

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2023.08.011

面向航班延误场景的机位预分配模型及算法研究

王鑫晨¹, 吕增威^{1,2}, 魏振春^{1,2}, 张浩³

(1. 合肥工业大学 计算机与信息学院, 安徽 合肥 230601; 2. 安全关键工业测控技术教育部工程研究中心, 安徽 合肥 230601; 3. 飞友科技有限公司, 安徽 合肥 230031)

摘要:针对航班延误场景下易出现机位变更的问题,文章以最小化机位冲突概率和最大化乘客靠桥率为目标,增加基于机位冲突概率的鲁棒性约束,结合机场实际业务规则构建具有良好抗延误特性的机位预分配模型,并将其建模为马尔可夫决策模型,提出基于异步优势动作评价的机位预分配算法(gate assignment algorithm based on asynchronous advantage actor-critic, GABA3C)求解该问题。为验证所提算法在各种变化场景下的适用性,文章设置3组场景实例。仿真结果表明,所提出的算法在有效提升旅客满意度的同时,还可以解决因航班延误造成的机位冲突问题。相比于自适应并行遗传算法(adaptive parallel genetic algorithm, APGA)、近端策略优化(proximal policy optimization, PPO)算法以及深度Q网络(deep Q-network, DQN)算法,该文所提算法求得的解在乘客靠桥率上的目标值分别提高了5.7%、4.6%、5.8%,在机位冲突概率上的目标值分别降低了23.5%、10.0%、17.4%。

关键词:航班延误;机位预分配;异步优势动作评价;机位冲突概率;旅客满意度

中图分类号:TP181;V351.11 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-5060(2023)08-1079-07

Research on gate assignment model and algorithm for flight delay scenario

WANG Xinchun¹, LYU Zengwei^{1,2}, WEI Zhenchun^{1,2}, ZHANG Hao³

(1. School of Computer Science and Information Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230601, China; 2. Engineering Research Center of Safety Critical Industrial Measurement and Control Technology of Ministry of Education, Hefei 230601, China; 3. Feeyo Technology Co., Ltd., Hefei 230031, China)

Abstract: In order to solve the problem of gate change in the flight delay scenario, this paper aims to minimize the probability of gate conflict and maximize the near-gate passenger allocation rate, increases the robustness constraints based on the gate conflict probability, and constructs a gate pre-assignment model with good anti-delay characteristics combined with the actual airport business rules. It is modeled as a Markov decision model, and a gate assignment algorithm based on asynchronous advantage actor-critic(GABA3C) is proposed to solve this problem. In order to verify the applicability of the proposed algorithm in various changing scenarios, three sets of scenario examples are set up. Simulation results show that the proposed algorithm can effectively improve passenger satisfaction and solve the problem of gate conflict caused by flight delays. Compared with adaptive parallel genetic algorithm(APGA), proximal policy optimization(PPO) and deep Q-network(DQN) algorithm, the target value of solutions obtained by the proposed algorithm in the near-gate passenger allocation rate is increased by 5.7%, 4.6% and 5.8%, respectively, and the target value in the gate conflict probability is reduced by 23.5%, 10.0% and 17.4%, respectively.

Key words: flight delay; gate pre-assignment; asynchronous advantage actor-critic(A3C); gate conflict

收稿日期:2022-04-13; **修回日期:**2022-05-18

基金项目:国家自然科学基金资助项目(62002097);安徽省重点研究与开发计划资助项目(201904a07020030)和中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(PA2021GDGP0061)

作者简介:王鑫晨(1997—),男,安徽合肥人,合肥工业大学硕士生;

魏振春(1978—),男,安徽合肥人,博士,合肥工业大学副教授,硕士生导师,通信作者, E-mail: weizc@hfut.edu.cn.

probability; passenger satisfaction

0 引言

近年来,随着中国民航业的迅猛发展,旅客需求及机场数量不断增加,飞机已成为主要的运输选择之一。机位是机场的关键资源,是乘客上下飞机和维护飞机的重要场所,高效地利用停机位资源可以提高机场的容量和服务效率。如何在机位资源有限条件下为到港的每架航班分配合适的停机位,以提升乘客满意度和实现机场的服务效率,被称为机位分配^[1]。机位分配问题多年来一直是一个热门的研究课题^[2-3],是航空公司运营和管理的核心环节。

