文章编号：1674-0629(2026)09-0099-10 中图分类号：TM721 文献标志码：A
DOI：10.13648/j.cnki.issn1674-0629.2026.09.009

基于 EEMD 和 BiGRU-Attention 的短期风电功率预测方法

彭宇文[1]，林镇宏[1]，黄京苑[2]，李锐[2]，熊苾富[1]
（1. 华南理工大学未来技术学院，广州 510006；2. 广东电网有限责任公司东莞供电局，广东 东莞 523000）

摘要：随着可再生能源机组的大规模并网，其出力波动性对电网的稳定运行构成了严峻挑战。为准确预测短期风电机组的输出功率提出了基于集合经验模态(ensemble empirical mode decomposition，EEMD)算法和考虑注意力(Attention)机制加强双向门控循环单元(bidirectional gated recurrent unit，BiGRU)的短期风电功率预测方法。首先，利用EEMD算法对现场传感器采集的弱平稳原始环境特征序列进行数据预处理，将非线性环境特征序列分解为多个固有模态和残差项，以降低随机扰动信号对组合模型预测精度的影响；然后，将Attention机制引入BiGRU网络，为相应的隐含层状态赋予权重系数，以深入地挖掘环境模态特征序列中的潜在信息，同时采用改进灰狼优化算法对已调整权重系数后的BiGRU-Attention网络超参数进行优化，建立了每个特征模态子序列的关联模型；最后，使用训练获得的EEMD-OBiGRU-Attention组合模型对分解后各层模态特征子序列进行多维时空预测，并重构模态特征预测的集合以生成结果输出。算例结果表明，与传统预测模型相比，EEMD-OBiGRU-Attention组合模型在现场短期风电功率预测中具有更高的鲁棒拟合精度。

关键词：集合经验模态分解；注意力机制；双向门控循环单元；改进灰狼优化算法

Short-Term Wind Power Prediction Method Based on EEMD and BiGRU-Attention

PENG Yuwen[1], LIN Zhenhong[1], HUANG Jingyuan[2], LI Rui[2], XIONG Bifu[1]
（1. School of Future Technology, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China；2. Dongguan Power Supply Bureau, Guangdong Power Grid Co., Ltd., Dongguan, Guangdong 523000, China）

Abstract: As renewable energy units are connected to the grid on a large scale, the variability of their output poses a severe challenge to the stable operation of the power grid. In order to accurately predict the short-term output power of wind turbine units, a short-term wind power prediction method is proposed based on ensemble empirical mode decomposition (EEMD) algorithm and attention-enhanced bidirectional gated recurrent unit (BiGRU). Firstly, the EEMD algorithm is used for data preprocessing of the non-stationary original environmental feature sequences collected by sensors on-site, decomposing the nonlinear environmental feature sequences into multiple intrinsic modes and residuals to reduce the impact of random disturbance signals on the training accuracy of the composite model. Then, the Attention mechanism is introduced into the BiGRU network, assigning weight coefficients to the corresponding hidden layer states to delve deeper into potential information within the environmental mode feature sequences. An improved grey wolf algorithm is then used to optimize the initial hyperparameters of the BiGRU-Attention network post weight coefficient adjustment, establishing association matrices for each environment mode subsequence. Finally, using the trained EEMD-OBiGRU-Attention combined model, multidimensional temporal and spatial predictions are performed on the decomposed modal feature subsequences at each layer, and the reconstructed set of modal feature predictions is used to generate output results. Example results show that, compared to traditional prediction models, the EEMD-OBiGRU-Attention combined model has higher robust fitting accuracy in on-site short-term wind power prediction.

Key words: ensemble empirical mode decomposition; Attention mechanism; bidirectional gated recurrent unit; improved grey wolf algorithm

0 引言

随着我国能源经济的蓬勃发展，居民对电力的需求在不断增长，风能作为现代能源产业的重要组成部分，在推动区域经济高质量发展中发挥着不可或缺的作用[1]。风电功率的短期预测是智能电网能源管理的核心环节，其发电精准度直接关系到电网的稳定运行[2-3]。因此，研究现代短期风电功率预测方法具有重要的现实意义。

现代短期风电功率的预测方法主要分为机器学习和深度学习两大类。其中，机器学习方法包括随机森林[4]、最小二乘支持向量机[5]和贝叶斯逻辑回归[6]等。但由于短期风电功率本身存在着严重的随机波动性，机器学习方法在处理非线性复杂多特征环境数据时存在着严重局限性。因此，越来越多的学者开始转向深度学习的研究，深度学习方法包括BP神经网络[7]、循环神经网络（recurrent neural networks，RNN）[8]和长短期记忆网络（long short-term memory，LSTM）[9]等。这些浅层的人工智能模型能够自适应地挖掘多特征环境数据的物理规律，并且在高维特征时间序列数据的短期预测方面表现突出。尽管如此，随着新能源机组的大规模并网，现有的机器学习和深度学习方法在短期风电功率预测中仍面临着诸多困难，因此迫切需要开发出新型风电功率预测模型。

为了解决模型预测精度不高的问题，相关学者将特征工程方法与人工智能算法结合应用于短期风电机组出力预测模型中，以处理复杂的非线性多特征时空环境数据。文献[10]通过结合变分模态算法与LSTM神经网络，开发出模态特征数据驱动的组合模型。但考虑到该组合模型存在着严重的耗时问题，文献[11]提出经验模态算法结合门控循环单元（gated recurrent unit，GRU）神经网络的方法，即通过融合门控机制来减少模型在训练中耗时，尽管获得了较高的预测精度，但该模型依然会受到经验选择超参数的影响。文献[12]利用粒子群算法优化LSTM神经网络初始超参数，成功地规避了由于人为经验选择超参数导致的环境模态序列预测误差。同时，为了更加全面地挖掘多特征时间序列数据的潜在信息，文献[13]提出了含注意力机制的双向门控循环单元，该改进神经网络模型能够高效地预测风电机组的发电功率。

上述文献要么注重特征工程方法的多层模态预处理，要么关注模型初始超参数的优化，将两者相结合较为少见。因此，本文提出基于集合经验模态分解（ensemble empirical mode decomposition，EEMD）算法和考虑注意力（Attention）机制加强双向门控循环单元（BiGRU）的短期风电功率预测方法。首先，利用EEMD算法对高维原始环境特征数据进行多模态解耦处理，将其分解为若干不同频率的本征模态和残差项，用以降低时空环境特征序列的弱平稳性；然后，在BiGRU网络中引入Attention机制来强化潜在状态信息，同时采用改进灰狼优化（improved grey wolf optimizer，IGWO）算法寻优已调整状态权重后BiGRU网络的初始超参数；最后，将分解的特征子序列通过EEMD-OBiGRU-Attention模型进行多层模态序列的时空预测，并将最终预测集合序列分量重构为输出结果。通过与其他组合模型预测结果进行多组误差指标的对比，验证了本文所提出的EEMD-OBiGRU-Attention组合模型在短期风电功率预测上更加具有鲁棒行为特征优势。

