

doi: 10.19920/j.cnki.jmsc.2025.11.012

基于多目标优化的村镇预冷服务平台资源调度^①

林 娜¹, 王旭坪^{2,3*}, 阮俊虎¹, 王行苑⁴, 胡祥培³

(1. 西北农林科技大学经济管理学院, 咸阳 712100; 2. 海南科技职业大学, 海口 571126;
3. 大连理工大学经济管理学院, 大连 116024; 4. 浙江海洋大学经济与管理学院, 舟山 316022)

摘要: 本研究聚焦预冷服务平台资源调度问题, 旨在为我国小农果蔬采后预冷难题提供技术方法。兼顾预冷需求的时效性与服务运作的经济性, 考虑固定式预冷库与移动式预冷车两种服务资源, 将该问题抽象为带异质服务效率和时间窗的多车场车辆路径规划问题, 以预冷服务调度成本最小和预冷延迟时间最短为目标构建了混合整数线性规划多目标优化模型。进而, 考虑预冷资源异质性等特点, 设计了基于改进的 Box splitting 与自适应大邻域搜索的多目标优化算法(EC-ALNS), 可以在较短时间内求得问题近似精确的 Pareto 前沿。通过与 CPLEX 求解器以及两种经典算法进行对比, 验证了 EC-ALNS 算法的有效性和优势性。最后, 应用实例分析验证了模型的鲁棒性, 并通过不同订单情景下的数值实验与参数敏感性分析得出相应的管理启示。

关键词: 平台运作优化; 社会化服务平台; 预冷资源调度; 多目标优化算法

中图分类号: F326; F252 文献标识码: A 文章编号: 1007-9807(2025)11-0175-16

0 引言

我国果蔬采后损耗率高达 15% ~ 25%, 相当于浪费 1.2 亿亩耕地产出, 而发达国家普遍低于 5%^[1]。不同于美、日、西欧等零售环节损耗突出, 我国损耗主要发生在供应链早期, 尤其是采后处理阶段^[2]。果蔬采收后需在数小时内完成快速冷却(预冷), 以去除田间热、抑制呼吸, 减少品质损失。大量研究表明, 预冷能有效延长果蔬贮藏和货架期^[3,4]。然而, 我国果蔬种植以小农经营为主, 土地流转率低, 农户难以自行购置预冷设备, 一方面因成本高难以承担, 另一方面设备过度分散购置又易造成闲置浪费。因此, 依托农业社会化服务成为小农现代化的重要途径^[5-7]。但传统模式下, 小农户分散、零碎的需求难以汇集。随着互联网技术的发展, 平台化服务逐渐成为现代服务业的主流^[8], 并在农业中快速兴起, 如农田管家的

“滴滴打药”、中化 Modern Agriculture Platform 战略、丰农控股模式等。农服平台通过汇聚农户需求与服务资源并进行匹配, 为破解小农预冷困境提供了新机遇。

然而, 农服平台具有的需求时效性、供需双方目标冲突、服务资源异质性等特点大大增加了运营管理的复杂性。以预冷服务为例, 为保证果蔬品质, 需在采后第一时间完成预冷。但在有限资源条件下, 时效性目标与服务商的经济性目标常存在矛盾。同时, 我国小农经营主体规模差异大, 导致需求高度异质化, 相应服务资源也呈现多样化。目前常用的预冷库可集中处理大批量果蔬, 但需卡车运输至冷库, 预冷延迟较大。为满足田间地头的即时预冷需求, 移动式预冷车逐渐兴起, 可直接开赴农田缩短延迟^[9,10], 但其空间与效率有限, 难以应对大规模需求。在兼顾预冷服务经济性与时效性的同时, 如何结合服务资源的异质性特点,

① 收稿日期: 2022-01-08; 修订日期: 2022-12-12。

基金项目: 国家社会科学基金资助项目(23&ZD123); 国家自然科学基金资助项目(72501225; 72571078)。

通讯作者: 王旭坪(1962—), 男, 辽宁锦州人, 博士, 教授, 博士生导师。Email: wxp@dlut.edu.cn

开展预冷服务平台资源调度(resource scheduling of precooling service platform , RSPSP) ,成为一个重要的研究问题.

近些年,国内外学者对服务平台运作优化问题开展了大量研究,包括即时配送平台订单调度^[11, 12]、货运 O2O 平台集货匹配^[13]、共享交通平台运力资源调度^[14, 15]、家庭医疗服务平台供需匹配^[16]等.这些成果丰富了服务平台运作优化领域的研究,也为本研究的开展奠定了重要基础.然而,目前关于服务平台运作的多目标优化研究仍不充分,现有文献多以运作成本最低或服务时间最短为单一目标,较少兼顾不同主体的目标.同时,融合服务资源异质性开展的优化研究较少,针对农业社会化服务平台的研究也有限,预冷服务平台资源调度方面更是缺乏.在多目标优化算法方面, Epsilon – 约束法是工程优化领域应用最广泛的一种^[17].本研究选取该方法作为 RSPSP 问题的基本框架.然而, Epsilon – 约束法与精确算法结合时才能获得精确 Pareto 非劣解;若与启发式算法结合,其解的质量取决于启发式算法的搜索能力与多目标优化框架的有效性.在复杂的实际问题中,往往需依赖高效的启发式算法快速求解.因此,如何基于 Epsilon – 约束法构建合理框架,并结合问题特性设计有效启发式算法以提升 Pareto 非劣解的精确性,成为多目标优化的重要研究方向.

本研究同时考虑固定式预冷库与移动式预冷车两类服务资源,对农户预冷订单进行履约. RSPSP 问题可表述为:平台调度卡车和预冷车两类车辆,通过合理安排行驶路线与服务时刻表,在限定期限内为一组需求量已知的农户提供预冷服务.该问题可抽象为带时间窗和异质车型的车辆路径规划问题(heterogeneous fleet vehicle routing problems with time windows , HFVRPTW) .由于两类车辆具有不同的服务过程与服务效率,且本研究考虑多预冷库的情景,因而 RSPSP 问题可以看作是带有异质服务效率和时间窗的多车场车辆路径规划问题.与既有研究不同,本研究强调两个特征:一是服务资源的异质性;二是多主体目标的冲突性,这使问题求解更为复杂.一方面,多类型资源协调优化虽能提升调度柔性,却扩大了搜索空间;在

时间窗约束下,异质效率又导致复杂的时空耦合关系,因此亟需高效算法;另一方面,多目标优化需结合服务特点,刻画不同主体的目标函数,构建合理优化框架,以探索高质量的 Pareto 非劣解.

1 文献综述

现有关于服务平台资源调度的研究多将问题抽象为经典车辆路径规划问题的变体^[12–15].本研究中的预冷服务平台资源调度问题可归类为 HFVRPTW 的变体.在该问题的基本模型中,不同固定成本和载重约束的车辆需在时间窗内为客户提供服务,目标是通过优化车队构成、行驶路线和时间安排以最小化总运作成本.通过引入多仓库^[18]、回程^[19]、多行程^[18]、碳排放^[20]、充电站^[21]、阶跃成本函数^[22]、选址决策^[23]、不兼容负载^[24]、服务一致性^[25]和外包决策^[26]等约束, HFVRPTW 衍生出一系列变体,为 RSPSP 问题提供了参考^②.然而,现有关于服务平台资源调度问题的研究多以平台成本最低或时间最短为单一优化目标,较少兼顾服务需求方目标开展多目标优化研究,且果蔬采后预冷领域涉及甚少.此外,现有 HFVRPTW 研究中车辆异质性多体现为成本与装载能力差异,鲜有涉及服务过程的差异性.

HFVRPTW 问题的求解方法主要分为精确算法和启发式算法.由于问题复杂,精确算法效率较低^[18, 27],启发式逐渐成为主流,包括多起点启发式^[19]、基于插入的构造启发式^[22]、禁忌搜索^[25]、蚁群算法^[26]、进化算法^[28]和粒子群算法^[29]等.其中,自适应大邻域搜索(adaptive large neighborhood search , ALNS) 算法已被证明在车辆路径问题中效果显著^[9, 10, 30].本研究据此采用 ALNS 框架求解 RSPSP 问题,并针对异质服务和车辆效率差异设计特定改进,以提升求解性能.在多目标优化方面,本研究采用工程优化中广泛使用的 Epsilon – 约束法,其核心是将一个目标转化为约束,进而求解单目标问题.该方法的 ε 值选择策略直接影响搜索方向和效率,是有限计算资源下高效探索解空间的关键.由于 Epsilon – 约束法结合非

② 文献汇总分析部分见学报官方网站.

