

DOI: 10.19666/j.rlfed.202309150

灵活调峰下在线学习的直接空冷机组 背压预测模型

温文涛, 杨振华, 漆乡萌, 邓 慧
(暨南大学能源电力研究中心, 广东 珠海 519070)

[摘 要] 在灵活调峰的背景下, 为适应直接空冷机组负荷动态变化与环境因素干扰, 提出一种在线学习的神经网络方法对直接空冷机组背压进行预测。首先, 对历史数据进行清洗, 通过 Spearman 相关性分析确定影响运行背压的低冗余重要特征。接着, 采用 Hammerstein 模型对背压进行模型参数在线辨识。同时, 采用长短记忆神经网络和注意力机制建立直接空冷机组背压预测模型, 使用在线学习的方式对模型进行更新。实验表明: 该模型在预测未来 1 h 内不同时间跨度的背压绝对百分比误差 (MAPE) 低于 9%, 并在预测 30 s 内的背压 MAPE 低于 1%。最后, 在实际电厂系统中验证模型能够在实际应用中稳定运行。本研究的成果为直接空冷机组背压实时预测提供了有效的方法, 这对于灵活调峰直接空冷机组的运行和管理具有重要的意义。

[关 键 词] 直接空冷机组; 背压预测; 在线学习; 注意力机制; 长短期记忆神经网络

[引用本文格式] 温文涛, 杨振华, 漆乡萌, 等. 灵活调峰下在线学习的直接空冷机组背压预测模型[J]. 热力发电, 2024, 53(2): 68-77. WEN Wentao, YANG Zhenhua, QI Xiangmeng, et al. Online learning model of backpressure prediction for direct air-cooled unit under flexible peak regulation[J]. Thermal Power Generation, 2024, 53(2): 68-77.

Online learning model of backpressure prediction for direct air-cooled unit under flexible peak regulation

WEN Wentao, YANG Zhenhua, QI Xiangmeng, DENG Hui
(Energy and Electricity Research Center, Jinan University, Zhuhai 519070, China)

Abstract: Under the background of flexible peak regulation, in order to adapt to the dynamic change of direct air-cooled unit load and the interference of environmental factors, an online learning neural network method is proposed to predict the backpressure of direct air-cooled unit. Firstly, the historical data are cleaned and Spearman correlation analysis is used to determine the important features of low redundancy affecting backpressure. Then, the Hammerstein model is used to identify the model parameters online for the backpressure. At the same time, the backpressure prediction model of direct air-cooled unit is established by using long-short memory neural network and attention mechanism, and the model is updated by online learning. The experiments results show that, the model has an absolute percentage error (MAPE) of less than 9% in predicting backpressure at different time spans within the next 1 hour, and a MAPE of less than 1% in predicting backpressure within 30 seconds. Finally, the actual power plant system is used to verify that the model can run stably in practical applications. The results of this study provide an effective method for real-time prediction of the backpressure of direct air-cooled unit, which is of great significance for the operation and management of direct air-cooled unit with flexible peak regulation.

Key words: direct air-cooled unit; backpressure prediction; online learning; attention mechanism; long short-term memory network

收稿日期: 2023-09-09

基金项目: 暨南大学特色新工科起点建设项目 (G20200019251); 白城发电公司项目 (410011JX202000244)

Supported by: Jinan University Characteristic New Engineering Starting Point Construction Project (G20200019251); Baicheng Power Plant Technology Project (410011JX202000244)

第一作者简介: 温文涛 (1998), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为直接空冷系统建模与运行优化, wenwt557@163.com。

通信作者简介: 邓慧 (1979), 男, 副教授, 主要研究方向为空冷火电机组建模与优化控制, dengh@jnu.edu.cn。

截至 2023 年 6 月底全国全口径发电装机容量 27.1 亿 kW，火电发电量占全口径总发电量的比重约占五成^[1]。2021 年国家发改委发布煤电改造升级通知，强调了进一步降低火电机组能耗、优化冷端设备，并提升节能提效水平的重要性^[2]。为应对水资源短缺的挑战，空冷技术被视为火电厂最为关键的节水方法，与湿冷技术相比，其节水效果可超过 75%^[3]。在我国水资源匮乏的“三北”地区，空冷机组已经得到广泛应用^[4]。然而，对于大多数电厂的直接空冷机组而言，运行背压是影响机组净发电功率的主要因素之一^[5]。准确预测直接空冷机组的运行背压，对于降低机组群的能耗，推动煤电机组整体清洁高效转型具有重要的经济意义。

使用传统方法如数学过程建模^[6]和计算流体力学等方法预测直接空冷机组背压，需要构造大量的非线性方程，导致庞大的计算成本^[7]。此外，简化假设可能会引入未量化的不确定性和不规则性问题，进而影响预测性能^[8]。采用模型参数辨识或机器学习的方法作为替代方案，可以避免简化假设和推导各种物理关系导致的问题。在相关研究中，张珈铭^[9]通过基于惯性权重自适应的粒子群优化（particle swarm optimization, PSO）算法，使用稳态数据对背压二阶线性模型进行参数辨识，模型表现出较好的鲁棒性。Haffejee 等人^[10]采用一维过程模型模拟数据，通过随机森林方法建立空冷岛运行状态监测模型。刘宇航等^[11]利用 300 MW 空冷机组历史运行数据，建立门控循环单元（gated recurrent unit, GRU）背压预测模型。Raidoo 等人^[12]在考虑天气等不确定性的影响下，采用 43 个特征作为输入变量，建立具有编码解码结构的 GRU 模型。这些方法在实际应用中要求模型具备较强的泛化能力，以应对灵活调峰和环境因素等不确定性因素对机组运行的影响。然而，为了达到这一目标，需要庞大规模的历史数据和复杂的模型结构，进而增加模型训练成本。并且，这些方法在建立预测模型时，没有消除冗余信息特征，这可能导致模型过拟合的问题，从而降低模型的泛化能力^[13]。

为解决上述问题，本文以实际 660 MW 直接空冷机组作为研究对象，通过模型在线学习的方式建立背压预测模型，以应对机组灵活调峰和环境因素对机组运行的影响。首先，从该电厂 1 号机组中采集全年机组运行历史数据，进行异常值清除与 Spearman 相关性分析，选择对背压影响较高且信息

冗余度较低的特征作为模型的输入变量；然后，为适应灵活调峰和环境因素导致机组运行工况的频繁变化，采用模型在线学习的方法，建立 Hammerstein 非线性背压预测模型并对模型参数进行在线辨识；同时，提出一种在线学习的 Attention-LSTM 背压预测模型；最后，在该电厂 2 号机组进行现场试验，结果表明，2 种模型在灵活调峰与环境因素频繁变化的干扰下，能够稳定运行并准确预测背压。

