

基于 XGBoost 建模及改进灰狼优化算法的 再热汽温预测优化控制

马良玉¹, 於世磊², 王佳聪¹, 袁乃正¹

(1. 华北电力大学 控制与计算机工程学院, 河北 保定 071003; 2. 中国航天空气动力技术研究院, 北京 100074)

摘要:为改善燃煤机组频繁变负荷过程中再热汽温的控制效果,提出一种基于机器学习的再热汽温预测优化控制方法。首先利用机组变负荷历史运行数据和 XGBoost 算法进行再热汽温特性建模,并采用随机搜索算法对模型参数进行优化以提高其预测精度。以最终的模型为基础,采用改进的灰狼优化算法(IGWO)对烟气侧再热挡板开度和蒸汽侧喷水减温阀指令进行实时寻优,实现再热汽温的预测优化控制。利用仿真机进行优化控制仿真试验。试验结果表明:采用智能预测优化控制方案可有效改善再热汽温控制效果,明显减少减温喷水用量,有助于提高机组的经济性。

关键词:火电机组;再热汽温;XGBoost 模型;灰狼优化算法;预测优化控制

中图分类号:TP181 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2023.01.013

[引用本文格式]马良玉,於世磊,王佳聪,等. 基于 XGBoost 建模及改进灰狼优化算法的再热汽温预测优化控制[J]. 热能动力工程,2023,38(1):104-111. MA Liang-yu, YU Shi-lei, WANG Jia-cong, et al. Reheat steam temperature predictive optimization control based on XGBoost modeling and improved grey wolf algorithm[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2023, 38(1): 104-111.

Reheat Steam Temperature Predictive Optimization Control based on XGBoost Modeling and Improved Grey Wolf Algorithm

MA Liang-yu¹, YU Shi-lei², WANG Jia-cong¹, YUAN Nai-zheng¹

(1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University Baoding, China, Post Code: 071003;
2. China Academy of Aerospace Aerodynamics, Beijing, China, Post Code: 100074)

Abstract: In order to improve the control effect of reheat steam temperature (RST) during the frequent load change of coal-fired units, a RST predictive optimization control approach based on machine learning was proposed. Firstly, the RST prediction model was developed with the historical variable-load operation data by using the eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) algorithm, and the model parameters were optimized with the random search method to improve its prediction accuracy. Based on the final well-trained model, an improved grey wolf optimizer (IGWO) was employed to realize predictive optimization control of RST by searching the real-time optimal instructions of the flue-gas-side reheat baffle opening and the steam-side water-spray desuperheating valve. Optimization control simulation tests were carried out with a full-scope simulator. The experimental results show that the intelligent predictive optimization control scheme proposed in this paper can effectively improve the control effect of RST, and significantly reduce the amount of desuperheating water spray, which helps to improve the economy of the unit.

Key words: thermal power unit, reheat steam temperature, XGBoost modeling, grey wolf optimizer, predictive optimization control

引言

为消纳可再生能源发电量并适应用户多变的负荷需求,火电机组参与电网一次调频和自动发电控制(AGC),频繁地深度变负荷运行,大大增加了机组运行人员的操控难度^[1-2]。再热汽温多采用烟气挡板、燃烧器摆角及烟气再循环调节方式中的一种或两种组合作为主要调节方式,而将喷水减温作为超温紧急调节^[3]。由于蒸汽侧喷水会降低机组的经济性,因此应遵循烟气侧优先原则,尽量减少喷水量。尽管烟气侧挡板调节结构简单,但其大滞后及非线性特征导致现场自动投运率低,即便投入自动控制也容易使烟气挡板和喷水阀动作失调,造成两个控制回路的震荡。因此,研究先进的再热汽温协调控制策略,对机组安全经济运行具有重要意义。

近年来,科研人员在提高再热汽温的控制效果方面做了大量尝试。文献[4]从切换逻辑设计考虑,提出一种再热汽温广义预测协调控制方案,可实现燃烧器摆角和喷水减温控制的平滑无扰切换。文献[5]通过引入广义预测控制技术在实现烟气挡板对再热汽温有效控制的同时减少了再热喷水量,机组经济性得到明显提高。华志刚等人^[6]将状态变量与预测控制结合应用于再热汽温控制,现场应用取得较好的效果,但仅针对喷水调节进行了优化。崔晓波等人^[7]提出了一种基于 Laguerre 函数的再热汽温多模型预测控制技术,降低了预测控制优化的计算量,并利用集成经济性优化的性能指标有效减少了减温水用量。文献[8]将 Smith 控制方法与预测函数控制方法结合,实现了对再热汽温预测控制量的快速求解。文献[9]将自抗扰控制技术(ADRC)与 Smith 预估补偿控制有机融合,提出了一种适用于存在大滞后与非线性特性系统的先进再热汽温优化控制策略,仿真验证了其有效性。

