

多输入多输出 Hammerstein-Wiener 交流 电弧炉电极系统模型*

白 晶^{1,2}, 毛志忠¹, 浦铁成²

(1. 东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110819; 2. 北华大学电气信息工程学院 吉林 132021)

摘 要:在交流电弧炉中对于电极系统的描述,目前大都采用针对单相电极的单输入单输出的 Hammerstein-Wiener(H-W)模型,这种模型过于简化真实电极系统结构,导致模型的预测精度较低。针对该问题,提出一种基于多输入多输出 H-W 模型的电极系统建模方法,该模型的结构与实际电极系统结构一致,有利于模型预测精度的提高,另外在多输入多输出的静态非线性块不可逆的条件下,提出可分非线性最小二乘算法对 H-W 模型参数进行辨识。最后采用实际数据验证,在预测精度上,多输入多输出 H-W 电极系统模型优于传统的单输入单输出 H-W 电极系统模型。

关键词:建模; Hammerstein-Wiener 模型; 交流电弧炉; 电极系统; 参数辨识

中图分类号: TH73 TP273 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Modeling for electrode system in alternating current electric arc furnace based on Hammerstein-Wiener model

Bai Jing^{1,2}, Mao Zhizhong¹, Pu Tiecheng²

(1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China;

2. College of Electrical and Information Engineering, Beihua University, Jilin 132021, China)

Abstract: At present, the Single-Input Single-Output (SISO) Hammerstein-Wiener (H-W) model is widely used for single-phase electrode system in Alternating Current (AC) Electric Arc Furnace (EAF). This kind of model simplifies the true structure of the electrode system, which results in the low prognostics accuracy. To solve this problem, a Multi-Input Multi-Output (MIMO) H-W model for electrode system is proposed in this paper. Due to the model structure is the same with the practical electrode system, the prognostics results can be enhanced. Under the condition that the MIMO static nonlinear block is irreversible, a parameter identification method of MIMO H-W model is presented based on the separable nonlinear least square algorithm. Finally, the prognostics accuracy of the proposed model is proved to be higher than the traditional SISO model by using the practical data.

Keywords: modeling; Hammerstein-Wiener model; alternating current electric arc furnace; electrode system; parameter identification

1 引 言

电弧炉是钢铁生产中用来熔炼炉料的设备,其通过在电极与炉料之间产生电弧实现电能到热能的转换。转换效率取决于电弧长度,然而电弧是由高温、高导气体放电产生的,在电弧炉系统的运行过程中,难以直接对电弧长度进行控制。通用的方法是控制电极的上下移动维持电弧炉的电弧电流在某一个设定值上,从而消除电弧炉

对电网的谐波注入以及电压波动与闪动等带来的不良影响,同时还能改善钢液质量并降低吨钢电耗。对电弧炉控制的本质是对电极的控制^[1]。而控制电极的有效途径是建立电极系统的模型^[2-3]。

交流电弧炉的电极系统是由几个部分组成的,各部分的组合形式是电极系统建模的关键。文献[4]采用单输入单输出 Hammerstein-Wiener(H-W)模型描述交流电弧炉单相电极系统结构。单输入单输出 H-W 模型是典型的块结构模型,它由两个静态非线性块和 1 个动态线

性块串联组成,其中动态线性块位于中间^[5-7]。但是实际的交流电弧炉电极系统包含3根电极,且电极所产生的电弧部分存在耦合^[8],将电极系统视为单相结构,采用单输入单输出 H-W 模型进行描述,过于简化且与实际电弧系统结构不一致,导致电极系统模型精度较低^[9-10]。

针对该问题,本文提出建立与交流电弧炉电极系统实际结构相一致的多输入多输出 H-W 模型,该模型由多个单输入单输出 Hammerstein 块并联,再与一个多输入多输出静态非线性块串联而成。这种多输入多输出 H-W 电极模型更有利于提高电极系统模型精度。

