DOI: 10.19666/j.rlfd.202512018

基于机器视觉与神经语言模型融合驱动的空冷机组背压预测研究

张 西[1]，严润泽[1]，范国朝[1]，邓 慧[2]，刘善积[2]，杨振华[2]
（1. 国家能源集团科学技术研究院有限公司，江苏 南京 210023；
2. 暨南大学能源电力研究中心，广东 珠海 519070）

［摘 要］【目的】针对传统基于数据驱动的空冷机组背压预测通常侧重于过程参数使用，较少考虑翅片管温度场图像内隐藏的热力学特征信息的问题，提出一种基于机器视觉和语言模型混合深度学习机制的背压预测模型。【方法】基于翅片管红外图像和机组过程参数构成的多模态数据，融合卷积神经网络（CNN）、双向长短期记忆网络（BiLSTM）和注意力（Attention）机制。模型采用 CNN 提取翅片管束红外图像的空间热力特征，采用 BiLSTM 提取机组运行参数的时序特征，并通过 Attention 机制强化关键时间步信息，在特征层完成两类模态信息的融合。同时，为提高模型的鲁棒性和准确性，利用贝叶斯优化对神经网络的超参数进行调优，并通过特征筛选与归一化处理提升了多模态数据的质量。【结果】实验结果表明，与传统机器学习以及不含热成像的深度学习相比，所提出的 BiLSTM+CNN+Attention 模型在预测准确性和泛化能力方面表现出明显优势，大幅度提高了背压预测的准确性和实时性。【结论】研究成果为空冷机组冷端的模型预测控制与多目标运行优化，提供了有效的在线建模解决方案。

［关 键 词］空冷机组；背压预测；BiLSTM；CNN；注意力机制；多模态数据

［引用本文格式］张西，严润泽，范国朝，等. 基于机器视觉与神经语言模型融合驱动的空冷机组背压预测研究[J]. 热力发电，2026，55(9)：114. Zhang X, Yan R Z, Fan G C, et al. Research on back pressure prediction of air-cooled units driven by fusion of machine vision and neural language model[J]. Thermal Power Generation, 2026, 55(9): 114.

Research on back pressure prediction of air-cooled units driven by fusion of machine vision and neural language model

Zhang Xi[1], Yan Runze[1], Fan Guochao[1], Deng Hui[2], Liu Shanji[2], Yang Zhenhua[2]
(1. CHN Energy Science and Technology Research Institute Co., Ltd., Nanjing 210023, China;
2. Energy and Electricity Research Center, Jinan University, Zhuhai 519070, China)

Abstract: [Objective] Operational back pressure significantly impacts the coal consumption and generation efficiency of direct air-cooled units. Traditional data-driven prediction methods primarily rely on scalar time-series of historical process parameters, largely ignoring the spatial thermodynamic distribution information contained in infrared images of finned tube bundles. This omission limits the model's ability to capture complex spatial-temporal correlations under variable working conditions. This study aims to bridge this gap by developing a high-precision prediction model that effectively fuses machine vision data with process parameters. [Methods] A multimodal deep learning model integrating convolutional neural networks (CNN), bidirectional long short-term memory (BiLSTM), and an Attention mechanism is proposed. Data from a 660 MW unit, comprising numerical operation parameters and infrared thermal images, were utilized. To evaluate the model's adaptability to different temporal dynamics, datasets with four distinct time granularities (1 s, 5 s, 30 s, and 60 s) were constructed via data resampling. Data

收 稿 日 期：2025-12-03 修 回 日 期：2026-01-27 接 受 日 期：2026-02-05
基 金 项 目：低碳智能燃煤发电与超净排放全国重点实验室开放课题项目（D2024FK141）
Supported by: Open Project Program of State Key Laboratory of Low-carbon Smart Coal-fired Power Generation and Ultra-clean Emission (D2024FK141)
第一作者简介：张西（1980），女，硕士，主要研究方向为计算机网络技术，12040858@ceic.com。
通信作者简介：刘善积（2000），男，硕士研究生，主要研究方向为空冷阵列的智能调控与能效优化，liushanji@stu2024.jnu.edu.cn。

engineering techniques, including ANOVA and Spearman correlation analysis, screened input features to select critical variables like unit load and ambient temperature while removing redundancy. The model architecture processes these inputs: The CNN extracts spatial thermal features from infrared images, while the BiLSTM models temporal dependencies in the operating parameters. An attention mechanism emphasizes informative time steps, and the two modalities are subsequently fused for back-pressure prediction. Bayesian optimization is employed to tune hyperparameters for optimal performance. [Results] Extensive comparative experiments across 1 s, 5 s, 30 s, and 60 s granularities demonstrate that the proposed BiLSTM+CNN+Attention model consistently outperforms traditional machine learning (e.g., SVR, GBM) and deep learning models (RNN, GRU, standard BiLSTM). Ablation studies on the 1 s dataset show that the introduction of the Attention mechanism reduces the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) from 1.528 8% (standard BiLSTM) to 0.824 0%, and integrating CNN further reduces the MAPE to 0.500 4%. Specifically, the model achieves a Mean Absolute Error (MAE) of 0.055 2 kPa and a root mean square error (RMSE) of 0.076 0 kPa on the 1 s dataset. Crucially, despite the increased cumulative uncertainty at larger time scales, the model maintains a low MAPE of approximately 2.604 9% on the 60 s dataset. This indicates that the model is robust and can effectively capture both high-frequency transient fluctuations and low-frequency thermodynamic trends. [Conclusion] The fusion of infrared thermal imaging and process data effectively captures both the spatial thermodynamic state and temporal evolution of the air-cooled system. The proposed model exhibits superior generalization ability and robustness across multiple time scales. This research provides a reliable online modeling solution for the model predictive control (MPC) and multi-objective operational optimization of air-cooled units, contributing to the intelligent and economic operation of thermal power plants.

