DOI: 10.19666/j.rlfd.202510038

基于 LSTM-Transformer-SHAP 模型的联合循环机组余热锅炉异常检测诊断研究

王一丰，肖俊峰，胡孟起，夏林，连小龙
西安热工研究院有限公司，陕西 西安 710032

［摘 要］提出基于数据驱动的“LSTM-Transformer-SHAP”融合模型的燃气-蒸汽联合循环机组余热锅炉动态运行状态异常检测诊断与性能优化框架。首先采用长短期记忆网络（LSTM）模型对汽轮机功率及蒸汽热量分别进行精准预测；继而利用 transformer 自适应重构算法辨识蒸汽循环运行状态异常，STL 分解残差阐明异常类型；再结合 SHAP 价值法定位高贡献度参数；最后通过案例分析预估宏观不确定度和制定前馈优化策略。结果表明，LSTM 模型预测烟气热量和蒸汽热量的平均绝对百分比误差（MAPE）分别为 2.0%和 1.2%；LSTM 模型预测汽轮机功率和蒸汽温度的 MAPE 分别为 1.5 和 0.3%；SHAP 归因分析余热锅炉汽温的 MAPE 为 0.21%。对余热锅炉性能趋势项异常进行优化后，再热蒸汽温度、高压主蒸汽温度在稳态工况下能分别平均提升 2.30℃和 4.68℃，蒸汽循环出力在稳态工况下平均提升 2.96MW。

［关 键 词］联合循环电厂；调峰运行；长短期记忆网络；SHAP 分析；随机森林；异常诊断

［引用本文格式］（本段作者勿动）作者姓名. 中文标题[J]. 热力发电, 年, 卷(期): 起始页码-终止页码. 作者姓名. 英文标题[J]. Thermal Power Generation, 年, 卷(期): 起始页码-终止页码.

Research on Anomaly Detection and Diagnosis of Combined Cycle Unit Heat Recovery Steam Generator Based on LSTM-Transformer-SHAP Model

WANG Yifeng, XIAO Junfeng, HU Mengqi, XIA Lin, LIAN Xiaolong

Abstract: Proposes a data-driven “LSTM-Transformer-SHAP” hybrid model framework for dynamic operational anomaly detection, diagnosis, and performance optimization of combined gas-steam cycle unit heat recovery steam generators. First, a Long Short-Term Memory (LSTM) network model is used to accurately predict turbine power and steam heat separately; then, a transformer adaptive reconstruction algorithm is applied to identify anomalies in the steam cycle operational state, and STL decomposition residuals clarify the type of anomaly; next, SHAP values are used to locate high-contribution parameters; finally, case analysis is conducted to estimate macro uncertainty and formulate feedforward optimization strategies. The results show that the LSTM model predicts flue gas heat and steam heat with mean absolute percentage errors (MAPE) of 2.0% and 1.2% respectively; the LSTM model predicts turbine power and steam temperature with MAPEs of 1.5% and 0.3% respectively; SHAP attribution analysis yields a MAPE of 0.21% for heat recovery steam generator steam temperature. After optimizing the performance trend anomalies of the heat recovery steam generator, the reheat steam temperature and high-pressure main steam temperature can be increased by an average of 2.30 ℃ and 4.68 ℃ respectively under steady-state conditions, and steam cycle output can be increased by an average of 2.96 MW under steady-state conditions.

Key words: Combined cycle power plant; peak load operation; long short-term memory network; SHAP analysis; random forest; Anomaly Diagnosis

电厂的状态监测是保障安全经济运行的基石，其核心状态参数的准确获取是故障诊断和性能优

收稿日期：XXXX-XX-XX 网络首发日期：XXXX-XX-XX
基金项目：基于数字孪生的重型燃机健康管理关键技术研究(配套)（T1-25-TYK38）
Supported by：Research on Key Technologies for Health Management of Heavy-duty Gas Turbines Based on Digital Twins (Supporting) (T1-25-TYK38)
第一作者简介：王一丰（1994-），男，博士，主要研究方向为联合循环机组效能诊断与节能优化，ywang058@e.ntu.edu.sg。

化的前提。近年来随可再生能源占比持续提高，联合循环电厂（CCPP）需频繁参与电网调峰。机组负荷指令是电网调度的集中体现，电厂所有子系统的运行意图都围绕负荷指令进行协同调整。因此，在健康状态下负荷指令与关键状态参数之间存在强相关且稳定的映射关系[1]。健康状态下，联合循环机组负荷决定了燃气轮机和蒸汽轮机需要发出的总功率，进而决定了燃料量、给水量等一系列关键操作参数。然而，燃气轮机烟气与余热锅炉侧工质热交换流程的强非线性、设备热惯性、参数响应滞后特性，导致其运行易偏离健康状态，难以实现全面可靠的实时测量或早期预测，传统监控方法在性能劣化和设备老化的故障监测暴露出局限性。目前，数据驱动机器学习技术为解决以上问题提供了有效途径：机器学习模型在健康状态下保持内部平衡关系，一旦某部件发生故障（如换热管微漏、阀门卡涩、传感器漂移），内在的平衡就会被打破从而预警异常。多变量时序深度学习算法能捕捉机组运行数据的长期依赖模式，输出异常标注特征值后，再输入强解释性的传统机器学习算法中进行判定，往往能取得更佳诊断效果和泛化能力。

国内外学者已开展了利用环境参数和背压预测 CCPP 整体功率的研究，模型预测达到了较高的准确度。Chen 等人[2]基于 CCPP 两年历史数据使用多种机器学习算法优化辅助设备的控制。Anđelić 等人[3]使用随机超参数搜索方法（RHVS）预测了 CCPP 功率和效率。Zhang 等人[4]使用了支持向量回归等机器学习算法模型预测联合 CCPP 功率。Aslan 等人[5]使用深度神经网络（DNN）模型预测 CCPP 功率受海水温度变化影响。Arferiandi 等人[6]、Xezonakis 等人[7]、Zhao 等人[8]、Saleel 等人[9]使用人工神经网络（ANN）模型预测 CCPP 发电功率。Pachauri 等人[10]使用支持向量回归（SVR）和决策树（DT）预测 CCPP 功率。Adeel 等人[11]使用反向传播神经网络预测 CCPP 功率。Qu 等人[12]使用随机森林算法（Random Forest）和堆叠集成超参数优化方法预测 CCPP 功率。Yi 等人[13]基于 Transformer 和 DNN 预测 CCPP 功率。Wang 等人[14]采用 DNN 和长短期记忆网络（LSTM）等算法预测 CCPP 效率。Danish 等人[15]使用逻辑回归（Logistic Regression）等算法预测 CCPP 功率。Siddiqui 等人[16]使用 K-Nearest 等五种机器学习算法预测 CCPP 功率。Santarisi 等人[17]利用山脊回归（Ridge Regression）等算法预测 CCPP 功率。Garcá 等人[18]使用多元自适应回归（MARS）计算 CCPP 功率。

目前也有很多燃气轮机或者余热锅炉性能状态监测的模型研究。谢岳生[19]使用人工神经网络算法进行燃气轮机压气机典型故障预警。李永华[20]采用多层感知机（MLP）、极致梯度提升（XGBoost）等建立燃气轮机性能劣化模型。国洪立[21]使用主成分分析（PCA）和 LSTM 建立余热锅炉蒸汽温度和压力预测模型。李杨[22]建立了 PCA 结合最小二乘支持向量机（LSSVM）预测余热锅炉效率。华心果[23]使用 SVR 模型分析环境温度和负荷对余热锅炉效率的影响。随明鑫[24]基于双群体学习改进粒子群优化算法(TSL-IPSO)建立 CCPP 机组负荷辨识模型。黄忠胜[25]利用退火粒子群优化（SA-PSO）方法诊断燃气轮机气路故障。此外还有针对燃煤机组的机器学习预测模型研究，钱虹[26]提出了基于 PCA 的磨煤机故障诊断预警方法。安吉振[27]建立了多元状态估计（MSET）算法磨煤机故障预警模型。余兴刚[28]建立了基于动态记忆矩阵算法的送风机故障预警模型。杨泽华[29]采用 SVR 和 XGBoost 算法构建煤重整产物预测模型。魏小兵[30]建立了 LSTM 超临界锅炉壁温预测模型。金秀章[31]提出了相空间重构(PSR)蒸汽温度预测模型。李永毅[32]建立了联合循环掺氢容量配置优化的 NSGA 算法模型。