综合目前研究现状,本文针对某 600 MW 超临界机组再热汽温系统,利用历史运行数据,以机器学习领域的 XGBoost(eXtreme Gradient Boosting)算法为基础建立再热汽温特性的预测模型,并用随机搜索算法(Randomized search method, RSM)对模型进行优化。以离线训练完成的模型为基础,根据再热

汽温的实时误差反馈动态确定指令的搜索空间,采用改进的灰狼优化算法(Improved grey wolf optimizer, IGWO)对烟气侧再热挡板开度和蒸汽侧喷水减温阀指令进行实时寻优,实现再热汽温的预测优化控制。

1 算法分析

1.1 XGBoost 算法

极端梯度提升(XGBoost)算法是基于树集成的学习模型,其基分类器有分类树和回归树^[10],不仅在分类问题上具有很高的精度,在回归问题上也优于一般的网络模型。

XGBoost 的目标函数为^[11]:

$$f_{obj} = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \Omega(f_i) \quad (1)$$

式中: $l(y_i, \hat{y}_i)$ —损失函数项,度量预测值与目标值之间的差; $\Omega(f_i)$ —正则项。

$\Omega(f_i)$ 的表达式为:

$$\Omega(f_i) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T \omega_j^2 \quad (2)$$

式中: T — t 次迭代后树中包含的叶节点个数; ω —各叶节点分数; γ, λ —惩罚项的权重系数。

XGBoost 算法采用 K 折交叉验证的方式调优,以有效避免过拟合与欠拟合情况的发生^[12-13]。

1.2 灰狼算法

灰狼算法(Grey wolf optimizer, GWO)是一种模拟自然界中灰狼等级分层和狼群捕食行为的新型群体智能优化算法^[14],通过灰狼的包围、狩猎和攻击行为来实现目标优化。GWO 的优化步骤如下:

(1) 社会等级分层。首先需构建灰狼社会等级层次模型。通过计算种群中每个个体的适应度,将适应度最好的 3 只灰狼依次标记为 α, β 和 δ ,而剩下的灰狼标记为 ω 。

(2) 包围猎物。灰狼狩猎时会逐渐地接近猎物并包围它,该行为的数学表达式为:

$$D = C \circ X_p(t) - X(t) \quad (3)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \circ D \quad (4)$$

$$A = 2a \circ r_1 - a \quad (5)$$

$$C = 2r_2 \quad (6)$$

式中: D —灰狼与猎物的距离; t —当前迭代次数; $\circ$ —

hadamard 乘积操作; A, C —协同系数向量; X_p —猎物的位置向量; $X(t)$ —当前灰狼的位置向量; $X_p(t)$ —当前猎物的位置向量; a —收敛因子, 在整个迭代过程中由 2 线性降到 0; r_1, r_2 — $[0, 1]$ 中的随机向量。

(3) 狩猎。灰狼具有识别潜在猎物(最优解)位置的能力, 搜索过程主要靠 α, β, δ 灰狼的指引来完成。在每次迭代过程中, 根据 α, β, δ 的位置信息来更新其他搜索代理(包括 ω)的位置。该行为的数学表达式为:

$$\begin{cases} D_\alpha = C_1 \circ X_\alpha - X \\ D_\beta = C_2 \circ X_\beta - X \\ D_\delta = C_3 \circ X_\delta - X \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} X_1 = X_\alpha - A_1 \circ D_\alpha \\ X_2 = X_\beta - A_2 \circ D_\beta \\ X_3 = X_\delta - A_3 \circ D_\delta \end{cases} \quad (8)$$

$$X(t+1) = \frac{(X_1 + X_2 + X_3)}{3} \quad (9)$$

式中: $X_\alpha, X_\beta, X_\delta$ —当前种群中 α, β, γ 的位置向量; X — ω 灰狼的位置向量; $D_\alpha, D_\beta, D_\delta$ —当前候选灰狼与最优 3 只狼之间的距离。

1.3 改进灰狼算法

尽管 GWO 具有收敛速度快、参数少、易实现等优点, 但在优化多目标问题时依然容易陷入局部最优, 出现早熟收敛等问题^[15]。因此, 本文对 GWO 的收敛因子和位置更新两方面做出改进^[16], 提出了自适应收敛灰狼优化(Adaptive convergence grey wolf optimizer, sGWO)算法、引入惯性权重的灰狼优化(Weight grey wolf optimizer, wGWO)算法以及结合两种改进策略的灰狼优化(Improved grey wolf optimizer, IGWO)算法。

1.3.1 自适应收敛因子

GWO 的最优解与协同系数 A 密切相关, 由式(5)可知, 收敛因子 a 会直接影响 A 值。收敛因子采用非线性递减代替线性递减方式, 可以发现更多的潜在最优解。表达式为:

$$a = a_{\max} - \left[1 + \exp\left(-\frac{t}{t_{\max}}\right) \right]^{-1} \quad (10)$$

