

10-18-2021

Identification of Main Steam Temperature System Based on Improved Particle Swarm Optimization

Zhenqian Cao

1. *School of Mathematical Sciences, Shanxi University, Taiyuan 030006, china; ;*

Yin Jiang

2. *School of Automation and Software, Shanxi University, Taiyuan 030013, China;*

Jinhua Zhang

1. *School of Mathematical Sciences, Shanxi University, Taiyuan 030006, china; ;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Identification of Main Steam Temperature System Based on Improved Particle Swarm Optimization

Abstract

Abstract: Establishing an accurate mathematical model of main steam temperature is the basis of improving the performance of control system. Aiming at the problems of early maturity and slow convergence in traditional particle swarm optimization (PSO) algorithm in model identification, an improved PSO algorithm with shrinkage factor is proposed. *The algorithm improves the global optimization capability and convergence speed of the algorithm by adjusting the shrinkage factor.* The on-site operating data of a 350 MW circulating fluidized bed (CFB) boiler in a power plant in Shanxi province are used in the identification of the main steam model parameters, and the improved PSO algorithm is used to optimize the model parameters of the main steam temperature system. The validity of the model is verified by actual data on-site, which lays the foundation for the optimization of main steam temperature control of CFB boilers.

Keywords

main steam temperature, improved particle swarm algorithm, shrinkage factor, field data

Recommended Citation

Cao Zhenqian, Yin Jiang, Zhang Jinhua. Identification of Main Steam Temperature System Based on Improved Particle Swarm Optimization[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(10): 2411-2419.

基于改进粒子群算法的主蒸汽温度系统辨识

曹振乾¹, 印江², 张津华¹

(1. 山西大学 数学科学学院, 山西 太原 030006; 2. 山西大学 自动化与软件学院, 山西 太原 030013)

摘要: 建立主蒸汽温度精确的数学模型是提高控制系统性能的基础。针对传统的粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法在模型辨识中存在易早熟, 收敛速度慢的问题, 提出一种引入收缩因子的改进 PSO 算法。该算法通过调整收缩因子的方法来提高算法的全局寻优能力和收敛速度。将山西某电厂 350 MW 循环流化床(Circulating Fluidized Bed, CFB)锅炉现场运行的数据用于主蒸汽模型参数辨识中, 利用改进 PSO 算法寻优得到主蒸汽温度系统最佳的模型参数, 通过现场实际数据验证了模型的有效性, 为 CFB 锅炉主蒸汽温度控制优化奠定了基础。

关键词: 主蒸汽温度; 改进粒子群算法; 收缩因子; 现场数据

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X (2021) 10-2411-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.20-0609

Identification of Main Steam Temperature System Based on Improved Particle Swarm Optimization

Cao Zhenqian¹, Yin Jiang², Zhang Jinhua¹

(1. School of Mathematical Sciences, Shanxi University, Taiyuan 030006, china;

2. School of Automation and Software, Shanxi University, Taiyuan 030013, China)

Abstract: Establishing an accurate mathematical model of main steam temperature is the basis of improving the performance of control system. Aiming at the problems of early maturity and slow convergence in traditional particle swarm optimization (PSO) algorithm in model identification, an improved PSO algorithm with shrinkage factor is proposed. *The algorithm improves the global optimization capability and convergence speed of the algorithm by adjusting the shrinkage factor.* The on-site operating data of a 350 MW circulating fluidized bed (CFB) boiler in a power plant in Shanxi province are used in the identification of the main steam model parameters, and the improved PSO algorithm is used to optimize the model parameters of the main steam temperature system. The validity of the model is verified by actual data on-site, which lays the foundation for the optimization of main steam temperature control of CFB boilers.

Keywords: main steam temperature; improved particle swarm algorithm; shrinkage factor; field data

引言

火电厂主蒸汽温度是锅炉运行的重要检测和控制参数之一, 其对控制品质提出更高的要求。主蒸汽温度过高容易发生爆管; 主蒸汽温度过低会影响 CFB 机组运行的经济性^[1]。由于被控对象具有

大迟延、大惯性等特点, 使得控制难度增大。为了提高主蒸汽的控制品质^[2], 首要任务就是建立主蒸汽温度对象的精确数学模型。至今, 最常用的主蒸汽温度系统建模方法包括阶跃扰动法以及相关分析法^[3-4]等。然而, 由于这些传统的建模方法受到现场条件的影响, 所建立出的数学模型精度往往不

收稿日期: 2020-08-18 修回日期: 2020-09-09

基金项目: 山西省科技重大专项(MD2014-03)

第一作者: 曹振乾(1995-), 男, 硕士生, 研究方向为大型电站复杂过程智能优化控制。E-mail: 703979550@qq.com

高。如何利用智能辨识算法辨识出主蒸汽温度对象的精确数学模型，成为当下研究的热点。

随着智能算法的快速发展，国内外许多学者针对主蒸汽温度系统辨识进行了大量的研究。文献[5]针对传统遗传算法在主蒸汽温度系统辨识中早期存在局部收敛的缺点，提出一种改进的实数编码自适应遗传算法。文献[6]采用双线性变换的方法，将连续传递函数模型转换为离散模型，然后通过递推最小二乘法基于差分方程对主蒸汽温度系统辨识。文献[7]采用一种带有遗忘因子的递推最小二乘法对直流锅炉主蒸汽温度系统进行了在线辨识。文献[8]利用现场运行的实际数据，采用基本的 PSO 算法对主汽温系统进行模型辨识。文献[9]基于再热蒸汽本身特征的复杂性，提出一种自适应动态权重的 PSO 算法。文献[10]提出了一种惯性权重线性递减 PSO 算法，将其应用到主蒸汽温度对象建模中。

