

学习型离散排超联赛算法求解带时间窗的绿色多车型两级车辆 路径问题

李正雯^{1,2}, 胡 蓉^{1,2†}, 钱 斌^{1,2}, 金怀平¹, 吕 阳^{1,2}

(1. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650500; 2. 昆明理工大学 云南省人工智能重点实验室, 云南 昆明 650500)

摘要: 针对现实中广泛存在的带时间窗的绿色多车型两级车辆路径问题(G2E-HVRP-TW), 本文提出一种结合加权K-means算法(WKA)的学习型离散排超联赛算法(LDVPLA)进行求解. 首先, 根据该问题规模大、约束多的特点, 采用WKA将原问题 G2E-HVRP-TW 分解为一个绿色多车型车辆路径子问题 (GHVRP) 和一组带时间窗的 GHVRP (GHVRP-TW), 从而实现两级问题间的部分解耦, 以合理缩小搜索空间. 然后, 利用LDVPLA求解分解后的一系列子问题, 并将各子问题的解合并后得到原问题的解. LDVPLA在竞赛阶段将标准排超联赛算法(VPLA)中实数个体更新操作替换为一系列排序操作, 使其能够直接在问题离散解空间内执行基于VPLA机制的搜索, 可提高搜索效率; 在学习阶段构建三维概率矩阵模型合理学习并积累优质解信息, 有利于驱动算法较快到达解空间中的优质解区域执行搜索; 在淘汰阶段设计一种重启策略, 可避免算法过早陷入局部最优. 最后, 通过在不同规模算例上的仿真实验和算法对比, 验证了所提算法的有效性.

关键词: 两级车辆路径问题; 绿色; 多车型; 时间窗; 加权K-means算法; 排超联赛算法

引用格式: 李正雯, 胡蓉, 钱斌, 等. 学习型离散排超联赛算法求解带时间窗的绿色多车型两级车辆路径问题. 控制理论与应用, 2023, 40(3): 549 – 557

DOI: 10.7641/CTA.2022.10819

A learning discrete volleyball premier league algorithm for solving green two-echelon heterogeneous-fleet vehicle routing problem with time windows

LI Zheng-wen^{1,2}, HU Rong^{1,2†}, QIAN Bin^{1,2}, JIN Huai-ping¹, LÜ Yang^{1,2}

(1. Faculty of Information Engineering and Automation,

Kunming University of Science and Technology, Kunming Yunnan 650500, China;

2. Yunnan Key Laboratory of Artificial Intelligence, Kunming University of Science and Technology, Kunming Yunnan 650500, China)

Abstract: This paper proposes a learning discrete volleyball premier league algorithm (LDVPLA) combined with the weighted K-means algorithm (WKA) for the widely existing green two-echelon heterogeneous-fleet vehicle routing problem with time windows (G2E-HVRP-TW). Firstly, according to the characters of the problem with a large scale and strong constraints, the WKA is used to split the G2E-HVRP-TW into a green heterogeneous-fleet vehicle routing problem (GHVRP) and a series of GHVRP with time windows (GHVRP-TW), so as to realize the partial decoupling between the two-level problems and reasonably reduce the search space. Then, the LDVPLA is designed to solve those subproblems, the solutions of each subproblem are combined to obtain the solution of the original problem. The LDVPLA replaces the real number individual updating operations of the volleyball premier league algorithm (VPLA) with a series of proposed arrangement operations in the competition phase, so that it can perform the search directly in the discrete solution space based on the mechanism of VPLA, which can improve the search efficiency. In the learning phase, a three-dimensional-based probabilistic model is designed to learn and accumulate the information of high-quality solutions, which is conducive to driving the algorithm to reach the high-quality solution area in the solution space to perform the search. In the elimination phase, a restart mechanism is designed to avoid falling into local optimal algorithm too early. Finally, the effectiveness of the proposed algorithm is verified by simulation experiments and algorithm comparisons on different scale examples.

Key words: two-echelon vehicle routing problem; green; heterogeneous-fleet; time windows; weighted K-means algorithm; volleyball premier league algorithm

Citation: LI Zhengwen, HU Rong, QIAN Bin, et al. A learning discrete volleyball premier league algorithm for solving green two-echelon heterogeneous-fleet vehicle routing problem with time windows. *Control Theory & Applications*, 2023, 40(3): 549 – 557

收稿日期: 2021–08–31; 录用日期: 2022–03–04.

†通信作者. E-mail: ronghu@vip.163.com; Tel.: 871-65916596.

本文责任编辑: 王凌.

国家自然科学基金项目(61963022, 62173169), 云南省基础研究重点项目(202201AS070030)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (61963022, 62173169) and the Basic Research Key Project of Yunnan Province (202201AS070030).

1 引言

两级车辆路径问题 (two-echelon vehicle routing problem, 2E-VRP) 是两级物流配送中的关键环节, 最早由Feliu等^[1]提出, 在油品配送和城市物流配送等现实场景中应用广泛^[2]. 近年来, 2E-VRP逐渐受到研究者的重视. 针对2E-VRP, Wang等^[3]设计混合蚁群算法求解, Yan等^[4]设计基于图的模糊进化算法求解, Marques等^[5]设计分支切判定价算法求解.

实际运输过程中, 物流公司通常使用多种型号的车辆参与配送, 因此, 在2E-VRP中考虑多车型约束更加符合实际情况. Bevilaqua等^[6]针对多车型2E-VRP, 设计基于岛屿的模因算法求解. 近年来, 随着温室效应加剧, 实施绿色运输已成为减少能源消耗与碳排放的必然趋势. 针对绿色2E-VRP (green 2E-VRP, G2E-VRP), Li等^[7]设计增强CW算法求解, Kancharla等^[8]设计自适应大邻域算法求解. 此外, 日益激烈的市场竞争逼迫企业注重提升客户满意度, 因此, 在2E-VRP中考虑客户时间窗约束是有必要的. Govindan等^[9]针对带时间窗的2E-HVRP, 设计混合粒子群算法求解. Wang等^[10]针对带时间窗的绿色多车型2E-VRP (green two-echelon heterogeneous-fleet vehicle routing problem with time windows, G2E-HVRP-TW), 设计自适应遗传算法求解. 目前针对G2E-HVRP-TW的研究十分有限. 在计算复杂度上, G2E-HVRP-TW属于NP-hard问题. 因此, 设计一种能更为有效地求解G2E-HVRP-TW的新算法, 具有重要的现实意义和理论价值.

现有智能算法求解2E-VRP及其扩展问题的研究中, 大多对问题进行整体编码和求解^[6-10]. 而部分学者采用分解策略先将问题分解为多个相对简单的子问题, 再设计算法求解各子问题从而获得原问题的解^[3, 11], 仿真实验验证了智能算法与分解策略结合的必要性. 对于G2E-HVRP-TW, 目前尚无结合分解策略的智能求解算法.

排超联赛算法^[12] (volleyball premier league algorithm, VPLA) 是一种以排球赛事为背景基于群体智能的连续随机优化算法. 目前对VPLA的研究较为有限且均将VPLA用于求解连续优化问题^[13-14], 然而VPLA中的个体更新操作本质上是通过其特有的数个核心公式 (即特定的实数向量运算公式) 对个体中元素取值, 从而生成新个体来实现搜索, 显然, 现有VPLA的个体更新方式使其不能直接求解G2E-HVRP-TW这类离散优化问题. 因此, 需进一步设计合适的策略将VPLA离散化.

