

控制与决策

Control and Decision

需求未知与差异化服务策略下舱位分配与空箱调运联合优化

王文敏, 刁瑾洁, 杨珍花, 邢磊, 靳志宏

引用本文:

王文敏, 刁瑾洁, 杨珍花, 等. 需求未知与差异化服务策略下舱位分配与空箱调运联合优化[J]. *控制与决策*, 2025, 40(12): 3734-3742.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2025.0419>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

需求波动下考虑乘运供应能力的网约车平台动态定价

Dynamic pricing for ride-hailing platform with demand fluctuation and supply capacity

控制与决策. 2021, 36(6): 1499-1508 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0881>

超启发式交叉熵算法求解模糊分布式流水线绿色调度问题

Hyper-heuristic cross-entropy algorithm for green distributed permutation flow-shop scheduling problem with fuzzy processing time

控制与决策. 2021, 36(6): 1387-1396 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1681>

基于粒子群算法的满载需求可拆分车辆路径规划

Split vehicle route planning with full load demand based on particle swarm optimization

控制与决策. 2021, 36(6): 1397-1406 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1323>

现货市场补充作用下基于总量折扣的运输服务采购问题研究

Transportation service procurement based on total discount under complementary effect of spot market

控制与决策. 2021, 36(11): 2794-2802 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0274>

基于机床超低待机状态的流水车间能耗调度

Energy consumption scheduling in flow shop based on ultra-low idle state of numerical control machine tools

控制与决策. 2021, 36(1): 143-151 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0433>

需求未知与差异化服务策略下舱位分配与 空箱调运联合优化

王文敏¹, 刁璀洁¹, 杨珍花², 邢磊³, 靳志宏^{1†}

(1. 大连海事大学 交通运输工程学院, 辽宁 大连 116026;

2. 山东科技大学 经济管理学院, 山东 青岛 266590;

3. 山东科技大学 交通学院, 山东 青岛 266590)

摘要: 舱位分配与空箱调运联合优化是班轮运输业需要重点关注的问题, 针对舱位与空箱调运需求的不确定性, 基于历史大数据采用一种结合长短期记忆网络 (LSTM) 和多层感知机 (MLP) 的 LSTM-MLP 预测模型对细分市场运输需求进行预测. 在此基础上, 着眼于差异化服务策略下的多周期舱位分配与空箱调运联合优化问题, 建立多周期混合整数联合优化模型, 提出一种分支-割平面算法对联合优化模型进行求解. 数值实验结果表明: 基于差异化服务策略的联合优化可有效提升班轮公司收益, 增加客户满意度; 4 组实验验证了分支-割平面算法的有效性和精准性; 所提出基于 LSTM-MLP 预测的联合优化结果比随机需求下的联合优化可提升 8% ~ 17% 的总收益.

关键词: 舱位分配; 空箱调运; 差异化服务策略; 分支-割平面算法; LSTM-MLP 预测; 绿色可持续发展供应链
中图分类号: U695.2 **文献标志码:** A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.0419

引用格式: 王文敏, 刁璀洁, 杨珍花, 等. 需求未知与差异化服务策略下舱位分配与空箱调运联合优化 [J]. 控制与决策, 2025, 40(12): 3734-3742.

Joint optimization of slot allocation and empty container allocation under indeterminate demand and diversity service strategy

WANG Wen-min¹, DIAO Cui-jie¹, YANG Zhen-hua², XING Lei³, JIN Zhi-hong^{1†}

(1. College of Transportation Engineering, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China; 2. College

of Economics & Management, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;

3. College of Transportation, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

Abstract: The joint optimization of slot allocation and empty container repositioning is a critical issue in the liner shipping industry. To address the uncertainty in transportation demand, this study first develops a data-driven forecasting approach using a hybrid LSTM-MLP model, trained on historical big data to predict segmented market demand. The forecast model combines a long short-term memory network (LSTM) and a deep multi-layer perceptron (MLP). Based on the prediction, a multi-period joint optimization model is proposed that integrates slot allocation and empty container repositioning under a diversity service strategy. A mixed-integer programming formulation is developed, and a novel branch-and-cut algorithm is designed to enhance solution efficiency. Results demonstrate that the joint optimization model based on the diversity service strategy can effectively improve the revenue of liner companies and increase customer satisfaction. Four groups of experiments verify the effectiveness and accuracy of the branch-and-cut algorithm. The proposed joint optimization results based on LSTM-MLP prediction can increase the total revenue by 8% ~ 17% compared with the joint optimization under random scenarios.

Keywords: slot allocation; empty container repositioning; diversity service strategy; branch-and-cut algorithm; LSTM-MLP prediction; green sustainable supply chain

收稿日期: 2025-04-21; 录用日期: 2025-08-19.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (72172023); 教育部人文社会科学研究项目 (21YJJCZH201).

责任编辑: 龙建成.

†通信作者. E-mail: jinzhihong@dlmu.edu.cn.

本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

0 引言

海运是维护世界范围内贸易和供应链稳定的基石,近年来,受疫情蔓延、供应链紊乱、贸易政策收紧、地缘政治局势紧张等因素影响,集装箱班轮市场震荡剧烈。集装箱班轮运价在2021年显著上涨,推动全球船队运力自2022年起以年均3.2%的速度扩张。然而,自2022年下半年起,全球海运贸易量下降0.4%^[1]。班轮市场自此陷入需求疲软、运力过剩、舱位利用率低以及市场竞争激烈的局面。站在绿色供应链的角度,利用集装箱班轮空置的舱位进行空箱调运活动,既提升了舱位资源利用率,又避免了班轮公司利用其他运输工具进行空箱调运造成的碳排放,响应了绿色航运的号召。因此,舱位分配与空箱调运联合优化有助于实现集装箱循环利用,避免舱位资源浪费,降低班轮公司运营成本,提升班轮公司收益,进一步推动绿色可持续发展供应链的进程。

