

# 基于MIBE数据驱动的源网荷储多场景协同优化调度策略

张天宇<sup>1</sup>, 刘华志<sup>1</sup>, 罗凤章<sup>2</sup>

<sup>1</sup>国网天津市电力公司经济技术研究院, 天津

<sup>2</sup>天津大学智能电网教育部重点实验室, 天津

收稿日期: 2025年7月26日; 录用日期: 2025年8月16日; 发布日期: 2025年8月28日

## 摘要

源网荷储多端复杂类型储能资源的高效利用和配合, 将显著提升新型电力系统的灵活性和新能源消纳能力。考虑电池储能电站、抽水蓄能和电动汽车储能等多类型储能的分布特性, 首先构建计及多类型储能的源网荷储协同调度架构。其次, 基于新能源消纳极限, 采用拉丁超立方抽样和k-medoids聚类样本缩减方法, 生成考虑电力系统紧急状况的源网荷储多场景。在此基础上, 提出多场景电力系统灵活性评估指标, 实现源、网、荷多端复杂类型储能的容量配置。随后, 以经济环保为目标, 建立考虑多类型储能的源网荷储多场景协同优化调度模型。基于数据驱动, 结合流形插值批量进化(Manifold Interpolation Batch Evolution, MIBE)机制, 提出一种基于MIBE-数据驱动的多目标优化算法, 提升模型的求解效率。最后, 利用实际区域电网数据进行验证, 结果表明, 所提策略可有效降低系统运行成本, 保障储能的使用寿命, 提高新能源消纳。

## 关键词

源网荷储, 多场景, 多类型储能, 数据驱动, 优化调度

## Multi-Scenario Collaborative Optimization Scheduling Strategy for Source-Grid-Load-Storage Based on MIBE-Data Driven

Tianyu Zhang<sup>1</sup>, Huazhi Liu<sup>1</sup>, Fengzhang Luo<sup>2</sup>

<sup>1</sup>State Grid Tianjin Electric Power Company Economic and Technological Research Institute, Tianjin

<sup>2</sup>Key Laboratory of Smart Grid of Ministry of Education, Tianjin University, Tianjin

Received: Jul. 26<sup>th</sup>, 2025; accepted: Aug. 16<sup>th</sup>, 2025; published: Aug. 28<sup>th</sup>, 2025

文章引用: 张天宇, 刘华志, 罗凤章. 基于 MIBE 数据驱动的源网荷储多场景协同优化调度策略[J]. 智能电网, 2025, 15(4): 101-114. DOI: 10.12677/sg.2025.154011

## Abstract

The efficient use and cooperation of multi-terminal complex type energy storage resources on the source, grid, and load sides will significantly improve the flexibility of the new power system and the capacity of new energy consumption. Considering the distribution characteristics of multi-type energy storage, such as battery energy storage power station, pumped storage and Electric Vehicle (EV), a collaborative scheduling architecture of Source-Grid-Load-Storage (SGLS) considering multi-type energy storage is first constructed. Secondly, based on the consumption limit of new energy, Latin hypercube sampling and k-medoids clustering sample reduction method are used to generate multiple scenarios of SGLS considering the emergency situation of power system. On this basis, the flexibility evaluation index of multi-scenario power system is proposed to realize the capacity configuration of multi-side complex energy storage of source, grid and load. Then, aiming at economy and environmental protection, a multi-scenario cooperative optimization scheduling model of SGLS with multi-type energy storage is established. Based on data-driven and Manifold Interpolation Batch Evolution (MIBE) mechanism, a MIBE-data driven multi-objective optimization algorithm is proposed to improve the solving efficiency of the model. Finally, using the actual regional power grid data for verification, the results show that the proposed strategy can effectively reduce the operating cost of the system, ensure the service life of energy storage, and improve the consumption of new energy.

## Keywords

Source-Grid-Load-Storage, Multi-Scenario, Multi-Type Energy Storage, Data Driven, Optimal Scheduling

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

随着风、光等可再生能源大规模并网，双碳目标催生电源侧、电网侧和负荷侧发生变革，以电池储能电站、抽水蓄能和电动汽车储能为主的多种形式的储能迅速发展。然而，当前电网和新能源场站中配置的储能利用小时数和实际寿命均不达预期，调节成本高于灵活性改造的火电机组，难以满足新型电力系统的灵活性和经济性要求。综合统筹优化不同场景下源、网、荷、储各类资源，合理配置多类型储能容量，保障风光消纳，提升系统经济性与灵活性，提升源网荷储多元互补协同，是构建新型电力系统的关键。

储能资源目前已被广泛应用于优化调度，以平抑新能源发电波动，提高新能源消纳能力。文献[1]以最小化系统总运行经济成本为目标，建立日前-日内两阶段滚动优化调度模型，有效降低了系统弃光率。文献[2]考虑储能削峰填谷的作用，构建基于动态峰谷时段划分的储能多应用场景经济优化模型，提高了系统的经济性。文献[3]-[6]构建的调度模型以系统的网损最少、电压偏差最小和系统运行成本最低为目标，以上文献未综合考虑系统的经济成本、新能源的消纳能力和储能设备的寿命长短。在含高比例新能源的电力系统中，由于新能源出力的随机性与波动性，单一场景下的调度方案无法满足实际运行需求。场景分析法可有效解决含可再生能源的电力系统优化调度时存在的不确定性问题。文献[7]-[9]通过通用分布、多元正态分布、Copula 函数、隐式最大似然估计等方法，生成具有时空相关性的风电动态出力场景。文献[10][11]基于信息熵、马尔科夫链蒙特卡洛法对光伏出力进行了场景生成与划分。进一步地，文献[12]-[14]

