



# 基于 T-S 模糊系统的压电驱动器迟滞特性动态建模

谢 慧, 赵新龙

(浙江理工大学机械与自动控制学院, 杭州 310018)

**摘 要:** 为辨识压电驱动器的速率相关迟滞特性, 提出了一种基于 Takagi-Sugeno(T-S)模糊系统的迟滞建模方法。首先, 引入了新的模糊 C 回归聚类算法(Novel fuzzy C-regression model algorithm, NFCRMA)划分模糊空间, 利用模糊 C 均值聚类算法(Fuzzy C-means, FCM)完成初始化, 再利用改进的模糊 C 回归聚类算法(Fuzzy C-regression model, FCRM)确定模糊前件。其次, 引入了与 NFCRMA 相对应的超平面隶属函数, 利用递推最小二乘法完成模糊后件的辨识。最后, 利用上述方法对压电驱动器的迟滞特性进行动态建模。该模型能够较好逼近输入频率在 10 Hz 到 200 Hz 的迟滞特性; 在正弦衰减信号作用下, 模型的相对误差控制在 1% 之内。实验结果表明该方法有效。

**关键词:** 压电驱动器; 动态迟滞; T-S 模糊系统; NFCRMA; 超平面隶属度函数

**中图分类号:** TP20

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1673-3851(2019)09-0644-06

## Dynamic modeling for hysteresis characteristics of piezoelectric actuators based on T-S Fuzzy System

XIE Hui, ZHAO Xinlong

(Faculty of Mechanical Engineering & Automation, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** A hysteresis modeling method based on Takagi-Sugeno (T-S) fuzzy system was proposed to recognize rate-related hysteresis characteristics of piezoelectric actuators. Firstly, a novel fuzzy C-regression model (Novel fuzzy C-regression model algorithm, NFCRMA) was introduced to divide the fuzzy space, and initialization was completed by the fuzzy C-means clustering algorithm (Fuzzy C-means, FCM). Then, the improved Fuzzy C-regression model (FCRM) was utilized to determine the fuzzy antecedent. Secondly, the hyperplane membership function corresponding to NFCRMA was introduced, and the recursive least squares method was used to identify the fuzzy post-component. Finally, the hysteresis characteristics of the piezoelectric actuator were dynamically modeled by the above method. The model can well approximate the hysteresis characteristic with the input frequency between 10 Hz and 200 Hz. Under the action of sinusoidal attenuation signal, the relative error of the model is less than 1%. The results demonstrate the effectiveness and practicality of the proposed modeling technique.

**Key words:** piezoelectric actuators; dynamic hysteresis; T-S fuzzy system; NFCRMA; hyperplanemembership function

收稿日期: 2019-01-14 网络出版日期: 2019-05-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(61273184); 浙江省自然科学基金项目(LY15F030005)

作者简介: 谢 慧(1994-), 女, 湖北十堰人, 硕士研究生, 主要从事迟滞非线性系统方面的研究。

通信作者: 赵新龙, E-mail: zhaoxinlong@zstu.edu.cn

## 0 引言

压电驱动器是一种微位移元件,因体积小、频响高、无噪声、不发热等优点,被广泛应用于各类超精密驱动系统中。然而压电驱动器存在固有的迟滞特性,体现为记忆性、非平滑性、多映射性和速率相关性<sup>[1]</sup>。迟滞的存在会降低超精密定位系统的控制精度,严重时甚至可能导致系统不稳定。对压电驱动器建立数学模型进而设计控制器,是减小迟滞影响的一个有效途径。

根据是否考虑输入频率对迟滞系统的影响,迟滞模型分为动态迟滞模型与静态迟滞模型<sup>[2]</sup>。常见的静态迟滞模型有经典 Preisach 模型<sup>[3]</sup>、Krasnosel'skii-Pokrovskii 模型<sup>[4]</sup>、Prandtl-Ishlinskii 模型<sup>[5]</sup>、Bouc-Wen 模型<sup>[6]</sup>和神经网络模型<sup>[7]</sup>。然而,静态迟滞模型仅能够反映压电驱动器在窄频带中的迟滞行为,为了描述迟滞系统的速率相关性,需要对迟滞非线性进行动态建模。Mrad 等<sup>[8]</sup>提出了动态 Preisach 模型,通过改变权重函数来描述迟滞的速率相关性,但是存在参数难以辨识的缺点。赵新龙等<sup>[9]</sup>通过引入动态迟滞算子构造新的输入空间,将多值映射转换为一一映射,建立了基于神经网络的动态迟滞模型,但神经网络是一种黑箱模型。王贞艳等<sup>[10]</sup>提出了一种基于 Bouc-Wen 的 Hammerstein 迟滞模型,利用线性动态模块描述系统的速率相关性,从而实现动态迟滞建模。但利用 Bouc-Wen 模型和线性动态模块分别描述系统的静态迟滞非线性特性和率相关特性,使得模型结构较为复杂。

