

多无人机编队加油对接轨迹优化

王玉琰¹, 张文豪¹, 柴勇¹, 苑泽兰², 梁益华¹

(1.中国航空工业集团公司西安航空计算技术研究所 航空气动数值模拟重点实验室, 陕西 西安 710065;
2.中国航空工业集团公司西安航空计算技术研究所 机载弹载计算机航空科技重点实验室, 陕西 西安 710065)

摘 要:针对空中加油过程中无人受油机自主对接轨迹优化问题,采用高精度的计算流体力学方法计算无人受油机在加油机后的危险区域,将该区域作为对接轨迹规划时飞行环境中的障碍物。提出一种改进蚁群算法,使用反向学习组成更优的初始解,大大提高算法收敛速度;再通过模糊控制自适应调节对接过程的航迹长度和飞行安全性 2 个代价函数的权重,在保持受油机飞行安全的前提下缩短航迹长度。仿真结果表明,提出的改进蚁群算法能够实现单个无人受油机及多机编队加油的自主对接轨迹规划,与传统的蚁群算法相比飞行安全性更高且收敛速度更快。

关 键 词:空中加油;自主对接轨迹优化;改进蚁群算法;反向学习;自适应权重

中图分类号:V219

文献标志码:A

文章编号:1000-2758(2025)06-1110-11

近年来,科技的迅猛进步推动了无人机相关技术的飞速发展,其研究水平显著提升,应用领域也日益广泛。目前,无人机在森林救火、地震搜救、军事侦察以及空中加油等领域已得到广泛应用。然而,由于无人机体型较小,自身载油量有限,在执行任务时飞行半径受限,为解决无人机飞行航程及飞行时间较短的问题,自主空中加油技术应运而生,成为当前专家学者研究的热点问题。

无人机自主空中加油包括会合、编队、对接、加油、分离 5 个阶段,美国等发达国家的无人机自主加油过程以安全性为基础要求,围绕空中加油的任务需求,从各个阶段制定自主空中加油程序^[1]。其中受油机要求具有自主会合、紧密编队飞行、自主对接和加油、自主脱离以及任务管理能力,现有研究主要集中在以下 2 个方面:①自主会合阶段加油机和受油机的防撞措施研究以保证加、受油机的绝对安全;②加油机和受油机编队飞行时的相对位置控制和抗扰动抑制能力。然而对自主对接阶段的受油机飞行安全性缺乏相关研究。

自主对接是整个自主加油过程中的关键阶段,直接关系到自主空中加油过程的成败,考虑无人机安全性的航迹规划是自主对接的关键技术。现有航迹规划技术多以缩短航迹距离、优化航迹规划算法或者提高航迹平滑可飞性为目标,综合考虑无人机飞行安全性的研究较少。

针对航迹规划及优化问题的研究,按照规划决策可以将航迹规划算法分为传统算法和智能算法^[2]。传统算法又分为图搜索法、空间采样算法以及人工势场法^[3]。A* 算法^[4]是一种广泛应用的图搜索法,实现较为简单,常用于在二维平面上寻找代价函数最小的路径,但是在大范围复杂场景下搜索效率低。快速扩展随机树法^[5]是一种典型的空间采样算法,基于随机采样快速得到可行路径,但无法收敛到全局最优,且受参数影响大,不合适的参数会明显造成收敛缓慢。人工势场法^[6]直观简单、易于实现,但是在复杂环境中容易陷入局部最优。

由此可知,传统算法收敛较为缓慢,不能有效地平衡探索过程以及大量数据之间的矛盾^[7],且容易陷入局部最优,无法对高精度三维复杂环境下的飞行轨迹进行规划。相比之下智能算法具有收敛速度快、精度高、全局搜索能力强和鲁棒性好等优点^[8]。

智能算法包括进化算法和群智能算法,群智能算法近年来被广泛应用于解决复杂环境下的无人机

收稿日期:2025-03-10

基金项目:航空科学基金(2023M006031001)与陕西省自然科学基金基础研究计划(2024JC-YBQN-0070)资助

作者简介:王玉琰(1999—),硕士研究生

通信作者:梁益华(1967—),研究员 e-mail:lyhua@avic.com

自主航迹规划问题^[9]。常见的群智能算法包括粒子群算法^[10-11]、灰狼优化算法^[12]、蚁群算法及蜣螂算法等。粒子群算法原理简单、易于编程,但是在复杂的多峰优化问题中,容易过早收敛于局部最优值,李奇峰^[13]结合天牛须算法对粒子群算法进行改进,有效提高了全局静态环境下的航迹规划效率;对于动态障碍使用强化学习算法进行局部航迹段重规划,有效实现了复杂障碍物的单个无人机航迹规划。甄然等^[14]提出了一种改进的蜣螂算法,对蜣螂算法调用 Piecewise 混沌映射,引入黄金正弦改进滚球蜣螂位置更新公式,加快收敛速度,提高了算法的收敛精度,增强了全局搜索能力。

蚁群算法由于其较强的全局搜索能力广泛应用于解决复杂环境下的路径规划问题,蚁群算法由 Dorigo^[15]于 1992 年提出,蚂蚁在觅食过程中会产生信息素,信息素随着蚁群经过与否而叠加或挥发,后续迭代过程中,蚂蚁根据信息素浓度和启发函数选择路径,随着迭代次数增多最终路线收敛至 1 条。此后许多专家学者对蚁群算法中存在的缺陷进行改进。Wu 等^[16]在蚁群算法中加入角度计算算子进行人工修正,改进后的算法全局搜索能力更高。徐文辉^[17]改进蚁群算法中信息素在每一次迭代后的更新方式,使算法的搜索速度更快。陈旭飞等^[18]提出一种双向交互多步蚁群算法,加快全局收敛速度,且生成的最优路径更短更平滑,但仅适用于二维层面的应用场景。沈朝萍等^[19]针对丘陵山地的植保无人机提出一种改进的蚁群算法,优化初始信息素及信息素更新机制,生成路径更短、能耗更低且航迹更平滑的三维航迹。蚁群算法相较于其他优化方法具有以下优点:①灵活性高,根据具体问题的特点可以灵活调整参数,包括蚁群个体数量、城市节点数量以及信息素挥发速度公式;②较强的全局搜索能力,能够在复杂的搜索空间中找到最优解,适用于本文飞行环境建模后复杂的危险区域识别结果;③适用范围广,能有效应用于多机编队场景下的对接轨迹规划。

