

DOI:10.19666/j.rlfid.202607061

面向深度调峰的磨煤机智能诊断与自愈控制 系统研发及应用

梁皓斐¹, 李军¹, 王林¹, 高林¹, 高耀崑¹, 雷杨祥¹, 梁永吉²,
米立海³, 王勇虎², 彭涛³

- (1. 西安热工研究院有限公司, 陕西 西安 710054;
2. 华能铜川照金煤电有限公司, 陕西 铜川 727100;
3. 华能陇东能源有限责任公司正宁电厂, 甘肃 庆阳 745306)

[摘要] 【目的】针对电力调度深度快速变负荷与入炉煤质波动共同作用下, 燃煤机组制粉系统频繁变负荷运行, 易诱发堵磨、断煤故障异常, 传统单点固定阈值报警难以准确报出, 故障诊断与闭环处置滞后等问题, 提出了一种面向堵磨与断煤异常工况的磨煤机智能诊断与自愈控制方法。【方法】基于磨煤机物料平衡、风粉输运和电机负载特性建立关键状态参数模型, 引入非线性状态观测器, 实现磨内原煤存储量和煤粉存储量等不可测状态的在线估计, 并结合差压、电流、出口温度和给煤机瞬时煤量构建了堵磨、断煤故障异常工况判据, 基于模糊量化方法构建堵磨、断煤综合故障指数, 建立早期预警与故障预警分级机制, 设计堵磨和断煤自愈顺控流程, 开发了基于云边协同架构的磨煤机故障诊断与自愈闭环控制系统。【结果】应用表明, 系统能够在异常发展初期识别堵磨和断煤趋势, 并联动煤量、冷热风调节及振打装置投运等措施实现故障自愈; 其中堵磨自愈过程约 10 min, 断煤自愈过程约 5 min, 处置过程中机组主要运行参数扰动较小, 磨煤机关键参数可平稳恢复至正常范围。【结论】研究成果可为电力调度与煤质波动双向扰动下, 煤电机组制粉系统智能诊断、运行风险抑制和少人化控制提供工程参考。

[关键词] 制粉系统; 智能诊断; 自愈控制; 状态观测器

[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 and application of intelligent diagnosis and self-healing control system for coal mills under deep peak shaving

Liang Haoifei¹, Li Jun¹, Wang Lin¹, Gao Lin¹, Gao Yaokui¹, Lei Yangxiang¹, Liang Yongji²,
Mi Lihai³, Wang Yonghu², Peng Tao³

- (1. Xi'an Thermal Power Research Institute Co., Ltd., Xi'an 710054, China;
2. Huaneng Tongchuan Zhaojin Coal & Electricity Co., Ltd., Tongchuan 727100, China;
3. Huaneng Longdong Energy Co., Ltd., Zhengning Power Plant, Qingyang 745306, China)

Abstract: [Objective] Under deep and rapid load changes driven by power dispatch and coal quality fluctuations, pulverizing systems of coal-fired units frequently operate under wide-range variable loads, easily inducing coal blockage and coal interruption faults. These faults are concealed and evolve gradually with hysteretic observable parameters, so traditional fixed-threshold DCS alarms cannot provide accurate early warning, and diagnosis and closed-loop disposal lag behind. To address these problems, an intelligent diagnosis and self-healing control method

收稿日期: 2026-07-24 修回日期: 2026-09-01 接受日期: 2026-09-07 网络首发日期: XXXX-XX-XX

基金项目: 中国华能集团有限公司重点科技项目 (HNKJ25-H22)

Supported by: Key Science and Technology Project of China Huaneng Group Co., Ltd. (HNKJ25-H22)

第一作者简介: 梁皓斐 (2002), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为智慧电站控制技术, lianghaofei@tpri.com。

for coal mill blockage and interruption abnormal conditions is proposed. [Methods] For a medium-speed mill positive-pressure direct-fired pulverizing system, a key state parameter model is built on material balance, air-coal transport and motor load characteristics, describing the dynamic coupling among internal material inventories, differential pressure and mill current. A nonlinear state observer with prediction-correction feedback is introduced to estimate the unmeasurable internal inventories online via the measured mill current residual, and model parameters are identified from healthy operating data by the particle swarm optimization algorithm. Diagnostic criteria integrating virtual material states, model residuals and parameter directionality are then constructed based on differential pressure, current, outlet temperature and instantaneous coal feed rate. Four feature quantities are fused through fuzzy quantification into a continuous comprehensive fault index, and a hierarchical warning mechanism comprising early warning and fault warning is established. Self-healing sequential control procedures for the two faults are designed, with maintenance personnel notification and manual intervention links introduced; a cloud-edge coordinated closed-loop diagnosis and self-healing control system is developed, with modules deployed on a hyper-converged server and linked to the DCS via OPC UA and Modbus TCP. [Results] Validation on a 4 h independent data set shows that the reconstructed current and differential pressure track DCS measurements well, with RMSE of 1.12 A and 0.04 kPa and mean relative errors of 1.9% and 0.72%. Field application on a 1 000 MW ultra-supercritical unit shows that the system identifies blockage and interruption trends at the early fault stage and achieves self-healing by coordinating coal feed adjustment, hot/cold air regulation and vibration device activation. The blockage and interruption self-healing processes take about 10 min and 5 min; the disturbance to main unit parameters is small, and key mill parameters are smoothly restored to normal ranges. A model degradation monitoring and parameter online updating mechanism based on sliding residual windows further ensures long-term model effectiveness. [Conclusion] The proposed method supports the transformation from post-fault alarm to early trend prompting and immediate disposal, providing a reference for intelligent diagnosis, risk suppression and reduced-manpower operation of pulverizing systems under bidirectional disturbances from power dispatch and coal quality.