Key words: air-cooled units; back pressure prediction; BiLSTM; CNN; Attention mechanism; multimodal data

在能源转型时期，煤电机组作为传统能源的主要组成部分，在国家能源体系起保底作用[1]，煤电作为我国主导能源，提供了 66%以上的一次能源和近 60%的电力供应[1-2]，但煤电机组的高能耗特性，是国家实现节能减排目标的主要制约因素。在我国“三北”（西北、华北、东北）地区，已建成规模庞大的空冷机组群[3]，该类机组节水优势显著，因此在水资源匮乏地区得到了大规模应用。相比湿冷机组，空冷凝汽器以空气为冷工质，其换热性能及机组背压受环境温度、风速及机组负荷等因素影响极为显著[4]。尤其对于直接空冷机组，运行背压是影响机组净发电功率的主要因素。因此，准确预测空冷机组背压，进而提出机组最优背压运行策略，对空冷机组的清洁和高效转型具有重要的经济意义和研究价值。

传统的空冷机组背压预测方法，如基于数学过程模型和计算流体力学（CFD）的模型，受复杂非线性方程、简化假设和高计算成本的限制，导致预测结果存在不确定性，影响了模型的实际应用[5-6]。人工智能技术的迅猛发展，尤其是机器学习和深度学习方法在时序预测领域的广泛应用，为克服这些局限提供了新思路。深度学习通过从历史数据中自动学习规律和模式，捕捉数据中的复杂非线性关系，避免了传统方法对简化假设的依赖，提高了预测的精度和效率。文献[7]首次将门控循环单元（GRU）应用于交通流量预测中，成功提升了预测的准确性。文献[8]提出了一种基于长短时记忆（LSTM）神经网络的循环神经网络模型用于光伏功率预测，提高了电网规划中的光伏发电量预测精度。文献[9]提出了一种基于 LSTM 的光伏发电预测模型，并结合主成分分析（PCA）对数据进行降维，增强模型的泛化能力。这些研究表明，深度学习能够通过自动学习历史数据中的潜在规律，实现对未来趋势的有效预测，且不依赖于明确的物理关系或简化假设。

在空冷机组背压预测相关研究中，已有不少机器学习方法取得了显著成果。文献[10]在考虑大气环境条件下，采用人工神经网络（ANN）方法对蒸汽轮机的背压进行建模。文献[5]开发了一个基于数据驱动的模型，使用机器学习支持向量机（SVM）来预测背压。文献[11]在 300 MW 空冷机组的历史数据上，建立了 GRU 背压预测模型，取得预期效果。文献[12]提出一种基于数据驱动的混合密度循环神经网络（MDN-RNN)的模型，采用 43 个输入特征对背压进行预测。

这些研究大多侧重于构建输入特征与输出特征之间的映射，忽略了数据中的时序特性以及多模态现象的潜在价值。特别是在多维特征数据的处理上，通常未进行充分的相关性分析，导致冗余特征未能有效剔除，进而引发过拟合问题，降低了模型的泛化能力。如何在深度学习框架下全面捕捉数据中的时序规律、多模态信息，并通过选择有效特征和降维消除冗余特征，成为当前基于机器学习的空冷机组背压预测研究中的热点任务。

本文以某 660 MW 直接空冷机组为研究对象，采用机组运行数值数据和翅片管束红外图像数据作为输入向量，构建多模态输入的背压预测模型。首先，从某电厂 1 号机组中采集机组运行历史数据和翅片管束红外图像，利用方差分析（ANOVA）和相关性分析，筛选出与背压预测高度相关的输入特征，同时删除冗余特征；然后，采用双向长短期记忆网络（BiLSTM）学习数值数据中的时序特征，捕捉数据中的长期依赖关系，同时利用卷积神经网络（CNN）提取红外图像中的空间特征，捕捉图像数据的局部空间相关性；最后，融合 2 种模态的特征，构建了一种新的混合模型 BiLSTM+CNN+Attention 进行背压预测。

研究的技术路径如图 1 所示，主要工作包括数据处理和模型优化 2 个任务模块。在数据处理模块中，采集电厂数值数据和红外图像数据，经过数据清洗、特征筛选和图像处理后，对 2 类数据进行归一化，并按训练集、测试集和验证集划分。在模型优化模块中，BiLSTM 提取数值数据的时序特征，CNN 提取红外图像的空间特征，结合注意力机制突出关键特征。通过贝叶斯优化选择超参数，得到最优模型，并通过反归一化还原预测值，使用平均绝对误差（MAE）、均方根误差（RMSE）和平均绝对百分比误差（MAPE）指标评估模型性能。该方法融合多模态数据，有效提升了空冷岛背压预测的准确性。

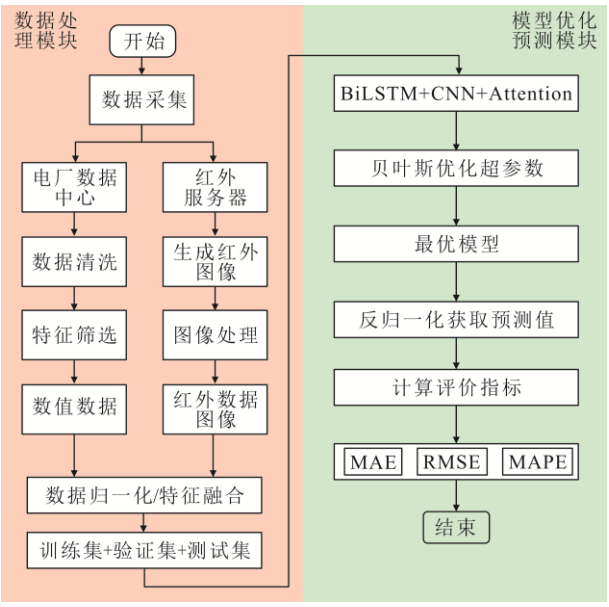


图 1 本文研究流程
Fig.1 Research flowchart of this study

1 数据工程

1.1 数据来源与清洗

本文研究的数据集主要包括数值数据集和红外图像数据集。数值数据集来自某火电厂 660 MW 直接空冷 1 号机组的运行历史数据，包含 18 个变量，涉及机组运行参数和环境因素。为进行背压预测，选择 1 个背压变量作为输出特征，其他 17 个变量作为输入特征。在使用电厂的原始数据前，需对原始数据进行处理。采用拉依达准则（3σ原则）识别并剔除由于传感器故障或传输错误导致的异常离群值，并采用线性插值法对缺失数据进行填补，以保证输入数据的连续性与可靠性。考虑到特征数量的增加可能导致模型复杂性提升和计算资源浪费，本研究采用了方差分析（ANOVA）技术进行特征筛选，并通过相关性分析去除冗余特征。