1 多维环境特征序列的预处理

1.1 风电功率环境影响因素分析

短期风力发电功率预测的准确性对于电网的稳定运行至关重要，通过深入分析环境特征因素对风电功率的影响，可以更加全面地理解风电机组的运行机理。其中的环境影响因素包括：风速、建筑高度、风向位置、装机容量和天气条件等。这些物理因素的时空变化均会在不同程度上影响到风电机组的稳态发电效率[14]。因此，通过计算环境特征样本与短期风电功率之间的皮尔逊相关系数，可以更加客观地评估所选择的环境特征因素对短期风电功率的影响。其皮尔逊相关系数公式为：

$$r=\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(x_i-\bar{x}\right)\left(y_i-\bar{y}\right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left(x_i-\bar{x}\right)^2\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\bar{y}\right)^2}}. \tag{1}$$

式中：r为各环境特征之间的相关系数；x_i和y_i为第

基金项目：国家重点研发计划资助项目（2024YFE0115800）；广东省基础与应用基础研究基金（2024A1515010740）。

Foundation item：Supported by the National Key Research and Development Program of China（2024YFE0115800）；the Guangdong Basic and Applied Basic Research Foundation（2024A1515010740）.

i个数据点的影响因素值；$\bar{x}$和$\bar{y}$为各环境特征序列的平均值；n为环境特征数据点的数量。各环境因素的相关系数与主成分占比见表1。

表1　各环境因素的相关系数与主成分占比

Tab. 1　Determination and correlation coefficients of major environmental factors

环境因素	相关系数	主成分占比/%	特征选择
风速	0. 87	47. 39	√
建筑高度	0. 71	32. 12	√
风向位置	0. 65	27. 58	×
装机容量	0. 38	15. 26	√
天气条件	0. 37	11. 27	×

从表1可以看出，风速与风电功率之间呈现出明显的正相关性，表明风速是影响风电功率的关键因素。这种特征关联性也体现在建筑高度变化导致的气流分层差异，以及风机风向位置对功率输出的控制上。尽管装机容量和天气条件对风电功率的影响度较小，但它们仍支持风电功率依赖风速、建筑高度和风向位置的观点。本文为了更加有效地评估不同环境因素的影响，采用主成分分析量化不同环境特征因素的贡献，用以确保主要环境特征序列选择的科学性和有效性，从而确定输入组合模型的特征序列集合，提高组合模型的综合预测精度。

1.2　风电功率多模态分解方法

集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition，EEMD)算法是基于经验模态分解算法发展而来的均值模态特征分解方法，它成功地避免了模态混叠现象的发生[15]。该算法通过多次模态分解，将高斯白噪声叠加到各层运行模态中，并计算其平均值，以有效抑制分解后各层模态可能出现的混叠现象。这种改进的模态分解算法提高了特征工程方法在处理非线性序列时的可靠性，为多维特征序列的降维提供了新的思路。其EEMD算法的多模态分解步骤如下。

步骤1：将正态分布的高斯白噪声叠加到原始环境特征序列信号上，生成新的序列信号：

$$x_i(t) = x(t) + n_i(t) \tag{2}$$

式中：$x_i(t)$为第i次叠加高斯白噪声后生成的新特征信号；$x(t)$为原始环境特征的序列信号；$n_i(t)$为第i次加入的高斯白噪声信号。

步骤2：在向原始环境特征的序列信号添加高斯白噪声后，对其执行多层经验模态的分解，从而获得各层的模态分量和残差项。

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^{k} c_{i,j}(t) + r_{i,j}(t) \tag{3}$$

式中：$c_{i,j}(t)$为信号在第i次叠加高斯白噪声后得到的第j层模态分量；$r_{i,j}(t)$为残差分量；k为模态的分解层数。

步骤3：重复M次上述步骤1和步骤2，并对每次特征分解得到的各层模态分量进行数值平均化的处理，以获得各层模态分解的结果：

$$c_j(t) = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M} c_{i,j}(t) \tag{4}$$

式中$c_j(t)$为经过EEMD算法分解环境特征序列信号后得到的第j层模态分量。

2　BiGRU-Attention模型的构建

2.1　BiGRU网络模型

门控循环单元(GRU)实质上是对LSTM神经网络门控机制的改进，其主要创新之处在于将遗忘门与输入门融合为更新门。该神经网络不仅能够解决RNN在权重反向传递过程中面临的梯度消失和梯度爆炸问题，还减少了门控选择数量[16]。与传统的LSTM神经网络相比，优化后的GRU具有更快的收敛速度和更高的求解精度，已经成为人工智能领域中备受关注的前沿技术。其GRU网络运行机理可以由下述的数学表达式描述。

$$\begin{cases} \boldsymbol{r}(t) = \sigma\left[\boldsymbol{W}_{\mathrm{r}}\boldsymbol{x}(t) + \boldsymbol{U}_{\mathrm{r}}\boldsymbol{h}(t-1)\right] \\ \boldsymbol{z}(t) = \sigma\left[\boldsymbol{W}_{\mathrm{z}}\boldsymbol{x}(t) + \boldsymbol{U}_{\mathrm{z}}\boldsymbol{h}(t-1)\right] \\ \boldsymbol{b}(t) = \tanh\left\{\boldsymbol{W}_{\mathrm{b}}\boldsymbol{x}(t) + \boldsymbol{U}_{\mathrm{b}}\left[\boldsymbol{r}(t)*\boldsymbol{h}(t-1)\right]\right\} \\ \boldsymbol{h}(t) = \left[1-\boldsymbol{z}(t)\right]*\boldsymbol{h}(t-1) + \boldsymbol{z}(t)*\boldsymbol{b}(t) \end{cases} \tag{5}$$

式中：$\boldsymbol{r}(t)$和$\boldsymbol{z}(t)$分别为重置门和更新门在t时刻的输出信号；$\boldsymbol{W}_{\mathrm{r}}$为重置门权重向量；$\boldsymbol{W}_{\mathrm{z}}$为更新门权重向量；$\boldsymbol{x}(t)$为在$t$时刻的输入特征序列数据；$\boldsymbol{h}(t)$为在$t$时刻的输出特征序列数据；$\boldsymbol{b}(t)$为在$t$时刻隐含层的全局激活状态；$\boldsymbol{W}_{\mathrm{b}}$为输入层到隐含层的向量；$\boldsymbol{W}_{\mathrm{y}}$为隐含层到输出层的向量；$\boldsymbol{U}_{\mathrm{r}}$为隐含层到重置门的权向量；$\boldsymbol{U}_{\mathrm{z}}$为隐含层到更新门的权向量；$\boldsymbol{U}_{\mathrm{b}}$为隐含层的状态向量；$\sigma$为sigmoid函数，它可以将数据限制在0~1之间；tanh为激活函数，它可以将数据限制在−1~1之间。其GRU网络如图1所示。

