

基于数据融合的燃煤机组汽水系统智能诊断研究

张灵风,熊春辉,熊奕晨,黄海明

(江西大唐国际新余第二发电有限责任公司,江西 新余 338000)

摘要:作为一种多专业交叉的复杂系统,燃煤机组汽水系统具有结构复杂、参数耦合、工况多变等特点。为了响应智慧电厂的发展需求,达到燃煤机组汽水系统智能化诊断的目的,提出基于数据融合的燃煤机组汽水系统智能诊断的方法。首先,采用黏菌优化算法(SMA)对变分模态(VMD)算法进行分解层数、收敛容性差和惩罚因子的参数优化;其次,采用优化后的VMD算法对燃煤机组汽水系统进行数据分解;同时,基于改进后的双向长短期记忆网络(Bi-LSTM)算法搭建燃煤机组汽水系统智能化诊断模型;最后,以大唐国际某电厂1000 MW燃煤机组汽水系统为例进行研究分析。结果表明:改进Bi-LSTM的智能化诊断模型可实现燃煤机组汽水系统的智能诊断,对燃煤电厂智能化建设具有重要的实际意义。

关键词:燃煤机组;数据融合;汽水系统;智能诊断;汽轮机

中图分类号:TK269; TP18

文献标识码:A

DOI:10.16146/j.cnki.rndlge.2025.04.021

[引用本文格式]张灵风,熊春辉,熊奕晨,等.基于数据融合的燃煤机组汽水系统智能诊断研究[J].热能动力工程,2025,40(4):190-197. ZHANG Lingfeng, XIONG Chunhui, XIONG Yichen, et al. Research on intelligent diagnosis of steam water system of coal-fired units based on data fusion[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2025, 40(4):190-197.

Research on Intelligent Diagnosis of Steam Water System of Coal-fired Units based on Data Fusion

ZHANG Lingfeng, XIONG Chunhui, XIONG Yichen, HUANG Haiming

(Jiangxi Datang International Xinyu Second Power Generation Co., Ltd., Xinyu, China, Post Code: 338000)

Abstract: As a kind of professional cross complex system, the steam water system of coal-fired units has the characteristics of complex structure, parameter coupling and variable working conditions. In response to the development demand of intelligent power plant, achieving the purpose of coal-fired unit steam water system intelligent diagnosis, a coal-fired units steam water system intelligent diagnosis method based on data fusion was put forward. Firstly, the slime mold optimization algorithm (SMA) was used to optimize the parameters of variational mode decomposition (VMD) algorithm including the number of decomposition layers, convergence tolerance difference and penalty factor. Secondly, the optimized VMD algorithm was used to decompose the data of the coal-fired units steam water system. Meanwhile, based on the improved bidirectional long short-term memory network (Bi-LSTM) algorithm, the intelligent diagnosis model of the steam water system of coal-fired units was built. Finally, the steam water system of a 1000 MW coal-fired unit in a power plant of Datang International Power Generation Co., Ltd. was taken as an example for the study and analysis. The results show that the intelligent diagnosis model for the improved Bi-LSTM can effectively realize the intelligent diagnosis of the coal-fired units steam water system, which has important practical significance to the intelligent construction of coal-fired power plants.

Key words: coal-fired units, data fusion, steam water system, intelligent diagnosis, steam turbine

收稿日期:2024-10-10; 修订日期:2024-11-23

基金项目:中国大唐集团有限公司科技项目(DTJX-2023-10159)

Fund-supported Project: Technology Project of China Datang Group Co., Ltd. (DTJX-2023-10159)

作者简介:张灵风(1983-),男,江西大唐国际新余第二发电有限责任公司高级技师。

引 言

1 000 MW 燃煤超超临界机组已经成为目前发电企业的主力军,具有运行灵活、污染物排放低等优点。作为燃煤电厂的三大系统之一,燃煤机组汽水系统是燃煤电厂重要的组成部分。而汽轮机作为燃煤机组汽水系统的核心设备,其原理是将蒸汽的热能转换为旋转机械的动能,从而带动发电机发电,其安全、可靠的运行对燃煤电厂至关重要。

燃煤电厂运维人员一般采用定期维修的方法检查汽轮机缺陷,该方法存在停机和故障发现不及时等问题。燃煤电厂分散控制系统(DCS)中累积了海量的汽轮机运行状态数据,如何充分挖掘有价值的信息成为当前研究的热点问题。数据融合技术作为高效、智能的信息处理技术,不仅可以提取设备的征兆信息,做出诊断决策,还可以实现系统的自学习功能。

