

DOI: 10.13234/j.issn.2095-2805.2025.1.160

中图分类号: TM73;TM91

文献标志码: A

计及EV和BESS的配电网削峰填谷两阶段 优化调度策略研究

刘仲民, 王 瑜

(兰州理工大学电气工程与信息工程学院, 兰州 730050)

摘要: 随着电动汽车的大规模入网, 其无序充电使得负荷峰谷差距进一步激增, 给电力系统的稳定运行带来了负面影响, 因此提出1种计及电动汽车负荷和电池储能系统的削峰填谷两阶段优化调度策略。首先, 以用户充电成本和负荷绝对峰谷差最小为目标建立电动汽车有序充电调度模型, 利用改进粒子群优化算法对模型进行求解, 促使电动汽车错峰充电; 其次, 以负荷方差和储能寿命综合成本最小为目标建立储能系统削峰填谷优化调度模型, 采用改进哈里斯鹰优化HHO(Harris Hawks optimization)算法对模型进行求解, 从而减小负荷峰谷差, 并通过削峰填谷评价指标对优化结果进行评估和分析; 最后, 以某电网实测负荷功率为例进行仿真实验, 结果表明, 所提两阶段优化调度策略使得负荷峰值降低了约147 kW, 负荷谷值上升了约223 kW, 峰谷差降低了约46.73%, 能够有效改善负荷曲线, 缓解负荷高峰期电力供应紧张的压力, 保证了电网的安全、稳定运行。

关键词: 削峰填谷; 储能系统; 调度策略; 两阶段优化; 哈里斯鹰优化

Research on Two-stage Optimization Scheduling Strategy for Distribution Network Considering EV and BESS

LIU Zhongmin, WANG Yu

(College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: With the large-scale network entry of electric vehicles (EVs), their disorder charging further increases the load peak-valley gap, which has a negative impact on the stable operation of power system. A two-stage optimization scheduling strategy which takes into account the EV load and the energy storage system of batteries is proposed. First, an orderly charging scheduling model for EV is established, which aims at minimizing the absolute peak-valley gap between user charging cost and load. The improved particle swarm optimization algorithm is used to solve this model to avoid peak charging. Second, an optimal scheduling model of peak-shaving and valley-filling for the energy storage system is established with an objective of minimizing the variance of load and the combined cost of energy storage life, which is solved by the improved Harris Hawks optimization algorithm to reduce the peak-valley gap of load. In addition, the optimization results are evaluated and analyzed based on the evaluation index of peak-shaving and valley-filling. Finally, a simulation experiment is carried out with the measured load power of one power network as an example. Results show that under the proposed two-stage optimization scheduling strategy, the peak load decreases by about 147 kW, the valley load increases by about 223 kW, and the peak-valley gap decreases by 46.73%, indicating that this strategy can effectively improve the load curve, alleviate the pressure on power supply during the peak load period and ensure the safe and stable operation of power grid.

Keywords: Peak-shaving and valley-filling; energy storage system; scheduling strategy; two-stage optimization; Harris Hawk optimization

收稿日期: 2022-01-02; 修回日期: 2022-02-28; 录用日期:
2022-03-24; 网络首发日期: 2022-05-27
基金项目: 国网甘肃省电力公司科技资助项目(52273118000Y)
This work is supported by Science and Technology Project of State
Grid Gansu Electric Power Company under the grant 52273118000Y

随着经济飞速发展, 电力负荷的需求量不断攀升, 使得负荷特性呈现用电集中和峰谷差大的特点, 严重影响了电网的安全、平稳运行及用户用电的可靠性。此外, 为应对全球能源危机和环境污染

问题,电动汽车EV(electric vehicle)作为传统燃油汽车的替代品得到了大力推广及使用,入网的电动汽车数量显著上升。然而,大量EV随机接入电网进行无序充电,极易造成峰上加峰的现象,进而加剧电力系统的负荷峰谷差,给配电网的经济、稳定运行造成很大的影响^[1-2]。因此,对配电网负荷曲线进行削峰填谷,减小峰谷差,保证配电网的安全、稳定运行,具有重要的现实意义。

目前,计及电动汽车负荷的电网削峰填谷优化策略研究主要集中在2个方面。

其一是EV具有灵活和集群的储能特性,能够实现车网双向互动V2G(vehicle-to-grid),对其进行有序充电调度,可以有效缓解无序充电给电网带来的冲击,并实现削峰填谷^[3-4]。文献[5]提出1种包含功率限制的EV有序充、放电策略,以分时电价为背景对EV充电功率进行限制,并通过EV向电网馈电,使负荷曲线趋于平缓;文献[6]提出1种考虑多个充电聚合商利益的大规模EV实时调度动态非合作博弈模型,降低了充电成本,平滑了负荷曲线;文献[7]建立了基于分时电价和电动汽车入网调度策略的动态非合作博弈主从博弈模型,以极小化负荷均方差和车主成本为目标进行求解,验证了所提模型良好的经济效益和调峰效果;文献[8]从能量平衡角度出发,考虑电价的影响,以EV充、放电费用最小为目标进行充、放电时段优化,达到了平抑负荷曲线的目的。但上述通过对电动汽车负荷进行调度来实现削峰填谷的研究需同时考虑EV的充、放电特性,使其在负荷高峰时段向电网馈电,而负荷高峰时段与EV的正常使用阶段相重叠,会严重影响用户的使用效率,因而导致削峰能力不佳。

其二是储能系统ESS(energy storage system)具有独特的能量存储和吞吐特性,因此将其安装到电网当中对负荷进行削峰填谷优化,可以有效减小负荷峰谷差距,从而提高电网的运行效率^[9-11]。文献[12]提出1种多电池储能系统削峰填谷多目标优化分步求解方法,以系统负荷标准差和总费用最小为目标,保证了系统运行的经济性;文献[13]提出1种综合考虑削峰填谷可靠性与经济性的双层优化调度方法,上层

以等效负荷标准差最小为目标,下层以网损最小为目标,确定出移动式储能的最优调度策略;文献[14]基于负荷标准差和分时电价构建了配电网削峰填谷多目标优化模型,并提出基于拥挤距离排序的改进多目标粒子群优化算法对其进行求解,验证了所提模型的实用性。但基于储能系统的削峰填谷优化方法在对含EV的负荷曲线进行优化时,因无序充电加剧了负荷峰值的增长,则需配置更大容量的储能装置,故导致其经济性较差且调峰效果不足。

针对上述问题,本文从用户成本、储能费用及调峰等多方面考虑,提出1种计及EV和电池储能系统BESS(battery energy storage system)的电网削峰填谷两阶段优化调度策略。首先,针对EV随机充电导致的峰上加峰问题,以分时电价为引导、峰谷差和充电费用最小为目标,对电动汽车进行有序充电调度,促使EV错峰充电,从而缓解电网的供电压力;然后,以储能系统寿命周期成本和负荷方差最小为目标,确定储能系统的调度容量,并对其充、放电时段进行规划,实现负荷的时空转移,进而减小峰谷差;最后,以改进粒子群和哈里斯鹰优化HHO(Harris Hawks optimization)算法对两阶段策略进行优化,并以某电网实测负荷功率数据为例,验证本文所提方法的优越性。

