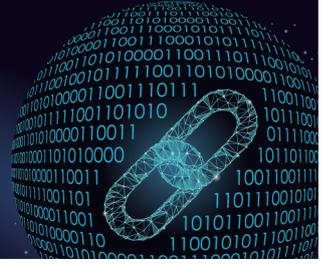




中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

CONTROL AND DECISION



考虑随机运能和送到时限的高铁快递运输计划优化方法

徐光明, 郭婧, 陈婉茹, 秦进

引用本文:

徐光明, 郭婧, 陈婉茹, 秦进. 考虑随机运能和送到时限的高铁快递运输计划优化方法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(8): 2755–2764.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0593>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于鲁棒优化的云医疗资源配置问题

Robust optimization based medical resource allocation problem in cloud healthcare system

控制与决策. 2021, 36(2): 469–474 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0455>

丢包和量化约束下的不确定系统分布式滚动时域估计

Distributed moving horizon estimation for stochastic uncertain system with packet dropouts and quantized measurements

控制与决策. 2021, 36(7): 1771–1778 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1603>

基于参数自适应蚁群算法的高速列车行车调度优化

Optimization of high-speed train operation scheduling based on parameter adaptive improved ant colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(7): 1581–1591 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0992>

多尺度决策系统中代价敏感的最优尺度组合

Cost-sensitive optimal scale combination in multi-scale decision systems

控制与决策. 2021, 36(10): 2369–2378 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0121>

考虑气动效应不确定性的气动辅助变轨制导算法

Aeroassisted orbital transfer robust guidance method considering atmosphere effect uncertainty

控制与决策. 2020, 35(11): 2773–2779 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0333>

考虑随机运能和送到时限的高铁快递运输计划优化方法

徐光明[†], 郭 婧, 陈婉茹, 秦 进

(中南大学 交通运输工程学院, 长沙 410075)

摘要: 为充分利用高铁非高峰期的列车运能, 高铁快运已成为铁路快捷货运发展新趋势. 然而, 受客运需求波动影响, 载客动车组可用于高铁快递的运能呈现高度不确定性, 给日常运营组织带来巨大挑战. 为增强高铁快运系统应对随机运能的能力, 提出一种考虑随机运能的高铁快递运输计划优化方法. 首先, 采用离散场景刻画列车运能的不确定性, 以最大化高铁快运期望总收益为目标, 综合考虑快递的送到时限和运营约束, 针对场景概率分布精确已知情形, 构建两阶段随机规划模型 (SP); 然后, 进一步考虑场景概率分布信息部分已知情形, 构建两阶段分布鲁棒优化模型 (DRO), 基于盒式模糊集, 借助对偶理论将 DRO 模型转化为等价的整数线性规划模型并利用 GUROBI 求解; 最后, 基于宁杭高铁设计数值实验验证模型的有效性, 结果表明, 相较于 SP 模型, DRO 模型体现出较强的鲁棒性, 只需付出较小的代价即可有效抵抗运能波动对运输计划的影响, 并且能够改善最坏情形下解的质量, 切实改善高铁快递实际运营中的稳定性.

关键词: 高铁快递; 运输计划; 送到时限; 随机运能; 分布鲁棒优化; 整数线性规划

中图分类号: U294.1+5

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0593

引用格式: 徐光明, 郭婧, 陈婉茹, 等. 考虑随机运能和送到时限的高铁快递运输计划优化方法 [J]. 控制与决策, 2024, 39(8): 2755-2764.

Optimization method for high-speed railway express transport plan considering stochastic capacity and delivery time windows

XU Guang-ming[†], GUO Jing, CHEN Wan-ru, QIN Jin

(School of Traffic and Transportation Engineering, Central South University, Changsha 410075, China)

Abstract: With the aim of fully utilizing the transport capacity of high-speed trains during non-peak periods, high-speed railway express delivery has become a new trend in the development of railway express delivery. However, the uncertain capacity of passenger trains for express delivery due to passenger flow demand poses a significant challenge to daily operations. To enhance the capability of high-speed railway express delivery in coping with uncertainty of train transport capacity, a stochastic optimization method for high-speed railway express delivery planning considering random capacity is proposed. Firstly, the uncertainty of capacity is modeled using discrete scenarios. With the precise probability distribution of the scenarios being known, the two-stage stochastic programming model (SP) is constructed to maximize the expected total revenue of high-speed railway express delivery, considering delivery time requirements and operational constraints of express delivery comprehensively. On this basis, a two-stage distributionally robust optimization model (DRO) is developed for scenarios where probability distribution information of uncertain capacity is partially known. By utilizing dual theory and box ambiguity set, the DRO model is transformed into an equivalent integer linear programming model, which is solved using the GUROBI solver. Finally, the effectiveness of the model is verified by numerical experiments based on the Nanjing-Hangzhou high-speed railway. Results show that, compared with the stochastic programming model, the DRO exhibits strong robustness and can effectively resist the impact of capacity fluctuations on the transport plan at a small cost. Moreover, it can improve the quality of solutions in the worst case and enhance the stability of high-speed railway express delivery operations in practice.

Keywords: high-speed railway express delivery; transport plan; delivery time windows; stochastic capacity; distributionally robust optimization; integer linear programming

收稿日期: 2023-05-05; 录用日期: 2023-07-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (72171236); 国家自然科学基金项目 (U2034208); 湖南省自然科学基金项目 (2022JJ30767); 京沪高速铁路股份有限公司“揭榜挂帅”项目 (京沪科研-2022-1).

责任编辑: 刘民.

[†]通讯作者. E-mail: xuguangming@csu.edu.cn.

0 引言

随着线上经济规模日益增长,快递行业的市场活力得到充分释放.同时,消费者需求不断升级,提供高时效、高品质的运输供给迫在眉睫^[1].然而航空运输不稳定影响因素多,运费高昂;公路运输对环境污染大且易造成拥堵;高速铁路则兼具运量大、准时性高、环境污染小等多重优势,在城际快递干线运输中发展潜力巨大.然而,高速铁路在建设之初本着客货分离的原则,重点开展客运业务,并未针对货运业务建立与之配套的基础设施^[2].目前,我国高铁快运主要采用载客动车组快递柜、不售票车厢、动检车等模式.本文着眼于改造成本较小、可实施性较强的载客动车组客货共运模式下的高铁快运,基于既有客运动车组运行图,研究高铁快递运输计划优化问题.然而,在既有动车组客运组织的基础上开展货运业务,客货运将共享运输资源,因此每列车可用于货运的运能受客流波动影响呈现不确定性.如何更加精准地匹配运能与需求,保障高铁快运服务水平,是高铁快递运输组织中亟待解决的关键问题.

