

基于状态观测与教学优化算法的多变量系统历史数据驱动辨识

董 泽, 尹二新[†]

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

摘要: 常规智能算法与历史数据结合进行多变量系统辨识的方法, 选取表征系统由稳态过渡到动态过程的数据作建模数据, 当该过程含有未知扰动时, 无法准确建立对象模型. 本文提出一种基于状态观测与教学优化算法的多变量系统历史数据驱动辨识方法. 该方法选取系统由动态回归稳态的历史数据, 并根据其稳态终值进行去稳态分量处理. 再将其分为两段, 应用状态观测器与预估模型对第1段数据末端的系统状态进行估计, 并将估计值作为第2段数据对应的系统初态; 应用第2段数据的输入对预估模型进行仿真, 采用教学优化算法寻优预估模型参数, 使仿真输出接近实际输出. 仿真实验表明该方法可以克服扰动对模型辨识精度的影响. 最后对某火电机组协调控制系统进行建模, 结果表明了该方法的有效性.

关键词: 扰动; 状态观测器; 教学优化算法; 多变量系统; 历史数据驱动; 辨识

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A

Historical data driven identification for multivariable systems based on state observation and teaching-learning-based optimization algorithm

DONG Ze, YIN Er-xin[†]

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

Abstract: The conventional multivariable system identification method based on the combination of intelligent algorithms and historical data selects historical data, which represent the system from steady-state to dynamic-state, as modeling data. When the modeling data contain unknown disturbance, this method cannot establish the correct system model. Therefore, a historical data driven identification method for multivariable systems based on state observation and teaching-learning-based optimization algorithm is proposed. In this method, historical data representing the system changing from dynamic-state to steady-state are treated as modeling data. The steady-state component is removed based on final steady-state value. Then the data are divided into two segments. The system status at the end of the first segment is obtained by means of state observer and prediction model, then it serves as the initial system status of the second segment. Input data of the second segment and the prediction model are employed to simulate the system. And in order to make the simulation output close to the actual output, teaching-learning-based optimization algorithm is adopted to optimize the prediction model parameters. In the modeling simulation of a multivariable system, the result shows that the method can overcome the disturbance effect on the precision of model identification. Finally, the coordinated control system modeling of a thermal power unit is carried out, and simulation results show the method effectiveness.

Key words: disturbance; state observer; teaching-learning-based optimization algorithm; multivariable systems; historical data driven; identification

1 引言(Introduction)

传统多变量系统模型辨识, 一般采用单变量开环阶跃测试法^[1], 该方法在其他输入保持不变的情况下, 对某一输入施加阶跃扰动, 其实质就是将多变量系统转变为单变量系统, 再应用单变量系统辨识方法进行

建模, 该方法须对被控对象频繁施加阶跃扰动, 会对被控对象日常运行的安全性、经济性产生不利影响, 且对于复杂系统而言, 保持其他输入不变也较为困难.

刘艳君等^[2]基于耦合辨识概念, 结合梯度搜索原理, 推导出多变量系统的耦合梯度辨识方法, 该方法

收稿日期: 2016-12-13; 录用日期: 2017-08-31.

[†]通信作者. E-mail: 304462130@qq.com.

本文责任编辑: 邹云.

国家自然科学基金项目(71471060), 山西省煤基重点科技攻关项目(MD2014-03-06-02)资助.

Supported by National Natural Science Foundation of China (71471060) and Coal Based Key Scientific and Technological Project of Shanxi Province, China (MD2014-03-06-02).

和现有的最小二乘辨识算法相比,计算量大大降低.鲁兴举等^[3]提出了一种多输入多输出(multiple input multiple output, MIMO)系统连续状态空间模型的参数辨识频域方法.赵建远等^[4]提出了一种有色噪声背景下的正交子空间辨识. Gunes等^[5]提出一种基于张量回归预测的线性变参数子空间辨识算法. 娄海川等^[6]利用修正闭环子空间辨识法,建立了某多变量系统模型. 以上所列辨识方法都建立在最小二乘方法基础上,对输入信号有一定的要求,需要对系统进行频繁试验,一般不适用于大型生产过程.

在系统运行的历史数据中,存储着海量的反映被控对象模型结构与参数的信息,如何利用这些历史数据对多变量系统进行模型辨识已成为多变量系统辨识研究的热点. 付忠广等^[7]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,但所建模型为系统输入输出数据的线性拟合,对于系统动态特性的描述不够准确. Arslan等^[8]应用人工神经网络的方法,获得了某双有机朗肯循环地热发电站功率模型. 孙晓东等^[9]对无轴承永磁同步电机的磁链特性进行了支持向量机建模. Laurain等^[10]将基于辅助变量的估计方法整合到最小二乘支持向量机中,提出了一种非线性系统辅助变量最小二乘支持向量机辨识算法. 但上述模型均属于非参数模型,通用性较差,应用场合局限.

为解决上述问题,应用工业系统运行历史数据,对系统进行传递函数建模的方法被提出(见文献[11], P. 74–81),为工业系统建模提供了新思路. 袁世通等^[12–13]应用智能优化算法对协调控制系统传递函数模型参数进行了寻优. 韩璞等^[14]利用某1000 MW机组的历史运行数据对机组的负荷控制系统进行了建模,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,而工业系统中扰动普遍存在,当系统由稳态进入到动态的过程中有未知扰动出现时,虽然历史数据满足数据筛选要求,但辨识模型与所选输入与输出间已失去对应关系,辨识结果不准确.

基于以上问题,本文提出一种基于状态观测与教学优化算法的多变量系统历史数据驱动辨识方法,并以三输入通用系统模型为例进行了辨识方法介绍,该方法将辨识数据分为两段,一段用来对系统进行状态跟踪,另一段用来评价模型准确程度,并辅以教学优化算法对预估模型参数进行寻优,从而建立系统模型. 分别应用本文方法与常规历史数据辨识方法,对存在扰动的某三输入系统进行辨识仿真,结果表明了该辨识方法的优越性. 应用某600 MW火电机组协调控制系统的历史运行数据进行该辨识方法的有效性测试,结果表明该辨识方法能够较精确的建立系统的模型.

2 教学优化算法介绍 (Introduction of teaching-learning-based optimization algorithm)

教学优化算法^[15]是一种模拟教师教学过程的新型群智能优化算法,该算法将种群看作班级,各寻优变量看作寻优科目,适应度看作学生成绩,最优粒子作为教师,具有参数少、收敛能力强、求解速度快、精度高等优点.

2.1 教学优化算法的定义(Definition of teaching-learning-based optimization algorithm)

教学优化算法的具体定义如下:

1) 搜索空间: 搜索空间可表示为 $S = \{X | x_i^L \leq x_i \leq x_i^U, i = 1, 2, \dots, d\}$, d 表示空间的维数(决策变量的个数), x_i^L 和 x_i^U 分别为每一维的上界和下界.