本文针对以最小化总运输成本为优化目标的G2E-HVRP-TW (示意图见图1), 建立问题模型, 并提出一种结合加权K-means算法 (weighted K-means algorithm, WKA) 的学习型离散排超联赛算法 (learning dis-

crete volleyball premier league algorithm, LDVPLA) 进行求解 (以下简称LDVPLA_WKA). LDVPLA_WKA具有3方面的特点. 1) 利用聚类分解策略实现两级问题间的部分解耦, 并合理缩小了算法需搜索的解空间, 使问题求解难度得以降低; 2) 采用3阶段 (竞赛、学习和淘汰) 协同搜索的算法框架, 该框架具有比传统单阶段智能优化算法更高的灵活性, 可在各阶段均设计适合问题特点的搜索操作和策略, 有利于提出更为有效的求解算法; 3) 设计离散化机制提高算法搜索效率, 在学习阶段构建三维概率矩阵模型增强算法引导能力, 在淘汰阶段加入重启策略可避免算法过早陷入局部最优, 这些可提升算法搜索能力. 通过在不同测试算例的仿真实验和算法对比, 验证了LDVPLA_WKA的有效性.

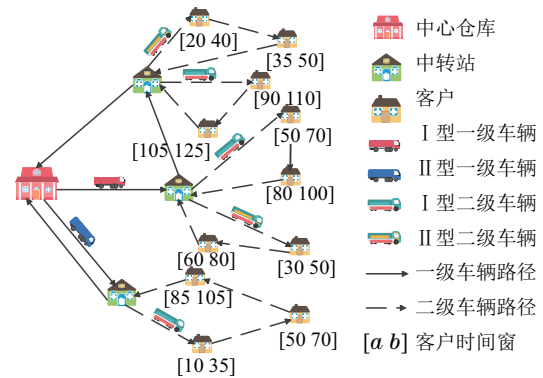


图1 G2E-HVRP-TW示意图

Fig. 1 Diagram of G2E-HVRP-TW

2 问题建模与分析

2.1 问题描述

本文的G2E-HVRP-TW假设如下:

1) 给定有向图 $G = (V, A)$ 表示配送网络, $V = D \cup S \cup C$, 其中: D 为中心仓库, S 为中转站集, C 为客户集, A 为有向弧段集;

2) 中心仓库、中转站、客户数量、服务时间、客户需求量和时间窗已知; 货物不能由中心仓库直接向客户配送, 每级配送网络使用不同车型进行配送, 每个中转站所含车型种类和数量相同;

3) 配送车辆车型以载重量分类, 不允许超载, 车辆完成服务后回到原中心仓库 (或中转站), 每个客户 (或中转站) 都被服务且最多被服务一次, 且车辆需尽量在客户要求的时间段内到达.

2.2 问题建模

2.2.1 问题优化目标计算模型

G2E-HVRP-TW优化目标为总运输成本 C_T , 由车辆固定成本 C_F , 油耗成本 C_E 及时间窗惩罚成本 C_P 3部分构成. 其中:

$$C_F = \sum_{i \in D} \sum_{j \in S} \sum_{k_1 \in K_1} \sum_{m_1 \in M_1} \sum_{h_1 \in H_{DM_1}} x_{ijk_1m_1h_1} f_{k_1m_1} +$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in C} \sum_{k_2 \in K_2} \sum_{m_2 \in M_2} \sum_{h_2 \in H_{SM_2}} y_{ijk_2m_2h_2} f_{k_2m_2}, \quad (1)$$

$$C_P = \sum_{i \in C} \max\{P_e(ET_i - T_{ik_2}), 0, P_l(T_i - LT_{ik_2})\}. \quad (2)$$

G2E-HVRP-TW的符号定义如表1所示.

表1 符号定义表

Table 1 Notations

符号	释义
n_S	中转站数.
n_C	客户数.
N_1	一级配送网络节点集 $N_1 = D \cup S$.
N_2	二级配送网络节点集 $N_2 = S \cup C$.
K_w	w 级配送网络车辆集 $K_i = \{1, 2, \dots, n_{K_w}\}$, $w = 1, 2$.
n_{K_w}	w 级车辆数, $w = 1, 2$.
M_w	w 级车辆车型集 $M_w = \{m_1, m_2, \dots, m_{n_{M_w}}\}$, $w = 1, 2$.
n_{M_w}	w 级车辆车型数, $w = 1, 2$.
H_{DM1}	中心仓库 D 中 m_1 车型的全部车辆集, $H_{DM1} = \{1, 2, \dots, n_{H_{DM1}}\}$, $m_1 \in M_1$.
$n_{H_{DM1}}$	中心仓库 D 中 m_1 型车辆总数.
H_{SM2}	中转站 s 中 m_2 车型的全部车辆集, $H_{SM2} = \{1, 2, \dots, n_{H_{SM2}}\}$, $s \in S, m_2 \in M_2$.
$n_{H_{SM2}}$	中转站 s 中 m_2 型车辆总数, $s \in S, m_2 \in M_2$.
$x_{ijk_1m_1h_1}$	一级配送网络中车型为 m_1 的第 h_1 辆车从节点 i 到节点 j 的决策变量, $m_1 \in M_1$.
$y_{ijk_2m_2h_2}$	二级配送网络中车型为 m_2 的第 h_2 辆车从节点 i 到节点 j 的决策变量, $m_2 \in M_2$.
$f_{k_wm_w}$	w 级车辆中 m_w 型车辆的固定成本, $m_w \in M_w, w = 1, 2$.
d_{ij}	节点 i 到节点 j 的距离.
P_e, P_l	车辆提前到达, 延迟到达的单位惩罚费用.
ET_i, LT_i	客户 i 的时间窗下限和上限.
T_{ik_w}	w 级车辆到达中转站 i 的时间, $w = 1, 2$.
$Q_{ijk_wm_wh_w}$	车型为 m_w 的第 h_w 辆二级车从节点 i 到节点 j 时的载重量, $m_w \in M_w, w = 1, 2$.
$q_w^{m_w}$	车型为 m_w 的一级车辆的容量, $m_w \in M_w, w = 1, 2$.
C_i	中心仓库 i 或中转站 i 的容量.
sev_i	i 级车辆的服务时间, $i = 1, 2$.
D_j	客户 j 的需求量.

