doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.06.011

基于改进遗传算法的智能实时餐厨垃圾收运路径优化

陈　理[1,2]　赖有春[1,2]　王帅北[3]　刘海帆[1,2]　马明旭[1,2]　柳　珊[1,2]　周宇光[1,2]

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 农业农村部可再生能源清洁化利用技术重点实验室, 北京 100083;
3. 中国农业大学食品科学与营养工程学院, 北京 100083)

摘要: 针对城市餐厨垃圾收运普遍面临的亏载超载、车辆尾气排放高、路径规划主观性强、综合成本高及商家满意度低等问题,根据城市餐厨垃圾的分布和收运特点,建立了基于交通流带时间窗的动态路径优化问题模型,并利用改进遗传算法进行求解。根据实地调研数据,设计了静动态递进的 6 种优化策略,并设置单位平均收运成本(U-C)、单位平均碳排放量(U-T)及单位平均油耗(U-Y)用于衡量不同优化方案的经济性、环保性和能耗水平。实验结果表明,最小收运成本+时间窗(TW)被确认为最佳静态优化策略。与不带时间窗的情景相比在多使用 1 辆车的情况下 U-C、U-T、U-Y 分别降低 8.16%、12.12%、10.48%。最小收运成本+TW+时间离散为最佳动态优化策略,该情景下较最佳静态优化策略总成本降低 15.23%,油耗与碳排放均降低 24.97%,U-C、U-T、U-Y 分别下降 25.85%、39.39% 和 36.36%。此外,验证了模拟智能垃圾桶获取实时餐厨垃圾量,在本模型中有进一步的优化效果。最后,对实际运行及 6 种优化情景进行了环境影响评价,验证了应用本模型,餐厨垃圾收运系统的调度效率均有提高,能够有效缓解因垃圾量随机波动带来的收运成本高与环境负效应等问题。

关键词: 餐厨垃圾收运; 动态车辆路径问题; 时间离散策略; 遗传算法; 智能垃圾桶

中图分类号: TP399　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2025)06-0119-11　　**OSID**:

Intelligent Real-time Optimization of Food Waste Collection and Transportation Route Based on Improved Genetic Algorithm

CHEN Li[1,2]　LAI Youchun[1,2]　WANG Shuaibei[3]　LIU Haifan[1,2]　MA Mingxu[1,2]　LIU Shan[1,2]　ZHOU Yuguang[1,2]

(1. *College of Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *Key Laboratory of Clean Production and Utilization of Renewable Energy*,
Ministry of Agriculture and Rural Affairs, *Beijing* 100083, *China*
3. *College of Food Science and Nutritional Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Aiming at the common problems in the collection and transportation of urban food waste, such as low loading rate or overloading, high vehicle exhaust emissions, strong subjectivity in route planning, high comprehensive costs, and low merchant satisfaction, according to the distribution, collection and transportation characteristics of urban food waste, a model of the dynamic vehicle routing problem with time windows based on traffic flow was established, and an improved genetic algorithm was used to solve it. The static optimization results showed that the strategy of "minimum collection and transportation cost + time window" was identified as the best static optimization strategy. Compared with the scenario without a hard time window, when one more vehicle was used, unit average collection and transportation cost, unit average carbon emission, and unit average fuel consumption were reduced by 8.16%, 12.12%, and 10.48%, respectively. The dynamic optimization results showed that the strategy of "minimum collection and transportation cost + time window + time-discrete" was the best dynamic optimization strategy. In this strategy, compared with the best static optimization strategy, the total cost was reduced by 15.23%, the fuel consumption and carbon emissions were reduced by 24.97%, and unit average collection and transportation cost, unit average carbon emission, and unit average fuel consumption were decreased by 25.85%, 39.39% and 36.36%, respectively. In addition, after simulating the installation of intelligent

收稿日期: 2025-02-21　修回日期: 2025-03-26

基金项目: 金华市科技计划项目(2022-3-066)

作者简介: 陈理(1971—),女,副教授,主要从事生物质工程和路径优化研究,E-mail: chenli329@cau.edu.cn

通信作者: 周宇光(1983—),男,副教授,博士,主要从事生物有机废弃物资源化利用研究,E-mail: zhouyg@cau.edu.cn

garbage bins to obtain the real-time amount of food waste, it was verified that the addition of this equipment had a further optimization effect on the proposed model. Finally, an environmental impact assessment was carried out for the actual operation and the six optimization strategies.

Key words: food waste collection and transportation; dynamic vehicle route problem; time-discrete strategy; genetic algorithm; intelligent garbage bin

0 引言

2022 年,我国城市生活垃圾清运量达到 2.44×10^8 t[1],其中餐厨垃圾收运量达 1.25×10^8 t[2-4],同时,我国餐厨垃圾处理能力远低于产生量[5],在餐厨垃圾管理中,收运环节是连接前端餐厨垃圾产生和终端餐厨垃圾处理的关键桥梁,收运系统费用占餐厨垃圾管理总费用约 30%,其中大部分是燃油成本[6]。随着我国经济的快速发展,通过单一提高收运车辆的数量来解决餐厨垃圾分布散和产量多的问题,仍面临着能源消耗高、亏载超载、环境污染大等严重问题,使得餐厨垃圾收运工作受到成本、资源和环境的多方制约[7]。在智慧城市发展理念的背景下,许多垃圾处置企业尝试通过优化算法来实现降本增效。然而大多数算法仅聚焦于降低成本,而忽略了商家满意度及碳排放对环境产生的负面影响等因素[8]。因此,利用大数据突破传统餐厨垃圾收运模式,在帮助垃圾处理企业降低收运成本的同时,提升餐饮商家的收运满意度,并减少因垃圾清运不及时对居民生活环境带来的负面影响,具有重要意义。

餐厨垃圾收运车辆路径优化问题可归类为具有容量限制的车辆路径优化问题。目前,针对餐厨垃圾的收运路径优化问题,多位学者针对生活垃圾收运过程中的二次污染、垃圾量不确定性及路径优化问题,提出了基于智能垃圾桶、时间窗、多目标优化和传感器技术的动态车辆路径优化模型及求解算法[9-14]。其相关研究对象主要为生活垃圾,针对餐厨垃圾收运路线优化问题研究较少,现有研究中主要对餐厨垃圾收运过程中环境、成本、满意度、时间窗等进行研究,集中在以企业为中心的单一收运路线优化上,缺乏对前端商家参与满意度,中端动态交通网络建模、智能装备应用、智能收运建模,后端路径优化对减排的贡献等整个收运体系的研究。随着无人驾驶技术及人工智能的迅速发展,建立一个智慧化收运体系对智慧城市的建设具有重要意义。因此,本文针对餐厨垃圾收运体系特点构建基于交通流带时间窗的动态路径优化模型,该模型通过实时数据、精准满足时间窗约束,贴近实际收运流程。针对收运特点改进遗传算法,并设计静动态递进的 6 种优化策略情景,验证智能垃圾桶实时数据对本模型的进一步优化效果,同时对所有策略进行环境影响评价,以期在提高餐厨垃圾收运系统效率、缓解环境压力等问题上为未来餐厨垃圾智慧化收运研究提供参考。

