

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211181

考虑碳排放的光储充一体站日前运行策略

薛贵挺¹, 汪柳君¹, 刘哲¹, 刘长江¹, 陈涵冰², 孙伟卿²

(1. 国网北京海淀供电公司, 北京 100195; 2. 上海理工大学机械工程学院, 上海 200093)

摘要:“双碳”背景下, 光储充一体站不仅能够缓解大量电动汽车充电对电网带来的冲击, 而且能够利用新能源减少二氧化碳排放, 逐渐成为未来电动汽车充电站的一种主流形式。为使光储充一体站在满足负荷需求的前提下减少碳排放, 并且获取最优的运行经济性, 提出一种考虑碳排放的光储充一体站日前运行策略。首先, 通过数据-模型混合驱动的方式进行场景生成, 采用改进的 kernel k-means 算法对历史数据进行聚类, 进而生成光伏出力场景, 并通过变分自编码器生成负荷场景。然后, 建立以购电成本、碳排放成本、容量电费等为目标函数的日前经济运行策略的数学模型。最后, 基于北京地区某光储充一体站的历史运营数据开展算例分析, 对比结果表明, 光储充一体站使用所提日前策略能够获得更高的经济效益, 验证了所提策略的有效性。

关键词: 电动汽车; 光储充一体站; 碳排放; 数据-模型混合驱动; 日前运行策略

Day-ahead operation strategy of an integrated photovoltaic storage and charging station considering carbon emissions

XUE Guiting¹, WANG Liujun¹, LIU Zhe¹, LIU Changjiang¹, CHEN Hanbing², SUN Weiqing²

(1. State Grid Beijing Haidian Electric Power Supply Company, Beijing 100195, China; 2. School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Given a background of "dual carbon", an integrated photovoltaic storage and charging station (IPSCS) can not only alleviate the impact of a large number of electric vehicles charging on the grid, but also can use new energy to reduce carbon dioxide emissions. It is gradually becoming a mainstream form of electric vehicle charging station. In order to reduce carbon emissions and obtain the optimal operating economy of the IPSCS while meeting load demand, a day-ahead operation strategy of the IPSCS considering carbon emissions is proposed. First, a scene generation is made in a data-model hybrid manner, and the improved kernel k-means algorithm is used to cluster historical data. This in turn generates photovoltaic power scenarios. The load scene is generated by a variational autoencoder. Then, a mathematical model of day-ahead economic operation strategy with the objective function of power purchase cost, carbon emission cost, and capacity electricity fee is established. Finally, based on the historical operating data of an IPSCS in the Beijing area, the results show that the IPSCS uses the above-mentioned day-earlier strategy to obtain higher benefits and verify the validity of the strategy.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51777126).

Key words: electric vehicle; photovoltaic storage and charging station; carbon emission; hybrid data and model driven; day-ahead operation strategy

0 引言

为实现“双碳”目标, 储能从“锦上添花”转变为“不可或缺”, 电动汽车(Electric Vehicle, EV)

也逐渐进入我们的生活, 为缓解用户的“里程焦虑”, 充电站等设施迅速发展。大量 EV 充电会给电网带来冲击, 为了促进新能源消纳以及平抑这种冲击, “光储充一体站”应运而生^[1]。此系统能够解决土地资源不足的问题, 实现光伏自发自用, 提高新能源利用率, 降低碳排放量, 削峰填谷, 达到经济效益最大化。

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51777126); 国网北京市电力公司科技项目资助(520204200068)

文献[2-3]介绍了光储充一体站的工程配置原则和实际建设情况。目前对充电站的选址规划^[4]以及容量配置^[5]问题已经有了一定的研究,文献[6-7]基于分时电价对系统进行了优化配置及调度。文献[8-11]针对分时电价机制,建立了EV有序充电的优化调度数学模型,相比无序充电,不仅可减少购电费用,还能够实现削峰填谷。文献[12-14]表明结合光伏和储能可有效提高能源效率和经济效益。其中文献[12]以运行成本最小为目标,日前阶段确定次日储能初始荷电状态,在日内进行滚动优化,确定充电站的运行策略。文献[15]考虑了储能寿命损耗,利用分段线性化的储能循环寿命损耗进行计算,提出能够使储能系统在一定的寿命损耗下实现削峰填谷的策略。

另外,对于光伏出力场景生成的方法,文献[16]提出一种基于贝叶斯自举法的分位数回归模型,以提高准确性,文献[17]通过非参数核密度估计和Copula函数生成风光出力场景。针对光储充一体站负荷预测,通常使用蒙特卡洛方法^[18]和排队论理论^[19]模拟车辆依次到达快充站的过程。文献[20-21]依据车辆出行的目的构造出行链,模拟用户出行行为,然后计算出不同的充电负荷需求。

综上,仅通过模型驱动进行场景预测与实际场景存在较大的差距,而数据和模型混合驱动的场景生成方法可以充分利用历史数据,得到更加合理的场景。文中在混合驱动的基础上提出考虑碳排放的光储充一体站日前运行策略,首先采用改进的kernel k-means算法将历史数据进行聚类,进而生成光伏出力场景,通过变分自编码器生成充电负荷典型场景。然后考虑碳排放成本等因素,以充电站经济性最优为目标建立日前优化模型。最后对模型进行求解,通过对比分析,证明所提方法的经济性。