Key words: pulverizing system; intelligent diagnosis; self-healing control; state observer

随着新能源装机规模持续增长,煤电机组逐步由基荷运行向调峰支撑转变,深度调峰使磨煤机频繁处于宽负荷变工况^[1]。2025年我国煤电发电量仍占总发电量的 51.1%^[2],其安全稳定运行仍具有重要作用。堵磨、断煤具有隐蔽、渐变及外部参数响应滞后等特点,传统固定阈值与单测点报警难以实现早期识别。因此,有必要研究面向深度调峰的制粉系统智能诊断与自愈控制方法。

现有研究主要集中于磨煤机故障诊断与工业过程自愈控制。故障诊断方面,Agrawal等^[3]综述了磨煤机控制与故障诊断方法,Gao等^[4]、Hu等^[5]分别开展了煤粉流量估计、动态建模与故障仿真研究;赵征等^[6]、Yin等^[7]、牛玉广等^[8]进一步引入深度学习、数字孪生和图神经网络等方法,提高了复杂工况下的故障识别与预警能力。自愈控制方面,Liang等^[9]构建了自愈控制理论框架,Tian等^[10]、Du等^[11]、Zhang等^[12]分别从根因推理、状态观测和预测控制角度研究异常恢复。然而,针对制粉系统堵磨、断煤异常,仍缺少异常识别与闭环自愈一体化的工程方法。

本文以中速磨煤机正压直吹式制粉系统为对象,建立基于物料平衡、风粉输运和电机负载特性的关键状态模型,并利用状态观测器在线估计磨内原煤、煤粉存储量;融合差压、电流、出口温度等参数构建堵磨、断煤故障指数及分级预警机制,设计相应自愈顺控策略,并在某 1000 MW 超超临界燃煤机组完成工程应用。

1 面向堵磨与断煤诊断的磨煤机关键状态建模

1.1 制粉系统测点约束与诊断难点分析

典型中速磨煤机正压直吹式制粉系统如图 1 所示。深度调峰过程中,给煤量、一次风量、冷热风配比和出口温度频繁调整,使制粉系统呈现明显的非线性、强耦合和动态滞后特征。

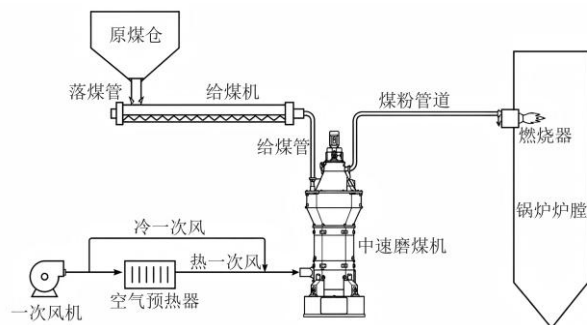


图 1 中速磨煤机正压直吹式制粉系统示意

Fig.1 Schematic of a medium speed mill, positive-pressure, direct-fired milling system

堵磨通常伴随磨内物料积聚、差压和电流升高及出口温度下降；断煤则表现为存煤、电流和差压下降及出口温度升高。现有 DCS 可测瞬时煤量、一次风参数、差压、电流和出口温度等，但磨内原煤、煤粉存储量及出口煤粉流量难以直接测量，制约了堵磨、断煤的早期诊断。

1.2 磨内物料存储状态模型

磨内原煤和煤粉存储量分别表征原煤积存及研磨后煤粉积聚状态，可反映物料输入、研磨和输出间的动态平衡，是堵磨、断煤诊断的关键状态变量。

根据质量守恒关系，磨内原煤存储量动态方程为：

$$\frac{dM_c}{dt} = W_c - k_m M_c \quad (1)$$

式中： M_c 为磨内存储的原煤量，kg； W_c 为给煤机瞬时煤量，kg/s； $k_m M_c$ 为原煤被研磨转化为煤粉的质量流量，kg/s。

磨内煤粉存储量由原煤研磨生成量和一次风携带输出量共同决定，其动态方程为

$$\frac{dM_p}{dt} = k_m M_c - W_p \quad (2)$$

式中： M_p 为磨内煤粉存储量，kg； W_p 为磨煤机出口煤粉流量，kg/s。

出口煤粉流量与磨内煤粉存储量和一次风携带能力有关，可表示为：

$$W_p = k_p M_p Q_a \quad (3)$$

式中： Q_a 为磨入口一次风量，kg/s，由 DCS 实测一次风量经一次风温度和压力校正为质量流量； k_p 为煤粉携带系数，反映一次风携带能力及分离器输送特性。因此，磨内原煤和煤粉存储量可作为堵磨、断煤诊断的核心虚拟状态量。

1.3 差压与电流观测模型

磨煤机差压反映通风阻力和气固两相流输运状态。正常运行时主要受一次风量和物料负载影响，堵磨时由于有效通流面积减小，相同风量下差压升高。为表征堵磨过程中通流能力下降的影响，引入有效通流能力因子 λ ，建立差压观测模型：

$$\Delta p_m = \frac{k_a Q_a^2}{\lambda} + k_b (M_c + M_p) + \varepsilon_p, \quad 0 < \lambda \leq 1 \quad (4)$$

式中： Δp_m 为磨煤机进出口差压，kPa； Q_a 为磨入

口一次风量，kg/s； k_a 为空磨通风阻力系数； k_b 为物料负载阻力系数； ε_p 为 ε_p 测量噪声及未建模扰动项； λ 为磨内有效通流能力因子。正常工况下， λ 接近 1；当磨内出现积粉、堵塞或通道受阻时， λ 减小，表示相同一次风量下通风阻力增大，差压随之升高。

