

基于径向基神经网络的压电作动器建模与控制

范家华^{1†}, 马磊¹, 周攀¹, 刘佳彬¹, 周克敏²

(1. 西南交通大学 电气工程学院 系统科学与技术研究所, 四川 成都 611756;

2. 路易斯安那州立大学 电气工程与计算机科学系, 美国 巴吞鲁日 70803)

摘要: 针对压电作动器(piezoelectric actuator, PEA)的率相关迟滞非线性特性, 构建了Hammerstein模型对压电作动器建模. 采用径向基(radial basis function, RBF)神经网络模型表征迟滞非线性, 利用自回归遍历模型(auto-regressive exogenous, ARX)表征频率的影响, 并对模型参数进行了辨识. 此模型可以在信号频率在1~300 Hz范围内时, 较好地描述压电作动器的迟滞特性, 建模相对误差为1.99%~4.08%. 采用RBF神经网络前馈逆补偿控制, 结合PI反馈的复合控制策略实现跟踪控制, 控制误差小于2.98%, 证明了控制策略的有效性.

关键词: 率相关; 迟滞; RBF神经网络; 压电作动器; Hammerstein模型

中图分类号: TP271 文献标识码: A

Modeling and control of piezoelectric actuator based on radial basis function neural network

FAN Jia-hua^{1†}, MA Lei¹, ZHOU Pan¹, LIU Jia-bin¹, ZHOU Ke-min²

(1. Institute of Systems Science and Technology, School of Electrical Engineering,
Southwest Jiaotong University, Chengdu Sichuan 611756, China;

2. School of Electrical Engineering and Computer Science, Louisiana State University, Baton Rouge 70803, USA)

Abstract: For the rate-dependent hysteresis nonlinearity of piezoelectric actuators, a Hammerstein model is established. Using a radial-basis-function (RBF) neural network to represent the hysteresis nonlinearity, an auto-regressive exogenous (ARX) model to represent the impact of frequency, and parameter identification is also accomplished. The proposed model describes the hysteresis characteristics of frequency ranged from 1 to 300 Hz of the signals, and the relative error is 1.99% ~ 4.08%. A compound control strategy with RBF neural network feedforward inverse compensation and PI feedback is utilized for position tracking control, and the relative error less than 2.98%. Validity of the control strategy is proved by experimental results.

Key words: rate-dependent; hysteresis; RBF neural network; piezoelectric actuator; Hammerstein model

1 引言(Introduction)

压电作动器^[1-3]具有能量密度大、响应速度快、精度高等优点, 适用于精密定位与跟踪、微机械操作、精密流量控制、结构振动主动控制等领域. 由于其在输入输出关系上存在复杂的率相关迟滞非线性特性^[4], 不仅使系统的控制精度降低, 还会使系统的稳定性变差甚至造成振荡, 妨碍了其在更广阔领域中的应用.

常用的迟滞非线性系统建模方法主要有3种, 包括: 1) 物理模型, 基于材料本身的物理机制, 如Jiles-Atherton模型^[5]、Stoner-Wohlfarth模型^[6]、Duhem模型^[7]; 2) 算子模型, 利用迟滞算子表征系统的特性, 例如: Preisach模型^[8]、Prandtl-Ishlinskii (PI)模型^[9]、

Krasnoselskii-Pokrovskii模型^[10]; 3) 智能模型, 利用系统的输入输出数据结合计算智能方法建模, 如模糊树模型^[11]、支持向量机模型^[12]、人工神经网络模型^[13-14]等. 此外, 还有Bouc-Wen模型^[15]这样的半物理模型, 利用多项式函数建模的函数模型^[16], 以及通过改进经典迟滞模型的新模型, 比如modified Prandtl-Ishlinskii(MPI)模型^[17].

上述方法所考虑的模型都是率无关的, 为了拟合频率对迟滞非线性系统的影响, 有分离式和整体式两类率相关的建模方法. 分离式把系统的迟滞和率相关特性分别由不同的模块完成, 比如Hammerstein模型^[18]、Wiener模型^[19]、三明治模型^[20]等; 整体式对系

收稿日期: 2015-11-26; 录用日期: 2016-04-05.

[†]通信作者. E-mail: fjfh@163.com; Tel: +86 15680770587.

本文责任编辑: 陈杰.

国家自然科学基金重点项目(61433011)资助.

Supported by Key Program of National Natural Science Foundation of China (61433011).

统不做分离, 直接把频率或能表征频率的参数引入模型中, 建立整体模型^[21-22]. 其中Hammerstein模型的进展较大, 如文献[18]和文献[23]分别使用Bouc-Wen模型和MPI模型实现Hammerstein模型的静态非线性部分, 结合ARX模型实现的动态线性部分, 在压电作动器的建模中取得了较理想的效果.