1 EV及BESS建模

1.1 EV负荷模型

电动汽车在未接受任何调控手段的有效引导时,受日常生活习惯的影响,其行驶规律与传统燃油汽车基本相同,初始充电时间与传统燃料汽车当天行程的结束时刻基本一致。因此,根据美国交通部对全美私家车的调查统计数据,通过极大似然估计可得,电动汽车日行驶距离和初始充电时间近似服从正态分布^[15],其概率密度函数可表示为

$$f_D(x) = \frac{1}{x\sigma_D\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\ln x - \mu_D)^2}{2\sigma_D^2}\right] \quad (1)$$

式中: x 为日行驶距离; σ_D 为概率密度函数的标准

差, 取值为 3.2; μ_D 为平均行驶距离, 取值为 0.88。通过 MATLAB 软件可得概率分布, 如图 1 所示。

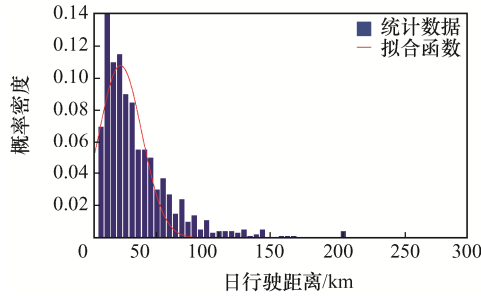


图 1 日行驶距离概率分布

Fig. 1 Probability distribution of daily driving distance

初始充电时间

$$f_s(h) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_s \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(h - \mu_s)^2}{2\sigma_s^2}\right] & \mu_s - 12 \leq h \leq 24 \\ \frac{1}{\sigma_s \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(h + 24 - \mu_s)^2}{2\sigma_s^2}\right] & 0 \leq h < \mu_s - 12 \end{cases} \quad (2)$$

式中: h 为当天行程结束时刻; σ_s 为偏差, 取值为 3.4; μ_s 为期望返回的时间, 取值为 17.6。通过 MATLAB 软件可得概率分布如图 2 所示。

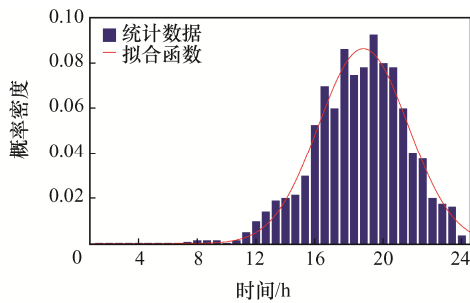


图 2 初始充电概率分布

Fig. 2 Initial charging probability distribution

1.2 BESS 模型

电池储能形式多样, 全钒液流电池在众多储能蓄电池当中综合性能最好, 几乎无自放电现象, 且寿命长、安全性能好, 因此本文以全钒液流电池建立削峰填谷储能模型。

1.2.1 ESS 充、放电及荷电状态模型

1) 充、放电模型

为使储能系统接到调度指令后能够在负荷低

谷时段充电、负荷高峰时段放电, 进而降低负荷峰谷差, 需建立储能系统充、放电模型, 其充、放电过程为

$$\begin{cases} E(t+1) = E(t) + \eta_c P_c(t) \Delta t \\ E(t+1) = E(t) - \frac{P_{dis}(t) \Delta t}{\eta_d} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $E(t+1)$ 和 $E(t)$ 分别为 $t+1$ 时刻和 t 时刻储能系统的剩余电量; η_c 和 η_d 分别为充、放电效率; $P_c(t)$ 和 $P_{dis}(t)$ 分别为储能系统的充、放电功率; Δt 为采样时间。

2) 荷电状态

荷电状态 SOC(state-of-charge) 表示储能在使用过程中电量的多少, 通过剩余电量和额定容量的比值来衡量, 可表示为

$$\begin{cases} SOC(t+1) = SOC(t) + \frac{\eta_c \Delta t P_c(t)}{E_{ESS}} \\ SOC(t+1) = SOC(t) + \frac{\Delta t P_{dis}(t)}{E_{ESS} \eta_d} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $SOC(t+1)$ 和 $SOC(t)$ 分别为 $t+1$ 时刻和 t 时刻储能系统的荷电状态; E_{ESS} 为储能系统的容量。

1.2.2 约束条件

为保证储能系统的安全有效运行, 需考虑相应的约束条件。

1) 额定功率与额定容量约束

储能的功率和容量要在其额定值内, 故需设置其约束, 即

$$\begin{cases} P_{ESS_min} \leq P_{ESS}(t) \leq P_{ESS_max} \\ E_{ESS_min} \leq E_{ESS}(t) \leq E_{ESS_max} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $P_{ESS}(t)$ 和 $E_{ESS}(t)$ 分别为 t 时刻储能系统的功率和容量; P_{ESS_max} 和 P_{ESS_min} 分别为储能系统额定功率的最大值和最小值; E_{ESS_max} 和 E_{ESS_min} 分别为储能系统额定容量的最大值和最小值。

2) 充、放电功率约束

储能的充、放电功率要在其所能承受的范围, 故需对其充、放电功率进行约束, 即

$$\begin{cases} P_c(t) \leq P_{c_max} \\ P_{dis}(t) \leq P_{dis_max} \end{cases} \quad (6)$$

式中, P_{c_max} 和 P_{dis_max} 分别为储能系统最大充、放电功率。

3) 荷电状态约束

荷电状态约束可表示为

$$SOC_{min} \leq SOC(t) \leq SOC_{max} \quad (7)$$

式中, SOC_{min} 和 SOC_{max} 分别为电池荷电状态的最小值和最大值。

2 EV 有序充电调度模型及求解

电动汽车充电负荷具有时空随机分布特性, 在负荷高峰时段接入大量电动汽车充电, 会增大电力系统负荷, 进一步拉大电网负荷曲线的峰谷差。通过对电动汽车充电时段进行调度, 可以有效减小系统的负荷峰谷差值, 提升电网整体的运行效率。因此, 从用户充电经济性和电网调峰两方面考虑, 建立有序充电调度模型并进行求解, 可有效降低 EV 充电对电网的冲击。

2.1 目标函数

针对电动汽车入网后随机充电引起的负荷曲线峰上加峰问题, 首先, 通过分时电价进行有序引导, 从而减小电网的峰谷差; 其次, 应在不影响用户使用的前提下尽可能降低充电费用。因此, 以系统峰谷差和用户充电费用最小为目标函数建立电动汽车有序充电调度模型。

