

基于高斯混合模型和CNN-BiLSTM-Attn的 日前风功率预测

杨明玥

(东北电力大学电气工程学院, 吉林 吉林 132012)

摘要: 随着风电装机占比不断增加, 准确预测风力发电机输出功率对于保证电能质量、提升电力系统的稳定性具有重要意义。针对风电场风机数据存在的多模式特性、非线性特征及时序相关问题, 引入了基于高斯混合模型 (Gaussian Mixture Model, GMM) 的分组方案, 并构建了融合卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN)、双向长短期记忆网络 (Bidirectional Long Short-Term Memory, BiLSTM) 和注意力机制 (Attention, Attn) 的组合日前风功率预测模型。首先, 使用 GMM 依据历史风机数据特征将风电机组分成若干机组类型; 随后, 针对各子机组群建立分组预测的 CNN-BiLSTM-Attn 神经网络模型并进行日前风功率预测, 其中 CNN 负责提取风电机组非线性数据的局部特征, BiLSTM 用于捕捉长期依赖关系, Attention 机制对 BiLSTM 提取的特征进行加权处理。通过某风电场数据的验证结果显示, 该预测方法优于传统的单一预测算法和其他分组预测方法, 为日前风功率预测提供了一种准确且高效的解决方案。

关键词: 日前风功率预测; 高斯混合模型; 分组预测; CNN-BiLSTM-Attn 神经网络

Day-ahead wind power forecasting based on gaussian mixture model and CNN-BiLSTM-Attn

YANG Mingyue

(School of Electrical Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China)

Abstract: With the increasing proportion of wind power installations, accurately predicting the output power of wind turbines is crucial for ensuring power quality and enhancing the stability of power systems. To address the multi-modal characteristics, nonlinear features, and temporal correlation issues in wind farm turbine data, this study introduces a grouping scheme based on the Gaussian Mixture Model (GMM) and develops a combined day-ahead wind power forecasting model integrating Convolutional Neural Networks (CNN), Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM), and the Attention mechanism. First, the GMM is employed to categorize wind turbines into several types based on the characteristics of historical turbine data. Subsequently, a grouped prediction model, CNN-BiLSTM-Attn, is constructed for each subgroup to perform day-ahead wind power forecasting. In this model, CNN extracts local features from the nonlinear data of turbines, BiLSTM captures long-term dependencies, and the Attention mechanism assigns weights to the features extracted by BiLSTM. Validation using data from a wind farm demonstrates that the proposed method outperforms traditional single prediction algorithms and other grouped prediction approaches, providing an accurate and efficient solution for day-ahead wind power forecasting.

Keywords: day-ahead wind power forecasting; gaussian mixture model; input-output grouped prediction; CNN-BiLSTM-Attn neural network

0 引言

在国家绿色发展战略及“双碳”目标的引领下，能源结构正加速转型，清洁能源在能源体系中的地位日益凸显。由于风能具有广泛分布和污染小的特点，风力发电成为当前可再生能源的主要利用形式^[1]。然而，风资源随时间变化，使得风能发电呈现出显著的随机性、间歇性和不确定性^[2]。随着风电装机容量比例的逐年提升，电力系统运行的不确定性日益增强，电网安全稳定运行与新能源高效利用之间的矛盾愈发突出。此外，风电的随机性、间歇性等特性，势必对电网稳定性、电能质量、潮流分布以及调度策略产生深远影响。因此，准确预测风电场超短期发电功率，对电网安全经济调度、电力市场及风电场运行有重要意义^[3-4]。

在日前风功率预测中，受气象条件和地理位置的影响，即便在同一风电场，同一时间不同风电机组也可能产生不同的数据分布模式。利用单独的风电机组外推预测全场风功率，难以保证预测的准确性；而对每台风机单独建模，会影响日前风功率预测的效率与经济性，还会增加整场预测的不确定性^[5]。因此，对风电场中不同数据分布模式的风电机组数据进行分类，并分别对各类别的机组进行预测，能有效提升风电场日前风功率预测的效率。目前，聚类分组技术已在风功率预测领域得到广泛应用。文献[6]利用K-means聚类方法，依据出力特性差异将风电场内风电机组聚类为若干风力机群，再对每个风电机组子群分别建立预测模型。文献[7]利用Toeplitz矩阵逆协方差聚类（TICC）对风电场不同高度风速进行多元序列相似性分类。与未采用分组策略的整场预测方法相比，聚类方法显著提高了预测的准确度。

风电场短期风功率预测方法按类别可分为基于学习算法的统计方法和基于大气运动方程的物理方法两大类^[8-9]。统计方法（如神经网络、时间序列分析和卡尔曼滤波）能够灵活适应不同

风电场特性，计算速度快且预测准确度高，广泛应用于风功率预测。文献[10]表明，与传统时序预测方法相比，长短期记忆网络（Long Short-Term Memory, LSTM）在风力发电功率预测中更具可行性和有效性。文献[11]提出了一种融合CNN与LSTM的组合神经网络模型用于风功率预测，验证了其在预测准确度上优于单独使用LSTM模型。随着深度学习技术发展，双向长短期记忆网络（BiLSTM）作为LSTM的改进版本被引入，能够同时捕捉序列数据的前后关联性，有效提升预测性能。文献[12]表明，相较于LSTM模型，双向BiLSTM模型风功率预测准确度更高。近年来，注意力机制在深度学习领域的应用逐步深入，在处理自然语言和视觉计算机等方面成效显著。一些学者将其应用于风功率预测，以提升预测准确度。文献[13]提出了一种基于注意力机制的BiLSTM模型，证明了该模型在预测中准确性更高。

