

考虑分层碳排放的多时间尺度光储充一体站 日前运行策略

彭程^{1,2} 徐建勇³ 赵书琪^{1,2} 徐建军²

- (1. 东北石油大学提高油气采收率教育部重点实验室, 黑龙江 大庆 163318;
2. 东北石油大学电气信息工程学院, 黑龙江 大庆 163318;
3. 中如建工集团第九建设有限公司, 江苏 如皋 226521)

摘要 “双碳”背景下, 光储充一体站 (IPSCS) 能有效解决多类型灵活性资源运行独立的问题。为提升源荷协同消纳能力, 降低碳排放, 本文提出一种考虑分层碳排放和源荷互动的 IPSCS 多时间尺度日前运行策略。首先, 基于历史数据, 应用混合预测模型和蒙特卡洛方法分别生成典型光伏出力场景和电动汽车负荷场景; 其次, 以综合规划成本最小、碳排放量最少和新能源利用率最高为目标函数, 建立光储充一体站的运行策略数学模型; 然后, 采用融合对立学习策略和多样性变异处理的改进鲸鱼算法 (IWOA) 对模型进行求解; 最后, 通过案例分析验证了所提策略的合理性与有效性。

关键词: 光储充一体站 (IPSCS); 碳排放; 多时间尺度; 改进鲸鱼算法

Day-ahead operation strategy for a multi-timescale integrated photovoltaic storage and charging station considering carbon emission stratification

PENG Cheng^{1,2} XU Jianyong³ ZHAO Shuqi^{1,2} XU Jianjun²

- (1. Key Laboratory of Enhanced Oil and Gas Recovery of Ministry of Education, Northeast Petroleum University, Daqing, Heilongjiang 163318;
2. School of Electrical and Information Engineering, Northeast Petroleum University, Daqing, Heilongjiang 163318;
3. Zhongru Construction Group Ninth Construction Co., Ltd, Rugao, Jiangsu 226521)

Abstract In the context of “dual carbon” goal, integrated photovoltaic storage and charging station (IPSCS) can effectively solve the problem of independent operation of multiple types of flexible resources. To enhance the collaborative consumption capacity of source load and reduce carbon emissions, this paper proposes a multi-timescale day-ahead operation strategy for IPSCS that considers carbon emission stratification and source load interaction. Firstly, hybrid prediction model and Monte Carlo method are applied to historical data to derive typical photovoltaic output and electric vehicle load scenarios, respectively. Secondly, the objective function of the mathematical model of the operation strategy of the integrated station is minimum comprehensive planning cost, minimum carbon emission, and maximum utilization of new energy. The model is solved using an improved whale optimization algorithm (IWOA) incorporating an opposition-based learning strategy and diversity variation processing. Finally, the rationality and effectiveness of the proposed strategy are verified through case analysis.

Keywords: integrated photovoltaic storage and charging station (IPSCS); carbon emissions; multi-timescale; improved whale optimization algorithm

0 引言

“双碳”背景下，全球高度重视能源需求的增长和碳排放量的增加。以分布式光伏（photovoltaic, PV）为代表的清洁能源广泛并入配电网，对光伏就地消纳造成严重影响，同时日益增多的电动汽车（electric vehicle, EV）充电负荷也给电网实时调度带来新挑战^[1]，这些灵活性资源的接入对电网的灵活协同运行提出了更高要求^[2]。因此，如何对集光伏电站、储能（battery energy storage system, BESS）、充电桩（charging station, CS）为一体的光储充一体站（integrated photovoltaic storage and charging station, IPSCS）进行合理规划，利用其实现与电网的实时低碳、经济交互是缓解化石能源危机、发展绿色电力的关键。

目前，许多专家学者针对光储充一体站优化配置^[3]及运行调度展开了广泛的研究。文献[4]为实现电动汽车快充站的经济建设并分析充电功率对充电站规划的影响，提出了一种优化电动汽车快充站充电设施配置的方法。YAN Qin 等提出了一种智能优化和控制算法，旨在降低充电站运营成本，提升用户满意度^[5]。文献[6]表明，加入可再生能源和储能的充电站可以减少对传统能源的需求并获得最佳成本收益，净现值可用来衡量充电站的盈利水平。文献[7]基于分时电价建立需求响应模型，对需求侧进行管理对于提高系统运行经济性具有重要作用。为了充分考虑设备运行安全和用户用电需求，文献[8]在分时电价的基础上，提出了电动汽车有序充电策略，建立包含负荷波动率最小和综合运营成本最少的多目标模型，相较于无序充电，削峰填谷效果更加明显。文献[9]在文献[10]的基础上，将传统碳排放交易机制融入一体站日前运行策略中，在获得了更高的经济性与稳定性的同时，限制了二氧化碳的排放。上述文献对光储充一体化系统日前调度问题采用了不同的优化模型，但关于在 IPSCS 优化运行中引入动态分层碳成本收费策略的研究还较少。

此外，许多文献对平衡电力供需之间差异的两个关键因素——储能和充电站展开了更为细致的研究。文献[11]基于排队分析法对快充负荷进行建模，研究了快充电站的车辆到达率，并按照非齐次泊松过程模拟快充负荷到达快充电站的过程，不同充电效率的充电负荷对应着不同充电桩的建模方法。陈忠华研究了电动汽车充电负荷特性，依据电动汽车的发车时刻表和行驶路线提出电动公交车充电一体

站的优化运行策略^[12]。文献[13]对含有医院备用容量等应急电源需求的储能进行研究。文献[14]对 IPSCS 中的储能做了更深层次的研究，在日前运行策略中考虑储能充放电过程的寿命损耗，通过引进文献[15]中的 BESS 寿命损失系数，利用分段线性化估算储能寿命，将寿命损失计算模型应用于 IPSCS 运行策略中，表明储能寿命损耗会影响 IPSCS 削峰填谷的能力。然而，上述文献均未考虑储能与充电桩的使用周期对一体站运行的共同影响。

基于以上分析，本文提出考虑分层碳排放的多时间尺度光储充一体站日前运行策略，具体工作内容如下：

1) 为了得到更合理的光伏出力场景，提出一种深层卷积神经网络（deep convolutional neural network, DCNN）和长短期记忆（long short term memory, LSTM）神经网络混合的预测模型来预测含气象数据的光伏出力。采用蒙特卡洛方法模拟生成电动汽车负荷场景。

2) 提出一种动态分层碳成本收费模型，依据时序碳排因子确定碳排放量，在模型第三层引入惩罚因子，以高碳排对应高成本的定价机制限制一体站的碳排放。

3) 提出多时间尺度一体站运行策略，分析储能系统寿命损耗和充电桩充电效率随不同时间尺度的变化规律，研究该策略对一体站源荷协同消纳能力及降碳能力的影响。

1 IPSCS 电气结构及运行场景生成

1.1 IPSCS 电气结构

光储充一体站系统由光伏发电模块、充电桩模块和储能模块组成，包括光伏电池板、光伏逆变器、电动汽车充电桩、储能装置和储能变流器等设备。光储充一体站电气结构如图 1 所示，图中箭头方向为能量传输方向，IPSCS 通过配电变压器与配电网进行能量交互。

一体站依据电动汽车充电行为与光伏出力场景制定日前运行策略。首先判断一体站内光伏出力是否满足充电负荷需求，然后依据负荷需求判断储能动作情况。若储能无需进行充电，多余电量向电网售出，在尽可能达到最大消纳率的同时获取一定收益；若光伏出力不足无法满足充电负荷需求，一体站从电网购电。在调控策略中，储能配合实时电价可以做到源荷实时灵活互动，从而减小系统的峰谷差，提高电能质量，达到耦合增效的目的。

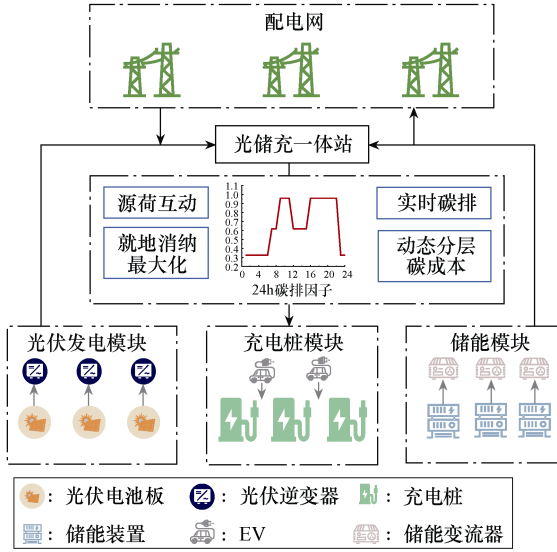


图 1 光储充一体站电气结构

1.2 光伏出力场景生成

光伏出力具有很强的不确定性，如太阳辐射、温湿度、乌云量等复杂的气象因素均会导致光伏出力波动。故本文针对难以精准预测的光伏出力场景，提出一种 DCNN 和 LSTM 混合的预测模型来预测光伏出力情况。

