

基于权重因子自校正的主蒸汽温度外挂广义预测串级控制

王懋譞¹ 王永富¹ 柴天佑² 张晓宇³

摘要 针对电厂目前普遍采用 PI-PI 串级控制器调节锅炉主蒸汽温度系统, 不能有效克服惯性、时滞和参数时变等问题的影响, 本文提出了一种理想 GPC (Generalized predictive control)-PI 串级控制器. 首先, 该理想串级控制器不仅能抑制一次和二次扰动, 而且外环 GPC 通过对主蒸汽温度的多步预测, 并结合滚动优化技术能有效克服主蒸汽温度系统的惯性和时滞问题. 另外, 针对主蒸汽温度系统参数时变的特性, 该理想控制器采用了 T-S (Takagi-Sugeno) 型模糊神经网络 (Fuzzy neural network, FNN) 作为主蒸汽温度模型, 该模型能够通过反馈校正技术实时更新模型参数. 同时, 为了改善主蒸汽温度系统动态响应品质和稳定性, 对外环 GPC 中的权重因子进行了模糊自校正设计, 通过理论分析和对比仿真验证了该理想 GPC-PI 串级控制器优于权重因子固定的 GPC-PI 和 PI-PI 串级控制器. 最后, 考虑到直接将电厂集散控制系统 (Distributed control system, DCS) 中的 PI-PI 串级控制器升级为理想 GPC-PI 串级控制器存在安全以及风险责任等问题, 故将电厂的传统 PI-PI 串级控制器升级成外挂的 GPC-PI-PI 串级控制器, 既改善了锅炉主蒸汽温度的控制效果又规避了风险责任, 实际应用验证了该方法的有效性.

关键词 主蒸汽温度, 广义预测控制, 模糊神经网络, 权重因子, 自校正, 串级控制

引用格式 王懋譞, 王永富, 柴天佑, 张晓宇. 基于权重因子自校正的主蒸汽温度外挂广义预测串级控制. 自动化学报, 2022, 48(2): 418-433

DOI 10.16383/j.aas.c200195

External Generalized Predictive Cascade Control for Main Steam Temperature Based on Weight Factor Self-regulating

WANG Mao-Xuan¹ WANG Yong-Fu¹ CHAI Tian-You² ZHANG Xiao-Yu³

Abstract The PI-PI cascade controller, which is widely used in power plants for adjusting main steam temperature, cannot effectively overcome the negative effects caused by inertia, time delay and time-varying parameters, therefore an ideal generalized predictive control (GPC)-PI cascade controller is proposed in this paper. Firstly, the GPC-PI cascade controller could attenuate the primary and secondary disturbances. To solve the problems of inertia and time delay in the main steam temperature system, the GPC-PI cascade controller predicts the multi-step main steam temperature integrating with rolling optimization technique. In addition, facing the time-varying parameters of the main steam temperature system, the GPC-PI cascade controller adopts the T-S (Takagi-Sugeno) fuzzy neural networks (FNN) as the main steam temperature model, whose parameters can be identified and updated in real time. Meanwhile, in order to further improve the dynamic response speed and stability of the main steam temperature system, fuzzy self-regulating of weight factor in outer-loop GPC is designed. The theoretical analysis and comparative simulations verify that the ideal GPC-PI cascade controller is superior to the GPC-PI cascade controller with fixed weight factor and the PI-PI cascade controller. Finally, considering the safety and risks due to the substitution of PI-PI cascade controller by the ideal GPC-PI cascade controller in distributed control systems (DCS), the PI-PI cascade controller is upgraded to the GPC-PI-PI controller for power plant, which not only improves the control effects but also avoids liabilities for risks. The practical application demonstrates the effectiveness of the GPC-PI-PI controller.

Key words Main steam temperature, generalized predictive control (GPC), fuzzy neural network (FNN), weight factor, self-regulating, cascade control

Citation Wang Mao-Xuan, Wang Yong-Fu, Chai Tian-You, Zhang Xiao-Yu. External generalized predictive cascade control for main steam temperature based on weight factor self-regulating. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(2): 418-433

收稿日期 2020-04-08 录用日期 2020-07-12
Manuscript received April 8, 2020; accepted July 12, 2020
国家自然科学基金 (51775103) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (51775103)

本文责任编辑 乔俊飞

Recommended by Associate Editor QIAO Jun-Fei

1. 东北大学机械工程与自动化学院 沈阳 110819 2. 东北大学
流程工业综合自动化国家重点实验室 沈阳 110819 3. 国家能源
投资集团 北京 100011

1. School of Mechanical Engineering and Automation, North-eastern University, Shenyang 110819 2. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819 3. China Energy Investment Corporation Limited, Beijing 100011

主蒸汽温度是火力发电厂热力系统中的重要参数指标之一. 主蒸汽温度的控制目标是维持末级过热器出口温度在允许范围内, 以保证电厂的经济运行, 同时还要防止主蒸汽温度波动导致的金属疲劳, 危及机组的安全运行^[1]. 在过热器入口调节减温水后, 由于过热器管道长度和蒸汽容积较大, 主蒸汽在过热器中的吸热过程时间较长, 主蒸汽温度的变化会滞后. 同时, 受到升降负荷、蒸汽流量、烟气侧温度、煤质等扰动的影响, 主蒸汽温度的动态特性也会发生变化. 因此主蒸汽温度系统表现出大惯性、大时滞、随机扰动、参数时变等复杂动态特性, 成为电厂热工过程控制中的难点^[2].

目前, 在电厂主蒸汽系统中仍然大规模采用串级 PI 控制器, 通过调节减温水实现主蒸汽温度的控制. 主蒸汽温度串级 PI 控制结构的优势在于内环 PI 回路比外环 PI 回路调节迅速, 内环的二次扰动可以被快速抑制, 保证系统控制的稳定. 虽然内环 PI 控制器解决了内环回路二次扰动的控制问题, 但是外环 PI 控制器只根据当前时刻的主蒸汽温度偏差进行调节, 由于末级过热器存在惯性和时滞的动态特性, 导致出现主蒸汽温度超调量大、调节周期长、难以稳定的问题^[3].

为了解决主蒸汽温度系统的时滞问题, 文献 [4] 利用 Smith 预测模型估计出主蒸汽温度的时滞动态特性, 通过补偿控制, 改善了主蒸汽温度的控制效果. 但 Smith 预测模型参数需要精确辨识, 只有当预测模型与实际过程相匹配时, Smith 预测控制才能实施有效控制. 文献 [5-7] 分别结合神经网络和模糊系统整定主蒸汽温度系统外环 PI 控制器参数, 文献 [8] 和文献 [9] 则分别采用遗传算法和粒子群算法优化主蒸汽串级 PI 控制器的参数. 上述文献虽然改善了串级 PI 控制器的调节效果, 但是其整定优化方法仍然依据当前时刻的主蒸汽温度偏差来设计, 未考虑到主蒸汽温度的惯性和时滞问题. 因此 PI-PI 串级控制结构的外环 PI 回路难以克服主蒸汽温度系统惯性和时滞动态特性的影响.

基于模型的预测控制采用多步预测、在线滚动优化和反馈校正策略, 能够有效克服被控对象惯性、时滞和参数时变的动态特性, 其原因在于: 1) 通过过程模型的多步预测, 被控对象惯性和时滞的动态特性被融入到有限时域的滚动优化目标中; 2) 通过实时反馈校正, 过程模型能够有效克服参数时变的特性; 3) 预测控制可以通过可调参数的整定, 调节被控对象和控制增量的变化速率, 防止被控对象的超调和振荡. 因此预测控制方法非常适合主蒸汽温度的控制任务. 国内外学者应用模型预测控制, 在

主蒸汽温度的控制中进行了有益的探索, 通过仿真实验或实际应用验证了主蒸汽温度预测控制的有效性.

如文献 [1] 利用锅炉运行实验数据, 离线辨识出主蒸汽温度在 500 MW 负荷下的受控自回归滑动平均模型, 在此模型基础上设计广义预测控制器 (Generalized predictive control, GPC), 由于锅炉负荷变化会导致主蒸汽温度系统的参数发生较大变化, 显然特定负荷下的主蒸汽温度模型无法对其他负荷工况下的主蒸汽温度实现有效预测. 为了解决负荷变化导致的主蒸汽温度模型参数时变的问题, 文献 [10] 在锅炉历史运行数据的基础上, 离线辨识了 5 个典型负荷下的主蒸汽温度模型, 利用神经模糊模型建立主蒸汽温度全局非线性动态模型, 神经模糊模型在线运行时根据负荷指令可以得到当前工况下的主蒸汽温度模型. 文献 [11] 首先采用模糊聚类算法离线辨识典型工况下的主蒸汽温度模型, 然后利用 T-S (Takagi-Sugeno) 模糊逻辑系统建立主蒸汽温度全局非线性动态模型用于主蒸汽温度的预测. 上述文献中离线辨识的主蒸汽温度模型同预测控制理论相比, 没有设计在线反馈校正环节, 需要进一步考虑主蒸汽温度系统中其他扰动导致的模型参数时变和模型失配引起的稳定性问题.

基于上述文献的工作, 将模型预测控制应用于主蒸汽温度的调节, 需要在以下几个方面进一步完善: 1) 主蒸汽温度模型在实际应用中需要结合预测控制的反馈校正技术, 通过在线辨识算法实时更新主蒸汽温度模型, 克服主蒸汽温度系统参数时变特性; 2) 预测控制优化目标中的可调参数例如权重因子对系统的稳定性和调节效果具有较大影响, 其优化整定方法有待进一步深入研究; 3) 在电厂实际应用当中, 直接修改集散控制系统 (Distributed control system, DCS) 中的控制结构会导致电厂运行系统安全和风险责任的问题. 因此在保证安全的前提下, 如何设计独立的外挂主蒸汽温度预测控制系统成为本文重点研究的内容; 4) 应用模型预测控制与电厂实际相结合时, 主蒸汽温度系统的收敛性和稳定性需要进一步探究.

因此本文提出一种基于权重因子自校正的广义预测串级控制器, 并应用于电厂锅炉主蒸汽温度控制. 本文的主要贡献包括:

- 1) 本文采用 T-S 型模糊神经网络 (Fuzzy neural network, FNN) 对锅炉主蒸汽温度系统进行建模^[12-15], 并设计了基于梯度下降和递推最小二乘 (Recursive least square, RLS) 的参数在线辨识方法, 有效克服了主蒸汽温度系统参数时变的特性.

- 2) 通过主蒸汽温度的多步预测, GPC 结合滚动优化技术有效克服了主蒸汽温度系统的惯性和时

滞等问题. 在分析权重因子对主蒸汽温度调节效果和稳定性影响的基础上, 设计了权重因子模糊自校正环节. 本文对主蒸汽温度系统的收敛性和稳定性进行了分析, 对比仿真验证了理想 GPC-PI 串级控制器相比于权重因子固定的 GPC-PI 和 PI-PI 串级控制器, 能够实现主蒸汽温度动态响应速度快、超调量小、稳定性好的综合调节效果.

3) 在电厂的实际应用中, 为了保证锅炉 DCS 的安全运行, 在对原有 DCS 中 PI-PI 串级控制结构不进行修改的前提下, 本文将电厂原始 PI-PI 串级控制器升级成外挂 GPC-PI-PI 串级控制器, 并对电厂实际应用中主蒸汽温度系统的收敛性进行了分析. 实际应用中不仅取得了良好的控制效果, 而且极大地规避了风险责任.

本文结构安排如下: 第 1 节介绍了电厂常用的主蒸汽温度串级 PI 控制结构及其特性, 然后提出了理想广义预测串级控制结构. 第 2 节详细介绍了基于 T-S 型 FNN 的理想主蒸汽温度模型, 分别设计了基于梯度下降法和基于递推最小二乘的参数更新算法. 第 3 节设计了主蒸汽温度的理想 GPC-PI 控制策略和权重因子的模糊动态调节过程, 并对系统性能及稳定性进行分析, 通过对比仿真验证了本文所提出方法的有效性. 第 4 节介绍了实际电厂应用的外挂 GPC-PI-PI 控制策略、性能分析以及控制效果. 第 5 节为本文的结论.

1 主蒸汽温度理想广义预测串级控制结构

目前电厂广泛采用以导前区末级过热器入口蒸汽测量温度 $r_2(k)$ 为内环参数, 惰性区末级过热器出口蒸汽测量温度 $r_1(k)$ 为外环参数的主汽温度串级 PI 控制器, 如图 1 所示. 安装在屏式过热器与末级过热器之间二级减温器将减温水喷进高温蒸汽中, 改变末级过热器入口蒸汽测量温度 $r_2(k)$, 从而达

到控制主蒸汽测量温度 $r_1(k)$ 跟踪设定值 r_1^{sp} 的目的.

