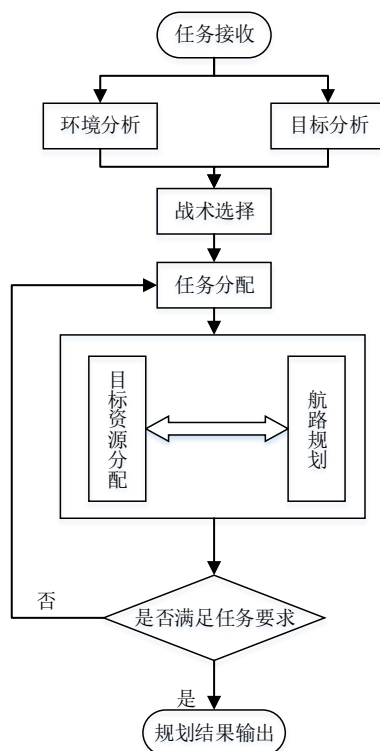


图 3.2 异构多无人机离线任务规划基本流程

首先，进一步分析战场环境信息和任务目标信息，明确任务地形，确认无人机开始任务的时间、地点、目标的数目和威胁和击毁难度，形成约束条件。

其次，进行任务航迹规划，考虑任务区域中的威胁分布，禁飞区域，以基地和目标为节点，得到不同节点之间两两最优路径。

然后，进行任务分配，明确各基地中无人机的数量，以及各架无人机携带的资源向量，并假设每架无人机在完成作战任务之后再飞回基地，依据每架无人机携带的资源为无人机分配任务目标。

最后，航迹优化，在目标分配完成后系统根据无人机需要攻击的多个目标，航迹优化是一个 TSP 问题，安排无人机攻击目标的顺序，得到最短的任务执行路径。

3.2.2 模型变量描述

基地集合：无人机执行任务的起点和终点的位置，在无人机执行任务过程中基地的位置始终保持不变，记第 i 个机场为 $b_i, i \in \{1, 2, \dots, N_b\}$ ，其位置用 (x_{b_i}, y_{b_i}) 表示，机场用集合 $\mathbf{B} = \{b_1, b_2, \dots, b_{N_b}\}$ 来表示。

无人机集合：执行任务的主体，记 $A_i^{b_k}, k \in \{1, 2, \dots, N_b\}, i \in \{1, 2, \dots, N_v^{b_k}\}$ 为机场 b_k 中的第 i 架无人机，无人机的总架数 $N_v = \sum_{k=1}^{N_b} N_v^{b_k}$ ，单架无人机的属性可以通过一个五元组来表示 $\{A_i^{b_k}, b_k, L_i^{b_k}, V_i^{b_k}, \mathbf{R}^{ib_k}\}$ ，其中 $A_i^{b_k}$ 为无人机的唯一编号； $N_v^{b_k}$ 表示机场 b_k 中无人机总数，无人机的总架数 $N_v = \sum_{k=1}^{N_b} N_v^{b_k}$ ； b_k 为无人机 $A_i^{b_k}$ 所在的基地； $L_i^{b_k}$ 为无人机 $A_i^{b_k}$ 的最大巡航距离； $V_i^{b_k}$ 为无人机 $A_i^{b_k}$ 的价值； $\mathbf{R}^{ib_k} = \{R_1^{ib_k}, R_2^{ib_k}, \dots, R_{N_R}^{ib_k}\}$ 为无人机 $A_i^{b_k}$ 拥有的资源向量，其中 N_R 为资源种类总数， $R_p^{ib_k}$ 表示第 p 种资源的数量。

任务目标集合：任务打击的对象，记第 j 个目标为 $T_j, j \in \{1, 2, \dots, N_T\}$ ，目标集合 $\mathbf{T} = \{T_1, T_2, \dots, T_{N_T}\}$ ，单个目标的属性可以通过一个四元组来表示 $\{T_j, V_j^T, \mathbf{R}_j^T, P^j, (x_{T_j}, y_{T_j})\}$ ，其中 T_j 表示目标的唯一编号， V_j^T 表示目标 T_j 的价值， $\mathbf{R}_j^T = \{R_{j1}^T, R_{j2}^T, \dots, R_{jN_R}^T\}$ 表示攻击目标 T_j 所需的资源向量，其中 N_R 为资源种类总数， $R_{jp}^T, p \in \{1, 2, \dots, N_R\}$ 表示第 p 种资源的数量； P^j 为目标 T_j 对单架无人机的毁伤概率， (x_{T_j}, y_{T_j}) 表示目标在任务区域中的位置。

威胁区域集合：无人机在威胁区域飞行有一定风险被摧毁，记第 i 个威胁区域为 $D_i, i \in \{1, 2, \dots, N_D\}$ ，其半径表示为 R_{D_i} ， N_D 为威胁区域个数，对应的威胁大小为 $T_{D_i} \in [0, 100]$ ，威胁区域集合可以表示为 $\mathbf{Z} = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_{N_Z}\}$ ，无人机距离威胁区域圆心越近受到打击的风险越大。

禁飞区域集合：无人机无法在禁飞区域飞行，记第 i 个禁飞区域为 $Z_i, i \in \{1, 2, \dots, N_Z\}$ ，其半径为 R_{Z_i} ，禁飞区域集合可以表示为 $\mathbf{Z} = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_{N_Z}\}$ ， N_Z 为禁飞区域个数。

定义如下两个变量：

1. $\mathbf{R}_T^{ib_k}$ ，表示无人机 $A_i^{b_k}$ 的资源消耗向量 $\mathbf{R}_T^{ib_k} = (R_1^{ib_k}, R_2^{ib_k}, \dots, R_{N_T}^{ib_k})$ ，其中 $R_j^{ib_k} = (R_{j1}^{ib_k}, R_{j2}^{ib_k}, \dots, R_{jn}^{ib_k}), j \in \{1, 2, \dots, N_T\}, R_{jp}^{ib_k}, p \in \{1, 2, \dots, n\}$ 表示无人机 $A_i^{b_k}$ 攻击目标 T_j 所消耗第 p 种类型资源的数量，那么攻击目标 T_j 的资源向量可以表示为：

$$\mathbf{R}_j^{AT} = \sum_{k=1}^{N_b} \sum_{i=1}^{N_{b_k}} \mathbf{R}_j^{ib_k} \quad (3-1)$$

2. \mathbf{x}^{ib_k} ，表示无人机 $A_i^{b_k}$ 的任务分配情况 $\mathbf{x}^{ib_k} = (x_1^{ib_k}, x_2^{ib_k}, \dots, x_{N_T}^{ib_k})$ ， $x_j^{ib_k} = 1$ 表示无人机 $A_i^{b_k}$ 攻击目标 T_j ； $x_j^{ib_k} = 0$ 表示无人机 $A_i^{b_k}$ 不需要攻击目标 T_j ， $x_j^{ib_k}$ 定义如下：

$$x_j^{ib_k} = \begin{cases} 0 & \forall p \in \{1, 2, \dots, n\} \mathbf{R}_{jn}^{ib_k} = 0 \\ 1 & \exists p \in \{1, 2, \dots, n\} \mathbf{R}_{jn}^{ib_k} > 0 \end{cases} \quad (3-2)$$

3.2.3 效能函数

(一) 航行代价

航行代价是异构无人机离线任务规划的一个效能函数，任务规划根据无人机所在基地、攻击目标序列，飞行航迹作为航迹评价值。影响航行代价的因素包括航行距离和航迹的安全性，航行距离决定燃油消耗与完成任务的时间；航迹的安全性是指无人机飞行过程中被摧毁的可能性。

对于任务区域中的任意两个任务点 $a(x_1, y_1)$ ， $b(x_2, y_2)$ 之间的路径 ab 的航行代价记为 C_{ab} ，其评估方法如下所述：

- 1) 当 ab 经过禁飞区域时，无人机发生撞毁，则航行代价为无穷大 $C_{ab} = \infty$ ；
- 2) 当 ab 经过威胁区域时，其航行代价 C_{ab} 为：

$$C_{ab} = d_{ab} \cdot (S_{ab} + 1) \quad (3-3)$$

其中， d_{ab} 表示 ab 两点之间的欧式距离， S_{ab} 为无人机穿越危险地形的风险系数，两者分别表示如下：

$$d_{ab} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (3-4)$$

$$S_{ab} = \begin{cases} 0 & l_{D_i}^{ab} \geq R_{D_i} \\ \sum_{i=0}^{N_D} \frac{T_{D_i} \cdot (R_{D_i} - l_{D_i}^{ab})}{R_{D_i}} & l_{D_i}^{ab} < R_{D_i} \end{cases} \quad (3-5)$$

式中： D_i 表示穿过的威胁区域编号， T_{D_i} 表示威胁区域 D_i 的威胁大小， $l_{D_i}^{ab}$ 表示从威胁源 D_i 的圆心到路径 ab 的距离； R_{D_i} 为威胁区域 D_i 的威胁半径。

单架无人机从基地出发顺次执行多个任务，最后再回到基地可以看成是一个TSP问题，TSP问题的关键之一就是如何获得不同节点之间的路径长度，在无人机任务规划问题中用航行代价代替路径长度。

考虑 N_b 个基地和 N_T 个目标，任务区域中共包含 $(N_b + N_T)$ 个节点，对任务区域进行栅格化，以栅格点为中间节点，然后采用Dijkstra算法得到 $(N_b + N_T)$ 个节点两两间的最短路径。对于无人机需要攻击的目标，通过求解TSP问题，得到无人机从当前基地出发经不同任务点并回到基地之间的航行代价。

如在一个拥有四个任务目标单个基地的任务场景中，首先需要对任务区域进行栅格化，得到中间节点，使用Dijkstra算法计算出节点 $\{b_1, T_1, T_2, T_3, T_4\}$ 两两之间的最短路径，假设无人机 a 需要攻击 T_1, T_2, T_4 三个目标，无人机需要规划出一条路径从基地出发然后以某种顺序攻击三个目标最后再回到基地，在基地和目标之间的飞行代价都已知的情况下，这是一个经典的TSP问题。在本章中由于问题规模较小本文采用遍历搜索得到最优路径，并将其航行代价作为无人机

的航行代价。

无人机 $A_i^{b_k}$ 的攻击目标向量 $\mathbf{x}^{ib_k} = (x_1^{ib_k}, x_2^{ib_k}, \dots, x_{N_T}^{ib_k})$ ，对应的资源消耗向量为 $\mathbf{R}_j^{ib_k} = (R_1^{ib_k}, R_2^{ib_k}, \dots, R_{N_T}^{ib_k})$ ，此时 $A_i^{b_k}$ 的航行距离记为 $S_i^{b_k}$ ，代价为 $F_i^{b_k}$ ，故总的航行代价为：

$$F_{\text{cost}} = \sum_{k=1}^{N_b} \sum_{i=1}^{N_{b_k}} F_i^{b_k} \quad (3-6)$$

(二) 攻击收益

在任务规划中应保证无人机的攻击收益最大化，整个任务规划的攻击收益需要根据火力分配摧毁目标的结果评估。通过攻击收益确保无人机组的武器载荷充分得到利用，摧毁目标的价值最大从而实现攻击收益最大化，在本文中假定每架无人机携带一定数量的资源，摧毁目标也需要一定量的资源，假设任务需要资源种类一共有 N_R ，分别设定如下：

(1) 无人机 $A_i^{b_k}$ 携带资源种类的表示

设无人机 $A_i^{b_k}$ 携带有 N_R 种类型的资源，其资源向量为：

$$\mathbf{R}^{ib_k} = \{R_1^{ib_k}, R_2^{ib_k}, \dots, R_{N_R}^{ib_k}\} \quad (3-7)$$

式中 $R_p^{ib_k}, p \in \{1, 2, \dots, N_R\}$ 表示第 p 种资源的数量。例如 $\mathbf{R}^{ib_k} = \{2, 0, 2, 3\}$ 表示无人机 $A_i^{b_k}$ 装备了类型1、2、4、的资源数量分别为2个，2个，3个，没有装备第三种类型的资源。

