

基于中间点焓值预测的超临界锅炉 过热蒸汽温度控制优化

梁五洲¹, 崔智鹏², 马素霞², 徐婧²

(1. 国网山西省电力公司电力科学研究院, 山西 太原 030024; 2. 太原理工大学 电气与动力工程学院, 山西 太原 030024)

摘要:针对超临界燃煤锅炉调峰运行引起的过热汽温波动大、控制难度增加的问题,提出了基于中间点焓值预测的超临界燃煤锅炉过热蒸汽温度控制优化策略。首先,以历史运行数据为驱动,结合灰狼优化与极端梯度提升组合算法构建中间点焓值预测模型;其次,采用自回归模型辨识给水流量扰动试验数据,获得不同工况下的给水流量动态响应特性与阶跃响应序列;然后,采用模糊加权方法设计多模型动态矩阵控制器,将中间点焓值的预测值作为前馈信号引入来优化过热汽温控制策略;最后,对在役600 MW超临界锅炉的实测数据进行分析。结果表明:提出的中间点焓值预测模型的相对误差在-1%~1%之间;基于中间点焓值预测的过热蒸汽温度控制优化策略可使过热汽温动态偏差控制在 $\pm 5^{\circ}\text{C}$ 以内,提高了过热汽温的控制品质。

关键词:超临界直流锅炉;中间点焓值;过热汽温;动态矩阵控制器

中图分类号:TK22 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2025.03.009

[引用本文格式]梁五洲,崔智鹏,马素霞,等.基于中间点焓值预测的超临界锅炉过热蒸汽温度控制优化[J].热能动力工程,2025,40(3):73-82. LIANG Wuzhou, CUI Zhipeng, MA Suxia, et al. Optimization control of superheated steam temperature of supercritical boiler based on the prediction of the enthalpy at intermediate point[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2025, 40(3):73-82.

Optimization Control of Superheated Steam Temperature of Supercritical Boiler based on the Prediction of the Enthalpy at Intermediate Point

LIANG Wuzhou¹, CUI Zhipeng², MA Suxia², XU Jing²

(1. State Grid Shanxi Electric Power Research Institute, Taiyuan, China, Post Code: 030024;

2. College of Electrical and Power Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan, China, Post Code: 030024)

Abstract: Aiming at the problem of large fluctuations in superheated steam temperature and increased difficulty in control caused by peak shaving operations of supercritical coal-fired boilers, this paper presented a new strategy for optimizing the control of superheated steam temperature of predicted supercritical coal-fired boiler based on the enthalpy at the intermediate point. Firstly, a hybrid algorithm based on grey wolf optimization and extreme gradient boosting was proposed to predict the enthalpy at the intermediate point, driven by historical operational data. Secondly, autoregressive model was employed to discriminate the feed-water flow disturbance test data, and obtain the dynamic response characteristics and step response sequence of feed-water flow rate under different working conditions. Subsequently, a dynamic matrix controllers of multi models were designed employing fuzzy weighted method, incorporating the predicted enthalpy at the intermediate point as a feed-forward signal to optimize superheat steam temperature control strategy. Finally, the measured data of a 600 MW supercritical boiler in service was ana-

收稿日期:2024-09-19; 修订日期:2024-12-02

基金项目:国网山西省电力公司科技项目(520530230026)

Fund-supported Project: State Grid Shanxi Electric Power Company Project of Science and Technology (520530230026)

作者简介:梁五洲(1974-),男,国网山西省电力公司电力科学研究院正高级工程师。

通信作者:徐婧(1989-),女,太原理工大学副教授。

lyzed. Results show that the relative error of the proposed enthalpy at the intermediate point for predicted model is within -1% to 1% . The optimization control strategy designed for predicted superheated steam temperature based on the enthalpy at the intermediate point ensures that the dynamic deviation of superheated steam temperature remains within $\pm 5\text{ }^{\circ}\text{C}$, enhancing the control quality of the superheated steam temperature.

Key words: supercritical once-through boiler, intermediate point enthalpy, superheat steam temperate, dynamic matrix controller

引 言

随着我国“双碳”目标不断纵深推进,电力系统调峰能力不足的矛盾日趋突出,煤电机组需要长期承担调峰乃至深度调峰任务^[1]。燃煤锅炉作为煤电机组的主要部件之一,在“双碳”需求下,要求其在保证安全运行的基础上,具有一定的灵活运行特性。过热汽温是表征超临界燃煤直流锅炉经济安全运行状态的主要指标之一,维持过热汽温的稳定、控制其在允许范围内波动是锅炉灵活运行的关键。然而,煤电机组在参与电网调峰,特别是在承担快速、深度调峰任务时,其负荷的高频快速变化,煤、风、水的动态增减,增加了对过热汽温控制的难度。过热汽温动态偏差大、调控过渡时间长等问题随之涌现^[2]。因此,在超临界锅炉调峰运行的背景下,探究过热汽温控制优化策略,对其安全、节能、灵活运行具有重要意义。

对超临界直流锅炉过热汽温控制的核心在于对水煤比的控制^[3]。对超临界锅炉中间点焓值的控制品质直接影响其水煤比和主蒸汽温度的控制质量^[4]。杨子豪等人^[4]将给水温度作为前馈信号引入到中间点焓值控制系统中,结合模糊算法提出了一种基于给水温度前馈的中间点焓值优化控制方法。Wang 等人^[5]基于负荷指令与实时值之间的储热差值,设计了一种超临界燃煤机组水煤比优化控制策略。Gao 等人^[6]基于汽水平衡原理,引入热信号及负荷指令作为动态前馈信号,提出了双前馈自平衡给水优化控制方法。Liu 等人^[7]在 Dymola 软件中建立了超临界燃煤锅炉动力学模型,结合给煤量与给水量动态响应差异,确定水煤比优化控制策略。高明明等人^[8]基于物料平衡和能量平衡,提出了基于即燃碳燃烧发热量的给水优化控制策略。

