

硕士学位论文

题目 无人飞行器航迹规划的研究

研究生姓名 肖宇

(2013 届控制理论与控制工程专业)

导师姓名 姚俊

论文完成日期 2013年3月

沈阳理工大学
Shenyang Ligong University

沈阳理工大学 硕士学位论文原创性声明

本人郑重声明:本论文的所有工作,是在导师的指导下,由作者本人独立完成的。有关观点、方法、数据和文献的引用已在文中指出,并与参考文献相对应。除文中已注明引用的内容外,本论文不包含任何其他个人或集体已经公开发表的作品成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体,均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

作者(签字): 肖宇
日期: 2013年3月13日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解沈阳理工大学有关保留、使用学位论文的规定,即:沈阳理工大学有权保留并向国家有关部门或机构送交学位论文的复印件和磁盘,允许论文被查阅和借阅。本人授权沈阳理工大学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、缩印或其它复制手段保存、汇编学位论文。

(保密的学位论文在解密后适用本授权书)

学位论文作者签名: 肖宇
日期: 2013.3.13
指导教师签名: 姜永
日期: 2013.3.13

分类号：TP391.9
U D C：681.5

密级：
编号：

工学硕士学位论文

无人飞行器航迹规划的研究

硕士研究生：肖 宇
指导教师：姚 俊 教授
学科、专业：控制理论与控制工程

沈阳理工大学

2013 年 3 月

分类号：TP391.9
U D C：681.5

密级：
编号：

工学硕士学位论文

无人飞行器航迹规划的研究

硕士研究生：肖 宇
指导教师：姚 俊 教授
学位级别：工学硕士
学科、专业：控制理论与控制工程
所在单位：信息科学与工程学院
论文提交日期：2012 年 12 月 13 日
论文答辩日期：2013 年 03 月 08 日
学位授予单位：沈阳理工大学

Classification Index:TP391.9

U.D.C:681.5

A Thesis for the Master Degree of Engineering

Study of Unmanned Aerial Vehicle Router Planning

Candidate: XIAO yu

Supervisor : Prof.YAO Jun

Academic Degree Applied for : Master of Engineering

Speciality: Control Theory and Control Engineering

Date of Submission: December 13, 2012

Date of Examination: March 08, 2013

University: Shenyang Ligong University

摘 要

无人飞行器航迹规划是在特定的约束条件下，在满足无人飞行器的机动性能和战场环境的限制下，规划出最优或者次优的航迹。使无人飞行器规避敌方的威胁源，安全地完成预定任务。随着航空科学技术的发展，无人飞行器(简称 UAV)将在未来战争中扮演重要的角色。航迹规划作为提高无人飞行器的作战效能的重要手段，越来越受到作战规划人员的重视。本文针对无人飞行器的航迹规划问题进行研究。

围绕着无人飞行器航迹规划的算法问题，本论文首先介绍了航迹规划的定义、应用背景以及国内外的研究现状，分析和建立了航迹规划的模型，提出了航迹规划的约束条件，给出了航迹规划的生存代价、威胁代价、燃油代价，权重系数指标；其次，分析在航迹规划中所应用算法的基本理论，详细叙述了航迹规划遗传算法和蚁群算法的基本原理和在航迹规划中的应用。将无人飞行器航迹规划的问题与遗传算法和蚁群算法相结合，提出基于改进遗传算法和改进蚁群算法的无人飞行器航迹规划。运用两种方法优化无人飞行器航迹。最后，经过仿真实验验证两种算法的可行性，可以提高航迹规划的质量，减少航迹的长度，从而达到无人飞行器航迹规划优化的目的。

最后对本文的工作做了总结并对需要进一步深入研究的问题提出了自己的见解。

关键词：无人飞行器；航迹规划；自适应；遗传算法；蚁群算法

Abstract

Unmanned Aerial Vehicle route planning is to meet the maneuverability of unmanned aerial vehicles and battlefield environment constraints, planning optimal or suboptimal track specific constraints. With the development of aviation science and technology, the unmanned aerial vehicle (UAV) will play an important role in future wars. Route Planning as an important means to improve the unmanned aircraft combat effectiveness, more and more attention by operational planners. In this paper, the problem of unmanned aerial vehicle route planning.

Around the UAV flight path planning algorithm, the paper first introduces the definition of route planning application background as well as domestic and foreign research status, and route planning model proposed flight path planning constraints conditions, given the survival of consideration for the route planning, threatening cost, fuel cost, weight coefficient indicators; secondly, the basic theoretical analysis algorithm applied to route planning, detailed description of the the route planning genetic algorithm and ant colony algorithm basic principles and route planning. Then the basic principles of the genetic algorithm and ant colony algorithm UAV flight path planning problem combining proposed separately based on genetic algorithm and ant colony algorithm for UAV route planning method, two ways to achieve UAV initial track optimization. At last, through simulation and experimental validation of the algorithm is simple, and can improve the quality of UAV flight path, shorten the length of all routes to achieve the purpose of route optimization.

Finally, this paper sums up the work. And aim at the need for further in-depth study of the problem, put forward my own views.

Keywords: Unmanned aerial vehicles; route planning; adaptive; genetic algorithm; ant colony algorithm

目 录

第 1 章 绪 论	1
1.1 无人飞行器的发展过程及现状	1
1.1.1 无人飞行器的发展现状和意义	1
1.1.2 无人飞行器的未来发展趋势	2
1.2 无人飞行器航迹规划的意义及现状	4
1.2.1 无人飞行器航迹规划的意义	4
1.2.2 无人飞行器航迹规划的国内外现状	7
1.3 本文的研究内容	8
第 2 章 无人飞行器航迹规划的前提要素	11
2.1 航迹规划的基本理论	11
2.1.1 航迹规划的理论	11
2.1.2 航迹规划的流程	11
2.2 航迹规划的数学模型	13
2.2.1 航迹规划的模型	13
2.2.2 无人飞行器航迹规划的约束条件建模	13
2.3 无人飞行器的性能指标函数	15
2.3.1 航迹规划的生存代价指标函数	16
2.3.2 航迹规划的威胁代价最小性能指标函数	17
2.3.3 航迹规划的燃油代价最小性能指标函数	18
2.3.4 权重系数的确定	19
2.4 本章小结	19
第 3 章 无人飞行器航迹规划算法的分析	20
3.1 多目标优化算法基本理论	20
3.2 几种航迹规划算法的基本理论	21
3.3 遗传算法	22

3.3.1 遗传算法的概念	22
3.3.2 遗传算法的基本原理	22
3.3.3 遗传算法的主要特点	25
3.3.4 遗传算法的主要应用	26
3.4 蚁群算法	27
3.4.1 蚁群算法的原理	27
3.4.2 蚁群算法的算法描述	29
3.4.3 蚁群算法的主要特点	31
3.4.4 蚁群算法的主要应用	33
3.5 小结	33
第 4 章 基于遗传算法的无人飞行器航迹的规划	34
4.1 引言	34
4.2 遗传算法的优化机制	34
4.2.1 遗传算法的改进策略	35
4.2.2 自适应遗传算法	35
4.2.3 自适应伪并行遗传算法	37
4.3 基于遗传算法的无人飞行器航迹规划的方法	37
4.3.1 航迹坐标的编码	38
4.3.2 无人飞行器航迹规划的约束条件	39
4.3.3 初始群体的确定	39
4.3.4 适应度函数	40
4.3.5 遗传操作	41
4.3.6 算法实现流程	42
4.4 仿真实验	43
4.4.1 仿真实验软硬件环境	43
4.4.2 仿真参数	43
4.4.3 仿真结果	43
4.5 本章小结	47
第 5 章 基于改进蚁群算法的无人飞行器航迹规划	48

5.1 引言	48
5.2 蚁群算法的改进	48
5.2.1 自适应航迹点选择策略	48
5.2.2 信息素蒸发因子自适应调整策略	49
5.2.3 节点的信息素最大与最小值限制策略	50
5.3 基于改进蚁群算法的无人飞行器航迹规划方法	50
5.3.1 蚁群算法的航迹规划描述	50
5.3.2 航迹的表示	51
5.3.3 航迹的性能指标	52
5.3.4 选择准则与信息素调整准则的确定	53
5.3.5 算法的实现和流程	54
5.3.6 仿真实验及结果分析	56
5.4 本章小结	59
结 论	60
参考文献	63
攻读硕士学位期间发表的论文和取得的科研成果	68
致 谢	69

第 1 章 绪 论

1.1 无人飞行器的发展过程及现状

1.1.1 无人飞行器的发展现状和意义

英国人在 1917 年成功研制了世界上第一架无人飞行器(Unmanned Aerial Vehicle)。无人飞行器是一种可以在预先设定的飞行计划中自主飞行,无需飞行人员驾驶的飞行器^[1]。在广泛的军事领域中无人飞行器经历了无人靶机、预编程序控制无人侦察机、遥控指令无人侦察机和多用途复合控制无人飞行器等发展阶段^[2]。随着电子技术的发展进步,无人飞行器在承担侦查任务的角色上逐渐展露它的弹性与重要性。直至今日无人飞行器的技术已经成为了军事领域中至关重要的战略发展项目。在军事领域中,许多军事任务被无人飞行器成功执行,其中包括侦察和空对地攻击等等任务^[4]。在民用领域中,无人飞行器在空中拍摄、地球物理测量、环境和气象监测等方面发挥了巨大的作用。无人飞行器在军事和民用领域的突出表现为无人飞行器的未来发展注入了强劲的推动力^[5]。

从 1908 年世界上第一架无人飞行器问世,至今已有近百年的历史,经历了无人靶机、无人侦察机、监视机、多用途无人飞行器三大阶段,尤其是跨入 90 年代以来,无人飞行器在海湾战争、沙漠之狐、科索沃三大现代战争中的显赫战功^[1]。21 世纪以来无人飞行器的发展进入了崭新的时代^[4]。

无人飞行器的种类和用途繁多,军用无人飞行器按照不同的划分可以分为:

1) 从战略战术看。战术类型无人机,还可分为小型、近程、短程、中程和低空纵深等多种类型。战略类无人机,主要指中空长航时和高空长航时两种。作战类无人机,还可分为对地攻击、战斗、轰炸等类型无人机^[4]。

2) 任务看,侦察监视任务是军用无人飞行器的主要任务,侦察/监视无人飞行器占现今无人飞行器种类的大部分。

3) 机型看。小型无人飞行器飞行高度基本上在 1000-6000 m,其中 3000-4000 m 居多。飞行速度基本上在 100-300 km/h,其中 150-250 km/h 居多。中型无人飞行器以靶机居多,其次是实验研究无人飞行器。大型无人飞行器基本上

是高空高速侦察无人飞行器。

4) 从航行时间看。长航时无人飞行器研制成功并服役标志着无人飞行器发展上了新台阶。长航时无人飞行器是 20 世纪 90 年代新机型, 典型代表机型有美国的蒂尔系列(捕食者、全球鹰、暗星)和以色列的搜索者、苍鹰等。

5) 按杀伤力看。杀伤类军事无人飞行器种类分别有炮火校射、激光制导武器、反装甲、反辐射、反战术弹道导弹、空中格斗、对地轰炸等。非杀伤类无人飞行器分别有训练靶机、战场侦查与监视、边防海防巡逻、电子侦查、扫雷探测、仿生化核探测、通信终极、战争评估等^[10]。

基于航空航天技术不断的向前发展和航空航天日益增大的要求不断严格, 飞行任务的难度和飞行的危险性不断增加。要求飞行器在军事对抗中将具备摧毁性的战斗武装准确迅速的投送到敌方的军用物资中心、指挥中枢、通信设施、军事掩体、空军基地等重大军事目标来完成军事摧毁任务。但是飞行器也具有被摧毁的可能性。当代作战环境中, 在不断增加的飞行任务的难度、危险度以及作战强度的条件下, 飞行员的生理和心理承受的极限是有量化限度的, 复杂的飞行任务在这种不可避免的限制中依靠手动操纵来完成变得越来越困难。此外在很多情况下飞行员在极端的飞行条件中根本不可能完成飞行任务和承受飞行速度的考验。基于以上多种因素考虑, 就需要寻求一种现实有效的解决方法进而减少飞行员的手动操作^[15]。

目前全世界共有 50 多个国家装备了无人飞行器系统, 无人飞行器的基本型号已增加到 200 种以上, 可谓种类繁多, 型号各异, 且都具备自己的特点。

1.1.2 无人飞行器的未来发展趋势

国外的航空航天技术起步发展的比较早, 各方面技术相对比较成熟, 自上世纪 60 年代初期, 研制无人飞行器的技术得到空前的发展且获得了丰硕的成果。在发展初期, 受制于通信与信息技术的发展不完善, 无人飞行器执行飞行任务时是按照预先设定的航迹进行飞行, 一旦在预设航迹上遭遇新的敌方威胁, 无人飞行器很可能被敌方火力威胁甚至击毁^[3]。提高无人飞行器安全执行作战任务的概率是需要向具备自主化导航、自主化规划、自主化规避敌方的威胁和空间障碍的方向发展, 使其具有战略智能性^[3]。

无人飞行器未来发展将向海洋进发, 无论在水上或者水下条件下会更加智能

化，不再完全依靠控制员根据飞行器上的摄像头反馈回来的图像进行操作。这些飞行器具备隐形的功能，悄无声息，荷载武器杀伤力也变大，航行里程将遍及全球。完全无人驾驶。除了美国等西方国家，还有中国和以色列及其它地区积极参与无人驾驶飞机项目。

我国无人飞行器的发展很大程度上受制于动力，随着我国无人飞行器谱系的健全，现有动力装置的发展越来越无法满足平台的需求。现有的发动机谱系只能满足无人飞行器动力的“有无”，不能满足平台对飞行速度、飞行高度、起降方式、续航时间、航程和经济性等指标的不同要求^[6]。

2012 年 11 月 26 日，珠海航展首次亮相彩虹无人飞行器(CH-4)中空长航时无人机，其强大的攻击力由载弹量可见一斑。4 个挂架可挂载 2 枚专用空对地导弹和 2 枚精确制导导弹，能在几秒钟内锁定并攻击地面目标。它能够在 7000 至 8000 米的高空巡航 40 小时，还具有隐形功能。见图 1.1。

2012 年 11 月 13 日，“翼龙”无人机系统实物亮相珠海航展。翼龙无人机是一架中国成都飞机设计研究所研制的中低空军民两用，长航时多用途无人机，装一台 100 马力活塞发动机，具备全自主平轮式起降和飞行能力。见图 1.2。



图 1.1 2012 珠海航展 CH-4 中空长航时无人机

我国需要有从短程到远程，从低空到高空、从轻型到重型、从侦察到作战、涵盖各个范围、各种用途全系列的无人飞行器。



图 1.2 2012 珠海航展“翼龙”无人飞行器

我国现有的无人飞行器类型远远不能满足未来战争的需要，为了满足国防发展需求，更好的发挥无人飞行器作为有效军事武器的潜力。有必要发展以下类型的无人飞行器：特种作战侦察使用的微型无人飞行器；近程战术侦察或者作战需要的无人飞行器；采用涡轴发动机的旋翼无人飞行器；中高空中远程无人飞行器；超高空超高速无人飞行器。

1.2 无人飞行器航迹规划的意义及现状

1.2.1 无人飞行器航迹规划的意义

完成飞行器自主导航的核心技术是无人飞行器航迹的规划,无论在理论研究上还是现实各领域的应用上都具有特别重大的意义。航迹的规划是人工智能领域和导航制导领域中的重要研究课题之一^[11]。执行军事任务的飞行器在安全突防的前提下才可以完成精确打击敌方军事目标。在执行联合作战任务时，战争由单一的作战方式变为对抗低空突防、反弹道导弹、隐形飞机和强电子电磁干扰等多种作战方式相结合。具有超低空突防能力强、难于被地面雷达跟踪和发现的无人飞行器在复杂的作战背景下以其强大的生存和突防能力得到足够重视^[14]。

无人飞行器航迹规划是要找到一个最佳的飞行路线，以便在确保安全的前提下，最大限度地发挥无人飞行器的作用来完成指定任务。无人飞行器航迹规划的目的是合理地分配无人飞行器的飞行，以确保最少时间、最低燃料消耗成本和最

小威胁的无人飞行器载荷和作战任务的性能。在未来战争中，高科技武器装备向信息化，精密化，隐形化和无人化方向发展，在这些优势下无人飞行器是航空航天飞行器典型代表^[14]。无人飞行器具备良好的隐身性能，精确的攻击能力，轻量化、灵活化，并能有效保护战场作战人员的安全。为决策者和操作人员减轻负担，以此来提高无人飞行器的作战效能和生存能力，无人飞行器的飞行路径规划技术的研究是非常重要的^[16]。



图 1.3 无人飞行器航迹规划的基本原理示意图



图 1.4 美国空军的捕食者 MQ-1 无人飞行器



图 1.5 英国“守望者”无人飞行器

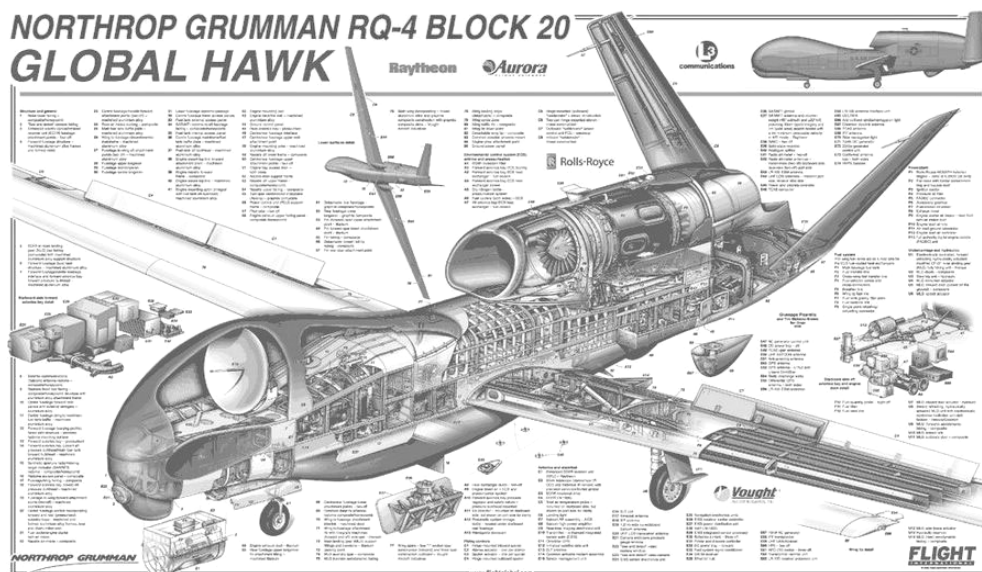


图 1.6 美国全球鹰无人飞行器

由于无人飞行器自身气动力和动力特点以及所执行任务的多样性和协同性，加之实时航迹规划需要计算的速度和数据量很高。在无人飞行器执行作战任务的过程中，非常需要重新规划的能力。战场的复杂度可能需要单无人飞行器单航迹、单无人飞行器多航迹、多无人飞行器多航迹的规划，这些因素都为解决无人飞行器的航迹规划带来很多很大的困难。无人飞行器航迹规划有以下的特点：

1) 威胁源的不确定性。除了位置和形状已知的精确威胁外，无人飞行器在实战环境中主要面临的威胁是敌方空中和地面的雷达监控。这些雷达有机动性、开启时间的不确定性、位置的不确定性，这些是航迹规划需要研究改进的新特点。

2) 无人飞行器的协同性。在现实的战场上，往往是多架无人飞行器编队在不同航迹同时飞行，协同打击一个或多个目标。这样不仅要保证单个无人飞行器的生存概率，还要尽量保证整个编队的作战效能，这就需要同时规划多个无人飞行器的航迹，也就意味着运算系统和计算量更加庞大复杂。这也是航迹规划需要改进的新特点。

3) 无人飞行器的实时性。无人飞行器由于有机载数据储存量和处理器的限制，不能使用占据内存和使用 CPU 极大的资源算法。且在无人飞行器升空后对可能探测到新出现的威胁源，边执行任务边用计算速度快的算法规划航迹，实时计算剩余航程的可飞行航迹，以替代预先设置的航迹。

1.2.2 无人飞行器航迹规划的国内外现状

任务规划系统(Mission Planning System)被认为是精确制导武器(Precise Guided Munition)的必不可少支持工具,受到了世界各国家的重视^[8]。其中本文要研究的航迹规划系统又是任务规划的核心子系统。在这一领域中,美国仍然处于绝对领先地位。美国研发的任务规划系统目前已经更新到第四代,正向提升作战效率和减少系统成本等方面继续推进更新。从上世纪九十年代开始,美国航空航天局和美国军方合作开展一项叫做为 ANOE(Automated Nap of the Earth)的研究计划,主旨在于辅助无人飞行器驾驶员实施贴地(Nap of the Earth)飞行。陆军的任务规划系统有基于地形的任务规划系统(TMPW)。美国研制的任务规划系统已发展到第三代^[9]。



无人机系统

便携式地面站

车载式地面站

图 1.7 航迹规划系统通过配置摄像机、高分辨率照相机、图像传输等任务设备

英国已经研发成功 Pathfinder-2000 任务规划系统。英国无人侦察机是由军事研究院和军情评估局(DERA)、克兰菲尔思德宇航公司(CA)和监视目标无人飞行器航空航天合成工程公司(TASBMA)联合研发。法国目前军事无人飞行器装备有 MIPSY-2 和 CIRCE-2000 系列任务规划系统^[9]。

从五十年代到七十年代,飞行器航迹优化的理论有了一定的发展,航迹规划的主要工作是在于求近似解析解。伴随着最优控制理论、数值最优化计算方法和计算机技术的快速发展,在八十年代末最优化航迹的数值计算得到长足快速的发展并日趋成熟。

中国的无人飞行器技术的发展,相对较晚,最优航迹的数值计算在八十年代得到长足发展并趋于成熟。我国在八十年代初开始了地形跟踪与回避技术的研究,到了九十年代,这项技术的研究得到了蓬勃地发展。目前,我国航迹规划技术研究正进一步向可操作化、在线实时化、智能化迅速发展^[13]。到 20 世纪 90 年代中

