doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.12.010

基于多目标优化的糖厂运输车调度

张智刚[1,2]　何维胜[1,3]　张闻宇[1,2]　殷　珍[1,3]　吴　潇[1,4]　刘　杰[1,4]

(1.华南农业大学南方农业机械与装备关键技术教育部重点实验室,广州 510642;
2.农业装备技术全国重点实验室,北京 100083;
3.岭南现代农业科学与技术广东省实验室,广州 510642;4.广东省农业人工智能重点实验室,广州 510642)

摘要:糖厂是甘蔗产业链的核心枢纽,糖厂的高效运转对于保障甘蔗从田间到厂区的顺畅运输与稳定供应、实现原料高效加工具有重要意义。针对榨季常见的车辆排队、司机收入不均等问题,本研究将实际调度过程抽象为排队卸蔗的多行程车辆路径问题(Multi-trip vehicle routing problem with unloading queue,MTVRP-UQ)。在此基础上,通过优化运输订单分配方式,构建了旨在最小化运输车排队等待时间和最小化运输车司机收入差异的多目标优化模型。为有效求解该模型,提出一种多策略改进的多目标遗传算法(Multi-strategy enhanced multi-objective genetic algorithm,MS-MOGA)。通过 Sigmoid 函数的动态交叉、变异率,提高搜索稳定性;集成大邻域搜索作为局部强化算子,有效提升模型解的质量;采用基于世代距离的自适应变异策略,避免算法陷入早熟收敛。以广西崇左南华糖厂及其辐射范围内的原料供应点为例,利用高德地图提取实际路网信息。基于真实地理数据集进行仿真试验,试验结果表明,与标准多目标遗传算法相比,MS-MOGA 在等待时间和收入差异 2 个核心指标上分别降低 5.29% 与 35.09%,与其他多目标优化算法相比也表现出更好的综合性能,可为糖厂榨季运输调度提供更加高效的公平性选择。

关键词:糖厂运输车;多目标优化;订单分配;遗传算法;运输调度

中图分类号:S22　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)12-0111-10　　**OSID**:

Multi-objective Optimization Approach to Transportation Vehicle Scheduling in Sugar Mill

ZHANG Zhigang[1,2]　HE Weisheng[1,3]　ZHANG Wenyu[1,2]　YIN Zhen[1,3]　WU Xiao[1,4]　LIU Jie[1,4]

(1. *Key Laboratory of Key Technology on Agricultural Machine and Equipment*, *Ministry of Education*, *South China Agricultural University*, *Guangzhou* 510642, *China*
2. *State Key Laboratory of Agricultural Equipment Technology*, *Beijing* 100083, *China*
3. *Guangdong Laboratory for Lingnan Modern Agricultural Science and Technology*, *Guangzhou* 510642, *China*
4. *Guangdong Provincial Key Laboratory for Agricultural Artificial Intelligence*, *Guangzhou* 510642, *China*)

Abstract: Sugar mills serve as the core hub of the sugarcane industry chain. Their efficient operation is crucial for ensuring smooth transportation and stable supply of sugarcane from fields to mills, as well as achieving efficient raw material processing. Addressing common issues during the crushing season such as vehicle queuing and uneven driver income, the actual scheduling process was abstracted into a multi-trip vehicle routing problem with unloading queue (MTVRP-UQ). Building upon this, a multi-objective optimization model was constructed to minimize both vehicle queueing wait times and income disparities among drivers by optimizing transport order allocation. To effectively solve this model, a multi-strategy enhanced multi-objective genetic algorithm (MS-MOGA) was proposed. Dynamic crossover and mutation rates based on the Sigmoid function enhanced search stability; integrated large neighborhood search as a local reinforcement operator to enhance solution quality; and adopted an adaptive mutation strategy based on generation distance to prevent premature convergence. Using the Nanhua Sugar Factory in Chongzuo, Guangxi, and its surrounding raw material supply points as a case study, actual road

收稿日期:2025-11-21　修回日期:2026-01-18
基金项目:国家糖料产业技术体系项目(CARS-17)
作者简介:张智刚(1977—),男,教授,博士,主要从事精准农业和无人农场关键技术研究,E-mail:zzg208@scau.edu.cn
通信作者:张闻宇(1985—),男,助理研究员,博士,主要从事精准农业和无人农场关键技术研究,E-mail:zhangwenyu@scau.edu.cn

network information was extracted from AutoNavi Maps. Simulation experiments conducted on the real geographic dataset demonstrated that compared with the standard multi-objective genetic algorithm, MS-MOGA reduced waiting time and income disparity by 5.29% and 35.09%, respectively, across two core metrics. It also exhibited superior overall performance relative to other multi-objective optimization algorithms, offering a more efficient and equitable choice for sugar mill transportation scheduling during the crushing season.

Key words: sugar mill transport vehicles; multi-objective optimization; order allocation; genetic algorithm; transportation scheduling

0 引言

甘蔗是我国重要经济作物之一,属于热带和亚热带地区的典型大田经济作物,具有较高经济效益和广泛产业用途,在国内农业经济结构中占据重要地位[1]。作为具有战略意义的经济作物,甘蔗的全产业链涵盖种植、采收、运输、加工及产品销售等多环节[2]。其中,运输环节作为连接田间与糖厂的关键纽带,其调度效率直接决定整个供应链的响应速度与经济效益。

目前我国糖厂运输调度工作依旧十分依赖人工经验,调度工作的关键是处理并分配每日由蔗农或中转站提交的大量运输订单,调度员要依据订单信息、糖厂车间压榨需求以及车辆实时状况,手动进行订单指派与运输调度[3]。由于缺少科学的优化模型以及信息化调度手段,传统模式在应对复杂且动态的订单需求时,暴露出诸多问题:①订单分配的随意性使司机任务分配不公平。司机收入一般和运输总里程直接相关,人工分配订单时很难做到均衡,致使部分司机的总运输里程明显高于其他人,形成显著的收入差距,影响司机公平感以及工作积极性。②缺乏协同规划的运输调度易造成运输车集中抵达糖厂,引发严重的排队卸蔗问题。这种拥堵会大幅降低车辆的周转效率以及利用率,长时间的无效等待,使车辆无法及时返回田间执行下一趟运输任务,延长了甘蔗从砍收到入榨全周期时长,直接降低了整体生产效率[4]。这些问题严重影响甘蔗运输环节调度的公平性以及生产效率,对整个甘蔗产业链的稳定性产生负面影响。