上述研究通过引入前馈信号,在一定程度上提高了过热汽温的响应速度,但由于中间点焓值变化存在的热惯性与热延迟的特点,引入单一前馈信号的控制策略,仍使过热汽温的调控存在一定的滞后与动态偏差。

针对深度调峰造成的过热蒸汽系统动态特性复杂、过热汽温控制偏差增大等问题,本文融合智能优化与机器学习方法,提出了一种基于中间点(汽水分离器出口)焓值预测的过热汽温优化控制策略。采用灰狼优化(Grey Wolf Optimizer, GWO)与极端梯度提升(Extreme Gradient Boosting, XGBoost)组合算法,构建中间点焓值的预测模型;在传统的过热汽温控制策略的基础上,引入预测的中间点焓值实现前馈预测控制,解决过热汽温控制滞后的问题,在调峰多工况下,提升超临界锅炉过热汽温的控制品质。

1 过热汽温优化控制策略

本文以历史运行数据为驱动,结合 XGBoost 算法构建中间点焓值的预测模型,将预测的中间点焓值作为前馈信号引入到对给水流量的控制中,抑制不可控扰动,提升过热汽温控制的快速性与稳定性。基于中间点焓值预测的过热汽温控制优化策略流程如图 1 所示。

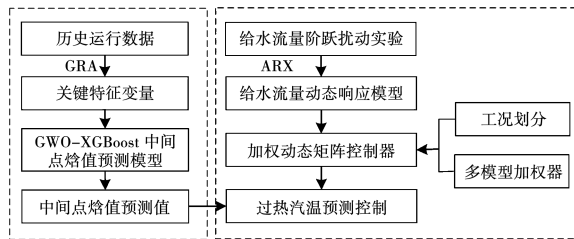


图 1 基于中间点焓值预测的过热汽温优化控制流程图

Fig. 1 Flowchart of predicted superheated steam temperature optimization control based on enthalpy at intermediate point

具体流程分三部分:

(1) 采用灰色关联分析(Grey Relation Analysis, GRA)选取影响中间点焓值的关键特征变量,采用GWO算法对XGBoost模型的超参数寻优,构建中间点焓值预测模型;

(2) 基于给水流量扰动试验,结合自回归(Autoregressive Exogenous, ARX)模型,辨识获得不同工况下的动态特性;

(3) 将中间点焓值信号作为前馈输入控制回路,设计多模型动态矩阵控制器(Dynamic Matrix Control, DMC),实现对过热汽温的预测控制。

需要说明的是,本文所提出的过热气温控制优化方法是在传统PID控制的基础上,对中间点焓值的控制偏差进行优化。DMC算法采用阶跃响应序列计算输入并预测输出,属于预测控制的范畴,具有较好的鲁棒性。

1.1 中间点焓值预测模型构建

1.1.1 基于灰色关联分析的关键特征变量选取

超临界锅炉中间点焓值受烟气侧与管内工质传热特性的共同影响。锅炉中风、烟、水、汽等介质参数的变化都会影响中间点焓值。为降低预测模型的空间维度,提高数据的稠密度,本文采用GRA选取影响中间点焓值的关键参数,作为预测模型的输入^[9]。GRA通过计算两个变量之间相似或相异程度,衡量变量间的关联程度^[10]。选取锅炉主要运行参数作为条件变量,中间点焓值作为决策变量,计算其灰色关联系数:

$$\xi_k = \frac{\Delta_{\min} + \rho \Delta_{\max}}{\Delta_k + \rho \Delta_{\max}} \quad (1)$$

式中: ξ_k —第 k 时刻关联系数; Δ_k —两个关联数列相同样本点 k 的差值; $\Delta_{\min}$ 与 $\Delta_{\max}$ —两级最小差与两级最大差; ρ —分辨系数, ρ 越小分辨力越大,本文取0.5。

不同影响因素与中间点焓值之间的灰色关联度由下式可得:

$$\gamma_i = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \xi_k \quad (2)$$

式中: γ_i —第 i 个主要运行参数与中间点焓值的灰色关联度。 γ_i 越大则表明该参数与中间点焓值之间关联性越强。

1.1.2 基于GWO-XGBoost组合算法的中间点焓值预测

XGBoost算法通过构建多个分类回归树(Classi-

fication and Regression Trees, CART)实现数据的回归,如式(3)^[11]所示:

$$\begin{cases} \hat{y}_i = \sum_{k=1}^K f_k(x_i) \\ f_k(x) \in W_q(x) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\hat{y}_i$ —预测的中间点焓值; x_i —具有 m 个维度的模型输入向量; $f_k(x_i)$ —CART的方程; $W_q(x)$ —CART的假设空间; K —CART的个数, $k=1,2,\dots,K$ 。

模型迭代过程^[12]如下:

$$\hat{y}_i^{(0)} = 0 \quad (4)$$

$$\hat{y}_i^{(1)} = f_1(x_i) = \hat{y}_i^{(0)} + f_1(x_i) \quad (5)$$

$$\hat{y}_i^{(2)} = f_1(x_i) + f_2(x_i) = \hat{y}_i^{(1)} + f_2(x_i) \quad (6)$$

.....

$$\hat{y}_i^{(t)} = \sum_{k=1}^t f_k(x_i) = \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i) \quad (7)$$

式中: $\hat{y}_i^{(t)}$ —第 i 个样本 t 次迭代后的回归值; $\hat{y}_i^{(t-1)}$ —第 i 个样本的初始值。

模型损失函数如式(8)所示:

$$f_{\text{obj}}^{(t)} = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i^{(t)}) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k) = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i^{(t)}) + \Omega(f_t) + C \quad (8)$$

式中: l —观测值 y_i 和 $\hat{y}_i^{(t)}$ 之间的欧几里德距离; $\Omega(f)$ —正则化项; C —常数。

XGBoost算法通过加入正则化项 $\Omega(f)$ 来避免过拟合,正则化项^[13]为:

$$\Omega(f) = rT + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T \omega_j^2 \quad (9)$$

