第 50 卷 第 9 期：3837-3850　　高电压技术　　Vol.50, No.9: 3837-3850
2024 年 9 月 30 日　　High Voltage Engineering　　September 30, 2024
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20231641

基于多模式分解和多分支输入的光伏功率超短期预测

毕贵红，张梓睿，赵四洪，黄　泽，鲍童语，骆　钊
（昆明理工大学电力工程学院，昆明 650500）

摘　要：针对光伏发电功率随机性强、波动性大导致其预测精度不高的问题，提出一种基于自适应近邻传播聚类(adaptive affinity propagation clustering，adAP)、多模式分解、多分支输入组合的光伏功率预测方法。首先，基于相关性分析找到与光伏发电功率高度相关的气象因素，并利用快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)将光伏输出功率从时域转换到频域，与相关度高的气象因素一起作为 adAP 算法的聚类特征，对具有相似气象特征的日场景进行分类；其次，对聚类相似日较少且输出功率波动剧烈天气类型中的气象相关因素和光伏输出功率添加高斯白噪声，并将其与原始数据合并，达到倍增样本的效果，以提升模型的泛化能力和鲁棒性；然后，使用变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)、奇异谱分解(singular spectrum decomposition, SSD)和群分解(swarm decomposition, SWD)对光伏功率、辐照度和温度进行分解，削弱原始序列的波动性，丰富模型的输入特征；最后，搭建多分支的残差网络(residual network, ResNet)和长短期记忆网络(long short term memory network, LSTM)模型，提取数据的时间特征和波动特征，合并后输入到门控循环单元网络(gated recurrent unit network, GRU)中，建立历史特征和未来光伏输出功率的联系，得到预测结果。实验结果表明，所提出的多模型组合预测方法在光伏功率波动较缓天气情况下，能够保持较高的预测精度；在波动剧烈天气情况下，能够较大地提升预测精度。

关键词：光伏发电；超短期预测；自适应近邻传播聚类；多分支输入；多模式分解；深度学习

Ultra-short-term Prediction of Photovoltaic Power Based on Multi-mode Decomposition and Multi-branch Input

BI Guihong, ZHANG Zirui, ZHAO Sihong, HUANG Ze, BAO Tongyu, LUO Zhao
(School of Electric Power Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract：To address the problem that photovoltaic (PV) power is highly stochastic and volatile leading to its low prediction accuracy. We propose a PV power prediction method based on adaptive affinity propagation clustering (adAP), multi-mode decomposition, and multi-branch input combination. First, the meteorological factors which are highly correlated with PV power generation are found based on correlation analysis, the PV power generation is converted from the time domain to the frequency domain by using the fast Fourier transform (FFT), which is used as the clustering feature of the adAP algorithm along with the meteorological factors with high correlation, and the daily scenes with similar meteorological characteristics are classified. Secondly, Gaussian white noise is added to the meteorological correlation factors and PV output power in the clustered weather types with fewer similar days and intense output power fluctuations, which is merged with the original data to achieve the effect of multiplying the samples and to improve the model's generalization ability and robustness. Then, the variational mode decomposition (VMD), singular spectrum decomposition (SSD) and swarm decomposition (SWD) are used to decompose PV power, irradiance and temperature to weaken the volatility of the original series and enrich the input features of the model. Finally, a multi-branch residual network (ResNet) and a long short term memory network (LSTM) model are built to extract the temporal and fluctuating features of the data, which are combined and input into a gated recurrent unit network (GRU) to establish the connection between the historical features and the future PV output power, and get the prediction results. The experimental results show that the proposed multi-model combination prediction method can maintain high prediction accuracy in the case of slow fluctuation of PV power, and improve prediction accuracy in the case of severe fluctuation of weather.

Key words：photovoltaic power generation; ultra-short-term forecast; adaptive affinity propagation clustering; multi-branch input; multi-mode decomposition; deep learning

基金资助项目：国家重点研发计划(2022YFB2703500)。
Project supported by National Key R&D Program of China (2022YFB2703500).

0 引言

随着我国“双碳”目标的提出，光伏发电的装机容量逐年上升，高比例的光伏能源接入电网，在提高清洁能源比例的同时，光伏功率的间歇性和波动性也将给电力系统的稳定运行带来挑战。为了保障电力系统的稳定运行，提升光伏消纳能力，需要对光伏功率进行准确的预测[1-3]。

超短期光伏功率预测一般预测未来 0~4 h 的发电情况，对预测精度的要求更高。由于影响光伏功率的气象因素具有较强的随机性和混沌性，因此光伏功率波动复杂[4-5]，当光伏功率波动较大时，传统的超短期预测方法预测精度较低，不能满足实际运行的要求[6-7]。为了降低原始数据的复杂性，提升预测精度，许多学者通过分解、聚类并结合深度学习等方法进行光伏功率预测。文献[8]使用变分模态分解(variational mode decomposition，VMD)对综合能源系统(integrated energy system，IES)各类负荷进行分解，结合气象特征分别对分解得到的各个分量构建特征集，并分别输入到支持向量回归机(support vector regression，SVR)、长短期记忆网络(long short term memory，LSTM)和一维卷积神经网络中进行预测，然后将 3 个预测结果输入 SVR 进行融合预测，得到最终结果。文献[9]使用自适应噪声完备集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise，CEEMDAN)将光伏功率分解为不同的子序列，分别对子序列建立预测模型，得到初步预测结果，将得到的子序列预测值减去实际值构成误差序列，输入差分自回归移动平均(autoregressive integrated moving average，ARIMA)模型预测误差，将预测误差与初步预测值叠加得到最终预测结果。文献[10]使用相似日理论将训练样本分为晴、多云、阴雨和雨 4 种天气类型，利用奇异谱分析(singular spectrum analysis，SSA)将各天气类型的训练样本进行分解重构，提取时间序列中的趋势特征，设计了一个带有时延特性的反向传播预测模型。

上述文献仅采用了单一的分解方法，对复杂信号的提取不够充分，带有的特征量不足。为了解决这一问题，基于多模式的集成分解方法成为了研究热点。文献[11]首先利用自组织映射网络(self-organization maps，SOM)聚类方法对数据进行天气分型聚类，然后使用 SSA 和 VMD 分解结合的二次分解方法进行分解，降低光伏数据映射的复杂度，将分解信号输入双向门限循环网络(bidirectional gated recurrent unit，BiGRU)模型做出预测。文献[12]使用变分模态分解、奇异谱分解(singular spectrum decomposition，SSD)和自适应噪声完备集合经验模态分解结合的多模式分解方法，利用不同分解算法的模型差异，得到多尺度的互补性息，并建立并行的(convolutional neural network，CNN)模型进行预测，获得了较高精度的预测结果。多种分解相结合的算法能提取时间序列上更丰富的特征，避免了单一分解算法的缺陷，从而可有效提升预测精度。

文献[13]在深度学习模型中采取了类似的思路，利用长短期记忆网络、门控循环单元网络(gated recurrent units，GRU)和循环网络(recurrent neural network，RNN)这 3 种网络组合预测，利用 Q 学习算法对权重进行组合优化，分别利用 3 种时序网络不同的学习能力，实现了深度学习算法间的优势互补，取得了较好的预测效果。文献[14]运用快速傅里叶变换(fast Fourier transformation，FFT)求出原始电力负荷的期望频率，将其作为密度层次聚类算法(density-based clustering hierarchical clustering，DC-HC)的聚类特征，并利用 LSTM 进行负荷预测，证明了经 FFT 提取聚类特征后再聚类的方法能有效提升聚类效果。

以上方法在光伏功率波动较缓的天气类型下都能取得较好的预测结果，但在光伏功率波动剧烈天气类型下的预测精度还有待提升，这也是目前光伏功率预测的难点所在；且目前的聚类算法对功率波动信息的考虑较为欠缺，在天气类型的细分上仍有改善的空间。同时，设计合理的结构以利于模型提取多变量耦合信息和挖掘多尺度时空特征，也是需要考虑的问题。

本文针对以上问题，提出一种基于自适应近邻传播聚类(adaptive affinity propagation clustering，adAP)、多模式分解，多分支输入的组合光伏功率预测方法。首先对气象因素进行相关性分析，减少冗余变量的输入；考虑到功率变化能最直接反应天气相似情况，同时考虑其他相关气象因素，分别对每日光伏输出功率做快速 Fourier 变换，计算出对应的频域数据，与温度和辐照度一起作为聚类特征，输入 adAP 算法对具有相似气象类型的天气进行聚类；然后，对聚类相似日较少且预测难度较大的天气类型添加高斯白噪声，达到扩充数据和增强模型鲁棒性的效果；其次，使用变分模态分解、奇异谱分解和群分解(swarm decomposition，SWD)对光伏

输出功率、温度和辐照度进行分解，得到各本征模态函数(intrinsic mode function，IMF)集合的特征矩阵，削弱原始序列的复杂度；最后，将特征矩阵输入到本文建立的深度学习模型进行预测，利用不同的分支结构分别提取时间特征和波动特征，将提取到的特征进行融合，利用 GRU 建立历史特征与预测输出的联系，进而实现超短期的光伏功率预测。并通过搭建不同模型进行对比实验，以验证本文所提出的方法较传统方法有更高的预测精度。