传统卷积神经网络的基本结构是相同的，均由输入层、卷积层、池化层、全连接层、输出层组成，可以对多种格式的输入数据进行处理，输出为

$$\mathbf{G} = \sigma_{\text{sig}}(\mathbf{WM} + \mathbf{b}) \quad (1)$$

式中： \mathbf{G} 为提取的特征向量； $\sigma_{\text{sig}}(\cdot)$ 为 sigmoid 激活函数； \mathbf{W} 为权重矩阵； \mathbf{M} 为时间序列； \mathbf{b} 为偏置向量。

单层卷积神经网络输入的数据由 1 个通道组成。与一般的单层网络结构相比，具有 n 层输入数据通道的 DCNN 模型在进行大规模数据集拟合时有较高的预测准确度。

LSTM 网络处理时间序列数据的优势在于其门结构，随着迭代层数的增加，激活函数的反向误差仍能向下传递，可避免长期依赖问题，同时可以解决梯度消失等问题。具体计算为

$$f_t = \sigma_{\text{sig}}(\mathbf{W}_f[\mathbf{O}_{t-1}, \mathbf{m}_t] + \mathbf{b}_f) \quad (2)$$

$$i_t = \sigma_{\text{sig}}(\mathbf{W}_i[\mathbf{O}_{t-1}, \mathbf{m}_t] + \mathbf{b}_i) \quad (3)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(\mathbf{W}_c[\mathbf{O}_{t-1}, \mathbf{m}_t] + \mathbf{b}_c) \quad (4)$$

$$C_t = f_t \otimes C_{t-1} + i_t \otimes \tilde{C}_t \quad (5)$$

$$o_t = \sigma_{\text{sig}}(\mathbf{W}_o[\mathbf{O}_{t-1}, \mathbf{m}_t] + \mathbf{b}_o) \quad (6)$$

$$h_t = o_t \otimes \tanh C_t \quad (7)$$

式中： f_t 为遗忘门函数； i_t 为输入门函数； C_t 、 C_{t-1} 、 \tilde{C}_t 分别为当前状态、前一时刻的储存状态和中间状态； o_t 为输出程度； h_t 为 t 时刻的输出； \mathbf{W}_f 、 \mathbf{W}_i 、 \mathbf{W}_c 、 \mathbf{W}_o 均为权重矩阵； \mathbf{b}_f 、 \mathbf{b}_i 、 \mathbf{b}_c 、 \mathbf{b}_o 分别为权重矩阵对应的偏置向量； \mathbf{O}_{t-1} 为上一时刻的输出； \mathbf{m}_t 为 t 时刻输入。

本文利用 DCNN 提取高维数据特征信息^[16]与 LSTM 处理时间序列数据的优势^[17-18]，通过 DCNN-LSTM 模型进行光伏出力预测。其中，DCNN 层预测气象类型，LSTM 层预测光伏发电量，这种方式可以降低数据拟合的可变性，提升其鲁棒性。考虑气象问题的光伏出力预测流程如图 2 所示。

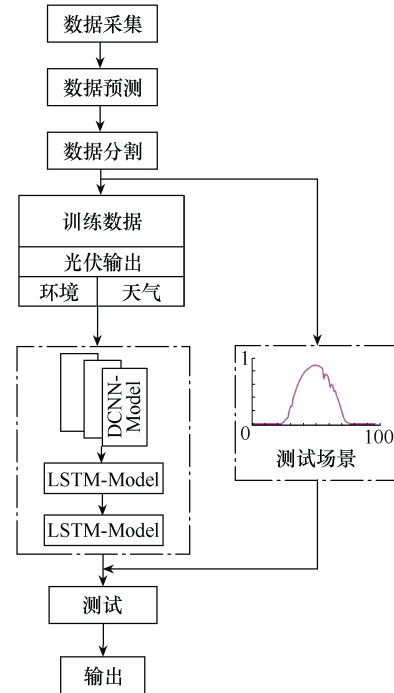


图 2 考虑气象问题的光伏出力预测流程

1.3 电动汽车充电负荷场景生成

与光伏场景生成方法不同，电动汽车充电负荷数据是通过对电动汽车集群的行驶规律统计分析得到。假设车主在返程到达充电位置后立即进行充电操作，以提高充电便利性^[19]。电动汽车开始充电时刻的概率密度函数 $f_{24}(x)$ 如式 (8) 所示。

$$f_{24}(x) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{(x - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} \right] & \mu_i - 12 < x < 24 \\ \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{(x - \mu_i + 24)^2}{2\sigma_i^2} \right] & 0 < x < \mu_i - 12 \end{cases} \quad (8)$$

式中： x 为行驶结束时间，即充电时间；标准差 $\sigma_i = 3.41$ ；期望值 $\mu_i = 17.6$ 。通过分析全国家庭出行调查（national household travel survey, NHTS）数据可得，电动汽车日行里程数满足对数正态分布，其概率密度函数 f_d 为

$$f_d = \frac{1}{x\sigma_d \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{(\ln x - \mu_d)^2}{2\sigma_d^2} \right] \quad (9)$$

式中：标准差 $\sigma_d = 0.9$ ；期望值 $\mu_d = 3.7$ 。电动汽车的荷电状态（state of charge, SOC）为电池剩余可放电电量与其完全充电状态的电量的比值，其计算方法为

$$S_i(t_2) = S_i(t_1) - \frac{l_i}{l_m} \quad (10)$$

式中： S_i 为第 i 辆电动汽车的 SOC； l_i 和 l_m 分别为当日里程和电动汽车车载电池的最大行驶里程； t_1 、 t_2 分别为充电开始时间和结束时间。第 i 辆电动汽车充电时长表示为

$$T_{EV,i} = \frac{(S_{e,i} - S_i(t_2))C_i}{P\eta} \quad (11)$$

式中： $S_{e,i}$ 为第 i 辆电动汽车目标 SOC； C_i 、 P 和 η 分别为车载电池容量、充电功率和充电效率。本文采用蒙特卡洛法模拟生成电动汽车各时刻充电负荷功率。

2 多时间尺度储能与充电桩分析

为了更准确地模拟和优化光储充一体站在不同使用年限下的性能，通过多时间尺度来描述储能系统和充电桩在不同使用年限下的运行状态和效率变化，以实现 IPSCS 长生命周期的管理，进而提高系统的经济性与环境友好性。

2.1 多时间尺度储能系统寿命损耗模型

在一体站运行优化过程中，需考虑循环寿命随储能充放电深度的变化关系，不同时刻储能荷电状态 S_{OC} 对应的寿命损耗为

$$L_{\text{loss}}(t) = |F(S_{OC}(t)) - F(S_{OC}(t-1))| \quad (12)$$

$$F(S_{OC}) = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{R_{\text{period}}(1)} - \frac{1}{R_{\text{period}}(1 - S_{OC})} \right) \quad (13)$$

式中： $L_{\text{loss}}(t)$ 为储能充放电寿命损耗； $F(S_{OC})$ 为储能寿命损耗原函数； $R_{\text{period}}(\cdot)$ 为不同放电深度下的循环次数。由于式 (12) 的非凸性无法求解，故引入文献 [20] 中提出的分段线性化（piece wise linear, PWL）方法，将 $F(S_{OC}(t)) - F(S_{OC}(t-1))$ 进行分段线性化。

$$L_{\text{loss}}(t) = \begin{cases} f(S_{OC}(t+1), S_{OC}^{\min}, S_{OC}^{\max}, \Gamma) - f(S_{OC}(t), S_{OC}^{\min}, S_{OC}^{\max}, \Gamma) & \delta_i^c = 1, \delta_i^d = 0 \\ f(S_{OC}(t), S_{OC}^{\min}, S_{OC}^{\max}, \Gamma) - f(S_{OC}(t+1), S_{OC}^{\min}, S_{OC}^{\max}, \Gamma) & \delta_i^c = 0, \delta_i^d = 1 \\ 0 & \delta_i^c = 0, \delta_i^d = 0 \end{cases} \quad (14)$$

$$L_{\text{loss,day}}^{\max} = \frac{1}{R_{\text{period}}(1)} \quad (15)$$

$$L_{\text{loss,year}}^{\max} = \frac{1}{365 R_{\text{period}}} \quad (16)$$

$$\sum_{t=1}^{24} L_{\text{loss}}(t) \leq \min(L_{\text{loss,day}}^{\max}, L_{\text{loss,year}}^{\max}) \quad (17)$$

