

Hammerstein模型辨识的回顾及展望

贾立[†], 李训龙

(上海大学 机电工程与自动化学院 上海市电站自动化技术重点实验室, 上海 200072)

摘要: Hammerstein模型是一类具有特定结构的典型非线性模型, 由静态非线性环节和动态线性环节串联而成, 能较好地反映过程特征的特点, 可以描述一大类非线性过程. 本文结合Hammerstein模型辨识的基本过程和特点, 从Hammerstein模型中间变量不可测量的角度出发, 首先按静态非线性环节与动态线性环节同步辨识法和分步辨识法综述了Hammerstein模型的相关理论和方法; 然后, 分析了现有的基于Hammerstein模型的控制系统设计方案; 最后对Hammerstein系统未来可能的研究提出若干看法.

关键词: Hammerstein模型; 非线性模型; 过程建模; 串联环节
中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Identification of Hammerstein model: review and prospect

JIA Li[†], LI Xun-long

(Shanghai Key Laboratory of Power Station Automation Technology, College of Mechatronics Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

Abstract: Hammerstein model is a typical nonlinear model consisting of the cascade structure of a static nonlinear element followed by a dynamic linear element. It represents a wide class of nonlinear processes. Considering immeasurable intermediate variables in the Hammerstein model, we survey the relevant theories and the synchronous method as well as the separate step method for identifying the static nonlinear element and the dynamic linear element. Then, we review the existing control system design schemes based on Hammerstein model. Finally, several opinions of the future research are given.

Key words: Hammerstein model; nonlinear model; process modeling; cascade element

1 引言(Introduction)

Hammerstein模型(简称H模型)是一类具有特定结构的典型非线性模型, 由静态非线性环节 $N(\cdot)$ 和动态线性环节 $L(\cdot)$ 串联而成^[1-2], 其基本结构如图1所示. 图1中: $u \in \mathbb{R}$, $y \in \mathbb{R}$ 和 $v \in \mathbb{R}$ 分别为系统的输入、输出和中间不可测变量, $\varepsilon \in \mathbb{R}$ 为输出端扰动.

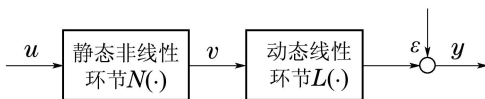


图1 Hammerstein模型

Fig. 1 Hammerstein model

这种模型能较好地反映过程特征的特点, 可以描述一大类非线性过程, 如中和过程、蒸馏塔、热交换器、聚合反应器、干燥过程、噪声消音器、非线性预报器、生物系统、液压自动发电量控制(automatic generation control, AGC)系统、多传感器系统、电力系统、生理和神经系统等等^[3-13]. 更为重要的是可以利用这

种模型的特殊结构把非线性控制问题简化为线性模型预测控制问题^[14].

但Hammerstein模型中串联环节的引入也给系统模型研究工作带来了新的问题. 在实际工程应用中, 中间变量 v 无法测量, 造成静态非线性环节 $N(\cdot)$ 和动态线性环节 $L(\cdot)$ 组合的辨识实现不唯一, 这对Hammerstein模型辨识的合理性提出了挑战. 因此, Hammerstein模型设计和分析方法不同于传统的非线性动态建模方法, 迫切需要将线性系统和非线性系统辨识方法拓展到这类特殊结构的模型中.

近年来国内外广大学者和科技人员围绕着Hammerstein模型主题进行了广泛和深入的研究, 并取得了许多重要研究成果, 一些重要的国际学术会议, 如国际自动控制联合会: 系统辨识讨论会(IFAC System Identification Symposia)、IEEE决策与控制会议(Conference on Decision and Control, IEEE-CDC)、美国控制会议(American Control Conference, ACC)等纷纷推出Hammerstein模型专题会.

总体而言, Hammerstein模型的研究工作主要集中在以下两个方面:

第一, Hammerstein模型中非线性环节的建模方法研究. 重点在于研究高精度、具有广泛适用性的Hammerstein模型中非线性环节建模方法, 主要有基函数^[15]、多项式^[16]、样条函数^[17]、分段线性化^[18]、基于数据的模型^[19-21]等方法, 具体可分为3类:

1) 表示为基函数的线性组合形式, 但对于多变量非线性函数, 这种方法需要大量的参数和很高的阶^[22];

2) 采用非参数形式, 如表示成输入变量的多项式形式, 但当非线性模块较为复杂时, 这种方法往往会引起维数灾难问题^[22], 并且不适用于分段非线性问题;

3) 采用基于数据的神经网络、模糊系统、神经模糊系统^[19-21, 23-24]建立非线性环节, 该类方法适用于非线性环节难于参数化的情况, 是目前的研究热点.

第二, Hammerstein模型串联环节参数辨识方法研究. 重点研究各类拟合方法下的模型参数求解问题, 主要有:

1) 采用迭代和过参数化法、随机法、频域法、盲辨识法等辨识出静态非线性环节和动态线性环节的参数^[15-17, 25-26];

2) 采用特殊信号源有效分离静态非线性环节与动态线性环节, 通过重构中间变量等方法辨识出各串联环节的参数, 但目前这方面的研究工作还相对较少.

本文从Hammerstein模型中间变量不可测量的角度出发, 结合Hammerstein模型辨识的基本过程和特点, 综述Hammerstein模型的相关理论和方法, 在此基础上分析现有的基于Hammerstein模型的控制系统设计, 并对未来可能的研究提出若干看法.

2 静态非线性环节与动态线性环节的同步辨识法(Synchronous identification methods of static nonlinear element and dynamic linear element)

同步辨识法不需要估计中间不可测变量, 通过构造非线性环节和线性环节的混合参数模型, 直接计算所有参数的估计值, 主要有过参数化法、子空间法、调制函数法和直接辨识法等.

2.1 过参数化法(Overparameterization method)

采用过参数化的方法将系统中的未知参数表示成线性形式, 从而可以采用线性估计的方法解决问题^[27]. 但该类方法的难点是未知参数的维数往往很大, 导致了收敛性和鲁棒性分析困难. 这方面的相关研究成果见文献^[17, 28-37]等.

文献^[28-33]研究了单输入单输出Hammerstein系

统的辨识问题. 考察如下Hammerstein系统^[28-29]辨识:

$$y_k = \frac{B(z)}{A(z)}v_k + \frac{D(z)}{A(z)}e_k,$$

$$v_k = N(u_k) = \sum_{i=1}^m \alpha_i g_i(u_k), \quad (1)$$

其中: $e_k \in \mathbb{R}$ 为零均值白噪声, α_i 为非线性环节基函数 $g_i(\cdot)$ 的系数, $i=1, \dots, m$, m 为非线性环节的阶数, 而 $A(z)$, $B(z)$ 和 $D(z)$ 是单位后移算子 z^{-1} ($z^{-1}y_k = y_{k-1}$)的多项式

$$A(z) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_n z^{-n},$$

$$B(z) = b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_n z^{-n},$$

$$D(z) = 1 + d_1 z^{-1} + d_2 z^{-2} + \dots + a_{n_d} z^{-n_d},$$

其中: n 和 n_d 为线性环节的阶数.

