

基于LC-ASSA搜索算法的电动汽车有序充电 优化策略

李娜¹, 张建文¹, 马超¹, 欧阳朴妍², 陆文韬³, 袁培森²

(1. 国网新疆电力有限公司营销服务中心, 新疆 乌鲁木齐 830000; 2. 南京农业大学 人工智能学院, 江苏 南京 211800; 3. 国网电力科学研究院有限公司(南瑞集团有限公司), 江苏 南京 211106)

摘要:针对大规模电动汽车无序充电引发的配电网负荷波动加剧与运行压力增大的问题,提出一种基于多机制改进麻雀搜索算法(LC-ASSA)的电动汽车有序充电优化策略。首先,以最小化负荷峰谷差和用户充电费用为双目标,综合考虑电网安全约束与用户充电需求,建立了电动汽车有序充电的数学优化模型。针对标准麻雀搜索算法(SSA)在大规模调度中易陷入局部最优、收敛速度慢的不足,提出LC-ASSA,其在SSA基础上融合了Logistic混沌初始化、自适应发现者比例调整与Lévy飞行机制,有效提升了种群多样性、全局搜索能力与收敛速度。最后,通过仿真实验对所提方法进行了验证,结果表明:与原始SSA相比,LC-ASSA在保持解质量的同时,运行时间缩短了62.87%,用户充电费用降低了1.03%,综合适应度优化幅度约为0.92%,显著优于对比算法,充分证明了LC-ASSA在电动汽车智能有序充电调度中的有效性与优越性。

关键词:电动汽车;智能调度;麻雀搜索算法;峰谷差优化;有序充电

0 引言

随着全球能源结构加速转型,电动汽车普及率快速提升,已成为交通电动化与能源清洁化战略融合的重要载体。据国际能源署统计,截至2024年年底,全球电动汽车保有量约5 800万辆,已明显超过现有城市能源与交通基础设施的承载能力^[1]。

为缓解大规模电动汽车无序充电引发的配电网负荷波动加剧、运行压力增大及用户侧充电等待延长、电价上涨等问题^[1-3],电动汽车有序充电调度成为近年研究重点。其核心是在满足用户充电需求前提下,引导充电行为时空分布,实现充电负荷主动调控^[4]。合理优化可助力配电网削峰填谷、降峰谷差、提设备利用率、减网损并改善电压稳定性^[5];同时引导用户低谷充电,降成本,实现电网安全与用户经济性双赢^[6]。因此,构建复杂配电网环境下高效可靠的有序充电调度机制,是推动电动汽车规模化发展的关键技术挑战。传统优化方法处理高维多约束多目标问题时,存在早熟收敛、动态适应性弱等缺陷,百辆级车辆调度时难协调分时电价、电网约束与用户需求的复杂冲突^[7],且优化目标

间存在帕累托矛盾(如电网负荷平滑与用户成本最小的解集对立)^[8],促使研究转向更具自适应性和全局探索能力的群体智能算法。在此背景下,麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)^[9]因模拟麻雀觅食的探索-开发-避险平衡机制^[10],在高维复杂优化中展现潜力^[11],且仅需2个核心参数即可驱动搜索,结构简单、易实现,在多约束非线性优化中已有成功应用^[12]。但SSA在电动汽车有序充电场景下仍存在种群初始分布不均、搜索机制固定、局部跳出能力弱等问题^[13],研究者通过引入高斯差分变异、混合自适应机制等改进策略,以增强种群多样性、提升全局搜索能力并加快收敛速度^[14]。

综上,本文提出了一种基于多机制改进麻雀搜索算法(Logistic-Chaos Enhanced Adaptive Sparrow Search Algorithm, LC-ASSA)的电动汽车有序充电优化策略。其创新之处在于:针对标准SSA在处理大规模电动汽车调度时易陷入局部最优、收敛速度慢的缺陷,构建了融合Logistic混沌初始化、自适应发现者比例调整与Lévy飞行机制的改进算法(LC-ASSA),在保持算法轻量级结构的同时,显著增强了种群多样性与全局搜索能力;并通过建立以削减电网峰谷差和降低用户充电成本为核心的双目标优化模型,实现了电网安全与用户经济性的协同优化。仿真结果表明,该策略在解的质量与收

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2023YFC3807100)

Project Supported by National Key R&D Program (2023YFC3807100)

敛效率上均优于对比算法,验证了其在电动汽车智能有序充电调度中的有效性与优越性。

1 电动汽车有序充电优化模型构建

电动汽车有序充电的核心在于资源受限条件下的优化调度,即在充电站容量与时间窗约束下,通过合理安排充电次序与功率分配,避免集中充电引发的电网峰谷差加剧及用户排队延迟。为此,本文构建了以削峰填谷与降低用户成本为双目标的优化模型,将问题转化为多重约束下的全局最优调度问题^[15]。

1.1 工程化建模假设

为保证模型可解性并突出调度规律,本文在建模时作如下工程化处理:(1)参数确定性,分时电价与基础负荷在调度周期内视为已知;(2)需求刚性,车辆接入时间窗与充电需求按数据给定,不考虑临时扰动;(3)功率恒定,充电过程按给定最大功率近似描述;(4)约束等效,电网侧约束以站点总功率上限进行等效刻画。