(2) 击毁目标 T_j 所需资源表示。

记击毁目标 T_j 所需的弹药量为：

$$\mathbf{R}_j^T = \{R_{j1}^T, R_{j2}^T, \dots, R_{jN_R}^T\} \quad (3-8)$$

式中 N_R 为资源种类总数， $R_{jp}^T, p \in \{1, 2, \dots, N_R\}$ 表示攻击目标所需第 p 种资源的数量。

对于任意一种资源 $p \in \{1, 2, \dots, N_R\}$ 攻击目标 T_j 的所有无人机当前资源的总和满足击毁目标的弹药需求，目标 T_j 则会被完全摧毁，攻击目标 T_j 的无人机的资源向量总和为：

$$\mathbf{R}_j^{AT} = \sum_{k=1}^{N_b} \sum_{i=1}^{N_{b_k}} \mathbf{R}_j^{ib_k} \quad (3-9)$$

若对 $\forall p \in \{1, 2, \dots, N_R\}$ 都有： $R_{jp}^{AT} \geq R_{jp}^T$ ，则目标 T_j 被完全击毁，任务成功， $AT_j = 1$ ；反之 $AT_j = 0$ 。

(3) 任务规划总攻击收益。

任务规划总攻击收益是指在无人机群执行任务时，所有被击毁的目标总收益。如果 $AT_j = 1$ ，则目标 T_j 被完全摧毁，得到目标 T_j 的攻击收益 V_j^T ，反之 $AT_j = 0$ 则无人机不能得到目标 T_j 的攻击收益。总的攻击收益表示为：

$$B_{\text{earn}} = \sum_{j=1}^{N_T} AT_j \cdot V_j^T \quad (3-10)$$

(三) 无人机毁伤代价

假设任意一个任务目标对无人机均有一定的攻击能力，在这种情况下无人机在攻击敌方目标时有被目标毁伤的概率，因此在进行任务规划时需要评估无人机的毁伤代价。假设不同的目标对无人机造成的伤害不同，目标 T_j 对单架无人机的毁伤概率为 P^j 。若无人机 $A_i^{b_k}$ 单独进攻目标 T_j ，则无人机 $A_i^{b_k}$ 攻击完目标 T_j 后的毁伤概率 $P_{ib_k}^j = P^j$ 。若无人机 $A_i^{b_k}$ 与其他 $h-1$ 架无人机一同攻击目标 T_j ，目标造成的伤害将会均匀分摊到每架无人机此时无人机 $A_i^{b_k}$ 的毁伤概率 $P_{ib_k}^j = \frac{P^j}{h}$ ，那么对于 $\forall j \in \{1, 2, \dots, N_T\}$ 目标 T_j 对无人机 $A_i^{b_k}$ 的毁伤概率为：

$$P_{ib_k}^j = x_j^{ib_k} \frac{P^j}{\sum_m^{N_{b_k}} \sum_n^{N_T} x_j^{ib_k}} \quad (3-11)$$

假设无人机攻击多个目标的毁伤情况是相互独立的，那么当无人机 $A_i^{b_k}$ 执行完所有的任务之后总的生存 $P_{ib_k}^S$ 为：

$$P_{ib_k}^S = \prod_{j=1}^{N_T} \left(1 - x_j^{ib_k} \cdot \frac{P^j}{\sum_m^{N_{b_k}} \sum_n^{N_T} x_j^{ib_k}} \right) \quad (3-12)$$

那么 N_V 架无人机执行完所有任务后总的毁伤代价为：

$$D_{cost} = \sum_{k=1}^{N_b} \sum_{i=1}^{N_{b_k}} V_i^{b_k} \cdot (1 - P_{ib_k}^S) \quad (3-13)$$

式中 $V_i^{b_k}$ 为无人机 $A_i^{b_k}$ 的价值。

3.2.4 模型建立

在本章建立的异构多无人机离线任务规划需要考虑无人机的航程，生存概率，约束条件如下：

1. 航行距离约束，无人机的飞行距离要小于无人机的最大航程。

$$S_i^{b_k} \leq L_i^{b_k}, \forall k \in \{1, 2, \dots, N_b\}, i \in \{1, 2, \dots, N_v^{b_k}\} \quad (3-14)$$

2. 生存概率，每架无人机的生存概率要大于最小生存概率。

$$P_{ib_k}^S \geq P_{ib_k}^{S_0}, \forall k \in \{1, 2, \dots, N_b\}, i \in \{1, 2, \dots, N_v^{b_k}\} \quad (3-15)$$

3. 资源分配，没有进攻的目标不需要分配资源，且无人机消耗的资源总和小于自身携带的资源。

$$x_j^{ib_k} = x_j^{ib_k} \cdot R_j^{ib_k} \quad (3-16)$$

$$\sum_{j=1}^{N_T} R_j^{ib_k} \leq R^{ib_k} \quad (3-17)$$

考虑整个任务规划过程中无人机群执行任务的总航行代价、攻击收益以及无人机群的毁伤代价，建立综合任务效能函数，表示为：

$$F = \lambda_1 B_{\text{earn}} - \lambda_2 F_{\text{cost}} - \lambda_3 D_{\text{cost}} \quad (3-18)$$

式中, F 表示整个任务规划效能函数, $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 分别是攻击收益 B 、航行代价 F_{cost} 以及毁伤代价 D_{cost} 的系数。

3.3 基于并行 GAPSO 的异构多无人机任务规划模型求解算法

在 3.2 节中建立了多无人机离线任务规划模型, 这是一个 MILP 模型, 模型的搜索空间会随着问题规模的扩大而急剧扩大, 这是一个多维 NP 问题, 使用传统的求解算法在短时间内找到最优的任务规划策略特别困难。因此, 本文采用启发式算法来求解模型。

目前常用的启发式算法主要有遗传算法(GA)、粒子群算法(PSO)、蚁群算法(ACO)^[54]等。GAPSO 算法^[55]是一种将 GA 和 PSO 两种启发式算法结合起来的组合优化算法, GAPSO 算法借鉴 PSO 的思想, 在 GA 中增加一个局部优化算子, GAPSO 算法中保留了 PSO 算法中个体极值和全局极值的概念, 在进化的过程中使用 GA 算法的选择交叉算子生成新的后代, 替代 PSO 算法中迭代产生后代的过程, 这样操作避免了 PSO 算法中的基本参数设定, 同时又保留了 GA 算法中对于新解的搜索能力。为了进一步提高算法的收敛速度, 本文在 GAPSO 基础上引入了并行设计。

3.3.1 GAPSO 算法

标准 PSO 算法步骤

1955 年 Kennedy 和 Eberhart 对模拟鸟群的模型进行了改正, 提出了粒子群优化算法(PSO)^[53], 使粒子能够在解空间中飞行并最终降落在最优解处。在 PSO 算法中优化问题变量的定义域称为解空间, 解空间内任意一个解称为 PSO 算法中的“粒子”。对于任意一个粒子在解空间中都存在唯一一个与之对应的解, 通过适应度函数值来评价解的优劣, 在 PSO 算法中, 除了记录每个“粒子”当前的位置外, 还包括到目前为止粒子曾经到达的最佳适应值, 以及整个种群中所有粒子的历史最佳适应值。每个迭代周期对粒子的位置进行更新, 粒子下一周期的位置与当前位置, 粒子历史最优位置以及整个种群的历史最优位置有关。PSO 初始时刻所有“粒子”初始化为随机粒子, 即随机的初始解。然后每个粒子参考自己的历史最优位置和整个种群的历史最优位置在解空间中搜索, 不断迭代直到整个种群收敛到同一个解或者达到最大迭代次数。

假设在 PSO 算法搜索空间维度为 N , 整个种群有 m 个粒子, 第 t 个迭代周期粒子 i 在解空间的位置可以用向量 $\mathbf{X}_i^t = [x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{iN}^t]^T$ 表示, 其中 $i \in \{1, 2, \dots, m\}$, 粒子 i 的历史最优位置记为 $\mathbf{P}_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iN}]^T$, 整个种群的历史最优位置记为 $\mathbf{P}_g = [p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gN}]^T$ 。第 t 个决策周期粒子 i 的飞行速度为 $\mathbf{V}_i^t = [v_{i1}^t, v_{i2}^t, \dots, v_{iN}^t]^T$ 。式(3-19), (3-20)为粒子的速度和位置调整更新公式:

$$v_{id}^{t+1} = w \cdot v_{id}^t + c_1 \cdot r_1 \cdot [p_{id} - x_{id}^t] + c_2 \cdot r_2 \cdot [p_{gd} - x_{id}^t] \quad (3-19)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1} \quad (3-20)$$

式中 $1 \leq i \leq m, 1 \leq d \leq N$, c_1, c_2 为常数, 称为加速系数, 一般取 $c_1 = c_2 = 1$; r_1, r_2 为 $[0,1]$ 之间的随机数, 用于控制 PSO 寻找新解的搜索能力; w 称为惯性因子, 粒子沿原来速度与方向惯性的, 一般取 0.1 到 0.9 之间的数。在迭代过程中, 限制粒子的速度向量在 $[-V_{max}, V_{max}]$ 区间内, 以防止粒子飞出解空间; 而粒子的位置向量在区间 $[X_{min}, X_{max}]$ 内, X_{min} 和 X_{max} 表示解空间的边界, 一般由实际问题决定, V_{max} 通常选为 $k \cdot X_{max}$, 其中 $0.1 \leq k \leq 1.0$ 。

按 PSO 的思想, 算法的具体实施步骤如下:

步骤 1: 根据问题的实际情况进行分析, 确定解空间的大小、粒子位置和速度的范围 $[X_{min}, X_{max}]$ 和 $[-V_{max}, V_{max}]$, 选择合适方式初始化 m 个粒子的初始位置 X_i^0 及飞行速度 V_i^0 ($i = 1, 2, \dots, m$) 并计算出每个粒子相应的适应度 F_i , 同时设定参数 w , 并令 $p_{id} = X_i^0$, $p_{gd} = \arg(\max(V(X_i^0)))$ 规定种群最大迭代次数。

步骤 2: 对于粒子 i ($i = 1, 2, \dots, m$) 确定粒子的最优位置为 $P_i = X_i^t$, 对应的适应度为 $F_{best} = F_i$; 从粒子群中找出全局最优粒子, 令其位置为 p_g , 对应的适应度为 G_{best} 。

步骤 3: 对所有粒子执行如下操作

1) 按式(3-19), (3-20)更新所有粒子的速度、位置, 同时计算其适应度 F_i 。

2) 如果 $F_i > F_{best}$, 则令 $P_i = X_i^t$, $P_{best} = F_i$ 。如果 $F_i > G_{best}$, 则令 $P_g = X_i^t$, $G_{best} = F_i$

步骤 4: 若最佳适应度几乎不再变化或达到最大迭代次数, 则停止; 否则, 跳至步骤 3。

GAPSO 算法步骤

在遗传算法中加入一个局部优化算子, 用粒子群算法来对遗传算法进行提高, 从式(3-19), (3-20)中可以看出, PSO 算法是主要是通过共享最佳适应度和个体历史信息来进行自学习搜索的。个体进行提高以后, 再使用遗传算法中的选择算子、交叉算子和变异算子, 产生更加优秀的下一代。通过这种操作将遗传算法和粒子群算法结合, 新的算法既保留了遗传算法强大的全局搜索能力, 同时又引进了粒子群算法中的个体自学习思想。引入 PSO 算法后充分利用了被遗传算法所忽略了的种群和个体的自信息, 加快了算法的搜索能力和自学习能力, 融合了两种算法的优点, 相较于 GA 和 PSO 算法 GAPSO 的收敛速度更快, 最终解的性能也更好。

GAPSO 算法的操作主要包括三个部分: 局部提高算子、选择交叉算子、变异算子。首先根据实际问题设定和编码, 并初始化参数。流程图如图 3.3 所示。

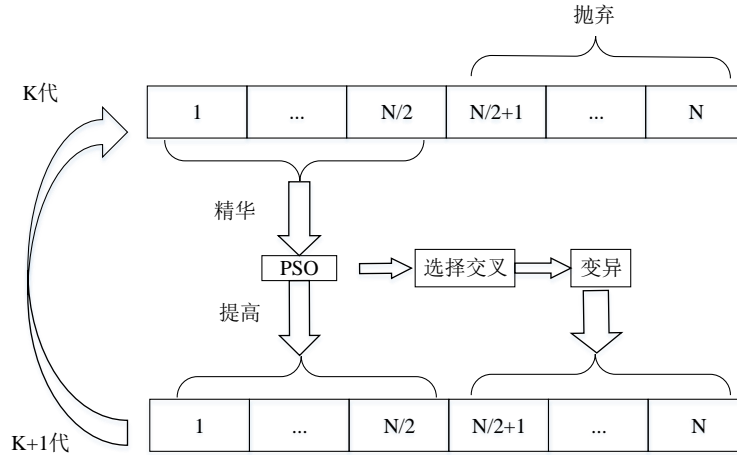


图 3.3 GAPSO 算法流程

在图 3.3 所示流程图中，种群中包括共 N 个“个体”，在 GA 中“个体”被看成是染色体，在 PSO 中“个体”被看成是粒子。在每个迭代周期中，首先对所有粒子的适应值进行排序，将前 $N/2$ 的个体采用 PSO 算法进行提高，对提高后的个体进行选择交叉变异再产生另外一半的个体，直到迭代周期结束将种群中适应值最优秀的个体表达的解作为算法最终的解。

