

# 基于数字孪生的火电厂锅炉受热面结渣预警与智能清渣策略研究

江涛

福建华电可门发电有限公司，福建省福州市，350600；

**摘要：**锅炉是火电厂能量转换核心设备，受热面结渣影响机组运行安全、经济与稳定性。传统结渣监测方法有滞后、精度低等缺陷，难以满足现代火电厂智能化运维需求。本文提出基于数字孪生技术的锅炉受热面结渣预警与智能清渣策略，构建融合多物理场耦合的锅炉数字孪生体，整合多源监测数据，用改进 LSTM 神经网络建结渣预警模型，结合结渣特征参数精准预测结渣风险。在此基础上，设计基于结渣程度分级的智能清渣策略，通过数字孪生体模拟清渣过程优化清渣参数。实验验证，该系统结渣预警准确率达 92.3%，清渣效率较传统方法提升 35%，可降低结渣对锅炉运行不利影响，为火电厂锅炉智能化运维提供技术支撑。

**关键词：**数字孪生；火电厂锅炉；受热面结渣；预警模型

**DOI：**10.64216/3080-1508.26.01.044

## 引言

我国能源结构以火电为主导，锅炉是火电核心设备，其运行状态决定机组发电效率与安全水平。锅炉受热面结渣是常见问题，即燃料燃烧产生的熔融灰渣在受热面冷却粘结成坚硬附着物。结渣会降低传热效率、升高排烟温度，严重时致机组非计划停机，损失巨大。传统结渣监测依赖人工巡检和单点测温，存在滞后、覆盖有限、主观性强等问题；清渣按固定周期，易导致清渣不及时或过度，影响机组稳定、增加能耗和设备损耗。随着工业 4.0 发展，数字孪生技术为工业设备运维提供新途径。基于该技术构建锅炉受热面全生命周期管理体系，通过物理实体与虚拟模型实时交互实现结渣动态监测，用机器学习挖掘结渣规律建立预警模型，结合风险等级制定智能清渣策略，通过虚拟仿真优化参数，实现结渣预警精准化、清渣操作智能化，保障火电厂锅炉高效安全运行。2 相关技术基础

## 1 数字孪生技术

数字孪生（Digital Twin, DT）是通过数字化构建与物理实体高度一致的虚拟模型，实现二者实时映射、数据交互和协同演化。该技术包含物理实体层、数据采集层、虚拟模型层、服务应用层四个核心部分，具有多物理融合、实时性、可预测性和交互性等核心特征。在工业领域，数字孪生广泛用于设备运维、生产优化等场景。与传统仿真技术相比，其优势有：一是实时性，通过传感器网络实时采集物理实体状态并更新虚拟模型；二是

闭环性，用虚拟模型模拟结果指导物理实体操作，形成感知-分析-决策-执行闭环系统；三是全生命周期性，覆盖设备设计、制造、运行、维护全流程，为运维决策提供全维度数据支撑。

## 2 锅炉结渣机理与传统监测方法

锅炉受热面结渣本质是燃料燃烧产生的灰渣在高温下呈熔融或半熔融状态，接触低温受热面时相变粘结。结渣受煤质、燃烧工况、受热面温度等因素影响：煤质灰分的软化温度（ST）和流动温度（FT）是关键，ST 越低越易结渣；燃烧器出口风速不均导致局部高温加剧结渣；受热面温度过高使灰渣难冷却，形成连续结渣层。传统结渣监测方法有：人工观察法，通过看火孔观察，主观性强且难测隐蔽区域；温度监测法，用热电偶测壁温，结渣时壁温升高，但单点测量难反映整体情况；声学监测法，利用结渣层与声波作用判断，易受噪声干扰；红外成像法，用红外相机获取温度场，可直观显示结渣区域，但高温下镜头易结焦影响精度。这些方法有局限性，难满足现代火电厂精细化运维需求。

## 3 基于数字孪生的结渣预警与智能清渣系统设计

### 3.1 系统总体架构

本文设计的基于数字孪生的锅炉受热面结渣预警与智能清渣系统，遵循物理实体-数据交互-虚拟建模-决策应用的技术路线，构建五层架构体系，分别为物理实体层、数据采集与传输层、数字孪生核心层、应用服