1.2 目标函数

基于1.1节假设,本文建立双目标优化模型,以调度周期内小时为单位($\Delta t=1$),将周期划分为 T 个时间片,对 N 辆EV进行调度。

1)电网负载峰谷差最小化。以调度周期内电网负荷的最大值与最小值之差为目标,用于衡量系统波动并降低过载风险^[16]。相比二次偏差形式,本文采用峰谷差定义削峰目标,具有工程指标直观、与容量约束匹配性高的优点,能更直接反映调度效果,其数学形式如下:

$$f_1(x) = \max_t \left(L_t + \sum_{i=1}^N x_{i,t} P_i^{\max} \right) - \min_t \left(L_t + \sum_{i=1}^N x_{i,t} P_i^{\max} \right) \quad (1)$$

式中: $f_1(x)$ 为第1个优化目标函数; $x_{i,t} \in \{0,1\}$ 为决策变量,表示第 i 辆车在第 t 个时间片是否充电,1表示充电,0表示未充电; $P_i^{\max}$ 为第 i 辆车的最大充电功率; L_t 为时间片 t 时不含EV的电网基础负荷; N 为参与调度的电动汽车总数。

2)用户充电费用最小化。在分时电价机制下,以车辆充电总费用作为优化目标,通过合理调度避开高价时段以降低整体成本。其数学形式如下:

$$f_2(x) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N x_{i,t} P_i^{\max} \cdot \rho_t \cdot \Delta t \quad (2)$$

式中: $f_2(x)$ 为第2个优化目标函数; ρ_t 为时间片 t 的

电价; Δt 为单个时间片长度。

为保证式(1)一式(2)的可行性,需满足以下约束条件:

(1)充电时间窗约束。每辆EV仅可在其连接充电桩的有效时段内进行充电:

$$x_{i,t} = \begin{cases} 0, & \forall t < a_i \text{ 或 } t > l_i \\ 1, & \forall a_i < t < l_i \end{cases} \quad (3)$$

式中: a_i, l_i 分别为第 i 辆车的到达和离开时间片编号。

(2)能量供给约束。每辆车在其允许时段内完成既定电量充电:

$$\sum_{t=a_i}^{l_i} x_{i,t} P_i^{\max} \cdot \Delta t \geq E_i^{\text{need}}, \quad \forall i = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

式中: E_i^{need} 为第 i 辆车所需的总充电电量。

(3)站点总功率约束。任意时段同时充电的车辆所需功率总和不能超过站点容量:

$$\sum_{i=1}^N x_{i,t} P_i^{\max} \leq P_s^{\max}, \quad \forall t = 1, 2, \dots, T \quad (5)$$

式中: $P_s^{\max}$ 为整个充电站允许的最大总功率。

为消除量纲影响并便于求解,首先对目标函数式(1)和式(2)进行归一化处理,将其转化为无量纲的相对指标:

$$\hat{f}_1 = \frac{f_1 - f_1^{\min}}{f_1^{\max} - f_1^{\min}}, \quad \hat{f}_2 = \frac{f_2 - f_2^{\min}}{f_2^{\max} - f_2^{\min}} \quad (6)$$

式中: $\hat{f}_1$ 为归一化后的电网负荷波动指标; $\hat{f}_2$ 为归一化后的用户充电成本指标; $f_1^{\min}, f_1^{\max}$ 分别为电网负荷波动的最小、最大理论值; $f_2^{\min}, f_2^{\max}$ 分别为用户充电成本的最小、最大理论值。

在此基础上,为实现双目标折中优化,采用线性加权法合成总目标,并添加约束条件。最终优化模型如下:

$$\begin{aligned} \min_{x_{i,t}} F(x) &= \omega \cdot \hat{f}_1(x) + (1 - \omega) \cdot \hat{f}_2(x) \\ \text{s.t.} \quad x_{i,t} &\in \{0,1\}, \quad x_{i,t} = 0, \quad \forall t < a_i \text{ 或 } t > l_i \\ \sum_{t=a_i}^{l_i} x_{i,t} P_i^{\max} \cdot \Delta t &\geq E_i^{\text{need}}, \quad \sum_{i=1}^N x_{i,t} P_i^{\max} \leq P_s^{\max}, \quad \forall t \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $F(x)$ 为综合目标函数; ω 为决策者设定的偏好权重,反映对电网负荷与用户成本控制之间的相对重视程度; $\hat{f}_1(x)$ 为归一化后的电网负荷波动指标; $\hat{f}_2(x)$ 为归一化后的用户充电成本指标。

2 基于LC-ASSA的电动汽车有序充电优化算法

2.1 Logistic混沌映射初始化策略

SSA的性能很大程度上依赖于初始种群的分布

质量。标准SSA通常采用随机初始化,这种方式生成的初始解往往分布不均,可能导致算法过早收敛于局部最优。为解决此问题,本文引入Logistic混沌映射生成初始种群^[17-18]。

Logistic映射是一种典型的混沌系统,其数学表达式如下:

$$z_{k+1} = \mu \cdot z_k \cdot (1 - z_k), k = 0, 1, 2, \dots \quad (8)$$

式中: μ 为Logistic混沌映射的控制参数; z_k, z_{k+1} 分别为第 $k, k+1$ 次迭代的混沌序列值,且 $z_k \in (0, 1); k=0, 1, 2, \dots$ 为混沌序列的迭代步数。