就国内外农业相关领域研究而言,针对糖厂运输车调度问题的研究相对较少,相关的多目标优化理论与方法应用还处于探索阶段,但在传统物流调度及农机作业领域,相关研究已取得了比较多的进展。这些研究大多以经典的车辆路径问题(Vehicle routing problem, VRP)为理论基础[5],对问题研究进行针对性扩展,在优化目标选择上,学者进行了多维度探索。经济目标、距离和成本[6-9]是最常见的考虑因素;服务质量目标,如客户满意度和延迟时间[10-13],也受到很多关注;近年来,随着对人文关怀的重视,社会公平性目标[14-19]也逐渐成为研究热点。从计算复杂性角度看,调度问题本质上是 NP-hard 问题[20],启发式算法是求解此类组合优化难题的常见方法。张帆等[21]针对农机跨区多任务连续作业、时效性强的问题,提出了改进的多父辈遗传算法,有效缩短了调度最优时间和平均时间。王涛等[22]在农忙时节针对农机的高效精准调度需求,将遗传算法与 WiFi 聚类算法相结合,实现了对农机位置与作业状态的智能识别与优化调度。ZHANG 等[23]针对大型农场多农机协同作业中整体任务中断的情况,构建了基于改进蚁群算法的收获机-运输车两级协同调度模型,在保障收获机零等待时间的同时,最小化运输成本与车辆数量。MA 等[24]针对互联网模式下共享农机缺乏科学系统调度问题,提出了一种多种群协同进化遗传算法,节约路径成本与运营成本,提升了响应效率。曹光乔等[25]针对“三夏”小麦收获机跨区调度问题,提出了一种遗传变邻域搜索算法,在开放路径调度模式可有效降低调度成本与碳排放。HUANG 等[26]针对多区域农机调度问题,采用融合交叉变异、粒子淘汰机制及参数优化的混合粒子群优化算法,可降低调度成本、提升收敛速度。LI 等[27]针对谷物收获场景农机调度依赖人工、运粮车不足等问题,将 NSGA-Ⅲ与改进蚁群算法结合,实现收获机无效等待时间为零、运粮车转移距离与数量最小化。马军岩等[28]针对多区域互联农机服务资源分配不合理导致区域整体经济效益低下的问题,提出了一种改进的模拟退火-粒子群优化混合智能算法,有效改善了资源错配问题并兼顾农户与机手收益。李文鑫等[29]针对联合收获机路径规划不合理及与运粮车协同不足问题,改进蚁群算法并优化,使联合收获机非生产性作业时间、等待时间大幅缩短。DU[30]针对传统大规模农机作业调度信息滞后、依赖人工、效率低的问题,提出融合模拟退火算法路径预规划与遗传算法静态任务分配的改进遗传混合优化模型,有效降低路径成本,任务分配效率优于传统遗传算法。WANG 等[31]针对多农机协同作业路径规划慢、作业区域遗漏、调度不合

理的问题，通过改进蚁群算法，实现农田平均覆盖率提高，路径成本降低。

虽然国内外在传统物流调度以及农机作业优化方面的研究已有一些成果，然而聚焦于糖厂甘蔗运输特定的场景来看，目前仍然存在不足：①现有模型针对甘蔗运输以订单驱动的“多订单-单糖厂-多次运输”作业模式，缺少系统化的建模以及分析框架。②多数模型没有充分考虑调度背景下车辆排队卸货的现象，这种情况会直接对运输效率产生影响，还可能致使原料品质在滞留过程出现损耗。③司机收入公平性没有得到足够重视，多数研究主要关注成本或者时间等运营指标，却忽视了因任务分配不均衡而导致司机收入差距问题。针对上述问题，本文基于保障糖厂高效生产以及运输系统可持续运行的角度，将调度问题抽象为排队卸蔗的多行程车辆路径问题（Multi-trip vehicle routing problem with unloading queue，MTVRP－UQ），在此基础上构建以最小化运输车排队等待时间以及最小化运输车司机收入差异的多目标优化模型（简称为最小化等待时间与最小化收入差异），设计一种多策略改进的多目标遗传算法进行求解。

1　问题描述与模型建立

1.1　问题描述

在榨季期间，糖厂对于甘蔗入厂调度遵循一种较为严格的计划驱动模式，主要目的在于保证原料供应与工厂生产计划保持同步，达成有序砍蔗目的，以此保障整个产业链可以稳定且高效地运行，为达到目的，糖厂一般会采用一种名为蔗票制度的计划性砍运许可机制[3]。该制度是整个运输调度活动得以开展的现实基础，关键之处在于把蔗农零散的、不确定性的砍收意向，转变为由糖厂统一进行管控、标准化的作业指令，在这个制度框架下，具体的订单生成以及分配流程：有砍收意向的蔗农会向片区内基层联络员提报自身需求，联络员对其所在片区内所有需求进行汇总并且初步排序；蔗站农务管理部门依据糖厂日压榨能力，每天核定并下达蔗票发放的总量配额，联络员在获取的配额范围内，向蔗农正式发放蔗票。如图 1 所示，以蔗票作为核心的计划管控以及订单分配机制，在实际运输环节具体体现为一种以订单驱动的 MTVRP－UQ 问题，构成了本文所要研究和优化的现实背景。

为简化模型并保证求解可行性，作以下假设：①糖厂仅设有 1 个固定入榨口，所有车辆返回后共享该卸货台。②所有运输车辆型号、速度与性能相同，且核定载质量均为 15 t。③每个订单需求量、地

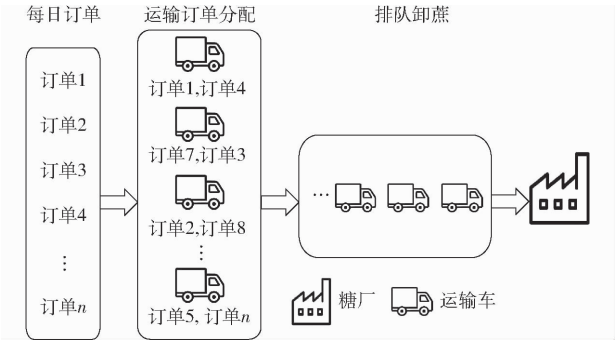

图 1　基于订单分配的糖厂运输车调度示意图

Fig. 1　Schematic of sugarcane transport vehicle scheduling based on order allocation

理位置及允许收运时间均已知，且所有订单的需求量均为 12 ~ 15 t。④基于假设②和③，任意 2 个订单的需求量之和均大于车辆核定载质量。因此，1 次运输行程有且仅能服务 1 个订单，且每个订单任务不可拆分。⑤不考虑道路拥堵、气候、车辆故障等随机干扰因素，所有行驶时间仅由固定距离和平均速度决定。

