

文章编号: 1003-1421(2026)10-0122-10

引用格式: 李慧娟. 面向需求波动的编组站阶段计划鲁棒优化方法[J]. 铁路运输与经济, 2026, 48(10): 122-131.

LI Huijuan. Robust Optimization Method for Marshalling Station Stage Planning in Response to Demand Fluctuations[J]. Railway Transport and Economy, 2026, 48(10): 122-131.

面向需求波动的编组站阶段计划鲁棒优化方法

李慧娟

(郑州铁路职业技术学院 运输管理学院, 河南 郑州 450000)

摘 要: 为解决编组站阶段计划中因需求波动、资源约束等多重不确定性导致的计划适应性差、多目标难以协同等问题, 建立基于多目标分布式鲁棒机会约束与拉格朗日松弛的集成优化模型。通过构建考虑运营成本、时间效率与计划鲁棒性的多目标分布式鲁棒机会约束模型, 将不确定运输需求描述为模糊集并等价转化为二阶锥约束; 结合拉格朗日松弛算法分解复杂问题, 引入值函数近似策略动态求解子问题。结果表明: 该方法在解集质量方面帕累托前沿覆盖率提升至0.911, 超体积指标达0.902; 运营效率方面车辆在站停留时间降至11.82 h, 日均车辆周转量达397.26车/d; 方案可行性方面违反约束总量控制在5.74车次, 计划兑现率提升至0.947; 计算效率方面单次任务推理时间缩短至16.03 s, 计算量优化至21.40 GFLOPs, 全面优于郑州北编组站原系统的调度水平。所研究模型是兼具鲁棒性、全局性与高效性的编组站阶段计划决策框架, 能够为复杂运输环境下的资源协同配置与动态调度提供理论方法支撑。

关键词: 编组站阶段计划; 分布式鲁棒机会约束; 拉格朗日松弛; 值函数近似; 铁路运输

中图分类号: U294.1 **文献标识码:** A **DOI:** 10.16668/j.cnki.issn.1003-1421.20251215001

Robust Optimization Method for Marshalling Station Stage Planning in Response to Demand Fluctuations

LI Huijuan

(Transportation Management College, Zhengzhou Railway Vocational and Technical University, Zhengzhou 450000, Henan, China)

Abstract: To address issues such as poor plan adaptability and difficulty in coordinating multiple objectives arising from multiple uncertainties, including demand fluctuations and resource constraints in marshalling station stage planning, an integrated optimization model was established based on multi-objective distributed robust chance constraints and Lagrange relaxation. By constructing a multi-objective distributed robust chance constraint model that considers operational costs, time efficiency, and planning robustness, the uncertain transportation demand was described as a fuzzy set and equivalently transformed into a second-order cone constraint. The Lagrange relaxation algorithm was applied to decompose complex problems, and a value function approximation strategy was introduced to dynamically solve subproblems. The results show that the proposed method improves the Pareto front coverage to 0.911 in terms of solution set quality, and achieves a super volume index of 0.902. In terms of operational efficiency, the dwell time of vehicles at the station is reduced to 11.82 hours, and the daily average vehicle turnover reaches 397.26 vehicles per day. In terms of plan feasibility, the total number of trains violating the

收稿日期: 2025-12-15

constraint is controlled at 5.74, and the planned fulfillment rate increases to 0.947. In terms of computational efficiency, the inference time for a single task is shortened to 16.03 seconds, and the computational load is optimized to 21.40 GFLOPs, which is comprehensively superior to the scheduling level of the original system at Zhengzhoubei Marshalling Station. Therefore, the research model is a robust, global, and efficient marshalling station stage plan decision framework, providing theoretical and methodological support for resource collaborative allocation and dynamic scheduling in complex transportation environments.

Keywords: Marshalling Station Stage Plan; Distributed Robust Chance Constraint; Lagrange Relaxation; Value Function Approximation; Railway Transportation

0 引言

编组站阶段计划是指在特定时间窗口内,为应对车流波动和资源动态变化,制定的列车解体、编组、出发等作业的调度方案,是编组站日常调度指挥的核心内容^[1-2]。以我国路网性编组站郑州北站为例,其日均办理车数高达7 200~8 900辆,作业环节紧密耦合。在实际运营中,编组计划面临着严峻的不确定性挑战:①重点物资运输、节假日车流潮汐性变化等运输需求波动常导致日间车流到发量偏离预测值超过20%;②调车机车、驼峰或电气集中系统临时停机等设备随机故障直接打断既定的解体、编组作业流水线;③极端天气、施工天窗、干线运行延误等外部环境干扰迫使到发线运用计划与车底接续计划失效。这些频繁发生的扰动事件,不仅造成计划兑现率骤降、车辆在站停留时间异常延长,更会引发站内线路拥堵、调机资源挤占、延误沿路网传播的连锁反应,严重影响全路网的运输效率与可靠性。

针对上述工程实际问题,既有研究从不同角度提出了优化方法,可归纳为3类。第1类关注计划失效后的快速恢复,如穆振华等^[3]建立字典序多目标重调度模型,利用约束传播快速生成可行调整方案,但其基于确定性假设,未考虑再次扰动。第2类致力于在计划编制阶段优化资源配置,如李笑桃等^[4]提出多目标编组方案决策方法,结合熵权法综合评价运输效益。何占元等^[5]采用改进萤火虫算法自动编制到发线运用计划。武晋飞等^[6]构建可变编组动车组运用优化模型,解决运力错配问题。这类研究提升了静态资源配置效率,但对需求波动等持续不确定性考虑不足。第3类探索利用智能算法处理复杂约束,如赵军等^[7]利用双矩阵位串模型求解调车线受限的站顺编组问题;Arsalani等^[8]建立集成

列车编组与路径优化的混合整数规划模型,适应大规模路网车流组织。这些方法在求解精确性上各有优势,但普遍采用确定性模型或简单随机规划,难以在不确定性刻画与计算复杂度之间取得良好平衡^[9]。