针对集装箱班轮舱位资源分配问题的研究起源于收益管理视角,现有研究分别围绕市场细分准则以及舱位预订策略两方面展开。目前,主流的市场细分准则主要分为3类,分别为基于集装箱类型、基于托运人与班轮公司的合作关系以及基于货物对运输时间的要求。Chen等^[2]将集装箱舱位资源分配市场细分为20'以及40'的干货集装箱、冷藏集装箱和开顶集装箱,刘迪等^[3]将市场细分为合同市场和即期市场,Zurheide等^[4]将市场细分为紧急货物市场和非紧急货物市场。部分学者为提高班轮公司收益,针对舱位预订策略进行了研究。Zurheide等^[5]提出了预订限额策略、嵌套预订限额策略和竞价策略,Wang等^[6]提出了超额预订策略和延迟交付策略。

空箱调运是班轮公司不可避免的运营操作^[7],部分学者在对舱位分配问题进行研究时考虑了空箱调运。Chang等^[8]针对舱位分配与空箱调运联合优化问题展开研究,建立了一个双层线性规划模型;Lu等^[9]针对船期表调整情况下考虑空箱的舱位重新分配问题进行了研究,结果表明货物转移成本、货物装卸的潜在利润以及空箱调运收益等因素对于船舶运力决策以及装卸港口选择有显著的影响效果;王文敏等^[10]基于需求分布信息已知的假设,针对在线订舱模式下的舱位分配与空箱调运协同优化问题展开了研究,研究结果表明协同优化可提升班轮舱位的利用率以及班轮公司的收益。

针对上述问题的求解方法,刘迪等^[3]和陈继红等^[11]利用机会约束方法,将模型转化为线性模型,随后利用CPLEX或Matlab求解器进行了求解;郑建

风等^[12]基于感知价值,应用逆优化技术对模型进行了求解;Wang等^[6]提出了拉格朗日与替代次梯度算法相结合的方法对模型进行求解。

空箱调运与舱位分配二者是相辅相成、密不可分的。虽然目前针对舱位分配与空箱调运的研究文献逐渐增多,但是,很多文献仍然将舱位分配与空箱调运作为两个相对独立的优化问题,缺乏系统性的联合策略。此外,部分文献忽视了空重箱间的转化,将空箱调运简化为单周期优化问题。因此,综合考虑多周期的空箱调运与舱位分配联合优化问题有待进一步探索。针对舱位分配与空箱调运问题中运输需求不确定的特点,上述文献采用机会约束以及逆优化等方法首先将随机模型转换为线性模型,随即利用商业软件对模型进行求解。CPLEX等商业软件求解小规模问题有效,但是,当问题求解规模较大时,则无法在规定时间内求得精确解。针对上述问题,本文着眼于研究差异化服务模式下的多周期舱位分配与空箱调运联合优化问题,采用LSTM-MLP^[13-16]联合预测法对重箱与空箱需求进行预测,获取运输需求后,基于差异化服务订舱策略,建立混合整数联合优化模型,并提出改进的分支-割平面算法对问题进行高效地求解。

1 问题描述与建模

1.1 基于差异化服务策略的空箱调运与舱位分配联合优化问题描述

差异化服务是指班轮公司依据托运人的不同偏好以及托运人的自身属性提供多样化的服务,不同等级的不同费率对应于不同的运输时间和运输服务。部分货物(称之为高等级货物)如高附加值产品以及易腐品(如罐头制品、奶制品等)对于运输时间有较高的要求,其货品质量与运输时间呈负相关关系,因此,托运人具有支付更高的费率来获取较短运输时间以及高等级服务的意愿。此外,当托运人隶属于班轮公司需要重点关注的大客户时,其集装箱货物自然也享受高等级服务。由于班轮舱位资源有限,当高等级和普通级货物需求超过运输能力时,班轮公司可选择将部分普通等级的货物推迟至下一周期运输。

1.2 模型假设

本文结合班轮公司实际运营操作,对问题进行合理简化,模型假设如下:

1) 空箱的需求由调运以及租赁两种方式满足,集装箱租赁公司的空箱容量无限大,且本文的空箱调运仅考虑班轮运输模式,不考虑其他运输方式;

2) 前一航次运至港口的重箱,均在当前航次班

- 轮抵达港口前转化为空箱,并运至港口堆存区域;
- 3) 班轮公司运营的航线均可以满足周班频率;
- 4) 普通级货物仅被允许推迟一个航次运输.

1.3 符号定义

本文应用集合、参数、决策变量以及辅助变量的符号定义如表1所示.

表1 符号定义

	符号	定义
集合	G	港口集合, $G = \{1, 2, \dots, j\}$
	H	航线集合, $H = \{1, 2, \dots, h\}$
	M	航次集合, $M = \{1, 2, \dots, m\}$
参数	c_{ij}^{hm}	航线 h 上第 m 航次内港口 i 至港口 j 重箱单位运输成本
	k_{ij}^{hm}	航线 h 上第 m 航次内港口 i 至港口 j 空箱单位运输成本
	r_{ij}^{hm}	航线 h 上第 m 航次内港口 i 至港口 j 单位空箱租赁成本
	u_i^{hm}	航线 h 上第 m 航次内港口 i 集装箱单位堆存成本
	f_{ij}^{hm}	航线 h 上第 m 航次内港口 i 至港口 j 高等级货物单位运输收益
	o_{ij}^{hm}	航线 h 上第 m 航次内港口 i 至港口 j 普通级货物单位运输收益
	E_i^h	航线 h 上第1航次内第 i 港口初始空箱保有量
	C^{hm}	航线 h 上第 m 航次集装箱班轮运力
	F_{ij}^{hm}	航线 h 上第 m 航次内港口 i 至港口 j 高等级货物运输需求量
	D_{ij}^{hm}	航线 h 上第 m 航次内港口 i 至港口 j 普通级货物运输需求量
	K_{ij}^{hm}	航线 h 上第 m 航次内港口 i 至港口 j 空箱运输需求量
	α_{ij}^{hm}	航线 h 上第 m 航次内港口 i 至港口 j 普通型货物最大延迟运输率
	决策变量	x_{ij}^{hm}
y_{ij}^{hm}		航线 h 上第 m 航次内港口 i 至港口 j 普通级货物班轮公司集装箱预订接收量
\tilde{y}_{ij}^{hm}		航线 h 上第 m 航次内港口 i 至港口 j 普通级货物集装箱推迟运输量
\tilde{p}_{ij}^{hm}		航线 h 上第 m 航次内港口 i 至港口 j 集装箱空箱租赁量
p_{ij}^{hm}		航线 h 上第 m 航次内港口 i 至港口 j 集装箱空箱调运量
辅助变量	t_{ij}^{hm}	航线 h 上第 m 航次内港口 i 至港口 j 普通级货物运输量
	X_i^{hm}	航线 h 上第 m 航次内船舶到达港口 i 卸载完成但是未开始装载时船上集装箱量
	s_i^{hm}	航线 h 上第 m 航次内船舶离开港口 i 后空箱剩余量