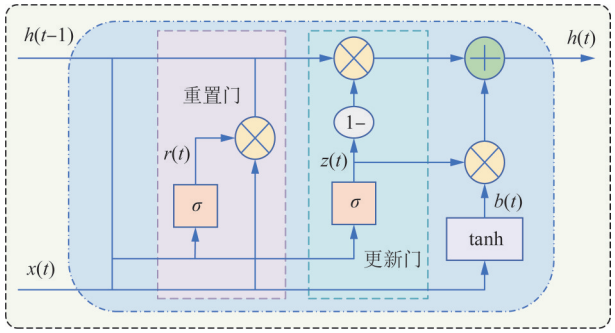


图 1 GRU 网络结构

Fig. 1 GRU neural network structure

在图 1 的结构中，箭头指向的位置表示了数据流动的方向。GRU 网络的符号主要包括：$\boldsymbol{x}(t)$ 为在 t 时刻的输入特征序列数据；$\boldsymbol{h}(t)$ 为在 t 时刻的输出特征序列数据；$\boldsymbol{b}(t)$ 为在 t 时刻隐含层的全局激活状态；1−表示 $1-\boldsymbol{z}(t)$ 计算输出结果。

为了深入挖掘前、后向信息的传递规律，相关学者提出了双向门控循环单元(bidirectional gated recurrent unit，BiGRU)网络[17]。它的工作原理是通过门控机制来解决 RNN 在处理长序列时易出现的梯度消失和梯度爆炸问题。其 BiGRU 网络模型运行机理可以由下述的数学表达式描述：

$$\begin{cases} \boldsymbol{h}_{\mathrm{q}}(t) = T_{\mathrm{G}}\left(\boldsymbol{x}(t), \boldsymbol{h}_{\mathrm{q}}(t-1)\right) \\ \boldsymbol{h}_{\mathrm{h}}(t) = T_{\mathrm{G}}\left(\boldsymbol{x}(t), \boldsymbol{h}_{\mathrm{h}}(t-1)\right) \\ \boldsymbol{h}(t) = f\left(\boldsymbol{W}_{\mathrm{q}}\boldsymbol{h}_{\mathrm{q}}(t) + \boldsymbol{W}_{\mathrm{h}}\boldsymbol{h}_{\mathrm{h}}(t) + \boldsymbol{b}_{\mathrm{o}}\right) \end{cases} \tag{6}$$

式中：T_{G} 为 GRU 网络的输出；$\boldsymbol{h}_{\mathrm{q}}(t)$ 和 $\boldsymbol{h}_{\mathrm{h}}(t)$ 分别为在 t 时刻传递的前向隐藏层状态和后向隐藏层状态；$\boldsymbol{W}_{\mathrm{q}}$ 和 $\boldsymbol{W}_{\mathrm{h}}$ 分别为前向隐藏层权重向量和后向隐藏层权重向量；$\boldsymbol{b}_{\mathrm{o}}$ 为隐藏层的偏置向量矩阵。其 BiGRU 网络如图 2 所示。

在图 2 的结构中，其 BiGRU 网络主要由 4 个部分构成：前向输入层、前向隐藏层、后向隐藏层和后向输出层。在将预处理后的序列输入到前向和后向隐藏层后，通过隐藏层之间的信息交互，能够准确地传递前向和后向的状态权重。

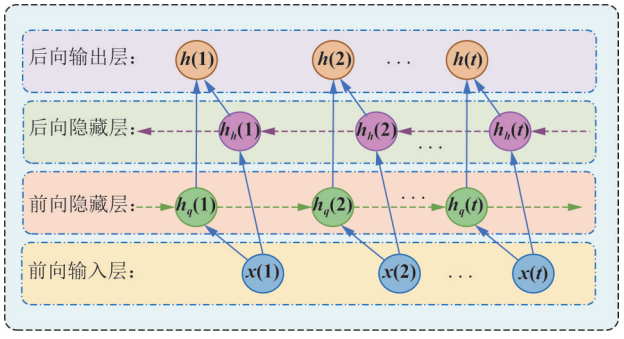


图 2 BiGRU 神经网络结构

Fig. 2 BiGRU neural network structure

2.2 含 Attention 机制的 BiGRU 网络

风电功率作为多特征环境时间序列，在短期预测中面临着信息丢失、噪音干扰和预测精度不高等诸多挑战，这些问题的根本原因在于风电功率自身的动态特性和外部环境的不确定性[18-20]。为了有效解决这些困难，在网络中引入 Attention 机制，该机制通过模拟人脑在信息处理中的选择功能，为每个输入的环境特征分配不同权重，突出与预测任务高度相关的重要特征，从而提取出关键信息，滤除无用的干扰。通过这种分配策略，模型可以增强专注挖掘多维环境特征序列的潜在信息，从而提升模型预测精度和重要特征识别能力。其 Attention 机制的结构如图 3 所示。

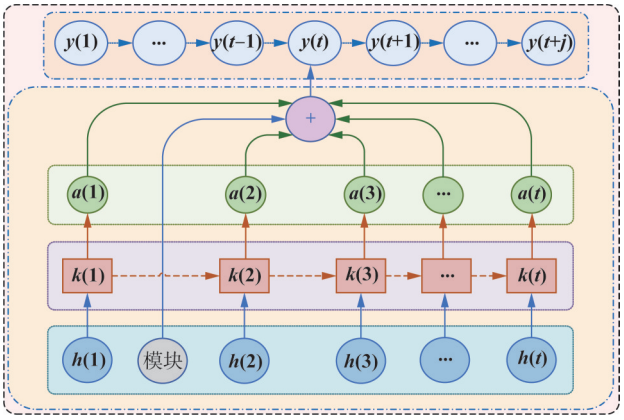


图 3 Attention 机制结构

Fig. 3 Structure of the Attention mechanism

在图 3 的结构中，$\boldsymbol{k}(t)$ 为在 t 时刻处理输入特征序列得到的隐含层状态；$\boldsymbol{\alpha}(t)$ 为在 t 时刻注意力层所产生的输出特征状态序列到隐藏层序列之间的概率分布权值，其概率计算的公式为：

$$\begin{cases} \boldsymbol{\alpha}(t) = \dfrac{\exp\left[\boldsymbol{e}(t)\right]}{\sum_{j=1}^{t}\boldsymbol{e}(j)} \\ \boldsymbol{e}(t) = \tanh\left[\boldsymbol{w}_{\mathrm{e}}\boldsymbol{h}(t) + \boldsymbol{b}_{\mathrm{e}}\right] \end{cases} \tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{e}(t)$ 为 BiGRU 网络在 t 时刻所决定的隐藏层状态全概率分布值；$\boldsymbol{w}_{\mathrm{e}}$ 为权重系数的向量；$\boldsymbol{b}_{\mathrm{e}}$ 为偏置系数的向量。

