

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2517849

既有办公建筑光伏发电预测的 SSA-LSTM 方法研究^{*}陈浚铿¹ 刘桂雄¹ 谢方静²

(1. 华南理工大学机械与汽车工程学院 广州 510640; 2. 广州汇锦能效科技有限公司 广州 510640)

摘要: 既有办公建筑(EOB)安装光伏发电(PVG)系统是环保绿电措施之一,但 PVG 波动性不利于 EOB 平稳用电,EOB-PVG 功率预测非常重要。本文提出一种 EOB-PVG 功率预测的麻雀搜索算法-长短期记忆(SSA-LSTM)方法,对采集得到环境、发电数据集进行多重插补+主成分分析(MI+PCA)预处理并划分数据集,设计 LSTM 神经网络预测模型,采用 SSA 对神经网络超参数自动寻优,实现准确预测。实验选取某 EOB 实际环境、发电数据,预处理后数据集主成分累计贡献率>95%,设计 3 项评价指标评估预测性能,对比实验结果表明,SSA-LSTM 比 LSTM、SSA-TCN 具有更高预测精度、更强拟合能力,能够较好地准确预测 EOB-PVG 功率,有助于后续实现 EOB 智慧用能管控任务。

关键词: 光伏发电预测;长短期记忆网络;麻雀搜索算法

中图分类号: TN06; TM615 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4047

Research on photovoltaic generation prediction method of existing office buildings using SSA-LSTM

Chen Junkeng¹ Liu Guixiong¹ Xie Fangjing²

(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;

2. Guangzhou Huijin Energy Efficiency Technology Co., Ltd., Guangzhou 510640, China)

Abstract: The installation of photovoltaic generation (PVG) systems in existing office buildings (EOB) is one of the environmental green energy measures. However, the fluctuation of PVG negatively impacts the stable electricity use of EOB, making EOB-PVG power prediction crucial. This paper proposes the EOB-PVG power prediction method using sparrow search algorithm-long short-term memory (SSA-LSTM). The method preprocesses the collected environmental and generation data using multiple imputation + principal component analysis (MI+PCA) and splits the dataset. The LSTM neural network prediction model is designed, and SSA is used to automatically optimize the neural network's hyperparameters to achieve accurate prediction. The experiment selects real environmental and generation data from the EOB, and after preprocessing, the cumulative contribution rate of the principal components of the dataset exceeds 95%. Three evaluation metrics are designed to assess prediction performance. Comparison results show that SSA-LSTM outperforms LSTM and SSA-TCN in prediction accuracy and fitting ability, providing good accuracy in predicting EOB-PVG power and contributing to the subsequent realization of intelligent energy management tasks for EOB.

Keywords: photovoltaic generation prediction; long short-term memory network; sparrow search algorithm

0 引言

全球能源危机及环境问题加剧,引发可再生能源的高度关注^[1],光伏发电(photovoltaic generation, PVG)可持
续、清洁特点使其成为城市建筑能源改造重要方向之一^[2]。
既有办公建筑(existing office buildings, EOB)搭建 PVG
系统虽促进环保绿电,但 PVG 功率受气象等因素影响存在

发电不平稳,对 PVG 功率预测、在线调整用电决策以便维
持 EOB 正常用电显得非常必要^[3]。目前,PVG 预测方法
包括经典物理预测法^[4]、统计预测法^[5],及先进的机器学习
预测法^[6-7]、深度学习预测法^[8-9]等。其中机器学习预测法
通过训练学习历史数据建立预测模型,借助分类、回归等方
式映射输入数据获得预测结果。如文献[6](2020)研究不
同气象对 PVG 影响,应用支持向量机实时预测晴天、阴雨

收稿日期:2025-01-08

^{*} 基金项目:2023 年省医学科研基金指令性课题(C2023103)项目资助

天 PVG 功率,有效维护电力系统稳定运行;文献[7](2021)研究多层感知机的超短期气温参数预测,改善 PVG 与电网整合。机器学习预测法虽具有自动高效、能处理复杂数据特点,但需数据量大且易过拟合或缺乏解释性。深度学习预测法较机器学习预测法有更强数据特征学习能力,通过多层神经网络训练数据实现预测。如文献[8](2024)基于时间卷积网络(temporal convolutional network, TCN)与 Attention 机制预测光伏电站 PVG 功率,预测精度显著优于机器学习预测模型;文献[9](2023)结合卷积神经网络 CNN 与长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络对风力发电进行预测,与单一神经网络预测相比,CNN-LSTM 在 RMSE、MAE、 R^2 等多项指标占优。深度学习预测法具有强大特征学习和复杂非线性关系建模能力,一定程度优于机器学习预测法,但对标注数据、高算力依赖及泛化能力仍存在不足。近年来“智能优化算法+深度学习预测”方法已表明是实现自动调参提升泛化能力的有效手段^[10],且麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)因其强大全局搜索能力有望比灰狼优化算法 GWO^[11]、鲸鱼优化算法 WOA^[12] 等群体智能优化算法更胜一筹^[13-16]。

本文针对 EOB-PVG 存在波动性状况,以 EOB 绿色低碳、平稳用电为目标,研究 EOB-PVG 功率预测的 SSA-LSTM 方法,突破光伏预测难、超参数优化收敛低效关键问题。评价对比结果表明,经 SSA 改进 LSTM 网络在 EOB-PVG 场景具有更高预测精度,有利于绿色、安全用电。