1.4 基于差异化服务策略的空箱调运与舱位分配联合优化模型构建

基于差异化服务策略的空箱调运与舱位分配联合优化模型构建如下所示:

$$\begin{aligned} \max Z = & \sum_{h \in H} \sum_{m \in M} \sum_{j \in G} \sum_{i \in G} [f_{ij}^{hm} x_{ij}^{hm} + o_{ij}^{hm} y_{ij}^{hm} - \\ & c_{ij}^{hm} (x_{ij}^{hm} + t_{ij}^{hm}) - k_{ij}^{hm} p_{ij}^{hm} - r_{ij}^{hm} \tilde{p}_{ij}^{hm}] - \\ & \sum_{h \in H} \sum_{m \in M} \sum_{i \in G} u_i^{hm} \left(s_i^{hm} + \sum_{j \in G} \tilde{y}_{ij}^{hm} \right). \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \text{s.t. } \tilde{y}_{ij}^{hm} \leq & [\alpha_{ij}^{hm} y_{ij}^{hm}], \quad \forall i, j \in G, \\ & \forall h \in H, \forall m \in M; \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} y_{ij}^{hm} = & \tilde{y}_{ij}^{hm} + t_{ij}^{hm}, \quad \forall i, j \in G, \\ & \forall h \in H, m = 1; \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} y_{ij}^{hm} + \tilde{y}_{ij}^{h(m-1)} = & \tilde{y}_{ij}^{hm} + t_{ij}^{hm}, \quad \forall i, j \in G, \\ & \forall h \in H, \forall m \in M \cap \{m \geq 2\}; \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \sum_{j \in G} t_{ij}^{hm} \leq & C^{hm} - X_i^{hm} - \sum_{j \in G} x_{ij}^{hm}, \quad \forall i \in G, \\ & \forall h \in H, m = 1; \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \sum_{j \in G} t_{ij}^{hm} \leq & C^{hm} - X_i^{hm} - \sum_{j \in G} [x_{ij}^{hm} + \tilde{y}_{ij}^{h(m-1)}], \\ & \forall i \in G, \forall h \in H, \forall m \in M \cap \{m \geq 2\}; \end{aligned} \quad (6)$$

$$x_{ij}^{hm} \leq F_{ij}^{hm}, \quad \forall i, j \in G, \forall h \in H, \forall m \in M; \quad (7)$$

$$y_{ij}^{hm} \leq D_{ij}^{hm}, \quad \forall i, j \in G, \forall h \in H, \forall m \in M; \quad (8)$$

$$p_{ij}^{hm} \leq K_{ij}^{hm}, \quad \forall i, j \in G, \forall h \in H, \forall m \in M; \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \sum_{j \in G} \tilde{p}_{ij}^{hm} + E_i^h \geq & \sum_{j \in G} (x_{ij}^{hm} + y_{ij}^{hm}), \quad \forall i \in G, \\ & \forall h \in H, m = 1; \end{aligned} \quad (10)$$

$$\sum_{j \in G} \tilde{p}_{ij}^{hm} + s_i^{h(m-1)} \geq \sum_{j \in G} (x_{ij}^{hm} + y_{ij}^{hm}), \forall i \in G, \\ h \in H, m \in M \cap \{m \geq 2\}; \quad (11)$$

$$s_i^{hm} = E_i^h + \sum_{\substack{j \in G \\ j \neq i}} p_{ji}^{hm} - \sum_{\substack{j \in G \\ j \neq i}} (x_{ij}^{hm} + y_{ij}^{hm}) - \sum_{\substack{j \in G \\ j \neq i}} p_{ij}^{hm}, \\ \forall i \in G, \forall h \in H, m = 1; \quad (12)$$

$$s_i^{hm} = s_i^{h(m-1)} + \sum_{\substack{j \in G \\ j \neq i}} p_{ji}^{hm} + \sum_{\substack{j \in G \\ j \neq i}} (x_{ji}^{h(m-1)} + t_{ji}^{h(m-1)}) - \\ \sum_{\substack{j \in G \\ j \neq i}} \tilde{p}_{ji}^{h(m-1)} - \sum_{\substack{j \in G \\ j \neq i}} (x_{ij}^{hm} + y_{ij}^{hm}) - \sum_{\substack{j \in G \\ j \neq i}} p_{ij}^{hm}, \\ \forall i \in G, h \in H, m \in M \cap \{m \geq 2\}; \quad (13)$$

$$X_i^{hm} = \\ \sum_{\substack{n < i < j \\ i, j, n \in G}} (x_{nj}^{hm} + t_{nj}^{hm} + p_{nj}^{hm}) + \sum_{\substack{j < n < i \\ i, j, n \in G}} (x_{nj}^{hm} + t_{nj}^{hm} + p_{nj}^{hm}), \\ \forall i \in G, h \in H, m = 1; \quad (14)$$

$$X_i^{hm} = \\ \sum_{\substack{n < i < j \\ i, j, n \in G}} (x_{nj}^{hm} + t_{nj}^{hm} + p_{nj}^{hm}) + \sum_{\substack{j < n < i \\ i, j, n \in G}} (x_{nj}^{hm} + t_{nj}^{hm} + p_{nj}^{hm}) + \\ \sum_{\substack{i < j < n \\ i, j, n \in G}} [x_{nj}^{h(m-1)} + t_{nj}^{h(m-1)} + p_{nj}^{h(m-1)}], \\ \forall i \in G, h \in H, m \in M \cap \{m \geq 2\}; \quad (15)$$

