车辆路径与协同配送专题

DOI:10.11721/cqnuj20260206

动态需求下基于弹性充电的电动货车路径优化研究*

李四兰[1,2]，沈芝彤[2]
(1. 武汉科技大学 服务科学与工程研究中心；2. 武汉科技大学 管理学院，武汉 430065)

摘要：为解决电动货车在动态需求环境中受续航限制与静态充电规划制约而导致的配送效率低、运营成本高等问题，以实时路径优化与弹性充电机制为核心，构建“初始化路径-动态调整-弹性适配”全流程优化框架。首先以含路径、充电、时间窗惩罚成本和派遣成本的最小化总运营成本为目标建立数学模型；其次打破传统固定站点的静态充电模式，采用自适应大领域搜索设计动态充电决策逻辑，在路径动态调整阶段实时筛选最优充电站点，并结合车辆剩余电量，为后续配送任务灵活设定充电时长，实现充电机制与路径规划的深度协同。仿真算例结果表明，该优化机制在运营成本降低及充电资源利用效率上均明显优于传统方法，可为电动货车城市配送的高效运营提供理论依据与实践方案。

关键词：电动货车；动态需求；弹性充电；自适应大领域搜索；路径优化
中图分类号：O221.3；U491　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1672-6693(2026)02-0075-10

随着“双碳”目标由顶层设计走向层层分解，2030 年碳达峰正进入倒计时，交通领域作为仅次于能源电力的第二大碳排放源，受到政策与市场的高度关注；与此同时，国务院颁布的《新能源汽车产业发展规划(2021—2035)》《“十四五”现代流通体系建设规划》《减污降碳协同增效实施方案》等文件密集落地，城市物流电动化在政策的推动下正在走向规模化。在财政补贴退坡、油电价差扩大、核心城市燃油车路权收紧的多重推力下，电动货车凭借零尾气排放、全生命周期碳足迹持续下降、噪声-振动-声振粗糙度友好等突出优势，迅速取代传统柴油卡车，成为商超补货、快递干线、社区团购、冷链即配等城市配送场景的核心运力；电动货车的渗透率已从 2020 年的 3.8%跃升至 2024 年的 24.5%，同时在深圳、成都等首批绿色货运配送示范城市，新能源货车的占比也正快速攀升，这些城市的中心城区新增车辆电动化率已接近 100%，标志着城市物流正由“柴油经济”加速迈向“零碳运力”的新阶段。

然而，电动货车的运营也面临着双重约束：一方面，城市物流需求波动较大，如突发订单、商品退货、道路受阻等场景易导致动态需求实时变化；另一方面，电动货车续航有限且充电耗时较长，传统固定路径规划与刚性充电策略难以适配需求动态性与充电不确定性，易引发配送延误、运力浪费等问题，从而制约电动货车的规模化应用。

1　文献综述

电动货车路径优化的核心矛盾始终围绕“需求特性-车辆约束-路径效率”的适配性展开，现有研究可按需求假设的静态/动态属性划分为两大方向。

在静态需求研究领域，早期成果多聚焦于固定订单场景下的续航约束突破。Sun[1]总结了早期静态场景下的研究成果，但该成果未覆盖订单实时变化和充电站排队动态这样的动态场景。Rafael 等人[2]在客户需求、路网参数及充电资源均为静态固定的需求假设下，提出考虑地形、速度曲线与车辆质量的两阶段电动货车路径优化模型。Bruglieri 等人[3]提出无克隆充电站的混合整数线性规划模型，但却无法应对突发订单或临时道路管制的情形。巩亮等人[4]对静态场景的研究局限于“单一参数优化”且缺乏油电混合车队在“静态路网＋多约束”下的系统性整合，也未衔接动态场景的实际需求。此外，Zhang 等人[5]虽细化了电动货车能耗模型，但路径规划仍基于静态需求输入。文献[6-10]围绕动态车辆路径规划展开，或通过拆分动态问题、解除配送约束和采用特定算

* **收稿日期**：2025-10-23　**修回日期**：2025-11-26　**网络出版时间**：2026-04-10T13:58
资助项目：武汉科技大学服务科学与工程研究中心开放基金资助课题(No. 2025ISSEB03)
第一作者简介：李四兰，女，副教授，博士，研究方向为消费行为与服务管理，E-mail：lsl2001168@126.com；**通信作者简介**：沈芝彤，女，E-mail：1565629893@qq.com
网络出版地址：https://link.cnki.net/urlid/50.1165.N.20260409.1445.006

法等方式优化路径,或构建动态路网以提升需求响应与资源配置效率,但部分研究存在动态需求覆盖不完整、未充分纳入续航与充电约束等局限。姜广田等人[11]提出将全天配送周期划分为多个连续的30 min时间窗,在每个时间窗内实时纳入新增订单并重构路径,有效提升了对动态需求的响应能力。高颖等人[12]对时间窗进行了重叠判别和排序计算,实时规划自动导引车辆运行路径,减少冲突等待时间和总体运行耗时。

充电策略作为电动货车运营的关键支撑,按决策逻辑可分为被动响应与主动规划,这2类策略均存在与动态场景适配性不足的局限。在被动充电策略方面,核心逻辑是基于车辆剩余电量触发充电行为。现有成果多以车辆剩余电量为核心触发条件,例如设定电量阈值、匹配行驶距离计算所需电量或基于历史数据规划等,虽具有执行简便或成本优化等优势,如部分充电策略可节约24.03%总配送成本,但普遍存在未考虑充电站实时拥堵、充电桩功率差异或突发故障应对不足等局限[13-16]。

