

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2025.10.005

基于改进灰狼算法的回收与拆卸联合调度问题研究

杜百岗, 赵豪杰, 郭 钧

(武汉理工大学 机电工程学院, 湖北 武汉 430070)

摘 要:针对闭环供应链回收拆卸环节,文章进行废品回收再利用系统中回收与拆卸两阶段联合调度问题的研究,结合实际运行情况并考虑加工过程中的仓库容量限制,以最小化回收与拆卸的总成本、最小化完工时间为目标,提出一种改进的多目标灰狼算法。针对联合调度的两阶段调度过程,设计基于工序、机器、运输的三层编码策略;采用 Tent 映射进行种群的初始化,以保证种群的多样性;采用非线性调整收敛因子策略提升搜索能力和收敛速度;引入粒子群优化思想来改善灰狼算法的个体位置更新过程;以模拟退火策略决定最终个体位置的更新结果。仿真实验以及与其他相关领域算法的对比结果验证了文章所提算法在路径调度和拆卸联合调度问题优化上的适用性和优越性。

关键词:废品回收;联合调度;拆卸序列规划;路径调度;灰狼算法

中图分类号:TH186;X76

文献标志码:A

文章编号:1003-5060(2025)10-1325-11

Research on joint scheduling problem of recycling and disassembly based on improved grey wolf algorithm

DU Baigang, ZHAO Haojie, GUO Jun

(School of Mechanical and Electronic Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract: Focusing on the recycling and disassembly link of the closed-loop supply chain, this paper studies the joint scheduling problem of recycling and disassembly in the waste recycling and reuse system. Combined with the actual operation situation, considering the warehouse capacity limit during the processing process, and aiming to minimize the total cost of recycling and disassembly and minimize the completion time, an improved multi-objective grey wolf algorithm is proposed. For the two-stage scheduling process of joint scheduling, a three-layer coding strategy based on processes, machines, and transportation is designed; the Tent map is used to initialize the population to ensure the diversity of the population; a nonlinear adjustment convergence factor strategy is used to improve search capabilities and convergence speed; the idea of particle swarm optimization is introduced to improve the individual position update process of the grey wolf algorithm; the simulated annealing strategy is used to determine the final individual position update result. Finally, experimental simulations and comparisons with algorithms in other related fields are used to verify the applicability and superiority of the proposed algorithm in optimizing path scheduling and disassembly joint scheduling problems.

Key words: waste recycling; joint scheduling; disassembly sequence planning; path scheduling; grey wolf algorithm

0 引 言

随着科技的发展和人们生活水平的提高,老

一代的旧家电更新换代数量逐年增加,根据中国再生资源回收利用协会数据,未来 10 年内每年将有 2 亿台以上的废旧家电报废量。而目前对于废

收稿日期:2023-11-03;修回日期:2024-03-13

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52075401)

作者简介:杜百岗(1987—),男,湖北武汉人,博士,武汉理工大学副教授,硕士生导师,通信作者,E-mail:dbg767@163.com.

旧产品的回收存在着回收率低、回收渠道不正规等问题^[1-2],对于废旧产品的拆卸存在着拆卸不规范、不完全等问题^[3]。

许多研究者利用数学模型和不同技术对回收、拆卸类问题进行了研究。

废品回收拆卸系统中第 1 个环节是回收废旧产品到拆卸中心。针对这一环节,文献[4]探讨了具备时间约束的废品收集问题,并提出了一种双层优化模型以最小化路程;文献[5]提出一种基于禁忌搜索算法的元启发式方法,优化废品回收逆向物流中的周期性车辆路径问题;文献[6]构建了位置-库存-路径问题的供应链网络模型,整合了碳税策略和车辆调度以降低排放和等待时间,通过增广 epsilon 约束方法解决了双目标问题。目前逆向物流中的车辆路径问题研究主要关注时间、位置和容量约束等,目标在于优化成本、距离、碳排放等,多数研究运用启发式算法和数学方法进行问题求解。

废品回收拆卸系统中第 2 个环节是拆卸。针对这一环节,文献[7]综述了拆卸序列规划的最新方法;文献[8-10]探讨了废旧手机拆卸、工业产品拆卸优化以及不确定性拆卸问题的求解策略;文献[11]研究了能源设备再制造系统的综合调度。这些研究提出了从可行性评估到多目标优化、再到算法改进等一系列先进的解决方案,推进了拆卸序列规划领域的发展。

近年来闭环供应链的研究虽然广泛,但多聚焦于系统的单一环节,如拆卸、废品回收、再制造

中心生产等。然而,回收和拆卸阶段的相互依赖及约束影响了系统的成本与效率,分割处理这些阶段可能导致优化目标冲突,难以达成最佳解决方案。回收与拆卸联合调度问题的研究相对较少,文献[12]提出一个集成电子废物管理系统模型,包括车辆路线、拆卸顺序调度和部件运输分配,采用元启发式方法解决问题;但该模型未充分考虑多个阶段间的连贯性,而是将各环节分离,完成所有回收任务后开始废品的拆卸,并将多目标转换为单一目标,同时忽略了系统运行时间等关键因素。

本文研究一类废品回收再利用系统中回收与拆卸两阶段的联合调度问题,并考虑到仓库容量限制,以最小化回收与拆卸的总成本、最小化完工时间为目标,提出一种改进的多目标灰狼优化(improved multi-objective grey wolf optimizer, IMOGWO)算法。针对两阶段联合调度问题设计了多层编码结构,并采用 Tent 映射进行种群初始化、加入非线性调整收敛因子、改善种群更新方式对算法进行改进,最后通过仿真实验验证该模型的有效性及其算法的优越性。

1 问题模型及数学模型

1.1 问题描述

本文研究的联合车辆路径和拆卸序列规划问题(integrated vehicle routing and disassembly sequence planning problem, IVR-DSPP)模型属于闭环供应链的一部分,如图 1 所示。