$$\sum_{j \in G} p_{ij}^{hm} \leq C^{hm} - X_i^{hm} - \sum_{j \in G} (x_{ij}^{hm} + t_{ij}^{hm}), \\ \forall i \in G, \forall h \in H, m = 1; \quad (16)$$

$$\sum_{j \in G} p_{ij}^{hm} \leq C^{hm} - X_i^{hm} - \sum_{j \in G} [x_{ij}^{hm} + \tilde{y}_{ij}^{h(m-1)} + t_{ij}^{hm}], \\ \forall i \in G, \forall h \in H, m \in M \cap \{m \geq 2\}; \quad (17)$$

$$\sum_{j \in G} (x_{ij}^{hm} + t_{ij}^{hm} + p_{ij}^{hm}) \leq C^{hm} - X_i^{hm}, \\ \forall i \in G, \forall h \in H, \forall m \in M; \quad (18)$$

$$x_{ij}^{hm}, y_{ij}^{hm}, \tilde{y}_{ij}^{hm}, \tilde{p}_{ij}^{hm}, p_{ij}^{hm}, t_{ij}^{hm}, X_i^{hm}, s_i^{hm} \in \mathbb{Z} \cup \{0\}, \\ \forall i, j \in G, h \in H, m \in M. \quad (19)$$

其中: 式 (1) 为决策期内基于差异化服务策略的班轮公司收益最大化目标函数; 式 (2) ~ (4) 为普通级货物延迟运输量约束; 式 (5) 和 (6) 为普通级货物按期运输量约束; 式 (7) 和 (8) 为各类型货物接收预订量约束; 式 (9) 为空箱调运量约束; 式 (10) 和 (11) 为空箱供给量约束; 式 (12) 和 (13) 为空箱转换公式; 式 (14) 和 (15) 为班轮完成卸货任务暂未开始装货任务时, 班轮上集装箱量转换公式; 式 (16) 和 (17) 为运输优先级约束; 式 (18) 为容量约束; 式 (19) 为变量非负整数约束。

2 求解方法

2.1 基于 LSTM-MLP 的需求预测

为应对各等级的集装箱舱位预订与空箱调运需求的随机性和不确定性难题, 提升联合优化的效果, 准确的需求预测显得尤为关键. 因此, 本文基于历史大数据, 首先构建 LSTM 与 MLP 相结合的深度学习预测框架, 分别针对高等级货物、普通级货物以及空箱需求进行预测. LSTM-MLP 算法流程如算法 1 所示.

算法 1 基于 LSTM-MLP 的多类别货物运输需求预测算法.

1. input: 高等级货物、普通级货物以及空箱的历史需求量序列 $X^{(1)}, X^{(2)}, X^{(3)}$;
2. output: 预测值 $\hat{y}^{(1)}, \hat{y}^{(2)}, \hat{y}^{(3)}$.
3. for $i = 1$ to 3 do
4. 对 $X^{(i)}$ 进行数据预处理:
5. 去除冗余特征
6. 缺失值填补(如线性插值)
7. Min-Max 归一化处理
8. end for
9. 初始化 LSTM 参数: $W_f, W_i, W_c, W_o, U_f, U_i, U_c, U_o, b_f, b_i, b_c, b_o$
10. 初始化 MLP 参数: $W_1, W_2, W_3, b_1, b_2, b_3$
11. for $i = 1$ to 3 do
12. $X \leftarrow X^{(i)}$
13. 初始化: $h_0 \leftarrow 0, c_0 \leftarrow 0$
14. for $t = 1$ to T do
15. $f_t \leftarrow \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f)$ //遗忘门
16. $i_t \leftarrow \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i)$ //输入门
17. $\tilde{c}_t \leftarrow \tanh(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c)$ //候选状态
18. $c_t \leftarrow f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t$ //更新记忆单元
19. $o_t \leftarrow \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o)$ //输出门
20. $h_t \leftarrow o_t \odot \tanh(c_t)$ //当前隐状态
21. end for
22. $h_T \leftarrow h_t$ //最终隐状态作为序列特征表示
23. $z_1 \leftarrow \text{ReLU}(W_1 \cdot h_T + b_1)$
24. $z_2 \leftarrow \text{ReLU}(W_2 \cdot z_1 + b_2)$
25. $\hat{y}^{(i)} \leftarrow W_3 \cdot z_2 + b_3$
26. end for
27. return $\hat{y}^{(1)}, \hat{y}^{(2)}, \hat{y}^{(3)}$

LSTM 首先用于学习和记忆历史运输需求数据中的时间序列特征, 捕捉需求数据中长期与短期变化的交互影响关系, 其核心结构包括遗忘门、输入门和输出门. 这些门控机制使得 LSTM 在处理具有延

迟依赖性的问题时表现出良好的性能,其超参数设置参见文献 [17].

在获取 LSTM 提取的深层时间序列特征后,进一步嵌入 MLP 模型对未来各周期的需求进行精细预测. MLP 是一种典型的前馈神经网络,由输入层、多个隐藏层以及输出层组成.通过非线性激活函数和多层网络结构,捕捉高维非线性关系,提升模型的表达能力和预测精度. MLP 避免了深层反馈连接所可能引发的梯度震荡和学习不稳定问题,因而展现出较强的稳定性和泛化能力.