现有研究逐步意识到"需求-路径-充电"协同优化的重要性,但多采用"串行优化"模式或忽略关键影响要素,难以满足实际物流运营的实时性与精准性要求。从协同优化模式来看,多数研究仍遵循"先调路径、再定充电"的串行逻辑,未实现路径与充电的同步决策。张传琪等人[17]构建了融合服务途中动态拥挤的多车型车辆路径模型,但未考虑需求波动、车辆数量约束及车辆装载对路径成本的影响,模型在复杂场景适配性受限。Wu等人[18]则基于实时负载能耗需求设计了"不完全充电策略",按需调整充电量以避免资源浪费,体现对负载动态变化的响应。胡路等人[19]虽在路径调整后引入了对充电站的实时空闲状态筛选,但未考虑充电时长对后续配送任务的影响。从多要素量化建模来看,现有研究对能耗、充电成本的计算仍显粗糙,影响了优化结果的精准性。谢凝等人[20]研究了采用"单位距离固定能耗"假设能耗为1 kW·h·km^{-1},未考虑动态载重对能耗的影响。例如,车辆满载时的能耗通常较空载时增加30%左右,若忽略该差异,能耗计算误差率约可达25%,导致充电时长规划不足或过度。

通过梳理上述相关文献,目前研究主要存在以下不足:

1)需求侧假设与实际脱节:多数研究以静态需求为前提,即使涉及动态需求也仅聚焦路径调整,未将动态订单变化与电动货车续航约束、充电调度深度绑定,导致路径可行性与充电效率难以兼顾;

2)充电策略缺乏弹性适配能力:被动策略忽略充电站实时运营状态,例如排队、功率波动等运营状态,主动策略依赖固定路径框架,当动态需求引发路径重构时,充电方案易失效,无法灵活响应电量与任务的动态匹配需求;

3)多要素协同优化存在局限:现有协同模式多为"路径调整后再规划充电"的串行逻辑,且优化周期过长,难以满足城市物流中短时订单波动的实时性要求,制约了电动货车的发展。

为此,本文提出"初始化路径-动态调整-弹性适配"全流程优化机制,旨在构建更贴合实际运营的决策框架。

2 问题描述及模型建立

2.1 问题描述

本文研究场景设定为城市电动货车配送系统,核心服务对象包括商超补货、快递末端配送和社区团购履约等典型城市物流场景,研究对象为多辆具备充电需求的电动货车,需在动态需求环境下完成从固定配送中心出发、服务指定客户节点后返回配送中心的全流程配送任务。

本文作出以下基本假设。

假设1 配送车辆为统一类型的电动货车,电动货车从配送中心出发,完成任务后需回到配送中心,每辆电动货车只行驶1条路线。

假设2 每条路线上每个客户的需求总量不超过车辆的承载能力。

假设3 车辆在充电站完成充电后方可继续行驶。

假设4 车辆的能耗与行驶里程成正比,不考虑车速变化的对能耗的影响,即车辆匀速行驶。

假设5 充电速度恒定。

2.2 模型建立

1)符号定义

本文的电动货车路径规划定义在一个完全有向图$G=(V,E)$中,其中V为所有节点的集合,包括店铺点集合V_s、充电站集合V_c及车辆配送中心出口和入口集合O;E为所有边的集合,表示节点间可行的行驶路径。每条边$(i,j)\in E$关联有行驶距离d_{ij}、行驶时间t_{ij}及相应的行驶成本。该图结构允许动态变化,例如新增店铺节

点 V_{sd} 或充电站节点可实时插入集合 V_c 中，以适应订单取消、新订单生成等实时事件，从而支持动态路径优化。

为明确模型边界与变量关系，定义以下关键符号，如表 1 所示。

表 1　参数及变量符号说明

Tab. 1　Parameter and variable symbol description

符号	含义	符号	含义
Z	总成本	B	电池容量
V	节点集合，包括配送中心、店铺集合和充电站集合	p	充电功率
O	配送中心集合	c_{ij}	从节点 i 到节点 j 的行驶成本
O'	虚拟配送中心集合，即车辆当前所在店铺或即将到达的下一个店铺	c_{ch}	单位电量充电成本
		c_{pen}	单位时间窗违反惩罚成本
V_s	店铺集合	C_n	单位派遣成本
V_{sd}	动态新增店铺点	t_{charge}	电动货车在充电站节点 i 的充电耗时
V_s^1	尚未服务到的店铺集合	x_{ijk}	车辆 k 是否从节点 i 驶向节点 j
V_c	充电站集合	y_{ik}	车辆 k 是否服务节点 i
K	电动货车集合	t_{ik}	车辆 k 到达节点 i 的时刻
D	动态事件集合	d_{ij}	节点 i 到节点 j 的行驶距离
e_i，l_i	节点 i 的时间窗	s_{ik}	车辆 k 到达节点 i 的时间
d_i	店铺节点 i 的货物需求量	q_{ik}	车辆 k 离开节点 i 时的剩余电量
b_i	在节点 i 服务的时长	z_{ik}	车辆 k 在充电站节点 i 的充电量
Q	车辆最大载重	M_{ik}^1	车辆 k 到达节点 i 时的剩余配送货物质量
h_i	节点 i 待配送的货物量	M_{ik}^2	车辆 k 离开节点 i 时的剩余配送货物质量
r_i	节点 i 待收取的退货量	A_{ik}^1	车辆 k 到达节点 i 时载有的退货量
q_{ik}	车辆 k 在节点 i 的电量	A_{ik}^2	车辆 k 离开节点 i 时载有的退货量
q_{jk}	车辆 k 在节点 j 的电量	t_{ij}	车辆 k 从节点 i 到节点 j 的行驶时间
y_k	0-1 变量，$y_k=1$ 表示第 k 辆车被派遣使用；$y_k=0$ 表示第 k 辆车不使用	t_{ij}^1	车辆 k 从节点 i 到节点 j 的服务时间