当前对于航迹规划算法的研究及应用主要有以下几个方面:①针对障碍物的避障规划;②对接距离的优化;③针对算法中存在的局部最优及收敛速度慢的问题进行改进。本文研究的无人机对接轨迹规划问题也是一种航迹规划的避障问题,但是需要考虑到加油机及受油机执行任务的时效性,在进行对接轨迹优化时将避障和航迹长度都作为优化目标

综合考虑,针对该场景下的群智能算法改进及应用进行研究。本文以无人受油机空中加油的自主对接轨迹规划为应用场景,第一节采取三维点阵法对空中加油时受油机在加油机后的危险区域进行飞行环境建模,第二节针对蚁群算法采用反向学习及模糊控制自适应进行改进,并使用基准函数进行自测试,第三节将该算法应用于单无人受油机及多无人机编队加油的对接轨迹规划。

1 理论基础

1.1 问题描述

航迹规划技术是根据飞行器任务需求,规划最优或合理可行的路径,在规划过程中需要综合考虑飞行区域内的障碍和各种约束条件。对于无人受油机自主对接过程,航迹规划主要分为 4 个阶段:航迹规划飞行环境建模、航迹规划代价函数、航迹规划寻优算法和航迹段平滑处理。

1.2 航迹规划飞行环境建模

在无人机自主对接阶段实施前,首先需要对受油机飞行区域内的障碍物即飞行环境进行建模。在加油过程中,气流动过加油机机翼时会形成翼尖涡,受油机经过加油机尾流场时,气动特性会发生不同程度变化,严重时会发生滚转危及受油机安全,因此以受油机在加油机后的危险区域作为受油机飞行区域内的障碍物。

本文对无人受油机在加油机后的危险区域进行仿真,将三维空间等分为若干个立方块,提取每个立方块顶点的三维坐标,计算无人受油机力矩中心落在每个点上的滚转力矩系数,与无人受油机自身副翼稳定性所能提供的最大滚转阻尼力矩系数进行比较,超出自身调节范围的点设置为危险点,反之则为安全点。为保障空中加油过程的安全实现,实际操作中以最大滚转阻尼力矩系数的 50% 作为阈值,滚转力矩系数与阈值的比值作为无人受油机在该点的危险程度,将三维坐标及危险程度 (x_d, y_d, z_d, R_d) 保存在一个矩阵中。文献[20]阐述了无人受油机在加油机后的危险区域划分的技术细节。

在三维点阵仿真环境中,相邻点的距离即立方块的大小对求解的精度及算法运行时间有重要影响,距离越小,环境建模越准确并且求解精度越高,但是会导致算法运行过程中搜索量呈指数型增长,造成时间及存储空间浪费;如果相邻点的距离越大,

虽然可以节省搜索时间,但会造成环境建模不准确,使仿真精度变低,影响生成航迹的可信度。

本文选择的点阵间隔为 1 m,在保证环境建模准确性的前提下,搜索时间合理。

1.3 航迹规划代价函数

本研究的目的是提高无人机编队加油的效率和安全性,即生成路径较短且飞行安全性较高的对接航迹,据此设置 2 个代价函数,分别为无人机的航迹长度代价和飞行安全性代价。

航迹规划的结果为 n 个航迹段,再经过三次样条插值得到光滑的曲线,航迹长度代价设置为 n 个航迹曲线 l_i 的长度之和,代价函数最小即航迹长度最短。航迹长度代价函数为

$$f_L = \sum_{i=1}^n l_i \quad (1)$$

本文的环境建模将无人受油机在加油机后的危险区域简化为点源,在每个危险点周围设置球形防撞区,防撞区的位置和半径为 $\left(x_d, y_d, z_d, \frac{\sqrt{3}}{2}\right)$,其中

(x_d, y_d, z_d) 为第 d 个危险点的位置, $\frac{\sqrt{3}}{2}$ 为防撞区的半径,是覆盖危险点源内所有危险区域的最小长度。如果航迹点距离任意一个危险点的距离小于 $\frac{\sqrt{3}}{2}$,说明进入危险区域,代价函数设置为一个较大的常数代表惩罚;如果航迹段没有进入危险区域,代价函数设置为各个航迹点的危险程度之和;代价函数最小即飞行安全性最高。飞行安全性代价函数如 (2) 式所示。

$$f_S = \begin{cases} \sum_{i=1}^n R_i, & \forall |(x_d, y_d, z_d) - (x_i, y_i, z_i)| > \frac{\sqrt{3}}{2} \\ 1\ 000, & \exists |(x_d, y_d, z_d) - (x_i, y_i, z_i)| \leq \frac{\sqrt{3}}{2} \end{cases} \quad (2)$$

式中, (x_i, y_i, z_i) 为第 i 个航迹点的位置。

1.4 航迹规划寻优算法

蚁群算法的基本原理是:蚂蚁群体在觅食过程中,会在经过的路径上释放“信息素”,信息素会在蚁群重复经过时增加,也会随着时间推移而逐渐挥发,其表达式为

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (3)$$

式中: ρ 是信息素蒸发率; $\Delta\tau_{ij}(t)$ 是上一次迭代中所有蚂蚁在节点 i 到节点 j 的路径上留下的信息素增

量总和,通常设置为适应度的倒数,适应度值为代价函数的计算结果。

蚂蚁通过信息素浓度和启发式信息(常见为路径长度)进行路径选择,多次迭代后直至解路径不再提升,最终得到最优路径^[21]。

1.5 航迹段平滑处理

在使用蚁群算法进行无人受油机的对接航迹规划时,规划的结果为 n 个航迹段连接而成,在连接处较为曲折,俯仰角和偏航角过大,无法满足真实的飞行场景。所以需要采用 B 样条曲线(B-spline)对生成的航迹段进行平滑处理。