式中： Γ 为 PWL 方法中的离散化次数； S_{OC}^{\max} 、 S_{OC}^{\min} 可视作自变量的上、下界； $L_{\text{loss,day}}^{\max}$ 、 $L_{\text{loss,year}}^{\max}$ 分别为储能每日最大损耗和每年最大损耗；引入的二进制变量 δ_i^c 和 δ_i^d 均为 0-1 变量，分别表示储能的充电状态和放电状态。将非线性寿命损失模型转化为混合整数线性模型，即可应用于储能不同时间尺度场景的优化模型中。

不同时间尺度下储能循环寿命与其放电深度息息相关，储能系统寿命模型拟合曲线如图 3 所示。融入寿命损耗模型的一体站优化策略，可以充分考虑不同时间尺度下储能对一体站运行的影响。

2.2 基于系统动力学的多时间尺度充电桩充电效率模型

为了探索多时间尺度充电桩充电效率的变化趋势，本文利用系统动力学的动态性、系统性^[21]特点，建立 CS 充电效率随使用年限变化的系统动力学推演模型。

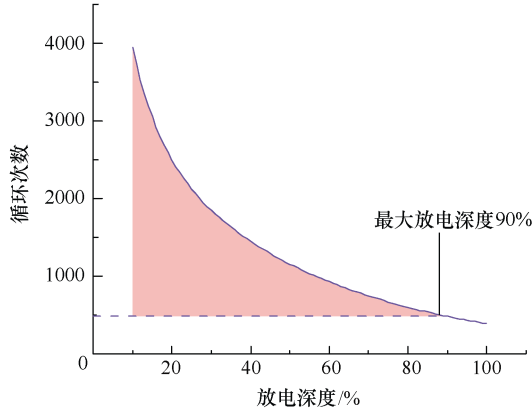


图3 储能系统寿命模型拟合曲线

充电桩的使用情况受到多方面复杂因素制约，主要因素为国民生产总值、环保压力和国家政策三方面。国民生产总值会引起电力需求的变化，环保压力的增加和国家政策的扶持会促进新能源汽车的发展。这三方面因素的具体衡量指标为国内生产总值（gross domestic product, GDP）、GDP增长率、GDP增量、人均GDP、环境影响系数、EV总量、EV增长量、EV增长率、EV出行次数、EV充电频率。利用Vensim软件对充电桩充电效率随时间推进的演化过程进行分析，在上述影响因素的基础上，建立因果关系环路图。充电效率流量存量图如图4所示，多时间尺度CS充电效率曲线如图5所示。

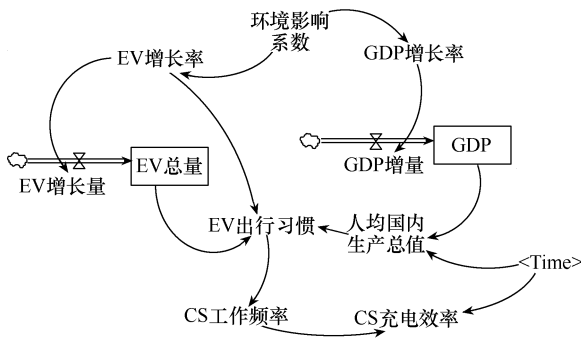


图4 充电效率流量存量图

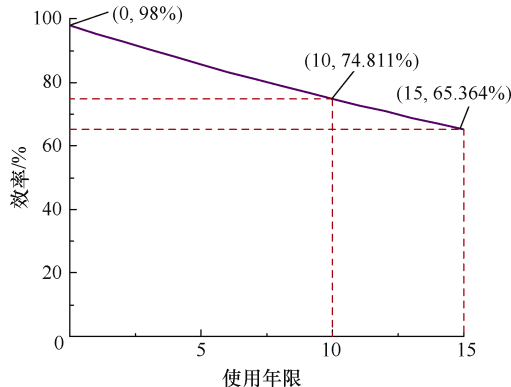


图5 多时间尺度CS充电效率曲线

由图5可知，随着使用年限的增加，充电桩的充电效率衰减，初始充电效率为98%，使用年限达15年时，充电效率仅为65%，不利于碳排放量的削减。充电效率与时间的拟合函数 ℓ 为

$$\ell = 0.98e^{-ay_{cs}} \quad (18)$$

式中： a 为效率衰减系数； y_{cs} 为充电桩使用年限。融入储能寿命损耗模型和充电桩充电效率模型的一体站优化策略，可以充分考虑不同时间尺度下两者对一体站运行共同产生的影响。

3 一体站日前运行优化模型

3.1 目标函数

本文建立一体站规划模型，以IPSCS在规划期内的综合规划成本最低、碳排放量最少和新能源利用率最高为目标函数。

$$\begin{cases} \min [F_1(\mathbf{x}), F_2(\mathbf{x})] \\ \max [F_3(\mathbf{x})] \\ \text{s.t. } g(\mathbf{x}) = 0, h(\mathbf{x}) \leq 0 \end{cases} \quad (19)$$

式中： $F_1(\mathbf{x})$ 、 $F_2(\mathbf{x})$ 分别为综合成本和碳排放量； $F_3(\mathbf{x})$ 为新能源利用率；可行域由等式约束 $g(\mathbf{x})=0$ 和不等式约束 $h(\mathbf{x}) \leq 0$ 构成。

1) 综合成本

综合成本除考虑基本的投资成本 C_{inv} 、运维成本 C_{op} 、购电成本 E_{gird}^b 、电网售电成本 E_{gird}^s 和EV售电成本 E_{EV}^s 之外，还考虑分层动态收费的碳成本 C_{car} 。

$$F_1(\mathbf{x}) = C_{inv} + C_{op} + E_{gird}^b - E_{gird}^s - E_{EV}^s + C_{car} \quad (20)$$

(1) 投资成本

投资建设IPSCS时，需考虑充电桩数量 N_{CS} 、储能装置数量 N_{BESS} 、光伏容量 Y_{PV} 和储能容量 Y_{BESS} ，有

$$C_{inv} = C_{CS}N_{CS} + C_{BESS}N_{BESS} + C_{PV}^pY_{PV} + C_{BESS}^pY_{BESS} \quad (21)$$

式中： C_{CS} 、 C_{BESS} 分别为单个充电桩和单个储能装置投资成本； C_{PV}^p 、 C_{BESS}^p 分别为单位功率光伏电站和储能投资成本。

(2) 运维成本

运维成本包括光伏电站、储能和充电桩的运维成本 C_{PV} 、 C_{BESS} 和 C_{CS} ，其中储能运维成本包括固

定成本和储能充放电时产生的时变成本两部分。IPSCS 产生的运维成本为

$$C_{op} = C_{PV} + C_{BESS} + C_{CS} \quad (22)$$

$$C_{PV} = \kappa_{PV} \theta_{PV} P_{PV}^{\max} \quad (23)$$

$$C_{BESS} = \kappa_{BESS} \theta_{BESS} P_{BESS}^{\max} + \sum_{t=1}^{24} \theta'_{BESS} (P_{BESS}^{ch}(t) + P_{BESS}^{dis}(t)) \Delta t \quad (24)$$

$$C_{CS} = N_{CS} S_{CS} \quad (25)$$

$$\begin{cases} \kappa_{PV} = \kappa_{BESS} = \frac{r(1+r)^y}{[(1+r)^y - 1]} \\ y \in [y', y''] \end{cases} \quad (26)$$

式中： κ_{PV} 、 κ_{BESS} 分别为光伏和储能设备的折现系数； θ_{PV} 、 θ_{BESS} 、 θ'_{BESS} 分别为光伏单位运维成本、储能单位容量运维成本和储能单位电量时变成本； P_{PV}^{\max} 、 P_{BESS}^{\max} 分别为光伏最大功率和储能设备额定功率； $P_{BESS}^{ch}(t)$ 、 $P_{BESS}^{dis}(t)$ 分别为不同时刻储能的充电功率和放电功率； S_{CS} 为单个充电桩的运维费用； r 为折现率； y 为不同设备的使用年限； y' 为储能使用年限； y'' 为充电桩使用年限； Δt 为调度运行时长。

(3) 购售电成本

当光伏出力较充足且储能无需充电时，多余电量按照分时电价出售给电网。

$$E_{grid}^s = \sum_{t=1}^{24} \Psi_s(t) \varepsilon_{grid}^s(t) P_{grid}^s(t) \Delta t \quad \Psi_s(t) = 1, \Psi_b(t) = 0 \quad (27)$$