期，这项技术开始被广泛的研究。中国主要研究机构有北京航空航天大学，华中科技大学，南京航空航天大学，西北工业大学空间研究所等。

国内学者马云红在应用遗传算法进行无人飞行器航迹规划时应用极坐标对威胁源进行描述，将二维的航迹编码减至一维，提高了航迹优化效率的同时减少了搜索的空间。华中科技大学的陈前洋利用神经网络实施航迹规划，对约束条件建立神经网络模型，建立能量惩罚函数。然后根据航迹点的运动方程，使航迹点向着能量小的方向运动得到整条航迹；杨华江等利用扩展的 Hopfield 模型与无人飞行器约束条件相结合，获得了比较满意的地形跟踪与回避的航迹。在这些方面国内外的许多学者已经对航迹规划方法问题作了大量的工作，寻找规划时间更短，规划结果更加优化的算法是这项技术的关键^[17]。

目前，无人飞行器航迹规划的技术还存在若干的问题：

一、首先，无人飞行器缺少相关人工控制决策，很难进行针对外部威胁自觉进行飞行动作操作和控制。

二、无人飞行器的控制和管理被分离，分别由地面飞控管理设备和机身的自主控制设备实现航迹规划。这种分开控制的机制，因为数据链接和数据传输的交互命令的滞后性延迟性，不能进行实时的无人机航迹规划^[13]。

三、无人飞行器的作战环境是具有复杂性、突变性和广域性。航迹规划的约束条件庞大复杂不具备确定性，在各种环境因素之间存在彼此关联性并且各自有独立控制和执行任务的工作机制，从而使得航迹规划算法的研究变得复杂^[13]。

此外，由于计算机工程、控制工程、传感器技术及电子通信设备的发展。对无人飞行器的发展提出了新的挑战。无人机需要更智能型来适应极端复杂的战场环境，以规避突发威胁源的攻击，从而进行自主控制飞行。使用有限的检测范围的传感器和有限容量的机载存储设备对无人飞行器进行在线实时航迹规划是未来的研究重点^[11]。

1.3 本文的研究内容

无人飞行器航迹规划通过利用地理位置信息和敌方威胁信息，在考虑到对制导精度和实时飞行能力的限制条件下，在规定的时间内对从初始位置到规定位置进行计算得出最优及次优的航迹，以达到无人机规避敌方威胁源和以生存最大几率完成预设任务。因此本课题在解决航迹问题时，分析了敌方威胁源和作战环境

信息，通过得到的信息，研究航迹规划的问题并通过仿真来表明航迹规划算法的使用效果。

第 1 章：概述无人飞行器和无人飞行器航迹规划的研究背景及国内外有关无人飞行器航迹规划任务问题的发展现状，阐明了研究课题的意义。

第 2 章：介绍了无人飞行器航迹规划的前提要素，概述了无人飞行器航迹规划的基本理论和流程。构建无人飞行器航迹规划所需的数学模型，对航迹规划模型进行了分析。描述了无人飞行器航迹规划的约束条件，生存代价指标，威胁代价指标，权重系数和性能指标。

无人飞行器航迹规划的理论设计是在对作战环境完全了解和部分了解之后进行的研究，在处理航迹规划问题之前需要掌握敌情信息，然后再把情报转化处理成规划航迹的可用数据，将掌握的信息量化，运用数学手段建模建立敌方威胁源的数学模型。把无人飞行器的自身性能，主要是自主飞行的机动能力加入到设计的威胁建模中，完善开始进行航迹规划时的数据空间。

第3章：主要论述了无人飞行器航迹规划的算法基本理论和原理。包括概述多目标优化算法的基本理论和分类。航迹规划借鉴求解多目标优化问题的思想，以多目标优化理论为基础，根据单架无人飞行器航迹规划问题的特点，针对单架无人飞行器航迹规划这一具有众多约束的多目标优化问题在无人飞行器的航迹规划中应用，提出了基于遗传和蚁群算法的单架无人飞行器航迹规划方法。

第4章：通过改进的遗传算法来控制无人飞行器的航迹，提出基于改进遗传算法的无人飞行器的航迹规划。通过改进遗传算法，提出算法的改进策略，依据遗传算法的基本概念，全面介绍基于遗传算法的航迹规划的步骤和算法流程等各部分内容。侧重研究改进的遗传算法的编码方式、遗传操作、选择合适的适应度函数。概括介绍三项基本遗传算子的遗传操作，对选择算子、交叉算子及变异算子的方法与类别进行概括，并进行描述算法。给出了算法的流程图。最后对算法进行了仿真实验，并通过实验结果及分析，验证了算法的有效性。

第5章：通过改进的蚁群传算法来控制无人飞行器的航迹，提出基于改进蚁群算法的无人飞行器的航迹规划。对蚁群算法进行优化并提出了算法的改进策略。根据蚁群算法的基本原理，通过自适应航迹点选择策略、信息素蒸发因子自适应调整策略、节点信息素最大最小值限制策略进行改进蚁群算法。对改进的航迹规

划的步骤和算法的各个组成要素进行了全面的描述，给出了算法的流程图。最后对算法进行了仿真实验，并通过实验结果及分析，验证了算法的有效性。

总之，通过分析研究两组优化算法在无人飞行器航迹规划上的应用，指出了算法的优势及不足，为飞行器航迹规划的研究提供了参考。

第2章 无人飞行器航迹规划的前提要素

航迹规划是在特定的约束条件下，寻找作战无人飞行器从出发点到目标点满足某种性能指标的最优航迹的过程。通常的性能指标包括最大生存率、最小燃油消耗率、最短时间等。航迹规划往往是指单一的无人飞行器在初始位置和攻击目标及相应其他任务结点确定以后的航迹优化问题，通过规划让无人飞行器具有最大生存率的突防航迹。

2.1 航迹规划的基本理论

2.1.1 航迹规划的理论

如图 2.1，从无人飞行器任务规划系统图中，可以看出航迹规划是任务系统中的核心子系统，由此可见其重要性。航迹规划算法是无人飞行器自动驾驶技术的一个重要分支。它可以在指定的区域完成目标侦察任务。航迹规划算法是无人机自动驾驶技术的一个重要分支。它可以在指定的区域完成目标侦察任务。在无人飞行器的基本战场环境里包括了航迹的若干约束条件，例如：威胁源（高山、地面火力、电磁干扰、气候气象等），代价函数(主要有量化无人机的飞行距离的目标函数、威胁惩罚函数和完成飞行任务的成功概率)。无人飞行器航迹规划是要完成地形的跟随、地形的回避和威胁的回避等作战目标进行的作战突防任务。航迹规划的主要任务是通过上述的威胁源、目的函数的分析应用，优化出可以让无人飞行器生存的概率达到最大的航迹。在经过一系列的算法优化之后可以得出一条最优的航迹^[15]。

2.1.2 航迹规划的流程

航迹基本流程如图 2.2 所示，规划流程主要步骤：

(1)对无人飞行器执行任务的飞行环境（侦察环境）进行分析和建模，为了满足无人飞行器侦察任务顺利执行，首先从侦察场景中得到限制无人飞行器飞行的约束条件（威胁体、地面防空等）以及无人飞行器自身约束条件（无人飞行器飞行时的最小转弯半径、滚转角、飞行高度、飞行速度等限制条件），然后结合无人

飞行器目标函数和航迹规划优化算法，最后得到一条最优航迹。

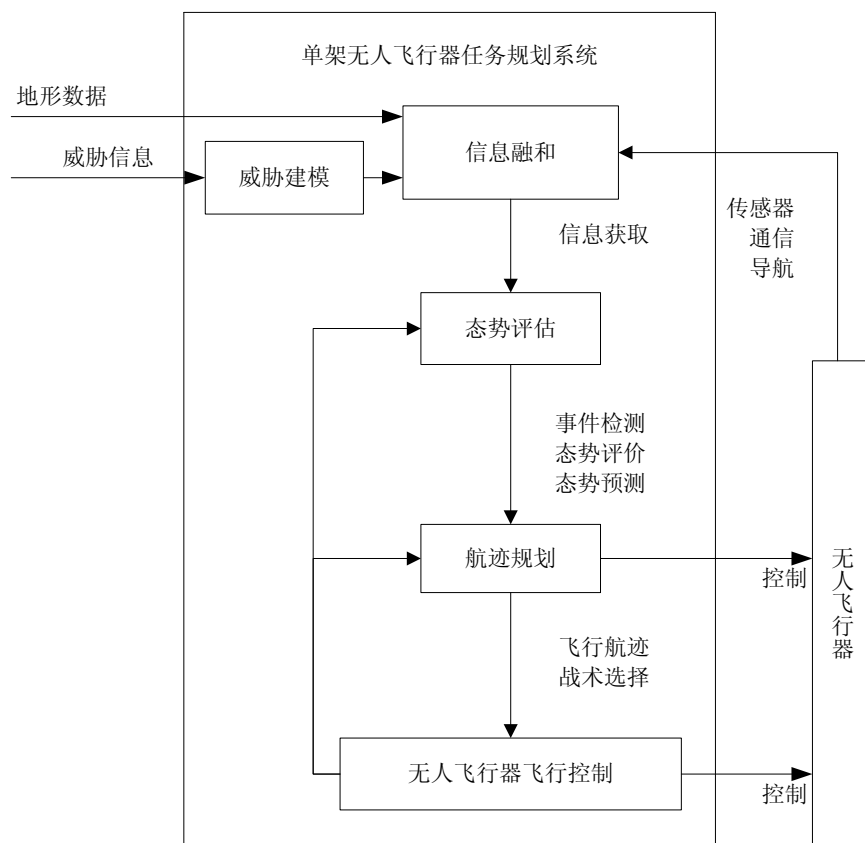


图 2.1 单架无人飞行器任务规划系统的组成及逻辑结构

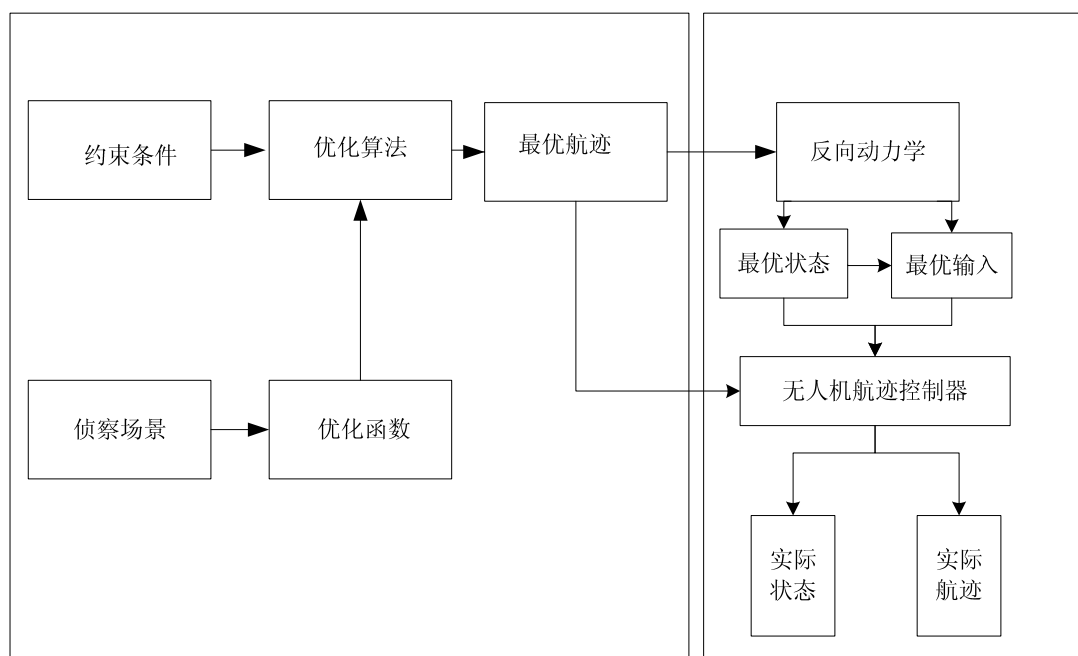


图 2.2 航迹规划原理示意

(2)通过反向动力学，最优航迹转化为最优状态和最优输入，最终将这些最优状态和最优输入，输入到“航迹控制器”得到无人飞行器可跟踪飞行的实际航迹。

限于时间和精力，本文的研究只进行到第一部分，后面的工作还有待继续展开和研究。

2.2 航迹规划的数学模型

2.2.1 航迹规划的模型

为了简化航迹规划问题，这里将空域看作一个二维网格，也就是说航迹规划问题简化为在网格图中寻找一条从出发点到目标点的路径如图 2.3。

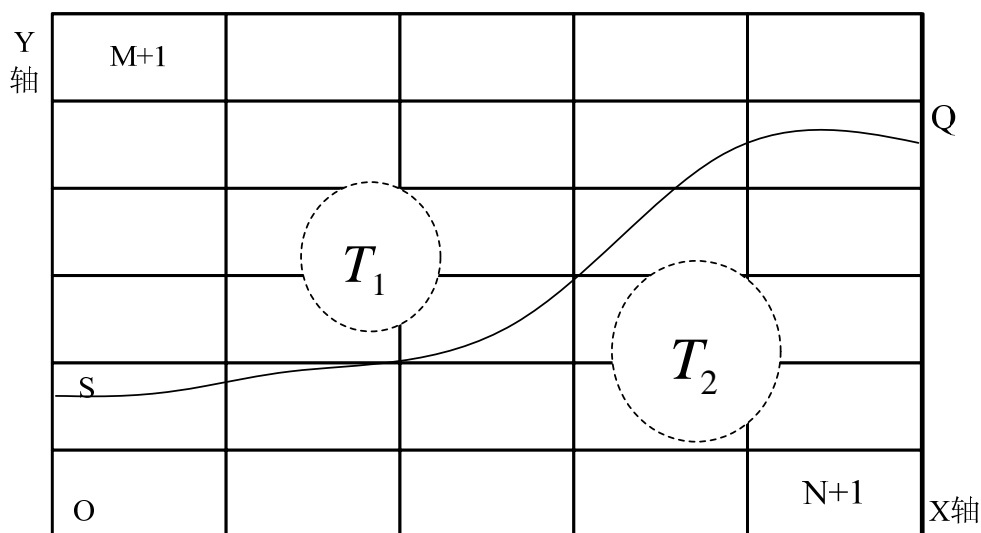


图 2.3 典型航迹规划模型

在图 2.3 中假设，出发点为 S ，目标点为 Q ，飞行作战任务为无人飞行器从 S 飞行到 Q 。图中的 T_1 ， T_2 表示着对飞行安全构成威胁的威胁区域，为保证飞行任务完成，飞行的航迹在最大程度规避进入威胁区域。用 OXY 坐标系把任务区域坐标化，再把 OX 轴分为 n 个子区域， OY 轴分为 n 个了区域，横坐标的 $N+1$ 个垂直线标记成： x_1 ， x_1 ， x_2 ， \cdots ， x_{n+1} ，竖坐标的 $M+1$ 个水平线标记成 y_1 ， y_2 ， \cdots ， y_{m+1} 。把任务区域中的各个交点可以描述为 $D_k(x_i, y_i)$ 。

其中： $i=1,2,\cdots,n+1$ ， $j=1,2,\cdots,m+1$ ， $k=1,2,\cdots,num$ 表示为航迹点的个数。由此，将无人飞行器的航迹用航迹点的集合来表示，

$$R = \{S, D_1(x_{i_1}, y_{i_1}), D_2(x_{i_2}, y_{i_2}), \cdots, D_{num}(x_{i_{num}}, y_{i_{num}}), Q\} \quad (2-1)$$

2.2.2 无人飞行器航迹规划的约束条件建模

航迹规划中不仅要掌握敌情，还需要对自身的性能有足够的认识。全面考虑问题，才能庙算多者胜。航迹规划任务中无人飞行器存在以下性能约束^[18]，

在一个规划的空间的里，从初始的位置 S 到目标的位置 Q 规划的飞行轨迹 x ，在满足一定的等式约束的条件 $e(x) \geq 0$ 下，航迹规划的研究是属于组合优化问题，可以证明这类问题是归属于 NP(Non-Deterministic Polynomial, 非确定多项式) 问题。一般情况下，优化问题的数学描述为满足所给约束条件，确定所定义的决策变量的取值，使得目标函数有最小值。飞行航迹的性能评价标准 J ，有下式^[8]，

$$\begin{aligned} \min_x J(x) \\ s.t. \quad e(x) \geq 0 \end{aligned} \quad (2-2)$$

通过上述表达式可以看出，航迹规划的表达式是有约束条件的优化问题。本节之后内容中通过规划得出的航迹规划的表示式是在满足约束条件下，基于初始状态到目标状态的航迹运动的集合。

具有约束条件的优化类问题，在无人飞行器的机动性能限制条件下，将这些限制转化成约束条件，飞行器在执行任务过程中重要的约束条件如下^{[25][69]}：

1) 最小航迹的距离：当无人机在飞行任务中遭遇某个飞行节点时，假设要在该节点位置进行姿态的调整。那么需要在到达这个节点之前保持稳定的状态，才能有效的进行飞行调整，为确保无人飞行器的安全，飞行任务中需要尽量减少转弯次数。通常情况下，航迹飞行中，需要命令无人机保持直线飞行一段距离来调整飞行器的飞行状态，我们把这一段的距离称为最小航迹的距离，设这段距离为 L_{\min} ， l_i 为任意航迹段的距离，则有下式，

$$l_i \geq L_{\min} (i = 1, 2, \dots, n) \quad (2-3)$$

2) 最大航迹距离的约束条件：无人飞行器在飞行任务过程中，受到燃油供应量和任务特殊要求的制约，需要尽可能的缩小飞行长度，所以需要对飞行总距离进行条件约束。因此，设最长航迹的总距离是 L_{\max} ，每个航迹点相距的长度为 $\{l_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ ，以下是距离的约束条件，

$$\sum_i^n \|l_i\| \leq L_{\max} \quad (2-4)$$

3) 最大拐弯角限制：飞行器在飞行中会受制于拐弯角，因为自身机动性能的限制约束，形成的飞行轨迹需要在小于或等于的飞行最大拐弯角的区域内进行转弯。设第 i 段航迹点的坐标是 (x_i, y_i, z_i) ，

其中第*i*段航迹点的水平投影 $P_i = (x_i - x_{i-1}, y_i - y_{i-1})$ ，如图 2.4 所示有，

$$\alpha \geq \cos^{-1} \left(\frac{P_i \cdot P_{i+1}}{|P_i| |P_{i+1}|} \right) \quad i = 2, 3, \dots, n-1 \quad (2-5)$$

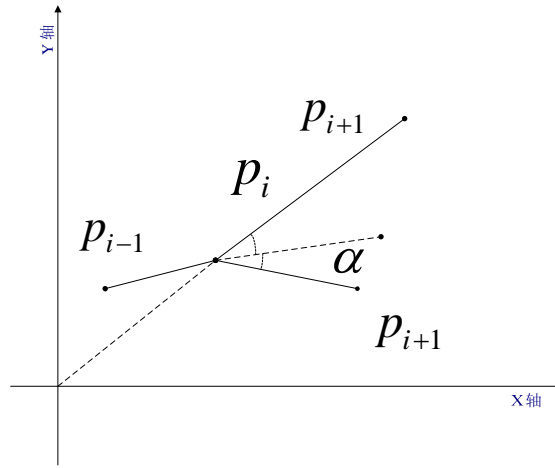


图 2.4 最大拐弯角约束

4) 最大俯仰角：受到飞行器的自身机动性能的要求，只允许飞行器在特定的角度内进行飞行动作（俯仰），设俯仰角的最大值为 θ ， z 为无人飞行器飞行高度。俯仰角的约束条件公式为

$$\tan \theta \geq \frac{z_i - z_{i-1}}{|a_i|} \quad (i = 2, 3, \dots, n) \quad (2-6)$$

5) 最小近地高度：无人机在执行任务过程时，需要尽最大可能规避地面的火力或者雷达的威胁，减少各方面的威胁概率，无人机很多时候需要近地飞行。可是在近地飞行的过程中，无人机撞击坠毁地面的概率与近地的高度成反比，这样就需要一个相对权衡的合适高度既保证飞行的高度符合任务要求，也要规避易于坠毁或受到敌方地面火力防御攻击系统攻击的概率。记最小近地高度为 h ，则无人飞行器飞行高度 z ，需要满足，

$$Z \geq h \quad (2-7)$$

2.3 无人飞行器的性能指标函数

在单个无人飞行器航迹规划研究中，主要进行平面二维的无人飞行器航迹规划。因此在航迹性能指标中不考虑高度因素，只考虑完成规定任务的安全性能指标和燃油性能指标。即航迹规划的生存代价指标，威胁代价最小性能指标和燃油代价最小性能指标。

2.3.1 航迹规划的生存代价指标函数

单无人飞行器航迹规划是飞行器有效执行任务的重要支持，规划得到的航迹不仅要满足突防的要求，而且要尽量减少坠毁的概率和被摧毁的概率。这意味着航迹规划的方法需要满足无人飞行器特殊的自主导航要求，同时要满足突防的飞行航迹要求，无人飞行器的航迹也需要达到战略和战术要求。

1) 突防要求。当敌方防御系统不能捕获和跟踪无人飞行器，或者能捕获却来不及拦截，就达到了突防目的。在这个过程里，地面的火力攻击和无人机的坠毁概率是主要的威胁源。所以，航迹规划要具备优秀的突防能力，需要满足规避敌方地面的攻击防御和尽最大可能减少坠毁概率。满足了这两个基本的要求，才能保证无人机安全的完成飞行作战任务，同时能够有效打击目标。

2) 无人机的性能要求。航迹规划需要考虑到无人机的燃料限制和航程约束。为了降低被敌方防御系统摧毁的概率，飞行器要做低空飞行。在携带燃料一定的情况下，这种飞行会导致航程损失。航迹规划还需要考虑飞行器的机动性能限制，以确保规划航迹的可飞行现实性。

3) 战略战术要求。飞行器航迹规划要规避来自自己方面的任何危险，根据国家政治政策因素禁止无人飞行器飞过某些特定的禁飞区、中立区、人口稠密区等。单无人飞行器航迹规划的目标是寻找飞行任务生存率最大的飞行航迹，已达到突防的目的。

无人飞行器航迹规划过程中的任务生存率为

$$p_s = \prod_{i=1}^N [\bar{p}_{di} + p_{di} \bar{p}_{ki}] \cdot \bar{p}_{ci} \quad (2-8)$$