2 蚁群算法的改进

2.1 改进蚁群算法

传统的蚁群算法虽然结合启发式信息随机选择路径,具有强大的全局搜索能力,不易陷入局部最优,但同时也存在算法收敛速度慢、算法运行时间长等问题。针对以上缺陷,结合本文应用场景,考虑无人机飞行安全性,采取反向学习初始化种群以及自适应调节代价函数的权重对蚁群算法进行改进。

蚁群算法的初次迭代中,每只蚂蚁通过轮盘赌法选择下一个节点,然而随机生成的路径往往任意分布在飞行环境中的各个区域,离最优路径较远,这是一种较为低效的初始解生成方式。Tizhoosh^[22]提出了基于反向学习的种群初始化策略,收敛速度方面相较于传统的纯随机策略有极大提升。反向学习的思想就是同时考虑初始解及反向解,对比选择较优个体组成新的初始解,更新后的初始解更靠近最优解,使得最优解的信息素积累加快,从而提高算法收敛速度,减少程序运行时间。反向学习的步骤如下:

步骤 1 群数量为 m ,飞行环境为三维地图,通过轮盘赌法随机生成三维空间中的初始蚁群位置 $\mathbf{X}=(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_m)$,其中 $\mathbf{X}_i=(x_i, y_i, z_i)$ 。

步骤 2 利用反向学习给出蚁群个体初始位置的反向位置。 $\mathbf{X}_i=(x_i, y_i, z_i)$ 的反向位置为 $\mathbf{X}'_i=(x'_i, y'_i, z'_i)$,反向位置与原位置处于同一个截面中,其中 $x'_i=2C_x+50-x_i, y'_i=y_i, z'_i=2C_z-z_i$ 。(C_x, C_y, C_z) 为加油机左侧机翼翼梢后缘点的坐标,加油机关于 $Y=0$ 对称。

步骤 3 将初始蚁群位置 $\mathbf{X}$ 与反向位置 $\mathbf{X}'$ 的适应度进行比较,选择较优的个体组成新的初始解。

在算法的寻优过程中,截面间隔越小,生成的航迹段越多,算法的求解精度就越高,但会造成计算复杂度增加,求解时间增加;如果截面间隔过大,会对环境模型中的危险点失去避障能力,算法的求解精度较低。

本文选择不固定截面间隔距离,在靠近危险点的区域设置 5 m 间隔,在远离危险点的区域设置 10 m 间隔,该方法可以在增加一定航迹长度的基础上提高避障能力,并且不会增加计算复杂度。

在规划无人受油机的对接轨迹时,对于航迹长度和飞行安全性 2 个优化目标,同时优化存在困难,给 2 个代价函数设置权重变为单目标优化。传统方法采用恒定权重参数,导致算法最终的航迹规划结果不理想,本文结合飞行环境采用模糊控制自适应调节代价函数权重的方法,调节航迹长度和飞行安全性代价函数的权重,得到航迹评价函数为

$$f = \alpha f_L + \beta f_s \tag{4}$$

式中, α, β 分别为航迹长度代价函数和飞行安全性代价函数的权重,取值范围均为 $[0, 1]$ 。为避免算法陷入局部最优,使用模糊控制自适应调节权重。当无人受油机接近危险点,提高飞行安全性得分权重,可以绕开危险区域,保障受油机安全完成对接任务;当无人受油机远离危险点,提高航迹长度得分权重,可以有效控制总航迹长度。具体步骤如下:

步骤 1 为避免航迹长度适应度值占比过大,先对 2 个代价函数归一化到区间 $[0, 1]$, 归一化计算公式为

$$f_{Li} = l_i / \sum_{i=1}^n l_i \tag{5}$$

$$f_{Si} = \begin{cases} R_i / \sum_{i=1}^n R_i, & \forall |(x_d, y_d, z_d) - (x_i, y_i, z_i)| > \frac{\sqrt{3}}{2} \\ 1\,000/n, & \exists |(x_d, y_d, z_d) - (x_i, y_i, z_i)| \leq \frac{\sqrt{3}}{2} \end{cases} \tag{6}$$

步骤 2 令 d_g 为无人受油机当前位置与目标点距离; d_p 为当前位置距离危险点的最短距离,采用两输入两输出的模糊控制器调节权重 α 和 β , 输入量为 d_g 和 d_p , 输出量为 α 和 β ;

步骤 3 输入量和输出量模糊化处理,转换为输入量模糊集合“很近 PS”、“中等 PM”、“很远 PF”,及输出量模糊集合“很小 PS”、“中等 PM”、“很大 PF”,输入量及输出量隶属度如图 1~2 所示;

步骤 4 结合表 1 的模糊规则表,确定输出的

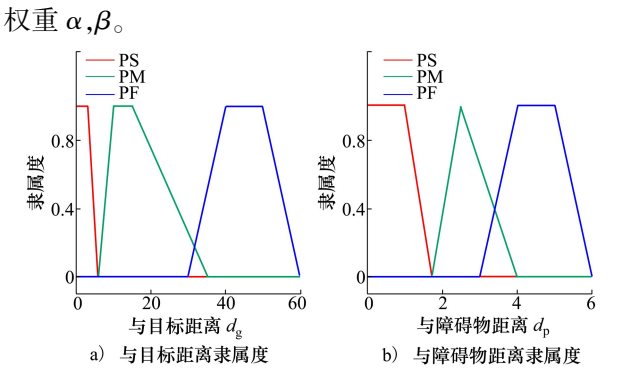


图 1 输入量隶属度

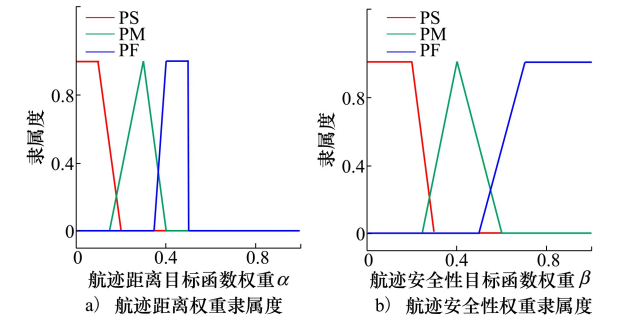


图 2 输出量隶属度

表 1 模糊规则表

输入		输出	
d_g	d_p	α	β
PS	PS	PM	PM
PS	PM	PF	PM
PS	PF	PF	PS
PM	PS	PM	PF
PM	PM	PM	PM
PM	PF	PM	PS
PF	PS	PS	PF
PF	PM	PS	PM
PF	PF	PM	PM

