

基于多物理场耦合与LSTM-Transformer的锅炉超温智能感知模型研究与应用

何 钧¹,游国军²,崔 浩³,高皓威³,马永力³

(1. 国网江西省电力有限公司电力科学研究院,江西 南昌 330096;2. 江西赣能股份有限公司丰城发电厂,江西 宜春 331100;
3. 江西水利电力大学,江西 南昌 330099)

摘 要:针对深度调峰工况下,锅炉瞬态超温风险难以提前感知的行业难题,提出一种基于多物理场耦合模拟与LSTM-Transformer时序预测的锅炉超温智能感知模型。首先,通过锅炉耦合数值,模拟揭示温度动态响应机理,采用主成分分析方法降维提取关键特征;然后,用LSTM捕捉时序数据中的长期依赖关系,利用Transformer自注意力机制,捕捉多维物理变量间的复杂耦合关系,最终实现壁温预测以及超温风险分级。在江西某700 MW超临界机组的应用表明,模型能提前2 min预警到超温事件,预测平均绝对误差值低于0.8℃,决定系数超过0.92,将锅炉壁温管控从“事后波动修正”转为“事前预测调控”。该研究成果为火电机组深度调峰安全运行提供了新的技术路径。

关键词:深度调峰;锅炉超温;智能感知;长短期记忆网络;Transformer

中图分类号:TK 223.7 文献标志码:A 文章编号:1006-348X(2026)03-0036-06

0 引言

在“双碳”目标背景下,我国能源结构加速转型,新能源装机容量快速提升。截至2025年底,风电、光伏发电装机占比已超过40%,电力系统呈现出高比例新能源、高负荷峰谷差、高频率波动的“三高”特征^[1]。火电机组作为电力系统的“压舱石”,正逐步由基荷电源向保障性与调节性并重的电源转型。江西省自2022年起开展统调火电机组灵活性改造和深度调峰认证工作,然而2023年以来,全省已累计发生10余起经深度调峰认证机组的爆管非停事故。

事故分析表明,深度调峰工况下锅炉面临严峻的技术挑战^[2]:一是变负荷速率加快,机组频繁、快速地升降负荷,导致锅炉热力参数剧烈波动;二是低负荷运行使炉膛火焰中心下移、燃烧稳定性变差,受热面吸热不均匀性现象显著增加;三是现有DCS系统仅能实现超温后报警,基于固定阈值的报警方式存在明显的感知盲区,难以对瞬态超温进行早期预警。锅炉爆管引起的非计划停机时

间约占机组停机时间的40%,随着火电机组深度调峰时长逐渐增加,受热面超温爆管问题将日益凸显。

近年来,机器学习为锅炉关键参数的实时预测提供了重要手段,多物理场耦合与人工智能在电力系统中得到广泛应用^[3]。Gupta等提出的四阶段多物理场计算框架可预测炉内烟气温度分布与管壁之间的温度相关性,为传感器设计与安装提供指导^[4];通过耦合计算炉膛燃烧过程与受热面热流密度,可研究燃尽风摆角和减温水流量变化对热力参数分布的影响特性,为特征参数筛选提供依据^[5-6];周钱等通过模拟超临界锅炉水冷壁结垢过程,建立了基于结垢行为的寿命预测模型^[7];梁超等基于神经网络模型对锅炉受热面超温进行了预测研究^[8],验证了数据驱动方法在锅炉热力参数预测中的有效性。

在时序预测与智能感知领域,基于深度学习的数据驱动模型已成为突破锅炉壁温大时滞与非线性限制的核心技术。近年来,多项研究通过优化网络结构显著提升了锅炉关键参数的预测精度。例如,Cheng等提出了一种长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)

收稿日期:2026-04-10

基金项目:国家自然科学基金项目(52568025)。

作者简介:何钧(1979),男,硕士,教授级高级工程师,从事火电厂安全评估、网源协调控制研究。

的改进模型,通过引入层间短跳跃连接有效克服了长序列训练的梯度问题,实验表明,其在锅炉蒸汽温度预测中的平均绝对误差较传统单一LSTM模型降低了11%,为超温预警提供了高精度的实时依据^[9];针对复杂变负荷工况,Li等开发了Transformer与门控循环单元的耦合架构方法,用于多步预测控制,在某300 t/h锅炉的现场验证中,该模型对锅炉壁温实现了0.9℃的低预测误差与0.927的决定系数,不仅较单一模型有明显改进,更使实际锅炉壁温的波动幅度较传统控制降低了40.43%^[10];基于时间戳位置编码和卷积增强注意力的改进Transformer,以及随机相点滚动向量算法的预测方法,均在时序预测任务中表现优异^[11-12];针对锅炉壁温的研究,提出一种基于遗传算法优化超参数的深度神经网络模型,通过构建炉内风煤侧及汽水侧运行参数与屏过管屏出口温度之间的映射关联,可实现对不同负荷工况下屏过温度97.5%以上的准确预测^[13]。这些融合了先进特征提取与物理场机理的前沿研究,为锅炉超温智能感知模型的开发提供了重要技术借鉴。

