

基于扩张状态观测器的迟滞非线性系统辨识*

刘瑞娟¹, 聂卓赞^{2,3}, 邵 辉^{2,3}, 晏来成^{2,3}, 郑义民^{2,3}

(1. 厦门理工学院应用数学学院 厦门 361024; 2 华侨大学信息科学与工程学院 厦门 361021;

3. 福建省电机控制与系统优化调度工程技术研究中心 厦门 361021)

摘要:针对一类迟滞非线性系统提出一种参数辨识新方法。通过构造合适的周期输入信号,分析 Bouc-Wen 模型的积分特性,该特性在后续线性参数与迟滞参数辨识中起到重要作用。利用扩张状态观测器获得系统状态和等效扰动构造方程组,实现线性参数和非线性参数的分离辨识,所有参数通过线性方程组求解得到。通过数值仿真验证了方法的有效性。最后,方法应用于一类压电系统的迟滞非线性模型辨识,所得模型能够很好地反应实际系统的特性。

关键词:迟滞非线性系统;扩张状态观测器;参数辨识;扩张状态观测器

中图分类号: TL211.4 TH701 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8010

Identification for hysteresis nonlinear system based on extended state observer

Liu Ruijuan¹, Nie Zhuoyun^{2,3}, Shao Hui^{2,3}, Yan Laicheng^{2,3}, Zheng Yimin^{2,3}

(1. School of Applied Mathematics, Xiamen University of Technology, Xiamen 361024, China; 2 School of Information Science and

Engineering, National Huaqiao University, Xiamen 361021, China; 3 Fujian Engineering Research Center of Motor

Control and System Optimal Schedule, Ximen 361021, China)

Abstract: A new parameter identification method for a class of hysteretic nonlinear system is presented. The integration property of the Bouc-Wen model, which plays an important role in later linear and hysteretic parameter identification, is analyzed through constructing appropriate periodic inputs. System states and equivalent disturbance are observed by extended state observer to develop equation set and by solving linear equation set, linear and nonlinear parameters are identified individually. The effectiveness of the method is validated via simulation. Finally, the proposed method is applied to a class of piezoelectric system for identifying hysteretic nonlinear system model, which reflects the characteristics of the real system well.

Keywords: Hammerstein system; hysteresis decomposition; parameter identification; extended state observer (ESO)

0 引 言

迟滞广泛存在于各类实际工程系统^[1],例如智能材料(压电陶瓷,磁致伸缩材料,形状记忆合金)驱动系统、机械齿轮传动装置等。这类系统的输入和输出之间存在迟滞回线,不仅会降低系统的控制精度,引起跟踪误差和振荡,严重时甚至造成闭环不稳定。

迟滞系统的研究首要考虑的问题是这类对象的模型描述。文献[2-3]指出,非线性系统可近似成一类串联结

构。这种结构充分考虑了系统的非线性特性和线性动态特性,具有结构简单、适用性强等特点。因此,本文在串联结构下研究迟滞系统参数辨识问题。

在非线性系统的模型描述中,虽然可以假设各个环节按照一定的结构进行连接,但各环节内部信息无法直接测量。针对黑箱系统的参数辨识问题,国内外学者进行了大量研究,提出了多种迟滞系统参数辨识方法。根据辨识策略的不同,大致分为两类:一类是根据系统的输入输出数据,进行模型的参数优化计算,包括基于最小二乘及其改进算法的迟滞系统辨识方法^[4-6],或者如文

收稿日期:2017-03 Received Date: 2017-03

* 基金项目:国家自然科学基金(11626200, 61403149)、福建省自然科学基金(2015J01261, 2016J05165)、华侨大学中青年教师科研提升资助计划(ZQN-PY408, Z14Y0002)项目资助

献[7-9]提出的基于智能化算法的参数寻优辨识方法,如粒子群、神经网络和支持向量机算法等。另一类方法则在辨识过程中考虑系统的串联结构,以提高参数寻优效率。目前主要采用的是“两步法”辨识策略^[10-12],即认为低频段的系统响应主要由迟滞环节决定,而高频段的系统响应由线性环节决定,通过分别设定低频输入和低频输入信号,对系统两个环节参数进行独立辨识。由于迟滞环节和线性环节存在耦合关系,这样的处理方法不可避免地引入误差。

扩张状态观测器(extended state observer, ESO)是自抗扰控制中提出的一类干扰观测器,能够在参数未知的情况下估计系统状态与等效扰动^[13],并用于参数辨识。基于这样的想法,文献[14-15]提出基于 ESO 的线性系统参数辨识方法,通过多次迭代,辨识得到的参数趋向于真实值。

针对一类串联结构的迟滞系统,提出一种基于 ESO 的迟滞系统参数辨识方法。在辨识过程中,首先分析 Bouc-Wen 模型的性质,通过构造合适的周期输入信号,实现迟滞参数与线性参数分离。然后,提出基于 ESO 的线性参数辨识和迟滞参数辨识方法,并利用最小二乘法求解。与已有文献结果相比,本文将基于 ESO 的系统辨识方法推广应用于迟滞系统,提出一种能够有效分离迟滞参数与线性参数的辨识方法,提高迟滞系统的辨识精度。

1 迟滞非线性系统

1.1 非线性系统的串联结构

串联结构模型广泛用于非线性系统描述,即将系统表示成非线性环节和线性环节的串联两箱结构,如图 1 所示。这一类结构也被称为 Hammerstein 模型。在图 1 中, $v(t)$ 为系统输入; $u(t)$ 为非线性环节的输出,在实际系统中一般无法测量^[16]; $y(t)$ 为系统输出。在串联结构模型中,非线性环节可以用多项式、微分方程、算子等方式描述。

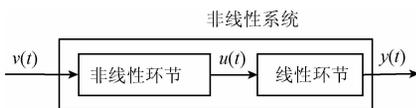


图 1 串联型非线性系统模型

Fig. 1 Model of nonlinear system in form of Hammerstein

本文采用 Bouc-Wen 模型描述迟滞非线性^[17-18],采用二阶系统描述线性环节,研究图 1 所示的串联型迟滞系统参数辨识问题。

1.2 Bouc-Wen 迟滞模型及分解

Bouc-Wen 模型由 Bouc 1967 年提出,随后 Wen Y.