多输入多输出 H-W 电极模型实现的关键在于参数的辨识。现存的关于 H-W 模型的参数辨识方法主要包括:最优两阶段辨识法^[11]、盲辨识法^[12]、松弛迭代辨识法^[13]、偏差补偿最小二乘法^[14]、递归辨识法^[15]和梯度或最小二乘迭代辨识法^[16]。前5种方法都是针对单输入单输出 H-W 模型的。文献[16]中的梯度和最小二乘迭代辨识算法适用于多输入多输出 H-W 模型。但是文献[16]中的 H-W 模型中每个块都是多输入多输出的,这种结构同样与实际交流电弧炉电极系统的结构不一致。另外,上述所有辨识方法均假设输出静态非线性块可逆,然后将模型参数化转换成线性形式,再进行辨识。但是,实际上交流电弧炉的电弧部分不是一一映射的,若假设其可逆,辨识结果的偏差将会很大。为了实现输出非线性块不可逆情况下的多输入多输出 H-W 模型辨识,本文还提出了基于可分非线性最小二乘的辨识算法。

综上,针对单输入单输出 H-W 电极系统模型与实际系统结构不一致而导致电极系统模型精度较低的问题,本文提出了基于多输入多输出 H-W 模型的电极系统建模方法。首先,根据交流电弧炉电极系统的实际结构,建立多输入多输出 H-W 电极模型,该模型由多个单输入单输出 Hammerstein 块并联,再与一个多输入多输出静态非线性块串联而成;其次,在辨识多输入多输出 H-W 电极系统模型参数时提出基于可分非线性最小二乘算法的参数辨识方法,突破常规辨识方法中输出静态非线性块可逆的假设。本文所提模型能够在充分反映系统真实特性的同时,进一步提高交流电弧炉电极系统模型精度。

2 交流电弧炉

2.1 交流电弧炉结构

交流电弧炉的结构如图1所示。在钢液上方置有电极,电极的一端通过电极夹持器固定于电极升降柱塞油杆上,电极通过电极夹持器、电极升降柱塞油杆、调节阀与电极控制器的输出端连接,由电极、短网和电弧炉变压器二次侧组成供电回路,供电回路中的三相线电流有效值通过电能质量分析仪与电极控制器的输入端连接。电弧产生于电极和钢液之间。

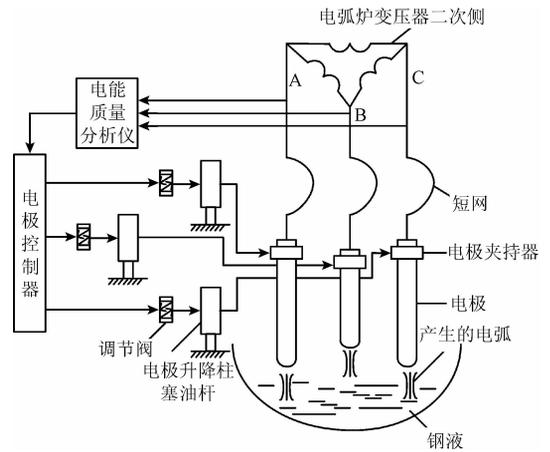


图1 交流电弧炉结构示意图

Fig. 1 Diagram of AC EAF

2.2 交流电弧炉电极系统

调节阀和电极升降柱塞油杆构成了电极系统的液压部分,电极控制器通过控制液压部分实现电极升降;炉变压器二次侧、短网、电极和电弧构成了电弧炉的电气部分。交流电弧炉每相电极的升降由单独的柱塞杆液压缸实现,每相液压部分互不影响,每相电极都会产生电弧,产生于不同相电极的电弧之间存在相互耦合。交流电弧炉电极系统如图2所示,包括3个单输入单输出调节阀、3个单输入单输出电极升降柱塞油杆和1个三输入三输出交流电弧。输入量是电极控制器发出的实测单相控制电压值 $u_i(k)$, $i = a, b, c$, 输出量是实测单相线电流有效值 $i_i(k)$, 虚线框中的加入液压缸的油量 $x_i(k)$ 、电弧长度 $v_i(k)$ 和测量噪声 $v_i(k)$ 均是不可测量。

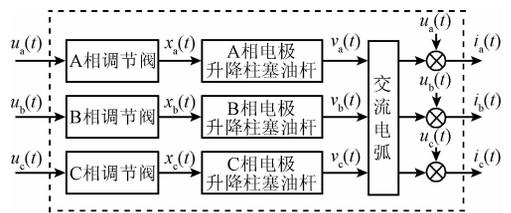


图2 交流电弧炉电极系统

Fig. 2 Diagram of electrode system of AC EAF

3 多输入多输出 H-W 模型及参数辨识

3.1 多输入多输出 H-W 模型

根据交流电弧炉电极系统的实际结构,建立结构与其一致的多输入多输出 H-W 模型,形式如图3所示,它由多个单输入单输出 Hammerstein 块并联再与一个多输入多输出静态非线性块串联组成。