综上所述,现有研究已形成“机理分析-数值模拟-数据驱动预测”的基本路径,但仍存在多物理场耦合机理与时序预测建模融合不深、对锅炉超温特性建模能力不足的问题。文中研发一套轻量化锅炉超温智能感知模型,突破传统报警局限,实现超温风险的分钟级超前预警,为火电机组深度调峰安全运行提供技术支撑。

1 锅炉超温机理与传统预警技术局限

1.1 深度调峰工况下锅炉超温机理

锅炉受热面超温是一个涉及多物理场强耦合的复杂过程。炉膛内燃料燃烧释放热量,通过辐射和对流方式传递至水冷壁、过热器、再热器等受热面,工质在管内流动吸热,形成锅侧与炉侧的动态耦合。在深度调峰工况下,这一耦合过程的非线性、时滞性特征更加突出。

数值模拟研究表明,锅炉超温的主要影响因素包括:燃烧侧的风煤配比、燃烧器摆角、燃尽风配风方式,以及汽水侧的给水温度、减温水流量、工质流速等。以某超临界锅炉为例,从无垢到垢层厚度1.5 mm的变化过程中,管壁最高温度可从469.09℃升至573.06℃,最大应力从17.4 MPa增至18.8 MPa。这表明,即使微小的工作条件变化,也可能导致壁温显著上升。

在深调工况下,随着机组负荷下降,火焰中心从标

高38 m降至22 m,冷灰斗吸热量增加,水冷壁吸热不均匀性增大。某电厂在28%额定负荷(178 MW)深调工况下,过热器减温系统因压差不足导致减温水喷不进、雾化差,频繁引发屏式过热器壁温超温。这些工程案例揭示了深调工况下超温风险的复杂性与多样性。

1.2 传统超温报警方法的局限性

当前,电厂广泛采用的超温报警机制基于固定阈值判断,当壁温测点数值超过设定限值时触发报警。这种“事后处置”模式存在以下固有局限:

感知盲区问题:固定阈值报警无法感知温度的变化趋势,当温度快速上升时,报警触发时刻往往已接近或达到材料允许的极限温度,留给运行人员干预的时间窗口期极短。

时空分辨率不足:受限于测点布置成本,锅炉受热面上仅能安装有限数量的壁温测点,难以获取完整的壁温场分布信息;炉膛内部高温、高粉尘的恶劣环境也使传统接触式测温方法难以应用。

变工况适应性差:在不同负荷工况下,锅炉热力特性差异显著,固定阈值难以适应全工况运行需求。低负荷时可能频繁误报,高负荷时又可能漏报。

缺乏预测能力:传统方法仅能反映当前状态,无法对未来时刻的壁温变化趋势进行预测,使运行人员只能被动应对而非主动预防。

2 超温智能感知模型的构建

2.1 锅-炉耦合多物理场数值模拟

为揭示深调工况下锅炉壁温动态响应的物理机制,建立目标锅炉的三维流动-燃烧-传热耦合数值模型。模型涵盖燃烧侧与汽水侧两大子系统,燃烧侧包括炉膛内的湍流流动、煤粉燃烧、辐射传热等过程;汽水侧包括工质在过热器管内的流动、相变与换热过程。

锅侧与炉侧的耦合通过壁面热流密度和管壁温度实现迭代计算。炉侧计算获得过热器区域的热流密度分布,作为锅侧计算的边界条件;锅侧计算获得出口蒸汽温度,反馈至炉侧计算中修正物性参数和换热系数。通过这种双向耦合迭代,获得与实测值吻合良好的锅炉壁温响应特性。

基于上述模型,系统仿真分析不同运行参数对锅炉壁温动态响应的影响规律。考虑的工况包括:负荷

变化(30%~100%额定负荷)、煤质波动(发热量、挥发分变化)、燃烧器摆角调整(-30°~+30°)、配风方式变化(燃尽风开度、二次风配比)、减温水流量调节等。数值模拟揭示了各因素对锅炉壁温的影响程度与作用机制:燃尽风摆角变化时,过热器吸热量的变化规律、减温水流量与锅炉壁温的动态响应关系等,为后续模型特征筛选提供了物理依据。

