

7-15-2024

## Simulation Optimization of Airport Baggage Import System Based on Multi-objective Wolf Pack Algorithm

Yifei Tao

*Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650504, China, 676379098@qq.com*

Xiaopeng Ding

*Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650504, China, 2925400523@qq.com*

Junbin Luo

*Kunming Logan-KSEC Airport System Company Ltd, Kunming 650236, China*

Xiao Fu

*Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650504, China*

*See next page for additional authors*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact [xtfzxb@126.com](mailto:xtfzxb@126.com).

---

# Simulation Optimization of Airport Baggage Import System Based on Multi-objective Wolf Pack Algorithm

## Abstract

**Abstract:** Aiming at the problems of long waiting time for passenger baggage import and high system energy consumption during the operation of the baggage import system in civil aviation airports, a simulation optimization framework for solving this problem is proposed by comprehensively considering the influence of key control parameters on the operation efficiency of the baggage import system in airports, including the virtual window control mode, the operation speed of the collection belt conveyor, the length of the virtual window and the number of check-in counters opened at the same time. By analyzing the actual operating conditions of the airport baggage import system, a parametric simulation optimization model is established. To minimize the average waiting time for passenger baggage import and system energy consumption, combined with the actual constraints in the process of system design and operation, a mathematical model of the problem is established, and a multi-objective adaptive parallel wolf pack algorithm is designed to solve it. Aiming at the characteristics of the proposed problem and the shortcomings of the classical wolf pack algorithm, such as easy falling into the local optimum and slowing convergence speed, the algorithm proposes a single chain coding method of mixed integer and real numbers, which combines the opposition-based learning strategy to generate the initial population, introduces the adaptive walk probability mechanism and the parallel mechanism of intelligent behavior, adopts the local and global adaptive neighborhood search and heuristic optimization strategy to realize the intelligent behavior search of the wolf pack algorithm, and employs Pareto non-dominated sorting method for optimization iteration and obtains the optimal solution set. Taking the baggage import system of a large international aviation hub airport in China as an example, the comparative experiments of different scales and algorithms are designed to verify the effectiveness and superiority of the method proposed.

## Keywords

airport baggage import system, key control parameters, simulation optimization, multiobjective adaptive parallel wolf pack algorithm, Pareto non-dominated sorting method

## Authors

Yifei Tao, Xiaopeng Ding, Junbin Luo, Xiao Fu, Jiaying Wu, and Yirong Li

## Recommended Citation

Tao Yifei, Ding Xiaopeng, Luo Junbin, et al. Simulation Optimization of Airport Baggage Import System Based on Multi-objective Wolf Pack Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(7): 1655-1669.

# 基于多目标狼群算法的机场行李导入系统仿真优化研究

陶翼飞<sup>1</sup>, 丁小鹏<sup>1\*</sup>, 罗俊斌<sup>2</sup>, 付潇<sup>1</sup>, 吴佳兴<sup>1</sup>, 李宜榕<sup>1</sup>

(1. 昆明理工大学 机电工程学院, 云南 昆明 650504; 2. 昆明昆船逻辑机场系统有限公司, 云南 昆明 650236)

**摘要:** 针对民航机场行李导入系统运行过程中旅客行李注入等待时间长、系统能耗高等问题, 综合考虑虚拟视窗控制方式、收集带式输送机运行速度、虚拟视窗长度及同时开放值机柜台数量等关键控制参数对机场行李导入系统运行效率的影响, 提出一种求解该问题的仿真优化框架。通过分析机场行李导入系统实际运行工况, 建立参数化仿真优化模型。以最小化旅客行李注入平均等待时间和系统能耗为优化目标, 结合系统设计和运行过程中的实际约束条件, 建立该问题的数学模型, 并设计了一种多目标自适应并行狼群算法进行求解。该算法针对所提问题特性及经典狼群算法易陷入局部最优和收敛速度慢等不足, 提出一种混合整实数单链编码方式, 融合反向学习策略生成初始种群, 引入自适应游走概率机制和智能行为并行机制, 采用局部和全局自适应邻域搜索及启发式保优策略实现狼群算法智能行为搜索, 使用 Pareto 非支配排序进行寻优迭代并获得最优解集。以国内某大型国际航空枢纽机场行李导入系统为例设计不同规模多种算法对比实验, 验证了所提方法的有效性和优越性。

**关键词:** 机场行李导入系统; 关键控制参数; 仿真优化; 多目标自适应并行狼群算法; Pareto 非支配排序

中图分类号: TP391.9; V351 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)07-1655-15

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.23-0437

**引用格式:** 陶翼飞, 丁小鹏, 罗俊斌, 等. 基于多目标狼群算法的机场行李导入系统仿真优化研究[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(7): 1655-1669.

**Reference format:** Tao Yifei, Ding Xiaopeng, Luo Junbin, et al. Simulation Optimization of Airport Baggage Import System Based on Multi-objective Wolf Pack Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(7): 1655-1669.

## Simulation Optimization of Airport Baggage Import System Based on Multi-objective Wolf Pack Algorithm

Tao Yifei<sup>1</sup>, Ding Xiaopeng<sup>1\*</sup>, Luo Junbin<sup>2</sup>, Fu Xiao<sup>1</sup>, Wu Jiaying<sup>1</sup>, Li Yirong<sup>1</sup>

(1. Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650504, China;

2. Kunming Logan-KSEC Airport System Company Ltd, Kunming 650236, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of long waiting time for passenger baggage import and high system energy consumption during the operation of the baggage import system in civil aviation airports, a simulation optimization framework for solving this problem is proposed by comprehensively considering the influence of key control parameters on the operation efficiency of the baggage import system in airports, including the virtual window control mode, the operation speed of the collection belt conveyor, the length of the virtual window and the number of check-in counters opened at the same time. By analyzing the actual operating conditions of the airport baggage import system, a parametric simulation

收稿日期: 2023-04-13 修回日期: 2023-05-31

基金项目: 国家自然科学基金(51165014)

第一作者: 陶翼飞(1983-), 男, 讲师, 博士, 研究方向为物流系统仿真建模与优化调度。E-mail: 676379098@qq.com

通讯作者: 丁小鹏(1996-), 男, 硕士生, 研究方向为物流系统仿真建模与优化调度。E-mail: 2925400523@qq.com

optimization model is established. To minimize the average waiting time for passenger baggage import and system energy consumption, combined with the actual constraints in the process of system design and operation, a mathematical model of the problem is established, and a multi-objective adaptive parallel wolf pack algorithm is designed to solve it. Aiming at the characteristics of the proposed problem and the shortcomings of the classical wolf pack algorithm, such as easy falling into the local optimum and slowing convergence speed, the algorithm proposes a single chain coding method of mixed integer and real numbers, which combines the opposition-based learning strategy to generate the initial population, introduces the adaptive walk probability mechanism and the parallel mechanism of intelligent behavior, adopts the local and global adaptive neighborhood search and heuristic optimization strategy to realize the intelligent behavior search of the wolf pack algorithm, and employs Pareto non-dominated sorting method for optimization iteration and obtains the optimal solution set. Taking the baggage import system of a large international aviation hub airport in China as an example, the comparative experiments of different scales and algorithms are designed to verify the effectiveness and superiority of the method proposed.

