基于改进黑翅鸢算法的航班滑行路径多目标优化

张 惠，吴永强

（中国民用航空飞行学院机场学院，广汉 618307）

摘要：针对大型枢纽机场的航班滑行路径优化问题，以避免滑行冲突为前提，构建最小化滑行时间、延误成本和油耗成本的多目标优化模型，并设计一种改进黑翅鸢算法（IBKA）求解。该算法嵌入Dijkstra算法预筛路径，结合佳点集与反向学习初始化及差分进化（DE）增强优化性能。以成都双流机场为例，仿真结果表明，IBKA能够生成分布更均衡的帕累托解集，较标准BKA平均降低滑行时间3.7%、延误成本6.3%和油耗成本2.5%，验证了模型与算法的有效性。

关键词：滑行路径优化；滑行冲突解脱；改进黑翅鸢算法（IBKA）；多目标优化

中图分类号：V355 **文献标志码：**A **文章编号：**1671－1807(2026)05－0069－08

随着民航运输业的快速发展，机场航班流量持续攀升，与地面资源受限之间的矛盾日益突出。航班滑行阶段普遍面临冲突频发、等待时间过长及燃油消耗偏高等问题，不仅制约了机场运行效率，也对绿色低碳发展目标提出了严峻挑战。作为连接跑道与机位的重要环节，滑行路径的优劣直接影响机场整体运行性能，因此开展滑行路径多目标优化研究具有理论意义与实际价值。

关于滑行路径优化研究，国内外学者从不同角度进行了探索。Everts和Visser[1]、Ludovica等[2]聚焦污染排放最小化，但后者通过将等待转移至停机位实现减排，一定程度上加剧了机位负荷且存在冲突风险。Li等[3]、Zhang等[4]及Zhou等[5]的研究主要侧重于滑行道系统内部的速度控制与轨迹优化，在节能降耗方面取得了进展。张兆宁和王彤[6]侧重优化快速出口滑行道布局，融合跑道出口选择与冲突约束，并设计改进遗传算法求解。何庶等[7]改进了遗传算法编码优化侧向跑道机场的滑行路径。孙若飞等[8]融合Yen算法与遗传算法优化滑行速度，实现滑行成本最小化。何康等[9]基于栅格化地图降低滑行复杂度，利用改进A*算法优化滑行路径。杨玉蓉和吴永强[10]、黄邦菊和史继龙[11]则考虑了不同的滑行冲突情形，为机场地面运行提供了无冲突的滑行路径规划方案。

随着研究的深入，学界逐渐认识到单一目标优化难以全面反映运行实际，滑行路径问题正呈现出系统协同与多目标融合的研究趋势。闫萍和袁媛[12]同时考虑滑行时间与旅客转机时间双目标，并采用自适应差分进化算法求解。祁欣月等[13]、钟庆伟等[14]强调CO_2排放目标与运行效率的平衡，分别采用Dijkstra算法和NSGA-II（non-dominated sorting genetic algorithm II）算法处理高维复杂问题。赵文涛等[15]提出了基于推出率控制策略的航班离场成本模型与滑行优化方法，构建了包含航空公司运营成本、旅客延误成本和环境成本的综合离场成本函数，并运用遗传算法求解，在缓解场面拥堵的同时有效降低了总成本与排放。郑丽君等[16]针对高峰时段离港航空器提出了绿色滑行策略，通过构建融合时间、油耗与排放成本的总成本模型，验证了机位等待与速度优化在减少拥堵与排放方面的有效性。程小慷等[17]建立了基于改进粒子群算法的离港航班绿色滑行路径优化模型，通过滑行速度离散化与多目标优化机制，实现了滑行时间、油耗、排放和总成本等多个指标的协同优化。

综上所述，尽管现有研究成果丰富，但仍存在以下局限：①多数研究仍以单一目标，如最小化滑行时间[5-6,8-11,13]、燃油消耗[1-4]、延误时间[7]为优化对象，未能将多目标纳入统一框架进行协同优化；②现有研究在处理多目标优化问题时，往往采用线性加权方式将多个目标转化为单目标[12,15-16]，难以准确反映目标间复杂的制约与耦合关系；③航班滑

收稿日期：2025-09-18

作者简介：张惠（2001—），女，江苏南通人，硕士研究生，研究方向为民航交通运输；通信作者吴永强（1987—），男，四川峨眉人，博士，副教授，研究方向为民航运输管理。

行路径优化是一个 NP-Hard（non-deterministic polynomial）、多目标、多约束的复杂问题，精确算法难以应对大规模实时调度需求。因此研究重点集中在种元启发式算法上，如遗传算法（genetic algorithm，GA）、粒子群算法（particle swarm optimization，PSO）等经典算法虽较为成熟，但存在收敛速度慢和易陷入局部最优等问题。而黑翅鸢优化算法（black-winged kite algorithm，BKA）作为一种新兴的元启发式算法，在平衡全局探索与局部开发方面展现出独特优势[18]。其通过模拟黑翅鸢的攻击与迁徙行为，能够在复杂优化问题中有效避免陷入局部最优，加快收敛速度，为处理多目标、高纬度优化问题提供了新的解决思路。鉴于此，构建一个以最小化滑行时间、延误成本和油耗成本为目标的多目标优化模型，在 BKA 的基础上提出改进策略求得帕累托（Pareto）解集，并以成都双流国际机场为实例进行验证，旨在为大型枢纽机场场面运行提供更加高效、灵活与绿色的决策支持。