磨煤机电流反映主电机负载变化，是区分堵磨与断煤的重要观测量。电流主要由空载电流和物料负载电流组成，可表示为：

$$I_m = I_0 + k_l (M_c + M_p) + \varepsilon_l \quad (5)$$

式中： I_m 为磨煤机电流，A； I_0 为空载电流，A； k_l 为物料负载—电流敏感系数； ε_l 为测量噪声及未建模扰动项。电流变化方向可与差压、出口温度及虚拟存料状态共同用于区分堵磨与断煤。

1.4 模型参数辨识

上述模型包含研磨转换系数 k_m 、煤粉携带系数 k_p 、通风阻力系数 k_a 、物料负载阻力系数 k_b 、空载电流 I_0 和电流敏感系数 k_l 等参数。这些参数与磨煤机结构特性、磨辊磨损程度、煤质条件和运行方式密切相关，难以完全通过理论计算确定。因此，本文利用机组健康运行历史数据对模型参数进行辨识。

设待辨识参数向量 Θ 为：

$$\Theta = [k_m, k_p, k_a, k_b, I_0, k_l] \quad (6)$$

本文依托某 1000 MW 燃煤机组 DCS 历史数据库，选取 D 磨煤机健康运行数据作为辨识样本，避开停磨、堵磨、断煤及人工强干预时段，采样频率 1 Hz。为避免仅在局部稳态点辨识，采用连续时间序列动态回放辨识：模型输入为给煤机瞬时煤量、一次风量和一次风温度（用于将一次风量校正为质量流量），输出为磨煤机差压与电流。样本覆盖机组负荷 300~950 MW、瞬时煤量 25~80 t/h、一次风量 90~130 t/h、一次风温度 180~250 °C、差压 2.2~5.5 kPa、电流 30~55 A，能够反映深度调峰下磨煤机变负载运行特征。

构建如下综合适应度函数：

$$\varepsilon_p = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [\Delta p_{\text{actual}}(k) - \hat{\Delta p}_{\text{model}}(k, \Theta)]^2} \quad (7)$$

$$\varepsilon_l = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [I_{\text{actual}}(k) - \hat{I}_{\text{model}}(k, \Theta)]^2} \quad (8)$$

$$J(\Theta) = \min_{\Theta} \sqrt{\varepsilon_p^2 + \omega^2 \varepsilon_l^2} \quad (9)$$

式中： N 为采样点总数； $\Delta p_{\text{actual}}(k)$ 和 $I_{\text{actual}}(k)$ 为 k 时

刻的实际差压与电流； $\Delta \hat{p}_{\text{model}}$ 和 $\hat{i}_{\text{model}}$ 为模型预测值； ω 为电流误差权重系数，用于平衡差压和电流误差的贡献。

针对上述多变量强耦合非线性优化问题，采用粒子群优化算法（particle swarm optimization, PSO）寻优^{错误:未找到引用源。}。设置粒子种群规模 50、最大迭代 200 次、惯性权重由 0.9 线性递减至 0.4、个体与群体学习因子均取 2.0；原始 DCS 数据采样频率为 1 Hz；辨识时对连续 8 h 健康运行数据按 24 s 间隔等间隔抽样，共获得 1 200 个样本点，适应度函数由重构差压误差与电流误差加权构成。寻优后的参数辨识结果见表 1，PSO 优化迭代收敛过程如图 2 所示。

表 1 变加载中速磨煤机物理模型的关键参数辨识结果
Tab.1 Key parameter identification results of the physical model of a variable-load medium-speed coal mill

项目	辨识结果
研磨转换系数 $k_m / (\text{s}^{-1})$	0.042
通风阻力系数 $k_a / [\text{Pa} \cdot (\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})^{-2}]$	8.0
物料负载阻力系数 $k_b / [\text{Pa} \cdot (\text{t})^{-1}]$	1.5
空载电流 I_0 / A	28.50
电流敏感系数 $k_i / (\text{A} \cdot \text{t}^{-1})$	4.15
煤粉携带系数 $k_p / (\text{kg}^{-1})$	0.058

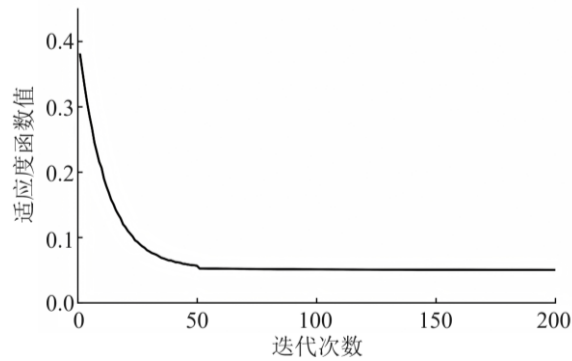


图 2 PSO 优化迭代收敛曲线
Fig.2 Convergence curve of PSO optimization iterations

由图 2 可知，适应度函数在迭代初期快速下降，约 50 代后趋于稳定，最终值约为 0.05，表明参数搜索收敛性良好。

将表 1 的辨识参数代入前文建立的磨内物料状态方程、差压观测模型和电流观测模型，并选取 4 h 未参与参数辨识的独立校验集数据进行动态仿真验证。选取同时间段对应的瞬时煤量、一次风量和一次风温度作为模型输入；模型重构电流、重构差压与 DCS 实测值的对比结果如图 3 所示。

