

1-2-2019

Historical Data Modeling Based on State Observation

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.

Historical Data Modeling Based on State Observation

Abstract

Abstract: Aiming at the problem that the conventional historical data modeling method can not overcome the influence of disturbance on modeling accuracy, a historical data modeling method based on state observation is proposed. *In this method, the data with the characteristic from dynamic to steady state are selected from the historical data as the modeling data, which is subjected to zero initialization processing based on the final steady state value. The processed data is then divided into two segments. The first segment is used to track the state of the prediction model, and the final observed state is used as the new initial state of the prediction model. The second segment is used to evaluate the accuracy of the estimated model parameters, and the particle swarm optimization is employed to find the optimal model parameters. The method not only has the advantages of the conventional historical data modeling, but also can effectively eliminate the influence of disturbance on the modeling process.*

Keywords

modeling, historical data, state observer, disturbance

Recommended Citation

Dong Ze, Yin Erxin. Historical Data Modeling Based on State Observation[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(1): 18-27.

基于状态观测器的历史数据建模方法研究

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: 针对常规历史数据建模法无法克服扰动对建模精度影响的问题, 提出一种基于状态观测器的历史数据建模方法。选取历史数据中具有从动态到稳态特征的数据段作为建模数据, 依据终点稳态值对数据进行零初始化处理, 将该数据段分为两段, 一段数据用来对预估模型的状态进行跟踪, 并将最终的观测状态作为预估模型新的初始状态; 另一段数据用来对预估模型参数准确程度进行评价, 辅以粒子群算法进行模型参数寻优, 该方法具有常规历史数据建模的优点, 可有效消除扰动对建模过程的影响。

关键词: 建模; 历史数据; 状态观测器; 扰动

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 01-0018-10

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201801003

Historical Data Modeling Based on State Observation

Dong Ze, Yin Erxin

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

Abstract: Aiming at the problem that the conventional historical data modeling method can not overcome the influence of disturbance on modeling accuracy, a historical data modeling method based on state observation is proposed. In this method, the data with the characteristic from dynamic to steady state are selected from the historical data as the modeling data, which is subjected to zero initialization processing based on the final steady state value. The processed data is then divided into two segments. The first segment is used to track the state of the prediction model, and the final observed state is used as the new initial state of the prediction model. The second segment is used to evaluate the accuracy of the estimated model parameters, and the particle swarm optimization is employed to find the optimal model parameters. The method not only has the advantages of the conventional historical data modeling, but also can effectively eliminate the influence of disturbance on the modeling process.

Keywords: modeling; historical data; state observer; disturbance

引言

对传统工业系统的建模过程一般分为两种, 一

种是基于物理规律的机理建模法, 该方法具有明确的物理意义, 不易出现定性的错误, 但针对特定工业对象而言, 模型中的系数难以确定, 可行性较差; 另一种为试验建模方法, 适用于各种复杂系统及过程, 具有很广的适应性, 但该种建模方法一般采用开环阶跃测试法^[1-2], 该方法要求试验前系统处于稳态, 在实际的工业系统中较难实现, 而且该建模



收稿日期: 2016-07-15 修回日期: 2016-11-12;
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>

方法还要对系统加入输入端扰动, 对系统的冲击较大, 不利于系统的稳定运行, 易引起安全事故。

最小二乘法在试验数据建模领域有着广泛的应用。Silvio Simani 等学者通过试验, 对燃气轮机进行了最小二乘算法系统建模^[3]。Gordon, Chawdhry^[4-5]等采用了基于 PRBS 伪随机信号的递推最小二乘算法和辅助变量算法对电站锅炉进行了系统建模。葛延峰等^[6]利用滑动窗口加权递推最小二乘法建立了风电功率模型。Boker、邓自立等^[7-8]提出了多变量 CARMA 模型阶的 F 检验判别法, 并扩展到子阶和时滞的 F 检验判别, 形成了比较完整的多变量 CARMA 模型辨识方法。近年来, 子空间辨识建模得到快速发展^[9], Bezergianni 等^[10]利用子空间辨识法得到了系统控制器模型、被控对象模型和扰动模型。朱豫才等^[11]在建模时采用渐进法, 先辨识高阶模型再降阶, 然后将模型应用于预测控制中。以上这些辨识方法都是建立在最小二乘法的基础上, 需要在生产过程中频繁地加入扰动, 这会影响生产的安全运行, 一般情况下是不被生产运行人员所接受的。

为此, 许多学者提出了基于历史数据的建模方法, 该种建模方法可以有效利用系统日常运行数据提取系统模型信息, 该方法不仅具有试验建模法对复杂工业对象适用性强的优点, 且不需要对被控对象加入输入端扰动, 更不需要为建模过程单独设计被控对象响应试验, 从而较好地解决了试验建模法影响被控对象经济、安全运行的问题。孙剑^[12]利用某 300 MW 循环流化床机组运行的历史数据对机组部分系统进行了基于历史数据与智能算法的系统建模; 袁世通^[13-15]利用某 1 000 MW 超超临界机组运行的历史数据对机组协调控制系统及过热器减温水系统进行了建模。但他们都是利用系统从稳态到动态的过渡过程历史数据进行建模, 该建模方法无法有效克服扰动对系统建模的影响, 当系统稳态由于扰动原因被打破时, 系统的响应数据不体现系统输入输出与模型之间的对应关系, 因此所建模型准确度差(尤其是对于定值控制系统而言, 系

