

控制与决策

Control and Decision

基于组合式信号源的Hammerstein-Wiener模型辨识方法

李峰, 罗印升, 李博, 李生权

引用本文:

李峰, 罗印升, 李博, 李生权. 基于组合式信号源的Hammerstein-Wiener模型辨识方法[J]. 控制与决策, 2022, 37(11): 2959-2967.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1367>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于随机配置网络的非线性系统智能建模方法

An intelligent modeling method for nonlinear systems based on random Configuration networks

控制与决策. 2022, 37(10): 2559-2564 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0436>

有理模型辨识的两类新方法-----混合迭代与柔性最小二乘法

Two novel identification methods for rational models---Compound iterative algorithm and flexible least squares algorithm

控制与决策. 2022, 37(1): 58-66 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0935>

基于Householder变换的贪婪正交最小二乘辨识算法

Greedy orthogonal least squares identification algorithm based on Householder transformation

控制与决策. 2022, 37(9): 2281-2286 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1650>

基于KRLS的非均匀采样非线性系统辨识

Identification of non-uniformly sampled nonlinear systems based on KRLS

控制与决策. 2021, 36(12): 3049-3055 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0962>

高超声速飞行器间歇故障改进自适应容错控制

Improved adaptive fault-tolerant control of intermittent faults in hypersonic flight vehicle

控制与决策. 2021, 36(11): 2627-2636 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0483>

基于组合式信号源的 Hammerstein-Wiener 模型辨识方法

李峰^{1†}, 罗印升¹, 李博¹, 李生权²

(1. 江苏理工学院 电气信息工程学院, 江苏 常州 213001;
2. 扬州大学 电气与能源动力工程学院, 江苏 扬州 225127)

摘要: 针对含有有色噪声的非线性 Hammerstein-Wiener 模型, 提出一种基于组合式信号源的辨识方法. 通过利用可分离信号和随机信号组成的组合信号源实现有色噪声干扰下 Hammerstein-Wiener 模型各串联模块参数辨识的分离, 简化辨识过程. 首先, 基于可分离信号的输入和输出, 采用相关分析方法抑制过程噪声的干扰, 辨识输出静态非线性模块和动态线性模块的参数; 然后, 基于辅助模型技术, 利用辅助模型的输出和残差的估计值分别取代辨识模型中的不可测中间变量和噪声变量, 推导辅助模型递推增广最小二乘法, 根据随机信号的输入输出数据辨识输入静态非线性模块和噪声模型的参数; 最后, 通过理论分析和仿真结果表明, 所提出方法能够有效辨识有色噪声干扰下的非线性 Hammerstein-Wiener 模型, 具有较好的鲁棒性.

关键词: Hammerstein-Wiener 模型; 神经模糊模型; 相关分析法; 参数辨识; 组合信号源

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1367

引用格式: 李峰, 罗印升, 李博, 等. 基于组合式信号源的 Hammerstein-Wiener 模型辨识方法[J]. 控制与决策, 2022, 37(11): 2959-2967.

Identification method of the Hammerstein-Wiener model based on combined signal sources

LI Feng^{1†}, LUO Yin-sheng¹, LI Bo¹, LI Sheng-quan²

(1. College of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University of Technology, Changzhou 213001, China;
2. College of Electrical, Energy and Power Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225127, China)

Abstract: An identification method based on combined signal sources is proposed to identify the nonlinear Hammerstein-Wiener model with coloured noise. The combined signal sources composed of separable signals and random signals are used to realize the separation of the parameter identification of the series modules for the Hammerstein-Wiener model with coloured noise, which can effectively simplify the identification process. Firstly, based on the input and output of separable signals, the correlation analysis method is employed to compensate the process noise and identify the parameters of the static nonlinear module and the dynamic linear module. Then, by means of the auxiliary model technique, the output of the auxiliary model and residual estimation are used to replace the unmeasurable intermediate variables and noise variables in the identification model, respectively. The recursive extended least square method based on the auxiliary model is deduced to identify the parameters of the input static nonlinear module and noise model according to the input and output data of random signals. Theoretical analysis and simulation results show that the proposed method can effectively identify the nonlinear Hammerstein-Wiener model with coloured noise and has good robustness.

Keywords: Hammerstein-Wiener model; neuro-fuzzy model; correlation analysis method; parameter identification; combined signal sources

0 引言

Hammerstein-Wiener 模型是一类具有特定结构的非线性模型, 由输入静态非线性模块、动态线性模块和输出静态非线性模块 3 部分串联而成, 能够较好地反映过程特征^[1-5], 可以描述一大类工业非线性过

程, 如发酵生物反应器系统^[6]、蒸馏系统^[7]、pH 中和过程^[8] 以及连续搅拌反应釜^[9-10] 等. 该模型结构包含 Hammerstein 模型和 Wiener 模型两种结构, 但是比 Hammerstein 和 Wiener 模型更能有效地描述实际工业过程的非线性特性.

收稿日期: 2020-10-02; 录用日期: 2021-06-17.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62003151, 61903166); 江苏省自然科学基金项目(BK20191035).

[†]通讯作者. E-mail: lifeng@jsut.edu.cn.

目前,对于 Hammerstein-Wiener 模型辨识的研究主要包括:盲辨识法、迭代法、过参数化法、随机梯度法以及多信号源法等^[11-15]. Bai^[11] 利用盲辨识方法辨识输入非线性结构未知的 Hammerstein-Wiener 系统参数. Vörös^[12] 针对具有两段多项式输入模块和间隙输出模块特性的 Hammerstein-Wiener 模型,提出了最小二乘迭代辨识方法. Wang 等^[13] 研究了含噪声干扰的 Hammerstein-Wiener 模型的两阶段参数估计方法. 刘冉冉等^[14] 针对一类非均匀数据采样 Hammerstein-Wiener 系统,研究了一种递阶多新息随机梯度算法. 上述辨识方法采用多项式拟合静态非线性模块,仅适用于连续非线性函数的情况,而且多项式描述的非线性只能代表一类轻微的非线性过程,对于具有中等或严重非线性的过程,其精度和适应性将会有所下降^[16].

针对上述问题,研究者们利用神经网络和神经模糊系统拟合静态非线性模块,提出了神经网络 Hammerstein-Wiener 模型和神经模糊 Hammerstein-Wiener 模型. 文献[17]针对具有频域特征系统的 Hammerstein-Wiener 递归神经网络,提出了一种三阶段辨识方法. 文献[18]基于所设计的多信号源研究了神经模糊 Hammerstein-Wiener 模型的参数辨识方法. 文献[19]针对复杂非线性动态系统,研究了一种基于极限学习机的 Hammerstein-Wiener 模型参数估计方法. 然而,上述辨识方法没有考虑实际复杂工业过程的噪声. 对于噪声干扰的 Hammerstein-Wiener 模型,过程噪声不同于输出测量噪声,过程噪声在输出非线性模块之前对输出的影响与输出静态非线性模块的增益有关^[4,20]: 即当增益大时,输出干扰大;当增益小时,输出干扰小. 这种过程噪声更符合实际情况. 实际工业过程中的噪声往往是有色噪声,因此必须考虑和分析有色噪声对 Hammerstein-Wiener 模型的影响.