1) 提高算子：在每个迭代周期，计算出所有个体的适应值大小，根据适应值的大小对种群中所有个体进行排序，将适应值前一半的个体选择出来，作为提高个体。采用 PSO 算法，对这些个体进行提高，通过 3.2 节中基础 PSO 算法实现。将这些经过 PSO 算法提高的个体作为优秀个体，直接进入下一代，同时淘汰掉没有进行提高的个体。

2) 选择交叉算子：将提高算子中选出来的 $N/2$ 个个体作为父母，使用竞标赛规则选取父代，采用两点交叉进行交叉，产生另外一半个体。

3) 变异算子：在选择交叉算子产生 $N/2$ 个个体基础上，对所有个体进行变异操作，这里采用固定的变异率，得到剩下的 $N/2$ 个个体。

3.3.2 基于 GAPSO 的异构多无人机任务规划算法设计

为了加快算法的收敛速度，采用 GA 粗粒度并行方法将并行设计引入 GAPSO 算法，并行 GAPSO 算法将初始种群平均分割 N_p 个子种群，各子种群按照 3.2.1 节中的 GAPSO 算法单独进行迭代进化，每经过一定的迭代代数，每个子种群将自己的最优粒子发送给相邻的子种群，并将相邻子种群中发送过来的粒子替代子种群中最差粒子，通过这种操作引入了其他子种群的优秀基因，丰富了种群基因的多样性。并行 GAPSO 算法通过多个子种群的并行运算和基因迁移，提高了算法的收敛速度，图 3.4 为算法流程图。

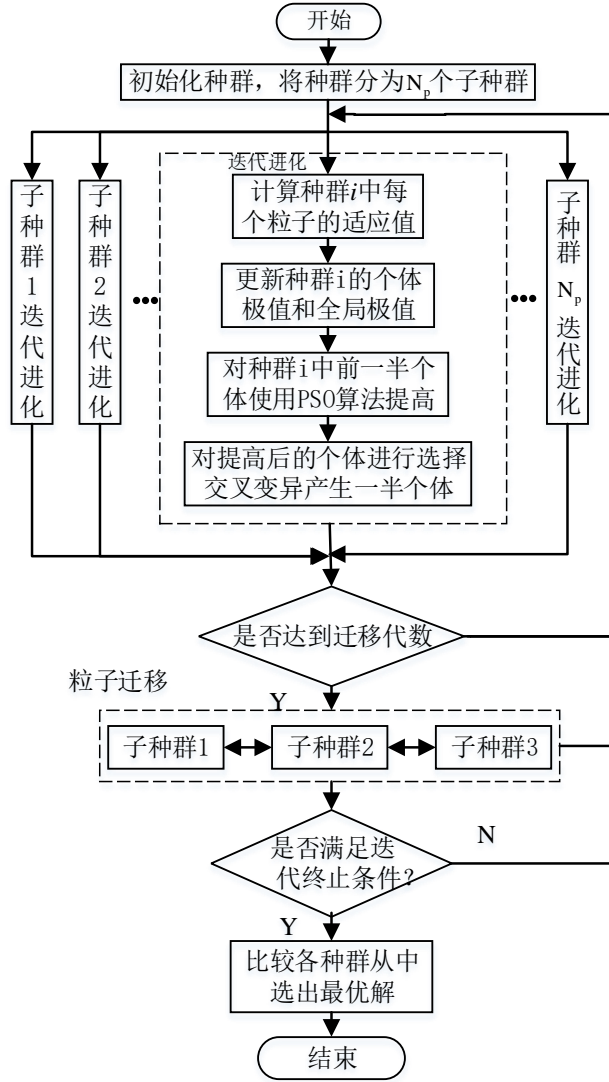


图 3.4 并行 GAPSO 算法流程

首先设计任务规划的编码和解码, 对于无人机 $A_i^{b_k}$ 的资源消耗情况进行整数编码 $\mathbf{R}_T^{ib_k} = (R_1^{ib_k}, R_2^{ib_k}, \dots, R_{N_T}^{ib_k})$ 。其中 $R_j^{ib_k} = (R_{j1}^{ib_k}, R_{j2}^{ib_k}, \dots, R_{jn}^{ib_k})$, $j \in \{1, 2, \dots, N_T\}$, $R_{jp}^{ib_k}$, $p \in \{1, 2, \dots, n\}$ 表示无人机 $A_i^{b_k}$ 攻击目标 T_j 所消耗第 p 种类型资源的数量。如在两个基地中各1架无人机, 资源种类数为3, 任务目标数为3, 某个粒子任务分配编码和解码如表3.1所示。

表 3.1 并行 GAPSO 算法某粒子的编码和解码

	UAV	T_1	T_2	T_3	T_4
编码	$A_1^{b_1}$	(1,1,1) (0,0,0) (0,1,1) (0,2,0)			
	$A_1^{b_2}$	(0,0,0) (1,2,0) (2,0,1) (1,0,2)			
解码	$A_1^{b_1}$	(1,1,1)	(0,0,0)	(0,1,1)	(0,2,0)
	$A_1^{b_2}$	(0,0,0)	(1,2,0)	(2,0,1)	(1,0,2)

从表 3.1 中可以看出无人机 $A_1^{b_1}$ 攻击目标 T_1, T_3, T_4 ; $A_1^{b_2}$ 攻击目标 T_2, T_3, T_4 ; 在确定攻击目标后, 需要根据路径选择出无人机攻击目标的先后顺序, 不妨设无人机 $A_1^{b_1}$ 攻击顺序为 $T_1 \rightarrow T_3 \rightarrow T_4$; 无人机 $A_1^{b_2}$ 攻击顺序为 $T_2 \rightarrow T_3 \rightarrow T_4$ 。那么该方案的攻击顺序为, 无人机 $A_1^{b_1}$ 先单独攻击目标 T_1 消耗资源(1,1,1), 再与无人机 $A_1^{b_2}$ 协同攻击目标 T_3 消耗资源(0,1,1), 最后攻击目标 T_4 消耗资源(0,2,0)。无人机 $A_1^{b_2}$ 则先单独攻击目标 T_2 消耗资源(1,2,0), 再与无人机 $A_1^{b_1}$ 协同攻击目标 T_3 消耗资源(2,0,1), 最后攻击目标 T_4 消耗资源(1,0,2)。结合 3.2.3 小节内容计算该分配方案下的总航行代价 F_{cost} , 攻击总收益 B_{earn} , 以及总的毁伤代价 D_{cost} , 并由式(3-18)计算出评价函数作为该粒子的适应值。

3.4 仿真分析

为了验证异构多无人机任务规划模型及其算法的有效性, 本节针对位于两个机场(b_1, b_2)携带一定资源的四架无人机, 对 $200\text{km} \times 200\text{km}$ 范围内的 8 个敌方进行攻击, 无人机从基地出发完成打击目标的任务后回到基地, 要求无人机最小生存概率 $P_{so} = 50\%$ 。

任务场景中无人机的位置, 携带资源以及价值和巡航距离如表 3.2 所示, 表 3.3 为设定任务目标信息, 表 3.4 为威胁区域信息, 表 3.5 为禁飞区域信息, 目标及威胁区域的地理分布如所图 3.5 示, 图中 B 表示无人机机场, T 表示目标, Z 表示禁飞区域, D 表示威胁区域。

表 3.2 机场位置和无人机属性表

无人机编号	机场	位置(km)	携带资源 R	价值	最长巡航距离(km)
A_1^1	B ₁	(-100,0)	(2,2,2)	5	600
A_2^1			(2,2,2)	5	500
A_1^2	B ₂	(-100,200)	(2,2,3)	6	550
A_2^2			(3,3,3)	6	700

表 3.3 任务目标属性表

目标编号	位置(km)	攻击资源 \mathbf{R}	价值	杀伤概率%
T ₁	(30,30)	(1,0,1)	5.5	10
T ₂	(60,140)	(0,1,3)	7.5	15
T ₃	(130,70)	(1,0,1)	6	10
T ₄	(140,90)	(1,1,0)	5	10
T ₅	(180,100)	(1,2,1)	5.5	10
T ₆	(80,100)	(2,1,0)	6	10
T ₇	(120,110)	(2,1,1)	7	15
T ₈	(190,140)	(1,2,3)	9	20

表 3.4 威胁区域属性表

威胁区域	圆心位置(km)	威胁半径(km)	威胁大小
D ₁	(50,75)	20	8
D ₂	(120,40)	30	5.5
D ₃	(150,150)	30	6.5

表 3.5 禁飞区域属性表

禁飞区域	圆心位置(km)	禁飞半径(km)
Z ₁	(30,120)	25
Z ₂	(80,30)	25
Z ₃	(180,70)	25
Z ₄	(100,170)	40

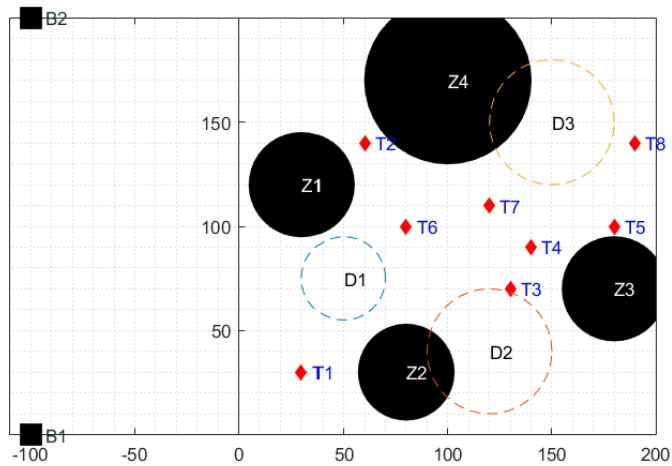


图 3.5 仿真实例示意图

基于上述假定数据，在仿真过程中设算法的种群大小为 800，最大迭代次数为 200 代，将种群分为 8 个子种群，每个子种群包含 100 个个体。采用并行 GAPSO 算法进行求解，解出的最优个体编码为(100111100001010)，对其进行解码后得到的任务规划方案如图 3.6 所示，所有无人机总航程变化曲线如图 3.7 所示，无人机群摧毁目标数如图 3.8 所示，从图 3.6 中可以看出，4 架无人机能够成功避开所有威胁区和禁飞区域，对任务区域中的所有目标执行攻击任务，各架无人机攻击目标顺序和相应消耗的资源如表 3.6 所示。

表 3.6 任务规划结果

无人机	目标和火力分配方案	航行代价/km	生存概率%
A_1^1	$T_1(1,0,1) \rightarrow T_4(1,1,0) \rightarrow T_8(0,1,1)$	620.43	70
A_2^1	$T_3(1,0,1) \rightarrow T_5(1,2,1)$	424.39	80
A_1^2	$T_2(0,1,3) \rightarrow T_6(2,1,0)$	410.09	65
A_2^2	$T_7(2,1,1) \rightarrow T_8(0,1,2)$	580.98	65

