



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



知识驱动下考虑司机经验的车辆路径问题研究

许瑞, 朱燕燕, 肖巍

引用本文:

许瑞, 朱燕燕, 肖巍. 知识驱动下考虑司机经验的车辆路径问题研究[J]. 控制与决策, 2024, 39(11): 3848–3858.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0853>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于时空聚类求解带容积约束的选址-路径问题](#)

Time-space cluster based location-routing problem with capacitate constraints

控制与决策. 2021, 36(10): 2504–2510 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0073>

[基于平衡鲸鱼优化算法的无人车路径规划](#)

Path planning of unmanned ground vehicle based on balanced whale optimization algorithm

控制与决策. 2021, 36(11): 2647–2655 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0416>

[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>

[基于MCPDDPG的智能车辆路径规划方法及应用](#)

The method and application of intelligent vehicle path planning based on MCPDDPG

控制与决策. 2021, 36(4): 835–846 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0460>

[考虑卸载顺序约束的成品油二次配送车辆路径问题](#)

Vehicle routing problem of refined oil secondary distribution considering unloading sequence constraints

控制与决策. 2020, 35(12): 2999–3005 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1756>

知识驱动下考虑司机经验的车辆路径问题研究

许瑞, 朱燕燕, 肖巍[†]

(河海大学商学院, 南京 211100)

摘要: 在实际物流运输中,通过对大量历史路径数据进行挖掘可以获得司机在线路选择时的行为偏好,并辅助司机规避各类潜在风险,提高路径规划的可靠性. 基于此,考虑司机经验的车辆路径问题,设计一个综合考虑路径可靠度和行驶距离的双重路径评价指标,建立对应的整数规划模型,在充分分析问题特征的基础上提出一种知识驱动型动态多起点变邻域搜索算法. 首先,利用广义序列模式挖掘从历史配送路径集中提取出频繁序列和潜力序列两类经验路径;然后,融合上述经验路径提出一种基于知识的冲突消解策略来构建高质量初始解;最后,使用动态多起点变邻域搜索对初始解进行改进. 结合某珠宝公司实际物流配送数据发现,与传统的变邻域搜索算法相比,所提出算法可极大地降低问题的规模和求解时间,在有效缩短行驶距离的同时提高路径规划的可靠性,为实际物流企业的路径规划提供决策依据.

关键词: 路径规划; 司机经验; 可靠性; 知识驱动; 变邻域搜索; 频繁序列挖掘

中图分类号: C934 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0853

引用格式: 许瑞,朱燕燕,肖巍. 知识驱动下考虑司机经验的车辆路径问题研究[J]. 控制与决策, 2024, 39(11): 3848-3858.

Research on vehicle routing problem with driver experience under knowledge-driven approach

XU Rui, ZHU Yan-yan, XIAO Wei[†]

(School of Business, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: In real-world logistics transportation, leveraging historical route data can provide valuable insights into drivers' route preferences, enabling them to avoid potential risks and enhance route planning reliability. Based on this, this paper studies the vehicle routing problem with the driver's experience, introduces a dual path evaluation index considering both the path reliability and driving distance, and then establishes the corresponding integer programming model. On the basis of fully analyzing the characteristics of the problem, a knowledge-based dynamic multi-start variable neighborhood search algorithm is proposed. Firstly, generalized sequence pattern mining techniques are employed to extract experience paths, including frequent and potential sequence, from a large dataset of vehicle trajectories. Then, a knowledge-based conflict resolution strategy is proposed to construct high-quality initial solutions by integrating the aforementioned experience paths. Finally, a dynamic multi-start variable neighborhood search algorithm is introduced to improve the initial solutions. Through empirical analysis using real logistics distribution data from a jewelry company, the proposed algorithm demonstrates significant improvements compared to traditional variable neighborhood search algorithms. It effectively reduces the scale and solving time of the problem, while simultaneously minimizing driving distance and improving the reliability of path planning, which provide a valuable decision-making foundation for path planning in actual logistics enterprises.

Keywords: route planning; driver experience; degree of reliability; knowledge-driven; variable neighborhood search; frequent sequence mining

0 引言

在复杂的国际贸易背景下,市场需求的波动对物流环节提出了较高要求. 同时,交通拥堵、天气灾害、

区域限制等不确定因素使得制定合理的物流规划方案更加困难. 物联网、云计算、大数据等新一代信息技术的突破式发展,为物流业的数字化转型和改造提

收稿日期: 2023-06-17; 录用日期: 2023-12-03.

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(62106098,42071278,62272210); 广东省类脑智能计算重点实验室项目(2020B121201001); 深圳市自然科学基金稳定支持计划项目(20200925154942002).

责任编辑: 龙建成.

[†]通讯作者. E-mail: wei.xiao@hhu.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.

供了技术支撑.通过数据采集和分析可以辅助实现运输路径方案的优化设计,促进物流效率和管理水平的提升.近年来,我国相继发布了《交通运输智慧物流标准体系建设指南》和《“十四五”现代物流发展规划》等纲领性文件,明确提出应大力推动物流信息化和智能化发展水平,不断促进技术创新.通过信息技术手段获取的大量数据为物流行业带来前所未有的机遇,然而,如何充分挖掘历史数据,提取并学习历史经验以辅助路径规划已成为当前的一项重要挑战.

精确算法和启发式算法是两类常见且高效的求解车辆路径问题(vehicle routing problem, VRP)的方法.精确算法在求解小规模问题时往往可以获得最优解,性能优异但耗时较长^[1-3].相比之下,启发式算法能更快地获得大规模问题的满意解^[4-5].常见的求解VRP问题的启发式算法包括变邻域搜索、模拟退火、遗传算法等.然而,在面对复杂的现实环境时,上述启发式算法在提取和学习历史经验方面存在一定的局限性^[6],难以根据现实情况灵活地进行决策的动态调整.

机器学习方法具备强大的学习和泛化能力,能够辅助决策者根据历史数据自适应调整车辆路径规划方案,已引起了学者们的高度关注.一些学者通过使用预测模型来提高路径的可靠性和安全性.Wang等^[7]设计了一种基于极限梯度增强的路径序列快速构造算法,并利用美团外卖平台的数据验证了算法的有效性.Basso等^[8]利用贝叶斯网络预测车辆在不同路径上的能耗情况,提高了路径规划的可靠性.还有一些学者则侧重于利用序列模式挖掘手段提供更精准和个性化的路径推荐^[9-10].Fonseca-Galindo等^[9]通过挖掘历史路径中的频繁序列提高了大规模物流配送任务的处理能力.张英贵等^[10]将频繁序列挖掘与模糊多层次关联规则挖掘相结合,提出了一种实例相似度匹配算法.

学习型启发式算法作为一种知识驱动型算法,能够有效结合机器学习算法的泛化能力和启发式算法的搜索能力^[11],为求解VRP问题提供了新的思路.Tarantilis等^[12]提出了一种骨干路径(Boneroute)算法,通过复用高质量解中的频繁序列来改进路径规划方案.Zhou等^[13]进一步集成Boneroute与大邻域搜索算法,实现了行驶距离、车辆数量和运输成本等目标的显示信息传递.de Sousa等^[14]提出了一种更复杂的数据挖掘混合启发式算法框架,利用精英解的频繁项集生成更高质量初始解,在加快邻域搜索收敛速度的同时提高了路径规划的性能.学习型启发式算

法能有效提高路径规划的准确性、鲁棒性和可解释性^[15],已逐渐成为解决物流规划问题的重要工具.