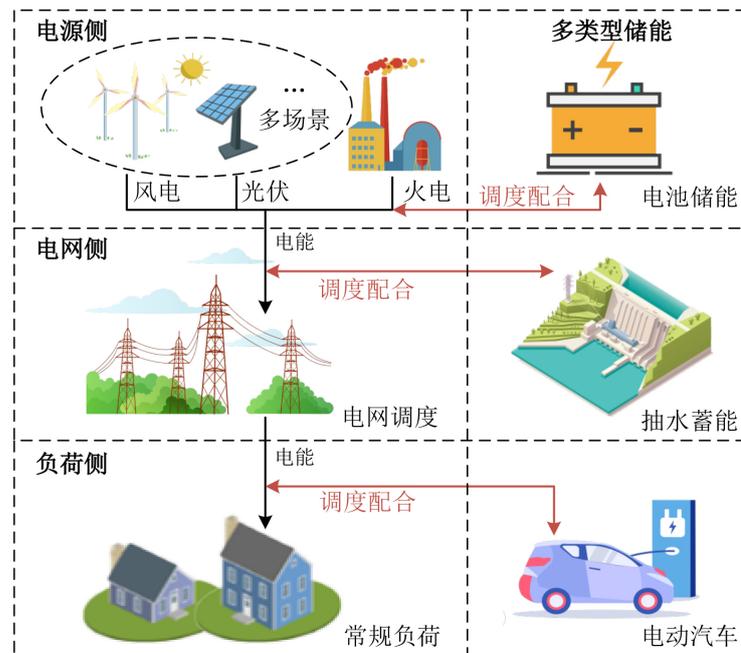
对大规模风光场景生成后进行了削减,减少相似场景,提高了场景典型性。然而,以上场景分类大多考虑从新能源出力的不确定角度出发,未考虑电力系统的运行状况,对于大量弃风弃光造成的电力系统紧急状况场景尚需进一步研究,且多场景下电力系统的灵活性也有待评估。

综上,考虑多类型储能容量配置的多场景源网荷储优化调度尚需进一步研究,提高调度策略在不同场景的弹性,增强系统灵活性,提高储能资源利用率和寿命和新能源消纳能力,是源网荷储协同优化的关键。为提高调度策略的适应性,发挥多类型储能资源的调度特性,本文从新能源出力和弃风弃光率两方面对源网荷储场景进行了生成、削减与分类分析,对多场景系统灵活性进行了评估。针对电网荷储三侧分别配置了电池储能电站、抽水蓄能和电动汽车参与协调配合,并给出了不同储能容量配置方法,建立了以调度模型总成本最低、可再生能源消纳量最大和储能电池与电动汽车电池充放电寿命最长为目标的计及多类型储能的多场景源网荷储调度优化模型,提出了一种基于 MIBE-数据驱动的多目标优化算法。最后,利用某区域实际数据进行验证,结果表明,所提策略可充分提高储能资源的利用率和新能源的消纳能力,增强了系统的灵活性。

## 2. 源网荷储系统架构及灵活性评估

### 2.1. 源网荷储系统架构

为提高多类型储能资源利用率,增强新能源消纳能力,促进不同源网荷储场景下不同储能的协调配合,构建计及多类型储能的多场景源网荷储协同优化调度系统架构,如图 1 所示。电源侧包含火电以及光伏、风电,并配置电池储能电站平抑风光波动;负荷侧包含具有一定弹性的可参与调度的储能资源电动汽车以及常规负荷;电网侧配置效率高且容量大的抽水蓄能进行协调配合,电源侧和用户侧通过电网实现电能交互。多类型储能的加入配合可以充分利用各储能的充放电时序特性,与源网荷储协调配合,将有助于加强源网荷储的互动性和调度系统的稳定性。



**Figure 1.** Architecture of a collaborative optimization scheduling system for SGLS in a multi-scenario considering multiple types of energy storage  
**图 1.** 计及多类型储能的多场景源网荷储协同优化调度系统架构

## 2.2. 源网荷储多场景生成

为了分析风电光伏的不确定性对源网荷储多场景的影响, 首先选择利用具有任意复杂的模式分类能力和优良的多维函数映射能力, 常用来解决数据预测、分类等问题的 BP 网络对风光功率进行预测。采用效率高的拉丁超立方抽样方法进行风光功率场景抽样和敏感度低的 k-medoids 聚类方法对场景样本数量削减。最后考虑电力系统紧急状况进一步对场景进行分类以便后文进行多场景分析。

通过 BP 网络进行风光功率预测后, 根据预测数据得到风光出力的概率密度积分函数, 假设  $n$  条功率曲线的第  $t$  ( $t=1,2,\dots,96$ ) 个时段的样本构成的场景为  $S_t$ , 第  $t$  个时段的抽样规模为  $D_t$ , 已知风光功率的概率密度积分函数为  $A_t(S_t)$ , 对于任意  $t$  时段, 利用拉丁超立方抽样方法, 首先将  $A_t(S_t)$  划分成  $D$  等份, 每等份距离为  $1/D$ ; 然后取概率空间  $[(x-1)/D, x/D]$ , 其中  $x=1,2,\dots,D$ , 在第  $x$  个空间生成一个范围在  $[0, 1]$  的随机数  $v_i^x$ , 可求得区间  $x$  对应的累计概率函数值  $y_i^x$ , 且  $y_i^x = (1/D_t)v_i^x + (x-1)/D_t$ ; 最后对  $A_t(S_t)$  进行逆变换, 并将  $y_i^x$  代入反函数中, 得到第  $t$  时段的场景为  $S_{LHS,t}$ , 即  $S_{LHS,t} = A_t^{-1}(y_i^x)$ 。为了精简 LHS 抽样得到的风光场景数量, 最后利用噪声敏感度低的 k-medoids 聚类, 对大规模场景数量进行削减。

## 2.3. 源网荷储系统灵活性评估

考虑到多场景下新能源等各类不确定性因素对电力系统运行灵活性的影响, 本文从供需平衡角度提出以供需上、下调灵活性不良指数为指标的系统调度灵活性评估。其中, 供给灵活性主要考虑火电和储能的供给能力, 需求灵活性主要考虑风光机组和负荷的出力情况。

### 2.3.1. 需求灵活性

不同场景风光机组和负荷在调度周期  $t$  时段产生的功率供给与需求计算如下:

$$\begin{cases} P_{sp}(t) = P_{WT,n}(t) + P_{PV,n}(t) \\ P_{dm}(t) = P_f(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $P_{sp}$  是风光产生的功率供给;  $P_{dm}$  是负荷产生的功率需求;  $P_{WT,n}$  是不同场景下的风电出力;  $P_{PV,n}$  是不同场景下的光伏出力;  $P_f$  是负荷出力。

功率需求根据功率波动具有上、下限制, 如式(2)所示:

$$\begin{cases} P_{dm}^{\min}(t) = (1-\rho)P_{dm}(t) - (1+\rho)P_{sp}(t) \\ P_{dm}^{\max}(t) = (1+\rho)P_{dm}(t) - (1-\rho)P_{sp}(t) \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $P_{dm}^{\min}$ 、 $P_{dm}^{\max}$  分别是系统功率需求最小值和最大值;  $\rho$  是功率波动系数, 取  $\rho=0.2$ 。