综上，虽然已有大量关于联合循环机组状态监测的机器学习模型研究，但是大部分模型仅进行了机组运行性能预测研究，缺少针对多参数时序运行数据的状态异常诊断分析。已有的故障诊断模型由于没有合理选取输入和目标参数，不足以判别异常、劣化和误差，存在训练成本较高、泛化能力较差等问题，导致工程应用不便。因此目前仍缺少“预测→诊断→溯源→验证→优化”完整闭环的早期故障检测诊断模型。为解决以上问题，提出基于数据驱动的“LSTM-Transformer-SHAP”融合模型的余热锅炉异常检测诊断与性能优化框架。

1 研究方法

1.1 模型构建和数据处理

以国内某电厂 1 台 F 级燃气轮机联合循环机组为例，该调峰机组以“早启晚停”方式运行，单机满载发电 400 MW，联合循环效率达 59%。从数据库调取机组在 2022 年 6 月-2023 年 6 月期间（采样频率为 1 分钟）共计约 12 万组历史运行数据（包括

运行和启停），所有采集的数据都经过了分钟级滑动平均滤波器（Moving Average Filter）的降噪清洗。机器学习模型将数据集按时序 6:3:3 的比例划分为训练集（2022 年 6 月-12 月）、验证集（2023 年 1 月-3 月）和测试集（2023 年 4 月-6 月）。余热锅炉的运行数据样本集由炉侧约 200 测点优选和演算获得[33,34]，还根据 NIST REFPROP 和 IAPWS-IF97 标准计算烟气和蒸汽的热量。机组参数见表 1。

表 1 联合循环余热锅炉机组参数

Tab.1 CCPP HRSG parameters

	参数	数值	参数	数值
额定工况	环境温度(℃)	15	环境湿度(%)	60.0
	环境压力(kPa)	101.33	机组功率(MW)	467.3
	排烟平均温度(℃)	596.5	燃气流量(kg/s)	2617.7
	烟囱出口 O2 含量(%)	13.8	烟囱出口烟气温度(℃)	95.3
	高压主蒸汽流量(kg/s)	310.9	高压主蒸汽压力(MPa)	11.3
	高压主蒸汽温度(℃)	567.8	再热蒸汽温度(℃)	568.0
	再热蒸汽压力(MPa)	3.8	中压蒸汽流量(t/h)	54.2
	低压蒸汽流量(t/h)	49.1	低压蒸汽温度(℃)	319.7
	低压蒸汽压力(MPa)	0.98	凝汽器真空(kPa)	7.87
实测最大出力工况	环境温度(℃)	9.85	环境湿度	58.9
	IGV 位置(%)	82.8	机组功率(MW)	458.2
	燃机功率(MW)	317.7	汽机负荷(MW)	142.4
	排烟平均温度(℃)	592.3	燃气流量(t/h)	2359.3
	烟囱出口烟气湿度(%)	7.3	烟囱出口 O2 含量(%)	12.9
	烟囱出口烟气温度(℃)	99.4	高压主蒸汽流量(t/h)	300.3
	高压主蒸汽压力(MPa)	10.2	高压主蒸汽温度(℃)	567.8
	再热蒸汽温度(℃)	566.9	再热器蒸汽压力(MPa)	3.0
	中压蒸汽流量(t/h)	60.1	低压蒸汽流量(t/h)	59.4
	低压蒸汽温度(℃)	308.7	低压蒸汽压力(MPa)	0.70
	高压减温水流量(t/h)	7.2	再热减温水流量(t/h)	0.8
	凝汽器真空(kPa)	7.45	供热流量(t/h)	10.8

1.2 LSTM-Transformer-SHAP 模型搭建

1.2.1 长短时记忆网络预测算法

LSTM 预测模型门控机制（输入门、遗忘门、输出门）能有效捕捉时间序列多参数的长期依赖关系，记忆细胞机制适合分析参数变化的时滞效应。既能跟踪负荷动态变化指令，又能训练长期的性能趋势，在中小型数据集上运算成本较低。

1）遗忘门控制历史信息的保留程度，适应系统动态变化，模拟了热力系统的惯性特性。

$$f_t = \sigma(W_{\mathrm{f}} \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_{\mathrm{f}}) \tag{1}$$

其中h_{t-1}为前一时刻隐藏状态，表征历史运行记忆；x_t为当前输入运行指令与边界条件；W_f，b_{f}为训练的权重和偏置参数；σ为 Sigmoid 函数，将输出值压缩到(0,1)区间；f_t为遗忘门控信号，值越接近 0 表示遗忘越多，越接近 1 表示保留越多。

2）细胞状态更新机组性能系统的长期记忆。

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \tag{2}$$

其中，C_{t-1}为前一时刻细胞状态；C_t为当前时刻细胞状态；$\odot$为哈达玛积逐元素相乘；i_t为输入门控信号，控制信息的纳入比例；$\tilde{C}_t$为候选细胞状态。

1.2.2 Transformer 异常监测算法

Transformer 无监督算法通过 Autoencoder 重构和 Attention 注意力机制，从时序数据依赖关系中识别异常模式，可以从机器学习预测值和实际值的偏差中全局理解并匹配异常点。和常规异常检测算法相比（例如 Isolation Forest、Hotelling、Z-score 等），Transformer 编码器检测到的异常更加全面，训练学习的时序特征包括：

1）趋势特征：上升、下降、平稳

2）周期特征：季节性、周期性

3）统计特征：均值、方差、自相关性

4）动态特征：变化速率、波动模式

用注意力机制来实现 Autoencoder 中的编码器和解码器，以异常点与正常点的比例为统计阈值：

$$\mathrm{Attention}(Q,K,V) = \mathrm{softmax}\left(\frac{QK^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_{\mathrm{k}}}}\right)V \tag{3}$$

$$e_t = \frac{1}{L}\sum_{t-L}^{t-1}\left|x_i - \hat{x}_i\right| \tag{4}$$

其中，Q为当前待诊断的偏差序列矩阵；K为键矩阵，为历史数据库中的偏差序列；V是机组整体负荷实测值作为历史运行水平诊断标签；QK^{T}为当前序列与历史所有序列的相似度。$\sqrt{d_{\mathrm{k}}}$为缩放因子。Softmax为归一化函数，将相似度转化为权重，表示历史序列对当前诊断的贡献度。$\hat{x}_i$ 是重构后的数据；L 是窗口长度；e_t 是重构误差。

1.2.3 随机森林异常解释算法

一旦 Transformer 标注可疑异常点后，为了快速诊断实时数据中异常，需要擅长解释参数间相关性且运算速度更快的机器学习模型。因此评估随机森林、XGBoost、SVR、和线性回归在测试数据集上的预测结果。其中，随机森林通过构建多决策树擅长处理特征之间的交互作用，根据特征标注自动

捕捉潜在的短期依赖关系且不易过拟合。

1）基尼不纯度（Gini）衡量算法

$$\mathrm{Gini}(D)=1-\sum_{i=1}^{z}p_i^2 \tag{5}$$

其中D为输入数据集；z为布尔型人工标记（“正常”为 0，“异常”为 1）；p_i为输入数据集的样本比例；Gini(D)为基尼不纯度，值越小表示数据越“纯”

2）信息增益（IG）能评估使用某个特征f进行数据划分所能带来的不纯度下降程度，能定位对当前异常贡献最大的根源参数。

$$IG(D,f)=\mathrm{Gini}(D)-\sum_{v=1}^{V}\frac{|D^v|}{|D|}\mathrm{Gini}(D^v) \tag{6}$$

其中，f为待评估的输入参数特征；v和 V为特征f的取值数目；|D|和|D^v|为数据集的大小；信息增益值越大表示子节点的纯度提升越大。

1.2.4 SHAP 量化贡献度算法

随机森林模型自带的特征重要性中，正相关和负相关和特征间交互影响未知。因此结合 SHAP（Shapley Additive Explanations）可解释性技术解析模型，能获取多参数特征对预测结果的贡献。每个特征的 SHAP 值表示该特征将预测值从训练样本的基准值向最优水平的加权平均推动量。

$$\phi_i=\sum_{S\subseteq F\setminus\{i\}}\frac{|S|!(|F|-|S|-1)!}{|F|!}[\mathrm{val}(S\cup\{i\})-\mathrm{val}(S)] \tag{7}$$

$$f(x)=E\left[f(x)\right]+\sum_{i=1}^{M}z_i\phi_i(f,x) \tag{8}$$

其中，ϕ_i为特征i的 SHAP 值；F为全部特征的集合；S为特征子集；val(S)为模型对样本x的预测值；val($S\cup\{i\}$)-val(S)是特征i的边际贡献，即加入特征i后预测值的变化；$S\subseteq F\setminus\{i\}$表示遍历所有特征子集的边际贡献；$E[f(x)]$为参数健康值；$f(x)$为参数异常值；$M$ 为样本量。