式中: ω_j —CART第 j 个叶子样本权重; r —惩罚系数; λ —正则项系数。

对式(8)做二阶泰勒展开,移除常数项,得到模型损失函数^[14]:

$$f_{\text{obj}} = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \frac{G_j^2}{H_j + \lambda} + rT \quad (10)$$

$$G_j = \sum_{i \in I_j} g_i = \sum_{i \in I_j} \partial_{\hat{y}_i^{(t-1)}} l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}) \quad (11)$$

$$H_j = \sum_{i \in I_j} h_i = \sum_{i \in I_j} \partial_{\hat{y}_i^{(t-1)}}^2 l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}) \quad (12)$$

式中: I_i —第 j 个叶子样本集合; G_i 和 H_i —一阶和二阶导数。

XGBoost模型精度由其超参数(回归树的数目、

回归树深度、学习率和最小叶子样本权重)决定。

本文采用 GWO 对 XGBoost 的超参数进行寻优。GWO 算法中将最优解定义为 3 匹最优灰狼 (α, β, δ 狼), 候选解定义为 ω 狼^[15]。 ω 狼围绕 α, β, δ 狼更新位置, 从而确定最优灰狼位置^[16]。其计算流程如图 2 所示。

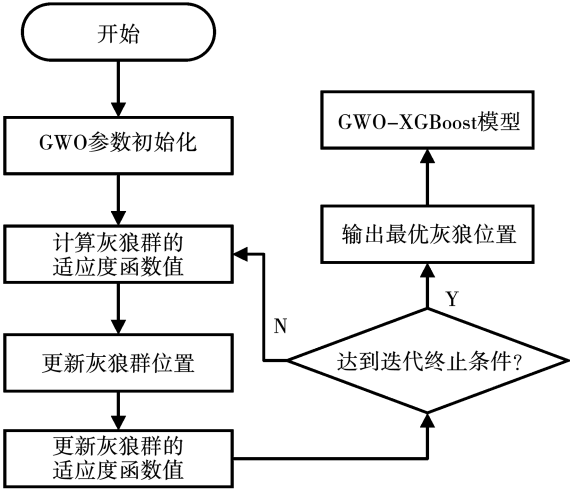


图 2 GWO-XGBoost 算法流程图

Fig. 2 Flowchart of GWO-XGBoost algorithm

步骤 1: 参数初始化, 根据待优化的超参数确定灰狼种群数量, 初始化 α, β, δ 灰狼位置, 初始化灰狼群位置, 确定最大迭代次数;

步骤 2: 计算灰狼适应度值, 以模型均方根误差作为灰狼群的适应度, 将适应度最高的 3 个灰狼依次设为 α, β, δ 灰狼;

步骤 3: 更新灰狼群位置, 根据式(13)~式(15)更新狼群位置, 以狼群中某 1 只狼(ω 狼)为例。

$$\begin{cases} D_{\alpha} = |C_1 \cdot X_{\alpha}(t) - X_{\omega}(t)| \\ D_{\beta} = |C_2 \cdot X_{\beta}(t) - X_{\omega}(t)| \\ D_{\delta} = |C_3 \cdot X_{\delta}(t) - X_{\omega}(t)| \end{cases} \quad (13)$$

$$\begin{cases} X_1 = X_{\alpha} - A_1 \cdot D_{\alpha} \\ X_2 = X_{\beta} - A_2 \cdot D_{\beta} \\ X_3 = X_{\delta} - A_3 \cdot D_{\delta} \end{cases} \quad (14)$$

$$X_{\omega}(t+1) = (X_1 + X_2 + X_3)/3 \quad (15)$$

式中: $D_{\alpha}, D_{\beta}, D_{\delta}$ — ω 狼与 α, β, δ 狼的距离; $X_{\alpha}, X_{\beta}, X_{\delta}, X_{\omega}$ —对应狼的位置; X_1, X_2, X_3 — ω 狼在 α, β, δ 狼的引导下的下一个位置; A 与 C —迭代系数, 由下式计算可得:

$$A = 2a \cdot r_1 - a \quad (16)$$

$$C = 2 \cdot r_2 \quad (17)$$

式中: r_1, r_2 —随机向量, 取值 $[0, 1]$ 。

步骤 4: 判断是否达到最大迭代次数, 若不满足则重复步骤(2)和(3)直到满足为止。

步骤 5: 输出 α 狼参数, 确定 XGBoost 超参数的优化值。

1.2 基于中间点焓值的过热汽温预测控制策略

1.2.1 基于中间点焓值变化的给水流量控制策略

本文提出的过热汽温优化控制的核心在于设计 DMC 控制器^[17]。根据预测的中间点焓值变化确定相应的给水修正信号, 然后将该修正信号与基础给水控制信号相叠加, 共同作用于执行机构, 根据预测的焓值变化量提前给出控制指令, 可以有效减少控制滞后及动态偏差, 提升控制效果。给水控制流程如图 3 所示。

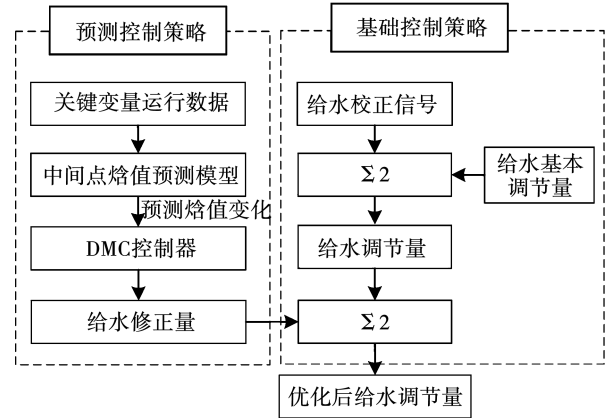


图 3 给水优化控制方案

Fig. 3 Optimized control scheme for feed-water system

1.2.2 给水流量动态响应特性参数辨识

本文采用扰动试验法获取给水流量的动态特性响应曲线。扰动试验步骤如下:

