

# 客货邮融合运输的多任务协同优化方法研究

钟志康<sup>1,2</sup>, 杨文欣<sup>2</sup>, 侯 漾<sup>1,2</sup>, 杨 廷<sup>1,2</sup>, 黄政祥<sup>2</sup>, 刘 丹<sup>1,2</sup>

(1. 长沙中车智驭新能源科技有限公司, 长沙 410083;

2. 中车时代电动汽车股份有限公司, 湖南 株洲 412007)

**摘 要:**针对农村客货邮融合运输中客运准时性、货运时效性与车辆能耗的多目标冲突问题,传统基于固定权重的静态优化方法难以适应实时动态需求。本文提出一种基于云端的多任务协同智能决策方法。该方法首先建立包含客运延误、货运超时和能耗成本的多目标优化模型;其次利用云端平台实时采集运营数据,采用多目标进化算法求解帕累托最优解集;最后通过自适应偏好调整机制,根据当前运输状态动态选取均衡的运输方案。仿真结果表明,该方法在多种动态场景下均能获得优于固定权重法的综合性能,为客货邮融合运输提供了有效的全局优化支持。

**关键词:**客货邮融合; 准时性; 时效性; 多任务协同优化

中图分类号: F252; O221.6 文献标志码: A DOI: 10.15917/j.cnki.1006-3331.2026.03.005

## Research on a Multi-task Collaborative Optimization Method for Passenger-freight-postal Integrated Transportation

ZHONG Zhikang<sup>1,2</sup>, YANG Wenxin<sup>2</sup>, HOU Yang<sup>1,2</sup>, YANG Ting<sup>1,2</sup>, HUANG Zhengxiang<sup>2</sup>, LIU Dan<sup>1,2</sup>

(1. Changsha CRRC Intelligent Control and New Energy Technology Co., Ltd., Changsha 410083, China;

2. CRRC Electric Vehicle Co., Ltd., Zhuzhou 412007, China)

**Abstract:** To address the multi-objective conflicts among service punctuality, freight timeliness, and vehicle energy consumption in rural passenger-freight-mail integrated transportation, conventional static optimization methods based on fixed weights struggle to adapt to real-time dynamic demands. This paper proposes a cloud-based multi-task collaborative intelligent decision-making approach. The method first establishes a multi-objective optimization model that incorporates passenger delay, freight overtime, and energy costs. Second, it leverages a cloud platform to collect operational data in real time and employs a multi-objective evolutionary algorithm to obtain the Pareto optimal solution set. Finally, through an adaptive preference adjustment mechanism, it dynamically selects a balanced transportation scheme according to the current operating status. The simulation results demonstrate that the proposed method achieves superior comprehensive performance compared to the fixed-weight approach under various dynamic scenarios, providing effective global optimization support for passenger-freight-mail integrated transportation.

**Key words:** passenger-freight-postal integration; punctuality; timeliness; multi-task collaborative optimization

在城乡一体化发展背景下,客货邮融合运输模式凭借资源集约化特性,成为破解农村物流“最后一公里”难题的关键路径<sup>[1]</sup>。该模式要求公交车辆同时承担客运服务与快递运输任务。然而,客运准点性要求与货运时效性需求在有限运力下存在根本性冲突<sup>[2]</sup>。现有研究多采用基于线性加权和法的静态优化

模型,通过固定权重进行求解模型参数。而此类方法因无法适应运输场景的实时变化,导致难以实现系统全局优化<sup>[3]</sup>。为克服上述局限性,本文提出一种面向客货邮融合运输的协同智能决策方法,该方法能够根据实时需求动态调整决策偏好,并在多目标协同框架下自适应选取均衡的运输方案。

收稿日期: 2025-08-01。

第一作者: 钟志康 (1989—), 男, 助理工程师, 主要从事新能源商用车平台设计与研发工作。E-mail: zhongzhikang.cy@crrecg.cc。

## 1 方法与模型

本文提出的客货邮协同智能决策方法包含 3 个核心组成部分:① 引入基于长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)的动态权重调整机制,以响应实时需求变化;② 构建融合乘客等待时间、货物滞留损失和车辆能耗的三维多目标优化模型;③ 采用逼近理想解排序法(Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution, TOPSIS)作为核心决策工具,在协同约束下实现均衡方案的自适应选取。上述三部分依次衔接,共同构成完整的协同决策流程。

