

基于长短期记忆神经网络和核密度估计的不确定 光伏出力预测研究

薛思雅¹, 许以宁¹, 梁宏熙¹, 吕千云^{2*}, 殷宇¹

(1. 南京工程学院电力工程学院, 江苏 南京 211167;

2. 国网江苏省电力有限公司江宁区供电公司, 江苏 南京 211103)

摘要: 为提升光伏出力预测精度及量化预测不确定性, 提出一种基于长短期记忆神经网络 (long-short term memory, LSTM) 和核密度估计 (kernel density estimation, KDE) 的不确定光伏出力日内预测方法。首先, 根据光伏出力主要受天气影响的特点, 采用 K-means 聚类算法划分出 3 种天气类型; 然后, 将核密度区间预测和 LSTM 神经网络模型结合构建光伏出力日内预测模型, 以 LSTM 神经网络点预测结果为基础, 用核密度在给定置信区间下生成区间预测结果; 最后, 利用某真实光伏电站运行数据进行模型有效性验证。实验结果表明, 所提方法提高了光伏出力的预测效果。

关键词: 光伏出力预测; 不确定性量化; LSTM; 核密度估计

中图分类号: TM727

DOI: 10.13882/j.cnki.ncdqh.2603A002

CSTR: 32400.14.ncdqh.2603A002

Uncertainty Quantification in Photovoltaic Power Output Forecasting Based on Long Short-Term Memory Neural Networks and Kernel Density Estimation

Xue Siya¹, Xu Yining¹, Liang Hongxi¹, LU Ganyun^{2*}, Yin Yu¹

(1. School of Electrical Engineering, Nanjing Institute of Technology, Jiangsu Nanjing 211167, China;

2. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Jiangning District Power Supply Branch, Jiangsu Nanjing 211103, China)

Abstract: To improve photovoltaic power output forecasting accuracy and quantify forecasting uncertainty, this paper proposes an intraday forecasting method for uncertain photovoltaic power output based on long short term memory (LSTM) neural networks and kernel density estimation (KDE). First, considering that photovoltaic power output is mainly affected by weather conditions, the K means clustering algorithm is used to classify three weather types. Then, an intraday photovoltaic power output forecasting model is constructed by combining interval prediction based on KDE with the LSTM model. Based on the point forecasting results of the LSTM neural network, interval forecasting results are generated using KDE under given confidence levels. Finally, the effectiveness of the model is verified using operating data from an actual photovoltaic power station. Experimental results show that the proposed method improves the forecasting performance of photovoltaic power output.

Keywords: photovoltaic power output forecasting; uncertainty quantification; LSTM; kernel density estimation

0 引言

随着碳达峰碳中和目标的提出, 我国以光伏发电为代表的新能源并网快速发展, 并在能源体系中发挥越来越重要的作用^[1-2]。然而, 光伏发电受各种气象因素影响, 其输出功率具有较强的随机性和波动性, 因此有必要对光伏出力进行预测, 用于指导电网的规划与调度, 保证电网安全可靠运行^[3-4]。

为解决光伏不确定预测的问题, 国内外学者从

气象因素分类^[5-8]、预测算法组合^[9-12]、缩短预测周期^[13-14]等方面做了大量研究。文献 [15] 提出 CSO-WGPR 模型, 采用加权模糊聚类与纵横交叉算法优化高斯过程回归, 但模型复杂难以满足实时预测需求。文献 [16] 利用改进模糊 C 均值聚类与遗传膜优化 BP 神经网络, 仅采用 RMSE 评价, 未量化预测不确定性。文献 [15-16] 中的模糊聚类虽然是对光伏预测中不确定问题的较好的解决措施, 但其计算量大, 不适合光伏发电日内预测和电网的实时调度。文献 [17] 构建 GRA-LSTM 模型通过灰色关联分析