1 问题描述与数学模型

1.1 问题描述及假设

(1)问题描述

针对餐厨垃圾收运车,从处置中心出发至收运点再回到处置中心的完整运输过程,基于交通流带时间窗的动态路径优化问题(Dynamic vehicle routing problem with time windows based on traffic flow, DVRPTW-TF)定义为:餐厨垃圾处置中心有 1 种收集车,为多个餐厨垃圾点提供垃圾收运服务。首先,根据各类型餐馆和单位食堂的营业特点和交通流,通过时间离散策略设定不同的收运时间切片,并利用智能垃圾桶实时监测垃圾量,当垃圾量达到设定的阈值时,会自动发出收运请求。每班次出车前,根据智能垃圾桶传回的收运量数据,通过调度中心在对应的时间片段匹配合适的车型进行收运。

(2)模型假设

所建模型假设如下:收运点和处置中心的坐标点已知;对每个收运点服务时间相同;各餐厨垃圾收集点产生的垃圾量是独立的随机变量。

1.2 数学模型

为对比静态优化和动态优化的不同效果,研究设定了动态和静态优化模型。动态优化模型即本文提出的 DVRPTW-TF 模型;在静态优化模型中设定了两种目标函数和有无时间窗(TW)约束的 4 种情景。具体如下:

(1)动态优化模型

基于假设情况,以最小收运成本为目标构建数学模型,分别从目标函数、动态信息处理及约束条件进行分析。

目标函数:车辆变动成本主要是指车辆行驶和车辆作业时的燃油成本,主要受到行驶距离、载荷、燃油价格、燃油消耗率等因素的影响[15-17]。负荷估算法是一种计算车辆消耗的研究方法,它是根据运输距离和负荷来估算油耗率[18-19]。目标函数具体为

$$\min O = p_f \sum_{i,j\in V_1\cup V_1^*}\sum_{c\in C}\left(k_{r0}^c + \frac{k_{r*}^c - k_{r0}^c}{Q^c}Q_{ij}^c\right)\cdot l_{ij}\alpha_{ij}^c + \sum_{i,j\in V_1\cup V_1^*}\alpha_{ij}^c p_f^c + \varepsilon\omega p_f \sum_{i,j\in V_1\cup V_1^*}\sum_{c\in C}\left(k_{r0}^c + \frac{k_{r*}^c - k_{r0}^c}{Q^c}Q_{ij}^c\right)\alpha_{ij}^c \quad (1)$$

式中　p_f——单位燃油价格，元/L

V_1——初始达到收运阈值的收运点集合

V_1^*——新增收运点集合

k_{r0}^c——车辆 c 空载油耗率，L/km

k_{r*}^c——车辆 c 满载油耗率，L/km

Q^c——车辆 c 最大承载质量，kg

Q_{ij}^c——车辆 c 从节点 i 到 j 的实际装载质量，kg

l_{ij}——节点 i 到 j 的距离，km

α_{ij}^c——0－1 决策变量，$\alpha_{ij}^c=1$ 表示车辆 c 从节点 i 到 j，否则 $\alpha_{ij}^c=0$

p_f^c——车辆 c 固定成本，元

ε——碳税，元/kg

ω——单位燃油碳排放系数，kg/L

C——收运车辆集合

动态信息处理：为了表示交通信息的不确定性，引入 t_{ij}^c 和 $\phi_{ij}(t)$ 两个变量。其中，t_{ij}^c 表示原始优化模型下，从节点 i 到节点 j 的行驶时间；$\phi_{ij}(t)$ 是一个随机变量，通过 $\phi_{ij}(t)$ 的动态变化模拟交通信息的动态变化[20]。客户信息的动态变化主要为收运过程中智能垃圾桶垃圾达到收运阈值和商家的动态时间窗约束。为了表示这种动态变化，在车辆 c 完成当前服务后进行随机操作 θ_{ij}。当 θ_{ij} 为 1 时表示在当前客户集合中插入新客户 i，为 0 时表示客户信息没有发生变化，此时不做任何处理。

构建动态路网模型需要计算交通流对于通过该路段的车辆速度和行程时间的影响。参考文献[21]提出的交通流车速-流量模型计算路段速度，表达式为

$$t_{ij}^c = \frac{l_{ij}}{\nu_{ij}^c} \quad (2)$$

其中

$$\nu_{ij}^c = \frac{a_1\nu_0}{1+\left(\frac{r_{ij}}{e}\right)^\tau} \quad (3)$$

$$\tau = a_2 + a_3\left(\frac{r_{ij}}{e}\right)^3 \quad (4)$$

式中　ν_{ij}^c——车辆 c 的行驶速度，km/h

a_1、a_2、a_3——交通流模型参数

ν_0——自由流速度，km/h

r_{ij}——不同路段交通流量，辆

e——路段的基本通行能力，pcu/h

令 T_{ij}^c 表示动态信息处理下从节点 i 到节点 j 所花费的时间，则 T_{ij}^c 可表示为

$$T_{ij}^c = t_{ij}^c + \theta_{ij}\phi_{ij}(t) \quad (5)$$

约束条件

$$\sum_{i,j\in V_1\cup V_1^*} Q_{ij}^c = 0 \quad (\forall c\in C_1^0\cup C_1^*) \quad (6)$$

式中　C_1^0——初始使用车辆集合

C_1^*——新增车辆集合

$$\sum_{i,j\in V_1\cup V_1^*} Q_{ij}^c \leqslant Q^c \quad (\forall c\in C_1^0\cup C_1^*) \quad (7)$$

$$\sum_{i\in V_1\cup V_1^*}\sum_{C\in C_1^0\cup C_1^*}\varphi_{i0}\alpha_{ij}^c = 1 \quad (8)$$

$$\sum_{j\in V_1\cup V_1^*}\sum_{C\in C_1^0\cup C_1^*}\varphi_{j0}\alpha_{ij}^c = 1 \quad (9)$$

$$\sum_{j=1}^{V_1\cup V_1^*}\alpha_{0j}^c = \sum_{i=1}^{V_1\cup V_1^*}\alpha_{i0}^c = 1 \quad (\forall c\in C_1^0\cup C_1^*) \quad (10)$$

$$\sum_{i,z\in V_1^*} y_{iz}h_{iz} \geqslant gY_{iz} \quad (11)$$

式中　y_{iz}——节点 i 中编号 z 的智能垃圾桶实时垃圾量，kg

h_{iz}——0－1 决策变量，$h_{iz}=1$ 表示节点 i 中智能垃圾桶 z 发出收运请求，否则 $h_{iz}=0$

g——智能垃圾桶发送收运请求阈值

Y_{iz}——节点 i 中编号 z 的智能垃圾桶最大容量，kg

$$Q_{ij}^c = \sum_{i,j,z\in V_1^*} y_{iz}h_{iz} \quad (12)$$

$$t_0^c \geqslant \min\left\{t \mid \sum_{i\in V_1^*}\sum_{j\in V_1^*} Q_{ij}^c\varphi_i \geqslant \beta Q^c\right\} \quad (\forall c\in C_1^0\cup C_1^*) \quad (13)$$

式中　t_0^c——车辆发车时间

φ_i——0－1 决策变量，$\varphi_i=1$ 表示收集点 i 发出收运请求，否则 $\varphi_i=0$

β——收运车辆发车的容量阈值，%

$$t_i^c = t_0^c + t_z^c\left|\sum_{i\in V_1\cup V_1^*}\sum_{j\in V_1\cup V_1^*}\alpha_{ij}^c - 1\right| + T_{ij}^c \quad (\forall c\in C_1^0\cup C_1^*) \quad (14)$$

