

基于问题性质的装配式预制件配送优化算法

亓 瑞¹, 李俊青^{1,2†}

(1. 山东师范大学 信息科学与工程学院, 山东 济南 250300; 2. 聊城大学 计算机学院, 山东 聊城 252000)

摘要: 在传统建筑业转型升级的背景下, 新型建筑工业化推动了装配式建筑的发展. 本文针对预制件生产企业物流管理的关键环节进行了研究, 考虑异构车辆约束、装载机约束和时间窗约束, 以最小化总运输成本为目标, 提出了考虑多频次访问特性的车辆调度问题, 进而设计了一种针对问题特性的混合基因算法. 为求解该问题, 算法基于问题性质设计了三维编码方式, 以增强算法探索解空间的能力; 引入基于需求划分的多样性评估模型和自适应调整机制来保持种群多样性; 提出了4种不同的邻域策略进一步增强局部搜索能力. 最后, 在不同规模算例上进行了仿真实验与算法对比, 验证了算法的有效性, 同时, 对车辆购买类型和数量对总物流成本的影响进行了分析.

关键词: 异构车辆; 装配式预制件; 车辆调度; 多频次访问

引用格式: 亓瑞, 李俊青. 基于问题性质的装配式预制件配送优化算法. 控制理论与应用, 2024, 41(2): 283 – 291
DOI: 10.7641/CTA.2023.20325

Property-based assembled prefabricated components scheduling algorithm

QI Rui¹, LI Jun-qing^{1,2†}

(1. School of Information Science and Engineering, Shandong Normal University, Jinan Shandong 250300, China;
2. School of Computer Science, Liaocheng University, Liaocheng Shandong 252000, China)

Abstract: In the context of the transformation and upgrading of the traditional construction industry, the new construction industrialization has promoted the development of assembled buildings. This study investigates the key aspects of logistics management in precast manufacturing enterprises. The multi-frequency vehicle scheduling problem is proposed to minimize the total transportation cost, considering the heterogeneous vehicle constraints, loader constraints, and time windows constraints. And then, a property-based hybrid genetic algorithm is designed to solve it. To solve the problem, a property-based three-dimensional encoding is designed to enlarge the search scope, a diversity assessment model based on demand partitioning and an adaptive adjustment mechanism are introduced to maintain population diversity and four different neighborhood strategies are proposed to further intensify the search in local regions. Finally, the effectiveness of the algorithm is verified by simulations experiments and algorithm comparisons on different instances. And the impact of vehicle purchase type and quantity on the transportation cost is also analyzed.

Key words: heterogeneous vehicle; prefabricated components; vehicle scheduling; multi-frequency

Citation: QI Rui, LI Junqing. Property-based assembled prefabricated components scheduling algorithm. *Control Theory & Applications*, 2024, 41(2): 283 – 291

1 引言

车辆路径问题(vehicle routing problem, VRP)是物流配送过程中一类典型问题. 目前对VRP的研究多以顾客单次访问为前提, 进而衍生出了带时间窗约束的VRP、带容量约束的VRP、带随机约束的VRP、带异构车辆约束的VRP、绿色VRP、多车厂VRP和开放式VRP等多种问题^[1]. 而对于顾客被多次访问的问题

研究相当匮乏, 目前研究顾客多次访问的情形有如下两种: 1) 顾客访问受到道路的限制, 配送网络不是完全图, 即任意两个顾客之间有可能没有通路, 导致有些顾客点多次被访问^[2]; 2) 由于车辆容量有限, 车辆单次运输难以满足顾客需求, 进而延伸出了分批交付的VRP. Dror和Trudeau^[3]通过实验证明, 分批交付可以节约车辆数量和运输费用. 但是, 基于分批交

收稿日期: 2022-04-27; 录用日期: 2023-03-14.

†通信作者. E-mail: lijunqing@lcu-cs.com; Tel.: +86 15063528919.

本文责任编辑: 岳东.

国家自然科学基金项目(62173216)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (62173216).

付的VRP的研究^[4-7]忽略了需求划分对服务时间的影响,并没有考虑需求划分后带来的附加影响,并不符合实际生产需求。

在装配式建筑领域,国内外学者在混凝土预制件方面的研究主要集中在生产调度^[8]、运输调度^[9]和集成优化^[10]研究3个方面。预制件具有体积重量大、配送周期短、运输频次高等特点,使得配送成本在物流总成本中所占比重非常大,直接影响着生产企业的总运营成本。对于预制件这样的大宗货物来说,既需要大量的空间,也需要专门的车辆和技术人员协同合作,同时,施工现场对这类货物到达时间提出了严格的要求,因此,这类货物在运输过程中的冲突更加明显,预制件运输调度仍有很大的优化空间。目前,装配式建筑预制件的车辆安排和路径规划基本依靠人工经验进行调度,很容易出现因配送调度不合理,导致配送车辆等待装车、等待卸车、配送迟到等使配送成本增加的问题发生,难以系统化和精确化地把控构件和车辆运输的关系。因此,本文以预制件车辆调度为核心,对运输过程任务分派和顾客需求划分进行详尽研究。

大量的方法被应用于求解车辆调度问题,算法大致分为两类:精确算法和启发式算法。对于NP难问题,精确算法很难在有限的时间内对大规模问题进行求解,同时,现实生活中的复杂问题难以建立整形规划模型,所以现有的研究大多集中于启发式算法。Machado等^[11]针对带容量约束的VRP,提出了贪心随机自适应搜索策略(greedy randomized adaptive search procedure, GRASP)和变邻域搜索(variable neighborhood search, VNS)相结合的混合求解算法。Chen等^[12]针对优化目标为同时最小化车辆和机器人持续时间的带时间窗的VRP,提出了一种改进的自适应大邻域搜索算法(improved adaptive large neighborhood search algorithm, IALNS)。模因算法(memetic algorithm, MA)是基于群智能的典型算法,MA在传统基因算法(genetic algorithm, GA)的基础上添加了局部搜索方法,增强了对当前解空间的利用。Gutierrez等^[13]针对基于分解的VRP将MA和GRASP组合构建了混合启发式算法(MA-GRASP)。Fan^[14]将GA和VNS优势组合提出了混合基因算法(hybrid genetic algorithm with variable neighborhood search, HGAVNS)。但是,对于预制件的运输问题还未存在专门的算法对其研究。