文献[1]提出了一种基于关联规则和多元状态估计技术(MSET)的汽轮机故障预警方法,通过关联规则构建原始决策表,并采用 MSET 计算汽轮机的故障状态,可以精准实现汽轮机的故障预警,但 MSET 局限于单向的时间序列预测,无法处理可变量长度的时间序列。文献[2]提出了一种基于EEMD-LSTM 的汽轮机转子碰磨故障诊断方法,通过集成经验模态分解(EEMD)完成能量特征参数的提取,并采用长短期记忆网络(LSTM)对数据集进行诊断,可以有效识别机组的早期碰磨故障,但 LSTM 同样局限于单向的时间序列预测,泛化能力较低,同时 EEMD 存在端点效应问题。文献[3]提出了一种基于机组运行参数的碰磨故障诊断方法,通过计算汽轮机组参数间的特征,采用指标排序法确定故障发生的原因,可实现机组的故障诊断,但仅局限于采用相关性对运行参数进行分析。文献[4]提出了一种 1 000 MW 汽轮机振动故障诊断方法,通过相关性分析发现高压缸排气管道支架失效,采用加固的方式解决了汽轮机振动的问题,偏向于汽轮机的设计、安装和调试。

本文旨在将数据融合技术应用到汽轮机故障诊断中,充分利用数据融合形成强大的数据特征挖掘

能力,提出了一种基于数据融合的燃煤机组汽水系统智能诊断方法。首先利用 VMD 算法提取数据特征,减少数据融合过程中的数据量,从而进行更高层次的数据分析;其次采用 Bi-LSTM 算法对不同源和不同类型的数据进行整合;最后采用多路注意力机制(SK-Net)进一步增强数据融合的精度和准确性,达到提高模型性能和预测准确性的目的。以大唐国际某电厂 1 000 MW 燃煤 2 号机组汽水系统为例,采用 SMA 算法对 VMD 算法的收敛容性差 tol、惩罚因子 α 和分解层数 K 进行优化,运用优化后的 VMD 算法提取燃煤机组汽水系统能量特征参数,最后采用改进的 Bi-LSTM 算法对燃煤机组汽水系统进行智能化诊断,可以准确识别燃煤机组汽水系统早期的故障征兆。

1 VMD 数据分解

1.1 SMA 优化算法

黏菌优化算法^[5-7](Slime Mould Algorithm, SMA)是一种元启发式寻优算法,通过模拟黏菌群体的觅食、生长等行为,可以在复杂的环境中找到最优路径。SMA 具有寻优能力强、调节参数少等优点,主要分为接近食物和包裹食物的过程,具体如下:

接近食物的规则:

$$\overrightarrow{X(t+1)} = \begin{cases} \overrightarrow{v_c} \cdot \overrightarrow{X(t)}, & r > p \\ \overrightarrow{X_b(t)} + \overrightarrow{v_b} \cdot (\overrightarrow{X_A(t)} - \overrightarrow{X_B(t)}), & r \leq p \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\overrightarrow{X(\cdot)}$ —黏菌的位置; t —当前时刻的迭代次数; $\overrightarrow{v_c}$ 、 $\overrightarrow{v_b}$ —控制参数; r — $[0, 1]$ 之间的随机数; p —控制变量; $\overrightarrow{X_A(t)}$ 、 $\overrightarrow{X_B(t)}$ —第 t 次迭代随机的两个黏群个体的位置。

包裹食物的规则:

$$\overrightarrow{X^*(t+1)} = \begin{cases} r_a \cdot (U_b - L_b), & r_a < z \\ \overrightarrow{v_c} \cdot \overrightarrow{X(t)}, & r \geq p \\ \overrightarrow{X_b(t)} + \overrightarrow{v_b} \cdot (\overrightarrow{X_A(t)} - \overrightarrow{X_B(t)}), & r < p \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\overrightarrow{X^*(t+1)}$ —修正后的黏群位置; r_a — $[0, 1]$ 之间的随机数; U_b —搜索范围的下限; L_b —搜索范围的上限; z —切换切换概率。

1.2 VMD 算法

变分模态分解^[8-10] (Variational Mode Decomposition, VMD) 算法作为一种完全非递归的模态分解方法,本质上是将信号分解问题转换成最优解问题,具有分解精度高、分解速度快等优点,主要包括模态带宽的确定、变分问题的转换和迭代更新,具体如下:

模态带宽的确定:

$$\begin{cases} \min_{(u_k, \omega_k)} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t.} \quad \sum_{k=1}^K u_k = f(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中: K —模态总数 ($k = 1, 2, \dots, K$); $\delta(t)$ —冲击函数; $u_k(t)$ — K 个 IMF 分量; ω_k —本征模函数的中心频率; $f(t)$ —输入信号; $\partial_t(\cdot)$ —偏导数运算符; j —虚数单位; e —指数函数运算符。

变分问题的转换:

$$L_2 = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \quad (4)$$

式中: L_2 —增广拉格朗日函数; α —惩罚因子; λ —拉格朗日乘子。

迭代更新:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (5)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |u_k^{n+1}(\omega)| d\omega}{\int_0^\infty |u_k^{n+1}(\omega)| d\omega} \quad (6)$$

$$\lambda^{n+1} = \lambda^n + \rho(f(t) + \sum_k u_k^{n+1}) \quad (7)$$

式中: $\hat{u}(\cdot)$ 、 $\hat{f}(\cdot)$ 、 $\hat{\lambda}(\cdot)$ — $u(\cdot)$ 、 $f(\cdot)$ 和 $\lambda(\cdot)$ 的傅里叶变换; $\hat{f}(\omega)$ — $f(t)$ 的傅里叶变换; $\hat{u}_i(\omega)$ — $u(t)$ 的傅里叶变换; $\hat{\lambda}^n(\omega)$ — $\lambda(t)$ 的傅里叶变换; ρ —迭代步长。