式中　t_i^c——车辆 c 到达垃圾收集点 i 的时间，min

t_z^c——车辆在客户点的服务时间，min

$$\sum_{i,j\in V_1\cup V_1^*} w_i^1 \leqslant t_i^c \leqslant \sum_{i,j\in V_1\cup V_1^*} w_i^2 \quad (\forall c\in C_1^0\cup C_1^*) \quad (15)$$

$$\sum_{i\in S}\sum_{j\in S}\alpha_{ij}^c \leqslant |S| - 1 \quad (S\subseteq V_1\cup V_1^* \text{ 且 } 2<|S|<n-2, \forall c\in C_1^0\cup C_1^*) \quad (16)$$

式中 S——被访问的收运点集合,也是所有收运点集合的一个真子集

n——收运点数量

w_i^1——左时间窗 w_i^2——右时间窗

$$\sum_{i,j\in V_1\cup V_1^*}\alpha_{ij}^c=\sum_{i,j\in V_1\cup V_1^*}\alpha_{ji}^c \quad (\forall c\in C_1^0\cup C_1^*) \tag{17}$$

式(1)为目标函数,式(6)确保所有车辆出发时均为空载状态;式(7)为车辆容量约束;式(8)、(9)表示每个收运点只被清运一次,φ_{i0}表示收集点 i 在 0 时刻是否发送收运请求;式(10)为每辆车的路径必从起始点开始,并在终点结束,且起终点相同;式(11)为当智能垃圾桶实时垃圾量达到阈值时将发出收运任务;式(12)为车辆实时装载质量,具体为 i 点里达到收运阈值的智能垃圾桶 z 的实时垃圾量的和;式(15)表示车辆到达客户 i 的时间晚于客户 i 提供的左时间窗 w_i^1,同时早于右时间窗 w_i^2;式(16)为标准支路消除约束,确保没有任何子行程;式(17)为流量平衡约束。

(2)静态优化模型

基于假设情况,分别以最小收运成本和最小收运距离为目标构建数学模型,分别从目标函数及约束条件进行分析。

目标函数 1:最小收运成本,该模型中目标函数与动态模型中的的目标函数相同,具体见式(1)。

约束条件:静态优化模型约束与动态优化模型约束中的式(6)~(10)、(13)、(16)、(17)一致;其中,带 TW 的约束还包括

$$t_i^c=t_0^c+t_z^c\left|\sum_{i\in V_1\cup V_1^*}\sum_{j\in V_1\cup V_1^*}\alpha_{ij}^c-1\right|+t_{ij}^c \quad (\forall c\in C_1^0\cup C_1^*) \tag{18}$$

目标函数 2:以最小收运距离为目标函数,公式为

$$\min O=\sum_{i,j\in V_1\cup V_1^*}\sum_{c\in C}l_{ij}\alpha_{ij}^c+\sum_{i,j\in V_1\cup V_1^*}\sum_{c\in C}(l_{0i}\alpha_{0i}^c+l_{j0}\alpha_{j0}^c) \quad (\forall c\in C_1^0\cup C_1^*) \tag{19}$$

约束条件:该目标函数下有无 TW 两种情景的约束条件与目标函数 1 的约束条件一致。

2 改进遗传算法设计

本文使用遗传算法进行求解,并在遗传算法的基础上通过改变选择方式、改进交叉和变异方式、引入大邻域搜索算法来进行改进。遗传算法作为一种启发式算法,由于其编码方式与行车计划编制问题的求解对象车次、车辆相适应,已被证实在调度问题求解中具备有效性,且具有鲁棒性高、适应性强、全局搜索能力好的特点[22]。然而,传统的遗传算法不能完全满足现有餐厨垃圾收运问题的求解需求,具体改进的步骤如下。

2.1 编码

传统的二进制编码虽然常用,但由于其占用存储空间多、计算步骤繁琐且可读性差,因此采用自然数编码。自然数编码用数字序列表示路径方案,以 0 为分界点,即餐厨垃圾处置中心或者停车场,每个分界点之间的数字代表同一辆车所服务的客户点。将所有收运点(不含处置中心)编码成一条染色体,称为顾客染色体。图 1 为染色体编码与解码过程。

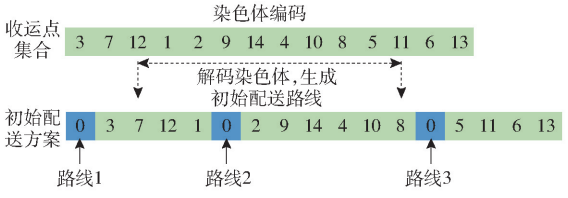

图 1 染色体编码与解码

Fig. 1 Chromosome coding and decoding

2.2 初始种群产生

最小成本的最邻近法是一种构造算法,可以产生高质量的可行解[23]。最早由文献[24]提出并应用于车辆路径问题。在餐厨垃圾收运中,假设有一个起始点和若干收运点,路径需要从起始点出发,经过所有的收运点后再回到起始点。假设起始点为处置中心 0,收运点为 1,2,…,n。则随机生成初始种群的步骤是:①确定发车时间,从起始点 0 出发,选派第一辆车。②选取距离最后一次访问节点最近的未访问节点,如果该节点满足约束条件,则将其插入到当前路径中。③重复步骤②操作,当车辆满载或无法承担下一节点收运任务后,另派一辆车;直至访问完所有节点,则结束计算。④确保生成的路径是合理的闭合路径,即起终点一致。⑤重复上述步骤,直到生成足够数量的路径作为初始种群。

遗传算法处理带约束条件的优化问题中,针对设定的硬时间窗和承载质量等约束条件,在上述过程中,创建了不同的违反惩罚函数(violation),对每个 violation 和每个约束条件,设定一个惩罚系数,从而保证遗传操作过程中个体均满足约束条件。

2.3 适应度计算

目标函数是餐厨垃圾的最小收运成本和最小收运距离,故适应度函数 fitness 设计为目标函数的倒数,以便在遗传算法中最大化适应度来对应最小化成本的目标。这样有助于算法更高效地搜索空间中更低成本的解决方案。公式为

$$\text{fitness}(x_i)=\frac{1}{Obj(x_i)} \tag{20}$$

式中　$\mathrm{fitness}(x_i)$——染色体 x_i 适应度

$Obj(x_i)$——染色体 x_i 目标函数值

2.4　遗传操作

2.4.1　选择操作

利用轮盘赌法进行选择，将个体适应度映射到轮盘中，个体适应度越大，在轮盘中分配到的角度就越大，被选中概率就越大。适应度占比和轮盘赌选择如图 2 所示。

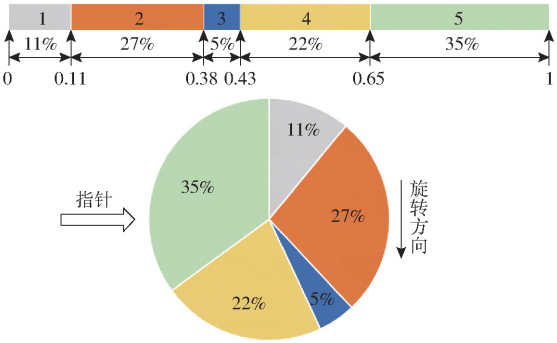

图 2　轮盘赌选择过程

Fig. 2　Roulette wheel selection process

从图 2 可以看出，如果需要选择 N 个个体，则需转动 N 次转盘。为了改进这一问题，采用随机遍历抽样，即如果需要选择 N 个个体，则只需一次生成 N 个等间距的标记指针位置，就可选择出 N 个个体。随机遍历抽样过程如图 3 所示。