2.2.2 油耗模型

G2E-HVRP-TW的油耗成本 C_E 计算如下:

$$C_E = c_f F_p. \quad (3)$$

总油耗量 F_p 的计算基于文献[15]中的综合燃油消耗模型, 根据该模型, F_p 的计算如下:

$$F_p = \sum_{i \in N_1} \sum_{j \in N_1} \sum_{k_1 \in K_1} \sum_{m_1 \in M_1} \sum_{h_1 \in H_{DM1}} x_{ijk_1m_1h_1} \times$$

$$(c_1 \frac{d_{ij}}{v_1} + c_2 d_{ij} v_1^2 + c_3 (\mu_1^{m_1} + Q_{ijk_1m_1h_1}) d_{ij}) + \sum_{i \in N_2} \sum_{j \in N_2} \sum_{k_2 \in K_2} \sum_{m_2 \in M_2} \sum_{h_2 \in H_{SM2}} y_{ijk_2m_2h_2} \times (c_1' \frac{d_{ij}}{v_2} + c_2' d_{ij} v_2^2 + c_3' (\mu_2^{m_2} + Q_{ijk_2m_2h_2}) d_{ij}), \quad (4)$$

其中: d_{ij} 为客户 i 与客户 j 间的距离, c_f 为燃油单价, v_w 为 w 级车辆平均行驶速度, $\mu_w^{m_w}$ 为 w 级车辆中 m_w 型车整备质量(kg), $m_w \in M_w, w = 1, 2$. c_1, c_2, c_3 为常量.

2.2.3 混合整数线性规划模型

问题优化目标:

$$\min C_T = C_F + C_E + C_P. \quad (5)$$

问题约束条件:

$$\sum_{i \in N_2} \sum_{k_2 \in K_2} \sum_{m_2 \in M_2} \sum_{h_2 \in H_{SM2}} y_{ijk_2m_2h_2} = 1, \forall j \in C; \quad (6)$$

$$\sum_{i \in D} \sum_{j \in N_1} x_{ijk_1m_1h_1} \leq 1, \forall k_1 \in K_1, \forall m_1 \in M_1, \forall h_1 \in H_{DM1}; \quad (7)$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in N_2} y_{ijk_2m_2h_2} \leq 1, \forall k_2 \in K_2, \forall m_2 \in M_2, \forall h_2 \in H_{SM2}; \quad (8)$$

$$\sum_{j \in N_1} x_{ijk_1m_1h_1} Q_{ijk_1m_1h_1} \leq q_1^{m_1}, \forall i \in D, \forall k_1 \in K_1, \forall m_1 \in M_1, \forall h_1 \in H_{DM1}; \quad (9)$$

$$\sum_{j \in N_2} y_{ijk_2m_2h_2} Q_{ijk_2m_2h_2} \leq q_2^{m_2}, \forall i \in S, \forall k_2 \in K_2, \forall m_2 \in M_2, \forall h_2 \in H_{SM2}; \quad (10)$$

$$\sum_{j \in N_1} \sum_{k_1 \in K_1} \sum_{m_1 \in M_1} \sum_{h_1 \in H_{DM1}} x_{ijk_1m_1h_1} Q_{ijk_1m_1h_1} \leq C_i, \forall i \in N_1; \quad (11)$$

$$\sum_{i \in N_2} \sum_{k_2 \in K_2} \sum_{m_2 \in M_2} \sum_{h_2 \in H_{SM2}} y_{ijk_2m_2h_2} Q_{ijk_2m_2h_2} \leq C_i, \forall i \in S; \quad (12)$$

$$\sum_{i \in S'} \sum_{j \in S'} x_{ijk_1m_1h_1} \leq |S'| - 1, \forall k_1 \in K_1, \forall m_1 \in M_1, \forall h_1 \in H_{DM1}, S' \subseteq S, |S'| \geq 2; \quad (13)$$

$$\sum_{i \in C'} \sum_{j \in C'} y_{ijk_2m_2h_2} \leq |C'| - 1, \forall k_2 \in K_2, \forall m_2 \in M_2, \forall h_2 \in H_{SM2}, C' \subseteq C, |C'| \geq 2; \quad (14)$$

$$T_{jk_1} = \sum_{k_1 \in K_1} \sum_{m_1 \in M_1} \sum_{h_1 \in H_{DM1}} x_{ijk_1m_1h_1} \times (T_{ik_1} + sev_1 + \frac{d_{ij}}{v_1}), \forall i, j \in N_1; \quad (15)$$

$$T_{jk_2} = T_{ik_2} + sev_2 + \sum_{k_2 \in K_2} \sum_{m_2 \in M_2} \sum_{h_2 \in H_{SM2}} y_{ijk_2m_2h_2} \times (T_{ik_2} + sev_2 + \frac{d_{ij}}{v_2}), \forall i \in S, j \in C; \quad (16)$$

$$T_{jk_2} = \sum_{k_2 \in K_2} \sum_{m_2 \in M_2} \sum_{h_2 \in H_{SM2}} y_{ijk_2m_2h_2} \times (T_{ik_2} + sev_2 + \frac{d_{ij}}{v_2}), \forall i, j \in C; \quad (17)$$

$$\sum_{i \in D} \sum_{j \in N_1} \sum_{k_1 \in K_1} \sum_{m_1 \in M_1} \sum_{h_1 \in H_{DM_1}} x_{ijk_1 m_1 h_1} =$$

$$Q_{ijk_1 m_1 h_1} \sum_{i \in S} \sum_{j \in N_2} \sum_{k_2 \in K_2} \sum_{m_2 \in M_2} \sum_{h_2 \in H_{SM_2}} y_{ijk_2 m_2 h_2} \times$$

$$Q_{ijk_2 m_2 h_2} = \sum_{j \in C} D_j; \quad (18)$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in N_2} y_{ijk_2 m_2 h_2} Q_{ijk_2 m_2 h_2} = \sum_{i \in N_2} \sum_{j \in N_2} y_{ijk_2 m_2 h_2} D_j,$$

$$\forall k_2 \in K_2, \forall m_2 \in M_2, \forall h_2 \in H_{SM_2}; \quad (19)$$

$$\sum_{k_1 \in K_1} \sum_{m_1 \in M_1} \sum_{h_1 \in H_{DM_1}} x_{ijk_1 m_1 h_1} = 0, \forall i, j \in D; \quad (20)$$

$$\sum_{i \in N_1} \sum_{k_1 \in K_1} \sum_{m_1 \in M_1} \sum_{h_1 \in H_{DM_1}} x_{ijk_1 m_1 h_1} Q_{ijk_1 m_1 h_1} -$$

$$\sum_{i \in N_1} \sum_{k_1 \in K_1} \sum_{m_1 \in M_1} \sum_{h_1 \in H_{DM_1}} x_{jik_1 m_1 h_1} Q_{jik_1 m_1 h_1} =$$

$$\sum_{i \in N_2} \sum_{k_2 \in K_2} \sum_{m_2 \in M_2} \sum_{h_2 \in H_{SM_2}} y_{ijk_2 m_2 h_2} Q_{jik_2 m_2 h_2},$$

$$\forall j \in S; \quad (21)$$

$$\sum_{i \in N_2} \sum_{k_2 \in K_2} \sum_{m_2 \in M_2} \sum_{h_2 \in H_{SM_2}} y_{ijk_2 m_2 h_2} Q_{ijk_2 m_2 h_2} -$$

$$\sum_{i \in N_2} \sum_{k_2 \in K_2} \sum_{m_2 \in M_2} \sum_{h_2 \in H_{SM_2}} y_{jik_2 m_2 h_2} Q_{jik_2 m_2 h_2} = D_j,$$

$$\forall j \in C. \quad (22)$$

其中: 式(6)要求每个客户只能被一辆车服务一次; 式(7)–(8)要求每辆车最多从一个中心仓库或中转站出发; 式(9)–(10)要求车辆配送过程中不能超过其对应车型的额定载重量; 式(11)–(12)要求每个中心仓库和中转站车辆的总载重量不能超过其所属中心仓库或中转站的容量; 式(13)–(14)要求生成的配送方案或问题的解不能出现不含车场的子回路并且每辆车完成配送任务后必须返回原车场; 式(15)–(17)表示车辆到达时间; 式(18)要求交付的货物总量能够满足所有客户的需求; 式(19)要求参与配送的车辆总载重量应满足所有客户的需求; 式(20)要求中心仓库不能直接向客户配送货物; 式(21)–(22)表示货物在两级配送网络间平衡流动。