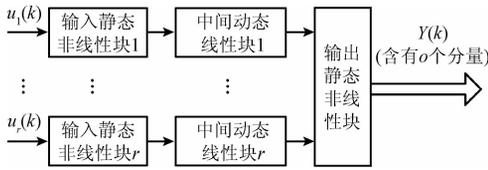


图3 多输入多输出 H-W 模型结构

Fig. 3 Structure of multivariable H-W model

多输入多输出 H-W 模型的数学描述为:

$$\begin{cases} x_i(k) = \sum_{j=1}^{n_j} \alpha_{ij} u_i^j(k) \\ v_i(k) = \sum_{j=1}^{n_g} h_{ij} x_i(k-j) \\ i = 1, 2, \dots, r \\ Y(k) = \sum_{i=1}^{n_h} C_i H_i(k) \end{cases} \quad (1)$$

式中:所有单输入单输出输入静态非线性块的多项式基函数个数 n_j 是相同的,所有单输入单输出中间动态线性块的脉冲响应个数 n_g 也是相同的,多输入多输出输出静态非线性块的向量基函数个数为 n_h , $H_i(k): R^r \rightarrow R^{n_h}$ 为多输入多输出输出静态非线性块的向量基函数, n_{h_i} 是向量基函数所含的项数。这些均是系统的结构参数,为已知的确定量。未知的参数是 $\alpha_{ij} \in R$, $h_{ij} \in R$ 和 $C_j \in R^{n_h \times n_h}$, 获取这些未知参数是实现交流电弧炉电极系统多输入多输出 H-W 数学模型的关键环节,通常采用参数辨识的方法对这些未知参数进行求解。

3.2 辨识准则

由式(1)可知,将输入静态非线性块和中间动态线性块组成第 i 个, $i = 1, 2, \dots, r$, Hammerstein 子系统为:

$$v_i(k) = \theta_i^T \varphi_i \quad (2)$$

式中: $\theta_i^T = [h_{i1} \alpha_{i1} \dots h_{i1} \alpha_{i n_{j_1}} \dots h_{i n_g} \alpha_{i1} \dots h_{i n_g} \alpha_{i n_{j_{n_g}}}]$, $\varphi_i = [u_i(k-1) \quad u_i^2(k-1) \quad \dots \quad u_i^{n_j}(k-1) \quad \dots \quad u_i(k-n_g) \quad u_i^2(k-n_g) \quad \dots \quad u_i^{n_j}(k-n_g)]^T$ 。

输出多输入多输出静态非线性块的输入为 $v_i(k)$, $i = 1, 2, \dots, r$ 。

输出为:

$$y_i(k) = \phi(\theta, u, k) \beta_i \quad i = 1, \dots, o \quad (3)$$

式中: $\beta_i^T = [C_1(i,1) \quad C_1(i,2) \quad \dots \quad C_1(i, n_{h_i}) \quad \dots \quad C_{n_h}(i,1) \quad C_{n_h}(i,2) \quad \dots \quad C_{n_h}(i, n_{h_i})]$, $\theta_i^T = [\theta_{i1}^T \quad \theta_{i2}^T \quad \dots \quad \theta_{in_g}^T]$, $\phi(\theta, u, k) = [H_1(\theta, u, k)^T \quad H_2(\theta, u, k)^T \quad \dots \quad H_{n_h}(\theta, u, k)^T]^T$ 。

至此,多输入多输出 H-W 模型的数学模型还可以表示为:

$$y(k) = \phi(\theta, u, k) \beta \quad (4)$$

式中: $\beta = [\beta_1 \quad \beta_2 \quad \dots \quad \beta_o]$ 。

对于 N 组采样数据 $\{u^{(n)}, y^{(n)}\}_{n=1}^N$, 定义如下模型预测误差矩阵:

$$Z_N = Y_{Nc} - Y_N = \begin{bmatrix} y_{1c}(1) & y_{2c}(1) & \dots & y_{oc}(1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{1c}(N) & y_{2c}(N) & \dots & y_{oc}(N) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} y_1(1) & y_2(1) & \dots & y_o(1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_1(N) & y_2(N) & \dots & y_o(N) \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: Y_{Nc} 表示系统的实测输出矩阵, Y_N 表示 H-W 模型的输出矩阵, 为:

$$Y_N = \psi(\theta, u) \beta \quad (6)$$

式中: $\psi(\theta, u) = \begin{bmatrix} \phi(\theta, u, 1) \\ \vdots \\ \phi(\theta, u, N) \end{bmatrix}$, 未知参数 α_{ij} , h_{ij} 和 C_j 组