综上所述,现有研究在多目标优化与智能算法应用方面取得显著进展,但仍存在对运输系统不确定性建模不足、模型动态适应性较弱、大规模问题求解时效率与质量难以兼顾等局限。因此,研究将要解决的核心工程问题是:如何在编组计划制定阶段,构建一个能够内生抵御未来多种不确定扰动的、兼顾多目标协同的优化决策框架,从而从源头上提升计划的稳定性和适应性。研究的核心目标是提升计划自身的鲁棒性,使得其在不确定参数发生一定范围内的波动时,依然保持较高的可行性与运营指标的稳定性。为实现上述目标,研究提出一种融合多目标分布式鲁棒机会约束(MDRCC)与拉格朗日松弛(LRA)的编组站阶段计划优化方法(RTFO-RCC-LR)。

研究方法的意义有以下3点。①针对不确定性建模问题,采用DRCC构建优化模型。MDRCC仅需依赖不确定需求的一、二阶矩信息(均值和协方差),而非精确概率分布,这更符合工程实际中数据有限的场景^[10]。②针对多目标权衡问题,引入非支配排序遗传算法III(NSGA-III)求解。NSGA-III通过参考点机制维持种群多样性,能够直接搜索并输出一组在运营成本、时间效率和鲁棒性指标上均衡最优的帕累托解集,为决策者提供全面的方案选择空间。③针对大规模实时求解问题,设计拉格朗日松弛算法(LRA)与值函数近似策略(VFA)的协同求解策略。LRA通过松弛耦合约束将复杂原问题分解为可并行求解的子问题^[11];VFA则通过函数近似技术快速估计子问题的未来代价,克服动态规划维数灾

难。研究模型虽然集成了多种优化方法，但其输入输出结构与现有编组站调度系统中车流信息、站场资源状态、作业计划指令等数据流完全兼容，决策方案可直接适配既有作业规程、控制系统及人员操作习惯。这种基于标准化数据接口与业务流程的解耦设计，使得该框架无需重构底层系统即可实现功能嵌入，从而在不同规模与技术基础的编组站部署时具备良好的适应性与推广可行性。

1 基于MDRCC与LRA的编组站阶段计划优化方法

1.1 问题描述与关键要素定义

研究聚焦大型编组站在运输需求波动下的阶段计划鲁棒优化问题。阶段计划是以小时为时段制定的列车解体、编组、出发等作业调度方案，区别于宏观编组计划。其核心任务是在起讫点(OD)需求波动下，为单站制定鲁棒可执行方案，动态决策车流分解、编组顺序、调机调配和股道运用，在满足安全、技术、资源等精细约束的同时，协同优化运营成本、作业效率与计划鲁棒性。

做以下基本假设。

(1) 车流径路网络已知，且各OD间的车流可选径路集合已预先确定。

(2) 车辆在编组站的中转次数不超过2次，以控制改编作业成本与在站时间。

(3) 研究时段内，股道、调机等站场基础设施可用，其作业能力参数为确定值。

(4) 运输需求是不确定性的主要来源，其概率分布信息不完全，但一阶矩(均值)和二阶矩(协方差)可估计获得。

关键要素定义如表1所示。这些要素直接对应于调度部门可执行的生产指令。

1.2 基于MDRCC的编组站阶段计划鲁棒优化模型

运输需求 $\tilde{D}$ 被视为核心的不确定性来源。需求不确定性采用分布式鲁棒优化方法进行刻画，即假设其真实分布 P 属于一个由已知均值 μ 与协方差矩阵上界的矩信息定义的模糊集 $\mathcal{P}$ ，如式(1)所示^[12]。

$$\mathcal{P}=\{P\in M: \mathbf{E}_P[\tilde{D}]=\mu, \mathbf{E}_P[(\tilde{D}-\mu)(\tilde{D}-\mu)^{\top}]<\Sigma\} \quad (1)$$

式中： $\mathbf{E}$ 表示数学期望算子； M 表示所有可能的概率分布构成的集合。该不确定性建模比随机规划对分布信息的要求更弱，比鲁棒优化更少保守，更适用于铁路运输历史数据有限但波动显著的实际场景。

基于上述问题定义，构建一个MDRCC模型。MDRCC结构如图1所示。该MDRCC的核心是将鲁棒优化目标与约束集成到编组计划模型中，其输出为帕累托最优解集，每个解对应一个候选的编组站阶段计划。

模型中使用的关键符号的定义如表2所示。

其中多目标向量 F 如式(2)所示。

$$\min F(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}, \mathbf{q}) = [C_{\text{op}}, T_{\text{total}}, -R]^{\top} \quad (2)$$

式中：总运营成本 C_{op} 包含开行固定成本、径路可变成本与在站停留成本；总运输时间 T_{total} 以车辆在站总停留时间衡量，二者如式(3)所示表达。

表1 关键要素定义
Tab.1 Definition of key elements

类别	要素	定义	符号
输入数据	路网与站场拓扑	包含车站、区间、股道连接关系，及各项点间的距离、运行时间	—
	运输需求	不确定的货流OD矩阵	$\tilde{D}_{ij}$ ，其中 i 为发站， j 为到站
	资源与能力参数	调车机车数量、各类股道容车数、解体/编组作业时间标准、安全间隔时间等	—
	编组规则	列车编成辆数要求、分组选编要求、禁止混编要求等	—
	成本参数	固定成本(每开行一列车的成本)、可变成本(每车公里成本)、在站停留惩罚成本	—
决策变量	车流径路选择	从 i 到 j 的车流是否选择径路 r	$x_{ij}^r \in \{0, 1\}$
	列车开行决策	时段 t 是否在发车方向 d 上开行一列直达或直通列车	$y_t^d \in \{0, 1\}$
	列车编成辆数	时段 t 、发车方向 d 上开行列车的编成辆数	z_t^d (连续变量)
	股道存车数	时段 t 、股道 s 上存放的车辆数	q_t^s (连续变量)
输出结果 (阶段计划)	车流径路方案	为每个OD车流分配具体的运行径路	r
	列车开行方案	包括各方向列车的开行频次、开行时刻、编成内容	f^d, τ^d, z_t^d
	站场资源运用计划	各股道在不同时段的占用情况	q_t^s