受错综复杂的环境因素影响,司机实际执行的配送路径往往与算法推荐的最短路径存在偏差.尽管通过随机或鲁棒优化方法可以提高路径的可靠性^[16],但也带来较高的模型刻画难度和计算复杂度.相比之下,利用司机经验来指导路径规划更加灵活高效^[17],经验的持续反馈学习使得算法不断优化,从而更好地适应各种复杂物流情境.一方面,挖掘司机经验中蕴含的行为偏好能够提高物流运输的可靠性,例如,受道路质量、通行成本、服务区舒适度等因素影响,司机可能更倾向于选择综合情况较优的路线来提高驾驶体验;另一方面,充分利用司机经验能够降低潜在风险和不确定性,经验丰富的司机不但能避免违章驾驶和不必要罚款,还可以灵活适应客户配送时间和地点的需求,从而降低了客户不满意带来的风险.

目前,学术界对于利用司机经验来指导路径规划的相关研究还不够充分,文献数量较少.Cui等^[18]通过协同滤波技术分析出租车轨迹数据来估计用户出行频率.Liu等^[19]提出了考虑实时交通条件的反向强化学习算法,利用出租车轨迹特征计算网络梯度.考虑到启发式算法能在较短时间内有效改善解的质量,因而也受到了一定关注.例如,李晓妮等^[20]研究随机性养护车辆路径规划问题,设计了基于序列模式挖掘和非支配排序遗传算法,验证了将司机经验融入启发式算法可以显著减少道路养护成本.

尽管对于车辆路径问题的研究已取得了较为丰硕的成果,但如何充分挖掘司机的经验知识及建立相关量化指标尚有待进一步研究.此外,现有研究主要集中在通过挖掘算法在搜索过程中产生的序列模式来解决路径规划的基准实例问题,对学习型启发式算法在现实物流场景下应用的研究十分匮乏,因此,可以考虑利用历史路径数据挖掘司机的经验以辅助路径规划.本文基于某珠宝公司的实际物流需求,研究考虑司机经验的车辆路径问题(vehicle routing problem with driver experience, VRPWDE),并提出相应的可靠度指标来度量司机经验.

本文的主要贡献在于:

1)通过引入司机经验提出一种综合考虑可靠度和行驶距离的路径评价指标,弥补了传统物流规划方案无法反映司机行为偏好的不足,更贴近实际路径规划需求.

2)提出利用频繁序列和潜力序列来引导搜索方向的知识驱动型动态多起点变邻域搜索算

法(KDMVNS),相较于传统精确和启发式算法,KDMVNS算法充分利用司机的历史行驶路径,降低对数学模型的依赖程度,在处理相似问题时可获得高质量初始解,大大提高求解效率.此外,该算法能适应不同时期和情境下的路径规划问题,丰富了学习型启发式算法在VRP问题中的理论研究.

3)将所设计的算法应用于案例企业实际运营活动中,通过大量实验验证了该算法的有效性和稳定性.结果表明,该算法能在短时间内获得高质量路径规划方案,可为相关物流企业的路径规划决策提供理论支持.

1 问题描述与模型建立

1.1 问题描述

VRPWDE问题可描述为:在物流配送网络 $G=(V,E)$ 中,单配送中心为多个客户提供产品配送服务,客户的需求和位置已知.其中: $V=0,1,\dots,n$ 表示各物流节点,0表示配送中心, $1,2,\dots,n$ 表示客户; $E=e_{ij}(i,j=0,1,\dots,n)$ 表示各节点间路径的集合;客户 i 的需求量为 q_i ;客户 i 至 j 的距离为 d_{ij} ;车辆数为 K .配送中心需根据当日订单组织车辆并安排配送路线,使得车辆在不超过车辆容量限制 Q 的前提下将货物配送至客户.受道路通行能力、交通法规、区域文化等复杂因素影响,最短路径未必合理可靠,这也增加了路径规划的复杂程度.

引入司机在长期配送过程中积累的丰富经验可以更好地应对不确定因素带来的风险,提高规划路径的经济性和可靠性.历史配送路径中的频繁序列是司机经验的一种体现^[21],包括司机经常访问的特定路径段及访问不同地点时的优先顺序,揭示了司机的行为习惯和路径选择偏好.通过对频繁序列的路径模式的复用,可以避免重新搜索已证明有效的路径,提高路径规划的效率.

现有使用频繁序列支持度来度量司机经验的VRP文献往往只关注路径序列中客户点的访问顺序,而忽略了各客户点之间的距离^[20].然而,距离是路径规划中不可或缺的考量因素,直接影响行驶时间和成本.为避免这一局限性,本文设计一种考虑距离属性的可靠度指标 R 来量化频繁序列中蕴含的司机经验^[22],具体表示如下:

$$R(\ell) = S(\ell) \cdot D(\ell), \quad (1)$$

$$D(\ell) = \log_2 \left(\frac{1 + L(\ell) \max\{d_{ij}x_{ij} | i, j \in \ell\}}{1 + \sum_{i \in \ell} \sum_{j \in \ell} d_{ij}x_{ij}} + \varepsilon \right). \quad (2)$$

其中: $L(\ell)$ 、 $S(\ell)$ 、 $D(\ell)$ 分别表示频繁序列 ℓ 的序列长度、支持度(具体定义见2.1.2节)和距离度量函数; x_{ij} 为决策变量,若车辆从节点 i 驶向 j ,则值为1,否则为0;路径的最长距离可以表示为 $\max\{d_{ij}x_{ij} | i, j \in \ell\}$;为确保仅包含两客户点的频繁序列不被忽略,本文采用对数偏移方式在对数函数中添加偏移常量 ε ,使得对数函数性质得以保持且不影响度量的本质^[23].在该定义下,行驶距离越短、支持度越高的频繁序列被认为具有更高的可靠性.

1.2 模型建立

该问题的数学模型如下:

$$\max z = \omega \mathcal{R}' - (1 - \omega) \mathcal{D}'. \quad (3)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i \in V} x_{ij} = 1, \quad \forall j \in V \setminus \{0\}; \quad (4)$$

$$\sum_{j \in V} x_{ij} = 1, \quad \forall i \in V \setminus \{0\}; \quad (5)$$

$$\sum_{i \in V} x_{i0} = K; \quad (6)$$

$$\sum_{j \in V} x_{0j} = K; \quad (7)$$

$$u_i - u_j + Q_{x_{ij}} \leq Q - q_j, \quad \forall i, j \in V \setminus \{0\}, i \neq j; \quad (8)$$

$$q_i \leq u_i \leq Q, \quad \forall i \in V \setminus \{0\}; \quad (9)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \quad \forall i, j \in V. \quad (10)$$

式(3)为目标函数;式(4)和(5)表示每个客户能且仅能被一辆车访问,且车辆服务完客户后必须离开;式(6)和(7)表示配送中心的度约束, K 辆车从配送中心驶出后需返回配送中心形成 K 条回路;式(8)和(9)表示子回路消除约束,确保每辆车满足容量限制且执行路径不形成子回路;式(10)规定了决策变量 x_{ij} 的取值范围.