由于预制件具有体积大、重量大、易破损等原因,每辆车只能运输一类预制件,对同一施工现场的订单需要车辆协同调度才能满足需求。为此,本文以装配式预制件运输为研究背景,以最小化总运输成本为目标,提出了单生产中心下带时间窗的多频次车辆调度问题(multi-frequency vehicle routing problem, MFVRP)。MFVRP是带时间窗的VRP^[15]在顾客访问次数层面的扩展,故该问题也是NP难问题。MFVRP的核心

难点在于施工现场处的装载机数目有限,车辆每次运载量的变化直接影响车辆的服务时间,间接影响其他车辆的服务时间、等待时间和到达时间,进而导致总运输成本的增加。此问题由车辆路径规划和顾客需求划分两部分组成,可行解空间复杂且多变,很难在有限的时间内获取满意的调度方案。

本文以装配式混凝土预制件运输调度为情景,充分利用特定领域的知识,设计了带多样性控制的混合基因算法(hybrid genetic algorithm with diversity control, HGADC)进行求解MFVRP。首先,根据问题性质设计出了符合此问题的编码解码方式,此种编码方式也为其他异构车辆的编码提供了一种思路;其次,基于MFVRP性质设计了基于贪心的初始化方法和基于需求拆分的4种邻域策略,提高的解的质量,增强了利用解的能力;然后,为了防止顾客需求被过度划分,造成大量的运输费用,提出了修复策略。

2 MFVRP建模与分析

2.1 问题描述

本文研究的MFVRP可以描述为:预制件厂 C_0 有 m 辆运输车 $K = \{1, 2, \dots, m\}$ 来运输预制件,运输车 k 的车辆容量、满载油耗、空载油耗和平均速度分别为 c_k, μ_k, τ_k 和 v_k 。预制件厂同时为 n 个施工现场 $C = \{1, 2, \dots, n\}$ 提供预制件。施工现场 i 由于受到空间限制,因此对车辆到达时间 $[l_i, u_i]$ 有较严格的要求。如果车辆提前到达或者延迟到达都会导致惩罚成本PC增加,单位时间等待或滞后惩罚系数分别为 \mathcal{E} 和 λ 。由于混凝土预制件的体积较大且质量大,施工现场的需求 q_i 需要多次划分才能满足。同时,对于大型预制件,施工现场的起重机数量有限,且卸载单位预制件的时间 s_i 不同。如果车辆不能获得起重机服务,车辆将进行等待直至起重机空闲。根据施工现场多频访问特征,合理规划异构车辆的配送路线,从而使整个调度过程中运输成本TC和惩罚成本PC最小。

2.2 问题假设

MFVRP满足如下假设:

- 1) 预制件加工厂拥有有限数量的异构车辆,车辆从预制件加工厂同时出发,完成配送任务后返回工厂;
- 2) 同一辆车可以多次往返施工现场与构件加工厂,允许多辆车同时访问同一施工现场来满足施工现场的需求;
- 3) 运输车辆运载过程中不能超过最大负载;
- 4) 车辆不可连续访问多个施工现场;
- 5) 每个施工工地仅有一台起重机进行预制件卸载;
- 6) 不考虑预制件类型对装载时间的影响。

2.3 符号定义

本文涉及到的参数和变量如表 1-2 所示.

表 1 参数表

Table 1 Parameters table

符号	定义
i, j	施工现场编号
k	车辆编号
r	调度次数 $t \in \mathbb{R} = \{1, 2, \dots, \max \frac{q_i}{c_k}\}$
c_k	车辆 k 的最大额定负载
μ_k	车辆 k 的满载油耗
τ_k	车辆 k 的空载油耗
v_k	车辆 k 的平均运输速度
s_i	施工现场 i 处起重机卸载单位预制构件时间
q_i	施工现场 i 的需求量
e_i	构件加工厂与施工现场 i 的距离
$t_{i,k}$	车辆 k 从加工厂到施工现场 i 的时间, $t_{i,k} = \frac{e_i}{v_k}$
l_i	施工现场 i 的最早到达时间
u_i	施工现场 i 的最晚到达时间
\mathcal{E}	等待时间权重系数
λ	惩罚时间权重系数
γ	单位油耗价格数
lt	构件加工厂装载预制件时间

表 2 变量表

Table 2 Variables table

符号	类型	描述
$x_{i,k}^r$	(0,1)	车辆 k 的第 r 次调度到施工现场 i
$vs_{i,k}^r$	连续型	车辆 k 第 r 次调度到施工现场 i 时起重机的开始服务时间
$ve_{i,k}^r$	连续型	车辆 k 第 r 次调度到施工现场 i 时起重机结束服务时间
$wv_{i,k}^r$	连续型	车辆 k 第 r 次调度到施工现场 i 时等待起重机提供服务时间
$d_{i,k}^r$	连续型	车辆 k 第 r 次调度到服务施工现场 i 的载重量
$a_{i,k}^r$	连续型	车辆 k 第 r 次服务施工现场 i 的到达时间
$w_{i,k}^r$	连续型	车辆 k 第 r 次到达施工现场 i 的等待时间
$p_{i,k}^r$	连续型	车辆 k 第 r 次到达施工现场 i 的滞后时间

2.4 模型构建

MFVRP 的优化目标为总配送成本 DC, 该优化目标由两部分组成: 运输成本 TC 和惩罚成本 PC. 该问题的数学模型如下:

$$\min DC = TC + PC, \quad (1)$$

$$\text{s.t. } TC = \gamma \sum_{i \in C} \sum_{k \in K} \sum_{r \in \mathbb{R}} e_i (2\tau_k + (\mu_k - \tau_k) \frac{d_{i,k}^r}{c_k}), \quad (2)$$

$$PC = \sum_{i \in C} \sum_{k \in K} \sum_{r \in \mathbb{R}} \mathcal{E} (w_{i,k}^r + wv_{i,k}^r) + \lambda p_{i,k}^r, \quad (3)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{r \in \mathbb{R}} x_{i,k}^r \geq 1, \quad \forall i \in C, \quad (4)$$

$$c_k x_{i,k}^r \geq d_{i,k}^r, \quad \forall i \in C, k \in K, r \in \mathbb{R}, \quad (5)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{r \in \mathbb{R}} d_{i,k}^r \geq q_i, \quad \forall i \in C, \quad (6)$$

$$l_i x_{i,k}^r \leq a_{i,k}^r + w_{i,k}^r, \quad \forall i \in C, k \in K, r \in \mathbb{R}, \quad (7)$$

$$a_{i,k}^r - p_{i,k}^r \leq u_i + M(1 - x_{i,k}^r), \quad \forall i \in C, k \in K, r \in \mathbb{R}, \quad (8)$$