在机位分配研究中,现有文献大部分研究普适性更高场景下的机位分配问题,以保证机场的正常运行,少部分学者研究了航班延误场景下的机位分配问题。针对航班延误场景下航班时刻表易出现扰动问题,文献[4]提出了新的二元整数规划模型来解决机位再分配问题,该模型将乘客换乘的成功率作为目标函数进行评估。为解决机场航班延误问题,文献[5]提出了一种具有较高鲁棒性的机位分配模型,以最小化机位空间时间为目标,并利用双流国际机场的数据进行仿真验证,结果表明所提模型稳定性优于现有模型。然而在航班延误场景下,现有研究大多以最小化机位空间时间为目标来解决机位冲突问题,较少考虑航班冲突概率与机位空闲时间的密切关系。最小化航班冲突概率可以更有效地避免因航班延误造成的预分配机位变更问题,使得机位分配方案具有更高的鲁棒性和抗延误性,也可大幅降低机位再分配的难度。

针对机位分配问题,现有文献大部分采取精确算法、启发式算法等算法来求解,较少采用深度强化学习方法。文献[6]将停机位分配问题建模为马尔可夫决策模型,提出了基于策略梯度的机位分配算法来求解该问题。由于深度强化学习技术的迅猛发展,已经有大量学者采用深度强化学习方法来解决机场领域的优化问题。针对大型机场航班的离港管理问题,文献[7]将该问题建模为马尔可夫决策过程,提出了一个强化学习模型来解决该问题,并选取世界上最繁忙的机场之一肯尼迪国际机场进行仿真验证。文献[8]以机场货运资源优化为目标,将深度强化学习技术应用于机场货运业务的仿真模型开发,提出了将深度强

化学习与机场货运业务仿真模型相结合的决策支持系统框架。

针对现有研究的不足,本文首先建立了航班延误场景下的停机位分配模型,并将其建模为马尔可夫决策模型,提出基于深度强化学习的机位分配算法进行求解,以解决航班延误场景下的预分配机位变更问题。

1 系统模型

1.1 模型参数定义

设进离港航班集合为 $U = \{1, 2, \dots, N\}$, N 为航班数量;停机位集合为 $G = \{1, 2, \dots, M\}$, M 为停机位数量。航班信息包括计划到港时刻、计划离港时刻、航班型号、上下机旅客人数;停机位信息包括停机位的数量及其属性等。采用变量 x_{ik} 表示航班 i 与停机位 k 的分配关系,当航班 i 被分配至停机位 k 中,则 $x_{ik} = 1$;否则 $x_{ik} = 0$ 。 u_i 、 v_i 分别代表航班 i 计划到港时刻和计划离港时刻, m_i 表示航班 i 的机型, g_k 表示停机位 k 的大小属性。设 l_i 为航班 i 的属性,若航班 i 为国际航班,则 $l_i = 1$;若航班 i 为国内航班,则 $l_i = 0$ 。同理, o_k 为机位 k 的属性,若 $o_k = 1$,则机位 k 仅供国际航班停靠;否则 $o_k = 0$ 。

1.2 预分配约束条件

为保证航班安全到港,需要充分考虑机位分配过程中的安全要求规则、运行规则等信息,本文考虑为航班分配机位所需满足的约束条件如下:

$$x_{ik} + x_{jk} \leq 1, \quad \forall R_{ij} = 1, \\ \forall i, j = 1, \dots, N, \quad \forall k = 1, \dots, M \quad (1)$$

$$T_{jk} = (u_j - v_i)y_{ijk} \quad (2)$$

$$p_{ij} = y_{ijk} \Phi\left(\frac{T_{jk} - \mu_2 + \mu_{11}}{\sqrt{\sigma_{11}^2 + \sigma_2^2}}\right) + \\ y_{ijk} (1 - \rho) \Phi\left(\frac{T_{jk} - \mu_2 + \mu_{12}}{\sqrt{\sigma_{12}^2 + \sigma_2^2}}\right) \quad (3)$$

$$l_i x_{ik} = o_k, \quad \forall i = 1, \dots, N, \\ \forall k = 1, \dots, M \quad (4)$$

$$\sum_{k=1}^M x_{ik} = 1, \quad \forall i = 1, \dots, N, \\ \forall k = 1, \dots, M \quad (5)$$

$$(g_k - m_i)x_{ik} \geq 0, \quad \forall i = 1, \dots, N, \\ \forall k = 1, \dots, M \quad (6)$$

