第 50 卷 第 9 期：3850-3863　　高电压技术　　Vol.50, No.9: 3850-3863
2024 年 9 月 30 日　　High Voltage Engineering　　September 30, 2024
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20230333

基于 QMD-HBiGRU 的短期光伏功率预测方法

吉兴全[1]，赵国航[1]，叶平峰[2]，孟祥剑[1]，杨　明[3]，张玉敏[1]
（1. 山东科技大学电气与自动化工程学院，青岛 266590；2. 山东科技大学储能技术学院，青岛 266590；
3. 山东大学电网智能化调度与控制教育部重点实验室，济南 250061）

摘　要：为了解决光伏功率数据固有的强不确定性导致单一预测模型预测精度不高的问题，提出一种基于二次模态分解和混合双向门控循环单元模型(hybrid bi-directional gated recurrent unit, HBiGRU)的短期光伏功率预测方法。首先，为应对光伏功率数据的不确定性，基于自适应噪声完备集合经验模态分解、样本熵和变分模态分解对光伏功率数据进行处理，得到一系列较为平稳的本征模函数分量；其次，构建 HBiGRU 模型以充分挖掘各分量与光伏功率影响因素之间的特征关系，得到各分量预测结果；最后，将各分量预测结果叠加得到短期光伏功率预测结果。以澳大利亚某地光伏电站数据进行测试，仿真结果表明：所提集成预测模型能够有效提高短期光伏功率预测精度，与其他预测模型相比，其归一化平均绝对误差和均方根误差分别降低了 3.21%和 5.04%，决定系数提高了 22.7%。
关键词：短期光伏功率预测；混合双向门控循环单元；自适应噪声完备集合经验模态分解；变分模态分解；二次模态分解；深度学习

Short-term PV Forecasting Method Based on the QMD-HBiGRU Model

JI Xingquan[1], ZHAO Guohang[1], YE Pingfeng[2], MENG Xiangjian[1], YANG Ming[3], ZHANG Yumin[1]
(1. College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;
2. College of Energy Storage Technology, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;
3. Key Laboratory of Power System Intelligent Dispatch and Control of Ministry of Education, Shandong University, Jinan 250061, China)

Abstract: In order to solve the problem that the inherent strong uncertainty in PV power data leads to the low prediction accuracy of a single prediction model, a short-term PV power prediction method based on quadratic modal decomposition and hybrid bi-directional gated recurrent unit (HBiGRU) model is proposed. Firstly, to cope with the uncertainty of PV power data, a series of smoother eigenfunction components are obtained by processing PV power data based on adaptive noise-complete ensemble empirical modal decomposition, sample entropy and variational modal decomposition. Secondly, the HBiGRU model is constructed to fully explore the characteristic relationship between each component and PV power influencing factors, and the prediction results of each component are obtained. Finally, the prediction results of each component are superimposed to obtain the short-term PV power prediction results. The simulation results show that the proposed integrated prediction model can be adopted to effectively improve the short-term PV power prediction accuracy. Compared with the results from other prediction models, the normalized mean absolute error and root mean square error are reduced by 3.21% and 5.04%, respectively, and the coefficient of determination is improved by 22.7%.
Key words: short term PV power forecast; hybrid bi-directional gated circulation unit; complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise; variational mode decomposition; quadratic mode decomposition; deep learning

0　引言

近年来，随着化石能源的日益枯竭和环境污染的加重，发展新能源替代传统化石能源已成为世界各国的共识[1]。其中，光伏发电安全高效和资源丰富的优势，使其成为发展最快的新能源发电技术之一[2]。但光伏发电功率受太阳辐照度、温度和昼夜变化等多种气象因素的影响，具有明显的随机性和波动性，大规模光伏并入电网后加剧了电网调度运行的难度，给电力系统的安全经济运行带来了严峻挑战[3]。高精度的光伏发电功率短期预测可为电网制定和调整调度计划提供技术支持，有效降低电网

基金资助项目：国家自然科学基金(52107111)；山东省自然科学基金(ZR2022ME219, ZR2021QE117)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China (52107111), Natural Science Foundation of Shandong Province (ZR2022ME219, ZR2021QE117).

运行成本。因此，如何提高短期光伏功率预测精度是亟需解决的关键问题[4]。

短期光伏发电功率预测主要分为物理方法[5-6]和统计方法[7-8]。由于物理方法建模过程复杂且对输入数据精度要求较高[9]，越来越多的研究者倾向于采用统计方法进行短期光伏发电功率预测。常用的统计方法包括支持向量机(support vector machine, SVM)[10]、极限学习机[11]、回声状态网络[12]和神经网络[13]等，但上述统计方法处理复杂非线性问题的能力有限，难以全面捕捉光伏功率数据与相关影响因素之间的特征关系，导致预测精度提升较为困难。

随着人工智能技术的快速发展，深度学习方法因其强大的非线性拟合能力和泛化能力，已被广泛应用于电力系统故障诊断[14]、配电网重构[15]、状态估计[16]、负荷预测[17]、新能源预测[18]等领域。近年来，尤其是在新能源预测领域备受国内外学者的关注。文献[19]和文献[20]分别采用反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)和卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)预测光伏出力，有效提高了光伏功率预测精度。但 BPNN 和 CNN 建模过程中忽略了历史数据之间的时序相关性，光伏功率预测精度有限。门控循环单元网络(gated recurrent unit, GRU)是一种基于循环神经网络(recurrent neural network, RNN)的改进模型，其克服了 RNN 固有的梯度爆炸问题，能够有效挖掘数据时序特征，提高预测精度，在光伏预测领域已颇有建树。文献[21]采用改进后的主成分分析法处理光伏功率数据，进而构建 GRU 模型预测光伏出力，获得了较好的预测结果。文献[22]提出了一种基于 CNN-GRU 的光伏功率预测模型，结果表明 CNN-GRU 模型相较于 GRU 模型具有更优越的预测性能。但 GRU 模型和 CNN-GRU 未考虑时序数据双向时间信息对预测结果的影响，并且在处理较长时间序列时容易出现重要时序信息遗忘等问题。此外，与单一预测模型相比，组合预测方法能够充分发挥不同模型和方法的优势，全面挖掘数据集特征，进而得到更精准的预测结果，已成为光伏和风电预测领域的研究热点[23]。目前主流的组合预测方法分为 2 种。第 1 种方法将深度学习算法与智能优化算法相结合，通过智能优化算法寻找深度学习算法的最优参数，以获取更好的预测效果[24]，但该类方法没有消除原始功率非平稳性对预测结果的影响[25]；第 2 种方法是通过数据分解对风电和光伏功率数据进行预处理，以降低功率序列的复杂程度，之后对各子序列分别建模预测，叠加各子序列预测值得到最终预测结果，从而有效提高风电和光伏功率预测精度[26]。

目前已有部分学者将小波分解(wavelet decomposition, WT)[27]、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)[28]和集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)[29]应用于风电和光伏预测领域，降低了风电和光伏功率非平稳性对预测结果的影响。其中 WT 方法须人为选择参数，自适应能力较弱。EMD 方法具有较强的自适应能力，但在分解过程中容易出现模态混叠现象，从而影响风光功率预测的精度。EEMD 方法通过引入噪声来辅助分解，在一定程度上解决了 EMD 的模态混叠问题，但 EEMD 方法分解后的高频分量中存在部分噪音难以去除，并且分解后低频分量过多，同样会影响风电和光伏功率的预测精度。文献[30]将变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)引入风电功率预测领域，有效提高了预测精度，验证了 VMD 方法在风电预测领域的有效性。

与风电出力相比，光伏出力主要受太阳辐照度的影响，由于多云天气下太阳辐照度变化复杂，短期光伏功率序列呈现出独特的无惯性突变特性，序列随机性变化明显，导致传统分解方法难以有效分解光伏功率序列，从而产生显著的预测误差。亟须引入更有效的数据分解方法来处理光伏功率序列，进而提高预测精度。为此，文献[31]采用 VMD 方法分解光伏功率数据，有效提高了多云等波动天气下的光伏功率预测精度，证明其分解效果优于 EMD 和 EEMD 方法，但 VMD 方法分解后的子序列重构后与原序列存在一定误差，从而影响光伏功率预测精度。文献[32]提出了基于自适应噪声完备集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)和改进长短时记忆神经网络的组合光伏预测方法，解决了 EMD 方法模态混叠和 EEMD 分解后低频分量过多的问题，并且分解后子序列重构误差几乎为零，但 CEEMDAN 分解后高频分量中仍包含部分残余噪声难以消除。

为有效去除噪声，提高预测精度，本文提出了一种基于二次模态分解(quadratic mode decomposition, QMD)和混合双向门控循环单元(hybrid

bi-directional gated recurrent unit, HBiGRU)模型的短期光伏功率预测方法。主要贡献如下：

1）基于 CNN、双向门控循环单元(bi-directional gated recurrent unit, BiGRU)和注意力机制(attention mechanism, AM)构建 HBiGRU 预测模型。在输入侧引入 CNN 充分挖掘光伏发电功率子序列与相关气象数据间的特征关系；在输出侧引入时序注意力机制，进一步突出重要时序信息对预测结果的影响，有效提高了 BiGRU 模型的预测精度。