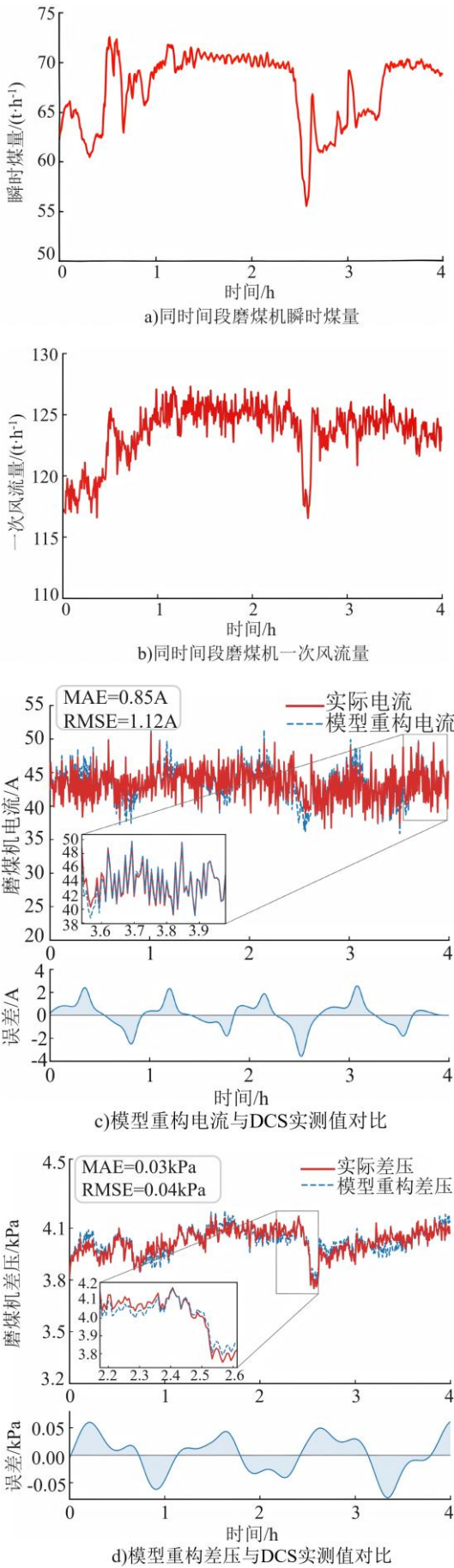


图 3 模型重构电流及差压与 DCS 实测值对比曲线

Fig.3 Comparison of model-reconstructed current and differential pressure with DCS measurements

由图 3 可知,在给煤量和一次风量频繁波动的变工况下,重构电流与重构差压均能较好跟踪 DCS 实测值的波动趋势,表明机理模型可表征磨煤机负载与通风阻力变化的主要动态特性。校验集内重构电流的 MAE 为 0.85 A、RMSE 为 1.12 A、最大相对误差不超过 5%、平均相对误差为 1.9%;重构差压的 MAE 为 0.03 kPa、RMSE 为 0.04 kPa、最大相对误差为 1.92%、平均相对误差为 0.72%。

磨内虚拟存料状态无法直接测量,本文以输出重构与故障机理一致性间接验证:重构输出跟踪 DCS 实测值,且堵磨、断煤过程中虚拟状态变化方向与物料平衡机理及差压、电流、出口温度响应规律一致,可作为异常诊断的状态依据。

1.5 非线性状态观测器设计

机理模型开环积分易受煤质、运行扰动和设备磨损影响产生累积误差,因此引入具有“预测—校正”反馈机制的非线性状态观测器,利用实测磨煤机电流在线修正物料状态。

选取状态向量为: $x = [M_c \ M_p]^T$; 输入向量为: $u = [W_c \ Q_a]^T$; 观测输出选取磨煤机电流: $y = I_m$ 。

根据磨内物料动态模型和电流观测模型,构建非线性状态观测器:

$$\dot{\hat{x}} = f(\hat{x}, u) + L(y - \hat{y}) \quad (10)$$

$$\hat{y} = h(\hat{x}, u) \quad (11)$$

式中: $x = [M_c, M_p]^T$ 为磨内原煤存储量和煤粉存储量估计值; $\hat{y}$ 为模型重构电流; L 为观测器增益矩阵; $y - \hat{y}$ 为电流观测残差。

结合物料状态和电流模型,得观测器展开式:

$$\begin{cases} \frac{d\hat{M}_c}{dt} = W_c - k_m \hat{M}_c + l_1 (I_{\text{actual}} - \hat{I}_{\text{model}}) \\ \frac{d\hat{M}_p}{dt} = k_m \hat{M}_c - k_p \hat{M}_p Q_a + l_2 (I_{\text{actual}} - \hat{I}_{\text{model}}) \end{cases} \quad (12)$$

$$\hat{I}_{\text{model}} = I_0 + k_I (\hat{M}_c + \hat{M}_p) \quad (13)$$

式中: I_{actual} 为 DCS 实测磨煤机电流; $\hat{I}_{\text{model}}$ 为模型重构电流; l_1 、 l_2 为观测器校正增益。

电流残差为正时观测器上调物料状态估计值,为负时下调,从而获得磨内原煤和煤粉存储量的在线虚拟测量值。

2 堵磨与断煤异常工况判据设计

2.1 典型异常工况特征分析

堵磨与断煤典型特征如表 2 所示。两类异常在虚拟存料量、差压、电流和出口温度上的变化方向存在明显差异,因此采用“虚拟状态+模型残差+参数方向性”的多参数融合判据实现早期识别。

表 2 堵磨与断煤异常工况特征响应规律
Tab.2 Characteristic response rules of coal blockage and coal interruption abnormal conditions