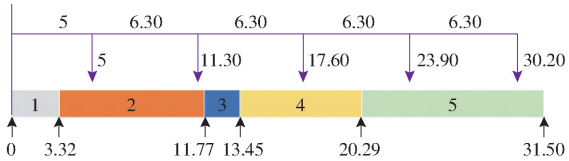

图 3　随机遍历抽样过程

Fig. 3　Random traversal sampling process

选择操作根据每个个体的适应度来确定其在下一代种群中的概率分布。某个个体 x_i 被选中的概率 $P(x_i)$ 计算公式为

$$P(x_i)=\frac{\mathrm{fitness}(x_i)}{\sum_{j=1}^{N}\mathrm{fitness}(x_j)} \tag{21}$$

2.4.2　改进交叉方式

采用改进 OX 交叉（首尾交叉）的方式进行交叉操作，采用该交叉策略保证每个染色体上基因的唯一性，将父代 1 中基因交叉段提出放于父代 2 的最后面，将父代 2 中基因交叉段提出放于父代 1 的最前面，将交叉后非交换区域的重复基因进行去重操作，得到无重复基因的染色体子代 1、2，而分界点 0 是在顾客染色体的前端和后端，在具体算法中首尾交叉点设置在基因片段的 23 号位和倒数 23 号位。交叉操作示意图如图 4 所示。

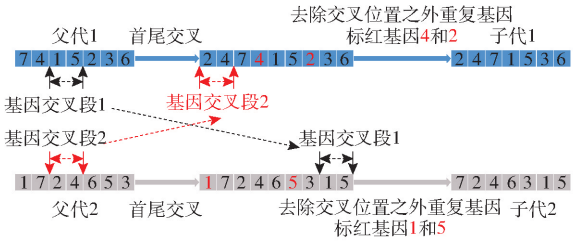

图 4　交叉操作示意图

Fig. 4　Crossover process

2.4.3　增加变异方式

变异操作可以通过改变父代某些基因产生新子代来增加种群多样性，一定程度上减少陷入最优解情况。根据自适应变异概率，随机互换路线中两个大小为 2 的基因段，然后将互换基因段后的首尾基因再进行交换生成新的染色体，变异是在基因片段的 34 号位和 56 号位进行的，而分界点 0 是在顾客染色体的前端和后端，避免出现分界点 0 被选择为变异基因段的可能，变异操作示意如图 5 所示。



图 5　变异操作示意图

Fig. 5　Mutation progress

2.5　局部搜索策略

为有效避免遗传算法陷入局部最优解，提升全局搜索能力，在遗传操作后引入大邻域搜索（Large neigh-borhood search，LNS）算法，包括 Remove 和 Re-inserting 两个步骤。通过破坏算子从当前解中根据相似性计算公式移除若干个顾客，然后使用修复算子在满足约束条件基础上，将被移除顾客重新插回到破坏的解中。

Remove 过程中，从当前可行解 n 中随机移走一个顾客到被移走顾客集合 Q 中，从 Q 中随机选一个顾客 G，将 n 中剩余的顾客按照与 G 的相关性由小到大的顺序排列并从 n 中选出与 G 的相关性最大的顾客 C，并把它加入到 Q 中去。重复该过程，直至剩下需要被移走顾客都选好，得到最终的集合 Q。相关性公式为

$$H(i,j)=\frac{1}{f'_{ij}+W_{ij}} \tag{22}$$

其中

$$f'_{ij}=\frac{f_{ij}}{f_{\max}} \tag{23}$$

式中，f_{ij} 表示 i 到 j 的欧氏距离，f'_{ij} 取值区间为 $[0,1]$，由 f_{ij} 进行标准化所得；W_{ij} 是判断 i 和 j 是否在在同一路线上由同一辆车服务，若是则该值为 0，否则为 1。

Re-inserting 过程中，采用贪心策略确定集合 Q 中顾客的插入位置：首先，针对集合 Q 中的每个待插入客户，评估其在不同候选位置插入后的适应度

变化量,记录各位置对应的增量;其次,选择产生最小适应度增量的客户执行插入操作,并重复该过程直至 Q 中所有顾客被插回部分解 m 中,最终形成新的可行解集 n。

3 实例优化

3.1 基本数据及优化策略设计

(1)集中收运点

首先,依据金华市目前餐厨垃圾的分类实施情况,收运来源仅考虑大中型餐饮企业和各企事业单位食堂。通过 2024 年 5 月的调研得到金华市二环内 3 个收运时间段(早班、中班、晚班)共 298 个餐厨垃圾收运点,本文选取早班的 108 个收运点进行优化。

(2)评价指标

为对比分析后续不同静态优化情景的优化结果,假设每种模式中各点的餐厨垃圾量相同,同时设置以下 3 个指标评估不同优化方案的经济性、环保性和能耗水平:

单位平均收运成本(U-C):该指标反映每单位餐厨垃圾在每单位收运距离所产生的平均成本,评估不同优化方案的经济性。

单位平均收运碳排放量(U-T):该指标反映每单位餐厨垃圾在每单位收运距离所产生的碳排放量,评估不同优化方案的环境影响,有助于减少温室气体排放。

单位平均油耗(U-Y):该指标反映每单位餐厨垃圾在每单位收运距离所消耗的燃油量,评估不同优化方案的能源消耗量。

(3)静动态递进的优化策略情景设置

静态优化下餐厨垃圾收运路径优化研究包括 4 种情景:Q1,最小收运成本 + 无 TW + 静态优化;Q2,最小收运成本 + TW + 静态优化;Q3,最小收运距离 + 无TW + 静态优化;Q4,最小收运距离 + TW + 静态优化。

动态优化下餐厨垃圾收运路径优化研究包括 2 种情景:Q5,最小收运成本 + TW + 动态优化(时间离散策略);Q6,最小收运成本 + TW + 动态优化(时间离散策略) + 智能垃圾桶。

其中,Q1 ~ Q5收运数据来自金华市 2024 年某天餐厨垃圾收运实际数据;Q6 数据则通过分析各点垃圾量的历史收运数据模拟智能垃圾桶的实时垃圾量。

3.2 静态情景下餐厨垃圾收运路径优化

根据金华市餐厨垃圾收运实际调研的某天早班餐厨垃圾收运数据,共派 12 辆收运车对婺城区学校线、开发区监狱线、婺城区永盛线等 12 条路线进行收运,收运总量为 48.085 t,其中开发区监狱线仅有古丽中学一个收运点。