将 v_k 的函数表达式代入线性环节, 得到等价的过参数系统

$$y_k = \varphi_{0,k}^T \theta + e_k, \quad (2)$$

其中: θ 为混合参数向量, $\varphi_{0,k}$ 为信息向量, 且

$$\theta = (a_1, \dots, a_n, \alpha_1 b_1, \dots, \alpha_1 b_n, \alpha_2 b_1, \dots, \alpha_m b_n, d_1, \dots, d_{n_d})^T,$$

$$\varphi_{0,k} = (-y_{k-1}, \dots, -y_{k-n}, g_1(u_{k-1}), \dots, g_1(u_{k-n}), g_2(u_{k-1}), \dots, g_m(u_{k-n}), e_{k-1}, \dots, e_{k-n_d})^T.$$

在此基础上, 可采用迭代最小二乘法、递推最小二乘法、迭代梯度和递推梯度法辨识参数向量 θ , 进而由平均法分离得到线性环节和非线性环节的参数. 文献^[30]采用多项式插值函数拟合非线性环节, 再由预测误差法辨识过参数系统, 最后利用奇异值分解法(singular value decomposition, SVD)来分离混合参数. 文献^[31]采用Laguerre级数拟合线性环节, 并由最小二乘法辨识过参数系统, 避免了对系统阶次和时延等的假设. 文献^[32-33]分别基于在线支持向量机(support vector machine, SVM)和改进的微粒群算法(particle swarm optimization, PSO)辨识过参数系统, 并通过相应的数学关系分解混合参数.

文献^[17, 34-37]研究了多输入多输出Hammerstein系统的辨识问题. 其中, 文献^[17]采用基样条函数拟合非线性环节, 并提出由四步辅助变量法辨识过参数系统, 该方法适用于强非线性或耦合非线性情形, 有利于控制系统的设计. 文献^[34]采用递归伪线性回归算法辨识过参数系统, 再由伪逆技术分离混合参数. 文献^[35]采用Bezier-Bernstein多项式拟合非线性环节, 由最小二乘法辨识过参数系统, 最后利用改进的高斯-牛顿算法分离混合参数. 文献^[36]采用正交基函数拟合线性环节, 再由最小二乘法辨识过参数系统. 此外, 文献^[37]将最小二乘支持向量机(least squares

support vector machine, LSSVM)引入多输入多输出 Hammerstein系统的辨识中,采用支持向量机核函数拟合非线性环节,通过最优化LSSVM目标函数得到混合参数,该方法降低了计算复杂性,通过增加约束及冗余参数解决了传统过参数化法中的非最优辨识问题.

由过参数化法的辨识步骤可知,算法的收敛性受过参数系统辨识算法和参数分离方法的影响,没有统一的分析方法,本文不再一一例举.

2.2 子空间法(Subspace method)

子空间法是一种由给定的输入输出数据辨识系统状态空间模型的方法.由于Hammerstein系统由静态非线性环节 $N(\cdot)$ 和动态线性环节 $L(\cdot)$ 串联而成,因此子空间法可以推广应用到这类特殊的非线性系统中^[38].

考虑如下Hammerstein系统^[39]的辨识:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}v_k + \boldsymbol{\eta}_k, \\ y_k = \mathbf{C}\mathbf{x}_k + \mathbf{D}v_k + \varepsilon_k, \\ v_k = N(u_k) = \sum_{i=1}^m \alpha_i g_i(u_k), \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^n$ 和 $\boldsymbol{\eta}_k \in \mathbb{R}^n$ 分别为线性环节的状态变量和过程扰动, $(\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \mathbf{D})$ 为线性环节状态空间模型的系数矩阵.将 v_k 的拟合函数代入状态空间模型,系统转化为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \tilde{\mathbf{B}}\tilde{U}_k + \boldsymbol{\eta}_k, \\ y_k = \mathbf{C}\mathbf{x}_k + \tilde{\mathbf{D}}\tilde{U}_k + \varepsilon_k, \end{cases} \quad (4)$$

其中:

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{B}} &= [\mathbf{B}\alpha_1 \ \cdots \ \mathbf{B}\alpha_m], \quad \tilde{\mathbf{D}} = [\mathbf{D}\alpha_1 \ \cdots \ \mathbf{D}\alpha_m], \\ \tilde{U}_k &= [g_1(u_k) \ \cdots \ g_m(u_k)]^T. \end{aligned}$$

基于此模型, Hammerstein系统的辨识可以归结为:通过给定的 N 个输入输出观测数据 $\{u_k, y_k\}_{k=1}^N$,确定系数矩阵 $(\mathbf{A}, \tilde{\mathbf{B}}, \mathbf{C}, \tilde{\mathbf{D}})$ 和静态非线性环节 $N(\cdot)$.

文献[40]将该算法推广到一般的多输入多输出 Hammerstein系统中,拓宽了子空间法在Hammerstein模型中的应用范围.文献[41]将基函数组合而成的非线性函数代入线性环节中,得到了等价的多输入单输出扩展状态空间模型,在此基础上提出了多变量输出误差状态空间法(multivariable output error state space, MOESP),采用MOESP确定了系统的阶次,并结合最小二乘法辨识出扩展状态空间模型参数.文献[42]结合随机估计的方法给出了多输入多输出扩展状态空间模型参数的递推算法.

子空间法的收敛性取决于辨识扩展状态空间模型的算法和参数分离方法.文献[39–40]在假设过程扰动和系统输出扰动为零的条件下,得到了参数的一致估计;文献[41]在假设输出扰动为零或高斯白噪声时,

分别得到参数的无偏和一致估计.文献[42]也在一系列的假设条件下证明了算法的收敛性.

2.3 调制函数法(Modulation function method)

调制函数法的基本原理是用信号的调制积分获得信号的“测度”,应用分部积分规则将输入、输出信号的微分转换成调制函数的微分,将微分方程转变为含调制积分的代数方程.这种运用调制函数处理系统输入输出信号微分的方法,不仅避免了对输入输出信号微分的处理,同时也排除了初始条件对辨识的影响^[12,43].调制函数法设计的关键是调制函数的选择,该方法在Hammerstein模型辨识中的应用相对还比较少,相关研究见文献[12,43–45]等.

文献[44]采用了 p 阶Hartley调制函数(Hartley modulating functions, HMF)

$$\phi_q(t) = \sum_{j=0}^p (-1)^j \begin{bmatrix} p \\ j \end{bmatrix} \text{cas}(p+q-j)\omega_0 t, \quad (5)$$

其中: $0 < t \leq T$, $\omega_0 = 2\pi/T$, q 为频率指数, T 为信号持续时间, $\text{cas}(\omega t) = \cos(\omega t) + \sin(\omega t)$.在此基础上得到了Hartley光谱方程,并由频率加权最小二乘法(frequency weight least squares, FWLS)辨识出Hammerstein模型参数.

文献[45]采用Fourier调制函数处理微分方程,由自适应权值最小二乘算法(adaptive weight least squares, AWLS)辨识出Hammerstein模型参数.文献[44–45]提出的调制函数方法虽然对输出噪声干扰下的Hammerstein系统有效,但没有提出具体的噪声处理方法.针对该问题,文献[12]构造了广义噪声模型,采用高斯小波调制函数处理微分方程,最终得到了Hammerstein模型的无偏估计.

2.4 直接辨识法(Direct identification method)

上述介绍的Hammerstein模型辨识方法共同特点是对系统重新参数化,从而得到包含原系统线性环节参数和非线性环节的参数量向量,并且其中还包含原系统参数的乘积项^[46].因此,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,增加了计算的复杂性^[47].与过参数化法、子空间法和调制函数法不同,直接辨识法可避免参数分离的计算负担,通过定义适合的准则函数,直接计算所有参数的估计值,相关研究成果见文献[47–52]等.

