

基于强化学习和邻域搜索的机场网络航班时刻配置算法

胡浩然，王艳军*，范晰桐

(南京航空航天大学，民航学院，南京 211106)

摘要：机场容量不能满足航空运输需求时将会造成机场严重拥堵和航班延误。目前，机场时刻资源供不应求的问题主要基于世界机场航班时刻指南采用行政手段将机场航班时刻分配给航空公司。现有航班时刻配置研究大多针对一个机场的航班时刻进行单独配置，配置结果可能导致航班公司在两个机场获得的航班时刻不匹配进而无法安排航班。机场网络航班一体化配置同时考虑航班两端时刻配置，但面临问题规模大、求解困难等挑战。本文建立了一个机场网络航班时刻配置模型，用于在网络层面管理机场航班时刻。为提升模型求解效率，本文开发了基于深度强化学习(DQN)和邻域搜索(NS)相结合的 NS-DQN 算法。该算法利用 DQN 跳出邻域搜索过程的局部最优，从而提升求解速度和效果。算法被应用于求解中国大陆机场网络航班时刻配置模型的求解。计算表明，与直接使用 Gurobi 求解器相比，NS-DQN 算法可以在 2.75 小时内得到全局最优解，大幅减少了模型求解所需要的计算时间。

关键词：航空运输；NS-DQN 算法；强化学习；航班时刻配置；大规模优化

中图分类号：U-64

文献标识码：A

DOI：10.19961/j.cnki.1672-4747.2024.09.008

A reinforcement learning and neighborhood search based algorithm to slot allocation for a network of airports

HU Haoran , WANG Yanjun*, FAN Xitong

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Civil Aviation College, Nanjing 211106, China)

Abstract: When airport capacity cannot meet the demand for air transportation, it can lead to severe congestion and flight delays at airports. Currently, the issue of insufficient airport slot resources is mainly addressed through administrative means, following the Worldwide Airport Slot Guidelines, to allocate airport slots to airlines. Existing slot allocation studies often focus on individual airport slot allocation, which may result in mismatched slot allocations at two airports for an airline, making it impossible to schedule flights. Airport network flight slot integration considers the slot allocation at both ends of the flight, but faces challenges such as large problem scale and difficulty in solving. This paper establishes an airport network flight slot allocation model for managing airport slots at the network level. To improve the model solving efficiency, a NS-DQN algorithm that combines deep reinforcement learning (DQN) with neighborhood search (NS) is developed. This algorithm leverages DQN to escape the local optima in the neighborhood search process, thereby enhancing algorithm speed and effectiveness. The algorithm is applied to solve the airport network flight slot allocation model for China's mainland airports. Results show that compared to directly using the Gurobi solver, the NS-DQN algorithm can obtain the global optimal solution within 2.75

收稿日期：2024-09-23

录用日期：2024-10-20

审稿日期：2024-09-23~2024-10-01; 2024-10-09~2024-10-13; 2024-10-20

基金项目：国家自然科学基金民航联合基金重点项目：机场群航班时刻资源优化配置技术与方法研究（U2033203）

作者简介：胡浩然（2000—），男，硕士，研究方向为空中交通管理，E-mail：haoran-hu@nuaa.edu.cn

通信作者：王艳军（1982—），男，博士，教授，研究方向为机场拥堵管理、运行优化，E-mail：

ywang@nuaa.edu.cn

hours, significantly reducing the computational time required for model solving.

Key words: aviation transportation; NS-DQN algorithm; reinforcement learning; flight slot allocation; large scale optimization

0 引言

随着航空运输需求的持续增长和运输需求的多样化发展，航空运输系统中容量饱和和运行效率低下等问题日趋严重。疫情前，2019年全国客运航空公司共执行航班计461.11万班次，其中不正常航班84.59万班次，航班不正常率为18.35%。2022年8月我国民航全行业完成运输总周转量达62亿吨公里，民航旅客运输量为3230.3万人，同比增长44.2%^[1]。疫情后，全球航空旅客出行量的逐步恢复和增长加剧了繁忙机场的交通拥堵问题。解决这一问题的主要措施包括通过新建和扩建机场等方式提高系统容量。但这些措施存在资金成本高和耗时长等问题，难以在短期内应对航空运输需求的增长。另一种途径是通过需求和容量管理高效利用现有容量资源。航班时刻资源配置则是需求和容量管理的重要方法，是缓解空中交通拥堵的有效手段。航班时刻指“航空器在指定日期和时间，为抵离某个机场而使用相关基础设施与服务的权利”，是航空运输系统中最宝贵的资源^[2,3]。航班时刻配置是将机场公布容量分配给航空公司的过程。现有的航班时刻配置研究大多针对单一单机场进行时刻配置优化，或针对机场群内所有机场进行统一配置优化。根据《航班时刻管理改革总体方案》，我国新时期航班时刻管理工作将采用“集约化集中的管理方式系统优化航班时刻资源配置，切实发挥航班时刻资源配置在打造世界级国际航空枢纽和世界一流的航空运输企业的基础作用”。在总体改革方案下，我国境内所有时刻协调机场的航班时刻将由航班时刻协调机构统一负责配置，避免出现航班两端时刻不匹配等问题，进一步提升航班时刻配置效率和效益。因此，研究机场网络航班时刻资源一体化配置具有重要的战略意义及应用价值。

本文建立了一个机场网络航班时刻配置模型，对网络中所有机场的航班时刻进行统一优化配置。由于所提模型规模过大，无法使用Gurobi求解器高效求解。因此，本文开发了一个新的启发式算法（Neighbor Search-Deep Q-Learning Network, NS-DQN）来求解该网络航班时刻配置模型。该算法的主要创新在于将强化学习算法DQN和邻域算法NS结合，利用DQN算法为邻域算法NS的改进启发式选择迭代时间窗。通过学习改进启发式的历史迭代结果，帮助邻域算法选择更可能产生优化的时间窗，从而跳出局部最优解，提高算法优化效果。

本文的结构如下：第1节回顾了相关研究领域的文献；在第2节中，建立了一个机场网络航班时刻配置模型；第3节给出了NS-DQN算法；第4节进行结果分析和算法性能对比；最后，第5节总结了本文的主要工作，并讨论了未来的研究方向。