2) 搜索点: $X^j = (x_1^j, x_2^j, \dots, x_d^j)$ 为搜索空间中的一个点,其中 $j = 1, 2, \dots, NP$, NP 为空间搜索点的个数(种群规模); x_i^j 为点 X^j 的一个决策变量,其中 $i = 1, 2, \dots, d$.

3) 班级: 将搜索空间中所有点的集合称为班级.

4) 学员: 班级中某一个点 $X^j = (x_1^j, x_2^j, \dots, x_d^j)$ 称之为一个学员.

5) 教师: 班级中成绩最好的学员 X_{best} 称之为教师,用 X_{teacher} 表示.

一个班级可以表示为

$$\begin{bmatrix} X^1 & f(x^1) \\ X^2 & f(x^2) \\ \vdots & \vdots \\ X^{NP} & f(x^{NP}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \cdots & x_d^1 & f(X^1) \\ x_1^2 & x_2^2 & \cdots & x_d^2 & f(X^2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ x_1^{NP} & x_2^{NP} & \cdots & x_d^{NP} & f(X^{NP}) \end{bmatrix}, \quad (1)$$

其中: X^j 表示班级学员, $X_{\text{teacher}} = \text{argmax}(f(X^j))$, 其中 $j = 1, 2, \dots, NP$; NP 为学员个数; d 为学员所学科目数量.

2.2 教学优化算法流程(Teaching-learning-based optimization algorithm flow)

1) “教”阶段.

班级中每个学员 X^j 根据 X_{teacher} 和学员平均值Mean之间的差异性进行学习.

具体的教学方法如式(2)–(3):

$$X_{\text{new}}^i = X_{\text{old}}^i + \text{Difference}, \quad (2)$$

$$\text{Difference} = r_i \cdot (X_{\text{teacher}} - TF_i \cdot \text{Mean}), \quad (3)$$

这里: X_{new}^i 和 X_{old}^i 分别表示第 i 个学员学习前和学习后的值, Mean是所有学员的平均值, 教学因子 $TF_i = \text{round}[1 + \text{rand}(0, 1)]$, 学习步长 $r_i = \text{rand}(0, 1)$.

2) “学”阶段.

对每一个学员 X^i , 其中 $i = 1, 2, \dots, NP$, 在班级中随机选取一个学习对象 X^j , 其中 $j = 1, 2, \dots, NP$, 且 $j \neq i$, X^i 通过分析自己和学员 X^j 的差异进行学习调整. “学”的过程如式(4)所示:

$$X_{\text{new}}^i = \begin{cases} X_{\text{old}}^i + r_i \cdot (X^j - X^i), & f(X^j) < f(X^i), \\ X_{\text{old}}^i + r_i \cdot (X^i - X^j), & f(X^i) < f(X^j), \end{cases} \quad (4)$$

式中 $r_i = \text{rand}(0, 1)$ 表示第 i 个学员的学习因子(学习步长).

3) 粒子更新.

学员在经过“教”阶段和“学”阶段都要进行更新操作, 如果学习后的个体 X_{new}^i 比学习前的学员 X_{old}^i 好, 则用 X_{new}^i 替换 X_{old}^i ; 否则, 保持 X_{old}^i 不变.

3 辨识方法设计(Identification method design)

传统的历史数据模型辨识方法, 首先在受控对象输入、输出的历史数据中, 选取具有系统由稳态过渡到动态过程特征的数据段, 作为辨识的原始数据; 然后对所选数据进行野值剔除、数据滤波后, 进行基于稳态初值的去稳态分量处理; 最后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, 应用智能优化算法更改预估模型参数使系统的仿真输出与实际输出具有较好的拟合度, 记录最优模型参数. 然而由于系统从稳态过渡到动态的过程中往往伴随着不可测的扰动因素, 即系统的输出亦受到扰动输入的影响, 系统的输入、输出数据与被控对象特性之间不具有准确的对应关系, 因而该辨识方法所得模型不一定准确.

一般情况下, 扰动出现后的系统动态响应过程为:

1) 某时刻(系统处于动态或稳态过程)有系统扰动出现; 2) 在扰动作用下, 系统输出发生变化, 控制器根据系统输出的变化改变控制量; 3) 某时刻扰动量趋于基本稳定; 4) 控制器根据控制偏差继续调节控制器输出, 经过一段时间后, 系统重新回到稳态. 因此, 笔者认为, 系统由动态回归稳态的后期, 扰动量已趋于基本稳定, 系统的动态响应是系统控制输入作用于被控对象模型产生的, 在该数据段中系统的输入、输出与被控对象模型之间存在着正确的对应关系, 该数据段能够代表系统特性, 可以用于系统的模型辨识.

基于以上分析, 提出了基于状态观测与教学优化算法的多变量系统历史数据驱动辨识方法. 对于多变量系统而言, 一般可按输出信号划分为多个多入单出系统, 为描述方便, 在以下描述中均以多入单出系统为例对本文方法进行介绍.

3.1 辨识方法概述(Overview of identification method)

为更加明了的介绍该模型辨识过程, 结合某多变

量系统历史数据的示意图进行方法描述见图1.

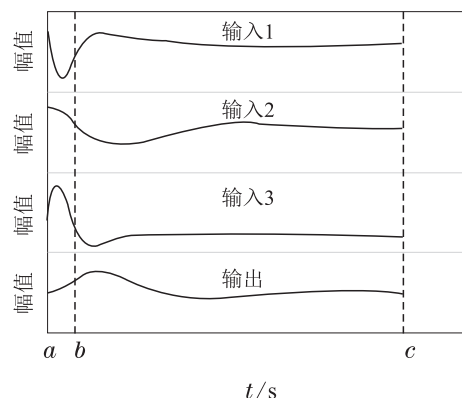


图 1 多变量系统历史数据选取及分段示意图

Fig. 1 Sketch map of the selection and segmentation of multivariate system historical data

建模过程为:

1) 选取系统输入、输出均具有稳态终点的历史数据段, 称为数据段 ac , 对该段数据进行基于各稳态值的去稳态分量处理, 并将其分为两段, 称为数据段 ab 、数据段 bc . 数据段 ab 为系统动态响应的部分数据, 剩余数据称为数据段 bc ;

2) 根据预估模型设计状态观测器, 应用数据段 ab 对应的系统输入输出与所设计状态观测器, 对 b 处系统状态进行观测;

3) 将 b 处所得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多变量系统进行仿真;

4) 选取步骤3中的仿真输出与系统实际输出偏差的平方和作为判断预估模型准确程度的目标函数, 应用教学优化算法对各预估模型参数进行修改后, 重复步骤2)到步骤4), 直至循环次数达到最大值. 记录最优模型参数, 完成建模过程.

寻优过程中, 当预估模型参数准确时, 应用第1段数据观测 b 处的系统状态较为准确, 且使第2段数据的模型验证过程的目标函数值最小, 从而获得预估模型的最佳模型参数, 实现基于状态观测与教学优化算法的多变量系统历史数据驱动辨识. 该建模方法流程如图2所示.

