

11-20-2019

Dynamic Data Reserved Modeling Method Based on Steady-state Component Estimation and 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.

Dynamic Data Reserved Modeling Method Based on Steady-state Component Estimation and State Tracking

Abstract

Abstract: Aiming at the existing problems of conventional industrial system modeling methods, a *dynamic data reserved modeling method based on steady-state component estimation and state tracking* is proposed. The dynamic response data of the system is selected as the modeling data. The input value at the end of the selected data is chosen as steady-state component, and the steady-state component value of output is artificial given. Steady-state component of the modeling data is removed according to the steady-state component of input and output, and the modeling data is divided into three sections. The prediction model and the state observer are used to observe the system state at the end of the first section, and the state is regarded as system initial state corresponding to second section. The second section is used to optimize model parameters and output steady-state component. The third section of data is adopted to validate the model. The finishing superheater modeling of a thermal power unit is carried out, and the simulation results show the method effectiveness.

Keywords

steady-state component, state observer, dynamic data, reserved modeling

Recommended Citation

Dong Ze, Yin Erxin. Dynamic Data Reserved Modeling Method Based on Steady-state Component Estimation and State Tracking[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(5): 843-852.

基于稳态分量估计与状态跟踪的动态数据反向建模

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: 针对常规工业系统建模存在的问题, 提出一种基于稳态分量估计与状态跟踪的动态数据反向建模方法。该方法应用系统的动态数据, 以数据末端系统输入值为输入的稳态分量并人为给定输出稳态分量, 依据各稳态分量对建模数据进行处理后, 将其分为三段, 应用预估模型与状态观测器观测第一段数据末端的系统状态, 并将其作为第二段数据对应的系统初态, 第二段数据用来寻优预估模型参数及输出稳态分量, 第三段数据用来验证模型。对某火电机组末级过热器进行建模, 表明了该方法的有效性。

关键词: 稳态分量; 状态观测器; 动态数据; 反向建模

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2019) 05-0843-10

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.17-0173

Dynamic Data Reserved Modeling Method Based on Steady-state Component Estimation and 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: Aiming at the existing problems of conventional industrial system modeling methods, a dynamic data reserved modeling method based on steady-state component estimation and state tracking is proposed. The dynamic response data of the system is selected as the modeling data. The input value at the end of the selected data is chosen as steady-state component, and the steady-state component value of output is artificial given. Steady-state component of the modeling data is removed according to the steady-state component of input and output, and the modeling data is divided into three sections. The prediction model and the state observer are used to observe the system state at the end of the first section, and the state is regarded as system initial state corresponding to second section. The second section is used to optimize model parameters and output steady-state component. The third section of data is adopted to validate the model. The finishing superheater modeling of a thermal power unit is carried out, and the simulation results show the method effectiveness.

Keywords: steady-state component; state observer; dynamic data; reserved modeling

引言

近几十年来, 控制理论经历了一个持续发展的



收稿日期: 2017-04-20 修回日期: 2017-07-01;
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; 尹二新(1985-), 男, 河北高碑店, 博士生, 研究方向为大型火电机组数据驱动建模方法研究与应用。

过程, 许多新技术在工业应用中有着光明的前景, 但并未被应用于实际的工业系统中, 这是因为大部分的先进控制理论均是基于模型的, 而准确地建立工业系统模型较为困难。对于工业系统建模, 许多学者进行了建模方法研究。Sujatha 等^[1]利用分散继电反馈方法辨识精馏塔液位系统的传递函数模型, 通过试验验证 FOPTD 模型比 SOPTD 模型更优秀,

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

• 843 •

最后将获得的模型应用于 IMC 控制器的设计和闭环性能测试。该方法需要为建模过程设计专门的试验装置,建模成本高且需要频繁试验,一般不适用于大型工业系统。最小二乘法提出后,被广泛地应用于建模领域。高艳普等^[2]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。魏彤等^[3]提出一种基于 RLS-DE 算法的径向磁轴承系统辨识方法。近年来子空间辨识^[4-6]得到了广泛的应用^[7]。娄海川等^[8]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,并将其应用于预测控制中。朱豫才等^[9-10]将渐进理论引入过程辨识领域,先用高阶模型得到无偏估计和频域方差,然后通过 OE 模型与 MDL 定阶法进行降阶处理,通过该方法得到精馏塔系统模型并应用到了 MPC 控制器中。侯杰等^[11]针对闭环控制系统提出一种基于新息估计和正交投影的闭环子空间模型辨识法。但上述方法均基于最小二乘算法,建模过程对系统输入信号有特定要求,且需要对系统频繁加入扰动信号,不利于工业系统的安全、稳定、经济运行。

