DOI: 10.3969/j.issn.2097-583X.2026.04.006　　文章编号：2097-583X(2026)04-0559-07

基于多策略北方苍鹰算法的电动重型卡车充电站的负荷-容量-功率协同优化控制

张　宁[1*]，刘国敬[1]，周　昆[1]，杜文通[2,3]

(1. 国网冀北电力有限公司唐山供电公司，河北 唐山 063000；
2. 北京中能广联科技有限公司，北京 西城 100034；
3. 华北电力大学 经济管理学院，北京 昌平 102206)

摘　要：电动重型卡车充电站的控制面临充电负荷时间序列高度混沌的挑战，其负荷变化受用户行为随机性、交通流马尔可夫链特性及电网谐波干扰等多重因素影响，导致传统方法对负荷峰谷差率的控制效果不佳。为此，提出一种基于多策略改进北方苍鹰算法(Northern Goshawk Optimization，NGO)的充电站负荷-容量-功率协同优化控制技术。通过对充电桩终端导出的负荷数据进行清洗，以15 min为间隔构建充电负荷标准值矩阵。在此基础上，设计多策略预测模块对NGO算法进行改进：采用动态时间规整策略更新算法第一阶段的位置，增强对负荷时间相关性的捕捉能力，弥补原始算法种群多样性不足、易丢失最优解的缺陷；引入无向权重更新机制优化个体进化过程，缓解算法对初始值敏感、易陷入局部最优的问题；引入注意力机制更新个体最终位置，强化对关键数据特征的关注度，改善高维问题下收敛速度慢的不足，从而提升全局搜索能力与收敛稳定性。利用改进NGO算法优化充电站容量配置，并降低充电负荷时间序列的混沌程度；依据充电负荷与充电容量的匹配关系，调整峰谷差率最小限值，实现电网负荷均衡及充电站的协同优化控制。实验结果表明，应用所提方法后，随机负荷、电价引导负荷、里程焦虑负荷及综合充电负荷的峰谷差率分别为53%、25%、50%和60%，峰谷差率控制效果显著，对保障电网安全、稳定运行具有重要工程价值。

关键词：多策略改进北方苍鹰算法；电动重型卡车；充电站；优化控制技术；峰谷差率
中图分类号：U491.8　　**文献标志码：**A　　**开放科学(资源服务)标识码(OSID)：**

Load-capacity-power coordinated optimization control of electric heavy-duty truck charging stations based on a multi-strategy Northern Goshawk optimization algorithm

Zhang Ning[1*], Liu Guojing[1], Zhou Kun[1], Du Wentong[2,3]

(1. Tangshan Power Supply Company, State Grid Jibei Electric Power Co., Ltd., Tangshan 063000, China;
2. Beijing Zhongneng Guanglian Technology Co., Ltd., Beijing 100034, China;
3. School of Economics and Management, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: The control of electric heavy-duty truck charging stations faced challenges from the high chaos of charging load time series, which were influenced by multiple factors including the randomness of user behaviors, Markov chain characteristics of traffic flow, and harmonic interference from the power grid. Consequently, the conventional methods yielded unsatisfactory performance in controlling the peak-to-valley load difference rate. To address the issue, a collaborative optimization control technology for load-capacity-power of charging stations based

收稿日期：2025-10-20；**修回日期：**2025-12-04；*.**通信联系人**，E-mail：wgyhi47805@163.com
基金项目：国家自然科学基金项目(72371101)；国网冀北电力有限公司唐山供电公司科技项目(SGJBTS00YXJS2401482)
作者简介：张　宁(1985－)，男，天津人，高级工程师，学士，主要从事电动汽车充换电研究。
引用格式：张宁，刘国敬，周昆，等. 基于多策略北方苍鹰算法的电动重型卡车充电站的负荷-容量-功率协同优化控制[J]. 信阳师范大学学报(自然科学版)，2026，39(4)：559-565.
Zhang Ning, Liu Guojing, Zhou Kun, et al. Load-capacity-power coordinated optimization control of electric heavy-duty truck charging stations based on a multi-strategy northern goshawk optimization algorithm[J]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition), 2026, 39(4): 559-565.