1.2.5 STL 偏差分解与不确定度分析模型

目标值预测的健康值的偏差经过 STL 分解，全局性能提升和不确定性消除公式如下：

$$\Delta P_{\mathrm{total}}=\sum_{t=1}^{T}\phi_{i,t}\cdot\mathrm{I}(\phi_{i,t}\in\Phi_{\mathrm{ctrl}}) \tag{9}$$

$$\lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\epsilon_t^{\mathrm{unctrl}}=0 \tag{10}$$

其中，P_{total}是时间窗口T内的总发电功率提升；$\phi_{i,t}$是 SHAP 归因；I(·)是指示函数累计可调控参数集合Φ_{ctrl}的贡献，从微观纠正（量变）到宏观性能提升（质变）。不可控因素$\epsilon_t^{\mathrm{unctrl}}$的长期期望值为零。

使用 STL(Seasonal and Trend decomposition using Loess)算法将目标值分解为三个加性分量：

$$P_{\mathrm{actual}}(t)=T(t)+S(t)+R(t) \tag{11}$$

其中，P_{actual}代表目标值（机组功率、蒸汽温度等）；$T(t)$趋势项反映了设备健康状况和整体性能水平，是由可调控参数（如燃料热值异常、余热锅炉结垢、汽轮机通流效率下降）偏离健康值引起的系统性偏差；$S(t)$季节项表示目标值展现出具有一定规律的偏差（如每日调峰时段部分负荷下目标值偏离最优状态）；趋势和周期两项组成了可调控参数集合。$R(t)$残差项代表随机波动和噪声。

$$R(t)=\epsilon_t^{\mathrm{unctrl}}+\epsilon_t^{\mathrm{noise}} \tag{12}$$

其中，$\epsilon_t^{\mathrm{unctrl}}$是由不可控因素（如启停过程中震荡）引起的随机波动；$\epsilon_t^{\mathrm{noise}}$是噪声（测量误差以及计算误差）。季节项$S(t)$具有固定规律且偏差较小，因此消除季节项后参数水平基本不变。反映性能衰减的趋势项$T(t)$经过优化，如果趋势从下降逆转为平稳或上升，即证明系统通过参数优化可以遏制性能衰减。残差项$R(t)$中$\epsilon_t^{\mathrm{unctrl}}$值一般是可以被排除的单点异常，而噪声$\epsilon_t^{\mathrm{noise}}$的消除则需运用更大数据集和更多运算资源。

1.3 建模步骤

模型计算流程如图 1 所示分三步。

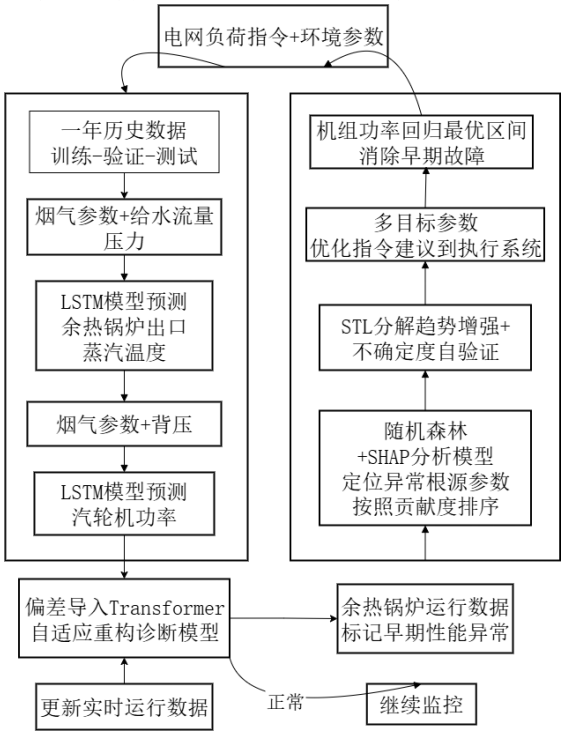


图 1 余热锅炉运行状态预测诊断模型逻辑框图

Fig.1 Logistic chart of prediction and diagnosis model for residual heat boiler operating status

1.3.1 LSTM 预测模型架构

LSTM 模型以环境温度、湿度、压力、IGV 开度及机组负荷为输入参数，训练并预测余热锅炉入口烟气热量；LSTM 模型利用余热锅炉入口烟气流量、温度、含氧量以及凝汽器压力历史数据输入，训练并预测汽轮机功率；LSTM 模型利用余热锅炉入口烟气流量、温度，以及高、中、低压给水的压力和流量历史数据输入，训练并预测出口蒸汽温度；对以上目标参数分别计算预测值和实际值的偏差量，获取机组劣化值的时序数据。

1.3.2 Transformer 诊断模型架构

Transformer 无监督模型根据蒸汽温度和汽轮机出力偏差检测异常，捕捉超出控制限、连续多点超出均值区域等模式，即可判定运行性能出现异常并人工标记健康工况为 0，异常工况为 1。并用 STL 算法将运行数据和预测健康值的偏差按照时间序列分解为周期、趋势、残差三个加性分量。

1.3.3 SHAP 模拟优化模型架构

针对识别出的的布尔型异常数据，输入随机森林模型交叉验证算法，耦合 SHAP 归因并量化各参数的贡献度，得到导致异常的具体根源。对比异常点的趋势项优化前后性能参数，计算全局不确定度的变化量。基于诊断溯源结果给出优化操作指令，如调整给水分配或减温水流量等。

模型由 Python 语言编译并在 Cursor 软件中运行，每次运算基于固定的随机种子并且清除缓存避免泄露。LSTM 模型迭代层数（Epoch）为 10，单次传递给程序用于训练的数据个数（batch size）为 32；Transformer 模型的异常点比例设定为 5%，Epoch 为 15，batch size 为 32；随机森林模型的超参数选取采用网格搜索交叉算法（GridsearchCV）进行优化。烟气和蒸汽、减温水参数 2023 年上半年数据的“验证集+测试集”运行曲线如图 2 所示。

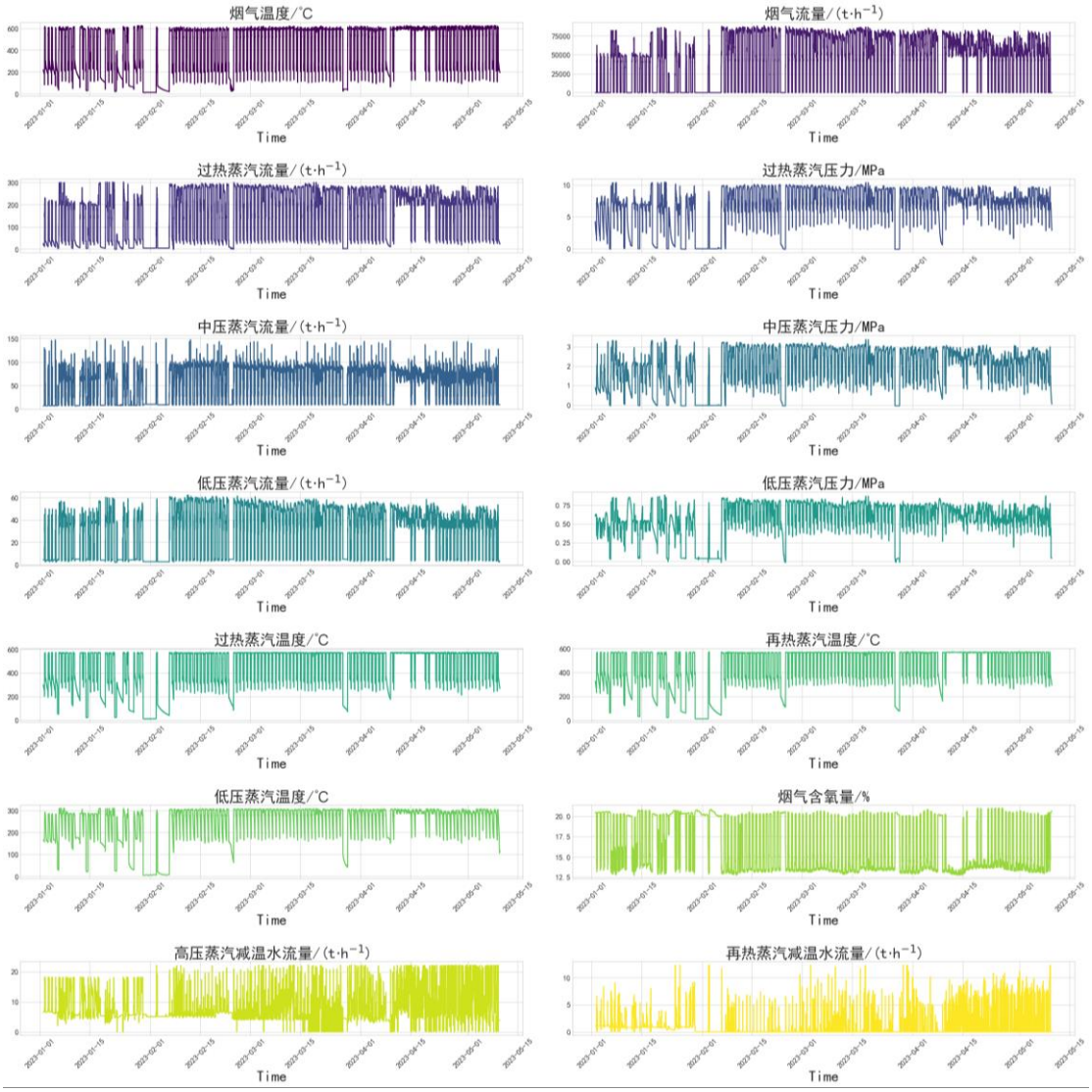


图 2 余热锅炉蒸汽参数运行数据曲线
Fig.2 Exhaust boiler flue gas and steam parameter operating data curves

