

基于多重共线性削减条件变分自编码器的 多能系统低碳优化调度

宋菊文¹, 江盼¹, 吴正强¹, 范捷生¹, 赵星¹, 赵建芳¹, 崔明建²

(1. 国网陇南供电公司, 甘肃 陇南 742500; 2. 天津大学电气自动化与信息工程学院, 天津 300072)

摘要: 针对风光出力场景下源荷不确定性问题, 提出一种考虑风光出力不确定性的多能系统低碳优化调度方法。首先, 考虑风光出力波动性, 利用基于概率距离算法优化的多重共线性削减条件变分自编码器(MCLR-CVAE), 构建风光出力不确定性场景生成模型, 准确捕捉风光出力时空变异性; 其次, 结合需求响应的时空特性构建多能系统模型, 以最小化系统总运行成本和环境成本为目标函数, 构建源-网-荷一体化多能系统优化调度模型, 并针对调度资源设计多组调度顺序场景; 最后, 仿真结果表明, 所提方法在风光出力不确定性场景下能够有效实现多能系统低碳优化调度, 且调度顺序对系统性能有着显著的影响。

关键词: 源荷不确定性; 多重共线性削减; 条件变分自编码器; 低碳优化调度; 多能系统

中图分类号: TM732

文献标志码: A

DOI: 10.20204/j.sp.2025.07002

Low-carbon Optimal Scheduling of Multi-energy Systems Based on A Multicollinearity-reduced Conditional Variational Autoencoder

SONG Juwen¹, JIANG Pan¹, WU Zhengqiang¹, FAN Jiesheng¹, ZHAO Xing¹,
ZHAO Jianfang¹, CUI Mingjian²

(1. State Grid Longnan Power Supply Company, Longnan 742500, China;

2. School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: Aiming at the source-load uncertainty problem under wind and solar power output scenarios, the paper proposes a low-carbon optimal scheduling method for multi-energy systems considering wind and solar power uncertainty. Firstly, considering the volatility of wind and solar power output, a scenario generation model for the wind and solar power uncertainty is constructed using a multicollinearity-reduced conditional variational autoencoder (MCLR-CVAE) optimized by a probability distance algorithm, accurately capturing the spatiotemporal variability of the wind and solar power output. Secondly, combining the spatiotemporal characteristics of demand response, a multi-energy system model is established. An integrated source-grid-load multi-energy system optimal scheduling model is formulated with the objective of minimizing the total system operating cost and environmental cost, and multiple scheduling sequence scenarios are designed for the scheduling resources. Finally, simulation results demonstrate that the proposed method can effectively achieve low-carbon optimal scheduling for multi-energy systems under wind and solar power uncertainty scenarios, and the scheduling sequence significantly impacts system performance.

Key words: source-load uncertainty; multicollinearity reduction; conditional variational autoencoder; low-carbon optimal scheduling; multi-energy system

0 引言

当前,碳排放已成为制约可持续发展的关键约束。为此,我国将低碳转型作为实现“双碳”目标、推动绿色经济的核心战略^[1]。源-网-荷一体化多能

系统(Integrated Multi-energy System, IMES)作为能源行业低碳化转型的核心路径,正日益受到重视^[2-3]。IMES通过耦合多种异质能源,提升能源利用效率,有助于实现能源的梯级利用、互补协调,加速推进“双碳”目标的实现^[4-6]。

现有的IMES优化调度策略综合考虑总运行成本和环境成本,通过发电侧调度和负荷侧需求响应调节均可实现电力系统节能减排^[7],但目前节能减排方案仍然延续传统降碳思路,通过关闭高耗能机

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52207130)

Project Supported by the National Natural Science Foundation of China (52207130)

组、增大低耗能机组出力来实现减排目标。这类措施没有解决能源结构的根本问题,可持续性差,因此对低碳调度的研究逐渐转向需求侧。文献[8]提出了基于多卖少买原则的用户侧碳排放额度分配方法,提高了负荷侧碳交易机制中用户新能源消纳的比例。文献[9-10]构建了包含碳交易机制的经济调度模型,以实现系统的低碳化、经济性及稳定运行。文献[11]提出了一种电气耦合系统运行模型,以最小化系统总成本(含经济成本、碳交易成本及弃风惩罚成本),从而提升能源利用效率与可持续性。文献[12-13]提出了一种计及分时电价的需求侧能源调度策略,实现了系统需求侧响应的提高。文献[14]提出了基于 Student-T Copula 的场景生成技术,有效量化了风光发电能力的不确定性。文献[15]构建了计及风电与光伏出力不确定性的区间优化模型,统筹优化运维成本、环境成本及购售电/气成本,实现了电-气综合能源系统的高效调度策略优化。为进一步提高负荷调度的灵活性,文献[16-18]将需求响应负荷划分为可中断负荷、可削减负荷和可转移负荷,依据不同负荷的响应特性,分析负荷响应能力的差异对电力系统运行的影响,结果表明柔性负荷参与调度可有效调整负荷曲线、实现系统的经济性运行。文献[19]建立了考虑电动汽车和柔性负荷的源-网-荷-储微电网模型,通过柔性负荷显著降低了系统运行成本,并有效提高了用户满意度。文献[20]提出了一种面向新型电力系统的源-荷-储协调调度策略,利用储能和柔性负荷缓解系统紧急状况下的能量短缺,实现源-荷-储三者间的协调优化运行。文献[21]提出了碳交易机制下计及电转气及柔性负荷的区域综合能源系统模型,实现了经济性和低碳性的兼顾。文献[22]提出了基于贝叶斯算法分类预测的小微负荷优化调度策略,实现了负荷峰谷差的有效降低并降低了系统日运行成本。

综上所述,当前风光出力场景下调度资源顺序对系统整体性能影响的研究仍显不足。为此,本文系统探究了风光出力不确定性背景下资源调度次序对系统整体优化的深层影响机制,创新性提出数据生成模型与调度优化方法,为多能系统经济调度提供全新解决方案。本文主要贡献如下:(1)针对风、光和负荷出力的不确定性,本文构建了基于概率距离优化的多重共线性削减的条件变分自编码器(Multicollinearity-reduced Conditional Variational Autoencoder, MCLR-CVAE)模型,为系统优化调度提供更加精准数据支持;(2)以系统总运行成本和