on a multi-strategy improved Northern Goshawk Optimization (NGO) algorithm was proposed. The load data exported from charging pile terminals were cleaned, and a standard matrix of charging load was constructed at 15-minute intervals. On this basis, a multi-strategy prediction module was designed to improve the NGO algorithm. Specifically, a dynamic time warping strategy was adopted to update the positions in the first phase of the algorithm, thereby enhancing the ability to capture temporal correlations of loads and compensating for the insufficient population diversity and the tendency to miss the optimal solution in the original algorithm. An undirected weight update mechanism was introduced to optimize the individual evolution process, alleviating the sensitivity to initial values and the problem of local optimum traps. Moreover, an attention mechanism was employed to update the final positions of individuals, increasing the focus on key data features and overcoming the slow convergence in high-dimensional problems, thus achieving superior global search capability and convergence stability. The improved NGO algorithm was utilized to optimize the capacity configuration of charging stations and to reduce the chaos degree of the charging load time series. Based on the matching relationship between charging load and capacity, the minimum limit of the peak-to-valley load difference rate was adjusted, and the load balance of the power grid as well as the collaborative optimization control of charging stations were achieved. Experimental results demonstrated that after applying the proposed method, the peak-to-valley load difference rates for random load, price-guided load, range-anxiety load, and comprehensive charging load were 53%, 25%, 50%, and 60%, respectively. The control effect on the peak-to-valley difference rate was remarkable, which possessed the important engineering value for ensuring the safe and stable operation of the power grid.

Key words: multi-strategy improvement of Northern Goshawk optimization algorithm; electric heavy-duty trucks; charging station; optimization control technology; peak-to-valley difference rate

0　引言

电动重型卡车是以电力为动力的重型运输车辆,其电动机可将大部分能量转化为动力,凭借高能效和强动力输出等优势,已成为交通领域的重要装备[1]。针对充电站优化控制问题,国内外学者从充电负荷预测与优化控制算法2个角度出发,开展了大量研究并提出了多种技术方案。

在充电负荷预测方面,马苗苗等[2]提出了一种考虑新能源消纳的电动重型卡车充电站优化控制技术,基于长短时记忆神经网络构建充电负荷预测模型,并采用分层控制策略合理安排充电计划;同时引入概率转移矩阵算法,在考虑新能源消纳的前提下获得最优充电控制策略。庞松岭等[3]提出了基于粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)的充电站控制技术,建立了交通网-配电网耦合模型以分析充电需求并预测卡车能量状态;以负荷波动标准差最小化为优化目标,采用分布熵惯性权重更新充电负荷,从而提升控制效果。在优化控制算法方面,张建宏等[4]提出了考虑奖励机制的充电站控制技术,在分时电价的基础上依据电网负荷波动设置奖励机制,利用电动汽车动态响应的实时优化算法确定充电位置与负荷变化规律,在低谷时段给予激励、高峰时段实施均衡,实现充电站优化控制。郭磊等[5]提出了基于开绕组电机的优化控制技术,基于三相电压源型整流器与开绕组永磁电机模型,分析电动重型卡车充电状态下的转矩特性及充电功率不平衡问题,据此生成功率优化控制策略。然而,上述方法在优化过程中均未充分考虑充电负荷的时间相关性、权重分配特性及数据特征关注度,导致算法在寻优过程中易陷入局部最优,从而影响充电负荷峰谷差率的控制效果。

因此,引入多策略改进算法NGO,提出一种充电站负荷-容量-功率协同优化控制方法。NGO是群智能元启发式算法,模拟苍鹰捕猎:先随机识别攻击猎物做全局勘探,再追逐逃逸目标做局部开发,只需设置种群规模与迭代次数即可用于参数优化。通过对算法结构进行针对性改进,旨在提升其全局搜索能力与收敛性能,有效降低充电负荷峰谷差率,为电动重型卡车充电站的稳定、经济运行提供技术支持。

1　多策略改进NGO控制技术设计

1.1　充电站充电负荷多策略预测

首先,对充电桩终端所导出的原始负荷数据进行数据清洗,将其转化为固定时间间隔的充电负荷数据[6-7],并构建充电负荷标准值矩阵。其次,

在此基础上,综合运用动态时间规整、无向权重及注意力机制等策略,充分考虑充电过程中的时间相关性、权重分配特性及数据特征关注度[8-9],实现卡车充电站充电负荷的精准预测。

