

光伏功率预测偏差的分段校正优化方法研究

赵威翰¹, 田新¹, 徐进¹, 宁春源¹, 王金阔², 蒋琼琼², 柳华蔚^{2*}, 徐超²

(1. 中国绿发投资集团有限公司, 北京 100020; 2. 新型储能技术北京实验室(华北电力大学能源动力与机械工程学院), 北京 102206)

摘要:【目的】针对光伏电站因预测功率与实际出力偏差过大而面临高额的电网考核惩罚、现有方法对考核成本管控的针对性不足的问题,开展光伏功率预测优化与考核惩罚控制研究,以降低电站考核惩罚成本,提升预测结果的工程应用价值。【方法】本文基于长短期记忆神经网络构建光伏功率预测模型,系统分析预测误差的时序特性与统计特征;建立包含免考核范围、惩罚单价等关键要素的考核惩罚计算模型;提出光伏功率预测偏差的分段校正优化方法;基于实际运行数据,设置从全局校正到逐小时校正的8种分段策略,全面评估分段数对优化效果的影响。【结果】研究表明,所构建的长短期记忆神经网络模型测试集的决定系数 R^2 可达0.977 1,显示出良好的基础预测能力;分段校正方法可显著降低考核惩罚,当分段数为24段时,调整策略的惩罚降低率为77.82%;综合考虑模型计算量与实施可行性,采用8段调整策略时效果最优,惩罚降低率为77.27%,且当应用于次日预测调整场景时,惩罚降低率为80.31%,优化效果稳定。【结论】本文所提方法充分考虑了考核惩罚对光伏电站功率预测的影响,能够显著降低光伏电站的运行成本,对同类电站的运营具有参考价值。

关键词: 光伏预测; 电网考核; 预测偏差; LSTM

中图分类号: TK01; TM61

文章编号: 1674-8069(2026)05-0803-10

文献标志码: A

DOI 编号: 10.19944/j.eptep.1674-8069.2026.05.011

[引用本文格式] 赵威翰, 田新, 徐进, 等. 光伏功率预测偏差的分段校正优化方法研究[J]. 电力科技与环保, 2026, 42(5): 803-812.

Zhao Weihang, Tian Xin, Xu Jin, et al. Segmented correction optimization method for photovoltaic power forecast deviation[J]. Electric Power Technology and Environmental Protection, 2026, 42(5):803-812.

Segmented correction optimization method for photovoltaic power forecast deviation

Zhao Weihang¹, Tian Xin¹, Xu Jin¹, Ning Chunyuan¹, Wang Jinkuo², Jiang Qiongqiong², Liu Huawei^{2*}, Xu Chao²

(1. China Green Development Investment Group Co., Ltd., Beijing 100020, China; 2. Beijing Laboratory of New Energy Storage Technology(School of Energy Power and Mechanical Engineering, North China Electric Power University), Beijing 102206, China)

Abstract: [Objective] To address the issue where photovoltaic (PV) power stations face high grid assessment penalties due to excessive deviations between predicted power and actual output, and given the lack of targeted control over assessment costs in existing methods, this study conducts research on PV power prediction optimization and penalty control. The aim is to reduce penalty costs for power stations and enhance the engineering application value of prediction results. **[Methods]** Based on the Long Short-Term Memory (LSTM) neural network, this paper constructs a PV power prediction model and systematically analyzes the time-series characteristics and statistical features of prediction errors. An assessment penalty calculation model is established, incorporating key elements such as the assessment exemption range and penalty unit price. A piecewise correction optimization method for PV power prediction deviation is proposed. Based on actual operational data, eight piecewise strategies ranging from global correction to hourly correction are designed to comprehensively evaluate the impact of the number of segments on optimization

收稿日期: 2026-06-12 录用日期: 2026-09-18

Received: 2026-06-12 Accepted: 2026-09-18

基金项目: 国家自然科学基金项目(52306242)

effectiveness. **[Results]** The study indicates that the coefficient of determination (R^2) of the constructed LSTM model on the test set reaches 0.977 1, demonstrating robust baseline prediction capability. The piecewise correction method significantly reduces assessment penalties; with 24 segments, the penalty reduction rate reaches 77.82%. Considering both computational load and implementation feasibility, the 8-segment adjustment strategy yields the best performance, achieving a penalty reduction rate of 77.27%. Furthermore, when applied to the day-ahead prediction adjustment scenario, the penalty reduction rate reaches 80.31%, indicating stable optimization results. **[Conclusion]** The proposed method fully accounts for the impact of assessment penalties on PV power prediction. It significantly reduces the operational costs of PV power stations and provides a valuable reference for the operation of similar power stations. The method proposed in this paper fully takes into account the influence of assessment penalties on the power forecasting of photovoltaic (PV) power stations. It can significantly reduce the operating costs of PV plants and offers a valuable reference for the operation of similar stations.

Key words: photovoltaic power forecast; grid assessment; forecast deviation; LSTM

0 引言

随着全球能源结构转型的深入推进,以光伏发电为代表的可再生能源在电力系统中的占比持续攀升^[1]。根据国家能源局发布的全国电力工业统计数据,截至2025年底,中国太阳能发电装机容量11.6亿kW,同比增长41.9%。光伏发电的间歇性、波动性和不确定性给电力系统安全稳定运行带来了严峻挑战,准确的光伏功率预测成为保障电网安全、优化电网运行调度的关键技术环节^[2-3]。

为持续推动新能源消纳,缓解电网运行压力,国家能源局发布《并网主体并网运行管理规定(征求意见稿)》《电力系统辅助服务管理办法(征求意见稿)》(以下简称“新版”“两个细则”)^[4]。在实际运行中,大型光伏电站因预测偏差导致的年度考核惩罚可达数十万至数百万元人民币,给电站运营带来了显著的经济负担^[5]。如何避免或最大限度降低“两个细则”的考核影响也成为各新能源企业密切关注的问题。