### 1.1 动态权重调整机制

为克服静态权重模型的局限,本文设计了一种基于 LSTM 的动态权重调整机制。该机制通过 LSTM 实时预测货物价值衰减率,并根据预测结果动态调整多目标优化模型中货运时效性的权重。例如,当系统预测到某批次货物的价值衰减率将从 10% 上升至 50% 时,对应的货物损失权重  $\beta$  从 0.42 动态上调至 0.50。通过这种动态权重调整机制,系统可在关键时刻自动调整货运任务的优先级,以满足高时效性需求。同时可避免非高峰时段因权重固定而导致运力资源错配与浪费。

### 1.2 三维多目标优化模型

本文构建了一个融合客运、货运与运营方三方需求的三维多目标优化模型。该模型的优化目标是同时最小化以下 3 个指标:① 乘客等待时间;② 货物滞留造成的价值损失;③ 车辆运营能耗。相比文献[4]中侧重货运的单目标或双目标模型,本文所提模型增加了乘客等待时间维度,能够系统响应客货融合场景下的双重优化需求。本文采用 NSGA-II 多目标进化算法求解该复杂模型,并生成一系列非支配的帕累托最优解集,从而为决策提供多种备选方案。

### 1.3 基于 TOPSIS 的核心决策器

为从帕累托最优解集中选出综合最优的均衡调度方案,本文采用 TOPSIS 作为核心决策器。该决策器在由 LSTM 提供的动态权重约束下运行,通过计算每个解与理想解及负理想解的相对距离进行排序。在湖南某农村的客货邮运输案例实测表明,该动态决策系统显著提升了整体性能:乘客满意度提高了 18.7%,货主损失率降低了 23.4%,运营能耗强度下降了 15.2%。相比文献[5]中的固定权重决策方法,本文引入的协同机制使 TOPSIS 决策器能够自适应实

时变化的客货运输优先级,系统的响应性与实用性均得到显著增强。

## 2 总体方案设计

### 2.1 问题分析与解决思路

当前行业在客货邮融合运输领域普遍存在以下 4 个技术问题:

1) 客货作业时间重叠机理不清,缺乏精确数学模型。现有研究未能对快递装卸与乘客上下车的时间重叠关系进行有效建模,导致系统无法量化评估不同任务序列对整体运营效率的影响,具体表现为以下 2 点:① 难以精确计算乘客额外等待时间;② 无法准确评估因延误造成的货物滞留损失。

2) 人机交互效率低,货运任务确认依赖人工。当前流程仍高度依赖驾驶员手动确认货运任务,该操作存在双重弊端:① 分散驾驶员注意力,增加行车安全风险,且手动操作会导致站点停靠时间延长;② 造成显著的信息滞后,使末端驿站无法预知车辆精确到站时间与货物详情,直接降低了交接效率。

3) 系统模型割裂,缺乏客货双目标协同优化框架。现有车辆调度与物流路径规划技术未能有效结合。前者侧重于纯客运导航,后者侧重于静态物流路径规划。二者均未能构建一个统一响应客货运输需求冲突并实现协同优化的全局模型,导致系统协同能力不足。

4) 调度体系僵化,缺乏协同再优化能力。面对突发性大件货物运输需求,依赖人工调度与竞价机制的现有体系响应迟缓,其原因在于系统架构缺乏将临时任务快速纳入全局优化模型并进行实时重规划的能力。

为解决上述问题,本文提出客货邮融合运输的多任务协同优化方法。该方法旨在实现以下目标:① 协同权衡与实时优化客运等待时间、货物滞留损失与车辆能耗等多个目标;② 协同生成最优任务执行方案(包括路径规划与承运选择);③ 通过高效的信息交互机制,确保方案在车辆、驿站与云端等终端间的协同执行,从而系统性地提升整体运输效能。

### 2.2 系统总体架构

本方法的系统总体方案架构如图 1 所示,该架构采用自下而上的四层结构,各层功能描述如下:

1) 数据采集层。该层构成了整个系统的感知基础,集成了多源异构的传感设备,负责实时采集全链

路的关键数据。车载定位模块通过北斗和 GPS 双模定位系统持续获取高精度的车辆轨迹;驿站传感器模块则借助三维体积扫描仪和动态称重托盘,实时捕获货物的体积与重量信息;此外,该层还集成了电池、电机、电控单元的车载智能终端,并通过其搭载的温度传感器与监控镜头,持续监测车厢内的环境参数(如温度与视频影像)。