鉴于上述研究存在的不足,本文针对含有有色噪声的 Hammerstein-Wiener 模型,提出一种基于组合信号源的辨识方法. 利用组合信号源实现有色噪声干扰下 Hammerstein-Wiener 模型各串联模块参数辨识的分离,简化辨识过程. 首先,利用相关分析方法补偿过程噪声,辨识输出静态非线性模块和动态线性模块的参数;然后,基于辅助模型技术,利用辅助模型的输出和残差的估计值分别取代辨识模型中的不可测中间变量和噪声变量,推导辅助模型递推增广最小二乘方法,进一步辨识输入静态非线性模块和噪声模型的参数. 所提出的辨识方法优点在于:

1) 与文献[13,21]采用多项式拟合静态非线性模块相比,所提出方法利用神经模糊拟合静态非线性模块,对于具有中等或严重非线性的过程,其非线性逼近能力较强,精度较高;

2) 对于有色噪声干扰的 Hammerstein-Wiener 模型,所提出的相关分析法能够有效抑制有色噪声的干扰;

3) 与文献[21]相比,所提出的基于组合信号源的参数分离辨识方法,避免了模型参数乘积向量的分离,简化了辨识过程.

1 含有有色噪声的神经模糊 Hammerstein-Wiener 模型

有色噪声干扰下的 Hammerstein-Wiener 模型由输入静态非线性模块 $f(\cdot)$ 、动态线性模块 $H(\cdot)$ 以及输出静态非线性模块 $g(\cdot)$ 三部分组成,如图1所示.

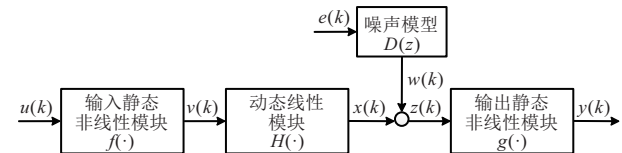


图1 含有有色噪声的 Hammerstein-Wiener 模型结构

该模型可以描述为

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

$$x(k) = \frac{B(z)}{A(z)}v(k), \quad (2)$$

$$w(k) = D(z)e(k), \quad (3)$$

$$z(k) = x(k) + w(k), \quad (4)$$

$$y(k) = g(z(k)). \quad (5)$$

其中:动态线性模块 $H(\cdot)$ 定义为 $H(\cdot) = B(z)/A(z)$, $A(z) = 1 + a_1z^{-1} + \dots + a_{n_a}z^{-n_a}$, $B(z) = b_1z^{-1} + \dots + b_{n_b}z^{-n_b}$; $u(k)$ 和 $y(k)$ 为模型在第 k 时刻的输入和输出; $v(k)$ 和 $x(k)$ 为中间不可测变量; $e(k)$ 为白噪声序列; $w(k)$ 为有色噪声; $D(z) = 1 + d_1z^{-1} + \dots + d_{n_d}z^{-n_d}$; a_i 和 b_i 为线性模块的参数; d_m 为噪声模型参数.

根据给定的阈值 ε 建立含有有色噪声的 Hammerstein-Wiener 模型,需要求解满足如下约束条件的参数:

$$E(\hat{f}(u(k)), \hat{a}_i, \hat{b}_j, \hat{d}_m, \hat{g}(\hat{z}(k))) =$$

$$\frac{1}{2N} \sum_{k=1}^N [y(k) - \hat{y}(k)]^2 \leq \varepsilon;$$

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

$$\hat{A}(z)\hat{z}(k) = \hat{B}(z)\hat{v}(k) + \hat{A}(z)\hat{D}(z)e(k),$$

$$\hat{y}(k) = \hat{g}(\hat{z}(k)). \quad (6)$$

其中: $\hat{f}(\cdot)$ 为估计的输入非线性模块, $\hat{g}(\cdot)$ 为估计的输出非线性模块, \hat{a}_i 和 \hat{b}_i 为估计的线性模块参数, \hat{d}_m 为估计噪声模型参数, N 为输入数据数目.

本文采用文献 [22] 中神经模糊模型拟合 Hammerstein-Wiener 模型的输入静态非线性模块和输出静态非线性模块. 将输出非线性模块写成 $\hat{z}(k) = \hat{g}^{-1}(y(k))$, 输入非线性模块和输出非线性模块写为

$$\hat{v}(k) = \hat{f}(u(k)) = \sum_{l=1}^{L^{input}} \phi_l^{input}(u(k))w_l^{input}, \quad (7)$$

$$\hat{z}(k) = \hat{g}^{-1}(y(k)) = \sum_{l=1}^{L^{output}} \phi_l^{output}(y(k))w_l^{output}. \quad (8)$$

其中

$$\phi_l^{input}(u(k)) = \frac{\mu_l(u(k))}{\sum_{l=1}^{L^{input}} \mu_l(u(k))},$$

$$\phi_l^{output}(y(k)) = \frac{\mu_l(y(k))}{\sum_{l=1}^{L^{output}} \mu_l(y(k))},$$

$\mu_l(u(k)) = \exp\left(-\frac{(u(k) - c_l)^2}{\sigma_l^2}\right)$ 为高斯隶属度函数, c_l 和 σ_l 分别为隶属度函数的中心和宽度, w_l^{input} 和 w_l^{output} 分别为输入神经模糊和输出神经模糊模型的权重, L^{input} 和 L^{output} 分别为输入和输出的模糊规则数.

2 基于组合式信号源的神经模糊 Hammerstein-Wiener 模型辨识方法

经典的 Bussgang 定理^[23]指出: 如果输入信号是可分离的, 则对于任意静态非线性函数, 输入与输出的相关函数之间存在倍数关系. 基于经典的 Bussgang 定理提出以下定理.

定理 1 对于 Hammerstein-Wiener 模型, 若输入信号是可分离信号, 则存在常数 b_0 使得如下关系成立:

$$R_{vu}(\tau) = b_0 R_u(\tau), \quad \forall \tau \in Z. \quad (9)$$

其中: $R_{vu}(\tau) = E(v(k)u(k - \tau))$ 为输入 $u(k)$ 与中间变量 $v(k)$ 的互相关函数, $R_u(\tau) = E(u(k)u(k - \tau))$ 为输入 $u(k)$ 的自相关函数, $b_0 = E(v(k)u(k))/E(u(k)u(k))$ 为常数.