将充电桩终端导出的负荷数据进行清洗后,处理成以15 min为间隔的充电负荷,计算公式如下:

$$p=\frac{\mathrm{TP}}{t_{\mathrm{end}}-t_{\mathrm{start}}},\tag{1}$$

式中:p为充电负荷实际值,TP为交易电量,t_{end}为充电结束时间,t_{start}为充电开始时间。

对日充电负荷数据进行标准化处理:

$$p_i'(t)=p\left(\frac{p_i(t)-p_{i,\min}}{p_{i,\max}-p_{i,\min}}\right),\tag{2}$$

式中:$p_i'(t)$为标准化后的负荷值,$p_i(t)$为第i条充电负荷曲线在t时刻的负荷值,$p_{i,\min}$、$p_{i,\max}$分别为负荷数据的最小值和最大值。

由此构成$N\times T$维的充电负荷标准值矩阵:

$$\boldsymbol{P}=\begin{bmatrix}p_1'(1) & \cdots & p_1'(t) & \cdots & p_1'(T)\\ \vdots & & \ddots & & \vdots\\ p_i'(1) & \cdots & p_i'(t) & \cdots & p_i'(T)\end{bmatrix}_{N\times T},\tag{3}$$

式中:$\boldsymbol{P}$为充电负荷标准值矩阵,$p_1'(1)$、$p_1'(t)$、$p_1'(T)$、$p_i'(1)$、$p_i'(t)$、$p_i'(T)$分别为不同时间段的充电负荷数据。

在已知$\boldsymbol{P}$的基础上,分别采用动态时间规整、无向权重及注意力机制等策略对电动重型卡车充电站充电负荷进行预测,相关计算公式如下:

$$\boldsymbol{D}_{ij}=\begin{bmatrix}d_{ij}(1,1) & \cdots & d_{ij}(1,t) & \cdots & d_{ij}(1,T)\\ \vdots & & \ddots & & \vdots\\ d_{ij}(t,1) & \cdots & d_{ij}(t,t) & \cdots & d_{ij}(t,T)\\ \vdots & & \ddots & & \vdots\\ d_{ij}(T,1) & \cdots & d_{ij}(T,t) & \cdots & d_{ij}(T,T)\end{bmatrix}_{T\times T},\tag{4}$$

$$\begin{cases}S_i=\sum_{j=1}^{n}\alpha_i w_{ij},\\ w_{ij}=\exp\left(-\dfrac{|P_i-P_j|}{2\delta^2}\right),\end{cases}\tag{5}$$

式中:$\boldsymbol{D}_{ij}$为动态时间规整策略下预测的充电负荷矩阵,$d_{ij}(1,1)$、$d_{ij}(1,t)$、$d_{ij}(1,T)$、$d_{ij}(t,1)$、$d_{ij}(t,t)$、$d_{ij}(t,T)$、$d_{ij}(T,1)$、$d_{ij}(T,t)$、$d_{ij}(T,T)$分别为预测曲线中各时间点的充电负荷数据,S_i为无向权重策略下预测的充电负荷,α_i为注意力机制策略下预测的充电负荷,w_{ij}为权重值,P_i和P_j分别为矩阵$\boldsymbol{P}$中的第i和j个元素,δ为高斯核函数的带宽参数。

当$p_i'(t)$、$\boldsymbol{D}_{ij}$、S_i及α_i的取值趋于一致时,表明充电站充电负荷预测结果准确可靠,此时将$p_i'(t)$作为后续负荷需求输入,以确保后续优化控制的有效性。

1.2　基于多策略改进NGO的充电站容量优化

尽管通过多策略方法能够精准预测充电负荷,但电动重型卡车的充电需求具有较强的波动性,要求充电站容量既能满足高峰时段的负荷需求,避免容量不足,又能在低谷时段减少容量浪费。为此,采用多策略改进NGO算法,通过增加优化控制种群(充电站容量)的多样性,以获得最优容量配置。