通过将混沌序列映射到决策变量的可行域内,生成初始种群 $X=[x_{i,t}]_{N \times T \times O}$ 。混沌序列具有良好的遍历性和随机性,能够有效增加初始种群的多样性,为后续的全局搜索提供更优的起点。

2.2 自适应发现者比例机制

自适应发现者比例的核心思想,是实时量化种群的多样性强弱^[19],从而为“发现者-跟随者”分配更合理的资源。该机制针对有序充电模型中削峰与控费双目标间的动态权衡需求,使算法能根据负荷分布特征自适应地在全局探索与局部收敛间切换,既保证峰谷差的全局优化,又兼顾充电成本控制。

在该机制中,先计算第 g 代种群个体适应度值的标准差 σ_g ,并将其与初代标准差 σ_0 进行归一化比较,进而得到发现者比例的动态值:

$$R(g) = \left\lceil \left[R_{\min} + (R_{\max} - R_{\min}) \times \frac{\sigma_g}{\sigma_0} \right] \times N_p \right\rceil \quad (9)$$

式中: N_p 为种群规模; $R(g)$ 为发现者比例,动态调节于区间 $[R_{\min}, R_{\max}]$, $R_{\min}$ 和 $R_{\max}$ 为发现者比例的预设边界值,本文取 $R_{\min}=0.1, R_{\max}=0.3$,以保证发现者数量为整数。

迭代初期,若多样性指标 σ_g 较高, $R(g)$ 接近上限,大量发现者执行全局跳跃和Lévy飞行,以增强全局搜索;随着迭代收敛, σ_g 降低,则 $R(g)$ 自动趋近下限,保留极少数发现者保持全局探索,其余个体转为跟随者,专注于当前区域的精细化搜索。

通过该机制,算法在迭代初期能够维持较强的全局搜索能力,避免解集中于局部区域,在迭代后期则逐步增强局部收敛能力。

2.3 Lévy飞行扰动策略

原始麻雀搜索算法采用“发现者-跟随者-警戒者”3层协同结构,但在电动汽车有序充电这类高维组合优化问题中,常出现过早陷入局部最优、收敛速度较慢及结果波动较大的问题。其主要原因是发现者的全局跳跃主要依赖原有的高斯扰动,步长

分布单一,难以跳出局部区域;而跟随者的更新方式缺乏有效的局部增强机制,导致算法难以兼顾大范围搜索与局部精细优化。

针对充电调度模型中负荷曲线峰谷差异大、可行域离散且易陷入局部最优的问题,本文在SSA框架基础上引入Lévy飞行扰动机制,并在发现者位置更新过程中以Lévy步长生成的步长替代原有的高斯扰动。由于Lévy步长兼具少量大跳跃和大量小步长的特性,算法在搜索初期有利于增强全局探索能力,在后期则有助于提升局部收敛精度,从而避免了人为设定不同阶段步长的问题,使搜索过程能够自适应不同阶段的需求^[20-21],具体过程如下:

1) Lévy步长生成。对于第 m 个麻雀个体,在第 g 代迭代中,先计算当前种群的最优个体 X_{best}^g 。然后令:

$$L_m = \text{Levy}(\beta) \quad (10)$$

式中: L_m 为一个随机变量,表示第 m 个麻雀个体(发现者)在搜索空间中的移动步长; β 为Lévy飞行分布指数。

当 $\beta = 1.5$ 时, $\text{Levy}(\beta)$ 效果较优。

2) 在原始SSA算法中,若随机数 $r < ST$ (ST 为警戒阈值),则发现者的位置更新遵循指数衰减规律;否则,进行高斯扰动。而在Lévy-SSA算法中,统一采用式(10)进行位置更新:

$$X_m^{g+1} = X_m^g + c L_m (X_{\text{best}}^g - X_m^g) \quad (11)$$

式中: c 为局部扰动缩放因子,取值在0.01~0.05之间,用于控制Lévy步长对搜索强度的影响; X_m^g 为第 g 代时第 m 个“发现者”麻雀个体在搜索空间中的位置向量; X_{best}^g 为第 g 代时当前整个麻雀种群中适应度最优的个体的位置向量; X_m^{g+1} 为应用式(10)更新后第 m 个“发现者”在第 $g+1$ 代的预测位置向量。

该更新方式能够保证:当 $|L_m|$ 较大时,发现者可一次“跳”向全局较优区; $|L_m|$ 较小时,则在最优点邻域做微调,从而加速全局最优的精细化收敛。

2.4 算法流程与实现

基于前述策略,本文提出改进的LC-ASSA,用于求解双目标有序充电优化问题。算法保留“发现者-跟随者-警戒者”机制,并引入3项关键改进:(1)利用Logistic混沌序列增强初始解的多样性;(2)依据种群适应度标准差动态调节发现者比例,协调全局搜索与局部收敛;(3)采用Lévy飞行更新策略,兼顾大跨度跃迁与小尺度调整,提升跳出局部最优的能力。算法流程如下:

1) 参数初始化:设定种群规模 N (即参与调度的EV总数)、最大迭代次数 $T_{\max}$ 、警戒阈值 ST 及缩放因子 α 。

2)混沌初始化:利用 Logistic 映射生成初始种群位置 X ,确保解的多样性。

3)适应度评估:计算各个体适应度值,确定全局最优解 X_{best} 。

4)位置更新。发现者更新:依据式(10)进行 Lévy 飞行更新,向全局最优解靠近;跟随者更新:依据跟随者策略更新位置,增强局部搜索;警戒者更新:依据警戒者策略更新位置,避免陷入局部最优。