红外图像数据集则通过在线红外热像仪对 660 MW 直接空冷 1 号机组的空冷凝汽器翅片管束进行非接触式温度测量获得。在线红外热像仪型号为 AT20 型，其探测器分辨率为 256×192，热灵敏度（NETD）为 40 mK，测温精度为±2 ℃或±2%。高灵敏度的热像仪能够有效捕捉翅片管束表面的温度梯度与分布特征，记录翅片管束表面温度的空间分布情况，这些图像反映了凝汽器在不同运行状态下的热性能。为了使图像数据能够有效输入到模型中，需对图像进行统一的预处理，包括图像的缩放和标准化处理，并消除可能存在的测量误差或波动。

1.2 特征筛选

特征选择是机器学习任务中预处理的关键步骤，旨在从原始特征集合中挑选出与预测目标最相关的特征子集。本研究中，采用了 ANOVA F 值评分函数进行特征筛选。ANOVA 分析通过评估每个特征与目标变量（背压）之间的关系强度，帮助识别对预测任务最重要的特征。图 2 展示了各输入特征的 ANOVA 评分图，尽管环境温度与风机转速的 ANOVA F 值较低，本研究仍将其选为神经网络模型特征。原因在于，环境温度构成系统散热的根本边界条件，而风机转速是调控背压的核心执行量。所以选择得分较高的前 8 个特征以及环境温度和风机转速这 2 个特征用于后续建模。

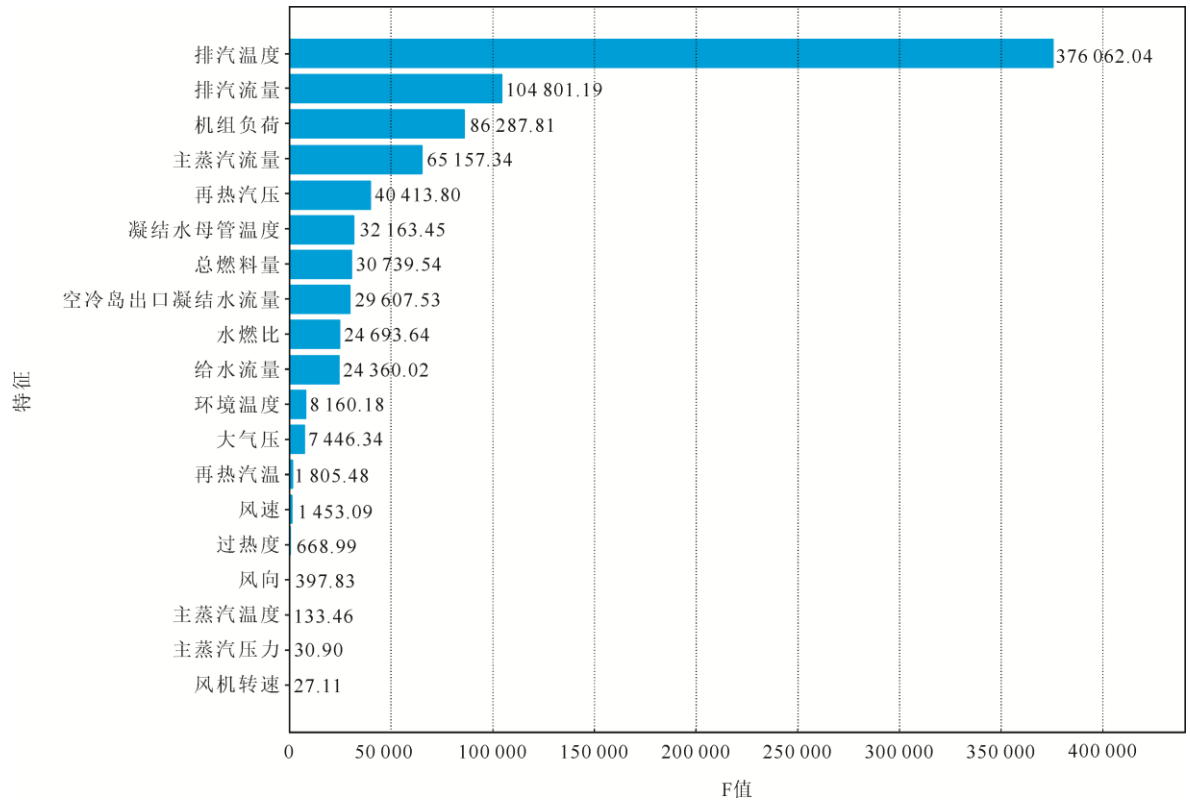


图 2 ANOVA F-value 评分图

Fig.2 Diagram of ANOVA F-value scores

1.3 相关性分析

在 ANOVA 筛选的基础上，特征分布如图 3 所示。本文进一步通过 Spearman 相关性系数对特征进行筛选，去除冗余信息。Spearman 相关性系数适用于衡量变量间的非线性和非正态分布关系。通过计算 11 个特征之间的相关性，识别并删除了高相关性的冗余特征，背压与 10 个特征的斯皮尔曼相关性热力图如图 4 所示。最终保留的输入特征为机组负荷、排汽温度、环境温度和风机转速 4 个特征值。这一过程有效降低了输入维度，避免了过拟合，并确保了模型关注关键特征，从而提高了模型的预测准确性和泛化能力。

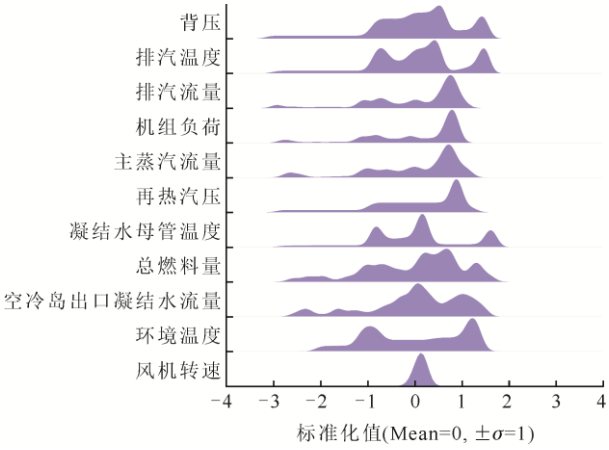


图 3 变量分布

Fig.3 Distributions of variables

1.4 图像缩放

在网络模型训练之前，为了使图像的分辨率满足模型输入的要求，还需要对红外图像进行缩放，为此采用双线性插值方法[13]，如图 5 所示。首先，在 x 方向进行两次线性插值，得到 R_1 和 R_2 2 个点的像素值；然后，在 y 方向进行一次线性插值得到目标坐标 P(x_s, y_s)的像素值 $f(P)$。