该定理的证明可以参考前期研究工作^[15]中的方法, 本文不再赘述. 由定理 1 可知, 当模型的输入为可分离信号时, 输入 $u(k)$ 的自协方差函数 $R_u(\tau)$ 可以替代中间变量 $v(k)$ 与输入 $u(k)$ 的互协方差函数 $R_v u(\tau)$, 解决了中间变量信息不可测量问题.

注 1 文中可分离信号满足的数学条件为输入

信号条件期望 $E(u(k - \tau)|u(k))$ 满足 $E(u(k - \tau)|u(k)) = a(\tau)u(k)$, 其中 $a(\tau) = R_u(\tau)/R_u(0)$. 在工程应用中, 可分离信号应满足的条件为模型输入信号是高斯信号、正弦信号等^[24].

2.1 输出静态非线性模块和动态线性模块的辨识

基于可分离信号的输入和输出, 估计输出静态非线性模块和动态线性模块的参数. 首先, 利用聚类算法^[25]估计输出神经模糊模型中心 c_l 和宽度 σ_l ; 然后, 利用相关分析法求解输出神糊模型的权重 w_l^{output} 和动态线性模块的参数.

由式(1)~(4)得到

$$z(k) = -\sum_{i=1}^{n_a} a_i z(k - i) + \sum_{j=1}^{n_b} b_j v(k - j) + \sum_{i=1}^{n_a} \sum_{m=1}^{n_d} a_i d_m e(k - m - i) + e(k) + \sum_{m=1}^{n_d} d_m e(k - m) + \sum_{i=1}^{n_a} a_i e(k - i). \quad (10)$$

式(10)两边同时乘以 $u(k - \tau)$, 计算数学期望得到

$$R_{zu}(\tau) = -\sum_{i=1}^{n_a} a_i R_{zu}(\tau - i) + \sum_{j=1}^{n_b} b_j R_{vu}(\tau - j) + \sum_{i=1}^{n_a} \sum_{m=1}^{n_d} a_i d_m R_{eu}(\tau - m - i) + R_{eu}(\tau) + \sum_{m=1}^{n_d} R_{eu}(\tau - m) + \sum_{i=1}^{n_a} a_i R_{eu}(\tau - i). \quad (11)$$

由于噪声 $e(k)$ 的均值为零, 得到 $E(e(k)) = 0$, 且噪声与输入 $u(k)$ 是不相关的, 因此

$$R_{eu}(\tau - i) = E(e(k)u(k - \tau + i)) = 0,$$

且 $R_{eu}(\tau - m) = E(e(k)u(k - \tau + m)) = 0$. 进一步得到

$$R_{zu}(\tau) = -\sum_{i=1}^{n_a} a_i R_{zu}(\tau - i) + \sum_{j=1}^{n_b} b_j R_{vu}(\tau - j). \quad (12)$$

由定理 1 得到

$$R_{zu}(\tau) = -\sum_{i=1}^{n_a} a_i R_{zu}(\tau - i) + \sum_{j=1}^{n_b} \tilde{b}_j R_u(\tau - j), \quad (13)$$

其中 $\tilde{b}_j = b_0 b_j$.

由式(7)和(13)得到

$$\sum_{l=1}^{L^{output}} w_l^{output} E(\phi_l^{output}(y(k))u(k - \tau)) = -\sum_{i=1}^{n_a} a_i \sum_{l=1}^{L^{output}} w_l^{output} E(\phi_l^{output}(y(k))u(k - \tau + i)) + \sum_{j=1}^{n_b} \tilde{b}_j R_u(\tau - i). \quad (14)$$

式(14)两边同时除以 w_1^{output} , 得

$$\begin{aligned}
 E(\phi_1^{\text{output}}(y(k))u(k-\tau)) = & \\
 - \sum_{l=2}^{L^{\text{output}}} \tilde{w}_l^{\text{output}} E(\phi_l^{\text{output}}(y(k))u(k-\tau)) - & \\
 \sum_{i=1}^{n_a} a_i E(\phi_1^{\text{output}}(y(k))u(k-\tau+i)) - & \\
 \sum_{i=1}^{n_a} a_i \sum_{l=2}^{L^{\text{output}}} \tilde{w}_l^{\text{output}} E(\phi_l^{\text{output}}(y(k))u(k-\tau+i)) + & \\
 \sum_{j=1}^{n_b} \bar{b}_j R_u(\tau-j). & \quad (15)
 \end{aligned}$$

其中: $\tilde{w}_l^{\text{output}} = \frac{w_l^{\text{output}}}{w_1^{\text{output}}}$, $\bar{b}_j = \frac{\tilde{b}_j}{w_1^{\text{output}}}$.

设 $\phi_l(k) = \phi_l^{\text{output}}(y(k))$, $l = 1, 2, \dots, L^{\text{output}}$, 则

式(15)可以写为

$$\begin{aligned}
 R_{\phi_1 u}(\tau) = & - \sum_{l=2}^{L^{\text{output}}} \tilde{w}_l^{\text{output}} R_{\phi_l u}(\tau) - \sum_{i=1}^{n_a} a_i R_{\phi_1 u}(\tau-i) - \\
 & \sum_{i=1}^{n_a} a_i \sum_{l=2}^{L^{\text{output}}} \tilde{w}_l^{\text{output}} R_{\phi_l u}(\tau-i) + \\
 & \sum_{j=1}^{n_b} \bar{b}_j R_u(\tau-j). & \quad (16)
 \end{aligned}$$

得到参数估计为

$$\hat{\theta}_1 = R\Phi^T(\Phi\Phi^T)^{-1}. \quad (17)$$

其中

$$\begin{aligned}
 R = & [R_{\phi_1 u}(1), \dots, R_{\phi_1 u}(P)], \quad P \geq n_a + n_b, \\
 \hat{\theta}_1 = & [\tilde{w}_2^{\text{output}}, \dots, \tilde{w}_{L^{\text{output}}}^{\text{output}}, a_1, \dots, a_{n_a}, \\
 & a_1 \tilde{w}_2^{\text{output}}, \dots, a_1 \tilde{w}_{L^{\text{output}}}^{\text{output}}, \dots, a_{n_a} \tilde{w}_2^{\text{output}}, \dots, \\
 & a_{n_a} \tilde{w}_{L^{\text{output}}}^{\text{output}}, \bar{b}_1, \dots, \bar{b}_{n_b}],
 \end{aligned}$$

