

有色噪声干扰下 Hammerstein 非线性系统两阶段辨识

李 峰¹, 梁明俊¹, 罗印升¹, 贺乃宝¹, 顾 亚², 曹晴峰³

1. 江苏理工学院电气信息工程学院, 江苏 常州 213001;

2. 上海师范大学信息与机电工程学院, 上海 201418;

3. 扬州大学电气与能源动力工程学院, 江苏 扬州 225127

基金项目: 国家自然科学基金(62003151); 江苏省自然科学基金(BK20191235); 常州市科技计划项目(CJ20220065)

通信作者: 李峰, lifeng@jsut.edu.cn 收稿/录用/修回: 2021-06-11/2021-09-03/2021-12-10

摘要

针对实际工业过程中普遍存在有色噪声, 提出了有色噪声干扰下 Hammerstein 非线性系统两阶段辨识方法。采用设计的组合式信号实现 Hammerstein 系统各模块参数辨识分离, 简化了辨识过程。在第一阶段, 基于可分离信号的输入输出数据, 利用相关分析算法估计线性模块参数, 减少了有色噪声对辨识的干扰。在第二阶段, 基于随机信号的输入输出数据, 在最小二乘算法中引入滤波技术, 推导了滤波递推推广最小二乘算法, 提高了非线性模块参数和噪声模型参数的辨识精度。仿真结果表明: 提出的两阶段辨识方法提高了辨识精度, 有效地抑制了有色噪声的干扰。

关键词

Hammerstein 非线性系统
组合式信号
参数辨识
有色噪声
滤波
中图法分类号: TP273
文献标识码: A

Two-stage Identification of Hammerstein Nonlinear System Corrupted by Colored Noise

LI Feng¹, LIANG Mingjun¹, LUO Yinsheng¹, HE Naibao¹, GU Ya², CAO Qingfeng³

1. College of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University of Technology, Changzhou 213001, China;

2. College of Information, Mechanical and Electrical Engineering, Shanghai Normal University, Shanghai 201418, China;

3. College of Electrical, Energy and Power Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225127, China

Abstract

In view of the color noise in actual industrial processes, a two-stage identification method of the Hammerstein nonlinear system corrupted by colored noise is proposed. The combined signals are used to separate the parameter identification of nonlinear and linear blocks for the Hammerstein system, which simplifies the identification process. In the first stage, based on the input and output data of separable signals, the parameters of the linear block are identified by adopting a correlation analysis algorithm, which reduces the impact of the unknown colored noise term on identification. In the second stage, based on the input and output data of random signals, the filtering technology is introduced into the least squares algorithm, and the filtering-based recursive extended least squares algorithm is derived, which improves the identification accuracy of nonlinear block and noise model parameters. The simulation results show that the proposed two-stage identification method improves the identification accuracy and effectively suppresses the interference of colored noise.

Keywords

Hammerstein nonlinear
system;
combined signals;
parameter identification;
colored noise;
filtering

0 引言

实际工业过程往往具有非线性特性, 国内外学者提出了各种各样的模型描述方法, 应用较为广泛的有: NARMAX 模型^[1]、Volterra 模型^[2]、Bingham 模型^[3]、马尔可夫链^[4]和 Hammerstein 非线性系统^[5]等。Hammerstein 非线性系统由静态非线性模块和动态线性模块串联而成, 该系统具有较易辨识, 并且能够较好反映工业过程特征的特点, 因而被广泛用于工业建模领域。

针对 Hammerstein 非线性系统的辨识研究, 国内外学者提出了许多行之有效的辨识方法, 主要包括过参数化法^[6]、子空间法^[7]、调制函数法^[8]、直接辨识法^[9]、迭代法^[10]、分离最小二乘法^[11]、随机法^[12]、多信号源法^[13-15]等。过参数化法, 子空间法和调制函数法在辨识参数的过程中出现了参数的乘积项, 需要采用奇异值分解法、平均法、排列组合法等参数分离方法实现原系统参数的分离, 增加了辨识的复杂性。

在数据的采集、储存和传输中由于测量延迟、传感器老化等因素导致了建模误差, 这些误差不是正态分布的白噪声, 往往是有色噪声。文[16]为了抑制有色噪声的干扰, 提高辨识精度, 将数据滤波技术引入到 Hammerstein 非线性系统中。文[17]中, Ma 等将关键项分离原理与数据滤波技术相结合, 提出了数据滤波递推最小二乘 Hammerstein 系统辨识法。文[18]利用辅助模型思想和滤波技术, 提出了 Hammerstein 非线性系统的辅助模型滤波多新息随机梯度方法。文[19]研究了基于滤波的极大似然随机梯度 Hammerstein 系统辨识算法, 采用极大似然估计律对似然方程进行最小化, 减少有色噪声对建模过程的干扰。上述方法利用多项式模型拟合非线性模块, 若非线性模块不是多项式形式或是不连续函数, 则这些方法不收敛^[20]。

针对 Hammerstein 系统参数辨识存在的不足, 本文提出了有色噪声干扰下 Hammerstein 非线性系统两阶段辨识方法。本文利用神经模糊模型拟合非线性模块, 利用传递函数建立线性模块模型。在第一阶段, 利用相关分析算法辨识线性模块未知参数, 有效抑制了有色噪声的干扰。在第二阶段, 首先利用聚类方法计算神经模糊模型中高斯函数的中心和宽度。其次, 为了提高系统的辨识精度, 将数据滤波技术和最小二乘方法相结合, 利用滤波递推增广最小二乘算法估计神经模糊模型的权重和噪声

模型参数。本文的主要贡献在于以下 3 个方面:

