

# 结合稳态模型的非线性动态建模方法及应用

孔亮, 丁艳军, 张毅, 张雪, 吴占松

(清华大学热科学与动力工程教育部重点实验室, 北京市 海淀区 100084)

## Application of Nonlinear Dynamic Model Combined With Static Model

KONG Liang, DING Yan-jun, ZHANG Yi, ZHANG Xue, WU Zhan-song

(Key Laboratory for Thermal Science and Power Engineering of Ministry of Education, Tsinghua University, Haidian District, Beijing 100084, China)

**ABSTRACT:** As the dynamic characteristics of thermal objects are usually acquired by step responses, nonlinearity makes those models effective only near static work conditions, an approach is proposed to realize an adaptive dynamic model based on a nonlinear static model. First, steady state of current inputs is estimated by static model, then these real-time static estimate results are applied to update the parameters depending on steady state in linear dynamic models, after that an adaptive nonlinear dynamic model is achieved and this model can be used in a relative long-range dynamic prediction. Both static and dynamic experiments were carried out in a 360MV pulverized coal-fired boiler with W-type flame. Then, using ANN (Artificial Neural Network) a nonlinear static model was acquired based on 107 static data samples, and a series of linear dynamic models were obtained by 7 step response curves. Finally, these nonlinear adaptive model and linear model were used to predict  $\text{NO}_x$  emissions at the same time in two dynamic processes at different loads, results show that the nonlinear adaptive model is much better than linear model to predict  $\text{NO}_x$  emissions in dynamic process.

**KEY WORDS:** utility boiler; combustion characteristics;  $\text{NO}_x$ ; nonlinear dynamic model; static model

**摘要:** 考虑到热工对象的动态特性大多从阶跃响应获得, 非线性的存在使此种线性动态模型只能在相应稳态点附近有较好的性能, 文中采用了基于非线性稳态模型来实现动态模型自适应的策略, 该策略用较为精确的非线性稳态模型得到当前输入下的稳态参数, 然后由此修正线性动态模型中与稳态相关的参数, 实现了动态模型的自适应, 进而有效提高了大范围下的动态预测性能。通过对某电厂360 MW“W型”火焰强制循环固态排渣煤粉炉的稳态和动态试验, 建立了 $\text{NO}_x$ 的神经网络稳态模型和线性动态模型, 用两个不同工况下的实际数据, 验证了结合稳态模型的非线性自适应动态模型比线性动态模型具有更好的 $\text{NO}_x$ 排放

预测性能。

**关键词:** 电站锅炉; 燃烧特性; 氮氧化物; 非线性动态模型; 稳态模型

## 0 引言

由于电站锅炉 $\text{NO}_x$ 排放的机理复杂, 很难建立能够用于 $\text{NO}_x$ 实时预测和控制的机理模型<sup>[1-3]</sup>。因此, 对于电站锅炉 $\text{NO}_x$ 排放预测和控制, 一般都采用基于试验的经验建模, 并分为稳态建模和动态建模两种<sup>[4-6]</sup>。通常稳态试验持续时间长, 取平均值后能较为有效地抑止扰动带来的影响, 建模数据比较准确, 因此稳态模型精度较高, 但仅仅依靠稳态模型, 尚不能完成锅炉动态运行过程中 $\text{NO}_x$ 排放的预测和控制<sup>[7-9]</sup>。动态建模时一般只在锅炉的某一工况点进行参数阶跃试验, 得到对象的动态特性模型, 但由于锅炉对象具有严重的非线性, 试验得到的动态模型只是在试验点附近具有较好的模型精度。对此, 本文将 $\text{NO}_x$ 排放的稳态模型和动态模型相结合, 建立了一种具有自适应能力的非线性动态模型。

该建模方法的思路源自Hammerstein模型结构的启发。Hammerstein模型如图1所示, 由当前输入 $U(k)$ 代入非线性稳态模型得到不可测量的状态变量 $x(k)$ ,  $x(k)$ 代入线性动态模型来预测当前的输出 $y(k)$ 。Hammerstein模型只是给出了一类模型的框架, 没有特定的实现方法<sup>[10-12]</sup>, 通过结合增益调度的思想<sup>[13-17]</sup>和实际热工对象的特点, 本文运用非线性稳态模型实时修正线性动态模型中的稳态工况点和增益, 从而给出了一种Hammerstein模型的实现方法, 并把用此方法建立的模型称为结合稳态模型的非线性动态模型, 即CSND模型。