2.2 分支-割平面算法

在详细阐述分支-割平面算法前,首先基于联合优化模型的特点,选取适配的有效的割平面.本文选取割平面分为两类:一般有效不等式和互斥有效不等式.一般有效不等式定义了各类集装箱运输量的上界,如下所示:

$$\begin{aligned} & [\mu_1]x_{ij}^{hm} + [\mu_2]t_{ij}^{hm} + [\mu_3]p_{ij}^{hm} \leq \\ & \mu_1 F_{ij}^{hm} + \mu_2 D_{ij}^{hm} + \mu_3 K_{ij}^{hm}, \mu \in \mathbb{R}^+, \\ & \forall i, j \in G, h \in H, m \in M, \end{aligned} \quad (20)$$

其中引入了任意正实数 μ_1 、 μ_2 和 μ_3 . 互斥有效不等式如下所示:

$$\begin{aligned} & (1 - k_i^{hm}) \sum_{j \in G} p_{ij}^{hm} \leq s_i^{hm}, \forall i, j \in G, \\ & \forall h \in H, \forall m \in M. \end{aligned} \quad (21)$$

这里:引入了虚拟 0-1 变量 k_i^{hm} , 当且仅当航线 h 上第 m 航次的第 i 个港口为缺箱港时, $k_i^{hm} = 1$; 否则, $k_i^{hm} = 0$. 对于协同优化模型而言,上述两类割平面是冗余的,但是可用于增强优化模型,割除不可行解,进一步缩短模型的求解时间.分支-割平面算法具体执行过程如算法 2 所示.

算法2 分支-割平面算法.

1. input: 需求预测值 \hat{F} , \hat{D} , \hat{K} 和参数值;
2. output: 最优解 X^* .
3. 初始化: 设置 $t \leftarrow 0$, $UB \leftarrow M$, $LB \leftarrow 0$
4. 根据 \hat{F} , \hat{D} , \hat{K} 构建整数规划模型
5. 求解其线性松弛问题,得到初始解集: $X = \{x_1^0, x_2^0, \dots, x_n^0\}$
6. 初始化节点集合 $\mathcal{N} \leftarrow [\text{root node}]$
7. $X^* \leftarrow \emptyset$
8. while $\frac{|UB - LB|}{\max\{1, |LB|\}} > \varepsilon$ and $t < 100$ do
9. 从 \mathcal{N} 寻找根节点 N
10. 求解该节点的线性松弛问题,得到解 X^N
11. if 无可行解 then

12. 终止: 当前节点无解, 算法结束
13. return X^* 或 “无可行解”
14. else if X^N 为整数解 then
15. 终止: 找到整数解, 返回结果
16. return X^N
17. else
18. 分数解, 计算 $z = c^T x^N$
19. if $z < UB$ then
20. 更新上界 $UB \leftarrow z$
21. end if
22. end if
23. 选择分支变量 x_j (深度优先策略)
24. 构造子节点:
 25. $N_1: x_j \leq \lfloor x_j^N \rfloor$
 26. $N_2: x_j \geq \lceil x_j^N \rceil$
 27. 对 N_1 与 N_2 , 由式(20)和(21)添加割平面, 重新求解并加入 \mathcal{N}
 28. $t \leftarrow t + 1$
 29. end while
 30. return 最优整数解 X^*

2.3 算法设计思路

本文提出一种基于 LSTM-MLP 的分支-割平面算法. 在应用 LSTM-MLP 进行预测的基础上, 对输出的结果进行预测精度验证, 并将需求预测结果作为输入参数嵌入至联合优化模型, 随后采用所提出新型分支-割平面算法进行联合求解.

算法主要分为两个模块, 首先是基于 LSTM-MLP 的需求预测部分, 包含如下 5 个步骤.

step 1: 分别输入高等级集装箱、普通级集装箱以及空箱的历史运输需求量数据矩阵.

step 2: 对数据进行清洗和预处理.

step 3: 将处理后的 3 组数据输入 LSTM 中, 利用预先设置好的参数, 捕捉序列特征.

step 4: 利用 LSTM 捕捉历史需求值的序列特征, 应用 MLP 对需求进行预测, 输出预测值.

step 5: 在对预测值进行检验后, 将其输入至分支-割平面算法优化求解模块, 该模块包含如下 7 个步骤:

step 5.1: 输入预测的需求值, 参数初始化设置;

step 5.2: 求线性松弛解;

step 5.3: 当线性松弛解不满足算法结束条件时, 基于松弛解的目标值更新上界值和下界值;

step 5.4: 应用深度优先策略对节点进行分支操作;

step 5.5: 基于有效不等式 (20) 和 (21) 生成割平

面,添加至节点的线性约束中,进一步压缩分支的可行域范围;

step 5.6: 根据分支节点的求解结果,进一步更新整体的上界值和下界值,并根据与上界值、下界值的差距进行节点的剪支操作,若仍然不满足终止操作,则返回至 step 4 进行分支操作;

step 5.7: 直至满足终止条件跳出循环.

3 数值例分析

本文将满载烟酒、精密仪器及配件、果品、奶及奶制品、鲜花、肉类等的集装箱以及班轮公司重点关注的大客户的集装箱划分为高等级货物集装箱,其余货品的满载集装箱划分为普通等级货物集装箱.本文以表 2 所示 S 公司的两条亚欧航线为例进行数值实验,两条航线的港口挂靠顺序以及港口间的航行距离(单位为海里)如表 2 所示.

表2 航线以及挂靠港

航线	挂靠港口
1	A1-(110)-A2-(213)-A3-(126)-A4-(969)-B1-(632)-B2-(5676)-
	B3-(3476)-C1-(326)-C2-(125)-C3-(1815)-C4-(1336)-
	B3-(3693)-B4-(3579)-B2-(1632)-A1
2	A5-(138)-A6-(492)-A1-(298)-A4-(1467)-B2-(8363)-C5-(105)-
	C3-(1125)-C6-(901)-C7-(8616)-B2-(1481)-A4-(792)-A5

根据 S 公司保密要求,所有港口利用字母和数字的组合来表示.由于舱位价格是保密的,参考以往文献设置本文参数如下: $f_{ij}^{hm} = [0.5 \times d_{ij}^{hm}]$. 其中: d_{ij}^{hm} 为港口间航行距离; $o_{ij}^{hm} = [0.4 \times d_{ij}^{hm}]$; $k_{ij}^{hm} = [0.03 \times d_{ij}^{hm}]$; $c_{ij}^{hm} = [0.1 \times d_{ij}^{hm}]$; $u_i^{hm} \sim \text{rand}(70, 140)$; $r_{ij}^{hm} = [0.25 \times d_{ij}^{hm}]$; $E_i^h \sim \text{rand}(1\ 500, 2\ 500)$; $\alpha_{ij}^{hm} \sim \text{rand}(0.1, 0.3)$.