$$ve_{i,k}^r + t_{i,k} + lt + t_{j,k} \leq a_{j,k}^{r+1} + M(1 - x_{j,k}^{r+1}), \quad \forall i, j \in C, k \in K, r \in \mathbb{R}, \quad (9)$$

$$vs_{i,k}^r + M(1 - x_{i,k}^r) \geq a_{i,k}^r + w_{i,k}^r + wv_{i,k}^r, \quad \forall k \in K, i \in C, r \in \mathbb{R}, \quad (10)$$

$$ve_{i,k}^r + M(1 - x_{i,k}^r) \geq vs_{i,k}^r + s_i d_{i,k}^r, \quad (11)$$

$$x_{i,k}^r \in \{0, 1\}, \quad \forall i \in C, k \in K, r \in \mathbb{R}, \quad (12)$$

$$ve_{i,k}^r, vs_{i,k}^r, d_{i,k}^r, a_{i,k}^r, w_{i,k}^r, p_{i,k}^r \geq 0, \quad \forall i \in C, k \in K, r \in \mathbb{R}, \quad (13)$$

其中: 目标函数(1)表示最小化总配送成本; 式(2)-(3)分别表示运输成本和惩罚成本, 其中运输成本包括负载运输成本和空载返回成本, 惩罚成本包括提前或延后的惩罚成本; 约束(4)确保施工现场至少被服务一次; 约束(5)保证车辆运载量不超过最大额定负载; 式(6)表示施工现场需求约束; 约束(7)-(8)表示施工现场时间窗限制; 约束(9)保证了车辆到达不同施工现场时间的递推关系; 约束(10)-(11)表示由于起重机资源约束产生的等待时间; 式(12)-(13)为变量取值约束.

2.5 问题特性

在算法设计阶段, 结合问题特性设计合理的编码方式, 能够扩大解空间, 提高算法的搜索能力, 找到问题最优解. MFVRP 具有如下两种性质.

性质 1 若预制构件加工厂仅有一辆运输车空闲, 且施工现场的需求大于车辆最大额定负载, 即 $q_i > c_k$, 则车辆 k 对施工现场 i 连续访问可减少惩罚成本.

证 若车辆 k 连续访问施工现场 i , 则惩罚时间 $P_1 = a_{i,k}^r + s_i d_{i,k}^r + t_{i,k} + lt + t_{i,k} - l_i$. 若车辆断续访问施工现场 i , 即 $i \rightarrow j \rightarrow i$, 则惩罚时间 $P_2 = a_{i,k}^r + s_i d_{i,k}^r + t_{i,k} + lt + 2t_{j,k} + s_j d_{j,k}^{r+1} + lt + t_{i,k} - l_i$. 由于 $P_2 \geq P_1$, 故定理得证. 证毕.

性质 2 在预制构件运输过程中, 基于充分利用运输资源设置的满载运输方式不一定能够降低总运输费用.

证 若 $d_i > c_k$, 则至少需要车辆 k 提供 $\chi = \lceil \frac{d_i}{c_k} \rceil$ 次运输. 车辆 k 每次运输的载重可以表示为 $[d_{i,k}^1, d_{i,k}^2, \dots, d_{i,k}^\chi]$, 则总惩罚时间 $P_{i,k} = \sum_{r=1}^{\chi} p_{i,k}^r = \sum_{r=1}^{\chi} \max(a_{i,k}^r - l_i, 0)$, 且 $a_{i,k}^r = a_{i,k}^1 + \sum_{g=1}^{r-1} (s_i d_{i,k}^g + 2t_{i,k} + lt)$, 则 $P_{i,k} =$

$\sum_{r=1}^{\chi} \max(a_{i,k}^1 + \sum_{g=1}^{r-1} (s_i d_{i,k}^g + 2t_{i,k} + lt) - l_i, 0)$. 若 $a_{i,k}^1 \in [e_i, l_i]$, χ 为定值时, $d_{i,k}^1$ 越小且 $d_{i,k}^{\chi}$ 尽可能大时, $P_{i,k}$ 最小. 为了直观阐述性质2, 图1(a)展示了 $d_{i,k}^1 = c_k, d_{i,k}^{\chi} = \chi c_k - d_i$ 时的总惩罚时间 $P_{i,k}^a$ 的计算过程; 图1(b)表示 $d_{i,k}^1 = \chi c_k - d_i, d_{i,k}^{\chi} = c_k$ 时的总惩罚时间 $P_{i,k}^b$ 的计算过程, 显然 $P_{i,k}^a \geq P_{i,k}^b$. 证毕.

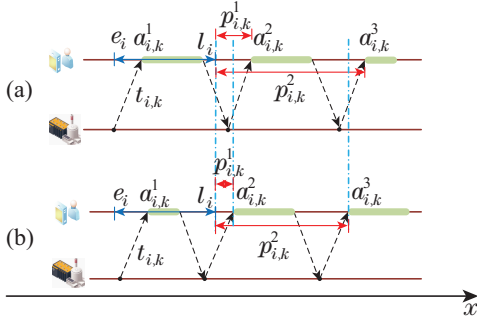


图1 车辆运载量 $d_{i,k}^r$ 与惩罚时间的关系

Fig. 1 The relationship between vehicle load $d_{i,k}^r$ and penalty time

综合两条性质, 得出如下结论: 1) 车辆与施工现场的对应关系应为多对多; 2) 顾客需求应经过细粒度划分, 多辆车协同合作运输, 才能降低总运输费用. 根据这两条性质, 本文提出了基于顾客需求划分的编码方式.

3 HGADC求解MFVRP

本文在Vidal等^[16]提出的算法框架基础上, 设计了符合MFVRP特性的3-D编码方式, 进而提出了基于贪心的初始化方法和基于需求划分的交叉、突变以及4种邻域策略, 以解决MFVRP的核心问题: 1) 如何对顾客的总需求量 q 进行合理划分生成运输任务; 2) 运输任务按照怎样的方式分配到异构车辆; 3) 车辆内部运输任务如何排序.

3.1 编码方式

由于预制构件运输过程具有第2.5节的两种性质, 故需要将施工现场需求 q 进行拆分获取更小的运输任务 dt . 解的编码由三维向量构成: $\Gamma = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_\theta\}$ 表示车辆序列, $\pi_u \in K$; $\Lambda = \{\kappa_1, \kappa_2, \dots, \kappa_\theta\}$ 表示顾客序列, $\kappa_u \in C$; $X = \{\vartheta_1, \vartheta_2, \dots, \vartheta_\theta\}$ 表示载重序列. 车辆 π_u 去往顾客 κ_u 的运载量为 ϑ_u . 为了方便描述, 本文将顾客序列和载重序列进行合并, 组成运输任务序列, 其中运输任务 dt_u 由顾客编号 κ_u 和运载量 ϑ_u 构成, 即 $dt_u = \{\kappa_u : \vartheta_u\}$.