2）数学模型

本文的电动货车路径优化模型如下：

$$\min Z=\sum_{k\in K}\sum_{i,j\in V}c_{ij}d_{ij}X_{ijk}+\sum_{k\in K}\sum_{i\in V_c}c_{\mathrm{ch}}z_{ik}+\sum_{k\in K}\sum_{i\in V_s}c_{\mathrm{pen}}\max(0,s_{ik}-l_i)+C_n\sum_{k\in K}y_k; \tag{1}$$

$$\text{s.t.}\ \sum_{k\in K}\sum_{j\in V}X_{ijk}=1,\forall i\in V_s; \tag{2}$$

$$\sum_{j\in V}X_{0jk}=1,\forall k\in K; \tag{3}$$

$$\sum_{i\in V}X_{i0k}=1,\forall k\in K; \tag{4}$$

$$\sum_{i\in V}x_{ihk}=\sum_{j\in V}x_{hjk},\forall h\in V_s\cup V_c,\forall k\in K; \tag{5}$$

$$\sum_{i\in V}\sum_{j\in V}d_iX_{ijk}\leqslant Q,\forall k\in K; \tag{6}$$

$$q_{jk}\leqslant q_{ik}-(d_{ij}r)X_{ijk}+(1-X_{ijk})B,\forall i,j\in V,\forall k\in K; \tag{7}$$

$$q_{jk}\geqslant q_{ik}-(d_{ij}r)X_{ijk}-(1-X_{ijk})B,\forall i,j\in V,\forall k\in K; \tag{8}$$

$$0\leqslant q_{ik}\leqslant B,\forall i\in V,\forall k\in K; \tag{9}$$

$$0\leqslant Z_{ik}\leqslant B-q_{ik},\forall i\in V_c,\forall k\in K; \tag{10}$$

$$t_{\text{charge}}=\frac{Z_{ik}}{p_i},\forall i\in V_c,\forall k\in K; \tag{11}$$

$$M_{jk}^{2}=M_{jk}^{1}-h_i\sum_{i\in V_s^1}X_{ijk},\forall j\in V_s^1,\forall k\in K; \tag{12}$$

$$A_{ik}^{2}=A_{ik}^{1}+r_i\sum_{i\in V_s^1}X_{ijk},\forall j\in V_s^1,\forall k\in K; \tag{13}$$

$$A_{ik}^{1}+M_{ik}^{1}\leqslant Q,\forall i\in V_s^1,\forall k\in K; \tag{14}$$

$$A_{ik}^{2}+M_{ik}^{2}\leqslant Q,\forall i\in V_s^1,\forall k\in K; \tag{15}$$

$$t_{ik}\geqslant e_i,t_{ik}+b_i\leqslant l_i,\forall i\in V_c,\forall k\in K; \tag{16}$$

$$X_{ijk}\in\{0,1\},\forall i\in V_s^1,\forall j\in V_s^1,\forall k\in K; \tag{17}$$

$$y_k\in\{0,1\},\forall k\in K。 \tag{18}$$

其中:式(1)表示目标函数分为4部分:第1部分是行驶成本,第2部分是充电成本,第3部分是时间惩罚成本,第4部分为车辆派遣成本;式(2)表示每个客户点只能被服务1次;式(3)表示车辆从配送中心出发;式(4)表示车辆返回配送中心;式(5)表示进入和离开1个节点的车辆次数相等;式(6)表示车辆的总载货量小于车辆最大载重;式(7)、(8)表示电量平衡约束,这2个约束共同确保当车辆从 i 行驶到 j 时,在 j 点的电量等于在 i 点的电量减去路上消耗的电量;式(9)表示车辆在任何点的电量必须在0和电池容量 B 之间;式(10)表示车辆在充电站的充电量不能为负,且不能超过电池剩余容量;式(11)表示在充电站的服务时间等于充电量除以充电功率;式(12)、(13)分别表示经过店铺点时,待配送的货物量、待收取的退货量的变化情况;式(14)、(15)分别表示待配送的货物量、待收取的退货量不能超过车辆的承载量;式(16)表示到达客户点时间不早于 e_i,服务结束不晚于 l_i;式(17)、(18)均为变量属性约束。

3 算法设计及实现

3.1 算法选择

自适应大邻域搜索(adaptive large neighborhood search,ALNS)算法通过动态调整破坏和修复策略,在解空间中实现全局探索与局部开发的平衡,适用于求解复杂组合优化问题。相较于传统遗传算法,ALNS在处理电动货车路径优化问题时,能更灵活地应对续航约束和多目标需求,避免陷入局部最优解。