1.2　模型构建

根据上述问题的描述，为便于模型数学化表达，对模型中所涉及的集合、参数及决策变量作如下定义与说明。

（1）集合与索引

o：糖厂索引

C：订单集合，$C=\{1,2,\cdots,N_c\}$

K：司机集合，$K=\{1,2,\cdots,m\}$

i、j：订单索引，$i,j\in C$

k：司机索引，$k\in K$

（2）模型参数

d_{oi}：从糖厂 o 到订单 i 距离，km

q_i：订单 i 需求量，t

Q：车辆最大载质量，t

α：每公里司机工资，元/(km·t)

v：车辆平均速度，km/h

T_S：固定装/卸货服务时间，h

N_c：订单总数

m：司机总数

（3）决策变量

x_{ik}：二元变量，如订单 i 分配给司机 k，则为 1；否则为 0

（4）中间变量

n_k：司机 k 分配到的订单总数

D_k：司机 k 计算薪资总距离，km

I_k：司机 k 总工资，元

$\bar{I}$：所有司机平均工资，元

$T_{trip}(i)$：服务订单 i 时间，h

$A_{k,j}$:司机 k 第 j 次行程返回抵达糖厂时间,h

$S_{k,j}$:司机 k 第 j 次行程开始卸货时间,h

$F_{k,j}$:司机 k 第 j 次行程完成卸货时间,h

$W_{k,j}$:司机 k 第 j 次行程排队等待时间,h

$A_{(l)}$:全局第 l 次到达糖厂行程抵达时间,h

$S_{(l)}$:全局第 l 次行程开始卸货时间,h

$F_{(l)}$:全局第 l 次行程完成卸货时间,h

$W_{(l)}$:全局第 l 次行程排队等待时间,h

针对榨季常见车辆排队、司机收入不均等问题,构建双目标优化模型。

目标 1 为最小化等待时间 f_1,计算式为

$$\min f_1 = \frac{1}{N_c}\sum_{l=1}^{N_c} W_{(l)} \tag{1}$$

目标 2 为最小化收入差异 f_2,计算式为

$$\min f_2 = \sqrt{\frac{1}{m}\sum_{k=1}^{m}(I_k - \bar{I})^2} \tag{2}$$

约束条件为

$$\sum_{k=1}^{m} x_{ik} = 1 \quad (\forall i \in C) \tag{3}$$

$$\sum_{i \in C} x_{oi}^{k} = 1 \quad (\forall k \in K) \tag{4}$$

$$\sum_{i \in C} x_{jo}^{k} = 1 \quad (\forall k \in K) \tag{5}$$

$$\sum_{i \in C} x_{ik} q_i \leqslant Q \quad (k \in K) \tag{6}$$

$$D_k = \sum_{i \in C} x_{ik} d_{oi} \quad (\forall k \in K) \tag{7}$$

$$I_k = D_k \alpha \quad (\forall k \in K) \tag{8}$$

$$\bar{I} = \frac{1}{m}\sum_{k=1}^{m} I_k \tag{9}$$

$$T_{trip}(i) = \frac{2d_{oi}}{v} + T_S \quad (\forall i \in C) \tag{10}$$

$$A_{k,j} = T_{trip}(C_{k,j}) \quad (\forall k \in K, j = 1) \tag{11}$$

$$A_{k,j} = F_{k,j-1} + T_{trip}(C_{k,j})$$
$$(\forall k \in K, \forall j \in \{2,3,\cdots,n_k\}) \tag{12}$$

$$S_{(1)} = A_{(1)} \tag{13}$$

$$F_{(1)} = S_{(1)} + T_S \tag{14}$$

$$S_{(l)} = \max(A_{(l)}, F_{(l-1)}) \tag{15}$$

$$F_{(l)} = S_{(l)} + T_S \tag{16}$$

$$W_{(l)} = S_{(l)} - A_{(l)} \tag{17}$$

式(1)目标函数表示最小化等待时间,以表示系统整体的运营效率。式(2)目标函数表示最小化收入差异,以表示司机间收入分配的公平性。式(3)表示每个订单必须且只能被 1 名司机服务 1 次,确保所有订单被完整履行且不被重复服务。式(4)、(5)表示司机从糖厂出发最后又返回糖厂,且经过糖厂的访问次数只有 1 次。式(6)表示分配给司机的任意 1 个订单需求量不得超过车辆核定载重量。式(7)定义司机的计薪距离,为该司机负责的所有行程单程(从糖厂到订单点)距离之和。式(8)表示司机总工资是由总计薪距离与工资系数的乘积决定。式(9)定义所有司机的平均工资,该值是计算目标函数式(2)的基础。式(10)定义服务订单单次行程总耗时,由订单处的装载时间和往返糖厂 1 次行程行驶时间 2 部分构成。式(11)、(12)表示司机执行所有行程的时间连续性,返回抵达糖厂的时间,必须在上次行程完成卸货并执行完新行程之后。式(13)~(16)表示单入榨口排队逻辑约束,开始卸货时间必须在其自身抵达时间和上 1 个行程完成卸货时间中取最大值,并且完成卸货时间为开始卸货时间加上固定的卸货服务时间。式(17)定义任意行程排队等待时间,为该行程开始卸货时间减去抵达糖厂时间。

2 多策略改进的多目标遗传算法

标准 NSGA-Ⅱ算法虽然以其高效的非支配排序和无参数拥挤度在多目标优化领域应用广泛,但在处理复杂组合优化问题时,仍存在控制参数静态、局部搜索能力偏弱、易陷入早熟收敛等缺陷,影响算法的求解精度和稳定性。为有效求解本文所构建的以订单驱动的糖厂运输车调度问题,本文对 NSGA-Ⅱ进行改进,融合基于 Sigmoid 函数的动态交叉与变异率、作为局部强化算子大邻域搜索以及基于世代距离的自适应变异策略,形成多策略改进的多目标遗传算法,并应用于以订单驱动的 MTVRP-UQ 问题求解。

2.1 染色体编解码

根据糖厂运输服务特点,采用基于订单全排列的整数编码方式。对染色体的编码,节点 o 表示糖厂,其他节点 $C = \{1,2,\cdots,N_c\}$ 表示订单所在地。染色体采用单层结构,基因数量等于订单总数 N_c。在单层结构中,所有节点根据订单编号 $C = \{1,2,\cdots,N_c\}$ 随机填充,形成一个全局的服务优先级序列。假设当前有 6 个订单,2 名运输司机,1 组随机染色体编解码示意图如图 2 所示。

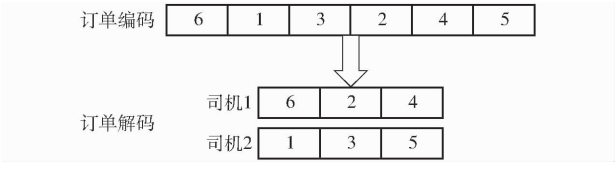

图 2 染色体编解码示意图

Fig. 2 Illustration of chromosome encoding and decoding

根据订单编码提供的优先级序列得到解码结果。其中,司机 1 订单序列为[6, 2, 4];司机 2 订单序列为[1, 3, 5]。每条路径上订单执行顺序来

源是订单顺序编码，最终该染色体解码之后会产生 2 条运输车调度路线，$\{K_1 \mid o\rightarrow 6\rightarrow o\rightarrow 2\rightarrow o\rightarrow 4\rightarrow o\}$ 和 $\{K_2 \mid o\rightarrow 1\rightarrow o\rightarrow 3\rightarrow o\rightarrow 5\rightarrow o\}$。司机线路 K_1 将按顺序执行 3 次独立的往返行程：第 1 次行程从糖厂出发，前往订单 6，装载后返回糖厂，进入卸货队列。第 2 次行程，在完成订单 6 卸货后，司机再次从糖厂出发，前往订单 2，装载后返回糖厂，再次进入卸货队列。第 3 次行程，在完成订单 2 卸货后，司机第 3 次从糖厂出发，前往订单 4，装载后返回糖厂，进入卸货队列。司机 K_2 同理也将按顺序执行 3 次独立的往返行程。