1　问题描述

航班滑行路径优化是机场场面运行管理的核心决策问题，其本质在于在多维约束条件下航班在飞行区网络中滑行轨迹的时空资源协同分配。飞行区网络图可以用有向图 $G=(V,E)$ 来表示。其中，V 为所有节点的集合，E 为各节点之间的有向边集合。该问题以机场飞行区物理拓扑结构（由跑道出入口、滑行道、停机位等节点及连接边构成）为静态基础，以进离港航班计划为动态输入，核心目标是在满足航空器运行安全规则的前提下，为每一航班分配从起点（进港航班为跑道出口节点，离港航班为停机位节点）至终点（进港航班为停机位节点，离港航班为跑道入口节点）的最优滑行路径序列，并确定各节点处的精确通过时间窗，最终实现系统级效能指标的全局优化。

2　建模

2.1　模型假设

（1）假设不考虑航班滑行过程中的实时动态变化与突发扰动事件的影响；同时，忽略空域及终端区对飞行区内航空器运行可能产生的制约作用。

（2）假设航班的滑行速度恒定为 10 m/s，且不考虑启动、刹车和转弯过程的加速和减速。

（3）假设不考虑进港航班从跑道落地滑行至跑道出口的时间，进港航班到达跑道出口即认为航班开始滑行。

（4）假设进港航班和离港航班即使航班号不变，也视作不同航班。一个中转航班被分解为一个进港航班加一个离港航班。

2.2　符号说明

（1）集合。F 为进离港航班集合；F^a 为进港航班集合；F^d 为离港航班集合；N 为飞行区网络中所有的节点集合；N_{A} 为停机位节点集合；N_{B} 为滑行道节点集合；N_{C} 为跑道入口节点集合；N_{D} 为跑道出口节点集合；N_{wait} 为滑行等待节点。

（2）参数。t_{ij}^{taxi} 为从节点 i 滑行到节点 j 所需的时间；i_f 为航班 k 的开始滑行节点；Δt_{fk} 为航班 f 和航班 k 之间最小的安全滑行时间间隔；T_f^{STA} 为航班 f 的计划进港时间；T_f^{STD} 为航班 f 的计划离港时间；M 为无穷大正数；∂_f 为航班 f 的延误时间目标；q_f 为航班 f 的发动机数量；p_f^{taxi} 为航班在滑行状态下的燃油流率；p_f^{wait} 为航班在等待状态下的燃油流率 k；c^{fuel} 为燃油成本；s_f 为航班 f 座位数；g_f 为航班 f 客座率；r_{fh} 为航班 f 上旅客 h 的比例，$h=B$，L；B 为商务旅客；L 为休闲旅客；v_h 为旅客 h 的时间成本。

$$a_{ij}=\begin{cases}1, & \text{从节点 } i \text{ 到节点 } j \text{ 存在一条可直接滑行且物理上连通的路段，} i,j\in N,\\ 0, & \text{其他}\end{cases}$$

$$c_{fk}=\begin{cases}1, & \text{执行进港航班 } f \text{ 的航空器（将在航班 } f \text{ 终止后）将继续执行离港航班。} k,\in F^a,k\in F^d\\ 0, & \text{其他}\end{cases}$$

（3）变量。w_{if} 为航 f 班在节点 i 处的等待时间；t_{if} 为航班 f 到达节点 i 的时刻；α_f 为航班 f 的提前偏离时间，即航班 f 实际进（离）港时间早于计划进（离）港时间的值；β_f 为航班 f 的延误偏离时间，即航班 f 实际进（离）港时间晚于计划进（离）港时间的值；$x_{ijf}=\begin{cases}1, & \text{航班 } f \text{ 从节点 } i \text{ 滑行到节点 } j,i,j\in N,f\in F。\\ 0, & \text{其他}\end{cases}$

2.3　模型建立

$$\min Z_1=\sum_{f\in F}\sum_{i\in N}\sum_{j\in N}x_{ijf}t_{ij}^{\mathrm{taxi}}+\sum_{i\in N_{\mathrm{wait}}}\sum_{f\in F}w_{if}+\sum_{f\in F}\max\{0,\beta_f-\partial_f\}\tag{1}$$

$$\min Z_3=\sum_{h}\sum_{f\in F}s_f g_f r_{fh} v_h\max\{0,\beta_f-\partial_f\}\tag{2}$$

$$\min Z_4=c^{\mathrm{fuel}}\Big(\sum_{f\in F}\sum_{i\in N}\sum_{j\in N}x_{ijf}t_{ij}^{\mathrm{taxi}}q_f p_f^{\mathrm{taxi}}+\sum_{i\in N_{\mathrm{wait}}}\sum_{f\in F}w_{if}q_f p_f^{\mathrm{wait}}\Big)\tag{3}$$

s. t.