5)边界与约束处理:筛选满足充电约束条件的候选解,在不违反约束的前提下进行更新。

6)迭代终止:重复步骤3)—步骤5),直至达到最大迭代次数 T_{max} ,输出最优调度方案。

在 LC-ASSA 中,每个候选解 $X=[x_{it}]$ 表示车辆 i 在时间片 t 的充电状态。基于该解,可根据式(1)计算电网峰谷差 f_1 ,反映负荷波动;根据式(2)计算充电费用 f_2 。

在双目标情形下,采用线性加权方式构造综合目标 $F(X)$ 作为评价准则。算法在每一代迭代中以此准则选择和更新种群。首先,利用式(8)Logistic 混沌映射生成多样化的初始解;随后,通过式(9)动态调整发现者比例,平衡全局搜索与局部收敛;最后,在发现者更新环节引入式(10)Lévy 飞行,提升跨时段跳跃与局部调整的灵活性。经过多代演化,算法输出的最优解 X^* 可在式(3)—式(5)约束下兼顾电网稳定性与用户经济性,对应的 f_1^* 与 f_2^* 分别为最优的峰谷差与充电费用。

3 实验与结果分析

3.1 实验设置与数据集

本节详细阐述了仿真实验的环境配置、数据来源及参数设置,以确保实验结果的可复现性与客观性。

1)实验环境:为保证算法运行效率与结果的公平性,所有实验均在统一的高性能计算平台上进行。具体配置如下:操作系统为 Windows 11,处理器为 Intel Core i9-14900HX,内存为 32GB,显卡为 NVIDIA GeForce RTX 4060。算法核心逻辑采用 Python 3.8 实现。为消除随机性干扰,所有对比算法均设置相同的随机种子。

2)数据集构建:本文采用融合策略构建仿真场景,结合了电网负荷数据与电动汽车行为数据。具体构建流程如下:(1)电网负荷数据,采用 EVCLoM (Electric Vehicle Charging Load Optimization Model)

提供的以小时为间隔的 24 h 序电网基础负荷数据,作为背景负荷输入;(2)车辆行为数据,采用 PESMHO (IEEE PES Modern Heuristic Optimization Working Group)数据集,记录了 33 条公交线路共 1 800 辆电动汽车的连接时间表。

通过将车辆的到达/离开时间映射到 24 h 时间片,并结合车辆标识、最大充电功率(P_{max})及所需充电电量(E_{need}),构建了完整的仿真输入数据集。该数据集涵盖了充电时间窗、能量供给及站点功率约束等关键参数,为模型的求解提供了真实可靠的数据支撑。

为了综合评估算法在削峰填谷效果与充电成本控制之间的平衡能力,本文定义了一个无量纲的综合适应度指标 F_{fit} 。该指标通过归一化处理,将峰谷差与充电成本统一到同一量纲下进行加权评价,具体定义如下:

$$F_{fit} = \alpha \cdot \frac{P_{peak-valley}}{P_{base}} + (1 - \alpha) \cdot \frac{C}{C_{base}} \quad (12)$$

式中: F_{fit} 为综合适应度值,数值越小代表调度方案越优; $P_{peak-valley}$ 为当前调度方案的峰谷差; P_{base} 为基准方案(LC-ASSA)的峰谷差; C 为当前调度方案的充电成本; C_{base} 为基准方案(LC-ASSA)的充电成本。

3.2 多策略优化结果及分析

为验证 LC-ASSA 算法的有效性,本文在电动汽车数量 $N_v=500$ 、最大迭代次数 $T_{max}=150$ 、权重 $\omega=0.7$ 的条件下进行了测试。算法参数设置如下:种群规模 $N=40$,发现者比例区间 $[R_{min}, R_{max}] = [0.10, 0.35]$, Lévy 飞行分布指数 $\beta=1.5$,步长系数 $\alpha=0.1$,局部扰动幅度 $\sigma_l=0.05$ 。

在此基础上,将本文提出的 LC-ASSA 算法与随机搜索^[22]、模拟退火^[23]和谷时优先贪心^[24]等 3 类算法进行对比实验。每种方法测试 3 次,比较适应度 F_{fit} 、目标函数值 f_1 、目标函数值 f_2 与运行平均时间等指标。实验结果表明,本文算法在收敛效率、削峰效果及平均适应度方面均优于基线方法,体现出良好的工程价值。

3.2.1 峰谷差及运行时间对比分析

在有序充电优化中,峰谷差反映系统负荷的平滑程度,运行时间体现算法的效率与实用性^[25-30]。为评估各算法在“削峰效率—计算开销”之间的权衡关系,本节对比 LC-ASSA 与其他 3 种算法在这 2 个方面的表现。图 1 展示了不同算法相对于 LC-ASSA 的峰谷差及运行时间偏差对比(基准算法 LC-ASSA 的变化量为 0)。

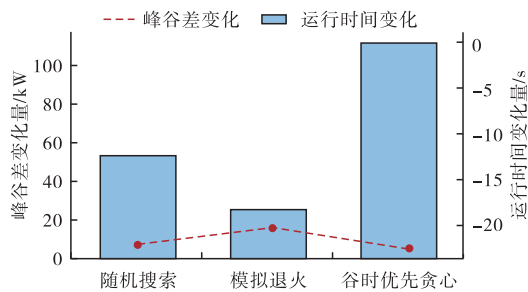


图1 不同算法相对于LC-ASSA的峰谷差及运行时间偏差对比

Fig.1 Comparison of peak-valley gap and runtime deviations of different algorithms relative to LC-ASSA