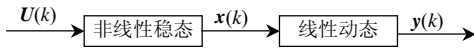


图1 Hammerstein 模型结构

Fig. 1 Hammerstein model structure

## 1 结合稳态模型的非线性动态建模原理

### 1.1 稳态模型和动态模型的联系

假设通过试验已经得到了对象的稳态模型:

$$y_{ss} = f_{ss}(u_1, \dots, u_n, v_1, \dots, v_m) \quad (1)$$

动态模型:

$$G_i(s) = \frac{\Delta y}{\Delta u_i} = \frac{y - y_0}{u_i - u_{i_0}} = \frac{b_1 s + g_i}{a_2 s^2 + a_1 s + 1} e^{-n_i T s} \quad (2)$$

式中:  $u_i$  为第  $i$  个操作量, 共有  $n$  个操作量;  $v_j$  为第  $j$  个扰动量, 共有  $m$  个扰动量;  $f_{ss}$  为用稳态试验数据建立的稳态模型;  $y_{ss}$  为稳态模型预测值; 令  $U_0 = [u_{1_0}, \dots, u_{n_0}, v_{1_0}, \dots, v_{m_0}]^T$  为一给定的输入, 在  $U_0$  作为输入时实际对象的稳态输出为  $y_0$ ;  $G_i(s)$  为对  $u_i$  在稳态点  $(U_0, y_0)$  进行阶跃试验得到的线性动态模型, 一般有自平衡能力的热工对象的阶跃响应都可用式(2)来近似表示。

由于对具有较强非线性的对象而言, 式(2)所得的线性动态模型显然只是在稳态点  $(U_0, y_0)$  附近有比较好的预测效果, 当偏离稳态点  $(U_0, y_0)$  较远时, 模型失配严重, 预测误差大, 进而导致控制效果恶化。如果要用式(2)所示的线性动态模型较好地描述非线性对象的动态特性, 最直接的方法就是需要通过试验得到许多不同稳态点下的线性动态模型, 然后根据不同的工况, 实时切换到相应的动态模型。不过, 由于现场条件的限制, 试验的次数往往不能太多, 所以此法实际不太可行。但是通过对式(2)所示的动态模型分析得到, 此类动态模型包含着若干稳态信息, 即稳态点  $(U_0, y_0)$  与稳态增益  $g_i$ , 只要能对这几个参数进行实时修正即可提高动态模型的预测性能。

动态模型中包含了稳态信息, 可用对象的稳态模型来实时修正。假设得到的稳态模型为式(1),  $U_k = [u_k, \dots, u_{n_k}, v_{1_k}, \dots, v_{m_k}]^T$  为当前的输入, 则可通过式(1)求出  $U_k$  输入下的稳态输出  $f_{ss}(U_k)$ , 那么式(2)中的稳态点  $(U_0, y_0)$  可用当前输入下的稳态点  $(U_k, f_{ss}(U_k))$  来代替, 即:

$$(U_0, y_0) = [U_k, f_{ss}(U_k)] \quad (3)$$

假设稳态模型是连续的, 则动态模型中的稳态增益  $g_i$  可用稳态模型的偏导数求得, 即

$$g_i = \left. \frac{\partial f_{ss}}{\partial u_i} \right|_{U=U_k} \quad (4)$$

通过式(3)、(4), 即建立起了稳态和动态模型的联系, 显然这种方法实现了一种自适应的非线性动态模型。

### 1.2 CSND 模型的实现

得到了稳态和动态模型的联系后, 在此给出此非线性动态模型的具体实现。首先假设已经得到了式(1)、(2)所示的稳态和动态模型。

#### 1) 动态模型的差分形式。

由于讨论的是MISO对象, 要涉及各个输入影响的叠加, 所以在此令式(2)中的  $\Delta y = \Delta y_i = y_i - y_0$ , 则:

$$G_i(s) = \frac{\Delta y_i}{\Delta u_i} = \frac{y_i - y_0}{u_i - u_{i_0}} = \frac{b_1 s + g_i}{a_2 s^2 + a_1 s + 1} e^{-n_i T s} \quad (5)$$