$\Phi =$

$$\begin{bmatrix}
 -R_{\phi_2 u}(1) & -R_{\phi_2 u}(2) & \cdots & -R_{\phi_2 u}(P) \\
 \vdots & \vdots & & \vdots \\
 -R_{\phi_L u}(1) & -R_{\phi_L u}(2) & \cdots & -R_{\phi_L u}(P) \\
 -R_{\phi_1 u}(0) & -R_{\phi_1 u}(1) & \cdots & -R_{\phi_1 u}(P-1) \\
 \vdots & \vdots & & \vdots \\
 0 & 0 & \cdots & -R_{\phi_1 u}(P-n_a) \\
 \vdots & \vdots & & \vdots \\
 -R_{\phi_L u}(0) & -R_{\phi_L u}(1) & \cdots & -R_{\phi_L u}(P-1) \\
 \vdots & \vdots & & \vdots \\
 0 & 0 & \cdots & -R_{\phi_L u}(P-n_a) \\
 R_u(0) & R_u(1) & \cdots & R_u(P-1) \\
 \vdots & \vdots & & \vdots \\
 0 & 0 & \cdots & R_u(P-n_b)
 \end{bmatrix}.$$

利用下式估计 $R_{\phi_l u}(\tau)$ 和 $R_u(\tau)$:

$$R_{\phi_l u}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^{L^{\text{output}}} \phi_l^{\text{output}}(y(k))u(k-\tau), \quad (18)$$

$$R_u(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N u(k)u(k-\tau). \quad (19)$$

2.2 输入静态非线性模块和噪声模型的辨识

基于随机信号的输入输出数据, 估计输入静态非线性模块和噪声模型的参数, 即神经模糊模型的中心 c_l 、宽度 σ_l 、权重 w_l^{input} 以及噪声模型参数 d_m . 首先, 利用聚类算法^[25] 估计神经模糊的中心 c_l 和宽度 σ_l ; 然后, 求解神经模糊模型的权重 w_l^{input} 和噪声模型参数 d_m .

由式(2)~(4)和(7)得到

$$\begin{aligned}
 z(k) = & e(k) - \sum_{i=1}^{n_a} a_i x(k-i) + \\
 & \sum_{j=1}^{n_b} \sum_{l=1}^{L^{\text{input}}} b_j \phi_l(u(k)) w_l^{\text{input}} + \\
 & \sum_{m=1}^{n_d} d_m e(k-m). & \quad (20)
 \end{aligned}$$

将式(20)写成如下回归形式:

$$z(k) = \varphi^T(k)\theta + e(k). \quad (21)$$

其中

$$\begin{aligned}
 \theta = & [\theta_s, \theta_e]^T, \\
 \theta_s = & [a_1, \dots, a_{n_a}, b_1 w_2^{\text{input}}, \dots, b_1 w_{L^{\text{input}}}^{\text{input}}, \dots, \\
 & b_{n_b} w_2^{\text{input}}, \dots, b_{n_b} w_{L^{\text{input}}}^{\text{input}}]^T, \\
 \theta_e = & [d_1, \dots, d_{n_d}]^T, \\
 \varphi(k) = & [\varphi_s(k), \varphi_e(k)]^T, \\
 \varphi_s(k) = & \\
 & [-x(k-1), \dots, -x(k-n_a), \phi_1(u(k-1)), \dots, \\
 & \phi_1(u(k-n_b)), \dots, \phi_L(u(k-n_b))]^T, \\
 \varphi_e(k) = & [e(k-1), \dots, e(k-n_d)]^T.
 \end{aligned}$$

定义平方误差准则函数为

$$J(\theta) = \|z(k) - \varphi^T(k)\theta\|^2. \quad (22)$$

通过最小化准则函数, 推导出模型参数的递推估计为

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + P(k)\hat{\varphi}(k)[z(k) - \hat{\varphi}^T(k)\hat{\theta}(k-1)], \quad (23)$$

$$P^{-1}(k) = P^{-1}(k-1) + \hat{\varphi}(k)\hat{\varphi}^T(k). \quad (24)$$

由式(23)和(24)可知, 信息向量 $\varphi(k)$ 包含了未知中间变量 $x(k-i)$. 因此, 普通的递推最小二乘方法无法获得模型的参数估计. 为解决这一问题, 借助辅助

模型技术^[26], 利用辅助模型的输出, 令 $x_a(k)$ 代替未知中间变量 $x(k)$, 如图 2 所示. 在信息向量 $\varphi_s(k)$ 中, 未知变量 $x(k-i)$ 用辅助模型的输出 $x_a(k-i)$ 代替, 得

$$x_a(k) = \frac{B_a(z)}{A_a(z)} f(u(k)) = \varphi_a^T(k) \theta_a. \quad (25)$$

其中

$$\varphi_a(k) = [-x_a(k-1), \dots, -x_a(k-n_a), \phi_1(u(k-1)), \dots, \phi_1(u(k-n_b)), \dots, \phi_L(u(k-n_b))]^T,$$

$$\theta_a = [a_1, \dots, a_{n_a}, b_1 w_2^{\text{input}}, \dots, b_1 w_{L^{\text{input}}}^{\text{input}}, \dots, b_{n_b} w_2^{\text{input}}, \dots, b_{n_b} w_{L^{\text{input}}}^{\text{input}}]^T,$$

$A_a(z)$ 和 $B_a(z)$ 分别与 $A(z)$ 、 $B(z)$ 具有相同阶次.

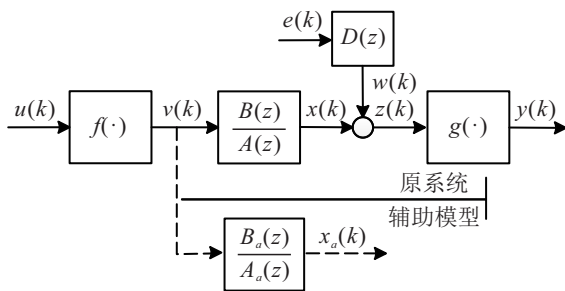


图 2 基于辅助模型的 Hammerstein-Wiener 模型

设 $\hat{x}(k-i)$ 为 $x_a(k-i)$ 的估计值, $\hat{\theta}_m(k)$ 为 θ_a 在 k 时刻的估计值, 得

$$\hat{x}(k-i) = \varphi_m^T(k-i) \hat{\theta}_m(k-i). \quad (26)$$

其中

$$\varphi_m(k) = [-\hat{x}(k-1), \dots, -\hat{x}(k-n_a), \phi_1(u(k-1)), \dots, \phi_1(u(k-n_b)), \dots, \phi_L(u(k-n_b))]^T,$$

$$\hat{\theta}_m = [\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_{n_a}, \hat{b}_1 \hat{w}_2^{\text{input}}, \dots, \hat{b}_1 \hat{w}_{L^{\text{input}}}^{\text{input}}, \dots, \hat{b}_{n_b} \hat{w}_2^{\text{input}}, \dots, \hat{b}_{n_b} \hat{w}_{L^{\text{input}}}^{\text{input}}]^T.$$

基于此, 利用噪声变量的估计值 $\hat{e}(k)$ 代替 $e(k)$, 得到

$$\hat{e}(k) = z(k) - \varphi^T(k) \hat{\theta}(k). \quad (27)$$

其中: $\hat{\theta}(k) = [\hat{\theta}_m(k), \hat{\theta}_e(k)]^T$, $\varphi(k) = [\varphi_m(k), \hat{\varphi}_e(k)]^T$.