2.2 改进蚁群算法流程

根据上述内容,本文对蚁群算法进行了改进。首先通过反向学习得到新的初始解,提高算法的全局搜索能力,生成更优的初始解可以加快算法收敛速度。不固定当前点到下一个目标点的截面间隔,在适当增加航迹长度的前提下保障对接安全性。同时根据当前节点与目标点和障碍物的距离自适应调节 2 个代价函数的权重,得到全局最优解。图 3 为

改进蚁群算法的流程图。图中 I 为最大迭代次数。

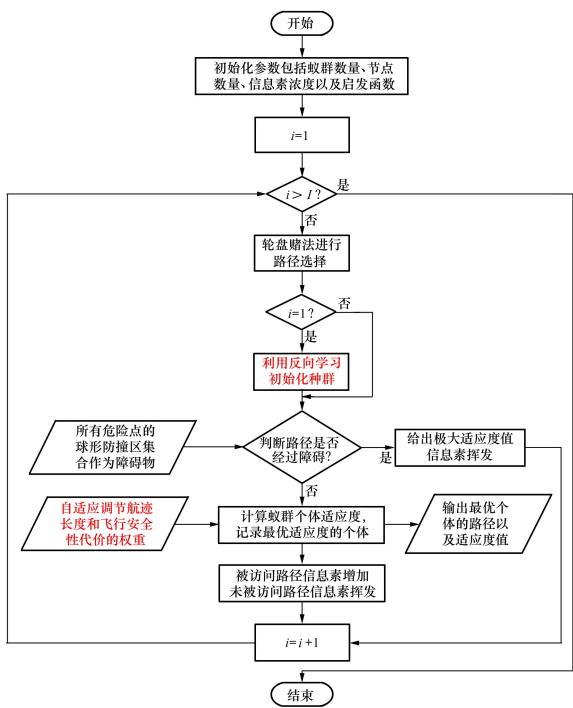


图 3 改进蚁群算法流程图

2.3 基准测试函数实验

为检验算法的收敛性和稳定性,采用 4 种常见的基准函数进行测试,对比蚁群算法改进前后的全局搜索能力和收敛速度。IEEE 进化计算会议于 2009 年定义了多目标优化算法的测试基准函数,本节选择 UF1 为 F_1 ,UF3 为 F_2 ,UF2 为 F_3 ,UF7 为 F_4 ,基准函数的测试结果如表 2 所示。

基准测试函数 F_1, F_2, F_3 和 F_4 的 2 个目标函数的优化相互冲突,无法同时达到最优,使用上述基准函数进行测试可以考察算法的全局搜索能力以及对 2 个优化目标的重要程度排序能力。

为避免随机性的干扰,保证实验结果客观可靠,设置初始种群个体为 100,最大迭代次数为 100,每个测试函数重复 10 次实验,原始蚁群算法选择 2 个目标函数的权重均为 0.5,统计蚁群算法改进前后在各个基准测试函数中求得的最优值、均值和收敛时间比(改进蚁群算法与原始蚁群算法的收敛时间之比),统计结果如表 3 所示。从表 3 中可看出,对于上述 4 种测试函数,改进蚁群算法均对最优适应度有明显提升, F_2 类函数适应度提升效果最为明显,对于 F_2, F_3 和 F_4 类函数加快收敛效果较为显著。

表 2 基准测试函数表

基准测试函数	维度	可行域	理论最优值
$F_1 = \begin{cases} f_1(x) = x_1 + \frac{2}{J_1} \sum_{j \in J_1} \left[x_j - \sin\left(6\pi x_1 + \frac{j\pi}{d}\right) \right]^2 \\ f_2(x) = 1 - \sqrt{x_1} + \frac{2}{J_2} \sum_{j \in J_2} \left[x_j - \sin\left(6\pi x_1 + \frac{j\pi}{d}\right) \right]^2 \\ J_1 = \{j j \text{ is odd and } 2 \leq j \leq d\} \\ J_2 = \{j j \text{ is even and } 2 \leq j \leq d\} \end{cases}$	3	$[0,1] \times [-1,1]^{d-1}$	0
$F_2 = \begin{cases} f_1(x) = x_1 + \frac{2}{J_1} \left[4 \sum_{j \in J_1} y_j^2 - 2 \prod_{j \in J_1} \cos\left(\frac{20y_j\pi}{\sqrt{f}}\right) + 2 \right]^2 \\ f_2(x) = 1 - \sqrt{x_1} + \frac{2}{J_2} \left[4 \sum_{j \in J_2} y_j^2 - 2 \prod_{j \in J_2} \cos\left(\frac{20y_j\pi}{\sqrt{f}}\right) + 2 \right]^2 \\ y_j = x_j - x_1^{0.5(1+\frac{3(j-2)}{n-2})} \\ J_1 = \{j j \text{ is odd and } 2 \leq j \leq d\} \\ J_2 = \{j j \text{ is even and } 2 \leq j \leq d\} \end{cases}$	3	$[0,1] \times [-1,1]^{d-1}$	0
$F_3 = \begin{cases} f_1(x) = x_1 + \frac{2}{J_1} \sum_{j \in J_1} y_j^2 \\ f_2(x) = 1 - \sqrt{x_1} + \frac{2}{J_2} \sum_{j \in J_2} y_j^2 \\ y_j = x_j - \left[0.3x_1^2 \cos\left(24\pi x_1 + \frac{4j\pi}{d}\right) + 0.6x_1 \right] \cos\left(6\pi x_1 + \frac{j\pi}{d}\right) \\ J_1 = \{j j \text{ is odd and } 2 \leq j \leq d\} \\ J_2 = \{j j \text{ is even and } 2 \leq j \leq d\} \end{cases}$	3	$[0,1] \times [-1,1]^{d-1}$	0