式中,  $\Delta y_i$  为操作量  $u_i$  引起的输出  $y$  相对于稳态输出  $y_0$  的动态变化。

先不考虑延时, 将式(5)化为微分方程的形式

$$a_2 \frac{d^2 \Delta y_i}{dt^2} + a_1 \frac{d \Delta y_i}{dt} + \Delta y_i = b_1 \frac{d \Delta u_i}{dt} + g_i \Delta u_i \quad (6)$$

用差分格式

$$\frac{d^2 \Delta y_i}{dt^2} = \frac{\Delta y_{i_k} - 2 \Delta y_{i_{k-1}} + \Delta y_{i_{k-2}}}{T^2} \quad (7)$$

$$\frac{d \Delta y_i}{dt} = \frac{\Delta y_{i_k} - \Delta y_{i_{k-1}}}{T} \quad (8)$$

$$\frac{d \Delta u_i}{dt} = \frac{\Delta u_{i_k} - \Delta u_{i_{k-1}}}{T} \quad (9)$$

代替式(6)中的微分, 并考虑延时后得到

$$\Delta y_{i_k} = \frac{2a_2 + a_1 T}{m} \Delta y_{i_{k-1}} - \frac{a_2}{m} \Delta y_{i_{k-2}} + \frac{b_1 T + g_i T^2}{m} u_{i_{k-n}} - \frac{b_1 T}{m} u_{i_{k-n-1}} - \frac{g_i T^2}{m} u_{i_0} \quad (10)$$

式中:  $T$  为采样时间,  $m = a_1 + a_2 T + T^2$ ;  $\Delta y_i = y_i - y_0$ 。

#### 2) 稳态和动态模型相结合。

假设,  $U_k = [u_k, \dots, u_{n_k}, v_{1_k}, \dots, v_{m_k}]^T$  为当前的输入, 将式(3)、(4)得到的  $y_0$ 、 $g_i$  和  $u_{i_0}$  代入差分公式(10), 即得到经过稳态模型修正的新动态模型。

特别当取  $u_{i_0} = u_{i_{k-n}}$  时,

$$\Delta y_{i_k} = \frac{2a_2 + a_1 T}{m} a_1 \Delta y_{i_{k-1}} - \frac{a_2}{m} \Delta y_{i_{k-2}} + \frac{b_1 T}{m} (u_{i_{k-n}} - u_{i_{k-n-1}}) \quad (11)$$

这样合理地避免了对  $g_i$  的求解, 进一步简化了预测模型。

理论上如果稳态和动态模型都足够精确, 通过这种近似的连续线性化的方法即可实现对非线性对象动态特性比较精确的描述。

#### 3) 动态预测输出。

$$y_k = y_0 + \sum_{i=1}^n \Delta y_{i_k} \quad (12)$$

式中： $y_0 = f_{ss}(u_{1_{k-n_1}}, \dots, u_{n_{k-n_k}}, v_{1_k}, \dots, v_{m_k})$ ； $\Delta y_{i_k}$  由式(11)求得。

### 1.3 算例

设非线性对象为

$$\frac{dy}{dt} + y = \frac{du_1}{dt} + u_1^2 + \frac{du_2}{dt} + u_2^2 + u_1 u_2 \quad (13)$$

1) 稳态模型。

其稳态模型为： $y_{ss} = u_1^2 + u_2^2 + u_1 u_2$ ，增益  $g_1 =$

$$\frac{\partial y_{ss}}{\partial u_1} = 2u_1 + u_2, \quad g_2 = \frac{\partial y_{ss}}{\partial u_2} = 2u_2 + u_1。$$

2) 动态模型。

令稳态点为  $(u_{1_0}, u_{2_0}, y_0)$ ，即满足：

$$y_0 = u_{1_0}^2 + u_{2_0}^2 + u_{1_0} u_{2_0} \quad (14)$$

由式(13)、(14)得：

$$\begin{aligned} \frac{d(y - y_0)}{dt} + y - y_0 &= \frac{d(u_1 - u_{1_0})}{dt} + u_1^2 - u_{1_0}^2 + \\ &\frac{d(u_2 - u_{2_0})}{dt} + u_2^2 - u_{2_0}^2 + u_1 u_2 - u_{1_0} u_{2_0} \end{aligned} \quad (15)$$