$$f(R_1)=\frac{x_2-x_s}{x_2-x_1}f(Q_{11})+\frac{x_s-x_1}{x_2-x_1}f(Q_{21})$$

$$f(R_2)=\frac{x_2-x_s}{x_2-x_1}f(Q_{12})+\frac{x_s-x_1}{x_2-x_1}f(Q_{22}) \quad (1)$$

$$f(P)=\frac{y_2-y_s}{y_2-y_1}f(R_1)+\frac{y_s-y_1}{y_2-y_1}f(R_2)$$

由于 Q_{11}、Q_{21}、Q_{22} 取最近邻点，式(1)可化简为：

$$f(x_s,y_s)=[f(Q_{11})(x_2-x_s)(y_2-y_s)+f(Q_{21})(x_s-x_1)(y_2-y_s)+f(Q_{12})(x_2-x_s)(y_s-y_1)+f(Q_{22})(x_s-x_1)(y_s-y_1)] \quad (2)$$

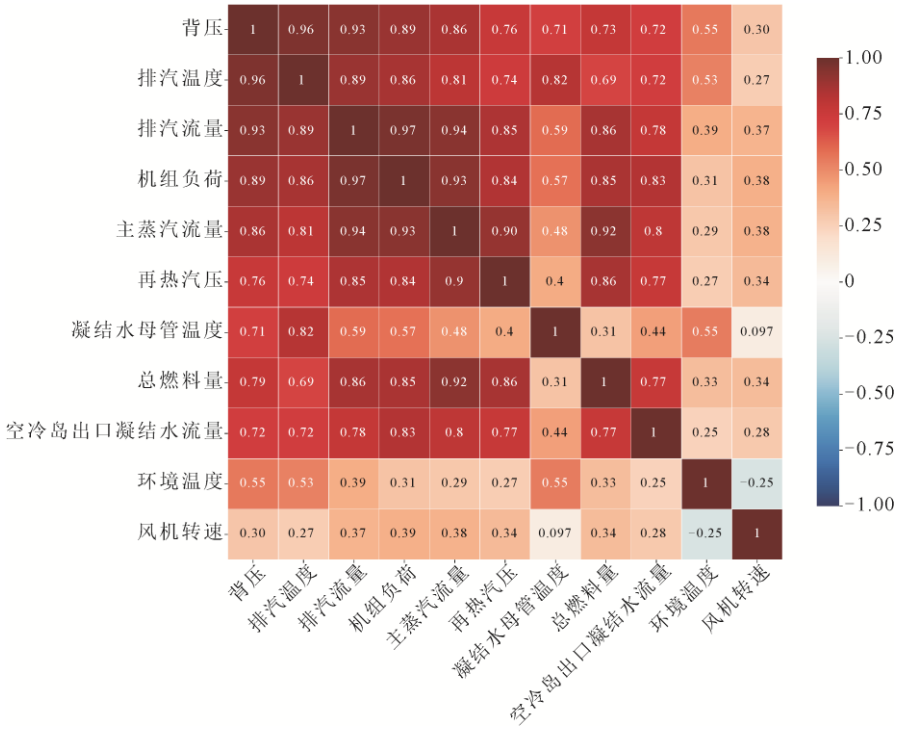


图 4　背压与 10 个特征的斯皮尔曼相关性热力图

Fig.4 Spearman correlation heatmap of back pressure and ten features

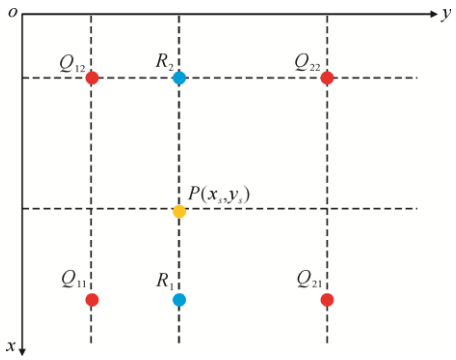


图 5　双线性插值示意

Fig.5 Schematic diagram of bilinear interpolation

1.5 数据归一化

为提升模型对数据变化的敏感性，并消除因特征量纲差异带来的影响，本文对数值数据和红外图像进行了归一化处理。归一化能够将数据缩放到统一的范围，使模型能够更高效地学习特征间的关系，提升模型的预测性能。本文采用最大-最小归一化（min-max normalization）方法对数据进行处理，其计算公式如下：

$$X^* = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (3)$$

式中：X^*、X 分别为样本数据的归一化值和原值；$X_{\max}$、$X_{\min}$ 分别为样本数据的最大值和最小值。

2 多模态背压预测模型构建与优化

2.1 多模态预测模型结构

本文构建了 BiLSTM+CNN+Attention 多模态背压预测模型，网络由数值参数分支、红外图像分支、特征融合层和输出层组成。数值参数分支以经特征筛选后的机组运行参数序列作为输入，通过 2 层 BiLSTM 提取给定输入时间窗口内的时序关联特征；Attention 层根据不同时间步隐藏状态对背压预测的贡献自适应分配权重，以强化与当前运行状态相关的时序信息。

红外图像分支采用二维 CNN 提取翅片管束温度场的空间分布特征。该分支设置 2 层卷积层，输出通道数分别为 32 和 64，各卷积层后连接最大池化层，以逐级提取红外图像中的局部温度梯度和空间不均匀特征。数值分支与图像分支的输出经展平后在特征层进行拼接，融合特征依次通过包含 64 个神经元的全连接层和 Dropout 层，最终由单神经元输出层得到背压预测值。模型具体结构见表 1。

表 1 模型结构
Tab.1 Model structure

模型	层名	通道数/神经元数
数值输入层	输入层	(10,4)
BiLSTM 部分	BiLSTM 层	32
	BiLSTM 层	64
	Dropout(0.2)	
	Attention	32
	Flatten 层	
图像输入层	输入层	(10,256,256,3)
CNN 部分	Conv2D 层	32
	MaxPooling2 层	
	Conv2D 层	64
	MaxPooling2 层	
	Flatten 层	
融合部分	Concatenate 层	
	Dense 层	64
	Dropout(0.2)	
输出层	Dense 层	1

