

无人机对地攻击任务分配方法研究

作者姓名_____张 洋_____

学校导师姓名、职称_____刘聪锋 副教授_____

企业导师姓名、职称_____刘 琛 高级工程师_____

申请学位类别_____工程硕士_____

学校代码 10701

分 类 号 TN97

学 号 1402321346

密 级 公开

西安电子科技大学

硕士学位论文

无人机对地攻击任务分配方法研究

作者姓名： 张 洋

领 域： 电子与通信工程

学位类别： 工程硕士

学校导师姓名、职称： 刘聪锋 副教授

企业导师姓名、职称： 刘琛 高级工程师

学 院： 电子工程学院

提交日期： 2017 年 6 月

Research on Assignment Method of Unnamed Aerial Vehicle Ground Attack Task

A thesis submitted to
XIDIAN UNIVERSITY
in partial fulfillment of the requirements
for the degree of Master
in Electronics and Communications Engineering

By

ZhangYang

Supervisor: Liu Congfen Title: Associate Professor

Senior Engineer: Liu Chen Title: Senior Engineer

June.2017

西安电子科技大学 学位论文独创性（或创新性）声明

秉承学校严谨的学风和优良的科学道德，本人声明所呈交的论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢中所罗列的内容以外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果；也不包含为获得西安电子科技大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

学位论文若有不实之处，本人承担一切法律责任。

本人签名：_____ 日 期：_____

西安电子科技大学 关于论文使用授权的说明

本人完全了解西安电子科技大学有关保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属于西安电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅、借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。同时本人保证，获得学位后结合学位论文研究成果撰写的文章，署名为西安电子科技大学。

保密的学位论文在____年解密后适用本授权书。

本人签名：_____ 导师签名：_____

日 期：_____ 日 期：_____

摘 要

随着科技的发展日新月异，无人机（UAV）被更多元化的应用在了现代战争的各个方面。由于其具有体型小、损耗少、控制精准等诸多优点，在目标侦察、火力打击、协同作战等方面承担了越来越重要的任务。从现代战场情况来看，单架无人机单一任务模式已经无法满足信息化战争的需求，如何实现复杂战场环境下多无人机多任务的任务分配，正是当前无人机应用亟待解决的关键问题之一。

首先，对无人机对地攻击任务分配问题相关概念进行分析。无人机任务规划系统的研究问题主要包括任务分配和航迹规划，而任务分配研究的方法主要分为集中式和分布式。简要阐述了无人机对地攻击任务分配的三大原则：协同性原则、实时性原则和自主性原则。

其次，对无人机对地攻击任务分配的关键技术问题进行了介绍。对于数据链路通信技术、地面态势评估技术、任务实时协作技术和重规划等技术进行了简要论述。同时指出该问题研究的重点在于模型的建立及相关算法。模型的选择与约束的确定是将其转化为多目标优化问题的基础。算法的计算效率是无人机对地攻击任务分配的关键，研究与无人机任务分配问题相关的算法，分析比较不同算法之间的优劣，从而加以改进和优化，是我们需要完成的主要工作。对于任务分配中常用到的三种算法：遗传算法、禁忌搜索算法及粒子群算法进行了分析比较。

再次，对无人机任务分配问题进行建模，建立起攻击收益和损耗函数为一体的多目标函数体系，对这一多目标体系下的约束条件进行了详细的描述，并对该数学模型进行惩罚性优化，采用 NSGA-II 算法来解决该问题，分析此种算法的优缺点，在同时对种群的初始化采用了混沌优化，提高了算法的速度和求解质量。

最后，在仿真实验中，本文对 NSGA-II 算法得出的结果，与传统 GA 算法的结果进行了比较分析。实验表明，优化后的 NSGA-II 算法可以快速高效的解决无人机任务分配问题，有其自身的优越性。

关 键 词：无人机，任务分配，多目标优化，NSGA-II 算法。

ABSTRACT

With the rapid development of science and technology, Unmanned Aerial Vehicle (UAV) is more diversified application in all aspects of modern warfare. Because of its small size, low loss, precise control and many other advantages, UAV is more and more important in the target reconnaissance, fire fighting, coordination and other aspects of the commitment to the increasingly important task. From the perspective of the modern battlefield, single unmanned aerial vehicle or single task mode has been unable to satisfy the needs of information warfare, how to achieve complex battlefield environment, more unmanned multi-tasking task assignment, it is the current UAV applications need to be resolved one of the key issues.

Firstly, the concept of UAV attack allocation problem is analyzed. The research problem of UAV mission planning system mainly includes task assignment and track planning, and the method of task assignment research is divided to centralized and distributed. The three principles of unmanned aerial vehicle ground attack assignment are briefly described: synergistic principle, real - time principle and autonomy principle.

Secondly, the key technical problems of UAV attack are assigned. This thesis gives a brief discussion on data link communication technology, ground situation assessment technology, task real-time collaboration technology and replanning. At the same time, it is pointed out that the research of this problem is more important in the establishment of the model and the related algorithms. The choice of model and the determination of constraint are the basis of transforming what into multi-objective optimization problem. The computational efficiency of the algorithm is the key to the allocation of UAVs to the ground attack task. The algorithm related to the task allocation problem of UAVs is analyzed and compared. The advantages and disadvantages of different algorithms are improved and optimized. jobs. Three algorithms are commonly used in task assignment: genetic algorithm, tabu search algorithm and particle swarm algorithm are analyzed and compared.

Thirdly, the problem of UAV task assignment is established, and the multi-objective function system, which combines attack profit and loss function is established. The constraint condition of this multi-objective system is described in detail, and the

mathematical model The NSGA-II algorithm is used to solve this problem. The advantages and disadvantages of this algorithm are analyzed. Chaos optimization is adopted to initialize the population at the same time, which improves the speed and quality of the algorithm.

Finally , in the simulation experiment, the results of NSGA-II algorithm are compared with the results of traditional GA algorithm. Experiments show that the optimized NSGA-II algorithm can solve the problem of UAV task allocation quickly and efficiently, and has its own superiority.

Keywords: UAV, Task Assignment, Multi-objective optimization, NSGA- II algorithm

插图索引

图 1.1 无人机系统组成框架	2
图 2.1 美国军用无人机	9
图 2.2 多无人机对地攻击作战示意图	10
图 2.3 无人机任务分配体系结构图	11
图 2.4 集中式体系结构	13
图 2.5 划分聚类算法框图	15
图 2.6 分布式体系结构	16
图 2.7 分层次分布式控制系统结构	17
图 3.1 无人机通信链路系统结构图	19
图 3.2 遗传算法循环过程	22
图 3.3 单点交叉	22
图 4.1 NSGA 算法流程图	34
图 4.2 NSGA 算法代码	35
图 4.3 NSGA-II 算法代码	37
图 4.4 NSGA-II 算法在无人机对地攻击任务分配的流程图	40
图 5.1 NSGA-II 仿真实验结果	45
图 5.2 NSGA-II 与 GA 对比实验结果图	48

表格索引

表 4.1	粒子编码表	41
表 5.1	8 架无人机参数设置	43
表 5.2	5 个任务参数设置	44
表 5.3	NSGA-II 算法分配结果之一	45
表 5.4	NSGA-II 算法分配结果之二	46
表 5.5	NSGA-II 算法分配结果之三	46
表 5.6	GA 算法分配结果	47

符号对照表

符号	代表含义
N	种群规模
n	目标数量
v	粒子速度
P	位置参数
c	加速因子
C	规划约束
J	收益函数
X	分配矩阵
Val	战略价值
ω_i	权重因子
t	迭代次数

缩略语对照表

缩略语	英文全称	中文对照
UAV	Unmanned Aerial Vehicle	无人驾驶飞机
UCAV	Unmanned Combat Aerial Vehicle	战斗无人机
GAP	Generalized assignment problem	广义指派问题
SD	Satisficing Decision	满意决策
ACO	Ant Colony Optimization	蚁群算法
PSO	Particle Swarm Optimization	粒子群算法
AI	Artificial Immune	人工免疫算法
SA	Simulated Annealing	模拟退火算法
TS	Tabu Search	禁忌搜索算法
GA	Genetic Algorithm	遗传算法
MOP	Multi-objective optimization problem	多目标优化问题
MOGA	Multi-objective Genetic Algorithm	多目标遗传算法
NPGA	Niche Paeto Genetic Algorithm	小生境遗传算法
NSGA	Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm	非支配排序遗传算法
NSGA-II	Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm -II	带精英策略的非支配排 序遗传算法
MPS	Mission Planning System	任务规划系统

目录

摘 要	I
ABSTRACT	III
插图索引	V
表格索引	VII
符号对照表	IX
缩略语对照表	XI
第一章 绪论	1
1.1 研究背景与意义	1
1.2 国内外研究现状	3
1.3 研究内容和论文组织结构	7
1.3.1 研究内容	7
1.3.2 组织结构	7
第二章 无人机对地攻击任务分配问题分析	9
2.1 引言	9
2.2 无人机对地攻击任务分配的内容与含义	10
2.3 无人机对地攻击任务分配的原则	11
2.3.1 无人机之间的协同性原则	11
2.3.2 任务分配的实时性原则	12
2.3.3 任务分配的自主性原则	12
2.4 无人机对地攻击任务分配方法分类	13
2.4.1 集中式任务分配方法	13
2.4.2 分布式任务分配方法	15
2.4.3 分层次分布式任务分配方法	16
2.5 本章小结	17
第三章 无人机对地攻击关键技术分析	19
3.1 所需关键技术	19
3.2 任务分配常用算法介绍	21
3.2.1 遗传算法	21
3.2.2 禁忌搜索算法	22
3.2.3 粒子群算法	23
3.3 本章小结	25

第四章 无人机对地攻击任务分配问题建模与求解	27
4.1 引言	27
4.2 任务分配问题建模	28
4.3 多目标优化的基本概念与求解方法	29
4.3.1 多目标优化的概念	29
4.3.2 基本多目标优化方法	30
4.3.3 进化多目标优化方法	31
4.4 非支配排序遗传算法 NSGA	32
4.4.1 Pareto 最优解的概念	32
4.4.2 NSGA 算法基本原理	33
4.5 带精英策略的非支配排序遗传算法	33
4.6 NSGA-II 算法在任务分配中的实现	37
4.6.1 约束处理方法	37
4.6.2 总体效能优化函数	38
4.6.3 编码方法	38
4.6.4 初始种群的优化	39
4.6.5 交叉算子	39
4.6.7 应用流程	40
4.6.8 具体步骤	40
4.7 本章小结	41
第五章 无人机对地攻击仿真实验及分析	43
5.1 引言	43
5.2 多无人机多任务 NSGA-II 仿真分析	43
5.3 遗传算法 GA 仿真实验与 NSGA-II 对比分析	46
5.4 本章小结	48
第六章 总结与展望	49
6.1 研究总结	49
6.2 研究展望	49
参考文献	51
致谢	55
作者简介	57

第一章 绪论

1.1 研究背景与意义

无人机（Unmanned Aerial Vehicle UAV），是所有的无人驾驶飞行器的总称^[1]。无人机可以通过控制器或本身自带的软件来控制，同时通过一些通讯设备同操纵者通信。无人机既有载人飞行器的一般功能，又不受驾驶人员的限制，可以极大提高飞行器的控制效率，完成一些特定环境下的载人飞行器无法完成的任务^[2]。因为无人机具有限制小、攻击范围大、损耗小、可操作性强等众多优点，所以在战争领域、天气侦测领域、数据采集领域等有着广泛的应用。

在现代战争中，无人机由于速度快、体型小、控制精准等特点，能为任务执行提供很多便利，尤其现代战争对人员伤亡越来越敏感，参战人员的伤亡人数成为各国对于战场评估的重要指标，无人机因无人驾驶，可以减轻战斗人员的伤亡数量，因此其技术得到了各国的重视。无人机的功能由此扩展，从最初单一的搜集情报、侦查敌情作用已经逐步发展出攻击目标、战略打击等功能^[3]。

1960 年之后，无人机开始被引入到现代战争中。随着时间的发展，无人机作为侦查、诱捕和斩首武器大放异彩，在 21 世纪之初，美国在阿富汗的反恐行动中，通过无人机“掠夺者”号成功击杀塔利班高层。在现代战争中，使用无人机完成作战任务能够极大降低参战人员的伤亡数量，这使得世界各国对无人机的研究更加深入^[4]。在中国，无人机在 20 世纪 50 年代后期开始出现，并且发展迅速。在几十年的时间里，我们已经发展了包括微型、小型、中型和大型无人机在内的诸多机型。中国现役无人机以 ASN 系列最为先进，并已经陆续装备部队。最近几年，我们连续解决了一些技术难题，比如小型涡扇发动机、数据传输、航空材料和控制技术等，中国逐渐研制出了具有自主知识产权且技术领先的无人机，如“翼龙”、“利剑”等。这也让中国的无人机水平位于世界前列。需要无人机执行任务时，并不仅仅只是对无人机进行任务派遣，而是需要以无人机为核心的一整套系统的共同协作来完成。这就产生了以无人机任务为核心的无人机系统，其组织结构如图 1.1 所示。

现代战争战场形势日益复杂，无人机执行任务愈加困难，单架、单功能的无人机已经无法满足较为复杂的任务需求。多无人机协同作战以其高可靠性、低损耗率和高完成率脱颖而出，成为无人机在现代战场的主要作战形式^[5]。美国空军科学顾问曾经指出：无人机在未来战争的趋势是集群作战。

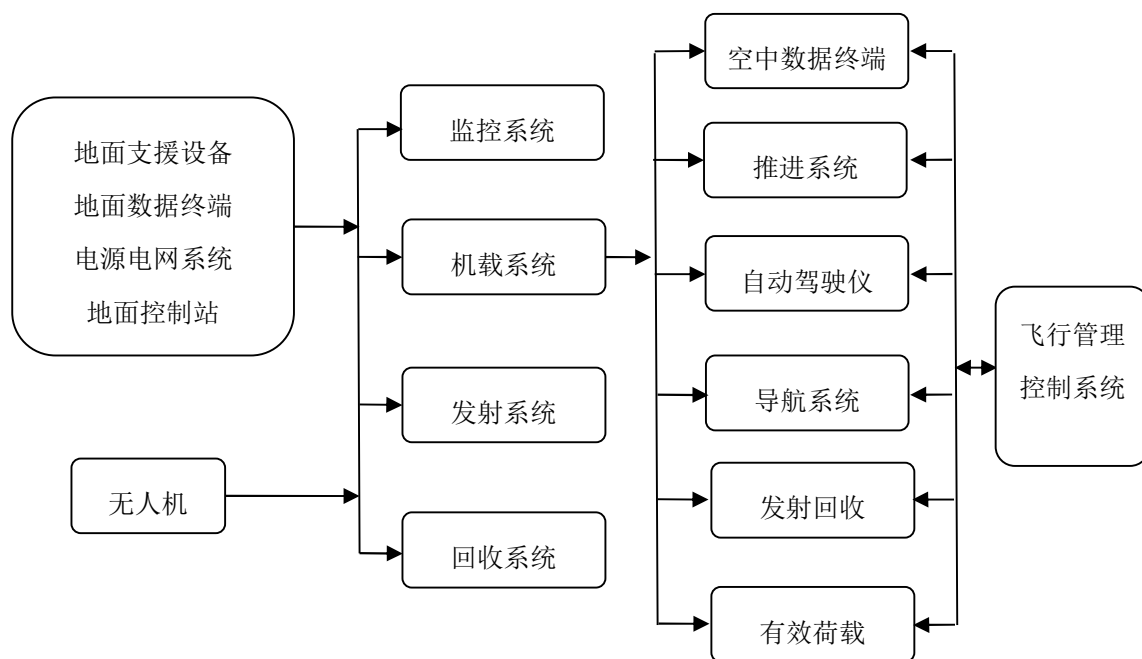


图 1.1 无人机系统组成框架

多无人机集群作战对比单无人机在执行任务时有着诸多优势^[6]，其主要表现为：

(1) 优良的任务冗余性

无人机集群的并行优势能够提高任务完成的效率，从而减少无人机在执行任务中的损耗。集群的冗余性能够保证在某一架无人机出现问题时，执行任务的对象能够及时替换，保证任务执行的完整性。

(2) 较高的可靠性

不同类型的无人机之间的功能有所叠加和补充，这使得无人机集群拥有着更高的工作效率和更科学的配置，也使得无人机集群执行任务的可靠性大大增加。

(3) 较好的交互性

无人机集群技术借鉴自然界的自组织机制，使具备有限自主能力的多架无人机在没有集中指挥控制的情况下，通过相互信息交互产生整体效应，实现较高程度的自主协作，从而能在尽量少的人员干预下完成预期的任务目标。