**Keywords:** airport baggage import system; key control parameters; simulation optimization; multi-objective adaptive parallel wolf pack algorithm; Pareto non-dominated sorting method

## 0 引言

机场行李导入系统作为机场行李处理系统的输入端，作用于值机系统始端至收集带式输送机末端，其主要负责将值机系统中成功办理托运的旅客行李按照指定规则注入至收集带式输送机。有效优化行李导入系统，可以提高值机系统及行李处理系统整体的运行效率，提升旅客出行体验，降低机场运营成本。因此，针对行李导入系统的优化具有重要的理论指导意义和工程应用价值。

目前，国内外对机场行李处理系统的研究主要集中在有限资源的调度<sup>[1-2]</sup>、安检环节<sup>[3]</sup>、系统设计<sup>[4]</sup>等方面。针对机场行李系统运行效率的研究中，文献[5]提出了一种将实时行李跟踪信息和设备中断信息融入到基于物联网技术的行李路径规划算法，以进一步提升行李处理效率。针对机场行李导入系统的研究中，文献[6-8]对行李处理系统的两个子系统，即旅客值机系统行李注入至收集带式输送机和带式输送机上的行李分流至分拣转盘两个行李导入子系统，运用虚拟视窗算法(virtual window algorithm, VWA)实现旅客行李的有效注入。文献[9]针对旅客行李准确地从传送带导

入分拣机的问题，提出一种 GA-RBF-PID(genetic algorithms-radical basis function-proportion integral differential)控制策略并将其应用到行李导入电机，大幅度提高了行李导入效率。从以上研究可以看出 VWA 算法对于行李导入系统运行效率影响较大，但是针对该领域 VWA 算法的研究较少。同时该算法在其他行业物流分拣系统中也有应用，文献[10]针对成品烟自动分拣系统中存在的订单排列混乱、分拣效率低等问题，提出了 VWA 算法，并通过仿真技术验证了该算法的有效性。文献[11-13]将 VWA 算法分别应用到 A 字型、阵列式和并行自动拣选系统，以提高拣选效率。上述对 VWA 算法的研究和应用主要集中在烟草行业成品烟自动分拣系统和物流中心自动分拣系统。针对行李处理系统中行李注入收集带式输送机过程的研究，大多基于现有 VWA 算法在旅客行李导入系统中的应用和改进，缺少在旅客行李注入收集带式输送机的过程中，对影响该过程运行效率的关键控制参数的研究。

综上所述，行李处理系统的研究中针对行李导入系统的研究较少，同时行李导入系统关键控制参数协同优化的研究对提升行李处理效率有着

极为重要的意义。因此, 本文以离港旅客值机系统行李注入至收集带式输送机的行李导入系统为研究对象, 通过对行李处理系统实际运行工况的深入研究, 根据行李导入系统实际运行模式, 建立参数化仿真优化模型。考虑系统实际工况下不同控制参数组合对行李导入系统运行效率的影响, 采用不同控制参数组合下行李注入收集带式输送机的平均等待时间和系统能耗为多目标函数, 结合系统设计和运行过程中的实际约束条件, 建立该问题的数学模型, 设计一种仿真优化框架, 同时提出多目标自适应并行狼群算法对该问题进行求解。

## 1 问题描述

旅客在人工值机柜台办理行李托运时, 行李经称重、X光安检操作后, 按照一定规则注入收集带式输送机, 其效率与虚拟视窗控制方式、收集带式输送机运行速度、虚拟视窗长度及同时开放值机柜台数量等关键控制参数密切相关。因此, 本文将综合考虑以上4种关键控制参数对行李导入系统运行效率的影响。

### 1.1 基本假设

本文针对问题作如下假设: ①为简化模型, 本文研究单一值机岛行李导入系统优化问题; ②所有旅客行李均可正常一次性注入收集带式输送机, 无问题行李; ③整个行李处理系统正常运行, 无机器故障现象发生; ④所有旅客行李均符合民航行李运输关于行李体积和重量的规定, 不考虑因行李重量变化而引起的系统能耗变化; ⑤一个实验周期内, 行李处理系统中所有设备的控制参数保持不变; ⑥行李导入系统的设备运行不考虑下游设备的停机压栈影响。

### 1.2 数学模型

#### 1.2.1 目标函数

在行李导入系统总资源定量的情况下, 高效

合理地利用这些资源, 对保障行李处理系统整体的运行效率具有重要意义。因此, 本文在对行李导入系统进行仿真优化时, 以最小化行李注入收集带式输送机的平均等待时间为优化目标之一, 表示为

$$T = \min \sum_{i=1}^l \frac{\sum_{k_i=1}^{x_i} T_{ik_i}}{x_i} / l \quad (1)$$

式中:  $l$  为当前同时开放值机柜台数量;  $i$  为值机柜台编号,  $i \in \{1, 2, \dots, l\}$ ;  $x_i$  为值机柜台  $i$  上成功办理托运的行李数量;  $k_i$  为值机柜台  $i$  上的行李编号,  $k_i \in \{1, 2, \dots, x_i\}$ ;  $T_{ik_i}$  为值机柜台  $i$  上第  $k_i$  件行李注入收集带式输送机的等待时间。

降本增效一直以来是机场行李处理系统追求的目标, 单一优化平均等待时间可能会造成系统能耗增大、运营成本提高。因此本文将最小化系统能耗作为另一优化目标, 表示为

$$E = \min \left[ \sum_{i=1}^l (E_{ci} + E_{ai} + E_{zi}) + \sum_{j=1}^n E_j \right] \quad (2)$$

式中:  $E_{ci}$ 、 $E_{ai}$  和  $E_{zi}$  分别为值机柜台  $i$  对应的称重带式输送机、X光安检带式输送机和注入带式输送机的能耗;  $n$  为收集带式输送机的总台数;  $j$  为收集带式输送机编号,  $j \in \{1, 2, \dots, n\}$ ;  $E_j$  为收集带式输送机  $j$  的能耗。

#### 1.2.2 约束条件

从4个方面描述该模型的约束条件。

(1) 设备服务能力约束:

$$N \leq 1 \quad (3)$$

$$N_c \leq 1 \quad (4)$$

$$N_a \leq 1 \quad (5)$$

$$N_z \leq 1 \quad (6)$$

式中:  $N$ 、 $N_c$ 、 $N_a$  和  $N_z$  分别为值机柜台、称重带式输送机、X光安检带式输送机和注入带式输送机可同时服务的行李数量, 即值机柜台、称重带式输送机、X光安检带式输送机和注入带式输送机分别只可同时服务一件行李。

(2) 仿真优化实验时间约束:

$$T_{\text{first}} > T_{\text{start}} \quad (7)$$

$$T_{\text{last}} < T_{\text{end}} \quad (8)$$

式中:  $T_{\text{first}}$  和  $T_{\text{last}}$  为系统中需托运的第一件行李和最后一件行李的到达时间;  $T_{\text{start}}$  和  $T_{\text{end}}$  为仿真优化实验的开始时间和结束时间, 即系统中需托运的第一件行李和最后一件行李的到达时间分别大于仿真实验的开始时间和小于仿真实验的结束时间。

(3) 虚拟视窗服务约束:

$$W_z = W_s \quad (9)$$

$$N_w \neq 0 \quad (10)$$

$$N' \leq 1 \quad (11)$$

式中:  $W_z$  和  $W_s$  为行李  $k_i$  实际要注入的虚拟视窗和行李申请的虚拟视窗;  $N_w$  为系统中空虚拟视窗的数量;  $N'$  为每一个虚拟视窗可服务的行李数量, 即每一个虚拟视窗至多可同时注入一件行李且行李实际注入的虚拟视窗与所申请的虚拟视窗相匹配, 同时确保行李一定能申请到虚拟视窗。

(4) 设备参数设计约束:

$$N_{\text{min}} \leq N_i \leq N_{\text{max}} \quad (12)$$

$$v_{\text{min}j} \leq v_j \leq v_{\text{max}j} \quad (13)$$

$$v_{\text{min}c} \leq v_c \leq v_{\text{max}c} \quad (14)$$

$$v_{\text{min}a} \leq v_a \leq v_{\text{max}a} \quad (15)$$

$$v_{\text{min}z} \leq v_z \leq v_{\text{max}z} \quad (16)$$

$$L_{\text{min}W} \leq L_w \leq L_{\text{max}W} \quad (17)$$

$$M_w \in \{1, 2, \dots, m\} \quad (18)$$

式中:  $N_i$  为系统中同时开放的值机柜台数量;  $N_{\text{min}}$ 、 $N_{\text{max}}$  为机场实际允许开放的最小、最大值机柜台数量;  $v_j$ 、 $v_c$ 、 $v_a$  和  $v_z$  分别为收集带式输送机、称重带式输送机、X 光安检带式输送机和注入带式输送机的运行速度;  $v_{\text{min}j}$ 、 $v_{\text{max}j}$ 、 $v_{\text{min}c}$ 、 $v_{\text{max}c}$ 、 $v_{\text{min}a}$ 、 $v_{\text{max}a}$ 、 $v_{\text{min}z}$  和  $v_{\text{max}z}$  分别为机场行李导入系统实际设计范围内允许的收集带式输送机、称重带式输送机、X 光安检带式输送机和注入带式输送机的最小、最大运行速度;  $L_w$  为虚拟视窗长度,  $L_{\text{min}W}$ 、 $L_{\text{max}W}$  为虚拟视窗的最小、最大长度;  $M_w$  为虚拟视窗控制方式;  $m$  为虚拟视窗控制方式所构成集合的总元素数。即同时开放的值机柜台数量、虚拟视窗的长度和控制方式, 以及收集带式输送机、称重带式输送机、X 光安检带式输送机、注入带式输送机的运行速度分别符合机场的实际设计。