Q1 ~ Q4 的结果表明,两种目标函数下不带 TW 的优化均需要 10 辆收运车完成收运,带 TW 的优化均需要 11 辆收运车完成收运,因行驶路径不同,所以最终的路径距离和综合成本也不同。如表 1 所示,收运总成本从大到小依次为:Q4、Q2、Q1、Q3;收运距离从大到小依次为 Q2、Q1、Q4、Q3;碳排放量从大到小依次为:Q4、Q2、Q1、Q3。如表 1 所示,当目标函数为最小收运成本时,本文提出的静态优化模型在损失 9.09% 平均满载率时,U-C 降低 8.16%,并且在多用 1 辆车的情况下 U-T 减少 12.12%,U-Y 减少 10.48%;当目标函数为最小收运距离时,带 TW 的情景不仅损失 9.09% 的平均满载率,且 U-C 提高 4.73%、U-T 提高 5.41%、U-Y 提高 4.20%。

表 1 静态优化分析结果

Tab.1 Static optimization analysis results

指标	情景			
	Q1	Q2	Q3	Q4
总成本/元	3 352.97	3 587.02	3 280.40	3 622.96
运输距离/km	474.63	552.93	422.59	445.57
碳排放量/kg	743.4	777.12	714.29	791.54
U-C/(元·t^{-1}·km^{-1})	0.147	0.135	0.161	0.169
U-T/(kg·t^{-1}·km^{-1})	0.033	0.029	0.035	0.037
U-Y/(L·t^{-1}·km^{-1})	0.010 5	0.009 4	0.011 4	0.011 9

综上,Q2(最小收运成本 + TW + 静态优化)被确认为最佳静态优化策略。本文提出的 DVRPTW-TF 模型中 Q2 和 Q4 在相同收运量和使用相同数量车辆的情况下,Q2 的 U-C 降低 20.12%、U-T 降低 21.62%、U-Y 降低 21.01%。这种策略在经济成本和碳排放相近的情况下,收运距离表现出明显优势,而且通过有效的调度和路径规划呈现更低的 U-C、U-T、U-Y。尽管 Q2 需要增加收运车数量,但有效提升客户满意度,确保收运按时完成。综合考虑经济、环保性和客户需求,这一策略在城市垃圾收运管理中展现了显著的优势和可持续性。

3.3 动态情景下餐厨垃圾收运路径优化

3.3.1 基于时间离散策略的动态优化

在不确定环境时达到收运阈值的收集点,根据 DVRPTW-TF 模型进行动态优化,每条路线收运时间平均需要 150 min,故将金华早班(06:00—11:30)分成两个时间切片,第 1 个时间切片设置在 06:00—08:30,第 2 个时间切片设置在 08:30—11:30,

在第 1 个时间切片里，系统会在时间切片初始点对各个智能餐厨垃圾桶传输垃圾产量进行汇总，对达到收运阈值的收集点进行路线规划；对于在第 2 个时间切片内未达到收运要求的点，列入中班（12：00—17：30）收运范围。

采用本文提出的动态优化策略对金华市早班收运路线进行优化发现，动态收运需要 11 辆车对餐厨垃圾进行收运，其中第 1 阶段 6 辆车，第 2 阶段 5 辆车。两阶段总收运量为 48 085 kg、运输距离为 577.99 km、碳排放量 557.81 kg、总油耗 180.17 L、总成本 3 040.88 元。

如表 2 所示，在总收运量相同的情况下，两阶段优化策略 Q5 的优化结果较静态优化策略（Q2）优化的收运总成本减少 15.23%、油耗量和碳排放量均减少 24.97%。如表 2 所示，3 个评价指标 U－C 减少 25.85%、U－T 减少 39.39%、U－Y 减少 36.36%。故本文提出的两阶段动态优化策略 Q5 在 3 项设定指标上均明显优于最佳静态优化策略 Q2。

表 2　动态优化分析结果

Tab. 2　Dynamic optimization analysis results

指标	情景	
	Q5	Q6
总成本/元	3 040.88	2 510.34
运输距离/km	577.99	508.46
碳排放量/kg	557.81	405.34
U－C/（元·t^{-1}·km^{-1}）	0.109	0.111
U－T/（kg·t^{-1}·km^{-1}）	0.020	0.018
U－Y/（L·t^{-1}·km^{-1}）	0.006 5	0.005 8

3.3.2　基于时间离散策略及智能垃圾桶的动态优化

本节实验中各智能垃圾桶的垃圾量服从正态分布，除了各垃圾收集点智能垃圾桶的垃圾量具有随机性外，其他信息，例如收集点位置、车辆最大负载量等信息均不变。本实验将金华市早班各收运点实际平均收运数据经正态分布后随机产生的数据模拟为垃圾的随机产量，置信区间设置为 90%。具体优化路线见表 3。

在第 1 个时间切片里共有 29 个点达到收运阈值，需要安排 3 辆车对其进行收运；在第 2 个时间切片里共有 67 个点达到收运阈值，需要安排 7 辆车对其进行收运，总共使用 10 辆车对金华市早班 96 个收运点进行收运，剩余 12 个收运点未达到收运阈值，将纳入到午班收运范围。如表 2 所示，在确保客户满意度为 100% 的前提下，Q6 较 Q5，U－C 增加 1.80%；U－T 和 U－Y 分别减少 10.00% 和10.77%。由表3可知，整个过程平均载重率达 89.10%，比实际载重率高 8.96 个百分点。综上，随着未来餐厨垃圾无人驾驶智能动态调度发展，Q6 中的餐厨垃圾收运策略具有更显著的优化效果。

表 3　基于时间离散策略及智能垃圾桶的动态优化路线

Tab. 3　Dynamic optimization routes based on time-discrete strategies and intelligent garbage bins

	车辆	优化路线	载重率/%
第 1 阶段	1	0→12→91→28→29→102→103→99→95→4→77→0	98.12
	2	0→47→8→94→68→54→55→48→17→10→83→0	99.62
	3	0→73→57→58→97→37→44→33→46→88→0	88.92
第 2 阶段	1	0→34→86→101→84→49→45→42→92→107→1→0	92.35
	2	0→70→69→85→100→87→90→61→59→35→0	80.01
	3	0→11→5→41→43→21→18→22→9→3→0	81.94
	4	0→23→106→51→60→62→50→24→13→38→36→0	92.01
	5	0→53→56→67→66→71→74→72→78→80→82→0	94.51
	6	0→108→40→14→15→20→26→96→105→79→0	81.63
	7	0→89→27→31→32→25→63→64→81→75→0	81.85
未达到收运阈值的点		2、6、7、16、19、30、39、52、65、76、93、98、104	

4　餐厨垃圾收运不同优化情景的环境影响评价

生命周期评价（Life cycle assessment，LCA）不仅可以用于整个产品生命周期的环境评估，还可以应用于特定环节的评估[25-26]。对上文提出的 6 种优化策略及实际情景进行环境影响评价，全面评估优化策略对环境的改善程度。

4.1　目标与范围界定

本研究对金华市区二环内早班各收运点产生的餐厨垃圾，通过专用车辆收运到餐厨垃圾处置中心，对完整的收运过程进行环境影响评价。以一辆承载质量为 5 t 的收运车每收运 1 t 餐厨垃圾为功能单位，对第 3 节中设定的 6 种优化情景及实际收运情景进行生命周期的能耗与排放研究。其生命周期评价系统边界如图 6 所示。