1 基于 adAP 算法的相似日聚类

1.1 气象因素相关性分析

光伏输出功率大小对于气象变化十分敏感，受众多气象因素如辐照度、温度、湿度、风速、降雨量和压强的影响。为了分析气象因素和光伏输出功率大小的关系，找到主要影响因素，剔除冗余变量，使用 Pearson 和 Spearman 相关系数进行分析，二者的计算式为：

$$r_{\mathrm{P}}=\frac{\sum_{i=1}^{N}(x_i-\overline{x})(y_i-\overline{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(x_i-\overline{x})^2\sum_{i=1}^{N}(\mathrm{y}_i-\overline{y})^2}} \tag{1}$$

$$r_{\mathrm{S}}=1-\frac{6\sum_{i=1}^{N}d_i^{\,2}}{N(N^2-1)} \tag{2}$$

式中：r_{P} 为 Pearson 相关系数；r_{S} 为 Spearman 相关系数；N 为总样本数；x_i，y_i 分别为气象因素 $\boldsymbol{x}=(x_1,x_2,\cdots,x_N)$ 和光伏输出功率 $\boldsymbol{y}=(y_1,y_2,\cdots,y_N)$ 中的第 i 个值；$\overline{x}$、$\overline{y}$ 分别为 x、y 的平均值；$d_i=d(x_i)-d(y_i)$，表示 x_i 和 y_i 之间的等级差；$d(x_i)$ 和 $d(y_i)$ 分别表示 x_i 和 y_i 在各自向量中的排名。

1.2 adAP 聚类

由于光伏发电系统易受天气状况的影响，因此系统输出的随机性和波动性较大。若直接使用历史数据进行光伏功率的预测，则难以学习其变化规律。但光伏功率在相似的气象条件下具有趋同的变化趋势，利用聚类算法对气象情况相似的日场景样本进行分类，根据不同天气情况创建相应的训练集并训练模型，可以有效提升模型的预测精度[15]。

近邻传播(affinity propagation，AP)算法[16]是由 Frey 等人提出的一种聚类算法，具有以下几点优势：1）自动确定聚类个数，不需要人为指定；2）具有较强的鲁棒性，多次执行 AP 算法得到的聚类结果相同；3）将所有数据点视为候选代表点，不受限于初始代表点的选择。

近邻传播算法以相似度矩阵为基础，其将数据点之间的距离用相似度矩阵 $\boldsymbol{S}$ 表示，通常用负的欧式距离进行计算：$\boldsymbol{S}(i,j)=-\left\|x_i-x_j\right\|^2$，相似度矩阵上对角线的值称为偏向参数 P，一般设置为矩阵中非对角线元素的中值。AP 算法将所有数据点视为因子图上的节点，通过在节点之间传递信息进行聚类。从数据点 i 向候选代表点 j 传递吸引度信息为 $\boldsymbol{r}(i,j)$，表示点 j 作为点 i 代表点的合适程度；从候选代表点 j 向数据点 i 传递归属度信息为 $\boldsymbol{a}(i,j)$，表示点 i 选择点 j 作为代表点的合适程度，吸引度矩阵和归属度矩阵计算规则为：

$$\boldsymbol{r}(i,j)=\boldsymbol{S}(i,j)-\max_{j\neq j'}\{\boldsymbol{a}(i,j')+\boldsymbol{S}(i,j')\} \tag{3}$$

$$\begin{cases}\boldsymbol{a}(i,j)=\min\{0,\ \sum\limits_{i'\neq\{i,j\}}\max\{0,\boldsymbol{r}(i',j)\}+\boldsymbol{r}(j,j)\},\ i\neq j\\ \boldsymbol{a}(j,j)=\sum\limits_{i'\neq j}\max\{0,\boldsymbol{r}(i',j)\},i=j\end{cases} \tag{4}$$

为了抑制迭代过程中发生振荡，在更新吸引度矩阵和归属度矩阵时引入阻尼系数 λ，取值范围一般为[0.5,1]，迭代计算式为：

$$\begin{cases}\boldsymbol{r}_{t+1}(i,j)=\lambda\boldsymbol{r}_t(i,j)+(1-\lambda)\boldsymbol{r}_{t+1}(i,j)\\ \boldsymbol{a}_{t+1}(i,j)=\lambda\boldsymbol{a}_t(i,j)+(1-\lambda)\boldsymbol{a}_{t+1}(i,j)\end{cases} \tag{5}$$

在初始状态时，$\boldsymbol{r}=0$，$\boldsymbol{a}=0$，先更新 $\boldsymbol{r}(i,j)$，然后利用更新后的 $\boldsymbol{r}(i,j)$ 迭代 $\boldsymbol{a}(i,j)$，通过不断迭代更新每个数据点的归属度和吸引度来找到最终的聚类结果。

由于 AP 算法中的 2 个重要参数(偏向参数 P 和阻尼系数 λ)需要人为设定，而偏向参数的设定会直接影响到聚类的类数，阻尼系数的设定会影响到算法的迭代速度，因此王开军等人提出了自适应的 AP 算法(adAP)[17]，该方法能够自动确定偏向参数和阻尼系数，算法的思路如下所述。

1）调整偏向参数 P

步骤 1：设置一个较大的偏向参数 P_{m} 开始迭代。

步骤 2：AP 算法完成一次迭代，获得 K 个类别。

步骤 3：检测此时 K 个类别是否达到 AP 算法约束条件，若收敛则转至步骤 4，否则转至步骤 2。

步骤 4：按照一个步幅 P_{step} 减小偏向参数 P，步幅 P_{step} 设置如式(6)所示，若迭代产生的类数 K 下降到最小类数 2，则转至步骤 5，否则转至步骤 2。

步骤 5：迭代过程中会产生一系列具有不同类

数的聚类结果，从中找到轮廓系数(silhouette)的最大值所对应的类别数 K 作为最终结果。轮廓系数指标如式(7)所示。

$$P_{\text{step}}=\frac{0.01P_{\text{m}}}{0.1\sqrt{K+50}} \tag{6}$$

$$S_{\text{il}}(t)=\frac{b(t)-a(t)}{\max\{a(t),b(t)\}} \tag{7}$$

设一个拥有 N 个样本点的数据集被划分为 K 个类别 $C_i\{i=2,\cdots,K\}$，$a(t)$ 为类别 C_i 下剩余样本点与样本点 t 的距离均值，表示同一类别下的凝聚度；定义 $d(t,C_j)$ 为样本点 t 到其他类别 C_j 下所有样本点的平均距离，$b(t)$ 为所有 $d(t,C_j)$ 的最小值，表示不同类别之间的分离度。

2）调整阻尼系数 λ

步骤 1：AP 算法进行一次迭代，监测是否有振荡发生。

步骤 2：若未发生振荡，则转至步骤 1；若发生振荡，则以一个步长(0.05)增大阻尼系数 λ，若此时 $\lambda\geq0.85$，则按照一个步长 P_{step} 降低偏向参数 P。

步骤 3：重复上述步骤直到算法达到约束条件。

监测是否发生振荡：设计一个振荡监测的移动监视窗，定义聚类产生的类数不变或者下降则为收敛，反之则有振荡特征，若观测到振荡特征的次数大于窗宽的 2/3(监视窗宽度设置为观测 40 次迭代)，则振荡发生。

2 模态分解方法

2.1 VMD 分解

变分模态分解是一种完全非递归的变分信号分解算法，可将非平稳、非线性信号分解为具有不同中心频率的有限带宽信号。其实质是多个自适应维纳滤波组。相较于经验模态分解(empirical mode decomposition，EMD)和局部均值分解(local mean decomposition，LMD)，VMD 表现出更好的鲁棒性，能更好地抑制模态混叠和端点效应[18]。将信号分解为非递归、变分的问题求解模式，具有坚实的理论基础。

2.2 SSD 分解

奇异谱分解是一种自适应的时频分析方法[19]，能够将非平稳信号按高频到低频的顺序自适应地分解为若干奇异谱分量(singular spectrum component，SSC)，克服了传统 SSA 方法依据经验手动选取嵌入维数 M 的问题，能较好的抑制模态混叠和消除虚假分量。

2.3 SWD 分解

群分解是在群滤波(swarm filter，SWF)的基础上所提出来的一种新型信号处理方法，通过迭代群滤波将非平稳、非线性的信号分解为多个单一模态的振荡分量(oscillatory components)。通过调节群滤波参数可以选择振荡分量的主频率，与 EMD 和基于小波的多分辨率分析相比，SWD 具有更高的分解精度[20]。

2.4 ICEEMDAN 分解

改进的完全集合经验模态分解(improved complete ensemble EMD，ICEEMDAN)是 CEEMDAN 的一种改进方法，它们都是基于 EMD 改进而来。EMD 是由数据驱动的算法，适用于非线性、非平稳信号的分析，EMD 将信号根据频率的不同分解为若干本征模态函数，每个 IMF 分量包含原始信号不同频域的特征。但分解信号的局部性和模态混叠是 EMD 所存在的问题，CEEMDAN 通过在分解过程中反复添加高斯白噪声，提高了完备性并减轻了模态混叠的问题。不同于 CEEMDAN，ICEEMDAN 在分解过程中添加了经 EMD 分解的高斯白噪声，克服了 CEEMDAN 分解的信号存在残余噪声和伪模态的问题。

3 多分支输入的 MBI-Res-LSTM-GRU 预测模型

为了提高超短期光伏功率的预测精度，提出一种基于多分支输入的 MBI-Res-LSTM-GRU(multi branch input-ResNet-LSTM-GRU)组合预测模型。MBI-Res-LSTM-GRU 模型如图 1 所示，由如下 4 个分支构成。