1 文献综述

机场容量和需求管理是缓解空中交通拥堵的重要方式，其中一个主要手段就是航班时刻配置^[4-6]。航班时刻配置本质上属于资源受限的分配问题^[7-10]。根据研究对象的不同，航班时刻配置可以分为单机场、机场群和机场网络的航班时刻配置。最初的时刻配置研究对象为单个机场。2012年，Zografos等人将单机场时刻优化问题抽象为一个整数规划模型。模型以(International Air Transport Association Worldwide Slot Guidelines, IATA WSG)和(European Union, EU 95/93)航班时刻管理规则为

基础，考虑机场容量、航班周转时间和时刻请求优先级等约束，将时刻配置给航空公司^[11]。2017年Zografos等人在考虑运行效率、时刻资源利用和环境影响的基础上，提出了一个新的航班时刻配置模型^[12]。2018年Ribeiro等人开发了多目标单机场时刻优化模型，并采用两阶段启发式算法求解。一些学者们开始关注时刻配置中的公平性以及乘客满意度等问题^[13-16]。

单机场时刻分配模型仅考虑本机场的容量受限问题，忽略了航班两端时刻匹配和空域资源约束等问题。因此，一些学者开始研究多机场和机场网络层面的时刻资源配置问题^[17-19]。2011年Bertsimas等人提出一种新的整数规划方法用于解决大规模的空中交通流量管理问题，该模型考虑了航班飞行中的机场容量和空域扇区容量约束，寻找包括地面等待、改航、速度控制等多种流量管理措施的最佳方案^[20]。2014年Corolli等人将Zografos等提出的单机场模型拓展到机场网络时刻配置。模型考虑了机场容量的不确定性，丰富和深化了机场网络时刻优化问题^[21]。2017年Pellegrini等人提出了一种有效的机场时刻分配同步优化的整数规划模型。该模型在满足现行时刻协调规章和惯例的情况下，考虑机场网络内航班中转时间约束，实现了欧洲范围内所有机场的航班时刻配置^[22]。2018年Benlic等人提出了一个几乎包括所有现行规则的多机场航班时刻分配模型，包括时刻请求优先级、机场容量约束、航班最小周转时间和航班请求系列等^[23]。

机场网络时刻配置模型通常规模大，难以在可接受的时间内求解^[24-26]。Ribeiro等人开发了一种大规模邻域搜索（Large-scale Neighborhood Search, LNS）算法解决大型机场的航班时刻优化配置问题^[27]。邻域搜索算法是一种局部搜索启发式算法，通常优先生成一个初始可行解，然后探索初始可行解的不同区域以迭代得到更好的解，但容易陷入局部最优。Shaw在1997年引入了大规模邻域搜索算法，使用“破坏”和“修复”两个操作来提升算法求解质量^[28]。Ribeiro等人的LNS算法结合了建设性启发式算法（可在较短的计算时间内提供初始可行解）和改进启发式算法（通过将时刻请求细分为较小的子集来迭代地重新优化时刻分配）。该算法以里斯本机场（欧洲最繁忙的20个机场之一）时刻优化问题进行了验证。结果表明，它可以在几个小时内提供最佳或接近最佳的解决方案，而使用商业求解器直接求解几天都无解。

机场网络航班时刻优化配置的模型更加庞大和复杂。大规模邻域搜索算法存在的时间窗选择等问题将会导致局部最优或求解效率低下等问题。强化学习方法是利用和挖掘数据隐藏力量的多功能工具，已经被广泛集成到运营管理领域^[29-32]。Ding等人将变邻域算法和近端策略优化算法结合，用于解决航班恢复问题^[33]。Alcaraz等人结合模型预测控制和滚动策略以及蒙特卡洛树搜索，提出了一种在线学习的强化学习算法，优化了长途公路运输中卡车司机的驾驶时间和休息时间的安排问题^[34]。在机场网络时刻配置问题中，邻域算法在初始解改进阶段需要选择迭代优化时间窗，避免迭代阶段随机选择时间窗导致优化效率低下的问题。因此，本文引入强化学习算法改进阶段的时间窗选择过程，通过历史经验学习和试错来改进代理的决策行为，从而提高算法求解效率。

2 机场网络航班时刻战略配置模型

2.1 模型描述

本文的机场网络战略时刻配置模型输入包括机场公布容量、航空公司的航班时刻请求等信息。每个航班时刻请求包含出发机场、到达机场、计划起飞时间、计划到达时间以及航班联程信息等。

该模型为机场网络内每个航班时刻请求分配起飞时间和到达时间，以确保交通需求和机场容量之间的平衡。本文使用 5 分钟时间片作为时间单位，模型假设联程航班的最小周转时间为 30 分钟。

2.2 符号定义

表 1、表 2 和表 3 分别给出了模型的集合、参数和决策变量。

表 1 机场网络航班时刻战略配置模型相关集合

Tab.1 Sets of strategic flight slot allocation model for airport network

集合	描述
F	航班时刻请求集合
$F_{(i,j)}$	起降航班时刻请求对 (i,j) 集合， $i \in F, j \in F$
D	运行日集合
D_i	航班时刻请求 <i>i</i> 的运行日集合， $i \in F$
T_χ	单日内 χ 分钟时间片集合， $\chi \in \{5, 15, 60\}$
$F_d^{\text{dep}} / F_d^{\text{arr}}$	在运行日 <i>d</i> 内，起飞/到达的航班时刻请求集合， $d \in D$
A	机场集合
$A^{\text{dep}} / A^{\text{arr}}$	起飞/到达机场集合
A_i	航班时刻请求 <i>i</i> 的运行机场
$F_{a,\chi,t,d}$	对于 χ 分钟时间片，可能在运行日 <i>d</i> 的时间片 <i>t</i> 于机场 <i>a</i> 运行的航班时刻请求集合， $a \in A^{\text{dep}} \cup A^{\text{arr}} \cup A, \chi \in \{15, 60\}, t \in T_\chi, d \in D$
$P_{(i,j)}$	联程航班对 (i,j) 集合， $i \in F, j \in F$
$D_{(i,j)}$	航班对 (i,j) 的运行日集合， $(i, j) \in F_{(i,j)} \cup P_{(i,j)}$