1) 与文[9, 21]中的同步辨识方法相比, 本文提出的基于组合信号源的参数辨识方法能够将线性模块参数和非线性模块参数进行分离, 有效地简化了辨识过程。

2) 对于有色噪声干扰的 Hammerstein 模型, 采用相关性分析法能够有效抑制有色噪声的干扰。

3) 对于具有中等或严重非线性的非线性过程, 与文[22]中采用多项式拟合静态非线性模块相比, 本文的神经模糊模型能够更有效逼近静态非线性模块, 其逼近能力强, 建模精度高。

1 神经模糊 Hammerstein 非线性系统

考虑如下有色噪声干扰下 Hammerstein 非线性系统, 如图 1 所示。

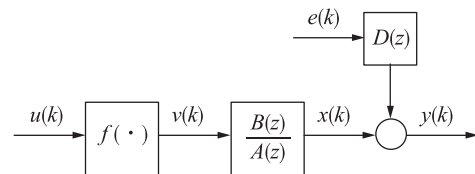


图 1 有色噪声干扰下 Hammerstein 非线性系统
Fig.1 Hammerstein nonlinear system with colored noise

有色噪声干扰下 Hammerstein 非线性系统的数学表达式为

$$v(k) = f(u(k)) \quad (1)$$

$$y(k) = \frac{B(z)}{A(z)}v(k) + D(z)e(k) \quad (2)$$

其中, $f(\cdot)$ 表示静态非线性模块, $u(k)$ 和 $y(k)$ 表示系统在 k 时刻的输入和输出, $v(k)$ 表示静态非线性模块的输出, 为中间不可测变量; $A(z) = 1 + a_1z^{-1} + \cdots + a_{n_a}z^{-n_a}$ 和 $B(z) = b_1z^{-1} + \cdots + b_{n_b}z^{-n_b}$ 构成了线性模块, a_i 和 b_j 是线性模块的参数; $D(z) = 1 + d_1z^{-1} + \cdots + d_{n_d}z^{-n_d}$ 为噪声模块, d_m 是噪声模块参数。

对于任意给定的 ε , 建立 Hammerstein 非线性系统就是要寻求满足如下条件的参数:

$$E = \frac{1}{2N_p} \sum_{k=1}^{N_p} (\hat{y}(k) - y(k))^2 \leq \varepsilon$$

$$\text{s. t. } \hat{v}(k) = \hat{f}(u(k))$$

$$\hat{y}(k) = \frac{\hat{B}(z)}{\hat{A}(z)}\hat{v}(k) + D(z)e(k) \quad (3)$$

其中, ε 表示给定的正数阈值, N_p 表示输入输出数据的个数。

采用如图 2 所示的四层神经模糊模型拟合静态非线性模块。

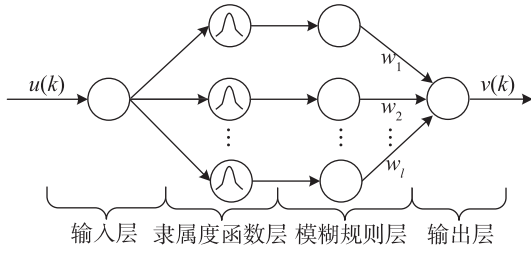


图 2 神经模糊模型结构

Fig.2 Structure of neuro-fuzzy model

神经模糊模型的输出为

$$\hat{v}(k) = \hat{f}(u(k)) = \sum_{j=1}^N \varphi_j(u(k)) w_j \quad (4)$$

$$\text{其中, } \varphi_j(u(k)) = \frac{\exp\left(-\frac{(u(k) - c_j)^2}{b_j^2}\right)}{\sum_{j=1}^N \exp\left(-\frac{(u(k) - c_j)^2}{b_j^2}\right)}, c_j \text{ 表}$$

示高斯型隶属度函数的中心, b_j 表示高斯型隶属度函数的宽度, w_j 为神经模糊模型的权重, N 为模糊规则数。

注 1 神经网络和模糊系统对非线性函数具有较强的逼近能力, 因而被广泛用于 Hammerstein 系统的辨识。神经网络能够以任意精度逼近非线性系统, 具有较强的自适应和自学习能力, 但缺乏处理和描述模糊信息的能力, 不能很好表达人脑的推理功能。模糊系统相对于神经网络模型而言, 具有较强的模糊推理能力, 然而缺乏自适应学习能力。神经模糊模型融合了神经网络与模糊系统各自的优点, 不仅具有神经网络的自适应能力, 而且包含了模糊系统的归纳推理能力, 因而能够更好地描述非线性系统。

2 神经模糊 Hammerstein 非线性系统辨识

利用高斯信号和随机信号组成的组合式信号辨识神经模糊 Hammerstein 非线性系统参数, 实现了 Hammerstein 系统的静态非线性模块和动态线性模块参数辨识的分离。

引理 1 对于 Hammerstein 非线性系统, 如果输入信号是可分离信号, 那么存在常数 b_0 使得以下关系成立:

$$R_{vu}(\tau) = b_0 R_u(\tau), \quad \forall \tau \in \mathbb{Z} \quad (5)$$

其中, $R_{vu}(\tau) = E(v(k)u(k-\tau))$ 表示的是输入变量 $u(k)$ 和中间不可测变量 $v(k)$ 的互协方差函数,

相应的 $R_u(\tau) = E(u(k)u(k-\tau))$ 就是输入变量 $u(k)$ 的自协方差函数, $b_0 = E(v(k)u(k-\tau))/E(u(k)u(k-\tau))$ 为常数。

该引理的证明可以参考前期研究工作^[23]中的方法, 本文不再进行证明。

2.1 动态线性模块辨识

在高斯信号 $u_1(k)$ 作用下, Hammerstein 非线性系统表示为

$$A(z)y_1(k) = B(z)v_1(k) + A(z)D(z)e(k) \quad (6)$$

式(6)写成

$$y_1(k) = -\sum_{i=1}^{n_a} a_i y_1(k-i) + \sum_{h=1}^{n_b} b_h v_1(k-h) + \sum_{i=1}^{n_a} \sum_{m=1}^{n_d} a_i d_m e(k-i-m) \quad (7)$$