由文献 [16] 和图 1 可知, 主蒸汽温度串级 PI 控制结构的缺点是 PI 控制器对惯性和时滞的动态特性不能实现有效控制. 当工况变化时, 相比于内环导前区, 外环惰性区末级过热器的动态特性更容易受到影响而发生较大变化, 固定参数的串级 PI 控制器难以适应各种工况下主蒸汽温度的调节任务. 主蒸汽温度系统参数是由锅炉过热蒸汽设备所决定的, 难以改变, 因此为了进一步提高主蒸汽温度控制系统的控制效果, 在保留内环 PI 控制器的基础上, 需要先进控制算法替代外环 PI 控制器.

本文研究的目的是将基于权重因子自校正的广义预测控制器取代锅炉原有外环 PI 控制器, 结合原有内环 PI 控制器, 形成理想广义预测串级 (GPC-PI) 控制系统, 结构如图 2 所示. 理想 GPC-PI 控制系统内环采用 PI 控制回路可以快速抑制内环二次干扰, 外环 GPC 利用模型预测、滚动优化、反馈校正的优点克服主蒸汽温度系统惯性、时滞和参数时变等动态特性的影响. 因此理想 GPC-PI 控制系统结合了串级控制和 GPC 的性能优点. 预测控制系统由模型预测、滚动优化、反馈校正及权重因子模糊自校正组成. 首先利用主蒸汽系统的控制输入 $u_1(k)$ 序列与主蒸汽温度输出 $r_1(k)$ 序列对理想主蒸汽温度模型进行实时辨识. 其次根据主蒸汽温度预测跟踪误差 $\hat{e}(k+d)$ 与误差变化率 $\Delta\hat{e}(k+d)$ 对权重因子进行模糊自校正. 最后根据主蒸汽温度多步预测序列 $\hat{r}_1(k+p)$, 采用广义预测控制输出内环 PI 控制器的参考指令 $u_1(k)$. 根据锅炉主蒸汽温度的控制任务, 定义主蒸汽温度优化目标 $J(k)$ 为

$$\min J(k) = \sum_{p=d+1}^{N_p} [\hat{r}_1(k+p) - R(k+p)]^2 + \sum_{p=1}^{N_u} \lambda_{k+p-1} [\Delta u_1(k+p-1)]^2 \quad (1)$$

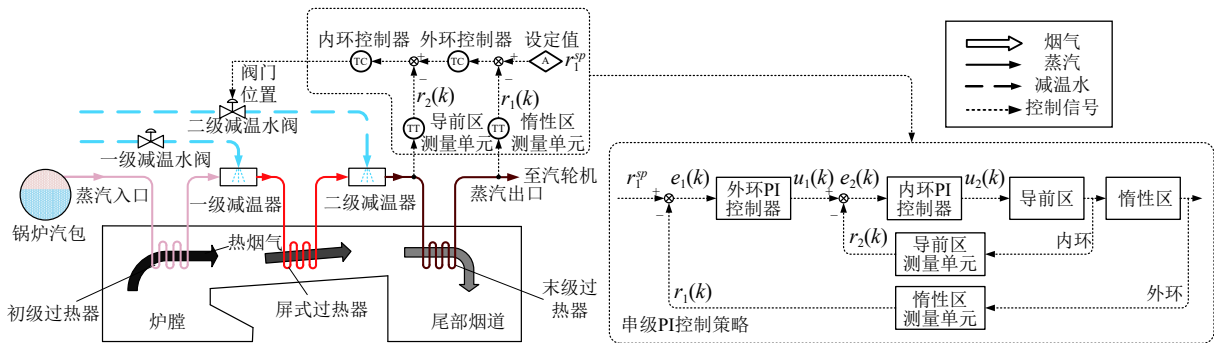


图 1 主蒸汽温度串级 PI 控制系统

Fig. 1 Cascade PI control system of main steam temperature

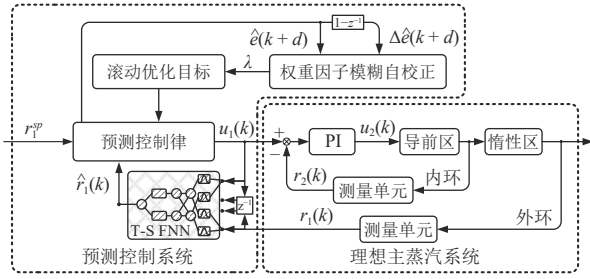


图 2 理想广义预测串级控制系统结构

Fig.2 Diagram of ideal generalized predictive cascade control system

其中, $\hat{r}_1(k+p)$ 是主蒸汽温度未来超前 p 步预测值, $R(k+p) = \phi(p)r_1^{sp}$ 是主蒸汽温度超前 p 步跟踪轨迹, $\phi(p)$ 为前馈增益, r_1^{sp} 是运行操作员给定的设定温度, $\Delta = 1 - z^{-1}$ 是差分算子, z^{-1} 是时序后移算子, λ_{k+p-1} 是控制器第 p 步输入指令的权重因子, d 为主蒸汽温度系统的时延, N_p 和 N_u 分别主蒸汽温度的预测域和控制域, $N_p > d$, $N_p - d \geq N_u$.

理想广义预测串级控制的基础是对主蒸汽温度的多步预测, 因此本文下面首先基于 T-S 型 FNN 的动态过程辨识方法建立理想主蒸汽温度模型.

2 基于 T-S 型 FNN 的理想主蒸汽温度模型

2.1 T-S 型 FNN 模型结构

面向理想的主蒸汽温度系统, 其离散时间动态特性可用非线性自回归模型^[17] 描述为

$$\begin{aligned} r_1(k) = & \mathcal{F}[r_1(k-1), \dots, r_1(k-n_r), \\ & u_1(k-d-1), \dots, u_1(k-d-n_u)] + \zeta(k) \end{aligned} \quad (2)$$

其中, n_r 和 n_u 分别主蒸汽温度 $r_1(k)$ 和输入指令 $u_1(k)$ 的阶次, $\mathcal{F}[\cdot]: \mathbf{R}^{n_r+n_u} \rightarrow \mathbf{R}$ 为锅炉主蒸汽温度非线性动态函数, $\zeta(k)$ 是零均值白噪声.

针对复杂工业非线性动态过程的建模, 神经网络、T-S 型模糊逻辑系统因其非线性逼近能力, 已经被许多研究人员成功应用于复杂工业非线性过程的建模^[18-20]. 神经网络利用工业过程输入输出数据对网络进行在线或者离线训练学习^[21-22], 实现复杂工业非线性过程的有效逼近. 模糊逻辑系统则是模拟人类逻辑推理过程, 通过模糊规则融合专家经验的先验知识, 对知识表示困难的复杂工业过程进行有效建模与控制^[23]. 与纯模糊逻辑系统或神经网络相比, 模糊神经网络融合了模糊推理处理不确定信息的能力、专家先验知识的推理规则和神经网络并行计算、基于数据驱动的参数自学习能力^[24-26].

T-S 型 FNN 的后件结构采用 T-S 型多项式, 使得模型的输出具有良好的数学表达特性, 便于采用线性 GPC 控制策略设计非线性 GPC 控制. T-S 型 FNN 与预测控制算法相结合, 可以实现对非线性系统的优化控制. 在当前采样点对 T-S 型 FNN 进行局部线性化后^[27-28], 可以根据得到的线性模型设计 GPC 控制策略. 因此, 本文采用以下 T-S 型 FNN 模型对锅炉主蒸汽复杂非线性动态函数 $\mathcal{F}[\cdot]$ 进行实时建模, 如图 3 所示.

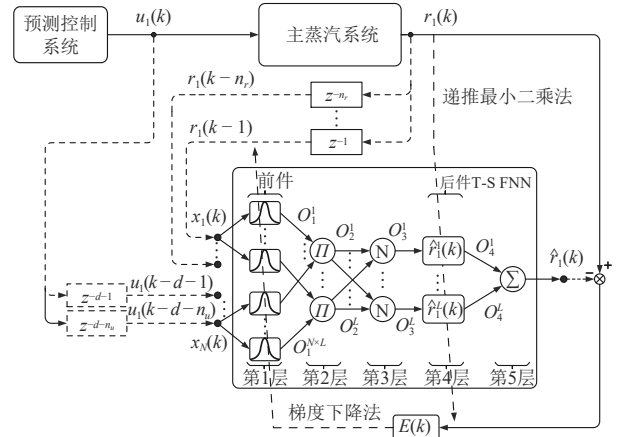


图 3 T-S 型 FNN 模型结构

Fig.3 Structure of T-S FNN model

主蒸汽系统 (2) 可以采用如下的规则 $R^{(j)}$ 描述为

$$\begin{aligned} \text{IF } x_1(k) = F_1^j, \dots, x_N(k) = F_N^j \text{ THEN} \\ \hat{r}_1^j(k) = A^j(k)r_1(k-1) + B^j(k)u_1(k-d-1) \end{aligned} \quad (3)$$

基于 T-S 型 FNN 的理想主蒸汽温度模型输入为 $[x_1(k), \dots, x_N(k)] = [r_1(k-1), \dots, r_1(k-n_r), u_1(k-d-1), \dots, u_1(k-d-n_u)]$, $N = n_r + n_u$. 第 1 层共有 $N \times L$ 个节点, 对每个输入变量 $x_i, i = 1, \dots, N$ 采用 L 个高斯隶属度函数 $\{F_i^1, F_i^2, \dots, F_i^L\}$ 模糊化, 则第 1 层节点的输出 $O_1^q, q = (i-1) \times L + j$ 为

$$O_1^q = \mu_{F_i^j}[x_i(k)] = \exp\left(-\frac{[x_i(k) - m_i^j(k)]^2}{2[\sigma_i^j(k)]^2}\right) \quad (4)$$

其中, $m_i^j(k)$ 和 $\sigma_i^j(k)$ 为高斯隶属度函数的参数, 是前件可调节参数, $i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, L$.

第 2 层共有 L 个节点, 第 j 个节点的输出 O_2^j 为第 j 条规则 $R^{(j)}$ 的激活强度

$$O_2^j = \omega^j(k) = \prod_{i=1}^N \mu_{F_i^j}[x_i(k)] \quad (5)$$

第 3 层共有 L 个节点, 第 j 个节点的输出 O_3^j 为

对应规则的归一化激活强度

$$O_3^j = \bar{\omega}^j(k) = \frac{\omega^j(k)}{\sum_{j=1}^L \omega^j(k)} \quad (6)$$

其中, $0 \leq \bar{\omega}^j(k) \leq 1, \sum_{j=1}^L \bar{\omega}^j(k) = 1$.

第 4 层共有 L 个节点, 第 j 个节点的输出 O_4^j 为对应规则的 T-S 型多项式后件 $\hat{r}_1^j(k)$ 与规则激活强度 $\bar{\omega}^j(k)$ 的乘积

$$O_4^j = \bar{\omega}^j(k) \hat{r}_1^j(k) \quad (7)$$

其中,

$$\hat{r}_1^j(k) = A^j(k)r_1(k-1) + B^j(k)u_1(k-d-1)$$

$$A^j(k) = a_1^j(k) + a_2^j(k)z^{-1} + \dots + a_{n_r}^j(k)z^{-n_r+1}$$

$$B^j(k) = b_1^j(k) + b_2^j(k)z^{-1} + \dots + b_{n_u}^j(k)z^{-n_u+1}$$

多项式系数 $A^j(k)$ 和 $B^j(k)$ 是后件可调节参数.

第 5 层只有一个节点, 计算第 4 层所有规则输出的总和, 即为 T-S 型 FNN 模型的总输出. 基于 T-S 型 FNN 的理想主蒸汽温度模型为

$$\hat{r}_1(k) = \sum_{j=1}^L \bar{\omega}^j(k) \hat{r}_1^j(k) \quad (8)$$

为了有效克服主蒸汽温度参数时变的特性, 基于 T-S 型 FNN 的理想主蒸汽温度模型需要在线辨识更新, 本文设计了如下基于梯度下降的前件参数和递推最小二乘的后件参数在线辨识方法.