1 光储充一体站系统结构与运行策略

光储充一体站由供配电系统、储能系统、光伏发电系统、充电系统等组成,如图1所示。系统包括太阳能电池阵列、光伏逆变器、电池、双向交流器以及充电桩、DC-DC变换器等设备,图中箭头表示能量传输的方向,光储充一体站与0.4 kV交流母线相连。

根据车辆的充电行为和光伏出力,制定日前运行策略。一体站内,光伏发电系统所发电能首先满足充电站需求,当不满足负荷需求时,储能系统放电,若仍不能满足,则从电网购电;当光伏出力过剩时,可将过剩的电能给储能系统充电,也可以向电网售电,从而获得一定的收益。储能随光伏发电

及电价情况灵活调整充放电方式,减小充电站的峰谷差,实现耦合增效,提高系统的经济性和清洁性。

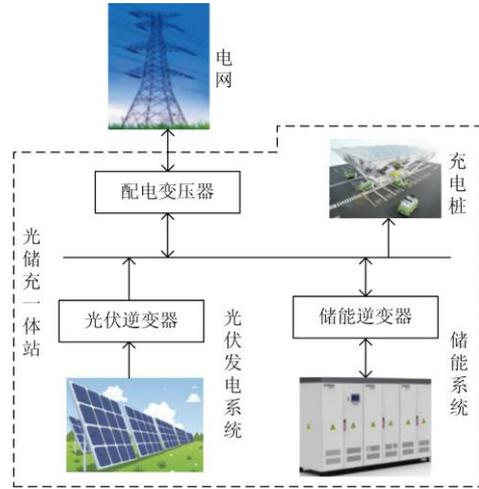


图1 光储充一体站系统结构图

Fig. 1 System structure diagram of the integrated photovoltaic storage and charging station

2 基于混合驱动的场景生成

光伏出力和EV充电都具有较强的随机性和不确定性,场景生成法可以通过随机采样模拟其不确定性,生成具有概率特性的场景,在一定程度上提高预测的准确性。基于混合驱动的场景生成方法通常有两类:1)已知概率分布模型,通过样本数据求出模型参数,再生成新的具有随机性的场景;2)未知概率分布模型,通过数据驱动模型拟合概率分布,从而生成新的场景。

2.1 光伏出力场景生成

光伏出力的大小取决于光照强弱,不同天气的光伏出力有很大区别,而一天的天气情况变化较为复杂,难以直接根据天气来区分光伏的出力水平。故文中采用北京某光储充一体站2020年光伏历史运行数据进行聚类,得到几种典型出力水平的数据集,再分别针对不同的出力水平情况进行场景生成。

由于传统k-means算法存在不足,文中采用一种改进的k-means算法。改进主要有两点:1)为避免初始点的选择导致陷入局部聚类,本文选取彼此相距较远的点作为初始点;2)传统k-means以欧氏距离判断样本点之间的相似性,会使变化趋势不同但欧式距离相同的点归为同一类,为突出样本数据之间的区别,本文利用核函数的思想将样本数据映射至更高维度的特征空间,再进行一般意义的k-means聚类。步骤如下:

(1) 选择核函数,通过多种核函数比较,发现高

斯核函数的效果更优。

$$\kappa(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

式中: x_i 、 x_j 为样本数据; σ 为带宽, 控制核函数的局部作用范围。当 x_i 、 x_j 的欧式距离在某一范围内时, 若固定 x_j , 则 $\kappa(x_i, x_j)$ 随 x_i 的变化非常明显。

(2) 根据“肘部法”确认光伏出力数据的聚类数 k 。

(3) 生成 k 个初始聚类中心: c_1, c_2, \dots, c_k 。为了避免陷入局部聚类, 选取彼此之间相聚最远的点作为初始聚类中心^[22]。

(4) 计算各点到 k 个聚类中心的距离, 将距离最小的聚类中心所在的簇作为该点所属的簇。

(5) 对每个簇重新计算新的聚类中心。

$$c_j = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x \in C_i} x \quad (2)$$

式中: C_i 为第 i 个簇; x 为簇内的点。

(6) 重复步骤(4)、(5), 直至所有数据点到聚类中心的距离之和最小, 得到的结果作为聚类的结果。

为判断不同聚类的效果可采用轮廓系数来衡量。聚类完成后, 单个样本数据的轮廓系数 s 计算方法为

$$s = \frac{b - a}{\max(a, b)} \quad (3)$$

式中: a 为该样本与自身所在簇内的其他样本的平均距离; b 则为该样本与距离最近的簇各样本的平均距离。

由式(3)知, 轮廓系数的值介于[-1, 1]之间。当 s 越接近 1, 表明该样本与簇内其他样本更相似, 聚类效果好; 当 $s = 0$, 表明该样本与簇内和簇外样本属于同一类, 聚类不充分; 当 s 越接近-1, 表明该样本与簇外样本更相似, 聚类效果差。因此, 平均轮廓系数值越大, 聚类效果越好。