式(7)两边乘以 $u_1(k-\tau)$, 计算数学期望得到

$$R_{y_1 u_1}(\tau) = -\sum_{i=1}^{n_a} a_i R_{y_1 u_1}(\tau-i) + \sum_{h=1}^{n_b} b_h R_{v_1 u_1}(\tau-h) + \sum_{i=1}^{n_a} \sum_{m=1}^{n_d} a_i d_m R_{e u_1}(\tau-i-m) \quad (8)$$

由于噪声和系统的输入信号是相互独立的, 所以 $R_{e u_1}(\tau-i-m) = 0$, 因此

$$R_{y_1 u_1}(\tau) = -\sum_{i=1}^{n_a} a_i R_{y_1 u_1}(\tau-i) + \sum_{h=1}^{n_b} b_h R_{v_1 u_1}(\tau-h) \quad (9)$$

根据引理 1 得到

$$R_{y_1 u_1}(\tau) = -\sum_{i=1}^{n_a} a_i R_{y_1 u_1}(\tau-i) + \sum_{h=1}^{n_b} \bar{b}_h R_{u_1}(\tau-h) \quad (10)$$

其中, $\bar{b} = b_0 b_h$ 。

设 $\tau = 1, 2, \dots, P(P \geq n_a + n_b)$, 则有

$$\theta_1 = R \psi^T (\psi \psi^T)^{-1} \quad (11)$$

其中,

$$\theta_1 = [a_1, \dots, a_{n_a}, b_1, \dots, b_{n_b}]$$

$$R = [R_{y_1 u_1}(1), R_{y_1 u_1}(1), \dots, R_{y_1 u_1}(P)]$$

$$\psi = \begin{bmatrix} -R_{y_1 u_1}(0) & -R_{y_1 u_1}(1) & \cdots & -R_{y_1 u_1}(P-1) \\ 0 & -R_{y_1 u_1}(0) & \cdots & -R_{y_1 u_1}(P-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & -R_{y_1 u_1}(P-n_a) \\ R_{u_1}(0) & R_{u_1}(1) & \cdots & R_{u_1}(P-1) \\ 0 & R_{u_1}(0) & \cdots & R_{u_1}(P-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & R_{u_1}(P-n_b) \end{bmatrix}$$

采用 $R_{y_1 u_1}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N y_1(k)u_1(k-\tau)$ 和 $R_{u_1}(\tau) =$

$\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N u_1(k) u_1(k-\tau)$ 来计算 $R_{y_1 u_1}(\tau)$ 和 $R_{u_1}(\tau)$ 。

2.2 静态非线性模块辨识

基于随机信号的输入输出数据, 采用聚类算法计算出高斯函数的中心 c_j 和宽度 b_j , 在此基础上, 利用推导的滤波递推增广最小二乘法求解神经模糊模型的权重 w_j 和有色噪声模型参数 d_m 。

通过式(1)和式(3)得到

$$\hat{v}_2(k) = \hat{f}(u_2(k)) = \sum_{j=1}^N \varphi_j(u_2(k)) w_j \quad (12)$$

定义滤波后的输入 $v_f(k)$ 和滤波后的输出 $y_f(k)$

$$v_f(k) = \frac{1}{D(z)} v_2(k) = \sum_{j=1}^N w_j U_j(k) \quad (13)$$

$$y_f(k) = \frac{1}{D(z)} y_2(k) = y_2(k) - \sum_{i=1}^{n_d} d_i y_f(k-i) \quad (14)$$

$$U_j(k) = \frac{1}{D(z)} \sum_{j=1}^N \varphi_j(u_2(k)) \quad (15)$$

定义滤波后的中间变量 $x_f(k)$

$$\begin{aligned} x_f(k) &= \frac{B(z)}{A(z)} v_f(k) \\ &= - \sum_{i=1}^{n_a} a_i x_f(k-i) + \sum_{h=1}^{n_b} b_h v_f(k) \\ &= - \sum_{i=1}^{n_a} a_i x_f(k-i) + \sum_{h=1}^{n_b} \sum_{j=1}^N b_h w_j U_j(k) \end{aligned} \quad (16)$$

从而得到滤波后的表达式

$$\begin{aligned} y_f(k) &= x_f(k) + e(k) \\ &= - \sum_{i=1}^{n_a} a_i x_f(k-i) + \sum_{h=1}^{n_b} \sum_{j=1}^N b_h w_j U_j(k) + e(k) \end{aligned} \quad (17)$$

通过式(17)得到

$$y_f(k) = \varphi_f^T(k) \theta_s + e(k) \quad (18)$$

其中,

$$\begin{aligned} \varphi_f(k) &= [-x_f(k-1), \dots, -x_f(k-n_a), U_1(k-1), \dots, \\ &\quad U_N(k-1), U_1(k-2), \dots, U_N(k-n_b)]^T \\ \theta_s &= [a_1, \dots, a_{n_a}, b_1 w_1, \dots, b_1 w_N, b_2 w_1, \dots, b_2 w_N, \dots, \\ &\quad b_{n_b} w_1, \dots, b_{n_b} w_N]^T \end{aligned}$$

通过式(2)得到

$$w(k) = \varphi_n^T(k) \theta_n + e(k) \quad (19)$$

其中, $\varphi_n(k) = [e(k-1), \dots, e(k-n_d)]^T$, $\theta_n = [d_1, \dots, d_{n_d}]^T$ 。