随着工业监控信息系统的发展,海量的工业系统运行数据被保存到监控信息系统的历史数据库中,这些数据包含着反应被控对象模型结构与参数的信息,如何利用这些数据进行模型辨识已成为工业系统模型辨识研究的热点,付忠广等^[12]将利用实际工业系统的大量运行数据,建立系统相关参数间数学模型的过程命名为“反向建模”。刘向杰等^[13]针对 1 000 MW 超超临界直流锅炉协调控制系统,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。上述方法基于神经网络算法,无法解释系统输入输出之间的关系。付忠广等^[12]利用火电厂历史运行数据和偏最小二乘算法,建立了烟气含氧量的模型。曲亚鑫等^[14]基于偏最小二乘算法那提出了一种基于能量平衡原理的锅炉再热汽温反向建模方法。刘吉臻等^[15]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。肖峰等^[16]提出了一种基于改进果蝇算法寻优的支持向量机风电功率预测模型。以上方法所建模型均为输入输出数据的静态拟合,对系统动态特性的描述不够准确。

偏最小二乘(PLS)、人工神经网络(ANN)、支持向量机(SVM)等算法或其改进算法作为主要的驱动建模方法,所建模型均为输入输出数据的静态拟合,无法体现工业系统响应的动态特性。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随之出现^{[17]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^[18]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;张小桃^[19]等对历史数据进行主元分析得到影响过热汽温的主要因素,对过热汽温系统进行了模型辨识。袁世通等^[20-22]利用某 1 000 MW 机组的历史运行数据和双量子粒子群寻优算法对机组的负荷控制系统进行了多变量系统的历史数据建模,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,但对于许多复杂工业系统而言,系统尚未稳定时,又会有新的扰动出现,使得系统长时间的处于非稳定状态,无法获取系统的稳态历史数据,且即使历史数据中存在少量的系统稳态数据,对该稳态数据的筛选也较为困难。

基于以上问题,本文提出一种基于稳态分量估计与状态跟踪的动态数据反向建模方法,该方法应用历史数据中系统输入输出的动态响应数据进行模型辨识,首先选取建模数据末端的系统输入作为输入稳态分量,再估计系统输出的稳态分量,并依据输入输出的稳态分量对建模数据段进行去稳态分量处理,再将该动态数据段分为首尾相接的三段,第一段数据用于跟踪系统状态,第二段数据用于模型参数寻优,第三段数据用于模型验证。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 建模方法概述

若应用系统的动态历史数据建模需解决两大问题, 一是系统稳态分量的剔除, 二是系统初始状态的获取。为解决上述问题, 本文将所选建模数据末端的系统输入看作输入的稳态分量, 将系统输出的稳态分量看作系统的未知参数, 参与智能算法的寻优过程, 从而解决系统稳态分量未知的问题, 另外, 应用系统的预估模型与状态观测器对系统状态进行跟踪, 从而解决系统初始状态未知的问题。为更加清晰地阐述该建模过程, 结合某系统历史数据示意图进行方法介绍, 如图 1 所示。

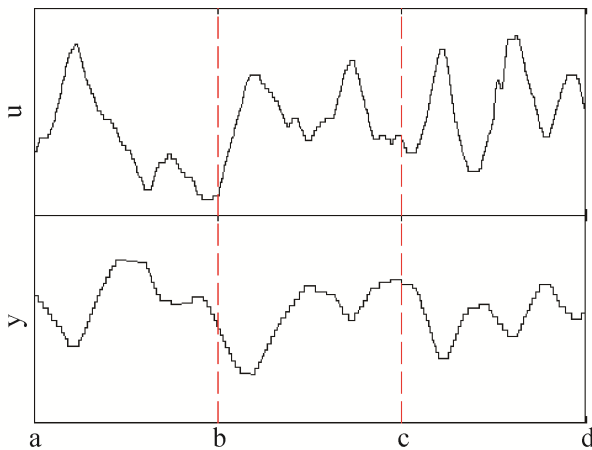


图 1 工业系统动态历史数据分段示意图

Fig. 1 Sketch map of dynamic historical data segmentation of industrial system

该建模方法流程如图 2 所示, 建模及验模过程为: 1、选取 d 处对应的系统输入 u 的值为输入数据的稳态分量值, 选取 d 处系统输出 y 的稳态分量的预估值作为输出数据的稳态分量, 并依据输入输出数据稳态分量值对建模数据进行稳态分量剔除的初始化处理; 2、应用数据段 ab 对应的系统输入输出及给定的系统预估模型对 b 处系统状态进行状态观测; 3、将观测到的 b 处系统状态作为 bc 段数据对应的系统初始状态, 应用 bc 段数据对应的系统输入与预估模型对系统进行仿真, 记录仿真输出; 4、将系统仿真输出与实际输出偏差的平方和

作为目标函数, 应用智能优化算法对系统预估模型参数及输出 y 的稳态分量的预估值进行修改, 重复过程 1~3, 使仿真输出最大程度地趋近实际输出, 从而获取输出 y 的最优稳态分量及最佳的预估模型参数, 即系统模型, 同时记录此时 c 处的系统状态; 5、以数据段 cd 对应的系统输入为输入, 应用 4 中所得 c 处系统状态及所得系统模型对系统进行仿真, 将仿真输出与实际输出进行对比, 从而达到验证模型准确性的目的。