精确算法时缺乏严格最优性,本研究旨在设计有效的Pareto非劣解更新机制以提升求解精度。

2 平台模式下预冷服务资源调度问题

2.1 问题界定

2.1.1 预冷服务平台的运作流程

本研究中预冷服务平台由冷链物流企业主

导,其运作流程如图1所示。采用预约机制,农户提前提交采收地、产品体量和期望服务时间。平台收集需求后统一调度资源,并反馈给农户、司机和预冷库管理人员。农户按预约时间采摘并接受预冷服务。服务模式包括移动式和固定式两类。服务过程中,车辆轨迹及产品预冷状态通过GPS和车载传感器采集,并通过移动通信终端实时反馈至种植户。

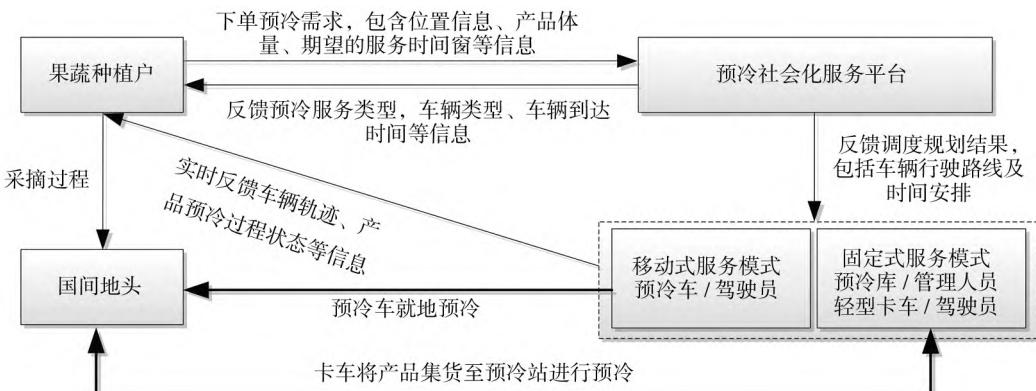


图1 预冷社会化服务平台运作流程

Fig. 1 Operation process of the precooling social service platform

2.1.2 预冷需求特点

调研发现2024年陕西洛川80%以上的农户都已开展电商销售。因此,本研究中产品经过预冷处理后均需返给农户,由农户自行决定销售渠道。此外,小农户预冷需求体量较小且差异较大。

2.1.3 预冷服务类型及其服务过程

本研究考虑两种预冷服务模式,其服务过程具体如下:在固定式预冷中,轻型卡车将果蔬运至预冷库集中处理,完成后由冷藏车送回农户,由于冷藏车与轻型卡车路线相同,本研究优化仅涉及轻型卡车路线,但计入冷藏车的固定与行驶成本。移动式预冷中,预冷车直接驶入田间就地作业。两者差异在于:固定式服务环节主要是装货,而移动式则包括装车、车内预冷及卸车过程。

2.1.4 预冷延迟

Özbilge等^[31]提出,果蔬采摘后时期T内,质量不会发生可观测变化。T即果蔬产品的最大预冷延迟时间(maximum precooling delay time of the product, MPDT)。为降低产品质量损失,应保证预冷服务过程中产品预冷延迟时间不超过其MPDT。

2.2 多目标优化模型构建

模型的优化目标为最小化平台预冷运作成本及最小化所有农户处的最大预冷延迟时间,分别如2.2.1节和2.2.2节所示,模型详见2.2.3节^③。

2.2.1 预冷运作成本函数

预冷服务提供商运作成本主要包括车辆固定启动成本 Z_1 、车辆油耗成本 Z_2 、产品预冷成本 Z_3 以及车辆等待和延迟服务成本 Z_4 四个部分,分别如式(1)~式(4)所示。

$$Z_1 = \sum_{i \in S} \sum_{j \in F} \sum_{v \in V} (x_{ijv}^p H_p + x_{ijv}^k (H_k + H_r)) \quad (1)$$

$$Z_2 = \sum_{i \in F \cup S} \sum_{j \in F \cup S} \sum_{j \neq i} \sum_{v \in V} (x_{ijv}^p D_{ij} R_p + x_{ijv}^k D_{ij} (R_k + R_r)) \quad (2)$$

$$Z_3 = \sum_{i \in F} \sum_{j \in F \cup S} \sum_{j \neq i} \sum_{v \in V} (x_{ijv}^p d_i U_p + x_{ijv}^k d_i U_s) \quad (3)$$

$$Z_4 = \sum_{i \in F} \sum_{v \in V} (\varphi_1 m_i^t + \varphi_2 n_i^t) \quad (4)$$

2.2.2 预冷延迟时间函数

在预冷库模式下,定义某一农户*i*处的预冷延迟

^③ 本研究所构建数学模型中的参数及决策变量见学报官方网站。

时间 T_1^i 等于卡车到达预冷库并完成卸货的时刻与农户采摘结束时刻之间的间隔, 在预冷车模式下, 定义某一农户 i 处的预冷延迟时间 T_2^i 等于预冷车到达农户处的时刻与农户采摘结束时刻之间的间隔, 分别如式(5)和式(6)所示.

$$T_1^i = a_{sv}^i + \sum_{j \in F_v^k} \beta d_j - p_i^l \quad \forall i \in F_v^k, \forall v \in V_s, \\ \forall s \in S \quad (5)$$

$$T_2^i = \max(0, a_{sv}^i - p_i^l) \quad \forall i \in F_v^p, \forall v \in V \quad (6)$$

2.2.3 数学模型

基于以上分析, 建立了 RSPSP 问题的混合整数线性规划模型, 如下所示.

目标函数

$$\text{Min } f_1 = Z_1 + Z_2 + Z_3 + Z_4 \quad (7)$$

$$\text{Min } f_2 = \max_{i \in F} (T_1^i, T_2^i) \quad (8)$$

s. t.

$$\sum_{i \in F \cup S} \sum_{j \neq j} \sum_{v \in V} (x_{ijv}^k + x_{ijv}^p) = 1 \quad \forall j \in F \quad (9)$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in F} (x_{ijv}^k + x_{ijv}^p) \leq 1 \quad \forall v \in V \quad (10)$$

$$\sum_{i \in F \cup S} x_{ijv}^k - \sum_{i \in F \cup S} x_{ijv}^p = 0 \quad \forall j \in F \cup S, \\ \forall v \in V \quad (11a)$$

$$\sum_{i \in F \cup S} x_{ijv}^p - \sum_{i \in F \cup S} x_{ijv}^k = 0 \quad \forall j \in F \cup S, \\ \forall v \in V \quad (11b)$$

$$\sum_{v \in V} (x_{ijv}^k + x_{ijv}^p) = 0 \quad \forall i, j \in S, i \neq j \quad (12)$$

$$u_i - u_j + (|F| + |S|) (x_{ijv}^k + x_{ijv}^p) \leq \\ |F| + |S| - 1 \quad (13)$$

$$\forall i, j \in F, i \neq j, \forall v \in V$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in F} \sum_{v \in V} x_{ijv}^k \leq N_k \quad (14a)$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in F} \sum_{v \in V} x_{ijv}^p \leq N_p \quad (14b)$$

$$\sum_{i \in F} \sum_{j \in F \cup S} x_{ijv}^k d_i \leq C_k \quad \forall v \in V \quad (15)$$

$$\sum_{j \in F} (x_{sjv}^k + x_{sjv}^p) = 1 \quad \forall v \in V, \forall s \in S \Rightarrow v \in V_s \\ (16a)$$

$$\sum_{i \in F} \sum_{j \in F \cup S} \sum_{v \in V} x_{ijv}^k d_i \leq C_s \quad \forall s \in S \quad (16b)$$

$$l_{sv}^l \geq p_s^e - D_{si} / \alpha - M_T (1 - x_{siv}^k - x_{siv}^p) \\ \forall i \in F, \forall s \in S, \forall v \in V \quad (17)$$

$$a_{jv}^l \geq a_{sv}^i + m_{iv}^l + q_{iv}^l + t_{ijv} - M_T (1 - x_{ijv}^k - x_{ijv}^p) \quad (18)$$

$$\forall i \in F, j \in F \cup S, j \neq i, \forall v \in V$$

$$m_{iv}^l \geq p_s^e - a_{sv}^i - M_T \left(1 - \sum_{j \in F \cup S, j \neq i} (x_{ijv}^k + x_{ijv}^p) \right) \\ \forall i \in F \cup S, \forall v \in V \quad (19a)$$

$$n_{iv}^l \geq a_{sv}^i - p_i^l - M_T \left(1 - \sum_{j \in F \cup S, j \neq i} (x_{ijv}^k + x_{ijv}^p) \right) \\ \forall i \in F \cup S, \forall v \in V \quad (19b)$$

$$q_{iv}^l \geq \beta d_i - M_T \left(1 - \sum_{j \in F \cup S, j \neq i} x_{ijv}^k \right) \forall i \in F, \\ \forall v \in V \quad (20a)$$

$$q_{iv}^l \geq (2\beta + o) d_i - M_T \left(1 - \sum_{j \in F \cup S, j \neq i} x_{ijv}^p \right) \\ \forall i \in F, \forall v \in V \quad (20b)$$

$$t_{ijv} \geq D_{ij} / \alpha - M_T (1 - x_{ijv}^k - x_{ijv}^p) \forall i \in F, \\ \forall j \in F \cup S, j \neq i, \forall v \in V \quad (21)$$

$$T_{\max}^k \geq a_{sv}^i - l_{sv}^l - M_T \left(1 - \sum_{j \in F} x_{sjv}^k \right) \\ \forall s \in S, \forall v \in V \quad (22a)$$

$$T_{\max}^p \geq a_{sv}^i - l_{sv}^l - M_T \left(1 - \sum_{j \in F} x_{sjv}^p \right) \\ \forall s \in S, \forall v \in V \quad (22b)$$

$$T_{\text{sch}} = p_s^l - p_s^e \quad \forall s \in S \quad (23)$$

$$T_1^i, T_2^i < T_{\max} \quad \forall i \in F \quad (24)$$

$$x_{ijv}^k, x_{ijv}^p \in \{0, 1\} \quad \forall i, j \in F \cup S, \forall v \in V \quad (25a)$$

$$a_{iv}^l, l_{iv}^l, m_{iv}^l, n_{iv}^l, q_{iv}^l, t_{ijv}, u_i \geq 0 \quad \forall i, \\ j \in F \cup S, \forall v \in V \quad (25b)$$

上述模型中, 式(7)和式(8)为目标函数, 分别表示最小化平台预冷服务运作成本和最小化所有农户的最大预冷延迟时间. 式(9)表示每个农户能且仅能被轻型卡车或预冷车服务一次, 式(10)表示任意一辆轻型卡车或预冷车使用不超过一次. 式(11a)和式(11b)分别表示轻型卡车和预冷车路径的连续性, 式(12)表示预冷库之间无路径. 式(13)为子项消除约束, 与式(10)~式(12)共同保证每辆车从对应预冷库出发, 顺次服务各预冷订单, 最终回到对应预冷库. 式(14a)和式(14b)分别表示轻型卡车和预冷车的使用数量不应超过各自的可用数量, 式(15)表示轻型卡车服务订单的总体量不应超过其最大载重量. 式(16a)定义了集合 V_s , 表示从预冷库 s 出发的车辆集合, 式(16b)表示 V_s 中所有轻型卡车服务的

