

# 计及消纳风光的电动汽车充放电多目标优化调度

杜峰<sup>1</sup>, 向志豪<sup>2</sup>

(1. 福建理工大学 建筑与城乡规划学院, 福建 福州 350118;

2. 福建理工大学 电子电气与物理学院, 福建 福州 350118)

**摘要:** 针对电动汽车无序入网的问题, 提出了电动汽车充放电调度与风光消纳的方法。建立了电动汽车的有序和无序充电模型; 在动态分时电价机制的引导下, 以最低微网等效负荷峰谷差均方值、最低电动汽车运行成本作为目标函数, 建立了一个计及风光消纳的电动汽车充放电的多目标调度模型。用基于小生境的多目标粒子群算法来对模型进行求解, 通过算例分析得出, 该模型不仅可以降低电动汽车充放电成本、降低负荷峰谷差, 还可以有效增加风光消纳。

**关键词:** 多目标优化调度; 风光消纳; 动态分时电价; 小生境技术; 电动汽车

中图分类号: TM73

文献标志码: A

文章编号: 2097-3853(2025)04-0354-07

## Multi-objective optimization scheduling of electric vehicle charging and discharging considering accommodation of wind and solar energy

DU Feng<sup>1</sup>, XIANG Zhihao<sup>2</sup>

(1. School of Architecture and Urban Planning, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China;

2. School of Electronic, Electrical Engineering and Physics, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China)

**Abstract:** A study was conducted addressing the issue of disordered access of electric vehicles into the power grid, proposing a method for the scheduling of electric vehicle charging and discharging in conjunction with the accommodation of wind and solar energy. Models for orderly and disorderly charging of electric vehicles were established. Under the guidance of a dynamic time-of-use electricity pricing mechanism, with the objectives of minimizing the peak-to-valley difference of the microgrid's equivalent load and minimizing the operational cost of electric vehicles, a multi-objective scheduling model for electric vehicle charging and discharging considering the consumption of wind and solar energy was established. A multi-objective particle swarm algorithm based on niches was used to solve the model. Through case analysis, it was concluded that the model can not only reduce the cost of electric vehicle charging and discharging and decrease the load peak-to-valley difference, but also effectively increase the consumption of wind and solar energy.

**Keywords:** multi-objective optimization scheduling; wind and solar energy accommodation; dynamic time-of-use electricity pricing; niching technology; electric vehicle

近年来, 电动汽车(EV)的普及给电网带来了较大的压力<sup>[1]</sup>。因此, 电动汽车与电网互动技术(V2G)被提出来, 通过双向能量交换来减轻电网负荷<sup>[2-3]</sup>。

当前, 国内外学者在电动汽车与风光能源调

度领域已开展了诸多研究。文献[4]针对电动汽车参与的微电网进行优化配置, 通过优化电动车辆的充电策略降低用户侧成本。文献[5]建立了一种两段式峰谷电价模型, 所提定价机制和调度策略能够提高可再生能源利用率和电动汽车的调

收稿日期: 2024-06-23

基金项目: 国家重点实验室开放课题(SKLBT-2215)

第一作者简介: 杜峰(1980—), 男, 山东滨州人, 教授, 博士, 研究方向: 绿色建筑、建筑与城市光环境等。

度灵活性。文献[6]分析了电动汽车充放电行为对运行成本与碳排放量的影响,制定了一种风光出力与负荷相匹配的动态电价机制,以平抑电网负荷的波动。在电动汽车与风电的调度上,文献[7]考虑负荷峰谷差以提高用户侧收益,采用两种不同的遗传算法对多目标调度模型求解,结果表明非线性遗传相比于传统遗传算法,全局最优解收敛速度更快。

上述文献在电动汽车与风光能源的协同调度上虽然考虑了电动汽车的充放电费用或电价机制对系统经济调度成本的影响,但未分析用户侧的充放电行为特征对新能源消纳的影响。部分研究侧重单一目标的优化,忽视了电网稳定性和用户经济效益的平衡;另一些研究则缺乏对动态定价机制下用户行为变化的深入分析。