K. 对此模型进行改进推广^[19]。从本质上来看, Bouc-Wen 模型是一类非线性微分方程^[20]。

$$\begin{cases} \dot{u} = k_v v + k_h h_0 \\ \dot{h}_0 = \alpha_0 \dot{v} - \beta_0 |v| h_0 - \gamma_0 \dot{v} |h_0| \end{cases} \quad (1)$$

式中: v 是输入信号; u 为迟滞输出,表示关于输入的线性分量与迟滞分量两部分叠加的形式; $k_v > 0$ 为输入比例因子, $k_h > 0$ 为迟滞分量所占比重; α_0, β_0 和 γ_0 为迟滞模型参数,分别控制迟滞环幅值、迟滞曲线大小和形状。

由于 Bouc-Wen 模型的参数化描述并不唯一,在众多参数化描述中,本文对 Bouc-Wen 模型进行归一化处理,选取 $h = (k_h/k_v)h_0$, 方程(1)可以写成:

$$\begin{cases} \dot{u} = k_v(v + h) \\ \dot{h} = \alpha v - \beta |v| h - \gamma \dot{v} |h| \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\alpha = (k_h/k_v)\alpha_0, \beta = \beta_0$ 和 $\gamma = \gamma_0$ 。

文献[21-22]对 Bouc-Wen 模型进行了深入研究,指出其具有如下性质:1)输入输出稳定性,对于任意有界输入 $v(t)$,模型输出 $u(t)$ 有界;2)率无关性,模型输入输出关系与输入信号的频率无关;3)等周期, Bouc-Wen 模型的输入输出存在迟滞环,且迟滞环周期(即系统输出信号周期)与输入信号周期保持渐进一致;4)迟滞环中心对称性。

根据上述 Bouc-Wen 模型迟滞环性质可知:式(2)中的迟滞环由迟滞分量 h 产生。给定系统周期输入信号 $v(t)$,迟滞分量的周期输出表示为^[21]:

$$\begin{cases} h(t) = \\ \begin{cases} h_1(t) = -\frac{1}{\beta - \gamma}[-B_1 e^{(\beta - \gamma)v(t)} + A], t \in [T^+, T_1] \\ h_2(t) = -\frac{1}{\beta + \gamma}[-B_2 e^{(\beta + \gamma)v(t)} + A], t \in [T_1, T] \\ h_3(t) = \frac{1}{\beta - \gamma}[-B_3 e^{-(\beta - \gamma)v(t)} + A], t \in [0, T_0] \\ h_4(t) = \frac{1}{\beta + \gamma}[-B_4 e^{-(\beta + \gamma)v(t)} + A], t \in [T_0, T^+] \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $T^+ = T/2$ 为峰值时间,满足 $\dot{v}(t) > 0, t \in (0, T^+)$ 和 $\dot{v}(t) < 0, t \in (T^+, T)$; T_0 和 T_1 为 $h(t) = 0$ 的时刻,有 $T_1 = T/2 + T_0; B_i, i = 1, 2, \dots$ 为积分常数,且满足 $B_1 = B_3, B_2 = B_4$ 。

令输入信号的周期均值为 \bar{v} :

$$v(t + T/2) = 2\bar{v} - v(t) \quad (4)$$

当输入信号满足式(4)时,对迟滞分量 $h(t)$ 进行周期积分,有:

$$\begin{aligned} \int_0^T h(t) dt &= \int_0^{T_0} h_3(t) dt + \int_{T_0}^{T/2} h_4(t) dt + \int_{T/2}^{T_1} h_1(t) dt + \\ &+ \int_{T_1}^T h_2(t) dt = \frac{1}{\beta - \gamma} \left\{ \int_0^{T_0} -B_3 e^{-(\beta - \gamma)v(t)} dt + \right. \\ &+ \int_{T/2}^{T/2 + T_0} B_1 e^{(\beta - \gamma)v(t)} dt \left. + \frac{1}{\beta + \gamma} \left\{ \int_{T_0}^{T/2} -B_4 e^{-(\beta + \gamma)v(t)} dt + \right. \right. \\ &+ \left. \left. \int_{T/2 + T_0}^T B_2 e^{(\beta + \gamma)v(t)} dt \right\} = 0 \end{aligned} \quad (5)$$

因此,如果给定周期输入信号满足式(4),则迟滞分量的周期积分为0。

1.3 问题描述

在串联结构中,描述迟滞系统为:

$$\ddot{y} + a_1\dot{y} + a_0y = b(v + h) \tag{6}$$

$$\dot{h} = \alpha\dot{v} - \beta|v| h - \gamma v|h| \tag{7}$$

式中: v 为系统输入, y 为系统输出, a_0 、 a_1 和 b 为系统线性环节参数, α 、 β 和 γ 为非线性环节参数。

2 迟滞系统参数辨识方法

本文通过构造合适的周期输入信号,利用式(5)的积分关系,实现线性参数与非线性参数的分离;进一步,采用 ESO 估计系统状态和等效扰动,利用这些观测状态和等效扰动,计算系统参数。本文提出的系统辨识结构如图2所示。