式中: $a_{\max}$ —收敛因子最大值; $t_{\max}$ —最大迭代

次数。

1.3.2 灰狼位置更新

为提高灰狼优化算法跳出局部最优值的能力, 针对灰狼位置更新引入惯性权重 φ , 随着迭代次数的增加, 惯性权重也会改变:

$$X(t+1) = \varphi(t+1)X_p(t) - A \circ D \quad (11)$$

$$\varphi(t+1) = \varphi_{\max} - (\varphi_{\max} - \varphi_{\min}) \cdot \frac{t}{t_{\max}} \quad (12)$$

式中: φ —惯性权重, 取值范围为 $[0.4, 0.9]$; $\varphi_{\max}$ —最大惯性权重; $\varphi_{\min}$ —最小惯性权重。

1.4 改进灰狼算法性能测试

为测试 IGWO, sGWO, wGWO 的性能, 选取 3 个标准测试函数进行寻优试验, 并与传统 GWO 进行对比测试。3 个测试函数^[17]分别是 Six-Hump Camel 函数、Three-Hump Camel 函数和 Beale 函数, 各函数表达式及变量 z_i 范围如下:

Six-Hump Camel 函数(最优值 -1.0316):

$$f_1 = \left(4 - 2.1z_1^2 + \frac{z_1^4}{3} \right) z_1^2 + z_1 z_2 + (-4 + 4z_2^2) z_2^2 \quad (13)$$

式中: $z_1 \in [-3, 3], z_2 \in [-2, 2]$ 。

Three-Hump Camel 函数(最优值 0):

$$f_2 = \sum_{i=1}^n [100(z_{i+1} - z_i^2)^2 + (z_i - 1)^2] \quad (14)$$

式中: $z_i \in [-2.048, 2.048]$ 。

Beale 函数(最优值 0):

$$f_3 = (1.5 - z_1 + z_1 z_2)^2 + (2.25 - z_1 + z_1 z_2^2)^2 + (2.625 - z_1 + z_1 z_2^3)^2 \quad (15)$$

式中: $z_i \in [-4.5, 4.5]$ 。

针对上述 3 个函数, 分别采用 4 种不同算法进行寻优, 测试结果对比如图 1 所示。由图 1 可以看出, 4 种优化算法均可以接近目标函数的最优值; GWO 的收敛速度快于其他 3 种算法, 但是很容易陷入局部最优值, 而 wGWO, sGWO, IGWO 搜索能力更强, 更容易跳出局部最优值; 针对不同种类的测试函数, wGWO 的收敛能力比 sGWO 更强, 但是 wGWO 和 sGWO 的收敛速度或收敛精度不及 IGWO。总之, IGWO 具有更好的全局搜索能力及优化性能。

