

基于退化激励信号的含有迟滞的三明治系统辨识

谢扬球¹, 谭永红²

(1. 西安电子科技大学 电子工程学院, 陕西 西安 710071; 2. 上海师范大学 信息与机电工程学院, 上海 200234)

摘要: 含有迟滞的三明治系统不仅具有非光滑、多值映射等特性, 而且迟滞环节的输入输出信号还是不能直接测量的, 常规方法难以进行有效的辨识. 本文提出了一种基于退化激励信号的两步辨识方案: 第一步, 设计一个特殊的退化激励信号将迟滞环节退化为一条静态曲线, 从而可以将两端的线性动态环节辨识出来, 解决中间信号不可测的问题; 第二步, 利用已辨识的线性模型重构迟滞环节的输入输出信号, 再采用“扩展输入空间法”建立迟滞环节的神经网络模型. 最后, 在压电超精密运动系统的实验结果表明所提出的建模方法取得了令人满意的结果.

关键词: 三明治系统; 迟滞; 退化激励信号; 非光滑; 扩展输入空间法

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Identification of sandwich systems with hysteresis based on degeneration inputs

XIE Yang-qiu¹, TAN Yong-hong²

(1. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an Shaanxi 710071, China;

2. College of Mechanical and Electronic Engineering, Shanghai Normal University, Shanghai 200234, China)

Abstract: Because of the nonsmooth nonlinearity in multivalued mapping, it is difficult to apply the conventional identification method to identify the model of hysteresis. If the hysteresis exists between two linear subsystems, it is more challenging to identify this sandwich system because both the input and output of the hysteresis cannot be measured directly. To deal with this problem, we propose a two-stage method based on degeneration inputs. A special exciting signal called the degeneration input is designed to degenerate the hysteresis into a static smooth function with one-to-one mapping, so that the linear subsystems can be estimated. Then, based on the obtained linear submodels, both the immeasurable input and output of hysteresis are reconstructed and a neural-network-based model of the hysteresis can be obtained by using the expanded input space method. Experimental results on a piezoelectric positioning system are presented to illustrate the performance of the proposed identification scheme.

Key words: sandwich systems; hysteresis; degeneration input; non-smooth; expanded input space method

1 前言(Introduction)

压电陶瓷微位移执行器具有运动精度高、响应速度快和输出驱动力大等优点, 广泛应用于精密加工机床、扫描隧道显微镜、天文射电望远镜等精密运动系统中^[1-3]. 但是, 存在于压电陶瓷器件中的迟滞特性不仅降低了控制精度, 还可能产生相位移动和谐波失真, 削弱闭环控制系统的反馈作用, 甚至导致控制系统发散^[3-4]; 而且, 在实际对象中, 迟滞特性往往不是单独存在的, 其输入输出端都与其他装置相连, 构成所谓的“含有迟滞的三明治系统”, 使得辨识工作变得更加困难^[5]. 可见, 辨识三明治迟滞系统有两个主要的难题: 迟滞环节的输入输出信号是不可测的; 迟滞特性本身具有非光滑、多值映射等

复杂的特性. 现有的辨识方法无法有效的解决这类系统的辨识问题. 另一方面, 目前绝大多数控制方法都是基于模型的方法, 只有建立精确的模型, 才能对实际对象进行精确的控制, 获得满意的控制效果.

迄今为止, 已经有不少关于迟滞辨识的文献, 主要有Preisach模型^[2]、PI模型^[6]和基于“扩展输入空间”的神经网络模型^[7-8]等, 但这些方法都属于整体模型的范畴, 只能描述系统的输入输出特性, 无法描述中间信号的变化规律. 文献[9-10]分别采用Wiener和Hammerstein模型对压电陶瓷致动器进行辨识研究; 此外, 文献[5, 11]从三明治模型的角度进行研究, 取得了良好的辨识效果, 使得不可测的迟滞特性能够在控制中被直接抵消或补偿. 本文采用

收稿日期: 2010-10-29; 收修改稿日期: 2011-08-16.

基金项目: 上海师范大学重点学科资助项目(DZL811, DRL904); 上海市科学技术委员会研究资助项目(09220503000, 10JC1412200); 上海市自然科学基金资助项目(09ZR1423400, 10ZR1422400); 国家自然科学基金资助项目(60971004, 61171088); 上海市教委科技创新重点资助项目(09ZZ141, 11YZ92); 上海师范大学前瞻性科研基金资助项目(DYL201005, DYL201006).

三明治模型来描述由压电陶瓷等智能材料驱动的纳米级精密定位系统,并针对三明治迟滞系统的特点,提出一种基于退化激励信号的两步辨识方法:第一步,分别从幅值和频率两个角度出发,设计一个特殊的退化激励信号,将中间的迟滞特性退化为一条静态曲线并用多项式进行拟合,避免了非光滑、多值映射等不利特性对两端线性模型辨识的影响.第二步,重新设计新的输入信号充分激励迟滞环节,并采用“扩展输入空间法”建立迟滞环节的神经网络模型.这样,通过两个阶段的辨识,就可以分别将三明治迟滞系统的3个环节依次辨识出来.最后,本文给出一个对压电超精密定位系统的辨识实验结果,验证所提出辨识方案的有效性.

2 三明治迟滞模型的描述及其分析(Description and analysis of sandwich systems with hysteresis)

根据文献[4]对三明治系统的定义,三明治迟滞系统是非光滑非线性的迟滞特性内嵌在两个线性动态环节之间的模型结构,如图1所示.

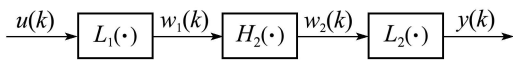


图1 三明治迟滞系统

Fig. 1 Sandwich systems with hysteresis

图1中, $u(k)$, $y(k)$, $w_1(k)$ 和 $w_2(k)$ 分别表示三明治系统的输入、输出和两个中间信号; $L_1(\cdot)$ 和 $L_2(\cdot)$ 表示线性环节, $H(\cdot)$ 表示迟滞环节. 在三明治系统中, 中间信号 $w_1(k)$ 和 $w_2(k)$ 是不能直接测量的, 但却具有实际的物理意义, 用于描述某些中间信号或物理变量的变化规律. 一般地, 线性环节采用ARMA模型来描述, 所以, 三明治迟滞系统可以被表示为

$$L_1(\cdot) : w_1(k) = \sum_{j=1}^{n_{1b}} b_{1j} u(k - q_1 - j) - \sum_{i=1}^{n_{1a}} a_{1i} w_1(k - i), \quad (1)$$

$$H(\cdot) : w_2(k) = H[w_1(k)], \quad (2)$$

$$L_2(\cdot) : y(k) = \sum_{j=1}^{n_{2b}} b_{2j} w_2(k - q_2 - j) - \sum_{i=1}^{n_{2a}} a_{2i} y(k - i), \quad (3)$$

式中: n_{1a} 和 n_{1b} 表示 $L_1(\cdot)$ 的阶数, a_{1i} 和 b_{1i} 表示 $L_1(\cdot)$ 的系数; n_{2a} 和 n_{2b} 表示 $L_2(\cdot)$ 的阶数, a_{2i} 和 b_{2i} 表示 $L_2(\cdot)$ 的系数, q_1 和 q_2 表示纯延时; 迟滞环节由函数 $H(\cdot)$ 描述, 如图2所示.