VMD 算法虽然可以很好地解决 EEMD 存在端点效应问题,但需要人工事先设定收敛性差、惩罚因子和分解层数,工作量较大。故采用 SMA 算法对

VMD 的收敛容性差、惩罚因子和分解层数进行智能化调整,进一步提高了 VMD 算法的抗噪能力和分解精度,具有较高的时频分辨率。

2 基于改进 Bi-LSTM 的智能诊断

改进 Bi-LSTM 的智能诊断模型框架如图 1 所示,包括燃煤机组汽水系统原始数据集、优化 VMD 数据分解、改进 Bi-LSTM 智能诊断模型和智能诊断输出 4 部分。其中,优化 VMD 数据分解部分采用 SMA 算法对 VMD 算法进行优化,改进 Bi-LSTM 的智能诊断模型则采用 SK-Net 多路注意力机制来弥补 Bi-LSTM 过拟合问题。

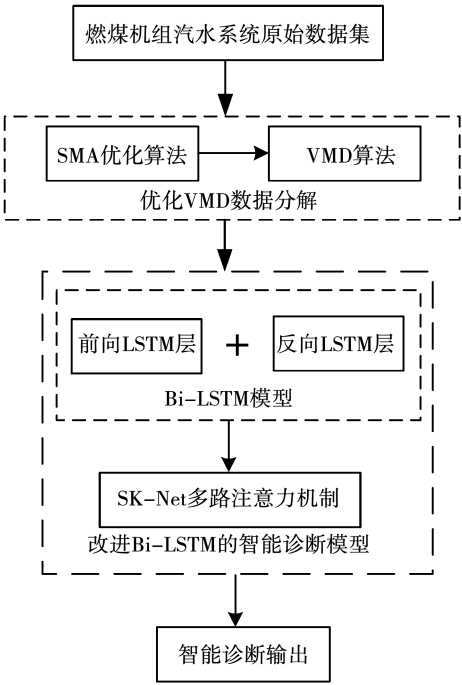


图 1 改进 Bi-LSTM 模型框架图

Fig. 1 Framework diagram of improved Bi-LSTM model

2.1 Bi-LSTM 智能诊断模型

双向长短期网络^[11-14] (Bi-directional Long Short Time Memory, Bi-LSTM) 是一种改进的 LSTM,由前向 LSTM 层和反向 LSTM 层叠加构成,弥补了 LSTM 单向传输的局限,可以同时学习过去和未来的信息,计算式如下:

$$\vec{h}_t = \overrightarrow{\text{LSTM}}(\vec{h}_{t-1}, x_t, \vec{C}_{t-1}), \quad t \in [1, T] \quad (8)$$

$$\overleftarrow{h}_t = \overleftarrow{\text{LSTM}}(\overleftarrow{h}_{t-1}, x_t, \overleftarrow{C}_{t-1}), \quad t \in [1, T] \quad (9)$$

$$h_t = \sigma(W_h \cdot [\vec{h}_t, \overleftarrow{h}_t] + b_h) \quad (10)$$

式中: $\overrightarrow{h_t}$ —前向 LSTM 层的输出; $\overleftarrow{h_t}$ —反向 LSTM 层的输出; $\overrightarrow{h_{t-1}}$ —前向 LSTM 层的第 $t-1$ 输出; $\overleftarrow{h_{t-1}}$ —反向 LSTM 层的第 $t-1$ 输出; $\overrightarrow{C_{t-1}}$ —前向 LSTM 层的第 $t-1$ 细胞状态; $\overleftarrow{C_{t-1}}$ —反向 LSTM 层的第 $t-1$ 细胞状态; x_t —输入; h_t —输出; σ —激活函数; W_h —输入层和隐含层的权重; b_h —偏移量; T —序列长度。

2.2 SK-Net 多路注意力机制

SK-Net^[15] (Selective Kernel Networks) 是一种基于选择性卷积核的多路注意力机制算法,从多尺度的特征出发,不仅可以筛选出重要的特征,还可以弥补 SE-Ne 单一尺度的局限,主要包括分割 (Split)、融合 (Fuse)、选择 (Select) 3 个运算符,具体如下:

通过特征 z 实现精确指导:

$$z = \sigma(\wp(W \cdot s)) \tag{11}$$

式中: σ —激活函数; $\wp$ —批量归一化; W —全连接层; s —通道统计。

特征向量和的计算式如下:

$$\begin{cases} a_c = \frac{e^{A_c z}}{e^{A_c z} + e^{B_c z}} \\ b_c = \frac{e^{B_c z}}{e^{A_c z} + e^{B_c z}} \end{cases} \tag{12}$$