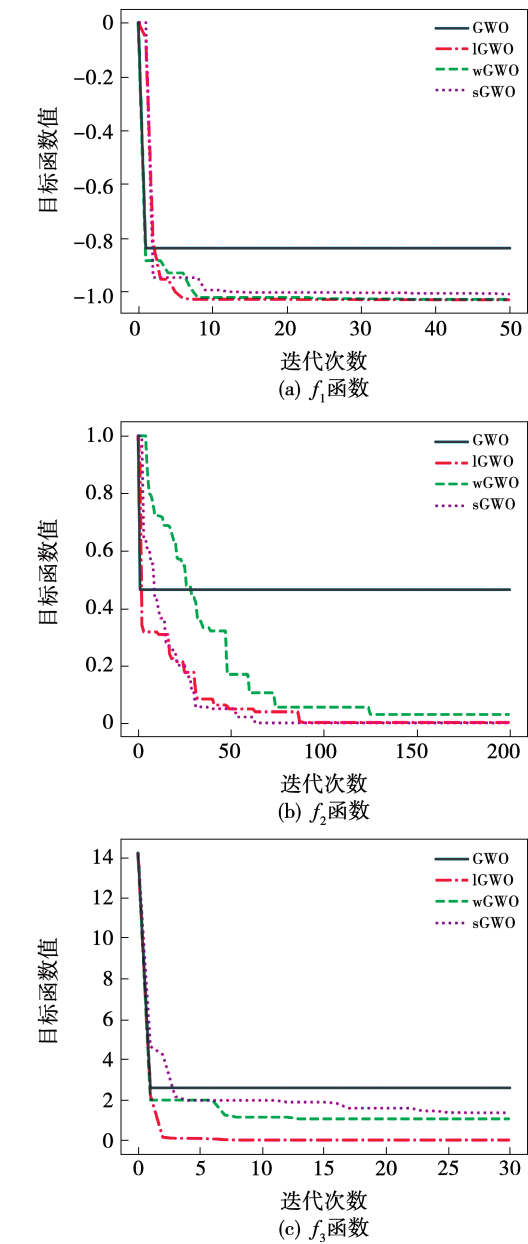


图 1 4 种算法性能对比

Fig. 1 Performance comparison of four algorithms

2 再热汽温特性预测模型建立

2.1 再热汽温系统简介

研究对象为某 600 MW 超临界机组,型号为 DG-1900/25.4-II。该锅炉采用烟气挡板和喷水减温共同调节再热汽温,烟气挡板和喷水减温器均分为 A,B 两侧,可以分别调节。锅炉再热(过热)烟气挡板和喷水减温布置如图 2 所示。由图 2 可知,当再热挡板和过热挡板调节均投入自动时,过热挡板开度随再热挡板开度的变化而变化,使二者总开度保持恒定值 120°,确保烟道畅通。烟气侧和蒸汽

侧调节再热汽温的设定值均为负荷的插值函数(缺省相同,高负荷段均为 568 ℃),在函数中可分别加偏置。

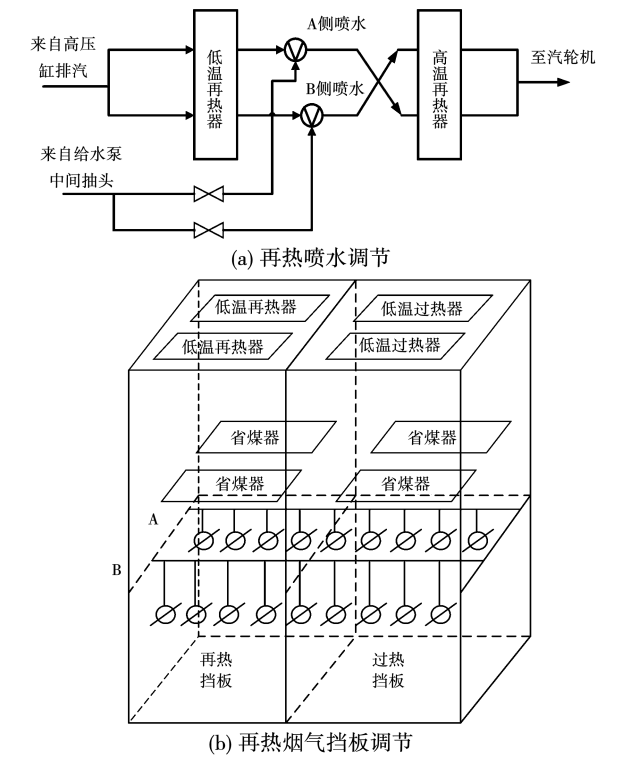


图 2 再热汽温调节示意图

Fig. 2 Schematic diagram of reheated steam temperature adjustment

2.2 模型变量选取

火电机组变负荷运行过程中,再热器烟气挡板开度及再热器喷水阀开度等是调节再热汽温的主要手段^[18]。综合考虑,选取表 1 所示参数建立再热汽温特性预测模型(以单侧为例,另一侧将左右互换即可)。

表 1 再热汽温预测模型变量(左侧)

Tab. 1 Variables for the RST prediction model(left)

变量类型	参数
输入	燃料量/ $\text{t} \cdot \text{h}^{-1}$
	总风量/ $\text{t} \cdot \text{h}^{-1}$
	低温再热器入口汽温(左)/ $^{\circ}\text{C}$
	高温再热器入口汽温(右)/ $^{\circ}\text{C}$
	左侧再热器挡板开度/%
	右侧再热器挡板开度/%
	再热器喷水阀开度(左)/%
	再热器喷水阀开度(右)/%
输出	高温再热器出口汽温(右)/ $^{\circ}\text{C}$

2.3 模型结构

由于再热汽温具有大惯性和大延迟特性,且在不同负荷下再热气温的非线性表现得更加突出,为提高模型的精度,选取具有输入时延和输出反馈时延的 XGBoost 模型结构。输入时延 m 和输出反馈时延 n 分别选取不同时延阶次建立再热汽温预测模型,以均方误差、拟合度及绝对值误差作为评价指标比较各模型的预测精度,结果如表 2 所示。由表 2 可知,模型 4 和模型 6 的各评价指标相差非常小,但是模型 6 在建模过程中处理数据更复杂,所需计算量更多,因此选择 $m=2$ 作为输入时延阶次, $n=2$ 作为输出反馈时延阶次^[18]。针对表 1 所示左、右两个再热汽温预测模型,每个模型均有 23 个输入变量和 1 个输出变量。以左侧再热汽温预测模型为例,模型结构如图 3 所示。