式中： $\Psi_b(t)$ 与 $\Psi_s(t)$ 为 0-1 变量，表示一体站与电网功率交换的方向，当 $\Psi_b(t) = 1$ 时，从电网购电，当 $\Psi_s(t) = 1$ 时，向电网售电； $\varepsilon_{grid}^s(t)$ 为 t 时刻向电网售电的电价； $P_{grid}^s(t)$ 为 t 时刻一体站向电网输送的功率。

售电收益还包括向电动汽车售电的收益。

$$E_{EV}^s = \sum_{t=1}^{24} \rho_{EV}(t) P_{EV}^s(t) \Delta t \quad (28)$$

式中： $\rho_{EV}(t)$ 为向电动汽车售单位电量的收益； $P_{EV}^s(t)$ 为电动汽车 t 时刻的充电功率。

当光伏出力不足且储能调度无法满足用电需求

时，一体站从电网购电。

$$E_{grid}^b = \sum_{t=1}^{24} \Psi_b(t) \varepsilon_{grid}^b(t) P_{grid}^b(t) \Delta t \quad \Psi_b(t) = 1, \Psi_s(t) = 0 \quad (29)$$

式中： $\varepsilon_{grid}^b(t)$ 为 t 时刻从电网购电的电价； $P_{grid}^b(t)$ 为 t 时刻电网向站内输送的功率。

(4) 分层碳排放成本

传统的电网平均碳排放因子无法满足精准计量用电侧碳排放量的要求，本文依据分时电价策略，建立动态碳排放因子，对碳排放进行分层，可有效反映不同时间一体站和电网交互时的电力碳排放情况。分层碳排放示意图如图 6 所示。

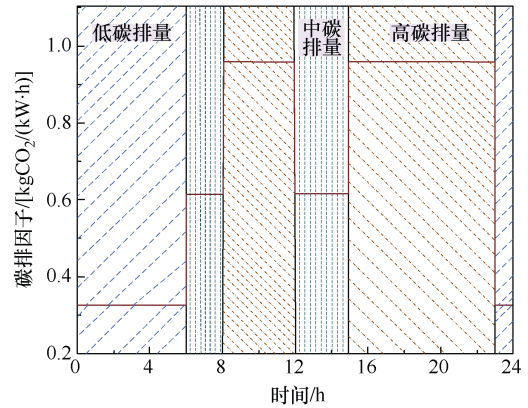


图 6 分层碳排放示意图

为了更好地量化 IPSCS 的碳排成本以减少碳排放量，本文依据高、中、低碳排放量建立动态分层碳成本收费模型，碳排放成本随三种不同阶段碳排放量的变化而变化。随着碳排放量的增加，逐级提高碳排放收费，同时引入惩罚系数以高成本限制高碳排。其成本模型为

$$C_{car} = \begin{cases} M_L f_{real} & f_{real} \leq f_{level1} \\ M_M (f_{real} - f_{level1}) + M_L f_{level1} & f_{level1} < f_{real} \leq f_{level2} \\ M_H (\varpi^2 - 2\varpi + 2)(f_{real} - f_{level2}) + M_M (f_{level2} - f_{level1}) + M_L f_{level1} & f_{real} > f_{level2} \end{cases} \quad (30)$$

$$\varpi = \frac{f_{real}}{f_{level2}} \quad (31)$$

式中： f_{real} 为实际碳排放量； f_{level1} 、 f_{level2} 分别为最小碳排放量和最大碳排放量； M_L 、 M_M 和 M_H 分

别为碳排放最低收费价格、中等收费价格和动态收费价格的基准值； ϖ 为惩罚系数，动态收费价格会随着 ϖ 的增大而升高。

2) 碳排放量

碳排放量 $F_2(\mathbf{x})$ 的表达式为

$$F_2(\mathbf{x}) = \sum_{t=1}^{24} E_{\text{grid}}^{\text{b}}(t) \zeta_c(t) \quad (32)$$

式中， $\zeta_c(t)$ 为动态碳排因子，引入 $\zeta_c(t)$ 的目的是更好地衡量各时刻的碳排放量。通常将动态碳排因子划分为不同的梯级跨度，其随分时电价而变化，每个跨度对应一个特定的时间段，并对应特定的碳排放水平，体现不同时刻碳排因子的差异性。当站内负荷感知到不同碳排因子时，能够根据自身的用电需求和减碳需求，有针对性地调整自身用电行为，进而减少碳排。

3) 新能源利用率

新能源利用率 $F_3(\mathbf{x})$ 的表达式为

$$F_3(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{t=1}^{24} P_{\text{real}}(t)}{\sum_{t=1}^{24} P_{\text{solar}}(t)} \times 100\% \quad (33)$$

式中， $P_{\text{real}}(t)$ 、 $P_{\text{solar}}(t)$ 分别为 t 时刻站内负荷实际利用功率和光伏出力。

3.2 约束条件

1) 储能约束

在储能系统中，充电和放电的速度受到双向功率变换器额定容量的限制。同时，为了确保储能系统的稳定性，电池的初始和结束状态需要保持一致。储能运行约束如式 (34) ~ 式 (39) 所示。

$$0 \leq P_{\text{BESS}}^{\text{ch}}(t) \leq \min \left(P_{\text{BESS}}^{\text{max, ch}}(t) \delta_t^{\text{c}}, \frac{E_{\text{BESS}}^{\text{max}}(t) - E_{\text{BESS}}(t-1)}{\eta^{\text{ch}} \Delta t} \right) \quad (34)$$

$$0 \leq P_{\text{BESS}}^{\text{dis}}(t) \leq \min \left[P_{\text{BESS}}^{\text{max, dis}}(t) \delta_t^{\text{d}}, \frac{(E_{\text{BESS}}(t-1) - E_{\text{BESS}}^{\text{min}}(t)) \eta^{\text{dis}}}{\Delta t} \right] \quad (35)$$

$$\delta_t^{\text{c}} + \delta_t^{\text{d}} \leq 1 \quad (36)$$

$$S_{\text{OCmin}} \leq S_{\text{OC}}(t) \leq S_{\text{OCmax}} \quad (37)$$

$$\begin{cases} S_{\text{OC}}(1) = S_{\text{OCsta}} \\ S_{\text{OC}}(0) = S_{\text{OCend}} \end{cases} \quad (38)$$

$$S_{\text{OC}}(t+1) = S_{\text{OC}}(t) - \frac{P_{\text{BESS}}^{\text{dis}}(t)}{\eta^{\text{dis}} E_{\text{rated}}} \Delta t + \frac{\eta^{\text{ch}} P_{\text{BESS}}^{\text{ch}}(t)}{E_{\text{rated}}} \Delta t \quad (39)$$

式中： $P_{\text{BESS}}^{\text{max, ch}}(t)$ 、 $P_{\text{BESS}}^{\text{max, dis}}(t)$ 分别为储能的最高充电和放电功率； $E_{\text{BESS}}^{\text{max}}(t)$ 、 $E_{\text{BESS}}^{\text{min}}(t)$ 分别为储能系统最大荷电状态和最小荷电状态下的电荷量； η^{ch} 、 η^{dis} 分别为储能系统的充、放电效率； S_{OCsta} 、 S_{OCend} 分别为储能优化起始时刻和储能末端优化结束时刻的荷电状态； $S_{\text{OC}}(1)$ 、 $S_{\text{OC}}(0)$ 分别为开始和结束时的荷电状态； $S_{\text{OC}}(t+1)$ 为储能 $t+1$ 时段末荷电状态； E_{rated} 为储能的额定容量。

2) 功率平衡约束

在功率平衡约束中，要保证光储充一体站与电网交互功率和光伏、储能、充电桩出力负荷的功率平衡，即

$$P_{\text{BESS}}^i(t) = P_{\text{BESS}}^{\text{dis}}(t) - P_{\text{BESS}}^{\text{ch}}(t) \quad (40)$$

$$P_{\text{BESS}}^i(t) + P_{\text{PV}}^i(t) = P_{\text{EV}}^i(t) - P_{\text{grid}}^i(t) \quad (41)$$

式中： $P_{\text{BESS}}^i(t)$ 为场景 i 下储能的等效出力； $P_{\text{PV}}^i(t)$ 为场景 i 下的光伏出力； $P_{\text{EV}}^i(t)$ 为场景 i 下的充电负荷； $P_{\text{grid}}^i(t)$ 为场景 i 下的上级电网供给负荷。

