

1-2-2019

Modeling of Nonlinear Industrial System at All Operating Conditions Based on State Tracking

Dong Ze

Hebei Engineering Research Center of Simulation & Optimized Control for Power Generation (North China Electric Power University), Baoding 071003, China;

Erxin Yin

Hebei Engineering Research Center of Simulation & Optimized Control for Power Generation (North China Electric Power University), Baoding 071003, 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.

Modeling of Nonlinear Industrial System at All Operating Conditions Based on State Tracking

Abstract

Abstract: From the prospective of industrial big data modeling, this paper presents a modeling method for nonlinear industrial system at all operating conditions based on state tracking. In view of large amount of historical data and the difficulty to screen the modeling data, a sliding window is designed to screen steady-state data. The fast calculation method for the standard deviation is deducted. The influence mechanism of unknown disturbance on the system is analyzed. The data segment, representing the system from dynamic state to stable state, is selected as the modeling data. A data-driven modeling algorithm, which can effectively eliminate the disturbance influence, is proposed. The model information contained in the process industry big data is adopted and the high order function is applied to fit the model parameters. A linear transfer function model with variable parameter based on the characteristic parameters is proposed. The effectiveness of the proposed method is verified by modeling an industrial process.

Keywords

big data of process industries, steady state screening, state observer, nonlinear system, modeling at all operating conditions

Recommended Citation

Dong Ze, Yin Erxin. Modeling of Nonlinear Industrial System at All Operating Conditions Based on State Tracking[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(3): 846-856.

基于状态跟踪的非线性工业系统全工况建模

董泽, 尹二新

(河北省发电过程仿真与优化控制工程技术研究中心(华北电力大学), 保定 071003)

摘要: 提出一种基于状态跟踪的非线性工业系统全工况建模方法。针对历史数据量过大, 建模数据筛选困难的问题, 设计一滑动窗口筛选稳态数据, 推导了窗口中标准差的快速递推算法; 分析未知扰动对系统的影响机制, 选取由动态回归稳态的数据建模, 提出一种可消除扰动影响的数据驱动建模算法; 利用过程工业大数据包含的模型信息, 应用高次函数拟合各工况模型参数, 提出一种基于特征参数的线性变参数传递函数模型。对某工业过程进行辨识, 表明了有效性。

关键词: 过程工业大数据; 稳态工况筛选; 状态观测器; 非线性系统; 全工况建模

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 03-0846-11

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201803010

Modeling of Nonlinear Industrial System at All Operating Conditions Based on State Tracking

Dong Ze, Yin Erxin

(Hebei Engineering Research Center of Simulation & Optimized Control for Power Generation
(North China Electric Power University), Baoding 071003, China)

Abstract: From the prospective of industrial big data modeling, this paper presents a modeling method for nonlinear industrial system at all operating conditions based on state tracking. In view of large amount of historical data and the difficulty to screen the modeling data, a sliding window is designed to screen steady-state data. The fast calculation method for the standard deviation is deducted. The influence mechanism of unknown disturbance on the system is analyzed. The data segment, representing the system from dynamic state to stable state, is selected as the modeling data. A data-driven modeling algorithm, which can effectively eliminate the disturbance influence, is proposed. The model information contained in the process industry big data is adopted and the high order function is applied to fit the model parameters. A linear transfer function model with variable parameter based on the characteristic parameters is proposed. The effectiveness of the proposed method is verified by modeling an industrial process.

Keywords: big data of process industries; steady state screening; state observer; nonlinear system; modeling at all operating conditions

引言

控制理论不断发展, 许多新算法具有光明的应用前景, 但多数控制理论是基于模型的, 准确的工

业模型的建立较为困难, 新控制算法的工业应用受到了制约。许多学者对工业系统建模方法进行了研究。

魏彤等^[1]提出一种基于 RLS-DE 算法的径向轴承系统辨识方法。鲁兴举等^[2]提出了一种连续状态空间模型的参数辨识频域方法。高艳普等^[3]将 CARMA-like 系统分解为 n 个模型, 并再采用极大似然最小二乘算法估计模型的参数向量。朱豫才等^[4-5]将渐进理论引入过程辨识领域, 通过该方



收稿日期: 2017-05-26 修回日期: 2017-07-14;
基金项目: 国家自然科学基金(71471060), 山西省煤基重点科技攻关项目(MD2014-03-06-02);
作者简介: 董泽(1970-), 男, 河北保定, 博士, 教授, 博导, 研究方向为系统建模, 计算机辅助设计等。

<http://www.china-simulation.com>

• 846 •

法得到精馏塔系统模型。王新等^[6]提出一种改进的子空间辨识算法, 并对某天然气电站和 Alstom 气化炉模型进行了辨识。娄海川等^[7]建立了双环管丙烯聚合反应过程对象的修正闭环子空间辨识-分段线性结构非线性模型。但上述方法均基于最小二乘算法, 对输入信号有严格的要求, 需要对系统进行建模试验, 不利于工业系统的安全、稳定、经济运行。

随着传感器技术、数据存储等技术的发展, 过程工业产生并存储了大量数据, 且随时间指数级增长^[8-9]。海量的过程工业数据真实的代表了工业对象在各种工况下的系统响应, 能够全面的反应模型信息, 这为工业过程的模型辨识提供了新的选择。

在上述背景下, 人工神经网络(ANN)、支持向量机(SVM)等数据驱动辨识算法在工业系统建模中得到了广泛应用^[10-11]。刘向杰等^[12]针对 1000MW 超超临界直流锅炉采用两种不同结构的神经网络进行了建模研究, 并与经典的最小二乘建模法进行了比较。刘吉臻等^[13]应用偏互信息法进行变量选择, 将选取的最优变量集作为支持向量机(SVM)的输入, 建立了火电机组脱硝系统的 PMI-SVM 模型。但上述模型均属于非参数模型, 通用性较差, 应用场合较为局限。

为解决上述问题, 利用运行历史数据对工业系统进行传递函数建模的方法被提出^{[14]74-81}, 为基于智能信息处理的工业系统建模技术提供了新思路。孙剑^[15]挖掘循环流化床机组的历史运行数据, 运用智能算法对机组部分系统进行了传递函数模型辨识; 袁世通、韩璞等^[16-18]利用某 1 000 MW 机组的历史运行数据对机组的负荷控制系统进行了历史数据建模, 但以上方法均应用系统由稳态到动态的过程数据进行历史数据建模, 当该数据中包含有系统的未知扰动数据时, 无法建立正确的系统模型。