2.2　种群初始化

种群算法的初始化，采用完全随机生成的全排列方式，以构建 1 个规模预设、具有高度多样性的初始种群，从而降低初始解过于集中而陷入局部最优的风险。算法将按照设定的种群规模，逐一生成每个个体，在生成过程，首先获取所有订单索引列表，并对列表进行彻底随机重排，形成包含所有客户订单索引的随机全排列。然后，将该排列直接作为个体的染色体存入种群，这个新生成的随机排列被直接赋给该个体的染色体。不断重复此过程直至满足种群规模要求，确保初始种群中每 1 个解都是 1 个合法的且大概率独一无二的客户处理优先级序列。这种方法为算法在解空间中进行广泛的全局搜索提供均匀、无偏的起点。

2.3　动态交叉、变异

标准遗传算法固定交叉和变异概率难以兼顾算法在进化初期所需的全局搜索能力和在进化后期所需的局部开发能力。因此，本文算法采用基于迭代次数和 Sigmoid 函数的动态交叉率 P_c 和变异率 P_m，以克服固定交叉、变异概率的局限性。自适应动态交叉率和变异率计算式为

$$P_{c(it)} = P_{c\min} + \frac{P_{c\max} - P_{c\min}}{1 + \exp\left(-\beta\left(x_0 - \frac{it}{maxit}\right)\right)} \tag{18}$$

$$P_{m(it)} = P_{m\min} + \frac{P_{m\max} - P_{m\min}}{1 + \exp\left(-\beta\left(\frac{it}{maxit} - x_0\right)\right)} \tag{19}$$

式中　it——当前迭代次数

$maxit$——最大总迭代次数

β——Sigmoid 函数陡峭系数，控制曲线变化的剧烈程度

x_0——曲线变化最剧烈的中间点

$P_{c(it)}$——第 it 次迭代的交叉率

$P_{c\min}$——交叉率最小值

$P_{c\max}$——交叉率最大值

$P_{m(it)}$——第 it 次迭代的变异率

$P_{m\min}$——变异率最小值

$P_{m\max}$——变异率最大值

动态交叉率曲线如图 3 所示，在算法初期采用高交叉率，以鼓励种群进行广泛的全局搜索和基因重组，增加多样性；在后期则降低交叉率，保护已经收敛的优良个体，防止被破坏。反之，动态变异在算法初期采用低变异率，以保护个体不被随机突变过度破坏，能够稳定收敛；在后期则提高变异率，以增加扰动，助力于算法跳出可能陷入的局部最优，维持种群多样性，防止早熟收敛。

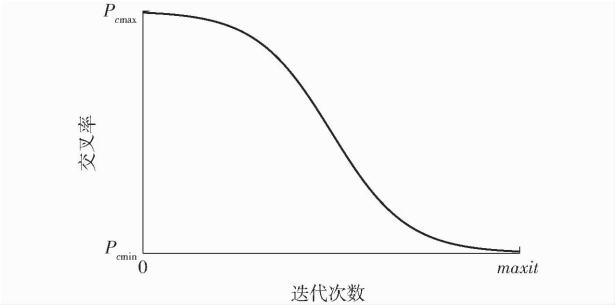

图 3　动态交叉率

Fig. 3　Dynamic crossover rate

2.4　大邻域搜索

大邻域搜索（Large neighborhood search，LNS）局部强化策略通过破坏与修复的组合机制，在当前精英解的空间内进行深度挖掘，以跳出局部最优，并寻找具有更强 Pareto 支配能力的解。本文在每次迭代中对部分精英个体引入 LNS 机制，从而在 NSGA－Ⅱ进行全局搜索的同时强化局部挖掘能力。LNS 算子并非应用于所有个体，而是采用一种精英导向的触发策略。

触发条件：LNS 算子仅在算法进入迭代次数达到 $it > 0.5maxit$ 时启动。

触发对象：仅针对当代种群中非支配等级为 1 和 2 的精英个体。

触发概率：仅以 30% 概率被激活。

这种设计旨在避免破坏主种群的多样性，并集中在最优结构周围进行有针对性的精细搜索。LNS 策略具体流程如下：

（1）初始化搜索。LNS 算子接收 1 个精英解的染色体，暂存为当前最优解，并将其完整的双目标值初始化为 1 个代表无穷差的评估结果。

（2）迭代执行破坏与修复。在每次循环中，破坏即算法首先从当前最优解的染色体中，移除部分订单，形成一个不完整的染色体；修复即将被移除的订单重新插入到不完整路径中，生成 1 个与原解结

构不同、但仍保持可行性的新解。

(3)多目标适应度评估。新生成的解被送入解码器和评估函数,计算等待时间和收入差异。

(4)基于 Pareto 支配的接受准则。算法会比较新解的评估结果与当前最优的评估结果,仅当新解在 Pareto 意义上支配当前最优解时,才接受该新解,并将其更新为当前最优解。

(5)循环与返回。重复步骤(2)至步骤(4),直至达到最大邻域搜索次数,最后返回找到最优支配解,取代原种群中个体。

2.5 基于世代距离的自适应变异策略

标准 NSGA-Ⅱ不关心当前精英种群是正在快速改善,还是已经陷入停滞。当种群的多样性自然下降、所有精英解都挤在 1 个局部最优前沿时,标准 NSGA-Ⅱ固定变异算子通常不足以提供足够强大的扰动帮助种群跳出这个局部最优,从而导致算法早熟收敛,最终的解集质量不佳。基于世代距离(Generational distance,GD)自适应变异策略是一种针对精英种群再进化,通过实时监测最近几代之间 GD 的变化率,动态判断种群是处于快速收敛还是停滞状态。

GD 指标用于度量候选解集与真实 Pareto 前沿之间的平均欧氏距离,从而反映算法解集对最优前沿的逼近程度。鉴于本文研究问题的真实 Pareto 前沿不可获得,为分析算法在演化过程收敛性变化特征,本文定义相邻 2 代非支配解集之间的 GD 差值为 ΔGD,用以描述种群收敛方向与稳定性的相对变化,以此作为判断种群收敛速度的依据,计算式为

$$\Delta GD(it) = GD(it) - GD(it-1) \quad (it \geqslant 3) \tag{20}$$

ΔGD 反映算法搜索状态,$\Delta GD < 0$ 时,增大变异以增强全局探索与多样性保持;$\Delta GD > 0$ 时,减少变异以提升局部搜索效率;$\Delta GD = 0$ 时,保持当前变异规模以维持搜索稳定性。计算式为

$$Q(it) = \begin{cases} \text{round}(0.75Q(it-1)) & (\Delta GD > 0) \\ Q(it-1) & (\Delta GD = 0) \\ \text{round}(1.25Q(it-1)) & (\Delta GD < 0) \end{cases} \tag{21}$$