2 建模方法实现

2.1 建模数据选取及稳态分量估计

本文所设计建模方法对建模数据无特殊要求, 只需应用建模系统输入输出的动态运行数据进行建模。绝大多数工业系统为自衡对象, 当系统输入在某时刻保持不变后, 系统输出经过一段时间的响应过程后会最终稳定在某值, 因此, 参考图 1, 我们可以假设系统在 d 处之后, 输入数据不再变化, 记 d 处系统输入的值 u_s , 则有系统输出经过一段时间后最终稳定在某值, 记作 y_s , 因此可以认为 d 点的系统输入 u_s 与系统输出 y_s , 为系统的稳态分量, 对建模数据进行去稳态分量处理。

2.2 系统的状态观测器设计

对建模数据进行滤波并去稳态分量处理后, 需要应用状态观测器对 ab 段数据进行状态跟踪, 从而获取 b 处系统状态。因此对系统进行状态观测器设计是该建模方法实现的重要环节。

为使状态观测器的设计方法具有普遍适用性, 采用通用传递函数模型作为观测对象, 如式 (1) 所示:

$$G(s) = \frac{b_0 + b_1s + \dots + b_ms^m}{a_0 + a_1s + \dots + a_{n-1}s^{n-1} + s^n} \quad (m < n) \quad (1)$$

式中: $G(s)$ 为通用传递函数模型; n 为传递函数分子阶次; m 为被传递函数分母阶次。

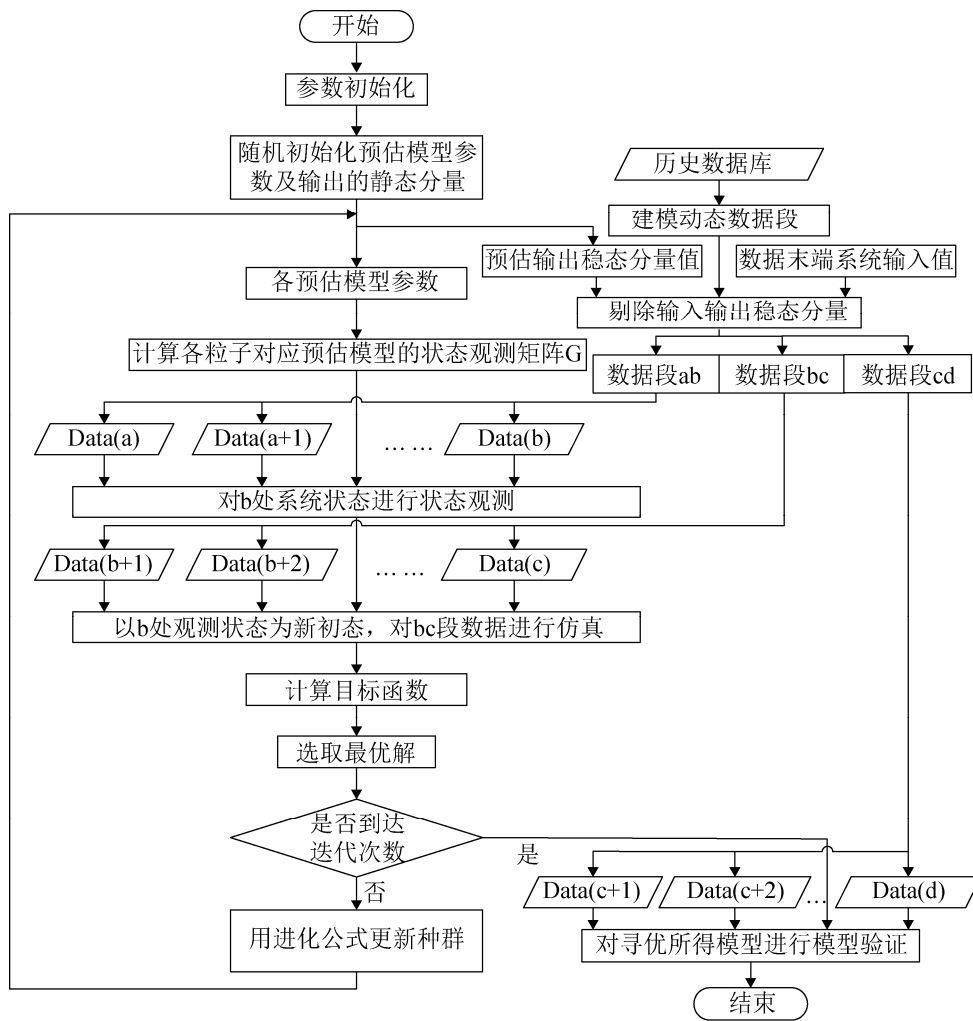


图 2 建模流程图

Fig. 2 Flow chart of modeling

根据传递函数与能观标准型之间的转换关系^{[23]353-355}, 将传递函数模型转化为状态空间表达式, 如式(2)和式(3)所示:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \vdots \\ \dot{x}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 & -a_0 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & -a_1 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & -a_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & -a_{n-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_m \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} u \quad (2)$$

$$y = x_n \quad (3)$$

式中: $[x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_n]^T$ 为状态矢量; u 为系统输入; y 为系统输出。

则有, 系统系数矩阵为如式(4)所示:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 & -a_0 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & -a_1 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & -a_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & -a_{n-1} \end{bmatrix}; \quad (4)$$

$$B = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_m \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix};$$