总订单体量不应超过预冷库的最大服务能力. 式(17) 定义了车辆 v 离开预冷库 s 的时刻 l_{sv}^t , 由于所有车辆均需在预冷库最早服务时间之后发车, 因而定义 l_{sv}^t 等于使得点 i 处等待时间为 0 的最早时刻, 其中 i 为车辆 v 第一个访问的农户点. 式(18) 定义了车辆 v 到达任意农户 i 的时刻 a_{iv}^t , 假设 j 为 i 之后访问的第一个节点, a_{ji}^t 等于点 i 处服务开始时间、点 i 处服务过程持续时间及两点之间的行驶时间的加总. 式(19a) 表示车辆 v 在农户 i 处的等待时间 m_{iv}^t , 若车辆早于农户处的最早服务时间 p_i^e 到达, 则需要等待 $p_i^e - a_{iv}^t$, 否则, 等待时间为 0. 式(19b) 表示车辆 v 在农户 i 处的延迟时间 n_{iv}^t , 若车辆晚于农户处的最晚服务时间 p_i^l 到达, 则延迟时间为 $a_{iv}^t - p_i^l$, 否则, 延迟时间为 0. 式(20a) 和式(20b) 分别表示轻型卡车和预冷车在农户处的服务时间, 前者等于卡车装货时间, 后者等于预冷车装货时间、预冷服务持续时间及预冷车卸货时间的加总, 式(21) 表示车辆在两点之间的旅行时间, 式(22a) 和式(22b) 分别表示轻型卡车和预冷车在途工作时间不能超过各自的最大服务时长. 式(23) 定义了调度周期, 其值等于预冷库时间窗宽度. 式(24) 表示固定模式和移动模式中所有农户的预冷延迟时间均不超过产品的最大预冷延迟时间. 式(25a) 和式(25b) 表示相关变量的取值范围.

3 多目标优化算法设计

该部分设计了一种基于 Epsilon - 约束与 ALNS 的多目标优化算法快速求解 RSPSP 模型, 为决策者提供近似精确的 Pareto 非劣解. 如前文所述, 应用 Epsilon - 约束求解多目标优化问题存在两个难点: 多目标优化框架设计与高效单目标优化算法设计. 此外, 当单目标优化算法为非精确算法时, 应设计 Pareto 解更新机制.

3.1 基于改进 Box splitting 的多目标优化算法

本研究选用基于 Epsilon - 约束法的 Box splitting 算法作为多目标优化算法的基本框架^④. 在

Box splitting 算法中, 通过对解空间中的矩形进行二元分割的方式快速寻优, 同时确定 ε 值. 当单目标问题求解算法为精确算法时, 由于解的最优化, 每次求得的解 z^b 总是处于当前分割矩形内. 而当单目标问题求解算法为启发式时, z^b 易出现在矩形以外, 如图 2 所示. 在这些情景下, 传统 Box splitting 算法中的矩形更新机制将不适用, 需要对经典 Box splitting 算法进行改进, 设计 Box 更新机制.

Matl 等^[32] 对 Box splitting 算法进行了相应的改进, 使其适用于启发式算法. 然而, 他们的 Box 更新机制未充分考虑求得的 Pareto 解与已有解的主导情景. 本研究识别出解 z^b 出现在最大矩形外且不被主导的八种情景(如图 2 所示), 分别设计新的 Box 更新规则, 以修复 Pareto 非劣解的搜索空间, 提升 Pareto 非劣解的精确性, 改进后 Box splitting 算法步骤如下所示.

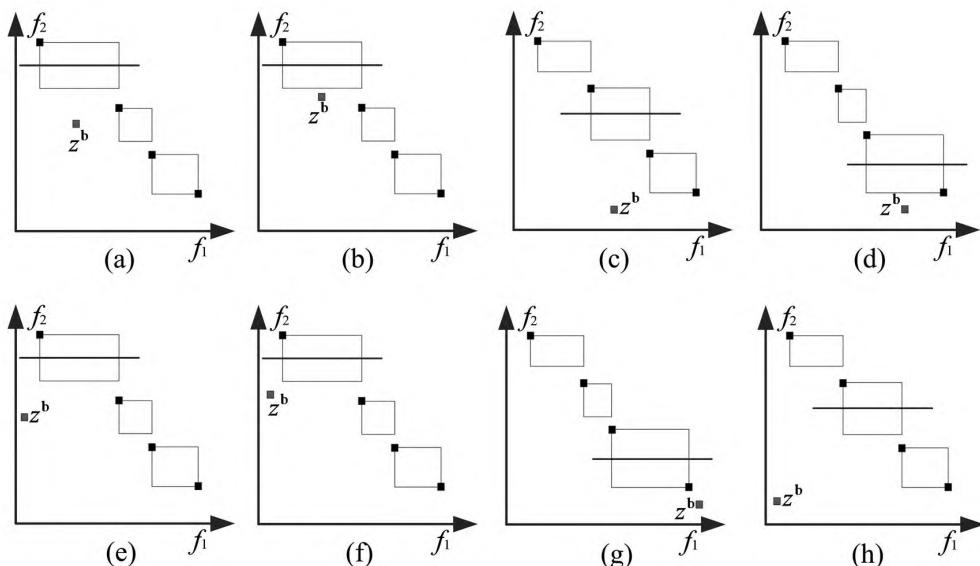
步骤 1 使用启发式算法 HEURISTIC1 和 HEURISTIC2(即单目标优化算法, 具体设计见 3.2) 分别求解目标函数 f_1, f_2 , 得到最优解 $\vec{x}_1^* = \text{argmin } f_1(\vec{x})$, $\vec{x}_2^* = \text{argmin } f_2(\vec{x})$, 点 $z^1 = (z_1^1, z_2^1)$ 、 $z^2 = (z_1^2, z_2^2)$ 及初始矩形 $R(z^1, z^2)$, 将最优解 \vec{x}_1^* 和 \vec{x}_2^* 添加至 Pareto 非劣解集 P_A , 将 R 添加至矩形集合 R_A .

步骤 2 令 $c = (z_2^1 + z_2^2) / 2$, 使用 HEURISTIC1 求解 $f = \min\{f_1: f_2 \leq c\}$, 得到最优解 $\vec{x} = (\vec{x}_1, \vec{x}_2)$. 如果 \vec{x} 为空值或被现有 Pareto 非劣解主导或等于现有 Pareto 非劣解, 则将矩形 R 中 $f_2 = c$ 以下部分删除; 否则, 将最优解 \vec{x} 添加至 P_A .

步骤 3 如果 $z_1^1 \leq \vec{x}_1 \leq z_1^2$, 转至步骤 4; 否则, 转至步骤 7.

步骤 4 如果存在矩形 $R'(z^1, z^2')$, $z^{1'} = (z_1^{1'}, z_2^{1'})$, $z^{2'} = (z_1^{2'}, z_2^{2'})$, 使得 $z_2^{2'} \leq \vec{x}_2 \leq z_2^{1'}$, 则在 R_A 中删除矩形 R, R' , 将矩形 $R_{\text{new}}(z^1, z_{\text{new}}^2)$ 、 $R'_{\text{new}}(\vec{x}, z^{2'})$ 添加至 R_A , 其中 $z_{\text{new}}^2 = (\vec{x}_1, c)$, 转至步骤 10; 否则, 转至步骤 5.

^④ 经典 Box splitting 算法的概念及操作步骤详见学报官方网站.

图 2 使用 Box splitting 算法和启发式算法时 Pareto 非劣解 z^b 的可能位置Fig. 2 Possible positions of z^b using a Box splitting algorithm and a heuristic algorithm

步骤 5 如果存在矩形 $R'(z^{1''} z^{2''})$, $z^{1''} = (z_1^{1''} z_2^{1''})$, $z^{2''} = (z_1^{2''} z_2^{2''})$, 使得 $\vec{x}_2 \geq z_2^{1''}$ 且 $\vec{x}_2 \leq z_2^{2''}$, 则在 R_Λ 中删除矩形 R , 将矩形 $R_{\text{new}}(z^1 z^2_{\text{new}})$ 、 $R''_{\text{new}}(\vec{x} z^{1''})$ 添加至 R_Λ , 其中 $z^2_{\text{new}} = (\vec{x}_1 \rho)$, 转至步骤 10; 否则, 转至步骤 6.

步骤 6 在 R_Λ 中删除矩形 R , 将矩形 $R_{\text{new}}(z^1, z^2_{\text{new}})$ 添加至 R_Λ , 其中 $z^2_{\text{new}} = (\vec{x}_1 \rho)$, 转至步骤 10.

步骤 7 如果存在矩形 $R'(z^{1''} z^{2''})$, $z^{1''} = (z_1^{1''} z_2^{1''})$, $z^{2''} = (z_1^{2''} z_2^{2''})$, 使得 $z_2^{2''} \leq \vec{x}_2 \leq z_2^{1''}$, 则在 R_Λ 中删除矩形 R , 将矩形 $R''_{\text{new}}(\vec{x} z^{2''})$ 添加至 R_Λ , 转至步骤 10; 否则, 转至步骤 8.

步骤 8 如果存在矩形 $R''(z^{1''} z^{2''})$, $z^{1''} = (z_1^{1''} z_2^{1''})$, $z^{2''} = (z_1^{2''} z_2^{2''})$, 使得 $\vec{x}_2 \geq z_2^{1''}$ 且 $\vec{x}_2 \leq z_2^{2''}$, 将矩形 $R''_{\text{new}}(\vec{x} z^{1''})$ 添加至 R_Λ , 转至步骤 10; 否则, 转至步骤 9.

步骤 9 如果 $\vec{x}_1 > z_1^2$, 转至步骤 6.

步骤 10 如果 \vec{x} 主导 P_Λ 中某一个解 \vec{x}' , 则在 R_Λ 中删除矩形 R 和以 \vec{x}' 为左上角点的矩形, 将 \vec{x}' 从 P_Λ 中删除.