### 1.3 关键控制参数

图 1 为机场行李导入系统示意图。机场行李导入系统的运行效率直接影响其前端值机系统以及整个行李处理系统的运行效率, 而影响行李导入系统运行效率的关键控制参数由虚拟视窗控制方式、收集带式输送机运行速度、虚拟视窗长度及同时开放值机柜台数量组成。

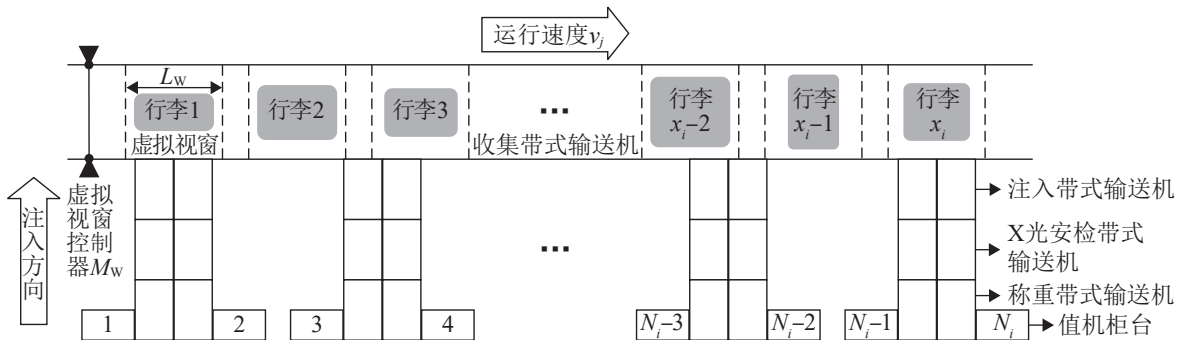


图 1 机场行李导入系统

Fig. 1 Airport baggage import system

(1) 虚拟视窗控制方式  $M_w$ 

虚拟视窗技术即将行李要注入的收集带式输送机用虚拟框线划分为连续虚拟区间, 每个区间上设置一个虚拟视窗, 用来框套行李注入的具体位置, 避免行李之间相互碰撞, 同时提高控制的灵活性和准确性。目前, Window 虚拟视窗控制技术是国内外各种分拣控制系统应用比较广泛的虚拟视窗技术。Window 虚拟视窗控制技术即虚拟视窗的大小固定不变, 虚拟视窗之间的间距相同。不同的虚拟视窗控制方式将直接影响行李注入等待时间。

Window 虚拟视窗控制技术因其虚拟视窗控制方式简单, 虚拟视窗为空时可接受任何尺寸符合民航行李运输规定行李的注入, 在实际工程应用中, 其可控性更好, 鲁棒性更高。同时, 本文所研究的机场中行李导入系统实际采用的也是该虚拟视窗控制方式。因此, 本文在虚拟视窗控制主体上选用 Window 虚拟视窗控制技术, 并将该技术改进拓展为3种具体的控制方案。

1) 当注入带式输送机末端有行李到达时, 将所在端口信息反馈给虚拟视窗控制器, 由虚拟视窗控制器按照先到先服务原则, 生成带有该端口信息的指定虚拟视窗, 该指定虚拟视窗不接受注入其他端口的任何行李。当同时开放值机柜台数量  $N_i$  较多时, 该控制方式可确保所有值机柜台及时申请到虚拟视窗, 但各值机柜台的行李注入平均等待时间与该柜台和视窗控制器的距离相关。

2) 每生成一个带有端口信息的指定虚拟视窗, 在其后端生成两个不带有端口信息的空随机虚拟视窗, 空随机虚拟视窗可接受注入任何端口的行李。但当指定虚拟视窗到达对应端口时, 若该端口的指定行李已被注入随机虚拟视窗, 则将该指定虚拟视窗所带的端口信息删除, 并将其转设为空随机虚拟视窗, 可接受注入任何端口的行李, 避免该指定虚拟视窗因接收不到指定行李而产生浪费。空随机虚拟视窗在行李注入后, 将行李信息附带到该随机虚拟视窗, 以便对行李进行跟踪

控制。当同时开放值机柜台数量  $N_i$  适中时, 该控制方式可确保所有值机柜台能够申请到虚拟视窗, 同时可有效缩短行李注入平均等待时间。

3) 所有虚拟视窗均为随机虚拟视窗, 当注入带式输送机末端有行李到达时, 若有空随机虚拟视窗到达, 行李便可注入, 注入后, 将行李信息附带到对应随机虚拟视窗。当同时开放值机柜台数量  $N_i$  较少时, 该控制方式可有效缩短行李注入平均等待时间。

(2) 收集带式输送机运行速度  $v_j$ 

收集带式输送机的运行速度影响行李注入平均等待时间和系统能耗。  $v_j$  越快, 行李注入平均等待时间越短, 系统能耗越高。

(3) 虚拟视窗长度  $L_w$ 

虚拟视窗的长度影响单位时间内收集带式输送机上同时存在的虚拟视窗数量。为缩短行李注入平均等待时间, 减少虚拟视窗浪费,  $L_w$  需综合考虑其他各相关控制参数进行优化。

(4) 同时开放值机柜台数量  $N_i$ 

同时开放值机柜台数量影响行李注入平均等待时间和系统能耗。  $N_i$  越多, 会使行李注入平均等待时间缩短, 系统能耗增高。

## 2 算法设计

针对本文研究的机场行李导入系统仿真优化问题, 提出一种如图2所示的求解该问题的仿真优化框架。

该框架由初始化、仿真优化和数据处理三个模块构成。首先, 初始化模块对所建模型的设备参数、控制参数、行李信息和算法参数等进行初始化操作, 并生成初始种群。然后, 将初始种群反馈给仿真优化模块的算法模型, 由算法模型控制仿真模型进行寻优迭代。最后, 由数据处理模块对仿真优化模块得到的数据进行统计、评估, 若满足算法终止条件, 则输出前沿解集, 并对前沿解集解码后生成优化方案供决策者选择; 若不满足算法终止条件, 则更新种群编码并反馈给仿

真优化模块继续进行寻优迭代。

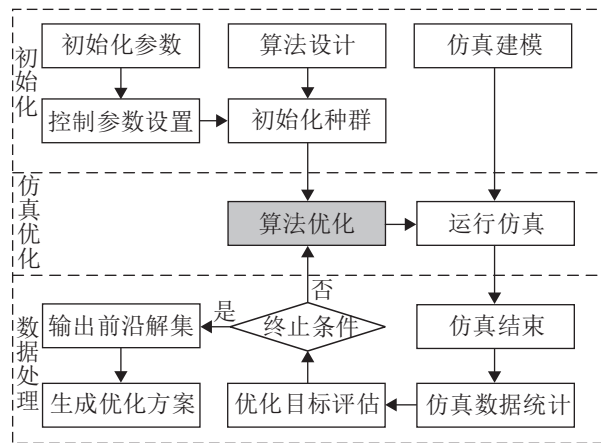


图2 仿真优化框架

Fig. 2 Framework of simulation optimization

在该仿真优化框架中，算法优化是求解本文所研究问题的关键步骤。

目前，在物流调度领域智能优化算法的研究中，狼群算法<sup>[14]</sup>被广泛应用于仓储系统作业优化<sup>[15]</sup>、设施选址<sup>[16]</sup>、路径规划<sup>[17]</sup>等领域，印证了该算法在物流调度方面具有较好的性能表现。针对机场行李导入系统仿真优化问题，考虑狼群算法具有较好的并行性及全局搜索能力等特点，本文提出一种多目标自适应并行狼群算法(multi-objective adaptive parallel wolf pack algorithm, MOAPWPA)对其进行求解。该算法提出一种混合整数单链编码方式，融入反向学习策略，并引入自适应邻域搜索机制、启发式保优策略、自适应游走概率机制和智能行为并行机制等对狼群算法智能行为机制进行设计。