统稳态被打破多由于扰动引起)。

基于上述问题, 本文提出一种基于状态观测器的历史数据建模方法, 该方法将建模数据分为两段数据对系统进行建模, 一段用来观测系统状态, 另一段用来评价模型精度, 对某过热汽温控制系统惰性区对象进行仿真建模, 建模结果表明了该建模方法的抗干扰能力。

1 基于状态观测器的历史数据建模方法的提出

常规历史数据建模方法选取系统由稳态过渡到动态过程的历史数据段, 该数据段的产生可能是由于扰动原因引起, 且动态过程也可能有新的扰动加入, 利用常规历史数据建模方法所建模型不准确, 为此提出一种基于状态观测器的历史数据建模方法(为简洁的阐述该建模方法的提出过程, 理论分析中暂不加入系统随机噪声)。

1.1 常规历史数据建模方法介绍

常规历史数据建模方法的建模过程为: 1、选取被控对象历史数据中具有系统由稳态过渡到动态过程特征的数据段, 作为建模原始数据; 2、对所选数据进行野值剔除及数据滤波后, 将选取数据进行基于稳态初值的零初始化处理; 3、根据经验及相应曲线形状给出模型的结构形式及粗略的模型参数范围; 4、应用智能优化算法更改预估模型参数使系统的输入与输出具有较好的拟合度, 记录最优模型参数, 从而获取系统模型。下面以一阶简单系统为例, 对该建模方法进行简要介绍, 系统框图如图 1 所示。

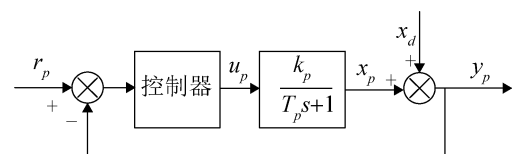


图 1 一阶系统结构简图

Fig. 1 Structure diagram of the first order system

图中 r_p 为设定值; u_p 为系统输入; x_p 为系统状

态变量(当扰动输入为零时与系统输出相等); x_d 为扰动输入; y_p 为系统输出; k_p 为一阶对象的比例增益; T_p 为一阶对象的惯性时间常数。

当扰动输入 x_d 为 0 时, 系统的离散系统方程如式(1)所示, 采样时间为 T_s , 保持器采用零阶保持器^[16]。

$$y_p(k) = (T_p - T_s)x_p(k-1)/T_p + k_p u_p(k-1)/T_p \quad (1)$$

选取表征系统由稳态进入动态特征的数据段, 对该数据段进行零初始化处理, 令仿真步长与采样时间相等, 则可以用式(2)所示离散方程^[16]对系统进行递推仿真。

$$\begin{aligned} \hat{y}_p(1) &= (\hat{T}_p - T_s)\hat{x}_p(0)/\hat{T}_p + \hat{k}_p u_p(0)/\hat{T}_p \\ \hat{y}_p(2) &= (\hat{T}_p - T_s)\hat{x}_p(1)/\hat{T}_p + \hat{k}_p u_p(1)/\hat{T}_p \\ &\vdots \\ \hat{y}_p(n) &= (\hat{T}_p - T_s)\hat{x}_p(n-1)/\hat{T}_p + \hat{k}_p u_p(n-1)/\hat{T}_p \end{aligned} \quad (2)$$

式中: \hat{x}_p 为递推仿真过程的状态变量; \hat{y}_p 为递推仿真过程的系统输出; \hat{k}_p 为一阶对象比例增益的估计值; \hat{T}_p 为一阶对象惯性时间常数的估计值。

应用粒子群^[17-18]算法对 \hat{T}_p 、 \hat{k}_p 进行修改, 选取寻优目标函数如式(3)所示:

$$Q_p = \sum_{i=1}^n (y_p(i) - \hat{y}_p(i))^2 \quad (3)$$

式中: Q_p 为目标函数值。

当 \hat{T}_p 、 \hat{k}_p 与实际模型参数 T_p 、 k_p 一致时, 目标函数达到最小值, 寻优过程结束, 从而建立对象模型。

1.2 常规历史数据建模方法存在的问题及解决方案

如图 1 所示, 当扰动输入不为零时, 系统的响应如式(4)所示:

$$y_p(k) = (T_p - T_s)x_p(k-1)/T_p + k_p u_p(k-1)/T_p + x_d(k) \quad (4)$$

此时若仍以式(2)为参数寻优的拟合递推方程, 当 \hat{T}_p 、 \hat{k}_p 与实际模型参数一致时, 目标函数值为: $Q_p = \sum_{i=1}^n x_d^2(i)$, 此时 Q_p 不是最小值, 寻优

过程不对该组参数进行保留, 当式(3)达到最小值时, 由于扰动的存在, \hat{T}_p 、 \hat{k}_p 不再等于 T_p 、 k_p 。

为消除扰动对建模过程的影响, 从扰动作用于控制系统的过程与控制系统历史数据建模的理论出发寻找解决方案。扰动发生后, 控制系统根据输出偏差调节控制器输出, 一段时间后, 扰动值趋于稳定, 控制系统再经过一段时间调整后, 系统再次进入稳态, 此时扰动值、被控对象的输入、系统输出均达到稳态。仍以图 1 为例, 该过程可用式(5)表示。

$$\begin{aligned} y_p(1) &= (T_p - T_s)x_p(0)/T_p + k_p u_p(0)/T_p + x_d(1) \\ y_p(2) &= (T_p - T_s)x_p(1)/T_p + k_p u_p(1)/T_p + x_d(2) \\ &\vdots \\ y_p(l) &= (T_p - T_s)x_p(l-1)/T_p + k_p u_p(l-1)/T_p + x_d(l) \\ y_p(l+1) &= (T_p - T_s)x_p(l)/T_p + k_p u_p(l)/T_p + x_d(l) \\ &\vdots \\ y_p(N) &= (T_p - T_s)x_p(N-1)/T_p + k_p u_p(N-1)/T_p + x_d(N) \end{aligned} \quad (5)$$

