

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0069

基于空中交通复杂度的大规模航迹优化

王红勇^{1,*}, 黄佳文¹, 姜高扬¹, 仲锋惟²

(1. 中国民航大学空中交通管理学院, 天津 300300; 2. 中国民用航空局空中交通管理局运行管理中心, 北京 100000)

摘要: 为平衡基于航迹运行模式下的整体空域态势, 提出一种基于空中交通复杂度的大规模航迹优化方法, 并利用真实运行数据仿真验证其有效性与优化效果。基于航班间潜在交互关系构建空中交通复杂度计算模型; 基于空中交通复杂度计算模型, 构建符合空管运行要求的多目标大规模航迹优化模型, 并提出优质基因遗传求解算法; 利用 2019 年 6 月的全国航班运行数据进行基于空中交通复杂度的航迹优化仿真模拟, 并将其与无冲突航迹优化进行了对比分析。仿真结果表明: 所提方法可以解决 93.74% 的潜在冲突; 与无冲突航迹优化相比, 所提方法在面对航路点等待和区域禁行的环境扰动时, 表现出较少的空中交通复杂度波动。通过调整 21.11% 航班, 可使各时段平均复杂度平均下降 24.98%, 全天总体平均复杂度从 120.52 降低到 72.82。

关键词: 航空运输; 大规模航迹优化; 遗传算法; 空中交通复杂度; 基于航迹运行

中图分类号: V355; U8

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2026)04-1005-10

近年来, 全球各国航空运输业飞速发展, 航空运输的需求量不断增加, 空域资源逐渐饱和。由于空域系统的结构限制, 通过宏观层面的扇区划分来增加空域容量的方法已经快要到达极限^[1]。在下一代空中交通管理系统中, 基于航迹运行 (trajectory based operation, TBO) 概念将会被广泛运用, 有助于提高飞行可预测性和运行效率^[2]。

面对不断增长的空中交通需求, 管制员则需要考虑航空器间的冲突及潜在冲突风险, 在有限的空域资源前提下, 不断对航空器进行调配控制。若某一时间段内的航班较为集中, 管制员没有精力形成最优的冲突解脱策略, 甚至会遗忘某些潜在冲突, 就会影响运行效率, 甚至危害飞行安全。因此, 需要从战略角度对航班航迹进行优化, 以便在冲突发生前对复杂交通进行识别和引导, 平衡空域运行态势, 减少频繁战术调配行为带来的管制压力。

在战略规划阶段对航班航迹进行优化, 已成为

国内外许多学者关注的问题。Islami 等^[3]提出一种方法来解决大规模航班规划问题, 通过分配起飞时间、水平飞行路径和飞行高度, 以尽量减少飞机轨迹之间的相互作用。通过欧洲的实际空中交通数据进行验证, 证明了该方法的可行性, 但因考虑飞机位置的不确定性, 而扩大了飞机间隔。Yan 等^[4]从无冲突角度对大规模航迹进行规划, 提出一种多目标多模因算法, 为解决 TBO 环境下的大规模航迹规划问题提供了精细化决策方案。Calvo-Fernández 等^[5]将数据驱动的空中交通管制模型和冲突解决模型相结合, 通过调整航迹减少了 85% 的航班冲突问题。Xu 等^[6]提出一种适用于大规模航迹规划的双层航迹规划模型, 上层侧重于最大限度地减少飞行时间, 而下层则旨在减少潜在冲突。谢华等^[7]综合考虑航空器动力学性能限制、可用航路限制、扇区容量约束、空中交通管制对于航班运行高度和速度的限制等, 提出容量受限下城市对“跑道-跑道”

收稿日期: 2024-01-30; 录用日期: 2024-05-31; 网络出版时间: 2024-06-19 14:30

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240618.1501.003

基金项目: 天津市应用基础多元投入基金重点项目 (21JCZDJC00840)

*通信作者. E-mail: hy_wang@cauc.edu.cn

引用格式: 王红勇, 黄佳文, 姜高扬, 等. 基于空中交通复杂度的大规模航迹优化 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52 (4): 1005-1014.

WANG H Y, HUANG J W, JIANG G Y, et al. Large-scale trajectory optimization based on air traffic complexity [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52 (4): 1005-1014 (in Chinese).

四维航迹多目标规划方法,为容量受限下科学配置城市对空域资源提供了方法框架。李萌等^[8]基于TBO运行模式,将容流限制和安全间隔作为约束条件,构建了航空器四维飞行轨迹规划模型,通过控制航空器到达特定航路点的时间,实现航空器四维飞行轨迹规划,减少了拥堵及冲突的概率,提高了空域资源的利用率。彭娅婷等^[9]提出一种基于复杂网络区的精细化空中交通复杂性分析模型。周逸等^[10]在无冲突的前提下,提出结合模拟退火和局部搜索算法的混合元启发式算法求解大规模多目标优化问题。常哲宁等^[11]侧重于研究风影响下的四维航迹优化问题,基于最优控制方法对航迹垂直剖面多目标优化问题进行建模,设计了梯形配点结合 ϵ -constraint的模型求解方法。张盈斐等^[12]针对动态连续空域中航线优化难以保证最优性及计算效率低下的问题,提出一种非圆形涟漪扩散算法,有效提高了工程计算效率。雷刚等^[13]提出遗传个体的基因优劣对比度,作为改进遗传算法中编码基因的遗传特性,提高了遗传算法的全局优化能力和收敛速度,增强了航迹规划的实时性。

目前国内外对于大规模航迹优化的研究,主要考虑实现航班间无冲突,侧重于2架航空器间的间隔保持、冲突解脱等调配行为,缺乏对冲突产生前的复杂交通态势的识别,而且过度精细化的规划忽视了大规模交通态势演化时可能产生的多米诺效应及冲突链式反应^[14],可能会给管制员带来更频繁的战术调配。空中交通复杂态势的识别一般是通过空中交通复杂度对其进行表征,如Wang等^[15]提出的一种基于航班间交互关系的空中交通复杂度计算方法。基于航班间交互关系的空中交通复杂度能够快速评估出交通态势的复杂度,且对于宏观衡量大规模航路节点空中交通复杂态势有着较强的适应度。因此,本文提出基于航班交互的空中交通复杂度计算模型,并以降低空中交通复杂度为目标进行大规模航迹优化。

1 空中交通复杂度计算模型

在航空运输网络中,庞大的交通量对航路节点有着巨大的压力。从宏观上来说,当2个航空器在相同的时间范围和高度范围内经过同一个航路点时,就会产生一定程度的潜在交互关系,而这种潜在交互关系就是空中交通复杂态势在航路点上的体现。为确定航班间的潜在交互关系,需获取各航班经过航路点的时间范围与高度范围。本文根据2019年6月航班历史运行数据,对各航班经过航路点的时间与高度进行统计并计算出相应样本的