根据功率需求上下限, 可求得上、下调灵活性功率需求如式(3)所示。当  $(t-1)$  时段的功率需求小于  $t$  时段的需求最小值时, 系统只有上调灵活性需求; 当  $(t-1)$  时段的功率需求大于  $t$  时段的需求最大值时, 系统只有下调灵活性需求; 当  $(t-1)$  时段的系统功率需求在  $t$  时段的功率需求上下限之间时, 系统需要满足上、下调灵活性需求。

$$\begin{cases} P_{dm}^{up}(t) = P_{dm}^{\max}(t) - P_{dm}(t-1) \\ P_{dm}^{down}(t) = P_{dm}(t-1) - P_{dm}^{\min}(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $P_{dm}^{up}$ 、 $P_{dm}^{down}$  分别是系统功率上、下调灵活性需求。

### 2.3.2. 供给灵活性

系统的上、下调供给灵活性由火电和储能的供给能力决定, 计算如下:

$$\begin{cases} P_{sp}^{up}(t) = P_E^{max} + P_G^{max} - P_E(t) - P_G(t) \\ P_{sp}^{down}(t) = P_E(t) + P_G(t) - P_E^{min} - P_G^{min} \end{cases} \quad (4)$$

式中： $P_{sp}^{up}$ 、 $P_{sp}^{down}$  分别是系统功率上、下调灵活性供给； $P_E$  是所有储能资源出力功率； $P_G$  是火电出力功率； $P_E^{min}$ 、 $P_E^{max}$  分别是所有储能资源出力的最小值和最大值； $P_G^{min}$ 、 $P_G^{max}$  分别是火电出力的最小值和最大值。

根据上述供需计算，可求得供需上、下调灵活性不良指数如式(5)所示。该指标反映了灵活性资源满足上、下调灵活性需求的能力，当指数小于 1 时，则表示灵活性资源具有充裕性，当指数大于 1 时，则表示灵活性资源能力不足，则需要配置储能等方式保证系统灵活性。

$$\begin{cases} F^{up}(t) = \frac{P_{dm}^{up}(t)}{P_{sp}^{up}(t)} \\ F^{down}(t) = \frac{P_{dm}^{down}(t)}{P_{sp}^{down}(t)} \end{cases} \quad (5)$$

式中： $F^{up}(t)$  是系统上调灵活性不良指数； $F^{down}(t)$  是系统下调灵活性不良指数。

根据上述灵活性指标，对优化调度前的紧急场景和常规场景下的系统灵活性情况进行评估，结果如图 2 所示。

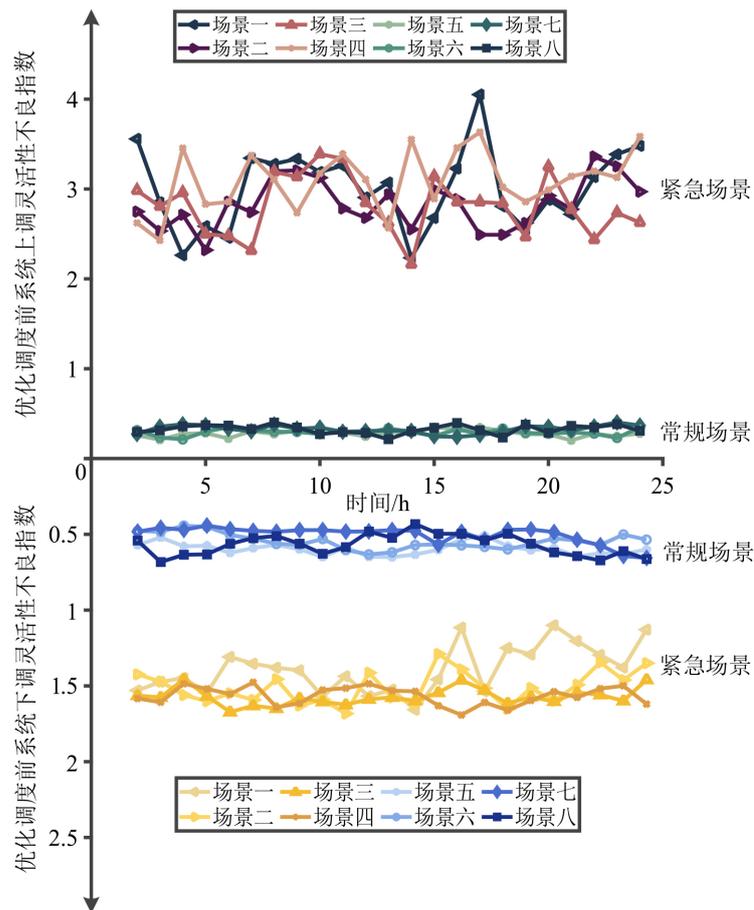


Figure 2. System flexibility assessment before scheduling optimization

图 2. 优化调度前系统灵活性评估

由图 2 可知, 相比常规场景, 紧急场景下上、下调灵活性不良指数均大于 1, 说明新能源并网带来的严重弃风弃光问题将会影响系统灵活性需求, 系统上、下调空间不足, 需要配置储能、水库、火电等可控灵活性资源来匹配灵活性需求。

### 3. 源网荷储多场景协同优化调度模型

#### 3.1. 目标函数

在保证系统稳定运行的前提下, 充分提高可再生能源的利用率和调度模型的经济性和环保性, 建立以调度模型总成本最低、可再生能源消纳量最大和储能电池与电动汽车电池充放电寿命最长为目标的考虑多场景优化调度模型。