2) 网络传输层。该层构建了一个融合通信网络以联通系统各节点:①基于驿站 Mesh 网络提供应急通信能力;②通过车-云通信单元及常规数据传输通道,建立车载智能终端与驿站终端之间的稳定、高效连接,为决策优化层及执行控制层提供畅通的信息桥梁。

3) 决策优化层。该层作为系统的智能中枢,是实现智慧调度的核心,主要由三大关键组件协同构

成。各组件功能如下:①时空数据库负责统一存储与管理车辆轨迹、驿站服务时间、道路限行规则及量化后的运输冲突数据;②多目标优化引擎基于时空数据库中的数据求解复杂的调度问题;③动态权重控制器内嵌 LSTM 神经网络预测模块,用于实时预测系统状态并自适应计算优化权重,从而使决策能够协同响应实际运营需求。

4) 执行控制层。该层是优化决策得以落地的最终环节,面向不同角色部署了终端交互系统:车载终端面向驾驶员,提供实时的运输路径指引与收发货提醒;驿站终端面向快递人员,用于处理运力请求的提交、任务通知的接收与确认,以及收货提醒的接收,从而将系统的智能指令转化为具体操作。

上述四层结构通过垂直协同,实现了“数据采集→传输→优化决策→指令执行”的闭环控制。

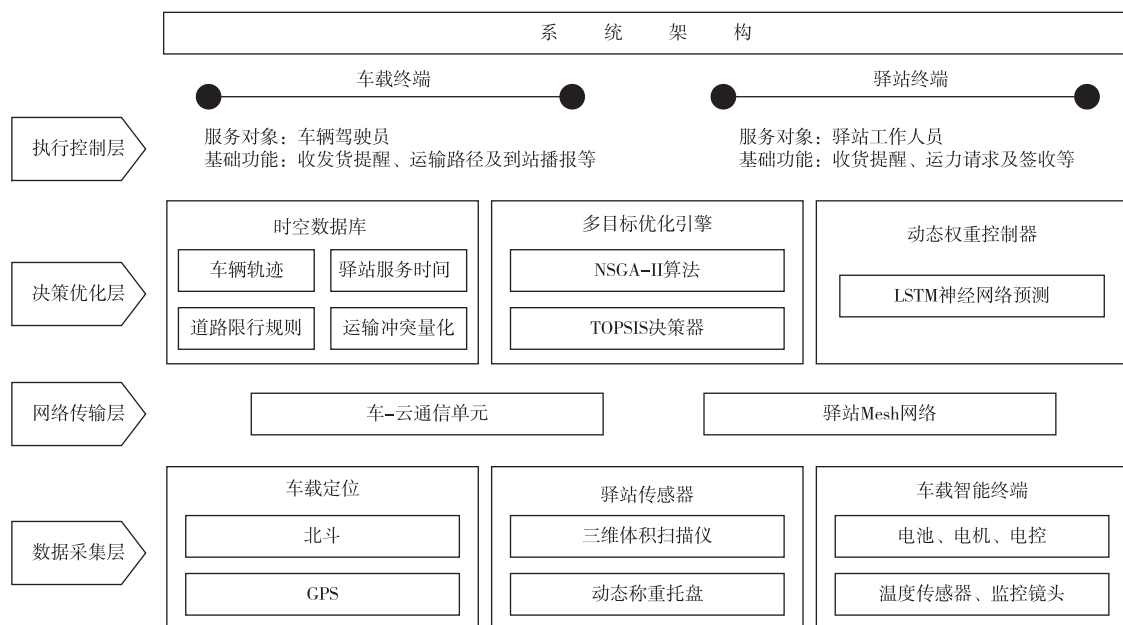


图1 系统总体方案架构

### 3 实施方案

本文提供了一种客货邮融合运输的多任务协同优化方法,该方法的具体步骤见3.1~3.7节。

#### 3.1 数据接收

系统接收的两类基础数据分别为车辆实时位置数据与货物属性数据。

1) 车辆实时位置数据由安装在车辆上的车载定位模块提供。该模块集成北斗和 GPS 卫星导航系统及惯性测量单元<sup>[6]</sup>,可持续采集车辆的高精度位置、