通过在 BiGRU 网络中引进 Attention 机制，可

以明显提升其对关键特征的感知能力，这种改进体现在对特征序列重要信息的加权处理上，它通过动态地为不同位置的特征分配权重，使得模型可以更加专注于主体内容。在强化特征的过程中，注意层接收的输入特征序列是网络激活层处理后产生的输出向量，这些向量包含了经过BiGRU网络编码后的多维时序特征，使得模型能够抑制不重要的空间模态特征信息。其注意力层的计算公式为：

$$\boldsymbol{y}(t)=\sum_{j=1}^{t}\boldsymbol{\alpha}(j)*\boldsymbol{k}(j) \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{y}(t)$为BiGRU网络在t时刻的隐藏层状态到新隐藏层状态的输出结果；$\boldsymbol{k}(j)$为在j时刻处理输入特征序列得到的隐含层状态；$\boldsymbol{\alpha}(j)$为在j时刻注意力层所产生的输出特征状态序列到隐藏层序列之间的概率分布权值该结果是通过将各层注意力状态的对应权重系数与输入到各隐藏层的状态分布进行加权累加后得出，它整合了所有注意隐藏层权重内的状态信息。

3　基于IGWO算法的风电功率预测模型

3.1　灰狼算法及其改进

传统的灰狼优化（grey wolf optimizer，GWO）算法是由澳大利亚学者Seyedali等人提出的智能启发式算法[21]。该算法的灵感来自于自然界中狼群的社会层级结构和狩猎行为，它通过不同层级灰狼对捕食猎物位置的搜索，能够迅速更新猎物的移动位置。它同时具备模型结构简单、参数调整少和易于编程的优点。因此在处理复杂的非线性整数规划问题时，能够表现出良好的全局收敛性和运行稳定性[22]。

传统的GWO算法模拟社会结构，将灰狼分为4个不同的角色层级。处于最高层级的灰狼群被标记为α，它们承担起领导的职责，负责制定整个狼群的狩猎策略；次一级的灰狼群被标记为β，它们的任务是协助α狼进行群体决策，并在α狼无法履行职务时接替其领导地位；第三层级的灰狼群被标记为δ，它们主要负责执行α狼和β狼下达的命令，参与实际的狩猎活动；最后，位于层级最低的灰狼群被标记为ω，它们的职责是传递狼群内部的位置信息，确保狩猎过程中的协调与互助。其灰狼包围猎物的数学公式为：

$$\begin{cases}\boldsymbol{D}=\left|C\boldsymbol{X}_{\mathrm{P}}(n)-\boldsymbol{X}(n)\right|\\ \boldsymbol{X}(n+1)=\boldsymbol{X}_{\mathrm{P}}(n)-A\boldsymbol{D}\end{cases} \tag{9}$$

式中：n为当前迭代数量；$\boldsymbol{D}$为灰狼与猎物之间的距离；$\boldsymbol{X}_{\mathrm{P}}$为包围猎物所在的位置；$\boldsymbol{X}$为灰狼当前所在的位置；$C$为随机距离的系数；$A$为递减步长的系数。其系数展开的表达式为：

$$\begin{cases}C=2r_1\\ A=a\left(2r_2-1\right)\\ a=2-2n/n_{\max}\end{cases} \tag{10}$$

式中：a为计算收敛因子，它随着迭代次数从2线性减少到0；r_1、r_2均为[0，1]范围内随机数；$n_{\max}$为最大的迭代数量。

在灰狼围捕猎物的过程中，尽管猎物所在的位置未知，但灰狼具备识别猎物方向的能力，能够进行连续的追踪。假设标记为α、β、δ的狼群非常熟悉猎物的习性，可以根据每次搜索的结果，将获得的前3个最优解进行狼群位置的定向赋值，以引导其他灰狼朝着猎物的方向进行移动。其各层最优灰狼与其他灰狼的位置距离公式为：

$$\begin{cases}\boldsymbol{D}_{\alpha}=\left|C_1\boldsymbol{X}_{\alpha}(n)-\boldsymbol{X}(n)\right|\\ \boldsymbol{D}_{\beta}=\left|C_2\boldsymbol{X}_{\beta}(n)-\boldsymbol{X}(n)\right|\\ \boldsymbol{D}_{\delta}=\left|C_3\boldsymbol{X}_{\delta}(n)-\boldsymbol{X}(n)\right|\end{cases} \tag{11}$$

式中：$\boldsymbol{X}_{\alpha}$、$\boldsymbol{X}_{\beta}$、$\boldsymbol{X}_{\delta}$分别为α狼、β狼、δ狼当前所在的位置；C_1、C_2、C_3均为随机生成的距离系数；$\boldsymbol{D}_{\alpha}$、$\boldsymbol{D}_{\beta}$、$\boldsymbol{D}_{\delta}$分别为α狼、β狼、δ狼当前所在位置与ω狼位置之间的距离。

在狼群迭代过程中，标记为α、β、δ的灰狼会随着收敛因子的变化逐渐靠近猎物的位置。通过不断调整这些灰狼的移动方向，狼群可以找到最终猎物的位置。其各层灰狼的位置与标记为ω狼之间的空间距离引导位置公式为：

$$\begin{cases}\boldsymbol{X}_1=\boldsymbol{X}_{\alpha}(n)-A_1\boldsymbol{D}_{\alpha}\\ \boldsymbol{X}_2=\boldsymbol{X}_{\beta}(n)-A_2\boldsymbol{D}_{\beta}\\ \boldsymbol{X}_3=\boldsymbol{X}_{\delta}(n)-A_3\boldsymbol{D}_{\delta}\end{cases} \tag{12}$$

式中：$\boldsymbol{X}_1$、$\boldsymbol{X}_2$、$\boldsymbol{X}_3$分别为α、β、δ狼对ω狼的引导方向位置距离；A_1、A_2、A_3均为随机生成的距离步长系数。通过取各灰狼引导距离的平均值即得狼群的移动方向位置，其计算公式为：

$$\boldsymbol{X}(n+1)=\frac{\boldsymbol{X}_1+\boldsymbol{X}_2+\boldsymbol{X}_3}{3} \tag{13}$$

式中$\boldsymbol{X}(n+1)$为在第$n+1$次迭代时灰狼群体的移

动位置，当第 n 次和第 $n+1$ 次计算的移动位置变化不明显时，将停止计算，这意味着灰狼已经找到了猎物的最终位置，也就是全局最优解。

在传统的GWO算法中，通常采用随机初始化参数的方式生成狼群出现位置，这可能会导致狼群的分布不均，增加陷入局部最优解的风险。为了解决这个问题，可以利用混沌映射策略对灰狼分布的位置进行空间初始化，这样能够有效地减少随机生成策略带来的寻优不利影响，同时需要对Logistic映射[23]、Tent映射[24]和Circle映射[25]等变换策略进行择优选择。在高维空间的比较下，Circle映射表现出其在解集空间内持续保持种群分布多样性的能力，从而避免陷入局部最优解。因此，本文选择不存在混叠现象的Circle映射作为初始生成灰狼分布位置的映射策略，其映射公式为：

$$C(n+1)=\mathrm{mod}\left\{\begin{matrix}C(n)+\dfrac{1}{2}-\left(\dfrac{1}{10\pi}\right)\\ \sin\left[2\pi C(n)\right],1\end{matrix}\right\} \tag{14}$$