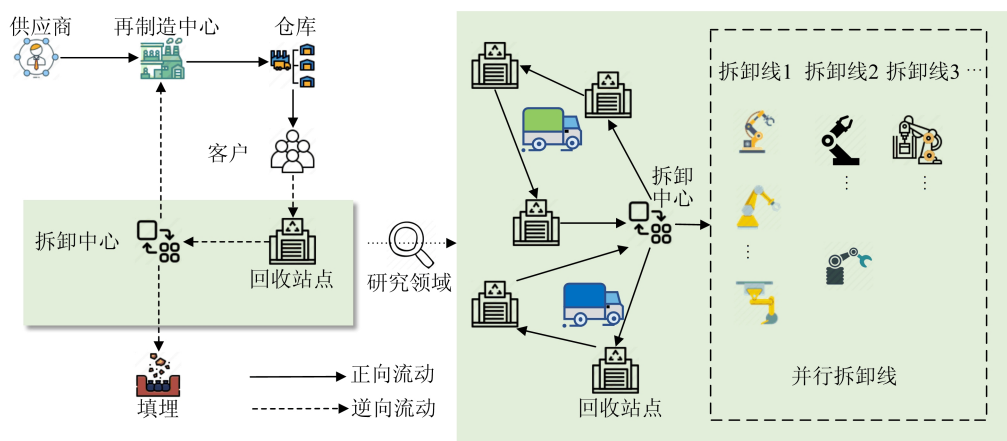


图 1 IVR-DSPP 流程

一段时间内拆卸中心需要回收来自 N 个回收站点的废品,废品集为 $U_k = \{k_1, k_2, \dots, k_K\}$,每种废品占用的空间为 S_k ,回收后通过并行拆卸线

将废品进行拆解。回收车辆从拆卸中心出发,通过 1 个或多个运输环将各回收站点的 K 种废品运回拆卸中心。车辆返回拆卸中心时,考虑到仓

库容量限制,可能存在等待时间。拆卸线负责对仓库中废品进行拆卸,每条拆卸线对应一种废品的拆卸。每条拆卸线由多台机器组成,废品集第 k 个待拆卸废品包含 a_k 个任务,任务间存在优先约束关系,将任务分配到相应的机器上进行流水化加工。拆卸时不同机器对同一任务处理的成本和时间不同,拆卸方式为完全拆卸。

为了方便问题的建模和求解,本文作出如下假设:

1) 完全拆卸、直线型拆卸线,每次拆卸将产品或子组件拆分为 2 个或多个新的子组件。

2) 回收车辆的条件相同,且任一回收站点积累的废品量不超过车辆最大载量 Q 。

3) 车辆在一个运输环完成后,立刻开始下一个运输环。

4) 拆卸中心到回收站点以及回收站点之间的旅行时间和成本与距离正相关。

5) 不考虑机器、车辆故障,回收站点累积的各种废品量已知,且全部回收,拆卸中心和回收站点的位置信息已知。

1.2 数学模型

IVR-DSPP 模型包括路径调度和拆卸序列规划 2 个子问题以及最小化系统总体成本和最小化总体完工时间 2 个优化目标。

目标函数 1 是最小化系统总体成本,即

$$\min f_1 = C_T = C_{TR} + C_{TD} + C_{TO} + C_{TW} \quad (1)$$

其中: C_{TR} 为回收过程的成本; C_{TD} 为拆卸中心进行拆卸作业的成本; C_{TO} 为拆卸线启动成本; C_{TW} 为提前成本。

目标函数 2 是最小化总体完工时间,总体完工时间从车辆的出发时间开始,到所有废品拆卸完毕结束,即

$$\min f_2 = T \quad (2)$$

回收成本 C_{TR} 由两部分构成,即车辆常规成本 ω 以及与距离正相关的物流费用,单位距离费用为 k_d 。 C_{TR} 的计算公式如下:

$$C_{TR} = \omega V + \sum_{c=0}^N \sum_{g=0}^N k_d D_{cg} x_{cg} \quad (3)$$

其中: V 为拆卸中心拥有的车辆数; c, g 为站点索引,值为 0 时代表拆卸中心,其余则代表回收站点; D_{cg} 为地点 c 与地点 g 之间的距离; x_{cg} 为决策变量,若地点 g 紧接在地点 c (拆卸中心或回收站点)之后进行运输则为 1,否则为 0。

拆卸成本 C_{TD} 与拆卸任务在机器上的分配有关, C_{TD} 的计算公式如下:

$$C_{TD} = \sum_{c=0}^N \sum_{k=1}^K \sum_{a=1}^{k_A} \sum_{m=1}^{k_M} I_{dk} C_{am} y_{am} \quad (4)$$

其中: k 为废品种类索引; a 为废品 k 的拆卸任务索引; m 为废品 k 的拆卸机器索引; k_A 为废品 k 的拆卸任务数; k_M 为废品 k 的拆卸机器数; C_{am} 为拆卸任务 a 在废品 k 对应的拆卸机器 m 上的拆卸成本; y_{am} 为决策变量,若拆卸任务 a 在机器 m 上拆卸则为 1,否则为 0。

C_{TO} 与拆卸线的开启次数正相关,拆卸线 l 单次开启成本为 C_{Ol} ,则 C_{TO} 的计算公式如下:

$$C_{TO} = \sum_{l=1}^L C_{Ol} N_l \quad (5)$$

其中: l 为拆卸线索索引; N_l 为拆卸线 l 的开启次数。拆卸线拆卸仓库中对应废品,若仓库中没有对应废品则进入停线等待状态。

废品回收过程中,车辆将废品运回拆卸中心时,由于拆卸中心仓库的容量限制可能会导致无法立即卸货,此时需等待拆卸线作业,直到仓库剩余的容量大于货车的运载量才能入库,这种情况下会产生车辆提前到达的等待成本 C_{TW} , C_{TW} 与车辆的等待时间正相关,若单位时间提前成本为 k_T ,则 C_{TW} 的计算公式如下:

$$C_{TW} = \sum_{v=1}^V \sum_{r=2}^{R_v} k_T (T_{Dvr} - T_{Av(r-1)}) \quad (6)$$

其中: v 为车辆索引; r 为车辆 v 的巡回环索引; R_v 为车辆 v 的巡回环个数; T_{Dvr} 为车辆 v 第 r 次巡回环的出发时间; $T_{Av(r-1)}$ 为车辆 v 第 $r-1$ 次巡回环的到达时间。

IVR-DSPP 模型的约束如下:

$$\sum_{g=1}^N x_{cg} = 1, \quad c \in [1, N] \quad (7)$$

$$\sum_{c=1}^N x_{cg} = 1, \quad g \in [1, N] \quad (8)$$

$$\sum_{c=1}^N x_{c0} - \sum_{g=1}^N x_{0g} = 0 \quad (9)$$

$$R_v \geq 1, \quad v \in [1, V] \quad (10)$$

$$Q \geq \sum_{k=1}^K S_k I_{dk}, \quad c \in [1, N] \quad (11)$$

$$x_{cg}, y_{am} \geq 0 \quad (12)$$

式(7)、式(8)表示每个回收站点在整个周期内只有 1 辆车对其进行单次废品回收服务;式(9)表示所有车辆从拆卸中心出发,完成预定的废品收集任务后返回拆卸中心;式(10)表示车辆巡回环可以有多个;式(11)表示车辆的最大载量大于任一回收站点的废品累积量;式(12)表示决策变量均为非负。