值得注意的是,区别于传统以路径最短为目标的VRP问题,VRPWDE问题的目标是最大化可靠度与行驶距离的加权之差,如式(3)所示.其中 ω 表示可靠度权重系数,具体取值取决于决策者对路径可靠度 \mathcal{R} 和行驶距离 \mathcal{D} 之间的相对重视程度.特别地,当 $\omega=0$ 时,等价于以距离最短为目标.为消除两个指标的量纲不一致带来的影响,需对其进行归一化处理,定义中间变量

$$\mathcal{R}' = \frac{\mathcal{R}_{\max} - \mathcal{R}}{\mathcal{R}_{\max} - \mathcal{R}_{\min}}, \quad \mathcal{D}' = \frac{\mathcal{D}_{\max} - \mathcal{D}}{\mathcal{D}_{\max} - \mathcal{D}_{\min}}.$$

本文中,可靠度指标 R 用于量化路径中频繁序列的司机经验,而距离指标 D 用于衡量路径中非频繁序列

的行驶距离. 具体地, 当路径中存在 M 条复用的频繁序列 $\ell = \langle i_1, i_2, \dots, i_\eta \rangle$ 时, 可靠度 \mathcal{R} 如下式所示:

$$\mathcal{R} = \sum_{m=1, \dots, M} R(\ell_m); \quad (11)$$

当路径中存在 H 条非频繁序列 $\bar{\ell} = \langle j_1, j_2, \dots, j_\eta \rangle$ 时, 行驶距离 \mathcal{D} 如下式所示:

$$\mathcal{D} = \sum_{h=1, \dots, H} \sum_{i \in \bar{\ell}_h} \sum_{j \in \bar{\ell}_h} d_{ij} x_{ij}. \quad (12)$$

2 知识驱动型动态多起点变邻域搜索算法

基于 VRPWDE 问题的特征, 本文提出一种知识驱动型动态多起点变邻域搜索算法 (knowledge-

based dynamic multi-start variable neighborhood search, KDMVNS). 该算法由机器学习模块和启发式模块两部分组成. 机器学习模块用于知识抽取, 通过广义序列模式挖掘从历史配送路径集中提取出频繁序列和潜力序列这两类经验组件, 并存储至相应的经验池中, 为初始解构建提供知识基础. 在启发式模块中, 首先设计了基于知识的冲突消解策略, 充分利用两类经验组件构造出更高质量的初始解; 其次, 将变邻域搜索拓展为动态多起点变邻域搜索, 针对初始解进一步迭代寻优, 直到满足终止条件. 算法结构如图1所示.

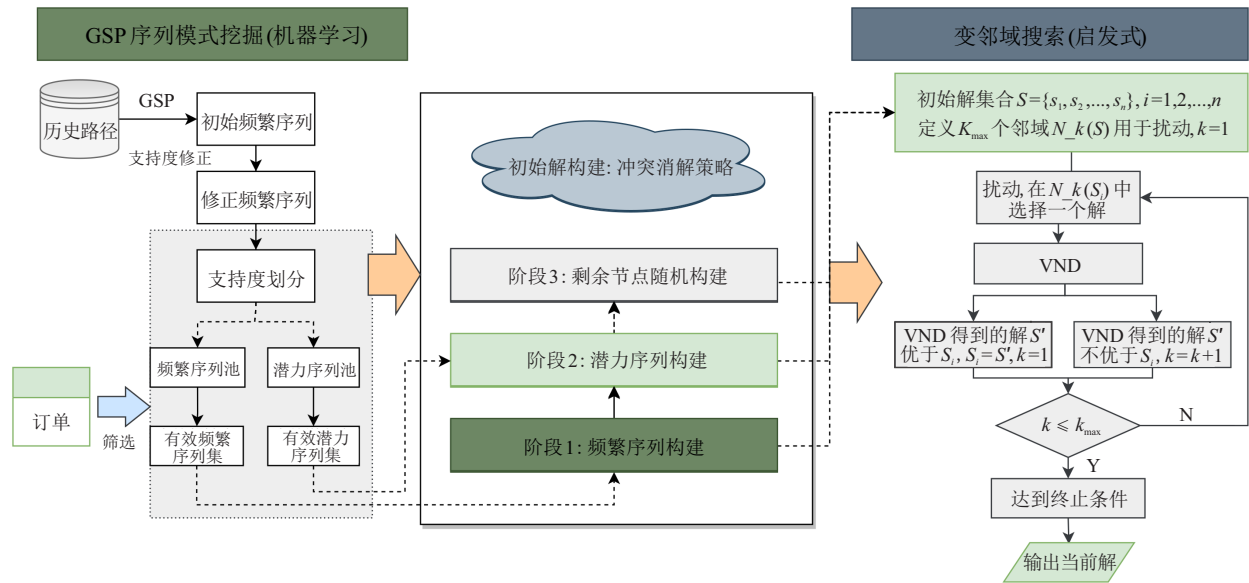


图1 算法结构

2.1 知识抽取

序列模式挖掘作为知识抽取的一种方式, 能够从历史路径中提取出代表司机经验的重要序列模式以辅助路径规划. 本文采用广义序列模式挖掘 (generalized sequential pattern mining, GSP) 方法来提取司机路径集中的频繁序列, 并根据 VRP 问题特征修正支持度定义, 具体描述见 2.1.1 节和 2.1.2 节.

2.1.1 GSP 序列模式挖掘

GSP 算法通过引入时间约束、滑动时间窗和分类层次技术^[24], 有效减少需遍历的候选序列的数量, 其核心步骤如下.

输入: 司机配送路径集 W , 最小支持度阈值 θ ;

输出: 频繁序列集.

step 1: $i = 1$, 遍历司机配送路径集 W , 得到满足支持度阈值 θ 的频繁 1-序列集 F_1 , 作为初始种子集;

step 2: 遍历 F_i 项频繁序列集, 对 F_i 进行连接和剪枝以产生候选 $(i + 1)$ -序列, 得到满足支持度阈值 θ 的频繁 $(i + 1)$ -序列集 F_{i+1} , 作为新的种子集;

step 3: 重复 step 2, 直到没有新的候选序列产生.

2.1.2 支持度修正

考虑到 VRPWDE 问题中客户需求的随机性, 本文对 GSP 算法中传统支持度的定义进行修正, 使其更适用于该问题特征. 针对序列 π , 传统支持度 $S(\pi)$ 指的是包含 π 的事件数占所有事件的比例. 但在 VRPWDE 问题中, 受客户需求随机性的影响, 传统支持度无法准确反映路径序列的真实频繁程度. 因此, 本文对传统支持度进行修正并以表 1 中的配送数据为例加以说明. 表 1 记录了某物流中心的历史订单需求及配送路径. 其中, 订单集提供了客户编码及商品需求信息, 配送中心为 0.

表 1 物流配送数据示例

事件	订单集(客户编号: 需求量)	路径
case 1	1:1, 2:3, 3:6, 4:2, 5:7, 6:4, 7:3	1-3-4-2-0-6-5-7
case 2	1:2, 3:4, 4:3, 5:7, 6:7	1-3-4-6-5
case 3	1:2, 2:3, 3:5, 4:5, 7:7, 8:2	1-4-3-2-7-8
case 4	1:4, 2:1, 3:4, 5:7, 7:3, 8:7	1-3-2-5-8-7

定义 σ 为数据表中的事件/路径集合, $N(\sigma)$ 为路径记录总数, σ_π 表示包含序列 π 中所有元素的事件集合. 以路径序列 $\pi = \langle 1, 3, 4 \rangle$ 为例, 传统支持度定义下 $S(\pi) = \frac{N(\pi)}{N(\sigma)} = \frac{2}{4}$, 修正后的支持度为 $\tilde{S}(\pi) = \frac{N(\pi)}{N(\sigma_\pi)} = \frac{2}{3}$, 高于原支持度. 修正支持度考虑了序列中所有元素的出现条件, 更加精确地反映了序列的频繁程度, 解决了传统支持度无法过滤无关序列所造成的支持度偏移或稀疏的干扰, 提高了数据分析和准确性. 考虑需求条件的修正支持度对于更好地理解 and 应对不同需求模式下的路径规划具有积极意义, 因此, 本文使用修正支持度来获取GSP算法挖掘的频繁序列集.