集群作战模式使得无人机执行任务的难度增大，其难度主要表现在以下几个方面：

① 无人机的有限数量和任务的数量及任务复杂度之间存在着一定的冲突，有限数量的无人机经常需要面对比其数量高出一个数量级的任务。

② 不同无人机的执行任务的能力不同，不同的任务对执行该任务的无人机有限制，现实中为保证无人机编队的安全性，一般配置不同性能的无人机。

③ 任务的紧急情况不同，无人机需要安排一个任务执行的优先级队列，保证优先级高的任务首先完成。

由于无人机集群作战存在着上述的矛盾,这要求在实行无人机集群作战时,必须对无人机执行的任务进行合理规划,这样既能保证任务执行的效率,又可以使作战损耗最小,作战收益最大。这就导致了无人机任务规划问题的出现,即在确定了无人机数量和任务数量的前提下,考虑到环境、性能等诸多变量的约束,给出任务执行的最优解。无人机任务规划通常包含两个部分:任务分配及航迹规划。

航迹规划的研究内容:根据目前掌握的战场信息,在短时间内计算出航行的最佳路线。航迹规划的过程是一种动态规划的过程,要求无人机在飞行过程中根据最新传输的数据,重新定向航行路线,确保任务的执行。

任务分配的研究内容:在确定了任务数量和无人机数量的情况下,考虑到环境任务、无人机性能等众多约束条件下,对不同无人机分配不同的任务,确保无人机能够在完成任务的前提下,能够达到收益最高或损耗最小等目标。

无人机任务分配问题是无人机对地面目标进行攻击作战中的核心问题之一,这是一个强耦合的复杂多目标优化和求解最优解的问题。这个问题的研究内容分为两个部分:任务分配模型和任务分配算法。

任务分配模型是指对任务分配问题进行建模,确定任务分配的约束条件及影响因素。

分配算法是无人机任务分配的关键,对分配算法的性能要求较高,一个算法的时间复杂度将直接影响到计算出结果的时间,而时间正是无人机集群执行任务的关键。

1.2 国内外研究现状

上世纪末,欧美等发达国家,开始尝试将有人机的任务规划与管理系统向 UAV 上移植,在此基础上开发出集中式 UAV 任务规划系统,近些年,又进一步开发出了分布式多机管理系统,如 2006 年在 UAV 系统国际协会举办的会议上,美国 PAS 公司公布的“SKYFORCE”分布式管理系统,经过飞行验证,该系统能同时管理同一战术编队中几种不同类型的 UAV。

为了适应多平台协同作战、自主作战以及网络中心战等先进的作战模式,美国霍波音公司和 Northrop Grumman 公司联合研究通用作战系统,计划将不同的 UAV,以及 UAV 与有人机、地面控制站及通信卫星无缝连接成一个能有效遂行作战任务的有机整体,促进其整体效能的充分发挥。

多UCAV的任务分配作为任务控制的一个方面,研究者往往利用网络流最优模型,自由市场交易模型等进行描述;国防科学技术大学的沈林成和西北工业大学的周德云等分别提出了基于协调机制和单亲遗传算法的多无人机任务分配技术;高晓光等学者提出了分层任务网络规划方法。与发达国家相比,我国的多无人机系统的研究还有不

小的差距,且研究更多的处于实验阶段,应用于实际战场的还比较少。

对于无人机对地攻击的任务分配问题,目前国内外做了大量研究,呈现出很多优秀的成果。这些研究成果主要分为两个部分:对于无人机对地攻击问题进行建模和针对建模模型的优化求解。

(1) 对无人机对地攻击任务分配模型的数学描述

多架无人机任务分配可以理解是多架无人机进攻目标时的协同问题。而多架无人机任务协同问题分为两种。一种是在单一任务下的多无人机任务协同分配,另一种是在多个任务下的多架无人机任务的协同分配。根据情况的不同,国内外现在相关研究已经给出了不同任务的分配模型的数学描述,这些数学描述大部分是对于经典分配问题的扩展。

1) 单任务分配模型:

① 多旅行商问题模型^[7]

该问题是一种线路优化问题:即给定一些城市和这些城市之间的距离,要求访问到每一座城市,并且回到起始城市,所有可能路径中的最短路径的问题。该模型将无人机看做一个旅行商,需要执行的多个任务看做多个城市。该模型适合有时间限制的任务分配。

② 车辆路径问题模型^[8]

该问题属于求最优解问题,问题给出一定数量的客户,每一个客户都对货物的需求不同,但是向客户提供货物的供货点只有一个,要求供货点组织适当的行车路线,既能实现客户的要求,又满足诸如耗时最小,路程最短等约束条件。该模型映射到无人机上,是将无人机看做运输车辆,将任务目标类比为目的地,将无人机任务分配问题转换成车辆路径问题。

2) 多任务分配模型:

① 动态网络流优化模型^[9]

这是一种从图论中提出的模型,最初是用来研究网络流量的优化问题。动态网络流优化模型对于限制了网络流量,并且在限制的条件下进行某些问题的优化求解比较适用。用动态网络流优化模型来建模无人机对地攻击,用流量来类比无人机,用对于流量的限制来类比无人机执行任务时所需要承担的代价,通过对于网络流量中的代价的优化,进而实现对于无人机对地攻击多任务分配的优化。

② 协同任务分配模型

协同任务分配模型从任务损耗、实现任务的价值、耗费时间这三个方面来描述多任务分配问题,首先建立上述三个方面的单一因素优化模型,然后对三个因素进行不同的加权处理,转化为多因素混合模型,最后对混合模型求解。

③ 混合规划模型

混合规划模型需要对任务进行分析，如先后时序及能效问题等，进而可以建立起多任务约束模型，通过对约束模型的优化，进一步建立起混合规划模型。

④ GAP 问题模型^[10]

GAP 问题全称为 Generalized assignment problem，即广义指派问题。广义指派问题描述了日常生活中人数和事件数不对称时，用来解决指派问题的数学模型。GAP 问题模型可以直接映射到多无人机多任务的情况中，GAP 问题的模型及优化算法可以直接应用到多无人机对地攻击任务分配中。

(2) 分配模型的求解和优化

对于无人机任务分配模型的求解和优化的研究，近年来取得了许多突破，研究的思路目前有两种：分布式和集中式。

集中式算法具有良好的计算性能，同时易于实现。对于集中式算法，主要的算法有：

① 进化算法^[11]

一种来自于大自然生物进化的算法，仿照物种适者生存的原理，采用类似基因遗传的方法进行最优解的求解。进化算法对比其他算法有着以下的优势：一、无需其他辅助信息，直接使用适应度来搜索。二、因为使用了多个点来进行搜索，避免了陷入局部最小的陷阱。进化算法映射到该问题上，表现为多无人机对不同任务需求采取不同的行动，由每部分提升进而保证整体任务的提升。但是遗传算法用的求解技术为概率搜索，根据概率的大小来搜索解的值，所以不一定能够得到最优解。

② 粒子群优化算法^[12]

粒子群算法最早是由飞鸟集群活动的规律而产生的一种算法，该算法首先随意选择某个点作为出发点，经过一次次的迭代来寻找问题的最佳解，对于产生的解，都会评价解的品质，根据追踪当前最优值来寻找全局最优点。粒子群优化算法的精度较高、收敛速度快，因此很适合解决数据优化问题。

分布式求解采用的是算法中的动态规划思想。首先将问题划分为一个个的子问题，将子问题求解后整合，进而计算出整体的解。其中一些常见的算法如下所示。

① 多 Agent 满意决策算法^[13]

Agent 是一种软件实体，它能够自主的完成一项工作。多 Agent 满意决策算法被决策者使用，以便追求最优的结果，在优化的过程中会引入现实条件作为约束。通过选择一种最优或者次优的方案，达到决策目标。算法分为两个步骤：一、根据无人机之间的不同特点，选取不同的任务集合。二、对待选任务进行整合计算，进而做出整体评价，最后分析出最优的分配方案。

② 人工信息素算法^[14]

该算法模拟昆虫间的“信息素”交换。映射到无人机对地攻击任务分配领域，即

将无人机通过信息素实现与外界环境的信息交换，进而实现无人机任务分配。

③ 自由市场算法

自由市场算法的思想源于资本主义体制。市场由每个投资者组成，每个投资者会为了实现自身利益最大化来进行投资。任何投资者都不能改变市场的态势，但是所有投资者作为一个整体，就会对整个市场的发展趋势产生影响，使市场发生经济增长或者倒退。该算法可以映射到无人机集群中，比如无人机在接收到任务时需要考虑自身的有效负载及目前执行的任务，市场中的每个个体的异质性正好与不同类型的无人机对应。但是此算法由于每个个体只考虑自身利益的最大化，属于一种不确定的算法，因此无法求得最优解。

④ 基于多智能体系统的多无人机任务调度^[15]

智能体是人工智能里的一种概念，广义的智能体包括任何能够思考并且可以与外界环境交互的实体。在无人机集群任务分配领域，把每架无人机类比为单智能体，把无人机的各种系统类比为多个智能体。以其使用基于合同网的算法为例，当无人机系统发现了一个任务时，先任意选取一台无人机作为母机，母机先计算自己执行该任务的损失，然后将信息以广播的形式发送出去，每个接收者接收该广播后将根据自身情况计算执行该任务的损失，然后将“竞价”发送给母机，母机在限定时间内选择最优“竞价”的无人机执行任务。若最优没有应答，则可以选择次优执行任务。

当前对多无人机协同任务分配问题的研究出现了很多方法，在问题建模、求解策略和算法方面取得了研究成果，但是对于多无人机协同任务分配问题，当前的研究还存在以下问题：首先，鉴于目前大多数多无人机系统，飞机数量较少，且类型单一，体系结构的设计和任务分配方法对系统内无人机之间的可重构性考虑较少。系统作战时，在面对无人机损毁、发现新目标、目标消失等突发情况时，不能及时适应战场态势的变化，作战效能大受影响。

其次，目前用于多无人机任务分配的优化方法大多基于传统优化方法，这些方法往往针对的都是一些单目标函数的优化问题，所得到的任务分配结果往往也是在某一个目标上最优，当所得结果与实际战场情况出现较大偏差，则需调整目标函数重新求解，这样一个反复的过程往往会延误战机。

最后，多无人机机群往往处于未知的动态环境下，战场态势瞬息万变，目标分配应该能够适应突发情况，这就要求分配算法具有很高的实时性，而现在算法大多数为静态算法，很难达到“实时”要求。

1.3 研究内容和论文组织结构

1.3.1 研究内容

通过以上的论述,多无人机在对地攻击任务分配已经形成了较为完备的算法及最优求解体系。但是面对复杂的战场形势,传统的算法无法解决任务分配问题解空间的膨胀,使用前面提及的算法会因计算的复杂性提高而导致性能的严重下降。本文首先分析了无人机对地攻击任务分配问题及相关的研究,对于无人机对地攻击任务分配建立了考虑多种约束的无人机编队的任务分配模型,然后引入非支配排序遗传算法(NSGA 算法),在此基础上,改进了一种操作符重定义的多目标 NSGA-II 优化算法,并采用惩罚性的 NSGA-II 来解决多目标优化问题,提高了算法的运行速度和求解质量。对于改进的算法进行仿真实验,通过对实验结果数据的分析和已有算法的对比体现出改进后算法的优越性。

1.3.2 组织结构

第一章,绪论。介绍了本文研究问题的背景知识,重点介绍了目前无人机对地攻击任务分配的问题的背景和现阶段的研究成果,同时给出了本文的研究目标和结构安排。

第二章,对于无人机对地攻击任务分配问题进行分析,主要介绍了无人机对地攻击任务分配的内容和含义,并探讨了无人机在进行对地攻击任务分配时所遵循的相关原则和约束条件。

第三章,对无人机对地攻击任务分配的关键技术进行研究,对于数据链路通信技术、地面态势评估技术、任务实时协作技术、路径规划和重规划等技术以及任务分配中常用的三种算法进行了研究与分析。

第四章,模型提出及算法的改进。建立了攻击收益和攻击损耗函数目标为一体的多目标函数体系,并对这一多目标体系下的约束条件进行了较详细的描述,建立了基于遗传优化算法的目标函数优化模型,采用了一种操作符重定义的多目标 NSGA-II 优化算法,并且给出了算法工作的流程。

第五章,仿真实验及数据分析。对本文提出的 NSGA-II 算法与传统 GA 算法进行比较分析,体现出优化后的 NSGA-II 算法的优势。

第六章,总结与展望。对所做的工作进行了总结,并对未来研究方向做出展望。

第二章 无人机对地攻击任务分配问题分析

2.1 引言

在过去的战斗中，人们需要使用纸、笔和尺等需要手工操作的器具来完成作战任务。要想规划出一个优秀的作战计划，则必须消耗很多时间来调查和掌握多种多样的知识，一般要包括如下：第一是敌人的位置，第二是目标的特征，第三是敌人各种各样的武器性能，第四是作战区域的天气状况，第五是作战区域的地形地貌特征等。

1991 年多国部队在伊拉克发动了军事行动，即“海湾战争”。在战争中，美军使用了许多新式武器和作战系统，其中任务规划系统（Mission Planning System, MPS）发挥了巨大的作用。现代新型 MPS 的基本原理是，借助于当前快速发展的计算机技术，应用这些技术来搜集进行战斗时不可缺少的各种情报，利用计算机在处理数据上的巨大优势，对搜集到的多种多样的战斗所需情报进行建模和分析，将解析出的结果分类存储在各种不同的数据库中，以便任务分配系统在任务分配时按照所需调用。每次的攻击计划、作战方针等均可以通过基层单位使用计算机来帮助拟定，这一切都离不开任务分配系统的帮助。战场中的各种自然以及非自然环境是时时刻刻不停变化的，因此相应的作战计划、作战战术都不能保持不变，通过 MPS，我们可以仅仅修改各种参数或者数据，相应的计划或者战术就能够瞬间得到相应的改正调整。战斗中，飞机与导弹要想相互配合，完成最终的任务，离不开 MPS。借助 MPS，使得无人机能在多场战争中高效的完成任务。图 2.1 为多款处于现役状态的美国军用无人机。



图 2.1 美国军用无人机

MPS 在无人作战飞机使用中发挥着重要作用，无人机在任务分配时要考虑以下方

面：首先是无人机/机群的任务，它/它们的任务可能在作战过程中一直不变，也有可能是动态实时变化的；其次是无人机/机群怎么样执行被分配给自己的任务；最后是无人机在完成自己的任务后，怎么样才能安全的回来，这一整个流程，最终目标是使无人机/机群的存活下来的概率达到最大，同时它们的整体战斗效果达到最好。如图 2.2 所示，在执行攻击地面目标任务时，无人机任务分配系统需要预先根据地形地貌，并结合敌方障碍物等因素，制定合理的任务方案，使得作战效果和生存概率达到最优。

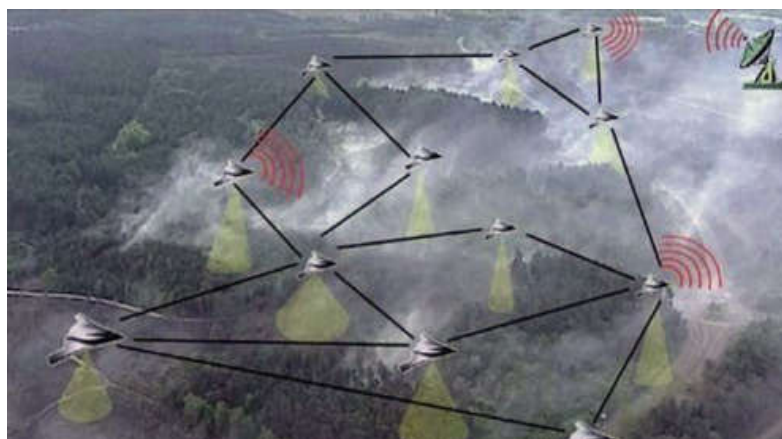


图 2.2 多 UAV 对地攻击作战示意图

2.2 无人机对地攻击任务分配的内容与含义

随着社会经济和科技的迅猛发展，无人机技术也得到了显著的提升，使用无人机完成任务的种类也逐渐增多。多无人机以及控制站之间的协同技术迅速发展，与此相关的战术应用也在迅速变化，为了让无人机能够顺利完成各种制定的工作，任务分配变得很重要。

无人机可执行的战斗任务多种多样：一是侦查目标，二是攻击固定（或移动）目标，三是干扰敌人，四是压制敌方防空，五是空对空作战，六是攻击战略目标等。受到战斗性能等多种因素约束，单个无人机能够完成的任务越来越少。但是无人机的作战工作反而越来越多样复杂，为了完成设定的各种复杂多样的工作，往往需要使用多机相互帮助的形式。