2 改进的多目标灰狼优化算法

2.1 灰狼优化算法

改进的多目标灰狼优化 IMOGWO 算法流程如图 2 所示。

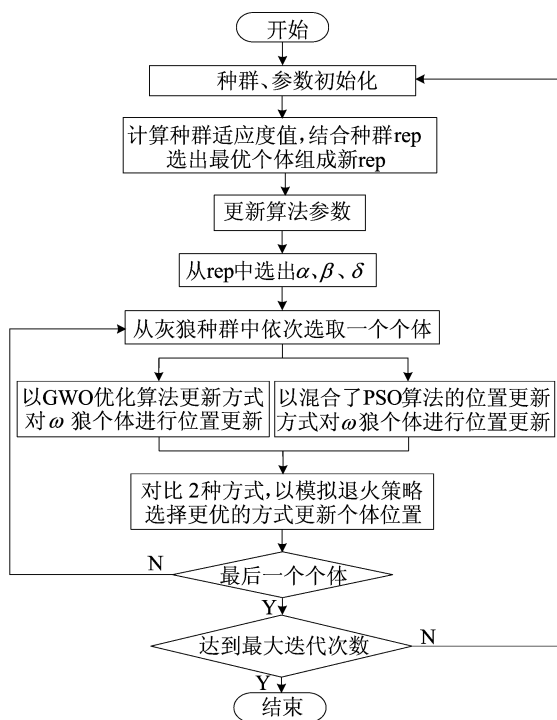


图 2 改进的多目标灰狼优化算法流程

灰狼优化 (grey wolf optimizer, GWO) 算法^[13]属于群智能优化算法, 该算法模拟了自然界

灰狼的领导层级和狩猎机制, 4 种类型的灰狼中 α, β, δ 被用来模拟领导阶层, 引导 ω 狼进行狩猎过程中的搜寻, 以此获得最优解。根据上述模型, IVR-DSPP 属于离散组合优化的 NP-难问题, 因此需要离散化处理以使 GWO 算法能够对问题求解优化。本文针对包含两阶段调度的复杂问题 IVR-DSPP, 提出 IMOGWO 算法。为适应求解需求, 创设了 3 层编码结构并利用 Tent 映射初始化种群。算法采用非线性收敛因子以及以模拟退火策略结合新的种群生成方式提升种群多样性, 并引入多目标处理机制以优化求解该问题。

2.2 编码与解码

IVR-DSPP 模型包括路径调度和拆卸序列规划 2 个子问题, 对其设计了 3 层小数量编码方案, 分别是路径计划层 X_r 、拆卸任务层 X_a 和机器选择层 X_m 。3 层编码均采用 $(0, 1)$ 范围的小数。

路径计划层编码 X_r 为 $N+V-1$ 数量的 $(0, 1)$ 中小数构成, 解码时需要对其进行预处理以获得具体的路径计划。例如客户数 N 为 10, 车辆数 V 为 3, 则路径计划层编码由 12 个小数构成, 如图 3 所示。预处理以获取染色体路径计划层的各基因位序值, 其中大于 N 的数字为分割点, 将染色体分割后获得车辆服务的站点段。图 3 中: 回收站点 1、6 由车辆 1 依次进行废品回收; 回收站点 5、10、3 由车辆 2 依次进行废品回收; 回收站点 7、2、4、9、8 由车辆 3 依次进行废品回收。回收时, 根据车辆的最大载量制定出车辆的巡回环。

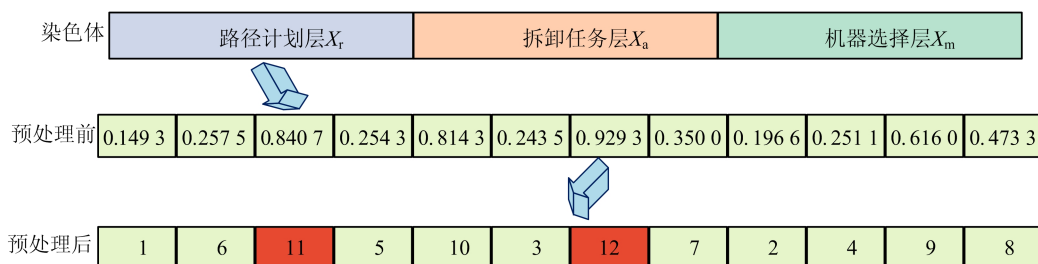


图 3 路径计划层解码预处理

拆卸任务层的编码 X_a 为所有废品拆卸任务数 k_A 和相应数量的 $(0, 1)$ 中小数构成, 解码时同样需要对其进行预处理以获取拆卸序列的规划。

拆卸任务层中又根据拆卸的废品种类分为 K 层, 例如废品 1 的拆卸任务数为 12, 任务间的优先关系约束矩阵如图 4 所示。图 4 中: 实线为与约束; 虚线为或约束。

拆卸任务层中第 1 层的编码由 12 个小数构成, 如图 5 所示。

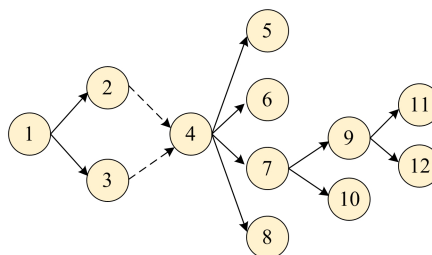


图 4 废品拆卸优先关系约束矩阵

分段预处理获取该段染色体基因位的序值

后,结合其拆卸任务优先关系约束矩阵生成染色体。生成染色体时,先从约束矩阵获取当前可拆卸的任务,图 4 中第 1 个拆卸任务只能为 1;