2.2 前件参数在线辨识

为了推导出 T-S 型 FNN 前件参数 $m_i^j(k)$ 和 $\sigma_i^j(k)$ 的在线学习算法, 定义如下的误差损失函数 $E(k)$

$$E(k) = \frac{1}{2} (r_1(k) - \hat{r}_1(k))^2 = \frac{1}{2} \varepsilon^2(k) \quad (9)$$

其中, $r_1(k)$ 和 $\hat{r}_1(k)$ 分别为实时测量的主蒸汽温度值和 T-S 型 FNN 模型预测的主蒸汽温度值. 利用梯度下降算法对前件参数 $m_i^j(k)$ 和 $\sigma_i^j(k)$ 进行在线递推更新. 参数在线更新算法推导如下

$$\left\{ \begin{aligned} m_i^j(k+1) &= m_i^j(k) - \eta \frac{\partial E(k)}{\partial m_i^j(k)} = \\ & m_i^j(k) + \eta [r_1(k) - \hat{r}_1(k)] \frac{\partial \hat{r}_1(k)}{\partial m_i^j(k)} \\ \frac{\partial \hat{r}_1(k)}{\partial m_i^j(k)} &= \frac{\partial \hat{r}_1(k)}{\partial O_2^j} \frac{\partial O_2^j}{\partial O_1^p} \frac{\partial O_1^p}{\partial m_i^j(k)} = \\ & [\hat{r}_1^j(k) - \hat{r}_1(k)] \bar{\omega}^j(k) \frac{x_i(k) - m_i^j(k)}{[\sigma_i^j(k)]^2} \end{aligned} \right. \quad (10)$$

$$\left\{ \begin{aligned} \sigma_i^j(k+1) &= \sigma_i^j(k) - \eta \frac{\partial E(k)}{\partial \sigma_i^j(k)} = \\ & \sigma_i^j(k) + \eta [r_1(k) - \hat{r}_1(k)] \frac{\partial \hat{r}_1(k)}{\partial \sigma_i^j(k)} \\ \frac{\partial \hat{r}_1(k)}{\partial \sigma_i^j(k)} &= \frac{\partial \hat{r}_1(k)}{\partial O_2^j} \frac{\partial O_2^j}{\partial O_1^p} \frac{\partial O_1^p}{\partial \sigma_i^j(k)} = \\ & [\hat{r}_1^j(k) - \hat{r}_1(k)] \bar{\omega}^j(k) \frac{[x_i(k) - m_i^j(k)]^2}{[\sigma_i^j(k)]^3} \end{aligned} \right. \quad (11)$$

其中, η 为正向学习率, $\eta > 0$.

定理 1. 基于 T-S 型 FNN 的主蒸汽温度模型前件参数 $m_i^j(k)$ 和 $\sigma_i^j(k)$, $i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, L$ 分别采用式 (10) 和式 (11) 进行在线辨识更新, 学习率 η 选取如下的形式

$$\left\{ \begin{aligned} \eta &= \frac{1}{\beta} \\ \beta &= \sum_{j=1}^L \sum_{i=1}^N \left(\left(\frac{\partial \hat{r}_1(k)}{\partial m_i^j(k)} \right)^2 + \left(\frac{\partial \hat{r}_1(k)}{\partial \sigma_i^j(k)} \right)^2 \right) \end{aligned} \right. \quad (12)$$

理想主蒸汽温度模型的预测输出值收敛于主蒸汽温度的实际测量值.

证明. 选取如下的离散 Lyapunov 函数

$$V_n(k) = E(k) = \frac{1}{2} \varepsilon^2(k) \quad (13)$$

Lyapunov 函数的前向差分形式 $\Delta V_n(k)$ 可通过下式获得

$$\begin{aligned} \Delta V_n(k) &= V_n(k+1) - V_n(k) = \\ & \frac{1}{2} [\varepsilon^2(k+1) - \varepsilon^2(k)] = \\ & \frac{1}{2} \Delta \varepsilon(k) [\Delta \varepsilon(k) + 2\varepsilon(k)] = \\ & \frac{1}{2} \{ [\Delta \varepsilon(k)]^2 + 2\Delta \varepsilon(k)\varepsilon(k) \} \end{aligned} \quad (14)$$

根据文献 [29], 由于前件参数 W (m_i^j 和 σ_i^j) 的在线辨识更新, $\Delta \varepsilon(k)$ 可导出为

$$\begin{aligned} \Delta \varepsilon(k) &= \varepsilon(k+1) - \varepsilon(k) \approx \\ & \left[\frac{\partial \varepsilon(k)}{\partial W(k)} \right]^T \Delta W(k) = \\ & - \left[\frac{\partial \hat{r}_1(k)}{\partial m(k)} \frac{\partial \hat{r}_1(k)}{\partial \sigma(k)} \right] [\Delta m(k) \Delta \sigma(k)]^T = \\ & - \left[\frac{\partial \hat{r}_1(k)}{\partial m(k)} \frac{\partial \hat{r}_1(k)}{\partial \sigma(k)} \right] \left[-\eta \frac{\partial E(k)}{\partial m(k)} - \eta \frac{\partial E(k)}{\partial \sigma(k)} \right]^T = \\ & - \varepsilon(k) \eta \left[\frac{\partial \hat{r}_1(k)}{\partial m(k)} \frac{\partial \hat{r}_1(k)}{\partial \sigma(k)} \right] \left[\frac{\partial \hat{r}_1(k)}{\partial m(k)} \frac{\partial \hat{r}_1(k)}{\partial \sigma(k)} \right]^T = \\ & - \varepsilon(k) \eta \sum_{j=1}^L \sum_{i=1}^N \left(\left(\frac{\partial \hat{r}_1(k)}{\partial m_i^j(k)} \right)^2 + \left(\frac{\partial \hat{r}_1(k)}{\partial \sigma_i^j(k)} \right)^2 \right) = \\ & - \varepsilon(k) \eta \beta \end{aligned} \quad (15)$$

将式 (15) 代入式 (14) 中, 式 (14) 重新整理为

$$\Delta V_n(k) = \frac{1}{2}[\varepsilon(k)\eta\beta]^2 - \varepsilon^2(k)\eta\beta = -\frac{1}{2}\varepsilon^2(k)\eta\beta(2 - \eta\beta) \quad (16)$$

将选取的学习率 η (式 (12)) 代入式 (16), 得到

$$\Delta V_n(k) = -\frac{1}{2}\varepsilon^2(k) \quad (17)$$

因此, $\Delta V_n(k) < 0$ 时, 通过选取式 (12) 的学习率进行前件参数在线辨识, 理想主蒸汽温度模型的预测输出值收敛于主蒸汽温度的实际测量值^[30]. \square

2.3 后件参数在线辨识

针对锅炉主蒸汽温度系统参数时变的特性, T-S 型 FNN 模型后件参数 $A^j(k)$ 和 $B^j(k)$ 采用递推最小二乘法更新. 将式 (8) 采用向量形式重写为

$$\hat{r}_1(k) = \xi^T(k-1)\hat{\theta}(k) \quad (18)$$

其中,

$$\xi(k-1) = [\xi_1^T(k-1), \dots, \xi_L^T(k-1)]^T \in \mathbf{R}^{N \times L}$$

$$\hat{\theta}(k) = [\hat{\theta}_1^T(k), \dots, \hat{\theta}_L^T(k)]^T \in \mathbf{R}^{N \times L}$$

$$\xi_j(k-1) = [\bar{\omega}^j(k)r_1(k-1), \dots, \bar{\omega}^j(k)r_1(k-n_r),$$

$$\bar{\omega}^j(k)u_1(k-d-1), \dots,$$

$$\bar{\omega}^j(k)u_1(k-d-n_u)]^T \in \mathbf{R}^N$$

$$\hat{\theta}_j(k) = [a_1^j(k), \dots, a_{n_r}^j(k), b_1^j(k),$$

$$\dots, b_{n_u}^j(k)]^T \in \mathbf{R}^N$$

$\xi(k-1)$ 为输入数据向量, $\hat{\theta}(k)$ 为后件辨识参数向量.

在线辨识过程中, $\hat{\theta}(k)$ 采用具有在线递推形式的最小二乘 (RLS) 进行迭代更新

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + \mathbf{K}(k)[r_1(k) - \xi^T(k-1)\hat{\theta}(k-1)]$$

$$\mathbf{K}(k) = \frac{\mathbf{P}(k-1)\xi(k-1)}{1 + \xi^T(k-1)\mathbf{P}(k-1)\xi(k-1)}$$

$$\mathbf{P}(k) = \mathbf{P}(k-1) - \mathbf{K}(k)\xi^T(k-1)\mathbf{P}(k-1) \quad (19)$$

其中, $\mathbf{P}(k) = (\Xi^T(k)\Xi(k))^{-1} \in \mathbf{R}^{NL \times NL}$ 为协方差矩阵, $\Xi(k) = [\xi^T(0), \xi^T(1), \dots, \xi^T(k-1)]^T \in \mathbf{R}^{k \times NL}$, 初始条件 $\mathbf{P}(0) = \vartheta \mathbf{I}$, ϑ 为充分大的实数, $\mathbf{I} \in \mathbf{Z}^{NL \times NL}$ 为单位矩阵, $\mathbf{K}(k) \in \mathbf{R}^{NL}$ 为增益矩阵, 初始条件 $\hat{\theta}(0) = \nu$, $\nu \in \mathbf{R}^{NL}$ 为充分小的向量.

3 基于权重因子自校正的理想广义预测控制

3.1 广义预测控制律

为了推导广义预测控制律, 理想主蒸汽温度系

统的非线性动态过程经过 T-S 型 FNN 辨识后, 首先将式 (2) 采用 T-S 型 FNN 非线性模型重新整理为

$$A(z^{-1})r_1(k) = B(z^{-1})u_1(k-d-1) + \zeta(k) \quad (20)$$

其中,

$$A(z^{-1}) = 1 - a_1z^{-1} - \dots - a_{n_r}z^{-n_r}$$

$$B(z^{-1}) = b_1 + b_2z^{-1} + \dots + b_{n_u}z^{-(n_u-1)}$$

$$a_i = \sum_{j=1}^L \bar{\omega}^j(k)a_i^j(k), \quad b_i = \sum_{j=1}^L \bar{\omega}^j(k)b_i^j(k)$$

为了得到未来 p 步主蒸汽温度预测值, 即 $\hat{r}_1(k+p)$, 引入如下的丢番图方程

$$\begin{cases} 1 = \Delta A(z^{-1})e_p(z^{-1}) + z^{-p}f_p(z^{-1}) \\ e_p(z^{-1}) = e_{p,0} + e_{p,1}z^{-1} + \dots + e_{p,p-1}z^{-(p-1)} \\ f_p(z^{-1}) = f_{p,0} + f_{p,1}z^{-1} + \dots + f_{p,n_r}z^{-n_r} \end{cases} \quad (21)$$

定义如下的多项式

$$\begin{aligned} \tilde{A}(z^{-1}) &= \Delta A(z^{-1}) = \\ &1 - a_1z^{-1} - \dots - a_{n_r}z^{-n_r} - \\ &z^{-1} + a_1z^{-2} + \dots + a_{n_r}z^{-(n_r+1)} = \\ &1 - (a_1 + 1)z^{-1} - \dots - \\ &(a_{n_r} - a_{n_r-1})z^{-n_r} + a_{n_r}z^{-n_r+1} = \\ &1 + \tilde{a}_1z^{-1} + \dots + \tilde{a}_{n_r+1}z^{-(n_r+1)} \end{aligned} \quad (22)$$

$e_p(z^{-1})$ 和 $f_p(z^{-1})$ 采用如下的递归方式求解^[31]

$$e_{p+1,i} = e_{p,i}, \quad i=0, \dots, p-1$$

$$e_{p+1,p} = f_{p,0}$$

$$f_{p+1,i} = f_{p,i+1} - \tilde{a}_{i+1}e_{p+1,p}, \quad i=0, \dots, n_r-1$$

$$f_{p+1,n_r} = -\tilde{a}_{n_r+1}e_{p+1,p} \quad (23)$$

初始条件为 $e_1(z^{-1}) = 1$, $f_1(z^{-1}) = z(1 - \tilde{A}(z^{-1}))$.