磨煤机参数/异常工况	堵磨	断煤
给煤机瞬时煤量 W_c	正常或偏高	降低或中断
原煤存储量 M_c	升高	快速下降
煤粉存储量 M_p	升高	下降
差压 Δp_m	升高	降低或波动减弱
电流 I_m	升高	下降
出口温度 T_{out}	降低或迟滞	升高

2.2 堵磨异常工况判据

堵磨异常的核心特征是磨内物料持续积聚和通风阻力异常增大。定义磨煤机差压残差为:

$$r_p(k) = \Delta p_{\text{actual}}(k) - \Delta \hat{p}_{\text{model}}(k) \quad (14)$$

式中: $\Delta p_{\text{actual}}(k)$ 为第 k 个采样时刻 DCS 实测磨煤机差压, $\Delta \hat{p}_{\text{model}}(k)$ 为模型重构差压。

定义磨内总存料量为:

$$\hat{M}_{\text{sum}}(k) = \hat{M}_c(k) + \hat{M}_p(k) \quad (15)$$

当堵磨趋势出现时,总存料量 $\hat{M}_{\text{sum}}(k)$ 持续升高,差压残差 r_p 转为持续正偏,出口温度 T_{out} 下降或响应迟滞。据此建立堵磨异常判据:

$$\begin{cases} \hat{M}_{\text{sum}}(k) > M_{\text{thr}} \\ r_p(k) > r_{p,\text{thr}} \\ \frac{d\hat{M}_{\text{sum}}(k)}{dt} > 0 \\ \frac{dT_{\text{out}}(k)}{dt} \leq 0 \end{cases} \Rightarrow F_b = 1 \quad (16)$$

式中: M_{thr} 为磨内总存料量预警阈值; $r_{p,\text{thr}}$ 为差压残差阈值; F_b 为堵磨异常标志位。

2.3 断煤异常工况判据

按堵塞位置不同,现场断煤主要分为给煤机入口落煤管堵塞和出口给煤管堵塞。前者表现为瞬时煤量快速降至低值,并伴随电流、差压降低及出口温度升高;后者给煤机仍正常运行,但煤流无法进入磨煤机,表现为电流、差压和虚拟原煤存储量下降、出口温度升高。

定义磨煤机电流残差为:

$$r_I(k) = I_{\text{actual}}(k) - \hat{I}_{\text{model}}(k) \quad (17)$$

式中: $I_{\text{actual}}(k)$ 为第 k 个采样时刻 DCS 实测磨煤机

电流, $\hat{I}_{\text{model}}(k)$ 为模型重构电流。

对于 2 种情况, 建立判据为:

$$\left[\begin{array}{l} [W_c(k) < W_{c,\text{low}}] \text{ or} \\ r_I(k) < -r_{I,\text{thr}} \\ r_P(k) < -r_{P,\text{thr}} \\ \frac{dT_{\text{out}}(k)}{dt} \geq 0 \\ \hat{M}_c(k) < M_{c,\text{thr}} \text{ or } \frac{d\hat{M}_c(k)}{dt} < 0 \end{array} \right] \Rightarrow F_C = 1 \quad (18)$$

式中: $W_{c,\text{low}}$ 为给煤机瞬时煤量低限阈值; $r_{I,\text{thr}}$ 为电流负向残差阈值; $r_{P,\text{thr}}$ 为差压负向残差阈值; $T_{\text{out}}(k)$ 为磨煤机出口温度; $M_{c,\text{thr}}$ 为原煤存储量低限阈值; F_C 为断煤异常总标志位。

式(18)中, 第一类条件用于识别入口落煤管堵塞, 第二类条件用于识别出口给煤管堵塞。相关阈值见表 3。

表 3 堵磨与断煤异常工况判据关键阈值取值
Tab.3 Key threshold values of the diagnostic criteria for coal blockage and coal interruption abnormal conditions

参数数值	符号	取值	确定方法
磨内总存料量预警阈值	M_{thr}	8.5 t	健康数据统计
差压残差阈值 (正向)	$r_{P,\text{thr}}$	0.35 kPa	3 σ 原则
电流负向残差阈值	$r_{I,\text{thr}}$	-2.5 A	3 σ 原则
差压负向残差阈值	$r_{P,\text{thr}}$	-0.30 kPa	3 σ 原则
给煤机瞬时煤量低限阈值	$W_{c,\text{low}}$	35 t/h	给煤机最低稳定出力
原煤存储量低限阈值	$M_{c,\text{thr}}$	2.5 t	健康数据统计

以 1.4 节所述健康运行数据为基准, 对差压、电流残差等信号进行统计分析, 按 3 σ 原则确定残差类阈值初值, 使正常变负荷扰动下残差超限概率处于较低水平; 磨内总存料量预警阈值和原煤存储量低限阈值根据健康工况下虚拟存料状态的波动范围, 并考虑煤质波动留取约 20% 工程裕度确定。

2.4 堵磨与断煤趋势模糊量化与分级预警

式(16)、式(18)仅能给出 0/1 故障标志, 难以描述异常渐变过程。为实现趋势量化和早期预警, 将磨内总存料量偏差、差压残差、电流残差及出口温度偏差归一化, 记为 x_i ($i=1,2,3,4$), 并采用升半梯形隶属度函数计算故障隶属度, 如式(19)所示。

$$\mu_i(x_i) = \begin{cases} 0, & x_i \leq a_i \\ \frac{x_i - a_i}{b_i - a_i}, & a_i < x_i < b_i \\ 1, & x_i \geq b_i \end{cases} \quad (19)$$