第 2 个拆卸任务可以为 2 或 3,但获取的序值中 3 在 2 前,故先进行任务 3;依此类推获取预处理后的染色体即为该废品的拆卸序列。

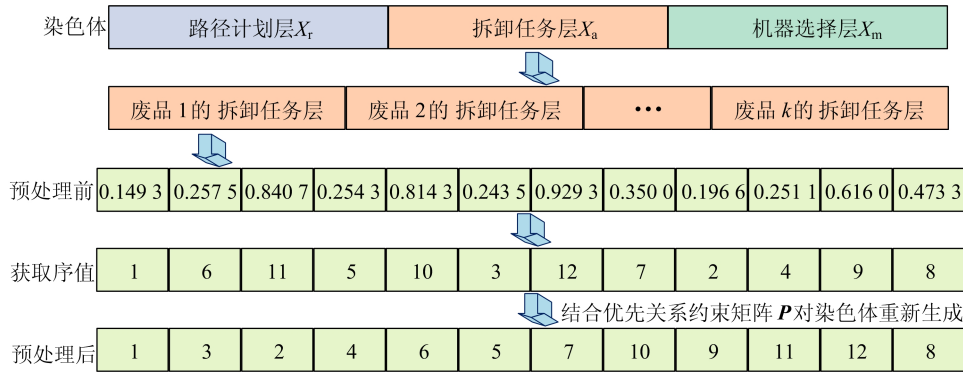


图 5 拆卸任务层解码预处理

机器选择层编码 X_m 由与 X_a 等长的 $(0, 1)$ 小数序列组成,需预处理以配对拆卸任务和机器。根据废品种类,编码分为 K 层。例如,若有 4 台机器拆卸废品 1,将 $(0, 1)$ 分为 4 等分,编码

小数落入的区间决定机器编号。同时为了减少部件在机器间运输形成流水化作业拆卸线,编码按数字首次出现的顺序排序,相同数字聚集,如图 6 所示。

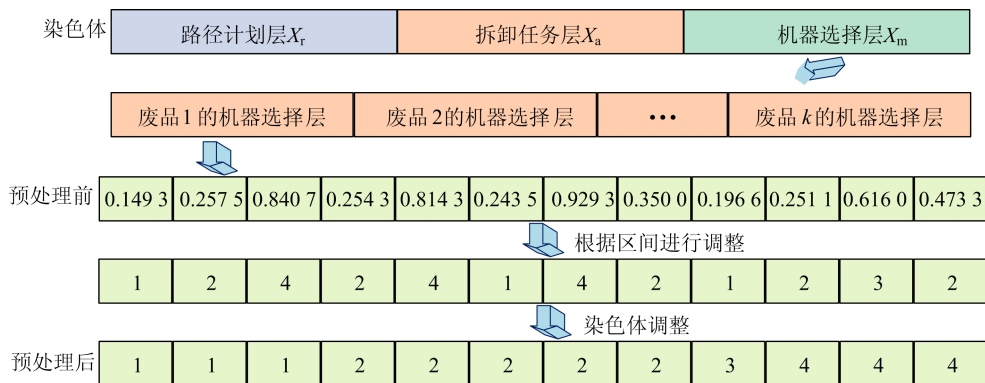


图 6 机器选择层解码预处理

在解码阶段,依据预处理得到的路径计划,车辆从拆卸中心出发执行废品回收。回收后,车辆根据拆卸中心的库存水平决定是否立即卸货,卸货后若有后续巡回则继续执行。拆卸中心的多条拆卸线并行作业,相互不受干扰。一旦仓库有相应废品,即开始拆卸。若仓库无相应废品,则拆卸线暂停直到新废品到达。系统运行成本作为目标函数 1 的解,所有废品回收及拆卸完成时间为目标函数 2 的解。

2.3 种群初始化

为提高传统 GWO 算法的种群多样性,并解决其在随机化初始种群时存在的效率与效果问题,本文采用 Tent 混沌映射初始化种群。Tent 映射的多样性和遍历性优势有助于增强算法的探

索能力和加快收敛速度。鉴于 Tent 映射在分段中点为 $1/2$ 时表现出的均匀分布特性及对不同参数的一致分布密度,本文采用的 Tent 映射公式如下:

$$x_{t+1} = \begin{cases} 2x_t, & 0 \leq x_t < \frac{1}{2}; \\ 2(1-x_t), & \frac{1}{2} \leq x_t \leq 1 \end{cases} \quad (13)$$

2.4 种群更新机制

本文鉴于 GWO 算法仅以优质解来引导种群进化,易使搜索过程陷入局部最优,因此加入了一种新的子代生成方式。

GWO 算法的子代生成公式如下:

$$D = |CX_p(t) - X(t)| \quad (14)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - AD \quad (15)$$

系数向量为:

$$\mathbf{A} = 2a\mathbf{r}_1 - a\mathbf{I} \quad (16)$$

$$\mathbf{C} = 2\mathbf{r}_2 \quad (17)$$

其中: t 为迭代次数; D 为个体与猎物间的距离; \mathbf{X}_p 为猎物位置向量; \mathbf{X} 为灰狼位置向量; a 为收敛因子, 其值随迭代次数的增加而线性减小; \mathbf{r}_1 、 \mathbf{r}_2 为随机向量, 模取 $(0, 1)$ 之间的随机数; \mathbf{I} 为单位向量。

灰狼识别猎物后, 在 α 、 β 、 δ 的带领下指挥狼群包围猎物, 灰狼个体 ω 的更新位置公式如下:

$$\mathbf{X}_{t+1} = \frac{\mathbf{X}_1 + \mathbf{X}_2 + \mathbf{X}_3}{3} \quad (18)$$

其中, \mathbf{X}_1 、 \mathbf{X}_2 、 \mathbf{X}_3 为 α 、 β 、 δ 代入式(14)、式(15)获得的前进步长和方向。

新的子代生成方式如下, 首先同样获得 \mathbf{X}_1 、 \mathbf{X}_2 、 \mathbf{X}_3 , 再结合粒子群算法生成个体的速度 \mathbf{v} 公式以及最后子代另一种更新公式:

$$\mathbf{v}(t+1) = \omega\mathbf{v} + C_1 \text{rand}_1(\mathbf{X}_1 - \mathbf{X}) + C_2 \text{rand}_2(\mathbf{X}_2 - \mathbf{X}) + C_3 \text{rand}_3(\mathbf{X}_3 - \mathbf{X}) \quad (19)$$

$$\mathbf{X}_{t+1}' = \mathbf{X} + \mathbf{v}(t+1) \quad (20)$$

其中: \mathbf{v} 为迭代时的速度, 种群初始速度为 0; \mathbf{X} 为灰狼位置向量; rand_i 为 $(0, 1)$ 之间的任意值; ω 为惯性权重因子, 其典型值从 0.9 线性减小到 0.4; C_i 为学习权重因子, 通常为 2。

灰狼种群 ω 狼个体进行位置更新时, 根据式(18)、式(20)分别获得 2 个新的灰狼位置 \mathbf{X}_{t+1} 、 \mathbf{X}_{t+1}' , 对比 2 个个体对应的目标函数值, 并结合 2 个个体在原始种群中支配解的个数 d_1 、 d_2 , 以模拟退火策略选择最优解作为真实的灰狼位置进行更新。初始阶段算法倾向于接受较差的解, 增强搜索能力, 避免局部最优。随着迭代次数的增加, 可以以更大的概率选择较优解的位置作为新个体的最终位置。此模拟退火策略如下:

若灰狼个体 \mathbf{X}_{t+1} 2 个目标函数值均优于 \mathbf{X}_{t+1}' , 则以概率 p 接受 \mathbf{X}_{t+1} 作为灰狼个体的最终更新位置; 若灰狼个体 \mathbf{X}_{t+1}' 2 个目标函数值均优于 \mathbf{X}_{t+1} , 则以概率 p 接受 \mathbf{X}_{t+1}' 作为灰狼个体的最终更新位置; 若 \mathbf{X}_{t+1} 、 \mathbf{X}_{t+1}' 中没有 2 个目标函数值均优的个体, 则以随机概率选择其中一个作为灰狼个体的最终更新位置。

$$p = \exp\left(-\frac{|d_1 - d_2|}{\lambda T}\right) \quad (21)$$

其中: T 为初始温度; λ 为降温系数。

2.5 非线性参数策略

在 GWO 算法中, 当 $|\mathbf{A}| > 1$ 时灰狼被引导进

行全局搜索, 反之进行局部搜索。而 $|\mathbf{A}|$ 的波动范围随 a 的减少而减少。在传统 GWO 算法中 a 的值随迭代从 2 线性减少到 0, 但线性的参数变化不适用于该模型。

Sigmoid 函数是一种具有 S 形曲线的数学函数, 其性质适合用作参数控制函数, 结合算法对公式改写后得到:

$$a_t = a_{\max} - \frac{a_{\max} - a_{\min}}{1 + \exp\left[-\frac{10}{T_{\max}}\left(t - \frac{T_{\max}}{2}\right)\right]} \quad (22)$$

其中: t 为迭代次数; T_{\max} 为最大迭代次数; a_t 为迭代次数为 t 时的控制因子; a_{\max} 为控制因子初始值, 值为 2; a_{\min} 为控制因子终止值, 值为 0; 当迭代次数 $t = T_{\max}/2$ 时, 控制因子为中间值 1。

2.6 多目标处理机制

在多目标 GWO 算法中, 为防止最优解丢失, 引入外部档案 Archive 以保存种群最优解。迭代中, 种群 rep 即当前 Archive。生成新的 rep 时, 合并灰狼种群与旧 rep, 选取非支配个体以形成新 rep。若其超出容量限制, 则借鉴遗传算法, 淘汰出拥挤度较低的个体, 确保新 rep 满足容量限制。

选择灰狼的领导阶层 α 、 β 、 δ 个体时, 从种群 rep 中随机选择不重复的个体作为领导阶层, 若种群个体数小于 3, 则尽可能地减少重复使用的个体数, 选择同一个体同时作为多个领导阶层。

3 实验与分析

3.1 仿真算例设计

由于缺乏标准测试案例来测试 IVR-DSPP, 本文以 Solomon 算例集中的 R1-type 为基础, 将 R1-type 中后 50 个客户需求量赋予前 50 个客户, 形成新的产品需求, 并将客户点改为回收站点, 产品需求量转换为 2 种废品的累积量。选取 10、20、50 个回收站点的子集, 研究 2 种废品的回收拆卸模型。再结合案例 12^[14]、案例 15^[15]、案例 22^[16]、案例 25^[17] 4 个拆卸任务, 每个案例考虑 3 个或 5 个机器的情况, 扩展生成 10 组适用于 IVR-DSPP 的新算例, 生成的新算例参数见表 1 所列。

考虑到不同机器对同一拆卸任务加工能力的差异性, 随机生成一定范围内的任务成本和任务时间赋给相应的机器。模型中的时间、成本等参数设置见表 2 所列, 以单位时间、成本、容量等为取值基准。

表 1 算例规模

算例	站点数	车辆数/辆	任务数 1	机器数 1	任务数 2	机器数 2
S10V3A12M3A15M3	10	3	12	3	15	3
S10V3A12M3A22M5	10	3	12	3	22	5
S10V6A15M3A25M3	10	6	15	3	25	3
S20V6A12M3A15M3	20	6	12	3	15	3
S20V6A15M3A22M5	20	6	15	3	22	5
S20V10A22M5A25M5	20	10	22	5	25	5
S50V6A12M3A15M3	50	6	12	3	15	3
S50V6A15M3A22M5	50	6	15	3	22	5
S50V10A22M5A25M5	50	10	22	5	25	5
S50V10A25M3A15M5	50	10	25	3	15	5

表 2 参数设置

参数	参数说明	取值
$C_{O1}(C_{O2})$	拆卸线单次开启成本	50
$S_1(S_2)$	废品占用的空间	1, 2
C_{am}	机器 m 加工任务 a 的成本	[0.027, 0.060]
T_{am}	机器 m 加工任务 a 的时间	[5, 60]
ω	车辆的固定成本	50
k_d	单位距离运输成本	0.4
k_T	单位时间提前成本	0.03
Q	车辆承载能力	200
Var_{max}	决策变量上限	1
Var_{min}	决策变量下限	0

3.2 评价指标

为了更好地衡量算法的性能,本文选用反世代距离(inverted generational distance, IGD)和超体积(hypervolume, HV) 2 种评价价值指标作为算法优劣的衡量标准。

IGD 可以综合评价性能,通过量化真实 Pareto 前沿面至算法生成集合的最小距离总和,衡量算法的收敛与分布效果。IGD 指标越低,表明算法在收敛性和分布上性能越优,其计算公式为:

$$IGD(P, Q) = \sum_{u \in P} d(u, Q) / |P| \quad (23)$$

其中: P 为均匀分布在真实 Pareto 面上的点集, $|P|$ 为点集中的个体数; Q 为算法获取的最优 Pareto 最优解集; $d(u, Q)$ 为 P 中个体 u 到种群 Q 的欧式距离最小值。

HV 指标是衡量多目标优化算法的收敛性和多样性,通过解集合在目标空间的覆盖体积评估算法效能。较大的超体积值表示更优的算法性能,常用于算法比较,计算公式为:

$$H_V = \delta(\cup_{i=1}^{|S|} V_i) \quad (24)$$

其中: δ 为测度; V_i 表示参照点与解集中个体 i 之间构成的超体积。

3.3 模型验证

为了验证所提模型的有效性,选用

CPLEX12.9.0 对模型进行精确求解。CPLEX 适用于单目标线性模型求解,因此采用 ϵ 约束法^[18]将多目标模型进行转换以方便求解。

CPLEX 在大规模问题求解时很容易超出最大求解时间,无法获得精确解,因此本文采用小规模算例 S10V3A12M3A15M3 来验证数学模型的正确性。

模型验证以及下文中的实验运行环境均为:AMD Ryzen 7 6800H, CPU 3.2 GHz, RAM 16 GiB, Win11, MATLAB R2019b。CPLEX 和 IMOGWO 算法得到的最优结果见表 3 所列。