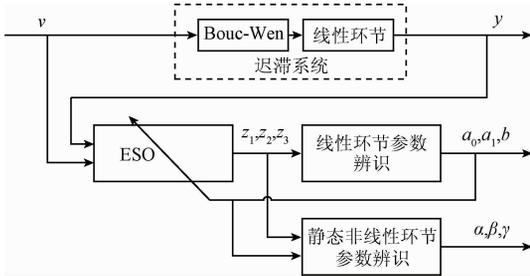


图2 系统辨识结构

Fig.2 Configuration of the proposed identification scheme

2.1 非线性系统的串联结构

针对方程(6)、(7),构造系统的等效扰动形式:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = d + b_0v \\ y = x_1 \end{cases} \tag{8}$$

其中

$$d = -a_0x_1 - a_1x_2 + bh + (b - b_0)v \tag{9}$$

式中: b_0 为系统任意设定的初始增益。将 d 作为系统的等效扰动,并扩张成新的状态变量:

$$x_3 = d \tag{10}$$

记 $\dot{x}_3 = w$, 则扩张系统可写成:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = x_3 + b_0v \\ \dot{x}_3 = w \end{cases} \tag{11}$$

针对扩张系统,建立状态观测器:

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = z_2 - l_1(z_1 - x_1) \\ \dot{z}_2 = z_3 - l_2(z_1 - x_1) \\ \dot{z}_3 = -l_3(z_1 - x_1) \end{cases} \tag{12}$$

根据 ESO 工作原理可知,只要选择适当的 ESO 参数 $L = [l_1 \quad l_2 \quad l_3]^T$,使得观测器收敛,即能实现系统状态的实时观测^[14-15],有:

$$\begin{cases} \lim_{t \rightarrow \infty} (z_1 - x_1) \approx 0 \\ \lim_{t \rightarrow \infty} (z_2 - x_2) \approx 0 \\ \lim_{t \rightarrow \infty} (z_3 - x_3) \approx 0 \end{cases} \tag{13}$$

2.2 线性参数辨识

首先考虑线性环节的参数辨识问题。根据式(9)、(10)和(13),有:

$$z_3 \approx -a_0z_1 - a_1z_2 + bh + (b - b_0)v \tag{14}$$

此时, z_1 、 z_2 和 z_3 为观测器状态, v 为满足式(4)的周期输入信号, h 为迟滞分量,满足式(5)。对式(14)进行周期积分,可消除迟滞分量 h 的影响。为了保留待辨识参数 b ,周期输入信号 v 中需要保留直流分量。为此,本文构造一类满足式(4)的输入信号:

$$v(t) = p(1 + \sin\omega t) \tag{15}$$

式中: p 为幅值, ω 为输入信号频率。需要指出的是,实际对象一般具有低通特性,为了使系统受到充分激励,本文选取低频信号作为系统输入,使得系统的状态在输出端能够被有效观测,从而避免激励响应衰减影响参数辨识的准确性。

基于以上分析,针对式(14)建立周期 T 的积分表达式:

$$\int_t^{t+T} (-a_0z_1 - a_1z_2) dt + (b - b_0)pT \approx \int_t^{t+T} z_3 dt \tag{16}$$

根据式(16),给出如下待辨识参数的数值求解方法。

1) 首先,辨识参数的初始值记作 \tilde{a}_0 、 \tilde{a}_1 、 \tilde{b} ,初次运行时有 $\tilde{a}_0 = \tilde{a}_1 = 0$, $\tilde{b} = b_0$;设辨识后得到系统参数修正值为 Δa_0 、 Δa_1 和 Δb 。在输入信号式(15)作用下,获取 ESO 观测数据 $z_i(1)$ 、 $z_i(2)$... ($i = 1, 2, 3$)。设采样周期为 ΔT ,则一个输入周期内的采样个数为 $K = T/\Delta T$ 。对观测数据进行累加,得到:

$$\begin{cases} \sum_1^{i+K} z_3(i) \approx (-\Delta a_0) \sum_1^{i+K} z_1(i) + (-\Delta a_1) \sum_1^{i+K} z_2(i) + (\Delta b - \tilde{b})pT/\Delta T \\ \sum_{i+1}^{i+1+K} z_3(i) \approx (-\Delta a_0) \sum_{i+1}^{i+1+K} z_1(i) + (-\Delta a_1) \sum_{i+1}^{i+1+K} z_2(i) + (\Delta b - \tilde{b})pT/\Delta T \\ \vdots \end{cases} \tag{17}$$

则修正值 Δa_0 、 Δa_1 和 Δb 可以通过最小二乘法求解。令 $\Delta_L = [\Delta a_0, \Delta a_1, \Delta b]^T$, $A_L =$

$$\begin{bmatrix} -\sum_i^{i+K} z_1(i) & -\sum_i^{i+K} z_2(i) & pT/\Delta T \\ -\sum_{i+1}^{i+1+K} z_1(i) & -\sum_{i+1}^{i+1+K} z_2(i) & pT/\Delta T \\ \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{B}_L = \begin{bmatrix} \bar{b}pT/\Delta T + \sum_i^{i+K} z_3(i) \\ \bar{b}pT/\Delta T + \sum_{i+1}^{i+1+K} z_3(i) \\ \vdots \end{bmatrix}, \text{有:}$$

$$\Delta_L \approx (\mathbf{A}_L^T \mathbf{A}_L)^{-1} \mathbf{A}_L^T \mathbf{B}_L \quad (18)$$

初始值与修正值相加即得到系统辨识参数:

$$a_0 = \bar{a}_0 + \Delta a_0, a_1 = \bar{a}_1 + \Delta a_1, b = \bar{b} + \Delta b \quad (19)$$