综上,本研究采用多目标优化理论,结合动态分时电价机制,构建了电动汽车充放电模型。此外,为了处理模型中多目标多约束的问题,采用了改进的粒子群算法,通过小生境技术增强了算法的全局搜索能力和多样性,以获得最优的充电调度方案。

## 1 EV 充电负荷需求建模

### 1.1 EV 入网和离网时间

在各种分布方式中,对数正态分布对行程时间分布具有较好的拟合效果<sup>[8]</sup>,EV 的入网和离网研究,可以采用该分布方式<sup>[9]</sup>。

若一天内有  $I$  个时间段,则每个时间段长度用  $i$  来代替。EV 的最终停机时刻即为其接入电网的初始时刻,相关数据遵循正态分布规律。用  $f_a(t_x)$  表示 EV 入网时间的概率密度函数<sup>[10]</sup>,其定义如式(1)所示。

$$f_a(t_x) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_a \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(t_x - \mu_a + 24)^2}{2\sigma_a^2}\right), & 0 < t_x \leq \mu_a - 12 \\ \frac{1}{\sigma_a \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(t_x - \mu_a)^2}{2\sigma_a^2}\right), & \mu_a - 12 < t_x \leq 24 \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $t_x$  是 EV 的入网时刻,期望值  $\mu_a = 17.6$ ; 标准差  $\sigma_a = 3.4$ 。

车辆离开电网时间数据也服从正态分布,定义其概率密度函数  $f_b(t_y)$  为<sup>[11]</sup>:

$$f_b(t_y) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_b \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(t_y - \mu_b - 24)^2}{2\sigma_b^2}\right), & \mu_b + 12 < t_y \leq 24 \\ \frac{1}{\sigma_b \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(t_y - \mu_b)^2}{2\sigma_b^2}\right), & 0 < t_y \leq \mu_b + 12 \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $t_y$  是 EV 的离网时间,期望值  $\mu_b = 8.94$ ; 标准差  $\sigma_b = 3.25$ 。

### 1.2 EV 单日行驶里程

EV 的单日行驶里程服从对数正态分布,其概率密度函数  $f_c(s)$  定义为<sup>[12]</sup>:

$$f_c(s) = \frac{1}{s} \cdot \frac{1}{\sigma_c \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln s - \mu_c)^2}{2\sigma_c^2}\right) \quad (3)$$

式中,  $s$  是 EV 的单日行驶里程,期望值  $\mu_c = 3.2$ ; 标准差  $\sigma_c = 0.88$ 。

综合 EV 入网和离网时间的概率分布、EV 单日行驶里程的对数正态分布以及由此推导出的 EV 充电时长和充电需求,可得第  $j$  辆 EV 的充电时长  $T_{d,j}$  为:

$$T_{d,j} = \frac{sE}{100P_{d,j}\eta} \quad (4)$$

式中,  $E$  是 EV 的百公里耗电量,  $P_{d,j}$  是第  $j$  辆 EV 的充电功率,  $\eta$  是 EV 的充电效率。与传统汽车对比, EV 更容易受环境温度的影响。所以 EV 在夏季和冬季的耗电量会有所区别,设置夏季  $E = 18.9 \text{ kW} \cdot \text{h}$ ; 冬季  $E = 20.5 \text{ kW} \cdot \text{h}$ <sup>[13]</sup>。

在  $i$  时段的充电需求  $H_j(i)$  为:

$$H_j(i) = \sum_1^j P_{d,j} \quad (5)$$

第  $j$  辆 EV 的电池荷电状态 SOC 为:

$$\text{SOC}_j(i+1) = \text{SOC}_j(i) + \frac{\eta P_{d,j} T_{d,j}}{B_j}, \text{SOC}_j \in (0, 1) \quad (6)$$

式中,  $\text{SOC}_j(i)$  和  $\text{SOC}_j(i+1)$  分别是第  $j$  辆 EV 在  $i$  时段和  $i+1$  时段的电池荷电状态;  $B_j$  是第  $j$  辆 EV 的电池容量大小。