在  $(u_{1_0}, u_{2_0}, y_0)$  附近线性化得：

$$u_1^2 \approx u_{1_0}^2 + 2u_{1_0}(u_1 - u_{1_0}) \quad (16)$$

$$u_2^2 \approx u_{2_0}^2 + 2u_{2_0}(u_2 - u_{2_0}) \quad (17)$$

$$u_1 u_2 \approx u_{1_0} u_{2_0} + u_{2_0}(u_1 - u_{1_0}) + u_{1_0}(u_2 - u_{2_0}) \quad (18)$$

将线性化结果代入式(15)，得线性动态模型：

$$\begin{aligned} \frac{d\Delta y}{dt} + \Delta y &= \frac{d\Delta u_1}{dt} + g_1(u_{1_0}, u_{2_0})\Delta u_1 + \frac{d\Delta u_2}{dt} + \\ &g_2(u_{1_0}, u_{2_0})\Delta u_2 \end{aligned} \quad (19)$$

式中： $\Delta y = y - y_0$ ； $\Delta u_1 = u_1 - u_{1_0}$ ； $\Delta u_2 = u_2 - u_{2_0}$ 。

因为系统已经被线性化，所以满足叠加原理：

$$\Delta y = \Delta y_1 + \Delta y_2 \quad (20)$$

式中：

$$\frac{d\Delta y_1}{dt} + \Delta y_1 = \frac{d\Delta u_1}{dt} + g_1(u_{1_0}, u_{2_0})\Delta u_1 \quad (21)$$

$$\frac{d\Delta y_2}{dt} + \Delta y_2 = \frac{d\Delta u_2}{dt} + g_2(u_{1_0}, u_{2_0})\Delta u_2 \quad (22)$$

式(21)、(22)改写为传递函数形式，即：

$$G_1(s) = \frac{\Delta y_1(s)}{\Delta u_1(s)} = \frac{s + g_1(u_{1_0}, u_{2_0})}{s + 1} \quad (23)$$

$$G_2(s) = \frac{\Delta y_2(s)}{\Delta u_2(s)} = \frac{s + g_2(u_{1_0}, u_{2_0})}{s + 1} \quad (24)$$

在此通过理论分析得到了对象的精确传递函数模

型  $G_1(s)$  和  $G_2(s)$ 。对于实际对象一般先由阶跃试验得到传递函数模型，再转化为式(21)、(22)所示的微分方程。

对式(21)、(22)用前向差分代替微分得

$$\Delta y_{1_k} = \frac{1}{T+1} [\Delta y_{1_{k-1}} + u_{1_k} - u_{1_{k-1}} + g_1(u_{1_0}, u_{2_0})T(u_{1_k} - u_{1_0})] \quad (25)$$

$$\Delta y_{2_k} = \frac{1}{T+1} [\Delta y_{2_{k-1}} + u_{2_k} - u_{2_{k-1}} + g_2(u_{1_0}, u_{2_0})T(u_{2_k} - u_{2_0})] \quad (26)$$

3) 稳态和动态模型相结合。

总是选取  $u_{1_0} = u_{1_k}$ ， $u_{2_0} = u_{2_k}$ ，并与相应的稳态输出  $y_0 = y_{ss}(u_{1_0}, u_{2_0}) = u_{1_k}^2 + u_{2_k}^2 + u_{1_k} u_{2_k}$  一同代入式(25)、(26)得：

$$\Delta y_{1_k} = \frac{1}{T+1} (\Delta y_{1_{k-1}} + u_{1_k} - u_{1_{k-1}}) \quad (27)$$

$$\Delta y_{2_k} = \frac{1}{T+1} (\Delta y_{2_{k-1}} + u_{2_k} - u_{2_{k-1}}) \quad (28)$$

4) 动态模型输出。

式(27)、(28)相加得到：

$$\Delta y_k = \frac{1}{T+1} (\Delta y_{k-1} + u_{1_k} - u_{1_{k-1}} + u_{2_k} - u_{2_{k-1}}) \quad (29)$$