目前,学术界和工业界针对光伏功率预测开展了大量研究,主要集中在通过改进预测模型、优化输入特征、融合多源信息等途径提高预测精度^[6-7]。然而,这些研究大多以降低均方根误差、平均绝对误差等统计指标为目标,未能直接面向电网考核惩罚最小化这一实际工程需求^[8]。事实上,预测精度提升并不必然导致考核惩罚降低,这是因为考核惩罚函数具有分段特性,对正负偏差的处理不对称,且存在免考核“死区”。如何从“降低考核惩罚”这一实际目标出发,对预测结果进行针对性校正优

化,成为一个亟待解决的重要问题。

目前,光伏功率预测方法主要包括物理方法、统计方法和人工智能方法3类^[9]。物理方法基于太阳辐射传输方程、光伏组件物理特性等建立物理模型,具有明确的物理意义,但对输入数据质量要求较高^[10]。统计方法如自回归积分滑动平均(autoressive integrated moving average, ARIMA)、支持向量回归(support vector regression, SVR)等,通过学习历史数据中的统计规律进行预测,适用于数据相对完备的场景^[11-12]。近年来,以深度学习为代表的人工智能方法在光伏功率预测中展现出显著优势。特别是长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM),因其能够有效捕捉时间序列的长期依赖关系,在光伏功率预测中得到了广泛应用^[13]。例如,朱润泽等^[14]提出基于LSTM神经网络的光伏系统功率预测方法,利用SCADA数据经预处理后建模,其预测误差小于BP网络模型,准确性更高。马磊等^[15]提出基于Attention-LSTM的光伏超短期功率预测模型,经Pearson系数法降维处理数据,预测精度更高。刘丽丽等^[16]提出基于聚类的AW-CNN-LSTM光伏功率预测方法,经肘部法K-means聚类与自适应权重优化,预测精度优于LSTM、CNN-LSTM等对比模型。这些研究为提高光伏功率预测精度提供了有效手段,但均以传统精度指标为优化目标,未考虑电网考核的特殊要求。

预测误差校正是提高预测实用性的重要手段,现有误差校正方法可分为基于误差分布的校正、基于时间序列的误差校正和基于优化理论的校正3类^[17]。王海燕等^[18]提出基于预估-校正的综合BP神

神经网络短期光伏功率预测方法,含点预测与区间预测模型,预测精度优于传统BP神经网络且能反映功率变化范围。张弛等^[19]提出基于ICEEMDAN-ARIMA误差修正的LSTM短期光伏功率预测模型,预测精度优于单一LSTM模型。周建国等^[20]提出融合全局搜索策略的鲸鱼优化算法(global search strategy whale optimization algorithm, GSWOA)优化VMD分解、小波软阈值降噪与CEEMD-GRU误差修正的光伏功率预测模型,预测精度显著优于传统模型。茆美琴等^[21]基于 k 均值聚类与Copula理论构建光伏出力条件预测误差分布模型并修正预测值,提高了预测精度。以上误差校正方法多基于统计学习或误差分布假设,未充分考虑考核机制的特殊性,特别是缺乏针对考核惩罚函数的定制化优化策略。

针对上述研究不足,本文围绕“降低电网考核惩罚”这一实际工程目标,开展光伏功率预测偏差的分段校正优化方法研究。首先基于LSTM神经网络建立光伏功率预测模型,系统分析预测误差特性。深入研究电网考核机制,建立考虑免考核范围、惩罚单价等要素的考核惩罚计算模型,为后续优化提供问题框架。然后提出光伏功率预测的分段校正优化方法。将1 d划分为多个时段,每个时段独立优化校正系数,通过调整预测曲线实现考核惩罚最小化。建立以惩罚最小为目标的优化模型,采用高效搜索算法求解各时段最优校正系数。随后系统分析分段数对优化效果的影响,通过灵敏度分析确定最优分段方案。探讨不同分段策略(每段1、2、3、4、6、8、12、24 h)的适用场景。最后基于实际光伏电站运行数据,验证所提方法的有效性。

1 研究方法

1.1 基于LSTM的光伏功率预测模型

基于深度学习的光伏预测模型不仅能够同时提取数据中的时间和空间特征,还能处理连续变量(如太阳辐射量、温度)与离散变量(如天气类型、季节)之间的复杂交互关系,从而显著增强特征表达能力^[9]。而LSTM作为一种引入遗忘门、输入门与输出门的门控机制的循环神经网络,能够有效缓解传统RNN在序列建模中存在的梯度消失问题,保留长程依赖信息,从而为光伏功率预测提供了新的解决思路^[22]。因此本文采用基于LSTM的预测模型。

1.1.1 LSTM基本原理

LSTM网络以链式结构形式进行工作,对于单元状态的控制则由整个网络的遗忘门、输入门、输出门3个不同的门结构来完成。其单元结构如图1所示^[13]。

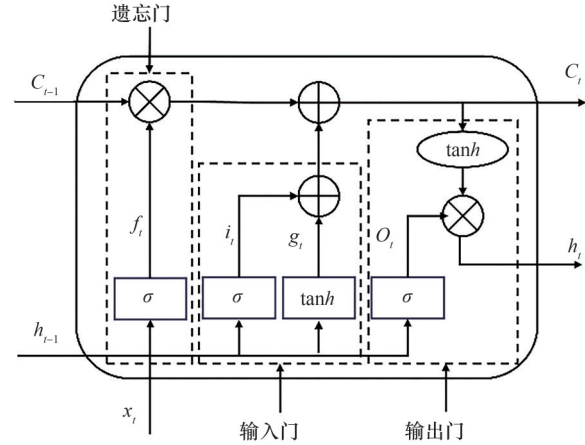


图1 LSTM结构图

Figure 1 Structural diagram of LSTM

遗忘门的功能是调控前一时刻单元状态的保留程度,其输入包括前一时刻的输出数据 h_{t-1} 和当前时刻的输入 x_t ,经过Sigmoid激活函数与偏置项处理后,输出范围0~1的 f_t ,接近1时保留历史信息,接近0时遗忘历史信息,表达式为:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