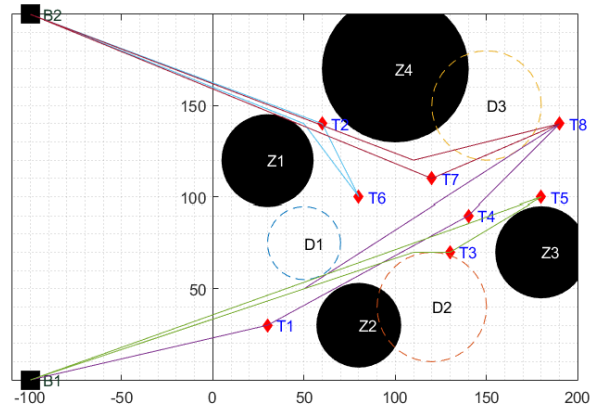


图 3.6 无人机执行任务路径图

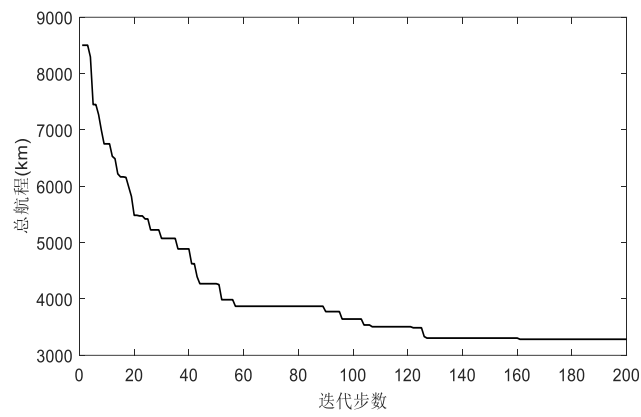


图 3.7 总航程变化曲线

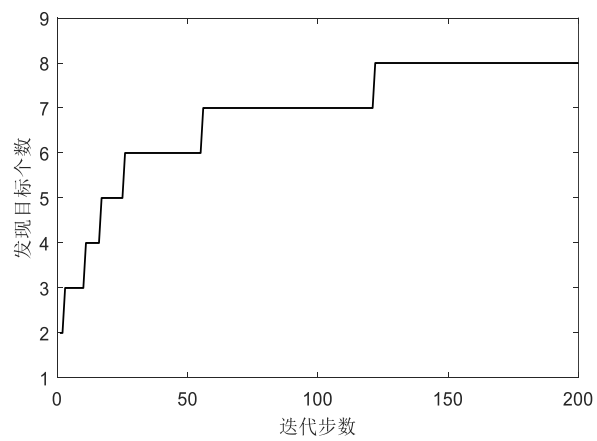


图 3.8 成功摧毁目标架数

仿真结果表明,在使用并行 GAPSO 算法求解本文建立的多无人机离线任务规划模型时,能够在满足无人机自身约束条件的基础上,充分利用了各架无人机的携带资源,规划出能够避开禁飞地形和威胁区域的航行轨迹,无人机在完成任务之后生存概率均高于最低生存概率,验证了模型的合理性和算法的有效性。

3.5 本章小结

本章在无人机对任务区域进行详细搜索获得任务区域环境信息和目标信息的基础上,建立了异构多无人机离线任务规划模型,模型充分考虑了战场地形与危险区域,摧毁目标需求资源,目标对无人机的毁伤概率,无人机自身的资源,无人机航程航程等问题,所建模型能够描述单架无人机按最优顺序攻击多个目标以及多架无人机协同攻击单个目标,并针对模型的特点提出一种基于并行 GAPSO 的模型求解算法,最后设计了详细的仿真验证了算法的有效性。

第四章 异构多无人机在线任务规划

在离线任务规划中需要完整的环境信息，目标信息，这些信息的获取非常困难，且实际的战场环境是变化莫测的，目标的位置价值、环境信息是动态的，随时都有可能出现突发状况，目标的位置也随时可能出现变动，搜索所获得的信息是具有时效性的。

为了有效应对环境的动态变化，本章针对未知环境下的异构无人机在线任务规划问题，考虑无人机携带资源和摧毁目标所需资源，采用了一种组建联盟的方式来完成打击任务，联盟考虑了无人机资源约束，通过 Dubins 路径协调航迹实现联盟同时攻击目标，在此基础上建立了组建联盟的多目标优化模型，并提出了一种并行带精英策略的非支配排序遗传算法(NSGA-II)求解模型，通过具体的仿真实验验证了模型的合理性以及算法的实时性。

4.1 异构多无人机在线任务规划问题描述

如图 4.1 所示，假设在一片未知区域中共有 N_T 个静止目标，摧毁目标需要消耗一定的资源，目标的位置信息以及摧毁目标所需要的资源均未知，使用 N_v 架携带一定资源的异构无人机对目标进行搜索和打击，在本章中无人机的异构特性主要体现在它们的性能（包括巡航速度，最小转弯半径，传感器探测范围等）不同，以及不同无人机自身携带不同种类和数量的任务资源。

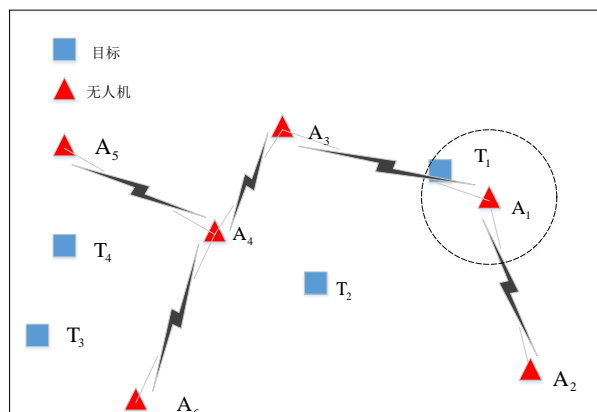


图 4.1 异构无人机在线任务规划示意图

记第 i 架无人机为 $A_i (i = 1, 2, \dots, N_v)$ ，假设在执行任务中需要使用到 n 种不同类型的任务资源，无人机 A_i 当前携带的资源向量用 \mathbf{R}_i^A 表示：

$$\mathbf{R}_i^A = (R_{i1}^A, R_{i2}^A, \dots, R_{in}^A) \quad (4-1)$$

式中， $R_{ip}^A, p \in \{1, 2, \dots, n\}$ 表示无人机 A_i 所携带的第 p 种任务资源的数量。资源向量 \mathbf{R}_i^A 中的资源可以是武器的种类和传感器，通过资源向量可以系统的描述无人机的异构属性；记无人机 A_i 传感器探测距离为 R_s^i ，

记第 j 架无人机为 $T_j (i = 1, 2, \dots, N_T)$, 无人机摧毁目标 T_j 所需的资源向量为:

$$\mathbf{R}_j^T = (R_{j1}^T, R_{j2}^T, \dots, R_{jn}^T) \quad (4-2)$$

在本文中为了简化搜索模型, 假定当无人 A_i 与目标 T_j 之间的距离在 A_i 的传感器探测距离 R_s^i 之内无人机将会发现目标 T_j , 获得目标 T_j 的所在位置以及摧毁 T_j 所需的资源向量。

对于异构多无人机在线任务规划由于环境信息和目标信息是完全未知的, 无人机首先需要任务区域展开搜索, 设无人机发现目标后能直接获得目标的位置和摧毁目标所需的资源数。当无人机发现目标时, 无人机自身携带的武器资源无法满足摧毁目标需求, 无人机则需要以广播的形式将目标的信息发送给其他无人机寻求其他无人机的帮助。

多无人机在线任务规划系统可看作是多个 Agent 系统, 在多个 Agent 系统中, 当单个 Agent 不能独自有效的完成任务时, 就需要联合其他 Agent 组成联盟来共同完成指定任务。联盟一个多 Agent 的组成的集合, 目的是为了完成某个共同任务。在本章中无人机通过组建联盟实现任务分配, 由于无人机的飞行速度较快, 无人机在发现目标后要尽可能快的完成联盟组建并摧毁目标, 这种动态的任务分配对联盟组建算法的实时性要求非常高。

4.2 基于联盟组建的异构多无人机在线任务规划设计

4.2.1 组建联盟流程

在异构多无人机在线任务规划问题中, 目标信息和环境信息都是未知的, 要完成目标的打击需要知道目标位置信息和摧毁目标所需资源。首先无人机需要对任务区域进行搜索寻找目标, 假定无人机 A_i 的传感器探测距离为 R_s^i , 当目标与无人机 A_i 之间的距离小于 A_i 的探测距离 R_s^i 就会被发现, 假定无人机发现目标后可以获知目标所在位置以及摧毁目标需的资源向量, 图 4.2 为无人机 A_i 发现目标 T_j 后组建联盟流程图。

如图 4.2 所示, 当无人机 A_i 发现了目标 T_j 后, 获得摧毁目标所需资源向量 \mathbf{R}_j^T , 首先需要判自身的资源向量能否满足摧毁目标需求, 若能够满足那么 A_i 将独自完成对目标的攻击, 攻击完成之后继续进行搜索任务。若仅靠 A_i 自身携带的资源无法摧毁目标 T_j , 那么 A_i 将会向其他所有无人机发送广播, 告知目标 T_j 的位置和资源信息 \mathbf{R}_j^T , 通过组建联盟联合其他无人机来完成对目标 T_j 的打击。

当无人机 $A_k, k \neq i$ 接收到 A_i 广播的组建联盟提议之后, 若自身处于空闲状态(搜索状态), 那么首先对照自身所携带的资源, 若存在摧毁目标所需资源的任意一种的话, 则计算出自身通过 Dubins 最短路径到达目标 T_j 所在位置需要时间 λ_k , 并将 λ_k 和自身资源向量 \mathbf{R}_k^A 发送给无人机 A_i , 由无人机 A_i 来根据最早到达时间和资源向量来选择合适的无人机组成联盟。

A_i 接收到其他无人机返回的信息后, 需要从返回信息的无人机中选择合适的无人机组建联盟, 选择无人机组建联盟的过程是一个优化的过程, 需要考虑如下目标和约束:

1. 最短时间内完成对目标的打击, 完成任务后将联盟无人机投入到下一步工作中去, 减

少整体任务时间；

2. 联盟包含最少架无人机；
3. 要求联盟成员所携带的资源总和满足摧毁目标资源需求；
4. 联盟所有成员同时对目标发起攻击。

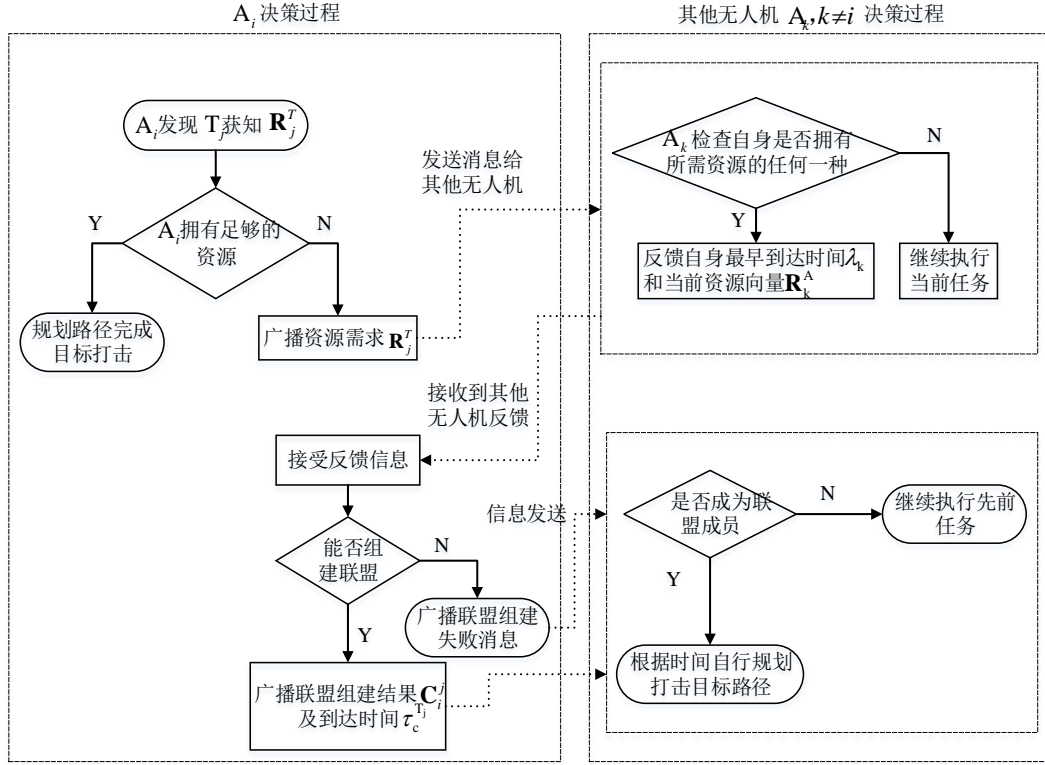


图 4.2 组建联盟流程图

4.2.2 冲突消解机制

当多架无人机或单架无人机发现多个目标时，哪架无人机围绕哪个目标组建联盟会产生冲突，本文通过引入令牌数优先级可以有效的避免这样情况。

对每架无人机分配一个令牌数来表示在选择目标时的优先级别，记无人机 A_i $i \in \{1, 2, \dots, N_v\}$ 所拥有的令牌数为 TN_i^A ，无人机的令牌数越大无人机的优先选择权就越大，一般携带资源多，攻击能力强的无人机分配的令牌数多，当多架无人机同时发现同一个目标时，由令牌数最多的无人机将会成为联盟长机。