聚类出不同的光伏数据集后, 分别生成光伏场景。根据研究, 光伏出力的概率分布主要采用 Beta 分布^[23]来描述。不同时刻的出力值服从的 Beta 分布各不相同, 若采用统一分布来描述, 则会造成某些时刻的误差较大。因此, 采取分别训练各时刻的 Beta 概率分布, 其概率密度函数为

$$\begin{cases} f(r) = \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} (r)^{\alpha-1} (1-r)^{\beta-1} \\ r = \frac{P - P_{t,\min}}{P_{t,\max} - P_{t,\min}} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $P_{t,\max}$ 、 $P_{t,\min}$ 分别为 t 时刻光伏出力功率的最大、最小值; P 为 t 时刻光伏出力值; α 、 β 为 Beta 分布的形状参数; Γ 表示伽马函数。 α 、 β 能够由给定时间间隔内 r 的期望值 μ 和方差 δ 求得, 方法如下。

$$\alpha = \mu \left[\frac{\mu(1-\mu)}{\delta^2} - 1 \right] \quad (5)$$

$$\beta = (1-\mu) \left[\frac{\mu(1-\mu)}{\delta^2} - 1 \right] \quad (6)$$

设一段时期内某一时刻的历史数据 $Y = [P_1, P_2, P_3, P_4, \dots]$, 令其最大值为 $P_{t,\max}$, 最小值为 $P_{t,\min}$ 。首先, 计算出该时刻的 μ 和 δ , 根据式(5)、式(6)求出对应的 α 、 β , 得到 Beta 分布的概率密度曲线。其次, 对概率密度曲线进行累积积分, 得到各时刻的概率分布函数。

$$\int_{-\infty}^x f(x) dx = F(x) \quad (7)$$

式中: x 为随机变量; $f(x)$ 为概率密度函数; $F(x)$ 为概率分布函数。

再者, 利用蒙特卡罗采样法在概率分布函数上随机采样, 采得一个随机的概率值 Y 。利用式(7)求逆, 即可得到与 Y 值对应的 x 的值 r , 进而得到该时刻下光伏出力 P 。采集 n 次后, 分别得到 n 组不同的 P , 取其平均值作为该时刻的出力值。最后将各时刻出力值连接起来, 生成具有一般性的光伏出力曲线。

2.2 负荷场景生成

与光伏场景生成不同, EV 的负荷需求本身没有特定的概率分布模型, 与车主自身需求、行驶距离和出行习惯均有关。而且随着不同地点, 不同的车辆类型, 其概率分布有很大的区别。因此, 可以通过变分自编码器(Variational Autoencoder, VAE)训练充电站历史数据。由于是否为工作日对于 EV 的使用情况有一定影响, 故分别对工作日和非工作日的负荷需求学习其概率模型, 最后得到两个场景。

VAE 场景生成的过程如图 2 所示。

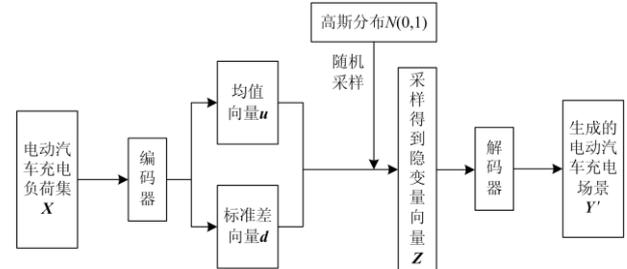


图 2 VAE 场景生成流程图

Fig. 2 Flow chart of VAE scene generation

VAE 分为编码器和解码器, 编码器用来训练 EV 充电的负荷数据集 \mathbf{X} , 得到每个隐属性的概率分布, 并求得其对应的均值和方差。然后, 从高斯分布 $N(0,1)$ 中随机采样, 通过计算来生成向量 \mathbf{Z} 作为解码器的输入。最后, 经过解码器解码后, 可得到充电站工作日与非工作日的充电负荷曲线。

3 光储充一体站日前运行优化模型

3.1 目标函数

优化模型的目标函数包括售电收益、购电成本、碳排放成本、容量电费以及运维成本等, 具体如下。

$$\max C = \sum_{w=1}^W \alpha^w (E_{EV}^w + E_G^w - C_G^w - C_C^w) - C_R - C_{PV} - C_{BS} \quad (8)$$

式中: C 为充电站日收益; w 为场景序号; α^w 为场景 w 出现的概率; E_{EV}^w 为场景 w 向 EV 充电的收益; E_G^w 为场景 w 向电网售电的收益; C_G^w 为场景 w 下充电站的购电成本; C_C^w 为场景 w 下充电站 CO₂ 排放费用; C_R 为容量电费; C_{PV} 、 C_{BS} 分别为光伏和储能的运维成本。