由图1可知,LC-ASSA作为基准,其削峰效果最优(峰谷差最小)。相比之下,随机搜索与模拟退火的峰谷差相较于LC-ASSA分别高出约53 kW和25 kW,说明其在负荷平滑度上略逊;而谷时优先贪心法虽然运行时间最短(折线图显示为负值,即比基准快),但峰谷差上升约111 kW,导致整体调度效果恶化。LC-ASSA在保持最小峰谷差的同时,虽然运行时间略长于贪心算法,但仍在可接受范围内,兼顾了优化质量与计算效率。

3.2.2 平均充电负荷曲线对比分析

图2展示了不同算法优化后的24 h平均充电负荷分布曲线。由图2可知,LC-ASSA与模拟退火算法的负荷曲线较为平滑,有效抑制了高峰时段的负荷峰值,并在低谷时段实现了负荷的平稳填充;随机搜索算法的负荷曲线波动较大,存在明显的局部尖峰,表明其削峰填谷效果相对较弱;谷时优先贪心法虽然主要集中在低谷时段充电,但在部分时间点仍形成了较高的负荷尖峰,整体削峰效果较差。

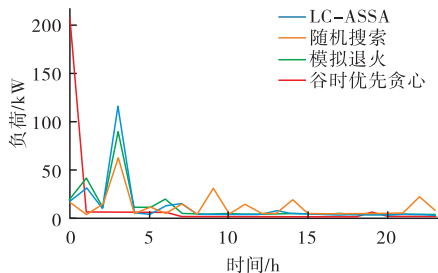


图2 不同算法的平均充电负荷曲线对比

Fig.2 Comparison of average charging load curves for different algorithms

表1汇总了不同算法在平均适应度、平均峰谷差、平均充电成本(相对值)及平均运行时间4项关键性能指标上的对比结果。其中,平均充电成本以LC-ASSA算法为基准(设为0%)进行归一化计算,负值表示相比LC-ASSA节省了成本,正值表示成本增加;平均适应度为无量纲,反映了算法的综合

优化效果。

表1 不同算法主要性能指标对比

Table 1 Comparison of key performance indicators for different algorithms

算法	平均适应度	平均峰谷差/kW	平均充电成本 (相对LC-ASSA)/%	平均运行时间/s
LC-ASSA	296 074.54	422 888.24	0.00	17.63
随机搜索	296 122.16	422 941.49	0.019	0.40
SA	296 091.04	422 913.69	-0.025	1.53
谷时优先	296 145.90	422 999.91	-0.13	0.01

由表1可知,LC-ASSA算法的平均适应度为296 074.54,平均峰谷差为422 888.24 kW,平均运行时间为17.63 s。虽然其计算耗时相对较长,但获得了最优的适应度值和最小的峰谷差,表明其调度效果最佳。相比之下,随机搜索和SA算法虽然运行时间较短,但其峰谷差均高于LC-ASSA,削峰填谷效果相对较差;谷时优先贪心法虽计算速度最快,但峰谷差最大,削峰能力最弱。综合来看,LC-ASSA在调度效果与计算效率之间实现了最优平衡,整体性能最优。

3.2.3 收敛特性对比分析

收敛曲线能够直观反映不同算法的收敛速度与收敛精度。本节比较LC-ASSA与随机搜索、模拟退火在归一化适应度收敛曲线上的差异。图3展示了各算法的归一化适应度收敛情况。

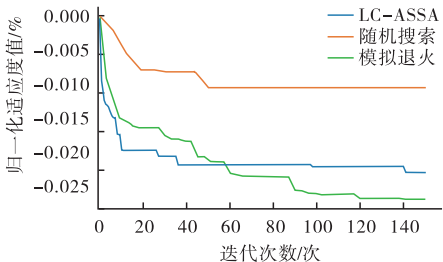


图3 归一化适应度收敛曲线

Fig.3 Convergence curves of normalized fitness

由图3可知,随机搜索算法由于缺乏明确的搜索方向,其适应度值在搜索空间内随机波动,难以获得显著优化;模拟退火算法在中后期仍能通过概率接受机制进行微调,但收敛速度较慢且易陷入局部最优;LC-ASSA算法则在前期表现出较快的收敛速度,并在后期保持平稳,波动较小,最终收敛精度优于随机搜索。由于谷时优先贪心算法属于确定性启发式算法,无迭代优化过程,故未参与对比。结果表明,LC-ASSA在收敛速度与收敛精度之间实现了更优平衡。

3.2.4 削峰与控费的综合性能对比分析

表2对比了4种算法在削峰与控费方面的综合性能。其中,平均费用以LC-ASSA算法为基准(设为0%)进行归一化计算,负值表示相比LC-ASSA节省了成本,正值表示成本增加。由表2可知,LC-ASSA在削峰效果与综合适应度上均表现最优,费用处于合理区间;随机搜索作为基准对照,成本高且峰谷差大;SA在费用上略有优势,但削峰效果与综合适应度均弱于LC-ASSA;贪心算法虽费用最低,但牺牲了削峰效果,导致负荷波动加剧。