解码过程具体描述如下:

步骤1 设置车辆调度时间戳 t_k ;

步骤2 从未完成运输任务的车辆中, 选取时间戳最小的车辆 k . 若存在多辆具有相同时间戳的车辆,

则随机选择一辆车;

步骤3 从车辆 k 的调度队列 Q 中获取当前运输任务 $dt_u = \{\kappa_u : \vartheta_u\}$ 并删除;

步骤4 计算车辆 k 完成 dt_u 的运输成本并更新 t_k . 此过程分为4个阶段: 1) 构件厂装载阶段; 2) 构件厂到施工现场 κ_u 运输阶段; 3) 施工现场处等待起重机空闲和卸载阶段; 4) 车辆返程阶段;

步骤5 判断是否有未完成运输任务的车辆, 若有则返回步骤2; 否则结束.

需要注意: 假设车辆 k 的油耗和车辆的运载量有以下关系:

$$f_u = \tau_k + (\mu_k - \tau_k) \frac{\vartheta_u}{c_k}.$$

3.2 种群初始化

为了获取具有高质量且多样性强的初始种群, 采用随机需求划分方法和基于满载运输的需求划分方法共同产生初始种群.

随机需求划分方法描述如下:

步骤1 从需求量大于零的顾客列表中, 随机选择顾客 i 并获取需求量 q_i ;

步骤2 随机选择车辆 k , 将当前车辆 k 的运载量 $load$ 设置为区间 $[1, \min(q_i, c_k)]$ 内的整数, 组建运输任务 $dt_u = i : load$. 同时, 更新顾客 i 的剩余需求量 $q_i = q_i - load$;

步骤3 将 dt_u 添加到车辆 k 的调度序列;

步骤4 判断是否有需求量大于零的顾客, 若有则返回步骤1; 否则结束.

若忽略其他约束, 车辆满载可以减少车辆的调动次数, 从而减少运输成本 TC . 基于此, 本文提出了基于满载运输的需求划分方法. 此方法和随机需求划分方法主要的不同之处在于上述过程中的第2步, 其中顾客的运载量 $load = \min(q_i, c_k)$.

3.3 扰动策略

为了扩大对解空间的搜索范围, 防止算法陷入局部最优, 同时对扰动过程自适应调整, 充分利用计算资源, 增强算法利用解的能力, 本文提出了基于问题特性的交叉策略和突变策略和自适应调节机制. 按照公式 $mr = 0.3(1 - \frac{\text{time}(\cdot)}{t_{\max}})$, $cr = \frac{\text{time}(\cdot)}{t_{\max}}$ 对突变率 mr 和交叉率 cr 进行调整, 其中 $\text{time}(\cdot)$ 是当前运行时间, t_{\max} 是最大运行时间.

3.3.1 交叉策略

随机交换父代间任意车辆的运输计划, 具体操作如下:

- 步骤 1** 随机选取车辆 $k \in K$;
- 步骤 2** 交换父代 1 和 2 的车辆 k 中所有的运输任务;
- 步骤 3** 对交换后其余车辆的运输计划进行更改;
- 步骤 4** 去除运载量为 0 的运输任务, 得到子代 1 和 2.

以最大容量分别为 4, 6 和 7 的异构车辆和预制件需求量分别为 5, 2, 7, 4 和 11 的施工现场为例. 交叉过程如图 2 所示, 对父代车辆 2 的调度任务交换后, 其余车辆运载量进行调整. O_1 中车辆 3 的运输任务 1 和 3 的运载量变为 5 和 0; O_2 中车辆 1 的运输任务 1 和 2 的运载量变为 2 和 0, 车辆 3 的运输任务 1 的运载量变为 7. 随后, 对运载量为 0 的调度任务进行删除, 得到子代 O_1 和 O_2 .

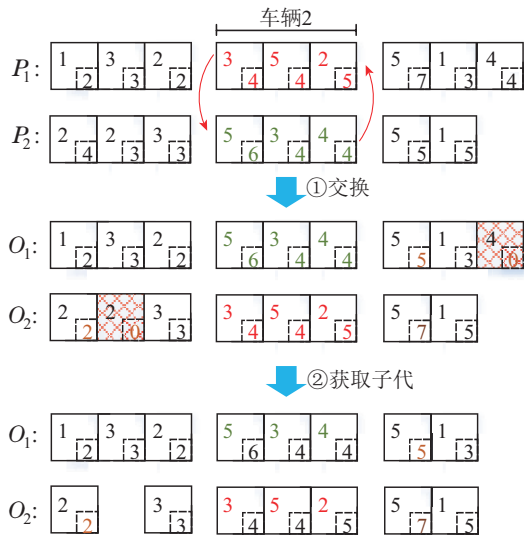


图 2 交叉过程示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the crossover process

3.3.2 突变策略

随机选取车辆 k 的任意位置处的运输任务 dt_u 对其运载量进行修改, 以提供更大的扰动, 从而产生更多的任务需求组合. 具体操作描述如下.

在车辆 k 中随机选取运输任务 $dt_u = \{\kappa_u : \vartheta_u\}$, 更改运载量 ϑ'_u 为区间 $[1, \min(q_i, c_k)]$ 内的整数. 若 ϑ'_u 增加, 则降低或删除顾客 κ_u 的其他运输任务中的运载量; 如果 ϑ'_u 减少, 则生成新的运输任务 $\{\kappa_u : (\vartheta'_u - \vartheta_u)\}$, 将其插入到当前解的最优位置.

3.4 局部搜索策略

为了增强算法的局部搜索能力, 根据 MFVRP 的性质, 本文设计了 4 种邻域结构 $NS = \{LS1, LS2, LS3, LS4\}$, 具体描述如下:

LS1 (车辆内交换): 任意车辆中随机选择两个运输任务交换其调度次序;

LS2 (车辆内翻转): 任意车辆中随机翻转两个位置之间的运输任务顺序;

LS3 (车辆间交换): 随机选择车辆 k_1 和 k_2 的运输任务 dt_{k_1} 和 dt_{k_2} 并交换. 若 $dt_{k_1}(\vartheta_{k_1}) > c_{k_2}$, 则 $dt_{k_1} = \{\kappa_{k_1} : c_{k_2}\}$, 同时将新生成的运输任务 $task = \{\kappa_{k_1} : (\vartheta_{k_1} - c_{k_2})\}$ 插入到当前车辆 k_2 最优位置. LS3 过程如图 3 所示, 车辆 1 和 3 的运输任务 $dt_1 = \{3 : 3\}$ 和 $dt_3 = \{5 : 7\}$ 交换位置. 由于车辆 1 的最大容量为 4, 插入的任务需求为 8, $dt_3 = \{5 : 7\}$ 被划分为 $task1 = \{5 : 4\}$, $task2 = \{5 : 4\}$, 保留 $task1$ 所在位置不变, $task2$ 插入到当前车辆的最优位置;

LS4 (车辆间插入): 车辆 k_1 中的 p_1 位置处的运输任务, 插入到车辆 k_2 的 p_2 位置.