式中: a_c — a 的第 c 个元素值; b_c — b 的第 c 个元素值; A_c —矩阵 A 的第 c 行; B_c —矩阵 B 的第 c 行; z —紧凑特征向量。

最终特征图 V_c 的计算公式如下:

$$\begin{cases} V_c = a_c \cdot \tilde{U}_c + b_c \cdot \hat{U}_c \\ a_c + b_c = 1 \end{cases} \tag{13}$$

式中: $\tilde{U}$ 、 $\hat{U}$ —特征图 X 的两个变换。

Bi-LSTM 算法虽然可以很好地解决 MSET 和 LSTM 局限于单向时间序列预测以及捕捉双向信息的问题,但存在过拟合、计算量大等缺点,故采用 SK-Net 多路注意力机制进行自适应性和多尺度融合,进一步提高 Bi-LSTM 算法的精度和效率。

3 应用实例

本文以大唐国际某电厂 1 000 MW 燃煤 2 号机组汽水系统为例,汽水系统采用东方电气生产的 N1000-32/600/620/620 型凝气式汽轮机,该汽轮机为单轴、双背压、五缸四排超超临界汽轮机,额定功

率 10 000 MW,额定转速 3 000 r/min,主蒸汽流量 2 777 t/h,凝汽器设计背压 4.75 kPa。

从该厂 DSC 系统中选取与 2 号机组汽水系统相关的测点,包括 2 号机组实发功率测点 1 个、2 号机组 X 轴向振动测点 7 个、2 号机组 Y 轴向振动测点 7 个、2 号机组左侧主蒸汽温度测点 3 个、2 号机组右侧主蒸汽温度测点 3 个、2 号机组左侧主蒸汽压力测点 4 个、2 号机组右侧主蒸汽压力测点 4 个、2 号机组热再热蒸汽管道 (左侧) 温度测点 2 个、2 号机组热再热蒸汽管道 (右侧) 温度测点 2 个、2 号机组左侧热再热蒸汽压力测点 3 个、2 号机组右侧热再热蒸汽压力测点 3 个、2 号机组冷再热蒸汽母管温度测点 1 个、2 号机组冷再热蒸汽母管压力测点 1 个、2 号机组主汽流量测点 1 个、2 号机组主凝结水流量测点 3 个、2 号机组一级过热器喷水流量测点 4 个、2 号机组二级过热器喷水流量测点 4 个、2 号机组省煤器入口给水流量测点 3 个、2 号机组省煤器入口联箱给水温度测点 3 个、2 号机组低压缸调端排汽温度测点 4 个和 2 号机组轴承回油温度测点 7 个,共计 70 个。

从该厂 DCS 系统中采集 2024 年 09 月 15 日 00:01 至 2024 年 09 月 29 日 00:00 期间共 1 270 080 个样本点的数据用于研究,采样间隔为 1 min。以 2 号机组 1 号低压缸调端排汽温度参数为例进行分析。

图 2 为采用 VMD 算法对 2 号机组 1 号低压缸调端排汽温度进行分解得到的分解及频谱图。

图 3 为采用 SMA-VMD 算法对 2 号机组 1 号低压缸调端排汽温度进行分解得到的分解及频谱图。

如图 2 所示,采用 VMD 算法得到 8 个 IMF 分量,分解模态数 $K=9$,收敛容差 $\text{tol}=4 \times 10^{-6}$,惩罚因子 $\alpha=2\,000$ 。而如图 3 所示,采用 SMA-VMD 算法得到 6 个 IMF 分量,分解模态数 $K=7$,收敛容差 $\text{tol}=4 \times 10^{-6}$,惩罚因子 $\alpha=2\,000$ 。通过图 2 和图 3 对比可知,采用 SMA-VMD 算法分解的效果显著,无频率混叠,而 VMD 算法分解过于繁琐,需人为设定参数,局限较大。表 1 为 VMD 和 SMA-VMD 中心频率。由表 1 可知,采用 VMD 分解得到的中心频率个数为 8,而采用 SMA-VMD 分解得到的中心频率个数为 6,SMA-VMD 分解算法可以自适应的调整中心频率,很好地解决 VMD 分解存在的过分解问题。