以上算法都是以最大迭代次数或设定的适应度值作为结束准则，即使出现早熟收敛也不能及时停止，直接会影响算法的性能，从而导致辨识出的主蒸汽温度模型误差比较大。为了获得更准确的主蒸汽温度辨识模型，本文根据基本 PSO 算法的自身缺点，通过引入一个收缩因子 γ ，提出了一种收敛速度更快、精度更高的改进 PSO 算法，并与其他改进算法进行了精度测试对比，然后将改进 PSO 算法用于 350MW CFB 锅炉主蒸汽温度系统模型的闭环辨识中，并对模型进行了验证。

1 PSO 算法

1.1 PSO 算法原理

假设在 D 维搜索空间中，有 m 个粒子，其中， $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 和 $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 分别为第 i 个粒子的位置向量和速度向量^[11]。第 i 个粒子当前自身所找到的最优位置记为 $\mathbf{X}_{best_i} = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN})$ ，适应度值记为 \mathbf{Q}_{best_i} ，则粒子 i 下一步的最优位置根据式(1)来确定。

$$\mathbf{X}_{best_i}(t + \Delta t) = \begin{cases} \mathbf{X}_{best_i}(t) & \mathbf{Q}[\mathbf{X}_i(t + \Delta t)] > \mathbf{Q}_{best_i} \\ \mathbf{X}_i(t + \Delta t) & \mathbf{Q}[\mathbf{X}_i(t + \Delta t)] \leq \mathbf{Q}_{best_i} \end{cases} \quad (1)$$

整个种群在搜索空间中所找到的最优位置记为 $\mathbf{X}_{best_g} = (x_{g1}, x_{g2}, \dots, x_{gN})$ ，适应度值记为 \mathbf{Q}_{best_g} ，则粒子按式(2)进行速度的更新^[12]，即：

$$v_{ij}(t + \Delta t) = v_{ij}(t) + c_1 r_1 [\mathbf{X}_{best_{ij}} - x_{ij}(t)] + c_2 r_2 [\mathbf{X}_{best_{gj}} - x_{ij}(t)] \quad (2)$$

式中： $i = 1, 2, \dots, m$ ， $j = 1, 2, \dots, N$ ； t 为当前位置时刻； $t + \Delta t$ 为前进一步后的时刻； c_1, c_2 为认知因子和社会因子； r_1, r_2 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数。

在速度更新过程中，将粒子的速度更新范围设置为 $V_{ij} \in [-V_{max}, V_{max}]$ ，然后，按式(3)进行粒子位置的更新，即

$$x_{ij}(t + \Delta t) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t + \Delta t) \quad (3)$$

式中： x_{ij} 的取值范围要根据实际问题来确定，即 $x_{ij} \in [x_{ij_{min}}, x_{ij_{max}}]$ 。按照式(2)，(3)不断进行更新，直至达到要求，取得极值为止。

1.2 PSO 算法流程

基本 PSO 算法流程如图 1 所示。

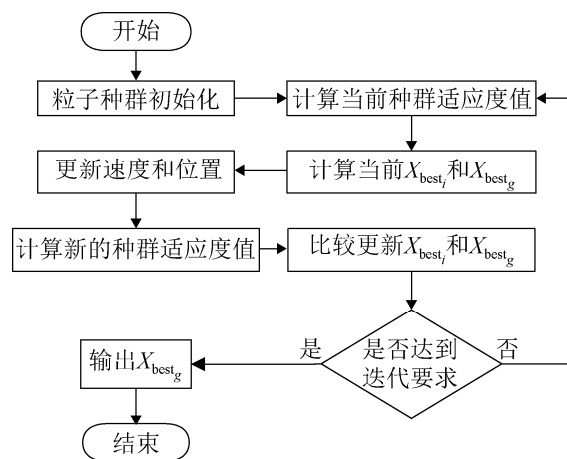


图 1 PSO 流程图
Fig. 1 PSO flow chart

1.3 改进 PSO 算法

在文献[8]中，由于 PSO 算法在主蒸汽温度模型辨识过程中容易陷入局部寻优，从而直接影响

算法性能。为了避免陷入局部寻优, 到目前为止, 也有多种改进 PSO 算法, 在文献[9-10]中, 分别提出了自适应权重 PSO 和线性递减权重 PSO 两种算法, 这两种改进算法在 PSO 算法基础上, 局部搜索能力以及收敛速度方面都有所提高, 但是在辨识精度方面比较差, 不能同时满足收敛速度和收敛精度。