虽然上述研究在风功率预测方面取得了一定的效果，但仍存在一些不足。首先，传统聚类分组技术（如K-means、HAC等）通常要求每个风机数据点严格归属于单一类别，难以应对风电场中风机数据的复杂多模态特性，导致分组准确度低，影响预测可信度。其次，基于单一LSTM或CNN的模型虽然在捕捉时序或局部特征上有优势，但难以同时对双向时序依赖和非线性关系进行建模，且对关键特征的提取和加权处理不足，容易出现过拟合或泛化能力差的问题。

基于CNN-BiLSTM和Attention机制的优势，结合通过概率划分的GMM聚类模型，对不同数据分布模式下风电机组进行分组，针对风电场风电机组数据的多模态性、非线性和时序性特征，提出了一种融合GMM与CNN-BiLSTM-Attn神经网络的新型日前风功率预测方法。通过GMM对多模式风电机组进行分组，再结合CNN对非线性数据的局部特征提取、BiLSTM的双向长时间依赖捕捉以及Attention机制的加权处理，从而构建出效率更高、泛化能力更强的日前风功

率预测模型，有效提升了日前风功率预测的准确性。

1 基于GMM的风机分组模型

1.1 GMM分组原理

风电场的风功率和风速数据具有显著的多模态特征，且二者存在非线性关系。不同风电机组的特性和运行状态可能存在差异。因此，将风电机组按类别划分，是提升风功率预测效率的有效途径之一。本文采用GMM对风电场内风机进行聚类分组。作为一种基于概率的聚类方法，GMM能够很好地适应风电场数据的多模态特性。设样本集为 $D=\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ ，本文以风电机组10天的实测风速均值 $V_{i,\text{mean}}$ 、标准偏差 $V_{i,\text{std}}$ 、实测功率均值 $P_{i,\text{mean}}$ 和标准偏差 $P_{i,\text{std}}$ 共同作为单台机组的表征，将 $x_i = [V_{i,\text{mean}}, V_{i,\text{std}}, P_{i,\text{mean}}, P_{i,\text{std}}]$ 的四维数组作为GMM的输入。GMM的数学表达式为

$$P_M(x) = \sum_{i=1}^k \alpha_i p(x) \quad (1)$$

式中， $P_M(x)$ 为风机数据 x 在整个GMM中的概率； k 为风电机组的数目； α_i 为混合系数，表示第 i 个高斯分布在整个模型中的权重； $p(x)$ 为第 i 个高斯分布的概率密度函数。

将风机分为 k 类的具体过程：

1) 初始化 k 个多元高斯分布的混合系数 α_i 、均值向量 μ_k 和协方差矩阵 Σ_i ，假定每个混合元素都有各自的对角矩阵。

2) 计算每个样本风机数据 $x_i (i=1, 2, \dots, m)$ 属于第 j 个高斯分布的概率 $\gamma_{i,j}$ ，表达式为

$$\gamma_{i,j} = \frac{\alpha_j p(x|u_i, \sum i)}{\sum_{p=1}^k \alpha_p p(\mu_p, \sum p)} \quad (2)$$

3) 迭代高斯模型中的均值向量和协方差矩阵公式为

$$\mu_j' = \frac{\sum_{i=1}^m \gamma_{i,j} x_i}{\sum_{i=1}^m \gamma_{i,j}} \quad (3)$$

$$\sum i' = \frac{\sum_{j=1}^m \gamma_{i,j} x_i (x_i - \mu_i)^T}{\sum_{j=1}^m \gamma_{i,j}} \quad (4)$$

4) 将更新后的参数代入步骤2)和3)，直至所有高斯参数达到收敛。

5) 将每个样本风机数据利用新的高斯参数归入概率 $\gamma_{i,j}$ 最大的类别中，将风机划分为 k 个不同组别。

1.2 贝叶斯信息准则

贝叶斯信息准则 (Bayesian Information Criterion, BIC) 主要用于在分组模型的复杂度与数据拟合能力之间寻求最优平衡。GMM中的模型复杂度随分组数增加而增加，BIC通过平衡拟合度和复杂度，能够有效选择最合适的分组数。BIC定义为

$$C_{\text{BIC}} = \ln(n)k - 2l(\hat{L}) \quad (5)$$

式中， C_{BIC} 为BIC的数据值； k 为自由参数的个数； $\hat{L}$ 为模型似然函数的最大值； n 为数据点的数量。

最大似然函数的残差和未知误差会增加BIC值，故在确定高斯分组模型最合适的风电机组分组个数时，BIC值最低的分组数为最优。

1.3 轮廓系数

轮廓系数 (Silhouette Coefficient, SC) 作为衡量聚类结果的组内聚合性及组间分离性的指标，通过计算每个样本与同组样本以及其他组最近样本的平均距离得到，不涉及模型参数数量或复杂度，适用于评估K-means与HAC等非概率聚类模型的分组质量，从而确定最佳分组数目，其计算公式为

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}} \quad (6)$$

$$C_{\text{SC}} = \frac{1}{n} = \sum_{i=1}^n s(i) \quad (7)$$

式中， $a(i)$ 为风机特征 i 到同组的平均距离； $b(i)$ 为风机特征 i 到最近其他组的平均距离； $s(i)$ 为轮

廓系数； C_{SC} 为SC值。

轮廓系数 $s(i)$ 的取值范围为 $[-1,1]$ ，当 $a(i) < b(i)$ 时， $s(i)$ 接近1，表明风机分组合理；当 $a(i) > b(i)$ 时， $s(i)$ 接近-1，表明风机分组不合理。因此，在判断风电机组最优分组个数时，以具有高SC值的模型为优。