分支 1 主要提取数据的时序特征，通过纵向堆叠 2 层 LSTM 结构增加模型的复杂度，建立时间信息的依赖关系。式(8)为分支 1 中 LSTM 结构的计算过程，将输入特征矩阵通过 flatten 扁平化函数压平后输入第 1 层 LSTM，得到输出 h_t 即对应于图 1 所示的 LSTM 输出 $\boldsymbol{f}_1^1$，同理得第 2 层 LSTM 输出为 $\boldsymbol{f}_2^2$。

$$\begin{cases}\boldsymbol{f}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_{\text{f}}[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t]+\boldsymbol{b}_{\text{f}})\\ \boldsymbol{i}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_{\text{i}}[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t]+\boldsymbol{b}_{\text{i}})\\ \tilde{\boldsymbol{C}}_t=\tanh(\boldsymbol{W}_{\text{C}}[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t]+\boldsymbol{b}_{\text{C}})\\ \boldsymbol{C}_t=\boldsymbol{f}_t\otimes\boldsymbol{C}_{t-1}+\boldsymbol{i}_t\otimes\tilde{\boldsymbol{C}}_t\\ \boldsymbol{o}_t=\sigma\left(\boldsymbol{W}_{\text{o}}[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t]+\boldsymbol{b}_{\text{o}}\right)\\ \boldsymbol{h}_t=\boldsymbol{o}_t\otimes\tanh\left(\boldsymbol{C}_t\right)\end{cases} \tag{8}$$

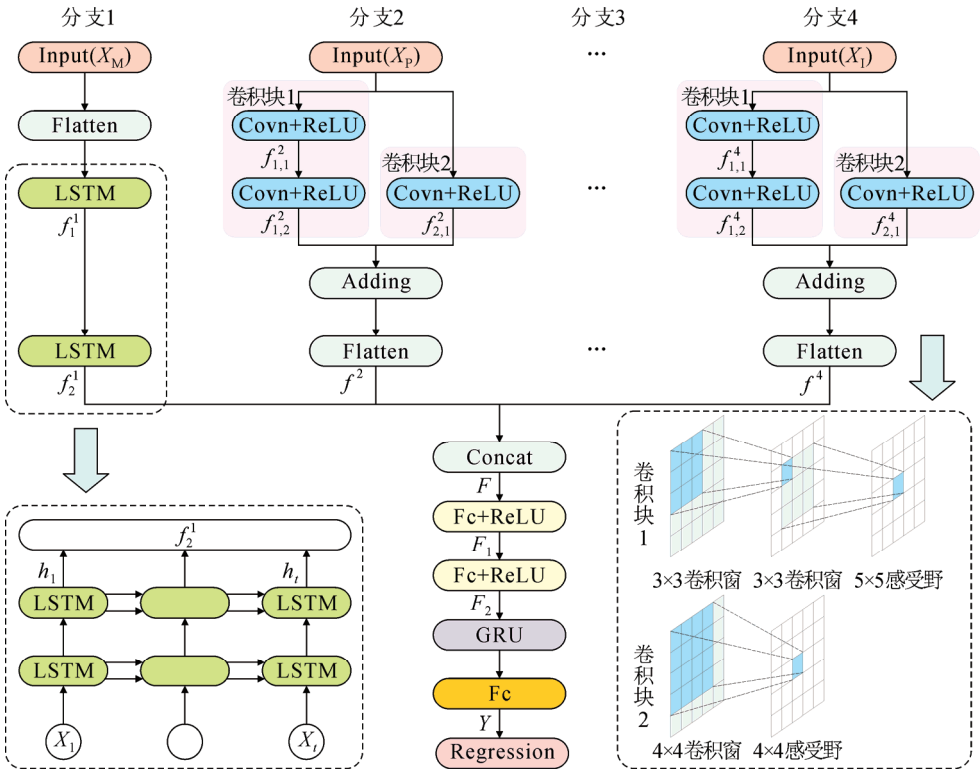


图 1 MBI-Res-LSTM-GRU 网络结构

Fig.1 Network structure of MBI-Res-LSTM-GRU

式中：$\boldsymbol{f}_t$、$\boldsymbol{i}_t$、$\boldsymbol{o}_t$ 分别表示遗忘门、输入门、输出门；$\boldsymbol{x}_t$、$\tilde{\boldsymbol{C}}_t$、$\boldsymbol{C}_t$、$\boldsymbol{h}_t$ 为 t 时刻输入、候选层输出、记忆单元输出和隐含层输出；$\boldsymbol{W}_{\mathrm{f}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{i}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{C}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{o}}$ 和 $\boldsymbol{b}_{\mathrm{f}}$、$\boldsymbol{b}_{\mathrm{i}}$、$\boldsymbol{b}_{\mathrm{C}}$、$\boldsymbol{b}_{\mathrm{o}}$ 为权重矩阵和偏置参数；“$\otimes$”为 Hadamard 乘积(向量间对应元素的乘积)；σ 为 sigmoid 激活函数。

分支 2、3、4 在保留传统残差结构避免梯度消失或者爆炸的问题的同时，通过卷积网络强化数据的波动特征，利用 2 个并行的卷积块分别提取不同层次的波动特征，卷积块 1 堆叠 2 个卷积核大小为 3×3 的卷积层将整体的感受野扩大到 5×5 的区域，增强信息的全局考虑能力，卷积块 2 设置 1 个卷积核大小为 4×4 的卷积层，利用 2 路不同感受野的卷积层提供不同视角的特征关系，能显著提高模型的波动特征提取能力。式(9)为分支 2 中卷积的计算过程，分支 3、4 的计算过程与分支 2 相同。

$$\begin{cases} \boldsymbol{f}_{1,1}^{2}=R(\sum \boldsymbol{W}_{1,1}^{i} * \boldsymbol{X}_{\mathrm{P}}+\boldsymbol{b}_{1,1}^{i}) \\ \boldsymbol{f}_{1,2}^{2}=R(\sum \boldsymbol{W}_{1,2}^{i} * \boldsymbol{f}_{1,1}^{2}+\boldsymbol{b}_{1,2}^{i}) \\ \boldsymbol{f}_{2,1}^{2}=R(\sum \boldsymbol{W}_{2,1}^{i} * \boldsymbol{X}_{\mathrm{P}}+\boldsymbol{b}_{2,1}^{i}) \\ \boldsymbol{f}^{2}=F_{\mathrm{L}}(\boldsymbol{f}_{1,2}^{2}+\boldsymbol{f}_{2,1}^{2}) \end{cases} \tag{9}$$

式中：$\boldsymbol{X}_{\mathrm{P}}$ 为模型输入；“*”为卷积运算；$\boldsymbol{f}_{1,1}^{2}$ 和 $\boldsymbol{f}_{1,2}^{2}$ 为卷积块 1 第 1 层卷积和第 2 层卷积输出特征；$\boldsymbol{f}_{2,1}^{2}$ 卷积块 2 的输出特征；$\boldsymbol{W}_{1,1}^{i}$、$\boldsymbol{W}_{1,2}^{i}$、$\boldsymbol{W}_{2,1}^{i}$ 和 $\boldsymbol{b}_{1,1}^{i}$、$\boldsymbol{b}_{1,2}^{i}$、$\boldsymbol{b}_{2,1}^{i}$ 为卷积块 1 和卷积块 2 的第 i 个滤波器的权重矩阵和偏置参数；R 为 Relu 激活函数；F_{L} 为 flatten 扁平化函数；将卷积块 1 和卷积块 2 提取的特征合并压平后得到分支 2 的输出 $\boldsymbol{f}^{2}$。

将分支 1 提取到的时序特征和分支 2、3、4 提取到的波动特征合并，经 2 层全连接模块提炼全局特征，计算过程为：

$$\begin{cases} \boldsymbol{F}=(\boldsymbol{f}_{1}^{1} \oplus \boldsymbol{f}^{2} \oplus \boldsymbol{f}^{3} \oplus \boldsymbol{f}^{4}) \\ \boldsymbol{F}_{1}=R(\boldsymbol{W}_{1}\boldsymbol{F}+\boldsymbol{b}_{1}) \\ \boldsymbol{F}_{2}=R(\boldsymbol{W}_{2}\boldsymbol{F}_{1}+\boldsymbol{b}_{2}) \end{cases} \tag{10}$$

式中：“$\oplus$”为向量串联；$\boldsymbol{W}_{1}$、$\boldsymbol{W}_{2}$ 和 $\boldsymbol{b}_{1}$、$\boldsymbol{b}_{2}$ 为权重矩阵和偏置参数。

将提炼到的全局特征 $\boldsymbol{F}_{2}$ 输入 GRU 模块，建立历史光伏数据和未来光伏数据之间的联系，实现光伏功率的预测。计算过程为：

$$\begin{cases} \boldsymbol{z}_{t}=\sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{z}}[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_{t}]+\boldsymbol{b}_{\mathrm{z}}) \\ \boldsymbol{r}_{t}=\sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{r}}[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_{t}]+\boldsymbol{b}_{\mathrm{r}}) \\ \tilde{\boldsymbol{h}}_{t}=\tanh(\boldsymbol{W}_{\mathrm{h}}[\boldsymbol{r}_{t} \otimes \boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_{t}]+\boldsymbol{b}_{\mathrm{h}}) \\ \boldsymbol{h}_{t}=(1-\boldsymbol{z}_{t}) \otimes \boldsymbol{h}_{t-1}+\boldsymbol{z}_{t} \otimes \tilde{\boldsymbol{h}}_{t} \\ \boldsymbol{Y}=R(\boldsymbol{W}_{3}\boldsymbol{h}_{t}+\boldsymbol{b}_{3}) \end{cases} \tag{11}$$