2.2 模型训练与贝叶斯优化

为评估模型对不同时间尺度运行特征的适应能力，将多个运行时段的原始秒级数据合并重采样，构建时间粒度分别为 1、5、30、60 s 的 4 个数据集。原始秒级数据集共包含 26 101 个样本。针对每种时间粒度分别训练独立模型，其中 80%的样本用于训练，20%的样本用于测试，并从训练集中划分 10%的样本作为验证集。

模型采用 Adam 算法[14]更新网络参数，初始学习率设为 3×10^{-3}，每训练 3 轮后将学习率衰减为当前值的 0.5 倍。训练轮次上限设为 200，训练过程中以验证集均方误差作为早停监控指标，并保存验证集误差最小时对应的模型参数。当验证集误差连续 5 轮未明显下降时提前终止训练，以降低过拟合风险。

为减少人工试参带来的不确定性并提高超参数搜索效率，采用贝叶斯优化确定隐藏层神经元数、BiLSTM 层神经元数、批处理大小和训练轮次[15]。贝叶斯优化以验证集平均绝对误差最小为目标，在预设候选范围内迭代评估不同超参数组合，最终得到表 2 所示的参数配置。表 2 中的训练轮次为各模型经优化后采用的参数值。

表 2 贝叶斯优化的超参数
Tab.2 Hyperparameters for Bayesian optimization

模型	隐藏层神经元个数	BiLSTM 神经元个数	批处理大小 Batch_size	训练轮次 Epochs
BiLSTM	32	(16, 32)	32	28
BiLSTM+Attention	64	(64, 64)	16	36
BiLSTM+CNN+Attention	64	(32, 64)	8	58

3 实验结果分析

3.1 评价指标

在时序预测中，准确的评估指标可以帮助我们全面衡量模型的预测性能。本文采用了以下几种常用的评价指标来对模型进行综合评价。

1）平均绝对误差（mean absolute error，MAE）δ_{MAE}　计算预测值与实际值之间差的绝对值的平均值，较不受异常值影响，反映整体误差。

$$\delta_{\mathrm{MAE}}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|y_i-\hat{y}_i| \tag{4}$$

2）均方根误差（root mean squared error，RMSE）δ_{RMSE}　衡量预测值与实际值之间的偏差，适合评估对大误差敏感的任务。

$$\delta_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{5}$$

3）平均绝对百分比误差（mean absolute percentage error，MAPE）δ_{MAPE}　将预测误差转化为相对误差，消除数据量级影响，适用于不同量级的数据比较。

$$\delta_{\mathrm{MAPE}}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{y_i-\hat{y}_i}{y_i}\right|\times100\% \tag{6}$$

式中：y_i 为实际值；$\hat{y}_i$ 为预测值；N 为样本数量。

3.2 消融实验

为评估本文提出模块的可行性，利用消融实验定量分析模块对模型的影响，表 3 为消融实验结果对比。以 BiLSTM 作为本文的基础网络，在 BiLSTM 的基础上依次引入了注意力机制和卷积神经网络，最终得到 BiLSTM+CNN+Attention 模型。

表 3 消融实验结果对比
Tab.3 Comparison of ablation experiment results

模型	δ_{MAE}	δ_{RMSE}	δ_{MAPE}/%
BiLSTM	0.171 5	0.202 8	1.528 8
BiLSTM+ Attention	0.090 1	0.116 6	0.824 0
BiLSTM+CNN+Attention	0.055 2	0.076 0	0.500 4

从表 3 可以看出，基础 BiLSTM 模型的性能指标δ_{MAE}、δ_{RMSE} 和δ_{MAPE} 分别为 0.171 5、0.202 8 和 1.528 8%。单一的 BiLSTM 模型过于依赖回溯，当输入数据太长时，BiLSTM 模型在解决序列信息丢失问题上略有欠缺，模型的预测性能受到了限制。BiLSTM+Attention 模型显著提升了模型的预测性能，δ_{MAE}、δ_{RMSE} 和δ_{MAPE} 分别降至 0.090 1、0.116 6 和 0.824 0%，Attention 机制的加入使得模型能够更

加聚焦于时间序列数据中的关键部分，从而提高了预测的准确性。BiLSTM +CNN+Attention 模型的δ_{MAE}、δ_{RMSE}和δ_{MAPE}分别降至 0.055 2、0.076 0 和 0.500 4%。这是由于 CNN 层可进一步利用红外图像中的空间特征，其首先对输入的红外图像进行特征提取，将图像中的局部特征转换成高维特征向量，这不仅减少了数据的维度，而且增强了模型对图像中重要信息的关注，从而为后续的时间序列分析提供了丰富的上下文信息。消融实验对比及消融实验折线图分别如图 6 和图 7 所示。

3.3 对比实验

本实验旨在比较本文提出的 BiLSTM+CNN+Attention 模型与经典的机器学习和深度学习模型在预测空冷岛背压上的性能。实验使用 1、5 s 2 个不同时间粒度的数据集进行对比，评估各模型的准确性和稳定性。

3.3.1 机器学习模型对比

为了验证本文提出的 BiLSTM+CNN+Attention 模型的性能，对比了 4 种不同的机器学习模型：线性回归（LR）、梯度提升机（GBM）、支持向量回归（SVR）和 LASSO 回归。表 4 为机器学习对比实验结果，机器学习在时间粒度 1、5 s 数据集对比分别如图 8、图 9 所示。