从表 3 可以看出,IMOGWO 算法得到的最优解与 CPLEX 求解器得到的精确解相同,验证了模型的有效性。

表 3 CPLEX 和 IMOGWO 算法得到的最优解

最优解			CPLEX		IMOGWO	
v_1 巡回环	v_2 巡回环	v_3 巡回环	f_1	f_2	f_1	f_2
(6, 2, 4); (7, 8, 5)	(9, 10)	(3, 1)	490.6 2 238.0	490.6 2 238.0	490.6 2 238.0	490.6 2 238.0
(8, 10, 5); (6)	(4, 2)	(3, 1); (9, 7)	523.4 2 131.5	523.4 2 131.5	523.4 2 131.5	523.4 2 131.5
(3, 1); (5, 8, 7)	(4, 2); (10, 9)	(6)	497.3 2 143.7	497.3 2 143.7	497.3 2 143.7	497.3 2 143.7

3.4 参数设置

IMOGWO 算法的开发和探索能力受到控制参数的影响,因此有必要在实验前确定所提算法的最优参数组合。其主要参数为种群规模 n_{pop} 、最大迭代次数 T_{max} 、初始温度 T 、降温系数 λ ,每个参数设置 4 个水平,即 $n_{pop} = \{50, 100, 150, 200\}$, $T_{max} = \{50, 100, 150, 200\}$, $T = \{1\ 000, 2\ 000, 3\ 000, 4\ 000\}$, $\lambda = \{0.93, 0.95, 0.97, 0.99\}$ 。本文通过正交试验来获得合适的参数组合,以算例 S10V3A12M3A15M3 为例,选用

$L_{16}(4^4)$ 正交表,每个参数组合运行 10 次,计算 10 次结果 IGD 的均值,结果见表 4 所列。

表 4 正交试验结果

序号	参数				IGD 均值
	n_{pop}	T_{max}	T	λ	
1	50	50	1 000	0.93	0.331 7
2	50	100	2 000	0.95	0.269 9
3	50	150	3 000	0.97	0.191 9
4	50	200	4 000	0.99	0.163 9
5	100	50	2 000	0.97	0.239 4
6	100	100	1 000	0.99	0.171 2
7	100	150	4 000	0.93	0.247 0
8	100	200	3 000	0.95	0.246 3
9	150	50	3 000	0.99	0.168 5
10	150	100	4 000	0.97	0.167 5
11	150	150	1 000	0.95	0.206 3
12	150	200	2 000	0.93	0.240 7
13	200	50	4 000	0.95	0.216 0
14	200	100	3 000	0.93	0.190 5
15	200	150	2 000	0.99	0.133 8
16	200	200	1 000	0.97	0.212 2

根据表 4 数据做出不同参数水平变化趋势曲线,如图 7 所示。

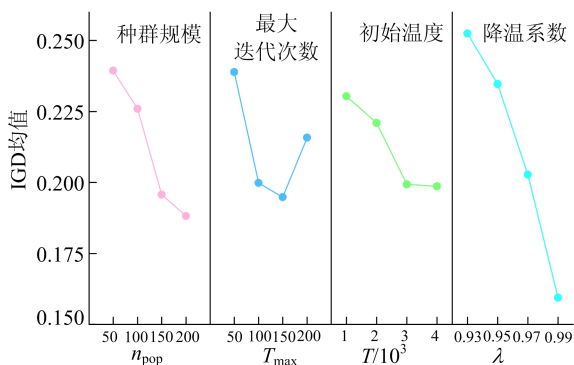


图 7 参数水平变化趋势

由图 7 可知 IMOGWO 算法的最优参数组合为: $n_{pop}=200, T_{max}=150, T=4\ 000, \lambda=0.99$ 。

3.5 仿真算例实验结果与分析

为了验证提出的 IMOGWO 算法在模型求解中的有效性和优越性,本文采用了其他 5 种常用的算法同 IMOGWO 算法求解生成 10 个算例。同样通过正交试验确定对比算法的参数如下:多目标灰狼优化算法 MOGWO、多目标粒子群优化算法 PSO、多目标人工蜂群算法 MOABC 以及多目标遗传算法 NSGA-II 的种群规模和迭代次数均为 200;NSGA-II 交叉概率为 0.95,变异概率为 0.2;MOABC 迭代过程中的搜索上限为 150;多目标模拟退火算法初始温度为 4 000,终止温度为 1×10^{-9} ,降温系数为 0.99。

针对 10 个算例,采用相同的编码解码规则,分别用 6 种算法进行优化求解,每个算例进行 10 次求解。算法获取的 2 个目标函数解的绝对大小存在着较大的差异,为了使获得的结果有更好的可比性和准确性,将各算法获取到的解进行归一化处理。针对每个算例,用所有算法获取到的解拟合出该算例解的前沿面,然后将各算法获得的解以及前沿面按照下式进行最大值、最小值归一化处理,将函数解缩放到 0~1 之间,即

$$x_{normalized} = (x - x_{min}) / (x_{max} - x_{min}) \quad (25)$$

归一化处理后代入式(23)、式(24),计算出每个算例、每个算法、每次运行结果的 IGD 和 HV 及其均值,见表 5 所列。

从表 5 可以看出:所有算例的运行结果中,本文提出的 IMOGWO 算法在 IGD 的均值上均为最小值,说明其具有良好的收敛性和分布性;在 HV 的均值上均为最大值,说明其具有良好的多样性和综合性能。