2.2 基于物理信息的特征工程

数值模拟结论为特征参数筛选提供了物理依据。结合现场实测数据的可获取性,确定模型输入特征体系包括三大类:

燃烧侧参数:各给煤机给煤量、一次风量及风温、二次风分配、燃尽风开度、炉膛压力、氧量等。这些参数反映炉内燃烧强度与过热器入口烟气热负荷。

汽水侧参数:给水流量与温度、过热器/再热器减温水流量、主蒸汽压力等,这些参数反映工质侧的吸热状况与调节输入。

锅炉壁温历史序列:锅炉壁温测点的历史时间序列数据,包含温度变化的动态趋势信息。考虑到锅炉壁温系统的大时滞特性,历史窗口长度设置为15 min,以充分捕捉温度变化的惯性趋势。

为了降低多传感器冗余信息导致的训练噪声,针对深度调峰变负荷工况下数据的非线性、非平稳特征,采用主成分分析(principal component analysis, PCA)方法对宽负荷运行数据进行降阶处理。需要说明的是,PCA作为一种线性降维方法,在处理强非线性系统时可能存在信息损失。为验证其适用性,文中对比了PCA与核PCA(kernel principal component analysis, KPCA)在相同数据集上的重构误差:PCA保留95%能量时的重构误差为3.42%,KPCA在相同降维维度下的重构误差为2.98%,两者差异在可接受范围内。考虑到PCA的计算效率和工程部署的实时性要求,最终采用PCA方法,并通过后续的物理信息约束补偿可能的非线性信息损失。通过奇异值分解提取主导模态,在保留95%以上能量的前提下,将高维输入数据降至低维特征空间,既降低模型计算复杂度,又滤除部分噪声干扰。

2.3 融合物理信息的LSTM-Transformer时序预测模型

基于LSTM-Transformer混合架构构建锅炉壁温

时序预测模型,其核心创新在于三个方面:

1) LSTM长期依赖捕捉:锅炉壁温系统具有典型的大时滞特性,历史温度序列中包含重要的趋势信息。LSTM通过门控机制有效捕捉时间序列中的长期依赖关系,对锅炉壁温的惯性趋势进行建模。输入历史温度序列,LSTM层提取时序特征并传递至Transformer层进行全局建模。

2) Transformer全局特征并行处理:在LSTM提取时序特征的基础上,引入Transformer的自注意力机制并行处理全局特征,捕捉不同输入变量之间的复杂耦合关系。针对锅炉热力系统的特性,采用基于时间戳的位置编码机制,将样本信息(小时、日、月)作为位置嵌入融入输入数据,增强模型对时间依赖性的捕捉能力。在多头注意力前引入卷积操作,通过一维卷积提取局部上下文特征,使模型更关注异常变化模式,提升对温度快速上升等异常工况的响应能力。

3) 物理信息嵌入:传统纯数据驱动模型在深度调峰等极端变工况下,由于缺乏物理机理约束,常出现预测结果违背热力学常识的现象。本模型将多物理场耦合规律以软约束的形式嵌入网络的损失函数中,构建了数据与机理双驱动的复合损失函数机制。整体损失函数定义为:

$$L=L_d+\lambda L_p \quad (1)$$

式中: L_d 为数据驱动带来的均方误差损失(MSE),衡量模型预测值与真实测量值的偏差; λ 为动态惩罚权重系数,用于在训练过程中平衡数据拟合与物理约束的强度; L_p 为物理一致性惩罚项。

该模型主要基于受热面的能量守恒定律,构建物理约束方程。在过热器系统中,蒸汽吸收的热量必须等于由烟气侧输入的热量减去各项热损失。模型在预测温度后,将其代入能量守恒偏微分方程的残差计算中,使预测结果满足基本热力学法则。物理损失项的具体计算公式为:

$$L_p = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left\| D_i \cdot \left(h(\hat{T}_{out,i}, P_i) - h_{in,i} \right) - \eta Q_{a,i} \right\|^2 \quad (2)$$

式中: N 为时间步长或批次样本数; D_i 为实时主蒸汽流量; $T_{out,i}$ 为模型预测的锅炉壁温; P_i 为主蒸汽压力; $h(\cdot)$ 为基于国际水和水蒸气性质(IAPWS-IF97)计算状态焓值的非线性映射函数; $h_{in,i}$ 为过热器入口工质焓值; $Q_{a,i}$ 为基于锅炉耦合数值模拟结果与实时运行工况估