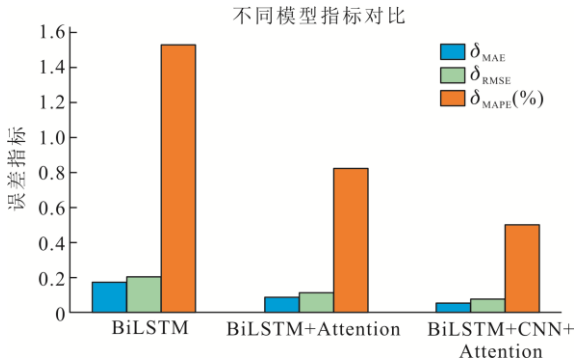


图 6 消融实验对比

Fig.6 Comparison of ablation study results

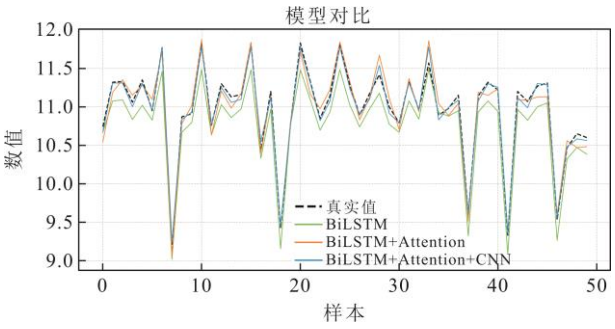


图 7 消融实验折线图

Fig.7 Line chart of ablation study results

表 4 机器学习对比实验结果

Tab.4 Results of machine learning comparison experiments

模型	时间粒度 1 s 数据集			时间粒度 5 s 数据集		
	δ_{MAE}	δ_{RMSE}	δ_{MAPE}/%	δ_{MAE}	δ_{RMSE}	δ_{MAPE}/%
LR	0.088 1	0.107 6	0.934 1	0.259 6	0.304 3	2.261 7
GBM	0.077 6	0.098 0	0.842 8	0.193 1	0.207 2	1.765 5
SVR	0.124 5	0.169 9	1.230 4	0.298 1	0.475 5	2.906 9
LASSO	0.144 5	0.173 2	1.644 4	0.239 5	0.326 0	2.268 9
BiLSTM+CNN+Attention	0.055 2	0.076 0	0.500 4	0.078 1	0.100 2	0.793 4

从表 4 中可以看出，BiLSTM+CNN+ Attention 模型在时间粒度 1 s 和 5 s 数据集上所有的评估指标均显著优于其他模型，其δ_{MAE}、δ_{RMSE}和δ_{MAPE}均最低，显示出优秀的预测能力。此外，随着时间粒度的增加，所有模型的预测准确性均有所下降，但 BiLSTM+CNN+Attention 模型仍保持了相对较高的预测精度。

3.3.2 深度学习模型对比

为了全面评估本文提出的 BiLSTM+CNN+Attention 模型的性能，将其与多层感知机（MLP）、卷积神经网络（CNN）、循环神经网络（RNN）和门控循环单元（GRU）4 种深度学习模型进行了比较，结果见表 5，图 10、图 11 分别为深度学习在时间粒度 1、5 s 数据集上的对比。

从表 5 可以看出，BiLSTM+CNN+Attention 模型在所有指标上表现最佳，在 1 s 数据集上的δ_{MAE}为 0.055 2，δ_{RMSE}为 0.076 0，δ_{MAPE}为 0.500 4%，5 s 数据集上δ_{MAE}为 0.078 1，δ_{RMSE}为 0.100 2，δ_{MAPE}为 0.793 4%。

相比之下，BiLSTM 和 GRU 模型虽然表现较好，但在捕捉数据中的复杂模式和长期依赖关系方面仍然不如 BiLSTM+CNN+Attention 模型，其预测

精度稍逊。MLP 和 CNN 模型的表现相对较弱，尤其在处理时间序列数据时，无法充分利用数据的时序特性。MLP 模型在捕捉序列数据的长期依赖方面存在局限，而 CNN 模型虽然具有较强的特征提取能力，但缺乏有效的时序建模能力，因此在复杂模式的识别和长期依赖捕捉上存在明显不足。

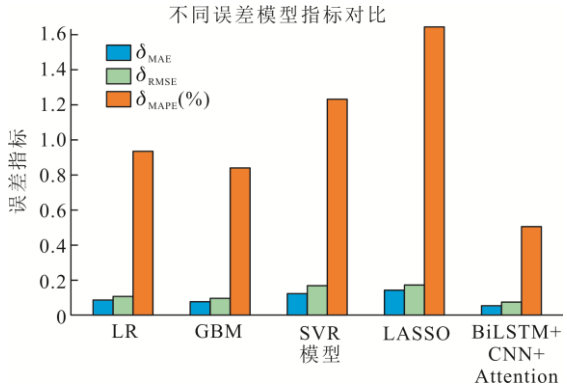


图 8 机器学习在时间粒度 1 s 数据集上的对比

Fig.8 Comparison of machine learning models on the 1-s dataset

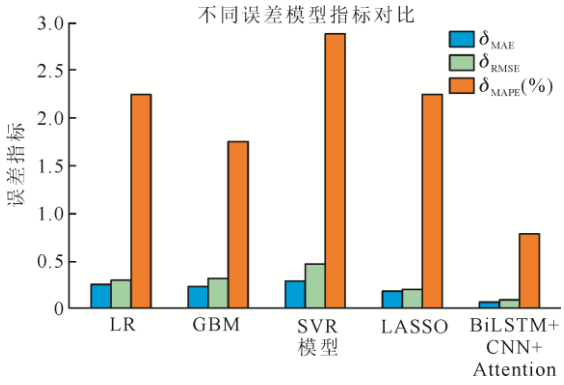


图 9 机器学习在时间粒度 5 s 数据集上的对比

Fig.9 Comparison of machine learning models on the 5-s dataset

表 5 深度学习对比实验

Tab.5 Deep learning comparison experiments

模型	时间粒度 1 s 数据集			时间粒度 5 s 数据集		
	δ_{MAE}	δ_{RMSE}	δ_{MAPE}/%	δ_{MAE}	δ_{RMSE}	δ_{MAPE}/%
MLP	0.103 3	0.177 9	1.556 0	0.279 9	0.938 8	2.394 3
CNN	0.108 6	0.151 8	0.789 2	0.208 2	0.883 5	1.916 4
RNN	0.073 4	0.114 1	0.675 4	0.160 7	0.545 0	1.466 4
GRU	0.081 1	0.121 6	0.521 1	0.176 5	0.755 8	1.558 1
BiLSTM+CNN+Attention	0.055 2	0.076 0	0.500 4	0.078 1	0.100 2	0.793 4