选取相似日，但缺乏对误差分布特征的深入分析。文献[18]采用 Boosting 集成学习框架与 k-means++ 聚类，但模型权重固定未实现天气场景自适应调整。文献[19]提出了一种考虑空间相关性的光伏出力短期预测方法，结合空间相关性与 LSTM 建模，却未能揭示不同天气下的误差分布规律。文献[20]提出了一种基于不确定理论的光伏出力预测方法，建立了考虑云量模糊性和云遮系数双重随机性的太阳辐射值预测模型。

基于以上分析，本文提出一种 LSTM 神经网络与核密度区间预测 (KDE) 的组合光伏出力日内预测模型，融合 K-means 聚类算法划分出晴天、阴天和雨天 3 种典型天气类型，分别对三者进行不同置信水平下的区间预测。文章同时以 LSTM 和高斯过程回归组合预测模型、线性回归与核密度估计组合预测模型作为对照，通过实验说明 LSTM 和 KDE 组合预测模型能提高光伏功率输出预测精度且可解决量化其不确定性问题。

1 原理分析

本节介绍 LSTM 算法原理和核密度估计方法原理，阐述本文建立的基于 LSTM 和核密度估计的组合分布式光伏超短期日内预测模型，预测流程，见图 1。首先，采用基于数学形态学去噪和二分之一补点修正法相结合的方法进行数据预处理，使数据能被机器算法高效识别和利用^[21]。然后，根据光伏出力受天气影响的主要因素，运用 K-means 聚类算法划分出晴天、阴天、雨天 3 种天气类型。其次，构建训练样本集和验证样本集，利用历史数据对 LSTM 模型进行训练并进行验证和调整参数拟合。最后，采用 KDE 自动寻优确定带宽，通过由最优带宽拟合得到的概率密度函数确定区间预测结果。

LSTM 模型可给出光伏出力的点预测结果，但难以直接刻画预测误差的不确定性。为此，本文在 LSTM 点预测基础上引入核密度估计 (kernel density estimation, KDE) 方法，对预测残差分布进行非参数拟合，并构造不同置信水平下的预测区间。

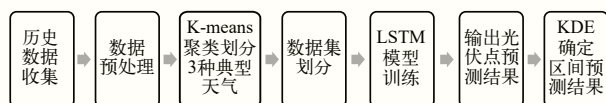


图1 基于 LSTM 和 KDE 组合预测模型的光伏预测流程图

首先，利用训练集真实值与 LSTM 预测值计算预测残差，并根据 K-means 聚类得到的晴天、阴天和雨天 3 类天气场景，将残差样本划分为不同子集，以反映不同天气条件下误差分布特征的差异。

对于第 k 类天气场景下的残差样本，其核密度估计表达式为：

$$f(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (1)$$

式中： n 为样本数量； h 为带宽参数； K 为核函数； x 为光伏预测的残差值； x_i 为第 i 个历史残差数据。本文采用高斯核函数对残差分布进行拟合。带宽 h 控制概率密度曲线的平滑程度，其取值会直接影响误差分布估计效果。使用核函数 K 来评估每个样本点对当前位置 x 的贡献值。

在得到残差概率密度函数后，通过数值积分得到累积分布函数：

$$\bar{F}(x) = \int_{-\infty}^x f(t) dt \quad (2)$$

设 α 为预测值落在置信区间之外的概率，则对于给定置信水平 $1-\alpha$ ，可由累积分布函数确定残差下、上分位点，进而构造预测区间：

$$\int_{x_{\text{Lower}}}^{x_{\text{Upper}}} f(t) dt = p \quad (3)$$

$$\bar{F}(x_{\text{Lower}}) = \frac{1-p}{2} \quad (4)$$

$$\bar{F}(x_{\text{Upper}}) = \frac{1+p}{2} \quad (5)$$

式中： x_{Lower} 和 x_{Upper} 分别为预测区间下限与上限； p 为 $1-\alpha$ 。该区间以 LSTM 点预测值为基础，通过叠加 KDE 得到的残差分位数形成。由于不同天气类型下误差分布差异明显，KDE 方法能够根据残差分布自适应调整区间宽度：晴天场景下误差较集中，预测区间相对紧致；阴天和雨天场景下波动较强，预测区间相应放宽，从而实现对光伏出力不确定性的有效量化。