迟滞非线性系统的控制方法主要包括逆补偿控制^[24], 以及不直接求逆^[25]和迟滞线性化^[26]等方法. 逆补偿控制是最主要的方法, 通过构建迟滞系统的逆模型抵消系统的迟滞特性. 但是因为难以建立精确的模型而且环境中存在扰动和噪声, 使得控制时还需要结合其它控制方法.

本文采用RBF神经网络模型和ARX模型组成Hammerstein模型, 用来描述压电作动器的率相关迟滞非线性特性. 实验结果表明模型结构简单, 参数易辨识, 能较好地描述1~300 Hz频率范围内压电作动器的特性. 使用神经网络逆补偿控制结合PI反馈控制的复合控制策略, 实验结果表明这种策略控制精度高, 泛化能力强.

2 压电作动器的建模(Modeling of PEA)

为了说明此类智能结构的率相关迟滞非线性特性, 给本文的压电作动器输入不同频率的正弦信号, 采集相应的输出信号, 结果如图1所示.

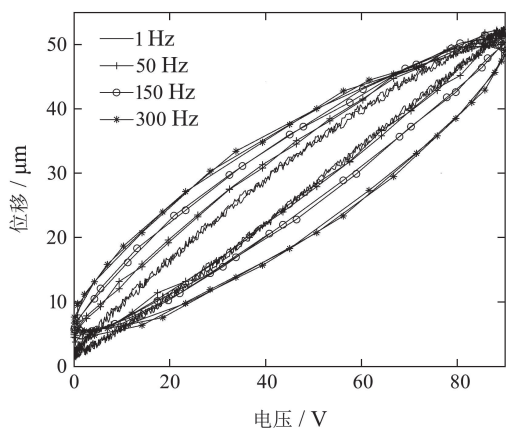


图 1 率相关迟滞非线性

Fig. 1 Rate-dependent hysteresis nonlinearity

如表1所示, 使用相对误差RE定量表示系统的非线性, 可见随着系统输入输出信号频率的增大, 迟滞特性越来越强.

2.1 Hammerstein模型(Hammerstein model)

本文使用Hammerstein模型^[27]建立压电作动器的模型, 如图2所示, 由RBF神经网络模型实现静态非线性模块 N , 用ARX模型实现动态线性模块 $G(z)$.

研究发现, 当信号的频率较低(0~5 Hz)时, 迟滞环基本没有变化. 可以认为压电作动器仅表现了迟滞特性, 是率无关的, 可以用静态非线性模块实现. 当输入输出信号频率增大后, 再由一个高阶常微分方程实

现动态线性模块, 表征率相关特性.

表 1 迟滞特性相对误差表

Table 1 Hysteresis characteristics relative error table

| 频率/Hz | RE/% | 频率/Hz | RE/% |
|-------|-------|-------|-------|
| 1 | 7.32 | 100 | 12.50 |
| 2 | 7.39 | 120 | 13.67 |
| 5 | 7.34 | 150 | 15.06 |
| 10 | 7.53 | 200 | 17.59 |
| 20 | 8.38 | 230 | 19.06 |
| 50 | 9.99 | 260 | 20.58 |
| 70 | 10.99 | 300 | 22.60 |

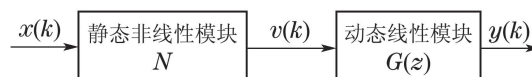


图 2 压电作动器的Hammerstein模型

Fig. 2 Hammerstein model of piezoelectric actuators

2.2 径向基神经网络模型(RBF neural network model)

RBF神经网络能够逼近任意的非线性函数, 具有泛化能力强、学习收敛速度快等优点, 且无局部极小, 广泛应用于非线性系统辨识中. 但是使用神经网络有个前提, 系统的输入输出必须满足一对一映射或多对一映射的关系. 而压电作动器的输入输出具有多值映射的特点, 很难直接使用RBF神经网络去逼近迟滞非线性. 因此需引入一个迟滞因子来拓展神经网络的输入空间^[28-29], 使神经网络的输入与输出之间形成多对一映射. 如图3所示, 输入空间由一维拓展到二维.

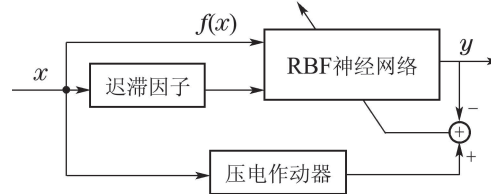


图 3 拓展输入空间

Fig. 3 Expand input space

虽然迟滞环的运动曲线较为复杂, 但是通过研究发现其运动规律有个特点: 不同迟滞环的运动轨迹很接近, 在到达极值点前后, 总是沿着类似的曲线上升或下降. 如果使用形状相似且容易用数学语言描述的曲线来代替迟滞环, 即构造迟滞因子来描述系统的迟滞特性, 可以有效简化计算.