2）提出了基于 CEEMDAN、样本熵(sample entropy, SE)和 VMD 的 QMD 方法，利用 CEEMDAN 消除 EMD 模态混叠和 EEMD 低频分量过多的问题，之后参照 SE 值对分解序列聚合重构，以简化预测过程，并利用 VMD 方法最大限度地抑制噪声对分解序列的影响，提高分解效果。相较于单分解方法，该方法能够得到更精确的预测结果。

1 基于 QMD 的光伏功率数据处理方法

本文提出 QMD 方法对原始光伏功率序列进行分解，将非平稳的光伏功率序列分解为一系列不同模态的分量，进而降低原始光伏功率序列的复杂程度。QMD 流程如附录 A 图 A1 所示。QMD 方法由 CEEMDAN、SE 和 VMD 方法组成。首先，利用 CEEMADN 方法对光伏功率数据进行初步分解以降低光伏功率时序数据的复杂度；其次，基于 SE 方法计算各分量复杂程度，并对具有相似复杂程度的分量进行聚合重构，以低维代替高维的思想来降低模型的计算量；最后，利用 VMD 方法对重构后的高频分量进行二次分解，通过降低高频分量中的残留噪声进一步提高分解效果。

1.1 基于 CEEMDAN 的光伏功率分解方法

CEEMDAN 是一种自适应数据分解方法，通过在分解过程中加入符号相反的白噪声，将数据分解为有限个具有不同时间尺度的本征模函数(intrinsic mode function, IMF)分量，有效解决了 EMD 和 EEMD 存在的模态混叠和残余噪声过高等问题[33]。CEEMADN 分解的基本步骤详见附录 B。

1.2 基于 SE 的光伏功率分解分量重构方法

采用 CEEMDAN 方法对原始光伏功率序列进行处理可以显著提高预测模型的准确度，但随着 IMF 分量的增加，预测模型的计算量将显著增大，导致模型训练时间过长，将复杂程度相似的分量进行聚合，能够有效降低模型计算时间[34]。因此，本文提出采用 SE 方法计算各 IMF 分量的时间复杂度，并对具有相似复杂度的分量进行聚合重构。

SE 是基于近似熵的一种度量时序数据复杂性的改进方法，SE 计算不依赖于数据长度，具有更好的一致性[34]。SE 越大，时序数据的复杂程度越高。SE 的计算过程见附录 C。

1.3 基于 VMD 的高频序列二次分解方法

将 IMF 分量根据熵值大小重构后，其高频分量中仍包含部分噪音，导致高频分量复杂度较高，直接对其进行预测精度较低。为此，本文提出采用 VMD 方法对高频分量进行二次分解，进一步削弱高频分量的复杂度。

VMD 方法是一种非递归的模态分解方法，在对序列进行分解的过程中将其转换为变分问题，通过迭代搜索变分模型的最优解自适应匹配每种模态的最佳中心频率和带宽，从而实现 IMF 分量的有效分离[35]。相较于其他分解方法，该方法具有良好的自适应能力和鲁棒性。VMD 的求解过程见附录 D。

2 HBiGRU 预测模型

2.1 CNN 模型

CNN 模型通过局部感知和权值共享的方式，将输入数据映射到高维空间，高效提取输入数据关键特征[36]。CNN 模型结构如图 1 所示，其中卷积层通过共享权重的卷积核提取输入数据特征，并采用激活函数对神经元进行非线性映射。池化层通过最大池化或均值池化方法对卷积操作得到的特征进行降维，压缩特征数量，从而减小过拟合风险。全连接层由全连接神经网络组成，用于展平整合卷积层和池化层提取的特征。

2.2 BiGRU 神经网络模型

BiGRU 是 GRU 的特殊变体结构，由 2 层输出相同但信息传递方向相反的 GRU 模型组成，BiGRU 模型可同时考虑过去和未来时刻的信息，充分挖掘光伏功率的时序特征，提高数据利用率和模型预测精度[37-38]。其中，单层 GRU 结构图如附录 A 图 A2 所示。

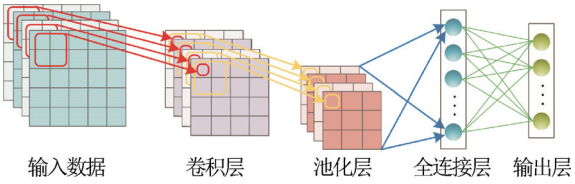


图 1 CNN 结构示意图

Fig.1 Diagram of CNN

GRU 模型的参数计算可表示为：

$$\begin{cases} c_t = \delta(\boldsymbol{W}_{\mathrm{c}} \cdot [h_{t-1}, X_t]) \\ g_t = \delta(\boldsymbol{W}_{\mathrm{g}} \cdot [h_{t-1}, X_t]) \\ \hat{h}_t = \tanh(\boldsymbol{W} \cdot [c_t h_{t-1}, X_t]) \\ h_t = (1-g_t)h_{t-1} + g_t \hat{h}_t \end{cases} \tag{1}$$

式中：X_t 为 t 时刻 GRU 模型的输入；δ和 tanh 分别为 sigmoid 和双曲正切激活函数；$\hat{h}_t$ 为候选隐藏状态，由输入 X_t 和上一时刻隐藏层输出 $h_{t\text{-}1}$ 计算得到；h_t 为隐藏层输出；$\boldsymbol{W}_{\mathrm{c}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{g}}$ 和 $\boldsymbol{W}$ 分别为重置门、更新门和候选隐藏状态的权重矩阵；c_t 为 GRU 重置门，表示 t 时刻输入 X_t 与上一时刻隐藏层输出 $h_{t\text{-}1}$ 对候选隐藏状态 $\hat{h}_t$ 的影响；g_t 为 GRU 更新门，表示上一时刻隐藏层输出 h_{t-1} 对 t 时刻隐藏层输出 h_t 的影响大小。

根据上述 GRU 模型，设置正、负序 GRU 层构建 BiGRU 模型，其基本结构如图 2 所示，图中，h_t^{f} 为 t 时刻正序 GRU 模型输出，h_t^{b} 为 t 时刻负序 GRU 模型输出。

BiGRU 模型计算式可表示为：

$$h_t^{\mathrm{f}} = \delta(\boldsymbol{W}_{\mathrm{f1}} X_t + \boldsymbol{W}_{\mathrm{f2}} h_{t-1}^{\mathrm{f}}) \tag{2}$$

$$h_t^{\mathrm{b}} = \delta(\boldsymbol{W}_{\mathrm{b1}} X_t + \boldsymbol{W}_{\mathrm{b2}} h_{t+1}^{\mathrm{b}}) \tag{3}$$

$$h_t = \delta(\boldsymbol{W}_1 h_t^{\mathrm{f}} + \boldsymbol{W}_2 h_t^{\mathrm{b}}) \tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{W}_{\mathrm{f1}}$ 与 $\boldsymbol{W}_{\mathrm{f2}}$ 分别为正序 GRU 模型输入权重矩阵和 t–1 时刻输出权重矩阵；$\boldsymbol{W}_{\mathrm{b1}}$ 与 $\boldsymbol{W}_{\mathrm{b2}}$ 分别为负序 GRU 模型输入权重矩阵和 t+1 时刻输出权重矩阵；$\boldsymbol{W}_1$ 与 $\boldsymbol{W}_2$ 分别为正序 GRU 模型和负序 GRU 模型输出权重矩阵。

2.3 AM 方法

AM 是模拟人脑注意力资源分配机制而提出的一种权重分配策略，其核心思想为通过改变不同输入数据的权重，快速筛选输入数据中的重要信息，提高模型预测精度[39]。AM 单元结构如图 3 所示。