由式(5)可以看出, 在 l 时刻扰动进入稳态后, 系统输入与输出间的关系与式(1)相比, 只多出一个常数项 $x_d(l)$, 为消去 $x_d(l)$, 方程两边同时减去 $y_p(N)$, 且令

$$\begin{aligned} u_h(k) &= u_p(k) - u_p(N-1) \\ x_h(k) &= x_p(k) - x_p(N-1) \\ x_{dh}(k) &= x_d(k) - x_d(l) \\ y_h(k) &= y_p(k) - y_p(N) \end{aligned} \quad (6)$$

该转化过程相当于对系统输入输出数据进行基于终了稳态值的零初始化处理。

系统在零时刻以前为稳态, 可以认为在零时刻的前一时刻, 存在以下关系:

$$\begin{aligned} u_p(-1) &= u_p(0) \\ x_p(-1) &= x_p(0) \end{aligned} \quad (7)$$

则式(5)可变换为式(8):

$$\begin{aligned}
y_h(1) &= (T_p - T_s)x_h(0) / T_p + k_p u_h(0) / \\
&\quad T_p + x_{dh}(1) \\
y_h(2) &= (T_p - T_s)x_h(1) / T_p + k_p u_h(1) / \\
&\quad T_p + x_{dh}(2) \\
&\quad \vdots \\
y_h(l-1) &= (T_p - T_s)x_h(l-2) / T_p + k_p u_h(l-2) / \\
&\quad T_p + x_{dh}(l-1) \\
y_h(l) &= (T_p - T_s)x_h(l-1) / T_p + k_p u_h(l-1) / T_p \\
&\quad \vdots \\
y_h(N) &= (T_p - T_s)x_h(N-1) / T_p + \\
&\quad k_p u_h(N-1) / T_p
\end{aligned} \quad (8)$$

由式(8)可以看出从 l 时刻开始, 系统输入与输出之间再次恢复了对应关系, 虽然扰动输入不为零, 但与扰动无关。由于系统的输入 u_h 与输出 y_h 可以通过基于终了稳态值的零初始化处理得到, 若再已知系统在 l 时刻到 N 时刻之间的某个 x_h 的状态, 记为 $x_h(q)$, 则可以应用式(2)所示递推仿真的方法进行模型参数寻优。

为得到 $x_h(q)$ 的值, 在此引入状态观测器来对系统进行状态观测, 设状态观测步数为 n_b , 则有状态观测的起始位置为 $u_h(q-nb+1)$ 、 $y_h(q-nb+1)$, 结束位置为 $u_h(q)$ 、 $y_h(q)$ (注: 状态观测起始位置可以取在 l 时刻以前), 应用粒子群算法修改模型参数, 当且仅当模型参数选取准确时, 状态观测器经过若干步的状态观测可得到 $x_h(q)$ 的准确值, 同时粒子群目标函数值最小, 即得到准确的模型参数, 实现对系统的建模。

2 基于状态观测器的历史数据建模方法实现

基于状态观测器的历史数据建模过程为: 1、选取历史数据中系统输入输出具有从非稳态到稳态特征的数据段, 称为数据段 ac , 对该段数据进行野值剔除和数据滤波后, 依据稳态终点对输入输出数据进行零初始化处理, 当稳态终点不是绝对稳定时, 可以取部分稳态数据的平均值作为终点稳态值, 然后将数据分为两部分, 称为数据段 ab , 和数据段 bc ; 2、应用数据段 ab 和预估模型来观测

被控对象在该段数据结束位置 b 点的状态, 并以该状态为预估模型新的初始状态; 3、应用 bc 段数据对被控对象预估模型进行模型验证。4、以预估模型的输出与实际对象输出的偏差的平方和为目标函数, 应用粒子群算法, 对预估模型参数进行修改后, 重复 2、3 过程, 直至寻优过程结束。

实现该建模过程的流程图如图 2 所示。

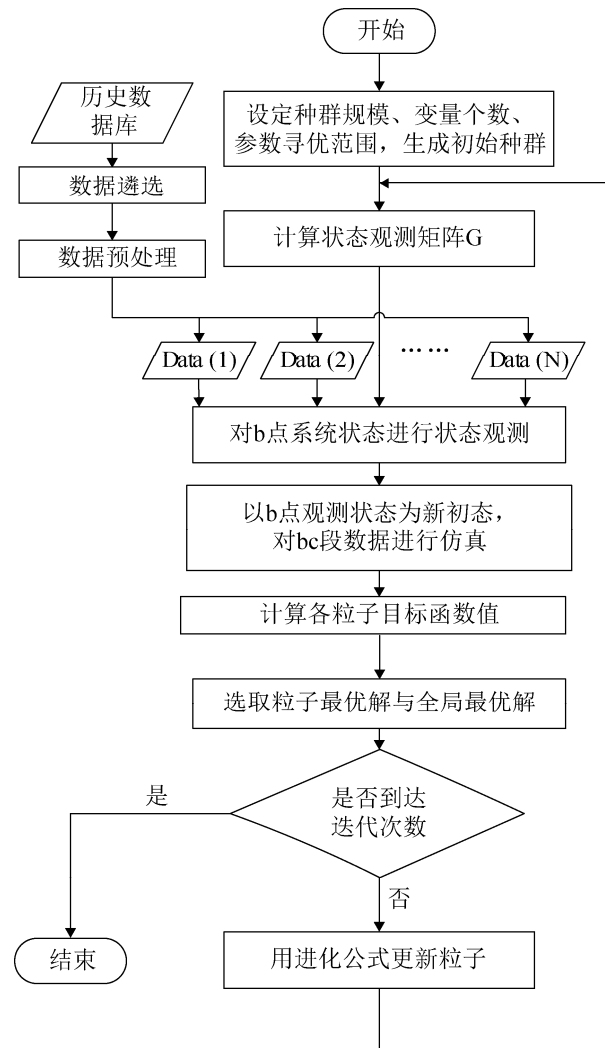


图 2 基于状态观测器的历史数据建模流程图

Fig. 2 Flow chart of historical data modeling based on state observer

2.1 状态观测器设计

假设系统的传递函数结构形式如式(9)所示:

$$G(s) = \frac{b_0 + b_1 s + \dots + b_m s^m}{a_0 + a_1 s + \dots + a_{n-1} s^{n-1} + s^n} \quad (m < n) \quad (9)$$

式中： $G(s)$ 为被控对象传递函数； n 为被控对象分子阶次； m 为被控对象分母阶次。

根据现代控制理论的知识将传递函数转化为状态空间表达式，如式(10)和式(11)所示：

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \vdots \\ \dot{x}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 & -a_0 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & -a_1 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & -a_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & -a_{n-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_m \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} u \quad (10)$$

$$y = x_n \quad (11)$$

其中： $[x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_n]^T$ 为状态矢量； u 为输入； y 为输出。

且系数矩阵为如式(12)所示：

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 & -a_0 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & -a_1 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & -a_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & -a_{n-1} \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_m \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}; \quad (12)$$

$$C = [0 \ \cdots \ 0 \ 1]$$

式中： A 为系统矩阵； B 为输入矩阵； C 为输出矩阵。

对系统进行状态观测^[19]，设状态观测器的状态观测矩阵为 G ，如式(13)所示：

$$G = [g_1 \ g_2 \ \cdots \ g_n]^T \quad (13)$$

由现代控制理论知识可知，闭环观测系统的特征多项式 P 如式(14)所示：

$$P = |sI - A + GC| \quad (14)$$

式中： I 为与 A 阵具有相同阶次的单位阵。

为使系统的状态观测器的状态估计值趋近于状态真值，需要将观测系统的极点配置在 s 平面的左侧，不妨设观测系统的极点矩阵 F 如式(15)所示：

$$F = [\theta_1 \ \theta_2 \ \cdots \ \theta_n] \quad (15)$$

其中： $\theta_1 \cdots \theta_n$ 表示观测系统的各个极点。

按期望的观测极点确定期望特征多项式，展开

后所得特征多项式如式(16)所示：

$$(s - \theta_1)(s - \theta_2) \cdots (s - \theta_n) = \alpha_0 + \alpha_1 s + \cdots + \alpha_{n-1} s^{n-1} + s^n \quad (16)$$

由于 A 与 C 的系数已知，有如式(17)所示展开式：

$$|sI - A + GC| = \beta_0 + \beta_1 s + \cdots + \beta_{n-1} s^{n-1} + s^n \quad (17)$$

则有，根据对应系数相等的关系，可得 n 个代数方程，如式(18)所示：

$$\begin{cases} \beta_0 = \alpha_0 \\ \beta_1 = \alpha_1 \\ \vdots \\ \beta_{n-1} = \alpha_{n-1} \end{cases} \quad (18)$$

可解得状态观测矩阵 G 的各元素值。

2.2 系统状态估计

由于状态观测器的状态估计值逐渐趋近于状态真值，不妨认为状态观测器初始状态为零且假设的系统模型准确，应用第一段数据 ab 对应的系统输入和输出，对 b 点的系统状态进行观测，在数据段 ab 足够长的情况下， b 点的状态估计必然准确。由现代控制理论可知，状态观测器的状态空间表达式，如式(19)、式(20)所示：

$$\dot{\hat{X}} = A\hat{X} + Bu + G(y - \hat{y}) \quad (19)$$

$$\hat{y} = \hat{x}_n \quad (20)$$

其中： \hat{X} 为观测状态矢量； \hat{y} 为观测输出。

对上述系统离散化^[16]所得方程如式(21)所示：

$$\begin{aligned} \hat{x}_1(k+1) &= \hat{x}_1(k) + T_s(-a_0 \hat{x}_n(k) + b_0 u(k) + g_1(y(k) - \hat{y}(k))) \\ \hat{x}_2(k+1) &= \hat{x}_2(k) + T_s(-a_1 \hat{x}_n(k) + \hat{x}_1(k) + b_1 u_1(k) + g_2(y(k) - \hat{y}(k))) \\ &\vdots \\ \hat{x}_m(k+1) &= \hat{x}_m(k) + T_s(-a_{m-1} \hat{x}_n(k) + \hat{x}_{m-1}(k) + b_{m-1} u_m(k) + g_m(y(k) - \hat{y}(k))) \\ &\vdots \\ \hat{x}_n(k+1) &= \hat{x}_n(k) + T_s(-a_{n-1} \hat{x}_n(k) + \hat{x}_{n-1}(k) + g_n(y(k) - \hat{y}(k))) \end{aligned} \quad (21)$$

其中， T_s 为采样时间。

状态观测矩阵 G 的选择可决定估计误差趋于零的速度, 当观测系统的极点配置在 s 平面左侧离虚轴很远的地方时, 系统频带很宽, 对噪声的抑制能力下降, 由于可以选取足够的长度, 所以在这里, 将观测器的极点配置在离虚轴较近的地方, 从而既可以保证状态观测的准确性, 又能保证观测数据的稳定性。