速度和航向信息。上述信息用于跟踪车辆状态、预测到达时间和规划路径。

2) 货物属性数据源自驿站传感模块。该模块利用传感器(如三维体积扫描仪、动态微距托盘)<sup>[7]</sup>在货物交接点(驿站)采集待运输货物的体积和重量信息,这些数据直接关系到车辆的载重能力约束、任务执行时间估算及价值损失计算。

上述两类数据通过网络传输层上传至云端协同平台。传输方式包括常规的双模通信,以及特定情况下(如应急广播时)启用的 Mesh 网络。

### 3.2 构建多目标优化模型

系统通过定时周期触发或事件触发机制启动优化流程。优化流程触发后,系统采集车辆实时位置、货物属性及实时运输任务等数据,并利用这些数据构建与求解多目标优化模型。

当系统收到定时周期触发或事件触发信号(如新增货运任务、车辆位置偏移量超过阈值、驿站发出的应急运力请求)时,云端协同平台基于实时接收的车载定位模块提供的车辆实时位置数据、驿站传感模块提供的货物属性数据(如体积、重量、声明价值或标准运费率)及当前待处理的实时客运与货运业务数据,启动多目标优化模型的构建<sup>[8]</sup>。该模型的目标是量化客运准时性、货物时效性与运输经济性之间的矛盾,并通过权衡与求解实现系统最优,具体步骤如下:

步骤 1:确定决策变量。模型的决策变量包括:车辆路径序列(途经站点顺序)、驿站停靠计划(停靠驿站及对应服务时间)、承运车辆选择(针对应急货运任务)及任务执行时序(各任务开始与结束时间)。

步骤 2:构建如式(1)所示的最小化目标函数。

$$F = \alpha \cdot \sum_i P_i + \beta \cdot \sum_j C_j + \gamma \cdot \sum_k E_k \quad (1)$$

式中: $F$ 为多目标优化模型的总目标函数值; $\alpha$ 为乘客等待权重; $\beta$ 为货物损失权重; $\gamma$ 为车辆额外能耗权重; $P_i$ 为乘客 $i$ 的等待时间超出量(其值为实际等待时间减去期望等待时间); $C_j$ 为货物 $j$ 的价值滞留损失,其计算公式如式(2)所示; $E_k$ 为车辆 $k$ 的预估额外能耗(相对于原客运基线)。

$$C_j = V_j \cdot f(D_j) \quad (2)$$

式中: $V_j$ 为货物声明价值或标准运费率; $D_j$ 为预计延迟时间; $f(D_j)$ 为价值衰减函数, $f(D_j) = \min(1, k \cdot D_j)$ ,其中 $k$ 为衰减系数。

步骤 3:对目标函数进行归一化处理,具体公式如式(3)~(6)所示。

$$P' = \frac{\sum_i P_i - W_{\min}}{W_{\max} - W_{\min}} \quad (3)$$

$$C' = \frac{\sum_j C_j - L_{\min}}{L_{\max} - L_{\min}} \quad (4)$$

$$E' = \frac{\sum_k E_k - E_{\min}}{E_{\max} - E_{\min}} \quad (5)$$

$$B' = \frac{B - U_{\min}}{U_{\max} - U_{\min}} \quad (6)$$

式中: $P'$ 为归一化后的乘客等待时间超出量之和;

$W_{\min}$ 和 $W_{\max}$ 分别为预估的该周期内乘客等待时间的可能最小值和最大值; $C'$ 为归一化后的货物价值滞留损失之和; $L_{\min}$ 和 $L_{\max}$ 分别为货物损失的可能最小值和最大值; $E'$ 为归一化后的车辆额外能耗之和; $E_{\min}$ 和 $E_{\max}$ 分别为车辆额外能耗的可能最小值和最大值; $B'$ 为归一化后的承运报价; $B$ 为原始承运报价; $U_{\min}$ 和 $U_{\max}$ 分别为承运报价的预估最小值和最大值。

归一化范围基于历史数据与实时路况预测确定,最终目标函数如式(7)所示。

$$F' = \alpha \cdot P' + \beta \cdot C' + \gamma \cdot E' \quad (7)$$

式中: $F'$ 为归一化后的总目标函数值,用于常规优化场景。

步骤 4:设置如式(8)所示的车辆载重约束。

$$\sum_{m \in M_v} G_m \leq G_v, \forall v \quad (8)$$

式中: $M_v$ 为分配给车辆 $v$ 的任务集合; $G_m$ 为任务 $m$ 的货物重量; $G_v$ 为车辆 $v$ 的最大载重能力。

步骤 5:设置如式(9)所示的站点服务时间窗约束。

$$T_e \leq T_s \leq T_l, \forall s \quad (9)$$

式中: $T_s$ 为车辆到达站点 $s$ 的时间; $T_e$ 为站点最早服务时间; $T_l$ 为站点最晚服务时间。

在上述变量与目标函数的基础上,引入道路通行限制约束和任务必须性约束,再综合决策变量、归一化后的目标函数(见步骤 3)、车辆载重约束(见步骤 4)及站点服务时间窗约束(见步骤 5),构建完整的多目标优化模型。