2) 然后, 将步骤 1) 中辨识得到参数作为系统参数的

已知部分 (即重新作为参数初始值), 令 $\bar{a}_0 = a_0, \bar{a}_1 = a_1, \bar{b} = b$ 。此时, 系统可以表示为:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = -\bar{a}_0 x_1 - \bar{a}_1 x_2 + x_3 + \bar{b}v \\ \dot{x}_3 = d \end{cases} \quad (20)$$

式中: $d = -\Delta a_0 x_1 - \Delta a_1 x_2 + \Delta b v + bh$ 。令扩张状态为:

$$x_3 \approx -\Delta a_0 x_1 - \Delta a_1 x_2 + \Delta b v + bh \quad (21)$$

因此, 把系统参数的已知部分带入 ESO 得:

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = z_2 - l_1(z_1 - y) \\ \dot{z}_2 = -\bar{a}_0 z_1 - \bar{a}_1 z_2 + z_3 + \bar{b}v - l_2(z_1 - y) \\ \dot{z}_3 = -l_3(z_1 - y) \end{cases} \quad (22)$$

即可实现对系统新状态的观测。根据步骤 1) 中的数据获取和参数计算式 (18), 得到参数修正值。随着迭代过程的不断进行, 辨识参数的精度逐步提高, 当辨识得到的参数修正值小于给定的精度要求 $\|\Delta_L\| < \varepsilon^*$ 时, 即停止迭代计算, 最终得到的线性环节参数值由式 (19) 确定。仿真实验表明, 经过 2 ~ 3 次迭代计算, 即可达到良好的辨识精度。

2.3 迟滞非线性参数辨识

选定周期输入信号, 实现了迟滞参数与线性参数的分离。利用已辨识的线性参数和 ESO 观测状态, 本文给出迟滞参数 α, β 和 γ 的辨识方法。

在线性参数辨识过程中, ESO 参数的迭代使得辨识参数逐步趋于真实值, 在式 (21) 中有 $\Delta a_0 \approx 0, \Delta a_1 \approx 0$ 和 $\Delta b \approx 0$, 因此可以得到关于 h 的表达式:

$$h \approx z_3/b \quad (23)$$

结合式 (2) 与 (23), 可得:

$$\dot{z}_3 \approx b\alpha v - \beta |v|z_3 - \gamma v |z_3| \quad (24)$$

在式 (24) 中, 相关信号均可通过观测器和输入信号获取。与线性参数辨识类似, 本文对式 (24) 进行半周期积分, 得到:

$$\int_{t \neq k\pi}^{t+T/2} \dot{z}_3 dt \approx \int_{t \neq k\pi}^{t+T/2} (b\alpha v - \beta |v|z_3 - \gamma v |z_3|) dt \quad (25)$$

3) 在输入信号式 (15) 作用下, 获取半个周期内的数据 $\dot{z}_3(1), \dot{z}_3(2) \dots$ 和 $v(1), v(2) \dots$, 采样个数为 $K = 0.5T/\Delta T$ 。对半周期内的观测数据进行累加, 有:

$$\begin{cases} \sum_i^{i+K} \dot{z}_3(i) \approx \alpha \sum_i^{i+K} b v(i) - \beta \sum_i^{i+K} |v(i)|z_3(i) - \gamma \sum_i^{i+K} v(i) |z_3(i)| \\ \sum_{i+1}^{i+1+K} \dot{z}_3(i) \approx \alpha \sum_{i+1}^{i+1+K} b v(i) - \beta \sum_{i+1}^{i+1+K} |v(i)|z_3(i) - \gamma \sum_{i+1}^{i+1+K} v(i) |z_3(i)| \\ \vdots \end{cases} \quad (26)$$

采用最小二乘法确定非线性参数 α, β 和 γ 。令

$$\mathbf{A}_N = [\alpha, \beta, \gamma]^T, \mathbf{A}_N = \begin{bmatrix} \sum_i^{i+K} b v(i) & -\sum_i^{i+K} |v(i)|z_3(i) & -\sum_i^{i+K} v(i) |z_3(i)| \\ \sum_{i+1}^{i+1+K} b v(i) & -\sum_{i+1}^{i+1+K} |v(i)|z_3(i) & -\sum_{i+1}^{i+1+K} v(i) |z_3(i)| \\ \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{B}_N = \begin{bmatrix} \sum_i^{i+K} \dot{z}_3(i) \\ \sum_{i+1}^{i+1+K} \dot{z}_3(i) \\ \vdots \end{bmatrix}, \text{有:}$$

$$\Delta_N \approx (\mathbf{A}_N^T \mathbf{A}_N)^{-1} \mathbf{A}_N^T \mathbf{B}_N \quad (27)$$

迟滞非线性参数由式 (27) 确定。

实际系统运行过程中, 测量信号容易受到噪声污染, 本文采用最小二乘法能够在噪声条件下, 实现系统的最优参数辨识。此外, 由于采用周期数据累加的形式构建计算矩阵, 一定程度上减小了噪声对参数辨识的影响, 特别是能够较好地抑制零均值噪声。

在噪声一定的情况下, 基于扩张状态观测器的参数辨识, 其精度主要取决于观测器的观测误差, 相关收敛性结论在自抗扰控制理论中有详细论述^[23-24]。文献 [14-15] 对基于扩张状态观测器的参数辨识方法进行了应用和实验验证。

迟滞非线性的输入输出关系是一类典型的滞环曲线, 其特征主要通过迟滞环的大小来描述。文献 [25] 证明了 Bouc-Wen 模型迟滞分量的有界性, 并给出了迟滞分量的上界:

$$h_{\max}(t) = \left| \sqrt{\frac{\alpha}{\beta + \gamma}} \right| \quad (28)$$

式中: n 为光滑度参数,文中 $n = 1$ 。迟滞非线性对系统输出的影响主要由 h_{\max} 中 3 个参数共同决定。在参数辨识中,除了验证单个参数的辨识精度外,还需要考虑 3 个参数对迟滞形状影响的综合效果。