式中,round( )为取整,$Q(it-1)$为第 $it-1$ 代非支配排序为 1 的个体数量。自适应地调整 1 个基于 ΔGD 的精英变异规模 $Q(it)$,决定有多少精英解将执行变异策略。

2.6 Pareto 前沿

在多目标优化问题中,各目标之间大多呈相互竞争态势,致使不存在单个解可在所有目标方面都实现最优,如果 1 个解在所有目标上都不比另 1 个解差,而且至少在 1 个目标上表现更优,就称这个解支配另 1 个解,无法被其他任何可行解支配的解,被称作 Pareto 最优解。这些解在目标空间中所形成的集合就是 Pareto 前沿,Pareto 前沿代表在不同目标之间达成最优平衡的 1 组解,任何想要改进其中某 1 个目标的行为,肯定会造成至少 1 个其他目标的性能降低。

2.7 算法流程

改进后的 MS-MOGA 算法流程如图 4 所示。

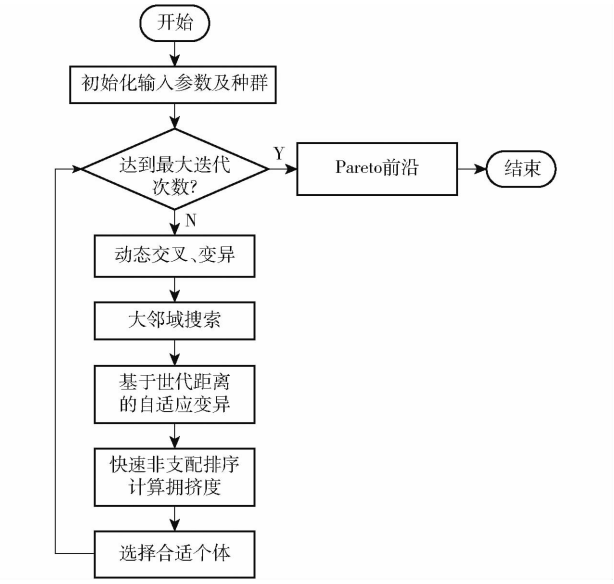

图 4 多策略改进的多目标遗传算法流程图

Fig. 4 Flowchart of multi-objective genetic algorithm with multi-strategy improvements

(1)初始化算法参数,包括算法参数输入,设定种群规模、最大迭代次数等,完成初始化种群生成。

(2)进入迭代,首先对种群执行基于 Sigmoid 函数的动态交叉、变异操作。

(3)引入大邻域搜索策略,以一定的条件对支配等级为 1 和 2 的精英个体进行局部优化。

(4)计算世代距离指标,针对非支配排序等级为 1 的精英个体执行基于世代距离的自适应变异。

(5)对当前种群进行快速非支配排序,并计算拥挤度,评估个体优劣程度。

(6)根据非支配排序等级和拥挤度结果,选择合适个体进入下一代,保持种群规模恒定。

(7)判断是否达到最大迭代次数。若满足条件,则输出最终的 Pareto 前沿并结束算法;否则返回步骤(2)继续迭代。

3 试验与结果分析

试验运行环境:计算机为 OMEN 15-dc1081TX,Intel i7-9750H 核心处理器,主频为 2.60 GHz,16 GB 内存,程序实现采用 Matlab R2021b。为验证本文所构建 MS-MOGA 算法的准

确性和可行性，采用真实场景实例分析的试验方案，开展一系列仿真试验。

仿真模型参数设置：种群规模设为 100，最大迭代次数设为 100。

3.1　数据来源

试验数据以广西壮族自治区崇左市扶绥县南华糖厂为发散中心，利用高德开放平台地理信息服务，在周边半径 20 km 内进行坐标圈定，共选取 50 个订单点位用于仿真。其中，糖厂用红色图标进行标定，订单用蓝色图标标定。研究区位和 50 个订单点位信息如图 5 和表 1 所示。

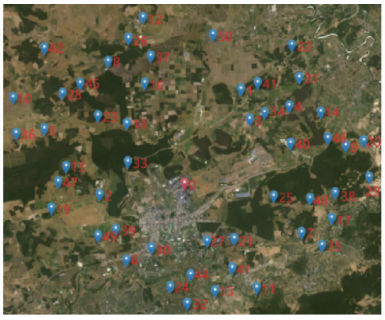

图 5　糖厂与订单分布

Fig. 5　Distribution of sugar mill and orders

表 1　订单信息

Tab. 1　Order information

订单编号	经度/(°)	纬度/(°)	订单需求量/t	距离/km
0	107.841 247	22.342 266	–	–
1	107.855 658	22.364 522	14	4.1
2	107.819 578	22.339 665	15	3.2
3	107.857 911	22.357 442	12	3.3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
49	107.819 103	22.329 985	13	3.1
50	107.848 576	22.377 420	13	5.7

3.2　评价指标

为全面评估算法综合性能，本文关注 Pareto 解集中所获得的最小化等待时间与收入差异，以此反映算法全局寻优能力，还重视 Pareto 解数量规模，较大的 Pareto 解集说明算法在优化过程稳定性与鲁棒性更强，能为调度决策提供更丰富多样的可行路径组合，提升在实际应用中决策支持价值。此外，Pareto 解的空间分布均匀性也是衡量多目标优化算法质量的关键指标，Pareto 前沿分布均匀说明算法在搜索时能保持较好的全局搜索能力，可有效防止解集过度集中在局部区域。因此，为了分析 Pareto 解集前沿分布情况，引入间距(Spacing，S)指标作为评价解集多样性和分布均衡性的核心度量。

S 是借助计算每个非支配解和其最近邻解之间的欧氏距离，再统计所有距离标准差，以此反映解集前沿的均匀分布程度。S 接近零意味着解集中各个解完美等距分布，S 越小，代表算法找到的解集多样性越好。计算式为

$$S=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(d_i-\bar{d})^2} \tag{22}$$

式中　d_i——第 i 个解与其最近邻解之间欧氏距离

$\bar{d}$——所有距离平均值

N——非支配解数量

3.3　多策略改进的多目标遗传算法有效性验证

为验证本文 MS－MOGA 算法各项改进策略独立有效性及其协同作用，选择标准多目标遗传算法与 MS－MOGA 变体进行性能对比。设置 5 组算法：标准多目标遗传算法(NSGA－Ⅱ)；在标准多目标遗传算法基础上，引入基于 Sigmoid 函数的动态交叉和变异率(Variant－1)；在标准多目标遗传算法基础上，执行 LNS 局部搜索(Variant－2)；在标准多目标遗传算法基础上，引入基于世代距离自适应变异策略(Variant－3)；在标准多目标遗传算法基础上，同时融合 3 种改进策略，即本文 MS－MOGA 算法。