1) 系统峰谷差

负荷峰谷差表征在一定时间尺度下负荷的最大值与最小值之间的差值, 其值越小, 表明负荷偏差越小, 即

$$\min \Delta P = P(t)_{max} - P(t)_{min} \quad (8)$$

式中, $P(t)_{max}$ 和 $P(t)_{min}$ 分别为 EV 有序调度后的负荷最大值和最小值。

2) 用户充电成本

对电动汽车进行有序充电调度时, 还要保证用户具有良好的经济性。因此, 以充电费用最小建立目标函数, 可以有效推进电动汽车有序充电的实施, 即

$$\min F = \sum_{t=1}^T \sum_i^N P_{ev_i}(t)C(t) \quad (9)$$

式中: T 为时间总量; t 为充电时间; N 为 EV 数量; i 为时间变化梯度; $P_{ev_i}(t)$ 为 EV 的充电功率; $C(t)$ 为分时电价。

2.2 约束条件

电动汽车充电时, 需考虑以下约束条件。

1) 功率平衡约束

电网的功率要满足平衡, 故负荷消耗的功率和 EV 消耗的功率需满足平衡条件, 即

$$P_{grid} = P_l + P_{ev_c} \quad (10)$$

式中: P_{grid} 为电网提供的功率; P_l 为负荷功率; P_{ev_c} 为 EV 充电所消耗的功率。

2) EV 充电功率约束

EV 的充电功率要在其所能承受的范围, 故对其充电功率进行约束, 即

$$P_{ev_min} \leq P_{ev}(t) \leq P_{ev_max} \quad (11)$$

式中, P_{ev_max} 和 P_{ev_min} 分别为电动汽车充电功率的最大值和最小值。

2.3 改进算法及求解

粒子群优化 PSO (particle swarm optimization) 算法是 1 种基于群智能的随机优化算法, 因其简单、易实现的优点被广泛应用于函数优化问题。本文所建电动汽车有序充电调度模型和函数较为简单, 故采用粒子群优化算法进行求解。但粒子群优化算法和其他智能优化算法一样, 存在一定缺陷, 因此对其进行 2 个方面的改进。

首先, 为了更加有效地控制粒子的飞行速度, 使算法在全局检测和局部发展之间取得平衡, 在速度更新公式中加入收缩因子, 即

$$\phi = \frac{2}{\left| 2 - c - \sqrt{c^2 - 4c} \right|} \quad c = c_1 + c_2 \quad (12)$$

式中, c_1 和 c_2 为学习因子。

其次, 惯性权重 ω 为粒子群优化算法中用于平衡全局和局部搜索能力的参数, ω 不随时间的变化而变化, 而是应根据进化状态的改变而改变, 因此, 对惯性权重进行相应的改进, 即

$$\omega(f) = \frac{1}{1 + 1.5e^{-2.6f}} \in [0.4, 0.9] \quad \forall f \in [0, 1] \quad (13)$$

故改进后的速度更新公式为

$$v_{id} = \phi[\omega(f)v_{id} + c_1r_1(p_{id} - x_{id}) + c_2r_2(p_{gd} - x_{id})] \quad (14)$$

式中： v_{id} 为粒子当前速度； r_1 和 r_2 为[0,1]随机数； p_{id} 为个体极值； x_{id} 为粒子当前位置； p_{gd} 为全局极值。

改进后的粒子群优化算法更容易获得全局最优解，在求解优化类问题时具有更大的优势。因此，本文利用改进粒子群优化算法对电动汽车进行有序充电调度，具体流程如图3所示。

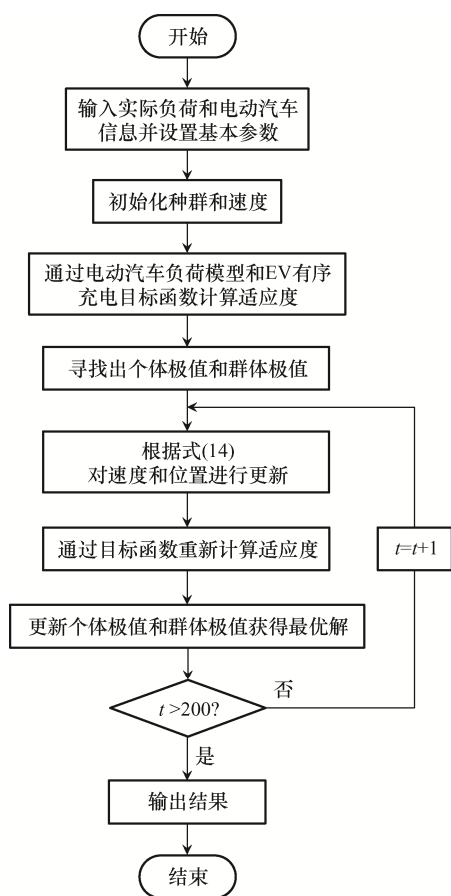


图3 EV调度求解流程

Fig. 3 Flow chart of solution to EV scheduling

求解过程如下：

(1)输入电网实测负荷数据和电动汽车基本信息，设置算法基本参数，并初始化种群和速度；

(2)通过目标函数式(8)和式(9)计算适应度，即求解电动汽车充电费用和系统负荷峰谷差，获得充电时间段，并寻出个体极值和群体极值；

(3)通过改进后的速度更新公式(14)对速度和个体位置进行更新；

(4)根据目标函数重新计算适应度，并更新个体极值和群体极值，获得最优解；

(5)判断迭代次数是否满足终止条件，满足则输出结果，否则返回第(3)步继续求解。

3 BESS削峰填谷优化调度模型及求解

电动汽车在进行有序充电调度时，计及EV用户的实际使用情况，仅考虑EV的充电负荷特性，使得原始电网负荷的谷值曲线得到提升，而负荷峰值并未有效降低。因此，需要配置储能装置来进行调峰填谷，使负荷曲线趋于平滑。

3.1 目标函数

考虑储能系统的经济性和削峰填谷的实际效果，以负荷方差和储能装置寿命周期成本最小建立目标函数，以EV有序充电后的负荷曲线作为优化目标进行求解。通过对储能系统进行峰谷时段充、放电调度，可以有效降低峰谷差距，减少常规调峰机组的投入，从而节约大量的资源和成本。

1) 负荷方差

负荷曲线的方差可以较好地表征削峰填谷的效果，方差越小，表明负荷曲线越平稳，即电网的负荷峰谷差距越小，即

$$\min f(P) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left[(P_1(t) - P_{ESS}(t)) - \frac{1}{T} \sum_{j=1}^T (P_1(j) - P_{ESS}(j)) \right]^2 \quad (15)$$

式中： $P_1(t)$ 为EV有序充电优化后的负荷； $P_{ESS}(t)$ 为储能装置的功率； $P_1(j)$ 为该时刻负荷消耗的功率； $P_{ESS}(j)$ 为该时刻储能提供的功率。

2) 储能寿命周期成本

根据全钒液流电池的投资、运维、寿命、低储高发套利及政府补贴，建立全钒液流电池储能系统寿命周期成本函数，可表示为

$$\min C = C_{\text{inv}} + C_{\text{o\&p}} + C_r - E_1 - E_2 \quad (16)$$

式中: C_{inv} 为储能系统的投资成本; $C_{\text{o\&p}}$ 为储能系统的运行维护成本; C_r 为储能系统的寿命成本; E_1 为储能参与削峰填谷的低储高发套利收益; E_2 为储能系统参与电网削峰填谷的政府补贴。