(1) 售电收益

售电收益包括向 EV 售电的收益以及依据分时电价向电网售电的收益。

$$E_{EV}^w = \sum_{t=1}^{24} (\theta_{EV} \times P_{EV}^{w,t} \times \Delta t) \quad (9)$$

$$E_G^w = \sum_{t=1}^{24} (c_G^t \times P_G^{w,t-} \times \Delta t) \quad (10)$$

式中: θ_{EV} 为向 EV 充电的单位收益; c_G^t 为 t 时段向电网售电的单位收益; $P_{EV}^{w,t}$ 为在场景 w 下 t 时段的充电功率; $P_G^{w,t-}$ 为在场景 w 下 t 时段充电站向电网输送的功率。

(2) 购电成本

当光伏出力以及储能放电满足不了充电站需求时, 充电站需向电网购电。

$$C_G^w = \sum_{t=1}^{24} (c^t \times P_G^{w,t+} \times \Delta t) \quad (11)$$

式中: c^t 为 t 时段的购电单位电价; $P_G^{w,t+}$ 为在场景 w 下 t 时段从电网获取的功率。

(3) 碳排放成本

充电站向电网所购的电由燃烧煤炭的火力发电厂发出, 相应的碳排放成本由充电站承担。

$$C_C^w = \sum_{t=1}^{24} (\lambda_t \times c_{CO_2} \times P_G^{w,t+} \times \Delta t) \quad (12)$$

式中: λ_t 为 t 时段的碳排放因子; c_{CO_2} 为每千克 CO₂

的排放费用。

(4) 容量成本

充电站采用两部制电价, 因此每日的容量费用如式(13)所示。

$$C_R = \frac{1}{30} c_R P_L^{\max} \quad (13)$$

式中: c_R 为单位容量电费; P_L^{\max} 为一个月中每 30 min 平均负荷的最大值。

(5) 运维成本

运维成本包括光伏和储能运维成本, 储能运维成本包括固定和可变两部分, 其中可变部分由储能系统充放电电量决定。

$$C_{PV} = \theta_{PV} P_{PV}^{\max} \frac{r^p (1+r^p)^y}{[(1+r^p)^y - 1]} \quad (14)$$

$$C_{BS} = \theta_E E_{BS}^{\max} \frac{r'(1+r')^{y'}}{[(1+r')^{y'} - 1]} + \sum_{t=1}^{24} \theta_{BS} [P_{BS}^{c,t} + P_{BS}^{d,t}] \Delta t \quad (15)$$

式中: θ_{PV} 、 θ_E 、 θ_{BS} 分别为光伏单位运维成本、储能单位容量运维成本、单位电量动态成本; P_{PV}^{\max} 为光伏最大功率; E_{BS}^{\max} 为储能额定容量; r^p 、 r' 为光伏和储能设备折现率; y 、 y' 分别为光伏和储能设备使用寿命; $P_{BS}^{c,t}$ 、 $P_{BS}^{d,t}$ 分别为各场景 t 时段储能的充放电功率。

3.2 约束条件

3.2.1 储能约束

储能的充放电功率受双向功率变换器额定容量的约束, SOC 始末状态需保持一致, 当前荷电状态等约束具体如式(16)一式(21)所示。

$$P_{BS}^{c,t} \leq \min \left(P_{BS}^{\max,c} s_t^c, \frac{E_{BS}^{\max} SOC_{\max} - SOC_{t-1}}{\eta^c \Delta t} \right) \quad (16)$$

$$P_{BS}^{d,t} \leq \min \left(P_{BS}^{\max,d} s_t^d, \frac{(SOC_{t-1} - E_{BS}^{\max} SOC_{\min}) \eta^d}{\Delta t} \right) \quad (17)$$

$$s_t^c + s_t^d \leq 1 \quad (18)$$

$$SOC_t = SOC_{t-1} + \frac{(P_{BS}^{c,t} \eta^c - P_{BS}^{d,t} / \eta^d) \Delta t}{E_{BS}^{\max}} \quad (19)$$

$$SOC_{\min} = SOC_0 \quad (20)$$

$$SOC_{\min} \leq SOC_t \leq SOC_{\max} \quad (21)$$

式中: $P_{BS}^{\max,c}$ 、 $P_{BS}^{\max,d}$ 分别为储能最大充放电功率; s_t^c 、 s_t^d 为 0-1 变量, 表示储能的充放电状态; η^c 、 η^d 分别为储能的充放电效率; SOC_0 、 SOC_{\min} 分别为储能一天始末的荷电状态; SOC_t 为储能 t 时段末的荷电状态; SOC_{\max} 、 SOC_{\min} 分别为最大最小荷电状态。

3.2.2 功率平衡约束

$$P_{BS}^{w,t} = P_{BS}^{d,t} - P_{BS}^{c,t} \quad (22)$$

$$P_{EV}^{w,t} + P_G^{w,t-} = P_{PV}^{w,t} + P_{BS}^{w,t} + P_G^{w,t+} \quad (23)$$