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

式中: A 为系统矩阵; B 为控制矩阵; C 为输出矩阵。

设状态观测矩阵为 G ^{[23]387-390}, 如式(5)所示:

$$G = [g_1 \quad g_2 \quad \cdots \quad g_n]^T \quad (5)$$

式中: $g_1 \quad g_2 \quad \cdots \quad g_n$ 为状态观测矩阵的各元素值。

闭环观测系统的特征多项式 P 如式(6)所示:

$$P = |sI - A + GC| \quad (6)$$

式中: I 为与 A 阵具有相同阶次的单位阵。

由状态观测器的工作原理可知, 当状态观测系统的极点配置在 s 平面的左边平面时, 状态观测值可以逼近系统的实际状态, 设状态观测系统的极点矩阵为 F , 如式(7)所示:

$$F = [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \cdots \quad \theta_n] \quad (7)$$

式中: $\theta_1 \quad \theta_2 \quad \cdots \quad \theta_n$ 表示观测系统的各极点。

确定观测系统期望极点后, 可得观测系统特征多项式及其展开式, 如式(8)所示:

$$(s - \theta_1)(s - \theta_2) \cdots (s - \theta_n) = \alpha_0 + \alpha_1 s + \cdots + \alpha_{n-1} s^{n-1} + s^n \quad (8)$$

由现代控制理论知识可知, 状态观测系统特征多项展开式如式(9)所示:

$$|sI - A + GC| = \beta_0 + \beta_1 s + \cdots + \beta_{n-1} s^{n-1} + s^n \quad (9)$$

则有, 式(8)与式(9)应具有相同的多项式系数, 根据对应系数相等的关系, 可得 n 个代数方程, 如式(10)所示:

$$\begin{cases} \beta_0 = \alpha_0 \\ \beta_1 = \alpha_1 \\ \vdots \\ \beta_{n-1} = \alpha_{n-1} \end{cases} \quad (10)$$

由式(10)可解得状态观测矩阵 G 的各元素值。

2.3 动态数据段中系统初始状态获取

当预估模型准确时, 状态观测器可以逐渐逼近系统的真实状态, 不妨设状态观测器的初态为零, 根据预估模型设计对应的状态观测器, 应用数据段 ab 对应的系统输入与状态观测器对 b 处的系统状态进行跟踪, 当数据段 ab 有足够多的数据且预估模型准确时, 状态观测器可以得到系统的真实状态。由现代控制理论知识可知, 状态观测器的表达式^{[22]387-390}, 如式(11)、式(12)所示:

$$\dot{\hat{X}} = A\hat{X} + Bu + G(y - \hat{y}) \quad (11)$$

$$\hat{y} = \hat{x}_n \quad (12)$$

式中: \hat{X} 为观测状态矢量; \hat{y} 为观测系统输出。

采用零阶保持器, 对上述系统进行离散化^{[17]6-24}, 得到状态观测器系统的离散方程如式(13)所示:

$$\begin{aligned} \hat{x}_1(k+1) &= \hat{x}_1(k) + T_s(-a_0\hat{x}_n(k) + b_0u(k) + g_1(y(k) - \hat{y}(k))) \\ \hat{x}_2(k+1) &= \hat{x}_2(k) + T_s(-a_1\hat{x}_n(k) + \hat{x}_1(k) + b_1u_1(k) + g_2(y(k) - \hat{y}(k))) \\ &\vdots \\ \hat{x}_m(k+1) &= \hat{x}_m(k) + T_s(-a_{m-1}\hat{x}_m(k) + \hat{x}_{m-1}(k) + b_{m-1}u_m(k) + g_m(y(k) - \hat{y}(k))) \\ &\vdots \\ \hat{x}_n(k+1) &= \hat{x}_n(k) + T_s(-a_{n-1}\hat{x}_n(k) + \hat{x}_{n-1}(k) + g_n(y(k) - \hat{y}(k))) \end{aligned} \quad (13)$$

式中: T_s 为采样时间。

需要说明的是, 状态观测极点的位置决定了状态估计值趋近于状态真值的速度, 当状态观测极点位置处于 s 平面左侧, 且远离虚轴时, 状态估计值可以很快地趋近状态真值, 但会使观测系统的频带很宽, 从而降低了观测系统对噪声的抑制能力。由于工业现场具有大量的动态响应数据可选, 因此为保证观测系统的稳定, 建模过程中应将观测器极点配置于 s 平面左侧, 离虚轴较近的地方。

2.4 系统动态过程建模

应用数据段 ab 与状态观测器获取 b 点状态后, 将该状态作为数据段 bc 对应的系统初态, 从而解决了应用 bc 段数据进行仿真过程中系统初态的获取问题, 将仿真输出与系统实际输出偏差的平方和作为评价模型准确度的目标函数, 应用寻优算法对预估模型参数及输出稳态分量进行修改寻优, 最终建立系统的传递函数模型。

