

doi: 10.12068/j.issn.1005-3026.2018.01.002

多变量 Hammerstein – Wiener 模型的参数辨识

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, 辽宁沈阳 110819; 2. 北华大学电气信息工程学院, 吉林省吉林市 132021)

摘要: 为了突破现存 Hammerstein – Wiener 模型参数辨识方法中假设输出非线性块可逆的限定条件, 基于可分非线性最小二乘算法, 提出由多个单变量 Hammerstein 子模型和一个多变量输出非线性块组成的多变量 Hammerstein – Wiener 模型的参数辨识方法. 首先, 以输出误差最小为准则使用 Levenberg – Marquardt 法辨识出输出非线性块和 Hammerstein 子模型的两个参数集. 其次, 对 Hammerstein 子模型使用基于张量积的奇异值分解, 辨识出输入非线性块与中间线性块的参数. 再次, 理论分析了所提辨识方法的辨识收敛性. 最后, 通过仿真验证此法的有效性.

关键词: 多变量; 非线性模型; Hammerstein – Wiener 模型; 可分非线性最小二乘; 奇异值分解; 收敛性
中图分类号: TP 273⁺.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005 – 3026(2018)01 – 0006 – 05

Parameter Identification of Multivariate Hammerstein-Wiener Model

BAI Jing^{1,2}, MAO Zhi-zhong¹, PU Tie-cheng²

(1. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. College of Electrical and Information Engineering, Beihua University, Jilin 132021, China. Corresponding author: MAO Zhi-zhong, E-mail: maozhizhong@ise.neu.edu.cn)

Abstract: In order to break the limited condition that the output nonlinear blocks are reversible in existing Hammerstein-Wiener model parameter identification methods, a new parameter identification method of multivariate Hammerstein-Wiener model was proposed based on separable nonlinear least square algorithm. The model was comprised of multiple univariate Hammerstein submodels and one multivariate nonlinear block. First, two parameter sets were identified for output nonlinear block and Hammerstein submodels using Levenberg-Marquardt algorithm under the minimum output error criterion. Second, parameters of input nonlinear block and middle linear block were identified by singular value decomposition (SVD) of tensor product from Hammerstein submodels. Then, the identification convergence was theoretically analyzed. Finally, simulation results showed the effectiveness of the proposed method.

Key words: multivariate; nonlinear model; Hammerstein-Wiener model; separable nonlinear least square; SVD(singular value decomposition); convergence

近年来,块结构模型已经成为系统控制与辨识领域中的研究热点^[1]. 现存的 Hammerstein – Wiener 模型参数辨识方法主要有:最优两阶段辨识法^[2]、盲辨识法^[3]、松弛迭代辨识法^[4]、偏差补偿最小二乘法^[5]、递推辨识^[6]和梯度或最小二乘迭代辨识法^[7], 这些方法均假定输出非线性存在逆. 然而实际中某些系统的输出非线性是非一一

映射的,即不可逆,上述方法不能对输出非线性不可逆情况下 Hammerstein – Wiener 模型进行参数辨识. 且上述方法中只有文献[7]是针对多变量模型. 由于实际中很多过程是多变量的,所以研究多变量 Hammerstein – Wiener 模型在输出非线性不可逆条件下的参数辨识具有重要意义.

本文研究的多变量 Hammerstein – Wiener 模

收稿日期: 2016 – 07 – 04

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61473072); 吉林省科技发展计划项目(20160312017ZX,20170312031ZG).

作者简介: 白晶(1978 –),女,吉林榆树人,东北大学博士研究生,北华大学副教授;毛志忠(1961 –),男,山东莱州人,东北大学教授,博士生导师.

型中,输入非线性块和中间线性块是单变量,而输出非线性块是多变量.在输出非线性不可逆的条件下,首先将多个单变量 Hammerstein 子模型参数化,作为多变量输出非线性块的输入.其次基于可分非线性最小二乘法,通过变量投影,将待辨识的参数分为两个参数集,对其以输出误差最小为准则,使用 Levenberg - Marquardt 法,得到输出非线性块的参数和多个 Hammerstein 子模型参数化后的参数集.再次用基于张量积逼近的 SVD (singular value decomposition) 辨识出每个 Hammerstein 子模型中输入非线性块和中间线性块的参数.然后对所提辨识方法的一致性进行理论分析.最后通过仿真验证了本文方法的有效性.