(1) 当机组处于稳定工况时, 将机组设为汽机跟随模式、给水手动模式, 给煤量维持不变;

(2) 根据历史运行数据, 设置给水流量阶跃变化 3%;

(3) 实时记录分离器出口蒸汽温度和压力, 等待其数值稳定后完成试验;

(4) 提取数据, 将给水模式切换至自动调节, 使过热汽温自动恢复试验之前状态。

采用 ARX 模型^[18]对扰动试验数据进行参数辨

识,获得给水流量的动态响应模型。对于单输入/单输出系统,ARX 模型差分方程结构如下:

$$y(t) + a_1 y(t-1) + a_2 y(t-2) + \cdots + a_{n_a} y(t-n_a) = b_1 u(t-n_k) + b_2 u(t-n_k-1) + \cdots + b_{n_b} u(t-n_k-n_b+1) + e(t) \quad (18)$$

式中: $u(t)$ —系统输入; $y(t)$ —系统输出; $e(t)$ —系统误差; n_k —滞后时间。

对式(18)进行 z 变换可得:

$$\begin{cases} A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})u(t-n_k) + e(t) \\ A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + \cdots + a_{n_a} z^{-n_a} \\ B(z^{-1}) = b_1 + b_2 z^{-1} + \cdots + b_{n_b} z^{-n_b} \end{cases} \quad (19)$$

式中: n_a, n_b — $A(z^{-1})$ 和 $B(z^{-1})$ 的阶次,是 ARX 模型结构参数。

对辨识获得的给水流量动态响应模型施加单位阶跃输入,可以获得其单位阶跃响应序列,记为 $[a_1, a_2, \cdots, a_{NT}]$, NT 为响应时域长度,如图 4 所示。

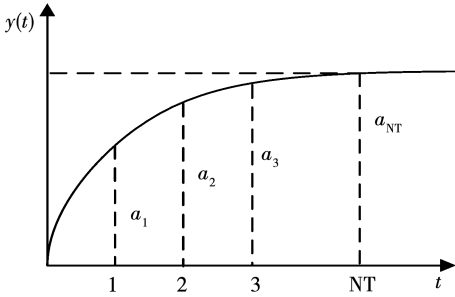


图4 单位阶跃响应序列图

Fig.4 Unit step response sequence diagram

若从 k 时刻开始对系统输入 M 个连续的控制增量 $[\Delta u(k), \Delta u(k+1), \cdots, \Delta u(k+M-1)]$, 系统 k 时刻的模型预测输出 $\tilde{y}_p(k+i|k)$ 可由下式计算获得:

$$\tilde{y}_p(k+i|k) = y_0(k) + y_X(k+i|k) + \sum_{j=1}^{\min(M,i)} a_{i-j+1} \Delta u(k+j-1) \quad (20)$$

式中: $k+i|k$ —在 k 时刻对 $k+i$ 时刻的预测结果; $y_0(k)$ — k 时刻的中间点焓值; $y_X(k+i|k)$ —由焓值预测模型得到的焓值预测变化量。

从 $k+1$ 时刻至 $k+N_p$ 时刻的输出设定值 $Y_r(k)$ 如式(21)所示:

$$Y_r(k) = [y_r(k+1) \quad y_r(k+2) \quad \cdots \quad y_r(k+N_p)]^T \quad (21)$$

式中: $y_r(k+i)$ — $k+i$ 时刻的焓值设定值; 上标 T—矩阵转置。

定义式(22)作为给水控制系统的代价函数,按照代价最小化原则,计算未来 N_u 个控制量。

$$J = \sum_{i=1}^{N_p} h_i [y_p(k+i|k) - y_r(k+i)] + \sum_{j=1}^{N_u} r_i \Delta u^2(k+j-1) \quad (22)$$

式中: h_i, r_i —中间点焓值偏差权重系数与给水调整经济性权重系数; N_p —模型预测长度; N_u —模型控制长度。

为避免预测模型失真引起预测误差增大,控制器中引入反馈环节。根据系统实际输出 $y(k)$ 与模型预测输出 $\tilde{y}_p(k|k-1)$ 的差值,对 $\tilde{y}_p(k+i|k)$ 进行比例修正,比例修正系数为 c_i ,如下式所示:

$$y_p(k+i|k) = \tilde{y}_p(k+i|k) + c_i [y(k) - \tilde{y}_p(k|k-1)] \quad (23)$$

将式(22)转化成如下形式:

$$\begin{cases} J = (Y_p(k) - Y_r(k))^T H (Y_p(k) - Y_r(k)) + U(k)^T R U(k) \\ Y_p(k) = [y_p(k+1|k), y_p(k+2|k), \cdots, y_p(k+N_p|k)]^T \\ H = \text{diag}\{h_1, h_2, \cdots, h_{N_p}\} \\ R = \text{diag}\{r_1, r_2, \cdots, r_{N_u}\} \end{cases} \quad (24)$$

式中: $Y_p(k+1|k)$ — k 时刻对 $k+i$ 时刻的预测值。

通过求解式(24)的约束二次规划问题得到最佳控制序列 $U_o(k)$ 。

$$\begin{cases} \min J = (Y_p(k) - Y_r(k))^T H (Y_p(k) - Y_r(k)) + U(k)^T R U(k) \\ \Delta u(k+i) = u(k+i) - u(k+i-1) \in U_1 \\ u(k+i-1) \in U_2 \\ y(k) \in U_3 \end{cases} \quad (25)$$

式中: U_1 —给水流量变化速度约束,由给水泵动作速度决定; U_2 —给水流量约束,由给水泵动作范围及机组安全运行规范共同决定; U_3 —焓值控制范围。

对于 k 时刻计算得到的 $U_o(k)$,为避免误差累积,只实施 k 时刻至 $k+N_u$ 时刻的最优控制量 $U_o(k)$ 。在 $k+N_u$ 时刻,重新求解最佳控制序列 $U_o(k+N_u)$ 。如此循环往复,实现滚动优化。

$$U_o(k) = [1_1, 1_2, \cdots, 1_{N_u}, 0_{N_u+1}, \cdots, 0_{N_p}] U_o(k) \quad (26)$$