表 2 不同延迟量模型预测对比

Tab. 2 Prediction comparison of different latency models

模型	延迟量(m,n)	MAE	MSE	R^2
1	(0,0)	0.011	8.53e-05	0.998
2	(1,1)	0.004	4.31e-05	0.999
3	(2,1)	0.003	3.54e-05	0.999
4	(2,2)	0.002	9.26e-06	0.999
5	(3,1)	0.003	2.63e-05	0.999
6	(3,2)	0.001	8.53e-06	0.999

注:MAE—平均绝对误差;MSE—均方误差; R^2 —拟合度。

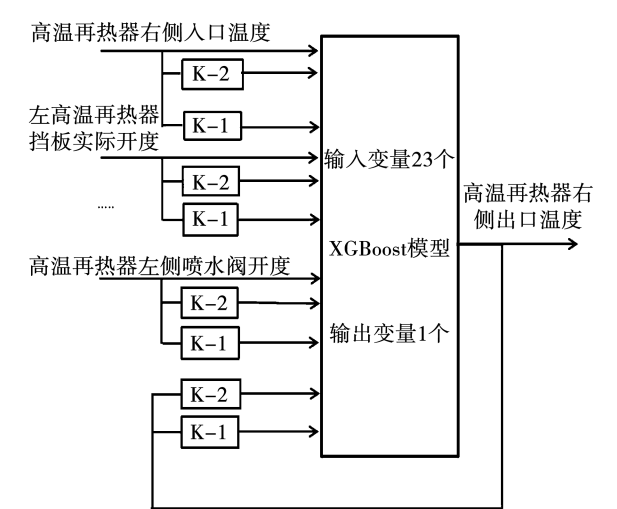


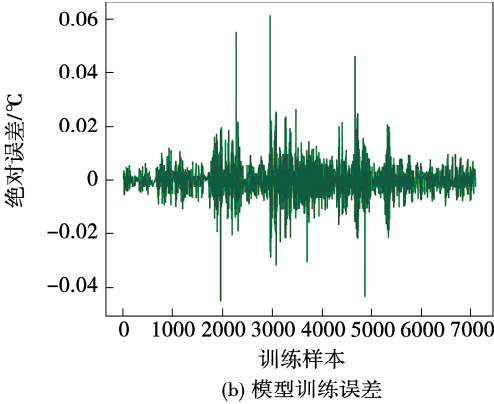
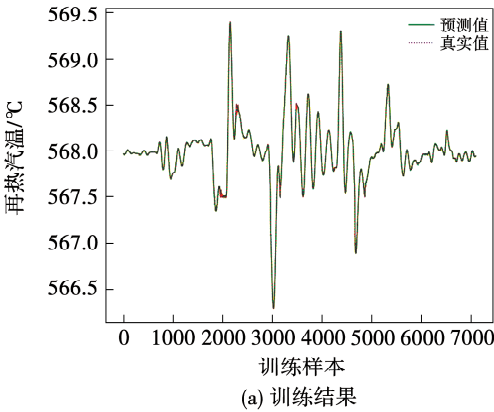
图 3 XGBoost 模型结构

Fig. 3 XGBoost model structure

2.4 模型训练与验证

借助 600 MW 超临界机组仿真机,获取 600 ~ 420 MW 之间升降负荷的动态变负荷过程数据共 7 000 组,用于模型训练。根据经验将所有数据归一化至[0,1]范围。建模采用 Python 语言编程实现,仿真平台为 Pycharm, XGBoost 和随机搜索算法(RSM)均调用机器学习专用库中的算法。根据表 1 和图 3 所示模型变量和结构,用 XGBoost 算法建立再热汽温预测模型,并用 RSM 对模型的 4 个参数:树的数目、树的最大深度、学习率及最小叶子节点样本权重进行优化。以左侧再热汽温模型为例,寻优后的 4 个模型参数分别为 192,9,0.1 和 7。

经 RSM 优化后的左侧再热汽温 XGBoost 预测模型拟合效果如图 4(a)和图 4(b)所示。由图可知,预测值与真实值之间的最大误差小于 $\pm 0.1\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。为验证该模型的预测精度,选取不同变负荷工况共 5 000 组运行数据对模型进行测试。模型的预测结果与真实值之间的误差如图 4(c)和图 4(d)所示。由图可知,针对与训练样本不同的数据集,模型依旧能很好地拟合实际值,具有较高预测精度和很好的泛化能力。