对每个目标设定一个令牌数来表示目标的重要程度，记目标 T_j $j \in \{1, 2, \dots, N_T\}$ 的令牌数为 TN_j^T ，当单架无人机同时发现多个目标时，无人机有优先选择令牌数多的目标，对其组建攻击联盟。

当多架无人机同时发现多个目标时，需要综合利用无人机令牌数和目标的令牌数来消解冲突。例如，假设在任务场景中有 4 架无人机 A_1 、 A_2 、 A_3 、 A_4 ，2 个目标 T_1 、 T_2 ，无人机分配令牌数情况为 $TN_1^A > TN_2^A > TN_3^A > TN_4^A$ ，目标分配令牌数情况为 $TN_1^T > TN_2^T$ 。若 A_1 侦察到 T_1 的同时 A_3 侦察到 T_2 ，由于 $TN_1^A > TN_3^A$ ， A_1 的令牌数多那么 A_1 成为长机， A_2, A_3, A_4 作为联盟候选成员。记以无人机 A_i 为长机对打击目标 T_j 组建的联盟为 C_j^i ，若由 A_1 为长机对目标 T_1 组建的联盟 $C_1^1 = \{A_1, A_2\}$ 。若 A_1 同时发现目标 T_1 、 T_2 ，与此同时， A_3 也发现目标 T_1 、 T_2 。 $TN_1^A > TN_3^A$ ， A_1 优先组建联盟，此时 A_1 作为长机，它需要在所发现的目标 T_1 、 T_2 中挑选出一个目标作为打击对象，由于 T_1 的令牌数 TN_1^T 大于 T_2 的令牌数 TN_2^T ，那么 T_1 优先被打击，即首先由 A_1 作为长机组建联盟 C_1^1 完成对 T_1 的打击，然后才让 A_3 作为长机组建联盟 C_2^3 完成对 T_2 的打击。

4.2.3 协同打击策略

在本章建立的异构无人机在线任务规划中要求联盟所有成员同时到达目标点，对目标发起攻击，针对这一问题，本文基于 Dubins 曲线设计联盟成员同时攻击策略，具体如下：记无人机 A_i 针对目标 T_j 组建联盟，所建联盟记为 C_j^i ，设定联盟到达时间为 $\tau_c^{Tj} = \max_{A_k \in C_j^i} \lambda_k$ ， A_i 将 τ_c^{Tj} 发送给所有联盟成员。当联盟成员收到联盟达时间 τ_c^{Tj} 后，自行采用 Dubins 曲线来调整飞行路线，按照规定时间到达目标点。

Dubins 曲线包括一段圆弧和一段直线，圆弧的半径 r 为 Dubins 曲线的半径，Dubins 路径的长度与半径 r 成正比关系，如图 4.3 所示当给定无人机的位置和航行以及目标点之后有两种 Dubins 路径，长 Dubins 路径(图 4.3 D_l^1, D_l^2)和短 Dubins 路径(图 4.3 D_s^1, D_s^2)。对短 Dubins 路径而言，当半径 r 大于无人机与目标之间的距离时将无法到达目标，记无人机与目标之间的距离为 d 短 Dubins 路径能够表达的最长航程

$$\max(D_l) = \pi d \quad (4-3)$$

对于长 Dubins 路径而言，无论半径 r 多大均能到达目标点。由于短 Dubins 路径存在不能规划的长度，因此本文采用长 Dubins 来规划无人机攻击目标航迹，协调到达目标时间，使联盟所有无人机能够同时达到目标点。

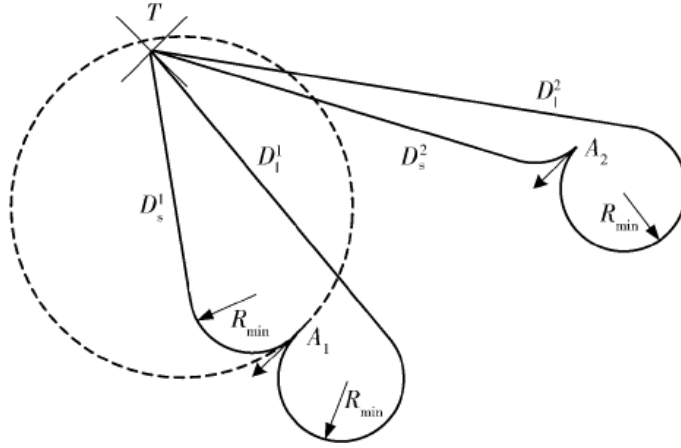


图 4.3 长短 Dubins 路径对比

4.2.4 组建联盟多目标优化型建立

当无人机 A_i 接收到其他无人机的反馈信息后，需要根据各架无人机的反馈信息选择合适的无人机作为联盟成员组建联盟。记所有返回信息的候选无人机集合为 Λ ，联盟候选无人机 $A_k, A_k \in \Lambda$ 的最早到达时间为 λ_k 。无人机 A_i 对目标 T_j 攻击组成的联盟记为 $C_j^i, C_j^i \subseteq \Lambda$ 。从候选无人机集合 Λ 中选择出合适的无人机组成联盟 C_j^i 是一个组合优化问题，本文主要考虑了如下约束条件和优化目标。

(1) 资源约束

要完成对目标的打击，对于任意一种资源 $p, p \in \{1, 2, \dots, n\}$ ，联盟成员的总和要大于打击目标所需资源即：

$$\sum_{k \in C_j^i} R_{kp}^A \geq R_{jp}^T, p = 1, 2, \dots, n \quad (4-4)$$

(2) 快速完成目标打击

联盟中的各架无人机通过调节 Dubins 路径的半径来协调达到目标时间，实现同时到达目标所在位置，一起对目标发起攻击。整个联盟的到达时间是由联盟中最晚到达的无人机所决定的，联盟 C_j^i 到达时间可以表示为：

$$\tau_c^{T_j} = \max_{k \in C_j^i} \lambda_k \quad (4-5)$$

(3) 联盟规模最小化

联盟包含最少架无人机，可以空闲出更多的无人机进行其他任务，加快任务进程，用 $|C_j^i|$ 表示联盟 C_j^i 中无人机的架数。

综上组建联盟优化模型可以表示为：

$$\min_{C_j^i \subseteq \Lambda} \max_{A_k \in C_j^i} \lambda_k \quad (4-6)$$

$$\min_{C_j^i \in A} |C_j^i| \quad (4-7)$$

$$\text{st: } \sum_{k \in C_j^i} R_{kp}^A \geq R_{jp}^T, p = 1, 2, \dots, n \quad (4-8)$$

其中式(4-6)表示联盟到达的时间最短, 式(4-7)表示联盟包含最少架无人机, 式(4-8)表示联盟资源约束。

4.3 基于并行 NSGA-II 的多目标优化模型求解

异构多无人机在线任务规划问题面临的挑战之一在于其算法的实时性。4.2 节所建立的模型是一个多目标组合优化模型。可以看出, 算法的复杂度随着问题的规模的扩大而急剧变大, 一般的算法求解速度无法满足实时性的要求, 因此本文提出了一种实时性好的多目标优化来求解模型。

对于多目标组合优化算法, NSGA-II 通过引入的快速非支配排序算法, 拥挤度比较算子和精英保留机制, 提高了算法的求解速度。本文在此基础上参考了 GA 的粗粒度模型, 引入了并行设计的方法进一步加快了算法运行速度。

4.3.1 多目标优化的基本概要

单目标优化的目标函数只有一个, 使目标函数最大或者最小对应的解就是最优解。对于多目标优化其目标函数有多个, 最优解的定义无法像单目标优化一样。通常不存在某个解对于所有目标函数都是最优的, 对于多目标优化, 目标时寻找一个解集称为 Pareto 最优解集^[56], 下面给出数学定义^[57]。

针对一般的多目标优化问题, 假设决策变量数为 n , 目标函数个数为 k , 约束个数为 m :

$$\text{Maximize } \mathbf{y} = f(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x})) \quad (4-9)$$

$$\text{st. } \mathbf{e}(\mathbf{x}) = ((e_1(\mathbf{x}), e_2(\mathbf{x}), \dots, e_m(\mathbf{x}))) \leq 0 \quad (4-10)$$

其中 \mathbf{x} 为 n 维决策向量, \mathbf{y} 为目标函数向量, $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in X$, $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n) \in Y$, X 为搜索空间, Y 为目标函数值域, $\mathbf{e}(\mathbf{x}) \leq 0$ 为约束条件。

从数学角度来看, Pareto 最优于的观念可以描述如下: 对于任意的两个解 a, b , a 支配 b ($a \succ b$) 当且仅当:

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, k\}: f_i(a) \geq f_i(b) \quad (4-11)$$

$$\exists j \in \{1, 2, \dots, k\}: f_j(a) > f_j(b) \quad (4-12)$$

没有被其他向量支配的决策向量称为非支配解, 每一个非支配解都是多目标问题的一个最优解, Pareto 最优解集就是搜索空间中所有非支配解的集合。

4.3.2 NSGA-II 算法简介

1995 年, Srinivas 和 Deb 提出了非支配排序遗传算法 (NSGA) ^[58]。这是一种求解多目标

优化问题 Pareto 最优解集的遗传算法，该算法在许多多目标优化问题上得到了应用，NSGA 在普通的遗传算法的基础上，通过非支配分层对多目标优化问题的解进行了分级，引入适应度共享策略，加强了种群的多样性，使解能够均匀分布在准 Pareto 面上。

2000 年，Deb 在 NSGA 的基础上提出了改进算法——精英策略的非支配排序遗传算法 (NSGA-II)^[59]。NSGA-II 进行了三个方面的改进：①引入快速非支配排序算法，计算复杂度将至 $O(mP^2)$ ；②引入精英保留机制；③采用拥挤度比较算子。NSGA-II 进一步提高了算法的计算速度和鲁棒性。

NSGA-II 算法的基本步骤如下：

步骤(1)：初始化种群产生 P 个个体，对整个种群进行非支配排序，然后进行选择交叉变异操作的到第一代种群；

步骤(2)：第二代开始将父代种群与子代种群合并，并进行非支配排序，计算拥挤度，并从中选出合适的个体组成新的父代种群；

步骤(3)：对生成的父代种群进行选择、交叉、变异产生下一代，达到停止条件则结束算法否则转向步骤(2)。

相应的程序流程图如图 4.4 所示。

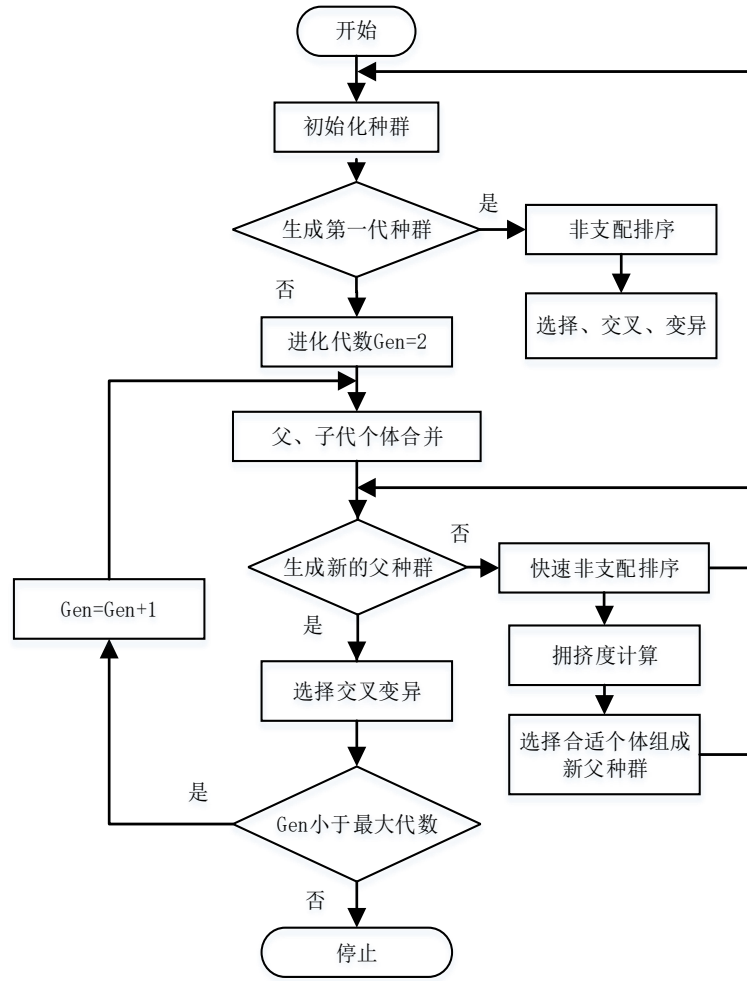


图 4.4 NSGA-II 流程图

快速非支配排序算法

记种群数个数 P , p_i 为种群中第 i 个个体, 快速非支配排序需要计算种群中每个个体的 n_i 和 S_i , 其中 n_i 为种群中支配个体 p_i 的总数, S_i 为被 p_i 支配的个体集合, 算法步骤如下:

- (1). 找到种群中所有满足 $n_i = 0$ 的个体, 将其保存在当前集合 F_1 中;
- (2). 对于集合 F_1 中的每个个体, 对于个体 m , 记 m 所支配的个体集合为 S_m , 对于 S_m 中的每个个体 l , 令 $n_l = n_l - 1$, 若 $n_l = 0$ 则将个体 l 保存在集合 H 中;
- (3). 记 F_i 中的个体非支配排序为 i , 并以 H 作为新的种群集合, 重复上述步骤, 直到 $|H| = 0$ 。

拥挤度算子

拥挤度是指个体与周围个体之间的距离, 在 NSGA-II 中拥挤度算子能够有效的保证种群的多样性。记 n_d 为个体 n 的拥挤度, 计算步骤如下:

- (1). 令 $n_d = 0$, $n = 1, 2, \dots, N$

(2). 对于每个目标函数采取如下操作：

- ① 按照目标函数优劣对所有个体进行排序；
- ② 令在目标函数上最优和最劣的个体拥挤度为无穷，即 $l_d = N_d = \infty$ ；
- ③ 计算 $n_d = n_d + (f_m(i+1) - f_m(i-1))$, $n = 2, 3, \dots, N-1$ 。

拥挤度比较算子

对于种群中个体 n ，其支配排序记为 n_{rank} ，拥挤度记为 n_d ，通过这两个属性，可以判断出种群中任意两个个体的优先级。记 \geq_n 为个体优劣比较算子，对于种群中的任意两个个体 i 、 j ， $i \geq_n j$ ，即个体 i 优于个体 j ，当且仅当 $i_{rank} < j_{rank}$ 或 $i_{rank} = j_{rank}$ 且 $i_d > j_d$

4.3.3 并行 NSGA-II 模型求解设计

对于在线任务规划而言，飞机的飞行速度较快，算法的实时性至关重要，为了加快算法的收敛速度，本文在 NSGA-II 上引入了并行设计。类似并行 GASO 算法，并行 NSGA-II 算法将初始种群平均分割 N_p 个子种群，每个子种群各子种群按照 4.3.2 节中的 NSGA-II 算法单独进行迭代进化，每经过一定的迭代代数，每个子种群将自己的非支配集发送给相邻的子种群，并将相邻子种群中发送过来的非支配集替代种群中支配排序数最高的个体，通过这种操作引入了其他子种群的优秀基因，丰富了种群基因的多样性，多个子种群之间的基因迁移，提高了算法的收敛速度。

用并行 NSGA-II 选择无人机组建联盟，采用二进制编码对候选无人机集合 Λ 进行编码，1 表示该无人机加入联盟，0 表示无人机不加入联盟；例如 A_2 发现目标 T_1 ，联盟候选集合为 $\Lambda = \{A_1, A_2, A_5, A_6\}$ ，编码 0110 表示选用 A_2, A_5 加入联盟 $C_1^2 = \{A_2, A_5\}$ 。

采用 0,1 编码的选择、交叉和变异规则，使用 NSGA-II 算法进行求解得到种群的非劣解集后，联盟发起人 A_i 按照需求从非劣解集中选择出最合适的解作为本次联盟，并将联盟到达时间发送给联盟成员。

4.4 仿真试验

4.4.1 并行 NSGA-II 仿真结果与分析

在仿真场景中，设置任务区域大小为 $2000\text{m} \times 2000\text{m}$ ，使用 6 架无人机对 3 个静态目标执行搜索和攻击任务。目标的位置和摧毁所需资源向量均未知，当目标处于无人机侦查范围之内时，无人机能够发现目标的位置获得摧毁目标需要的资源向量，考虑到无人机的异构性，在仿真中设置各无人机的性能参数和资源向量均不同。表 4.1 为无人机的初始状态，表 4.2 为目标位置以及摧毁目标所需资源向量，其中 (x_i, y_i) 表示 A_i 的初始位置， Ψ_i 表示初始速度方向， v_i 为初始速度大小， r_i 为最小转弯半径， s_i 为无人机探测半径， R_i^A 、 R_i^T 分别表示无人机目标的资源数，

TN_i^A 、 TN_i^T 分别为无人机和目标的令牌数。图 4.5 为初始时刻无人机位置分布。

表 4.1 无人机初始状态

A_i	(x_i, y_i)	Ψ_i	v_i	r_i	r_i	R_i^A	TN_i^A
1	(-100,-190)	20	23	90	100	(2,2,3)	6
2	(150,-50)	0	25	100	400	(2,1,1)	5
3	(900,700)	70	25	100	300	(1,3,2)	4
4	(-800,800)	270	30	150	250	(1,2,1)	3
5	(-900,-600)	320	30	150	300	(1,2,0)	2
6	(30,850)	330	25	130	250	(1,1,3)	1

表 4.2 目标初始状态

T_j	(x_i, y_i)	R_j^T	TN_j^T
1	(300,-200)	(3,5,4)	3
2	(-600,500)	(3,1,2)	2
3	(0,100)	(1,1,1)	1

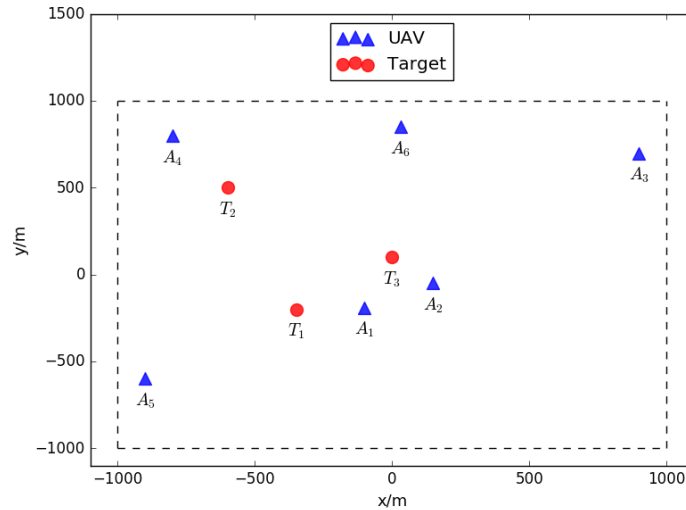


图 4.5 初始时刻无人机和目标位置分布

在 $t=0s$ 时, A_1, A_2 同时发现目标 T_1, T_3 , 由于 $TN_1^A > TN_2^A$, $TN_1^T > TN_3^T$ 由令牌数多的无人机优先选择令牌数多的目标进行联盟组建, 首先由 A_1 作为联盟长机完成对目标 T_1 的打击, 此时包括 A_1 在内的联盟联盟候选集合 $\Lambda = \{A_1, A_3, A_4, A_5, A_6\}$, 通过并行 NSGA-II 算法得到非劣解

集为{11000,10011}, 解码后非劣解集为 $\{A_1, A_3\}$, $\{A_1, A_5, A_6\}$, 两种方案都满足联盟的约束条件能够完成目标的打击, 两者最快达到时间分别为 79.2s, 75.4s, 无人机架数分别为 2,3。考虑到两种方案打击目标的时间差距不大, 减少联盟无人机架数能够更有效的加快搜索, 因此组建联盟 $C_1^1 = \{A_1, A_3\}$ 对目标 T_1 进行攻击, 图 4.6(a)为联盟攻击目标飞行轨迹图。

当 A_1 完成联盟 C_1^1 的组建后, 由 A_2 开始进行联盟组建, 攻击目标为 T_3 。由于 A_2 的资源向量 R_2^4 满足摧毁目标 T_3 的资源需求, 因此不需要组建联盟, 可以独自完成对 T_3 的打击, 图 4.6(b)为联盟攻击目标飞行轨迹图。

当 $t=5s$ 时 A_4 发现 T_2 , 此时 A_1, A_2, A_3 三架无人机均在执行攻击任务, 联盟候选集 $\Lambda = \{A_4, A_5, A_6\}$ 。 A_4, A_5, A_6 三架无人机才能够满足打击 T_2 所需资源, 组建联盟 $C_2^4 = \{A_4, A_5, A_6\}$ 。图 4.6 为所有无人机飞行路线图

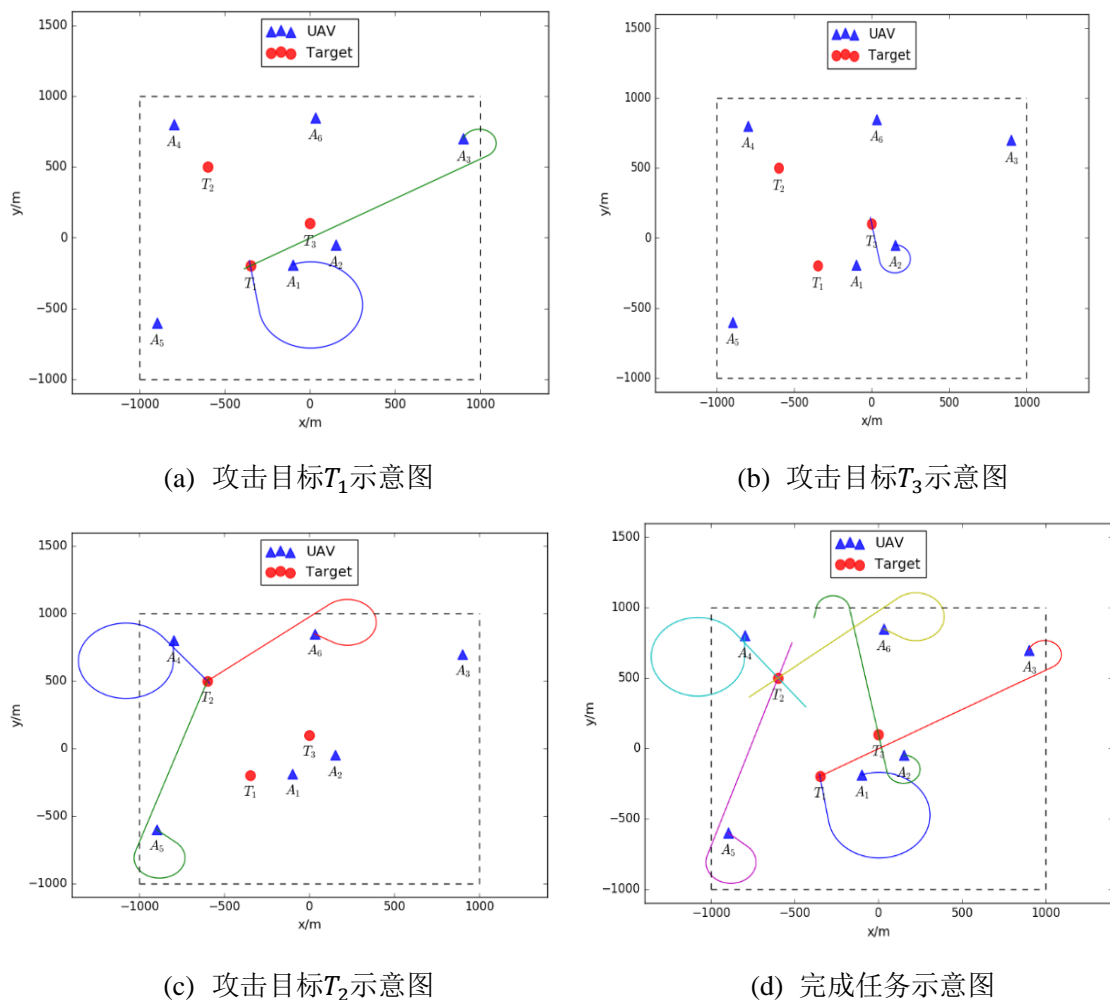


图 4.6 无人机攻击目标飞行路径

上述仿真结果验证了模型和算法的合理性和可行性。所设计的令牌方法能够解决资源请求

冲突问题，当自身资源足够是无人机能够独自向目标发起攻击，当资源不够是能够组建联盟发起进攻，所建联盟保证了无人机架数最少发起进攻时间最短，提高了任务的完成效率，缩短了任务完成时间。