3.2 破坏与修复策略设计

1) 破坏策略

为兼顾解空间探索的广度与针对性,本文设计了3类破坏策略,在算法迭代中随机触发,以避免陷入局部最优。

(a)随机破坏策略:随机选取当前路径中10%~30%的节点,包含店铺节点与充电节点。从解中移除,节点类型按当前路径中店铺节点与充电节点的比例随机选择。

(b)贪婪破坏策略:明确判断指标,节点的"累计时间窗惩罚值"。对当前路径中的每个店铺计算它的"累计时间窗惩罚值"P_i:$P_i=\max(0,t_{ik}-l_i)c_{\text{pen}}$,但充电节点暂不优先考虑,因时间窗惩罚主要来自配送任务,则 P_i 为该节点的惩罚成本;若为迟到,则 $P_i=0$。将所有客户节点按 P_i 的值从大到小排序,选取排序前10%~20%的节点作为"待移除节点"。直接将筛选出的"高惩罚节点"从当前路径中删除,生成不完整路径。

(c)基于续航-需求的破坏策略:针对电动货车核心约束设计,首先计算每个客户节点的"续航风险值"$R_i=q_{ik}-\varepsilon d_{ij}$,其中 ε 为单位距离能耗系数。若 $R_i<0$,则该节点为"高风险节点"。优先移除"高风险节点"与动态需求冲突节点,确保破坏后生成的解更易满足续航约束与动态需求适配性。

2) 修复策略

针对破坏后产生的不完整路径,设计了2类修复策略,与破坏策略形成组合适配,生成可行解。

(a)最近邻-电量匹配修复策略:第1步,计算被移除节点与当前路径中各节点的欧氏距离,筛选出距离前3的候选插入位置;第2步,针对每个候选位置,计算车辆到达该位置时的剩余电量能否支撑至下1个客户节点或充电节点;第3步,选择距离最近且电量匹配的位置插入节点,若均不匹配,则优先插入距离充电节点最近的

位置。

(b)时间窗-充电协同修复策略：以客户时间窗约束为核心，优先将被移除节点插入满足 $e_i \leqslant s_{ik}+b_i \leqslant l_i$ 的位置；若不存在满足条件的位置，则计算插入后的时间窗惩罚成本，同时评估插入位置周边充电站的实时状态，如充电站空闲或繁忙、充电功率等，选择“惩罚成本和充电等待成本”最小的位置插入。

3.3　自适应机制

为提升算法对动态场景的适配性，设计了“策略权重调整”自适应机制。

策略权重调整机制包括 2 类策略：每类破坏策略，包含随机、贪婪、续航-需求；修复策略，包含最近邻-电量、时间窗-充电分配。设置初始权重，所有策略初始权重均设为 1。在每轮迭代后根据策略表现更新权重。定义策略评价指标 $S=\alpha \cdot \Delta Z+\beta \cdot T$，其中：$\Delta Z$ 为该策略生成解与当前最优解的成本差，T 为解生成时间，$\alpha=0.7$，$\beta=0.3$。若 S 为正值，即解更优或生成更快，则权重增加 0.1；若为负值，则权重减少 0.05，权重下限为 0.1。