由于 $y_f(k)$, $\varphi_f(k)$ 和 $\varphi_n(k)$ 是未知的, 因此式(18)无法求解。为了解决这一问题, 利用估计值代替未知变量。

令

$$\hat{\theta}_n(k) = [\hat{d}_1(k), \dots, \hat{d}_{n_d}(k)]^T \quad (20)$$

$D(z)$ 的估计表示为

$$\hat{d}(z) = 1 + \hat{d}_1(k) z^{-1} + \dots + \hat{d}_{n_d}(k) z^{-n_d} \quad (21)$$

进一步得到

$$\begin{aligned} \hat{U}_j(k) &= \frac{1}{\hat{D}(z)} \sum_{j=1}^N \varphi_j(u_2(k)) \\ &= - \sum_{i=1}^{n_d} \hat{d}_i(k) \hat{U}_j(k-i) + \sum_{j=1}^N \varphi_j(u_2(k)) \end{aligned} \quad (22)$$

$$\hat{v}_f(k) = \sum_{j=1}^N w_j \hat{U}_j(k) \quad (23)$$

$$\begin{aligned} \hat{x}_f(k) &= \frac{B(z)}{A(z)} \hat{v}_f(k) \\ &= - \sum_{i=1}^{n_a} a_i \hat{x}_f(k-i) + \sum_{h=1}^{n_b} b_h \hat{v}_f(k) \\ &= - \sum_{i=1}^{n_a} a_i \hat{x}_f(k-i) + \sum_{h=1}^{n_b} \sum_{j=1}^N b_h w_j \hat{U}_j(k) \end{aligned} \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \hat{y}_f(k) &= \frac{1}{\hat{D}(z)} y_2(k) \\ &= y_2(k) - \sum_{i=1}^{n_d} \hat{d}_i(k) \hat{y}_f(k-i) \end{aligned} \quad (25)$$

让 $\hat{\theta}_s(k)$ 为 θ_s 的估计, $\hat{x}_f(k)$ 和 $\hat{x}(k)$ 表示为

$$\hat{x}_f(k) = \hat{\varphi}_f^T(k) \hat{\theta}_s(k) \quad (26)$$

$$\hat{x}(k) = \hat{\varphi}_s^T(k) \hat{\theta}_s(k) \quad (27)$$

其中,

$$\begin{aligned} \hat{\varphi}_f(k) &= [-\hat{x}_f(k-1), \dots, -\hat{x}_f(k-n_a), \\ &\quad \hat{U}_1(k-1), \dots, \hat{U}_N(k-1), \\ &\quad \hat{U}_1(k-2), \dots, \hat{U}_N(k-n_b)]^T \\ \hat{\varphi}_s(k) &= [-\hat{x}(k-1), \dots, -\hat{x}(k-n_a), \\ &\quad \varphi_1(u_2(k-1)), \dots, \varphi_N(u_2(k-1)), \\ &\quad \dots, \varphi_N(u_2(k-n_b))]^T \end{aligned}$$

得到

$$\hat{e}(k) = \hat{y}_f(k) - \hat{\varphi}_f^T(k) \hat{\theta}_s(k) \quad (28)$$

$$\hat{w}(k) = y_2(k) - \hat{\varphi}_s^T(k) \hat{\theta}_s(k) \quad (29)$$

根据上述分析, 滤波递推增广最小二乘法表示为:

$$\hat{\theta}_s(k) = \hat{\theta}_s(k-1) + L_1(k) (\hat{y}_f(k) - \hat{\varphi}_f^T(k) \hat{\theta}_s(k-1)) \quad (30)$$

$$L_1(k) = \frac{P_1(k-1) \hat{\varphi}_f(k)}{1 + \hat{\varphi}_f^T(k) P_1(k-1) \hat{\varphi}_f(k)} \quad (31)$$

$$P_1(k) = (1 - L_1(k) \hat{\varphi}_f^T(k)) P_1(k-1) \quad (32)$$

$$\begin{aligned} \hat{\varphi}_f(k) &= [-\hat{x}_f(k-1), \dots, -\hat{x}_f(k-n_a), \hat{U}_1(k-1), \dots, \\ &\quad \hat{U}_N(k-1), \hat{U}_1(k-2), \dots, \hat{U}_N(k-n_b)]^T \end{aligned} \quad (33)$$

$$\hat{y}_f(k) = y_2(k) - \sum_{i=1}^{n_d} \hat{d}_i(k) \hat{y}_f(k-i) \quad (34)$$

$$\hat{U}_j(k) = - \sum_{i=1}^{n_d} \hat{d}_i(k) \hat{U}_j(k-i) + \varphi_j(u_2(k)) \quad (35)$$

$$\hat{x}_f(k) = \hat{\varphi}_f^T(k) \hat{\theta}_s(k) \quad (36)$$

$$\hat{\theta}_n(k) = \hat{\theta}_n(k-1) + L_2(k) (\hat{w}(k) - \hat{\varphi}_n^T(k) \hat{\theta}_n(k-1)) \quad (37)$$

$$L_2(k) = \frac{P_2(k-1) \hat{\varphi}_n(k)}{1 + \hat{\varphi}_n^T(k) P_2(k-1) \hat{\varphi}_n(k)} \quad (38)$$

$$P_2(k) = (1 - L_2(k) \hat{\varphi}_n^T(k)) P_2(k-1) \quad (39)$$

$$\begin{aligned} \hat{\varphi}_s(k) = & [-\hat{x}_2(k-1), \dots, -\hat{x}_2(k-n_a), \\ & \varphi_1(u_2(k-1)), \dots, \varphi_N(u_2(k-1)), \dots, \\ & \varphi_N(u_2(k-n_b))]^T \end{aligned} \quad (40)$$

$$\hat{\varphi}_n = [\hat{e}(k-1), \dots, \hat{e}(k-n_d)]^T \quad (41)$$

$$\hat{w}(k) = y_2(k) - \hat{\varphi}_s^T(k) \hat{\theta}_s(k) \quad (42)$$

$$\hat{x}_2(k) = \hat{\varphi}_s^T(k) \hat{\theta}_s(k) \quad (43)$$

$$\hat{e}(k) = \hat{y}_f(k) - \hat{\varphi}_f^T(k) \hat{\theta}_s(k) \quad (44)$$