成了两个参数集合 θ 和 β 。定义模型预测误差函数为:

$$r_1 = |Z_N^T Z_N| = |(Y_{Nc} - Y_N)^T (Y_{Nc} - Y_N)| \quad (7)$$

通过变量投影^[17], 将式(7)转换为含有一个参数集 θ 的形式:

$$r_2(\theta) = |Z_N^T Z_N| = |(Y_{Nc} - \psi(\theta, u) \psi^+(\theta, u) Y_{Nc})^T \cdot (Y_{Nc} - \psi(\theta, u) \psi^+(\theta, u) Y_{Nc})| \quad (8)$$

由矩阵 $\psi(\theta, u)$ 的列张成的线性空间正交投影为 $P_\psi = \psi(\theta, u) \psi^+(\theta, u)$, 矩阵 $\psi(\theta, u)$ 的正交补空间的投影为 $P_\psi^\perp = I - \psi(\theta, u) \psi^+(\theta, u)$, I 为单位矩阵, 则式(8)转换为:

$$r_2(\theta) = |Z_N^T Z_N| = |(P_\psi^\perp Y_{Nc})^T (P_\psi^\perp Y_{Nc})| \quad (9)$$

以模型预测误差函数最小为目标, 设 $\hat{\theta}$ 是 $r_2(\theta)$ 取得最小值时的 θ 值, 即:

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} r_2(\theta) \quad (10)$$

由可分非线性最小二乘定理^[18]得出 β 的估计值

$$\hat{\beta} = \psi^+(\hat{\theta}, u) Y_{Nc} \quad (11)$$

3.3 辨识算法

采用拟牛顿的迭代搜索算法, 对参数进行辨识, 步骤如下。

1) 选取 θ 的每个元素为 1, 定义为 $\theta^{(0)}$, 令 $\theta^{(old)} = \theta^{(0)}$ 。

2) 将 $\theta^{(old)}$ 代入式(9)中, 计算得出 $r_2(\theta^{(old)})$ 。

3) 将 $r_2(\theta^{(old)})$ 代入迭代搜索终止条件式(12)中^[19]。

$$\frac{\|L\eta\delta\|^2 (N - n_\theta)}{2r_2 n_\theta} < \varepsilon_1^2 \quad (12)$$

式中: ε_1 是人为设定的模型容忍指标, L 是对角元为正数的下三角阵, 为模型预测误差函数 r_2 的 Hessian 矩阵的 Cholesky 分解因子, η 为满足 Armijo-Goldstein 准则的搜索步长, δ 为牛顿法搜索方向, n_θ 是未知参数集 θ 中包括参数的数目, N 是采集到的系统输入输出数据组数, 若式(12)成立, 则 $\hat{\theta} = \theta^{(old)}$, 转到步骤 4)。否则, 利用迭代搜索式(13)得:

$$\theta^{(new)} = \theta^{(old)} + \eta \delta \quad (13)$$

求得 $\theta^{(new)}$, 令 $\theta^{(old)} = \theta^{(new)}$, 返回步骤 2)。

4) 搜索完毕,将求得的 $\hat{\theta}$ 代入式(11)中,得到参数集 $\hat{\beta}$ 。

5) 参数集分解,由 $\hat{\theta}$ 构造如下矩阵,并进行奇异值分解^[20]为:

$$\begin{bmatrix} \hat{h}_{i1}\hat{\alpha}_{i1} & \hat{h}_{i1}\hat{\alpha}_{i2} & \cdots & \hat{h}_{i1}\hat{\alpha}_{in_i} \\ \hat{h}_{i2}\hat{\alpha}_{i1} & \hat{h}_{i2}\hat{\alpha}_{i2} & \cdots & \hat{h}_{i2}\hat{\alpha}_{in_i} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{h}_{in_i}\hat{\alpha}_{i1} & \hat{h}_{in_i}\hat{\alpha}_{i2} & \cdots & \hat{h}_{in_i}\hat{\alpha}_{in_i} \end{bmatrix} = \sum_{j=1}^{\min(n_i, n_{h_i})} \sigma_{ij} \xi_{ij} \zeta_{ij}^T$$