## 2 动态分时电价模型

由于电网结构日渐复杂、电子化程度逐步升高,导致复合的用电量和种类也相应增加。EV 的加入使静态分时电价无法准确反映各时段负荷水平与电价。为有效利用风光资源,本研究采用

的动态分时电价根据实时负荷数据来调整电力成本,以便更精确地映射市场供需状态。

使用此类电力定价策略,首先需将一天的时间根据用电负荷划分为高峰、低谷及平均等多个时段,并为每个时段设定不同的电费标准。经济学中为了反映价格变化对需求的影响,一般用弹性系数  $\varepsilon$  来表示,如式(7)所示<sup>[14]</sup>。

$$\varepsilon = \frac{\Delta Q/Q}{\Delta P/P} \quad (7)$$

式中, $Q$  是商品的需求数量, $\Delta Q$  是商品的需求数量的变化量; $P$  是商品的价格, $\Delta P$  是商品的价格变化量。 $\varepsilon$  越小说明价格对需求的影响越小, $\varepsilon$  越大说明价格对需求的影响越大, $\varepsilon$  为 0 时价格对需求没有影响。

电力存在时效性,电价和电量需求也会随着时间的变化而变化,而且一个时间段内的电价变化不仅会引起当前时间段的电量需求变化,也会引起其他时间段的电量需求变化。所以电量电价弹性系数  $\varepsilon$  又分为自弹性系数  $\varepsilon_{ii}$  和交叉弹性系数  $\varepsilon_{ij}$ 。

自弹性系数  $\varepsilon_{ii}$  指在  $i$  时段内的电价变化对该时段的电量需求的影响:

$$\varepsilon_{ii} = \frac{\Delta Q_i/Q_i}{\Delta P_i/P_i} \quad (8)$$

式中, $Q_i$  和  $P_i$  分别是  $i$  时段内的商品需求数量和商品价格。交叉弹性系数  $\varepsilon_{ij}$  指在  $i$  时段内的电价变化对  $j$  时段的电量需求影响:

$$\varepsilon_{ij} = \frac{\Delta Q_i/Q_i}{\Delta P_j/P_j} \quad (9)$$

把时长设置为  $n$  个时间段,建立  $n$  维的电量电价弹性矩阵  $E_n$  为:

$$E_n = \begin{bmatrix} \varepsilon_{11} & \varepsilon_{12} & \cdots & \varepsilon_{1n} \\ \varepsilon_{21} & \varepsilon_{22} & \cdots & \varepsilon_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varepsilon_{n1} & \varepsilon_{n2} & \cdots & \varepsilon_{nn} \end{bmatrix} \quad (10)$$

由式(7)~式(10)可知 EV 用户的充放电功率满足式(11)。

$$\begin{bmatrix} \Delta Q_1/Q_1 \\ \Delta Q_2/Q_2 \\ \vdots \\ \Delta Q_n/Q_n \end{bmatrix} = E_n \cdot \begin{bmatrix} \Delta P_1/P_1 \\ \Delta P_2/P_2 \\ \vdots \\ \Delta P_n/P_n \end{bmatrix} \quad (11)$$

实行分时电价后得到  $i$  时刻的电量需求  $Q_i$  的

列向量为:

$$\begin{bmatrix} Q'_1 \\ Q'_2 \\ \vdots \\ Q'_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Q_1 & & & \\ & Q_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & Q_n \end{bmatrix} E_n \begin{bmatrix} \Delta P_1/P_1 \\ \Delta P_2/P_2 \\ \vdots \\ \Delta P_n/P_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} Q_1 \\ Q_2 \\ \vdots \\ Q_n \end{bmatrix} \quad (12)$$

本研究以每日预测的电力消耗量为起点,通过优化过程确定高峰、低谷和平峰等不同时间段的静态时段电价,并以此作为基准。考虑到 24 h 内电力需求的实时波动和电网的响应精度,接着对每 15 min 的实时负荷数据进行及时更新,再对电价进行动态更新,最终获得优化后的 24 h 整体动态分时电价。通过动态调整实现每小时电价的实时更新,最终得到的动态时段电价具有更高的实时响应能力和更高的精确程度。