续表 2

基准测试函数	维度	可行域	理论最优值
$F_4 = \begin{cases} f_1(x) = \sqrt[5]{x_1} + \frac{2}{J_1} \sum_{j \in J_1} y_j^2 \\ f_2(x) = 1 - \sqrt[5]{x_1} + \frac{2}{J_1} \sum_{j \in J_1} y_j^2 \\ y_j = x_j - \sin\left(6\pi x_1 + \frac{j\pi}{d}\right) \\ J_1 = \{j j \text{ is odd and } 2 \leq j \leq d\} \\ J_2 = \{j j \text{ is even and } 2 \leq j \leq d\} \end{cases}$	3	$[0,1] \times [-1,1]^{d-1}$	0

表 3 基准函数实验结果

基准测试函数	算法	最优适应度	平均值	收敛时间比
F_1	ACO	0.375 29	0.376 557 5	1
	IACO	0.027 839	0.028 815	80%
F_2	ACO	0.384 7	0.403 042	1
	IACO	0.01	0.01	23.08%
F_3	ACO	0.375 05	0.375 218	1
	IACO	0.033 817	0.036 9	12.5%
F_4	ACO	0.5	0.5	1
	IACO	0.070 846	0.073 025	14.29%

3 基于改进蚁群算法的无人受油机对接轨迹

3.1 单个受油机及编队空中加油自主对接流程

根据北约 ATP-56 (B)《空中加油程序手册》^[23],无人机编队加油的自主对接流程包括以下几个阶段,如图 4 所示。

1) 紧密编队阶段:受油机与加油机呈现紧密编队,受油机在加油机左侧 1 倍受油机翼展位置保持稳定姿态,该区域命名为加油等待观察区域。

2) 预对接阶段:预对接位置在加油机加油软管后 1.5~8 m 处,加油软管的长度为 15~30 m,受油机从加油机左侧的观察位置进入预对接位置。

3) 对接阶段:受油机经过预对接位置后不断靠近加油软管,进入对接区域,进行对接。

在实际空中加油过程中,加油机与受油机均向前运动,此时加油机后的危险区域也随着加油机向前运动,属于动态障碍问题。为降低求解复杂度,以

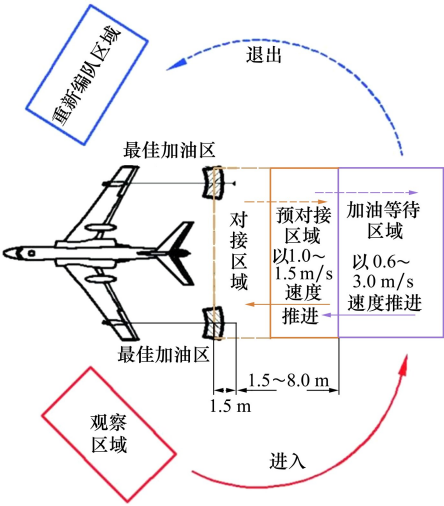


图 4 空中加油自主对接流程

加油机作为原点,采用受油机与加油机的相对位置变化进行规划,此时加油机后的危险区域为静态障碍。

受油机从加油观察到预对接位置再到对接位置是沿 y 轴正方向移动,因此沿 y 轴正方向间隔一定距离选取截面,截面上的节点相当于蚁群算法中的不同城市节点,每次从当前截面运动至下一截面的目标点,每个截面可行区域是加油机机翼后 50 m,以及下方 15 m 到上方 15 m 范围内, $x \in [C_x, C_x + 50], z \in [C_z, -15, C_z + 50]$ 。

对于多个无人受油机的编队加油场景,如图 5 所示。

1 架加油机最多可以给 4 架受油机加油,受油机在加油机左侧 1 倍受油机翼展位置,4 架受油机呈 60°编队 2 倍翼展间隔距离展开,受油机保持稳定姿态处于加油等待观察区域,从内向外依次为 1~4 号受油机。1 号受油机和 2 号受油机先进行对接

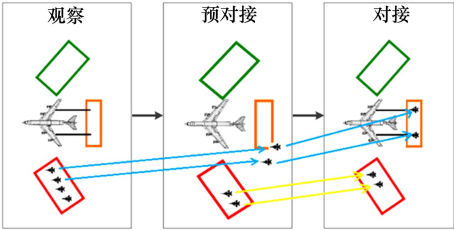


图 5 对接示意图

加油,1 号受油机与右侧软管对接,2 号受油机与左侧软管对接,加油完成后受油机向右侧脱离,进入重新编队区域;3 号、4 号受油机驶入 1 号和 2 号受油机观察位置,并重复其加油模式。

对于多无人机编队加油时受油机之间的碰撞问题有 2 种情况:①2 个无人受油机的轨迹没有交叉;②2 个无人受油机的轨迹存在交叉点,但 2 个受油机到达该点的时间间隔超过安全阈值 0.15 s(受油机翼展与飞行速度之比),没有碰撞风险。

3.2 单个无人受油机对接轨迹规划仿真实验

基于 1.2 节所述,采用三维点阵方法构建飞行环境地图,无颜色为安全区域,有颜色为危险区域,并且颜色越红,危险程度越高,目标航迹不能穿过危险区域,使用改进后的蚁群算法求解无人受油机自主对接阶段的最优航迹。

1) 无侧风

加油机构型为大型运输机标模 CRM,受油机构型为“捕食者”无人受油机,飞行工况见表 4。

表 4 飞行工况

几何参数	数值
马赫数 Ma	0.3
迎角 $\alpha/(^{\circ})$	3
空气静压 p/Pa	70 121
空气静温 T/K	268.66

无人受油机的起点设置在加油机左侧观察区域,中间点设置在预对接位置,终点设置在加油机右翼加油软管对接加油位置。初始种群个体设置为 100,最大迭代次数设置为 100。

图 6~7 为改进前后的蚁群算法求得的航迹规划结果图,danger 为受油机在加油机后的危险点阵,也就是航迹规划过程中的障碍物;黑色的 ACO 曲线为原始蚁群算法规划的航迹,同样将多目标优化转