$i = 1, \dots, r$ (14)

则求得的模型未知参数为:

$$\begin{cases} \hat{h}_i = [\hat{h}_{i1} \ \hat{h}_{i2} \ \cdots \ \hat{h}_{in_i}]^T = s_{\xi} \xi_{i1} \\ \hat{\alpha}_i = [\hat{\alpha}_{i1} \ \hat{\alpha}_{i2} \ \cdots \ \hat{\alpha}_{in_i}]^T = s_{\xi} \sigma_{i1} \zeta_{i1} \end{cases} \quad (15)$$

式中:当 ξ_{i1} 的第一个非零元素为正时, s_{ξ} 为 1,当 ξ_{i1} 的第一个非零元素为负时, s_{ξ} 为 -1,由 $\hat{\beta}$ 得出式(2)中的未知参数 \hat{C}_j 为:

$$\hat{C}_j = \hat{\beta} \left((1 + \sum_{i=0}^{j-1} n_{h_i}) : \sum_{i=0}^j n_{h_i}, : \right)^T, j = 1, \dots, n_{h_i} \quad (16)$$

式中:规定 $n_{h_0} = 0$, $\hat{\beta}(i:j, :)$ 表示由矩阵 $\hat{\beta}$ 的第 i 行到第 j 行的所有列元素构成的矩阵。

通过以上步骤,辨识得到模型参数,代入式(1)得到多输入多输出 H-W 模型。电极系统建模方法的具体流程如图 4 所示。

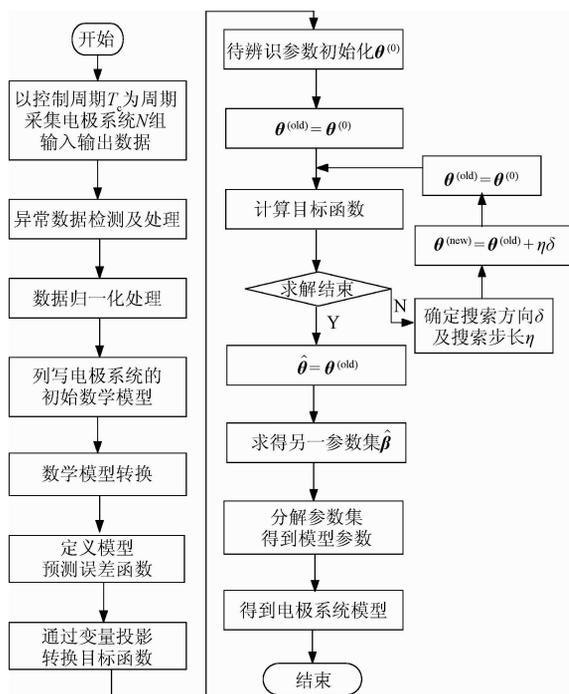


图4 交流电弧炉电极系统建模方法流程
Fig. 4 Flow chart of modeling for electrode system of AC EAF

4 实验验证

为了验证所提方法的可行性和有效性,本节利用某厂 100 t 交流电弧炉实际数据,对所提模型进行仿真验证,并传统单输入单输出 H-W 电极系统模型进行了对比。

4.1 数据预处理

以控制周期 $T_c = 0.1$ s 为周期采集电极系统 $N = 500$ 组输入输出数据 $\{u_i(k), i_i(k)\}_{i=a,b,c}$ 。由于是工业现场数据,故需对异常数据进行处理。先对每种数据计算上、下截断点为 $Q_3 + 1.5R_1$ 和 $Q_1 - 1.5R_1$,其中 Q_1, Q_3 分别为下、上四分位数, $R_1 = Q_3 - Q_1$ 为四分位极差。再将数据逐个与截断点比较,小于下截断点或大于上截断点的数据均为异常数据,并使用数据均值代替异常数据。