将  $\Delta y_k = y_k - y_0$ ， $\Delta y_{k-1} = y_{k-1} - y_0$  代入式(29)得

$$y_k = \frac{1}{T+1} [y_{k-1} + T y_0 + u_{1_k} - u_{1_{k-1}} + u_{2_k} - u_{2_{k-1}}] \quad (30)$$

式中  $y_0 = u_{1_k}^2 + u_{2_k}^2 + u_{1_k} u_{2_k}$ 。

5) 正确性验证。

直接把对象进行前向差分，得到：

$$y_k = \frac{1}{T+1} [y_{k-1} + T(u_{1_k}^2 + u_{2_k}^2 + u_{1_k} u_{2_k}) + u_{1_k} - u_{1_{k-1}} + u_{2_k} - u_{2_{k-1}}] \quad (31)$$

与式(30)完全相同，由此可验证本文方法的正确性。

对于此类时不变的非线性MISO系统，如果得到了非线性对象的精确稳态模型  $y_{ss}$  和动态模型  $G_i(s)$ ，那么CSND模型能够通过稳态模型对动态模型进行连续调整达到对实际非线性动态的准确描述，此建模方法本质上可理解为一种对非线性对象实时线性化的过程。

## 2 在电站锅炉NO<sub>x</sub>排放建模中的应用

### 2.1 对象介绍

试验对象是法国斯坦因公司(STEIN)制造的某360 MW“W型”火焰强制循环固态排渣煤粉炉。此炉燃烧方式主要特点是采用了“W型”火焰，在炉膛前后拱上装有36支直流燃烧器，分两排向炉底中心斜下方喷射，火焰在冷灰斗折向上而形成“W”形。

为了建立NO<sub>x</sub>排放的试验模型,针对此炉的实际运行情况,选取一次风压、二次风A挡板开度、二次风B挡板开度、二次风C挡板开度、上三次风挡板开度、下三次风挡板开度、烟气含氧量这7个量作为操作量,选取负荷和煤质作为扰动量,进行热态试验。

## 2.2 稳态模型

稳态多工况试验采用正交试验方法,每个工况需要稳定1h左右。由于锅炉在不同负荷下运行性能有较大的差异,故选取在100%、85%、70%这3种典型负荷水平下进行了稳态试验,基本覆盖机组的正常运行范围,能很好地反映锅炉在大范围工况变化下的运行性能,试验共完成了107组有效工况,然后运用人工神经网络(artificial neural network, ANN)建立稳态模型<sup>[18-20]</sup>。模型都采用了BP神经网络结构,激励函数都取为Sigmoid函数从而保证了神经网络预测函数的连续性。因为该锅炉具有较为准确的炉膛4角温度测点,所以运行人员始终把炉膛温度作为监控燃烧的主要指标之一。由NO<sub>x</sub>生成机理得,炉膛温度对其影响很大<sup>[3]</sup>,因此本文还建立了炉膛温度的稳态模型。

建立的炉膛平均温度( $T_{ss}$ )和NO<sub>x</sub>排放( $N_{ss}$ )稳态预测模型形式为

$$T_{ss} = f_{ANN_A}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) \quad (32)$$

$$N_{ss} = f_{ANN_B}(\mathbf{u}, \mathbf{v}, T_{ss}) \quad (33)$$

式中:  $\mathbf{u}$ =[一次风压, 二次风A, 二次风B, 二次风C, 上三次风, 下三次风, 氧量]<sup>T</sup>;  $\mathbf{v}$ =[负荷, 煤的挥发分, 煤的热值]<sup>T</sup>。炉膛平均温度模型结构为10-5-1形式,即具有10个输入节点,5个隐层节点和1个输出节点,建模结果如图2(a)所示,模型平均相对误差为1.98%。NO<sub>x</sub>排放模型结构为11-5-1形式,建模结果如图2(b)所示,模型平均相对误差为4.72%。