表 5 6 种算法的 IGD 和 HV 的计算结果

算例	IMOGWO		MOGWO		MOPSO		MOSA		MOABC		NSGA-II	
	IGD	HV	IGD	HV	IGD	HV	IGD	HV	IGD	HV	IGD	HV
1	0.063	0.692	0.119	0.493	0.257	0.141	0.116	0.486	0.273	0.085	0.141	0.420
2	0.075	0.500	0.195	0.112	0.287	0.010	0.151	0.206	0.278	0.002	0.226	0.091
3	0.053	0.623	0.124	0.393	0.296	0.030	0.122	0.357	0.249	0.073	0.119	0.395
4	0.068	0.638	0.158	0.238	0.243	0.134	0.140	0.338	0.229	0.042	0.229	0.078
5	0.056	0.638	0.175	0.116	0.250	0.021	0.121	0.295	0.219	0.020	0.205	0.083
6	0.048	0.652	0.172	0.138	0.302	0.002	0.119	0.322	0.218	0.053	0.182	0.124
7	0.042	0.608	0.169	0.086	0.225	0.008	0.134	0.128	0.201	0.012	0.229	0.008
8	0.063	0.595	0.225	0.080	0.357	0.004	0.171	0.142	0.257	0.001	0.281	0.011
9	0.070	0.688	0.191	0.173	0.284	0.032	0.146	0.198	0.268	0.004	0.278	0.036
10	0.044	0.533	0.164	0.128	0.253	0.015	0.148	0.107	0.159	0.117	0.239	0.017

为了进一步分析 6 种算法之间的统计学差异,采用方差分析对算法性能进行检验。以算法

类型为控制变量,IGD 和 HV 为因变量,绘制出 10 个算例的响应图,如图 8 所示。

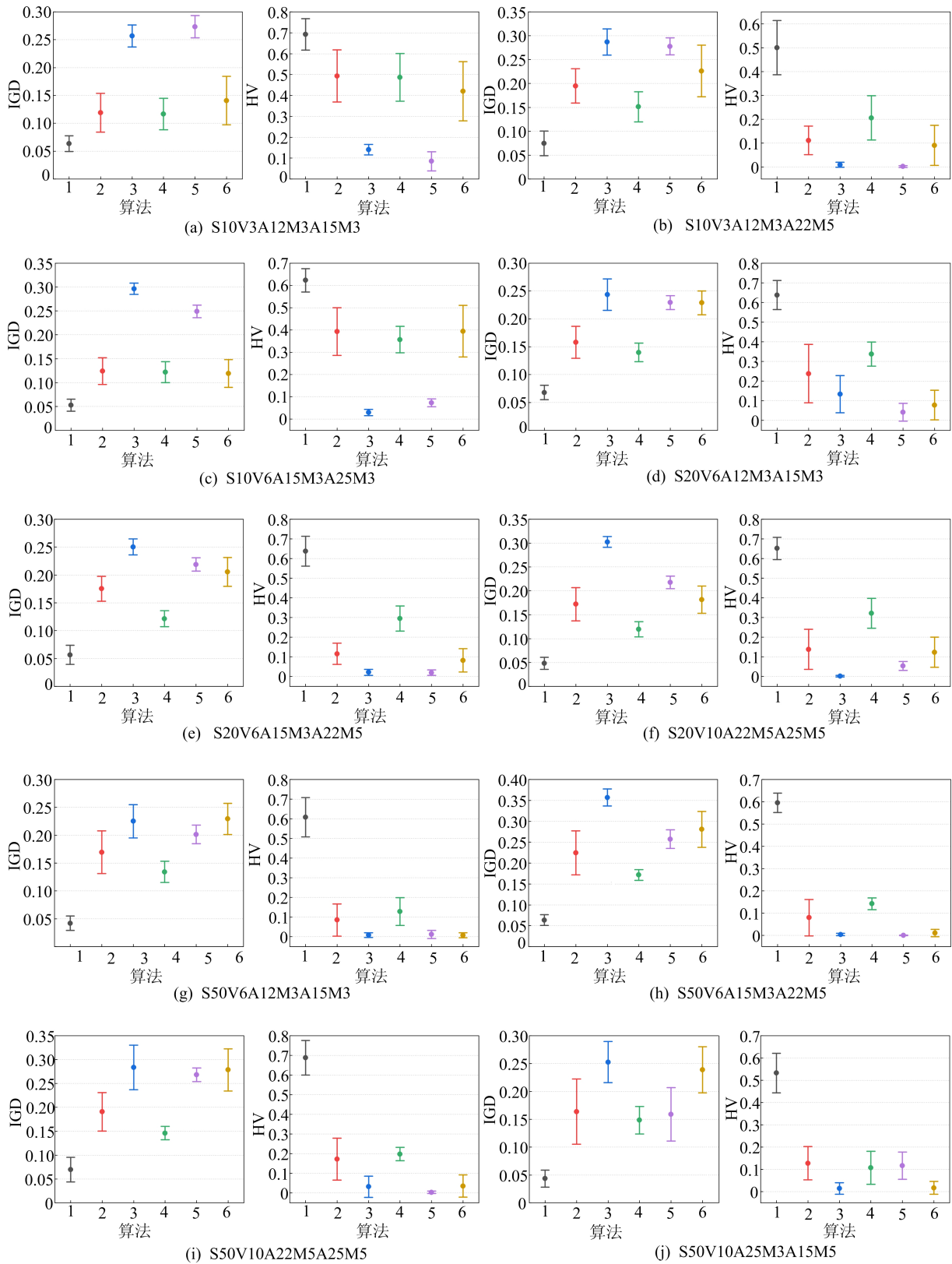


图 8 10 个算例 95%置信区间的 IGD 和 HV

图 8 中,算法 1~算法 6 分别表示 IMOGWO 算法、MOGWO 算法、MOPSO 算法、MOSA 算

法、MOABC 算法、NSGA-II 算法。

从图 8 可以明显地看出,本文 IMOGWO 算法在 IGD 指标及 HV 指标上表现更优异,同时分布区间也比其他算法更小,证明了该算法具有更好的鲁棒性。

3.6 实例验证

某拆卸中心主要对本城市淘汰下来的废旧家电进行回收拆卸处理。这里以该拆卸中心周期内的回收路线与拆卸调度的联合优化问题为例进行实例验证。

该拆卸中心在某区域内设立的回收站点数量为 20($N=20$),拆卸中心最大可调用车辆为 3 辆,以洗衣机、冰箱 2 种回收废品为例($K=2$),2 种废品在拆卸中心不同机器上拆卸时拆卸的时间、成本具有差异,且各回收站点回收到的废品也不相同。

采用 IMOGWO 算法对上述问题求解,获得多个候选最优解。其中一个候选解对应的调度后的车辆回收路线如图 9 所示,其任务分配见表 6 所列,由此验证模型以及算法研究的工程价值。