1 参数辨识问题描述

多变量 Hammerstein - Wiener 模型的结构如图 1 所示,输入为 $[u_1, u_2, \dots, u_r]$, 输出为 $[y_1, y_2, \dots, y_o]$. $N_{input,i}$ 为输入静态非线性块,可以用来描述执行机构的静态非线性特性; L_i 为中间动态线性块,可以用来描述执行机构或被控对象的动态线性特性; N_{output} 为输出静态非线性块,可以用来描述被控对象或检测装置的静态非线性特性.图中虚线框中的中间变量 $[x_1, x_2, \dots, x_r]$, $[v_1, v_2, \dots, v_r]$ 和测量噪声 $[v_1, v_2, \dots, v_o]$ 是实际中不可测量的量.

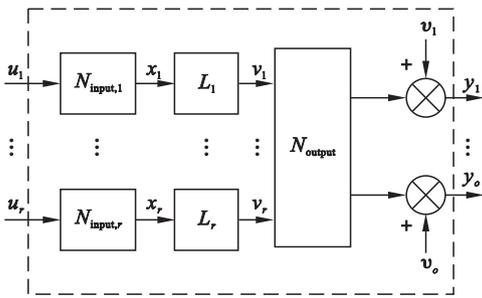


图 1 多变量 Hammerstein - Wiener 模型描述的系统结构图

Fig. 1 Structure diagram of the system represented by multivariate Hammerstein-Wiener model

多变量 Hammerstein - Wiener 模型的数学描述为

$$\left. \begin{aligned} x_i(t) &= \sum_{j=1}^{n_{\alpha_i}} \alpha_{ij} u_i^j(t), i = 1, 2, \dots, r; \\ v_i(t) &= \sum_{j=1}^{n_{h_i}} h_{ij} x_i(t-j), i = 1, 2, \dots, r; \\ y(t) &= \sum_{i=1}^{n_c} C_i g_i(v(t)) + v(t). \end{aligned} \right\} (1)$$

式中: n_{α_i} 是第 i 个单变量输入静态非线性块的多项式基函数个数; n_{h_i} 是第 i 个单变量中间动态线性块的脉冲响应个数; n_c 是多变量输出静态非线性块的向量基函数个数; $g_i(\cdot): \mathbf{R}^r \rightarrow \mathbf{R}^{l_i}$ 为多变量输出静态非线性块的向量基函数; l_i 是向量基函数所含的项数. 这些均是模型的结构参数, 为已知的确定量.

本文研究的参数辨识是指利用系统的 N 组输入输出量, 即 $\{u^{(n)}, y^{(n)}\}_{n=1}^N$, 在某一准则下, 辨识出模型各块中的参数 α_{ij} , h_{ij} 和 C_i .

2 参数辨识方法

2.1 模型参数化

首先, 每个单变量的 Hammerstein 子模型描述为

$$v_i(t) = \theta_i^T \varphi_i, i = 1, 2, \dots, r. \quad (2)$$

其中:

$$\begin{aligned} \theta_i^T &= [h_{i1} \alpha_{i1} \dots h_{i1} \alpha_{in_{\alpha_i}} \dots h_{in_{h_i}} \alpha_{i1} \dots h_{in_{h_i}} \alpha_{in_{\alpha_i}}]; \\ \varphi_i &= [u_i(t-1) \quad u_i^2(t-1) \quad \dots \quad u_i^{n_{\alpha_i}}(t-1) \quad \dots \\ &\quad u_i(t-n_{h_i}) \quad u_i^2(t-n_{h_i}) \quad \dots \quad u_i^{n_{\alpha_i}}(t-n_{h_i})]^T. \end{aligned}$$

其次, 将每个 $v_i(t)$ 作为多变量输出静态非线性块的输入, Hammerstein - Wiener 模型的第 i 个输出描述为

$$y_i = \varphi(\theta, u) \beta_i, i = 1, 2, \dots, o. \quad (3)$$

其中:

$$\begin{aligned} \beta_i^T &= [C_1(i, 1) \quad C_1(i, 2) \quad \dots \quad C_1(i, l_1) \quad \dots \\ &\quad C_{n_c}(i, 1) \quad C_{n_c}(i, 2) \quad \dots \quad C_{n_c}(i, l_{n_c})]; \\ \theta^T &= [\theta_1^T \quad \theta_2^T \quad \dots \quad \theta_r^T]; \\ \varphi(\theta, u) &= [g_1(\theta, u)^T \quad g_2(\theta, u)^T \quad \dots \quad g_{n_c}(\theta, u)^T]. \end{aligned}$$

最后, 多变量 Hammerstein - Wiener 模型的参数化形式为

$$y(t) = \varphi(\theta, u) \beta. \quad (4)$$

其中, $\beta = [\beta_1 \quad \beta_2 \quad \dots \quad \beta_o]$.