$$\sum_{j\in N}x_{ijf}=\sum_{j\in N}x_{jif},\forall i\in N_B\cup N_{\text{wait}},\ \forall f\in F \tag{4}$$

$$x_{ijf}\leqslant a_{ij},\forall f\in F,\forall i,j\in N \tag{5}$$

$$x_{ijf}=0,\forall f,\forall i=j \tag{6}$$

$$\sum_{i\in N_A}\sum_{j\in N}x_{ijf}=0,\forall f\in F^a \tag{7}$$

$$\sum_{i\in N_A}\sum_{j\in N}x_{jif}=0,\forall f\in F^d \tag{8}$$

$$\sum_{i\in N_A}\sum_{j\in N}x_{ijf}=1,\forall f\in F^d \tag{9}$$

$$c_{fk}\Big[\sum_{j\in N}x_{jif}-\sum_{j\in N}x_{ijk}\Big]=0,f\in F^a,\ k\in F^d,i\in N_A \tag{10}$$

$$t_{if}=t_f^{\text{STD}},\forall f\in F^d,\forall i\in N_A,i=i_f \tag{11}$$

$$t_{if}=0,\forall f\in F^d,\forall i\in N_A,i\neq i_f \tag{12}$$

$$t_{if}=t_f^{\text{STA}},\forall f\in F^a,\forall i\in N_D,i=i_f \tag{13}$$

$$t_{if}=0,\forall f\in F^a,\forall i\in N_D,i\neq i_f \tag{14}$$

$$\sum_{i\in N}\sum_{j\in N_C}x_{ijf}=1,\forall f\in F^d \tag{15}$$

$$\sum_{i\in N_C}\sum_{j\in N}x_{ijf}=0,\forall f\in F^d \tag{16}$$

$$\sum_{i\in N}\sum_{j\in N_D}x_{jif}=1,\forall f\in F^a \tag{17}$$

$$\sum_{i\in N_D}\sum_{j\in N}x_{jif}=0,\forall f\in F^a \tag{18}$$

$$t_{if}t_{ik}(t_{if}-\Delta t_{fk}-t_{ik}-w_{ik})(t_{if}+\Delta t_{fk}+w_{if}-t_{ik})\geqslant 0,\forall f,k\in F,f\neq k;\ \forall i\in N_{\text{B}}\cup N_{\text{wait}} \tag{19}$$

$$(t_{if}+w_{if}-t_{ik})(t_{jk}+w_{jk}-t_{jf})<M(2-x_{ijf}-x_{jik}),\forall f,k\in F;\forall i,\ j\in N_{\text{B}}\cup N_{\text{wait}} \tag{20}$$

$$w_{if}\geqslant 0,\forall f,k\in F;\forall i\in N_{\text{wait}}\cup N_{\text{A}} \tag{21}$$

$$w_{if}=0,\forall f,k\in F;\forall i\notin N_{\text{wait}}\cup N_{\text{A}} \tag{22}$$

$$\alpha_f\geqslant 0,\forall f\in F \tag{23}$$

$$\beta_f\geqslant 0,\forall f\in F \tag{24}$$

$$\sum_{i\in N_a}t_{if}+\alpha_f-\beta_f=T_f^{\text{STA}},\forall f\in F^a \tag{25}$$

$$\sum_{i\in N_a}t_{if}+\alpha_f-\beta_f=T_f^{\text{STD}},\forall f\in F^d \tag{26}$$

式(1)为时间最小目标函数,包括无阻滑行时间、等待时间以及延误时间;式(2)为延误成本最小目标函数;式(3)为油耗成本最小目标函数;式(4)为保证路径连续约束;式(5)为航班只能在物理上存在的路段上滑行;式(6)为任意航班 f 不能从某个节点滑回自身;式(7)为出港航班滑行到停机位即终止;式(8)为离港航班不能滑入任何停机位;式(9)为离港航班必须从指定停机位滑出;式(10)为当进港航班 f 和离港航班 k 由同一个航空器执行时,若进港航班终止于 i,则对应离港航班必须从 i 出发;式(11)和式(12)为离港航班只在停机位节点处有开始滑行时间;式(13)和式(14)为进港航班只在跑道出口有开始滑行时间;式(15)和式(16)为离港航班必须终到于某个跑道入口;式(17)和式(18)为进港航班必须起始于某个跑道出口;式(19)为防止航班发生节点冲突约束,确保航班 f 抵达节点 i 的时刻不得处于航班 k 占用 i 的时间区间内;式(20)为防止航班发生路段冲突约束,即若航班 f 和航班 k 有共同路段 (i,j),航班 k 到达节点 i 的时间要早于航班 f 离开节点 i 的时间或者航班 k 离开节点 j 的要晚于航班 f 到达节点 j 的时间。式(21)和式(22)为任意航班仅能在滑行道等待节点以及机位等待,其他节点一律禁止停留。式(23)和式(24)为进离港偏离时间非负性约束;式(25)和式(26)为进/离港航班偏离时间与对应航班计划进/离港时间的关系约束。

3　算法设计

所设计的 IBKA 算法多目标优化的具体流程如下。

步骤 1:染色体编码。采用混合编码策略,每个染色体代表一种可行的航空器滑行方案。每个基因由 3 部分构成:①路径选择基因,确定每架航空器从预生成的路径集合中选择哪条路径;②停靠节点选择基因,确定在所选路径的哪些可停靠节点上进行等待;③停靠时间基因,确定在所选停靠节点上的具体等待时间。

步骤 2:嵌入 Dijkstra 算法预先筛选最短路径。由于航班滑行路径优化问题本质上是路网资源调度问题,为避免算法在复杂网络中多次陷入无效路径,嵌入 Dijkstra 算法预先计算从起点到终点的 50 条最短路径,为后续的优化提供了高质量的搜索空间。这一预处理操作的时间复杂度为 $F|V|^2$,虽增加前期计算量,但显著减少了主算法在无效路径上的搜索耗时,从整体上提升了优化效率。