式中：$\boldsymbol{r}_{t}$ 和 $\boldsymbol{z}_{t}$ 为重置门和更新门；$\tilde{\boldsymbol{h}}_{t}$ 和 $\boldsymbol{h}_{t}$ 为候选隐

含状态和当前隐含层输出；$\boldsymbol{W}_z$、$\boldsymbol{W}_r$、$\boldsymbol{W}_h$、$\boldsymbol{W}_3$和$\boldsymbol{b}_z$、$\boldsymbol{b}_r$、$\boldsymbol{b}_h$、$\boldsymbol{b}_3$为权重矩阵和偏置参数；$\boldsymbol{Y}$为模型预测输出。

4 基于adAP聚类和多模式分解的预测流程

为了提高短期光伏发电功率预测的准确率，本文提出了一种基于adAP聚类、多模式分解、多分支输入的MBI-Res-LSTM-GRU的预测模型，模型的预测流程如图2所示。

1）数据预处理：对气象因素和光伏输出功率进行异常值检测与替换，并将数据进行归一化处理。通过Pearson和Spearman相关系数对辐照度、温度、风速、风向、气压和降雨量6种气象因素进行相关性分析，找到与光伏输出功率相关性较强的气象因素(辐照度和温度)。

2）adAP聚类：利用快速Fourier变换计算出每日光伏输出功率对应频域数据，与辐照度最大值、辐照度均值、温度最大值、温度均值一起作为聚类特征，使用adAP聚类算法进行相似日聚类，将天气类型分为晴天和阴雨等。

3）扩充样本：对于部分聚类相似日较少且预测难度较大的阴雨和极端天气，对其光伏输出功率、辐照度和温度分别加上20 dB的高斯白噪声，与原始数据合并，达到数据倍增的效果，以利于模型的训练。

4）多模式分解：对功率、辐照度和温度数据利用变分模态分解、奇异谱分解和群分解进行分解，对于不能自动确定分解个数的变分模态分解使用皮尔逊相关系数确定最佳分解个数。最后将各个分解方法得到的分量矩阵合并，得到混合多尺度分解功率、温度和辐照度特征矩阵$\boldsymbol{X}_P$、$\boldsymbol{X}_T$和$\boldsymbol{X}_I$。

5）模型训练与预测：将未经分解的功率、温度、辐照度构成混合特征矩阵$\boldsymbol{X}_M$和经多模式分解得到的特征矩阵$\boldsymbol{X}_P$、$\boldsymbol{X}_T$、$\boldsymbol{X}_I$一起输入到MBI-Res-LSTM-GRU深度学习模型中，对预测结果做出评价。

5 算例及实验结果分析

5.1 数据描述

本文实验数据采用DKASC(Desert Knowledge Australia Solar Center)提供的公开数据集，数据集收集2017年1月1日—2017年12月31日的实测数据，装机容量为106.6 kW，包含光伏发电功率和6个气象数据：辐照度、温度、风速、风向、气压和降雨量。

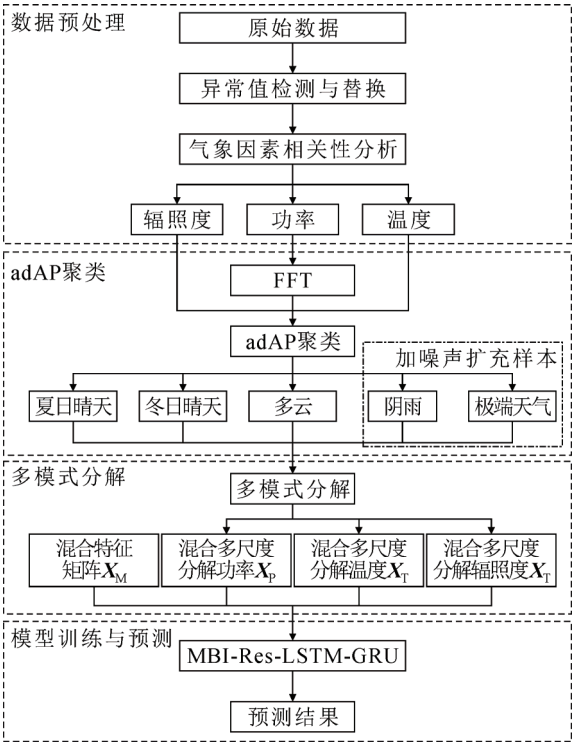


图2 基于adAP聚类和多模式分解的预测流程

Fig.2 Prediction process based on adAP clustering and multi-mode decomposition

5.2 预测结果评价指标

为了客观评价预测结果的准确性，使用平均绝对百分比误差e_{MAPE}、平均绝对误差e_{MAE}以及均方根误差e_{RMSE}对实验预测结果进行评价，3种评价指标的计算式为：

$$\begin{cases} e_{MAPE}=\dfrac{1}{n}\displaystyle\sum_{i=1}^{n}\left|\dfrac{Y_i-y_i}{\overline{Y}_i}\right| \\ e_{MAE}=\dfrac{1}{n}\displaystyle\sum_{i=1}^{n}\left|Y_i-y_i\right| \\ e_{RMSE}=\sqrt{\dfrac{1}{n}\displaystyle\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i-y_i\right)^2} \end{cases} \tag{12}$$

式中：Y_i为功率实际值；y_i为功率预测值；$\overline{Y}_i$为功率实际值的平均值；i表示第i个采样点；n为采样点个数。

5.3 数据预处理

由于设备故障或者通信失灵等原因，数据集中存在部分缺失，将有缺失数据所在的样本日剔除，剩余342 d的数据。忽略每天夜间功率几乎为0的数据，使用07：00—19：00的数据进行分析，采样间隔为10 min，每日的采样点为72个。对342 d的数据使用箱型图法进行异常值检测，将异常值替

换为该点相邻两时刻的平均值。再使用 min-max 规范化方式将数据线性映射到[0,1]之间，使各个特征出力相同，从而有利于梯度下降。

5.4 气象因素相关性分析

考虑除光伏输出功率外的气象因素影响可以增强模型的外推能力，而加入相关性较弱的变量会对模型造成干扰，使用 Pearson 和 Spearman 相关系数选取对功率相关性较大的气象因素，计算结果如表 1 所示。

由表 1 可知，该光伏电厂的发电功率与辐照度相关性最大，与温度和风速相关性次之，与风向、降雨量和大气压与发电功率呈负相关关系，考虑到风速与输出功率的相关性较小，故忽略此气象因素。选取辐照度和温度与光伏输出功率，共同预测光伏电厂的输出功率。

5.5 相似日聚类

使用 adAP 算法对历史日天气进行聚类，并使用快速 Fourier 变换将每日功率、温度和辐照度的时域数据转换到频域，作为聚类算法的特征向量，从而有利于聚类算法对其特征的提取。经 adAP 聚类后分为夏日晴天、冬日晴天、多云、阴天、极端天气 5 类天气，其中夏日晴天 65 d、冬日晴天 115 d、多云 63 d、阴雨 45 d、极端天气 54 d。

不同天气类型的聚类结果如图 3 所示(随机选择 10 d 的数据进行展示)，夏日日出时间较冬日更早，功率的上升较冬日更快，晴天条件下，功率曲线的变化较为平缓；多云条件下，功率曲线有着不同程度的波动，下午时尤为明显；阴天和极端天气条件下，功率曲线剧烈波动，且规律性较弱，因此这 2 种天气类型的预测较为困难。

5.6 模态分解

为了降低原始序列的复杂性，分别使用 VMD、SSD、SWD 和 ICEEMDAN 对光伏输出功率、辐照度和温度数据进行分解，得到的各个分量相对平稳，使模型具有更强的时间趋势表征能力，由于各个分解算法的数学机理不同，因此得到的各分量蕴含的特征信息存在差异，通过学习不同的特征信息达到信息互补的目的，有助于提升网络模型的鲁棒性[21]。

在本实验中，除变分模态分解外，其余几种分解方法都可以自适应地确定分解个数。为了确定变分模态分解的最优分解个数，利用 Pearson 相关系数进行判定，当出现某一子模态与原始数据的相关系数小于 0.1 时，认为存在过分解现象，将当前分解个数−1 认定为最优分解个数。

表 1 输出功率与气象因子的相关系数

Table 1 Correlation coefficient of output power and meteorological factors

气象因子	Pearson 相关系数	Spearman 相关系数
辐照度	0.929	0.935
温度	0.418	0.396
风速	0.083	0.102
风向	−0.174	−0.220
降雨量	−0.047	−0.132
大气压	−0.037	−0.061