2.2 基于知识的初始解构建

2.2.1 考虑节点融合的解的编码

本文采用自然数编码方式来表示解的结构, 0表示配送中心, 自然数 $\{1, 2, \dots, n\}$ 表示客户编号. 此外, 引入节点融合的方式, 利用虚拟节点 $\{n+1, n+2, \dots\}$ 表示通过GSP挖掘得到的频繁序列, 在初始解构建完毕后再进一步压缩解的表示. 以6个客户、1个配送中心为例, 假设某初始解为 $s = \{1, 2, 3, 0, 4, 6, 0, 5\}$, 表示3辆车完成配送任务, 配送顺序分别为 $1 \rightarrow 2 \rightarrow 3, 4 \rightarrow 6, 5$. 若序列 $\langle 2, 3 \rangle, \langle 4, 6 \rangle$ 为频繁序列, 则节点融合后 $s' = \{1, 7, 0, 8, 0, 5\}$. 图2展示了节点融合前后该VRP问题对应的图的结构.

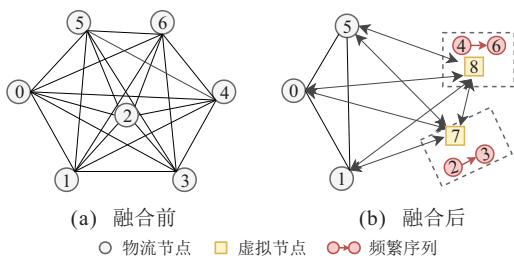


图2 节点融合示意

由图2可知, 节点融合在缩减图中节点和边数量的同时也改变了图的结构. 频繁序列的方向性导致虚拟节点与其他节点之间的距离不再对称, 使得原VRP问题对应的完全无向图变成了有向边与无向边并存的混合图. 在混合图中, 节点数与边数不存在固定的数量关系, 而VRP问题的目标是在图中寻找一组总权值最小的回路, 问题的复杂程度与图中边的数量规模成正比. 下面的定理1分析了节点融合后图中边的数量变化情况.

定理1 若问题中复用 m 条频繁序列, 则节点融合后边的数量至少缩减 m^2 条.

定理1表明, VRP问题对应的图中, 边的数量与

频繁序列数量呈指数减少趋势. 当且仅当所有频繁序列的节点数量都为2时, 减少的边的数量为 m^2 . 实际应用中, 求解问题与历史问题的相似度越高(解中复用的频繁序列的数量越多、长度越长), 节点融合后问题规模的简化效果越明显.

2.2.2 冲突消解策略设计

由于客户需求不可拆分, 存在共同元素的路径序列无法出现在同一种路径规划方案中, 进而引发冲突. 本节给出如下定义:

1) 冲突: 若序列 i 与 j 冲突, 则有 $i \cap j \neq \emptyset$, i 和 j 无法同时出现在解中.

2) 冲突集: 设序列集合为 V , 序列 i 的冲突集是 V 中与 i 产生冲突的序列的集合, 用 $C(i, V)$ 表示.

3) 冲突序列: 集合 V 中冲突集不为空的序列, 冲突序列组成的集合称为冲突序列集; 反之, 冲突集为空的序列称为通用序列, 通用序列组成的集合称为通用序列集.

除频繁序列外, 历史配送路径中还可能存在一些支持度相对较高的潜力序列, 尽管不满足频繁序列的阈值要求, 但仍能揭示部分人工经验, 反映司机在一些特定情况下的行为习惯. 当频繁序列产生冲突时, 潜力序列可被用来扩展路径的选择范围, 提高初始解的质量. 因此, 本文将两类序列分别存储到两类经验池(频繁序列池和潜力序列池)中, 作为初始解构建的两类组件. 为充分利用这两类组件, 提出一种基于知识的冲突消解策略(knowledge-based conflict resolution strategy, KCR). 该策略主要包括3个阶段: 基于冲突消解的频繁序列构建, 基于冲突消解的潜力序列构建和剩余节点随机构建. 在解的构建过程中, 基于贪心准则选择最优候选序列, 即冲突序列集中与当前解不冲突且支持度最高的序列, 并以随机顺序访问通用序列及剩余客户点, 这两种方式的结合有助于提升算法的鲁棒性. 此外, 通过引入节点融合机制进一步压缩解的表示, 在保留司机经验路径的同时提升了求解效率. 该策略的具体流程如下.

输入: 频繁序列池 Ω_1 , 潜力序列池 Ω_2 , 需求订单集 O , 初始化解的集合 $\text{Insol} = \emptyset, \text{Insol}_i = \emptyset, i = 1, 2, 3$;

输出: 初始可行解集合 Insol .

数据准备: 根据需求, 订单集 O 从两类经验池中提取满足容量约束的订单中客户的频繁路径模式, 得到有效频繁序列集 \mathcal{F} 和有效潜力序列集 \mathcal{I} .

阶段1: 基于冲突消解的频繁序列构建.

step 1: 对于 $l \in \mathcal{F}$, 计算 l 的冲突集 $C(l, \mathcal{F})$, 将 \mathcal{F}

划分为冲突频繁序列集 \mathcal{F}_c 和通用频繁序列集 \mathcal{F}_{uc} .

step 2: 以每一个 l_c 为起点进行解空间的构建.

对于所有 $l_c \in \mathcal{F}_c$, 执行以下操作:

1) 令 $\text{sol} = l_c$;

2) 识别候选序列 $V_{\mathcal{F}}$, $V_{\mathcal{F}} = V_{\mathcal{F}}\{\text{sol}, C(\text{sol}, V_{\mathcal{F}})\}$,

选择 $V_{\mathcal{F}}$ 中支持度最高的频繁序列 l_{\max} 作为下一个访问序列, 更新解 $\text{sol} = \text{sol}, l_{\max}$;

3) 重复执行操作 2), 直到 $V_{\mathcal{F}} = \emptyset$;

4) 以随机顺序 $r(\mathcal{F}_{uc})$ 访问 \mathcal{F}_{uc} , 更新解 $\text{sol} = \text{sol}, r(\mathcal{F}_{uc})$, 更新初始解集为 $\text{Insol}_1 = \text{Insol}_1 \cup \text{sol}$.

step 3: 对 Insol_1 去重, 并将其划分为完整解集 S_1 和不完整解集 S'_1 , 更新初始可行解集 $\text{Insol} = S_1$.

阶段 2: 基于冲突消解的潜力序列构建.

step 1: 对不完整解集 S'_1 继续执行解的构建.

对于所有 $\text{sol} \in S'_1$, 执行以下操作:

1) 识别候选序列 V_{Π} , $V_{\Pi} = V_{\Pi}\{\text{sol}, C(\text{sol}, V_{\Pi})\}$,

选择 V_{Π} 中支持度最高的频繁序列 p_{\max} 作为下一个访问序列, 更新解的表示 $\text{sol} = \{\text{sol}, p_{\max}\}$;

2) 重复执行操作 1), 直到 $V_{\Pi} = \emptyset$;

3) 阶段 2 初始解集 $\text{Insol}_2 = \text{Insol}_2 \cup \text{sol}$.

step 2: 将 Insol_2 划分为完整解集 S_2 和不完整解集 S'_2 , 更新初始可行解集 $\text{Insol} = \text{Insol} \cup S_2$.