3.4　算法流程

算法流程如图 1 所示。

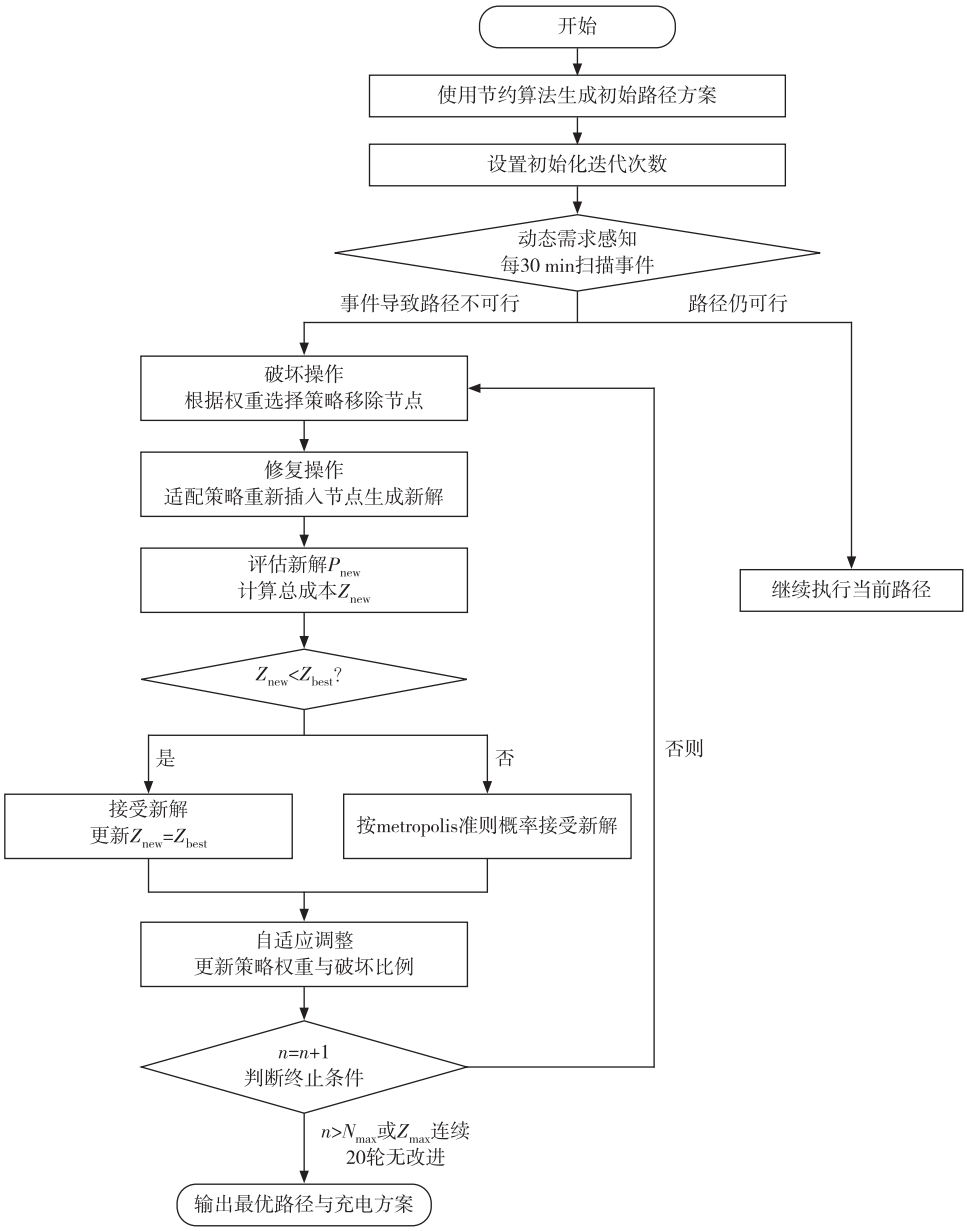

图 1　算法流程图

Fig. 1　Algorithm flowchart

4 实验仿真及结果分析

本实验的电脑系统为 Window 11,基于 Python 3.12(64-bit)实现,硬件环境为 Intel Core i5-1135G7 处理器(2.42 GHz)、16 GB 内存。本实验中 ALNS 算法的参数设置如下:最大迭代次数 $N_{max}=500$,初始温度 $T_0=100$,温度衰减系数 $\alpha=0.95$,破坏策略初始权重均为 1,修复策略初始权重均为 1,破坏节点比例范围 10%～30%。

4.1 场景设置

本文选取市场上某品牌的主流 4.5 t 电动货车为原型,参数设置如下:电池容量 $B=100$ kW·h,单位距离空载能耗为 0.25 kW·h·km^{-1},满载能耗较空载增加 30%,即 0.325 kW·h·km^{-1},最大载重 $Q=4.5$ t,行驶速度设定为恒定的 60 km·h^{-1},行驶成本 0.8 元·km^{-1}。客户时间窗集中在 9:00—14:00,单位时间窗惩罚成本 $c_{pen}=5$ 元·min^{-1}。

充电站运营状态分为空闲与繁忙 2 种,等待时间随机为 0～30 min,模拟物流高峰时段拥堵,充电功率恒定为 120 kW;分时电价参考北京市 2024 年充电服务费标准:峰时(8:00—11:00、18:00—21:00)$\lambda_{peak}=1.5$ 元·(kW·h)$^{-1}$,谷时(22:00—次日 7:00)$\lambda_{valley}=0.6$ 元·(kW·h)$^{-1}$,平峰时(11:00—18:00)$\lambda_{flat}=1.0$ 元·(kW·h)$^{-1}$。

店铺点需求量为 0.2～1.4 t,退货量为 0～0.4 t,服务时间为 8～50 min;配送中心编号为 0,店铺点编号为 1～24,充电站编号为 C1～C3。

4.2 实验设计

本文设置配送中心坐标为(0,0),需要配送 24 个店铺点,店铺点的信息如表 2 所示,派遣费用为 200 元·车$^{-1}$,车辆于早上 8:00 从配送中心出发,工作时间为[8:00,17:00]。本文设定 11 号店铺为紧急配送店铺,需在 9:00 完成配送。使用节约里程法算初始路径配送方案,如表 3 所示。

表 2 配送中心及 24 个店铺点信息

Tab. 2 Information of the distribution center and 24 stores

编号	坐标/km	需求量/t	退货量/t	服务时间/min	备注	编号	坐标/km	需求量/t	退货量/t	服务时间/min	备注
0	(0,0)				配送中心	14	(9,25)	0.50	0.00	14	店铺
1	(5,34)	0.30	0.00	10	店铺	15	(14,29)	0.90	0.10	15	店铺
2	(12,38)	0.50	0.00	12	店铺	16	(21,27)	0.30	0.00	9	店铺
3	(20,36)	0.70	0.10	15	店铺	17	(26,25)	0.60	0.00	23	店铺
4	(28,33)	1.20	0.00	18	店铺	18	(31,22)	1.00	0.00	19	店铺
5	(15,30)	0.40	0.00	9	店铺	19	(36,16)	0.50	0.00	45	店铺
6	(38,54)	0.90	0.20	14	店铺	20	(32,9)	0.50	0.20	12	店铺
7	(33,18)	0.60	0.00	21	店铺	21	(25,5)	0.80	0.00	50	店铺
8	(29,12)	1.30	0.00	22	店铺	22	(17,43)	1.40	0.00	25	店铺
9	(25,60)	0.50	0.00	13	店铺	23	(10,2)	0.40	0.00	30	店铺
10	(16,6)	0.80	0.30	40	店铺	24	(44,20)	0.60	0.00	28	店铺
11	(8,5)	0.40	0.00	8	店铺	C1	(30,50)				120 kW 快充
12	(23,11)	0.80	0.00	24	店铺	C2	(25,15)				120 kW 快充
13	(50,15)	0.60	0.00	32	店铺	C3	(45,5)				120 kW 快充