式中, σ 为Sigmoid函数; W_f 为遗忘门权重; b_f 为遗忘门偏置。

输入门用于控制当前时刻输入信息对单元状态的更新程度。该门以前一时刻输出数据 h_{t-1} 和当前时刻的输入 x_t 为输入,经过Sigmoid函数处理后输出 i_t ,同时通过 $\tan h$ 函数生成候选状态 g_t 。最终,结合遗忘门的输出 f_t 与输入门的结果,共同完成当前单元状态 c_t 的更新。

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$g_t = \tan h(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * g_t \quad (4)$$

式中, W_i 、 W_c 为输入门权重; b_i 、 b_c 为输入门偏置。

输出门控制输出数据和当前单元的状态,同样以前一时刻输出数据 h_{t-1} 和当前时刻的输入数据 x_t 为输入,经过Sigmoid函数处理和偏置后得到 o_t ,然

后结合当前状态 c_t 通过 $\tan h$ 函数得到最终数据 h_t 。

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t * \tan h(c_t) \quad (6)$$

式中, W_o 为输出门权重; b_o 为输入门偏置。

1.1.2 模型设计

为确保光伏功率预测的准确性,需合理确定模型的输入与输出参数。本文通过斯皮尔曼相关系数计算得出光伏出力与各个气象参数之间的相关系数如表1所示^[23]。

表1 功率与各气象参数相关系数
Table 1 Correlation coefficients between power and various meteorological parameters

气象变量	相关系数
气温	+0.389 1
湿度	-0.715 8
降水量	-0.014 9
地面风速	-0.018 3
风速	-0.075 1
风向	+0.061 4
地表水平辐射	+0.926 4
光伏阵列表面的总辐照	+0.938 9

如表1所示,光伏阵列表面的总辐照度与功率的相关系数高达0.938 9,地表水平辐射与功率的相关系数也达到0.926 4,这表明太阳辐照是驱动光伏发电的决定性物理因子。两者极高的相关性验证了光电转换的基础原理,也证明了将辐照度作为光伏功率预测核心输入变量的必要性。湿度表现出显著的负相关性,是除辐照外最重要的气象因素。这主要源于高湿大气对太阳辐射的衰减效应,以及伴随高湿天气的云层导致的直射比下降。气温与出力的正相关可能与高辐照、晴好天气的协同作用有关。值得注意的是,环境气温的升高会通过光伏组件的负温度系数对发电效率产生抑制作用。风速与光伏发电功率呈负相关关系,而风向与光伏发电功率呈正相关关系,可能通过清洁电池板表面或散热等方式产生影响。

图2是LSTM神经网络流程图,主要步骤包括划分训练集和测试集、对输入特征进行归一化处理、将归一化的数据重塑为适合LSTM的多维数据组、再将多维数据转化为单元组以满足函数输入要求。

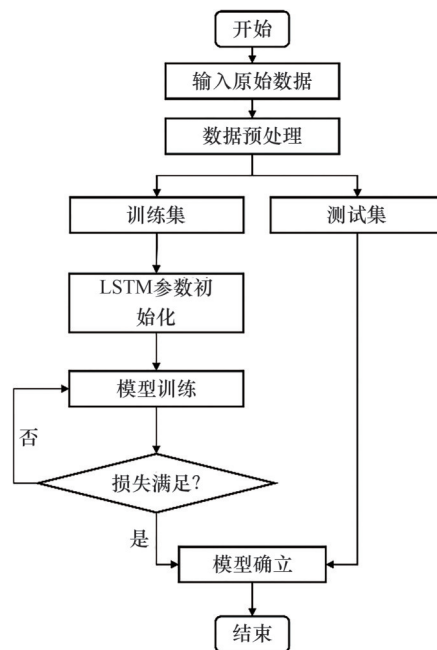


图2 LSTM神经网络流程图

Figure 2 Flowchart of LSTM neural network

1.1.3 评价指标

单一评价指标一般无法全面评价模型的性能,因此本文采用决定系数 R^2 、均方根误差 S_{RMSE} 、平均绝对误差 S_{MAE} 和平均绝对百分比误差 S_{MAPE} 来评估模型的性能。计算公式如下:

$$R^2 = \frac{1 - S_{SE}}{S_{ST}} = \frac{S_{SR}}{S_{ST}} \quad (7)$$

$$S_{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2}{N}} \quad (8)$$

$$S_{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^N |\hat{y}_i - y_i|}{N} \quad (9)$$

$$S_{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \quad (10)$$

式中, $\hat{y}_i$ 为预测值; y_i 为真实值; N 为样本数量; S_{ST} 为总平方和; S_{SR} 为回归平方和; S_{SE} 为残差平方和。

1.2 电网考核机制建模

在完成光伏功率预测模型的构建后,其预测输出(即预测功率曲线)将直接面临电网调度机构的考核评价。本节旨在对当前电网推行的“两个细则”考核机制进行数学建模,将其从一份管理文件转化为可量化、可计算、可分析的目标函数与约束条件,从而为后续评估预测模型的经济性及设计优

化策略奠定基础。本模型的核心在于,将预测误差映射为具体的经济惩罚。具体公式如下:

$$\begin{cases} \Delta P(t) = |P_{\text{act}}(t) - P_{\text{pre}}(t)| \\ P_{\text{free}} = \delta \cdot C \\ P_{\text{exc}}(t) = \max(\Delta P(t) - P_{\text{free}}, 0) \\ F = \sum_{t=1}^T P_{\text{exc}}(t) \cdot \alpha \cdot \Delta t \end{cases} \quad (11)$$

式中, $P_{\text{act}}(t)$ 为 t 时刻光伏实际出力, kW; $P_{\text{pre}}(t)$ 为 t 时刻光伏的原始预测出力, kW; $\Delta P(t)$ 为 t 时刻光伏实际出力与预测出力之间的偏差绝对值, kW; C 为装机容量, kW; δ 为免考核偏差率; $P_{\text{exc}}(t)$ 为 t 时刻超出免考核部分的出力, kW; α 为惩罚单价, 元/(kW·h); Δt 为时间间隔, h; T 为预测周期, 24 h; $\max(\cdot, 0)$ 为取最大值运算算子, 参数 0 用于保证 $P_{\text{exc}}(t)$ 非负, 下同。