表2 不同算法在削峰与控费方面的性能偏差对比
Table 2 Performance deviation comparison of different algorithms in peak shaving and cost control

算法	平均峰谷差/kW	平均费用 (相对LC-ASSA)/%	平均适应度	平均时间/s
LC-ASSA	422 888.24	0.00	296 074.54	17.63
随机搜索	422 941.49	+19.60	296 122.16	0.40
模拟退火	422 913.69	-2.48	296 091.04	1.53
谷时优先贪心	422 999.91	-12.91	296 145.90	0.01

图4展示了3类算法相对于LC-ASSA的绝对差异。由图4可知,随机搜索在峰谷差和费用上均劣于LC-ASSA;模拟退火算法在费用上略有改善,但峰谷差偏高,综合适应度不及LC-ASSA;谷时优先贪心算法在费用上表现最好,但峰谷差大幅上升,整体性能最差。这表明LC-ASSA并非依赖单一指标取胜,而是在削峰与控费之间实现了更合理的折中。

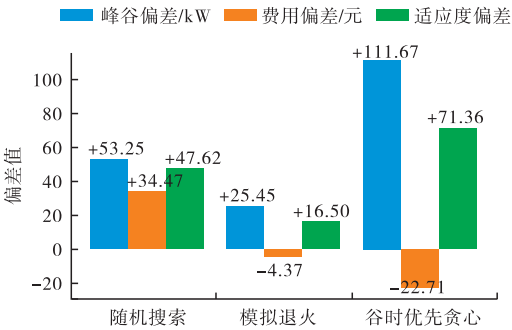


图4 不同算法相对于LC-ASSA的性能偏差
Fig. 4 Performance deviations of different algorithms relative to LC-ASSA

除随机搜索、模拟退火和谷时优先贪心算法外,本文进一步将LC-ASSA与原始SSA进行比较。在相同实验条件下,原始SSA的平均运行时间为47.48 s,LC-ASSA为17.63 s,运行时间缩短62.87%;以原始SSA为基准,LC-ASSA用户充电费用降低1.03%;原始SSA与LC-ASSA的综合适应度值分别为298 823.72和296 074.54,优化幅度约为0.92%。

结果表明,所提改进机制能够在保持解质量的同时提升算法效率与经济性。表2和图4所示的对比结果基于已知基础负荷、车辆接入时间窗及分时电价等工程化假设获得,反映了典型有序充电场景中削峰与控费目标之间的权衡关系。尽管未考虑用户临时行为扰动及负荷预测误差等复杂因素,但结果仍可为实际充电调度策略设计提供定量参考。

4 结论

本文为了解决大规模电动汽车无序充电引发的配电网负荷波动加剧与运行压力增大的问题,提出了一种基于LC-ASSA的有序充电优化策略。仿真结果表明,该方法在多个性能指标上均优于对比算法,具体结论如下:

1)针对标准SSA在大规模调度中易陷入局部最优、收敛速度慢的问题,LC-ASSA融合了Logistic混沌初始化、自适应发现者比例调整与Lévy飞行机制,有效增强了种群多样性,提高了全局搜索能力和收敛速度。

2)仿真实验结果表明,与标准SSA及其他对比算法相比,LC-ASSA在保持解质量的同时,显著缩短了运行时间,降低了用户充电费用,并优化了综合适应度值 F_m ,验证了其在电动汽车智能有序充电调度中的有效性与优越性。

今后的研究将重点考虑用户出行行为的不确定性与负荷预测误差对调度结果的影响,并探索该算法在多区域、多类型充电桩协同调度中的应用,以进一步提升算法的鲁棒性与工程适用性。

参考文献

[1] 张勇军,林靖淳,林衍扬,等.基于交能耦合的电动汽车有序充电策略[J].智慧电力,2024,52(10):35-42.
ZHANG Yongjun, LIN Jingchun, LIN Yanyang, et al. Orderly charging and discharging strategy for electric vehicles based on energy-transportation coupling[J]. Smart Power, 2024, 52(10): 35-42.

[2] 胡泉,张泽朕,杨家全,等.融合路网-气象-日期多特征信息的电动汽车充电负荷预测[J].电力建设,2025,46(9):57-70.
HU Xiao, ZHANG Zezhen, YANG Jiaquan, et al. Electric vehicle charging load forecasting by integrating multi-feature information of road network, meteorology, and date[J]. Electric Power Construction, 2025, 46(9): 57-70.

[3] 赵明,孙悦,胡波,等.考虑配电网负荷均衡的电动汽车双层优化充电策略[J].中国电力,2025,58(3):102-110.
ZHAO Ming, SUN Yue, HU Bo, et al. Bi-level optimal charging strategy for electric vehicles considering load balancing in