基于以上问题, 本文提出一种基于状态跟踪的非线性工业系统全工况建模方法, 该方法提出了快速筛选系统稳态工况数据的算法及可以消除未知扰动对建模精度影响的辨识算法, 并利用高次函数

对多个模型参数进行拟合, 得到了系统的线性变参数传递函数模型。对某 600 MW 火电机组末级过热器模型进行辨识, 结果表明了该方法的有效性。

1 建模方法的提出

输入输出数据通常都含有稳态分量, 如不准确剔除, 将影响模型辨识精度, 传统的差分法^[19]会严重放大系统噪声, 不适用于实际工业系统建模。对工业系统而言, 一般需人工选取系统稳态数据段^[15-18,20], 用于稳态工况判定和稳态分量剔除, 但系统存储数据量巨大, 人工筛选稳态数据很困难, 为此, 需设计了一种能够在海量运行数据中, 快速筛选系统稳态数据的算法。

传统的工业系统传递函数建模法, 选取系统由稳态过渡到动态的历史数据段作为建模数据^[15-18,20], 但系统由稳态过渡到动态的过程可能有未知扰动出现, 甚至是由未知扰动引起, 此时系统输出为系统输入与未知扰动共同作用的结果, 若应用该数据段进行模型辨识, 无法得到正确的系统模型。在控制系统中, 当未知扰动趋稳后, 控制系统根据控制偏差继续对控制输入进行调节, 才能使系统输出最终稳定于目标值, 因此, 可以选取系统由动态回归稳态的末端数据段进行建模, 从而保证系统响应的动态部分与控制输入有正确的一一对应的关系。

受各种因素的限制, 传统的工业系统建模通常无法建立全工况下系统的模型^[17-18,20-22]。海量的系统运行数据为工业系统全工况建模提供了数据基础, 使全工况建模成为可能。本文通过数据筛选算法得到各种工况下的建模数据, 然后建立了全工况范围内的多个系统模型, 为使模型对任意工况具有较好的自适应能力, 应用工况特征参数的高次函数, 对各工况模型参数进行拟合, 得到系统的线性变参数传递函数模型(linear parameter varying transfer function model, LPV-TF)。

为此, 本文设计了一种基于状态跟踪的非线性工业系统全工况建模方法, 该方法可分为建模数据筛选、建模算法设计、全工况模型拟合 3 部分。整体建模流程如图 1 所示。

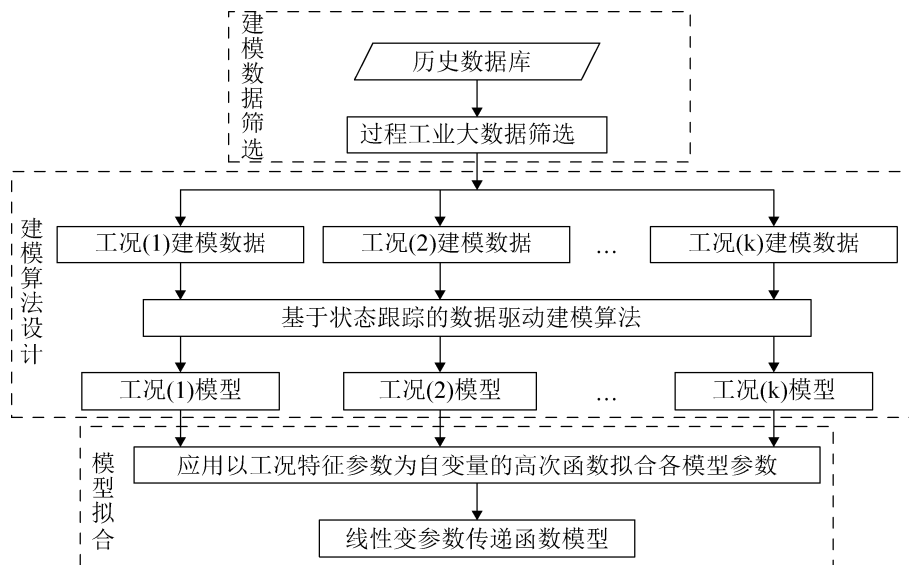


图1 整体建模流程图

Fig. 1 Whole modeling flow chart

2 建模方法的具体实现

2.1 稳态工况快速筛选算法

稳态数据筛选示意图如图2所示,人为规定一滑动窗口作为判断稳态数据的最小单元,比较窗口内数据标准差与设定阈值的大小,对数据进行舍弃与存储。推导标准差的递推计算过程,从而极大程度降低筛选过程计算量。为使稳态数据选取更加准确,剔除稳态数据段两端数据。

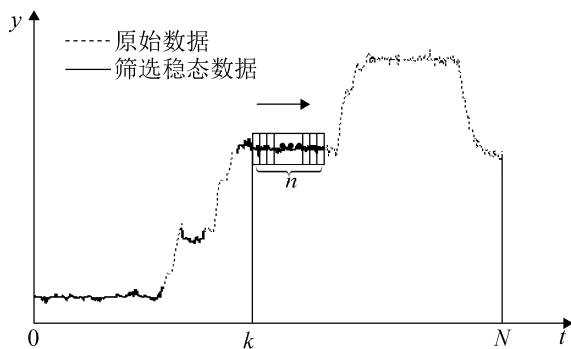


图2 数据筛选示意图

Fig. 2 Sketch map of data screening

2.1.1 稳态数据筛选的初始化处理

人为规定滑动窗口包含数据的个数 n 及滑动

窗口中数据浮动的范围 λ , 并应用 λ 计算标准差阈值 δ_y , 如式(1)所示:

$$\delta_y = \sqrt{\frac{n\lambda^2}{n-1}} \quad (1)$$

计算数据段起始位置滑动窗口内 n 个数据的均值 $\bar{y}_1$ 、方差 $diff_1$ 、标准差 σ_1 , 如式(2)、式(3)、式(4)所示:

$$\bar{y}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n y(i)}{n} \quad (2)$$

$$diff_1 = \sum_{i=1}^n (y(i) - \bar{y}_1)^2 \quad (3)$$

$$\sigma_1 = \sqrt{\frac{diff_1}{n-1}} \quad (4)$$

2.1.2 滑动窗口中方差的递推计算

如图2, k 时刻的方差 $diff_k$ 值如式(5)所示:

$$diff_k = \sum_{i=k}^{k+n-1} (y(i) - \bar{y}_k)^2 \quad (5)$$

则有对式(5)进行展开可得:

$$\begin{aligned}
diff_k &= \sum_{i=k}^{k+n-1} (y(i) - \bar{y}_k)^2 = \\
&\sum_{i=k}^{k+n-1} (y^2(i) - 2y(i)\bar{y}_k + \bar{y}_k^2) = \\
&\sum_{i=k}^{k+n-1} y^2(i) - 2\bar{y}_k \sum_{i=k}^{k+n-1} y(i) + \sum_{i=k}^{k+n-1} \bar{y}_k^2 = \\
&\sum_{i=k}^{k+n-1} y^2(i) - 2n\bar{y}_k^2 + n\bar{y}_k^2 = \\
&\sum_{i=k}^{k+n-1} y^2(i) - n\bar{y}_k^2 \quad (6)
\end{aligned}$$