1.3 基于分段校正的优化方法

1.3.1 基本原理

光伏发电出力具有显著的时段特性, 不同时段的气象条件、太阳位置和设备运行状态存在差异, 导致预测误差呈现明显的时变特征^[24-25]。与此同时, 电网考核惩罚函数具有非对称性和分段特性, 对正负偏差的惩罚方式不同, 且存在免考核“死区”。基于此, 本章提出分段校正策略, 其核心思想是将一天 24 h 划分为多个连续时段, 每个时段独立优化校正系数, 通过对原始预测功率进行线性调整, 实现考核惩罚的最小化。分段校正的公式如下:

$$P_{\text{adj}}(t) = k_i P_{\text{pre}}(t) \quad i = 1, 2, 3, \dots \quad (12)$$

式中, $P_{\text{adj}}(t)$ 为调整后的功率, kW; $P_{\text{pre}}(t)$ 为原始的预测功率, kW; k_i 为第 i 段的校正系数。

1.3.2 时段划分方案

为系统研究分段策略对优化效果的影响, 本节设计了 8 种不同精度的时段划分方案, 如表 2 所示。这些方案涵盖了从全天统一校正到每小时独立校正的不同精细度。分段数目较少的方案计算负担更低, 适合算力有限的中小型光伏电站; 分段数目更多的校正策略精细化程度更高, 更适用于大型集中式光伏场站。

1.3.3 校正系数优化模型

1) 目标函数

校正系数优化的目标是使电网考核惩罚总额最小。设历史数据集包含 N 个时间点, 实际功率序

表 2 时段划分方案

Table 2 Time period division scheme

编号 i	每段小时数 n	分段数 m
1	24	1
2	12	2
3	8	3
4	6	4
5	4	6
6	3	8
7	2	12
8	1	24

列为 $\{P_{\text{act}}(t)\}_{t=1}^N$, 原始预测功率序列为 $\{P_{\text{pre}}(t)\}_{t=1}^N$ 。

对于编号 i 的划分方案, 校正系数向量为 $\mathbf{K} = [k_1, k_2, \dots, k_i]^T$ 。优化后的预测功率为 $P_{\text{adj}}(t) = k_i P_{\text{pre}}(t)$, t 时刻考核惩罚为

$$f(t) = \alpha \cdot \Delta t \cdot \max(|P_{\text{act}}(t) - k_i P_{\text{pre}}(t)| - \delta \cdot C, 0) \quad (13)$$

式中, $\max(\cdot, 0)$ 用于保证考核惩罚非负。目标函数为

$$\min F(k) = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T f(t) \quad (14)$$

2) 约束条件

校正系数优化需要满足以下物理约束和工程约束。

① 非负约束

光伏功率应为非负数。

$$k_i P_{\text{pre}}(t) \geq 0 \quad (15)$$

② 容量约束

优化校正后的功率不应超过电站装机容量。

$$0 \leq k_i P_{\text{pre}}(t) \leq C \quad (16)$$

③ 校正系数范围约束

校正系数的范围要合理, 避免过度修正。

$$k_{\min} \leq k_i \leq k_{\max} \quad (17)$$

结合该光伏电站历史数据的预测误差波动范围, 本文取 $k_{\min} = 0.5$, $k_{\max} = 1.5$, 即允许校正系数在 0.5~1.5 范围内变化, 防止校正之后出力数值脱离光伏出力的物理变化范围, 符合工程实际约束。

1.4 分段校正流程

图 3 是分段校正的流程图, 首先需要输入历史数据集, 数据集需要包括前文提到的气象参数, 原

始预测出力和实际出力。通过灵敏度分析计算每个方案下的惩罚降低率,选择降低率最高的方案。然后通过前文提到的预测模型预测“明天”的原始光伏预测曲线,结合最优的分段数进行调整,最终得到调整后的光伏预测曲线。

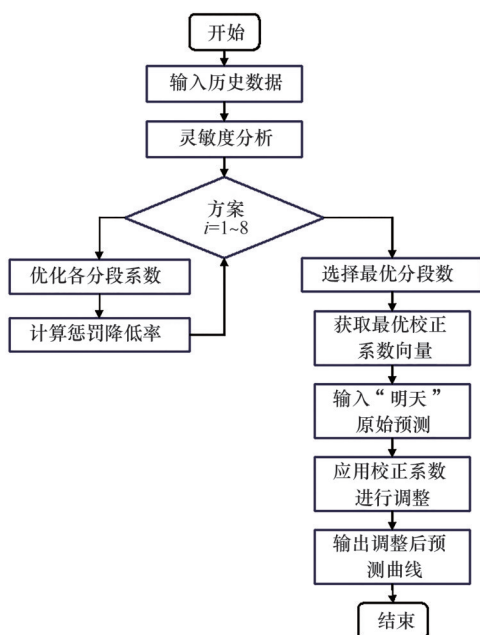


图3 分段校正流程图

Figure 3 Flowchart of piecewise correction

1.5 案例数据

为了验证所提方法的有效性,原始数据采用泉州市某年全年小时级气象参数和光伏出力情况,数据集包含温度、湿度、降水量、辐照强度、风速、地面风速、地表水平辐射、光伏阵列表面的总辐照等逐时气象数据,以8:2的比例划分训练集和测试集。为了和数据集的值相匹配,对光伏电站的参数设置进行了适当调整,如装机容量可能与实际情况有所差异,但并不影响验证所提方法的有效性。设置如下:装机容量 C 取2 000 kW;免考核偏差率 δ 取0.2;惩罚单价 α 取0.5元/(kW·h);时间间隔 Δt 取1 h。

2 结果与讨论

2.1 预测结果分析

图4为所构建的LSTM光伏功率预测模型在训练集与测试集前500个样本的实际值和预测值对比曲线(蓝色实线为实际功率,红色虚线为预测功率)。从训练集曲线可见,预测值与实际值的波形