经过上述参数化过程, 模型待辨识参数为两个参数集 θ 和 β .

2.2 辨识算法

用系统的 N 组输入输出量 $\{u^{(n)}, y^{(n)}\}_{n=1}^N$ 构成输出量矩阵 $Y \in \mathbf{R}^{N \times o}$ 和输入量矩阵 $U \in \mathbf{R}^{N \times r}$, 多变量 Hammerstein - Wiener 模型的输出量矩阵为 $\hat{Y} \in \mathbf{R}^{N \times o}$, 则模型的输出误差表达式为

$$Z = Y - \hat{Y} = Y - \psi(\theta, U) \beta.$$

其中, $\psi(\theta, U) = [g_1(\theta, U)^T \quad g_2(\theta, U)^T \quad \dots \quad g_{n_c}(\theta, U)^T]$.

基于可分非线性最小二乘方法, 通过变量投影, 定义准则函数^[8]为

$$r(\boldsymbol{\theta}) = |\mathbf{Z}^T \mathbf{Z}| = |(\mathbf{Y} - \boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{U})\boldsymbol{\psi}^+(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{U})\mathbf{Y})^T (\mathbf{Y} - \boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{U})\boldsymbol{\psi}^+(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{U})\mathbf{Y})| \quad (5)$$

式中, $\boldsymbol{\psi}^+(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{U})$ 为 $\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{U})$ 的广义逆.

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}} r(\boldsymbol{\theta}), \quad (6)$$

求解式(6)优化问题,得到待辨识的参数集 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$.

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \boldsymbol{\psi}^+(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \mathbf{U})\mathbf{Y}, \quad (7)$$

将 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 代入式(7)中,得到待辨识的参数集 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$.

算法实现的关键是对式(6)的求解. 为简便计算将 $\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{U})$ 简记为 $\boldsymbol{\psi}$, $\mathbf{P}_{\boldsymbol{\psi}} = \boldsymbol{\psi}\boldsymbol{\psi}^+$ 为矩阵 $\boldsymbol{\psi}$ 的列向量张成的线性空间的正交投影算子; $\mathbf{P}_{\boldsymbol{\psi}}^{\perp} = \mathbf{I} - \boldsymbol{\psi}\boldsymbol{\psi}^+$ 为矩阵 $\boldsymbol{\psi}$ 的列空间正交补上的投影算子; 使用括号内的下标表示函数对参数集 $\boldsymbol{\theta}$ 中的第 p 个元素求导, 则 $\mathbf{Z}(\boldsymbol{\theta})$ 对参数集 $\boldsymbol{\theta}$ 中的第 p 个元素求导^[9] 为

$$\frac{\partial \mathbf{Z}(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}_p} = \mathbf{Z}_{(p)} = -\mathbf{P}_{\boldsymbol{\psi}}^{\perp} \boldsymbol{\psi}_{(p)} \boldsymbol{\psi}^+ \mathbf{Y} - (\mathbf{P}_{\boldsymbol{\psi}}^{\perp} \boldsymbol{\psi}_{(p)} \boldsymbol{\psi}^+)^T \mathbf{Y}. \quad (8)$$

$r(\boldsymbol{\theta})$ 的 Jacobian 矩阵 $\boldsymbol{\omega}$ 的第 p 个分量^[10] 为

$$\boldsymbol{\omega}_{(p)} = 2|\mathbf{Z}^T \mathbf{Z}| \text{tr}[\mathbf{Z}^+ \mathbf{Z}_{(p)}]. \quad (9)$$