3 数值仿真

为了说明上述方法的有效性,本文以文献[26]中的压电位移系统为研究对象,给出了仿真实例。

压电系统描述如下:

$$W\ddot{y}(t) + D\dot{y}(t) + Fy(t) = u(t) \quad (29)$$

$$u(t) = H(v) \quad (30)$$

式中: $y(t)$ 、 $\dot{y}(t)$ 、 $\ddot{y}(t)$ 分别代表压电位移系统的输出位移、速度和加速度; $v(t)$ 表示系统的输入电压; 参数 W 、 D 、 F 分别表示系统的质量, 阻尼以及刚度系数, 分别为 $W = 1 \text{ kg}$, $D = 0.15 \text{ Ns/m}$, $F = 1 \text{ M/m}$, $\alpha = 1$, $\beta = 1$ 和 $\gamma = 0.5$ 。则在系统(4)、(5)中, 有 $a_1 = 0.15$, $a_0 = 1$, $b = 1$ 。根据式(10), 建立 ESO, 选择增益 $l_1 = 150$, $l_2 = 7\ 500$, $l_3 = 1.25 \times 10^5$ 。给定含有直流分量的周期输入信号:

$$v(t) = 5[1 + \sin(0.5\pi t)] \quad (31)$$

式中: 周期为 $T = 4 \text{ s}$ 。

首先,在不考虑外加噪声的情况下,对系统参数进行辨识。根据步骤1),设定系统参数初始值, $a_1 = a_0 = 0$, $b_0 = 0.5$ 。设置采样时间 $\Delta T = 0.001$, 有 $K = 1\ 000$ 。为了确保系统进入稳态,且每次计算都在一个完整周期内进行,每6s进行一次辨识。第一次辨识得到线性参数为 $W = 0.993\ 4$, $F = 0.999\ 9$, $D = 0.090\ 1$ 。与真值进行比较可知,此时系统的质量和阻尼辨识值已经非常接近真值,而刚度值存在约20%误差。进一步,根据步骤2),将辨识结果带入 ESO, 辨识系统参数的修正值,并进行迭代修正。得到的最终线性参数辨识值为 $W = 1.000\ 1$, $F = 0.999\ 9$, $D = 0.150\ 2$ 。

此时,线性参数的迭代辨识过程如图3所示。表1给出了每次迭代修正得到的辨识参数,可以看出,随着迭代次数的增加,模型参数得到不断修正,且精度逐步提高,经过2~3次计算即达到了较高的辨识精度。

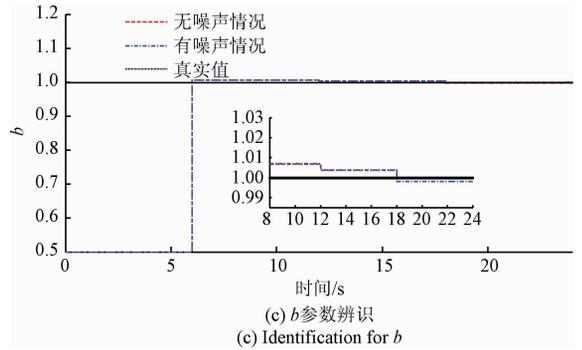
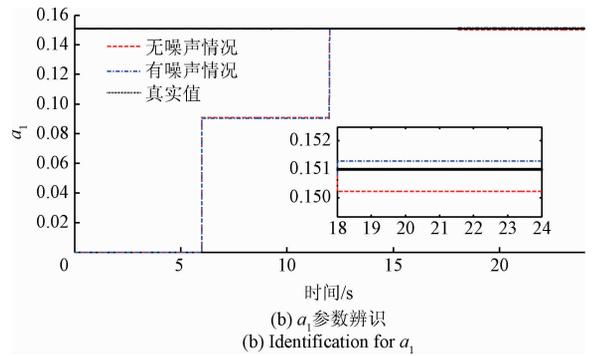
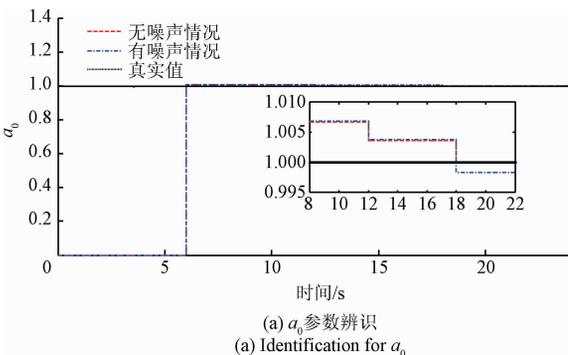


图3 线性参数的迭代辨识

Fig. 3 Iterative identification for linear parameters

表1 线性参数迭代辨识结果

Table 1 Identification results for linear parameters

迭代次数	无噪声			噪声		
	a_0	a_1	b	a_0	a_1	b
初始	0	0	0.5	0	0	0.5
1	1.006 6	0.090 7	1.006 5	1.006 8	0.090 5	1.006 8
2	1.003 6	0.150 7	1.003 6	1.003 7	0.150 7	1.003 7
3	0.999 9	0.150 2	0.999 9	0.998 3	0.151 2	0.998 0

在相同的条件下的测量信号中加入 $[-0.001, 0.001]$ 均匀分布白噪声^[13-15],进行系统参数辨识,得到线性参 $W = 1.000\ 2$, $F = 0.998\ 4$, $D = 0.151\ 2$ 。