应用于多 UAV 的任务分配系统的工作内容包含如下：首先制定希望达到的作战目标或者作战计划，其次通盘考虑各种各样的作战标准以及其他技术上的标准，在符合上面标准情况下，给每一个无人机制定一个相应的具体的目标或计划。为了让无人机之间相互配合分工协作完成任务，任务分配系统不可或缺，体系结构如图 2.3 所示。

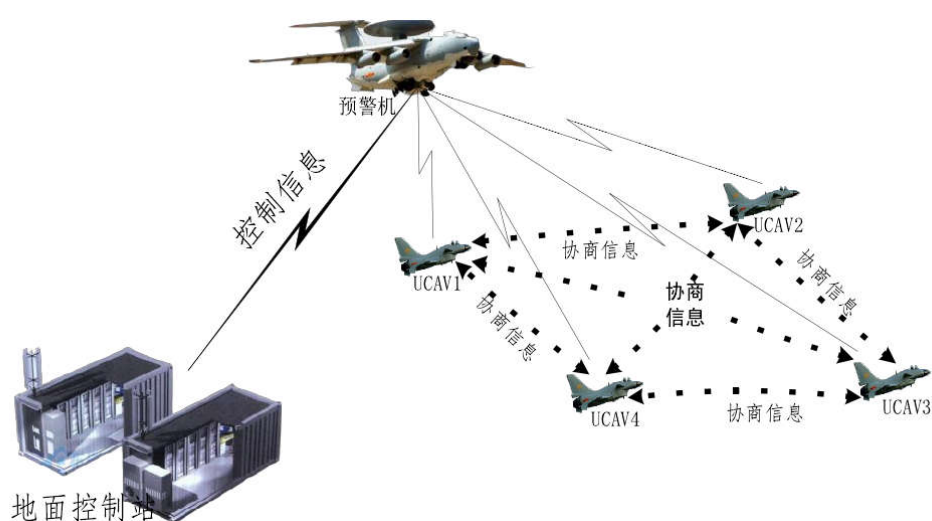


图 2.3 无人机任务分配系统体系结构图

多无人机任务分配含义如下：首先制定系统的各种各样的限制规则；然后完成约束条件下的任务划分；最后规划无人机的飞行航路，确保无人机能够相互帮助共同完成任务。无人机在任务进行前或者任务进行中，必须要符合第一步制定的各种各样的限制。无人机为了安全到达最终的目的地，离不开系统作战指标下的保障。多机与单机的工作分配有所不同，首先一点是单个无人机的航线对自己来说不一定是最好。其次在为多机制定任务航线时，也要考虑每一架无人机的航线要满足限制性的各种规则。

在进行任务分配时，各无人机处于按照原来的速度和方向在继续完成上一次的任务状态，它不是静止不动的，因此这就要求重新进行任务分配的过程必须要在足够短的时间内完成，否则任务分配结果将出现重大偏差，更有甚者，整个作战任务也会失去意义。

2.3 无人机对地攻击任务分配的原则

2.3.1 无人机之间的协同性原则

在无人机任务分配系统中，UAV 之间的协同主要表现在空间和时间两个方面。

空间上的协同：多个无人机在相互配合，共同相互帮助完成任务时，为了减少甚至防止彼此之间的相互碰撞，在进行决策各个无人机的任务时必须要与其它的无人机进行预先的协调，使得各 UAV 飞行路径之间必须满足安全的飞行间隔。为了达到这一目标，在任务规划过程中各无人机要随时与其它无人机共享信息以消解各个冲突。

时间上的协同：多 UAV 协同完成任务时通常在时间上存在一些特殊要求。在实

际的战斗过程中，为了完成某一个具体的任务，其对应的时间要求会有所不同，例如有些情况下，某项任务开始时不能早于某个点，同时也不能晚于某个时间点。但是也有某些情况，某些任务必须要比某个时间点早，或者该任务必须要比某个时间点晚。

另外，作战本身也有时间要求。例如：在某作战任务中，因为前一批次打击任务完成之后会产生爆炸烟雾，而爆炸烟雾会对后续攻击精度的产生影响，这就使得后面批次的打击必须要在一定的时间间隔之后才能开始。为了与前一批次打击产生时间间隔，后面参战的各个无人机要么在一个时刻同时到达目标区域开始行动，要么按照一定的时间间隔分批次到达目标区域开始行动。

2.3.2 任务分配的实时性原则

战场是不断变化的，这就导致战场环境有很多预料之外的情况，因此无人机在进行任务计划时，要依照环境的变化动态的调整任务。一方面，战争中的交战双方都会想办法隐藏自己诸如重点单位分布、兵力部署等战场情报，甚至有时候故意设置假目标来迷惑敌人。因此，为了得到比较完整的战场上的各种情报，只在开战前侦察敌方的信息是不现实的。另外，战争中战场上的各种情报变化，敌方指挥人员会实时的根据战争的态势对现有的兵力部署进行调整，战场的气候条件也有可能随着时间的进行不停的变化，此外，一些意外的事情如我方无人机被敌方的防空火力摧毁或者出现意外故障等，这些情况都会导致战场环境发生变化，这就要求参加战斗的无人机必须要调整作战计划。一旦战场态势发生变化而我方没有来得及及时调整任务分配，那么之前的任务分配结果就会失去意义，甚至于出现不利于我方的战争态势。因此参加战斗的无人机必须要根据现在随时出现的新的战场态势重新调整以前的任务分配。在任务分配进行的过程中，各个无人机一般都不是处于静止不动的状态，而是按照原来的分配任务时所给予无人机的速度和方向上执行上一次规划的任务，所以在重新进行任务分配的过程中，为避免任务规划结果失去意义，就必须要在足够短的时间内完成任务重分配。

2.3.3 任务分配的自主性原则

作为服务于军事的多无人机协同控制系统，应该具备优秀的健壮性和高效性，综合起来考虑，分布式系统是最适合于多无人机协同控制系统。各无人机平台上保存有各自搜集到的信息，各个无人机之间共享各自的运行情况，共享搜集到的战场情报，共享任务计划，共享要打击的目标信息，共享传送过来的指挥控制消息等。这样基于各无人机平台的自主管理和相互配合就能实现控制整个系统。整个系统具有明显的自主性，因为各个无人机基于自己的信息，通过相互之间的交流以及共享，实现了任务的在线分配。并且,若各无人机能够自主进行任务分配，地面指挥站发来的控制信息

就会减少，以此可以非常明显地减少用来控制无人机进行协同作战的任务量。特别是在战场上，无人机能够根据战场态势动态的变化，自主的做出相应的决策，自行进行任务分配可以大大提高无人机的反应速度。随着探测技术发展，无人机可以实时的感知战场态势的变化，与此同时，随着人工智能技术的快速发展，未来的研究热点或者未来流行的 MPS 一定是在一定程度上能够不受人工支配进行任务规划和分配的多无人机协同作战控制系统。

2.4 无人机对地攻击任务分配方法分类

无人机的任务分配有许多分类方法：如果依照任务间的关系上看，可以分成两种方法：独立的任务分配方法，和协同的任务分配方法。如果根据无人机所在的作战环境的不同，也可以分为两种：一种是动态分配任务的方法，另外一种是非动态的方法。下面从三种控制方法上，来论述任务分配的问题：第一种是集中式控制的方法，第二种是分布式控制的方法，最后是分层次分布式控制的方法。

2.4.1 集中式任务分配方法

集中式控制系统是由单一控制中心来完成所有无人机之间的信号传输与控制。基于集中式控制系统的任务分配模型有这几种：混合整数线性规划问题模型，车辆路径问题优化模型，多个旅行商最短路径求解问题模型等^[16]。集中式体系结构如下图 2.4 所示：

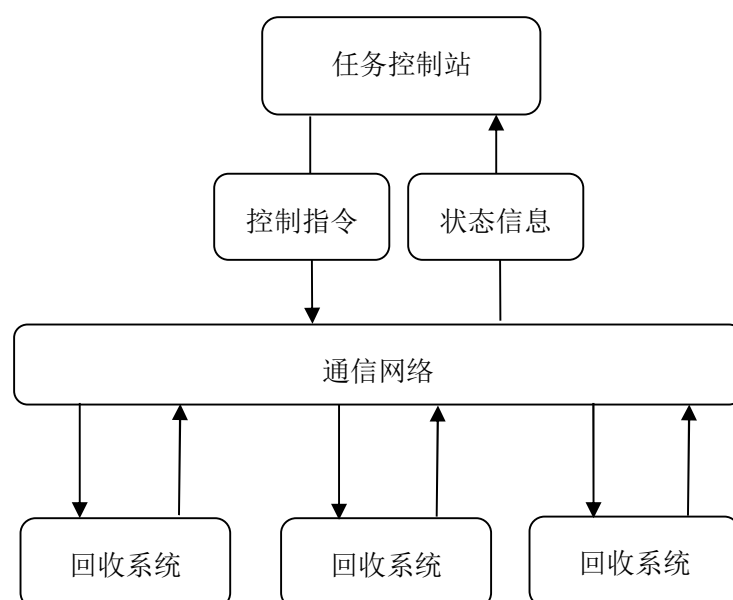


图 2.4 集中式体系结构

集中式任务分配问题的求解方法可分为最优化和启发式方法^[17]。常用最优化方法有 4 种：第 1 种为基于宽度或深度优先的穷举法，第 2 种为约束规划最优化方法，第 3 种为整数规划最优化方法，第 4 种为图论方法。最优化方法的求解耗时随着问题规模和难度增大而增加。而启发式方法和最优化方法之间的不同，启发式方法为了在可控时间成本内求解出问题的解，需要折中求解的时间以及解的质量。

1、最优化的求解方法

(1) 通过一一列举出解空间中的全部解，得到最优解，此类方法就叫穷举法。穷举法适合求解规模较小的离散型的问题，问题规模增大将增加求解时间或者找不到最优解。在参考文献[18]中的介绍的基于穷举法的满意决策（Satisficing Decision, SD）方法，可用于规模较小的问题，该方法删除掉效率低的或不可行的解，加快了优化速度。

(2) 约束规划方法包含两个部分，变量集合是其中一个，另外是约束集合，两者一起组成约束规划。每个变量都对应着自己的值域，它的取值只能是在自己的值域之中。在参考文献[19]中，为处理资源管理和分配问题，文中把紧急搜索算法和约束规划方法相结合。参考文献[20]中提出了多个工具包，这些工具包是在约束规划方法的基础上研究的。

(3) 如果问题的规模比较小，非常适宜使用整数规划。如果使用该方法，第一步要确立求解目标，第二步建立合适的目标函数，同时完备的约束条件也不可缺少。常用的整数规划方法有三种：第一种是单纯型方法，第二种是矩阵作业方法，第三种是分支定界方法，第四种是匈牙利方法。参考文献[21]面对多处理机的分配问题，利用分支定界法解决。如果问题的约束条件较少，变量的数目也相对较少，该方法可以使用。该方法实时性不好，规模较大的问题不适宜。

(4) 图论方法首先需要确定要解决的问题，其次要确定能够接受任务的成员，通过图示的方法将上面的两者表述出来，然后匹配，这个匹配过程就是图论方法。以上述步骤为基础设计出可行的分配方案。参考文献[22]使用网络流模型来进行两个处理器的任务分配中。文献[23]中使用了映射方法，这种映射使得通过执行消耗时间最少的图论方法就能够表现出任务和系统成员，但这种方法的局限性在于，如果任务和系统成员的数量较多,有可能不能得到有效解。

2、启发式方法

为了花费较短时间并且求出问题的局部的最优化的解，需要调整算法所花费的时间和求出的结果，这个方法是启发式方法。启发式方法主要有三种,即列表规划方法、聚类方法和负载均衡法。

(1) 列表规划方法，它的主要思想是：要将任务按次序分配给系统进行处理，需要通过优先级函数确定各任务的优先级以及处理的先后顺序。常用列表规划方法有 3

种,第1种为多维动态列表规划方法,第2种为动态列表规划法,第3种为多优先级动态列表规划。作战任务的平台资源分配中,多维动态列表规划方法表现较好,在解决异构网络系统中的计算资源分配问题中,比较其他方法,动态列表规划法表现较好。

(2) 聚类方法是一种常用的启发式方法,该方法首先对多个任务完成分簇,而后依据任务分簇数量和成员数量完成聚类,直到聚类停止。对关键任务进行聚类是比较常见的一种方法,接下来移除任务图中已聚类的节点。聚类方法相较于其他方法,非常适合用来解决多个处理机面临的资源调度的困难。划分聚类方法如下图2.5所示:

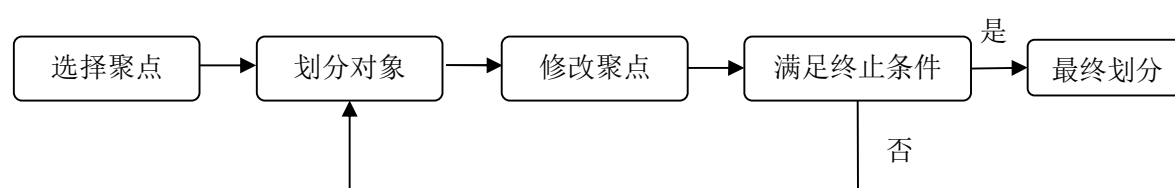


图 2.5 划分聚类算法框图

(3) 智能算法。与精确方法的全局搜索模式不同,这是通过在求解的时间和求得解的质量二者中进行调节,使得在较合适的时间内求得自己满意的解。它的优点是计算相对简单,因而相对容易实现,解的质量也比较高等。目前常用的智能优化算法主要有以下几类:

进化算法,现今的计算机技术研究开始不断地从自然界中获取灵感,所取得的研究硕果累累,主要有遗传算法、遗传规划、进化规划和进化策略等。

群智能算法,作为另外一种近些年来研究的热点算法之一,主要思想是参考仿照自然界的多种群居动物的行为。在众多群智能算法中,应用较广的有两种,分别是蚁群算法(Ant Colony Optimizaiton)和粒子群算法(Particle Swarm Optimization)。蚁群算法被应用在了多种多样的离散优化问题上面,这个算法是由意大利的相关学者在1990年左右提出来的,它的基本思想是参考仿照蚂蚁种族在捕猎时所做出的一系列行为。

被广泛应用于任务分配中的智能优化算法除上述所说外还有3种,第1种是人工免疫算法(Artificial Immune, AI),第2种是模拟退火算法(Simulated Annealing Algorithm, SA),第3种方法是禁忌搜索算法(Tabu Search, TS)。

启发式方法具有极高的计算效率和极其优良的解,但灵活性和可拓展性较差。

2.4.2 分布式任务分配方法

常用的分布式的任务分配法有:

(1) 合同网方法

当下，使用最多的一种分布式方法是合同网（ContractNet）方法，通过通信方式协商处理。文献[24]介绍了合同网方法的主要思想以及发展历史。合同网方法由发布者和竞标者共同参与 4 个过程，即招标—投标—中标—确认。该方法可将任务进行分层次的分配。与此同时，该方法也有不足之处，比如通信量大或发布者工作负担较重等。

（2）拍卖方法

拍卖方法比较容易实现资源配置，主要步骤如下：首先熟悉拍卖规则，其次对物品给出自己的价格，通过比较每个价格的高低，决定物品归属。在无人机任务分配问题中，将实施的任务当作是拍卖品，相应的，参与者既能作为任务的分配方，又能当作任务的接收方。每一方都有对应于自己的收益函数，当然对应自己的出价策略也不可少。通过确定规则来实现买卖双方的交互，具有很强的可操作性，同时能在较短时间内完成资源分配，从而得到了问题的最优解或较优解。该方法在传感器等资源分配问题中也取得了广泛应用^[25]。图 2.6 是分布式任务分配体系结构框架。