- distribution networks[J]. *Electric Power*, 2025, 58(3): 102–110.
- [4] 刘洋,陈立,王芳,等. 基于动态无线供电的电动汽车位置检测与能量管理研究[J]. *高压电器*, 2024, 60(11): 134–142.
LIU Yang, CHEN Li, WANG Fang, et al. Research on position detection and energy management of electric vehicles based on dynamic wireless power transfer[J]. *High Voltage Apparatus*, 2024, 60(11): 134–142.
- [5] 朱晓春,张金江,毕水仙,等. 考虑高渗透光伏与电动汽车的配电网无功优化[J]. *供用电*, 2024, 41(12): 110–120.
ZHU Xiaochun, ZHANG Jinjiang, BI Shuixian, et al. Reactive power optimization of distribution network considering high penetration of photovoltaic and electric vehicles[J]. *Distribution & Utilization*, 2024, 41(12): 110–120.
- [6] 李强,周海波,刘洋,等. 融合 Levy 飞行与自适应权重的麻雀搜索算法在 EV 充电调度中的应用[J]. *浙江电力*, 2025, 44(2): 67–74.
LI Qiang, ZHOU Haibo, LIU Yang, et al. Application of sparrow search algorithm combining Levy flight and adaptive weight in electric vehicle charging scheduling[J]. *Zhejiang Electric Power*, 2025, 44(2): 67–74.
- [7] GONG L, CAO W, LIU K, et al. Optimal charging strategy for electric vehicles in residential charging station under dynamic spike pricing policy[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2020, 63: 102474.
- [8] 张凯,李楠,周杰,等. 基于改进 TOPSIS 与分时电价的电动汽车充电引导策略[J]. *电力自动化设备*, 2024, 44(9): 101–108.
ZHANG Kai, LI Nan, ZHOU Jie, et al. Electric vehicle charging guidance strategy based on improved TOPSIS method and time-of-use electricity price[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2024, 44(9): 101–108.
- [9] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. *Systems Science & Control Engineering*, 2020, 8(1): 22–34.
- [10] SHEN L, ZHOU P, HAN Y, et al. Wind farm layout optimization based on dynamic Lévy sparrow search algorithm: a multi-parameter analysis with active yaw control[J]. *Energy*, 2025, 324: 135989.
- [11] 王磊,刘志刚,陈晨,等. 基于改进麻雀搜索算法的光伏阵列多目标优化布局[J]. *电力科学与技术学报*, 2024, 39(4): 112–120.
WANG Lei, LIU Zhigang, CHEN Chen, et al. Multi-objective optimal layout of photovoltaic arrays based on improved sparrow search algorithm[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2024, 39(4): 112–120.
- [12] GHAREHCHOPOGH F S, NAMAZI M, EBRAHIMI L, et al. Advances in sparrow search algorithm: a comprehensive survey[J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2023, 30(1): 427–455.
- [13] WEI F, FENG Y, SHI X, et al. Improved sparrow search algorithm with adaptive multi-strategy hierarchical mechanism for global optimization and engineering problems[J]. *Cluster Computing*, 2025, 28(3): 1–44.
- [14] ZHOU S, ZHOU J, ZHANG S, et al. Optimized LSTM based on an improved sparrow search algorithm for power battery fault diagnosis in new energy vehicles[J]. *International Journal of Metrology and Quality Engineering*, 2024, 15: 12.
- [15] 宁志毫,王小源,毛柳明,等. 基于多边界点近似的配电网电动汽车充电负荷承载力评估方法[J]. *智慧电力*, 2026, 54(1): 66–75.
NING Zhihao, WANG Xiaoyuan, MAO Liuming, et al. Assessment method for hosting capacity of distribution network with electric vehicle charging load based on multi-boundary point approximation[J]. *Smart Power*, 2026, 54(1): 66–75.
- [16] 王磊,刘志刚,陈晨,等. 基于多目标分层优化的电动汽车有序充电策略[J]. *智慧电力*, 2024, 52(7): 56–63.
WANG Lei, LIU Zhigang, CHEN Chen, et al. Coordinated orderly charging strategy for electric vehicles based on multi-objective hierarchical optimization[J]. *Smart Power*, 2024, 52(7): 56–63.
- [17] KUMARA S, RANJAN P, SURANA A, et al. Decision making in logistics: A chaos theory based analysis[J]. *CIRP Annals*, 2003, 52(1): 381–384.
- [18] LU X, SONG W. Improved trajectory data encryption method for internet of vehicles using GAN-based chaotic logistic algorithm[J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2025, 114: 719–727.
- [19] 高思慧,吴克晴,何斌. 改进搜索机制的自适应 t 分布麻雀搜索算法[J]. *辽宁工程技术大学学报(自然科学版)*, 2025, 44(2): 247–256.
GAO Sihui, WU Keqing, HE Bin. Adaptive t-distribution sparrow search algorithm with improved search mechanism[J]. *Journal of Liaoning Technical University (Natural Science Edition)*, 2025, 44(2): 247–256.
- [20] YAN J, ZHENG K, ZHANG M, et al. An enhanced Lévy flight quantum particle swarm optimization for stress monitoring in jacket wind turbines[J]. *Ocean Engineering*, 2025, 324: 120704.
- [21] LI J, ZHOU Y. Application of Levy flight-based harmony search algorithm for the flexible job shop scheduling[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15(1): 18124.
- [22] RASTRIGIN L A. The convergence of the random search method in the extremal control of a many parameter system[J]. *Automation and Remote Control*, 1963, 24: 1337–1342.
- [23] 王可淇,赵子涵,钟俊,等. 基于改进模拟退火遗传算法的配电网动态故障恢复策略[J]. *智慧电力*, 2024, 52(6): 16–22.
WANG Keqi, ZHAO Zihan, ZHONG Jun, et al. Dynamic fault recovery strategy for distribution network based on improved simulated annealing genetic algorithm[J]. *Smart Power*, 2024, 52(6): 16–22.
- [24] 王浩,于鹏飞,汪震,等. 计及风电不确定性与频率稳定的含风电电力系统分布式鲁棒优化调度[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(7): 1–12.
WANG Hao, YU Pengfei, WANG Zhen, et al. Distributed robust optimal scheduling of power system with wind power considering