步骤 11 以 R_Λ 中面积最大的矩形 $R(z^1 z^2)$ 为新的搜索起点, 重复步骤 2~步骤 10, 直至满足

$$z_2^1 - z_2^2 < \varpi.$$

在上述算法中, 步骤 4、5 分别针对图 2(a)、图 2(b) 情景进行 Box 更新, 步骤 6 针对图 2(c)、图 2(d) 情景进行 Box 更新. 步骤 7、步骤 8、步骤 9 和步骤 10 分别针对图 2(e)、图 2(f)、图 2(g) 和图 2(h) 情景进行 Box 更新.

3.2 ALNS 算法

结合 2.2 节中模型的目标、约束和决策变量的特征, 本研究设计了一个特定的 ALNS 算法, 求解单目标的 RSPSP 问题, 该算法对应于上述多目标优化框架中的 HEURISTIC1 和 HEURISTIC2 算法. 本研究采用经典的 ALNS 框架^⑤求解 RSPSP 问题, 并在以下三个方面进行创新: 1) 提出一种基于多级结构体的可行解编码方法, 优化邻域搜索的评估过程, 提高求解效率; 2) 基于这种编码方法, 结合模型的目标函数设计高效的可行解评估机制; 3) 结合车辆的异质服务效率和异质服务过程特点, 设计特定的破坏和修复启发式算子.

3.2.1 基于多级结构体的可行解编码

在 RSPSP 问题中, 需要同时决策车辆/服务类型和车辆路线. 若车辆为同一类型, 则可使用数字列表表示可行解. 然而, 由于本研究中车辆/服务的异质性, 除了路线信息外, 还应在可行解中表示车辆/服务的类型. 基于此, 本研究借鉴 Wang 等^[33]针对多

^⑤ 经典 ALNS 算法的流程详见学报官方网站.

车场车辆路径规划问题提出的三级编码结构,采用结构体对可行解进行编码,如图 3 所示。

3.2.2 可行解评估机制

在应用 ALNS 算法求解问题时,需要频繁评估删除和插入节点后的解。因而,如何结合问题特

点,设计高效的评估机制,是影响算法求解效率的关键。在 3.1 节提出的多目标优化框架中,ALNS 算法主要应用于以成本函数为目标的 HEURISTIC1 算法和以时间函数为目标的 HEURISTIC2 算法,两个算法分别需要不同的评估机制。

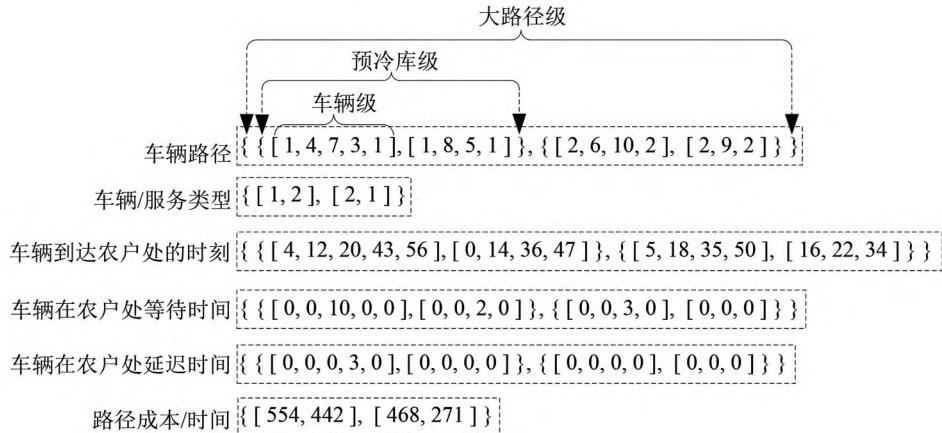


图 3 基于多级结构体的编码机制
Fig. 3 Multi-level struct-based coding mechanism

1) HEURISTIC1

A. 删除节点后解的评估

假设 $C_b^d(i R_c)$ 和 $C_a^d(i R_c)$ 分别为从路径 R_c 中删除节点 i 前后的成本, $C_{re}(i R_c) = C_b^d(i R_c) - C_a^d(i R_c)$ 为点的删除成本,因而删除节点后解的成本 $C_a^d(i R_c)$ 等于 $C_b^d(i R_c) - C_{re}(i R_c)$ 。其中, $C_b^d(i R_c)$ 可从解的对应位置获得。由于一次迭代中需要删掉多个节点,通过记录每条路径的成本并在每一次删除后及时更新对应的路径成本,可以避免解的重复评估。

基于成本目标函数式(7)可知, $C_{re}(i R_c)$ 包含四部分成本:车辆固定启动成本、车辆油耗成本、预冷服务成本以及车辆等待延迟服务成本。若从路径 R_c 中删除节点 i 后 R_c 中点的数目为 2(即仅含起始预冷库点),表明删除节点 i 可减少车辆使用,此时,将车辆固定启动成本 h_v^{re} 添加至 $C_{re}(i R_c)$ (v 表示服务节点 i 的车辆)。删除节点 i 后车辆油耗成本降低 $d_i^{re} = R_v(d_{(i-1)i} + d_{i(i+1)} - d_{(i-1)(i+1)})$ (R_v 表示车辆 v 行驶单位距离的油耗),预冷服务成本 p_i^{re} 降低 $d_i U_v$ (U_v 表示车辆 v 处理单位产品的预冷成本)。等待和延迟成本降低 $C_b^{wd_re}(i R_c) - C_a^{wd_re}(i R_c)$ 表示删除节点 i 前后路径 R_c 的车辆等待延迟成本的差值。计算 $C_a^{wd_re}(i R_c)$ 时,由于从路径中删除了节点 i ,需要

重新计算车辆在 i 点之后各处的到达/等待/延迟时间。而计算 $C_b^{wd_re}(i R_c)$ 时,车辆在所有点处的到达/等待/延迟时间可从解的对应位置获得。

综上所述,若 $|R_c \setminus i| = 2$,可知 $C_{re}(i R_c) = h_v^{re} + d_i^{re} + p_i^{re} + C_b^{wd_re}(i R_c) - C_a^{wd_re}(i R_c)$;否则,不考虑 h_v^{re} 。

B. 插入节点后解的评估

类似地,可以计算将节点 i 插入路径 R_c 的插入成本 $C_{in}(i R_c)$ 。若 $|R_c| = 2$,可知 $C_{in}(i R_c) = h_v^{in} + d_i^{in} + p_i^{in} + C_a^{wd_in}(i R_c) - C_b^{wd_in}(i R_c)$;否则,不考虑 h_v^{in} 。其中 h_v^{in} 为车辆 v 的固定启动成本, d_i^{in} 为增加的油耗成本, p_i^{in} 为增加的预冷服务成本, $C_a^{wd_in}(i R_c)$ 和 $C_b^{wd_in}(i R_c)$ 分别表示将节点 i 插入路径 R_c 之后和之前的车辆的等待延迟成本。

2) HEURISTIC2

A. 删除节点后解的评估

将节点 i 从路径 R_c 中删除后,对时间函数的影响通过 $T_{re}(i R_c)$ 量化。为尽可能减少车辆使用,与 $C_{re}(i R_c)$ 类似, $T_{re}(i R_c)$ 中包含车辆固定启动成本。若 $|R_c \setminus i| = 2$,可知 $T_{re}(i R_c) = h_v^{re} + T_{re}^b(i R_c) - T_{re}^a(i R_c)$;否则,不考虑 h_v^{re} 。其中, $T_{re}^b(i R_c)$ 为删除节点 i 前所有点的最大预冷延迟时间,可以通过最大化每条路径的最大预冷延迟时间得到。 $T_{re}^a(i R_c)$ 为删除节点 i 后所有点的最

大预冷延迟时间,需要重新计算路径 R_c 中车辆在点 i 之后各处的到达/等待/延迟时间.

B. 插入节点后解的评估

类似地,可以量化将点 i 插入路径 R_c 对时间函数的影响 $T_{\text{in}}(i | R_c)$. 若 $|R_c| = 2$, 可知 $T_{\text{in}}(i | R_c) = h_v^{\text{in}} + T_{\text{in}}^a(i | R_c) - T_{\text{in}}^b(i | R_c)$; 否则, 不考虑 h_v^{in} . 其中, $T_{\text{in}}^a(i | R_c)$ 和 $T_{\text{in}}^b(i | R_c)$ 分别表示插入节点 i 前后所有点的最大预冷延迟时间.

除了 HEURISTIC1 和 HEURISTIC2, 在本研究提出的多目标优化框架中, 每次迭代需要求解以时间函数 $f_2 < c$ 为约束的最小成本, 即 HEURISTIC1($f_2 < c$) 算法. 此时, 解的评估过程与 HEURISTIC1 算法中的评估过程类似, 但需要考虑最大预冷延迟时间约束. 在删除节点后解的评估中, 若删除节点之前 $f_2 > c$, 删除节点之后 $f_2 < c$, 则为 $C_{\text{re}}(i | R_c)$ 附加一个奖励成本 M (较大的整数). 在插入节点后解的评估中, 若插入节点之后 $f_2 > c$, 则为 $C_{\text{in}}(i | R_c)$ 附加一个惩罚成本 M .

3.2.3 初始解生成

本部分结合 RSPSP 问题中的相关约束, 采用顺序插入法生成初始可行解^⑥.

3.2.4 破坏算子设计

在本研究中, 通过分析解的结构特征, 为 RSPSP 问题设计了四种破坏算子.

1) 基于产品体量的删除

在 RSPSP 问题中, 轻型卡车便于处理大体量的预冷需求. 同时, 由于面临等待风险, 其不适合处理小体量的需求. 与之相反, 预冷车便于处理小体量需求, 而受限于预冷效率不适合处理大体量需求. 因此, 该算子旨在删除轻型卡车服务路径中的小体量预冷需求与预冷车服务路径中的大体量预冷需求.