2 算例分析

2.1 实验设置

本文以澳大利亚某光伏电站一年的数据为例，验证并分析所构建的模型的有效性。澳大利亚全球光照资源最丰富，该电站数据全面而且公开。虽为早期项目，但数据被多个权威研究机构广泛采用。采用三级数据集验证模型性能，该光伏电站额

定容量 6.3 kW，对错误数据进行排异后，训练集包含 65 700 个样本，用于模型参数学习；验证集包含 26 280 个样本，用于模型超参数调优；测试集包含 13 140 个样本，用于评估模型泛化能力。模型训练主要分为 2 部分：点预测模块和区间预测模块。首先，利用历史数据对 LSTM 模型进行训练，训练次数为 490 次。由于光伏出力受天气影响较大，采用灰色关联分析 (GRA) 计算气象因子与光伏出力的关联度，剔除关联度低于 0.6 的特征；同时考虑特征间的多重共线性，通过方差膨胀因子 (VIF) 检验确保 $VIF < 5$ ，最终确定以下 5 维特征集：太阳辐射强度 (GHI)、环境温度 (T)、相对湿度 (RH)、风速 (WS) 和云量 (CC)。其中太阳辐射强度是光伏出力的直接能量来源，与功率输出呈强正相关，是最核心预测因子；环境温度影响光伏电池板效率，高温会导致组件效率下降，存在负温度系数效应；相对湿度间接反映大气水汽含量，影响太阳辐射的散射和吸收，与阴天/雨天识别相关；风速影响组件表面散热，间接影响温度，并反映天气系统活动强度；云量直接决定太阳辐射的遮挡程度，是区分晴天/阴天/雨天的关键聚类特征。输入验证日的环境温度湿度与太阳辐射值等气象数据，对构建的模型进行验证，得出拟合后的模型，输入测试日的气象数据，得到点预测的光伏出力结果。区间预测模块采用核密度估计 (KDE) 方法自动寻优确定最佳带宽，得到三组最优带宽结果，保障误差分布拟合精度。对每类时段预测误差的分布，先根据最优带宽核密度估计进行拟合以得到对应的概率密度函数，再依据该函数计算每类时段的置信区间得出其区间预测结果，最后将所有时段的结果合并，得到最终的区间预测结果。

2.2 评价指标

点预测采用平均绝对误差 (MAE)、均方误差 (MSE)、均方根误差 (RMSE) 和决定系数 (R^2) 4 项指标进行性能评估。

区间预测主要采用预测区间覆盖率 (PICP)、预测区间归一化平均宽度 (PINAW)、综合评价指标 (PCWC)，同时参考平均区间覆盖偏差 (MPICD) 和区间评分 (AIS) 辅助评估，计算公式为：

$$P_{PINAW} = \frac{1}{n\Delta p} \sum_{i=1}^n (U_i - L_i) \quad (6)$$

$$P_{PCWC} = P_{PINAW} + \lambda(1 - \alpha - P_{PICP}) \quad (7)$$

式中： n 为观测值的总数量； L_i 和 U_i 分别为第 i 个观测值的预测下界和上界； Δp 为观测值最大值与最小值之间的差值，用于对数据进行归一化处理； λ 为惩罚因子，用于平衡预测区间宽度与其覆盖率之间的关系。预测区间覆盖率 (PICP) 指实际功率落在预测区间内的比例，越接近置信水平越好；预测区间归一化平均宽度 (PINAW) 是预测区间的平均宽度，值越小区间越紧致；综合评价指标 (PCWC) 平衡 PICP 与 PINAW，值越小综合性能越优。