本文使用PI模型来构建迟滞因子, 如图4所示, 是该模型的基本Play算子.

$$H_{r_h}[x, y_0] = \max\{x - r_h, \min\{x + r_h, y_0\}\}. \quad (1)$$

式(1)是对Play算子的数学描述, r_h 是算子的阈值, y_0 是算子的初值.

$$y(t) = w_h^T H_{r_h}[x, y_0](t). \quad (2)$$

通过叠加一系列不同阈值和权值的Play算子,可以有效拟合迟滞特性,如式(2)所示,是迟滞正因子的数学描述.其中: $y_0 = [y_{01}, y_{02}, \dots, y_{0n}]^T$ 是Play算子的初始值向量, $w_h = [w_{h0}, w_{h1}, \dots, w_{hn}]^T$ 是权值向量, $r_h = [r_{h0}, r_{h1}, \dots, r_{hn}]^T$ 是阈值向量.上述参数的辨识方法可参考文献[17].

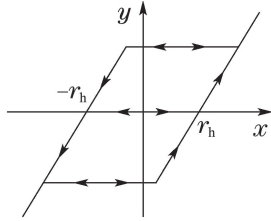


图4 Play算子

Fig. 4 Play operator

2.3 自回归历遍模型(Auto-regressive exogenous model)

自回归历遍(ARX)模型可以看作是一种有理传递函数模型,用于实现压电作动器的Hammerstein模型的动态线性部分,表征压电作动器的率相关特性.ARX模型表达式为

$$A(z)y(t) = B(z)u(t) + e(t), \quad (3)$$

其中: $y(t)$ 是输出项, $u(t)$ 是输入项, $e(t)$ 为误差项, $A(z) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \dots + a_nz^{-n}$, $B(z) = 1 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + \dots + b_mz^{-m}$, z^{-1} 为单位延迟算子.ARX模型写成传递函数形式为

$$G(z) = \frac{B(z)}{A(z)}. \quad (4)$$

3 模型的辨识与验证(Identification and verification of model)

不同于物理模型,算子模型和智能模型都是直接使用系统的输入输出数据进行建模.因此不要求解模型的物理结构和相应参数,使得模型解析较为容易,利于逆模型的求解计算.

3.1 数据预处理(Data preprocessing)

以压电作动器为代表这一类智能结构,精度都是微米级甚至更高.因此环境中噪声和扰动对迟滞系统的影响较大,除了可以使用光学减振平台进行振动隔离外,后期的滤波降噪等数据处理也是不可少的.

本文使用FIR滤波器对1 Hz时的输出数据进行了处理,使得输出的波形更为平滑,有效减少了噪声和扰动的影响.

3.2 模型辨识(Model identification)

系统的静态非线性模块,使用输入输出信号频率为1Hz时的数据,确定相应的输入信号 x 、迟滞输入信号 $f(x)$ 以及输出信号 y .本文建立了一个标准的3层的RBF神经网络,隐层使用径向基函数,输出层为隐层

输出的线性加权和.通过使用MATLAB神经网络工具箱,调用newrb函数进行训练,本文中神经网络的期望均方误差取为0,散布常数取为30.再使用gensim函数将训练好的模型提取为Simulink模块,建立相应的RBF神经网络模型框图,以便后续和dSPACE连接.

系统的动态线性模块,输入压电作动器1~300 Hz的正弦扫描信号,得到系统输入 $x(k)$ 、系统输出 $y(k)$,基于已经得到的RBF神经网络模型,确定中间变量 $v(k)$.调用MATLAB里的ARX语句进行函数辨识,以 $v(k)$ 作为输入, $y(k)$ 作为输出.关于ARX函数的阶次选择^[30],可以依据AIC准则(Akaike's information criterion),本文确定为两阶时效果最好,辨识结果如下:

$$G(z) = \frac{1.121z - 0.9221}{z^2 - 0.3834z - 0.4126}. \quad (5)$$

3.3 模型验证(Model validation)

输入信号是电压为90 V,频率范围为1~300 Hz,包括单一频率和复合频率的正弦信号.同时给压电作动器和其Hammerstein模型相同的输入信号,采集相应的输出信号.实际测量和仿真的结果具体如图5所示,通过比较检验所建模型的有效性.