随着模糊理论的成熟,Takagi-Sugeno(T-S)模糊系统以其简单的结构与通用逼近能力被广泛应用于非线性系统建模<sup>[11-12]</sup>。T-S 模糊系统主要由模糊前件与模糊后件两部分组成,利用 T-S 模糊系统建模,主要是对 T-S 模糊系统的前件和后件进行结构划分与参数辨识<sup>[13]</sup>。常用于前件划分和参数辨识的聚类算法有:减法聚类算法<sup>[14]</sup>,模糊 C 均值(Fuzzy C-means, FCM)聚类算法<sup>[15]</sup>和模糊 C 回归模型(Fuzzy C-regression model, FCRM)聚类算法<sup>[16]</sup>等。其中,减法聚类效率较高,但聚类中心取原数据中的点,无法反映聚类中心的含义。FCM 是基于欧氏距离的算法,对于球状类较为敏感,未能考虑数据间的映射关系。FCRM 作为一种超平面聚类算法,将数据分成 C 类,每一类对应一个回归模型,该模型不仅可反映数据之间的函数关系,且与 T-S 模糊系统的结构相似,但 FCRM 算法往往需多

次迭代。Li 等<sup>[17]</sup>提出了一种新的模糊 C 回归聚类算法(Novel fuzzy C-regression model algorithm, NFCRMA),利用 FCM 初始化解模糊空间,再根据目标函数推导出改进的 FCRM,完成模糊前件的划分与参数辨识。常用的模糊后件辨识方法有基于梯度学习的参数辨识,基于模糊神经网络的参数学习,应用遗传算法进行参数辨识与优化。其中,基于梯度学习的最小二乘法,是模糊后件参数辨识方法中最基本与常用的一种,被用于压电驱动器迟滞建模<sup>[18]</sup>。

隶属度函数是连接模糊前件与模糊后件的重要节点,常用隶属度函数有钟形和高斯形,但二者都是基于两点间欧氏距离的隶属函数,适用于超球面聚类算法划分的模糊系统<sup>[19]</sup>。针对超平面聚类算法,Li 等<sup>[19]</sup>设计了一种超平面隶属函数,该隶属度函数有效提高了超平面聚类算法的辨识精度。

本文将 NFCRMA 与超平面隶属度函数结合,通过 NNFCRMA 辨识 T-S 模糊前件,引入与 NFCRMA 相对应的超平面隶属度函数,用递推最小二乘法辨识模糊后件,从而建立压电驱动器的动态迟滞模型。与李朋志等<sup>[18]</sup>提出的 T-S 模糊模型相比,本文提出的模型有三个特点:a)基于 T-S 模糊系统的动态迟滞模型能够描述迟滞的速率相关性,表现出较强的泛化能力;b)引入与超平面聚类算法相对应的超平面隶属度函数,提高了建模精度;c)预设参数较少,在线调整参数更加简便。

## 1 T-S 模糊模型

本文针对压电驱动器迟滞特性,提出了一种基于 T-S 模糊系统的动态迟滞模型,其结构如图 1 所示。该模型是基于三输入-单输出的 T-S 模糊系统建立的,其中  $x_k = [v_k, v_{k-1}, y_{k-1}]^T$  和  $\hat{y}_k$  分别是 T-S 模糊模型的输入与输出。其中,  $k=2, \dots, n$ ,  $n$  是样本总数;  $v_k$  是压电驱动器当前输入电压, V;  $y_k$  是压电驱动器的当前输出位移,  $\mu\text{m}$ 。