化为单目标优化,2 个代价函数的得分权重设置为 $\alpha=0.5$ 和 $\beta=0.5$;红色的 IACO 曲线为改进蚁群算法规划的航迹。为对比 IACO 曲线的航迹长度优化效果和飞行安全性优化效果,分别考虑两目标单一优化的结果。一是当 $\alpha=1$ 和 $\beta=1$ 时,仅考虑航迹长度最优,绘制图 6~7 中绿色的 L 曲线;二是当 $\alpha=1$ 和 $\beta=1$ 时,在受油机的可飞区域内,仅考虑飞行安全性最优,绘制图中 6~7 蓝色的 S 曲线。对比图 6 中航迹可以看出:在靠近危险区域时,IACO 路径与 S 路径几乎重合,说明此时主要考虑飞行过程中的安全稳定;在远离危险区域、接近目标加油点时,IACO 路径与 L 路径几乎重合,此时主要考虑缩短距离,以上两点说明自适应代价函数权重起到明显效果。

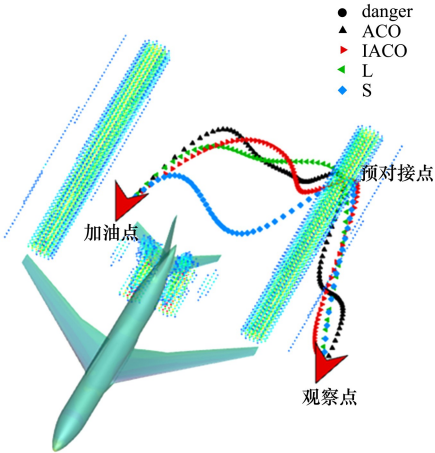


图 6 对接轨迹规划结果图

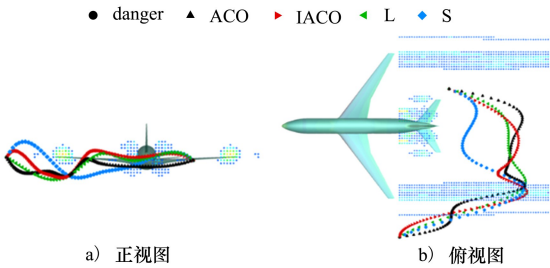


图 7 对接轨迹规划结果图

表 5 为算法改进后的适应度优化结果和加速收敛效果,表中数据反映出使用改进后的蚁群算法虽然增加了 1.4% 的航迹长度,但是飞行安全性提升了 16.12%,实验结果显示算法收敛时间缩短了 12.5%,说明反向学习和调节截面间隔的改进都起到了明显效果。

表 5 实验结果统计表

航迹	航迹长度 适应度	飞行安全性 适应度
ACO	141.762 4	21.454 6
IACO	143.614 3	17.995 8
L	107.986 5	
S		12.763 8

2) 有侧风

当流场中存在侧风时,受油机在加油机后的危险区域会随侧风偏移,并且气流经过机身和平、垂尾也会产生涡,对受油机的飞行安全性造成威胁,从而影响受油机的对接轨迹结果。当其余仿真实验条件不变,存在大小为 10 m/s 的侧风时,蚁群算法改进前后的对接轨迹规划结果如图 8~9 所示。

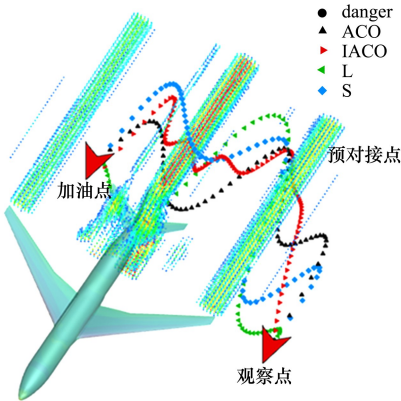


图 8 对接轨迹规划结果图

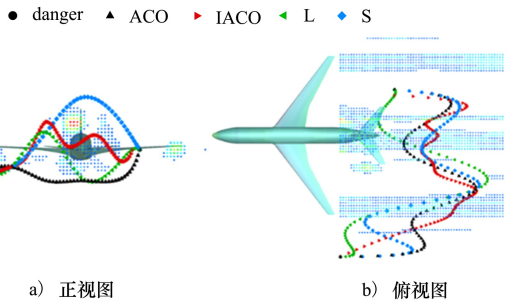


图 9 对接轨迹规划结果图

观察机身及平、垂尾后的危险区域,对比正视图可以看出,仅考虑飞行安全性最优时,S 路径受油机从危险区域的上方飞行,ACO 路径在危险区域的下方飞行,而 IACO 路径基于高精度危险区域识别结果在平垂尾涡中间的安全区域中飞行,此时既保证

飞行安全性又能大幅缩短航迹长度。

对比蚁群算法改进前后各优化目标的计算结果,如表 6 所示,改进后的蚁群算法明显缩短航迹长度,且收敛速度提升 5.6%。

表 6 实验结果统计表

航迹	航迹长度 适应度	飞行安全性 适应度
ACO	150.195 5	34.450 9
IACO	126.237 7	33.791 5
L	118.739 8	
S		17.540 1

3.3 多个无人受油机对接轨迹规划仿真实验

与 3.2 节相同,先计算无人受油机在加油机后区域内的滚转力矩系数,与安全阈值进行比较,识别出危险点,以危险点组成的点阵进行环境建模,再使用 IACO 求解多机编队加油的最优对接轨迹。实验条件及实验对象与单个无人机加油时相同。

1) 无侧风

图 10 为改进前后的蚁群算法求得的多机加油航迹规划结果图,ACO 对接轨迹没有交叉点,不存在碰撞风险,IACO 对接轨迹在刚靠近危险区域时有一个交叉点,对比 2 个无人受油机经过该点的时间,发现间隔 0.35 s,也没有碰撞风险。