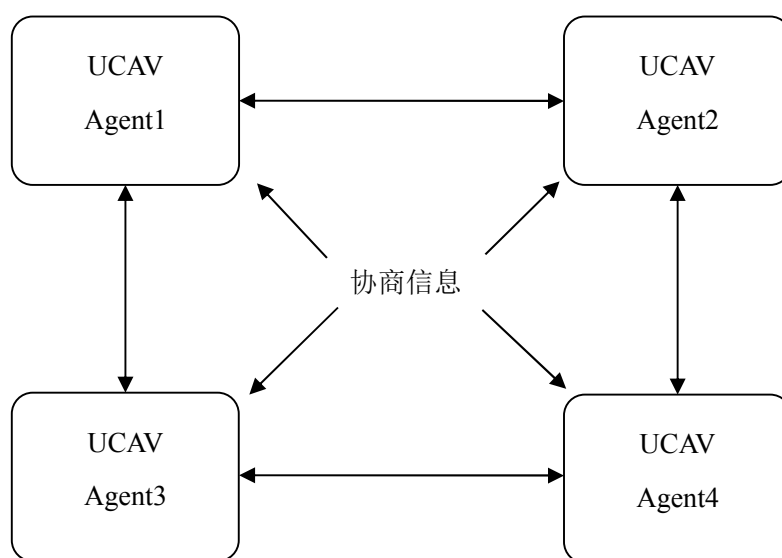


图 2.6 分布式任务分配体系结构

2.4.3 分层次分布式任务分配方法

分层次分布式系统混合有集中式和分布式结构，如图 2.7 所示，它同时具有两者的优点。通过一定的规则将无人机分层和归类，首先依据类别分组，将集中式控制系统结构应用于同一层次的无人机类和同一组内的无人机选择；分布式系统的结构应用在其他组。分层次分布式控制系统具有自主性，可依据实时情况进行调节并调整分配策略以满足作战要求。使用这种结构在执行无人机相关作战任务时，会具有很大的灵活性。

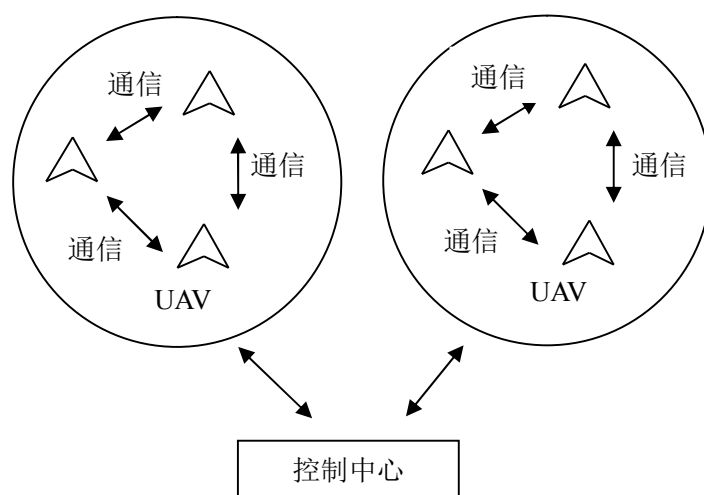


图 2.7 分层次分布式控制系统结构图

2.5 本章小结

本章主要对无人机对地攻击任务分配问题进行了介绍和分析。首先，主要介绍了无人机在执行对地攻击任务时，所进行的任务分配的内容和含义；其次，介绍了无人机完成对地攻击任务分配时，应遵循的相关原则：协同性原则、实时性原则和自主性原则；最后，对无人机任务分配所使用的方法进行了分类，可分为集中式、分布式和分层次分布式这三种任务分配方法。这一章的工作，为后面章节奠定了研究基础。

第三章 无人机对地攻击关键技术分析

无人机对地攻击的主要任务是反雷达监测、压制地面火力、实时攻击、深度攻击、防区外攻击以及对敌人地面目标（例如地面发射器）的短距离攻击等。无人机战斗系统对战场势态进行评估、对作战任务进行规划、对进攻战术进行决策，然后无人机确定对地攻击战术决策，最后完成如下任务：瞄准目标计算、武器发射条件、武器发射参数绑定、武器发射控制和发射后制导等。无人作战飞机需要在执行地面任务之前做好任务规划，需要保护重要和高价值的目标。这主要依靠前期任务规划侦察的地形等威胁信息，并在考虑飞机性能限制和导航指导后，规划出最好的作战路线。下面我们对无人机对地攻击关键技术进行分析。

3.1 所需关键技术

(1) 无人机协同对地攻击系统的数据链路通信技术

数据链路通信技术，包括完成数据传输所必要的软硬件设备和物理链路。无人机对地攻击通信系统主要是实现了站点和无人机之间的联系。通信技术包括指挥、整合、通信、侦查、监视信息集成系统，多目标测控技术，信号处理和高速数字信号处理和传输技术与通信中继控制以及无人机通信系统等技术，这些技术可以避免无人机在作战时可能遭遇的各种电子威胁，如电子拦截、欺骗等。图 3.1 所示为无人机通信链路系统的结构图。

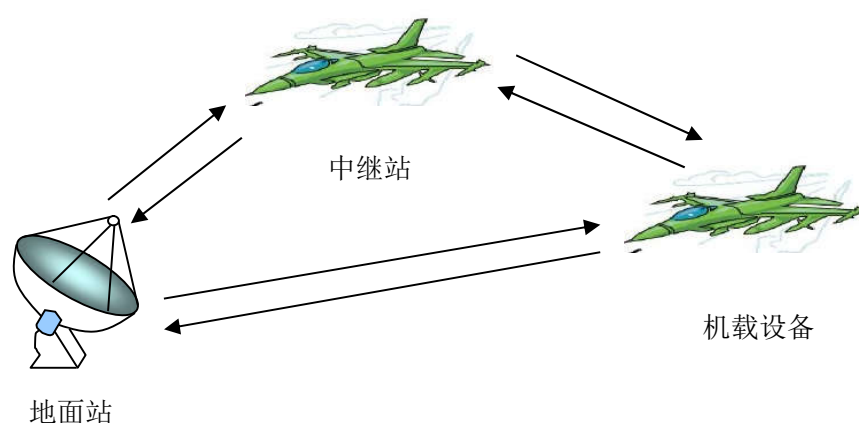


图 3.1 无人机通信链路系统结构图

(2) 分布式无人机地面态势评估技术

地面态势评估是根据相关经验,自适应的对战场变化进行分析和判断,并对当前形势作出合理的解释和预测,为军事指挥官提供较为完整和准确分析的技术。态势评估属于判断和控制阶段,在这个阶段,信息的获取和判断是最为重要的内容。态势评估根据无人机传输的信息来完成的评估,并向无人机编队协同空对地攻击系统系统发送状态评估结果。态势威胁评估是推理与决策相结合的过程,它可以用基于统计理论推理的经典方法,例如贝叶斯推理, D-S 证据推理, 黑板模型等。贝叶斯网络理论适用于取决于多种因素决策和不确定性的概率对象,可以很好的处理态势评估领域的不确定性,并且其数学基础为高可靠性的情况评估提供了良好的理论基础。

(3) 无人机对地攻击的任务实时协作技术

无人机对地攻击的任务实时协作技术主要研究任务分配和资源分配等。在执行任务的过程中,无人机编队不仅确保单机的目标点能安全飞行,还保证每一架UCAV同时攻击目标,以实现突袭任务。目标分配是一个多参数、多约束的NP问题。解决思路有两个:第一种是精确搜索,比如穷举法;还有一种是启发式搜索,比如禁忌搜索、模拟退火、遗传算法和神经网络等。这两种方法都会为了克服NP问题而产生出巨大的计算成本。另外,一些新的方法和理论应用于目标分配问题,如满意决策理论、市场配置、蚁群算法和拍卖理论等,也显示出了较好的效果。这些在前文中都有所提及。

(4) 无人机对地攻击路径规划

路径规划是从最优轨迹目标点出发的,以满足无人机机动性和战场环境下的具体的信息约束。它是新一代低空突防技术,主要实现协同航路规划,冲突检测、消解和单一飞机选择性管理多机,主要技术难点是规划系统可以依据动态态势评估结果实时重新规划,以实现冲突突发威胁源的检测并消解不确定战场环境下的事件。路径规划是UCAV对地攻击中重要的部分,它的计算是较为困难的。目前有效的算法包括A*搜索算法、动态编程算法、模拟退火算法、蚁群算法等。这些方法主要解决了巨大的信息存储问题和大规模路径规划过程中的全局优化问题。

(5) 无人机对地攻击的任务决策和战斗损伤评估技术

战术决策是为了做出实现战略决策和解决问题的决定,用来传递访问决策数据库时目标识别与态势评估的决策信息。无人机的战术意图和行动是利用这些信息来作出实时战术决策。战术决策系统包括战术任务决策、战术攻击决策与战术行动决策系统,这些系统结合起来完成无人机空对地攻击使命,并相互补充与协调行动。无人作战飞机根据状态信息制定正确的战术,并在尽量减少自己损伤的基础上完成任务。在UCAV编队实施战术决策后,我们需要评估敌人的战斗伤害,还需确定任务是否已经完成,而且是否需要重新攻击等。因此,准确及时的战斗损伤评估是对地攻击过程中非常重要的一部分。

3.2 任务分配常用算法介绍

在第一章中，本文对国内外众多专家学者对无人机任务分配问题的研究成果做了介绍；在第二章中，文章为 UAV 任务分配问题的方法做了分类。在处理分配问题时，需要对分配问题进行最优化。在国内外的各类文献中，介绍了现阶段比较经典的优化算法，例如 Genetic algorithm、Tabu search algorithm 和 Particle Swarm Optimization 等，众多专家学者都在这些算法的基础上进行性能改善，并获得更优的效率。这些算法具有较好的优化性能。

3.2.1 遗传算法

遗传算法（Genetic Algorithm, GA），是最常用的优化算法之一。在生物的进化过程中，遗传和进化是两个重要的过程，遗传算法就是在达尔文的进化理论上建立起来的。自 20 世纪 60 年代以来，有众多科学家做了大量科学实验和相关研究。1975 年，美国的 Holland 教授对遗传算法研究做出了较大贡献。随着计算机技术的发展，一部分科学家对遗传系统做了很多仿真实验。尽管他们做出了很多努力，但是所取得的进展和成就非常有限，这是因为当时的计算机技术水平的制约。De Jong 使用计算机，做了很多的科学实验，并取得了较大的进展，进化计算技术得到了越来越多的人的关注。Goldberg 做了大量的科学研究和实验，并在前人的成果的基础上，对遗传算法的过程做出了总结，并提出了遗传算法的基本流程和框架^[26]。

在使用一般的优化算法时，有些非线性问题不易处理，但是利用遗传算法能够处理。多年的研究和应用表明，遗传算法是一种非常高效率的、健壮和优化技术，在实际应用中往往可以获得普通优化算法很难获得的性能。遗传算法在开始时，可以通过随机方法产生或者通过特定的方法产生初始解，并按照特定的动作，如选择、交叉、变异等，然后再通过多次迭代，在每次迭代中依据个体适应度，依照“优胜劣汰、适者生存”规则进行淘汰，同时向着“最适应环境”的方向进行搜索，即找最优解方向。通过多次迭代以接近最优解，或最终收敛得到目标函数的最优解^[27]。

基本遗传算法使用的编码方式是二进制编码，并使用 3 类遗传操作：选择、交叉和变异，同时还有基于适应度函数的优化策略^[28]。该算法中遗传进化的过程相比而言相对简单，其他的一些遗传算法就是以此算法为基础的，并在其上改进。

遗传算法可以高效地使用已有信息来搜索能提高性能的基因串，它不需要了解所要求解的问题本身，只需要使用评价函数评估算法产生的染色体，在选择更优的染色体时，需要考虑其适应度，适应度越高遗传机会越多。图 3.2 显示的是一个 GA 算法的循环过程。

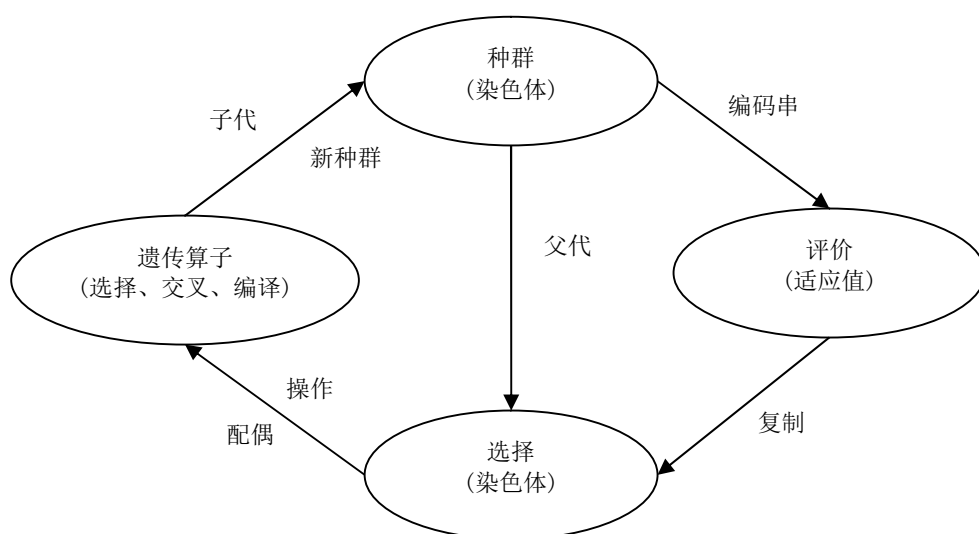


图 3.2 遗传算法循环过程

在遗传算法中，进化过程的起始是初始种群。初始化后，还需要对种群中的每个个体增加一个适应值，解决的方法就是设置一个评价函数。当使用某种选择机制来选择优良个体进行基因繁殖时，通常需要考虑每个个体的适应值。通常来说，对于不同的实际问题，需要使用不同的选择机制来解决。在遗传算法中，为了生成新的种群，需要改变当前种群中个体的基因信息，需要同时获得合适的交叉算子和变异算子。对于交叉算子而言，将 2 个父个体的基因进行重组并得到 2 个新子个体，这是它的主要功能。图 3.3 中是一个单点交叉算子的过程。

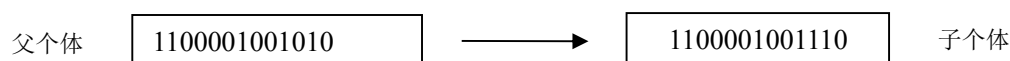


图 3.3 单点交叉

遗传算法通过对迭代过程进行的一次的循环，一步步提高个体的最优适应值和种群的平均适应值。经过很多次迭代之后，如果找到了目标函数的最优解，或者已经到了定义的最大的迭代要求时，即可终止迭代搜索过程。

3.2.2 禁忌搜索算法

禁忌搜索算法 (Tabu Search, TS) 也是一种全局的智能优化算法。为了避免重复问题，它利用局部领域和禁忌表来实现，以此加快优化速度。同时一部分较优的状态利用藐视准则而激活，使算法在优化时可以避免局部最优，最后找到最优解^[29]。

禁忌搜索算法由以下 6 个主要部分组成：

- (1) 初始解：在变量范围内的任一解；

(2) 邻域：当前所得解附近的所有可行解；

(3) 移动：在当前解的邻域内，从某个解得到另外的解的动作。当移动的方向发生变化时，函数的值也随之变化；

(4) 禁忌表：在解的搜索过程中具有和动物相似的记忆功能，这是禁忌搜索算法的重要组成部分。为防止局部最优，需要将当前领域内的解的多次移动操作记录下来，并禁止某些操作再次发生；

(5) 藐视准则：在搜索过程中，容许存在可无视当前禁忌准则的情况，这就是说如果禁忌表中某一些状态较优良，同时具备较好的搜索优势，即所对应的适配值比候选解要好，则可以启用藐视准则。为避免在搜索过程中遗失掉某些优良的状态，需要让其中一些被禁忌的对象可以重新选择，并以此来提高局部搜索的性能，以找到目标函数的全局最优解^[30]；

(6) 收敛准则：让禁忌搜索算法停止，一般情况下有三种方式使得算法终止：一是设置最大的迭代次数，二是设置最大禁忌次数阈值，三是设置最优解的可接受误差范围^[31]。

以下是禁忌搜索算法的基本过程^[32]：

(1) 设置初始可行解 x 和算法的相关参数；

(2) 依据收敛准则来判断是不是满足条件？若满足条件，即可得到最优解 x ；否则，转步骤（3）；

(3) 求出可行解 x 的邻域范围，并且遴选出当中满足条件的候选解；

(4) 根据藐视准则来看遴选出的候选解是否符合条件？若满足，利用满足藐视准则的解 y 替换之前的解 x ，用与 y 相应的禁忌对象来刷新禁忌表，转步骤（2）；否则，转步骤（5）；

(5) 利用候选集合内的非禁忌对象相关的最优解，更新为最优解，并利用与最优状态相对应的对象来更替禁忌表，然后转步骤（2）；

(6) 一直反复以上操作，等到符合收敛准则，终止该算法。

禁忌搜索算法是一种智能全局优化算法，与其它智能算法相比，其主要特点有：一、禁忌搜索算法具有记忆功能，在其领域范围内利用禁忌表和藐视准则进行优化，此过程中可以防止循环问题；二、与当前最优解相比，禁忌搜索可以提高搜索到最优解的概率，拥有更高的性能，在科学研究中具有重要作用^[33]。