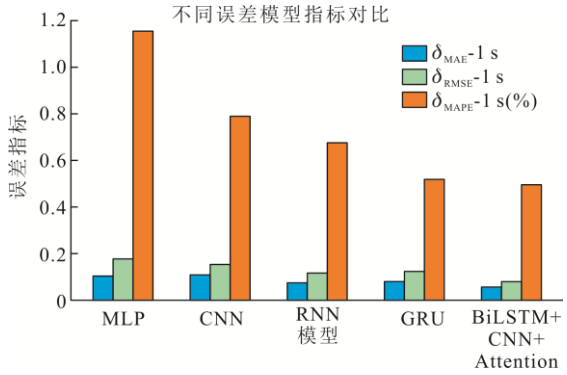


图 10 深度学习在时间粒度 1 s 数据集上的对比

Fig.10 Comparison of deep learning models on the 1-s dataset

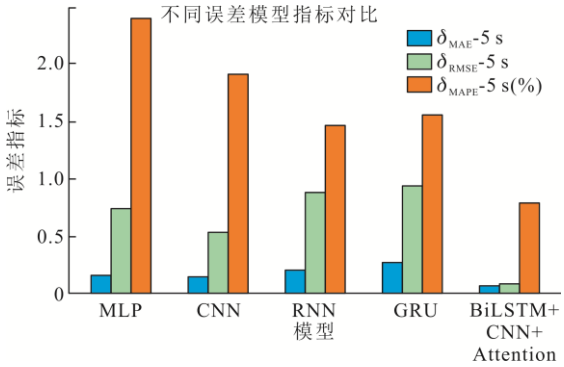


图 11 深度学习在时间粒度 5 s 数据集上的对比

Fig.11 Comparison of deep learning models on the 5-s dataset

表 6 为本文模型在不同时间粒度下的预测性能。综合对比机器学习和深度学习模型的结果，BiLSTM+CNN+Attention 模型在本文研究的空冷岛背压预测问题中表现最优，具有更高的预测精度和更强的泛化能力。这一优势源于该模型充分结合了 BiLSTM 的时序建模能力、CNN 的特征提取能力及 Attention 机制的权重分配能力，从而能够更有效地捕捉数据中的复杂模式和长短期依赖关系，进而提升预测准确度。

此外，随着时间粒度的增加（从 1 s 到 60 s），BiLSTM+CNN+Attention 模型关于机组背压值预测准确度的各项评估指标均有所下降，具体如表 6 所示。图 12 展示了不同时间粒度下模型的预测效果。可以看出，测试时段内机组负荷处于动态调整阶

段。受其影响，机组背压呈现出复杂的非线性波动特征。在时间粒度 1 s 和 5 s 的高频预测中，BiLSTM+CNN+Attention 模型精准捕捉到了由负荷高频扰动引起的背压瞬态变化细节；在时间粒度 30 s 和 60 s 的长周期预测中，模型则有效平滑了噪声，准确反映了背压随负荷变化的宏观趋势。预测曲线与真实值高度重合，表明所提模型在变工况瞬态过程中具有较好的鲁棒性。

表 6 本文模型在不同时间粒度下的预测性能

Tab.6 Prediction performance of the proposed model at different time granularities

时间粒度/s	δ_{MAE}	δ_{RMSE}	δ_{MAPE}/%
1	0.055 2	0.076 0	0.500 4
5	0.078 1	0.100 2	0.793 4
30	0.087 7	0.147 8	0.884 9
60	0.268 7	0.349 6	2.604 9

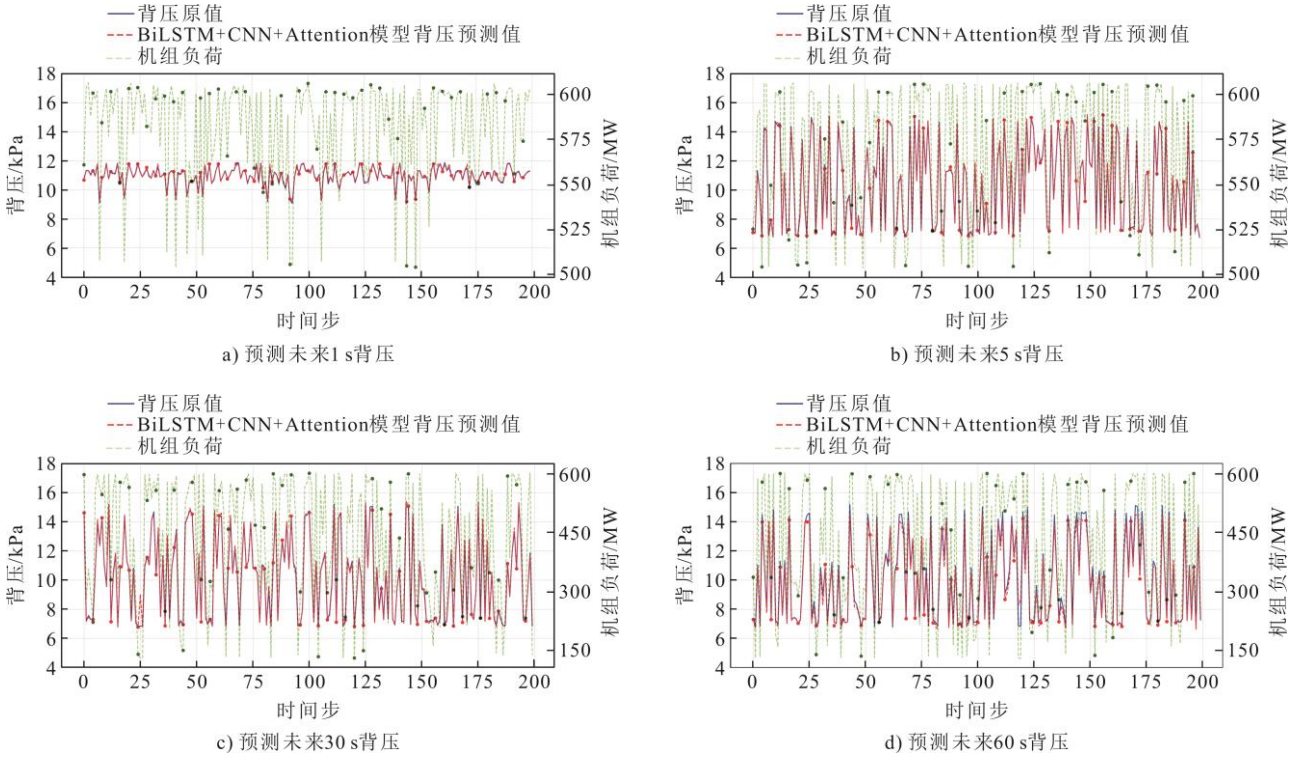


图 12 不同时间粒度下模型的预测效果

Fig.12 Predictive performance of the model across different time granularities

4 结 论

本文以某 660 MW 直接空冷机组为研究对象，构建了包含翅片管束红外图像与机组运行参数的多模态数据集，提出了一种基于 BiLSTM+CNN+Attention 模型的多模态数据融合方法，用于空冷机组背压精准预测。通过特征工程筛选关键变量，并利用贝叶斯优化算法对模型超参数进行寻优，进行了不同时间粒度下的对比实验与消融实验，得到如下结论。