状态观测所得 b 点的状态, 如式(14)所示:

$$\hat{x}_1(b), \hat{x}_2(b), \cdots, \hat{x}_n(b) \quad (14)$$

将该状态值作为数据段 bc 对应的系统初态, 如式(15)所示:

$$\hat{x}_{b1}(0) = \hat{x}_1(b), \hat{x}_{b2}(0) = \hat{x}_2(b), \cdots, \hat{x}_{bn}(0) = \hat{x}_n(b) \quad (15)$$

以 b 点为起点对 bc 段数据对应的系统进行仿真, 仍采用零阶保持器, 系统离散方程如式(16)所示:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{b1}(k+1) &= \hat{x}_{b1}(k) + \\ & T_s(-a_0\hat{x}_{bn}(k) + b_0u(k+b)) \\ \hat{x}_{b2}(k+1) &= \hat{x}_{b2}(k) + \\ & T_s(-a_1\hat{x}_{bn}(k) + \hat{x}_{b1}(k) + b_1u(k+b)) \\ & \vdots \\ \hat{x}_{bm}(k+1) &= \hat{x}_{bm}(k) + T_s(-a_{m-1}\hat{x}_{bn}(k) + \\ & \hat{x}_{b(m-1)}(k) + b_{m-1}u(k+b)) \\ & \vdots \\ \hat{x}_{bn}(k+1) &= \hat{x}_{bn}(k) + \\ & T_s(-a_{n-1}\hat{x}_{bn}(k) + \hat{x}_{b(n-1)}(k)) \\ \hat{y}_b(k+1) &= \hat{x}_{bn}(k+1) \end{aligned} \quad (16)$$

对 bc 段数据进行仿真, 仿真过程的输入为实际输入, 将仿真输入与实际输出偏差的平方和作为智能寻优算法的目标函数, 如式(17)所示:

$$Q = \sum_{i=1}^N (y(b+i) - \hat{y}_b(i))^2 \quad (17)$$

以式(17)为目标函数, 应用智能优化算法对假设模型的参数及输出稳态分量在一定范围内进行寻优, 最终获得最优模型参数及最优输出稳态分量值, 并记录与最优模型及最优输出稳态分量对应的 c 处系统状态。

2.5 模型验证

设寻优过程结束时, 记录的与最优模型及最优输出稳态分量对应的 c 处系统状态如式(18)所示:

$$\hat{x}_1(c), \hat{x}_2(c), \dots, \hat{x}_n(c) \quad (18)$$

将该状态作为与 cd 数据段对应的系统初态, 如式(19)所示:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{c1}(0) &= \hat{x}_1(c), \hat{x}_{c2}(0) = \\ \hat{x}_2(c), \dots, \hat{x}_{cn}(0) &= \hat{x}_n(c) \end{aligned} \quad (19)$$

对 cd 段数据进行基于 d 处系统输入及最优输出稳态分量的去稳态分量处理, 获取验模所需数据, 根据式(19)及寻优所得模型对 cd 段数据进行仿真, 模型验证过程的系统离散方程如式(20)所示:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{c1}(k+1) &= \hat{x}_{c1}(k) + \\ & T_s(-a_0\hat{x}_{cn}(k) + b_0u(k+c)) \\ \hat{x}_{c2}(k+1) &= \hat{x}_{c2}(k) + \\ & T_s(-a_1\hat{x}_{cn}(k) + \hat{x}_{c1}(k) + b_1u(k+c)) \\ & \vdots \\ \hat{x}_{cm}(k+1) &= \hat{x}_{cm}(k) + \\ & T_s(-a_{m-1}\hat{x}_{cn}(k) + \hat{x}_{c(m-1)}(k) + b_{m-1}u(k+c)) \\ & \vdots \\ \hat{x}_{cn}(k+1) &= \hat{x}_{cn}(k) + \\ & T_s(-a_{n-1}\hat{x}_{cn}(k) + \hat{x}_{c(n-1)}(k)) \\ \hat{y}_c(k+1) &= \hat{x}_{cn}(k+1) \end{aligned} \quad (20)$$

仿真过程持续到 cd 段数据结束, 仿真输入仍与实际输入一致, 比较仿真输出与实际输出的一致程度, 从而完成模型的验证环节。

3 应用实例

火电机组末级过热器对象具有非线性, 一般采用分段线性化的方式进行传递函数建模, 为简要地说明该建模方法的有效性, 仅选取某 600 MW 火电机组 400 MW 稳定工况下的末级过热器为建模对象, 其他工况建模方法与该工况相同, 所选建模数据为末级过热器入口温度与出口温度的动态数据段, 数据长度为 2 000 组, 采样时间间隔为 1 s, 实际数据曲线如图 3 所示。