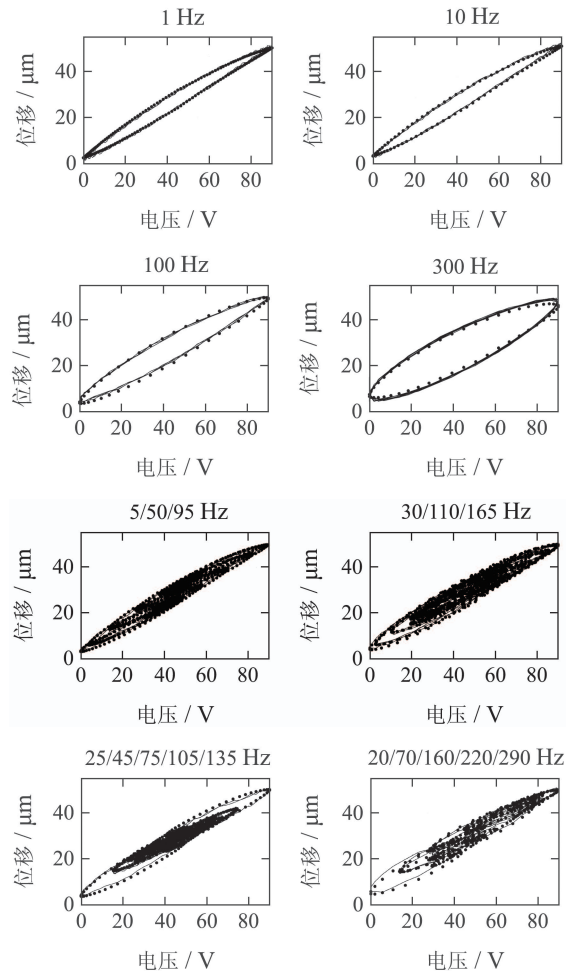


图5 模型的验证(点线: 模型输出; 实线: 作动器输出)

Fig. 5 Verification of the model (dotted line: model output; solid line: actuator output)

3.4 检测标准(Detection criterion)

使用相对误差(relative error, RE)和均方根误差(root mean square error, RMSE)作为检测的标准, 如式(6)–(7)所示. N 是数据个数, x 是模型输出, y 是实际输出.

$$RE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N |y - x|^2}{\sum_{i=1}^N |x|^2}}, \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N |y - x|^2}{N}}. \quad (7)$$

使用RE和RMSE对压电作动器的建模效果进行定量的描述, 不同频率信号误差数值参见表2.

表 2 模型验证误差表

| 频率/Hz | RMSE/ μm | RE/% |
|-------------------|---------------------|------|
| 1 | 0.7266 | 2.24 |
| 10 | 0.6555 | 1.99 |
| 100 | 0.9667 | 3.01 |
| 300 | 1.2657 | 4.08 |
| 5/50/95 | 1.1682 | 3.89 |
| 30/110/165 | 0.9617 | 3.01 |
| 25/45/75/105/135 | 0.8377 | 2.85 |
| 20/70/160/220/290 | 1.1984 | 3.51 |

从图5和表2可以看出, 所提出的模型能够有效地描述压电作动器的率相关迟滞非线性特性, 均方根误差最大为1.2657 μm , 相对误差在1.99%~4.08%之间. 相比于别的方法, 这种模型所需要的数据量少, 结构简单, 容易辨识并实现.

4 控制器设计(Controller design)

关于压电作动器的控制器设计, 如果只使用PID前馈控制, 效果较差, 难以满足控制要求; 直接使用逆模型控制能够较好地消除迟滞特性, 但是对环境的适应能力较差. 因此本文使用直接逆补偿控制, 结合PI反馈控制的复合控制策略, 先构建RBF逆模型和ARX逆模型, 再确定相应的PI控制器参数.

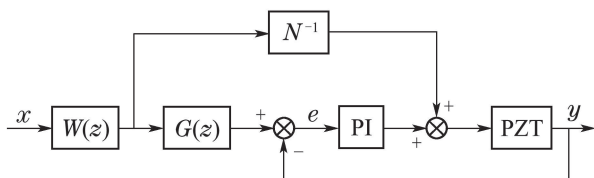


图 6 控制器原理图

Fig. 6 Controller schematic diagram

如图6所示, 是压电作动器的控制器原理图. N^{-1} 是RBF神经网络逆模型, $W(z)$ 是 $G(z)$ 的逆模型. x 是参考输入信号, y 是实际输出信号, e 是输入输出信号的差值, 反馈输入PI 控制器中.

把相应的Hammerstein逆模型串联放在作动器模型前面, 在逻辑层次上的意义是: 对输入信号进行补偿, 以补偿后的信号作为压电作动器的实际输入, 使作动器的输出达到理想输出.

4.1 RBF神经网络逆模型(RBF neural network inverse model)

构建逆模型的步骤与构建正模型类似, 使用输入输出信号频率为1 Hz时的数据. 如图7所示, 将输出信号 y 作为逆模型的输入信号, 确定相应的流经迟滞逆因子的数据 $h(y)$, 将输入信号 x 作为逆模型的输出信号. 利用newrb函数和gensim函数确定相应的逆模型.