2 模型计算结果与分析

2.1 LSTM-Transformer 预测-检测模型结果

烟气热量作为燃气轮机输出的能量，将机组负荷指令和环境因素的周期性变化传递给余热锅炉并且影响其运行。蒸汽轮机和燃气轮机气电功率分配是供应商的核心算法，导致汽轮机功率数据并不可靠，但只要在输入余热锅炉的烟气热量符合机组整体符合调度的变化趋势，同时汽轮机功率和机组整体负荷变化趋势一致，LSTM-Transformer 深度学习模型的结果就有效。因此将汽轮机功率与健康值偏差量作为系统级性能预警指标，把蒸汽参数与健康值偏差量作为二级预警指标。

2.1.1 蒸汽循环出力分析

如图 3 所示为 LSTM 模型的余热锅炉入口烟气热量预测值和实际值的时序对比和横纵轴对比图，烟气热量实际值和预测值平均相对偏差 MAPE 为 2.0%，模型预测烟气热量平均运算时间约为 7 分钟。如图 4 所示为 LSTM 模型的汽轮机功率预测值和实际值的时序对比和横纵轴对比图、偏差和误差损失图示。可以看出，LSTM 预测模型误差损失随着迭代次数增加而减小，汽轮机功率出现持续偏差的异常点范围集中在±10MW 之间；预测的汽轮机功率平均相对偏差 MAPE 为 1.5%，模型预测汽轮机功率平均运算时间约为 10 分钟。验证 LSTM 模型预测准确度后，下一小节在近两个月数据的基础上用 Transformer 模型诊断异常。

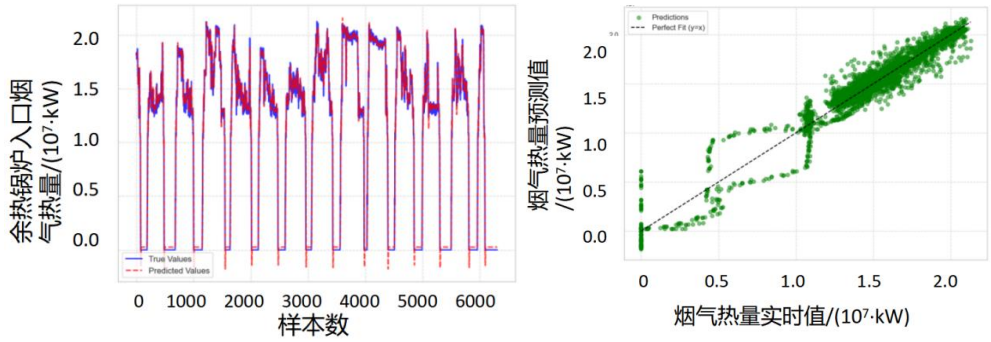


图 3 余热锅炉入口烟气热量运行数据验证集的预测值和实际值对比
Fig.3 Comparisons of predicted and actual values of the gas heat operation data of validation set

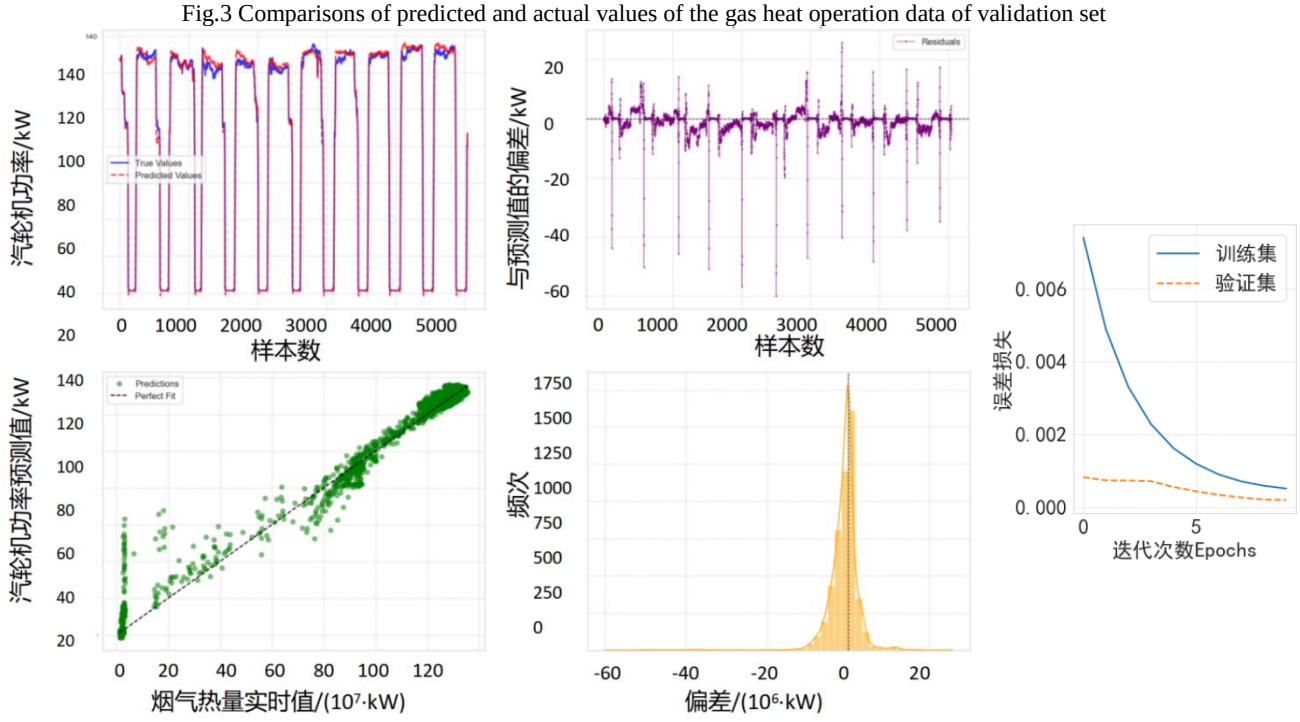


图 4 a)汽轮机功率验证集实际值和预测值随样本数的变化曲线：b)实际值和预测值的偏差随样本数的变化曲线；c)预测值和实际值的对比分布图：d)偏差频次随偏差大小的分布图；e)LSTM 模型误差损失曲线

Fig.4 Steam turbine power: a) Curve of actual and predicted values with the sample number of validation set; b) Curve of deviation between actual and predicted values with the sample number; c) Comparison distribution chart of predicted and actual values; d) Distribution chart of deviation frequency versus deviation magnitude; e) LSTM model error loss curves

2.1.2 蒸汽循环性能分析

由于影响蒸汽循环出力的因素既可能是源自蒸汽参数，也可能是汽轮机性能偏离导致，因此需要进行余热锅炉换热性能分析。如图 5 所示为 LSTM 模型的再热蒸汽热量预测值和实际值的对比，图中左侧为验证集数据，右侧为测试集数据。可见LSTM模型预测准确度在稳态和变负荷工况下都很高，平均相对偏差 MAPE 为 1.2%且相对偏差的最大值没有超过 5%，模型预测再热蒸汽热量平均运算时间约为 15 分钟。如图 6 所示为再热蒸汽温度的预测值和实际值的偏差随时间的变化曲线和频次分布图，从图中可以看出平均相对偏差 MAPE 为 0.3%且相对偏差的最大值小于 2.5%。