在三明治迟滞系统中, 迟滞环节 $H(\cdot)$ 除了具有非光滑、次环全等、多值映射等复杂特性外, 其输入输出信号还是不可测的, 现有的辨识方法难以对

这类复杂对象进行建模. 而且, 从图2可知, 迟滞特性 $H(\cdot)$ 至少具有以下几种模式, 即:

1) 当输入信号 $w_1(k)$ 从初始状态开始单调变化时, $H(\cdot)$ 处于初始模态 ζ_0 , 即曲线 $O \rightarrow A$;

之后, 迟滞环节 $H(\cdot)$ 就进入以下几个工作模式:

2) 当输入信号 $w_1(k)$ 从当前周期的极小点开始单调增加时, 输出信号 $w_2(k)$ 也单调递增, $H(\cdot)$ 处于主环上升模态 ζ_+ , 即曲线 $B \rightarrow A$;

3) 当输入信号 $w_1(k)$ 从当前周期的极大值开始单调递减时, 输出信号 $w_2(k)$ 也单调递减, $H(\cdot)$ 处于主环下降模态 ζ_- , 即曲线 $A \rightarrow B$;

4) 当输入信号 $w_1(k)$ 从当前周期的非极值点开始单调变化时, 输出信号 $w_2(k)$ 将及时响应这个变化, 此时, $H(\cdot)$ 将跳出主环, 重新形成并进入一个次环模态 ζ_s , 即曲线 $C \rightarrow D \rightarrow C$.

进一步, 由图2还可知: 当前周期的极值点会取代并更新上一个周期的极值点, 这将导致主环上的上升模态 ζ_+ 和下降模态 ζ_- 出现不同的曲线, 但这些曲线都具有相同的特性^[2]. 进一步分析还发现:

5) 当迟滞环节 $H(\cdot)$ 从一种工作模式转换到另外一种工作模式时, $H(\cdot)$ 将表现出非光滑特性;

6) 当迟滞环节 $H(\cdot)$ 的各种模式在输入区域(吸引域)内发生重叠时, $H(\cdot)$ 将出现多值映射现象.

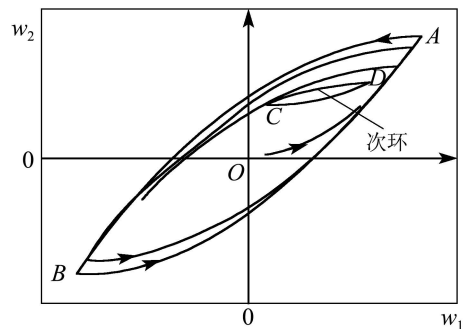


图2 迟滞特性

Fig. 2 Hysteresis submodel

可见, 迟滞特性是一个非常复杂的非光滑非线性特性, 仅仅对迟滞环节 $H(\cdot)$ 本身进行建模就是一个很困难的工作; 当迟滞特性内嵌到两个线性动态环节之间时, 其输入输出信号无法直接测量, 这对辨识工作提出了更大的挑战.

但是, 当迟滞环节 $H(\cdot)$ 位于初始模态 ζ_0 时, $H(\cdot)$ 仅仅是一条经过零点的静态曲线, 并不涉及复杂的极值点更替、次环和多值映射等问题, 可以由多项式来描述. 因此, 如果可以设计一个特殊的输入信号, 将迟滞环节 $H(\cdot)$ 限制在初始模态 ζ_0 内, 即

$$w_2(k) = f[w_1(k)], \quad (4)$$

式中: 输入信号 $w_1(k)$ 从零初始状态单调递增. 这样, 就可以将复杂的三明治迟滞系统转变为一个普通的

三明治系统.

3 退化激励信号的定义及其设计(Definition and design of the degeneration inputs)

众所周知, 分块式模型(如: Hammerstein, Wiener 和三明治模型等)可以用很少的参数精确地描述复杂的非光滑非线性动态系统; 而且, 通过直接的逆模补偿, 可以将复杂的非线性对象转化为伪线性系统, 从而大幅度地提高控制精度和简化控制器设计^[12-13]. 但是, 由于分块式模型的各个环节是相互串联的, 中间信号也无法直接测量, 这必将导致非线性环节和线性环节混淆在一起, 难以直接辨识. 为了有效的分离非线性环节和线性环节, 文献[14-15]提出了可分离输入信号(separable input)的概念, 在这类信号的激励下, 根据 Bussang 定理^[16], 可以从互相关函数的角度将非线性环节和线性环节分离开来. 但是, 为了保证其可分离性, 这种方法要求非线性环节必须是静态的^[16], 无法应用于含有迟滞、间隙等具有记忆性的系统. 另一方面, 针对含有间隙的 Hammerstein 系统, 文献[17]提出了输入保持信号(input-holding signal)的概念, 这类信号本质上是一种幅值有规律变化且宽度足够的方波信号. 辨识中, 首先利用输出信号的动态成分来辨识线性环节, 之后重构中间信号, 并根据稳态输出值来辨识间隙环节. 这种方法的关键是保证输入信号经过非线性环节时, 其特性保持不变. 因此, 这种辨识方案只适用于 Hammerstein 系统, 而且对含有迟滞的系统也不适用.

为了解决含有迟滞特性的三明治系统的辨识问题, 本文提出了退化激励信号的概念, 主要依据是: 迟滞特性存在多个模态(吸引域), 正是由于模态之间的相互切换, 使得迟滞表现出非光滑、多值映射等一系列复杂的特性, 并且通过与两端线性环节的耦合作用, 使得三明治迟滞系统难以直接辨识; 如果能设计一个特殊的激励信号, 将迟滞特性限制在某个简单的模态(例如初始模态 ζ_0)内, 这样就可以避免非光滑、多值映射等不利特性的产生, 首先将两端的线性环节辨识出来; 然后, 再辨识迟滞环节就简单得多了. 这种辨识思想可以推广到各种分块式模型中, 而且对包括迟滞等各种非线性特性也是适用的. 下面给出三明治迟滞系统“退化激励信号”的定义:

定义 1 对于一个具有非光滑、多值映射等特性的三明治迟滞系统, 如果在输入信号 $u(k)$ 的激励下, 三明治系统的各个环节分别达到以下效果:

- 1) 三明治系统中的迟滞环节 $H(\cdot)$ 被完全限制在初始模态 ζ_0 内, 从而退化为一条静态曲线;
- 2) 与此同时, 三明治系统中的线性动态环节 $L_1(\cdot)$ 和 $L_2(\cdot)$ 被充分激励. 那么, 输入信号 $u(k)$ 被称

为三明治迟滞系统的退化激励信号.