1 EOB-PVG 预测方法机理

图 1 为本文所提出的 EOB-PVG 预测方法及场景图。场景包括光伏 PVG 系统、EOB、用能管控系统等;EOB-PVG 预测方法核心创新点由 EOB-PVG 数据采集及预处理、LSTM 设计、SSA 调参 3 个关键模块组成。数据采集及预处理模块是由于运行环境、发电量数据数据缺失情况始终存在,可采用基于多重插补算法(multiple imputation, MI)+主成分分析(principal component analysis, PCA)的运行数据集补齐与降维方法,使数据集具备完整性、简洁性特点,为后续建模打下基础,具体见文献[17]。EOB-PVG 预处理预测方法先对采集缺失复杂环境、发电数据预处理;LSTM 设计模块对所得完整、简洁数据集训练学习;SSA 调参模块自动调整获取 LSTM 最优超参数后实现预测未来 EOB-PVG 功率、在线管控 EOB 用电;EOB 根据预测结果完成用能管控,促进环保绿电。

图 2 为核心创新点 EOB-PVG 预测方法总体功能流程图。EOB-PVG 数据采集及预处理模块实现数据预处理功能,对 EOB-PVG 数据集进行 MI+PCA 预处理,数据集划分为训练集、验证集、测试集;SSA 调参模块实现超参数自动调参功能,应用 SSA 对 LSTM 超参数自动调优,得到最优超参数;LSTM 设计模块实现评估预测性能功能,训练不同季节 EOB-PVG 数据再完成预测,通过评价指标求得预

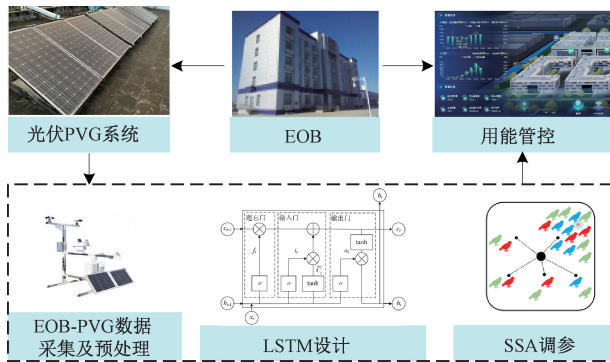


图 1 EOB-PVG 预测方法及场景图

Fig. 1 EOB-PVG prediction method and scenario diagram

测模型性能指标。下文详细讨论 EOB-PVG 预测方法工作机理。

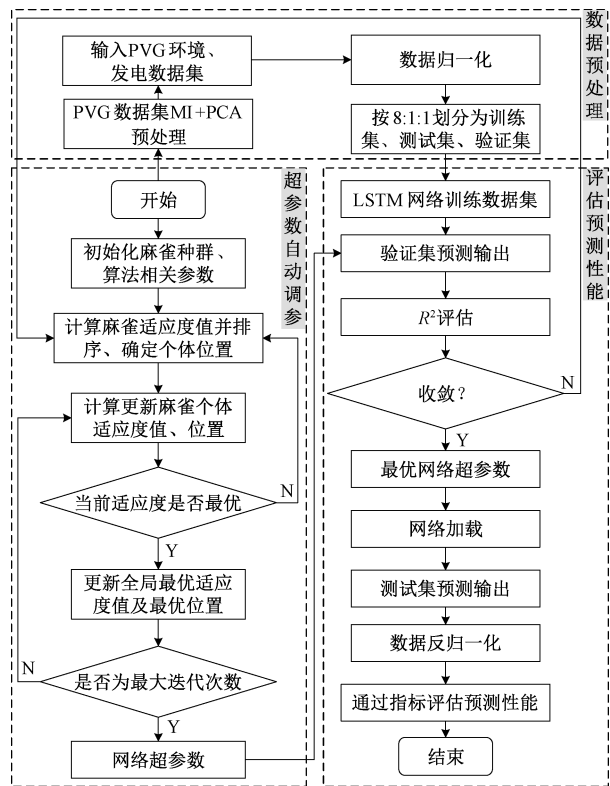


图 2 EOB-PVG 预测方法总体功能流程图

Fig. 2 Overall functional flow diagram of EOB-PVG prediction method

1.1 PVG 数据预处理的 MI+PCA 方法

为增加论文可读性,下面简单介绍 EOB-PVG 数据采集及预处理模块实现方法^[17]。表 1 为 PVG 环境典型数据参数及单位,其中光伏板贴片 1 温度 T_{PV1} 、光伏板贴片 2 温度 T_{PV2} 分别为光伏板的表面温度、背面温度。各月份环境、发电数据均有缺失,环境数据参数维度多。

文献[17]应用某能源公司提供的包含 2022 年 7 月~12 月真实环境、发电数据集,表明应用 MI 插补算法补齐缺

表 1 PVG 环境典型数据参数及单位

Table 1 Typical parameters and units of PVG environment

参数	单位
风速(v_{wind})	m/s
大气温度(T_{air})	°C
大气湿度(H_{air})	%RH
光伏板贴片 1 温度(T_{PV1})	°C
光伏板贴片 2 温度(T_{PV2})	°C
大气压(P_r)	hPa
风向(D_{wind})	(°)
直射辐射(I_{DR})	W/m ²
直射辐射累计(E_{DR})	MJ/m ²
散射辐射(I_{DF})	W/m ²
散射辐射累计(E_{DF})	MJ/m ²
总辐射(I_{TS})	W/m ²
总辐射累计(E_{TS})	MJ/m ²