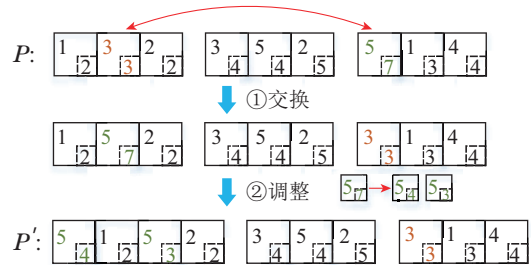


图 3 LS3 过程示意图

Fig. 3 LS3 process schematic

对每一代新产生的个体进行局部搜索, 且每次的搜索深度设置为 sp , 局部搜索具体步骤如下:

步骤 1 令搜索次数 $i = 0$, 获取新产生的解 s ;

步骤 2 对解 s 依次执行 4 种邻域操作. 每执行一种邻域后, 对操作前后的两个解 s 和 s' , 进行比较. 若 $f(s') < f(s)$, 则更新当前解 $s = s'$, 转到步骤 3; 否则, 执行下一个邻域;

步骤 3 搜索次数 $i = i + 1$;

步骤 4 若 $i = sp$ 则结束; 否则, 转到步骤 2.

3.5 种群更新策略

种群 Q 最大个体数由初始种群大小 ps 和增量 gs 构成, 即 $N_{max} = ps + gs$. 若 $N_{current} < N_{max}$ 且 $p_{new} \notin Q$, 则 $Q = Q \cup p_{new}$; 否则, 用式 (14) 对个体 s 进行评估, 执行幸存者选择机制, 淘汰 gs 个个体.

$$BF(s) = FR(s) + (1 - \frac{nElite}{N_{max}}) \times DR(s), \quad (14)$$

其中: $FR(s)$ 表示个体 s 按照适应度排序的位次, $DR(s)$ 表示个体 s 按照多样性排序的位次, $nElite = \text{round}(\frac{N}{10})$ 表示需要保留的最优个体的数目, round 表示取整函数.

多样性评估机制是算法保证种群多样性的关键. 车辆调度序列的变化是由于顾客需求的划分方式不

同导致的,因此本文以顾客需求划分作为种群多样性衡量的依据.个体之间多样性衡量 ϕ 计算方法如下:

$$\phi(s_1, s) = \sum_{i \in C} |s_{1,i} \cup s_{2,i} - s_{1,i} \cap s_{2,i}|, \quad (15)$$

其中 $s_{1,i}$ 表示个体1中顾客 i 的需求划分.

3.6 修复策略

顾客需求细粒度划分有利于减少惩罚成本,但顾客需求过度划分,也将导致运输成本增加.为此,根据以上问题性质,引入修复操作,对车辆调度计划进行一次合并,具体过程如图4所示.

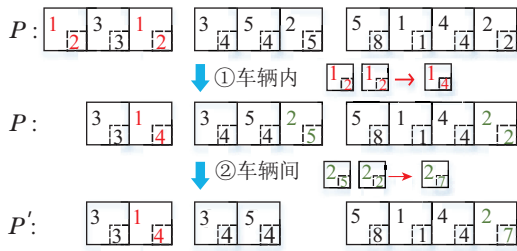


图4 修复操作示意图

Fig. 4 Diagram of the repair operation

修复操作由如下两部分组成:

1) 车辆内部,相同施工现场的运输任务合并.首先,在车辆 k 中找到非满载任务集合 A .然后,从 A 中找到相同施工现场的运输任务进行合并,插入到车辆 k 的最优位置,获取当前解的目标值.如果 $f(s') < f(s)$,则更新解.直到完成一次提高或所有组合均不能提高.

2) 车辆间,相同顾客需求合并.与车辆内部操作主要的不同之处在于:首先,在车辆 k_1 和 k_2 中分别找到非满载任务集合 A 和 B .然后,在 A 和 B 中找到相同施工现场的运输任务进行合并,插入到最优位置,获取当前解的目标值.

3.7 算法步骤

根据上述描述,求解MFVRP的HGADC流程如图5所示,具体操作如下:

- 步骤 1** 种群初始化 Q ,种群大小为 ps ;
- 步骤 2** 采用二元锦标赛选择父代个体 P_1, P_2 ;
- 步骤 3** 执行交叉和突变操作获取子代 O ;
- 步骤 4** 对子代 O 执行局部搜索策略;
- 步骤 5** 对子代 O 执行修复策略;
- 步骤 6** 更新全局最优解;
- 步骤 7** 更新种群;
- 步骤 8** 判断是否满足终止条件,若满足则返回最优解;否则,转到步骤2.

依据上述HGADC算法求解流程及解码、交叉、突

变、局部搜索和种群更新策略的详细描述,对算法时间复杂度进行分析.假设种群规模为 ps ,搜索深度为 sp ,顾客数目为 n ,车辆数目为 m ,顾客的最大划分次数为 a ,最大迭代次数为 $Gmax$,则时间复杂度如表3所示.由表3可得,HGADC算法的时间复杂度为 $O(Gmax \cdot (a \cdot n)^2)$.