2 基于GMM和CNN-BiLSTM-Attn的分组预测方案

2.1 CNN-BiLSTM-Attn模型的构建

(1) CNN

CNN是深度学习领域中一种极为流行的模型，擅长于从复杂空间结构的数据中有效提取局部特征信息，目前在电力系统研究领域已得到了广泛的应用。CNN的核心组成部分包括卷积层和池化层，风电场风机数据经由这两层的协同作用，能够自动学习和提取出数据中的关键特征，在捕捉风速与风功率之间的复杂模式和时序依赖方面具有显著优势。卷积层用于从输入风电机组数据时间序列中提取局部的非线性特征，其运算公式为

$$M_j^N = f(\sum_{j=1}^N [P, V]^{N-1} k_j^N + b_j^N), j=1, \dots, n \quad (8)$$

式中， M_j^N 为卷积输出的第 j 个特征面特征向量； $[P, V]^{N-1}$ 为输入的数据矩阵，本文使用双层一维CNN，其为历史风功率和风速数据在每个时间步组合成 1×2 的二维矩阵； $f(x)$ 为激活函数； k_j^N 表示第 N 个卷积层中第 j 个卷积核； b_j^N 为第 N 层卷积操作的偏置项。池化层负责压缩卷积层提取的特征，保留主要信息，减少数据维度，从而提高计算效率。

(2) BiLSTM

BiLSTM是对传统LSTM的一种拓展，LSTM作为循环神经网络(RNN)的一种优化版本，凭借其特有的遗忘门、输入门及输出门等门控机制，能够有选择地保留或舍弃信息，从而有效解决了RNN在建模长期依赖关系时面临的梯度消失问题。传统LSTM只能实现从过去到现在的

单向信息传递，而BiLSTM由正向LSTM层和反向LSTM层两部分构成，既考虑过去也包含未来的信息，这种双向的信息捕捉使得BiLSTM在捕捉风速和风功率变化模式以及异常波动方面表现更好，BiLSTM网络结构如图1所示。

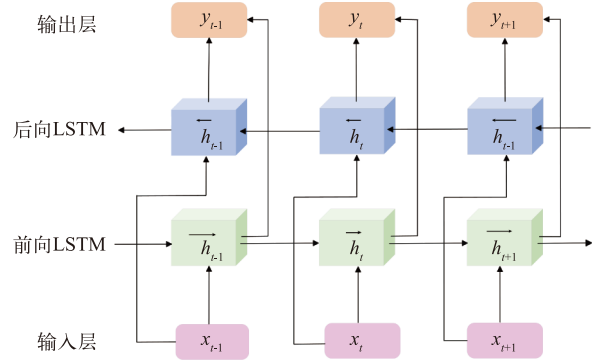


图1 BiLSTM网络结构示意图

Fig. 1 BiLSTM network structure diagram

BiLSTM网络的计算过程为

$$\bar{h}_t = L(x_t, \bar{h}_{t-1}) \quad (9)$$

$$\bar{h}_t = L(x_t, \bar{h}_{t-1}) \quad (10)$$

$$y_t = a_t \bar{h}_t + b_t \bar{h}_t \quad (11)$$

式中， $x_t=[P_t, V_t]$ 为当前时刻输入的风电机组的风速和风功率数据； $\bar{h}_t$ 为前向隐藏层状态； $\bar{h}_t$ 为后向隐藏层状态； a_t 和 b_t 为各层相应的权重； y_t 为当前时刻BiLSTM层输出的风功率预测结果； $L(\cdot)$ 为传统LSTM的网络计算过程。

(3) Attention机制

Attention机制借鉴了人脑注意力的工作方式，能够在处理信息时有选择地关注关键部分，从而提取更重要的信息。在深度学习中，Attention机制通过为输入特征分配不同的权重，选择性关注重要的时间步，从而提升信息处理效率并优化预测效果。其具体过程为：将BiLSTM输出的风功率预测结果表示为序列 $H=[y_1, y_2, \dots, y_T]$ ，其中 T 为时间步数，通过一个可训练的权重矩阵 W ，将每个时间步的隐藏状态 h_t 投影到一个新的表示空间，生成注意力得分后转化为归一化的注意力权重，注意力权重的计算过程为

$$e_t = v \tanh(Wy_t + b) \quad (12)$$

$$\alpha_t = \frac{\exp(e_t)}{\sum_{j=1}^m a_j y_j} \quad (13)$$

式中, e_t 和 a_t 分别为当前 t 时刻不同特征所对应权重分数和注意力权重值。

利用注意力权重 a_t 对 BiLSTM 的输出 H 进行加权求和, 生成上下文向量 C_t , 与后续的全连接层结合, 将数据转化成一维, 得到最终的风功率输出数据, 公式为

$$C_t = \sum_{j=1}^m a_j y_j \quad (14)$$

式中, C_t 为注意力机制在 t 时刻的输出。

2.2 基于 GMM 和 CNN-BiLSTM-Attn 的日前风功率分组预测

BiLSTM 擅长处理整体的时间依赖关系, 但在捕捉局部时空特征方面表现不足, 而 CNN 在提取局部特征上表现优异。因此, 本文提出了一种日前风功率分组预测新方法, 该方法融合了高斯混合模型与 CNN-BiLSTM-Attn 架构, 使用 GMM 对风电机组进行分组, 结合 CNN 和 BiLSTM 网络, 再引入 Attention 机制对不同重要程度特征进行权重分配, 详细实现框架如图 2 所示。

对于风电机组数据的输入, 使用 GMM 依据历史风机数据将风电机组分成若干机组类型, 再对风电机组群分别进行预测。首先, 将选取的单台机组表征归一化后建立 GMM, 基于 BIC 评价指标获取最优的分组方案和代表性机组, 使预测模型能够有效地处理不同分布模式的风电机组数据。其次, 在对代表性机组点位的特征数据进行预处理并划分训练集和测试集之后, 针对各子机组群建立分组预测的 CNN-BiLSTM-Attn 日前风功率预测模型。该模型首先采用双层一维卷积层和池化层组成的 CNN 框架捕捉并处理风速和风功率数据中的局部时空特征, 卷积层用于获取数据的多维度特征信息, 而最大池化层的引入实现了特征的降维和计算效率的优化。BiLSTM 层