针对传统NGO算法在初始化阶段种群多样性不足,易导致潜在最优解丢失的问题[10-11],首先利用动态时间规整策略对NGO算法第一阶段的位置进行更新,公式如下:

$$X_i^{t+1}=X_i^t\times\left|\sin\left(D_{ij}\right)\right|+\left|x_1\times p_i'(t)-x_2\times X_i^t\right|,\tag{6}$$

式中:X_i^{t+1}为NGO算法初始阶段中北方苍鹰个体i在$t+1$时刻的最优位置,X_i^t为个体i在t时刻的最优位置,x_1和x_2为控制个体移动距离的随机数。

在算法优化阶段,引入无向权重策略对个体i进行更新[12],公式如下:

$$X_{\sigma_u}=\left(\frac{\Gamma X_i^{t+1}(1+\beta)\sin S_i}{\Gamma\beta\left[(1+\beta)/2\right]2^{(\beta-1)/2}}\right)^{\frac{1}{\alpha_i}},\tag{7}$$

式中:X_{σ_u}为经无向权重策略更新后的个体位置,Γ为伽马函数,β为飞行角度参数。

在算法最终阶段,采用注意力机制策略更新个体最终位置,公式如下:

$$X_{\alpha_i}=\sum_{j=1}^{i}\left\|\alpha_i\left[X_i^{t+1}+\frac{j}{\pi t}\right]\times X_{\sigma_u}p_i'(t)\right\|^2,\tag{8}$$

式中:X_{α_i}为北方苍鹰个体的最终位置。

将个体最终位置X_{α_i}作为充电负荷多策略预测模块中的最优负荷位置,据此构建充电站容量优化模型,公式如下:

$$P_{y\min}=p_i'(t)-\frac{X_i^{t+1}\times\Delta j\times X_{\alpha_i}}{E_r\times\eta_d\times p_{i\min}},\tag{9}$$

式中:$P_{y\min}$为充电站最小容量;E_r为充电功率约束,依据主流电动重型卡车直流快充桩的单桩最大输出功率,取值为350 kW;η_d为储能效率约束系

数,取值为95%,该数值取自锂离子电池储能系统的典型往返效率;对于$p_{i\min}$,依据电动重型卡车连续充电的缓冲需求确定储能容量,取值为500 kWh(约为配电网最大容量的20%);Δj为充电负荷波动程度系数,基于历史负荷数据的标准差统计分析,取值为0.1。

将充电站充电负荷的最小值作为充电需求,通过多策略改进NGO算法搜索最优$P_{y\min}$,从而实现容量优化。该改进过程分为3个阶段:第一阶段采用动态时间规整策略;第二阶段引入无向权重策略,对第一阶段更新后的个体位置进行加权扰动,调整其移动方向与距离;第三阶段采用注意力机制策略,在前两阶段的基础上,融合经动态时间规整修正的位置信息与无向权重更新后的位置信息,进一步提升个体位置的全局最优性。

1.3　基于优化容量的充电站负荷-容量-功率协同控制

充电站完成容量优化后,可有效平衡电网负荷,减少电力浪费[13-15]。对于电动重型卡车而言,负荷峰谷差率能够直观反映充电负荷的波动程度。本文构建的优化控制模型以最小化峰谷差率、负荷波动及谐波畸变为综合目标,并综合考虑充电功率、时间窗口及电网容量等多重约束条件。通过多策略改进NGO算法,对电动重型卡车的充电时间、功率及负荷进行协同优化分配。算法在每一代迭代中评估调度方案的适应度,并利用动态时间规整、无向权重及注意力机制策略逐步优化,实现协同控制。根据充电负荷与充电容量,计算负荷均峰比,公式如下:

$$L_{\max}=\max\left(p_i'(t)+\sum_{i=1}^{n}P_{y\max}\right),\tag{10}$$

$$L_{\text{ave}}=\text{average}\left(p_i'(t)+\sum_{i=1}^{n}P_{y\max}\right),\tag{11}$$

$$\max L_m=L_{\text{ave}}/L_{\max},\tag{12}$$

式中:$L_{\max}$为充电站全天最高负荷,L_{ave}为充电站全天平均负荷,L_{m}为负荷均峰比。

以最小化峰谷差率为目标,调整充电站峰谷差率最小限值并构建优化控制模型,如公式(13)和(14)所示:

$$R_p=\max L_m\left(\frac{\max\left(P'(t)\right)-\min\left(P'(t)\right)}{p_{i,\max}}\right)\times 100\%,\tag{13}$$

$$\min F=\frac{R_p}{\omega_1 p_i'(t)+\omega_2 P_{y\min}+\omega_3 P_{\text{rate}}},\tag{14}$$