2.3 系统动态过程建模

由状态观测器获取 b 点的状态后, 取该状态为新的系统初态, 对与 bc 段数据对应的系统输入进行仿真, 选用各个时刻仿真输出与实际输出差值的平方和, 作为判断模型准确程度的目标函数, 应用粒子群优化算法对假设模型的参数在一定范围内进行寻优, 从而建立被控对象模型。

设 2.2 中状态观测器在 b 点的状态观测值如式(22)所示:

$$\hat{x}_1(b), \hat{x}_2(b), \dots, \hat{x}_n(b) \quad (22)$$

则认为数据段 bc 对应的系统初始状态如式(23)所示:

$$\hat{x}_{b1}(0) = \hat{x}_1(b), \hat{x}_{b2}(0) = \hat{x}_2(b), \dots, \hat{x}_{bn}(0) = \hat{x}_n(b) \quad (23)$$

则有, 以 b 点为起始点对系统进行仿真, 系统的离散方程如式(24)所示:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{b1}(k+1) &= \hat{x}_{b1}(k) + T_s \begin{pmatrix} -a_0 \hat{x}_{bn}(k) + \\ b_0 u(k+b) \end{pmatrix} \\ \hat{x}_{b2}(k+1) &= \hat{x}_{b2}(k) + T_s \begin{pmatrix} -a_1 \hat{x}_{bn}(k) + \\ \hat{x}_{b1}(k) + b_1 u(k+b) \end{pmatrix} \\ &\vdots \\ \hat{x}_{bm}(k+1) &= \hat{x}_{bm}(k) + T_s \begin{pmatrix} -a_{m-1} \hat{x}_{bn}(k) + \\ \hat{x}_{b(m-1)}(k) + \\ b_{m-1} u(k+b) \end{pmatrix} \\ &\vdots \\ \hat{x}_{bn}(k+1) &= \hat{x}_{bn}(k) + T_s \begin{pmatrix} -a_{n-1} \hat{x}_{bn}(k) + \\ \hat{x}_{b(n-1)}(k) \end{pmatrix} \\ \hat{y}_b(k+1) &= \hat{x}_{bn}(k+1) \end{aligned} \quad (24)$$

仿真过程的输入与实际输入保持一致, 并持续到数据段 bc 结束, 记录仿真过程的输出, 寻优目标函数如式(25)所示:

$$Q = \sum_{i=1}^N (y(b+i) - \hat{y}_b(i))^2 \quad (25)$$

以式(25)为目标函数, 应用粒子群优化算法对假设模型的参数在一定范围内进行寻优, 最终建立被控对象模型。

3 建模仿真与抗扰动性分析

为比较该建模方法的优越性, 选取某实际对象进行控制仿真, 仿真过程中, 在该系统出口处的扰动通道输入端分别加入脉冲扰动和阶跃扰动, 记录被控对象的输入输出历史数据, 再分别应用常规历史数据建模方法和基于状态观测器的历史数据建模方法建模, 然后对建模结果进行分析。仿真过程采用软件为 Matlab(2014a), 操作系统版本号为: Windows XP[版本 5.1.2600], CPU 型号为: Pentium(R) Dual-Core CPU E5400 @ 2.70GHz, 编程语言为 Matlab 自带的脚本语言(m 语言)。

3.1 被控对象控制系统结构

所选被控对象为某 600 MW 直流锅炉高温过热器在机组处于 50% 负荷工况附近的系统模型^[20], 在此仅对较为复杂的惰性区对象进行建模分析, 对导前区对象的建模方法与惰性区对象建模方法相同, 不再赘述。该控制系统结构如图 3 所示。

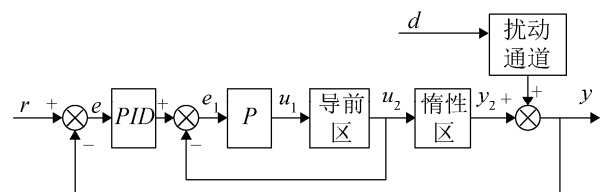


图 3 控制系统结构图

Fig. 3 Structure diagram of the control system

图中: r 为设定值; e 为外回路偏差; e_1 为内回路偏差; u_1 为导前区输入; u_2 为惰性区输入; y_2 为惰性区输出; d 为扰动通道输入; y 为系统输出。

控制系统中, 主控制器采用带有实际微分环节的 PID 控制器, 各环节参数为: $\delta=1.722$, $T_i=176.82$, $T_d=44$, 控制器结构如式(26)所示:

$$G_c(s) = \frac{1}{\delta} \left(1 + \frac{1}{T_i s} + \frac{T_d s}{1 + 0.1 T_d s} \right) \quad (26)$$

副控制器采用纯比例环节，比例带为：-0.25，被控对象的传递函数与扰动通道的传递函数如表1所示(注：其他环节对主蒸汽温度产生的扰动一般为渐变过程，在此将扰动通道设置为惯性环节来模拟该过程)。

表1 过热汽温系统对象模型

Tab. 1 Model of superheated steam temperature system

对象	模型传递函数
导前区	$-3.067/(1+25s)^2$
惯性区	$1.119/(1+42.1s)^7$
扰动通道	$1/(1+10s)$

3.2 脉冲扰动下的系统建模

对系统施加脉冲扰动的仿真过程为：对系统加入 $r=1$ 设定值扰动，待系统稳定后对系统加入 $d=2$ 的脉冲扰动，持续时间为 50 s，待系统再次稳定后，仿真过程结束，记录 u_2 、 d 、 y 的值。该过程仿真步长为 1 s，仿真时间为 2 300 s，仿真曲线如图 4 所示。