2) 基于最早服务时间间隔的删除

通过分析 RSPSP 问题的可行解结构, 发现由于卡车在农户处具有更高的服务效率与更短的服务过程, 卡车服务路径中相邻预冷需求 i 和 j 之间的最早服务时间间隔 $p_j^e - p_i^e$ 小于预冷车服务路径中的该间隔. 因此, 该算子旨在删除卡车服务路径中 $p_j^e - p_i^e$ 值较大的点与预冷车服务路径中 $p_j^e - p_i^e$ 值较小的点.

3) 相似点删除

该算子的基本思想是删除属性相似的节点, 以期重新插入相似点后出现改进解. 在本研究中, 考虑节点间的距离、需求体量差值和最早服务时间间隔进行两点之间的相似度计算, 如下式所示.

$$S_{\text{similar}}(i | j) = \xi_1 D_{ij} / \max_{i' | j' \in F} D_{ij'} + \xi_2 |d_i - d_j| / \max_{i' | j' \in F} |d_i - d_{j'}| + \xi_3 |p_i^e - p_j^e| / \max_{i' | j' \in F} |p_i^e - p_{j'}^e| \quad (26)$$

其中 ξ_1, ξ_2, ξ_3 为权重参数. $S_{\text{similar}}(i | j)$ 值越小, 节点 i 和 j 之间的相似度越高.

4) 最差点删除

该算子的基本思想是从当前路径中删除具有较大删除成本(时间) $C_{\text{re}}(i | R_c)$ ($T_{\text{re}}(i | R_c)$) 的节点, 其计算方式见 3.2.2 节. 在应用最差点删除算子删除节点时, 评估函数依据问题的目标函数进行设计.

3.2.5 修复算子设计

本研究中采用了两种经典的修复算子, 即贪婪插入算子与基于后悔值的插入算子. 这两种算子在每一次插入节点的过程中首先基于问题约束进行可行性判断, 保证插入节点的可行性, 进而优先选择插入成本较小或后悔成本较大的节点插入当前解.

1) 贪婪插入算子

该算子基本思想是首先将具有较小插入成本(时间) $C_{\text{in}}(i | R_c)$ ($T_{\text{in}}(i | R_c)$) 的节点插入其可行位置, 其计算方式见 3.2.2 节. 节点插入某一位置的可行性判断依据如下: 首先判断节点插入后对应预冷库服务能力是否满足约束, 进而依据车辆类型进行判断, 若为卡车, 判断插入节点后卡车装载能力、工作时间、返回预冷库的时间是否满足约束, 若为预冷车, 判断预冷车工作时间、返回预冷库的时间是否满足约束.

2) 基于后悔值的插入算子

在贪婪插入算子的基础上, 进一步计算节点插入的后悔值, 从删除点集合中优先插入后悔值较大节点. 以成本函数为例, 节点插入后悔值为 $C_{\text{regret}}^k(i | R_c) = \sum_{j=1}^k \min_{R_c \in S_c} C_{\text{in}}(i | R_c) - \min_{R_c \in S_c} C_{\text{in}}(i | R_c)$, 其

^⑥ 具体内容省略, 算法初始解生成步骤详见学报官方网站.

中 $\min_{R_e \in S_e} C_{in}(i | R_e)$ 表示节点 i 插入当前解 S_e 时第 j 小的插入成本 k 表示后悔程度。

本研究所设计的多目标优化算法可在 $O(n^2)$ 时间内执行^⑦。经理论分析与实验验证,设计的基于改进 Box splitting 的多目标优化算法框架具有两个优势: A. 求解效率显著优于精确算法; B. 所设计的 Box 以及 Pareto 解集更新机制有助于提高 Pareto 解集的精确性。而基于 ALNS 的单目标优化算法优势包括三方面: 第一、基于结构体的可行解编码方式可以避免大量重复评估,有助于缩短求解时间; 第二、多级结构有助于快速索引节点,便于不同级别的约束检查; 第三、所设计评估机制有助于算法在最优化目标函数的搜索方向上快速收敛。

4 数值实验与应用^⑧

4.1 算法有效性测试

本部分测试从多目标优化框架和单目标算法

两方面展开。首先基于小规模算例,比较 EC-ALNS 与精确算法(EC-CPLEX) 的表现,验证多目标优化框架的有效性。EC-CPLEX 采用经典 Box splitting 的框架,通过在 MATLAB 中配置 YALMIP 工具箱进行编程,并调用 CPLEX 求解。实验在配备有 Intel Core i5-40210U 1.60GHz 处理器的计算机上进行。

算例基于 Solomon 经典 VRPTW,并进行修改使其适用于 RSPSP 问题特点。算例分为六组情景: C1、C2、R1、R2、RC1 和 RC2, 分别表示聚类、随机和半聚类分布,C1、R1、RC1 为窄时间窗,C2、R2、RC2 为宽时间窗。 σ 值为 5, 预冷库数量为 2, 轻型卡车和预冷车数量均为 2^⑨。算例规模为 15, EC-CPLEX 和 EC-ALNS 算法均运行 10 次, 记录两个目标值的最好解、平均解集规模以及平均求解时间,如表 1 所示。HV 为超体积(hypervolume) 其数值越大, 表明算法在收敛性和多样性方面更优^[34]。本研究中, HV 取 10 次运行的平均值。

表 1 EC-ALNS 算法与精确算法求解小规模 RSPSP 的结果

Table 1 Results of the EC-ALNS algorithm and the exact method for solving small-scale RSPSP

算例	EC-CPLEX						EC-ALNS							
	f_1^E	f_2^E	p_a^E	C_s	HV	T_a^{EC}	f_1^A	Gap_{1E} /%	f_2^A	Gap_{2E} /%	p_a^A	C_s	HV	T_a^{EA}
C101	1 371.63	14.21	6	8	0.077 2	438.15	1 380.57	0.65	14.21	0.00	6	10	0.062 3	168.46
C201	1 278.79	37.75	6	8	0.247 8	569.07	1 278.79	0.00	37.75	0.00	6	11	0.231 7	177.94
R101	1 569.41	28.81	4	6	0.007 5	343.07	1 569.41	0.00	28.81	0.00	4	7	0.007 5	123.45
R201	1 408.40	50.02	4	8	0.068 5	729.41	1 409.27	0.06	50.02	0.00	4	12	0.053 8	235.88
RC101	1 508.04	29.86	8	10	0.181 9	551.34	1 508.04	0.00	29.86	0.00	8	11	0.181 9	149.32
RC201	1 352.29	49.44	7	9	0.104 7	631.47	1 352.29	0.00	49.44	0.00	7	12	0.104 7	175.69
平均				8	0.114 6	543.75		0.12		0.00		11	0.107 0	171.79

注: f_1^E 、 f_2^E 分别表示使用精确算法求得的 f_1 、 f_2 最优值, f_1^A 、 f_2^A 分别表示使用本研究设计的 EC-ALNS 算法在 10 次运行中求得的 f_1 、 f_2 最好值。 p_a^E 和 p_a^A 分别表示 EC-CPLEX 和 EC-ALNS 求得的平均解集规模, C_s 表示多目标算法的迭代次数, T_a^{EC} 和 T_a^{EA} 分别为平均求解时间(秒), $Gap_{1E} = (f_1^A - f_1^E) / f_1^E \times 100\%$, $Gap_{2E} = (f_2^A - f_2^E) / f_2^E \times 100\%$ 。

从表 1 结果可见, 本研究设计的基于改进 Box splitting 的多目标优化算法框架(EC-ALNS) 表现优良。在求解时间上, 尽管平均迭代次数略高, 但其速度明显优于精确算法。在求解质量上, EC-ALNS 在六个算例中取得的 f_1 目标与精确解平均 Gap 仅 0.12%, 而 f_2 目标均达最优, 且在 R101、RC101 和 RC201 算例中获得与精确算法相

同的超体积, 说明在这些算例上获得了精确的 Pareto 前沿, 而使用 ALNS 求解算例的精度仅为 80% ~ 90%。当客户数量为 16 时, 精确算法耗时激增, 而 EC-ALNS 仍保持较快速度; 当客户数超过 17 时, 精确算法 3 h 内无法求得可行解, 而 EC-ALNS 均能在 10 min 内获得高质量解。基于客户

⑦ 算法的理论分析部分详见学报官方网站。

⑧ 实验部分数据集见 <https://pan.baidu.com/s/1TmNbZR8ko7-GFNWWV3nbMxA?pwd=1234>。

⑨ 实验中使用的参数信息见学报官方网站。

数 10~20 的算例结果, 本研究进一步证明在大规模算例中 EC-ALNS 的效率优势显著^⑩。

进一步地, 测试单目标优化算法 ALNS 的性能。在本次测试中, 选取农户点均为 100 的

HFVRPTW 算例进行测试, 并与两种代表性算法进行比较, 实验结果如表 2 所示。其中, HEA (hybrid evolutionary algorithm) 由 Koc 等^[32] 提出, 是现有研究中求解 HFVRPTW 问题最先进的启发式算法之一,