##### 3.1.1. 调度模型总成本最低目标

多场景下调度模型总成本包含火电机组运行成本  $C_G$ 、风光运行成本  $C_{RE}$ 、多类型储能  $C_E$  发电成本, 如下所示:

$$\min F_1 = \sum_{C=1}^{N_C} \pi_C (C_G + C_{RE} + C_E) \quad (6)$$

$$\begin{cases} C_G = \sum_{t=1}^{N_T} \sum_{i=1}^{N_G} [(a_i + b_i P_{Gi,t,c} + c_i P_{Gi,t,c}^2) + (C_{Gi,t,c}^{\text{on}} + C_{Gi,t,c}^{\text{off}})] \\ C_{RE} = \sum_{t=1}^{N_T} [k_{WT} P_{WT,t,c} + k_{PV} P_{PV,t,c} - \varepsilon (P_{wt,t,c} + P_{pv,t,c})] \Delta t \\ C_E = \sum_{t=1}^{N_T} (k_{ew} |P_{ew,t,c}| \Delta t + k_{es} |P_{es,t,c}| \Delta t + k_{EV} |P_{EV,t,c}| \Delta t) \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $N_T$  为单位调度时段数;  $N_C$  为场景数量;  $\pi_C$  为场景概率;  $\Delta t$  为单位调度时长;  $N_G$  为火电机组数量;  $a_i$ 、 $b_i$  和  $c_i$  为火电机组  $i$  出力费用系数;  $P_{Gi,t,c}$  为第  $c$  个场景  $t$  时段第  $i$  台火电机组总发电功率;  $C_{Gi,t,c}^{\text{on}}$  为第  $c$  个场景  $t$  时段火电机组  $i$  启动费用,  $C_{Gi,t,c}^{\text{off}}$  为第  $c$  个场景  $t$  时段火电机组  $i$  停机费用;  $P_{wt,t,c}$  为第  $c$  个场景  $t$  时段的弃风功率;  $P_{pv,t,c}$  为第  $c$  个场景  $t$  时段的弃光功率;  $P_{WT,t,c}$  为第  $c$  个场景  $t$  时段的风电机组出力;  $P_{PV,t,c}$  为第  $c$  个场景  $t$  时段的光伏机组出力;  $k_{WT}$ 、 $k_{PV}$  分别是风光机组运行系数;  $\varepsilon$  为单位功率的弃风弃光惩罚费用;  $k_{es}$ 、 $k_{ew}$  和  $k_{EV}$  分别为电池储能电站、抽水蓄能和电动汽车发电成本系数。

##### 3.1.2. 可再生能源消纳量最大目标

$$\max F_2 = \frac{\sum_{t=1}^T P_{RE,t}}{\sum_{t=1}^T (P_{WT,t} + P_{PV,t})} \quad (8)$$

式中:  $P_{RE,t}$  为第  $c$  个场景  $t$  时段风光新能源电站出力功率。

##### 3.1.3. 储能电池与电动汽车电池充放电寿命最长目标

电池的循环寿命主要受电池的放电深度影响, 随着放电深度的增大而减小, 呈  $e$  的负指数相关, 关系式如下式所示, 其中, 本文储能电池与电动汽车电池均选取锂电池, 利用储能系统寿命周期内最大充放电循环次数代表储能寿命。

$$\max F_3 = \sum_{C=1}^{N_C} \pi_C (j \cdot e^{ID_{x,t,c}} + m \cdot e^{rD_{x,t,c}}), D_{x,t,c} > 0 \quad (9)$$

式中： $j$ 、 $l$ 、 $m$ 、 $r$ 为电池循环寿命与放电深度间关系系数，以锂电池为例， $j = 553.444$ ， $l = -15.16$ ， $m = 463.216$ ， $r = -2.676$ ； $D_{x,t,c}$ 为电池放电深度；其中 $x$ 表示电池类型， $x = 1$ 时，表示储能电池； $x = 2$ 时，表示电动汽车电池。

$$D_{x,t,c} = \frac{P_{Bx,t,c} \Delta t}{E_{Bx,c}} \quad (10)$$

式中： $P_{Bx,t}$ 为电池在第 $c$ 个场景 $t$ 时段的放电功率； $E_{Bx}$ 为第 $c$ 个场景电池配置总容量。

## 3.2. 约束条件

### 3.2.1. 系统功率守恒约束

$$\sum_{i=1}^{N_G} P_{Gi,t,c} + P_{RE,t,c} + P_{es,t,c} + P_{ew,t,c} = P_{f,t,c} + P_{EV,t,c} \quad (11)$$

式中： $P_{f,t}$ 为在第 $c$ 个场景 $t$ 时段的负荷预测功率。

### 3.2.2. 多类型储能约束

#### 1) 电池储能电站约束

电池储能电站的输出功率必须满足最大充放电功率和储能电池荷电状态(SOC)的上下限约束，其输出取决于前一时刻的SOC和充放电行为，充放电行为的持续时间为 $\Delta t$ ，一般处于充电、放电和空闲三种状态，且电池在调度周期结束后的SOC值应与初始时刻保持一致。

$$SOC_c(t) = \begin{cases} SOC_c(t-1) - \frac{P_{es,c}(t) \Delta t}{\eta_d}, P_{es,c}(t) > 0 \\ SOC_c(t-1) - \eta_c P_{es,c}(t) \Delta t, P_{es,c}(t) < 0 \end{cases} \quad (12)$$

式中： $SOC_c(t)$ 、 $SOC_c(t-1)$ 分别为电池储能电站在第 $c$ 个场景 $t$ 时段和 $(t-1)$ 时段的荷电状态； $\eta_c$ 、 $\eta_d$ 分别为电池储能电站充电和放电效率。

$$\begin{cases} P_{es}^{\min} \leq P_{es,t,c} \leq P_{es}^{\max} \\ SOC^{\min} \leq SOC_c(t) \leq SOC^{\max} \\ SOC_c(0) = SOC_c(T) \end{cases} \quad (13)$$

式中： $P_{es}^{\min}$ 、 $P_{es}^{\max}$ 分别为储能电池最小和最大出力功率； $SOC^{\min}$ 、 $SOC^{\max}$ 分别为储能电池最小和最大荷电状态； $SOC_c(0)$ 、 $SOC_c(T)$ 分别为第 $c$ 个场景调度初始时刻和结束时的SOC值。

#### 2) 抽水蓄能约束

抽水蓄能机组功率、水库水位需满足上下限约束，同一时刻只能处于抽水或发电工况，且保持调度周期前后抽发电量平衡，抽发转换效率为80%。

$$P_{ew}^{\min} \leq P_{ew,t,c} \leq P_{ew}^{\max} \quad (14)$$

式中： $P_{ew}^{\min}$ 、 $P_{ew}^{\max}$ 分别为抽水蓄能 $t$ 时刻最小和最大出力功率。

$$\begin{cases} W_{ew}^{\min} \leq W_{ew,t,c} \leq W_{ew}^{\max} \\ W_{ew,t+1,c} = W_{ew,t,c} + (\eta_{ewc} P_{ewc,t,c} - \eta_{ewd} P_{ewd,t,c}) \Delta t \\ 0.8 W_{ew,0,c} = W_{ew,T,c} \end{cases} \quad (15)$$