将式 (20) 左右两边同乘 $\Delta z^p e_p(z^{-1})$, 得到

$$\begin{aligned} \Delta z^p e_p(z^{-1})A(z^{-1})r_1(k) &= \\ \Delta z^p e_p(z^{-1})B(z^{-1})u_1(k-d-1) &+ \\ \Delta z^p e_p(z^{-1})\zeta(k) \end{aligned} \quad (24)$$

定义如下多项式

$$\begin{aligned} g_p(z^{-1}) &= e_p(z^{-1})B(z^{-1}) = \\ e_{p,0}b_1 + \dots + e_{p,p-1}b_{n_u}z^{-(p+n_u-2)} &= \\ g_{p,0} + \dots + g_{p,p+n_u-2}z^{-(p+n_u-2)} \end{aligned} \quad (25)$$

将式 (21) 和式 (25) 代入式 (24) 中

$$\begin{aligned} r_1(k+p) &= g_p(z^{-1})z^{-d+p}\Delta u_1(k-1) + \\ f_p(z^{-1})r_1(k) &+ \Delta e_p(z^{-1})\zeta(k+p) \end{aligned} \quad (26)$$

由于未来时刻的噪声 $\zeta(k+p)$ 未知, 因此, 忽略未知的干扰噪声, 得到未来 p 步主蒸汽温度预测值为

$$\hat{r}_1(k+p) = g_p(z^{-1})z^{-d+p}\Delta u_1(k-1) + f_p(z^{-1})r_1(k) \quad (27)$$

广义预测控制使式 (1) 有限时域滚动优化目标最小, 为简化计算, 令控制域 $N_u = 1$, 即 $\Delta u_1(k+1) = \dots = \Delta u_1(k+N_u-1) = 0$, 输出权重因子序列 λ_{k+p-1} , $p = 1, \dots, N_u$ 简化为 λ_k . 将式 (1) 滚动优化目标采用向量形式重写为

$$J(k) = [\mathbf{F}r_1(k) + \mathbf{G}\Delta u_1(k) + \mathbf{H}\Delta \mathbf{U} - \mathbf{R}]^T \times [\mathbf{F}r_1(k) + \mathbf{G}\Delta u_1(k) + \mathbf{H}\Delta \mathbf{U} - \mathbf{R}] + \lambda_k(\Delta u_1(k))^2 \quad (28)$$

其中,

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} f_{d+1}(z^{-1}) \\ f_{d+2}(z^{-1}) \\ \vdots \\ f_{N_p}(z^{-1}) \end{bmatrix}, \mathbf{G} = \begin{bmatrix} g_{d+1,0} \\ g_{d+2,1} \\ \vdots \\ g_{N_p, N_p-d-1} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} g_{d+1,1} & g_{d+1,2} & \cdots & g_{d+1, d+n_u-1} \\ g_{d+2,2} & g_{d+2,3} & \cdots & g_{d+2, d+n_u} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{N_p, N_p-d} & g_{N_p, N_p-d+1} & \cdots & g_{N_p, N_p+n_u-2} \end{bmatrix}$$

$$\Delta \mathbf{U} = \begin{bmatrix} \Delta u_1(k-1) \\ \Delta u_1(k-2) \\ \vdots \\ \Delta u_1(k-d-n_u+1) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \phi(d+1)r_1^{sp} \\ \phi(d+2)r_1^{sp} \\ \vdots \\ \phi(N_p)r_1^{sp} \end{bmatrix}$$

因为滚动优化目标函数式 (28) 为关于输入指令变化量 $\Delta u_1(k)$ 的二次函数, 因此令

$$\frac{\partial J(k)}{\partial \Delta u_1(k)} = 0 \quad (29)$$

可得到 k 时刻的输入指令变化量为

$$\Delta u_1(k) = \frac{\mathbf{G}^T[\mathbf{R} - \mathbf{F}r_1(k) - \mathbf{H}\Delta \mathbf{U}]}{\mathbf{G}^T\mathbf{G} + \lambda_k} \quad (30)$$

那么 k 时刻的输入指令为

$$u_1(k) = u_1(k-1) + \Delta u_1(k) \quad (31)$$

3.2 权重因子模糊自校正

由式 (30) 可知, 权重因子 λ_k 会影响当前时刻输入指令的变化量 $\Delta u_1(k)$, 在相关广义预测控制的报道文献中, 一般根据反复调试情况选取权重因子

λ_k 为定值^[1]. 但是权重因子应该根据主蒸汽温度的实际运行情况, 不断进行动态校正. 例如, 在主蒸汽温度的动态调节过程中, 当主蒸汽温度与设定值偏差较大时, λ_k 应该适当缩小, 使输入指令增量变大, 以获得更快的响应速度; 当主蒸汽温度与设定值偏差较小时, λ_k 应该适当增大, 使输入指令增量减小, 防止主蒸汽温度出现振荡, 提高主蒸汽温度的稳定性.

本文引入模糊系统对广义预测控制器中的权重因子 λ_k 进行动态校正. 因为主蒸汽系统存在时延 d , 所以选取主蒸汽温度 $k+d$ 步预测跟踪误差 $\hat{e}(k+d)$ 及其变化率 $\Delta \hat{e}(k+d)$ 作为模糊自校正系统的输入

$$\begin{cases} \hat{e}(k+d) = \hat{r}_1(k+d) - R(k+d) \\ \Delta \hat{e}(k+d) = \hat{e}(k+d) - \hat{e}(k+d-1) \end{cases} \quad (32)$$

为表述方便, 后文将 $\hat{e}(k+d)$ 和 $\Delta \hat{e}(k+d)$ 简化为 \hat{e} 和 $\Delta \hat{e}$.

模糊自校正系统由预测跟踪误差和预测跟踪误差变化率的输入输出模糊化、模糊规则库、模糊推理运算组成.

锅炉实际运行过程中主蒸汽温度的控制目标为设定值附近 ± 10 °C^[10], 因此输入变量 \hat{e} 论域选取为 $-10 \sim +10$ °C, 在论域区间内均匀划分 5 个三角形模糊集, 即 $A_e = \{NB, NS, ZE, PS, PB\}$. 主蒸汽温度实际中因其惯性大的特点, 温度变化率较小, 因此输入变量 $\Delta \hat{e}$ 论域选取 $-0.5 \sim +0.5$ °C/s, 在论域区间内均匀划分 5 个三角形模糊集, 即 $A_{\Delta \hat{e}} = \{NB, NS, ZE, PS, PB\}$. 输出变量 λ_k 论域区间则需要根据具体的主蒸汽温度对象进行选取, 本文以文献 [16] 中的主蒸汽温度模型为研究对象, 论域选取为 $0.1 \sim 2.1$, 划分 9 个单值模糊集, 即 $A_{\lambda_k} = \{NL, NB, NM, NS, ZE, PS, PM, PB, PL\}$. 输入变量及输出变量的模糊集划分如图 4 所示.

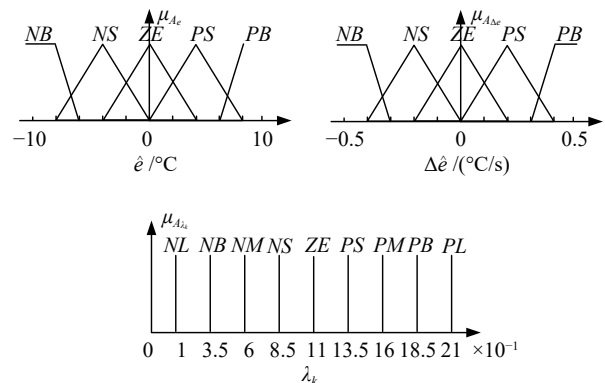


图 4 \hat{e} , $\Delta \hat{e}$ 和 λ_k 隶属度函数
Fig. 4 The membership function of \hat{e} , $\Delta \hat{e}$, and λ_k

模糊规则库是权重因子自校正调节的关键, 本

文根据如下的逻辑设计模糊规则库: 1) 当主蒸汽温度的预测跟踪误差绝对值较大时, 应该选取较小的权重因子, 使输入指令增幅变大, 进而加快过主蒸汽温度的调节过程. 2) 当主蒸汽温度的预测跟踪误差绝对值逐渐减小时, 权重因子应该随之增大, 使输入指令增幅变小, 防止主蒸汽温度超调. 建立如表 1 所示的权重因子模糊规则库.

表 1 权重因子 λ_k 模糊调节规则
Table 1 Fuzzy regulation rules of weight factor λ_k

$\Delta\hat{e}$	\hat{e}				
	NB	NS	ZE	PS	PB
NB	NL	NB	NM	NB	NL
NS	NS	ZE	PS	ZE	NS
ZE	PM	PB	PL	PB	PM
PS	NS	ZE	PS	ZE	NS
PB	NL	NB	NM	NB	NL

采用单值模糊化、乘积运算、加权平均反模糊化推理机, 可得权重因子 λ_k 动态校正值为

$$\lambda_k(\hat{e}, \Delta\hat{e}) = \frac{\sum_{l=1}^{25} \bar{\lambda}^l \mu_{A_{\hat{e}}}^l(\hat{e}) \mu_{A_{\Delta\hat{e}}}^l(\Delta\hat{e})}{\sum_{l=1}^{25} \mu_{A_{\hat{e}}}^l(\hat{e}) \mu_{A_{\Delta\hat{e}}}^l(\Delta\hat{e})} \quad (33)$$

其中, $\mu_{A_{\hat{e}}}^l(\hat{e})$ 为 l 条模糊规则对应输入模糊集合 $A_{\hat{e}}^l$ 的隶属度值, $\mu_{A_{\Delta\hat{e}}}^l(\Delta\hat{e})$ 为 l 条模糊规则对应输入模糊集合 $A_{\Delta\hat{e}}^l$ 的隶属度值, $\bar{\lambda}^l$ 为第 l 条模糊规则对应输出模糊集合的中心值.

权重因子 λ_k 经过模糊自校正后输出如图 5 所示.

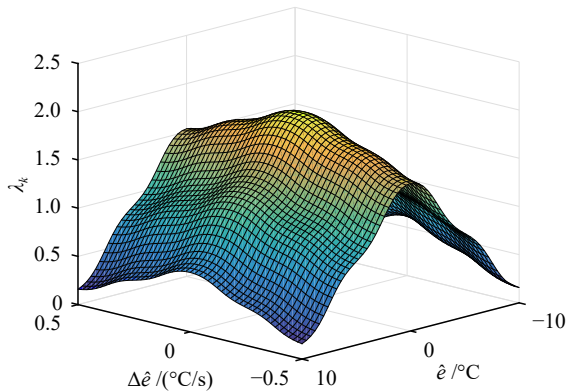


图 5 权重因子 λ_k 模糊自校正曲面

Fig.5 Fuzzy self-regulating surface of weight factor λ_k

3.3 系统性能和稳定性分析

引理 1. 采用 T-S 型 FNN 模型 (8) 逼近主蒸汽温度系统 (2), 并受控于广义预测控制律 (31). 选取

前馈增益为 $\phi(p) = f_p(z^{-1})|_{z \rightarrow 1}$, $p = d+1, \dots, N_p$. 当 $k \rightarrow +\infty$ 时, 主蒸汽温度 $r_1(k)$ 收敛于设定点 r_1^{sp} , 即

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} E\{r_1(k) - r_1^{sp}\} = 0 \quad (34)$$

证明. T-S 型 FNN 模型的前件参数 $m_i^j(k)$, $\sigma_i^j(k)$ 和后件参数 $\hat{\theta}(k)$ 经过在线辨识后, 产生理想的主蒸汽温度模型 (20). 式 (20) 左右两边同乘 Δ , 并将控制指令增量 (30) 代入式 (20), 得到如下方程

$$\Delta A(z^{-1})r_1(k) = B(z^{-1})z^{-d-1} \frac{\mathbf{G}^T[\mathbf{R} - \mathbf{F}r_1(k) - \mathbf{H}\Delta\mathbf{U}]}{\mathbf{G}^T\mathbf{G} + \lambda_k} + \Delta\zeta(k) \quad (35)$$

式 (35) 经过进一步整理, 得到如下的形式

$$r_1(k) = \frac{\bar{B}(z^{-1})\mathbf{R}}{\bar{A}(z^{-1})} - \frac{\bar{B}(z^{-1})\mathbf{H}\Delta\mathbf{U}}{\bar{A}(z^{-1})} + \frac{\zeta(k)}{\bar{A}(z^{-1})} - \frac{\zeta(k-1)}{\bar{A}(z^{-1})} \quad (36)$$

其中,

$$\bar{A}(z^{-1}) = \Delta A(z^{-1}) + \frac{B(z^{-1})z^{-d-1}\mathbf{G}^T\mathbf{F}}{\mathbf{G}^T\mathbf{G} + \lambda_k}$$

$$\bar{B}(z^{-1}) = B(z^{-1})z^{-d-1}(\mathbf{G}^T\mathbf{G} + \lambda_k)^{-1}\mathbf{G}^T$$

当 $k \rightarrow +\infty$ 时, $\Delta|_{z \rightarrow 1}$ 满足^[32]

$$\Delta|_{z \rightarrow 1} = 1 - z^{-1}|_{z \rightarrow 1} = 0 \quad (37)$$

因为 $\zeta(k)$ 为零均值白噪声, 因此

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} E\{\zeta(k)\} = \lim_{k \rightarrow +\infty} E\{\zeta(k-1)\} = 0 \quad (38)$$