失时间序列运行数据集可得到完整数据集,并在不同规模数据量、不同缺失率运行数据集中取得较优补齐效果;通过应用 PCA 对包含 13 种 PVG 环境数据的数据集进行降维处理,直射辐射 I_{DR} 、总辐射 I_{TS} 、散射辐射 I_{DF} 、大气温度 T_{air} 、贴片 1 温度 T_{PV1} 等 5 主成分参数累计贡献率 $\eta(5) \geq 95\%$,有效保留数据信息,降低数据信息复杂度,PCA 处理后的数据集具备完整性、简洁性,表 2 为 MI+PCA 后 PVG 环境数据参数及单位。

表 2 MI+PCA 后 PVG 环境典型数据参数及单位

Table 2 Typical parameters and units of PVG environment after MI+PCA

参数	单位
直射辐射(I_{DR})	W/m ²
总辐射(I_{TS})	W/m ²
散射辐射(I_{DF})	W/m ²
大气温度(T_{air})	°C
光伏板贴片 1 温度(T_{PV1})	°C

经 MI+PCA 处理得到完整简洁 PVG 环境数据集,依照采集时间点对齐环境、发电数据集数据,为后续训练 SSA-LSTM 模型提供数据基础。

1.2 EOB-PVG 功率的 LSTM 深度学习预测算法

LSTM 是一种特殊循环神经网络,擅长捕捉时间序列数据特征,适合于 PVG 功率长、短期预测应用^[18]。图 3 为应用于 EOB-PVG 功率预测的 LSTM 网络结构图,它由遗忘门、输入门、输出门组成,并通过 Sigmoid 激活函数(图中符号“ σ ”)、按位相乘运算法则(图中符号“ \otimes ”)、按位相加运算法则(图中符号“ \oplus ”)控制网络运行。 t 时刻输入($t-1$)时刻 EOB-PVG 的 I_{DR} 、 I_{TS} 、 I_{DF} 、 T_{air} 、 T_{PV1} 参数数据对应

记忆细胞状态 c_{t-1} 、隐藏层状态 h_{t-1} ; t 时刻 I_{DR} 、 I_{TS} 、 I_{DF} 、 T_{air} 、 T_{PV1} 参数数据输入 x_t ; t 时刻输出 EOB-PVG 功率数据对应记忆细胞状态 c_t 、隐藏层状态 h_t 。

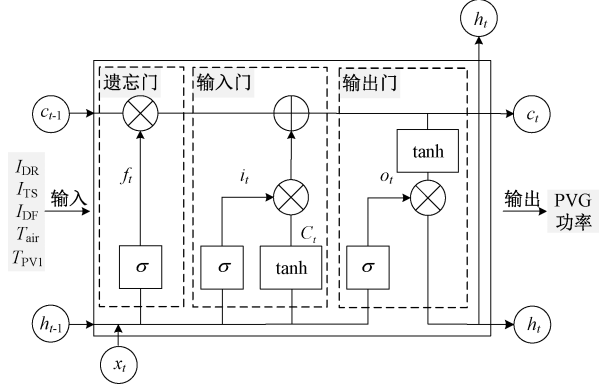


图 3 应用于 EOB-PVG 功率预测的 LSTM 网络结构图

Fig. 3 LSTM network structure diagram for EOB-PVG power prediction

令遗忘门、输入门、输出门权重及偏置分别为 W_f 、 W_i 、 W_o 和 b_f 、 b_i 、 b_o ,隐藏层拼接 $[h_{t-1}, x_t]$,通过 σ 计算 t 时刻遗忘门、输入门、输出门输出 f_t 、 i_t 、 o_t :

$$\begin{cases} f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \\ i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ \sigma(x) = 1/(1 + e^{-x}) \end{cases} \quad (1)$$

令候选细胞状态权重、偏置分别为 W_c 、 b_c ,输入门通过 \tanh 函数计算得候选记忆细胞状态 \tilde{C}_t ,遗忘门、输入门采用“ \otimes ”更新 c_t 信息,输出门计算 h_t :

$$\begin{cases} c_t = (f_t \otimes c_{t-1}) \oplus (i_t \otimes \tilde{C}_t) \\ \tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \\ \tanh(x) = (e^x - e^{-x})/(e^x + e^{-x}) \\ h_t = o_t \otimes \tanh(c_t) \end{cases} \quad (2)$$

式(1)、(2)为 LSTM 网络模型基本原理。但应用 LSTM 预测 EOB-PVG 功率,需优化滑动窗口长度 L_{win_size} 、隐藏层输出维度 N_{hidden_size} 、全连接层输出维度 N_{out} 、随机失活率 d_r 、学习率 l_r 等超参数,下面研究引入 SSA 自动调参方法。

1.3 EOB-PVG 预测的 SSA 自动调参方法

SSA 在复杂搜索空间具有优秀全局优化性能,能应对 EOB-PVG 功率预测过程波动情况^[19],图 4 为 LSTM 超参数 SSA 自动调参过程图。SSA 以 EOB-PVG 功率的 LSTM 预测超参数 L_{win_size} 、 N_{hidden_size} 、 N_{out} 、 d_r 、 l_r 为优化目标,更新位置并迭代获得满足全局位置 X_{best} 最优、适应度值 f_g 最优的 L_{win_size} 、 N_{hidden_size} 、 N_{out} 、 d_r 、 l_r 组合。初始麻雀种群包括生产者个体(红色)、觅食者个体(蓝色),个体排序初始适应度值 $f_1 < f_2 < \dots < f_i < \dots < f_n$,部分麻雀个体根据策略变为危险者个体(绿色)^[19]。