算的过热器入口热负荷; η 为传热效率系数。

关于 $Q_{a,i}$ 的获取方式说明:该值并非在线实时计算,而是采用离线-在线相结合的策略。首先,基于2.1节建立的多物理场数值模型,针对30%~100%额定负荷范围内共71个典型工况点(负荷步长1%)进行仿真,建立“运行工况→过热器入口热负荷”的映射数据库。在线推理时,根据当前实测的运行参数(负荷、给煤量、风量等),通过多维线性插值从数据库中快速匹配对应的热负荷值。该方法单次匹配耗时小于5 s,满足实时性要求。对于数据库未覆盖的工况,采用最近邻匹配加物理修正因子的方式估算。

融合物理信息的LSTM-Transformer时序预测模型预测流程如图1所示。具体步骤如下:

步骤1:数据采集与预处理。以10 s为周期采集DCS系统的实时运行数据,包括燃烧侧参数、汽水侧参数及壁温历史序列。

步骤2:PCA降维。对高维输入特征执行PCA降维,保留95%能量,输出低维特征向量。

步骤3:LSTM时序编码。将降维后的特征序列输入LSTM层,捕捉长期依赖关系,输出时序隐含状态。

步骤4:卷积增强注意力。对LSTM输出进行一维卷积提取局部上下文,输入Transformer多头注意力层进行全局特征交互。

步骤5:壁温预测输出。通过全连接层输出未来2 min的壁温预测值。

步骤6:物理一致性校验。计算预测值对应的物理损失,与数据损失加权形成总损失。

步骤7:风险分级与预警。将预测壁温与安全阈值比对,生成不同等级预警信号推送至DCS。

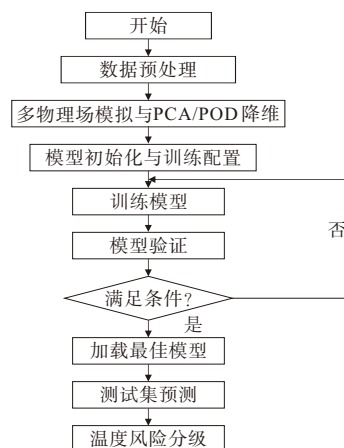


图1 模型预测流程图

3 模型预测结果与分析

3.1 模型训练与优化

1) 数据预处理:以江西某电厂700 MW超临界机组历史运行数据为例,机组的锅炉本体由上海锅炉有限公司设计制造,为超临界参数变压运行螺旋管圈直流炉,单炉膛、一次再热、平衡通风、露天布置、固态排渣、全钢构架、全悬吊结构Π型炉,采用四角切圆燃烧方式。锅炉型号为:SG2102/25.4-M959。数据集为2022年3月1日至30日共30天的历史运行数据,10 s采样,总样本量约259 200条,数据涵盖不同负荷工况下的运行记录,包含多次超温事件的完整过程。数据预处理包括异常值剔除(3 σ 原则)、缺失值插补(线性插值和前向填充)、归一化(Z-score)等步骤,随后将处理好的数据集按照时间顺序划分为训练集70%、验证集15%、测试集15%。

2) 多物理场模拟与PCA降维:结合前述多物理场数值模拟确定的高敏感度物理量,提取对应的21维监测数据。执行PCA降维处理,在保留95%以上核心能量的前提下将维度降至11维,降维后模型训练时间缩短约42%。

3) 模型初始化与训练配置:采用滑动窗口方式构造样本集,输入窗口长度为15 min(90个时间步),输出窗口为未来2 min(12个时间步)。初始化LSTM-Transformer模型参数:LSTM隐藏层维度128,Transformer层数4,注意力头数8,前馈网络维度512。设定Adam为优化器,初始学习率为0.001,批大小设为128,早停轮数为20。

4) 模型训练与验证迭代:将划分好的训练集输入网络进行训练,每轮结束后使用验证集进行验证。计算验证集的均方误差损失(MSE),若连续20轮验证损失不下降则停止训练,保存最优模型。

5) 加载最佳模型与测试集预测:训练达标后,加载最佳模型参数,对未参与训练的测试集进行预测。

6) 温度风险分级:将模型输出的锅炉壁温预测序列引入评价模块,与机组安全运行设定阈值进行动态比对,执行温度风险分级(注意级、报警级、危险级)。依据偏离程度生成不同等级的预警信号,并实时推送至DCS工作站,指导运行人员提前干预。

结合表3的评价指标与图4、图5的预测曲线可以看出,在保证各模型包含相同附加组件的前提下,文中提出的LSTM-Transformer混合模型在两类测试集的所有评价指标与动态跟随效果上,均显著优于单一的LSTM与Transformer模型。在预测精度方面,测试集1中混合模型的MAE较LSTM降低了29.06%,较Transformer降低了36.62%;RMSE较LSTM降低了21.85%,较Transformer降低了26.77%。对于测试集2,混合模型的预测精度依然大幅领先于两个单一基线模型。