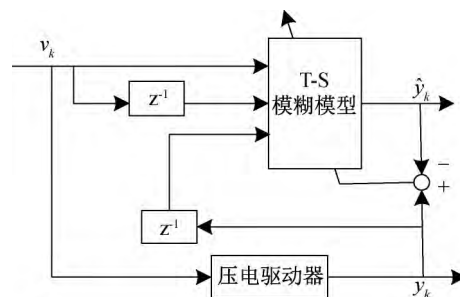


图 1 基于 T-S 模糊系统的压电驱动器迟滞模型结构

T-S 模糊系统由若干 if-then 模糊规则组成, 每一条规则代表一个线性子系统, 各线性子系统的加权平均值描述非线性系统的输出。模型的第  $l$  条规则可表示为:

$$\begin{aligned} R^l: & \text{if } x_{k1} \text{ is } A_1^l \text{ and } x_{k2} \text{ is } A_2^l \text{ and } x_{k3} \text{ is } A_3^l \\ & \text{then } \hat{y}_k^l = q_1^l x_{k1} + q_2^l x_{k2} + q_3^l x_{k3} + q_0^l = \mathbf{q}^l \cdot \bar{\mathbf{x}}_k \end{aligned} \quad (1)$$

其中:  $\mathbf{x}_k = [v_k, v_{k-1}, y_{k-1}]^T = [x_{k1}, x_{k2}, x_{k3}]^T$  是 T-S 模糊模型的第  $k$  个输入; 定义  $\bar{\mathbf{x}}_k = [\mathbf{x}_k; 1]$ ;  $k=2, \dots, n$ ; 集合  $\mathbf{A}^l = [A_1^l, A_2^l, A_3^l]$  是模糊前件;  $\hat{y}_k^l$  是  $k$  个输入在第  $l$  个线性子系统作用下的输出;  $l=1, \dots, L$  是模糊规则数目,  $L$  是模糊规则总数目;  $\mathbf{q}^l = [q_1^l, q_2^l, q_3^l, q_0^l]$  是第  $l$  个子系统的待辨识参数(后件参数)。模糊系统的输出为各个线性子系统的加权平均值:

$$\hat{y}_k = \frac{\sum_{l=1}^L w^l \hat{y}_k^l}{\sum_{l=1}^L w^l} \quad (2)$$

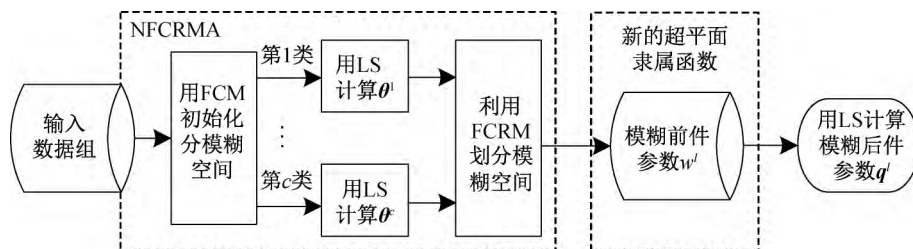


图2 基于 T-S 模糊系统的动态迟滞模型的辨识方法及过程

## 2.1 前件结构划分与参数辨识

记  $\mathbf{x}_k = [x_{k1}, x_{k2}, x_{k3}]^T$ ,  $k=2, \dots, n$  是需要被分类的数据组, FCRM 把具有相同函数映射关系的输入-输出数据对聚为一类, 每一类对应一个回归模型:

$$y_k^c = \theta_1^c x_{k1} + \theta_2^c x_{k2} + \theta_3^c x_{k3} + \theta_0^c = [\mathbf{x}_k^T, 1] \boldsymbol{\theta}^c = \bar{\mathbf{x}}_k \boldsymbol{\theta}^c \quad (4)$$

其中:  $\boldsymbol{\theta}^c = [\theta_1^c, \theta_2^c, \theta_3^c, \theta_0^c]^T$  是 FCRM 聚类算法的中心参数, 用来计算隶属度  $\mu_{A^l}(\mathbf{x}_k)$ 。

新的模糊 C 回归算法(NFCRMA)先用 FCM 完成初始化, 再根据 FCRM 目标函数推导出改进的 FCRM 算法。FCRM 聚类算法的目标函数定义为:

$$\begin{cases} J_M(\mathbf{U}, \boldsymbol{\theta}^c) = \sum_{k=2}^n \sum_{c=1}^C (\mu_{ck})^M (d_{ck}(\boldsymbol{\theta}^c))^2 \\ \sum_{l=1}^L \mu_{ck} = 1 \end{cases} \quad (5)$$

其中:  $M \in (1, \infty)$  是模糊加权指数, 通常取 2;  $\mu_{ck}$  为第  $k$  个样本  $\mathbf{x}_k$  对第  $c$  个聚类的隶属度,  $C$  是聚类总数。