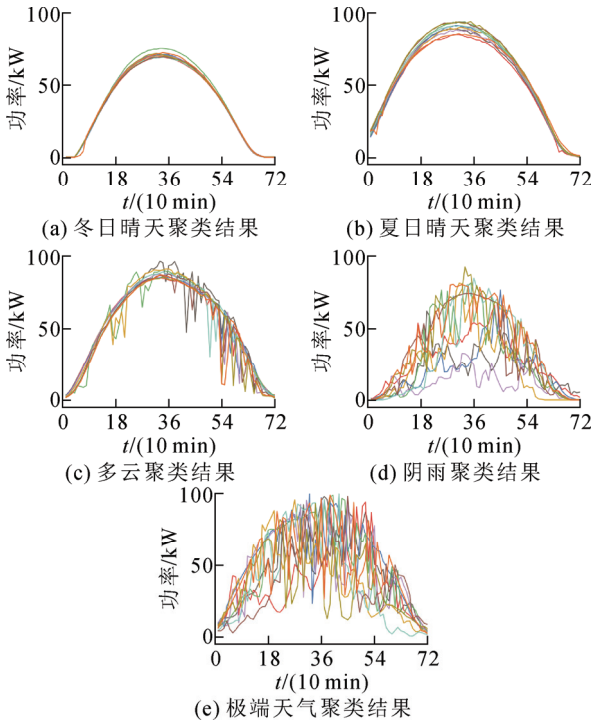


图 3 adAP 聚类结果

Fig.3 Clustering results of adAP

以冬日晴天的功率数据为例，当变分模态分解得到 9 个子分量时，出现 Pearson 相关系数小于 0.1 的子分量，所以将最优分解个数确定为 8。由 SWD 得到 11 个分量，由 SSD 得到 5 个子分量，由 ICEEMDAN 得到 12 个子分量。经多模式分解的光伏输出功率数据如图 4 所示，图中 IMF 为本征模态分量，RES 为残余分量，由原始数据减去各个分量之和得到。

5.7 多分支输入矩阵设置

对于每一类天气类型，都构造 4 种输入矩阵，将未经分解的功率、温度、辐照度一起组成一个混合特征矩阵 $\boldsymbol{X}_{\mathrm{M}}$，将经多模式分解得到的功率、温度、辐照度子分量合并，得到混合多尺度分解功率、温度和辐照度特征矩阵 $\boldsymbol{X}_{\mathrm{P}}$、$\boldsymbol{X}_{\mathrm{T}}$ 和 $\boldsymbol{X}_{\mathrm{I}}$。

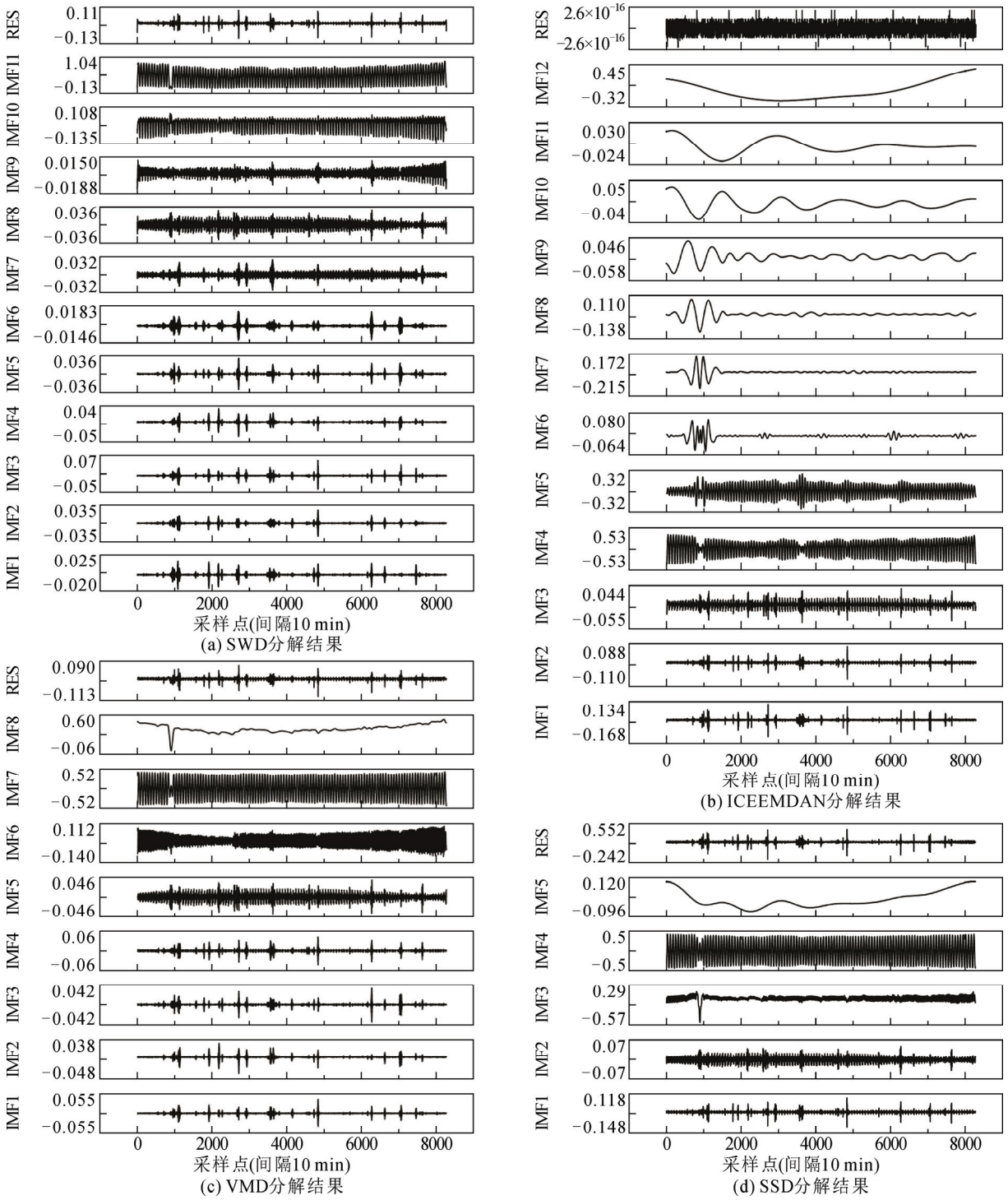


图 4 多模式分解结果

Fig.4 Multi-mode decomposition results

本文采用滑动时间窗的预测模式，输入长度设置为 24，滑动步长 s 分别为 1、6、12，每个输入矩阵的维度为 24×N，N 为当前特征矩阵子分量个数。模型采用第 i 点前的 24×N 矩阵作为输入，预测第 i 点至 i+s–1 点的光伏输出功率，使用第 i+s 点前的 24×N 矩阵作为输入，依次类推，不断滑动时间窗进行预测。图 5 表示在冬日晴天和滑动步长为 6 的情况下，模型滑动训练和预测的过程。其中，①、②、③分别表示 3 个连续训练和预测过程。

添加随机噪声的数据增强方法在时间序列中已获得广泛应用，该方法不仅能扩充数据，还能提高模型的鲁棒性[22]。考虑到阴天和极端天气的训练

样本较少且波动性较大，采用添加高斯白噪声的方式来倍增样本，将添加噪声后的数据置于真实数据前，以保证测试集获取的数据为实测值。

各天气类型训练集和测试集的划分如下：夏日晴天共 65 d，1—62 d 为训练集，63—65 d 为测试集；冬日晴天共 115 d，1—112 d 为训练集，113—115 d 为测试集；多云共 63 d，1—60 d 为训练集，61—63 d 为测试集；阴雨共 45 d，倍增后共 90 d，1—87 d 为训练集，88—90 d 为测试集；极端天气共 54 d，倍增后为 108 d，1—105 d 为训练集，106—108 d 为测试集。

5.8 实验结果分析

为了说明本文采用的adAP算法聚类的有效性，选取传统的 K-means 聚类和 K-medoids 聚类算法进行对比。2 种算法的聚类特征与本文方法相同，由于这 2 种方法都需要手动确定聚类个数，因此选定聚类数 K 的取值范围为[3,7]。adAP 聚类算法可以自动确定最佳聚类个数，但仍可调取运算过程中不同聚类个数的轮廓系数进行呈现，对比结果见表 2。

由表 2 可知，本文所使用的 adAP 聚类算法最优结果的轮廓系数为 0.647，高于其余聚类算法所得到的最优聚类结果的轮廓系数值，说明 adAP 聚类较其他传统聚类算法具有更好的有效性。

为了证明本文多模式分解的性能优势，分别构造基于单一模式分解、2 分解和 4 分解的 MBI-Res-LSTM-GRU 预测模型，分别对 5 种天气类型相同的 3 d 进行提前 1 步、6 步、12 步(10 min/步)预测。考虑避免偶然误差对实验产生的影响，每次实验重复 10 次，取 10 次实验预测值的平均值作为预测结果。由于光伏功率预测结果为归一化值，因此需先对其进行反归一化，再将得到的 3 d 预测数据进行误差计算，并随机选取其中 1 d 进行可视化分析。通过比较表 3 单一模式分解的预测结果可知，单分解模型预测精度从高到低排序为 VMD、SWD、SSD 和 ICEEMDAN，由此构造 2 分解的组合为 VMD 和 SWD，本文方法(3 分解)组合为 VMD、SWD 和 SSD，4 分解组合为 VMD、SWD、SSD 和 ICEEMDAN。

5 种天气类型不同分解方法 3 种步长的预测结果见附录 A 中图 A1，具体预测误差对比如表 3 所示。通过分析可知，在输出功率波动较弱的冬日晴天和夏日晴天条件下，7 种预测方法都能取得较好的预测结果，预测曲线和实际功率曲线拟合度较高；在输出功率波动较为剧烈的阴雨和极端天气情况下，多模式分解方法对比单一模式分解方法的预测精度提升幅度较大，证明多模式分解方法能利用不同的数学原理为模型提供更加丰富的特征，从而实现分解方法的优势互补，进而降低复杂情况下的预测难度，有效提升模型预测精度。但过多的分解方法会导致模型输入的冗余特征增多，从而增大模型训练难度，不利于梯度下降，导致最终的预测精度较差。因此，利用 3 种分解方法不仅能给模型提供更加丰富的互补特征，也避免了冗余特征输入导致的预测精度下降问题，从而验证了本文所提出方法的有效性。