上述配送方案是无动态信息变化时生成的初始化路径,但在现实的配送中,往往会出现多个突发动态事件,如表 4 所示。

车辆在执行任务时,配送中心一共收到 12 件动态事件。动态事件按时间顺序依次触发,系统每 30 min 扫描事件,并在检测到路径不可行时启动 ALNS 优化流程。

表 3　初始配送方案

Tab. 3　Initial distribution plan

车辆	配送路径	行驶里程/km	载重量/t	总成本/元
1	0→2→22→9→6→4→0	142.79	4.5	314.23
2	0→10→12→8→20→21→0	69.57	4.2	255.66
3	0→17→18→7→19→24→13→23→0	119.00	4.3	295.20
4	0→11→16→3→5→15→1→14→0	99.98	3.5	300.78
合计		431.34	16.9	1 165.87

表 4　动态事件

Tab. 4　Dynamic events

序号	店铺点	坐标	动态时间	动态类型	服务时间/min
1	13	(50,15)	9:15	时间窗改为 11:55—12:55	32
2	4	(28,33)	9:20	需求量减少 0.2 t	10
3			9:30	车辆 3 在节点 7(33,18)处发生轮胎爆裂，需现场维修 90 min，这期间无法移动	
4			9:43	主干道(节点 9→6 段)发生 45 min 交通管制，平均车速由 60 km·h^{-1} 降至 20 km·h^{-1}	
5	C2	(25,15)	10:05	充电站设备故障，预计停机 240 min	
6	25	(5,53)	10:15	新增订单，需求量 1.0 t，要求 11:30 前送达	22
7	8	(29,12)	10:20	取消订单	
8	3	(20,36)	10:30	紧急退货，新增 0.4 t 退货	13
9	C3	(45,5)	10:45	充电站排队溢出，10:45—12:00 这段时间充电需要排队 45 min	45
10	26	(57,32)	11:15	新增订单，需求量为 0.7 t	22
11	27	(70,30)	11:15	新增订单，需求量为 0.6 t	14
12	28	(95,8)	12:15	新增订单，需求量为 0.5 t	27

根据以上动态事件，本文突破传统研究“固定周期触发优化”的局限，结合所构建的“初始化路径-动态调整-弹性适配”的策略和 ALNS 算法与弹性充电策略，进行路径优化。优化后的配送路径如表 5 所示。

表 5　优化后的配送路径

Tab. 5　Optimized distribution route

时间节点	车辆	配送路径	行驶距离/km	充电时间/min	充电成本/元	总成本/元
9:15	1	0→2→22→9→C1→6→4→0	152.37	12	36	357.90
	2	0→10→12→8→20→21→19→0	109.03	0	0	287.22
	3	0→17→18→7→13→23→24→0	192.49	0	0	353.99
9:45	4	0→11→16→3→5→15→25→1→14→0	134.31	0	0	307.45
10:15	1	0→2→22→9→C1→6→4→3→0	158.81	12	36	363.05
	2	0→10→12→20→21→19→24→0	115.80	0	0	292.64
	3	0→17→18→7→13→23→0	115.89	0	0	292.71
11:15	3	0→17→18→7→13→26→27→C3→23→0	175.85	24	48	388.68
12:15	2	0→10→12→20→19→24→28→21→0	136.97	0	0	309.58

经过 5 个时间段的调整，最终车辆的配送路径如表 6、图 2 所示，总成本为 1 368.76 元，最优成本值收敛曲线见图 3。

表 6　最终配送路径

Tab. 6　Final routes

车辆	配送路径	行驶里程/km	承载质量/t	充电成本/元	总成本/元
1	0→2→22→9→C1→6→4→3→0	158.81	4.3	36	363.05
2	0→10→12→20→19→24→28→21→0	136.97	4.5	0	309.58
3	0→17→18→7→13→26→27→C3→23→0	175.85	4.5	48	388.68
4	0→11→16→3→5→15→25→1→14→0	134.31	4.5	0	307.45
合计		605.94	16.9	84	1 368.76