同理, 当滑动窗口移动至 $k+1$ 时刻时, 方差如式(7)所示:

$$diff_{k+1} = \sum_{i=k+1}^{k+n} y^2(i) - n\bar{y}_{k+1}^2 \quad (7)$$

比较式(6)、式(7)可得方差 $diff$ 的递推公式, 如式(8)所示:

$$\begin{aligned}
diff_{k+1} &= \sum_{i=k+1}^{k+n} y^2(i) - n\bar{y}_{k+1}^2 = diff_k + \\
&(y^2(k+n) - y^2(k)) - n(\bar{y}_{k+1}^2 - \bar{y}_k^2) \quad (8)
\end{aligned}$$

式(8)中 $\bar{y}_{k+1}$ 、 $\bar{y}_k$ 数据均值可由式(9)递推得到。

$$\bar{y}_{k+1} = \bar{y}_k + \frac{(y(k+n) - y(k))}{n} \quad (9)$$

再根据 $\bar{y}_1$ 、 $diff_1$ 的值, 可递推得到方差 $diff_{k+1}$, 进而得到 $k+1$ 时刻滑动窗口内数据的标准差 σ_{k+1} , 如式(10)所示:

$$\sigma_{k+1} = \sqrt{\frac{diff_{k+1}}{n-1}} \quad (10)$$

2.1.3 稳态工况数据的筛选及进一步处理

滑动窗口由 $y(1)$ 向 $y(N-n+1)$ 移动, 每移动一次, 对 σ_k 进行一次判断, 若小于 δ_y , 则存储新加入点, 反之舍弃。

筛选所得稳态数据段的开端和末尾, 刚刚满足筛选条件, 会影响该段数据稳态均值的准确计算, 需剔除。设该段数据起始位置为 p , 结束位置为 q , 采用窗口正向滑动和反向滑动的方法进行筛选, 正向剔除过程为:

1) 规定窗口移动中, 相邻窗口间允许 n 个数

据均值最大变化量 φ 。

2) 计算 p 起点处, 滑动窗口内数据均值。均值计算方法同式(5)。

3) 对窗口均值进行递推, 当相邻窗口均值变化小于 φ 滑动结束, 记录剩余数据。

反向过程与正向相似, 不再赘述。

2.2 建模算法设计

2.2.1 算法概述

传统的历史数据驱动建模方法选取系统由稳态过渡到动态过程的数据作为建模数据, 对数据进行去稳态分量处理后, 人为规定系统的预估模型结构及参数范围, 应用智能寻优算法对模型参数进行寻优, 使仿真输出接近实际输出, 但系统稳态被打破可能是由于未知扰动影响, 且系统进入动态后仍可能有未知扰动出现, 此时系统输出不只与输入有关, 若仍应用该数据段建模, 所建模型不准确。

对于工业控制系统而言, 扰动作用于被控对象的过程可以描述为: 1、系统处于稳态或动态过程的某时刻扰动出现并对系统输出产生影响; 2、控制器根据输出变化, 调整控制指令; 3、扰动趋于平稳(或消失); 4、由于输出偏离目标值, 控制系统继续调节控制指令; 5、经历一段时间的调整, 系统重新回到稳定状态。基于上述分析, 我们可以认为系统回归稳态前, 扰动及其对输出的影响已趋稳, 此时系统输出可以表示为式(11)所示:

$$y = y_c + y_{d\infty} \quad (11)$$

式中: y 为系统输出; y_c 为与输入对应的输出分量; $y_{d\infty}$ 为与扰动对应的输出分量(定值)。

此时对系统输出做基于稳态终值的去稳态分量处理, 可以有效的消除扰动对系统建模的影响。

结合图3、图4, 介绍本文建模过程: 1、应用本文数据筛选算法选取系统稳态数据段, 再选取系统稳定前的部分动态数据共同组成建模数据。基于数据段末端的输入输出稳态分量对数据进行稳态分量剔除处理; 2、依据预估纯迟延时间 $\hat{\tau}$, 左移输出数据, 再将输入输出数据分为三段, 分别为 ab、bc、

cd; 3、应用数据段 ab 对应的系统输入输出与预估模型, 对 b 处系统状态进行观测; 4、将 b 处观测状态作为数据段 bc 对应的系统初态, 应用数据段 bc 对应的系统输入与预估模型对系统进行仿真; 5、选取仿真输出与实际输出偏差的平方和, 作为判断预估模型精度的目标函数, 辅以智能寻优算法对预估模型参数及纯延迟时间 $\hat{\tau}$ 进行修改, 重复步骤 2-5, 获得系统最优模型参数及纯延迟时间, 记录最优参数对应的 c 处系统状态; 6、应用 5 中记录的 c 处系统状态及系统输入, 对最优模型进行仿真, 比较仿真输出与实际输出, 完成验模环节。