1 模型构建原理

1.1 长短期记忆神经网络理论

长短期记忆神经网络^[14]（long short-term memory, LSTM）是一种循环神经网络^[15]（recurrent neural network, RNN）的变体，用来处理序列数据，并解决传统 RNN 长期依赖的问题。LSTM 作为深度神经网络，可以自动提取原始数据中的相关特征，适应原始数据中的噪声^[16]。LSTM 细胞构造如图 1 所示。LSTM 单元中的主要组成部分包括遗忘门 F_t 、输入门 I_t 、输出门 O_t 和细胞状态 C_t 。其前向传播算法如式(1)~式(6)所示：

$$F_t = \text{sigmoid}(u_t W_{xf} + H_{t-1} W_{hf} + b_f) \quad (1)$$

$$I_t = \text{sigmoid}(u_t W_{xi} + H_{t-1} W_{hi} + b_i) \quad (2)$$

$$O_t = \text{sigmoid}(u_t W_{xo} + H_{t-1} W_{ho} + b_o) \quad (3)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(u_t W_{xc} + H_{t-1} W_{hc} + b_c) \quad (4)$$

$$C_t = F_t \odot C_{t-1} + I_t \odot \tilde{C}_t \quad (5)$$

$$H_t = O_t \odot \tanh(C_t) \quad (6)$$

其中： \odot 为矩阵对应元素相乘； t 指第 t 时刻； W 及其不同下标为对应向量的权值矩阵； b 及其不同下标是对应不同门的输出偏置； u_t 为输入向量； H_t 为隐藏状态，也是对应时间步的输出； \tilde{C}_t 为临时细胞状态；sigmoid 与 tanh 是激活函数^[17]，图 1 中的 σ 表示 sigmoid。

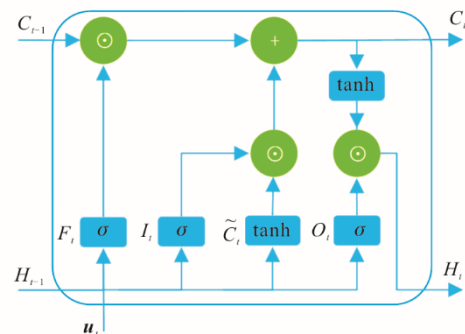


图 1 LSTM 细胞构造
Fig.1 LSTM cell structure

1.2 RNN 中的注意力机制

注意力机制^[18] (attention mechanism) 是一种用于增强神经网络对输入变量关注能力的技术。在传统的神经网络模型中, 每个输入都被视为同等重要的特征。而 Attention 机制通过引入额外的可学习参数, 使模型能够自动学习不同输入之间的关联, 并根据重要性加权聚焦于关键信息。图 2 所示为 Attention 机制。

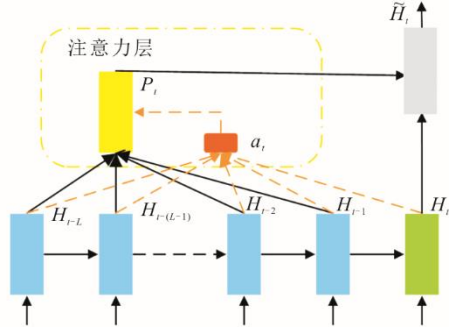


图 2 Attention 机制
Fig.2 Attention mechanism

Attention 机制根据当前时间隐藏状态 H_t 和历史时间隐藏状态 H_{t-i} 计算历史时间步的关注度权重向量 a_t 。根据关注度权重将历史时间序列数据整合到上下文向量 P_t 当中。最后将 Attention 层得到的 P_t 与 H_t 计算得到当前的输出 \tilde{H}_t 。其前向传播算法如式(7)一式(10)所示:

$$S_t(H_t, H_{t-i}) = V \tanh(W_1 H_t + W_2 H_{t-i}) \quad (7)$$

$$a_{ii} = \frac{\exp(S_t(H_t, H_{t-i}))}{\sum_{i=1}^L \exp(S_t(H_t, H_{t-i}))} \quad (8)$$

$$P_t = \sum_{i=1}^L a_{ii} H_{t-i} \quad (9)$$

$$\tilde{H}_t = \tanh(W_c [P_t; H_t]) \quad (10)$$

其中: S_t 为 Attention 分数函数; W_1 和 W_2 分别为 H_t 和 H_{t-i} 的 Attention 分数权重; V 为 Attention 分数修正系数; a_{ii} 为 a_t 的第 i 个 Attention 权重; L 为输入 RNN 的历史时间步长; W_c 为 P_t 的上下文权重。

1.3 Hammerstein 参数辨识模型

单入单出的双线性参数辨识模型^[19]有如式(11)所示形式:

$$y(t) = b^T f[u(t)]c + v(t) \quad (11)$$

其中: $y(t)$ 为系统输出; $f[u(t)]$ 为系统输入的信息矩阵; b 为线性参数向量; c 为非线性参数向量; $v(t)$ 为估计噪声。

Hammerstein 模型也包含 2 组参数向量, 如式(12)所示:

$$y(t) = \sum_{i=1}^r \beta_i^T F_i[u_i(t)] \gamma_i + v(t) \quad (12)$$

其中: $F_i[u_i(t)]$ 为输入 $u(t)=[u_1(t), u_2(t), \dots, u_r(t)]$ 的基函数矩阵; β_i 与 γ_i 分别为线性和非线性向量。

由式(12)的 Hammerstein 模型可以改写为预测模型, 如式(13)形式:

$$y(t) = \sum_{i=1}^r \beta_i^T F_i(t) \gamma_i + \psi^T(t) \zeta \quad (13)$$

其中:

$$F_i(t) = \begin{bmatrix} f_{i1}[u_i(t-1)], \dots, f_{im}[u_i(t-1)] \\ f_{i1}[u_i(t-2)], \dots, f_{im}[u_i(t-2)] \\ \dots \\ f_{i1}[u_i(t-n)], \dots, f_{im}[u_i(t-n)] \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\psi(t) = [-y(t-1), \dots, -y(t-n), v(t-1), \dots, v(t-n)]^T \quad (15)$$

参数向量 β 、 γ 和 ζ 的代价函数为:

$$J(\beta, \gamma, \zeta) = \|y(t) - \beta^T F(t) \gamma + \psi^T(t) \zeta\| \quad (16)$$

将层次辨识原理与负梯度搜索结合^[20], 可以得到基于层次辨识原理的扩展随机梯度算法最小化代价函数, 对 β 、 γ 和 ζ 进行在线辨识。

2 特征变量的分析与选择

本文数据集是从某火电厂中采集 660 MW 直接空冷 1 号机组的全年运行历史数据, 包括机组运行与环境因素的 26 个特征, 涵盖 2021 年 11 月 1 日至 2022 年 11 月 1 日的全年数据。为避免异常数据降低模型的泛化能力, 需要对数据集清洗。