阶段 3: 剩余节点随机构建.

step 1: 对于 $\forall \text{sol} \in S'_2$, 以随机顺序 $r(O \setminus \{\text{sol}\})$ 访问余下客户, 更新解 $\text{sol} = \{\text{sol}, r(O \setminus \{\text{sol}\})\}$, 更新初始可行解集 $\text{Insol} = \text{Insol} \cup \text{sol}$.

step 2: 对于 $\forall \text{sol} \in \text{Insol}$, 执行频繁序列的节点融合操作, 进一步压缩解的表示.

2.3 动态多起点变邻域搜索

变邻域搜索 (variable neighborhood search, VNS) 通过在不同邻域结构中交替搜索, 实现了集中性与探索性之间的平衡, 被广泛应用于解决多种组合优化问题. 基于初始解构建策略的特征, 本文引入动态多起点变邻域搜索 (dynamic multi-start variable neighborhood search, DMVNS), 将变邻域搜索进一步拓展. 在 2.2 节中, 本文通过 GSP 数据挖掘算法获得司机历史路径中的频繁序列和潜力序列, 这两类序列是司机驾驶经验、习惯及风险规避的具体表现形式. 在进行初始解构建时, 提出一种冲突消解策略 (KCR), 利用这两类序列生成更高质量的初始解. 为保留高质量司机经验, 在变邻域搜索过程中, 设定频繁序列不可破坏, 对频繁序列进行节点融合以减小问题规模, 而潜力序列允许被打破重组, 扩大解空间的搜索

范围以找到更优的解. KCR 策略的设计引入了多起点的特征以保证频繁序列的多样性, 且起点数量具有动态性, 可以根据问题特征自适应动态调整, 从而更加灵活地处理各类问题.

2.3.1 惩罚项

在迭代搜索中允许对不可行解进行操作以提高算法的搜索性能^[25]. 本文采用罚函数法来处理不可行解, 通过改变适应度值使其逐渐淘汰. 假设 $V(s)$ 表示解 s 的路径集合, 对于每条路径 $r \in s$, 用 $q(r)$ 表示该路径上访问客户的总需求量, 引入惩罚因子 μ 用于调节惩罚项的权重, 惩罚项 $\phi(s)$ 如下式所示:

$$\phi(s) = \sum_{v \in V(s)} \mu \cdot \max\{0, q(v) - Q\}. \quad (13)$$

实验中, 需在原目标函数的基础上加入上述惩罚项以综合评估解的质量, 惩罚因子 μ 需取一个较大值, 以保证在迭代过程中不可行解会被淘汰.

2.3.2 扰动算子和邻域算子

算子的结构是启发式算法设计的关键, 决定了搜索过程中解的变化方式与搜索范围, 从而直接影响最优解的质量.

1) 扰动算子.

扰动算子的邻域动作通常比邻域算子更大, 以保证能够跳出当前搜索空间的局部最优点. 本文共采用以下 3 种扰动算子:

① *n*-remove: 从当前路径中随机选择 n 个节点删除, 并插入到一条新路径中;

② inter2opt: 随机选择属于两条回路两个节点 n_1, n_2 , 将 n_1, n_2 之间的路径反转, 其他节点不变;

③ doublebridge: 把解分成 4 段再重新组合起来.

2) 邻域算子.

Vidal 等^[26] 提出的混合遗传算法 (hybrid genetic search algorithm, HGS) 普遍被认为是最高效的求解组合优化问题的启发式算法之一, 该算法的优异性能主要得益于其独特的邻域算子设计和高效的数据结构. 本文设计的算法采用与 HGS 相同的数据结构, 并参考设计邻域算子. 为将邻域搜索聚焦在最有希望的邻域内搜索, 定义节点 u 的邻域为距离 u 最近的 $k\%$ 个节点的集合, 设 v 为 u 的一个邻居节点, x 和 y 分别是 u 和 v 的后一个节点, 对于 u 邻域中的每一个 v , 尝试以下邻域动作 (见表 2).

2.3.3 终止条件

当迭代次数达到最大迭代次数 t_{\max} , 或连续迭代 z 次解没有改进时, 搜索终止并输出当前解.

表2 邻域算子

名称	邻域动作
1) insert1	如果 u 是客户点, 则将 u 插到 v 后面
2) insert2	如果 u, x 都是客户点, 则将 u, x 插到 v 后面
3) insert3	如果 u, x 都是客户点, 则将 x, u 插到 v 后面
4) swap1	如果 u, v 是客户点, 则交换 u 和 v 的位置
5) swap2	如果 u, x, v 都是客户点, 则交换 u, x 和 v 的位置
6) swap3	如果 u, x, v, y 都是客户点, 则交换 u, x 和 v, y 的位置
7) 2opt1	回路内翻转, x, v 之间的路径进行翻转, 其他节点不变
8) 2opt2	回路间翻转, x, v 之间的路径进行翻转, 其他节点不变

3 数值实验

为验证KDMVNS算法的有效性,通过一系列数值实验,对节点融合效果、解的质量和求解效率、行驶距离和路径可靠度指标、潜力序列有效性等多个方面进行评估.实验环境的主机配置为Windows Server 2016 操作系统,内存31 GB,处理器为Intel(R) Xeon(R) Gold 5218 CPU @2.30 GHz, GPU为NVIDIA Tesla V100-PCIE-32 GB,机器学习模块算法在集成开发工具Anaconda中使用Python3.7编写实现,启发式模块程序使用Matlab R2019a软件实现,通过GPU并行机制加速DMVNS算法的求解过程,进程数为8.

3.1 数据来源及参数设置

本文使用的数据来源于中国某珠宝公司提供的订单交易及配送记录.该公司物流商品部负责统筹安排品牌货品的配发、调拨和补货等,以满足全国各城市的市场需求,货物包装后体积相同,各城市交付地点唯一.日常运营中,该部门会根据当天订单集合安排配送工作.为更好地适应现实情况,司机往往会根据自身经验对导航软件推荐的路径做出调整.本文通过挖掘该公司2019~2022年共4年的历史配送路径数据来提取司机经验,随后,利用2023年1月1日~2023年1月31日共31天的订单需求实例来验证KDMVNS算法的有效性.

根据实际情景将问题模型中的相关参数设置为:运输车容量限制 $Q = 200$ 件/车,目标函数可靠度权重系数 $\omega = 0.5$,平滑常数 $\varepsilon = 0.1$.事实上,大量实验表明, ω 的取值对算法性能没有影响.通过大量实验,确定频繁序列及潜力序列的支持度阈值分别为 $\theta = 0.4, \hat{\theta} = 0.2$.参考相关文献^[27],设置DMVNS算法相关参数:惩罚因子 $\mu = 10000$,邻域数量系数 $k = 10$,变邻域搜索中最大迭代系数 $t_{\max} = 100$,最大迭代不改进次数 $z = 5$.

3.2 实验结果及分析

3.2.1 节点融合效果分析

为分析节点融合的问题规模简化能力,本文衡量了利用KCR策略构建初始解的过程中,通过节点

融合对问题进行简化后节点数和边数的相应减少比例,如表3所示.

