

# 控制与决策

Control and Decision

## 基于改进NSGA-II算法的多目标矩阵组织人力资源调度研究

黄静波, 姚锋, 陈超, 邢立宁, 伍国华, 宋彦杰

引用本文:

黄静波, 姚锋, 陈超, 等. 基于改进NSGA-II算法的多目标矩阵组织人力资源调度研究[J]. *控制与决策*, 2026, 41(4): 1024-1034.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2025.0885>

---

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

##### [基于地标特征和元学习方法推荐最适用优化算法](#)

Recommending best suitable metaheuristic based on landmarking feature and meta-learning approach  
*控制与决策*. 2021, 36(5): 1223-1231 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0993>

##### [基于改进NSGA-II算法求解多目标资源受限项目调度问题](#)

An improved NSGA-II algorithm for multi-objective resource-constrained project scheduling problem  
*控制与决策*. 2021, 36(3): 669-676 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0906>

##### [基于分解的多目标多因子进化算法](#)

A multiobjective multifactorial evolutionary algorithm based on decomposition  
*控制与决策*. 2021, 36(3): 637-644 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0525>

##### [基于动态资源权重的多技能项目调度启发式算法](#)

Dynamic resource priority-based heuristics for multi-skill resource constrained project scheduling problem  
*控制与决策*. 2021, 36(10): 2553-2561 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0070>

##### [基于知识粒度特征的多目标粗糙集属性约简算法](#)

Multi objective rough set attribute reduction algorithm based on characteristics of knowledge granularity  
*控制与决策*. 2021, 36(1): 196-205 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0490>

# 基于改进 NSGA-II 算法的多目标 矩阵组织人力资源调度研究

黄静波<sup>1</sup>, 姚 锋<sup>1†</sup>, 陈 超<sup>1</sup>, 邢立宁<sup>2</sup>, 伍国华<sup>3</sup>, 宋彦杰<sup>4</sup>

(1. 国防科技大学 系统工程学院, 长沙 410073; 2. 江苏理工学院 电气信息工程学院, 江苏 常州 213001;  
3. 中南大学 自动化学院, 长沙 410083; 4. 中国人民解放军国防大学, 北京 100091)

**摘要:** 矩阵组织因双向管理提升管理效能而被广泛应用. 该型组织架构复杂、层级关系交织、人员流动呈现多元化的特征, 对人力资源调度带来巨大挑战. 为有效提升矩阵组织人力资源的效能, 充分考虑不同单位超缺编率和晋升率之间的联系和冲突, 展开矩阵组织人力资源调度多目标优化模型与算法的研究. 首先, 以流动网络的形式对结构编制和人员流动情况进行系统性表示, 构建矩阵组织人力资源流动网络多目标优化模型. 其次, 针对传统多目标优化算法在处理复杂问题时收敛效率不足、Pareto 前沿分布性欠佳的问题, 提出一种基于算子自适应选择的 NSGA-II 算法, 通过深度  $Q$  网络方法动态选取合适的算子. 最后, 根据矩阵组织的现实特性, 生成不同规模的测试算例, 通过将该算法与其他经典多目标优化算法进行对比, 验证该算法在所提出模型中的求解性能. 通过所做研究, 可为矩阵组织人力资源调度问题提供科学的决策依据.

**关键词:** 矩阵组织; 人力资源调度; 多目标优化; NSGA-II; 强化学习; 算子自适应选择; 流动网络

**中图分类号:** TP18; C931.9 **文献标志码:** A

**DOI:** 10.13195/j.kzyjc.2025.0885

**引用格式:** 黄静波, 姚锋, 陈超, 等. 基于改进 NSGA-II 算法的多目标矩阵组织人力资源调度研究 [J]. 控制与决策, 2026, 41(4): 1024-1034.

## Research of human resource scheduling in matrix organizations based on improved NSGA-II

HUANG Jing-bo<sup>1</sup>, YAO Feng<sup>1†</sup>, CHEN Chao<sup>1</sup>, XING Li-ning<sup>2</sup>, WU Guo-hua<sup>3</sup>, SONG Yan-jie<sup>4</sup>

(1. College of Systems Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;  
2. School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University of Technology, Changzhou 213001, China;  
3. School of Automation, Central South University, Changsha 410083, China; 4. National Defence University PLA China, Beijing 100091, China)

**Abstract:** Matrix organizations are widely adopted for enhanced management efficiency through dual management structures. However, its complexity, intertwined hierarchical relationships, and diverse personnel mobility pose significant challenges for human resource scheduling. To effectively enhance the efficiency of human resources in matrix organizations, this study investigates multi-objective optimization models and algorithms for human resource scheduling in matrix organizations, fully considering the connections and conflicts between over/under-staffing rates and promotion rates across different units. Firstly, the matrix organizational structure and personnel mobility are systematically represented by a flow network, and a multi-objective optimization model is constructed for human resource flow networks in matrix organizations. Then, addressing the issues of insufficient convergence efficiency and poor uniformity of Pareto frontier distribution in traditional multi-objective optimization algorithms when processing complex problems, this research proposes an adaptive operator selection NSGA-II algorithm, which dynamically selects operators by the deep  $Q$ -network. Finally, based on the realistic characteristics of matrix organizations, test cases of varying scales are generated. By comparing this algorithm with other classical multi-objective optimization algorithms, its computational performance within the proposed model is validated. This research provides a scientific basis for decision-making in human resource scheduling problems in matrix organizations.

收稿日期: 2025-08-27; 录用日期: 2025-11-21.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (72501042).

责任编辑: 王凌.

†通信作者. E-mail: yaofeng@nudt.edu.cn.

**Keywords:** matrix organization; human resource scheduling; multi-objective optimization; NSGA-II; reinforcement learning; adaptive operator selection; flow network

## 0 引言

随着现代全球化竞争日趋激烈, 技术革新迭代加速, 现代组织所面临的业务环境与劳动力市场日益呈现出多元异质性特征<sup>[1]</sup>. 在此背景下, 战略人力资源管理已逐渐成为组织实现长期发展与展现核心竞争力的重要保障, 其中人力资源调度不仅仅是简单的人员安排, 更是战略人力资源管理中的核心环节, 强调在组织战略目标指导下, 通过动态、灵活的人员调配与岗位匹配, 实现组织资源的最优利用和战略落地. 矩阵组织作为目前主流的组织结构之一, 起源于 20 世纪 60 年代<sup>[2]</sup>, 现已广泛应用于企业、政府部门及各类非营利性组织<sup>[3-4]</sup>, 通常按职能与项目两个维度划分管理单元, 组织成员由职能经理和项目经理双重领导, 从而有效提升跨职能协作效率. 由于其跨部门、跨职能的协作特征, 且包含复杂的架构、庞大的人员规模以及多样化的成员构成, 组织内部的人力资源调度不仅面临岗位职责交叉、人员冗余与缺口并存等问题, 还受到员工职业发展诉求与晋升通道设计的双重影响. 为提升人力资源利用效率并控制使用成本, 确保不出现设计不合理导致的人才流失和晋升率失衡, 需对矩阵组织人力资源调度问题进行系统性的分析和科学建模.