式中： p_s 为任务生存率； \bar{p}_{di} 为不被敌方雷达探测到的概率； \bar{p}_{ki} 为如果被探测到，不被击落的概率； \bar{p}_{ci} 为不撞地的概率。这些概率是地貌、威胁的同视和威胁密度的复杂组合。从上式中可以看出，某条航迹的生存概率与航迹各段与威胁源的距离、飞行高度、飞行的距离及威胁的数量和分布等有关系。

由于被发现和被击落的概率与无人飞行器的状态比如高度、速度、地面轨迹的因素之间的关系没有很好的定义。另一方面，代价方程的精确表达必然导致计算的困难。通常，在航迹规划中，选择如下简化的代价函数作为航迹的性能指标函数即简化航迹代价计算公式^[66]为

$$J = \int_0^{t_f} (\omega_1 C^2 + \omega_2 h^2 + \omega_3 f_{rw}) \cdot dt \quad (2-9)$$

式中：第一项处罚偏离起始点与目标点连线过大的间距， C 表示某个飞行节点和上一个节点的距离，通过对这个量来限制减少飞行距离，使无人飞行器不会偏离特定航迹太远。缩短飞行器在战区飞行的时间，降低其油耗和飞行时间；第二项使飞行高度 h 极小，这将驱使优化算法寻找低高度的飞行航迹。 h 为第某个飞行节点的飞行高度，通过调节该量减小被雷达发现的概率，达到隐蔽飞行的目的，提高地面掩护效果；第三项处罚与已知地面威胁点靠得太近的飞行航迹，其中 f_{rw} 可看作当前位置的危险指标，该指标综合了该位置所有可能的威胁信息，使得无人飞行器可以有效回避威胁。比率 w_2/w_1 和 w_3/w_1 （其中 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$ ）控制无人飞行器选择飞越地形障碍和威胁点还是规避障碍和威胁的飞行航迹^[9]。

2.3.2 航迹规划的威胁代价最小性能指标函数

无人机在起飞之后保持一定的高度飞行，其所受的威胁主要来自敌方防空火力、气候条件、地形等。由于考虑到无人机的飞行高度，忽略地形和气候条件带来的影响，只考虑雷达的威胁^[56]。

假定无人机具有相同的雷达反射截面。因此，无人机反射雷达回波的强度就与其到雷达的距离的四次方成反比^[56]，故当无人飞行器沿规划航迹飞行时，航迹的威胁代价可近似认为正比于 $1/d^4$ 沿这条航迹的积分^[56]为下式，

$$j_{threat} = \sum_{i=1}^n \int_0^l \frac{l}{d_i^4(l)} \cdot dl \quad (2-10)$$

式中： n 为威胁的总数目； l 为航迹的长度； d_i 代表航迹上某一点到第 i 个威胁的距离，它是长度的函数。

为了简化计算，对于每一个威胁点，通常只计算在其威胁区域内那段航迹的威胁代价，并且简单的把该航迹规划分为5段进行计算，而不在其威胁区域的其他航迹段受该威胁点的威胁代价设定为0，如图2.5所示。

该航迹针对第 i 个威胁点的威胁代价为

$$j_{threat,i} = L_i \left(\frac{1}{d_{0.1,i}^4} + \frac{1}{d_{0.3,i}^4} + \frac{1}{d_{0.5,i}^4} + \frac{1}{d_{0.7,i}^4} + \frac{1}{d_{0.9,i}^4} \right) \quad (2-11)$$

式中： L_i 为航迹在第 i 个威胁点的威胁区域内那段航迹的长度； $d_{0.1,i}$ 表示 L_i 航

迹段的 1/10 处距离第 i 个威胁点的距离；同理， $d_{0.3,i}$ ， $d_{0.5,i}$ ， $d_{0.7,i}$ ， $d_{0.9,i}$ 分别表示 L_i 航迹段的 3/10、5/10、7/10 和 9/10 处距离第 i 个威胁点的距离。

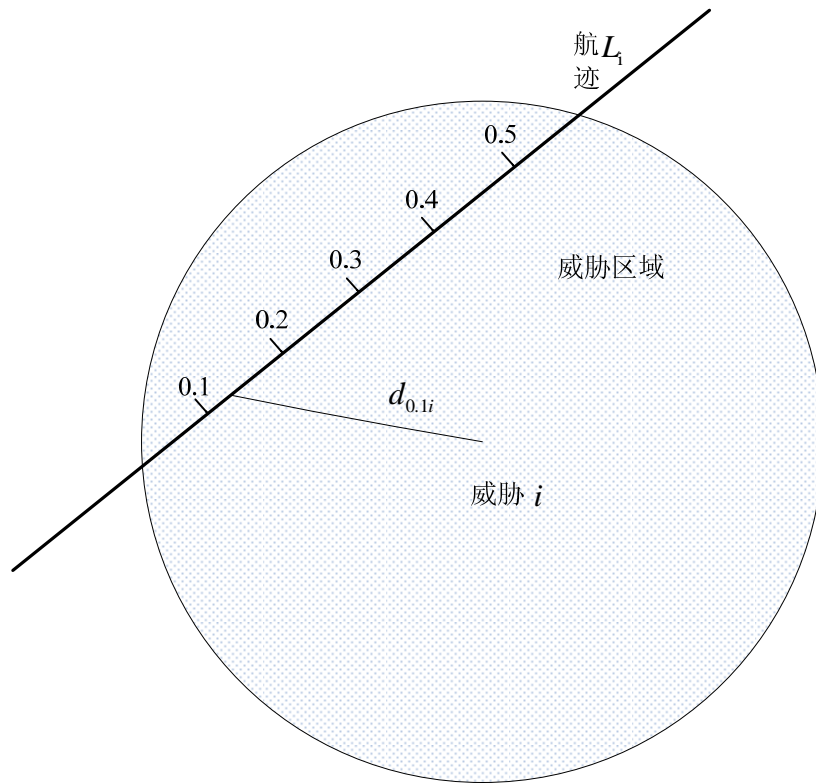


图 2.5 威胁代价的计算

这样，航迹的危险性为所有雷达对该航迹的威胁之和，即单条航迹的威胁代价最小性能指标为

$$j_{threat,i} = \sum_{i=1}^n j_{threat,i} \quad i=1,2,\dots,n \quad (n \text{ 为威胁数目}) \quad (2-12)$$

2.3.3 航迹规划的燃油代价最小性能指标函数

假定无人飞行器的飞行速度在一定范围内，因此无人飞行器飞行所消耗的燃油就与飞行航迹的长度成正比。航迹的燃油代价，即单条航迹的燃油代价最小性能指标为

$$j_{fuel} = L \quad (2-13)$$

式中： L 为航迹长度。

在综合考虑威胁代价最小性能指标和燃油代价最小性能指标之后，可以得到无人飞行器航迹规划的性能指标为

$$j_{min} = kj_{threat} + (1-k)j_{fuel} \quad (2-14)$$

式中的 k 为权衡系数,取威胁代价和燃油之间一个折中的数,加权的大小取决于权的重要性和可行性的综合指标。

2.3.4 权重系数的确定

在进行无人机航迹规划搜索前,我们需要确定飞行航迹总代价函数中两个分量(燃油代价和危险性代价)的权重,就是确定的公式 2-12 值的飞行路径。为了确保无人机成功完成任务,权衡系数应根据无人机的性能、具体任务和飞行环境因素的变化而变化。例如,如果无人飞行器执行侦察和监视类这种非常重要的任务,那么基于安全需要,适当增加 k 的值是一个优先事项,因此,燃料的权衡系数可以适当降低。依据飞行的经验知识的基础,操作者可以调整其权重。

公式 2-9 是无人飞行器航迹代价计算公式即为代价函数。其中 ω_1 , ω_2 , ω_3 是各个处罚函数的权重系数。由不同的任务分别取不同的数值。有时这些权重系数不在相同的数量级上,可能会相差若干数量级。这使得 ω_1 , ω_2 , ω_3 的值无法控制航迹规划的路线,从而降低了权重系数的作用。所以有必要对代价函数作归一化的处理。为了得到最优化的总代价函数,各权重系数应该让航迹的长度尽量小,航迹的高度尽量低。航迹距威胁源越远越好。

2.4 本章小结

本章概括地描述了无人飞行器航迹规划的前提要素,分析了航迹规划的基本理论和约束条件,在此基础上,对航迹规划的模型进行了分析并建立了数学模型,给出了航迹规划的约束条件。同时也给出了航迹规划的生存代价、威胁代价、燃油代价、权重系数确定的性能指标。在理解了航迹规划的基本前提要素基础上,才能根据航迹规划的算法演算,推导出可行的航行轨迹,完成无人飞行器航迹规划任务。

第3章 无人飞行器航迹规划算法的分析

无人飞行器航迹规划是飞行器智能化发展的前沿课题，国内外的专家提出了很多有关无人飞行器航迹规划的算法，但是没有哪种方法能对所有的要求都适用。主要是因为无人飞行器飞行环境复杂，约束条件较多，各个条件之间耦合在一起，互相牵制，数据的计算量大，在这种情况下想随着战场情况变化重新规划飞行航迹还是比较困难的。经过多年的发展，国内外很多学者已经提出了大量的规划算法，这些算法都属于优化方法。下面简单介绍优化方法和相关的基本理论并进行分析^[17]。

3.1 多目标优化算法基本理论

航迹规划借鉴进化计算求解多目标优化问题的思想，以多目标优化理论为基础，根据单架无人飞行器航迹规划问题的特点。针对单架无人飞行器航迹规划这一具有众多约束的多目标优化问题，提出一些新型的无人飞行器航迹规划方法。为解决复杂战场环境下单架无人飞行器航迹规划这一多约束多目标优化问题提供可行的途径。

在单目标优化问题中，最优解就是一个且已经具有了明确的概念，但对于多目标优化问题，不同于单目标优化，多目标优化处理的是一些相互冲突、相互制约的目标，其解集也不是单一的一个解，而是一组最优解的集合。传统的数学规划原理在多目标优化的实际应用中虽然不太适用，但其也有自己的优点，而且就对于现在的多目标遗传算法也并不是很完善的，需要解决的问题也很多。因此，有必要进一步研究求解多目标优化问题的更多高效算法，结合两者的优点，使处理多目标问题的效果越来越好^[59]。

多目标优化问题又称为向量化问题或多准则优化问题。多目标的优化问题可以描述为：求一个决策变量向量，它满足所有的约束条件而且对由目标函数构成的向量进行最优化处理。因为向量间的目标函数很多都是彼此矛盾，所以这里讲的“优化”，意思是找出一个可以满足设计人员全部要求的目标函数的解向量。

不失一般性，例举最小化问题，标准形式的多目标优化问题可以表示为

$$\begin{aligned} y_{\min} &= F(x) = [F_1(x), F_2(x), \dots, F_m(x)] \\ \text{s.t.} \quad e(x) &= [e_1(x), e_2(x), \dots, e_k(x)] \end{aligned} \quad (3-1)$$

式中: $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in X$; $y = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T \in Y$; $y_i = F_i(x)$ 。

这里, $F(x) = [F_1(x), F_2(x), \dots, F_m(x)]$ 是 m 维函数的向量表达式, 它是目标函数。其中, $F_i(x) (i=1, 2, \dots, m)$ 为标量函数, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 是 n 维的决策向量; $y = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$ 是 m 维目标向量, X 是由决策向量 x 组成的决策空间, Y 是由目标向量 y 组成的目标空间; $e(x)$ 为 k 维约束函数向量; $e(x) \geq 0$ 确定决策向量的可行取值范围。约束条件 $e(x) \geq 0$ 的决策向量 x 所构成的集合称为多目标优化问题的可行集, 记作

$$X_F = \{x \in X | e(x) \geq 0\} \quad (3-2)$$

X_F 在多目标空间的映射为多目标优化问题在目标空间上的可行域, 记作

$$Y_F = F(X_F) = \{F(x) | x \in X_F\} \quad (3-3)$$

式 3-3 中目标函数 $F(x)$ 和约束函数 $e(x) \geq 0$ 中至少有一个函数是变量 x 的非线性函数时, 式 3-1 就称为非线性规划问题(Nonlinear Programming Problem)^[36]。

满足 $F(x) = 0$, $e(x) \geq 0$, 则称 x 为最优点。在单无人飞行器航迹规划问题中, 优化的目的在于找到使目标函数 F 取极小值的解, 其可行解集完全可根据 F 来确定优劣, 即对两个解 $a, b \in X_f$, 根据 $F(a) \leq F(b)$ 关系是否成立来确定。

3.2 几种航迹规划算法的基本理论

无人机航迹规划有相当长的研究历史, 由于算法在时间和空间上的复杂性要求计算机有强大的计算能力。时间上的复杂性是解优化问题的算法复杂性中影响最小的。学者 Canmy 在上世纪 80 年代论证了无人机的航迹规划问题是典型的 NP 求解问题^[15], 在求解 NP 问题中, 往往遇到解的組合的爆炸, 因此, 国内外专家学者为了尽可能的缩短搜索的时间提出了许多航迹规划的算法。总结一下, 有两种层次的规划: 一是使用地面控制中心的计算机系统非实时离线航迹规划, 但是前提是无人机在起飞前和飞行中没有收到安全的威胁或者既定任务没有改变, 这种航迹称之为参考航迹。另一种是无人机在执行任务时, 接受到新的任务或者自主建立新的航迹规划, 无人机在做出上述动作时, 将执行新的指令进行新的航线飞行, 这种飞行航迹叫作在线实时航迹规划, 主要是为了无人机在飞行过程中

能够实时避开新增的威胁、飞行任务改变以及跟踪飞行等实时在线规划要求。下面介绍一下近年来主要研究的航迹规划方法。

3.3 遗传算法

3.3.1 遗传算法的概念

遗传算法(Genetic Algorithm 简称 GA)是模拟达尔文的遗传选择和自然淘汰的生物进化过程的计算模型,是一种通过模拟自然进化过程搜索最优解的方法。它是由美国 Michigan 大学 J.Holland 教授于 1975 年首先提出来的,并出版了颇有影响的专著《Adaptation in Natural and Artificial Systems》。GA 这个名称才逐渐为人所知,J.Holland 教授所提出的 GA 通常为简单遗传算法(SGA)^[21]。

遗传算法是从代表问题可能潜在的解集的一个种群(population)开始的,而一个种群则由经过基因(gene)编码的一定数目的个体(individual)组成。每个个体实际上是染色体(chromosome)带有特征的实体。染色体作为遗传物质的主要载体,即多个基因的集合,其内部表现(即基因型)是某种基因组合。它决定了个体的形状的外部表现,如黑头发的特征是由染色体中控制这一特征的某种基因组合决定的。因此,在一开始需要实现从表现型到基因型的映射即编码工作。由于仿照基因编码的工作很复杂,通常进行简化。如二进制编码,初代种群产生之后,按照适者生存和优胜劣汰的原理,逐代(generation)演化产生出越来越好的近似解,在每一代根据问题域中个体的适应度(fitness)大小选择(selection)个体,并借助于自然遗传学的遗传算子(genetic operators)进行组合交叉(crossover)和变异(mutation),产生出可以表示为具有新解集的种群。与大自然进化的特点相同,在这过程中种群比前一代更适合环境的生存,直到通过个体的最优解码产生最后一代种群,这个过程就叫做问题的相似的最优解。

遗传算法的基本思想是基于 Darwin 进化论和 Mendel 的遗传学说。Darwin 进化论最重要的是适者生存原理。遗传算法认为每一物种在发展中越来越适应环境。物种每个个体的基本特征由后代所继承,但后代又会产生某些不同于父代的新的变化。当环境发生变化时,那些可以适应环境的个体的特征才能被很好的保留^[43]。

3.3.2 遗传算法的基本原理

遗传算法把问题的解表示成“染色体”,在算法中也即是以二进制编码的串。并且,在执行遗传算法之前,给出一群“染色体”,也即是假设解。然后,把这些

假设解置于问题的“环境”中，并按适者生存的原则，从中选择出较适应环境的“染色体”进行复制。再通过交叉，变异过程产生更适应环境的新一代“染色体”群。这样一代一代地进化，最后就会收敛到最适应环境的一个“染色体”上，它就是问题的最优解。

基本遗传算法包含的处理步骤为，首先将待优化问题的基础可行解编码。这里可以进行二进制编码和实值编码等编码方式，编码的目的是应用到后续的遗传算法计算和优化解的形式中。该算法可以随机产生初始解，依据确定的适应度函数评价各个个体。依据适应值的数值来选择染色体的生存或者淘汰。然后重组经过交叉和变异之后的染色体，形成新的个体。这样就延续上代的优良性。遗传算法即是对生物的基因进行复制、交叉及变异，通过这些优化手段来确定进行优化过程。如图 3.1 是该算法的基本流程图。

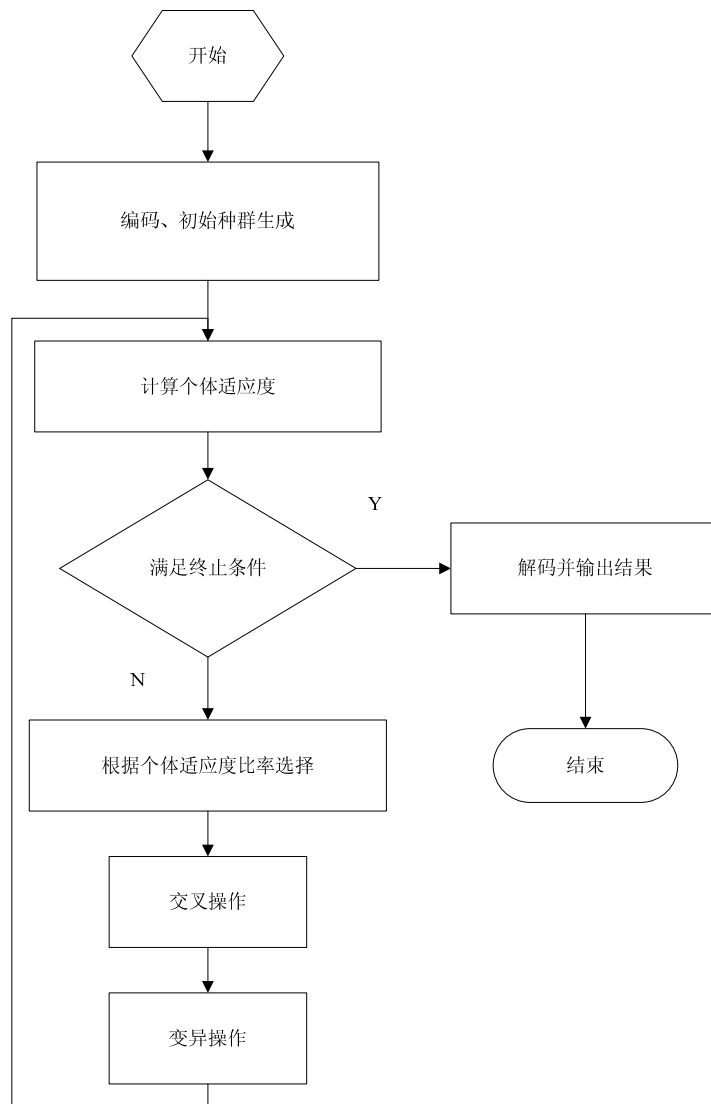


图 3.1 标准的遗传算法流程图

由流程图可以看出，遗传算法主要的运算过程：

1)编码：遗传算法的表达形式是对解空间中的数据进行求解。编码是将表现类型映射到基因类型，在搜索进行之前，遗传算法需要把解空间内的数据表示为遗传空间的串结构类基因型数据。一般使用的编码方式是 0-1 型和实数型编码。

2)种群的初始化： N 个初始的串结构随机产生，把单独的串结构叫作一个个体， N 个个体形成一个种群，把 N 个个体看成初始点，进行迭代。其中，进化次数计数器为 $t \rightarrow 0$ ，令迭代数值最大为 T ，随机化形成由 M 个个体组成的初始种群 $P(0)$ 。

3)个体的适应值：个体的优劣性由适应度函数确定，依据不同的问题，对种群 $P(0)$ 进行计算得出每个个体的适应度值。

4)选择：依据每个个体的适应度值，在下一代中优先选择适应值高的个体，通过计算或者随机的方式来实现以上操作。

5)交叉：交叉的目的是通过交换染色体之后确保更优秀的结果产生。通过选择任意两个在匹配池中的染色体，对一个交叉点或多交叉点进行随机性的选择。通过互换双亲型染色体的右半部位，从而产生新的一对染色体，这样得到的就是两个新个体。

6)变异：在自然界里的很多生物会产生基因变异，按照某种概率随机选择几个个体，在这个个体里选择一位进行随机取反计算^[25]。

遗传算法进化周期为图 3.2 所示，

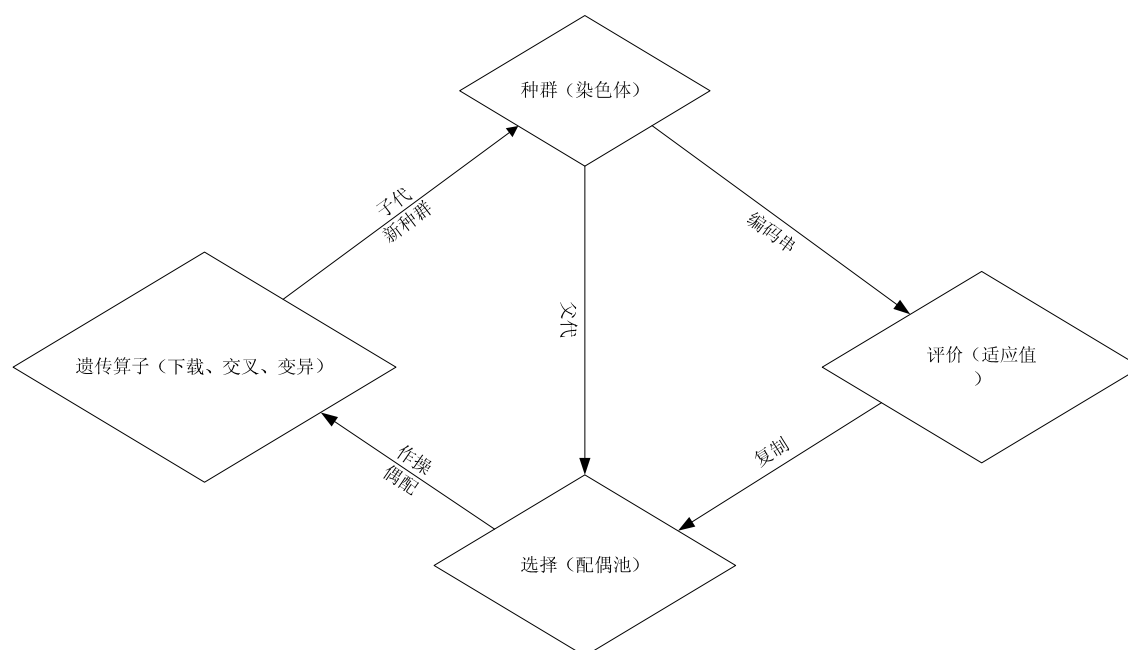


图 3.2 遗传算法的进化周期

3.3.3 遗传算法的主要特点

遗传算法作为一种新的全局优化搜索算法，与传统的优化算法比较具有以下几个特点。

(1)适应性强。该算法除了要求需要优化的问题是可用数学计算之外对搜索的空间没有任何的要求。离散性空间、非线性空间、多个峰值空间、高维空间和具有噪声的空间，都是可以使用遗传算法。在算法运算中，只是用到了目标函数，没有涉及其它的信息，与所优化的问题的性质无关。