表 2 机场网络航班时刻战略配置模型相关参数

Tab.2 Parameters of strategic flight slot allocation model for airport network

参数	描述
T_5^{next}	时间片集合 T_5 中最大时间片的下一个时间片
$T_{i,d}^{\text{fr}}$	航班时刻请求 <i>i</i> 在运行日 <i>d</i> 申请运行的5分钟时间片， $i \in F, d \in D_i$

$\Delta d_{(i,j)}$	航班时刻请求 <i>i</i> 和航班时刻请求 <i>j</i> 的运行日之差的绝对值,
$(i, j) \in F_{(i,j)} \cup P_{(i,j)}$	
$C_{a,\chi,t,d}$	对于 χ 分钟时间片, 机场 a 在运行日 d 的时间片 t 的公布容量, $a \in A^{\text{dep}} \cup A^{\text{arr}} \cup A, \chi \in \{15, 60\}, t \in T_\chi, d \in D$
t_{\max}^{dis}	允许的最大战略时刻偏移
t_{\min}^{con}	联程航班对的最小周转时间
α	常数, 1的左极限
E	常数, e^{-1}

表 3 机场网络航班时刻战略配置模型相关决策变量

Tab.3 Decision variables of strategic flight slot allocation model for airport network

决策变量	描述
$W_{i,t,d}$	0-1 变量, 航班时刻请求 i 在运行日 d 的运行时间不早于时间片 t 时取 1, 否则取 0, $i \in F, t \in T_5 \cup T_5^{\text{next}}, d \in D_i$
$V_{i,\chi,t,d}$	0-1 变量, 对于 χ 分钟时间片, 航班时刻请求 i 在运行日 d 的运行时间等于时间片 t 时取 1, 否则取 0, $i \in F, \chi \in \{15, 60\}, t \in T_\chi, d \in D_i$
$B_{i,\chi,d}$	整数变量, 对于 χ 分钟时间片, 航班时刻请求 i 在运行日 d 的运行时间片, $i \in F, d \in D_i, \chi \in \{5, 15, 60\}$
$P_{i,d}$	整数变量, 航班时刻请求 i 在运行日 d 的运行时间片不晚于 /晚于申请时间片, 取 -1/1, $i \in F, d \in D_i$

2.3 目标函数

本文以减少航班时刻总偏移量为优化目标, 具体定义如公式(1)所示。

$$O = \min \sum_{i \in F} \sum_{d \in D_i} (B_{i,5,d} - T_{i,d}^{\text{fr}}) P_{i,d} \quad (1)$$

2.4 约束条件

$$W_{i,t,d} = 0 \quad \forall i \in F, \forall d \in D_i, t = T_5^{\text{next}} \quad (2)$$

$$W_{i,t,d} \geq W_{i,t+1,d} \quad \forall i \in F, \forall d \in D_i, \forall t \in T_5 \quad (3)$$

$$\sum_{t \in T_5} W_{i,t,d} \geq 1 \quad \forall i \in F, \forall d \in D_i \quad (4)$$

$$\sum_{t \in T_5} t(W_{i,t,d} - W_{i,t+1,d}) = B_{i,5,d} \quad \forall i \in F, \forall d \in D_i \quad (5)$$

$$B_{j,5,d_j} - B_{i,5,d_i} + 288\Delta d_{(i,j)} \geq 0 \quad \forall (i,j) \in F_{(i,j)}, \forall (d_i, d_j) \in D_{(i,j)} \quad (6)$$

$$B_{j,5,d_j} - B_{i,5,d_i} + 288\Delta d_{(i,j)} \geq t_{\min}^{\text{con}} \quad \forall (i,j) \in P_{(i,j)}, \forall (d_i, d_j) \in D_{(i,j)} \quad (7)$$

$$|B_{i,5,d} - T_{i,d}^{\text{fr}}| \leq t_{\max}^{\text{dis}} \quad \forall i \in F, \forall d \in D_i \quad (8)$$

$$5B_{i,5,d} / \chi - B_{i,\chi,d} \leq \alpha \quad \forall i \in F, \forall d \in D_i, \forall \chi \in \{15, 60\} \quad (9)$$

$$5B_{i,5,d} / \chi - B_{i,\chi,d} \geq 0 \quad \forall i \in F, \forall d \in D_i, \forall \chi \in \{15, 60\} \quad (10)$$

$$\sum_{t \in T_\chi} V_{i,\chi,t,d} = 1 \quad \forall i \in F, \forall d \in D_i, \forall \chi \in \{15, 60\} \quad (11)$$

$$\sum_{t \in T_\chi} tV_{i,\chi,t,d} = B_{i,\chi,d} \quad \forall i \in F, \forall d \in D_i, \forall \chi \in \{15, 60\} \quad (12)$$

$$\sum_{i \in F_{a,\chi,t,d}} V_{i,\chi,t,d} \leq C_{a,\chi,t,d} \quad \forall a \in A^{\text{dep}} \cup A^{\text{arr}} \cup A, \forall d \in D, \forall t \in T_\chi, \forall \chi \in \{15, 60\} \quad (13)$$

$$P_{i,d} P_{i,d} = 1 \quad \forall i \in F, \forall d \in D_i \quad (14)$$

$$P_{i,d} (B_{i,5,d} - T_{i,d}^{\text{fr}}) \geq 0 \quad \forall i \in F, \forall d \in D_i \quad (15)$$

公式(2)-(3)确保决策变量 $W_{i,t,d}$ 是非增的。公式(4)确保所有航班时刻请求在战略调度中会被分配运行时刻。公式(5)-(6)确保任何起降航班对的到达航班分配的时刻不早于起飞航班分配的时刻。公式(7)确保联程航班对的中转时间不小于最小中转时间。公式(8)确保所有航班的战略时刻偏移量不超过允许的最大时刻偏移量。公式(9)-(13)确保所有机场分配的流量不会超过其公布容量。公式(14)-(15)是与目标函数相关的指示约束。