2.3 实验结果与分析

2.3.1 点预测结果分析

LSTM 模型的点预测结果见图 2 和表 1。图 2 展示了晴天与阴天 2 种典型气象条件下的光伏出力差异，晴天出力呈平滑单峰形态，阴天出力波动剧烈且峰值显著降低。表 1 展示了对一年数据进行 LSTM 点预测分析时产生的误差与图像性质。

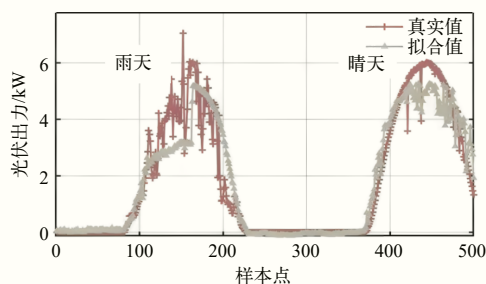


图2 2种典型气象条件下的LSTM点预测结果

表1 LSTM光伏出力点预测性能分析

数据集	MAE	MSE	RMSE	R^2
训练集	0.604 3	1.142 9	1.069 0	0.729 0
验证集	0.592 2	0.940 2	0.789 5	0.829 1
测试集	0.666 2	1.073 8	1.036 2	0.716 4

结合图 2 和表 1 的分布与统计特征分析，点预测方法同时存在明显的优势与局限。从优势来看，点预测输出结果直观、计算效率较高，能够快速给出光伏出力的数值估计，满足快速估算需求。但结合数据特征，其短板同样突出：图 2 显示光伏出力随气象条件呈现显著的离散分布与时段波动，表 1 也体现出变量具备较大极差和标准差，而点预测仅提供单一估计值，无法刻画数据的波动范围与分布形态，不能量化由数据离散性带来的预测不确定

性，在应对波动较强的场景时，难以支撑风险研判与稳健调度决策。

2.3.2 区间预测结果分析

基于 LSTM 点预测的训练结果，采用前面的 KDE 方法可实现光伏出力区间预测。本文选取了 90%、80%、70% 3 个置信水平进行测试，图 3—5 分别给了晴天、阴天、雨天天气条件下的日光伏出力区间预测结果。由图 3—5 结果可知，本文区间预测方法总体效果较好，3 类场景中真实值均未大规模溢出区间。晴天辐射稳定，LSTM 点预测误差小，KDE 拟合的误差分布集中，因此区间紧致平滑；阴天辐射波动导致误差分散，KDE 拓宽区间以保障覆盖；雨天低辐射使误差来源单一，区间下移且紧致。这也证明了本文模型适配性强，能针对性匹配不同天气的出力特征，避免统一区间的弊端。