式(16)中的 C_{inv} 、 $C_{\text{o\&p}}$ 、 C_r 、 E_1 和 E_2 可分别表示为

$$\left\{ \begin{array}{l} C_{\text{inv}} = C_1 P_{\text{ESS}} + C_2 E_{\text{ESS}} \\ C_{\text{o\&p}} = \sum_{t_i=1}^T C_3 E_{\text{ESS}} \frac{r(1+r)^{t_i}}{(1+r)^{t_i} - 1} \\ C_r = \eta_D C_{\text{inv}} \left[\left(\sum_{t_i=1}^T |P_{\text{ESS}}| t_i \right) / 2SE_{\text{ESS}} \right] \\ E_1 = \sum_{t_i=1}^T C_t P(t_i) \\ E_2 = \sum_{t_i=1}^T C_g P_{\text{dis}}(t_i) \\ \eta_D = \frac{r(1+r)^{y_{\text{ESS}}}}{365[(1+r)^{y_{\text{ESS}}} - 1]} \end{array} \right. \quad (17)$$

式中: C_1 和 C_2 分别为全钒液流电池的单位功率成本和单位容量成本; E_{ESS} 为储能系统的额定容量; C_3 为储能系统单位功率运行和维护成本; r 为贴现率; t_i 为储能系统运行时间; η_D 为系数; S 为充放电循环次数; C_t 为储能系统削峰填谷电价, 在本文中取分时电价; P 为功率; C_g 为储能系统单位放电政府补贴电价, 根据国家相关政策, 在本文中取值为 550; P_{dis} 为储能系统放电功率; y_{ESS} 为储能系统寿命年限。

3.2 约束条件

为使系统稳定运行, 采用功率平衡约束和安全约束作为系统运行的约束条件。

1) 系统功率平衡约束

任意时刻电网的功率应满足平衡, 即

$$P_{\text{dis}} + P_{\text{grid}} = P_l + P_c + P_{\text{ev}_c} \quad (18)$$

2) 系统安全约束

系统的电压不能越限, 故设置系统安全约束为

$$U_{\min} \leq U \leq U_{\max} \quad (19)$$

式中: U 为节点电压; U_{\min} 和 U_{\max} 分别为节点电压

的最小值和最大值。

3.3 削峰填谷评价指标

为确保削峰填谷效果的直观性和准确性, 需构建评价指标来对各阶段调度后的削峰填谷效果进行量化评价。本文以峰谷系数、峰谷差率及负荷率 3 个相关运算作为评价依据, 能够突出表征调度前、后负荷曲线的平缓特征。

1) 峰谷系数

峰谷系数为在一定时间尺度下, 负荷曲线的平缓情况, 可表示为

$$\alpha = \frac{P_{\min}}{P_{\max}} \quad (20)$$

式中: P_{\max} 和 P_{\min} 分别为负荷曲线的最大值和最小值; α 为一定时间尺度下负荷曲线的平缓情况, 其值越大, 说明负荷曲线越平缓。

2) 峰谷差率

峰谷差率为在一定的的时间尺度下, 负荷曲线的波动情况, 可表示为

$$\beta = \frac{P_{\max} - P_{\min}}{P_{\max}} \times 100\% \quad (21)$$

式中, β 为一定的的时间尺度下负荷曲线的波动情况, 其值越小, 说明负荷曲线波动越小。

3) 负荷率

负荷率为在一定的的时间尺度下负荷曲线的峰谷差距情况, 可表示为

$$\lambda = \frac{P_a}{P_{\max}} \times 100\% \quad (22)$$

式中: P_a 为负荷均值; λ 为一定时间尺度下负荷曲线的峰谷差距情况, 其值越大, 说明各时段用电负荷越平均, 峰谷差越小。

3.4 哈里斯鹰优化算法的改进及模型求解

哈里斯鹰优化算法^[16]是 Heidari 等于 2019 年提出的 1 种智能优化算法。该算法灵感来源于哈里斯鹰的捕食行为, 相较于传统寻优算法, 其全局搜索能力更强。因此, 在储能系统削峰填谷优化调度求解时, 使用改进 HHO 算法^[17]对储能的调度容量和充放电时段进行求解, 大致分为搜索和捕猎 2 个阶段。

3.4.1 搜索阶段

哈里斯鹰根据不同的栖息策略对猎物进行搜索跟踪,并决定是否狩猎。

$$X(t+1) = \begin{cases} X_{\text{rand}}(t) - r_1 |X_{\text{rand}}(t) - 2r_2 X(t)| & q \geq 0.5 \\ [X_{\text{rabbit}}(t) - X_m(t)] - r_3 [\varepsilon_1 + r_4 (\varepsilon_2 - \varepsilon_1)] & q < 0.5 \end{cases} \quad (23)$$

$$X_m(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(t) \quad (24)$$

式中: $X(t)$ 为鹰的当前位置; $X(t+1)$ 为鹰下一次迭代的位置; $X_{\text{rand}}(t)$ 为鹰的随机位置; $X_{\text{rabbit}}(t)$ 为猎物的位置; r_1 、 r_2 、 r_3 、 r_4 和 q 均为 $[0,1]$ 随机数; $X_m(t)$ 为鹰的平均位置; ε_1 和 ε_2 分别为种群的上、下界; $X_i(t)$ 为第 i 个种群鹰的位置。

HHO 算法的搜索和捕猎主要通过逃逸能量 E 来控制,可表示为

$$E = 2E_0 \left(1 - \frac{z}{Z}\right) \quad (25)$$

式中: E_0 为 $(-1,1)$ 随机数; z 为当前迭代次数; Z 为最大迭代次数。

3.4.2 捕猎阶段

在捕猎阶段,哈里斯鹰通过 4 种方式对猎物进行围捕:软围攻、硬围攻、渐进式快速俯冲软包围和渐进式快速俯冲硬包围。

方式 1: 软围攻

当 $r \geq 0.5$ 、 $|E| \geq 0.5$ 时,猎物试图通过自身足够的能量进行逃逸,但最终无法逃脱,此时哈里斯鹰采用软围攻方式进行捕猎,即

$$X(t+1) = \Delta X(t) - E |JX_{\text{rabbit}}(t) - X(t)| \quad (26)$$

式中: $\Delta X(t)$ 为鹰与猎物当前位置之差; J 为 $[0,2]$ 随机数, $J=2(1-r_5)$; r_5 为 $[0,1]$ 随机数。

方式 2: 硬围攻

当 $r \geq 0.5$ 、 $|E| < 0.5$ 时,猎物因无足够的能量而无法逃逸,因此,哈里斯鹰采用硬围攻方式进行捕猎,即

$$X(t+1) = X_{\text{rabbit}}(t) - E |\Delta X(t)| \quad (27)$$

方式 3: 渐进式快速俯冲软包围

当 $r < 0.5$ 、 $|E| \geq 0.5$ 时,猎物有足够的能量和机会逃逸,因此鹰会在围攻之前形成 1 个软包围圈,具体描述为

$$X(t+1) = \begin{cases} Y & f(Y) < f[X(t)] \\ Z & f(Z) < f[X(t)] \end{cases} \quad (28)$$