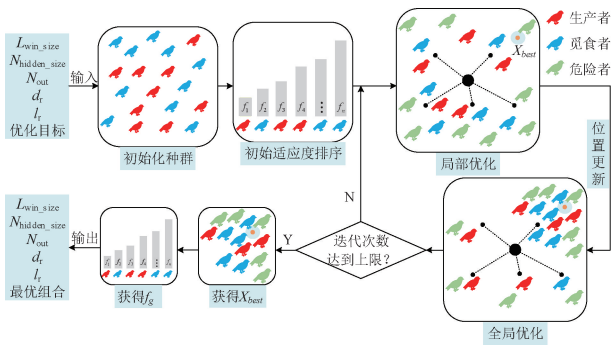


图 4 LSTM 超参数 SSA 自动调参过程图

Fig. 4 LSTM hyperparameter SSA automatic parameter adjustment process

图 5 为 LSTM 超参数 SSA 自动调参流程图,包括初始

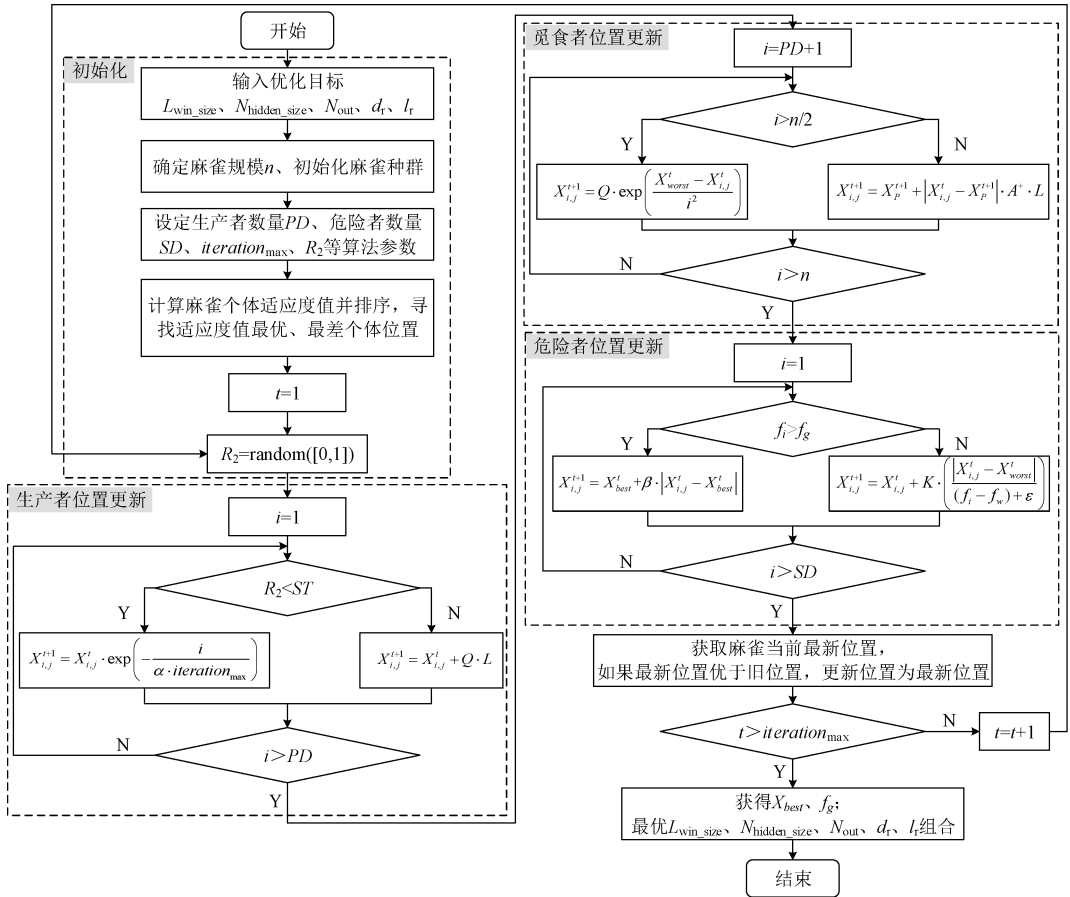


图 5 LSTM 超参数 SSA 自动调参流程图

Fig. 5 LSTM hyperparameter SSA automatic parameter adjustment flowchart

SSA 全局多目标优化性能优良、收敛快速,应用 SSA 对 EOB-PVG 功率的 LSTM 预测自动调参,有效地提升 PVG 功率预测精度和效率^[20]。

上文提出了 EOB-PVG 预测方法总体功能流程图,系统阐述了 PVG 数据预处理的 MI+PCA 方法、EOB-PVG 功率的 LSTM 深度学习预测算法、EOB-PVG 预测的 SSA

化以及生产者、觅食者、危险者的位置更新关键步骤。初始化过程输入优化目标 L_{win_size} 、 N_{hidden_size} 、 N_{out} 、 d_r 、 l_r ; 初始化麻雀种群规模、设定相关算法参数、确定麻雀个体位置; 位置更新过程生产者、觅食者、危险者根据判断条件更新位置; 迭代次数达到上限时, 输出 X_{best} 、 f_g 及最优 L_{win_size} 、 N_{hidden_size} 、 N_{out} 、 d_r 、 l_r 组合。

图 5 中, n 、 d_{LSTM} 分别为麻雀初始数量、LSTM 超参数维度; $X'_{i,j}$ 为第 i ($i=1,2,\dots,n$) 只麻雀第 t 次迭代第 j ($j=1,2,\dots,d_{LSTM}$) 维值; $iteration_{max}$ 为最大迭代次数; 随机数 $\alpha \in (0,1]$ 、随机数 $K \in [-1,1]$ 、安全阈值 $ST \in [0.5,1]$ 、随机数 Q 及步长控制参数 β 服从标准正态分布; X_p 、 X_{worst} 为生产者最佳、最差位置; ± 1 、 $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$ 为 $1 \times d$ 矩阵 A 各元素随机赋值; f_i 、 f_g 、 f_w 分别为麻雀当前适应度、全局最优适应度、全局最差适应度。