根据机组运行经验, 删除经验异常点。特征阈值为: 背压大于 30 kPa; 机组负荷大于 670 MW 且小于 90 MW; 风机转速小于 10 r/min。以时间间隔 15 min 的数据为例, 所采集的直接空冷机组数据特征归一化频率分布如图 3 所示。由图 3 可见, 部分特征的频率分布为非正态分布, 使用常规的统计方法, 会误将正常数据判定为离群点, 从而导致数据错误清洗。可以通过散点图的方式删除显著的离群点。数据清洗结果如图 4 所示。历史数据样本量为 35 041, 经清洗后样本量为 29 300, 使用清洗后数据保证频率分布正确。

包含冗余或无关信息的特征, 会影响模型预测性能, 可以通过相关性分析进行特征筛选^[21]。

Spearman 相关性^[22]是一种用于衡量 2 个变量之间相关性的统计方法, 尤其适用于非线性关系或者不满足正态分布的数据, 其值范围为[-1,1]。Spearman 相关性系数 ρ 是基于 2 个变量的等级而不是实际的数值, 其计算如式(17)所示。当 ρ 为正时, 表示当一个变量增加, 另一个变量趋向于增加。

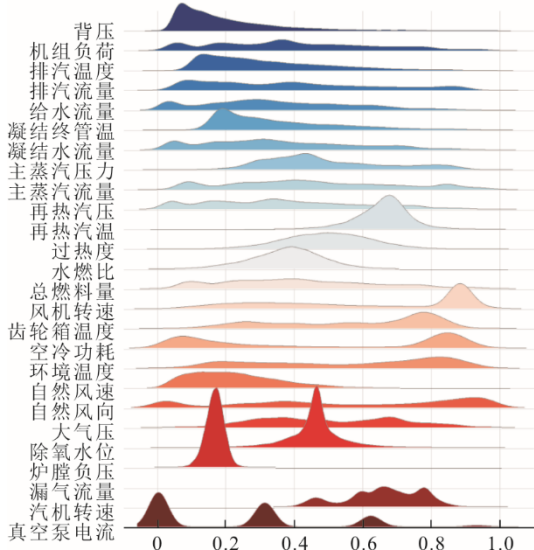
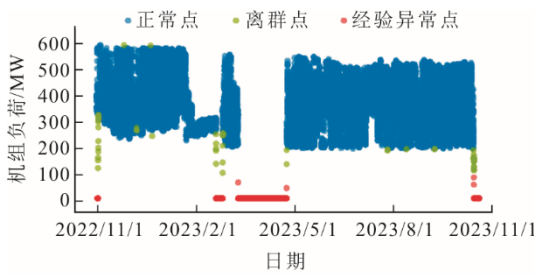
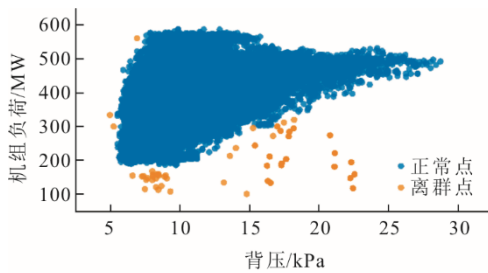


图 3 特征的归一化频率分布

Fig.3 Normalized frequency distribution of features



a) 机组负荷的数据清洗



b) 背压-机组负荷的数据清洗

图 4 数据清洗
Fig.4 Data cleaning

$$\rho(R_X, R_Z) = \frac{\sum_{i=1}^n (R_{X_i} - \bar{R}_X)(R_{Z_i} - \bar{R}_Z)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (R_{X_i} - \bar{R}_X)^2 \sum_{i=1}^n (R_{Z_i} - \bar{R}_Z)^2}} \quad (17)$$

先分别将 X 、 Z 变量进行等级排序为 R_X 、 R_Z 。式(17)中: n 为样本数; R_{X_i} 、 R_{Z_i} 分别为 R_X 、 R_Z 第 i 个样本值; \bar{R}_X 、 \bar{R}_Z 分别为 R_X 、 R_Z 的均值。 ρ 的绝对值越大, 则 2 个变量之间的相关性越强。

图 5 为各特征变量与背压的相关性系数绝对值, 图 6 为各特征之间的相关性系数。为筛去与背压无关或低相关特征的同时保证特征包含尽量多的信息, 设置 Spearman 相关性系数绝对值的阈值为 0.2, 剔除低于该值的特征, 结合系统外部输入选择对应重要特征。进一步地, 为避免模型输入的信息冗余, 需要剔除各特征之间极度相关的特征, 保留低冗余特征, 设置 Spearman 相关性系数阈值为 0.9, 特征之间相关性系数大于该值可视为极度冗余特征。选择保留与背压相关性系数绝对值较高的特征变量, 而删除对应的极度冗余特征。经上述处理所保留特征, 即背压的低冗余重要特征。

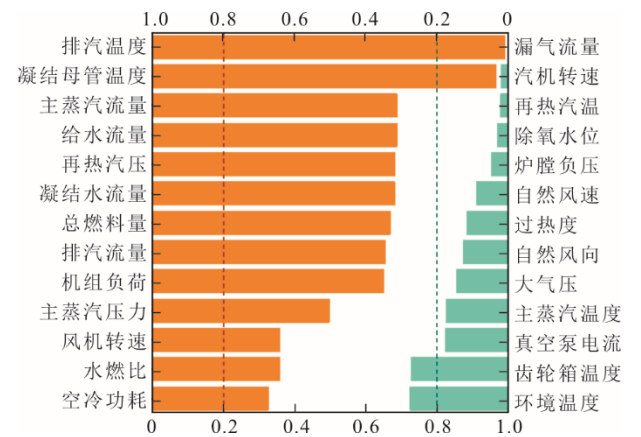


图 5 背压与各特征的 Spearman 相关性系数绝对值
Fig.5 The absolute value of Spearman correlation coefficient between backpressure and each feature

首先, 对于空冷系统而言, 其外部输入主要为电网调峰调度负荷指令、空冷岛轴流风机转速指令和自然环境因素; 并且对应的特征变量机组负荷、风机转速和环境温度, 与背压的 Spearman 相关性系数绝对值都大于 0.2, 可作为模型输入的重要特征; 其次, 剔除与机组负荷、风机转速和环境温度极度相关的特征, 即在图 6 中对应 Spearman 相关性系数大于 0.9 的特征。在上述特征筛选后, 剩下未处理的排汽温度和凝结母管温度之间的相关性系数约为 0.97, 保留与背压相关性较高的排汽温度; 最后, 确定机组负荷、排汽温度、风机转速和环境温度是背压的低冗余重要特征, 可作为背压预测模型的输入变量。