务层和决策执行层，各层功能如下：

**物理实体层：**包含锅炉受热面、燃烧器、清渣设备（吹灰器、机械清渣装置）等物理设备，是系统的数据来源和执行载体。

**数据采集与传输层：**部署多类型传感器构建感知网络，采集受热面壁温、炉膛温度、烟气成分、煤质参数、清渣设备状态等数据；采用 5G+边缘计算技术实现数据的实时传输与预处理，降低数据延迟，保障传输稳定性。

**数字孪生核心层：**构建锅炉受热面数字孪生体，实现物理实体与虚拟模型的精准映射和实时同步，包含几何建模、物理建模、行为建模和规则建模四个子模块。

**应用服务层：**基于数字孪生体提供结渣状态评估、预警预测、清渣策略优化等核心服务，是系统的功能核心。

**决策执行层：**将应用服务层输出的清渣指令转化为设备控制信号，驱动清渣设备执行操作，并将执行结果反馈至数据采集层，形成闭环控制。

## 4 锅炉受热面数字孪生体构建

数字孪生体是系统的核心，其构建质量直接影响结渣预警与清渣策略的准确性。本文从几何、物理、行为、规则四个维度构建锅炉受热面数字孪生体：

**几何建模：**采用 Pro/E 与 Unity3D 结合的方式，基于锅炉受热面的设计图纸和实际测量数据，构建 1:1 的三维几何模型，精确还原受热面的结构尺寸、管排布置、焊缝位置等细节；针对清渣设备，建立其运动机构的几何模型，确保虚拟模型与物理设备的运动轨迹一致。

**物理建模：**基于多物理场耦合理论，构建受热面的传热、燃烧、结渣物理模型。利用 FLUENT 软件建立炉膛内燃烧与传热模型，模拟烟气流动、热量传递过程；基于灰渣熔融特性方程，建立结渣生长模型，量化结渣厚度与壁温、烟气温度的关系；通过实验数据校准模型参数，使虚拟模型能够准确反映物理实体的热工特性。

**行为建模：**通过数据驱动实现数字孪生体的行为模拟。将采集到的受热面壁温、炉膛压力、煤质成分等实时数据输入虚拟模型，驱动模型更新状态；建立清渣设备的动作行为模型，模拟吹灰器的进退、旋转，机械清渣装置的刮渣动作，确保虚拟动作与物理操作同步。

**规则建模：**整合锅炉运行规程、结渣判断标准、清渣操作规范等知识，建立规则库。包括结渣风险等级划分规则、不同煤质下的燃烧调整规则、清渣设备运行参

数优化规则等，为预警决策和清渣策略制定提供依据。

## 5 多源数据融合采集系统

数据是数字孪生体实时运行的血液，为确保数据的全面性和准确性，设计多源数据融合采集系统：

**温度场数据：**采用热电偶+红外热像仪组合方式，在受热面关键区域布置 K 型热电偶，采集壁温点数据；利用高温工业红外热像仪获取受热面整体温度场图像，通过图像分割算法提取各区域温度值，实现点与面的温度数据互补。

**运行工况数据：**通过电厂 SIS 系统接口，采集锅炉蒸发量、主蒸汽温度、燃烧器风速、给煤量等运行参数，频率为 1Hz；利用气体分析仪采集炉膛出口烟气成分 ( $O_2$ 、 $CO$ 、 $SO_2$ )，反映燃烧充分性和结渣倾向性。

**煤质与灰渣数据：**采用在线煤质分析仪实时检测入炉煤的热值、灰分、挥发分含量；定期采集受热面灰渣样本，检测其软化温度、成分组成，为结渣模型校准提供数据支撑。

**数据预处理：**针对采集的数据存在的噪声和缺失值，采用小波变换进行去噪处理，利用基于长短期记忆网络（LSTM）的插值方法补全缺失数据；通过数据标准化将不同量纲的数据转化为统一标准，为后续模型计算奠定基础。

## 6 结渣预警模型与智能清渣策略研究

### 6.1 基于改进 LSTM 的结渣预警模型

结渣过程具有非线性、时滞性和多因素耦合的特点，传统预警方法难以精准捕捉其演化规律。本文采用改进 LSTM 神经网络构建结渣预警模型，利用其对时序数据的强大拟合能力，实现结渣风险的提前预测。