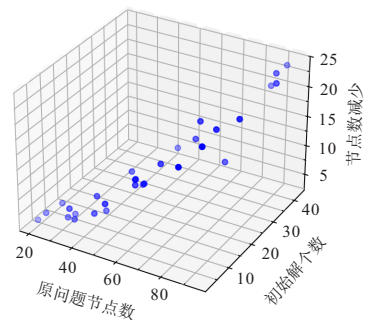
表3 节点融合效果

问题规模	实例个数	节点数量	减少比例/%	边数量	减少比例/%
(0, 30]	3	25	-20.21	305.33	-15.47
(30, 50]	8	41	-16.45	836.75	-10.02
(50, 80]	13	65.62	-21.09	2 163	-11.71
(80, 100]	7	88.86	-23.23	3 911.71	-14.01
平均		55.12	-20.25	1 804.20	-12.80

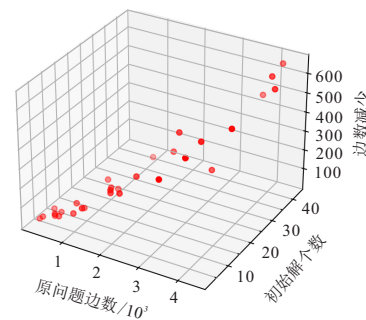
由表3可知,频繁序列的节点融合对问题的简化效果十分显著.节点融合后的问题较之原问题的节点数平均减少20.25%,边数平均减少12.80%,有向边的引入使得边数的减少比例低于节点数的减少比例.此外,为研究节点/边减少的数量与原问题节点/边数及初始解个数之间的关系,使用spearman相关系数来评估变量之间的相关性并进行显著性检验,置信度水平为99%(见表4).同时,通过绘制三维散点图进一步展现变量之间的关联,如图3所示.

表4 spearman相关系数评估

自变量	因变量(节点数减少)		因变量(边数减少)	
	spearman	p	spearman	p
原问题节点数	0.962	< 0.001	0.976	< 0.001
初始解个数	0.918	< 0.001	0.931	< 0.001



(a) 节点数减少分布



(b) 边数减少分布

图3 节点/边的数量减少分布散点图

结合图表分析可知,节点/边减少的数量与原问题节点/边数及初始解个数呈指数缩减的趋势.具体

而言,随着原问题规模及初始解个数的不断增加,节点/边数量减少的趋势越明显,即原问题越复杂,KCR策略的问题简化能力越强.

3.2.2 算法性能分析

为验证 KDMVNS 算法及机器学习模块的有效性,对比分析 KDMVNS/KDMLNS 与传统 MVN/MLNS^[28] 算法的性能表现,并使用 Wilcoxon 秩和

检验来评估结果是否存在显著差异. 实验中,传统 MVNS、MLNS 算法的初始解通过随机生成方式获得,其他所有参数设置保持一致. 表 5 给出了 4 种算法在 31 组实例下运行 10 次的求解结果,其中 Gap 值表示知识驱动型算法相较于传统算法的改进百分比. 表 6 展示了不同算法在 99% 置信度水平下的 Wilcoxon 秩和检验结果.

表 5 算法性能对比

问题规模	KDMVNS		MVNS		KDMLNS		MLNS	
	目标	时间/s	目标	时间/s	目标	时间/s	目标	时间/s
(0, 30]	0.44	0.71	0.31	1.02	0.42	0.38	0.39	0.51
(30, 50]	0.49	3.08	0.38	3.98	0.45	1.22	0.33	1.83
(50, 80]	0.44	19.11	0.33	28.13	0.43	9.90	0.33	14.70
(80, 100]	0.46	74.83	0.36	96.50	0.39	42.79	0.33	63.78
平均	0.46	25.77	0.35	34.71	0.43	14.17	0.34	21.09
Gap			+35.29%	-25%			+26.47%	-32.81%

表 6 配对变量 Wilcoxon 秩和检验(不同算法)

指标	配对变量	配对差值	Z	P	Cohen's d
目标	KDMVNS vs MVNS	0.1 ± 0.067	4.799	< 0.000 1	1.499
	KDMLNS vs MLNS	0.095 ± 0.104	3.662	< 0.000 1	1.136
	KDMVNS vs MLNS	0.11 ± 0.119	4.095	< 0.000 1	1.570
时间	KDMVNS vs MVNS	-3.67 ± 11.684	4.821	< 0.000 1	0.243
	KDMLNS vs MLNS	-2.785 ± 8.914	4.618	< 0.000 1	0.284
	KDMVNS vs MLNS	2.49 ± 5.84	4.762	< 0.000 1	0.162

由表 5 可知,知识驱动型 KDMVNS/KDMLNS 算法与 MVNS/MLNS 算法相比,解的质量平均改进 35.29%/26.47%,求解时间平均节约 25%/32.81%. 随着问题规模的扩大,知识驱动型算法的计算优势更加突出. 结合表 6 结果,在 99% 的置信水平下, KDMVNS/KDMLNS 算法在求解质量和求解效率方面显著优于 MVNS/MLNS 算法,具有统计学意义. 相较于传统 MLNS,尽管 KDMVNS 算法求解时间有所增加,但目标值优化差异显著. 因此得出结论:将司机经验融入启发式算法能够显著提升算法性能;节

点融合机制有效简化了问题求解的复杂程度,提高了算法的求解效率,同时,KCR 算法能够提供更高质量的初始解,进一步加快了收敛速度和优化求解目标.

3.2.3 可靠度与距离指标分析

为分析不同算法及目标下求解结果与人工规划路径之间的差异,本文对比了不同方法推荐路径的可靠度和行驶距离,并使用 Wilcoxon 秩和检验来评估不同目标下相关指标是否存在显著差异,结果见表 7 和表 8. 其中,Gap 值表示其他方法与 KDMVNS 所得解之间的指标差距.

表 7 最优解指标对比

问题规模	KDMVNS		MVNS		MVNS(距离最短)		Manual	
	可靠度	距离/km	可靠度	距离/km	可靠度	距离/km	可靠度	距离/km
(0, 30]	1.19	5 219.47	0.95	5 156.90	0.94	5 146.82	0.52	5 214.44
(30, 50]	0.88	7 375.83	0.67	7 413.21	0.43	7 401.20	0.39	8 048.00
(50, 80]	6.57	10 463.93	5.11	10 522.20	0.43	7 401.20	1.33	11 152.11
(80, 100]	12.01	13 413.17	10.20	13 408.66	9.26	13 335.01	2.01	15 257.36
平均	5.16	9 118.10	4.23	9 125.24	3.82	9 074.71	1.06	9 917.98
Gap			+21.99%	-0.08%	+35.08%	+4.78%	+386.79%	-8.06%

表8 配对变量 Wilcoxon 秩和检验(不同优化目标)

配对变量	中位数±标准差		配对差值	Z	P	Cohen's d
	KDMVNS	MVNS(距离最短)				
距离	9 680.66 ± 2 828.13	9 639.98 ± 2 848.28	0 ± 127.276	1.047	0.295	0.013
可靠度	4.78 ± 5.09	2.92 ± 4.20	-0.92 ± 1.69	4.86	< 0.001	0.335

由表7可知,KDMVNS算法在路径规划方案的可靠度和行驶距离指标上均优于MVNS和人工规划结果.相较于MVNS/人工,KDMVNS算法所规划路径的可靠度平均提升21.99%/386.79%,距离平均缩短0.08%/8.06%.KDMVNS算法中,频繁序列的不可破坏性保证了路径可靠度的提升,但这也可能会导致行驶距离的增加,使得算法在优化路径可靠度方面表现更出色.总体而言,该算法在缩短行驶距离的同时显著提升了路径可靠度,能够在节约物流成本的同时有效提高司机满意度,具有较高的现实意义.