## 2.1 编码和解码

影响行李导入系统运行效率的关键控制参数如本文1.3节所述，同时编码设计还需考虑3方面要素：①仿真时便于解码操作；②种群中每个个体的适应度值通过仿真获得而非函数；③缩短仿真实验所消耗时间。基于以上描述，提出一种混合整数单链编码方式，图3为一个完整的编码。

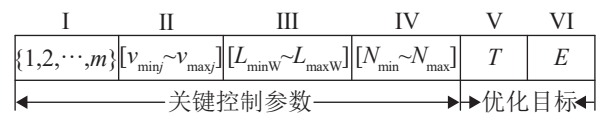


图3 编码方式

Fig. 3 Coding mode

图3中编码含义：第I段表示虚拟视窗控制方式，从虚拟视窗控制方式集合中选取；第II段表示收集带式输送机运行速度，从实数 $v_{\min} \sim v_{\max}$ 中取值；第III段表示虚拟视窗长度，从实数 $L_{\min} \sim L_{\max}$ 中取值；第IV段表示同时开放值机柜台数量，从整数 $N_{\min} \sim N_{\max}$ 中取值。因种群中每个个体的适应度值通过仿真获得而非函数，为了便于确定MOAPWPA算法在寻优过程中各种群中个体是否需更新，在编码中增加2个编码位，即第V段和第VI段编码，分别表示2个优化目标 $T$ 和 $E$ 的适应度值，同时为缩短仿真实验所消耗时间，降低算法时间复杂度，考虑到MOAPWPA算法在迭代过程中，当前代与上代种群之间可能会有一部分个体是相同的，尤其在迭代后期算法收敛时，当前代与上代种群中个体间的差异更小，而这些重复个体的目标适应度值无需重复仿真计算。由于哈希表<sup>[18]</sup>具有高效存储和检索的特点，其可将数据存储和检索消耗的时间大幅降低，因此本文引入哈希表以避免在算法迭代过程中对这些重复个体的目标适应度值进行重复仿真计算。具体方法：利用哈希表对当前代个体编码进行检测，若在哈希表中检索到当前代与上代种群中存在相同个体，则无需启动针对该个体的仿真计算，有效提高仿真优化效率，目标适应度值从上代种群中对应相同个体的优化目标编码位取值即可；若无相同个体，则启动该个体仿真以计算目标适应度值，并更新哈希表。由笛卡尔乘积理论，由于4种关键控制参数是相互独立的，每个个体都要存在以上4种关键控制参数，且每个关键控制参数只能存在对应关键控制参数集合中的一种。



## 2.2 初始种群生成

经典狼群算法中, 初始种群的生成采用纯随机方式, 而纯随机方式生成的初始种群在 Pareto 前沿解的质量和迭代收敛速度等方面的结果并不理想。因此, 本文在随机方式的基础上结合反向学习策略<sup>[19]</sup>生成初始种群, 以提高种群的多样性和 Pareto 前沿解的质量。种群中以随机方式生成的个体  $r$  对应的反向个体  $R$  的编码值为

$$R_p = A_p + B_p - r_p \quad (19)$$

式中:  $p$  为种群中个体编号;  $A_p$ 、 $B_p$  分别为个体  $r$  中各元素取值范围的上下限值;  $r_p$  为个体  $r$  的编码值。

图4为反向学习策略示意图, 生成初始种群的基本步骤描述如下。

**step 1:** 根据随机方式生成最初种群, 并按照式(19)生成最初种群的反向种群。检查所有个体中是否有相同个体, 若有, 则随机生成一个与已有种群中个体不相同的个体来替换其中一个相同个体。

**step 2:** 计算最初种群和反向种群的个体适应度值。

**step 3:** 比较最初种群和反向种群对应的个体适应度值, 选择个体适应度值更优的个体进入最终初始种群。即若反向个体的  $T$  和  $E$  两个目标适应度值中有一个值优于最初个体, 则选择反向个体进入最终初始种群; 若反向个体的  $T$  和  $E$  两个目标适应度值均劣于最初个体, 则选择最初个体进入最终初始种群。

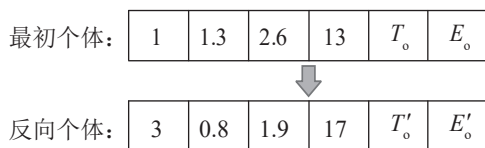


图4 反向学习策略

Fig. 4 Opposition-based learning strategy

## 2.3 MOAPWPA 算法智能行为机制设计

生成初始种群后, 因考虑多个优化目标, 在 MOAPWPA 算法寻优过程中, 依据文献[20]提出的方法, 对初始种群依据其对应的适应度值进行 Pareto 非支配排序, 然后进行狼群分类。

**狼群分类:** 依据“胜者为王”的头狼产生规则, 首先, 选择 Pareto 前沿面上  $T$  最小的一个个体定义为第一个头狼个体, 将其目标适应度值分别记为  $Y_{hr}$  和  $Y_{he}$ ; 选择 Pareto 前沿面上除第一个头狼个体外  $E$  最小的一个个体定义为第二个头狼个体, 将其目标适应度值分别记为  $Y'_{hr}$  和  $Y'_{he}$ , 若同时出现多个  $T$  或  $E$  最小, 则随机选择其中一个。其次, 按照探狼比例因子  $\beta$  随机选择  $[y/(\beta+1), y/\beta]$  之间的整数  $S_{num}$  作为探狼个体数, 其中,  $y$  表示当代种群的个体总数, 将其目标适应度值分别记为  $Y_{pr}$  和  $Y_{pe}$ ; 剩余的个体定义为猛狼个体, 将其目标适应度值分别记为  $Y_{fr}$  和  $Y_{fe}$ 。该分类方式可在一定程度上选择较优个体带领剩余个体在其解空间内朝着最优个体的方向进行搜索, 减少因盲目搜索而引起的搜索时间过长问题。

**探狼游走:** 人工狼经上述分类机制分类后, 由探狼个体执行游走机制。首先, 考虑到本文构建的机场行李导入系统仿真优化模型属离散模型, 在探狼个体执行游走机制时引入随机游走步长以替代原确定游走步长。其次, 为提高游走前期种群的多样性, 增强游走后期种群的稳定性, 引入自适应游走概率机制, 其游走概率为

$$P = \begin{cases} \alpha_1, & d \leq 0.5d_{max} \\ \alpha_2, & d > 0.5d_{max} \end{cases} \quad (20)$$

式中:  $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$  分别为游走前期和后期的游走概率;  $d$  为当前迭代次数;  $d_{max}$  为最大迭代次数。

在游走行为中, 引入自适应局部邻域搜索机制和启发式保优策略。随机选择游走概率内各探狼个体的一个编码位, 按照对应编码方式随机生

成一个与原编码不同的编码，计算游走后的各探狼个体的目标适应度值  $Y'_{pt}$  和  $Y'_{pe}$ 。该机制中若头狼个体更新，则将原头狼个体视为探狼个体。该机制的目的是使种群的多样性增强，同时，使各编码都能出现在种群中，保证编码的完整性。探狼游走机制如图5所示。

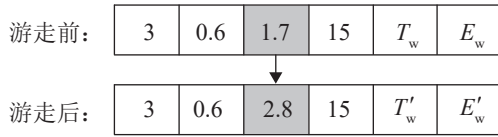


图5 探狼游走机制

Fig. 5 Probe wolf walking mechanism

头狼召唤：人工狼分类后，由猛狼个体执行召唤机制。由于在围猎过程中各猛狼个体要迅速向头狼个体靠拢，因此在召唤机制中对猛狼个体执行自适应局部邻域搜索机制和启发式保优策略。各猛狼个体与随机一个头狼个体的所有编码位进行比较，将猛狼个体的随机两个编码位替换为头狼个体的对应编码，以此来达到靠近头狼个体的目的，并计算各猛狼个体召唤后的目标适应度值  $Y'_{ft}$  和  $Y'_{fe}$ 。该机制中若头狼个体更新，则将原头狼个体视为猛狼个体。头狼召唤机制如图6所示。