步骤 3:改进种群初始化。设定种群规模 N,采用佳点集初始化方法生成 $N/2$ 个初始个体,确保初始解在搜索空间均匀分布;随后,为每个个体生成其反向学习解,共同形成 N 个候选解;评估所有候选解的适应度,最终选择最优的 N 个解作为初始种群。该策略替代了传统的完全随机初始化,通过在初始化阶段即引入解的质量和多样性控制,为算法快速收敛到高质量帕累托前沿奠定了良好基础。

步骤 4:初始种群评估与非支配排序。解码染色体,计算每个个体的滑行总时间、延误和油耗目标函数值。在 IBKA 算法中,个体适应度包含非支配排序等级和拥挤度。非支配排序是算法的主要时间开销之一,其复杂度为 MN^2,其中 M 为目标数,是维持多目标搜索性能的必要代价。利用快速非支配排序方法对种群进行分层,确定个体的非支配等级;计算拥挤度以维持种群多样性。

步骤 5:IBKA 算法主循环迭代优化。算法进入主循环,直至达到最大迭代次数。在每次迭代中,执行如下子步骤。

(1)锦标赛选择。从当前种群中选择参与繁殖的父代个体。

(2)提取帕累托前沿。对当前种群进行快速非支配排序,获取当前精英解集以指导搜索。

(3)攻击行为。对于每个被选中的父代个体 x_t,算法模拟其发动攻击。首先,生成一个非线性随机扰动函数 Ψ,如式(27)所示。

$$\Psi=\begin{cases}n[1+\sin(r)], & p<r\\ n(2r-1), & \text{其他}\end{cases} \tag{27}$$

$$n=0.05\exp[-2(t/T)^2] \tag{28}$$

式中:r 为随机数;常数 $p=0.9$;n 为非线性收敛因子;t 为当前迭代次数;T 为最大迭代次数。随后,从精英集中随机选择一个精英解 x_i,结合自身、扰动和精英引导信息,引入差分进化(ED)生成新解如式(29)所示。此操作是关键改进点之一,DE 的引入利用优质解信息高效引导搜索方向,其差分向量操作复杂度为 ND,其中 D 为变量维数,通过导向性开发有效加速了收敛进程。

$$x_{t+1}=x_t+\Psi x_t+\Psi(x_i-x_t) \tag{29}$$

(4)迁徙行为。采用动态选择领导者的机制引导种群,若当前被选中的父代个体 x_t 适应度低于随机竞争个体 s_t 则执行探索式搜索;反之,执行开发式搜索,该行为的数学模型如式(30)所示。

$$x_{t+1}=\begin{cases}x_t+C(0,1)(x_t-s_t), & f_i<f_n\\ x_t+C(0,1)(s_t-mx_t), & \text{其他}\end{cases} \tag{30}$$

$$m=2\sin(r+\pi/2) \tag{31}$$

式中:f_i 为任意当前个体的适应度值;f_n 为任意竞争个体的适应度值;$C(0,1)$ 为柯西突变算子,其概率密度如式(32)所示。该行为中引入的柯西变异算子具有较好的长尾特性,能以较高概率产生大幅扰动,有助于个体跳出局部最优,增强全局探索能力,对维持种群多样性和避免早熟收敛起到了关键作用。

$$f(x,\mu,\delta)=\frac{1}{\pi}\frac{\delta}{\delta^2+(x-\mu)^2} \tag{32}$$

(5)附加变异操作。对上述两种行为产生的所有新解以一定概率执行额外的变异操作,进一步调节并增强种群多样性。

步骤 6:选择下一代种群。将父代种群与步骤 4 新生成的子代种群合并,形成一个大小为 160 的联合种群,并对合并后的联合种群采用精英选择策略。

步骤 7:重复迭代。重复执行步骤 4 和步骤 5,直到满足终止条件。

步骤 8:算法终止与输出。满足终止条件,输出帕累托解集。

综上所述,IBKA 算法的总时间复杂度由预处理和主循环两部分构成。预处理阶段,为每个航班调用 Dijkstra 算法预生成路径库,其时间复杂度为 $F|V|^2$。主循环阶段,每代迭代的复杂度为(MN^2+ND)。因此,算法整体时间复杂度为 $O[F|V|^2+T(MN^2+ND)]$。尽管预处理阶段增加了计算开销,但它通过提供高质量的初始路径集合,极大地缩减了主算法的搜索空间,从整体上提升了优化效率。在保持与经典算法(如 NSGA-II)主循环复杂度相当的前提下,IBKA 通过增强的初始化质量、导向性的差分进化搜索和利于全局探索的变异机制,实现了更快的收敛速度和更优的帕累托解集分布。

IBKA 算法具体流程图如图 1 所示。同时,使用原 BKA 算法进行求解来验证改进算法的有效性。

4　算例分析

4.1　参数设定

以 4F 级枢纽机场成都双流国际机场为研究背景,依据公布的机场图构建其飞行区地面交通网络拓扑结构,示意图如图 2 所示。该网络共包含 544 个节点,其中现役停机位有 221 个,滑行等待点位有 28 个,跑道节点 15 个(R1～R15)。

选取该机场 2025 年 2 月典型高峰运行时段内 1 h(UTC 10:00—11:00)的航班计划作为研究对象,共计 27 架次航班,其详细时刻信息见表 1。