式中, $P_{BS}^{w,t}$ 为场景 w 储能的等效出力。

3.2.3 充电站与电网功率交换约束

充电站与大电网的传输功率受配变容量的影响, 不能超过传输容量的最大值。

$$0 \leq P_G^{w,t+} \leq u_t^b P_G^{b,max} \quad (24)$$

$$0 \leq P_G^{w,t-} \leq u_t^s P_G^{s,max} \quad (25)$$

$$u_t^b + u_t^s \leq 1 \quad (26)$$

式中: u_t^b 、 u_t^s 为 0-1 变量, 表示充电站与电网交换功率的方向; $P_G^{b,max}$ 、 $P_G^{s,max}$ 分别为充电站与电网间最大交换功率。

4 算例分析

4.1 参数设置

根据北京市某光储充一体站实际参数进行设置, 储能额定容量为 300 kWh, 最大充放电功率为 54 kW, 最大放电深度为 90%, 光伏最大发电功率为 146 kW, 各成本系数^[24-26]如表 1 所示, 考虑大量风光加入电网对碳排放因子的影响, 各时段度电 CO₂ 排放因子如图 3 所示, 呈鸭型曲线形状, 其均值为表 1 中 λ 的值。

表 1 设备参数表

Table 1 Equipment parameters

光伏	储能	充电站
$\theta_{pv} = 77 \text{ 元}/(\text{kW} \cdot \text{年})$	$\theta_e = 926 \text{ 元}/\text{kWh}$	$\theta_{EV} = 1.6 \text{ 元}/\text{kWh}$
	$\theta_{BS} = 5 \text{ 元}/(\text{kWh} \cdot \text{年})$	$c_{CO_2} = 0.075 \text{ 元}/\text{kg}$
$r = 0.05$; $y = 20 \text{ 年}$	$r' = 0.05$; $y' = 10 \text{ 年}$	$\lambda = 0.997 \text{ kg}/\text{kWh}$

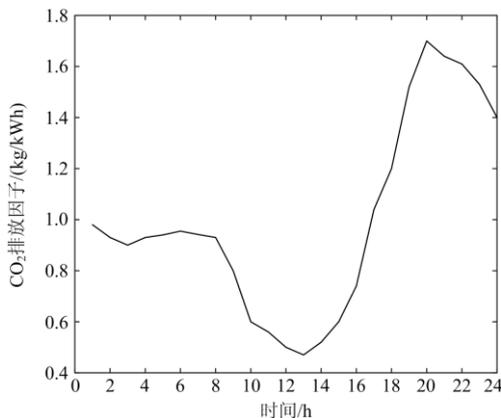


图 3 CO₂ 排放因子

Fig. 3 CO₂ emission factor

购电电价为北京市城区大工业 10 kV 以下电价, 如表 2 所示; 容量电费为 48 元/(kW·月)。假设充电站余电上网价格为其购电分时电价的 80%。

表 2 充电站的购电分时电价

Table 2 Time-of-use electricity price of charging station

	时间段	电价/(元/kWh)
谷	00:00—07:00,	0.334 2
	23:00—00:00	
平	07:00—10:00,	0.634 6
	15:00—18:00,	
峰	21:00—23:00	0.944 0
	10:00—15:00,	
	18:00—21:00	

根据文中第 2 节所述方法进行场景生成。光伏场景生成利用“手肘法”确定最佳聚类数 $k=4$, 文中采用三种不同的方式进行聚类, 以平均轮廓系数作为聚类效果的判定依据, 结果如表 3 所示。

表 3 不同聚类的聚类效果对比

Table 3 Comparison of clustering effects of different clusters

效果算法	k-means	k-means++	本文改进 k-means
平均轮廓系数	0.58	0.62	0.671

由表 3 可知, 改进 k-means 相较于另外两种方法聚类效果更好, 于是, 通过此法进行聚类得到 4 种光伏出力数据集, 最后由蒙特卡洛采样得到以下 4 个场景。

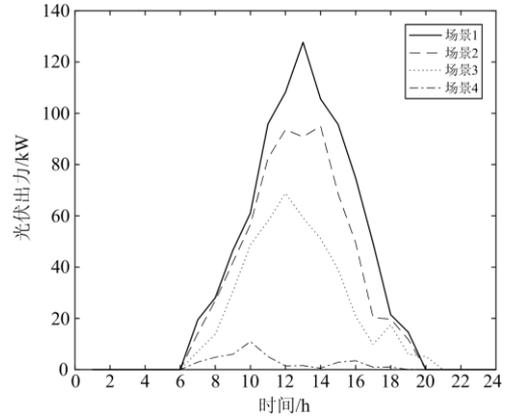


图 4 光伏出力曲线

Fig. 4 Photovoltaic output curve

通过变分自编码器训练后生成得到工作日/非工作日的充电场景如图 5 所示。

4.2 仿真结果与分析

将光伏出力与充电负荷曲线组成 8 个不同的场景, 各场景出现概率如表 4 所示, 在 Matlab 中调用 CPLEX 进行求解。各场景下储能的充放电功率如图 6 所示, 充电站与电网的交换功率如图 7 所示。