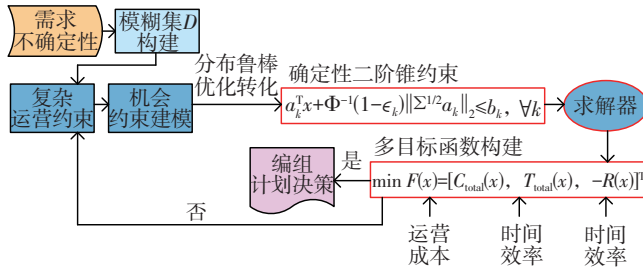


图1 MDRCC结构

Fig.1 Structure of MDRCC

表2 模型中使用的关键符号的定义

Tab.2 Definition of key symbols used in model

类别	要素	定义	符号
集合	车站集合	编组站及相关车站的全体	(I, J)
	可选径路集合	从站 <i>i</i> 到站 <i>j</i> 的可选运行径路全体	R_{ij}
	时段集合	计划划分的时间窗口全体	T
	股道集合	站内可用股道全体	S
	发车方向集合	列车出发方向全体	D
	调车机车集合	可用调车机车全体	K
参数	固定成本	方向 <i>d</i> 上每开行一列车的固定成本	C_d^{fix}
	可变成本	径路(<i>i, j, r</i>)上每车公里的可变成本	C_{ijr}^{var}
	在站停留惩罚成本	单位车辆在站停留的单位时间惩罚成本	C^{dw}
	最小技术作业时间	列车在站最小技术作业标准时间	$t_{\text{tech}}^{\text{min}}$
	安全间隔时间	同一调机连续作业间的最小安全间隔	t^{safe}
	股道容车数	股道 <i>s</i> 的最大容车数	Cap_s^{track}
	调机最大作业能力	调机 <i>k</i> 的最大作业能力(以列车数计)	Cap_k^{shunt}
	编成辆数上下限	列车编成辆数的最小值与最大值	$[N^{\text{min}}, N^{\text{max}}]$
	总运营成本	包含固定成本、可变成本与在站停留惩罚成本	C_{op}
	总运输时间	以车辆在站总停留时间衡量	T_{total}
目标函数	计划鲁棒性指标	方案对需求波动的容忍度	R
	多目标向量	由3个目标构成的多目标优化向量	F

$$\begin{cases} C_{\text{op}} = \sum_{d \in D} \sum_{t \in T} C_d^{\text{fix}} y_t^d + \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \sum_{r \in R_{ij}} C_{ijr}^{\text{var}} x_{ij}^r \tilde{D}_{ij} + C^{\text{dw}} \sum_{t \in T} \sum_{s \in S} q_t^s \\ T_{\text{total}} = \sum_{t \in T} \sum_{s \in S} \Delta t \cdot q_t^s \end{cases} \quad (3)$$

式中： Δt 表示每个计划时段的长度， h ； $\tilde{D}_{ij}$ 表示从发站*i*至到站*j*的不确定运输需求。

其中，针对含不确定需求 $\tilde{D}$ 的关键资源约束，研究引入分布式鲁棒机会约束，要求其在最坏分布

$P \in \mathcal{P}$ 下被满足的概率不低于预设的置信水平 $1 - \epsilon$ 。利用分布鲁棒优化理论，可将此类约束等价转化为确定性的二阶锥约束，如式(4)所示^[13]。

$$a_k^T u + \Phi^{-1}(1 - \epsilon) \|A_k u\|_2 \leq b_k \quad k \in K_{\text{robust}} \quad (4)$$

式中： u 为包含决策变量 x_{ij}^r 等的向量； (a_k, A_k, b_k) 为对应于第*k*个鲁棒约束的系数矩阵及右端项； Φ 为标准正态分布函数； K_{robust} 为需鲁棒化的约束集合。

1.3 模型求解框架构建及 RTFO-RCC-LR 模型集成

1.3.1 基于 NSGA-III 的求解框架构建

MDRCC 模型是一个含二阶锥约束的大规模多目标混合整数规划问题，直接求解困难。为求解模型并获得表征成本、效率、鲁棒性三者权衡的帕累托最优计划集合，研究采用 NSGA-III 作为求解框架^[14]。个体编码决策变量 $\{x_{ij}^k, y_i^t\}$ ，适应度评估需计算目标函数值，即求解含二阶锥约束的确定性优化问题^[15]。染色体采用混合编码：车流径路用整数编码，列车开行用二进制编码，编成辆数用实数编码；交叉操作与变异操作在同类变量间进行。编组计划建模与求解流程如图 2 所示。多源数据经 MDRCC 模型转化为确定性优化问题，NSGA-III 通过初始化、交叉变异与非支配排序迭代优化，最终输出帕累托最优解集。

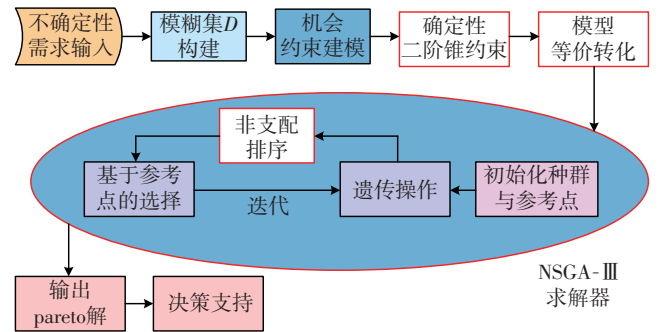


图2 编组计划建模与求解流程

Fig.2 Marshalling planned modeling and solving workflow

1.3.2 基于 LRA 与 VFA 的精确求解

尽管 NSGA-III 能进行全局搜索，但直接用于求解 MDRCC 模型的计算成本高昂。为此，研究引入 LRA 与 VFA，构建一个高效的分布式求解器。外层 NSGA-III 负责多目标全局搜索，内层则调用 LRA-VFA 求解器，对每个候选方案对应的 MDRCC 模型进行高效求解，返回其目标函数值与约束满足情

况, 作为 NSGA-III 个体评价与非支配排序的依据。LRA 的核心在于松弛原问题中的复杂耦合约束, 将问题分解。LRA 结构如图 3 所示。该框架通过松弛复杂耦合约束并作为惩罚项并入目标函数, 将原问题分解为时空独立的子问题, 再通过迭代更新拉格朗日乘子协调子问题解, 逼近原问题最优下界^[16]。