式中：上、下水库库容约束相同； $W_{ew}^{\max}$ 、 $W_{ew}^{\min}$ 分别为抽水蓄能电站水库水位的上、下限； $W_{ew,t,c}$ 、 $W_{ew,t+1,c}$ 分别为在第 $c$ 个场景 $t$ 时段和 $(t+1)$ 时段抽水蓄能电站水库水位； $\eta_{ewc}$ 、 $\eta_{ewd}$ 分别为抽水和发电时电量转

换系数； $P_{\text{ewc},t,c}$ 、 $P_{\text{ewd},t,c}$  分别为在第  $c$  个场景  $t$  时段的抽水功率和发电功率； $E_{\text{ew},0,c}$ 、 $E_{\text{ew},T,c}$  分别为在第  $c$  个场景调度初始时刻和结束时的电站水库水位。

### 3) 电动汽车约束

为防止电动汽车电池过充,电动汽车需满足任意时刻的荷电状态  $SOC$  需满足上下限约束、容量约束。

$$\begin{cases} SOC_{\text{EV}}^{\min} \leq SOC_{\text{EV},t,c} \leq SOC_{\text{EV}}^{\max} \\ SOC_{\text{EV},t0,c} \geq SOC_{\text{EV},c} \\ SOC_{\text{EV},t+1,c} = SOC_{\text{EV},t,c} + P_{\text{EV},t,c} \Delta t / E_{\text{EV},c} \end{cases} \quad (16)$$

式中： $SOC_{\text{EV},t+1,c}$ 、 $SOC_{\text{EV},t,c}$  分别为在第  $c$  个场景( $t+1$ )和  $t$  时段电动汽车电池的荷电状态； $SOC_{\text{EV}}^{\min}$ 、 $SOC_{\text{EV}}^{\max}$  分别为电动汽车电池最小和最大荷电状态； $SOC_{\text{EV},t0,c}$  为电动汽车在第  $c$  个场景出行时刻的初始荷电状态； $SOC_{\text{EV},c}$  为电动汽车在第  $c$  个场景期望的电池荷电状态。

### 3.2.3. 风光火电机组约束

#### 1) 火电机组约束

$$\begin{cases} u_{\text{Gi},t,c} P_{\text{Gi}}^{\min} \leq P_{\text{Gi},t,c} \leq u_{\text{Gi},t,c} P_{\text{Gi}}^{\max} \\ (u_{\text{Gi},t,c} - u_{\text{Gi},t-1,c})(t_{\text{Gi},t-1,c}^{\text{off}} - t_{\text{Gi},\min}^{\text{off}}) \geq 0 \\ (u_{\text{Gi},t-1,c} - u_{\text{Gi},t,c})(t_{\text{Gi},t-1,c}^{\text{on}} - t_{\text{Gi},\min}^{\text{on}}) \geq 0 \end{cases} \quad (17)$$

式中： $P_{\text{Gi}}^{\min}$ 、 $P_{\text{Gi}}^{\max}$  分别为第  $i$  台火电机组的最低和最高发电功率； $u_{\text{Gi},t,c}$  代表火电机组  $i$  在第  $c$  个场景的启停状态,当  $u_{\text{Gi},t,c} = 0$  时,代表火电机组  $i$  停机,当  $u_{\text{Gi},t,c} = 1$  时,表示火电机组  $i$  开机； $t_{\text{Gi},t-1,c}^{\text{on}}$ 、 $t_{\text{Gi},t-1,c}^{\text{off}}$  分别为火电机组  $i$  在第  $c$  个场景( $t-1$ )时间段内的开机和停机时间； $t_{\text{Gi},\min}^{\text{on}}$  为火电机组开机最短时间； $t_{\text{Gi},\min}^{\text{off}}$  为火电机组  $i$  的停机最短时间。

$$R_{\text{Gi},t,c}^{\text{down}} \Delta t \leq P_{\text{Gi},t+1,c} - P_{\text{Gi},t,c} \leq R_{\text{Gi},t,c}^{\text{up}} \Delta t, i \in N_G \quad (18)$$

式中： $R_{\text{Gi},t,c}^{\text{down}}$  为火电机组在第  $c$  个场景  $i$  向下最大爬坡速率； $R_{\text{Gi},t,c}^{\text{up}}$  为火电机组在第  $c$  个场景  $i$  向上最大爬坡速率。

#### 2) 风光机组约束

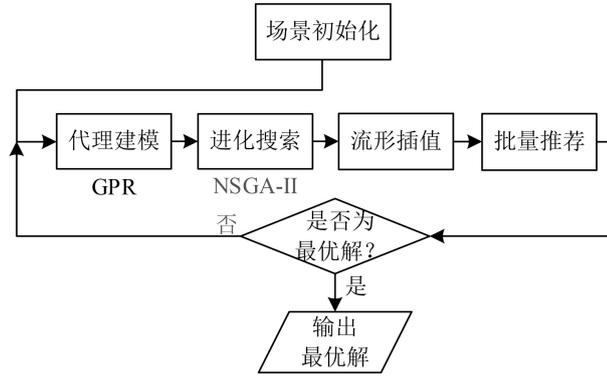
风光机组出力有上下限,且弃风弃光量小于实际发电量。

$$\begin{cases} 0 \leq P_{\text{wt},t,c} \leq P_{\text{WT},t,c} \\ 0 \leq P_{\text{pv},t,c} \leq P_{\text{PV},t,c} \\ 0 \leq P_{\text{WTF},t,c} \leq P_{\text{WTF},t,c} \\ 0 \leq P_{\text{PVF},t,c} \leq P_{\text{PVF},t,c} \end{cases} \quad (19)$$

式中： $P_{\text{WTF},t,c}$  为在第  $c$  个场  $t$  时段的风电机组最大预测出力； $P_{\text{PVF},t,c}$  为在第  $c$  个场  $t$  时段的光伏机组最大预测出力。