在人力资源调度问题的研究中, 多数学者以多项目人力资源调度的角度对多技能多项目的有限资源调度问题进行深入探讨<sup>[5-6]</sup>, 然而鲜有学者从组织战略发展角度展开研究. 针对矩阵组织人力资源调度的复杂性, 部分学者通过建立数学模型对该问题进行研究. Wang 等<sup>[7]</sup>提出了基于多目标粒子群优化算法的人力资源调度模型, 实现组织效率与公平性的均衡优化. 类似地, Wang<sup>[8]</sup>使用改进的粒子群优化算法构建了人力资源调度模型, 通过量化分析提升决策可操作性, 验证了算法的可操作性和实际应用性. Huang 等<sup>[9]</sup>考虑到组织的多层次特性, 从组织效能和个人发展双重视角出发, 提出了一种人力资源调度网络双层优化模型, 使用改进的局部搜索算法对模型进行求解. Mazari-Abdessameud 等<sup>[10]</sup>构建了军队人员流动拓扑网络模型, 从组织架构视角设置目标函数, 通过调控人员流动实现优化组织结构的目标. Xiao<sup>[11]</sup>则采用粒子群优化算法与大数据融合方法, 对企业人力资源配置进行扰动分析与权重优化, 提升系统模糊决策能力. 除此以外, 部分学者

通过数据驱动的方法拓展了传统优化方式. Du<sup>[12]</sup>和 Fang 等<sup>[13]</sup>通过卷积神经网络和递归神经网络模型处理人力资源调度问题, 验证了深度学习技术在人力资源调度问题中的应用价值. Vaidyanathan 等<sup>[14]</sup>在 LeSS 敏捷框架下探索人力资源调度的机器学习驱动模型, 证实优化团队配置可有效缓解软件开发项目的资源冲突.

上述研究系统分析了人员技能、任务需求与资源分配的关系, 构建量化决策模型. 然而, 现有研究在建模与求解过程中往往忽略了矩阵组织的现实特征与复杂特性, 无法系统性表示人员流动过程, 且未能在整体的视角平衡考虑组织战略和员工个人发展. 此外, 人力资源调度研究面临复杂约束条件及多目标均衡需求等挑战: 该问题决策空间维度高, 约束条件复杂, 需从组织整体视角和个人发展视角同时出发平衡考虑编配率、晋升率等多个目标, 导致模型构建与求解过程存在高计算复杂度.

近年来, 多目标优化算法的发展为解决复杂的人力资源调度问题提供了新的理论工具与技术路径. NSGA-II 算法<sup>[15]</sup>通过快速非支配排序机制和拥挤度机制的精英保留策略, 核心优势在于实现非支配解的高效分层并保持种群多样性; MOEA/D 算法<sup>[16]</sup>将多目标优化问题分解为多个单目标优化子问题, 然后同步对各子问题进行优化, 能够有效降低算法复杂度. 目前越来越多的学者将深度强化学习 (DRL) 方法引入到该领域的研究中, 陈仁胜等<sup>[17]</sup>在 NSGA-II 算法的基础上设计了一种基于强化学习的领域搜索策略, 以提高后期的收敛性; 张国辉等<sup>[18]</sup>通过引入基于  $Q$ -learning 的参数自适应策略, 自适应调整交叉率和变异率, 以有效增强算法的全局搜索能力.

综上所述, 本文针对矩阵组织的现实特征, 充分考虑矩阵组织职能-项目双重管理的复杂人力资源调度特性, 从组织战略和个人发展的角度共同出发, 以平衡各岗位间的超缺编率以及晋升率为目标, 构建矩阵组织人力资源流动网络多目标优化模型. 同时, 在 NSGA-II 及其基于 DRL 的改进算法上已取得一定进展, 但该算法在矩阵组织人力资源调度问题的研究中仍存在一定不足. 本文根据实际问题提出一种基于算子自适应选择的 NSGA-II (AOS-NSGA-II) 算法并进行实验验证, 自适应算子选择机制能够根据该阶段的历史搜索表现, 通过深度  $Q$  网络

(DQN) 从众多交叉算子中优先选择在以往搜索中表现较好的算子<sup>[19]</sup>, 可提升算法收敛速度并增强解的质量. 通过本文研究, 可以将有限的人力资源合理分配到不同类型的部门、岗位中, 最终实现战略层面的组织人员结构优化并保证员工晋升通道顺畅.

### 1 模型

本部分构建矩阵组织人力资源流动网络多目标优化模型, 详细介绍该研究的假设条件、符号变量以及数学模型.

#### 1.1 问题描述

在矩阵组织中, 双向管理模式可以提高组织的工作效率, 但也在管理上带来一定的复杂度. 在该型组织中, 员工的编制只能落实到职能或项目部门中的某个类型, 而职能、项目部门中包括多个子部门, 每个部门中又包括了不同的岗位类型和职级, 图1表示矩阵组织人力资源管理结构. 在矩阵组织的人力资源管理中, 员工由职能经理和项目经理同时管理, 从局部视角看, 该型组织可以有效增加用人灵活性, 但受到编制结构的限制, 从而无法从整体上对组织的人事结构进行合理规划. 这可能导致某些岗位存在冗余人员, 而关键岗位人手不足, 且同时可能出现部分岗位晋升通道狭窄或晋升机会分布不均的情况. 与此同时, 矩阵组织中人员所属于不同类型部门的不同职级, 员工的职务等级及晋升条件在不同类型部门间也可能存在差异, 需要在考虑不同类型部门间差异的基础上进行人力资源调度.

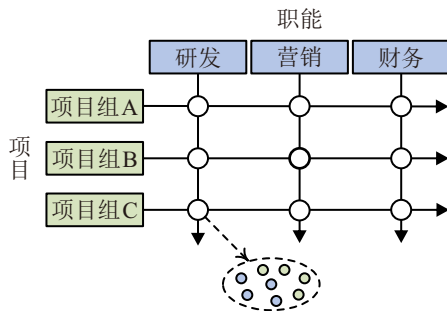


图1 矩阵组织结构

综上, 该问题的核心是从矩阵组织职能、项目双管理体系的现实特性出发, 以兼顾组织战略发展和员工个人发展为目标, 从整体的角度平衡考虑职能、项目这两类不同类型单位的同级调动或晋升策略, 从提高人力资源利用率和拓宽员工晋升通道两方面考虑, 对组织人力资源配置结构进行调度. 通过该项研究, 组织可以确保员工发挥最大能力, 并为组织实现长期战略规划提供支撑, 保障组织提升核心竞争力和可持续发展.

本研究的前提假设条件如下:

**假设1** 在人力资源调度前, 组织应根据其战略发展需求制定相应的组织架构, 因此岗位编制已知且固定, 每个岗位有明确的现有数和编制数.

**假设2** 每个职级、岗位的晋升条件根据其业务不同有所差异, 因此在调度前, 员工是否满足晋升条件应由人力资源部门根据相关条件提前明确.

**假设3** 人员流动在调度周期内完成, 已默认完成招聘、离职, 不考虑周期内外部招聘或离职等情况.

**假设4** 为实现组织的战略决策, 员工个人意愿被简化为服从组织整体优化目标, 暂不考虑复杂的个体偏好.

基于以上假设条件, 本研究构建矩阵组织人力资源流动网络多目标优化模型.

#### 1.2 符号变量

本节给出矩阵组织人力资源流动网络多目标优化模型所涉及的变量、符号以及相对应的含义. 变量与符号表示具体内容如表1所示.