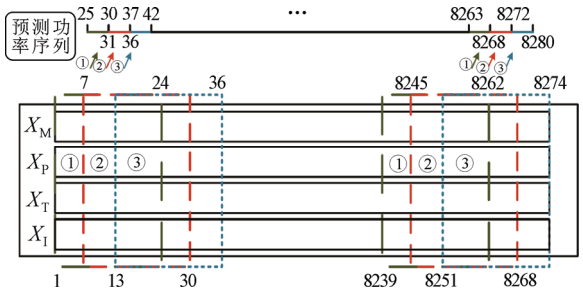


图 5 冬日晴天 6 步模型滑动训练和预测过程

Fig.5 Winter sunny day 6-step model sliding training and prediction process

表 2 不同聚类方法的聚类结果轮廓系数对比

Table 2 Comparison of silhouette t of clustering results from different clustering methods

聚类方法	轮廓系数				
	K=3	K=4	K=5	K=6	K=7
K-means 聚类	0.594	0.581	0.513	0.456	0.462
K-medoids 聚类	0.587	0.498	0.448	0.423	0.431
adAP 聚类	0.603	0.552	0.647	0.579	0.495

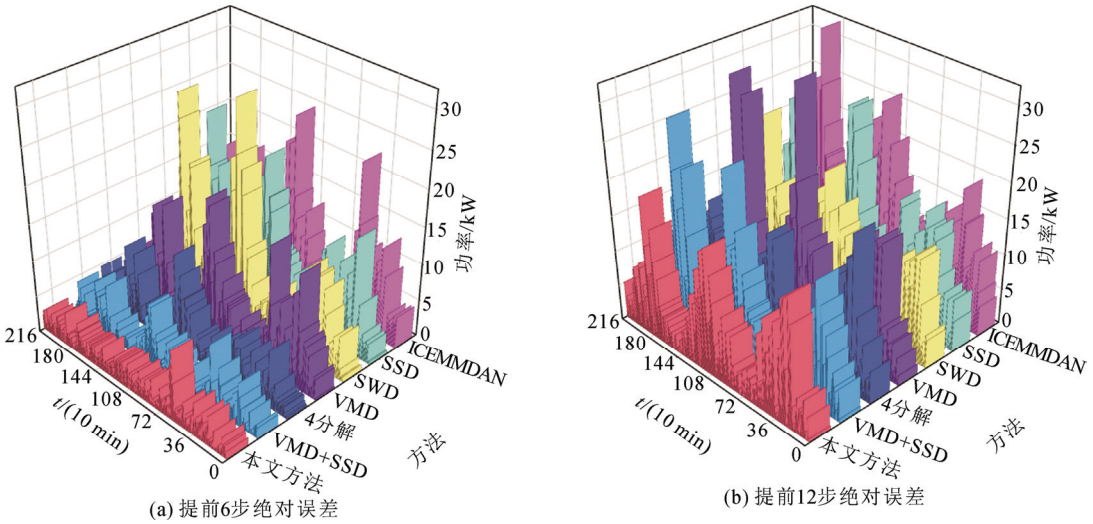
为直观展现各种预测方法的绝对误差，选择预测难度最大的天气类型(极端天气)的绝对误差做可视化分析，图 6(a)和图 6(b)为不同分解方法极端天气下 6 步和 12 步的绝对误差。通过分析图 6 和表 3 可知，在极端天气 6 步条件下，本文提出的多模式分解方法相对于 2 分解、4 分解、VMD、SWD、SSD 和 ICEEMDAN 方法 MAPE 分别降低了 6.82%、33.73%、103.67%、108.93%、133.06%和 163.32%；同时在 1 步和 12 步情况下，相较于其他方法，本文方法预测效果最优。

为验证添加噪声扩充样本对模型训练的正向效果，对未扩充样本的阴雨和极端天气使用本文相同的 MBI-Res-LSTM-GRU 模型进行预测，将预测结果与本文方法进行对比。2 种天气类型的预测误差对比如表 4 所示，图 7 为是否扩充样本极端天气

表 3 不同天气类型下不同分解方法的预测误差对比

Table 3 Comparison of prediction errors of different decomposition methods under different weather types

天气类型	分解方法	MAPE/%			MAE/kW			RMSE/kW		
		1 步	6 步	12 步	1 步	6 步	12 步	1 步	6 步	12 步
冬日晴天	ICEEMDAN	1.969	2.363	2.733	1.045	1.254	1.450	1.274	1.520	1.938
	SSD	1.804	2.068	2.326	0.958	1.098	1.235	1.189	1.401	1.539
	SWD	1.755	1.866	2.272	0.932	0.991	1.206	1.199	1.322	1.753
	VMD	1.654	1.788	2.219	0.878	0.949	1.178	1.158	1.169	1.519
	4 分解	1.608	1.751	2.339	0.854	0.929	1.242	1.017	1.216	1.618
	VMD+SWD	1.529	1.714	2.101	0.812	0.909	1.116	1.052	1.143	1.485
	本文方法	1.397	1.589	1.785	0.742	0.849	0.948	0.981	1.116	1.254
夏日晴天	ICEEMDAN	1.972	2.579	2.921	1.151	1.505	1.705	1.701	1.762	2.321
	SSD	1.987	2.463	2.758	1.160	1.438	1.438	1.497	1.727	2.132
	SWD	1.828	2.051	2.345	1.067	1.196	1.369	1.614	1.551	1.853
	VMD	1.856	2.211	2.530	1.083	1.291	1.477	1.384	1.559	1.917
	4 分解	1.594	1.906	2.164	0.931	1.112	1.263	1.237	1.398	1.834
	VMD+SWD	1.725	1.931	2.237	1.007	1.127	1.305	1.345	1.383	1.711
	本文方法	1.544	1.795	2.126	0.902	1.047	1.241	1.227	1.482	1.664
多云	ICEEMDAN	2.769	4.281	7.599	1.575	2.435	4.323	2.118	4.276	7.150
	SSD	2.211	3.869	6.292	1.258	2.201	3.579	1.436	2.769	6.118
	SWD	2.146	3.661	6.615	1.221	2.082	3.764	1.737	2.858	6.711
	VMD	2.099	3.380	6.067	1.194	1.923	3.452	1.452	2.926	5.875
	4 分解	1.753	2.939	5.521	0.997	1.672	3.141	1.408	2.149	5.894
	VMD+SWD	1.766	3.145	5.948	1.004	1.789	3.384	1.377	2.860	5.941
	本文方法	1.582	2.687	5.439	0.900	1.529	3.094	1.199	2.078	5.263
阴雨	ICEEMDAN	4.195	6.558	13.586	1.357	2.121	4.395	1.644	2.682	6.185
	SSD	3.800	5.617	12.693	1.229	1.817	4.106	1.441	2.287	5.671
	SWD	3.232	5.954	10.190	1.045	1.926	3.296	1.343	2.422	4.435
	VMD	2.802	3.909	11.767	0.906	1.264	3.806	1.166	1.605	4.957
	4 分解	2.415	4.029	10.641	0.781	1.303	3.442	0.978	1.673	4.827
	VMD+SWD	2.532	3.788	9.861	0.819	1.225	3.190	1.091	1.557	4.592
	本文方法	2.346	3.371	8.970	0.759	1.091	2.902	0.948	1.383	4.147
极端天气	ICEEMDAN	6.434	10.267	15.105	2.818	4.497	6.616	3.627	6.370	8.945
	SSD	5.480	9.087	13.124	2.400	3.980	5.748	3.130	5.836	7.858
	SWD	4.327	8.146	11.833	1.895	3.568	5.183	2.494	6.191	6.807
	VMD	4.549	7.941	11.789	1.992	3.478	5.164	2.482	5.082	7.540
	4 分解	2.787	5.214	10.989	1.221	2.284	4.813	1.405	3.157	6.320
	VMD+SWD	2.706	4.165	11.406	1.185	1.824	4.996	1.3850	2.516	6.934
	本文方法	2.601	3.899	9.828	1.139	1.708	4.305	1.298	2.141	5.997



(a) 提前6步绝对误差 (b) 提前12步绝对误差

图 6 极端天气不同分解方法绝对误差对比

Fig.6 Comparison of absolute errors of different decomposition methods for extreme weather

表 4 阴雨和极端天气下是否添加噪声扩充样本的预测误差对比

Table 4 Comparison of prediction errors with and without adding noise-expanded samples in rainy and extreme weather

天气类型	是否扩充样本	MAPE/%			MAE/kW			RMSE/kW		
		1 步	6 步	12 步	1 步	6 步	12 步	1 步	6 步	12 步
阴雨	否	2.912	7.459	16.475	0.9423	2.413	5.330	1.192	3.032	6.776
	是	2.346	3.371	8.970	0.759	1.091	2.902	0.948	1.383	4.147
极端天气	否	3.076	8.279	18.883	1.347	3.626	8.271	1.632	4.793	11.126
	是	2.601	3.899	9.828	1.139	1.708	4.305	1.298	2.141	5.997