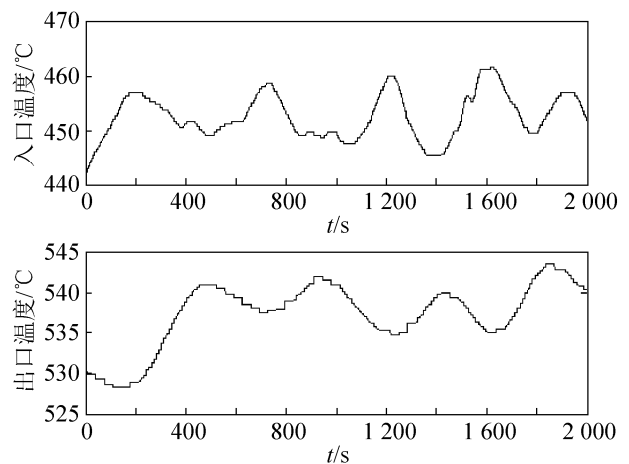


图 3 末级过热器历史数据曲线
Fig. 3 Historical data curve of finishing superheater

所选建模数据中, 用于状态跟踪的 ab 段数据长度为 400 组, 用于模型寻优的 bc 段数据长度为 800 组, 用于模型验证的 cd 段数据长度为 800 组。根据以往末级过热器建模经验^[24], 选取末级过热器预估模型结构如式(21)所示:

$$k/(1+Ts)^n \quad (21)$$

该结构形式可展开为通用结构形式, 应用 T 与 k 表示通用模型分母与分子的系数, 这样可以有效降低寻优变量的维度, 大幅提高寻优效率。

寻优过程选取的智能寻优算法为粒子群算法, 在此不再对算法进行赘述。寻优过程相关参数为: 寻优变量维度 $N=4$, 粒子个数 $M=200$, 进化代数 $S=200$, 惯性权重上下限为 $w_{\max}=1.2$, $w_{\min}=0.8$, 学习因子 $c_1=c_2=1.2$, 输出稳态分量 $y_s \in (470, 570)$, 预估模型阶次 $n \in (1, 10)$, 比例增益 $k \in (-10, 10)$, 惯性时间常数 $T \in (1, 1000)$, 步长限制矩阵为: $v_{\max} = [5 \ 2 \ 0.1 \ 30]$, 目标函数选同式(17), 观测系统极点矩阵如式(22)所示:

$$F = [-0.04 \ -0.04 \ -0.04 \ -0.04 \ -0.04 \ -0.04] \quad (22)$$

结合建模流程图 2, 对寻优过程进行描述: 1、初始化算法参数, 初始化粒子参数, 生成初始种群。

2、依据建模数据末端的系统输入及各粒子中的预估输出稳态分量对建模数据稳态分量进行剔除。3、依据给定的状态观测系统的极点与各粒子中的预估模型参数, 应用 2.2 节中的方法计算对应的状态观测矩阵。4、应用 2.3 节中所述方法, 设计与各粒子对应的状态观测器, 并应用步骤 2 中所得建模数据对 b 处系统状态进行观测。5、将步骤 4 中所得与各粒子对应的观测状态, 作为 b 处对应的系统初态, 应用 2.4 节中方法, 对与各粒子对应的系统进行仿真, 计算各粒子目标函数。6、记录粒子最优位置及全局最优位置, 判断循环次数, 若未达最大值, 则利用进化公式对各粒子进行更新, 返回步骤 2, 反之, 记录全局最优粒子及其对应的 c 处系统状态, 将 c 处状态作为 cd 段数据对应的系统初态, 应用与最优粒子对应的系统模型及建模数据对 cd 段数据进行仿真, 完成模型验证环节。

建模仿真过程所采用软件为 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 @ 2.70 GHz, 编程语言为 Matlab 自带的脚本语言(m 语言)。操作界面如图 4 所示。