1.2.3 多模型加权 DMC 设计

超临界直流锅炉不同负荷条件下呈现不同的运行特性,是典型的全局非线性对象。为提高控制品质,将超临界锅炉这一全局非线性对象分解为多个局部线性对象,将复杂的非线性控制问题转化为简单的线性控制问题,多模型控制系统结构如图 5 所示^[19]。首先,划分为若干子工况区间,在子区间内过热汽温动态特性趋于稳定;接着,根据各子区间的

单位阶跃响应序列,分别设计 DMC,DMC 由模型预测、滚动优化和反馈校正 3 部分组成^[20];最后,将各控制器输出加权得到最终控制量^[21]。DMC 控制器输出值 U_f 计算过程如式(27)所示。

$$U_f = \sum_{w=1}^L o_w U_w \tag{27}$$

式中: L —子模型个数; l_w —第 w 个子模型的隶属度; U_w —第 w 个子模型的输出值。

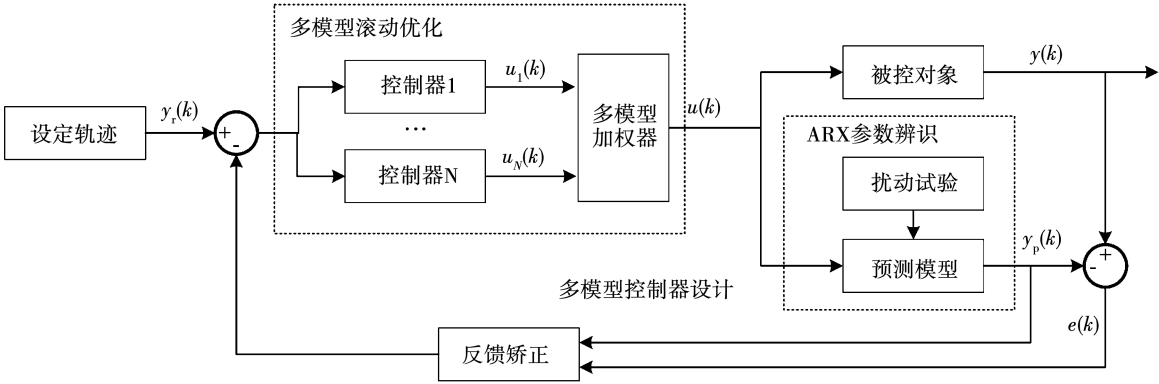


图 5 加权 DMC 系统结构图

Fig. 5 Structure diagram of weighted DMC system

为了避免预测模型切换过程中出现较大的控制偏差,本文采用隶属度对各控制器输出进行加权,避免切换过程中的瞬态响应问题。隶属度指的是预测模型与非线性对象之间的匹配程度。隶属度越大,匹配程度越高,子控制器输出所占权重越大。隶属度为 1 时,子模型的输出即为最终控制输出。本文设计了 4 个子预测模型:DMC_600、DMC_500、DMC_400 和 DMC_300,分别以 300、400 和 500 MW 的机组负荷作为切换节点。子模型的隶属度在各负荷节点处发生变化,并通过 30 MW 的过渡过程实现最终的模型切换,如图 6 所示。

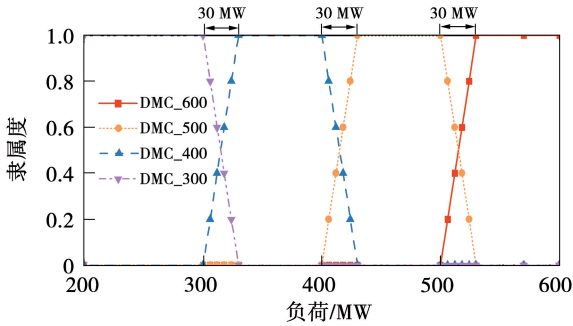


图 6 隶属度规则

Fig. 6 Rule for membership grade

2 应用实例分析

2.1 研究对象

以某在役 600 MW 燃煤锅炉为研究对象进行分析。该锅炉是由三井巴布科克能源公司生产的超临界变压运行直流锅炉,采用前后墙对冲燃烧方式、单炉膛、一次中间再热、Π 型布置方式,锅炉型号为 MB-1944-24.7-571/569。选取 2022 年 4 月和 5 月的锅炉运行数据用于分析,采样时间间隔 1 min,经过数据补缺、数据清洗与异常点剔除等预处理后共 175,680 组样本存入数据集中。

2.2 中间点焓值预测

对影响中间点焓值的主要运行参数进行灰色关联分析并排序,结果如表 1 所示。同时,考虑到模型输入参数之间的信息重合度,选取燃烧器 D 火焰强度、给水流量、磨煤机 E 电流、给煤机 F 电流、燃烬风机 A 风量、一次风机 B 入口温度、燃烧器 F 火焰强度、燃烧器 D 二次风压、燃烧器 E 二次风量 9 个关键特征变量作为模型输入。

表 1 中间点焓值灰色关联分析结果

Tab. 1 Grey relation analysis (GRA) results of the enthalpy at intermediate point		
序号	参 数	灰色关联度
1	燃烧器 D 火焰强度	0.89
2	给水流量	0.89
3	燃烧器 B 火焰强度	0.89
4	锅炉 B 侧炉膛压力	0.88
5	燃烧器 E 火焰强度	0.88
6	给煤机 C 电流	0.87
7	给煤机 D 电流	0.87
8	锅炉 A 侧炉膛压力	0.87
9	磨煤机 C 电流	0.87
10	燃烧器 C 火焰强度	0.86
11	磨煤机 E 电流	0.84
12	给煤机 F 电流	0.83
13	燃烬风机 B 风量	0.83
14	燃烬风机 A 风量	0.81
15	一次风机 B 入口温度	0.81
16	燃烧器 F 火焰强度	0.80
17	磨煤机 A 电流	0.80
18	燃烧器 E 二次风量	0.78
19	给煤机 A 电流	0.77
20	燃烧器 D 二次风压	0.74