需要加以说明的是: 当系统的历史数据中存在系统由动态过渡到稳态的数据段时, 即可以应用该方法进行模型辨识, 而与该数据段中存在扰动与否及扰动的具体特征无关, 这是由于与该辨识方法对应的建模数据的选取方式, 保证了在所选数据段中, 系统扰动具有趋于基本稳定的特征, 扰动趋于基本稳定前所具有的特征并不在辨识过程中体现, 所以该辨识算法对系统扰动的具体特征并无严格要求. 另外, 该辨识方法中, b 点的选取虽然具有一定的宽容度, 但仍需人为选取, 以保证 b 点之前的某时刻, 系统扰动已趋于基本

稳定,使得状态观测器有足够的长度对**b**处系统状态进行准确估计,同时**b**点之后又有足够多的系统动态响应数据用来辨识系统模型.对于数据分段处理需要最低的数据量并无严格的标准,需根据对象的动

态特性,进行人为选取,原则上,对于慢对象而言,各环节所需数据量较多,反之较少.

下面以三输入单输出系统为例对该模型辨识方法的具体实现进行详细介绍.

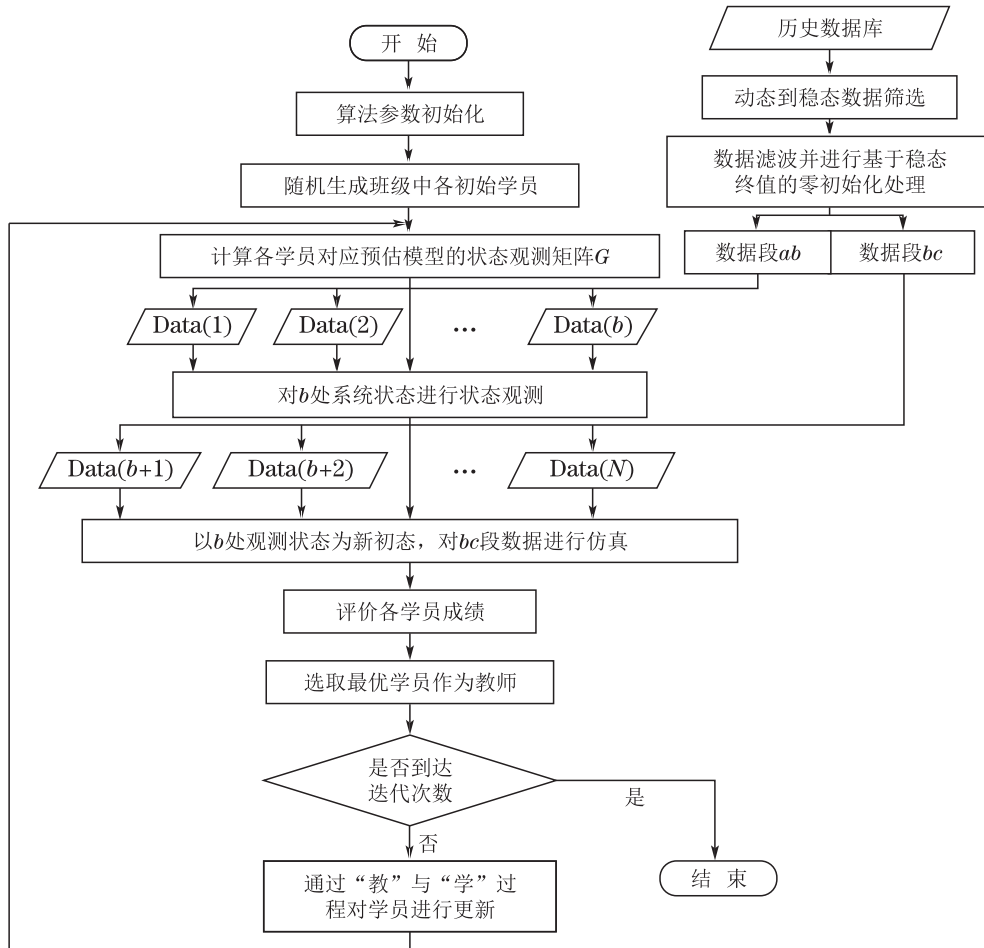


图2 模型辨识流程图

Fig. 2 Flow chart of model identification

3.2 多变量系统状态观测器的设计 (Design of state observer for multivariable systems)

被控对象的结构图,如图3所示.

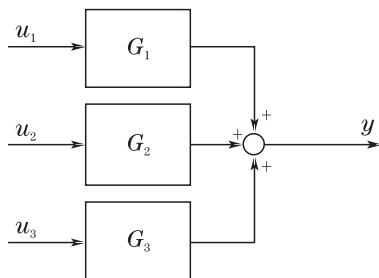


图3 三输入单输出系统框图

Fig. 3 Block diagram of three-inputs and single-output system

图中: u_1, u_2, u_3 表示系统输入; y 表示系统输出; G_1, G_2, G_3 为各子系统传递函数.各子系统采用通用的传递函数模型结构,如表1所示.

表1 多变量系统各环节传递函数

Table 1 The transfer function of each subsystem of multivariable system

子系统	模型结构
$G_1(s)$	$(b_{10} + b_{11}s + b_{12}s^2)/(a_{10} + a_{11}s + s^2)$
$G_2(s)$	$(b_{20} + b_{21}s + b_{22}s^2)/(a_{20} + a_{21}s + s^2)$
$G_3(s)$	$(b_{30} + b_{31}s + b_{32}s^2)/(a_{30} + a_{31}s + s^2)$

则有,该系统的状态空间表达式可表示为式(5)和式(6)^[16]:

$$\dot{X} = AX + BU, \tag{5}$$

$$y = CX + DU, \tag{6}$$

其中:

$$X = [x_{11} \ x_{12} \ x_{21} \ x_{22} \ x_{31} \ x_{32}]^T,$$

$$U = [u_1 \ u_2 \ u_3]^T,$$

$$\begin{aligned}
 A &= \begin{bmatrix} 0 & -a_{10} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & -a_{11} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -a_{20} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -a_{21} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -a_{30} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -a_{31} \end{bmatrix}, \\
 B &= \begin{bmatrix} b_{10}-b_{12}a_{10} & 0 & 0 \\ b_{11}-b_{12}a_{11} & 0 & 0 \\ 0 & b_{20}-b_{22}a_{20} & 0 \\ 0 & b_{21}-b_{22}a_{21} & 0 \\ 0 & 0 & b_{30}-b_{32}a_{30} \\ 0 & 0 & b_{31}-b_{32}a_{31} \end{bmatrix}, \\
 C &= [0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 1], \\
 D &= [b_{12} \ b_{22} \ b_{32}].
 \end{aligned} \tag{7}$$

式(7)中: X 为状态矢量, U 为系统输入, A 为系统矩阵, B 为输入矩阵, C 为输出矩阵, D 为联接矩阵.