3 问题求解算法LDVPLA-WKA

3.1 WKA分解问题

本文采用WKA^[16], 以中转站为聚类重心, 将客户与聚类重心间的欧氏距离和客户时间窗作为客户的两个特征对客户进行聚类. 具体步骤如下:

步骤1 将中转站作为聚类重心, 随机生成初始距离特征权重 w_1 和时间窗特征权重 w_2 , 使 $w_1 + w_2 = 1$, 将客户按需求量降序排列。

步骤2 按式(23)计算 $d(x_i, c_k)$, 在不超出中转站容量的情况下, 将客户 x_i 分配至最近的聚类重心所在客户群, 若超出中转站需求则将该客户分配至距其第二近的聚类重心所在的客户群, 以此类推。

$$d(x_i, c_k) = w_1 \sqrt{(x_{i1} - c_{k1})^2 + (x_{i2} - c_{k2})^2} +$$

$$w_2 \sum_{j=3}^4 (x_{ij} - c_{kj})^2. \quad (23)$$

步骤3 根据式(24)更新聚类重心。

$$c_{kj} = \frac{1}{n_k} \sum_{i \in C_k} x_{ij}, j = 1, \dots, 4. \quad (24)$$

步骤4 按式(25)更新特征权重 w_v 。

$$w_v = \frac{1}{\sum_{u \in V} \left[\frac{D_v}{D_u} \right]^{\frac{1}{\sigma-1}}}. \quad (25)$$

步骤5 判断是否达到最大迭代次数 $\max_L$, 若是则输出聚类结果, 否则执行步骤2。

其中: $v = 1, 2$ 为特征编号; $x = x_1, x_2, \dots, x_i$ 为客户, 其中 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4})$, $i = 1, 2, \dots, n_C$. x_{i1} 和 x_{i2} 分别表示客户 i 的横纵坐标, x_{i3} 和 x_{i4} 分别表示客户 i 的时间窗上下限. $k = 1, 2, \dots, S$ 为客户群编号, σ 为权重参数, $C = C_1, C_2, \dots, C_k$ 为客户群, c_k 为客户群 C_k 的聚类重心. n_k 为客户群 C_k 的客户数. D_v 为特征 v 的聚类内方差之和。

3.2 LDVPLA求解子问题

3.2.1 编码与解码规则

LDVPLA中, 每个球队代表种群中的一个个体(解), 每个解由两部分组成: 主力部分和替补部分, 解的适应度函数值由主力部分决定。

本文将G2E-HVRP-TW分解后的 $n_S + 1$ 个子问题分别用相同的方式进行编码和解码. 编码方式采用基于客户排序的十进制编码, 例如第 i 个中转站服务10个客户, 可记为: $\pi_i = \{\pi_{i,f}, \pi_{i,s}\} = \{(1, 2, 7, 9, 5, 8, 10, 3, 6, 4), (9, 2, 7, 3, 10, 5, 6, 8, 1)\}$. 解码过程中, 在满足车辆载重约束(式(9)或式(10))的情况下, 以大型车辆优先原则将客户依次添加至当前车辆, 按车型由小到大的顺序判断最后一辆车载重是否小于当前车型额定载重, 若是, 则使用该型号车辆. 例如将 π_i 解码, 得到 $\pi_i = ((\pi_{i1,f}, \pi_{i2,f}, \pi_{i3,f}), (\pi_{i1,s}, \pi_{i2,s}, \pi_{i3,s})) = \{((010, 1, 2, 7, 9), (010, 5, 8, 10, 3), (020, 6, 4)), ((010, 9, 4, 2, 7), (020, 3, 10, 5), (030, 6, 8, 1))\}$, 表示主力部分第1辆车为I型车, 从中转站 i 出发, 依次服务客户1, 2, 7, 9后返回该中转站. 其余车辆和替补部分释义以此类推。

3.2.2 初始化阶段

LDVPLA的种群初始化方法为: 随机产生两组客户序列, 分别计算两组客户序列的适应度, 适应度较高的客户序列为球队主力部分, 另一客户序列则为替补部分. 依照上述方法生成 popsize 支球队, 构成初始种群, 并将适应度排名前 $\text{popsize} \cdot \theta_e$ 的解加入精英解集 $\pi_{\text{elite}_e}^{\text{gen}}$, $i = 1, 2, \dots, \text{popsize} \cdot \theta_e$.

3.2.3 基于多种搜索策略的竞赛阶段

3.2.3.1 确定胜负方

LDVPLA中每个赛季每支球队与其他球队有且仅有一次竞赛机会. 球队实力 $\varphi(i)$ 的计算如下:

$$\varphi(i) = \frac{f(x_i^f)}{Z}, \quad (26)$$

其中: $f(x_i^f) = 1/C_T$ 为第 i 支球队适应度, Z 表示所有球队适应度总和, 设球队 j 与球队 k 进行竞赛, 球队 j 获胜的概率 $P(j, k)$ 计算如下:

$$P(j, k) = \frac{\varphi(j)}{\varphi(j) + \varphi(k)}. \quad (27)$$

生成随机数 $r \in [0, 1]$, 若 $r \leq P(j, k)$, 则球队 j 获胜, 否则球队 k 获胜. 胜负方确定后, 负方和胜方球队分别采用离散负方策略和离散胜方策略提升实力.

3.2.3.2 离散负方策略

本阶段针对负方球队设计并依次执行3种不同操作, 若产生的新解优于旧解, 则用新解替换旧解. 此阶段个体更新公式如式(28)所示:

$$\pi_{i,f}^{\text{gen}+1} = ((\pi_{\text{elite}_{i,f}}^{\text{gen}}, \pi_{i,f}^{\text{gen}})^{r[a]}, \pi_{i,s}^{\text{gen}})^{r[d,e]}, \quad (28)$$

其中: $\pi_{i,f}^{\text{gen}}$ 和 $\pi_{i,s}^{\text{gen}}$ 分别为第 gen 代第 i 个解主力部分和替补部分客户序列, $\pi_{\text{elite}_{i,f}}^{\text{gen}}$ 和 $\pi_{\text{best}_f}^{\text{gen}}$ 分别为第 gen 代精英解集中第 i 个解主力部分客户序列和当前最好解主力部分客户序列, n 为当前子问题客户数. 式(28)中, $(\pi_{\text{elite}_{i,f}}^{\text{gen}}, \pi_{i,f}^{\text{gen}})^{r[a]}$, $((\pi_{\text{elite}_{i,f}}^{\text{gen}}, \pi_{i,f}^{\text{gen}})^{r[a]})^{r[b,c]}$, $((\pi_{\text{elite}_{i,f}}^{\text{gen}}, \pi_{i,f}^{\text{gen}})^{r[a]})^{r[b,c]}$, $\pi_{i,s}^{\text{gen}})^{r[d,e]}$ 分别对应负方策略中的知识共享, 位置重排和换人操作, 下面将对3个搜索操作进行具体描述:

1) 知识共享.