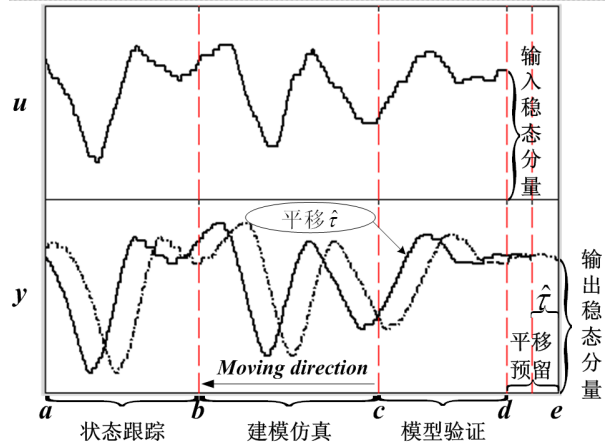


图3 建模数据分段示意图

Fig. 3 Sketch map of modeling data segmentation

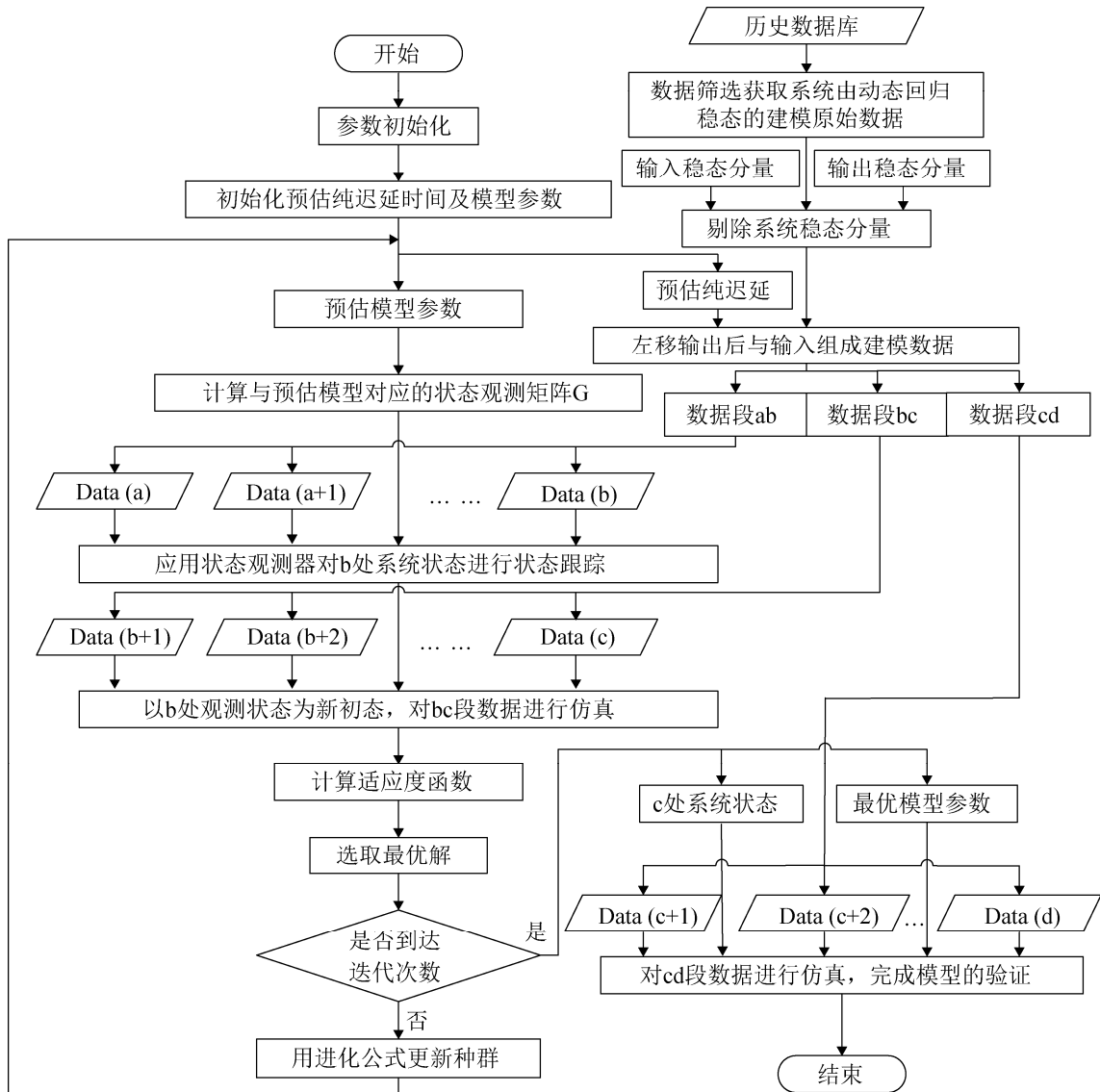


图4 建模流程图

Fig.4 Modeling flow chart

需要说明的是, 扰动趋稳前所具有的特征不在建模过程中体现, 所以该建模方法对扰动具体特征无特殊要求。另外, 该建模方法中, b 点的选取具有一定的宽容度, 但仍需人为选取, 以保证在 b 点之前, 系统扰动已趋于基本稳定, 从而使状态观测环节有足够的观测数据观测 b 处系统状态, 同时 b 点之后又有足够的动态响应数据用于建模。

2.2.2 状态观测器设计

对建模数据进行去稳态分量处理并依据预估纯迟延时间进行平移后, 应用状态观测器对 ab 段数据进行状态跟踪, 为使状态观测器的设计方法具有普适性, 应用通用传函模型进行方法介绍, 如式(12)所示:

$$G(s) = \frac{b_0 + b_1 s + \dots + b_m s^m}{a_0 + a_1 s + \dots + a_{n-1} s^{n-1} + s^n} \quad (m < n) \quad (12)$$

式中: $G(s)$ 为通用传函模型; n 为传函分子阶次; m 为被传函分母阶次。

根据传函与能观标准型之间的转换关系^{[23]353-355}, 将式(12)转化为状态空间形式, 如式(13)所示:

$$\begin{aligned} \dot{X} &= AX + Bu \\ y &= CX \end{aligned} \quad (13)$$

其中: $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$ 为状态矢量; u 为系统输入; y 为系统输出。

系数矩阵如式(14)所示:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & -a_0 \\ 1 & 0 & \dots & 0 & -a_1 \\ 0 & 1 & \dots & 0 & -a_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & -a_{n-1} \end{bmatrix}_{n \times n} \quad B = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_m \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}_{n \times 1} \quad (14)$$

$$C = [0 \ \dots \ 0 \ 1]_{1 \times n}$$

其中: A 为系统矩阵; B 为输入矩阵; C 为观测矩阵。

设状态观测矩阵 G ^{[23]387-390}, 如式(15)所示:

$$G = [g_1 \ g_2 \ \dots \ g_n]^T \quad (15)$$

闭环观测系统的特征多项式 P 如式(16)所示:

$$P = |sI - A + GC| \quad (16)$$

若使状态观测系统能够观测系统状态真值, 需将观测系统极点配置在 s 平面左半平面, 设极点矩阵为 F , 如式(17)所示:

$$F = [\theta_1 \ \theta_2 \ \dots \ \theta_n] \quad (17)$$

则有, 观测系统特征多项展开式, 如式(18)所示:

$$(s - \theta_1)(s - \theta_2) \dots (s - \theta_n) = \alpha_0 + \alpha_1 s + \dots + \alpha_{n-1} s^{n-1} + s^n \quad (18)$$