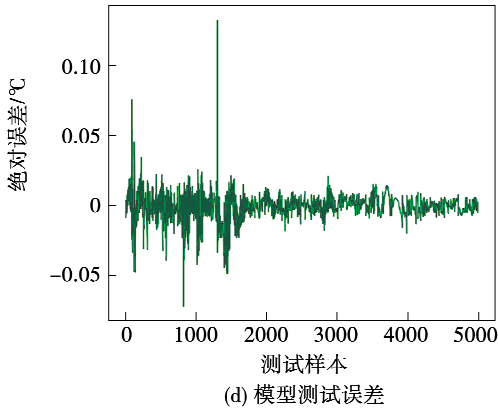
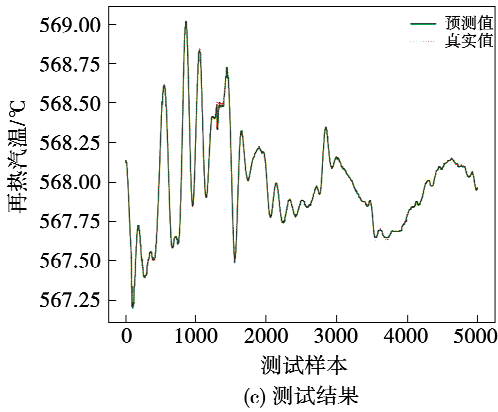


图 4 再热汽温模型(左)训练及测试结果

Fig.4 Training and testing results of the RST model(left)

3 预测优化控制方案及仿真试验

3.1 控制策略总体框架

600 MW 超临界机组通过烟气挡板和喷水减温共同调节,将再热汽温维持在设定值 568 ℃ 附近。考虑机组经济性,在烟气挡板有效调节范围内,应尽可能地减少喷水用量。为此,提出一种基于再热汽温 XGBoost 预测模型,利用改进灰狼优化算法,根据目标函数(适应度函数)对烟气挡板与喷水减温阀指令进行实时寻优的预测优化控制方案^[19],原理如图 5 所示。

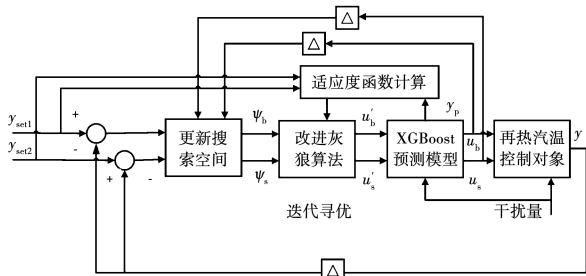


图 5 再热汽温预测优化控制方案

Fig.5 Predictive optimization control scheme for RST

其中, y_{set1} , y_{set2} 分别为再热烟气挡板、再热喷水减温调节方式的汽温设定值, ψ_b, ψ_s 分别为再热烟气挡板与再热喷水减温阀开度指令搜索空间, y_p 为模型预测输出值, u_b, u_s 为最终输出的指令, u'_b, u'_s 为改进灰狼算法寻优得到的指令。

3.2 基于误差反馈的搜索空间

利用预测模型对指令进行寻优时,需要合理确定指令可行解的搜索空间。若搜索空间过大,可能会影响优化算法的收敛速度;若搜索范围过小,可能难以涵盖最优解的位置,导致调节时间过长。合适的搜索范围有助于保证及时、准确地搜索到控制指令解。

为此,针对可行解搜索边界提出一种基于误差实时反馈的搜索空间动态调整方法。 ψ_b 和 ψ_s 分别按照如下公式进行实时更新。

当 $y_k \geq y_{set1}$ (或 y_{set2}) 时:

$$\psi_b = [x_b(k) - k_b | y(k) - y_{set1} |, x_b(k)] \tag{16}$$

$$\psi_s = [x_s(k), x_s(k) - k_s | y(k) - y_{set2} |] \tag{17}$$

当 $y_k < y_{set1}$ (或 y_{set2}) 时:

$$\psi_b = [x_b(k), x_b(k) + k_b | y(k) - y_{set1} |] \tag{18}$$

$$\psi_s = [x_s(k) - k_s | y(k) - y_{set2} |, x_s(k)] \tag{19}$$

式中: $x_b(k), x_s(k)$ —烟气挡板和喷水阀 k 时刻的实际开度; k_b, k_s —烟气挡板和喷水阀的搜索扩张因子; $y(k)$ — k 时刻再热汽温实际反馈值。

3.3 仿真实验研究

将 Pycharm 平台编制的优化控制程序通过 UDP 协议与 600 MW 仿真机进行通讯,实现数据双向互传。首先确定改进灰狼算法中引入的惯性权重 $\theta_{max} = 0.9, \theta_{min} = 0.4$, 经过多次变负荷扰动实验,最终确定烟气挡板和喷水减温的搜索扩张因子 $k_s = 1.1, k_b = 0.35$ 。

仿真机以 12 MW/min 的变负荷率,从 600 MW 额定负荷以每次 60 MW 的幅度滑压降负荷至 480 MW,再升负荷至 600 MW。再热汽温设定值始终控制在 568 ℃。采用本文智能优化控制方案与机组原