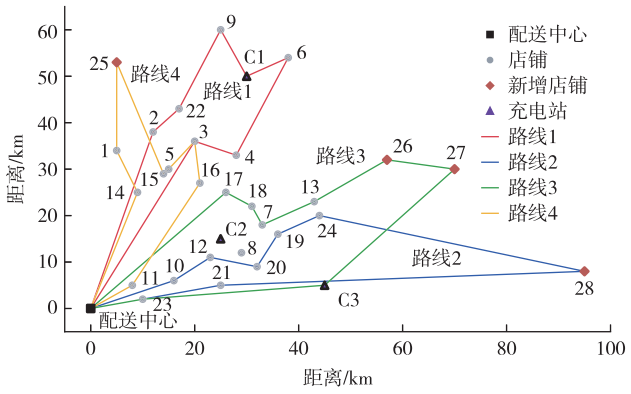

图 2　最终配送路径示意图

Fig. 2　Final delivery route diagram

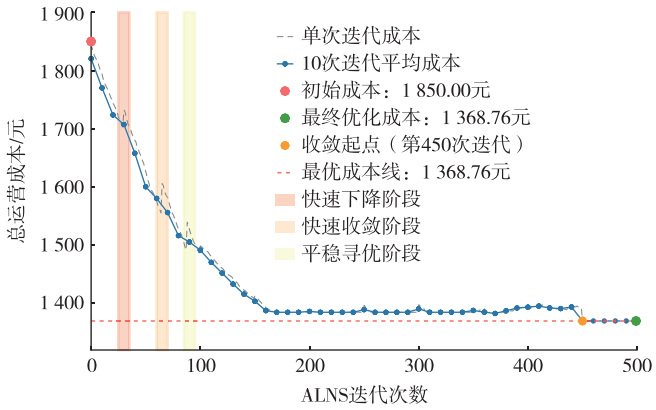

图 3　最优成本值收敛曲线图

Fig. 3　The convergence curve graph of the optimal cost value

4.3　结果分析

传统动态方案通常采用“先调路径、再定充电”的串行优化逻辑，以路径距离最短为主要优化目标，通常忽略充电成本和时间窗约束的协同优化。为了验证本文构建的“初始化路径-动态调整-弹性适配”方案的优越性，对传统动态优化方案以及本文设计的动态方案进行对比分析。以总运营成本为核心指标，对比 2 种方案在动态事件场景下的成本差异，结果如表 7 所示。

表 7　2 种方案的成本构成对比

Tab. 7　Comparison of cost components between the two schemes

方案类型	行驶成本/元	充电成本/元	时间窗惩罚成本/元	派遣成本/(元·车$^{-1}$)	总成本/元	成本降低率
传统动态优化方案	513.46	138	80	800	1 531.46	
本文的动态方案	484.76	84	0	800	1 368.76	10.62%

本文方案通过 ALNS 算法的路径规划，在保证服务时间的前提下，行驶成本较传统动态方案降低了 28.71 元，降幅达 5.59%，这主要得益于弹性充电机制避免了不必要的绕行。在充电成本控制方面，充电成本节约 39.13%，核心原因是弹性充电策略结合分时电价与充电站实时状态，如避开 C3 排队时段和优先选择平峰期充电，实现“错峰补能和高效选址”。本文方案的时间窗惩罚成本几乎为 0，较传统方案降低了 99.9%，这得益于 ALNS 算法的“贪婪破坏策略”与“时间窗-充电协同修复策略”，可精准移除高惩罚节点。

通过对比 2 种方案的成本构成可知，2 种方案派遣的车辆数相同，但本文的动态方案相较于传统的动态优化方案，总成本节约了 162.7 元，成本降幅达 10.62%。

5　结论

本文针对电动货车在动态需求环境下“续航约束与静态充电规划冲突导致配送效率低和运营成本高”的核心问题，构建了“初始化路径-动态调整-弹性适配”全流程优化框架，结合 ALNS 算法与弹性充电策略，通过理论建模、算法设计与实验仿真完成研究。本文提出的优化框架，突破了传统研究中“静态需求假设”的局限，实现从

初始方案构建到动态事件响应的全周期覆盖。初始化阶段基于节约算法生成的路径方案，为后续动态调整奠定基础；动态调整阶段通过每 30 min 扫描突发订单、道路管制等事件，实时触发路径重构；弹性适配阶段则将充电决策与路径优化深度耦合，而非独立于路径之外单独规划。算例仿真显示，面对 12 项动态事件，该框架可实现事件响应延迟不超过 5 min，路径调整后任务完成率达 100%，解决了传统方案中“路径可行但充电不可行”和“充电规划失效导致配送中断”的核心痛点。同时对比实验也表明，本文方案的总运营成本为 1 368.76 元，较传统动态优化方案的 1 531.46 元降低 10.62%。

综上所述，本文通过构建“初始化路径-动态调整-弹性适配”全流程优化框架，为动态需求下电动货车路径优化提供了系统性解决方案。

参考文献：

[1] Sun H. A survey of electric vehicle routing problem[J]. International Core Journal of Engineering, 2021, 7 (9): 546-551.

[2] Rafael B, Kulcsár B, Egardt B, et al. Energy consumption estimation integrated into the Electric Vehicle Routing Problem [J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2019, 69: 141-167.

[3] Bruglieri M, Paolucci M, Pisacane O. A matheuristic for the electric vehicle routing problem with time windows and a realistic energy consumption model[J]. Computers & Operations Research, 2023, 157: 106261.

[4] 巩亮，郑世龙，许得杰，等. 低碳视角下油电混合车队配送路径优化研究[J]. 控制与决策，2026，41 (5)：1338-1347.
Gong Liang, Zheng Shilong, Xu Dejie, et al. Optimization of distribution paths for hybrid fuel-electric hybrid fleet under low-carbon perspective[J]. Control and Decision, 2026, 41 (5): 1338-1347.

[5] Zhang S, Gajpal Y, Appadoo S S, et al. Electric vehicle routing problem with recharging stations for minimizing energy consumption[J]. International Journal of Production Economics, 2018, 203: 404-413.

[6] 刘霞，齐欢. 带时间窗的动态车辆路径问题的局部搜索算法[J]. 交通运输工程学报，2008，8 (5)：114-120.
Liu Xia, Qi Huan. Local search alogrithm of dynamic vehicle routing problem with time window[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2008, 8 (5): 114-120.

[7] 孟凡超，陆志强，孙小明. 需求可拆分车辆路径问题的禁忌搜索算法[J]. 计算机辅助工程，2010，19 (1)：78-83.
Meng Fanchao, Lu Zhiqiang, Sun Xiaoming. Taboo search algorithm of split delivery vehicle routing problem[J]. Computer Aided Engineering, 2010, 19 (1): 78-83.