由现代控制理论知识可知, 状态观测系统特征多项式展开式可以由式(19)获得:

$$|sI - A + GC| = \beta_0 + \beta_1 s + \dots + \beta_{n-1} s^{n-1} + s^n \quad (19)$$

则有, 根据对应系数相等, 可解得状态观测矩阵 G 的各元素值, 如式(20)所示:

$$\begin{cases} \beta_0 = \alpha_0 \\ \beta_1 = \alpha_1 \\ \vdots \\ \beta_{n-1} = \alpha_{n-1} \end{cases} \quad (20)$$

2.2.3 动态数据段中系统初始状态的获取

应用数据段 ab 对应的系统输入及预估模型对应的状态观测器, 对 b 处系统状态进行观测, 当预估模型准确时, 状态观测器可以获取系统状态真值, 且与观测系统的初始状态无关, 可设观测系统的初态为零, 由现代控制理论知识可知, 状态观测器的表达式^{[23]387-390}, 如式(21)所示:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{X}} &= A\hat{X} + Bu + G(y - \hat{y}) \\ \hat{y} &= C\hat{X} \end{aligned} \quad (21)$$

其中: $\hat{X}$ 为观测状态矢量; $\hat{y}$ 为观测输出。

采用零阶保持器, 对上述系统进行离散化^{[14]6-24}, 得到观测系统的离散方程, 如式(22)所示:

$$\begin{aligned} \hat{X}_{ab}(k+1) &= A_d \hat{X}_{ab}(k) + B_d u_{ab}(k) \\ &\quad + G_d (y_{ab}(k) - \hat{y}_{ab}(k)) \end{aligned} \quad (22)$$

$$\hat{y}_{ab}(k) = C_d \hat{X}_{ab}(k)$$

其系数矩阵如式(23)所示:

$$A_d = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 & -a_0 T_s \\ T_s & 1 & \cdots & 0 & -a_1 T_s \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & T_s & 1 & -a_{n-2} T_s \\ 0 & \cdots & 0 & T_s & 1 - a_{n-1} T_s \end{bmatrix}_{n \times n} \quad (23)$$

$$B_d = [b_0 T_s \quad \cdots \quad b_m T_s \quad 0 \quad \cdots \quad 0]_{1 \times n}^T$$

$$G_d = [g_1 T_s \quad g_2 T_s \quad \cdots \quad g_n T_s]_{1 \times n}^T$$

$$C_d = [0 \quad \cdots \quad 0 \quad 1]_{1 \times n}$$

式中: T_s 为采样时间。

需要说明的是,当状态观测系统极点配置远离虚轴时,会使观测器系统频带变宽,观测系统噪声抑制能力下降,稳定变差,由于有足够多的数据可选,本文中观测器极点的配置应靠近虚轴。

2.2.4 系统动态过程建模及验模

应用状态观测器获得 b 点状态后,将其作为数据段 bc 对应的系统初态,如式(24)所示:

$$\hat{X}_{bc}(0) = \hat{X}_{ab}(b) \quad (24)$$

仍采用零阶保持器,对 bc 段数据对应的系统进行仿真,系统离散方程如式(25)所示^{[14]6-24}:

$$\hat{X}_{bc}(k+1) = A_d \hat{X}_{bc}(k) + B_d u_{bc}(k) \quad (25)$$

$$\hat{y}_{bc}(k) = C_d \hat{X}_{bc}(k)$$

选取寻优算法目标函数,如式(26)所示:

$$Q = \sum_{i=1}^N (\hat{y}_{bc}(i) - y_{bc}(i))^2 \quad (26)$$

应用智能寻优算法寻优预估模型参数及预估纯迟延时间,记录与最优参数对应的 c 处系统状态作为与 cd 段数据对应的系统初态。如式(27)所示:

$$\hat{X}_{cd}(0) = \hat{X}_{bc}(c) \quad (27)$$

应用 cd 段数据进行验模,系统离散方程如式(28)所示:

$$\hat{X}_{cd}(k+1) = A_d \hat{X}_{cd}(k) + B_d u_{cd}(k) \quad (28)$$

$$\hat{y}_{cd}(k) = C_d \hat{X}_{cd}(k)$$

比较仿真输出与实际输出,完成模型验证环节。

需要说明的是,该建模方法对扰动的克服能力,已经过仿真验证。

2.3 线性变参数传递函数模型(LPV-TF)拟合

工业系统模型的非线性与所处工况有关,选取代表工况特性的特征参数 x 作为模型非线性变换的依据,可设非线性模型如式(29)所示:

$$G_s(x(k)) = \frac{b_0(x(k)) + b_1(x(k))s + \cdots + b_m(x(k))s^m}{a_0(x(k)) + a_1(x(k))s + \cdots + a_{n-1}(x(k))s^{n-1} + s^n} e^{-\tau(x(k))s} \quad (29)$$

式中: m 为分子阶次; n 为分母阶次,且为保证系统稳定, $m < n$ 。

设高次拟合函数的阶次为 l , 令:

$$a_i(x(k)) = \alpha_{i,1}[x(k)]^l + \alpha_{i,2}[x(k)]^{l-1} + \cdots + \alpha_{i,l}x(k) \quad (30)$$

其中: $i = 0, 1, \cdots, n-1$ 。

$$b_j(x(k)) = \beta_{j,1}[x(k)]^l + \beta_{j,2}[x(k)]^{l-1} + \cdots + \beta_{j,l}x(k) \quad (31)$$

式中: $j = 0, 1, \cdots, m$ 。

$$\tau(x(k)) = \gamma_1[x(k)]^l + \gamma_2[x(k)]^{l-1} + \cdots + \gamma_l x(k) \quad (32)$$

$$X(k) = [x(k)^l \quad x(k)^{l-1} \quad \cdots \quad x(k)] \quad (33)$$

应用前文方法进行建模,获得全工况范围具有代表性的 p 个系统模型,各模型对应的特征参数如式(34)所示:

$$x(k_1), x(k_2), \cdots, x(k_p) \quad (34)$$

应用特征参数表示模型参数,如式(35)所示:

$$\begin{cases} a_i(x(k_1)) = \alpha_{i,1}[x(k_1)]^l + \alpha_{i,2}[x(k_1)]^{l-1} + \cdots + \alpha_{i,l}x(k_1) + \xi_i(1) \\ a_i(x(k_2)) = \alpha_{i,1}[x(k_2)]^l + \alpha_{i,2}[x(k_2)]^{l-1} + \cdots + \alpha_{i,l}x(k_2) + \xi_i(2) \\ \vdots \\ a_i(x(k_p)) = \alpha_{i,1}[x(k_p)]^l + \alpha_{i,2}[x(k_p)]^{l-1} + \cdots + \alpha_{i,l}x(k_p) + \xi_i(p) \end{cases} \quad (35)$$