式中: a_i 、 b_i 分别为第 i 个特征量的正常上限和故障下限, 按表 3 中相应阈值及健康运行数据统计范

围确定。

对各特征量故障隶属度加权融合, 构建堵磨/断煤综合故障指数, 如式(20)所示。

$$F = \sum_{i=1}^4 w_i \mu_i(x_i), \quad \sum_{i=1}^4 w_i = 1 \quad (20)$$

式中: w_i 为各特征量权重, 依据各参数对堵磨/断煤演化的敏感程度确定, 本文取总存料量、差压残差、电流残差、出口温度偏差的权重分别为 0.35、0.30、0.20、0.15。 $F \in [0,1]$, F 越接近 1 表明异常趋势越明显。

基于故障指数建立分级预警机制, 如式(21)所示。

$$\begin{cases} F < 0.4, & \text{正常} \\ 0.4 \leq F < 0.7, & \text{早期预警} \\ F \geq 0.7, & \text{故障预警} \end{cases} \quad (21)$$

F 处于早期预警区间时仅推送预警; 达到故障预警区间且对应异常判据置位后, 系统输出故障预警并启动自愈顺控。

3 堵磨与断煤异常工况自愈顺控策略

3.1 诊断结果与自愈顺控联动逻辑

本文以堵磨、断煤诊断标志位作为自愈顺控启动信号。启动条件满足后, 系统按异常类型进入对应功能组; 顺控结束后, 控制权经无扰切换返回 DCS 常规控制回路 (如图 4 所示), 避免自愈退出产生二次扰动。

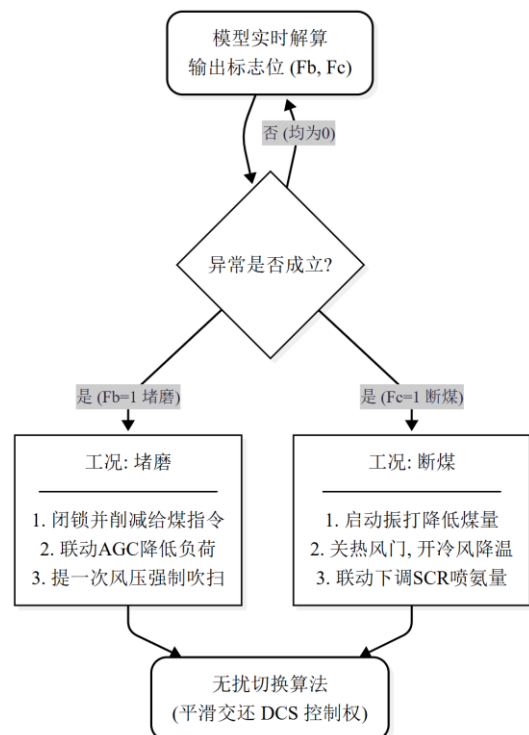


图4 磨煤机智能诊断与自愈顺控联动逻辑

Fig.4 Linkage logic of intelligent diagnosis and self-healing sequential control for coal mills

系统保留人工干预权限,早期预警和故障预警均接入 DCS 画面;人工指令优先于自愈指令,人工接管后自愈通道自动闭锁并无扰退出。

3.2 堵磨与断煤异常工况自愈顺控流程

针对堵磨和断煤分别设置自愈顺控功能组,流程如图 5 所示。启动前对磨煤机、给煤机、入口煤闸门、运行磨台数、诊断标志及关键测点状态进行允许条件判定,条件满足后进入相应处置流程。

堵磨顺控以减煤、增风和负荷转移为主:故障磨减煤 5 t/h,必要时修正 AGC 负荷偏置-10 MW 并增加一次风压力 0.1 kPa,同时热风门开度增加 5%;随后进入 300 s 状态监测,根据备用磨及异常恢复情况结束处置或恢复煤量偏置。

断煤顺控将给煤机降至最低出力并启动振打装置,关闭热风、冷风开至 50%,同步下调脱硝喷氨设定值 10 mg/Nm³;出口温度回落后将一次风进口温度控制至 90 °C,煤量恢复或处置达到 10 min 后复位。

图5 堵磨与断煤异常工况自愈顺控流程

Fig.5 Self-healing sequential control process for coal blockage and coal interruption abnormal conditions