由历史运行数据可知,中间点焓值对于给水流量的动态响应延迟时间均小于 2 min,因此,将中间点焓值预测步长 i 设置为 2 min。表 2 中给出在不同历史数据时间步长输入时壁温模型均方根误差。由表 2 可知,当历史数据输入 8 min 时, RMSE 值最小,模型精度最高。经 GWO 寻优得到 XGBoost 焓值预测模型的超参数如表 3 所示。

表 2 不同历史数据时间步长输入下壁温模型均方根误差 (kJ/kg)

Tab. 2 Root mean square error (RMSE) of wall temperature model with different input sequence lengths of historical data (kJ/kg)					
预测时长/min	历史数据时间/min				
	6	8	10	12	14
1	4.79	3.03	3.37	3.90	4.11
2	6.41	4.13	4.96	5.44	6.02

表 3 中间点焓值预测模型超参数优化结果

Tab. 3 Optimal result of hyper-parameter of predicted model of enthalpy at intermediate point		
参数名称	最佳模型参数	参数寻优取值范围
回归树的数目	1000	200 ~ 1000
树的最大深度	4	3 ~ 10
学习率	0.1	0.01 ~ 0.3
最小叶子节点样本权重	6	1 ~ 9

分别采用 XGboost 与 GWO-XGBoost 组合算法构建中间点焓值预测模型第 2 分钟的预测相对误差,如图 7 所示。由图 7 可知,GWO-XGBoost 模型精度明显提升。未来 2 min 的中间点焓值预测相对误差为 -1% ~ 1%;平均相对误差达到 0.11%;均方根误差降低 2.72 kJ/kg,达到 4.43 kJ/kg。可见预测模型精度较高,能够准确预测中间点焓值变化趋势。

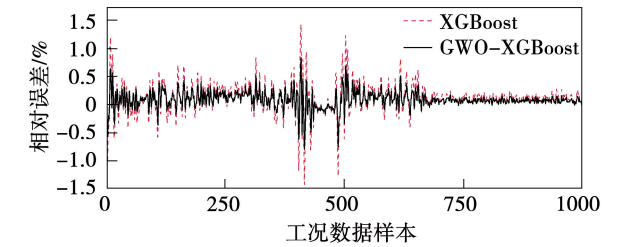


图 7 中间点焓值预测模型精度

Fig. 7 Accuracy of predicted model of enthalpy at intermediate point

2.3 多模型加权 DMC 设计

本文将全局非线性对象按照运行负荷区间划分为工况 A、B、C、D 四个局部线性对象,负荷划分依据分别为(0,300]、(300,400]、(400,500]、(500,660] MW。为探究其在宽负荷运行工况下对主汽温控制效果,分别以工况 A(机组负荷稳定在 240 MW)与工况 D(机组负荷稳定在 550MW)的给水阶跃扰动试验为例进行研究。图 8 为阶跃扰动实验数据。如图 8 所示,工况 A 与工况 D 在该试验时间内,给水流量分别增加 27 和 25 t/h。随着给水流量的增大,两种工况的中间点焓值都呈下降趋势,分别经 250 s 与 150 s 后趋于稳定。

对扰动试验数据进行 ARX 模型参数辨识,获得给水流量的动态特性模型,如式(27)与式(28)所示。两种工况下,ARX 模型的 RMSE 分别为 0.587

和 1.791 kJ/kg,具有较高的精度,其他工况同理,在此不再赘述。

$$\begin{cases} A(z) = 1 - 1.998z^{-1} + 1.091z^{-2} - 0.090z^{-3} - \\ \quad 0.0873z^{-4} - 0.0784z^{-5} \\ B(z) = -0.0244z^{-1} + 0.007491z^{-2} + 0.00278z^{-3} \\ \quad - 0.00776z^{-4} \end{cases} \quad (28)$$

$$\begin{cases} A(z) = 1 - 0.926z^{-1} - 0.476z^{-2} + 0.460z^{-3} \\ B(z) = -0.0425z^{-2} + 0.0118z^{-3} - 0.0275z^{-4} \end{cases} \quad (29)$$

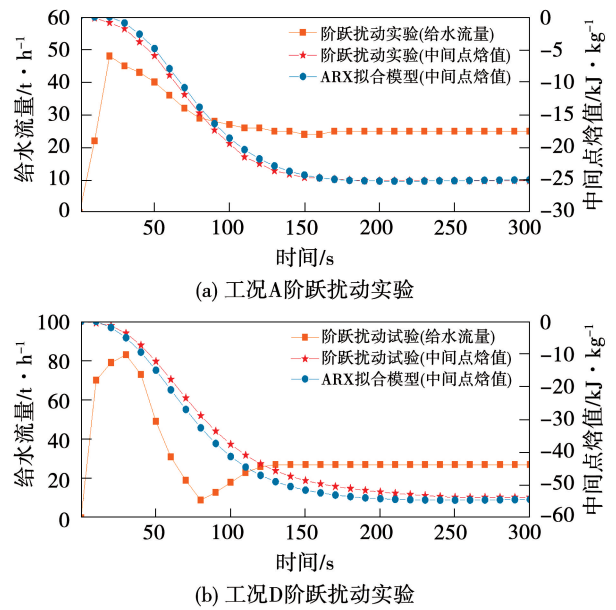


图 8 阶跃扰动实验数据

Fig. 8 Step disturbance experimental data

在 Matlab. Simulink 软件中搭建 DMC 给水优化控制系统,向各控制工况 ARX 模型施加单位阶跃输入,获取中间点焓值的单位阶跃响应数据,如图 9 所示。