结合前向和反向 LSTM 层, 用于捕捉 CNN 所提取的局部特征中的长期依赖关系。然后将 BiLSTM 层输出的特征作为 Attention 机制的输入, 通过 Attention 机制对 BiLSTM 层提取的特征分配权重, 这些权重反映了每个特征在预测任务中的重要性。最后, 模型通过全连接层生成了日前风功率的预测输出。此外, 为了在每个 BiLSTM 网络层有效遏制过拟合情况, 均加入了 Dropout 机制, 从而增强了模型的泛化能力。

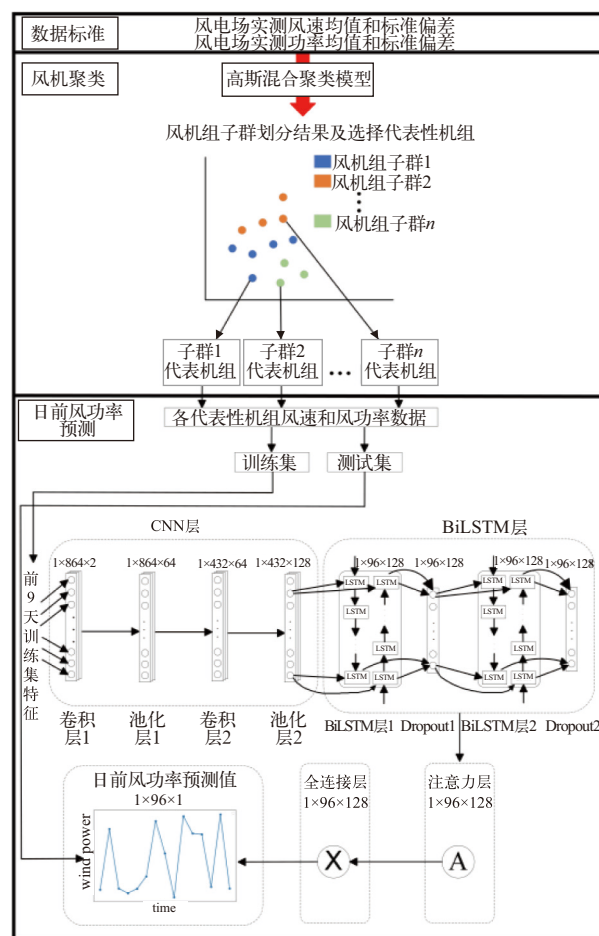


图 2 基于 GMM 和 CNN-BiLSTM-Attn 的日前风功率预测框架

Fig.2 Wind power prediction framework based on GMM and CNN-BiLSTM-Attn

2.3 预测方法评价指标

在日前风功率预测中, 普遍采用平均绝对误差 (MAE)、均方根误差 (RMSE) 和决定系数 (R^2) 来评估模型的预测性能, 它们反映了预测值与实际值之间的偏差程度。其中, 较低的

MAE和RMSE值表示模型在风功率预测中的准确度和稳定性较高；较高的 R^2 值则表示模型具有更好的拟合效果和预测稳定性。MAE和RMSE评价指标公式为

$$\varepsilon_{\text{MAE}} = \frac{\sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i|}{n} \quad (15)$$

$$\varepsilon_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad (16)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (17)$$

式中， ε_{MAE} 为平均绝对误差； $\varepsilon_{\text{RMSE}}$ 为均方根误差； n 为风功率预测值的数量； y_i 为第 i 个时间长风功率的实际值； $\hat{y}_i$ 为第 i 个数据点的预测值； $\bar{y}$ 为风功率的实际值均值。

3 算例分析

3.1 风电场数据集介绍

为验证本文提出的GMM和CNN-BiLSTM-Attn模型日前风功率预测的性能，选取华北地区某风电场数据进行算例分析。该区域年均风速稳定在4.5~6.5 m/s，且风电装机容量占全国总量的20%以上，其风速分布和风功率波动模式等数据特征具有典型性。本实验选取了78台地理位置相近且周边信息一致的风电机组数据作为研究对象进行分组，每台机组额定功率为1.5 MW，总装机容量达117 MW。8月为华北地区季风平稳期，风速波动相对缓和，适用于验证模型在风电机组常规工况下的预测能力。数据集采集于2020年8月21—30日，时间分辨率设定为每15 min一次，涵盖了风电场的风电有功功率输出以及风机轮毂高度处的风速实测数据。其中，2020年8月21—29日的风电机组数据作为训练集，而2020年8月30日的数据作为预测集进行验证。

3.2 风电场数据预处理

为确保模型输入数据的可靠性与一致性，本

研究对原始风电场数据进行了系统性预处理。首先，每台风电机组额定出力为1.5 MW，基于风机物理运行约束，剔除超出1.5 MW及负功率的异常风功率数据，以确保数据的物理合理性；此外，针对缺失的风机数据，采用线性插值法补全间断点，保障时序连续性。最后，采用归一化法将风速与风功率数据映射至0~1之间，具体公式为

$$x_{\text{norm}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (18)$$

式中， x 为风机原始数据中的某一特征值； $x_{\min}$ 为该特征值在历史数据集中的最小值； $x_{\max}$ 为该特征值在历史数据集中的最大值； x_{norm} 为该特征值归一化后的值。

3.3 GMM分组结果及选择代表性机组

GMM为基于概率的聚类模型，为了验证GMM的分组有效性，本文选用了目前广泛应用的K-means和HAC两种非概率分组模型进行对比分析，这两种聚类模型不依赖于概率分布假设，其通过几何距离的度量来实现风机分组。