可见, 要满足第1个条件, 迟滞环节 $H(\cdot)$ 的输入信号 $w_1(k)$ 必须从零初始状态出发并一直保持单调性, 否则迟滞环节 $H(\cdot)$ 将进入主环或次环, 并产生极值点更替等一系列复杂的问题, 从而出现非光滑、多值映射等特性; 而要满足第2个条件, 线性环节的输入信号 $u(k)$ 和 $w_2(k)$ 的频谱必须足够宽^[18-19]. 因此, 在设计退化激励信号 $u(k)$ 的过程中, 不仅应该考虑信号的频谱特性, 还要考虑信号的幅值特性, 即

$$u(k) = u_f(k) + u_A(k), \quad (5)$$

式中: $u_f(k)$ 和 $u_A(k)$ 分别是分别从频谱和幅值角度出发设计的分量信号, 分别用于对线性环节进行充分激励和对迟滞环节进行局部激励. 因此, $u_f(k)$ 必须具备足够宽的频谱, 但幅值应该尽量小, 以免干扰 $H(\cdot)$ 的退化效果; 而 $u_A(k)$ 必须具备特定的幅值及幅值变化规律, 但频谱应该尽量简单, 以降低 $u(k)$ 的频率波动. 实际中, 通过仿真和实验, 选择 $u_f(k)$ 为逆 M 序列, 而 $u_A(k)$ 被设计为斜坡信号, 即

$$u_f(k) = n(k), \quad (6)$$

$$u_A(k) = m_A k, \quad (7)$$

式中: 逆 M 序列的幅值范围为 $-m_f \leq n(k) \leq m_f$ ($m_f > 0$); m_A ($m_A > 0$)为斜坡信号的斜率. 由图1可知: 输入信号 $u(k)$ 不能直接作用到迟滞环节 $H(\cdot)$, 必须考虑 $L_1(\cdot)$ 的影响, 以确保 $H(\cdot)$ 的输入信号 $w_1(k)$ 也能满足式(4). 因此, m_f 应该选择较小的数值, 使得 $u_f(k)$ 既可以克服噪声扰动又可以尽量避免干扰 $u_A(k)$ 的退化激励效果; 而 $u_A(k)$ 的斜率 m_A 可以通过下列定理来确定:

定理 1 对于非光滑三明治迟滞系统, 如果两端的线性动态环节是稳定的, 且其静态增益为正值; 若式(7)中的斜率 m_A 满足:

$$m_A > \begin{cases} 2m_f, & L_1(\cdot) \text{为过阻尼系统,} \\ \frac{2\xi_1 m_f}{k_1}, & L_1(\cdot) \text{为阻尼系统,} \end{cases} \quad (8)$$

式中: k_1 和 ξ_1 分别为 $L_1(\cdot)$ 的静态增益和最大超调量. 则由式(5)-(7)所设计的输入信号 $u(k)$ 是三明治迟滞系统的一个退化激励信号.

证 首先证明 $u(k)$ 满足定义1的第1个条件:

由式(5)-(7)可知, 所设计的输入信号 $u(k)$ 为

$$u(k) = n(k) + m_A k, \quad (9)$$

对应的增量信号 $\Delta u(k)$ 为

$$\Delta u(k) = n(k) - n(k-1) + m_A \geq m_A - 2m_f. \quad (10)$$

可见, 为了确保输入信号 $u(k)$ 是一个单调递增的信

号, 对应的增量信号 $\Delta u(k) > 0$, 即: $m_A > 2m_f$. 下面讨论 $L_1(\cdot)$ 的影响, 根据线性系统的齐次叠加性, 可以对两个分量信号分别进行讨论:

对于斜坡信号 $u_A(k)$, 在 $L_1(\cdot)$ 进入稳态响应后, 其输出为

$$w_{1A}(k) = k_1 u_A(k) = k_1 m_A k, \quad (11)$$

式中 k_1 为 $L_1(\cdot)$ 的静态增益.

对于噪声信号 $u_f(k)$, 经过 $L_1(\cdot)$ 后, 其幅值会发生变化, 根据文献[5]: 如果 $L_1(\cdot)$ 是稳定的, 对应的幅值变化系数是有界的. 因此, 对应的输出为

$$-K_{o1} m_f \leq w_{1f}(k) = k_{o1}(k) n(k) \leq K_{o1} m_f, \quad (12)$$

式中: $k_{o1}(k)$ 为 $L_1(\cdot)$ 的幅值变化系数, K_{o1} 为 $k_{o1}(k)$ 的上确界. 因此, $L_1(\cdot)$ 的输出 $w_1(k)$ 为

$$w_1(k) = w_{1A}(k) + w_{1f}(k) = k_1 m_A k + k_{o1}(k) n(k), \quad (13)$$

对应的增量信号 $\Delta w_1(k)$ 为

$$\begin{aligned} \Delta w_1(k) &= k_1 m_A + [k_{o1}(k) n(k) - k_{o1}(k-1) n(k-1)] \geq \\ &= k_1 m_A + [-K_{o1} m_f - K_{o1} m_f] = \\ &= k_1 m_A - 2K_{o1} m_f. \end{aligned} \quad (14)$$

所以, 要保证 $L_1(\cdot)$ 的输出信号 $w_1(k)$ 是一个单调递增的信号, 必须保证对应的增量信号 $\Delta w_1(k) > 0$, 即

$$\Delta w_1(k) \geq 0 \Rightarrow m_A > 2 \cdot \frac{K_{o1}}{k_1} \cdot m_f H'(\cdot). \quad (15)$$

进一步, 根据文献[5], 本文有

$$K_{o1} = \begin{cases} k_1, & L_1(\cdot) \text{ 为过阻尼系统,} \\ \xi_1, & L_1(\cdot) \text{ 为阻尼系统,} \end{cases} \quad (16)$$

式中: k_1 和 ξ_1 分别为 $L_1(\cdot)$ 的静态增益和最大超调量. 于是, 将式(16)代入式(15), 即可得到式(8), 这意味着迟滞环节的输入信号 $w_1(k)$ 满足式(4), 是一个从零点出发的单调递增信号, 可以将迟滞环节 $H(\cdot)$ 退化为一静态曲线, 则图2可以退化为图3.