### 3 多目标调度模型

#### 3.1 目标函数

以平缓峰谷差和降低 EV 运行成本为根本目的的建立主要目标函数。

为降低峰值与谷值之间的差异,将微电网的基本用电需求与 EV 的用电需求相结合,以最小化峰谷差的标准差作为优化目标。优化函数  $F_1$  的定义为:

$$F_1 = \min \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N \left( P_{\text{charge}}^{(n-1)} + P_{\text{EV,al}} - P_{\text{al,av}}^{(n-1)} \right)^2 \quad (13)$$

式中, $P_{\text{charge}}^{(n-1)}$  是上个时段之后的基本预测负荷, $P_{\text{EV,al}}$  是所有负荷的叠加值, $P_{\text{al,av}}^{(n-1)}$  是上个时段之后微网所有负荷的平均值。

在动态分时电价制度的推动下,用户自主决定 EV 的充电和放电操作,以实现个人利益的最大化。对于用户来说,降低 EV 的充电和放电成本是其追求的主要目标。EV 的最低充电和放电成本  $F_2$  的计算为:

$$F_2 = \min \left( \sum_{t=1}^{24} [P_c(t) \cdot r_c + P_d(t) \cdot (r_d - r_b)] \cdot \Delta t \right) \quad (14)$$

$$r_b = \frac{C_b}{0.8k} \quad (15)$$

$$P_{\text{EV}}(t) = \begin{cases} P_c(t), P_{\text{EV}}(t) \geq 0 \\ P_d(t), P_{\text{EV}}(t) < 0 \end{cases} \quad (16)$$

式中,  $P_c(t)$  是充电负荷;  $P_d(t)$  是放电功率;  $r_b$  是 EV 电池每单位能量的费用;  $r_c$  是充电电价;  $r_d$  是放电收益的放电电价;  $k$  是 EV 电池的剩余使用次数;  $\Delta t$  是计算所花费的时间量;  $C_b$  是电池预设容量,  $P_{EV}(t)$  是充放电功率, 充电时取正, 放电时取负。

### 3.2 约束条件

#### 3.2.1 SOC 水平约束

EV 的荷电状态不能超过其本身所能允许的范围。

$$SOC_{\min} \leq SOC \leq SOC_{\max} \quad (17)$$

#### 3.2.2 电价水平约束

应该要保证电价应该要高于成本  $ep_{\min}$ , 但不能高于  $ep_{\max}$  的电价上限。

$$ep_{\min} \leq ep \leq ep_{\max} \quad (18)$$

#### 3.2.3 EV 充放电总量约束

EV 总充电量等于充电总量, 但放电总量应该小于总放电量。即:

$$\sum_{t=1}^{24} P_{EV,t}^c = P_{\text{total}}^c \quad (19)$$

$$\sum_{t=1}^{24} |P_{EV,t}^d| \leq |P_{\text{total}}^d| \quad (20)$$

式中,  $P_{EV,t}^c$ 、 $P_{EV,t}^d$  分别代表充电和放电, 是  $t$  时段内的充放电总量;  $P_{\text{total}}^c$ 、 $P_{\text{total}}^d$  是全调度时段的 EV 的最大充放电总量。

#### 3.2.4 充电功率约束

将 EV 整体当作一个移动储能装置, 对 EV 这个整体进行充电功率约束。

$$P_{EV}^{\min} \leq P_{EV,t} \leq P_{EV}^{\max} \quad (21)$$

式中,  $P_{EV}^{\min}$  和  $P_{EV}^{\max}$  分别表示 EV 整体的充电功率的下限和上限;  $P_{EV,t}$  表示 EV 在  $t$  时刻整体的充电功率。

## 4 基于小生境技术的多目标粒子群优化算法

### 4.1 理论基础与应用优势

多目标调度模型是一个多目标、多约束的混合优化问题。由于标准粒子群算法易陷入局部最优, 所以采用基于小生境的改进多目标粒子群算法进行求解。

粒子群算法是由鸟觅食行为而来, 在计算速度、收敛速度等方面具有优势<sup>[15]</sup>。小生境策略通过预选机制把优秀的个体保存下来, 达到优胜劣汰的效果, 从而使物种进化<sup>[16]</sup>。