3) 功率交互约束

为了确保能源的安全传输和电网的稳定运行，在实时调控中，需要限制充电站和电网之间的最大交互功率。

$$\begin{cases} 0 \leq P_{\text{grid}}^{\text{b}}(t) \leq P_{\text{grid}}^{\text{b, max}} & \Psi_{\text{b}}(t) = 1, \Psi_{\text{s}}(t) = 0 \\ -P_{\text{grid}}^{\text{s, max}} \leq P_{\text{grid}}^{\text{s}}(t) \leq 0 & \Psi_{\text{s}}(t) = 1, \Psi_{\text{b}}(t) = 0 \end{cases} \quad (42)$$

$$\Psi_{\text{b}}(t) + \Psi_{\text{s}}(t) \leq 1 \quad (43)$$

式中， $P_{\text{grid}}^{\text{b, max}}$ 和 $P_{\text{grid}}^{\text{s, max}}$ 分别为充电站从电网购电的最大功率和向电网售电的最大功率。

4 模型求解算法

鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA) 由澳大利亚格里菲斯大学的 Mirjalili 等学者学习座头鲸捕食规律而提出的一种新型启发式优化算法^[22]，WOA 基本不涉及参数设置，操作简单，

机制优越,且其求解精度不随求解问题维度的扩大而降低。但是,WOA初始化种群时通常使用随机方法,这在一定程度上限制了空间中有用信息的最大利用率,难以获得较快的搜索速度。在迭代过程中,鲸鱼个体容易出现局部聚集的情况^[23],因此存在陷入难以逃逸局部最优解的问题。鉴于此,本文针对传统鲸鱼优化算法进行以下改进:①在初始化种群时采用混沌对立学习策略,提高初始化种群中优良个体的数量;②利用多样性变异对鲸鱼优化算法更新后的粒子位置进行二次更新,以丰富种群多样性,避免陷入局部最优。

4.1 混沌对立学习策略

在数学中,Tent混沌映射是指一种分段线性映射,具有随机性、普适性和非线性的特点。与传统的均匀分布随机数发生器相比,Tent产生的随机数的适应度值有明显改善。Tent产生的混沌序列具有良好的分布性与随机性,且其迭代速度较快,因而被广泛应用。产生混沌序列的表达式为

$$\rho_{z+1} = \begin{cases} \frac{\rho_z}{\delta} & \rho_z \in [0, \delta) \\ \frac{1-\rho_z}{1-\delta} & \rho_z \in [\delta, 1] \end{cases} \quad z = 0, 1, \dots, T \quad (44)$$

式中: z 为映射次数; T 为最大映射数; ρ_z 为第 z 次映射时的函数值; δ 为介于 $[0, 1]$ 之间的常数。

考虑到随机生成的初始化种群中,部分个体可能处在远离最优解的边缘无效区域,此时优化过程从距离最优解较远的位置开始,因而会大幅降低收敛效率。基于此,Tizhoosh学者团队提出对立学习(opposition-based learning, OBL)策略,可有效解决初始化方案对立侧可能出现最优解的问题^[24]。采用OBL策略初始化生成的个体及对立学习后的个体比随机生成的两个个体更利于提高初始化种群的质量。

$$\bar{x}_j = l_{bj} + u_{bj} - x_j \quad (45)$$

式中: j 为维度; l_{bj} 、 u_{bj} 分别为位置下界和位置上界; \bar{x}_j 、 x_j 分别为对立解与原始解在第 j 维的值。

由式(45)可以看出,若目标函数为偶函数,则原始解与对立解相等,无法进行适应值排序,因此本文提出Tent混沌对立学习策略,其数学模型为

$$\bar{X}_{i,j} = l_{bj} + u_{bj} - \rho_i X_{i,j} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (46)$$

式中: $\bar{X}_{i,j}$ 为该策略下第 i 个对立值的第 j 维分量;

ρ_i 为第 i 次映射函数值; $X_{i,j}$ 为该策略下第 i 个初始值的第 j 维分量; n 为该策略初始化循环最大值。

4.2 多样性变异

在算法寻优过程中,若多个种群个体聚集到某局部极值处,则会大大提高过早收敛的概率。为了避免WOA在迭代过程中陷入局部最优解,引入生物学中的中心密度指标 A 来表示种群的聚集程度。

$$A = \frac{\varepsilon - \bar{z}}{\bar{z}^2} \quad (47)$$

式中, ε 、 \bar{z} 分别为种群的适应度方差和种群适应度均值。当 $A \gg 0$ 时,表示种群出现局部聚集现象;当 A 逐渐趋向于0时,表示不易出现聚集现象,种群较为分散。为了避免迭代初期出现聚集,当中心密度指标大于预设阈值时,采用柯西算子对算法进行多样性变异处理,以增大逃离局部最优解的可能性。柯西变异后的新解为

$$X_{\text{new}}(t+1) = X_{\text{best}}(t) + \text{Cauchy}(0, 0.5) \quad (48)$$

式中: $X_{\text{best}}(t)$ 为当前迭代次数的最佳适应度值;Cauchy(0, 0.5)表示位置参数和尺度参数分别为0和0.5的柯西分布。

4.3 算法流程

改进鲸鱼算法(improved whale optimization algorithm, IWOA)步骤如下:

- 1) 设置种群规模、最大迭代数等初始参数。
- 2) 随机生成 h 个初始化位置,经过混沌对立学习后再生成数量为 h 的初始位置。
- 3) 对 $2h$ 个位置进行适应度排序,适应度最佳的前 h 个位置更适合搜捕猎物,作为初始种群。
- 4) 若中心密度指标 A 超过设定阈值,执行多样性变异操作,采用柯西变异对局部聚集位置进行扰动。
- 5) 更新最优个体及位置,判断是否满足终止条件,若不满足则返回步骤3)。

5 算例分析

5.1 参数设置

本文算例中,光伏设备最大发电功率为519kW;储能额定容量为500kW·h,最大充放电功率为120kW,最大放电深度为90%,储能电池成本为3500元/(kW·h),储能变流器与光伏逆变器配置成本均为150元/kW;充电桩初始数量为300,充电桩初始效率为98%,衰减系数为0.027; $F(S_{\text{OC}}(t))$ 分段数为5。

一体站中光伏、储能、充电桩设备参数见表 1。一体站从电网购电、向电网售电的分时电价见表 2。

表 1 各设备参数

参数	数值
θ_{PV} / [元/(kW·年)]	77
θ_{BESS} / [元/(kW·h)]	850
θ_{BESS}^t / [元/(kW·h·年)]	5
$\rho_{EV}(t)$ / [元/(kW·h)]	1.6
S_{CS} / [元/(个·年)]	280
r	0.05
y /年	10

表 2 分时购、售电价

时间段		购价/[元/(kW·h)]	售价/[元/(kW·h)]
谷	00:00—06:00	0.363	0.144
	23:00—24:00		
平	07:00—08:00	0.687	0.432
	12:00—15:00		
峰	09:00—11:00	1.069	0.744
	16:00—22:00		

为验证本文所提预测模型的有效性，按照 8:2 的比例将光伏出力数据划分为训练集和测试集，采用传统 LSTM 预测模型与本文所提 DCNN-LSTM 模型进行对比，并采用误差度对模型预测准确度进行量化，误差度公式为

$$\text{误差度} = \frac{|\text{预测值} - \text{实际值}|}{\text{实际值}} \times 100\% \quad (49)$$

预测模型的误差度对比见表 3。由表 3 可知，随着迭代次数的增加，DCNN-LSTM 模型与 LSTM 模型最终都能在第 17 次迭代前后实现稳定收敛，但是 DCNN-LSTM 模型的误差度更小，由此验证了 DCNN-LSTM 光伏出力模型预测结果的有效性。

表 3 预测模型误差度对比

迭代次数	LSTM 误差度/%	DCNN-LSTM 误差度/%
2	0.33	0.32
4	0.23	0.25
6	0.18	0.20
8	0.14	0.17
10	0.13	0.11
17	0.12	0.09
20	0.12	0.09
40	0.12	0.09

充电负荷场景通过蒙特卡洛法模拟得到，并通过方差系数 β 评判蒙特卡洛法模拟的准确度，规定最终方差系数不大于 0.05%。方差系数为

$$\beta_i = \frac{\sigma_i(\bar{L})}{\sqrt{k}\bar{L}_i} \quad (50)$$

式中： β_i 为时刻 i 的方差系数； $\sigma_i(\bar{L})$ 为时刻 i 的充电负荷标准差； k 为模拟次数； \bar{L}_i 为时刻 i 的充电负荷平均值。设置模拟次数不低于 30 000 次。计算出所有时间点中的最大方差系数 $\max(\beta_i) = 0.047\%$ ，由此验证了电动汽车充电负荷模拟生成结果的可靠性。算例中典型光伏出力负荷与电动汽车负荷曲线如图 7 所示。