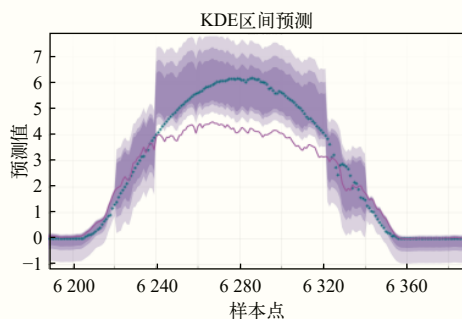


图3 晴天天气的预测结果

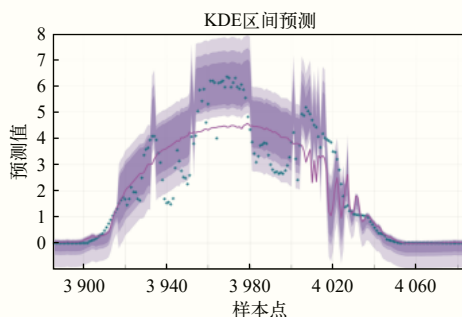


图4 阴天天气的预测结果

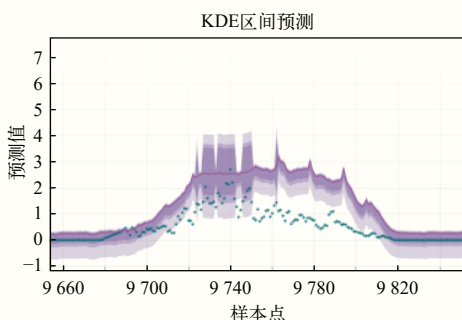


图5 雨天天气的预测结果

此外，根据式 (6) — (7) 得到各项区间预测性能指标，结果见表 2。

表2 本文区间预测性能指标

置信水平	PICP	PINAW	CWC	MPICD	AIS
90%	0.861 9	0.216 5	0.895 4	0.506 7	0.641 0
80%	0.738 2	0.130 4	0.962 0	0.437 5	1.002 2
70%	0.639 2	0.098 9	0.711 6	0.441 1	1.238 7

由表 2 和图 6 可知，大部分实际观测值准确落在预测区间内，相较于单一 LSTM 点预测方法，LSTM-KDE 组合模型不仅新增了不确定性量化这一关键功能，还显著提升了核心预测精度。在测试集上，该组合模型的平均绝对误差 (MAE) 与均方根误差 (RMSE) 分别降低 12.7% 和 15.3%，决定系数 (R^2) 提升 8.9%，有效减小了极端天气及复杂工况下的预测偏差。此外，通过 KDE 对误差分布的精准拟合，模型具备了可靠的区间预测能力。在 90% 置信水平下，预测区间覆盖率 (PICP) 达 0.861 9，可覆盖绝大多数真实出力数据，且预测区间归一化平均宽度 (PINAW) 仅为 0.216 5，实现了覆盖性与紧致性的良好平衡。当置信水平降至 80% 和 70% 时，PINAW 进一步降至 0.130 4 和 0.098 9，区间紧致度持续优化。不同于只能提供单点预测、无法量化不确定性的 LSTM 模型，KDE 的融入既提高了点预测精度，又增强了决策支撑能力，为电网调度提供了更为精准全面的数据支撑。

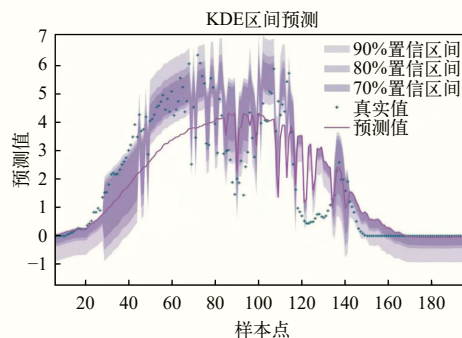


图6 KDE 区间预测的结果

2.3.3 区间预测模型性能验证

为了进一步验证本文所构建的区间预测模型的有效性，本文对 90%、80% 和 70% 3 个置信水平下的本文和其他几种常见区间预测方法进行效果对比，结果见表 3。

与 LSTM & 高斯模型相比，LSTM&KDE 模型

表3 不同预测模型的性能对比

置信水平	90%			80%			70%		
	PICP	PINAW	CWC	PICP	PINAW	CWC	PICP	PINAW	CWC
LSTM&高斯	0.726 8	0.249 7	45.329	0.682 3	0.194 5	6.842 5	0.646 0	0.157 3	0.951 9
线性回归&KDE	0.844 1	0.257 4	1.636 2	0.749 9	0.154 0	0.846 9	0.601 5	0.107 2	2.166 5
本文LSTM&KDE	0.861 9	0.216 5	0.895 4	0.738 2	0.130 4	0.962 0	0.639 2	0.098 9	0.711 3