由于实测控制电压值的数值范围为 0 ~ 10 V,实测三相线电流有效值的数值范围为 0 ~ 20 000 A,为了消除量纲的影响,还需对数据进行归一化处理为:

$$\begin{cases} u_{ib}(k) = \begin{cases} 1, & u_{i\max} = u_{i\min} \\ \frac{u_i(k) - u_{i\min}}{u_{i\max} - u_{i\min}}, & u_{i\max} \neq u_{i\min} \end{cases} \\ i_{ib}(k) = \begin{cases} 1, & i_{i\max} = i_{i\min} \\ \frac{i_i(k) - i_{i\min}}{i_{i\max} - i_{i\min}}, & i_{i\max} \neq i_{i\min} \end{cases} \end{cases} \quad i = a, b, c$$

式中: $u_{i\max}$ 和 $u_{i\min}$ 是 N 组样本中第 i 相实测控制电压值中的数值最大量和最小量, $i_{i\max}$ 和 $i_{i\min}$ 是 N 组样本中第 i 相实测线电流有效值中的数值最大量和最小量, $u_{ib}(k)$ 是第 k 个采样时刻归一化处理后的第 i 相实测控制电压值, $i_{ib}(k)$ 是第 k 个采样时刻归一化处理后的第 i 相实测线电流有效值。

4.2 确定模型结构参数

综合考虑模型精度和求解实时性的需求,确定多项式基函数阶次 n_f 为 3、脉冲传递函数的阶次 n_g 为 4、以 $v_i(k)$ 为自变量的多项式向量基函数 $H_j(k)$ 的阶次 n_h 为 3 和第 j 个多项式向量基函数所含元素的数目 n_{h_i} 为 3。

使用 MATLAB 中 nlhw 函数建立传统的单输入单输出 H-W 模型,输入输出非线性块多项式基函数阶次为 3,中间线性块脉冲传递函数阶次为 4。

4.3 参数辨识

多输入多输出 H-W 电极系统模型容忍指标 $\varepsilon_1 = 0.01$ 。迭代求解过程中的搜索步长、终止条件和目标函数关键参数如图 5 所示。可见,经过 29 次迭代搜索,辨识出每块模型的参数,分别如表 1 ~ 3 所示。

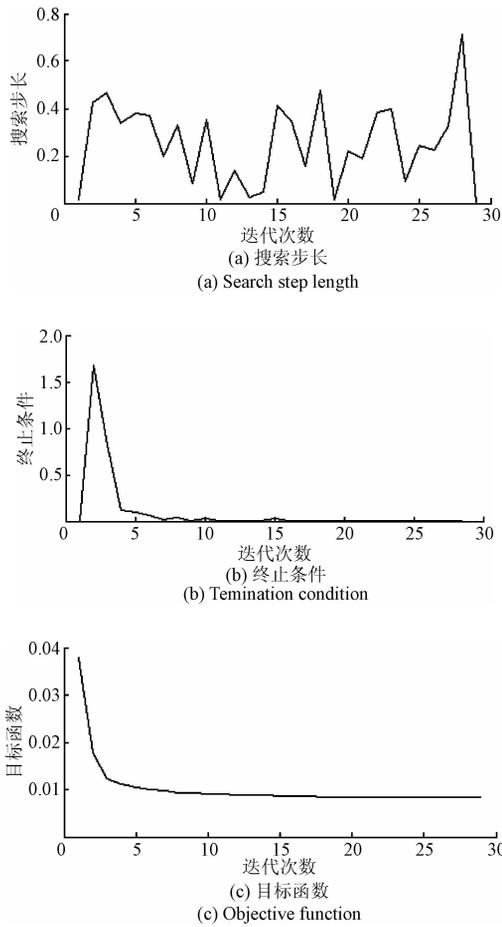


图5 迭代搜索过程中的关键参数

Fig.5 The key parameters in iteration search process

表1 辨识所得的调节阀参数

Table 1 The identified parameters of regulating valve

a 相	b 相	c 相
-2 156.54	2 325.27	-836.02
-2 295.12	2 439.03	-864.14
-1 103.50	1 216.99	-447.42