### 4.2 算法流程

小生境多目标粒子群优化算法是在原有算法中引入小生境策略的多目标粒子群优化算法, 通过整合多样性和自适应性, 增强了多目标粒子群优化算法在问题求解中的表现; 应用混沌变异技术, 确保了粒子在全局范围内的探索能力, 防止了算法在后期阶段的过早稳定<sup>[17]</sup>。

第 1 步, 初始化设置。基于控制变量和限制条件, 随机确定初始解集, 并定义解集大小及迭代次数上限。评估个体在小生境中的适应度, 并构建具有小生境特性的解集。在评估粒子性能时, 采用小生境竞争策略以维持解集的多样性。依据小生境竞争原理的概率选择公式为:

$$P(x_i) = \frac{1}{D(x_i)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^{M+N} |S_i - S_j|} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{M+N} \sum_{j=1}^{M+N} |S_i - S_j|} \quad (22)$$

式中,  $x_i$  与  $S_i$  代表编号为  $i$  的粒子及其性能评估指标, 粒子  $i$  的相似性越大被选中的可能性越低。利用这种概率选择方法, 即使适应度较低的粒子也有机会继续演化, 从而增强了群体的多样性。

第 2 步, 调整粒子的移动速度和位置, 同时初始化外部最优解集。如式(23)所示。

$$\begin{cases} \vec{V}_1^{k+1} = \vec{V}_1^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (\vec{P}_1^k - \vec{X}_1^k) + c_2 \cdot r_2 \cdot (\vec{P}_g^k - \vec{X}_1^k) \\ \vec{X}_{i+1}^k = \vec{X}_i^k + \vec{V}_1^{k+1} \end{cases} \quad (23)$$

式中, 粒子的序号用  $i=1, 2, \dots, m$  来表示;  $k$  代表迭代次数;  $c_1$ 、 $c_2$  是认知和社交学习因子, 通常设定在 1.4 到 2.1 之间;  $r_1$ 、 $r_2$  是介于 0 到 1 范围内的随机数;  $P$  代表粒子群的当前位置;  $V$  代表粒子的移动速率。

针对惯性权重的调整, 传统线性递减方法不能平衡全局探索和局部优化的需求。本研究提出了一种非线性惯性权重衰减方法,  $\omega$  随迭代次数增加呈非线性递减:

$$\omega = \omega_{\text{begin}} - k(\omega_{\text{begin}} - \omega_{\text{finish}}) \sin\left(\frac{\pi t}{2t_{\text{max}}}\right) \quad (24)$$

式中,  $\omega_{\text{begin}}$  和  $\omega_{\text{finish}}$  分别为开始和结束时的惯性权重。  $k$  作为一个调整参数, 与迭代次数  $t$  紧密相连。  $k=1$  且  $t=0$  时,  $\omega$  设定为起始权重, 这增强了算法的全局探索能力, 减少了陷入局部最优解的风险。随着迭代过程的进行,  $\omega$  以非线性方式

减少,算法逐渐从全局探索转向局部优化。当迭代次数达到上限时, $k$  值增大, $\omega$  降至最终惯性权重,算法的全局探索能力降低,而局部优化能力增强,有效防止了算法在后期过快收敛的问题。

第 3 步,评估解的性能并更新最优解集,同时检查新解是否在外部档案集中具有支配性。如果新生成的粒子没有与其他粒子形成支配关系,就将其纳入到最优解集;如果存在支配关系,则继续进行下一次迭代。