将 BiGRU 模型隐藏层输出向量 h_t 作为输入，根据 AM 权重分配原则计算权重矩阵，具体计算步骤如下所述。

1）采用 tanh 函数作为激活函数，计算输入特征注意力权重 e_t 为：

$$e_t = \mu \tanh(w h_t + b) \tag{5}$$

式中：μ和 w 为权重系数；b 为偏置系数。

2）通过 softmax 函数对注意力权重进行归一化处理，得到归一化权重系数α_t为：

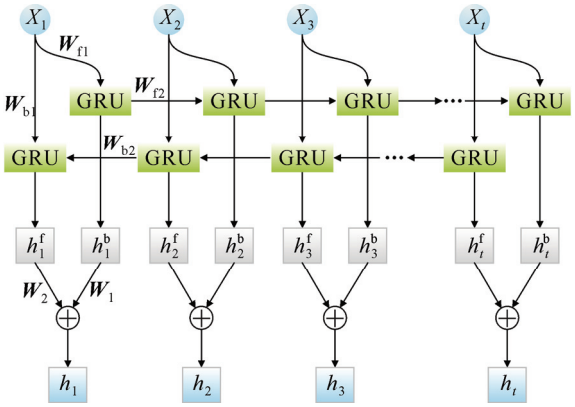


图 2 BiGRU 结构示意图

Fig.2 Diagram of BiGRU

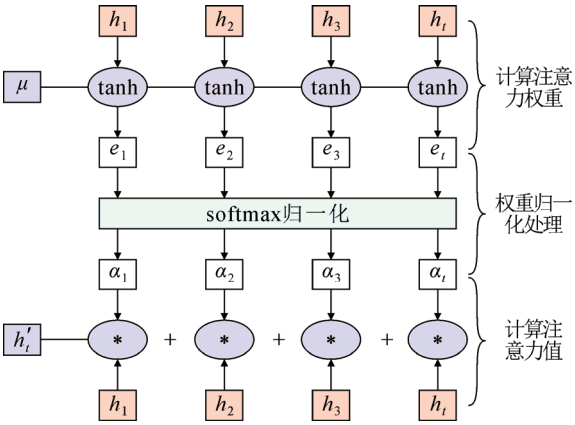


图 3 注意力机制结构图

Fig.3 Diagram of attention

$$\alpha_t = \frac{\exp(e_t)}{\sum_{j=1}^{t} \exp(e_j)} \tag{6}$$

3）对输入信息按权重系数加权求和，得到注意力值 h_t' 为：

$$h_t' = \sum_{j=1}^{t} \left(\alpha_j h_j\right) \tag{7}$$

2.4 HBiGRU 模型

本文利用 CNN 出色的特征提取能力和 AM 的权值分配能力改善 BiGRU 预测性能，构建 HBiGRU 预测模型，其结构如附录 A 图 A3 所示。HBiGRU 模型分为五层，每层网络结构和参数如下：

1）输入层。将长度为 T 的光伏功率分量和气象数据经过预处理后输入到预测模型中。

2）CNN 层。由 1 个一维卷积层、1 个一维池化层和全连接层组成，用于提取输入数据关键特征。其中，卷积层选用 tanh 函数作为激活函数，池化层

的池化方式选择最大池化。输入数据经过卷积层和池化层降维处理后通过全连接层提取特征向量，作为 BiGRU 模型的输入，全连接层选用 sigmoid 函数作为激活函数。

3）BiGRU 层。选用 relu 函数作为激活函数搭建单层 BiGRU 网络，学习 CNN 提取的局部特征内在联系和时序变化规律，并对未来时刻数据进行预测。

4）注意力层。用于处理 BiGRU 隐藏层输出向量，根据式(5)—式(7)计算不同隐藏层向量对应的权重，决策出最优权重矩阵，有效挖掘特征之间的深层次时序相关性。

5）输出层。选取 sigmoid 函数为激活函数，根据注意力层的输出计算出最终预测结果。

3 基于 QMD-HBiGRU 的短期光伏功率预测模型

为提高光伏功率预测精度，本文提出了基于 QMD-HBiGRU 模型的组合短期光伏功率预测模型，其结构如附录 A 图 A4 所示，主要分为 4 个步骤：

1）原始光伏功率数据处理。利用 QMD 方法对原始光伏功率数据进行分解，得到 N 个相对平稳的分量集{DIMF1, DIMF2, …, DIMFN}。

2）数据预处理。将每个分量与气象数据进行归一化处理：

$$f' = \frac{f - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} \tag{8}$$

式中：f 和 f' 分别为归一化前、后的数据；$f_{\min}$ 和 $f_{\max}$ 分别为数据集的最小值和最大值。

3）构建 HBiGRU 预测模型。针对分解后的第 N 个分量建立 HBiGRU 预测模型，将各分量历史数据和气象数据作为输入训练 HBiGRU 模型，通过损失函数迭代优化模型参数，建立相应的预测模型。

4）预测结果分析。将各分量预测结果叠加得到光伏功率预测结果，通过误差评估指标与对比模型预测结果进行比较，分析 QMD-HBiGRU 模型预测性能。

4 算例分析

4.1 实验平台配置及数据来源

本文采用 Anaconda 软件中的 Jupyter 集成开发环境和 Tensorflow 深度学习框架构建短期光伏功率预测模型。选用澳大利亚沙漠知识太阳能中心某光伏场站实测数据(https://dkasolarcentre.com.au/download?location=alice-springs．)进行仿真实验。以光伏场站 2017 年 1 月 1 日至 3 月 10 日的发电功率数据和气象数据为例进行仿真，验证本文所提模型和方法的有效性。由于晚间光伏出力为零，因此本文选取每天 07:00—19:00 的数据进行仿真，采样间隔为 5 min，所得光伏功率样本如附录 A 图 A5 所示。选用前 66 d 共 9504 个采样点作为训练样本，后 3 d 共 432 个采样点进行测试验证。实验计算机系统为 Win10；CPU 为因特尔 i7-10875H@2.30GHz；GPU 为英伟达 RTX2060；内存为 16 GB。

4.2 评价指标

本文选取归一化平均绝对误差(normalized mean absolute error, NMAE) $\varepsilon_{\mathrm{NMAE}}$、归一化均方根误差 (normalized root mean square error, NRMSE) $\varepsilon_{\mathrm{NRMSE}}$ 和决定系数(coefficient of determination, R^2) ε_{R^2} 作为主要评价指标，来表征模型预测精度。NMAE、NRMSE 和 R^2 计算式详见附录 E。

4.3 二次分解有效性验证

为验证本文所提 QMD 方法消除噪声的优越性，采用 CEEMDAN-SE 方法[40]与 QMD 方法分解光伏功率数据，对分解后的子序列构建 HBiGRU 预测模型，并对预测结果进行对比验证。

4.3.1 CEEMDAN-SE 分解效果及预测分析

由附录 A 图 A5 可以看出，光伏功率具有明显的波动性，为提高光伏功率预测精度，首先采用 CEEMDAN 方法对光伏功率序列进行分解，得到 13 个 IMF 分量，依据 SE 理论，计算各 IMF 分量的熵值和样本熵阈值，计算结果如图 4 所示。

由图 4 可见，前 4 个 IMF 分量样本熵值高于样本熵阈值，可将其划分为高频分量，故将前 4 个 IMF

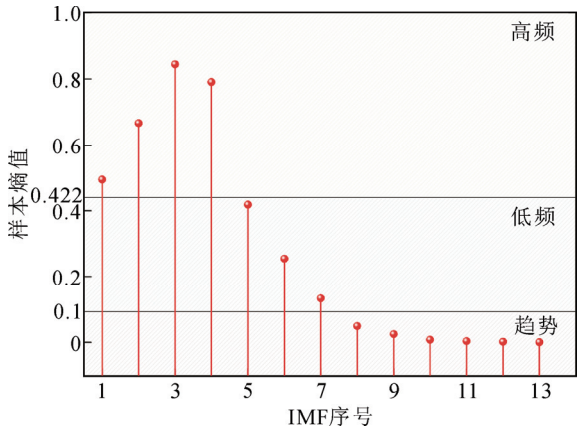


图 4 各 IMF 分量样本熵

Fig.4 Sample entropy of each IMF component

分量叠加进行预测。以此类推对其他 IMF 分量进行处理，得到叠加后的 IMF 分量，IMF 分量叠加结果如表 1 所示。

对叠加重构后的 IMF 分量分别建立 HBiGRU 预测模型进行预测，预测结果如图 5 所示。

由图 5 可见，经过叠加重构之后的 IMF2 与 IMF3 分量趋势平缓，预测值与真实值拟合效果良好，而 IMF1 分量较为杂乱，相较于 IMF2 与 IMF3 预测精度较低。说明经过 CEEMDAN-SE 方法处理后，IMF1 中仍包含有较多噪音，从而会影响预测精度。

4.3.2 QMD 效果及预测分析

为验证 QMD 方法降低噪声、提高预测精度的性能，本文在 CEEMDAN-SE 方法的基础上进一步采用 VMD 方法处理 IMF1 分量，剔除 IMF1 分量中的无关噪声，降低其复杂程度，进而提高 IMF1 分量预测精度。