表2 辨识所得的电极升降柱塞油杆参数

Table 2 The identified parameters of electrode lifted plunger rod

a 相	b 相	c 相
0.38	0.37	0.53
0.27	-0.11	0.15
-0.86	-0.77	-0.82
0.21	0.51	0.15

表3 辨识所得的电弧参数

Table 3 The identified parameters of electric arc

参数	数值
c_1	$\begin{bmatrix} 0.54 & -1.05 & 0.78 \\ -0.01 & 0.40 & -0.12 \\ -0.16 & -0.27 & 0.18 \end{bmatrix}$
c_2	$\begin{bmatrix} 0.27 & -0.59 & 0.64 \\ -0.12 & 0.24 & 0.02 \\ 0.06 & -0.25 & 0.06 \end{bmatrix}$
c_3	$\begin{bmatrix} -0.90 & 0.57 & 0.57 \\ 0.28 & 0.07 & -0.13 \\ -0.29 & -0.12 & 0.23 \end{bmatrix}$

为了验证所提模型的预测精度,采集实际电极系统的100组输入输出数据,利用实测输入数据计算出多输入多输出H-W电极系统模型式(1)的输出值,并计算出MATLAB所建传统单输入单输出H-W模型的输出值,再将实测输出值与上述两个模型的输出值进行比较。如图6所示,多输入多输出H-W电极系统模型的误差平方和为 4.464×10^7 ,MATLAB所建的单输入单输出H-W电极系统模型的误差平方和为 1.678×10^8 ,可见,多输入多输出H-W电极系统模型比单输入单输出H-W电极系统模型预测精度高。

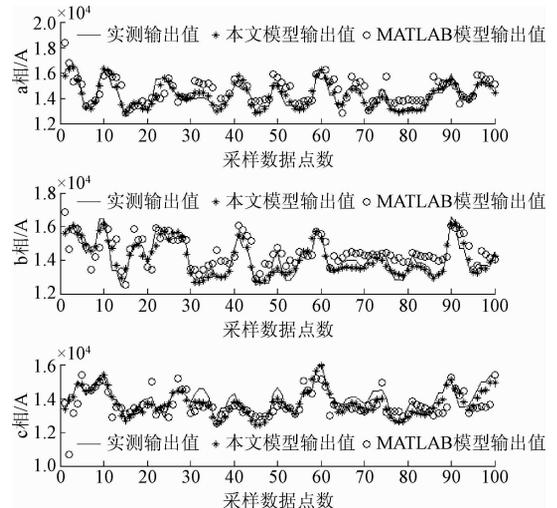


图6 本文所提电极系统模型输出值、MATLAB辨识函数所建模型输出值与电极系统实测线电流有效值的比较

Fig.6 Comparison of the actual output of electrode system between the proposed electrode system model and MATLAB identification function

5 结 论

针对传统的单输入单输出 H-W 交流电弧炉电极系统模型预测精度低的问题,依据交流电弧炉电极系统实际结构,提出了一种基于多输入多输出 H-W 模型的电极系统建模方法。并在输出非线性块不可逆的情况下,提出可分非线性最小二乘算法对多输入多输出 H-W 电极系统模型的参数进行辨识。实验结果表明,多输入多输出 H-W 电极系统模型的预测精度明显高于传统的单输入单输出 H-W 电极系统模型的预测精度。