(1) 确定风电机组最佳分组数目

实验选取机组 $i(i=0,1,2,\dots,78)$ 的两个核心影响因子，即实测风速的均值 $V_{i,\text{mean}}$ 和标准偏差 $V_{i,\text{std}}$ ，以及实测功率的均值 $P_{i,\text{mean}}$ 和标准偏差 $P_{i,\text{std}}$ ，作为机组的综合特征表示。因此，本文分组模型的输入数据为包含78组且每组4个特征的四维数据矩阵。为确定最优分组数，本文采用BIC指标来评估GMM，而SC指标用于确定K-means和HAC方法的最佳分组数量，确保评估指标与聚类方法特性一致，不同分组个数GMM分组的BIC值如图3所示，不同分组个数K-means和HAC分组的SC值如图4所示。

观察图3与图4可知，GMM聚类方法的BIC值随分组数目的增加呈现先升后降的趋势，当分组数为4时，BIC值达到最低，即为-258；K-means和HAC聚类方法的SC值变化相对比较波动，在聚类分组个数为4时均达到最大值，分

别为0.58和0.57。据此，依据BIC值越小越优、SC值越大越优的原则，确定三种聚类方法的最佳分组数目均为4。

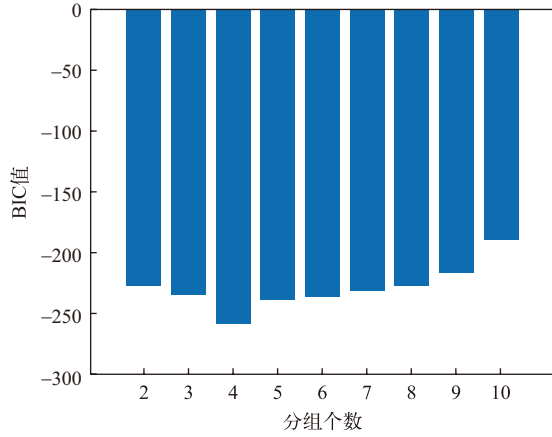


图3 GMM的BIC值

Fig. 3 BIC value of GMM clustering method

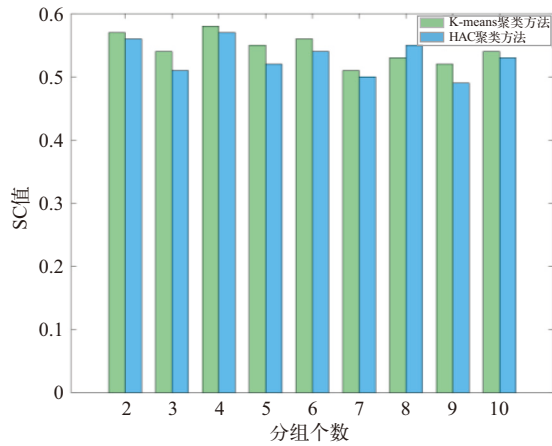


图4 K-means和HAC模型的SC值

Fig. 4 SC values of K-means and HAC models

(2) 代表性机组的选择

采用分组和代表性机组选择的组合方式，仅对每个组的代表性机组进行建模和预测，该方法在确保预测准确度维持高水平的同时，大幅度削减了计算资源的占用，进而有效减轻了整体的计算负荷。为此，本文引入平均组内相关系数（AICC）作为评估指标，用以衡量不同组内风电机组数据间的相关性强度，并选取AICC最大值对应的机组作为该类别的典型代表。不同聚类方法所得的分组结果及其对应的代表性机组信息见表1。

表1 分组结果及选择代表性机组

Tab. 1 Clustering results and selection of representative units

分组结果	GMM 聚类方法			K-means 聚类方法			HAC 聚类方法		
	代表机组 id	机组台数	AICC	代表机组 id	机组台数	AICC	代表机组 id	机组台数	AICC
1 组	42	8	0.80	23	12	0.65	24	10	0.72
2 组	30	26	0.88	48	20	0.72	55	26	0.73
3 组	40	22	0.90	32	15	0.68	32	30	0.83
4 组	50	21	0.94	8	31	0.82	12	12	0.68

由表1可知，采用GMM聚类方法挑选的4个典型机组的平均AICC值达到了0.88，高于K-means聚类方法的0.72和HAC聚类方法的0.74，显示出GMM聚类在选取代表性机组方面的优势。完成机组分组后，选取4台典型机组的风速和风功率时间序列数据作为模型输入，通过构建4组子机组模型进行功率预测，并将各模型的预测结果进行整合，最终得到风电场的日前风功率预测结果。

3.4 预测结果分析

(1) 模型参数设置

在GMM对风电机组进行分组之后，需要进一步确定CNN-BiLSTM-Attn预测模型的超参数。人工搜索和网格搜索是超参数优化最常用的方法，人工搜索耗时较长，效率较低；网格搜索虽然简单，但计算时间和资源消耗大。相比之下，随机搜索可以为不同重要性的参数设定不同的搜索范围，在超参数优化方面比人工搜索和网格搜索更加高效。本文采用随机搜索来优化CNN-BiLSTM-Attn模型的超参数，从而找到最佳的参数配置，以提升模型性能。本实验所选用的神经网络超参数设置见表2。

表2 CNN-BiLSTM-Attn 模型超参数

Tab. 2 CNN-BiLSTM-Attn model hyperparameter

超参数	实验设置
BiLSTM 层数 L	{1, 2, 3, 4}
Filters	{8, 16, 32, 64}
神经元个数 H	{4, 8, 16, 32, 64, 128}
学习率 α	$\{10^{-4}, 5 \times 10^{-4}, 5 \times 10^{-3}, 10^{-2}\}$
激活函数	{“relu”, “tanh”}
目标函数	MSE
优化算法	{“Adam”, “Rmsprop”, “Sigmoid”}
dropout_rate	{0.2, 0.3, 0.4}
注意力层的单元数	{32, 64, 128}

(2) 预测模型训练

按照9:1划分训练集和测试集，以未分组数据作为输入，不同模型在训练过程中测试集的损失函数变化对比如图5所示。为了展示随机搜索对预测模型超参数优化的作用，加入了人工搜索的CNN-BiLSTM-Attn预测模型损失函数变化曲线，其余模型均使用随机搜索进行超参数优化，本文采用MSE作为损失函数。