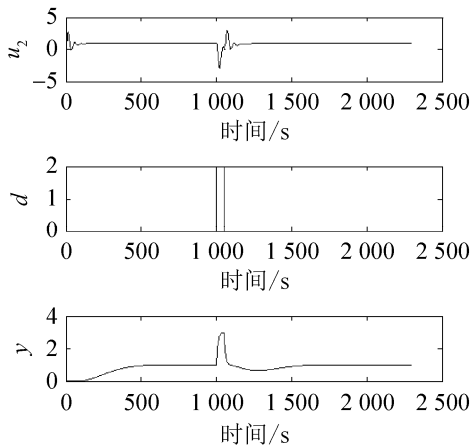


图4 系统脉冲扰动下的仿真曲线

Fig. 4 Response curve of the system under pulse disturbance

将该响应过程的历史数据作为原始数据，比较基于状态观测器的历史数据建模方法与常规历史数据建模方法对脉冲扰动的克服能力，常规历史数据建模方法，选取数据段为系统由稳态进入动态的数据段，而基于状态观测器的历史数据建模方法选

取数据段为系统由动态直至稳态终点的数据段，两种建模方法所选数据段长度均为 1240 组，对常规历史数据建模法所选数据段，进行基于扰动前稳态值的零初始化处理，对于基于状态观测器的历史数据的建模方法进行基于稳态终值的零初始化处理，处理后的数据曲线如图 5 所示。

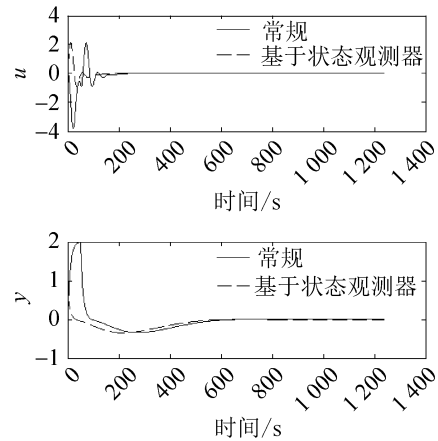


图5 脉冲扰动下零处理后的建模数据输入输出曲线
Fig. 5 Input and output curve of modeling data after zero initialization processing under pulse disturbance

基于所选取的数据，分别对系统进行常规历史数据建模与基于状态观测器的历史数据建模，建模过程中所选优化算法均为粒子群算法，两种建模方法寻优参数均选为：粒子数为 100，循环步数为 200，惯性权重上下限为 $w_{\max}=1.2$ ， $w_{\min}=0.8$ ，认知因子 $c_1=c_2=1.2$ 。比例增益 $K \in (-10, 10)$ ，惯性时间常数 $T \in (1, 1000)$ ，最大步长矩阵选择为： $v_{\max} = [0.1 \ 30]$ 。目标函数选为： $Q_{\min} = \int_0^t e^2 dt$ 。对于基于状态观测器的历史数据建模方法而言，状态观测部分观测步数为 200 步，选取观测系统极点矩阵为如式(27)所示：

$$F =$$

$$[-0.1 \ -0.1 \ -0.1 \ -0.1 \ -0.1 \ -0.1 \ -0.1] \quad (27)$$

则有，经粒子群算法寻优后得到的常规历史数据建模方法与基于状态观测器的历史数据建模方法的建模结果如表 2 所示(注：模型阶次及结构形式可根据建模效果进行更改，最终获取对象的精确模型，在此不再赘述更改模型结构及阶次的环节)。

表 2 脉冲扰动建模结果对比
Tab. 2 Comparison of modeling results under pulse disturbance

模型	阶次 n	惯性时间常数 T	比例增益 K
真实对象	7	42.100 0	1.119 0
常规历史数据建模	7	3.195 0	-0.669 2
基于状态观测器的历史数据建模	7	42.099 8	1.119 0

常规历史数据建模与基于状态观测器的历史数据建模结果曲线如图 6 所示。

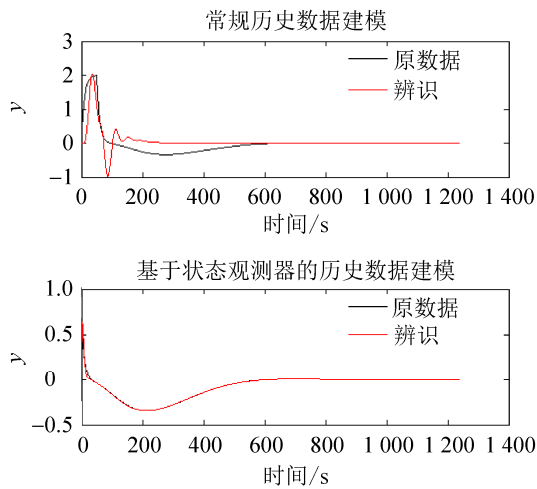


图 6 脉冲扰动下的建模结果曲线
Fig. 6 Modeling result curve under pulse disturbance

3.3 阶跃扰动下的系统建模

对系统施加阶跃扰动的仿真过程为: 对系统加入 $r=1$ 的设定值扰动, 待系统稳定后对系统加入 $d=2$ 的阶跃扰动, 待系统再次稳定后, 仿真过程结束, 记录 u_2 、 d 、 y 的值。该过程仿真步长为 1 s, 仿真时间为 2 300 s, 仿真曲线如图 7 所示。