$$|C_{ik} - D_{jl}| \geq \beta x_{ik} x_{jl} z_{kl} \quad (7)$$

$$|D_{jl} - D_{ik}| \geq \beta x_{ik} x_{jl} z_{kl} \quad (8)$$

$$|C_{jl} - C_{ik}| \geq \beta x_{ik} x_{jl} z_{kl} \quad (9)$$

式(1)为鲁棒性约束。定义同机位两架连续航班之间的冲突概率大于 q , 则这两架航班不可分配到同一机位, 该约束能有效避免可能发生的机位占用冲突。对于分配至同一机位上的两架航班 i 和 j , p_{ij} 表示航班 i 与航班 j 可能面临的机位冲突概率^[9], 并引入 R_{ij} 表示航班 i 与航班 j 的机位冲突概率 p_{ij} 与 q 的大小关系, 若 $p_{ij} \geq q$ 则 $R_{ij} = 1$; 否则 $R_{ij} = 0$ 。

式(2)为同机位空闲时间定义, 其中 T_{jk} 表示机位 k 中航班 j 与紧前航班 i 的空闲时间, 若航班 i 与航班 j 停靠同一机位 k , 且航班 i 是航班 j 的前驱航班, 则 $y_{ijk} = 1$; 否则 $y_{ijk} = 0$ 。

式(3)为两航班间机位冲突概率 p_{ij} 的定义^[7], 其中 ρ 为权重系数, 航班起飞延误服从混合正态分布, 两对分布的均值和方差分别为 μ_{11} 、 μ_{12} 和 σ_{11}^2 、 σ_{12}^2 ; 航班到达延误服从正态分布, 均值和方差分别为 μ_2 和 σ_2^2 。

式(4)为停机位区域约束。

式(5)是唯一性约束, 即航班进港时必须为其分配停机位, 且仅可分配至一个停机位。

式(6)为机型匹配约束。

式(7)为出入冲突约束, 其中 β 为避免冲突所需的安全时间间隔, 若机位 k 与机位 l 为相邻机位, 则 $z_{kl} = 1$; 否则 $z_{kl} = 0$ 。 C_{ik} 表示航班 i 进入机位 k 的时刻, 即 $C_{ik} = u_i x_{ik}$; D_{jl} 表示航班 j 离开机位 l 的时刻, 即 $D_{jl} = v_j x_{jl}$ 。

式(8)和式(9)分别为双入和双出冲突约束。

1.3 预分配目标函数

恶劣天气、航班延误和航班取消等干扰在机场运营中屡见不鲜, 可能会出现机位占用冲突使得复杂的机位预分配计划被打乱, 并可能导致严重的后果。现有研究主要通过设置同机位最小安全时间间隔约束以避免机位冲突, 然而同机位连续航班间的空闲时间并不能较准确地反映两架航班之间的机位冲突。故本文根据机位冲突概率理论增加了机位冲突概率最小化优化目标, 该机位预分配模型不但可以大幅提升旅客的满意度, 而且具有较好的抗延误特性。

1.3.1 最小化机位冲突概率

由于恶劣天气时常出现, 航班延误现象经常发生, 建立具有较高鲁棒性的机位分配方案非常重要。机位冲突概率可以更准确地表达同机位两航班在延误场景下可能存在的冲突概率大小, 进而可以通过调整机位冲突概率以避免冲突。因

此, 本文以最小化机位冲突概率为第 1 个优化目标, 即

$$\min F_1 = \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^N \sum_{j=i+1}^N y_{ijk} p_{ij} \quad (10)$$

1.3.2 最大化乘客靠桥率

乘客满意度对于机位分配的结果尤为重要。航班降落到达机场时, 离港和到港乘客会更偏向于较短的步行距离以及等待时间。由于航班被分配至近机位时, 乘客的步行距离更短, 乘客的满意度会更高。相反, 若航班被分配至远机位, 乘客须乘坐摆渡车到达停机位或返回行李寄存处, 乘客满意度较低。本文以最大化乘客靠桥率作为第 2 个优化目标, 即

$$\max F_2 = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{k \in G_n} (b_i + h_i) x_{ik}}{\sum_{i=1}^N (b_i + h_i)} \quad (11)$$