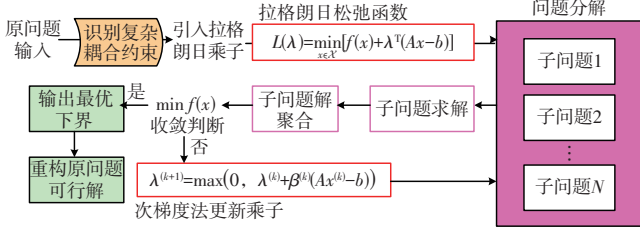


图3 LRA 结构

Fig.3 Structure of LRA

在研究中, 主要松弛的是跨时段的调机资源竞争约束和跨股道的车流接续平衡约束。以式(4)的跨时段调机能力约束为例, 通过引入非负拉格朗日乘子 λ_t , 将其惩罚项加入目标函数, 得到拉格朗日松弛问题, 如式(5)所示。

$$L(\lambda) = \min \left\{ C_{op} + \sum_{t \in T} \lambda_t \left(\sum_{i,j} \eta_{ij} \tilde{D}_{ij} x_{ij}^t - \sum_k Cap_k^{shunt} \right) \right\} \quad (5)$$

拉格朗日函数值(即原问题下界)即作为该计划成本目标的估计。而松弛后, 原问题被分解为一系列按时间窗口 t 独立的子问题约束。每个子问题仅需优化局部时段内的车流分配与资源调度, 大大降低了求解复杂度。拉格朗日乘子 λ 通过次梯度法迭代更新, 以协调子问题的解趋向满足全局耦合约束, 如式(6)所示^[17]。

$$\lambda_t^{(l+1)} = \max \left\{ 0, \lambda_t^{(l)} + \theta^{(l)} \left(\sum_{i,j} \eta_{ij} \tilde{D}_{ij} x_{ij}^{r(l)} - \sum_k Cap_k^{shunt} \right) \right\} \quad (6)$$

式中: (l) 表示迭代次数; $\theta^{(l)}$ 为步长。

每个 LRA 子问题本身仍可能是一个多阶段(多时段)动态决策问题。为克服直接动态规划求解的“维数灾难”, 研究引入 VFA 策略。VFA 策略的原理如图 4 所示。VFA 的核心是利用参数化函数 $\tilde{J}_t(s_t, w)$ 来近似从当前状态 s_t 到计划周期结束的最小未来代价 $J_t(s_t)$ ^[18]。

在研究中, 状态变量 s_t 设计为包含: 当前时段各股道车辆存量 q_t^s 、各 OD 方向累积待编车辆数,

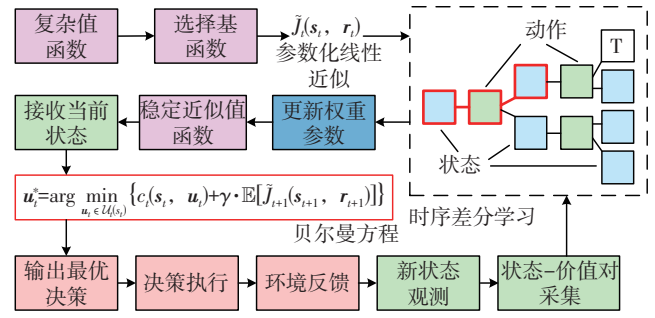


图4 VFA策略的原理

Fig.4 Principle of VFA strategy

以及可用调机状态。即时成本包括本时段的作业成本与停留成本。采用线性函数近似, 如式(7)所示。

$$\tilde{J}_t(s_t, w_t) = w_t^T \phi(s_t) \quad (7)$$

式中: $\phi(s_t)$ 为手工设计的特征向量; w_t 为权重向量, 通过时序差分学习在线更新^[18]。

对于每个状态 s_t , 通过求解近似的贝尔曼方程来做出决策, 如式(8)所示^[19]。

$$u_t^* = \arg \min_{u_t \in U_t(s_t)} \{ c_t(s_t, u_t) + \gamma \cdot \mathbb{E}[\tilde{J}_{t+1}(s_{t+1}, r_{t+1})] \} \quad (8)$$

式中: u_t^* 表示在状态 s_t 下的最优决策; c_t 表示阶段的即时成本; γ 表示折扣因子; $\mathbb{E}$ 表示数学期望算子。

通过不断用新的状态-价值观测来修正权重 r_t , 使得近似函数 $\tilde{J}_t$ 逐渐逼近真实的值函数 J_t , 从而实现高效决策^[19]。由于 LRA 求解的是原问题的松弛版本, 通过次梯度法迭代更新拉格朗日乘子 λ , 驱使松弛问题的解逼近原问题的可行域边界。在实际部署中, 研究记录每次迭代中满足原问题所有硬约束的可行解。外层 NSGA-III 最终输出的帕累托最优解集, 将从这些记录的可行解中, 根据多目标评价指标选拔产生。此举确保了最终方案既具有优越的目标函数值, 又严格满足编组站作业的所有核心理与逻辑约束。

1.3.3 RTFO-RCC-LR 模型集成与流程

研究最终集成了 MDRCC 建模、NSGA-III 搜索与 LRA-VFA 求解, 形成编组站阶段计划鲁棒优化框架 RTFO-RCC-LR, RTFO-RCC-LR 模型的结构如图 5 所示。该框架采用双层协同优化架构。上层由 NSGA-III 驱动, 统筹运营成本、时间效率与计划鲁棒性 3 项目标, 引导搜索向帕累托前沿逼近。下层由 LRA-VFA 求解器评估个体适应度。LRA 松弛

跨时段耦合约束,将问题分解为时段独立子问题,VFA近似未来代价并做出各时段最优决策。求解后返回目标值与约束满足情况。经迭代优化,最终输出帕累托最优方案集,供调度决策者灵活选择。

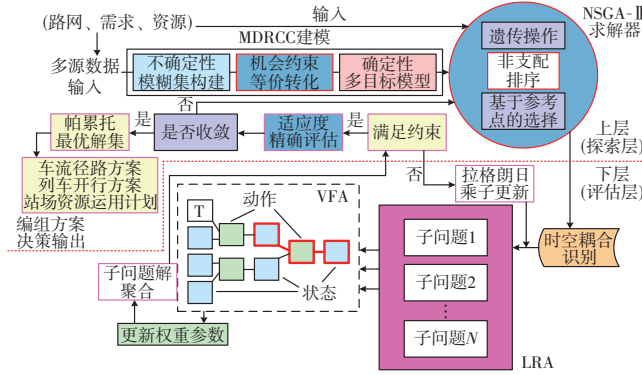


图5 RTFO-RCC-LR模型的结构
Fig.5 Structure of RTFO-RCC-LR model

2 编组站阶段计划优化模型的可行性验证

2.1 仿真数据验证

仿真测试采用Python 3.11结合Gurobi 10.0、NumPy 1.24与pymoo 0.6搭建RTFO-RCC-LR求解流程。实验数据选用2020年9—11月的铁路运单轨迹数据集,共84 216条记录^[20],涵盖12个编组站、36种货物类型,需求波动(50~200车/d)、时间窗(4~12 h)及线路通过能力(80~95列/d)均符合实际运营特征。空车调拨引起的资源占用变化已纳入需求不确定性的整体波动范围。仿真环境的主要OD对日间需求变异系数达0.4~0.7,属高度波动;约65%运量集中于前15%的OD对,形成资源瓶颈;85%运单