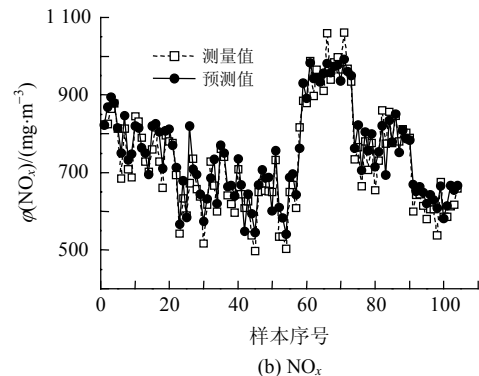
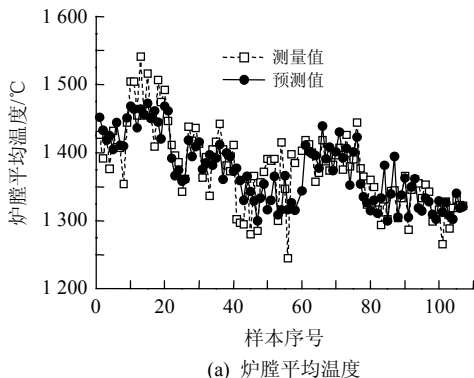


图2 BP神经网络建模结果

Fig. 2 Modeling results of BPANN

## 2.3 动态模型

动态试验是在锅炉运行稳定的100%负荷下进行的,对7个操作量分别进行了阶跃试验。根据试验的阶跃响应曲线,并结合锅炉燃烧性能机理分析发现,试验得到的动态响应过程的拟合传递函数可以近似用一阶惯性加纯延迟形式来表示:

$$G(S) = \frac{g}{1 + T_p s} e^{-T_d s} \quad (34)$$

本文选用最小二乘法对模型进行辨识<sup>[2]</sup>。

对式(34)所示的传递函数用前向差分代替微分,可以得到

$$\Delta y_k = \frac{T_p}{T_p + T} \Delta y_{k-1} + \frac{gT}{T_p + T} (u_{k-n_d} - u_0) \quad (35)$$

式中:  $n_d = T_d / T$ ;  $T$ 为采样时间, s。

现场的数据采样时间为5s,阶跃试验辨识得到的动态模型参数列于表1。

表1 100%负荷下的NO<sub>x</sub>排放线性动态模型参数

Tab. 1 Dynamic model parameters of NO<sub>x</sub> emissions at full load

操作量	阶跃输入	比例系数 $g$	时间常数 $T_p/s$	延迟时间 $T_d/s$	NO <sub>x</sub> 初值/ (mg·m <sup>-3</sup> )
一次风压	3.85~4.17	18.5	135	150	910
二次风A	81~100	3.19	90	345	900
二次风B	50~22	2.1	60	75	970
二次风C	80~40	2.3	246	225	940
上三次风	57~85	-2.1	195	270	980
下三次风	45~100	-1.7	180	45	954
氧量	1.5~2	50	195	120	940

## 2.4 NO<sub>x</sub>排放的CSND模型

基于已经建立的稳态和动态模型,即可采用CSND模型预测输出。动态预测都必须从稳态开始,以此给计算提供初始值,此外该初始稳态还用来校正现有的稳态模型,从而提高预测精度。

由于线性动态模型是在100%负荷下试验得到的,因此首先选择100%负荷作为测试工况检验

CSND 模型的动态预测性能。先使锅炉进入稳态工况，然后让运行人员仅能通过 7 个操作量来调整燃烧以获得动态响应现场数据，此动态测试维持了 30 min，预测周期为 5 s， $\text{NO}_x$  的实际测量值和预测值如图 3 所示，可见 CSND 模型的预测效果明显优于线性动态模型。对相应的输入数据进行分析后得到，由于动态试验工况就在该负荷下进行，而且满负荷下的稳态运行参数相对固定，即该稳态时的操作量设定值与试验时比较接近，所以初始阶段两个模型的预测值比较接近真值。随着操作量不断偏离稳态点，强非线性使得线性动态模型的预测偏差在中后期逐渐增大；而结合了稳态的非线性动态模型的预测结果却能够比较好地接近真值。特别是在后期当氧量设定值从 2.4% 减小至 0.9%，接着又增加到 1.6% 的过程，造成了  $\text{NO}_x$  值的剧烈波动，不过该过程中 CSND 模型的跟踪效果确是得到了很好的体现。在满负荷下 CSND 模型相比线性动态模型，预测性能有很大的提高。