关键运行参数依据《民用航空空中交通管理规则》[19]及相关研究设定。航空器间最小安全滑行时间间隔按前机机型区分,中型机为 20 s,重型机为 30 s;国内、国际商务旅客时间成本分别为 1.057、1.762 元/min;国内、国际休闲旅客的时间成本为 2.961、4.935 元/min[16];航空器滑行推力等级为 7%,等待状态为 3%[14]。利用国际民用航空组织(ICAO)排放数据库中的参数[20],并通过线性插值计算不同推力等级情况下的燃油流量。油耗成本

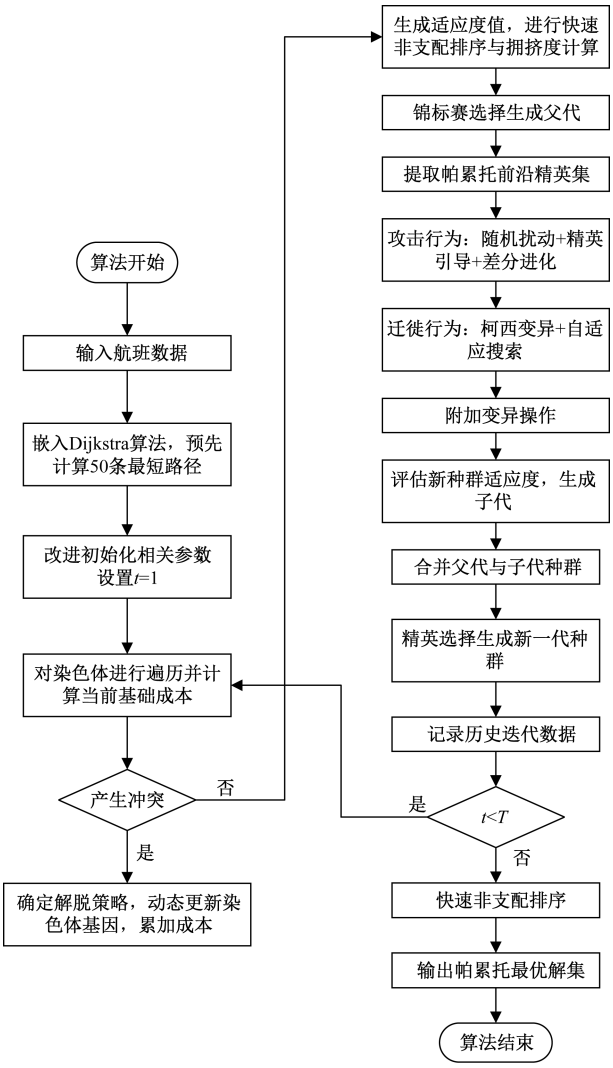


图 1　IBKA 算法流程

设为 6.15 kg/元。算法的参数设置如下:种群规模为 80,迭代次数为 100,交叉百分比 0.7,变异百分比取 0.1。

4.2　计算结果分析

4.2.1　Pareto 前沿分析

Pareto 前沿是多目标优化问题中描述无法再改进一个目标而不损害其他目标的最优解集合。为了对比 IBKA 的优越性,分别采用 BKA 和 IBKA 对所选航班进行多目标优化仿真,生成对应全局 Pareto 前沿图,如图 3 所示。由图 3 可知,IBKA 所得到的全局 Pareto 前沿整体优于 BKA,其非支配解集在目标空间中呈现连续而密集的分布,并显著向滑行时间、延误成本与油耗成本均较低的区域移动。这表明改进算法能够在多目标之间实现更优的折中,避免了 BKA 解集分布稀疏、局部缺失的情况,同时能够提供更多兼顾效率、延误与油耗的解,为实际决策提供更广的选择空间。

表 1　成都双流国际机场研究时段航班信息

序号	航班号	航班类型	机型	开始滑行时刻	起始点	终止点
1	CA4107	D	A321	10:00:00	167	R2
2	MU5406	D	A350	10:02:00	132	R2
3	EU2203	D	A320	10:04:00	327	R2
4	TV9839	D	A319	10:06:00	155	R1
5	TV9855	D	A320	10:08:00	337	R1
6	3U8717	D	A321	10:10:00	135	R1
7	TV9865	D	A330	10:12:00	301	R2
8	3U8958	A	A320	10:14:00	R13	150
…	…	…	…	…	…	…
20	CA8262	D	A321	10:40:00	175	R2
21	CA1741	A	A320	10:42:00	R13	171
22	CA8144	D	B737	10:44:00	161	R2
23	CA4413	D	A319	10:46:00	154	R2
24	ZH9402	D	A330	10:50:00	162	R2
25	CA8987	A	B737	10:52:00	R13	166
26	EU2242	A	A320	10:54:00	R12	144
27	CA8263	A	A320	10:56:00	R13	177

为深入分析解集特性,从所得前沿中分别选取了 4 个代表性非支配解,其详细信息可视化结果见表 2。分析可知,不同优化目标导向下的滑行策略存在明显差异。当以最小滑行时间为目标时,总体运行效率提升最为显著,但延误成本的改善有限;当优化方向转向延误成本最小化时,旅客时间损失得到有效降低,但油耗成本相对增加;在油耗最小化导向下,尽管系统整体滑行时间较短,但由于滑行状态下推力水平较高,单位时间燃油率高于等待状态,且为避免滑行冲突从而使得等待时间相对增