当系统响应应急运力请求时,需对 3.2 节中步骤 2 中的目标函数进行扩展,其具体形式如式(10)所示。

$$F'' = \alpha \cdot P' + \beta \cdot C' + \gamma \cdot E' + \delta \cdot B' \quad (10)$$

式中: $F''$ 为应急运力请求场景下的扩展总目标函数值; $\delta$ 为可配置的成本权重系数。

### 3.3 生成帕累托最优解集

将 3.2 节构建的多目标优化模型(包含归一化后的目标函数,以及车辆载重、站点时间窗、道路通行限制、任务必须性等约束)导入 NSGA-II 算法进行求解。该算法通过初始化种群、选择、交叉、变异等遗传操作迭代进化,借助非支配排序划分帕累托前沿,利用拥挤度比较维持种群多样性,从而在决策空间中高效搜索,最终输出一组帕累托最优解集<sup>[9]</sup>。

该解集中的每个解均代表一个可行的运输方案,包含车辆路径序列、驿站停靠计划、承运车辆选择及

任务执行时序等决策变量值。每个解均为帕累托最优解(即非支配解),该解无法在不损害其他目标的前提下改善任一目标。这些解共同构成了描述客货任务多目标冲突权衡的帕累托前沿。

### 3.4 调整多目标优化模型的权重系数

基于当前运输模式标签及货物价值衰减预测趋势,调整所述多目标优化模型的权重系数。

将当前运输模式和历史运输数据输入至预训练的 LSTM<sup>[10]</sup>,由该网络输出瞬时衰减率  $\hat{r}(t)$ ,进而通过式(11)计算当前周期的平均衰减率  $r$ 。

$$r = \frac{1}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} \hat{r}(t) dt \quad (11)$$

式中:  $t_0$  为当前时间点;  $T$  为预测周期时长;  $dt$  为积分变量。

根据  $r$  计算动态货物损失权重,其计算公式如式(12)所示。

$$\beta = \beta_{\text{base}} \times (1 + \mu \cdot r) \quad (12)$$

式中:  $\beta_{\text{base}}$  为货物损失基础权重值(预设常数,如 0.4);  $\mu$  为预设放大系数(预设常数,如 0.5)。

若当前运输模式为客运高峰,则  $\alpha$ 、 $\beta$  和  $\gamma$  的值如式(13)~(15)所示。

$$\alpha = \alpha_{\text{base}} \times \lambda_p \quad (13)$$

$$\beta = \beta_{\text{temp}} \times \frac{1 - \alpha}{1 - \alpha_{\text{base}}} \quad (14)$$

$$\gamma = \gamma_{\text{base}} \times \frac{1 - \alpha}{1 - \alpha_{\text{base}}} \quad (15)$$

式中:  $\beta_{\text{temp}}$  为经衰减率调整的中间权重;  $\lambda_p$  为客运高峰上调因子(可设为 1.2);  $\alpha_{\text{base}}$  为乘客等待基础权重(可设为 0.4);  $\gamma_{\text{base}}$  为能耗基础权重(可设为 0.2)。

调整后的权重满足归一化约束:  $\alpha + \beta + \gamma = 1$ 。

若当前运输模式为货运优先,则  $\beta$ 、 $\alpha$  和  $\gamma$  的值如式(16)~(18)所示。

$$\beta = \beta_{\text{temp}} \times \lambda_f \quad (16)$$

$$\alpha = \alpha_{\text{base}} \times \frac{1 - \beta}{1 - \beta_{\text{base}}} \quad (17)$$

$$\gamma = \gamma_{\text{base}} \times \frac{1 - \beta}{1 - \beta_{\text{base}}} \quad (18)$$

式中:  $\lambda_f$  为货运优先上调因子(可设为 1.3)。

对调整后的权重进行归一化处理,以满足约束条件  $\alpha + \beta + \gamma = 1$ ,并在此基础上更新目标函数。若当前运输模式为常规模式,则直接采用基础权重值。