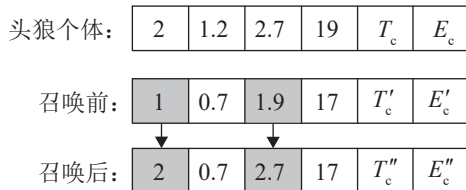


图6 头狼召唤机制

Fig. 6 Head wolf calling mechanism

猛狼围攻：由探狼游走后的所有探狼个体和头狼召唤后的所有猛狼个体共同执行围攻机制。引入自适应全局邻域搜索机制和启发式保优策略，各探狼个体与随机一个头狼个体的编码位进行比较，各猛狼个体与另外一个头狼个体的编码位进行比较，将随机两个编码与对应头狼个体对应编码位的不同编码交换，并分别计算围攻后各探狼

个体和各猛狼个体的目标适应度值  $Y''_{pt}$ 、 $Y''_{pe}$  和  $Y''_{ft}$ 、 $Y''_{fe}$ 。以此来让探狼个体和猛狼个体都迅速靠近头狼个体，协同头狼个体进行围猎，体现头狼个体的领导作用。猛狼围攻机制如图7所示。

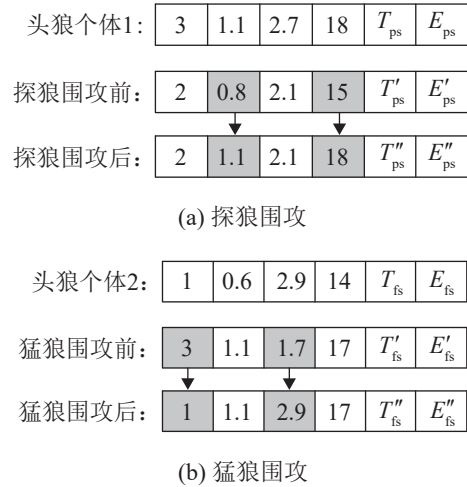


图7 猛狼围攻机制

Fig. 7 Fierce wolf sieging mechanism

狼群更新机制：依据经典狼群算法中“胜者为王”的头狼产生规则和“强者生存”的狼群更新机制，本文为MOAPWPA算法设计的狼群更新机制的伪代码如算法1所示。

## 算法1 狼群更新机制

输入： $Y_{hr}$ 、 $Y_{he}$ 、 $Y_{pt}$ 、 $Y_{pe}$ 、 $Y_{ft}$ 、 $Y_{fe}$ 、 $Y'_{pt}$ 、 $Y'_{pe}$ 、 $Y'_{ft}$ 、 $Y'_{fe}$ 、 $Y''_{pt}$ 、 $Y''_{pe}$ 、 $Y''_{ft}$ 、 $Y''_{fe}$

输出：狼群个体是否更新

1: 初始化： $h \in$  头狼个体

$p \in$  探狼个体

$f \in$  猛狼个体

2: for  $h = 1, 2; \quad p = 1, 2, \dots, S_{num};$

$f = 1, 2, \dots, y - S_{num} - 2$  do

3: if  $Y'_{pt} < Y_{hr}$  or  $Y'_{pe} < Y_{he}$  or  $Y'_{ft} < Y_{hr}$  or  $Y'_{fe} < Y_{he}$

then

4: 头狼个体更新

5: else

6: 保留上一代头狼个体

```

7:   end if
8:   if  $Y'_{pr} < Y_{pr}$  or  $Y'_{pe} < Y_{pe}$  or  $Y''_{pr} < Y'_{pr}$  or  $Y''_{pe} < Y'_{pe}$ 
or  $Y'_{fe} < Y_{fe}$  or  $Y'_{fr} < Y_{fr}$  or  $Y''_{fe} < Y'_{fe}$  or
 $Y''_{fr} < Y'_{fr}$  then
9:     探狼个体更新
10:    else
11:      保留上一代探狼个体
12:    end if
13:    if  $Y'_{fr} < Y_{fr}$  or  $Y'_{fe} < Y_{fe}$  or  $Y''_{fr} < Y'_{fr}$  or
 $Y''_{fe} < Y'_{fe}$  then
14:      猛狼个体更新
15:    else
16:      保留上一代猛狼个体
17:    end if
18:  end for
    
```

### 2.4 算法步骤

MOAPWPA 算法流程如图 8 所示。图中  $g$  为算法搜索得到的非支配解的顺序编号,  $r$  为优化目标维度。

MOAPWPA 算法主要步骤如下。

step 1: 结合随机方式和反向学习策略生成最初种群和反向种群, 计算各最初个体和反向个体的目标适应度值, 并评估目标适应度值以确定初始种群。

step 2: 将初始种群依据其目标适应度值进行 Pareto 非支配排序, 并将非支配个体暂存在外部空间  $\Psi_1$  中。

step 3: 对  $\Psi_1$  中的个体执行狼群分类机制。

step 4: 依据探狼游走机制和头狼召唤机制对分类后的探狼个体和猛狼个体并行执行局部邻域搜索机制和启发式保优策略。

step 5: 依据猛狼围攻机制对探狼游走后的探狼个体和头狼召唤后的猛狼个体共同执行全局邻域搜索机制和启发式保优策略, 并将围攻后种群暂存在外部空间  $\Psi_2$  中。

step 6: 计算  $\Psi_2$  中种群的目标适应度值。

step 7: 由  $\Psi_1$  中种群和  $\Psi_2$  中种群组成新种群,

对新种群依据对应目标适应度值进行 Pareto 非支配排序, 同等级个体计算拥挤度, 淘汰多余个体。

step 8: 判断是否满足终止条件, 若满足, 则进入 step 9; 若不满足, 则返回 step 3 继续迭代。

step 9: 输出 Pareto 前沿, 算法终止。

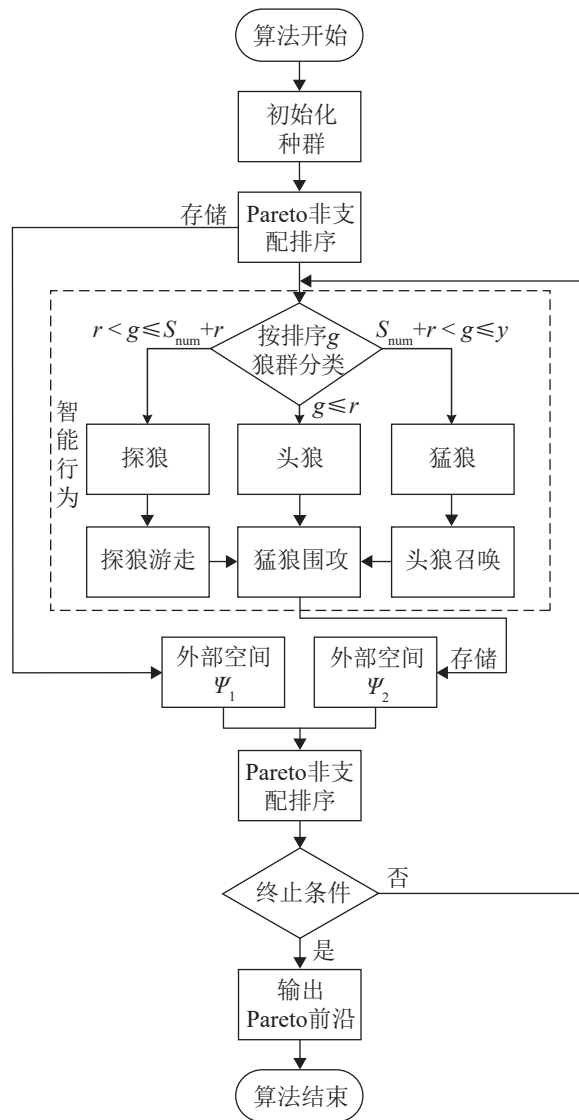


图 8 MOAPWPA 算法流程  
Fig. 8 Flowchart of MOAPWPA algorithm

### 3 实验与分析

为验证本文所提 MOAPWPA 算法求解以  $T$  和  $E$  为优化目标的机场行李导入系统优化问题的有效性和优越性, 依据实际机场旅客离港数据作为系统输入, 进行大量仿真优化实验。本文数据来

源于国内某大型国际航空枢纽机场，该机场拥有完整的自动化行李处理系统，其行李导入系统与本文所构建的仿真优化问题模型一致。

本文所涉仿真优化实验均在 Plant Simulation 平台中搭建仿真模型，并用 Simtalk2.0 编程语言编写算法和控制程序。仿真实验在以 AMD Ryzen 7 6800H CPU 为主服务器构建的分布式仿真优化环境中进行，仿真优化模型如图9所示。