表 1 IMF 分量叠加结果

Table 1 IMF weight stack results

序号	原 IMF 分量序号
1	1，2，3，4
2	5，6，7
3	8，9，10，11，12，13

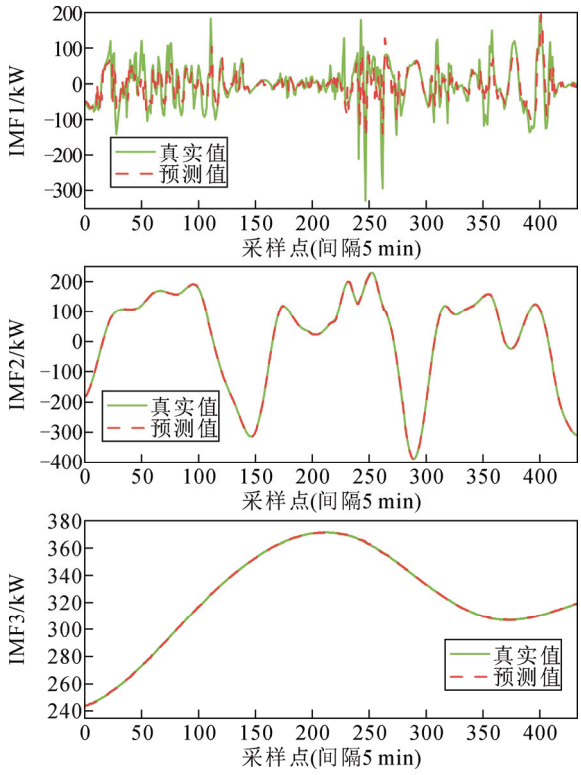


图 5 重构后 IMF1—IMF3 预测结果

Fig.5 Prediction results of reconstructed IMF1—IMF3

VMD 分解需提前设定分解模态数，若分解数量过多则会导致过分解产生额外的噪声，分解数量过少则会导致模态分解不充分，均会影响预测精度。区分是否过分解主要依据各模态分量中心频率是否接近[9]，但目前判断中心频率是否接近没有统一标准。为此，本文对中心频率较接近的一系列 K 值，分别计算其与原序列的重构误差，通过对比重构误差选取合适的 K 值。K 取不同数值时各分量 v 中心频率如表 2 所示。

由表 2 可见，随着 K 的增加，各分量中心频率差异逐渐减小，当 K 取 6 和 7 时，分量 v_1 和 v_2 的中心频率差异较小，根据中心频率选取 K 分别为 5，6，7 分解 IMF1 分量，对比不同 K 值下 VMD 分解分量的重构误差选取最优模态分解数。重构误差如表 3 所示。

由表 3 可知，K=6 时 IMF1 重构误差最低，其中 NMAE 相较于 K=5 和 K=7 分别降低了 0.6%和 0.43%；NRMSE 分别降低了 0.93%和 0.55%，R^2 值上升至 0.91。因此，为保证 VMD 去噪后的预测精度，本文选取 K=6 对 IMF1 进行 VMD 分解，VMD 分解结果如附录 A 图 A6 所示。

对分解后的各模态分量建立 HBiGRU 模型进行预测，将其结果叠加重构得到 IMF1 预测结果，与 CEEMDAN-SE 分解 IMF1 预测值对比，结果如图 6 和表 4 所示。

由图 6 和表 4 可见，IMF1 分量经 VMD 处理后再利用 HBiGRU 模型进行预测，精度得到明显提高，相较于 CEEMDAN-SE 分解后直接预测，NMAE

表 2 不同模态分解数 K 对应的中心频率

Table 2 Center frequency corresponding to different mode decomposition number K

K	v_1	v_2	v_3	v_4	v_5	v_6	v_7
3	0.031	0.096	0.196	—	—	—	—
4	0.030	0.107	0.277	0.475	—	—	—
5	0.050	0.124	0.222	0.355	0.413	—	—
6	0.028	0.077	0.137	0.207	0.329	0.395	—
7	0.030	0.066	0.110	0.161	0.226	0.476	0.315

表 3 K 取 5，6，7 时 IMF1 重构误差对比

Table 3 Comparison of IMF1 reconstruction errors when K is 5, 6, 7

K	$\varepsilon_{\mathrm{NMAE}}$ /%	$\varepsilon_{\mathrm{NRMSE}}$ /%	ε_{R^2}
5	2.08	3.03	0.83
6	1.48	2.10	0.91
7	1.91	2.65	0.87

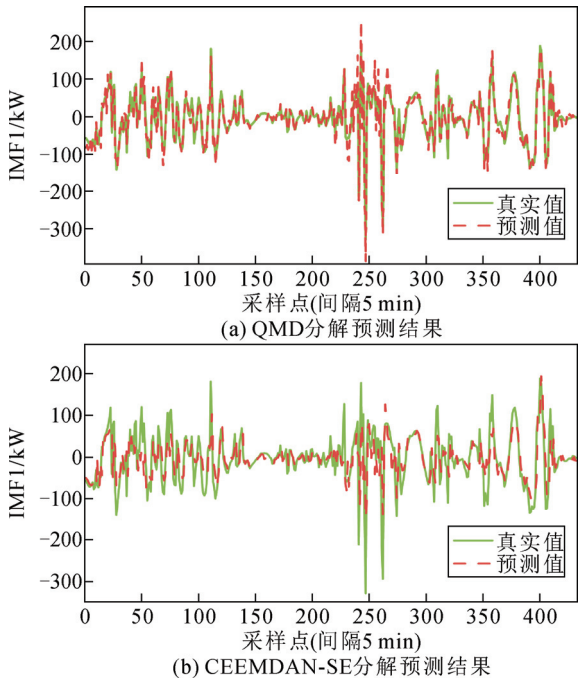


图 6 IMF1 预测结果对比

Fig.6 Comparison of IMF1 forecast results

表 4 QMD 前后 IMF1 预测误差对比

Table 4 Comparison of IMF1 prediction error before and after quadratic decomposition

分解方法	ε_{NMAE} /%	ε_{NRMSE} /%	ε_{R^2}
CEEMDAN-SE	3.41	5.33	0.47
QMD	1.83	2.55	0.88

和 NRMSE 分别降低了 1.58%和 2.78%，R^2 从 0.47 提升至 0.88。说明本文所提 QMD 方法可以大幅降低分解噪声，有效提升 HBiGRU 预测模型对复杂序列的预测精度。

4.4 短期光伏功率预测结果分析

为验证本文所提 QMD-HBiGRU(H6)模型在光伏功率预测精度提升方面的优越性能，分别构建 BiGRU(H1)、HBiGRU(H2)、CEEMDAN-SE-BiGRU(H3)、CEEMDAN-SE-HBiGRU(H4)和 QMD-BiGRU(H5)这 5 种模型作为对比模型，预测 3 月 8 日—3 月 10 日的光伏功率，对比 6 种模型预测精度，结果分别如图 7—图 9 和表 5 所示。

由图 7—图 9 可见，不同模型预测曲线和实际光伏功率曲线拟合程度差异明显。由于光伏出力具有波动性和随机性，直接对光伏功率进行预测难以捕捉其中的复杂非线性关系，因此传统 BiGRU(H1)模型的预测误差较大。将 CNN-AM、CEEMDAN-SE 和 QMD 方法与 BiGRU 组合进行预测所得结果精度均优于传统 BiGRU 模型，其中本文所提 QMD-HBiGRU 精度最高。