表 2 ALNS 算法求解大规模 HFVRPTW 问题的表现

Table 2 Performance of ALNS algorithm for solving large-scale HFVRPTW problems

算例	HEA		BAC		ALNS			Gap _{HA} /%	Gap _{BA} /%
	所用车辆	S_b^{HEA}	所用车辆	S_b^{BAC}	所用车辆	$S_{\text{bl}}^{\text{ALNS}}$	$S_{\text{al}}^{\text{ALNS}}$		
C101	B ¹⁰	8 828.94	B ¹⁰	8 828.94	B ¹⁰	8 828.94	8 828.94	0.00	0.00
C102	A ¹⁹	7 080.17	A ¹⁹	7 106.53	A ¹⁹	7 113.40	7 155.23	0.47	0.10
C103	A ¹⁹	7 079.21	A ¹⁹	7 079.22	A ¹⁹	7 176.07	7 211.79	1.37	1.37
C104	A ¹⁹	7 075.06	A ¹⁹	7 097.85	A ¹⁹	7 199.45	7 325.41	1.76	1.43
C201	A ⁴ B ¹	6 082.38	A ⁴ B ¹	6 082.38	A ⁴ B ¹	6 102.26	6 144.78	0.33	0.33
C202	A ¹ C ³	7 618.62	A ¹ C ³	7 639.79	A ¹ C ³	7 636.74	7 639.33	0.24	-0.04
C203	C ² D ¹	7 303.37	C ² D ¹	7 401.30	C ² D ¹	7 385.28	7 400.55	1.12	-0.22
C204	A ⁵	5 677.66	A ⁵	5 935.47	A ⁵	5 693.28	5 708.24	0.28	-4.08
	平均时间	3.98	平均时间	——	平均时间	——	1.95	0.70	-0.14
R101	B ¹⁰ C ¹¹ D ¹	4 355.41	A ¹ B ¹⁰ C ¹¹ D ¹	4 417.59	A ¹ B ¹⁰ C ¹¹ D ¹	4 455.40	4 546.21	2.30	0.86
R102	B ⁴ C ¹³ D ²	4 356.44	A ¹ B ² C ¹⁴ D ²	4 262.97	B ³ C ¹⁴ D ²	4 359.69	4 391.25	0.07	2.27
R103	B ⁶ C ¹⁵	4 080.16	B ⁶ C ¹⁵	4 092.43	B ⁶ C ¹⁵	4 187.53	4 213.27	2.63	2.32
R104	B ⁷ C ¹⁴	3 954.72	B ⁹ C ¹³	4 024.82	B ⁷ C ¹⁴	4 081.94	4 116.98	3.22	1.42
R201	A ⁵	3 448.76	A ⁵	3 539.83	A ⁵	3 514.88	3 557.39	1.92	-0.70
R202	A ⁵	3 308.16	A ⁵	3 441.36	A ⁵	3 385.92	3 409.17	2.35	-1.61
R203	A ⁴ B ¹	3 382.39	A ⁴ B ¹	3 586.58	A ⁴ B ¹	3 438.84	3 496.23	1.67	-4.12
R204	A ⁵	3 018.14	A ⁵	3 145.57	A ⁵	3 068.83	3 195.61	1.68	-2.44
RC101	A ⁴ B ⁷ C ⁷	5 162.28	A ⁵ B ⁷ C ⁷	5 298.36	A ⁵ B ⁷ C ⁷	5 305.29	5 349.65	2.77	0.13
RC102	A ² B ⁶ C ⁸	5 018.05	A ³ B ⁶ C ⁸	5 148.72	A ⁴ B ⁵ C ⁸	5 158.97	5 180.20	2.81	0.20
RC103	A ¹⁰ B ² C ⁸	4 926.55	A ¹⁰ B ² C ⁸	4 998.63	A ¹⁰ B ² C ⁸	5 144.77	5 193.91	4.43	2.92
RC104	A ² B ¹³ C ³ D ¹	4 995.91	A ² B ¹³ C ³ D ¹	5 050.02	A ² B ¹³ C ³ D ¹	5 168.46	5 214.29	3.45	2.35
RC201	C1E3	5 344.47	C ¹ E ³	5 395.99	C ¹ E ³	5 313.25	5 409.78	-0.58	-1.53
RC202	A ¹ C ¹ D ¹ E ²	4 856.02	A ¹ C ¹ D ¹ E ²	5 166.76	A ¹ C ¹ D ¹ E ²	5 156.71	5 229.18	6.19	-0.19
RC203	A ¹ B ¹ C ⁵	4 246.25	A ¹ B ¹ C ⁵	4 424.82	A ¹ B ¹ C ⁵	4 361.26	4 417.32	2.71	-1.44
RC204	A ¹⁴ B ²	4 195.32	A ¹⁴ B ²	4 410.37	A ¹⁴ B ²	4 379.14	4 456.69	4.38	-0.71
	平均时间	5.90	平均时间	——	平均时间	——	12.62	3.27	0.22
平均 Gap								1.98	-0.06
运行 次数	10		1		10				
处理 器	Intel Xeon 2.6GHz	Intel Core i7-6500U 2.5GHz			Intel Core i5-10210U 1.60GHz				
平均 时间	5.45		179.68		6.97				

注: 所用车辆中字母表示车辆类型(具有不同容量以及固定成本), S_b^{HEA} 为 HEA 算法 10 次运行最好解, T_a^{HEA} 为 HEA 算法 10 次运行中 5 000 代内不产生改进解的平均时间(min), S_b^{BAC} 为 BAC 算法 1 次运行求解时间小于 10 800 s 得到的解, T_a^{BAC} 为 BAC 算法求解所有算例的平均时间(min), $S_{\text{bl}}^{\text{ALNS}}$ 和 $S_{\text{al}}^{\text{ALNS}}$ 为 ALNS 算法 10 运行最好解与平均解, $T_{\text{al}}^{\text{ALNS}}$ 为 ALNS 算法 10 次运行中 50 代内不产生改进解的平均时间(min), $\text{Gap}_{\text{HA}} = (S_{\text{bl}}^{\text{ALNS}} - S_b^{\text{HEA}}) / S_b^{\text{HEA}} \times 100\%$, $\text{Gap}_{\text{BA}} = (S_{\text{bl}}^{\text{ALNS}} - S_b^{\text{BAC}}) / S_b^{\text{BAC}} \times 100\%$ 。

^⑩ 该部分结果见学报官方网站。

BAC (branch-and-check) 是 Fachini 和 Armentano^[31]针对 HFVRPTW 问题提出的精确算法。

从表 2 可以看出, ALNS 算法可以有效求解大规模 HFVRPTW 问题, 且在聚类算例中表现出色。在求解质量方面, ALNS 算法略优于 BAC 算法, 且与 HEA 算法的平均 Gap 值小于 2%。在求解时间方面, ALNS 算法与 HEA 算法均可在较短时间求得高质量解。此外, 实验中发现了算例 RC201 新的最好解^⑪。

4.2 RSPSP 模型求解结果

修改 Solomon 经典 VRPTW 算例使其适用于 RSPSP 问题, 共生成六个算例。涉及六种订单情景, 包括订单聚类分布 + 客户窄时间窗 (C101), 订单聚类分布 + 客户宽时间窗 (C201), 订单随机分布 + 客户窄时间窗 (R101), 订单随机分布 + 客户宽时间窗 (R201), 订单半聚类分布 + 客户窄时间窗 (RC101), 订单半聚类分布 + 客户宽时间窗 (RC201)。使用 EC-ALNS 算法求解 RSPSP 多目标优化问题, 调整轻型卡车与预冷车的数量, 分别测试使用混合预冷服务模式与仅使用固定式或移动式模式的调度结果, 如表 3 所示。所有算例中农户点数为 25, 模型中其他参数信息与 4.1 节一致。在三组服务模式情景中, EC-ALNS 算法分别运行 10 次, 记录 f_1 、 f_2 目标最好解。

从表 3 中可看出, 使用混合模式可降低平台运作成本, 相较于仅固定式和仅移动式模式的运作成本, 混合模式分别节省 25.39% 和 3.54%。同时, 混合模式下预冷延迟时间更短, 相较于仅固定式和仅移动式模式, 混合模式分别缩短 94.73% 和 1.16% 的预冷延迟时间。

混合模式在 f_1 、 f_2 目标取得最好解时车辆使用情况以及对应 f_2 、 f_1 目标的取值 $f_2^{\min 1}$ 、 $f_1^{\min 2}$ 如表 4 所示。可以看出, 在成本最优的解中, 轻型卡车与预冷车混合使用, 其中预冷车数量多于轻型卡车; 在预冷延迟时间最短的解中, 预冷车辆数量占主导地位。以上反映出移动预冷服务在降低运作成本与缩短预冷延迟方面的重要作用。此外, 表 4 反映出运作成本最低目标与预冷延迟时间最短目标之间的矛盾性。以算例 C101 为例, 当平台取得最小成本 2 219.22 元时, 农户处最大预冷延迟长达 146.93 (折合近 1.5 h)。当农户处最大预冷延迟时间仅为 71 时 (折合近 40 min), 平台运作成本高达 3 290.93 元。平台在进行预冷服务资源调度时需兼顾农户的利益诉求, 从 Pareto 解集中选取折衷解。例如, 平台承诺最大预冷延迟时间小于 1.5 h, 此时可以在 Pareto 解集中寻找 $f_2 < 150$ h, 选择 f_1 最小的解作为调度方案。

表 3 三种预冷服务模式的结果比较

Table 3 Comparison of three types of precooling service modes

算例	固定式 & 移动式		固定式			移动式				
	f_1^H	f_2^H	f_1^F	Gap_1^{FH} /%	f_2^F	Gap_2^{FH} /%	f_1^M	Gap_1^{MH} /%	f_2^M	Gap_2^{MH} /%
C101	2 219.22	71.00	2 638.64	18.90	151.81	113.82	2 356.59	6.19	71.00	0.00
C201	2 109.69	84.54	2 535.24	20.17	149.46	76.79	2 172.72	2.99	90.43	6.97
R101	2 619.16	77.44	3 041.95	16.14	167.38	116.14	2 744.58	4.79	77.44	0.00
R201	2 325.93	102.31	2 826.82	21.54	174.35	70.41	2 375.97	2.15	102.31	0.00
RC101	2 873.83	79.44	3 822.86	33.02	177.51	123.45	2 873.83	0.00	79.44	0.00
RC201	2 414.57	104.31	3 442.65	42.58	175.02	67.79	2 538.11	5.12	104.31	0.00
平均				25.39		94.73		3.54		1.16

注: f_1^H 、 f_2^H 分别表示混合服务模式下 f_1 、 f_2 目标的最好解, f_1^F 、 f_2^F 分别表示固定模式下 f_1 、 f_2 目标的最好解, f_1^M 、 f_2^M 分别表示移动模式下 f_1 、 f_2 目标的最好解。 $Gap_1^{FH} = (f_1^F - f_1^H) / f_1^H \times 100\%$, $Gap_2^{FH} = (f_2^F - f_2^H) / f_2^H \times 100\%$, $Gap_1^{MH} = (f_1^M - f_1^H) / f_1^H \times 100\%$, $Gap_2^{MH} = (f_2^M - f_2^H) / f_2^H \times 100\%$ 。