近年来,高铁快递运输组织优化问题受到了广泛关注.姚玉莹等^[2]基于确定货运需求和给定货运能力,以运输总成本最小为目标,研究了载客动车组捎带模式下的快捷货物输送方案优化.李莅等^[3]基于确定货运需求,以最大化运输企业效益为目标,建立货运动车组列车开行方案优化模型并设计了遗传算法进行求解.Yu等^[4]综合考虑列车运行时间、货流分配方案、货运动车组运行方案,建立了高铁快运专列运行图的综合编制模型,并设计了基于拉格朗日松弛算法的精确求解算法.金伟等^[5]基于确定货运需求,以运营总成本最小为目标,构建两阶段混合整数规划模型研究高铁快运专列服务径路优化和货流分配问题.陈星瀚等^[6]基于客运动车组捎带运输货物、预留车厢和高铁快运专列3种运输模式和确定货运需求,以总运输成本最小化为目标,研究了高铁快运规模化成网运营后的货流分配与组织模式组合优化问题.虽然以上研究为高铁快递运输组织优化提供了有效理论支撑,但大多针对货运专列模式,对高铁快运专列的开行方案、运行图以及货流分配等进行优化;对载客动车组客货共运模式下货运组织优化的研究较少.而我国目前开展高铁快运主要利用日常开行的动检车和载客动车组,相较于货运专列,载客动车组捎带模式下高铁快递的运输组织面向更具体的快递运输需求,更具灵活性和时效性^[2].对于此类客货混合运输系统而言,制定合理的运输组织方

案以保证旅客服务水平的同时满足货运需求,具有非常重要的现实意义和经济价值.目前,也有不少学者对城市轨道交通系统的客货共运服务设计进行了探究.李竹君等^[7]研究了客货共运和货运专列两种形式下的机场线客货共运问题,基于确定货运需求,以货运净收益最大为目标,构建了列车运行计划与货运分配方案协同优化模型.戚建国等^[8]基于确定的客货运需求,以乘客等待时间和运营成本极小化为目标,构建混合整数线性规划模型优化灵活编组条件下轨道交通客货协同运输方案.Di等^[9]以运营成本和延误惩罚成本之和最小化为目标,针对地铁物流系统中的车厢编组和客货流量控制协同优化问题构建了一个混合整数线性规划模型.

以上研究主要基于确定货运需求和确定运输网络容量,然而运输系统是一个涉及多个组分的复杂系统,时常受到诸多不确定因素的干扰,如天气、设备等,在制定运输组织方案时忽略随机因素会影响方案的可靠性,可能导致运营计划与实际情况存在较大偏差,影响运营效率与服务质量.为应对高铁快递运输组织中的不确定性,Xu等^[10]研究了高速铁路客货共运模式下的列车运能分配问题,分别以收益最大和期望收益最大为目标,建立确定需求下的线性规划模型和随机需求下的非线性规划模型,并通过线性化技术将随机需求下的模型转化为混合整数线性规划模型.Zhen等^[11]研究了高铁快运系统的网络规划和货流分配问题,以场景集的形式刻画货运需求和运输能力的不确定性,以总运营成本最小为目标,建立了两阶段随机规划模型,并设计相应的元启发式算法进行求解.上述研究虽考虑了部分不确定因素,但均假设已知不确定参数的精确概率分布,利用随机规划方法优化运输组织方案.然而,在实际运营中很难提前已知不确定参数的所有分布信息,通常只能通过历史数据进行估计.若在制定高铁快递运输计划时对运输能力的概率分布估计与实际情况存在较大差异,则会导致某些情形下货主需求得不到满足,造成违约或列车能力虚糜,直接影响高铁快运的效能和服务水平.近年来,分布鲁棒优化方法发展迅猛,该方法可利用历史数据等部分已知信息刻画参数的不确定性,得到更贴合实际情况且能避免过度保守的优化策略^[12-13].目前,较少有学者开展基于分布鲁棒优化方法的高铁快递运输组织优化研究.

本文的创新点如下:

1)首次将高铁快运需求的时效性、列车货运能力的不确定性及其概率分布信息获取情况的差异性

等复杂现实情况考虑其中,提出一个新的基于客货共运模式的高铁快递运输计划优化问题;

2) 分别运用随机规划和分布式鲁棒的理论与方法,构建两种模型,优化不同运能信息获取量下的高铁快递运输计划;

3) 基于盒式模糊集和对偶理论,将DRO模型等价转化为整数线性规划模型,利用GUROBI求解,并对比SP模型和DRO模型的性能,为运输企业提供兼顾收益与可靠性的运输计划。

1 问题描述

考虑一条由 $|S|$ 个车站组成的双线高速铁路,如图1所示。 $S = \{1, 2, \dots, |S|\}$ 为沿线车站集合,下行方向为车站1至 $|S|$,上行方向为车站 $|S|$ 至1。该线路在开展客运业务的同时以预留客运动车组不售票车厢的形式为沿线车站提供高铁快运服务。高铁快运需求包含3个维度:发站 $i (i \in S)$ 、到站 $j (j \in S)$ 、送到时限 $l (l \in L)$ 。假设高铁快递运输计划以一天为周期,以软时间窗描述送到时限 l ,不同送到时限对应不同时间窗,快递应在规定时间窗内被送达目的车站,否则将根据提前(逾期)送达的时间长短产生时间惩罚成本。高铁快递主要面向高附加值、小批量货物,为了便于装卸和规模化作业,假设快递以相同体积、相同载重的标准箱进行集装,需求被统一量化为标准箱数量,标准箱由铁路部门统一管理。

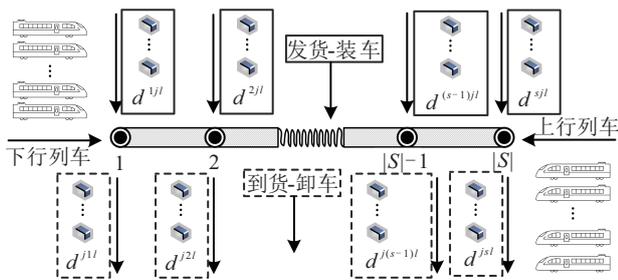


图1 双向高铁快运过程

客货共运模式下,高铁快递与客运共用客运动车组、车站、线路等运输资源。客运动车组的时刻表、运行径路以及各起始站-目的站(origin-destination, OD)间的高铁快递需求给定。受客流需求波动影响,每列车可用于高铁快运的运能呈现不确定性,假设可通过一组经常发生的有限数量场景 $\omega (\omega \in \Omega)$ 来描述。用 $c_{k\omega}$ 表示随机场景 ω 出现时列车 k 可预留的货运车厢数量。 $\mathbf{c}_\omega := (c_{k\omega}, k \in K)$ 表示同一场景 ω 下各列车预留货运车厢数量情况。每节货运车厢装载快递的能力统一量化为标准箱数量,用 θ 表示。假设在车站工作人员管控下快递在站台装卸与旅客上下车互不干扰,快递装卸作业必须在列车停站时间内完成。由

于高速列车停站时间较短,本文假设所有货物均为直达运输,不考虑中转,只在发货站和收货站进行装卸。本研究仅针对快递在高铁站之间的干线运输过程,不考虑快递在车站的库存管理过程。

合理利用列车运能,尽可能满足不同OD间、不同送到时限的高铁快运需求是制定运输计划的关键。本文针对载客动车组货运能力的不确定性,研究考虑随机运能的高铁快递运输计划优化方法。该问题包含两个决策阶段:第一阶段为战略层决策,在铁路部门对各列车货运能力未知的情况下,确定各列车对各OD间不同送到时限需求的计划运输量;第二阶段为运作层决策,在对各列车的货运能力已经有比较准确估计的情况下,根据第一阶段制定的运输计划,确定各列车的运输能力分配计划以及对各OD间不同送到时限需求的实际装运方案。在决策过程中,考虑高铁快递送到时限、列车运输能力、车站装卸效率、标准箱到发量守恒等约束保证运输计划的可实施性,以期得到适用于各种潜在运能场景、最大化高铁快递运营企业期望总收益的运输计划。