95%置信区间,作为航班经过航路点的时间范围与高度范围。通过图解法,绘制航班态势框,分析航班潜在交互关系,如图1所示。

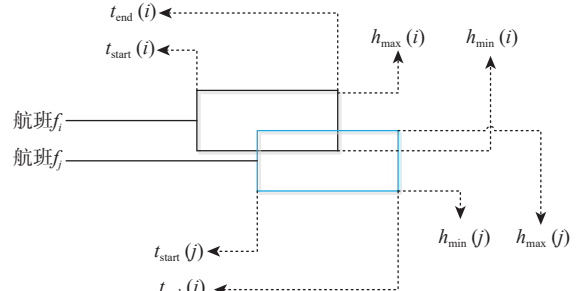


图1 航班潜在交互关系

Fig. 1 Flight potential interaction

图中, $t_{start}(i)$ 和 $h_{min}(i)$ 分别为航班*i*在经过航路点时,可能的最早时间和最小高度, $t_{end}(i)$ 和 $h_{max}(i)$ 分别为航班*i*在经过航路点时,可能的最晚时间和最大高度。此外, t_{start} 、 t_{end} 、 h_{max} 、 h_{min} 为95%置信区间的端点数值,需要通过样本数据的均值与方差计算得出,如下:

$$\begin{cases} t_{start} = \mu_t + 2\sigma_t \\ t_{end} = \mu_t - 2\sigma_t \\ h_{max} = \mu_h + 2\sigma_h \\ h_{min} = \mu_h - 2\sigma_h \end{cases} \quad (1)$$

式中: μ_t 为历史航迹时间数据的平均值, σ_t 为时间数据的标准差; μ_h 为历史航迹高度数据的平均值; σ_h 为高度数据的标准差;

不同的航班之间可能存在不同的交互关系,而多维度的交互则会带来更复杂的交互关系。若仅考虑时间维度,经过航路点 p_n 处的航班*i*与航班*j*的交互关系就可能会存在6种不同的情况,如图2所示。若同时考虑时间交互与高度交互,则会存在18种不同的交互情况。因此,探究交互关系规律,推导出交互关系通用表达式是后续研究的理论基础。

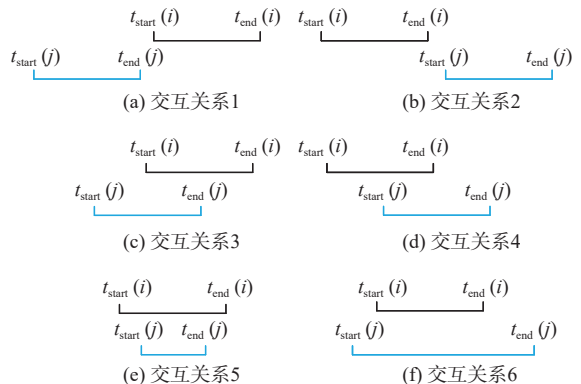


图2 时间维度交互关系

Fig. 2 Time dimension interaction

对图2中6种不同时间区间的交互关系进行分析, 发现在 $t_{start}(i)$ 、 $t_{end}(i)$ 、 $t_{start}(j)$ 、 $t_{end}(j)$ 这4个值中, 2个中值的差值能够有效反映所有情况的航班间时间交互关系。为避免由于交互时长的差异较大, 无法作为统一的公式化指标, 需对其进行归一化处理。

$$\begin{cases} C_{PTIE}^{p_n}(i, j) = \max\left(0, \frac{\min(t_{end}(i), t_{end}(j)) - \max(t_{start}(i), t_{start}(j))}{\min(t_{end}(i) - t_{start}(i), t_{end}(j) - t_{start}(j))}\right) \\ C_{PHIE}^{p_n}(i, j) = \max\left(0, \frac{\min(h_{end}(i), h_{end}(j)) - \max(h_{start}(i), h_{start}(j))}{\min(h_{end}(i) - h_{start}(i), h_{end}(j) - h_{start}(j))}\right) \end{cases} \quad (2)$$

接下来, 考虑时间与高度的二维交互关系。考虑到时间与高度的二维交互关系对管制员的实际影响情况, 时间交互关系与高度交互关系之间存在着相互影响: 如果航班*i*与航班*j*只存在高度交互而不存在时间交互, 此时不会对管制员产生任何管制压力; 反之亦然。因此, 对于航班*i*与航班*j*之间的交互关系, 本文提出航班间潜在二维交互公式 (potential time-height interaction equation, PTHIE), 如下:

$$C_{PTHIE}^{p_n}(i, j) = \begin{cases} C_{PTIE}^{p_n}(i, j) + C_{PHIE}^{p_n}(i, j) & C_{PTIE}^{p_n}, C_{PHIE}^{p_n} > 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

最后, 将经过航路点 p_n 处的*M*个航班间的潜在交互汇总求和即为航路点 p_n 处的空中交通复杂度 C_{p_n} , 而全国范围的航路点复杂度态势就构成了全国总体空中交通复杂度 $C_{overall}$ 为

$$C_{overall} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N C_{p_n} = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N \sum_{i, j=1}^M C_{PTHIE}^{p_n}(i, j) \quad (4)$$

式中: *N*为航路点 p_n 的数量; $C_{PTHIE}^{p_n}(i, j)$ 为航班*i*与航班*j*在航路点 p_n 处的潜在二维交互关系。

2 大规模航迹优化及求解模型

2.1 问题描述

基于全国空中复杂度态势多层次、大规模等特点, 本文通过控制航空器到达特定航路点的时刻和飞行高度层对航迹进行优化, 以达到减小航班潜在交互, 平衡全国整体态势的效果。本文基于以下假设构建基于空中交通复杂度的大规模航迹优化模型:

- 1) 确定性需求, 航班总量是已知的。
- 2) 没有因管制员失误而造成的过长空中等待。
- 3) 没有航班取消。不考虑由于天气、流量控制、机械故障等原因导致的航班取消问题。
- 4) 考虑航班一定的提前, 允许一定的延误。
- 5) 管制员可以通过合理的调控, 在飞行性能允