如图 7 所示为再热蒸汽温度与健康状态偏差曲线上用 Transformer 模型重构出的异常点，经过 STL 分解出趋势项后用于早期故障检测。从图 7 可见在 2023 年 3 月到 5 月这段时间内，蒸汽温度与健康值偏差的趋势项曲线的汽温在健康状态上下频繁摆动，有多处汽温持续偏离健康状态，因此判断为正、负异常，不论超温和欠温都对设备的安全和能效产生负面影响。再热蒸汽温度偏差分解出的残差项分为幅度较小和幅度较大的单点异常；幅度较大的异常是不可控波动$\epsilon_t^{\mathrm{unctrl}}$；而幅度较小的异常是噪声$\epsilon_t^{\mathrm{noise}}$。此外，季节项偏差的幅度最小，不会直接导致性能异常。

综上所述，发电机组的多参数时序异常检测方法由于没有真实故障数据的验证，对于目标参数的机器学习预测的效果解读其实要分为矛盾的两方面：一方面 LSTM 预测模型的准确度越低，说明再热蒸汽温度运行的健康状态和异常状态的区分却明显；一方面 Transformer 编码器又要从运行数据与健康状态的偏差中提取丰富的时序特征，才能准确剥离并诊断出异常点。因此将 Transformer 模型结果标记目标值异常工况点为 1，人工标记目标值健康工况点为 0，并将该布尔型数据输入随机森林+SHAP 模型，分析汽轮机出力和蒸汽温度与健康状态产生趋势项偏差的原因。

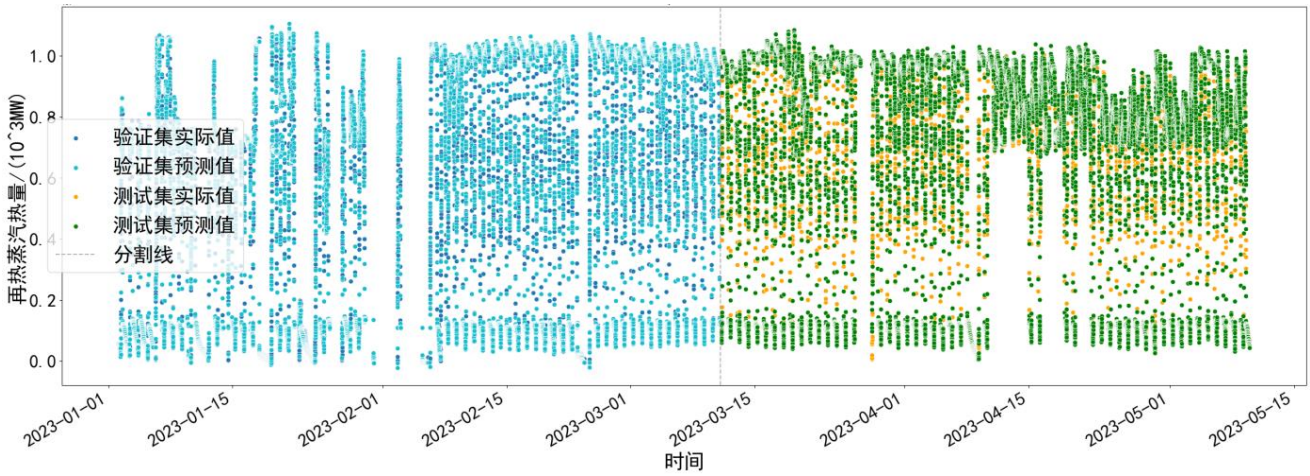


图 5 再热蒸汽热量数据验证集和测试集预测值和实际值对比

Fig.5 Comparison of predicted and actual values for the superheated steam heat data validation set and test set.

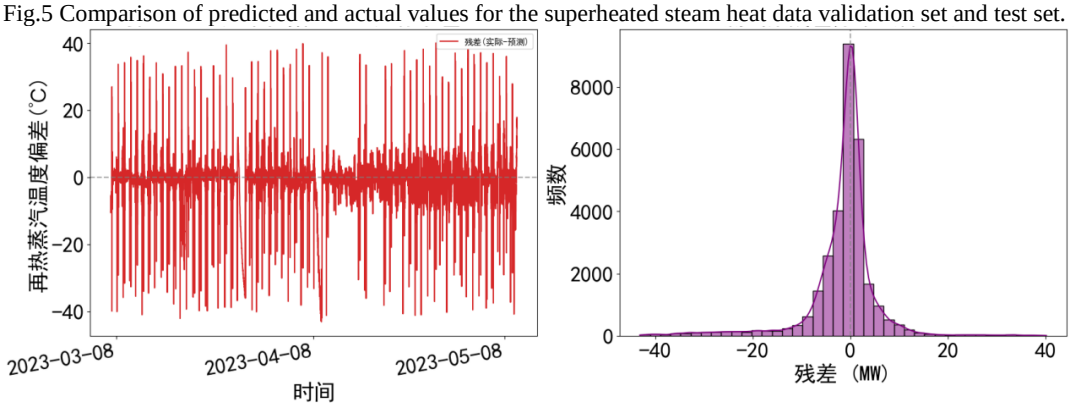


图 6 再热蒸汽温度测试集预测值和实际值的偏差随时间变化和频次分布曲线

Fig.6 Curve of deviation between actual and prediction of reheat steam temperature test set over time and frequency distribution

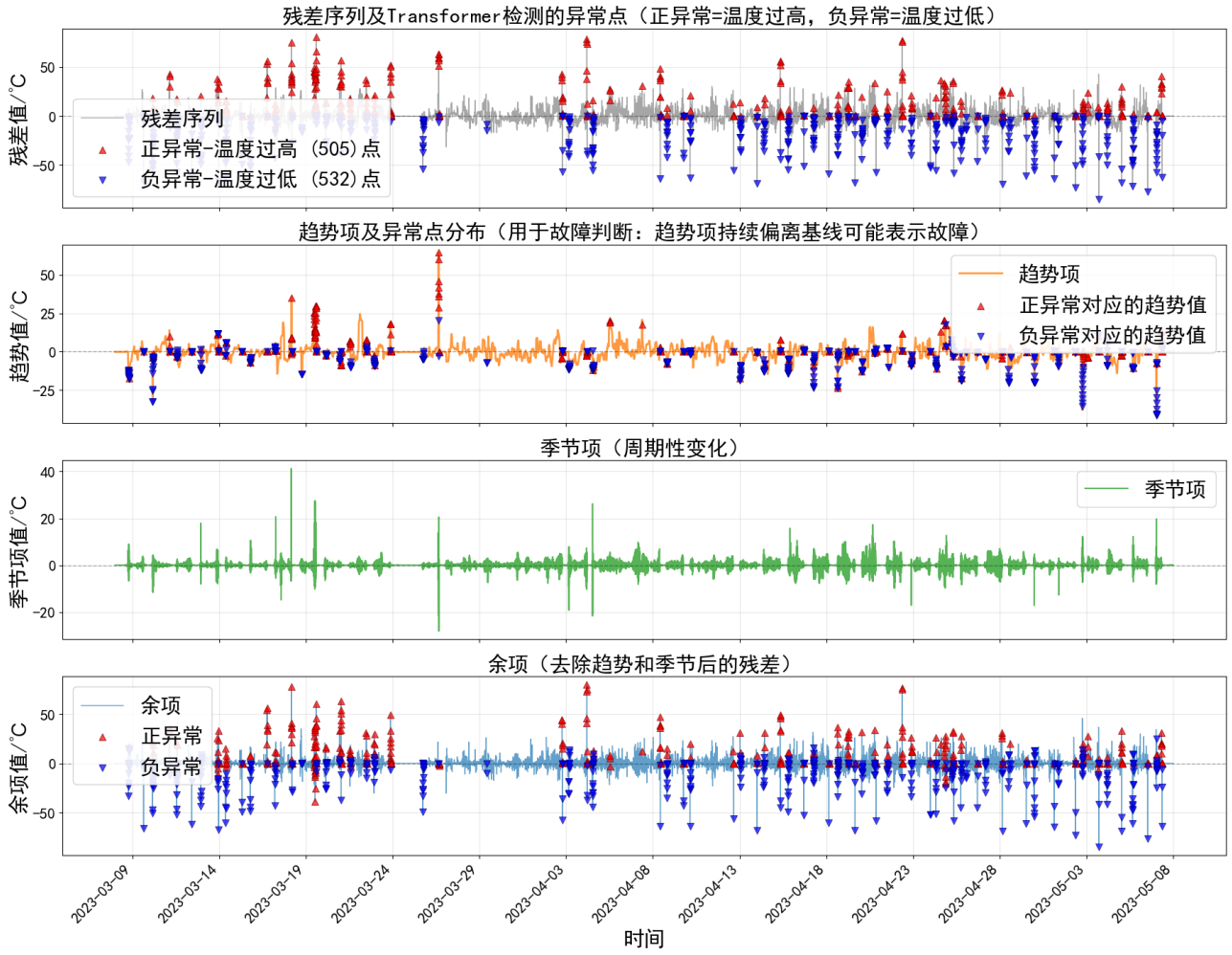


图 7 再热蒸汽温度偏离健康状态偏差的 STL 分解图和 Transformer 重构异常

Fig.7 STL decoupling diagram of reheat steam temperature deviation from healthy state and Transformer reconstruction anomalies