环境成本最小化为目标,结合需求响应的时空特性,提出了 IMES 优化调度模型;针对不同的调度顺序场景,深入分析了可调度资源顺序对系统优化效果的影响。

1 风光一体化典型场景生成方法

由于外部环境不可预测性,风光出力呈现强波动性^[23],这些不确定性显著增加了 IMES 精确调度的难度。本文提出的基于概率距离算法优化的 MCLR-CVAE 风光一体化典型场景生成方法,通过捕捉风光出力数据的潜在特征,精准刻画风光出力不确定性,为 IMES 优化调度提供坚实的数据基础。风光一体化典型场景生成方法流程如图 1 所示。其中,KL 为 Kullback-Leibler。

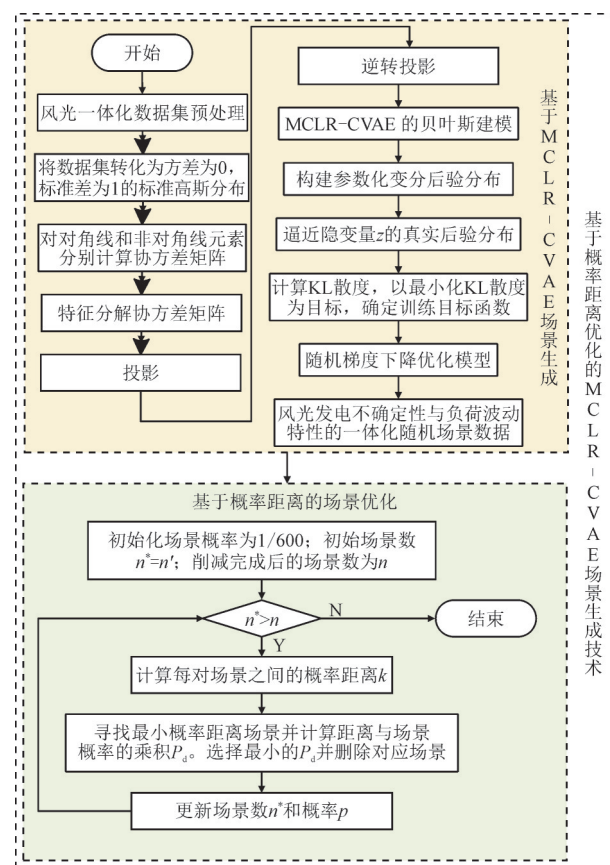


图1 风光一体化场景生成与优化方法流程图
Fig.1 Flowchart of wind-solar integrated scenario generation and optimization method

1.1 基于概率距离优化的MCLR-CVAE风光出力典型场景生成

通过学习数据的潜在表示,MCLR-CVAE能够捕捉源-荷场景中的复杂关系和变化趋势,生成全工况下风光一体化出力场景。

1.1.1 风光数据多重共线性诊断

风光数据存在密切的时空耦合特性^[24]。当回归模型中的2个或多个自变量存在高度相关性时,会出现多重共线性统计现象^[25],使得模型对输入数据集的微小变化极为敏感,从而导致过拟合现象。因此,本文使用特征分解的多重共线性削减策略(Multicollinearity-reduction, MCLR)消除输入数据集的多重共线性干扰,使模型能够精准捕捉风光数据中蕴含的复杂非线性关系。

风光数据集的时空特性表示为矩阵 E^φ :

$$E^\varphi = \begin{bmatrix} e_{11}^\varphi & \cdots & e_{1d}^\varphi & \cdots & e_{1D}^\varphi \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ e_{t1}^\varphi & \cdots & e_{td}^\varphi & \cdots & e_{tD}^\varphi \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ e_{T1}^\varphi & \cdots & e_{Td}^\varphi & \cdots & e_{TD}^\varphi \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: e_{td}^φ 为 E^φ 中第 d 天第 t 时刻的采样数据; $\varphi \in \{1, \dots, M\}$ 为不同类型的可再生能源出力历史数据, M 共有3类,代表风、光与负荷; D, T 为时间维度索引,分别以天和小时为单位, $D = \{d | d \in \mathbb{Z}, 1 \leq d \leq 365\}$, $T = \{t | t \in \mathbb{Z}, 1 \leq t \leq 24\}$, $\mathbb{Z}$ 为整数集。

为消除数据量纲的影响,本文对风光数据集进行了极值归一化处理:

$$x_{td}^\varphi = \frac{E_{td}^\varphi - E_{d,\min}^\varphi}{E_{d,\max}^\varphi - E_{d,\min}^\varphi} \quad (2)$$

式中: x_{td}^φ 为归一化后的历史数据点; $E_{d,\max}^\varphi$ 为数据集中的极大值; $E_{d,\min}^\varphi$ 为数据集中的极小值。

极值归一化后,历史数据集逐日展开的矩阵形式 $\mathcal{X}^\varphi$ 为:

$$\mathcal{X}^\varphi = [X_1^\varphi, \dots, X_d^\varphi, \dots, X_D^\varphi] \quad (3)$$

式中: X_d^φ, X_D^φ 分别为归一化后第 d, D 天的子矩阵。

对极值归一化表示后的数据集进行多重共线性削减。具体步骤如下:

1) 标准化处理: 将每个时间特征维度上的数据集转化为方差为0、标准差为1的标准高斯分布。

2) 计算协方差矩阵 Σ : 协方差矩阵的对角线元素为每个特征维度上的数据集向量 X_d 的方差 $\text{Var}(X_d)$, 非对角线元素为各个特征维度的数据集之间的协方差 $\text{Cov}(X_d, X_f)$, X_f 为数据集向量, f 为特征维度。

3) 对协方差矩阵进行特征分解: $\Sigma = \mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}\mathbf{Q}^{-1}$, $\mathbf{Q}$ 为 Σ 的特征向量所组成的矩阵, $\mathbf{\Lambda}$ 是以 Σ 的特征值为对角元素的对角矩阵。

4) 投影数据: 投影后的数据集矩阵 $X^{\text{Proj}} = \mathbf{X}\mathbf{Q}$, $\mathbf{X}$ 为标准化后的数据集矩阵。