知识共享操作的个体更新公式如(29)所示:

$$\overline{\pi}_{i,f}^{\text{gen}} = (\pi_{\text{elite}_{i,f}}^{\text{gen}}, \pi_{i,f}^{\text{gen}})^{r[a]}, \quad (29)$$

其中: $r[a]$ 为随机选取整数 $a(1 \leq a \leq n/2)$, 式(29)表示对 $\pi_{i,f}^{\text{gen}}$ 和 $\pi_{\text{elite}_{i,f}}^{\text{gen}}$ 执行基于位置的交叉操作^[17](position-based crossover, PX): 随机选取 a 个位置, 将 $\pi_{\text{elite}_{i,f}}^{\text{gen}}$ 中被选中位置上的客户移动到 $\pi_{i,f}^{\text{gen}}$, 并从 $\pi_{i,f}^{\text{gen}}$ 中删除从 $\pi_{\text{elite}_{i,f}}^{\text{gen}}$ 中移动过来的客户, 从第1个位置起依次在未选中的位置填入剩余客户. 执行知识共享操作后式(28)变为如下所示:

$$\pi_{i,f}^{\text{gen}+1} = ((\overline{\pi}_{i,f}^{\text{gen}})^{r[b,c]}, \pi_{i,s}^{\text{gen}})^{r[d,e]}. \quad (30)$$

2) 位置重排.

位置重排操作的个体更新公式如下式(31)所示:

$$\overline{\pi}_{i,f}^{\text{gen}} = (\pi_{i,f}^{\text{gen}})^{r[b,c]}, \quad (31)$$

其中: $r[b, c]$ 为随机选取整数 $b(1 \leq b \leq n)$ 和整数 $c(1 \leq c \leq n)$ 且 $b \neq c$, 式(31)表示对 $\pi_{i,f}^{\text{gen}}$ 执行基于 $r[b, c]$ 的insert操作: 将位置 b 上的客户插入到位置 c . 执行位

置重排操作后式(28)变为如下所示:

$$\pi_{i,f}^{\text{gen}+1} = (\overline{\pi}_{i,f}^{\text{gen}}, \pi_{i,s}^{\text{gen}})^{r[d,e]}. \quad (32)$$

3) 换人.

换人操作中, $r[d, e]$ 为随机选取整数 $d(1 \leq d \leq 3)$ 和整数 $e(1 \leq e \leq n-1)$, $(\overline{\pi}_{i,f}^{\text{gen}}, \pi_{i,s}^{\text{gen}})^{r[d,e]}$ 表示对 $\pi_{i,f}^{\text{gen}}$ 和 $\pi_{i,s}^{\text{gen}}$ 执行基于 $r[d, e]$ 的move操作: 将从 e 位置起长度为 d 的客户段从 $\pi_{i,s}^{\text{gen}}$ 移动到 $\pi_{i,f}^{\text{gen}}$, 并从 $\pi_{i,f}^{\text{gen}}$ 中删除从 $\pi_{i,s}^{\text{gen}}$ 中移动过来的客户, 从第1个位置起依次在未选中的位置填入剩余客户.

3.2.3.3 离散胜方策略

本阶段的个体更新操作如式(33)所示.

$$\pi_{i,f}^{\text{gen}+1} = (r \otimes \pi_{\text{best}_f}^{\text{gen}}, \pi_{i,f}^{\text{gen}})^{\lambda}, \quad (33)$$

式(33)表示以概率 r 将 $\pi_{i,f}^{\text{gen}}$ 与 $\pi_{\text{best}_f}^{\text{gen}}$ 中随机 λ 个位置的客户进行交换, 若产生的新解优于旧解, 则用新解替换旧解. 其中 λ 为整数且 $\lambda \in [1, n/2]$, 本文针对 λ 的取值设计自适应调节机制, 如式(34)所示.

$$\lambda(\text{gen}) = \text{int}\{(\lambda(\text{gen}_{\text{max}}) - \lambda(0)) \times \frac{\text{gen}_{\text{max}} - \text{gen}}{\text{gen}_{\text{max}}} + \lambda(0)\}. \quad (34)$$

竞赛阶段结束后更新精英解集和 $\pi_{\text{best}}^{\text{gen}}$.

3.2.4 基于三维概率矩阵模型的学习阶段

3.2.4.1 三维概率矩阵模型更新

对于绿色多车型车辆路径子问题 (green heterogeneous-fleet vehicle routing problem, GHVRP)或带时间窗的GHVRP(GHVRP with time windows, GHVRP-TW)的一个解 π , 将其客户序列中连续相邻的两个客户定义为客户块. 为记录精英解集中解的客户序列结构分布特征, 本节参考文献[18]中的方法, 构建基于客户序列的三维概率矩阵模型. 令 m_{gen} 表示最大迭代次数, $I_{i,j,k}(\text{gen})$ 表示第 gen 代及之前代客户块 $[j, k]$ 出现在位置 i 上的累计次数, $P_{i,j,k}(\text{gen})$ 表示第 gen 代中通过精英解集中的解统计出客户块 $[j, k]$ 出现在位置 i 的概率, $\text{NI}_i(\text{gen})$ 表示精英解集中解主力部分客户序列中位置 i 上出现客户块的总数, $\text{NP}_i(\text{gen})$ 表示精英解集中解的主力部分客户序列中不同客户块出现在位置 i 上的概率总和. 三维概率矩阵模型更新过程如下:

步骤 1 按式(36)初始化三维概率矩阵.

步骤 2 根据精英解主力部分客户序列更新 $I_{i,j,k}(\text{gen})$, 若 $\text{gen}=1$, 按式(37)更新 $P_{i,j,k}(1)$; 若 $\text{gen}>1$, 按式(38)更新 $P_{i,j,k}(\text{gen})$.

步骤 3 $\text{gen} = \text{gen} + 1$, 若 $\text{gen} < m_{\text{gen}}$, 则执行步骤2, 否则输出 $P_{i,j,k}(\text{gen})$.

$$I_{i,j,k} = \begin{cases} 1, & \text{客户块}[j, k] \text{出现在位置} i \text{上}, \\ 0, & \text{其他}. \end{cases} \quad (35)$$

$$P_{i,j,k}(0) = \begin{cases} 1/n, & i=1, j, k=1, \dots, n; \\ 1/n^2, & i=2, \dots, n-1, j, k=1, \dots, n. \end{cases} \quad (36)$$

$$P_{i,j,k}(1) = \begin{cases} I_{i,j,k}(0)/NI_i(1), & i=1; \\ (P_{i,j,k}(0) + I_{i,j,k}(0))/(NP_i(0) + NI_i(1)), & i=2, \dots, n-1, \\ NI_i(1), & \forall j, k=1, \dots, n. \end{cases} \quad (37)$$

$$P_{i,j,k}(\text{gen}) = \alpha P_{i,j,k}(\text{gen}-1) + (1-\alpha)I_{i,j,k}(\text{gen}-1)/NI_i(\text{gen}-1), \\ i=1, \dots, n-1; j, k=1, \dots, n. \quad (38)$$