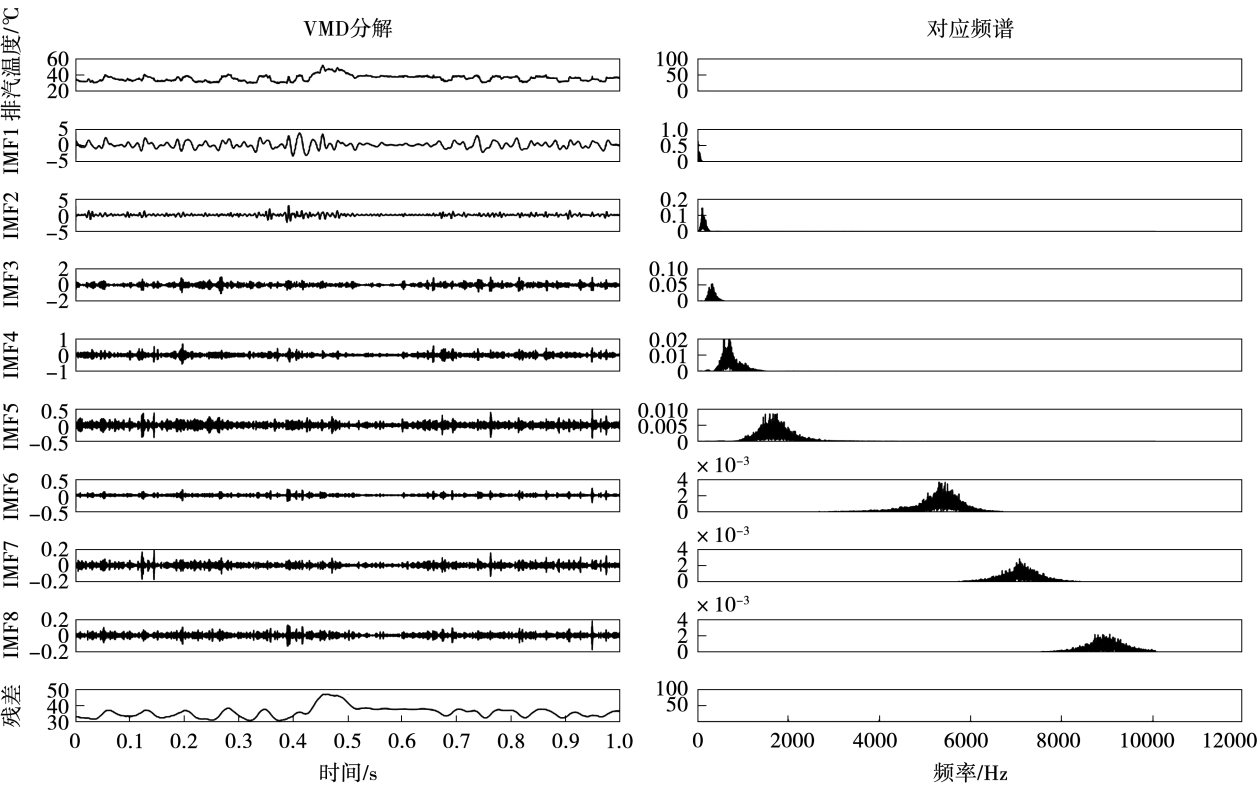


图 2 VMD 分解及频谱图

Fig. 2 VMD decomposition and spectrum diagrams

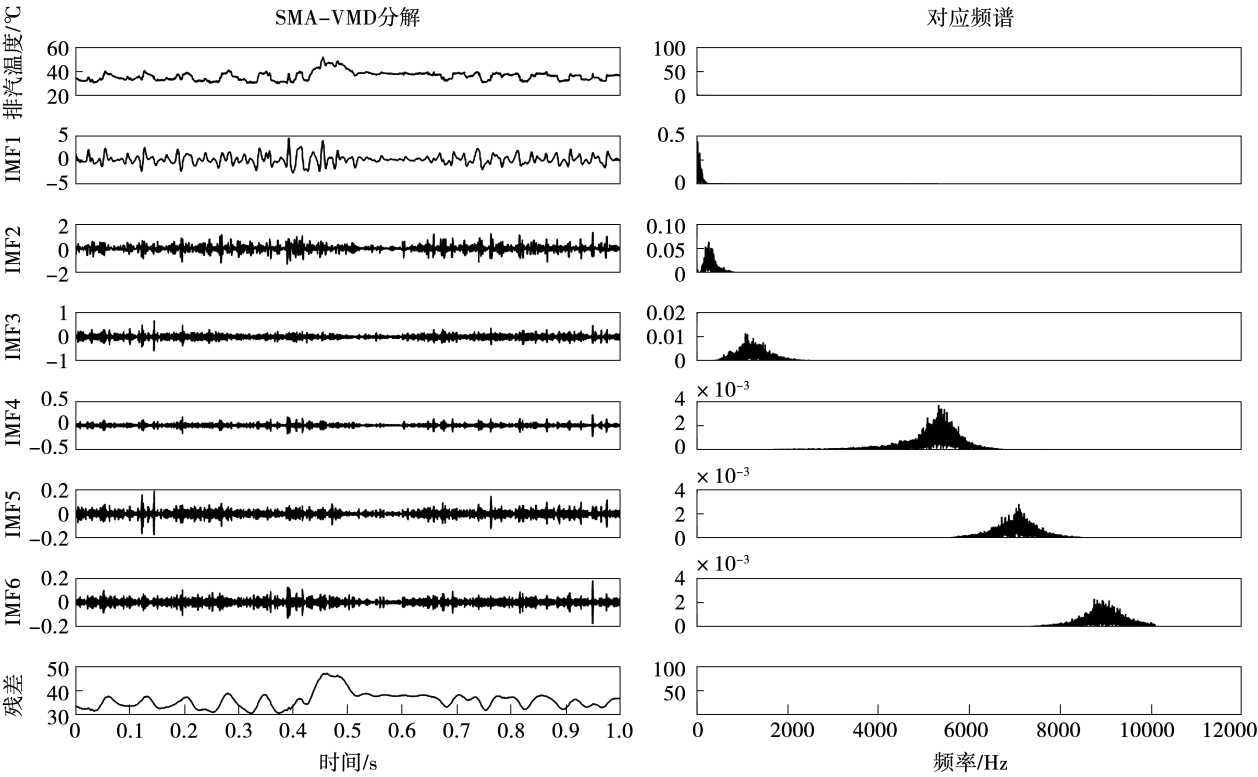


图 3 SMA-VMD 分解及频谱图

Fig. 3 SMA-VMD decomposition and spectrum diagrams

表 1 VMD 和 SMA-VMD 中心频率

Tab.1 Center frequencies of VMD and SMA-VMD

分解算法	中心频率/Hz							
	1	2	3	4	5	6	7	8
VMD	44.35	142.78	336.92	707.64	1 694.19	5 377.30	7 120.39	8 973.28
SMA-VMD	61.23	290.23	1 216.66	5 317.25	7 036.60	8 942.56	—	—

注:“—”表示没有数据。

以 2 号机组 1 号低压缸调端排汽温度参数为例进行改进 Bi-LSTM 的智能诊断模型预测,结果如图 4 所示。通过图 4 预测曲线可知,改进 Bi-LSTM 模型的预测精度要优于 Bi-LSTM 模型的预测精度。