其中: G_n 为近机位的集合; b_i 、 h_i 分别为从航班 i 进港和从航班 i 离港的旅客人数。

1.3.3 组合优化目标

根据上述对优化目标以及约束条件的阐述, 本文综合考虑了机场及旅客利益, 以最大化乘客靠桥率和最小化机位冲突概率为组合优化目标。组合优化目标表示如下:

$$\begin{aligned} \text{(P1) } \max F &= W \sum_{i=1}^N \sum_{k \in G_n} (b_i + h_i) x_{ik} / \\ &\sum_{i=1}^N (b_i + h_i) - (1 - W) \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^N \sum_{j=i+1}^N y_{ijk} p_{ij}, \\ \text{s. t. } &\text{式(1) ~ 式(9)} \end{aligned}$$

其中, W 为权重系数, 根据每个目标的重要性, 对不同数据组合的多个实验进行分析, 最终确定更合适的权重系数值。

2 基于强化学习的机位和分配算法

本文提出的优化问题属于 NP-hard 问题^[10], 由于约束条件较多, 局部最优解之间高度离散。以往的研究大多采取传统算法进行求解, 然而传统算法从一个局部最优解探索到另一个局部最优解非常困难, 因此容易陷入局部最优。深度强化学习算法极其适合于解决复杂顺序决策问题^[11], 然而由于基于行动者-评估家(actor-critic, AC)框架的深度强化学习算法收敛较慢, 本文引入异中的概念, 即异步优势动作评价(asynchronous advantage actor-critic, A3C)算法。A3C 算法是基于 AC 框架的异步训练方法, 由于多智能体并行

与环境交互学习动作策略,因此收敛速度较快。

2.1 马尔可夫决策过程建模

强化学习算法中有 3 个关键因素需要确定,分别为状态空间、动作空间和立即奖励的定义。

1) 状态空间。定义在时间步 t 的状态空间 $S_t = \langle B(t), G^{\text{pro}}, E(t), H(t) \rangle$ 。其中: $B(t)$ 表示当前时间步 t 各停机位仍需被占用的时间; G^{pro} 表示各停机位的属性,分别包含远近属性、大小属性和国际国内属性; $E(t)$ 表示在时间步 t 的进离港时刻信息; $H(t)$ 表示时间步 t 的航班属性信息,分别包含第 t 架航班的登机人数、下机人数、大小属性和国际国内属性。

2) 动作空间。动作空间 A 描述的是在时间步 t 时智能体可采取的动作 $a_t (a_t \in A)$ 的集合。其中, $a_t \in \{1, 2, \dots, M\}$ 表示航班 t 必须从集合 $\{1, 2, \dots, M\}$ 中选取一个动作,即必须停靠且仅可停靠一个停机位。智能体可采取的动作 a_t 需根据约束条件进行缩减。

3) 立即奖励。智能体每执行一个动作,就会获得一个立即奖励 r 。立即奖励应与优化目标有关,故预分配模型在时间步 t 的立即奖励 r_t 表示为:

$$r_t = W \sum_{k \in G_n} (b_t + h_t) x_{tk} \Big/ \sum_{j=1}^N (b_j + h_j) - (1 - W) y_{ik} p_{ik} \quad (12)$$

2.2 基于异步优势动作评价的机位预分配算法

为求解本文问题,本文在非并行 A2C (advantage actor-critic) 算法基础上提出了一种基于异步优势动作评价的机位预分配算法 (gate assignment algorithm based on asynchronous advantage actor-critic, GABA3C)。非并行 A2C 算法基于 AC 框架,仅含有 1 个 Actor 网络和 1 个 Critic 网络,智能体与环境互动以学习最优的策略。而本文所提 GABA3C 算法设置了 1 个全局网络和多个 AC 结构,每个智能体即 AC 结构并行与环境进行互动学习动作策略,并将学习到的梯度反馈给全局网络,由全局网络更新自身参数,因此学习效率更高、收敛速度更快,这是本文所提算法的改进之处和创新点。A3C 算法引入了优势函数 $A(s, a)$ [12], 表明智能体在当前状态下采取行动 a 后所具有的优势值。优势函数定义如下:

$$A(s, a) = r_t + \gamma r_{t+1} + \dots + \gamma^{n-1} r_{t+n-1} + \gamma^n V(s') - V(s) \quad (13)$$

其中, $V(s)$ 和 $V(s')$ 的值是通过 Critic 网络学习所得到的。各个线程中的 Actor 网络损失函数定义

如下:

$$L_{\text{Actor}} = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n A(s_i, a_i) \lg(\pi(a_i | s_i; \theta)) \quad (14)$$