由图 6 可知,光储充一体站会根据分时电价合理调整储能系统出力。各场景在 08:00—10:00 和 22:00—24:00,储能几乎不进行充放电;在 00:00—08:00 以及 15:00—18:00 储能多处于充电状态,此时电价处于非峰时段,尽可能多地存储电能可用于峰时放电;10:00—15:00 以及 18:00—21:00 为峰时电价,储能系统则处于放电状态,减少从电网的购电量,降低充电站的购电成本。所提策略能够根据分时电价和不同场景进行削峰填谷,实现充电站日收益最大化。

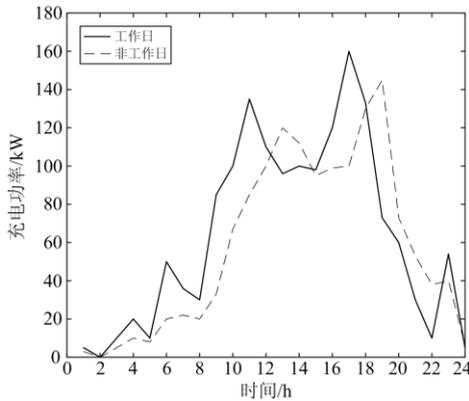


图 5 充电负荷需求曲线

Fig. 5 Charging load demand curve

表 4 场景组合

Table 4 Scene combination

序号	光伏场景	是否工作日	出现概率
1	1	是	0.29
2	2	是	0.22
3	3	是	0.11
4	4	是	0.1
5	1	否	0.12
6	2	否	0.09
7	3	否	0.04
8	4	否	0.03

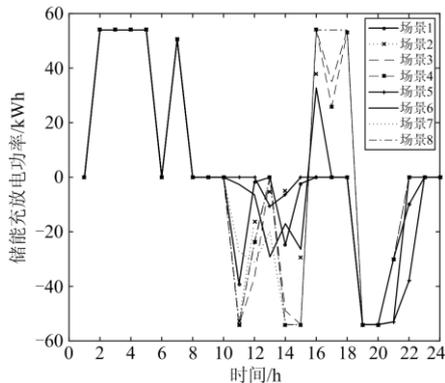


图 6 储能的充放电功率

Fig. 6 Charging and discharging power of energy storage

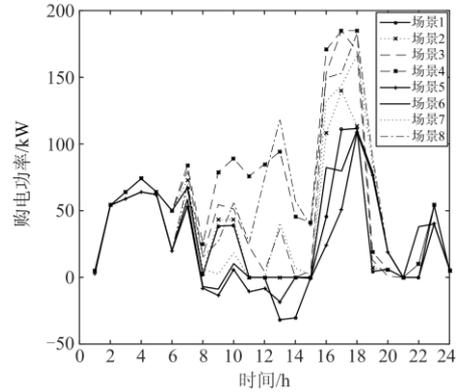


图 7 充电站与电网的交换功率

Fig. 7 Exchange power between charging station and grid

图 7 中,对比场景 1 与场景 5,此时光伏出力较高,充电站的购电功率低,并且剩余的光伏能够在峰时电价时向电网售出获得利润;相反,场景 4 和 8 为第四类光伏场景下工作日与非工作日的曲线,由于光伏出力较低,充电站向电网的购电功率高。并且工作日比非工作日购电功率稍高,总体呈现电价峰时少购电,低谷多购电的趋势。

文中将引入储能和光伏前后充电站的二氧化碳排放量进行分析,由运行结果可知,当没有储能和光伏加入时,系统每天排放二氧化碳 1 339 kg,光伏加入后,每天排放的二氧化碳降为 942.62 kg,两者都有时 CO₂ 排放量最低为 937.87 kg。由此文中策略相较于没有储能和光伏,每年降低 CO₂ 排放量 14.6 吨,节省排放成本 10 950 元。因此,储能系统能够实现碳减排,从而带来环境效益,另外还可以看出结合光伏发电对电力系统减排具有促进作用。

储能低充高放不仅能减少电量电费,还能够降低最大负荷,减少容量电费。考虑容量电费前后最大负荷对比如图 8 所示。

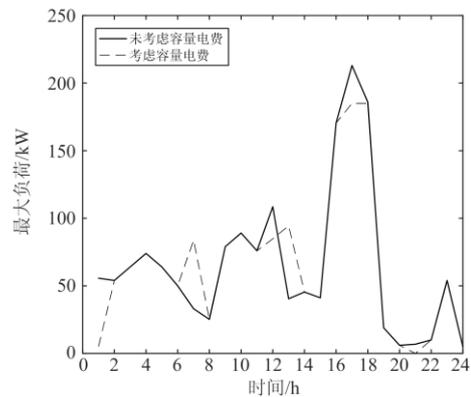


图 8 最大负荷对比图

Fig. 8 Maximum load comparison chart

由图 8 可知, 当不考虑容量电费时, 充电站最大负荷为 213 kW, 当考虑容量电费时, 储能实现削峰作用, 最大负荷降为 185 kW, 由此每年能够节省容量电费 16 352 元。