4 系统开发与工业现场实际应用

4.1 智能诊断与自愈闭环控制系统架构开发

为满足复杂模型在线解算需求,本文开发了云边协同的制粉系统诊断与自愈闭环控制系统^[10],其架构如图 6 所示。

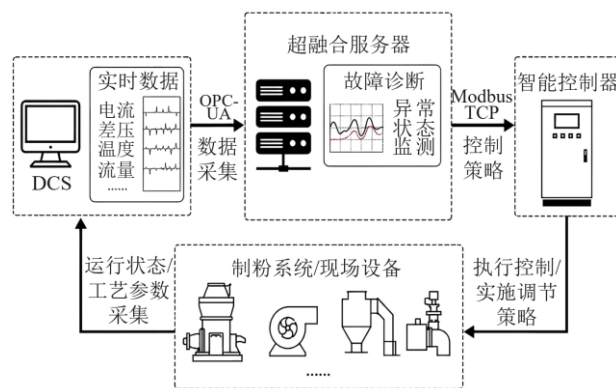


图6 制粉系统诊断与自愈闭环控制系统架构

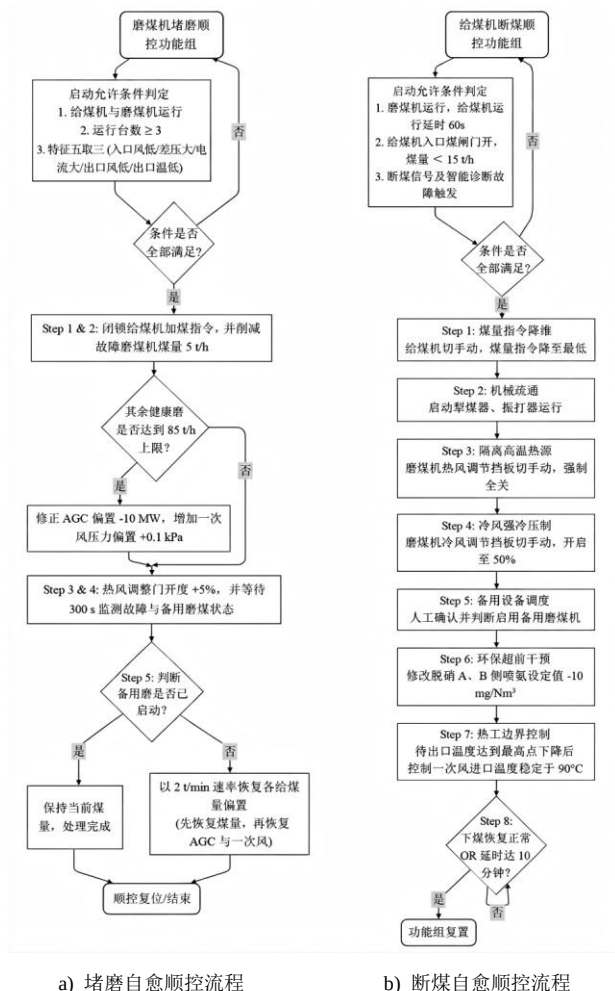
Fig.6 Architecture of the diagnosis and self-healing closed-loop control system for the pulverizing system

DCS 通过 OPC UA 将运行数据实时上传至超融合服务器,采集周期 3 s;服务器部署故障诊断与自愈决策模块,完成状态观测器在线解算、异常判据计算和自愈策略生成;自愈指令经 Modbus TCP 下发至智能控制器,联动 DCS 常规控制逻辑和现场执行机构,形成“数据采集—状态诊断—策略生成—指令执行—状态反馈”闭环。诊断与自愈模块仅作为 DCS 常规控制层的上位辅助决策环节,不替代原有联锁保护和人工干预权限;当通信中断或指令校验异常时,智能控制器闭锁新增自愈指令并报警,DCS 回退至常规控制与保护逻辑,通信恢复经确认后重新投入。

4.2 工业现场实机部署与调试

系统在某 1 000 MW 火电机组 D 磨煤机完成闭环应用。该机组长期承担深度调峰任务,配煤掺烧及煤质波动明显,D 磨煤源水分高、可磨性差,堵磨、断煤风险较高;其余磨煤机采用诊断与自愈建议开环方式运行。

图 7 所示堵磨过程中,D 磨煤机电流和差压升高、出口温度下降,系统识别异常后自动启动堵磨顺控,通过减煤、降低负荷指令及增加一次风量和风压抑制故障发展。约 10 min 后关键参数恢复正常,堵磨信号消失并自动复位。



a) 堵磨自愈顺控流程

b) 断煤自愈顺控流程

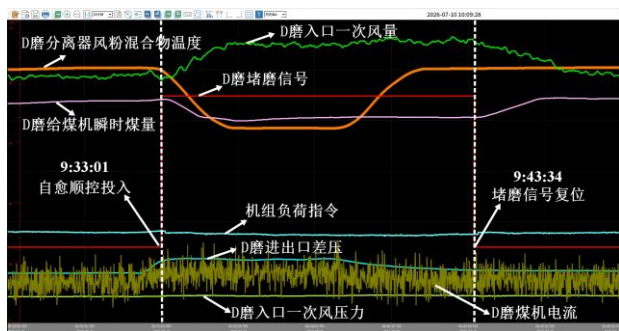


图 7 堵磨工程实例
Fig.7 Engineering case of coal blockage

图 8 所示断煤过程中, 给煤机瞬时煤量明显下降, 系统判定为入口落煤管堵塞并启动断煤顺控, 通过振打、降煤量及冷热风调节恢复煤流。约 5 min 后关键参数恢复正常, 断煤信号消失并自动复位。

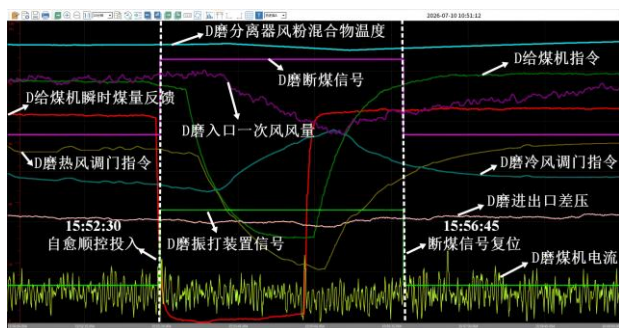


图 8 断煤工程实例
Fig.8 Engineering case of coal interruption

4.3 模型劣化监控与参数在线更新机制

机组长期运行后, 磨辊磨损、煤质变化等慢时变因素会导致 1.4 节离线辨识的模型参数逐渐失配, 表现为重构残差缓慢增大, 即模型劣化。为避免模型劣化影响诊断准确性, 系统设计了模型劣化监控与参数在线更新机制。

1) 劣化监控: 对重构差压与重构电流残差设 24 h 滑动时间窗, 在线计算窗内残差均方根误差 $RMSE_w$, 并以表 1 辨识完成时的健康基线误差 $RMSE_0$ 为基准; 当窗内数据经测点有效性判定为正常工况, 且 $RMSE_w$ 连续 3 个窗口周期超过 1.5 倍 $RMSE_0$ 时, 判定模型劣化并向运维人员推送报警, 提示启动参数更新。其中, 窗口长度覆盖机组完整调峰循环, 1.5 倍系数按健康数据残差波动范围留取工程裕度确定, 连续 3 窗口用于剔除单次扰动, 其确认延时相对慢时变劣化过程可忽略。