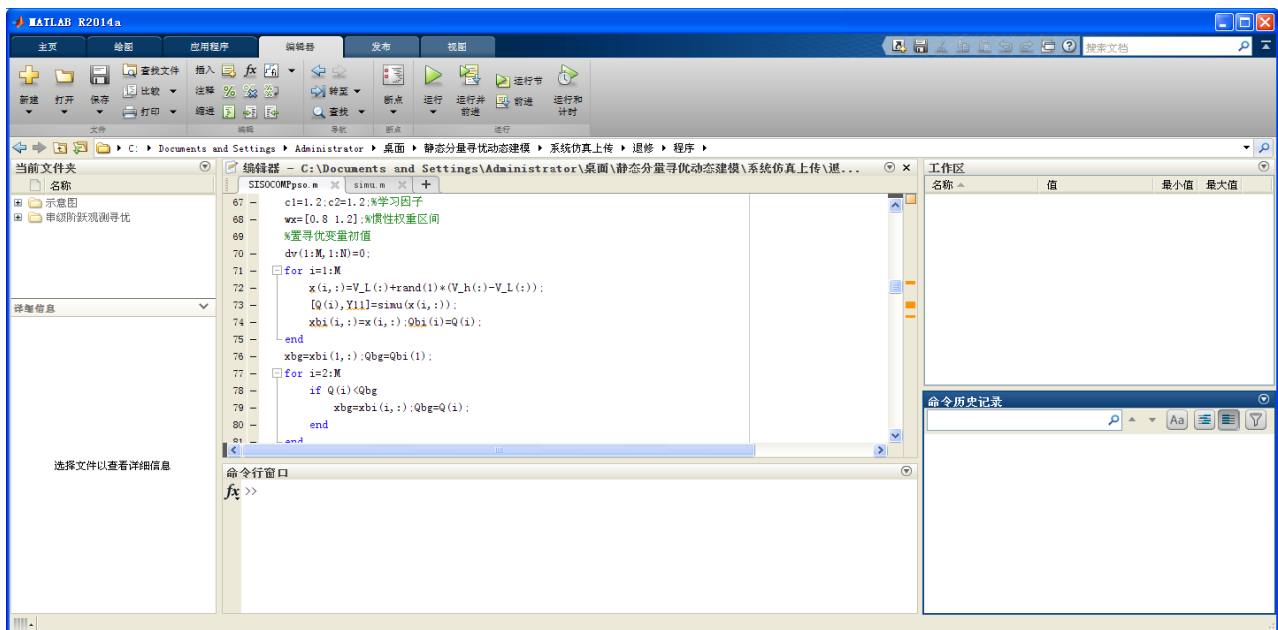


图 4 仿真软件操作界面

Fig. 4 Simulation software operation interface

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

建模过程中, 建模数据末端的系统输入为:

$$u_s = 451.8100 \quad (23)$$

经粒子群寻优后所得最优输出稳态分量为:

$$u_s = 538.2052 \quad (24)$$

模型辨识结果如式(25)所示:

$$1.2402 / (1 + 38.1005s)^7 \quad (25)$$

与寻优结果对应的状态跟踪部分的仿真曲线

如图5所示。

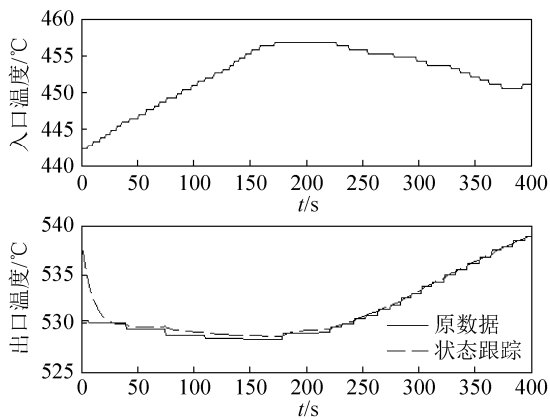


图5 状态跟踪环节曲线
Fig. 5 Curves of state tracking

对应的状态观测器观测所得 b 处($t=400$ s)系状态如式(26)所示:

$$\mathbf{X}_b = [-0.1290 \ 1.4168 \ 2.7322 \ 3.4050 \ 3.2865 \ 2.3590 \ 0.7655] \quad (26)$$

以式(26)中 b 处系统状态作为系统新的初态, 对 bc 段数据($t=401$ s 到 $t=1\ 200$ s)进行建模仿真, 如图6所示。

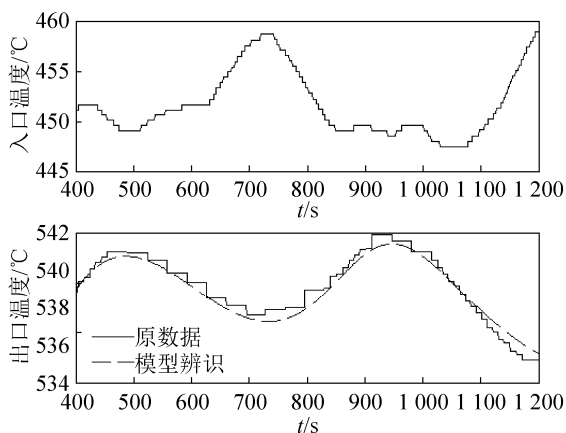


图6 模型辨识曲线
Fig. 6 Curves of model identification

寻优所得最优参数对应的 c 处($t=1\ 200$ s)系统状态如式(27)所示:

$$\mathbf{X}_c = [3.4625 \ 405.053 \ 4.0293 \ 3.0253 \ 2.2551 \ 2.0903 \ 2.5160] \quad (27)$$

将式(27)中 c 点系统状态作为模型验证环节的系统初态, 对 cd 段数据($t=1\ 201$ s 到 $t=2\ 000$ s)进行验模仿真, 如图7所示。

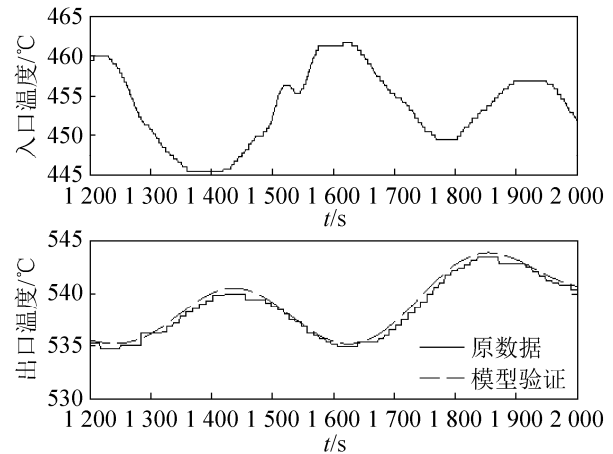


图7 模型验证曲线
Fig. 7 Curves of model verification

需要加以说明的是, 为简要说明该建模方法的有效性, 选择了一定条件下的单入单出系统, 对于许多工业系统而言, 系统输入不唯一, 这时候就需要选取行业公认的系统输出影响因素或对系统进行严格的机理分析得到影响系统输出的影响因素作为系统输入, 选择对应的系统输入输出动态数据作为建模数据, 对各系统输入做基于 d 处的去稳态分量处理, 仍将系统输出的稳态分量作为寻优变量, 再应用本文方法进行多变量系统建模。