许范围内控制飞机飞行轨迹。
6) 暂时不考虑改航问题。

2.2 模型建立

固定航路飞行条件下的空域结构可以表示为一个封闭的区域 $S \subset \mathbf{R}^3$, 如图3所示。按照飞行高度的不同划分出不同的飞行高度层 $l \in S$, 对于每个飞行高度层, 水平面是一个有向图 (P, E) , 其中, 节点*P*为航路点的集合, 弧*E*为航路的集合。在战略阶段, 控制航空器经过关键航路节点时的时间及空间位置是TBO运行模式下航迹规划的主要方式。因此, 对于在空中飞行的航班*f*, 其飞行轨迹 L^f 可以利用时间和三维空间位置表示为

$$L^f = \{(p_1^f, l_{p_1}^f, T_{p_1}^f), (p_2^f, l_{p_2}^f, T_{p_2}^f), \dots, (p_n^f, l_{p_n}^f, T_{p_n}^f)\} \quad (5)$$

式中: p_n^f 为航班*f*经过的第*n*个航路点 p_n 的位置, $p_n \in P$, $P_i^f = (x_i^f, y_i^f)$; $T_{p_n}^f$ 为航班*f*到达航路点 p_n 的时间范围, $T_{p_n}^f = [t_{start, p_n}^f, t_{end, p_n}^f]$; $l_{p_n}^f$ 为航班*f*经过航路点 p_n 时的飞行高度层。经过航路点 p_n 处有*M*个航班 f_{p_n} , 而所有的航班都属于航班集*F*。

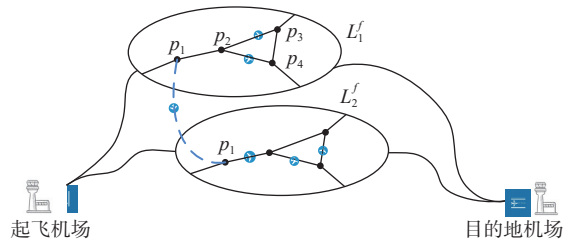


图3 固定航路飞行条件下的空域结构

Fig. 3 Airspace structure under fixed-route flight conditions

为降低航路节点复杂度, 平衡空域运行态势, 考虑到燃料成本和安全风险等相关因素, 本文将航班飞行轨迹 L^f , 作为决策变量, 并提出以下优化目标和约束条件。

- 1) 总体空中交通复杂度最小化。在航迹优化过程中, 为避免出现局部空中交通复杂度增高而总体空中交通复杂度降低的虚假优化结果, 本文将全天的总体空中交通复杂度拆分为24个时段测度,

并在本节后文添加相关约束条件, 总体空中交通复杂度计算式为

$$\min C_{\text{overall}} = \min \sum_{k=1}^{24} C_{\text{overall}}^k = \min \left(\sum_{k=1}^{24} \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N \sum_{i,j=1}^M C_{\text{PTHE}}^{p_n}(i, j) \right) \quad (6)$$

式中: k 为一天的 24 个时段, 每个时段 1 h; C_{overall}^k 为 k 时段的总体空中交通复杂度。

2) 航迹改变成本最小化。航迹改变会带来相应的燃料成本及时间成本, 分为 3 部分: 地面等待成本 M_{GH} 、空中延误成本 M_{AH} 、飞行高度层改变成本 M_{FL} 。结合 3 个成本指标, 设置总体航迹优化成本 (total trajectory optimization cost, TTOC) 优化目标:

$$\min O_{\text{TTOC}} = \min(M_{\text{GH}} + M_{\text{AH}} + M_{\text{FL}}) \quad (7)$$

$$\begin{cases} M_{\text{GH}} = \sum_{f=1}^F \lambda_{\text{GH}} |t_d^f - d^f| \\ M_{\text{AH}} = \sum_{f=1}^F \sum_{p=1}^P \lambda_{\text{AH}} (W_{p_n}^f - T_{p_n}^f) \\ M_{\text{FL}} = \sum_{f=1}^F \sum_{p=1}^P \lambda_{\text{FL}} |L_{p_n}^f - K_{p_n}^f| \end{cases} \quad (8)$$

式中: t_d^f 为航班的实际起飞时间; d^f 为计划离场时间; $W_{p_n}^f$ 为航班 f 在航路点 p_n 处的计划过点时间; $T_{p_n}^f$ 为航班 f 在航路点 p_n 处的实际过点时间; $L_{p_n}^f$ 为航班 f 在航路点 p_n 处的实际飞行高度层; $K_{p_n}^f$ 为航班 f 在航路点 p_n 处的计划飞行高度层 (requested flight level, RFL)。 λ_{GH} 、 λ_{AH} 、 λ_{FL} 为 3 部分的单位成本系数。成本系数的值取决于飞机机型等其他因素, 空中延误和飞行高度层改变的成本比地面等待成本更高^[16]。总体航迹优化成本应定义成本系数关系:

$$\lambda_{\text{GH}} < \lambda_{\text{AH}} < \lambda_{\text{FL}}。$$

3) 航迹优化效率最大化。仅从飞行效率来看, 对特定轨迹的完全重新分配可能会有效降低空中交通复杂度, 但从优化效率及实际运行情况考虑, 应注重航迹优化效率, 避免对航迹的过度优化。因此, 提出最大化总体航迹优化效率 (overall trajectory optimization efficiency, OTOE) 的优化目标:

$$\max O_{\text{OTOE}} = \left(\sum_{k=1}^{24} |\Delta C_{\text{overall}}^k| \right) / \left(\sum_{f=1}^F \sum_{l=1}^{L^f} \Delta O \right) \quad (9)$$

式中: ΔO 为优化航迹中与计划航迹的差异点个数, $\sum_{f=1}^F \sum_{l=1}^{L^f} \Delta O$ 为所有航班的航迹优化后要素调整个数; $\Delta C_{\text{overall}}^k$ 为在 k 时段的总体空中交通复杂度降低量。

在大规模航迹优化问题中, 需要考虑到航空器

性能、延误时长的调整范围、飞行高度层的调配要求及变量自身特征等约束要求, 建立如下约束条件:

$$t_d^f \leq t_d^f \leq \bar{t}_d^f \quad \forall f \in F \quad (10)$$

$$|t_d^f - d^f| \leq 15 \quad \forall f \in F \quad (11)$$

$$t_{\text{start}, p_{n+1}}^f \geq t_{\text{end}, p_n}^f + \frac{D_{\text{ED}}(p_{n+1}(x_{n+1}, y_{n+1}), p_n(x_n, y_n))}{S_{\text{PFM}}^{A_{\text{CT}}^f}(M_{\text{CS}})} \quad \forall f \in F; \forall p_n \in P \quad (12)$$

$$l_{p_n}^f = \begin{cases} l_{\text{singular}} & 0^\circ \leq T_{\text{CS}} \leq 179^\circ \\ l_{\text{plural}} & 180^\circ \leq T_{\text{CS}} \leq 359^\circ \end{cases} \quad (13)$$

$$|l_{p_{n+1}}^f - l_{p_n}^f| \leq 2 \quad l_{p_n}^f \in L^f \quad (14)$$

$$\sum_1^n |l_{p_{n+1}}^f - l_{p_n}^f| \leq \frac{n-1}{2} \quad l_{p_n}^f \in L^f \quad (15)$$

$$\begin{cases} \Delta C_{\text{overall}}^k \leq 0 \\ \Delta O \in \mathbf{N}^* \end{cases} \quad (16)$$