5) 数据恢复: 逆转投影后的数据集矩阵为

$$X^{\text{InvProj}} = X^{\text{Proj}}\mathbf{Q}^T。$$

1.1.2 MCLR-CVAE 贝叶斯建模

在风光一体化典型场景生成方法中, MCLR-CVAE 的贝叶斯建模发挥着核心作用, 通过剖析复杂风光数据中蕴含的不确定性, 构建合理模型以生成、推断有效数据。依据贝叶斯定理^[26], 模型参数的后验分布取决于先验分布、似然函数及数据样本。以风力发电变量 $T = \{t_1, \dots, t_{24}\}$ 及 1 d 中的 24 h 即 $T = \{t_1, \dots, t_{24}\}$ 为基础, 可得 MCLR-CVAE 的似然函数 $p(\cdot)$ 为:

$$p(\mathbf{x}^{\text{new}} | t^{\text{new}}, \mathbf{X}^{\text{Proj}}, T) = \int p(\mathbf{x}^{\text{new}} | t^{\text{new}}, \mathbf{z}) p(\mathbf{z} | \mathbf{X}^{\text{Proj}}, T) d\mathbf{z} \quad (4)$$

$$p(\mathbf{x}^{\text{new}} | t^{\text{new}}, \mathbf{z}) = \mathcal{N}(\mathbf{x}^{\text{new}} | f(\mathbf{z}, t^{\text{new}}), \boldsymbol{\beta}^{-1} \mathbf{I}) \quad (5)$$

式中: $\mathcal{N}(\cdot)$ 为高斯分布; $\boldsymbol{\beta}^{-1} \mathbf{I}$ 为精度矩阵, 反映预测值 $f(\mathbf{z}, t^{\text{new}})$ 的偏差; $\mathbf{z}$ 为隐变量向量; t^{new} 为新的时间点; $\mathbf{x}^{\text{new}}$ 为新的风力或光伏发电出力的条件分布变量向量, 遵循高斯分布特性。

精度矩阵精准调控分布离散程度, 有效捕捉风光出力在不同时刻的波动特征及不确定性。

1.1.3 MCLR-CVAE 变分推断

精确处理模型参数的后验分布是实现高质量场景生成的关键。然而, 在 MCLR-CVAE 架构下, 其涉及的复杂积分运算在高维空间中计算复杂度呈指数级增长, 模型参数的真实后验分布难以直接计算获取; 同时, 风光数据本身的复杂性, 如风力发电受风速、风向、地形地貌及风机特性等多因素交互影响^[27], 光伏发电受光照强度、日照时长、温度及光伏组件性能等多元变量非线性作用, 致使数据分布呈现高度复杂的非标准形态。为此, 本文引入变分推断方法对 MCLR-CVAE 模型中的后验分布进行求解。

变分推断用一个参数化的变分分布 $q_\varphi(\mathbf{z})$ 来近似推断出实际的后验分布。通常选取指数族分布作为 $q_\varphi(\mathbf{z})$ 的分布函数形式^[28]。为了衡量变分分布 $q_\varphi(\mathbf{z})$ 逼近实际后验分布 $q_\varphi(\mathbf{z} | \mathbf{X}^{\text{Proj}}, T)$ 的效果, 二者之间的 KL 散度如下:

$$D_{\text{KL}}(q_\varphi(\mathbf{z} | \mathbf{X}^{\text{Proj}}, T) \| p(\mathbf{z} | \mathbf{X}^{\text{Proj}}, T)) = \int q_\varphi(\mathbf{z} | \mathbf{X}^{\text{Proj}}, T) \log \left(\frac{q_\varphi(\mathbf{z} | \mathbf{X}^{\text{Proj}}, T)}{p(\mathbf{z} | \mathbf{X}^{\text{Proj}}, T)} \right) d\mathbf{z} \quad (6)$$

式中: $q_\varphi(\mathbf{z} | \mathbf{X}^{\text{Proj}}, T)$ 为参数化的变分后验分布; $p(\mathbf{z} | \mathbf{X}^{\text{Proj}}, T)$ 为隐变量 $\mathbf{z}$ 的真实后验分布; $D_{\text{KL}}(\cdot)$ 为 MCLR-CVAE 的 KL 散度。

最小化 KL 散度等价于最大化证据下界,因此,变分推断的目标可转化为证据下界 $\mathcal{L}_{VI}(\cdot)$:

$$\mathcal{L}_{VI}(\varphi, \theta) = \int q_{\varphi}(z|X^{Proj}, T) \log p_{\theta}(X^{Proj}|z, T) dz - D_{KL}(q_{\varphi}(z|X^{Proj}, T) \| p(z)) \quad (7)$$

式中: $\int q_{\varphi}(z|X^{Proj}, T) \log p_{\theta}(X^{Proj}|z, T) dz$ 为衡量变分后验分布下生成数据与真实数据的契合度, $p_{\theta}(X^{Proj}|z, T)$ 为将网络参数 θ 参数化后的实际似然函数; $-D_{KL}(q_{\varphi}(z|X^{Proj}, T) \| p(z))$ 为 KL 散度项,约束变分后验分布贴近先验分布,避免过拟合,提升模型泛化能力。

最小化 KL 散度,可将复杂的后验分布推断转化为优化问题,实现计算简化与效率提升。

1.1.4 MCLR-CVAE 方法整体结构

根据式(7),网络参数为 φ 、输入为 X^{Proj} 和 T 、输出为 z 的一个编码器与网络参数为 θ 、输入为 z 、输出为 X^{Proj} 的一个解码器共同组成了 MCLR-CVAE 的训练目标函数,即:

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{VI}(\varphi, \theta) &= \int q_{\varphi}(z|X^{Proj}, T) \log p_{\theta}(X^{Proj}|z, T) dz - \\ &D_{KL}(q_{\varphi}(z|X^{Proj}, T) \| p(z)) = \\ &E_{z \sim q_{\varphi}(z|X^{Proj}, T)}(\log p_{\theta}(X^{Proj}|z, T)) - \\ &D_{KL}(q_{\varphi}(z|X^{Proj}, T) \| p(z)) \end{aligned} \quad (8)$$

式中: $E_{z \sim q_{\varphi}(z|X^{Proj}, T)}(\cdot)$ 为求期望。

根据式(8),编码器的训练目标是最大化 $\varphi = \{\mu_{\varphi}, \sigma_{\varphi}^2\}$ 参数化的变分后验分布 $q_{\varphi}(z|X^{Proj}, T)$ 及先验分布 $p(z)q_{\varphi}(z|X^{Proj}, T)$, $\mu_{\varphi}, \sigma_{\varphi}^2$ 分别为均值向量与方差向量。从参数化的变分后验分布 $q_{\varphi}(z|X^{Proj}, T)$ 中采样后,解码器的训练目标是最大化 θ 参数化的实际似然函数 $p_{\theta}(X^{Proj}|z, T)$ 。

1.2 基于概率距离算法的场景优化

为了得到具有代表性的场景,需要从原始场景中筛选出子集后,再针对其中的不确定性问题进行求解。场景削减技术能够通过有限的典型场景保证原始场景的拟合精度,从而有效解决这一问题^[29]。本文采用基于概率距离算法的快速向后场景削减方法对场景进行优化。具体步骤如下:

1)初始化场景概率,初始场景数 n^* ,削减完成后最终场景数 n 。

2)判断 n^* 是否大于 50,如果是,则继续执行后续步骤。否则结束循环,输出最后的场景及其概率。

3)计算每对场景之间的概率距离 $d(s_i, s_j)$, d 为欧氏距离, s_i 为第 i 个场景, s_j 为第 j 个场景,其中

$j \neq i, j = 1, 2, \dots, S, S$ 为场景总数。

4)在所有场景对中选择 $d(s_i, s_j)$ 最小的场景对,将这 2 个场景分别乘以相应的场景概率,删除积最小的场景。

5)更新场景数和场景概率,即场景总数减 1,并将步骤 4)中被删除场景的概率分配给剩余场景。

6)返回步骤 2),继续进行判断。若满足判断条件则继续进行步骤 2)~5),直至只剩下 n 个场景,循环结束。

其中,

$$\begin{cases} d(s_i, s_j) = \sum_{t=1}^{24} (s_{t,i} - s_{t,j})^2 \\ Pd(s_i, s_j) = d(s_i, s_j) \cdot \rho \end{cases} \quad (9)$$

式中: $Pd(s_i, s_j)$ 为加权距离; ρ 为权重系数。

2 源-网-荷一体化多能系统低碳经济调度

2.1 系统模型

本文基于能源集线器(Energy Hub, EH)^[30]构建涵盖电热柔性负荷需求的 IMES 模型。EH 的能源输入为电网电能、分布式电源(风能、太阳能)出力及天然气;能源转换与存储单元包括燃气轮机、变压器、燃气锅炉、蓄电池与蓄热槽;需求侧的电热负荷分为固定负荷和柔性负荷两类。IMES 模型结构如图 2 所示。

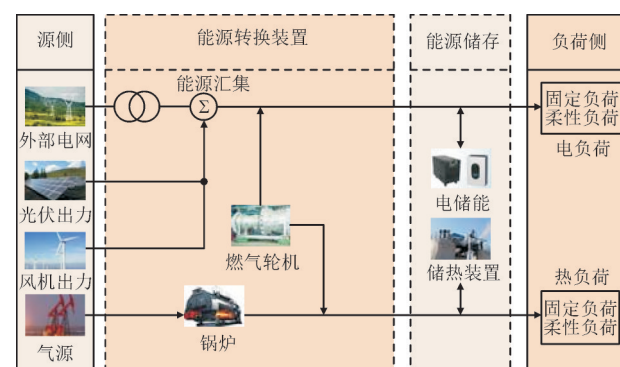


图2 IMES模型结构

Fig.2 IMES model structure

在调度过程中,根据未来 24 h 的电/热负荷及风光出力预测数据,合理安排各可控单元的运行策略,实施柔性负荷调度,并协同储能系统配合,实现 IMES 整体运行成本与环境成本最小化。

2.2 目标函数

构建系统总运行成本和环境成本最小化的目标函数时,充分考虑了电网购售电的交互成本、购气成本、系统各设备的运行维护成本、柔性负荷的

补偿成本和碳交易成本。目标函数为:

$$C_{\min} = C_{\text{grid}} + C_{\text{gas}} + C_{\text{om}} + C_r + C_c \quad (10)$$

式中: $C_{\min}$ 为系统最小成本; C_{grid} 为电网的购售电成本, 其值为正代表购电, 其值为负代表售电; C_{gas} 为购气成本; C_{om} 为系统各设备运行维护成本; C_r 为柔性负荷补偿成本; C_c 为碳交易成本。

$$C_{\text{om}} = C_{\text{wp}} + C_{\text{gt}} + C_{\text{gen}} + C_{\text{en}} \quad (11)$$

式中: C_{wp} , C_{gt} , C_{gen} , C_{en} 分别为风光发电机组、燃气锅炉、燃气轮机、储能装置的运维成本。

其中,

$$\begin{cases} C_{\text{wp}} = \sum_{t=1}^{24} (r_w P_{\text{wt}}(t) + r_p P_{\text{pv}}(t)) \\ C_{\text{gt}} + C_{\text{gen}} = \sum_{t=1}^{24} (r_{\text{gt}} P_{\text{gt}}(t) + r_{\text{gen}} P_{\text{gen}}(t)) \\ C_{\text{en}} = \sum_{t=1}^{24} (r_{\text{en}} P_{\text{st}}(t)) \end{cases} \quad (12)$$

式中: $r_w, r_p, r_{\text{gt}}, r_{\text{gen}}, r_{\text{en}}$ 分别为风、光发电机组、燃气锅炉、燃气轮机、储能装置的运维成本系数; $P_{\text{wt}}, P_{\text{pv}}, P_{\text{gt}}, P_{\text{gen}}, P_{\text{st}}$ 分别为 t 时刻风、光发电机组、燃气锅炉、燃气轮机、储能装置的输出功率。

IMES 的能源链^[31]涵盖了能源生产、运输和消费的不同阶段, 以及各阶段相关设备运行产生的碳排放。根据式(13)可以计算系统核心环节的碳排放系数。

$$E_l = E_{\text{pl}} + E_{\text{ul}} + E_{\text{gl}} \quad (13)$$

式中: E_l 为设备 l 对应能源的能源链总碳排放系数; $E_{\text{pl}}, E_{\text{ul}}, E_{\text{gl}}$ 分别为设备 l 相应能源的生产、存储、使用环节的碳排放系数总量。

由于 IMES 中的设备在运行过程中会产生碳排放^[32], 因此其碳排放量与出力之间存在如下关系:

$$E_{\text{all}} = \sum_{l=\Omega} E_l P_l \quad (14)$$

式中: E_{all} 为 CO_2 的总排放量; Ω 为能源供应与存储设备的集合; P_l 为设备 l 的输出功率。

2.3 约束条件

2.3.1 电约束

电功率平衡约束为:

$$\begin{cases} P_{\text{pv}} + P_{\text{wt}} + P_{\text{gen}} + P_{\text{grid}} = L_{\text{load}} + P_{\text{loss}} + P_{\text{st}} \\ L_{\text{load}} = L_{\text{base}} + L_{\text{adj}} + L_{\text{tran}} + L_{\text{ccut}} \end{cases} \quad (15)$$