需在12 h内完成。该环境使成本、效率与鲁棒性目标间存在固有冲突,为验证模型提供了必要条件。

选取文献[3-5, 7]中的4种方法与RTFO-RCC-LR对比,分别为基于最小扰动理论的字典序多目标优化方法(MPTLM)、基于双矩阵位串模型的编组调车优化方法(DMBM)、基于改进萤火虫算法的股道分配优化方法(IFATA)及基于多目标优化的编组方案决策方法(MOTFSD)。

首先对比各方法输出的帕累托前沿覆盖率(PFC)和超体积指标(HVI),以验证方法的有效性与多样性, PFC与HVI的对比验证如图6所示。RTFO-RCC-LR的PFC均值为0.911,显著优于对比方法($p < 0.001$),其MDRCC框架有效协调了目标冲突。并且,RTFO-RCC-LR的HVI均值为0.902,同样为最优($p < 0.001$),其LRA与VFA协同机制保证了解集质量。

通过模块消融与替代实验验证架构及求解器的有效性,基础模块消融与替代验证如表3所示。完整的RTFO-RCC-LR模型的PFC、HVI、车辆在站停留时间(T_{dw})和违反约束总量(N_{vio})分别为0.911, 0.902, 11.82 h和5.74,均显著优于其他配置($p < 0.001$)。消融实验中,移除VFA后PFC降至0.886, T_{dw} 升至12.52 h;移除LRA后HVI降至0.866, N_{vio} 升至7.23,验证了两者的关键作用。替代实验中,联合机会约束优化模型(JCCO)替代MDRCC后PFC仅0.862;NSGA-II替代NSGA-III后HVI为0.873;交替方向乘法(ADMM)替代LRA使 N_{vio} 升至7.03;蒙特卡洛树搜索(MCTS)替代VFA使 T_{dw} 为12.32 h,均不及完整模型。

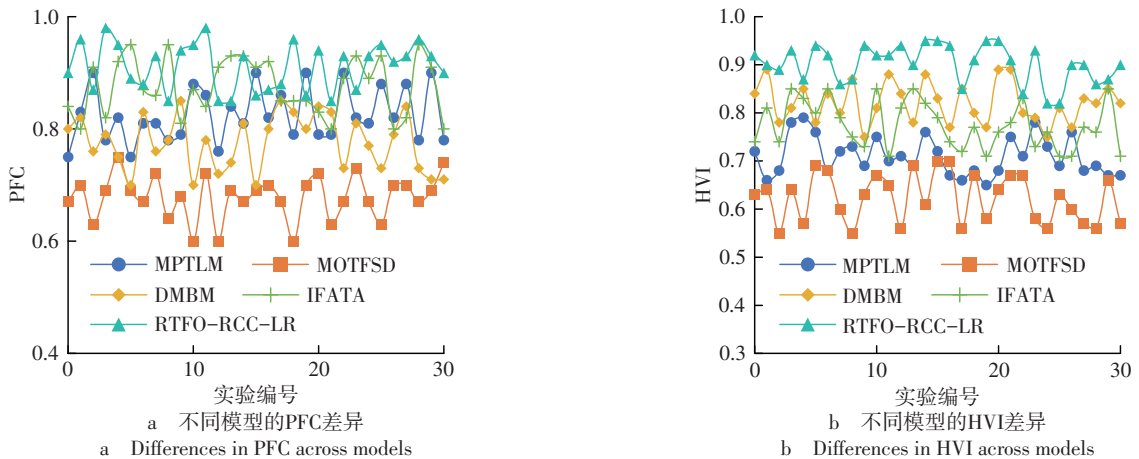


图6 PFC与HVI的对比验证

Fig.6 Comparison and validation of PFC and HVI

表3 基础模块消融与替代验证

Tab.3 Verification of ablation and replacement of basic modules

设置	MDRCC	NSGA-III	LRA	VFA	PFC	HVI	$T_{dw}(h)$	N_{vio}
RTFO-RCC-LR	√	√	√	√	0.911	0.902	11.82	5.74
消融A	√	√	√	×	0.886	0.881	12.52	6.52
消融B	√	√	×	√	0.872	0.866	13.23	7.23
消融C	√	√	×	×	0.851	0.842	14.02	8.02
JCCO	—	√	√	√	0.862	0.852	13.53	7.53
NSGA-II	√	—	√	√	0.877	0.873	12.83	6.83
ADMM	√	√	—	√	0.867	0.863	13.03	7.03
MCTS	√	√	√	—	0.883	0.878	12.32	6.32

2.2 真实数据测试

选取郑州北站作为验证案例，郑州北站布局及路网拓扑示意图如图7所示。车站采用“到达-解体-编组-出发”流水作业模式，承担着大量技术直达、直通和区段列车的解体与编组任务。

郑州北编组站典型的站场配置与核心作业参数如表4所示。

为了衡量模型调度计划的可靠性，对不同模型控制下的模型计划兑现率和高峰时段调机利用率进行对比，模型计划兑现率与高峰时段调机利用率对比如图8所示。由图8a可知，RTFO-RCC-LR的计划兑现率均值为0.947，显著优于对比方法($p<0.001$)，较优化前(0.851)提升11.3%。由图8b可知，高峰时段调机利用率均值为0.848，较优化前(0.782)提升8.4%，亦为最优。

通过对比不同模型控制下的日均车辆周转量，来评估模型控制下的运输系统吞吐能力，日均车辆周转量对比如图9所示。RTFO-RCC-LR的日均车辆周转量均值为397.26车/d，显著优于对比方法($p<0.001$)，较优化前(335.2车/d)提升18.5%。其第31天达到峰值410车/d，且标准差仅6.86，表明分布式鲁棒优化与LRA机制能持续保持高吞吐稳定性。

