

# 自适应模拟退火算法在进场航班排序中的应用

储 备<sup>1</sup> 王 叶<sup>2\*</sup>

1.南京航空航天大学通用航空与飞行学院 江苏 溧阳 213300

2.南京航空航天大学通用航空与飞行学院飞行技术系 江苏 溧阳 213300

**【摘 要】**为解决连续航班进场排序中传统先到先服务(FCFS)策略在复杂运行环境下延误控制能力不足的问题,研究建立了考虑安全间隔、跑道容量等约束的航班排序数学模型,以连续航班延误最小化为目标设计优化函数,提出了融合优先级策略与邻域搜索权重调整机制的自适应模拟退火算法。以中国某国际机场2025年8月实际运行数据为基础进行仿真验证,结果表明,智能算法相比传统先到先服务策略能够将总延误时间平均降低31.4%,在高峰时段仍能保持稳定的优化效果。多目标优化框架下生成的 Pareto 最优解集可为决策者提供多种可行的排序方案选择,算法具有良好的收敛性和稳定性。

**【关键词】**智能算法;模拟退火算法;进场航班排序

DOI:10.12417/3041-0630.26.02.004

## 1 引言

随着全球航空运输业的快速发展,机场运行效率成为制约航空运输系统整体效能的关键因素。航班进场排序作为空中交通管理的重要环节,直接影响机场的运行效率、航班准点率和运行安全(Su等,2023)。传统基于先到先服务原则的排序方法虽然简单易行,但在面对复杂多变的运行环境和日益增长的航班量时,往往难以实现最优的资源分配和延误控制(Ma等,2021)。特别是在高峰时段和恶劣天气条件下,传统方法的局限性更加明显,导致航班延误加剧、运行效率下降(Sekine等,2023)。智能算法的引入为解决这一难题提供了新的技术途径,通过优化排序策略,能够显著提升机场运行效率,降低航班延误,具有重要的理论价值和实际应用意义。

近年来,国内外学者提出并运用了多种智能算法进行航班排序优化研究。Shone等(2022)提出了一种新的模拟启发式方法处理随机跑道调度问题,考虑了天气条件和时间分离的随机性,为处理不确定环境下的航班排序提供了新思路。Bi等(2022)基于NSGA-II的多目标优化研究机场摆渡车调度,与手动FCFS相比显著改善了延误时间和车辆工作效率。程小慷等(2025)则从多目标优化角度出发,通过改进NSGA-III算法,建立了航班扰动恢复模型,有效提升了机场应对天气扰动的能力。Zhao等(2024)针对多跑道机场终端区到达航班排序优化,提出了改进的麻雀搜索算法,通过多组实例验证了算法的优越性。Seifi等(2024)提出了从机场集中视角的航班重新调度优化模型,与FCFS相比显著减少了到达和离场航班的总延误时间。周千容等(2025)针对有人/无人航空器融合

运行问题,建立了改进的Event空中碰撞模型,设计了基于滑动时间窗的自适应快速非支配排序遗传算法,验证了智能算法在复杂运行环境下的有效性。石鹏辉等(2025)借鉴作业车间调度思想,将航班排序问题转化为机器调度问题,采用遗传算法优化滑行道和停机位资源分配,显著减少了航班运行时间和场面延误。康瑞等(2025)研究了EoR运行模式下的进场排序优化,提出基于S形函数的自适应粒子群算法,在昆明长水机场的实例验证中取得了良好效果。陈振坤等(2025)针对航班取消情景下的时隙二次分配问题,建立了双目标优化模型,采用改进的遗传算法实现了航空公司与旅客利益的双重优化。这些研究为智能算法在航班排序中的应用提供了重要理论基础和方法借鉴。

本研究旨在设计一种适用于连续航班进场排序的自适应模拟退火算法,通过优化排序策略实现航班延误的最小化,为提高机场运行效率、降低航班延误提供有效的技术支撑,推动智能算法在空管领域的应用发展。