6 步预测结果对比，由图 7 和表 4 可知，本文方法相较于未添加噪声的方法，阴雨天气下 1 步、6 步、12 步 MAPE 分别降低了 24.13%、121.27%、83.67%；极端天气下 1 步、6 步、12 步 MAPE 分别降低了 18.26%、112.34%、92.13%。上述结果表明，加入噪声扩充样本能有效提升预测精度，且在较长时间步中的预测精度提升较大，说明模型的鲁棒性得到了显著增强。

为验证本文所提模型各个模块对模型的影响，选取极端天气 6 步为例进行消融实验。消融实验分别设置为：选用混合多尺度分解功率 X_P 作为输入的 Res(X_P)-GRU；选用混合多尺度分解功率 X_P 和辐照度 X_I 作为输入的 2 分支模型 MBI-Res(X_P+X_I)-GRU；选用混合多尺度分解功率 X_P、辐照度 X_I 和温度 X_T 作为输入的 3 分支模型 MBI-Res(X_P+X_I+X_P)-GRU；各模型的预测结果如表 5 所示。

由表 5 可知，在分别删去 LSTM 分支、混合多尺度分解功率温度输入分支、混合多尺度分解辐照度和温度输入分支后，模型 MAPE 分别下降了 6.23%、11.93%和 24.67%。证明上述模块对该模型的预测性能有着正向影响。

为客观比较本文模型的结构优势，使用与本文模型相同的特征矩阵作为输入，构造多分支输入的 MBI-Res-GRU 和 MBI-LSTM-GRU 模型，与本文的 MBI-Res-LSTM-GRU 模型进行比较，极端天气 6 步预测结果如图 8 所示，表 6 为 3 种评价指标下的误差值。从图 8 中可以看出，3 种模型在极端天气下的预测结果都能较好地反映真实曲线的波动情况，说明经过多重分解得到的多尺度信息互补矩阵，能更好地建立输入输出的表征关系，提升模型的学习效率；而本文模型结合了 LSTM 和 ResNet 二者提取时间和波动特征的能力，通过同时学习不同尺度的特征信息，得到了更为精确的预测结果。在极端天气 6 步情况下，本文模型相较于 MBI-Res- GRU 模型和 MBI-LSTM-GRU 模型其 MAPE 分别降低了

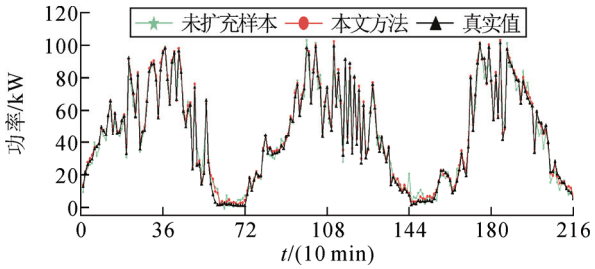


图 7 极端天气 6 步是否扩充样本预测结果对比

Fig.7 Prediction results comparison of extreme weather 6-step for whether to expand the sample or not

表 5 极端天气下的消融实验结果

Table 5 Results of ablation experiments under extreme weather

模型	评价指标		
	MAPE/%	MAE/kW	RMSE/kW
本文模型	3.899	1.708	2.141
MBI-Res(X_P+X_I+X_P)-GRU	4.142	1.814	2.366
MBI-Res(X_P+X_I)-GRU	4.364	1.911	2.303
Res(X_P)-GRU	4.861	2.129	2.585

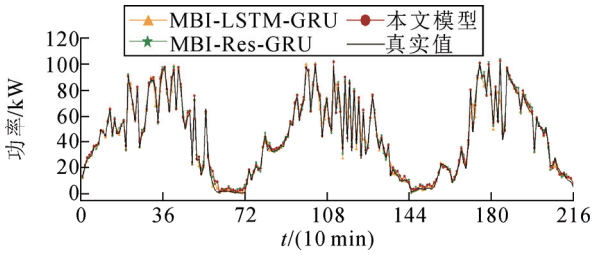


图 8 不同预测模型极端天气 6 步预测结果对比

Fig.8 Comparison of 6-step prediction results of extreme weather with different prediction models

16.57%和 73.02%。

6 结论

1）利用 FFT 计算出光伏输出功率的频域信息，将其与相关性高的气象因子一起作为聚类特征输入 adAP 算法，将历史数据更加合理地细分为 5 种天气类型，能够初步建立网络与不同天气类型的联系，降低原始光伏功率波动性的影响。

表 6 不同天气类型下不同模型的预测误差对比

Table 6 Comparison of prediction errors of different models under different weather types

天气类型	模型	MAPE/%			MAE/kW			RMSE/kW		
		1 步	6 步	12 步	1 步	6 步	12 步	1 步	6 步	12 步
冬日晴天	MBI-LSTM-GRU	1.609	1.809	2.028	0.854	0.960	1.076	1.088	1.264	1.372
	MBI-Res-GRU	1.480	1.669	1.872	0.786	0.887	0.994	1.037	1.162	1.281
	本文模型	1.397	1.589	1.785	0.742	0.849	0.948	0.981	1.116	1.254
夏日晴天	MBI-LSTM-GRU	1.733	1.969	2.422	1.012	1.149	1.414	1.369	1.419	1.904
	MBI-Res-GRU	1.664	1.878	2.298	0.9715	1.096	1.342	1.278	1.474	1.786
	本文模型	1.544	1.795	2.126	0.902	1.047	1.241	1.227	1.482	1.664
多云	MBI-LSTM-GRU	1.974	3.389	6.087	1.123	1.928	3.463	1.455	2.758	6.034
	MBI-Res-GRU	1.702	3.175	5.897	0.969	1.806	3.355	1.211	2.438	6.164
	本文模型	1.582	2.687	5.439	0.900	1.529	3.094	1.199	2.078	5.263
阴雨	MBI-LSTM-GRU	2.953	3.875	10.924	0.955	1.253	3.534	1.206	1.592	4.823
	MBI-Res-GRU	2.623	4.306	9.509	0.848	1.393	3.076	1.092	1.735	4.096
	本文模型	2.346	3.371	8.970	0.759	1.091	2.902	0.948	1.383	4.147
极端天气	MBI-LSTM-GRU	3.408	6.746	10.049	1.492	2.955	4.401	1.875	5.861	6.341
	MBI-Res-GRU	2.874	4.545	11.476	1.259	1.991	5.027	1.599	2.508	7.049
	本文模型	2.601	3.899	9.828	1.139	1.708	4.305	1.298	2.141	5.997

2）总体上，多模式分解方法的预测效果优于单一模式分解方法，合理的多模式分解组合有利于提升预测精度，而过多的分解方法会带来冗余特征，对模型训练无益。

3）在 4 种分解方法的组合中，本文 3 分解组合预测效果最优，不同分解方法带来的多尺度互补分量能完整地反映原始信号的复杂波动特征，便于后续模型进行特征提取。

4）通过多分支结构设计并行的 LSTM 模块和残差模块，能同时提取数据的时序特征和波动特征，通过提炼多尺度互补信息以提升模型的预测精度。

5）通过对预测难度较大的天气类型添加噪声扩充样本，有效增强了模型的鲁棒性，大幅提升了光伏功率剧烈波动天气的预测精度。

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

参考文献 References

[1] 王开艳，杜浩东，贾 嵘，等. 基于相似日聚类和 QR-CNN-BiLSTM 模型的光伏功率短期区间概率预测[J]. 高电压技术，2022，48(11)：4372-4384.
WANG Kaiyan, DU Haodong, JIA Rong, et al. Short-term interval probability prediction of photovoltaic power based on similar daily clustering and QR-CNN-BiLSTM model[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(11): 4372-4384.

[2] 辛保安，单葆国，李琼慧，等. “双碳”目标下“能源三要素”再思考[J]. 中国电机工程学报，2022，42(9)：3117-3125.
XIN Baoan, SHAN Baoguo, LI Qionghui, et al. Rethinking of the “Three Elements of Energy” toward carbon peak and carbon neutrality[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(9): 3117-3125.

[3] 董 存，王 铮，白捷予，等. 光伏发电功率超短期预测方法综述[J]. 高电压技术，2023，49(7)：2938-2951.
DONG Cun, WANG Zheng, BAI Jieyu, et al. Review of ultra-short-term forecasting methods for photovoltaic power generation[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(7): 2938-2951.

[4] 滕陈源，丁逸超，张有兵，等. 基于 VMD-Informer-BiLSTM 模型的超短期光伏功率预测[J]. 高电压技术，2023，49(7)：2961-2971.
TENG Chenyuan, DING Yichao, ZHANG Youbing, et al. Ultra-short-term photovoltaic power prediction based on VMD-informer-BiLSTM model[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(7): 2961-2971.

[5] 王育飞，杨启星，薛 花. 考虑混沌特征的增强型大脑情绪神经网络光伏发电功率超短期预测模型[J]. 高电压技术，2021，47(4)：1165-1175.
WANG Yufei, YANG Qixing, XUE Hua. Ultra-short-term prediction model of enhanced brain emotional neural network considering chaotic characteristics for photovoltaic power generation[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(4): 1165-1175.

[6] 陈志宝，丁 杰，周 海，等. 地基云图结合径向基函数人工神经网络的光伏功率超短期预测模型[J]. 中国电机工程学报，2015，35(3)：561-567.
CHEN Zhibao, DING Jie, ZHOU Hai, et al. A model of very short-term photovoltaic power forecasting based on ground-based cloud images and RBF neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(3): 561-567.