2 模型建立

为建模需要,表1给出了模型变量和相关参数的符号及定义。

2.1 两阶段随机规划模型

本节针对各场景发生的概率 p_ω 精确已知情形,构建考虑随机运能的高铁快递运输计划两阶段随机规划模型(SP)。

1) 第一阶段模型。

第一阶段,在各列车可预留货运能力未知的情况下,确定各列车对高铁快递的计划运输量使期望总收益 Z 最大, x_k^{ijl} 为第一阶段决策变量,此外还需满足需求总量限制以及决策变量的整数限制和非负约束等。因此,第一阶段的模型可表示为

$$\max_{\mathbf{x}} Z = E[Q(\mathbf{x}, \boldsymbol{\xi}(\omega))]. \tag{1}$$

$$\text{s.t.} \sum_{k \in K_{ij}} x_k^{ijl} \leq d^{ijl}, \forall (i, j) \in W, l \in L; \tag{2}$$

$$x_k^{ijl} \in \mathbf{Z}, x_k^{ijl} \geq 0,$$

$$\forall k \in K_{ij}, (i, j) \in W, l \in L. \tag{3}$$

其中: $E[Q(\mathbf{x}, \boldsymbol{\xi}(\omega))]$ 为高铁快运的期望总收益,是运营收入与快递运输成本、标准箱空箱运输成本、时间惩罚成本以及需求未满足时的违约惩罚成本之差的数学期望; $Q(\mathbf{x}, \boldsymbol{\xi}(\omega))$ 为第二阶段目标函数,表示对于第一阶段的运输计划 $\mathbf{x} := (x_k^{ijl}, k \in K_{ij}, (i, j) \in W, l \in L)$ 和随机场景向量 $\boldsymbol{\xi}(\omega)$,各场景下按最优方案分配列车能力、装运各OD间不同送到时限的高铁

表1 参数与变量

	符号	定义
集合	W	OD对集合, $(i, j) \in W$
	S	车站集合, $s \in S$
	L	高铁快递送到时限集合, $l \in L$
	K	列车集合, $k \in K$
	K_{ij}	服务 (i, j) 的列车集合
	N	相邻车站间铁路区间集合, $n \in N$
	W_k	列车 k 可以服务的所有 OD 对集合
	W_k^n	列车 k 在区间 n 上可以服务的所有 OD 对集合
	S_k	列车 k 停靠的车站集合
	K_s	在 s 站停站的列车集合
	Ω	随机运能场景集合, $\omega \in \Omega$
参数	d^{ijl} /箱	(i, j) 间送到时限为 l 的快递需求量
	θ (箱/节)	每节预留货运车厢的快递运输能力
	$c_{k\omega}$ /节	场景 ω 发生时列车 k 中预留的货运车厢数量
	t_{ks} /min	列车 k 在车站 s 的停站时间
	e_s^1 (箱/min)	s 站的装货效率
	e_s^2 (箱/min)	s 站的卸货效率
	p^{ijl} (元/箱)	(i, j) 间送到时限为 l 的高铁快递运价
	f_e^{ij} (元/箱)	(i, j) 间高铁快递的单位运输成本
	f_c^{ij} (元/箱)	(i, j) 间标准箱空箱的单位运输成本
	f_k^{ijl} (元/箱)	列车 k 运输 (i, j) 间 l 等级快递的单位时间惩罚成本
	f_u^{ijl} (元/箱)	(i, j) 间 l 等级快递需求未满足的单位违约惩罚成本
	t_{kj}^a	列车 k 将快递送达至目的站 j 的时刻
	$[u_1^l, u_2^l]$	送到时限为 l 的高铁快递对应的时间窗
	U_1^l	送到时限为 l 的快递所能接受的最早送达时间
	U_2^l	送到时限为 l 的快递所能接受的最晚送达时间
α_1^l (元/(箱·min))	快递提前送达惩罚费率	
α_2^l (元/(箱·min))	快递延迟送达惩罚费率	
M	充分大的正数	
p_ω	场景 ω 在 Ω 中的概率分布情况, 即场景 ω 发生的概率	
变量	x_k^{ijl}	(i, j) 间 l 等级的快递分配到列车 k 上的计划运输量
	$b_{k\omega}^{ijl}$	场景 ω 发生时列车 k 对 (i, j) 间 l 等级快递的实际运输量
	$y_{k\omega}^{ijl}$	场景 ω 发生时列车 k 分配给 (i, j) 间 l 等级快递的运输能力

快递需求对应的最大收益. 式(2)保证各列车对任一 OD 间任一送到时限快递需求的计划运输量之和不大于需求总量. 式(3)为第一阶段决策变量的整数限制和非负约束.

2) 第二阶段模型.

第二阶段, 根据第一阶段的运输计划 x , 对任一场景 ω 的实现, 确定该场景下最优的列车运输能力分配计划以及对高铁快递的实际装运方案, $b_{k\omega}^{ijl}$ 、 $y_{k\omega}^{ijl}$ 为第二阶段决策变量. 第二阶段模型的目标函数 $Q(x, \xi(\omega))$ 为最大化任一随机场景下的高铁快运总收益, 是高铁快运收入 R_1 与快递运输成本 F_1 、标准箱空箱运输成本 F_2 、时间惩罚成本 F_3 以及需求未被满足时违约惩罚成本 F_4 的差值. 快递运输价格和实际运输量共同决定了高铁快运收入 R_1 , 可以表示为

$$R_1 = \sum_{(i,j) \in W} \sum_{l \in L} \sum_{k \in K_{ij}} p^{ijl} \cdot b_{k\omega}^{ijl}.$$

快递的单位运输成本和实际运输量共同决定了快递运输成本 F_1 , 可以表示为

$$F_1 = \sum_{(i,j) \in W} \sum_{l \in L} \sum_{k \in K_{ij}} f_e^{ij} \cdot b_{k\omega}^{ijl}.$$

标准箱空箱的单位运输成本和标准箱数量共同决定了空箱运输成本 F_2 , 可以表示为

$$F_2 = \sum_{(i,j) \in W} \sum_{l \in L} \sum_{k \in K_{ij}} f_c^{ij} \cdot y_{k\omega}^{ijl}.$$

快递的单位时间惩罚成本和实际运输量共同决定了时间惩罚成本 F_3 , 可以表示为

$$F_3 = \sum_{(i,j) \in W} \sum_{l \in L} \sum_{k \in K_{ij}} f_k^{ijl} \cdot b_{k\omega}^{ijl}.$$

送到时限为 l 的高铁快递, 对应时间窗为 $[u_1^l, u_2^l]$, 当快递在此期间被送达目的站时, 时间惩罚成本为 0; U_1^l 表示该送到时限的快递所能接受的最早送达时间, 当快递在 $[U_1^l, u_1^l]$ 内送达, 则被视为提前送达, 以 α_1^l (箱·min) 的费率收取时间惩罚成本; U_2^l 表示该送到时限的快递所能接受的最晚送达时间, 当快递在 $[u_2^l, U_2^l]$ 内送达, 则被视为逾期送达, 以 α_2^l (箱·min) 的费率收取时间惩罚成本; 若快递早于 U_1^l 或晚于 U_2^l 送达, 则被视为严重违约, 时间惩罚成本为 M . 综上, f_k^{ijl}