4.4.2 并行 NSGA-II 算法运行速度分析

组建联盟是一个在线规划过程，实时性显得至关重要，为了分析并行 NSGA-II 算法的实时性，分别取联盟候选无人机架数为 5，10 和 15 做仿真实验，得到算法在不同种群数下的运行时间。

在仿真实验中设置目标资源个数为 $n=3$ ，每个子种群中种群数固定为 20，算法迭代次数为 40 次，粒子迁移代数为 20，设置子种群个数分别为 1 至 8，在 CPU 主频 2.4GHz 下，算法运行时间如图 4.7 所示。

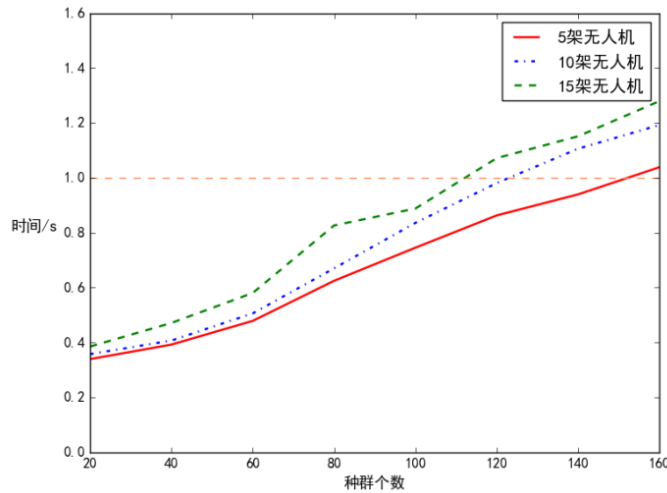


图 4.7 NSGA-II 运行时间

从图 4.7 中可以看出，随着无人机架数的增加，算法运行时间缓慢增加，增大无人机架数对算法运行速度影响很小；随着种群数的不断增加算法运行时间平缓增加，多个子种群需要开辟多个进程，会消耗一定的 CPU 资源导致算法运行时间不断增加；当种群数在 100 以内时，三种情况的算法运行时间都在 1s 以内，而当种群个数为 100 时，迭代次数为 40 时，足够 NSGA-II 求解很大规模的问题，表明了算法具有很好的实时性。

4.4.3 并行 NSGA-II 算法性能分析

为了验证并行 NSGA-II 的求解性能，将本文方法与文献^[60]中的 MSOCFA 方法进行比较分析，该方法对联盟候选集中无人机达到时间从小到大依次选择无人机加入联盟，直到联盟资源满足目标资源要求。

采用蒙特卡洛方法，选取目标数量分别为 5.设定无人机数量分别为 5、10、15、20。进行 4

组对比实验，每组实验仿真 100 次，统计两种算法的任务完成率取平均值。

在每次仿真中，任务区域仿真步长设置与 4.4.1 中一致，为了减少无人机性能对算法的影响，设定所有无人机速度为 15m/s，转弯半径为 100m，探测距离为 300m，同时设定最大仿真时间为 400s。目标和无人机的位置，采用随机生成。令资源向量长度 $n=3$ ，无人机资源为区间 [1,3] 中的随机整数，目标资源向量为区间 [2,4] 中的随机整数。任务完成率如图 5 所示。

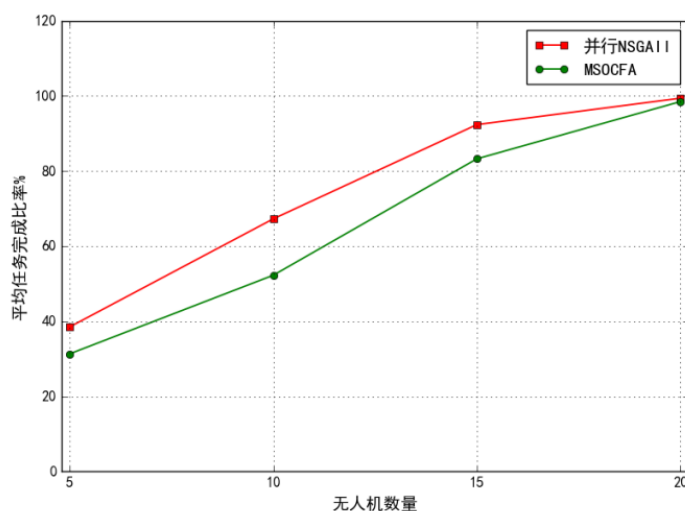


图 4.8 并行 NSGA-II 与 MSOCFA 对比

从图 4.8 可以看出当无人机为 5,10,15 时，在相同时间内下并行 NSGA-II 能够发现和打击更多的目标。当无人机为 20 架时，此时无人机过多两种算法都能够完成全部的目标打击。对比 MSOCFA 与并行 NSGA-II 能够更好的利用资源，任务完成率更高。

4.5 本章小结

本章针对未知环境下的异构无人机在线任务规划问题，考虑无人机携带资源和摧毁目标所需资源，采用了一种组建联盟的方式来完成打击任务，联盟考虑了无人机资源约束，通过 Dubins 路径协调航迹实现联盟同时攻击，在此基础上建立了组建联盟的多目标优化模型，并提出了并行 NSGA-II 求解模型，通过仿真算例验证了算法的合理性，分析了算法在不同问题规模下算法的运行速度，证明了算法具有良好的实时性，最后通过蒙特卡洛方法与传统方法进行比较，证实了并行 NSGA-II 算法组建联盟能够显著提高任务的完成效率。

第五章 总结与展望

5.1 全文总结

随着未来无人机的发展，多无人机任务规划研究更具有重要的应用价值和研究意义。本文分别针对搜索任务，离线任务规划，在线任务规划做了如下研究：

1、针对通信受限下的时敏目标搜索问题，首先采用连通矩阵建立了无人机通信动态拓扑结构。其次基于搜索图模型描述了无人机对环境的认知，所建搜索图包括 TPM 和 DPM，其中 TPM 通过概率描述了目标在任务区域的分布，针对不同目标的运动特性提出了 TPM 初始化方法，基于贝叶斯准则充分利用通信信息建立了 TPM 的动态更新方法，考虑目标运动设计了 TPM 预测更新；DPM 包括三种数字信息素，通过吸引、排斥、调度三种信息素图描述了无人机群的搜索状态，设计了信息素图的初始化、动态更新运算机理。在此基础上，设计了无人机搜索的效能函数，建立了基于时域滚动决策的无人机协同搜索决策方法。最后进行了详尽的仿真，仿真实验结果表明该方法能够准确的描述目标的运动特性，加强 UAV 之间的协作效率，提高 UAV 协同搜索发现目标的数目，改善整体搜索效能。

2、针对异构无人机离线任务规划，在任务区域环境信息和目标信息已知的基础上建立了异构多无人机离线任务规划模型，模型充分考虑了战场禁飞地形与危险区域，摧毁目标需求资源，目标对无人机的毁伤概率无人机自身的资源、航程约束等条件，所建模型能够描述单架按某种顺序攻击多个目标以及多架无人机协同攻击单个目标，并针对模型的特点提出一种基于并行 GAPSO 的模型求解算法，最后设计了详细的仿真验证了算法的有效性。

3、针对异构无人机在线任务规划，考虑无人机携带资源和摧毁目标所需资源，采用了一种组建联盟的方式来完成打击任务，联盟考虑了无人机资源约束，通过 Dubins 路径协调航迹实现联盟同时攻击，在此基础上建立了组建联盟的多目标优化模型，并提出了并行 NSGA-II 求解模型，通过仿真算例验证了算法的合理性，分析了算法在不同问题规模下算法的运行速度，证明了算法具有良好的实时性，最后通过蒙特卡洛方法与传统方法进行比较，证实了并行 NSGA-II 算法组建联盟能够显著提高任务的完成效率。

5.2 工作展望

本文在异构多无人机多任务规划方面取得了一定的成果，但还有许多问题没有进行深入的研究，还有很多方面需要进一步的完善：

1、本文没有考虑通信延迟的问题，以及目标对无人机的行为所做出的反应。下一步研究需建立通信延迟约束，考虑更复杂的目标运动特性，以及目标与无人机之间的博弈，进行更加贴近实际的协同策略研究。

2、离线异构多无人机多任务规划模型需要进一步的完善和提高,本文研究的离线任务规划属于任务的预规划,在本文的离线任务模型中对没有考虑任务的时序性,和任务之间的耦合性。

3、对于遗传算法的研究还需进一步加深,在本文中设计的编码空间与模型的定义域无法形成较好的映射,存在不少的不符合规范的解,降低了算法的求解速度。下一步可以研究更好的编码方法。

参考文献

- [1] Department of Defense USA. Unmanned systems integrated roadmap FY2011-2036, 2011: 7-43.
- [2] Silvagni M, Tonoli A, Zenerino E, et al. Multipurpose UAV for search and rescue operations in mountain avalanche events[J]. Geomatics Natural Hazards & Risk, 2016:1-16.
- [3] Bejiga M, Zeggada A, Nouffidj A, et al. A Convolutional Neural Network Approach for Assisting Avalanche Search and Rescue Operations with UAV Imagery[J]. Remote Sensing, 2017, 9(2):100.
- [4] Stone L D. Theory of Optimal Search[M] Theory of optimal search. Academic Press, 1975.
- [5] 朱清新. 离散和连续空间中的最优搜索理论[M]. 科学出版社, 2005.
- [6] Stone L D. What's Happened in Search Theory since the 1975 Lanchester Prize[J]. Operations Research, 1989, 37(3):501-506.
- [7] 慈元卓. 面向移动目标搜索的多星任务规划问题研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2008.
- [8] Koopman B O. The theory of search; Pt I: Kinematic Bases[J]. Journal of the Operation Research Society of America, 1956, 9(2):93-123.
- [9] Stone L D. Necessary and Sufficient Conditions for Optimal Search Plan for Moving Target[J]. Mathematics of Operations Research, 1979, 4(4):431-440.
- [10] Polycarpou M M, Yang Y, Passino K M. A cooperative search framework for distributed agents[C] IEEE International Symposium on Intelligent Control. IEEE, 2002:1-6.
- [11] Flint M D. Cooperative unmanned aerial vehicle (UAV) search in dynamic environments using stochastic methods[J]. 2005.
- [12] Yang Y, Polycarpou M M, Minai A A. Multi-UAV Cooperative Search Using an Opportunistic Learning Method[J]. Journal of Dynamic Systems Measurement & Control, 2007, 129(5):716-728.
- [13] Sujit P B, Ghose D. Multiple UAV search using agent based negotiation scheme[C] American Control Conference, 2005. Proceedings of the. IEEE, 2005:2995-3000 vol. 5.
- [14] Bertuccelli L F, How J P. Search for dynamic targets with uncertain probability maps[C] American Control Conference. IEEE, 2006:6 pp.
- [15] Bertuccelli L F, How J P. Search for dynamic targets with uncertain probability maps[C] American Control Conference. IEEE, 2006:6 pp.
- [16] Bourgault F, Furukawa T, Durrant-Whyte H F. Decentralized Bayesian negotiation for cooperative search[C] Ieee/rsj International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2004:2681-2686 vol.3.