式中:R_p为充电站峰谷差率最小限值,$P'(t)$为t时刻的充电负荷与基础负荷之和,P_{rate}表示功率项分配值,ω_1、ω_2、ω_3为负荷、容量和功率的分配权重。

通过多策略改进NGO算法,持续优化调整充电站容量和功率的权重,使得R_p能够在充电负荷动态变化的条件下始终保持最小值,从而真正实现充电站的优化控制。

2　实验

实验区域配电网的最大容量设置为2500 kWh,能够满足100辆电动重型卡车的充电需求。1 d内,电动重型卡车充电负荷共包含96个采样时刻(以15 min为间隔),模拟运行周期为14 d,用于分析电动重型卡车的充电负荷变化特征。

实验采用西门子S7-1200 PLC控制器和FLIR A655sc红外热像仪,结合充电桩CAN总线及储能系统Modbus TCP协议,实现CAN、OPC UA、DDS等3种协议的无缝转换。基于14 d充电站历史负荷数据,设置最大迭代次数为200,维度为3,在电动重型卡车充电站正常运行条件下,获得10组负荷数据。该10组负荷数据通过无监督聚类分析算法自动划分生成。设置峰谷差率权重ω_1为0.7,负荷波动率权重ω_2为0.3,该权重分配依据电动重型卡车充电站优化控制的实际需求优先级确定。为分析改进前、后的NGO算法、PSO算法及遗传算法(Genetic Algorithm,GA)的敏感性,以收敛性曲线为评价指标,固定其他参数,每次变动迭代次数参数;每组参数组合运行算法10次,取平均收敛曲线进行敏感性分析。不同算法的敏感性分析结果如图1所示。

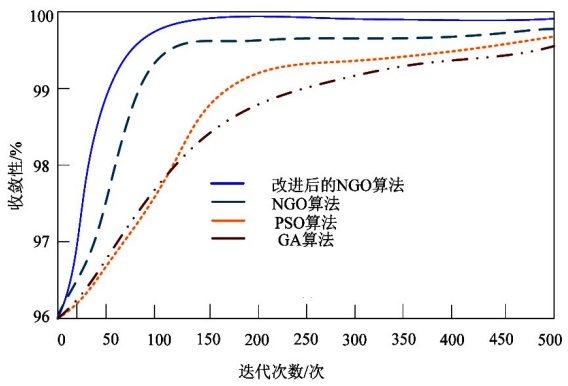

图1　不同算法的敏感性分析结果

Fig. 1　Results of sensitivity analysis for different algorithms

由图1可知,改进后的NGO算法在收敛至较高水平后表现出极佳的稳定性,曲线几乎不再波

动。这表明该算法不仅能够快速收敛至最优解,而且能稳定地保持在最优解附近,有效避免了陷入局部最优或收敛后产生波动的问题。相比之下,NGO算法、PSO算法及GA算法在收敛后期虽也能达到较高的收敛精度,但其稳定性明显不及改进后的NGO算法。

根据本文方法的收敛性曲线,设置电动重型卡车充电站负荷预测模型的超参数,如表1所示。各类别负荷数据在设定隐藏层数、迭代次数、批次大小及学习率后,可正常进行训练与测试。为保证实验数据的真实性,共进行了3000次独立重复实验,每次实验均重置算法初始化参数和环境条件。

表1　超参数设置

Tab. 1　Hyperparameter settings

类别	隐藏层数	迭代次数	批次大小	学习率
1	55	100	96	0.001
2	36	100	96	0.001
3	30	150	144	0.001
4	45	100	96	0.001
5	35	100	96	0.001
6	50	100	96	0.001
7	55	100	96	0.001
8	70	100	96	0.001
9	30	200	48	0.001
10	60	200	48	0.001