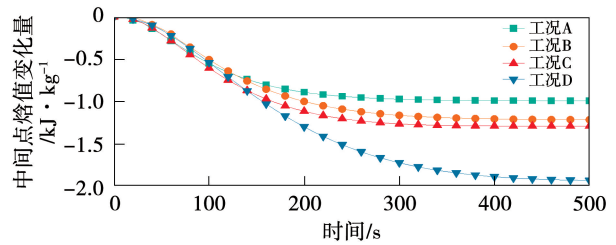


图 9 中间点焓值单位阶跃响应曲线

Fig. 9 Unit step response curve of enthalpy at intermediate point

中间点焓值预测控制策略以控制动态矩阵作为

预测模型,中间点焓值偏差作为控制输入,给水修正量作为控制输出,设计 DMC 中间点焓值控制器。由式(22)与式(23)可知,模型预测长度 N_p 、模型控制长度 N_u 、偏差权重系数 h_i 、经济性权重系数 r_i 、比例修正系数 c_i 均对控制器性能存在关键影响。另外,考虑到给水泵等执行机构的动作迟缓率,还应选择合适的采样周期 T_s 。经试验调整参数,确定各控制工况 DMC 参数如表 4 所示。

表 4 DMC 中间点焓值控制器参数

Tab. 4 DMC controller parameters of enthalpy at intermediate point

控制工况	T_s	N_p	N_u	h_i	r_i	c_i
A	5	62	6	100	30	2
B	5	72	7	100	35	2
C	5	76	8	100	40	2
D	5	80	9	100	40	2

2.4 过热汽温预测控制案例分析

图 10 为案例机组一次快速变负荷时中间点焓值的控制效果。由图 10 可知,从 00:15 到 00:43,机组负荷从 574 MW 快速降至 315 MW。PID 控制系统仍维持原水煤比,即当锅炉燃料量改变时,给水系统未能及时响应燃烧变化,表现为中间点焓值出现较大控制偏差。但是在预测控制策略实施后,中间点焓值设定值为 2 650 kJ/kg 时,运行最大值由 2 838 kJ/kg 降低为 2 691 kJ/kg,最小值由 2 578 kJ/kg 升高为 2 617 kJ/kg,控制偏差减小 7%,水煤比控制回路的稳定性及响应速度得到大幅提升。

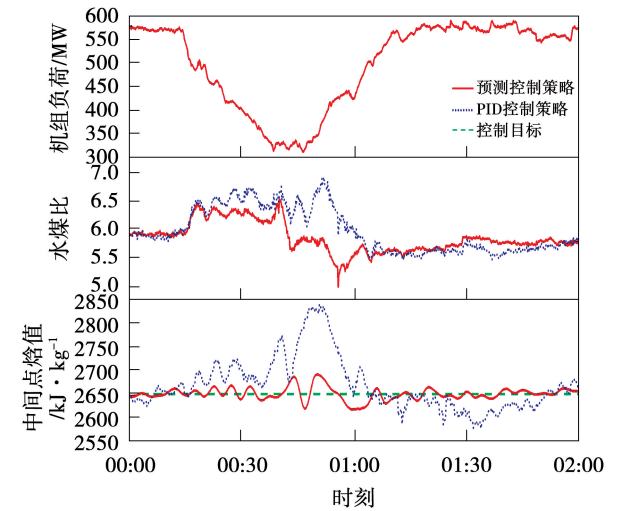


图 10 中间点焓值优化控制效果对比图

Fig. 10 Comparison chart of optimization control effects of enthalpy at intermediate point

图 11 展示了过热汽温的控制效果。由于 PID 控制系统的中间点焓值出现较大控制偏差,过热汽温迅速降低,一、二级减温水调整门开度过小甚至一度完全关闭,使得减温水失去了应有的调节余量。但是在预测控制策略实施后,中间点焓值不再大幅波动,使得一、二级减温水控制的调节性能得到间接改善,减温水阀开度始终能够保持在 15% ~ 60% 之间,从而有效提高过热汽温的控制品质。过热汽温运行平均值由 567.57 ℃ 提升至 571 ℃,并且最大动态偏差小于 5 ℃,过热汽温的波动幅度明显变小。

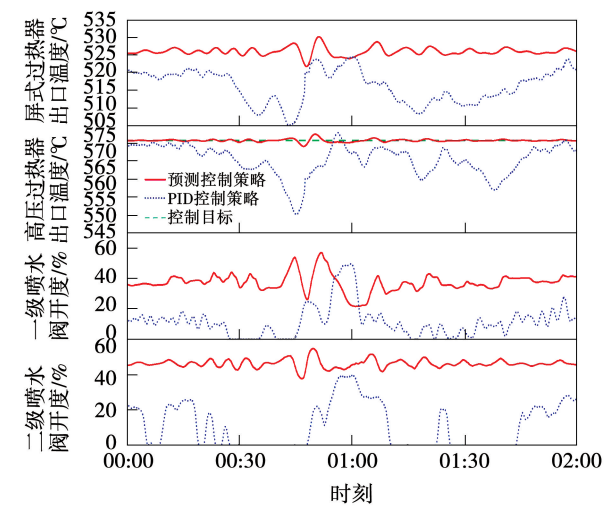


图 11 过热汽温优化控制效果对比图

Fig. 11 Comparison chart of optimization control effects of superheated steam temperature

3 结 论

超临界锅炉在调峰快速变负荷运行时,其复杂的动态特性、反馈控制动作滞后等特点,影响过热汽温的控制品质。为此,本文提出了一种基于中间点焓值预测的过热汽温控制优化策略,得到主要结论如下:

- (1) 基于 GWO-XGBoost 组合算法构建的中间点焓值预测模型,相对误差为 -1% ~ 1%,平均相对误差为 0.11%,均方根误差值为 4.43 kJ/kg。所构建的焓值预测模型精度较高,能够准确预测中间点焓值变化趋势。
- (2) 将中间点焓值预测信号作为前馈输入引入控制回路,采用多模型 DMC 进行预测控制,中间点焓值动态控制偏差减小 7%,过热汽温动态偏差小

于 5 ℃,过热汽温控制稳定性及响应速度得到明显提升。

(3) 文中所提的控制策略是在传统的基于 PID 水煤比控制策略的基础上引入预测的中间点焓值进行预测控制,为了降低 DMC 的复杂程度,减小其控制延迟,在控制器设计中只考虑给水量扰动因素。而燃料、燃烧等因素的影响仅在中间点焓值预测模型中考虑,如何将燃料扰动引入 PID 控制策略也是后续需进一步探讨的问题。

参考文献:

[1] LI X, YU X. Robust regulation for superheated steam temperature control based on data-driven feedback compensation[J]. Applied Energy, 2022, 325: 119918.