算法对同一算例运行 10 次，计算 Pareto 解个数、S、等待时间和收入差异平均值，结果如表 2 所示，其中 RE1 为 NSGA－Ⅱ等待时间 T_N 与各变体等待时间 T_V 差值的相对改进，RE2 为 NSGA－Ⅱ与各变体收入差异的相对改进。RE1 计算式为

$$RE1=\frac{T_N-T_V}{T_N}\times 100\% \tag{23}$$

表 2　MS－MOGA 算法变体性能测试结果

Tab. 2　Performance test results of MS－MOGA algorithm variants

算法	Pareto 解/个	S	等待时间/h	收入差异/元	$RE1$/%	$RE2$/%
NSGA－Ⅱ	8.3	20.73	3.78	195.92	–	–
Variant－1	11.6	18.96	3.60	155.49	4.76	20.64
Variant－2	11.7	17.63	3.63	157.58	3.97	19.57
Variant－3	12.5	14.56	3.63	138.84	3.97	29.13
MS－MOGA	17	10.49	3.58	127.18	5.29	35.09

由表 2 可知，本文各项改进策略在不同程度上比 NSGA－Ⅱ更具优势。其中，在各项单独改进策略中，Variant－1 在等待时间指标上取得最优结果，Variant－3 在 Pareto 解、S 和收入差异 3 个指标中表现最优。综合各项改进策略，即本文 MS－MOGA 在所有指标上取得最优，尤其在 2 个核心优化目标上都获得了最高的改进幅度，平均等待时间降低至 3.58 h，司机收入差异由 195.92 元降低至 127.18 元，相较于 NSGA－Ⅱ分别改善 5.29% 与 35.09%，体现出更强的全局寻优能力与稳定性。试验结果充分说明改进策略有效提高了多目标优化性能，可在

提高运输效率的同时兼顾司机收入公平性。

图 6 为其中 4 次试验运行结果，MS－MOGA 算法在试验过程 Pareto 前沿都显著优于 NSGA－Ⅱ算法，在等待时间和收入差异上都能获得比 NSGA－Ⅱ更低的数值，显示出更佳的收敛性和解集质量。

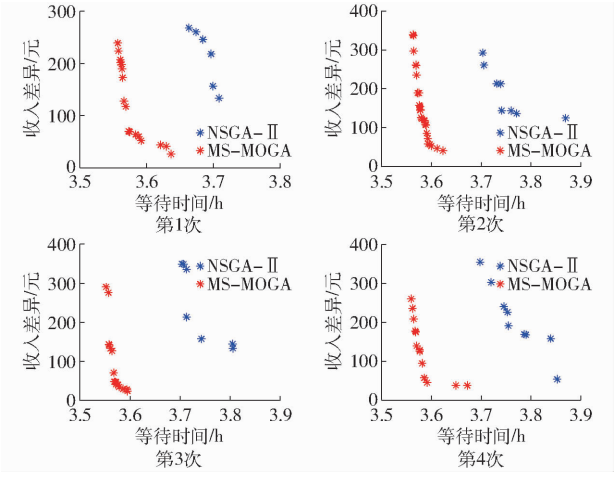

图 6 MS－MOGA 与 NSGA－Ⅱ的 Pareto 前沿结果

Fig. 6 Pareto front results of MS－MOGA and NSGA－Ⅱ

3.4 不同运输车调度优化算法试验

为进一步验证本文 MS－MOGA 算法在求解 MTVRP－UQ 问题上的有效性，将本文方法与 2 种经典群智能优化算法和 2 种根据已有文献改进遗传算法进行比较，包括多目标蚁群算法（MOACO）、多目标粒子群算法（MOPSO）、融合局部搜索的多目标遗传算法[32]（LS－MOGA）和动态自适应的多目标遗传算法[33]（DA－MOGA）。每种算法在各算例上独立运行 10 次，取 Pareto 解个数、S、等待时间和收入差异平均值，试验结果如表 3 所示。

表 3 不同算法试验结果

Tab. 3 Results of different algorithms tests

算法	Pareto 解/个	S	等待时间/h	收入差异/元
MOACO	9.5	20.82	3.89	168.37
MOPSO	8.3	24.42	3.81	174.77
LS－MOGA	7.6	22.51	3.67	139.56
DA－MOGA	9.1	18.99	3.63	140.05
MS－MOGA	15.2	12.15	3.58	118.19

由表 3 可知，MS－MOGA 在总体性能上相较于其他 4 种算法有明显优势，就 Pareto 解个数而言，MS－MOGA 获取数量最多解 15.2 个，拥有更强的多样性保持能力以及更为全面的解空间探索能力。从 S 指标看，MS－MOGA 数值最低，得到的解集分布更为均匀。在优化目标上，MS－MOGA 同样更为优异，等待时间最短，仅为 3.58 h，有效地减少了整体运输过程排队情况；收入差异最低，为 118.19 元，体现司机收入公平性方面有较大优势。

图 7 为其中 4 次试验运行结果，直观地呈现 5 种优化算法 Pareto 前沿分布状况。从优化目标看，整体性能表现最好的是 MS－MOGA，其次是 DA－MOGA 和 LS－MOGA，最后是 MOPSO 和 MOACO。

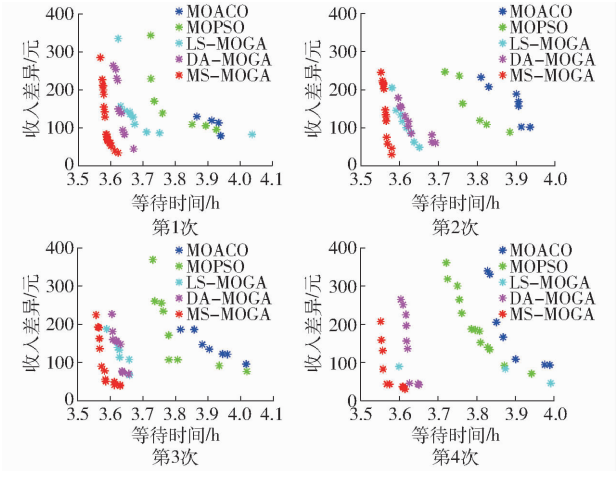

图 7 MS－MOGA 与其他算法的 Pareto 前沿结果

Fig. 7 Pareto frontier results of MS－MOGA and that of other algorithms

3.5 改进算法实际案例运行结果

采用本文多策略改进的多目标遗传优化算法，对包括 1 个糖厂、50 个订单的实际运输调度案例进行求解。算法共生成 12 个 Pareto 最优解，如图 8 所示，其中 1 个解的车辆运输路径如图 9 所示。