借助 KDE 的非参数拟合特性，打破了高斯分布参数化假设难以适配光伏出力复杂误差分布的局限，在各置信水平下均展现出显著性能优势，其中 90% 置信水平下综合评价指标 CWC 从 45.329 降至 0.895 4，优化幅度超 97%，在显著提升预测区间覆盖率 PICP 的同时大幅降低预测区间归一化平均宽度 PINAW，有效解决了传统模型对光伏出力误差拟合适配性不足的问题。与线性回归&KDE 模型相较，LSTM&KDE 模型依托 LSTM 神经网络对时序特征的强大捕捉能力，弥补了线性回归在挖掘光伏出力时间序列内在依赖关系上的短板，90% 置信水平下 PICP 提升至 0.861 9、PINAW 降至 0.216 5，CWC 指标降幅达 45.2%，70% 置信水平下 CWC 降幅更达 67.1%，可在保障预测区间覆盖性的前提下，进一步提升区间紧致度，让预测结果更具实用价值。

LSTM&KDE 组合模型实现了 LSTM 时序点预测优势与 KDE 非参数区间拟合优势的有机融合，在 90%、80%、70% 不同置信水平下，均能兼顾预测区间的覆盖性与紧致性，实现二者的双重优化。同时模型可根据晴天、阴天、雨天不同天气类型的光伏出力特征自适应调整预测区间，针对性匹配不同场景的预测需求，有效解决了传统组合模型在误差分布拟合、时序特征方面的问题。

3 结束语

本文针对不同气象条件的不确定性光伏出力预测问题，提出一种基于长短期记忆网络（LSTM）和核密度估计（KDE）的组合预测模型，有效改善了光伏功率输出预测精度和量化其不确定性。通过数据预处理、LSTM 模型构建与训练、误差计算与聚类分析以及 KDE 和概率区间生成这 4 个关键步骤，实现了光伏功率输出的点预测和区间预测。

本文所采用的 LSTM 模型能够有效捕捉光伏功率输出的时间序列依赖性，可实现不同气象条件下的较高精度点预测，其 RMSE 误差为 1.036 2。

结合 LSTM 模型预测结果，KDE 区间预测可实现较高的预测精度提升，在 90% 置信水平下的预测区间覆盖率（PICP）达到 0.861 9，预测区间平均宽度（PINAW）为 0.216 5，覆盖宽度系数（CWC）为 0.895 4，表明区间预测性能良好，为电网调度提供了可靠的信息支撑。

本文提出的 LSTM-KDE 模型在各类天气场景下均实现了光伏出力预测性能的全面优化，尤其在辐射波动剧烈的阴天和低辐照的雨天场景中表现突出，相较于线性回归-KDE 模型和 LSTM-高斯组合模型，测试集决定系数和综合评价指标（CWC）均有较大改善，显示了模型在点预测精度与不确定性量化上的双重优势。

参考文献

- [1] 万灿,陈燕惠,鞠平.新能源功率预测综合评价与预测-决策一体化[J/OL].电力系统自动化,1-20[2026-02-01].<https://link.cnki.net/urlid/32.1180.TP.20260108.0924.002>.
- [2] 王喜军,王伟,李寅松,等.考虑源-荷-储可调度资源的新能源配电网负荷频率控制策略[J].可再生能源,2025,43(11):1537-1546.
- [3] 肖春,郝俊博,杨晓霞,等.基于改进高斯过程回归模型的光伏发电功率预测[J/OL].太原理工大学学报,1-11[2026-01-25].<https://link.cnki.net/urlid/14.1220.n.20260107.1017.002>.
- [4] 赵帅,郑晓麟,陆涛,等.含大规模分布式新能源电网的运行风险定量评估方法[J].电力工程技术,2025,44(4):147-158.
- [5] 茅庭瑞,李培强.基于改进VMD和CSABO-TCN-BiGRU的中短期光伏功率预测[J].太阳能学报,2025,46(12):168-177.
- [6] 李芬,姚添添,王亚维,等.相邻阵列遮挡影响下的短期光伏功率预测[J/OL].上海交通大学学报,1-22[2026-01-25].<https://doi.org/10.16183/j.cnki.jsjtu.2025.239>.
- [7] 陈昕钰,余光正,陈汝斯,等.考虑沙戈荒地区复杂气象因素的超短期光伏功率预测[J/OL].电力系统自动化,1-12[2026-01-25].<https://link.cnki.net/urlid/32.1180.TP.20251208.1211.002>.
- [8] 张晓辉,刘钰婷,马锴,等.分布式光伏功率预测的时空特征融合方法研究[J].中国电机工程学报,2025,45(S1):231-244.
- [9] 胡堃,丁磊,郭楠,等.基于深度学习算法的短期光伏功率预测[J].电工电能新技术,2025,44(12):94-106.