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_s(k) = & [\hat{a}_1(k), \dots, \hat{a}_{n_a}(k), \hat{b}_1 \hat{w}_1(k), \dots, \\ & \hat{b}_1 \hat{w}_N(k), \hat{b}_2 \hat{w}_1(k), \dots, \hat{b}_2 \hat{w}_N(k), \dots, \\ & \hat{b}_{n_b} \hat{w}_1(k), \dots, \hat{b}_{n_b} \hat{w}_N(k)]^T \end{aligned} \quad (45)$$

$$\hat{\theta}_n(k) = [\hat{d}_1(k), \dots, \hat{d}_{n_d}(k)]^T \quad (46)$$

为了增强文章的可读性, 算法 1 给出了两阶段辨识方法的详细步骤。

算法 1 神经模糊 Hammerstein 非线性系统两阶段辨识方法

- 1 输入: 多信号源的输入输出; 可分离信号的输入输出, $u_1(k)$ 和 $y_1(k)$; 随机信号的输入输出, $u_2(k)$ 和 $y_2(k)$ 。
- 2 第一阶段:
- 3 参数设置: $\tau = P(P \geq n_a + n_b)$
- 4 更新 $\hat{\theta}_1$:
- 5 通过 $u_1(k)$ 和 $y_1(k)$ 计算 $R_{y_1 u_1}(\tau)$ 和 $R_{u_1}(\tau)$
- 6 $\mathbf{R} \leftarrow R_{y_1 u_1}(\tau)$, $\boldsymbol{\psi} \leftarrow R_{y_1 u_1}(\tau)$ 和 $R_{u_1}(\tau)$
- 7 $\theta_1 = \mathbf{R} \boldsymbol{\psi}^T (\boldsymbol{\psi} \boldsymbol{\psi}^T)^{-1}$
- 8 第二阶段:
- 9 参数设置: $p_0 = 10^6$, $\hat{\theta}_s(1) = 1_{n_a+n_b \cdot l} / p_0$, $\hat{\theta}_n(1) = 1_{n_d} / p_0$, $P_1(0) = 1_{n_a+n_b \cdot l} / p_0$, $P_2(0) = 1_{n_d} / p_0$, $\hat{w}(i) = 1/p_0$, $\hat{e}(i) = 1/p_0$, $\hat{x}_f(i) = 1/p_0$, $\hat{x}(i) = 1/p_0$
- 10 通过文[24]中的聚类算法用 $u_2(k)$ 来计算 c_l 和 b_j
- 11 $\varphi_j(u_2(k)) \leftarrow c_l$ 和 b_j
- 12 运用 $u_2(k)$ 和 $y_2(k)$

13 从 $k=1$ to N

14 $\hat{\varphi}_s(k) \leftarrow \varphi_j(u_2(k))$ 和 $\hat{x}(k)$, $\hat{\varphi}_n(k) \leftarrow \hat{e}(k)$,

15 $L_2(k) \leftarrow P_2(k)$ 和 $\hat{\varphi}_n(k)$, $P_2(k) \leftarrow L_2(k)$ 和 $\hat{\varphi}_n(k)$

16 估计 $\hat{\theta}_n(k)$

17 $\hat{y}_f(k) \leftarrow y_2(k)$ 和 $\hat{\theta}_n(k)$,

$\hat{U}_j(k) \leftarrow \varphi_j(u_2(k))$ 和 $\hat{\theta}_n(k)$

18 $\hat{\varphi}_f(k) \leftarrow \hat{x}_f(k)$ 和 $\hat{U}_j(k)$

19 $L_1(k) \leftarrow P_1(k)$ 和 $\hat{\varphi}_f(k)$, $P_1(k) \leftarrow L_1(k)$ 和 $\hat{\varphi}_f(k)$

20 估计 $\hat{\theta}_s(k)$

21 $\hat{x}(k) \leftarrow \hat{\theta}_s(k)$ 和 $\hat{\varphi}_s(k)$,

$\hat{e}(k) \leftarrow \hat{y}_f(k)$, $\hat{\varphi}_f(k)$ 和 $\hat{\theta}_s(k)$,

$\hat{x}_f(k) \leftarrow \hat{\varphi}_f(k)$ 和 $\hat{\theta}_s(k)$,

$\hat{w}(k) \leftarrow y_2(k)$, $\hat{\varphi}_s(k)$ 和 $\hat{\theta}_s(k)$

22 估计 $\hat{\theta}_2(k) = [\hat{\theta}_s(k), \hat{\theta}_n(k)]^T$

23 结束

24 输出: $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_2$

3 仿真

为了说明提出方法的有效性, 将提出的方法运用到有色噪声干扰下 Hammerstein 非线性系统中。定义信号噪声比 (signal-to-noise ratios, SNR) 为 $\text{SNR} =$

$10 \lg \left(\frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}} \right)$ (单位: dB), k 时刻的参数辨识误差为