### 3.5 选取最优运输方案

将生成的帕累托最优解集输入到 TOPSIS 决策器

中<sup>[11]</sup>,结合调整后的权重系数计算各解相对贴近度,并选取相对贴近度最大的解作为最优运输方案。具体计算步骤如下:

步骤 1: 将所述帕累托最优解集构建为评价矩阵  $X$ ,如式(19)所示。

$$X = \begin{bmatrix} P'_1 & C'_1 & E'_1 \\ P'_2 & C'_2 & E'_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ P'_n & C'_n & E'_n \end{bmatrix} \quad (19)$$

式中:  $P'_i$  为第  $i$  个解的归一化乘客等待时间超出量 ( $i=1,2,\dots,n$ );  $C'_i$  为第  $i$  个解的归一化货物价值滞留损失;  $E'_i$  为第  $i$  个解的归一化车辆额外能耗。

步骤 2: 将调整后的权重系数分配给评价矩阵的各列。该步骤定义为构建加权矩阵  $V$ ,具体形式见式(20)。

$$V = \begin{bmatrix} \alpha \cdot P'_1 & \beta \cdot C'_1 & \gamma \cdot E'_1 \\ \alpha \cdot P'_2 & \beta \cdot C'_2 & \gamma \cdot E'_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \alpha \cdot P'_n & \beta \cdot C'_n & \gamma \cdot E'_n \end{bmatrix} \quad (20)$$

式中:  $\alpha \cdot P'_i$  为第  $i$  个帕累托最优解在乘客等待时间目标上的加权归一化值;  $\beta \cdot C'_i$  为货物  $i$  的损失;  $\gamma \cdot E'_i$  为车辆  $i$  能耗目标上的加权归一化值。

步骤 3: 基于分配权重后的评价矩阵,确定各列目标值的最小值以形成正理想解  $A^+$ 。 $A^+$ 是由所有优化目标的最优值构成的参考解,其形式如式(21)所示。

$$A^+ = [v_1^+, v_2^+, v_3^+] \quad (21)$$

式中:  $v_j^+$  表示  $A^+$  在第  $j$  个目标上的值 ( $j=1,2,3$ , 分别对应乘客等待、货物损失、能耗目标),  $v_1^+ = \min_i (\alpha \cdot P'_i)$ ,  $v_2^+ = \min_i (\beta \cdot C'_i)$ ,  $v_3^+ = \min_i (\gamma \cdot E'_i)$ 。

步骤 4: 基于分配权重后的评价矩阵,确定各列目标值的最大值以形成负理想解  $A^-$ 。 $A^-$ 是由所有优化目标的最差值构成的参考解,具体形式如式(22)所示。

$$A^- = [v_1^-, v_2^-, v_3^-] \quad (22)$$

式中:  $v_j^-$  表示  $A^-$  在第  $j$  个目标上的值 ( $j=1,2,3$  分别对应乘客等待、货物损失、能耗目标),  $v_1^- = \max_i (\alpha \cdot P'_i)$ ,  $v_2^- = \max_i (\beta \cdot C'_i)$ ,  $v_3^- = \max_i (\gamma \cdot E'_i)$ 。

步骤 5: 针对所述评价矩阵中的每个解,计算该解与  $A^+$  的欧氏距离,具体形式如式(23)所示。

$$S_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^3 (V_{ij} - v_j^+)^2} = \sqrt{(\alpha P'_i - v_1^+)^2 + (\beta C'_i - v_2^+)^2 + (\gamma E'_i - v_3^+)^2} \quad (23)$$

式中:  $S_i^+$  为第  $i$  个解到  $A^+$  的欧氏距离;  $V_{ij}$  为加权评价矩阵元素, 表示第  $i$  个解在第  $j$  个目标上加权归一化值。

步骤 6: 针对评价矩阵中的每个解, 计算该解与  $A^-$  的欧氏距离, 具体形式如式 (24) 所示。

$$S_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^3 (V_{ij} - v_j^-)^2} = \sqrt{(\alpha P'_i - v_1^-)^2 + (\beta C'_i - v_2^-)^2 + (\gamma E'_i - v_3^-)^2} \quad (24)$$