根据电动重型卡车充电站的历史充电数据,从中随机选取类别2、5、8、10等4类负荷数据,在超参数已知的条件下进行负荷预测,结果如图2所示。

由图2可知,类别2、5、8、10的负荷真实值与预测值趋于一致,预测结果较为准确。将预测结果作为充电站的充电需求,并据此分配合理的充电时间、功率及负荷,使优化控制结果更加贴合电动重型卡车的实际充电需求。

在充电站优化控制过程中,充电功率直接影响充电速度。优化充电功率能够确保电动重型卡车在最短时间内获得充足的电量,从而满足用户的出行需求。充电功率优化控制结果如图3所示。

由图3可知,采用本文方法控制后,充电功率较为稳定,且较控制前显著降低。具体而言,第0次采样点约70 kW,经过2次波动后,在充电次数

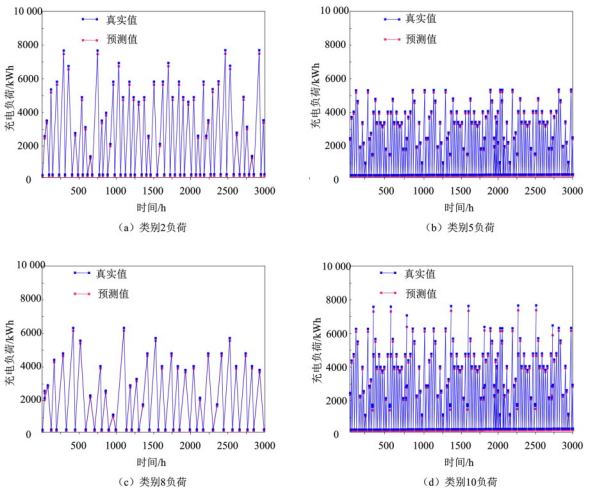

图2　负荷预测结果

Fig. 2　Load forecasting results

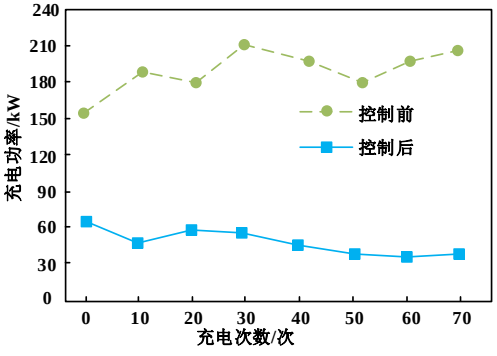

图3　电动重型卡车充电功率优化控制对比

Fig. 3　Comparison of optimal charging power control for electric heavy-duty trucks

为20次时回升至60 kW,随后稳定在30~40 kW之间。这表明所提优化控制技术能够有效调节充电功率,使其维持在较为平稳且较低的水平。其原因在于,本文方法利用改进NGO算法优化了充电站容量,并降低了充电负荷时间序列的混沌程度。通过优化充电站容量,可根据预测负荷与优化后的功率分配,合理配置充电桩的数量与功率等级,避免充电桩过多造成资源浪费,从而优化充电功率。

在随机、电价引导、里程焦虑及综合负荷条件下,分别采用文献[2]中考虑新能源消纳的充电站优化控制算法和文献[4]中考虑奖励机制的充电站优化控制算法作为对比方法,分析3种算法应用下的充电站负荷峰谷差率优化控制结果,如图4所示。使用本文设计的优化控制技术之后,能够优化充电站的电力负荷分配,合理安排充电时段与