将该响应过程的历史数据作为原始数据, 常规历史数据的建模方法, 选取数据段仍为系统由稳态进入动态的数据段, 基于状态观测器的历史数据建模方法选取数据段为系统由动态直至稳态终点的数据段, 所选数据段长度均为 1 240 组, 仍旧对常规历史数据建模法所选数据段, 进行基于扰动前稳态值的零初始化处理, 对于基于状态观测器的历史数据建模方法进行基于稳态终值的零初始化处理, 处理后数据曲线如图 8 所示。

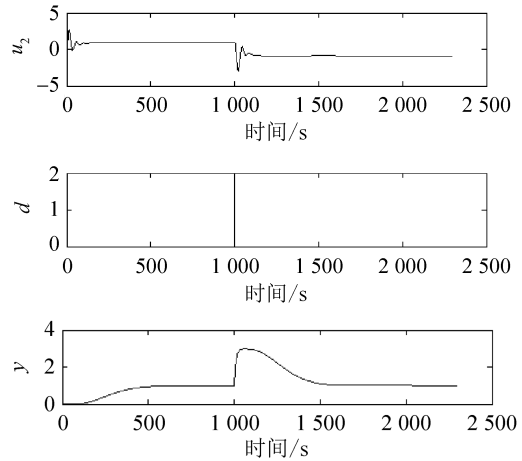


图 7 系统阶跃扰动下的仿真曲线
Fig. 7 Response curve of the system under step disturbance

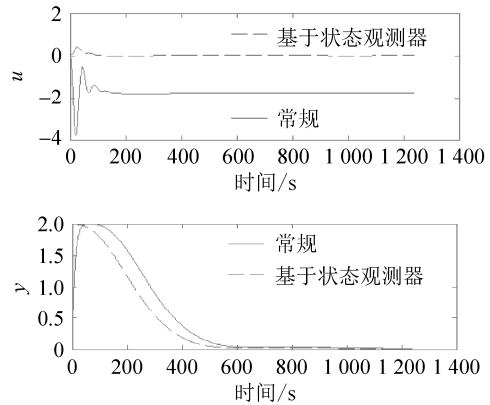


图 8 阶跃扰动下零初始化后的建模数据输入输出曲线
Fig. 8 Input and output curve of modeling data after zero initialization processing under step disturbance

基于选取数据, 分别对系统进行常规历史数据建模与基于状态观测器的历史数据建模, 建模过程中所选粒子群算法的寻优参数及目标函数和观测系统极点矩阵及状态观测部分观测步数与 3.2 中所述完全一致。

则有, 经粒子群算法寻优后得到的常规历史数据建模方法与基于状态观测器的历史数据建模方法所建模型结果如表 3 所示。

表 3 阶跃扰动建模结果对比
Tab. 3 Comparison of modeling results under step disturbance

模型	阶次 n	惯性时间常数 T	比例增益 K
真实对象	7	42.100 0	1.119 0
常规历史数据建模	7	0.711 2	-0.261 3
基于状态观测器的历史数据建模	7	42.100 1	1.119 0

常规历史数据建模与基于状态观测器的历史数据建模结果曲线如图9所示。

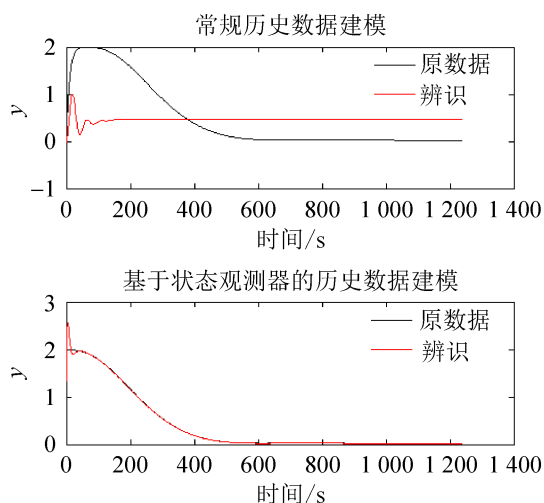


图9 阶跃扰动下的建模结果曲线

Fig. 9 Modeling result curve under step disturbance

3.4 仿真结果分析

当系统不受扰动影响,历史数据真实地反应系统输入输出与模型间的对应关系时,常规历史数据建模方法与基于状态观测器的历史数据建模方法都可以建立被控对象的精确模型,但在系统现场运行过程中存在着许多未知扰动,系统由稳态到动态的过渡过程,可能是由于扰动原因使系统稳态被打破,而且即使是由于输入端变化使系统进入动态过程,在该动态过程中也可能有扰动加入,应用常规历史数据建模方法,无法将历史数据中扰动部分产生的影响消除掉。由图6、图9不难看出,扰动形式无论是脉冲扰动还是阶跃扰动,基于状态观测器的历史数据建模方法都能够很好地克服扰动对系统建模产生的影响,建模结果精确,而且即使是扰动发生在系统由静态到动态的过渡过程中时,该方法仍然可以有效地消除扰动影响。

由图6可以看出,常规历史数据建模,由于无法克服脉冲扰动的影响,在系统由稳态进入动态的过渡过程中,该建模方法将扰动对系统输出的影响也认为是系统输入对输出的影响,虽然脉冲扰动结束后,系统的输入输出与模型之间重新建立了对应

关系,但扰动对系统产生的影响并未完全消除,仍然体现在控制系统的调整过程中,因此,应用该过程数据作为建模数据时,基于历史数据的建模方法并未获得准确的被控对象模型。在应用基于状态观测器的历史数据建模方法建模过程中,由于状态观测器的存在,可以迅速跟踪系统所处的状态,因此该建模方法并不在意脉冲扰动结束后扰动对系统输出的影响,只在意系统输入输出与模型之间的对应关系,因此可有效克服扰动对系统建模的影响。