此外,与以距离最短为优化目标的MVNS算法相比,综合考虑可靠度和行驶距离的KDMVNS算法所规划路径的可靠度平均提升了35.08%,行驶距离增加了4.78%.结合表8中Z值、P值和Cohen's d值的统计分析结果发现,在99%的置信水平下,虽然两种算法所获得最优解的距离指标无显著性差异,但可靠度指标则相反,即相较于距离最短的MVNS算法,新目标下的KDMVNS算法能够提供距离相当但可靠度更优的解.

为观察各种方案的路径规划效果,以2023年1月25日的订单需求为例,图4展示了KDMVNS及MVNS调度方案的路径轨迹,其中红色路径段表示算

法推荐路径中出现的司机历史路径中的频繁序列.

图4表明,与MVNS算法相比,使用KDMVNS算法进行车辆路径规划能够获得更短的行驶距离D以及更高的可靠度R,从而表明了本文所提出算法的有效性.从图4(a)中可以发现,KDMVNS算法推荐的路径中在山东半岛处出现“绕路”的频繁序列,造成这一现象的可能原因包括但不限于:先行访问的客户优先级较高或订单较贵重,尽早送达商品并卸货有助于降低延迟惩罚和货物损坏的风险.

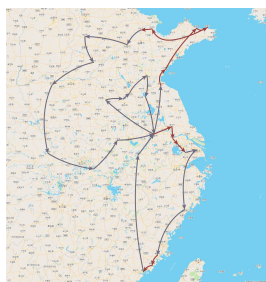
3.2.4 潜力序列提升分析

频繁序列提供了经验路径的参考且通过节点融合有效降低了问题复杂度,而潜力序列在缓解频繁序列冲突的同时为初始解提供有潜力的优化方向.两者的结合为算法的进一步优化奠定了良好基础.为验证划分潜力序列的必要性和有效性,进行算法删减的对比实验.设定KDMVNS算法中频繁序列和潜力序列的支持度阈值分别为 $\theta = 0.4, \hat{\theta} = 0.2$;不使用潜力序列的KDMVNS_Lite1、KDMVNS_Lite2算法中频繁序列的支持度阈值分别为 $\theta = 0.4, \hat{\theta} = 0.2$;其他参数保持不变.图5分别展示了不同实例中3种算法的求解时间(折线图)以及改进MVNS算法求解结果的百分比(簇状柱形图).

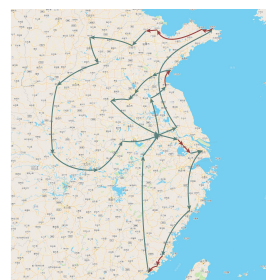
分析图5可知:1)相较于KDMVNS_Lite1算法,KDMVNS算法在大多数实例上都能获得更优解,且在所有实例上都具备更高的求解效率,这表明潜力序列的划分能够有效提升算法的稳定性和求解效率;2)对比KDMVNS与KDMVNS_Lite2的实验结果可知,设置过低的频繁序列阈值不仅会使得求解时间大幅度增加,同时还会对算法的稳定性造成一定程度的负面影响.综上,频繁序列和潜力序列的有效组合保证了算法的稳定性和高效性.

3.2.5 可靠度权重系数敏感度分析

为研究可靠度权重系数 ω 对路径规划结果的影响,本文随机选取部分实例,计算不同 ω 取值下KDMVNS所规划路径的可靠度和行驶距离,结果见表9. ω 反映的是可靠度与行驶距离的偏好程度, ω 取值越大,决策者越倾向于复用司机经验,选择可靠度高的路径;反之则倾向于推荐距离更短的路径.



(a) KDMVNS ($D=5\,954.58\text{ km}, R=1.92$)



(b) MVNS ($D=6\,100.44\text{ km}, R=1.91$)

图4 不同算法路径轨迹对比

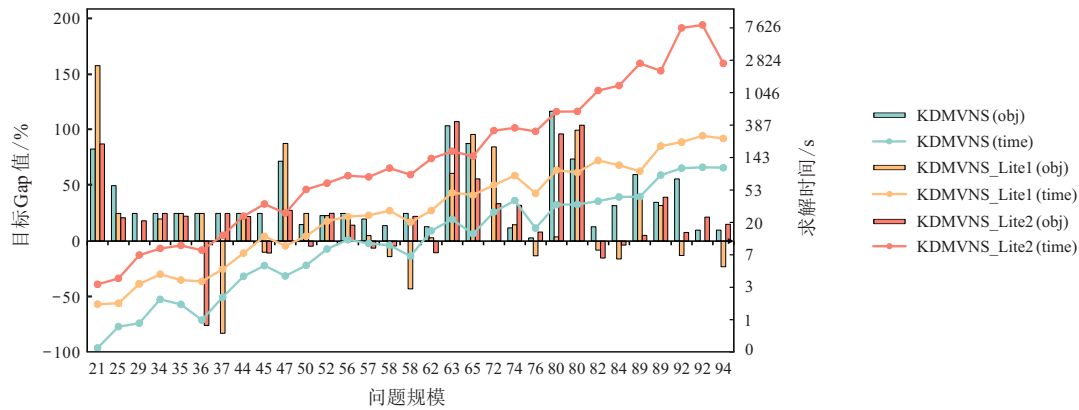


图 5 有无潜力序列算法性能对比

表 9 可靠度权重系数敏感度分析

实例	$\omega = 0.1$		$\omega = 0.5$		$\omega = 0.9$	
	可靠度	距离/km	可靠度	距离/km	可靠度	距离/km
2023-01-01	13.39	13 944.25	13.39	13 944.25	13.50	14 208.63
2023-01-03	9.84	12 562.17	11.18	12 571.08	11.18	12 571.08
2023-01-09	3.73	9 067.48	4.20	9 170.59	4.20	9 170.59
2023-01-13	15.77	14 370.54	15.77	14 370.54	15.77	14 370.54
2023-01-26	11.11	10 575.43	12.36	10 638.09	12.85	10 929.88

表 9 表明,在某些实例中, ω 的取值并不会对推荐路径的两种指标产生影响.事实上, ω 的变化对推荐路径的影响程度取决于“最大化司机经验”与“最小化行驶距离”的优化目标的冲突程度.当现实情况复杂,司机轨迹路径中存在大量“绕路”的频繁序列时,两种优化目标之间的矛盾更为突出,算法结果随 ω 的变化更为敏感.当行驶距离成为日常配送过程中司机路径选择的主导因素时,上述目标之间的冲突程度较小,路径规划方案几乎不随 ω 的变化而变化.

4 结 论

本文研究了知识驱动下考虑司机经验的车辆路径问题(VRPWDE),构建了一种综合考虑可靠度和行驶距离的路径评价指标,并据此设计了一种知识驱动型动态多起点变邻域搜索算法(KDMVNS).该算法综合机器学习和启发式算法的优势,首先使用GSP算法挖掘司机行为习惯,然后提出基于知识的冲突消解策略(KCR)以获得初始解,最后使用动态多起点变邻域搜索(DMVNS)迭代寻优.此外,提出了一种考虑节点融合的实数编码方式,在保留经验路径的同时有效简化了问题复杂度.基于案例公司实际配送问题的研究结果,相比于传统MVNS算法,KDMVNS算法能够在更短时间内得到行驶距离更低、路径可靠度更高的解.综上所述,KDMVNS算法将司机经验充分融入启发式算法中,具有如下显著优势:1)充分利用司机历史路径数据,降低了对数学模型的依赖;2)在处理相似问题时无需从头开始优化,大大提高了求

解效率;3)历史路径中的频繁序列的复用进一步提高了路径规划的可靠性,在降低物流风险的同时提高了司机的满意度;4)能够通过不断学习历史经验,适应不同时期和情境下的路径规划问题.