2.2 随机森林-SHAP 诊断-归因模型结果

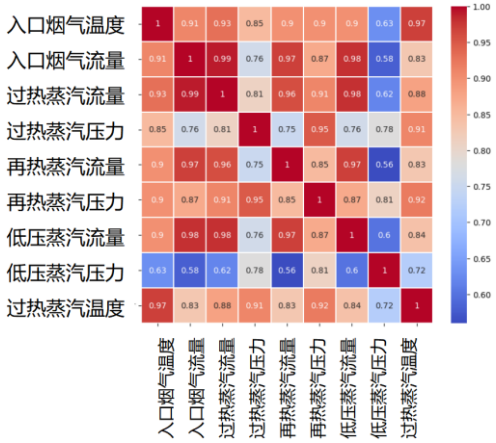


图 8 余热锅炉多参数随机森林交叉验证相关性分析

Fig.8 Cross-correlation analysis of multiple parameters in heat recovery steam generators via random forests

余热锅炉主蒸汽温度与入口烟气温度是强耦合的关系。烟气温度和主蒸汽温度的区别始终很小，导致模型对烟气逐级换热过程的故障不敏感，单分析不同负荷下蒸汽温度无法有效捕捉烟气下游故障，因此利用传统机器学习模型结合 SHAP 算法对余热锅炉蒸汽参数间耦合进行交叉验证。

2.2.1 模型准确度验证

如图 8 所示为余热锅炉多参数相关性分析，排除冗余参数后筛选出了相关性最强的 9 个参数，按照相关性排序前 3 项分别是余热锅炉入口烟气流量、再热蒸汽流量和低压蒸汽流量。如图 9 所示，对比五种机器学习方法在分析再热汽温异常的贡献度时参数交叉验证中的准确度，经对比，随机森林模型的平均绝对误差 MAE 和均方根误差 RMSE 均为最低，分别是 1.2℃和 4.9℃左右，相对误差 MAPE 仅为 0.21%，平均运算时间约为 1 分钟。XGBoost 的性能紧随其后，支持向量回归和线性回归模型在数据集上表现相对较差。因此，选取随机

森林模型并利用 SHAP 方法归因贡献度最大的余热锅炉参数。

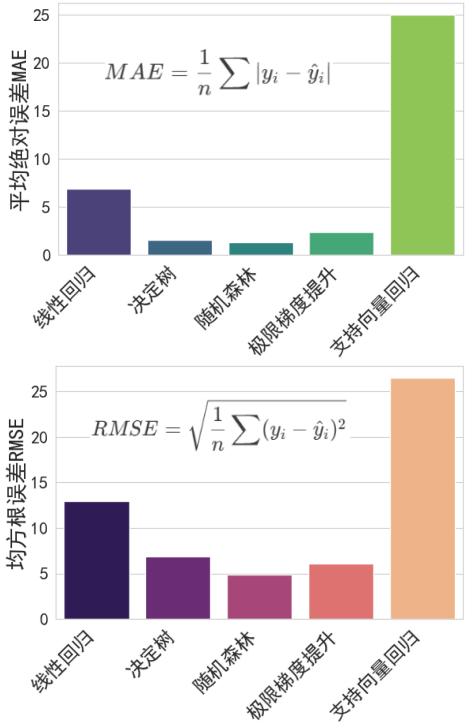
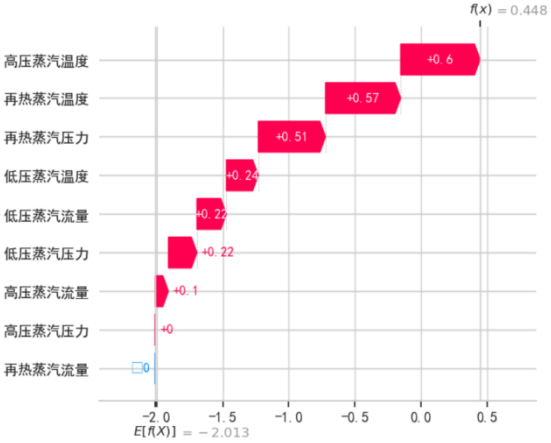


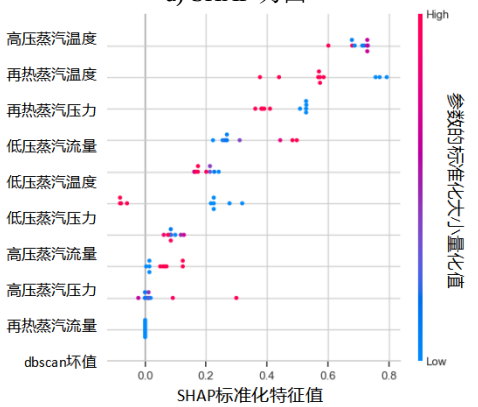
图 9 机器学习模型计算误差对比和选取

Fig.9 Comparison and selection of errors in machine learning model calculations

2.2.2 多参数贡献度分析



a) SHAP 力图

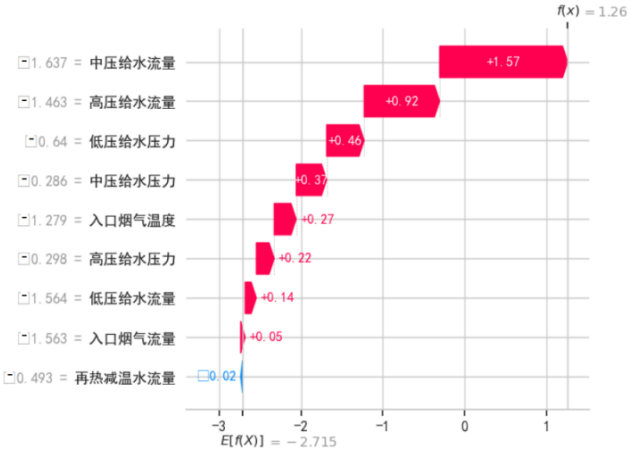


b) 聚合贡献度图

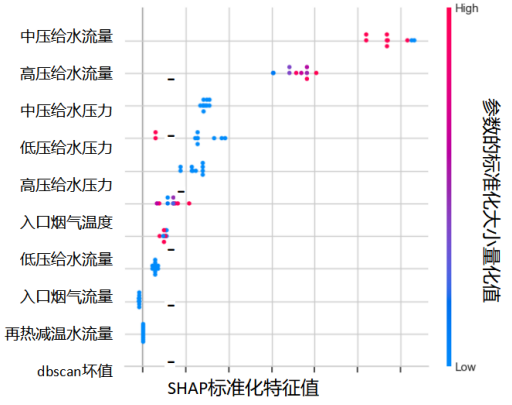
图 10 蒸汽循环出力 SHAP 力图和全局贡献度分析图

Fig.10 Anomalies of steam cycle power output SHAP force plot and contribution analysis chart

SHAP 模型通过交叉检验目标参数异常值和相关参数的关联性，根据目标参数值的全局确定性变化（从健康值$E[f(x)]$到异常值$f(x)$）验证其优化空间。蒸汽参数标准化特征值（=(原始值-平均值)/标准差）往 0 的方向判定为剔除异常，往 1 的方向判定为激化异常）。如图 10 所示为对蒸汽循环出力异常的 SHAP 力图和聚合贡献度分析图。从图 14a 的 SHAP 力值大小分布来看，贡献度最大的参数，前 5 个分别为高压蒸汽温度和再热蒸汽温度，以及再热蒸汽压力，再热蒸汽压力，低压蒸汽流量，而且在蒸汽出力异常中起到的贡献都是激化作用。从图 10a 的 SHAP 力值的正负可见，除了高压蒸汽压力和再热减温水流量以外，蒸汽参数的力值都是红色箭头向右，说明主要的参数异常将出力水平推向出现异常概率更大的方向。从图 10b 的聚合贡献度图可见，红色和蓝色分别代表蒸汽参数比健康值高和低，说明在不同的机组运行负荷水平下，蒸汽循环出力均未达到健康水平。



a) SHAP 力图



b) 聚合贡献度图

图 11 再热汽温异常 SHAP 力图和全局贡献度分析图

Fig.11 Anomalies of reheat steam temperatures SHAP force plot and contribution analysis chart