在拟合效果与泛化能力方面,混合模型的 R^2 展现出明显优势,特别是在测试集2中,单LSTM与Transformer模型的预测性能出现显著衰减(R^2 均降至0.9以下),而文中混合模型仍能保持0.9395的高拟合度,充分证明了混合架构在应对复杂变工况时具备卓越的泛化能力。

上述消融实验与模型对比结果充分表明,融合物理信息的LSTM-Transformer模型在深度调峰复杂工况下具备显著的优越性与较高的工程适用性,能够为火电机组锅炉壁温的超前预测与智能调控提供可靠的技术支撑。

5 结语

文中针对深度调峰工况下锅炉壁温预测难题,研发了基于多物理场耦合与LSTM-Transformer的智能感知模型。主要结论如下:

1) 锅-炉耦合多物理场数值模拟能够揭示深调工况下影响锅炉壁温动态响应的关键因素,为智能建模提供物理依据。燃尽风摆角、减温水流量、煤质特性等因素对锅炉壁温响应特性具有显著影响。

2) 基于PCA降维处理和融合物理信息的LSTM-Transformer混合架构的时序预测模型,结合时间戳位置编码、卷积增强注意力和物理信息嵌入,实现了锅炉壁温未来2 min的精准预测与风险分级。消融实验验证了各组件均对性能有正向贡献,其中物理信息嵌入的贡献最为显著。

3) 应用表明,模型预警提前时间平均达2 min,MAE低于0.8 °C, R^2 超过0.92,有效支撑运行人员提前干预,实现了从“事后处置”到“事前预警”的转变。

展望未来,将进一步推动数据驱动模型与锅炉物理机理的深度融合,提升模型在全工况下的普适性与适应性。一方面,通过跨机组迁移学习,让已有模型经少量微调即可快速适配不同容量、不同锅炉类型的新机组;另一方面,通过边缘计算部署,将模型压缩简化后移植到DCS嵌入式模块,满足毫秒级实时推理需求。

参考文献:

- [1] 严新荣,高翔,于鹏峰,等.燃煤发电机组灵活运行安全性挑战与对策研究[J].中国电机工程学报,2025,45(11):4318-4336.
- [2] 李德波.燃煤电厂深度调峰技术与应用[M].北京:中国电力出版社,2024.
- [3] 方顺利,梅晟东,刘凯,等.面向深度调峰和智能发电的炉膛温度场在线监测及预测综述[J].热力发电,2025,54(04):13-23.
- [4] Gupta T, Rahman M, Jiao X, et al. Four-stage multi-physics simulations to assist temperature sensor design for industrial-scale coal-fired boiler[J].Sensors, 2023, 24(01): 154.
- [5] 郑扬.基于数值模拟的辐射-对流受热面超温实时诊断[D].广州:华南理工大学, 2022.
- [6] 宁新宇,黄鉴,王静远,等.超临界燃煤机组锅炉水冷壁安全运行监测技术应用[J].洁净煤技术,2025,31(增刊2):644-650.
- [7] 周钱,钱进,邓传记,等.超临界锅炉水冷壁结垢模拟及寿命预测[J].贵州大学学报(自然科学版),2025,42(04):34-41.
- [8] 梁超,张钦.基于神经网络模型的锅炉受热面超温预测研究[J].自动化应用,2025,66(11):283-286.
- [9] Cheng Y, Liu X, Wang Z, et al. Dense residual LSTM-attention network for boiler steam temperature prediction with uncertainty Analysis[J]. ACS Omega, 2022, 7(13): 11422-11429.
- [10] Li Q, Zhang H, Sun L, et al. Enhancing efficiency in coal-fired boilers using a new predictive control method for key parameters[J].Sensors, 2026, 26(01): 330.
- [11] Sheng, Wanxing, Yang, et al. Enhanced transformer for multivariate load forecasting: timestamp embedding and convolution-augmented attention[J]. Energies, 2026, 19(03): 596.
- [12] 熊敏,吴文宝.光伏超短期发电量预测算法研究及应用[J].江西电力,2024,48(06):52-57.
- [13] 樊昱晨,周永清,韦昌,等.燃煤锅炉屏式过热器超温预测的数据驱动建模[J].中国电机工程学报,2025,45(19):7634-7644.
- [14] 林枫,丁红蕾,魏超杰,等.基于主成分分析-神经网络的燃煤电厂二氧化碳排放预测[J].中国电机工程学报,2026,46(01):305-314.