$\delta = \|\hat{\theta}_1(k) - \theta_1\| / \|\theta_1\|$ 。

考虑如下 Hammerstein 非线性系统, 其非线性模块是分段不连续函数:

$$v(k) = \begin{cases} \tan(2u(k)), & u(k) \leq 1.5 \\ -\frac{\exp(u(k)) - 1}{\exp(u(k)) + 1}, & u(k) > 1.5 \end{cases}$$

$$y(k) = \frac{0.6z^{-1}}{1 - 0.8z^{-1}} v(k) + w(k)$$

$$w(k) = (1 + 0.8z^{-1}) e(k)$$

运用高斯信号和随机信号组成的组合式信号辨识 Hammerstein 系统, 其中高斯信号的均值为 0、方差为 0.5, 随机信号为在区间 $[0, 4]$ 上均匀分布的随机多步信号。

在第一阶段, 利用 5 000 组高斯信号输入输出数据和相关性分析法对线性块参数进行辨识。图 3 和图 4 列出了参数 a 和 b 在不同 SNR 的参数辨识结果。图 5 列出了相关性分析方法和最小二乘法在不同 SNR 下的线性模块的参数辨识误差。

相关分析法利用输入输出变量之间的互协方差函数和输入变量的自协方差函数来辨识模型未知参数, 由于系统输入和噪声相互独立, 得到 $R_{eu}(\tau) = 0$, 从而有效地抑制噪声干扰, 提高参数辨识精度。从图 3 ~ 图 5 可以看出, 相关性分析法能够有效辨识线性模块参数。从图 5 可以看出, 针对有色噪声的干扰, 在不同 SNR 下, 相关分析法比最小二乘更精确的辨识线性模块参数。

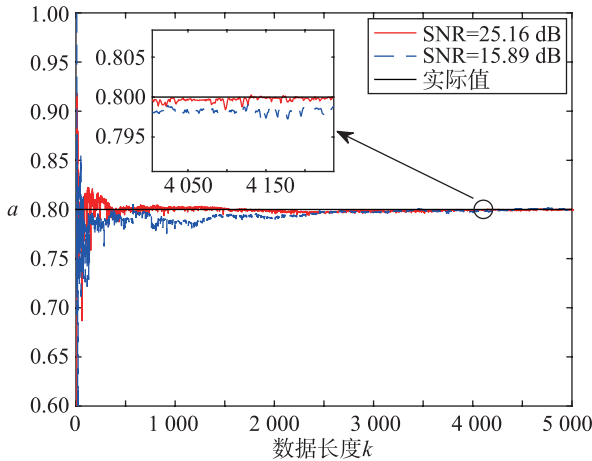


图 3 不同信噪比下参数 a 的估计结果

Fig.3 Estimation results of parameter a under different SNR

在第二阶段, 利用 5 000 组随机信号的输入输出数据和本文推导的方法辨识非线性模块的参数和噪声模块的参数。图 4 给出了非线性模块的拟合结

果, 表 1 给出了不同模糊规则下神经模糊模型拟合静态非线性模块的训练误差和测试误差。

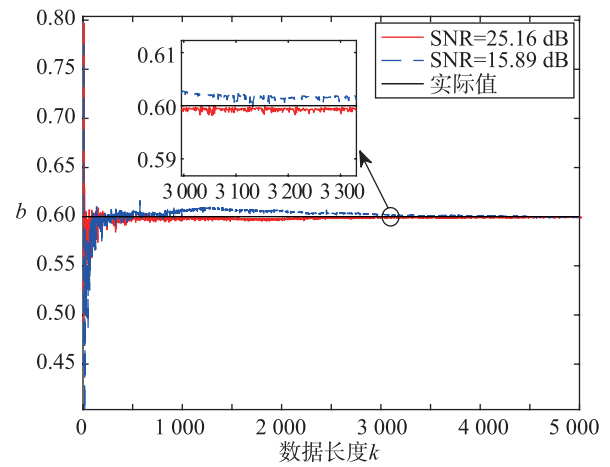


图 4 不同信噪比下参数 b 的估计结果

Fig.4 Estimation results of parameter b under different SNR

全局逼近理论表明, 如果模糊规则数足够大, 那么模型逼近误差可以任意小。尽管更多的模糊规则能够产生较小的模型逼近误差, 但是通常以模型的泛化能力为代价。因此, 在选择模糊规则数时应综合考虑模型的训练误差和测试误差。表 1 给出了不同模糊规则下神经模糊模型拟合静态非线性模块的训练误差和测试误差。因此, 选取 25 个模糊规则时得到较小的训练误差和测试误差。根据表 1, 设置参数 $S_0 = 0.991$, $\rho = 2.0$ 和 $\lambda = 0.01$, 通过聚类