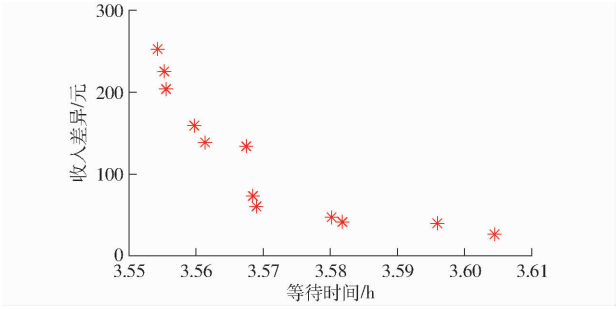

图 8 MS－MOGA 算法 Pareto 解集

Fig. 8 Pareto solution set of MS－MOGA algorithm

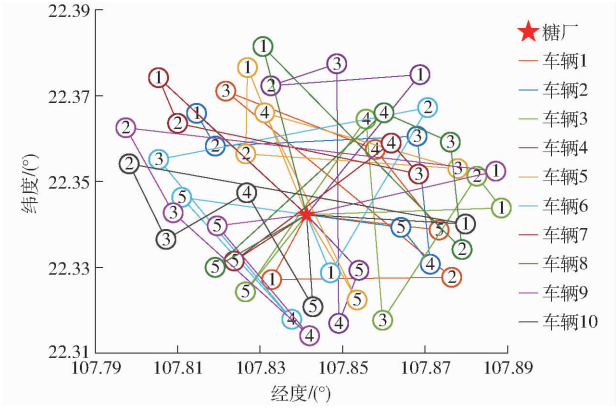

图 9 车辆运输调度路线图

Fig. 9 Vehicle transport scheduling route map

在此调度方案中，50 个订单被分配给 10 名司机。司机 K_1 依次运输订单为 30、35、8、3、48；司机 K_2 依次运输订单为 45、23、4、7、25；司机 K_3 依次运输订单为 29、9、11、1、6；司机 K_4 依次运输订单为 22、37、50、15、21；司机 K_5 依次运输订单为 26、18、46、16、41；司机 K_6 依次运输订单为 27、31、5、24、13；司机 K_7 依次运输订单为 42、28、40、34、39；司机 K_8 依次运输订单为 12、17、14、43、49；司机 K_9 依次运输订单为 20、10、47、32、2；司机 K_{10} 依次运输订单为 38、36、19、33、44，所有运输车具体作业路线均在图 9 中呈现。其中，该调度方案平等待时间为 3.57 h，司机收入差异为 60.39 元。

4　结束语

聚焦于甘蔗运输过程，糖厂车辆调度在运营效率与司机收入公平性方面存在的核心冲突，将此实际问题转换为排队卸蔗的多行程车辆路径问题，为了对这 2 个相互限制的目标进行协同优化，构建了以等待时间最小化和收入差异最小化为目标的双目标优化模型。在算法设计上，提出了一种多策略改进的多目标遗传算法，通过引入 Sigmoid 函数的动态调节交叉与变异率，集成大邻域搜索作为局部强化算子，并采用基于世代距离的自适应变异策略，有效提升了算法的解集质量。基于高德地图获取广西崇左扶绥南华糖厂真实地理实例的仿真结果显示，本文 MS－MOGA 算法，相较于 NSGA－Ⅱ在等待时间和收入差异 2 个核心指标上分别降低 5.29% 与 35.09%，与其他几种群智能多目标优化算法和多目标遗传算法已有改进策略相比，在关键性能指标上都呈现出明显优势，表明本文方法在解决实际糖厂调度问题上具有有效性。

参　考　文　献

[1] 刘庆庭，刘晓雪，武涛，等. 我国甘蔗机械化“十四五”规划与甘蔗产业可持续发展[J]. 现代农业装备，2020，41(6)：2－9.
LIU Qingting, LIU Xiaoxue, WU Tao, et al. The 14th five-year plan of sugarcane mechanization and sustainable development of sugarcane industry in China[J]. Modern Agricultural Equipment，2020，41(6)：2－9. (in Chinese)

[2] 刘庆庭，蒋姣丽，夏明，等. 以糖厂为主体的甘蔗机收推进模式[J]. 甘蔗糖业，2024，53(3)：41－51.
LIU Qingting, JIANG Jiaoli, XIA Ming, et al. Model of pushing ahead sugarcane mechanized harvesting with sugar mill as its main body[J]. Sugarcane and Canesugar，2024，53(3)：41－51. (in Chinese)

[3] 吴存玉. 农业龙头企业对合作农户的嵌入式治理——基于东华糖厂的案例考察[J]. 中国农业大学学报(社会科学版)，2023，40(1)：82－100.
WU Cunyu. The embedded governance of an agribusiness to its cooperative farmers—a case study of Donghua sugar factory[J]. Journal of China Agricultural University(Social Sciences)，2023，40(1)：82－100. (in Chinese)

[4] 杨灿，冯德鸿. 蔗糖损失高消耗问题的研究[J]. 应用数学进展，2023，12(10)：4208－4215.
YANG Can, FENG Dehong. Research on the problem of high consumption of sucrose loss[J]. Advances in Applied Mathematics，2023，12(10)：4208－4215. (in Chinese)

[5] DANTZIG G B, RAMSER J H. The truck dispatching problem[J]. Management Science，1959，6(1)：80－91.

[6] 曹光乔，张庆凯，陈聪，等. 基于多目标优化的飞防队作业调度模型研究[J]. 农业机械学报，2019，50(11)：92－101.
CAO Guangqiao, ZHANG Qingkai, CHEN Cong, et al. Scheduling model of UAV plant protection team based on multi-objective optimization[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2019，50(11)：92－101. (in Chinese)

[7] 牛金星，王硕，赵俊龙，等. 基于目标引导的多目标苹果采摘路径规划方法[J]. 农业机械学报，2025，56(3)：208－215，226.
NIU Jinxing, WANG Shuo, ZHAO Junlong, et al. Multi-objective apple picking path planning method based on target guidance[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2025，56(3)：208－215，226. (in Chinese)

[8] 陈玉全，冯丽曼，孙克璇，等. 基于改进分数阶粒子群算法的多无人车取送货任务调度方法[J]. 农业机械学报，2025，56(6)：109－118.
CHEN Yuquan, FENG Liman, SUN Kexuan, et al. Task scheduling for multi-unmanned vehicle delivery using improved fractional-order particle swarm optimization algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2025，56(6)：109－118. (in Chinese)

[9] 陆健强，陈祖城，兰玉彬，等. 基于改进麻雀搜索算法和贝塞尔曲线的无人农场机器人路径规划方法[J]. 农业机械学报，2025，56(2)：115－123.
LU Jianqiang, CHEN Zucheng, LAN Yubin, et al. Path planning of robot based on improved sparrow search algorithm and Bessel curve[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2025，56(2)：115－123. (in Chinese)

[10] 黄凰，陈燕燕，朱明，等. 基于模糊隶属度的多站点多机协同即时响应调度系统[J]. 农业工程学报，2021，37(21)：71－79.
HUANG Huang, CHEN Yanyan, ZHU Ming, et al. Multi-site and multi-machine cooperative instant response scheduling system based on fuzzy membership[J]. Transactions of the CSAE，2021，37(21)：71－79. (in Chinese)

[11] 马力，江东晓，辛明翰，等. 基于农机智能管理平台的田间燃油配给策略[J]. 农业工程学报，2024，40(15)：22－33.
MA Li, JIANG Dongxiao, XIN Minghan, et al. Fuel rationing strategy in farmland based on intelligent management platform for agricultural machinery[J]. Transactions of the CSAE，2024，40(15)：22－33. (in Chinese)

[12] XIANG Y, GUO J, MAO Z, et al. Stage-specific multi-objective five-element cycle optimization algorithm in green vehicle-

routing problem with symmetric distance matrix: balancing carbon emissions and customer satisfaction[J]. Symmetry, 2024, 16(10): 1305.