基于以上权重改进的 PSO 算法基础上, 本文提出了一种新的改进方法, 在式(2)中引入一个收缩因子 γ , 通过这种方法的调整, 选取合适的参数, 不仅能够提高算法的收敛性, 而且能够提高算法的精度。从而对式(1), (2)进行以下改进:

$$v_{ij}(t + \Delta t) = \gamma v_{ij}(t) + c_1 r_1 [X_{best_{ij}} - x_{ij}(t)] + c_2 r_2 [X_{best_{ij}} - x_{ij}(t)] \quad (4)$$

$$x_{ij}(t + \Delta t) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t + \Delta t) \quad (5)$$

式中:

$$\gamma = \frac{2}{2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}}, \quad \varphi = c_1 + c_2, \varphi > 4 \quad (6)$$

这种改进算法的实验结果表明, 式中的参数取 $c_1 = c_2 = 2.05$, $\varphi = 4.1$, 计算得 $\gamma = 0.7298$, 此时收缩因子 γ 可同时满足收敛速度和收敛精度。

1.4 改进 PSO 算法精度测试

以 350 MW 循环流化床机组 70% 额定负荷工况下的总二次风量与主蒸汽压力传递函数为测试对象:

$$G(s) = \frac{0.92}{(182s + 1)} e^{-33s}$$

利用 MATLAB 软件对模型进行测试, 取粒子数为 100, 最大迭代次数为 200, 适应度函数取均方差, 基本 PSO 算法、自适应权重 PSO 算法以及线性递减权重 PSO 算法与改进粒子群算法精度对比结果如图 2 和表 1 所示。

通过图 2 和表 1 可以看出, 引入收缩因子的改进 PSO 算法较前 3 种算法在收敛速度和收敛精度方面均有提升, 即有效的证明了引入收缩因子的改进 PSO 算法收敛速度快、收敛精度高的优点。因

此, 这种改进算法更适合于模型的辨识。

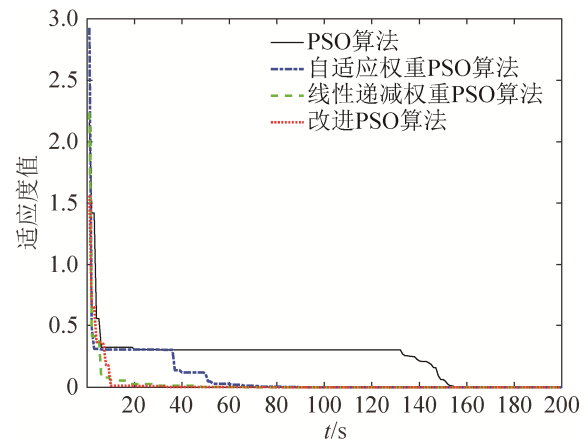


图 2 辨识适应度曲线对比

Fig. 2 Comparison of identification fitness curves

表 1 结果比较

Tab. 1 Comparison of results

算法	迭代次数	适应度值
PSO 算法	160	6.2125×10^{-6}
自适应权重 PSO 算法	60	5.8867×10^{-6}
线性递减权重 PSO 法	30	3.4017×10^{-6}
改进 PSO 算法	10	3.1181×10^{-6}

2 主蒸汽温度控制系统

2.1 主蒸汽温度的动态特性分析

影响 CFB 锅炉主蒸汽温度的因素主要有 3 类:

①蒸汽侧扰动, 包括蒸汽的流速以及流量的变化; ②烟气侧扰动, 包括烟气温度以及喷燃器的角度等; ③减温水侧扰动, 包括喷出减温水的多少以及减温水温度的变化^[13]。当前两类扰动发生时, 主蒸汽温度反应比较快, 但是在具体实施的过程中, 很难通过改变蒸汽侧或烟气侧的参数实现对主蒸汽温度的控制, 所以一般不用于控制主蒸汽温度。

现有 CFB 锅炉主蒸汽温度的控制方法是以喷水减温为主, 即通过控制阀门开度的大小来决定喷水量, 从而进一步实现对主蒸汽温度的控制。由于蒸汽管路较长, 当发生减水侧的扰动时, 主蒸汽温度需要经过一定的时间才能有反应^[14], 即主蒸汽温度反应比较慢, 有较大的迟延和惯性, 从而加大了控制难度。

2.2 主蒸汽温度控制系统原理分析

以山西某电厂 350MW CFB 锅炉为例,其过热蒸汽工艺流程示意图如图 3 所示。

由图 3 可知,主蒸汽温度的控制方法主要采用

三级喷水减温来实现,而且是按温差分段控制,每一段均采用串级控制。本文以第三级左侧的阀门开度为输入,减温器出口温度 θ_2 为中间信号,主蒸汽温度 θ_1 为输出构成串级系统,系统结构如图 4 所示。