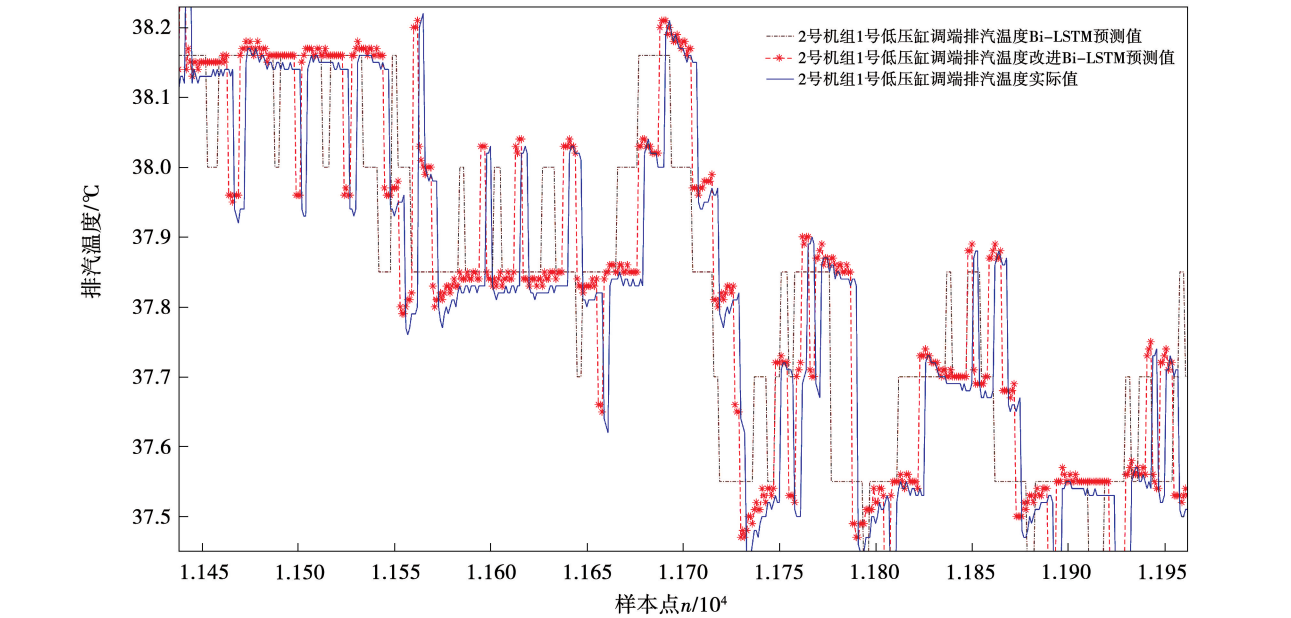


图 4 改进 Bi-LSTM 的智能诊断模型预测图

Fig.4 Prediction map of an intelligent diagnostic model for improved Bi-LSTM

表 2 为改进 Bi-LSTM 的智能诊断模型评价指标。采用 Bi-LSTM 模型和改进 Bi-LSTM 模型分别对 2 号机组 1 号低压缸调端排汽温度参数进行预测,通过对比可知,改进 Bi-LSTM 模型的各项评价指标均优于 Bi-LSTM 模型。

表 2 改进 Bi-LSTM 的智能诊断模型评价指标

Tab.2 Evaluation index of an intelligent diagnostic model for improved Bi-LSTM

算法模型	均方根误差	平均绝对误差	均方误差	决定系数
	RMSE	MAE	MSE	R ²
Bi-LSTM	0.606 0	0.413 9	0.004 2	0.971 8
改进 Bi-LSTM	0.300 4	0.188 8	0.002 1	0.992 9