式中: t_d^f 为飞机离场时间; \underline{t}_d^f 和 \bar{t}_d^f 分别为 t_d^f 的最小值和最大值; d^f 为预计起飞时间; $D_{\text{ED}}(p_{n+1}(x_{n+1}, y_{n+1}), p_n(x_n, y_n))$ 为航路点 p_n 及下一个航路点 p_{n+1} 之间的欧氏距离; $S_{\text{PFM}}^{A_{\text{CT}}^f}(M_{\text{CS}})$ 表示根据飞机性能数据得到的航空器在 $l_{p_n}^f$ 飞行高度层时的最大巡航速度 (maximum cruise speed, MCS); A_{CT}^f 表示执行航班 f 航班计划的飞机机型; T_{CS} 表示航向。

约束 (10) 是为确保飞机离场时间 t_d^f 在区间 $[\underline{t}_d^f, \bar{t}_d^f]$ 之间, 以避免航班延误或提前起飞时间太多。约束 (11) 根据中国民用航空局的规定, 15 min 内的延误被视为正常飞行。因此, 主动延误时长 $|t_d^f - d^f|$ 不能超过 15 min。约束 (12) 考虑了飞机的航行性能, 限制了飞机通过航路点的时间, 以确保优化后的预计到达时间不会超出飞机速度的阈值。约束 (13) 是基于实际运行情况对飞行高度层调配而设计的约束条件。飞行高度层的选择应遵循“东单西双”原则, l_{singular} 与 l_{plural} 分别对应不同真航线角的飞行高度层类型, $l = \{l_{\text{singular}}, l_{\text{plural}}\}$ 。约束 (14) 为飞行高度层变化的约束, 主要考虑飞机性能以及高度层变化时的安全性。在进行飞行高度层变化时, 禁止进行跨多个高度层的飞行高度层调配, $|l_{p_{n+1}}^f - l_{p_n}^f|$ 为航班在经过航路点 p_n 及下一个航路点 p_{n+1} 之间的飞行高度层差值, 结合式 (13), 飞行高度层变化不超过 2 个飞行高度层。约束 (15) 将航班 f 在整个飞行过程中的高度层改变次数限制为飞行航段数的一半, 以避免频繁地爬升与下降。其中, n 为航班 f 经过的航路点个数, $n-1$ 为航班 f 经过的航段个数。约束 (16) 中, $\Delta C_{\text{overall}}^k$ 表示在 k 时段的总体空中交通复杂度降低量, 应为负值; \mathbf{N}^* 为

正整数集, 优化航迹中与计划航迹的差异点个数要求正整数。

2.3 改进的遗传算法求解方法

遗传算法具有较强的全局搜索能力, 可以通过种群的演化, 同时探索多个潜在解, 并在整个搜索空间中寻找全局最优解。但在面对大规模航迹优化时, 可行解空间过大, 传统的遗传算法存在着计算量过大且收敛性较低的缺陷。

为提升寻优速度, 通常需要将传统的遗传算法进行改进。首先, 可以通过改进初始化种群的方式提升算法性能, 如混沌映射^[17], 但大规模航迹优化问题需要基于现有飞行计划进行优化, 无法有效地改进初始化种群; 其次, 可以通过策略性优化个体进行迭代更新, 其中, 自适应遗传算法^[18]较为典型。自适应遗传算法可以通过调整个体层面的交叉概率和变异概率, 以适应不同阶段的搜索空间, 但其依然需要通过不断计算适应度选择进化方向, 是一种无方向性的个体进化。

为进一步提高本文方法的运算效率和收敛速度, 本文针对基因改进层面, 提出一种具有方向性进化能力的优质基因遗传求解算法, 通过加强对优质基因的保留, 对劣质基因的摧毁, 促进种群以更快地朝着优质的方向进化, 具体步骤如下:

1) 初始化种群。设定种群规模为 100。

2) 计算适应度。通过适应度函数的计算, 对个体适应度进行评估。

针对本节提出的优化目标, 发现不同目标之间存在着相互影响关系且多目标之间没有共同的测度标准, 多目标之间的重要程度难以定量地描述。因此, 本文采用物理规划的方法将多目标转化为单目标问题。在本文求解的多目标问题中, 前 2 个优化目标以最小值为目标, 最后一个则是以最大值为优化目标。因此, 需将最后一个优化目标转化为以最小值为目标的优化目标, 以便符合第 2 类 (Class-II) 偏好型问题的类别划分, 转化后优化目标为

$$\max O_{\text{OTOE}} = \min O_{\text{OTOE}}^{-1} = \left(\sum_{f=1}^F \sum_{l'=1}^{L'} \Delta O \right) / \left(\sum_{k=1}^{24} \Delta C_{\text{overall}}^k \right) \quad (17)$$

本文根据 3 个目标函数特点, 将偏好函数设为函数值在 [0, 1] 范围内的分段函数, 可得偏好函数如下:

$$P_i(g) = \begin{cases} \lambda(i) + \frac{\lambda(i+1) - \lambda(i) \times (g - g_i)}{g_{i+1} - g_i} & g_i \leq g \leq g_{i+1} \\ \lambda(i) e^{\frac{g - g_5}{g_5 - g_4}} & g \geq g_5 \end{cases} \quad (18)$$

式中: P_i 为偏好函数; g 为目标值; $g_i (i = 1, 2, \dots, 5)$ 为

偏好区间的边界点, $\lambda(i)$ 为每个边界点的偏好值, 构建如下:

$$\lambda(i) = (e^{i-5})^{0.35} \quad (19)$$

式中: $i = 1, 2, 3, 4, 5$ 。

因此, 物理规划的多目标问题转换为单目标问题的总偏好函数 P_t 表示为

$$P_t = \sum_{j=1}^J P_{t_j}(g) = P_{t1}(C_{\text{overall}}) + P_{t2}(O_{\text{TTOC}}) + P_{t3}(O_{\text{OTOE}}^{-1}) \quad (20)$$

式中: $P_{t_j}(g)$ 为第 j 个目标的偏好函数。根据本文的优化目标包括: $\min C_{\text{overall}}$ 、 $\min O_{\text{TTOC}}$ 、 $\min O_{\text{OTOE}}^{-1}$, 得出本文大规模航迹优化问题的适应度函数。