在考虑容量电费的情况下, 文中所提日前优化策略考虑了多种场景, 使用了效果更优的聚类方法, 与使用其他策略日收益对比, 结果如表 5 所示。

表 5 不同策略日收益对比

Table 5 Comparison of daily returns of different strategies

单一策略	基于 k-means	基于 k-means++	本策略
收益/元	收益/元	收益/元	收益/元
1 434.7	1 444.3	1 446.3	1 583.1

使用文中所提策略光储充一体站的年收益为 57.78 万元, 比使用其他策略年收益高 5 万元左右。此时, 文中所提出的不同的运行策略能够显现出较大的优势, 获得更多的收益。以上结果验证了本文策略能够使储能更好地根据光伏出力和充电需求进行灵活调整, 利用峰谷电价, 减少光储充一体站的运行成本。

5 结论

为实现双碳目标, 可再生能源分布式系统中, 发展充电站无疑是大势所趋。对于配备光伏发电和储能系统的充电站, 本文通过数据-模型混合驱动的方法进行光伏出力和充电需求的场景生成, 在考虑碳排放成本的情况下, 经过对每种场景的仿真分析, 得出不同典型场景下充电站的日前优化运行策略。通过几种对比结果发现, 文中所提日前运行策略更贴合现实情况, 光伏、储能和充电站的结合能够利用分时电价机制, 获得更高的收益, 并且能够减少二氧化碳排放, 降低容量电费, 验证了所提出优化控制策略的有效性。下一步可以考虑源-储优化配置, 进一步优化运行策略。

参考文献

- [1] GNANN T, FUNKE S, JAKOBSSON N, et al. Fast charging infrastructure for electric vehicles: today's situation and future needs[J]. *Transportation Research Part D*, 2018, 62: 314-329.
- [2] 江道康, 杨占刚. 徐官屯服务区光储充电站实践及推广应用前景分析[J]. *中国能源*, 2018, 40(5): 47-50.
JIANG Daokang, YANG Zhangang. Analysis of practice and application prospect of light energy storage charging station in Xu Guan Tun service area[J]. *Energy of China*, 2018, 40(5): 47-50.
- [3] 单栋梁, 刘向立, 徐利凯, 等. 用户侧光储充一体化智能微电网系统应用研究[J]. *电器与能效管理技术*, 2020(2): 41-46.
SHAN Dongliang, LIU Xiangli, XU Likai, et al. Research on application of intelligent micro-network system with user side light storage and charge integration[J]. *Electrical & Energy Management Technology*, 2020(2): 41-46.
- [4] 蔡子龙, 王品, 宋建, 等. 电动汽车公共应急充电站选址规划模型[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(16): 62-68.
CAI Zilong, WANG Pin, SONG Jian, et al. Location planning model of public emergency charging stations for electric vehicles[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(16): 62-68.
- [5] 张艺涵, 徐菁, 李秋燕, 等. 基于密度峰值聚类的电动汽车充电站选址定容方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(5): 132-139.
ZHANG Yihan, XU Jing, LI Qiuyan, et al. An electric vehicle charging station siting and sizing method based on a density peaks clustering algorithm[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(5): 132-139.
- [6] 禹威威, 刘世林, 陈其工, 等. 考虑需求侧管理的光伏微电网多目标优化调度方法[J]. *太阳能学报*, 2017, 38(11): 2972-2981.
YU Weiwei, LIU Shilin, CHEN Qigong, et al. Multi-objective optimization scheduling method for photovoltaic based microgrid considering demand side management[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2017, 38(11): 2972-2981.
- [7] 蒋甜甜. 基于需求响应的光储充一体化系统多目标优化运行研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2020.
JIANG Tiantian. Research on multi-objective optimized operation of integrated optical storage and charging system based on demand response[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2020.
- [8] 陈奎, 马子龙, 周思宇, 等. 电动汽车两阶段多目标有序充电策略研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(1): 65-72.
CHEN Kui, MA Zilong, ZHOU Siyu, et al. Charging control strategy for electric vehicles based on two-stage multi-target optimization[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(1): 65-72.
- [9] 李景丽, 时永凯, 张琳娟, 等. 考虑电动汽车有序充电的光储充电站储能容量优化策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(7): 94-102.
LI Jingli, SHI Yongkai, ZHANG Linjuan, et al. Optimization strategy for the energy storage capacity of a charging station with photovoltaic and energy storage considering orderly charging of electric vehicles[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(7): 94-102.
- [10] 沈国辉, 陈光, 赵宇, 等. 基于双目标分层优化和 TOPSIS 排序的电动汽车有序充电策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(11): 115-123.
SHEN Guohui, CHEN Guang, ZHAO Yu, et al. Orderly charging optimization strategy of an electric vehicle based on double objective hierarchical optimization and