$$Y = X_{\text{rabbit}}(t) - E |JX_{\text{rabbit}}(t) - X(t)| \quad (29)$$

$$Z = Y + S \times LF(D) \quad (30)$$

式中: S 为 D 维随机向量; LF 为 Levy 飞行函数,用于模拟猎物逃逸和鹰快速俯冲时的欺骗性动作。

方式 4: 渐进式快速俯冲硬包围

当 $r < 0.5$ 、 $|E| < 0.5$ 时,猎物虽有逃逸机会但能量不足,因此鹰会在突袭之前形成 1 个硬包围圈,缩小和猎物之间的距离,即

$$X(t+1) = \begin{cases} Y & f(Y) < f[X(t)] \\ Z & f(Z) < f[X(t)] \end{cases} \quad (31)$$

$$Y = X_{\text{rabbit}}(t) - E |JX_{\text{rabbit}}(t) - X_m(t)| \quad (32)$$

$$Z = Y + S \times LF(D) \quad (33)$$

在 HHO 算法中,全局搜索到局部搜索的过渡是通过能量因子 E 来控制的,但 E 是以线性递减的方式更新的,因此在迭代的后期,算法仅进行局部搜索,从而易陷入局部最优。为了提高算法的全局搜索能力,对能量因子 E 进行改进,即

$$\begin{cases} E_e = e^{-\frac{t}{T}} \\ E = 2E_0 \times E_e \end{cases} \quad (34)$$

改进后的 HHO 算法在整个迭代过程中能够达到全局搜索和局部搜索的平衡,前期进行全局搜索,后期在局部搜索的前提下保留了全局搜索的可能。因此,使用改进后的 HHO 算法能够寻出更为精确的储能充、放电时段,具体流程如图 4 所示。

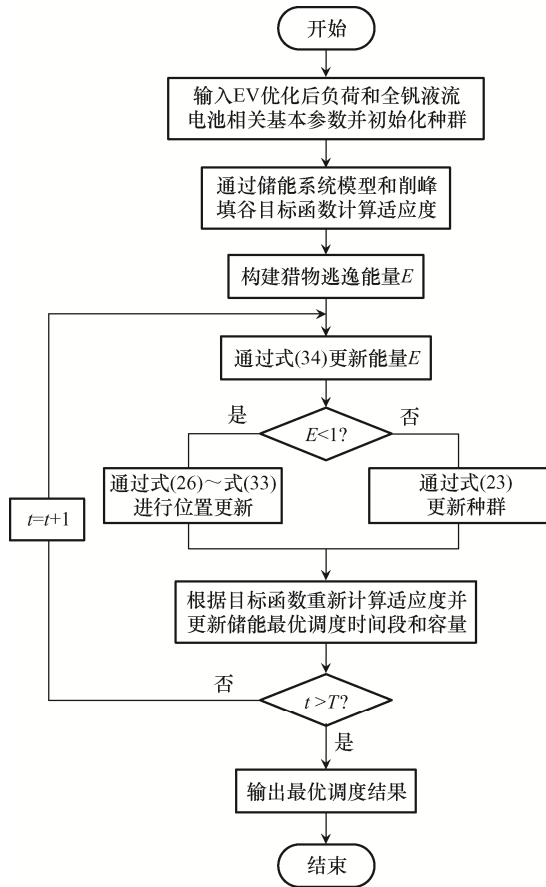


图 4 储能削峰填谷调度求解流程

Fig. 4 Flow chart of solution to peak-shaving and valley-filling scheduling of energy storage

求解步骤如下:

- (1) 输入 EV 调度优化后的负荷数据和储能系统基本参数, 并初始化种群;
- (2) 通过目标函数式(15)和式(16)计算适应度, 即分别求取储能最优调度容量和削峰填谷充、放电时段;
- (3) 通过式(26)~式(33)对逃逸能量和位置进行更新, 确定捕猎方式和策略;
- (4) 重新计算适应度并更新最优解;
- (5) 判断迭代次数是否达到最大, 若达到最大迭代次数则输出最优调度结果, 否则返回第(3)步继续迭代计算。

综合上述 EV 有序充电和电池储能系统削峰填谷两阶段优化调度策略模型, 具体的求解步骤如图 5 所示。

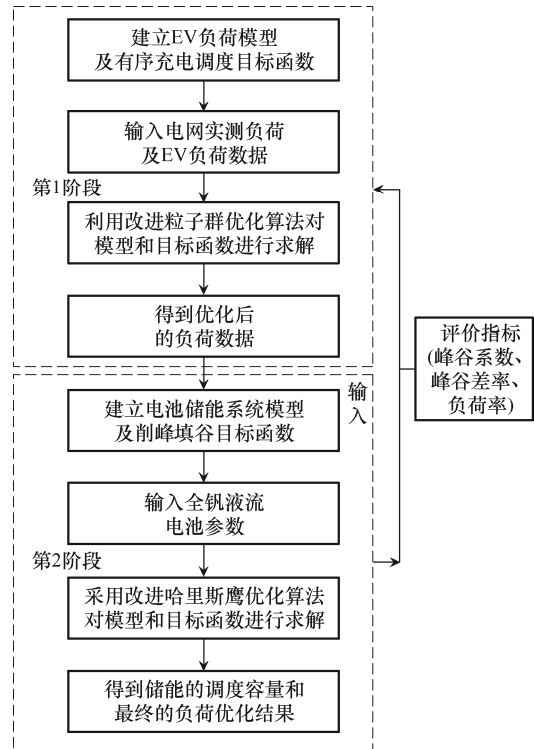


图 5 两阶段优化调度结构

Fig. 5 Structure of two-stage optimization scheduling

两阶段的调度模型相互独立且为递进关系: 首先, 以 EV 有序充电模型对电网原始负荷进行优化; 其次, 以 EV 有序充电调度优化后的负荷作为第 2 阶段的待优化目标; 最后, 以 BESS 对其进行削峰填谷优化, 得到最终的优化结果。

4 算例分析

4.1 算例数据

电动汽车的充电费用和储能削峰填谷套利均以分时电价为基础进行求解计算, 该地区电网各时段电价见表 1。

表 1 分时电价

| Tab. 1 Time-of-use electricity price | |
|--------------------------------------|---------------|
| 时段 | 电价/[元/(kW·h)] |
| 08:00—13:00/17:00—23:00 | 1.143 |
| 13:00—17:00 | 0.781 |
| 23:00—08:00 | 0.412 |