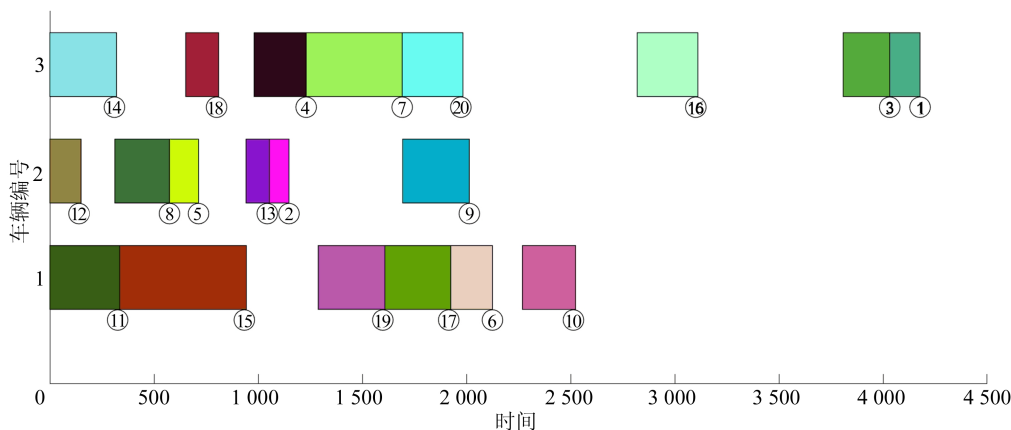


图 9 调度后车辆回收路线

表 6 调度后任务分配

冰箱拆卸线	机器 1	机器 2	机器 3	洗衣机拆卸线	机器 1	机器 2	机器 3	机器 4
	任务	(9, 16, 12)	(11, 1, 2, 3, 7, 6)		(4, 5, 13, 15, 14, 8, 10)	任务	(3, 11, 15, 10)	(19, 6, 9, 14, 8, 1, 21)
时间	12.9	16.4	13.6	时间	11.4	15.0	15.0	12.2
成本	0.117 4	0.248 0	0.355 1	成本	0.221 2	0.324 6	0.222 1	0.178 6

4 结 论

本文针对闭环供应链中的回收拆卸环节,研究了废品回收再利用系统中的回收和拆卸两阶段联合调度问题。

首先,建立了以最小化回收和拆卸的总成本、最小化完工时间为目标的优化模型;然后对多目标 GWO 算法进行了改进,设计了基于工序+机器+运输的三层编码策略、新的种群初始化策略、非线性收敛因子以及引入了粒子群优化思想的种群位置更新策略,并结合模拟退火策略决定最终个体的更新位置;最后通过实验分析验证了模型以及算法的有效性,并结合算法评价指标同其他典型算法进行了对比分析,验证了本文所提算法的优越性。

本研究对拆卸中心制定回收路线、安排拆卸方案以节约成本、优化时间有重要意义,可以为相关闭环供应链的研究提供可以参考的调度模型和优化思路。

然而对于闭环供应链中回收拆卸环节以及联合调度还有许多需要进一步进行深入研究和探索的空间。

未来的工作规划如下:① 针对回收环节,考虑车辆的特点,限制服务时间、站点;考虑运输模式的切换、外协运输与内部运输结合等;考虑回收站点堆积废品量超过回收车辆容量的情况;② 针对拆卸环节,考虑拆卸的多种模式,如混合作业拆卸线、不完全拆卸线等;③ 考虑拆卸线故障、模糊旅途时间、模糊拆卸时间等,研究动态环境下的回收拆卸联合调度问题。

[参 考 文 献]

- [1] 刘永清,刘文浩,丁文彬. 基于消费者回收偏向的废旧家电回收决策博弈分析[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2021,36(4):113-124.
- [2] 倪霖,贾宇楠,王森,等. 基于演化博弈的废旧家电回收商与电商平台协作回收投资机制研究[J]. 机械工程学报, 2023, 59(5):247-258.
- [3] 沈银华,刘宇,向东,等. 基于可追溯技术的家电产品拆卸信息管理系统的设计与开发[J]. 现代制造工程, 2016(12): 133-137.
- [4] HUANG S H, LIN P C. Vehicle routing-scheduling for municipal waste collection system under the "Keep Trash off the Ground" policy [J]. *Omega-International Journal of Management Science*, 2015, 55:24-37.
- [5] XU Z H. Environmental and economic modelling for MSW management strategies and reverse logistic system[D]. Toledo: The University of Toledo, 2020.
- [6] GOVINDAN K, SALEHIAN F, KIAN H, et al. A location-inventory-routing problem to design a circular closed-loop supply chain network with carbon tax policy for achieving circular economy: an augmented epsilon-constraint approach [J]. *International Journal of Production Economics*, 2023, 257:108771.
- [7] CHAND M, RAVI C. A state-of-the-art literature survey on artificial intelligence techniques for disassembly sequence planning[J]. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 2023, 41:292-310.
- [8] 尹凤福,刘广阔,王晓东,等. 基于多种群遗传算法的废旧手机拆卸序列规划[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2023, 46(4):438-446.
- [9] GUO X, ZHOU M, LIU S, et al. Multiresource-constrained selective disassembly with maximal profit and minimal energy consumption[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2021, 18(2):804-816.
- [10] 郭钧,王振东,杜百岗,等. 考虑不定拆卸程度的选择性异步并行拆卸序列规划[J]. 中国机械工程, 2021, 32(9): 1080-1090, 1101.
- [11] WANG W, TIAN G, ZHANG H, et al. A hybrid genetic algorithm with multiple decoding methods for energy-aware remanufacturing system scheduling problem[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2023, 81:102509.
- [12] MALEKKHOUYAN S, AGHSAMI A, RABBANI M. An integrated multi-stage vehicle routing and mixed-model job-shop-type robotic disassembly sequence scheduling problem for e-waste management system[J]. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 2021, 34(11):1237-1262.
- [13] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61.
- [14] AVIKAL S, JAIN R, YADAV H, et al. A new heuristic for disassembly line balancing problems with AND/OR precedence relations[C]//Proceedings of the Second International Conference on Soft Computing. New Delhi: Springer, 2014:519-525.
- [15] XU W, CUI J, LIU B, et al. Human-robot collaborative disassembly line balancing considering the safe strategy in remanufacturing[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 324:129158.
- [16] 戎诗佳,胡雨霞. 考虑深度利润成本的拆卸线平衡优化[J]. 控制工程, 2021, 28(8):1510-1518.
- [17] KALAYCI C B, GUPTA S M. Artificial bee colony algorithm for solving sequence-dependent disassembly line balancing problem [J]. *Expert Systems with Applications*, 2013, 40(18):7231-7241.
- [18] MAVROTAS G. Effective implementation of the ϵ -constraint method in multi-objective mathematical programming problems [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2009, 213(2):455-465.

(责任编辑 胡亚敏)