式中: P_{grid} 为电网传输功率; P_{loss} 为电网中由于传输损耗引起的功率损失; P_{st} 为储能设备的充放电功率, 充电为正, 放电为负; L_{load} 为总电负荷; L_{base} 为 IMES 中的固定负荷; L_{adj} 为 IMES 中的可平移负荷; L_{tran} 为 IMES 中的可转移负荷; L_{ccut} 为 IMES 中的可削减负荷。

2.3.2 热约束

热功率平衡约束为:

$$\begin{cases} Q_{\text{rec}} + Q_{\text{gen}} = Q_{\text{load}} + Q_{\text{st}} \\ Q_{\text{load}} = Q_{\text{base}} + Q_{\text{adj}} + Q_{\text{ccut}} \end{cases} \quad (16)$$

式中: $Q_{\text{rec}}, Q_{\text{gen}}$ 分别为热回收系统、燃气锅炉输出的热功率; Q_{st} 为储能设备的吸放热功率, 其为正值表示吸热, 其为负值表示放热; Q_{load} 为总热负荷; $Q_{\text{base}}, Q_{\text{adj}}, Q_{\text{ccut}}$ 分别为热负荷中的固定负荷、可平移负荷、可削减负荷。

3 算例分析

3.1 风光一体化典型场景生成实验分析

基于风光出力历史数据, 充分考虑数据的时空特性, 对其进行多重共线性诊断, 消除数据中的多重共线性干扰, 使模型能更好地捕捉风光数据的复杂关系。通过贝叶斯建模确定似然函数与先验分布, 利用变分推断求解模型参数的后验分布, 从而实现高质量的场景生成。场景生成模型参数设置如表 1 所示。

表 1 场景生成模型参数设置

Table 1 Scenario generation model parameter settings

参数	取值	参数	取值
输入与输出层维度	9	训练轮次/次	200
解码与编码器的隐藏层维度	256	生成场景数/组	600
学习率	0.000 1	优化后场景数/组	50
批量大小	100		

风机出力运行场景如图 3 所示。其中, 横坐标场景为无量纲, 下文同。风机出力随时间的变化具有显著的波动性, 在 9:00—11:00 时, 风机出力呈现快速上升趋势, 这是因为此时间段内风速通常处于逐渐增强的过程。在 15:00—17:00 时, 风机出力又快速下降, 这是由于午后局部地区热对流减弱, 风速降低, 导致风机输出功率随之减少。不同场景下风机出力在同一时刻的差异明显。这种丰富的场景变化为系统调度创造了多样化场景。

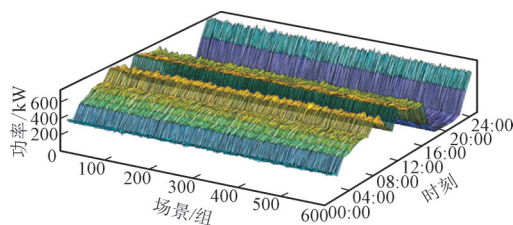


图 3 风机出力运行场景

Fig.3 Operational scenarios of wind turbine output

图4展示了光伏出力随时间的变化规律。在12:00—13:00,部分场景中光伏出力出现短暂波动,这可能是由于云层遮挡,使太阳辐射能减少,导致出力下降。在14:00—16:00,随着太阳西斜,光照强度逐渐减弱。傍晚以后,太阳辐射强度大幅降低,光伏出力迅速趋近于0。

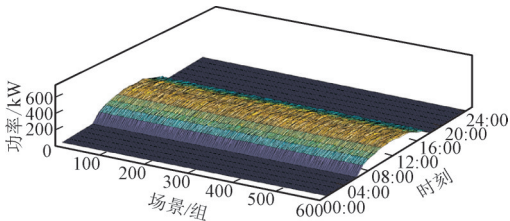


图4 光伏出力运行场景

Fig.4 Operational scenarios of photovoltaic output

为优化电力系统规划与调度决策,本文运用基于概率距离算法的场景优化策略,从生成的600个风、光出力场景中筛选出50个最为符合现实运行工况的场景,作为风、光出力的最终典型场景。优化后的风机出力运行场景如图5所示,在白天用电高峰时段(10:00—15:00),优化后的风机场景中多数呈现较高的出力水平,与系统在该时段的高电力需求形成有效匹配。

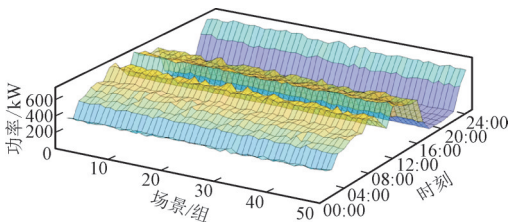


图5 概率距离算法优化的风机出力运行场景

Fig.5 Operational scenarios of wind turbine output optimized by probability distance algorithm

优化后的光伏出力运行场景如图6所示。

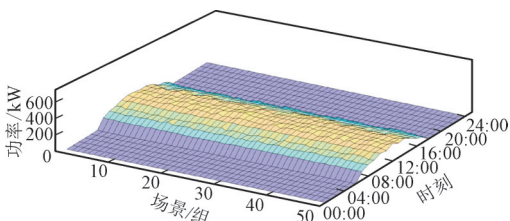


图6 概率距离算法优化的光伏出力运行场景

Fig.6 Operational scenarios of photovoltaic output optimized by probability distance algorithm

在6:00—8:00太阳辐照度逐渐升高的过程中,光伏出力在各场景均呈现缓慢上升趋势。在11:00—13:00达到峰值的过程中,不同场景下光伏出力的峰值大小和达到峰值的时间略有差异,反映了云层遮挡、光伏组件安装角度和地理位置等因素对实

际光伏出力的综合影响。系统可基于这些场景,协调储能充电与其他能源调度比例,最大化消纳光伏电力以提升系统运行效率与经济性。

3.2 优化调度实验分析

3.2.1 基础数据

本文以某市源-网-荷一体化多能系统为研究对象,涵盖光伏、风力发电、燃气轮机、储能设备等。设定运行周期为次日,并将时间间隔设定为1h,共划分为24个时刻。各设备具体参数设置如表2所示。

表2 设备参数

Table 2 Equipment parameters

项目	功率上限/ kW	功率下限/ kW	运行成本/ [元·(kWh) ⁻¹]
外部电网	180	0	电价
风机出力	预测值	0	0.55
光伏出力	预测值	0	0.73
储电装置	—	—	0.032
储热装置	—	—	0.036