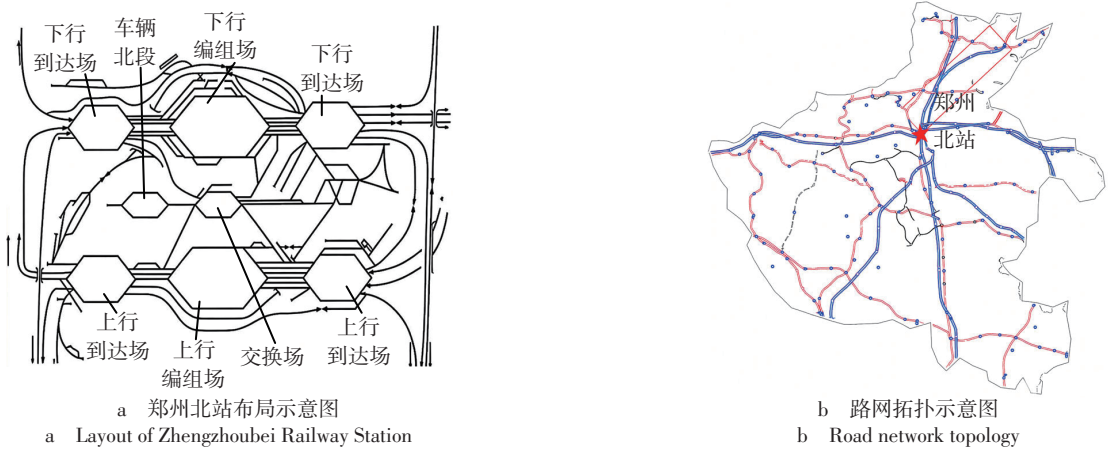


图7 郑州北站布局及路网拓扑示意图

Fig.7 Layout and network topology of Zhengzhoubei Railway Station

表4 郑州北编组站典型的站场配置与核心作业参数

Tab.4 Typical yard configuration and core operational parameters of Zhengzhoubei marshalling station

类别	参数	取值	属性	说明
站场资源	到达场股道数/条	16	设计容量	用于接驳到达列车
	编组场股道数/条	36		用于列车编组作业
	出发场股道数/条	20		用于编组完毕列车出发
作业能力	调机数量/台	12	固定资源	核心移动作业资源
	日均办理车数/辆	7 200~8 900	实际波动	表征车站作业规模与负荷
	调机日均作业能力/(辆/台)	约750	额定能力	单台调机处理车辆数上限
	股道最大容车数/(辆/条)	65~80	物理限制	受股道有效长限制
	解体/编组一个车列平均时间/min	25~40	统计范围	核心作业环节耗时
主要约束	站内调车作业安全间隔/min	≥ 3	安全规程	保障作业安全
	列车在站最小技术作业时间/min	≥ 30	技术标准	必要的技术检查时间

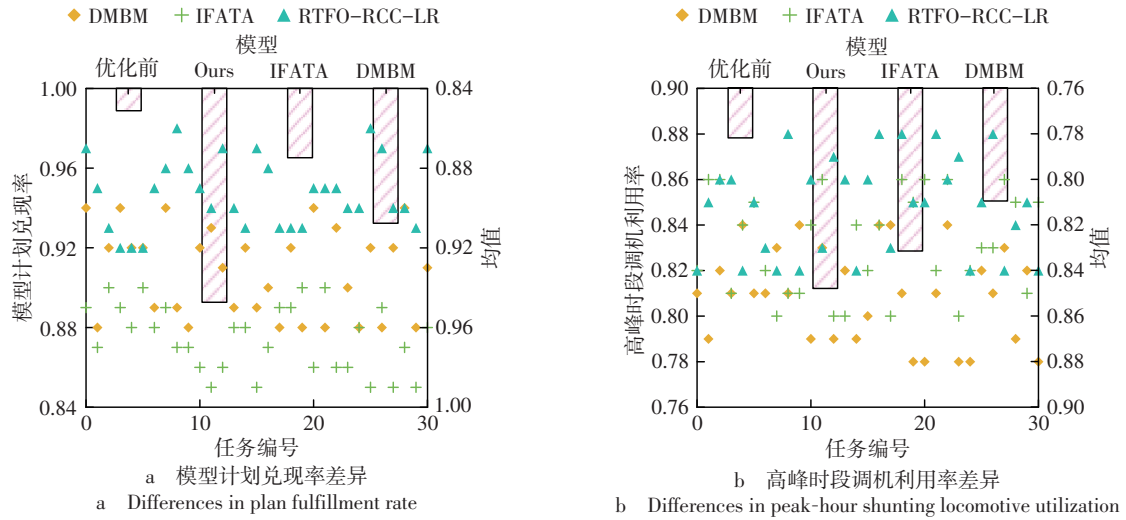


图8 模型计划兑现率与高峰时段调机利用率对比

Fig.8 Comparison and validation of plan fulfillment rate and utilization rate of shunting locomotive during peak period

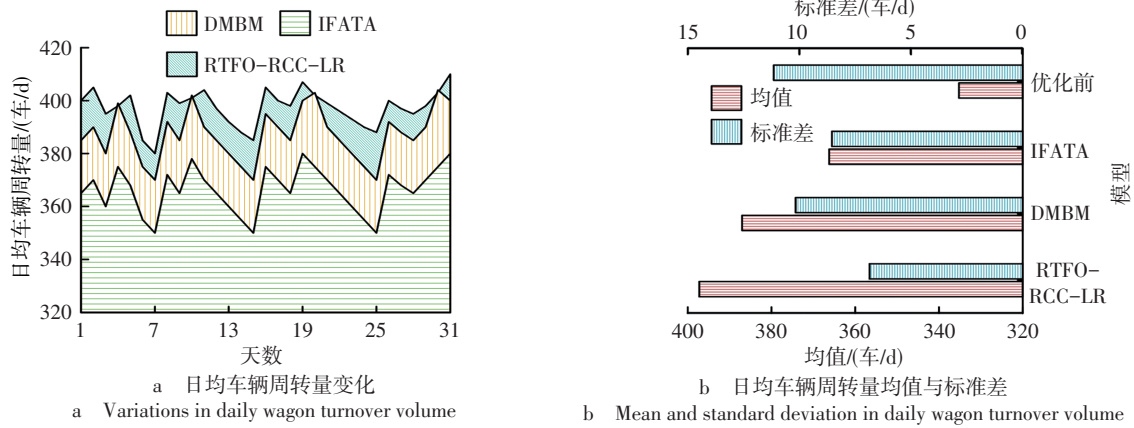


图9 日均车辆周转量对比

Fig.9 Comparison and validation of daily wagon turnover volume

通过对比单次编组站阶段计划任务所需的推理时间与计算量,评估模型的计算效率,推理时间与计算量对比如表5所示。RTFO-RCC-LR的推理时间均值为16.03 s,较优化前(81 s)缩短