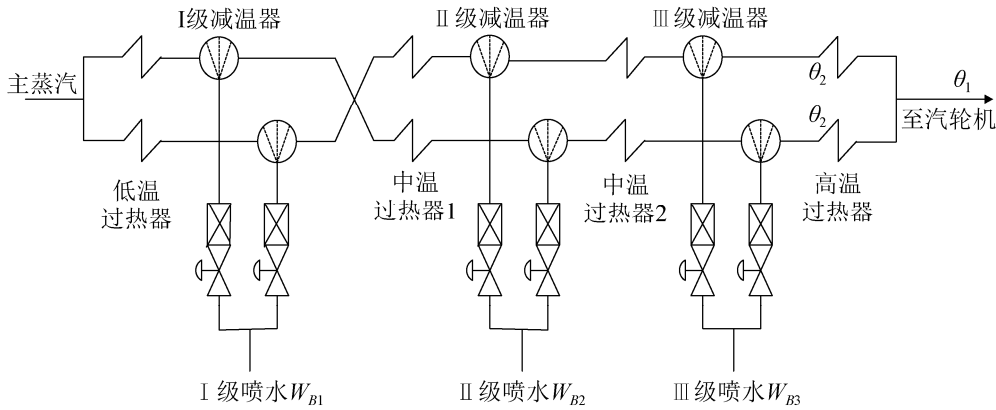


图 3 过热蒸汽流程示意图

Fig. 3 Superheated steam flow diagram

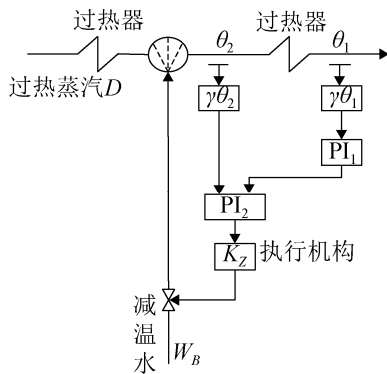


图 4 主蒸汽温度系统结构图

Fig. 4 Structure diagram of main steam temperature system

由结构图 4 可知,系统中有主控制器 PI_1 , 副控制器 PI_2 , 而且 PI_1 是维持主蒸汽温度 θ_1 , 使其等于设定值, PI_2 是接收主控制器输出与减温器出口温度 θ_2 的偏差 ($e_2 = u_{c1} - \theta_2$), 并按照一定的规律去动作执行机构 K_z , 从而控制阀门开度的大小来实现主蒸汽温度的控制。其等效的串级控制方框图如图 5 所示。图 5 中, $W_1(s)$ 为惯性区传递函数; $W_2(s)$ 为导前区传递函数; $G_{PID1}(s)$ 为主回路的调节器; $G_{PID2}(s)$ 为副回路的调节器。 γ_{θ_1} 、 γ_{θ_2} 为温度变送器的斜率。

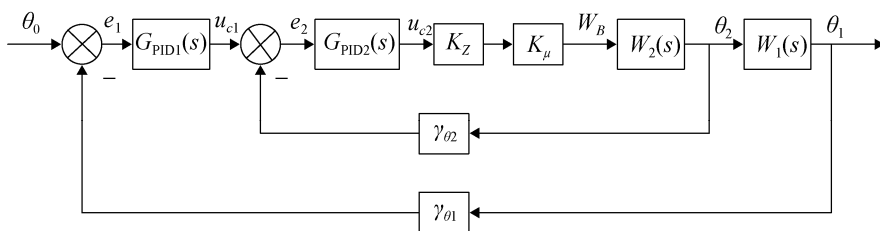


图 5 等效串级控制方框图

Fig. 5 Equivalent cascade control block diagram

3 主蒸汽温度系统辨识

3.1 闭环系统的辨识

基于上述主蒸汽温度串级控制方框图,本文提

出一种直接闭环辨识的方法。闭环辨识就是利用闭环条件下,过程的输入与输出数据来获得过程的数学模型^[15]。辨识结构如图 6 所示。

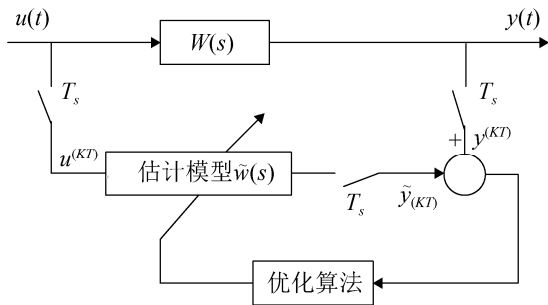


图 6 辨识结构方框图

Fig. 6 Block diagram of identification structure

目前, 大多学者建模所采用的是开环辨识, 需要对控制系统进行扰动试验, 会对机组运行造成一定的影响。因此, 在工业实际问题中, 系统辨识往往有必要在闭环条件下进行, 包括以下几方面: ①在火电厂中, 大部分控制系统为复杂系统, 很难解除反馈通道; ②通过反馈调节能够使被控量快速的跟踪给定值的变化; ③在闭环条件下进行辨识, 不需要进行扰动试验。因此, 研究主蒸汽闭环辨识的方法, 具有一定的工程指导意义。

3.2 辨识数据的采集与处理

以山西某电厂 350MW CFB 锅炉为研究对象, 从 DCS 中采集 2# 机组运行在 80% 额定负荷工况下一段时间的阀门开度、减温器出口温度以及主蒸汽温度数据, 采样间隔为 3 s, 共计 6 000 个数据, 本文选取前 3 000 个数据用于模型辨识, 后 3 000 个数据用于模型验证。但是由于实际运行现场存在不