由表 1 可以看出, 该电网的分时电价满足峰平

谷时段电价差异,在用电高峰时段电价较高,而在用电低谷时段电价较低。不同用电时段电价的差异可以更加有效地推动调度策略的实施。

本文对国内某地区电网实测负荷数据进行求解验证,数据的选取以 15 min 为间隔,相比于以往以 1 h 为单位采集到的负荷数据,优化结果更具实时性,且效果更佳。某电网实测负荷功率如图 6 所示。

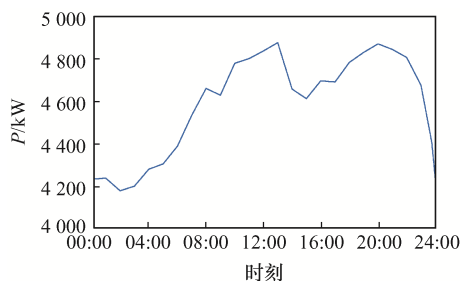


图 6 某电网实测负荷功率数据

Fig. 6 Measured load power data of one power grid

4.2 优化结果

因该地区入网的电动汽车数量一直在增加,且车型种类繁多,充电功率和容量不一致,呈动态变化,难以进行精确计量。因此,根据现有的统计数据,假设该地区入网的电动汽车共有 500 辆,型号均为 Tesla Model X,车载电池容量为 75 kW·h,充电功率为 10 kW。实际应用中可具体统计不同电动汽车的数量和电池容量,通过累加计算得出能够用于调度的电动汽车负荷总容量,进而实现对负荷的优化。用户对电动汽车的使用场景和使用时段与传统燃油汽车基本一致,因此,根据电动汽车负荷建模中的 EV 日行驶距离和初始充电时间概率分布可得到在无序充电情况下,电动汽车入网后随机充电前、后的负荷曲线。再通过所建 EV 有序充电目标函数和调度模型,结合改进后的粒子群优化算法进行求解,即可得到有序充电调度后的负荷曲线。计及 EV 无序充电和有序调度前、后的负荷曲线如图 7 所示。

由图 7 可以看出,在未对电动汽车进行有序充电调度的情况下,入网的电动汽车随机无序充电,使得电网固有的峰谷差问题进一步加重,电网原始负荷最大经无序充电后由 4 880.88 kW 升高至

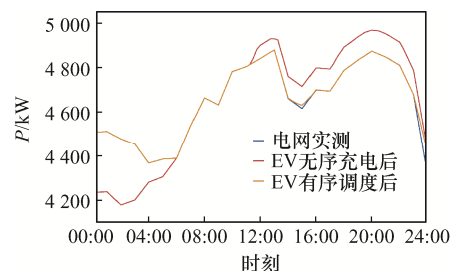


图 7 计及 EV 无序充电和有序调度前、后电网负荷曲线

Fig. 7 Grid load curves before and after EV disorderly charging and orderly scheduling are taken into account, respectively

4 970.07 kW,导致负荷峰值激增,且负荷绝对峰谷差由 702.624 kW 上升至 791.813 kW,负荷峰谷差距进一步增大,给电网安全稳定供电带来了不良影响。因此,需要对电动汽车进行有序充电调度,安排合理的充电时段进行充电,从而缓解其无序充电给电网造成的峰上加峰问题。经有序调度后,原本集中在用电高峰时段的充电负荷转移到了用电低谷时段,有效消除了随机充电堆积造成的负荷峰上加峰问题,使得负荷曲线峰值由 4 970.07 kW 降为 4 880.88 kW,负荷曲线谷值由 4 178.26 kW 升高至 4 367.64 kW,峰谷差由原来的 702.264 kW 降低至 513.238 kW。同时,通过调度原来在电价较高的负荷高峰时段充电的电动汽车集中到电价较低的负荷低谷时段进行充电,为 EV 用户节省了大量充电费用,具有良好的经济性。EV 优化调度前、后的结果对比见表 2。

表 2 EV 优化调度前、后结果对比

Tab. 2 Comparison of results before and after optimal scheduling of EV

| 参数 | 原始负荷 | 无序充电 | 有序充电 |
|--------------------|----------|----------|----------|
| 最大功率负荷/kW | 4 880.88 | 4 970.07 | 4 880.88 |
| 最小功率负荷/kW | 4 178.26 | 4 178.26 | 4 367.64 |
| 峰谷差 ΔP /kW | 702.624 | 791.813 | 513.238 |
| 充电费用 F /元 | — | 35 434 | 18 110 |
| 峰谷系数 α | 0.856 0 | 0.840 7 | 0.894 8 |
| 峰谷差率 β /% | 14.40 | 15.93 | 10.52 |
| 负荷率 λ /% | 94.35 | 93.69 | 95.35 |

通过优化调度前、后结果可知, 相比于原始负荷和随机无序充电, 有序充电调度下的负荷峰谷差分别减小了 189.386 kW 和 278.575 kW, 峰谷系数提高了 0.038 8 和 0.054 1, 峰谷差率减小了 3.88% 和 5.41%, 负荷率提高了 1.00% 和 1.66%, 充电费用较无序充电节省了 17 324 元。从而验证了本文所提 EV 调度模型可以有效缓解电动汽车随机无序充电导致的峰上加峰问题, 且能够提升负荷谷值曲线, 实现对电网负荷的削峰填谷。但此处考虑到电动汽车的工作时段和状态, 不要求其在用电高峰时段向电网馈电, 因此原始负荷中的负荷峰值并未得到削减, 为解决原始负荷峰值较高的问题, 给该地区电网配置一定容量的储能装置, 并调度储能装置在负荷低谷时段存储电能, 高峰时段释放电能, 对 EV 有序充电调度后的负荷曲线进行削峰填谷, 进而减少传统调峰机组的投入, 提高电网运行效率。

全钒液流电池储能系统基本参数见表 3。

表 3 全钒液流电池基本参数

Tab. 3 Basic parameters of all vanadium redox flow battery

| 参数 | 数值 |
|-------------------|---------|
| 单位容量成本/[元/(kW·h)] | 1 500 |
| 单位功率成本/(元/kW) | 2 000 |
| 运行维护成本/[元/(kW·h)] | 0.05 |
| 效率/% | 95 |
| SOC 的范围 | 0.1~0.9 |
| 寿命年限/a | 20 |
| 贴现率/% | 8 |

将第 1 阶段 EV 有序充电调度优化后的负荷曲线作为全钒液流电池储能系统削峰填谷的优化目标, 采用改进后的 HHO 算法结合储能系统模型及削峰填谷优化调度目标函数进行求解, 可得全钒液流电池储能系统的调度容量为 505.49 kW·h、最大充放电功率为 53 kW, 对应的寿命周期成本为 94.7 万元, 负荷曲线方差为 20 502.9, 同时可求得全钒液流 BESS 进行削峰填谷优化调度后的充、放电时段, 如图 8 所示。