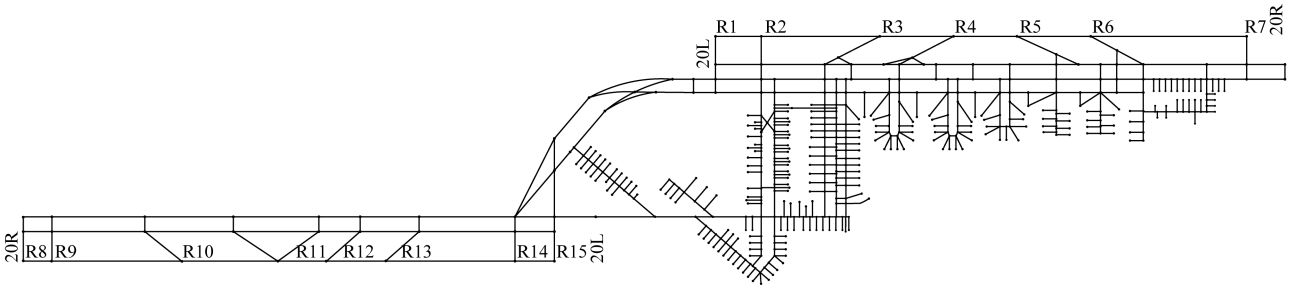


图 2　成都双流机场飞行区交通网络图

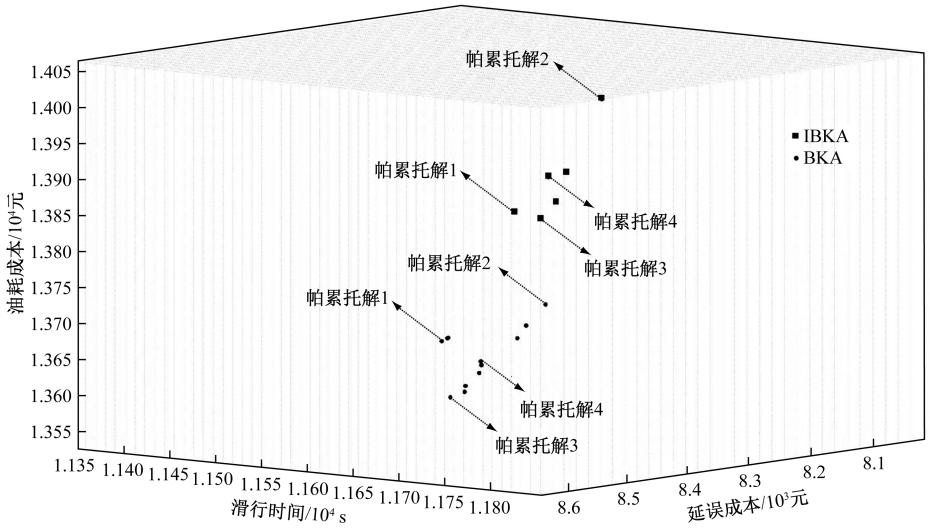


图 3　各优化目标三维帕累托前沿

表 2　不同算法下的帕累托解信息

帕累托解	航班滑行时间/s		延误成本/元		油耗成本/元		等待时间/s	
	BKA	IBKA	BKA	IBKA	BKA	IBKA	BKA	IBKA
1	11 767.0	11 322.2	8 577.6	8 051.5	13 954.5	13 593.7	298.7	141.9
2	11 800.5	11 405.9	8 537.8	8 015.9	14 063.5	13 659.6	108.8	45.2
3	11 795.1	11 327.7	8 631.7	8 046.4	13 906.1	13 526.1	270.4	127.4
4	11 781.7	11 343.9	8 584.2	8 023.9	13 922.0	13 574.6	125.6	58.1

加，导致仍需付出一定的延误代价；而当采取均衡优化策略时，则能够在 3 项目标之间实现较好的折中。这一结果表明，多目标优化不仅能够同时考虑运行效率、旅客利益和节能减排需求，还能够为管制员提供多样化的调度方案，以适应不同运行偏好和管理场景。基于该结果所得到的非支配解集可为管制决策提供有效支持。若以减少总滑行时间为优先，宜选用解 1；若侧重控制延误成本，则解 2 更优；若以节能为主要目标，可选用解 3；若需统筹3 个目标之间的综合平衡，则推荐选择解 4 作为折中方案。

各个优化目标的收敛曲线如图 4 所示。由图 4 可见，收敛曲线迅速下降后趋于稳定，航班滑行时间从 13 799.8 s 减少到 11 322.2 s，减少了 17.95%；延误成本从 10 340.7 元优化到 8 015.9 元，优化了 22.48%；油耗成本从 16 601.5 元下降到 13 526.1元，下降了 18.52%。验证了 IBKA 算法求解多目标优化问题的有效性。

4.2.2　算法对比分析

IBKA 相较于 BKA 的解提升幅度见表 3。IBKA在各目标上均表现出明显优势，平均滑行时间缩短约 3.7%，延误成本降低约 6.5%，油耗成本下降约 2.5%。