3.2.3 粒子群算法

粒子群优化算法（Particle Swarm Optimization, PSO）是另一种智能优化算法，美国科学家 Kennedy 和 Eberhart 通过长期观察鸟类活动，以及大量的仿真实验，并且对实验数据进行对比、分析和总结后，于 1992 年提出的优化算法。在此之后 Boyd

和 Recharson 在前人的研究基础上，建立起了“个体适应”和“信息传递”概念，他们认为在运动过程中，鸟类个体会综合这两种信息，即自身适应信息和其他个体传递信息，以此来确定自己的飞行路线或完成相应任务，这是粒子群算法的一个基本特征。为了增加粒子群算法的优化性能，在 1998 年，Eberhart 在粒子群算法的基础上引入了惯性权重的参数，引入了惯性权重后，粒子群算法性能得到了提高，改进后的算法被科学界作为标准粒子群算法（Standard Particle Swarm Optimization）^[34]。

粒子群算法与传统优化算法进行对比，不同之处有^[35]：

(1) 粒子群算法的适用性较广，它无需考虑目标函数有多复杂，只要确定了目标函数，即可进行运算；

(2) 粒子群算法的性能更优，某部分个体的搜索最优解失败并不会对最终优化结果带来较大的影响；

(3) 粒子群算法搜索的范围更广，例如子个体在进行优化时，利用的是全局的信息。

同样作为智能全局优化算法，粒子群算法与使用较为广泛的遗传算法进行对比，异同如下^[36]：

(1) 这些智能优化算法都能随机地对群体进行初始化，同时都不能确保最后能够找到目标函数的最优解。对于更新方法而言，PSO 中的个体更新方法，与 GA 中的变异算子相似；对于学习因子而言，粒子个体向之前最优解和全局最优解的移动，和遗传算法中的重组算子相似；

(2) 粒子群算法和其他方法相比具有不同的信息共享方式。对于信息交换方向而言，遗传算法中各染色体之间信息的交换方向是双向的；而在粒子群算法中的个体则是通过自己的和全局的信息来进行相应的调整，信息的交流方向是单向的；

(3) 粒子群算法中的粒子与速度有关，也与位置有关，但是 GA 算法和其他优化算法只与位置参数有关。就算法实现的难易程度而言，PSO 的基本原理相比于 GA 来说更加简易，并且其参数不必要过多的调参过程，粒子群算法有更快的收敛速度。

粒子群算法描述如下：在该算法中，不同的鸟类个体则被当作是解空间中的不同的粒子个体^[37]，我们把这个粒子就认为是这个搜索问题所对应的一个解。算法在计算过程中，每一个优化问题的解与一个粒子相对应。我们假设有一个 D 维的空间，把空间中的点对应于每一个粒子，设种群规模为 N ，设 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 为第 i 个粒子 ($i=1, 2, \dots, N$) 的 D 维位置参数。依据目标函数得到第 i 个粒子的大小，从而判断该粒子是否较优。设 $v_i = (v_{i1}, \dots, v_{iD})$ 为第 i 个粒子的速度参数，设 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ 为第 i 个粒子到当前优化所得的最佳的位置参数。在 $p_e = (p_{e1}, p_{e2}, \dots, p_{eD})$ 中所有粒子中当前搜索的最优位置参数，称之为全局最优位置参数^[38]。

在第 t 次迭代时，第 i 个粒子将依据公式(3-1)和(3-2)来更新速度和位置参数：

$$v_{id}(t+1) = v_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}(t)) \quad (3-1)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (3-2)$$

上式中, $i=1,2,\dots,N$, $d=1,2,\dots,D$, t 是迭代次数。 r_1, r_2 为介于 0~1 之间的随机数。 c_1, c_2 称为加速因子 (或学习因子), 为了使得某粒子能获取其他个体的优势, 并自动调整, 然后向着最优位置进行移动, 加速因子发挥着重要作用。

粒子群算法中没有对粒子的移动速度限制范围, 所以需要用到一个最大速度值, 假设为 v_{\max} 。当某一个粒子的某一速度大于 v_{\max} 时, 那么它的速度就将被当作最大速度值, 也就是说当 $v_{id}(t) > v_{\max}$ 时, $v_{id} = v_{\max}$ 或 $v_{id} < -v_{\max}$ 时, $v_{id}(t) = -v_{\max}$ 。

公式(3-1)分为两个部分, 第二项表示粒子自身的调整的过程, 第三项是群体的部分, 这部分代表粒子间的相互作用过程。粒子个体根据公式(3-1)更新自己的速度信息, 根据公式(3-2)更新自己的位置信息。

3.3 本章小结

本章主要对无人机对地攻击的关键技术和任务分配时常用的优化算法进行了介绍。首先, 本章介绍了无人机对地攻击的五种关键技术, 数据链路通信技术、态势评估技术、实时协作技术、路径规划和决策与损伤评估等; 其次, 介绍了三种常用的任务分配优化算法, 遗传算法、禁忌搜索算法和粒子群算法。这一章的工作, 为后面章节中研究无人机任务分配时使用多目标优化方法奠定了理论基础。

第四章 无人机对地攻击任务分配问题建模与求解

4.1 引言

无人机对地攻击协同问题是在当前无人机任务容错率大、任务成功率高、和无人人员伤亡等等优势以及无人机造价高昂的情况下提出来的。无人机对地协同攻击目标是用尽可能少的耗损来打击尽可能多的目标，也就是说，在弹药约束等等条件下，针对无人机攻击任务分配布局，以追求最高的战略价值。无人机可打击目标的数量与目标需要无人机打击的个数限制，即为无人机任务分配的众多约束条件中的两个。追求的目标是对地攻击产生的效益的最大化。综上所述，无人机的对地协同任务分配，实质上就是一个求最大化收益最小化损耗的最优规划问题。

无人机研究的热点问题之中的无人机对地攻击协同问题，是一种多目标优化规划问题，是一个 NP 问题。多目标规划问题的目标函数往往相互冲突，所以，很难让所有目标函数同时取得最优值，或者说很小可能才存在一种解决方案，使得所有目标函数最优。因而，国内外学者为解决无人机对地攻击任务分配配置提出了很多算法，有精确算法，也有近似算法，精确算法的代表主要是穷举法、约束规划法、证书规划法等等，近似算法主要有粒子群算法、蚁群算法、遗传算法、神经网络算法和模拟退火算法等。精确算法有着时间复杂度高、不适应于大规模的缺点，近似算法得到的结果虽然不是最优的，但是，在可接受范围内，而且计算复杂度低、需要的资源更少、并且可以做并行计算、计算结果稳定的优点。2014 年，美国柏杜大学 Kim^[39]等针对无人机的编队区域搜索和任务分配问题，提出了一种基于响应阈值模型的概略决策机制的分布式方法，考虑了环境的不确定性，实现了快速灵活的无人机区域搜索和任务分配。2015 年，美国佛罗里达大学 Malvankar-mehta^[40]等选用多层任务分配模型，采用非线性规划算法进行求解，革新了无人机的任务分配算法^[41]。

从问题求解目标个数上看，可以简单分为单目标优化问题和多目标优化问题。单目标函数模型有求解简单，速度快的优点，而多目标函数可一次性获得多个 Pareto 解，有多种可选择方案的提供。

从算法上来看，模拟退火算法基于单解进行优化，选择范围比较小，而且初始解对结果的影响很大；遗传算法具有不需要计算全局解、执行速度快、实现简单等等优点，使得算法能快速收敛。但是，传统的遗传算法仅适合单目标问题求解，现在国内外很多学者将无人机任务分配效能函数做归一化处理，本文则采用基于 Peroto 前沿提出的 NSGA-II 算法来求解任务分配问题，除了上述提到的优点外，所求得解更适合多目标问题，因此，本文将利用 NSGA-II 算法来解决多目标函数的无人机对地攻

击任务问题，并且用惩罚算法来对问题模型进行优化，使得算法更快收敛，来提供更智能的服务。

本章对该问题进行分析，提出效能函数模型，并且用惩罚函数对该效能函数模型进行优化；然后介绍 NSGA-II 算法，最后给出一种基于 NSGA-II 算法的对无人机对地攻击任务分配的求解方法。

4.2 任务分配问题建模

假设有 N 架具有协同作战能力的 UAV，可以在获得态势信息反馈后，对任务进行计算，一起攻击地上的 M 个目标。记 UAV 集合为 V ， $V = \{V_1, V_2, \dots, V_N\}$ ，其中， V_i 表示第 i 架 UAV，任务集合为 T ， $T = \{T_1, T_2, \dots, T_M\}$ ，其中， T_j 表示第 j 项地面任务。本文给出一个分配矩阵 X ，即共 $N \times M$ 个分配单元， X_{ij} 表示第 i 架 UAV 是否完成第 j 项目标，其中 i 和 j 分别对应矩阵的行列号。

$$X_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{无人机 } V_i \text{ 将完成任务 } T_j \\ 0, & \text{无人机 } V_i \text{ 不完成任务 } T_j \end{cases} \quad (4-1)$$

矩阵 X 的构造，要使无人机群的协同作战能力最强，针对复杂的战场环境，从收益和耗损两个方面分别构造相应的收益函数和耗损函数，一方面，要考虑无人机对目标实施攻击带来的收益，另一方面，在完成攻击目标的过程中，考虑敌方防御系统对无人机造成的损耗。

(1) 收益模型

进行目标分配时，将 UAV 攻击的方案定义成攻击目标的有序集，表示 UAV 按照一定的顺序对目标实施攻击。设构造的目标攻击方案 $A_{\sin} = \{T_{s,i,n}\}$ ， A_{\sin} 为第 s 种目标分配方案有序集，“ s ”为方案序号， $T_{s,i,n}$ 为第 s 种方案中 V_i 第 n 个攻击的任务， $A_{\sin} = \{T_{s,i,1}, T_{s,i,2}, \dots, T_{s,i,n}\}$ 表示 UAV 按序列执行相应的攻击任务。则有收益：

$$B_i(A_{\sin}) = \sum_{k=1}^{A_{\sin}} P_k \cdot Val_k^t \quad (4-2)$$

其中， P_k 表示 V_i 完成攻击任务 T_k 的概率； Val_k^t 表示任务 T_k 的战略重要程度。

(2) 代价函数：

V_i 选择目标攻击方案 A_{\sin} 付出的代价：

$$C_i(A_{\sin}) = \sum_{j=T_{s,i,1}}^{j=T_{s,i,n}} \xi_{i,j} \cdot Val_i^F \quad (4-3)$$

$$\xi_{i,j} = \frac{1 - \prod_{i=1}^{N_{i,j}} (1 - p_i^{T_j})}{m_{i,j} + 1} \quad (4-4)$$

其中, $\xi_{i,j}$ 为 V_i 选择目标 T_j 损耗概率函数; Val_i^F 表示 V_i 的价值, UAV 完成任务的过程中会遇到各种威胁, 包括地形限制、敌方的防空力量攻击等。 $N_{i,j}$ 表示第 i 架 UAV 完成任务 j 受到了 N_i 个防御武器攻击; $P_i^{T_j}$ 为第 j 项任务对 UAV 的杀伤概率。 m_i 为第 i 架 UAV 完成作战任务 j 所使用欺骗目标的个数, 取值范围可以设为 2~8。

(3) 总体效能函数模型

E_{is} 为目标攻击方案 A_{sin} 的第 i 架 UAV 总体的任务分配效能函数:

$$E_{is} = \lambda \cdot B_i(A_{sin}) + \omega \cdot C_i(A_{sin}) \quad (4-5)$$

式中, λ 和 ω 分别为权重系数。对于某一目标分配方案 A_{sin} , UAV 群的总体任务分配效能函数:

$$J(A_{sin}) = \sum_{i=1}^N [\lambda \cdot B_i(A_{sin}) + \omega \cdot C_i(A_{sin})] = \sum_{i=1}^N E_{is} \quad (4-6)$$

因此, 优化目标为使综合效能 $J(A_{sin})$ 最大, 即得到 $J_{\max}(A_{sin})$ 。

在任务分配过程中, 能为单架 UAV 分配多个任务, 同时也能将单个任务分配给多架 UAV, 但是要实现总体效能最大, 必须均衡各 UAV 的任务量, 结合以上约束条件, 则目标分配模型为:

$$\begin{cases} \max J(A_{sin}) \\ s.t. \quad 1 \leq \sum_{i=1}^N x_{ij} \leq N_{\max,j}, \forall j=1,2,\dots,M \\ \quad 1 \leq \sum_{j=1}^M x_{ij} \leq M_{\max,j}, \forall j=1,2,\dots,N \\ \quad \sum_{i=1}^N \left| \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M x_{ij} - \sum_{j=1}^M x_{ij} \right| x_{ij} + \sum_{j=1}^M \left| \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M x_{ij} - \sum_{i=1}^N x_{ij} \right| x_{ij} < \varepsilon \end{cases} \quad (4-7)$$

式中, $N_{\max,j}$ 表示完成第 j 个任务的 UAV 最大数量; $M_{\max,j}$ 表示分配给第 i 架 UAV 的最大任务量; ε 为每个任务分配的无人机有所均衡的限制阈值。所求目标攻击方案 A_{sin} 最优解为 $J^{-1}(J_{\max})$ 。

4.3 多目标优化的基本概念与求解方法

4.3.1 多目标优化的概念

多目标优化问题(MOP, Multi-objective optimization problem)是当今数学领域的一

个重要的分支,因为多目标问题有着多个目标,而且这多个目标之间往往存在着制约,目前,没有一种令人满意的定义和求解方案。

通常,给出的多目标问题的定义如下:

对于一个具有 L 个目标函数和若干个约束条件的多目标优化问题,其数学模型表达式为:

$$\begin{cases} \min F(X) = [f_1(X), f_2(X), \dots, f_L(X)]^T \\ s.t. \quad g_i(X) \leq 0, (i = 1, 2, \dots, m) \\ \quad \quad h_j(X) \geq 0, (j = 1, 2, \dots, k) \end{cases} \quad (4-8)$$

多目标优化问题的各个目标函数之间往往是相互制约的,每个子目标函数往往不是独立存在的。所以,在求解过程中,不存在一个最优解,使得所有目标函数都取得最优解。因此,多目标优化要寻找的最优解是能够尽量使得多个目标函数值取得较优值,符合决策者的决策要求。所以求解的结果应该是最优解集。在生产过程和工程实践中,根据决策者对现实的理解和一些限制,从 Pareto 集中按照一定的规则,遴选出一个解,作为最优解。

4.3.2 基本多目标优化方法

多目标优化,一般来源于实际存在的问题,所以各个目标函数之间可能是相互限制的,单单使某一子目标达到最优,有可能使其他的目标函数得到的结果非常差,这便是说,多个目标不可能一起到达最优解值。传统的方法,可以按照层次进行达到最优解或者化多目标问题为单目标问题,比较具有代表性的算法有: ε -约束法(ε -Constraint Method)、加权求和法(Weighted Sum Method)。

(1) ε -约束法(ε -constraint Method)

ε -约束法:首先根据决策需要选择某一目标函数作为主目标,而将其它的目标作为限定条件,先满足限定目标,然后,限制这些限定目标的取值在一定范围里波动,不断调节解的取值,使得主目标不断被优化。其数学表达式可作如下表示:

$$\begin{cases} \min f_i(X) \\ s.t. \quad f_j(X) \leq \varepsilon_j \end{cases} \quad (4-9)$$

通过限制 ε_j , 决策者可以获得较为满意的解,但这样的优化方法只适用于一部分特殊情况,并且目标能不太多。

(2) 加权求和法

加权求和法是一种化多目标优化问题为单目标优化问题的方法,通过将各个目标按照一定的权重求和值,再将求和后的函数作为目标模型:

$$\min \sum_{i=1}^M \omega_i f_i(x) \quad (4-10)$$

其中, $\omega_i (\omega_i \geq 0)$ 是权重因子。不同的权重组合得到的最优解的值是不同的。加权求和法最大优势在于能方便快捷地获得最优解。但是权重的组合会影响解法取得的最优解, 且权值的分配也是问题, 尤其是当缺乏先验经验的时候。

4.3.3 进化多目标优化方法

使用进化算法处理多目标优化问题是 Rosenberg 在 1967 年建议的, 进化算法的优点是可以并行地处理一组可能的解的集合, 通过一次运算就能够得到 Pareto 最优解集, 而且不受 Pareto 前沿的形状和连续性所局限, 不仅计算速度快过数学规划算法的求解结果, 而且计算结果比上面提出的算法的结果更好。

(1) 向量评价遗传算法(VEGA)