图 5 为改进 Bi-LSTM 的智能诊断模型应用到燃煤电厂实际预警图。系统于 2024 年 02 月 18 日 19:25:35 发出机组汽轮机二号轴承回油温度参数故障预警信息。电厂运维人员通过拆除 DCS 侧 DAS03 柜 B 面 9 板(Pt100)温度补偿元件,排除温度补偿元件失准导致测量数据异常;采用交叉比对法,排除端子板通道异常导致测量数据异常;就地检查 2 号机组汽轮机二号轴承回油温度元件电缆,发现汽轮机栅栏下穿管弯头处的电缆有多处老化破皮的现象,部分电缆铜线裸露在外,与金属穿线管接触导致元件电阻异常,从而致使温度偏高。

此次事件中,该算法模型及时并准确地预警了 2 号机组汽轮机二号轴承回油温度元件偏高的高报

警信息,经电厂运维人员逐一排查最终消除了隐患。在采用改进 Bi-LSTM 的智能诊断模型之前的日常运行中,运行与检修人员只能凭借经验来判断温度测量数据是否准确,只有当二号轴承回油温度与其

他参数出现明显的不匹配时才能发现异常,而该智能诊断模型可全天候监测较小的偏差并发出预警,防范隐患的进一步恶化,确保了二号轴承回油温度对应测点异常的及时发现和修复。

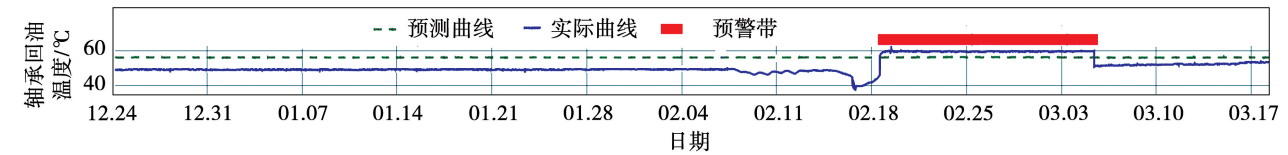


图 5 改进 Bi-LSTM 的智能诊断模型预警图

Fig. 5 Warning diagram of an intelligent diagnosis model for improved Bi-LSTM

4 结 论

(1) 采用 SMA 算法对 VMD 算法进行优化,以 2 号机组 1 号低压缸调端排汽温度参数为例,得到 6 个 IMF 分量,分解模态数 $K=7$,收敛容差 $\text{tol}=4\times 10^{-6}$,惩罚因子 $\alpha=2\ 000$,无频率混叠现象,实现了 2 号机组 1 号低压缸调端排汽温度参数特征的数据分解。

(2) 采用改进 Bi-LSTM 算法和 Bi-LSTM 算法分别对 2 号机组 1 号低压缸调端排汽温度参数进行预测,通过对比可知,改进 Bi-LSTM 模型的各项评价指标均优于 Bi-LSTM 模型,实现了对 2 号机组 1 号低压缸调端排汽温度参数的精准预测。

(3) 将改进 Bi-LSTM 的智能诊断模型具体应用到燃煤电厂实际运行中,该预警算法及时并准确地预警了 2 号机组汽轮机二号轴承回油温度元件偏高的高报警信息,实现了全天候监测较小的偏差并发出预警的目的。

参考文献:

[1] 邹红波,张馨煜,李奇隆. 基于关联规则和多元状态估计的汽轮机故障预警算法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2024, 54(11): 3283–3288.

ZOU Hongbo, ZHANG Xinyu, LI Qilong. Turbine fault warning algorithm based on association rules and multivariate state estimation [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2024, 54(11): 3283–3288.

[2] 陈尚年,李录平,张世海,等. 基于 EEMD-LSTM 的汽轮机转子碰磨故障诊断模型及其工程应用[J]. 热能动力工程, 2023, 38(8): 159–168.

CHEN Shangnian, LI Luping, ZHANG Shihai, et al. EEMD-LSTM-based turbine rotor rub-impact fault diagnosis model and its engineering application[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2023, 38(8): 159–168.

[3] 王 颖,李录平,陈尚年,等. 基于运行参数相关分析的汽轮机机组碰磨故障诊断方法及其应用[J]. 汽轮机技术, 2023, 65(3): 207–213.

WANG Ying, LI Luping, CHEN Shangnian, et al. Rubbing fault diagnosis method and application of steam turbine unit based on correlation analysis of operating parameters[J]. Turbine Technology, 2023, 65(3): 207–213.

[4] 王捍忠,祝海义,王 刚,等. 高效型超超临界 1 000 MW 汽轮机振动故障诊断及处理[J]. 汽轮机技术, 2022, 64(5): 385–387, 391.

WANG Hanzhong, ZHU Haiyi, WANG Gang, et al. Vibration fault diagnosis and treatment of high efficiency ultra supercritical 1 000 MW steam turbine[J]. Turbine Technology, 2022, 64(5): 385–387, 391.