3 NS-DQN 算法

3.1 算法概述

NS-DQN 算法包含一个构造启发式和一个改进启发式，并引入了深度强化学习算法 DQN 来协助改进构造启发式得到的初始解。该算法的整体概念图如图 1 所示。

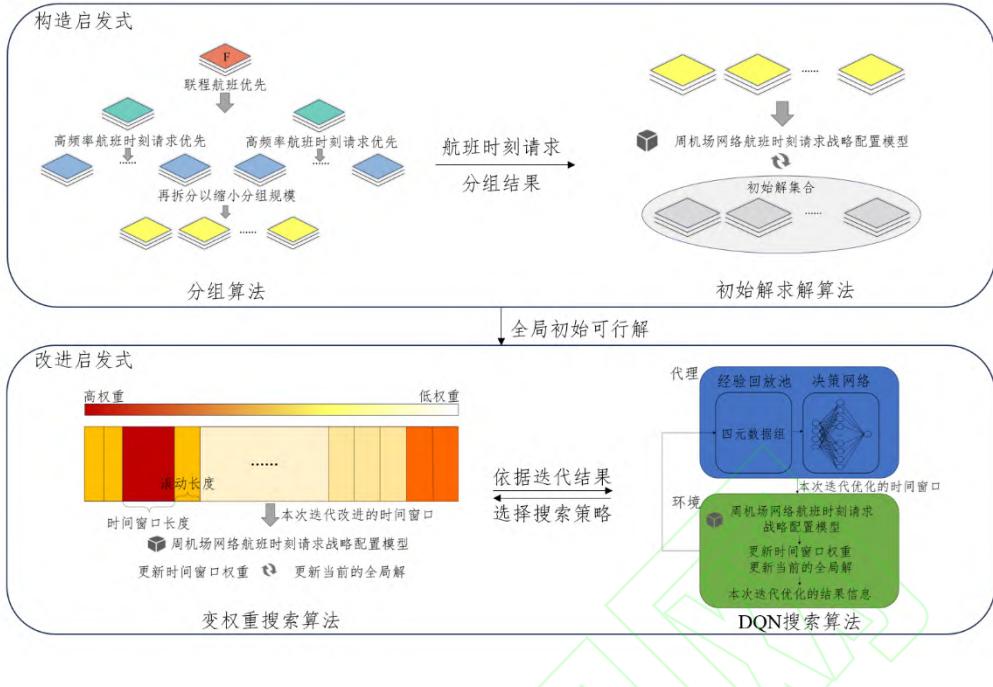


图 1.NS-DQN 算法框架

Fig. 1 NS-DQN algorithm framework

3.2 构造启发式

启发式算法将所有的航空公司战略航班时刻请求分解为一系列较小规模的航班时刻请求。然后，根据航班时刻请求优先级依次输入到时刻配置模型中。在求解过程中，机场的剩余容量不断更新，以确保构造启发式获得的解决方案始终保持全局可行。

3.2.1 分组算法

在机场网络航班时刻战略配置模型中，联程航班对的时刻配置受到额外的航班周转时间约束限制，导致为联程航班对配置航班时刻比非联程航班对更为复杂。因此，本文优先处理联程航班对的时刻配置，即“联程航班对优先”原则。此外，航班时刻请求频率 f_i 被定义为航班时刻请求 i 申请的战略阶段运行天数，如公式(16)所示。

$$f_i = |D_i| \quad \forall i \in F \quad (16)$$

航空公司的航班时刻请求首先被归类为联程航班组和非联程航班组，分别表示为 G^1 和 G^0 。由于 $F_{(i,j)}$ 和 $P_{(i,j)}$ ，相关航班请求应该被分配到同一优先级组中，如式(17)和公式(18)所示。根据航班时刻请求频率 f_i ，将 G^1 和 G^0 进一步细分为一系列小组 G^B_b 。 B 等于 1 代表联程航班组， B 等于 0 代表非联程航班组。 b 表示每个优先级小组内航班时刻请求 i 的申请频率。

$$G^1 = G^1 \cup \left\{ \left\{ i \in G^0 \mid \exists j \in G^1, (i, j) \in P_{(i,j)} \cup F_{(i,j)} \right\} \cup \left\{ j \in G^0 \mid \exists i \in G^1, (i, j) \in P_{(i,j)} \cup F_{(i,j)} \right\} \right\} \quad (17)$$

$$G^0 = G^0 \setminus \left\{ \left\{ i \in G^0 \mid \exists j \in G^1, (i, j) \in P_{(i,j)} \cup F_{(i,j)} \right\} \cup \left\{ j \in G^0 \mid \exists i \in G^1, (i, j) \in P_{(i,j)} \cup F_{(i,j)} \right\} \right\} \quad (18)$$

为进一步优化算法，需要对 G^B_b 进行进一步的划分^[27]。因此，本文为每个子组分配不超过 K 个航班时刻，其中 K 根据实验经验设置为 20000。公式(19)确定了将每个优先级组 G^B_b 分割成的子组数

量 n_b^B 。其中, N_b^B 代表优先级组 G_b^B 中的航班时刻数量, $|D|$ 代表航班时刻请求的最高频率。在本文中, $|D|=7$ 。分组算法在算法 1 中有详细描述。

$$n_b^B = \left\lceil \frac{N_b^B}{K} \right\rceil + 1 \quad \forall B \in \{0,1\}, \forall b \in \{1, \dots, |D|\} \quad (19)$$