用户侧的电负荷由固定电负荷、2类可平移电负荷、可转移电负荷及可削减电负荷构成;热负荷主要由固定热负荷、可平移热负荷和可削减热负荷构成。

电网电价按不同时段进行划分:在低谷期(0:00—7:00),购电价格为0.7元/kWh,售电价格为0.5元/kWh;在平时期(7:00—11:00,15:00—18:00,22:00—24:00),购电价格为1.0元/kWh,售电价格为0.8元/kWh;在高峰期(11:00—15:00,18:00—22:00),购电价格为1.5元/kWh,售电价格为1.2元/kWh。天然气的价格固定为2.7元/m³,其中天然气低燃值为9.6kWh/m³,发电效率为0.48。蓄电池的充放电效率为0.9,限制充放电次数为6次,荷电状态为0.35~0.95,自放电损耗系数为0.001。

表3列出了本文IMES中涉及的所有能源的碳排放系数及配额系数。其中,碳交易基价取0.16×10⁻³元/m³,随着区段 $v(v=1,2,\cdots,5)$ 的提高,每一段碳排放的成本都会增加25%的基础碳价,即排放越多,碳价越高;“√”表示进行,“×”表示不进行。

表3 碳排放系数及配额系数

Table 3 Carbon emission factor and quota factor

项目	生产	运输	使用	碳排放系数/ [g·(kWh) ⁻¹]	配额系数/ [g·(kWh) ⁻¹]
外部电网	√	√	√	1 303.0	798.0
天然气	√	√	√	564.7	424.0
光伏出力	√	√	×	154.5	78.0
风能出力	√	√	×	43.0	78.0
储能	√	√	×	91.33	0

3.2.2 仿真结果分析

优化前后的用户侧柔性电、热负荷分布如图7(a)—图7(d)所示。

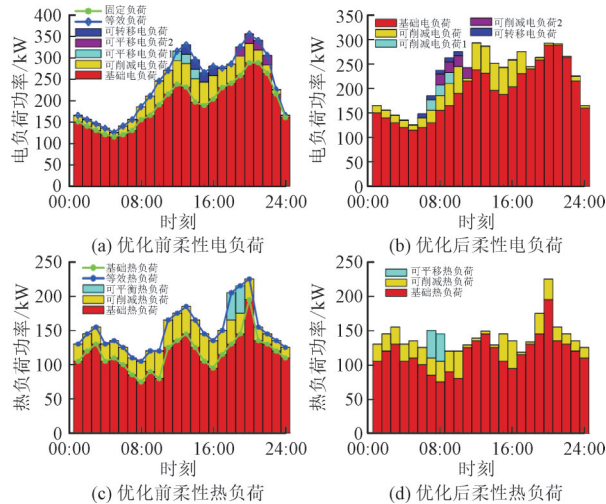


图7 优化前后电热负荷对比

Fig.7 Comparison of electric and thermal loads before and after optimization

通过对比图7(a)与(b)可以看出,可转移负荷时段数量从原来的4个增加到5个。在11:00—15:00,18:00—22:00时段负荷发生削减,出现在电价高峰期。

电热负荷优化前后曲线如图8所示。对比优化前后曲线可知,优化前电热负荷波动显著,峰谷差较大,优化后,电热负荷的峰谷差显著减小,波峰与波谷值最大降幅分别为19.23%和34.88%,有效抑制了负荷曲线的波动。优化前后电热负荷成本对比如表4所示。

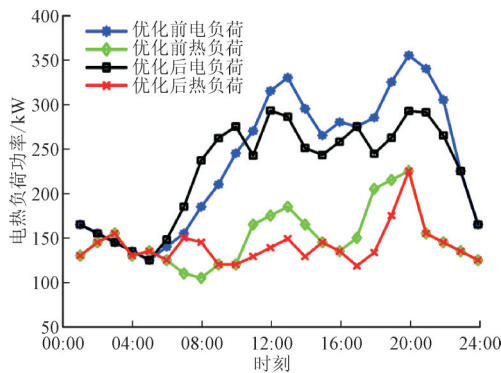


图8 优化前后电热负荷曲线

Fig.8 Electric and thermal load curves before and after optimization

表4 优化结果

Table 4 Optimization results

项目	成本/元	峰谷差	
		电负荷/kW	热负荷/kW
优化前	7 520.5	230	120
优化后	4 211.8	168	106.5

由表4可知,优化后系统的运行成本从7 520.5元下降到4 211.8元,降低了43%,提升了系统的经济性。

电负荷平衡如图9(a)所示。电负荷主要由风光出力和燃气轮机发电共同满足。热负荷平衡如图9(b)所示。燃气轮机在大多数时间段提供了主要的热量输出。在0:00—4:00,5:00—9:00,22:00—24:00等热负荷低谷时段,蓄热槽通过吸收燃气轮机产生的多余热量并将其储存起来;通过蓄热槽储/放热的动态调节,系统有效平抑热负荷波动幅度。

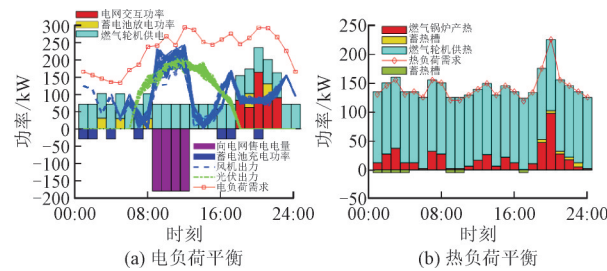


图9 电热负荷平衡

Fig.9 Electric heating load balance

碳交易成本与电价关系如图10所示。电价与碳交易成本之间呈现出以下显著的时间依赖性特征:在00:00—10:00,15:00—18:00电价谷时段,碳交易成本相对较高;其余时段碳交易成本却相对较低。此时段负荷需求增长,系统主要依赖风能、光伏等可再生能源及低碳热源出力,有效降低了碳交易成本。

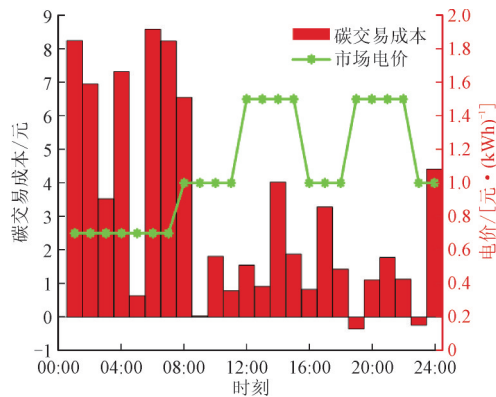


图10 碳交易成本与电价关系

Fig.10 Relationship between carbon trading cost and electricity price

电价与碳交易成本的时序负相关性表明:在不同负荷水平下,多能互补协同调节机制可有效实现低碳/零碳能源的优先调度。不仅印证了多种能源在负荷动态波动中的协调作用,更凸显了需求响应与低碳技术对系统减排的显著影响。