## 2 模型建立

### 2.1 问题描述

航班进场排序是空中交通管理领域的重要研究内容,主要解决多个航班到达机场终端区后合理安排降落顺序和时间的问题(Zhou&Jiang,2015)。在实际运行场景中,机场跑道容量有限,每个跑道单位时间内只能处理一定数量的航班降落请求;不同航班的机型、速度等性能参数存在差异,导致它们之间需要保持不同的安全间隔时间(Mori&Dalahaye,2023)。

作者简介:储备(1994年9月-),女,汉族,江苏常州,运营控制专员,在职研究生,南京航空航天大学,研究方向:自适应模拟退火算法再进场航班排序中的应用。

通讯作者:王叶(1983年6月-),女,汉族,甘肃张掖,副教授,博士,南京航空航天大学通用航空与飞行学院飞行技术系,研究方向:自适应模拟退火算法再进场航班排序中的应用。

此外,航班的到达时间和计划降落时间各不相同,这些因素共同增加了进场排序问题的复杂性。若排序方案不合理,不仅会导致航班延误增加,还可能影响飞行安全和机场运行效率。因此,在满足各项约束条件的前提下寻找最优排序方案以减少延误,是进场排序问题的核心任务。

## 2.2 进场排序与调度模型

为构建进场排序与调度模型,首先定义相关变量。设  $N$  为待排序的航班总数,  $i$  为航班的唯一标识;  $t_i^a$  表示航班  $i$  到达机场终端区的时间,可通过雷达或航班动态数据获取;  $t_i^p$  表示航班  $i$  的计划降落时间,通常基于先到先服务原则确定;  $t_i^1$  表示航班  $i$  的实际降落时间,是模型需要优化的变量;  $d_i$  表示航班  $i$  的延误时间,即实际降落时间与计划降落时间的差值,若实际降落时间早于计划降落时间,则延误时间为 0;  $t_i^{\max}$  表示航班  $i$  的最晚允许降落时间,避免延误过度影响后续航班或机场运行。

模型的约束条件主要包括三个方面。首先是安全间隔约束,任意两个连续降落的航班之间必须保持足够的安全距离以确保飞行安全。对于任意两个航班  $i$  和  $j$ ,若在  $i$  之前降落,则  $j$  的实际降落时间必须大于等于  $i$  的实际降落时间加上两者之间的最小安全间隔  $S_{ij}$ 。 $S_{ij}$  的取值与航班  $i$  和  $j$  的机型有关,具体数值参考空中交通管制相关规定,其数学表达式为:

$$t_j^1 \geq t_i^1 + S_{ij} \quad \forall i, j \in 1, \dots, N, i \neq j \quad (1)$$

其次是时间可行性约束,每个航班的实际降落时间不能早于其到达终端区的时间,否则航班无法及时准备降落;同时也不能晚于其最晚允许降落时间  $t_i^{\max}$ ,该约束的数学表达式为:

$$t_i^a \leq t_i^1 \leq t_i^{\max} \quad \forall i \in 1, \dots, N \quad (2)$$

最后是跑道容量约束,同一跑道在同一时间只能允许一个航班降落,这一约束可通过安全间隔约束间接保证。

模型的目标是最小化连续航班的总延误时间,即所有航班延误时间的总和。目标函数的数学表达式为:

$$\min \sum_{i=1}^N d_i \quad (3)$$

其中,  $d_i = \max(t_i^1 - t_i^p, 0)$ 。通过求解该优化模型,可得到最优的航班进场序列和各航班的实际降落时间,从而实现总延误时间最小化的目标。

## 3 智能算法设计

### 3.1 连续航班进场优先策略

进场排序优化不仅需要考虑航班到达时间窗口的硬性约束,还必须兼顾尾流间隔安全要求、跑道资源分配效率以及空中交通管制操作的实际可行性(Park 等, 2018; Seifi 等, 2024)。