表1 变量与符号定义表

符号	含义
$V$	节点集合
$E$	有向边集合
$W$	边权重集合
$D$	部门集合
$R$	职级集合
$T$	部门类别集合
$v_{d,r,t}$	$t$ 类型 $d$ 部门 $r$ 职级节点
$n(v_{d,r,t})$	节点 $v_{d,r,t}$ 的当前人数
$n_0(v_{d,r,t})$	节点 $v_{d,r,t}$ 的初始人数
$n_{sn}(v_{d,r,t})$	节点 $v_{d,r,t}$ 的编制人数
$n_{pn}(v_{d,r,t})$	节点 $v_{d,r,t}$ 的晋升人数
$n_{ipn}(v_{d,r,t})$	节点 $v_{d,r,t}$ 的内部晋升人数
$n_{epn}(v_{d,r,t})$	节点 $v_{d,r,t}$ 的满足晋升条件人数
$u(v_{d,r,t})$	节点 $v_{d,r,t}$ 的晋升率
$r_{in}(v_{d,r,t})$	节点 $v_{d,r,t}$ 流入人数与编制数比
$r_{out}(v_{d,r,t})$	节点 $v_{d,r,t}$ 流出人数与编制数比
$r_{pn}(v_{d,r,t})$	节点 $v_{d,r,t}$ 的内部晋升比
$r_{sn}(v_{d,r,t})$	节点 $v_{d,r,t}$ 的编制比

#### 1.3 数学模型

流动网络 (FN) 是一类特殊的加权有向的复杂网络, 节点为特定主体, 有向边表示能量、物质等流动的方向, 边的权重则表示流量. 本研究将矩阵组织人力资源调度问题定义为流动网络形式, 公式如下所示:

$$FN = \{V, E, W\}, \quad (1)$$

$$V = \{v_{d,r,t}, d \in D, r \in R, t \in T\}, \quad (2)$$

$$E = \{e_{i,j,p,q,k,s}\}, \quad (3)$$

$$W = \{w_{i,j,p,q,k,s}\}. \quad (4)$$

其中:  $V$ 为节点集合, 每个节点包含部门 $D$ 、人员职级 $R$ 、部门类型 $T$ 三个属性;  $E$ 为边集合,  $e_{i,j,p,q,k,s}$ 表示从 $k$ 类型第 $i$ 个部门的职级 $p$ 向 $s$ 类型第 $j$ 个部门的职级 $q$ 流动;  $W$ 为权重集合,  $w_{i,j,p,q,k,s}$ 表示边 $e_{i,j,p,q,k,s}$ 的人员流动量. 图2展示了人力资源流动网络.

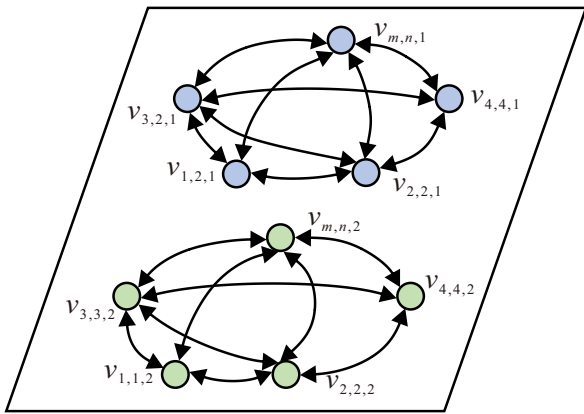


图2 人力资源流动网络

### 1.3.1 决策变量

本研究的决策变量为各节点间的人员流动数量, 即有向边的权重  $w_{i,j,p,q,k,s}$ . 通过控制各节点间人员流动数量, 达到平衡组织人员结构的效果.

### 1.3.2 目标函数

1) 最小化各节点超缺编比例的方均根.

在满足相关约束的前提下, 将各节点的超缺编比例控制在合理的范围内, 且严格避免极端超缺编现象, 以达到控制组织人员结构的目的.

$$\min f_1 = \sqrt{\frac{\sum_{d=1}^{|D|} \sum_{r=1}^{|R|} \sum_{t=1}^{|T|} [r_{sn}(v_{d,r,t})]^2}{|V|}}, \quad (5)$$

$$r_{sn}(v_{d,r,t}) = \frac{n(v_{d,r,t}) - n_{sn}(v_{d,r,t})}{n_{sn}(v_{d,r,t})}, \quad (6)$$

$$n(v_{d,r,t}) = n_0(v_{d,r,t}) - n_{out}(v_{d,r,t}) + n_{in}(v_{d,r,t}), \quad (7)$$

$$n_{out}(v_{d,r,t}) = \sum_{j=1}^{|D|} \sum_{q=1}^{|R|} \sum_{s=1}^{|T|} w_{d,j,r,q,t,s}, \quad (8)$$

$$n_{in}(v_{d,r,t}) = \sum_{i=1}^{|D|} \sum_{p=1}^{|R|} \sum_{k=1}^{|T|} w_{i,d,p,r,k,t}. \quad (9)$$

2) 最小化各节点晋升率标准差.

在满足相关约束的前提下, 使各节点晋升率的差距尽可能减少, 平衡各单位晋升率, 确保各节点人员晋升通道畅通.

$$\min f_2 = \sqrt{\frac{\sum_{d=1}^{|D|} \sum_{r=1}^{|R|} \sum_{t=1}^{|T|} [u(v_{d,r,t}) - \bar{u}]^2}{|V|}}, \quad (10)$$

$$u(v_{d,r,t}) = \frac{n_{pn}(v_{d,r,t})}{n_0(v_{d,r,t})}, \quad (11)$$

$$\bar{u} = \frac{\sum_{d=1}^{|D|} \sum_{r=1}^{|R|} \sum_{t=1}^{|T|} u(v_{d,r,t})}{|V|}. \quad (12)$$

### 1.3.3 约束条件

1) 部门人员流入量不大于某一阈值, 保证节点在引入新鲜血液的同时保证运行稳定.

$$r_{in} = \frac{n_{in}(v_{d,r,t})}{n_{sn}(v_{d,r,t})} \leq \text{thres}_{d,r,t}^{in}. \quad (13)$$

2) 部门人员流出量不大于某一阈值, 保证节点人员熟悉相关业务情况, 保证组织稳定运行.

$$r_{out} = \frac{n_{out}(v_{d,r,t})}{n_{sn}(v_{d,r,t})} \leq \text{thres}_{d,r,t}^{out}. \quad (14)$$

3) 部门内部晋升人数 (ipn) 占新晋升人数比例不少于某一阈值, 保证晋升人员熟悉组织运行模式, 保持组织内部运行稳定.

$$r_{ipn} = \frac{n_{out}(v_{d,r,t})}{n_{pn}(v_{d,r,t})} \leq \text{thres}_{d,r,t}^{ipn}. \quad (15)$$

4) 为避免人才流失, 单位晋升人数 (pn) 与满足晋升条件人数 (epn) 的比例不小于某一阈值; 同时, 晋升需满足既定条件, 晋升人数应不大于满足晋升条件人数.

$$n_{pn}(v_{d,r,t}) \in [\text{thres}_{d,r,t}^{pn} \cdot n_{epn}(v_{d,r,t}), n_{epn}(v_{d,r,t})]. \quad (16)$$

5) 人员仅允许平级调动或晋升一级.

$$(q - p) \in [0, 1]. \quad (17)$$

## 2 算法

针对矩阵组织人力资源调度多目标优化问题, 本文提出一种 AOS-NSGA-II 算法. 该算法在 NSGA-II 算法框架基础上, 针对研究问题设计编码、解码机制, 并引入深度强化学习机制, 构建基于 DQN 的决策框架以动态适配种群进化状态, 通过强化学习代理选择当前代数最优交叉算子执行种群搜索, 提升交叉操作效率并增强决策过程的科学性. 该算法流程如图3所示, 伪代码如算法1所示.

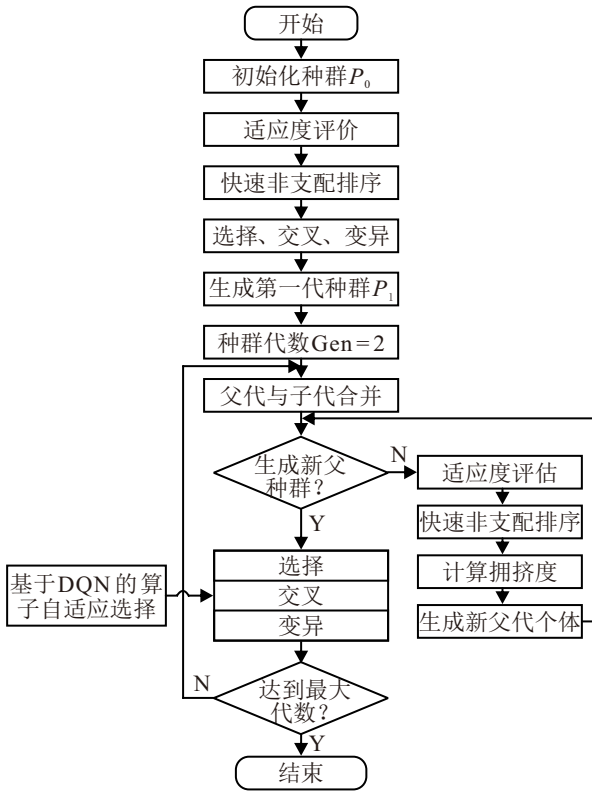


图3 算法流程图

### 算法1 AOS-NSGA-II.

input: 种群  $P$ , 交叉概率  $\alpha$ , 变异概率  $\beta$ , 边集合  $E$ , 节点集合  $V$ , DQN, 交叉算子  $Co$ , 变异算子  $Mo$ , 交叉片段长度  $L$ ;

output: Pareto前沿.