的计算可以表示为如下分段函数:

$$f_k^{ijl} = \begin{cases} M, t_{kj}^a < U_1^l; \\ \alpha_1^l(u_1^l - t_{kj}^a), U_1^l \leq t_{kj}^a < u_1^l; \\ 0, u_1^l \leq t_{kj}^a \leq u_2^l; \\ \alpha_2^l(t_{kj}^a - u_2^l), u_2^l < t_{kj}^a \leq U_2^l; \\ M, t_{kj}^a > U_2^l. \end{cases} \quad (4)$$

需求未满足时的单位违约惩罚成本和未被满足的需求量共同决定了需求未被满足时违约惩罚成本 F_4 , 可以表示为

$$F_4 = \sum_{(i,j) \in W} \sum_{l \in L} f_u^{ijl} \cdot (x_k^{ijl} - b_{k\omega}^{ijl}).$$

综上, 第二阶段模型中高铁快运的总收益为 $R_1 - F_1 - F_2 - F_3 - F_4$. 此外, 还需满足计划运输量限制、列车装载能力限制、车站装卸效率限制、车站标准箱到发量守恒以及决策变量的整数限制和非负声明. 因此, 第二阶段的模型可表示为

$$Q(\mathbf{x}, \boldsymbol{\xi}(\omega)) =$$

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{x}, \mathbf{y}} \quad & \sum_{(i,j) \in W} \sum_{l \in L} \sum_{k \in K_{ij}} (p^{ijl} - f_e^{ij} - f_k^{ijl}) \cdot b_{k\omega}^{ijl} - \\ & \sum_{(i,j) \in W} \sum_{l \in L} \sum_{k \in K_{ij}} f_c^{ij} \cdot y_{k\omega}^{ijl} - \\ & \sum_{(i,j) \in W} \sum_{l \in L} \sum_{k \in K_{ij}} f_u^{ijl} \cdot (x_k^{ijl} - b_{k\omega}^{ijl}). \end{aligned} \quad (5)$$

$$\text{s.t. } b_{k\omega}^{ijl} \leq x_k^{ijl}, \forall k \in K_{ij}, (i, j) \in W, l \in L; \quad (6)$$

$$b_{k\omega}^{ijl} \leq y_{k\omega}^{ijl}, \forall k \in K_{ij}, (i, j) \in W, l \in L; \quad (7)$$

$$\sum_{(i,j) \in W_k^n} \sum_{l \in L} y_{k\omega}^{ijl} \leq \theta \cdot c_{k\omega}, \forall n \in N, k \in K; \quad (8)$$

$$\sum_{j \in S_{ks}^1} \sum_{l \in L} y_{k\omega}^{sjl} \leq e_s^1 \cdot t_{ks}, \forall s \in S_k, k \in K; \quad (9)$$

$$\sum_{i \in S_{ks}^2} \sum_{l \in L} y_{k\omega}^{isl} \leq e_s^2 \cdot t_{ks}, \forall s \in S_k, k \in K; \quad (10)$$

$$\sum_{k \in K_s} \sum_{i \in S_{ks}^2} \sum_{l \in L} y_{k\omega}^{isl} = \sum_{k \in K_s} \sum_{j \in S_{ks}^1} \sum_{l \in L} y_{k\omega}^{sjl}, \forall s \in S; \quad (11)$$

$$b_{k\omega}^{ijl} \in \mathbf{Z}, b_{k\omega}^{ijl} \geq 0, \forall k \in K_{ij}, (i, j) \in W, l \in L; \quad (12)$$

$$y_{k\omega}^{ijl} \in \mathbf{Z}, y_{k\omega}^{ijl} \geq 0, \forall k \in K_{ij}, (i, j) \in W, l \in L. \quad (13)$$

其中: 式(6)保证各列车对高铁快递的实际运输量不大于相应的计划运输量; 式(7)保证各列车对高铁快递的实际运输量不超过对应的运输能力分配量; 式(8)保证列车 k 在区间 n 上分配给所有经过该区间OD对的快递运输能力之和不超过其货运能力; 式(9)和

(10)保证列车 k 在其停靠站 $s \in S_k$ 的快递装卸作业应在停站时间内完成, $S_{ks}^1 = \{j | (s, j) \in W_k\}$, $S_{ks}^2 = \{i | (i, s) \in W_k\}$; 为避免因货流不均衡分布造成车站标准箱堆积或短缺等情况发生, 式(11)对各站所分配的标准箱到达量和发送量进行守恒限制; 式(12)和(13)为第二阶段决策变量的整数限制和非负约束.

在两阶段随机规划模型中, 第二阶段的期望总收益 $E[Q(\mathbf{x}, \boldsymbol{\xi}(\omega))]$ 可以转化为

$$E_P[Q(\mathbf{x}, \boldsymbol{\xi}(\omega))] = Q(\mathbf{x}, \boldsymbol{\xi}(\omega))^T \mathbf{p}. \quad (14)$$

其中: $\mathbf{p} = (p_1, p_2, \dots, p_{|\Omega|})^T$, $p_\omega > 0$ 为场景 ω 出现的概率, $\sum_{\omega \in \Omega} p_\omega = 1$. 然而, 该分布在实际中很难精确获得, 因此对上述SP模型进行拓展.

2.2 两阶段分布鲁棒优化模型

本节针对随机运能概率分布信息部分已知的情形, 假设 p_ω 的分布函数 P 处于一个由其不完全分布信息构成的模糊集 \mathbb{P} 中, 构建如下两阶段分布鲁棒优化模型(DRO):

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{x}} \quad & \min_{P \in \mathbb{P}} \{E_P[Q(\mathbf{x}, \boldsymbol{\xi}(\omega))]\}; \\ \text{s.t.} \quad & \text{约束(2)} \sim \text{(13)}. \end{aligned} \quad (15)$$

模糊集的设计对于分布鲁棒优化模型的求解至关重要, 在构造时应秉持以下两个基本原则^[14]: 1) 充分利用有关参数分布的已知信息, 如历史数据可以视为真实概率分布中的样本; 2) 计算上易于处理, 可由优化求解器(如CPLEX或GUROBI)求解. 上述DRO模型对于一般模糊集而言很难计算. 盒式模糊集符合上述原则且结构清晰简单, 已被广泛应用于工程领域^[13-16]. 因此本文采用盒式模糊集求解所提出的DRO模型, 其形式如下:

$$\mathbb{P} = \{\mathbf{p} = \mathbf{p}_0 + \boldsymbol{\pi} | \mathbf{e}^T \boldsymbol{\pi} = 0, \|\boldsymbol{\pi}\|_\infty \leq \Psi\}. \quad (16)$$

其中: \mathbf{p}_0 为参考分布, 即最接近不确定参数真实概率分布的经验分布; \mathbf{e} 为单位向量; $\boldsymbol{\pi} \in R^S$ 为波动向量; $\Psi \in [0, 1]$ 为波动上界; $\mathbf{e}^T \boldsymbol{\pi} = 0$ 保证概率 \mathbf{p} 之和为1. 本文设计盒式模糊集的原因有以下3点^[14-15]: 1) 该模糊集对于处理不确定性问题具有良好的适应性, \mathbf{p}_0 可以从历史数据中得到, 在工程上易于实现, 通过调整 Ψ 来适应不同的不确定性程度, 具有较强的灵活性; 2) 数学表达清晰, 结构简单, 便于提高计算效率; 3) 该集合具有渐近性.

3 求解算法

基于上述盒式模糊集, DRO模型可等价转化为确定性整数线性规划模型, 本文提出以下定理并给出证明. 为了便于表达, 部分公式基于向量表示.