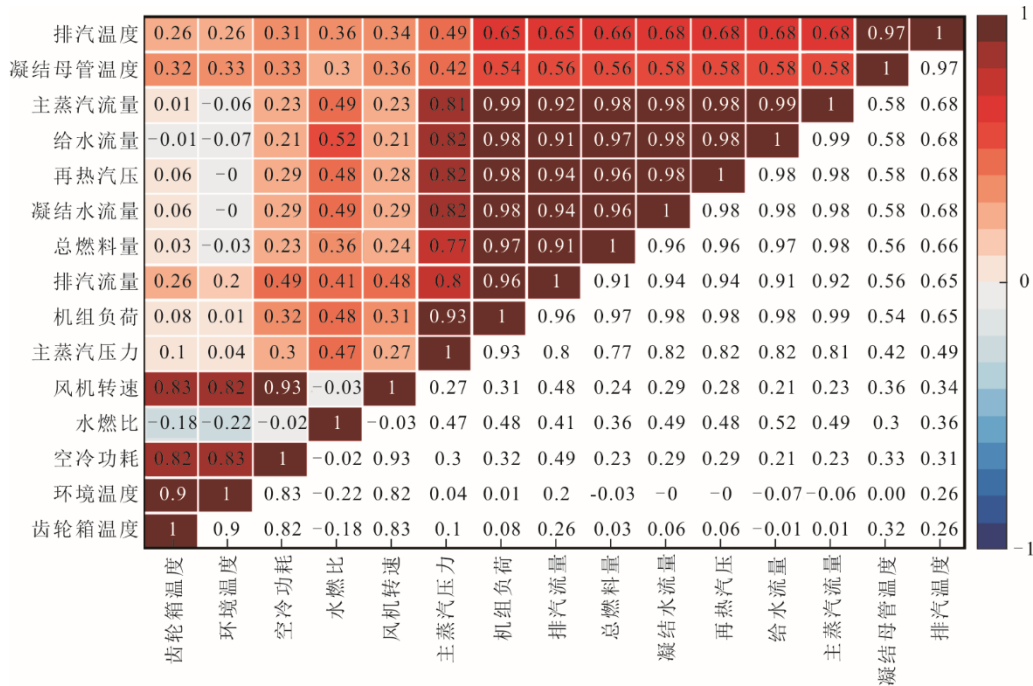


图6 各特征之间的 Spearman 相关性系数
Fig.6 Spearman correlation coefficient between features

3 在线学习的 Attention-LSTM 直接空冷机组背压预测模型

根据火电厂直接空冷机组的运行数据特点,结合 LSTM 与 Attention 机制,建立一种在线学习的 Attention-LSTM 空冷岛背压预测算法。在线学习的方式,使模型在机组灵活调峰运行下实时更新模型参数,适应机组运行时频繁变化的工况。在线学习的 Attention-LSTM 算法如图 7 所示。该模型算法分为历史模型训练和模型在线学习 2 部分:

1) 历史模型(离线模型)的构建与训练 采集直接空冷机组的历史数据作为训练集,使用优化算法对模型进行最小化误差训练,同时调整模型结构避免模型出现过拟合或欠拟合问题。将最终调整并训练好的模型作为在线学习模型的基础。

2) 模型的实时预测与在线学习 模型的实时预测与在线学习需要最近一段时间与当前时刻的机组运行数据。通过设置 1 个时间滑窗^[23](图 8),保存最近 T 个时刻的机组运行状态。在模型运行过程中,与厂级监测系统(SIS)实时采集机组运行数据导入时间滑窗中,并连接模型对背压进行预测;然后通过在线学习算法,实时更新模型权值。

所设置的时间滑窗是一种队列数据结构,当读取新数据时,将最早的数据删除。在模型的构建中引入 Dropout 层^[24],按照一定的比例随机丢失神经网络层的神经元输出,能够缓解模型过拟合问题,

提高模型的泛化能力。采用 Adam 算法^[25]作为神经网络模型更新的反向传播算法,其能适应不同参数的梯度特点和不同数据集中梯度的变化。为了使得损失函数可导,选择均方差(mean square error, MSE)作为损失函数,如式(18)所示:

$$\delta_{\text{MSE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (18)$$

其中: δ_{MSE} 为 MSE; y_i 为实际输出值, \hat{y}_i 为预测值; N 是输出的数据总数。

4 模型的验证分析

4.1 模型的评价指标

由于 MSE 在[0,1]和(1,+∞)之间数量级差异过大,在模型对比评价时使用均方根误差(root mean square error, RMSE)代替。另外,平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)也作为评价指标。计算式如式(19)一式(21)所示:

$$\delta_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (19)$$

$$\delta_{\text{MAE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (20)$$

$$\delta_{\text{MAPE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (21)$$

其中: δ_{RMSE} 、 δ_{MAE} 、 δ_{MAPE} 分别为 RMSE、MAE、MAPE。

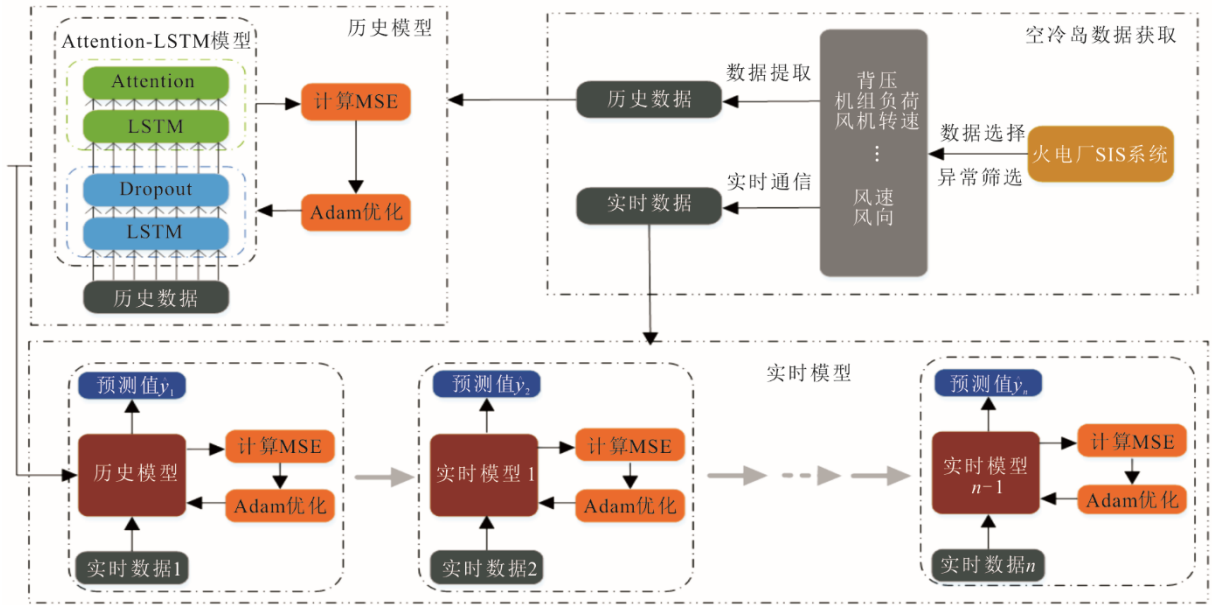


图 7 在线学习的 Attention-LSTM 算法
Fig.7 Online learning Attention-LSTM algorithm

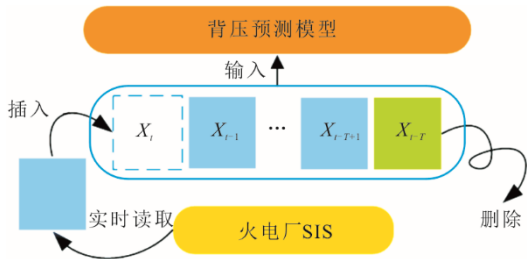


图 8 时间滑动窗口
Fig.8 Time sliding window

4.2 神经网络离线模型的构建与训练

在线学习的 Attention-LSTM 直接空冷背压预测模型需要基于历史模型更新。为进行模型预测性能对比，分别搭建 Attention-LSTM、LSTM 和 Attention-RNN 3 种背压预测离线模型，其结构示于表 1。模型在预测背压时，预测的时间跨度越大，会因为对未来机组运行趋势和自然因素等信息的缺失，导致模型预测性能降低，因此，为验证模型在预测不同时间跨度背压的预测性能，设置采样间隔分别为 1s、5s、30s、1min、15min 和 1h 对机组运行数据进行采样，构建对应时间跨度的数据集，建立预测不同时间跨度的背压预测模型。

采用 Adam 算法对模型参数进行训练更新，设置最大迭代次数为 300，参数更新的数据样本批量大小为 32，学习率为 4×10^{-4} 。为使模型更新趋于最优梯度，设置模型训练每迭代 20 次，学习率衰减为当前的 1/5。

表 1 神经网络模型的网络结构
Tab.1 The structure of neural networks model

模型	层数	层名	神经元数	丢失率/%
Attention-LSTM	1	输入层	4	
	2	LSTM 层	64	
	3	LSTM 层	32	
	4	Dropout		20
	5	Attention	16	
	6	输出层	1	
LSTM	1	输入层	4	
	2	LSTM 层	64	
	3	LSTM 层	32	
	4	Dropout		20
	5	Dense 层	1	
Attention-RNN	1	输入层	4	
	2	RNN 层	64	
	3	RNN 层	32	
	4	Dropout		20
	5	Attention	16	
	6	输出层	1	

针对该电厂 660 MW 直接空冷 1 号机组 2021 年 11 月 1 至 2022 年 11 月 1 日运行数据，对不同时间间隔的样本进行数据清洗，并以 2022 年 10 月 25 日 15:00 为终点，分别往前取 30 000 个样本作为数据集，样本数量不足的取全部样本。将数据集进行划分，前 80% 为训练集，后 20% 为测试集，并且训练集中的 10% 作为验证集。为防止模型过拟合，在训练过程中对每个迭代的验证集 δ_{MSE} 进行监测，

将其值最低的模型保存^[26]。Attention-LSTM 离线模型训练过程如图 9 所示。由图 9 可知, 预测 1 h 时刻背压的 Attention-LSTM 在模型训练迭代次数为 59 时, 验证集 δ_{MSE} 最低, 约为 0.003 7, 将此时的模型保存作为在线学习模型的基础。

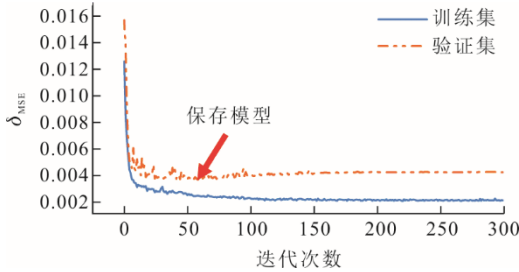


图 9 Attention-LSTM 离线模型训练过程

Fig.9 Training process of the Attention-LSTM offline model

4.3 Hammerstein 模型构建与滑窗选择

对于 Hammerstein 非线性背压预测模型, 其输入变量数 $r=4$, 差分动态方程阶数 $n=2$, 非线性多项式次幂阶数 $m=2$, 模型结构为:

$$y(t) = \sum_{i=1}^r \beta_i^T F_i(t) \gamma_i + \psi^T(t) \zeta \quad (22)$$

其中:

$$F_i(t) = \begin{bmatrix} f_{i1}[u_i(t-1)], f_{i2}[u_i(t-1)] \\ f_{i1}[u_i(t-2)], f_{i2}[u_i(t-2)] \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$f_{i1}(u) = u, f_{i2}(u) = u^2 \quad (24)$$

$$\psi(t) = [-y(t-1), -y(t-2), \hat{v}(t-1), \hat{v}(t-2)]^T \quad (25)$$

设置在线辨识时间滑窗 T 分别为 5、10、40、100、300、900、1 800 和 3 600。使用当前时刻的数据导入模型进行预测, 然后对数据滑窗内数据进行模型参数辨识。Hammerstein 模型在线辨识预测背压的 δ_{RMSE} 如图 10 所示。由图 10 可知, 最优时间滑窗分别为: $T=300$ 对应时间间隔 1 s、5 s; $T=100$ 对应时间间隔 30 s、1 min、1 h; $T=40$ 对应时间间隔 15 min。

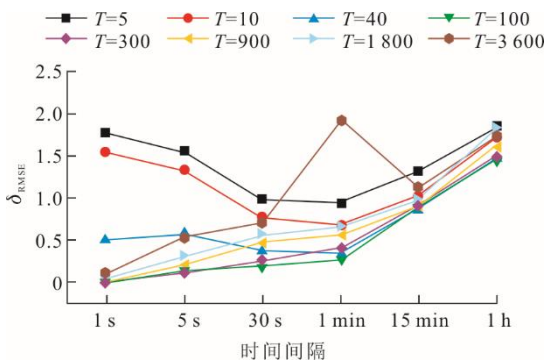
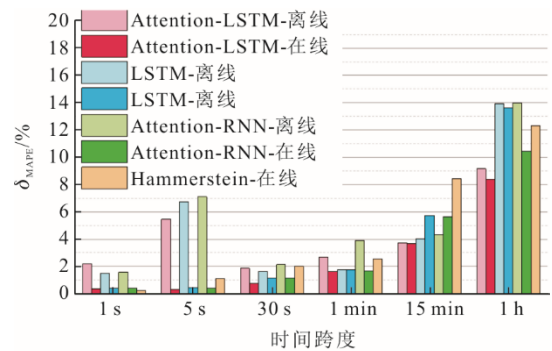