- 1) 初始化算法参数与种群;
- 2) 加载DQN模型参数;
- 3)  $F_1 \leftarrow$  对初始种群进行适应度评估 ( $P$ );
- 4)  $front_1 \leftarrow$  对初始种群进行快速非支配排序 ( $F_1$ );
- 5)  $dis_1 \leftarrow$  对初始种群进行拥挤度距离计算 ( $F_1, front_1$ );
- 6) while:  $gen < MaxGen$  do
- 7)  $A_t \leftarrow$  在当前状态下基于DQN选择动作
- 8) while  $|Q_t| < |P_t|$  do
- 9)  $indi_a, indi_b \leftarrow$  二元锦标赛选择两个个体 ( $P_t$ );
- 10)  $indi'_a, indi'_b \leftarrow$  交叉操作 ( $indi_a, indi_b, A_t, Co, \alpha, L$ );
- 11)  $indi'_a \leftarrow$  变异操作 ( $indi_a, indi_b, Mo, \beta$ );
- 12) end
- 13)  $C_t \leftarrow$  合并父代与子代种群  $Q_t \cup P_t$ ;
- 14)  $F_t \leftarrow$  对合并种群进行适应度评估 ( $C_t$ );
- 15)  $front_t \leftarrow$  对合并种群快速非支配排序 ( $F_t$ );
- 16)  $dis_t \leftarrow$  对合并种群拥挤度计算 ( $F_t, front_t$ );
- 17)  $P_{t+1} \leftarrow$  根据精英保留策略 ( $C_t$ );
- 18)  $F_{t+1} \leftarrow$  对新父种群适应度评估 ( $P_{t+1}$ );

- 19)  $front_{t+1} \leftarrow$  对新父种群快速非支配排序 ( $F_{t+1}$ );
- 20)  $dis_{t+1} \leftarrow$  对新父种群进行拥挤度距离计算 ( $f_{t+1}, front_{t+1}$ );
- 21)  $R_t \leftarrow$  计算奖励;
- 22)  $\langle S_t, A_t, R_t, S_{t+1} \rangle \leftarrow$  记录转移状态;
- 23)  $gen \leftarrow gen + 1$
- 24) end
- 25) 输出方案

## 2.1 编码与解码

编码是 AOS-NSGA-II 算法对矩阵组织人力资源流动网络多目标优化模型解空间进行搜索的基础, 直接影响生成方案的效率. 在多目标优化问题的实际应用中, 通常使用实数编码的方式, 而人力资源调度问题的决策变量为节点间流动人数, 因此本研究使用整数编码构成个体的染色体序列. 染色体表示该边的权重, 即该条边的人员流动数量, 染色体数量为  $|W|$ .

解码过程是将个体的染色体结构映射为人力资源调度方案的过程, 当给定染色体序列后, 按顺序依次生成各流动边对应的人力资源调度方案.

## 2.2 种群初始化策略

本研究采用随机初始化方法生成初始种群. 在种群初始化过程中, 算法采用逐染色体初始化策略, 并通过约束条件判定机制, 确保生成近似满足约束条件的初始种群.

## 2.3 适应度评估

作为 AOS-NSGA-II 算法的核心环节, 适应度评估是快速非支配排序和拥挤度计算的基础, 为后续的选择操作、精英保留策略以及交叉算子选择提供了依据, 其准确性直接影响种群进化的收敛性与计算效率. 在本文, 适应度评估通过解码结果, 分别对每个种群的两个目标函数进行计算.

## 2.4 二元锦标赛选择

在 AOS-NSGA-II 算法的进化机制中, 个体选择作为算子操作的基础环节, 需满足两个基本准则:

- 1) 保证种群中所有个体均有概率被选中;
- 2) 表现较优的个体被选择概率更高.

本研究采用二元锦标赛选择策略, 具体步骤如下:

step 1: 采用随机抽样选取两个个体样本  $a, b$ ;

step 2: 依据非支配排序准则对个体  $a$  与  $b$  进行优先性比较, 选取非支配排序等级更优的个体;

step 3: 当个体  $a, b$  的非支配排序等级相同时, 基于拥挤距离指标进行二次比较, 选取拥挤距离较大的个体.

### 2.5 基于 DQN 的交叉算子选择机制

本文采用深度强化学习中的 DQN 方法, 通过维护  $Q$  表 ( $Q$ -table) 来学习最优动作价值函数, 为 NSGA-II 算法动态选取合适的交叉算子. 该方法的决策过程与种群进化过程存在信息交互的过程, 根据种群前一状态的反馈决策后一状态的行为, 且多次迭代搜索过程相互独立, 只依赖当前输入的搜索表现信息. 本文根据输入人工神经网络模型的状态信息, 采用贪婪的方式选取合适的交叉算子进行个体进化, 在进化完成后根据奖励函数计算奖励值.

根据以上要求, 本文构建了有限马尔科夫决策过程 (finite MDP), 由  $\langle S, A, R, P \rangle$  四部分组成. 其中:  $S$  表示状态,  $A$  表示动作,  $R$  表示奖励,  $P$  表示状态转移. 根据 DQN 方法与矩阵组织人力资源调度问题的特征, 本文定义了 MDP 的状态、动作、报酬和状态转移.

#### 1) 状态.

状态用于表示当前种群的特性, 是采取动作的决策依据. 本研究综合考虑收敛性、可行性和多样性, 状态被设置为

$$S_t = \langle s | s = (HV, CV, DIV) \rangle. \quad (18)$$

在式 (18) 中,  $HV$  为超体积指标:

$$HV = \delta \left( \bigcup_{i=1}^m v_i \right). \quad (19)$$

其中:  $\delta$  表示勒贝格测度, 用于度量体积;  $m$  表示 Pareto 最优解集的解数量;  $v_i$  表示参照点与第  $i$  个解构成的超体积分量.

$CV$  为约束违反值:

$$CV = \sum_{j=1}^n \omega_j \cdot cv_j. \quad (20)$$

其中:  $n$  表示约束数量,  $\omega_j$  表示第  $j$  个约束条件的权重,  $cv_j$  表示第  $j$  个约束的违反值.

$DIV$  为种群多样性指标:

$$DIV = \frac{1}{\sum_{k=1}^p (f_k^{\max} - f_k^{\min})}. \quad (21)$$

其中:  $p$  表示目标函数数量,  $f_k^{\max}$ 、 $f_k^{\min}$  分别表示第  $k$  个目标函数的最大值和最小值.

#### 2) 动作.

动作表示 Agent 转移到下一状态所采用的方式, 需通过当前状态  $S_t$  和 DQN 模型计算各动作的近似  $Q$  值. 本研究中, 动作指交叉算子的选择, 因此动作设置为

$$A_t = \langle op_1, op_2, \dots, op_i, \dots, op_k \rangle. \quad (22)$$

其中  $op_i$  为第  $i$  个候选交叉算子.