3) 选择精英个体。为保留上一代中适应度较好的个体, 本文方法采用精英保留策略, 将 10 个适应度值最好的个体直接进入下一代重组中而不用参与交叉变异。同时也需要将 10 个优秀个体进行复制放回种群, 以便传承优质基因, 加速种群优质进化。

4) 优质基因标记。根据对所有个体的空中交通复杂度, 筛选出高峰航路点的低复杂度个体中关键航迹标记为优质基因, 即高优质系数; 将高峰航路点中复杂度异常值的相关航迹标记为劣质基因, 即低优质系数。基因优质系数 κ_{QG} 主要作用于交叉阶段与变异阶段, 优质系数越高, 则其基因交叉倾向越高, 基因变异倾向越低; 优质系数越低, 则其基因交叉倾向越低, 基因变异倾向越高。

5) 单点交叉。本文采用单点交叉, 将选择进入交叉变异的 100 个个体随机两两组合, 按照交叉概率 $P_c = 0.9\kappa_{\text{QG}}$ 决定是否进行交叉操作。若进入交叉操作, 则随机生成 2 个点位进行基因交叉。

6) 基因变异。本文采用轮盘赌的方式选择可能变异的基因点位, 找到基因点位后还需要考虑其基因优质系数, 设置其变异概率 $P_v = 0.8(\kappa_{\text{QG}})^{-1}$ 。

7) 个体重组。将精英保留策略的 10 个个体与交叉变异的 100 个个体组合成为新的种群。跳转步骤 2 直至达到迭代次数并输出结果。

3 计算结果对比与分析

3.1 全国空中交通复杂度计算结果与分析

采集了国家空管系统 2019 年 6 月的真实运行数据, 对数据进行筛选处理后, 通过全国空中交通复杂度计算模型, 对全国空中交通态势进行识别并分析, 绘制全国空中交通复杂度地图如图 4 所示。

全国空中交通复杂度地图可以直观看出空间维度的空中交通态势分布情况, 整体空中交通态势

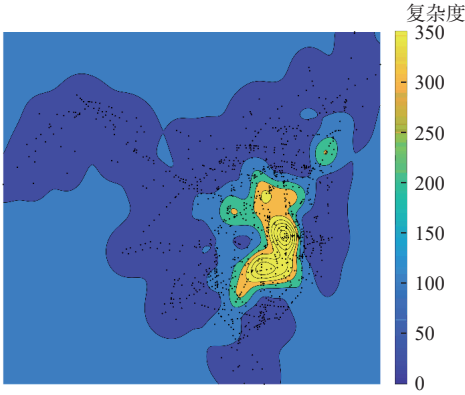


图4 全国空中交通复杂度地图

Fig. 4 China air traffic complexity map

在空间上呈现出明显的不平衡性, 高峰航路点主要集中在全国的中部地区。从计算出的全国空中交通复杂度数据上来看, 全国航路点中 11.65% 的航路点产生的复杂度占了全国复杂度总数的 65.53%。

从时间维度对全国空中交通复杂度数据进行分析。为观察时间上航路点复杂度变化情况, 以 1 h 为一时段, 绘制全国复杂度时段图 and 高峰航路点 (PAVTU 航路点为例) 复杂度时段图, 如图 5 和图 6 所示。

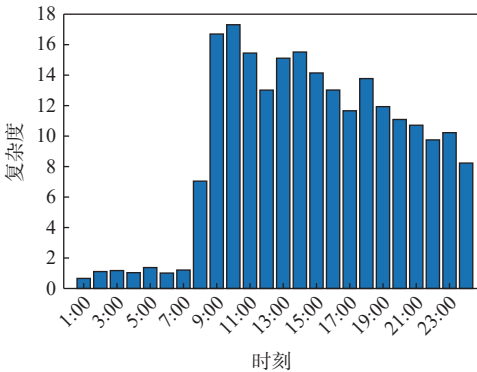


图5 各时间段平均复杂度

Fig. 5 Average complexity for each time period

由图 5 可以明显看出, 从 0:00—9:00 时间段内, 全国平均复杂度较低, 从 9:00 开始全国平均复杂度大幅升高, 后随着时间增加缓慢减少。从单一航路点来看, 从 0:00—8:00 时间段内, 复杂度较低。在 10:00—11:00 为该点复杂度高峰时期, 随后略有降低, 但也有着较高的复杂度。总体来说, 全国的空中交通运行态势在空间和时间上均呈现出一定的不均衡性。

3.2 基于复杂度的航迹优化有效性验证

对于大规模航迹优化有效性的验证难以通过场景模拟进行验证, 需要通过真实数据进行仿真测试。本文将真实运行数据作为样本数据, 同时进行基于空中交通复杂度的航迹优化和基于无冲突的

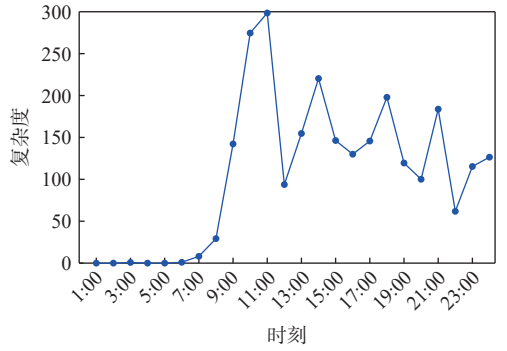
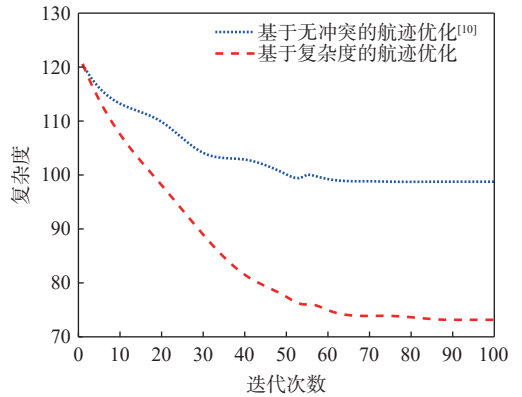