功率,充电负荷峰谷差率控制效果较佳,对于保障电网稳定、安全运行具有重要作用。

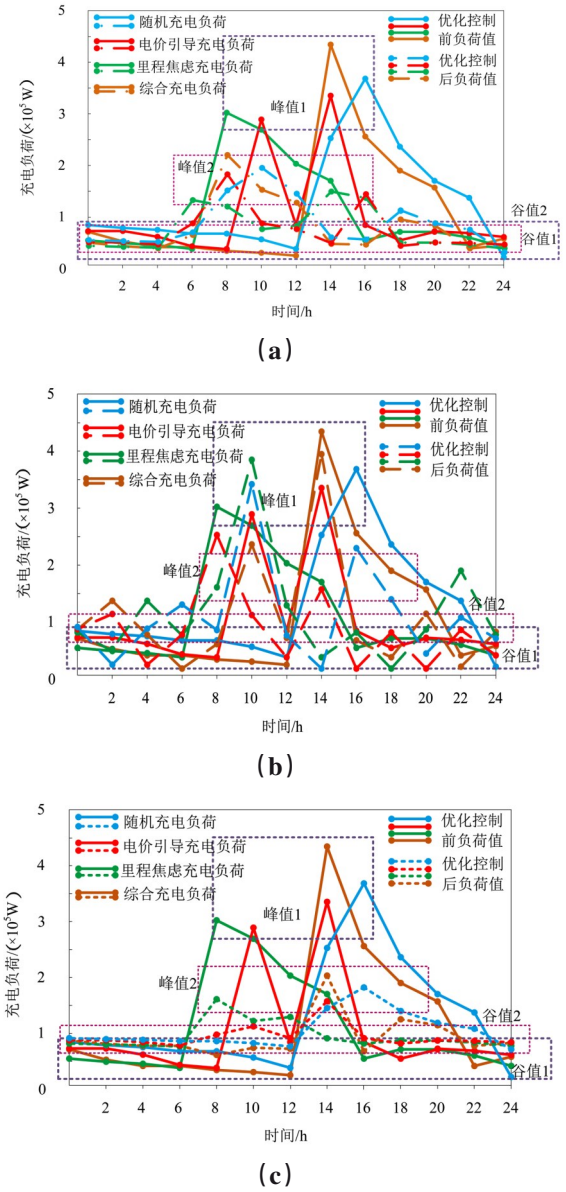

图 4　峰谷差率优化控制结果

Fig. 4　Optimization control results of peak-to-valley difference rate

注　(a)考虑新能源消纳的充电站优化控制算法;(b)考虑奖励机制的充电站优化控制算法;(c)本文算法。

以负荷波动率和谐波畸变率为指标,记录3种方法在峰谷时段的负荷波动率,并选择5次、7次和11次高幅值谐波频段,记录3种方法在这些时段和频段下的负荷波动率及谐波畸变抑制率,对比结果如表2所示。本文的负荷波动率在各时段下均显著低于其他2种对比方法,且谐波畸变抑制率最高,3种频段下的抑制率均达90%以上。这表明本文技术能够有效平滑峰时段的充电负荷,减少对电网的功率冲击,并有效抑制谐波畸变,提高电网运行的安全性与可靠性。

表 2　3种算法的负荷波动率和谐波畸变抑制率对比

Tab. 2　Comparison of load fluctuation and harmonic distortion suppression rates for three methods

时段	负荷波动率/%		
	A	B	C
峰时段(8:00—12:00)	8.2	14.6	12.4
谷时段(23:00—次日7:00)	5.7	19.3	9.1
全天平均波动率	6.9	12.5	10.8
频段	**谐波畸变抑制率/%**		
	A	B	C
5次	96.3	84.1	88.5
7次	95.7	79.2	84.8
11次	91.4	72.6	81.7

注　A.本文算法;B.考虑新能源消纳的充电站优化控制算法;C.考虑奖励机制的充电站优化控制算法。

为了评估本文算法在优化充电站电力负荷方面的效率,以运行时间为指标,将考虑新能源消纳的充电站优化控制算法与考虑奖励机制的充电站优化控制算法作为对比方法开展实验,结果如图5所示。相较于其他两种对比算法,本文算法的运行时间最短,均在15 ms以下,说明本文算法的优化控制效率最高,有助于快速平衡电网负荷,提高充电站运行效率。这是因为本文算法引入了动态时间规整、无向权重及注意力机制策略,有效减少了算法迭代次数与计算复杂度,从而提升了运行效率。