3.1 数值例结果与模型验证

图 1 为航线 1 中单个航次内,基于 LSTM-MLP 需求预测和差异化服务策略的舱位分配与空箱调运联合优化求解结果.如图 1 所示,普通等级集装箱的舱位分配量高于高等级集装箱,这是由于其舱位需求量更高.此外,高等级集装箱舱位分配量与普通等级集装箱的变化规律基本保持一致,由此可见,集装箱运输量集中于特定港口对之间,资源配置可据此进行策略性调整.在空箱调运方面,空箱调运量显著集中于部分特定港口对,尤其集中在满载集装箱运输需求相对较低的港口对之间,如 B2-A1, C1-A1, C3-A1 以及 C4-A1.这一特征反映了航线上存在较明显的贸易不平衡现象.根据调运方向可推断, A 区港口位于空集装箱的缺箱范围,而 C 区港口位于空箱余箱区域内,且航线 1 去程阶段以满载的重箱运

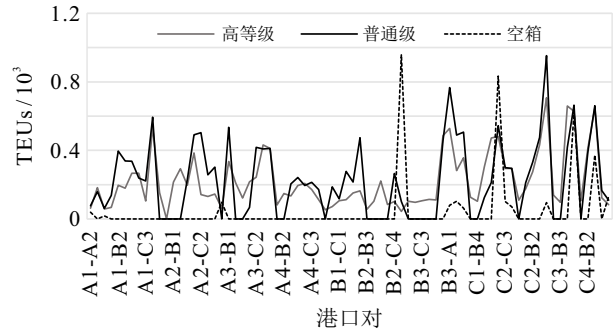


图1 航线 1 单航次实际集装箱运输量

输为主,返程阶段可充分利用剩余舱位资源进行空箱的回调,以实现收益最大化.

为验证所提出差异性服务策略的优化效果,图 2 展示了在不同航线与不同航次条件下所获得的联合优化结果对比.由图 2 可知,采用差异化服务策略后,班轮公司的收益显著提升.根据数值实验结果计算可得,不同航次情景下的差异化服务策略的收益增幅介于 8% ~ 17% 之间.差异化服务策略在提高收益的同时,也有效地提升了客户运输需求的满足率.具体而言,高等级货物的运输需求实现了 100% 满足率,显示出在优先服务机制下,高价值货物得到了充分保障;普通等级货物和空箱的平均运输需求满足率分别为 61.7%、60.93%,较未实施策略前有所提升.这一结果表明,差异化服务策略不仅优化了资源配置效率,还在一定程度上改善了托运人对于服务响应的体验,有助于提升其对于班轮公司的整体满意度和忠诚度.

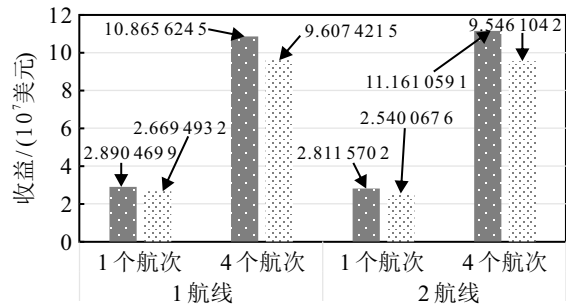


图2 差异性服务策略与非差异性服务策略的收益对比

3.2 LSTM-MLP 有效性与必要性分析

本文利用 S 公司 2021 年 1 月 ~ 2023 年 12 月 144 个航次的 51 840 条有效数据,应用 LSTM-MLP 模型分别对 F_{ij}^{hm} 、 D_{ij}^{hm} 和 K_{ij}^{hm} 进行预测.本文将原始数据划分为训练集和测试集,为检验预测效果,截取一组测试集中的数据进行展示.图 3 为航线 1 单航次实际集装箱运输量.如图 3 所示,预测值与实际值拟合效果较好.为验证 LSTM-MLP 的预测效果,分别应用 LSTM-MLP 和 LSTM 针对测试集中的高等级货物需求进行预测.由图 3 可知, LSTM-MLP

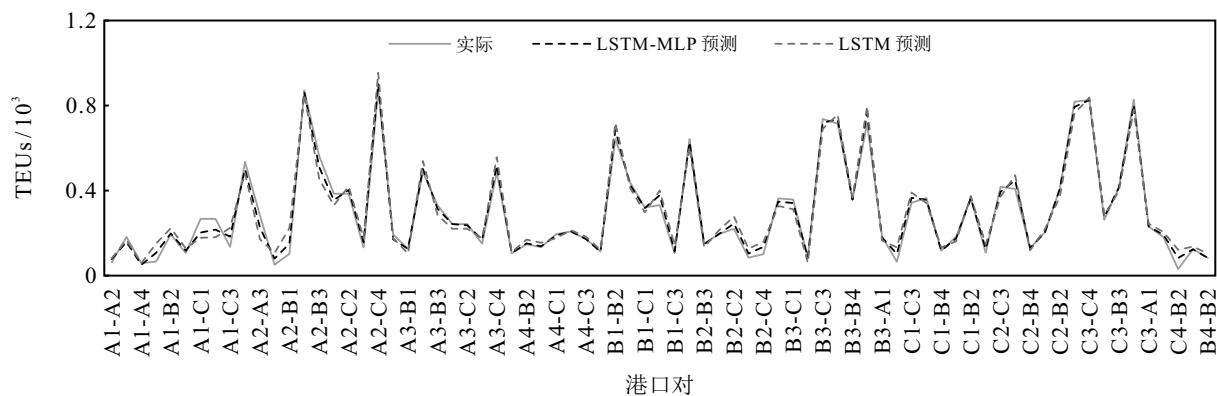


图3 航线1单航次实际集装箱运输量

的预测更加准确,相较于 LSTM 预测的误差范围更小。

为进一步检验 LSTM-MLP 模型的预测误差,选取 MSE (均方误差)、MAE (平均绝对误差)、RMSE (均方根误差) 3 个指标进行检验。针对高等级货物预测的 MSE、MAE、RMSE 值分别为 0.31025、0.42511 以及 0.5570, 针对普通级货物预测的 MSE、MAE、RMSE 值分别为 0.33157、0.36117 和 0.57582, 针对空箱预测的 MSE、MAE、RMSE 值分别为 0.279、0.31753 和 0.52820。由此可验证,所提出 LSTM-MLP 模型对于需求预测的精确度较高,有利于进一步提升班轮公司联合优化效果。