[8] 李妍峰，高自友，李军. 动态网络车辆路径派送问题研究[J]. 管理科学学报，2014，17 (8)：1-9.
Li Yanfeng, Gao Ziyou, Li Jun. Dynamic vehicle routing and dispatching problem[J]. Journal of Management Sciences in China, 2014, 17 (8): 1-9.

[9] Li H T, Tang M N, Mu Y F, et al. Achieving accurate and balanced regional electric vehicle charging load forecasting with a dynamic road network: a case study of Lanzhou City[J]. Applied Intelligence, 2024, 54 (19): 9230-9252.

[10] Jia Y H, Mei Y, Zhang M J. A bilevel ant colony optimization algorithm for capacitated electric vehicle routing problem [J]. Transactions on Cybernetics, 2022, 52 (10): 10855-10868.

[11] 姜广田，纪皎月，董佳伟. 绿色物流配送下的多车型动态车辆路径优化[J]. 系统工程理论与实践，2024，44 (7)：2362-2380.
Jiang Guangtian, Ji Jiaoyue, Dong Jiawei. Multi-vehicle dynamic vehicle routing optimization in multi-vehicle types under green logistics distribution[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2024, 44 (7): 2362-2380.

[12] 高颖，王仁忠，汪丽群. 基于 A * 算法和时间窗排序的多 AGV 动态路径规划研究[J]. 苏州市职业大学学报，2025，36 (2)：54-59.
Gao Ying, Wang Renzhong, Wang Liqun. Research on dynamic path planning for multiple AGVs based on a * algorithm and time window scheduling[J]. Journal of Suzhou Vocational University, 2025, 36 (2): 54-59.

[13] 张琳娟，许长清，王利利，等. 基于 OD 矩阵的电动汽车充电负荷时空分布预测[J]. 电力系统保护与控制，2021，49 (20)：82-91.
Zhang Linjuan, Xu Changqing, Wang Lili, et al. OD matrix based spatiotemporal distribution of EV charging load prediction[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49 (20): 82-91.

[14] Li H, Li Z P, Cao L, et al. Research on optimization of electric vehicle routing problem with time window[J]. IEEE Access, 2020, 8: 146707-146718.

[15] Wang Y, Zhou J X, Sun Y Y, et al. Collaborative multidepot electric vehicle routing problem with time windows and

shared charging stations[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 219: 119654.

[16] 江标生，陈欣悦. 考虑时间窗约束与充电策略的电动物流车配送路径优化[J]. 福建交通科技，2025 (4)：48-52.
Jiang Biaosheng, Chen Xinyue. Optimization of distribution routing for electric logistics vehicles considering time window constraints and charging strategies[J]. Fujian Transportation Science & Technology, 2025 (4): 48-52.

[17] 张传琪，张杨. 动态路网下多车型车辆路径问题研究[J]. 交通运输工程与信息学报，2017，15 (2)：112-118.
Zhang Chuanqi, Zhang Yang. Study on vehicle route problem under dynamic road system[J]. Journal of Transportation Engineering and Information, 2017, 15 (2): 112-118.

[18] Wu Q, Tian M C. Electric vehicle distribution route optimisationand charging strategy Considering Dynamic loads[J]. Polish Journal of Environmental Studies, 2025, 34 (3): 3357-3369.

[19] 胡路，乐诗彤，朱娟秀. 考虑多充电桩排队和时间窗的电动货车路径规划[J]. 西南交通大学学报，2025，60 (2)：299-307.
Hu Lu, Yue Shitong, Zhu Juanxiu. Electric truck route planning considering multiple charging pile queues and time windows[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2025, 60 (2): 299-307.

[20] 谢凝，张姝. 考虑交通拥堵和充电站排队的纯电动车辆路径规划问题[J]. 运筹与管理，2025，34 (5)：68-75.
Xie Ning, Zhang Shu. Stochastic electric vehicle routing problem with traffic congestion and queueing at charging stations[J]. Operations Research and Management Science, 2025, 34 (5): 68-75.

Special Section on Vehicle Routing and Collaborative Distribution

Research on Route Optimization of Electric Trucks Based on Elastic Charging Under Dynamic Demand

LI Silan[1,2], SHEN Zhitong[2]

(1. Research Center of Service Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology;
2. School of Management, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430065, China)

Abstract: To address the issues of low delivery efficiency and high operational costs in electric delivery trucks due to range limitations and static charging planning in dynamic demand environments, a full-process optimization framework of "initial path-dynamic adjustment-flexible adaptation" is constructed, with real-time path optimization and flexible charging mechanisms as the core. Firstly, a mathematical model is established with the objective of minimizing the total operational cost (including path, charging, time window penalty, and dispatching costs). Secondly, the traditional static charging mode with fixed stations is broken, and the dynamic charging decision-making logic is designed using adaptive large neighborhood search (ALNS). During the dynamic path adjustment stage, the optimal charging stations are selected in real time, and the charging duration is flexibly set for subsequent delivery tasks based on the remaining battery power of the vehicles, achieving deep collaboration between the charging mechanism and the path planning. The simulation results of the case study show that this optimization mechanism significantly outperforms traditional methods in terms of reducing operational costs and improving the utilization efficiency of charging resources, providing a theoretical basis and practical solution for the efficient operation of electric trucks in urban distribution.

Keywords: electric trucks; dynamic demand; flexible charging; adaptive large neighborhood search (ALNS); path optimization

(责任编辑　陈新颖)