控制进行两次独立的试验。试验过程机组负荷指令及实际负荷变化、两种控制方式下的再热汽温、烟气挡板开度、喷水阀门开度对比如图 6 所示。

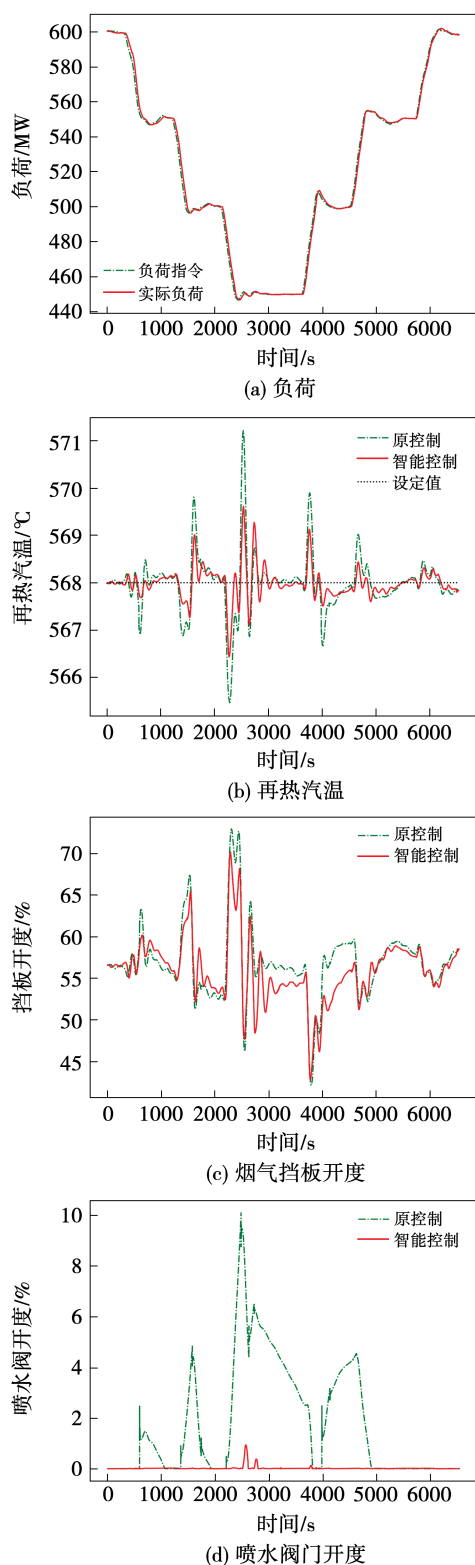


图 6 两种方式控制效果比较

Fig. 6 Comparison of the control results of two methods

由图 6(b) 可看出,在机组连续升降负荷过程中,采用智能控制方案可以将再热汽温更好地维持在设定值附近,汽温控制效果明显比原控制方案好。由图 6(c) 和图 6(d) 可知,调节过程烟气挡板动作较为平稳,喷水阀门动作频率及减温喷水用量大大减少。

4 结 论

(1) 利用机组的变负荷历史运行数据和 XG-Boost 算法建立了再热汽温预测模型,并采用随机搜索算法对模型进行优化,模型具有较高的预测精度及泛化能力。

(2) 基于训练完成的模型,根据汽温误差动态确定指令的搜索空间,采用改进的灰狼优化算法(IGWO)对烟气侧再热挡板开度和蒸汽侧喷水减温阀指令进行寻优,可以实现最优指令的输出。

(3) 提出的再热汽温预测优化控制方案,可实现再热烟气挡板与喷水减温阀的协调控制,改善再热汽温控制品质,同时有效降低喷水减温使用频次和用量,有利于提高机组的经济性。

参考文献:

- [1] 白玉峰,孙伟鹏,林楚伟,等. 超超临界机组全负荷段再热汽温智能控制[J]. 电力与能源, 2019, 40(2): 254-257.
BAI Yu-feng, SUN Wei-peng, LIN Chu-wei, et al. Intelligent control of reheat steam temperature in full load section of ultra-supercritical unit [J]. Electric Power and Energy, 2019, 40(2): 254-257.
- [2] 丁建良,于国强,罗建裕. 深度调峰下超超临界机组再热汽温控制优化[J]. 中国电力, 2020, 53(5): 143-149.
DING Jian-liang, YU Guo-qiang, LUO Jian-yu. Optimization of reheat steam temperature control for ultra-supercritical units under deep peak shaving [J]. Electric Power, 2020, 53(5): 143-149.
- [3] 李 旭. 再热汽温的动态特性与控制[J]. 动力工程, 2009, 29(2): 150-154.
LI Xu. Dynamic behavior and control of reheated steam temperature [J]. Journal of Power Engineering. 2009, 29(2): 150-154.
- [4] 王东风,李 玲,王玉华. 电站锅炉再热蒸汽温度的燃烧器摆角和喷水减温协调预测控制[J]. 动力工程学报, 2018, 38(7): 558-563, 571.
WANG Dong-feng, LI Ling, WANG Yu-hua. Coordinated predictive control of boiler reheated steam temperature using tilter and attem-