$r(\boldsymbol{\theta})$ 的近似 Hessian 矩阵 $\boldsymbol{\Omega}$ 的第 p 行 q 列的元素为

$$\boldsymbol{\Omega}_{(pq)} = 4|\mathbf{Z}^T \mathbf{Z}| \text{tr}[\mathbf{Z}^+ \mathbf{Z}_{(p)}] \text{tr}[\mathbf{Z}^+ \mathbf{Z}_{(q)}] + 2|\mathbf{Z}^T \mathbf{Z}| \{-\text{tr}[\mathbf{Z}^+ \mathbf{Z}_{(p)} \mathbf{Z}^+ \mathbf{Z}_{(q)}] + \text{tr}[\mathbf{Z}^+ (\mathbf{Z}^+)^T \mathbf{Z}_{(p)}^T (\mathbf{I} - \mathbf{Z}\mathbf{Z}^+) \mathbf{Z}_{(q)}]\}. \quad (10)$$

利用 Levenberg - Marquardt 法确定参数搜索方向 $\boldsymbol{\delta}$, 按照 Wolfe - Powell 准则确定搜索步长 η , 迭代搜索求得

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}^{(k)} = \hat{\boldsymbol{\theta}}^{(k-1)} + \eta \boldsymbol{\delta}. \quad (11)$$

其中, $\hat{\boldsymbol{\theta}}^{(k-1)}$ 为上一次迭代求解的 $\boldsymbol{\theta}$ 值.

直到式(12)成立时, 求解得到最终的 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$.

$$\frac{\|\mathbf{K}\boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\delta}\|^2 (N - n_{\theta})}{2|\mathbf{Z}^T \mathbf{Z}| n_{\theta}} < \varepsilon^2. \quad (12)$$

式中: \mathbf{K} 为矩阵 $\boldsymbol{\Omega}$ 的 Cholesky 分解因子; N 为辨识所用的输入输出数据组数; n_{θ} 为待辨识参数集 $\boldsymbol{\theta}$ 所含的参数个数; ε 为辨识容忍指标.

2.3 参数分离

从参数集 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 中得到每个单变量 Hammerstein 子模型的参数集 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_i$ ($i = 1, 2, \dots, r$), 构造出矩阵 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{h_i \alpha_i}$:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{h_i \alpha_i} = \begin{bmatrix} \hat{h}_{i1} \hat{\alpha}_{i1} & \hat{h}_{i1} \hat{\alpha}_{i2} & \cdots & \hat{h}_{i1} \hat{\alpha}_{i n_{\alpha_i}} \\ \hat{h}_{i2} \hat{\alpha}_{i1} & \hat{h}_{i2} \hat{\alpha}_{i2} & \cdots & \hat{h}_{i2} \hat{\alpha}_{i n_{\alpha_i}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{h}_{i n_{h_i}} \hat{\alpha}_{i1} & \hat{h}_{i n_{h_i}} \hat{\alpha}_{i2} & \cdots & \hat{h}_{i n_{h_i}} \hat{\alpha}_{i n_{\alpha_i}} \end{bmatrix}. \quad (13)$$

对式(13)进行 SVD 分解, 得

$$\begin{bmatrix} \hat{h}_{i1} \hat{\alpha}_{i1} & \hat{h}_{i1} \hat{\alpha}_{i2} & \cdots & \hat{h}_{i1} \hat{\alpha}_{i n_{\alpha_i}} \\ \hat{h}_{i2} \hat{\alpha}_{i1} & \hat{h}_{i2} \hat{\alpha}_{i2} & \cdots & \hat{h}_{i2} \hat{\alpha}_{i n_{\alpha_i}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{h}_{i n_{h_i}} \hat{\alpha}_{i1} & \hat{h}_{i n_{h_i}} \hat{\alpha}_{i2} & \cdots & \hat{h}_{i n_{h_i}} \hat{\alpha}_{i n_{\alpha_i}} \end{bmatrix} = \sum_{j=1}^{\min(n_{\alpha_i}, n_{h_i})} \sigma_{ij} \boldsymbol{\xi}_{ij} \boldsymbol{\zeta}_{ij}^T. \quad (14)$$

则求得的输入非线性块和中间线性块的模型参数为

$$\left. \begin{aligned} \hat{h}_i &= [\hat{h}_{i1} \quad \hat{h}_{i2} \quad \cdots \quad \hat{h}_{i n_{h_i}}]^T = s_{\xi} \boldsymbol{\xi}_{i1}, \\ \hat{\alpha}_i &= [\hat{\alpha}_{i1} \quad \hat{\alpha}_{i2} \quad \cdots \quad \hat{\alpha}_{i n_{\alpha_i}}]^T = s_{\xi} \sigma_{i1} \boldsymbol{\zeta}_{i1}. \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

式中, 当 $\boldsymbol{\xi}_{i1}$ 的第一个非零元素为正时, s_{ξ} 为 1, 当 $\boldsymbol{\xi}_{i1}$ 的第一个非零元素为负时, s_{ξ} 为 -1.