### 3.1 性能评价指标

本文引用 IGD (inverted generational distance)、SP (spacing)、Pareto 前沿解的个数 NS(the number of solutions) 和运行时间 RT(run time) 等评价指标以度量 MOAPWPA 算法得到 Pareto 前沿的多样性和收敛性。

IGD: 以真实的 Pareto 前沿为参考，表示 Pareto 前沿中每个参考点到最近的非支配解的欧氏距离，表征算法得到的近似前沿的收敛性和算法的多样性，其值越小，算法的综合性能越好，计算公式为

$$IGD(G, G^*) = \frac{1}{|G^*|} \sum_{u \in G^*} \min_{v \in G} d(u, v) \quad (21)$$

式中： $G$  为算法搜索得到的非支配解集； $G^*$  为真实 Pareto 前沿解集；

$$d(u, v) = \sqrt{\sum_{i=1}^r \left( \frac{f_i(u) - f_i(v)}{f_i^{\max} - f_i^{\min}} \right)^2}$$

表示  $G$  中个体  $u$  到  $G^*$  中个体  $v$  之间的欧氏距离， $i$  为优化目标维度， $r$  为优化目标最高维度  $i \in \{1, 2, \dots, r\}$ ， $f_i(u)$ 、 $f_i(v)$  分别为第  $i$  个优化目标中个体  $u$  和个体  $v$  的目标适应度值， $f_i^{\max}$ 、 $f_i^{\min}$  分别为第  $i$  个优化目标的最大和最小目标适应度值。

SP: 用于定量评价算法搜索得到的近似前沿解集的分布均匀程度，即算法的多样性，SP 值越小，算法的多样性越好，其计算公式为

$$SP = \sqrt{\frac{1}{|G| - 1} \sum_{g=1}^{|G|} (\bar{d}_g - d_g)^2} \quad (22)$$

式中： $d_g = \min_q \left( \sum_{i=1}^l |f_i(a_g) - f_i(a_q)| \right)$ ， $a_g, a_q \in G$ ， $g, q = 1, 2, \dots, |G|$ ，表示  $G$  中第  $g$  个个体到  $G$  中其他  $q$  个个体之间的最小距离； $\bar{d}_g$  为  $d_g$  的平均值。

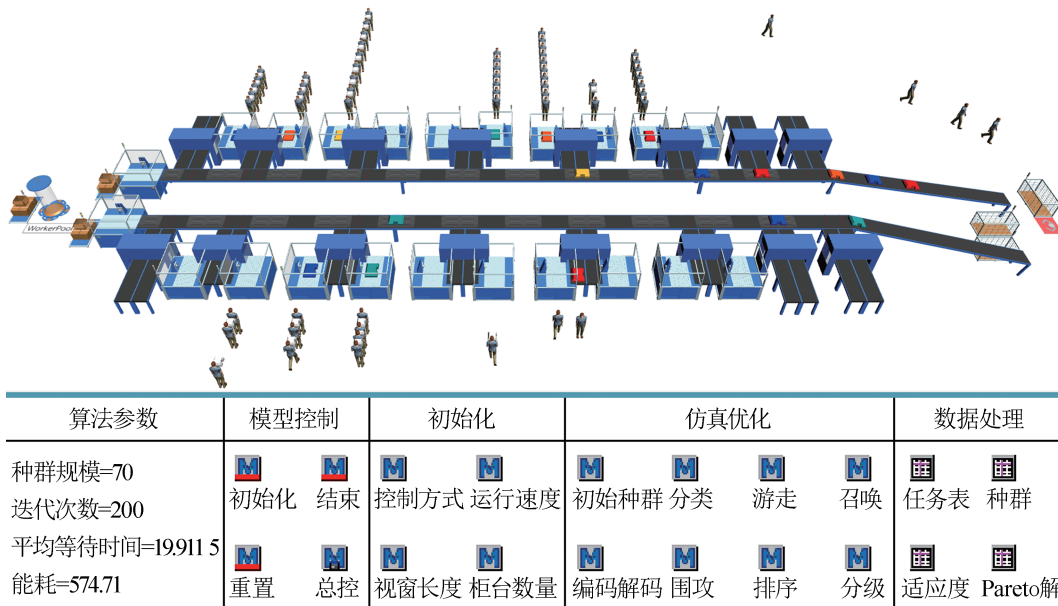


图9 仿真优化模型

Fig. 9 Simulation optimization model

### 3.2 算法参数设计

参数的选择会对本文所提 MOAPWPA 算法的搜索性能和结果产生一定程度的影响。为了使参数选取更加合理,使该算法能够表现出更好的性能,本文对 MOAPWPA 算法涉及到的种群规模  $y$ 、探狼比例因子  $\beta$ 、探狼游走前期和后期的游走概率  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  进行  $L_9(3^4)$  正交实验设计,即每种参数考虑 3 种水平,同时以 IGD 作为算法性能评价指标。为了使正交实验中参数值的选择更加合理,通过现有狼群算法的调研<sup>[21-22]</sup>,选择其中常用参数值作为本文参数选择的参考,设计如表 1 所示的各参数水平,依据  $L_9(3^4)$  正交表设计 9 组正交实验。算法的最大迭代次数  $d_{\max}=200$ ,且每组实验独立运行 10 次取 IGD 均值,实验记录如表 2 所示。

表 1 各参数水平  
Table 1 Each parameter level

参数	水平		
	1	2	3
$y$	50	60	70
$\beta$	1	2	3
$\alpha_1$	0.7	0.8	0.9
$\alpha_2$	0.3	0.4	0.5

表 2  $L_9(3^4)$  正交表和 IGD 均值  
Table 2  $L_9(3^4)$  orthogonal table and IGD average

组合	水平				IGD 均值
	$y$	$\beta$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	
1	1	1	1	1	1.224
2	1	2	2	2	0.539
3	1	3	3	3	0.695
4	2	1	2	3	0.697
5	2	2	3	1	1.202
6	2	3	1	2	0.500
7	3	1	3	2	0.639
8	3	2	1	3	0.213
9	3	3	2	1	0.150

通过表 2 中各组实验的 IGD 均值计算各参数的响应值如表 3 所示。基于此,本文后续不同规模的仿真实验中 MOAPWPA 算法各参数均分别配置为  $y=70$ 、 $\beta=3$ 、 $\alpha_1=0.8$ 、 $\alpha_2=0.5$ 。

表 3 各参数响应值

Table 3 Response value of each parameter

参数	1	2	3	极差	排序
$y$	0.819	0.800	<b>0.334</b>	0.485	1
$\beta$	0.853	0.651	<b>0.448</b>	0.405	2
$\alpha_1$	0.646	<b>0.462</b>	0.845	0.383	3
$\alpha_2$	0.859	0.559	<b>0.535</b>	0.324	4

同理,对本文所采用的 NSGA-II 算法<sup>[23]</sup>和 MOPSO 算法<sup>[24]</sup>以同样的方式设计正交实验来确定其参数取值。其中,NSGA-II 算法参数取值范围参考文献[23];MOPSO 算法参数取值范围参考文献[24]。表 4 列出了经正交实验最终确定的关键参数取值。

表 4 对比算法参数取值

Table 4 Comparison algorithm parameter values

算法	种群规模	交叉概率	变异概率
NSGA-II	70	0.9	0.050 0
MOPSO	70	1.2	0.753 2

### 3.3 对比实验设计

由于 NSGA-II 算法和 MOPSO 算法在多目标优化算法中具有较好性能,因此本文选取 NSGA-II 算法、MOPSO 算法和本文所提 MOAPWPA 算法进行对比实验。

为了更好地验证 MOAPWPA 算法求解机场行李导入系统仿真优化问题的性能,在对比实验的设计中,选取该机场某值机岛 2017 年春运期间为期一周的实际离港旅客行李数据进行仿真优化实验,该值机岛在此期间日均行李处理量达 8 506 件。将该实验划分为累计 1 d、2 d、3 d、4 d、5 d、6 d 和 7 d 七种规模,分别进行仿真实验,且每种规模实验独立运行 10 次并取其最优解集,实验结果见表 5。其中,5 d 规模实验的优化结果如表 6 所示,并绘制 5 d 规模实验的 Pareto 前沿解集散点图,如图 10 所示。依据表 5 中不同规模实验结果绘制 IGD 值和 SP 值的箱线图,如图 11~12 所示。