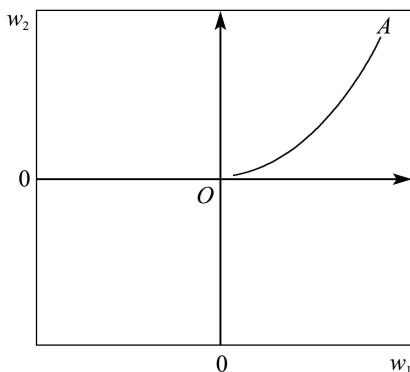


图3 退化后的迟滞环节 $H'(\cdot)$

Fig. 3 The degenerated hysteresis submodel $H'(\cdot)$

接下来证明输入信号 $u(k)$ 满足定义1的第2个条件: 由式(5)–(7)可知, 输入信号 $u(k)$ 中的分量信号 $u_f(k)$ 是一个逆 M 序列, 可以充分激励第1个线性环节 $L_1(\cdot)$, 而且对应的输出信号 $w_{1f}(k)$ 仍然是一个噪声信号^[18]; 再根据式(11)可知 $w_1(k)$ 与输入信号 $u(k)$ 具有类似的频谱特性. 此外, 由第1步的证明可知, 迟滞环节 $H(\cdot)$ 被退化为一静态曲线, 可以用一个多项式进行拟合. 因此, 当 $w_1(k)$ 经过迟滞环节 $H(\cdot)$ 时, 由于非线性函数变换对输入信号的白化作用, 使得输出信号的频谱得到展宽^[19], 即 $w_2(k)$ 的频谱得到进一步的扩展, 可见, 第2个线性环节 $L_2(\cdot)$ 也能够被 $w_2(k)$ 充分激励.

综上所述, 由式(5)–(7)设计的输入信号 $u(k)$ 同时满足定义1的两个条件, 因此, 输入信号 $u(k)$ 是三明治迟滞系统的一个退化激励信号. 证毕.

4 线性环节的参数估计 (Parameters estimation for the linear submodels)

对于已经退化的迟滞环节 $H'(\cdot)$, 可以采用多项式来描述. 此外, $u(k)$ 中的分量信号 $u_A(k)$ 是一个单调递增的斜坡信号, 可以采用对应的增量信号来替代原始数据, 以消除辨识数据中趋势项的影响, 加快收敛速度^[18]. 于是, 式(2)–(4)所描述的三明治迟滞系统被转化为

$$L_1(\cdot) : \Delta w_1(k) = \sum_{j=1}^{n_{1b}} b_{1j} \Delta u(k - q_1 - j) - \sum_{i=1}^{n_{1a}} a_{1i} \Delta w_1(k - i), \quad (17)$$

$$H'(\cdot) : \Delta w_2(k) = c_1 \Delta w_1(k) + c_2 \Delta w_1^2(k) + \dots + c_p \Delta w_1^p(k), \quad (18)$$

$$L_2(\cdot) : \Delta y(k) = \sum_{j=1}^{n_{2b}} b_{2j} \Delta w_2(k - q_2 - j) - \sum_{i=1}^{n_{2a}} a_{2i} \Delta y(k - i), \quad (19)$$

式中 $c_i (i = 1, \dots, p)$ 是多项式的系数. 可见, 在退化激励信号 $u(k)$ 的激励下, 3个环节都可以用具有参数线性化结构的函数来描述. 于是, 本文可以利用关键项分离原则^[20]来构建退化三明治迟滞系统的整体模型: 选择式(19)中滑动输入项的非零首项 $b_{21} \cdot \Delta w_2(k - q_2 - 1)$ 作为关键项, 而且, 为了获得唯一性的表达式, 可以根据文献[21]的方法单位化关键项系数 b_{21} , 则将式(18)部分代入式(19)有

$$\begin{aligned} \Delta y(k) &= - \sum_{i=1}^{n_{2a}} a_{2i} \Delta y(k - i) + \sum_{j=2}^{n_{2b}} b_{2j} \cdot \\ &= \Delta w_2(k - q_2 - j) + c_1 \Delta w_1(k - q_2 - 1) + \\ &= \dots + c_p \Delta w_1^p(k - q_2 - 1). \end{aligned} \quad (20)$$

再将式(20)中的 $c_1 \Delta w_1(k - q_2 - 1)$ 选择为关键项并

单位化关键项系数 c_1 , 将式(17)代入式(20), 则有

$$\begin{aligned} \Delta y(k) = & \sum_{j=2}^{n_{2b}} b_{2j} \Delta w_2(k - q_2 - j) - \\ & \sum_{i=1}^{n_{2a}} a_{2i} \Delta y(k - i) + \sum_{j=1}^{n_{1b}} b_{1j} \Delta u_1(k - q - j) - \\ & \sum_{i=1}^{n_{1a}} a_{1i} \Delta w_1(k - q_2 - i - 1) + c_2 \Delta w_1^2(k - \\ & q_2 - 1) + \dots + c_p \Delta w_1^p(k - q_2 - 1), \end{aligned} \quad (21)$$

式中 $q = q_1 + q_2 + 1$. 可见, 式(21)构建了一个具有参数线性化结构的整体模型, 因此, 可以采用递推广义辨识算法(RGIA)^[18]来辨识两端线性环节. 首先定义对应的数据和参数向量, 即

$$\begin{aligned} \mathbf{h}(k) = & [\Delta u(k - q - 1) \ \dots \ \Delta u(k - q - n_{1b}) \\ & - \Delta w_1(k - q_2 - 2) \ \dots \ - \Delta w_1(k - q_2 - n_{1a} - 1) \\ & \Delta w_2(k - q_2 - 2) \ \dots \ \Delta w_2(k - q_2 - n_{2b}) \\ & - \Delta y(k - 1) \ \dots \ - \Delta y(k - n_{2a}), \\ & \Delta w_1^2(k - q_2 - 1) \ \dots \ \Delta w_1^p(k - q_2 - 1)]^T, \quad (22) \\ \boldsymbol{\theta} = & [b_{11} \ \dots \ b_{1n_{1b}} \ a_{11} \ \dots \ a_{1n_{1a}} \ b_{22} \ \dots \\ & b_{2n_{2b}} \ a_{21} \ \dots \ a_{2n_{2a}} \ c_2 \ \dots \ c_p]^T. \quad (23) \end{aligned}$$

于是, 参数向量 $\boldsymbol{\theta}$ 可以通过最小化辨识误差 $e(k)$ 进行迭代估计, 即

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(k) = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}} \sum_{k=1}^N [\Delta y_p(k) - \mathbf{h}^T(k) \boldsymbol{\theta}]^2, \quad (24)$$

式中 $\Delta y_p(k)$ 为测量输出的增量信号. 则有

$$e(k) = \Delta y_p(k) - \hat{\mathbf{h}}^T(k) \hat{\boldsymbol{\theta}}(k - 1), \quad (25)$$