如图 11 所示为对再热蒸汽温度异常贡献度最大的参数。从图 11a 的 SHAP 力值大小分布来看，前 5 个分别为中压给水流量，高压给水流量，低压给水压力，中压给水压力和高压给水压力。从 SHAP 力值的正负来看，贡献度最大的 8 个参数在再热汽温异常中起到的贡献都是激化作用。从图 11a 中纵坐标给水参数与健康水平的偏差值都是负数可见，给水压力和流量小于预测的健康值。从图 11b 的聚合贡献度图中可见，在不同的机组运行负荷水平下，再热蒸汽温度均未达到健康水平。需要特别指出再热减温水流量变化对目标值异常的影响很小，是因为减温水调节系统受温限控制的反馈被动变化。而烟气温度和烟气流量对异常的贡献属于季节项 $T(t)$，优化系统并不能对其做前馈控制调整。

2.3 可控参数优化效果预估分析

再热蒸汽温度在进行前馈优化剔除异常点前，与机器学习模型根据训练集历史数据预测的健康值的平均偏差为-1.54℃。从测试集数据中将 Transformer 趋势项异常点更新为 LSTM 预测的健康数据，再热蒸汽温度与预测健康值的平均偏差为-0.18℃。因此，将异常偏离预测值的早期故障点消除后，预估再热蒸汽温度平均升高 1.36℃；基于稳态工况筛选后的数据计算结果显示再热主蒸汽温度平均升高 2.30℃。同理，将异常偏离预测值的早期故障点消除后，预估高压主蒸汽温度平均升高 2.66℃；稳态工况下平均升高 4.68℃。

蒸汽循环出力在进行剔除异常点前，与机器学习模型根据训练集历史数据预测的健康值的平均偏差为-3.95MW。从测试集数据中将 Transformer 趋势项异常点更新为 LSTM 预测的健康数据，蒸汽循环出力与预测健康值的平均偏差为-0.99MW。因此，将异常偏离预测值的早期故障点消除后，预估蒸汽循环出力平均升高 1.16MW；基于稳态工况筛选后的数据计算结果显示蒸汽循环出力平均升高 2.96MW。综上论证，将异常点的参数优化至预测的机组健康水平能够提升发电厂运行性能。

2.4 典型故障案例应用

某电厂余热锅炉的油补燃系统在燃料热值不足时喷油以提升热量输入，正常停机时喷油器发生泄漏并积聚在换热器管束表面，高温结焦形成积碳。后来炉内温度点燃了积碳产生局部远超正常工况高温，导致换热器金属管材强度下降直至爆管。本模型通过监测余热锅炉壁温测点，提前发现异常现象导致的换热性能下降的问题，避免故障的发生。

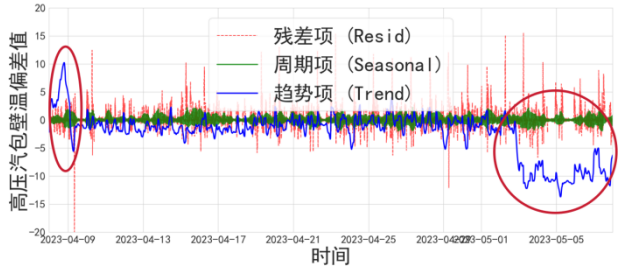


图 12 高压汽包壁温运行数据与健康状态偏差

Fig.12 Deviations of high-pressure drum wall temperature operation data from healthy state

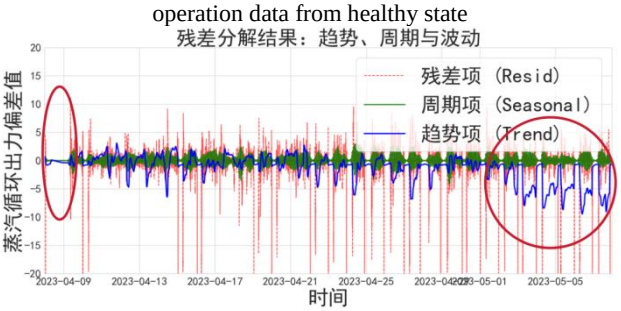


图 13 蒸汽循环出力运行数据与健康状态偏差

Fig.13 Deviations of steam cycle power output operation data from healthy state

如图 12 所示为高压汽包壁温测点和预测值的偏差分解曲线，图 13 是蒸汽循环出力的偏差分解曲线。结合两图可见，从 2023 年 4 月 8 日到 5 月 1 日的数据可以看出，虽然高压汽包壁温的趋势值曲线在 4 月 9 日出现过一次显著异常，但是蒸汽循环出力在对应的时间段无异常或者处于热态停机状态，说明该测点参数表现出潜在隐患；而在 2023 年 5 月 2 日以后的数据中，可以明显看到壁温测点数数据的趋势项偏离健康状态约-10℃，同时蒸汽循环出力的趋势项偏差也出现持续异常，说明该处出现早期故障并排除是单纯测点漂移，应及时实施专家诊断和人工检查与预先维护。值得关注的是，运行数据与健康状态的偏差值在 5 月 2 日前后对比下，季节项并没有出现异常，因此也排除是机器学习模型历史数据训练集缺乏更新所致误报。

3 结论

1）LSTM 预测模型对烟气和蒸汽参数的训练和实时计算的准确性很高，而且 LSTM 时序多参数预测模型对于小数据、算力有限的情况下能快速部署推理。针对燃气轮机、汽轮机和再热蒸汽系统构建的 LSTM 预测模型，其 MAPE 均优于 2%，验证了深度学习在复杂热力系统建模中的有效性。在异常诊断环节，随机森林模型在五种机器学习方法中表现最优（MAPE 为 0.21%）。

2）Transformer 时序无监督检测模型的通过将识别出的异常数据点替换为预测的健康值，系统关

键性能参数得到显著优化。全工况下再热蒸汽温度平均提升了 1.36℃，高压主蒸汽温度平均提升了 2.66℃，蒸汽循环出力平均提升了 1.16MW。作为周期内平均优化效果，在机组满载水平下能使发电效率提高约 0.45%。通过计算全局不确定度验证了模型对异常的准确定位。

3）基于随机森林模型与 SHAP 归因分析，清晰揭示了异常作用机理，前馈优化策略被实证可有效提升运行性能。不仅识别出对蒸汽循环出力异常贡献最大的前五位参数（如高压/再热蒸汽温度与压力），并明确其作用方向均为激化异常；同时揭示了再热蒸汽温度异常的根本原因是蒸汽流量等参数的不足健康水平。验证了机器学习方法能够闭环实现从监测预警到主动优化。

典型案例应用表明，该模型框架的预警时间早于传统绝对值报警。通过抑制可控参数异常，直接提升了设备运行的经济性与安全性。

[参 考 文 献]

[1] MANATURA K, RUMMITH N, CHALERM SINSUWAN B, et al. Gas turbine heat rate prediction in combined cycle power plant using artificial neural network [J]. Thermal Science and Engineering Progress, 2025, 59: 103301.

[2] CHEN Y, HUANG X, LI W, et al. Application of deep learning modelling of the optimal operation conditions of auxiliary equipment of combined cycle gas turbine power station [J]. Energy, 2023, 285: 129331.

[3] ANĐELIĆ N, LORENCIN I, MRZLJAK V, et al. On the application of symbolic regression in the energy sector: Estimation of combined cycle power plant electrical power output using genetic programming algorithm [J]. Engineering applications of artificial intelligence, 2024, 133: 108213.

[4] ZHANG J, ZHANG M, YANG J, et al. Prediction of electricity load generated by combined cycle power plants using integration of machine learning methods and HGS algorithm [J]. Computers and Electrical Engineering, 2024, 120: 109644.

[5] ASLAN A, BüYüKKöSE A O. The Effects of Increasing Ambient Temperature and Sea Surface Temperature Due to Global Warming on Combined Cycle Power Plant [J]. Sustainability, 2025, 17(10): 4605.

[6] ARFERIANDI Y D, CAESARENDRA W, NUGRAHA H. Heat rate prediction of combined cycle power plant using an artificial neural network (ANN) method [J]. Sensors, 2021, 21(4): 1022.

[7] XEZONAKIS V, SAMUEL O D, ENWEREMADU C C. Modelling and Output Power Estimation of a Combined Gas Plant and a Combined Cycle Plant Using an Artificial Neural Network Approach [J]. Journal of Engineering, 2024, 2024(1): 5540010.