[13] DU Jianhui, WANG Xu, WU Xin, et al. Multi-objective optimization for two-echelon joint delivery location routing problem considering carbon emission under online shopping[J]. Transportation Letters, 2023, 15(8): 907 - 925.

[14] XU X, YUAN H, LIPTROTT M, et al. Two phase heuristic algorithm for the multiple-travelling salesman problem[J]. Soft Computing, 2018, 22(19): 6567 - 6581.

[15] MATL P, HARTL R F, VIDAL T. Workload equity in vehicle routing problems: a survey and analysis[J]. Transportation Science, 2018, 52(2): 239 - 260.

[16] 胡宝雨,齐月,贾佃精,等.环线电动公交车辆调度与司机排班的联合优化[J].华南理工大学学报(自然科学版),2025, 53(6):91 - 103.
HU Baoyu, QI Yue, JIA Dianjing, et al. Joint optimization of loop line electric bus vehicle scheduling and driver scheduling [J]. Journal of South China University of Technology(Natural Science Edition), 2025, 53(6): 91 - 103. (in Chinese)

[17] HAMDAN A, HAMDAN S, BENBITOUR M H, et al. On the fair scheduling of truck drivers in delivery companies: balancing fairness and profit[J]. Central European Journal of Operations Research, 2025, 33(3): 1081 - 1106.

[18] MAHMOODIAN V, CHARKHGARD H, DAYARIAN I. Equitable workload allocation in vehicle routing problem with heterogeneous drivers[J]. Production and Operations Management, 2025, 34(7): 1875 - 1900.

[19] WANG Chao, MA Biao, SUN Jiye. A co-evolutionary genetic algorithm with knowledge transfer for multi-objective capacitated vehicle routing problems[J]. Applied Soft Computing, 2023, 148: 110913.

[20] HOCHBA D S, DORIT S. Approximation algorithms for NP-hard problems[J]. ACM Sigact News, 1997, 28(2): 40 - 52.

[21] 张帆,罗锡文,张智刚,等.基于改进多父辈遗传算法的农机调度优化方法[J].农业工程学报,2021,37(9):192 - 198.
ZHANG Fan, LUO Xiwen, ZHANG Zhigang, et al. Agricultural machinery scheduling optimization method based on an improved multi-parent genetic algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 192 - 198. (in Chinese)

[22] 王涛,刘飞,高羽佳,等.基于遗传算法与 WiFi 聚类算法结合的北斗农机精准调度[J].江苏大学学报(自然科学版), 2020,41(4):426 - 433,445.
WANG Tao, LIU Fei, GAO Yujia, et al. Precise scheduling of Beidou agricultural machinery based oncombination of genetic algorithm and WiFi clustering algorithm[J]. Journal of Jiangsu University(Natural Science Edition), 2020, 41(4): 426 - 433, 445. (in Chinese)

[23] ZHANG C, LI J, LIU S, et al. Dynamic job allocation method of multiple agricultural machinery cooperation based on improved ant colony algorithm[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 22414.

[24] MA Li, XIN Minghan, WANG Yijia, et al. Dynamic scheduling strategy for shared agricultural machinery for on-demand farming services[J]. Mathematics, 2022, 10(21): 3933.

[25] 曹光乔,马斌,陈聪,等.基于遗传变邻域搜索算法的农机跨区调度优化研究[J].农业机械学报,2023,54(10):114 - 123.
CAO Guangqiao, MA Bin, CHEN Cong, et al. Agricultural machinery cross-region scheduling optimization based on genetic algorithm variable neighborhood search[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 114 - 123. (in Chinese)

[26] HUANG H, CUAN X, CHEN Z, et al. A multiregional agricultural machinery scheduling method based on hybrid particle swarm optimization algorithm[J]. Agriculture, 2023, 13(5): 1042.

[27] LI S, ZHANG M, WANG N, et al. Intelligent scheduling method for multi-machine cooperative operation based on NSGA-Ⅲ and improved ant colony algorithm[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 204: 107532.

[28] 马军岩,袁逸萍,任年鲁,等.多区域协调调度架构下的农机服务资源优化配置方法[J].中国农业大学学报,2020, 25(4):113 - 122.
MA Junyan, YUAN Yiping, REN Nianlu, et al. Optimal allocation of agricultural machinery service resources under multi-regional coordinated scheduling architecture[J]. Journal of China Agricultural University, 2020, 25(4): 113 - 122. (in Chinese)

[29] 李文鑫,张璠,姚竞发,等.联合收割机与运粮车协同作业调度技术研究[J].中国农机化学报,2023,44(2):119 - 125.
LI Wenxin, ZHANG Fan, YAO Jingfa, et al. Research on cooperative operation scheduling technology of combine harvester and grain truck[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(2): 119 - 125. (in Chinese)

[30] DU H. Multi-agricultural machinery collaborative task assignment based on improved genetic hybrid optimization algorithm[J]. arXiv preprint arXiv: 2312.04264, 2023.

[31] WANG N, YANG X, WANG T, et al. Collaborative path planning and task allocation for multiple agricultural machines[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108218.

[32] 徐亚军,郝博扬,高田露,等.基于多目标遗传局部搜索算法的航空导航台频率指配[J].科学技术与工程,2025, 25(15):6530 - 6537.
XU Yajun, HAO Boyang, GAO Tianlu, et al. Frequency assignment of air navigation station based on multi-objective genetic local search algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(15): 6530 - 6537. (in Chinese)

[33] 胥杰馨,柴俊霖,董志明,等.基于动态自适应遗传算法的电动轮矿车储能系统多目标协同优化研究[J].煤炭科学技术,2026,54(增刊):1 - 10.
XU Jiexin, CHAI Junlin, DONG Zhiming, et al. Dynamic adaptive genetic algorithms for multi-objective optimization of energy storage systems in electric drive mining truck[J]. Coal Science and Technology, 2026, 54(Supp.): 1 - 10. (in Chinese)