表 5 不同规模实验结果  
Table 5 Experimental results of different scales

规模	NSGA-II				MOPSO				MOAPWPA			
	IGD	SP	NS	RT/s	IGD	SP	NS	RT/s	IGD	SP	NS	RT/s
1 d	1.649	6.574	13	41.328	0.589	5.406	8	43.596	<b>1.148</b>	<b>22.437</b>	<b>15</b>	<b>37.856</b>
2 d	0.344	49.942	6	56.256	0.453	16.986	6	58.394	<b>0.735</b>	<b>20.134</b>	<b>10</b>	<b>54.234</b>
3 d	9.022	27.625	12	71.413	0.000	24.230	5	72.981	<b>0.494</b>	<b>47.945</b>	<b>13</b>	<b>68.951</b>
4 d	10.725	20.133	6	83.165	3.815	80.183	5	85.023	<b>3.192</b>	<b>3.639</b>	<b>11</b>	<b>82.025</b>
5 d	0.557	54.027	4	95.781	1.648	40.170	6	97.287	<b>0.000</b>	<b>94.398</b>	<b>7</b>	<b>94.765</b>
6 d	0.167	125.172	10	108.956	0.193	57.806	5	110.354	<b>1.563</b>	<b>14.848</b>	<b>13</b>	<b>106.986</b>
7 d	0.635	62.336	5	120.354	1.138	46.734	7	121.753	<b>0.385</b>	<b>30.303</b>	<b>8</b>	<b>117.523</b>
均值	3.300	49.401	8	82.465	1.119	38.788	6	84.198	<b>1.074</b>	<b>33.386</b>	<b>11</b>	<b>80.334</b>

表 6 5 d 规模实验优化结果  
Table 6 Optimization results of 5 d scale experiments

序号	NSGA-II		MOPSO		MOAPWPA	
	T/s	E/(kW·h)	T/s	E/(kW·h)	T/s	E/(kW·h)
1	1.428	3 358.91	1.490	3 734.60	<b>1.386</b>	<b>3 488.16</b>
2	1.470	3 243.87	1.532	3 638.24	<b>1.427</b>	<b>3 206.15</b>
3	1.529	3 238.93	1.534	3 515.56	<b>1.635</b>	<b>3 202.06</b>
4	2.028	3 227.80	1.545	3 447.12	<b>2.006</b>	<b>3 189.28</b>
5			1.593	3 408.61	<b>2.097</b>	<b>3 153.93</b>
6			1.690	3 399.60	<b>2.163</b>	<b>3 144.97</b>
7					<b>2.241</b>	<b>3 142.36</b>

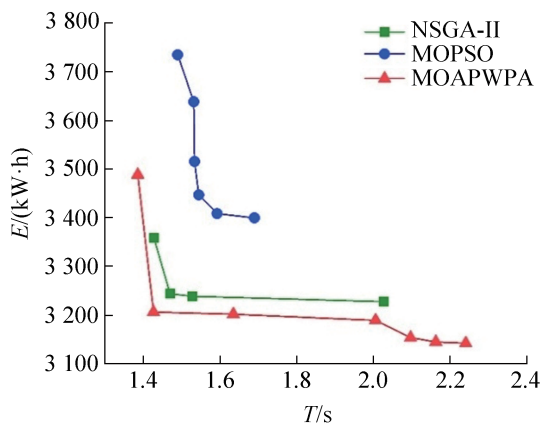


图 10 5 d 规模 Pareto 前沿解集散点图  
Fig. 10 Scatter plot of Pareto frontier solution for 5 d scale

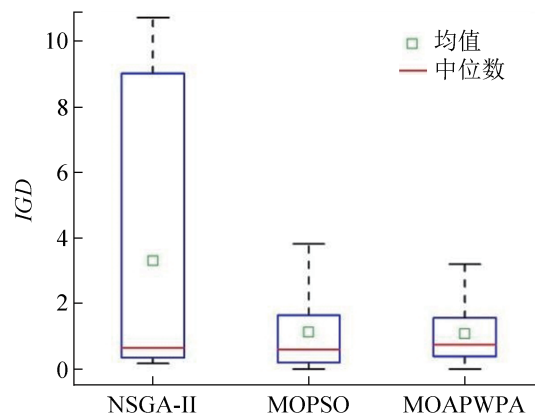


图 11 7 种规模实验 IGD 值箱线图  
Fig. 11 Box-plot of IGD value of 7 scale experiments

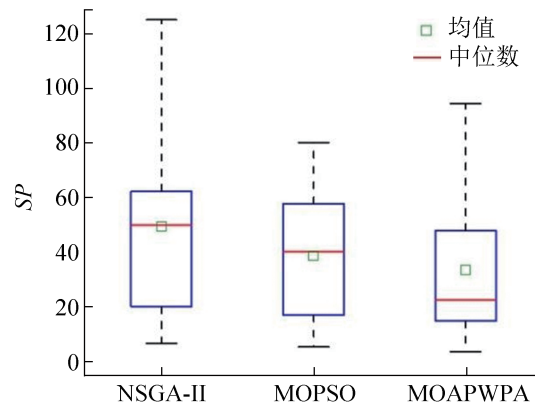


图 12 7 种规模实验 SP 值箱线图  
Fig. 12 Box-plot of SP value of 7 scale experiments

### 3.4 结果分析

从IGD的角度分析, MOAPWPA算法所求得的IGD均值均小于其余两种对比算法, 分别较NSGA-II算法和MOPSO算法平均降低67.5%和4.0%。从图11给出的IGD值箱线图也能得出, MOAPWPA算法的IGD值整体偏低。

结合SP均值和图12中SP值箱线图分析, MOAPWPA算法所求得的SP均值均小于其余两种对比算法, 分别平均降低32.4%和140%。综合考虑IGD和SP两个指标, 印证了MOAPWPA算法相比于NSGA-II算法和MOPSO算法具有更好的收敛性和多样性, 也即具有更好的综合性能。

对比NS均值可知, MOAPWPA算法在7种规模仿真实验中搜索得到的Pareto前沿解的个数均多于其余两种对比算法, 分别平均增加37.5%和83.3%。从图10给出的5 d规模Pareto前沿解集散点图可以得出, MOAPWPA算法的Pareto非支配解更加接近真实Pareto解。

MOAPWPA算法在仿真时间上也略少于其余两种对比算法。结合NS和RT两个评价指标, 说明MOAPWPA算法能够在更短的迭代时间内找到更多解, 同时解的质量更加优质, 为决策者提供更多合理化及高效化的选择方案。

综合以上4种性能评价指标的分析, 说明MOAPWPA算法在求解机场行李导入系统仿真优化问题上具有更好的综合性能, 进而保证了算法的优越性。

### 3.5 Pareto最优解的选取

获得Pareto前沿解集后面临的问题是如何从所得Pareto前沿解集中选取最优解。本文采用基于熵权法的优劣解距离法(technique for order preference by similarity to an ideal solution, TOPSIS)<sup>[25]</sup>, 选择多目标优化后得到的Pareto前沿解集, 该方法以现有数据为基础, 将问题量化处理, 有效避免评价过程的主观性, 可帮助决策

人员从中选出最优解。本文以3.3节求得的5 d规模实验Pareto前沿解集为例, 采用该方法进行最优解的选取, 其评价计算结果如表7所示。表7中,  $S_i^+$ 和 $S_i^-$ 分别为最优解*i*与正负理想解之间的欧氏距离;  $\eta_i$ 为正理想解和Pareto最优解*i*之间的相对贴进度,  $\eta_i$ 越大, 表明Pareto最优解*i*和正理想解之间越接近, 也即该Pareto最优解*i*更优。

表7 熵权TOPSIS法评价计算结果  
Table 7 Entropy weight TOPSIS method to evaluate calculation results

序号	$S_i^+$	$S_i^-$	$\eta_i$	排序
1	<b>0.009 7</b>	<b>0.030 1</b>	<b>0.757 0</b>	1
2	0.010 3	0.029 9	0.744 1	2
3	0.013 7	0.028 3	0.674 1	3
4	0.020 9	0.026 5	0.559 5	4
5	0.022 9	0.026 4	0.535 2	5
6	0.024 4	0.026 3	0.518 5	6
7	0.026 2	0.026 2	0.500 0	7