式中：mod为取余函数；$C(n)$和$C(n+1)$分别为第 n 次和第 $n+1$ 次的高维混沌映射值；初始的混沌映射值$C(0)$为[0，1]范围内的随机数。

同时，为了防止优化算法早熟收敛，可以增加动态变异概率机制。该机制使变异概率K随着迭代过程逐步调整，在运行的初始阶段，较高的变异概率允许灰狼种群在解空间中进行探索，增加了解的全局搜索能力[26]。随着迭代次数的增加，变异概率会逐渐降低，使算法更加专注于局部搜索，从而提高运行收敛精度。其变异概率公式为：

$$K(n)=K_{\max}-\left(K_{\max}-K_{\min}\right)n/n_{\max} \tag{15}$$

式中：$K(n)$为狼群迭代过程中第n次迭代的变异概率；$K_{\max}$为变异概率的初始最大值，通常选取在0.1~0.5之间；$K_{\min}$为变异概率的最低值，通常取值在0.001~0.1之间。

3.2 IGWO算法优化BiGRU-Attention网络

本文提出的调参OBiGRU-Attention网络模型结合IGWO算法与含Attention机制的BiGRU神经网络，能够有效避免因人为经验选择超参数而导致的系统误差。经大量研究表明，虽然BiGRU模型在处理非线性多维时间序列时展现出较高的预测精度，但其性能仍会受到正则化系数、学习率和隐藏层神经元数量等超参数的影响。因此，本文通过利用IGWO算法对含Attention机制的BiGRU网络的超参数进行全局搜索，从而降低人工设定超参数导致的偏差。OBiGRU-Attention网络模型[27]的最优调参步骤如下，技术路线如图4所示。

1)初始化种群参数：采用Circle映射策略确定初始狼群的分布位置，并设定种群的大小、最大迭代的次数和其他运行变量。

2)计算个体灰狼的适应度：将获得的均方根误差作为传播的前向优化目标，当适应度函数越接近零时，说明运行变量越接近可设定值。

3)更新不同灰狼的位置：重新计算狼群位置的分布信息，并在此基础上排序灰狼的位置，从而确定种群中最优灰狼的方向位置。

4)重复执行步骤2)和3)，直至达到预期设定的最大迭代次数或全局收敛精度。

5)预测与评估：通过比较最终输出结果与实际参考值的均方根误差，以此来评估组合优化模型的收敛速度和鲁棒预测性能。

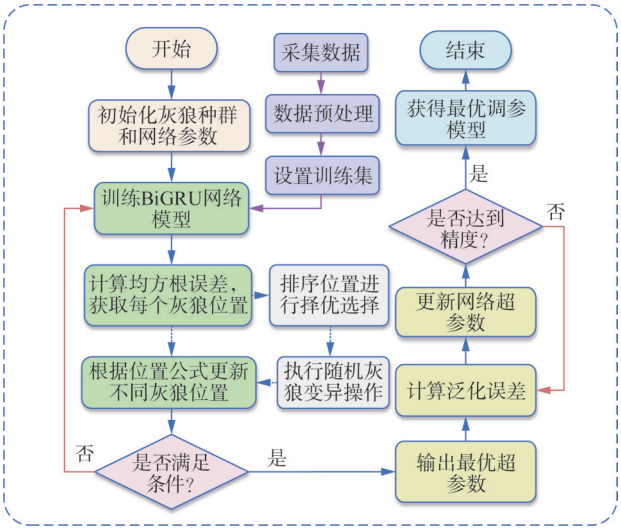


图4 智能算法优化超参数技术路线

Fig. 4 Intelligent algorithm optimization hyperparameter technology roadmap

3.3 构建EEMD-OBiGRU-Attention模型

本文在构建的调参OBiGRU-Attention网络模型基础上结合了EEMD算法，其目的是通过多模态的特征处理以提升高维时空序列的预测精度。首先使用EEMD算法对原始环境特征序列进行多层模态的分解，用以获取各层特征子序列的模态分量和残差项；然后以最小均方根误差作为组合模型的优化目

标，并利用 IGWO 算法对 BiGRU-Attention 网络的正则化系数、学习率和隐藏层神经元数量进行全局搜索，进而寻找初始超参数的最优设定值；最后将输入层、隐含层和输出层的节点数分别根据经验设置为 7、10、1，并将分解获得的各层多模态序列输入到经过调参后的模型分别进行训练，在各层预测出特征模态子序列分量后，集合这些分量组合成结果输出。其组合模型的框架如图 5 所示。

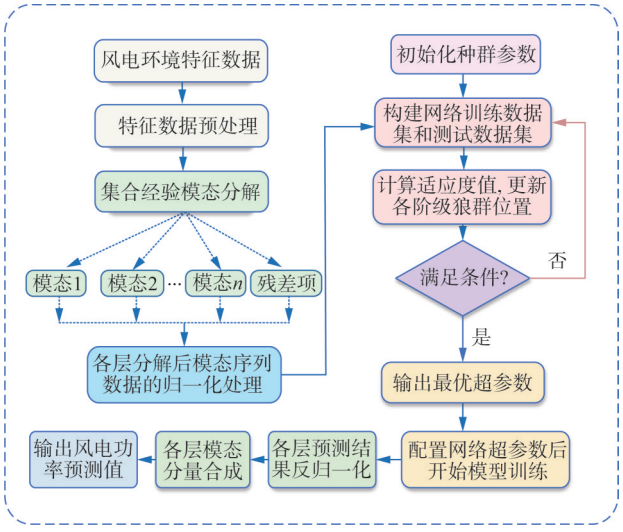


图 5　构建的 EEMD-OBiGRU-Attention 模型框架

Fig. 5　Framework of composite model based on EEMD-OBiGRU-Attention

4　算例分析

本文以广东省某装机容量为 49. 5 MW 的风电场作为研究对象，选取 75. 3 m 高度处的风速作为控制变量，构建基于 EEMD-OBiGRU-Attention 的短期风电功率预测模型。由于风电机组的发电功率具有明显的随机波动性，因此采用单步计量方式进行传感器历史特征数据的采集，如图 6 所示。采样时间从 2023 年 9 月 1 日至 2023 年 12 月 10 日，平均每天采集 96 个计量点，确保每 15 min 后台就能记录一次。其中前 8 000 个样本点作为训练集，中间 1 904 个样本点作为验证集以避免训练导致的过拟合，后 96 个样本点用于测试集。表 2 列出了数据集的宏观统计信息，用于评估后续风速环境特征序列数据对风电机组发电功率的影响。