设 $L(k) = P(k) \varphi(k)$, 将矩阵公式 $(A + BC)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B(I + CA^{-1}B)^{-1}CA^{-1}$ 应用到式(27), 则基于辅助模型的递推增广最小二乘参数估计方法为

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + L(k)[z(k) - \hat{\varphi}^T(k) \hat{\theta}(k-1)], \quad (28)$$

$$L(k) = P(k-1) +$$

$$L(k)[1 + \hat{\varphi}^T(k) P(k-1) \hat{\varphi}(k)]^{-1}, \quad (29)$$

$$P(k) = [I - L(k) \hat{\varphi}^T(k)] P(k-1), \quad (30)$$

$$\varphi_m(k-i) = [-\hat{x}(k-i-1), \dots, -\hat{x}(k-i-n_a), \phi_1(u(k-i-1)), \dots, \phi_L(u(k-i-n_b))]^T, \quad (31)$$

$$\hat{\varphi}_e(k) = [\hat{e}(k-1), \dots, \hat{e}(k-n_d)]^T, \quad (32)$$

$$\hat{x}(k-i) = \varphi_m^T(k-i) \hat{\theta}_m(k-i), \quad (33)$$

$$\hat{e}(k) = z(k) - \varphi^T(k) \hat{\theta}(k). \quad (34)$$

基于组合式信号源的 Hammerstein-Wiener 模型辨识步骤简单归纳如下.

step 1: 基于可分离信号的输入和输出, 利用聚类算法估计输出神经模糊的中心 c_l 和宽度 σ_l , 再利用式(17)辨识输出静态非线性模块权重 w^{output} 和动态线性模块的参数 \hat{a}_i 、 \hat{b}_j .

step 2: 基于随机信号的输入输出数据, 利用聚类算法估计输入神经模糊的中心 c_l 和宽度 σ_l , 再利用式(28)~(34)估计模型参数 $\hat{\theta} = [\hat{\theta}_m, \hat{\theta}_e]^T$.

step 3: 在 step 1 中, 利用相关分析法得到动态线性模块的参数估计, 即 \hat{a}_i ($i = 1, 2, \dots, n_a$), \hat{b}_j ($j = 1, 2, \dots, n_b$). 在 step 2 中, 利用辅助模型递推最小二乘估计出 Hammerstein-Wiener 模型的参数, 即

$$\hat{\theta} = [\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_{n_a}, \hat{b}_1 \hat{w}_2^{\text{input}}, \dots, \hat{b}_1 \hat{w}_{L^{\text{input}}}^{\text{input}}, \dots, \hat{b}_{n_b} \hat{w}_2^{\text{input}}, \dots, \hat{b}_{n_b} \hat{w}_{L^{\text{input}}}^{\text{input}}, d_1, \dots, d_{n_d}]^T.$$

因此, 可以得到输入静态非线性模块权重 w^{input} 和噪声模型参数 d_m .

3 实验结果分析

为了证明所提出辨识方法的有效性, 将其运用到 Hammerstein-Wiener 模型中.

仿真 1 考虑含有有色噪声的 Hammerstein-Wiener 模型

$$v(k) = \begin{cases} 2 - \cos(3u(k)) - \exp(-u(k)), & u(k) \leq 3.15; \\ 3, & u(k) > 3.15. \end{cases}$$

$$x(k) = 0.8x(k-1) + 0.3v(k-1).$$

$$w(k) = e(k) + 0.6e(k-1).$$

$$z(k) = x(k) + w(k).$$

$$y(k) = \exp(z(k) - 1.5).$$

其中 $e(k)$ 是均值为 0、方差为 σ^2 的白噪声.

利用组合信号源辨识含有有色噪声的 Hammerstein-Wiener 模型, 组合式输入信号源包括: 1) 5 000 组均值为 0、方差为 0.2 的高斯信号; 2) 5 000 组区间 [0, 5] 内的随机信号. 定义噪声比

$$\delta_{\text{ns}} = \sqrt{\text{var}[z(k) - x(k)] / \text{var}[z(k) - x(k)]} \times 100\%.$$

首先, 利用高斯信号的输入和输出估计输出静态非线性模块和动态线性模块的参数. 设置参数: $S_0 = 0.93$, $\rho = 1$, $\lambda = 0.01$. 图 3 为输出静态非线性模块的估计, 表 1 为不同噪声比下相关分析法和递推增广最小二乘方法 (recursive extended least square, RELS)^[21] 的辨识结果.

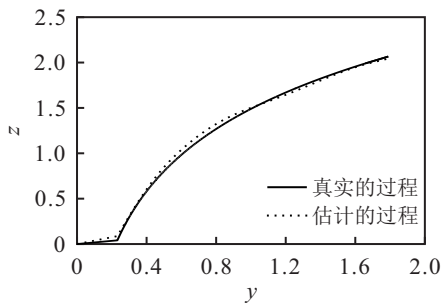


图3 输出静态非线性模块的近似

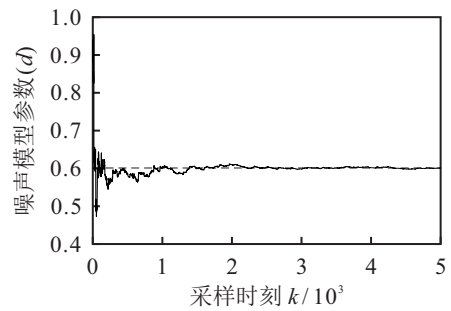


图5 噪声模型的参数估计曲线(仿真2)

表1 不同噪声比下线性模块的辨识结果

噪声比	k	相关分析法		RELS 算法	
		\hat{a}	\hat{b}	\hat{a}	\hat{b}
$\delta_{ns} = 12.93\%$	1000	-0.8012	0.2783	-0.7805	0.3219
	2000	-0.7927	0.2930	-0.7870	0.3150
	3000	-0.7917	0.2940	-0.7896	0.3120
	4000	-0.7912	0.2960	-0.7907	0.3103
	5000	-0.7910	0.2986	-0.7915	0.3093
$\delta_{ns} = 28.22\%$	1000	-0.7902	0.2673	-0.7617	0.3414
	2000	-0.7888	0.2688	-0.7702	0.3331
	3000	-0.7873	0.2711	-0.7735	0.3293
	4000	-0.7884	0.2714	-0.7748	0.3268
	5000	-0.7880	0.2728	-0.7758	0.3256
真实值		-0.8	0.3	-0.8	0.3