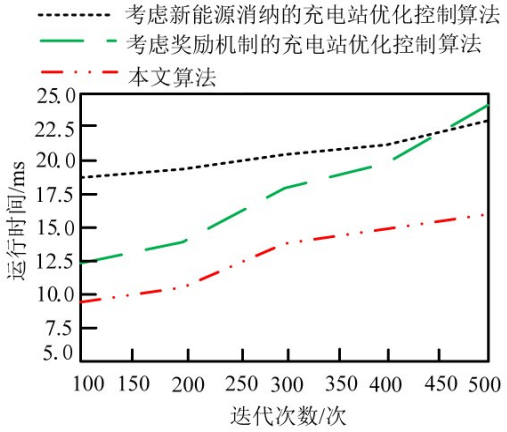

图 5　充电站优化控制运行时间对比

Fig. 5　Comparison of operation time for charging station optimization control

3　结束语

本文提出的基于多策略改进NGO的电动重型卡车充电站优化控制算法,通过历史充电数据的分析,掌握电动重型卡车充电负荷的分布规律,明确了不同时间段内车辆的充电需求。在满足充电需求的前提下,合理配置充电容量,使充电站能够灵活应对高峰时段与低谷时段的充电需求波动,从而有效提升充电效率。依据负荷峰谷特性,设置峰谷差率限值,实现了电网负荷的平衡调节,减轻了高峰时段的供电压力,使充电负荷在时间维度上分布更加均衡,显著降低了电动重型卡车充电站的负荷峰谷差率,为电动重型卡车的充电过程提供了稳定的运行保障。然而,该算法在一定程度上依赖于历史充电数据的完整性与质量,若数据采集周期较短或存在较多异常值,可能会影响负荷预测的准确性。

未来的研究将致力于扩大数据采集范围与类型,并引入多源实时信息,以进一步增强模型的鲁棒性与泛化能力。

参考文献:

[1] 李直帆, 张辉, 王绪利, 等. 基于电动汽车无线充电的建筑侧光伏系统灵活功率控制[J]. 电网与清洁能源, 2024, 40(9): 114-122, 140.

[2] 马苗苗, 任智伟, 刘立成, 等. 考虑新能源消纳的电动汽车有序充电控制策略[J]. 太阳能学报, 2024, 45(8): 94-103.

[3] 庞松岭, 范凯迪, 窦洁, 等. 基于PSO的电动汽车规模化充电接入配电网柔性负荷多目标优化控制[J]. 汽车技术, 2024(6): 1-8.

[4] 张建宏, 赵兴勇, 王秀丽. 考虑奖励机制的电动汽车充电优化引导策略[J]. 电网与清洁能源, 2024, 40(1): 102-108, 118.

[5] 郭磊, 魏佳丹, 王艺威, 等. 基于开绕组电机的电动汽车双电池集成充电系统准直接功率控制[J]. 电工技术学报, 2024, 39(10): 3007-3020.

[6] 丁乐言, 柯松, 杨军, 等. 基于充电站调频能力的虚拟同步发电机控制策略[J]. 电网技术, 2024, 48(6): 2416-2425.

[7] 王晓姬, 王道涵, 王柄东, 等. 电动汽车驱动/充电一体化系统及其控制策略综述[J]. 电工技术学报, 2023, 38(22): 5940-5958.

[8] 吴忠强, 张长兴. 考虑配电网负荷的电动汽车分布式充电控制[J]. 汽车工程, 2023, 45(4): 598-608.

[9] 邓衍辉, 李剑, 卢国强, 等. 考虑分区域动态电价机制引导的电动汽车充电优化策略[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(7): 33-44.

[10] 裴振坤, 王学梅, 康龙云. 考虑用户充电计划的电动汽车辅助调频控制策略[J]. 电力工程技术, 2023, 42(1): 88-97.

[11] 郑亚莹, 崔志华, 徐玉斌. 集中型充电站高维多目标优化调度模型研究[J]. 控制工程, 2024, 31(1): 40-47.

[12] 胡丹尔, 李子晨, 彭勇刚, 等. 含电动汽车充电桩的配电网深度强化学习有功-无功协调电压控制策略[J]. 电网技术, 2023, 47(12): 4985-4994.

[13] 蔡凌, 郭戈, 施冷安东. 考虑差异化需求的电动汽车充电调度策略[J]. 控制与决策, 2024, 39(3): 795-803.

[14] 张延宇, 饶新朋, 周书奎, 等. 基于深度强化学习的电动汽车充电调度算法研究进展[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(16): 179-187.

[15] Rao C S V P, Pandian A, Reddy C R, et al. A novel hybrid RERNN-SCSO technique-based unified power quality conditioner of microgrid in an EV charging station[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2024, 49(5): 7277-7306.

责任编辑: 陈松楠　王　萍