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(k) = \hat{\boldsymbol{\theta}}(k - 1) + \mathbf{K}(k) e(k), \quad (26)$$

$$\mathbf{K}(k) = \frac{\mathbf{P}(k - 1) \hat{\mathbf{h}}(k)}{\hat{\mathbf{h}}^T(k) \mathbf{P}(k - 1) \hat{\mathbf{h}}(k) + \mu(k) \gamma(k)}, \quad (27)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(k) = & \frac{1}{\mu(k)} [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k) \hat{\mathbf{h}}^T(k)] \mathbf{P}(k - 1) [\mathbf{I} - \\ & \mathbf{K}(k) \hat{\mathbf{h}}^T(k)]^T + \mathbf{K}(k) \gamma(k) \mathbf{K}^T(k), \end{aligned} \quad (28)$$

$$\gamma(k) = \gamma(k - 1) + \rho(k) [e^2(k) - \gamma(k - 1)], \quad (29)$$

式中: $e(k)$, $\rho(k)$, $\mu(k)$, $\mathbf{K}(k)$, $\gamma(k)$ 和 $\mathbf{P}(k)$ 分别为第 k 步迭代的模型误差、收敛因子、遗忘因子、增益向量、模型误差相关系数的估计值和协方差矩阵. 根据文献[18]的要求, $\rho(k)$ 和 $\mu(k)$ 选择如下:

$$\begin{cases} \rho(k) = (k + 1)^{-\frac{1}{4}}, \\ \mu(k) = \frac{\rho(k - 1)}{\rho(k)} [1 - \rho(k)]. \end{cases} \quad (30)$$

在迭代辨识中, 数据向量 $\mathbf{h}(k)$ 中的不可测中间变量 $\Delta w_1(k)$ 和 $\Delta w_2(k)$ 可以根据式(17)和式(18)进

行实时估计:

$$\begin{aligned} \Delta \hat{w}_1(k) = & \sum_{j=1}^{n_{1b}} \hat{b}_{1j}(k - 1) \Delta u(k - q_1 - j) - \\ & \sum_{i=1}^{n_{1a}} \hat{a}_{1i}(k - 1) \Delta \hat{w}_1(k - i), \end{aligned} \quad (31)$$

$$\begin{aligned} \Delta \hat{w}_2(k) = & \Delta \hat{w}_1(k) + \hat{c}_2(k - 1) \Delta \hat{w}_1^2(k) + \dots + \\ & \hat{c}_p(k - 1) \Delta \hat{w}_1^p(k). \end{aligned} \quad (32)$$

5 非光滑迟滞环节的辨识(Identification of the non-smooth hysteresis submodel)

由于退化激励信号 $u(k)$ 只能将迟滞环节 $H(\cdot)$ 的初始模态 ζ_0 激发出来. 因此, 必须设计新的输入信号 $u_2(k)$, 将 $H(\cdot)$ 的各种工作模态都激发出来, 例如:

$$\begin{aligned} u_2(k) = & A_{\max} e^{-\alpha \cdot k} [\sin(2\pi f_{\max} e^{-\beta \cdot k} + \\ & \varphi) + 1.0] + \gamma, \end{aligned} \quad (33)$$

式中: φ 和 γ 分别是相位和偏置; A_{\max} 和 f_{\max} 分别是最大幅值和最大频率; α 和 β 分别是幅值和频率的衰减系数. 于是, 可以根据上一节的辨识结果, 将两个不可测的中间信号 $\hat{w}_1(k)$ 和 $\hat{w}_2(k)$ 重构出来, 即

$$\begin{aligned} \hat{w}_1(k) = & \sum_{j=1}^{n_{1b}} \hat{b}_{1j} u_2(k - q_1 - j) - \sum_{i=1}^{n_{1a}} \hat{a}_{1i} \hat{w}_1(k - i), \quad (34) \\ \hat{w}_2(k - q_2 - 1) = & \hat{a}'_{20} y(k) + \sum_{i=1}^{n_{2a}} \hat{a}'_{2i} y(k - i) - \sum_{j=2}^{n_{2b}} \hat{b}'_{2j} \hat{w}_2(k - q_2 - j). \end{aligned} \quad (35)$$

对于式(35), 如果 $L_2(\cdot)$ 是非最小相位或具有超前项的系统, 可以将辨识模型 \hat{L}_2 分为 \hat{L}_{2+} 和 \hat{L}_{2-} 两部分, 其中: \hat{L}_{2+} 表示 \hat{L}_2 的不可逆部分, 而 \hat{L}_{2-} 表示 \hat{L}_2 的可逆部分. 于是, 可以令 $\hat{L}_2^{-1} \approx \hat{L}_{2-}^{-1} \hat{L}_{2+}^{-1}(1)$, 即式(35)可以改写为

$$\begin{aligned} \hat{w}_2(k) \approx & \hat{a}'_{20} y(k) + \sum_{i=1}^{n_{2a}} \hat{a}'_{2i} y(k - i) - \\ & \sum_{j=2}^{n_{2b}} \hat{b}'_{2j} \hat{w}_2(k - j + 1), \end{aligned} \quad (36)$$

式中:

$$\hat{a}'_{20} = \frac{\hat{a}_{20}}{b_{21}}, \quad \hat{a}'_{2i} = \frac{\hat{a}_{2i}}{b_{21}}, \quad \hat{b}'_{2j} = \frac{\hat{b}_{2j}}{b_{21}}.$$

另一方面, 在式(20)和(21)中, 为了获得唯一性的整体模型表达式, 对应的关键项系数进行了单位化, 导致估计结果和实际信号之间存在一个静态比例因子, 即

$$\hat{w}_1(k) = \frac{w_1(k)}{c_1 b_{21}}, \quad \hat{w}_2(k) = b_{21} w_2(k).$$

这相当于由重构信号 $\hat{w}_1(k)$ 和 $\hat{w}_2(k)$ 所描述的迟滞模型和实际迟滞环节 $H(\cdot)$ 之间存在一个静态比例因

子 $1/c_1$. 除此之外, 相关的收敛性分析^[22]表明RGIA的估计结果 $\hat{\theta}$ 是对式(23)的真实估计. 因此, 迟滞环节 $H(\cdot)$ 的其他特性(如: 非光滑性、次环全等、多值映射等)仍然可以由重构信号 $\hat{w}_1(k)$ 和 $\hat{w}_2(k)$ 描述. 于是, 可以采用“扩展输入空间法^[7]”来建立迟滞环节 $H(\cdot)$ 的神经网络模型, 其结构如图4所示.

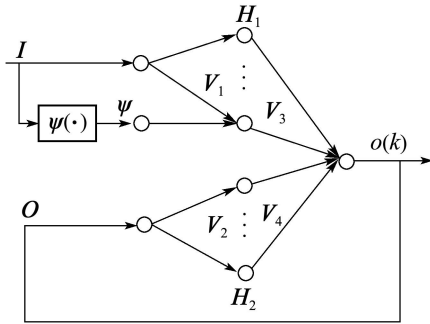


图4 基于“扩展输入空间法”构建的神经网络模型
Fig. 4 The neural network model based on expanded input space method

图4中, $\mathbf{I}_{m \times 1}$, $\Psi_{m \times 1}$, $\mathbf{O}_{n \times 1}$ 和 $o(k)$ 分别表示神经网络的输入向量、迟滞算子 $\Psi(\cdot)$ 的输出向量、输出反馈向量和网络输出, 且有

$$\begin{aligned} \mathbf{I}_{m \times 1} &= (\hat{w}_1(k), \dots, \hat{w}_1(k-m))^T, \\ \Psi_{m \times 1} &= (\Psi[\hat{w}_1(k)], \dots, \Psi[\hat{w}_1(k-m)])^T, \\ \mathbf{O}_{n \times 1} &= (\hat{w}_2(k-1), \dots, \hat{w}_2(k-n))^T. \end{aligned}$$