式中: ξ_i 为拟合偏差, $i = 0, 1, \cdots, n-1$ 。

可应用最小二乘法求取式(35)系数,结果如式(36)所示:

$$M_i = W_i R_i^T (W_i R_i^T)^{-1} \quad (36)$$

其中:

$$M_i = [\alpha_{i,1} \quad \alpha_{i,2} \quad \cdots \quad \alpha_{i,l}]$$

$$W_i = [a_i(x(k_1)) \quad a_i(x(k_2)) \quad \cdots \quad a_i(x(k_p))]^T \quad (37)$$

$$R_i = [X(k_1) \quad X(k_2) \quad \cdots \quad X(k_p)]^T$$

同理可得与 b_j 和 τ 对应的系数, 不再赘述。

令, $V_i = [\beta_{j,1} \quad \beta_{j,2} \cdots \beta_{j,l}]$, $D = [\gamma_1 \quad \gamma_2 \cdots \gamma_l]$, 则有全工况模型如式(38)所示:

$$G_x(s) = \frac{\sum_{j=0}^m V_j X(k) s^j}{s^n + \sum_{i=0}^{n-1} M_j X(k) s^i} e^{-DX(k)s} \quad (38)$$

3 应用

火电厂末级过热器模型是典型的大惯性、长时滞、非线性系统, 应用本文方法对该系统进行建模, 在机组稳定运行时, 为保证最佳运行状态, 主蒸汽压力、主蒸汽流量、烟气流量、燃料量等均与机组

负荷有一定的对应关系, 因此选取机组负荷为工况特征参数, 选取负荷、压力、末级过热器入口温度、末级过热器出口温度进行稳态工况筛选, 筛选程序参数如表 1 所示。

表 1 筛选过程参数

Tab.1 Screening process parameters

稳态数据 筛查项目	滑动窗口 中数据量 n	窗口数据 浮动范围 λ	均值的允许 最大变化量 φ
主汽压力/MPa	1 000	0.2	0.000 3
有功功率/MW	1 000	10	0.015 0
入口温度/°C	100	1.5	0.020 0
出口温度/°C	100	1.5	0.020 0

选取 300 MW、450 MW、600 MW 三个典型工况进行建模, 经稳态工况筛选后, 选择建模数据如图 5 所示。考虑到输出具有纯迟延, 寻优过程中需对纯迟延时间修改并依据该时间对数据进行平移处理, 选择平移预留时间为 100 s。

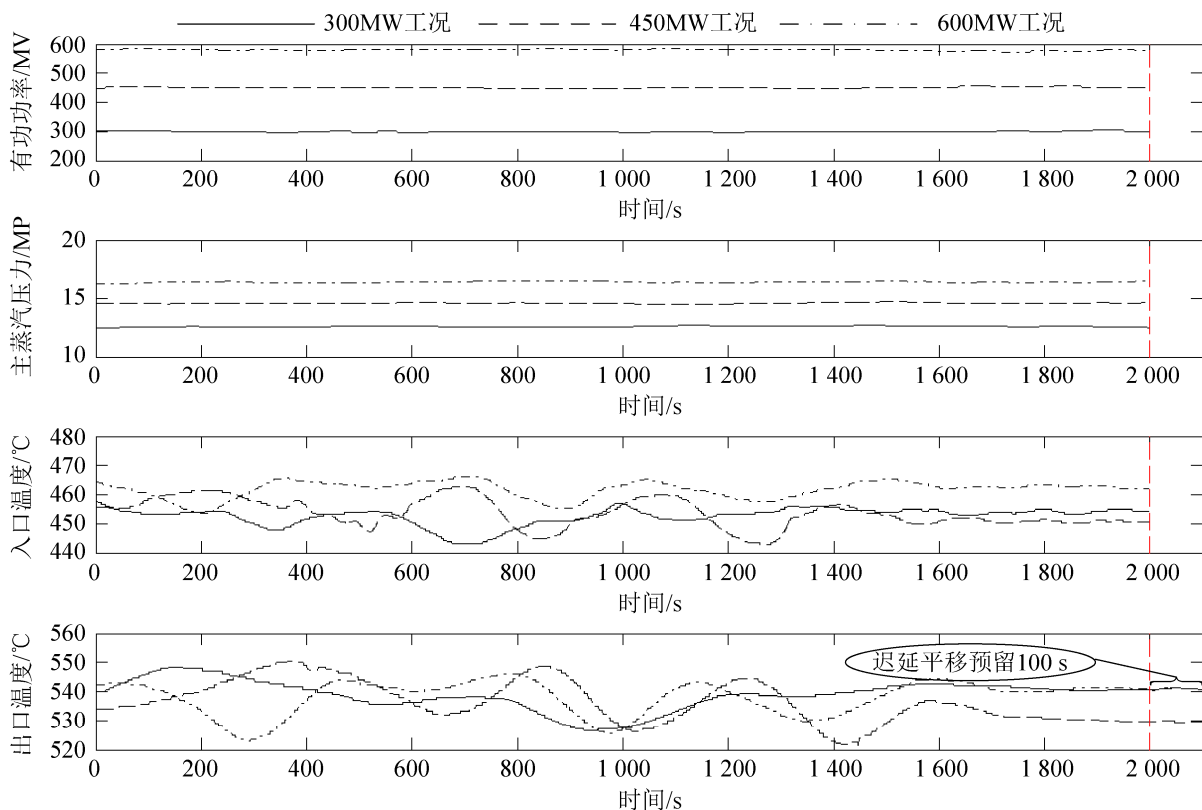


图 5 末级过热器建模数据曲线

Fig. 5 Modeling data curve of finishing superheater

建模数据分段时, ab 段数据 400 组, bc、cd 段数据均为 800 组。根据末级过热器建模经验, 选取预估模型结构如式(39)所示^[20-22]:

$$\frac{k_0}{(1+T_0s)^n} e^{-\tau s} \quad (39)$$

寻优过程中, 智能优化算法为教学优化算法, 学生个数及循环次数均为 100, 课程科目为 4。模型参数范围, $\tau \in (0, 100)$, $n \in (1, 10)$, $k_0 \in (-10, 10)$, $T_0 \in (1, 1000)$ 。目标函数同式(26), 观测系统极点矩阵阵如式(40)所示:

$$F = [-0.1 \quad \cdots \quad -0.1]_{1 \times n} \quad (40)$$

模型辨识结果如表 2 所示。

表 2 模型最优参数
Tab.2 Optimal parameters of model

工况/MW	n	k_0	T_0	τ
300	7	2.137 4	33.382 2	17
450	7	2.181 3	24.515 4	14
600	7	2.243 2	13.479 2	8