## 4. 基于 MIBE-数据驱动的源网荷储多场景模型求解

计及源网荷储多场景协同优化模型为多目标优化问题,常选择进化算法进行求解。但传统进化算法存在计算时间长、收敛性弱等缺点。数据驱动进化优化通常使用数据构建代替项,辅助目标函数值的计算。基于数据驱动的进化算法可以根据多个目标函数的数据来引导搜索过程,以找到一组帕累托最优解,提供给决策者进行权衡和选择,提高求解搜索效率,增强算法自适应性和鲁棒性。为此,本文提出一种基于 MIBE-数据驱动的多目标优化算法,原理流程如图 3 所示。



**Figure 3.** Flow chart of multi-objective optimization algorithm based on MIBE-data driven

**图 3.** 基于 MIBE-数据驱动的多目标优化算法流程图

为了减少多目标函数求解时的时间和成本,利用高斯过程回归算法(Gaussian Process Regression, GPR),采用数据驱动的方式将收集到的求解数据首先构建代理模型,学习潜在目标函数  $G(\mathbf{x})$ ,假设本文提出的三个目标函数训练数据集为:

$$\mathbf{D}_a = \left\{ (\mathbf{x}_i, F_{s,i}) \mid i=1,2,\dots,n; s=1,2,3 \right\} = \left\{ \mathbf{x}_i, F_s(\mathbf{x}_i) \right\}_{i=1}^N \quad (20)$$

其中,  $\mathbf{x}$  为输入向量矩阵,  $F$  为输出向量矩阵,高斯过程(GP)可定义为:

$$G_s(\mathbf{x}) \sim GP[m(\mathbf{x}), k(\mathbf{x}, \mathbf{x}')] \quad s=1,2,3 \quad (21)$$

其中,  $G(\mathbf{x})$  的变量性质由均值函数  $m(\mathbf{x})$  和核函数  $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$  决定。考虑噪声后得到 GPR 回归模型,即代理模型如式(22)所示,  $\varepsilon$  为高斯噪声,满足  $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ 。

$$F_{s,i} = G_s(\mathbf{x}_i) + \varepsilon \quad (22)$$

利用多目标遗传算法(Dominated Sorting Genetic Algorithm-II, NSGA-II)进行进化搜索,使代理模型所求得的数据近似 pareto 最优前沿解  $\mathcal{Q}$ ,且满足 KKT 条件(Karush-Kuhn-Tucker Conditions)。将进化搜索得到的非支配解沿近似 pareto 最优集的流形上插值生成新的候选解集  $\mathbf{S} = \{\hat{\mathbf{x}}_i\}_{i=1}^{\tilde{N}}$ ,其中  $\tilde{N} \geq 1$ ,从而拓展最优解集,提供更多潜在解决方案。

沿  $x$  流形的切向量为  $\hat{\mathbf{x}}$ ,表达式如下:

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{x} + \sum_{i=1}^{m-1} \eta_i \mathbf{v}_i \quad (23)$$

式中:  $\mathbf{v}_i$  是位于  $\mathbf{x}$  处的第  $i$  个切向量;  $\eta_i$  是沿该方向的随机比例因子,  $\eta_i \in (0,1]$ 。

为了使数据驱动中的进化优化实现数据计算有效并行化,减少优化过程计算时间,提出批量推荐机制,从流形状插值步骤中获得的非支配解中获取多个候选解  $C = \mathcal{Q} \cup \mathbf{S}$ ,用于计算复杂的目标函数,然后这些新的样本将用于更新下一次迭代的训练数据集。批量推荐具体步骤如下:

步骤 1: 识别  $C$  中的非支配解,将其存储于  $\bar{C}$  中;

步骤 2: 将目标空间划分为  $N$  个均匀分布的子空间,并将  $C$  中的每个解与其最接近的具有最小锐角的权重向量相关联;

步骤 3: 为每个子空间选取具有最大拥挤距离的最佳解构成  $\tilde{C}$ ,其中拥挤距离的计算是针对每个子空间单独进行的;

步骤 4: 从  $\tilde{C}$  中选取具有最大拥挤距离的最佳解,即多目标优化的最优集。

### 5. 算例分析

为了测试基于 MIBE-数据驱动的多目标优化算法应用于考虑多类型储能容量配置的多场景源网荷储协同优化调度模型的性能, 本文选取西北某区域电网近五年发电数据进行验证分析。仿真模型的时间尺度取 15 min, 将每天划分为 96 个时段。火电机组装机容量总计 19,000 MW (共 5 台机组); 风电机组容量总计 6000 MW, 光伏机组容量总计 1600 MW; 抽水蓄能电站上下水库的最低存水量为  $2.0 \times 10^6 \text{ m}^3$  和最高存水量为  $7.0 \times 10^6 \text{ m}^3$ , 水轮机最大输出功率为 500 MW, 抽水蓄能的水头/扬程为 311 m, 抽水转换效率为 0.938 和发电转换效率为 0.8。

#### 5.1. 源网荷储多场景协同优化调度策略验证

为验证本文所提优化调度策略的有效性, 针对本文构建的考虑弃风弃光的源网荷储紧急场景和常规场景, 将其中的八种典型场景利用基于 MIBE-数据驱动的多目标优化算法, 分别求出各场景下火电机组、风电光伏以及三种储能出力情况, 如图 4~7 所示。

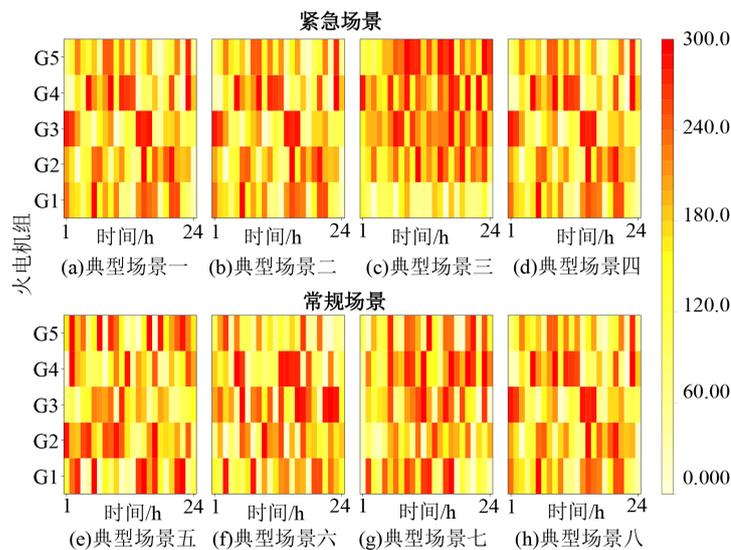


Figure 4. Output of thermal power units in multiple scenarios  
图 4. 多场景下火电机组出力情况