对系统设计状态观测器^[6], 设状态观测矩阵为 G , 如式(8)所示:

$$G = [g_1 \ g_2 \ g_3 \ g_4 \ g_5 \ g_6]^T. \tag{8}$$

该观测系统的特征多项式 P 如式(9)所示:

$$P = |SI - A + GC|. \tag{9}$$

设状态观测系统的极点矩阵如式(10)所示:

$$F = [-a_1 \ -a_2 \ -a_3 \ -a_4 \ -a_5 \ -a_6]. \tag{10}$$

按期望观测极点确定期望特征多项式, 如式(11)所示:

$$(s+a_1)(s+a_2)(s+a_3)(s+a_4)(s+a_5)(s+a_6) = \alpha_0 + \alpha_1 s + \alpha_2 s^2 + \alpha_3 s^3 + \alpha_4 s^4 + \alpha_5 s^5 + s^6. \tag{11}$$

根据 A 与 C 的系数矩阵, 可得闭环观测系统的特征多项式如式(12)所示:

$$\begin{aligned}
 |SI - A + GC| &= \\
 &\beta_0 + \beta_1 s + \beta_2 s^2 + \beta_3 s^3 + \beta_4 s^4 + \beta_5 s^5 + s^6, \tag{12}
 \end{aligned}$$

则有, 根据式(11)与式(12)的系数相等关系, 可得 n 个代数方程如式(13)所示:

$$\begin{cases} \beta_0 = \alpha_0, \\ \beta_1 = \alpha_1, \\ \beta_2 = \alpha_2, \\ \beta_3 = \alpha_3, \\ \beta_4 = \alpha_4, \\ \beta_5 = \alpha_5, \end{cases} \tag{13}$$

可解得状态观测矩阵 G 的各个元素值.

3.3 系统状态估计(System state estimation)

由现代控制理论知识可知, 当预估模型与实际模型一致时, 由于状态观测系统的极点配置在 s 平面的左侧, 状态观测器的观测值可趋近于状态真值, 状态观测器表达式及系统输出表达式如式(14)–(15)所示:

$$\dot{\hat{X}} = A\hat{X} + BU + G(y - \hat{y}), \tag{14}$$

$$\hat{y} = C\hat{X} + DU, \tag{15}$$

其中: $\hat{X} = [\hat{x}_{11} \ \hat{x}_{12} \ \hat{x}_{21} \ \hat{x}_{22} \ \hat{x}_{31} \ \hat{x}_{32}]^T$ 为观测状态矢量, \hat{y} 为观测系统输出.

仿真过程中各状态变量间采用零阶保持器, 则系统的离散方程^[11]如式(16)所示:

$$\begin{cases} \hat{x}_{11}(k+1) = \\ \hat{x}_{11}(k) + T_s(-a_{10}\hat{x}_{12}(k) + (b_{10}-b_{12}a_{10})u_1(k) + \\ g_1(y(k) - \hat{y}(k))), \\ \hat{x}_{12}(k+1) = \\ \hat{x}_{12}(k) + T_s(-a_{11}\hat{x}_{12}(k) + \hat{x}_{11}(k) + \\ (b_{11} - b_{12}a_{11})u_1(k) + g_2(y(k) - \hat{y}(k))), \\ \hat{x}_{21}(k+1) = \\ \hat{x}_{21}(k) + T_s(-a_{20}\hat{x}_{22}(k) + (b_{20}-b_{22}a_{20})u_2(k) + \\ g_3(y(k) - \hat{y}(k))), \\ \hat{x}_{22}(k+1) = \\ \hat{x}_{22}(k) + T_s(-a_{21}\hat{x}_{22}(k) + \hat{x}_{21}(k) + \\ (b_{21} - b_{22}a_{21})u_2(k) + g_4(y(k) - \hat{y}(k))), \\ \hat{x}_{31}(k+1) = \\ \hat{x}_{31}(k) + T_s(-a_{30}\hat{x}_{32}(k) + (b_{30}-b_{32}a_{30})u_3(k) + \\ g_5(y(k) - \hat{y}(k))), \\ \hat{x}_{32}(k+1) = \\ \hat{x}_{32}(k) + T_s(-a_{31}\hat{x}_{32}(k) + \hat{x}_{31}(k) + \\ (b_{31} - b_{32}a_{31})u_3(k) + g_6(y(k) - \hat{y}(k))), \\ \hat{y}(k+1) = \\ \hat{x}_{12}(k+1) + \hat{x}_{22}(k+1) + \hat{x}_{32}(k+1) + \\ b_{12}u_1(k) + b_{22}u_2(k) + b_{32}u_3(k), \end{cases} \tag{16}$$

其中 T_s 为采样时间间隔.

若将观测系统极点配置于 s 平面左侧离虚轴较远处, 观测系统对噪声的抑制能力下降, 由于有足够多的现场数据可选, 即允许状态估计的误差趋近于零的速度较慢, 将观测器极点配置在离虚轴较近处.

3.4 模型辨识(Model identification)

应用状态观测器观测所得 b 处状态如式(17)所示:

$$\hat{x}_{11}(b), \hat{x}_{12}(b), \hat{x}_{21}(b), \hat{x}_{22}(b), \hat{x}_{31}(b), \hat{x}_{32}(b). \tag{17}$$

将观测所得**b**处状态作为**bc**段数据对应的系统初始状态, 则有**bc**段数据的系统初态可表示为式(18)所示:

$$\begin{cases} \hat{x}_{b11}(0) = \hat{x}_{11}(b), \hat{x}_{b12}(0) = \hat{x}_{12}(b), \\ \hat{x}_{b21}(0) = \hat{x}_{11}(b), \hat{x}_{b22}(0) = \hat{x}_{22}(b), \\ \hat{x}_{b31}(0) = \hat{x}_{11}(b), \hat{x}_{b32}(0) = \hat{x}_{32}(b), \end{cases} \tag{18}$$

以**b**处为新的仿真起始位置, 系统仿真的离散方程^[11]如式(19)所示:

$$\begin{cases} \hat{x}_{b11}(k+1) = \hat{x}_{b11}(k) + T_s(-a_{10}\hat{x}_{b12}(k) + (b_{10} - b_{12}a_{10})u_1(k)), \\ \hat{x}_{b12}(k+1) = \hat{x}_{b12}(k) + T_s(-a_{11}\hat{x}_{b12}(k) + \hat{x}_{b11}(k) + (b_{11} - b_{12}a_{11})u_1(k)), \\ \hat{x}_{b21}(k+1) = \hat{x}_{b21}(k) + T_s(-a_{20}\hat{x}_{b22}(k) + (b_{20} - b_{22}a_{20})u_2(k)), \\ \hat{x}_{b22}(k+1) = \hat{x}_{b22}(k) + T_s(-a_{21}\hat{x}_{b22}(k) + \hat{x}_{b21}(k) + (b_{21} - b_{22}a_{21})u_2(k)), \\ \hat{x}_{b31}(k+1) = \hat{x}_{b31}(k) + T_s(-a_{30}\hat{x}_{b32}(k) + (b_{30} - b_{32}a_{30})u_3(k)), \\ \hat{x}_{b32}(k+1) = \hat{x}_{b32}(k) + T_s(-a_{31}\hat{x}_{b32}(k) + \hat{x}_{b31}(k) + (b_{31} - b_{32}a_{31})u_3(k)), \\ \hat{y}_b(k+1) = \hat{x}_{b12}(k+1) + \hat{x}_{b22}(k+1) + \hat{x}_{b32}(k+1) + b_{12}u_1(k) + b_{22}u_2(k) + b_{32}u_3(k). \end{cases} \tag{19}$$