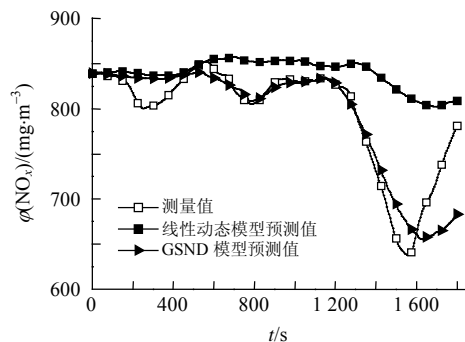


图 3 100% 负荷下动态模型预测效果比较  
Fig. 3 Comparison of dynamic predictive results at full load

第 2 个测试工况选择了偏离动态试验工况的 80% 负荷进行，也是先使锅炉进入稳态工况，然后运行人员仅通过调整 7 个操作量来稳定燃烧，此动态测试维持了 28 min， $\text{NO}_x$  的实际测量和预测值如图 4 所示。由于这个工况偏离动态试验工况较远，理论上来说线性动态模型的预测效果就会恶化。实际情况也表明预测误差在一开始就比较明显，随着后期操作量的频繁变化，线性动态模型对实际输出的预测基本失效；由于有比较接近该工况的稳态试验数据，所以 CSND 模型在中前期虽然不能得到比较准确的预测值，但还是较好地实现了对输出变化趋势的预测。对于一个非线性很强的对象，要在一个偏离动态试验工况较远的未知工况进行预测，是很大的难题，结合稳态模型的 CSND 模型在这方面体现出了一定的优势。

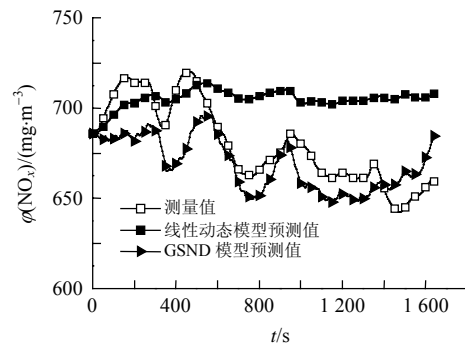


图 4 80% 负荷下动态模型预测效果比较  
Fig. 4 Comparison of dynamic predictive results at 80% load

### 3 结论

本文从 Hammerstein 模型结构得到启发，用非线性稳态模型实时修正线性动态模型中的稳态参数，从而建立了一种结合稳态模型的非线性动态模型，即 CSND 模型。

用算例验证了模型的准确性。以某电站锅炉的  $\text{NO}_x$  动态预测为例，对 CSND 模型进行测试。通过现场试验建立了  $\text{NO}_x$  排放的稳态模型和线性动态模型，进而在 2 种负荷下测试了 CSND 模型对  $\text{NO}_x$  排放的预测效果。结果表明稳态模型对线性动态模型进行修正能有效地提升动态预测性能。

### 参考文献

- [1] Kalogirou S A. Artificial intelligence for modeling and control of combustion process: a review[J]. Progress in Energy and Combustion Science, 2003, 29(6): 515-566.
- [2] 张毅. 电站锅炉燃烧优化控制理论[D]. 北京: 清华大学, 2006. Zhang Yi. Research on theory and application of combustion optimization control of utility boilers[D]. Beijing: Tsinghua University, 2006(in Chinese).
- [3] 许昌, 吕剑虹. 基于生成机理的燃煤电站锅炉  $\text{NO}_x$  排放量神经网络模型[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(10): 233-237. Xu Chang, Lü Jianhong. Artificial neural networks model for  $\text{NO}_x$  emissions in a pulverized-coal power station boiler on generation mechanism[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(10): 233-237(in Chinese).
- [4] 王培红, 李磊磊, 陈强, 等. 电站锅炉  $\text{NO}_x$  排放与效率的响应特性模型[J]. 动力工程, 2004, 24(2): 254-259. Wang Peihong, Li Leilei, Chen Qiang, et al. Response characteristics model of  $\text{NO}_x$  emission and efficiency for power station boiler [J]. Power Engineering, 2004, 24(2): 254-259(in Chinese).
- [5] Zhou H, Cen K, Fan J. Modeling and optimization of the  $\text{NO}_x$  emission characteristics of a tangentially fired boiler with artificial neural networks[J]. Energy, 2004, 29(2): 167-183.
- [6] Zhou H, Cen K, Mao J. Combining neural network and genetic algorithms to optimize low  $\text{NO}_x$  pulverized coal combustion[J]. Fuel, 2001, 80(15): 2163-2169.
- [7] Piche S, Sayyar-Rodsari B, Johnson D, et al. Nonlinear model