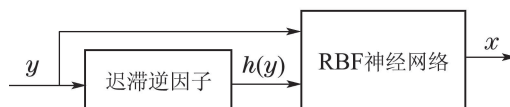


图 7 RBF神经网络逆模型

Fig. 7 RBF neural network inverse model

迟滞逆因子具有和迟滞正因子相反的运动特性, 对迟滞正因子求解析逆即可得到迟滞逆因子

$$x(t) = w_h^T H_{r_h} [y \ y'_0](t). \quad (8)$$

如式(8)所示, 是对迟滞逆因子的数学描述, $y'_0 = [y'_{01} \ y'_{02} \ \dots \ y'_{0n}]^T$ 是迟滞逆因子的初始值向量,

$$r_h = [r'_{h0} \ r'_{h1} \ \dots \ r'_{hn}]^T,$$

$$w_h = [w'_{h0} \ w'_{h1} \ \dots \ w'_{hn}]^T$$

是阈值向量和权值向量.

4.2 ARX逆模型(ARX inverse model)

理想的ARX逆模型应是 $W(z) = G^{-1}(z)$, 但是由工程学角度可知, 无论是 $G(z)$ 还是 $W(z)$ 必须是严格正则的系统. 因此逆模型可取为式(9).

$$W(z) = G^{-1}(z)z^{-1}. \quad (9)$$

如果系统的采样频率足够高, $W(z)$ 和 $G^{-1}(z)$ 会非常接近, 本文取为10 KHz.

4.3 PI反馈控制(PI feedback control)

为了提高控制精度, 引入PI反馈控制, 其中PI控制器参数的选取采用Ziegler-Nichols工程整定法. 然而得到的PI控制器参数, 其效果不一定是最优的, 仍需要根据实际情况进行微调.

5 实时跟踪控制实验(Real-time tracking control experiment)

实验设备如图8所示. 压电作动器型号为芯明天公司的PSt150/7/60VS12, 行程范围58.83 μm , 驱动电压为0 ~ 150 V. 配套的压电陶瓷伺服功率放大器装有低压功率放大模块XE-505.00. 电涡流传感器型号是远东测振公司的85745型, 分辨率为8 mV/ μm . dSPACE

半实物仿真平台是一个标准组件系统,包含DS1006(处理器)、DS2002(A/D)、DS2103(D/A)等多块板卡。

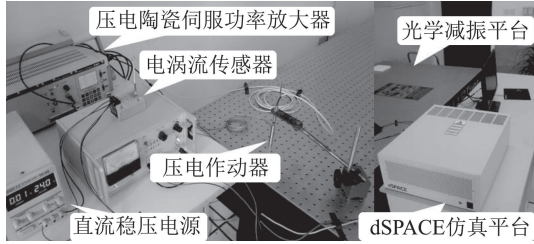


图8 实验设备

Fig. 8 Experimental equipment

信号流程如下:在上位机上搭建迟滞系统的Simulink模型,下载到dSPACE平台中,发出控制信号给压电陶瓷伺服功率放大器,然后流向压电作动器,产生相应的位移,由电涡流传感器测量压电作动器的位移,最后传给dSPACE平台,再由上位机进行后续的数据处理和分析。

5.1 控制效果(Control results)

根据前文提出的控制策略,设计了实时的跟踪控制实验.输入幅值为 $20\ \mu\text{m}$,频率范围在 $1\sim 300\ \text{Hz}$ 内的正弦信号,包括单一频率和复合频率.采集相应的压电作动器输出信号,和理想信号进行对比,如图9所示。