4. 1　风速特征序列模态分解结果

风电功率特征数据的质量对组合模型的短期预测精度至关重要。因此，在采集主要环境特征序列的过程中，必须对异常数据进行清洗。本文选择风速作为主要环境特征序列数据，在完成序列数据的清洗后，利用配置 0. 2 级高斯白噪声的 EEMD 算法对采集的风速序列数据进行模态分解，以增强数据特征分辨的自适应能力。在仿真试验过程中，通过将风速序列数据分解为 7 层模态特征向量，从而为建立 EEMD-OBiGRU-Attention 组合模型提供了特征模态序列的训练数据集。其经过 EEMD 算法得到的各层特征模态分量如图 7 所示。

表 2　历史数据集的统计信息

Tab. 2　Statistical information of historical datasets

数据集	最大值	最小值	平均值
海拔高度/m	无	无	75. 3
装机容量/MW	无	无	49. 5
风速大小/(m·s^{-1})	9. 152	24. 116	16. 63
风电功率/MW	9. 504	26. 674	18. 08

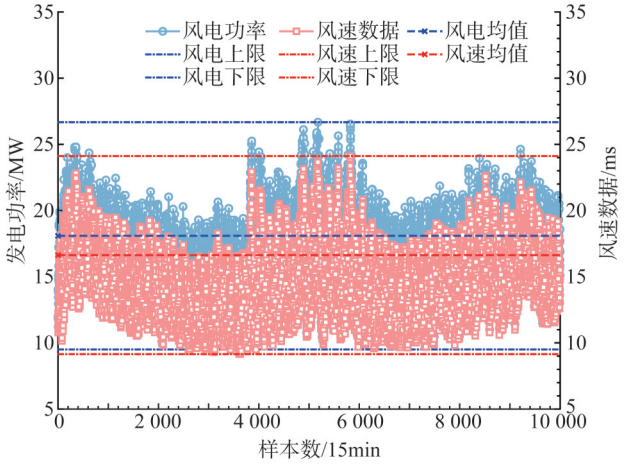


图 6　风电场 1 数据采集情况

Fig. 6　Data collection situation of wind farm 1

4. 2　模型的超参数优化结果

本文利用 IGWO 算法对 BiGRU-Attention 组合模型的超参数进行优化，优化变量包括：组合模型的正则化系数、学习率和隐藏层神经元数量。在模型初始超参数的全局优化过程中，试验将种群规模设定为 100 组，控制变量为 3 个。其中，正则化系数的范围设置在 10^{-6}~10^{-2} 之间；学习率的范围设置在 0. 001~0. 01 之间；隐藏层神经元的数量范围设置在 10~100 之间。经过多组优化参数模型的试验对比结果表明，当初始超参数设定为：正则化系数为 10^{-6}、学习率为 0. 004 和隐藏层神经元数量为 71

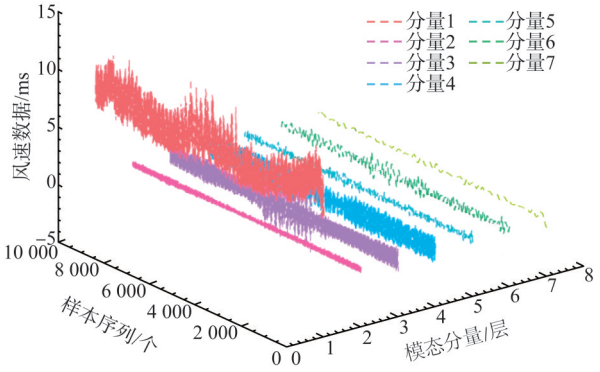


图 7 EEMD 各层模态分解结果

Fig. 7 Modal decomposition results at each EEMD layer

时，本文组合模型的均方根误差将会达到极小值。其各智能算法优化 BiGRU-Attention 网络模型的适应度曲线如图 8 所示。

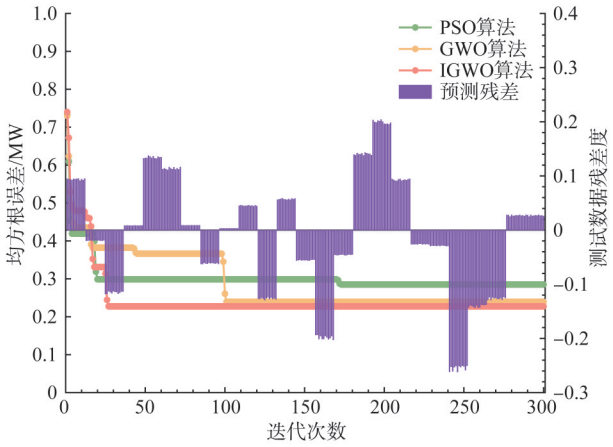


图 8 超参数适应度曲线变化

Fig. 8 Change in hyperparameter fitness curve

如图 8 所示，BiGRU-Attention 网络模型在经过 28 次全局迭代后，成功找到了最优解。为了更加客观地评估 IGWO 算法的性能，将其与 PSO 算法和 GWO 算法在优化 BiGRU-Attention 模型方面的结果进行对比。由表 3 的指标显示，IGWO 算法在模型初始超参数优化迭代过程中，相较于其他智能优化算法，展现出更小的均方根误差。

4.3 模型预测结果分析

为了验证本文所提出模型的优越性，采用多组模型与 EEMD-OBiGRU-Attention 组合模型进行短期风电功率输出结果的预测对比。在模型的仿真试验对比中，所有模型步长均设定为 24 h，总共预测 96 个数据点。为确保试验环境的标定性，各运行的

表 3 智能算法优化指标对比

Tab. 3 Comparison of optimization indicators of intelligent algorithm

智能算法	迭代收敛/次	均方根误差/MW	消耗时间/min
PSO	173	0. 291	31. 97
GWO	101	0. 237	77. 36
IGWO	28	0. 233	92. 31

最大训练次数均设定为 1 000 次。其各组合模型的风电功率短期预测曲线如图 9 所示。

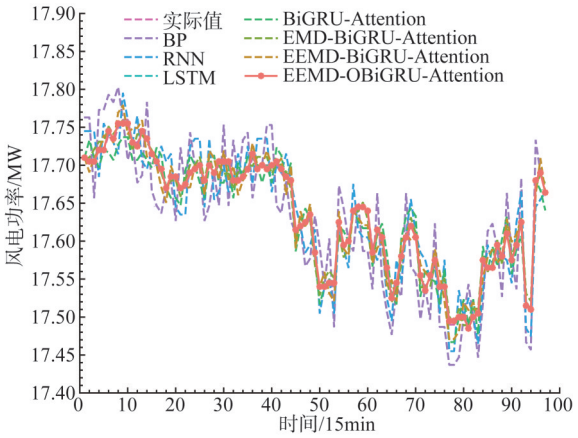


图 9 风电功率预测结果对比

Fig. 9 Comparison of prediction results of wind power

由图 9 可以看出，本文所提出的组合模型在风电功率短期预测方面更加接近实际发电曲线，这表明 EEMD-OBiGRU-Attention 组合模型在捕捉风电功率的动态特性变化上有着出色表现。为了能够更好地验证其组合模型的预测性能，同时进行各组合模型误差检验分析。其计算误差结果见表 4。