这3个输入向量构成了神经网络的输入空间, 可以将迟滞环节 $H(\cdot)$ 的输入与输出之间的多值映射转化为一一映射^[7]; $\mathbf{V}_i (i = 1, \dots, 4)$ 是权值向量; \mathbf{H} 为隐藏层, 其中, \mathbf{H}_1 的输入空间为 $\mathbf{X} = \{\mathbf{I}_{m \times 1}, \Psi_{m \times 1}\}$, 激活函数 $\sigma_1(\cdot)$ 为双曲正切函数; \mathbf{H}_2 的输入空间为 $\mathbf{O} = \{\mathbf{O}_{n \times 1}\}$, 激活函数 $\sigma_2(\cdot)$ 是线性函数. 则有

$$o(k) = \mathbf{V}_3^T \sigma_1(\mathbf{V}_1^T \mathbf{X} + \theta_1) + \mathbf{V}_4^T \sigma_2(\mathbf{V}_2^T \mathbf{O} + \theta_2) + \theta_3, \quad (37)$$

式中 $\theta_i (i = 1, \dots, 3)$ 是阈值. 于是, 可以采用Levenberg-Marquardt批量算法^[23]来训练神经网络.

6 实验结果(The experimental results)

采用PI公司的PZT-753.21 C压电陶瓷微位移执行器(如图5所示)来验证本文所提出的辨识方案, 额定电压输入范围是0~10 V, 额定输出位移为0~10 μm ; 数据采集系统由Advantech公司生产的PCI-1716L和PCI-1723构成, 在Windows98下采用Borland C 3.1编写采集程序, 采样频率为30 kHz. 实验中, $L_1(\cdot)$ 描述电压放大/滤波器的特性, 阶数为2阶, $H(\cdot)$ 则描述压电陶瓷的迟滞压电效应, $L_2(\cdot)$ 描述柔性铰链位移放大装置的特性, 阶数为2阶, 即

$$L_1(\cdot) : w_1(k) = -a_{11}w_1(k-1) - a_{12}w_1(k-2) + b_{11}u(k-1), \quad (38)$$

$$H(\cdot) : w_2(k) = H[\cdot], \quad (39)$$

$$L_2(\cdot) : y(k) = -a_{21}y(k-1) - a_{22}y(k-2) + b_{21}w_2(k-1) + b_{22}w_2(k-2). \quad (40)$$



图5 压电陶瓷微位移执行器及其控制系统

Fig. 5 The PZT ultra-precision actuator and its controller

第1阶段, 为了将 $H(\cdot)$ 限制在初始模态 ζ_0 内, 可以根据式(5)–(7)设计一个退化激励信号 $u(k)$: 首先选择频率分量信号 $u_f(k)$ 为逆 M 序列, 幅值 $m_f = 3 \text{ mV}$; 再选择斜坡信号充当幅值分量信号 $u_A(k)$, 斜率 $m_A = 10 > 2m_f$. 由定理1可知, 在退化激励信号 $u(k)$ 的激励下, 中间的迟滞环节 $H(\cdot)$ 将被限制在初始模态 ζ_0 内, 可以采用3阶多项式($p = 3$)进行逼近. 接下来, 根据第3节的方法, 依次利用关键项分离原则和RGIA来辨识两端的线性环节 $L_1(\cdot)$ 和 $L_2(\cdot)$. 实际辨识中, RGIA的初始值设置为: $\mathbf{P}(0) = 1.0 \times 10^6 \times \mathbf{I}(6)$, $\gamma(0) = 0.001$ 和 $\theta(0) = 0.001 \times \mathbf{J}(1, 6)$, 其中, \mathbf{I} 是单位方阵, \mathbf{J} 是单位行向量. 而且, 为了避免参数迭代陷入“虚收敛”状态, 判别式选择为

$$\sqrt{e(k-1)^2 + e(k)^2} < \varepsilon,$$

式中 $\varepsilon = 10^{-8}$. 经过472步递推后收敛, 如图6(a)所示. 可见, 由于所设计的退化激励信号 $u(k)$ 能够将迟滞环节 $H(\cdot)$ 限制在初始模态 ζ_0 内, 避免出现非光滑、多值映射等不利特性, 使得两端线性环节的参数能够首先被精确的辨识出来.

第2阶段, 为了充分激励中间的迟滞环节 $H(\cdot)$, 依据式(33)重新设计了一个新的输入信号 $u_2(k)$, 其参数设计为:

$$\begin{aligned} A_{\max} &= 3 \text{ V}, \alpha = -0.0003, f_{\max} = 800 \text{ Hz}, \\ \beta &= -0.0006, \varphi = 0, \gamma = 1 \text{ V}. \end{aligned}$$

首先, 依据线性环节的参数辨识结果与式(34)和式(36), 可以将中间信号重构出来, 作为迟滞环节的输入信号 $\hat{w}_1(k)$ 和输出信号 $\hat{w}_2(k)$, 这就解决了中间信号不可测的辨识难题. 接着, 采用“扩展输入空间法”来辨识迟滞环节 $H(\cdot)$ 的神经网络模型. 实际辨识中, 所构造的神经网络模型包括6个输入神经元($m = n = 2$), 12个隐层神经元(其中 \mathbf{H}_1 有10个神经元, \mathbf{H}_2 有2个神经元), 1个输出神经元; 迟滞算子由10个PI算子叠加而成; 训练样本长度为4000个. 经过28步迭代后神经网络收敛, 其

中, $MSE = 6.7374e - 007$, 最大误差为 $0.02 \mu m$, 如图 6(b)和 6(c)所示. 由辨识结果可知: 在解决了中间

信号不可测的情况下, 可以利用现有的“扩展输入空间法”精确的辨识中间的迟滞环节 $H(\cdot)$.