式中:  $S_i^-$  为第  $i$  个解到  $A^-$  的欧氏距离。

步骤 7: 计算每个解与  $A^+$  和  $A^-$  的相对贴近度<sup>[12]</sup>, 具体公式如式 (25) 所示。

$$C_i = S_i^- / (S_i^+ + S_i^-) \quad (25)$$

式中:  $C_i$  为第  $i$  个解的相对贴近度,  $C_i$  越大表示解  $i$  的综合性能越好。

### 3.6 下发最优运输方案

将选取的最优运输方案 (含车辆路径、驿站停靠计划、任务时序等) 下发至相关车载终端和驿站终端。车载终端接收导航与任务提醒, 驿站终端获取货物清单及车辆到站时间。任务完成后终端自动反馈执行状态。

### 3.7 发送提醒指令

根据车辆的实时位置与速度, 计算到达目标驿站的时间。当车辆驶入预设距离阈值范围内时, 发送任务提醒指令至相关车载终端及驿站终端。

## 4 实验与结果分析

### 4.1 实验设计

为验证本文所提算法的有效性, 选取湖南省某农村地区的客货邮运输网络作为研究对象, 实验环境设置如下:

1) 场景设置。选取典型城乡结合部公交线路, 该线路全长 25 km, 共设 12 个驿站。

2) 数据生成。① 车辆数据: 模拟 10 辆新能源城市客车, 载重范围为 8~12 t; ② 货物数据: 生成日均 300 件快递, 体积为 0.1~0.5 m<sup>3</sup>, 质量为 5~30 kg; ③ 任务数据: 设置客运高峰 (7:00—9:00)、常规时段、货运优先 (14:00—16:00) 3 种模式。

实验采用 3 种方法进行对比: ① 单目标优化 (仅考虑乘客等待); ② 固定权重多目标优化 ( $\alpha=0.4, \beta=0.4, \gamma=0.2$ ); ③ 本文动态权重调整方法。

### 4.2 关键实验结果

本节从以下 4 个方面展示关键实验结果。

1) 动态权重调整验证。由图 2 可知, 当货物价值衰减率预测值从 10% 增至 50% 时, 货物损失权重  $\beta$  从 0.42 动态调整至 0.50, 验证了 LSTM 预测衰减率对权重调整的驱动作用。通过此动态调整机制, 系统能够在运输高价值货物时自动增大货物损失权重, 从而更有效地减少货主的经济损失。

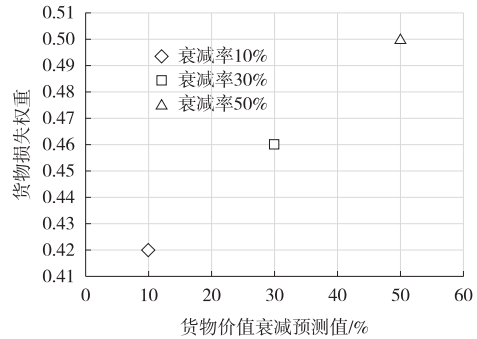


图2 动态权重调整机制验证

2) 多模式性能对比。图 3 展示了 3 种不同运输模式的性能对比。根据图 3 数据计算可知, 相比于常规模式, 客运高峰模式使乘客等待时间缩短了 21.9%, 但货物损失率增加了 42.5%; 相比于常规模式, 货运优先模式使货物损失率降低了 27.6%, 但乘客等待时间增加了 40.0%。常规模式实现了 3 个指标的平衡, 验证了多目标优化的必要性。

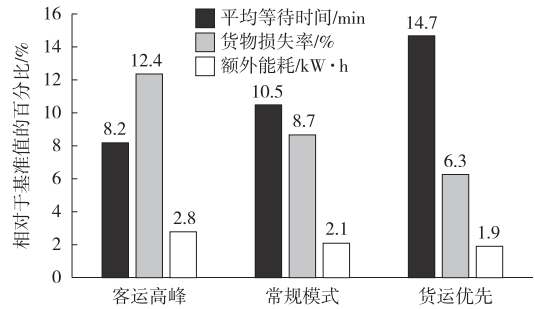


图3 不同模式运输性能对比

3) 综合效益分析。本文方法在 3 种模式下的综合效益雷达图如图 4 所示。从图 4 可以看出: ① 客运高峰模式优先保障准点性; ② 货运优先模式显著降低货物滞留损失; ③ 常规模式实现基本平衡。上述对比验证了动态权重机制可根据运输模式自适应调整, 实