^⑪ 本研究求得的算例 RC201 新的最好解, 见学报官方网站。

表 4 混合预冷服务模式调度结果

Table 4 Scheduling results of the mixed precooling service mode

算例	$\min f_1$	$f_2^{\min 1}$	轻型卡车	预冷车	$\min f_2$	$f_1^{\min 2}$	轻型卡车	预冷车	解集数目
C101	2 219.22	146.93	1	3	71.00	3 290.93	0	6	6
C201	2 109.69	148.17	1	3	84.54	2 848.00	2	4	5
R101	2 619.16	167.38	2	3	77.44	2 800.81	0	6	4
R201	2 325.93	159.11	1	4	102.31	3 296.98	0	6	4
RC101	2 873.83	84.69	1	5	79.44	3 397.41	0	6	3
RC201	2 414.57	163.23	1	4	104.31	2 745.26	0	6	4

为探究 RSPSP 模型在不同订单情景中的表现, 图 4 给出了三种预冷服务模式下两个目标的平均最好值随不同算例的变化。从图 4(a) 中可以看出, 预冷需求时间窗的宽窄影响平台总运作成本。当时间窗变宽时, 平台总运作成本降低。同时, 当预冷需求

聚类分布时, 平台总运作成本最低。预冷需求随机分布时, 平台总运作成本增大。预冷需求半聚类分布时, 平台总运作成本最高。从图 4(b) 中可以看出, 预冷需求时间窗的宽窄影响预冷延迟时间。预冷需求时间窗越宽, 移动服务模式下预冷延迟时间越长。

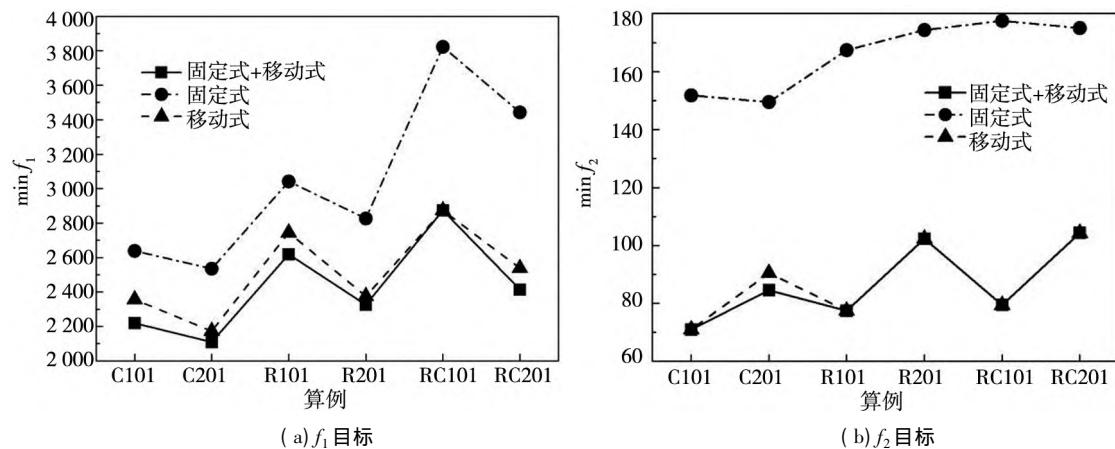


图 4 RSPSP 模型在不同订单情景中的表现

Fig. 4 Performance of the RSPSP model in different scenarios

由于移动预冷在混合预冷服务模式的成本节省与预冷延迟时间缩短中起到了关键作用, 本部分旨在聚焦预冷模式的关键参数, 即预冷速度展

开研究 测试 RSPSP 模型随预冷速度变化时的表现。实验以算例 C101 为例, 相关结果如表 5 所示。其中, 预冷速度为 1 表示预冷 100 kg 产品需要 6 min。

表 5 不同预冷速度下 RSPSP 模型运行结果

Table 5 Results of the RSPSP model using different precooling rates

预冷速度	$\min f_1$	轻型卡车数量	预冷车数量	$\min f_2$	轻型卡车数量	预冷车数量
1	2 074.79	1	2	6.00	0	5
2	2 237.76	1	2	6.00	0	5
3	2 227.64	1	3	23.63	0	5
4	2 286.75	0	5	40.63	0	6
5	2 219.22	1	3	71.00	0	6
6	2 335.71	2	3	71.00	1	5
7	2 530.84	3	3	96.77	1	5
8	2 579.83	4	2	126.52	1	5
9	2 546.79	4	2	151.81	2	4
10	2 548.14	4	2	153.68	2	4

从表 5 中可以看出, 随着预冷速度变慢, 平台总运作成本增大, 产品预冷延迟时间变长。通过分析目标 f_1 和 f_2 最好解的结构发现, 随着预冷速度变慢, 轻型卡车使用数量增多, 预冷车使用数量降低。这表明, 当预冷车服务效率较低时, 固定预冷模式在混合服务模式中占主导地位。

4.3 实例应用

基于前期调研, 以陕西省洛川县苹果产业为例进行测试。选取 22 个农户, 收集其苹果产量信息。根据日采摘量和电商渠道销售比例, 确定各农户处的预冷需求体量。本研究还给出了需求位置信息、预冷产品体量、需求时间窗信息^⑫, 参取值与 4.1 节一致。

表 6 给出了 RSPSP 模型在本测试案例中的运行结果。由表可知, 采用混合预冷服务模式, 平台总运作成本最低为 2 091.81 元, 农户最大预冷延迟时间最短为 30.15(折合为 0.3 h)。假设平台承诺的最大预冷延迟时间小于 1 h, 则平台总运作成本最低为 2 249.55 元。当仅采用移动式或固定式预冷模式时, RSPSP 模型无解。前者主要是由于部分农户预冷体量较大且需求时间窗较晚, 无法在调度周期内完成预冷服务; 后者是由于农户最大预冷延迟时间最短为 179.36(折合约为 108 min) 超出平台承诺的时间, 因而问题无解。

表 6 实例中 RSPSP 模型运行结果

Table 6 Results of the RSPSP model in the case study

目标	固定式 + 移动式	固定式	移动式
$\min f_1$	2 091.81	2 724.04	—
$\min f_2$	30.15	179.36	—
$\min f_1 (f_2 < 100)$	2 249.55	—	—

本案例结果反映出固定式 + 移动式的混合预冷服务模式在实践中具有更好的鲁棒性以及混合预冷服务模式的必要性, 这进一步验证了本研究提出的 RSPSP 模型的有效性。图 5 给出最优解中

车辆访问需求点的顺序和到达各需求点的时间, 可为平台制定多类型预冷服务资源调度方案提供决策支持, 其中包含三条预冷车路径, 一条轻型卡车路径。

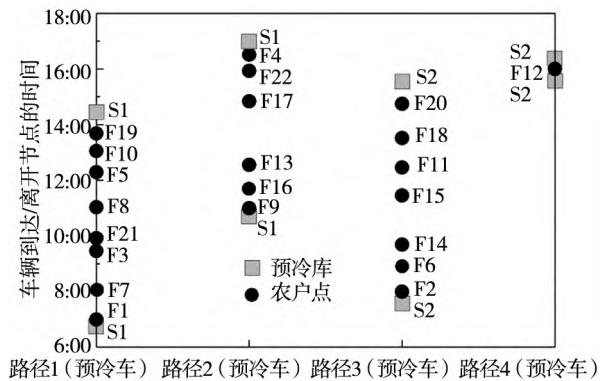


图 5 车辆调度结果

Fig. 5 Results of vehicle routing and scheduling

5 结束语

本研究聚焦村镇预冷社会化服务平台资源调度问题, 提出以平台调度成本最低与农户最大预冷延迟最短为双目标的混合整数线性规划模型。问题涉及两类预冷服务资源、多类型车辆、多预冷库及服务时间窗, 被抽象为具异质服务效率和多车场的 HFVRPTW 问题。针对该模型, 设计了基于 Epsilon - 约束与自适应大邻域搜索的多目标优化算法(EC - ALNS), 通过改进 Box splitting 更新机制提升 Pareto 解集精度。针对该问题的单目标版本, 提出改进的 ALNS 算法, 通过设计特定的编码、评估与邻域搜索算子提高算法求解质量。数值实验与案例分析结果表明: 混合预冷服务模式可有效降低平台运作成本并缩短预冷延迟; 采用真空预冷车可进一步优化成本与延迟; 农户宽服务时间窗与聚类分布有助于降低作业成本。

参 考 文 献:

[1] 中华人民共和国农业农村部. 农产品冷链物流补短板, 做强“最先一公里”畅通“最后一公里” [EB/OL]. 2024. [https://www.cnki.net](http://www.cnki.net)