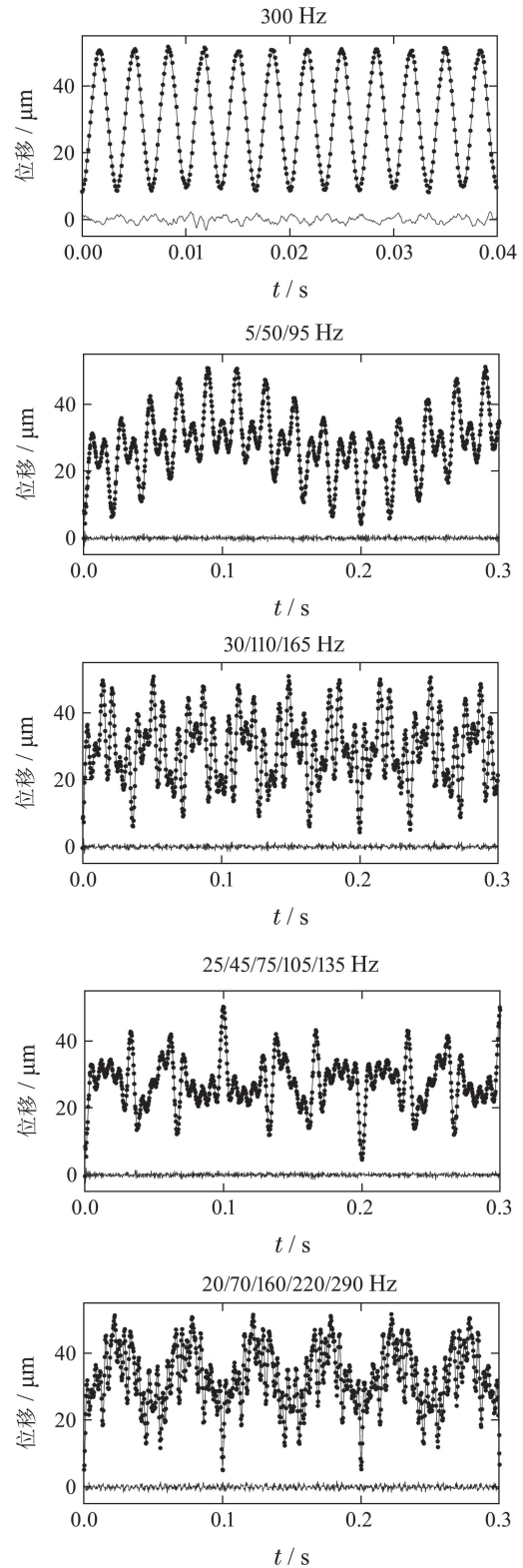
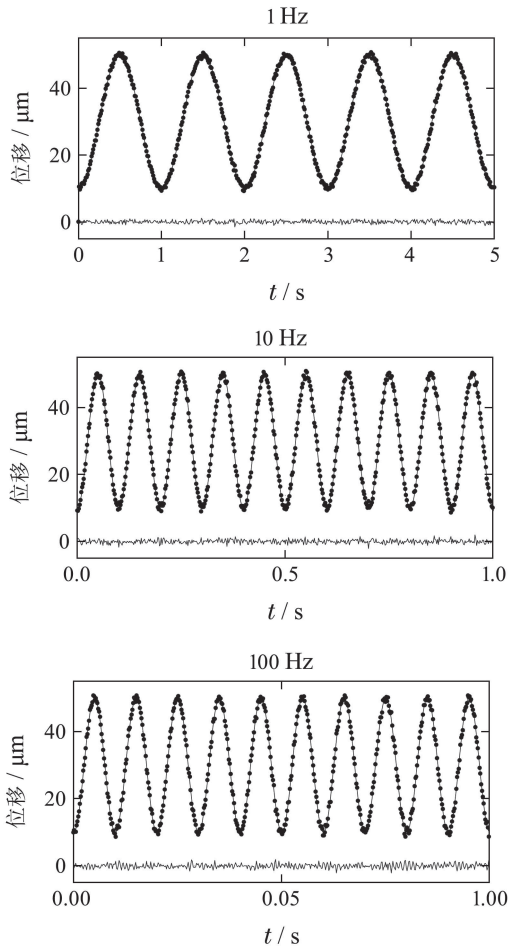


图9 实时跟踪控制效果图(实线:实测输出;点线:理想输出;下方实线:误差)

Fig. 9 Real-time tracking and control effect diagram (solid line: the measured output; dotted line: the ideal output; bottom line: error)

图9是实时跟踪控制实验的效果,检测的标准同样使用相对误差RE和均方根误差RMSE来定量表示,不同频率信号(包括单一频率和复合频率)的误差数值

参见表3.

表3 实时跟踪误差表

Table 3 Real-time tracking control error table

| 频率/Hz | RMSE/ μm | RE/% |
|-------------------|---------------------|------|
| 1 | 0.4537 | 1.37 |
| 10 | 0.5775 | 1.72 |
| 100 | 0.6855 | 2.07 |
| 300 | 0.9757 | 2.98 |
| 5/50/95 | 0.5034 | 1.72 |
| 30/110/165 | 0.5542 | 1.81 |
| 25/45/75/105/135 | 0.5009 | 1.76 |
| 20/70/160/220/290 | 0.6177 | 1.83 |

由图9和表3的结果可以看出, 提出的控制策略基本抵消了压电作动器的迟滞非线性特性和率相关特性, 从而对不同频率的输入信号进行有效地跟踪. 由此可知, 本文所建Hammerstein模型能够有效拟合压电作动器的率相关迟滞非线性.

5.2 与MPI建模方法的比较(Comparison with MPI modeling method)

文献[23]中提出了一种基于MPI逆模型前馈结合PI反馈控制的方法, 对压电作动器进行控制. 本文在同一个压电作动器上复现了该控制策略以进行比较. 但是受限于算子模型的局限性, 使得MPI模型的泛化能力不强, 也没有考虑原始数据中环境噪声的影响.

本文使用FIR算法对原始数据进行优化, 使用RBF神经网络模型进行建模, 有效加强了迟滞模型的泛化能力, 在高频阶段控制精度明显提高. 如图10所示, 是两种方法的相对误差RE的比较.