图 10 Hammerstein 模型在线辨识预测背压的 δ_{RMSE}

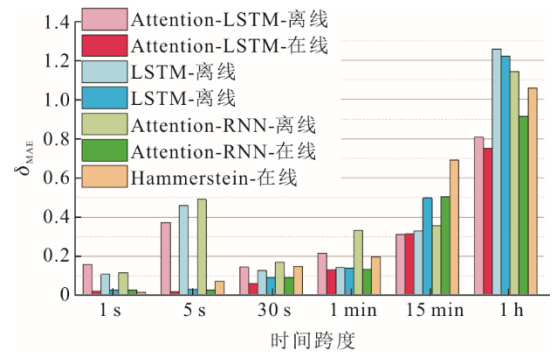
Fig.10 The δ_{RMSE} of predicting backpressure using Hammerstein model online identification

4.4 模型对比验证

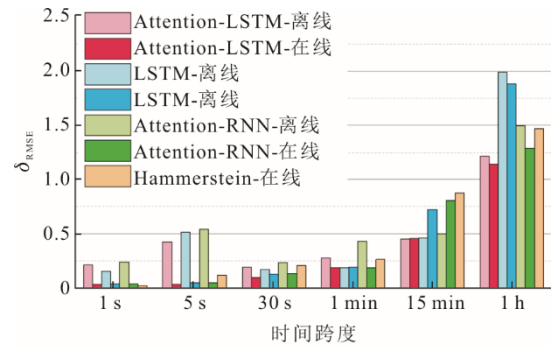
模型验证中, 不同时间间隔数据使用对应的测试集, 对比 Hammerstein 模型在线辨识和 3 种神经网络离线 (offline) 模型与在线学习 (online) 模型, 结果如图 11 所示。由图 11 可知: 3 种在线学习的神经网络模型在预测 1、5、30 s 的背压时, 对比离线模型的预测误差都明显地减小; 而预测 1 min、1 h 的背压时, 在线学习模型虽然优于离线模型但差距不明显, 甚至 LSTM 与 Attention-RNN 在预测 15 min 的背压时对比离线模型表现为负提升。此外, Hammerstein 模型在线辨识进行背压预测时仅在预测未来 1 s 的背压时表现为最优。



a) 各模型预测不同时间跨度背压的 δ_{MAPE}



b) 各模型预测不同时间跨度背压的 δ_{MAE}



c) 各模型预测不同时间跨度背压的 δ_{RMSE}

图 11 各模型预测不同时间跨度背压的预测误差
Fig.11 The errors of each model predicting backpressure over different time spans

对比 Attention-LSTM 模型与 LSTM 模型可知：离线模型仅在时间跨度为 1 h 时，Attention 机制能够明显地优化模型；而在线学习的神经网络中，Attention 机制在不同时间跨度都能提升模型的预测性能；而在 Attention-LSTM 和 Attention-RNN 的对比当中，使用 LSTM 模型都优于 RNN 模型。

综上，在线学习的方式能够明显提升模型在秒级跨度下预测背压的性能，结合 Attention 机制共同作用，能够优化 LSTM 在 1 h 内不同时间跨度下背压的预测性能。表 2 为最优模型与在线学习 Attention-LSTM 模型的预测误差。

表 2 最优模型与在线学习 Attention-LSTM 模型的预测误差
Tab.2 The errors of optimal model and online learning Attention-LSTM model

采样间隔	模型	$\delta_{RMSE}/\%$	$\delta_{MAE}/\%$	$\delta_{MAPE}/\%$
1 s	Hammerstein-在线	0.022	0.017	0.242
	Attention-LSTM-在线	0.031	0.024	0.340
5 s	Attention-LSTM-在线	0.030	0.021	0.308
30 s	Attention-LSTM-在线	0.099	0.062	0.754
1 min	Attention-LSTM-在线	0.183	0.131	1.603
15 min	Attention-LSTM-离线	0.450	0.312	3.731
	Attention-LSTM-在线	0.459	0.313	3.657
1 h	Attention-LSTM-在线	1.141	0.750	8.380

由表 2 可见：在线学习的 Attention-LSTM 在建立预测不同时间跨度背压的模型中为最优或次优模型，并且作为次优模型时与最优模型差距不明显；而 Hammerstein 模型在线辨识适合建立实时监测模型。图 12 为表 2 中模型在预测不同时间跨度下背压预测效果。