由图9可以看出,当扰动为阶跃形式时,基于状态观测器的历史数据建模方法的优越性更加明显。这是由于,阶跃扰动对系统输出的影响一直存在,常规历史数据建模方法的建模过程,始终错误地将扰动对系统输出的影响认为是输入对输出的影响,由于采用初始稳态值作为基准对系统的输入输出进行零初始化处理,所以系统输入输出与模型之间始终不存在正确的对应关系,因此,常规历史数据建模方法完全无法辨识系统模型。基于状态观测器的历史数据建模方法,由于采用终了稳态值作为基准对系统的输入输出进行零初始化处理,能将扰动对输出产生的影响作为终了稳态值的一部分处理掉,零处理后的数据表示的是控制系统对被控对象的控制过程中系统输入输出与模型的对应关系,有效地排除了阶跃扰动对系统建模的影响,所建模型也十分精确。

4 结论

1) 本文提出一种基于状态观测器的历史数据建模方法,该方法无须对系统进行建模试验,只应用系统运行的历史数据,因此不会对系统的安全、经济运行产生不利影响。

2) 在应用粒子群寻优过程中,若寻优结果无法满足建模要求,可较为便捷地根据需要改变预估模型结构及阶次,直至达到较好的建模效果。

3) 该建模方法可以有效地排除系统扰动对建模过程的影响,为工业系统历史数据建模的实现及推广打下基础。

参考文献:

- [1] Mei H, Li S Y. Decentralized identification for multivariable integrating processes with time delays from closed-loop step tests[J]. ISA Transactions (S0019-0578), 2007, 46(2): 189-198.
- [2] Mei H, Li S Y, Cai W, et al. Decentralized closed-loop parameter identification for multivariable processes from step responses[J]. Mathematica and Computers in Simulation (S0378-4754), 2005, 68(2): 171-192.
- [3] Silvio Simani, Cesare Fantuzzi. Dynamic System Identification and Model-based Fault Diagnosis of an Industrial Gas Turbine Prototype[J]. Mechatronics (S0957-4158), 2006, 16(6): 341-363.
- [4] Gordon Pellegrinetti, Joseph Bentsman. Nonlinear control Oriented Boiler Modeling—A Benchmark Problem for Controller Design[J]. IEEE TRANSACTIONS ON CONTROL SYSTEMS TECHNOLOGY (S1063-6536), 1996, 4(1): 57-64.
- [5] Chawdhry P K, Hogg B W. Identification of boiler models[J]. Control Theory and Applications, IEEE Proceedings D (S0143-7054), 1989, 1(5): 261-271.
- [6] 葛延峰, 梁鹏, 高立群, 等. 一种滑动加权最小二乘风电功率预测模型[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(5): 1031-1037.
Ge Yanfeng, Liang Peng, Gao Liqun, et al. Sliding Weighted Least Square Model for Short-term Wind Power Prediction[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(5): 1031-1037.
- [7] Boker J, Keviczky. Structural Properties and Structure Estimation of Vector Difference Equations [J]. International Journal of Control (S0020-7179), 1982, 36(7): 461-475.
- [8] 邓自立, 郭一新. 多变量 CARMA 模型的结构辨识[J]. 自动化学报, 1986, 12(1): 18-24.
Deng Zili, Guo Yixin. Structure identification of multi variable CARMA model[J]. Acta Automatica Sinica, 1986, 12(1): 18-24.
- [9] Joe Qin S. An Overview of Subspace Identification [J]. Computers and Chemical Engineering (S0098-1354), 2006, 30(10): 1502-1513.
- [10] Bezergianni S, Ozkan L. On the Assessment of Multivariable Controllers Using Closed Loop Data. Part I: Identification of System Models [J]. Journal of Process Control (S0959-1524), 2012, 22(1): 125-131.
- [11] Zhu Y C, Patwardhan R, Wagner S B, et al. Towards a low cost and high performance MPC: the role of system identification [J]. Computers & Chemical Engineering (S0098-1354), 2013, 51(1): 124-135.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] 袁世通. 1000MW 超超临界机组建模理论与方法的研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2015.
Yuan Shitong. Research on Modeling Theory and method for 1 000 MW ultra supercritical unit [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2015.
- [15] 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.
- [16] 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: 6-24.
Han Pu, Dong Ze, Wang Dongfeng, et al. Intelligent control theory and application [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2012: 6-24.
- [17] 史永丽, 侯朝桢, 苏海滨. 基于粒子群优化算法的自抗扰控制器设计[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(2): 433-436.
Shi Yongli, Hou Chaozhen, Su Haibing. Auto-disturbance-rejection Controller Design Based on Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(2): 433-436.
- [18] 王俊伟, 汪定伟. 粒子群算法中惯性权重的试验与分析[J]. 系统工程学报, 2005, 20(2): 194-198.
Wang Junwei, Wang Dingwei. Experiments and analysis on inertia weight in particle swarm optimization[J]. Journal of Systems Engineering, 2005, 20(2): 194-198.
- [19] 翁思义, 杨平. 自动控制原理[M]. 北京: 中国电力出版社, 2011: 387-389.
Weng Siyi, Yang Ping. Automatic control theory [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2011: 387-389.
- [20] 王国玉, 梅华, 韩璞, 等. 主汽温系统模糊自适应预测函数控制[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(10): 230-235.
Wang Guoyu, Mei Hua, Han Pu, et al. Fuzzy adaptive predictive functional control in main steam temperature system [J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(10): 230-235.