辨识结果曲线如图 6 所示。

选取拟合函数阶次 $l=3$, 得到末级过热器

LPV-TF 模型如式(41)所示。

$$G_s(X(k)) = \frac{VX(k)}{(1+MX(k)s)^7} e^{-DX(k)s} \quad (41)$$

其中:

$$X(k) = [x(k)^3 \quad x(k)^2 \quad x(k)]^T;$$

$$V = \begin{bmatrix} \frac{1753}{67\,500\,000\,000} & -\frac{1753}{50\,000\,000} & \frac{11\,389}{75\,000} \end{bmatrix};$$

$$M = \begin{bmatrix} \frac{12\,391}{22\,500\,000\,000} & -\frac{356\,251}{450\,000\,000} & \frac{28\,051}{93\,750} \end{bmatrix}; \quad (42)$$

$$D = \begin{bmatrix} \frac{7}{40\,500\,000} & -\frac{3}{10\,000} & \frac{59}{450} \end{bmatrix}$$

需要说明的是, 该建模方法所建模型精度与选取的典型工况的个数有关, 当所选典型工况越多时, 所建模型越精确。本节中仅选取了 3 种典型工况进行了建模及模型拟合, 主要为复现本文所提建模流程, 指导本文方法的实际应用。由于有足够多的过程工业历史数据可选, 实际应用中, 可根据建模精度要求选取典型工况的个数。

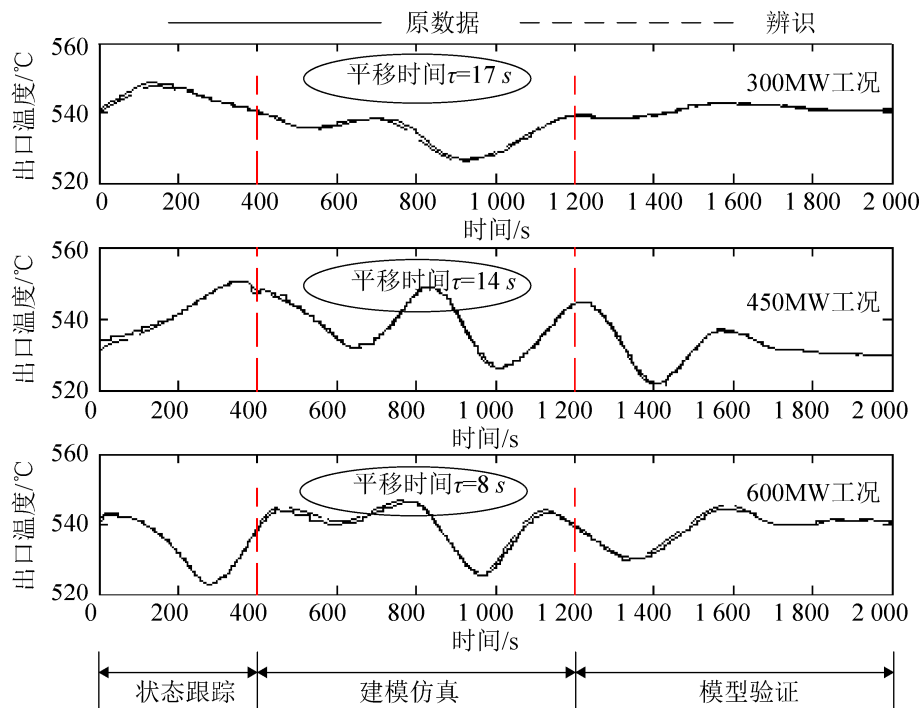


图 6 末级过热器辨识结果曲线

Fig. 6 Identification curves of finishing superheater

另外,与基于最小二乘及其改进算法的辨识方法相比,本文方法只应用系统历史运行数据进行建模,不需要对系统加入扰动信号,因此对系统无任何影响,且其所建模型为参数模型,相比神经网络、支持向量机等数据驱动辨识算法,其所建模型具有更好的通用性。

4 结论

本文提出一种基于状态跟踪的非线性工业系统全工况建模方法。该方法设计了快速筛选稳态数据的方法及能够克服扰动影响的辨识算法,并利用高次函数对多工况模型参数进行拟合,得到了系统的线性变参数传递函数模型。该辨识过程具有以下优点:

1、利用数据的统计学特征间的转换关系,提出一种基于滑动窗口的快速筛选稳态数据的方法,能够在海量的历史数据中快速筛选建模数据。

2、分析扰动对系统的作用过程,选取系统由动态回归稳态的历史数据进行模型辨识,不仅不影响系统的安全、经济运行,还可消除扰动对建模精度的影响。

3、应用状态观测器对系统非零初始状态进行状态估计,并将系统纯迟延时间作为寻优变量的一个维度参与寻优,为初始状态为非稳态的历史数据建模提供了方法参考。

4、借助海量历史数据,对系统不同工况进行建模,应用高次函数进行模型参数拟合,得到系统LPV-TF模型,较好的解决了工业系统非线性建模的问题。

本文从历史数据的快速筛选到全工况模型的建立,设计了一整套工业系统历史大数据建模方法,为工业系统历史大数据建模提供了一种较好的方法参考,为其实现与推广奠定了基础。

本文算法所选建模数据段中b点的选取虽然具有一定的宽容度,但仍需人为选取,在今后的研究工作中,要进一步研究b点的自动选取方法。

参考文献:

- [1] 魏彤, 田双彪. 基于RLS-DE算法的多变量径向磁轴承系统辨识[J]. 机械工程学报, 2016, 52(3): 143-150.
Wei Tong, Tian Shuangbiao. The Identification of Multivariable Radial Magnetic Bearing System Based on RLS-DE Algorithm [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(3): 143-150.
- [2] 鲁兴举, 郑志强. 一类MIMO系统连续状态空间模型的参数辨识频域方法[J]. 自动化学报, 2016, 42(1): 145-153.
Lu Xingju, Zheng Zhiqiang. Identification of Continuous State-space Model Parameters for a Class of MIMO Systems: A Frequency Domain Approach [J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(1): 145-153.
- [3] 高艳普, 王向东, 王冬青. 多变量受控自回归滑动平均系统的极大似然辨识方法[J]. 山东大学学报(工学版), 2015, 45(2): 49-55, 74.
Gao Yanpu, Wang Xiangdong, Wang Dongqing. Maximum likelihood identification method for a multivariable controlled autoregressive moving average system [J]. Journal of Shandong University(Engineering Science), 2015, 45(2): 49-55, 74.
- [4] Huang J Y, Ji G L, Zhu Y C, et al. Identification of multi-model LPV models with two scheduling variables [J]. Journal of Process Control (S0959-1524), 2012, 22(7): 1198-1208.
- [5] Zhu Y C, Rohit P, Stephen W B, et al. Toward a low cost and high performance MPC: The role of system identification [J]. Computers & Chemical Engineering (S0098-1354), 2013, 51: 124-135.
- [6] 王新, 吕剑虹, 向文国. 一种改进的子空间辨识方法在热工过程中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(32): 96-102.
Wang Xin, Lü Jianhong, Xiang Wenguo. A Modified Subspace Identification Method and Its Application in Thermal Process [J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(32): 96-102.
- [7] 娄海川, 苏宏业, 古勇, 等. 基于修正闭环子空间辨识-分段线性结构的环管式丙烯聚合反应过程非线性模型预测控制[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(8): 1040-1051.
Lou Haichuan, Su Hongye, Gu Yong, et al. Nonlinear predictive control with modified closed-loop subspace identification-piecewise linear model for double-loop propylene polymerization process[J]. Control Theory & Applications, 2015, 32(8): 1040-1051.
- [8] Wu X D, Zhu X Q, Wu G Q, et al. Data mining with big

- data[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering(S1041-4347), 2014, 26(1): 97-107.
- [9] 刘强, 秦泗钊. 过程工业大数据建模研究展望[J]. 自动化学报, 2016, 42(2): 161-171.
Liu Qiang, Qin Sizhao. Perspectives on Big Data Modeling of Process Industries [J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(2): 161-171.
- [10] 仇晓智, 徐治皋, 张林萌, 等. 基于扩展最小资源分配网络的热工过程辨识[J]. 动力工程学报, 2009, 29(5): 432-435.
Qiu Xiaozhi, Xu Zhigao, Zhang Lingmeng, et al. Identification of Thermal Process Based on Extended Minimal Resource Allocation Network [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2009, 29(5): 432-435.
- [11] 牛培峰, 肖兴军, 李国强, 等. 基于万有引力搜索算法的电厂锅炉 NO_x 排放模型的参数优化[J]. 动力工程学报, 2013, 33(2): 100-106.
Niu Peifeng, Xiao Xingjun, Li Guoqiang, et al. Parameter Optimization for NO_x Emission Model of Power Plant Boilers Based on Gravitational Search Algorithm[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2013, 33(2): 100-106.
- [12] Liu X J, Kong X B, Hou G L, et al. Modeling of a 1000 MW power plant ultra super-critical boiler system using fuzzy-neural network methods [J]. Energy Conversion and Management (S0196-8904), 2013, 65: 518-527.
- [13] 刘吉臻, 秦天牧, 杨婷婷, 等. 基于偏互信息的变量选择方法及其在火电厂 SCR 系统建模中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(9): 2438-2443.
Liu Jizhen, Qin Tianmu, Yang Tingting, et al. Variable Selection Method Based on Partial Mutual Information and Its Application in Power Plant SCR System Modeling [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(9): 2438-2443.
- [14] 韩璞, 董泽, 王东风, 等. 智能控制理论及应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 2012.
Han Pu, Dong Ze, Wang Dongfeng, et al. Intelligent Control Theory and Application [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2012.
- [15] 孙剑. 大型循环流化床锅炉燃烧系统特性与建模研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2010.
Sun Jian. Characteristic and Modeling Research of 300MW CFB Boiler's Combustion System [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2010.
- [16] 袁世通. 1 000 MW 超超临界机组建模理论与方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2015.
Yuan Shitong. Research on Modeling Theory and method for 1000MW ultra supercritical unit [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2015.
- [17] 袁世通, 韩璞, 孙明. 基于大数据的多变量系统建模方法研究[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(7): 1454-1459, 1510.
Yuan Shitong, Han Pu, Sun Ming. Modeling Research of Multivariable System Based on Big Data [J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(7): 1454-1459, 1510.
- [18] 韩璞, 袁世通. 基于大数据和双量子粒子群算法的多变量系统辨识[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(32): 5779-5787.
Han Pu, Yuan Shitong. Multivariable system identification based on double quantum particle swarm optimization and big data [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(32): 5779-5787.
- [19] 方崇智, 萧德云. 过程辨识[M]. 北京: 清华大学出版社, 2007: 18-19.
Fang Chongzhi, Xiao Deyun. Process Identification [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2007: 18-19.
- [20] 张小桃, 倪维斗, 李政, 等. 基于主元分析与现场数据的过热汽温动态建模研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(5): 131-135.
Zhang Xiaotao, Ni Weidou, Li Zheng, et al. Dynamic modeling study of superheater steam temperature based on principal component analysis method and online data[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(5): 131-135.
- [21] 黄宇, 韩璞, 李永玲. 主汽温系统模糊自适应内模控制[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(23): 93-98.
Huang Yu, Han Pu, Li Yongling. Fuzzy Adaptive Internal Model Control in Main Steam Temperature System [J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(23): 93-98.
- [22] 于希宁, 李亮, 范瑾. 改进遗传算法在 CFB 锅炉热工过程建模中的应用[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(17): 4727-4730, 4736.
Yu Xining, Li Liang, Fan Jin. Application of Improved Genetic Algorithm to Circulating Fluidized Bed Boiler's Thermal Processes Modeling [J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(17): 4727-4730, 4736.
- [23] 翁思义, 杨平. 自动控制原理[M]. 北京: 中国电力出版社, 2011.
Weng Siyi, Yang Ping. Automatic Control Theory [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2011.