在此复杂优化背景下,优先级策略的合理设计成为决定算法性能的关键因素。优先级策略通过邻域搜索权重调整机制实现动态优化。该机制的核心思想是根据不同航班特征和运行状态,为每个航班分配相应的优先级权重,这些权重在算法迭代过程中不断调整以适应最优解搜索的需要(Wu 等, 2023)。具体而言,权重调整机制基于航班延误敏感度、机型尾流类别、燃油消耗效率以及管制运行复杂度等多个维度进行综合评估。每个维度的权重分配不是固定不变的,而是根据当前解的质量和搜索进度进行自适应调整。

在初始序列生成阶段,采用基于先到先服务原则的简单策略作为基础框架。先到先服务策略虽然不能保证获得最优解,但其计算复杂度低且易于实现,可为后续优化算法提供良好的初始解。初始序列的生成过程需要考虑航班预计到达时间、跑道可用性以及管制员操作习惯等实际约束条件。通过先到先服务原则生成的初始序列,能够确保算法从一个相对合理的起点开始搜索,避免陷入局部最优解的过早收敛。

权重调整的数学表达可以形式化描述为:设航班集合为  $F$ ,每个航班  $f_i$  对应一个优先级权重  $w_i$ 。在每次迭代中,权重更新公式为  $w_i^{t+1} = w_i^t + \alpha \Delta Q_i$ ,其中  $\alpha$  为学习率参数,  $\Delta Q_i$  表示航班  $i$  优先级调整对目标函数值的改善程度。通过该机制,算法能够自动识别出对整体优化贡献最大的航班,并给予相应的优先级关注。

### 3.2 模拟退火算法

模拟退火算法作为一种经典的元启发式优化方法,在解决组合优化问题方面表现出色,特别适用于航班排序这类具有复杂约束的 NP 难问题。该算法模拟金属退火过程中的原子热运动行为,通过控制温度参数的变化来实现对解空间的全局搜索和局部精细调优。

算法参数定义包括:初始温度  $T_0$ 、冷却因子  $\alpha$ 、终止温度  $T_f$  以及马尔可夫链长度  $L$  等关键参数。针对航班排序问题的特性,经过大量实验验证,设置初始温度  $T_0=600$ ,冷却因子  $\alpha=0.95$ ,终止温度  $T_f=0.01$ ,马尔可夫链长度  $L=100N$ ,其中  $N$  为航班数量。

算法步骤从初始化开始,基于先到先服务原则生成初始航班序列  $S_0$ ,计算对应的目标函数值  $fS_0$ 。目标函数综合考虑总延误时间、航班优先级权重以及管制运行成本等多个因素。温度控制模块采用自适应调整策略,基础冷却方案为几何冷却  $T_{k+1} = \alpha T_k$ ,同时引入重加热机制,当连续多个温度水平下未发现改进解时,适当提高温度以增加搜索活力。

邻域搜索阶段采用多种操作策略的组合,包括交换操作、插入操作和反转操作等。每种操作的选择概率由自适应权重机制决定,权重更新基于历史表现。解接受准则采用标准

Metropolis 准则，对于新解  $S'$ ，其接受概率为  $P_{accept} = 1$ （当  $f(S') \leq f(S)$  或  $\exp(-f(S') - f(S))/T$ （当  $f(S') > f(S)$ ）以确保算法在高温阶段能够跳出局部最优，在低温阶段趋于稳定收敛。