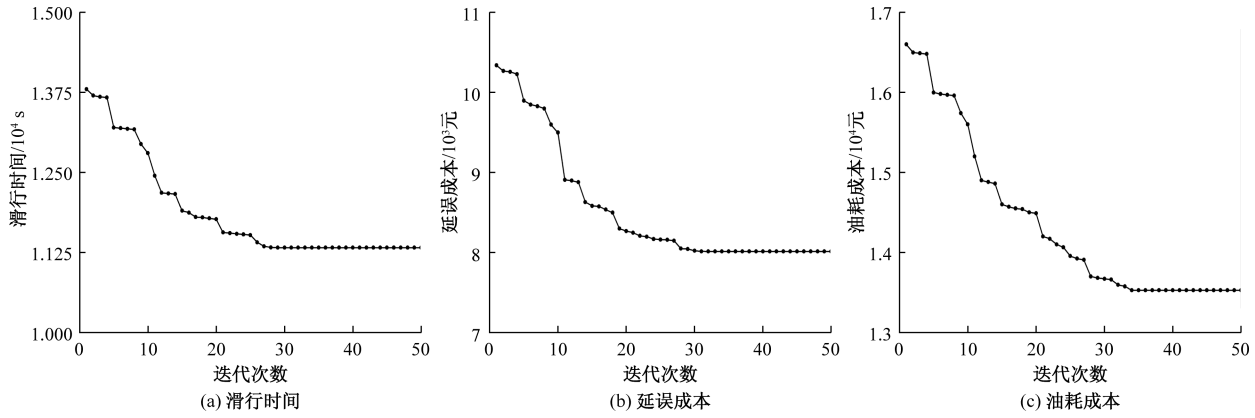


图 4　各优化目标的收敛曲线

表 3　IBKA 相较于 BKA 的解提升幅度

优化策略	滑行时间		延误成本		油耗成本	
	缩短/s	幅度/%	降低/元	幅度/%	降低/元	幅度/%
滑行时间最小	444.8	3.8	526.0	6.1	360.8	2.6
延误成本最低	394.6	3.3	521.9	6.1	403.9	2.9
油耗成本最低	467.4	4.0	585.3	6.8	380.0	2.7
均衡优化策略	437.8	3.7	560.3	6.5	347.4	2.5

两种算法在各优化目标下的箱线对比如图 5 所示。在解的质量上，与 BKA 相比，IBKA 将平均滑行时间中位数由 11 784.9 s 降低至 11 343.1 s，降幅约 3.7%；延误成本由 8 580.9 元降至 8 036.7 元，降幅约 6.3%；油耗成本由 13 938.3 元降至 13 588.5 元，降幅约 2.5%。在算法的稳定性和鲁棒性上，IBKA 在延误成本目标上的四分位距(IQR)由 55.5 降低至 25.1，降幅高达 54.8%。该指标表明 IBKA 所求结果的箱体范围更紧凑，波动性更小，结果分布更为集中，输出性能更加稳定可靠。综上所述，无论是从全局 Pareto 前沿的形态、解集的统计指标还是分布特性来看，IBKA 都显著优于 BKA。IBKA 不仅能够搜索到质量更高、分布更好的非支配解集，还极大地增强了算法的稳定性与鲁棒性，这有力地验证了其在研究航班滑行路径多目标优化问题中的有效性和先进性。

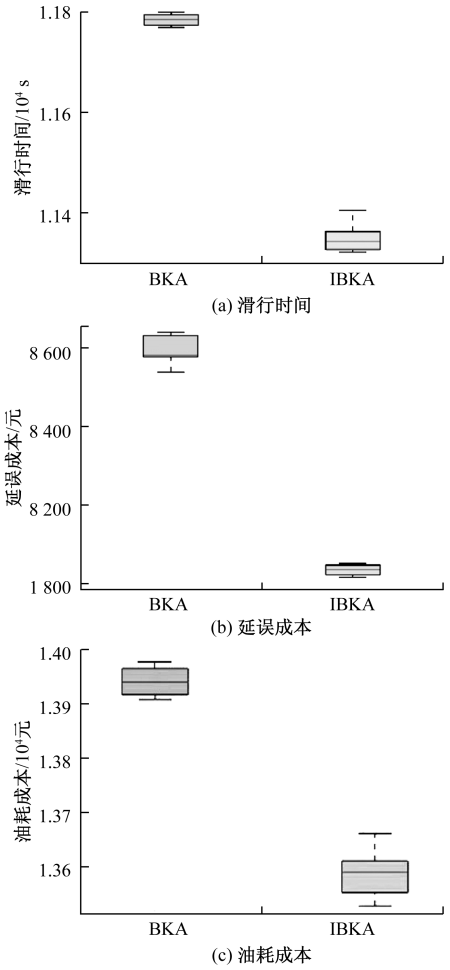


图 5　不同算法下各优化目标的箱线对比

5　结论

(1)构建了一个以最小化滑行时间、延误成本和油耗成本为目标的多目标优化模型。该模型综合考虑了机场拓扑结构与运行安全约束，全面考虑了时间效率、经济成本与能源消耗之间的复杂关系，为协同优化运行效率与经济环保效益提供了框架。

(2)提出了一种改进黑翅鸢算法(IBKA)。通过引入 Dijkstra 预筛选路径、佳点集与反向学习初始化、差分进化与柯西变异等策略，有效提升了算法的收敛速度、解集质量与稳定性。

(3)仿真实验表明，所提出的模型与算法能有效生成分布均匀的 Pareto 最优解集，可为不同决策偏好提供多样选择。各个优化目标分别优化了 17.95%、22.48%、18.52%，验证了 IBKA 算法求解多目标优化问题的有效性。与标准 BKA 相比，IBKA在滑行时间、延误成本与油耗成本上均有显著降低，验证了其优越性。

未来工作将重点围绕以下方面展开：①由于模型假设部分对实际运行环境的简化可能影响结果精度，未来研究可进一步考虑动态变化与突发扰动事件，来进一步提升模型实用性；②拓展多机场、多时段仿真实验，增强模型与算法的普适性。

参考文献

[1] EVERTSE C, VISSER H. Real-time airport surface movement planning: minimizing aircraft emissions[J]. Transportation Research Part C, 2017, 79: 224-241.