向量评价遗传算法(VEGA)针对遗传算法中的选择算子做出了改进。假设目标数量为 k 的多目标优化问题, 如果要产生大小为 M 的种群, 那么, 算法一开始初始化 k 个种群, 算法每次分别对这 k 个种群进行迭代, 其中, 这 k 个种群的大小近似为 M/k , 然后做交叉、变异操作, 其中, 这 k 个种群的产生和更新对应着那 k 个目标函数。最后将 k 个种群归并成一个容量为 M 的大种群, 就是所求。

VEGA 算法的每个子种群的产生与更新都是围绕一个子目标函数, 并且其他目标函数对该子种群没有制约。所以, VEGA 算法得到的每一个子种群都是针对某一目标函数求解的, VEGA 算法最后求得的解集是这些子种群的合集。所以, VEGA 算法得到的解是陷入局部的非劣解, 不一定是全局非劣解。但是由于每一个种群都是对于某一单一目标函数的最优解或较优解, 导致可能存在一种情况, 某一解对每一个目标函数都不是最优解, 但是折合起来, 达到的最终效果是最好的, 但是在子种群的进化过程中被淘汰了。

(2) 多目标遗传算法(MOGA)

多目标遗传算法(MOGA)是 Fonseca 和 Fleming 提出的基于等级的适应度指派算法。首先, 确定每个个体的个体等级, 等级的定义基于该个体优于其他个体的数量。算法给定非劣个体等级设置为 1, 其他个体为:

$$rank(x_i, t) = 1 + p_i^{(t)} \quad (4-11)$$

式中, x_i 第 i 个个体, t 迭代代数, $p_i^{(t)}$: x_i 劣于 $p_i^{(t)}$ 个个体在 t 代中。

MOGA 算法采用的是封闭适应度指派的方法, 所以, 其算法的缺点是可能会导致种群过早收敛, 因为选择压力较大。而且采用了小生境形式能尽量使得种群在 Pareto 最优区域分布均匀。但是, 算法性能过于依赖选择共享因子。

(3) 非支配排序遗传算法 (NSGA)

非支配排序遗传算法(NSGA)是基于分级选择方法,来筛选出非劣的个体,NSGA算法通过首先选出优秀的个体,然后用小生境方法维持优秀个体子种群稳定性。NSGA 算法的优点是算法性能稳定,但是缺点也很明显,一是时间复杂度为 $O(NM^3)$,二是 NSGA 算法对共享因子十分敏感。后来 NSGA-II 针对 NSGA 方法的缺点进行了改进,NSGA-II 算法利用精英保留策略和拥挤距离来改进,算法的时间复杂度比较低。

(4) 小生境 NPGA 遗传算法 (NPGA)

小生境遗传算法(NPGA)的创新地方在于采用分享策略。小生境是一种生物学的概念。在生物学中,特征、性状相似的物种聚集在一起,并交配繁殖叫做小生境。NPGA 算法,首先将种群划分为 K 个种群,然后从 K 个种群中挑选出种群中 Pareto 前沿的个体重新归并,再进行杂交、变异,产生新一代种群。如果两个个体都属于 Pareto 的前沿,引入分享机制的适应度,则能使种群不集中在前沿的某一方面,NPGA 算法的优点是计算速度快,而且所得的结果更加多样化。

(5) 强度 Pareto 进化算法 (SPEA)

强度 Pareto 进化算法 SPEA 是基于竞争的一种算法,个体适应度基于他优于的个体的数量,每次都会选择相对于其他个体更为优秀的个体保留下来,具体做法是,建立一个外部非劣集,用来保存每一次迭代过程产生的非劣解,然后用下列公式表示每个个体的适应度值,或者说是强度,公式如下:

$$Q_i = \frac{n}{N+1} \quad (4-12)$$

其中, n :个体优于其他个体的数量, N :当前种群的容量。

(6) 多目标粒子群算法 (MOPSO)

多目标粒子群算法是对粒子群优化算法围绕多目标函数进行实现。传统的粒子群算法是一种单目标优化问题,优点是迭代次数少而且优化效果很好,所以,有学者提出了解决多目标的粒子群算法 (MOPSO),算法的方法是将解的搜索空间看作 m 维空间坐标系,共有 m 维, m 是目标函数的数目,建立 m 维坐标的空间,每一个粒子在 m 维空间坐标系里的位置是每个粒子每一维目标函数的值来确定。多目标粒子群算法同 PSO 算法一样迭代次数少,并且可以获得较好的解。

4.4 非支配排序遗传算法 NSGA

4.4.1 Pareto 最优解的概念

多目标优化问题解集有着不同解,各解没有绝对的优劣。所以,不可能存在支配与被支配关系。下面给出 Pareto 解定义:

对于一个给定的多目标优化问题 $f(x) = \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)\}$ ，点 $x^* \in \Omega$ 是 Pareto 最优解，当且仅当，对于 $\forall x \in \Omega$ ，满足，任意 $\forall i \in \{1, 2, \dots, k\}$ ，满足 $f_i(x^*) \leq f_i(x)$ 。

4.4.2 NSGA 算法基本原理

NSGA 的优点是：传统遗传算法是直接对种群个体进行选择，而 NSGA 算法首先建立个体之间的相互的非支配关系，那些不被个体支配的个体，目标函数取得尽可能多的最优值的个体，这些个体应该更好的生存下来。

对个体之间的非支配关系进行排序的步骤为：

一，建立个体之间的非支配关系，找到所有不被个体支配的非支配个体，这就是个体排序的第一层。

二，去掉第一层非支配个体，对剩下个体继续按照第一步进行分层，直到对所有种群进行分层。

$$f(x) = \frac{f'(x)}{\sum_{y \in P} S(d(x, y))} \quad (4-13)$$

式中， $f'(x)$ 为个体共享前的适应度， x, y 为种群中的个体， P 为种群， $d(x, y)$ 是距离函数， $S(d(x, y))$ 是共享函数。

共享函数可以用来表示同层个体之间的关系：

$$S = \begin{cases} 1 - \frac{d(x, y)}{\sigma_{share}}, & d(x, y) < \sigma_{share} \\ 0, & others \end{cases} \quad (4-14)$$

用支配与非支配关系将种群进行分层，使得种群中优秀个体可以拥有生存机会更多，而且 NSGA 算法给出用共享的策略来使得解分布更加合理，同时也保证了种群多样化。NSGA 算法流程如图 4.1 所示。

4.5 带精英策略的非支配排序遗传算法

尽管 NSGA 算法相对于遗传算法更适应多目标优化问题，但是也存在如下缺点：

- 1) 虚拟适应度 σ_{share} 的大小需要输入，而不是自学习。
- 2) 算法时间复杂度为 $O(m \times N^3)$ ，其中， m 是目标函数的个数， N 是种群规模。这个复杂度是比较高的，意味着种群规模越大，计算时间就会越长。
- 3) 缺乏精英策略。精英策略要从父代和子代中选择精英个体，这些精英个体将一同竞争，这样可以尽可能保留优良个体，而且迭代速度快，降低了时间复杂度。

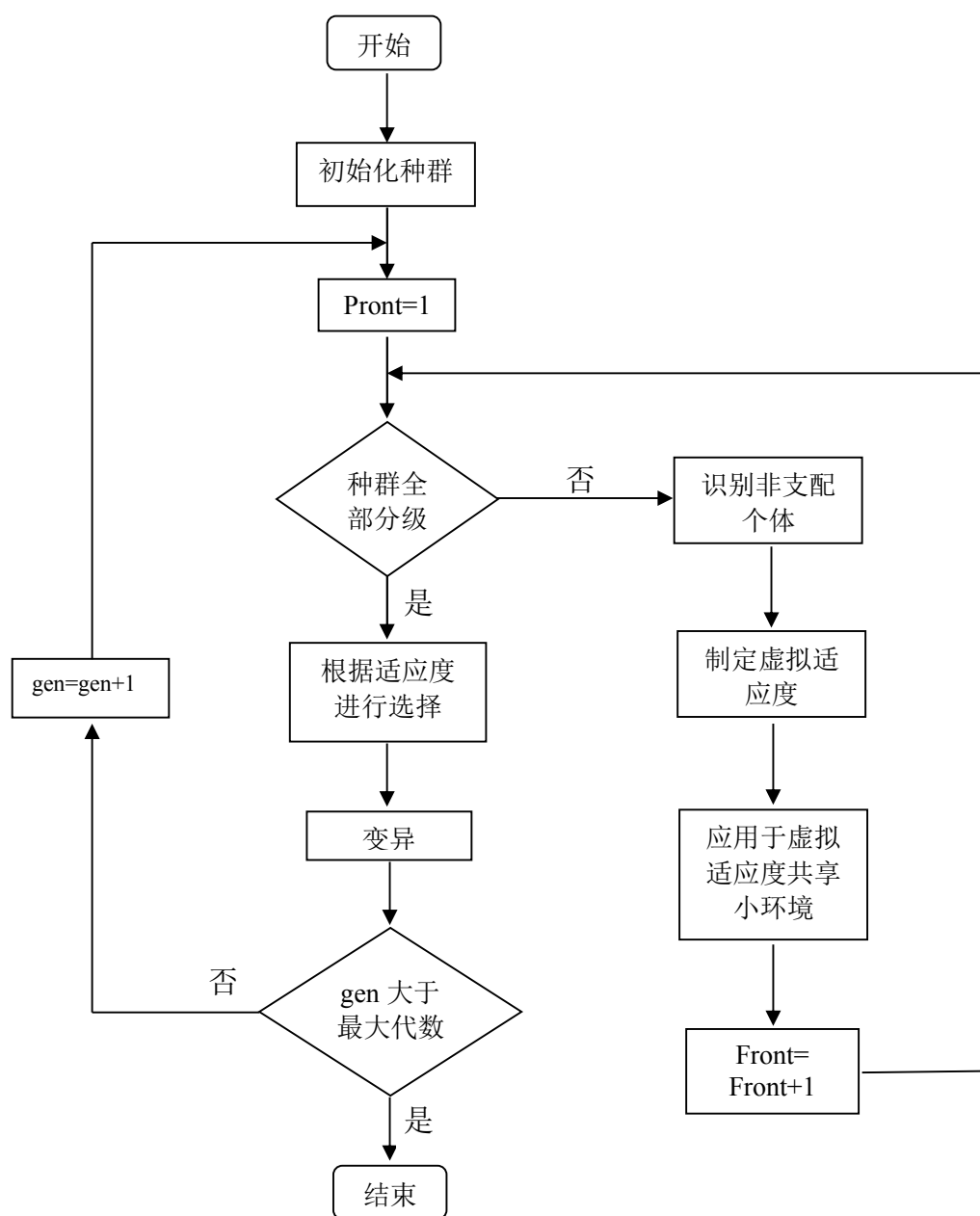


图 4.1 NSGA 算法流程图

- L1. For each $i \in P$
- L2. $S_i \leftarrow \emptyset$
- L3. $n_i \leftarrow 0$
- L4. End for
- L5. For each $j \in P$
- L6. If $j \propto I$, then
- L7. $S_i \leftarrow S_i \cup \{j\}$

```

L8.   Else
L9.        $n_i \leftarrow n_i + 1$ 
L10.  End if
L11.  If  $n_i = 0$ , then
L12.        $i_{rand} \leftarrow 1$ 
L13.        $F_1 \leftarrow F_1 \cup \{j\}$ 
L14.  End if
L15. End for
L16.  $p \leftarrow 1$ 
L17. while  $F_p = \emptyset$ 
L18.      $H \leftarrow \emptyset$ 
L19.     For each  $i \in E_p$ 
L20.         For each  $j \in S_i$ 
L21.              $n_j \leftarrow n_j - 1$ 
L22.             If  $n_j = 0$ , then
L23.                  $j_{rand} \leftarrow p + 1$ 
L24.                  $H \leftarrow H \cup \{j\}$ 
L25.             End if
L26.         End for
L27.     End for
L28.      $p \leftarrow p + 1$ 
L29.      $F_p \leftarrow \emptyset$ 
L30. End while

```

图 4.2 NSGA 算法代码

针对算法时间复杂度高、缺少精英策略的缺点，Deb 在 2000 年提出了 NSGA-II 算法。NSGA-II 算法做出如下改进：

1) 采用了拥挤度策略，因为 NSGA 确定虚拟适应 σ_{share} 度问题，我们采用了自学习的方法，可以让同一级个体参照拥挤度进行比较来确定优劣。

2) 采用了快速非支配排序策略，因为 NSGA 计算复杂，时间复杂度高，重点在排序算法这一块，我们成功降时间复杂度到 $O(mN^2)$ ，效果很好。

3) 采取精英保留策略，扩大了种群选择范围，从父代个体和子代个体选择精英个体，同时还加快了执行速度，减少运行时间。

(1) 快速非支配排序算法：

NSGA-II 算法采用的是快速非支配排序算法，伪码如图 4.2。

代码第 1~10 行，遍历种群，对个体属性 1——个体 i 被其他个体支配的个数 n_i 和属性 2——所有可以被 i 支配的个体的集合 S_i 赋初值。代码第 11~14 行，找出不被其他个体支配的个体，即 $n_i=0$ ，归并入集合 F_1 ；代码第 18~27 行，首先找出集合 F_1 中的个体 j 的属性 2—— S_j 。代码第 21 行，对个体 j 的属性 2—— S_j 集合的个体 k 的属性 1—— $n_k = n_k - 1$ ，假如 $n_k - 1 = 0$ ，那么，就把个体 k 归入到集合 H 中； F_1 就是第一层不被其他支配的个体的集合， F_1 中所有的个体有着相同虚拟适应度值；一直根据上述方式对 H 进行分层，给同一层支配集合设置相同的相同虚拟适应度值，一直到所有个体都有自己相同虚拟适应度值。通过这样的方式，NSGA-II 算法时间复杂度降为为 $O(mN^2)$ 。

(2) 确定拥挤度

NSGA 算法为了使种群的多样化，引入了共享函数的概念，但是， σ_{share} 存在经验误差。NSGA-II 提出了拥挤度的概念来解决这一问题，拥挤度是用来描述个体的局部范围的密集度，通过观察分析，可以得到一个规律，拥挤度值越小，个体周围越拥挤。

(3) 拥挤度比较算子

NSGA-II 算法引入拥挤度比较算子，是为了更加的多样化，我们尽量选择种群的不同方面，使得解比较均匀分布到 Pareto 的前沿上。

NSGA-II 算法给种群里的每个个体配备了两个属性：非支配序 i_{rand} 和拥挤度 j_{rand} 。这样做是为了对种群进行快速非支配排序和拥挤度计算，NSGA-II 算法给出个体间的偏序关系：在进行选择操作时，若非支配序不同，那么优先选择非支配序较小的；如果非支配序相同，那么优先选择拥挤度较小的。

NSGA-II 算法主流程伪代码如图 4.3 所示。

```

NSGA2( $P_t, Q_t, T, N$ )
L1.  $t \leftarrow 1$ 
L2. while  $t < T$ 
L3.    $R_t \leftarrow P_t \cup Q_t$ 
L4.    $F \leftarrow \text{sort}(R_t)$ 
L5.    $P_{t+1} \leftarrow \emptyset$ 
L6.    $i \leftarrow 1$ 
L7.   do
L8.     CrowdingDegree( $F_i$ )
L9.      $P_{t+1} \leftarrow P_{t+1} \cup F_i$ 

```

```

L10.       $i \leftarrow i + 1$ 
L11.      while  $|P_{t+1}| + |F_i| \leq N$ 
L12.      sort( $F_i < N$ )
L13.       $P_{t+1} \leftarrow P_{t+1} \cup F_i[1:(N - (|P_{t+1}|))]$ 
L14.       $Q_{t+1} \leftarrow new((N - (|P_{t+1}|)))$ 
L15.       $t \leftarrow t + 1$ 
L16. end while

```

图 4.3 NSGA-II 算法代码

如图，对 R_i 进行快速非支配排序，可以得到非支配集 F ，同时计算出拥挤度。对种群进行非支配排序后，计算得到非支配集 F_1 内的个体 R_i 是生存机会最大的， F_2 、 F_3 次之；代码第 7~11 行，首先向到父代 P_{t+1} 中放入非支配集 F_1 中的个体，假如个体数目小于 N ，则一直进行下去；代码第 12~13 行，由于如果 F_i 中个体的全部加入父代种群 P_{t+1} ，将超过种群容量，所以只能对种群 F_i 进行筛选。将非支配 F_i 内的所有个体按照拥挤度排序，一直将拥挤度比较小的添加到 P_{t+1} 内；代码第 14 行，交叉、变异，产生子代 Q_{t+1} 。

4.6 NSGA-II 算法在任务分配中的应用

4.6.1 约束处理方法

如前文中提到，每架无人机最多攻击 N_i 项任务，每项任务最多被 N_j 架无人机联合攻击，优化问题往往存在约束的问题。

$$\begin{cases} \min f(x) \\ s.t. \quad g_i(x) \geq 0, i = 1, 2, \dots, m \\ \quad \quad h_j(x) \geq 0, j = 1, 2, \dots, k \end{cases} \quad (4-15)$$