3.3 算法有效性验证

为验证所提出分支-割平面算法的求解性能,本

文在多个情景下开展对比实验,包括不同航线、不同航次等,并将基于 LSTM-MLP 需求预测的分支-割面算法,与直接调用 CPLEX 所得到的精确解进行对比分析。表 3 为 LSTM-MLP 结合分支-割算法性能比较。如表 3 所示,多种情景下的分支-割平面算法均能够在较短时间内求得精确解,表现出良好的求解效率和稳定性。值得注意的是,随着问题规模的扩大,该算法的求解时间增长幅度较为平缓,具有较强的可扩展性。相比之下,调用 CPLEX 所需的求解时间随着求解规模的扩大而急剧增加。由此可见,所提出分支-割平面算法在保证解的精确性的同时,显著提升了求解效率,更能有效地应对大规模的联合优化问题的精确解求解难题。

表3 LSTM-MLP 结合分支-割算法性能比较

航线	航次	LSTM-MLP + CPLEX		LSTM-MLP + 分支-割算法		
		总收益/美元	运行时间/s	总收益/美元	运行时间/s	割平面数
1	1	27904699	51.37	27904699	48.53	44
1	1, 2, 3, 4	108656245	133.29	108656245	60.08	183
2	1	28115702	47.53	28115702	46.41	37
2	1, 2, 3, 4	111610591	131.58	111610591	47.36	151
1, 2	1	55975061	147.28	55975061	71.25	62
1, 2	1, 2, 3, 4	218960916	378.19	218960916	80.14	269

3.4 需求灵敏度分析

分析运输需求变化对于总收益的影响效果,本文将高等级货物和普通等级货物的运输需求分别设置为其初始需求的 0.1 倍 ~ 1.9 倍。图 4 为运输需求变化的灵敏度分析。如图 4 所示,单一的高等级货物运输需求与普通型货物运输需求变化对于总收益的影响效果大致相当,均表现出随着需求增加,总收益同步上升的特征。

然而,当两类重箱需求同时增长时,总收益的增长幅度明显超过单一需求增长,表明了复合型需求的变化对于总收益具有更强的驱动作用。值得关注

的是,随着需求变大其影响效果逐渐趋于缓和,这一现象主要归因于当舱位资源逐渐趋于饱和时,新增的运输需求将难以被满足,从而导致收益增速放缓。

4 结论

本文基于差异化服务策略对需求未知条件下的舱位分配与空箱调运联合优化问题展开研究,构建了多周期联合整数规划模型,提出了 LSTM-MLP 与改进的分支-割平面算法相结合的求解方法,以两条洲际航线为例进行了数值实验分析。根据研究结果得到的主要结论如下。

1) 所应用的 LSTM-MLP 模型针对各细分市场

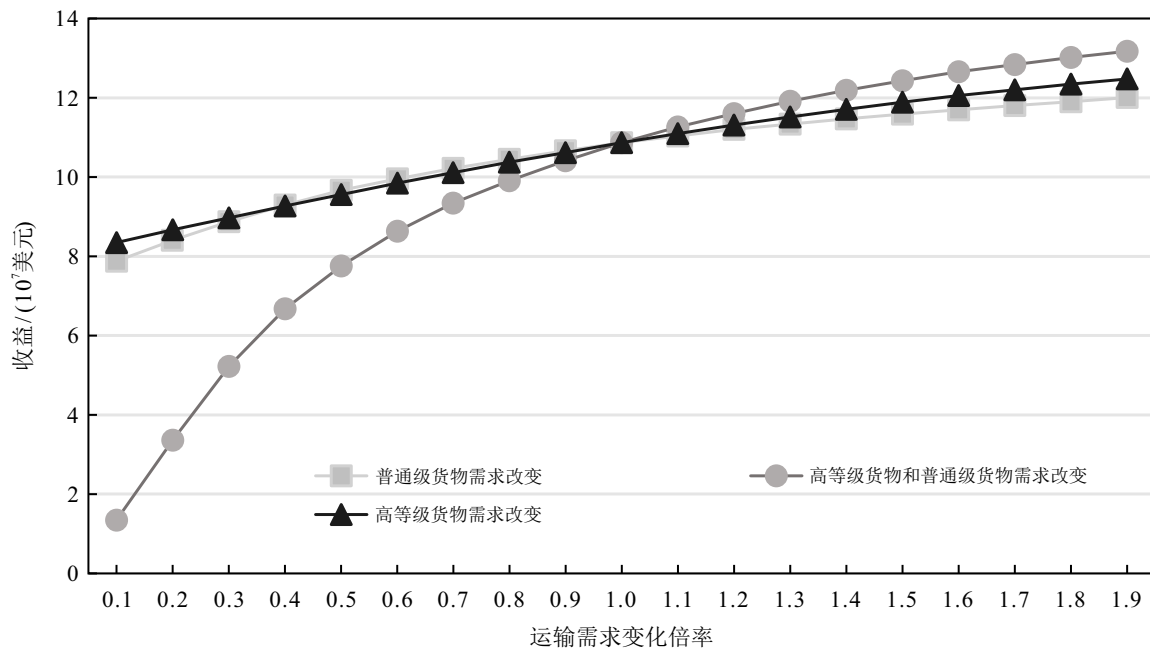


图4 运输需求变化的灵敏度分析

的运输需求的预测结果比单一的 LSTM 的预测效果好,且基于训练集数据验证了其预测结果与真实数据相比误差非常少.针对高等级、普通型以及空箱集装箱运输需求预测的 MSE、MAE、RMSE 值均低于 0.57582,这表明所采用的 LSTM-MLP 在班轮集装箱运输需求预测中适用性较好.