- predictive control using neural networks[J]. Control Systems Magazine, 2000, 20(3): 53-62.
- [8] 方立军, 高正阳, 阎维平, 等. 低挥发分煤燃烧NO<sub>x</sub>排放特性的试验研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(8): 211-214.  
Fang Lijun, Gao Zhengyang, Yan Weiping, et al. Experimental study on performance of NO<sub>x</sub> emission for low volatilization coals [J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(8): 211-214(in Chinese).
- [9] Flynn D. Thermal power plant simulation and control[M]. London, UK: The Institution of Electrical Engineers, 2003.
- [10] Al-Duwaish H, Naem W. Nonlinear model predictive control of Hammerstein and Wiener models using genetic algorithms [C]. Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Control Applications, Mexico City, Mexico, 2001: 465-469.
- [11] Bai Er-Wei, Fu Minyue. A blind approach to Hammerstein model identification[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(7): 1610-1619.
- [12] 徐湘元, 毛宗源. 基于 Hammerstein 模型预测控制的分析与研究 [J]. 控制理论与应用, 2000, 17(4): 529-532.  
Xu Xiangyuan, Mao Zongyuan. The analysis and research of predictive control based on Hammerstein model[J]. Control Theory & Applications, 2000, 17(4): 529-532(in Chinese).
- [13] Rugh W J, Shamma J S. Research on gain scheduling[J]. Automatica, 2000, 36(10): 1401-1425.
- [14] Chen P C, Shamma J S. Gain-scheduled  $l^1$ -optimal control for boiler-turbine dynamics with actuator saturation[J]. Journal of Process Control, 2004, 14(3): 263-277.
- [15] Huang Zi, Li Dongai, Jiang Xuezi, et al. Gain scheduled servo system for boiler-turbine unit[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(10): 191-198.
- [16] 夏晓华. 非线性模型预测控制方法研究[D]. 北京: 清华大学, 2006.  
Xia Xiaohua. Studies on nonlinear model predictive control methods[D]. Beijing: Tsinghua University, 2006(in Chinese).
- [17] Chen L, Narendra K S. Nonlinear adaptive control using neural networks and multiple models[J]. Automatica, 2001, 37(8): 1245-1255.
- [18] 张毅, 丁艳军, 张鸿泉, 等. 环保与经济相协调的锅炉运行优化控制[J]. 动力工程, 2005, 25(5): 676-679.  
Zhang Yi, Ding Yanjun, Zhang Hongquan, et al. Study on optimized boiler operation control for harmonized coordination between economic efficiency and environmental protection[J]. Power Engineering, 2005, 25(5): 676-679(in Chinese).
- [19] 周昊, 朱洪波, 岑可法. 基于人工神经网络和遗传算法的火电厂锅炉实时燃烧优化系统[J]. 动力工程, 2003, 23(5): 2665-2669.  
Zhou Hao, Zhu Hongbo, Cen Kefa. An on-line boiler operating optimization system based on the neural network and the genetic algorithms[J]. Power Engineering, 2003, 23(5): 2665-2669(in Chinese).
- [20] 王培红, 李磊磊, 陈强, 等. 人工智能技术在电站锅炉燃烧优化中的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(4): 184-188.  
Wang Peihong, Li Leilei, Chen Qiang, et al. Research on applications of artificial intelligence to combustion optimization in a coal-fired boiler[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(4): 184-188(in Chinese).



孔亮

收稿日期: 2008-03-20。

作者简介:

孔亮(1980—), 男, 博士研究生, 主要从事热力系统自适应建模和优化控制的研究, kongl03@mails.tsinghua.edu.cn;

丁艳军(1973—), 男, 副教授, 主要从事火电机组优化运行与控制的研究;

张毅(1980—), 男, 博士后, 主要从事电站锅炉燃烧优化控制的研究;

张雪(1982—), 女, 博士研究生, 主要从事基于火焰图像信息反馈的燃烧优化控制研究;

吴占松(1946—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事热工过程自动化和燃烧技术的研究。

(责任编辑 王庆霞)