定理1 在盒式模糊集 \mathbb{P} 下, DRO模型(15)可等价转化为如下形式:

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{x}, \mathbf{b}, \mathbf{y}, \mu, \gamma, \beta} Q(\mathbf{x}, \xi(\omega))^T \mathbf{p}_0 - \Psi^T \gamma - \Psi^T \beta; \\ & \text{s.t. } e\mu + \gamma - \beta = Q(\mathbf{x}, \xi(\omega)), \\ & \quad \gamma \geq 0, \beta \geq 0, \\ & \quad \text{约束(2) ~ (13)}. \end{aligned} \tag{17}$$

其中 $\mu, \beta, \gamma \in R \times R^{|\mathbb{P}|} \times R^{|\mathbb{P}|}$ 为辅助变量.

证明 与式(14)同理,可以得到

$$\min_{P \in \mathbb{P}} \{E_P[Q(\mathbf{x}, \xi(\omega))]\} = \min_{P \in \mathbb{P}} Q(\mathbf{x}, \xi(\omega))^T \mathbf{p}. \tag{18}$$

在盒式模糊集下,式(18)可以转化为如下形式:

$$\begin{aligned} & \min_{P \in \mathbb{P}} Q(\mathbf{x}, \xi(\omega))^T \mathbf{p} = \\ & Q(\mathbf{x}, \xi(\omega))^T \mathbf{p}_0 + \\ & \min_{\pi} \{Q(\mathbf{x}, \xi(\omega))^T \pi | e^T \pi = 0, \|\pi\|_{\infty} \leq \Psi\}, \end{aligned} \tag{19}$$

其中 $\|\pi\|_{\infty} = \max_{1 \leq \omega \leq |\mathbb{P}|} |\pi_{\omega}|$. $\min_{\pi} \{Q(\mathbf{x}, \xi(\omega))^T \pi | e^T \pi = 0, \|\pi\|_{\infty} \leq \Psi\}$ 可以进一步改写为

$$\begin{aligned} & \min_{\pi} Q(\mathbf{x}, \xi(\omega))^T \pi; \\ & \text{s.t. } e^T \pi = 0, -\pi \leq \Psi, \pi \leq \Psi. \end{aligned} \tag{20}$$

其中 $\Psi = \Psi e$. 模型(20)的对偶形式可表示为

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{b}, \mathbf{y}, \mu, \gamma, \beta} (-\Psi^T \gamma - \Psi^T \beta); \\ & \text{s.t. } e\mu + \gamma - \beta = Q(\mathbf{x}, \xi(\omega)), \\ & \quad \gamma \geq 0, \beta \geq 0. \end{aligned} \tag{21}$$

因此,式(18)的对偶形式可表示为

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{b}, \mathbf{y}, \mu, \gamma, \beta} Q(\mathbf{x}, \xi(\omega))^T \mathbf{p}_0 - \Psi^T \gamma - \Psi^T \beta; \\ & \text{s.t. } e\mu + \gamma - \beta = Q(\mathbf{x}, \xi(\omega)), \end{aligned}$$

$$\gamma \geq 0, \beta \geq 0. \tag{22}$$

综上,在盒式模糊集下,基于强对偶定理^[14],可以将模型(15)等价转化为易于计算的线性规划模型(17),调用GUROBI软件进行求解. □

模型(17)的标量形式可表示为

$$\begin{aligned} & \max \sum_{1 \leq \omega \leq |\mathbb{P}|} Q(\mathbf{x}, \xi^{\omega}) p_0^{\omega} - \sum_{1 \leq \omega \leq |\mathbb{P}|} \Psi^{\omega} \gamma^{\omega} - \\ & \sum_{1 \leq \omega \leq |\mathbb{P}|} \Psi^{\omega} \beta^{\omega}; \\ & \text{s.t. } \mu + \gamma^{\omega} - \beta^{\omega} = Q(\mathbf{x}, \xi^{\omega}), \\ & \quad 1 \leq \omega \leq |\mathbb{P}|, \gamma^{\omega} \geq 0, \beta^{\omega} \geq 0, 1 \leq \omega \leq |\mathbb{P}|, \\ & \quad \text{约束(2) ~ (13)}. \end{aligned} \tag{23}$$

注1 对比上述DRO模型和SP模型,若模糊集中波动参数 $\Psi = 0$,即可得到不确定参数的精确概率分布,则DRO模型(17)退化为2.2节中传统两阶段随机规划模型SP. 因此, DRO模型本质上是SP模型的推广, SP模型是DRO模型的特殊情形.

4 算例分析

4.1 基础数据

本节基于宁杭高速铁路进行算例分析. 如图2所示,南京南至杭州东为下行方向,反之为上行方向. 选取南京南站、溧水站、溧阳站、宜兴站、长兴站、湖州站、杭州东站共7个车站为高铁快递业务办理站,并按1至7的顺序编号,各站间的运输距离已知,假设车站装卸快递的效率与车站等级、业务规模等因素有关,如南京南站和杭州东站均为重要铁路枢纽,这些车站的装卸效率应高于一般等级的车站. 本例假设装货效率与卸货效率相等,南京南站和杭州东站装卸效率设为100箱/min,其余车站均设为60箱/min.

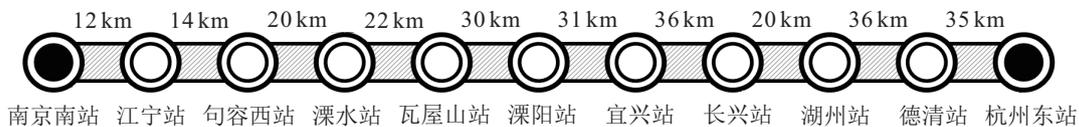


图2 宁杭高速铁路线路示意图

选取某工作日上午下行方向各14列车预留货运车厢进行高铁客货共运,列车运行图见图3. 对于随机运能,本文考虑3种场景(低运力、中运力、高运力)并设置 $\mathbf{p}_0 = (0.3, 0.6, 0.1)^T$, $\Psi = 0.06$,不同场景下各列车所预留的货运车厢数如表2所示. 每节车厢装运快递的能力与场景无关,假设 $\theta = 50$. 在实际运营过程中,高铁快运业务的需求信息可通过分析历史数据获得,但因相关数据涉及运营企业的商业核心尚未公开,为进一步验证所提出方法的有效性,本文

假设有5种送到时限的货物, $|L| = 5$,对应时间窗以及时间惩罚成本相关计算参数取值见表3. 随机生成各OD间不同送到时限的快递需求量,如图4所示. 高铁快递单位运价的设置参考广东顺丰高铁物流有限公司,5种送到时限快递的运价分别为4元/箱/km、3元/箱/km、3元/箱/km、3元/箱/km、4元/箱/km,需求未满足时的单位违约惩罚成本设为对应运价的20%,快递单位运输成本以及空箱单位运输成本分别为0.5元/箱/km、0.2元/箱/km.