将式 (36)~(38) 代入式 (34), 式 (34) 可表示为

$$\begin{aligned} \lim_{k \rightarrow +\infty} E\{r_1(k) - r_1^{sp}\} &= \\ \lim_{k \rightarrow +\infty} E\left\{\frac{\bar{B}(z^{-1})\mathbf{R}}{\bar{A}(z^{-1})}\right\} &+ \lim_{k \rightarrow +\infty} E\left\{\frac{\zeta(k)}{\bar{A}(z^{-1})}\right\} - \\ \lim_{k \rightarrow +\infty} E\left\{\frac{\zeta(k-1)}{\bar{A}(z^{-1})}\right\} &- \lim_{k \rightarrow +\infty} E\{r_1^{sp}\} - \\ \lim_{k \rightarrow +\infty} E\left\{\frac{\bar{B}(z^{-1})\mathbf{H}\Delta\mathbf{U}}{\bar{A}(z^{-1})}\right\} &= \\ \lim_{k \rightarrow +\infty} E\left\{\frac{\bar{B}(z^{-1})\mathbf{R}}{\bar{A}(z^{-1})}\right\} &- r_1^{sp} = \\ \frac{B(z^{-1})z^{-d-1}(\mathbf{G}^T\mathbf{G} + \lambda_k)^{-1}\mathbf{G}^T\mathbf{R}}{\Delta A(z^{-1}) + B(z^{-1})z^{-d-1}(\mathbf{G}^T\mathbf{G} + \lambda_k)^{-1}\mathbf{G}^T\mathbf{F}} \Big|_{z \rightarrow 1} &- r_1^{sp} = \\ \frac{\mathbf{G}^T\mathbf{R}}{\mathbf{G}^T\mathbf{F}} \Big|_{z \rightarrow 1} &- r_1^{sp} \end{aligned} \quad (39)$$

前馈增益 $\phi(p) = f_p(z^{-1})|_{z \rightarrow 1}$, 式 (39) 可表示为

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} E\{r_1(k) - r_1^{sp}\} = \frac{\mathbf{G}^T \mathbf{F}}{\mathbf{G}^T \mathbf{F}} r_1^{sp} \Big|_{z \rightarrow 1} - r_1^{sp} = r_1^{sp} - r_1^{sp} = 0 \quad (40)$$

综上, 当 $k \rightarrow +\infty$ 时, 主蒸汽温度 $r_1(k)$ 收敛于温度设定点 r_1^{sp} . \square

定理 2. 采用 T-S 型 FNN 模型 (8) 逼近主蒸汽温度系统 (2), 并受控于广义预测控制律 (31), 引理 1 满足, 权重因子 $0 < \lambda_{\min} \leq \lambda_k \leq \lambda_{\max}$, 则主蒸汽温度闭环系统稳定.

证明. 选取如下的离散 Lyapunov 函数

$$V_c(k) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \sum_{p=0}^n (E\{r_1(k+p) - r_1^{sp}\})^2 + \lim_{n \rightarrow +\infty} \sum_{p=0}^n \lambda_{k+p} (E\{\Delta u_1(k+p)\})^2 \quad (41)$$

那么 $V_c(k+1)$ 可表述为

$$\begin{aligned} V_c(k+1) = & \lim_{n \rightarrow +\infty} \sum_{p=0}^n (E\{r_1(k+p+1) - r_1^{sp}\})^2 + \\ & \lim_{n \rightarrow +\infty} \sum_{p=0}^n \lambda_{k+p+1} (E\{\Delta u_1(k+p+1)\})^2 = \\ & \lim_{n \rightarrow +\infty} \sum_{p=0}^n (E\{r_1(k+p) - r_1^{sp}\})^2 + \\ & \lim_{n \rightarrow +\infty} \sum_{p=0}^n \lambda_{k+p} (E\{\Delta u_1(k+p)\})^2 - \\ & (E\{r_1(k) - r_1^{sp}\})^2 + \\ & \lim_{p \rightarrow +\infty} (E\{r_1(k+p+1) - r_1^{sp}\})^2 - \\ & \lambda_k (E\{\Delta u_1(k)\})^2 + \\ & \lim_{p \rightarrow +\infty} \lambda_{k+p+1} (E\{\Delta u_1(k+p+1)\})^2 \end{aligned} \quad (42)$$

应用引理 1, 可以得到

$$\lim_{p \rightarrow +\infty} (E\{r_1(k+p+1) - r_1^{sp}\})^2 = 0 \quad (43)$$

当 $k \rightarrow +\infty$ 时, $\Delta|_{z \rightarrow 1} = 0$, 因此

$$\lim_{p \rightarrow +\infty} \lambda_{k+p+1} (E\{\Delta u_1(k+p+1)\})^2 = 0 \quad (44)$$

那么式 (42) 整理为

$$V_c(k+1) = V_c(k) - (E\{r_1(k) - r_1^{sp}\})^2 - \lambda_k (E\{\Delta u_1(k)\})^2 \quad (45)$$

定义 Lyapunov 函数前向差分形式为 $\Delta V_c(k) = V_c(k+1) - V_c(k)$. 式 (45) 减去式 (41), 可得到 $\Delta V_c(k)$:

$$\begin{aligned} \Delta V_c(k) = & V_c(k) - (E\{r_1(k) - r_1^{sp}\})^2 - \\ & \lambda_k (E\{\Delta u_1(k)\})^2 - V_c(k) = \\ & - (r_1(k) - r_1^{sp})^2 - \lambda_k \Delta u_1^2(k) \end{aligned} \quad (46)$$

因为权重因子 $0 < \lambda_{\min} \leq \lambda_k \leq \lambda_{\max}$, 由式 (46) 可知 $\Delta V_c(k) \leq 0$. 根据 Lyapunov 理论, 主蒸汽温度闭环系统稳定. \square

注 1. 本文中权重因子的上界 λ_{\max} 和下界 λ_{\min} 的选取是根据具体的锅炉主蒸汽温度研究对象, 经过反复调试得到的, 均能保证主蒸汽温度调节过程中的稳定. 由式 (46) 可知, 当 $\lambda_k \rightarrow \lambda_{\max}$ 时, $\Delta V_c(k)$ 的值越小, 控制增量越小, 系统的稳定性越好, 但是主蒸汽温度的调节过程会延长. 而当 $\lambda_k \rightarrow \lambda_{\min}$ 时, 控制增量越大, $\Delta V_c(k)$ 的值越大, 虽然系统的稳定性会有所减弱, 但是主蒸汽温度的调节过程会缩短. 因此, 在保证系统稳定性的前提下, 主蒸汽温度的调节应该综合考虑系统稳定性、调节时间和控制量波动等各个因素. λ_k 对系统的影响本文会在下面仿真实验中进行定量分析.

3.4 对比仿真

为了验证本文设计的主蒸汽温度理想广义预测串级控制器的有效性, 将本文设计的控制器与串级 PI 控制器和定值权重因子的广义预测串级控制器在两种工况下进行对比仿真.

步骤 1. 主蒸汽温度仿真模型

采用文献 [16] 中的主蒸汽温度系统作为仿真模型

$$\begin{aligned} G_2(s) = & \frac{8}{(1+15s)^2}, \quad G_1(s) = \frac{1.125}{(1+25s)^3} e^{-15s} \\ G_{PI2}(s) = & 25, \quad G_{M1}(s) = G_{M2}(s) = 0.1 \end{aligned} \quad (47)$$

其中, $G_2(s)$ 为导前区传递函数, $G_1(s)$ 为惰性区传递函数, 本文中加入了纯延时环节 e^{-15s} , $G_{PI2}(s)$ 为副回路 PI 控制器传递函数, $G_{M1}(s)$ 和 $G_{M2}(s)$ 分别为惰性区和导前区测量单元传递函数, 采样周期 5 s.

步骤 2. 仿真参数设置

本文设计的理想广义预测串级控制器中 FNN 预测模型前件参数选取 $L = 3$, 高斯模糊隶属函数中心值和宽度初始值根据实际仿真对象均等划分选取为:

$$1) \quad m_{i1}(0) = 530, m_{i2}(0) = 535, m_{i3}(0) = 540, \sigma_{i1}(0) = 2, \sigma_{i2}(0) = 2, \sigma_{i3}(0) = 2, i = 1, \dots, n_r.$$

$$2) \quad m_{i1}(0) = 10, m_{i2}(0) = 30, m_{i3}(0) = 50, \sigma_{i1}(0) = 10, \sigma_{i2}(0) = 10, \sigma_{i3}(0) = 10, i = n_r + 1, \dots, n_r + n_u.$$

FNN 预测模型后件参数初始值选取为: $\vartheta = 10^6$, $\nu = 10^{-7}[1, 1, \dots, 1]^T \in \mathbf{R}^{NL}$.

串级 PI 控制器整定后的参数为 $K_P = 2$, $K_I = 0.04$. 为了对比权重因子的调节效果, 选取 $\lambda = 0.5, 2$ 的广义预测控制器, 预测时域选取 $N_p = 6$.

步骤 3. 仿真工况设置

本文选取两个工况分别对控制器的跟踪性能和抗干扰性能进行对比. 工况 1) 主蒸汽温度设置阶跃型设定值, 如图 6(a) 所示; 工况 2) 主蒸汽温度调节过程加入幅值为 $0.03\text{ }^\circ\text{C}$ 的噪声干扰.

步骤 4. 仿真结果与分析

工况 1 和工况 2 条件下的主蒸汽温度仿真结果分别如图 6 和图 7 所示, 两种工况下优化目标函数仿真结果如图 8 所示.

当 T-S 型 FNN 主蒸汽温度模型通过充分的离线训练后, 模型预测误差在一定的范围内, 系统的性能将得到明显的改善, 因此本文的 T-S 型 FNN 模型经过参数预辨识后进行仿真对比. 图中曲线 1 为串级 PI 控制器, 曲线 2 和曲线 3 为权重因子 $\lambda = 0.5, 2$ 的串级预测控制器, 曲线 4 为基于权重因子自校正的理想串级预测控制器.

由图 6(a) 和 6(b) 以及图 7(a) 和 7(b) 可知, 串级 PI 控制器在工况 1 下, 控制指令大范围变化, 造成主蒸汽温度的大范围波动, 经过很长时间主蒸汽

温度才能稳定在设定值附近. 在加入干扰噪声的工况 2 中, 主蒸汽温度甚至难以稳定维持在设定值附近, 控制效果进一步恶化. 相比较而言, 不同权重因子的广义预测串级控制器在连续调节过程中在两种仿真工况下则难以兼顾快速性和稳定性. 权重因子 $\lambda_k = 0.5$ 时, 主蒸汽温度在工况 1 下控制指令输出范围仅次于串级 PI 控制器, 跟踪速度快, 但是主蒸汽温度波动较大, 在工况 2 中气温波动更为明显. 权重因子 $\lambda_k = 2$ 时, 主蒸汽温度控制指令输出范围较小, 主蒸汽温度无波动, 但是主蒸汽温度整定时间大大延长. 因此固定权重因子的广义预测串级控制器调节效果仍待改善.