(2)全局优化。该算法具有多个点和路径的搜索寻优特点。在各个路径之间而不是单个点和路径之间通过杂交算子在可行解间进行信息的交换。这将让它可以对所有可行解空间寻优，具备找到全局最优解或者次优解的概率。包括在适应函数是非连续和不规则甚至有噪声的条件下。所以该算法是具有稳健全局优化的功能。

(3)编码特征。遗传算法将遗传信息存储在编码串结构中，该串结构是在编码时对需要优化的变量转换成类似遗传基因的数字编码结构。这里可以进行遗传操作并且有解码的过程，这些数字的编码串不是解变量而是算法的操作对象，并且算法中的编码技术是固定的，通常是二进制编码。遗传算法在运用编码规则之后进行的杂交和变异算子模拟了人类的思维过程里的交换、整合、激励信息的机制。因此可以方便的对连续和离散问题进行处理。

(4)概率搜索。算法进行选择操作时使用非确定的概率性的规则，引导整个搜索进程朝着适应值函数改进的方向改善。这就避免了传统性算法的盲目性，仅通过少量计算即能取得全局最优或者次优解。算法使用随机方式进行杂交和变异操作。使用概率规则对搜索进行指导，所以我们可以对离散的空间、多峰值的空间和有噪声的复杂空间进行搜索。

(5)隐含的并行性(implicit parallelism)。遗传算法能控制群体里的 n 个串，依据有效的原则并行地将搜索分配给众多搜索空间。该种性能让遗传算法通过少量数字串在可行域中进行大区域的搜索，从而只花较少的代价就能找到问题的全局近似解。遗传算法具备的隐含并行性是相比其他算法所不具备的优势的最主要因素条件，以至于人们用这个特性衡量是否符合遗传算法标准。遗传算法非常适于处

理非线性的优化问题。

(6)自适应性(adaptivity)。遗传算法可以将注意力锁定在解空间里的适应度函数具有最大期望值的部分，探索出目标区域，所以该算法具备潜在的自适应性的学习能力。

(7)广泛性。算法同时具备确定性和随机性优化方法的优良特点。在约束的条件与目标函数能进行计算的条件下，可以不考虑梯度的存在，具备应用的广泛性。相比常规优化方法该算法利用在遗传操作中具有广泛区域内搜索问题的潜在解集。所以该算法对各种非线性优化问题适用，可以解决传统优化算法所无法解决的复杂问题。

(8)通用性。现有的大部分优化算法甚至完全不能适用稍作修改的原问题，但是遗传算法具有一个通用的算法来应对不同的待解决问题，对于不同的问题只需要对算法稍作修改即可应对新的优化问题。在具体的应用中，修改的是适应度函数的不同定义和算法参数的控制设置，不需要修改的是遗传操作和编码的方式。

总之，遗传算法的本质是具有智能型的优化方法。它不需要对问题设置太多的数学要求；该算法由多个个体组成的初始种群对解进行搜索即是多点性的搜索；该算法使用的是概率性搜索的技术，在每个算子的运算中以概率形式运行计算具备良好的灵活性；相比于传统优化算法有很多优点；该算法直接面向需要优化的问题算法的解是一组而不是一个。因此给使用者很多选择的机会。

无人飞行器在飞行时，会受到众多的条件约束，各种威胁和航迹情况的信息复杂多变。在进行航迹规划时，需要一个能将复杂条件简化的算法，使用较少的变量，尽量减少算法中变量的使用数量，排除航迹上的无用点的影响。正是遗传算法的这些特性使得其可以应用在无人飞行器航迹规划领域中。

3.3.4 遗传算法的主要应用

1) 函数优化

函数的优化是遗传算法的经典使用范围，同时也是对性能进行评价时所使用的常用算例，很多学者构造出了相当多的复杂形式的测试函数。例如，连续函数和离散函数、凸函数和凹函数、低维函数和高维函数、单峰函数和多峰函数等。对于一些非线性、多模型、多目标的函数优化问题，用其它优化方法较难求解，而遗传算法可以方便的得到较好的结果。

2) 组合优化

随着问题规模的增大，组合优化问题的搜索的空间也是在不断的速度扩大。很多时候在计算时利用枚举法不能得到最优解，应对这类比较复杂的问题，我们应该在搜索满意的解上努力。通过大量的研究工作证明，遗传算法的特性是能解这种复杂类问题的有效工具之一，通过实践可以证明，应用在 NP 类的优化组合问题中该算法很有效果。除了应用在无人飞行器航迹规划的领域中，该算法还可以在求解 TSP 问题、背包的问题、控制工程、人工智能生命学、装箱的问题、生产调度问题、机器人学、图形的区分问题等许多方面广泛的使用。

3.4 蚁群算法

蚁群算法是对自然界蚂蚁的寻径方式进行模拟而得出的一种仿生算法。蚂蚁在运动过程中，能够在它所经过的路径上留下一种称之为外激素(pheromone)的物质进行信息传递，而且蚂蚁在运动过程中能够感知这种物质，并以此指导自己的运动方向，因此由大量蚂蚁组成的蚁群集体行为便表现出一种信息正反馈现象^[7]。某一路径上走过的蚂蚁越多，则后来者选择该路径的概率就越大^[54]。

3.4.1 蚁群算法的原理

蚂蚁算法是来自生物世界的新生的仿生类算法^[12]，该算法的产生只在十几年内，该算法是随机类通用性多目标优化方法，其吸收了爬行群居类动物王国中的蚂蚁的行为特征，以其自有的搜索机制，对复杂的组合优化问题进行求解并取得了卓有的成效。该算法也称为蚂蚁系统(AS,Ant System)。

当蚁群在觅食过程中，经过一段时间搜索蚁群总能寻找到连接食物源和巢穴的最优轨迹，这是由于蚂蚁们可以在觅食轨迹上释放一种叫作信息素的物质，在蚁群遭遇陌生的路径时，它们随机的分配一条路径觅食，同时在路径上释放出与路径长度有关的信息素。轨迹的长度越长信息素的浓度就越低，当后续的蚂蚁遭遇这些个有信息素的路口时，信息素浓度大的路径被蚂蚁们侦测到，蚂蚁就会按照浓度大的信息素路径进行觅食。因此这个路径的蚁群通过概率随着后续蚂蚁的信息素的不断释放就越来越大。相反，其它路径的信息素就会逐渐的消减。最后，蚁群自主寻找到最优的路径觅食。

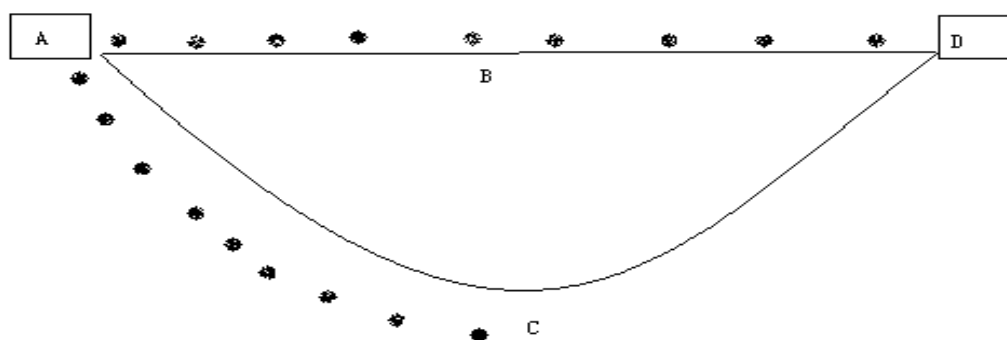


图 3.3 蚁群释放信息素路线

如图 3.3 所示，蚂蚁从 A 点出发，以相同的速度，行进到食物所点 D，蚁群可能随机选择路线 ABD 或 ACD。假设初始时每分配路线上的每只蚂蚁在单位时间内爬行固定的距离，本示意图设计成九个时间单位，经过路线 ABD 的蚂蚁到达目的地时，走 ACD 的蚂蚁刚到点 C，而且路程是前者的一半。

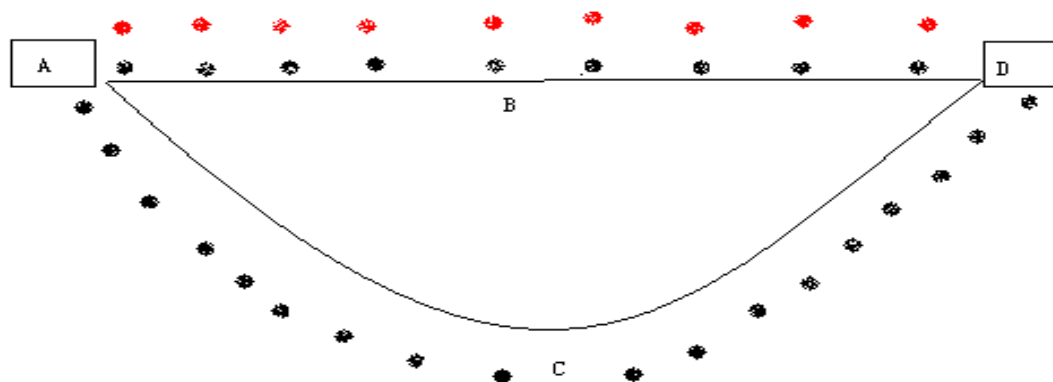


图 3.5 蚁群释放信息素路线

图 3.4 为起始算起，在 18 个时间单位之后，通过 ABD 的蚂蚁在得到食物的同时也返回了 A，但是通过 ACD 的蚂蚁才到达点 D。

假设蚂蚁在经过处的一点留下一个单位的信息素（对信息素量化），36 个单位时间之后，每个信息素留下一个单位，起始出发的蚂蚁通过不同路径在点 D 得到了食物，路线 ABD 的蚂蚁往返了 2 趟，各处有 4 个单位的信息素，但是在 ACD 处蚂蚁只是往返一次，各处的信息素是 2 个单位，它们的比值是 2:1。

觅食过程继续，按照信息素分布规则，ABD 上这时有 2 只蚂蚁，ACD 只是一只，然后 36 个单位时间之后，ABD、ACD 的信息素分别是 12 和 4，其比是 3:1。继续按照规则觅食，路线 ABD 又增加一只蚂蚁（达到 3 只），ACD 仍是一只蚂蚁。

以此类推，再次经过 36 个时间单位，两线路的信息素是 24 和 6，其比是 4:1。继续觅食，在信息素的作用下，蚂蚁最终会放弃路线 ACD 即信息素少的，而选择多的信息素的路线。这种行为效应叫作正反馈效应。

以数学角度，蚁群会能建立由巢穴与食物源形成的最小树路网，最小树能让蚁群在寻找和搬运食物过程中消耗最小的能量。蚂蚁运用自己的方法进行最小树的计算。当每个蚂蚁个体在路网构造中释放信息素的作用下，蚂蚁的全局最优化道路便会很快的显示出来。

3.4.2 蚁群算法的算法描述

蚁群算法是受自然界中真实蚁群的集体觅食行为的启发而发展起来的一种基于群体的模拟进化算法，属于随机搜索算法。M.Dorigo 等人充分利用了蚁群搜索食物的过程与著名 TSP 问题之间的相似性，通过人工模拟蚁群搜索食物的行为来求解 TSP 问题。

TSP 问题的英文名(traveling salesman problem)，中文译为旅行商问题^[9]。问题的定义很简单，即为一个旅行商要走访 N 个城市，每个城市必须经过一次且只能经过一次，最后回到出发的城市就算是完成了一次旅行。令 d_{rs} 为城市 r 和 s 之间的距离，当 $d_{rs} = d_{sr}$ 时，为对称旅行问题；当 $d_{rs} \neq d_{sr}$ 时，称为非对称的旅行商问题。

AS(Ant System)是 M.Dorigo 等人最早提出的，也是最基本的蚁群算法。算法描述是：设有数量为 m 的蚂蚁随机放置数量为 n 的节点全连通图内，定义 $\tau_{i,j}(t)$ 是在 t 时刻 i, j 连线内的信息素的量值， $\eta_{i,j}$ 为和问题有关的启发式信息。设 $\eta_{i,j} = 1/d_{i,j}$ 。初始时刻，每个路径内的信息量是相等的，设 $\tau_{i,j}(0) = C$ (C 为常数)。

当蚂蚁 k ($k = 1, 2, \dots, m$) 运动的过程中，依据每条路径内的信息量的大小决定其转移方向，在搜索过程中，蚂蚁依据每条路径的信息量的大小及路径的启发信息来计算状态转移概率。 $p_{i,j}^k(t)$ 表示在 t 时刻蚂蚁 k 由城市位置 i 转移到城市位置 j 的状态转移概率。

$$p_{i,j}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{i,j}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{i,j}(t)]^\beta}{\sum_{j \in \text{tabu}_k} [\tau_{i,j}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{i,j}(t)]^\beta} & (j \notin \text{tabu}_k) \\ 0 & (j \in \text{tabu}_k) \end{cases} \quad (3-4)$$

式中： $tabu_k$ 记为蚂蚁已经分布的城市； α ， β 为调整信息的强度 τ 和启发式信息 η 相对重要性的参数。

经过 n 个时刻，蚂蚁已经完成一次完整的寻食，每条路径的信息量要依据下式调整为

$$\tau_{i,j}(t+n) = (1-\rho) \cdot \tau_{i,j}(t) + \Delta\tau_{i,j}(t+n) \quad (3-5)$$

$$\Delta\tau_{i,j}(t+n) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{i,j}^k(t+n) \quad (3-6)$$

式中： $\rho \in (0,1)$ 表示为信息素挥发的系数； $\Delta\tau_{i,j}^k$ 表示为第 k 只蚂蚁在这次循环中留在路径 (i,j) 上的信息量； $\Delta\tau_{i,j}$ 表示本次循环中所有蚂蚁留在路径 (i,j) 中所释放的信息量。

根据信息素的不同的更新策略，M.Dorigo 提出了三种蚁群的算法模型，分别称之为 Ant-Cycle，Ant-Quantity，Ant-Density 模型，它们的不同处是 $\Delta\tau_{i,j}^k(t)$ 求解方法不相同。

Ant-Cycle 的模型：

$$\Delta\tau_{i,j}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & \text{第 } k \text{ 只蚂蚁经过经过 } (i,j) \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (3-7)$$

式中： Q 为信息素的强度，在某种程度内， Q 可以对算法收敛速度产生影响， L_k 为第 k 只蚂蚁这次循环内经过的路径总长度。

Ant-Quantity 的模型：

$$\Delta\tau_{i,j}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{d_{ij}} & \text{第 } k \text{ 只蚂蚁在 } t \text{ 和 } t+1 \text{ 经过经过 } (i,j) \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (3-8)$$

Ant-Density 的模型：

$$\Delta\tau_{i,j}^k(t) = \begin{cases} Q & \text{第 } k \text{ 只蚂蚁在 } t \text{ 和 } t+1 \text{ 经过经过 } (i,j) \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (3-9)$$

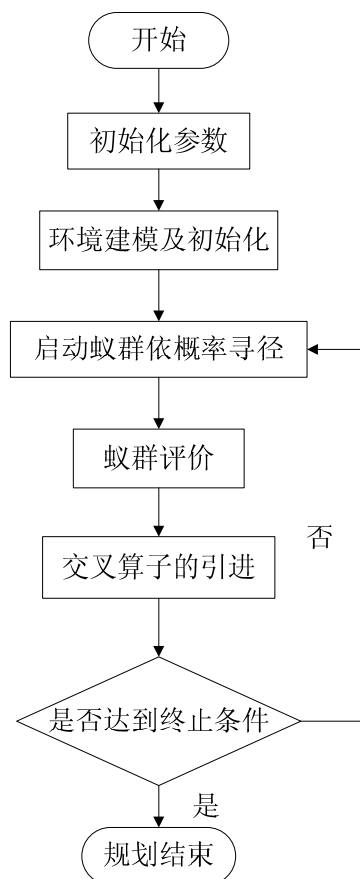


图 3.6 蚁群算法的基本流程图

公式 3-8 和 3-9 中利用的是局部信息，是蚂蚁结束一步之后对新路径的信息素更新。而公式 3-7 应用的是整个信息，就是蚂蚁在完整的循环次数之后再更新路径内的信息。当解 TSP 问题时，使用性能比较好，所以一般采用式 3-7 中的模型作为蚁群算法的基本模型。

M.Dorigo 等人认为，在 Ant-Quantity 的模型及 Ant-Density 的模型算法里，蚂蚁在构建解的同时释放信息素；而在 Ant-Cycle 模型中，蚂蚁在完整地构造问题的解之后再释放信息素，利用的是整体信息，因此效果要好于前两种算法。本文无人飞行器航迹规划采用的是 3-7 的模型进行航迹规划。

3.4.3 蚁群算法的主要特点

蚁群算法主要特点为：具有正反馈性、可以分布式计算，和启发式算法可以很好的结合。在正反馈过程中，该算法可以很快地搜索到比较好的解，具有分布式计算很容易实现并行化。和某种启发式的算法结合之后，使用该算法能得到比较好的解。初步的研究表明，蚁群算法是一种基于种群的鲁棒性较强的算法，具有许多优良的性质，为求解复杂的组合优化问题提供了一种新思路。

基本蚁群算法优点：

(1)较强的鲁棒性。对该算法模型稍加修改，便可以应用于其它问题。蚂蚁算法对初始路线要求不高，即蚂蚁算法的求解结果依赖于初始路线的选择，而且在搜索过程中不需要进行人工的调整^[55]。该算法的解的参数个数很少且设置简单方便，便于运用到其他的优化组合的问题里求解。

(2)分布式运算。算法很容易并行实现，每只蚂蚁的搜索过程相互独立，蚁群之间通过信息素来交换信息。在优化问题空间内彼此独立的对解开展搜索，可以增加算法的保靠性，具备本质的并行性。该算法是模拟自然生态的基于种群的算法，蚁群算法是拥有较强的搜索全局的能力。

同本节 3.3.3 所述的遗传算法在无人飞行器在航迹规划中的适用性类似，蚁群算法因为搜索不需要人工调整，设置解的参数个数少，拥有较强的全局搜索能力。这些特点在航迹规划时，应对复杂多变的环境和威胁源，在无人机的机载设备运用算法进行自主搜索时，该算法的这些优点可以有效使无人飞行器得出最优的航迹。

基本蚁群算法有以下的缺点：

(1)较长运算时间。有停滞现象发生，单个蚂蚁的随机的运动通过信息素的沟通可以朝着优化路径方向进化。可是蚁群的规模庞大，不能在短时间内从众多的路径中寻找最优的路径。研究其原因，在初期的进化过程中，每条路上的信息素含量差距不大，在经过正反馈的信息之后，优化路径上显示了多量的信息素，这需要一些甚至很长时间来进行信息素的分布才会达到找到最优化路径的效果。只有经过很长时间，信息素的差距才会越来越明显进而收敛。

(2)候选的解会给对应的搜索路径带来信息素量的变化，但是候选解不一定是最优解，所以可能发生信息素量多的路径不一定是最优解的路径，导致错误的搜索信息聚集甚至使优化问题停滞。

(3)采用了信息素均匀分配策略，即对已搜索路径中的所有路段采用同样的信息素增量，与路段的重要性无关,没有考虑当连续空间优化问题转换到有向图搜索问题时，信息素分配给可行解带来的尺度变化对于连续解空间搜索效率的影响^[35]。

本文中针对蚁群算法的缺点，蚁群算法在随机性选择策略时进化的速度缓慢，运算的时间较长，易产生早熟的现象。因此本文第五章对蚁群算法进行了改进，

修改算法的改进策略，在搜索过程中，动态地调整提高选择概率。算法的改进使无人机进行航迹规划时可以有效规避威胁源，优化航迹，提高无人飞行器的作战效率。

3.4.4 蚁群算法的主要应用

群智能优化理论与应用算法的研究深入发展，很多研究人员在众多的工程技术领域运用蚁群算法取得了很多成果。多种研究表明，群智能在离散求解空间和连续求解空间中均表现出良好的搜索结果，并在组合优化问题中表现突出。

在实际应用中有些模型在全局上表现为人工蚂蚁在某种先验知识和启发信息引导下的优化搜索，在局部上则采用了随机的搜索策略。这样就提高了搜索过程的效率以及搜索状态的多样性和随机性，并且不被可微分性目标函数限制。提供给蚁群算法一种切实可行的优化问题的途径。该算法除了应用无人飞行器航迹规划之外。蚁群算法也包含了：数据挖掘、模糊建模、群体智能、聚类分析、调度车辆、优化网络路由、物流配送、无线传感器、图行识别、TSP 问题和配送电网重构问题、PID 参数优化和最优路径问题等许多优化问题中。

3.5 小结

本章首先介绍了多目标优化算法的理论基础。然后概括了航迹规划算法的基本理论，给出了多目标优化问题的标准形式。接着分析了遗传算法和蚁群算法的概念、原理、数学模型、特点及其应用，并给出了各个算法的基本流程图和原理图。最后结合它们各自特点对无人飞行器航迹规划的适用可能性进行了简单的分析和总结，为后文将改进的遗传算法和改进的蚁群算法应用在航迹规划中做好了理论和数学模型的必要铺垫。