4 结论

本文针对风光出力不确定性,提出源-网-荷一体化多能系统低碳优化调度方法,通过多工况场景生成与多变量协同优化实现系统调度。主要结论如下:

1) 基于概率距离优化的 MCLR-CVAE 的风光一体化随机场景生成方法,通过多重共线性削减,消除数据间共线性干扰,使模型聚焦于数据的关键特征,精准捕捉风光数据中的复杂非线性关系,生成符合实际工况的风光出力典型场景。

2) 计及需求侧的需求响应特性,通过对固定负荷和柔性负荷各自特定的约束条件和补偿成本进行分析,提升了系统调度的灵活性和适应性。

3) 优化后的电热负荷峰谷差值大幅降低,有效抑制了负荷曲线的波动,表明了可调度资源顺序对系统经济性、灵活性及低碳化的关键作用。

当前研究未考虑多时间尺度调度,后续将深化此方向研究,以减小风电波动影响、提升消纳率并精细化成本控制。

参考文献

- [1] 沈豫,韩钟宽,曾振松,等.基于改进 WCVaR 的电力系统低碳经济调度[J].电力科学与技术学报,2024,39(5):102-111,128.
SHEN Yu, HAN Zhongkuan, ZENG Zhensong, et al. Low-carbon economic dispatching of power systems based on fuzzy WCVaR[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(5): 102-111, 128.
- [2] 张沈习,王丹阳,程浩忠,等.双碳目标下低碳综合能源系统规划关键技术及挑战[J].电力系统自动化,2022,46(8):189-207.
ZHANG Shenxi, WANG Danyang, CHENG Haozhong, et al. Key technologies and challenges of low-carbon integrated energy system planning for carbon emission peak and carbon neutrality[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(8): 189-207.
- [3] 舒印彪,薛禹胜,蔡斌,等.关于能源转型分析的评述(一)转型要素及研究范式[J].电力系统自动化,2018,42(9):1-15.
SHU Yinbiao, XUE Yusheng, CAI Bin, et al. A review of energy transition analysis part one elements and paradigms[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(9): 1-15.
- [4] LIN S, LIU C, SHEN Y, et al. Stochastic planning of integrated energy system via frank-copula function and scenario reduction[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(1):202-212.
- [5] ZHANG D, ZHU H, ZHANG H, et al. Multi-objective optimization for smart integrated energy system considering demand responses and dynamic prices[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(2):1100-1112.
- [6] 刘涛,王瑞琪,刘松,等.考虑碳-绿证交易与需求响应的综合能

源系统合作博弈调度[J].电力需求侧管理,2024,26(6):8-15.

- LIU Tao, WANG Ruiqi, LIU Song, et al. Collaborative game scheduling of integrated energy systems considering carbon-green certificate trading and demand response[J]. Power Demand Side Management, 2024, 26(6):8-15.
- [7] 蔡新雷,董锴,崔艳林,等.考虑碳排放流与需求响应的电力系统两阶段优化调度[J].电力工程技术,2024,43(5):81-90.
CAI Xinlei, DONG Kai, CUI Yanlin, et al. Two-stage optimal dispatch of power system considering carbon emission flow and demand response[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(5):81-90.
- [8] 陈锦鹏,胡志坚,陈嘉滨,等.考虑阶梯式碳交易与供需灵活双响应的综合能源系统优化调度[J].高电压技术,2021,47(9):3094-3106.
CHEN Jinpeng, HU Zhijian, CHEN Jiabin, et al. Optimal dispatch of integrated energy system considering ladder-type carbon trading and flexible double response of supply and demand[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(9):3094-3106.
- [9] 姜素华,胡斌,吴耀武,等.碳交易环境下含大规模光伏电源的电力系统优化调度[J].电力系统自动化,2014,38(17):91-97.
LOU Suhua, HU Bin, WU Yaowu, et al. Optimal dispatch of power system integrated with large scale photovoltaic generation under carbon trading environment[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(17):91-97.
- [10] 马跃,孟润泉,魏斌,等.考虑阶梯式碳交易机制的微电网两阶段鲁棒优化调度[J].电力系统保护与控制,2023,51(10):22-33.
MA Yue, MENG Runquan, WEI Bin, et al. Two-stage robust optimal scheduling of a microgrid with a stepped carbon trading mechanism[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(10): 22-33.
- [11] 孙建梅,耿立杨.含电转气技术的电气耦合系统优化运行[J].科学技术与工程,2020,20(12):4754-4759.
SUN Jianmei, GENG Liyang. Optimal operation of electricity-natural gas coupling system with power-to-gas technology[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(12):4754-4759.
- [12] 王锦浩,姚磊,田颖,等.考虑负荷状态提取与分时电价的需求侧能源调度策略[J].智慧电力,2024,52(6):92-99.
WANG Jinhao, YAO Lei, TIAN Ying, et al. Demand side energy dispatch strategy considering load state extraction and time-of-use tariffs[J]. Smart Power, 2024, 52(6):92-99.
- [13] 何正欢,赵影,刘婧娜,等.基于用电设备运行特性的家庭负荷优化调度[J].电子设计工程,2023,31(3):145-149,154.
HE Zhenghuan, ZHAO Ying, LIU Jingna, et al. Optimal dispatching of household load based on the operational characteristics of the electrical equipment[J]. Electronic Design Engineering, 2023, 31(3):145-149, 154.
- [14] 师阳,李宏伟,陈继开,等.计及激励型需求响应的热电互联虚拟电厂优化调度[J].太阳能学报,2023,44(4):349-358.
SHI Yang, LI Hongwei, CHEN Jikai, et al. Optimal scheduling of thermoelectric interconnection virtual power plant considering incentive demand response[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2023, 44(4):349-358.
- [15] WANG S, YUAN S. Interval optimization for integrated electrical and natural-gas systems with power to gas considering uncertainties