综合图 6(a)~(c) 可知, 在工况 1 中权重因子经过动态模糊校正, 在开始调节阶段主蒸汽温度保持较快的跟踪速度, 当主蒸汽温度与设定值偏差较小时, 控制指令增量变小, 使动态调节过程无超调量. 综合图 7(a)~(c) 可知, 在加入干扰噪声的工况 2 下, 主蒸汽温度控制指令输出范围最小, 有效抑制了干扰噪声的影响, 控制效果良好. 由图 6(d) 和图 7(d) 可知本文设计的理想广义预测串级控制器中 T-S 型 FNN 模型的精度在工况 1 中保持在 $\pm 0.001\text{ }^\circ\text{C}$, 即使在加入干扰噪声的工况 2 下模型预测精度仍能

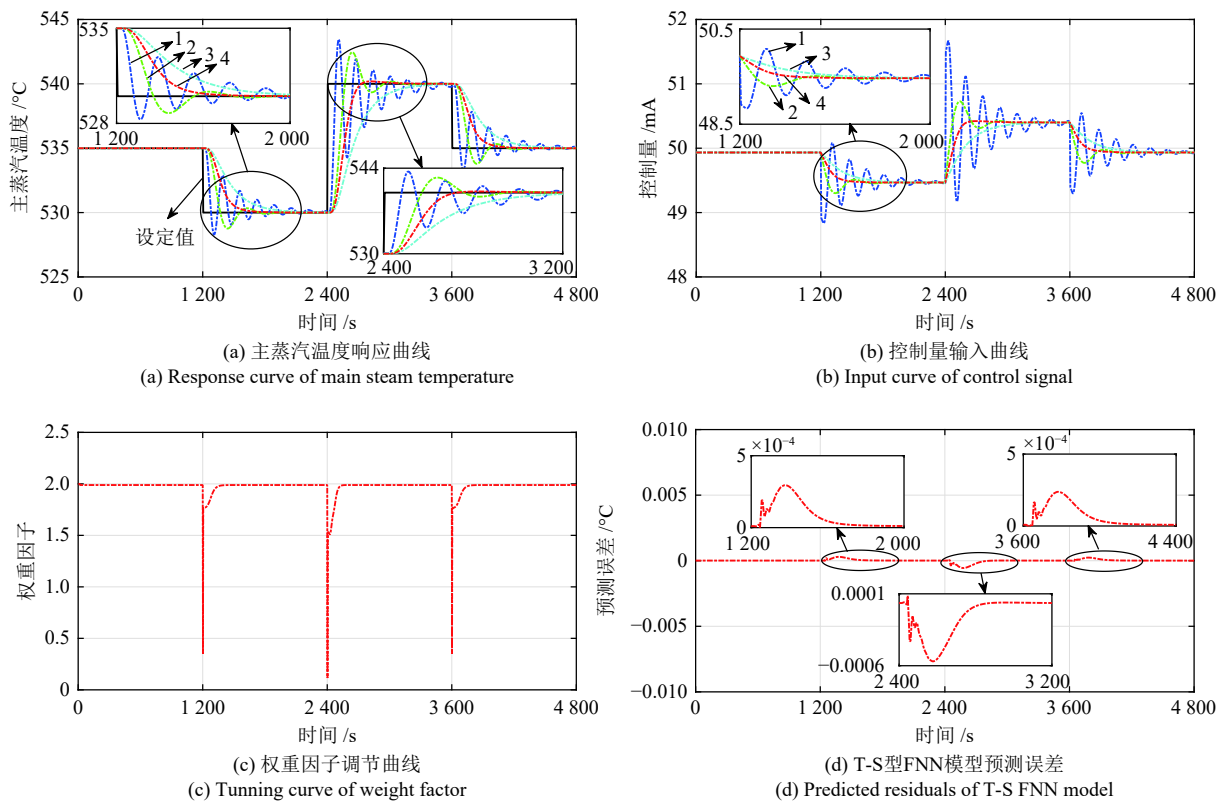


图 6 工况 1 仿真结果

Fig. 6 The simulation results in Case 1

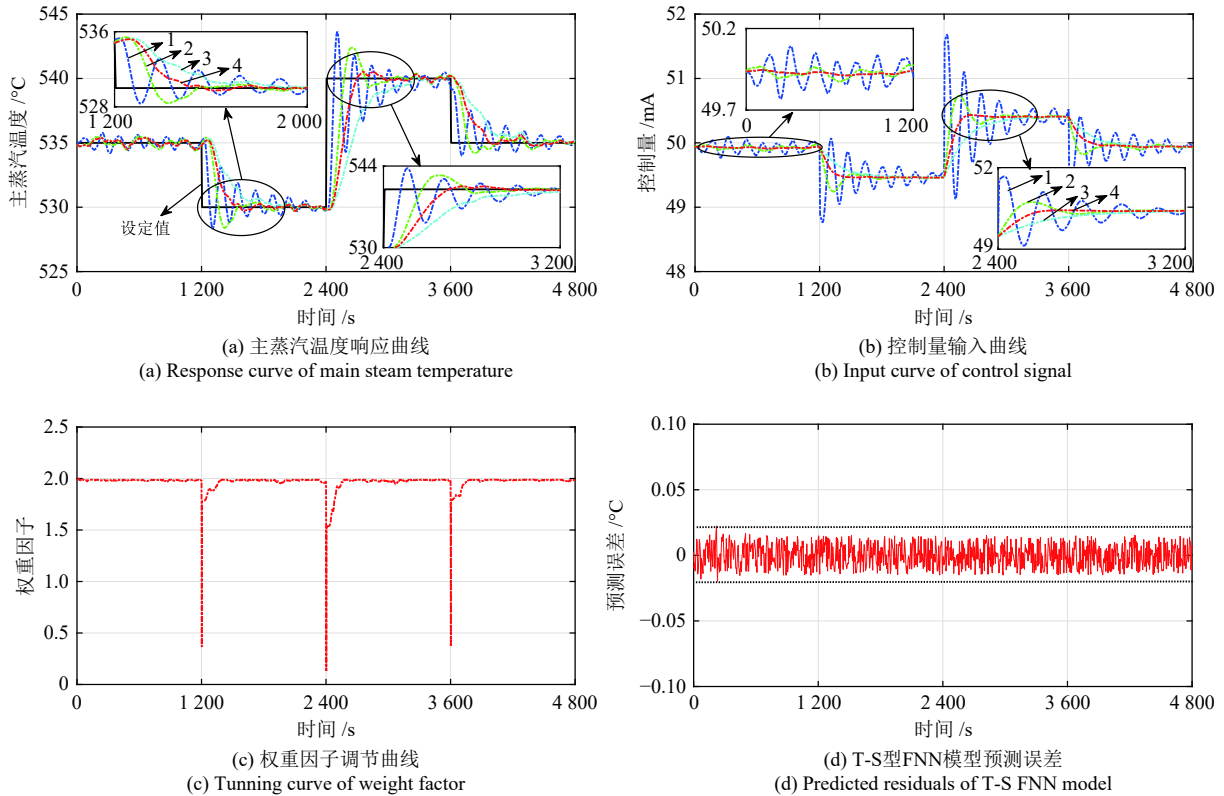


图 7 工况 2 仿真结果

Fig. 7 The simulation results in Case 2

保持在 $\pm 0.02\text{ }^{\circ}\text{C}$, 说明 T-S 型 FNN 模型能够有效逼近主蒸汽温度动态。

从图 8(a) 和 8(b) 可以看出, 权重因子 $\lambda_k = 0.5$ 时, 优化目标函数收敛速度最快, 但是由于主蒸汽温度的惯性和延时特性导致主蒸汽温度产生波动, 在大幅度快速调节的作用下, 优化目标函数出现了多次波动后才收敛于零. 权重因子 $\lambda_k = 2$ 时, 虽然优化目标函数没有出现波动, 但是优化目标函数收敛速度最慢. 本文设计的理想广义预测串级控制器中权重因子经过动态模糊校正, 使优化目标函数收敛速度加快, 同时在调节过程中优化目标函数收敛没有波动, 既保证了系统的稳定性, 又加快了主蒸汽温度的收敛速度, 综合调节效果最优。

4 基于电厂实际的外挂广义预测串级控制

4.1 电厂应用架构

目前, 电厂采用 DCS 实现主蒸汽温度系统的自动控制. DCS 在已经投运情况下, 考虑到安全问题以及风险责任等因素, 电厂很难愿意改动原有串

级 PI 控制系统的结构和参数. 电厂运行人员在锅炉实际运行中为了满足不同工况下调节主蒸汽温度的需求, 会手动修改串级 (PI-PI) 控制系统的主蒸汽温度参考值 r_1^{sp} . 因此本文从电厂实际应用角度出发, 将理想 (GPC-PI) 串级控制方法升级为外挂广义预测串级控制 (GPC-PI-PI) 形式应用于电厂主蒸汽温度控制. 前期对电厂的燃烧效率和氮氧化物的排放进行了外挂综合优化, 在其理论和实际基础上^[33-34], 本文设计了外挂主蒸汽温度控制系统结构如图 9 所示。

外挂广义预测串级控制器将原有串级 (PI-PI) 控制器的温度参考参考值 r_1^{sp} 外移, 替换为主蒸汽温度名义参考值 $\gamma_1^{sp}(k)$, 在电厂实际应用中外挂控制系统的输入指令 $u(k) = \gamma_1^{sp}(k)$. 外挂广义预测串级控制器结合锅炉原有串级 (PI-PI) 控制器, 形成外挂广义预测串级控制 (GPC-PI-PI) 系统, 达到控制主蒸汽温度的目的. 从算法控制流程分析, 主蒸汽温度外挂广义预测串级控制 (GPC-PI-PI) 具体步骤如下:

步骤 1. 外挂广义预测串级控制器根据输入指令 $u(k)$ 序列与主蒸汽温度实测值 $r_1(k)$ 序列, 对主蒸汽温度系统进行在线建模。

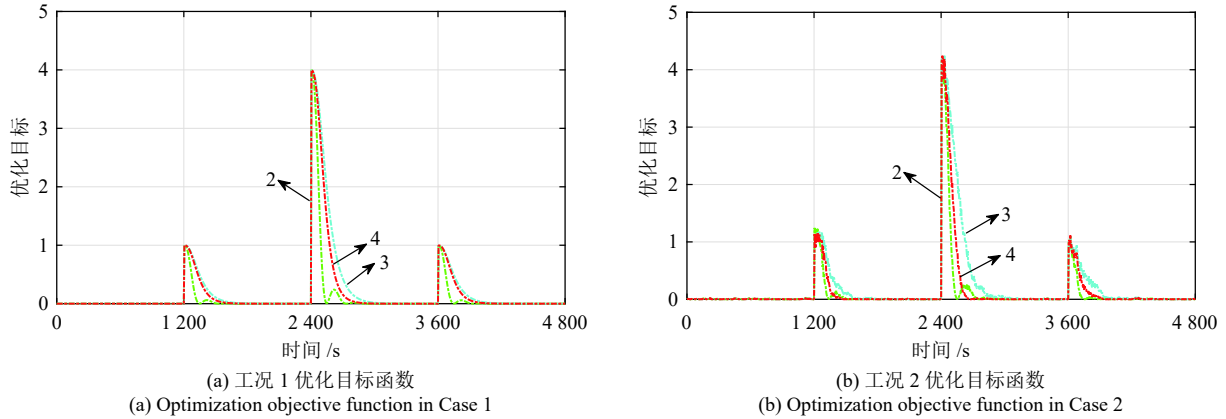


图 8 优化目标函数仿真结果

Fig.8 The simulation results of optimization objective function

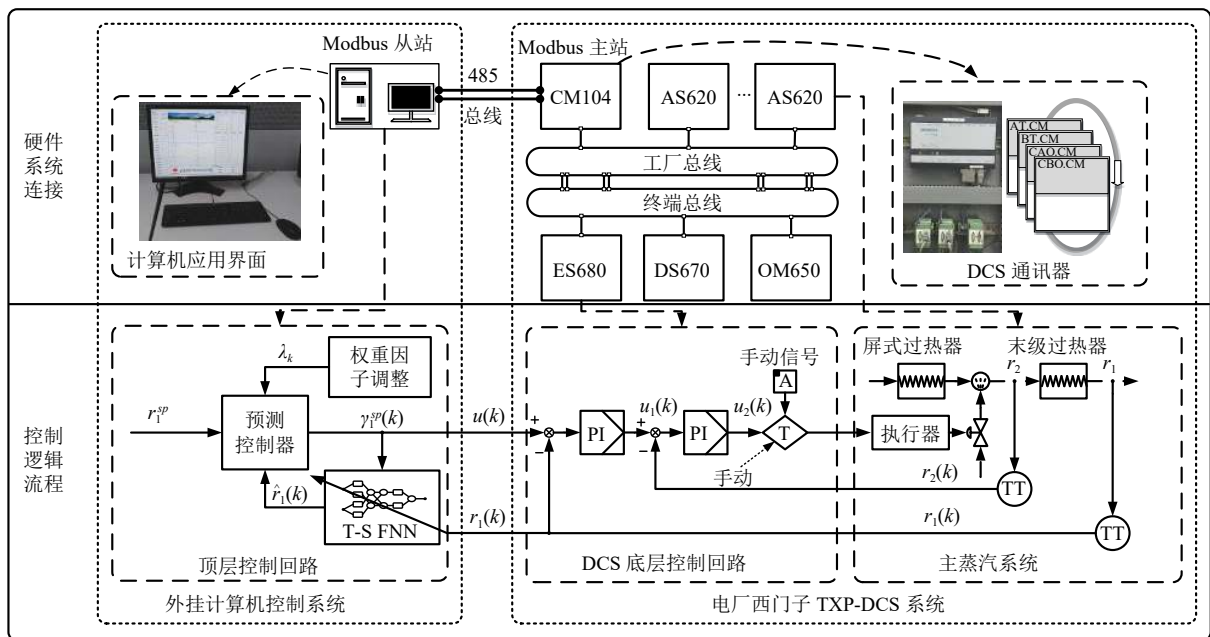


图 9 外挂广义预测串级控制架构

Fig.9 Diagram of external generalized predictive cascade control

步骤 2. 利用主蒸汽温度预测跟踪误差 \hat{e} 与误差变化率 $\Delta\hat{e}$ 对权重因子 λ_k 进行模糊自校正。

步骤 3. 根据主蒸汽温度多步预测序列 $\hat{r}_1(k+p)$, 及主蒸汽温度参考值 r_1^{sp} , 采用广义预测控制计算控制指令 $u(k)$, 串级 (PI-PI) 控制器将 $u(k)$ 作为参考值。