第 4 步,应用小生境选拔策略,在各个小生境内剔除适应度较低的解,以保证 Pareto 前沿解的最优性。

第 5 步,通过随机抽样方法选择。

第 6 步,从最优解集中筛选出用于下一轮迭代的更佳结果,并启动新一轮的迭代过程。

第 7 步,评估整个系统内所有可能的参数配置的得分,以确定最佳参数组合。

第 8 步,依据既定标准评估算法是否达到终止条件:若迭代次数已达到上限,则终止迭代过程并展示 Pareto 最优解集;若未达到,则重新执行第 3 步。

### 4.3 算例分析

利用小生境多目标粒子群算法计算 2 000 辆 EV 在一天之内的充放电调度,形成 Pareto 前沿最优解空间,结果如图 1 所示。图 1 以散点图的形式呈现,横轴代表 EV 的运行费用,纵轴是峰谷均方差。图 1 中的每个点都是最优解,构成最优解空间,其分布代表着峰谷均方差与费用之间的权衡关系。

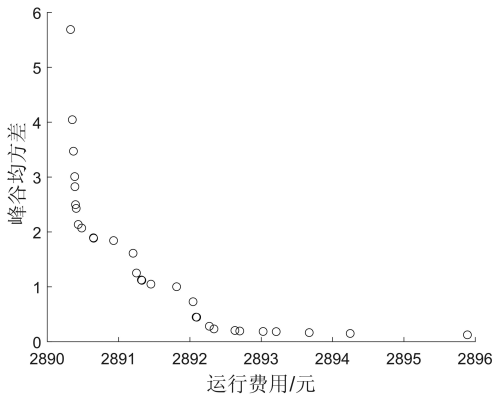


图 1 Pareto 前沿最优解空间

Fig.1 Pareto optimal front solution space

EV 参与风光消纳之后,光伏发电预测和光

伏发电消纳的对比如图 2 所示。从图 2 明显可以看出,太阳辐射在中午时分达到顶峰,但得益于 EV 的充放电调度,实际消纳量在多个时间段都达到了预测值,尤其是在 17:00~19:00 之间,这一现象表明 EV 在提升光伏能源利用率方面具有显著作用。

图 3 与图 2 采用了相同的图表设置,对比了风电的预测发电和实际消纳情况。由于风速的不稳定性,预测的发电量在一天之内呈现了波动的态势。尽管如此,在风速较高的时间段,如清晨和中午,实际消纳量依旧达到了预测值。在图 3 中,风电预测发电量与实际消纳量曲线在凌晨 3:00 至上午 8:00 等关键时间段内高度重合或距离极小的部分,这些位置不仅展示了风电预测的准确性,还揭示了 EV 充电行为与风电消纳之间的密切关系。

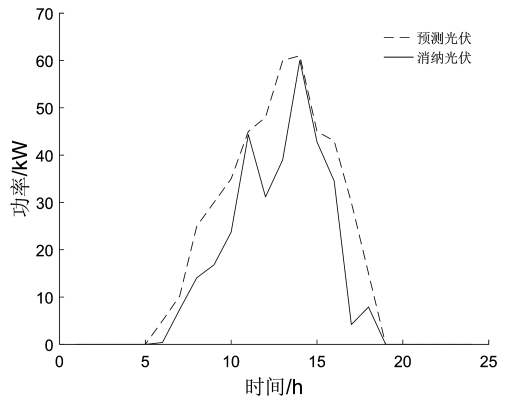


图 2 光伏预测与光伏消纳对比

Fig.2 Comparison between photovoltaic forecast and photovoltaic accommodation

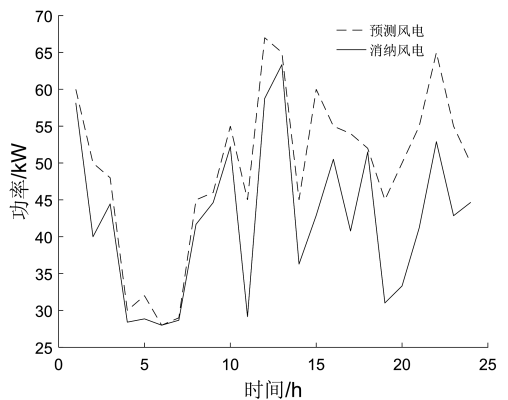


图 3 风电预测与风电消纳对比

Fig.3 Comparison between wind power forecast and wind power accommodation

图4中,最上方的电负荷功率曲线中的峰谷差明显,对应了日常用电模式;下方的星形线是光伏功率曲线,其线型趋势在日中达到峰值,随后逐渐下降;虚线是风电功率曲线,其波动性较大,与风速的变化密切相关,这3者共同构成了微网电力的供需图。本研究所提的优化策略旨在通过EV充放电调度来平衡3者供需关系,降低电网的负荷波动,提高风光能源的利用率。