自动调参方法等,具体 EOB-PVG 预测方法效果需加以实验验证。

2 EOB-PVG 预测的 SSA-LSTM 实验

实验选用某能源公司提供 2022 年 7 月、2022 年 12 月 EOB-PVG 环境、发电数据集,环境数据集包括 13 种数据

参数(如表 1 所示)及对应采集时间数据,数据量规模为 $13 \times (29\ 228 \sim 35\ 741)$ 个/项,缺失率 $\gamma \approx 2.4\% \sim 4.2\%$;发电数据集包括 PVG 功率参数数据,单位为 kW,采集间隔为 1 min,7 月采集时间为 35 780 min,数据量规模为 34 671 个,缺失率 $\gamma \approx 3.1\%$;12 月采集时间为 30 509 min,数据量规模为 29 472 个,缺失率 $\gamma \approx 3.4\%$,两月数据均存在不同程度缺失。首先应用 MI 补齐 EOB-PVG 环境、发电数据集,得到完整数据集;其次应用 PCA 对环境数据集降维, $I_{DR}, I_{TS}, I_{DF}, T_{air}, T_{PVI}$ 主成分 7 月 $\eta_7(5) = 98.68\% > 95\%$,12 月 $\eta_{12}(5) = 95.07\% > 95\%$,可选取 $I_{DR}, I_{TS}, I_{DF}, T_{air}, T_{PVI}$ 参数数据集、对应 PVG 功率数据集作为输入数据集,按 8:1:1 划分输入数据集得到 7 月训练集数据 $6 \times 28\ 624$ 个;验证集数据 $6 \times 3\ 578$ 个;测试集数据 $6 \times 3\ 578$ 个;12 月训练集数据 $6 \times 24\ 407$ 个;验证集数据 $6 \times 3\ 051$ 个;测试集数据 $6 \times 3\ 051$ 个。

应用同样具有优良时序数据预测效果的 SSA-TCN^[21]、LSTM 作为 SSA-LSTM 对比预测方法,根据评价指标对比预测性能。

2.1 评价指标

实验采用决定系数 R^2 、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)作为评价指标^[22]。令预测过程 EOB-PVG 功率第 k 个真实值、预测值分别为 y_k, \hat{y}_k ,数据集数据量为 M_{PVG} ,则 R^2 、MAE、RMSE 物理意义如下:

1) 决定系数 R^2 表示预测模型拟合程度, $R^2 \rightarrow 1$,则拟合程度越好,则有:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^{M_{PVG}} (\hat{y}_k - y_k)^2}{\sum_{k=1}^{M_{PVG}} (\bar{y} - y_k)^2}, \bar{y} = \frac{1}{M_{PVG}} \sum_{k=1}^{M_{PVG}} y_k \quad (3)$$

2) 平均绝对误差 MAE 表示预测模型 y_k, \hat{y}_k 平均误差,MAE 越小,则预测效果越准确:

$$MAE = \frac{1}{M_{PVG}} \sum_{k=1}^{M_{PVG}} |\hat{y}_k - y_k| \quad (4)$$

3) 均方根误差 RMSE 表示预测模型 y_k, \hat{y}_k 偏差, RMSE 越小,则预测模型拟合能力越强:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M_{PVG}} \sum_{k=1}^{M_{PVG}} (\hat{y}_k - y_k)^2} \quad (5)$$

2.2 EOB-PVG 预测方法性能对比实验

实验选用 SSA-TCN、LSTM 与本文 SSA-LSTM 预测方法进行对比,表 3 为 LSTM 网络超参数取值范围及 SSA 调参结果表;图 6(a)、(b)、(c)分别为 2022 年 12 月应用 SSA-LSTM、SSA-TCN、LSTM 预测 EOB-PVG 功率所得预测值与真实值对比曲线图,图 7(a)、(b)、(c)分别为 2022 年 7 月应用 SSA-LSTM、SSA-TCN、LSTM 预测 EOB-PVG 功率所得预测值与真实值对比曲线图,曲线图数据选

自训练集数据集。其中横坐标为时间(单位为 min),时间间隔为 1 min,纵坐标为 PVG 功率(单位为 kW)。从 0 min 开始,每 1 440 min 记为 1 个自然日。图 6 共计 19 个自然日中,第 2、3、4、6、9、11、12、14、16、18 日白天 PVG 功率变化存在波动情况,预测拟合程度 $SSA-LSTM > SSA-TCN > LSTM$;其余自然日白天 PVG 功率变化相对平稳,预测拟合程度 $SSA-LSTM > SSA-TCN > LSTM$;图 7 共计 17 个自然日中,第 1、2、3、10、11、14 日白天 PVG 功率变化存在波动情况,预测拟合程度 $SSA-LSTM > SSA-TCN > LSTM$;其余自然日白天 PVG 功率变化相对平稳,预测拟合程度 $SSA-LSTM > SSA-TCN > LSTM$ 。EOB-PVG 功率 ≈ 0 kW 时表明该时间段为黑夜,太阳辐射度低。

表 3 LSTM 网络超参数取值范围及 SSA 调参结果表
Table 3 LSTM network hyperparameter value range and SSA parameter adjustment result table

超参数	取值范围	调参结果(7月)	调参结果(12月)
L_{win_size}	[1,100]	100	81
N_{hidden_size}	[1,300]	82	240
N_{out}	[1,300]	278	202
d_r	[0,0.5]	0.431	0.329
l_r	$[10^{-4}, 10^{-2}]$	2.85×10^{-4}	6.43×10^{-4}