应用式(19)所示离散方程, 对系统进行仿真, 计算对应的适应度函数值, 所选目标函数如式(20)所示:

$$Q = \sum_{j=1}^N (y(j) - \hat{y}_b(j))^2. \tag{20}$$

具体寻优过程为

1) 教学优化算法将某组预估模型参数(学生)送

给子程序, 在子程序中给定状态观测系统的极点矩阵**F**, 应用第2.2节中所述方法, 计算与该组参数对应的状态观测矩阵**G**;

2) 应用预估模型、状态观测矩阵**G**、数据段**ab**对应的系统输入输出与第2.3节中所述方法估计**b**处的系统状态;

3) 将观测状态作为**bc**段数据的系统初态, 并根据数据段**bc**对应的系统实际输入与预估模型, 应用第2.4节中方法对系统进行仿真, 计算目标函数(学生成绩), 更新预估模型的最优参数(教师);

4) 更新种群粒子(教学优化算法对学生进行“教”与“学”的过程);

5) 重复过程1)至4), 直至循环结束.

需要加以说明的是, 相比于传统的基于历史数据的多变量系统辨识方法, 本文方法仅增加了状态观测矩阵的计算环节与状态观测环节, 这两个环节在寻优迭代过程中, 时间开销不大, 所以不会给寻优过程带来过大的计算负担.

4 辨识过程的仿真分析 (Analysis of identification simulation process)

为比较该辨识方法的辨识效果, 仍选取图3所示对象进行仿真, 由于该辨识方法对系统的扰动形式无特殊要求, 在仿真过程中某时刻, 在系统出口处的扰动通道输入端加入阶跃扰动, 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辨识法和本文方法进行模型辨识, 并对结果进行分析.

4.1 被控对象系统结构 (System structure of the controlled plant)

所选被控对象结构与图3所示系统相同, 在该系统出口加入外部扰动(如果外部扰动不在出口处可等效到出口), 被控对象各环节模型仍采用通用模型结构, 为保证系统的稳定, 模型分子阶次高于分母阶次, 一般情况下, 外扰对输出的影响为渐变过程, 因此采用惯性环节作为扰动通道模型来模拟外扰对输出的影响, 各环节模型参数如表2所示.

表 2 多变量系统模型参数

Table 2 Model parameters of each subsystem of multivariable system

子系统	阶次	a_0	a_1	b_0	b_1	b_2
$G_1(s)$	2	2.0000×10^{-6}	3.0000×10^{-3}	1.0000×10^{-4}	5.0000×10^{-3}	0
$G_2(s)$	2	1.2000×10^{-5}	7.0000×10^{-3}	2.0000×10^{-4}	6.0000×10^{-3}	0
$G_3(s)$	2	4.2000×10^{-5}	1.3000×10^{-2}	3.0000×10^{-4}	7.0000×10^{-3}	0

采用正弦信作为各通道的输入信号来模拟控制器的控制作用, 各通道输入表达式如表3所示。

表 3 多变量系统各环节输入信号
Table 3 The input signals of each subsystem of the multi variable system

子系统输入	表达式
u_1	$3 \sin(0.005 \times t + 1)$
u_2	$2 \sin(0.008 \times t + 2)$
u_3	$5 \sin(0.01 \times t + 3)$

扰动信号经过扰动通道后直接作用于系统输出, 且扰动通道传递函数如式(21)所示:

$$G_d(s) = \frac{0.02}{0.02 + s}. \quad (21)$$

4.2 扰动影响下的系统辨识(System identification under disturbance)

对系统施加扰动的仿真过程为: $t = 1$ 时刻系统由零初始状态开始仿真, 输入信号如表3所示, 在 $t = 401$ s时, 加入 $d = 50$ 的阶跃扰动, 在 $t = 3000$ s时, 系统所有输入保持不变, 待系统稳定后, 仿真过程结束, 该过程中始终在各输入与输出侧加入 40 dB 的高斯白噪声, 记录 u_1, u_2, u_3, y 的值. 仿真步长为 1 s, 仿真时间为 10000 s, 仿真曲线如图4所示。

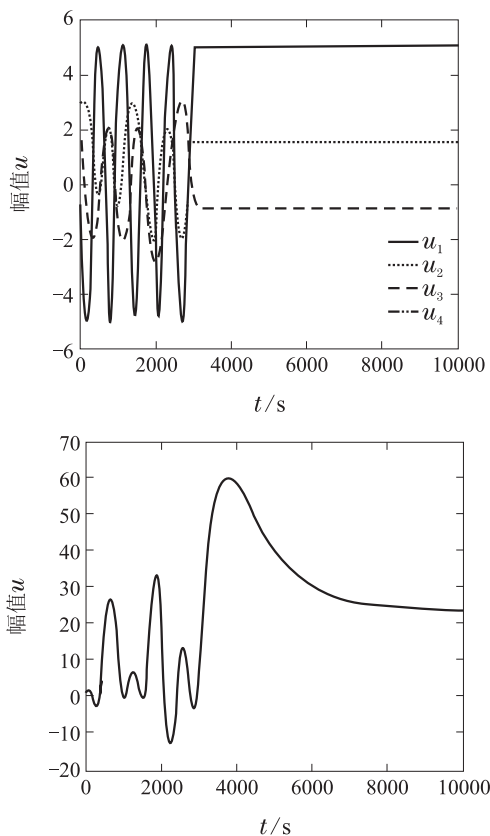


图 4 仿真系统的输入输出曲线
Fig. 4 Input and output curves of the simulation system

将该响应过程的历史数据作为辨识的原始数据,

对数据进行中值滤波, 区间参数为10, 为比较本文方法与常规历史数据模型辨识方法对扰动的克服能力, 常规方法, 对数据进行基于扰动前稳态值的去稳态分量处理, 对本文方法进行基于稳态终值的去稳态分量处理, 处理后的数据曲线如图5所示。