现差异化综合效益。

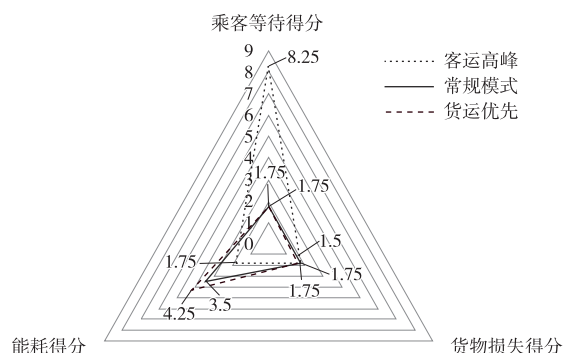


图4 综合效益雷达图

此外,相较于传统固定权重方法,TOPSIS 决策器选出的最优方案实现了三重改善:①乘客满意度提升了 18.7%;②货主损失降低了 23.4%;③运营能耗减少了 15.2%。

4) 方法优越性验证。该方法的优越性体现在以下 3 个方面:①动态适应性:通过 LSTM 预测的衰减率调整权重,使系统在水果运输季(价值衰减快)自动提升  $\beta$  权重。实测表明,该机制下的货物损失率比固定权重法降低了 19.3%。②多目标平衡:NSGA-II 生成的帕累托前沿包含 37~52 个非支配解,为决策提供丰富的选择空间。③实时性验证:500 次模拟实验显示,算法平均求解时间为 12.7 s,满足实时调度时长小于 15 s 的需求。

## 5 结束语

本文针对客货邮融合运输中的多目标优化问题,提出了基于 LSTM 衰减率预测的动态权重协同调整机制,并结合 NSGA-II 与 TOPSIS 构建了“预测-优化-决策”一体化方法。实验结果表明,该方法在客运高峰、常规时段、货运优先三种模式下均能有效平衡乘客等待、货物损失和能耗目标,综合性能显著优于固定权重法,且算法求解时间满足实时调度需求。未来将引入动态扰动和充电约束以增强方法适用性。

## 参考文献:

- [1] 交运发[2023]179号:关于加快推进农村客货邮融合发展的指导意见[R/OL]. (2023-12-23) [2025-07-22]. [https://xxgk.mot.gov.cn/2020/jigou/ysfws/202401/t20240102\\_3979968.html](https://xxgk.mot.gov.cn/2020/jigou/ysfws/202401/t20240102_3979968.html).
- [2] 中研网. 2025 年中国配送中心行业:供应链协同与优化趋势[EB/OL]. (2025-06-18) [2025-07-22]. <https://big5.chinairm.com/news/20250618/161019617.shtml>.
- [3] 李冰,刘琪,朱静. 风险触发的动态负载物流网络中断和修复研究[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2024,46(3):349-356.
- [4] 廖伊杰,孟芳. 基于改进 NSGA-II 的多目标生鲜冷链配送路径优化[J]. 电子商务评论,2025,14(1):2452-2462.
- [5] 叶茂,王鲁,马志东. 基于 TOPSIS 的改进双层多目标优化算法研究[J]. 计算机仿真,2022,39(12):403-407.
- [6] Yuan Quan, Yan Fuwu, Yin Zhishuai, et al. An integrated LSTM-rule-based fusion method for the localization of intelligent vehicles in a complex environment[J]. Sensors,2024,24(12):4025.
- [7] 常轩铭,韦庆明,崔赟龙,等. 多模态融合轻量级视觉系统的仓储货物识别适应性研究[J]. 邮电设计技术,2025(6):1-5.
- [8] 牛昊一,陈新宇,吴维敏,等. 基于多阶段动态决策机制的物流车辆调度模型[C]//第32届中国过程控制会议(CPCC2021)论文集,2021:1509-1510.
- [9] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2002,6(2):182-197.
- [10] 徐超毅,胡望敏. 安徽省生鲜农产品冷链物流需求预测研究[J]. 哈尔滨商业大学学报(自然科学版),2024,40(4):485-493.
- [11] Petrovic S, Slam J K, Trautrim A. NSGA-II and TOPSIS for a multi-objective vehicle routing problem with ecological considerations; international series in operations research & management science [M] // Berlin: Springer, 2024: 721-750.
- [12] 常青,刘德生,杨阳. 改进 TOPSIS 的多属性决策方法[J]. 兵工自动化,2024,43(6):49-55.