7 月、12 月分别代表夏季、冬季典型月份,两季日常时长、太阳辐射强度等特点复杂多样,实验结果证明不同季节下 EOB-PVG 功率预测的 SSA-LSTM 方法精度更高;此外实验结果还证明波动情况下 EOB-PVG 功率预测的 SSA-LSTM 方法更具鲁棒性,在峰值预测、波动趋势还原方面性能优异;综合以上情况,不同季节、不同发电稳定性下预测值与真实值在一致性上均有 $SSA-LSTM > SSA-TCN > LSTM$ 。

表 4、5 分别为 2022 年 7 月、2022 年 12 月 3 种预测方法在验证集上评价指标对比表,2022 年 7 月 SSA-LSTM 预测方法 $R^2 = 99.81\%$,较 SSA-TCN、LSTM 分别提高 $0.77\%、3.46\%$; $MAE = 0.384\ 5\%$,较 SSA-TCN、LSTM 分别降低 $0.991\ 6\%、2.402\ 9\%$; $RMSE = 0.769\ 0\%$,较 SSA-TCN、LSTM 分别降低 $2.948\ 5\%、5.086\ 4\%$;2022 年 12 月 SSA-LSTM 预测方法 $R^2 = 99.93\%$,较 SSA-TCN、LSTM 分别提高 $0.94\%、3.24\%$; $MAE = 0.382\ 7\%$,较 SSA-TCN、LSTM 分别降低 $0.630\ 2\%、2.134\ 8\%$; $RMSE = 0.723\ 9\%$,较 SSA-TCN、LSTM 分别降低 $2.658\ 3\%、4.517\ 2\%$ 。实验结果表明 12 月各预测方法各指标均略优于 PVG 功率波动情况更频繁的 7 月,夏季、冬季情况下 EOB-PVG 功率预测的 SSA-LSTM 方法具有更高预测精度、更强拟合能力。

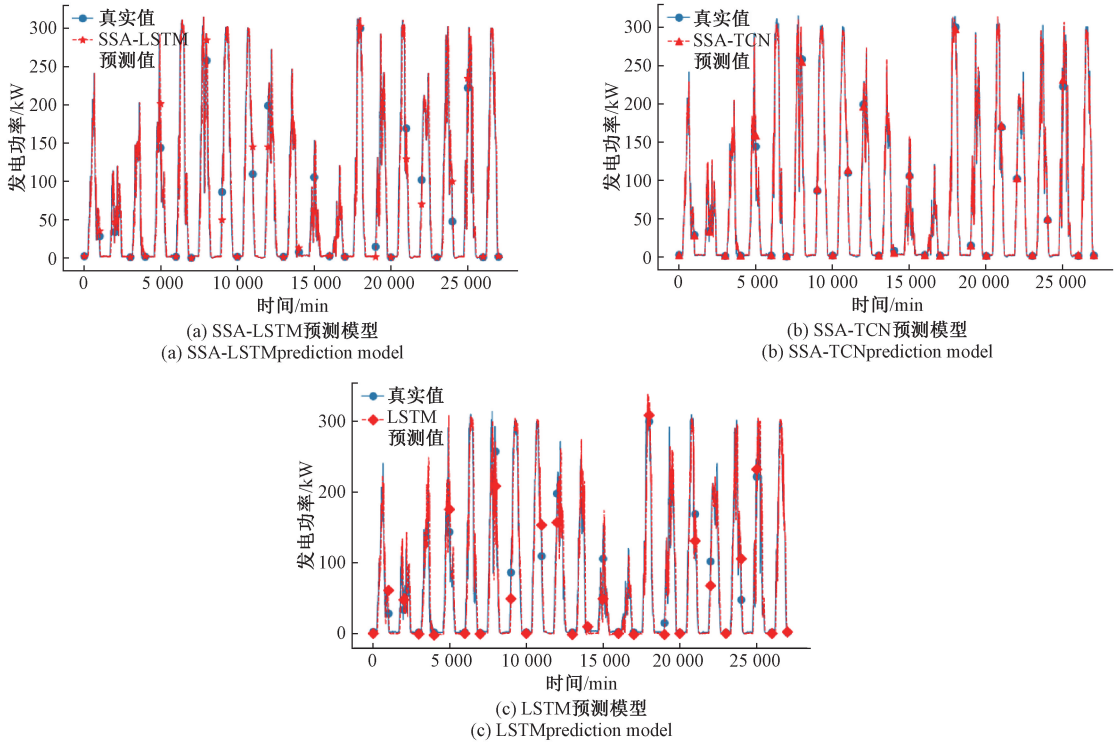


图 6 2022 年 7 月应用 SSA-LSTM、SSA-TCN、LSTM 预测 EOB-PVG 功率所得预测值与真实值对比曲线图

Fig. 6 The predicted power of EOB-PVG compared with the real power by SSA-LSTM, SSA-TCN and LSTM in July, 2022