3.2.4.2 新解生成方式

令 $\pi^{\text{gen}+1} = \{N_1, N_2, \dots, N_n\}$ 为采样三维概率矩阵模型生成的新解, 生成方式如下:

步骤1 生成 $\pi^{\text{gen}+1}$ 的第1个客户: 令 $s=1$, 按式(39)计算 $S_j(\text{gen}-1)$, $j=1, 2, \dots, n$.

$$S_j(\text{gen}-1) = \sum_{k=1}^n P_{1,j,k}(\text{gen}-1). \quad (39)$$

生成随机数 r , $r \in [0, \sum_{h=1}^n S_h(\text{gen}-1)]$, 若 $r \in [0, S_1(\text{gen}-1)]$, 则 $N_S=1$, 若 $r \in [S_t(\text{gen}-1), S_{t+1}(\text{gen}-1)]$, $t \in \{1, 2, \dots, n-1\}$, 则 $N_S = t+1, s = s+1$.

步骤2 生成剩余客户: 生成随机数 $r1$, $r1 \in [0, \sum_{h=1}^n P_{i-1, \pi_{i-1}(\text{gen}), h}(\text{gen}-1)]$, 若 $r1 \in [0, \sum_{h=1}^n P_{i-1, \pi_{i-1}(\text{gen}), h}(\text{gen}-1)]$, 则 $N_S=1$, 若 $r1 \in [\sum_{h=1}^t P_{i-1, \pi_{i-1}(\text{gen}), h}(\text{gen}-1), \sum_{h=1}^{t+1} P_{i-1, \pi_{i-1}(\text{gen}), h}(\text{gen}-1)]$, $t \in \{1, 2, \dots, n-1\}$, 则 $N_S = t+1, s = s+1$.

步骤3 若 $s < n$, 执行步骤2, 否则输出 $\pi^{\text{gen}+1}$. 学习阶段结束后更新精英解集和 $\pi_{\text{best}}^{\text{gen}}$.

3.2.5 淘汰阶段

当每代最好解连续 δ 代未被更新时, 算法进入淘汰阶段重构种群, 具体操作如下:

对当最好解主力部分和替补部分分别执行5次 $\text{interchange}(\pi, u, v)$ 操作, 然后执行 $\text{insert_pr}(\pi, r)$ 操作. 生成新解的主力部分和替补部分客户序列. 重复上述操作, 生成 $\text{popsize} \cdot \delta_{\text{pr}}$ 个新解, 将生成的新解替换当前种群中适应度较差的 $\text{popsize} \cdot \delta_{\text{pr}}$ 个解. 其中: δ_{pr} 为淘汰率; $\text{interchange}(\pi, u, v)$ 操作为将解 π 中位置 u 和位置 v 上的客户进行交换; $\text{insert_pr}(\pi, r)$ 操作为随机选择一个位置, 将其位置后所有客户插入到客户序列最前面. 淘汰阶段结束后更新精英解集和 $\pi_{\text{best}}^{\text{gen}}$.

3.2.6 LDVPLA流程

LDVPLA流程图如图2所示.

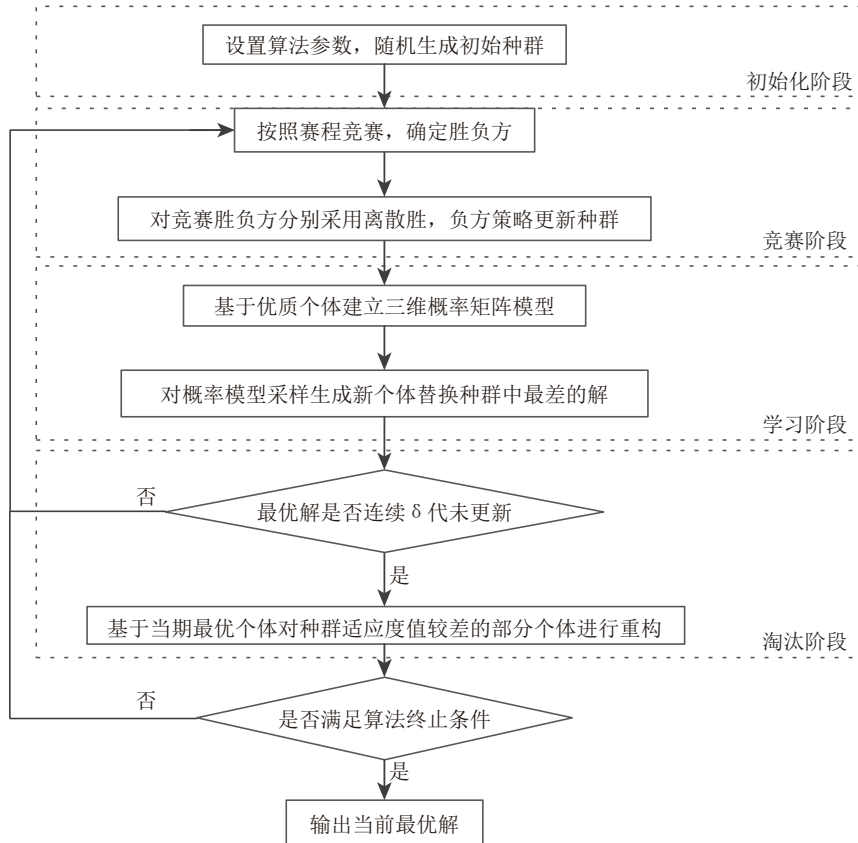


图2 LDVPLA流程图

Fig. 2 Flow chart of LDVPLA

4 实验设计与分析

4.1 实验设置

本文测试算例采用标准2E-VRP测试集中的部分算例,并在该算例的基础上加入了车型数据和时间窗数据,改编后的数据可在<https://pan.baidu.com/s/1Y70xeO5qAUEMLYM4foGQyg>中下载(提取码: 9cxb).所有算法测试均采用Delphi2010编程实现,操作系统为Windows10,英特尔I7处理器(3.2 GHz), 8 G内存.

4.2 参数设置

本文将第2节所提G2E-HVRP-TW模型中参数设置为: $c_f = 7.3$ 元/L, $P_e = 15$ 元/h, $P_l = 20$ 元/h, $sev_1 = 20$ min, $sev_2 = 8$ min, $v_1 = 60$ km/h, $v_2 = 80$ km/h, $f_{11} = 1300$ 元, $f_{12} = 1100$ 元, $f_{13} = 900$ 元, $f_{21} = 700$ 元, $f_{22} = 500$ 元, $f_{23} = 300$ 元. 油耗模型中其余参数设定参考文献[18], WKA中参数设置为 $\max.l = 50$, $\sigma = 8$. 淘汰阶段中 $\delta_{pr} = 0.3$. LDVPLA涉及到的关键参数为种群大小popsize, 精英解占比 θ_e 和当前最好解未被更新代数 δ . 本文采用实验设计方法进行实

验分析,进而确定LDVPLA最佳关键参数组合为: popsize = 40, $\theta_e = 0.3$, $\delta = 5$.