最后,根据步骤3),在线性参数已知条件下,进行迟滞参数辨识,辨识结果如表2所示。可以看到,虽然辨识得到的非线性参数存在一定误差,但参数误差对迟滞曲线的形状影响却非常小,迟滞分量的上界相对误差几乎为零。

表2 系统参数辨识结果及误差

Table 2 Identification results and errors

参数	W	D	F	α	β	γ	h_{\max}
真实值	1	0.15	1	1	1	0.5	0.66
估计值	1.000 1	0.150 2	0.999 9	0.8	0.74	0.46	0.66
相对误差/%	0.01	0.13	0.01	20	26	4	0
估计值 (噪声)	1.000 2	0.151 2	0.998 4	1.3	1.38	0.52	0.68
相对误差 (噪声)/%	0.02	0.8	0.16	30	38	2	3

图 4 所示为噪声条件下辨识模型和实际系统的输出比较,可以看到即使在噪声条件下模型输出误差也保持在较小的范围内。这表明辨识得到的模型能够较好的反应实际系统的动态特性,验证了本文提出辨识方法的有效性。

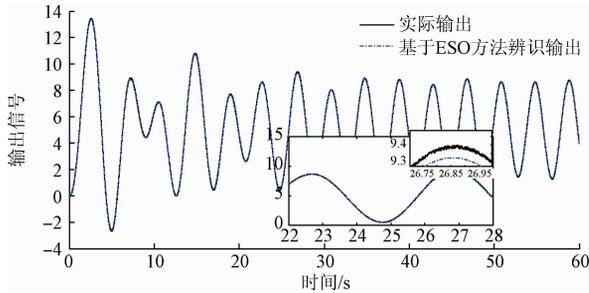


图 4 输出比较

Fig. 4 Output comparison

迟滞系统的线性参数和迟滞参数存在耦合关系是系统辨识问题的难点。“两步法”是迟滞系统辨识常用的一类方法,即通过系统的低频响应,辨识迟滞参数,通过高频响应辨识线性参数。这类方法虽然能够实现迟滞参数与线性参数独立辨识,但在实际应用中存在一些问题: 1) 实际系统受到物理带宽影响,高频响应往往衰减严重,线性环节的动态特性难以得到充分激励; 2) 在给定频率的输入信号下虽然能够得到的最优估计参数,但在整个频谱范围内所得参数可能失真。与这类方法进行比较,本文提出辨识方法很好地利用了 Bouc-Wen 模型的对称特性,实现了线性参数和迟滞参数的分离,从而提高参数辨识的准确性。

4 压电驱动系统辨识实验

进一步将本文方法应用在实验系统中,对压电驱动的微位移平台进行迟滞系统辨识实验研究。压电系统采用智纳纳公司的 RB120S 的一维位移平台,最大位移为 20 μm,输入电压范围为 0 ~ 150 V。压电驱动器上安装全桥应变片传感器,当压电驱动器产生位移变化时,全桥应变传感器产生电信号输出,经过线性放大器后,得到 0 ~ 5 V 电压信号。

实验系统采用 Arduino Mega2560 单片机进行输入信号下发和测量信号获取。这类单片机最大特点在于能够方便的建立起实物系统与 MATLAB/Simulink 的实时仿真连接。通过上位机 Simulink 环境编程,下载到 Arduino 单片机并执行代码,压电系统位移信号通过单片机 AD 采集,并在 Simulink 环境中进行实时监控。压电系统的输入信号由单片机产生,通过 PWM 模块转模拟信号的方式产生 0 ~ 5 V 的控制信号,该信号经压电驱动器进行放大,并驱动压电系统产生微位移。上位机程序在

Simulink 环境中搭建 ESO 及辨识算法。压电驱动系统是实验平台如图 5 所示。

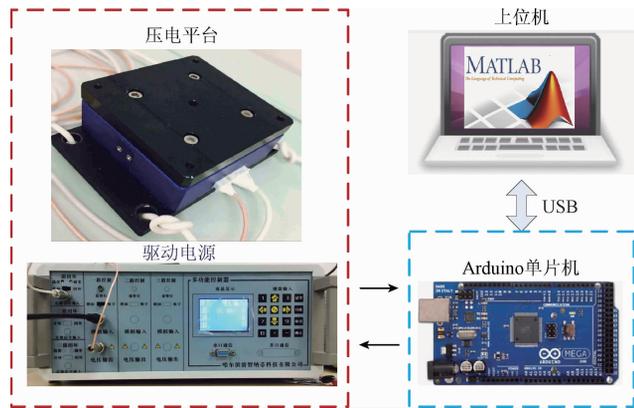


图 5 实验系统

Fig. 5 Experimental system

由于受到单片机运算性能的限制,实验采样步长为 $\Delta T = 0.01$ s,此时单片机能够正常运行,也能保证上位机通讯过程的数据实时传输。根据式(10),建立 ESO,系统实际运行过程中,测量噪声不可避免,为了降低噪声对辨识结果的影响,观测器带宽选取不能太大,选取参数 $l_1 = 120, l_2 = 4\ 800, l_3 = 6.4 \times 10^4$ 。输入电压信号为: $v = 50(1 + \sin \pi t)$ V (32) 此时,输入信号周期为 $T = 2$ s。

表 3 所示为系统线性参数迭代辨识结果,可以看到经过一次辨识,迭代过程对参数修正非常小,其原因在于观测器带宽受到采样周期和测量噪声限制,辨识精度难以进一步提高。因此,实验选取第一次辨识结果作为系统的线性参数,并用于迟滞非线性参数辨识,得到压电微位移系统模型。