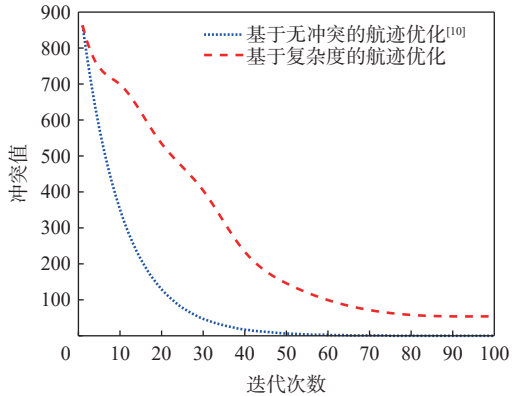
图6 PAVTU点复杂度变化

Fig. 6 PAVTU point complexity variation

航迹优化, 并采用相同的传统遗传算法优化方式进行优化以验证基于复杂度航迹优化的有效性, 2 种优化方式的迭代过程如图 7 所示。



(a) 不同优化方式复杂度的变化情况



(b) 不同优化方式冲突值的变化情况

图7 2种优化方式的迭代过程

Fig. 7 Iterative process for two optimization methods

如图 7(a) 所示, 基于空中交通复杂度的大规模航迹优化迭代过程, 随着迭代次数的增加, 空中交通复杂度逐渐减小, 至 89 代后开始收敛, 说明基于空中交通复杂度的航迹优化具有收敛性。而基于无冲突的航迹优化, 在 55 代附近出现复杂度反增的现象。图 7(b) 展示了 2 种优化方式迭代过程中冲突值的变化情况。基于无冲突的航迹优化方式的冲突值不断减少至 0, 而基于复杂度航迹优化方

式虽然还存在一定的冲突,但在迭代过程中冲突值大幅减少。

如图 8 所示,基于无冲突优化与基于复杂度优化的结果对比显示,未进行航迹优化时,整体空域表现出较高的复杂度和大量的冲突。经过基于无冲突的航迹优化后,成功实现了无冲突,但对整体空域态势来说依旧保持较高的复杂度值,高出基于复杂度航迹优化方式的 35.62%。这表明,基于无冲突的航迹优化对空域整体运行态势的优化并不明显。相比之下,在经过基于复杂度的航迹优化后,空中交通复杂度指标降低了 60.40%,大大降低空域整体态势的复杂程度,同时使冲突值降低了 93.74%,说明基于复杂度的航迹优化方式不仅在平衡空域态势方面效果显著,而且在降低冲突方面也表现出很强的有效性。

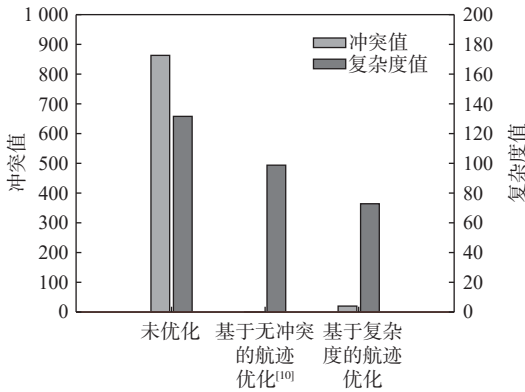


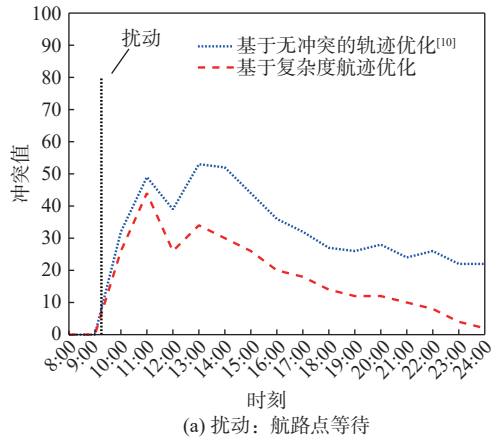
图 8 优化结果对比

Fig. 8 Optimized solution results comparison

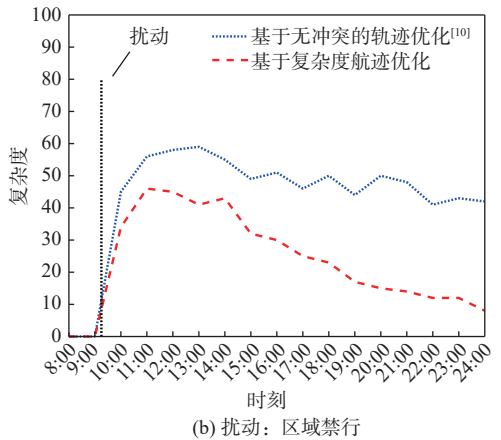
过度精细化的规划忽视了大规模交通态势演化时可能产生的多米诺效应及冲突链式反应,为验证 2 种优化方案对交通态势演化的鲁棒性,分别模拟航路点等待情况和天气等原因造成的区域禁行情况这 2 种环境扰动,对比不同环境扰动对基于复杂度的航迹优化方案与无冲突航迹优化方案的影响程度,并绘制扰动后冲突值变化图,如图 9 所示。

图 9(a) 模拟了航路点等待对后续态势的影响,以及 2 种优化方案的反应。具体而言,选取上海 01 扇区高峰航路点 UGAGO,并设置了航路点等待,等待时间为 0.5 h,随后恢复通航。图 9(b) 则模拟了天气等原因造成的区域禁行情况,选取了郑州 01 号扇区,在其内禁行 A461、B208、H14 航路,禁行时间同样设置为 0.5 h 后恢复通航。假设管制员可以合理调配各航空器,使航班能够按照无冲突优化后的飞行计划进行飞行。

由图 9(a) 可以看出,在经历航路点等待后,基于无冲突的航迹优化方案将会比基于复杂度的航迹优化方案产生更多冲突。随着时间的发展,基于复杂度的航迹优化方案以较快的速率恢复了扰动



(a) 扰动: 航路点等待



(b) 扰动: 区域禁行

图 9 受到扰动后不同优化方式冲突值变化

Fig. 9 Conflict value variations of different optimization methods after perturbation

前的低冲突交通态势。而基于无冲突的航迹优化方案恢复速率较慢,在 20:00 时段和 22:00 时段反而因冲突链式反映出现了冲突的反增现象。在图 9(b) 中,加大了对环境的扰动,2 种优化方案的差异则更加明显。在区域航路禁行半个小时后,基于无冲突的航迹优化方案平均时段冲突值达到了 49.13,且并未呈现下降趋势。基于复杂度的航迹优化方案平均时段冲突值为 26.47,相较基于无冲突的航迹优化方案减少 53.87%,且呈现明显下降趋势。

在航路点等待和区域禁行 2 种类型的环境扰动下,对比基于无冲突的航迹优化方案与基于复杂度的航迹优化方案,可以明显看出,基于空中交通态势识别的空中交通复杂度优化可以极大程度解决冲突,且在面对大规模交通态势变化时具有着较高的鲁棒性。

3.3 航迹优化结果与分析

针对全国空中交通运行态势的不均衡性现象,采用本文大规模航迹优化模型对全国的航班航迹进行优化,以减小航班潜在交互,平衡全国空中交通运行态势。本文分别采用传统遗传算法、自适应遗传算法和优质基因遗传算法对大规模航迹优化