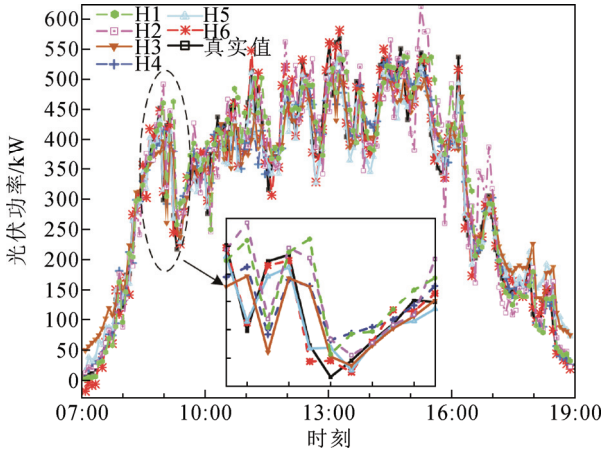


图 7 3 月 8 日各模型光伏功率预测结果

Fig.7 PV power forecast results on March 8

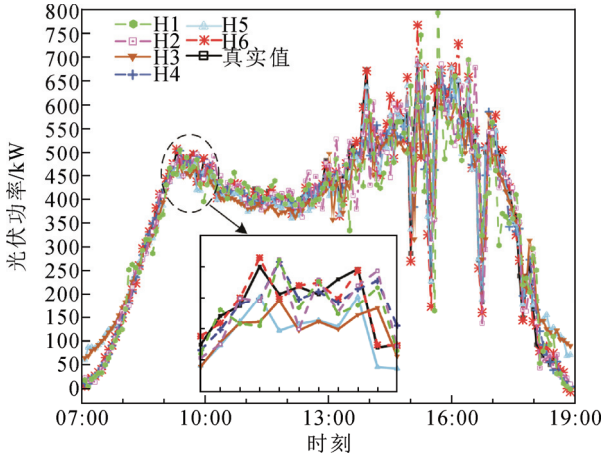


图 8 3 月 9 日各模型光伏功率预测结果

Fig.8 PV power forecast results on March 9

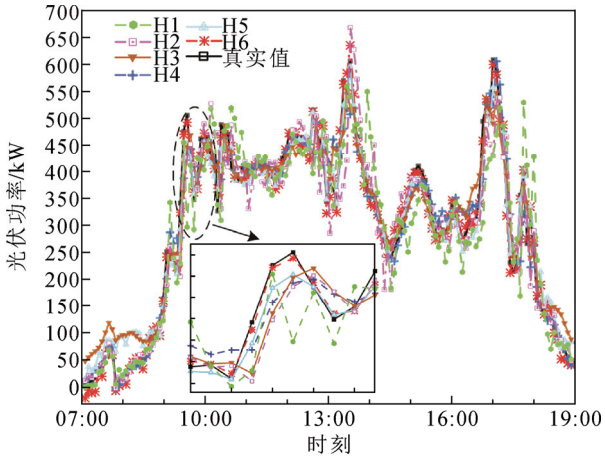


图 9 3 月 10 日各模型光伏功率预测结果

Fig.9 PV power forecast results on March 10

表 5 各模型预测精度对比

Table 5 Comparison of prediction accuracy of each models

时间	模型	$\varepsilon_{\mathrm{NMAE}}$/%	$\varepsilon_{\mathrm{NRMSE}}$/%	ε_{R^2}
3 月 8 日	H1	4.93	6.98	0.77
	H2	4.35	5.78	0.85
	H3	3.69	4.67	0.89
	H4	3.06	4.15	0.92
	H5	2.31	2.79	0.96
	H6	1.42	1.83	0.98
3 月 9 日	H1	4.88	8.01	0.77
	H2	3.50	5.63	0.89
	H3	4.30	6.10	0.86
	H4	2.76	4.93	0.91
	H5	2.70	3.44	0.95
	H6	1.68	2.51	0.97
3 月 10 日	H1	4.21	6.09	0.83
	H2	3.63	5.34	0.87
	H3	3.28	4.21	0.92
	H4	2.38	3.57	0.94
	H5	2.24	2.80	0.96
	H6	1.29	1.65	0.98
误差平均值	H1	4.67	7.03	0.79
	H2	3.82	5.58	0.87
	H3	3.75	4.99	0.89
	H4	2.73	4.21	0.92
	H5	2.41	3.01	0.95
	H6	1.46	1.99	0.97

由表 5 可知，H1 模型 3 d 的平均 NMAE 值和 NRMSE 值分别为 4.67%和 7.03%，平均 R^2 值为 0.79，预测精度最低，说明采用单一预测模型直接预测光伏功率的误差较大，难以达到工程实际中对光伏预测精度的需求。H2 模型在 BiGRU 模型的基础上增加 CNN 模块和注意力模块，依靠 CNN 和 AM 的特征提取能力提高非线性特征的捕捉能力，从而提高预测精度。其平均 NMAE 值和 NRMSE 值相较于 H1 模型分别下降了 0.85%和 1.45%，R^2 值提高至 0.87。H3 和 H4 模型均采用 CEEMDAN-SE 方法分解数据，在一定程度上降低了输入数据波动性和随机性对预测精度的影响，从而得到更精确的预测结果。其中，H3 模型平均 NMAE 值相较于 H1 和 H2 模型分别下降了 0.92%和 0.07%，平均 NRMSE 分别下降了 2.04%和 0.59%，R^2 值提高至 0.89；H4 模型平均 NMAE 值相较于 H1 和 H2 模型分别下降了 1.94%和 1.09%，平均 NRMSE 分别下降了 1.37%和 2.82%，R^2 值提高至 0.92。H5 模型通过 VMD 方法进行二次分解，去除了高频分量中的多余噪声，进一步提升了光伏功率预测精度，其平均 NMAE 值相较于 H1—H4 模型分别下降了 2.26%、1.41%、1.34%和 0.32%，平均 NRMSE 值分别下降了 4.02%、2.57%、1.98%和 1.2%，R^2 值提高至 0.95。但该模型中的 BiGRU 模块存在特征挖掘不充分和长时序重要信息遗忘的问题，会影响光伏功率的预测精度。本文所提模型 H6 将 QMD 方法和 HBiGRU 模型相结合，消除了非平稳噪声和 BiGRU 模型固有缺陷对预测精度的影响，有效提高了光伏功率预测精度，其平均 NMAE 值相较于 H1—H5 模型分别下降 3.21%、2.36%、2.29%、1.27%和 0.95%，平均 NRMSE 值分别下降了 5.04%、3.59%、3%、2.22%和 1.02%，平均 R^2 值为 0.97。可以看出，相较于其他对比模型，QMD-HBiGRU 模型的预测精度更高，验证了本文所提模型在短期光伏预测方面的优越性和准确性。

5 结论

本文提出了基于 QMD-HBiGRU 模型的短期光伏功率预测方法，通过算例分析所得结论如下：

1）提出的 QMD 方法可有效削减高频分量中的无关噪声，从而提高预测精度，相较于单分解方法，NMAE 和 NRMSE 分别降低了 1.58%和 2.78%，R^2 从 0.47 提升至 0.88。

2）所构建的 HBiGRU 模型能充分发挥 CNN 的特征提取能力，结合 BiGRU 模型时序预测优势与 AM 的动态权重分配能力，可深度挖掘气象数据和时序输出之间的关联关系，提高时序预测精度。

3）仿真结果表明，所提 QMD-HBiGRU 模型的平均 NMAE、NRMSE 和 R^2 值均优于其他 5 种模型，预测效果更好，在短期光伏功率预测领域具有良好的应用前景。

目前大部分光伏功率预测研究仅针对单一光伏场站，针对光伏集群预测开展的相关研究较少，无法准确反应光伏并网总体规律，未来研究中应考虑将单一光伏场站功率预测方法应用到光伏集群发电功率预测方面。

附录见本刊网络版(http://hve.epri.sgcc.com.cn)。

参考文献 References

[1] LI Z M, WU L, XU Y, et al. Distributed tri-layer risk-averse stochastic game approach for energy trading among multi-energy microgrids[J]. Applied Energy, 2023, 331: 120282.

[2] 司志远，杨 明，于一潇，等. 基于卫星云图特征区域定位的超短期光伏功率预测方法[J]. 高电压技术，2021，47(4)：1214-1223. SI Zhiyuan, YANG Ming, YU Yixiao, et al. Ultra-short-term photovoltaic power prediction method based on satellite image feature region positioning[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(4):

1214-1223.

[3] 张玉敏，孙鹏凯，吉兴全，等. 基于并行多维近似动态规划的综合能源系统动态经济调度[J]. 电力系统自动化，2023，47(4)：60-68.
ZHANG Yumin, SUN Pengkai, JI Xingquan, et al. Dynamic economic dispatch for integrated energy system based on parallel multi-dimensional approximate dynamic programming[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(4): 60-68.

[4] 吴春华，董阿龙，李智华，等. 基于图相似日和 PSO-XGBoost 的光伏功率预测[J]. 高电压技术，2022，48(8)：3250-3259.
WU Chunhua, DONG Along, LI Zhihua, et al. Photovoltaic power prediction based on graph similarity day and PSO-XGBoost[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(8): 3250-3259.

[5] 刘卫亮，刘长良，林永君，等. 计及雾霾影响因素的光伏发电超短期功率预测[J]. 中国电机工程学报，2018，38(14)：4086-4095.
LIU Weiliang, LIU Changliang, LIN Yongjun, et al. Super short-term photovoltaic power forecasting considering influence factor of smog[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(14): 4086-4095.

[6] PARK S W, SON S Y, KIM C, et al. An improved photovoltaic system output prediction model under limited weather information[J]. Journal of Electrical Engineering and Technology, 2018, 13(5): 1874-1885.

[7] SI Z Y, YANG M, YU Y X, et al. Photovoltaic power forecast based on satellite images considering effects of solar position[J]. Applied Energy, 2021, 302: 117514.

[8] IBRAHIM I A, HOSSAIN M J, DUCK B C. An optimized offline random forests-based model for ultra-short-term prediction of PV characteristics[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(1): 202-214.

[9] 杨晶显，张 帅，刘继春，等. 基于 VMD 和双重注意力机制 LSTM 的短期光伏功率预测[J]. 电力系统自动化，2021，45(3)：174-182.
YANG Jingxian, ZHANG Shuai, LIU Jichun, et al. Short-term photovoltaic power prediction based on variational mode decomposition and Long Shortterm Memory with dual-stage attention mechanism[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(3): 174-182.

[10] 刘家庆，张弘鹏，郭希海，等. 基于 SVR 残差修正的光伏发电功率预测模型[J]. 电力工程技术，2020，39(5)：146-151.
LIU Jiaqing, ZHANG Hongpeng, GUO Xihai, et al. Prediction model of photovoltaic power generation based on SVR residual correction[J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(5): 146-151.

[11] ZHOU Y, ZHOU N R, GONG L H, et al. Prediction of photovoltaic power output based on similar day analysis, genetic algorithm and extreme learning machine[J]. Energy, 2020, 204: 117894.

[12] YAO X S, WANG Z S, ZHANG H G. A novel photovoltaic power forecasting model based on echo state network[J]. Neurocomputing, 2019, 325: 182-189.

[13] YONA A, SENJYU T, FUNABASHI T, et al. Determination method of insolation prediction with fuzzy and applying neural network for long-term ahead PV power output correction[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2013, 4(2): 527-533.

[14] 吉兴全，张 朔，张玉敏，等. 基于 IELM 算法的配电网故障区段定位[J]. 电力系统自动化，2021，45(22)：157-166.
JI Xingquan, ZHANG Shuo, ZHANG Yumin, et al. Fault section location for distribution network based on improved electromagnetism-like mechanism algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(22): 157-166.