由表 4 的数据可知，采用先进模态架构和智能技术可以显著提高模型的预测性能。传统 BP 神经

表 4 不同模型预测结果比较

Tab. 4 Prediction results comparison of different models

组合预测模型	均方根误差（RMSE）/MW	平均绝对误差（MAE）/MW	消耗时间/min
BiGRU-Attention	2. 981	2. 328	47. 76
EMD-BiGRU-Attention	1. 287	1. 194	72. 77
EEMD-BiGRU-Attention	0. 614	0. 974	76. 98
EEMD-OBiGRU-Attention	0. 341	0. 771	92. 31

网络虽然在计算速度上具有明显优势，但在预测精度方面却不如RNN和LSTM等改进后的神经网络模型，而BiGRU则在此基础上进一步优化其对时间序列数据的挖掘能力。当结合EMD、EEMD等模态数据预处理技术时，组合模型的预测精度得到指数提升，特别是融合IGWO算法和Attention机制的组合模型，在多个误差指标上均达到了最优的运行效果，证明了其在复杂多维时间序列短期预测任务中的卓越性能。这一研究结果表明，通过模态技术的集成与智能算法优化，组合模型的准确性和适用性得到了大幅提升，这对于未来能源系统的能量管理和智能调度具有重要的现实意义。

5　结论

针对日前风电功率预测精度不高的问题，本文提出了基于EEMD和BiGRU-Attention的短期风电功率预测方法。该模型综合运用了特征工程、智能优化算法和深度学习模型，不仅有效地捕捉了风电功率特征数据的动态运行规律，还明显提升了组合模型短期预测的鲁棒性和准确性，为综合能源系统电源侧的经济调度提供了智能决策控制策略。主要研究工作内容包括以下几方面。

1）使用EEMD算法对历史风速环境特征序列进行多层模态分解，通过对复杂模态特征序列数据的预处理，获得了各层本征模态的特征向量。

2）利用混沌映射策略和动态变异概率机制对传统GWO算法中狼群随机分布参数和步长迭代更新模式进行改进，增强了传统智能优化算法的全局搜索特性，得到收敛性更强的IGWO算法。

3）在BiGRU网络中引进Attention机制，并利用IGWO算法对调整权重后的BiGRU-Attention网络初始超参数进行全局搜索，避免了因为经验选择超参数而导致的时序人为预测误差。

参考文献

[1] 张智刚，康重庆. 碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望[J]. 中国电机工程学报，2022，42(8)：2806－2819.
ZHANG Zhigang，KANG Chongqing. Challenges and prospects for constructing the new-type power system towards a carbon neutrality future[J]. Proceedings of the CSEE，2022，42(8)：2806－2819.

[2] 袁智勇，赵懿祺，郭祚刚，等. 面向能源互联网的综合能源系统规划研究综述[J]. 南方电网技术，2019，13(7)：1－9.
YUAN Zhiyong，ZHAO Yiqi，GUO Zuogang，et al. Review of integrated energy system planning for energy internet[J]. Southern Power System Technology，2019，13(7)：1－9.

[3] 程江洲，冯馨以，冯梦婷，等. 计及气象因素的风电机组故障诊断与风险预测[J]. 科学技术与工程，2022，22(22)：9645－9651.
CHENG Jiangzhou，FENG Xinyi，FENG Mengting，et al. Wind turbine fault diagnosis and risk prediction considering meteorological factors[J]. Science Technology and Engineering，2022，22(22)：9645－9651.

[4] 杨茂，董昊. 基于数值天气预报风速和蒙特卡洛法的短期风电功率预测[J]. 电力系统自动化，2021，45(5)：79－85.
YANG Mao，DONG Hao. Short-term wind power interval prediction based on wind speed of numerical weather prediction and Monte Carlo method[J]. Automation of Electric Power Systems，2021，45(5)：79－85.

[5] 周小麟，童晓阳. 基于CEEMD-SBO-LSSVR的短期风电功率组合预测[J]. 电网技术，2021，45(3)：855－862.
ZHOU Xiaolin，TONG Xiaoyang. Ultra-short-term wind power combined prediction based on CEEMD-SBO-LSSVR[J]. Power System Technology，2021，45(3)：855－862.

[6] 宋家康，彭勇刚，蔡宏达，等. 考虑多位置NWP和非典型特征的短期风电功率预测研究[J]. 电网技术，2018，42(10)：3234－3242.
SONG Jiakang，PENG Yonggang，CAI Hongda，et al. Research of short-term wind power forecasting considering multi-location NWP and uncanonical feature[J]. Power System Technology，2018，42(10)：3234－3242.

[7] 徐龙舞，张英，张倩，等. 基于正交实验法改进的蝠鲼算法优化BP在变压器故障诊断上的研究[J]. 南方电网技术，2022，16(7)：46－54.
XU Longwu，ZHANG Ying，ZHANG Qian，et al. Orthogonal experiment method based improved MRFO algorithm to optimize BP in transformer fault diagnosis[J]. Southern Power System Technology，2022，16(7)：46－54.

[8] 陈庆明，廖鸿飞，孙颖楷，等. 基于GWO-GRU的光伏发电功率预测[J]. 太阳能学报，2024，45(7)：438－444.
CHEN Qingming，LIAO Hongfei，SUN Yingkai，et al. Photovoltaic power prediction based on GWO-GRU[J]. Acta Energiae Solaris Sinica，2024，45(7)：438－444.

[9] 苏向敬，周汶鑫，李超杰，等. 基于双重注意力LSTM神经网络的可解释海上风电出力预测[J]. 电力系统自动化，2022，46(7)：141－151.
SU Xiangjing，ZHOU Wenxin，LI Chaojie，et al. Interpretable offshore wind power output forecasting based on long short-term memory neural network with dual-stage attention[J]. Automation of Electric Power Systems，2022，46(7)：141－151.

[10] 王鑫，李慧，叶林，等. 考虑风速波动特性的VMD-GRU短期风电功率预测[J]. 电力科学与技术学报，2021，36(4)：20－28.
WANG Xin，LI Hui，YE Lin，et al. VMD-GRU based short-term wind power forecast considering wind speed fluctuation characteristics[J]. Journal of Electric Power Science and Technology，2021，36(4)：20－28.

[11] 刘洋，伍双喜，朱誉，等. 基于CEEMDAN和DBO-GRNN的风电功率超短期预测[J]. 电力建设，2024，45(8)：97－105.
LIU Yang，WU Shuangxi，ZHU Yu，et al. Ultra-short-term prediction of wind power based on CEEMDAN and DBO-GRNN[J]. Electric Power Construction，2024，45(8)：97

－105.