#### 3) 奖励.

奖励是对 Agent 采取动作后表现的评价, 可以反映出 Agent 决策是否正确以及所产生的影响, 公式表示为

$$R_t = \alpha \cdot \Delta HV + \beta \cdot \Delta CV + \gamma \cdot \Delta DIV. \quad (23)$$

其中:  $\Delta HV = HV_t - HV_{t-1}$  表示超体积指标增量,  $\Delta CV = CV_{t-1} - CV_t$  表示约束违反值增量,  $\Delta DIV = DIV_t - DIV_{t-1}$  表示种群多样性增量.

#### 4) 状态转移.

状态转移表示 Agent 采取动作后从当前状态转移到下一状态, 用于训练 DQN 网络模型. 在本文中, 新状态由个体经过交叉操作得到的新种群和状态转移矩阵共同构成.

$Q$  值是评估状态-动作对好坏的指标, 表示在给定状态下, 采取动作后 Agent 到未来状态所能获取的预期总回报. 根据贝尔曼方程,  $Q$  值的计算公式为

$$q_t = R_t + \gamma \max_{a'} Q(s_{t+1}, a'). \quad (24)$$

为了找到合适的模型参数, 本文采用梯度下降方法训练并更新模型参数配置, 通过回放缓存的训练机制, 对每个问题场景重复多个 epoch 进行训练并更新  $Q$  表.

### 2.6 交叉算子

交叉算子是多目标进化算法中的重要部分, 通过交叉算子可以为染色体找到更优解, 拓展解空间的搜索范围. 本文涉及到 3 类共 5 种交叉算子: 第 1 类为单点位交叉; 第 2 类为双点位交叉, 根据片段长度分为双点位短片段交叉、双点位中片段交叉以及双点位长片段交叉; 第 3 类为多点位交叉. 3 类交叉算子如图 4 所示. 其中: 单点位交叉算子在随机选择的染色体位置上进行分割并交换右侧部分; 双点

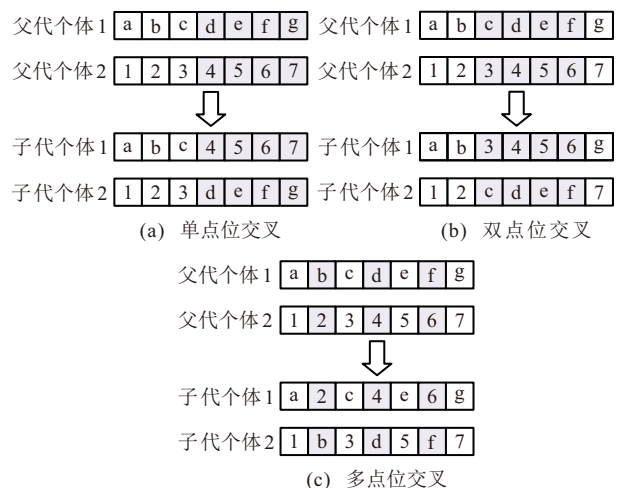


图4 交叉算子

位交叉算子在随机选择的两个染色体位置上进行分割并交换中间部分,根据两个位置的距离 $L$ 分为短片段、中片段和长片段;多点位交叉算子随机交换两个个体上的 $K$ 个染色体.

在AOS-NSGA-II算法中,每次交叉操作由DQN方法动态选择交叉算子,依据输入的状态特征向量,自适应选择当前个体搜索过程中最优的交叉算子.该算法将算子选择决策过程及其对应的进化性能指标等关键数据存储于经验回放缓冲区中,用于迭代优化DQN的参数.

### 2.7 变异算子

变异算子通过染色体结构的局部扰动尝试寻找更优的方案,相比于交叉操作发生的概率更低且变化幅度较小,可有效避免算法陷入局部最优解.当进行变异操作时,算法在染色体上随机选择位置 $j$ ,并从整数空间 $[0, n_j + 2]$ 中随机生成数值以替换该位置编码,其中 $n_j$ 为第 $j$ 个染色体的值.

### 2.8 精英保留策略

本研究沿用NSGA-II的精英保留策略,通过保留Pareto前沿解,实现遗传优秀个体、淘汰劣势个体的目的.该策略通过将父代与子代个体混合组成规模为 $2N$ 的混合群体,扩大了产生下一代种群时的筛选范围.以图5为例,具体步骤如下:

step 1: 将父代种群 $P_t$ 与子代种群 $Q_t$ 合并为新的候选种群 $C_t$ ,种群规模为 $2N$ ;

step 2: 对候选种群 $C_t$ 进行Pareto非支配排序,按排序结果依次将非支配前沿 $F_1, F_2, \dots$ 添加到下一代候选种群 $P_{t+1}$ 中,直到 $P_{t+1}$ 中不足以完整合并新的非支配前沿 $F_i$ ;

step 3: 对当前非支配前沿 $F_i$ ,按照拥挤距离进行降序排序,选择前 $k$ 个个体添加到 $P_{t+1}$ 中,直到 $P_{t+1}$ 种群规模达到 $N$ ,形成新一代父种群.

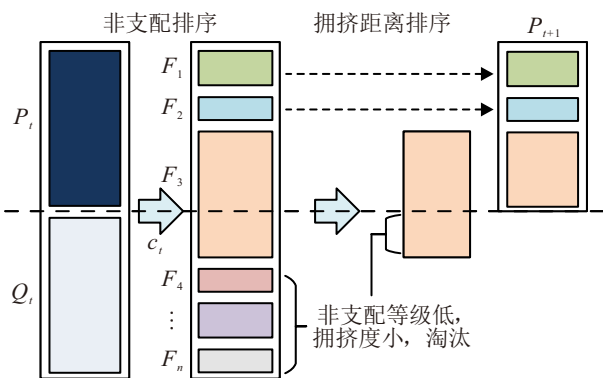


图5 精英保留策略

## 3 仿真实验

本部分详细说明仿真实验的实验设定和实验结

果,并对结果进行分析.

### 3.1 实验设定

#### 3.1.1 实验环境

本文的仿真实验环境为Inter Core i7-13790F 处理器(主频2.10 GHz),32 GB 内存,windows 11 专业版操作系统,编码环境为Python 3.11,编译器为Pycharm.

#### 3.1.2 数据生成方法

由于矩阵组织人力资源调度问题领域缺乏公开基准数据集,本研究采用随机方法生成测试算例,所生成的算例应能够全面评估算法的性能表现.因此,本研究设计了具有不同规模特征的组织架构和人员配置的共12个算例.测试算例中,通用的节点属性如表2所示,边属性如表3所示.

表2 单位节点属性

序号	节点属性	属性说明
1	节点编号	该节点的唯一标识
2	部门名称	该节点的部门名称
3	部门类型	该节点的人员部门类型
4	职务等级	该节点的人员职务等级
5	人员现有量	该节点的在岗总人数
6	人员编制量	该节点的编制总人数
7	可晋升人数	该节点可进行晋升的总人数

表3 单位边属性

序号	边属性	属性说明
1	流动起点	某交流边起始节点
2	流动终点	某交流边终止节点
3	流动类型	分为内部晋升流动、外部晋升流动、内部平级流动以及外部平级流动4类
4	人员流动量	由起点向终点流动的总人数

本研究设置3种单位规模、4种人员编制规模的共12个测试算例.其中,单位规模及编制人数生成规则如表4所示,部门规模分为3、5、7三种,部门编制人数在基数的基础上在扰动范围内随机调整.

表4 部门规模及编制人数生成规则

算例编号	部门规模	部门编制人数基数	扰动范围
3-0	3	100	$[-5, +5]$
3-1	3	125	$[-5, +5]$
3-2	3	150	$[-10, +10]$
3-3	3	200	$[-10, +10]$
5-0	5	100	$[-5, +5]$
5-1	5	200	$[-10, +10]$
5-2	5	250	$[-15, +15]$
5-3	5	300	$[-15, +15]$
7-0	7	100	$[-5, +5]$
7-1	7	200	$[-10, +10]$
7-2	7	400	$[-15, +15]$
7-3	7	500	$[-20, +20]$

本研究包含了高级、中级、初级 3 个职称等级类型, 分别对应 1 至 6 级. 各职务等级对应的编制数量比例如表 5 所示, 基于组织职级分布的金字塔架构, 根据相关政策及统计数据, 各企事业单位高级、中级、初级人员比例总体控制在 1: 3: 6, 因此在本研究中, 各部门高级、中级、初级人员生成概率按均值 10%、30% 和 60% 服从正态分布, 各职级满足晋升条件人数概率范围设置为初级: 0.3 ~ 0.5, 中级: 0.25 ~ 0.35, 高级: 0.1 ~ 0.2.