80.2%,显著优于DMBM与IFATA($p<0.001$)。计算量方面,RTFO-RCC-LR为21.40 GFLOPs,较优化前(44.8 GFLOPs)降低52.2%,亦低于DMBM与IFATA。

表5 推理时间与计算量对比

Tab.5 Comparison and validation of inference time and computational load

任务编号	推理时间/s				计算量/GFLOPs			
	RTFO-RCC-LR	DMBM	IFATA	优化前	RTFO-RCC-LR	DMBM	IFATA	优化前
5	16.6	19.4	25.9	10月	20.1	23.9	31.8	42.5
10	14.6	20.3	23.1		20.8	28.5	30.4	
15	14.6	16.6	26.0	11月	24.0	29.8	29.1	44.8
20	16.4	20.4	20.1		19.1	26.2	27.9	
25	17.5	22.4	22.2	12月	21.2	24.6	29.3	47.2
30	16.5	15.9	20.5		23.2	26.4	32.6	
均值	16.03	19.17	22.97	81.0	21.40	26.57	30.18	44.8
标准差	1.07	2.26	2.33	14.29	1.70	2.05	1.62	1.92

为验证算法鲁棒性,对NSGA-Ⅲ种群大小、交叉概率、变异概率、拉格朗日乘子更新步长及VFA折扣因子进行敏感性测试,核心参数的敏感性验证如表6所示。种群大小为200时,HVI达0.902且推理时间可控;增至300时HVI仅微升至0.907,但推理时间增幅超50%,效益比显著下降。交叉概率0.8与变异概率0.10时,算法探索与开发能力均衡,超体积指标与日均车辆周转量均达最优。拉格朗日步长取0.10时收敛效率最高。

表6 核心参数的敏感性验证
Tab.6 Sensitivity verification of core parameters

参数	梯度	HVI	高峰时段 调机 利用率	日均车辆 周转量/ (车/d)	推理 时间/s	计算量/ GFLOPs
NSGA-Ⅲ 种群大小	100	0.876	0.831	382.4	12.45	18.92
	200	0.902	0.848	397.3	16.03	21.40
	300	0.907	0.847	398.1	24.67	28.15
NSGA-Ⅲ 交叉概率	0.7	0.889	0.839	390.5	15.82	20.87
	0.8	0.902	0.848	397.3	16.03	21.40
	0.9	0.895	0.842	393.2	16.34	21.86
NSGA-Ⅲ 变异概率	0.05	0.892	0.840	391.8	15.91	21.02
	0.1	0.902	0.848	397.3	16.03	21.40
	0.15	0.887	0.837	389.6	16.28	21.78
拉格朗日 乘子更新步长	0.05	0.898	0.845	395.8	18.92	23.14
	0.1	0.902	0.848	397.3	16.03	21.40
	0.2	0.891	0.836	388.7	14.56	19.75
VFA 折扣因子	0.9	0.894	0.841	392.1	15.12	20.23
	0.95	0.902	0.848	397.3	16.03	21.40
	0.99	0.899	0.847	396.5	17.84	22.97

3 结束语

针对铁路编组站阶段计划优化中不确定性处理与多目标权衡的复杂性问题,研究提出了基于MDRCC与LRA的RTFO-RCC-LR模型。通过MDRCC前端构建不确定性下的多目标优化框架,结合LRA与VFA后端实现高效分解协调,提升编组站阶段计划在动态环境中的决策质量与实时计算效率。实验结果表明,RTFO-RCC-LR在解集质量、运营效率及阶段计划可行性等核心指标上均显著优于对比方法,同时计算负荷与推理时间显著降低,这些优势在郑州北编组站的实测数据应用中得到了进一步验证,体现了模型在单站作业调度中兼具鲁棒性、全局性与高效性的综合优势。此外,该模型与编组站既有的站级调度系统(如编组站信息系统)可实现深度集成,支持计划一键生成与指令下发。同时,其提供的帕累托解集可视化交互界面,能够

辅助调度员基于实时站内情境在多目标方案中灵活选择,提升了编组站调度决策的智能化与适应性。

然而,研究存在局限性:MDRCC对模糊集矩信息精度敏感,LRA在大规模站内实时调度中的收敛速度受初始乘子影响,VFA的基函数设计依赖先验知识。未来工作将设计矩信息自适应估计机制,开发强化学习驱动的乘子初始化策略,探索图神经网络驱动的基函数自动构建方法。

参考文献:

[1] 山湧泉,陈 垚,冯旭杰,等. 可变编组下城市轨道交通货运列车运行计划优化[J]. 交通运输工程与信息学报, 2025(3): 185-196.
SHAN Yongquan, CHEN Yao, FENG Xujie, et al. Optimization of Freight Train Service Planning for Urban Rail Transit under Flexible Composition Mode[J]. Journal of Transportation Engineering and Information, 2025(3): 185-196.

[2] DU Z G, NI S Q, PAN J S, et al. A Surrogate-Assisted Multi-Objective Grey Wolf Optimizer for Empty-Heavy Train Allocation Considering Coordinated Line Utilization Balance[J]. Journal of Bionic Engineering, 2025, 22(1): 383-397.

[3] 穆振华,马 亮. 铁路编组站阶段计划重调度优化方法[J]. 铁道运输与经济, 2023, 45(6): 24-33, 92.
MU Zhenhua, MA Liang. Optimization Method for Rescheduling Stage Plan of Railway Marshalling Stations[J]. Railway Transport and Economy, 2023, 45(6): 24-33, 92.