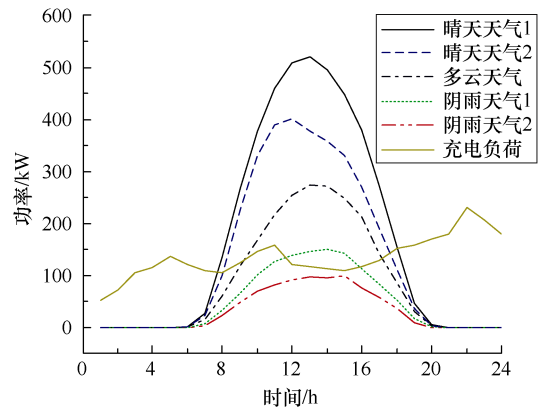
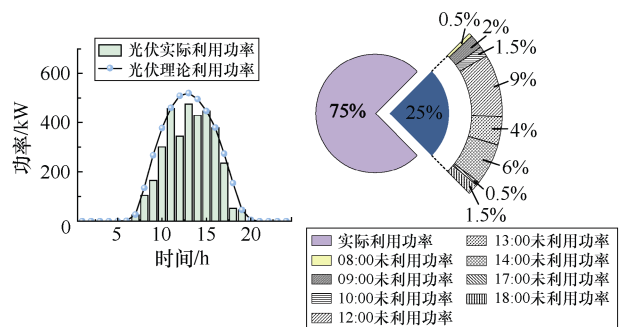


图 7 典型光伏出力负荷与电动汽车负荷曲线

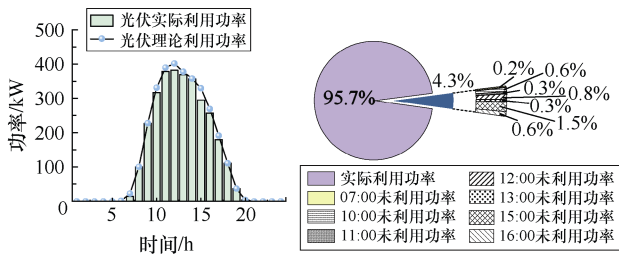
5.2 仿真结果及分析

利用 DCNN-LSTM 方法进行光伏出力场景生成，预测场景总体可分为 3 类，即晴天（全年出现概率 0.51）、多云（全年出现概率 0.27）和阴雨天气（全年出现概率 0.22）。取三类中出现概率最高的三种场景进行分析，光伏出力实际利用情况和消纳率仿真结果如图 8 所示。

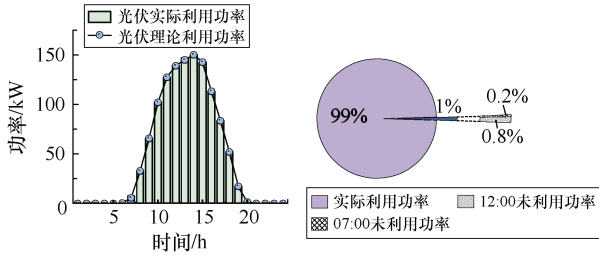
由图 8 可知，晴天天气下的光伏出力较多，光伏实际利用率只有理论利用率的 75%，而多云天气



(a) 晴天天气光伏出力利用情况



(b) 多云天气光伏出力利用情况



(c) 阴雨天气光伏出力利用情况

图 8 光伏出力实际利用情况和消纳率仿真结果

与阴雨天气下的光伏出力相对较小，一体站中的光伏利用率可以达到 95.7%和 99%。

图 9 为晴天天气下储能与一体站的功率变化情况。分析图 9 可知，IPSCS 系统会依据分时电价实时调整与电网交互情况和储能出力。在 00:00—08:00 及 20:00—24:00 时间段内，光伏出力微乎其微，电车充电需求较大，且储能系统在电价非峰时段 00:00—06:00 进行充电是满足系统经济性的行为，因此一体站在此时段从电网购电，以满足充电负荷需求，同时向储能充电；在光伏大发的 10:00—15:00 时间段，一体站向电网售电；22:00—24:00 时间段，储能几乎不进行充放电操作；09:00—11:00、

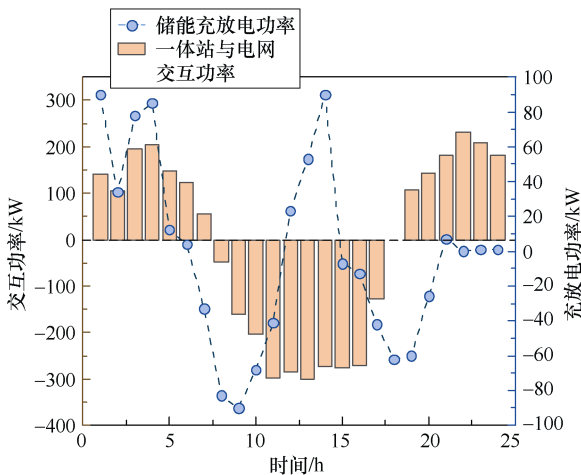


图 9 晴天天气下储能与一体站的功率变化情况

16:00—20:00 为峰时电价时间段，储能系统发挥调峰作用进行放电，以减少一体站向电网的购电量，在减少碳排放量的同时降低购电成本。

因晴天天气在全年中出现的概率最大，本文的对比分析均在晴天场景下进行。

策略 1：按照分时电价设置三挡碳排因子，电价低谷时段碳排因子为 $0.326\text{kgCO}_2/(\text{kW}\cdot\text{h})$ ，平时段碳排因子为 $0.627\text{kgCO}_2/(\text{kW}\cdot\text{h})$ 和峰时段碳排因子为 $0.96\text{kgCO}_2/(\text{kW}\cdot\text{h})$ ，不采用碳成本分层动态收费策略。储能和充电桩使用寿命均为定值。

策略 2：采用与策略 1 相同的动态碳排因子，同时采用碳成本分层动态收费策略。储能和充电桩使用寿命均为定值。

策略 3：采用与策略 1 相同的动态碳排因子，同时采用碳成本分层动态收费策略，设置不同的碳成本基准值。储能和充电桩使用寿命均为定值。

策略 4：采用碳成本分层动态收费策略。考虑动态碳排因子的梯级跨度对运行的影响，储能和充电桩使用寿命均为定值。

策略 5：采用与策略 1 相同的动态碳排因子，同时采用碳成本分层动态收费策略。考虑本文提出的多时间尺度储能和充电桩对运行结果的影响。

1) 策略对比分析

策略 1~策略 3 的基准碳收费价格、各项成本及碳排放量见表 4。

表 4 策略 1~策略 3 的结果对比

策略	分层碳成本动态充电	碳排放基准价格/(元/kg)	运行维护成本/元	碳交易成本/元	总成本/元	碳排放/kg
1	不考虑		1 247.2	548.4	3 014.3	979.3
2	考虑	0.427	1 499.6	627.1	3 469.7	827.9
3	考虑	0.632	1 822.7	751.6	3 912.6	762.4
		0.892	2 362.3	911.6	4 712.6	746.9

(1) 碳成本分层动态收费对一体站运行的影响

由策略 1 与策略 2 的对比可知，采用碳排动态交易策略相较于采用固定的碳排收费模式，可有效降低碳排放，采用策略 2 比策略 1 减少了约 15.4% 的碳排放量。然而，碳排放的降低意味着从电网购电量减小，这需要更多的分布式电源来满足一体站内的负荷需求，因此方案 2 的光伏电源运行维护成本比方案 1 增加了约 20%，总体投资成本增加了约 15%。

(2) 碳成本基准价格对一体站运行的影响

由策略2与策略3第一种情况的对比可知,在动态分层收费标准中,相较于碳排放基准价格较低的情况,基准交易价格较高时,运行维护成本提高约21%,碳排放量减少约8%,碳排放成本提高约19%。对比策略3的两种情况可知,碳排放基准价格升高,碳排交易成本所占总成本的比例随之增大,但降碳效果并不明显。原因在于,一体站在与电网交互时受价格制约,从电网购电量减少,但为了满足日内负荷需求,只能在一定程度上限制碳排放量,当碳排放成本所占比例过大时,难以满足系统规划方案的经济性。因此,合理的碳交易分层机制在降低碳排放方面有效,虽然会增加低碳排、高投资的可再生能源机组的装机容量,但损失少量经济效益换取一体站更低的碳排放量,更符合国家的低碳政策。

2) 碳排因子梯级跨度对一体站运行的影响

策略4中设置三种不同梯级跨度碳排因子。

方案1: 电价谷时段碳排因子为 $0.279\text{kgCO}_2/(\text{kW}\cdot\text{h})$, 平时段碳排因子为 $0.627\text{kgCO}_2/(\text{kW}\cdot\text{h})$, 峰时段碳排因子为 $1.09\text{kgCO}_2/(\text{kW}\cdot\text{h})$ 。