4.2.1 实验结果比较与分析

本节实验中,各算法在每个算例上独立运行30次,每个算法每次运行时间相同($n_s \times n_c \times 0.1$ s). 每类问题对应的最优结果用粗体表示. 需要说明的是,为节约空间,表2-4中仅提供部分算例的相关测试结果,更多算例下的测试结果可在<https://pan.baidu.com/s/1yEzmMTOROEhrhmyO1A5dsQ>中下载(提取码: h3l4).

4.2.2 验证WKA的有效性

为验证WKA的有效性,在本文问题上,将LDVPLA_WKA与LDVPLA_KA, LDVPLA_KM1和LDVPLA_R进行对比. LDVPLA_KA和LDVPLA_KM1为在LDVPLA中分别加入以距离为客户特征的K-means算法,以距离和时间窗为客户特征且特征权重相等的K-means算法后得到,LDVPLA_R为随机将客户分配给中转站后利用LDVPLA求解,测试结果见表2.

表2 WKA有效性验证

Table 2 WKA's effectiveness verification

算例	n_c	n_s	LDVPLA_KA		LDVPLA_KM1		LDVPLA_R		LDVPLA_WKA	
			最优值	平均值	最优值	平均值	最优值	平均值	最优值	平均值
Set2a_E-n22-k4-s6-17	21	2	4564	4689	4572	4714	4551	4836	4630	4808
Set2a_E-n33-k4-s1-9	32	2	4993	5196	5002	5259	4983	5466	4837	5172
Set2b_E-n51-k5-s2-17	50	2	5578	5988	5699	5903	5630	6182	5548	5836
Set2b_E-n51-k5-s6-12-32-37	50	4	5709	6017	5651	6005	5740	6371	5540	5862
Set6_A-n76-4	75	4	9523	10102	9047	9626	8692	10014	8751	9374
Set6_A-n76-5	75	5	9493	9996	9238	9749	9598	10283	9084	9682
Set6_B-n76-6	75	6	9321	9934	9195	9716	9628	10318	8977	9574
Set6_A-n101-4	100	4	12607	13216	12023	12741	12912	13850	12085	12477
Set6_A-n101-5	100	5	12527	13079	12091	12876	12733	13831	11893	12494
Set6_B-n101-6	100	6	12682	13049	12104	12719	13249	14256	11932	12324
Set5_200-10-1	200	10	30879	32315	30921	31957	32148	34921	29508	30685

4.2.3 验证LDVPLA及其关键环节的有效性

为验证LDVPLA中学习阶段和淘汰阶段的有效性,在本文问题上,将LDVPLA_WKA与DVPLA_WKA(不加入学习阶段的LDVPLA_WKA)和LDVPLA_ANP_WKA(淘汰阶段采用随机生成的解替换较差的解)进行对比;为验证LDVPLA的有效性,在本文问题上,将DVPLA_WKA与VPLA_WKA(在标准VPLA中加入WKA进行聚类)进行对比,测试结果见表3.

4.2.4 验证LDVPLA_WKA的有效性

为验证LDVPLA_WKA的有效性,在本文问题上,将LDVPLA_WKA与国际期刊上求解相似问题的自适应遗传算法(adaptive genetic algorithm, AGA)^[10]和增

强CW算法(improved Clarke and Wright savings heuristic algorithm, ICW)^[7]进行对比,测试结果见表4.

4.2.5 实验结果分析

为对各算法性能进行统计分析,以算法运行30次所得平均值作为测试样本,按95%置信度对算法运行结果进行非参数配对样本检验,结果见表5.

由表2和表5可知,LDVPLA_WKA总体优于LDVPLA_KA, LDVPLA_KM1和LDVPLA_R,这表明通过WKA综合考虑客户各类特征并设定权重能够更加合理地将客户分配给中转站;也说明随机将客户分配至中转站的方式难以确定优质搜索区域.

由表3和表5可知,LDVPLA_WKA显著优于DV-

PLA_WKA, LDVPLANP_WKA和VPLA_WKA, 这验证了LDVPLA中学习阶段和淘汰阶段的有效性; 也说明LDVPLA采用相应排序操作替换标准VPLA更新公式中实数个体(向量)是合理且有效的.

由表4和表5可知, LDVPLA_WKA显著优于两种有效算法AGA和ICW, 且在大规模问题上优势明显, 这表明随着中转站和客户数增加, G2E-HVRP-TW解

空间急剧扩大, 这时仅采用智能算法(如ICW和AGA)对问题进行整体编码并求解, 难以在较短时间内获得优质解; 同时也验证了LDVPLA_WKA采用的聚类分解策略和在三阶段框架下设计的改进措施, 可明显提升算法性能.

综上可知, LDVPLA_WKA是求解G2E-HVRP-TW的有效算法.

表 3 LDVPLA_WKA与DVPLA_WKA, LDVPLANP_WKA和VPLA_WKA的对比结果
Table 3 Comparison results of LDVPLA_WKA, DVPLA_WKA, LDVPLANP_WKA and VPLA_WKA

算例	n_C	n_S	DVPLA_WKA		LDVPLANP_WKA		VPLA_WKA		LDVPLA_WKA	
			最优值	平均值	最优值	平均值	最优值	平均值	最优值	平均值
Set2a_E-n22-k4-s6-17	21	2	4690	5059	4802	5053	4569	4881	4630	4808
Set2a_E-n33-k4-s1-9	32	2	5100	5334	5008	5427	5094	5276	4837	5172
Set2b_E-n51-k5-s2-17	50	2	5767	6141	5834	6493	5707	6003	5548	5836
Set2b_E-n51-k5-s6-12-32-37	50	4	5614	6046	5618	6368	5556	5952	5540	5862
Set6_A-n76-4	75	4	9176	10029	9383	10299	9179	9806	8751	9374
Set6_A-n76-5	75	5	9713	10582	9648	10215	9668	10284	9084	9682
Set6_B-n76-6	75	6	9633	10454	9611	10557	9792	10647	8977	9574
Set6_A-n101-4	100	4	12620	13302	12461	13352	12565	13148	12085	12477
Set6_A-n101-5	100	5	12432	13140	12448	13637	12947	13533	11893	12494
Set6_B-n101-6	100	6	12061	12764	12012	13382	12406	13117	11932	12324
Set5_200-10-1	200	10	30539	31731	31553	34833	32290	33759	29508	30685

表 4 LDVPLA_WKA与AGA和ICW的对比结果
Table 4 Comparison results of LDVPLA_WKA, AGA, and ICW

算例	n_C	n_S	AGA			ICW			LDVPLA_WKA		
			最优值	平均值	最差值	最优值	平均值	最差值	最优值	平均值	最差值
Set2a_E-n22-k4-s6-17	21	2	4702	4906	5217	4518	4602	5068	4630	4808	5021
Set2a_E-n33-k4-s1-9	32	2	4934	5236	5777	4822	5022	5478	4837	5172	5324
Set2b_E-n51-k5-s2-17	50	2	5628	6186	6422	5617	5905	6477	5548	5836	6062
Set2b_E-n51-k5-s6-12-32-37	50	4	6025	6320	6721	5318	6015	6453	5540	5862	6147
Set6_A-n76-4	75	4	9485	10097	11046	8878	9448	10434	8751	9374	9820
Set6_A-n76-5	75	5	9718	10417	11064	9218	9697	10397	9084	9682	10027
Set6_B-n76-6	75	6	9687	10469	11169	9296	9735	10355	8977	9574	9908
Set6_A-n101-4	100	4	12783	13484	14228	11962	12627	13312	12085	12477	13072
Set6_A-n101-5	100	5	12919	13748	14407	12087	12767	13857	11893	12494	13201
Set6_B-n101-6	100	6	12978	13391	14438	12073	12553	13624	11932	12324	12964
Set5_200-10-1	200	10	33129	34139	36473	29867	31009	34266	29508	30685	32001