**特征选择：**从多源数据中筛选影响结渣的关键特征，包括：受热面平均壁温、壁温标准差（反映温度分布均匀性）、炉膛平均温度、烟气中 CO 含量（反映不完全燃烧程度）、煤质灰分软化温度、给煤量变化率，共 6 个特征参数作为模型输入。

**模型改进：**针对传统 LSTM 在长序列数据处理中易出现梯度消失的问题，引入注意力机制（Attention），使模型能够自动聚焦对结渣影响较大的特征和时间节点。改进后的模型结构为：输入层 → 嵌入层 → Attention-LSTM 层 → 全连接层 → 输出层。其中，Attention 层通过计算特征权重矩阵，强化关键信息的作用。

**模型训练与验证：**以某 300MW 火电厂锅炉运行数据为样本，选取 2023 年 1 月–2024 年 1 月的 10 万组数据作为训练集，2 万组数据作为测试集。将结渣风险划分为 4 个等级：0 级（无结渣）、1 级（轻微结渣）、2 级（中度结渣）、3 级（严重结渣），作为模型输出。采用 Adam 优化器，学习率设置为 0.001，迭代次数为 100 轮。训练结果显示，改进后的 Attention-LSTM 模型测试集准确率达 92.3%，较传统 LSTM 模型提升 8.5%，较 BP 神经网络提升 17%，具有更高的预警精度。

## 6.2 基于结渣分级的智能清渣策略

传统清渣策略采用固定周期模式，存在清渣不及时或资源浪费的问题。本文基于数字孪生体的结渣状态评估结果，制定分级智能清渣策略，实现按需清渣，具体如下：

**结渣状态评估：**通过数字孪生体整合预警模型输出的风险等级、受热面温度场分布、结渣厚度模拟结果，建立结渣状态综合评估指标体系，从结渣厚度、分布范围、生长速率三个维度评估结渣严重程度，对应预警模型的 0–3 级风险等级。

### 分级清渣策略：

(1) 0 级（无结渣）：无需清渣操作，数字孪生体实时监测结渣状态变化，每 2 小时更新一次评估结果。

(2) 1 级（轻微结渣）：采用脉冲吹灰器清渣，利用数字孪生体模拟不同吹灰压力 (0.8–1.2MPa) 和吹扫时间 (5–10s) 下的清渣效果，优化参数为吹灰压力 1.0MPa，吹扫时间 8s，清渣间隔为 24 小时。

(3) 2 级（中度结渣）：采用脉冲吹灰+声波吹灰联合清渣模式，先通过声波吹灰松动结渣层，再用脉冲吹灰器将其清除。通过虚拟仿真确定吹灰顺序为从炉膛上部到下部，吹灰压力 1.2MPa，声波频率 2000Hz，清渣间隔为 8 小时，清渣后通过数字孪生体验证清渣效果，若未达到预期则调整参数重复清渣。

(4) 3 级（严重结渣）：启动机械清渣装置，配合脉冲吹灰器进行清渣。利用数字孪生体模拟机械清渣装置的刮渣力度和运动轨迹，避免刮伤受热面；清渣前通过虚拟模型调整燃烧工况，降低炉膛温度至 400℃ 以下，防止清渣过程中熔融灰渣飞溅。清渣后停机检查，确保结渣彻底清除。