- wind power uncertainty and frequency stability[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(7): 1-12.
- [25] 陈将宏,敖志强,郑新超,等. 微电网电动汽车有序充放电多目标优化策略[J]. 电子设计工程, 2025, 33(24): 24-29.
- CHENG Jianghong, AO Zhiqiang, ZHENG Xinchao, et al. Multi-objective optimization strategy for orderly charging and discharging of electric vehicle in microgrid[J]. Electronic Design Engineering, 2025, 33(24): 24-29.
- [26] 郭征,欧媛,费婕,等. 考虑电动汽车充电的主动配电网阻塞调度方法[J]. 电子设计工程, 2024, 32(15): 81-85.
- GUO Zheng, OU Yuan, FEI Jie, et al. Congestion scheduling method of active distribution network considering electric vehicle charging[J]. Electronic Design Engineering, 2024, 32(15): 81-85.
- [27] 李萌,石雨帆,王者龙,等. 基于电动汽车负荷预测误差优化广播电价的光伏微电网调度策略[J]. 山东电力技术, 2025, 52(11): 76-87.
- LI Meng, SHI Yufan, WANG Zhelong, et al. Photovoltaic microgrid scheduling strategy with optimized broadcast tariffs based on electric vehicle load forecast error[J]. Shandong Electric Power Technology, 2025, 52(11): 76-87.
- [28] 江建,张树森,徐峰亮,等. 考虑电动汽车集群响应的分布式资源协同调度策略研究[J]. 山东电力技术, 2024, 51(6): 1-11, 35.
- JIANG Jian, ZHANG Shusen, XU Fengliang, et al. Research on the collaborative dispatch strategy of distributed resources considering the response of electric vehicle cluster[J]. Shandong Electric Power Technology, 2024, 51(6): 1-11, 35.
- [29] 方鑫,李娟,袁宇波,等. 复杂电动汽车集群接入下主动配电网电压两阶段控制方法[J]. 电力工程技术, 2025, 44(2): 209-219.
- FANG Xin, LI Juan, YUAN Yubo, et al. A two-stage voltage control method for distribution network integrated with complex electric vehicle clusters[J]. Electric Power Engineering Technology, 2025, 44(2): 209-219.
- [30] 陈凡,庄志恒,王曼,等. 计及充电桩利用率均衡性的电动汽车两阶段调度优化[J]. 电力工程技术, 2025, 44(6): 84-93.
- CHEN Fan, ZHUANG Zhiheng, WANG Man, et al. Two-stage scheduling optimization for electric vehicles considering the balance of charging station utilization rate[J]. Electric Power Engineering Technology, 2025, 44(6): 84-93.
- (责任编辑 付小平)
- 收稿日期: 2025-09-25; 修改日期: 2026-01-15
- 作者简介: 李娜(1989), 女, 新疆乌鲁木齐人, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为新能源汽车及充电设施建设运营、智能数据分析。E-mail: 1192960458@qq.com
- 袁培森(1980), 男, 通信作者, 河南淮阳人, 博士, 副教授, 研究方向为智能数据处理与分析。E-mail: peiseny@163.com

Optimization Strategy for Orderly Charging of Electric Vehicles Based on LC-ASSA

LI Na¹, ZHANG Jianwen¹, MA Chao¹, OUYANG Puyan², LU Wentao³, YUAN Peisen²
(1. State Grid Xinjiang Electric Power Co., Ltd. Marketing Service Center, Urumqi 830000, China; 2. College of Artificial Intelligence, Nanjing Agricultural University, Nanjing 211800, China; 3. State Grid Electric Power Research Institute Co., Ltd. (NARI Group Co., Ltd.), Nanjing 211106, China)

Abstract: To address the issues of intensified distribution network load fluctuations and increased operational pressure caused by large-scale uncoordinated charging of electric vehicles (EVs), this paper proposes a multi-mechanism improved sparrow search algorithm, namely the logistic-chaos enhanced adaptive sparrow search algorithm (LC-ASSA). Firstly, a mathematical optimization model for orderly EV charging is established with dual objectives of minimizing load peak-valley difference and user charging costs, while comprehensively considering grid security constraints and user charging demands. Aiming at the shortcomings of the standard sparrow search algorithm (SSA) in large-scale scheduling, such as susceptibility to local optima and slow convergence, LC-ASSA is proposed. This algorithm integrates Logistic chaotic initialization, adaptive adjustment of the proportion of discoverers, and Lévy flight mechanisms into SSA, effectively enhancing population diversity, global search capability, and convergence speed. Finally, simulation experiments validate the proposed method. The results show that, compared with the original SSA, LC-ASSA reduces execution time by 62.87%, lowers user charging costs by 1.03%, and optimizes the comprehensive fitness function value by approximately 0.92%, significantly outperforming comparison algorithms. This fully demonstrates the effectiveness and superiority of LC-ASSA in intelligent orderly charging scheduling of electric vehicles.

Key words: electric vehicles; intelligent scheduling; sparrow search algorithm; peak-valley difference optimization; orderly charging