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辨识模型参数,在计算噪声 $e(k)$ 与输入 $u(k)$ 的数学期望时得到 $R_{eu}(\tau) = 0$, 因此能够有效抑制噪声的干扰,提高辨识精度. 递推增广最小二乘方法在辨识 Hammerstein-Wiener 模型时得到线性模块和非线性模块的参数乘积项,需要进一步采用参数分离法分离参数,使得模型参数辨识的精度降低. 由表1可知,相关分析法比递推增广最小二乘法更能有效辨识 Hammerstein-Wiener 模型的参数,且随着噪声比增加,相关分析法能够取得更高的参数辨识精度. 相关分析方法能够有效抑制噪声的干扰,因此提高了输出静态非线性模块的参数估计精度. 由图3可见,相关分析方法能够有效近似输出静态非线性模块.

其次,采用随机信号的输入和输出数据估计输入静态非线性模块和噪声模型参数. 设置参数: $S_0 = 0.92, \rho = 1, \lambda = 0.01$. 图4为输入静态非线性模块的近似. 图5为噪声模型参数估计曲线.

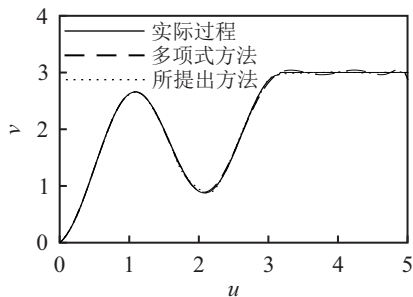


图4 不同方法拟合输入非线性模块(仿真1)

所提出的辅助模型递推增广最小二乘参数估计方法,利用辅助模型的输出代替 $x_a(k)$ 代替 Hammerstein-Wiener 模型中的未知变量 $x(k)$,解决了未知中间变量不可测问题. 此外,该方法在递推过程中对噪声模型参数进行了估计,有效地补偿了噪声的干扰,因此能够取得较好的辨识结果. 由图4可见,所提出方法能够较好地拟合 Hammerstein-Wiener 模型的输入静态非线性模块. 由图5可见,随着数据的增加,噪声模型参数的估计值更接近真实值.

为了便于比较,利用相同的输入信号得到如下多项式模型:

$$\hat{v}(k) = p_1 u(k) + p_2 u^2(k) + \dots + p_r u^r(k).$$

其中: p_1, p_2, \dots, p_r 为多项式的模型参数; r 为多项式模型的阶次. 表2为不同方法拟合输入静态非线性模块的均方误差 (mean square error, MSE) 和最大误差 (maximum error, MAE). 可见,当多项式模型阶次为12时,模型预测精度最高.

表2 不同方法拟合输入非线性模块的误差

方法	阶次	MSE	MAE
多项式方法	9	2.8×10^{-3}	0.2477
	10	2.7×10^{-3}	0.1599
	11	1.5×10^{-3}	0.2384
	12	6.0139×10^{-4}	0.1357
	13	1.1×10^{-3}	0.1015
所提出方法		2.2674×10^{-4}	0.0503

对于连续非线性函数,多项式模型随着模型阶次的增加能够取得较好的拟合效果,在拟合不连续非线性函数时,拟合精度随着模型阶次的增加达到饱和甚至下降,具有较弱的建模精度. 由图3和表2可见,与多项式模型相比,神经模糊模型将模糊逻辑与神经元网络有机结合,能够较好地拟合输入非线性模块.

仿真2 考虑一类更复杂的 Hammerstein-Wiener 模型,输入和输出静态非线性模块均为分段函数,且输入非线性为不连续函数. 有

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

$$x(k) = 0.9x(k-1) + 0.6v(k-1).$$

$$w(k) = e(k) + 0.9e(k-1).$$

$$z(k) = x(k) + w(k).$$

$$y(k) = \begin{cases} 0.1z(k), & z(k) \leq 1.5; \\ 0.15 \exp(z(k) - 1.5), & z(k) > 1.5. \end{cases}$$

利用组合信号源辨识含有有色噪声的 Hammerstein-Wiener 模型, 组合式输入信号源包括: 1) 5 000 组幅值为 0 或 0.5 的二进制信号; 2) 5 000 组在区间 [0, 4] 的随机信号. 首先, 利用二进制信号输入和输出数据辨识输出静态非线性模块和动态线性模块的参数. 设置参数: $S_0 = 0.985, \rho = 1.2, \lambda = 0.01$. 表 3 为两种方法在不同噪声比下的辨识结果. 图 6 为输出静态非线性模块的拟合.

表 3 两种方法在不同噪声比下的辨识结果

噪声比	k	相关分析法		RELS 算法	
		\hat{a}	\hat{b}	\hat{a}	\hat{b}
$\delta_{ns} = 14.75\%$	1000	-0.9148	0.6382	-0.8119	0.5791
	2000	-0.9163	0.6333	-0.8110	0.5843
	3000	-0.9035	0.6304	-0.8106	0.6038
	4000	-0.9069	0.6286	-0.8112	0.5948
	5000	-0.9093	0.6287	-0.8124	0.5964
$\delta_{ns} = 23.69\%$	1000	-0.8851	0.5458	-0.7724	0.7078
	2000	-0.8956	0.5558	-0.7883	0.7036
	3000	-0.9196	0.5614	-0.7941	0.6746
	4000	-0.9209	0.5618	-0.7998	0.6433
	5000	-0.9234	0.5729	-0.8023	0.6331
真实值		-0.9	0.6	-0.9	0.6

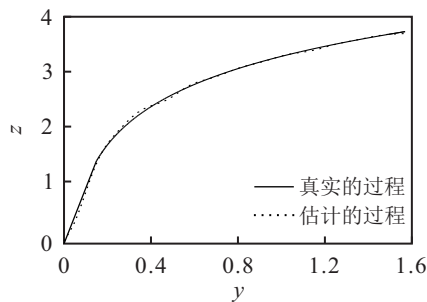


图 6 输出静态非线性模块的拟合

本文采用相关分析方法估计 Hammerstein-Wiener 模型的动态线性模块和输出静态非线性模块的参数, 相关分析法能够有效抑制噪声的干扰, 因此能够取得较好的参数估计结果. 由表 3 可知, 与 RELS 算法相比, 相关分析法能够更好地辨识动态线性模块的参数. 随着噪声比增加, 该算法优越性更明显. 由图 6 可见, 相关分析法能够有效拟合 Hammerstein-Wiener 模型的输出静态非线性模块.