高度重合,无论是光伏功率的峰值区间还是谷值区间,预测曲线均能精准跟随实际功率的时序波动特征,表明模型在训练样本上具备良好的拟合能力,可有效捕捉光伏功率的动态变化规律。在预测曲线中,预测值虽整体与实际值的变化趋势保持一致,但在部分功率波动剧烈的区间,预测曲线与实际值的偏差有所增大,峰值处的跟随精度略有下降。但综合而言,该LSTM模型能够基本复现光伏功率的时序波动规律,具备基础的预测有效性。

图5和图6分别是预测误差分布直方图与箱线图。从直方图可见,训练集预测误差在0 kW附近呈现显著高聚集性,对应频数占比极高,表明模型在训练阶段对样本的拟合效果良好;测试集误差虽同样集中于0 kW附近,但误差覆盖范围略宽,样本离散性相对增强。箱线图进一步显示,训练集与测试集的误差中位数均趋近于0 kW,体现模型预测偏差的中心趋势较为理想,但测试集的误差四分位距及极值波动幅度大于训练集,反映模型在泛化至测试样本时,误差的离散程度有所增加。

表3展示了所构建的光伏功率预测模型在训练集与测试集上的核心评价指标,从误差类指标来看,训练集的 S_{RMSE} 为57.366 4 kW、 S_{MAE} 为28.601 7 kW、 S_{MAPE} 为8.982 3%,测试集的对应指标分别增至80.020 5 kW、39.962 7 kW、13.113 1%。两类数据集的误差差异,体现了模型在未参与训练的测试样本上的预测偏差略有扩大,但整体误差水平仍处于合理区间。训练集 R^2 达0.988 1,测试集 R^2 为0.977 1,二者均接近1,说明模型能够解释光伏功率时序变化的绝大部分变异信息,具备较强的拟合与预测能力。综合而言,文中所提的LSTM模型的评价指标表现良好,训练阶段拟合精度较高,测试阶段虽误差略有上升,但 R^2 仍保持在0.97以上,验证了模型的有效性,为后续的研究提供了数据基础。

2.2 校正效果分析

图7是不同分段数下的敏感性分析,当分段数为1时,此时的惩罚仅下降5.63%,这是因为此时的原始预测曲线各个时段均采用同一个 k 值,调整后的预测曲线整体进行放大或者缩小,导致惩罚率并没有得到明显改善。随着分段数的增加,惩罚降低率不断提高,当分段数达到24段时,降低率达到了77.82%,显著降低了惩罚金额。综上,24段调整实现了最好的惩罚降低效果(77.82%),但相比8段调