在 A3C 结构中, Actor 和 Critic 网络采用 n 步 TD (temporal difference) 误差法 [13] 学习动作概率函数和值函数。在本算法的学习方法中, n 步 TD 误差的计算是通过初始状态的状态估计值 $V(s_0)$ 与 n 步后的估计值的差来实现的,即

$$e = r_0 + \gamma r_1 + \gamma^2 r_2 + \dots + \gamma^{n-1} r_{n-1} + \gamma^n V(s_n) - V(s_0) \quad (15)$$

其中, γ 为折扣因子。TD 误差反映了 Actor 网络中所选行为的好坏, Critic 网络损失函数定义如下:

$$L_{\text{Critic}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad (16)$$

在计算 TD 误差后, A3C 结构中的每个 Worker 网络不直接更新其网络权值,而是用其计算出的梯度更新 Global 网络的参数。更新公式如下:

$$\theta = \theta + \alpha_a (d\theta + \nabla_{\theta} \lg \pi(a | s; \theta') A(s, a)) \quad (17)$$

$$\theta_v = \theta_v + \alpha_c \left(d\theta_v + \frac{\partial e^2}{\partial \theta_v} \right) \quad (18)$$

其中: θ 为 Global 网络中 Actor 网络的权值; θ' 为 Worker 网络中 Actor 网络的权值; θ_v 为 Global 网络中 Critic 网络的权值; θ_v' 为各个 Worker 网络中 Critic 网络的权值; α_a 和 α_c 分别为 Actor 和 Critic 网络的学习率。

GABA3C 算法伪代码如下:

输入: 航班信息表及机位占用信息

输出: 机位分配结果

初始化 $t \leftarrow 1, ep \leftarrow 1$;

while $ep \leq EP_MAX$ do

初始化 Global 网络中 Actor 参数为 θ , Critic 参数为 θ_v 。初始化 AC 结构中 Actor 参数 $\theta' \leftarrow \theta$, Critic 参数 $\theta_v' \leftarrow \theta_v$;

$t_{\text{start}} = t$;

初始化梯度 $d\theta \leftarrow 0$ 和 $d\theta_v \leftarrow 0$;

初始化环境状态 s_t ;

while s_t 不是终止状态 and $t - t_{\text{start}} \neq t_{\text{max}}$ do

根据 Worker 网络中的策略 $\pi(a_t | s_t; \theta')$

选择动作 a_t , 即第 t 架航班选择 a_t 号机位停靠;

获得立即奖励 r_t 和新状态 s_{t+1} , 执行 $t \leftarrow$

$t+1$;

```

end
if  $s_t$  为终止状态
     $R \leftarrow 0$ ;
else if  $s_t$  为非终止状态
     $R \leftarrow V(s_t, \theta'_v)$ ;
for  $i \in \{N-1, \dots, 1\}$ 
     $R \leftarrow r_i + \gamma R$ ;
    计算 Actor 梯度:  $d\theta \leftarrow d\theta + \nabla_{\theta} \lg \pi(a_i | s_i; \theta')$ ;
    计算 Critic 梯度:  $d\theta_v \leftarrow d\theta_v + \frac{\partial e^2}{\partial \theta_v}$ ;
end for
梯度  $d\theta$  和  $d\theta_v$  计算完成后,通过式 (17)、(18)更新 Global 网络中的  $\theta$  和  $\theta_v$ ;
 $ep \leftarrow ep + 1$ ;
end
    
```

策略网络 π_{θ} 拟合后,将初始状态 s_0 输入到 π_{θ} 中,进行 N 次迭代,得到预分配的机位分配结果。

3 仿真分析

3.1 参数设置

本节介绍基于异步优势动作评价的机位预分配算法参数设置。本实验设置场景实例 SCE-1,具体参数如下:航班数量 $N=42$,机位数量 $M=17$,最小安全时间间隔 $\beta=3$ min,冲突概率 $p=0.16$ 。设置最大迭代次数 $EP_MAX=10\ 000$,Worker 网络数量为 3。Actor 和 Critic 都设置为全连接神经网络,学习率分别为 0.001 和 0.002。设置折扣因子 γ 为 0.9。航班起飞延误中,两正态分布的均值和方差分别为 $\mu_{11}=0.255, \sigma_{11}=6.403$ 以及 $\mu_{12}=15.330, \sigma_{12}=14.962$;航班到达延误分布的均值 $\mu_2=0.175$,方差 $\sigma_2=7.849$ 。