处理的目的是将各种规约函数 $g_i(x), h_j(x)$ 转化到适应度函数中去，使得速度更快。

(1) 摒弃不可行个体

摒弃不可行个体的处理方法，就是在每次迭代过程中，筛选出不可行的个体，直接丢弃，即设置适应度为 0，又叫做“死刑”。这样的处理方法对于解域为大多数为凸的可行域，大部分的可行解的适应度为 0，不利于求解。

(2) 分开处理目标函数和约束函数

将目标函数和约束函数分开处理，给定两个种群，第一个种群的适应度为满足约束的个数，第二个种群的适应度为 $f(x)$ ，从两个中选择适应度高的个体，就是最后的求解结果。对第二个种群进行遗传操作，用第二个种群进行筛选，当解域为凸时，算法的求解结果不是很优秀。

(3) 惩罚算法

惩罚算法是最常见的方式，通过定义适应度函数如下：

$$fitness(x) = f(x) + Q(x) \quad (4-16)$$

其中， $Q(x)$ 表示劣解的惩罚因子，当 $Q(x)=0$ 时，表示该解是非劣的。惩罚算法的优点是将不可行解和可行解放在同一个解域里，而且给可行解有较高的适应度，而且相对于“死刑”和分开处理目标函数和约束函数的方法，在可行域为凸的时候，局限性比较小。

4.6.2 总体效能优化函数

本文针对任务分配算法的要求对原有的模型进行优化，将不等式约束转换到适应度函数来试图加快收敛速度。采用惩罚函数的方法，将约束函数插入适应度函数中，更便于计算和迭代。本文采用的是 Michalewicz 提出的基于模拟退火算法提出的惩罚因子。

$$\max \{J(A_{\sin}) - D\} \quad (4-17)$$

$$\text{其中, } D = \frac{1}{t_1} \sum_{j=1}^M (\sum_{i=1}^N X_{ij} - N_i)^2 + \frac{1}{t_2} \sum_{i=1}^N (\sum_{j=1}^M X_{ij} - N_j)^2$$

式中， N_i 为第 i 架无人机最大攻击的目标数目， N_j 为第 j 项任务最多被无人机攻击的次数， t_1 、 t_2 为惩罚因子，每次迭代过程 t_1 、 t_2 温度下降，当温度下降到一定的临界时，温度下降结束。这种惩罚因子的设定虽然有一些缺点，却很适合任务分配算法，很适合线性的约束条件。

4.6.3 编码方法

遗传算法的重点之一是对基因进行编码。给定一个 $N \times M$ 维矩阵， x 作为粒子，表示无人机与任务之间的映射关系， n 行表示有 n 架无人机， m 列表示 m 项任务， x_{ij} 为 0 表示目标 T_j 未被交给第 V_i 架无人机打击， x_{ij} 为 1 表示目标 T_j 被交给第 V_i 架无人机打击。

假定有 3 架无人机，5 项攻击任务，于是用一个二维矩阵来表示任务的分配模型

表 4.1 粒子编码表

任务 无人机	T1	T2	T3	T4	T5
UAV1	1	0	1	0	0
UAV2	0	1	0	1	0
UAV3	1	0	1	0	1

如表 4.1 所示，是一个 3×5 组成的栅格网，每一行表示该行无人机攻击表 1 的任务。该粒子的编码如下：(1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1)。

4.6.4 初始种群的优化

这是为了产生初始任务分配方案。NSGA 在初始化时可以是完全随机的方式，但是在任务刚开始配置中，有不符合条件的情况，如第一架无人机攻击所有的任务，或者某一项任务没有无人机完成，因此，要除去这些不符合实际情况的解。我们可以通过将不符合条件的解删除后，重新产生解。

本文对遗传算法的初始种群给出优化。在前文有说过可以随机进行初始化，但是迭代时间长、效率低，所以本文用了混沌始化。这样不仅可以限制种群的规模，使得可以得到可靠的解，而且算法运行时间相对较少，还能避免种群出现单调性的问题。

混沌运动是运动方程是确定的，而不是随机的运动。本文采用；Logistic 映射系统，吸引因子给定为 $\mu = 4$ ：

$$Y_{k+1} = 4Y_k(1 - Y_k), \quad k = 0, 1 \quad Y_k \in [0, 1] \quad (4-17)$$

操纵运动方程得到混沌变量，可以用来初始化种群。

4.6.5 交叉算子

交叉算子是遗传算法中产生新的基因组合来让生物进化的一种方式。算数交叉是目前最常见的交叉算子方式。这里我们采用模拟二进制交叉算子(simulated binary crossover, 简称 SBX)，将概率设定为 0.9。

对父辈 Z_1 、 Z_2 ，依据下面的公式产生两个子代 C_1 和 C_2

$$C_1 = (1 + \beta)Z_{1i} + (1 - \beta)Z_{2i} \quad (4-18)$$

$$C_2 = (1 - \beta)Z_{1i} + (1 + \beta)Z_{2i} \quad (4-19)$$

其中， $1 \leq i \leq n$ ， β 为 $[0, 1]$ 之间的随机数，每一维上都要重新的产生，具体如下式：

$$\beta = \begin{cases} (2\mu)^{\frac{1}{N+1}}, & \mu \leq 0.5 \\ (\frac{1}{2(1-\mu)})^{\frac{1}{N+1}}, & \mu > 0.5 \end{cases} \quad (4-20)$$

其中, μ 表示 $[0, 1]$ 随机数, N 表示交叉参数, 此处设为 20。
变异过程选用最常规的随机变异的方法。

4.6.7 应用流程

NSGA-II 算法在无人机对地攻击任务分配的流程如图 4.4 所示。

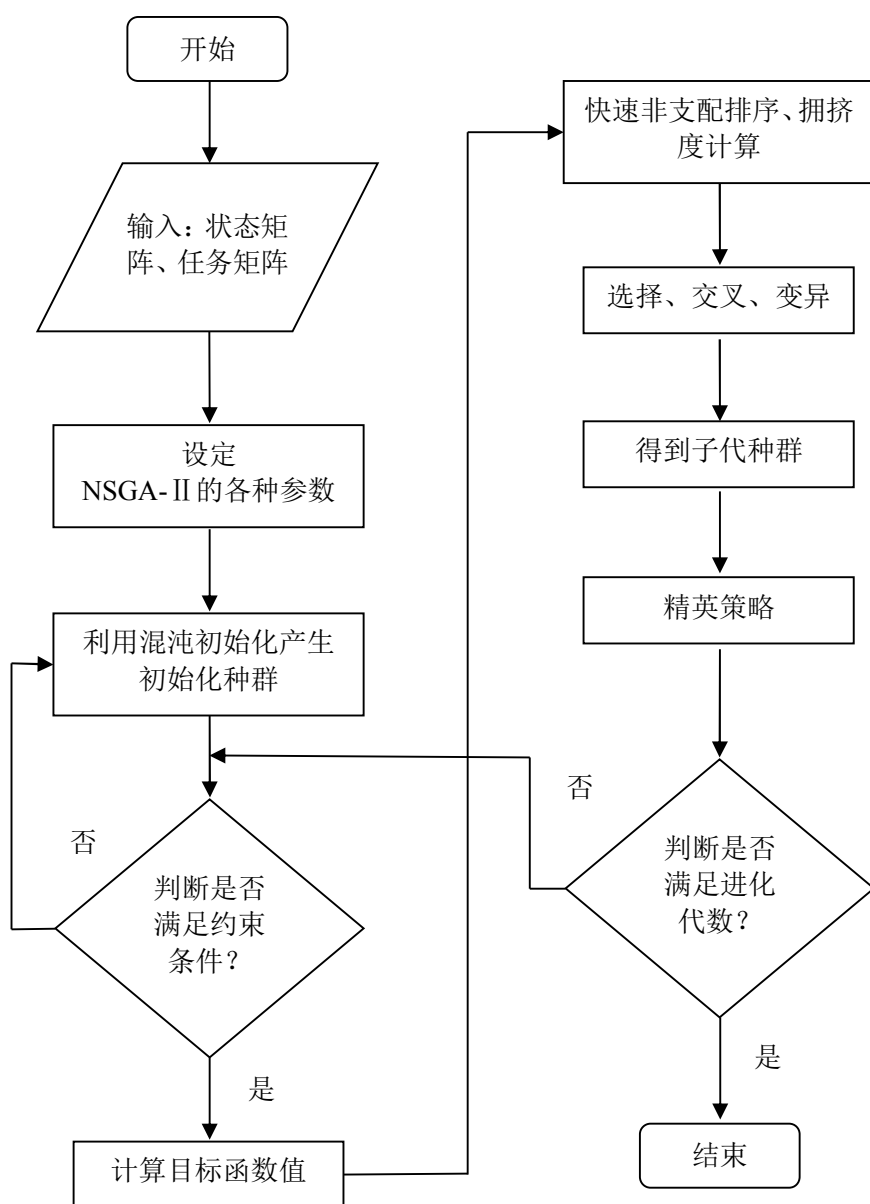


图 4.4 NSGA-II 算法无人机对地攻击任务分配流程图

4.6.8 具体步骤

NSGA-II 算法在无人机对地攻击任务分配的具体步骤如下：

- (1) 输入当前状态下的无人机个数、无人机荷载武器向量和无人机价值矩阵以及任务个数、任务所需最多无人机攻击数和任务价值矩阵。
- (2) 初始化种群。为了可以增加种群的搜索效果，本文运用混沌优化方法初始化种群，来减少搜索时间。
- (3) 对种群进行交叉变异操作，按照精英策略，对父代和子代组成的候选集进行非支配排序及拥挤度计算，对种群个体进行排序，适应度较高的个体组成新的种群。
- (4) 判断当前代数是否达到最大迭代次数，如果没有达到迭代次数，则继续进行步骤 3，否则则输出种群，即为解集。

4.7 本章小结

本章最重要的内容是建立基于多目标的无人机对地攻击任务分配模型。首先针对无人机对地攻击任务分配这个多目标规划问题，建立了基于攻击收益和攻击损耗函数的多目标函数体系，并对约束条件进行详细，然后对于该函数给出了多目标函数的优化模型。并使用基于 NSGA-II 算法的求解方法对问题进行求解。

第五章 无人机对地攻击仿真实验及分析

5.1 引言

对无人机对地攻击进行仿真是任务分配的重要实验支撑,基于前文所述的任务分配模型和多目标 NSAG-II 算法,可以高效快速地迭代出最优解,为了证实本文提出的算法和模型的有效性,本章内容将对多无人机多任务的情况进行仿真实验,并对实验结果进行分析,再将其与传统的遗传算法 GA 进行对比,进而用两者实验结果的对比分析来证实算法与模型的可靠性。

在任务分配过程中,可以将多个目标分配给单个无人机,使其依照预先的指令依次去完成多个任务,同时,也可为多架无人机分配单一目标。但是考虑到让总体效能达到最大值,要均衡每个无人机的任务量。综合上述条件,我们将目标分配模型建模为:

$$\max \{J(A_{\sin}) - D\} \quad (5-1)$$

$$\text{其中, } D = \frac{1}{t_1} \sum_{j=1}^M (\sum_{i=1}^N X_{ij} - N_i)^2 + \frac{1}{t_2} \sum_{i=1}^N (\sum_{j=1}^M X_{ij} - N_i)^2$$

式中, t_1 、 t_2 为惩罚因子。

该目标分配模型的特点是,不采用传统的权重系数,从而避免了权重系数的不确定性及范围波动性对实验结果带来的负面影响,其次是应用等式约束,并利用惩罚的方法来解决无人机执行任务的代价问题,将约束条件加入目标分配模型中,让目标模型更方便简洁地计算和迭代出最优解。

5.2 多无人机多任务 NSGA-II 仿真分析

为验证本文提出的无人机多目标协同攻击的算法与任务分配模型的有效性,本节对多架无人机多任务的情况用 NSGA-II 算法进行仿真实验。假定战场环境中 8 架可执行任务的无人机,5 个对地攻击目标任务,且任一架次无人机最多执行三个任务,每个任务至少需要一架无人机来响应,本实验的参数设置如表 5.1 与表 5.2 所示。

表 5.1 8 架无人机参数设置

无人机	价值	弹数	T ₁	T ₂	T ₃	T ₄	T ₅	欺骗数
V ₁	49	4	0.41	0.52	0.45	0.49	0.51	6
V ₂	42	4	0.35	0.38	0.42	0.44	0.39	5
V ₃	35	4	0.31	0.44	0.41	0.49	0.41	5
V ₄	40	4	0.34	0.48	0.52	0.42	0.54	5
V ₅	55	4	0.44	0.36	0.54	0.46	0.42	6
V ₆	30	4	0.3	0.45	0.39	0.41	0.46	5
V ₇	50	4	0.41	0.46	0.43	0.47	0.42	6
V ₈	45	4	0.38	0.29	0.48	0.42	0.43	5

表 5.2 5 个任务参数设置

任务	价值	弹数	V ₁	V ₂	V ₃	V ₄	V ₅	V ₆	V ₇	V ₈
T ₁	70	8	0.75	0.82	0.78	0.73	0.76	0.72	0.79	0.72
T ₂	30	10	0.8	0.67	0.76	0.76	0.74	0.79	0.76	0.73
T ₃	50	9	0.75	0.71	0.65	0.77	0.73	0.76	0.71	0.81
T ₄	64	8	0.78	0.69	0.73	0.74	0.81	0.72	0.75	0.78
T ₅	49	10	0.68	0.74	0.77	0.67	0.73	0.8	0.76	0.79

取个体数量为 100 个，生成满足行列限制条件的初始种群。适应度值计算的修正量为 200，最大迭代次数为 1000，置换操作概率 $\omega=0.4$ ，与个体极值交叉操作概率 $c_1=0.8$ ，

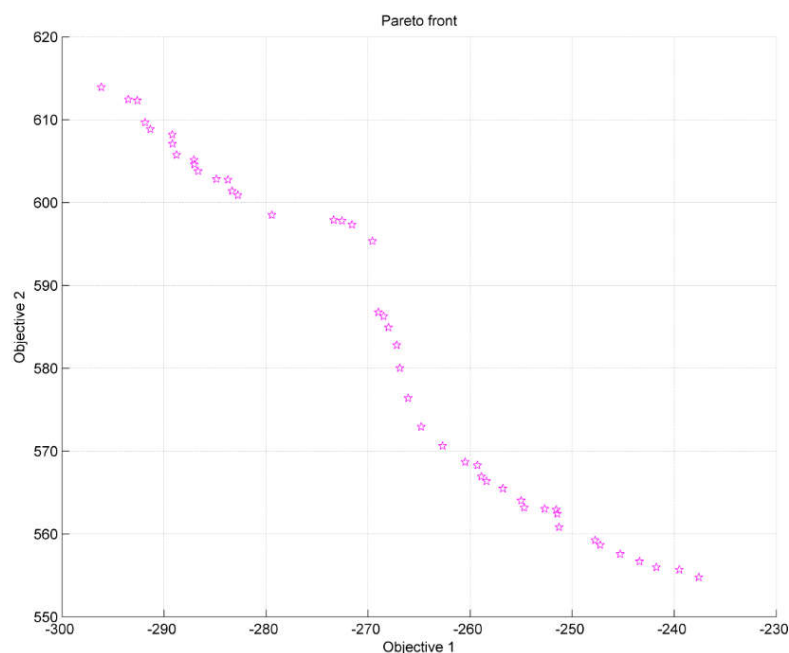


图 5.1 NSGA- II 仿真实验结果

与全体极值交叉操作概率 $c_2=0.8$ ，变异概率 $P_m=0.2$ ，最优前端个体系数 $PPF=0.1$ ，利用 Matlab 2010a 进行仿真计算，实验结果生成 30 个解，如图 5.1 所示，随机取其中 3 个解，任务分配结果如表 5.4、表 5.5、表 5.6 所示。

表 5.3 NSGA-II 算法分配结果之一

无人机	NSGA- II 算法分配的任务
V_1	T_5
V_2	T_2, T_3, T_5
V_3	T_1, T_4
V_4	T_5
V_5	T_1, T_4, T_5
V_6	T_1, T_2
V_7	T_1, T_3
V_8	T_1, T_3

表 5.4 NSGA-II 算法分配结果之二

无人机	NSGA-II 算法分配的任务
V ₁	T ₄
V ₂	T ₁ , T ₃ , T ₅
V ₃	T ₅
V ₄	T ₁ , T ₂ , T ₄
V ₅	T ₃
V ₆	T ₁ , T ₂ , T ₅
V ₇	T ₃
V ₈	T ₁ , T ₂