2) 参数更新: 确认模型劣化后, 系统自动截取近期连续健康运行数据, 按 1.4 节方法离线重新执行 PSO 参数辨识, 生成新参数组, 经运维人员确认

后以无扰切换方式替换在线模型参数; 系统保留历史参数版本, 新参数投运后重构误差未改善或出现异常时可一键回退。该机制使模型能够跟踪设备性能缓慢变化, 保证诊断与自愈功能长期有效。

4.4 适应性与安全性分析

针对负荷、给煤量和一次风量等正常变工况, 系统通过模型重构残差、虚拟存料状态及趋势持续性联合判断降低误判风险, 并结合测点有效性、死区及延时确认抑制噪声和传感器漂移影响。PSO 仅用于健康数据离线辨识, 在线状态观测与异常判据按秒级周期更新, 可满足堵磨、断煤分钟级演化过程的早期识别需求。

5 结 论

本文面向深度调峰工况下制粉系统堵磨、断煤的智能诊断与自愈控制需求开展研究, 主要结论如下。

1) 建立磨内存料—差压—电流动态模型并完成参数辨识, 重构电流和差压可较好跟踪 DCS 实测值; 模型劣化监控与参数更新机制可适应设备及煤质慢时变特性。

2) 提出基于非线性状态观测器和多参数融合的堵磨、断煤诊断方法, 实现不可测物料状态在线估计、异常趋势量化和分级预警, 并保留人工干预机制。

3) 设计堵磨、断煤自愈顺控并开发云边协同闭环控制系统, 在 1000 MW 超超临界燃煤机组完成应用, 堵磨和断煤分别约 10 min 和 5 min 恢复, 提升了深调工况下机组本质安全水平, 为火电厂控制系统少人化、无人化发展提供了工程经验。

[参 考 文 献]

- [1] Wu C L, Wang C, Hou Z Y, et al. Flexible peak shaving in coal-fired power plants: a comprehensive review of current challenges, recent advances, and future perspectives[J]. Energy, 2025, 327: 136446.
- [2] 刘吉臻, 王庆华, 张效宁, 等. 支撑我国能源转型的灵活燃煤发电新技术: 燃煤耦合储能系统及智能控制系统[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(17): 6855.
Liu J Z, Wang Q H, Zhang X N, et al. Novel technologies of flexible coal-fired power generation to support China energy transition: coal-fired coupled energy storage system and smart control system[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(17): 6855.
- [3] 中国电力企业联合会. 2025-2026 年度全国电力供需形势分析预测报告 [EB/OL]. (2026-02-03). <http://www.cepca.org.cn/news/show-34386.html>.
China Electricity Council. Analysis and forecast report on the national electricity supply and demand situation from 2025 to 2026[EB/OL]. (2026-02-03). <http://www.cepca.org.cn/news/show-34386.html>.
- [4] Agrawal V, Panigrahi B K, Subbarao P M V. Review of

- control and fault diagnosis methods applied to coal mills[J]. *Journal of Process Control*, 2015, 32: 138.
- [5] Gao Y K, Zeng D L, Liu J Z, et al. Optimization control of a pulverizing system on the basis of the estimation of the outlet coal powder flow of a coal mill[J]. *Control Engineering Practice*, 2017, 63: 69.
- [6] Hu Y, Ping B Y, Zeng D L, et al. Modeling of coal mill system used for fault simulation[J]. *Energies*, 2020, 13(7): 1784.
- [7] 赵征, 丁建平. 基于深度双向门控循环神经网络的制粉系统故障预警[J]. *动力工程学报*, 2023, 43(5): 598.
Zhao Z, Ding J P. Fault warning of pulverizing system based on deep bidirectional gated recurrent neural network[J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2023, 43(5): 598.
- [8] Yin W M, Hu Y F, Ding G P, et al. Research on the construction of digital twin virtual model of coal mills[J]. *Measurement*, 2025, 242(Part E): 116235.
- [9] 牛玉广, 徐健, 杜鸣, 等. 基于时空图注意网络的磨煤机故障预警[J]. *动力工程学报*, 2025, 45(9): 1519.
Niu Y G, Xu J, Du M, et al. Spatio-temporal graph attention network-based fault warning of coal mill[J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2025, 45(9): 1519.
- [10] Liang H Q, Yin X H. Self-healing control: review, framework, and prospect[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 79495.
- [11] Tian J Y, Yin M, Jiang J J. Fault self-healing: a biological immune heuristic reinforcement learning method with root cause reasoning in industrial manufacturing process[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 133(Part F): 108553.
- [12] Du P H, Zhong W M, Peng X, et al. Self-healing control for wastewater treatment process based on variable-gain state observer[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(10): 10412.
- [13] Zhang S L, Jia R D. A self-healing predictive control method for discrete-time nonlinear systems[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2025, 12(4): 668.
- [14] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]//*Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks*. Perth: IEEE, 1995: 1942.
- [15] 王志敏, 黄骞, 王可轩, 等. 智慧电厂大数据云平台的架构建设与模型开发研究[J]. *动力工程学报*, 2025, 45(2): 282.
Wang Z M, Huang Q, Wang K X, et al. Architecture construction and model development of big-data cloud platform for intelligent coal-fired power plants[J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2025, 45(2): 282.

(责任编辑 李园)