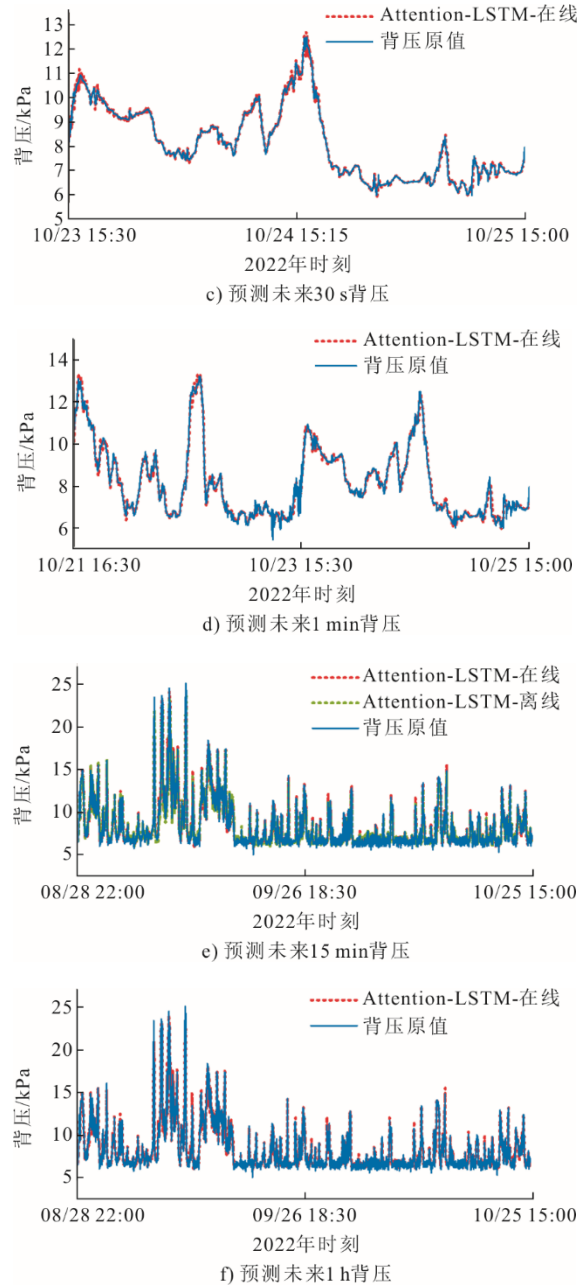
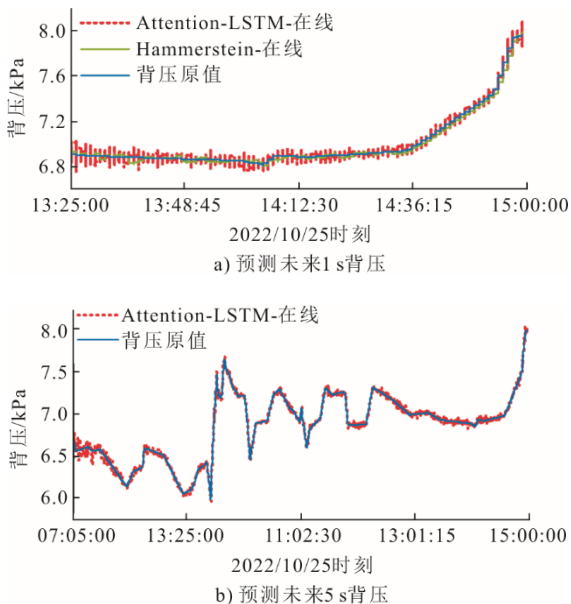


图 12 最优模型与在线学习的 Attention-LSTM 模型的预测效果
Fig.12 The prediction effect of optimal model and online learning Attention-LSTM model

4.5 实例试验

以该电厂 660 MW 的直接空冷 2 号机组作为对象进行现场试验。采集 2022 年 8 月 1 日—2 日的历史数据作为训练集建立 Attention-LSTM 的离线模型，使用配置为“CPU: E2140, 1.6GHz; 内存: 2GB”的计算机，在 2022 年 8 月 6 日 10:16 至 2022 年 8 月 13 日 03:40 对在线学习的 Attention-LSTM 与在线辨识的 Hammerstein 模型进行现场试验。试验期间，空冷机组在灵活调峰和不断变化的环境温度下运行，机组负

荷与环境温度曲线如图 13 所示。通过 SIS 建立通信对 2 号机组实时采样, 测试模型稳定运行 161 h 24 min。运行期间模型的预测效果如图 14 所示。由图 14 可见: Hammerstein 模型在线辨识的预测背压误差约为, $\delta_{RMSE}=0.0858$, $\delta_{MAE}=0.0605$, $\delta_{MAPE}=0.595\%$; 在线学习的 Attention-LSTM 模型的预测背压误差约为, $\delta_{RMSE}=0.0386$, $\delta_{MAE}=0.0127$, $\delta_{MAPE}=0.125\%$ 。综上, 本文基于 1 号纯凝机组所研究的建模方法, 能够在 2 号热电联产机组中推广应用; 并且, 所建模型在实际电厂中稳定运行的同时, 能够拥有较高的准确性。

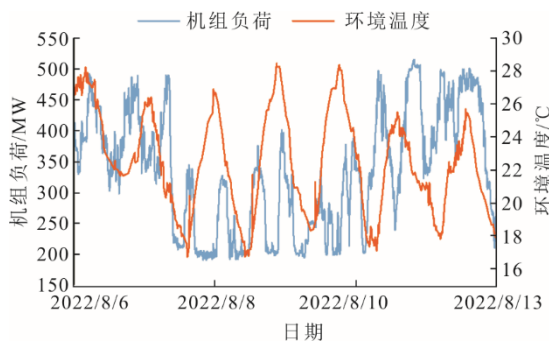


图 13 运行期间的灵活调峰与环境温度
Fig.13 Flexible peak regulation and environment temperature during operation

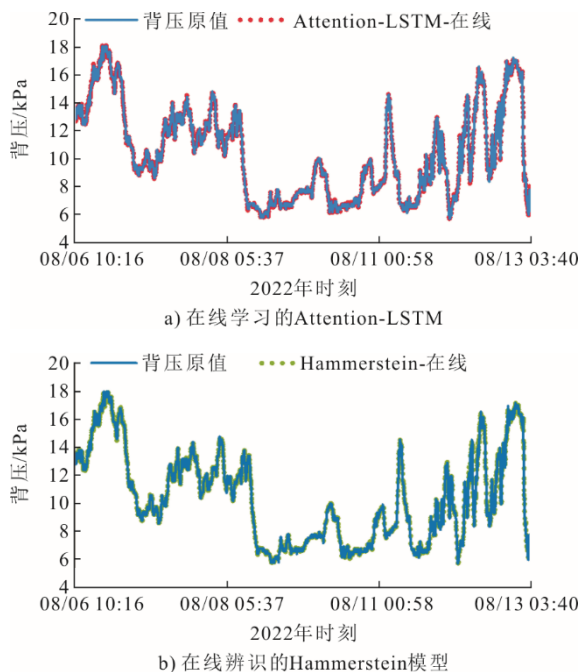


图 14 运行期间模型的预测效果
Fig.14 The predictive effect of the model during operation

5 结 论

1) 通过对某火电厂 660 MW 直接空冷 1 号机

组全年的运行数据进行数据清洗与相关性分析, 确定机组负荷、排汽温度、风机转速和环境温度是影响背压的低冗余重要特征。

2) 建立了 Hammerstein 非线性背压预测模型, 引入时间滑窗机制提高模型预测性能。对比在线学习的 Attention-LSTM 模型, Hammerstein 在线辨识更适合用于建立实时监测模型。

3) 结合在线学习与 Attention 机制的方式, 建立了一种在线学习的 Attention-LSTM 背压预测模型。与 Attention-RNN 和 LSTM 模型进行对比的结果表明, 在线学习的 Attention-LSTM 模型在整体上表现出了最佳的性能。其在预测未来 1 h 内各时间跨度的背压时 δ_{MAPE} 低于 9%, 并且在预测 30 s 内各时间跨度的背压时 δ_{MAPE} 低于 1%。