表5 各职务等级编制数量比例

编制占比	高级职称		中级职称		初级职称	
	等级1	等级2	等级3	等级4	等级5	等级6
	3%	7%	12%	18%	25%	35%
	10%		30%		60%	

### 3.1.3 对比算法与评价依据

为验证 AOS-NSGA-II 算法在求解矩阵组织人力资源流动网络优化模型中的有效性, 本研究选取具有代表性的多目标优化算法作为对比基准, 包括 NSGA-II、MOPSO、MOEA/D 等经典算法. NSGA-II 算法<sup>[15]</sup>通过快速非支配排序、拥挤度距离以及精英保留策略, 可有效提升算法效率并保持解的多样性和收敛性; MOPSO 算法<sup>[20]</sup>由粒子群 (PSO) 算法拓展而来, 通过跟踪个体历史最优解 (pBest) 和全局最优解 (gBest) 更新粒子的位置与速度, 并引入外部存档储存非支配解; MOEA/D 算法<sup>[21]</sup>将多目标优化问题分解为多个单目标优化子问题, 然后同步对各子问题进行优化, 能够有效降低算法复杂度.

实验参数设置如下: 算法迭代次数 Gen = 200, 种群数量  $N_p = 200$ , 交叉概率  $\alpha = 0.9$ , 变异概率  $\beta = 0.1$ . 所有对比算法的参数设置与 AOS-NSGA-II 保持一致.

约束阈值设置如下: 矩阵组织人力资源流动网络优化模型中约束 1) ~ 约束 4) 的阈值可根据组织实际情况进行调整. 为确保实验的顺利进行, 本研究约束阈值设置如表 6 所示.

表6 模型阈值设置

阈值名	含义	大小
$\text{thres}_{d,r,t}^{\text{in}}$	人员流入量阈值	0.2
$\text{thres}_{d,r,t}^{\text{out}}$	人员流出量阈值	0.2
$\text{thres}_{d,r,t}^{\text{ipn}}$	内部晋升率阈值	0.5
$\text{thres}_{d,r,t}^{\text{pn}}$	满足条件最小晋升比例阈值	0.3

为有效评估算法的性能, 各算法在每个算例上

均独立运行 10 次. 本研究选取超体积指标作为核心评价指标, 用于综合评价收敛性和多样性, 最大值 (Best)、平均值 (Mean) 和标准差 (Std.) 可有效体现算法的最佳表现、平均表现和稳定性. 为检验结果是否存在显著差异. 本文在  $p = 0.05$  的水平下采用了 Wilcoxon 秩和检验, 符号 “+” “-” 或 “~” 表示对比算法优于、劣于或等于 AOS-NSGA-II 算法. 此外, 在人力资源调度问题中, 决策周期通常以月、季甚至年为单位, 决策方案对组织战略规划具有重要作用, 无法轻易更改, 优化方案的有效性重要于计算效能.

### 3.2 消融实验

本文设置了基于 DQN 的交叉算子选择机制, 为探寻该机制对整体算法运行效果的影响, 将通过去除该机制得到的 non-AOS-NAGA-II 算法与 AOS-NSGA-II 进行对比. 本文将两种算法在 12 个算例下分别运行 10 次, 分析两种算法的最优 HV 值及 HV 均值的相对百分比变化值 (RPC):

$$\text{RPC} = [(D(Y) - D(X))/D(X)] \times 100\%. \quad (25)$$

其中:  $D(Y)$  表示在算例  $D$  下 non-AOS-NSGA-II 算法的运行结果,  $D(X)$  表示在算例  $D$  下 AOS-NSGA-II 算法的运行结果. RPC 的数值越大, 表明该机制在算法中起到的作用越显著. 结果如图 6 所示, 由图 6 可知, AOS-NSGA-II 算法在最优 HV 及 HV 均值中均有更好的表现, 这表示该算法相比于 non-AOS-NSGA-II 算法在矩阵组织人力资源配置问题上的表现有明显提升.

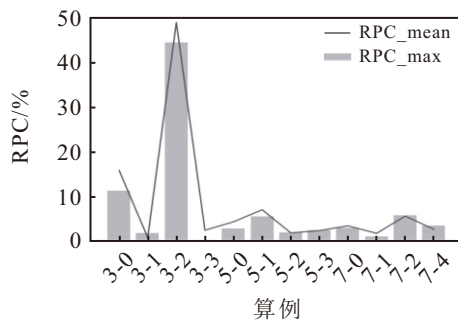


图6 消融实验 RPC 结果

### 3.3 实验结果与分析

通过对算法在各算例中的运行, 各算法的 HV 指标结果如表 7 所示. 从表 7 的对比结果可以看出: 本文提出的 AOS-NSGA-II 算法在 9 个算例的 HV 指标最佳表现、平均表现和稳定性上均有着很好的表现. 在稳定性表现欠佳的 1 个算例中, 该算法的最佳表现和平均表现均优于对比算法. 在最佳表现、平均表现欠佳的 2 个算例中, 稳定性明显优于对比算法.

表7 各算法 HV 指标对比

算例	AOS-NSGA-II			NSGA-II			MOEA/D			MOPSO		
	Best	Mean	Std.	Best	Mean	Std.	Best	Mean	Std.	Best	Mean	Std.
3-0	<b>0.3782</b>	<b>0.3716</b>	<b>0.0060</b>	0.3462	0.3396-	0.0087	0.3608	0.3406-	0.0089	0.2673	0.2237-	0.0773
3-1	<b>0.3883</b>	<b>0.3854</b>	<b>0.0022</b>	0.3713	0.3646-	0.0071	0.3707	0.3518-	0.0157	0.3120	0.2910-	0.0617
3-2	0.3682	0.3646	<b>0.0022</b>	0.3556	0.3527-	0.0027	<b>0.3845</b>	<b>0.3670</b> ≈	0.0092	0.2848	0.2014-	0.0932
3-3	<b>0.3341</b>	<b>0.3278</b>	<b>0.0033</b>	0.3327	0.3256-	0.0056	0.3322	0.3118-	0.0112	0.2909	0.1538-	0.0619
5-0	<b>0.3994</b>	<b>0.3945</b>	<b>0.0020</b>	0.3952	0.3856-	0.0060	0.3866	0.3751-	0.0094	0.1565	0.0791-	0.0414
5-1	<b>0.3943</b>	<b>0.3867</b>	<b>0.0039</b>	0.3566	0.3507-	0.0043	0.3551	0.3426-	0.0100	0.1292	0.0838-	0.0298
5-2	<b>0.3964</b>	<b>0.3906</b>	0.0039	0.3805	0.3760-	<b>0.0031</b>	0.3734	0.3599-	0.0066	0.2256	0.1795-	0.0249
5-3	0.3923	0.3876	<b>0.0027</b>	<b>0.4115</b>	<b>0.4025+</b>	0.0050	0.3896	0.3831-	0.0045	0.2823	0.2038-	0.0447
7-0	<b>0.3654</b>	<b>0.3596</b>	<b>0.0017</b>	0.3646	0.3582-	0.0041	0.3265	0.3208-	0.0039	0.1905	0.1645-	0.0194
7-1	<b>0.4083</b>	<b>0.4044</b>	<b>0.0018</b>	0.3917	0.3840-	0.0056	0.3672	0.3605-	0.0044	0.1634	0.1333-	0.0163
7-2	<b>0.3931</b>	<b>0.3879</b>	<b>0.0036</b>	0.3696	0.3632-	0.0040	0.3630	0.3576-	0.0048	0.2503	0.2209-	0.0253
7-3	<b>0.3929</b>	<b>0.3868</b>	<b>0.0030</b>	0.3836	0.3780-	0.0031	0.3687	0.3609-	0.0036	0.2710	0.2379-	0.0188