其次, 利用随机信号的输入输出数据估计输入静态非线性模块和噪声模型参数. 设置参数: $S_0 = 0.99, \rho = 2.0, \lambda = 0.01$. 图 7 为输入静态非线性模块的近似, 图 8 为噪声模型参数的估计曲线.

辅助模型递推增广最小二乘参数估计方法在递

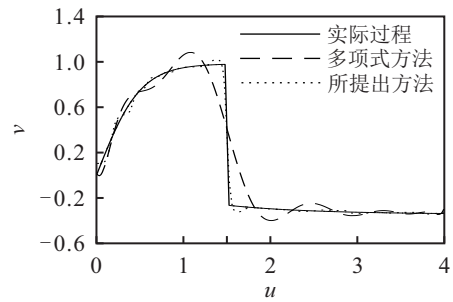


图 7 不同方法拟合输入非线性模块 (仿真 2)

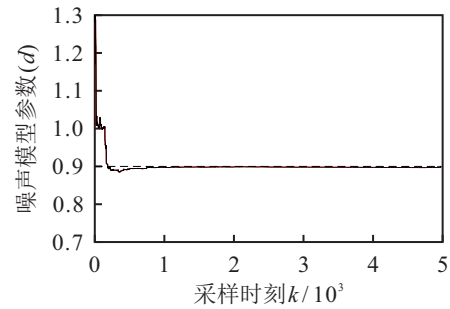


图 8 噪声模型的参数估计曲线 (仿真 2)

推过程中对未知变量和噪声模型参数进行了估计和更新, 能够有效估计输入静态非线性模块和动态线性模块. 由图 7 和图 8 可见, 所提出方法能够有效辨识 Hammerstein-Wiener 模型. 为了便于比较, 利用相同的输入信号建立基于多项式模型的输入静态非线性模块. 表 4 为基于多项式方法和所提出方法近似输入静态非线性模块的误差比较.

表 4 不同方法拟合输入非线性模块的误差

方法	阶次	MSE	MAE
多项式方法	10	2.08×10^{-2}	0.6531
	11	1.77×10^{-2}	0.6260
	12	1.74×10^{-2}	0.6362
	13	1.73×10^{-2}	0.6353
	14	1.66×10^{-2}	0.6177
	15	1.64×10^{-2}	0.6278
所提出方法		1.1×10^{-3}	0.2763

输入非线性模块是更为复杂的不连续函数, 多项式模型逼近非线性函数的能力较弱. 由图 7 和表 4 可见, 神经模糊模型比多项式模型能够更有效逼近复杂不连续函数.

仿真 3 考虑高斯有色噪声的 Hammerstein-Wiener 模型, 其一阶自回归模型^[27]为

$$e(k) = 0.5e(k-1) + \xi(k-1).$$

其中: $e(k)$ 为高斯有色噪声; $\xi(k)$ 为高斯白噪声; 且有

$$v(k) = \begin{cases} 2u(k), & u(k) \geq 0; \\ 5u(k), & u(k) < 0. \end{cases}$$

$$x(k) = 0.6x(k-1) + 0.3v(k-1).$$

$$e(k) = 0.5e(k-1) + \xi(k-1).$$

$$z(k) = x(k) + e(k).$$

$$y(k) = 0.98z(k) + 0.4z(k)^2.$$

组合式输入信号源包括: 1) 5 000组幅值为0或0.5的二进制信号; 2) 5 000组在区间[-1, 1]的随机信号. 首先, 利用二进制信号输入和输出数据辨识输出静态非线性模块和动态线性模块的参数. 设置参数: $S_0 = 0.9, \rho = 1.5, \lambda = 0.01$. 图9为输出静态非线性模块的估计. 图10为不同噪信比下动态线性模块的辨识结果. 由图9和图10可见, 所提出的相关分析法能够抑制有色噪声的干扰, 取得了较好的辨识结果.

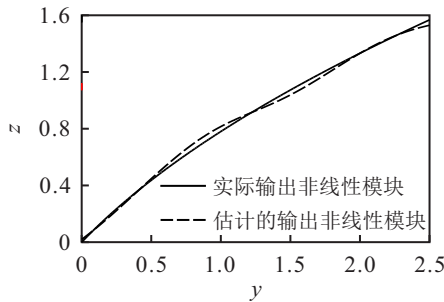


图9 估计的输出静态非线性模块

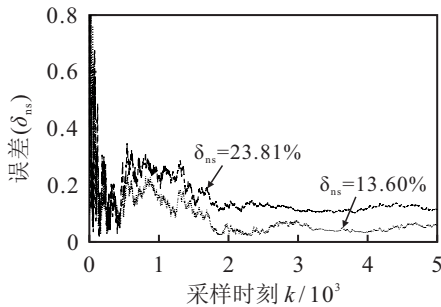


图10 不同噪信比下线性模块的参数估计误差

其次, 采用随机信号的输入和输出数据估计输入静态非线性模块和噪声模型参数. 设置参数: $S_0 = 0.97, \rho = 1, \lambda = 0.01$. 图11为输入静态非线性模块的估计, 图12为噪声模型参数估计曲线.

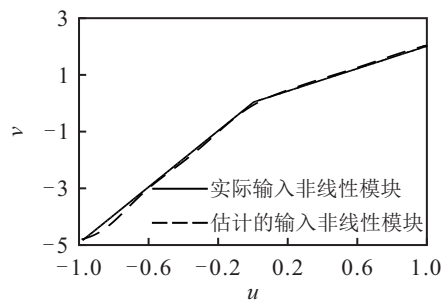


图11 输入非线性模块估计(仿真3)

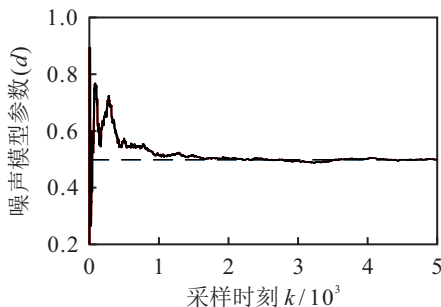


图12 噪声模型的参数估计曲线(仿真3)

4 结论

本文提出了一种基于组合式信号源的 Hammerstein-Wiener 模型辨识方法. 将经典的 Bussgang 定理推广至含有有色噪声的 Hammerstein-Wiener 模型中, 实现了输入静态非线性模块、动态线性模块和输出静态非线性模块的分离辨识. 在此基础上, 利用相关分析法辨识输出静态非线性模块和动态线性模块的参数, 补偿过程噪声影响. 此外, 将辅助模型技术引入 Hammerstein-Wiener 模型辨识, 利用辅助模型递推增广最小二乘法辨识输入静态非线性模块和噪声模型的参数.