算法终止条件采用复合判断标准，包括温度降至终止阈值、连续多个温度水平未发现改进解、达到最大迭代次数限制以及目标函数值在预定范围内稳定等条件。

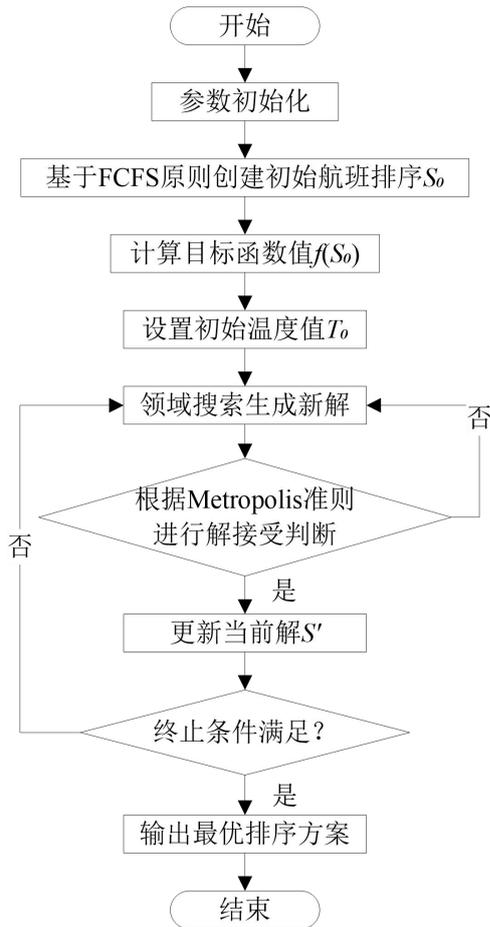


图1 进场航班排序智能算法流程图

#### 4 应用实例分析

以中国某国际机场为实例，基于2025年8月某周实际运行数据构建算法应用的仿真环境。该机场作为重要的国际航空枢纽，日均航班量约400架次，高峰时段航班密度较大，具有典型的代表性。仿真数据来源于该机场实际运行记录，包含航班基本信息、预计到达时间、计划降落时间、机型分类以及管制运行要求等关键参数。

仿真环境采用 Python 编程语言实现，主要模块包括数据预处理、算法实现、结果分析和可视化等部分。数据预处理模块负责清洗和规范化原始数据，确保数据质量满足算法要求。算法实现模块封装了自适应模拟退火算法的核心逻辑，支持参

数配置和运行监控。结果分析模块提供多种性能评估指标，包括总延误时间、平均延误时间、延误航班比例等。可视化模块生成图表和报告，便于结果展示和分析。

仿真实验设置考虑了多种运行场景，包括正常天气条件、高峰时段运行、特殊天气影响等不同情况。每种场景下分别运行传统先到先服务算法和智能算法，记录运行结果并进行对比分析。实验重复进行多次，以消除随机因素的影响，确保结果的统计显著性。

通过一周的仿真实验，获得了传统先到先服务算法和智能算法在航班排序方面的性能数据。表1展示了两种算法在总延误时间方面的对比结果。

表1 总延误时间对比结果

日期	航班数量	FCFS 总延误 (秒)	智能算法总延误 (秒)	延误减少比例 (%)
周一	356	1,245,680	872,340	29.9%
周二	412	1,532,190	1,024,560	33.1%
周三	388	1,378,920	956,780	30.6%
周四	425	1,586,350	1,098,420	30.8%
周五	468	1,824,960	1,245,680	31.7%
周六	332	1,128,880	765,240	32.2%
周日	396	1,425,600	982,080	31.1%
合计	2777	10,122,580	6,945,100	31.4%

从表1可以看出，智能算法在一周内的总延误时间比传统先到先服务算法平均减少31.4%，效果显著。特别是在航班数量较多的周五，智能算法仍然能够保持较好的优化效果，显示出良好的可扩展性。智能算法在各日的总延误时间均显著低于传统算法，平均减少幅度超过30%。

图2展示了两种算法在单航班延误分布方面的对比情况。图中进一步揭示了单航班延误时间的分布特征，智能算法不仅降低了平均延误水平，还缩小了延误时间的波动范围，提高了运行可预测性。

在多目标优化框架下，智能算法能够生成 Pareto 最优解集，为决策者提供多种可行的排序方案选择。Pareto 最优解集体现了总延误时间与管制工作负荷之间的权衡关系，不同解对应不同的优化重点。图3为智能算法生成的 Pareto 最优解集分