- TOPSIS ranking[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(11): 115-123.
- [11] 程杉, 杨堃, 魏昭彬, 等. 计及电价优化和放电节制的电动汽车充电站有序充放电调度[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(11): 1-8.
CHENG Shan, YANG Kun, WEI Zhaobin, et al. Orderly charging and discharging scheduling of an electric vehicle charging station considering price optimization and discharge behavior control[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(11): 1-8.
- [12] 李睿雪, 胡泽春. 电动公交车光储充电站日运行随机优化策略[J]. 电网技术, 2017, 41(12): 3772-3779.
LI Ruixue, HU Zechun. Stochastic optimization strategy for daily operation of electric bus charging station with PV and energy storage[J]. Power System Technology, 2017, 41(12): 3772-3779.
- [13] BADAWAY M O, SOZER Y. Power flow management of a grid tied PV-battery system for electric vehicles charging[J]. IEEE Transactions on Industry Application, 2017, 53(2): 1347-1357.
- [14] YAN Q, ZHANG B, KEZUNOVIC M. Optimized operational cost reduction for an EV charging station integrated with battery energy storage and PV generation[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(2): 2096-2106.
- [15] 吴凡, 周云, 冯冬涵, 等. 光储充一体化快充站日前运行策略[J]. 电测与仪表, 2021, 58(12): 104-109.
WU Fan, ZHOU Yun, FENG Donghan, et al. Day-ahead scheduling strategy of fast charging station with battery energy storage system and PV[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(12): 104-109.
- [16] BOZORG M, BRACALE A, CARAMIA P, et al. Bayesian bootstrap quantile regression for probabilistic photovoltaic power forecasting[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2020, 5(1): 1-12.
- [17] 赵鉴, 袁渤巽, 于浩, 等. 基于风光不确定性和相关性的场景生成[J]. 能源与节能, 2021(8): 8-12.
ZHAO Jian, YUAN Boxun, YU Hao, et al. Scene generation based on uncertainty and correlation of wind and photovoltaic power[J]. Energy and Energy Conservation, 2021(8): 8-12.
- [18] 胡代豪, 郭力, 刘一欣, 等. 计及光储快充一体站的配电网随机-鲁棒混合优化调度[J]. 电网技术, 2021, 45(2): 507-517.
HU Daihao, GUO Li, LIU Yixin, et al. Stochastic/robust hybrid optimal dispatching of distribution networks considering fast charging stations with photovoltaic and energy storage[J]. Power System Technology, 2021, 45(2): 507-517.
- [19] HAFEZ Q, BHATTACHARYA K. Queuing analysis based PEV load modeling considering battery charging behavior and their impact on distribution system operation[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(1): 261-273.
- [20] TANG D F, WANG P. Probabilistic modeling of nodal charging demand based on spatial-temporal dynamics of moving electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(2): 627-636.
- [21] WANG D, GAO J Y, LI P, et al. Modeling of plug-in electric vehicle travel patterns and charging load based on trip chain generation[J]. Journal of Power Sources, 2017, 359: 468-479.
- [22] 刘雨军, 笪超, 罗宁, 等. 基于出力曲线聚合与区间潮流典型场景耐受度评价的新能源发电规划方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(14): 4400-4410.
LIU Lijun, DA Chao, LUO Ning, et al. A planning method of renewable distributed generation based on polymerization of output curves and tolerance evaluation of typical scene in interval power flow[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(14): 4400-4410.
- [23] 马骏, 江锐, 丁倩, 等. 基于多元宇宙优化支持向量机的短期光伏发电功率预测[J]. 热力发电, 2020, 49(4): 87-92.
MA Jun, JIANG Rui, DING Qian, et al. Prediction of short-term photovoltaic generation power based on HIMVO-SVM[J]. Thermal Power Generation, 2020, 49(4): 87-92.
- [24] 董厚琦, 王俐英, 曹雨微, 等. 考虑用户价格需求响应的光-储充电站容量配置与定价方法研究[J]. 太阳能学报, 2021, 42(6): 79-86.
DONG Houqi, WANG Liying, CAO Yuwei, et al. Capacity configuration and price designing method of PV-storage charging station considering user demand response[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2021, 42(6): 79-86.
- [25] 全晓波, 齐琛罔. 0.42 吨, 北京何以做到碳排放强度全国最优[N]. 中国能源报, 2021-03-29(25).
TONG Xiaobo, QI Chenjiong. 0.42 tons, how can Beijing achieve the best carbon emission intensity in the country[N]. China Energy News, 2021-03-29(25).
- [26] 顺腾. 标准煤、碳排放和二氧化碳排放量[EB/OL]. [2020-07-21]. <https://www.renrendoc.com/paper/89930434.html>.
SHUN Teng. Standard coal, carbon emissions and carbon dioxide emissions[EB/OL]. [2020-07-21]. <https://www.renrendoc.com/paper/89930434.html>.

收稿日期: 2021-08-30; 修回日期: 2021-10-16

作者简介:

薛贵挺(1982—), 男, 博士, 高级工程师, 研究方向为微电网运行优化; E-mail: xueguiting@163.com

汪柳君(1992—), 女, 本科, 工程师, 研究方向为电动汽车充电优化; E-mail: 1602962466@qq.com

刘哲(1988—), 男, 本科, 工程师, 研究方向为分布式电源并网控制技术。

(编辑 张爱琴)