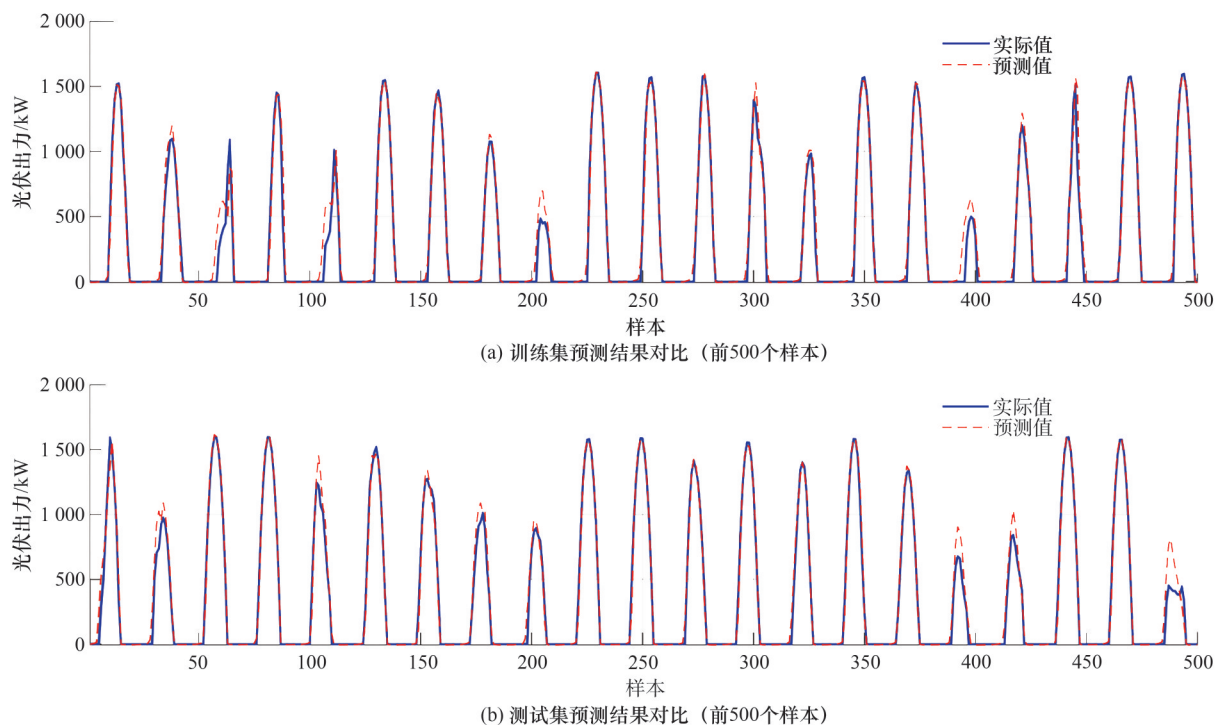


图4 预测结果图

Figure 4 Prediction result diagram

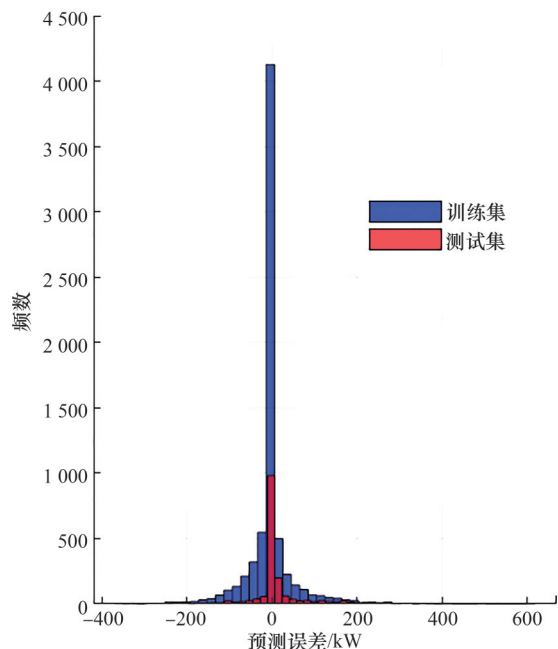


图5 误差分布图

Figure 5 Error distribution diagram

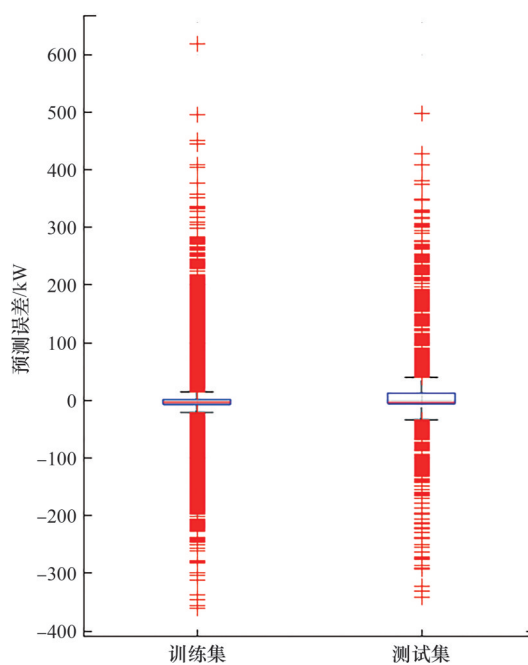


图6 误差箱线图

Figure 6 Error box plot

整(77.27%),惩罚降低效果仅额外提升了0.55个百分点。因此,综合考虑考核惩罚降低效果、模型计算量以及现场落地难度,分段数量过多会增大计算

压力,分段过少优化效果有限,针对本文研究的工况,8段调整是最优的调整方案。图8是各时段的最优 k 值。

表3 LSTM模型评价指标

Table 3 Evaluation metrics of the LSTM model

数据集	$S_{\text{RMSE}}/\text{kW}$	S_{MAE}/kW	$S_{\text{MAPE}}/\%$	R^2
训练集	57.366 4	28.601 7	8.982 3	0.988 1
测试集	80.020 5	39.962 7	13.113 1	0.977 1

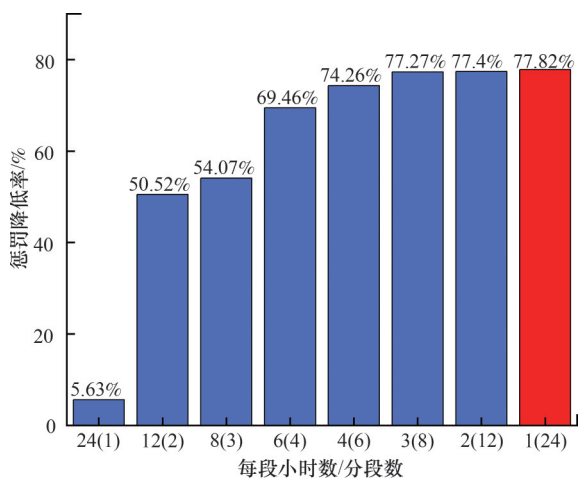


图7 不同分段数下惩罚降低率

Figure 7 Penalty reduction rate under different numbers of segments

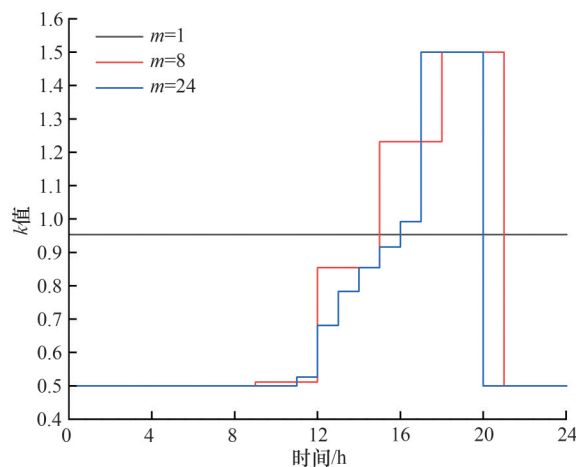


图8 各时段下最优k值

Figure 8 Optimal k values for each time period

通过得到的最优 k 值去调整次日的原始预测曲线,得到如图9所示的预测曲线。如果直接按照图中原始预测曲线上报,会造成11 607.27元的考核惩罚,采用本文确定的8段调整策略,考核惩罚降低为2 285.47元,降低了80.31%,而采用本文确定的24段调整策略,考核惩罚降低为2 250.65元,降低了80.61%。

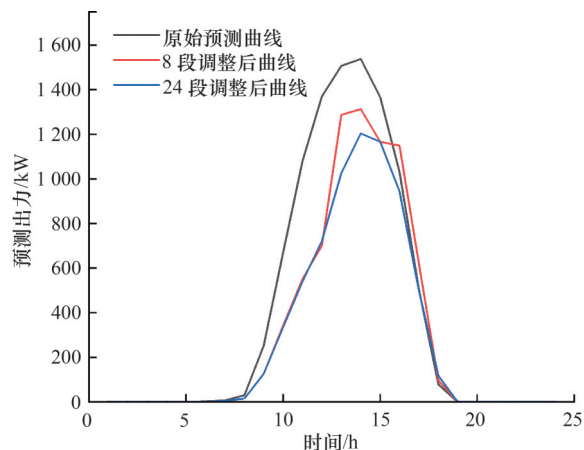


图9 调整前后预测曲线对比

Figure 9 Comparison of prediction curves before and after adjustment

若LSTM原始预测精度较高,求解得到的校正系数趋近于1,校正后的出力和实际出力偏差很小;校正仅用来补偿模型本身带来的预测偏差,在整体预测精度可靠的前提下,不会严重偏离真实出力,兼顾了调度安全与场站的经济效益。