由 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 得出式(1)中的未知参数 $\hat{\mathbf{C}}_j$ 为

$$\hat{\mathbf{C}}_j = \hat{\boldsymbol{\beta}} \left((1 + \sum_{m=0}^{j-1} l_m) : \sum_{m=0}^j l_m, : \right)^T, \quad j = 1, 2, \dots, n_c. \quad (16)$$

其中, 规定 $l_0 = 0$, $\hat{\boldsymbol{\beta}}(i:j, :)$ 表示由矩阵 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 的第 i 行到第 j 行的所有列元素构成的矩阵.

2.4 收敛性分析

以输出误差函数为准则辨识模型参数时, 满足以下 4 个条件, 本文所提辨识方法具有收敛性.

1) $\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{U})$ 的秩恒小于等于参数集 $\boldsymbol{\theta}$ 和 $\boldsymbol{\beta}$ 中最小元素数目;

2) 输入输出数据组数 N 大于待辨识参数数目;

3) 迭代搜索求解时, 搜索方向依据 Levenberg - Marquardt 法, 搜索步长服从 Wolfe - Powell 准则;

4) 迭代求解的终止条件为式(12).

说明: 条件 1) 保证可分非线性最小二乘方法成立, 是将包含两个参数集的极值问题降为包含一个参数集的极值问题的充分条件; 条件 2) 保证多输出误差行列式准则成立, 是保证式(5)存在解的充分条件; 条件 3) 中的搜索方向保证求解方向为牛顿方向, 搜索步长使目标函数不断减小, 这样求得的解必定是极小解; 条件 4) 保证迭代求解过程结束时所求解是收敛的.

综上所述, 本文所提出的满足上述条件的辨识方法是收敛的.

3 仿真实验

为了验证本文所提方法的有效性, 考虑如图 2 所示的 2 输入 2 输出系统, 单变量输入静态非线性为死区非线性, 特性为

$$x_1(t) = \begin{cases} u_1(t) - 1, & u_1(t) > 1; \\ 0, & -1 \leq u_1(t) \leq 1; \\ 0.5 \times (u_1(t) + 1), & u_1(t) < -1. \end{cases}$$

$$x_2(t) = \begin{cases} 0.5 \times (u_2(t) - 2), & u_2(t) > 2; \\ 0, & -2 \leq u_2(t) \leq 2; \\ u_2(t) + 2, & u_2(t) < -2. \end{cases}$$

单变量动态线性部分的传递函数为

$$G_1(s) = \frac{0.07}{(s+0.14)(s+0.21)},$$

$$G_2(s) = \frac{0.93}{(s+0.07)(s+0.1)}.$$

记

$$f_1(v_1(t), v_2(t)) = \frac{1 - e^{-(-1.19 \times v_1(t) - 0.14 \times v_2(t) - 1.14)}}{1 + e^{-(-1.19 \times v_1(t) - 0.14 \times v_2(t) - 1.14)}},$$

$$f_2(v_1(t), v_2(t)) = \frac{1 - e^{-(-1.41 \times v_1(t) - 0.09 \times v_2(t) - 1.17)}}{1 + e^{-(-1.41 \times v_1(t) - 0.09 \times v_2(t) - 1.17)}}.$$

则多变量输出静态非线性特性为 $\begin{bmatrix} y_1(t) \\ y_2(t) \end{bmatrix} =$

$$\begin{bmatrix} 60 \times f_1(v_1(t), v_2(t)) + 58 \times f_2(v_1(t), v_2(t)) + 95 \\ 57 \times f_1(v_1(t), v_2(t)) + 55 \times f_2(v_1(t), v_2(t)) + 91 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_1(t) \\ v_2(t) \end{bmatrix}.$$

测量噪声服从正态分布, 信噪比为 20 dB.