4.2　清单分析

收运过程主要消耗的是柴油，通过实地调研得到承载质量 5 t 的卡车每 100 km 油耗约为 20 L，平

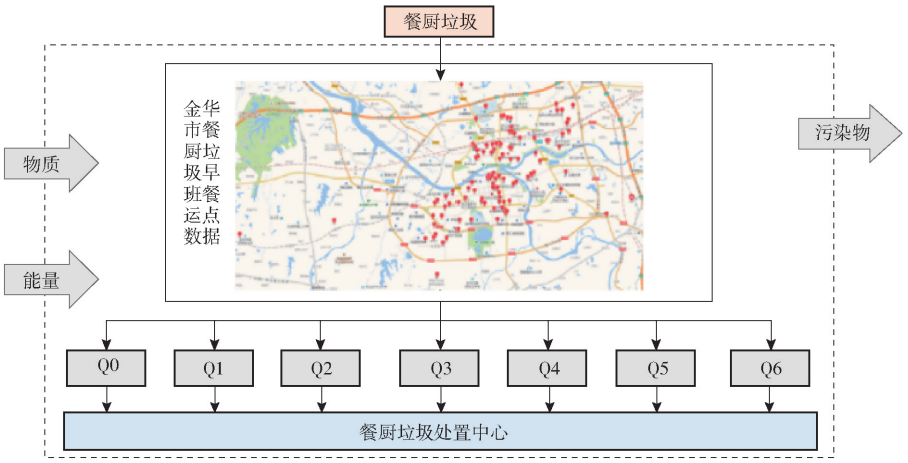

图 6 生命周期评价系统边界图

Fig. 6 System boundary diagram for life cycle assessment

均收运距离假设为 100 km,则每 1 t 餐厨垃圾收运过程需消耗 4 L 柴油。柴油在燃用过程每 1 km 的排放因子采用文献[27]的分析数据。数据清单如表 4 所示。

表 4 不同优化情景中系统输入输出数据清单(每 1 t 餐厨垃圾)

Tab. 4 Inventory of system input and output data in different optimization scenarios (per ton of food waste)

参数		编号						
		Q0	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6
输入	每 100 km 柴油消耗量/L	43. 168	50. 59	45. 398	54. 597	57. 38	31. 142	25. 567
	距离/km	54	47. 463	50. 266	42. 259	40. 506	52. 545	50. 846
输出排放量/($g \cdot km^{-1}$)	CO	56. 16	49. 361 52	52. 276 64	43. 949 36	42. 126 24	54. 646 8	52. 879 84
	NO_x	48. 978	43. 048 94	45. 591 262	38. 328 913	36. 738 94	47. 658 32	46. 117 32
	PM_{10}	6. 966	6. 122 727	6. 484 314	5. 451 411	5. 225 274	6. 778 305	6. 559 134
	SO_x	16. 686	14. 666 07	15. 532 194	13. 058 031	12. 516 35	16. 236 41	15. 711 41
	CH_4	1. 35	1. 186 575	1. 256 65	1. 056475	1. 012 65	1. 31 3625	1. 271 15
	N_2O	7. 56	6. 644 82	7. 037 24	5. 916 26	5. 670 84	7. 356 3	7. 118 44
	CO_2	12 106. 91	10 641. 3	11 269. 737	9 474. 552 3	9 081. 526	11 780. 69	11 399. 77
	HC	5. 4	4. 746 3	5. 026 6	4. 225 9	4. 050 6	5. 254 5	5. 084 6
能耗/kJ		769 253. 76	792 380. 54	753 052. 03	761 380. 82	766 997. 31	539 997. 60	428 993. 29

4.3 结果解释

对 7 种情景的生命周期清单数据进行特征化、标准化以及加权处理,结果如图 7 所示。

由图 7a 和图 7b 可知,Q0 ~ Q6 的全生命周期能源消耗中,Q1 的生命周期能源消耗量最大,优化后的情景除 Q1 较实际收运模式的能耗增加了 2. 92% 外,其余 5 个优化情景的能耗均优于实际收运模式;污染物排放中,7 种污染排放物在 7 种情景的排放量从小到大均为 Q4、Q3、Q1、Q2、Q6、Q5、Q0,由于各项污染物的排放因子值固定,故排放量与车辆行驶的距离呈正相关。

由图 7c 和图 7d 可知,通过对比 7 种情景(包括实际运行情景 Q0 和 6 种优化情景 Q1 ~ Q6)的综合环境影响,发现相较于 Q0,Q1 ~ Q6 的环境影响均显著降低,且降低幅度在 5. 44% ~ 17. 55% 之间。其中,Q4 情景的运行距离较 Q6 短,约 10 km,但其降低的环境影响与 Q6 相近,所以 Q6 优化效率更高。在各类环境影响中,全球变暖(GWP)潜势和化石能源消耗(ADP)潜势占据前两位,主要由燃油燃烧产生的大气污染物所致。第 3 节提出的最优优化策略(Q5 和 Q6)有效减少了化石能源消耗(ADP)影响,气溶胶(AQP)的影响则与颗粒物排放紧密相关。酸化(AP)主要与车辆尾气排放中的 NO_x 和 SO_x 高排放相关。相比之下,人体毒性(HTP)、富营养化(EP)和光化学臭氧合成(POCP)潜势对环境的影响较小,且各优化情景间的差异不显著。

5 讨论

(1)由于智能餐厨垃圾桶尚未全面普及,本研究所使用的实时数据源于以往收运的模拟数据。同时,餐厨垃圾收运仍需依赖人力,受限于实时数据与人力,本文的实时调度优化是在金华早班实际收运