表 5.5 NSGA-II 算法分配结果之三

无人机	NSGA-II 算法分配的任务
V ₁	T ₁ , T ₅
V ₂	T ₃ , T ₅
V ₃	T ₅
V ₄	T ₄ , T ₅
V ₅	T ₃
V ₆	T ₁ , T ₂ , T ₅
V ₇	T ₃
V ₈	T ₁ , T ₃

从 NSGA-II 的仿真实验结果图 5.1 来看，横坐标代表的是任务的价值，纵坐标代表了无人机的损失，左上角的非支配解产生的价值大，同时损失也大，右下角的非支配解损失小，价值也小。综合以上因素，可选取位置相对居中的拐点作为最优解，比如在 (-266, 572) 这个拐点上，左侧曲线斜率较大，在价值波动较小的情况下损失急剧下降，右侧曲线较为平缓，损失变动较小而价值减少较快，因此该拐点综合了上述两种优点，在价值和损失的选取中相对显得折中，更符合实际的需求。

由仿真实验结果可以看出，NSGA-II 算法很好地保持了非支配解的多样性，从而解决了传统 GA 算法过早收敛的问题，更适合、有效地解决对实时性要求较高的多无人机对地协同攻击任务分配问题。

5.3 遗传算法 GA 仿真实验与 NSGA-II 对比分析

对于遗传算法 GA，本节采用传统的带权重的目标分配模型，即

$$\max \{ \omega_1 \sum_{i=1}^N B_i(A_{\sin}) - \omega_2 \sum_{i=1}^N C_i(A_{\sin}) - D \} \quad (5-2)$$

根据遗传算法 GA，本实验首先随机产生一个从多无人机到多任务的映射 V-T 矩

阵，然后随机初始化 100 个个体，生成满足行列限制条件的初始种群进行交叉变异。适应度值计算的修正量为 200，最大迭代次数为 1000，置换操作概率 $\omega=0.4$ ，与个体极值交叉操作概率 $c_1=0.8$ ，与全体极值交叉操作概率 $c_2=0.8$ 。实验结果如表 5.6 所示。

表 5.6 GA 算法分配结果

无人机	GA算法分配的任务
V ₁	T ₂ ,T ₅
V ₂	T ₂ ,T ₄
V ₃	T ₃ ,T ₄
V ₄	T ₃ ,T ₅
V ₅	T ₁ ,T ₃
V ₆	T ₁ ,T ₂
V ₇	T ₁ ,T ₄
V ₈	T ₁ ,T ₅

由于目标函数为非凸函数，因此随机产生的初始矩阵可能并不在最优解附近，经过多次的交叉变异，导致迭代出的结果仅为次优解，而非最优。同时，权重的不确定性，以及取值的波动性，也会对实验结果造成负面的影响，比如， $\omega_1 = 0.6$ 、 $\omega_2 = 0.4$ 与 $\omega_1 = 0.9$ 、 $\omega_2 = 0.1$ 所代表的任务价值与代价相去甚远，直接导致了实验结果对最终的策略产生极端的影响。这些负面结果都不是本文所期望的。

单次遗传算法 GA 的实验结果只有一个，不具备解的多样性，为了削弱其不确定性的影响，本实验进行了多次迭代，令其产生 10 个解。从 NSGA-II 与 GA 两个仿真实验结果（如图 5.2）对比可以很直观地看出，遗传算法 GA 的解不确定性高，实验结果的随机性强，很难达到最优解，只能以次优解来代替；相反，NSGA-II 算法明显很好的保持了非支配解的多样性，可以从多种非支配解中根据实际情况动态选取，有效解决了过早收敛的问题，更适用于解决多无人机多任务的分配问题。

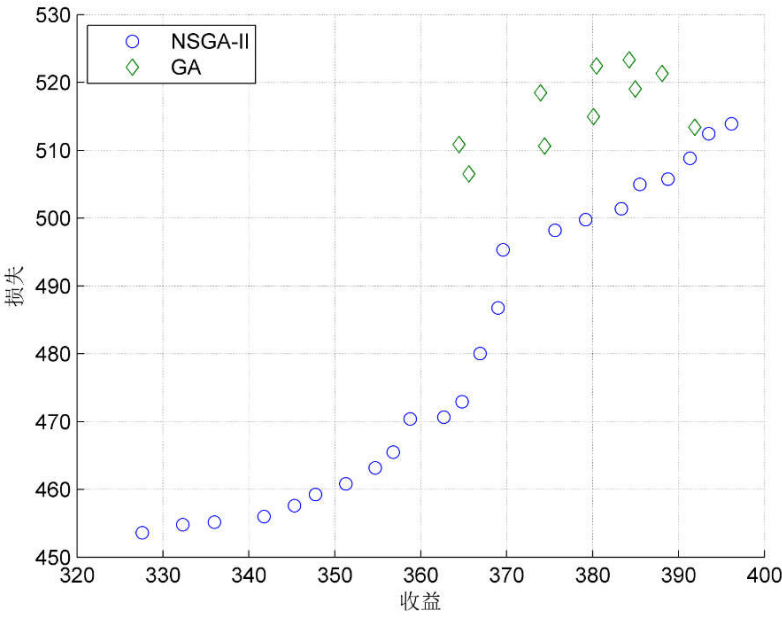


图 5.2 NSGA-II 与 GA 对比实验结果图

5.4 本章小结

本章针对无人机对地协同攻击任务分配问题进行了仿真实验分析，仿真结果表明，此 NSGA-II 算法在算法性能和求解质量上都要优于传统 GA 算法，并且能很好的保持非支配解的多样性，适用于多无人机多任务分配问题。

第六章 总结与展望

6.1 研究总结

由于无人机所具备的众多优点，无人机在战场上的应用越来越广泛，而单一的无人机单任务执行模式已经不能适应战场瞬息万变的场景需要，因此需要对无人机进行任务的分配，确保任务的成功率与高效性。任务分配问题是一种 NP 问题，现阶段已经有很多的智能算法和模型，这些模型在问题的求解的准确性和效率性有很大的提高，但面对现阶段众多数量的无人机和数量庞大任务，在短时间内仍然不能得到最优解。

本文的所做的工作如下：

首先，分析了无人机对地攻击任务分配问题，阐述了无人机对地攻击任务分配时所应该遵循的相关原则。无人机任务分配时应遵循协同性原则、实时性原则和自主性原则。

建立基于多目标的无人机对地攻击任务分配模型。主要针对无人机对地攻击任务分配这个多目标规划问题，建立了攻击收益和攻击损耗函数目标为一体的多目标函数体系，并描述了该体系下的约束条件，同时将其使用函数来表达，建立了基于粒子群优化的目标函数优化模型。并给出了基于 NSGA-II 的求解方法。

最后，针对无人机对地协同攻击任务分配问题进行了仿真实验分析，从实验结果可以看出，本文所提出一种操作符重定义的多目标 NSGA-II 优化算法，与传统 GA 算法相比提高了算法的速度和求解质量。

对仿真结果进行对比和分析，通过比较结果证明了提出的模型及优化后的算法能够在较短时间内寻求近似最优解，适用于多无人机多任务分配问题。

6.2 研究展望

本文通过建立无人机对地攻击任务分配模型以及提出的操作符重定义的多目标 NSGA-II 优化算法，可以短时间内求解无人机对地攻击任务分配问题，提高了无人机的任务分配的工作效率。在本文的研究成果下，进一步的研究可以大体分为两个方向：

复杂环境下多目标分配问题的建模研究。本文提出的算法优化虽然在原来的基础上进行了一定程度的优化，单对于约束条件的建模还是不够，一般战场情况下的约束条件往往更多，如禁飞区域，无人机损伤度约束，目标损毁程度约束等等。如何将更为详细的约束条件添加到问题模型中，这将是进一步的研究内容。

复杂环境下多目标分配问题的高效率算法求解。随着约束条件的增多，其算法的

求解难度成倍增加，求解过程变的更加困难，如何通过建立合适的编码方式，将模型中的优化转换成相关的 MATLAB 编码，降低问题的复杂度，将是下一步工作的重点。

参考文献

- [1] 时杰. 无人机武器装备面面观[J]. 无人机, 2006.28(3):2096-2037.
- [2] 蒋林波, 董宝岗, 计秀敏. 国外无人机系统发展战略研究 (三)[J]. 无人机, 2004.13(6): 2096-2037.
- [3] 王健. 多架无人机攻击多目标的协同航迹规划算法研究[D]. 西北工业大学, 2004.
- [4] 贝超, 杨嘉伟, 张伟. 无人机在战场侦察与目标指示中的应用[J]. 现代防御技术, 2002, 30(5):46-50.
- [5] 马向玲, 雷宇曜. 有人/无人机协同作战关键技术[J]. 火力与指挥控制, 2012, 37(1):78-81.
- [6] 王焱. 有人/无人机协同作战[J]. 电讯技术, 2013, 53(9):1253-1258.
- [7] 卢厚清, 王辉东, 黄杰,等. 任务均分的多旅行商问题[J]. 系统工程, 2005, 23(2):19-21.
- [8] 马磊. 车辆路径问题(VRP)算法研究[J]. 电脑知识与技术:学术交流, 2009, 5(7):5298-5300.
- [9] 李卫, 边江, 王盈. 动态网络流分类研究[C]// 数据挖掘课程研讨会暨 2007 年新型技术与应用中的安全技术研讨会. 2007.
- [10] Okamoto T, Pointcheval D. The Gap-Problems: A New Class of Problems for the Security of Cryptographic Schemes[M]// Public Key Cryptography. Springer Berlin Heidelberg, 2001:104-118..
- [11] 云庆夏. 进化算法[M]. 冶金工业出版社, 2000..
- [12] 李丽, 牛奔. 粒子群优化算法[M]. 冶金工业出版社, 2009..
- [13] 刘菲, 曾广周, 宋言伟. 多 Agent 协作的强化学习模型和算法[J]. 计算机科学, 2006, 33(12):156-158.
- [14] 彭东海, 骆嘉伟, 陈斐. 基于信息素智能更新的蚁群双序列比对算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(35):166-168.
- [15] 丁家如. 多无人机任务分配与路径规划算法研究[D]. 浙江大学, 2016.
- [16] 陈侠, 乔艳芝. 无人机任务分配综述, 沈阳航空航天大学学报[J]. 2016.25(3):2095-1248.
- [17] Rasmussen S, Chandler P, Mitchell J, et al. Optimal vs. Heuristic Assignment of Cooperative Autonomous Unmanned Air Vehicles[J]. 2013.
- [18] 叶媛媛, 闵春平, 沈林成, 等. 基于满意决策的多 UAV 协同目标分配方法 [J]. 2005, 27(4): 116-120.
- [19] 陈英武,方炎申,李菊芳,等. 卫星任务调度问题的约束规划模型[J]. 国防科技大学学报, 2006, 28(5):126-132
- [20] Ekelin C, Jonsson J. Solving Embedded System Scheduling Problems using Constraint Programming[J]. Dept of Computer Engineering Chalmers University of Technology, 2000.

- [21] Fujita S, Masukawa M, Tagashira S. A Fast Branch-and-Bound Algorithm with an Improved Lower Bound for Solving the Multiprocessor Scheduling Problem[C]// International Conference on Parallel and Distributed Systems, 2002. Proceedings. IEEE, 2002:611-616.
- [22] Stone H S. Multiprocessor Scheduling with the Aid of Network Flow Algorithms[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 1977, SE-3(1):85-93.
- [23] Levchuk G M, Levchuk Y N, Pattipati K R, et al. Mapping Flows onto Networks to Optimize Organizational Processes[J]. Mapping Flows Onto Networks to Optimize Organizational Processes, 2005.
- [24] Smith R G. Correction to "The Contract Net Protocol: High-Level Communication and Control in a Distributed Problem Solver"[J]. Computers IEEE Transactions on, 1980, c-29 (12):1104-1113.
- [25] 翁楚良, 陆鑫达. 一种基于双向拍卖机制的计算网络资源分配方法[J]. 计算机学报, 2006, 29(6):1004-1008.
- [26] 张延松. 基于遗传算法的无人机航迹规划研究[J]. 中国西部科技, 2010, 09(11): 44-45.
- [27] 王春水, 肖学柱, 陈汉明. 遗传算法的应用举例[J]. 计算机仿真. 2005(6): 150-155
- [28] Holland J. Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control and Artificial Intelligence[J]. The Quarterly Review of Biology, 1994, 6(Volume 69, Number 1):126-137.
- [29] 张琦. 密集无线局域网中的智能多维资源分配算法研究[D]. 西安电子科技大学, 2013.
- [30] 冀俊忠, 张鸿勋, 胡仁兵,等. 基于禁忌搜索的贝叶斯网结构学习算法[J]. 北京工业大学学报, 2011, 37(8):1274-1280.
- [31] Cavuslar G, Catay B, Apaydn M S. A Tabu Search Approach for the NMR Protein Structure-Based Assignment Problem[J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology & Bioinformatics, 2012, 9(6):1621-1628.
- [32] 张雪雷. 基于禁忌搜索算法的贝叶斯网络在疾病预测与诊断中的应用[D]. 山西医科大学, 2015.
- [33] Stepanenko S, Engels B. New Tabu Search based global optimization methods outline of algorithms and study of efficiency[J]. Journal of Computational Chemistry, 2008, 29(5): 768-780.
- [34] Ma L, Forouraghi B. A Modified Particle Swarm Optimizer[M]// Advances in Natural Computation. Springer Berlin Heidelberg, 2012:439-439.
- [35] 康琦. 微粒群优化算法的研究与应用[D]. 同济大学, 2005.
- [36] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Recent approaches to global optimization problems through Particle Swarm Optimization[J]. Natural Computing, 2002, 1(2):235-306.
- [37] 李宁. 粒子群优化算法的理论分析与应用研究[D]. 华中科技大学, 2006.

- [38] 秦赟. 基于改进粒子群算法的无人机航迹规划[D]. 电子科技大学, 2011.
- [39] KIM M H, BAIK H, LEE S. Response threshold model based UAV search planning and task allocation [J] .Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2014, 75(3) : 625-640.
- [40] MALVANKA R-MEHTA M S, MEHTA S S. Optimal task allocation in multi-human multi-robot interaction [J] .Optimization Letters, 2015, 9(8) : 1—17.
- [41] 宗群, 王丹丹, 邵士凯等. 多无人机协同编队飞行控制研究现状与发展[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2017, 3(1): 0367-6234

致谢

岁月如梭,转眼间,三年的研究生求学生活即将结束,站在毕业的门槛上,回首往昔,奋斗和辛劳成为丝丝的记忆,甜美与欢笑也都尘埃落定。西安电子科技大学以其优良的学习风气、严谨的科研氛围教我求学,以其博大包容的情怀胸襟育我成才。值此毕业论文完成之际,我谨向所有关心、爱护、帮助我的人们致以最诚挚的感谢与最美好的祝愿。

本论文是在导师刘聪锋副教授的悉心指导下完成的。三年来,导师渊博的专业知识、严谨的治学态度、精益求精的工作作风、诲人不倦的高尚师德,朴实无华、平易近人的人格魅力对我影响深远。导师不仅授我以文,而且教我做人,历时三载,赋予我终身受益无穷之道。无论从论文开始的选题还是到论文最后的撰写,每一步都渗透着导师的辛勤付出。从论文写作的开始,到之后的修改、定稿,刘聪锋老师进行了大量耐心、细致的工作,指导和帮助我完成论文。在此,对导师的教诲、指导、培育表示最衷心的感谢!

论文的最终顺利完成,也与电子工程学院 204 教研室其他老师的帮助分不开,虽然他们没有直接参与我的论文指导,但在论文的开题报告、论文初审、中期审查等各个阶段都给了我不少的意见,另外特别要感谢我的企业导师刘琛,在软件设计与论文撰写的过程中提出了一系列可行性的建议,在此向他们表示深深的感谢!

还要感谢父母在我求学生涯中对我一如既往的支持和鼓励,远在边疆的部队首长和同事们的关心和关怀,同时,还要感谢王珂、葛声、王壮同学以及其余师弟师妹三年来对我的爱护、包容和帮助,愿友谊长存!

作者简介

1. 基本情况

张洋，男，汉族，新疆乌鲁木齐人，1985 年 1 月出生，西安电子科技大学工程学院硕士研究生。

2. 教育背景

2003.09～2007.07 新疆大学 本科 专业：电气自动化

2013.09～ 西安电子科技大学 硕士研究生，专业：电子通信工程

3. 攻读硕士期间研究成果

[1] 张洋，刘聪锋 无人机对地攻击系统研究[J].军民两用技术与产品.2017.03
下.总第 380 期