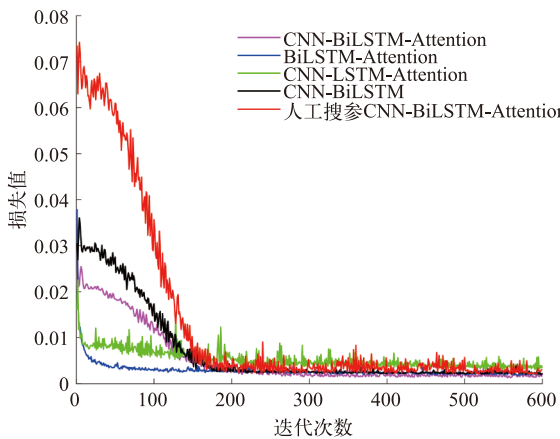


图 5 不同预型损失函数变化对比

Fig. 5 Comparison of loss function changes of different models

从图5可以看出，人工搜索的BiLSTM-Attention模型损失值下降最慢且损失值最高，说明随机搜索在优化效率和模型性能上优于人工搜索，能够更有效地缩短训练时间，并减少人为干预的偏差。在使用随机搜索的预测模型中，BiLSTM-Attention模型在初期损失值下降最快且最低，但由于缺乏CNN的特征提取能力，随着训练的进行，其损失值最终高于其他模型。而本文提出的CNN-BiLSTM-Attn模型结合了CNN的局部特征提取、BiLSTM的时间序列处理以及

Attention机制的重点关注能力，最终在损失值下降速度和稳定性上表现最佳。这种模型结构的优势使得CNN-BiLSTM-Attention模型在处理复杂时序数据时，能够取得更优的预测性能和更低的损失值。

(3) 不同预测模型预测结果分析

为验证本文提出的预测模型对日前风功率预测的有效性，分别建立CNN-BiLSTM-Attn、CNN-LSTM-Attn、CNN-BiLSTM、BiLSTM和风功率预测中常用的CNN-BP-Attn模型，对2020年8月30日风功率预测进行对比实验。为了排除分组模型的干扰，全部使用本文提出的GMM进行分组，分别对分组后的4个风机组子群以及整场风功率进行预测。不同预测模型的整场预测结果如图6所示，4个风机组子群预测结果对比如图7所示，不同模型的预测结果评价指标对比见表3。

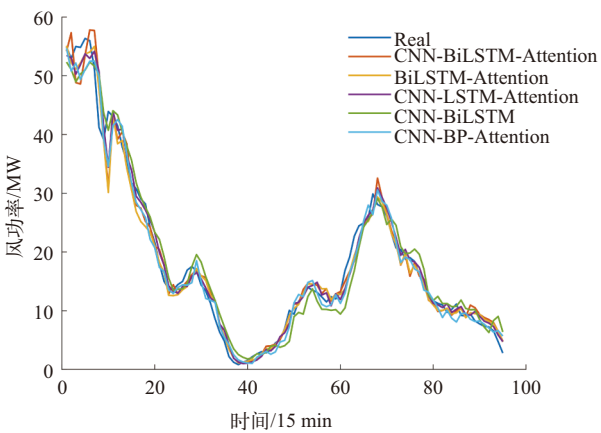


图 6 不同预测模型整场预测结果

Fig. 6 Prediction results of the entire wind farm using different models

表 3 不同预测模型预测结果评价指标

Tab. 3 Evaluation indicators for prediction results of different prediction models

模型	整场			四组均值		
	MAE	RMSE	R^2	MAE	RMSE	R^2
CNN-BiLSTM-Attn	10.99	18.71	0.94	4.97	7.33	0.94
CNN-BiLSTM	14.81	21.13	0.92	5.99	8.40	0.91
BiLSTM	21.04	27.22	0.88	8.07	9.66	0.89
CNN-LSTM-Attn	15.78	22.37	0.91	7.51	9.71	0.91
CNN-BP-Attn	22.97	28.56	0.86	7.55	9.73	0.87