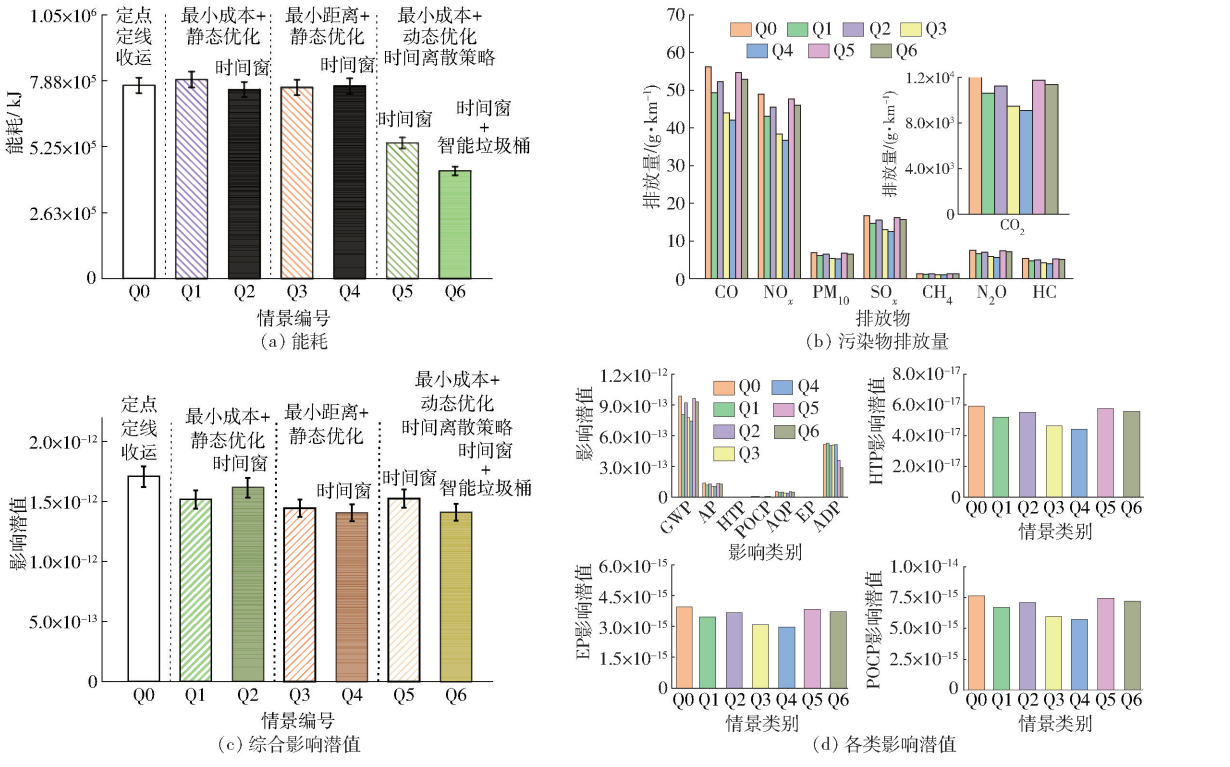

图 7　生命周期评价结果

Fig. 7　Results of life cycle assessment

需求基础上利用时间离散策略分为两个时间切片进行优化，下一步将考虑在无人驾驶及智能装备基础上利用时间离散策略将时间轴碎片化进而进行实时调度优化研究。

(2)在本文提出的模型中，动态信息仅考虑了交通流、顾客信息变化及实时垃圾量，天气、突发状况及司机工作强度等更多因素未在模型中体现。此外，餐厨垃圾收运动态优化模型的研究较少，且模型无法完全迁移等局限，下一步将着力构建“数据-算法-场景”三位一体的餐厨垃圾智慧化收运体系，重点突破前端-中端-后端多源异构数据融合分析与轻量化建模的技术瓶颈，并通过更多城市餐厨垃圾收运数据进行全要素仿真验证，创新“政-企-商”协同的生态智慧化收运管理体系。

6　结论

(1)通过对比以最小距离为目标函数的模型，发现以最小成本为目标函数的模型具有更佳优化效果，且本文提出的 DVRPTW－TF 模型更适合带时间窗的动态优化。针对餐厨垃圾收运特点对遗传算法进行改进，并对提出的静动态递进优化策略进行求解。

(2)在静态优化上，以“最小收运成本 + TW”为最优静态优化策略(Q2)；在动态优化上，以“最小收运成本 + TW + 时间离散”为最优动态优化策略(Q5)。在总收运量相同情况下，Q5 较 Q2 收运总成本减少 15.23%、油耗量和碳排放量均减少 24.97%。3 个评价指标 U－C、U－T、U－Y 分别减少 25.85%、39.39% 和 36.36%。此外还验证了模拟智能垃圾桶后获取实时餐厨垃圾量，在提出的 DVRPTW－TF 模型中可获得进一步的优化效果。在保证商家满意度 100% 的前提下，收运过程平均载重率达 89.10%，较实际载重率高 8.96%。Q6 较 Q5 的 U－C 增加 1.80%；U－T 和 U－Y 分别减少 10.00% 和 10.77%。综上，Q6 更适用于未来餐厨垃圾无人驾驶智能动态调度收运模式。

(3)通过对 Q0～Q6 共 7 种情景的环境影响分析，发现 Q1 情景的生命周期能源消耗量最大，除 Q1 外，其余 5 个优化情景的能耗均低于实际收运模式。在污染物排放方面，7 种污染排放物在 7 种情景中的排放量排名一致。相较于实际情景 Q0，优化情景 Q1～Q6 均显著降低了环境影响，降低幅度为 5.44%～17.55%。其中，Q4 情景尽管运行距离较短，但其降低的环境影响与 Q6 相近。GWP 和 ADP 占据主导地位，而最优优化策略 Q5 和 Q6 有效减少了化石能源消耗影响。

参　考　文　献

[1]　国家统计局. 中国统计年鉴[M]. 北京：中国统计出版社，2023.

[2] 赵娟. 餐厨垃圾厌氧发酵沼渣与废塑料共热解特性研究及生命周期评价[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2023.
ZHAO Juan. Study on co-pyrolysis characteristics and life cycle assessment of food waste solid digestate and waste plastics[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University,2023. (in Chinese)
[3] 王敏,方文敏,洪霄伟. 餐厨垃圾处理行业环境分析及技术研究进展[C]//中国环境科学学会. 2020 中国环境科学学会科学技术年会论文集(第二卷). 厦门市建筑科学研究院有限公司, 2020.
[4] 郑永辉,任玉莹,王珍宝,等. 不同产酸类型餐厨酸化液作为污水反硝化碳源的性能研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 446 - 452.
ZHENG Yonghui, REN Yuying, WANG Zhenbao, et al. Food waste acidification liquid as carbon source for wastewater denitrification[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 446 - 452. (in Chinese)
[5] 韩越强,张锐,路成宇,等. 智能餐厨垃圾处理装备控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(增刊2): 161 - 169.
HAN Yueqiang, ZHANG Rui, LU Chengyu, et al. Design and test of control system for intelligent kitchen waste treatment equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(Supp. 2): 161 - 169. (in Chinese)
[6] 曹瑞杰,欧阳创,胡绿品. 上海市餐厨垃圾收运补贴研究[J]. 环境与可持续发展,2021,46(3):198 - 202.
CAO Ruijie, OUYANG Chuang, HU Lüpin. Research on the subsidy of food waste collection and transportation in Shanghai [J]. Environment and Sustainable Development, 2021, 46(3): 198 - 202. (in Chinese)
[7] 李琴. 成都市餐厨垃圾收运存在的问题及对策研究[D]. 成都: 四川大学, 2022.
LI Qin. Problems and countermeasures of restaurant waste collection and transportation in Chengdu[D]. Chengdu: Sichuan University, 2022. (in Chinese)
[8] MATL P, HARTL R F, VIDAL T. Workload equity in vehicle routing: the impact of alternative workload resources[J]. Computers & Operations Research, 2019, 110: 116 - 129.
[9] 闫芳,邓德萍,柴福良. 基于智能垃圾桶的垃圾分类动态收运路径优化问题研究[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(12): 3620 - 3625.
YAN Fang, DENG Deping, CHAI Fuliang. Research on optimization of dynamic collection and transportation route of garbage classification based on intelligent garbage cans[J]. Application Research of Computers, 2022, 39(12): 3620 - 3625. (in Chinese)
[10] 张燕,李子鑫,刘进平. 考虑工作量平衡的餐饮垃圾多行程收运路线优化[J]. 交通运输系统工程与信息, 2023, 23(6): 239 - 249.
ZHANG Yan, LI Zixin, LIU Jinping. Multi-trip food waste collection routing optimization with workload balance[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2023, 23(6): 239 - 249. (in Chinese)
[11] ALIAHMADI S Z, BARZINPOUR F, PISHVAEE M S. A novel bi-objective credibility-based fuzzy model for municipal waste collection with hard time windows[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 296: 126364.
[12] LU X, PU X, HAN X. Sustainable smart waste classification and collection system: a bi-objective modeling and optimization approach[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 276: 124183.
[13] ZHANG S, ZHANG J, ZHAO Z, et al. Robust optimization of municipal solid waste collection and transportation with uncertain waste output: a case study[J]. Journal of Systems Science and Systems Engineering, 2022,31: 204 - 225.
[14] 南丽君,陈彦如,张宗成. 改进的自适应大规模邻域搜索算法求解动态需求的混合车辆路径问题[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(10): 2926 - 2934.
NAN Lijun, CHEN Yanru, ZHANG Zongcheng. Improved adaptive large neighborhood search algorithm for mixed fleet routing problem of dynamic demands[J]. Application Research of Computers, 2021, 38(10): 2926 - 2934. (in Chinese)
[15] GROOT J, BING X, BOS B H, et al. A comprehensive waste collection cost model applied to post-consumer plastic packaging waste[J]. Resources, Conservation and Recycling, 2014,85:79 - 87.
[16] XIAO Y, ZHAO Q, KAKU I, et al. Development of a fuel consumption optimization model for the capacitated vehicle routing problem[J]. Computers & Operations Research, 2012, 39(7):1419 - 1431.
[17] 吴海琳. 不确定环境下的城市生活垃圾低碳收运路径优化研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2021.
WU Hailin. Study on optimization of low carbon collection and transportation routes of municipal solid waste in uncertain environment[D]. Chongqing: Chongqing University, 2021. (in Chinese)
[18] 陈玉光,陈志祥. 基于准时送货和最小耗油的配送车辆路径问题研究[J]. 中国管理科学, 2015, 23(增刊1): 156 - 164.
CHEN Yuguang, CHEN Zhixiang. Study on the vehicle routing problem with objectives of on-time deliveryand oil consumption minimization[J]. Chinese Journal of Management Science, 2015, 23(Supp. 1): 156 - 164. (in Chinese)
[19] 邓德萍. 基于智能垃圾桶的动态收运路径优化问题研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2023.
DENG Deping. Research on the optimization of dynamic waste collection paths based on smart bins[D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2023. (in Chinese)
[20] 李卫朝. 基于深度强化学习的动态多车型绿色车辆路径优化研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2022.
LI Weichao. Research on dynamic heterogeneous green vehicle routing optimization based on deep reinforcement learning[D]. Xi'an: Xidian University, 2022. (in Chinese)
[21] 于洪玲,王洪国,曲建华,等. 基于交通流的车辆路径选择优化方法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(6): 1675 - 1677.