表 3 线性参数迭代辨识结果

Table 3 Identification results for linear parameters

迭代次数	a_0	a_1	b
初始	0	0	1
1	111.100 7	52.483 6	12.907 9
2	110.573 4	52.980 1	12.106 6
3	111.385 5	51.906 4	13.210 3

$$\begin{cases} \ddot{x} + 52.483\ 6\dot{x} + 111.100\ 7x = 12.907\ 9(v + h) \\ \dot{h} = 0.322\dot{v} - 0.1125|v| h - 0.0714\dot{v}|h| \end{cases} \quad (33)$$

在激励信号式(32)作用下,图 6 所示为压电位移输出与辨识模型输出的比较。可以看到,辨识得到的迟滞系统模型能够较好跟踪实际系统输出,特别是系统进入稳态后,输出误差基本保持在 ± 0.5 μm 以内,模型具有较好的辨识精度。

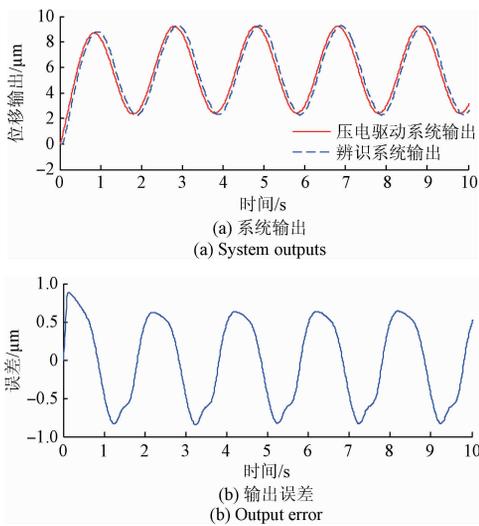


图6 位移输出比较

Fig. 6 Displacement output comparison

进一步,设定复合信号作为输入,对模型进行测试。图7所示为复合信号输入下,压电位移输出与模型输出的比较。可以看到,系统经过初始响应阶段后,最大跟踪误差为 $\pm 1 \mu\text{m}$ 。可见,辨识得到的模型能够很好地反应实际压电位移系统的动态特性。

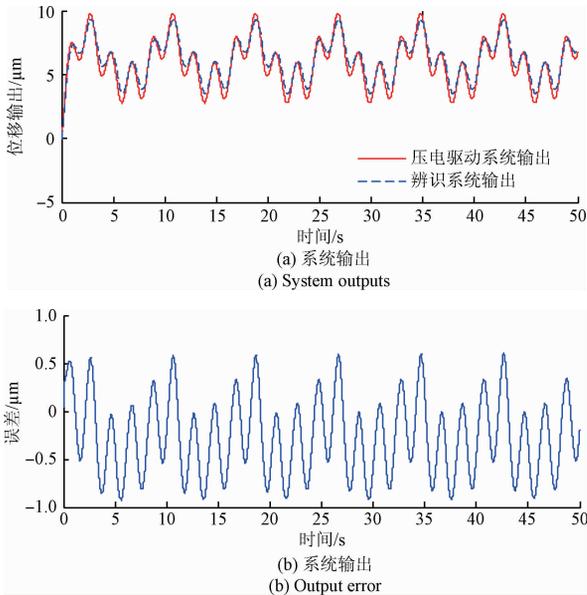


图7 复合信号的位移输出比较

Fig. 7 Displacement output comparison for composite signal

5 结论

本文针对串联型迟滞非线性系统,提出了一种基于扩张状态观测器的迟滞系统参数辨识方法。首先针对Bouc-Wen模型进行迟滞分解,通过构造合适的周期输入信号,实现了系统线性参数与迟滞参数的分离。然后,利

用扩张状态观测器,观测系统状态和等效干扰,并利用分离条件,提出线性参数的迭代辨识与迟滞参数辨识方法。在计算过程中,采用最小二乘对参数进行求解,并通过迭代对辨识结果进行不断修正。通过数值实例仿真和压电位移系统实验,验证了本文方法的有效性。

参考文献

- [1] 王代华, 严松林, 朱炜. 基于 Bouc-Wen 模型的压电执行器的前馈线性化控制器[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(7):1514-1521.
WANG D H, YAN S L, ZHU W. Bouc-Wen model based on feedforward linearization controller for piezoceramic micro-actuators [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(7):1514-1521.
- [2] 郭咏新, 张臻, 毛剑琴, 等. 超磁致伸缩作动器的率相关 Hammerstein 模型与 H_∞ 鲁棒跟踪控制[J]. 自动化学报, 2014, 40(2): 197-207.
GUO Y X, ZHANG ZH, MAO J Q, et al. Rate-dependent Hammerstein model and H_∞ robust tracking control of giant magnetostrictive actuators [J]. ACTA Automatica Sinica, 2014, 40(2): 197-207.
- [3] FANG L, WANG J, ZHANG Q. Identification of extended Hammerstein systems with hysteresis-type input nonlinearities described by Preisach model [J]. Nonlinear Dynamics, 2015, 79(2): 1257-1273.
- [4] CHEN H F. Pathwise convergence of recursive identification algorithms for Hammerstein systems [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2004, 49(10):1641-1649.
- [5] 朱炜, 芮苒苒. 压电执行器的 Bouc-Wen 模型在线参数辨识 [J]. 光学精密工程, 2015, 23(1): 110-1116.
ZHU W, RUI XI T. Online parameter identification of Bouc-Wen model for piezoelectric actuators [J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(1): 110-1116.
- [6] 田雷, 陈俊杰, 崔玉国, 等. 基于 PI 迟滞模型的单压电变形镜开环控制 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(1):136-142.
TIAN L, CHEN J J, CUI Y G, et al. Open-loop control of unimorph piezoelectric deformable mirror based on PI hysteresis model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(1):136-142.
- [7] CHARALAMPAKIS A E, DIMOU C K. Identification of Bouc-Wen hysteretic systems using particle swarm optimization [J]. Computers & Structures, 2010, 88(21):1197-1205.
- [8] 顾寒烈, 吴洪涛, 杨小龙, 等. 压电作动器非对称迟滞模型的建立和参数辨识 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(4): 903-910.
GU H L, WU H T, YANG X L, et al. Modeling and parameter identification of asymmetric hysteresis for piezoelectric actuator [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(4): 903-910.