[15] 吉兴全，朱应业，张玉敏，等. 基于 DDQN-KRR 动态重构策略的综合能源系统运行优化[J]. 高电压技术，2023，49(8)：3195-3208.
JI Xinquan, ZHU Yingye, ZHANG Yumin, et al. Operation optimization of integrated energy system based on DDQN-KRR dynamic reconfiguration strategy[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(8): 3195-3208.

[16] 王 泽，张玉敏，吉兴全，等. 基于深度学习与内核岭回归的电力系统鲁棒状态估计[J]. 高电压技术，2022，48(4)：1332-1342.
WANG Ze, ZHANG Yumin, JI Xingquan, et al. Robust state estimation of power system based on deep learning and kernel ridge regression[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(4): 1332-1342.

[17] 杨甲甲，刘国龙，赵俊华，等. 采用长短期记忆深度学习模型的工业负荷短期预测方法[J]. 电力建设，2018，39(10)：20-27.
YANG Jiajia, LIU Guolong, ZHAO Junhua, et al. A long short term memory based deep learning method for industrial load forecasting[J]. Electric Power Construction, 2018, 39(10): 20-27.

[18] 刘雅婷，杨 明，于一潇，等. 基于多场景敏感气象因子优选及小样本学习与扩充的转折性天气日前风电功率预测[J]. 高电压技术，2023，49(7)：2972-2982.
LIU Yating, YANG Ming, YU Yixiao, et al. Transitional-weather-considered day-ahead wind power forecasting based on multi-scene sensitive meteorological factor optimization and few-shot learning[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(7): 2972-2982.

[19] 陈文进，朱 峰，张童彦，等. 基于 AFSA-BP 神经网络的光伏功率预测方法[J]. 浙江电力，2022，41(4)：7-13.
CHEN Wenjin, ZHU Feng, ZHANG Tongyan, et al. A photovoltaic power prediction method based on AFSA-BP neural network[J]. Zhejiang Electric Power, 2022, 41(4): 7-13.

[20] 吕伟杰，方一帆，程 泽. 基于模糊 C 均值聚类和样本加权卷积神经网络的日前光伏出力预测研究[J]. 电网技术，2022，46(1)：231-238.
LÜ Weijie, FANG Yifan, CHENG Ze. Prediction of day-ahead photovoltaic output based on FCM-WS-CNN[J]. Power System Technology, 2022, 46(1): 231-238.

[21] 周恒俊，王 璇，王志远，等. 基于 MIPCA 与 GRU 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(9)：55-62.
ZHOU Hengjun, WANG Xuan, WANG Zhiyuan, et al. Short-term photovoltaic output prediction method based on MIPCA and GRU network[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2020, 32(9): 55-62.

[22] WANG Y S, LIAO W L, CHANG Y Q. Gated recurrent unit network-based short-term photovoltaic forecasting[J]. Energies, 2018, 11(8): 2163.

[23] LI Q, ZHANG X Y, MA T J, et al. A multi-step ahead photovoltaic power prediction model based on similar day, enhanced colliding bodies optimization, variational mode decomposition, and deep extreme learning machine[J]. Energy, 2021, 224: 120094.

[24] 杨国华，张鸿皓，郑豪丰，等. 基于相似日聚类和 IHGWO-WNN-AdaBoost 模型的短期光伏功率预测[J]. 高电压技术，2021，47(4)：1185-1194.
YANG Guohua, ZHANG Honghao, ZHENG Haofeng, et al. Short-term photovoltaic power forecasting based on similar weather clustering and IHGWO-WNN-AdaBoost Modal[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(4): 1185-1194.

[25] LIN W S, ZHANG B, LI H Y, et al. Multi-step prediction of photovoltaic power based on two-stage decomposition and BILSTM[J]. Neurocomputing, 2022, 504: 56-67.

[26] 孟安波，许炫淙，陈嘉铭，等. 基于强化学习和组合式深度学习模型的超短期光伏功率预测[J]. 电网技术，2021，45(12)：4721-4728.
MENG Anbo, XU Xuancong, CHEN Jiaming, et al. Ultra short term photovoltaic power prediction based on reinforcement learning and combined deep learning model[J]. Power System Technology, 2021, 45(12): 4721-4728.

[27] ZHANG T F, LV C F, MA F M, et al. A photovoltaic power forecasting model based on dendritic neuron networks with the aid of wavelet transform[J]. Neurocomputing, 2020, 397: 438-446.

[28] WU Y K, HUANG C L, WU S H, et al. Deterministic and probabilistic wind power forecasts by considering various atmospheric models and

feature engineering approaches[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2023, 59(1): 192-206.

[29] 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.

[30] NAIK J, DASH S, DASH P K, et al. Short term wind power forecasting using hybrid variational mode decomposition and multi-kernel regularized pseudo inverse neural network[J]. Renewable Energy, 2018, 118: 180-212.

[31] 商立群，李洪波，侯亚东，等. 基于 VMD-ISSA-KELM 的短期光伏发电功率预测[J]. 电力系统保护与控制，2022，50(21)：138-148.
SHANG Liqun, LI Hongbo, HOU Yadong, et al. Short-term photovoltaic power generation prediction based on VMD-ISSA-KELM[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(21): 138-148.

[32] ZHANG J L, LIU Z Y, CHEN T. Interval prediction of ultra-short-term photovoltaic power based on a hybrid model[J]. Electric Power Systems Research, 2023, 216: 109035.

[33] HUANG S C, ZHANG J, HE Y, et al. Short-Term load forecasting based on the CEEMDAN-sample entropy-BPNN-transformer[J]. Energies, 2022, 15(10): 3659.

[34] 张学清，梁　军，张　熙，等. 基于样本熵和极端学习机的超短期风电功率组合预测模型[J]. 中国电机工程学报，2013，33(25)：33-40.
ZHANG Xueqing, LIANG Jun, ZHANG Xi, et al. Combined model for ultra short-term wind power prediction based on sample entropy and extreme learning machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(25): 33-40.

[35] 罗宏建，张　杰，赵洲峰，等. 基于变分模态算法的支柱瓷绝缘子损伤识别方法[J]. 浙江电力，2022，41(5)：69-74.
LUO Hongjian, ZHANG Jie, ZHAO Zhoufeng, et al. Research on an identification method of post porcelain insulator damage based on variational modal algorithm[J]. Zhejiang Electric Power, 2022, 41(5): 69-74.

[36] 吉兴全，曾若梅，张玉敏，等. 基于注意力机制的 CNN-LSTM 短期电价预测[J]. 电力系统保护与控制，2022，50(17)：125-132.
JI Xingquan, ZENG Ruomei, ZHANG Yumin, et al. CNN-LSTM short-term electricity price prediction based on an attention mechanism[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(17): 125-132.

[37] 邹　智，吴铁洲，张晓星，等. 基于贝叶斯优化 CNN-BiGRU 混合神经网络的短期负荷预测[J]. 高电压技术，2022，48(10)：3935-3945.
ZOU Zhi, WU Tiezhou, ZHANG Xiaoxing, et al. Short-term load forecast based on Bayesian optimized CNN-BiGRU hybrid neural networks[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(10): 3935-3945.

[38] 郑俊翔，刘辉乐，黄达铁，等. 基于语义分析的电网调度操作票智能校核方法[J]. 浙江电力，2022，41(10)：42-49.
ZHENG Junxiang, LI Huile, HUANG Datie, et al. An intelligent operation ticket check method of power grid dispatch based on semantic analysis[J]. Zhejiang Electric Power, 2022, 41(10): 42-49.

[39] 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.

[40] LI K, HUANG W, HU G Y, et al. Ultra-short term power load forecasting based on CEEMDAN-SE and LSTM neural network[J]. Energy and Buildings, 2023, 279: 112666.



吉兴全
1970—，男，博士，教授，硕导
主要从事配电网优化方面的研究工作
E-mail: xqji@sdust.edu.cn

JI Xingquan
Ph.D., Professor



赵国航
1997—，男，硕士生
主要从事新能源功率预测、碳排放预测方面的研究工作
E-mail: z591556450@126.com

ZHAO Guohang



叶平峰(通信作者)
1988—，男，博士，讲师
主要从事电力电子、新能源与人工智能交叉方面的研究工作
E-mail: ypfinput@163.com

YE Pingfeng
Ph.D.
Corresponding author



孟祥剑
1991—，男，博士，讲师
主要从事电力电子、新能源与人工智能交叉方向的研究工作
E-mail: el15xm@163.com

MENG Xiangjian
Ph.D.



杨　明
1980—，男，博士，教授，博导
主要从事电力系统分析与控制、优化调度和功率预测方面的研究工作
E-mail: myang@sdu.edu.cn

YANG Ming
Ph.D., Professor



张玉敏
1986—，女，博士，讲师
主要从事电力系统经济运行、优化调度和电力市场方面的研究工作
E-mail: zhangyumin@mail.sdu.edu.cn

ZHANG Yumin
Ph.D.