YU Hongling, WANG Hongguo, QU Jianhua, et al. Optimization method to vehicle routing based on traffic flow[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(6): 1675 – 1677. (in Chinese)

[22] 汪浩祥,曹光乔,闫子彤,等. 天气变化情形下基于动态时间窗的收获机应急调度技术[J]. 农业机械学报, 2023, 54(10): 105 – 113.
WANG Haoxiang, CAO Guangqiao, YAN Zitong, et al. Emergency scheduling of harvester caused by change of dynamic time window due to weather change[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 105 – 113. (in Chinese)

[23] 段征宇,杨东援,王上. 时间依赖型车辆路径问题的一种改进蚁群算法[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(11): 1557 – 1563.
DUAN Zhengyu, YANG Dongyuan, WANG Shang. Improved ant colony optimization algorithm for time-dependent vehicle routing problem[J]. Control Theory & Applications, 2010, 27(11): 1557 – 1563. (in Chinese)

[24] SOLOMON M M. Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints[J]. Operations research, 1987, 35(2): 254 – 265.

[25] FINNVEDEN G, HAUSCHILD M Z, EKVALL T, et al. Recent developments in life cycle assessment[J]. Journal of Cleaner Production, 2009, 91(1): 1 – 21.

[26] 叶岩,祝天宇,吴泽全,等. 反刍动物甲烷排量监测技术应用研究进展[J]. 农业机械学报, 2022, 53(增刊 1): 277 – 292.
YE Yan, ZHU Tianyu, WU Zequan, et al. Research progress on application of methane emission monitoring technology in ruminants[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(Supp. 1): 277 – 292. (in Chinese)

[27] 林樾. 三种新型能源汽车与传统汽油车的全生命周期评价[D]. 北京: 中国农业大学, 2020.
LIN Yue. Life cycle assessment of three new type energy vehicles and internal combustion engine vehicle[D]. Beijing: China Agricultural University, 2020. (in Chinese)

(上接第 97 页)

[21] 王姗姗. 蓝莓可溶性固形物、总酚和花青素近红外光谱检测技术研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2012.
WANG Shanshan. Research on near-infrared spectroscopic detection of soluble solids, total phenols and anthocyanins in blueberries[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2012. (in Chinese)

[22] RIVERA S, KERCKHOFFS H, SOFKOVA-BOBCHEVA S, et al. Influence of harvest maturity and storage technology on mechanical properties of blueberries[J]. Postharvest Biology and Technology, 2022, 191:111961.

[23] 尚夔栎, 刘升. 延迟预冷对菠菜冷链流通中营养和品质的影响[J]. 食品与生物技术学报, 2023, 42(5): 50 – 56.
SHANG Kuili, LIU Sheng. Effects of delayed pre-cooling on nutrition and quality of spinach in cold chain distribution[J]. Journal of Food and Biotechnology, 2023, 42(5): 50 – 56. (in Chinese)

[24] 薛靖文, 刘升. 延迟预冷对芥蓝冷链过程品质和营养的影响[J]. 甘肃农业大学学报, 2022, 57(3): 169 – 174.
XUE Jingwen, LIU Sheng. Effects of delayed pre-cooling on the quality and nutrition of kale during the cold chain process[J]. Journal of Gansu Agricultural University, 2022, 57(3): 169 – 174. (in Chinese)

[25] 韩佳伟, 赵春江, 杨信廷, 等. 送风风速对苹果差压预冷性能的影响[J]. 农业机械学报, 2015, 46(11): 280 – 289.
HAN Jiawei, ZHAO Chunjiang, YANG Xinting, et al. Influence of air supply velocity on the performance of differential pressure pre-cooling of apples[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(11): 280 – 289. (in Chinese)

[26] HUSSAIN T, KAMAL M A, ALAM Z, et al. Experimental and numerical investigation of spherical food product during forced convection cooling[J]. Measurement: Food, 2021, 3: 100006.

[27] 付燕, 杨芩, 林炘. 8 个蓝莓品种果实质地品质差异分析[J]. 中国南方果树, 2023, 52(3): 144 – 153.
FU Yan, YANG Qin, LIN Xin. Analysis of fruit texture and quality differences among eight blueberry varieties[J]. Southern China Fruit Tree, 2023, 52(3): 144 – 153. (in Chinese)

[28] RIVERA S, GIONGO L, CAPPAI F, et al. Blueberry firmness—a review of the textural and mechanical properties used in quality evaluations[J]. Postharvest Biology and Technology, 2022, 192: 112016.

[29] 王贺. 不同预冷温度对壶瓶枣货架期影响的研究[D]. 太谷: 山西农业大学, 2022.
WANG He. Effects of different pre-cooling temperatures on the shelf-life of jujube [D]. Taigu: Shanxi Agricultural University, 2022. (in Chinese)