[8] ZHAO Y, FOONG L K. Predicting electrical power output of combined cycle power plants using a novel artificial neural network optimized by electrostatic discharge algorithm [J]. Measurement, 2022, 198: 111405.

[9] SALEEL C A. Forecasting the energy output from a combined cycle thermal power plant using deep learning models [J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2021, 28: 101693.

[10] PACHAURI N, AHN C W. Electrical energy prediction of combined cycle power plant using gradient boosted generalized additive model [J]. IEEE Access, 2022, 10: 24566–77.

[11] ASGHAR A, RATLAMWALA T A H, KAMAL K, et al. Sustainable operations of a combined cycle power plant using artificial intelligence based power prediction [J]. Heliyon, 2023, 9(9).

[12] QU Z, XU J, WANG Z, et al. Prediction of electricity generation from a combined cycle power plant based on a stacking ensemble and its hyperparameter optimization with a grid-search method [J]. Energy, 2021, 227: 120309.

[13] YI Q, XIONG H, WANG D. Predicting power generation from a combined cycle power plant using transformer encoders with DNN [J]. Electronics, 2023, 12(11): 2431.

[14] WANG T, YE C, HU H, et al. Accurate Gas–Steam Combined Cycle Efficiency Prediction Based on Neural Network Model [J]. Symmetry, 2025, 17(3): 318.

[15] DANISH M S S, NAZARI Z, SENJYU T. AI-coherent data-driven forecasting model for a combined cycle power plant [J]. Energy Conversion and Management, 2023, 286: 117063.

[16] SIDDIQUI R, ANWAR H, ULLAH F, et al. Power prediction of combined cycle power plant (CCPP) using machine learning algorithm-based paradigm [J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2021, 2021(1): 9966395.

[17] SANTARISI N S, FAOURI S S. Prediction of combined cycle power plant electrical output power using machine learning regression algorithms [J]. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 2021, 6(8): 114.

[18] GARCíA–NIETO P, GARCíA–GONZALO E, PAREDES–SâNCHEZ J, et al. Machine learning model for hourly power forecast in combined cycle plants using MARS and whale optimisation [J]. Thermal Science and Engineering Progress, 2025: 103885.

[19] 谢岳生, 万震天, 李俊昆. 融合热力学模型与人工智能的燃气轮机压气机典型故障预警方法研究 [J]. 热力发电, 2024, 53(03): 117–25.
Xie Yuesheng, Wan Zhentian, Li Junkun, Typical fault warning method of gas turbine compressor combining thermodynamic model with artificial neural network[J]. Thermal Power Generation, 2024, 53(03): 117–25.

[20] 李永华, 陈伟华, 谢英柏. 基于数据驱动的燃气轮机性能监测方法 [J]. 动力工程学报, 2024, 44(12): 1845–53.
Li Yonghua, Chen Weihua, Xie Yingbai. Data-driven Gas Turbine Performance Monitoring Method [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2024, 44(12): 1845–53.

[21] 国洪立, 陈时熠, 唐寅, et al. 基于 PCA-SSA-LSTM 的余热锅炉状态监测模型 [J]. 热力发电, 2023, 52(10): 86–94.

Guo Hongli, Chen Shiyi, Tang Yan, et al. Condition monitoring model of HRSG based on PCA-SSA-LSTM[J]. Thermal Power Generation, 2023, 52(10): 86–94.

[22] 李杨, 蓝茂蔚, 赵国钦, et al. 基于 PCA-PSO-LSSVM 的电站锅炉效率预测模型研究 [J]. 热力发电, 2021, 50(12): 43–50.
Li Yang, Lan Maowei, Zhao Guoqin, et al. Study on prediction model of utility boiler efficiency based on PCA-PSO-LSSVM[J]. Thermal Power Generation, 2021, 50(12): 43–50.

[23] 华心果, 陈时熠, 曹启威, et al. 联合循环机组余热锅炉效率敏感性分析 [J]. 热力发电, 2020, 49(07): 130–6.
Hua Xinguo, Chen Shiyi, Cao Qiwei, et al. Efficiency sensitivity analysis for HRSG of combined cycle unit [J]. Thermal Power Generation, 2020, 49(07): 130–6.

[24] 随明鑫, 康英伟. 基于 TSL-IPSO 的燃气-蒸汽联合循环机组负荷对象模型辨识 [J]. 热能动力工程, 2024, 39(07): 100–6.
Sui Mingxin, Kang Yingwei. Identification of Load Object Model for Gas-Steam Combined Cycle Unit Based on TSL-IPSO [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2024, 39(07): 100–6.

[25] 黄忠胜, 肖旺, 胡振超, et al. 基于 SA-PSO 混合优化算法的燃气轮机气路故障诊断方法研究 [J]. 热能动力工程, 2021, 36(08): 28–32.
Huang Zhongsheng, Xiao Wang, Hu Zhenchao, et al. Study on Gas Path Fault Diagnosis Method of Gas Turbine Based on SA-PSO Hybrid Optimization Algorithm [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2021, 36(08): 28–32.

[26] 钱虹, 张现涛. 基于 PCA-FINCH 的磨煤机故障诊断方法 [J]. 热力发电, 2023, 52(09): 147–54.
Qian Hong, Zhang Xiantao. Fault diagnosis method of coal mill based on PCA-FINCH [J]. Thermal Power Generation, 2023, 52(09): 147–54.

[27] 安吉振, 乔世超, 陈衡, et al. 基于多元状态估计和向量相似度的电站磨煤机故障智能预警研究 [J]. 热力发电, 2022, 51(12): 64–71.
An Jizhen, Qiao Shichao, Chen Heng. Research on intelligent early warning of coal mill failure in power station based on multi-state estimation and vector similarity [J]. Thermal Power Generation, 2022, 51(12): 64–71.

[28] 余兴刚, 王日成, 曾俊, et al. 基于动态记忆矩阵和加权多元状态估计的电站辅机故障预警和定位方法 [J]. 热力发电, 2025, 54(03): 140–9.
Yu Xinggang, Wang Richeng, Zeng Jun, et al. Fault early warning and recognition of power plant auxiliary equipment based on dynamic memory matrix and weighted MSET [J]. Thermal Power Generation, 2025, 54(03): 140–9.

[29] 杨泽华, 景莹莹, 李皓玮, et al. 基于机器学习的煤直接液化石脑油及其重整产物性能评价 [J]. 洁净煤技术: 1–11.
Yang Zehua, Jing Yingying, Li Haowei, et al. Analysis of factors influencing the properties of direct coal liquefaction naphtha and its reforming products [J]. Clean Coal Technology: 1–11.

[30] 魏小兵, 崔智鹏, 徐婧, et al. 基于数据驱动的超临界锅炉受热面壁温预测方法 [J]. 热力发电, 2023, 52(07): 106–12.
Wei Xiaobing, Cui Zhipeng, Xu Jing, et al. Data-driven method for predicting the wall temperature of heating surface of supercritical boilers [J]. Thermal Power Generation, 2023, 52(07): 106–12.

[31] 金秀章, 赵大勇, 赵术善, et al. 基于相空间重构-深度学习的燃煤电厂主汽温预测模型 [J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(10): 3924–34.
Jin Xiuzhang, Zhao Dayong, Zhao Shushan, et al. Prediction Model of Main Steam Temperature of Coal-fired Power Plant Based on Phase Space Reconstruction-deep Learning [J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(10): 3924–34.

[32] 李永毅, 王子晗, 张磊, et al. 风-光-氢-燃气轮机一体化氢电耦合系统容量配置优化 [J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(02): 489–502.
Li Yongyi, Wang Zihan, Zhang Lei, et al. Capacity Allocation Optimization of Integrated Hydrogen-electric Coupling System of Wind-solar-hydrogen-gas Trubine [J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(02): 489–502.

[33]王一丰, 翟春华, 黄庆, 等. 大功率燃气轮机联合循环机组三压再热余热锅炉建模及变负荷运行规律研究. 热力发电, 2023, **52**(12): 79-89.
WANG Yifeng, ZHAI Chunhua, HUANG Qing, et al. Off-design modeling of heat recovery steam generator in heavy-duty gas turbine combined cycle unit and variable load operation research[J]. Thermal Power Generation, 2023, **52**(12): 79-89.

[34]王一丰, 翟春华, 黄庆, 等. 重型燃气轮机联合循环机组三压再热余热锅炉动态建模及运行规律研究[J]. 热力发电, 2024, **53**(11): 89-100.
WANG Yifeng, ZHAI Chunhua, HUANG Qing, et al. Dynamic modeling of heat recovery steam generator in heavy-duty gas turbine combined cycle unit and variable load operation research[J]. Thermal Power Generation, 2024, **53**(11): 89-100.

（责任编辑 XXX）