[4] 李笑桃,罗昌权,王 睿. 大小编组模式下城际铁路列车开行方案优化研究[J]. 铁道运输与经济, 2023, 45(7): 8-13.
LI Xiaotao, LUO Changquan, WANG Rui. Optimization of Intercity Railway Operation Scheme under Multiple Train Formation Mode[J]. Railway Transport and Economy, 2023, 45(7): 8-13.

[5] 何占元,许展璞,姚宇峰,等. 考虑计划分配优先级与干扰条件的编组站阶段计划自动编制研究[J]. 铁道运输与经济, 2024, 46(2): 105-111, 119.
HE Zhanyuan, XU Zhanying, YAO Yufeng, et al. Automatic Preparation of Marshalling Station Stage Plan Considering Priority of Plan Allocation and Interference Conditions[J]. Railway Transport and Economy, 2024, 46(2): 105-111, 119.

[6] 武晋飞,薛 冰,单杏花. 考虑旅客需求的可变编组动车组运用优化方法研究[J]. 铁道学报, 2024, 46(10): 1-10.

- WU Jinfei, XUE Bing, SHAN Xinghua. Research on Optimization of Flexible Train Composition Circulation Plan Considering Passenger Demand[J]. Journal of the China Railway Society, 2024, 46(10): 1–10.
- [7] 赵 军, 廖代富, 陈 诚, 等. 基于位串的调车线受限站顺编组调车问题优化方法[J]. 铁道学报, 2024, 46(7): 1–14.
- ZHAO Jun, LIAO Daifu, CHEN Cheng, et al. Optimization Approach to Track Capacitated Train Assembly Shunting Problem with Sequence Partition Requirement Based on Bitstring[J]. Journal of the China Railway Society, 2024, 46(7): 1–14.
- [8] ARSALANI P, REISI-NAFCHI M, DARDASHTI V, et al. Two New Mixed-Integer Programming Models for the Integrated Train Formation and Shipment Path Optimization Problem[J]. Networks, 2023, 81(3): 359–377.
- [9] 赵 军, 张思宇, 赵嵩森, 等. 铁路双向编组站列车-车场指派优化模型与算法[J]. 铁道学报, 2024, 46(6): 22–35.
- ZHAO Jun, ZHANG Siyu, ZHAO Songsen, et al. Optimization Model and Algorithm for Train-to-Yard Assignment at Railway Bidirectional Marshalling Stations[J]. Journal of the China Railway Society, 2024, 46(6): 22–35.
- [10] 蔡民义, 黎浩东, 徐建光, 等. 铁路集装箱空箱调配分布式鲁棒优化方法研究[J]. 铁道学报, 2024, 46(9): 11–20.
- CAI Minyi, LI Haodong, XU Jianguang, et al. Research on Distributionally Robust Optimization Method for Railway Empty Container Repositioning[J]. Journal of the China Railway Society, 2024, 46(9): 11–20.
- [11] 陈喜春, 杨 阳, 田小鹏. 城际与市域铁路过轨运输下列车时刻表和停站方案协同优化[J]. 交通运输系统工程与信息, 2025, 25(4): 241–253.
- CHEN Xichun, YANG Yang, TIAN Xiaopeng. Collaborative Optimization of Train Timetabling and Stop Planning for Intercity and Suburban Railways in Cross-Line Operations[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2025, 25(4): 241–253.
- [12] AGHAEE S, ALINAGHIAN M, AGHAEE M. Robust Integrated Model for Traffic Routing Optimization and Train Formation Plan with Yard Capacity Constraints and Demand Uncertainty[J]. International Journal of Intelligent Transportation Systems Research, 2024, 22(2): 407–415.
- [13] 江雨星, 田文哲, 张春民, 等. 考虑作业接续不确定的高速铁路车站通过能力计算研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2025, 22(5): 1961–1973.
- JIANG Yuxing, TIAN Wenzhe, ZHANG Chunmin, et al. Carrying Capacity Calculation of High Speed Railway Station Considering Uncertainty of Operation Succession[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2025, 22(5): 1961–1973.
- [14] 李雨辰, 牟海波, 袁 梦, 等. 区域限制下卡车-无人机联合配送多目标优化[J]. 深圳大学学报(理工版), 2025, 42(2): 205–215, I0013.
- LI Yuchen, MU Haibo, YUAN Meng, et al. Multi-Objective Optimization of Truck-Drone Joint Delivery with Restricted Areas[J]. Journal of Shenzhen University (Science and Engineering), 2025, 42(2): 205–215, I0013.
- [15] SHAO C J, WANG H Y, YU M. Multi-Objective Optimization of Customer-Centered Intermodal Freight Routing Problem Based on the Combination of DRSA and NSGA-III [J]. Sustainability, 2022, 14(5): 2985.
- [16] 王义惠, 巨妙玉, 黄雯铮, 等. 市域与地铁贯通运营下列车周期运行图与车底周转一体化编制[J]. 铁道科学与工程学报, 2025, 22(5): 2013–2026.
- WANG Yihui, JU Miaoyu, HUANG Wenzheng, et al. Integrated Cyclic Train Timetabling and Rolling Stock Circulation for through Operation of Suburban Railway and Subway[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2025, 22(5): 2013–2026.
- [17] TIAN X P, NIU H M. Optimizing Train Timetable under Oversaturated Demand Conditions: A Variable-Splitting Lagrangian Approach for Big-M Constraints[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(7): 7265–7280.
- [18] 吴 卫, 阴佳腾, 陈照森, 等. 基于深度强化学习DDDQN的高速列车智能调度调整方法[J]. 铁道科学与工程学报, 2024, 21(4): 1298–1308.
- WU Wei, YIN Jiateng, CHEN Zhaosen, et al. Intelligent Rescheduling Optimization Method of High Speed Railway Based on Deep Reinforcement Learning DDDQN[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2024, 21(4): 1298–1308.
- [19] HEINOLD A, MEISEL F, ULMER M W. Primal-Dual Value Function Approximation for Stochastic Dynamic Intermodal Transportation with Eco-Labels[J]. Transportation Science, 2022, 57(6): 1452–1472.
- [20] WANG X, KUANG H, YU F, et al. Evolution of Railway Container Transport Network Nodes Driven by Sea-Rail Intermodal Transportation: A case Study of Northeast China[J]. Journal of Geographical Sciences, 2025, 35(6): 1233–1262.

(责任编辑 汪沁萱)