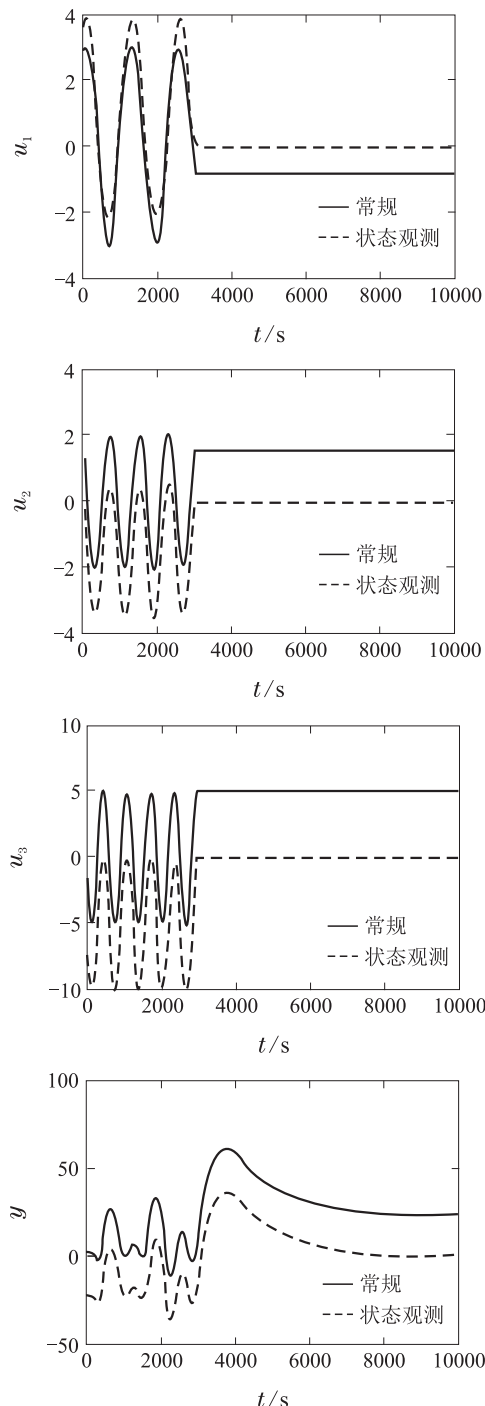


图 5 去稳态分量后的数据输入输出曲线
Fig. 5 Input and output curves after removing steady-state component of the data

基于所选取的数据, 分别应用常规历史数据辨识方法与本文设计方法进行建模, 辨识过程中所选优化算法均为教学优化算法, 两种辨识方法寻优参数均选为: 学生数 NP 为 100, 学科数 d 为 4, 循环步

数为100,各环节 a_0, a_1, b_0, b_1 寻优范围均为 $(-1, 1)$. 目标函数选为: $Q_{\min} = \int_0^t e^2 dt$. 对于本文方法而言,选取观测系统极点矩阵如式(22)所示:

$$F = \begin{bmatrix} -0.007 & -0.007 & -0.007 & -0.007 \\ & -0.007 & -0.007 & \\ & & -0.007 & \\ & & & -0.007 \end{bmatrix}. \quad (22)$$

表4 基于状态观测的多变量历史数据驱动辨识结果

Table 4 Results of historical data driven identification for the multivariable system based on state observation

子系统	阶次	a_0	a_1	b_0	b_1
$G_1(s)$	2	2.0001×10^{-6}	3.0002×10^{-3}	1.0001×10^{-4}	5.0002×10^{-3}
$G_2(s)$	2	1.2003×10^{-5}	7.0003×10^{-3}	2.0001×10^{-4}	6.0004×10^{-3}
$G_3(s)$	2	4.2007×10^{-5}	1.3005×10^{-2}	3.0004×10^{-4}	7.0001×10^{-3}

表5 常规历史数据驱动辨识结果

Table 5 Results of Conventional historical data driven identification for the multivariable system

子系统	阶次	a_0	a_1	b_0	b_1
$G_1(s)$	2	1.2301×10^{-4}	2.4244×10^{-4}	3.0525×10^{-4}	1.7592×10^{-4}
$G_2(s)$	2	3.3492×10^{-5}	2.2953×10^{-4}	2.8854×10^{-4}	1.2876×10^{-4}
$G_3(s)$	2	3.3192×10^{-5}	6.7322×10^{-3}	4.6051×10^{-4}	8.0097×10^{-5}

常规辨识与本文辨识方法辨识结果曲线如图6所示.

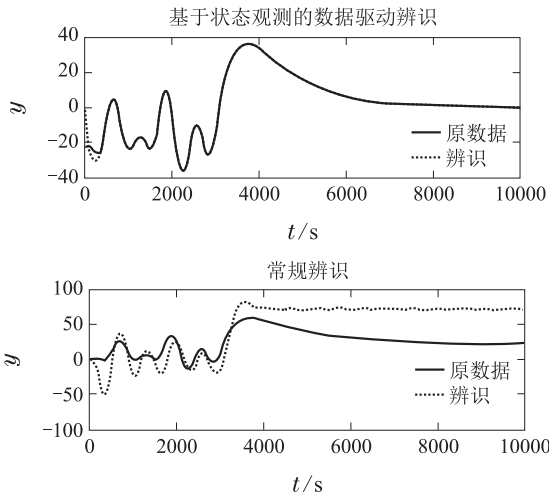


图6 两种辨识方法的辨识结果曲线

Fig. 6 Identification curves of the two methods

4.3 仿真结果分析(Simulation result analysis)

由图6可以看出,当系统由稳态进入动态的过程中,有系统扰动出现时,若仍用该过程数据对系统输入输出与预估模型进行拟合寻优,则无法建立正确的系统模型. 本文方法选取系统由动态回归稳态的历史数据段作为辨识数据,并对该数据段进行基于稳态终值的去稳态分量处理,从而将扰动对系统输出的影响作为稳态终值的一部分处理掉,有效的保证了系统输入输出与实际模型之间的对应关系,

状态观测步数为2000步. 则有,经教学优化算法寻优后得到的常规辨识方法与本文辨识方法的辨识结果如表4-5所示.

注1 模型阶次及结构形式可根据辨识效果进行更改,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.

同时,该方法引入状态观测器对系统状态进行跟踪,当寻优模型参数准确时,可以通过对 b 处之前的数据段的状态观测,得到 b 处的系统初态,解决了辨识建模过程中,系统非零初态的获取问题. 由图6可以看出,利用本文辨识方法可以有效的克服外部扰动对系统辨识精度的影响,实现模型的精确辨识. 另外,在该建模仿真过程中,为模拟现场环境,对系统加入了40 dB的高斯白噪声,但本文建模方法并不局限于该噪声条件,而是在一定的噪声范围内仍具有较好的辨识精度.

5 应用实例(Application example)

协调控制系统作为火电机组最为重要的自动控制系统之一,是一种典型的复杂多变量控制系统,为验证本文方法的有效性,应用该方法对某600 MW汽包炉协调控制系统进行模型辨识. 为更加清晰的描述该建模过程,将该系统拆分为功率控制系统、压力控制系统,分别进行模型辨识.

功率控制系统被控对象结构如图7所示.

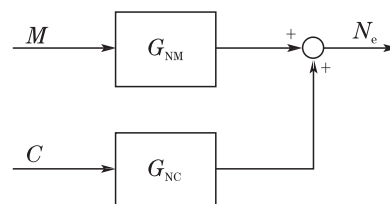


图7 功率被控对象结构框图

Fig. 7 Structure diagram of the controlled object of power

图中: M 为高调门总阀位, C 为燃料量, N_e 为机组负荷.