3 结论

传统光伏出力校正方法大多以减小预测误差指标为优化目标,较少考虑电网考核规则。本文直接以降低场站罚金为目标设计分段校正策略,更加贴合新能源电站实际运营需求,工程实用性更强。具体结论如下:

1)建立了基于LSTM的光伏功率预测模型,系统分析了预测误差的时序特性和统计特征。建立了考虑免考核范围、惩罚单价等要素的考核惩罚计算模型。

2)提出光伏功率预测偏差的分段校正优化方法。该方法将一天划分为多个连续时段,每个时段独立优化校正系数,通过线性调整原始预测曲线实现考核惩罚最小化。

3)基于实际光伏电站运行数据,对所提方法进行了验证。实验设置了8种不同分段策略,从全局校正到每小时校正,全面评估了分段数对优化效果的影响。与原始预测、全局校正等方法对比表明,所提分段校正方法能够显著降低考核惩罚。逐小时调整策略的惩罚降低达到77.82%。综合考虑计算量和实施调整可行性的8段调整策略也能降低

77.27% 的考核惩罚,在次日的预测调整中,降低了 80.31% 的考核惩罚。

参考文献:

- [1] 申东旭. 光伏上网费定价策略对电力营销的作用机制研究[J]. 电力设备管理, 2026(6): 280–282.
Shen Dongxu. Research on the mechanism of the pricing strategy of grid-connected photovoltaic tariffs on electric power marketing[J]. Electric Power Equipment Management, 2026(6): 280–282.
- [2] 李慧, 陈少梁. 基于时空辐照分布特性的光伏电站发电超短期预测算法[J]. 沈阳工业大学学报, 2026, 48(4): 36–42.
Li Hui, Chen Shaoliang. Ultra-short-term prediction algorithm for power generation at photovoltaic power stations based on spatiotemporal irradiation distribution characteristics[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2026, 48(4): 36–42.
- [3] 吴双杰, 邹东景, 凌梓涵, 等. 考虑现货市场的流域综合能源基地调度策略研究[J/OL]. 水利水电技术(中英文), 1–13[2026–08–10]. <https://link.cnki.net/urlid/10.1746.TV.20251009.1612.002>.
Wu Shuangjie, Zou Dongjing, Ling Zihan, et al. Research on scheduling strategy of integrated energy base in river basin considering spot market[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 1–13[2026–08–10]. <https://link.cnki.net/urlid/10.1746.TV.20251009.1612.002>.
- [4] 张建伟, 卫鹏杰, 张艳红. 山西电网常规电源“两个细则”管理实践与发展展望[J]. 山西电力, 2014(6): 1–5.
Zhang Jianwei, Wei Pengjie, Zhang Yanhong. Management practice and future development of the Two-implementing-rules for the conventional power supplies in Shanxi power grid[J]. Shanxi Electric Power, 2014(6): 1–5.
- [5] 魏巍. 基于“两个细则”考核与功率预测偏差的风光储电站功率优化上报策略[J]. 中国科技纵横, 2025, (21): 151–153.
Wei Wei. Power optimization reporting strategy for wind-solar-storage power stations considering power prediction deviation under two detailed rules assessment[J]. China Science & Technology Overview, 2025, (21): 151–153.
- [6] 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.
Mao Tingrui, Li Peiqiang. Short-and medium-term photovoltaic power prediction based on improved VMD and CSABO-TCN-BiGRU[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2025, 46(12): 168–177.
- [7] 仇志鑫, 唐亮, 王洪礼. 基于 CWOA-BiLSTM 的光伏功率双层预测结构建模及研究[J]. 山东电力技术, 2025, 52(11): 118–128.
Qiu Zhixin, Tang Liang, Wang Hongli. Modeling and study of a two-layer prediction structure for photovoltaic power based on CWOA-BiLSTM[J]. Shandong Electric Power, 2025, 52(11): 118–128.
- [8] 田华, 杨逸风, 哈迪. 基于神经网络预测的电磁阀修正控制[J]. 上海汽车, 2026, (4): 30–34.
Tian Hua, Yang Yifeng, Ha Di. Solenoid valve correction control based on neural network prediction[J]. Shanghai Auto, 2026, (4): 30–34.
- [9] 张沛, 曹泽凯, 付学谦, 等. 基于深度学习的光伏功率预测方法研究综述[J]. 电力信息与通信技术, 2025, 23(12): 78–88.
Zhang Pei, Cao Zekai, Fu Xueqian, et al. A review of research on photovoltaic power generation prediction methods based on deep learning[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2025, 23(12): 78–88.
- [10] 李永飞, 张耀, 林帆, 等. 基于气候特征分析及改进 XGBoost 算法的中长期光伏电站发电量预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(11): 84–92.
Li Yongfei, Zhang Yao, Lin Fan, et al. Medium- and long-term power generation forecast based on climate characterisation and an improved XGBoost algorithm for photovoltaic power plants[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(11): 84–92.
- [11] 熊志斌. 基于 ARIMA 与神经网络集成的 GDP 时间序列预测研究[J]. 数理统计与管理, 2011, 30(2): 306–314.
Xiong Zhibin. Research on GDP Time series forecasting based on integrating ARIMA with neural networks[J]. Journal of Applied Statistics and Management, 2011, 30(2): 306–314.
- [12] 张江昆, 常太华, 孟洪民, 等. 基于 ARIMA 与 Elman 神经网络的短期风速组合预测方法[J]. 电子世界, 2013, 20(18): 79–80.
Zhang Jiangkun, Chang Taihua, Meng Hongmin, et al. A combined short-term wind speed forecasting method based on ARIMA and Elman neural network[J]. Electronics World, 2013, 20(18): 79–80.
- [13] 高寒旭, 袁祖晴, 张淑婷, 等. 基于 LSTM 模型的短期光伏功率预测[J]. 太阳能学报, 2024, 45(6): 376–381.
Gao Hanxu, Yuan Zuqing, Zhang Shuting, et al. Short-term photovoltaic power prediction based on LSTM model[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2024, 45(6): 376–381.
- [14] 朱润泽, 王德军. 基于 LSTM 神经网络的光伏系统功率预测[J]. 电力科技与环保, 2023, 39(3): 201–206.
Zhu Runze, Wang Dejun. Power prediction of photovoltaic system based on LSTM neural network[J]. Electric Power Technology and Environmental Protection, 2023, 39(3): 201–206.
- [15] 马磊, 黄伟, 李克成, 等. 基于 Attention-LSTM 的光伏超短期功率预测模型[J]. 电测与仪表, 2021, 58(2): 146–152.
Ma Lei, Huang Wei, Li Kecheng, et al. Photovoltaic ultra-short-term power prediction model based on Attention-LSTM[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(2): 146–152.
- [16] 刘丽丽, 谢梦, 王艳, 等. 基于聚类的 AW-CNN-LSTM 光伏功率预测方法[J]. 电子测量技术, 2025, 48(18): 92–99.
Liu Lili, Xie Meng, Wang Yan, et al. AW-CNN-LSTM photovoltaic power prediction method based on clustering[J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(18): 92–99.
- [17] 刘志仁, 杜云龙, 颜全椿, 等. 基于多元周期性网格与云模型混合通道的功率预测研究[J]. 南京师大学报(自然科学版), 2026, 49(2): 110–119.
Liu Zhiren, Du Yunlong, Yan Quanchun, et al. A study of power prediction based on a hybrid channel of multivariate periodic