2) 数值实验结果验证了模型的有效性,与非差异化服务策略相比,所提出的差异化服务策略不仅能为班轮公司带来 8%~17% 的收益提升,还可以提高客户的满意度.

3) 4 组不同航线、不同航次的数值实验结果表明,所提出分支-割平面算法与 CPLEX 相比,在求解时间上有显著优势,且更适用于大规模算例的精确求解.

4) 对市场需求的灵敏度分析结果表明,市场的需求变化对于班轮公司收益有显著影响.基于 LSTM-MLP 预测需求与随机需求条件下的联合优化结果对比,进一步验证了针对需求进行精准预测的必要性,高精度的需求预测可为班轮公司提供有效的舱位分配与空箱调运决策指导,能够提升 8%~17% 的总收益.

参考文献 (References)

- [1] United Nations Conference on Trade and Development. Review of maritime transport[R]. Geneva: United Nations, 2023.
- [2] Chen J H, Xu Q J, Zhang H, et al. Bilateral slot exchange and co-allocation for liner alliance carriers of containerized maritime logistics[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2022, 51: 101479.
- [3] 刘迪, 杨华龙, 张燕. 多节点集装箱海铁联运动态定价决策[J]. *系统工程理论与实践*, 2014, 34(1): 104-114. (Liu D, Yang H L, Zhang Y. Dynamic pricing decision-making of multi-node container sea-rail intermodal transport[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2014, 34(1): 104-114.)
- [4] Zurheide S, Fischer K. A revenue management slot allocation model for liner shipping networks[J]. *Maritime Economics & Logistics*, 2012, 14: 334-361.
- [5] Zurheide S, Fischer K. Revenue management methods for the liner shipping industry[J]. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 2015, 27: 200-223.
- [6] Wang T S, Xing Z, Hu H T, et al. Overbooking and delivery-delay-allowed strategies for container slot allocation[J]. *Transportation Research — Part E: Logistics and Transportation Review*, 2019, 122: 433-447.
- [7] 蔡佳芯, 李宇博, 王小寒, 等. 基于 (D, U) 控制策略的港口群空箱存储与调运联合优化[J]. *控制与决策*, 2022, 37(11): 3012-3022. (Cai J X, Li Y B, Wang X H, et al. Inventory-repositioning integrated optimization of empty container in port group based on (D, U) control strategy[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(11): 3012-3022.)
- [8] Chang C H, Lan L W, Lee M. An integrated container management model for optimizing slot allocation plan and empty container repositioning[J]. *Maritime Economics & Logistics*, 2015, 17: 315-340.
- [9] Lu H A, Mu W H. A slot reallocation model for containership schedule adjustment[J]. *Maritime Policy & Management*, 2016, 43(1): 136-157.
- [10] 王文敏, 蔡佳芯, 王小寒, 等. 基于在线订舱与超订策略的集装箱班轮舱位分配与空箱调运协同优化[J]. *运筹与管理*, 2024, 33(5): 16-21. (Wang W M, Cai J X, Wang X H, et al. Collaborative optimization on container liner slot allocation and empty

- container repositioning based on booking online and overbooking strategies[J]. *Operations Research and Management Science*, 2024, 33(5): 16-21.)
- [11] 陈继红, 杨晨, 真虹, 等. 基于随机机会约束规划的班轮联盟舱位租赁最优分配[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2018, 18(1): 207-214.
(Chen J H, Yang C, Zhen H, et al. Optimal allocation for shipping alliance slot charter based on stochastic chance constrained programming[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2018, 18(1): 207-214.)
- [12] 郑建风, 肖懿灵, 赵志昊, 等. 集装箱舱位分配与舱位租赁的感知价格研究[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2024, 24(3): 83-93.
(Zheng J F, Xiao Y L, Zhao Z H, et al. Container slot allocation and perceived slot chartering price[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2024, 24(3): 83-93.)
- [13] 杨新彪, 陈彦如, 秦娟, 等. 基于 VMD-EWT-QWLSTM-TPE 深度学习模型的超短时物流需求多步预测[J]. *控制与决策*, 2024, 39(6): 1859-1868.
(Yang X B, Chen Y R, Qin J, et al. Multi-step prediction of ultra-short-term logistics demand based on VMD-EWT-QWLSTM-TPE deep learning model[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(6): 1859-1868.)
- [14] 冉茂亮, 陈彦如, 杨新彪. 基于 EEMD-LMD-LSTM-LEC 深度学习模型的短时物流需求预测[J]. *控制与决策*, 2022, 37(10): 2513-2523.
(Ran M L, Chen Y R, Yang X B. Short-term logistics demand forecasting based on EEMD-LMD-LSTM-LEC deep learning model[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(10): 2513-2523.)
- [15] Goodfellow I. *Deep learning*[M]. Cambridge: MIT Press, 2016.
- [16] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [17] Bello I, Pham H, Le Q V, et al. Neural combinatorial optimization with reinforcement learning[J]. 2016, arXiv: 1611.09940.

作者简介

王文敏 (1995-), 女, 博士, 主要研究方向为物流系统仿真与优化, E-mail: wmmwarming@163.com;

刁瑾洁 (1996-), 女, 博士生, 主要研究方向为物流系统仿真与优化, E-mail: dcj2021@dlmu.edu.cn;

杨珍花 (1991-), 女, 讲师, 博士, 主要研究方向为物流系统优化与模拟仿真、物流系统调度优化, E-mail: yangzhenhua@sdust.edu.cn;

邢磊 (1989-), 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为物流系统优化与模拟仿真、交通运输系统优化, E-mail: xinglei0915@163.com;

靳志宏 (1963-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为物流系统优化、港航物流系统优化, E-mail: jinzhihong@dlmu.edu.cn.