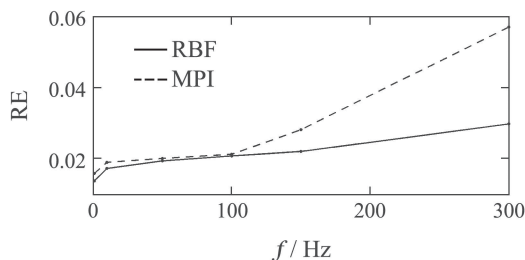


图10 控制效果对比图

Fig. 10 Control effect comparison diagram

6 结论(Conclusions)

针对压电作动器的率相关迟滞非线性, 本文建立了基于RBF神经网络和ARX函数的Hammerstein模型, 并给出了模型的原理和辨识方法. 结果表明模型的频率泛化能力较好, 能有效描述压电作动器在1~300 Hz频率范围内的迟滞环. 提出了基于RBF神经网络逆补偿控制, 结合PI反馈控制的复合控制策略, 实时跟踪幅值为20 μm 的单一频率和复合频率正弦信

号. 压电作动器输出和参考输入的均方根误差不超过0.9757 μm , 控制误差不超过2.98%. 表现出良好的跟踪精度, 实时性较好, 证明了控制策略是有效的.

参考文献(References):

- [1] MAO Jianqin, LI Lin, ZHANG Zhen, et al. *Dynamics and Control of Intelligent Structures* [M]. Beijing: Science Press, 2013. (毛剑琴, 李琳, 张臻, 等. 智能结构动力学与控制 [M]. 北京: 科学出版社, 2013.)
- [2] YANG Dazhi. *Intelligent Material and Intelligent System* [M]. Tianjin: Tianjin University Press, 2002. (杨大智. 智能材料与智能系统 [M]. 天津: 天津大学出版社, 2002.)
- [3] LI Chuntao, TAN Yonghong. Modeling and control for nonlinear systems with hysteresis [J]. *Control Theory & Applications*, 2005, 22(2): 281 – 287. (李春涛, 谭永红. 迟滞非线性系统的建模与控制 [J]. 控制理论与应用, 2005, 22(2): 281 – 287.)
- [4] CUI Yuguo, SUN Baoyuan, DONG Weijie, et al. Causes for hysteresis and nonlinearity of piezoelectric ceramic actuators [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2003, 11(3): 270 – 275. (崔玉国, 孙宝元, 董维杰, 等. 压电陶瓷执行器迟滞与非线性成因分析 [J]. 光学精密工程, 2003, 11(3): 270 – 275.)
- [5] JILES D C, ATHERTON D L. Theory of ferromagnetic hysteresis [J]. *Journal of Magnetism and Materials*, 1986, 61(1/2): 48 – 60.
- [6] STONER E C, WOHLFARTH E P. A mechanism of magnetic hysteresis in heterogeneous alloys [J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 1991, 27(4): 3475 – 3518.
- [7] XIE W F, FU J, YAO H, et al. Observer based control of piezoelectric actuators with classical Duhamel modeled hysteresis [C] // *Proceedings of the 2009 Conference on American Control Conference*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 4221 – 4226.
- [8] MAYERGOYZ I D. *Mathematical Models of Hysteresis* [M]. New York: Springer-Verlag, 1991.
- [9] JANAIDEH M A, SU C Y, RAKHEJA S. Compensation of rate-dependent hysteresis nonlinearities in a Piezo micro-positioning stage [C] // *2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Anchorage, AK, USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2010: 512 – 517.
- [10] WEBB G V, LAGOUDAS D C, KURDILA A J. Hysteresis modeling of SMA actuators for control application [J]. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 1998, 9(6): 432 – 448.
- [11] MAO J Q, DING H S. Intelligent modeling and control for nonlinear systems with rate-dependent hysteresis [J]. *Science in China Press*, 2009, 52(4): 547 – 722.
- [12] WONGP K, XU Q S, VONG C M, et al. Rate dependent hysteresis modeling and control of a Piezostage using online support vector machine and relevance vector machine [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2012, 59(4): 1988 – 2001.
- [13] KNOHL T, UNBEHAUEN H. Adaptive position control of electrohydraulic servo systems using ANN [J]. *Mechatronics*, 2000, 10(S1/2): 127 – 143.
- [14] DONG R L, TAN Y H, CHEN H, et al. A neural networks-based model for rate-dependent hysteresis for piezoceramic actuators [J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2008, 143(2): 370 – 376.
- [15] IKHOUEANE F, RODELLAR J. *Systems with Hysteresis: Analysis, Identification and Control Using the Bouc-wen Model* [M]. Chichester: John Wiley & Sons, Ltd, 2007.
- [16] LI Chuanbing, ZHANG Yulin, CHEN Weimin, et al. ARX model based predictive control of Piezo-intelligent structures [J]. *Piezoelectrics & Acousto-optics*, 2002, 24(2): 165 – 167. (李传兵, 张玉麟, 陈伟民, 等. 基于ARX模型的压电智能结构振动预测控制 [J]. 压电与声光, 2002, 24(2): 165 – 167.)