文献[48]采用多层神经网络拟合Hammerstein模型的静态非线性,非线性环节的估计为

$$\hat{N}(u_k) = \sum_{j=1}^M w_{2M+j} f(w_j u_k + w_{M+j}) + w_{3M+1}, \quad (6)$$

其中: $f(\cdot)$ 为隐含层的激励函数, w_1, \dots, w_M, w_{M+1} ,

$\cdots, w_{2M}, w_{2M+1}, \cdots, w_{3M}, w_{3M+1}$ 分别为隐含层和输出层节点的权值和阈值, M 为非线性节点的个数.

线性环节采用如下两种方式进行拟合:

$$\hat{y}_k = [1 - \hat{A}(z)]y_k + \hat{B}(z)\hat{N}(u_k), \quad (7)$$

$$\hat{y}_k = [1 - \hat{A}(z)]\hat{y}_k + \hat{B}(z)\hat{N}(u_k), \quad (8)$$

其中: \hat{y}_k 为系统输出的估计值, $\hat{A}(z)$, $\hat{B}(z)$ 分别是 $A(z)$ 和 $B(z)$ 的估计.

针对该模型定义准则函数

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (y_k - \hat{y}_k)^2, \quad (9)$$

再利用经典的梯度下降算法辨识Hammerstein模型参数.

文献[49]利用特殊的神经网络结构给出了Hammerstein模型的数学表达式, 神经网络的输入层、隐含层、输出层与Hammerstein模型的级联结构相对应, 并且神经网络的权值与Hammerstein模型参数一一对应, 从而将Hammerstein模型的辨识问题转化为对神经网络权值的求解问题. 文献[50]构造了Hammerstein递归神经网络, 网络中的两个隐含层分别描述Hammerstein模型的静态非线性和动态线性环节, 可利用成熟的参数更新算法在线修正Hammerstein模型参数. 针对有色噪声干扰的Hammerstein模型, 文献[47, 51–52]开展了相关研究. 文献[47]将增广信息向量中的未知噪声项用其估计残差来代替, 通过梯度搜索规则推导了增广投影算法、简化增广投影算法、增广随机梯度算法以及带有遗忘因子的增广随机梯度算法. 文献[51–52]结合最大似然准则, 提出了最大似然随机梯度算法、最大似然多新息随机梯度算法和最大似然递推最小二乘法.

3 静态非线性环节与动态线性环节的分步辨识法(Step identification methods of static nonlinear element and dynamic linear element)

分步辨识法通过重构中间不可测变量来实现非线性环节和线性环节的分离, 主要有迭代法、分离最小二乘法、多信号源法、盲辨识法、频域法和随机法等.

3.1 迭代法(Iterative method)

迭代法将Hammerstein模型的参数分为非线性环节和线性环节独立的两部分, 通过固定其中一部分的参数来计算另一部分的最优参数, 以此类推, 交替进行, 最终得到Hammerstein模型的最优参数, 相关研究成果见文献[53–57]等.

考察如下Hammerstein系统^[53]的辨识:

$$y_k = \sum_{i=1}^n a_i y_{k-i} + \sum_{i=1}^n b_i \sum_{j=1}^m c_j u_{k-i}^j + \varepsilon_k = \mathbf{a}^T \boldsymbol{\varphi}_k + \mathbf{b}^T \mathbf{U}_k \mathbf{c} + \varepsilon_k, \quad (10)$$

其中: $\mathbf{a} = (a_1, \cdots, a_n)^T$ 和 $\mathbf{b} = (b_1, \cdots, b_n)^T$ 为线性环节的参数向量, $\mathbf{c} = (c_1, \cdots, c_m)^T$ 为多项式 $N(u_k) = \sum_{j=1}^m c_j u_k^j$ 的系数向量,

$$\boldsymbol{\varphi}_k = (y_{k-1}, \cdots, y_{k-n})^T, \\ \mathbf{U}_k = \begin{bmatrix} u_{k-1}^1 & \cdots & u_{k-1}^m \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ u_{k-n}^1 & \cdots & u_{k-n}^m \end{bmatrix}.$$

针对该模型定义准则函数

$$J(\hat{\mathbf{a}}, \hat{\mathbf{b}}, \hat{\mathbf{c}}) = \arg \min \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k - \hat{\mathbf{a}}^T \boldsymbol{\varphi}_k - \hat{\mathbf{b}}^T \mathbf{U}_k \hat{\mathbf{c}})^2, \quad (11)$$

其中 $(\hat{\mathbf{a}}, \hat{\mathbf{b}}, \hat{\mathbf{c}})$ 为参数向量 $(\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{c})$ 的估计值.

给定初值 $(\hat{\mathbf{a}}_0, \hat{\mathbf{b}}_0)$, 迭代求取 $(\hat{\mathbf{a}}, \hat{\mathbf{b}}, \hat{\mathbf{c}})$ 直至估计序列 $\{\hat{\mathbf{a}}_k, \hat{\mathbf{b}}_k, \hat{\mathbf{c}}_k\}_{k \geq 1}$ 收敛:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{c}}_k = \arg \min_{\hat{\mathbf{c}}} J(\hat{\mathbf{c}}, \hat{\mathbf{a}}_{k-1}, \hat{\mathbf{b}}_{k-1}), \\ (\hat{\mathbf{a}}_k, \hat{\mathbf{b}}_k) = \arg \min_{\hat{\mathbf{a}}, \hat{\mathbf{b}}} J(\hat{\mathbf{c}}_{k-1}, \hat{\mathbf{a}}, \hat{\mathbf{b}}). \end{cases} \quad (12)$$

文献[54]首先提出了迭代辨识法的思想, 简称NG (Narendra-Gallman)算法. 该算法如果收敛, 收敛速度很快并且非常有效, 但对于参数的收敛性没有给出严格的数学证明^[53]. 文献[55]将NG算法用于实际伺服系统的Hammerstein模型参数辨识中, 但实验结果表明模型参数的收敛性不能得到保证. 因此, NG算法的收敛性是值得深入探讨的问题. 针对该问题, 文献[53]提出了标准迭代法, 首次证明了迭代法的收敛性. 在此基础上, 文献[56]进一步针对IIR Hammerstein模型, 给出了标准迭代法在非线环节为平滑奇函数时的收敛性证明, 并将结果扩展到非线性环节为饱和和非线性、预负载非线性的情况. 文献[57]对非线性基函数正交化处理, 采用迭代法辨识参数, 并将非线性环节扩展为平方可积的函数, 保证了算法在任意非零初始条件下的收敛性.

3.2 分离最小二乘法(Separable least squares method)

严格来讲, 分离最小二乘法(separable least squares method, SLS)是一类特殊的迭代法^[53, 58].

考察如下Hammerstein系统^[59]的辨识:

$$\begin{cases} y_k = (y_{k-1}, \cdots, y_{k-n}, v_{k-1}, \cdots, v_{k-n}) \boldsymbol{\theta}_L + \varepsilon_k, \\ v_k = N(u_k, \boldsymbol{\theta}_{NL}), \end{cases} \quad (13)$$

其中: ε_k 为高斯白噪声, $\boldsymbol{\theta}_{NL}$ 为一维的非线性参数, $\boldsymbol{\theta}_L$ 为线性参数向量.