收稿日期　2023-03-07　修回日期　2023-06-19　　编辑　何秋萍

附录 A

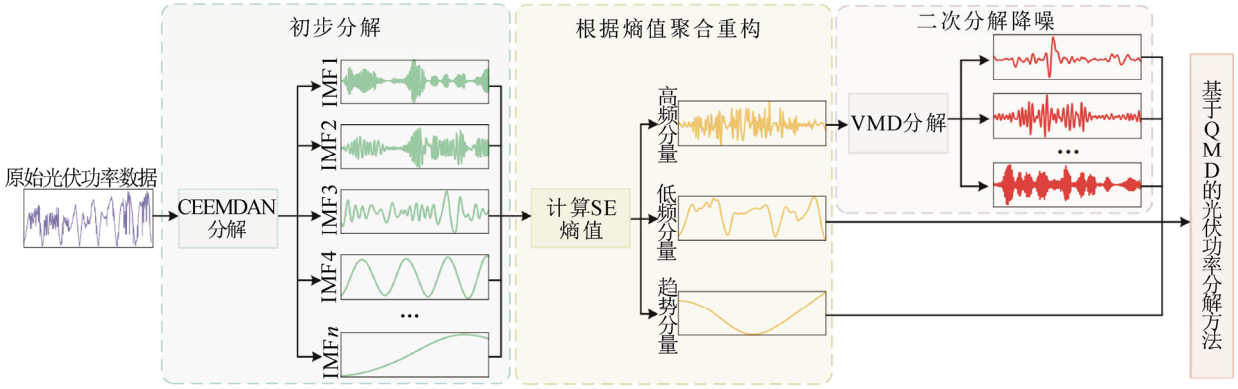


图 A1　QMD 流程图

Fig.A1　Flow chart of quadratic mode decomposition

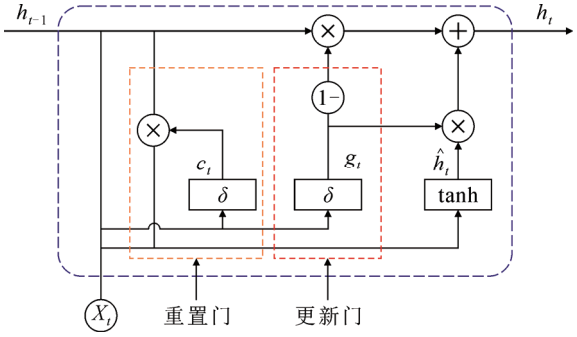


图 A2　GRU 结构示意图

Fig.A2　Diagram of GRU

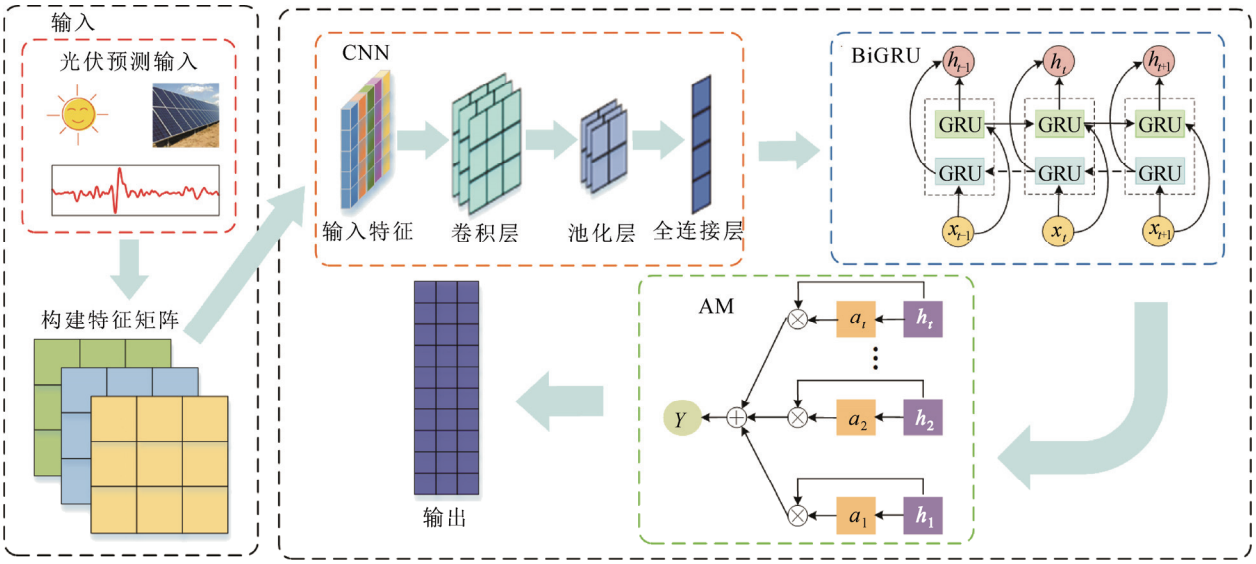


图 A3　HBiGRU 模型结构图

Fig.A3　Structure of HBiGRU

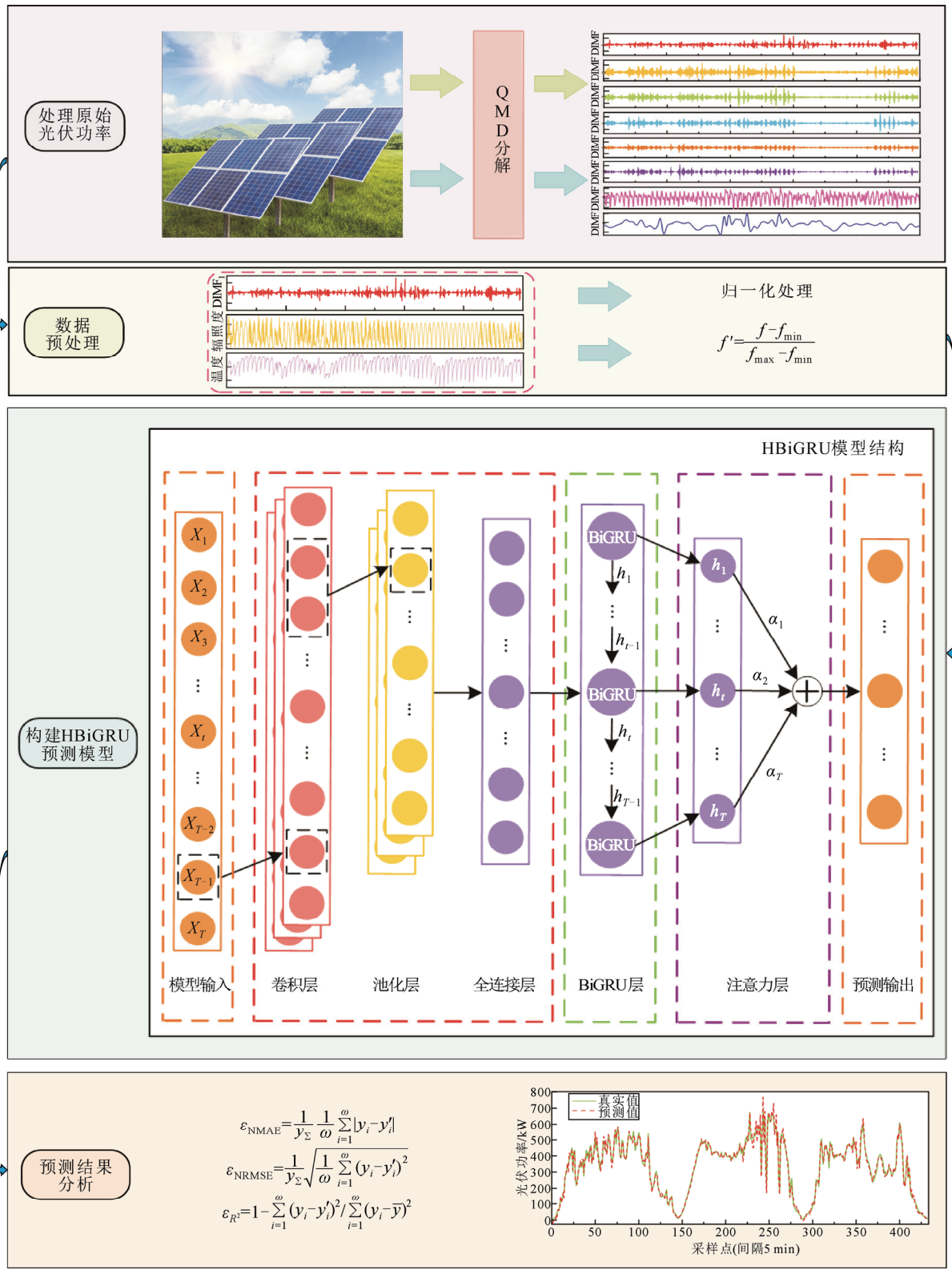


图 A4　基于 QMD-HBiGRU 的短期光伏功率预测模型

Fig.A4　Short-term PV power prediction model based on QMD-HBiGRU

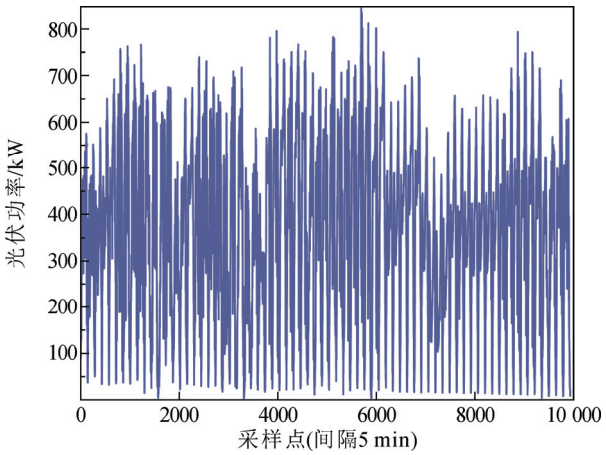


图 A5　光伏功率数据

Fig.A5　Photovoltaic power data

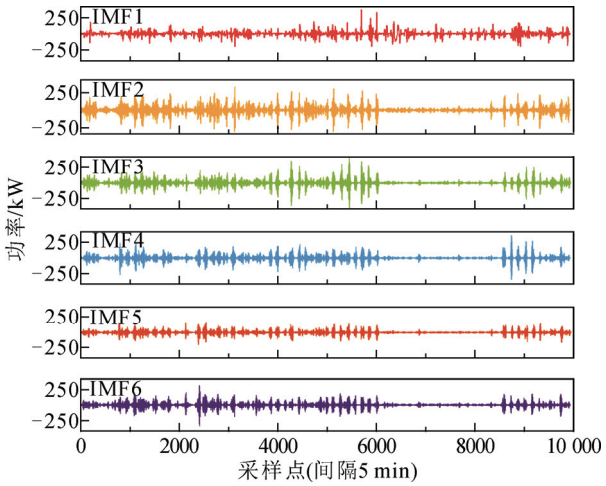


图 A6　VMD 分解结果

Fig.A6　VMD decomposition result

附录 B

CEEMDAN 分解步骤：

1）在待分解数据 $x(t)$中添加 n 次均值为 0 的高斯白噪音，得到一组待分解数据 $x_i(t)$，其中 i=1, 2, 3, …, n。

$$x_i(t)=x(t)+\varpi v_i(t) \tag{B1}$$

式中：ϖ 为高斯白噪声系数；$v_i(t)$为第 i 次添加的高斯白噪声。

2）对 $x_i(t)$进行 EMD 分解，得到第一个 IMF 分量 C_1^i，对所得 n 个 C_1^i 求均值 $\overline{C}_1(t)$ 作为 CEEMDAN 分解的第 1 个 IMF 分量。

$$\overline{C}_1(t)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}C_1^i(t) \tag{B2}$$

$$\overline{r}_1(t)=x(t)-\overline{C}_1(t) \tag{B3}$$

式中：$\overline{r}_1(t)$ 为第 1 次分解后得到的残差。

3）在残差 $\overline{r}_1(t)$ 中继续加入高斯白噪声得到一组新的待分解数据，并重复步骤 2 得到 CEEMADN 分解的第 2 个 IMF 分量 $\overline{C}_2(t)$ 和残差 $\overline{r}_2(t)$。

4）重复上述步骤，直至获得的残差为单调函数，不能继续分解，则停止迭代。

附录 C

样本熵计算方法：

1）假设有长度为 N 的时间序列 s={s(1), s(2), …, s(N)}，将序列 s 按顺序重构为多个 m 维序列，其中第 l 个序列 $S(l)$表示为

$$S(l)=[s(l),s(l+1),\cdots,s(l+m-1)] \tag{C1}$$

式中：l=1, 2, …, N−m+1。

2）计算 $S(l)$与其余序列 $S(k)$(k=1, 2, …, N−m+1, 且 k≠l)对应元素的最大差值 $d_{\max}(S(l), S(k))$。

$$d_{\max}(S(l),S(k))=\max_{\psi\in[0,m-1]}\left|s(l+\psi)-s(k+\psi)\right| \quad \text{(C2)}$$

3）给定阈值 $r(r>0)$，统计差值 $d_{\max}(S(l)，S(k))$ 小于 r 的数目，并计算其在差值总数中的占比，记为 $D_l^m(r)$

$$D_l^m(r)=\frac{1}{N-m}\text{num}\{d_{\max}(S(l),S(k))<r\} \quad \text{(C3)}$$

式中：num 为 $d_{\max}(S(l),S(k))<r$ 的数目。

4）对所有 $D_l^m(r)$ 取平均值

$$D^m(r)=\frac{1}{N-m+1}\sum_{l=1}^{N-m+1}D_l^m(r) \quad \text{(C4)}$$

5）将维度增加至 $m+1$，重复上述步骤，得到 $D_l^{m+1}(r)$ 的平均值：