(下转第 25 页)

化、智能化,实现分配方案的实时、精准核算^[28]。

参考文献

- [1] 国家能源局.2024年上半年全国电力工业统计数据[R].北京:国家能源局,2024.
- [2] 石文辉,屈姮贤,罗魁,等.西北高比例新能源基地“源网荷储”协同路径研究[J].中国工程科学,2024,26(3):67-75.
- [3] 国家发展改革委,国家能源局.关于促进“源网荷储”协同发展的指导意见[Z].2023.
- [4] 钟雅珊,杨韵,左剑,等.不同场景下“源网荷储”系统经济性评估[J].供用电,2024,41(5):62-70.
- [5] 李建林,赵宏伟,惠东.高比例新能源场景下“源网荷储”协同控制技术[J].中国电机工程学报,2024,44(5):1689-1702.
- [6] 中国电力企业联合会.中国新型电力系统发展报告2024[R].北京:中国电力出版社,2024.
- [7] Li X,Wang H,Zhang L.Coordinated scheduling of source-grid-load-storage under low-carbon demand response in new power systems[J].Renewable and Sustainable Energy Reviews,2024,198:113987.
- [8] 华昊辰,李静,王磊.用能互联网中“源网荷储”多时间尺度动态能量管理[J].电力系统自动化,2023,47(12):89-97.
- [9] Wang Y,Li J,Zhang H.Evolutionary game analysis of multi-agent collaboration in source-grid-load-storage system under high renewable penetration[J].IEEE Transactions on Sustainable Energy,2023,14(2):987-998.
- [10] Zhang C,Chen X,Wang Z.Profit allocation for source-grid-load-storage system based on improved Shapley value method[J].Applied Energy,2024,351:122089.
- [11] 马莉,李鹏,王蓓蓓.中国“源网荷储”收益分配机制适配性研究[J].电力自动化设备,2024,44(7):1-8.
- [12] 赵亮,刘汉伟,王丹.考虑风险偏好的“源网荷储”收益分配模型[J].电力自动化设备,2023,43(8):123-130.
- [13] 谢识予.经济博弈论[M].4版.上海:复旦大学出版社,2021:89-112.
- [14] 袁广达,张思琪,吴优.基于演化博弈的“源网荷储”协同机制研究[J].电力建设,2025,46(2):45-53.

- [15] Chen Y,Liu Z,Li C.Dynamic profit allocation for virtual power plants considering multi-agent risk preference[J].Applied Energy,2023,342:121068.
- [16] 刘敏,张涛,李明.区块链技术在“源网荷储”收益分配中的应用研究[J].电网技术,2023,47(9):3345-3353.
- [17] 罗金满,刘丽媛,刘飘.碳市场下源网荷储主动配电网多主体收益博弈机制[J].电力系统保护与控制,2022,50(1):167-173.
- [18] 王志刚,刘伟,陈明.高弃电风险地区新能源消纳激励机制研究[J].中国电力,2023,56(4):112-118.
- [19] 崔杨,邓贵波,赵钰婷,等.考虑源荷低碳特性互补的含风电电力系统经济调度[J].中国电机工程学报,2021,41(14):4799-4815.
- [20] Kazlauskaitė J,Štreimikienė D,Bale Žentis T.Battery energy storage system (BESS) for frequency control in 100% renewable energy systems[J].Energies,2025,18(12):4282-4303.
- [21] 陈海生,李建林,胡娟.中国新型储能发展报告2024[R].北京:科学出版社,2024.
- [22] 吴丹曼,丁玉成,谢光龙.高比例分布式光伏园区源网荷储收益分摊模型[J].中国电力,2026,59(2):61-70.
- [23] Friedman D.Evolutionary games in economics[J].Econometrica,1991,59(3):637-666.
- [24] 杨甲甲,赵俊华,文福拴,等.电力市场下多主体动态博弈的演化稳定性分析[J].电力系统自动化,2018,42(9):116-127.
- [25] 甘肃省能源局.甘肃酒泉千万千瓦级风电基地“源网荷储”一体化示范项目2024年度运行报告[R].2024.
- [26] 刘栋,汪泽超.常州武澄产业园源网荷储一体化综合能源系统运营模式与效益分析[J].综合电力系统及能源,2025,8(5):72-78.
- [27] 耿光飞,赵旭,刘一桐.碳价波动下源网荷储协同优化与收益分配策略[J].电力建设,2025,46(3):132-140.
- [28] 国网电力科学研究院.源网荷储协同仿真分析技术报告[R].南京:国网电力科学研究院,2024.