3.2 预分配仿真结果及对比分析

在仿真实验中,利用我国某中型机场的实际运行数据进行模型仿真与算法实现。为了验证所提 GABA3C 算法的性能,本文进行了一系列仿真,来评估本文的 GABA3C 算法性能,并与自适应并行遗传算法(adaptive parallel genetic algorithm, APGA)^[14]、近端策略优化(proximal policy optimization, PPO)算法以及深度 Q 网络(deep Q-network, DQN)算法进行对比。针对不同权重系数,在场景实例 SCE-1 下采用 4 种算法运行 20 次获得目标数据,见表 1 所列。本文以 $W=0.4$ 作为机位预分配模型的权重系数。

本文在训练过程中记录每代的总奖励值,即目标函数值,为 GABA3C 算法训练的目标函数值随迭代次数变化关系,如图 1 所示,由图 1 可知 GABA3C 算法训练效果显著。

由于机位预分配的目标优化模型是一个 NP-hard 问题,采用 GABA3C 算法来寻找最优解,得到的停机位分配结果用甘特图表示,如图 2 所示。图 2 中:0~10 号机位为近机位;11~16 号机位为远机位,10、15、16 号机位仅供国际航班使用;其余机位供国内航班使用,每架航班都标注了航班号。

表 1 不同权重系数下 4 种算法的预分配计算结果

权重系数	评价指标	GABA3C	PPO	DQN	APGA
0.2	机位冲突概率	0.878	1.075	1.108	1.264
	乘客靠桥率/%	57.14	59.26	57.64	56.96
0.3	机位冲突概率	0.968	1.129	1.121	1.352
	乘客靠桥率/%	59.65	58.88	58.67	59.60
0.4	机位冲突概率	1.025	1.148	1.241	1.340
	乘客靠桥率/%	63.78	60.98	60.31	60.32
0.5	机位冲突概率	1.126	1.262	1.180	1.382
	乘客靠桥率	62.76	63.28	59.62	60.58
0.6	机位冲突概率	1.175	1.280	1.230	1.420
	乘客靠桥率/%	65.84	62.46	60.76	61.26

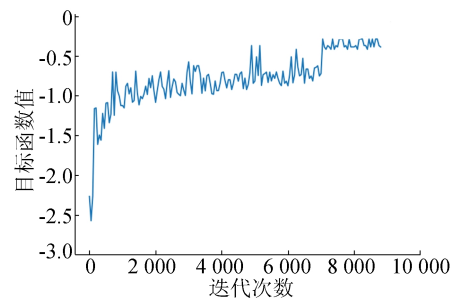


图 1 GABA3C 算法的收敛性能

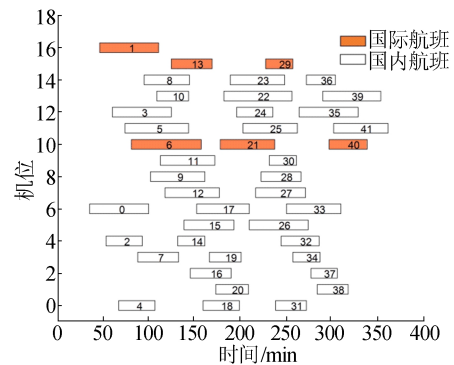


图 2 机位分配甘特图

根据表 1 和图 2 可以发现,GABA3C 算法求得的解在乘客靠桥率方面已达到 63.78%,乘客

的满意度得以提升。另外,机位冲突总概率也较小,仅仅为 1.025,可以有效避免因航班延误造成的机位预分配结果变更问题。

由表 1 可知,当权重系数为 0.4 时,在机位冲突概率方面,GABA3C 算法获得的解分别比 APGA、PPO、DQN 算法低 23.5%、10.0%、17.4%,故所提算法能够有效避免因航班延误造成的机位变更问题;同时,在近机位乘客分配率方面,GABA3C 算法获得的解分别比 APGA、PPO、DQN 算法高 5.7%、4.6%、5.8%,故本文算法能够较好地提高旅客的满意度。为了验证本文所提算法在各种变化场景下的适用性,本节新增 2 组不同

机场实际运行数据的场景实例(SCE-2、SCE-3)对本文算法进行分析,其中 SCE-2 场景实例中具体参数设置如下:航班数量 $N=30$,机位数量 $M=15$,冲突概率 $p=0.16$,最小安全时间间隔 $\beta=4$ min;SCE-3 场景实例中具体参数设置如下:航班数量 $N=38$,机位数量 $M=14$,冲突概率 $p=0.16$,最小安全时间间隔 $\beta=3$ min。