4) 在某电厂 660 MW 直接空冷 2 号机组现场试验中, Hammerstein 模型的在线辨识和在线学习的 Attention-LSTM 模型在灵活调峰和环境温度的干扰下, 运行共计 161 h 24 min, 验证了模型在接入实际电厂系统中能够稳定运行。

综上所述, 本文在火力发电灵活调峰的背景下构建了能够实时预测直接空冷机组背压的模型。该研究为应对工况频繁变化的挑战提供了解决方案, 并为背压预测的实际应用提供了有益的见解。

[参 考 文 献]

- [1] 中国电力企业联合会. 中电联发布 2023 年上半年全国电力供需形势分析预测报告 [R/OL]. (2023-07-26)[2023-07-29]. <http://www.chinapower.com.cn/xw/zyxw/20230726/210472.html>.
China Electricity Union. China Electricity Union released the first half of 2023 national electricity supply and demand situation analysis forecast report[R/OL]. (2023-07-26)[2023-07-29]. <http://www.chinapower.com.cn/xw/zyxw/20230726/210472.html>.
- [2] 国家发展改革委. 国家能源局关于发展全国煤电机组改造升级的通知 [R/OL]. (2021-10-29)[2023-07-29]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021-11/03/content_5648562.htm.
National Development and Reform Commission. NEA on the development of national coal power unit transformation and upgrading notice[R/OL]. (2021-10-29)[2023-07-29]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021-11/03/content_5648562.htm.
- [3] PAN S Y, SNYDER S W, PACKMAN A I, et al. Cooling water use in thermoelectric power generation and its associated challenges for addressing water-energy nexus[J]. Water-Energy Nexus, 2018, 1(1): 26-41.
- [4] 曾世权, 开平安, 庄志宝, 等. 灵活运行空冷机组频域自适应背压控制与优化[J]. 热力发电, 2023, 52(5): 115-121.
ZENG Shiquan, KAI Ping'an, ZHUANG Zhibao, et al. Adaptive back pressure control and optimization in

- frequency domain for flexible operation air cooling unit[J]. *Thermal Power Generation*, 2023, 52(5): 115-121.
- [5] LI J, BAI Y, LI B. Operation of air cooled condensers for optimised backpressure at ambient wind[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2018, 128: 1340-1350.
- [6] 李健. 直接空冷机组建模与优化控制研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2019: 1.
LI Jian. Research on modeling and optimal control of direct air cooling unit[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2019: 1.
- [7] LI X, WANG N, WANG L, et al. A data-driven model for the air-cooling condenser of thermal power plants based on data reconciliation and support vector regression[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2018, 129: 1496-1507.
- [8] HUNDI P, SHAHSAVARI R. Comparative studies among machine learning models for performance estimation and health monitoring of thermal power plants[J]. *Applied Energy*, 2020, 265: 114775.
- [9] 张珈铭, 田静菲, 吴哲, 等. 直接空冷机组凝汽器动态系统参数辨识[J]. *能源与节能*, 2021(11): 89-94.
ZHANG Jiaming, TIAN Jingfei, WU Zhe, et al. Parameter identification of condenser dynamic system of direct air-cooled unit[J]. *Energy and Energy Conservation*, 2021(11): 89-94.
- [10] HAFEEJEE R A, LAUBSCHER R. Application of machine learning to develop a real-time air-cooled condenser monitoring platform using thermofluid simulation data[J]. *Energy and AI*, 2021, 3: 100048.
- [11] 刘宇航, 顾煜炯, 郑庆帅, 等. 基于数据挖掘的直接空冷机组背压预测及优化[J]. *热力发电*, 2023, 52(5): 127-135.
LIU Yuhang, GU Yujiong, ZHENG Qingshuai, et al. Prediction and optimization of backpressure of direct air-cooled unit based on data mining[J]. *Thermal Power Generation*, 2023, 52(5): 127-135.
- [12] RAIDOO R, LAUBSCHER R. Data-driven forecasting with model uncertainty of utility-scale air-cooled condenser performance using ensemble encoder-decoder mixture-density recurrent neural networks[J]. *Energy*, 2022, 238: 122030.
- [13] GUYON I, ELISSEEFF A. An introduction to variable and feature selection[J]. *Journal of machine learning research*, 2003, 3: 1157-1182.
- [14] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [15] POLLACK J B. Recursive distributed representations[J]. *Artificial Intelligence*, 1990, 46(1-2): 77-105.
- [16] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436-444.
- [17] 高天龙, 刘卫亮, 张文军. 基于门控循环神经网络的光伏阵列故障识别与定位研究[J]. *热力发电*, 2022, 51(3): 21-28.
GAO Tianlong, LIU Weiliang, ZHANG Wenjun. Fault identification and location strategy of photovoltaic power station based on gated recurrent unit[J]. *Thermal Power Generation*, 2022, 51(3): 21-28.
- [18] MINH-THANG L, HIEU P, CHRISTOPHER D. effective approaches to attention-based neural machine translation[C]//Conference on empirical methods in natural language processing, vol.2: Conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP 2015), Lisbon, Portugal: Association for Computational Linguistics, 2015: 1412-1421.
- [19] WANG D Q, DING F. Hierarchical least squares estimation algorithm for Hammerstein-Wiener systems[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2012, 19(12): 825-828.
- [20] DING F, CHEN T. Hierarchical gradient-based identification of multivariable discrete-time systems[J]. *Automatica*, 2005, 41(2): 315-325.
- [21] SHEIKHPOUR R, SARRAM M A, GHARAGHANI S, et al. A survey on semi-supervised feature selection methods[J]. *Pattern Recognition*, 2017, 64: 141-158.
- [22] 李汪繁, 丁先, 方晶剑. 基于 GWO-RF 的凝汽器真空预测方法[J]. *动力工程学报*, 2023, 43(4): 436-442.
LI Wangfan, DING Xian, FANG Jingjian. Prediction method of condenser vacuum based on GWO-RF[J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2023, 43(4): 436-442.
- [23] 付红玉, 贺红. 深度森林在用户购买预测中的应用[J]. *计算机应用与软件*, 2023, 40(1): 298-305.
FU Hongyu, HE Hong. The application of deep forest in the prediction of user's purchase behavior[J]. *Computer Applications and Software*, 2023, 40(1): 298-305.
- [24] SRIVASTAVA N, HINTON G, KRIZHEVSKY A, et al. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting[J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2014, 15(1): 1929-1958.
- [25] KINGMA D P, BA J. Adam: a method for stochastic optimization[J]. *Computer Science*, 2015, 1412: 6980.
- [26] STRUŠNIK D. Integration of machine learning to increase steam turbine condenser vacuum and efficiency through gasket resealing and higher heat extraction into the atmosphere[J]. *International Journal of Energy Research*, 2022, 46(3): 3189-3212.

(责任编辑 刘永强)