表 5 统计分析结果
Table 5 Results of statistical analysis

配对检验	p值	配对检验	p值
LDVPLA_KA, LDVPLA_WKA	0.000009	LDVPLA_KA1, LDVPLA_WKA	0.000014
LDVPLA_R, LDVPLA_WKA	0.000002	DVPLA_WKA, LDVPLA_WKA	0.000002
LDVPLANP_WKA, LDVPLA_WKA	0.000002	VPLA_WKA, LDVPLA_WKA	0.000002
AGA, LDVPLA_WKA	0.000002	ICW, LDVPLA_WKA	0.001333

5 结论

本文针对带时间窗的绿色多车型两级车辆路径问题(G2E-HVRP-TW), 提出一种结合加权 K-means 算法的学习型离散排超联赛算法(LDVPLA-WKA)进行求解. 算法有如下优点: 1) 针对解空间庞大的 G2E-HVRP-TW, 采用 WKA 对 G2E-HVRP-TW 进行分解, 可将算法搜索合理限定在较小且较优的解空间区域中进行; 2) 在 LDVPLA 中设计不同排序操作替换标准 VPLA 中单一的个体更新方式, 可在保留标准 VPLA 进化机制的前提下提升算法搜索效率; 3) 构建三维概率矩阵模型学习和积累优质解中客户块分布信息; 4) 为防止算法过早陷入局部最优, 设计用于种群重构的淘汰阶段, 进一步增强算法性能. 通过在不同规模测试算例上的仿真实验和算法对比, 验证了所提算法是求解 G2E-HVRP-TW 的有效算法. 后续研究将进一步考虑将 LDVPLA 扩展用于求解多目标带时间窗的绿色多车型两级车辆路径问题, 以及生产与运输集成调度问题.

参考文献:

- [1] FELIU J G, PERBOLI G, TADEI R, et al. *The two-echelon capacitated vehicle routing problem*. Bologna, Italy: Department of Electronics, Computer Science, and Systems, University of Bologna, 2017.
- [2] PANG Yan, LUO Huali, XING Lining, et al. A survey of vehicle routing optimization problems and solution methods. *Control Theory & Applications*, 2019, 36(10): 1573 – 1584.
(庞燕, 罗华丽, 邢立宁, 等. 车辆路径优化问题及求解方法研究综述. 控制理论与应用, 2019, 36(10): 1573 – 1584.)
- [3] WANG M, TIAN X, CHANG S, et al. Hybrid ant colony optimization algorithm for two echelon vehicle routing problem. *Procedia Engineering*, 2011, 15: 3361 – 3365.
- [4] YAN X, HUANG H, HAO Z, et al. A graph-based fuzzy evolutionary algorithm for solving two-echelon vehicle routing problems. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2020, 24(1): 129 – 141.
- [5] MARQUES G, SADYKOV R, DESCHAMPS J C, et al. An improved branch-cut-and-price algorithm for the two-echelon capacitated vehicle routing problem. *Computers & Operations Research*, 2020, 114: 104833.
- [6] BEVILAQUA A, BEVILAQUA D, YAMANAKA K. Parallel island based memetic algorithm with lin-kernighan local search for a real-life two-echelon heterogeneous vehicle routing problem based on brazilian wholesale companies. *Applied Soft Computing*, 2019, 76: 697 – 711.
- [7] LI H, YUAN J, LV T, et al. The two-echelon time-constrained vehicle routing problem in linehaul-delivery systems considering carbon dioxide emissions. *Transportation Research Part D Transport and Environment*, 2016, 49: 231 – 245.
- [8] KANCHARLA S R, RAMADURAI G. Multi-depot two-echelon fuel minimizing routing problem with heterogeneous fleets: Model and heuristic. *Networks and Spatial Economics*, 2019, 19(3): 969 – 1005.
- [9] GOVINDAN K, JAFARIAN A, KHODAVERDI R, et al. Two-echelon multiple-vehicle location-routing problem with time windows for optimization of sustainable supply chain network of perishable food. *International Journal of Production Economics*, 2014, 152: 9 – 28.
- [10] WANG Z, WEN P. Optimization of a low-carbon two-echelon heterogeneous-fleet vehicle routing for cold chain logistics under mixed time window. *Sustainability*, 2020, 12(5): 1967.
- [11] CRAINIC T G, MANCINI S, PERBOLI G, et al. *Clustering-based heuristics for the two-echelon vehicle routing problem*. Montreal, Canada: Interuniversity Research Centre on Enterprise Networks, Logistics and Transportation, 2008.
- [12] MOGHDANI R, SALIMIFARD K. Volleyball premier league algorithm. *Applied Soft Computing*, 2018, 64: 161 – 185.
- [13] PRAKASH A, MURALI S, SHANKAR R, et al. HVDC tie-link modeling for restructured AGC using a novel fractional order cascade controller. *Electric Power Systems Research*, 2019, 170: 244 – 258.
- [14] SHANKAR R. Volleyball premier league based LFC and comparative analysis of different energy storage system for interconnected power system. *International Conference on Recent Innovations in Electrical*. Bhubaneswar, India: IEEE, 2018: 581 – 587.
- [15] DABIA S, DEMIR E, WOENSEL T V. An exact approach for a variant of the pollution-routing problem. *Transportation Science*, 2017, 51(2): 607 – 628.
- [16] HUANG J Z, NG M K, RONG H, et al. Automated variable weighting in K-means type clustering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2005, 27(5): 657 – 668.
- [17] WANG Ling. *Shop Scheduling with Genetic Algorithms*. Beijing: Tsinghua University Press, 2003.
(王凌. 车间调度及其遗传算法. 北京: 清华大学出版社, 2003.)
- [18] ZHANG Z Q, QIAN B, HU R, et al. A matrix-cube-based estimation of distribution algorithm for the distributed assembly permutation flow-shop scheduling problem. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2021, 60: 100785.

作者简介:

- 李正雯** 硕士研究生, 目前研究方向为智能算法与优化调度, E-mail: 826039050@qq.com;
- 胡蓉** 副教授, 硕士生导师, 目前研究方向为智能优化调度、物流优化, E-mail: ronghu@vip.163.com;
- 钱斌** 教授, 博士生导师, 目前研究方向为优化调度理论与方法、智能优化方法, E-mail: bin.qian@vip.163.com;
- 金怀平** 副教授, 硕士生导师, 目前研究方向为复杂过程建模与机器学习, E-mail: jinhuaiping@126.com;
- 吕阳** 硕士研究生, 目前研究方向为智能算法与优化调度, E-mail: 726564418@qq.com.