对功率控制系统历史运行数据进行野值剔除和五点三次平滑滤波, 且为了在大批量的历史数据中选取满足建模要求的数据, 编写MATLAB程序, 实现自动的数据选取, 由于功率控制系统一般无法达到绝对稳定的状态, 根据式(23)选取稳态数据:

$$\delta_x = \frac{X_{\max} - X_{\min}}{X_a + \eta} < \varphi_s, \quad (23)$$

式中: X_{\max} 为该段时间内输出的最大值; X_{\min} 为该段时间内输出的最小值; X_a 为该段时间内输出的平均值; η 稳态调整系数(当所选数据在零值附近时, 用来提高数据筛选的精度); φ_s 为稳态阈值.

同理动态数据根据式(24)选取:

$$\delta_x = \frac{X_{\max} - X_{\min}}{X_a + \eta} > \varphi_d, \quad (24)$$

其中 φ_d 为动态阈值.

在该数据的选取过程中,

$$\eta = 0, \varphi_s = 0.09, \varphi_d = 0.4,$$

所选数据为机组300 MW到600 MW间的数据, 采样时间间隔为1 s, 数据长度为9541组, 采用部分稳态数据的平均值作为稳态终值对辨识数据进行去稳态分量处理, 数据曲线如图8所示.

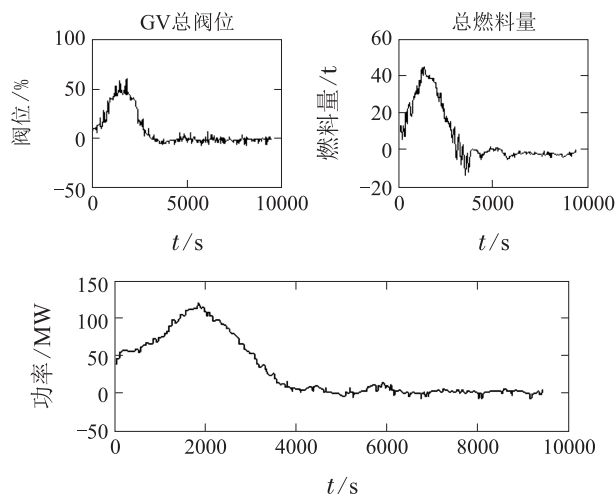


图 8 功率控制系统数据曲线

Fig. 8 Data curves of power control system

表 6 功率控制系统模型结构

Table 6 Model structure of power controlled object

子系统	模型结构
$G_{NM}(s)$	$k_{10} + k_1(1 - a_{10}s)/(T_1s + 1)^2$
$G_{NC}(s)$	$k_2/(T_2s + 1)^2$

教学优化算法寻优过程中, 学生数 $NP = 100$, 学科数 $d = 6$, 循环步数为300, 参数 k_1, k_2, k_{10} 的取

值范围均为 $[-100, 100]$, T_1, T_2, a_{10} 取值范围均为 $[1, 1000]$, 适应度函数同式(20), 选取观测系统的极点矩阵 F 的取值如式(25)所示:

$$F = [-0.015 \quad -0.015 \quad -0.015 \quad -0.015]^T. \quad (25)$$

状态观测步数为1500步. 辨识结果如图9所示.

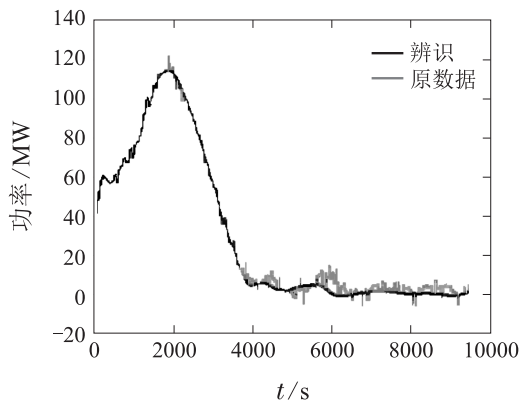


图 9 功率控制系统辨识结果曲线

Fig. 9 Identification curves of the power control system

表 7 功率控制系统辨识模型

Table 7 Identified models of power control system

子系统	模型
$G_{NM}(s)$	$0.0242 + 0.4064(1 - 448.4051s)/(450.6947 + 1)^2$
$G_{NC}(s)$	$1.8972/(169.6353s + 1)^2$

模型验证过程的数据如图10所示, 数据长度为10797组.

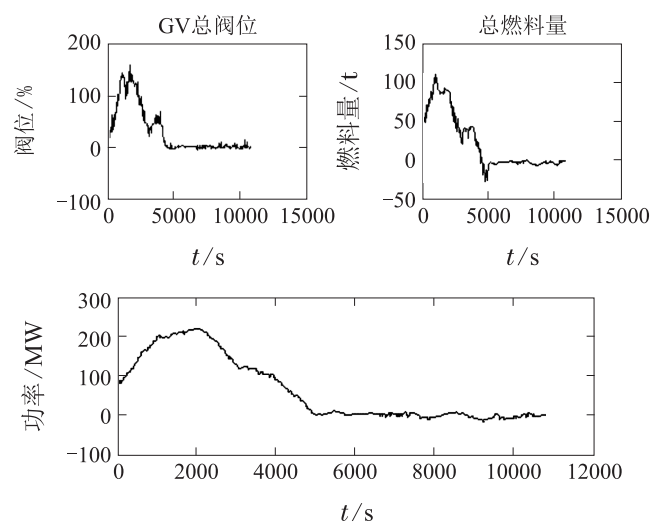


图 10 模型验证过程历史数据曲线

Fig. 10 Curves of historical data for model validation

为消除扰动对模型验证过程的影响, 仍采用先跟踪再仿真的方法, 跟踪步数仍为1500步, 辨识所得模型输出与实际输出的曲线如图11所示.

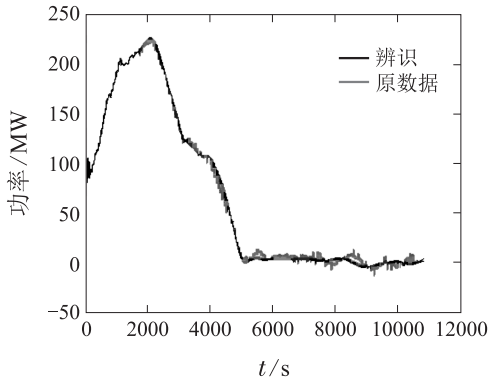


图 11 功率控制系统模型验证曲线

Fig. 11 Model checking curves of the power control system

压力控制系统建模过程与功率控制系统建模过程类似,被控对象结构如图12所示.图中 P_t 为主蒸汽压力.预估模型结构^[12-13]如表8所示.

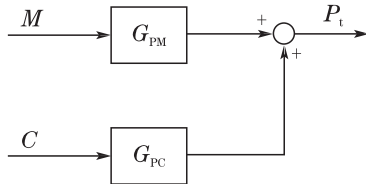


图 12 压力被控对象结构框图

Fig. 12 Structure block diagram of the controlled object in pressure control system

表 8 压力控制系统模型结构

Table 8 Model structure of the pressure controlled object

子系统	模型结构
$G_{PM}(s)$	$k_3/(T_3s + 1)^2$
$G_{PC}(s)$	$k_4/(T_4s + 1)^2$

压力控制系统模型辨识与模型验证所用输入数据段与功率控制系统相同.参数 k_3, k_4 的取值范围均为 $[-100, 100]$, T_1, T_2 取值范围均为 $[1, 1000]$,其他参数与功率控制系统辨识过程相同,辨识结果如图13所示.辨识所得模型如表9所示.