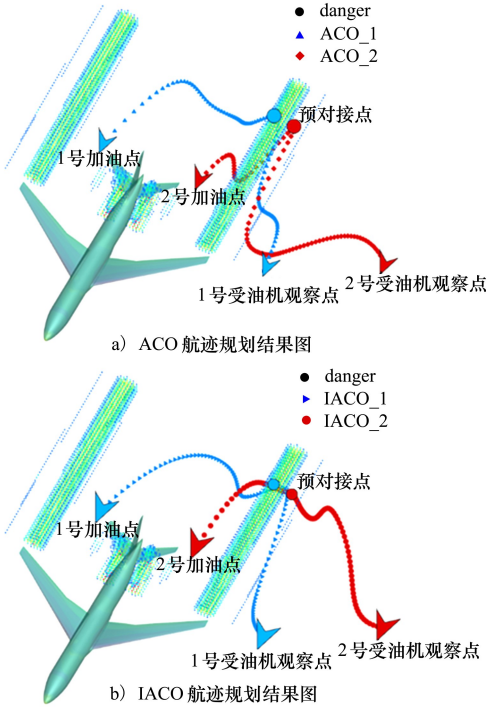


图 10 多机加油对接轨迹规划结果图

表 7 为多机编队加油情况下算法改进后的适应度优化结果,根据表中数据,可以看出使用改进后的

表 7 实验结果统计表

航迹	航迹长度 适应度	飞行安全性 适应度
ACO	242.335 9	36.703 5
IACO	237.780 8	29.958 9

蚁群算法可以一定程度上缩短航迹长度,提升飞行安全性,实验结果显示收敛速度提升 18%。

2) 有侧风

设置其余仿真实验条件均不变,侧风速度为 10 m/s。图 11 为改进前后的蚁群算法求得的多机加油对接轨迹规划结果图,改进前后的蚁群算法对接轨迹规划结果没有交叉点,不存在碰撞风险。

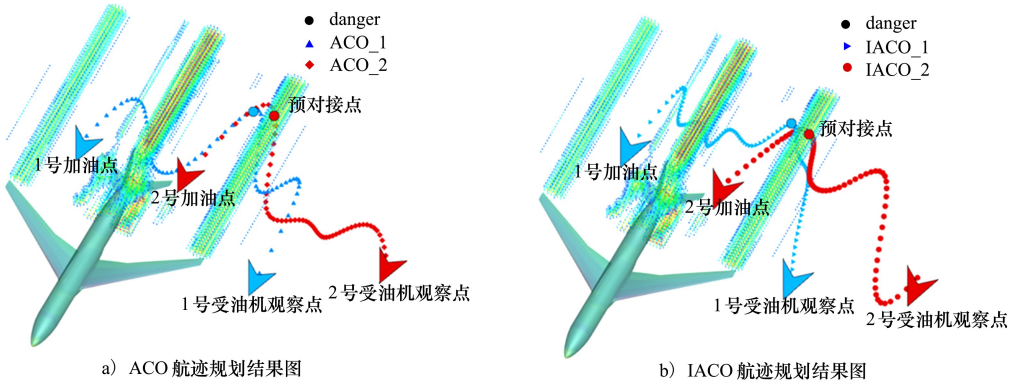


图 11 多机加油对接轨迹规划结果图

表 8 为存在侧风时,多机编队加油情况下算法改进后的适应度优化结果和加速收敛效果,表中结果反映出使用改进后的蚁群算法可以明显缩短航迹长度,提升飞行安全性,并且具有加速收敛效果。

表 8 实验结果统计表

航迹	航迹长度 适应度	飞行安全性 适应度
ACO	253.095 5	69.311 5
IACO	240.364 4	61.375 9

4 结 论

针对空中加油过程中无人受油机自主对接轨迹优化问题,进行航迹规划飞行环境建模,提出一种改进蚁群算法,引入反向学习和模糊控制自适应提高全局搜索能力,加快收敛速度,在适当增加航迹长度的前提下大幅提高飞行安全性,保证自主对接过程中受油机的飞行安全性,并在复杂环境下的多无人机编队加油对接轨迹优化场景中得到较好应用。

参考文献:

[1] 邹泉, 华艺欣, 邵翥, 等. 自主空中加油能力需求及关键评价指标分析[J]. 系统仿真学报, 2023, 25(11): 2385-2396
ZOU Quan, HUA Yixin, SHAO Zhu, et al. Analysis of autonomous aerial refueling capability requirements and key evaluation indexes[J]. Journal of System Simulation, 2023, 25(11): 2385-2396 (in Chinese)

[2] 胡中华, 赵敏, 姚敏, 等. 无人机航迹规划技术研究与发展趋势[J]. 航空电子技术, 2009, 40(2): 24-29
HU Zhonghua, ZHAO Min, YAO Min, et al. Research and development trend of UAV trajectory planning technology[J]. Avionics Technology, 2009, 40(2): 24-29 (in Chinese)

[3] 郭启敏, 张鹏, 王应洋, 等. 无人机自主航迹规划智能算法综述[J]. 航空兵器, 2023(3): 29-40
GUO Qimin, ZHANG Peng, WANG Yingyang, et al. Review of intelligent algorithms for autonomous path planning of UAVs [J]. Aero Weaponry, 2023(3): 29-40 (in Chinese)