第4章 基于遗传算法的无人飞行器航迹的规划

本章在上章总结遗传算法的基本思想、原理和主要的特点的基础之上，把无人飞行器航迹规划的特点与改进的遗传算法相结合，经过基因的编码。个体评价的准则的确定即适应度函数的选择等一系列遗传操作。在范围较大的任务区域，针对低空突防的特殊要求，将基本遗传算法改进，提出一种自适应遗传算法。使飞行航迹严格经过无人飞行器的起始点和目标点，使威胁无人飞行器的因素最小，有效地提高了无人飞行器的任务生存概率。仿真试验结果表明，该算法快速有效，能够提高无人飞行器的航线质量。

4.1 引言

本章对基本遗传算法进行改进，采用了新的基于自适应伪并行的遗传算法对无人飞行器进行优化，通过使用该方法进行的优化，确保经过无人飞行器的初始点和目的到达点，避开对执行飞行任务构成威胁的威胁源，有效提升无人机的任务的生存率。

4.2 遗传算法的优化机制

基本遗传算法已经得到了广泛的应用，理论和实践证明，遗传算法属于随机搜索类优化算法，以随机方式搜索全部解空间。因此能够跳出局部最小点而找到全局最优解，同时能够有效地解决“维数灾难”问题。遗传算法具有很强的鲁棒性，但有两个严重的缺点：容易早熟收敛和进化后期搜索效率较低。基本遗传算子采用适应度比例选择、单点的交叉与单点的变异方法进行遗传操作。由于选择及交叉算子的作用，使得一些优秀的基因片段过早丢失，限制了搜索范围，造成了算法的早熟收敛。因此，对基本遗传算法进行改进，提出一种自适应多种群伪并行遗传算法，采用该方法得到的飞行航迹，严格经过无人飞行器的起始点和目标点，规避了影响任务安全的地形、地物和威胁，从而有效避免早熟收敛，有效地提高了无人飞行器的任务生存概率。

4.2.1 遗传算法的改进策略

基本遗传算子采用适应度比例选择、单点的交叉与单点的变异方法进行遗传操作。由于选择和交叉算子的作用，使得算法产生早熟收敛。为了避免这类的缺点，将基本的遗传操作改进，设计出新的选择、交叉和变异算法。

1) 选择排序与最优解保存算子

对算子选择排序需要依据个体适应度的值的大小同时要依据排序号。在群体里适应度的最优解不被交叉配对而是直接地复制进下一代，这种行为叫作最优解的保存。它的优点可以概括为：最优解在进化过程中不受交叉和变异的操作的影响总是可以收敛到最优解或者次优解。

2) 多点的交叉算子

使用两点的交叉与单点的交叉互相结合的形式。经过提高交叉的方式，提升遗传算法全局的搜索能力，避免陷入局部的最优。在两点交叉时，设置为 2 个交叉点，互换这 2 个交叉点之间的相同组的基因。因此，染色体长度是 n 的时候，可以有 $(n-2)(n-3)$ 个种类的交叉点设置类型。

3) 高斯变异

采用高斯算子的变异形式，使变异和适应度的密切相联，确保适应值较好的个体不被随机变异操作所影响，按照变异概率对个体进行选择（ k 表示染色体）按下式变异，

$$gen'(i) = gen(i) + \exp[(f_k - f_{\min}) / f_{\min}] \times \gamma_i \quad (4-1)$$

式中： $gen'(i)$ ， $gen(i)$ 分别为新生代和父代个体的第 i 个基因； f_{\min} 、 f_k 分别为本代个体的最优适应度和第 k 个个体的适应度（由于在航迹规划搜索过程中，以航迹性能指标作为适应度函数）。因此适应度越小，航迹越优， γ_i 为均值为 0，高斯随机变量的方差是 1。为了阻止变异之后 $gen(i)$ 会超过基因位的数值取值范围，可以采取局部优化的方法。如果 $gen(i)$ 超出了范围，则判断变异失败，同时重新开始产生 γ_i 变异，一直达到满足的要求为止。

4.2.2 自适应遗传算法

在基本遗传算法的运行过程中，选取固定的交叉概率和变异概率控制参数易产生早熟现象，陷入局部极值，但是选择较大的交叉和变异概率就会成为随机搜

索，使用较小的交叉概率和变异概率又很难跳出局部的极值点。所以，需要选择合适的交叉和遗传概率(P_c 与 P_m)来提升遗传算法的收敛的速度，进而令全局最优同时抑制早熟^[12]。

本文通过对交叉的概率 P_c 和变异的概率 P_m 进行协调，来达到让算法可以收敛到全局最优，抑制早熟现象产生。当各个染色体的差异变小时，那么给出的交叉概率与变异概率就会愈大，当群体内的每个个体都趋向一致的时候，交叉和变异操作的概率会增大，进而增加群体多样性提升算法搜索的能力。如果种群的多样性本来就很强，那么可以减小交叉概率和变异概率，以免破坏优良个体。但是增大交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 的值，将增大算法的运行时间。

在遗传算法中一般使用中等大小的交叉概率 P_c (0.5~1.0)和小的变异概率 P_m (0.01~0.15)。这里，依据适应度值的大小，对交叉和变异的变概率自适应改变大小来达到全局优化和运算时同时优化的目的。当种群离散于空间的时候，减小交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 的值。以防止遗传算法会很早的收敛到局部的最小点，通过自适应改变 P_c 和 p_m 的大小，前提是了解遗传算法能否收敛到最优。

对种群平均的适应度 \bar{f} 与种群最优的适应度 f_{\min} 两者的关系判断算法能否收敛到最优。当两者适应度值相接近，即 $\bar{f} - f_{\min}$ 的值减小，这时该种群能收敛到最优的概率大于种群发散到解空间的概率。 $\bar{f} - f_{\min}$ 的值增大时，种群发散到解空间的概率就大于种群能收敛到最优的概率。 P_c 与 P_m 数值的大小依据 $\bar{f} - f_{\min}$ 的变化。

在整个种群趋向收敛时，必须增大 P_c 和 P_m 的值，反之，则减小 P_c 和 P_m 。保护最优适应度的解有利于算法收敛于全局最优解，而使劣适应度解有较高的杂交机率与突变机率有利于算法的“早熟”。构造 P_c 和 P_m 的表达式为

$$\begin{cases} p_c = k_1 & f_i' \geq \bar{f} \\ p_c = k_3 (f_i' - f_{\min}) / (\bar{f} - f_{\min}) & f_i' < \bar{f} \end{cases} \quad (4-2)$$

$$\begin{cases} p_m = k_2 & f_i' \geq \bar{f} \\ p_m = k_4 (f_i' - f_{\min}) / (\bar{f} - f_{\min}) & f_i' < \bar{f} \end{cases} \quad (4-3)$$

式中： f_i' 表示两个个体发生交叉中具有大的适应度值； f_i 表示发生变异的个体适应度的值， $0 \leq k_1 \leq 1$ ， $0 \leq k_2 \leq 1$ ， $0 \leq k_3 \leq 1$ ， $0 \leq k_4 \leq 1$ 。

自适应性的遗传算法是使用公式 4-2，式 4-3 来实现染色体的适合度的大小，进而来自适应地调整杂交率与突变率的值。如果遗传算法陷入局部最优， $\bar{f} - f_{\min}$ 会减小，通过表达式得出， P_c 、 P_m 会增大，同时新产生的解可以提供新搜索的范围；如果空间太分散， $\bar{f} - f_{\min}$ 会变大， P_c 、 P_m 会变小，进而减小搜索的范围。对于 k_1 与 k_2 ，由于此时 $f_i' \geq \bar{f}$ 或者 $f_i \geq \bar{f}$ ，就是说个体的适应度会大于平均的适应度，这就说明了个体的特性差异。所以将 P_c 与 P_m 的值增大，来让比较差的个体被破坏的可能性增加，所以 k_1 与 k_2 的值需要大一些。

4.2.3 自适应伪并行遗传算法

为了提高遗传算法的计算速度引进并行的遗传算法，同时还具备维持群体的多样性的能力，从而有可能抑制早熟现象的发生。并行的遗传算法是运行在并行机或者局域网络内的，应对没有实时性需求的问题，不需要很高端的环境来进行。依据实际情况，在计算机上使用自适应和并行的遗传算法的思想，形成一种可以自适应的伪并行的遗传算法。

传统遗传算法是应用自适应的遗传算法与并行的遗传算法的思想，以若干个子种群替代单一的种群，在各个子种群内使用自适应交叉概率与变异概率来独立地进化。各种群之间以固定的迁移策略互换彼此子种群内的个体。这样就可以保持种群的多样化，从而形成抑制早熟现象产生的效果。因为这些子群体并没有在不同的计算机上进行独立的进化，它们仍旧是在单个计算机内串行执行进化，所以我们称为自适应伪并行的遗传算法。

以若干的子种群替代原种群对可行的解空间搜索。各个不相同的种群内分别独立地进化，各个种群以固定的迁移策略对子种群内的个体进行互换。因此，就能保持群体多样性，进而可以产生抑制早熟的现象发生。

4.3 基于遗传算法的无人飞行器航迹规划的方法

应用遗传算法解决优化问题时要确定几个问题：

基因的编码方式的确定、个体评价的准则确定；选择机制的确定；基因操作的确定；控制参数的确定；进化过程的终止准则的确定；

4.3.1 航迹坐标的编码

航迹规划中染色体的编码一般有极坐标、直角坐标、经纬度坐标、参数方程式等编码方法。使用单一的经纬度坐标法，无法全面反映无人飞行器的当前状态。使用其余三种方法无法对无人飞行器状态进行有效掌握，影响航迹规划的空间建模。基于上述考虑，本文使用动态双向链表对经纬度坐标改进进行染色体的编码。这种方法降低航迹规划的计算量。可以有效提升机载内存的空间利用率，快速准确地删除和插入节点的信息。链表如图4.1所示。

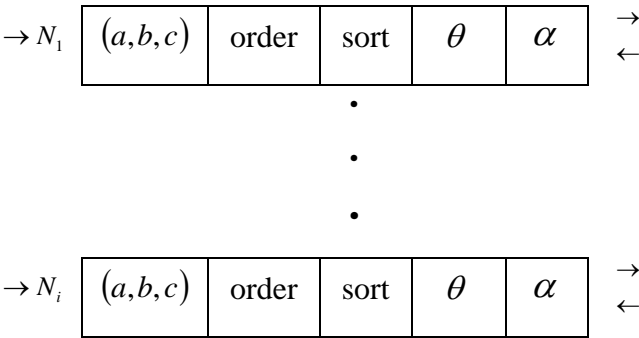


图 4.1 航迹的链表编码

其中个体 N 表示航迹。该基因中的各个物理量的意义为表4.1所示。

表 4.1 染色体 N 在航迹内的物理意义

物理量	物理意义
(a,b,c)	无人飞行器的空间位置
order	航迹各点顺序：0-起始点
sort	飞行器飞行动作：0-平飞，1-拐弯， 2-爬升，3-下降
θ	最大俯仰角： sort =2,3
α	最大拐弯角： sort =1

对航迹进行编码各物理量有如下解释：

- 1) (a,b,c) ：描述无人飞行器所处空间位置。
- 2) **Order**：对无人飞行器进行航迹各个点 N 的排序，组成完整的飞行轨迹。
- 3) **Sort**：无人飞行器在每个航迹点的飞行动作有平飞、拐弯、爬升、下降。
- 4) θ ：无人飞行器最大俯仰角，飞行动作幅度不可以超过 θ ，飞行才能继续。
- 5) α ：无人飞行器最大拐弯角，飞行动作拐弯不可以超过 α ，航迹才有意义。

这种链式编码以其整齐规律的排列有效地利用了地面设备和机载设备的内存，染色体的组合排列直观有效，降低了计算的重复性，使无人飞行器可以快速对各个航迹点的状态进行提取和自适应搜索变化。无人飞行器不用解码便可计算出参考航迹的代价函数数值。直接反映出优化问题数学模型的各个含义，表达式直观有效，可以产生满足条件的解。

4.3.2 无人飞行器航迹规划的约束条件

由本文 2.2.2 节中分析的约束条件，本节使用公式 2-3，2-4，2-5，2-6，2-7。对个约束条件有如下建模。

1) 最小航迹/最大航迹的距离：设总航迹分成 i 个航迹段，其中 $(i=1,2,\dots,n)$ ， L_{\min} ， L_{\max} 分别表示最小、最大航迹距离为

$$\sum \sqrt{(a_i - a_{i-1}) + (b_i - b_{i-1}) + (c_i - c_{i-1})} \geq L_{\min} \quad (4-4)$$

$$\sum \sqrt{(a_i - a_{i-1}) + (b_i - b_{i-1}) + (c_i - c_{i-1})} \leq L_{\max} \quad (4-5)$$

2) 最大拐弯角：设拐弯角最大值为 α ，由式 2-5 得，第 i 个航迹点的水平投影 $P_i = ((x_i - x_{i-1}, y_i - y_{i-1}))$ ，其中 $(i=2,3,\dots,n-1)$ ，拐弯角约束条件公式为

$$\alpha \geq \frac{P_i \cdot P_{i+1}}{|P_i| |P_{i+1}|} \quad (4-6)$$

3) 最大俯仰角：由式 2-6 有，设最大俯仰角为 θ ，则俯仰角的约束条件公式为

$$\tan \theta \geq \frac{c_i - c_{i-1}}{|p_i|} \quad (i=2,3,\dots,n) \quad (4-7)$$

4) 最小近地高度：设最小高度为 h ，第 i 个航迹近地高度的约束条件公式为

$$c_i \geq h \quad (4-8)$$

4.3.3 初始群体的确定

因为遗传算法是群体的操作，遗传操作需要准备若干个初始解形成的初始种群，群体内的每个个体在遗传空间内随机产生，设子种群的个数为 6，单个子种群内有数量为 100 的个体。在区间 $[-1,1]$ 内应用随机数发生器形成均匀分布的随机数，再与限制值（基因的幅值）相乘，最后产生各自的初始群体。

4.3.4 适应度函数

遗传算法在进化搜索中不需要外部信息，仅用适应度函数值来评估个体的优劣，并作为由遗传操作的依据。通常，适应度函数采用航迹优化的性能指标表示。由航迹优化性能指标可知，航迹偏离两点连线越大，与威胁点靠得越近，指标值就越大，适应度就越大；反之，适应度越小。根据式 2-9 采用如下的代价方程来描述性能指标：

$$J = \int_0^f (\omega_1 l^2 + \omega_2 h^2 + \omega_3 f_{rw}) \cdot dt \quad (4-9)$$

由于无人飞行器在执行作战任务时，对目标进行攻击或轰炸，一般都要事先求得无人飞行器攻击目标的最佳攻击角，也就是无人飞行器飞达目标区的进入角。因此，在进行航迹规划时，限制航迹规划的进入角是十分的必要。在应用遗传算法进行航迹搜索过程中，改变遗传算法的适应度函数，即航迹的性能指标，将增加一项表达式来处罚进入角偏离原定角度的航迹。使用公式 4-10 描述无人机的性能指标即代价方程为：

$$J = \int_0^f (\omega_1 l^2 + \omega_2 h^2 + \omega_3 f_{rw}) \cdot dt + qR \quad (4-10)$$

式中： q 表示加权系数， R 表示为处罚函数。本文取权重系数 $\omega_1 = \omega_2 = \omega_3 = 1/3$ 。

其中：第一项处罚偏离起始点与目标点连线过大的间距， C 表示某个飞行节点和上一个节点的距离，通过对这个量来限制减少飞行距离，使无人飞行器不会偏离特定航迹太远。缩短飞行器在战区飞行的时间，降低其油耗和飞行时间；第二项使飞行高度 h 极小，这将驱使优化算法寻找低高度的飞行航迹。 h 为第某个飞行节点的飞行高度，通过调节该量减小被雷达发现的概率，达到隐蔽飞行的目的，提高地面掩护效果；第三项处罚与已知地面威胁点靠得太近的飞行航迹，其中 f_{rw} 可看作当前位置的危险指标，该指标综合了该位置所有可能的威胁信息，使得无人飞行器可以有效回避威胁。比率 w_2/w_1 和 w_3/w_1 （其中 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$ ）控制无人飞行器选择飞越地形障碍和威胁点还是规避障碍和威胁的飞行航迹^[9]。

在这里，从航迹的末区处采集若干个采样点，计算每个采样点和目标点连线时的进入角度，同规定的角度进行比较得出差值，令处罚函数为上述所得差值的平均数。所以考虑到无人飞行器在目标点处进入角度的限制，可以使用公式 4-10

为染色体适应度的值。

各个航迹段的适应度函数是评估个体生存机率的唯一指标，不需要外部其它的信息。适应度表达式为

$$f = \frac{1}{J} \quad (4-11)$$

其中， f 为适应度函数值， J 为航迹代价函数表达式。通过随机方式选择较高适应度的个体为父代，进而决定群体的进化。

4.3.5 遗传操作

1) 选择操作

使用上述排序的选择与最优保留的选择策略。开始时，对每个个体的适应度值进行计算，按照优劣的顺序排序，对排序为前 10 的个体复制 2 份，对排序为后 10 位的个体进行淘汰，将中间 80 个的个体复制 1 份，选择 2 个最优的个体中的一个保留，不对它进行后续操作，另一个最优个体进行后续操作。

2) 交叉操作

运用 4.2.2 中公式 4-2 有

$$\begin{cases} p_c = k_1 & f_i' \geq \bar{f} \\ p_c = k_3(f_i' - f_{\min})/(\bar{f} - f_{\min}) & f_i' < \bar{f} \end{cases} \quad (4-12)$$

经过选择操作之后的种群内的个体随机性的两两配对，对自适应性的交叉概率交叉，保留最优的个体中的一对不做交叉操作。依据个体自适应交叉概率的公式对每个个体交叉概率进行计算，设式中 $k_1 = 0.6, k_3 = 0.5$ ，那么在配对之后的一对个体在区间 $[-1,1]$ 生成随机数 r ，当 $r < p_c$ 时，交叉两个配对的个体，否则不对配对个体交叉，交叉时利用单点和两点交叉相结合的规则。

3) 变异操作

运用 4.2.2 中公式 4-3 有

$$\begin{cases} p_m = k_2 & f_i' \geq \bar{f} \\ p_m = k_4(f_i' - f_{\min})/(\bar{f} - f_{\min}) & f_i' < \bar{f} \end{cases} \quad (4-13)$$

让在种群里通过交叉的操作的个体，使用自适应性变异概率来对个体变异操作，在这个过程中对最优的个体不做变异操作。依据个体自适应变异概率的公式对每个个体交叉概率进行计算，设式中 $k_2 = 0.1, k_4 = 0.06$ ，那么在变异之后的各

个个体在区间[0,1)生成随机数 r ，当 $r < p_m$ 时，对个体变异操作，否则不对个体变异操作，这个变异过程使用上述的高斯变异的策略。

4) 在每个群体独立的进化5次后，各个种群之间再进行交换信息操作，每个群体彼此做一次交换信息操作，随机地两两配对群体，再交换配对群体和原群体中的最优次最优的个体。

4.3.6 算法实现流程

图4.2是使用自适应的遗传算法的航迹的规划的流程。这里的威胁航迹在地形上呈现的只是水平的参考航迹，实际应用中，要把水平的参考航线按突防的高度整体性的抬高，依据无人机的横向与纵向机动性，对航线纵向曲率与横向曲率限制，最后找到可以应对突防和攻击的条件空间航线^[5]。

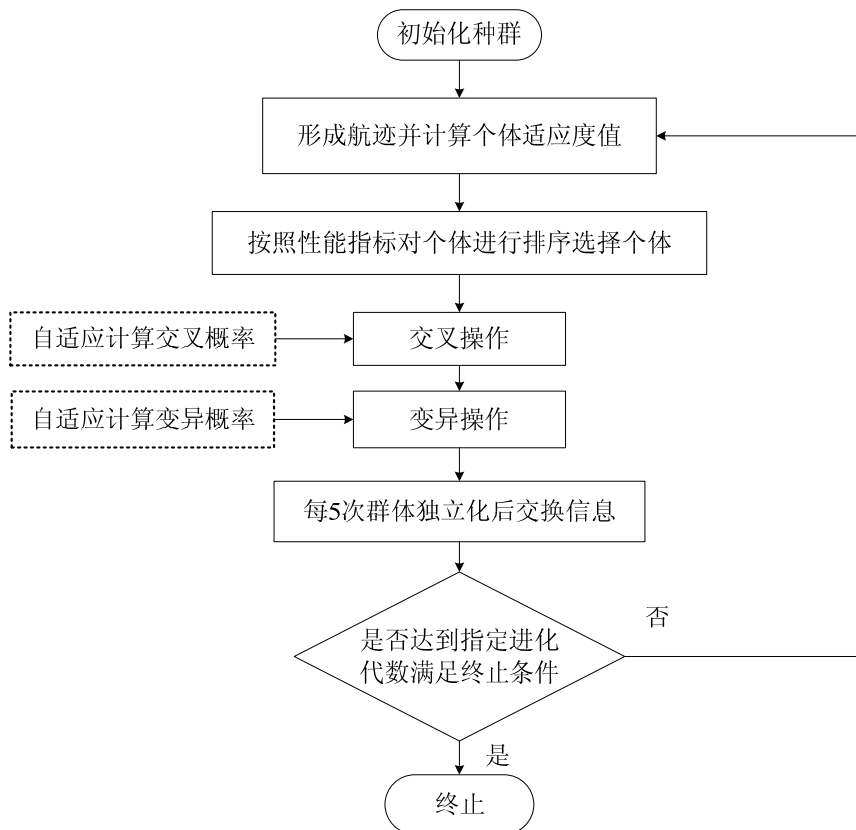


图 4.2 自适应伪并行航迹的规划实现流程图

采用自适应伪并行遗传算法的飞行航迹的优化过程如下，

- (1)依据编码原则，采用随机数函数对每个群体的初始个体进行随机产生；
- (2)形成每个个体相对应的航迹，计算相对应个体的适应度；
- (3)以性能指标来对个体排序，对差的个体进行删除，对优的个体进行复制；

- (4)对种群里的个体两两进行随机地配对，计算 p_c ，并交叉操作；
- (5)对个体变异概率 p_m 计算，并变异操作；
- (6)群体每 5 次独立进化后，各个种群之间再进行交换信息操作；
- (7)终止，不满足条件重复 2-6 操作；满足条件输出结果，结束算法。

4.4 仿真实验

4.4.1 仿真实验软硬件环境

下面验证算法有效性，在 Intel(R) Core(TM)2 cpu T5500 1.66GHz 计算机进行算法的仿真，运行操作系统是 Windows XP SP2，使用 MATLAB7.6.0.324 仿真对无人飞行器航迹进行优化。