针对该系统定义准则函数

$$J = \frac{1}{N} \|\mathbf{Y} - \mathbf{A}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{NL}) \hat{\boldsymbol{\theta}}_L\|^2, \quad (14)$$

其中:

$$\mathbf{A}(\hat{\theta}_{\text{NL}}) = \begin{bmatrix} y_0 & \cdots & y_{1-n} & \hat{v}_0 & \cdots & \hat{v}_{1-n} \\ y_1 & \cdots & y_{2-n} & \hat{v}_1 & \cdots & \hat{v}_{2-n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{N-1} & \cdots & y_{N-n} & \hat{v}_{N-1} & \cdots & \hat{v}_{N-n} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{Y} = (y_1, \cdots, y_N)^T,$$

\hat{v}_k 为中间不可测变量的估计, $\hat{\theta}_{\text{NL}}$ 和 $\hat{\theta}_{\text{L}}$ 分别为 θ_{NL} 和 θ_{L} 的估计.

结合准则函数(14), 采用最小二乘回归算法, 将 $\hat{\theta}_{\text{L}}$ 写成 $\hat{\theta}_{\text{NL}}$ 的函数

$$\hat{\theta}_{\text{L}} = [\mathbf{A}^T(\hat{\theta}_{\text{NL}}) \mathbf{A}(\hat{\theta}_{\text{NL}})]^{-1} \mathbf{A}^T(\hat{\theta}_{\text{NL}}) \mathbf{Y}. \quad (15)$$

因此, Hammerstein模型的辨识问题转化为一维参数的最优化问题

$$J(\hat{\theta}_{\text{NL}}) = \frac{1}{N} \|(\mathbf{I} - \mathbf{A}(\hat{\theta}_{\text{NL}}) [\mathbf{A}^T(\hat{\theta}_{\text{NL}}) \mathbf{A}(\hat{\theta}_{\text{NL}})]^{-1} \mathbf{A}^T(\hat{\theta}_{\text{NL}})) \mathbf{Y}\|, \quad (16)$$

其中 $\mathbf{I} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 为单位矩阵.

采用最优化准则函数 $J(\hat{\theta}_{\text{NL}})$ 获得非线性参数的估计 $\hat{\theta}_{\text{NL}}$, 将 $\hat{\theta}_{\text{NL}}$ 代入式(15)获得线性参数向量的估计 $\hat{\theta}_{\text{L}}$. 该方法容易推广到非线性参数为二维的情况, 但由于非线性最优化的存在, 很难推广到高维系统.

文献[60]在初始化非线性参数的基础上, 由最小二乘回归算法估计线性参数, 并运用LM(Levenberg-Marquardt)优化算法更新非线性参数的值, 不断迭代直至满足辨识要求. 该方法可以推广应用到非线性环节为多项式、傅里叶级数、正交小波和神经网络等结构形式, 但采用基于梯度的最优化方法辨识参数容易造成误差局部最小.

3.3 多信号源法(Multi-signal based method)

多信号源法的实质是通过多源激励信号的组合设计, 来解决Hammerstein模型的可辨识性问题和串联环节的参数估计分离问题, 以避免迭代方法中模型参数的收敛性问题. 有关这方面的研究成果见文献[19–20, 61–65]等.

文献[61]利用组合式输入信号分离Hammerstein模型的静态非线性和动态线性模块(如图2所示). 图3给出了输入 $u(k)$ 和中间变量 $v(k)$ 在二进制信号下的关系, 即分离原理. 当静态非线性环节的输入 $u(k)$ 为二进制信号时, 相对应的输出 $v(k)$ 也是同频率的二进制信号, 并且幅值为 β 倍数关系, 可以近似认为 $v(k) \approx u(k)$. 因此, 将Hammerstein模型的参数辨识问题转化为求解动态线性环节的参数. 在此基础上, 文献[19–20]提出了基于多信号源的神经模糊Hammerstein模型, 实现了神经模糊非线性环节和线性环节的分离, 同时设计了神经模糊模型参数的非迭代优化算法和具有全局收敛性的迭代优化算法, 将研究结

果推广到分段非线性系统, 改善了模型的适用范围.

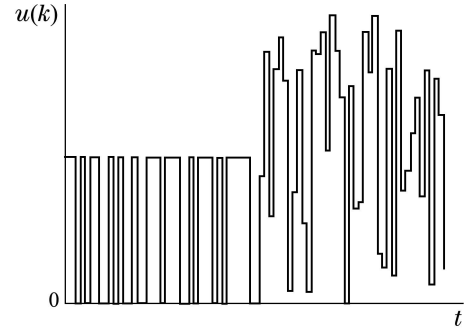


图2 Hammerstein模型特殊输入信号源

Fig. 2 The special test signal of Hammerstein model

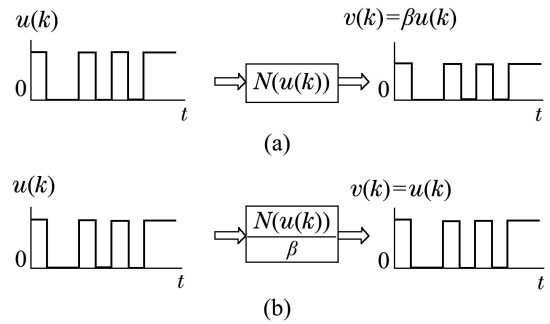


图3 Hammerstein模型输入 $u(k)$ 和中间变量 $v(k)$ 在二进制信号下的关系

Fig. 3 The relationship between $u(k)$ and $v(k)$ for binary signal input of Hammerstein model

文献[62]取同幅值的 M 和逆 M 序列作为输入信号源, 有效地分离了由多项式拟合的非线性环节参数, 该算法可以扩展到具有死区等特性的Hammerstein系统, 并适用于多输入多输出Hammerstein系统^[63]. 文献[64]将设定点的阶跃信号和白噪声信号分别作为输入辨识信号, 先对Hammerstein模型中的线性动态环节进行分离处理, 通过辨识得到一个线性动态模型, 进而构造出逆动态滤波器阵, 依据系统的测量输出重构系统的中间输入, 最后由系统的测试输入和中间输入估计非线性部分的参数. 文献[65]利用继电器反馈测试和三角型信号实现了Hammerstein模型中串联环节的分离, 通过继电器反馈测试可以获取线性动态环节的频率响应数据, 在此基础上将三角型信号作为输入信号源辨识出非线性静态环节的参数, 该方法适用于具有饱和非线性特性的Hammerstein系统, 并且通过在反馈回路中串联低通滤波器, 可以减少测量噪声的影响.

3.4 盲辨识法(Blind identification method)

盲辨识法是一种只利用系统输出数据而不直接使用系统输入数据的参数辨识方法^[66], 而它可以应用到Hammerstein系统的辨识中, 这方面的相关研究见文献[67–69]等.

文献[67]对Hammerstein系统(系统的阶数为 n)的输出进行快速采样,使得系统输入和中间不可测变量在采样区间 T 内为固定值,并利用该特性分离辨识采样区间 $T/(n+1)$ 上的线性环节传递函数 $G_{n+1}(\cdot)$,进而推导出采样区间 T 上的线性环节传递函数 $G(\cdot)$,并通过构建逆滤波器估计中间变量,最终获得非线性环节的参数.文献[68]针对采样Hammerstein系统,详细分析了文献[67]中由 $G_{n+1}(\cdot)$ 推导出 $G(\cdot)$ 的合理性,并将该算法推广到非采样Hammerstein系统中.文献[69]将上述盲辨识法推广到闭环抽样系统中.

3.5 频域法(Frequency domain method)

频域法通过输入信号的测试技术获取系统的频率响应函数(frequency response function, FRF),并依据FRF与Hammerstein模型参数的解析关系及FRF依赖于系统线性环节模型的特性对系统参数进行辨识^[70],这方面的相关研究见文献[70–74]等.