算法 1：分组算法

输入：每个机场的航班时刻请求和参数 K

输出：分组结果 G

1 根据公式(17)和公式(18)更新 G^1 和 G^0

2 使用公式(16)计算 f_i

3 根据 f_i 将 G^1 和 G^0 划分为一组子组 G_b^B

4 $G \leftarrow \emptyset, g \leftarrow \emptyset$

5 对于 $B \in \{0,1\}$ 执行循环

6 对于 $b \in \{1, \dots, |D|\}$ 执行循环

7 根据公式(19)计算 G_b^B 的 n_b^B

8 $n \leftarrow 1, G' \leftarrow G_b^B, g' \leftarrow \emptyset$

9 当 $n \leq n_b^B$ 时执行

10 当 $|G'| > 0$ 且 $|g'| < K$ 时执行

11 在 G' 中随机选择一对起飞和到达航班时刻请求 Θ

12 根据公式(17), 用 Θ 和 G' 分别替换 G^1 和 G^0 来获取 Θ 的相关航班 0

13 $\Theta \leftarrow \Theta \cup 0$

14 $G' \leftarrow G' \setminus \Theta; g' \leftarrow g' \cup \Theta$

15 $g \leftarrow g \cup g'; g' \leftarrow \emptyset; n \leftarrow n+1$

16 $G \leftarrow G \cup g; g \leftarrow \emptyset$

3.2.2 初始解求解算法

从算法 1 中获得分组结果 G 后, 根据优先级对 G 进行机场网络航班时刻战略配置。从 G 中选出的组称为 G'_A , 其优化解称为 S'_A 。类似于 $F_{a,x,t,d}$, 定义 $F'_{a,x,t,d}$ 为: 对于 χ 分钟时间片, G'_A 中可能在运行日 d 的时间片 t 内于机场 a 运行的航班时刻请求集合。 $F'_{a,x,t,d}$ 由公式(20)计算得到。剩余容量表示为 $C'_{a,x,t,d}$, 由公式(21)计算得到。为了确保初始解的全局可行性, 每次完成航班时刻配置后, 会根据公式(21)更新机场网络的剩余容量 $C'_{a,x,t,d}$ 。设定最大求解时间限制 t_2 。根据计算经验, t_2 被设置为 15 分钟。初始解求解算法在算法 2 中详细描述。

$$F'_{a,\chi,t,d} = \{i \in G'_A \mid a = A_i, \chi \in \{15, 60\}, t \in T_\chi, d \in D_i\} \quad (20)$$

$$C'_{a,\chi,t,d} = C_{a,\chi,t,d} - \sum_{i \in F'_{a,\chi,t,d}} V_{i,\chi,t,d} \quad \forall a \in A^{\text{dep}} \cup A^{\text{arr}} \cup A, \forall d \in D, \forall t \in T_\chi, \forall \chi \in \{15, 60\} \quad (21)$$

算法 2：初始解求解算法

输入: 每个机场的航班时刻请求和分组结果 G

输出: 一周机场网络航班时刻请求战略时刻配置模型的初始可行解 S_G

- 1 $S_G \leftarrow \emptyset, G'_A \leftarrow \emptyset, S'_A \leftarrow \emptyset, F'_{a,x,t,d} \leftarrow \emptyset$
- 2 对于 $c \in \{1, \dots, |G|\}$ 执行循环
 - 3 从集合 G 中获取 G_c
 - 4 初始化 G_c 的解, 定义为 $S_c, S_c \leftarrow \emptyset$
 - 5 基于 G'_A , 使用公式(20)更新 $F'_{a,x,t,d}$
 - 6 基于 S'_A 获取决策变量 $V_{i,x,t,d}$
 - 7 使用公式(21)更新剩余容量 $C'_{a,x,t,d}$
 - 8 输入航班时刻请求 G_c 和剩余容量 $C'_{a,x,t,d}$, 求解模型
 - 9 当找到最优解或达到最大求解时间 t_2 时执行
 - 10 返回 S_c
- 11 $S_G \leftarrow S_G \cup S_c, S'_A \leftarrow S_c, G'_A \leftarrow G_c, C_{a,x,t,d} \leftarrow C'_{a,x,t,d}$

3.3 改进启发式

为了优化构造启发式得到的初始解, 本文构建了一个包含变权重搜索和 DQN 搜索的改进启发式, 主要理念是将大规模的优化问题划分为几个时间窗口。这些时间窗口基于时间窗口长度 L 和滚动长度 l 进行划分, 时间窗口的集合表示为 w_{set} 。总体上, 在每次迭代优化时, 改进启发式会依据本次采用的搜索策略选择一个时间窗, 对与该时间窗口相关的航班时刻请求进行优化改进。根据 Jacquillat 等人的研究成果可知, 采用大时间窗口有利于提高迭代优化解的质量。本研究将时间窗口长度 L 设置为 4 小时, 并将滚动时间窗口长度 l 设置为 L 的一半^[27]。

3.3.1 变权重搜索

为了避免改进启发式在选择优化迭代时间窗口时的盲目性, 本文设计了一套变权重搜索策略。这套策略涉及设置时间窗口的先验权重 w_w 和权重的动态更新, 允许改进启发式实时调整其搜索偏好。根据公式(22)确定每个时间窗口 w 内航班时刻请求的时刻偏移量 O_w 。为了更好地适应迭代环境, 需要实时调整时间窗口的权重 w_w 。每次迭代优化都有两种可能的情况: Case1. 发生了改进, 达到了最优解; Case2. 没有发生改进, 达到了最优解。在每次迭代改进结束后, 会根据最新的迭代结果和公式(23)更新当前时间窗口 w 的权重 w_w 。

$$O_w = \sum_{i \in w} \sum_{d \in D_i} P_{i,d} (B_{i,5,d} - T_{i,d}^{fr}) \quad (22)$$

$$w_w = \begin{cases} w_w E & w \in w_{set}, \text{Case1} \\ 0 & w \in w_{set}, \text{Case2} \end{cases} \quad (23)$$

3.3.2 DQN 搜索

近年来, 有学者将强化学习算法引入大规模模型的求解过程中^[35-39]。文将深度强化学习算法 DQN 纳入邻域算法 NS 的改进启发式中, 将其作为变权重策略失效时的改进搜索策略。将用于进行行动决策的 Q 网络视为代理, 全局解视为环境, 代理决策选择迭代时间窗的行为被视为动作, 全局

解的优化值视为奖励。在本文中，动作被定义为在某一状态下，代理决策参与本次迭代优化时间窗口的行为。状态转移是指系统根据当前状态和采取的动作，按照改进启发式的算法流程转移到下一个状态的过程。奖励是状态转移后目标函数值的变化。DQN 算法具有两个非常重要的模块：经验回放池和目标网络。经验回放池中存放了每次迭代优化得到的四元数据组：状态 s_u 、动作 a_u 、奖励 r_u 、下一状态 s_{u+1} 。本文使用指示变量 Z 来区分改进启发式采用的改进策略。当 Z 取 1 时，表示改进启发式本次采用变权重搜索策略；当 Z 取 2 时，表示改进启发式本次采用 DQN 搜索。改进启发式算法在算法 3 中有详细描述。