- [9] ORTIZ G A, ALVAREZ D A, BEDOYA-RUIZ D. Identification of Bouc-Wen type models using multi-objective optimization algorithms [J]. Computers & Structures, 2013, 114-115(1):121-132.
- [10] 郭咏新, 毛剑琴. 超磁致伸缩作动器的率相关建模与跟踪控制 [J]. 北京航空航天大学学报, 2013, 39(10): 1360-1365.
GUO Y X, MAO J Q. Rate-dependent modeling and tracking control of giant magnetostrictive actuators [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2013, 39(10): 1360-1365.
- [11] GUO Y, MAO J, ZHOU K. Rate-dependent modeling and H_∞ robust control of GMA based on Hammerstein model with preisach operator [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2015, 23(6): 2432-2439.
- [12] GU G, LI C, ZHU L, et al. Modeling and identification of piezoelectric-actuated stages cascading hysteresis nonlinearity with linear dynamics [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2016, 21(3):1792-1797.
- [13] HAN J. From PID to active disturbance rejection control [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2009, 56(3):900-906.
- [14] 黄远灿, 韩京清. 扩张状态观测器用于连续系统辨识 [J]. 控制与决策, 1998(4):381-384.
HUANG Y C, HAN J Q. Continuous system identification using extended state observer [J]. Control and Decision, 1998(4):381-384.
- [15] 张荣, 韩京清. 用模型补偿自抗扰控制器进行参数辨识 [J]. 控制理论与应用, 2000, 17(1):79-81.
ZHANG R, HAN J Q. Parameter identification by model compensation auto disturbance rejection controller [J], Control Theory and Applications, 2000, 17(1):79-81.
- [16] 张春雷, 刘健, 王绍治, 等. 前馈控制算法校正相移微动台非线性运动 [J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(8):879-884.
ZHANG CH L, LIU J, WANG SH ZH. Feedforward control algorithm for nonlinear motion correction of phase shifting stage [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28(8):879-884.
- [17] JIANG Z, PRALY L. Design of robust adaptive controllers for nonlinear systems with dynamic uncertainties [J]. Automatica, 1998, 34(7): 825-840.
- [18] ZHOU J, WEN C, ZHANG Y. Adaptive output control of nonlinear systems with uncertain dead-zone nonlinearity [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2006, 51(3):504-511.
- [19] WEN Y. K. Method for random vibration of hysteretic system [J]. Journal of the Engineering Mechanics Division, 1976, 102(2):249-263.
- [20] IKHOUANE F, RODELLAR J. On the hysteretic Bouc-Wen model: Part II: Robust parametric identification [J]. Nonlinear Dynamics, 2005, 42(1):79-95.
- [21] ISMAIL M, IKHOUANE F, RODELLAR J. The hysteretic Bouc-Wen model, a survey [J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2009, 16(2): 161-188.
- [22] IKHOUANE F, RODELLAR J. On the Hysteretic Bouc-Wen model: Part I: Force limit cycle characterization [J]. Nonlinear Dynamics, 2005, 42(1): 63-78.
- [23] ZHENG Q, CHEN Z, GAO Z. A practical approach to disturbance decoupling control [J]. Control Engineering Practice, 2009, 17(9): 1016-1025.
- [24] LI S, LI D, GAO Z, et al. Combined feedforward and model-assisted active disturbance rejection control for non-minimum phase system [J]. ISA Transactions, 2016, 64(9):24-33.
- [25] ZHOU J, WEN C, LI T. Adaptive output feedback control of uncertain nonlinear systems with hysteresis nonlinearity [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2012, 57(10):2627-2633.

作者简介



刘瑞娟,分别在2004年和2008年于长沙理工大学获得学士学位和硕士学位,2014年于中南大学获得博士学位.现为厦门理工学院讲师,主要研究方向为鲁棒与非线性控制。

E-mail:liuruijuan0313@163.com



Liu Ruijuan received her B.Sc. and M.Sc. degrees both from Changsha University of Science and Technology in 2004 and 2008, respectively, and received her Ph.D. degree from Central South University in 2014. Now she is a lecturer in Xiamen University of Technology. Her main research interest is robust and nonlinear control.

聂卓贻(通讯作者),分别在2006年和2012年于中南大学获得学士学位和博士学位,现为华侨大学讲师,主要研究方向为鲁棒控制、系统建模与辨识。

E-mail:yezhuoyun2004@sina.com



Nie Zhuoyun (Corresponding author) received his B.Sc. and Ph.D. degrees both from Central South University in 2006 and 2012, respectively. Now he is a lecturer in Huaqiao University. His main research interests include robust control, system modeling and identification.

邵辉,1996年于获得东北电力大学学士学位,2001年于获得甘肃工业大学硕士学位,2006年于获得日本千叶大学博士学位,现为华侨大学副教授,主要研究方向为工业机器人控制与运动规划。

E-mail:shaohuihu11@163.com

Shao Hui received her B.Sc. degree from Northeast Electric Power University in 1996, and her M.Sc. degree from Lanzhou University of Technology in 2001, and her Ph.D. degree from Chiba University in 2006. Now she is an associate professor in Huaqiao University. Her main research interests include industrial robot control and motion planning.