-
- [17] 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[J]. 航空学报, 2010, 31(3):593-601.
 - [18] Nygard K E, Chandler P R, Pachter M. Dynamic network flow optimization models for air vehicle resource allocation[C] American Control Conference, 2001. Proceedings of the. IEEE, 2001:1853-1858 vol.3.
 - [19] Alighanbari M, Kuwata Y, How J P. Coordination and Control of Multiple UAVs[J]. 2002, 6.
 - [20] Schumacher C, Chandler P, Pachter M, et al. Constrained Optimization for UAV Task Assignment[C] AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit. 2006:354-362.
 - [21] Omer J, Farges J L. Hybridization of Nonlinear and Mixed-Integer Linear Programming for Aircraft Separation With Trajectory Recovery[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(3):1218-1230.
 - [22] Quartarone G, Anglani N. Mixed-integer linear programming for the optimal design and management of air compressor rooms[C] Industry Applications Society Meeting. IEEE, 2014:1-
 - [23] Shima T, Rasmussen S, Gross D. Assigning Micro UAVs to Task Tours in an Urban Terrain[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2007, 15(4):601-612.
 - [24] Shim V A, Tan K C, Cheong C Y. A Hybrid Estimation of Distribution Algorithm with Decomposition for Solving the Multiobjective Multiple Traveling Salesman Problem[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part C, 2012, 42(5):682-691.
 - [25] Zhao W, Chen H, Li H. A variable neighborhood search approach for multiple traveling salesman problem with deadlines[C] IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control. IEEE, 2012:301-306.
 - [26] Li J, Sun Q, Zhou M C, et al. A New Multiple Traveling Salesman Problem and Its Genetic Algorithm-Based Solution[C] IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. IEEE, 2014:627-632.
 - [27] Ryan J L, Bailey T G, Moore J T, et al. Reactive Tabu Search in unmanned aerial reconnaissance simulations[C] Simulation Conference Proceedings. IEEE, 1998:873-879 vol.1.
 - [28] AIAA. Uav Scheduling Via The Vehicle Routing Problem With Time Windows[C] 2007.
 - [29] Shima T, Rasmussen S J, Sparks A G, et al. Multiple task assignments for cooperating uninhabited aerial vehicles using genetic algorithms[J]. Computers & Operations Research, 2006, 33(11):3252-3269.

- [30] Fei S, Yan C, Shen L. UAV Cooperative Multi-task Assignment Based on Ant Colony Algorithm[J]. *Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica*, 2008.
- [31] Alighanbari M, How J P. Decentralized Task Assignment for Unmanned Aerial Vehicles[C] *Decision and Control, 2005 and 2005 European Control Conference. Cdc-Ecc '05. IEEE Conference on. IEEE*, 2005:5668-5673.
- [32] 邓道靖, 马云红, 龚洁,等. 基于并行 GAPSO 算法的多无人机协同任务规划[J]. *电光与控制*, 2016(11):18-22.
- [33] 刘重, 高晓光, 符小卫,等. 未知环境下异构多无人机协同搜索打击中的联盟组建[J]. *兵工学报*, 2015, 36(12):2284-2297.
- [34] 王正. 异构多无人机多任务规划研究[D]. 上海:上海交通大学, 2015.
- [35] Karaman S., Shima T., Frazzoli E. Task assignment for complex uav operations using genetic algorithms[C]. *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*. 2009. AIAA 2009-6211.
- [36] Karaman S, Shima T, Frazzoli E. A Process Algebra Genetic Algorithm[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2012, 16(4):489-503.
- [37] Karaman S, Rasmussen S, Kingston D, et al. Specification and planning of UAV missions: a Process Algebra approach[C] *American Control Conference. IEEE*, 2009:1442-1447.
- [38] AIAA. Specification and Planning of Interactive UAV Missions in Adversarial Environments[J]. 2009.
- [39] Lin L, Sun Q, Wang S, et al. Research on PSO Based Multiple UAVs Real-Time Task Assignment[C] *中国控制与决策会议*. 2013:1530-1536.
- [40] Wang X, Linlin C, Li J, et al. Based on PSO algorithm multiple task assignments for cooperating UAVs[C] *International Conference on Educational and Information Technology. IEEE*, 2010:V2-25-V2-28.
- [41] 沈东, 魏瑞轩, 茹常剑. 基于数字信息素的无人机集群搜索控制方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2013, 35(3):591-596.
- [42] 符小卫, 李建, 高晓光. 带通信约束的多无人机协同搜索中的目标分配[J]. *航空学报*, 2014, 35(5):1347-1356.
- [43] 张民强, 宋建梅, 薛瑞彬. 通信距离受限下多无人机分布式协同搜索[J]. *系统工程理论与实践*, 2015, 35(11):2980-2986.
- [44] Boyd J R. Title Essence of Winning and Losing[EB/OL]. http://www.chetrichards.com/modem_business_strategy/boyd/essence/eowl_frameset.htm. 2006.08.12/2009.09.13.

- [45] Grant T, Kooter B. Comparing OODA and Other Models as Operational View C2Architecture[J]. 10th International Command and Control Research and Technology Symposium: The Future of C2, McLean Va. June 13-16, 2005 - http://www.dodccrp.org/events/10th_ICCRTS/CD/papers/196.pdf, 2005.
- [46] Valavanis K P. Advances in Unmanned Aerial Vehicles[M]. Springer Netherlands, 2007.
- [47] Shen W M, Will P, Galstyan A, et al. Hormone-Inspired Self-Organization and Distributed Control of Robotic Swarms[J]. Autonomous Robots, 2004, 17(1):93-105.
- [48] 刘晓利, 秦奋涛. 有向图的强连通性分析及判别算法[J]. 计算机应用与软件, 2005, 22(4): 138-139.
- [49] 沈东, 魏瑞轩, 祁晓明,等. 基于 MTPM 和 DPM 的多无人机协同广域目标搜索滚动时域决策[J]. 自动化学报, 2014, 40(7):1391-1403.
- [50] Shen D, Wei R X, Qi X M, et al. Receding horizon decision method based on MTPM and DPM for Multi-UAVs cooperative large area target search[J]. Zidonghua Xuebao/acta Automatica Sinica, 2014, 40(7):1391-1403.
- [51] 刘重, 高晓光, 符小卫. 带信息素回访机制的多无人机分布式协同目标搜索[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(9):1998-2011.
- [52] 沈东, 魏瑞轩, 茹常剑. 基于数字信息素的无人机集群搜索控制方法[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(3):591-596.
- [53] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[M]. 1995.
- [54] Chen F, Wang H, Xie Y, et al. An ACO-based online routing method for multiple order pickers with congestion consideration in warehouse[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2016, 27(2):389-408.
- [55] Nejad H C, Jahani R, Abadi M M. GAPSO-based Economic Load Dispatch of Power System[J]. Journal of Applied Sciences Research, 2011(5):606-611.
- [56] Fonseca C M, Fleming P J. Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation Discussion and Generalization[C] International Conference on Genetic Algorithms. Morgan Kaufmann Publishers Inc. 1993:416-423.
- [57] Ross M, Abbey C, Bouffard F, et al. Multiobjective Optimization Dispatch for Microgrids With a High Penetration of Renewable Generation[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2017, 6(4):1306-1314.

- [58] Srinivas N, Deb K. Multiobjective Function Optimization Using Nondominated Sorting Genetic Algorithms[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1994, 2(3):1301-1308.
- [59] Deb K, Agrawal S, Pratap A, et al. A Fast Elitist Non-dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-objective Optimization: NSGA-II[C] International Conference on Parallel Problem Solving From Nature. Springer-Verlag, 2000:849-858.
- [60] 刘重, 高晓光, 符小卫,等. 未知环境下异构多无人机协同搜索打击中的联盟组建[J]. 兵工学报, 2015, 36(12):2284-2297.

致 谢

光阴荏苒，我在南航六年半的学习生涯也即将接近尾声，心中的不舍难以言表，当写到“致谢”时，才发现这两个字的分量，诸多辛酸苦辣涌上心头，遇到过挫折，但一直努力拼搏奋斗着，在这期间要感谢的人很多，他们让我一步步地成长。

不仅仅是在硕士论文的写作期间，更多的是从进入实验室、融入实验室的这段期间，我与实验室的老师 and 同学们的交流中，收获了很多帮助、鼓励和感动，现在要向他们表达我最诚挚的谢意。

首先特别感谢我的导师江驹老师及徐海燕老师，在论文的选题、搜集资料和论文编写阶段，两位老师都倾注了极大的关怀和鼓励，两位老师态度严谨，学识渊博，为人和蔼可亲，并且在整个毕业设计过程中，不断对我得到的结论进行总结，并提出新的问题，使得我的毕业设计课题能够深入地进行下去，也使我接触到了许多理论和实际上的新问题，使我做了许多有益的思考，他们在学术上宏观地指导着我的研究方向，在生活上与我分享人生经验，我学到的不仅是对待科研的态度，还有对待生活的态度，这些都将是以后的人生旅途和工作环境中极端宝贵的精神财富。此外，我还要感谢甄子洋老师、王新华老师、盛守照、周鑫、袁锁中、龚华军及郑峰婴老师，他们在我开题和研究中都给予了我很多技术上的指导和帮助。特此，我向几位老师表示最衷心的祝福和最诚挚的感谢！

此外，还要感谢科研团队里王硕博士，杨铭超、孟鸿鹏、李腾、宋遐淦、余朝军、周俊、杨振、蒋烁莹、郑亚龙、徐文莹硕士，在与他们的交流过程中，我接触到自己课题之外的知识，丰富了知识面、拓宽了思维，我们互相鼓励，相互学习，共同进步，良好的学术氛围使我在科研中受益匪浅，可以说我的每一点进步都有他们的帮助，谢谢你们！

感谢我的舍友刘洋、罗威林，王铭同学，因为有你们的陪伴不觉得辛苦，取得进步因为你们分享而更加幸福，感谢你们陪我走过这段青春岁月，愿友谊地久天长！

感谢父母这二十多年来对我无微不至的关怀和照顾，并一如既往地支持、鼓励我。在未来的日子里，我会更加努力地学习和工作，不辜负父母对我的殷殷期望。

还要感谢培育了我六年的母校，六年来，母校见证了我的成长，如今就要离开，心中难免不舍，祝愿母校明天更辉煌！

最后，衷心感谢在百忙之中对本文进行评审并提出指正意见的各位专家学者！

肖东

2018 年 3 月于南航

在学期间的研究成果及发表的学术论文

攻读硕士学位期间发表论文情况

- [1] 肖东, 江驹, 周俊, 余朝军. 通信受限下多无人机协同运动目标搜索[J]. 哈尔滨工程大学学报.(EI)
- [2] 肖东, 江驹, 余朝军, 周俊. 基于多目标遗传算法的异构无人机协同察打[J]. 电光与控制。
- [3] 肖东, 江驹, 余朝军, 周俊. 一种基于 EEMD 分解和多分类支持向量机的飞行器舵面系统故障诊断方法[J]. 电光与控制。
- [4] 余朝军, 江驹, 肖东, 郑亚龙. 一种高超声速飞行器鲁棒自适应控制方法[J]. 宇航学报, 2017, 38(10): 1088-1096. (EI)
- [5] 周俊, 江驹, 余朝军, 肖东. 基于改进神经网络的动态逆着舰控制[J]. 哈尔滨工程大学学报. (EI)
- [6] 周俊, 江驹, 余朝军, 肖东. 基于改进遗传算法的舰载机着舰队列排序研究[J]. 电光与控制。
- [7] Zhou J, Jiang J, Yu C, et al. Genetic-based Carrier Aircrafts Landing Sequencing[C]. 中国控制会议. 2017.

攻读硕士学位期间申请发明专利情况

1. 肖东, 余朝军, 周俊, 江驹. 一种基于遗传算法的异构无人机协同搜索打击联盟建立方法, 申请日期 2017.9.21: 申请号: 201710857352.2
2. 肖东, 余朝军, 周俊, 江驹. 一种飞行器舵面系统故障诊断方法. 申请日期 2017.10.10: 申请号: 201710933387.X

攻读硕士学位期间参加科研项目情况:

1. 国家自然科学基金项目“近空间可变翼飞行器多模态鲁棒自适应切换控制研究”(61673209)
2. 南京航空航天大学创新基地(实验室)开放基金“无人机编队协同任务规划与队形控制技术”(kfj20160318)

攻读硕士学位期间获奖情况:

1. 2015 年全国研究生数学建模竞赛二等奖
2. 2016 年南京航空航天大学数学建模竞赛一等奖
3. 2016 年全国研究生数学建模竞赛三等奖