- grids and cloud models[J]. Journal of Nanjing Normal University (Natural Science Edition), 2026, 49(2): 110-119.
- [18] 王海燕, 刘佳康, 邓亚平. 基于预估-校正综合BP神经网络的短期光伏功率预测[J]. 智慧电力, 2023, 51(3): 46-52.
- Wang Haiyan, Liu Jiakang, Deng Yaping. Short-term photovoltaic power forecasting based on predict-correct combination BP neural network[J]. Smart Power, 2023, 51(3): 46-52.
- [19] 张弛, 朱宗玖. 基于误差修正的短期光伏功率预测[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(27): 11664-11672.
- Zhang Chi, Zhu Zongjiu. Short-term PV power prediction based on error correction[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(27): 11664-11672.
- [20] 周建国, 周路明, 王剑宇, 等. 基于优化分解与误差修正的光伏发电功率预测[J]. 太阳能学报, 2024, 45(7): 502-509.
- Zhou Jianguo, Zhou Luming, Wang Jianyu, et al. PV power forecasting based on optimal decomposition and error correction[J]. Acta Energeticae Solaris Sinica, 2024, 45(7): 502-509.
- [21] 茆美琴, 洪嘉玲, 张榴晨. 考虑光伏出力预测误差修正的储能优化配置方法[J]. 太阳能学报, 2021, 42(2): 410-416.
- Mao Meiqin, Hong Jialing, Zhang Liuchen. Energy storage optimization configuration method considering conditional forecast error correction[J]. Acta Energeticae Solaris Sinica, 2021, 42(2): 410-416.
- [22] 赵学武, 李家乐, 李德明, 等. 基于RKAN-BiLSTM-SA的电动汽车充电桩健康度预测[J]. 计算机工程与应用, 2026: 1-21.
- Zhao Xuewu, Li Jiale, Li Deming, et al. Health degree prediction for electric vehicle charging piles based on RKAN-BiLSTM-SA[J]. Computer Engineering and Applications, 2026: 1-21.
- [23] 何启鹏, 孙明扬, 杨苗苗, 等. 基于LSTM网络的光伏发电功率预测研究[J]. 照明工程学报, 2025, 36(1): 72-79.
- He Qipeng, Sun Mingyang, Yang Miaomiao, et al. Research on photovoltaic power generation power prediction based on LSTM network[J]. China Illuminating Engineering Journal, 2025, 36(1): 72-79.
- [24] 陈庆明, 梁奇峰, 孙颖楷, 等. 模态分解与参数优化结合的LSTM光伏发电功率预测[J]. 机械设计与制造, 2025(7): 305-310+315.
- Chen Qingming, Liang Qifeng, Sun Yingkai, et al. Power forecasting of LSTM photovoltaic power generation based on mode decomposition and parameter optimization[J]. Machinery Design & Manufacture, 2025(7): 305-310+315.
- [25] 于群, 梁艳永, 曹娜, 等. 计及惯量响应及风光联合出力的新型电力系统运行风险评估[J]. 可再生能源, 2026, 44(5): 652-660.
- Yu Qun, Liang Yanyong, Cao Na, et al. Operational risk

assessment of a new power system considering inertia response and wind-solar combined output[J]. Renewable Energy Resources, 2026, 44(5): 652-660.



第一作者简介: 赵威翰(1991—), 男, 工程师, 主要从事可再生能源与氢能储能技术等方面的研究, weihanshandong@163.com;



田 新(1983—), 男, 高级工程师, 主要从事以风电场及光伏电站为依托的战略性新兴产业氢能、储能等方面的研究, 184104856@qq.com;



徐 进(1975—), 男, 正高级经济师, 主要从事绿色能源发展规划与运营管理等方面的研究, zhongguolvfa_xj@163.com;



宁春源(1994—), 男, 工程师, 主要从事新型储能、风电光伏等方面的研究, ningcy0606@163.com;



王金阔(2001—), 男, 硕士研究生, 主要从事综合能源系统资源调度和容量配置优化等方面的研究, 2296387313@qq.com;



蒋琼琼(1993—), 女, 副教授, 主要从事多能互补综合利用与太阳能热利用技术等方面的研究, 50203015@ncepu.edu.cn;



通信作者简介: 柳华蔚(1990—), 男, 副教授, 主要从事光学测量方法、分频光伏热系统、热化学储能、综合能源系统配置优化等方面的研究, liuhw@ncepu.edu.cn;



徐 超(1980—), 男, 教授, 主要从事太阳能热利用、储热、电解水制氢、热化学制氢等方面的研究, mechxu@ncepu.edu.cn.

(编辑 林正根)