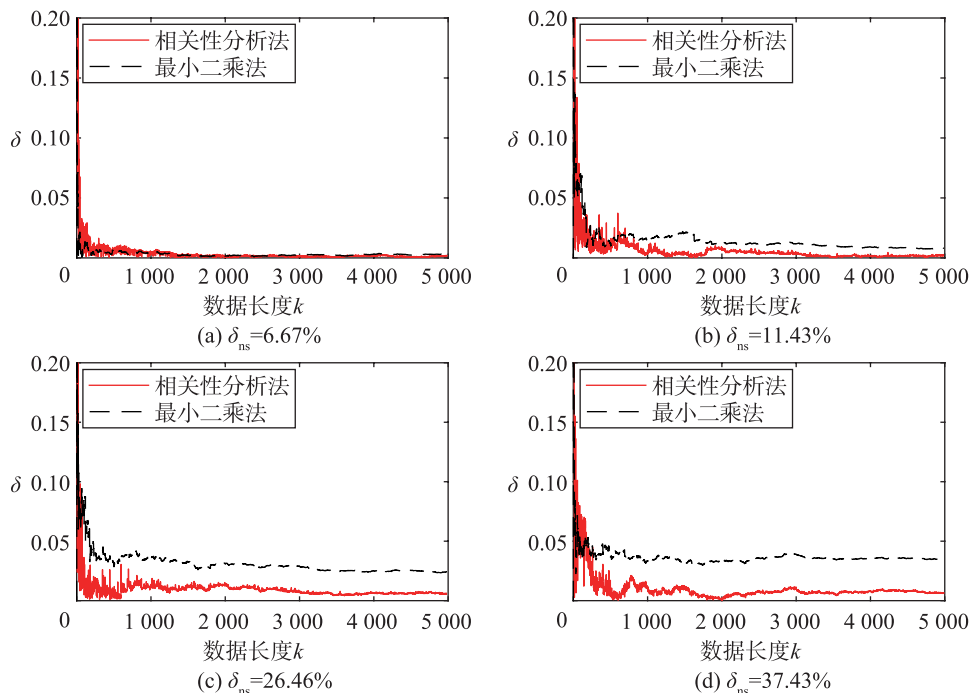


图 5 不同信噪比下动态线性模块参数估计误差

Fig.5 Parameter estimation error of dynamic linear block under different SNR

算法可以得到 25 条模糊规则, 均方误差 (mean square error, MSE) 为 3.7×10^{-3} 。

表 1 神经模糊模型的 MSE
Tab.1 MSEs of neuro-fuzzy model

| 模糊规则数 | MSE(训练) | MSE(测试) |
|-------|----------------------|-----------------------|
| 19 | 9.6×10^{-3} | 2.17×10^{-2} |
| 23 | 4.2×10^{-3} | 5.9×10^{-3} |
| 25 | 3.7×10^{-3} | 5.1×10^{-3} |
| 33 | 6.2×10^{-3} | 8.0×10^{-3} |
| 43 | 7.4×10^{-3} | 1.13×10^{-2} |
| 61 | 6.9×10^{-3} | 9.4×10^{-3} |

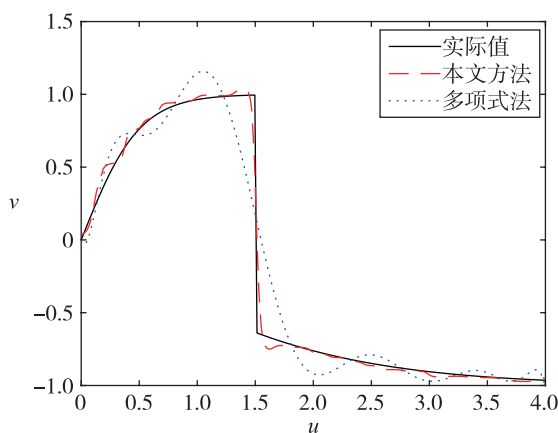


图 6 非线性模块的拟合结果

Fig.6 Fitting results of the nonlinear block

注 2 本文参数 S_0 的范围为: $S_0 \in [0.9, 1)$, 参数 λ 的范围为: $\lambda \in [0, 1]$, 参数 ρ 的范围为: $\rho \in [1, 2]$ 。参数 S_0 为设定的阈值, S_0 越大, 神经模糊模型的模糊规则数越多, 其逼近能力越强, 反之越弱, 选择 S_0 的值时应遵循从大到小的原则。 λ 为聚类中心的调整率, λ 越大, 聚类中心更新的幅度就越大, 反之越小。如果 λ 过大, 将会破坏已有的分类, 影响拟合精度, 因此 λ 的值应遵循从小到大的原则, 且不宜选择过大。 ρ 用来评价模型对非线性函数的拟合效果, 对于连续非线性系统, ρ 选择较小值能够取得较好地拟合结果, 对于严重非线性或者不连续系统, ρ 选择较大值能够取得较好的拟合结果。

为了说明本文提出的方法的有效性, 利用相同的输入输出数据构造基于多项式的 Hammerstein 系统^[24]。表 2 比较了基于多项式的不同阶次模型的 MSE, 由表 2 可知, 当模型的阶次为 11 阶时, 其均方误差最小, 拟合的效果最好。从图 6 和表 2 可以看出本文提出的方法能够更好地拟合静态非线性模块, 具有更高的辨识精度。

表 2 神经模糊模型和多项式模型的 MSE 比较

Tab.2 MSEs of polynomial model and neuro-fuzzy model

| 模型 | 阶次 | MSE |
|--------|----|-----------------------|
| 多项式模型 | 9 | 4.38×10^{-2} |
| | 10 | 3.96×10^{-2} |
| | 11 | 3.42×10^{-2} |
| | 12 | 4.12×10^{-2} |
| 神经模糊模型 | | 3.7×10^{-3} |

与此同时噪声模块的参数也被辨识出来, 其辨识结果如图 7 所示。

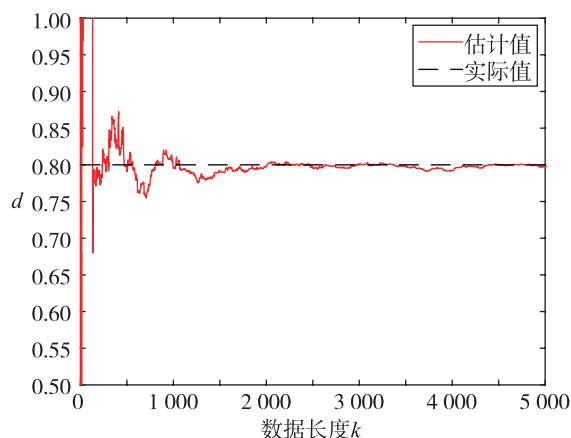


图 7 噪声模块的估计结果

Fig.7 Estimation results of the noise block

从图 7 可以看出, 本文方法对噪声模块的辨识具有较高的精度, 能够准确地辨识出噪声模块的参数。

4 结论

本文提出了一种有色噪声干扰下神经模糊 Hammerstein 非线性系统的两阶段辨识方法。利用由高斯信号和随机信号组成的组合式信号来实现了 Hammerstein 系统中静态非线性模块和动态线性模块的分离辨识, 从而有效简化参数辨识过程。在第一阶段, 基于可分离信号的输入输出数据利用相关性分析方法估计线性模块的参数, 有效抑制噪声干扰。在第二阶段, 基于随机信号的输入输出数据, 采用聚类算法计算出神经模糊模型的宽度和中心, 利用推导的滤波递推最小二乘方法有效地抑制了有色噪声的干扰, 精确地辨识出了非线性模块的参数和噪声模型的参数。仿真结果验证了提出的辨识方法对有色噪声干扰下 Hammerstein 模型辨识的有效性。然而, 提出的辨识方案也存在一定的局限性, 具体表现在两个方面: 首先, 在滤波递推增广最小二乘算法中, 对于存在的未知变量, 利用估计值代