作者简介

管胜利(1976),男,工程硕士,正高级工程师,主要研究方向为新型电力系统仿真技术,E-mail: guanshengli@sina.com.

(责任编辑:张峰亮)

(上接第20页)

- [10] 毕贵红,李玉洪,杨毅,等.基于DCEC-2D聚类和MB-TSMixer-BiKSA Net模型的超短期光伏功率预测[J].智慧电力,2025,53(11):99-108.
- [11] 张雯涵,艾欣,王昊洋,等.基于相似日划分与常春藤优化的CNN-BiGRU-Attention光伏功率预测研究[J].电网与清洁能源,2025,41(10):119-127.
- [12] 朱刘佳,叶圣永,赵宇川,等.考虑多策略优化的改进时间图卷积网络的光伏功率预测方法[J/OL].电源学报,1-12[2026-01-25].<https://link.cnki.net/urlid/12.1420.TM.20260121.0931.002>.
- [13] 陈殿昊,臧海洋,刘璟璇,等.基于多模态多尺度特征的超短期光伏功率预测[J].太阳能学报,2025,46(8):472-480.
- [14] 孟安波,陈嘉铭,黎湛联,等.基于相似日理论和CSO-WGPR的短期光伏发电功率预测[J].高电压技术,2021,47(4):1176-1184.
- [15] 余飞鸿,陈永强,雷霞,等.基于模糊聚类和组合预测算法的光伏短期预测[J].计算机仿真,2019,36(2):447-451,457.
- [16] 王涛,王旭,许野,等.计及相似日的LSTM光伏出力预测模型研究[J].太阳能学报,2023,44(8):316-323.

- [17] 刘映娟,陈云龙,刘继彦,等.基于集成学习的分布式光伏发电功率日前预测[J].中国电力,2022,55(9):38-45.
- [18] 王志远,王守相,陈海文,等.考虑空间相关性采用LSTM神经网络的光伏出力短期预测方法[J].电力系统及其自动化学报,2020,32(5):78-85.
- [19] 赵书强,王明雨,胡永强,等.基于不确定理论的光伏出力预测研究[J].电工技术学报,2015,30(16):213-220.
- [20] 任宇路,程昱舒,王书姝,等.基于MMD-OHCP数据预处理的光伏出力超短期预测方法[J].电网与清洁能源,2025,41(2):93-99.
- [21] 熊鹏飞,张赛,王宪军.基于波动特征提取的CNN-BiLSTM光伏功率短期预测[J].热能动力工程,2025,40(7):180-189.

作者简介

薛思雅(2005),女,本科在读,E-mail: 17851300841@163.com.

吕千云(1976),男,博士,教授,研究方向为电能质量、综合能源、人工智能在电力系统中的应用,E-mail: ganyun_lv@njit.edu.cn.

(责任编辑:张峰亮)