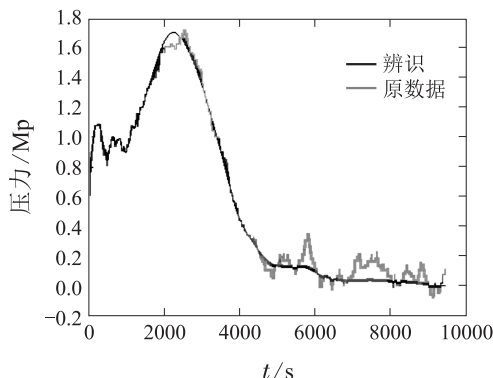


图 13 压力控制系统辨识结果曲线

Fig. 13 Identification curves of the pressure control system

表 9 压力控制系统辨识模型

Table 9 Identified models of pressure control system

子系统	模型
$G_{PM}(s)$	$-0.0128/(413.2292s + 1)^2$
$G_{PC}(s)$	$0.0542/(481.3746s + 1)^2$

模型验证曲线如图14所示.

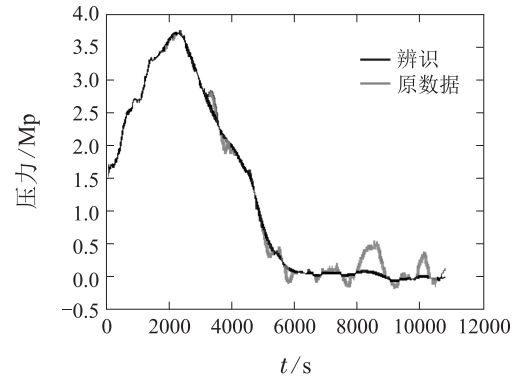


图 14 压力控制系统模型验证曲线

Fig. 14 Model checking curves of the pressure control system

图9、图11、图13-14中的仿真结果曲线,表明了本文辨识算法的有效性,与传统的开环阶跃测试法及基于最小二乘的辨识算法相比,该建模方法应用系统历史数据进行模型辨识,无需对系统加入额外扰动信号,因此不会对系统产生任何影响,且该建模方法所建模型为参数模型,相比于神经网络、支持向量机等多变量辨识算法,其所建模型具有更好的通用性.

6 结论(Conclusions)

本文提出一种基于状态观测与教学优化算法的多变量系统历史数据驱动辨识方法.该辨识算法均采用MATLAB语言编程实现,可方便地转换为C语言等高级语言,用于各种工控环境.该辨识方法具有以下优点:

1) 有效地利用了过程扰动对系统输入输出的影响机制,应用系统运行的历史数据进行多变量系统辨识,不仅不会对系统的安全、经济运行产生不利影响,还能在一定程度上消除未知扰动对建模过程的影响.

2) 应用状态观测器对系统非零初始状态进行状态估计,克服了传统历史数据驱动建模方法,对系统初始状态为零的苛刻要求.

3) 从模型辨识数据的挖掘和辨识方法的创新两个角度出发设计建模方法,很好的契合了工业系统大数据建模的要求,且大部分工业系统普遍存在扰动,该方法的提出,为工业系统大数据建模的实现与推广奠定了基础.

本辨识方法所采用的历史数据是可以由算法实现自动筛选的. 今后要进一步研究数据段中 b 点的自动选取问题, 以使该方法在工程应用中更加方便.

参考文献(References):

- [1] MEI H, LI S Y. Decentralized identification for multivariable integrating processes with time delays from closed-loop step tests [J]. *ISA Transactions*, 2007, 46(2): 189 – 198.
- [2] LIU Yanjun, DING Feng. Coupled stochastic gradient algorithm and performance analysis for multivariable systems [J]. *Control and Decision*, 2016, 31(8): 1487 – 1492.
(刘艳君, 丁峰. 多变量系统的耦合梯度辨识算法与性能分析[J]. 控制与决策, 2016, 31(8): 1487 – 1492.)
- [3] 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.
(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.)
- [4] ZHAO Jianyuan, LI Xingfei, TIAN Lingzi. Orthogonal subspace identification in the presence of colored noise [J]. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(1): 43 – 49.
(赵建远, 李醒飞, 田凌子. 有色噪声背景下的正交子空间辨识[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(1): 43 – 49.)
- [5] GUNES B, VAN WINGERDEN J W, VERHAEGEN M. Model predictor-based tensor regression (PBTR) for LPV subspace identification [J]. *Automatica*, 2017, 79(11): 235 – 243.
- [6] 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.
(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(英文)[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(8): 1040 – 1051.)
- [7] 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.
(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.)
- [8] ARSLAN O, YETIK O. ANN modeling of an ORC-binary geothermal power plant: simav case study [J]. *Energy Sources Part A-Recovery Utilization and Environmental Effects*, 2014, 36(4): 418 – 428.
- [9] SUN Xiaodong, ZHU Huangqiu, YANG Zebin, et al. Nonlinear modeling of bearingless permanent magnet synchronous motors with least squares support vector machines [J]. *Control Theory & Applications*, 2012, 29(4): 524 – 528.
(孙晓东, 朱焜秋, 杨泽斌, 等. 无轴承永磁同步电机最小二乘支持向量机非线性建模[J]. 控制理论与应用, 2012, 29(4): 524 – 528.)
- [10] LAURAIN V, TOTH R, PIGA D. An instrumental least squares support vector machine for nonlinear system identification [J]. *Automatica*, 2015, 54(2): 340 – 347.
- [11] HAN Pu, DONG Ze, WANG Dongfeng, et al. *Intelligent Control Theory and Application* [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2012: 6 – 24.
(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.) z
- [12] YUAN Shitong, HAN Pu. Modeling research of multivariable system based on big data [J]. *Journal of System Simulation*, 2014, 26(7): 1454 – 1459, 1510.
(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.)
- [13] YUAN Shitong. *Research on modeling theory and method for 1000 MW ultra supercritical unit* [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2015.
(袁世通. 1000 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.)
- [14] 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.
(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.)
- [15] RAO R V, PATEL V. An elitist teaching-learning-based optimization algorithm for solving complex constrained optimization problems [J]. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 2012, 3(4): 535 – 560.
- [16] WENG Siyi, YANG Ping. *Automatic Control Theory* [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2011.
(翁思义, 杨平. 自动控制原理[M]. 北京: 中国电力出版社, 2011: 387 – 389.)

作者简介:

董泽 (1970–), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为大型火电机组建模理论与方法研究、智能控制理论及应用, E-mail: dongze33@126.com;

尹二新 (1985–), 男, 博士, 研究方向为大型火电机组历史数据挖掘与建模, E-mail: 304462130@qq.com.