方案2: 碳排因子与策略1相同。

方案3: 电价谷时段碳排因子为 $0.482\text{kgCO}_2/(\text{kW}\cdot\text{h})$, 平时段碳排因子为 $0.627\text{kgCO}_2/(\text{kW}\cdot\text{h})$, 峰时段碳排因子为 $0.816\text{kgCO}_2/(\text{kW}\cdot\text{h})$ 。

碳排因子梯级跨度及各时刻碳排放量如图10所示,该图统计了三种动态碳排因子的变化趋势和在三种碳排因子下一体站各时刻的碳排放量。由图10可知,与方案2的碳排因子相比,若碳排因子梯级跨度较大,则对用电负荷的引导能力较强,此时负荷从碳排高峰时刻转移到其他时刻;若碳排因子

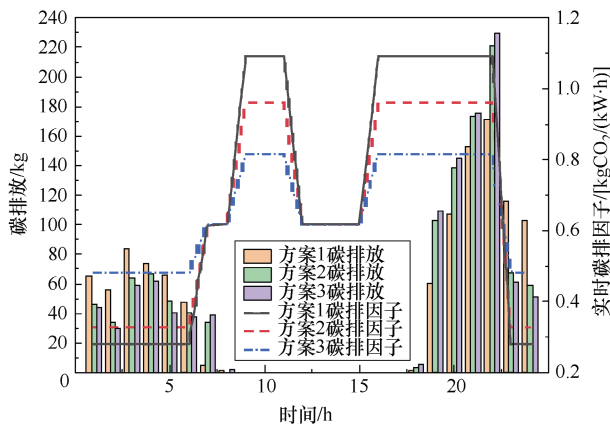


图10 碳排因子梯级跨度及各时刻碳排放量

梯级跨度较小,则站内负荷对发电碳排信息的敏感度降低,减碳效果不明显。因此,合理的碳排因子梯级跨度能够实时反映不同时段碳排放量的差异性,一体站内负荷能够依据自身用电需求和减碳需求配合感知到的差异性信息,有针对性地引导负荷进行调整,实现电能的合理利用,从而减少碳排总量。

3) 多时间尺度储能与充电桩接入策略对运行结果的影响分析

方案1: 储能装置与充电桩使用年限为1年。

方案2: 储能装置与充电桩使用年限为6年。

方案3: 储能装置与充电桩使用年限为10年。

策略5中针对储能装置和充电桩的使用年限设置对照组。不同对照组的储能装置日内充放电功率和容量变化如图11所示,多时间尺度储能与充电桩接入下一体站与电网交互量如图12所示。

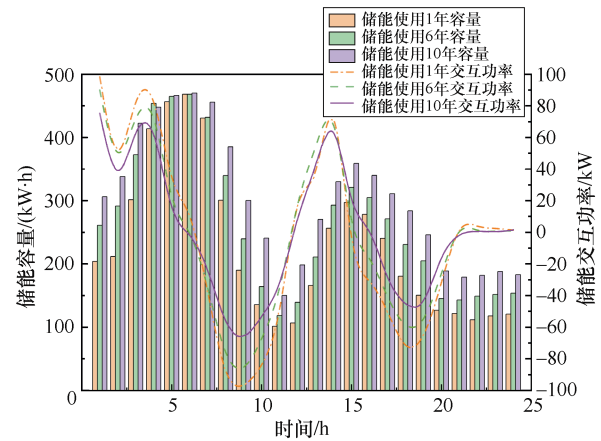


图11 储能功率变化及容量变化

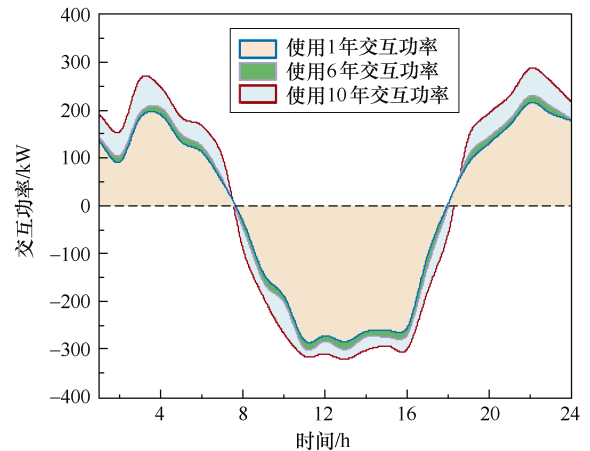


图12 多时间尺度储能与充电桩接入下一体站与电网交互量

由图11可知,随着储能装置使用年限增加,储能装置的日内容量及储能充放电功率的变化范围逐

渐减小，这是因为在储能装置的使用时间尺度被拉长的过程中，其电能转换效率逐渐降低，储能装置日内充放电的能量变小，储能容量的变化量也随之减少。结合图 12，一体站与电网的交互量随着储能与充电桩寿命损耗的增加而逐渐增加，这说明充电桩的充电效率衰减叠加储能出力减少两大因素，促使一体站从电网购入更多的电能来满足负荷需求，运行费用与碳排放量也随之增加。

表 5 为三种时间尺度下一体站运行成本与新能源消纳率对比。储能装置与充电桩的更换速度过快会大大增加运行维护成本，但更换速度过慢会提高日前购电成本和碳排成本占总成本的比重，使新能源利用率降低。因此，合理规划储能装置与充电桩的使用年限，可以实现对灵活性资源的充分调控，提高光伏就地消纳能力，进一步降低碳排放和经济成本。

表 5 三种时间尺度下一体站运行成本与新能源消纳率对比

时间尺度	运行维护成本/元	购售电成本/元	碳排成本/元	总成本/元	光伏消纳率/%
1 年	2 996.3	494.7	477.9	3 968.90	77
6 年	2 679.3	597.6	525.9	3 784.80	75
10 年	2 568.5	820.3	648.3	4 037.07	63

4) 不同 EV 集群与充电桩使用年限对运行结果的影响分析

为了研究不同 EV 数量与充电桩使用年限对一体站共同作用的影响，设置三组不同规模大小的 EV 集群与三种不同时间尺度的充电桩使用年限进行仿真，分析不同情景充电效率与一体站日内交互的峰谷差值，不同 EV 规模和时间尺度结果对比见表 6。

表 6 不同 EV 规模和时间尺度结果对比

时间尺度	EV 规模								
	250			300			500		
	充电效率/%	峰谷差/kW	光伏消纳率/%	充电效率/%	峰谷差/kW	光伏消纳率/%	充电效率/%	峰谷差/kW	光伏消纳率/%
1 年	98	515.7	76	98	501.6	77	96	474.8	75
6 年	86	541.9	73	83	579.7	75	79	638.1	71
10 年	79	627.3	62	75	692.5	63	70	762.8	58

由表 6 可看出，随着时间尺度的拉长，充电桩充电效率下降明显，源荷协调消纳能力降低，一体站与电网交互功率逐年增大。在时间尺度为 1 年时，

随着 EV 集群数量的增加，可调节灵活性资源逐渐丰富，一体站与电网日内交互峰谷差逐步减小，有利于电网侧的削峰填谷，提高光伏利用率；但 EV 数量增加过多会使充电桩的动作更频繁，从而降低充电效率。因此，合理设置充电桩使用年限并适当增大 EV 集群规模能提高需求响应能力，可以起到削峰填谷的作用。

5) 改进 IWOA 算法的优越性

图 13 为分别采用粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法、WOA 和本文提出的 IWOA 进行优化得到的收敛曲线。由图 13 可以清晰地看出，PSO 算法迭代 12 次完成收敛，速度最快，但陷入局部最优解无法跳出，收敛效果一般；WOA 收敛所需次数比 PSO 算法多，但收敛的适应度值更接近全局最优值。PSO 算法与 WOA 的收敛效果均不理想。本文提出的融合对立学习策略和多样性变异处理的 IWOA 在 21 次迭代时快速收敛至全局最优值，弥补了传统 PSO 算法难以跳出局部最优的缺陷，提高了收敛速度和优化精度。