文献[71–74]取系统输入为正弦信号的形式,使得系统中任何信号的频率都为输入频率的整数倍.文献[72]由采样输入和滤波输出计算系统的FRF,在线性环节为有理传递函数和传递函数两种情况下,由FRF的结构特性辨识线性环节的参数.在此基础上,构造中间变量的傅里叶级数表达式,并根据其与非线性环节的多项式系数的关系辨识非线性环节的参数.文献[74]研究了连续和离散Hammerstein模型的辨识问题,它是采用谐波测试技术来获得系统的广义频率响应函数(generalized frequency response functions, GFRF),假设非线性环节的多项式首系数为1,由一阶GFRF和加权正交估计算法辨识线性环节,最后由高阶GFRF和加权正交估计算法依次估计多项式的高阶项,即非线性环节参数.文献[70]在系统输入不为正弦信号的情况下,将非线性环节推广到更一般的多变量多项式函数形式,分别根据GFRF、各阶次输出能量谱与Hammerstein模型各串联环节的关系辨识出模型参数.

3.6 随机法(Stochastic method)

随机法无需知道静态非线性的先验知识,借助概率、期望和协方差等随机过程理论对Hammerstein模型进行辨识.有关这方面的相关研究成果见文献[22, 75–81]等.

考虑如下离散Hammerstein系统^[75]的辨识:

$$\begin{cases} v_k = \mu(u_k) + \xi_k, \\ y_k = \sum_{j=0}^{\infty} \lambda_j v_{k-j} + \varepsilon_k, \end{cases} \quad (17)$$

其中: u_k 为稳态白噪声, ξ_k 和 ε_k 分别是与 u_k 不相关的中间变量扰动和输出扰动,且均为零均值白噪声. $\mu(\cdot)$ 为非线性环节的Borel核函数, $\{\lambda_j\}_{j=0}^{\infty}$ 为线性环节的未知脉冲响应函数, $\lambda_0 = 0, \lambda_1 \neq 0$.

采用相关分析法获得脉冲响应函数的估计

$$\hat{\lambda}_j = \frac{\hat{\rho}_{j,N}^T \hat{\rho}_{0,N}}{\|\hat{\rho}_{0,N}\|^2}, \quad j = 0, 1, \dots, \quad (18)$$

其中: $\hat{\rho}_{j,N} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} (y_{k+j} - \bar{y})(u_k - \bar{u})$ 为 ρ_j 的近似值, $\rho_j = E\{(y_{k+j} - \bar{y})(u_k - \bar{u})\}$, $E\{\cdot\}$ 为数学期望, $\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} y_i$, $\bar{u} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} u_k$, N 为输入输出观测点的个数. 易知 $\hat{\lambda}_j \approx \beta_0 \lambda_j$, β_0 为常数.

在此基础上,采用Borel核函数回归估计算法获得非线性环节的估计 $\hat{N}(\cdot)$, 则 $\hat{N}(\cdot) \approx N(\cdot)/\beta_0$.

文献[76–77]分别将该算法推广到双通道离散Hammerstein模型和单输入连续Hammerstein模型中,拓宽了随机法在Hammerstein模型中的应用范围.文献[78]基于递推核函数法辨识多输入单输出Hammerstein模型.文献[79]在有输出扰动的干扰下,采用随机逼近算法估计Hammerstein模型串联环节的参数.文献[22]在中间变量扰动、线性环节过程扰动和输出扰动均为白噪声的条件下,研究了多输入多输出Hammerstein模型的递推辨识,通过广义Yule-Walker方程和输入输出相关性分析给出了线性环节的递推估计,并基于核函数给出了非线性环节的递推估计.

上述随机辨识方法需要严格假设系统输入为白噪声,限制了随机法在Hammerstein模型辨识中的应用^[80]. 针对上述问题,文献[80–81]提出了Hammerstein模型的参数-非参数混合算法,假设系统输入为有界独立同分布的随机过程,并采用非参数的回归函数逼近算法得到中间不可测变量,将Hammerstein模型的线性和非线性环节分离.在此基础上,结合系统的先验结构知识和输入输出数据,借助成熟的辨识方法如最小二乘法、辅助变量法等估计Hammerstein模型的参数,该方法计算简单,对未知的噪声模型有很好的鲁棒性.

4 基于Hammerstein模型的控制系统设计 (Hammerstein model based design of control system)

在得到Hammerstein模型的基础上,可以利用模型的特殊结构把非线性控制问题简化为线性模型预测控制问题.通过非线性环节逆 $N^{-1}(\cdot)$ 的作用将原非线性系统近似为线性系统,如图4中虚线框所示.在此基础上设计的控制系统如图4所示,通过模型的特殊结构简化了控制系统的设计.

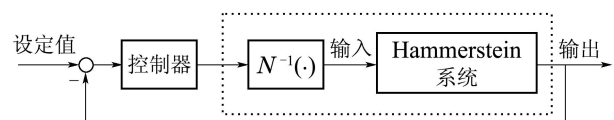


图4 基于Hammerstein模型的控制系统设计

Fig. 4 Hammerstein model based design of control system

文献[82–84]等研究了基于Hammerstein模型的非线性预测控制系统,如图5所示,其中: u , y 和 v 分别为Hammerstein系统的输入、输出和中间不可测量变量, y_{sp} 为设定值, \hat{y} 为Hammerstein模型的输出. 文献[82]提出了基于Hammerstein模型的非线性预测函数控制策略,其中非线性控制器由一个线性的预测函数控制器和Hammerstein模型的非线性部分的逆组成,使线性控制器的输出与闭环系统内部模型线性部分的输入完全一致,实现了非线性预测函数控制策略只需线性优化而不需要非线性滚动优化,简化控制系统的设计. 文献[83]提出了一种多变量构造性模型预测控制策略,利用Hammerstein系统的特殊结构,通过Raccati方程构造出线性环节的控制李雅普诺夫函数,在此基础上定义了Hammerstein系统的有限时域滚动优化控制问题,从而可采用预测控制理论解决了Hammerstein系统的控制,并建立了闭环系统渐近稳定的充分条件,该设计方法适用于具有状态、输入和中间变量约束的连续时间Hammerstein系统. 文献[84]提出了一种新型非线性Hammerstein系统动态矩阵控制算法,将动态矩阵控制策略推广到特殊的具有串级结构的Hammerstein系统中,该控制方案不仅具有良好的控制响应,还具有较好的稳定性和鲁棒性.

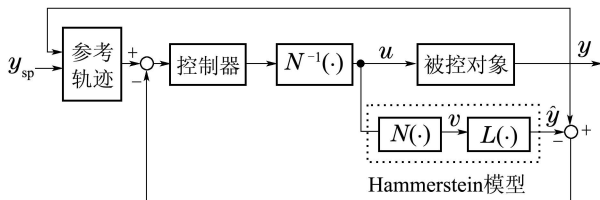


图 5 基于Hammerstein模型的非线性预测控制

Fig. 5 Hammerstein model based nonlinear predictive control

文献[85]研究基于Hammerstein模型的鲁棒控制系统,如图6所示,其中: $\Delta(\cdot)$ 为规范化不确定性, $W(\cdot)$ 为加权函数, $\tilde{L}(\cdot)$ 为实际Hammerstein系统的线性环节. 为了提高跟踪控制精度,采用了包含回路补偿和前馈补偿的二自由度控制结构,保证闭环系统稳定且具有较强的抗干扰性能,提高系统对输入参考信号的渐近跟踪性能. 在此基础上,补偿Hammerstein系统的非线性部分,从而可以利用线性系统的鲁棒控制方法.