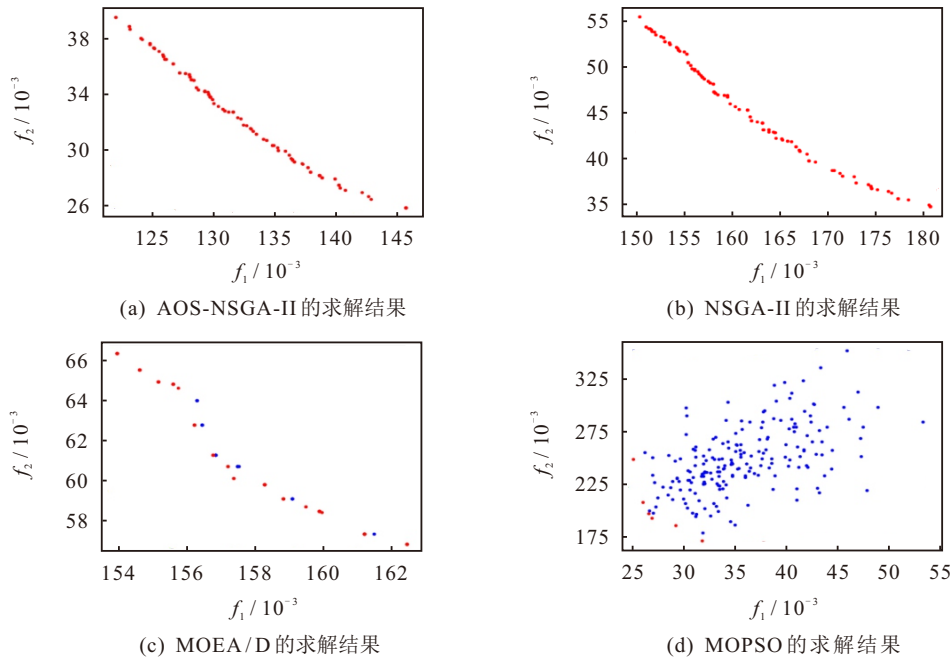


图7 各算法在算例 7-2 的求解结果

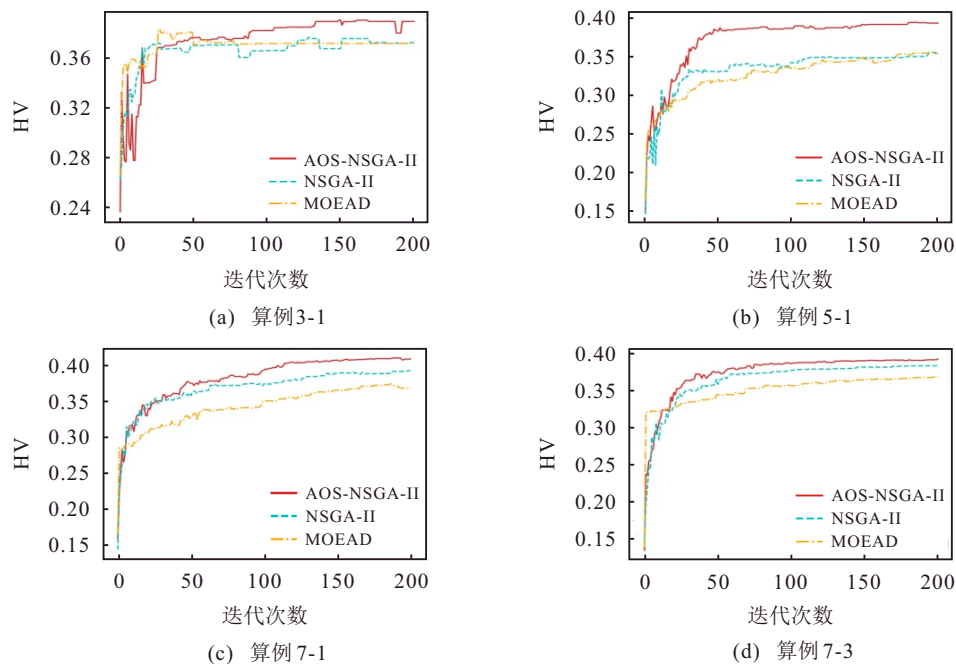


图8 各算例的迭代曲线

图 7 表示了各算法在算例 7-2 中的求解结果, 由图 7 可知 AOS-NSGA-II 算法在收敛性方面显著优于对比算法, 在多样性方面与对比算法结果相近。

图 8 分别展示了算例 3-1、算例 5-1、算例 7-1 以及算例 7-3 的迭代曲线. MOPSO 算法在处理该问题上效果欠佳, 因此未进行展示. 由图 8 可知, AOS-

NSGA-II 在收敛速度和收敛结果方面优于其他对比算法。

图 9(a) ~ 9(d) 分别代表本文所提出算法在不同时代时算例 5-3 的求解结果, 红色点标注为 Pareto 前沿. 从算法迭代可以看出, Pareto 前沿在不断发生变化, 最终在保持种群多样性的基础上趋于收敛和稳定。

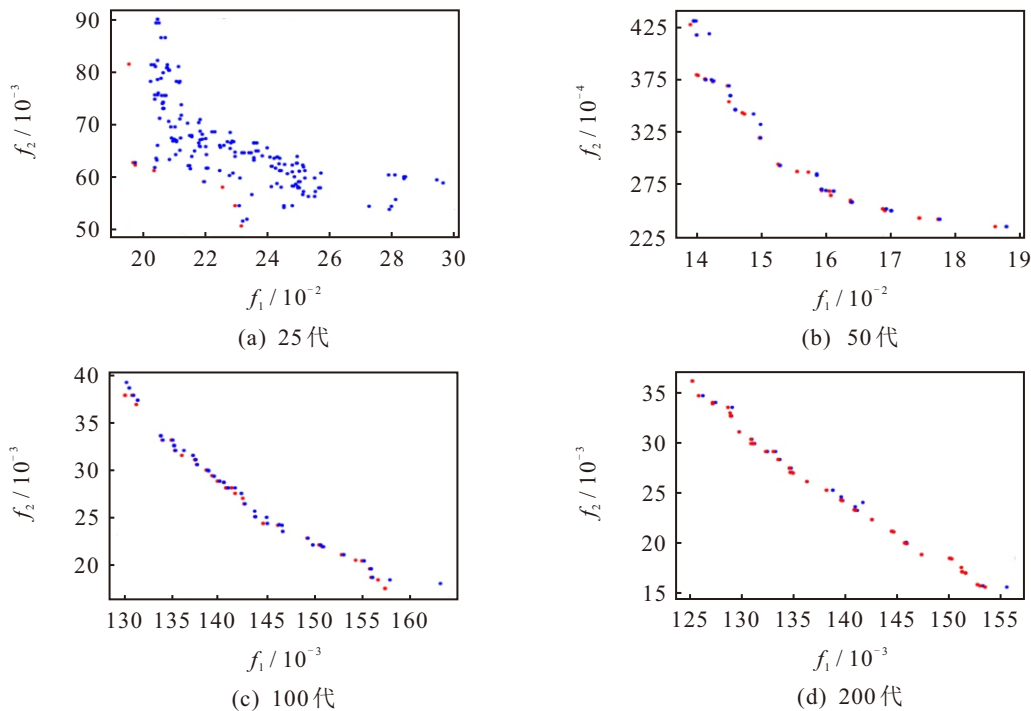


图9 算例 5-3 在各代时的求解结果

根据各项仿真实验可知, AOS-NSGA-II 算法在收敛性、多样性和稳定性方面优秀, 能够有效对矩阵组织人力资源流动网络多目标优化模型进行求解, 为组织战略决策提供科学依据。