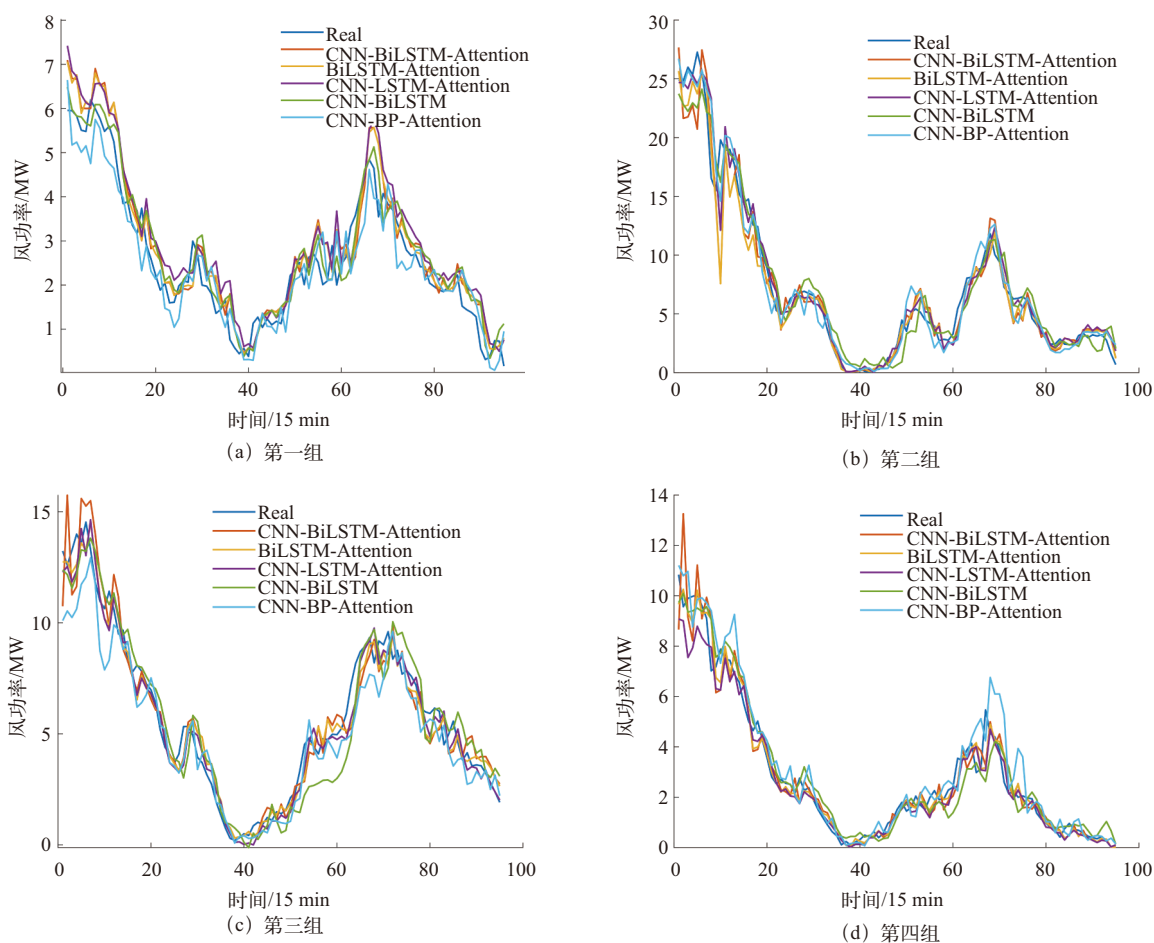


图7 不同预测模型风机子群预测结果

Fig. 7 Prediction results of wind turbine subgroups using different prediction models

结合图表可知：

相比于其他模型，本文所提模型在日前风功率预测方面表现出更高的准确度。图7中，虽然四种模型的预测值与实际风功率趋势大体相符，但所提CNN-BiLSTM-Attn模型预测曲线与实际风功率曲线的贴合程度最佳。另外，在多种预测情境下，本模型的MAE、RMSE和 R^2 指标均表现最优。

在融入注意力机制后，模型的预测性能得到了显著提升。与CNN-BiLSTM模型相比，所提模型有效降低了预测误差，其中整场风功率预测的 R^2 增加0.2，MAE和RMSE分别下降25.80%和11.45%；在风电机组子群的功率预测中， R^2 增加0.3，MAE和RMSE的均值分别减少17.02%和12.74%。

相较于单独的BiLSTM模型，CNN-BiLSTM模型在整场风功率预测中， R^2 增加0.4，MAE和RMSE

分别减少29.61%和22.37%；而在风电机组子群的风功率预测中，MAE和RMSE的平均值分别降低了25.77%和13.04%， R^2 则增加0.2。说明本文模型结合CNN与LSTM提取数据局部特征和时序特征的预测效果优于仅考虑时序性的单一BiLSTM模型。

与CNN-LSTM-Attn模型相比，本文模型对整场风功率预测的MAE和RMSE分别降低30.35%和16.36%， R^2 增加0.3，对风电机组子群风功率预测的MAE和RMSE均值分别下降33.82%和24.51%， R^2 也增加0.3。说明本文所使用双向的BiLSTM模型对时序数据的处理能力强于单向的LSTM模型。

本文模型的MAE、RMSE和 R^2 指标均显著优于CNN-BP-Attn模型。在整场预测中，CNN-BP-Attn的MAE较CNN-BiLSTM-Attn高出52.15%，RMSE高出34.49%， R^2 则下降0.8；在

风电机组子群预测中，MAE和RMSE均值分别增加51.92%和32.74%， R^2 下降0.7。实验表明，CNN-BP-Attn模型的预测误差不仅高于本文模型，而且其预测误差指标显著落后于单向时序建模的CNN-LSTM-Attn模型，验证了LSTM对于长期依赖的捕捉在风功率预测中的不可替代性。

(4) 不同分组预测模型预测结果分析

上述实验均使用GMM作为分组模型，为进一步验证本文提出的GMM聚类模型分组对日前风功率预测的有效性，本文分别构建了基于GMM、K-means、HAC分组以及未进行分组的预测模型，并进行日前风功率的预测对比。为排除不同神经网络对预测结果的干扰，均使用CNN-BiLSTM-Attn神经网络作为预测模型，保证数据集划分比例不变，仅聚类方法不同。本文将通过计算MAE、RMSE和 R^2 三项指标，并结合实际风功率与预测风功率的对比图形，对使用不同聚类模型的预测效果进行深入分析，2020年8月30日不同分组预测模型的预测结果如图8所示，不同分组预测模型的预测结果评价指标见表4。

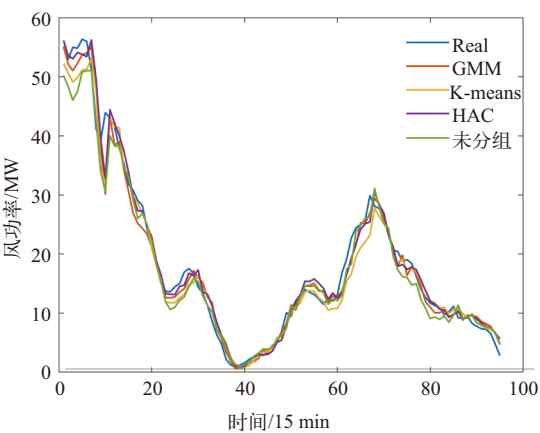


图 8 不同分组预测模型的预测结果

Fig. 8 Prediction results of different grouping prediction models

表 4 不同分组预测模型预测结果评价指标

Tab. 4 Evaluation indicators for prediction results of different grouping prediction models