[7] 王思懿，盛万兴，刘科研，等. 基于天气分类的改进 CNN-LSTM 区域光伏功率单值和概率预测方法[J]. 新型电力系统，2023，1(3)：283-292.
WANG Siyi, SHENG Wanxing, LIU Keyan, et al. Improved CNN-LSTM method for single value and interval prediction of regional photovoltaic power based on weather classification[J]. New Type Power Systems, 2023, 1(3): 283-292.

[8] 叶剑华，曹 旌，杨 理，等. 基于变分模态分解和多模型融合的用户级综合能源系统超短期负荷预测[J]. 电网技术，2022，46(7)：2610-2618.
YE Jianhua, CAO Jing, YANG Li, et al. Ultra short-term load forecasting of user level integrated energy system based on variational mode decomposition and multi-model fusion[J]. Power System Technology, 2022, 46(7): 2610-2618.

[9] 王 瑞，高 强，逯 静. 基于 CEEMDAN-LSSVM-ARIMA 模型的短期光伏功率预测[J]. 传感器与微系统，2022，41(5)：118-122.
WANG Rui, GAO Qiang, LU Jing. Short-term photovoltaic power prediction based on CEEMDAN-LSSVM-ARIMA model[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2022, 41(5): 118-122.

[10] 黄雨薇，彭道刚，姚 峻，等. 基于 SSA 和 K 均值的 TD-BP 神经网络超短期光伏功率预测[J]. 太阳能学报，2021，42(4)：229-238.
HUANG Yuwei, PENG Daogang, YAO Jun, et al. Ultrashort-term photovoltaic power prediction by TD-BP neural network based on SSA and K-means[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2021, 42(4): 229-238.

[11] 董 雪，赵宏伟，赵生校，等. 基于 SOM 聚类和二次分解的 BiGRU 超短期光伏功率预测[J]. 太阳能学报，2022，43(11)：85-93.
DONG Xue, ZHAO Hongwei, ZHAO Shengxiao, et al. Ultra-short-term photovoltaic power prediction by BiGRU based on SOM clustering and quadratic decomposition[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2022, 43(11): 85-93.

[12] 毕贵红，赵 鑫，陈臣鹏，等. 基于多通道输入和 PCNN-BiLSTM 的光伏发电功率超短期预测[J]. 电网技术，2022，46(9)：3463-3476.
BI Guihong, ZHAO Xin, CHEN Chenpeng, et al. Ultra-short-term prediction of photovoltaic power generation based on multi-channel input and PCNN-BiLSTM[J]. Power System Technology, 2022, 46(9): 3463-3476.

[13] 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.

[14] 魏震波，余 雷. 基于 FFT，DC-HC 及 LSTM 的短期负荷预测方法[J]. 智慧电力，2022，50(3)：37-43.
WEI Zhenbo, YU Lei. Short-term load forecasting method based on FFT, DC-HC and LSTM[J]. Smart Power, 2022, 50(3): 37-43.

[15] 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 model[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(4): 1185-1194.

[16] FREY B J, DUECK D. Clustering by passing messages between data points[J]. Science, 2007, 315(5814): 972-976.

[17] 王开军，张军英，李 丹，等. 自适应仿射传播聚类[J]. 自动化学报，2007，33(12)：1242-1246.
WANG Kaijun, ZHANG Junying, LI Dan, et al. Adaptive affinity propagation clustering[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(12): 1242-1246.

[18] 刘长良，武英杰，甄成刚. 基于变分模态分解和模糊 C 均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报，2015，35(13)：3358-3365.
LIU Changliang, WU Yingjie, ZHEN Chenggang. Rolling bearing fault diagnosis based on variational mode decomposition and fuzzy C means clustering[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(13): 3358-3365.

[19] BONIZZI P, KAREL J M H, MESTE O, et al. Singular spectrum decomposition: a new method for time series decomposition[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2014, 6(4): 1450011.

[20] APOSTOLIDIS G K, HADJILEONTIADIS L J. Swarm decomposition: a novel signal analysis using swarm intelligence[J]. Signal Processing, 2017, 132: 40-50.

[21] 孟鑫禹，王睿涵，张喜平，等. 基于经验模态分解与多分支神经网络的超短期风功率预测[J]. 计算机应用，2021，41(1)：237-242.
MENG Xinyu, WANG Ruihan, ZHANG Xiping, et al. Ultra-short-term wind power prediction based on empirical mode decomposition and multi-branch neural network[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(1): 237-242.

[22] IWANA B K, UCHIDA S. An empirical survey of data augmentation for time series classification with neural networks[J]. PLoS One, 2021, 16(7): e0254841.



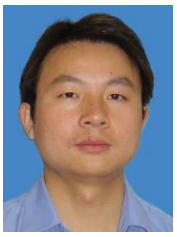
毕贵红
1968—，男，博士，教授，硕导
主要从事新能源系统建模、优化与智能数据分析方面的研究工作
E-mail: KM_BGH@163.com

BI Guihong
Ph.D., Professor



张梓睿
1998—，男，硕士生
主要从事新能源发电并网方面的研究工作
E-mail: eason.zzr@foxmail.com

ZHANG Zirui



赵四洪(通信作者)
1974—，男，硕士，讲师
主要从事电力电子化电力系统智能控制与保护方面的研究工作
E-mail: zhaosh@kust.edu.cn

ZHAO Sihong
Corresponding author

收稿日期 2023-09-07 修回日期 2024-01-05 编辑 何秋萍

附录 A

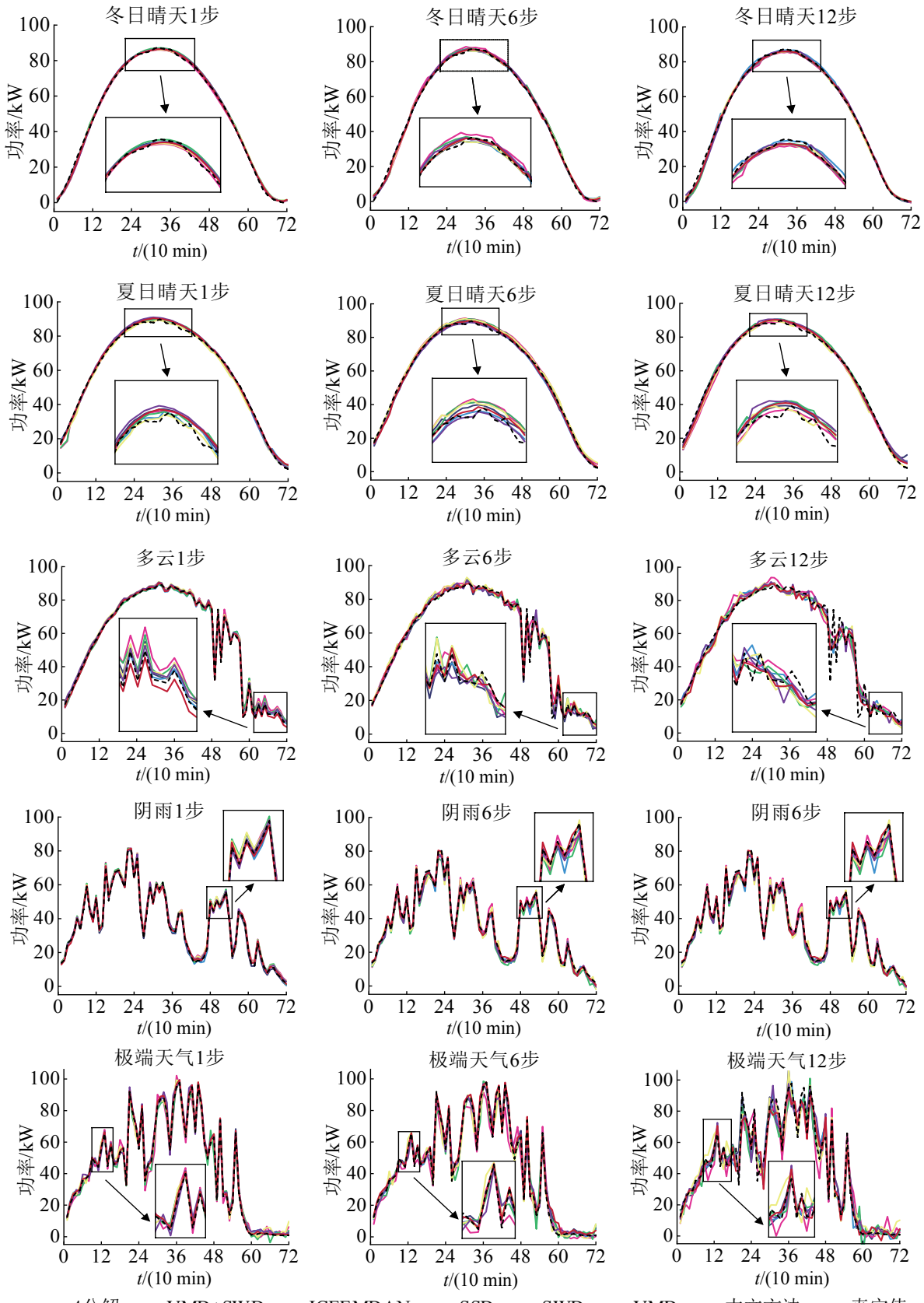


图 A1　不同分解方法预测值与真实值比较

Fig.A1　Comparison of predicted and true values of different decomposition methods