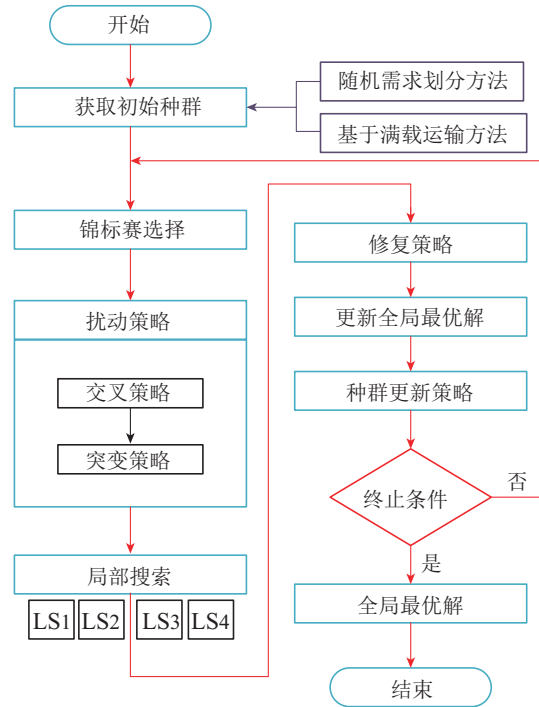


图5 求解MFVRP的HGADC流程图

Fig. 5 The framework of the HGADC for the MFVRP

表3 算法各操作时间复杂度分析

Table 3 Analysis of algorithm operation time complexity

操作名称	时间复杂度
解码	$O(a \cdot n)$
种群初始化	$O(ps \cdot a \cdot n)$
交叉策略	$O(m \cdot n)$
突变策略	$O(1)$
局部搜索策略	$O(sp \cdot (a \cdot n)^2)$
种群更新策略	$O(ps \cdot \log(ps))$
修复策略	$O((a \cdot n)^2)$

4 仿真实验与结果分析

本文所有实验均使用Python语言编写,计算机配置为Microsoft Windows 10,处理器为Intel(R) Core(TM) i5-6300HQ CPU@2.30 GHz/16 G RAM.

4.1 实验设置

由于目前没有适合MFVRP的标准算例,本文所有测试问题的数据均在Solomon标准算例^[17]的基础上生成.根据类型 $class = \{R, C, RC\}$,车辆数目 $m =$

{3, 5, 6} 和顾客数目 $n = \{5, 15, 25, 30\}$ 生成不同规模的36个测试算例, 命名规则为c-m-n, 创建测试集. 其中车辆类型有3种, 每种车型的最大载重件数、满载空载油耗、单位油价、载重量、平均行驶速度如表4所示. 为公平起见, 算法的停止准则统一设置为最大运行时间 $T_{\text{stop}} = 60n$. 其余参数设置如下: $\mathcal{E} = 2.5$, $\lambda = 20$, $lt = 20$. 上述算例可以在 https://github.com/qiruiqwe/PC_MFVRP 下载. 为了评价算法的性能, 采用相对偏差率(relative percentage deviation, RPD)来衡量算法性能, 计算公式为

$$\text{RPD}_A(s) = \frac{(f_A(s) - f_{\text{Best}}(s))}{f_{\text{Best}}(s)} \times 100\%$$

其中: $f_A(s)$ 为算法A求得算例s的值, $f_{\text{Best}}(s)$ 为所有算法中算例s的最优值.

表4 不同车辆性能参数

Table 4 Different vehicle performance parameters

车辆类型	空载油耗 (L·km ⁻¹)	满载油耗 (L·km ⁻¹)	单位油耗价格 (元·L ⁻¹)	载重量/件	速度
小型车	6	10	6.5	4	10
中型车	9	14	6.5	6	8
大型车	12	18	6.5	10	6

4.2 参数设置

本文所设计算法有3个关键的参数: 初始种群大小 $n \times ps$, 增量个体数 $n \times gs$, 局部搜索深度sp. 参数水平设置如下: 1) ps设定为{0.2, 0.4, 0.6, 0.8}4个层次; 2) gs设定为{0.2, 0.4, 0.6, 0.8}4个层次; 3) sp设定为{15, 20, 30, 35}4个层次.

为保证调参实验的公平性, 随机选择不同规模的算例15个, 在置信水平95%下, 使用全因素分析法^[18]对64种参数组合进行分析, 每个参数组合在独立运行5次. 图6给出了算法在各种参数组合下平均适应度值的变化情况. 通过主观效应分析可知, 种群大小和局部搜索深度是影响算法性能的关键因素, 且ps和gs的变化趋势相同. 当ps=0.4, gs=0.4, sp=20时, HGADC的性能最优.

4.3 验证HGADC有效性

为验证HGADC的有效性, 本文提出的算法将和4种新颖且高效的算法对比: 1) Lai等^[19]于2021年提出了邻域分解驱动的变邻域搜索策略(neighborhood decomposition-driven variable neighborhood search, NDVNS); 2) Chen等^[12]于2021年提出IALNS, 此算法在近年来学者对原有ALNS提升的基础上, 提出了动态调整移除数目的策略; 3) Gutierrez等^[13]于2018年将群智能算法解多样性的优势和GRASP对解挖掘能力

较强的优势相结合, 构建了混合启发式算法MA_GRASP; 4) Fan等^[14]于2021年将GA和VNS优势组合提出了HGAVNS.

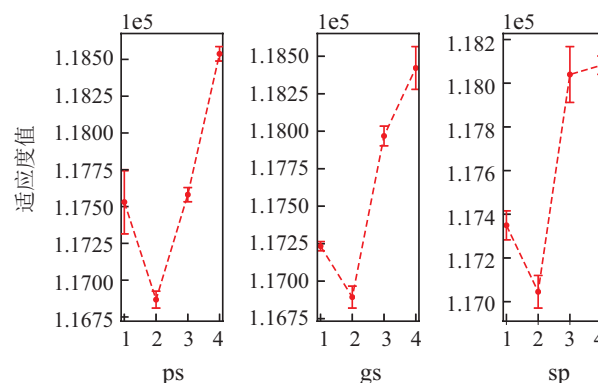


图6 在95%置信度下, 参数水平对算法性能的影响趋势
Fig. 6 Effect of parameter level for algorithm performance at 95% confidence level

对比算法的初始解和邻域结构采用本文提出的初始解生成算法和邻域结构, 涉及到的算法参数如下:

- 1) NDVNS: 最低扰动强度 k_{\min} , 最大扰动强度 k_{\max} 和扰动概率 Q 分别为1, n/m 和0.2.
- 2) IALNS: 初始温度控制参数 τ , 冷却率 c , 权重参数 s_1, s_2, s_3 , 更新频率 seg 和更新参数 r 分别设置为0.08, 0.99, 33, 9, 13, 100和0.1.
- 3) MA_GRASP: 种群大小sp, 局部搜索率lsr, 突变率mr, 重新开始门限值rn和贪心强度值gd分别设置为30, 0.15, 0.2, 10和10.
- 4) HGAVNS: 扰动参数 β_1, β_2 和概率 p 分别设置1, 5和0.99.