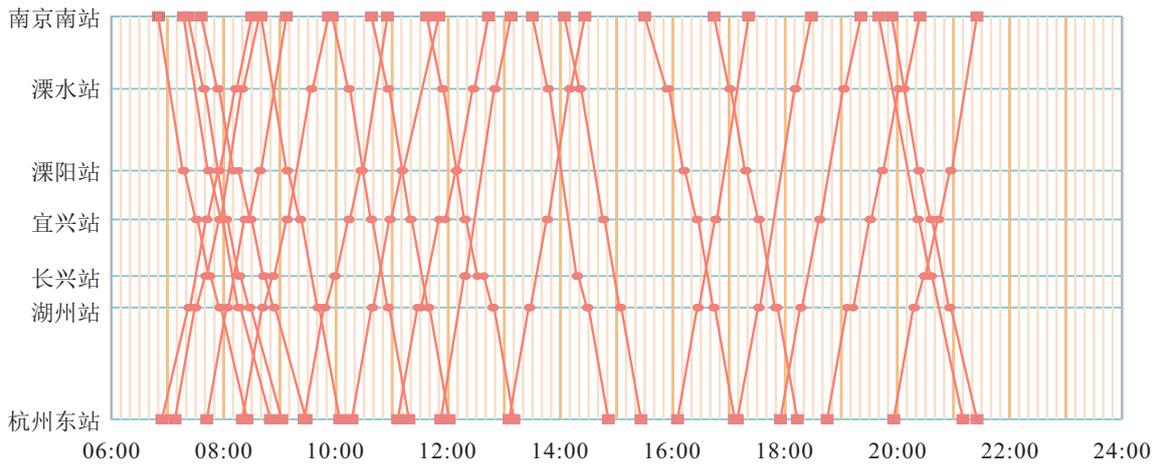


图3 宁杭线高铁快运列车运行图

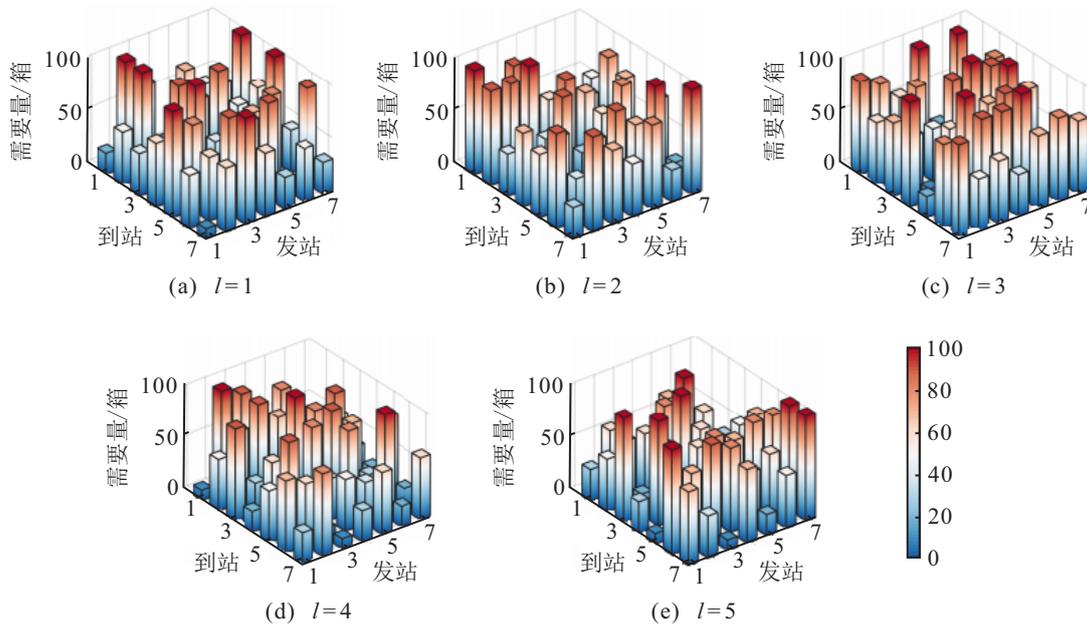


图4 各OD间不同送到时限的高铁快递需求

表2 不同场景下各列车的预留货运车厢数量

方向	ω	列车													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
下行	1	1	1	0	1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	0
	2	2	1	2	1	1	1	1	2	2	1	2	1	1	1
	3	3	2	2	1	3	1	2	3	3	3	2	1	1	1
上行	1	1	1	0	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0
	2	2	2	1	1	1	2	2	2	1	2	2	1	1	1
	3	3	1	3	1	3	2	1	1	2	2	2	3	2	2

表3 送到时限及时间惩罚成本相关计算参数

l	U_1^l	$[u_1^l, u_2^l]$	U_2^l	α_1^l /(元/箱/min)	α_2^l /(元/箱/min)
1	6:30	7:00~9:00	9:30		
2	9:30	10:00~12:00	12:30		
3	12:30	13:00~15:00	15:30	0.5	2
4	15:30	16:00~18:00	18:30		
5	18:30	19:00~21:00	21:30		

4.2 结果分析

本算例涉及42个OD、5种送到时限的高铁快递需求,结合4.1节相关参数的设置,调用GUROBI对等价的确定性整数线性规划模型(17)进行求解,经过659s得到最优的高铁快递运输计划如图5所示,对应的最大期望总收益为1 725 000元。

从整体上看,得到的最优运输计划能保证运输服务时效性,不同运营时段列车计划运输的快递与其送到时限要求高度吻合。下行方向列车1~列车4从车站1~车站7的运营时间均在6:50~9:28内,图5(a)中这4列列车计划运输的快递的送到时限均为 $l=1$,该类快递送到时限为7:00~9:00,所能接受的最早送到时间为6:30,最晚送到时间为9:30,因此能保证快递运输时效。上行方向列车4到达车站4的时刻为9:07,早于 $l=2$ 的快递所能接受的最早送到时间9:30,从图5(b)可以看出在最优运输计划中,该列车

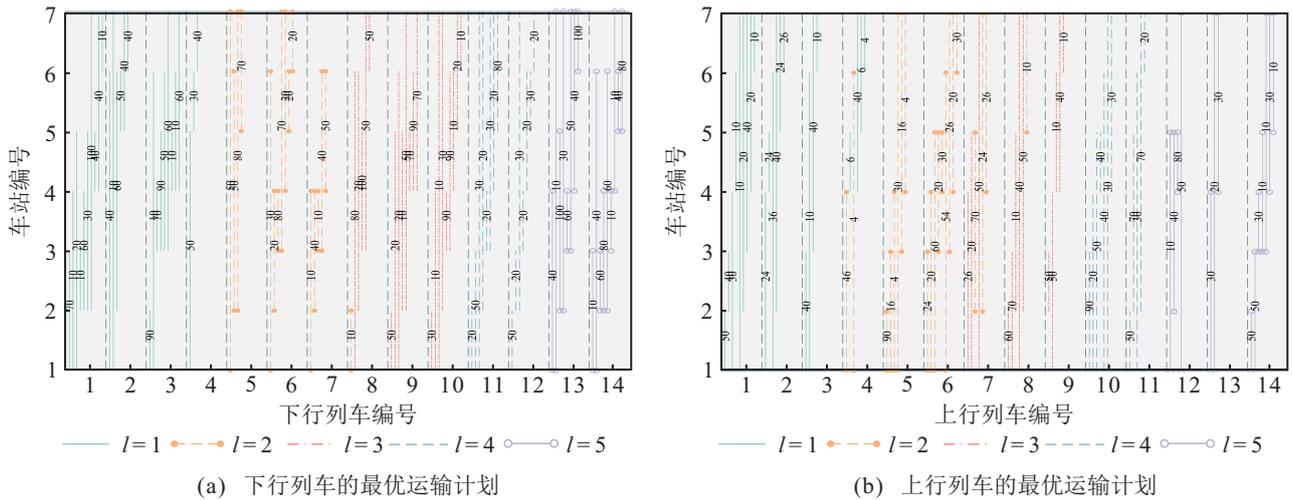


图5 最优高铁快递运输计划

计划运到车站6、车站5、车站4的快递类型只有 $l = 1$; 该列车在车站3不停车通过; 到达车站2、车站1的时刻分别为9:33、9:52, 晚于 $l = 1$ 的快递所能接受的最晚送到时间9:30, 图5(b)中该列车计划送达至车站1的快递均为送到时限为 $l = 2$ 的快递. 这进一步表明本文优化模型得到的运输计划符合“时效优先”的原则, 为不同OD间不同送到时限的快递合理安排列车进行运输, 满足多样化需求的同时能够最大化高铁快递运营企业的经济效益.