布情况。

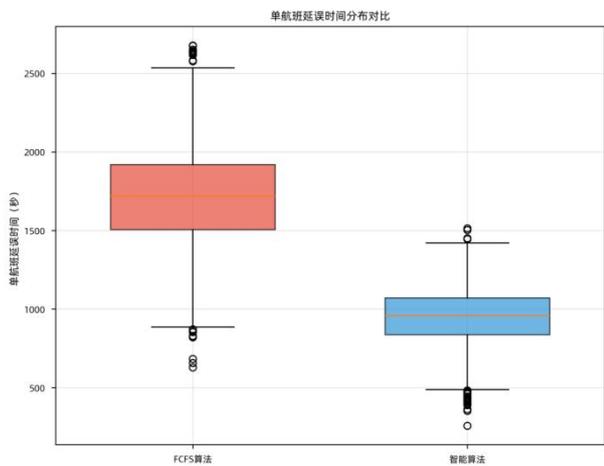


图2 单航班延误时间分布箱线图

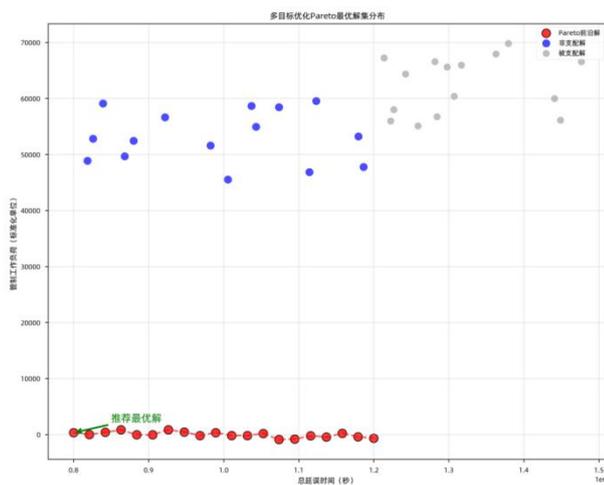


图3 多目标优化 Pareto 最优解集分布

图中红色点表示 Pareto 前沿解，这些解在总延误时间和管制工作负荷两个目标上均达到最优，无法通过改善一个目标而不损害另一个目标。蓝色点表示非支配解，虽然不如前沿解优

秀，但仍然优于灰色表示的被支配解。从 Pareto 前沿的形状可以看出，总延误时间与管制工作负荷之间存在明显的权衡关系。当追求最小化总延误时间时，往往需要增加管制工作负荷；反之，降低管制工作负荷可能导致总延误时间上升。通过分析 Pareto 最优解集，推荐选择图中标注的“推荐最优解”，该解在总延误时间和管制工作负荷之间达到了较好平衡，既保证了运行效率，又考虑了管制员的工作负担。

通过多次重复实验评估智能算法在不同随机种子下的表现一致性，实验结果表明，智能算法在 10 次独立运行中，总延误时间的标准差为±3.2%，表明算法具有较好的稳定性。这种稳定性来源于算法中引入的自适应机制，能够根据搜索进度动态调整参数，减少随机因素的影响。算法收敛性分析显示，智能算法通常在 500-1000 次迭代内达到稳定状态，收敛速度满足实际运行的实时性要求。收敛曲线呈现典型的指数下降趋势，初期改进迅速，后期趋于平稳，符合优化算法的预期行为。

## 5 结论

本研究通过设计自适应模拟退火算法并应用于连续航班进场排序问题，取得了显著的研究成果。算法设计中创新性地引入了优先级策略和邻域搜索权重调整机制，有效解决了传统先到先服务策略在复杂运行环境下的局限性。基于中国某国际机场 2025 年 8 月实际运行数据的仿真实验表明，智能算法相比传统方法能够将总延误时间平均降低 31.4%，在高峰时段仍能保持稳定的优化效果。多目标优化框架下生成的 Pareto 最优解集为决策者提供了多种可行的排序方案选择，体现了总延误时间与管制工作负荷之间的权衡关系。算法具有良好的收敛性和稳定性，在 500-1000 次迭代内即可达到满意解，满足实际运行的实时性要求。从实际应用效果来看，该算法显著提升了机场运行效率，同时保证了运行安全性和可行性。本研究验证了智能算法在航班排序问题中的有效性和实用性，为民航空管系统的智能化升级提供了有力的技术支撑，具有重要的理论价值和实际应用前景。

## 参考文献:

[1] Ma J,Sbihi M,Delahaye D.Optimization of departure runway scheduling incorporating arrival crossings[J].International Transactions in Operational Research,2021,28(2):615-637.