对不同规模的36个算例, 以运行时间作为终止条件, 5种算法独立运行10次, 记录并统计10次运算得到的最优解, 最小RPD和平均RPD. 详细计算结果见表5, 其中, 最优值以粗体表示且最后一行统计了算法获取到最小RPD的算例数目. 由表5可知, 与NDVNS, IALNS, MA_GRASP和HGAVNS相比: 1) 在平均RPD方面, HGADC分别平均提升2.52%, 0.37%, 2.32%, 0.93%, 说明HGADC有更好的鲁棒性, 算法平均性能表现方面比其他算法具有明显的优势; 2) 在最优解获取方面, HGADC在31个算例中取了最优解, 数量远高于其余对比算法, 说明算法具有较强的全局搜索能力, 收敛精度较高, 不容易陷入局部最优.

为了更直观的表现算法的差异性, 图7给出了5个算法在算例C-3-15上的收敛曲线. 从图中可以看出: 1) IALNS和VNDVNS算法收敛速度快, 容易陷入局部最优; 2) 由于HGADC受到种群多样性策略控制并继承了GA全局搜索能力强的特点, 收敛速度虽慢, 却不容易陷入局部最优, 求解质量较高.

表5 实验结果对比表
Table 5 Comparison table of experimental results

算例	最优值	NDVNS		IALNS		MA_GRASP		HGAVNS		HGADC	
		min	avg	min	avg	min	avg	min	avg	min	avg
R-3-5	36090.58	7.13%	15.20%	0.00%	1.04%	0.37%	2.27%	1.90%	7.22%	0.00%	0.65%
R-3-15	119869.85	1.69%	6.24%	0.28%	2.44%	0.45%	3.16%	1.84%	3.79%	0.00%	2.04%
R-3-25	298150.82	1.79%	4.95%	0.24%	2.37%	1.92%	8.86%	1.10%	3.53%	0.00%	3.63%
R-3-30	406838.55	2.03%	5.85%	0.38%	3.90%	2.80%	10.39%	0.93%	4.90%	0.00%	5.77%
R-5-5	36090.58	17.14%	20.69%	0.00%	2.54%	0.14%	4.44%	0.23%	8.05%	0.00%	3.24%
R-5-15	116417.91	3.79%	6.86%	0.95%	2.17%	3.28%	4.37%	1.66%	4.87%	0.00%	2.55%
R-5-25	239717.45	1.82%	5.65%	0.00%	1.46%	0.61%	6.06%	2.19%	4.76%	0.00%	3.71%
R-5-30	318197.64	1.52%	3.59%	0.00%	2.32%	1.99%	11.45%	0.57%	2.59%	3.52%	6.36%
R-6-5	36090.58	12.32%	21.38%	3.55%	14.57%	1.61%	5.64%	1.90%	9.42%	0.00%	7.16%
R-6-15	116754.24	4.58%	6.80%	0.30%	1.65%	3.60%	4.80%	3.41%	4.86%	0.00%	2.30%
R-6-25	223605.09	4.03%	6.86%	1.17%	2.93%	2.69%	5.24%	2.43%	4.10%	0.00%	4.11%
R-6-30	286045.33	0.56%	3.56%	0.00%	3.16%	1.00%	11.23%	1.31%	4.75%	0.56%	3.73%
C-3-5	54674.92	2.31%	5.72%	5.54%	7.16%	5.54%	5.55%	1.32%	4.34%	0.00%	2.57%
C-3-15	560606.39	3.38%	6.57%	2.20%	5.15%	2.68%	4.61%	4.46%	6.90%	0.00%	4.76%
C-3-25	2029019.98	0.46%	2.77%	0.71%	2.93%	2.35%	7.91%	1.15%	3.27%	0.00%	4.44%
C-3-30	2695934.05	0.24%	2.89%	1.71%	3.61%	2.82%	6.68%	0.24%	2.67%	0.00%	6.35%
C-5-5	54679.53	5.90%	7.17%	2.47%	2.60%	2.19%	4.53%	1.73%	4.22%	0.00%	1.82%
C-5-15	353630.05	2.22%	4.88%	0.00%	3.58%	2.64%	4.58%	3.42%	6.77%	0.00%	3.41%
C-5-25	1198541.98	0.71%	1.82%	2.34%	5.56%	4.28%	6.77%	0.18%	4.65%	0.00%	4.92%
C-5-30	1597035.52	1.11%	3.89%	5.41%	6.53%	3.12%	8.59%	3.07%	7.02%	0.00%	6.68%
C-6-5	55418.40	1.66%	3.27%	0.61%	1.50%	0.04%	1.58%	1.10%	1.90%	0.00%	0.70%
C-6-15	316444.67	1.20%	4.18%	0.52%	2.48%	4.50%	5.25%	2.53%	5.45%	0.00%	3.10%
C-6-25	940179.99	0.42%	5.10%	7.14%	8.95%	2.21%	7.64%	3.55%	7.52%	0.00%	6.63%
C-6-30	1291479.06	0.40%	3.50%	3.80%	6.34%	1.68%	6.49%	1.71%	6.54%	0.00%	3.53%
RC-3-5	92731.47	7.13%	12.31%	0.00%	4.46%	1.51%	5.10%	6.89%	9.39%	0.00%	3.30%
RC-3-15	300890.62	3.60%	5.28%	1.91%	3.69%	0.84%	5.62%	1.26%	2.99%	0.00%	2.54%
RC-3-25	731626.62	1.41%	3.74%	3.70%	5.51%	2.06%	10.51%	0.00%	2.64%	1.11%	3.30%
RC-3-30	972757.76	0.89%	2.91%	1.11%	5.10%	1.39%	8.26%	0.19%	2.43%	0.00%	5.51%
RC-5-5	93642.23	14.17%	16.92%	0.00%	4.28%	4.26%	7.92%	1.30%	7.17%	0.92%	7.66%
RC-5-15	277283.48	0.86%	3.00%	0.70%	1.98%	0.68%	1.99%	0.79%	1.82%	0.00%	1.60%
RC-5-25	583713.71	1.46%	2.77%	1.88%	5.33%	3.50%	7.57%	0.76%	3.33%	0.00%	3.15%
RC-5-30	758308.60	0.62%	2.81%	5.53%	6.61%	0.00%	7.97%	0.38%	3.25%	0.79%	4.55%
RC-6-5	95618.97	12.45%	15.25%	5.80%	10.41%	1.56%	7.00%	7.31%	10.16%	0.00%	7.35%
RC-6-15	274695.66	1.47%	3.25%	0.89%	2.49%	0.29%	1.29%	0.42%	2.05%	0.00%	1.08%
RC-6-25	543887.32	0.92%	2.77%	1.69%	4.36%	0.00%	6.70%	1.89%	3.14%	0.00%	3.79%
RC-6-30	698911.93	0.54%	2.11%	2.29%	4.13%	1.05%	7.34%	0.00%	2.71%	0.00%	3.92%
平均值		3.44%	6.46%	1.80%	4.31%	1.99%	6.26%	1.81%	4.87%	0.19%	3.94%
获取最优算例数		0		8		1		2		31	