为保证公平性,3 组场景实例冲突概率 p 都设置相同,最小安全时间间隔由不同机场规则要求确定。

针对 3 组不同场景实例,分别采用 4 种算法运行 20 次绘制盒状图,如图 3 所示。

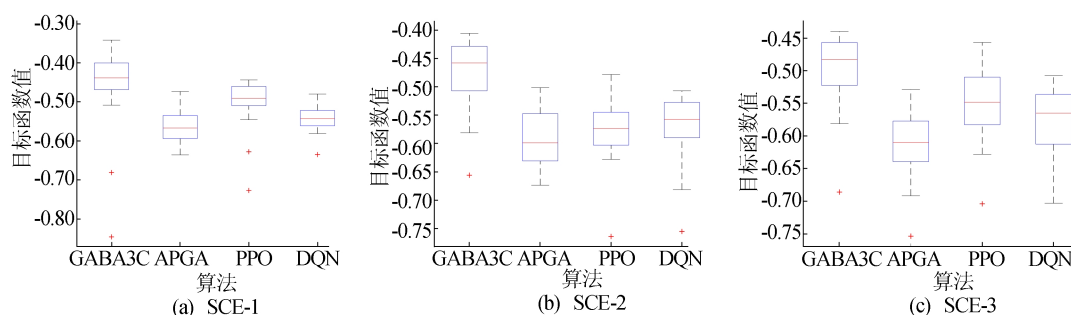


图 3 不同场景实例下 4 种算法的目标函数值比较

由图 3 可知,3 组不同场景实例下,GABA3C 算法获得的解的最大值、最小值、中位数均比其他 3 种算法更高,故本文所提算法在不同场景下的适用性较好,所获得解的质量更高,具有很强的寻优性能和较强的稳定性。

为了测试算法改进前后的性能增益,本文针对 3 组不同场景实例分别设置消融实验,分别采用非并行 A2C 算法和 GABA3C 算法运行 20 次,获得最优目标数据见表 2 所列。

表 2 不同场景实例下的消融实验结果

场景实例	评价指标	GABA3C 算法	非并行 A2C 算法
SCE-1	目标函数最大值	-0.363 8	-0.444 9
	目标函数最小值	-0.846 0	-0.727 2
	目标函数平均值	-0.460 5	-0.523 4
SCE-2	目标函数最大值	-0.407 6	-0.532 0
	目标函数最小值	-0.656 0	-0.729 2
	目标函数平均值	-0.479 5	-0.587 2
SCE-3	目标函数最大值	-0.442 0	-0.574 8
	目标函数最小值	-0.686 0	-0.761 0
	目标函数平均值	-0.555 9	-0.623 3

由表 2 可知,在不同场景实例下,相比于非并

行 A2C 算法,GABA3C 算法获得的解在 3 个评价指标上的值更优。因此,本文所提算法能够更好地避免因航班延误造成的机位冲突问题的同时,还能够显著提升旅客的满意度。

4 结 论

针对航班延误场景下因航班延误带来的预分配机位变更问题,本文提出了具有良好抗延误特性的机位预分配模型,并将其建模为马尔可夫决策模型,提出了基于异步优势动作评价的机位预分配算法来求解该问题。为验证所提算法在各种变化场景下的适用性,本文设置了 3 组场景实例。仿真实验表明,本文所提 GABA3C 算法在提升旅客满意度的同时,还可以有效避免因航班延误造成的机位冲突问题。

[参 考 文 献]

- [1] 闫萍,刘梦诗. 基于免疫遗传算法的停机位动态再分配优化[J]. 计算机仿真,2021,38(10):53-57.
- [2] DAS G S, GZARA F, STUTZLE T. A review on airport gate assignment problems: single versus multi objective approaches [J]. Omega-International Journal of Management