- [17] KUHNNEN K. Modeling, identification and compensation of complex hysteresis nonlinearities, a modified Prandtl-Ishlinskii approach [J]. *European Journal of Control*, 2003, 9(4): 407 – 418.
- [18] WANG Z Y, ZHANG Z, MAO J Q, et al. A Hammerstein-based model for rate-dependent hysteresis in piezoelectric actuator [C] // *The 24th Chinese Control and Decision Conference*. Taiyuan: IEEE, 2012: 1391 – 1396.
- [19] DANG Xuanju, TAN Yonghong. Study on neural networks dynamic hysteresis model for Piezoceramic based on Wiener model [J]. *Journal of System Simulation*, 2005, 17(11): 2701 – 2704.
(党选举, 谭永红. 基于WIENER模型的压电陶瓷神经网络动态迟滞模型的研究 [J]. 系统仿真学报, 2005, 17(11): 2701 – 2704.)
- [20] XIE Yangqiu, TAN Yonghong. Identification and control of piezoceramic actuator using nonsmooth sandwich model [J]. *Control Theory & Applications*, 2013, 30(5): 567 – 576.
(谢扬球, 谭永红. 压电陶瓷执行器的非光滑三明治模型辨识与内模控制 [J]. 控制理论与应用, 2013, 30(5): 567 – 576.)
- [21] WOLF F, SUTOR A, RUPITSCH S J, et al. Modeling and measurement of creep-and rate-dependent hysteresis in ferroelectric actuators [J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2011, 172(1): 245 – 252.
- [22] ANG W T, GARMON F A, KHOSLA P K, et al. Modeling rate-dependent hysteresis in piezoelectric actuators [C] // *Proceedings of the 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2003: 1975 – 1980.
- [23] WANG Yufeng, GUO Yongxin, MAO Jianqin. Rate-dependent modeling and tracking control of piezoelectric actuators [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(3): 616 – 625.
(王钰锋, 郭咏新, 毛建琴. 压电作动器的率相关迟滞建模与跟踪控制 [J]. 光学精密工程, 2014, 22(3): 616 – 625.)
- [24] TAO G, KOKOTOVIC P V. Adaptive control of plant with unknown hysteresis [J]. *IEEE Transactions on Automation Control*, 1995, 40(2): 200 – 213.
- [25] SU C Y, WANG Q Q, CHEN X K, et al. Backstepping based variable structure control of a class of nonlinear systems preceded by hysteresis [C] // *International Conference on Control and Automation (ICCA'05)*. Singapore: IEEE, 2005: 288 – 292.
- [26] TAN X B, BARAS J S. Modeling and control of a magnetostrictive actuator [C] // *Proceedings of the 41st IEEE Conference on Decision and Control*. Las Vegas, Nevada USA: IEEE, 2002, 12: 866 – 872.
- [27] JIA Li, LI Xunlong. Identification of Hammerstein model: review and prospect [J]. *Control Theory & Applications*, 2014, 31(1): 1 – 10.
(贾立, 李训龙. Hammerstein模型辨识的回顾与发展 [J]. 控制理论与应用, 2014, 31(1): 1 – 10.)
- [28] MA Lianwei, TAN Yonghong, ZOU Tao. A neural-network-based inverse hysteresis model [J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(5): 823 – 826.
(马连伟, 谭永红, 邹涛. 基于神经网络的迟滞逆模型 [J]. 控制理论与应用, 2008, 25(5): 823 – 826.)
- [29] WANG Xiaohui, DING Zhi, LIU Baoquan, et al. Modeling of hysteresis for fast tool servo system based on RBF neural network [J]. *Journal of Southeast University*, 2012, 42(S1): 217 – 220.
(王晓慧, 丁智, 刘宝权, 等. 基于RBF神经网络的快速伺服刀架迟滞特性建模 [J]. 东南大学学报, 2012, 42(S1): 217 – 220.)
- [30] XUE Dingyu. *Computer Aided Design of Control System* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2012.
(薛定宇. 控制系统计算机辅助设计 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2012.)

作者简介:

范家华 (1992–), 男, 硕士研究生, 目前研究方向为动态迟滞非线性系统的建模与控制, E-mail: fjhfhh@163.com;

马磊 (1972–), 男, 博士生导师, 教授, 目前研究方向为多机器人/多智能体系统、控制理论及其在机器人、新能源和轨道交通系统中的应用, E-mail: malei@swjtu.edu.cn;

周攀 (1989–), 男, 硕士研究生, 目前研究方向为机器人控制, E-mail: zhoupn87999@163.com;

刘佳彬 (1988–), 女, 博士研究生, 目前研究方向为鲁棒控制、分散控制、迟滞非线性系统的研究, E-mail: lin_cici@foxmail.com;

周克敏 (1962–), 男, 博士生导师, 教授, 国际电气与电子工程师学会会员, 目前研究方向为鲁棒控制、多目标优化、故障诊断与容错控制、迟滞非线性控制等, E-mail: kmzhou@gmail.com.