模型进行求解,迭代过程如图10所示。

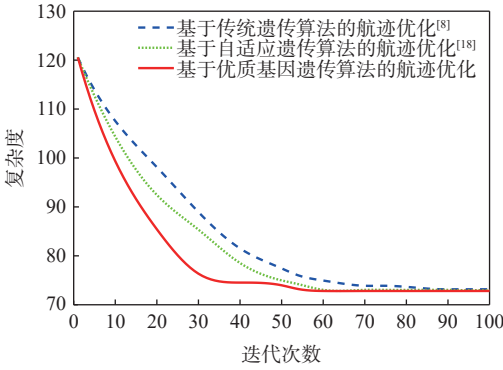


图10 不同优化算法的航迹优化迭代

Fig. 10 Iterative plot of trajectory optimization with different optimization algorithms

在3种优化算法的航迹优化迭代图中,3种优化算法的航迹优化结果基本一致。采用传统遗传算法的航迹优化方案迭代至89代时,空中交通复杂度值才达到最小值,而采用优质基因遗传算法和自适应遗传算法的航迹优化方案迭代至60代时就已经产生了收敛。因此,可以明显看出,优质基因遗传算法收敛性良好且相较于传统遗传算法与自适应遗传算法有着更强的优化效率。

经过优质遗传算法优化过后,即可得到基于空中交通复杂度航迹优化后的航迹数据。利用空中交通复杂度计算模型,计算每个时间段的复杂度并对数据进行统计分析,并绘制优化前后各时段全国复杂度对比图和高峰航路点PAVTU优化前后复杂度对比图,如图11和图12所示。

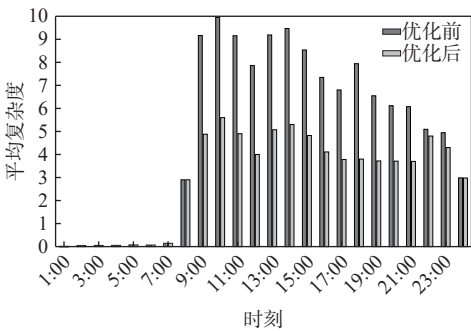


图11 优化前后平均复杂度对比

Fig. 11 Comparison of average complexity before and after optimization

通过图11可以明显看出,各时段全国平均复杂度有明显的降低。在复杂度最高的9:00—10:00时间段,空中交通复杂度降低43.74%;对空中交通复杂度优化最明显的时段为20:00—21:00时间段,降低了52.15%。各时段优化平均下降24.98%,对于高峰时期的复杂度降低37.48%。对于高峰航路点的优化效果则更为明显,对于全国312个高峰航路点,空中复杂度整体降低了65.84%。以PAVTU

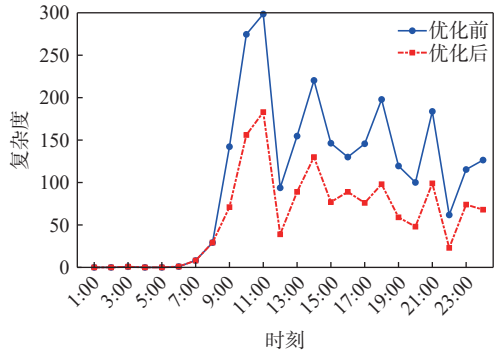
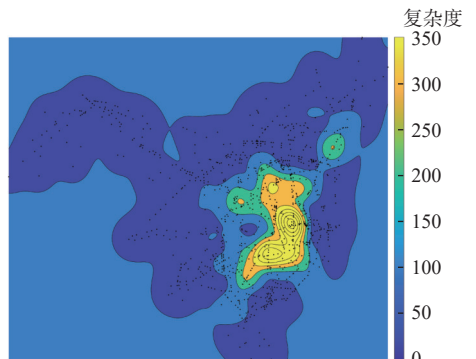


图12 优化前后PAVTU复杂度变化图

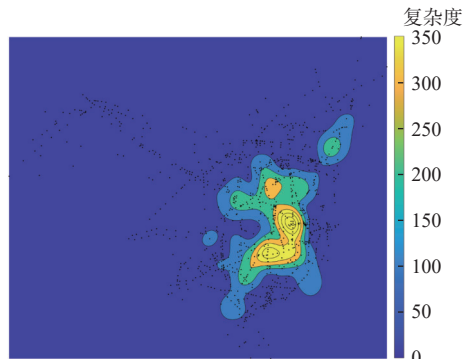
Fig. 12 Plot of PAVTU complexity change before and after optimization

航路点为例,可以通过图12看出,空中交通复杂度明显的降低,平均降低46.54%,最高在21:00—22:00时间段内航班间交互降低了62.79%。

对比优化前后的航班飞行轨迹方案,总计调整了航班2108个,占到总航班数量的21.11%,总计调整时间约302h,航班平均调整时间为8.60min,最高延误时长仅为13min,全天总体平均复杂度从120.52降低到72.82,降低了39.58%。为直观表现优化效果,绘制优化前后的全国空中交通复杂度地图,如图13所示。可以明显看出,基于空中交通复杂度的航迹优化,可使全国空中交通复杂度更加均



(a) 优化前全国空中交通复杂度地图



(b) 优化后全国空中交通复杂度地图

图13 优化前后全国空中交通复杂度地图对比

Fig. 13 Comparison of national air traffic complexity maps before and after optimization

衡,对平衡整体空域运行态势有着一定的效果。

4 结论

1) 本文针对航迹优化中缺乏对空中交通复杂态势识别的问题,提出一种适用于大规模航迹优化的空中交通复杂度计算模型,可反映航路节点处交通态势的复杂程度。

2) 本文针对大规模交通态势演化可能出现的冲突链式反应问题,基于空中交通复杂度的航迹优化方案能够在面对航路点等待和区域禁行的环境扰动时,表现出较少的空中交通复杂度波动。

3) 本文针对大规模航迹优化难以平衡空域态势的问题,采用优质基因遗传算法对基于空中交通复杂度的大规模航迹优化进行求解。优化结果表明,全天总体平均空中交通复杂度降低了39.58%。

本文是基于航空器无故障等相对稳定状态下的整体优化,而对于大规模航迹优化中的航班运行不确定性,还需要结合气象条件、航空器维护状况等实际因素进行进一步的研究。

参考文献 (References)