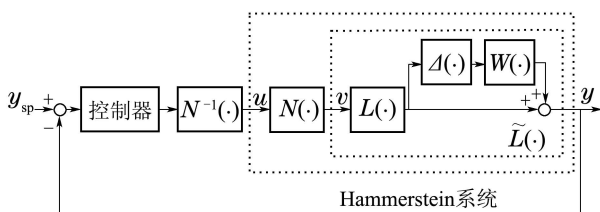


图 6 基于Hammerstein模型的鲁棒控制

Fig. 6 Hammerstein model based robust control

总之,基于Hammerstein模型的控制系统可以通过模型辨识的方法补偿非线性部分,从而非线性系统的控制问题就可以通过成熟的线性系统方法来解决. 因此, Hammerstein系统的相关研究工作大多还集中在模型辨识方面.

5 结论和展望(Conclusions and prospects)

根据对Hammerstein模型理论及应用中存在的问题和近期研究动态的分析可以看出,应考虑实际工业过程的综合复杂性,缩小现有Hammerstein模型理论与实际应用的差距.

1) 多输入多输出系统的Hammerstein模型研究.

工业过程由多个生产设备(或过程)有机链接而成,具有综合复杂性,如多变量、变量类型混杂、变量之间强非线性和强耦合、特性随生产条件的变化而变化,并且受如原料成分、运行工况、设备状态等多种不确定因素的干扰. 因此,需要结合典型案例,开展多输入多输出复杂非线性系统Hammerstein模型辨识方法的研究.

2) 考虑过程噪声干扰下的Hammerstein模型研究.

工业过程往往存在噪声,现场采集的数据多为动态的生产数据,存在各种误差,这些误差并不是均匀分布的白噪声. 采用这些数据建立模型可能会存在灵敏度分析与机理规律相违背的情况;如果数据中再存在有色噪声,得到的模型可能与实际情况相差更大. 因此,有必要研究能抑制噪声干扰的Hammerstein模型辨识新方法,以提高模型精度.

3) 结合机理信息的Hammerstein模型研究.

工业过程中的大部分数据都是在一个相对稳定、变化范围较小的区域内,很难从生产数据中采集到完备的数据. 常规建模方法得到的模型往往只能在工况变化很小的范围内使用,当生产计划调整或原料发生变化时,需要重新建立模型以适应新工况的需求. 模型优劣的关键是能否掌握过程机理知识,真正理解并学会系统所遵循的客观规律. 好的系统结构分析及描述方法有利于使研究方向清晰化,使研究成果和实际问题紧密联系. 融合机理信息从结构上分析多输入多输出Hammerstein系统是值得深入研究的问题.

4) 结合动态数据驱动方式的Hammerstein模型研究.

美国科学基金会在2000年首先提出了动态数据驱动应用系统的研究概念,其基本思想是采用动态数据注入的方式,实现仿真与实际数据之间的动态紧耦合关系. 借鉴动态数据驱动应用系统的概念,如果将动态数据驱动模式引入到Hammerstein模型的研究中,动态地吸收新的数据,则可能提供更为精确的预测以及更加可靠的输出结果,特别是对生产数据不完备的情况. 目前,这方面的报道还比较少. 因此,有必要探

讨如何将动态数据驱动方式结合到模型中,以提高复杂工业过程Hammerstein模型辨识方法的有效性。

参考文献(References):

- [1] BHANDARIN, ROLLINS D. Continuous-time Hammerstein nonlinear modeling applied to distillation [J]. *AIChE Journal*, 2004, 50(2): 530 – 533.
- [2] ESKINAT E, JOHNSON S H. Use of Hammerstein models in identification of nonlinear systems [J]. *AIChE Journal*, 1991, 37(2): 255 – 268.
- [3] CHEN H F. Strong consistency of recursive identification for Hammerstein systems with discontinuous piecewise-linear memoryless block [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2005, 50(10): 1612 – 1617.
- [4] 习毅, 潘丰. 基于Hammerstein模型的非线性自适应预测函数控制 [J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(11): 2237 – 2240. (XI Yi, PAN Feng. Nonlinear adaptive predictive functional control using Hammerstein models [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2008, 30(11): 2237 – 2240.)
- [5] 丁宝苍, 李少远. 具有约束的Hammerstein非线性控制系统的设计与分析 [J]. 控制与决策, 2003, 18(1): 24 – 28. (DING Baocang, LI Shaoyuan. Design and analysis of Hammerstein nonlinear control systems with constraints [J]. *Control and Decision*, 2003, 18(1): 24 – 28.)
- [6] SZNAIER M. Computational complexity analysis of set membership identification of Hammerstein and Wiener systems [J]. *Automatica*, 2009, 45(3): 701 – 705.
- [7] 杨剑锋. 基于组合模型的非线性预测控制算法及其应用研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2007. (YANG Jianfeng. *Study on nonlinear model predictive control algorithm based on combination model and its application* [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2007.)
- [8] STAPLETON J C, BASS S C. Adaptive noise cancellation for a class of nonlinear systems [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 1985, 32(2): 143 – 150.
- [9] KUNG M, WOMACK B F. Discrete-time adaptive control of linear dynamic systems with a two-segment piecewise-linear asymmetric nonlinearity [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1984, 29(2): 170 – 172.
- [10] MCCANNON T E, GALLAGHER W C, MINOO-HAMEDANI D G L. On the design of nonlinear discrete-time predictors [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1982, 28(2): 366 – 371.
- [11] HUNTER I W, KORENBERG M J. The identification of nonlinear biological systems: Wiener and Hammerstein cascade models [J]. *Biological Cybernetics*, 1986, 55(2,3): 135 – 144.
- [12] 贺尚红, 赵天林, 石芳. 输入输出测量噪声干扰下连续Hammerstein模型参数直接辨识 [J]. 中国机械工程, 2012, 23(4): 458 – 463. (HE Shanghong, ZHAO Tianlin, SHI Fang. Direct parameter identification of continuous-time Hammerstein model with input/output measurement noises [J]. *China Mechanical Engineering*, 2012, 23(4): 458 – 463.)
- [13] GREBLICKI W, PAWLAK M. *Nonparametric System Identification* [M]. New York: Cambridge University Press, 2008.
- [14] 贾立, 杨爱华, 邱铭森. 基于多信号源的神经模糊Hammerstein-Wiener模型及其应用研究 [J]. 自动化学报, 2013, 39(5): 690 – 696. (JIA Li, YANG Aihua, QIU Mingsen. Multi-signal based neuro-fuzzy Hammerstein-Wiener model and its application [J]. *Acta Automation Sinica*, 2013, 39(5): 690 – 696.)
- [15] ZHAO W X. Parametric identification of Hammerstein systems with consistency results using stochastic inputs [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2010, 55(2): 474 – 480.
- [16] JENG J C, HUANG H P. Nonparametric identification for control of MIMO Hammerstein systems [J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2008, 47(17): 6640 – 6647.
- [17] CHAN K H, BAO J, WHITEN W J. Identification of MIMO Hammerstein systems using cardinal spline functions [J]. *Journal of Process Control*, 2006, 16(7): 659 – 670.
- [18] CHEN H T, HWANG S H, CHANG C T. Iterative identification of continuous-time Hammerstein and Wiener systems using a two-stage estimation algorithm [J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2009, 48(3): 1495 – 1510.
- [19] JIA L, CHIU M S, GE S S. A noniterative neuro-fuzzy based identification method for Hammerstein processes [J]. *Journal of Process Control*, 2005, 15(7): 749 – 761.
- [20] JIA L, CHIU M S, GE S S. Iterative identification of neuro-fuzzy-based Hammerstein model with global convergence [J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2005, 44(6): 1823 – 1831.
- [21] JIA L, YANG A H, CHIU M S. Special input signals based neuro-fuzzy Hammerstein-Wiener model and its application [J]. *International Journal of System Control and Information Processing*, 2012, 1(2): 199 – 218.
- [22] CHEN X M, CHEN H F. Recursive identification for MIMO Hammerstein systems [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2011, 56(4): 895 – 902.
- [23] WANG J S, CHEN Y P. A Hammerstein recurrent neurofuzzy network with an online minimal realization learning algorithm [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2008, 16(6): 1597 – 1612.
- [24] MICHALKIEWICZ J. Modified Kolmogorov's neural network in the identification of Hammerstein and Wiener systems [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2012, 23(4): 657 – 662.
- [25] HLAING Y M, CHIU M S, LAKSHMINARAYANAN S. Modelling and control of multivariable processes using generalized Hammerstein model [J]. *Chemical Engineering Research & Design*, 2007, 85(4): 445 – 454.
- [26] GIRI F. *Block-oriented Nonlinear System Identification* [M]. Berlin: Springer, 2010.
- [27] BAI E W. An optimal two-stage identification algorithm for Hammerstein-Wiener nonlinear systems [J]. *Automatica*, 1998, 34(3): 333 – 338.
- [28] DING F, CHEN T. Identification of Hammerstein nonlinear ARMAX systems [J]. *Automatica*, 2005, 41(9): 1479 – 1489.
- [29] DING F, SHI Y, CHEN T. Gradient-based identification methods for Hammerstein nonlinear ARMAX models [J]. *Nonlinear Dynamics*, 2006, 45(1/2): 31 – 43.
- [30] CHAOUI F Z, GIRI F, ROCHDIA Y, et al. System identification based on Hammerstein model [J]. *International Journal of Control*, 2005, 78(6): 430 – 442.
- [31] 向微, 陈宗海. 基于Hammerstein模型描述的非线性系统辨识新方法 [J]. 控制理论与应用, 2007, 24(1): 143 – 147. (XIANG Wei, CHEN Zonghai. New identification method of nonlinear systems based on Hammerstein models [J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24(1): 143 – 147.)
- [32] WANG X F, ZHENG Y B, ZHANG H Y. Identification of Hammerstein models based on online support vector regression [C] // *Proceedings of the 30th Chinese Control Conference*. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 1652 – 1657.
- [33] 王峰, 邢科义, 徐小平. 辨识Hammerstein模型方法研究 [J]. 系统仿真学报, 2011, 23(6): 1090 – 1092. (WANG Feng, XING Keyi, XU Xiaoping. Study on method for identification of Hammerstein model [J]. *Journal of System Simulation*, 2011, 23(6): 1090 – 1092.)