[2] Mori R,Dalahaye D.Uncertainty Inclusive Runway Balancing Using Convolutional Neural Network[J].Journal of Air Transportation,2023,31(1):25-34.

[3] Ng K K H,Lee C K M,Zhang S Z,et al.The impact of heterogeneous arrival and departure rates of flights on runway configuration optimization[J].Transportation Letters,2022,14(3):215-226.

[4] Park B S,Lee H,Lee H T,et al.Comparison of First-Come First-Served and Optimization Based Scheduling Algorithms for Integrated Departure and Arrival Management[C]//2018 Aviation Technology,Integration,and Operations Conference.2018:3842.

- [5] Seifi A,Ponnambalam K,Kudiakova A,et al.An Optimization Model for Flight Rescheduling from an Airport' s Centralized Perspective for Better Management of Demand and Capacity Utilization[J].Computation,2024,12(5):98.
- [6] Sekine K,Kato F,Tatsukawa T,et al.Rule design for interpretable en route arrival management via runway-flow and inter-aircraft control[J].IEEE Access,2023,11:75093-75111.
- [7] Shone R,Glazebrook K,Zografos K G.A new simheuristic approach for stochastic runway scheduling[J].Transportation Science,2024,58(2):520-539.
- [8] Su J,Hu M,Liu Y,et al.A large neighborhood search algorithm with simulated annealing and time decomposition strategy for the aircraft runway scheduling problem[J].Aerospace,2023,10(2):177.
- [9] Wu Z,Fan H,Sun Y,et al.Efficient multi-objective optimization on dynamic flexible job shop scheduling using deep reinforcement learning approach[J].Processes,2023,11(7):2018.
- [10] Zhao W,Liang T.Optimization of terminal area arrival flight sorting based on an improved sparrow search algorithm[J].Science Progress,2024,107(1):00368504241238078.
- [11] Zhou H,Jiang X.Multirunway optimization schedule of airport based on improved genetic algorithm by dynamical time window[J].Mathematical Problems in Engineering,2015,2015(1):854372.
- [12] 陈振坤,陈可嘉.自主取消航班下进离场间隙二次分配的双目标优化[J].交通运输系统工程与信息,2025,25(03):321-334.
- [13] 程小慷,邓荣岳.基于改进 NSGA-III算法的机场航班恢复优化研究[J].计算机仿真,2025,42(02):28-32+50.
- [14] 康瑞,杨敏,林子怡,杨正媛.基于 EoR 运行的进场航班排序优化[J].科学技术与工程,2025,25(19):8289-8296.
- [15] 石鹏辉,马兰,朱承元.基于机场场面资源的进离场航班排序优化研究[J].计算机仿真,2025,42(08):77-83+107.
- [16] 王莉莉,张潇潇.考虑关键点处冲突的进离场排序模型算法研究[J].中国科技论文,2015,10(19):2320-2324.
- [17] 王宁,翟文鹏.基于点融合的多跑道进场航班排序[J].交通信息与安全,2021,39(06):108-116.
- [18] 向征,袁博轩,刘玥琳.基于多目标融合及改进遗传算法的终端区进场协同排序[J].科学技术与工程,2022,22(29):13104-13113.
- [19] 张军峰,葛腾腾,郑志祥.多机场终端区进离场航班协同排序研究[J].交通运输系统工程与信息,2017,17(02):197-204.
- [20] 周千容,邵荃,郭曹卓尔.终端区有人/无人融合运行进场排序调度方法[J].科学技术与工程,2025,25(26):11388-11397.
- [21] 周笑桐,程傲,张颖,等.基于随机规划的滑行道与跑道资源综合优化调度研究[J].昆明理工大学学报(自然科学版),2025,50(01):170-177+213.