$$D^{m+1}(r)=\frac{1}{N-m}\sum_{l=1}^{N-m}D_l^{m+1}(r) \quad \text{(C5)}$$

6）根据 $D^m(r)$ 和 $D^{m+1}(r)$ 计算时间序列 s 的样本熵 S_{E} 为

$$S_{\text{E}}(m,r)=\lim_{N\to\infty}\{-\ln(\frac{D^{m+1}(r)}{D^m(r)})\} \quad \text{(C6)}$$

7）计算 IMF 分量样本熵阈值 $\hat{S}$ 为：

$$\hat{S}=\frac{\max(\overline{S}_o\,|o=1,2,\cdots,Q)-\min(\overline{S}_o\,|o=1,2,\cdots,Q)}{2} \quad \text{(C7)}$$

式中：$\{\overline{S}_o\,|o=1,2,\cdots,Q\}$ 为第 o 个 IMF 分量的样本熵值；Q 为分解序列数量。

将 IMF 分量样本熵阈值作为划分高频分量和低频分量的依据，若 IMF 分量的样本熵值高于阈值，则认为该 IMF 分量为高频分量。此外，当样本熵值趋近于零时，对应 IMF 分量趋于平缓，其中蕴含的信息量较少，因此设定当样本熵值小于 0.1 时，IMF 分量为趋势分量。

附录 D

VMD 分解步骤：

1）将原始信号 χ 分解为 Z 个有限带宽模态函数，通过 Hilbert 变化得到每个模态函数 $u_j(t)$单侧频谱。

2）对 $u_j(t)$频谱的中心频率$\xi_j(t)$进行修正，将其调至基带区域。

3）通过计算解调信号 L2 范数估计 $u_j(t)$的信号带宽，以各分量带宽和最小为约束构建变分模型：

$$\begin{cases}\min\limits_{\{u_j\},\{\xi_j\}}\{\sum\limits_{j=1}^{Z}\partial_t\left\|\left((\delta(t)+\text{j}(1/\pi t)*u_j(t)\right)\text{e}^{-\text{j}\omega_j t}\right\|_2^2\}\\ \text{s.t.}\sum\limits_{j=1}^{Z}u_j=\chi\end{cases} \quad \text{(D1)}$$

式中：$\{u_j\}$ 为模态函数集合；$\{\xi_j\}$ 为模态函数对应频谱的中心频率集合；∂_t 为偏导运算符；*表示卷积计算；$\delta(t)$ 为单位脉冲函数。

4）为简化计算过程，在式(D1)中引入拉格朗日算子 $\lambda(t)$ 和二次约束因子 ϑ 构建增广拉格朗日表达式，将上述变分模型转换为非约束条件的变分模型，并通过交替方向乘子法进行求解。

$$\begin{aligned}&L\left(\{u_j\},\{\xi_j\},\lambda\right)=\\&\vartheta\sum_{j=1}^{Z}\left\|\partial_t\left(\left(\delta(t)+\text{j}(1/(\pi t))\right)*u_j(t)\right)\text{e}^{-\text{j}\omega_j t}\right\|_2^2+\\&\left\|\chi(t)-\sum_{j=1}^{Z}u_j(t)\right\|_2^2+<\lambda(t),\chi(t)-\sum_{j=1}^{Z}u_j(t)>\end{aligned} \quad \text{(D2)}$$

附录 E

NMAE、NRMSE 和 R^2 计算式分别为：

$$\varepsilon_{\text{NMAE}}=\frac{1}{y_\Sigma}\frac{1}{\omega}\sum_{i=1}^{\omega}|y_i-y_i'| \quad \text{(E1)}$$

$$\varepsilon_{\text{NRMSE}}=\frac{1}{y_\Sigma}\sqrt{\frac{1}{\omega}\sum_{i=1}^{\omega}(y_i-y_i')^2} \quad \text{(E2)}$$

$$\varepsilon_{R^2}=1-\sum_{i=1}^{\omega}(y_i-y_i')^2/\sum_{i=1}^{\omega}(y_i-\overline{y})^2 \quad \text{(E3)}$$

式中：ω为预测时间长度；y_Σ 为光伏场站额定装机容量；y_i 和 y_i' 分别为 i 时刻光伏功率的真实值和预测值；$\overline{y}$ 为光伏功率的平均值。