参考文献

- [1] LI L, MAO ZH ZH. A direct adaptive controller for EAF electrode regulator system using neural networks [J]. *Neurocomputing*, 2012, 82(4): 91-98.
- [2] 赵文杰,吕猛.基于多 LS-SVM 集成模型的锅炉 NO_x 排放量建模[J]. *电子测量与仪器学报*, 2016, 30(7): 1037-1044.
ZHAO W J, LV M. NO_x emission modeling of coal-fired boiler based on multi LS-SVM ensemble model [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2016, 30(7): 1037-1044.
- [3] 马平,刘南南.基于声波测温 and LSSVM_GA 的电厂 NO_x 排放建模与优化[J]. *中国测试*, 2016, 42(3): 118-122.
MA P, LIU N N. Modeling and optimization for NO_x emission of power stations based on acoustic temperature measurement and LSSVM_GA [J]. *China Measurement & Test*, 2016, 42(3): 118-122.
- [4] 张平,侯延彬.基于时变 N-L-N 模型的电弧炉电极调节系统辨识[J]. *信息与控制*, 2014, 43(6): 711-714.
ZHANG P, HOU Y B. Identification of electrode regulator system of electric arc furnace based on time varying N-L-N model [J]. *Information and Control*, 2014, 43(6): 711-714.
- [5] GIRI F, BAI E W. Block-oriented nonlinear system identification [M]. Springer London: *Block-Oriented Nonlinear System Identification*, 2010: 1-100.
- [6] HARNISCHMACHER G, MARQUARDT W. Nonlinear model predictive control of multivariable processes using block-structured models [J]. *Control Engineering Practice*, 2007, 15(10): 1238-1256.
- [7] KALAFATIS A, ARIFIN N, WANG L, et al. A new approach to the identification of pH processes based on the wiener model [J]. *Chemical Engineering Science*, 1995, 50(23): 3693-3701.
- [8] 刘媛,邵文权,夏经德.带并补电抗线路电弧性故障固有频率特性研究 [J]. *国外电子测量技术*, 2016, 35(5): 48-52.
- LIU Y, SHAO W Q, XIA J D. Analysis on inherent frequencies of transmission lines with shunt reactors in arc fault [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2016, 35(5): 48-52.
- [9] 曲正伟,张坤,王云静,王雅坤,崔志强.基于小波-原子分解的超短期风电出力预测模型[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(10): 2251-2258.
QU ZH W, ZHANG K, WANG Y J, et al. Ultra short-term wind power output forecast model based on wavelet decomposition and atomic decomposition [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37 (10): 2251-2258.
- [10] 孟祥忠,林存海.基于灰色模型企业电能预测系统的研究[J]. *电子测量技术*, 2016, 39(9): 1-3.
MENG X ZH, LIN C H. Based on grey model to predict enterprise power system research [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2016, 39(9): 1-3.
- [11] BAI E W. An optimal two-stage identification algorithm for Hammerstein-Wiener nonlinear systems [J]. *Automatica*, 1998, 34(3): 333-338.
- [12] BAI E W. A blind approach to the Hammerstein-Wiener model identification [J]. *Automatic*, 2002, 38 (6): 967-979.
- [13] ZHU Y. Estimation of an N-L-N Hammerstein-Wiener model [J]. *Automatica*, 2002, 38(9): 1607-1614.
- [14] 李妍,毛志忠,王琰,袁平,贾明兴.基于偏差补偿递推最小二乘的 Hammerstein-Wiener 模型辨识[J]. *自动化学报*, 2010, 36(1): 163-168.
LI Y, MAO Z Z, WANG Y, et al. Identification of Hammerstein-Wiener models based on bias compensation recursive least squares [J]. *Acta automatica sinica*, 2010, 36(1): 163-168.
- [15] YU F, MAO Z Z, JIA M X. Recursive identification for Hammerstein-Wiener systems with dead-zone input nonlinearity [J]. *Journal of Process Control*, 2013, 23(8): 1108-1115.
- [16] SALIMIFARD M, JAFARI M, DEGHANI M. Identification of nonlinear MIMO block-oriented systems with moving average noises using gradient based and least squares based iterative algorithms [J]. *Neurocomputing*, 2012, 94(3): 22-31.
- [17] GOLUB G, PEREYRA V. Separable nonlinear least squares: the variable projection method and its applications [J]. *Inverse Problems*, 2003, 19 (2): R1-R26.
- [18] O'LEARY DP, RUST BW. Variable projection for

nonlinear least squares problems [J]. Computational Optimization & Applications, 2013, 54(3): 579-593.

- [19] GAN M, LI HX. An efficient variable projection formulation for separable nonlinear least squares problems[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 44(5): 707-711.
- [20] ZHANG B, MAO ZH ZH. Consistent parameter estimation and convergence properties analysis of hammerstein output-error models [J]. International Journal of Control, Automation, and Systems, 2015, 13(2): 302-310.

作者简介



白晶,2007 年在北京航空航天大学获硕士学位,现为东北大学博士研究生、北华大学副教授,主要研究方向为非线性系统建模与控制。

E-mail: jilintaijing@163.com

Bai Jing received her M. Sc. degree in 2007 from Beihang University. Now, she is a Ph. D. candidate in Northeastern University and also an associate professor in Beihua University. Her main research interests include nonlinear system modeling and control.



毛志忠(通讯作者),1991 年在东北大学获得博士学位,现为东北大学教授、博士生导师,主要研究方向为复杂系统建模、控制与优化。

E-mail: maozhizhong@ise.neu.edu.cn

Mao Zhizhong (Corresponding author) received his Ph. D. degree in 1991 from Northeastern University. Now he is a professor and Ph. D. supervisor in Northeastern University. His main research interests include modeling, control and optimization of complex system.