步骤 4. 串级 (PI-PI) 控制器根据外挂广义预测串级控制器的输入指令 $u(k)$ 进行减温水量调节. 令 $k = k + 1$, 返回步骤 1, 进入下一个控制周期。

从硬件系统实现层面分析, 主蒸汽温度的优化控制采用可视化的上位机软件封装为外挂控制系统, 与电厂 DCS 中的 CM104 通讯器通过 485 总线

连接, 基于 Modbus 协议实现与 DCS 的数据通信. 从电厂安全性角度考虑, DCS 中的 CM104 通讯器作为 Modbus 主站, 外挂控制系统作为 Modbus 从站. DCS 首先通过 Modbus 模拟量数据帧将主蒸汽温度测量值 $r_1(k)$ 实时传输给外挂控制系统. 然后外挂控制系统经过模型实时辨识、主蒸汽温度预测、权重因子动态调整、滚动优化后, 更新输出控制指令 $u(k)$. 最后 DCS 通过 Modbus 模拟量请求帧向外挂控制系统请求更新后的 $u(k)$, 当 DCS 接收到 $u(k)$ 后, 发送给主蒸汽温度自动控制 AS620 模块, 实现主蒸汽温度的调节. 在主蒸汽温度调节的实际应用过程中, 考虑到 CM104 的通信任务处理能力,

控制周期设定为 5 s, 保证外挂广义预测串级控制系统能够有充分的时间完成在线计算和控制过程.

4.2 电厂应用性能分析

外挂广义预测串级控制系统等效图如图 10 所示. 图中, $\mathbf{F}(z^{-1}) = [f_{d+1}(z^{-1}), \dots, f_{N_p}(z^{-1})]^T$, $\mathbf{Q}(z^{-1}) = \mathbf{H}\mathbf{Z}$, $\mathbf{Z} = [1, z^{-1}, \dots, z^{-d-n_u+2}]^T$, $\Phi(z^{-1}) = \mathbf{F}(z^{-1})|_{z \rightarrow 1}$, $G_{EQ}(z^{-1})$ 为外挂广义预测串级控制系统的广义控制对象, 即电厂原有的串级 PI 控制系统.

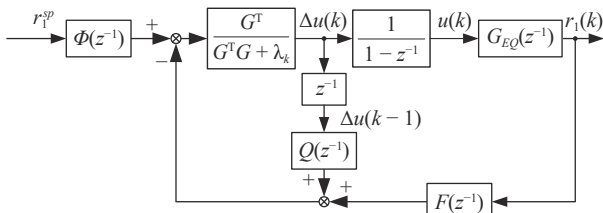


图 10 外挂广义预测串级控制系统等效图

Fig. 10 Equivalent diagram of external generalized predictive cascade control system

外挂广义预测串级控制系统的广义控制对象为电厂原有的串级 PI 控制系统. 本文在应用外挂广义预测串级控制系统时, 没有修改电厂原有的串级 PI 控制系统. 电厂原有的串级 PI 控制系统经过长期现场运行, 能够保证系统的稳定性.

外挂控制系统与电厂 CM104 采用 Modbus 协议 RTU 方式传输监控数据和控制量. 外挂控制系统与 CM104 的通信点中设计了 45 帧数据帧, 包括模拟量数据帧、模拟量请求帧、投切开关量数据帧、心跳开关量请求帧. 由于电厂西门子 TXP-DCS 没有获取 Modbus 协议 16 功能码的授权, 无法将所有监测数据一次性写入外挂控制系统, CM104 采用 06 功能码将监测数据分为多帧传输. CM104 为了优化通信过程, 只有监测数据大于对应模拟量的最小分辨率时才会向外挂控制系统发送模拟量数据帧. 在实际数据传输中, 由于温度、流量等参数变化较为缓慢, 在通讯过程通常只有 20 帧左右的数据帧按照顺序依次发送, 完成一次数据循环发送的时间为 5 s 左右. 如果 45 帧数据帧在一次数据循环发送周期内全部发送, 会存在通信延时的情况.

在当前时刻 k , 在最优控制增量 $\Delta u^*(k)$ 作用下, 定义最优外挂广义预测控制滚动优化目标 $J^*(k)$ 为

$$J^*(k) = \sum_{i=d+1}^{N_p} |\varsigma_{k+i|k}|^2 + \lambda_k \Delta u^{*2}(k) \quad (48)$$

其中, $\varsigma_{k+i|k} = \hat{r}_1(k+i) - R(k+i)$.

存在通信延时的情况下, 外挂广义预测控制系统的输出指令 $u(k)$ 在 5 s 控制周期内没有及时更新. 电厂的 CM104 通讯器中对输出指令 $u(k)$ 设计了保持器, 即 $u(k+1) = u^*(k)$, $\Delta u(k+1) = 0$. 由通信延时导致下一时刻 $k+1$ 的滚动优化目标 $J(k+1)$ 变为

$$J(k+1) = \sum_{i=d+1}^{N_p} |\varsigma_{k+1+i|k+1}|^2 \quad (49)$$

其中, $\varsigma_{k+1+i|k+1} = \hat{r}_1(k+1+i) - R(k+1+i)$.

式 (49) 减去式 (48), 可得

$$J(k+1) - J^*(k) = |\varsigma_{k+1+N_p|k+1}|^2 - |\varsigma_{k+1+d|k}|^2 - \lambda_k \Delta u^{*2}(k) \quad (50)$$

当 N_p 选取足够大时^[35]

$$J(k+1) - J^*(k) \leq -|\varsigma_{k+1+d|k}|^2 \leq 0 \quad (51)$$

在时刻 $k+1$, 定义无通信延时的最优滚动优化目标为 $J^*(k+1)$, 显然 $J^*(k+1) \leq J(k+1)$, $J^*(k+1) \leq J(k+1) \leq J^*(k)$. 因此, 通过选取合适的 N_p , 即使存在通信延时的情况, 外挂广义预测控制仍然能保证主蒸汽温度收敛, 但是调节效果可能不是最优. 有关通讯延时的补偿控制有待进一步深入研究.

为了保证通信的安全性, DCS 向外挂控制系统发送心跳开关量请求帧. 外挂控制系统通过数字量开关信号的应答模拟心跳信号, DCS 则通过心跳帧应答来检测外挂控制系统的通信是否正常. 当 DCS 超过 30 s 未检测到心跳帧应答, 自动切除外挂控制系统, 切换为原有的串级 PI 控制系统, 保证了主蒸汽温度系统的安全.

4.3 实际应用效果

外挂广义预测串级控制系统经过现场长时间稳定投运后, 主蒸汽温度在高、中、低负荷下的分别采用原有串级 PI 控制系统和外挂广义预测串级控制系统进行 2 个小时的对比实验, 实验效果如图 11 所示. 本文中采用最大绝对误差 (ϵ), 均方根误差 (Root mean square error, RMSE), 平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 和积分绝对误差 (Integral absolute error, IAE) 来具体分析对比控制系统的性能, 具体统计结果如表 2 所示.

从图 11(a)~(f) 和表 2 可知, 主蒸汽温度受到负荷波动等随机扰动的干扰, 在外挂广义预测串级控制系统介入之前, 主蒸汽温度的波动范围为 540 ± 1.4 °C. 而且随着负荷的增加, 串级 PI 控制系统的控制效果会变差. 主蒸汽温度经过外挂广义预测串级控制系统调整后, 在三种典型的工况条件下,

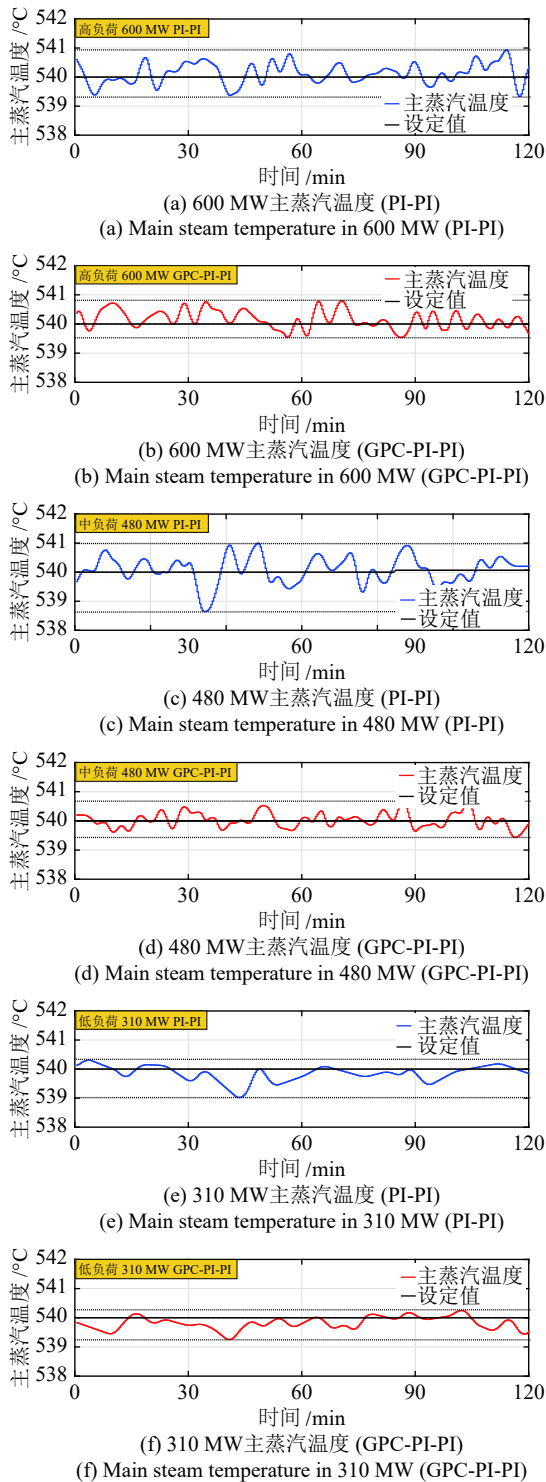


图 11 不同负荷下主蒸汽温度对比控制效果

Fig. 11 The comparison of main steam temperature control effect under different loads

主蒸汽温度可以维持在 540 ± 0.8 °C. 在复杂扰动的实际应用中, 外挂广义预测串级控制系统的控制效果总是优于原始串级 PI 控制系统.

注 2. 在实际应用过程中, 电厂工程师为了减少

表 2 实验结果性能比较
Table 2 Performance comparison of experimental results

负荷	控制器	指标			
		ϵ	RMSE	MAE	IAE
600 MW	原始	0.9319	0.3677	0.3012	108.7194
	外挂	0.7954	0.3372	0.2668	96.3206
480 MW	原始	1.3560	0.4593	0.3635	131.2284
	外挂	0.6856	0.2516	0.2011	72.5914
310 MW	原始	0.9791	0.3015	0.2230	80.5173
	外挂	0.7458	0.2789	0.2222	80.2247

减温水阀的执行次数和机构磨损, 外挂主蒸汽温度控制系统中控制量 $u(k)$ 是以 0.5 °C 为最小精度进行调节的. 外挂主蒸汽温度控制系统的控制量 $u(k)$ 以 5 s 的采样周期更新一次, 当 $|\Delta u(k)| < 0.5$ °C 时, 控制量输出 $u(k)$ 与上一采样周期保持一致, 外挂主蒸汽温度控制系统的控制周期延长且大于 5 s. 此外主蒸汽温度运行过程具有慢时间尺度特性, 也会导致控制量 $u(k)$ 的值经过较长时间发生变化, 进一步延长了控制周期. 原始串级 PI 控制系统以 1 s 的采样和控制周期进行调节, 保证了在外挂主蒸汽温度系统控制周期内的调节跟踪. 需要特别指出的是, 为了论文书写与表述方便, 外挂主蒸汽温度控制系统的控制量本文描述为 $u(k)$, 实际应用中则以偏置量 $bias(k)$ 传输, 即 $bias(k) = u(k) - r_1^{sp}$, 原始串级 PI 控制系统以 $bias(k) + r_1^{sp}$ 为设定值进行调节.