4.4.2 仿真参数

无人飞行器的参数：平飞速度 $v=180m/s$ ，最小航迹的长度 $L_{\min}=2km$ ，最小近地高度 $h=70m$ ，最大俯仰角 $\theta=\pi/10$ ，最大拐弯角 $\alpha=3\pi/4$ 。

本文设定飞行任务区的面积为 $80km \times 100km$ 的区域，飞行器起飞点的平面坐标是 (10,10)，抵达点的平面坐标是 (80,88)，以上单位均为 km。这里假设无人飞行器不受风向等气候影响，飞行器的高度、速度均不变化。且不考虑执行任务时敌方的地理地形信息，这样就把航迹规划设置为二维规划。

表 4.2 雷达威胁源坐标

威胁源	1	2	3	4	5	6	起点	目标点
横坐标	32	39	44	52	56	66	22	75
纵坐标	58	72	51	65	45	58	75	39

自适应伪并行遗传算法参数：初始种群大小为 100，群体数量为 6。任务区存在 6 个威胁区域。进化 200 次，自适应遗传算法交叉概率 $P_{c_1}=0.8$ ， $P_{c_2}=0.6$ ，变异概率 $P_{m_1}=0.07$ ， $P_{m_2}=0.03$ 。传统遗传算法的交叉概率 $P_c=0.7$ ，变异概率 $P_m=0.09$ 。

4.4.3 仿真结果

图 4.3 和 4.4 是运用基本的遗传算法、自适应伪并行的遗传算法对航迹进行规划得到的航行路线。图 4.5a、4.5b 和图 4.6a、4.6b 分别是传统遗传算法和自适应伪

并行遗传算法在搜索的过程中航迹指标的变化情况仿真图。

在构造染色体时，仅选择了偶数倍频的正弦波，这样使得优化算法得到的航迹严格经过起始点和目标点；

在编码时，对染色体基因个数和基因幅值进行了限制，这样使得航迹满足了无人飞行器的机动性能要求；在确定个体适应度时，考虑了无人飞行器达到目标进入角的限制，从而使航迹更好地满足了实际战争要求；

在遗传操作中，对交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 进行了自适应调整，从而能有效地保证遗传算法快速收敛；

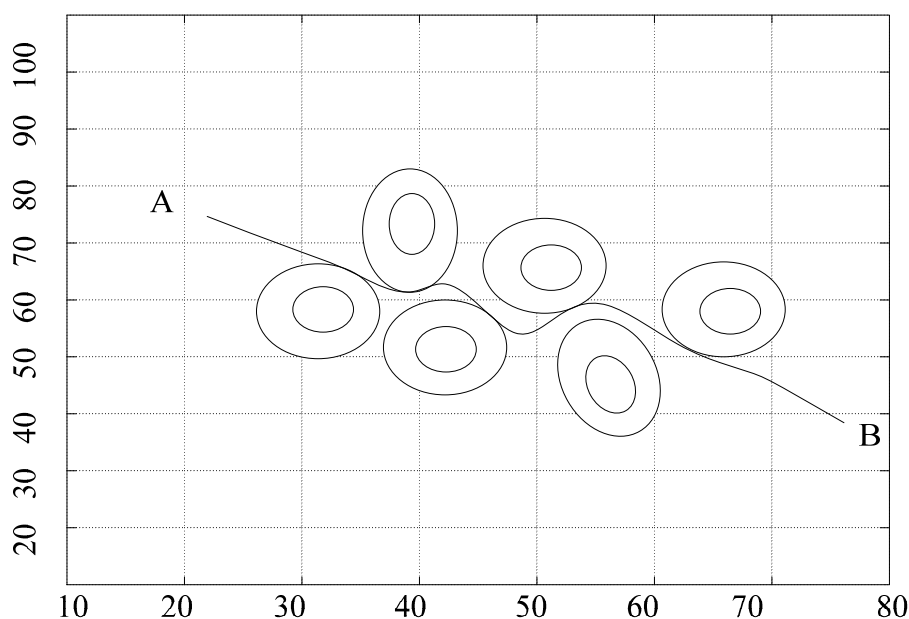


图 4.3 基本遗传算法

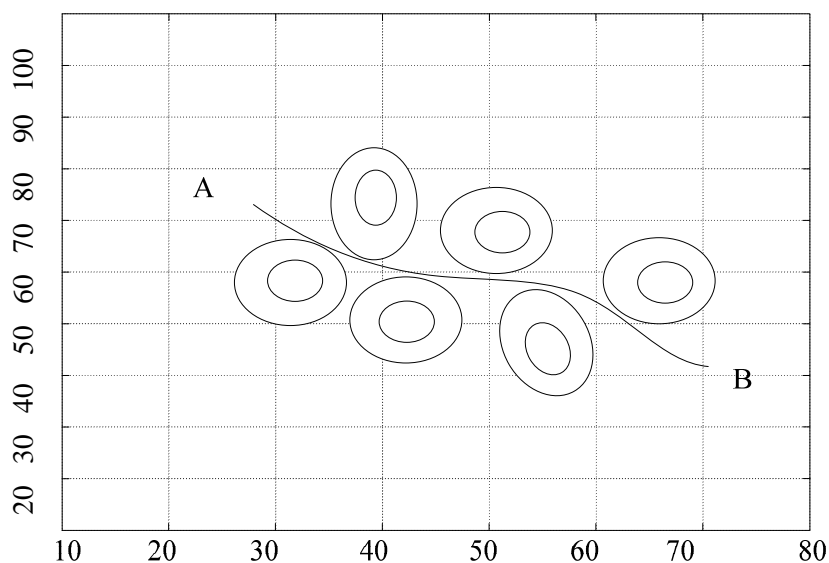


图 4.4 自适应伪并行遗传算法

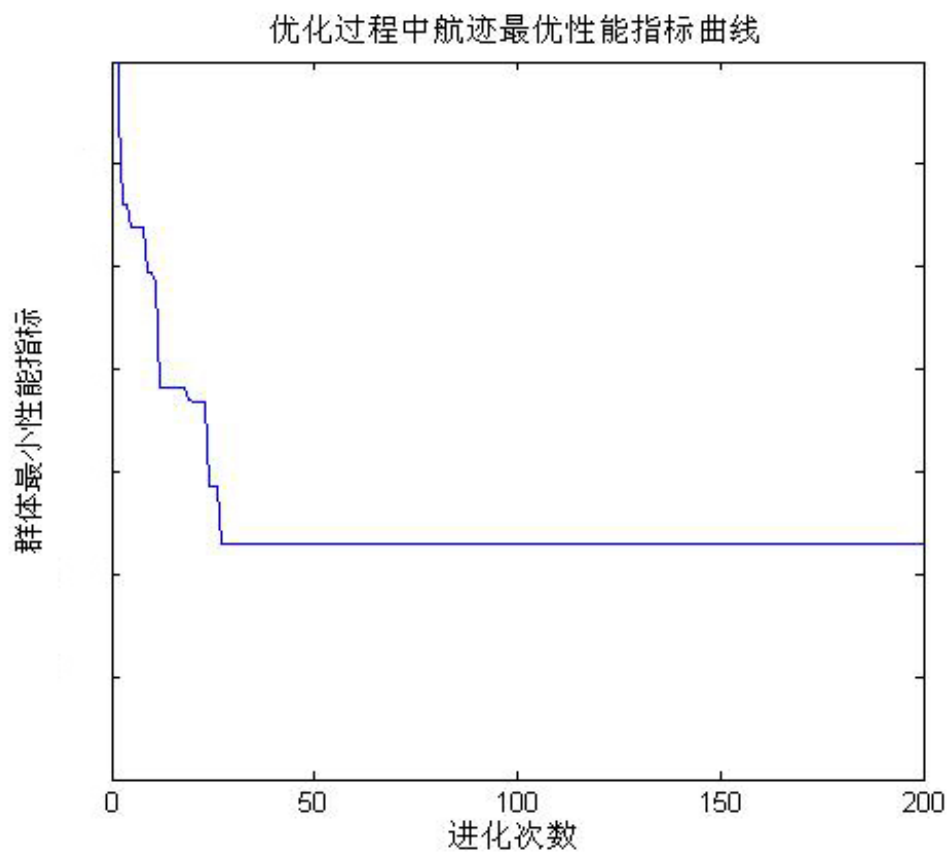


图 4.5a 基本遗传算法最小性能指标

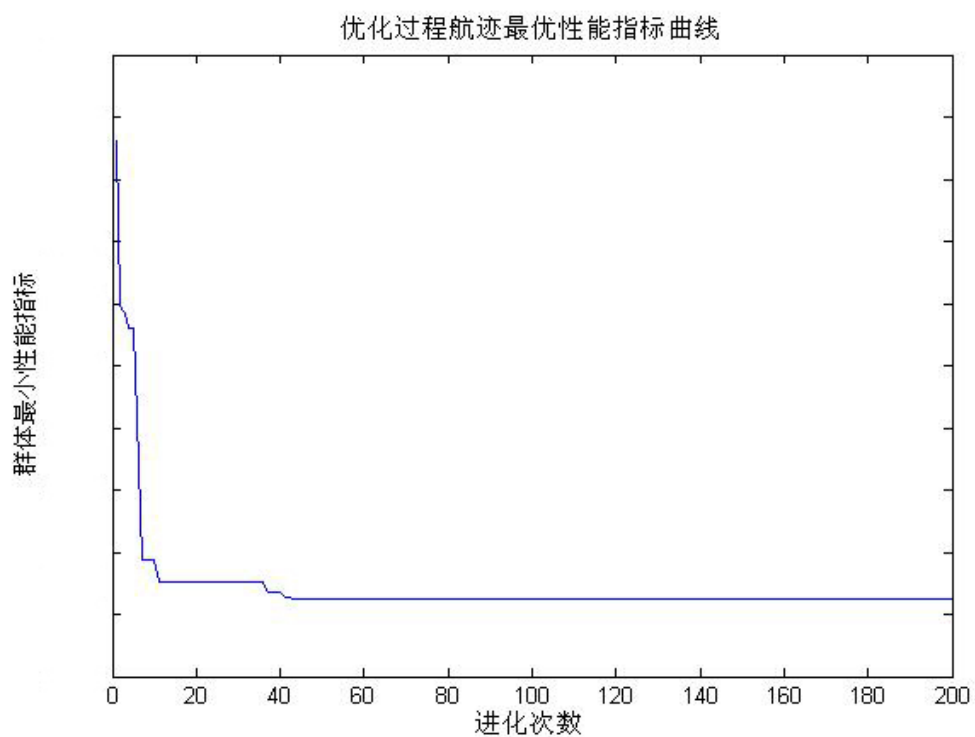


图 4.5b 自适应伪并行遗传算法最小性能指标

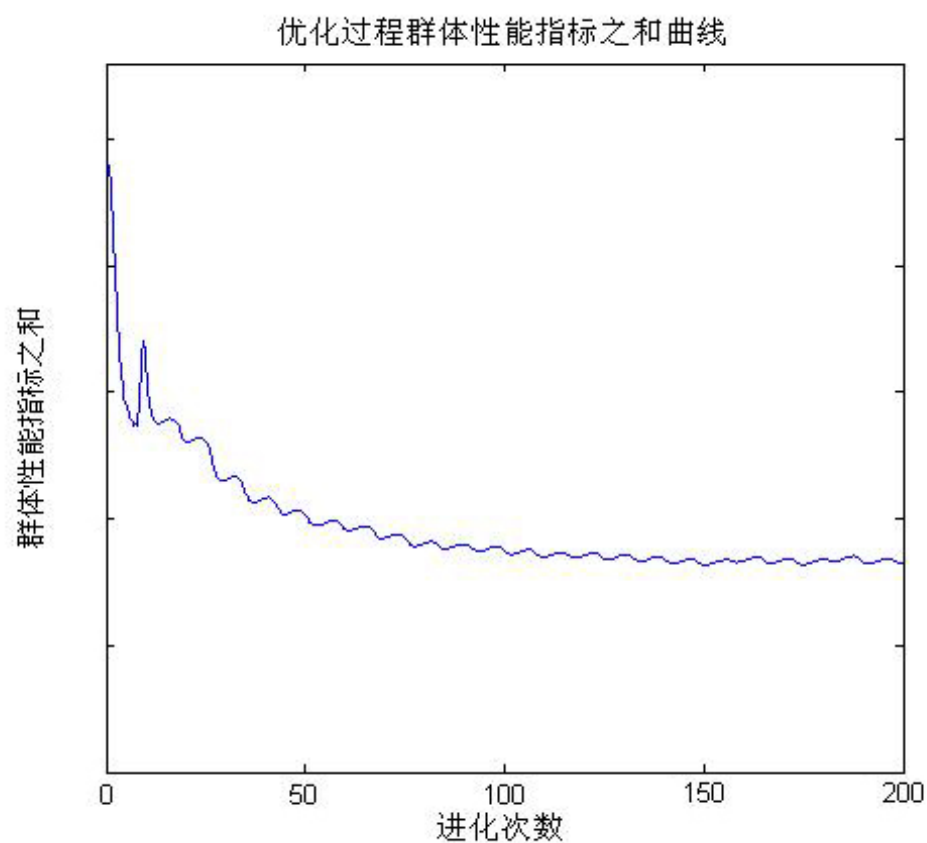


图 4.6a 基本遗传算法群体性能指标之和

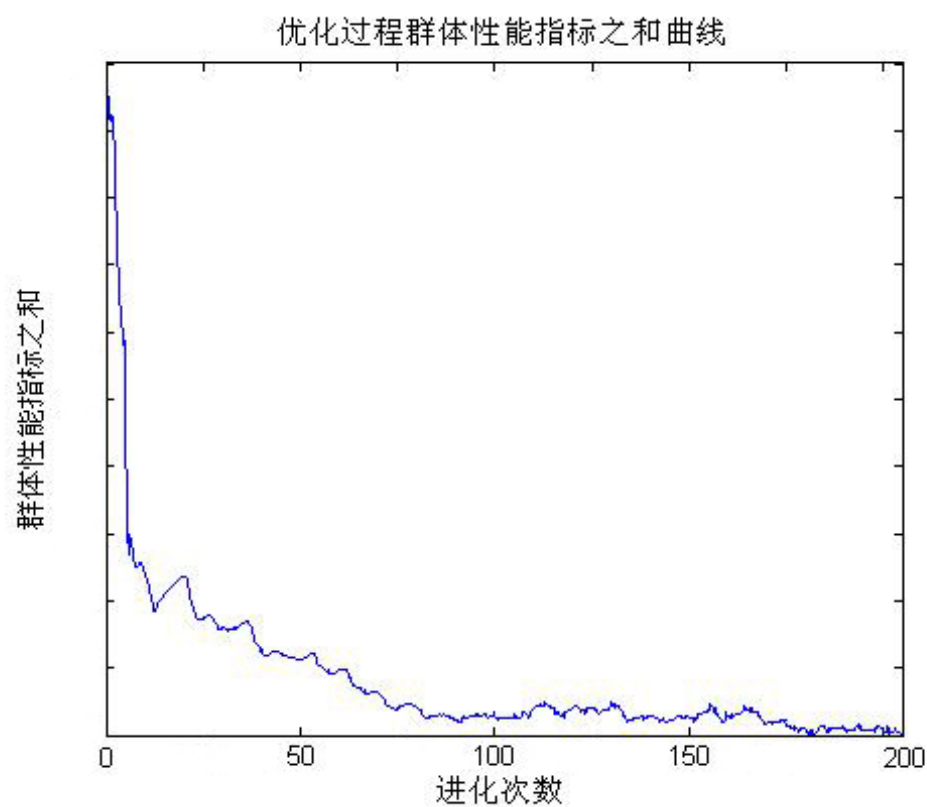


图 4.6b 自适应伪并行遗传算法群体性能指标之和

图 4.3 表示利用遗传算法对航迹的规划。图 4.4 表示利用自适应伪并行遗传算法得到的优化航迹。在约束条件都满足的情况下，飞行器穿越障碍物时航迹更显得平滑。这样也就缩小了航迹的长度，仿真结果表明改进的算法有效防止了种群过早的收敛，排除了局部最优解，通过改进的算法得出了比传统遗传算法较优化的航迹。

图 4.5 和图 4.6 显示，与传统的算法相比，改进的算法加速了收敛。使用改进算法的无人飞行器在有限的时间内，规划出更平滑的航迹执行任务。在优化过程中，群体最小代价和群体代价和一直在衰减，群体性能指标和群体性能指标之和加快收敛。自适应伪并行遗传算法交换在不同的进化环境下的优秀个体，克服了遗传算法中存在的早熟的现象。证明了自适应伪并行遗传算法的有效性。

因此可以看出，自适应伪并行遗传算法是大范围任务区域内威胁航迹规划的一种比较理想的方法，它有效地加快了收敛速度，克服了早熟现象，降低了信息处理量，有较强的地形和威胁的回避能力。无人飞行器通过改进的遗传搜索算法规划出更优化的航迹，使无人飞行器完成军事任务。

4.5 本章小结

本章主要总结并分析了遗传算法基本的思想、原理和主要特点，并且以无人飞行器航迹规划为应用提出了基于改进的自适应伪并行遗传算法航迹规划，依据遗传算法的原理，全面系统的介绍改进遗传算法航迹规划的步骤和改进遗传算法各个要素组成，对算法的编码方式、算法的适应度函数选择、遗传操作都进行了重点研究，详细对遗传操作的选择、交叉、变异三种算子的种类与方法进行介绍，并且描述了算法，给出了算法的流程图；分析了群体规模、交叉概率、变异概率、最大进化代数等控制参数的选择对遗传算法性能的影响和如何合理使用的问题；最后对算法进行了仿真实验，并通过实验结果及分析，验证了算法的有效性。

本章针对航迹规划的约束条件众多的情况，应用基于自适应伪并行遗传算法工具，对无人飞行器进行航迹规划。通过实验对遗传算法和自适应伪并行遗传算法进行比较。验证了改进后的遗传算法对航迹规划更为有效。可以规避过早收敛现象，阻止规划的航迹进入局部最优解。使得无人飞行器的航迹得到优化。

第5章 基于改进蚁群算法的无人飞行器航迹规划

5.1 引言

自然界里最常见的一种生物是蚂蚁，在近现代的仿生学中蚂蚁这个微小的生物备受关注。人类开始研究这种弱小的个体如何应对复杂的工作（例如觅食最优路），通过爬行学家的研究，蚂蚁可以自主的找到食物源和巢穴之间最优路径，蚂蚁也会在环境变化时也做出相应的变化，自适应地搜索新路线，做出新选择。

5.2 蚁群算法的改进

蚁群算法作为一种新型的进化算法，与其他进化算法同样存在易于陷于局部最小点等缺陷。为了克服蚁群算法的上述缺陷，通过自适应的改变算法中的挥发度等参数，可以在保证收敛速度的条件下提高解的全局性。

对蚁群算法进行分析研究之后发现，蚁群算法主要是根据某种启发式的算法与信息正反馈有机地结合。在该算法构造其解的过程时，所使用的随机性选择策略令进化的速度缓慢。信息正反馈机制目的是得到性能很好的解，但是会产生停滞的现象，该现象是蚁群算法存在不足的根本原因。因此修改算法的选择策略，本文使用的选择策略是确定的选择和随机的选择互相结合。当进化到一定的代数之后，在搜索的过程中，动态调整确定性的选择概率，减小最优与最差的路径的信息量差异。并且适当提高随机选择性概率，可以更好的对解空间更完全搜索，从而可有效地克服基本蚁群算法不足之处，此算法属于自适应算法。

5.2.1 自适应航迹点选择策略

保留算法的最佳结果，即在每次循环结束后，保留其最佳结果。基本的蚁群算法构造解时，所使用的随机性选择策略令进化的速度缓慢，信息正反馈机制目的是得到性能很好的解。但是会产生停滞的现象，因此修改算法的选择策略。本文使用的选择策略为确定的选择和随机的选择互相结合。当进化到一定的代数之后，在搜索的方向可以确定之后，提高随机选择性的概率以便于更完整的对解空间进行搜索，进而规避基本的蚁群算法带来的不足之处。

在 t 时刻, 蚁群行进在垂线段位置是 L_i 的地方, 设蚂蚁 k 位于 $a(x_i, y_g)$ 点, 以式 5-1 表示蚂蚁 k 在下一个时间点要到达的节点是

$$j = \begin{cases} \max_{u \in \text{安全区域}} \{\tau_{au}^\alpha(t) \eta_{au}^\alpha(t)\} & (r \leq r_0) \\ \text{依概率 } p_{kab}(t) \text{ 选择 } b & (r > r_0) \end{cases} \quad (5-1)$$