4.3 灵敏度分析

4.3.1 时间惩罚费率 α_1, α_2 的灵敏度分析

为探究不同时间惩罚强度 (α_1, α_2) 对运输计划的影响, 分别设定不同的提前送达惩罚费率 α_1 和延迟送达惩罚费率 α_2 , 其他参数保持不变, 测试DRO模型, 分析不同时间惩罚强度下最大期望总收益、各场景下提前率和延迟率的变化, 计算结果见表4.

表4 不同提前(延迟)送达惩罚强度下提前(延迟)率和最大期望利润

α_1	提前率/%			Z
	ω_1	ω_2	ω_3	
0.5	8.05	8.3	7.43	1 725 000
3	6.76	6.98	6.13	1 703 300
5.5	4.61	4.96	4.32	1 688 200
8	4.19	4.55	4.02	1 678 400
10	3.99	4.35	3.84	1 671 300
α_2	延迟率/%			Z
	ω_1	ω_2	ω_3	
2	19.05	17.61	17.73	1 725 000
6	15.21	14.13	14.58	1 673 600
10	14.32	13.46	13.97	1 632 900
15	10.52	9.32	9.71	1 606 600
20	9.98	9.32	9.69	1 587 200

表4结果表明: α_2 保持不变, 随着 α_1 的增大, 各场景下快递的提前送达率降低, 快递提前送达情况和最大期望总收益均降低; 同理, α_1 保持不变, 随着 α_2 的增大, 各场景下快递的延迟送达率降低, 快递延迟送达情况和最大期望总收益也降低. 可见, 增大提前(延迟)送达惩罚强度能够降低高铁快递的提前(延迟)送达率, 提高高铁快运服务的准点率, 保证运输时效和服务水平, 但最大期望总收益会随之减少. 因此在实际运营中, 高铁快递运营企业应根据需求合理设定两种惩罚费率, 从而达到较高准点率和较高期望收益, 实现服务水平和企业收益的“双全”.

4.3.2 单位违约惩罚成本 f_u^{ijl} 的灵敏度分析

为探究需求未满足时的单位违约惩罚成本 f_u^{ijl} 对运输计划的影响, 对各OD间不同送到时限的需求同比例增大或减小相应的 f_u^{ijl} . 具体地, 第4.1节中 f_u^{ijl} 设为对应运价 p^{ijl} 的20%, 因此本节对该比例(违约惩罚强度)进行调整, 其他参数保持不变, 分别测试DRO模型和SP模型, 分析不同违约惩罚强度下最大期望总收益、各场景下未满足需求量的变化, 计算结果见表5. 随着违约惩罚强度不断增大, 最大期望总

表5 不同违约惩罚强度下各场景未满足的需求量和最大期望收益

惩罚强度	SP			Z	DRO			Z
	未满足的需求量				未满足的需求量			
	ω_1	ω_2	ω_3		ω_1	ω_2	ω_3	
0	637	816	605	1 851 000	720	926	524	1 802 600
5%	420	370	120	1 820 300	324	100	176	1 774 100
10%	394	50	116	1 794 600	286	60	172	1 754 700
20%	338	50	104	1 769 100	224	50	150	1 725 000
40%	230	0	100	1 720 100	205	10	148	1 667 600

收益均下降,各场景下未满足的需求量均降低.可见,增大违约惩罚强度能减少无法满足的需求量,保障运营企业信誉,但会降低最大期望总收益.此外,当 f_u^{ijl} 相同时,由于SP模型中场景概率分布精确已知,得到的运输计划期望总收益更高.

4.4 DRO模型与SP模型的性能对比

为探究扰动参数 Ψ 对DRO模型优化效果的影响,本节保持其他参数不变,改变 Ψ 值进行测试,结果见表6.随着 Ψ 不断增大,最大期望总收益不断减少,这是因为 Ψ 表示不确定参数的波动程度, Ψ 越大表明决策者已知的有关随机运能的概率分布信息越少,得到的解越保守; Ψ 越小表明决策者可以获得越精确的概率分布信息,得到的解质量越好.此外,本节进一步计算了DRO模型的分布鲁棒代价(PDR),有

$$PDR = \frac{SP^* - DRO^*}{SP^*} \times 100\%$$

其中 DRO^* 和 SP^* 分别代表DRO模型和SP模型所得最优目标函数值.基于上述定义,对不同 Ψ 值下的DRO模型计算其对应的PDR.可以看出,相同参数设置下SP模型的最优目标值均大于DRO模型的最优目标值,表明若能获得不确定参数的精确概率分布,则能得到更优的运输计划,获得更高的期望总收益,但在实际运营中难以实现;而DRO模型的PDR最大不超过4.50%,表明DRO模型只需要付出很小的代价即可抵抗随机参数概率分布的不确定性.

表6 不同 Ψ 值下DRO和SP模型的结果对比

Ψ	Z	PDR/%
0	1769100	-
0.01	1761700	0.41
0.02	1754400	0.83
0.03	1747000	1.25
0.04	1739700	1.66
0.05	1732400	2.07
0.06	1724900	2.50
0.07	1717600	2.91
0.08	1710400	3.32
0.09	1703100	3.73
0.10	1695700	4.15

为进一步对比DRO模型和SP模型的表现性能,针对第4.1节中3种场景随机生成 $N(N = 5, 10, 30, 50)$ 组场景概率进行对比实验,测试其得到的解.通过分析所生成的 N 组场景概率值,分别取扰动参数 $\Psi = 0.01, 0.01, 0.01, 0.005$. 具体地,首先利用第4.1节中已知数据并随机设置一组场景概率值分别求解DRO模型和SP模型,得到每个模型所产生的最优运输计划(最优第一阶段决策);然后,利用已知的最优运输计划,分别优化DRO模型和SP模型在上述 N 组概率分布下的第二阶段决策(各场景下的列车运输能力

分配计划和对各类需求的实际运输量),结果见表7,表7中 $Dif = \frac{SP - DRO}{DRO} \times 100\%$ 代表各指标的变化率.可以看出由于DRO模型基于模糊集建立,可以抵抗随机运能概率分布的不确定性,而SP模型只适用于随机运能概率分布信息完全已知的情形,因此当随机运能场景的概率分布信息不完全已知时,DRO模型的极差始终小于SP模型,表明DRO模型最优目标值的波动较小,鲁棒性更强.对于最差解,DRO模型的最差解始终大于SP模型,表明DRO模型可以改善最坏情况下的解.上述性能的提升仅需要平均最优目标值付出不超过16%的代价.