- [34] BOUTAYEB M, RAFARALAHY H, DAROUACH M. A robust and recursive identification method for MISO Hammerstein model [C] // *UKACC International Conference on Control '96*. San Francisco: IFAC, 1996: 447 – 452.
- [35] MOHAMADREZA A, MOJALLALI H. Identification of multiple-input single-output Hammerstein models using Bezier curves and Bernstein polynomials [J]. *Article Applied Mathematical Modelling*, 2011, 35(4): 1969 – 1982.
- [36] GÓMEZ J, BAEYENS E. Identification of multivariable Hammerstein systems using rational orthonormal bases [C] // *Proceeding of the 39th IEEE Conference on Decision and Control*. Sydney, Australia: IEEE, 2000: 2849 – 2854.
- [37] GOETHALS I, PELCKMANS K, SUYKENS J A K, et al. Identification of MIMO Hammerstein models using least squares support vector machines [J]. *Automatica*, 2005, 41(7): 1263 – 1272.
- [38] 李幼凤, 苏宏业, 褚健. 子空间模型辨识方法综述 [J]. 化工学报, 2006, 57(3): 473 – 479.
(LI Youfeng, SU Hongye, CHU Jian. Overview on subspace model identification methods [J]. *Journal of Chemical Industry and Engineering*, 2006, 57(3): 473 – 479.)
- [39] RANGAN S, WOLODKIN G, POOLLA K. New results for Hammerstein system identification [C] // *Proceedings of the 34th IEEE Conference on Decision and Control*. New Orleans: IEEE, 1995: 697 – 702.
- [40] GÓMEZ J C, BAEYENS E. Subspace-based identification algorithms for Hammerstein and Wiener models [J]. *European Journal of Control*, 2005, 11(2): 127 – 136.
- [41] JALALEDDINI K, KEARNEY RE. An identification algorithm for Hammerstein systems using subspace method [C] // *Proceedings of IEEE American Control Conference*. New York: IEEE, 2011: 4793 – 4797.
- [42] CHEN X, FANG H T. Recursive identification for Hammerstein systems with state-space model [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, 36(10): 1460 – 1467.
- [43] BALESTRINO A, LANDI A, SANI L. Parameter identification of continuous systems with multiple-input time delays via modulating functions [J]. *IEE Proceedings — Control Theory and Applications*, 2000, 147(1): 19 – 27.
- [44] SQUARE D B, HEINZ U. Identification of nonlinear continuous-time Hammerstein model via HMF method [C] // *Proceedings of the 36th Conference on Decisions & Control*. New York: IEEE, 1997: 2990 – 2995.
- [45] SEO I Y. Identification of nonlinear continuous Hammerstein model using the fourier modulating functions technique [C] // *The 30th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. Piscataway, NJ: IEEE, 2004: 1588 – 1593.
- [46] 范伟, 丁锋. Hammerstein非线性系统参数估计分离的三种方法 [J]. 科学技术与工程, 2008, 8(6): 1586 – 1589.
(FAN Wei, DING Feng. Three methods of separating parameters for Hammerstein nonlinear systems [J]. *Science Technology and Engineering*, 2008, 8(6): 1586 – 1589.)
- [47] 丁锋, 刘景璠, 肖永松. 一类非线性系统的参数估计 [J]. 控制工程, 2011, 18(5): 373 – 376.
(DING Feng, LIU Jingfan, XIAO Yongsong. Parameter estimation for a class of nonlinear systems [J]. *Control Engineering of China*, 2011, 18(5): 373 – 376.)
- [48] JANCZAK A. Neural network approach for identification of Hammerstein system [J]. *International Journal of Control*, 2004, 76(17): 1749 – 1766.
- [49] 吴德会. Hammerstein非线性动态系统的神经网络辨识 [C] // 第29届中国控制会议. 皮斯卡塔韦, 新泽西州: IEEE, 2010: 1317 – 1321.
(WU Dehui. Identification of Hammerstein nonlinear dynamic systems using neural network [C] // *The 29th Chinese Control Conference*. Piscataway, NJ: IEEE, 2010: 1317 – 1321.)
- [50] 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 Wei, CHAI Tianyou, ZHAO Lijie. Dynamic partial least squares modeling with recurrent neural networks of stable learning [J]. *Control Theory & Applications*, 2012, 29(3): 337 – 341.)
- [51] LI J H, DING F. Maximum likelihood stochastic gradient estimation for Hammerstein systems with colored noise based on the key term separation technique [J]. *Computers & Mathematics with Applications*, 2011, 62(11): 4170 – 4177.
- [52] LI J H, DING F, YANG G W. Maximum likelihood least squares identification method for input nonlinear finite impulse response moving average systems [J]. *Mathematical and Computer Modeling*, 2012, 55(34): 442 – 450.
- [53] BAI E W, LI D. Convergence of the iterative Hammerstein system identification algorithm [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2004, 49(11): 1929 – 1940.
- [54] NARENDRA K S, GALLMAN P G. An iterative method for the identification of nonlinear systems using a Hammerstein model [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1966, 11(3): 546 – 550.
- [55] STOICA J P. On the convergence of an iterative algorithm used for Hammerstein system identification [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1981, 26(4): 967 – 969.
- [56] LIU Y, BAI E W. Iterative identification of Hammerstein systems [J]. *Automatica*, 2007, 43(2): 346 – 354.
- [57] LI G, WEN C. Convergence of normalized iterative identification of Hammerstein systems [J]. *Systems & Control Letters*, 2011, 60(11): 929 – 935.
- [58] ZENG J, BALDELLI D H, BRENNER M. Identification of nonlinear Hammerstein system using orthonormal bases: application to nonlinear aeroelastic system [C] // *Collection of Technical Papers — AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference*. New Orleans: AIAA, 2007, 1: 32 – 41.
- [59] BAI E W. Identification of linear systems with hard input nonlinearities of known structure [J]. *Automatica*, 2002, 38(5): 853 – 860.
- [60] WESTWICK D, KEARNEY R. Separable Least squares identification of nonlinear Hammerstein models: application to stretch reflex dynamics [J]. *Annals of Biomedical Engineering*, 2001, 29(8): 707 – 718.
- [61] SUNG S W. System identification method for Hammerstein processes [J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2002, 41(17): 4295 – 4302.
- [62] 袁廷奇, 刘文江. 非线性Hammerstein系统辨识的动态分离法 [J]. 控制理论与应用, 2002, 19(4): 619 – 622.
(YUAN Tingqi, LIU Wenjiang. Identification of Hammerstein model based on dynamical separation technology [J]. *Control Theory & Applications*, 2002, 19(4): 619 – 622.)
- [63] 袁廷奇. 一类多变量Hammerstein模型的参数辨识方法 [J]. 控制与决策, 2010, 25(3): 478 – 480.
(YUAN Tingqi. Parameter identification method for a kind of multivariable Hammerstein model [J]. *Control and Decision*, 2010, 25(3): 478 – 480.)
- [64] 陈思海. 基于动态分离的Hammerstein模型辨识法 [J]. 科技导报, 2010, 28(20): 73 – 76.
(CHEN Sihai. Dynamic separation identification method based on Hammerstein model [J]. *Science & Technology Review*, 2010, 28(20): 73 – 76.)
- [65] PARK H C, KOO D G, YOUN J H, et al. Relay feedback approaches for the identification of Hammerstein-type nonlinear processes [J]. *Industrial Engineering Chemistry Research*, 2004, 43(3): 735 – 740.
- [66] YU C P, ZHANG C S, XIE L H. Blind identification of non-minimum phase arma systems [J]. *Automatica*, 2013, 49(6): 1846 – 1854.