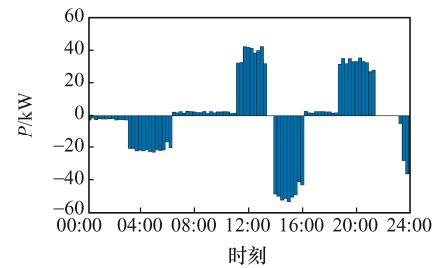


图 8 储能系统功率

Fig. 8 Power of energy storage system

由图 8 可以看出, 经过调度后, 储能系统在 1 d 调度周期内进行了 2 次充电和 2 次放电, 保证了储能系统的充、放电循环。充放电时段分别为: 23:00—06:00、13:00—16:00 储能系统充电存储电能; 06:00—13:00、16:00—23:00 储能系统释放电能。同时, 结合 EV 有序充电调度后的负荷曲线来看, 曲线呈“两峰一平一谷”, 储能系统的充、放电时段和负荷峰谷时段相适宜, 且满足分时电价下储能系统低储高发套利需求, 因此对储能系统的调度具有对负荷曲线进行削峰填谷的能力。

储能系统参与电网削峰填谷优化调度前、后的负荷曲线如图 9 所示。

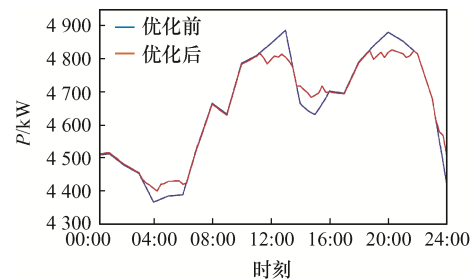


图 9 储能系统优化前、后负荷曲线

Fig. 9 Load curve before and after optimization of energy storage system

由图 9 可见, 储能系统经过削峰填谷调度后, 在用电低谷时段进行充电, 在用电高峰时段进行放电, 使负荷谷值曲线明显上移, 负荷峰值曲线明显下移, 进一步缩小了负荷峰谷差距。优化后的负荷曲线相较于待优化负荷曲线更加平滑, 取得了良好的削峰填谷效果。且储能充电时段电价较低, 在放电时段电价较高, 因此, 通过储能系统进行削峰填谷具有良好的经济性。

为进一步验证本文所提求解方法的可靠性和

优越性,在相同的模型及目标函数条件下分别使用模拟退火 SA(simulated annealing)算法、PSO 算法和 HHO 算法进行实验对比求解,实验结果如图 10 所示。

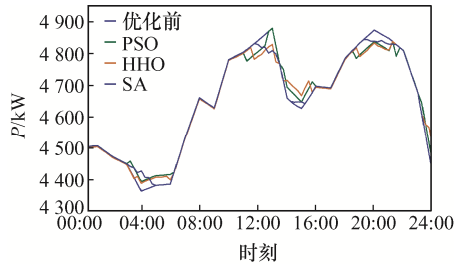


图 10 SA、PSO 和 HHO 优化前、后负荷曲线

Fig. 10 Load curves before and after SA, PSO and HHO optimization

由图 10 可见,使用 SA、PSO 和 HHO 算法对模型和目标函数进行求解,均可达到对负荷曲线削峰填谷的效果,但相较于本文所提改进后的 HHO 算法求解下的负荷曲线,其他算法的效果略有不足。用 SA 算法求解时,在负荷低谷时段表现尚不优越;用 HHO 算法求解时,储能夜间负荷低谷时段出现了放电现象;用 PSO 算法求解时,在第 1 个负荷高峰时段,优化后的负荷曲线和待优化负荷曲线在尖峰时刻出现重叠,削峰效果明显不足。对本文所提改进 HHO 算法及 SA、PSO、HHO 算法求解结果进行对比,见表 4。可见,本文所提改进 HHO 算法对储能系统削峰填谷优化调度求解后,负荷峰值由 4 800.88 kW 降低至 4 822.80 kW,负荷谷值由 4 367.64 kW 提高至 4 400.98 kW,使得峰谷差降低了 91.418 kW。结合削峰填谷评价指标来看,峰谷系数提高了 0.017 7,峰谷差率降低了 1.77%,负荷率提高了 1.16%。验证了本文所提调度策略可以有效降低峰谷差,实现对负荷的削峰填谷优化。通过对比可知,本文所提改进 HHO 算法相较于 SA、PSO 和 HHO 算法求解下的结果,负荷峰值更低,负荷谷值更高,因而峰谷差相对更低,负荷方差更小。结合削峰填谷评价指标进行对比,峰谷系数和负荷率均有明显提高,而峰谷差率也明显降低。因此,进一步验证了本文所提改进 HHO 算法在求解时具有更好的削峰填谷效果,且优化后的结果更能满足实际应用和需求。

表 4 优化结果对比

Tab. 4 Comparison of optimization results

| 参数 | 优化前 | SA | PSO | HHO | 改进 HHO |
|--------------------------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 最大功率负荷 /kW | 4 880.88 | 4 845.52 | 4 880.88 | 4 839.23 | 4 822.80 |
| 最小功率负荷 /kW | 4 367.64 | 4 385.69 | 4 397.70 | 4 392.42 | 4 400.98 |
| 峰谷差 $\Delta P/\text{kW}$ | 513.238 | 459.832 | 483.182 | 446.807 | 421.820 |
| 负荷方差 $f(P)$ | 26 520.8 | 23 694.5 | 22 138.5 | 22 078.4 | 20 502.9 |
| 峰谷系数 α | 0.894 8 | 0.905 1 | 0.901 0 | 0.907 7 | 0.912 5 |
| 峰谷差率 $\beta/\%$ | 10.52 | 9.49 | 9.90 | 9.23 | 8.75 |
| 负荷率 $\lambda/\%$ | 95.35 | 96.02 | 95.39 | 96.16 | 96.51 |

5 结论

电动汽车的大规模入网,进一步扩大了负荷峰谷差距,严重影响电网的供电可靠性。本文针对电动汽车负荷和电池储能系统提出两阶段优化调度策略。通过实验分析,得出以下结论。

(1)以削峰填谷效果和经济性最优为目标,建立 EV 和 BESS 两阶段优化调度模型及削峰填谷评价指标。同时,针对现有优化方法存在的局限性,对 PSO 算法和 HHO 算法进行改进,使用改进后的算法对优化调度模型进行求解,得到电动汽车和储能系统充、放电时段及储能系统的调度容量,为电动汽车入网和储能规划提供一定的指导。

(2)通过与 SA、PSO 和 HHO 算法求解结果进行对比,验证了本文所提改进算法的优越性和有效性。使用改进后的方法进行求解时,本文模型具有更好的削峰填谷效果,在很大程度上减少了传统调峰机组的规模和机组运行时产生的污染,进一步提升了电能的利用效率,节省了调峰的资金投入,具

有良好的经济性, 对电网持续安全、可靠运行具有重要的现实意义。

参考文献:

- [1] Wang Yingqiu, Zhang Jian, Li Lei, et al. Research on coordinated charging control strategy load optimization of electric vehicles in residential area [J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2020, 510(6): 062030.
- [2] Schröder M, Abdin Z, Mérida W. Optimization of distributed energy resources for electric vehicle charging and fuel cell vehicle refueling [J]. Applied Energy, 2020, 277: 115562.
- [3] 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.
Li Yiran, Zhang Shu, Xiao Xianyong, et al. Charging and discharging scheduling strategy of EVs considering demands of supply side and demand side under V2G mode [J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(3): 129-135, 143. (in Chinese)
- [4] Zhou Kaile, Cheng Lexin, Wen Lulu, et al. A coordinated charging scheduling method for electric vehicles considering different charging demands [J]. Energy, 2020, 213: 118882.
- [5] 严俊, 严凤. 峰谷分时电价背景下的居民电动汽车有序充放电策略[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(15): 127-134.
Yan Jun, Yan Feng. An orderly charging and discharging strategy for residential electric vehicles based on peak-valley electricity tariffs [J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(15): 127-134. (in Chinese)
- [6] 陈吕鹏, 潘振宁, 余涛, 等. 基于动态非合作博弈的大规模电动汽车实时优化调度[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(24): 32-40, 66.
Chen Lüpeng, Pan Zhenning, Yu Tao, et al. Real-time optimal dispatch for large-scale electric vehicles based on dynamic non-cooperative game theory [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(24): 32-40, 66. (in Chinese)
- [7] 杨国清, 罗航, 王德意, 等. 分时电价与电动汽车优化调度的主从博弈模型[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(10): 55-60.
Yang Guoqing, Luo Hang, Wang Deyi, et al. Leader-follower game model of time-of-use electricity price and optimized plug-in electric vehicle dispatching [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2018, 30(10): 55-60. (in Chinese)
- [8] 吴晨曦, 张杰, 张新延, 等. 考虑电价影响的电动汽车削峰填谷水平评价[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(17): 14-22.
Wu Chenxi, Zhang Jie, Zhang Xinyan, et al. Load shifting level evaluation of EVs in the different energy price environment [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(17): 14-22. (in Chinese)
- [9] Teki V K, Maharana M K, Panigrahi C K. Study on home energy management system with battery storage for peak load shaving [J]. Materials Today: Proceedings, 2021, 39: 1945-1949.
- [10] Rana M M, Romlie M F, Abdullah M F, et al. Modeling of an isolated microgrid with hybrid PV-BESS system for peak load shaving simulation [J]. International Journal of Advanced Technology and Engineering Exploration, 2021, 8(75): 352-361.
- [11] 李建林, 修晓青, 吕项羽, 等. 储能系统容量优化配置及全寿命周期经济性评估研究综述[J]. 电源学报, 2018, 16(4): 1-13.
Li Jianlin, Xiu Xiaoqing, Lü Xiangyu, et al. Review on capacity optimization configuration and life cycle economic evaluation method for energy storage system [J]. Journal of Power Supply, 2018, 16(4): 1-13. (in Chinese)
- [12] 蒋迎花, 侯少攀, 刘永忠. 多电池储能系统实现削峰填谷的分步优化方法[J]. 高校化学工程学报, 2020, 34(5): 1265-1273.
Jiang Yinghua, Hou Shaopan, Liu Yongzhong. A step-wise optimization approach of peak-shaving for multi-type battery energy storage systems [J]. Journal of Chemical Engineering of Chinese Universities, 2020, 34(5): 1265-1273. (in Chinese)
- [13] 王育飞, 郑云平, 薛花, 等. 基于增强烟花算法的移动式储能削峰填谷优化调度[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(5): 48-56.

- Wang Yufei, Zheng Yunping, Xue Hua, et al. Optimal dispatch of mobile energy storage for peak load shifting based on enhanced firework algorithm [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(5): 48-56. (in Chinese)
- [14] 邵振, 邹晓松, 袁旭峰, 等. 基于改进多目标粒子群优化算法的配电网削峰填谷优化[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(10): 3984-3989.
- Shao Zhen, Zou Xiaosong, Yuan Xufeng, et al. Optimization of peak load shifting in distribution network based on improved MOPSO algorithm [J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(10): 3984-3989. (in Chinese)
- [15] 段俊东, 李高尚, 李一石, 等. 考虑风电消纳的电动汽车充电站有序充电控制[J]. 储能科学与技术, 2021, 10(2): 630-637.
- Duan Jundong, Li Gaoshang, Li Yishi, et al. Coordinated charging control for EV charging stations considering wind power accommodation [J]. Energy Storage Science and Technology, 2021, 10(2): 630-637. (in Chinese)
- [16] Heidari A A, Mirjalili S, Faris H, et al. Harris Hawks optimization: Algorithm and applications [J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97: 849-872.
- [17] Zhang Yang, Zhou Xizhao, Shih P C. Modified Harris Hawks optimization algorithm for global optimization problems [J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2020, 45(12): 10949-10974.



刘仲民

作者简介:

刘仲民(1978—), 男, 博士, 副教授。研究方向: 智能电网、复杂系统的控制理论与技术。E-mail: liuzhmx@163.com。

王瑜(1997—), 男, 通信作者, 硕士研究生。研究方向: 电网优化控制与储能技术。E-mail: 2515026875@qq.com。

(责任编辑: 耿越)

(上接第 83 页)

- (17): 6050-6060. (in Chinese)
- [16] Wang Wenjie, Yan Hao, Xu Yongxiang, et al. New three-phase current reconstruction for PMSM drive with hybrid space vector pulse width modulation technique [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(1): 662-673.
- [17] Kim H, Jahns T M. Phase current reconstruction for AC motor drives using a DC link single current sensor and measurement voltage vectors [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2006, 21(5): 1413-1419.
- [18] 章勇高, 秦盛, 刘鹏. 一种基于多调整策略的电机相电流重构技术[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(14): 63-72.
- Zhang Yonggao, Qin Seng, Liu Peng. A motor phase current reconstruction technology based on multiple adjustment strategies [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(14): 63-72. (in Chinese)
- [19] 申永鹏, 郑竹风, 杨小亮, 等. 直流母线电流采样电压空间矢量脉冲宽度调制[J]. 电工技术学报, 2021, 36(8): 1617-1627.
- Shen Yongpeng, Zheng Zhufeng, Yang Xiaoliang, et al. A compatible SVPWM method for DC bus current sampling [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(8): 1617-1627. (in Chinese)



申永鹏

作者简介:

申永鹏(1985—), 男, 通信作者, 博士, 副教授。研究方向: 电动汽车动力系统驱动与控制。E-mail: shenyongpeng@zzuli.edu.cn。

武克轩(1999—), 男, 硕士研究生。研究方向: 电机调速与控制。E-mail: wkx1932@126.com。

梁伟华(1988—), 男, 博士, 讲师。研究方向: 电力电子与电力传动。E-mail: weihualiang@163.com。

吴成中(1987—), 男, 博士。研究方向: 机器人控制。E-mail: wuchengzhong@hnu.edu.cn。

(责任编辑: 郭凯凯)