## 4 结论

本研究针对矩阵组织人力资源调度问题中资源配置与晋升通道分布不均衡等核心特征, 引入了复杂网络理论, 综合平衡组织超缺编率和晋升率, 构建了矩阵组织人力资源流动网络多目标优化模型. 同时, 本研究提出了一种基于算子自适应的改进 NSGA-II 算法, 其核心机制为依据种群搜索状态, 通过 DQN 方法动态选择最优交叉算子, 有效提升了算法求解过程的收敛性能, 并优化了 Pareto 最优解集的分布均匀性与多样性. 通过多组仿真实验, 对比分析了 AOS-NSGA-II 算法与多种经典算法在关键性能指标上的表现, 验证了该算法在求解矩阵组织人力资源调度问题上的显著优势, 有效提升组织岗位配置合理性, 并保证晋升通道顺畅. 研究成果在理论层面改进了多目标优化算法, 在实践层面为矩阵人力资源调度问题提供了可量化的决策工具, 可为现代

组织在复杂矩阵结构下的人力资源合理配置与动态调度提供科学可靠的量化决策支持, 进而为战略层面的组织人员结构持续优化及人力资源整体效益最大化提供理论支撑。

本研究提出的模型与算法在实验中展现出良好的有效性, 能够有效控制组织编配率与晋升率. 然而, 在组织的实际运营管理中, 用人成本问题同样是实现组织战略规划的关键因素. 因此, 在后续研究中, 有必要从组织成本视角出发, 在控制组织编配率与晋升率的基础上, 以最小化组织用人成本为优化目标, 构建相应的数学模型. 同时在算法方面, 未来工作将探索将强化学习用于自适应参数调整, 并结合大语言模型进行可行解修复和算子生成方面的研究, 提升 NSGA-II 的收敛速度、收敛性与多样性。

## 参考文献 (References)

- [1] Tan J. Multidimensional heterogeneity and matching in a frictional labor market — An application to polarization[J]. *Labour Economics*, 2024, 90: 102604.
- [2] Kuprenas J A. Implementation and performance of a matrix organization structure[J]. *International Journal of Project Management*, 2003, 21(1): 51-62.

- [3] 吴晓波. 跌落一百年 —— 中国企业 1870-1977[M]. 第3版. 北京: 中信出版社, 2017.  
(Wu X B. A hundred years of decline — China enterprises from 1870 to 1977[M]. The 3rd ed. Beijing: Citic Press Corporation, 2017.)
- [4] 张光军, 吕紫瑜, 刘人境. 大科学工程组织结构评价与选择 —— 基于弱矩阵、平衡矩阵和强矩阵组织结构的对比[J]. *科技进步与对策*, 2019, 36(13): 11-20.  
(Zhang G J, Lv Z Y, Liu R J. Evaluation and choice of organizational structure of large science project — Based on comparison of weak matrix, balance matrix and strong matrix organization[J]. *Science & Technology Progress and Policy*, 2019, 36(13): 11-20.)
- [5] 陈俊杰, 同淑荣, 叶正梗, 等. 资源受限多项目调度问题的两阶段算法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(8): 2013-2020.  
(Chen J J, Tong S R, Ye Z G, et al. Two-stage algorithm for resource-constrained multi-project scheduling problem[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(8): 2013-2020.)
- [6] 孙笑, 宋卫星, 班利明, 等. 复杂人力资源约束下的抢占式维修工序调度[J]. *控制与决策*, 2022, 37(2): 393-400.  
(Sun X, Song W X, Ban L M, et al. Preemptive maintenance process scheduling under complex human resource constraints[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(2): 393-400.)
- [7] Wang L D, Guo Q Y. Research on the construction of enterprise human resource allocation model based on multi-objective particle swarm optimisation algorithm[J]. *International Journal of Wireless and Mobile Computing*, 2023, 24(1): 74.
- [8] Wang Z H. Enterprise human resource allocation optimization model based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2022, 2022(1): 1789276.
- [9] Huang J B, Li J T, Du Y H, et al. Research of a multi-level organization human resource network optimization model and an improved late acceptance hill climbing algorithm[J]. *Mathematics*, 2023, 11(23): 4813.
- [10] Mazari-Abdessameud O, van Utterbeeck F, Guerry M A. Military human resource planning through flow network modeling[J]. *Engineering Management Journal*, 2022, 34(2): 302-313.
- [11] Xiao L. Optimal allocation model of enterprise human resources based on particle swarm optimization[C]. 2020 International Conference on Computer Information and Big Data Applications. Guiyang, 2020: 249-253.
- [12] Du K. Design of human resource allocation algorithm based on convolutional neural network[C]. 2022 2nd International Conference on Networking, Communications and Information Technology. Manchester, 2023: 375-378.
- [13] Fang R, Fang Z H. Analysis of human resource allocation scheme for digital media big data based on recurrent neural network model[J]. *Journal of Sensors*, 2022, 2022: 3430933.
- [14] Vaidyanathan S, Arumugam C, Jaganathan K, et al. LeSS agile projects: A machine learning driven empirical model to predict the human resource allocation[J]. *International Journal of Information Technology*, 2024, 16(2): 861-870.
- [15] 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.
- [16] 程建华, 董铭涛, 赵琳. 一种基于 MOEA/D 的组合权重方法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(12): 3056-3062.  
(Cheng J H, Dong M T, Zhao L. A combination weight method based on MOEA/D[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(12): 3056-3062.)
- [17] 陈仁胜, 吴斌, 闫飞一. 基于混合学习策略的可变速 AGV 与机器绿色集成调度[J]. *控制与决策*, 2024, 39(12): 3955-3963.  
(Chen R S, Wu B, Yan F Y. Hybrid learning strategy for green integrated scheduling with variable speed AGV[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(12): 3955-3963.)
- [18] 张国辉, 伦伟航, 李亮, 等. 基于混合学习策略进化算法的柔性作业车间节能分批调度研究[J]. *控制与决策*, 2025, 40(12): 3655-3666.  
(Zhang G H, Lun W H, Li L, et al. A hybrid learning strategy evolutionary algorithm for energy-efficient flexible job shop batch scheduling problem[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(12): 3655-3666.)
- [19] Ming F, Gong W Y, Wang L, et al. Constrained multi-objective optimization with deep reinforcement learning assisted operator selection[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2024, 11(4): 919-931.
- [20] Coello C A C, Pulido G T, Lechuga M S. Handling multiple objectives with particle swarm optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, 8(3): 256-279.
- [21] Zhang Q F, Li H. MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2007, 11(6): 712-731.

## 作者简介

黄静波 (1994-), 男, 博士生, 主要研究方向为智慧人力资源规划、智能优化理论与应用, E-mail: [huangjingbo@nudt.edu.cn](mailto:huangjingbo@nudt.edu.cn);

姚锋 (1978-), 男, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向为智慧人力资源规划、智能优化理论与应用, E-mail: [yaofeng@nudt.edu.cn](mailto:yaofeng@nudt.edu.cn);

陈超 (1977-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为信息系统与智能决策技术, E-mail: [chenc1997@nudt.edu.cn](mailto:chenc1997@nudt.edu.cn);

邢立宁 (1980-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能优化理论与应用, E-mail: [xln@jsut.edu.cn](mailto:xln@jsut.edu.cn);

伍国华 (1986-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能优化理论与应用, E-mail: [guohuawu@csu.edu.cn](mailto:guohuawu@csu.edu.cn);

宋彦杰 (1996-), 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为智能优化理论与应用, E-mail: [songyj\\_2017@163.com](mailto:songyj_2017@163.com).