- [67] SUN L, LIU W, SANO A. Identification of a dynamical system with input nonlinearity [J]. *IEE Proceedings — Control Theory and Applications*, 1999, 146(1): 41 – 51.
- [68] BAI E W, FU M. A blind approach to Hammerstein model identification [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(7): 1610 – 1619.
- [69] WANG J, SANO A, SHOOK D, et al. A blind approach to closed-loop identification of Hammerstein systems [J]. *International Journal of Control*, 2007, 80(2): 302 – 313.
- [70] JING X J. Frequency domain analysis and identification of block-oriented nonlinear systems [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2011, 330(22): 5427 – 5442.
- [71] CRAMA P P, SCHOUKENS J. First estimates of Wiener and Hammerstein systems using multisine excitation [C] // *Proceedings of IEEE Instrumentation and Measurement Conference*. Piscataway, NJ: IEEE, 2001: 1365 – 1369.
- [72] BAI E W. Frequency domain identification of Hammerstein models [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2003, 48(4): 530 – 542.
- [73] SCHOUKENS M, PINTELON R, ROLAIN Y. Parametric identification of parallel Hammerstein systems [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2011, 60(12): 3931 – 3938.
- [74] SWAIN A K, WESTWICK D T, PERREAULT E J. Frequency domain identification of Hammerstein systems [C] // *Tencon 2009-2009 IEEE Region 10 Conference*. Piscataway, NJ: IEEE, 2009: 1 – 6.
- [75] CHEN H F. Pathwise convergence of recursive identification algorithms for Hammerstein systems [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2004, 49(10): 1641 – 1649.
- [76] GREBLICKI W, PAWLAK M. Identification of discrete Hammerstein systems using kernel regression estimates [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1986, 31(1): 74 – 77.
- [77] GREBLICKI W, PAWLAK M. Nonparametric identification of two-channel nonlinear systems [C] // *Proceeding of the 25th IEEE Conference on Decision and Control*. New York: IEEE, 1986, 25: 2012 – 2015.
- [78] GREBLICKI W. Continuous time Hammerstein system identification [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, 45(6): 1232 – 1236.
- [79] KRZYZAK A, PARTYKA M A. Global identification of nonlinear Hammerstein systems by recursive kernel approach [J]. *Nonlinear Analysis*, 2005, 63(57): 1263 – 1272.
- [80] HASIEWICZ Z, MZYK G. Hammerstein system identification by nonparametric instrumental variables [J]. *International Journal of Control*, 2009, 82(3): 440 – 455.
- [81] HASIEWICZ Z, MZYK G. Parametric-nonparametric identification of Hammerstein systems [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2004, 49(8): 1370 – 1375.
- [82] 张泉灵, 王树青. 基于Hammerstein模型的非线性预测函数控制 [J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2002, 6(2): 119 – 122.
(ZHANG Quanling, WANG Shuqing. Nonlinear predictive functional control using Hammerstein models [J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2002, 36(2): 119 – 122.)
- [83] 何德峰, 宋秀兰, 俞立. 约束Hammerstein系统构造性预测控制及其在聚丙烯牌号切换控制中的应用 [J]. *化工学报*, 2011, 62(8): 2182 – 2187.
(HE Defeng, SONG Xiulan, YU Li. Constructive predictive control of constrained Hammerstein systems and its application to grade transition control of polypropylene [J]. *CIESC Journal*, 2011, 62(8): 2182 – 2187.)
- [84] 邹志云, 于德弘, 郭宁, 等. 一种新型非线性Hammerstein系统动态矩阵控制算法 [J]. *计算机与应用化学*, 2008, 25(4): 432 – 436.
(ZHOU Zhiyun, YU Dehong, GUO Ning, et al. A novel nonlinear Hammerstein system dynamic matrix control algorithm [J]. *Computers and Applied Chemistry*, 2008, 25(4): 432 – 436.)
- [85] 柳萍, 毛剑琴, 刘青松, 等. 率相关超磁致伸缩作动器的建模与 H_∞ 鲁棒控制 [J]. *控制理论与应用*, 2013, 30(2): 148 – 155.
(LIU Ping, MAO Jianqin, LIU Qingsong, et al. Modeling and H_∞ robust control for giant magnetostrictive actuators with rate-dependent hysteresis [J]. *Control Theory & Applications*, 2013, 30(2): 148 – 155.)

作者简介:

贾立 (1975–), 女, 博士, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为复杂非线性系统的建模、优化与控制, E-mail: jiali@staff.shu.edu.cn;

李训龙 (1989–), 男, 硕士, 目前研究方向为块结构模型的研究及应用, E-mail: lishuishan1@163.com.