[2] LAUBSCHER R. Time-series forecasting of coal-fired power plant reheater metal temperatures using encoder-decoder recurrent neural networks[J]. Energy, 2019, 189: 116187.

[3] 王 迪. 火电机组建模及快速变负荷控制[D]. 吉林: 东北电力大学, 2018.

WANG Di. Thermal power plant modelling and control strategy of quick load change[D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2018.

[4] 杨子豪, 张燕平, 高 伟. 基于给水温度前馈的中间点焓值模糊控制系统[J]. 热力发电, 2017, 46(6): 62-68.

YANG Zihao, ZHANG Yanping, GAO Wei. Fuzzy control system for intermediate point enthalpy based on feedforward of feed-water temperature[J]. Thermal Power Generation, 2017, 46(6): 62-68.

[5] WANG C, ZHAO Y, LIU M, et al. Peak shaving operational optimization of supercritical coal-fired power plants by revising control strategy for water-fuel ratio[J]. Applied Energy, 2018, 216: 212-223.

[6] GAO M, ZHANG B, HONG F, et al. Design and application of the feed water control strategy for a 350 MW circulating fluidized bed boiler[J]. Applied Thermal Engineering: Design, Processes, Equipment, Economics, 2017, 125: 1-8.

[7] LIU K, WANG C, WANG L, et al. Dynamic performance analysis and control strategy optimization for supercritical coal-fired boiler: A dynamic simulation[J]. Energy, 2023, 282: 128712.

[8] 高明明, 岳光溪, 雷秀坚, 等. 600 MW 超临界循环流化床锅炉控制系统研究[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(35): 6319-6328.

GAO Mingming, YUE Guangxi, LEI Xiujian, et al. Research on control system of 600 MW supercritical circulating fluidized bed boiler[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(35): 6319-6328.

[9] WANG Y, JIANG X, YAN F, et al. The GRA-two algorithm for mas-

sive-scale feature selection problem in power system scenario classification and prediction[J]. Energy Reports,2021,7:293 – 303.

[10] LIN P,PENG Z,LAI Y,et al. Short-term power prediction for photovoltaic power plants using a hybrid improved Kmeans-GRA-Elman model based on multivariate meteorological factors and historical power datasets[J]. Energy Conversion and Management, 2018,177:704 – 717.

[11] NIAZKAR M,MENAPACE A,BRENTAN B,et al. Applications of XGBoost in water resources engineering: A systematic literature review (Dec 2018 – May 2023) [J]. Environmental Modelling & Software,2024,174:105971.

[12] ZHANG L,GUO Z,TAO Q,et al. XGBoost-based short-term prediction method for power system inertia and its interpretability [J]. Energy Reports,2023,9:1458 – 1469.

[13] XU J,WANG X,GU Y,et al. A data-based day-ahead scheduling optimization approach for regional integrated energy systems with varying operating conditions[J]. Energy,2023,283:128534.

[14] YANG Q,LIN Y,KUANG S,et al. A novel short-term load forecasting approach for data-poor areas based on K-MIFS-XGBoost and transfer-learning [J]. Electric Power Systems Research, 2024,229:110151.

[15] NASERBEGI A,AGHAIE M,ZOLFAGHARI A. Implementation of grey wolf optimization (GWO) algorithm to multi-objective loading pattern optimization of a PWR reactor[J]. Annals of Nuclear Energy,2020,148:107703.

[16] SUN H,CUI Q,WEN J,et al. Short-term wind power prediction method based on CEEMDAN-GWO-Bi-LSTM [J]. Energy Reports,2024,11:1487 – 1502.

[17] 刘冠甫. 基于多模型的自适应预测控制算法应用研究[D]. 北京:华北电力大学,2019.

LIU Guanfu. Application research of adaptive predictive control algorithm based on multiple models[D]. Beijing:North China Electric Power University,2019.

[18] 王启来,董朝轶,周 鹏,等. 基于 ARX 模型辨识和混合粒子群参数优化对自动引导车控制系统研究[J]. 自动化与仪器仪表,2021(7):58 – 63.

WANG Qilai,DONG Chaoyi,ZHOU Peng,et al. Research on automatic guided vehicle control system based on ARX model identification and hybrid particle swarm parameter optimization [J]. Automation and Instrumentation,2021(7):58 – 63.

[19] 张 帆. 多目标非线性预测控制及其在机炉协调优化控制中的应用研究[D]. 南京:东南大学,2017.

ZHANG Fan. Multi-objective nonlinear predictive control and its application in the control of boiler-tubing unit [D]. Nanjing: Southeast University,2017.

[20] 宋 军. 动态矩阵控制在火电厂汽温控制中的应用研究 [D]. 北京:华北电力大学,2018.

SONG Jun. Application of dynamic matrix control in the steam temperature control of thermal power plants[D]. Beijing:North China Electric Power University,2018.

[21] 崔晓波. 超临界机组典型非线性过程的建模与控制研究 [D]. 南京:东南大学,2015.

CUI Xiaobo. Research on dynamic modeling and control of typical nonlinear process in the supercritical power unit [D]. Nanjing: Southeast University,2015.

(姜雪梅 编辑)