算法 3：改进启发式算法

输入：每个机场的航班时刻请求和初始可行解 S_G

输出：一周机场网络航班时刻请求战略时刻配置模型的改进解 $S'_{G'}$

- 1 根据公式(20)、(21)，得到全局解为初始可行解 S_G 时的剩余容量 $C'_{a,x,t,d}$, $C^0_{a,x,t,d} \leftarrow C'_{a,x,t,d}$
- 2 初始化 $H \leftarrow 20$, $Z \leftarrow 1$
3. 对于 $h \in \{1, \dots, H\}$ 执行循环：
- 4 如果 $Z=1$:
 - 5 $w_w \leftarrow O_w$, $w \leftarrow \max(w_w)$, 依据迭代时间窗口 w 和公式(17)得到待优化的航班时刻请求集合 G'_{w_w}
 - 6 如果 $h=1$: $S^h \leftarrow S_G$; 否则: $S^h \leftarrow S^{h-1}$
 - 7 得到 G'_{w_w} 的当前解 $S_{G'_{w_w}}$ 及其目标函数值 $O_{G'_{w_w}}$
 - 8 根据公式(20)、(21)，得到破坏 G'_{w_w} 的当前解 $S_{G'_{w_w}}$ 时活化的容量 $C^{G'_{w_w}}_{a,x,t,d}$
 - 9 $C_{a,x,t,d} \leftarrow C^0_{a,x,t,d} + C^{G'_{w_w}}_{a,x,t,d}$, 输入航班时刻请求 G'_{w_w} 和剩余容量 $C_{a,x,t,d}$, 求解模型
 - 10 得到第 h 次迭代的目标函数值 $O'_{G'_{w_w}}$
 - 11 如果 $O'_{G'_{w_w}} < O_{G'_{w_w}}$: 得到优化解 $S'_{G'_{w_w}}$, $S_{G'_{w_w}} \leftarrow S'_{G'_{w_w}}$, 更新 $C^0_{a,x,t,d}$ 和时间窗口权重 w_w
 - 12 否则: 更新时间窗口权重 w_w 。根据迭代反馈数据(s_u, a_u, r_u, s_{u+1})，使用 DQN 算法训练决策网络， $Z \leftarrow 2$
 - 13 $h=h+1$
 - 14 否则:
 - 15 Q 网络决策本次迭代优化的时间窗口 w
 - 16 依据时间窗口 w 和公式(17)得到航班时刻请求集合 G'_{w_w} , $S^h \leftarrow S^{h-1}$, 重复算法 3 的 step7-step10
 - 17 如果 $O'_{G'_{w_w}} < O_{G'_{w_w}}$: 得到优化解 $S'_{G'_{w_w}}$, $S_{G'_{w_w}} \leftarrow S'_{G'_{w_w}}$, 更新 $C^0_{a,x,t,d}$ 和时间窗口权重 w_w , $Z \leftarrow 1$
 - 18 否则: 更新时间窗口权重 w_w 。根据迭代反馈数据(s_u, a_u, r_u, s_{u+1})，使用 DQN 算法训练决策网络
 - 19 $h=h+1$

4 实例分析

4.1 实验设计

本文选取 2023 年 7 月 24 日至 30 日中国大陆机场网络的航班时刻表作为基础实验数据。数据中主要包含 51 个主要机场，每个机场平均每天运行超过 100 个航班。联程航班的最短周转时间设定为 30 分钟。考虑到航空公司倾向于最小化其航班申请的战略时刻偏移，为了让航空公司更加容易接受

时刻配置结果，本文限制所有航班时刻请求的最大战略时刻偏移为 15 分钟。战略时刻配置模型和 NS-DQN 算法是用 Python 和 Gurobi 编写，并在配备 32GB 内存和第 12 代 Intel(R) Core(TM) i7-12700 CPU (2.10 GHz) 的计算机上运行。

4.2 结果分析

4.2.1 优化结果

构造性启发式可以在 33 分钟产生一个初始可行解 S_G 。图 2 展示了 NS-DQN 算法迭代改进的结果。根据结果可知，改进启发式在 16 次迭代改进后完全收敛，其值等于直接实现得到的最优解。NS-DQN 算法求解时间包括构造启发式求解时间和改进启发式求解时间两部分。其中构造启发式耗时 0.56 小时；改进启发式花费 1.46 小时获得距离最优解差距 0.18% 的迭代解，花费 2.19 小时达到了全局最优解。其中，5.82% 的航班经历了战略时刻偏移，所有航班的战略偏移为 25525 分钟。经过进一步的统计分析，发现战略航班时刻偏移发生在起降阶段的分别占总战略时刻偏移的 45.5% 和 54.5%。

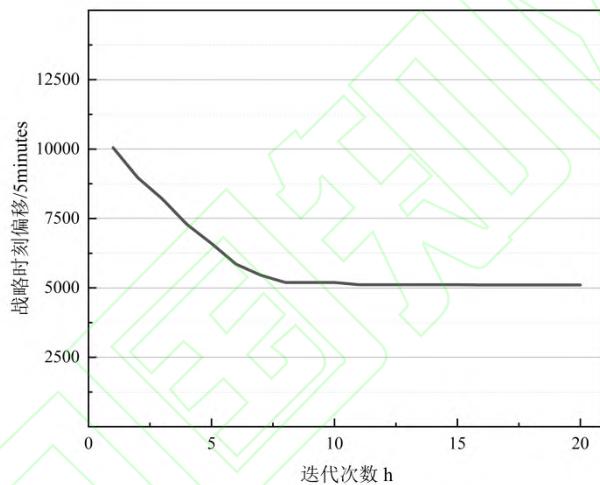


图 2.NS-DQN 算法的改进启发式优化结果

Fig. 2 Improvement heuristic optimization results of the NS-DQN algorithm

以下从时间和空间的角度分析机场网络战略时刻偏移的分布特征。图 3 显示了机场网络战略时刻偏移的时间分布，战略时刻偏移集中在午夜 1 点至 2 点和早晨 6 点至 9 点。图 4 显示了机场网络战略时刻偏移的空间分布，横轴是按照机场日均流量由大到小的顺序排列。总体而言，时刻偏移在机场网络内各机场之间的分布不均匀；日均流量高的机场往往有更多的战略时刻偏移，战略时刻偏移倾向于发生在到达阶段，特别是在日均流量大的机场。