替未知变量, 在递推过程中影响到参数辨识的精度; 其次, 文中采用的可分离信号包括: 二进制信号、高斯信号、正弦信号等, 在实际应用中模型的输入要求满足此条件。

参考文献

- [1] Pedro F L R, Luis A A. NARMAX model identification using a randomised approach[J]. International Journal of Modelling, Identification and Control, 2019, 31(3): 205–216.
- [2] Gupta S, Sahoo A K, Sahoo U K. Volterra and wiener model based temporally and spatio-temporally coupled nonlinear system identification: A synthesized review[J]. IETE Technical Review, 2021, 38(3): 303–327.
- [3] Sharaban T, Mamun M, Sarker M M A. Bingham fluid flow simulation in a lid-driven skewed cavity using the finite-volume method[J]. International Journal of Computer Mathematics, 2020, 97(6): 1212–1233.
- [4] Liu F X, Guo W Z, Liu R, et al. Improved load forecasting model based on two-stage optimization of gray model with fractional order accumulation and Markov chain[J]. Communications in Statistics-Theory and Methods, 2021, 50(11): 2659–2673.
- [5] 李元明, 潘红光, 邹涛, 等. 基于 Hammerstein 模型的非线性分离法预测控制[J]. 信息与控制, 2017, 46(2): 172–177.
Li Y M, Pan H G, Zou T, et al. Nonlinear separation predictive control based on Hammerstein model[J]. Information and Control, 2017, 46(2): 172–177.
- [6] 陈曦, 方海涛. 非线性块结构系统辨识的辅助变量方法[J]. 系统科学与数学, 2013, 33(4): 398–411.
Chen X, Fang H T. Auxiliary variable method for identification of nonlinear block structure systems[J]. Systems Science and Mathematics, 2013, 33(4): 398–411.
- [7] Jalaleddini K, Kearney R E. Subspace Identification of SISO Hammerstein systems: Application to stretch reflex identification[J]. IEEE Transactions on Bio-medical Engineering, 2013, 61(10): 2725–2734.
- [8] Balestrino A, Landi A, Sani L. Parameter identification of continuous systems with multiple-input time delays via modulating functions[J]. IEEE Proceedings: Control Theory and Applications, 2000, 147(1): 19–27.
- [9] Raphael Q, Claudio G. MPC relevant identification method for Hammerstein models[J]. IFAC PapersOnLine, 2017, 50(2): 47–52.
- [10] Li S R, Ge Y L, Shi Y H. An iterative dynamic programming optimization based on biorthogonal spatial-temporal Hammerstein modeling for the enhanced oil recovery of ASP flooding[J]. Journal of Process Control, 2019, 73(1): 75–88.
- [11] Cheng C M, Dong X J, Peng Z K, et al. Kautz basis expansion-based Hammerstein system identification through separable least squares method[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 121(1): 929–941.
- [12] Jeremy G S, James S W. Frequency domain estimation of parallel Hammerstein systems using Gaussian process regression[J]. IFAC PapersOnLine, 2018, 51(15): 1014–1019.
- [13] 李峰, 谢良旭, 李博, 等. 基于组合式信号的 Hammerstein OE 模型辨识[J]. 江苏理工学院学报, 2019, 25(6): 66–72.
Li F, Xie L X, Li B, et al. Hammerstein OE model identification based on combined signals[J]. Journal of Jiangsu University of Technology, 2019, 25(6): 66–72.
- [14] 李峰, 李诚豪. 基于神经网络的 Hammerstein OE 非线性系统参数估计[J]. 江苏理工学院学报, 2021, 27(4): 25–31.
Li F, Li C H. Parameter estimation of Hammerstein OE nonlinear system based on Neural Network[J]. Journal of Jiangsu University of Technology, 2021, 27(4): 25–31.
- [15] Li F, Yao K M, Li B, et al. A novel learning algorithm of the neuro-fuzzy based Hammerstein-Wiener model corrupted by process noise[J]. Journal of the Franklin Institute, 2021, 358(3): 2115–2137.
- [16] 岳娜, 肖永松. 非线性动态调节模型的滤波式递推辨识算法[J]. 科技通报, 2010, 26(5): 704–707.
Yue N, Xiao Y S. Filtering recursive identification algorithm for nonlinear dynamic regulation model[J]. Science and Technology Bulletin, 2010, 26(5): 704–707.
- [17] Ma J X, Ding F. Filtering-based multistage recursive identification algorithm for an input nonlinear output-error autoregressive system by using the key term separation technique[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2017, 36(2): 577–599.
- [18] 丁锋, 毛亚文. 辅助模型辨识方法(3): 输入非线性输出误差自回归系统[J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版), 2016, 8(3): 193–214.
Ding F, Mao Y W. Auxiliary model identification method(3): Input nonlinear output error autoregressive system[J]. Journal of Nanjing University of Information Engineering (Natural Science Edition), 2016, 8(3): 193–214.