- [4] ZHANG Zhe, WU Jian, DAI Jiyang, et al. A novel real-time penetration path planning algorithm for stealth UAV in 3D complex dynamic environment[J]. IEEE Access, 2020, 8: 122757-122771
- [5] 高升, 艾剑良, 王之豪. 混合种群 RRT 无人机航迹规划方法[J]. 系统工程与电子技术, 2020(1): 101-107
GAO Sheng, AI Jianliang, WANG Zhihao. Mixed population RRT algorithm for UAV path planning[J]. Systems Engineering and Electronics, 2020(1): 101-107 (in Chinese)
- [6] 韩尧, 李少华. 基于改进人工势场法的无人机航迹规划[J]. 系统工程与电子技术, 2021(11): 3305-3311
HAN Yao, LI Shaohua. UAV path planning based on improved artificial potential field [J]. Systems Engineering and Electronics, 2021(11): 3305-3311 (in Chinese)
- [7] WANG Gaige, CHU Haicheng, MIRJALILI S. Threedimensional path planning for UCAV using an improved bat algorithm[J]. Aerospace Science and Technology, 2016, 49(2): 231-238
- [8] HU Gang, DU Bo, WANG Xiaofeng, et al. An enhanced black widow optimization algorithm for feature selection[J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 235: 107638
- [9] ZHAO Yijing, ZHENG Zheng, LIU Yang. Survey on computational-intelligence-based UAV path planning[J]. Knowledge-Based System, 2018, 158: 54-64
- [10] YAN Ming, YUAN Huimin, XU Jie, et, al. Task allocation and route planning of multiple UAVS in a marine environment based on an improved particle swarm optimization algorithm[J]. Eurasip Journal on Advances in Signal Processing, 2021(1): 2-23
- [11] 方群, 徐青. 基于改进粒子群算法的无人机三维航迹规划[J]. 西北工业大学学报, 2017,35(1): 66-73
FANG Qun, XU Qing. Three-dimensional trajectory planning for unmanned aircraft based on improved particle swarm algorithm [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2017, 35(1): 66-73 (in Chinese)
- [12] 许乐, 赵文龙. 基于新型灰狼优化算法的无人机航迹规划[J]. 电子测量技术, 2022(5): 45
XU Le, ZHAO Wenlong. UAV trajectory planning based on a novel gray wolf optimization algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2022(5): 45 (in Chinese)
- [13] 李奇峰. 无人机三维航迹规划算法研究[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2023
LI Qifeng. Research on unmanned aerial vehicle three-dimensional track planning algorithm[D]. Guanghan: Civil Aviation Flight Academy of China, 2023 (in Chinese)
- [14] 甄然, 袁明明, 武晓晶. 基于改进蜣螂算法的无人机航迹规划[J]. 无线电工程, 2024(10): 2412-2424
ZHEN Ran, YUAN Mingming, WU Xiaojing. Unmanned aerial vehicle flight path planning based on improved dung beetle algorithm[J]. Radio Engineering, 2024(10): 2412-2424 (in Chinese)
- [15] DORIGO Marco. Optimization, learning, and natural algorithms[D]. Milano: Politecnico di Milano, 1992
- [16] WU Wenzhi, WEI Ying. Guiding unmanned aerial vehicle path planning design based on improved ant colony algorithm[J]. Mechatronic Systems and Control, 2021, 49(1): 48-54
- [17] 徐文辉. 基于改进蚁群算法的无人机航迹规划研究[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2020
XU Wenhui. Research on UAV trajectory planning based on improved ant colony algorithm[D]. Guanghan: Civil Aviation Flight Academy of China, 2020 (in Chinese)
- [18] 陈旭飞, 胡耀炜, 丛培龙, 等. 面向路径规划的双向交互多步蚁群算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2025(3): 166-176
CHEN Xufei, HU Yaowei, CONG Peilong, et al. Research on bidirectional interactive multi-step ant colony algorithm for path planning[J]. Computer Engineering and Applications, 2025(3): 166-176 (in Chinese)
- [19] 沈朝萍, 张华, 蔡鹏. 基于改进蚁群算法的植保无人机三维航迹规划[J]. 中国农机化学报, 2025(2): 113-119
SHEN Chaoping, ZHANG Hua, CAI Peng. Three-dimensional trajectory planning of UAVs for plant protection based on improved ant colony algorithm[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2025(2): 113-119 (in Chinese)
- [20] 王玉琰, 肖峰, 刘峰博, 等. 受油机构型的尾涡危险区域影响分析[J]. 航空科学技术, 2025, 36(2): 8-45
WANG Yuyan, XIAO Feng, LIU Fengbo, et al. Analysis of tail vortex risk area affected by follower configuration[J]. Aeronautical Science & Technology, 2025, 36(2): 8-45 (in Chinese)
- [21] 郁磊, 史峰, 王辉, 等. MATLAB 智能算法 30 个案例分析[M]. 2 版. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2015
YU Lei, SHI Feng, WANG Hui, et al. 30 case studies of MATLAB intelligent algorithms[M]. 2nd ed. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2015 (in Chinese)
- [22] TIZHOOSH Hamid R. Opposition-based learning: a new scheme for machine intelligence[C]//International Conference on Com-

putational Intelligence for Modelling, Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce, 2006: 695-701

[23] NATO. Allied tactical publication-56(B)-air to air refuelling[M]. Brussels: NATO Standardization Agency, 2010

Optimization of refueling docking trajectory for multi-UAV formation

WANG Yuyan¹, ZHANG Wenhao¹, CHAI Yong¹, YUAN Zelan², LIANG Yihua¹

1.Key laboratory of Aviation Aerodynamic Numerical Simulation, Aeronautical Computing Technique Research Institute,
Xi'an 710065, China;

2.Key Laboratory of Aeronautical Science and Technology for Airborne Ballistic Computer,
Aeronautical Computing Technique Research Institute, Xi'an 710065, China

Abstract: Aiming at the optimization of autonomous docking trajectory of unmanned receiver in the in-flight refueling, a high-precision computational fluid dynamics method was used to calculate the dangerous area behind the refueling aircraft as the obstacle in the flight environment in the docking trajectory planning. An improved ant colony algorithm is proposed, which uses reverse learning to form a better initial population and greatly improves the convergence speed of the algorithm. Then the weight of the two cost functions of track safety and track distance is adaptively adjusted by using the fuzzy control, and the track distance is shortened on the premise of keeping the flight safety of the oil receiving aircraft. The simulated results show that the improved ant colony algorithm can realize the autonomous docking trajectory planning of single unmanned oil receiver and multi-aircraft formation refueling, and has higher track safety and faster convergence speed than the traditional ant colony algorithm.

Keywords: aerial refueling; autonomous docking trajectory optimization; improved ant colony algorithm; inverse learning; adaptive weighting

引用格式:王玉琰, 张文豪, 柴勇, 等. 多无人机编队加油对接轨迹优化[J]. 西北工业大学学报, 2025, 43(6): 1110-1120
WANG Yuyan, ZHANG Wenhao, CHAI Yong, et al. Optimization of refueling docking trajectory for multi-UAV formation [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2025, 43(6): 1110-1120 (in Chinese)