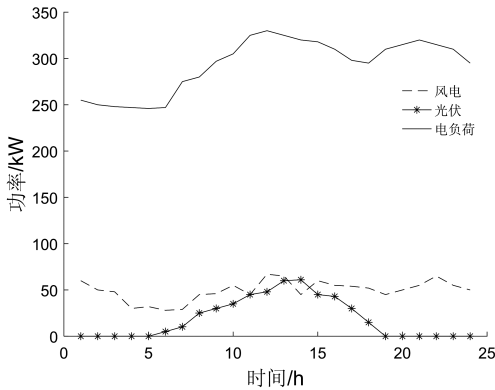


图4 优化之前的电负荷曲线

Fig.4 Electrical load curve before optimization

EV在不同时段的充放电行为如图5所示,其中的电价以线条表示,而EV的充电功率则以柱状体展示。从图5可以观察到,EV主要选择在电价较低的谷时段和平时段进行充电,在电价较高的峰时段以及电价波动的时段进行放电。综上,EV用户在动态分时电价的影响下,能够灵活调整其充电策略,以实现成本效益的最大化。

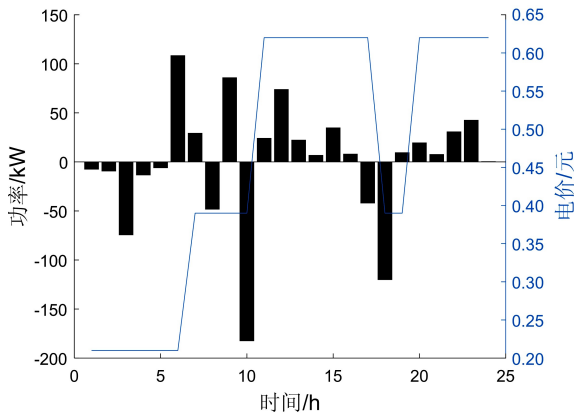


图5 EV功率曲线

Fig.5 Electric vehicle power curve

采用本研究所提的优化策略前后的电负荷对比如图6所示。由于日常用电模式和风光能源的间歇性,电负荷曲线在优化之前呈现较大的峰谷

差异。经过优化之后,通过EV的有序充放电调度,电负荷曲线的峰谷差得到显著降低。图6上方的曲线代表了不同方法下的总负荷曲线对比,采用基于小生境技术的多目标粒子群算法之后的EV负荷被平均分配到每个时间段,从而得到了峰谷差更小的负荷曲线。综上,通过EV充放电的多目标优化调度,不仅可以有效的平衡电网负荷,还能提高风电光伏能源的利用率,促进可再生能源的消纳。

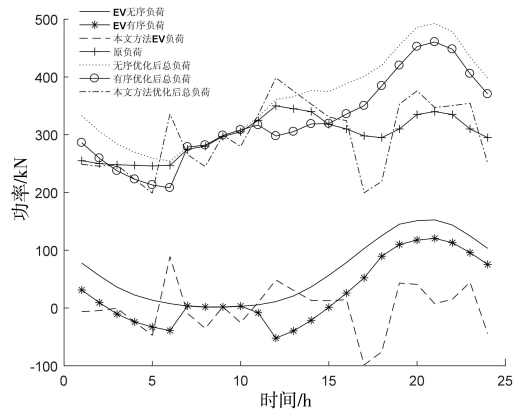


图6 电负荷优化对比结果

Fig.6 Comparison of results of electric load optimization

## 5 结论

为了降低微网等效负荷峰谷差和购电成本,本研究提出了一种面向风光消纳的EV充放电调度的方法,采用了改进的多目标粒子群优化算法进行求解。所得结论如下:

1) 面向风光消纳的EV充放电调度方法有效。提出的调度方法通过动态分时电价机制,成功引导电动汽车(EV)对风电和光伏功率进行消纳,不仅显著提升了风电和光伏的利用率,还有效转移了EV的充电负荷,实现能源的高效利用。

2) 动态分时电价机制改变了用户充电行为。该机制的实施在一定程度上改变了EV用户的充电行为,使得充电负荷分布更加均匀,有效减少了微网等效负荷均方差,从而降低了微网负荷波动。

3) 改进多目标粒子群优化算法提升求解效率。针对标准粒子群算法容易陷入局部最优的问题,本研究采用了改进的多目标粒子群优化算法求解。通过算例分析证明,该算法有效缓解了EV无序入网对微网带来的波动,进一步降低了弃风弃光率,同时也对EV的充放电成本进行了优化。

**参考文献:**

- [1] 朱传奇. 规模化电动汽车充电负荷影响及其 V2G 行为优化策略研究[D]. 淮南:安徽理工大学,2022.
- [2] 李怡然,张姝,肖先勇,等. V2G 模式下计及供需两侧需求的电动汽车充放电调度策略[J]. 电力自动化设备,2021,41(3):129-135,143.
- [3] 周玮,蓝嘉豪,麦瑞坤,等. 无线充电电动汽车 V2G 模式下光储直流微电网能量管理策略[J]. 电工技术学报,2022,37(1):82-91.
- [4] 吴宇,张彼德,袁国森,等. 计及电动汽车和风光资源不确定性的微电网优化配置[J]. 电测与仪表,2016,53(16):39-44.
- [5] 张程,匡宇,邹复民,等. 考虑风光不确定性与电动汽车的综合能源系统低碳经济调度[J]. 电力自动化设备,2022,42(10):236-244.
- [6] 葛少云,郭建伟,刘洪,等. 计及需求侧响应及区域风光出力的电动汽车有序充电对电网负荷曲线的影响[J]. 电网技术,2014,38(7):1806-1811.
- [7] 张娜,唐忠. 考虑 V2G 下电动汽车与风电协同调度的多目标优化策略[J]. 电测与仪表,2018,55(12):54-59,87.
- [8] 王召月,袁绍欣. 基于概率分布估计的私家车和出租车行程时间可变性度量[J]. 计算机应用与软件,2019,36(12):232-238,255.
- [9] 曹卫涛. 电动汽车充电负荷预测方法及应用研究[D]. 南京:南京邮电大学,2020.
- [10] 李含玉,杜兆斌,陈丽丹,等. 基于出行模拟的电动汽车充电负荷预测模型及 V2G 评估[J]. 电力系统自动化,2019,43(21):88-96.
- [11] ZHENG W D, LI Y X, ZHANG M, et al. Reliability evaluation and analysis for NEV charging station considering the impact of charging experience[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2022, 47(6):3980-3993.
- [12] CLEMENT-NYNS K, HAESSEN E, DRIESEN J. The impact of charging plug-in hybrid electric vehicles on a residential distribution grid[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2010, 25(1):371-380.
- [13] 郭月新. 考虑环境温度下电动汽车中长期负荷预测及充电负荷优化研究[D]. 南昌:南昌大学,2021.
- [14] ZHANG J P, WANG Y, LI J X, et al. Day-ahead operation of EV charging station in a logistics center considering charging behaviors of different types of EVs[C]// IEEE 11th Annual International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). Jiaxing, China: IEEE, 2021:626-631.
- [15] 罗毅,张岩. 基于预测变异多目标粒子群算法的风-光-抽水蓄能系统日前调度[J]. 可再生能源,2023,41(11):1484-1490.
- [16] 邹琦琦,杨国华,郑豪丰,等. 基于改进小生境 PSO 算法的综合能源系统调度[J]. 电力系统及其自动化学报,2020,32(7):47-52,60.
- [17] 周荣昱. 基于小生境多目标粒子群优化算法的配电网混合储能配置研究[J]. 电气开关,2021,59(6):35-41.

(责任编辑:方素华)