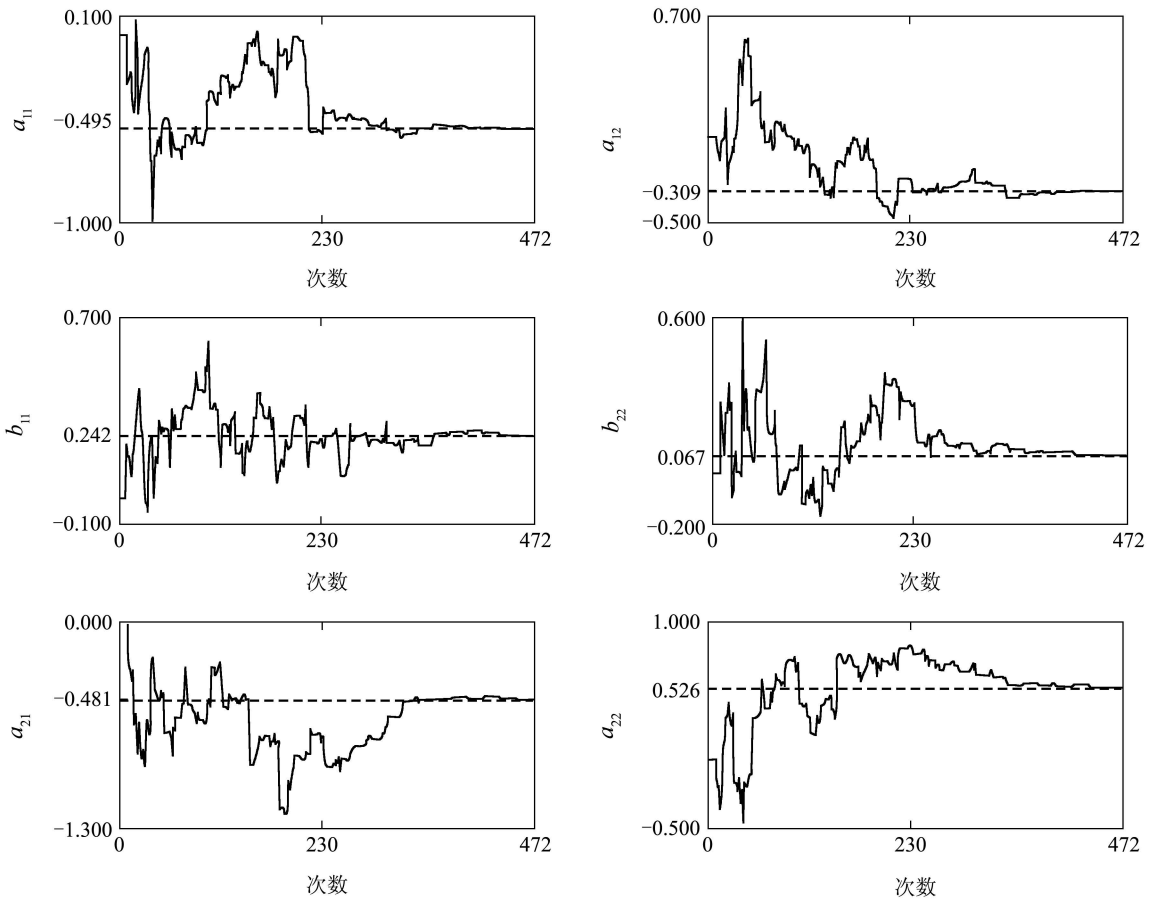


图 6(a) 两端线性动态模型的参数估计结果

Fig. 6(a) Parameter-estimation results of two linear submodels

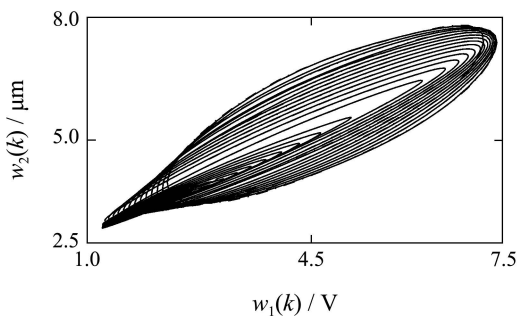


图 6(b) 迟滞环节的神经网络辨识结果

Fig. 6(b) Neural network training result of hysteresis submodel

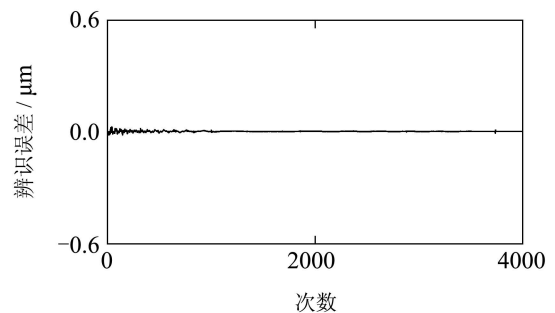


图 6(c) 迟滞环节的神经网络辨识误差

Fig. 6(c) Neural network training error of hysteresis submodel

为了检验辨识效果, 由式(33)设计检验信号: $A_{max} = 2.5 V$, $\alpha = -0.0003$, $f_{max} = 300 Hz$, $\beta = -0.0006$, $\varphi = 0$, $\gamma = 1 V$. 数据长度为 3000 个, 最大预测误差小于 $0.05 \mu m$, 预测结果如图 7 所示. 可见, 本文提出的基于退化激励信号的两步辨识法能够有效的解决三明治迟滞模型的辨识问题.

为了进行比较, 本文还应用 Prandtl-Ishlinskii (PI) 模型^[6]进行建模, 其中, PI 算子数量为 200 个, 采用递推最小二乘法来估计 PI 算子的权值系数, 辨识结果如图 8 所示. 由图 8 可知, 最大模型检验误差为 $0.52 \mu m$, 远远大于三明治迟滞模型的检验误差. 可见, 采用三明治迟滞模型可以用很少的参数来精确描述实际的压电陶瓷微位移执行器. 此外, 由

于三明治模型的前后两端都是线性环节,不仅可以准确地描述电压放大/滤波器和柔性铰链的运动特性,而且还能够真实的描述了实际对象的信号变化过程.因此,三明治迟滞模型可以有效地描述复杂的实际对象,并具有良好的泛化性能.

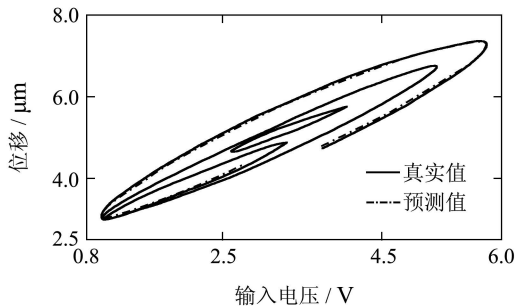


图 7(a) 模型检验结果

Fig. 7(a) Model validation result

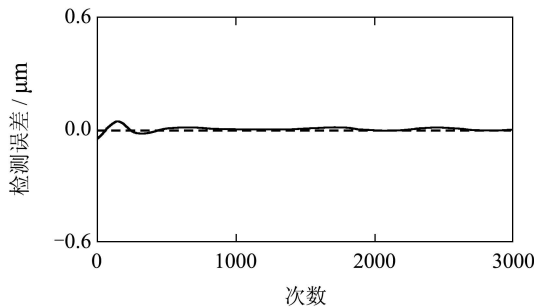


图 7(b) 模型检验误差

Fig. 7(b) Model validation error

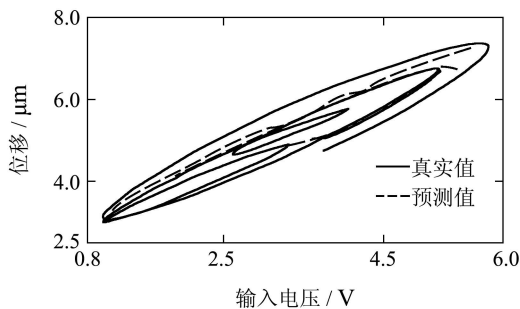


图 8(a) PI模型检验结果

Fig. 8(a) Validation result of Prandtl-Ishlinskii model

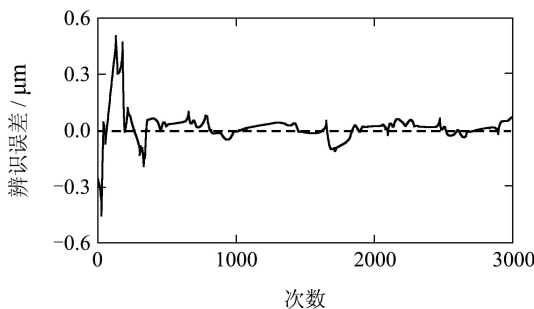


图 8(b) PI模型检验误差

Fig. 8(b) Validation error of Prandtl-Ishlinskii model

7 结论(Conclusions)