确定因素。如果直接利用采集的数据进行模型辨识, 辨识出的模型存在较大误差, 不能准确表征主蒸汽温度系统的动态特性, 所以需要对辨识数据进行以下预处理。

(1) 数据滤波。在实际现场采集的数据往往会出各种漂移, 数据的漂移对模型辨识的精度有严重的影响。他们的低频特性^[16]不仅会导致系统不能达到平衡, 而且会在低频段产生模型的误差, 所以, 需要从所辨识的数据中剔除。

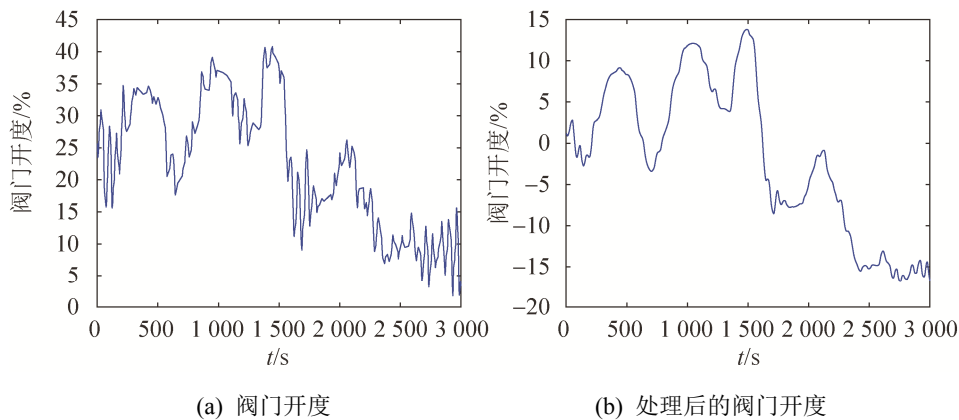
(2) 零初始值处理。在现场采集未经处理的辨识数据, 由于现场噪声等因素的存在, 它的零点很有可能是任意的, 在辨识之前有必要找到这个零点并剔除, 所以经过零初始值处理之后的数据为:

$$\begin{cases} u^*(k) = u(k) - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u(i) \\ y^*(k) = y(k) - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y(i) \end{cases} \quad (7)$$

式中: N 为零初始点个数, 一般取 4~6 点即可。

现场运行的实际数据以及经过零初始值和平滑处理后的数据曲线如图 7 所示。

由图 7 数据曲线可以看出, 随着阀门开度先增大后减小, 减温器出口的温度变化趋势与之相反, 但是主蒸汽温度的变化与减温器出口温度的变化趋势是一致的, 所以, 采集的辨识数据经过预处理后, 能够准确的表征主蒸汽温度系统的动态特性。