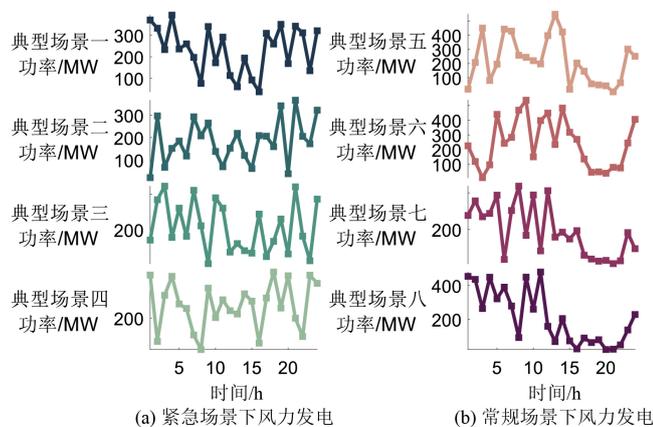


Figure 5. Output of wind turbine in multiple scenarios  
图 5. 多场景下风电机组出力情况

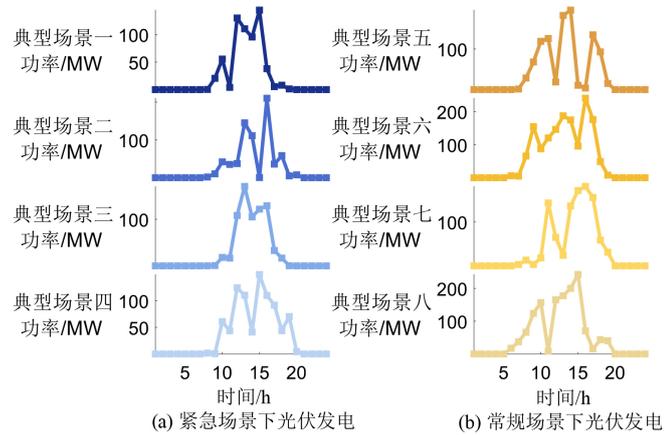


Figure 6. Output of photovoltaic units in multiple scenarios  
图 6. 多场景下光伏机组出力情况

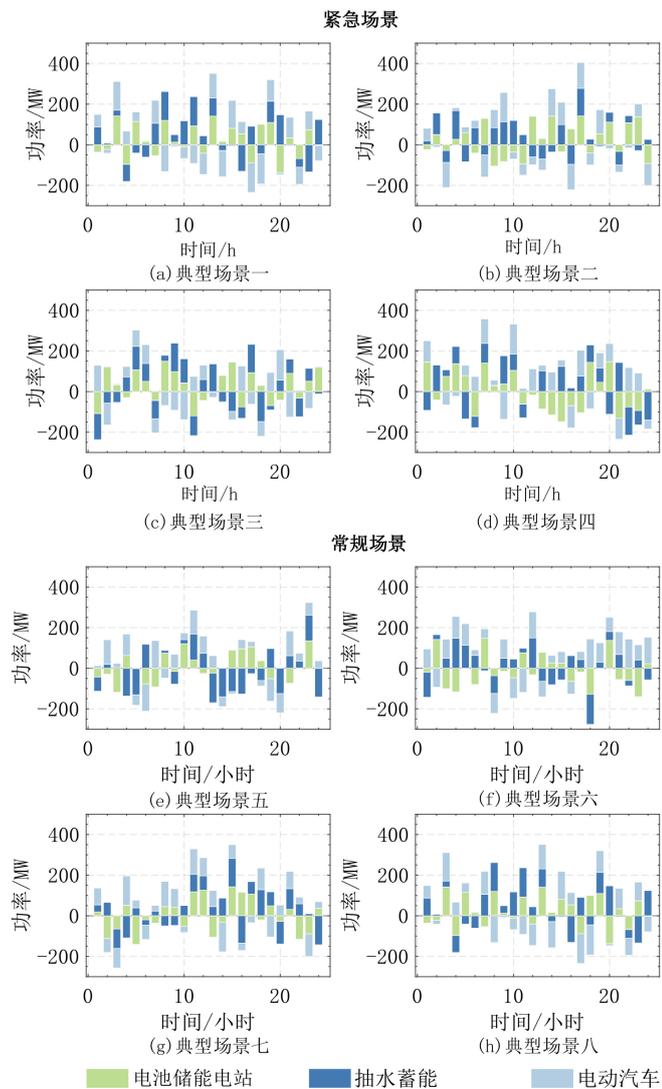


Figure 7. Three kinds of energy storage output in multiple scenarios  
图 7. 多场景下三种储能出力情况

由上图各机组在多场景下的出力情况可知,该策略实现了源网荷储协调配合出力。其中,图4(a)~(d)颜色的深色区域多于图4(e)~(h),说明紧急场景下火电机组出力功率更高;图5和图6中通过功率曲线可知,紧急场景下风光出力比常规场景下少;图7中通过出力面积可知,紧急场景下储能出力更多。因此,相比常规场景,紧急场景下新能源参与调度出力更为困难,需要稳定的火力提供电能。

## 5.2. 对比分析

为进一步分析考虑多场景下利用不同储能容量配置对新能源消纳能力的影响,将本文所建立的考虑多端储能容量配置的优化调度模型与储能容量均配置20%情况时的弃风弃光量进行对比,如图8所示。

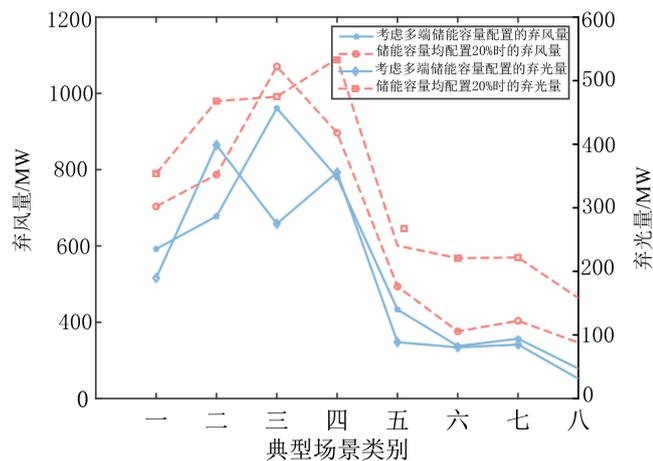


Figure 8. Influence of different energy storage capacity configurations on wind and photovoltaic abandonment in multiple scenarios