- Science, 2020, 92: 24-35.
- [3] 高菁, 杨旭东. 基于规则的机位分配问题研究[J]. 计算机科学, 2012, 39(增刊 2): 51-53.
- [4] PTERNEA M, HAGHANI A. An aircraft-to-gate reassignment framework for dealing with schedule disruptions[J]. Journal of Air Transport Management, 2019, 78: 116-132.
- [5] XU L, ZHANG C, WANG F. A robust approach to airport gate assignment with a solution-dependent uncertainty budget[J]. Transportation Research Part B-Methodological, 2017, 105: 458-478.
- [6] 赵家明. 机场停机位智能分配方法研究及实现[D]. 北京: 北京工业大学, 2019.
- [7] SOARES I B, DE H Y, JANUARIUS K, et al. Departure management with a reinforcement learning approach; respecting CFMU slots[C]//IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems-ITSC. [S. l.]: IEEE, 2015: 1169-1176.
- [8] 王红微, 杨鹏. 基于深度强化学习的机场货运业务优化研究[J]. 系统仿真学报, 2021, 34(3): 651-660.
- [9] 李倩雯. 机场停机位优化分配模型构建[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.
- [10] LINHARES A, YANASSE H H, TORREAO J R A. Linear gate assignment: a fast statistical mechanics approach [J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 1999, 18(12): 1750-1758.
- [11] ZHAN W H, LUO C B, WANG J, et al. Deep-reinforcement-learning-based offloading scheduling for vehicular edge computing [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(6): 5499-5465.
- [12] NGUYEN N D, NGUYEN T T, VAMPLEW P, et al. A prioritized objective actor-critic method for deep reinforcement learning [J]. Neural Computing & Applications, 2021, 33(16): 10335-10349.
- [13] MORRISON D R, JACOBSON S H, SAUPPE J J, et al. Branch-and-bound algorithms: a survey of recent advances in searching, branching and pruning[J]. Discrete Optimization, 2016, 19: 79-102.
- [14] LIANG B J, LI Y L, BI J, et al. An improved adaptive parallel genetic algorithm for the airport gate assignment problem[J]. Journal of Advanced Transportation, 2020, 25(6): 1-17.

(责任编辑 李 凯)

(上接第 1063 页)

逐渐变大,且随着排气流量的增大呈负指数增长,在一定温度下随温度呈正指数增长。当 SCR 上游温度在 400 °C 以下时,NO_x 转化效率则随着温度的上升呈抛物线的趋势;在 400 °C 以上时,转化效率因后处理材料特性逐渐降低。

3) 高效新型混合器相较于常规混合器对气体分布均匀性有更好的提升,对于 NO_x 的转化也有更好的效果。

4) 根据尿素结晶和排放试验,尿素结晶集中聚集在喷嘴与混合器出口处,SCR 入口壁面上也有少量结晶。在 WHTC 冷态和热态循环下 NO_x 排放符合国 VI 标准。

[参 考 文 献]

- [1] 周龙保. 内燃机学[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005: 216-220.
- [2] BALETA J. Numerical modeling of urea water based selective catalytic reduction for mitigation of NO_x from transport sector [J]. Journal of Cleaner Production, 2015, 88(12): 280-288.
- [3] ZHENG G Y, PALMER G, SALANTA G, et al. Mixer Development for Urea SCR Applications; SAE Paper 2009-01-2879[R]. [S. l.]: SAE, 2009.
- [4] 常啸天. 基于国六标准的柴油机 SCR 系统结构优化及试验研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2020.
- [5] 王谦, 张铎, 何志霞, 等. 柴油机 Urea-SCR 系统数值模拟与混合器结构优化[J]. 内燃机工程, 2015, 36(3): 50-57.
- [6] 王静, 王谦, 赵炜, 等. 车用尿素 SCR 系统的数值模拟[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2016, 37(4): 386-393.
- [7] 辛喆, 张寅, 王顺喜, 等. 柴油机 Urea-SCR 催化剂转化效率影响因素研究[J]. 农业机械学报, 2011, 42(9): 30-34.
- [8] 陶泽民, 李纲, 马宁, 等. 车用 Urea-SCR 系统 NO_x 动态转化效率的试验研究[J]. 拖拉机与农用运输车, 2010, 37(3): 53-55.
- [9] WIEBENGA H, MICHELLE H, CHANG H K, et al. Deactivation mechanisms of Pt/Pd-based diesel oxidation catalysts[J]. Catalysis Today, 2012, 184(1): 197-204.
- [10] 张传霞. 柴油机 SCR 技术 NO_x 转化效率影响因素及催化剂温度特性研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2016.
- [11] 肖遥. 柴油机尾气 SCR 系统的尿素喷射流场特性与防结晶设计分析研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
- [12] 朱博文. 柴油机集成式后处理系统结构优化和试验研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2020.

(责任编辑 胡亚敏)