4 结论

本文提出一种基于稳态分量估计与状态跟踪的动态数据反向建模方法。该方法选取系统的动态响应数据作为建模数据, 并将该段数据结尾处系统输入的值看作输入的稳态分量, 再人为给定系统输出的稳态分量, 依据系统输入输出稳态分量值对建模数据进行剔除稳态分量的处理; 将建模数据分为

3 段: 第 1 段用来对系统状态进行跟踪; 第 2 段用来辨识系统模型; 第 3 段用来验证模型准确性。该建模方法具有如下优点:

1 无需对系统进行建模试验, 只应用系统的历史数据进行系统模型辨识, 不会对系统运行产生不利影响。

2 无需在海量历史数据中寻找系统稳态数据段, 只应用系统的动态响应数据进行建模, 大大降低了寻找可用建模历史数据的工作量。

3 选取建模数据末端的系统输入值作为系统输入的稳态分量, 并将建模数据末端的系统输出稳态分量看作寻优参数中的一个维度, 应用智能算法对系统输出的真实稳态分量进行寻优, 解决了动态历史数据建模中稳态分量剔除的问题。

4 应用状态观测器对部分建模数据进行状态跟踪, 解决了动态数据建模中系统初态获取的问题。

本文方法的提出, 较好地契合了工业大数据建模的要求, 为工业大数据建模的实现与推广提供了一种较好的方法参考。

参考文献:

- [1] V Sujatha, R C Panda. Relay feedback-based time domain modeling of off-diagonal elements of linear 2-by-2 MIMO systems[J]. *Canadian Journal of Chemical Engineering* (S0008-4034), 2013, 91(2): 271-278.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] Verhaegen M, Dewilde P. Subspace model identification. Part 1. The output-error state-space model identification class of algorithms[J]. *International Journal of Control* (S0020-7179), 1992, 56(5): 1187-1210.
- [5] Verhaegen M, Dewilde P. Subspace model identification. Part2. Analysis of the elementary output-error state-space model identification algorithm[J]. *International Journal of Control*(S0020-7179), 1992, 56(5): 1211-1241.
- [6] Verhaegen M. Subspace model identification. Part 3. Analysis of the ordinary output-error state-space model identification algorithm[J]. *International Journal of Control*(S0020-7179), 1993, 58(3): 555-586.
- [7] Qin S J. An overview of subspace identification[J]. *Computers and Chemical Engineering*(S0098-1354), 2006, 30(10/11/12): 1502-1513.
- [8] 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.
- [9] J Y Huang, G L Ji, Y C Zhu, et al. Identification of multi-model LPV models with two scheduling variables [J]. *Journal of Process Control*(S0959-1524), 2012, 22(7) : 1198-1208.
- [10] Y C Zhu, P Rohit, W B Stephen, 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.
- [11] 侯杰, 刘涛. 基于新息估计和正交投影的闭环子空间模型辨识[J]. *自动化学报*, 2016, 42(11): 1657-1663.
Hou Jie, Liu Tao. Closed-loop Subspace Model Identification Using Innovation Estimation and Orthogonal Projection [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(11): 1657-1663.
- [12] 付忠广, 靳涛, 周丽君, 等. 复杂系统反向建模方法及偏最小二乘法建模应用研究[J]. *中国电机工程学报*, 2009, 29(2): 25-29.
Fu Zhongguang, Jin Tao, Zhou Lijun, et al. Research and Application of the Reversed Modeling Method and Partial Least-square Regression Modeling for the Complex Thermal System [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2009, 29(2): 25-29.
- [13] X J Liu, X B Kong, G L Hou, 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.
- [14] 曲亚鑫, 曾水平, 万常翔. 基于能量平衡原理的锅炉再热汽温反向建模[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(1): 38-44.
Qu Yaxin, Zeng Shuiping, Wan Changxiang. Reversed modeling of boiler reheat steam temperature based on energy balance [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(1): 38-44.
- [15] 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.
- [16] 肖峰, 陈国初. 基于改进果蝇算法优化的 SVM 风电功率短期预测[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2016, 42(3): 420-426.
Xiao Feng, Chen Guochu. Wind Power Short-Term Prediction Based on SVM Trained by Improved FOA [J]. Journal of East China University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2016, 42(3): 420-426.
- [17] 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.
- [18] 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 300 MW CFB boiler's combustion system [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2010.
- [19] 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.
- [20] 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 1 000 MW ultra supercritical unit [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2015.
- [21] 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.
- [22] 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.
- [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.
- [24] 王万召, 王杰. 采用限定记忆极限学习机的过热汽温逆建模研究[J]. 西安交通大学学报, 2014, 48(2): 32-37.
Wang Wanzhao, Wang Jie. Inverse Modeling for Superheated Steam Temperature Based on Restricted Memory Extreme Learning Machine[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2014, 48(2): 32-37.