图8. 多场景下不同储能容量配置对弃风弃光的影响

由图8可知,利用本文提出的算法求解模型时,考虑多场景配置不同容量储能时弃风弃光量明显小于储能容量均配置20%情况,说明在该策略下新能源的消纳能力得到显著增强,证明了调度模型的有效性。

为进一步验证模型的有效性与算法的优越性,求解调度模型得到pareto最优前沿,如图9所示。将本文提出的基于MIBE-数据驱动的多目标优化算法与基于优势的精英非支配排序遗传算法(NSGA-II)、基于指标的进化算法(IEA)、基于分解多目标进化算法(MOEA/D)分别进行计算,结果如下。

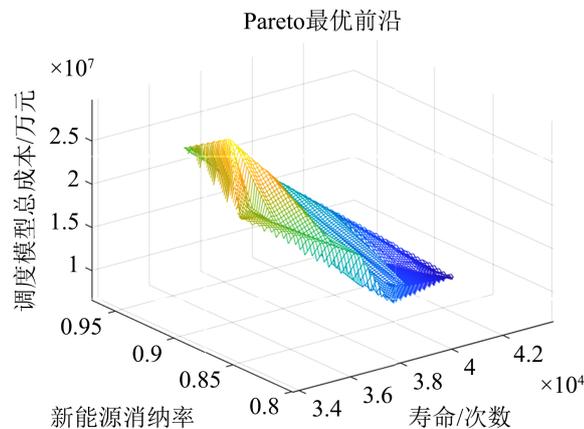


Figure 9. Pareto optimal frontier of scheduling model

图9. 调度模型pareto最优前沿

**Table 1.** Comparison of solving model objectives of different algorithms**表 1.** 不同算法求解模型目标比较

算法	模型目标	调度模型总成本/ ×10 <sup>7</sup> 万元	电动汽车电池寿命/次	电化学电池寿命/次	新能源消纳率
本文所提算法		2.0507	20,855	20,599	0.97
NSGA-II		2.1899	15,001	14,790	0.89
IBEA		2.3717	13,973	13,350	0.84
MOEA/D		2.4781	14,319	13,677	0.82

由图 9 和表 1 可知, 利用本文提出的基于 MIBE-数据驱动的多目标优化算法求解出的系统运行总成本最低, 新能源消纳率最高, 且两类储能电池寿命最长, 符合模型目标要求, 验证了调度模型的经济性和环保性。

## 6. 结论

1) 本文综合考虑新能源出力不确定性和电力系统紧急状况, 经生成、削减、分类得到了源网荷储多场景, 对不同场景下的系统进行了灵活性评估, 分别在电源侧配置电池储能电站、电网侧配置抽水蓄能、负荷侧配置电动汽车, 在多场景下实现源、网、荷多端复杂类型储能的容量配置, 增强了系统灵活性和新能源消纳能力。

2) 本文针对源网荷储协同调度这一多目标优化问题, 构建了考虑多类型储能容量配置的多场景源网荷储协同优化调度, 减少了调度模型的总成本, 提高了可再生能源消纳量, 增加了储能电池与电动汽车电池的充放电寿命。

3) 本文提出的一种基于 MIBE-数据驱动的多目标优化算法, 基于数据驱动, 采用流行插值方法, 结合 GPR 和 NSGA-II 算法, 并加入批量推荐机制, 有效解决了多目标优化问题中数据规模大、计算时间长、收敛缓慢的问题。

4) 仿真结果表明: 该策略可有效实现计及多储能的多场景源网荷储协同优化调度问题, 保证了系统的稳定性、经济性和环保性, 提高了新能源消纳能力。通过与其他进化算法的对比, 验证了其性能的优越性。

## 基金项目

天津市自然科学基金多元投入重点项目(22JCZDJC00710)。

## 参考文献

- [1] 王振浩, 马爽, 李国庆, 等. 考虑复合储能电站接入的电网日前-日内两阶段滚动优化调度[J]. 太阳能学报, 2022, 43(10): 400-408.
- [2] 王亚莉, 叶泽, 黄际元, 等. 基于动态峰谷时段划分的储能调峰调频经济调度研究[J]. 中国电力, 2022, 55(8): 64-72.
- [3] Ela, E. and O'Malley, M. (2012) Studying the Variability and Uncertainty Impacts of Variable Generation at Multiple Timescales. *IEEE Transactions on Power Systems*, 27, 1324-1333. <https://doi.org/10.1109/tpwrs.2012.2185816>
- [4] 栗然, 霍启敬, 陈宇, 等. 基于非零和博弈的互联系统协同消纳风电调度法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(13): 94-100.
- [5] 丰俊杰. 基于储能寿命评估模型的分布式储能优化配置研究[D]: [硕士学位论文]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2021.

- [6] 叶放. 新能源与多类型储能联合发电系统能量管理策略研究[D]: [硕士学位论文]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2021.
- [7] 赵书强, 金天然, 李志伟, 等. 考虑时空相关性的多风电场出力场景生成方法[J]. 电网技术, 2019, 43(11): 3997-4004.
- [8] 曹慧秋, 徐箭, 洪敏, 等. 基于通用分布的风电功率出力动态场景生成方法[J]. 电测与仪表, 2018, 55(24): 6-10.
- [9] 廖文龙, 任翔, 杨哲, 等. 基于隐式最大似然估计的风电出力场景生成[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(11): 56-63.
- [10] 赵立军, 张秀路, 韩丽维, 等. 基于多场景的配电网分布式光伏及储能规划[J]. 现代电力, 2022, 39(4): 460-468.
- [11] 江雪辰, 朱俊澎, 袁越, 等. 基于新型场景划分与考虑时序相关性的光伏出力时间序列模拟方法[J]. 电力建设, 2018, 39(10): 63-70.
- [12] 白斌, 韩明亮, 林江, 等. 含风电和光伏的可再生能源场景削减方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(15): 141-149.
- [13] 王群, 董文略, 杨莉. 基于 Wasserstein 距离和改进 K-medoids 聚类的风电/光伏经典场景集生成算法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(11): 2654-2661.
- [14] 王薪苹, 卫志农, 孙国强, 等. 计及分布式电源和负荷不确定性的多目标配网重构[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(6): 116-121.