[5] 任志玲,毛奕栋. 基于改进黏菌算法的光伏多峰值 MPPT 控制[J]. 太阳能学报, 2024, 45(2): 421–428.

REN Zhiling, MAO Yidong. Multi-peak MPPT control of PV array based on improved slime mould algorithm[J]. Acta Energaie Solaris Sinica, 2024, 45(2): 421–428.

[6] 曹丽芳,袁 征,尹 久,等. 一种旋转机械综合故障检测和模式识别模型[J]. 机电工程, 2024, 41(8): 1386–1397.

CAO Lifang, YUAN Zheng, YIN Jiu, et al. A comprehensive fault detection and pattern recognition model for rotating machinery[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2024, 41(8): 1386–1397.

[7] 李金新,王 辉,柳思凯. 改进多目标黏菌算法在运动洗出中的非线性研究[J/OL]. 控制工程, 1–11 [2025–02–17]. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20231037>.

LI Jinxin, WANG Hui, LIU Sikai. Nonlinear study of improved multi-objective slime mold algorithm in motion washing out[J/OL].

Control Engineering of China,1 – 11[2025 – 02 – 17]. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20231037>.

[8] 王 涛,李 薇,许 野,等. 计及相似日的 VMD-FE-LSTM 光伏出力组合预测模型研究[J]. 太阳能学报,2024,45(5):490 – 499.

WANG Tao,LI Wei,XU Ye, et al. Study on photovoltaic power prediction of VMD-FE-LSTM considering similar days[J]. Acta Energiae Solaris Sinica,2024,45(5):490 – 499.

[9] 郭 凯,马 军,熊 新,等. 改进 VMD 及补偿距离的滚动轴承故障检测方法[J/OL]. 控制理论与应用,1 – 9[2025 – 02 – 17]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1240.TP.20240301.1030.024.html>.

GUO Kai,MA Jun,XIONG Xin, et al. Improvement of VMD and compensation distance for rolling bearing fault detection methods[J/OL]. Control Theory & Applications,1 – 9[2025 – 02 – 17]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1240.TP.20240301.1030.024.html>.

[10] 朱少民,夏 虹,尹文哲,等. 基于 VMD-HT 的转子非平稳信号故障特征识别[J/OL]. 哈尔滨工程大学学报,2024(5):1 – 8[2025 – 02 – 17]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1390.U.20240202.1430.012.html>.

ZHU Shaomin,XIA Hong,YIN Wenzhe, et al. Fault feature identification for rotor non-stationary signals based on VMD-HT[J/OL]. Journal of Harbin Engineering University,2024(5):1 – 8[2025 – 02 – 17]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1390.U.20240202.1430.012.html>.

[11] 王 颖,朱大伟,郑 迪,等. 基于 Bi-LSTM-Attention 的直流配电网故障检测方法[J/OL]. 华北电力大学学报(自然科学版),1 – 9[2025 – 02 – 17]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1212.TM.20240423.1129.002.html>.

WANG Ying,ZHU Dawei,ZHENG Di, et al. Fault detection method of DC distribution network based on Bi-LSTM-Attention[J/OL]. Journal of North China Electric Power University(Natural Science Edition),1 – 9[2025 – 02 – 17]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1212.TM.20240423.1129.002.html>.

[12] 韩振华,郭浩雨,李 宇,等. 改进双向 LSTM 的地震震相拾取算法[J]. 太原理工大学学报,2021,52(3):366 – 373.

HAN Zhenhua,GUO Haoyu,LI Yu, et al. Seismic phase picking algorithm based on improved Bi-LSTM[J]. Journal of Taiyuan University of Technology,2021,52(3):366 – 373.

[13] 李艳波,尹 镡,陈俊硕,等. 结合改进残差网络和 Bi-LSTM 的短期电力负荷预测[J]. 哈尔滨工业大学学报,2023,55(8):79 – 86.

LI Yanbo,YIN Pu,CHEN Junshuo, et al. Short-term power load forecasting based on combination of residual network and Bi-LSTM[J]. Journal of Harbin Institute of Technology,2023,55(8):79 – 86.

[14] 王进峰,吴盛威,花广如,等. 基于 Bi-LSTM 和改进残差学习的风电功率超短期预测方法[J]. 华北电力大学学报(自然科学版),2025,52(1):56 – 65.

WANG Jinfeng,WU Shengwei,HUA Guangru, et al. Wind power ultra-short-term forecasting method based on Bi-LSTM and improved residual learning[J]. Journal of North China Electric Power University(Natural Science Edition),2025,52(1):56 – 65.

[15] 张宸嘉,朱 磊,俞 璐. 卷积神经网络中的注意力机制综述[J]. 计算机工程与应用,2021,57(20):64 – 72.

ZHANG Chenjia,ZHU Lei,YU Lu. Review of attention mechanism in convolutional neural networks[J]. Computer Engineering and Applications,2021,57(20):64 – 72.

(王治红 编辑)