本文提出了一种基于退化激励信号的两步辨识方案:首先设计出一种退化激励信号,将迟滞环节退化为一条静态、光滑、一一映射的曲线,并采用多项式来逼近,从而有效的避免了非光滑、多值映射等不利因素对线性环节辨识的影响;在此基础上,本文采用关键项分离原则和递推广义辨识算法(RGIA),首先将两端的线性动态环节辨识出来,解决了中间信号不可测的问题;第2阶段,重新设计新的输入信号充分激励迟滞环节,并根据已辨识的线性模型重构不可测的中间变量,再采用“扩展输入空间法”来建立迟滞环节的神经网络模型.该辨识方案有效地解决了三明治迟滞系统中同时存在非光滑、多值映射和中间信号不可测等辨识难题,所获得的三明治迟滞模型不仅可以准确地描述实际对象的输入输出关系,还可以描述系统中的不可测中间信号的变化规律,这对后续的非光滑三明治控制器设计十分重要.实验结果表明,本文采用的三明治迟滞模型和提出的两步辨识方案可以有效地描述实际对象的运动特性.

参考文献(References):

- [1] PING G, MUSA J. Modeling hysteresis in piezoceramic actuators[J]. *Precision Engineering*, 1995, 17(3): 211 – 221.
- [2] MAYERGOYZ I D. *Mathematical Models of Hysteresis*[M]. New York: Springer-Verlag, 1991.
- [3] HU H. *Compensation of hysteresis in piezoceramic actuators and control of nanopositioning system*[D]. Toronto: University of Toronto, 2003.
- [4] TAWARE A, TAO G. *Control of Sandwich Nonlinear Systems*[M]. New York: Springer, 2003.
- [5] XIE Y Q, TAN Y H, DONG R L. Identification of sandwich system with hysteresis based on two-stage method[C] // *International Conference on Modeling, Identification and Control*. New York: IEEE, 2010, 7: 370 – 375.
- [6] MACKI J W, NISTRU P, ZECCA P. Mathematical models for hysteresis[J]. *SIAM Review*, 1993, 35(1): 94 – 123.
- [7] ZHAO X L, TAN Y H. Modeling hysteresis and its inverse model using neural networks based on expanded input space method[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2008, 16(3): 484 – 490.
- [8] 赵新龙, 谭永红. 对Preisach类的迟滞非线性神经网络建模[J]. *控制理论与应用*, 2006, 23(4): 581 – 585.
(HAO Xinlong, TAN Yonghong. Modeling Preisach-type hysteresis nonlinearity using neural networks[J]. *Control Theory & Applications*, 2006, 23(4): 581 – 585.)
- [9] DONG R L, TAN Y H. Neural networks based model for systems with input hysteresis[C] // *Proceedings of Chinese Control Conference*. New York: IEEE, 2008, 7: 180 – 183.
- [10] ZHANG X L, TAN Y H, SU M Y, et al. Neural networks based identification and compensation of rate-dependent hysteresis in piezoelectric actuators[J]. *Physica B*, 2010, 405(12): 2687 – 2693.
- [11] TAN X B, BARAS J S. Modeling and control of hysteresis in magnetostrictive actuators[J]. *Automatica*, 2004, 40(9): 1469 – 1480.

- [12] BILLING S A. *Nonlinear System Design*[M]. London: Peter Peregrinus Ltd., 1984.
- [13] 赵新龙, 谭永红, 董建萍. 基于迟滞算子的非平滑三明治系统自适应控制[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(6): 1121 – 1127.
(ZHAO Xinlong, TAN Yonghong, DONG Jianping. Adaptive control of non-smooth sandwich systems based on hysteretic operator[J]. *Control Theory & Application*, 2008, 25(6): 1121 – 1127.)
- [14] BAIE W, CERONE V, REGRUTO D. Seperable input for the identification of block-oriented nonlinear systems[C]//*Proceedings of American Control Conference*. New York: IEEE, 2007, 7: 1548 – 1553.
- [15] ENQVIST M. Identification of Hammerstein systems using separable random multisines[C]//*Proceedings of 14th IFAC Symposium on System Identification*. New York: IEEE, 2006, 8: 768 – 773.
- [16] BUSSGANG J. *Cross-correlation functions of amplitude-distorted Gaussian signals*[R]. Massachusetts: MIT Resource Sharing Center of Laboratory of Electronics (Technical Report No. 216), 1952.
- [17] GIRI F, ROCHDI Y, CHAOUI F Z, et al. Identification of Hammerstein systems in presence of hysteresis-backlash and hysteresis-relay nonlinearities[J]. *Automatica*, 2008, 44(3): 767 – 775.
- [18] 方崇智, 萧德云. 过程辨识[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
(FANG Chongzhi, XIAO Deyun. *Process Identification*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1988.)
- [19] 沈民奋, 孙丽莎. 现代随机信号与系统分析[M]. 北京: 科学出版社, 1998.
(SHEN Minfen, SUN Lisha. *Random Signals and Systems Analysis*[M]. Beijing: Science Press, 1998.)
- [20] VÖRÖS J. Parameter identification of Wiener systems with discontinuous nonlinearities[J]. *System Control & Letters*, 2001, 44(5): 363 – 372.
- [21] GIRI F, ROCHDI Y, CHAOUI F Z. Identification of Hammerstein systems in presence of hysteresis-backlash and hysteresis-relay nonlinearities[J]. *Automatica*, 2008, 44(3): 767 – 775.
- [22] TAN Y H, DONG R L, LI R Y. Recursive identification of sandwich system with dead-zone and application[J]. *IEEE Transactions on Control System Technology*, 2009, 17(4): 945 – 951.
- [23] HAGAN M T, MENHAJ M B. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1994, 5(6): 889 – 993.

作者简介:

谢扬球 (1979—), 男, 博士研究生, 研究方向为非线性系统的辨识与控制、精密机电系统的设计与应用, E-mail: Yangqiu_xie@hotmail.com;

谭永红 (1958—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为非线性系统建模与控制、智能信号处理, E-mail: tanyongh@yahoo.com.cn, 本文通讯作者.