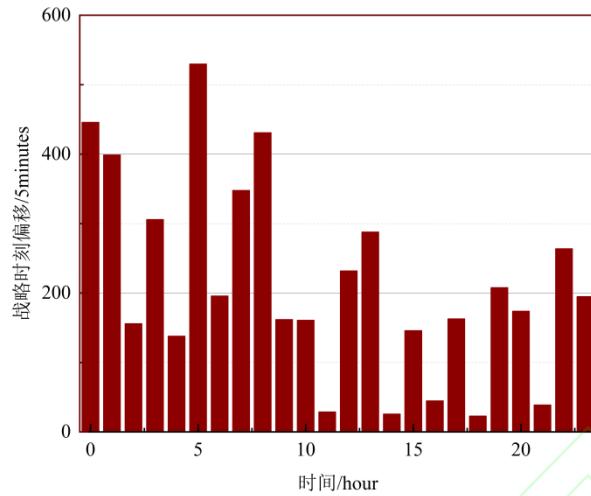


图 3. 战略时刻偏移的时间分布

Fig. 3 Time distribution of strategic slot displacements

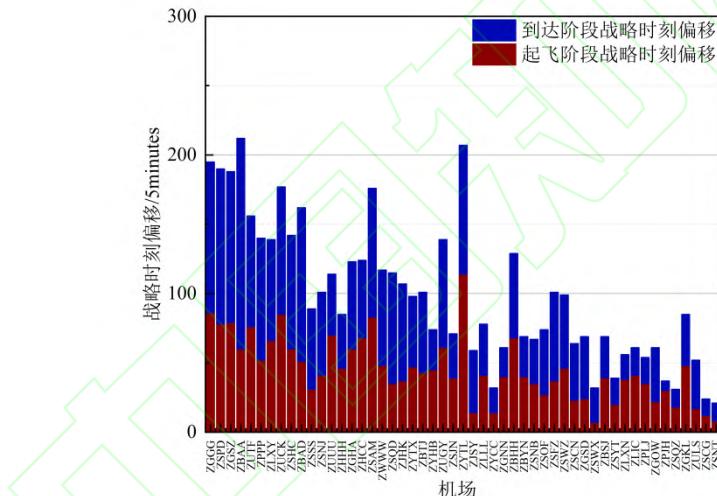


图 4. 战略时刻偏移的空间分布和起降分布

Fig. 4 Spatial distribution and takeoff and landing distribution of strategic slot displacements

4.2.2 算法性能对比

本节对比了航班时刻请求战略配置的构造启发式和改进启发式结果。当直接使用商业求解器 Gurobi 求解本文模型时，无法快速获得高质量的解决方案。表 4 详细对比了 NS-DQN 算法的结果与直接使用 Gurobi 实现的结果。直接使用 Gurobi 实现在 16.67 小时后才找到最优解，而 NS-DQN 算法在分别在 2.02 小时和 2.75 小时得到高质量结果（gap 为 0.18%）和最优结果（gap 为 0%）。为了证明 NS-DQN 算法的稳定性，本文进行了重复实验。重复实验结果表明，NS-DQN 算法每次均可快速得到高质量解并最终得到最优解。多次实验 NS-DQN 算法找到全局最优的平均耗时为 2.8 小时，明显优于直接 Gurobi 实现。另外，NS-DQN 算法消耗的计算机硬件资源也明显少于直接 Gurobi 实现，NS-DQN 算法的平均内存占用在 60GB，而直接 Gurobi 实现的平均内存占用则在 223GB。因此，NS-DQN 算法在解决一周机场网络航班时刻请求战略配置模型时显示出了明显的优势，具有更快的

收敛速度并提供更高质量的解决方案。

表 4. 算法性能对比

Tab. 4 Comparison of algorithm performances

时间/h	Gurobi			NS-DQN 算法		
	目标函数	下界	差距	目标函数	迭代次数 h	差距
0.56	—	—	—	13198	0	159.51%
0.67	—	—	—	10049	1	96.84%
1.50	—	—	—	5854	6	14.68%
2.02	—	—	—	5114	11	0.18%
2.75	—	—	—	5105	16	0%

注：“—”表示在给定求解时间内，Gurobi 无结果。

5 结论

本文建立了一个机场网络航班时刻战略配置模型，解决了机场网络一周航班时刻请求战略配置问题。鉴于求解大规模模型的计算挑战，本文基于邻域算法 NS 开发了一个新颖的模型求解算法 NS-DQN，将深度强化学习算法 DQN 纳入求解框架。深度强化学习代理将当前状态反馈到决策网络得到下一次迭代优化的时间窗口，然后更新奖励信息和新的状态。与直接使用 Gurobi 求解器实现相比，NS-DQN 算法可以快速得到接近最优解的可行解并最终得到全局最优解，证明了 NS-DQN 算法的高效性。本文提出的 NS-DQN 算法在求解多日机场网络航班时刻请求战略配置模型算例时具有可拓展性。下一步的研究可尝试使用类似算法解决时间跨度为整个航季的机场网络航班时刻优化问题。