(a) 阀门开度

(b) 处理后的阀门开度

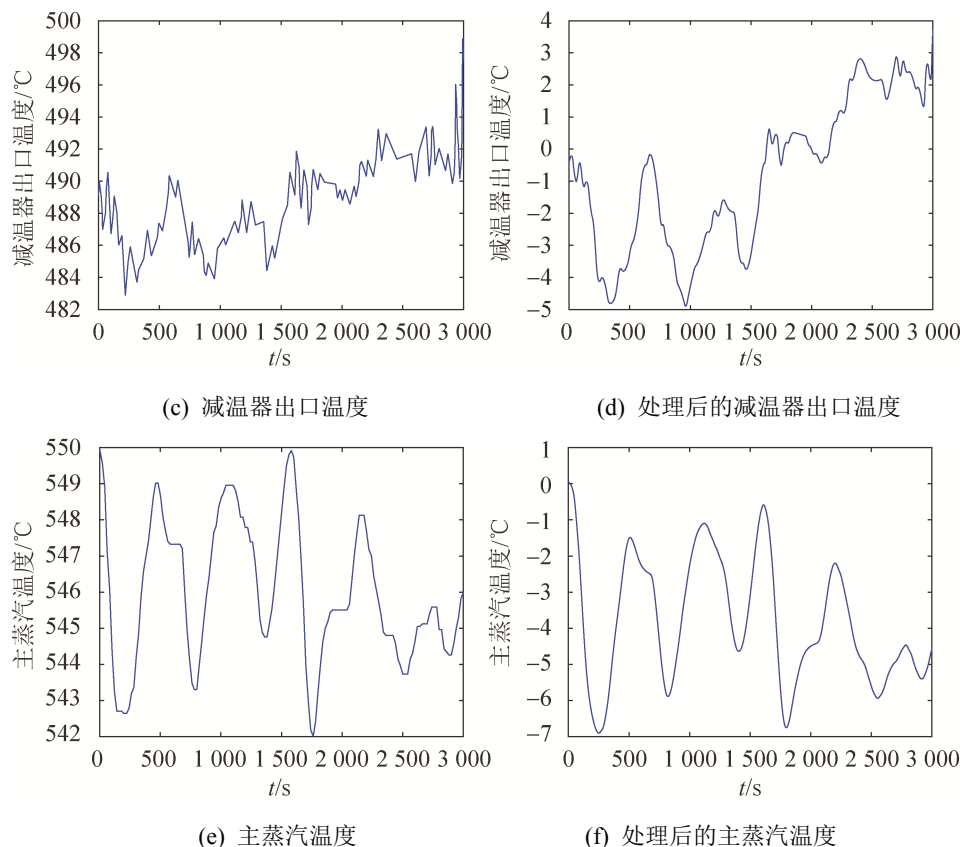


图7 现场运行数据与预处理后的数据曲线对比

Fig. 7 Comparison of field operation data and data curve after pretreatment

3.3 主蒸汽温度模型的建立

在主蒸汽温度系统闭环辨识过程中,模型结构的选择会直接影响到最终辨识结果模型的精度。所以在确定模型结构之前,有必要对主蒸汽温度对象有一定的先验知识,然后通过先验知识(对象的特性、模型中应有的参数等)作为模型选择的指导,并以此为基础来提高模型的精度。在火电厂热工模型中,传递函数模型是最常用的一种数学模型。

根据火电厂热工对象的动态特性,通常的传递函数模型结构为^[17-18]:

$$G(s) = \frac{K(\alpha + \beta)e^{-\tau s}}{s^m(Ts + 1)^n} \quad (8)$$

式中: K 为系统的增益; T 为惯性时间常数; n 为系统的阶次; τ 为纯延迟时间常数; α, β 为微分时间常数。

当系统为无自平衡时 $m=1, n=1$; 有自平衡时 $m=0$ 。当 $\alpha=0, m=0$ 时, 为零稳态系统。

本文所辨识的对象是主蒸汽温度对象,通过上述对主蒸汽温度对象的动态特性分析,可知它为大惯性、大延迟的有自平衡对象,因而选取如下模型结构作为主蒸汽温度对象的传递函数模型:

$$G(s) = \frac{K}{(Ts + 1)^n} e^{-\tau s} \quad (9)$$

在模型结构选定之后,实际上相当于把模型辨识的问题转化成为模型参数优化的问题。即选择一组初始参数区间较大的数据进行辨识,看辨识的结果是否满足要求^[19-20]。

3.4 模型辨识与结果分析

本文以第3级左侧喷水减温为例,首先分别建立导前区阀门开度与减温器出口温度以及惰性区减温器出口温度与主蒸汽温度之间的传递函数模型。根据上述分析,选取式(9)为被辨识对象的传递函数模型。而且在辨识过程中,辨识的模型误差越小越好。即希望误差趋向于零。因此,定义误差指

标函数为:

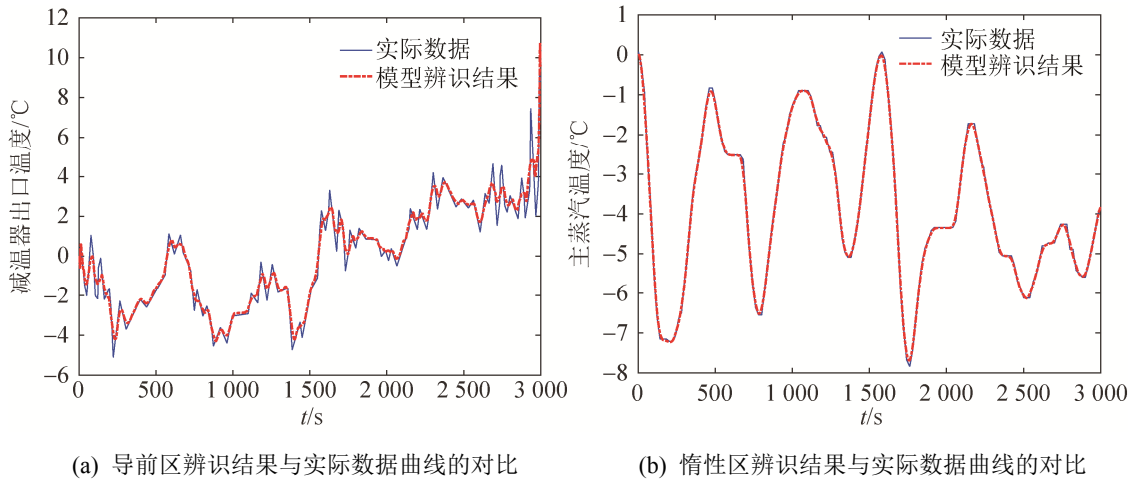
$$Q_{\min} = \sum_{k=1}^N [y(kT) - \hat{y}(kT)]^2 \quad (10)$$

由于改进的 PSO 算法中含有随机操作, 每次寻优时会得到不同的辨识结果。通过多次不断地修改辨识参数的区间, 直到得出一组可以接受的参数为止。经过多次寻优后, 得出导前区和惰性区模型中参数区间的范围分别为 $K_1, K_2 \in [-20 \ 0] \sim [0 \ 20]$, $T_1, T_2 \in [5 \ 10] \sim [50 \ 100]$, $n_1, n_2 \in [1 \ 1] \sim [3 \ 3]$, $\tau_1, \tau_2 \in [0 \ 10] \sim [20 \ 50]$ 。