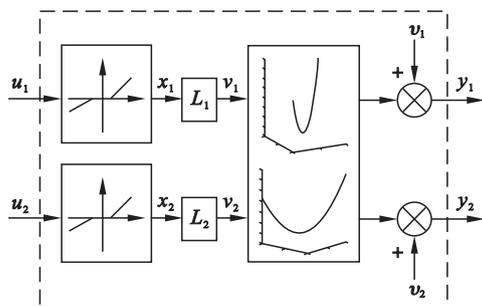


图 2 仿真实验用的多变量非线性系统

Fig. 2 Multivariate nonlinear system for simulation verification

多变量 Hammerstein - Wiener 模型的结构参数确定如下: $r = 2, o = 2, n_{\alpha_1} = n_{\alpha_2} = 3, n_{h_1} = n_{h_2} = 4$, 使用多项式基函数和多项式向量基函数的线性组合来描述单变量输入非线性块和多变量输出非线性块, $\mathbf{g}_1 = [v_1 \ v_2]^T, \mathbf{g}_2 = [v_1^2 \ v_2^2]^T$ 和 $\mathbf{g}_3 = v_1 v_2$, 即 $n_c = 3, l_1 = 2, l_2 = 2, l_3 = 1$.

对于图 2 所示系统, 输入为服从 $[0, 1]$ 均匀分布的随机信号. 采集 200 组系统的输入输出数据, 利用其中 100 组数据辨识模型参数, 另外 100 组数据验证所得模型.

待辨识参数的初始值随机产生, 选取 ε 为

0.001. 辨识过程中的相关参数如图 3 所示, 迭代 599 次, 最终收敛准则为 $1.7162e - 007$, 目标函数为 $2.3721e - 015$. 辨识得到的模型参数如表 1 所示.

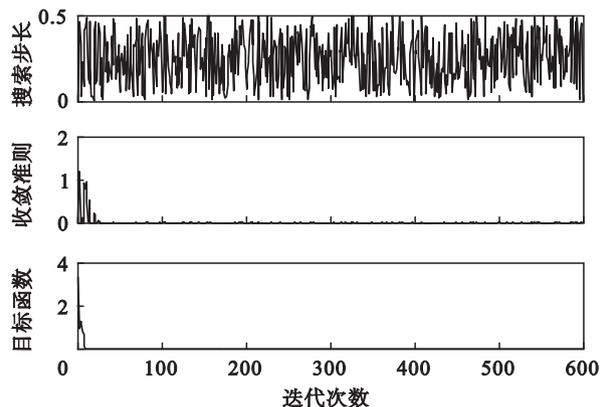


图 3 辨识过程的相关参数

Fig. 3 Relevant parameters in the identification process

将系统的输入和输出非线性特性与辨识后的输入和输出非线性特性进行比较, 如图 4 和图 5 所示. 可见, 本文方法对非线性特性辨识能力很好.

表 1 辨识得到的模型参数值
Table 1 Identified parameters of model

参数	数值
α_1	$[0.4875 \ 0.0626 \ 0.0159]$
α_2	$[0.1123 \ 0.0598 \ 0.0364]$
h_1	$[0.4683 \ 0.8438 \ 0.2547 \ 0.0619]$
h_2	$[0.1560 \ 0.7386 \ 0.5638 \ 0.3349]$
C_1	$\begin{bmatrix} 0.4403 & 0.2065 \\ 0.4929 & 0.1781 \end{bmatrix}$
C_2	$\begin{bmatrix} 0.2370 & 0.0885 \\ 0.0871 & 0.1255 \end{bmatrix}$
C_3	$\begin{bmatrix} 0.1222 \\ 0.0914 \end{bmatrix}$