参考文献(References)

- [1] 桂卫华, 宋海鹰, 阳春华. Hammerstein-Wiener 模型最小二乘向量机辨识及其应用[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(3): 393-397.
(Gui W H, Song H Y, Yang C H. Hammerstein-Wiener model identified by least-squares-support vector machine and its application[J]. Control Theory & Applications, 2008, 25(3): 393-397.)
- [2] 李妍, 毛志忠, 王福利, 等. 基于分段 Lyapunov 函数的 Hammerstein-Wiener 非线性预测控制[J]. 控制与决策, 2011, 26(5): 650-654.
(Li Y, Mao Z Z, Wang F L, et al. Hammerstein-Wiener nonlinear predictive control based on piecewise Lyapunov function[J]. Control and Decision, 2011, 26(5): 650-654.)
- [3] Ding B C, Ping X B. Dynamic output feedback model predictive control for nonlinear systems represented by Hammerstein-Wiener model[J]. Journal of Process Control, 2012, 22(9): 1773-1784.
- [4] 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 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.)
- [5] Macarthur J W. A new approach for nonlinear process identification using orthonormal bases and ordinal splines[J]. Journal of Process Control, 2012, 22(2): 375-389.
- [6] Luo X S, Song Y D. Data-driven predictive control of Hammerstein-Wiener systems based on subspace identification[J]. Information Sciences, 2018, 422: 447-461.
- [7] Mohd Y Z, Muhammad Z, Fazalul R M H, et al. Modeling of steam distillation system using Hammerstein-Wiener model[C]. Proceedings of 7th International Colloquium on Signal Processing and its Applications. Piscataway: IEEE, 2011: 435-438.
- [8] Jeng J C, Lin Y W. Data-driven nonlinear control design using virtual-reference feedback tuning based

- on the block-oriented modeling of nonlinear systems[J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2018, 57(22): 7583-7599.
- [9] 满红, 邵诚. 基于Hammerstein-Wiener模型的连续搅拌反应釜神经网络预测控制[J]. *化工学报*, 2011, 62(8): 2275-2280.
(Man H, Shao C. Neural network predictive control of continuous stirred-tank reactor based on Hammerstein-Wiener model[J]. *CIESC Journal*, 2011, 62(8): 2275-2280.)
- [10] Cai H B, Li P, Su C L, et al. Double-layered nonlinear model predictive control based on Hammerstein-Wiener model with disturbance rejection[J]. *Measurement and Control*, 2018, 51(7/8): 260-275.
- [11] Bai E W. A blind approach to the Hammerstein-Wiener model identification[J]. *Automatica*, 2002, 38(6): 967-979.
- [12] Vörös J. Iterative identification of nonlinear dynamic systems with output backlash using three-block cascade models[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2015, 79(3): 2187-2195.
- [13] Wang Z Y, Wang Y, Ji Z C. A novel two-stage estimation algorithm for nonlinear Hammerstein-Wiener systems from noisy input and output data[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2017, 354(4): 1937-1944.
- [14] 刘冉冉, 潘天红, 李正明. 非均匀Hammerstein-Wiener系统的递归随机梯度辨识算法[J]. *控制与决策*, 2015, 30(8): 1491-1496.
(Liu R R, Pan T H, Li Z M. Hierarchical stochastic gradient identification for Hammerstein-Wiener systems with non-uniformly sampling[J]. *Control and Decision*, 2015, 30(8): 1491-1496.)
- [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] 王魏, 柴天佑, 赵立杰. 带有稳定学习的递归神经网络动态偏最小二乘建模[J]. *控制理论与应用*, 2012, 29(3): 337-341.
(Wang W, Chai T Y, Zhao L J. Dynamic partial least squares modeling with recurrent neural networks of stable learning[J]. *Control Theory & Applications*, 2012, 29(3): 337-341.)
- [17] Chen Y C, Wang J S. A Hammerstein-Wiener recurrent neural network with frequency-domain eigensystem realization algorithm for unknown system identification[J]. *Journal of Universal Computer Science*, 2009, 15(13): 2547-2565.
- [18] 贾立, 杨爱华, 邱铭森. 基于多信号源的神经模糊Hammerstein-Wiener模型研究[J]. *自动化学报*, 2013, 39(5): 690-696.
(Jia L, Yang A H, Qiu M S. Research on multi-signal based neuro-fuzzy Hammerstein-Wiener model[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(5): 690-696.)
- [19] Xu K K, Yang H D, Zhu C J. A novel extreme learning Machine-based Hammerstein-Wiener model for complex nonlinear industrial processes[J]. *Neurocomputing*, 2019, 358: 246-254.
- [20] Wills A, Schön B, Ljung L, et al. Identification of Hammerstein-Wiener models[J]. *Automatica*, 2013, 49(1): 70-81.
- [21] Wang Y J, Ding F. Recursive least squares algorithm and gradient algorithm for Hammerstein-Wiener systems using the data filtering[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2016, 84(2): 1045-1053.
- [22] Li F, Jia L, Peng D G, et al. Neuro-fuzzy based identification method for Hammerstein output error model with colored noise[J]. *Neurocomputing*, 2017, 244: 90-101.
- [23] Bussgang J J, Ehrman L, Graham J W. Analysis of nonlinear systems with multiple inputs[C]. *Proceedings of the IEEE*. Piscataway: IEEE, 1974, 62(8): 1088-1119.
- [24] Enqvist M, Ljung L. Linear approximations of nonlinear FIR systems for separable input processes[J]. *Automatica*, 2005, 41(3): 459-473.
- [25] Li F, Li J, Peng D G. Identification method of neuro-fuzzy-based Hammerstein model with coloured noise[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2017, 11(17): 3026-3037.
- [26] Ding F, Ding J. Least-squares parameter estimation for systems with irregularly missing data[J]. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2010, 24(7): 540-553.
- [27] 黄玉龙, 张勇刚, 李宁, 等. 一种带有色量测噪声的非线性系统辨识方法[J]. *自动化学报*, 2015, 41(11): 1877-1892.
(Huang Y L, Zhang Y G, Li N, et al. An identification method for nonlinear systems with colored measurement noise[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(11): 1877-1892.)

作者简介

李峰(1987—), 男, 副教授, 博士, 从事数据驱动的复杂非线性动态模型化等研究, E-mail: lifeng@jsut.edu.cn;

罗印升(1964—), 男, 教授, 博士, 从事智能控制等研究, E-mail: dxlys@jsut.edu.cn;

李博(1986—), 男, 讲师, 副博士, 从事鲁棒控制理论、Markov随机跳变系统等研究, E-mail: 115953109@qq.com;

李生权(1982—), 男, 教授, 博士生导师, 从事抗干扰理论及其在机-电能量转换系统等研究, E-mail: sqli@yzu.edu.cn.

(责任编辑: 魏冰)