- perator [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2018, 38(7): 558–563, 571.
- [5] 陈涛,王珩,胡昌盛,等. 广义预测控制在 600 MW 超临界机组协调及汽温控制系统优化中的应用[J]. 中国电力, 2014, 47(2): 5–10.
- CHEN Tao, WANG Heng, HU Chang-sheng, et al. Application of generalized predictive control for 600 MW supercritical unit coordinated control and steam temperature control system optimization [J]. Electric Power, 2014, 47(2): 5–10.
- [6] 华志刚,吕剑虹,张铁军. 状态变量-预测控制在 600 MW 机组再热汽温控制中的研究与应用[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(12): 103–107.
- HUA Zhi-gang, LYU Jian-hong, ZHANG Tie-jun. Research and application of state variable-predictive control in 600 MW unit reheater temperature control system [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(12): 103–107.
- [7] 崔晓波,陈雨亭,秦文炜,等. 多模型块结构 Laguerre 函数预测控制在再热汽温系统中的应用[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2013, 43(4): 803–808.
- CUI Xiao-bo, CHEN Yu-ting, QIN Wen-wei, et al. Multiple model block Laguerre function predictive control and its application in reheated steam temperature system [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2013, 43(4): 803–808.
- [8] 王富强,李晓理,张秋生,等. 基于 Smith 控制与预测函数控制的再热汽温多变量控制快速计算方法[J]. 计算机应用, 2015, 35(12): 3597–3601.
- WANG Fu-qiang, LI Xiao-li, ZHANG Qiu-sheng, et al. Fast calculation method of multivariable control for reheat steam temperature based on Smith control and predictive functional control [J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(12): 3597–3601.
- [9] 崔晓波,刘久斌,朱红霞,等. 基于自抗扰 Smith 预估补偿方法的超临界机组再热汽温控制研究[J]. 发电技术, 2018, 39(4): 368–372.
- CUI Xiao-bo, LIU Jiu-bin, ZHU Hong-xia, et al. Research on reheated steam temperature control of supercritical unit based on active disturbance rejection controller smith predictive compensation method [J]. Power Generation Technology, 2018, 39(4): 368–372.
- [10] CHEN T, GUESTRIN C. XGBoost: a scalable tree boosting system [C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco, USA: Association for Computing Machinery, 2016.
- [11] 靳志杰,霍志红,许昌,等. 基于特征选择和 XGBoost 的风电机组故障诊断[J]. 可再生能源, 2021, 39(3): 353–358.
- JIN Zhi-jie, HUO Zhi-hong, XU Chang, et al. Wind turbine fault diagnosis based on feature selection and XGBoost [J]. Renewable Energy, 2021, 39(3): 353–358.
- [12] 马良玉,於世磊,赵尚羽,等. 基于随机搜索算法优化 XGBoost 的过热汽温预测模型[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2021, 48(4): 99–105.
- MA Liang-yu, YU Shi-lei, ZHAO Shang-yu, et al. Superheated steam temperature prediction models based on XGBoost optimized with random search algorithm [J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2021, 48(4): 99–105.
- [13] XU Lu, HU Ou, GUO Yu-wan, et al. Representative splitting cross validation [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2018, 183: 29–35.
- [14] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46–61.
- [15] 李明军,王均星,潘江洋,等. 基于改进 GWO 和 SVM 的大坝变形预测[J]. 水力发电, 2021, 47(3): 89–93.
- LI Ming-jun, WANG Jun-xing, PAN Jiang-yang, et al. Dam deformation prediction based on improved GWO and SVM [J]. Water Power, 2021, 47(3): 89–93.
- [16] 杨晓敏. 改进灰狼算法优化支持向量机的网络流量预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(3): 211–217.
- YANG Xiao-min. Improved gray wolf algorithm to optimize support vector machine for network traffic prediction [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2021, 35(3): 211–217.
- [17] ALI M M, KHOMPATRAPORN C, ZABINSKY Z B. A numerical evaluation of several stochastic algorithms on selected continuous global optimization test problems [J]. Journal of Global Optimization, 2005, 31(4): 635–672.
- [18] 娄杰丽. 基于数据驱动的再热器温度建模与优化控制研究[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2019.
- LOU Jie-li. Research on reheater temperature modeling and optimal control based on data drive [D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2019.
- [19] 马良玉,高志元. 超临界机组协调控制系统的预测优化控制[J]. 热力发电, 2014, 43(9): 54–59.
- MA Liang-yu, GAO Zhi-yuan. Predictive optimal control for coordinated system of supercritical power unit [J]. Thermal Power Generation, 2014, 43(9): 54–59.