式中: r 是 $(0,1)$ 区间的平均分布随机数; $r_0 \in (0,1)$, 搜索不断地进行, 能动态的对值做出调整。

改进之后可以增减收敛的速度, 同时节约了搜索的时间, 避免停滞过早的发生, 可以寻找到更优解且可以对规模庞大的优化问题求解。

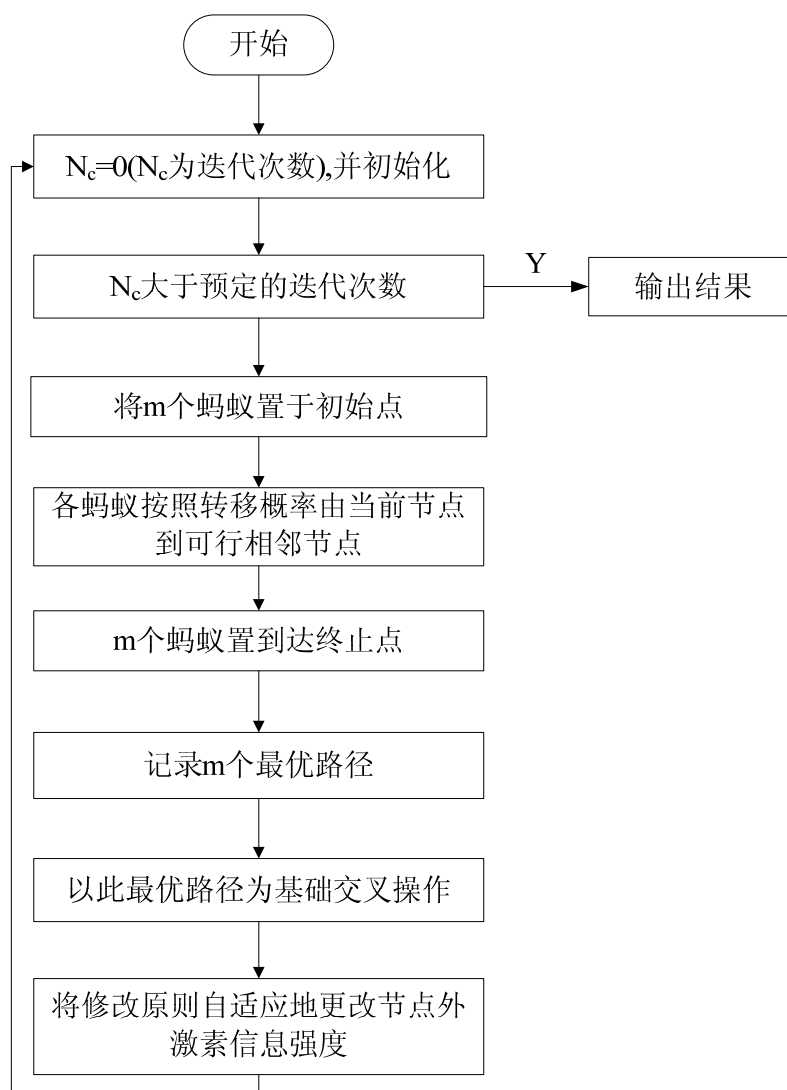


图 5.1 改进蚁群算法基本流程图

5.2.2 信息素蒸发因子自适应调整策略

如果是大规模的优化问题, 因为信息素的蒸发因子 ρ 的存在, 让没有被搜索

的节点的信息素会减小到 0。这就使全局搜索的能力减弱，并且在 ρ 很小时很可能选择之前已经被搜索到的解，算法通过增加 ρ 来提升全局搜索的能力，收敛速度却降低。所以本章自适应对 ρ 做改变， ρ 初值是 0.1，当 N 次循环后算法得到的最优值变化很小时， ρ 可以增大。

$$\rho = \begin{cases} 1.05\rho(t-1) & (\rho \leq \rho_{\max}) \\ \rho_{\max} & (\rho > \rho_{\max}) \end{cases} \quad (5-2)$$

公式的最大值 ρ_{\max} ，限制 ρ 值变大时使算法收敛的速度减小。

5.2.3 节点的信息素最大与最小值限制策略

蚁群进行搜索时，会改变信息素的浓度，可能发生一些航线的信息素大于另一些航线的，这就产生了早熟和停滞的现象。所以控制航线的信息素浓度是很必要，用来确保算法具备继续搜索新的航线，从而使全局的收敛效果得到提升。

算法使用中，会出现扩散与停滞现象。可以把各个寻优航迹的剩余信息素量值限定为 $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ ， τ_{\min} 能确保算法不会出现停滞，有效规避一些航线的信息素量值大于另一些航线的，将蚁群都放到一个航线内，阻止算法发生扩散。

每个节点信息素是基于基本的蚁群算法信息素的更新公式，依据式 5-3 来用阈值判断和选择：

$$\tau_{i,j}(t+n) = \begin{cases} \tau_{\min} & \tau_{i,j}(t) < \tau_{\min} \\ \tau_{i,j}(t) & \tau_{\min} \leq \tau_{i,j}(t) \leq \tau_{\max} \\ \tau_{\max} & \tau_{i,j}(t) > \tau_{\max} \end{cases} \quad (5-3)$$

5.3 基于改进蚁群算法的无人飞行器航迹规划方法

无人飞行器航迹规划，是无人飞行器任务规划的核心部分。依靠地理信息与敌方情报，以有限约束的条件，为无人机规划出一条从初始点到目标点的最佳的生存概率飞行航迹。使用一系列的航迹点来表示航迹。航迹规划的目标是：依据执行任务的需求、威胁源的分布、无人飞行器的机动性能指标、燃料需求指标来规划出一条可以规避威胁并能保障任务成功执行的航迹。航迹的规划的本质是寻找具备速度剖面的航迹点系列。

5.3.1 蚁群算法的航迹规划描述

蚁群算法是受自然界中真实蚁群的集体行为的启发而提出的一种基于群体的

模拟进化算法，属于随机搜索算法。主要由四个部分组成：选择策略；信息量的局部更新；求局部最优解的局部搜索算法；信息量的全局更新。

蚂蚁这种群居性动物，其个体行为简单，但是由个体组成的群体蚁群会产生复杂的行为表现，可以完成复杂任务，蚁群也可以快速适应环境的变化，蚁群可以在活动轨迹遭遇障碍时迅速规划新的活动轨迹。经过研究发现，蚁群之所以能够有如此的快速反映搜索能力，是基于一种叫作信息素(pheromone)的物质发挥的作用。蚁群之间通过该物质交换信息，从而完成协作，它们的彼此信息交换是非常的重要，蚁群在活动轨迹中使用该物质。彼此可以感受到信息素的存在和强度大小，规划自己的行进方向，蚁群会向信息素浓度高的方向移动。这种选择过程称为蚂蚁的自催化过程，其原理是一种正反馈机制。因此，由大量蚂蚁组成的蚁群的集体行为便表现出一种信息正反馈现象：某一路径上走过的蚂蚁越多，该路径被蚁群采纳的概率越大，蚁群是通过信息交换进行觅食活动。

蚁群进行搜索时，会改变信息素的浓度，可能发生一些航线的信息素大于另一些航线的，这就产生了早熟和停滞的现象。所以控制航线的信息素浓度是很必要的，用来确保算法具备继续搜索新的航线，从而使全局的收敛效果得到提升。寻找到收敛速度与收敛空间的平衡点是该算法优化的重点所在。

5.3.2 航迹的表示

无人飞行器飞行任务区域如图 5-2，其飞行任务是从 A 飞行到 B，A、B 之间存在威胁区，无人飞行器航迹规划就是搜索出一条从 A 到 B 的既短又安全的航迹。设 A、B 点的距离为 l ，无人飞行器所允许的最大偏离航迹的距离为 C ，飞行为连续的过程，航线的轨迹在图 5.2 的区域内。其中 AB 是中线，长为 l ，宽为 $2C$ 。定义坐标系为坐标原点 A， x 轴和 y 轴分别是 AB 和 AC，把 AB 线段 M 等分，得到线段 L_1, L_2, \dots, L_{m-1} ，再以 x 轴为中心，将每条线段进行 $2n$ 等分，各条垂线有 $(2n-1)$ 个点。可飞行的区域内，就有 $(m-1) \times (2n-1)$ 个航迹点(图 5-2)，即

$$L_1(x_1, y_1), L_1(x_1, y_2), \dots, L_1(x_1, y_{2n+1}) \quad (5-4)$$

...

$$L_{m-1}(x_{m-1}, y_1), L_{m-1}(x_{m-1}, y_2), \dots, L_{m-1}(x_{m-1}, y_{2n+1}) \quad (5-5)$$

式中： $L_i(x_i, y_i)$ 表示第 i 条垂线上的第 j 点。

则从起始点 A 到终点 B 的航迹可以表示为

$$Path = \{s, L_1(x_1, y_{k_1}), L_2(a_2, y_{k_2}), \dots, L_{m-1}(x_{m-1}, y_{k_{m-1}}), G\} \quad (5-6)$$

其中, $(k = 1, 2, \dots, 2n+1)$ 。

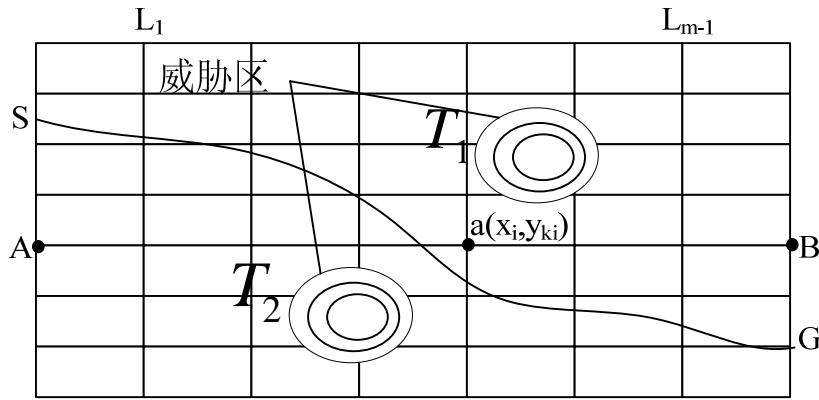


图 5.2 无人飞行器飞行任务区域

5.3.3 航迹的性能指标

无人飞行器航迹规划性能指标主要包括：完成规定任务的安全性能指标，即威胁代价最小性能指标和燃油代价最小性能指标。即使得优化航迹的航程最短并且能够安全避开威胁区。从这两点出发，航迹的性能指标有航迹的航程距离和航迹上各节点到最近威胁的距离为参数的目标函数确定，目标函数的表达式为

$$J = L_k + \sum_{i=1}^{m-1} \frac{1}{d_{i\min}} \quad (5-7)$$

式中： L_k 为航迹的航程距离； $d_{i\min}$ 为节点到最近威胁的距离。

航迹的航程距离为航迹上各节点之间直线距离的和。垂线 L_i 上的路径点 $a(x_i + y_g)$ 到下一个垂线 L_{i+1} 上的路径点 $b(x_{i+1} + y_j)$ 的距离为

$$d_{ab} = \sqrt{\left(\frac{|AB|}{m}\right)^2 + (y_j - y_g)^2} \quad (j, g = 1, 2, \dots, 2n+1) \quad (5-8)$$

则航迹距离为

$$L_k = \sqrt{\left(\frac{|AB|}{m}\right)^2 + (y_{ki} - 0)^2} + \sum_{ki=1}^{m-2} \sqrt{\left(\frac{|AB|}{m}\right)^2 + (y_{k(i+1)} - y_{ki})^2} + \sqrt{\left(\frac{|AB|}{m}\right)^2 + (y_{k(m+1)} - 0)^2} \quad (5-9)$$

假设飞行任务区域内共有 q 个威胁区，每个威胁区用圆心为 (x_i, y_j) ，威胁半径

为 r_j 的圆来表示, 则节点 (x_i, y_{ki}) 到威胁区的距离可表示为

$$d = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_{ki} - y_j)^2} - r_j \quad (5-10)$$

因此, 选定的节点 (x_i, y_{kj}) 到最近威胁区的距离可表示为

$$d_{i\min} = \min \left\{ \left(\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_{ki} - y_j)^2} - r_1 \right), \dots, \left(\sqrt{(x_i - x_q)^2 + (y_{ki} - y_q)^2} - r_q \right) \right\} \quad (5-11)$$

5.3.4 选择准则与信息素调整准则的确定

1) 航迹点的选择准则

采用确定性选择和随机选择相结合的选择策略, 并且在搜索过程中动态地调整作确定性选择的概率。

在 t 时刻, 蚁群移动到垂线段 L_t 处, 设蚂蚁 k 在点 $a(x_i, y_g)$ 处, 设 $b_j (j=1, 2, \dots, 2n+1)$ 为线段 L_{t+1} 上的节点。设 $\tau(j)$ 表示 t 时刻在节点 j 上残留的信息素。蚂蚁 k 在运动过程中, 依据每个路径的信息素来确定转移的方向。 $p_{kab}(t)$ 表示是在 t 时刻, 蚂蚁在 k 位置 $a(x_i, y_g)$ 转移到 $b(x_{i+1}, y_j)$ 的概率即航迹节点 A 转移到航迹点 B 的状态转移概率公式^[7]。按照下式确定蚂蚁 K 下一时刻将到达的节点为

$$j = \begin{cases} \max_{u \in \text{安全区域}} \{ \tau_{au}^\alpha(t) \eta_{au}^\alpha(t) \} & (r \leq r_0) \\ \text{依概率 } p_{kab}(t) \text{ 选择 } b & (r > r_0) \end{cases} \quad (5-12)$$

式中:

$$p_{kab} = \begin{cases} \frac{\tau_{au}^\alpha(t) \eta_{ab}^\beta(t)}{\sum \tau_{au}^\alpha(t) \eta_{ab}^\beta(t)} & (b \in \text{安全区域}) \\ 0 & (b \in \text{威胁区域}) \end{cases} \quad (5-13)$$

r 是 $(0,1)$ 中均匀分布的随机数, $r_0 \in (0,1)$ 。随着搜索的进行, 可以动态的调整 r_0 的值, 来让航迹点在安全区域内, 使无人飞行器安全地执行任务。其中, η_{ab} 表示线段 ab 节点 A 对节点 B 的可见度, 即为启发函数, η_{ab} 取 a, b 点之间距离倒数, 即 $\eta_{ab} = 1/d_{ab}$ 。 α 表示为信息素相对的重要性 ($\alpha \geq 0$), β 表示可见度相对的重要性 ($\beta \geq 0$)。安全区域表示允许航迹点进行转移的航迹的节点集合。

2) 信息素调整准则

蚂蚁根据状态转移规则, 使用到达这个节点的概率来确定下一个节点概率。

对这个过程重复操作，一直搜索到目标 B 点。在一次的迭代过程中，在蚂蚁能搜索到可行的航迹之后，使用全局的更新策略规则，更新各个网格节点的信息素，而且只对已经走过的航线的节点更新，而其它的节点信息素执行衰减行为，全局的更新规则是

$$\tau(j) = (1 - \rho)\tau(j) + \Delta\tau(j) \quad (5-14)$$

式中： ρ 是信息素的蒸发因子 $0 < \rho < 1$ ，由 5.2.2 节内容可知使用公式 5-2 推导出公式 5-15， $\Delta\tau(j)$ 为全局更新因子，由下式确定为

$$\rho = \begin{cases} 1.05\rho(t-1) & (\rho \leq \rho_{\max}) \\ \rho_{\max} & (\rho > \rho_{\max}) \end{cases} \quad (5-15)$$

由本文 3.4.2 节内容可知使用公式 3-7，

$$\Delta\tau(j) = \sum_{k=1}^h \Delta\tau_k(j)$$

$$\Delta\tau(j) = \begin{cases} \frac{Q}{j_k} & (\text{蚂蚁 } k \text{ 经过节点 } j) \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (5-16)$$

为使算法可以更迅速有效搜索到最优解，本文再对以最小航迹代价完成一条完整航迹的蚂蚁进行信息素的更新。这样可以使更多的信息素分布到最小威胁代价的航迹上。更新规则为

$$\tau(j) = (1 - \rho)\tau(j) + \Delta\tau^{\text{good}}(j) \quad (5-17)$$

$$\Delta\tau^{\text{good}}(j) = \begin{cases} \frac{Q}{j_{\text{good}}} & (\text{蚂蚁 } k \text{ 经过最佳节点}) \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (5-18)$$

其中， j_{good} 表示最小航迹的代价。

信息素更新完毕后，对其进行进行阈值判断选择，即

$$\tau'(j) = \begin{cases} \tau_{\min} & \tau(j) < \tau_{\min} \\ \tau(j) & \tau_{\min} \leq \tau(j) \leq \tau_{\max} \\ \tau_{\max} & \tau(j) > \tau_{\max} \end{cases} \quad (5-19)$$

式中： Q 为常数； J_k 为蚂蚁 k 在本次循环中搜索到的可行航迹的目标函数值。

5.3.5 算法的实现和流程

开始，赋予飞行任务区网格内的节点合适的初始值，生成初始的信息素矩阵

为 T ，设威胁的区域中的节点位置初始值是 0，其它节点初值均为常数 C 。因此在威胁的区域中每个节点都没有气味，蚂蚁搜索时不会抵达该节点，蚂蚁只能在安全的飞行区域内搜索，所得到的航迹能良好的规避威胁。

然后，全部蚂蚁被放置在初始点，所有蚂蚁同时向目标点行进到达目标点。蚂蚁在行进时，应用状态转移规则（公式 5-13），对到达下一个垂线的每个节点的集合里进行选择。选择的同时能够添加某些启发式的规则（公式 5-18），例如数值相同的情况下优先地对偏离航线方向的比较小的节点进行选择。设蚂蚁在 L_i 为垂线段的任意位置的节点 a 到达 L_{i+1} 为垂线段的任意位置的节点 b 花费的时间相同，和距离无关，所有的蚂蚁会一起抵达目标点，完成一次完整的循环。

全部的蚂蚁在搜索完成之后抵达目标点，根据各个蚂蚁能够搜索到可行航线的目标函数，将这些节点执行信息素全局更新。将不满足条件的各个节点执行信息素的挥发，重复以上过程，直至得出优化的航迹。

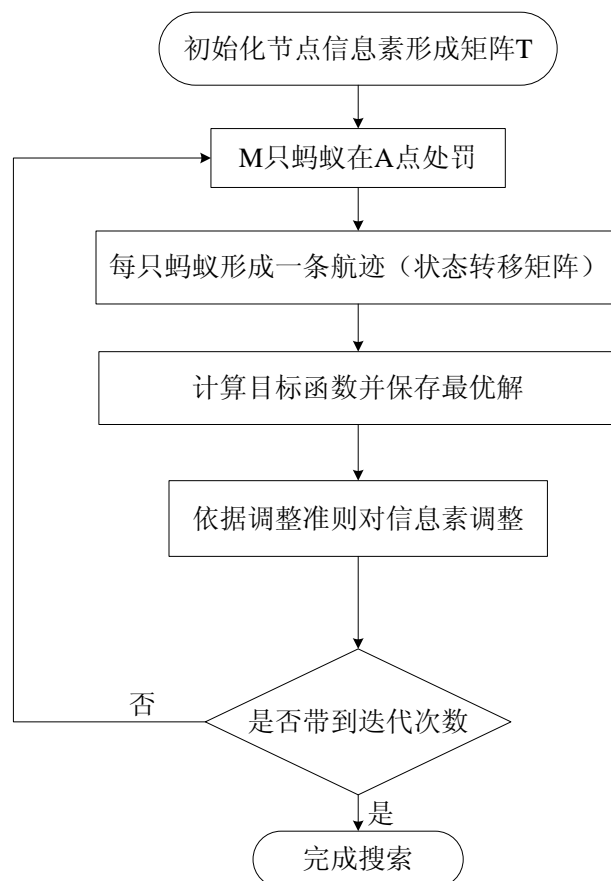


图 5.3 改进蚁群算法航迹规划实现的流程

应用蚁群算法搜索得到最优航迹的步骤：

- 1) 对飞去任务区的网络图内的全部节点信息素初始化，产生初始的信息素的

矩阵 T ;

2) M 个蚂蚁放置在起始点 A , 准备出发;

3) 每个蚂蚁依据状态转移规则, 选择其网格图内的下一个节点, 然后到达目标点, 生成一条可行航线;

4) 对各个蚂蚁生成的可行航迹计算得出目标函数, 保存最优解;

5) 依据目标函数和信息素的调整准则, 调整每个节点的信息素;

判定是否能达到迭代条件。满足设定的进化次数或者满足最小的目标函数, 如果满足条件, 完成搜索; 如果不满足, 则返回步骤(2), 重新执行, 直到满足算法终止条件后结束。

5.3.6 仿真实验及结果分析

本文设定飞行任务区的面积为 $80\text{km} \times 100\text{km}$ 的区域, 飞行器起飞点的平面坐标是 $(10,10)$, 抵达点的平面坐标是 $(80,88)$, 以上单位均为 km 。这里假设无人飞行器不受风向等气候影响, 飞行器的高度、速度均不变化。且不考虑执行任务时敌方的地理地形信息, 这样就把航迹规划设置为二维规划。

表 5.1 雷达威胁源坐标

威胁源	1	2	3	4	5	6	7	起点	目标点
横坐标	22	31	42	53	58	67	70	10	80
纵坐标	29	62	38	67	25	56	88	10	88

本实验仍使用 MATLAB 进行仿真, 分别使用原始蚁群算法和改进型蚁群算法对无人飞行器航迹进行仿真。本实验参数设定为, 蚂蚁数量 $n=30$, 信息度相对重要性 $\alpha=3$, 可见度相对重要性 $\beta=4$, 常数 $Q=100$ 。 $N=200$, $r_0=0.8$ 。分别取信息素蒸发因子 $\rho_0=0.3$, $\rho_1=0.6$, 其中 ρ_0 为原始种群的蒸发因子。

分别应用 MATLAB 对原始蚁群和改进蚁群进行仿真编程^{[8][9][10]}。得出飞行器航迹仿真图。图 5.4 是 $\rho_0=0.3$ 的基于原始蚁群算法的无人飞行器航迹规划。图 5.5, $\rho_1=0.6$ 是基于自适应改进型蚁群算法的航迹规划。