以 MATLAB 软件为辨识工具, 基于改进的 PSO 算法分别对主蒸汽温度系统导前区和惰性区

的模型参数在上述区间中反复的寻优, 并且通过误差指标函数去不断地校正主蒸汽温度模型中的参数。其中, 取粒子群个数为 100, 迭代的次数 G 为 200, 改进 PSO 算法的收缩因子 γ 取 0.729 8, 认知因子 c_1 和社会因子 c_2 均取 2.05, 经过多次寻优后, 最终选择辨识结果误差最小的一组。辨识得到的仿真曲线如图 8 所示, 所得到的传递函数如表 2 所示。

由图 8 辨识仿真曲线可以看出, 辨识模型的输出曲线与实际数据输出的曲线拟合程度高, 说明辨识出的模型有较高的精度。



(a) 导前区辨识结果与实际数据曲线的对比

(b) 惰性区辨识结果与实际数据曲线的对比

图 8 导前区与惰性区模型辨识结果

Fig. 8 Results of model identification for leading and inert regions

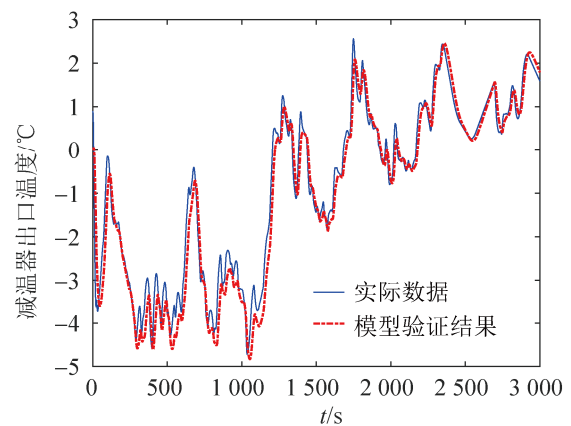
表 2 导前区与惰性区的传递函数

Tab. 2 Transfer function between leading region and inert region

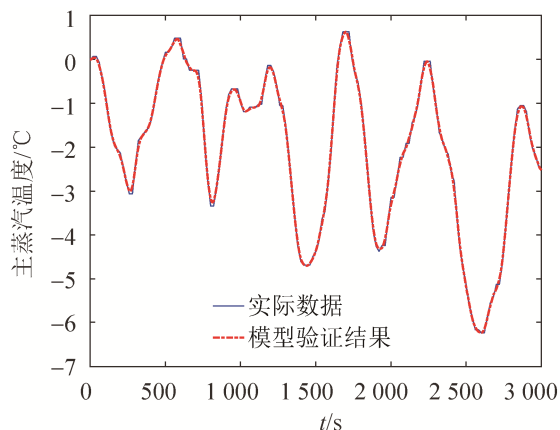
导前区传递函数	惰性区传递函数
$W_2(s) = \frac{-3.11}{(29.25s + 1)^2} e^{-12s}$	$W_1(s) = \frac{16.86}{(74.65s + 1)^2} e^{-35.5s}$

3.5 模型验证

由图 8 可以看出, 辨识的结果可以反映主蒸汽温度系统的输入与输出之间的关系。但是为了避免主观因素和偶然因素对辨识结果造成的影响, 需要用后 3 000 个数据对辨识的模型进一步验证。验证结果如图 9 所示。



(a) 导前区模型验证结果



(b) 惰性区模型验证结果

图9 模型验证结果

Fig. 9 Model validation results

由图9可以看出,本文所建立的模型与实际数据基本吻合,证明了辨识模型的有效性。

4 结论

本文通过挖掘山西某电厂350 MW CFB锅炉现场运行的数据,以MATLAB软件为辨识工具,采用改进的PSO算法对主蒸汽温度系统的模型进行直接闭环辨识,仿真结果表明,辨识模型能够很好的反应实际的运行曲线,能够有效、准确地反应主蒸汽温度系统实际动态变化过程,同时,改进的PSO算法的收敛速度和收敛精度优于基本PSO算法,证明了模型的有效性,可为CFB锅炉主蒸汽温度控制优化奠定基础。

参考文献:

- [1] 李芹,张浩,彭道刚,等.基于改进差分算法的电站锅炉主蒸汽温度多变量建模研究[J].系统仿真学报,2017,29(8):1712-1718.
Li Qin, Zhang Hao, Peng Daogang, et al. Multi-variable Modeling Research for Main-steam Temperature of Power Station Boiler Based on Improved Differential Evolution Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(8): 1712-1718.
- [2] 项福祿,天罡,金丰,等.基于现场数据的主汽温系统PSO辨识[C]//全国第4届信号和智能信息处理与应用学术会议论文集.北京:《计算机工程与应用》杂志社,2010.
Xiang Fulu, Tian Gang, Jin Feng, et al. PSO identification of main steam temperature system based on field data[C]//4th National Conference on Signal and Intelligent Information Processing and Application. Beijing: The Publishing House of Journal of Computer Engineering and Applications, 2010.
- [3] 张洪涛,胡红丽,徐欣航,等.基于粒子群算法的火电厂热工过程模型辨识[J].热力发电,2010,39(5):59-61.
Zhang Hongtao, Hu Hongli, Xu Xinhang, et al. Thermal Process Model Identification of Thermal Power Plant Based on Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Thermal Power Generation, 2010, 39(5): 59-61.
- [4] 徐小平,白博,钱富才.基于改进差分进化算法Wiener模型辨识[J].系统仿真学报,2016,28(1):147-153.
Xu Xiaoping, Bai Bo, Qian Fucui. Identification of Wiener Model Based on Improved Differential Evolution (SADE) Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(1): 147-153.
- [5] 张世华.遗传算法在热工过程辨识与控制中的应用研究[D].南京:东南大学,2004.
Zhang Shihua. Application of Genetic Algorithm in Thermal Process Identification and Control[D]. Nanjing: Southeast University, 2004.
- [6] 高思,康静秋,杨振勇,等.基于递推最小二乘法的主蒸汽温度控制系统辨识与优化[J].热力发电,2011,40(6):29-33.
Gao Si, Kang Jingqiu, Yang Zhenyong, et al. Identification and Optimization of Main Steam Temperature Control System Based on Recursive Least Square Method[J]. Thermal Power Generation, 2011, 40(6): 29-33.
- [7] 王富强.基于逆向传递策略的直流锅炉主汽温网络化预测控制[J].中国电机工程学报,2015,35(19):4981-4990.
Wang Fuqiang. Networked Predictive Control of Main Steam Temperature of Once Through Boiler Based on Reverse Transfer Strategy[J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2015, 35(19): 4981-4990.
- [8] 沈赫男,张凤南,吕正鑫.基于现场数据的主汽温系统模型辨识[J].计算机仿真,2018,35(6):101-105.
Shen He'nan, Zhang Fengnan, Lü Zhengxin. Main Steam Temperature System Model Identification Based on Field Data[J]. Computer Simulation, 2018, 35(6): 101-105.
- [9] 张经纬,归一数,康英伟,等.基于改进粒子群算法的锅炉再热蒸汽温度模型辨识[J].热力发电,2017,

- 46(7): 72-78.
Zhang Jingwei, Gui Yishu, Kang Yingwei, et al. Boiler Reheat Steam Temperature Model Identification Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Thermal Power Generation, 2017, 46(7): 72-78.
- [10] 吕丽霞, 林向雨. 基于标准粒子群算法对热工模型的辨识[J]. 电力科学与工程, 2014, 30(7): 68-72.
Lü Lixia, Lin Xiangyu. Thermal Model Identification Based on Standard Particle Swarm Optimization[J]. Power Science and Engineering, 2014, 30(7): 68-72.
- [11] Eberhart R, Kennedy J. A New Optimizer Using Particle Swarm Theory[C]// Proc 6th Int Symposium on Micro Machine Human Science. Nagoya: IEEE, 1995: 39-43.
- [12] 杨维. 粒子群优化算法综述[J]. 中国工程科学, 2004, 6(5): 87-94.
Yang Wei. Review of Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Chinese Engineering Science, 2004, 6(5): 87-94.
- [13] 陈丽娟. 基于粒子群算法的电站主汽温模型辨识与控制器优化[D]. 北京: 华北电力大学, 2018.
Chen Lijuan. Main Steam Temperature Model Identification and Controller Optimization Based on Particle Swarm Optimization Algorithm[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2018.
- [14] 谢潇晓. 基于现场数据的电站汽温系统建模与智能控制研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2013.
Xie Xiaoxiao. Research on Modeling and Intelligent Control of Steam Temperature System of Power Station Based on Field Data[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2013.
- [15] 韦根原, 王兵树, 马磊, 等. 基于粒子群算法 1 000 MW 火电机组模型辨识[J]. 计算机仿真, 2013, 30(7): 400-403.
Wei Genyuan, Wang Bingshu, Ma Lei, et al. Model Identification of 1000MW Thermal Power Unit based on Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Computer Simulation, 2013, 30(7): 400-403.
- [16] 纪振平, 刘晓冬. 基于改进粒子群算法的连铸传热模型参数辨识[J]. 沈阳理工大学学报, 2018, 37(4): 13-17.
Ji Zhenping, Liu Xiaodong. Parameter Identification of Continuous Casting Heat Transfer Model Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2018, 37(4): 13-17.
- [17] 付文锋, 陈海文, 王蓝婧. 基于粒子群算法的二次再热机组参数优化分析[J]. 系统仿真学报, 2019, 31(4): 710-719.
Fu Wenfeng, Chen Haiwen, Wang Lanjing. Parameter Optimization Analysis for Double Reheat Units Based on Particle Swarm Optimization[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(4): 710-719.
- [18] 刘静. 基于改进粒子群算法的水电机组建模及其同步发电机模型参数辨识[D]. 武汉: 华中科技大学, 2015.
Liu Jing. Hydropower Unit Modeling and Synchronous Generator Model Parameter Identification Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2015.
- [19] 韩璞, 袁世通, 张金营. 超超临界锅炉主汽温控制系统的建模研究[J]. 计算机仿真, 2013, 30(12): 115-120.
Han Pu, Yuan Shitong, Zhang Jinying. Modeling Research on Main Steam Temperature Control System of Ultra Supercritical Boiler[J]. Computer Simulation, 2013, 30(12): 115-120.
- [20] 李言俊, 张科. 系统辨识理论及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003.
Li Yanjun, Zhang Ke. Theory and Application of System Identification[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2003.