^⑫ 实例应用部分的需求信息见学报官方网站。

- tp: //www.scs.moa.gov.cn/ccll/mtbd/202312/t20231208_6442429.htm.
- Ministry of Agriculture and Rural Affairs of the People's Republic of China. Strengthening Cold Chain Logistics for Agricultural Products: Improving The “First Mile” and Ensuring Smooth and Efficient Delivery in the “Last Mile” [EB/OL]. 2024. http://www.scs.moa.gov.cn/ccll/mtbd/202312/t20231208_6442429.htm. (in Chinese)
- [2] Gustavsson J, Cederberg C, Sonesson U, et al. Global Food Losses and Food Waste [EB/OL]. 2022. <http://www.fao.org/docrep/014/mb060e/mb060e.pdf>.
- [3] Baranyai L, Lien Le Phuong N, Dam M S, et al. Evaluation of precooling temperature and 1-MCP treatment on quality of ‘Golden Delicious’ apple [J]. Journal of Applied Botany and Food Quality, 2020, 93: 130 – 135.
- [4] Duan Y, Wang G B, Fawole O A, et al. Postharvest precooling of fruit and vegetables: A review [J]. Trends in Food Science & Technology, 2020, 100: 278 – 291.
- [5] 阮俊虎, 刘天军, 冯晓春, 等. 数字农业运营管理: 关键问题、理论方法与示范工程 [J]. 管理世界, 2020, 36(8): 222 – 233.
Ruan Junhu, Liu Tianjun, Feng Xiaochun, et al. Digital agriculture operation and management: Key issues, methodology and demonstration project [J]. Journal of Management World, 2020, 36(8): 222 – 233. (in Chinese)
- [6] 雷坤洪, 梁亚文, 马睿泽, 等. 中国农业社会化服务: 逻辑建构、水平测度与动态演进 [J]. 农业经济问题, 2024, (7): 117 – 133.
Lei Kunhong, Liang Yawen, Ma Ruize, et al. Logical construction, evaluation and dynamic evolution of socialized agricultural services in China [J]. Issues in Agricultural Economy, 2024, (7): 117 – 133. (in Chinese)
- [7] 钟真, 蒋维扬, 李丁. 社会化服务能推动农业高质量发展吗? ——来自第三次全国农业普查中粮食生产的证据 [J]. 中国农村经济, 2021, (12): 109 – 130.
Zhong Zhen, Jiang Weiyang, Li Ding. Can socialized services promote the high-quality development of agriculture? An empirical analysis based on the grain production data of the Third National Agricultural Census [J]. Chinese Rural Economy, 2021, (12): 109 – 130. (in Chinese)
- [8] 华中生. 网络环境下的平台服务及其管理问题 [J]. 管理科学学报, 2013, 16(12): 1 – 12.
Hua Zhongsheng. Platform service and its management problems in the network environment [J]. Journal of Management Sciences in China, 2013, 16(12): 1 – 12. (in Chinese)
- [9] Lin N, Akkerman R, Kanellopoulos A, et al. Vehicle routing with heterogeneous service types: Optimizing post-harvest pre-processing operations for fruits and vegetables in short food supply chains [J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2023, 172: 103084.
- [10] Lin N, Kanellopoulos A, Akkerman R, et al. Vehicle routing in precooling logistics with dynamic temperature-dependent product quality decay [J]. European Journal of Operational Research, 2025, 321(2): 407 – 427.
- [11] Zou G Y, Tang J F, Yilmaz L, et al. Online food ordering delivery strategies based on deep reinforcement learning [J]. Applied Intelligence 2022, 52(6), 6853 – 6865.
- [12] 代宏砚, 陶家威, 姜海, 等. 大数据驱动的决策范式转变——以个性化 O2O 即时物流调度为例 [J]. 管理科学学报, 2023, 26(5): 53 – 69.
Dai Hongyan, Tao Jiawei, Jiang Hai, et al. Paradigm shift for big data-driven decision making: New paradigm for O2O on-demand logistics [J]. Journal of Management Sciences in China, 2023, 26(5): 53 – 69. (in Chinese)
- [13] 李建斌, 周泰, 徐礼平, 等. 货运 O2O 平台有时间窗同城零担集货匹配优化决策 [J]. 系统工程理论与实践, 2020, 40(4): 978 – 988.
Li Jianbin, Zhou Tai, Xu Liping, et al. Matching optimization decision of city LTL carpool based on time windows on the freight O2O platform [J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2020, 40(4): 978 – 988. (in Chinese)

- [14] Hosseini M , Milner J , Romero G. Dynamic relocations in car-sharing networks [J]. *Operations Research* , 2025 , 73(4) : 2010 – 2025.
- [15] Liu J M , Chen W W , Sun L L. A data-driven optimization framework for static rebalancing operations in bike sharing systems [J/OL]. *INFORMS Journal on Computing* , 2024 , doi: 10.1287/ijoc.2022.0182. 2024 – 12 – 14.
- [16] Lin M Y , Ma L J , Ying C S. Matching daily home health-care demands with supply in service-sharing platforms [J]. *Transportation Research Part E-Logistics and Transportation Review* , 2021 , 145: 102177.
- [17] Zarouk Y , Mahdavi I , Rezaeian J , et al. A novel multi-objective green vehicle routing and scheduling model with stochastic demand , supply , and variable travel times [J]. *Computers & Operations Research* , 2022 , 141: 105698.
- [18] Sahin M K , Yaman H. A branch and price algorithm for the heterogeneous fleet multi-depot multi-trip vehicle routing problem with time windows [J/OL]. *Transportation Science* , 2022 , 56(6) : 1636 – 1657.
- [19] Belloso J , Juan A A , Faulin J. An iterative biased-randomized heuristic for the fleet size and mix vehicle-routing problem with backhauls [J]. *International Transactions in Operational Research* , 2019 , 26: 289 – 301.
- [20] 周鲜成 , 刘长石 , 周开军 , 等. 时间依赖型绿色车辆路径模型及改进蚁群算法 [J]. *管理科学学报* , 2019 , 22(5) : 57 – 68.
Zhou Xiancheng , Liu Changshi , Zhou Kaijun , et al. Improved ant colony algorithm and modelling of time-dependent green vehicle routing problem [J]. *Journal of Management Sciences in China* , 2019 , 22 (5) : 57 – 68. (in Chinese)
- [21] Lu C C , Diabat A , Li Y T , et al. Combined passenger and parcel transportation using a mixed fleet of electric and gasoline vehicles [J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review* , 2022 , 157: 102546.
- [22] Manguino J L V , Ronconi D P. Step cost functions in a fleet size and mix vehicle routing problem with time windows [J]. *Annals of Operations Research* , 2022 , 316(2) : 1013 – 1038.
- [23] Koc C , Bektas T , Jabali O , et al. The fleet size and mix location-routing problem with time windows: Formulations and a heuristic algorithm [J]. *European Journal of Operational Research* , 2016 , 248(1) : 33 – 51.
- [24] Wang Z , Li Y , Hu X P. A heuristic approach and a tabu search for the heterogeneous multi-type fleet vehicle routing problem with time windows and an incompatible loading constraint [J]. *Computers & Industrial Engineering* , 2015 , 89: 162 – 176.
- [25] Stavropoulou F. The consistent vehicle routing problem with heterogeneous fleet [J]. *Computers & Operations Research* , 2022 , 140: 105644.
- [26] Dang Y , Allen T T , Singh M. A heterogeneous vehiclerouting problem with common carriers and time regulations: Mathematical formulation and a two-color ant colony search [J]. *Computers & Industrial Engineering* , 2022 , 168: 108036.
- [27] Fachini R F , Armentano V A. Logic-based Benders decomposition for the heterogeneous fixed fleet vehicle routing problem with time windows [J]. *Computers & Industrial Engineering* , 2020 , 148: 106641.
- [28] Koc C , Bektas T , Jabali O , et al. A hybrid evolutionary algorithm for heterogeneous fleet vehicle routing problems with time windows [J]. *Computers & Operations Research* , 2015 , 64: 11 – 27.
- [29] Wu X , Li R , Chu C H , et al. Managing pharmaceuticals delivery service using a hybrid particle swarm intelligence approach [J]. *Annals of Operations Research* , 2022 , 308(1) : 653 – 684.
- [30] Friedrich C , Elbert R. Adaptive large neighborhood search for vehicle routing problems with transshipment facilities arising in city logistics [J]. *Computers & Operations Research* , 2022 , 137: 105491.
- [31] ÖzbilgeA , Hassini E , Parlar M. Optimal pricing and donation policy for fresh goods [J]. *European Journal of Operational Research* , 2024 , 312(1) : 198 – 210.
- [32] Matl P , Hartl R F , Vidal T. Leveraging single-objective heuristics to solve bi-objective problems: Heuristic box splitting and its application to vehicle routing [J]. *Networks* , 2019 , 73(4) : 382 – 400.

[33] Wang X P , Lin N , Li Y , et al. An integrated modeling method for collaborative vehicle routing: Facilitating the unmanned micro warehouse pattern in new retail [J]. Expert Systems with Applications , 2021 , 168: 114307.

[34] 雒兴刚 , 刘 伦 , 张忠良 , 等. 考虑服务流程信息的服务配置优化方法 [J]. 管理科学学报 , 2023 , 26(12) : 1 – 18. Luo Xinggan , Liu Lun , Zhang Zhongliang , et al. Service configuration optimization considering service process information [J]. Journal of Management Sciences in China , 2023 , 26(12) : 1 – 18. (in Chinese)

Resource scheduling for village and town precooling service platform based on multi-objective optimization

LIN Na¹ , WANG Xu-ping^{2,3*} , RUAN Jun-hu¹ , WANG Xing-yuan⁴ , HU Xiang-pei³

1. School of Economics and Management , Northwest A&F University , Xianyang 712100 , China;

2. Hainan Vocational University of Science and Technology , Haikou 571126 , China;

3. School of Economics and Management , Dalian University of Technology , Dalian 116024 , China;

4. School of Economics and Management , Zhejiang Ocean University , Zhoushan 316022 , China

Abstract: This study focuses on the resource scheduling problem of the precooling service platform , aiming to provide technical methods for the post-harvest precooling issue of smallholders in China. Considering the time sensitivity of precooling demands and the cost-effectiveness of service operations , and incorporating both fixed precooling and mobile precooling resources , this problem is formulated as a multi-depot vehicle routing problem with heterogeneous service efficiencies and time windows. A mixed-integer linear programming multi-objective optimization model is formulated to minimize the scheduling cost of precooling services while also reducing precooling delay times. Furthermore , considering the heterogeneity of precooling resources , an EC-ALNS multi-objective optimization algorithm , based on an enhanced Box splitting method and an adaptive large neighborhood search algorithm , is developed to efficiently obtain an approximately accurate Pareto frontier for this problem. The effectiveness and advantages of the EC-ALNS are verified through comparisons with the CPLEX solver and two classical algorithms. Finally , a case study is conducted to validate the robustness of our model , and management implications are derived through numerical experiments and parameter sensitivity analysis under various order scenarios.

Key words: platform operation optimization; social service platform; precooling resource scheduling; multi-objective optimization algorithm