此外, 分别采用原始蚁群算法和改进蚁群算法进行 200 次优化计算, 对计算的结果进行统计分析, 比较改进算法的性能, 所得结果如表 5.2 所示。

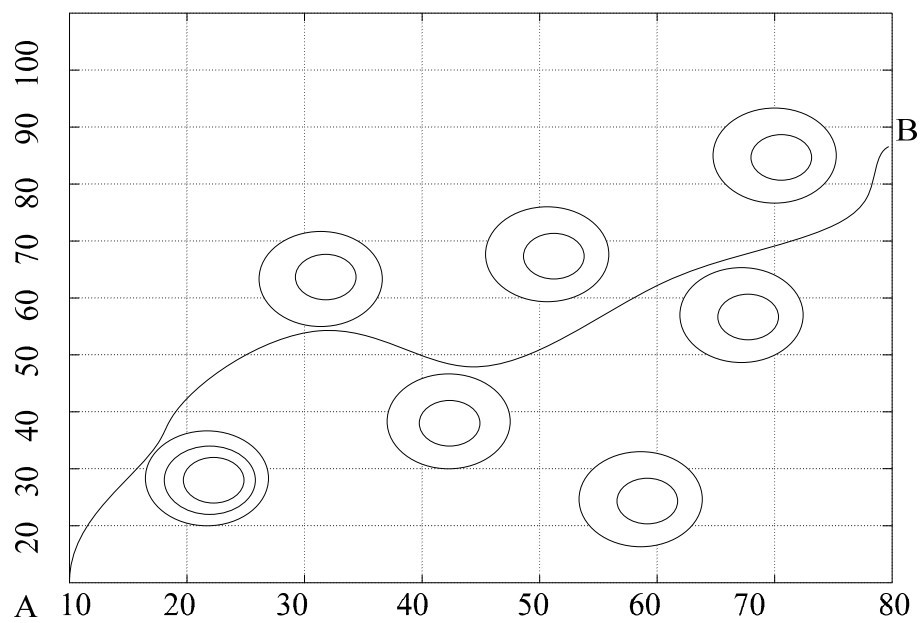


图 5.4 $\rho_0=0.3$ 时原始蚁群算法的航迹规划

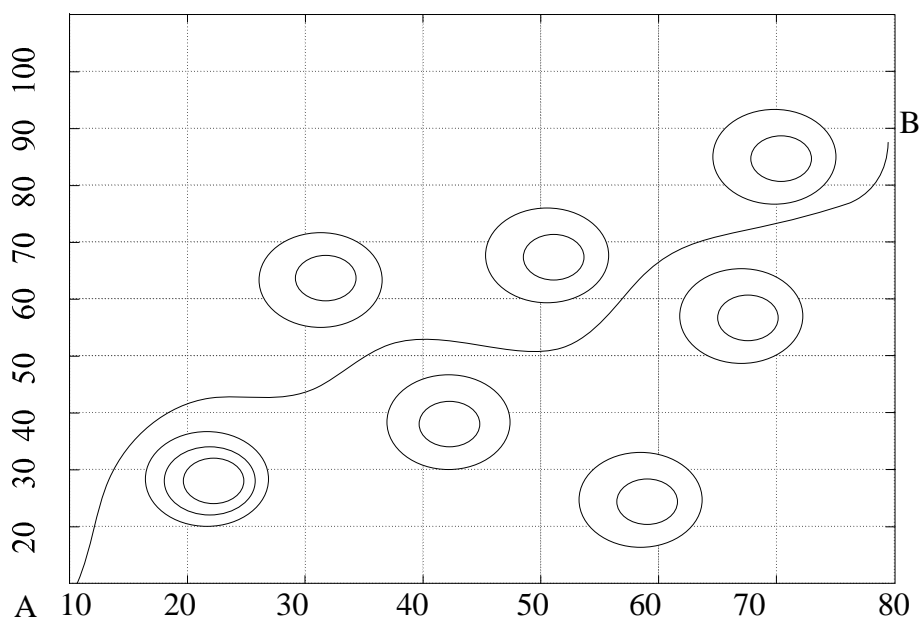


图 5.5 $\rho_1=0.6$ 时自适应改进型蚁群算法的航迹规划

表 5.2 原始蚁群算法和改进蚁群算法性能的对比分析

		长度	代价	迭代次数	时间(s)
原始算法	最小值	21.00	0.132	20.00	1.8600
	最大值	26.00	0.1589	200.00	19.4762
	平均值	23.50	0.14545	110.00	10.6681
	方差	6.25	0.0081	24.0467	3.9375
改进算法	最小值	21.00	0.1308	8.00	0.5579
	最大值	21.00	0.1321	200.00	15.1146
	平均值	21.00	0.13145	104.00	7.83625
	方差	0.00	0.00018	27.9729	3.7153

表 5.3 ρ 蒸发因子对蚁群算法的影响

ρ	平均最优航迹长度 km	平均迭代次数
0.1	23.8645	148
0.2	23.9763	132
0.3	24.03.6	98
0.4	24.0278	67
0.5	24.1359	45
0.6	24.2276	46
0.7	24.6389	45
0.8	26.4979	42
0.9	30.5092	33

表 5.2 可以看出,使用改进蚁群算法得到的各项性能指标明显优于原始蚁群算法。使用原始蚁群的平均航迹长度,威胁代价,迭代次数,计算时间为别是 23.50, 0.14545, 110.00, 10.6681。使用改进蚁群算法的各项性能的平均值是 21.00, 0.13145, 104.00, 7.83625, 都明显小于原始算法的值。因此在无人飞行器航迹规划中,使用改进蚁群算法性能好于原始蚁群算法。改进之后的算法具有航迹代价小,收敛速度快,计算时间短,算法的鲁棒性好等优点。这就使得航迹得到优化。

表 5.3 可以看出,蒸发因子 ρ 对全局搜索能力的影响。蒸发因子过大时 ($\rho > 0.7$) 容易陷入局部最优解,影响蚁群算法的全局搜索能力。表 5.3 也可以看出,蒸发因子对收敛时间的影响。蒸发因子过小时 ($\rho < 0.3$) 航迹上的残留信

息增多，算法搜索的随机性增加，从而使得蚁群算法的收敛速度减慢。

从仿真实验结果可以看出，当其它参数不变时， ρ 的取值对求解的质量产生很大影响。要提高求解质量须要综合考虑蚁群算法的全局搜索能力和收敛速度这两项性能指标。在两个指标中作出合理的选择。 ρ 不能取值太大或者取值太小，当 $\rho \in (0.3, 0.7)$ 时，算法的综合性能较为理想。这样才能使无人飞行器航迹得到优化。

仿真结果图 5.4 和图 5.5 对比说明，蚁群算法能够比较有效地对无人飞行器进行航迹规划。飞行器一定程度上规避了威胁源。改进后的自适应蚁群算法的航迹路线较原始蚁群算法更为平滑，有效远离了威胁源，这就可以有效减少了飞行航程和威胁打击。自适应蚁群算法可得到较优的可行解为航迹规划问题提供了新的解决思路。通过采用自适应选择策略和自适应信息素调整准则，有效地克服了收敛速度慢、易于限于局部最小值的缺陷。使无人飞行器的航迹得到优化。蚁群算法还有许多问题有待解决，如搜索速度较慢等。仿真结果显示了蚁群算法在解决航迹规划等优化问题方面有良好前景。

5.4 本章小结

本章对第三章所讲的理论进行了应用。特别是本章 5.3 节，基于自适应改进蚁群算法的航迹规划。本章使用仿真实验得出了传统的蚁群算法和改进的自适应蚁群算法的区别。

通过改进的蚁群传算法来控制无人飞行器的航迹，提出基于改进蚁群算法的无人飞行器的航迹规划。对蚁群算法进行优化并提出了算法的改进策略。根据蚁群算法的基本原理，通过自适应航迹点选择策略、信息素蒸发因子自适应调整策略、节点信息素最大最小值限制策略进行改进蚁群算法。对改进的航迹规划的步骤和算法的各个组成要素进行了全面的描述，给出了算法的流程图。最后对算法进行了仿真实验，并通过实验结果及分析，验证了算法的有效性。

结 论

无人飞行器航迹规划是伴随信息的获取、处理等技术发展的跨专业跨学科的新兴课题。航迹的规划是作战任务里精确打击必不可少的战备条件，同时是提升武器装备的核心技术之一。因为航迹规划所涉及到的约束条件众多，构建数学模型繁琐困难，航迹规划的应用受到技术和实践上的诸多条件限制。在当前的各方面技术支持中，提升航迹的规划的建模保真度、精确度的优化、效率的执行等很多方面需要改进。

本文针对各种无人飞行器航迹的规划特点以及现有算法存在的问题，做了以下主要工作：

一、介绍了无人飞行器航迹规划的发展。

二、归纳总结了航迹规划的前提要素，并建立了约束条件和性能指标的数学模型。

三、介绍了遗传算法和蚁群算法的仿生物学原理，归纳总结了两种算法的特点和它们的主要应用领域。

四、提出了基于自适应伪并行遗传算法和改进型蚁群算法。在改进的遗传算法中，对算法的解码方式，算法的适应度函数选择和遗传操作都进行了重点研究；在改进的蚁群算法中，对算法的选择策略，信息素蒸发因子自适应调整策略，节点信息素最大最小值限制策略进行了重点研究。通过改进的遗传算法和蚁群算法分别实现对无人飞行器的航迹优化。并通过仿真实验，验证遗传算法和蚁群算法的简单可用性，提升无人飞行器航迹的质量，减小无人飞行器航线的距离长度，从而达到对航迹的优化。

通过深入地对两种算法进行研究，并针对无人飞行器航迹规划问题，本文可以得出两种算法的联系性及适用性。遗传算法搜索机制决定了它的解集是使用当前解或者自身生成的备用候选解。遗传算法的信息存在当前群体中。这就使得无人飞行器在飞行的过程中不能实时地进行航迹规划，只能是用预先设定的参考航迹进行规划。但是因遗传算法的鲁棒性强，可以使用简单编码来描述复杂问题，同时不受搜索空间额外条件限制，并且本身具有并行性。这就使得无人飞行器适

合执行不存在攻击威胁的民用飞行任务，按照预先设定的参考航迹进行非实时的航迹规划飞行。

蚁群算法的动力是正反馈机制。蚁群算法的解集是蚁群算法在搜索过程中得出的。蚁群算法的信息分布在构造图中的信息素里。蚁群算法通过信息素的实时变化，以正反馈机制作为蚁群算法的搜索动力。这就使得无人飞行器在实时变化的航迹中可以动态地自主调整航迹。这也是蚁群算法区别于遗传算法的重要方面。所以本文第四章、第五章针对上述两种算法在航迹规划的不同特点，为了尽量全面的研究和对比基于不同算法的无人飞行器航迹规划，使用改进的两种算法对无人飞行器航迹进行规划。

由于时间关系，论文的几个方面有待完善：

1) 本文中所应用的无人飞行器的作战的任务环境是二维的，目标的函数与威胁的模型是抽象简化的，对于无人飞行器的动力等方面未作深入的研究。

2) 本文的航迹的规划算法是基于静态离线的。对在线实时的规划算法的研究需要继续深入。

本文对航迹规划的研究，取得了一些成绩，但是仍有一些不足之处，需要在今后研究的工作中继续深入，未来的发展方向应该包括：

一、飞行航迹的代价计算方向。需要引进更多的无人飞行器性能的约束条件。本文使用的是简化模型，计算无人飞行器的航迹的代价只是考虑到生存代价、威胁代价及燃油代价。然而在无人飞行器具有很多的约束条件。如何合理地建全各种各样的约束模型和代价函数，计算出比较完善和准确的无人飞行器航迹的总代价函数是必需深入研究的课题。

二、多无人飞行器协同航迹的规划。本文仅使用单一的无人飞行器执行简单的航迹的任务规划。在实际战场，很多时候会用到多个无人飞行器同时执行一个或几个复杂的任务。这就涉及到任务分配的问题，即如何协调和规划好多个无人飞行器去协同完成不同的任务，如何让航迹的轨迹达到最大优化。

三、航迹规划是涉及跨专业复杂性的算法计算。包含了飞行动力学、自动控制、火力控制、图像处理、检测技术等方面。这些学科需要进一步应用到实验和算法求解中。跨领域结合这方面有待深入研究。

四、无人飞行器航迹规划如何有效地与载人飞行器协同执行任务，如何在机

动性的平台起降，例如航空母舰平台等。随着我军航空母舰“辽宁号”的服役，在新时期的战略需求下，要求无人飞行器进一步与我军作战平台有机结合。

总之，在无人飞行器航迹规划方向，本人只是研究了一部分，甚至是一小部分。本人的研究内容并不全面，也不够深刻，对文章中的一些概念体会肯定会有一些不足和误解，请各位专家批评指正。希望大家的共同努力下，航迹规划的研究今后能够开展得更加深入，取得更好的成果。

参考文献

- [1] 郑利, 牛文, 陈少春. 从 2012 年范堡罗航展看世界无人机发展动态[J]. 飞航导弹, 2012.(8): 3-6
- [2] 杨雪, 王端民, 查翔. 无人机自主飞行航迹规划研究[J]. 计算机工程, 2012.(5): 130-133
- [3] 李欣. 无人化成为空天飞行器发展的重要途径[J]. 无人机, 2010.(6): 1
- [4] 吴立新. 无人机分类研究[J]. 洪都科技, 2005.(3): 1-12
- [5] 江更祥. 浅谈无人机[J]. 制造业自动化, 2011.(15): 110-112
- [6] Timothy W M, Randal W B, Trajectory planning for coordinated rendezvous of unmanned air Vehicles, 2011.6(2): 12-36
- [7] 李文正. 无人机发展刍议[J]. 航空科学技术, 2012.(4): 23-26
- [8] 戴定川, 赵域, 王松松. 无人机任务规划系统需求研究[J]. 无人机, 2011.(3): 66-70
- [9] 刘丽, 汪涛, 陈瑛. 美国陆军无人机系统概述[J]. 飞航导弹, 2011.(8): 53-58
- [10] 蒙波. 无人机航迹规划与任务分析的仿真与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2010
- [11] Bicchi, A. Pallottino, L. "On Optimal Cooperative Conflict Resolution for Air Traffic Management Systems", IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, December 2000: 217-224
- [12] 叶文. 飞机低空突防中的航路规划技术研究[J]. 飞行力学, 2006.(2): 22-26
- [13] 杜运磊. 无人飞行器航迹规划研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2009
- [14] 高晖, 陈欣, 夏云程. 无人飞行器航迹规划研究[J]. 南京航空航天大学学报, 2001.33(2): 135
- [15] 单敏瑜. 无人机航路规划算法研究与应用[D]. 无锡: 江南大学, 2009
- [16] 左春荣, 杜运磊. 高速无人飞行器航迹规划算法与仿真[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2010.(2): 208-211

- [17] 辛贵州. 无人飞行器航迹规划算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2010
- [18] Krozel, Jimmy, Dominick, et al. Navigation path planning for autonomous aircraft voronoi diagram[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 1990.13(3): 1152-1154
- [19] 陈海汉, 刘因, 杜运磊. 无人飞行器航迹规划研究[J]. 计算机应用, 2011.(9): 2574-2576
- [20] 李春华. 三维航迹快速搜索方法[J]. 宇航学报, 2008.24(6): 19-21
- [21] 丁亮. 重型直升机总体参数优化设计[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2008
- [22] MB Metea. Planning for intelligence autonomous land vehicles using hierarchical terrain representation[C]. In Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation, 2010: 1947-1952
- [23] 王新民, 蒋正雄, 谢蓉等. 无人机航迹规划中的发动机约束条件[J]. 控制与决策, 2012.7: 1092-1095
- [24] 丁鹭飞, 耿富录编著. 雷达原理[M]. 西安市: 西安电子科技大学出版社, 1995: 129-135
- [25] 郭大伟. 数学建模[M]. 合肥市: 安徽教育出版社, 2009.02
- [26] 张永芳, 张安, 张志禹. 战术飞行路径规划算法[J]. 交通运输工程学报, 2006.(4): 11-20
- [27] Dorigo M, Gambardella L M, Middendorf M, et al. Guest editorial:special section on ant colony optimization[A], IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002.6 (4): 317-319
- [28] Mitchell, J.S.and Keirse, D.M."Planning strategic paths through variable terrain data", in Proceedings of the SPIE Conference on Applications of Artificial Intelligence, vol.485, Arlington, 1984: 421-427
- [29] 姜长生等编著. 智能控制与应用[M]. 北京市: 科学出版社, 2007
- [30] 李敏强. 遗传算法的基本理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2002
- [31] 王凌著. 智能优化算法及其应用[M]. 北京市: 清华大学出版社, 2001.21: 39-43
- [32] 雷德明, 严新平. 多目标智能优化算法及其应用[M]. 北京市: 科学出版社, 2009
- [33] 傅阳光, 周成平, 胡汉平. 无人飞行器海上航迹规划差分进化算法研究[J]. 兵

- 工学报, 2012.3: 295-300
- [34] 李士勇, 陈永强, 李研. 蚁群算法及应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2004
- [35] 桑国珍. 基于自适应蚁群算法的研究[J]. 科技信息, 2010
- [36] Stentz , A."Optimal and Efficient Path Planning for Partially Known Environments".in Proceedings of the 1994 International Conference on Robotics and Automation, vol.4, Los Alamitos, 1994
- [37] 鲁艺, 吕跃, 罗燕等. 基于改进遗传算法的 UAV 航迹规划[J]. 电光与控制, 2012.1: 29-33
- [38] 李栋, 曹义华, 冯婷. 直升机低空突防中的近程航迹规划方法[J]. 火力与指挥控制, 2010.6: 148-151
- [39] 杨楠, 张健, 朱凡等. 基于遗传算法的无人机航迹规划代价函数[J]. 火力与指挥控制, 2012.5: 132-135
- [40] 张延松. 基于遗传算法的无人机航迹规划研究[D]. 长沙: 中南大学, 2010
- [41] 姬清华, 连黎明. 飞行器参考航迹规划方法研究[J]. 计算机仿真, 2011.10: 83-86
- [42] 李璠. 无人机航迹规划算法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2011
- [43] 窦明鑫. 改进遗传算法的研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2009
- [44] Emilio Frazzoli, et al. Real-time motion planning for agile autonomous vehicles. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2002. 25(1): 116-129
- [45] 张松兰, 刘立祥, 郑昌文. 一种飞行器在线实时航迹规划算法[J]. 现代防御技术, 2012.1: 144-149
- [46] 苏英振, 徐洸. 基于目标网的空中突击兵力使用方案的优化方法[J]. 系统工程理论与实践, 2002.(4): 90-110
- [47] 秦帆, 潘广贞, 杨剑. 改进 RRT 无人机航迹规划算法[J]. 微电子学与计算机, 2012.2: 70-73
- [48] 王绪芝, 姚敏, 赵敏等. 基于蚁群算法的无人机航迹规划及其动态仿真[J]. 指挥控制与仿真, 2012.1: 29-32
- [49] 柳长安, 李为吉, 工和平. 基于蚁群算法的无人飞行器航迹规划[J]. 空军工程大学学报, 2004.5(2): 9-12

- [50] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005
- [51] 金飞虎, 洪炳熔, 高庆吉. 基于蚁群算法的自由飞行空间机器人路径规划[J]. 机器人, 2002.24 (6): 526-529
- [52] 郭国林. 基于进化计算的无人机航迹规划研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2011
- [53] 朱庆宝, 张玉兰. 基于栅格法的机器人路径规划蚁群算法[J]. 机器人, 2005.27 (2): 132-136
- [54] 黄隽. 基于改进蚁群算法的传感器无线路由算法[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2010
- [55] 杜建华. 网格资源分配中混合并行蚁群算法方式研究[D]. 武汉: 华中师范大学, 2007
- [56] 赵文婷. 基于 VORONOI 图的无人机航迹规划[J]. 中国系统仿真学会 2006 年学术年会, 2006.(s2): 159-162+165
- [57] 温文波, 杜维. 蚁群算法概述[J]. 石油化工自动化, 2002.(1): 19-22
- [58] P.R.Chandler. Research issues in autonomous control of tactical UAV[J]. Proceedings of the American Control Conference, 1998: 394-398
- [59] 马小殊. 传统多目标优化方法和多目标遗传算法的比较综述[J]. 电气传动自动化, 2010.22(2): 10-13
- [60] Robert J.Szczerba, et al. Robust algorithm for real-time route planning[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000.36(3): 869-878
- [61] 陈前洋. 飞行器并行航迹规划算法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2005: 3-20
- [62] 田景文, 高美娟. 人工神经网络算法研究及应用[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2006: 181-198
- [63] 胡寿松. 自动控制原理[M]. 北京: 科学出版社, 2000: 522-539
- [64] Du DZ, Wang FH. Fortune S. Voronoi Diagrams and Delaunay triangulations. Computing in Euclidean Geometry[M]. ed. World Scientific Publ, 1992: 190-193
- [65] 冯祖洪. 一种求解 TSP 问题的改进蚂蚁群算法[J]. 西北民族学院学报, 2001.22(2): 10-13
- [66] 沈自然. 无人机自主航迹规划与地面测控技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2011

- [67] 肖健梅, 李军军, 王锡淮. 改进微粒群优化算法求解旅行商问题[J]. 计算机工程与应用, 2004.35(8): 50-53
- [68] Khatib. "Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots", in The International Journal of Robotics Research, vol.5, 1986
- [69] Colomi A, Dorigo M, Maniezzo V, et al. Distributed optimization by ant colonies[C]. Proceedings of the 1 st European Conference on Artificial Life. France:IRAL, 1991: 134-142
- [70] 屈耀红, 潘泉, 闫建国等. 无人机全局航路规划技术仿真[J]. 系统仿真学报, 2006.(2): 278-281
- [71] 李猛, 王道波, 柏婷婷等. 基于蚁群优化算法和人工势场的无人机航迹规划[J]. 应用科学学报, 2012.2: 215-220
- [72] 付彦飞. 无人机航迹融合与规划算法研究[D]. 桂林: 桂林理工大学, 2010
- [73] 彭斯俊, 黄樟灿, 刘道海等. 基于蚂蚁系统的 TSP 问题的新算法[J]. 武汉汽车工业大学学报, 1998.20 (5): 88-92

攻读硕士学位期间发表的论文和取得的科研成果

- [1] Jun Yao,Yu Xiao,Xin Wang.Application of generalized activity criterion in optimum control MLRS[J].Industrial Electronics and Applications,2011.6:743-747

致 谢

本人在攻读硕士学位期间，导师姚俊对我的课题研究工作给予了悉心的指导。在课题研究方向的选择、具体方案的执行过程中，我都学到了非常多的专业知识。这使我开阔了视野，提升了我独立研究的能力。在攻读硕士学位期间学到的能力和知识会让我终身受益。姚俊老师的严谨教学态度、高尚的师德、渊博的知识、温和质朴的学者风范和积极乐观的生活与工作态度，都给我留下深刻的印象，在此我向他表示诚挚的谢意。

另外，我还要感谢师姐张玉春，同学宫春晖，孙启华，王伟。是他们在我的论文工作期间给予了不少的建议和帮助。

感谢我的父母和亲人，是他们给予了我物质上和精神上的支持，使我能顺利完成整个硕士研究生的学习和论文工作。

最后，向评阅本文的专家和教授致以深深的敬意和感谢。

论文密级 _____

至 _____ 年解密

是 _____ 否 _____ 可以复印

如复印，从 _____ 年起可复印全文的 _____ %；

从 _____ 年起可全文复印。

封底填写说明：横线上的内容涉及作者的知识产权，请作者与指导教师商定后认真填写。学位论文如属保密内容，需由指导教师提供申请，到校保密委员会办理手续，确定密级，并填写全部5行内容。如不涉及保密内容，只需填写第3、4、5行内容。所有涉密论文都需交校科技档案室1份留存。

秘密级的涉密论文可提交有保密措施的本院系资料室留存；机密级以上的涉密论文由课题组按有关规定保存，并决定是否提交本院系资料室留存。

保密期过后由学院送研究生部学位办三份。研究生部学位办按有关规定上交国家科技情报中心、校图书馆和留存研究生部各一份。