分组模型	MAE	RMSE	R^2
GMM	10.99	18.71	0.94
HAC	17.78	26.07	0.89
K-means	15.82	21.76	0.92
不分组	18.85	27.56	0.88

可以看出，与实测数据相比，分组预测模型的预测结果评价指标均优于未分组模型，这表明在日前风功率预测中引入分组模型能够提升预测准确度。在不同分组模型中，GMM分组预测模型表现最佳，其MAE和RMSE比未分组模型分别降低71.52%和47.30%。在分组预测模型中，GMM分组的预测误差小于HAC分组和K-means分组，其MAE比HAC分组的结果降低61.78%，比K-means分组的结果降低43.95%；RMSE比HAC分组的结果降低39.34%，比K-means分组的结果降低16.30%。在决定系数 R^2 方面，GMM分组预测模型的 R^2 值较未进行分组的预测模型、K-means分组的预测模型以及HAC分组的预测模型提升0.6、0.2和0.5，说明使用GMM分组后的预测结果与真实风功率曲线拟合度最高。

4 结束语

本文提出了一种基于GMM和CNN-BiLSTM-Attn的日前风功率预测方法，旨在解决传统分组模型和预测模型难以捕捉不同数据分布模式内在结构和特征的问题，为风电场调度和电网管理提供有效支持。通过使用GMM对风电机组进行分组，再结合CNN和BiLSTM网络，引入Attention机制对不同重要程度特征进行权重分配，本文所提方法在多个方面呈现出明显的优势。

首先利用CNN高效提取数据的局部特性，接着通过BiLSTM准确捕获时间序列中的长远依赖信息，最后融入Attention机制，对重要特征进行加权强调。这一模型能够更全面地捕捉到风速和风功率变化中的复杂模式及异常波动，提高了预测的准确性和稳定性。与传统的单一预测方法相比，所提综合预测方法在风功率预测中具有更高的准确性。实验数据显示，本文模型在不同预测情境下的预测结果评价指标均显著优于参照模型。尤其是注意力机制的引入进一步提升了模型的预测准确度。

通过GMM对风电机组进行合理分组，使得每个子模型针对特定类型的风电机组进行训练，进一步提升了预测准确度。相比于K-means和

HAC分组模型, 本文使用的GMM分组模型AICC值最高, 表明其分组方案组内机组的相关性更强。相比于其他分组方法和未分组预测模型, GMM分组预测模型的预测误差最低, 证明了GMM分组方法对日前风功率预测的有效性。

尽管本文模型在日前风功率预测准确性方面取得了显著成效, 但仍有一些不足之处需要进一步研究。首先, 本文模型结构复杂, 计算成本和训练时间相对较长, 可能不适用于对实时性要求较高的场景, 如何针对实际应用需求进一步探索更为轻量化的模型架构, 并通过迁移学习减少模型对大规模数据的依赖, 是以后研究的重点方向。此外, 日前风电功率预测的准确性不仅取决于模型本身, 还受到多个外部因素的影响。最主要的影响因素之一是气象条件, 如风速、气温、湿度以及数值天气预报等因素直接影响风电机组的输出功率, 但本文仅使用风速和风功率的实测数据作为输入特征, 因此, 在后续研究中, 还应进一步探讨其他气象因子对日前风功率预测的影响, 并引入天气预报数据对日前风功率进行预测。

参考文献

- [1] 张亚超, 刘开培, 廖小兵, 等. 含大规模风电的电力系统多时间尺度源荷协调调度模型研究[J]. 高电压技术, 2019, 45(2): 600-608.
- [2] 路朋, 叶林, 汤涌, 等. 基于模型预测控制的风电集群多时间尺度有功功率优化调度策略研究[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(22): 6572-6583.
- [3] 张家安, 黄晨旭, 李志军. 考虑局部条件特征的风电功率短期预测[J]. 太阳能学报, 2024, 45(12): 220-227.
- [4] 孙荣富, 张涛, 和青, 等. 风电功率预测关键技术及应用综述[J]. 高电压技术, 2021, 47(4):

1129-1143.

- [5] FANG S, CHIANG H. A high-accuracy wind power forecasting model[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 32(2): 1589-1590.
- [6] 张思毅, 刘明波, 雷振兴, 等. 基于集合经验模态分解和编码器-解码器的风电功率多步预测[J]. 南方电网技术, 2023, 17(4): 16-24.
- [7] 周海, 刘建锋, 周健, 等. 基于改进降噪自编码器和多元时序聚类的海上风电功率预测[J]. 太阳能学报, 2023, 44(3): 129-138.
- [8] 牛东晓, 纪会争. 风电功率物理预测模型引入误差量化分析方法[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(8): 57-65.
- [9] 薛禹胜, 郁琛, 赵俊华, 等. 关于短期及超短期风电功率预测的评述[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(6): 141-151.
- [10] 李相俊, 许格健. 基于长短期记忆神经网络的风力发电功率预测方法[J]. 发电技术, 2019, 40(5): 426-433.
- [11] 栗然, 马涛, 张潇, 等. 基于卷积长短期记忆神经网络的短期风功率预测[J]. 太阳能学报, 2021, 42(6): 304-311.
- [12] 赵如意, 王晓辉, 郑碧煌, 等. 基于特征优化和混合改进灰狼算法优化BiLSTM网络的短期光伏功率预测[J/OL]. 电网技术, 1-20[2024-10-22].
- [13] 王继东, 杜冲. 基于Attention-BiLSTM神经网络和气象数据修正的短期负荷预测模型[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(4): 172-177, 224.

作者简介

杨明玥(1999—), 男, 硕士研究生, 研究方向为日前风功率预测。

(收稿日期: 2025-01-17)