1）所提出的多模态融合模型具有显著的预测精度优势。在时间粒度 1 s 下，BiLSTM+CNN+Attention 模型的平均绝对误差（δ_{MAE}）仅为 0.055 2，平均绝对百分比误差（δ_{MAPE}）为 0.500 4%。与传统的机器学习方法（如 SVR、GBM）及单一模态的深度学习模型（如 RNN、GRU、BiLSTM）相比，该模型能更准确地逼近真实背压值，有效克服了非线性工况下的预测偏差。

2）红外图像特征包含的关键空间热力信息对提升预测性能至关重要。消融实验表明，仅使用数值过程参数（BiLSTM）时，预测 δ_{MAPE} 为 1.528 8%；引入 Attention 机制后降至 0.824 0%；进一步融合 CNN 提取的红外图像空间特征后，δ_{MAPE} 最终降至 0.500 4%。这证明了翅片管束的红外热成像并非冗余输入，其包含的温度分布不均、局部换热恶化等空间特征是修正背压预测模型的重要依据。

3）模型在不同时间尺度下均表现出良好的鲁棒性与泛化能力。随着预测时间粒度从 1 s 增加至

60 s，尽管受长周期累积不确定性的影响，预测误差呈上升趋势，但在 60 s（分钟级）时间粒度下，模型的δ_{MAPE}仍控制在 2.60%左右（δ_{MAE}为 0.268 7）。这表明该模型不仅能捕捉高频的瞬态波动，也能有效学习机组热力系统的大惯性与长周期演化趋势，满足不同控制场景的需求。

4）特征工程与超参数优化策略有效提升了建模质量。基于方差分析（ANOVA）和 Spearman 相关性分析的特征筛选方法，有效剔除冗余变量（如高相关性的燃料量、噪声大的风向数据），保留了机组负荷、环境温度等核心特征。配合贝叶斯超参数优化，提高了超参数配置效率和模型训练稳定性。研究成果可为空冷机组冷端的模型预测控制及多目标运行优化提供高精度的在线建模方案。

[参 考 文 献]

[1] 朱法华, 徐静馨, 潘超, 等. 煤电在碳中和目标实现中的机遇与挑战[J]. 电力科技与环保, 2022, 38(2): 79.
Zhu F H，Xu J X，Pan C, et al. Opportunities and challenges of coal power industry in the achievement of carbon neutrality goal[J]. Electric Power Technology and Environmental Protection, 2022, 38(2): 79.

[2] 程文煜, 张健, 熊卓, 等. “双碳”目标下煤电机组节能改造技术发展与实践[J]. 电力科技与环保, 2024, 40(5): 455.
Cheng W Y, Zhang J, Xiong Z, et al. Development and practice of energy-saving retrofit technologies for coal power units under the “dual carbon” goal[J]. Electric Power Technology and Environmental Protection, 2024, 40(5): 455.

[3] 全孝忠, 王占宽, 胡安民, 等. 直接空冷机组空冷岛优化运行技术研究[C]//全国火电空冷机组技术交流会, 2008.
Quan X Z, Wang Z K, Hu A M, et al. Research on optimal operation technology of air-cooled island in direct air-cooled units[C]//National Technical Exchange Conference on Air-cooled Units in Thermal Power, 2008.

[4] 杨立军, 杜小泽, 杨勇平. 空冷凝汽器全工况运行特性分析[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(8): 24.
Yang L J, Du X Z, Yang Y P. Analysis on the full-condition operational characteristics of air-cooled condensers[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(8): 24.

[5] Li X E, Wang E L, Wang L G, 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(1): 1496.

[6] 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.

[7] Fu R, Zhang Z, Li L. Using LSTM and GRU neural network methods for traffic flow prediction[C]//2016 31st Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC). IEEE, 2016.

[8] De V, Teo T T, Woo W L, et al. Photovoltaic power forecasting using LSTM on limited dataset[C]// Proceedings of the 2018 IEEE Innovative Smart Grid Technologies-Asia (ISGT Asia). IEEE, 2018: 710-715.

[9] Zhang J, Chi Y, Xiao L. Solar power generation forecast based on LSTM[C]//Proceedings of the 2018 IEEE 9th International Conference on Software Engineering and Service Science (ICSESS). IEEE, 2018: 869-872.

[10] Du X Z, Liu L H, Xi X M, et al. Back pressure prediction of the direct air cooled power generating unit using the artificial neural network model[J]. Applied Thermal Engineering, 2011, 31(14/15): 3009.

[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.
Liu Y H, Gu Y J, Zheng Q S, et al. Prediction and optimization of back pressure of direct air-cooled unit based on data mining[J]. Thermal Power Generation, 2023, 52(5): 127.

[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] 王森, 杨克俭. 基于双线性插值的图像缩放算法的研究与实现[J]. 自动化技术与应用, 2008, 27(7): 44.
Wang S, Yang K J. Research and implementation of image scaling algorithm based on bilinear interpolation[J]. Techniques of Automation and Applications, 2008, 27(7): 44.

[14] Kingma D P, Ba J. Adam: a method for stochastic optimization[EB/OL]. arXiv preprint arXiv: 1412.6980 (2014). https://arxiv.org/pdf/1412.6980.

[15] Shahriari B, Swersky K, Wang Z, et al. Taking the human out of the loop: a review of Bayesian optimization[J]. Proceedings of the IEEE, 2015, 104(1): 148.

（责任编辑　邓玲惠）