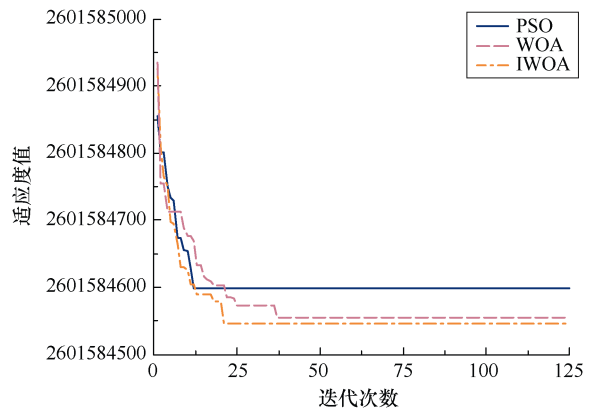


图 13 不同算法的收敛曲线

6 结论

为提升双碳目标下光储充一体站的源荷协同减碳消纳能力，本文提出考虑分层碳排放的多时间尺度日前运行策略，经过仿真验证分析后得出以下结论：

1) 本文提出的考虑动态碳排放收费机制的低碳调度模型通过引入惩罚系数、设置合理的基准交易价格，能够牺牲较小的经济性而最大限度地减少碳排放。同时，合理的碳排因子梯级跨度可以有针对性地引导负荷进行调整，实现电能高效利用，达到更优的控碳效果。

2) 本文提出的多时间尺度储能与充电桩接入策略，通过合理设置储能与充电桩的使用时间，提高

源荷之间实时互动的消纳能力与灵活性资源的调控能力,进一步降低了碳排放与经济成本。

3) 通过合理增大EV集群规模,弹性调整充电桩使用年限,可以提高灵活性资源的需求响应能力,达到更好的削峰填谷效果,从而适应电动汽车未来的大规模推广。

本文为分布式系统中源-荷-储联合优化运行提供了新思路,未来将继续考虑源-储优化配置,进一步挖掘IPSCS运行的经济性与低碳性。

参考文献

- [1] LI Junjie, LIANG Mei, CHENG Wanqing, et al. Life cycle cost of conventional, battery electric, and fuel cell electric vehicles considering traffic and environmental policies in China[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2021, 46(14): 9553-9566.
- [2] 李玉齐, 张健. 关于微网的新型配电系统研究概述与思考[J]. 电气技术, 2020, 21(5): 1-5, 14.
- [3] 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: Transport and Environment, 2018, 62(9): 314-329.
- [4] 陈嘉鹏, 汤乃云, 王雪松. 基于电动汽车入网特性的电网经济调度研究[J]. 电气技术, 2019, 20(3): 24-30, 36.
- [5] YAN Qin, ZHANG Bei, 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.
- [6] HAFEZ O, 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 薛贵挺, 汪柳君, 刘哲, 等. 考虑碳排放的光储充一体站日前运行策略[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(7): 103-110.
- [10] 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.
- [11] DOMINGUEZ-NAVARRO J A, DUFO-LOPEZ R, YUSTA-LOYO J M, et al. Design of an electric vehicle fast-charging station with integration of renewable energy and storage systems[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2019, 105: 46-58.
- [12] 陈忠华. 配置储能电动汽车快速充电站优化设计与能量管理策略研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2020.
- [13] 梁振锋, 祁芙蓉, 王德意, 等. 考虑应急电源功能的光储充电站配置方法研究[J]. 电网技术, 2023, 47(8): 3376-3384.
- [14] 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.
- [15] GUI Qiang, SU Hao, FENG Donghan, et al. A novel linear battery energy storage system (BESS) life loss calculation model for BESS-integrated wind farm in scheduled power tracking[C]//8th Renewable Power Generation Conference (RPG 2019), Shanghai, China, 2019: 1-8.
- [16] 周显春. ARMA 融合 CNN-LSTM 的传感器流数据异常检测方案[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(4): 55-61.
- [17] 张童彦, 廖清芬, 唐飞, 等. 基于气象资源插值与迁移学习的广域分布式光伏功率预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(20): 7929-7939.
- [18] 严璐晗, 林培杰, 程树英, 等. 基于增量学习的 CNN-LSTM 光伏功率预测[J]. 电气技术, 2024, 25(5): 31-40.
- [19] 鲍志伟. 具有储能系统的快速充电站优化能量管理策略研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2016.
- [20] 程菡, 段瑶, 吴亚雄, 等. 考虑等效循环放电深度约束的配电网储能规划[J/OL]. 南方电网技术, 1-10 [2024-09-05]. <https://kns-cnki-net.webvpn.nepu.edu.cn/kcms/detail/44.1643.TK.20231017.1524.004.html>.
- [21] 陈文淑乐, 向月, 彭光博, 等. “双碳”目标下电力系统供给侧形态发展系统动力学建模与分析[J]. 上海交通大学学报, 2021, 55(12): 1567-1576.
- [22] 张淑清, 苑世钰, 姚玉永, 等. 基于 ICEEMD 及 AWOA 优化 ELM 的机械故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(11): 172-180.
- [23] 李崎勇, 张伟斌, 赵新哲, 等. 改进鲸鱼算法优化支

京: 中国电力出版社, 2005.

- [5] 李世龙, 陈卫, 邹耀, 等. 同杆并架线路阻抗比横联差动保护研究[J]. 电工技术学报, 2016, 31(21): 21-29.
- [6] 张波, 陈福锋, 王玉婷, 等. 特高压皖电东送线路零序互感对接地距离保护的影响[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(21): 94-98.
- [7] 周春霞, 余越, 赵寒, 等. 特高压同塔双回线零序电流补偿系数整定对接地距离保护的影响研究[J]. 电网技术, 2012, 36(12): 106-111.
- [8] 赵青春, 李志宏, 谢华, 等. 一种输电线路特殊接线方式对线路距离保护影响研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(8): 115-123.
- [9] PCS—902 line distance relay instruction manual[Z]. Nanjing: NR Electric Co., Ltd, 2015.
- [10] 朱景富. 零序互感对线路接地距离保护的影响分析[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(9): 113-115.
- [11] 曾耿晖, 蔡泽祥, 陈桥平, 等. 同塔双回线路接地故障零序电流分布特性分析[J]. 电网技术, 2011, 35(11): 212-217.
- [12] 刘欣, 黄少锋, 张鹏. 相电流差突变量选相在混压同塔输电线路跨电压故障中的适应性分析[J]. 电工技术学报, 2015, 30(21): 118-126.
- [13] 索南加乐, 王树刚, 张超, 等. 利用单端电流的同杆双回线准确故障定位研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(23): 25-30.
- [14] 张子衿, 丛伟, 肖静, 等. 含同杆双回线的输电网零序反时限过流保护加速配合方案[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(9): 159-165.
- [15] 康小宁, 梁振锋, 索南加乐. 相邻线路零序互感对平行双回线电流平衡保护的影响及改进措施[J]. 继电器, 2005, 33(20): 1-4.
- [16] 孙子昌, 邓迎君, 陈昊, 等. 同塔双回线路同名相跨线短路故障分析[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(4): 154-159.
- [17] 宋国兵, 刘志良, 康小宁, 等. 一种同杆并架双回线接地距离保护方案[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(12): 102-106.
- [18] 李伟, 毕天姝, 徐振宇, 等. 同杆双回线跨线接地故障的距离保护算法研究[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(7): 131-138.
- [19] 高维良, 高厚磊, 徐彬, 等. 5G用作配电网差动保护通道的可行性分析[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(8): 1-7.
- [20] 徐晓春, 李奔, 谈浩, 等. 基于同步相量的多端电流差动保护[J]. 电气技术, 2021, 22(11): 88-92.
- [21] 黄彦钦, 余浩, 尹钧毅, 等. 电力物联网数据传输方案: 现状与基于 5G 技术的展望[J]. 电工技术学报, 2021, 36(17): 3581-3593.
- [22] 娄为, 韩学军, 韩俊, 等. 基于 5G 和光纤综合通道的输电线路差动保护方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(1): 158-166.
- [23] 郑涛, 吴琼, 于溯, 等. 混压同塔四回线路跨电压故障选相元件动作分析与对策研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(8): 44-51.
- [24] 马静, 史宇欣, 马伟, 等. 基于分布参数的同杆双回线跨线及接地故障单端定位方法[J]. 电网技术, 2014, 38(9): 2525-2531.

收稿日期: 2024-06-13

修回日期: 2024-09-19

作者简介

张洪喜(1983—), 男, 河南省鲁山县人, 硕士, 主要从事电力系统继电保护的研究和开发工作。

(上接第 13 页)

持向量回归的光伏最大功率点跟踪[J]. 电工技术学报, 2021, 36(9): 1771-1781.

- [24] MAHDAVI S, RAHNAMAYAN S, DEB K. Opposition based learning: a literature review[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2018, 39: 1-23.

收稿日期: 2024-07-18

修回日期: 2024-08-11

作者简介

彭程(1999—), 男, 山东省临沂市人, 博士研究生, 主要研究方向为微电网经济低碳运行。