表7 样本外实验结果对比

N	模型	均值	25分位点	75分位点	最差解	极差
5	DRO	1799800	1720800	1926900	1528100	407020
	SP	1802500	1721700	1931000	1526300	412880
	Dif/%	0.1500	0.0523	0.2128	-0.1178	1.4397
10	DRO	1766400	1631800	1887500	1518000	477930
	SP	1769200	1631900	1888400	1516200	483780
	Dif/%	0.1585	0.0061	0.0477	-0.1186	1.2240
30	DRO	1827200	1748500	1896500	1471100	623340
	SP	1829400	1749900	1899000	1470100	627620
	Dif/%	0.1204	0.0801	0.1318	-0.0680	0.6866
50	DRO	1793900	1718500	1886400	1373300	696140
	SP	1793900	1718500	1886400	1373200	696200
	Dif/%	0.0000	0.0000	0.0000	-0.0073	0.0086

5 结论

本文研究了随机运能下高铁快递运输计划优化问题,首先,针对列车货运能力场景概率分布精确已知的情形,建立两阶段随机规划模型;在此基础上,针对列车货运能力场景概率分布信息部分已知的情形,构建两阶段分布鲁棒优化模型,采用盒式模糊集并借助对偶理论将其等价转化为整数线性规划模型;最后设计算例验证上述方法的有效性.结果表明:

1) 在建模中考虑需求时效等级,所得运输计划可根据快递送到时限要求合理安排对应运营时段的列车进行运输,保证运输时效,保障高铁快运的服务质量、增强高速铁路在快递行业的市场竞争力.

2) 增大时间惩罚费率可以提高高铁快递服务的准点率,但会降低最大期望总收益;随着单位违约惩罚成本增大,未满足的需求量和最大期望总收益均减少;扰动参数 Ψ 越大,随机场景概率分布的不确定性越大,最大期望总收益越小.

3) 相较于随机规划方法,利用分布鲁棒优化方法得到的高铁快递运输计划能够更好地规避列车运能不确定带来的风险,增强高铁快运服务的效能和鲁棒

性. 在随机运能场景的概率分布信息部分已知时可以改善最坏情况下的解, 对实际运营具有一定的指导意义.

参考文献(References)

- [1] 李国旗, 申皓, 焦敬娟. 依托高速铁路网络的快递转运枢纽选址研究[J]. 铁道学报, 2021, 43(4): 9-14.
(Li G Q, Shen H, Jiao J J. Study on location of express transshipment hubs based on high-speed railway network[J]. Journal of the China Railway Society, 2021, 43(4): 9-14.)
- [2] 姚玉莹, 张玉召. 客车捎带模式下高铁快捷货物运输方案研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2020, 17(1): 31-38.
(Yao Y Y, Zhang Y Z. Study on express freight transport scheme of high-speed rail in piggyback mode of passenger car[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2020, 17(1): 31-38.)
- [3] 李莅, 闫海峰, 刘慧婷. 货运动车组列车开行方案优化研究[J]. 交通运输工程与信息学报, 2019, 17(1): 94-100.
(Li L, Yan H F, Liu H T. Operation scheme optimization of high-speed railway freight EMU[J]. Journal of Transportation Engineering and Information, 2019, 17(1): 94-100.)
- [4] Yu X Q, Lang M X, Zhang W H, et al. An empirical study on the comprehensive optimization method of a train diagram of the China high speed railway express[J]. Sustainability, 2019, 11(7): 2141.
- [5] 金伟, 李夏苗, 周凌云, 等. 基于列生成算法的高速铁路快捷货运组织方案优化研究[J]. 铁道学报, 2020, 42(9): 26-32.
(Jin W, Li X M, Zhou L Y, et al. Research on optimization of high-speed railway freight transportation organization scheme based on column generation algorithm[J]. Journal of the China Railway Society, 2020, 42(9): 26-32.)
- [6] 陈星瀚, 周培宇, 郎茂祥, 等. 需求变动下高铁快运货流分配与组织模式优化[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(5): 174-186.
(Chen X H, Zhou P Y, Lang M X, et al. High-speed railway express cargo flow allocation and operation organization optimization under varying demand[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2022, 22(5): 174-186.)
- [7] 李竹君, 柏赞, 陈垚. 客货共运下机场线列车运行计划与货运分配方案协同优化[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(5): 154-163.
(Li Z J, Bai Y, Chen Y. Integrated optimization of train service planning and shipment allocation for airport expresses under mixed passenger and freight transportation[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2022, 22(5): 154-163.)
- [8] 戚建国, 周厚盛, 杨立兴, 等. 灵活编组条件下轨道交通客货协同运输方案优化[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(2): 197-205.
(Qi J G, Zhou H S, Yang L X, et al. Optimization methods of combined passenger and freight transportation based on flexible train composition mode[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2022, 22(2): 197-205.)
- [9] Di Z, Yang L X, Shi J G, et al. Joint optimization of carriage arrangement and flow control in a metro-based underground logistics system[J]. Transportation Research—Part B: Methodological, 2022, 159: 1-23.
- [10] Xu G M, Zhong L H, Wu R F, et al. Optimize train capacity allocation for the high-speed railway mixed transportation of passenger and freight[J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 174: 108788.
- [11] Zhen L, Gao J J, Zhang N Z, et al. A decision model for high-speed railway express systems[J]. Computers & Industrial Engineering, 2023, 177: 109087.
- [12] 卢亚菡, 杨凯, 杨立兴, 等. 基于分布鲁棒优化的城市轨道交通网络末班车衔接研究[J]. 控制与决策, 2023, 38(1): 248-256.
(Lu Y H, Yang K, Yang L X, et al. Distributionally robust optimization for the last-train connection planning problem in urban rail transit networks[J]. Control and Decision, 2023, 38(1): 248-256.)
- [13] 夏东阳, 马继辉, 张文义. 考虑双重不确定性的公交时刻表分布鲁棒优化模型[J]. 控制与决策, 2023, 38(4): 1056-1064.
(Xia D Y, Ma J H, Zhang W Y. A distributionally robust optimization model for the bus timetabling problem under two-fold uncertainties[J]. Control and Decision, 2023, 38(4): 1056-1064.)
- [14] Wang W Q, Yang K, Yang L X, et al. Two-stage distributionally robust programming based on worst-case mean-CVaR criterion and application to disaster relief management[J]. Transportation Research—Part E: Logistics and Transportation Review, 2021, 149: 102332.
- [15] Lu Y H, Yang L X, Yang K, et al. A distributionally robust optimization method for passenger flow control strategy and train scheduling on an urban rail transit line[J]. Engineering, 2022, 12: 202-220.
- [16] 张春田, 戚建国, 杨凯, 等. 基于两阶段分布鲁棒优化的列车停站方案与时刻表协同研究[J]. 控制与决策, 2023, 38(4): 1065-1073.
(Zhang C T, Qi J G, Yang K, et al. Two-stage distributionally robust optimization for integrated train stop planning and timetabling[J]. Control and Decision, 2023, 38(4): 1065-1073.)

作者简介

徐光明(1986—), 男, 副教授, 博士生导师, 从事交通运输规划与管理的研究, E-mail: xuguangming@csu.edu.cn;

郭婧(2000—), 女, 硕士生, 从事高铁货运组织优化的研究, E-mail: 214211016@csu.edu.cn;

陈婉茹(1998—), 女, 博士生, 从事高铁货运组织优化的研究, E-mail: wrchen@csu.edu.cn;

秦进(1978—), 男, 教授, 博士生导师, 从事交通运输规划与管理的研究, E-mail: qinjin@csu.edu.cn.