[12] 张振海，王维庆，王海云，等. 基于HCS-GWO-MSVM的风电机组齿轮箱复合故障诊断研究[J]. 太阳能学报，2021，42(10)：176－182.
ZHANG Zhenhai，WANG Weiqing，WANG Haiyun，et al. Research on composite fault diagnosis of wind turbine gearbox based on HCS-GWO-MSVM[J]. Acta Energiae Solaris Sinica，2021，42(10)：176－182.

[13] 康田雨，覃智君. 基于超参数优化和双重注意力机制的超短期风电功率预测[J]. 南方电网技术，2022，16(5)：44－53.
KANG Tianyu，QIN Zhijun. An ultra-short-term wind power forecasting method based on hyperparameter optimization and dual-stage attention mechanism [J]. Southern Power System Technology，2022，16(5)：44－53.

[14] 马伟，乔颖，谢丽蓉，等. 考虑气象特征波动划分阈值的双目标短期风功率预测[J]. 高电压技术，2022，48(10)：4154－4162.
MA Wei，QIAO Ying，XIE Lirong，et al. Short-term wind power prediction with dual targets considering the threshold of meteorological characteristic fluctuation partition [J]. High Voltage Engineering，2022，48(10)：4154－4162.

[15] 彭宇文，李瑞，尚筱雅，等. 基于EMD和PSO-KELM的电压暂降源辨识方法[J]. 黑龙江电力，2023，45(2)：102－111.
PENG Yuwen，LI Rui，SHANG Xiaoya，et al. Identification and classification of voltage sag source based on EMD and PSO-KELM[J]. Heilongjiang Electric Power，2023，45(2)：102－111.

[16] 陈海鹏，周越豪，王趁录，等. 基于改进的CNN-LSTM短期风功率预测的系统旋转备用经济性分析[J]. 高电压技术，2022，48(2)：439－448.
CHEN Haipeng，ZHOU Yuehao，WANG Chenlu，et al. Economic analysis of system spinning reserve based on improved CNN-LSTM short-term wind power prediction[J]. High Voltage Engineering，2022，48(2)：439－448.

[17] 王渝红，史云翔，周旭，等. 基于时间模式注意力机制的BiLSTM多风电机组超短期功率预测[J]. 高电压技术，2022，48(5)：1884－1892.
WANG Yuhong，SHI Yunxiang，ZHOU Xu，et al. Ultra-short-term power prediction for BiLSTM multi wind turbines based on temporal pattern attention[J]. High Voltage Engineering，2022，48(5)：1884－1892.

[18] 薛阳，燕宇铖，贾巍，等. 基于改进灰狼算法优化长短期记忆网络的光伏功率预测[J]. 太阳能学报，2023，44(7)：207－213.
XUE Yang，YAN Yucheng，JIA Wei，et al. Photovoltaic power prediction model based on IGWO-LSTM [J]. Acta Energiae Solaris Sinica，2023，44(7)：207－213.

[19] 余光正，信德政，吕辉清，等. 考虑有限信息背景下的风电场短期功率预测方法[J]. 电力建设，2025，46(9)：130－143.
YU Guangzheng，XIN Dezheng，LÜ Huiqing，et al. Short-term power prediction method for wind farms considering limited information background[J]. Electric Power Construction，2025，46(9)：130－143.

[20] 杨国华，祁鑫，贾睿，等. 基于CEEMD-SE的CNN&LSTM-GRU短期风电功率预测[J]. 中国电力，2024，57(2)：55－61.
YANG Guohua，QI Xin，JIA Rui，et al. Short-term wind power forecast based on CNN & LSTM-GRU model integrated with CEEMD-SE algorithm[J]. Electric Power，2024，57(2)：55－61.

[21] 茹瑶，赵永宁，叶林，等. 超短期LSTM风电功率预测模型的混合专家模块化代理解释方法[J]. 电力建设，2024，45(11)：114－124.
RU Yao，ZHAO Yongning，YE Lin，et al. Modular surrogate interpretation method based on decision tree mixture of experts for ultra-short-term LSTM wind power forecasting model[J]. Electric Power Construction，2024，45(11)：114－124.

[22] 彭宇文，杨之乐，李冰，等. 基于VMD-ISSA-LSTM的短期光伏发电功率预测[J]. 广东电力，2024，37(1)：18－26.
PENG Yuwen，YANG Zhile，LI Bing，et al. Short term PV power generation prediction based on VMD-ISSA-LSTM[J]. Guangdong Electric Power，2024，37(1)：18－26.

[23] 胡帅，向月，沈晓东，等. 计及气象因素和风速空间相关性的风电功率预测模型[J]. 电力系统自动化，2021，45(7)：28－36.
HU Shuai，XIANG Yue，SHEN Xiaodong，et al. Wind power prediction model considering meteorological factor and spatial correlation of wind speed[J]. Automation of Electric Power Systems，2021，45(7)：28－36.

[24] 丁婷婷，杨明，于一潇，等. 基于误差修正的短期风电功率集成预测方法[J]. 高电压技术，2022，48(2)：488－496.
DING Tingting，YANG Ming，YU Yixiao，et al. Short-term wind power integration prediction method based on error correction[J]. High Voltage Engineering，2022，48(2)：488－496.

[25] 刘金朋，邓嘉明，高鹏宇，等. 基于VMD-IMPA-SVM的超短期风电功率预测[J]. 智慧电力，2024，52(7)：24－31，79.
LIU Jinpeng，DENG Jiaming，GAO Pengyu，et al. Ultra short term wind power prediction based on VMD-IMPA-SVM[J]. Smart Electric Power，2024，52(7)：24－31，79.

[26] 王愈轩，梁沁雯，章思远，等. 基于LSTM-XGboost组合的超短期风电功率预测方法[J]. 科学技术与工程，2022，22(14)：5629－5635.
WANG Yuxuan，LIANG Qinwen，ZHANG Siyuan，et al. An ultrashort-term wind power prediction method based on LSTM-XGboost combination[J]. Science Technology and Engineering，2022，22(14)：5629－5635.

[27] 梁超，刘永前，周家慷，等. 基于卷积循环神经网络的风电场内多点位风速预测方法[J]. 电网技术，2021，45(2)：534－541.
LIANG Chao，LIU Yongqian，ZHOU Jiakang，et al. Wind speed prediction at multi-locations based on combination of recurrent and convolutional neural networks[J]. Power System Technology，2021，45(2)：534－541.

收稿日期：2024-10-05；**网络首发日期**：2025-07-05

作者简介：

彭宇文(1993)，男，工程师，博士研究生，研究方向为综合能源系统、电能质量、负荷预测，451056689@qq.com；

林镇宏(1977)，男，教授，博士，研究方向为人车桩楼网能源协同、交通能源融合、智慧电网，Zhenhong@scut.edu.cn；

黄京苑(1997)，女，助理工程师，学士，研究方向为电气工程、配网自动化、负荷管理，543325374@qq.com。