从表7的评价计算结果可以看出, 序号1方案的相对贴进度值最大, 也即该方案最优, 因此, 选择该方案作为本文5 d规模实验的最优解。

## 4 结论

针对本文研究的机场行李导入系统优化问题, 综合考虑虚拟视窗控制方式、收集带式输送机运行速度、虚拟视窗长度及同时开放值机柜台数量等关键控制参数对机场行李导入系统运行效率的影响, 以旅客行李注入收集带式输送机的平均等待时间及系统能耗为优化目标建立本问题的数学模型。并提出一种求解本问题的仿真优化框架。

根据机场实际运行工况, 建立机场行李导入系统仿真优化模型, 并结合问题特性, 提出一种多目标自适应并行狼群算法对本问题进行求解。通过设计不同算法仿真优化对比实验, 验证了本文所提方法在求解该问题时相较于NSGA-II算法和MOPSO算法具有更好的Pareto非支配寻优搜索性能。

本文研究过程中未考虑设备故障等不确定因素对行李导入系统造成的影响,下一步将尝试研究含有不确定因素的行李导入系统优化问题,以进一步提高本文所提方法求解该类问题的工程应用价值。

### 参考文献:

- [1] Amadeo Ascó. An Evolutionary Algorithm and Operators for the Airport Baggage Sorting Station Problem[J]. *Soft Computing*, 2019, 23(20): 10055-10083.
- [2] Huang E, Liu I, Lin J T. Robust Model for the Assignment of Outgoing Flights on Airport Baggage Unloading Areas[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2018, 115: 110-125.
- [3] Dorton S L, Liu Dahai. Effects of Baggage Volume and Alarm Rate on Airport Security Screening Checkpoint Efficiency Using Queuing Networks and Discrete Event Simulation[J]. *Human Factors and Ergonomics in Manufacturing & Service Industries*, 2016, 26(1): 95-109.
- [4] Swartjes L, van Beek D A, Fokkink W J, et al. Model-based Design of Supervisory Controllers for Baggage Handling Systems[J]. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2017, 78: 28-50.
- [5] Yang Xiuqing, Feng Ruchen, Xu Pengcheng, et al. Internet-of-things-augmented Dynamic Route Planning Approach to the Airport Baggage Handling System[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2023, 175: 108802.
- [6] 许新. 大型机场行李自动分拣系统及导入子系统研究与应用[D]. 长沙: 中南大学, 2010.
- [7] 赵玲. 托盘式分拣机控制系统研究与实现[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2013.  
Zhao Ling. Research and Implementation of the Tilt-tray Sorter Control System[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2013.
- [8] 朱钊. 基于S7-400PLC机场行李系统的设计与应用[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2015.  
Zhu Zhao. Design and Application of Baggage Handling System Based on S7-400[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2015.
- [9] Ding Fang, Li Rongrong. A Novel GA-RBF-PID Control Strategy for Luggage Import Motor Based on Synchronization Control[J]. *Sensors & Transducers*, 2013, 160(12): 584-589.
- [10] 范文兵, 李肇蕊, 李文凤, 等. 虚拟容器算法在卷烟自动分拣系统中应用[J]. *现代电子技术*, 2017, 40(23): 134-136.  
Fan Wenbing, Li Zhaorui, Li Wenfeng, et al. Application of Virtual Container Algorithm in Automatic Cigarette Sorting System[J]. *Modern Electronics Technique*, 2017, 40(23): 134-136.
- [11] 李典, 张涵跃. A字架物流拣货设备控制方案设计[J]. *物流技术*, 2012, 31(11): 442-444, 477.  
Li Dian, Zhang Hanyue. Design Solution for Control of A-frame Logistics Picking Equipment[J]. *Logistics Technology*, 2012, 31(11): 442-444, 477.
- [12] 李明, 吴耀华, 陈宁宁, 等. 串行合流下阵列式自动拣选系统品项分配优化[J]. *计算机集成制造系统*, 2016, 22(9): 2127-2134.  
Li Ming, Wu Yaohua, Chen Ningning, et al. Items Assignment Optimization for Array Automated Picking Device Based on Serial Order Accumulation[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2016, 22(9): 2127-2134.
- [13] 王艳艳, 吴耀华, 吴颖颖. 并行自动拣选系统品项拣选量拆分优化[J]. *机械工程学报*, 2013, 49(16): 177-184.  
Wang Yanyan, Wu Yaohua, Wu Yingying. SKU Picking Quantity Splitting Optimization of Parallel Automatic Picking System[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2013, 49(16): 177-184.
- [14] 吴虎胜, 张凤鸣, 吴庐山. 一种新的群体智能算法-狼群算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2013, 35(11): 2430-2438.  
Wu Husheng, Zhang Fengming, Wu Lushan. New Swarm Intelligence Algorithm-wolf Pack Algorithm[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2013, 35(11): 2430-2438.
- [15] 何李, 陶翼飞, 罗俊斌, 等. 基于两阶段狼群算法的自动化立体仓库作业集成优化[J]. *中国机械工程*, 2022, 33(21): 2538-2546.  
He Li, Tao Yifei, Luo Junbin, et al. Job Integrated Optimization of Automated Storage/Retrieval Systems Based on Two-stage Wolf Pack Algorithm[J]. *China Mechanical Engineering*, 2022, 33(21): 2538-2546.
- [16] Xu Xiaoping, Shi Xiting, Wang Feng. Solving Logistics Distribution Center Location Problem Using a Wolf Pack Algorithm[J]. *Journal of Discrete Mathematical Sciences and Cryptography*, 2017, 20(6/7): 1269-1273.
- [17] 周璟. 混沌狼群围捕算法的车间机器人导航路径规划[J]. *机械设计与制造*, 2020(1): 251-255.  
Zhou Jing. Workshop Used Robot Navigation Path Planning Method Based on Chaotic Wolf Pack Besieging Algorithm[J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2020(1): 251-255.
- [18] 闫盼, 谭瑛, 张建华. 一种用于进化算法历史计算数据的高效利用方法[J]. *计算机工程与科学*, 2016, 38(1): 62-66.  
Yan Pan, Tan Ying, Zhang Jianhua. A Method of Using Historical Calculation Data Efficiently in Evolutionary

<http://www.china-simulation.com>

• 1668 •



- Algorithms[J]. Computer Engineering & Science, 2016, 38(1): 62-66.
- [19] Tizhoosh H R. Opposition-based Learning: A New Scheme for Machine Intelligence[C]//International Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce (CIMCA-IAWTIC'06). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 695-701.
- [20] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [21] 谢锐强, 张惠珍. 求解置换流水车间调度的离散狼群算法[J]. 控制工程, 2020, 27(2): 288-296.  
Xie Ruiqiang, Zhang Huizhen. Discrete Wolf Pack Algorithm for Permutation Flow Shop Scheduling Problem[J]. Control Engineering of China, 2020, 27(2): 288-296.
- [22] 吴虎胜, 张凤鸣, 李浩, 等. 求解TSP问题的离散狼群算法[J]. 控制与决策, 2015, 30(10): 1861-1867.  
Wu Husheng, Zhang Fengming, Li Hao, et al. Discrete Wolf Pack Algorithm for Traveling Salesman Problem[J]. Control and Decision, 2015, 30(10): 1861-1867.
- [23] 付建林, 丁国富, 张剑, 等. 基于响应面和NSGA-II的AGV系统多目标优化配置[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(5): 994-1002.  
Fu Jianlin, Ding Guofu, Zhang Jian, et al. Multi-objective Optimization Configuration of AGV System Based on Response Surface and NSGA-II[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(5): 994-1002.
- [24] 胡万杰, 董建军, 任睿, 等. 考虑模糊不确定的地铁货运系统成网布局规划[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(8): 1725-1740.  
Hu Wanjie, Dong Jianjun, Ren Rui, et al. Layout Planning of Metro-based Underground Logistics System Network Considering Fuzzy Uncertainties[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(8): 1725-1740.
- [25] 王馨, 陈妮, 赵雅雯. 基于熵权TOPSIS法的企业创新型技术人才价值评价[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2020, 41(12): 1788-1793.  
Wang Xin, Chen Ni, Zhao Yawen. Value Evaluation of Innovative Technical Talents in Enterprises Based on Entropy Weight TOPSIS[J]. Journal of Northeastern University(Natural Science), 2020, 41(12): 1788-1793.