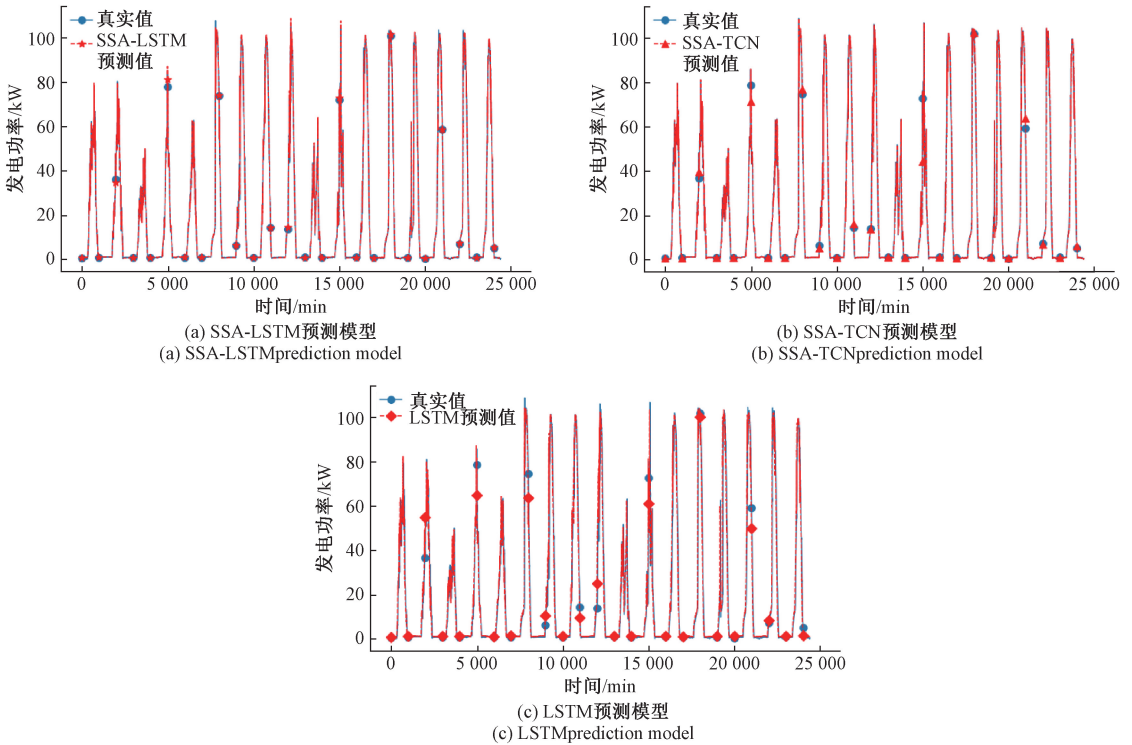


图 7 2022 年 12 月应用 SSA-LSTM、SSA-TCN、LSTM 预测 EOB-PVG 功率所得预测值与真实值对比曲线图

Fig. 7 The predicted power of EOB-PVG compared with the real power by SSA-LSTM, SSA-TCN and LSTM in December, 2022

表 4 2022 年 7 月 3 种预测方法在训练集上评价指标对比表

Table 4 Three prediction methods evaluated the index comparison table on the training set in July, 2022

预测方法	$R^2/\%$	MAE/ $\%$	RMSE/ $\%$
SSA-LSTM	99.81	0.384 5	0.769 0
SSA-TCN	98.04	1.376 1	3.717 5
LSTM	96.35	2.787 4	5.855 4

表 5 2022 年 12 月 3 种预测方法在训练集上评价指标对比表

Table 5 Three prediction methods evaluated the index comparison table on the training set in December, 2022

预测方法	$R^2/\%$	MAE/ $\%$	RMSE/ $\%$
SSA-LSTM	99.93	0.382 7	0.723 9
SSA-TCN	98.99	1.012 9	3.382 2
LSTM	96.69	2.517 5	5.241 1

3 结 论

本文以真实 EOB-PVG 数据集(环境、发电数据采集间隔为 1 min)为基础,研究 EOB-PVG 功率预测的 SSA-LSTM 方法,主要研究结论如下:

EOB-PVG 受气象等因素影响,存在发电不平稳问题,这给 EOB 用电稳定带来困扰,预测未来 EOB-PVG 功率有助于环保绿电、平稳用电,研究一种准确高效预测 EOB-PVG 功率方法非常重要。

针对 EOB-PVG 典型环境、发电数据缺失复杂问题,应用 MI+PCA 实现数据集补齐、降维已被证明是有效方法;相比于机器学习预测方法,LSTM 预测方法数据特征学习能力更强,但存在调参过程复杂、泛化能力不足问题,可应用 SSA 自动调参获取最优超参数组合。

实验采用 MI+PCA 预处理方法实现数据集补齐、降维,以 8:1:1 划分训练集、验证集、测试集。对比夏季、冬季 SSA-LSTM、LSTM、SSA-TCN 预测性能,EOB-PVG 功率预测值与真实值对比曲线、评价指标对比结果均表明经 SSA-LSTM 预测方法具有更高预测精度、拟合能力、鲁棒性、泛化性,可用 SSA-LSTM 作为 EOB 通用预测方法。

目前成果已经在广州汇锦能效科技有限公司所承担多个示范项目中得到应用。

参考文献

[1] 董明,李晓枫,杨章,等.基于数据驱动的分布式光伏发电功率预测方法研究进展[J].电网与清洁能源,2024,40(1):8-17,28.
DONG M, LI X F, YANG ZH, et al. Research progress on data-driven prediction methods for distributed photovoltaic power generation[J]. Power System and Clean Energy, 2024,40(1):8-17,28.

[2] SU Y Y, ZHANG W R, DENG G F, et al. An intra-hour photovoltaic power generation prediction method for flexible building energy systems and its application in operation scheduling strategy[J]. Solar Energy, 2024, 284: 113031.

[3] CHEN X, DING K, ZHANG J W, et al. Online prediction of ultra-short-term photovoltaic power using chaotic characteristic analysis, improved PSO and KELM[J]. Energy, 2022, 248: 123574.