受文献 [36] 和 [37] 的启发, 针对内外环控制回路采样和控制周期不一致的问题, 可以通过提升技术来设计控制器, 以满足不同回路的控制要求, 这将是本文以后进一步研究探索的方向.

5 结束语

本文首先提出一种理想的基于权重因子自校正的 GPC-PI 串级控制器, 以解决锅炉主蒸汽温度系统惯性、时滞和参数时变的问题. 针对主蒸汽温度系统参数时变的特性, 基于 T-S 型模糊神经网络的主蒸汽温度模型通过在线辨识算法实时更新模型参数. 通过对主蒸汽温度的多步预测, 外环 GPC 结合滚动优化技术克服了主蒸汽温度系统惯性和时滞的动态特性, 从而实现主蒸汽温度的有效控制. 为了改善主蒸汽温度系统动态响应品质和稳定性, 对外环 GPC 中的权重因子进行了模糊自校正设计, 通过对比仿真验证了该理想 GPC-PI 串级控制器优于权重因子固定的 GPC-PI 和 PI-PI 串级控制器. 在电厂实际应用中外挂广义预测串级 (GPC-PI-PI) 控制系统不仅在高中低负荷下取得了良好的主

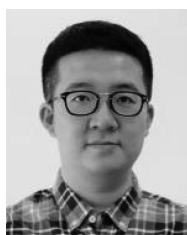
汽温度控制效果,更重要的是,没有对DCS系统进行大规模改动,既改善了主蒸汽温度的控制效果,又规避了风险责任。

受时间和研究水平的限制,本文未来的研究中还有许多工作要做,例如探究采用参数更少的预测模型(如Mamdani型模糊神经网络)实现主蒸汽温度的有效预测;在电厂实际应用过程中受到通信延时的影响,研究补偿控制方法以进一步提高主蒸汽温度的控制效果。

References

- Draganescu M, Guo S, Wojcik J, Wang J H, Liu X J, Hou G L, Xue Y L, Gao Q R. Generalized predictive control for superheated steam temperature regulation in a supercritical coal-fired power plant. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 2015, **1**(1): 69–77
- Ma L Y, Ge Y P, Cao X. Superheated steam temperature control based on improved recurrent neural network and simplified PSO algorithm. *Applied Mechanics and Materials*, 2011, **128–129**: 1065–1069
- Liang G, Li W, Li Z J. Control of superheated steam temperature in large-capacity generation units based on active disturbance rejection method and distributed control system. *Control Engineering Practice*, 2013, **21**: 268–285
- Huang H P, Yu J A, Su Q, Wang L. 660MW single auxiliary ultra-supercritical unit main stream's temperature control strategy optimization studies. *Advanced Materials Research*, 2014, **909**: 317–322
- Zhang J H, Zhang F F, Ren M F, Hou G L, Fang F. Cascade control of superheated steam temperature with neuro-PID controller. *ISA Transactions*, 2012, **51**: 778–785
- Tian Z D, Ren Y, Wang G. Fuzzy-PID controller based on variable universe for main steam temperature system. *Australian Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 2018, **15**(1–2): 21–28
- Wang W, Li H-X, Zhang J T. Intelligence-based hybrid control for power plant boiler. *IEEE Transaction Control System Technology*, 2002, **10**(2): 280–287
- Wang Dong-Feng, Han Pu. Variable arguments PID control for main steam temperature system based on immune genetic optimization. *Proceedings of the CSEE*, 2003, **23**(9): 212–217 (王东风, 韩璞. 基于免疫遗传算法优化的汽温系统变参数PID控制. 中国电机工程学报, 2003, **23**(9): 212–217)
- Liu Guo-Hong, Ni Gui-Jie, Sun Ming, Zhai Yong-Jie. Self-tuning of neural networks PID control for main steam temperature system based on particle swarm optimization. *Journal of North China Electric Power University*, 2009, **36**(1): 44–49 (刘国宏, 倪桂杰, 孙明, 翟永杰. 基于粒子群优化的汽温系统神经网络自整定PID控制. 华北电力大学学报, 2009, **36**(1): 44–49)
- Liu X J, Chan C W. Neuro-fuzzy generalized predictive control of boiler steam temperature. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2006, **21**(4): 900–908
- Wu X, Shen J, Li Y G, Lee K Y. Fuzzy modeling and stable model predictive tracking control of large-scale power plants. *Journal of Process Control*, 2014, **24**: 1609–1626
- Zhang Y J, Chai T Y, Wang H, Fu J, Zhang L Y, Wang Y G. An adaptive generalized predictive control method for nonlinear systems based on ANFIS and multiple models. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2010, **18**(6): 1070–1082
- Esaño J M, Bordons C, Vilas C, García M R, Alonso A A. Neurofuzzy model based predictive control for thermal batch processes. *Journal of Process Control*, 2009, **19**: 1566–1575
- Cervantes J, Yu W, Salazar S, Chairez I. Takagi–Sugeno dynamic neuro-fuzzy controller of uncertain nonlinear systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2017, **25**(6): 1601–1615
- Zhang R D, Tao J L. A nonlinear fuzzy neural network modeling approach using improved genetic algorithm. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, **65**(7): 5882–5892
- Ju Gang, Chen Lai-Jiu. Fuzzy predictive control and its application study in temperature control system. *Proceedings of the CSEE*, 1996, **6**(1): 17–21 (睢刚, 陈来九. 模糊预测控制及其在过热汽温控制中的应用. 中国电机工程学报, 1996, **6**(1): 17–21)
- Gao Y, Er M J. NARMAX time series model prediction: Feedforward and recurrent fuzzy neural network approaches. *Fuzzy Sets and Systems*, 2005, **150**: 331–350
- Li Shao-Yuan, Wang Qun-Xian, Li Huan-Zhi, Chen Zeng-Qiang, Yuan Zhu-Zhi. Identification and control based on Sugeno's fuzzy model. *Acta Automatica Sinica*, 1999, **25**(4): 488–492 (李少远, 王群仙, 李焕芝, 陈增强, 袁著祉. Sugeno模糊模型的辨识与控制. 自动化学报, 1999, **25**(4): 488–492)
- Johansen T A, Babuška R. Multiobjective identification of Takagi-Sugeno fuzzy models. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2003, **11**(6): 847–860
- Liao Q F, Sun D, Cai W J, Li S Y, Wang Y Y. Type-1 and Type-2 effective Takagi-Sugeno fuzzy models for decentralized control of multi-input-multi-output processes. *Journal of Process Control*, 2017, **52**: 26–44
- Duan Yan-Jie, Lv Yi-Sheng, Zhang Jie, Zhao Xue-Liang, Wang Fei-Yue. Deep learning for control: The state of the art and prospects. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(5): 643–654 (段艳杰, 吕宜生, 张杰, 赵学亮, 王飞跃. 深度学习在控制领域的研究现状与展望. 自动化学报, 2016, **42**(5): 643–654)
- Liu W C, Cheng L, Hou Z G, Yu J Z, Tan M. An inversionfree predictive controller for piezoelectric actuators based on a dynamic linearized neural network model. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2016, **21**(1): 214–226
- Jin Y L, Cao W H, Wu M, Yuan Y. Accurate fuzzy predictive models through complexity reduction based on decision of needed fuzzy rules. *Neurocomputing*, 2019, **323**: 344–351
- Feng S, Chen C. L. Philip. Fuzzy broad learning system: A novel neuro-fuzzy model for regression and classification. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2020, **50**(2): 414–424
- Han H G, Wu X L, Liu H X, Qiao J F. An efficient optimization method for improving generalization performance of fuzzy neural networks. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2019, **27**(7): 1347–1361
- Han H G, Wu X L, Liu H X, Qiao J F. An efficient second-order algorithm for self-organizing fuzzy neural networks. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, **49**(1): 14–26
- Eliasi H, Davilu H, Menhaj M B. Adaptive fuzzy model based predictive control of nuclear steam generators. *Nuclear Engineering and Design*, 2007, **237**: 668–676
- Peng H, Wu J, Inoussa G, Deng Q L, Nakano K. Nonlinear system modeling and predictive control using the RBF nets-based quasi-linear ARX model. *Control Engineering Practice*, 2009, **17**: 59–66

- 29 Yeh M F, Tsai C H. Standalone CMAC control system with on-line learning ability. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part B Cybernetics*, 2010, **40**(1): 43–53
- 30 Zhao J, Lin C M. Wavelet-TSK-type fuzzy cerebellar model neural network for uncertain nonlinear systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2019, **27**(3): 549–558
- 31 Clarke D W, Mohtadi C, Tuffs P S. Generalized predictive control — Part I. The basic algorithm. *Automatica*, 1987, **23**(2): 137–148
- 32 Lu C H, Tsai C C. Adaptive predictive control with recurrent neural network for industrial processes: An application to temperature control of a variable-frequency oil-cooling machine. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2008, **55**(3): 1366–1375
- 33 Shi Yu-Jing, Chai Tian-You. Neural networks and multiple models based nonlinear adaptive generalized predictive control. *Acta Automatica Sinica*, 2007, **33**(5): 540–545
(石宇静, 柴天佑. 基于神经网络与多模型的非线性自适应广义预测控制. 自动化学报, 2007, **33**(5): 540–545)
- 34 Zhang Xiao-Yu, Wang Tian-Wei, Li Yan, Wang Mao-Xuan, Wang Yong-Fu. Study of intelligent integrated optimization control of thermal power unit combustion system. *Proceedings of the CSEE*, 2019, **39**(9): 2544–2552
(张晓宇, 王天伟, 李燕, 王懋讓, 王永富. 火电机组燃烧系统智能综合优化控制研究. 中国电机工程学报, 2019, **39**(9): 2544–2552)
- 35 Xiao H Z, Chen C. L. Philip. Incremental updating multirobot formation using nonlinear model predictive control method with general projection neural network. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, **66**(6): 4502–4512
- 36 Dai Wei, Chai Tian-You. Data-driven optimal operational control of complex grinding processes. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(9): 2005–2014
(代伟, 柴天佑. 数据驱动的复杂磨矿过程运行优化控制方法. 自动化学报, 2014, **40**(9): 2005–2014)
- 37 Dai Wei, Lu Wen-Jie, Fu Jun, Ma Xiao-Ping. Multi-rate layered optimal operational control of industrial processes. *Acta Automatica Sinica*, 2019, **45**(10): 1946–1959
(代伟, 陆文捷, 付俊, 马小平. 工业过程多速率分层运行优化控制. 自动化学报, 2019, **45**(10): 1946–1959)



王懋讓 东北大学机械工程与自动化学院博士研究生. 主要研究方向为模型预测控制及其在电厂中的应用.

E-mail: wangmx2238@163.com

(WANG Mao-Xuan Ph.D. candidate at the School of Mechanical Engineering and Automation, North-

eastern University. His research interest covers model predictive control and its application in power plants.)



王永富 东北大学机械工程与自动化学院教授. 1998 年获得东北大学机械电子专业硕士学位, 2005 年获得东北大学控制理论与控制工程专业博士学位. 主要研究方向为机电系统模糊建模与控制, 新能源汽车, 电厂的智能优化控制. 本文通信作者.

E-mail: yfwang@mail.neu.edu.cn

(WANG Yong-Fu Professor at the School of Mechanical Engineering and Automation, Northeastern University. He received his master degree in mechanical engineering and Ph.D. degree in control theory and control engineering from Northeastern University in 1998 and 2005, respectively. His research interest covers fuzzy modeling and intelligent control of mechanical engineering, new energy vehicles, and intelligent optimal control in power plants. Corresponding author of this paper.)



柴天佑 中国工程院院士, 东北大学教授, IEEE Fellow, IFAC Fellow. 1985 年获得东北大学博士学位. 主要研究方向为自适应控制, 智能解耦控制, 流程工业综合自动化理论、方法与技术.

E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn

(CHAI Tian-You Academician of Chinese Academy of Engineering, professor at Northeastern University, IEEE Fellow, IFAC Fellow. He received his Ph.D. degree from Northeastern University in 1985. His research interest covers adaptive control, intelligent decoupling control, and integrated automation theory, method and technology of industrial process.)



张晓宇 国家能源投资集团工程师. 2014 年获得清华大学博士学位. 主要研究方向为大型电厂锅炉的燃烧优化控制. E-mail: 16810116@shenhua.cc

(ZHANG Xiao-Yu Engineer at China Energy Investment Corporation Limited. He received his Ph.D.

degree from Tsinghua University in 2014. His research interest covers optimized combustion control of large power plant boilers.)