- [J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2020, 119, 105906.
- [16] 王珂, 姚建国, 姚良忠, 等. 电力柔性负荷调度研究综述[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(20): 127-135.
- WANG Ke, YAO Jianguo, YAO Liangzhong, et al. Survey of research on flexible loads scheduling technologies[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(20): 127-135.
- [17] WEI Y, YANG Z, LIU H. Optimal dispatching strategy of load aggregators considering peak load shifting[C]/2019 IEEE Innovative Smart Grid Technologies-Asia (ISGT Asia). Chengdu, China: IEEE, 2019: 2661-2665.
- [18] 杨冬锋, 徐扬, 姜超. 考虑多类型需求响应的电-热联合系统多时间尺度协调调度[J]. 太阳能学报, 2021, 42(10): 282-289.
- YANG Dongfeng, XU Yang, JIANG Chao. Multiple time-scale coordinated scheduling of combined electro-thermal system considering multi-type demand response[J]. Acta energiae solaris sinica, 2021, 42(10): 282-289.
- [19] 颜湘武, 王庆澳, 卢俊达, 等. 计及电动汽车和柔性负荷的微电网能量调度[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(17): 69-79.
- YAN Xiangwu, WANG Qingao, LU Junda, et al. Microgrid energy scheduling with electric vehicles and flexible loads[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(17): 69-79.
- [20] 樊国旗, 王秋硕, 黄健, 等. 新型电力系统下源荷储协调调度方法研究[J]. 能源工程, 2022, 42(3): 83-87.
- FAN Guoqi, WANG Qiushuo, HUANG Jian, et al. Research on coordinated dispatch method of source-load-storage in new power system[J]. Energy Engineering, 2022, 42(3): 83-87.
- [21] 宋晓通, 李文博, 周京华, 等. 碳交易机制下计及P2G及负荷柔性特征的低碳经济调度[J]. 电测与仪表, 2025, 62(4): 34-43, 112.
- SONG Xiaotong, LI Wenbo, ZHOU Jinghua, et al. Low-carbon economic dispatch considering P2G and load flexibility characteristic under carbon trading mechanism[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(4): 34-43, 112.
- [22] 李彬, 李悦欣, 林驿轩, 等. 考虑负荷动态响应特性的居民小微负荷优化调度策略[J]. 供用电, 2024, 41(3): 61-68.
- LI Bin, LI Yuexin, LIN Yixuan, et al. Optimal scheduling strategy for residential small micro-loads considering dynamic response characteristics of loads[J]. Distribution & Utilization, 2024, 41(3): 61-68.
- [23] 王辉, 陈攀, 李乃慧, 等. 计及源-荷多类型备用的虚拟电厂双层优化运行[J]. 电测与仪表, 2024, 61(11): 31-39.
- WANG Hui, CHEN Pan, LI Naihui, et al. Double-layer optimized operation of virtual power plant considering source-load multiple standby[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(11): 31-39.
- [24] 郝婷, 樊小朝, 王维庆, 等. 阶梯式碳交易下考虑源荷不确定性的储能优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(1): 101-112.
- HAO Ting, FAN Xiaochao, WANG Weiqing, et al. Optimal configuration of energy storage considering the source-load uncertainty under ladder-type carbon trading[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(1): 101-112.
- [25] 于琳琳, 蒋小亮, 巴文岚, 等. 基于PCA-OLS模型的系统等效惯量中长期预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2024, 36(6): 101-109.
- YU Linlin, JIANG Xiaoliang, BA Wenlan, et al. Medium and long-term prediction of system equivalent inertia based on PCA-OLS model[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2024, 36(6): 101-109.
- [26] 仲赞, 邢翼, 俞伟, 等. 基于WRSR和BOA-Catboost的电力用户分类模型研究[J]. 浙江电力, 2023, 42(5): 76-84.
- ZHONG Zan, XING Yi, YU Wei, et al. Research on a power user classification model based on WRSR and BOA-Catboost[J]. Zhejiang Electric Power, 2023, 42(5): 76-84.
- [27] 鄢呈阳, 王立军, 张闻哲, 等. 随机脉动风场作用下输电塔线体系的动力响应分析[J]. 电力工程技术, 2024, 43(4): 116-126.
- YAN Chengyang, WANG Lijun, ZHANG Wenzhe, et al. Dynamic response analysis of transmission tower line system under random fluctuating wind field[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(4): 116-126.
- [28] 霍浩, 马天龙, 李宁瑞, 等. 基于贝叶斯与深度学习结合的变压器故障诊断[J]. 电力系统及其自动化学报, 2023, 35(9): 137-144.
- HUO Hao, MA Tianlong, LI Ningrui, et al. Transformer fault diagnosis based on the combination of bayesian and deep learning[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2023, 35(9): 137-144.
- [29] 李德鑫, 郑涛岳, 姜齐荣, 等. 计及消纳惩罚的日前市场优化出清方法[J]. 电力建设, 2023, 44(4): 29-36.
- LI Dexin, ZHENG Taoyue, JIANG Qirong, et al. Day-ahead optimized market clearing method considering renewable energy absorption[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(4): 29-36.
- [30] 张晶晶, 陈俊, 曹辉, 等. 计及风光资源不确定性的独立型微电网容量优化配置[J]. 电力与能源, 2024, 45(3): 347-354.
- ZHANG Jingjing, CHEN Jun, CAO Hui, et al. Capacity optimization configuration of stand-alone microgrid considering uncertainty of wind and solar resources[J]. Power & Energy, 2024, 45(3): 347-354.
- [31] 王激华, 叶夏明, 秦如意, 等. 基于指数型下垂控制的氢电混合储能微网协调控制策略研究[J]. 中国电力, 2023, 56(7): 43-53.
- WANG Jihua, YE Xiaming, QIN Ruyi, et al. Research on coordinated control strategy of hydrogen-electric hybrid energy storage microgrid based on exponential-function-based droop control[J]. Electric Power, 2023, 56(7): 43-53.
- [32] 魏伟, 叶利, 方毅, 等. 考虑碳排放配额和碳交易的新能源电力系统日前优化调度[J]. 电网与清洁能源, 2024, 40(1): 130-136.
- WEI Wei, YE Li, FANG Yi, et al. Day-ahead optimal scheduling of new energy power system considering carbon emission quota and carbon trading[J]. Power System and Clean Energy, 2024, 40(1): 130-136.

(责任编辑 付小平)

收稿日期: 2025-02-17; 修改日期: 2025-05-08

作者简介: 宋菊文(1992), 男, 甘肃文县人, 学士, 工程师, 从事电力系统优化运行控制方面的研究工作。E-mail: 1099503101@qq.com

江盼(1989), 女, 通信作者, 陕西渭南人, 硕士, 高级工程师, 从事电力系统优化运行控制方面的研究工作。E-mail: 794008584@qq.com