[4] 贾凌云,云斯宁,赵泽妮,等.神经网络短期光伏发电预测的应用研究进展[J].太阳能学报,2022,43(12):88-97.
JIA L Y, YUN S N, ZHAO Z N, et al. Recent progress of short-term forecasting of photovoltaic generation based on artificial neural networks[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2022,43(12):88-97.

[5] 李忠红,何乐生,汪静,等.基于气象信息充分挖掘的多尺度光伏功率预测研究[J].中国测试,2022,48(12):111-117.
LI ZH H, HE L SH, WANG J, et al. Research on multi-scale photovoltaic power prediction based on full mining of meteorological information [J]. China Measurement & Test, 2022, 48(12): 111-117.

[6] LIN G Q, LI L L, TSENG M L, et al. An improved moth-flame optimization algorithm for support vector machine prediction of photovoltaic power generation[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 253: 119966.

[7] RODRIGUEZ F, GENN M, FONTAN L, et al. Very short-term temperature forecaster using MLP and N-nearest stations for calculating key control parameters in solar photovoltaic generation [J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2021, 45: 101085.

[8] WANG M, RAO C J, XIAO X P, et al. Efficient shrinkage temporal convolutional network model for photovoltaic power prediction[J]. Energy, 2024, 297: 131295.

[9] ABOU H M, BUKHARI S M S, ZAFAR Z H, et al. COA-CNN-LSTM: Coati optimization algorithm-based hybrid deep learning model for PV/wind power forecasting in smart grid applications [J]. Applied Energy, 2023, 349: 121638.

[10] LIU W CH, MAO ZH ZH. Prediction of rainy-day photovoltaic power generation based on generative adversarial networks and enhanced sparrow search algorithm[J]. Computers and Electrical Engineering, 2024, 119: 109529.

[11] 李保丰,卢文科,左锋.利用 GWO-LSSVM 算法对光

- 纤压力传感器进行温度补偿[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(5): 143-150.
- LI B F, LU W K, ZUO F. Temperature compensation of optical fiber pressure sensor based on GWO-LSSVM[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(5): 143-150.
- [12] 孙世政, 武宇峰, 何江, 等. 基于 WOA-ELM 的空间分层结构 FBG 三维振动加速度传感器非线性解耦[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(7): 139-147.
- SUN SH ZH, WU Y F, HE J, et al. Nonlinear decoupling of spatially hierarchically structured FBG 3D vibration acceleration sensor based on WOA-ELM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(7): 139-147.
- [13] WANG J, CHEN B CH, YANG W SH, et al. BP neural network multi-module green roof thermal performance prediction model optimized based on sparrow search algorithm [J]. Journal of Building Engineering, 2024, 96: 110615.
- [14] 李梦源, 董瑞科, 王彦海, 等. 基于 ISSA-BP 神经网络的滑坡区输电铁塔状态预测模型[J]. 电子测量技术, 2023, 46(11): 74-82.
- LI M Y, DONG R K, WANG Y H, et al. State prediction model of transmission tower in landslide area based on ISSA-BP neural network[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(11): 74-82.
- [15] YAO ZH Y, WANG ZH C, WANG D W, et al. An ensemble CNN-LSTM and GRU adaptive weighting model based improved sparrow search algorithm for predicting runoff using historical meteorological and runoff data as input[J]. Journal of Hydrology, 2023, 625: 129977.
- [16] WANG J, XU D, YANG W SH, et al. , Advanced thermal prediction for green roofs: CNN-LSTM model with SSA optimization [J]. Energy and Buildings, 2024, 322: 114745.
- [17] 陈浚铿, 刘桂雄, 谢方静, 等. 光伏发电系统运行数据时间序列补齐与降维方法研究[J]. 中国测试, 2024, 50(10): 66-72.
- CHEN J K, LIU G X, XIE F J, et al. Research on time series completing and dimensionality reduction methods for photovoltaic power generation system operation data[J]. China Measurement & Test, 2024, 50(10): 66-72.
- [18] 李泓沛, 刘桂雄, 邓威. 基于 LSTM+UKF 融合的动力锂电池 SOC 估算方法[J]. 中国测试, 2022, 48(8): 22-28.
- LI H P, LIU G X, DENG W. LSTM+UKF fusion-based SOC estimation method for powered lithium batteries[J]. China Measurement & Test, 2022, 48(8): 22-28.
- [19] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems science & control engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [20] 袁建华, 蒋文军, 李洪强, 等. 基于 SSA-BiLSTM 非线性组合方法的光伏功率预测[J]. 电子测量技术, 2023, 46(21): 63-71.
- YUAN J H, JIANG W J, LI H Q, et al. Photovoltaic power forecasting based on SSA-BiLSTM nonlinear combination method [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(21): 63-71.
- [21] 白隆, 俞斌, 高峰, 等. 基于 ICEEMDAN 和 TCN-AM-BiGRU 的短期光伏功率预测[J]. 电子测量技术, 2024, 47(9): 61-69.
- BAI L, YU B, GAO F, et al. Short-term photovoltaic power prediction based on ICEEMDAN and TCN-AM-BiGRU [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(9): 61-69.
- [22] WANG L N, MAO M X, XIE J L, et al. Accurate solar PV power prediction interval method based on frequency-domain decomposition and LSTM model[J]. Energy, 2023, 262: 125592.

作者简介

陈浚铿, 硕士研究生, 主要研究方向为智能检测与仪器仪表。

E-mail: 202221002155@mail.scut.edu.cn

刘桂雄(通信作者), 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为先进传感与仪器研究。

E-mail: megxliu@scut.edu.cn

谢方静, 硕士研究生, 高级工程师, 主要研究方向为能源和低碳研究、新能源和能源互联网。

E-mail: 183243896@qq.com