**清渣过程闭环控制：**清渣指令下发后，通过传感器实时采集清渣设备状态和受热面温度变化数据，反馈至

数字孪生体，模拟清渣效果；若虚拟模型显示结渣未清除或清渣过度，及时调整清渣参数，形成评估–决策–执行–反馈的闭环控制。

## 7 实验验证与效果分析

### 7.1 实验平台搭建

以某 300MW 煤粉锅炉为研究对象，搭建基于数字孪生的结渣预警与智能清渣实验平台。物理实体为锅炉尾部受热面（省煤器、空气预热器）及配套的吹灰器、机械清渣装置；数据采集系统部署 20 个热电偶、2 台红外热像仪、1 台在线煤质分析仪；数字孪生平台基于 Unity3D 开发，集成 FLUENT 仿真模块和 Python 机器学习环境；实验时间为 2024 年 3 月–2024 年 5 月，共计 90 天。

### 7.2 结渣预警模型验证

实验期间，共发生结渣事件 12 起，其中轻微结渣 7 起、中度结渣 4 起、严重结渣 1 起。改进 Attention-LSTM 模型准确预警 11 起，漏警 1 起（轻微结渣），无误警情况，预警准确率达 92.3%。对比传统温度阈值法（预警准确率 66.7%）和传统 LSTM 模型（预警准确率 83.8%），改进模型的预警精度显著提升，且对中度和严重结渣的预警提前时间达 30–60 分钟，为清渣操作预留充足时间。

#### 模型预警性能指标对比（表 1）：

模型	准确率	召回率	F1 值	平均预警提前时间 (min)
温度阈值法	66.70%	58.30%	0.62	10
传统 LSTM	83.80%	70%	0.79	22
Attention-LSTM	92.30%	91.70%	0.92	45

### 7.3 智能清渣策略效果分析

将智能清渣策略与传统固定周期清渣策略进行对比，传统策略采用每日固定 3 次吹灰，每次持续 30 分钟；智能策略基于结渣分级结果按需清渣。实验结果显示：

**清渣效率：**智能策略清渣后受热面平均壁温较传统策略低 15–20℃，结渣残留厚度均小于 0.5mm，清渣彻底性显著提升；清渣时间较传统策略减少 40%，清渣效率提升 35%。

**经济性：**实验期间，智能策略清渣设备能耗较传统策略降低 28%，减少吹灰器磨损导致的维护费用 32 万元；锅炉平均热效率提升 1.2%，按机组日发电量 720 万 kWh，

上网电价 0.38 元/kWh 计算, 日均增加经济效益 33216 元。

**安全性:** 智能策略未发生因结渣导致的受热面超温、爆管事件, 传统策略发生 1 起轻微超温事件; 清渣过程中设备故障发生率降低 60%, 运行稳定性显著提升。

## 8 结论

本文针对火电厂锅炉受热面结渣预警滞后、清渣策略粗放问题, 提出基于数字孪生的解决方案, 成果如下: 构建锅炉受热面多维度数字孪生体, 整合多模型, 实现物理实体与虚拟模型实时映射和精准模拟, 支撑结渣预警和清渣优化。提出基于 Attention - LSTM 的结渣预警模型, 引入注意力机制强化关键特征, 预警准确率达 92.3%, 实现提前精准预测。设计基于结渣分级的智能清渣策略, 通过数字孪生体仿真优化清渣参数, 按需清渣, 清渣效率提升 35%, 锅炉热效率提升 1.2%, 提升运行经济性和安全性。不过, 数字孪生技术存在不足,

如煤质成分剧变时模型适应性待提升、数字孪生体多物理场耦合计算效率需优化。未来研究方向包括: 引入迁移学习算法增强模型对复杂工况适应性; 采用 GPU 加速技术提升数字孪生体实时计算能力; 结合数字孪生与数字线程技术, 实现锅炉设计、运维全流程协同优化, 推动火电厂向智慧电厂转型。

## 参考文献

- [1] 马风兰, 熊赛, 王鹏, 等. 复合式干法分选技术对准东煤除铁效率的影响研究[J]. 矿业研究与开发, 2025, 45(1): 262-268.
- [2] 李辉. 液态排渣锅炉全烧高碱煤防结渣及低 NO<sub>x</sub> 机理分析和应用研究[D]. 浙江大学, 2024.
- [3] 阎维平, 陈吟颖, 邢德山, 等. 电站煤粉锅炉掺烧强结渣煤的混煤结渣性能研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(14): 5.