[2] LUDOVICA A, MARTA F, ELPIDIO R. Airport ground movement problem: minimization of delay and pollution emission[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(12): 3830-3839.

[3] LI N, SUN Y, YU J, et al. An empirical study on low emission taxiing path optimization of aircrafts on airport surfaces from the perspective of reducing carbon emissions [J]. Energies, 2019, 12(9): 1649.

[4] ZHANG T, WEISZER M, CHEN J. The feasibility of Follow-the-Greens for 4-dimensional trajectory based airport ground movements[J]. Transportation Research Part C, 2020, 116: 102632.

[5] ZHOU Y, LIU W, LI Y, et al. Taxiing speed intelligent management of aircraft based on DQN for A-SMGCS[J]. Journal of Physics Conference Series, 2019, 13(45): 12-15.

[6] 张兆宁，王彤. 基于跑道出口滑行道选择的机场滑行路

径优化[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版)，2020，39(6)：33-39.
[7] 何庶，卢朝阳，王颜颜，等. 侧向跑道机场滑行路径优化[J]. 科学技术与工程，2021，21(20)：8695-8701.
[8] 孙若飞，李杰，万莉莉，等. 基于速度分配的航空器绿色滑行优化[J]. 科学技术与工程，2022，22(16)：6752-6758.
[9] 何康，吴红兰，宫淑丽，等. 基于转弯惩罚的机场滑行路径优化及冲突解脱[J]. 航空计算技术，2023，53(4)：71-75.
[10] 杨玉蓉，吴永强. 考虑滑行冲突情形的进离港航班滑行路径优化[J]. 科技和产业，2024，24(24)：260-264.
[11] 黄邦菊，史继龙. 基于改进 GA 的滑行道路径冲突解脱研究[J]. 科技和产业，2022，22(10)：341-345.
[12] 闫萍，袁媛. 航班滑行路径规划和停机位分配联合优化[J]. 控制工程，2021，28(3)：464-470.
[13] 祁欣月，张汛，陈长煜，等. 面向枢纽机场的多因素滑行路径规划综合研究[J]. 科技和产业，2024，24(9)：201-207.
[14] 钟庆伟，唐浩铭，庾映雪，等. 基于改进 NSGA-Ⅱ算法的航空器滑行路径多目标优化[J]. 科学技术与工程，2025，25(20)：8737-8744.
[15] 赵文涛，万莉莉，彭秋萍. 基于航班离场成本的离场航空器滑行策略优化[J]. 科学技术与工程，2021，21(16)：6930-6936.
[16] 郑丽君，胡荣，张军峰，等. 高峰时段下离港航空器绿色滑行策略设计与评价[J]. 北京航空航天大学学报，2019，45(11)：2320-2326.
[17] 程小慷，曹誉丹，崔宇婕. 基于改进 PSO 的离港航班绿色滑行路径优化[J]. 航空计算技术，2023，53(03)：25-29.
[18] WANG J，WANG W C，HU X X，et al. Black-winged kite algorithm：a nature-inspired meta-heuristic for solving benchmark functions and engineering problems[J]. Artificial Intelligence Review，2024，57(4)：1-53.
[19] 中华人民共和国交通运输部. 交通运输部关于修改《民用航空空中交通管理规则》的决定(中华人民共和国交通运输部令 2022 年第 36 号)[EB/OL]. (2023-03-29)[2025-12-17]. https://xxgk.mot.gov.cn/2020/jigou/fgs/202303/t20230329_3783882.html.
[20] ICAO aircraft engine emissions databank：Doc-9646[R]. Montreal：International Civil Aviation Organization，2015.

Multi-objective Optimization of Flight Taxiway Path Based on an Improved Black-winged Kite Algorithm

ZHANG Hui，WU Yongqiang

(Airport Academy，Civil Aviation Flight University of China，Guanghan 618307，China)

Abstract：Aiming at the optimization problem of taxiing paths at large hub airports，a multi-objective optimization model was developed to minimize taxiing time，delay cost，and fuel cost under the constraint of conflict-free operations. An improved black-winged kite algorithm (IBKA) was designed to solve the model，incorporating Dijkstra-based path preselection，a good point set and opposition-based initialization，as well as differential evolution (DE) to enhance search performance. Using Chengdu Shuangliu International Airport as a case study，simulation results demonstrate that IBKA generates a more balanced Pareto solution set and achieves average reduction of 3.7% in taxiing time，6.3% in delay cost，and 2.5% in fuel cost compared with the standard BKA，thereby validating the effectiveness of the proposed model and algorithm.

Keywords：taxi path optimization；taxiing conflict resolution；improved black-winged kite algorithm(IBKA)；multi-objective optimization