参考文献

- [1]中国民用航空局.中国民航 2022 年 8 月份主要生产指标统计[EB/OL] (2024-10-9) <https://www.caac.gov.cn/XXGK/XXGK/TJSJ/202209/P020220920312815593554.pdf>
- [2]中国民用航空局.民航航班时刻管理办法[S].北京：中国民用航空局, 2018
- [3] WANG Y, SHUI X, WANG M. Research progress on airport slot allocation. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics 50.4 (2022): 1065-1076.
- [4] DANIEL D, Wang Y. Slot allocation in a multi-airport system under flying time uncertainty[C]. International Workshop on ATM/CNS (IWAC) 2022.
- [5] LIU C, et al. Slot Allocation in a Multi-airport System under Flying Time Uncertainty.[J].Transactions of the JAPAN Society for Aeronautical and Space Sciences 67.3 (2024): 127-135.
- [6] XU M, WANG M, WANG Y, et al. Robust estimation of airport declared capacity[C]//2022 IEEE 25th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). October 8-12, 2022.
- [7] ZHAO X, et al. A queuing network model of a multi-airport system based on point-wise stationary approximation.Aerospace 9.7 (2022): 390.
- [8] Wang M, et al. Slot allocation for a Multiple Airport System: Equity and Efficiency[C]//UAS-Europe ATM Seminar. 2023.
- [9] Feng H, et al. An integrated slot allocation model for time-space-dimensional noise reduction[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment 121 (2023): 103845.
- [10] Shui Xiaoyu, Wang Yanjun, Wang Ziming, et al. Airport Cluster Flight Schedule Allocation Considering

Fairness Among Airports [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(08): 165-181.

[11] ZOGRAFOS K G, SALOURAS Y, MADAS M A. Dealing with the efficient allocation of scarce resources at congested airports[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2012, 21(1): 244-256.

[12] BOYACI B, ZOGRAFOS K G, GEROLIMINIS N. An integrated optimization-simulation framework for vehicle and personnel relocations of electric carsharing systems with reservations[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2017, 95: 214-237.

[13] RIBEIRO N A,etal. An optimization approach for airport slot allocation under IATA guidelines[J]. *Transportation Research Part B: Methodological* 112 (2018): 132-156.

[14] JACQUILLAT A, ODONI A R, WEBSTER M D. Dynamic control of runway configurations and of arrival and departure service rates at JFK airport under stochastic queue conditions[J]. *Transportation Science*, 2017, 51(1): 155-176.

[15] FAIRBROTHER J, ZOGRAFOS K G, GLAZEBROOK K D. A slot-scheduling mechanism at congested airports that incorporates efficiency, fairness, and airline preferences[J]. *Transportation Science*, 2020, 54(1): 115-138.

[16] BIROLINI, SEBASTIAN, etal. Passenger-Centric Slot Allocation at Schedule-Coordinated Airports[J]. *Transportation Science* 57.1 (2023): 4-26.

[17] WANG Y, etal. Slot Allocation for a Multi-Airport System and its Impact on the Equity Among the Airports and Airlines[J]. Available at SSRN 4330306.

[18] WANG Y, WANG M, XU W, etal. Secondary trading of airport slots: Issues and challenges[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2023, 36(12): 1-12.

[19] WANG Y, LIU C, WANG H, etal. Slot allocation for a multiple-airport system considering airspace capacity and flying time uncertainty[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2023, 153: 104185.

[20] BERTSIMAS D, LULLI G, ODONI A. An integer optimization approach to large-scale air traffic flow management[J]. *Operations Research*, 2011, 59(1): 211-227.

[21] COROLLI L, LULLI G, NTAIMO L. The time slot allocation problem under uncertain capacity[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2014, 46: 16-29.

[22] PELLEGRINI, PAOLA, etal. SOSTA: An effective model for the simultaneous optimisation of airport slot allocation[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review* 99 (2017): 34-53.

[23] BENLIC U. Heuristic search for allocation of slots at network level[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2018, 86: 488-509.

[24] WU S, WANG Z, HANG X, etal. Optimization schemes for schedules intervention in a multi-airport system[J]. *Journal of Transportation Engineering and Information*, 2022, 20(4): 136-146.

[25] WU S. Collaborative optimization of flight time at multiple airports in the region[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2022.

[26] NIE Jianxiong, LIU Chang, WANG Yanjun. Integrated method for strategically allocating capacity resources in a multiple airport system[J]. *Journal of Transportation Engineering and Information*, 2023, 21(4): 115-128.

[27] RIBEIRO N A,etal A large-scale neighborhood search approach to airport slot allocation[J]. *Transportation Science* 53.6 (2019): 1772-1797.

[28] LEE I, SIKORA R, SHAW M J. A genetic algorithm-based approach to flexible flow-line scheduling with variable lot sizes[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 1997, 27(1): 36-54.

- [29] ARAGON-GÓMEZ R, CLEMPNER J B. Traffic-signal control reinforcement learning approach for continuous-time Markov games[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2020, 89: 103415.
- [30] BANGUI H, BUHNOVA B. Recent advances in machine-learning driven intrusion detection in transportation: survey[J]. *Procedia Computer Science*, 2021, 184: 877-886.
- [31] CHEN X, GUO X, MENG J, et al. Research on ATO control method for urban rail based on deep reinforcement learning[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 5919-5928.
- [32] SHU S, ZHAO J, HAN Y. Signal timing optimization for transit priority at near-saturated intersections[J]. *Journal of Advanced Transportation*, 2018, 2018: 8502804.
- [33] DING Y, WANDELT S, WU G, et al. Towards efficient airline disruption recovery with reinforcement learning[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2023, 179: 103295.
- [34] ALCARAZ J J, LOSILLA F, CABALLERO-ARNALDOS L. Online model-based reinforcement learning for decision-making in long distance routes[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2022, 164: 102790.
- [35] AKHTER S, NURUL M, JAFOR S. Modeling ant colony optimization for multi-agent based intelligent transportation system[J]. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2019,
- [36] BORG, J P., DANIEL H. Z. Dual-team model for international service learning in engineering: Remote solar water pumping in Guatemala[J]. *Journal of Professional Issues in Engineering Education and Practice* 134.2 (2008): 178-185.
- [37] XU M, AN K, VU L H, et al. Optimizing multi-agent based urban traffic signal control system[J]. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 2019, 23(4): 357-369.
- [38] XIONG C, et al. Optimal travel information provision strategies: an agent-based approach under uncertainty[J]. *Transportmetrica B: Transport Dynamics* 6.2 (2018): 129-150.
- [39] WANG J, WU J, CHE Y. Agent and system dynamics-based hybrid modeling and simulation for multilateral bidding in electricity market[J]. *Energy*, 2019, 180: 444-456.