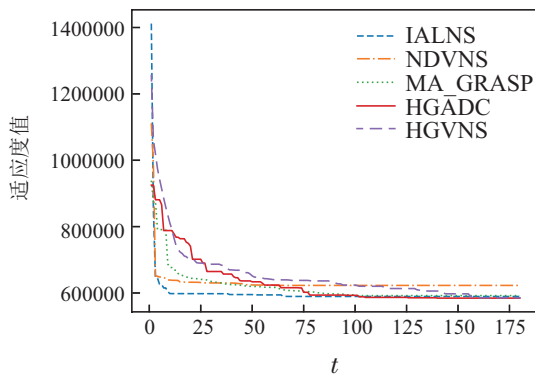


图7 在算例C-3-15,不同算法的收敛曲线图

Fig. 7 The convergence curves of the different algorithms on C-3-15

5 结论

针对建筑行业中存在的一类典型的带时间窗约束、起重机资源约束、施工现场多频次访问的预制构件运输问题,本文首先结合问题特征,提出了两种问题特性并给出证明.其次,在HGADC的框架下,结合问题特性,提出了基于顾客需求分解的编码方式.在此基础上,设计了4种有效的局部搜索策略,用于引导算法在较优区域内搜索,提高算法的搜索效率.基于顾客需求划分的多样性控制机制和扰动策略,能够引导算法在解空间的不同区域内搜索,防止算法过早陷入局部最优.最后,仿真实验和算法比较验证了HGADC是解决MFVRP有效的算法.未来笔者将进一步

考虑其他生产实际, 将顾客满意度作为衡量调度计划优劣的指标, 考虑不确定运输时间或周期性预制构件运输问题, 建立多目标优化模型. 除此之外, 预制构件生产阶段和运输阶段协同考虑的集成制造问题也将成为研究的重点, 同时应加强基于问题特性的智能算法的设计和应用.

参考文献:

- [1] 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.)
- [2] JIANG Zhongzhong, WANG Dingwei. Model and algorithm for logistics distribution routing of B2C E-commerce. *Information and Control*, 2005, 34(4): 481 – 485
(蒋忠中, 汪定伟. B2C电子商务中物流配送路径优化的模型与算法. 信息与控制, 2005, 34(4): 481 – 485.)
- [3] DROR M, TRUDEAU P. Split delivery routing. *Naval Research Logistics*, 1990, 37(3): 383 – 402.
- [4] DESAULNIERS G. Branch-and-price-and-cut for the split-delivery vehicle routing problem with time windows. *Operations Research*, 2010, 58(1): 179 – 192.
- [5] BIANCHESSI N, DREXL M, IRNICH S. The split delivery vehicle routing problem with time windows and customer inconvenience constraints. *Transportation Science*, 2019, 53(4): 1067 – 1084.
- [6] MEHLAWAT M, GUPTA P, KHAITAN A, et al. A hybrid intelligent approach to integrated fuzzy multiple depot capacitated green vehicle routing problem with split delivery and vehicle selection. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2019, 28(6): 1155 – 1166.
- [7] LAI Q, ZHANG Z, YU M, et al. Split-delivery capacitated arc-routing problem with time windows. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(3): 2882 – 2887.
- [8] XIONG Fuli, ZHANG Xing, CAO Jinsong, et al. Integrated resource allocation and production scheduling for parallel concrete precast production lines. *Control and Decision*, 2022, 37(9): 2399 – 2406.
(熊福力, 张杏, 曹劲松, 等. 预制构件并行生产线资源配置与生产调度集成优化. 控制与决策, 2022, 37(9): 2399 – 2406.)
- [9] CHEN B, LEE C. Logistics scheduling with batching and transportation. *European Journal of Operational Research*, 2008, 189(3): 871 – 876.
- [10] XIONG Fuli, CAO Jinsong, ZHANG Xing. Integrated precast production scheduling and loading combination with considering time-varying characteristics of traffic congestion. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2023, 29(8): 2761 – 2772.
(熊福力, 曹劲松, 张杏. 考虑交通拥塞时变特性的预制构件生产调度与装车组合集成优化. 计算机集成制造系统, 2023, 29(8): 2761 – 2772.)
- [11] MACHADO A, MAURI G, BOERES M, et al. A new hybrid metaheuristic of GRASP and VNS based on constructive heuristics, set-covering and set-partitioning formulations applied to the capacitated vehicle routing problem. *Expert Systems with Applications*, 2021, 184: 115556.
- [12] CHEN C, DEMIR E, HUANG Y. An adaptive large neighborhood search heuristic for the vehicle routing problem with time windows and delivery robots. *European Journal of Operational Research*, 2021, 294(3): 1164 – 1180.
- [13] GUTIERREZ A, DIEULLE L, LABADIE N, et al. A hybrid metaheuristic algorithm for the vehicle routing problem with stochastic demands. *Computers & Operations Research*, 2018, 99: 135 – 147.
- [14] FAN H, ZHANG Y, TIAN P, et al. Time-dependent multi-depot green vehicle routing problem with time windows considering temporal-spatial distance. *Computers & Operations Research*, 2021, 129: 105211.
- [15] BRAYSYS I, GENDREAU M. Vehicle routing problem with time windows, part II: Metaheuristics. *Transportation Science*, 2005, 39(1): 119 – 139.
- [16] VIDAL T. Hybrid genetic search for the cvrp: Open-source implementation and SWAP* neighborhood. *Computers & Operations Research*, 2022, 140: 105643.
- [17] SOLOMON M. Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints. *Operations Research*, 1987, 35(2): 254 – 265.
- [18] LI J Q, CHEN X L, DUAN P Y, et al. KMOEA: A knowledge-based multiobjective algorithm for distributed hybrid flow shop in a prefabricated system. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022: 18(8): 5318 – 5329.
- [19] LAI X, HAO J, FU Z, et al. Neighborhood decomposition-driven variable neighborhood search for capacitated clustering. *Computers & Operations Research*, 2021, 134: 105362.

作者简介:

亓 瑞 硕士研究生, 目前研究方向为智能优化与调度, E-mail: qirui_student@163.com;

李俊青 教授, 博士生导师, 目前研究方向为智能优化与调度, Email: lijunqing@lcu-cs.com.