未来的研究可以更加深入地融合知识模型与运筹优化算法,以解决各类车辆路径问题.一方面,进一步探索如何利用司机经验指导其他类型启发式或精确算法,如遗传算法、列生成算法等;另一方面,探索更好的经验抽取方法和知识表达方式以提高算法效率,为实际物流配送提供更准确可靠的解决方案.

参考文献(References)

- [1] Zhang X Y, Chen L, Gendreau M, et al. Learning-based branch-and-price algorithms for the vehicle routing problem with time windows and two-dimensional loading constraints[J]. *INFORMS Journal on Computing*, 2022, 34(3): 1419-1436.
- [2] Yu Q X, Cheng C, Zhu N. Robust team orienteering problem with decreasing profits[J]. *INFORMS Journal on Computing*, 2022, 34(6): 3215-3233.
- [3] Zhou H, Qin H, Cheng C, et al. An exact algorithm for the two-echelon vehicle routing problem with drones[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2023, 168: 124-150.
- [4] Elshaer R, Awad H. A taxonomic review of metaheuristic algorithms for solving the vehicle routing problem and its variants[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2020, 140: 106242.
- [5] Konstantakopoulos G D, Gayialis S P, Kechagias E P. Vehicle routing problem and related algorithms for logistics distribution: A literature review and classification[J]. *Operational Research*, 2022, 22(3): 2033-2062.
- [6] Feng L, Huang Y X, Tsang I W, et al. Towards faster vehicle routing by transferring knowledge from customer representation[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(2): 952-965.
- [7] Wang X, Wang L, Wang S Y, et al. An XGBoost-enhanced fast constructive algorithm for food delivery

- route planning problem[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2021, 152: 107029.
- [8] Basso R, Kulcsár B, Sanchez-Diaz I. Electric vehicle routing problem with machine learning for energy prediction[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2021, 145: 24-55.
- [9] Fonseca-Galindo J C, de Castro Surita G, Neto J M, et al. A multi-agent system for solving the dynamic capacitated vehicle routing problem with stochastic customers using trajectory data mining[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 195: 116602.
- [10] 张英贵, 过靖怡, 雷定猷, 等. 基于关联规则挖掘的铁路超限超重货物运输路径决策方法[J]. *铁道科学与工程学报*, 2021, 18(7): 1910-1918.
(Zhang Y G, Guo J Y, Lei D Y, et al. Route decision method of railway out-of-gauge and overweight freights transportation based on association rule mining[J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2021, 18(7): 1910-1918.)
- [11] Bai R B, Chen X N, Chen Z L, et al. Analytics and machine learning in vehicle routing research[J]. *International Journal of Production Research*, 2023, 61(1): 4-30.
- [12] Tarantilis C D, Kiranoudis C T. BoneRoute: An adaptive memory-based method for effective fleet management[J]. *Annals of Operations Research*, 2002, 115(1): 227-241.
- [13] Zhou Z F, Ma X L, Liang Z P, et al. Multi-objective multi-factorial memetic algorithm based on bone route and large neighborhood local search for VRPTW[C]. 2020 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). Glasgow, 2020: 1-8.
- [14] de Sousa M M, González P H, Ochi L S, et al. A hybrid iterated local search heuristic for the traveling salesperson problem with hotel selection[J]. *Computers & Operations Research*, 2021, 129: 105229.
- [15] Karimi-Mamaghan M, Mohammadi M, Meyer P, et al. Machine learning at the service of meta-heuristics for solving combinatorial optimization problems: A state-of-the-art[J]. *European Journal of Operational Research*, 2022, 296(2): 393-422.
- [16] Tsang M Y, Shehadeh K S. Stochastic optimization models for a home service routing and appointment scheduling problem with random travel and service times[J]. *European Journal of Operational Research*, 2023, 307(1): 48-63.
- [17] Quirion-Blais O, Chen L. A case-based reasoning approach to solve the vehicle routing problem with time windows and drivers' experience[J]. *Omega*, 2021, 102: 102340.
- [18] Cui G, Luo J, Wang X. Personalized travel route recommendation using collaborative filtering based on GPS trajectories[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2018, 11(3): 284-307.
- [19] Liu S, Jiang H. Personalized route recommendation for ride-hailing with deep inverse reinforcement learning and real-time traffic conditions[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2022, 164: 102780.
- [20] 李晓妮, 陈美伶, 陈璐. 考虑司机经验的随机性养护车辆路径规划问题[J]. *工业工程与管理*, 2023, 23(5): 1-15.
(Li X N, Chen M L, Chen L. Stochastic maintenance vehicle route planning considering driver experience[J]. *Industrial Engineering and Management*, 2023, 23(5): 1-15.)
- [21] Gao C L, Zhang F, Wu G Q, et al. A deep learning method for route and time prediction in food delivery service[C]. *Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. Virtual Event*, 2021: 2879-2889.
- [22] He Z C, Chen K Y, Chen X Y. A collaborative method for route discovery using taxi drivers' experience and preferences[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 19(8): 2505-2514.
- [23] Almohaimeed A, Einbeck J, Qarmalah N, et al. Using random effect models to produce robust estimates of death rates in COVID-19 data[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2022, 19(22): 14960.
- [24] Fournier-Viger P, Lin J C, Kiran R U, et al. A survey of sequential pattern mining[J]. *Data Science and Pattern Recognition*, 2017, 1(1): 54-77.
- [25] 李斌, 刘文胜, 王介生, 等. 基于动态惩罚因子的改进蚱蜢算法求解经济负荷调度和经济排放联合调度问题[J]. *控制与决策*, 2022, 37(7): 1819-1826.
(Li B, Liu W S, Wang J S, et al. Improved grasshopper optimization algorithm based on dynamic penalty factors to solve economic load dispatch and combined economic emission dispatch problem[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(7): 1819-1826.)
- [26] Vidal T, Crainic T G, Gendreau M, et al. A hybrid genetic algorithm for multidepot and periodic vehicle routing problems[J]. *Operations Research*, 2012, 60(3): 611-624.
- [27] 伍国华, 杜潇, 王心慰, 等. 考虑邻域结构动态调整的多星应急调度算法[J]. *控制与决策*, 2022, 37(7): 1685-1694.
(Wu G H, Du X, Wang X W, et al. Multi-satellite emergency scheduling algorithm considering dynamic selection of neighborhood structure[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(7): 1685-1694.)
- [28] Ropke S, Pisinger D. An adaptive large neighborhood search heuristic for the pickup and delivery problem with time windows[J]. *Transportation Science*, 2006, 40(4): 455-472.

作者简介

许瑞(1983—), 男, 副教授, 硕士生导师, 从事路径优化、生产调度、智能优化算法、供应链管理等研究, E-mail: rxu@hhu.edu.cn;

朱燕燕(1999—), 女, 硕士生, 从事路径优化、机器学习、智能优化算法等研究, E-mail: 2199432674@qq.com;

肖巍(1994—), 男, 讲师, 博士, 从事供应链管理、优化算法等研究, E-mail: wei.xiao@hhu.edu.cn.