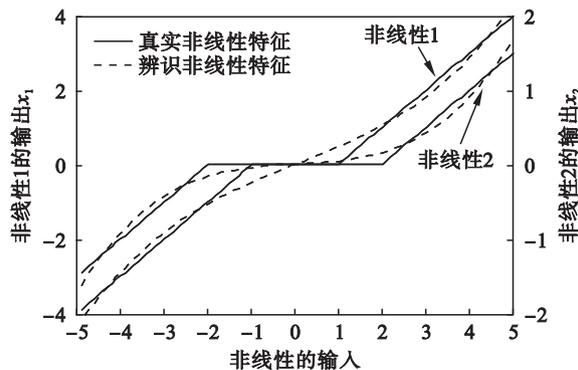


图 4 输入非线性特性比较

Fig. 4 Comparison of input nonlinear characteristics

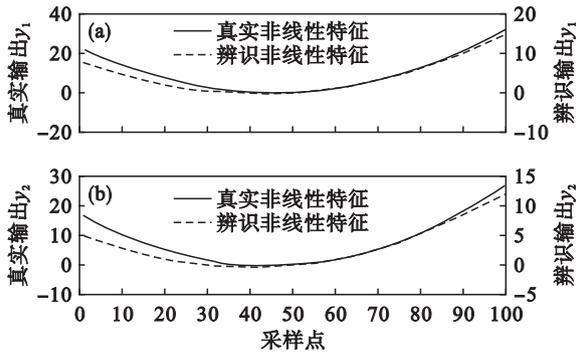


图 5 输出非线性特性比较

Fig. 5 Comparison of output nonlinear characteristics

(a)—输出 y_1 的非线性特性; (b)—输出 y_2 的非线性特性.

利用 100 组样本数据对模型进行验证,如图 6 所示. 定义均方误差为

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2. \quad (17)$$

其中: $N=100$ 为验证模型所用的样本数目; y_i 为系统真实输出值; \hat{y}_i 为辨识所得模型输出值. 依式 (17) 得到系统的均方误差 $\text{MSE}_1 = 0.0719$, $\text{MSE}_2 = 0.0547$.

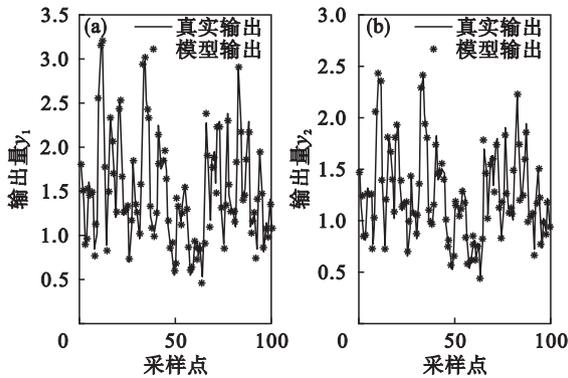


图 6 模型验证

Fig. 6 Model validation

(a)— y_1 ; (b)— y_2 .

4 结 论

本文研究描述实际多变量非线性系统的多变

量 Hammerstein - Wiener 模型参数辨识问题. 所提出的辨识算法不需要输出非线性块可逆的条件, 通过可分非线性最小二乘算法, 以输出误差函数为准则将参数辨识问题转换为一个多变量非线性优化问题, 利用 Levenberg - Marquardt 求解, 并利用收敛准则作为算法迭代结束条件, 保证算法的快速性和收敛性. 最后仿真验证此法对死区非线性具有处理能力, 对多变量块结构系统参数辨识有效.

参考文献:

- [1] Giri F, Bai E W. Block-oriented nonlinear system identification [M]. Berlin: Springer-Verlag, 2010; 1 - 50.
- [2] Bai E W. An optimal two stage identification algorithm for Hammerstein-Wiener nonlinear systems [C]// American Control Conference. Philadelphia, 1998; 27 - 34.
- [3] Bai E W. A blind approach to the Hammerstein-Wiener model identification [J]. *Automatic*, 2002, 38 (6): 967 - 979.
- [4] Zhu Y. Estimation of an N-L-N Hammerstein-Wiener model [J]. *Automatic*, 2002, 38(9): 1607 - 1614.
- [5] 李妍, 毛志忠, 王琰, 等. 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 Yan, Mao Zhi-zhong, Wang Yan, et al. Identification of Hammerstein-Wiener models based on bias compensation recursive least squares [J]. *Acta Automatic Sinica*, 2010, 36 (1): 163 - 168.)
- [6] Yu F, Mao Z Z, Jia M X, et al. Recursive parameter identification of Hammerstein-Wiener systems with measurement noise [J]. *Signal Processing*, 2014, 105 (12): 137 - 147.
- [7] Salimifard M, Jafari M, Dehghani 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.
- [8] Golub G, Pereyra V. Separable nonlinear least squares: the variable projection method and its applications [J]. *Inverse Problems*, 2003, 19(2): R1 - R26.
- [9] O'Leary D P, Rust B W. Variable projection for nonlinear least squares problems [J]. *Computational Optimization & Applications*, 2013, 54(3): 579 - 593.
- [10] Bates D M, Watts D G. A generalized Gauss-Newton procedure for multiresponse parameter estimation [J]. *SIAM Journal on Scientific & Statistical Computing*, 1987, 8(1): 49 - 55.