- [1] CAI K Q, TANG Y W, WANG W. An evolutionary multi-objective approach for network-wide conflict-free flight trajectories planning[C]//Proceedings of the IEEE/AIAA 34th Digital Avionics Systems Conference. Piscataway: IEEE Press, 2015: 1D2-1-1D2-10.
- [2] TOEBBEN H, LE TALLEC C, JOULIA A, et al. Innovative future air transport system: simulation of a fully automated air transport system[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 2021, 225: 45-55.
- [3] ISLAMI A, CHAIMATANAN S, DELAHAYE D. Large-scale 4D trajectory planning[M]//Air Traffic Management and Systems II. Berlin: Springer, 2017: 27-47.
- [4] YAN S, CAI K Q. A multi-objective multi-memetic algorithm for network-wide conflict-free 4D flight trajectories planning[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2017, 30(3): 1161-1173.
- [5] CALVO-FERNÁNDEZ E, PEREZ-SANZ L, CORDERO-GARCÍA J M, et al. Conflict-free trajectory planning based on a data-driven conflict-resolution model[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2017, 40(3): 615-627.
- [6] XU M, HU M H, ZHOU Y, et al. Multi-aircraft cooperative strategic trajectory-planning method considering wind forecast uncertainty[J]. Sustainability, 2022, 14(17): 10811.
- [7] 谢华, 黎子弘, 杨磊, 等. 容量受限下城市对航班四维航迹优化[J]. 航空学报, 2022, 43(8): 325581.
XIE H, LI Z H, YANG L, et al. Optimization of four-dimensional trajectory of city pair with limited capacity[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(8): 325581(in Chinese).
- [8] 李萌, 初建宇, 李印风, 等. 基于航迹运行模式的航空器航迹优化模型[J]. 铁道科学与工程学报, 2022, 19(9): 2583-2591.
LI M, CHU J Y, LI Y F, et al. Aircraft trajectory optimization model under trajectory based on operation[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2022, 19(9): 2583-2591(in Chinese).
- [9] 彭娅婷, 温祥西, 吴明功, 等. TBO模式下基于复杂网络的空中交通复杂性分析[J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(4): 1234-1244.
PENG Y T, WEN X X, WU M G, et al. Complex network-based air traffic complexity analysis in TBO[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(4): 1234-1244(in Chinese).
- [10] 周逸, 胡明华, 张颖. 固定航路飞行条件下的无冲突航迹规划[J]. 哈尔滨商业大学学报(自然科学版), 2021, 37(5): 550-556.
ZHOU Y, HU M H, ZHANG Y. Conflict-free trajectory planning in fixed route[J]. Journal of Harbin University of Commerce (Natural Sciences Edition), 2021, 37(5): 550-556(in Chinese).
- [11] 常哲宁, 胡明华, 张颖, 等. 风影响下航空器多目标最优控制航迹优化方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2024, 50(11): 3521-3531.
CHANG Z N, HU M H, ZHANG Y, et al. A multi-objective optimal control trajectory optimization method for aircraft under wind influence[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024, 50(11): 3521-3531(in Chinese).
- [12] 张盈斐, 袁莉燕, 周航, 等. 基于涟漪扩散算法的航空器自主航迹规划方法 [J/OL]. 北京航空航天大学学报, (2023-09-25)[2024-04-25]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20230922.1426.001>.
ZHANG Y F, YUAN L Y, ZHOU H, et al. FAutonomous trajectory planning method of aircraft based on ripple spreading algorithm[J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, (2023-09-25)[2024-04-25]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20230922.1426.001>(in Chinese).
- [13] 雷刚, 李云舒, 张宏强, 等. 改进麻雀搜索算法的飞行器航迹规划[J]. 电光与控制, 2024, 31(3): 41-47.
LEI G, LI Y S, ZHANG H Q, et al. An improved sparrow search algorithm for aircraft path planning[J]. Electronics Optics & Control, 2024, 31(3): 41-47(in Chinese).
- [14] PAIELLI R A. Evaluation of tactical conflict resolution algorithms for enroute airspace[J]. Journal of Aircraft, 2011, 48(1): 324-330.
- [15] WANG H Y, HUANG J W, DENG T T, et al. Evaluation and optimization of air traffic complexity based on resilience metrics[J]. Journal of Advanced Transportation, 2023, 2023: 5692934.
- [16] COOK A J, TANNER G. European airline delay cost reference values[EB/OL]. (2015-12-24)[2024-04-25]. <https://www.eurocontrol.int/sites/default/files/publication/files/european-airline-delay-cost-reference-values-final-report-4-1.pdf>.
- [17] 王永, 王明月, 龚建. 基于多目标遗传算法的8×8 S盒的优化设计方法[J]. 西南交通大学学报, 2024, 59(3): 519-527.
WANG Y, WANG M Y, GONG J. Optimal design method of 8 × 8 S-box based on multi-objective genetic algorithm[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2024, 59(3): 519-527(in Chinese).
- [18] 张劼, 李宁洲, 张晓娟, 等. 基于自适应变异遗传算法的多无人机航迹协同[J]. 火力与指挥控制, 2022, 47(11): 18-23.
ZHANG J, LI N Z, ZHANG X J, et al. Multi-UAV track coordination based on adaptive mutation genetic algorithm[J]. Fire Control & Command Control, 2022, 47(11): 18-23(in Chinese).

Large-scale trajectory optimization based on air traffic complexity

WANG Hongyong^{1,*}, HUANG Jiawen¹, JIANG Gaoyang¹, ZHONG Fengwei²

(1. College of Air Traffic Management, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

2. Operations Management Center, Air Traffic Management Bureau.CAAC, Beijing 100000, China)

Abstract: This work provides a large-scale trajectory optimization approach based on air traffic complexity to balance the overall airspace situation under the trajectory-based operation mode. It uses real operation data simulation to verify its effectiveness and optimization effect. Firstly, an air traffic complexity calculation model is constructed based on the potential interaction relationship between flights. Secondly, a multi-objective large-scale trajectory optimization model that meets the operational requirements of air traffic control is constructed based on the air traffic complexity calculation model, and a high-quality genetic solution algorithm is proposed. Finally, using the national flight operation data from June 2019, a simulation simulation of air traffic complexity-based trajectory optimization is performed, and a comparison between conflict-free trajectory optimization and air traffic complexity-based trajectory optimization is conducted. Conflict trajectory optimization is compared and analyzed. The simulation results show that the proposed method can resolve 93.74% of potential conflicts. Compared with conflict-free trajectory optimization, its optimization scheme exhibits less air traffic complexity fluctuations when facing environmental perturbations such as waypoint waiting and area bans. By adjusting 21.11% of the flights, it can reduce the average complexity of each time period by 24.98% on average, and the overall average complexity of the whole day is reduced from 120.52 to 72.82.

Keywords: air transportation; large-scale trajectory optimization; genetic algorithm; air traffic complexity; trajectory based operation