第  $l$  条规则的适用度  $w^l$  可用隶属度  $\mu_{A^l}(\mathbf{x}_k)$  表示为:

$$w^l = \frac{\mu_{A^l}(\mathbf{x}_k)}{\sum_{l=1}^L \mu_{A^l}(\mathbf{x}_k)} \quad (3)$$

其中:  $\mu_{A^l}(\mathbf{x}_k) \in [0, 1]$  表示第  $k$  个输入  $\mathbf{x}_k$  对模糊集合  $A^l$  的隶属度。

## 2 T-S 模糊模型的辨识

模型辨识方法及过程如图 2 所示。首先, 基于样本输入-输出数据构建模糊空间, 利用 FCM 完成模糊前件的初始化分, 引入最小二乘法计算模糊中心  $\boldsymbol{\theta}^l$  的初始值。再根据目标函数推导出改进的 FCRM, 结合超平面隶属度函数完成模糊前件的结构划分与参数辨识, 最后利用递推最小二乘法辨识模糊后件参数  $\mathbf{q}^l$ 。

$d_{ck}(\boldsymbol{\theta}^c)$  是第  $k$  个数据  $\mathbf{x}_k$  到第  $c$  个聚类的距离,  $d_{ck}(\boldsymbol{\theta}^c)$  可表示为:

$$d_{ck}(\boldsymbol{\theta}^c) = |y_k - \bar{\mathbf{x}}_k \boldsymbol{\theta}^c| \quad (6)$$

对目标函数用拉格朗日法:

$$F(\lambda, \mu_{ck}) = \sum_{c=1}^C (\mu_{ck})^M (d_{ck}(\boldsymbol{\theta}^c))^2 - \lambda \left( \sum_{c=1}^C \mu_{ck} - 1 \right) \quad (7)$$

利用偏微分法最小化  $J_M(\mathbf{U}, \boldsymbol{\theta}^c)$  得:

$$\mu_{ck} = \frac{1}{\sum_{i=1}^C \left[ \frac{d_{ck}(\boldsymbol{\theta}^c)}{d_{ik}(\boldsymbol{\theta}^i)} \right]^{\frac{2}{M-1}}} \quad (8)$$

$$\theta_j^c = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ck})^M (y_k - \sum_{t=1, t \neq j}^4 (q_t^c \bar{\mathbf{x}}_{kt}) \bar{\mathbf{x}}_{kj})}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ck})^M (\bar{\mathbf{x}}_{kj})^2} \quad (9)$$

其中:  $c=1, \dots, C, j=1, 2, 3, 4$ 。通过迭代计算式(8)~(9), 目标函数  $J_M(\mathbf{U}, \mathbf{q}^l)$  值会逐渐减小。NFCRMA 如下:

a) 对于  $n$  对样本, 指定分类的数目  $C(C=L)$ , 模糊权重指数  $M$ ; 利用 FCM 初始化满足式(5)的隶

属度矩阵  $U^0 (c \times n)$ , 再利用最小二乘法初始化(4)中的  $\theta^c$ ; 指定迭代终止误差  $\delta > 0$ , 迭代次数  $r = 1$ 。

b) 利用式(6)计算  $d_{ck}(\theta^c)$ , 利用式(8)–(9)分别计算  $\mu_{ck}, \theta_j^c$ 。

c) 判断是否满足误差终止条件: 若满足  $\|U^r - U^{r+1}\| < \delta$ , 迭代结束; 反之, 返回第 b) 步。

针对超平面聚类算法 NFCRMA, 采用超平面隶属函数<sup>[17]</sup>, 即

$$\mu_{Al}(\mathbf{x}_k) = \exp\left(-\eta \frac{d_{lk}(\theta^l)}{\max\{d_{lk}(\theta^l), l=1, \dots, L\}}\right) \quad (10)$$

其中:  $\eta \in [1, 100]$ , 常量。利用 NFCRMA 得到  $d_{ck}(\theta^c)$ ,  $C=L$ , 利用式(10)计算  $\mu_{Al}(\mathbf{x}_k)$ , 再由式(3)得前件参数  $w^l$ 。

## 2.2 T-S 模糊模型后件参数辨识

定义目标函数如式(11), 利用递推最小二乘法使  $E$  取得最小值, 从而得 T-S 模糊模型后件参数  $q^l$ 。目标函数  $E$  定义如下:

$$E = \sum_{k=2}^n [y_k - \hat{y}_k]^2 \quad (11)$$

利用递推最小二乘法:

$$Q(k) = Q(k-1) + K(k)[Y(k) - h^T(k)Q(k-1)] \quad (12)$$

$$K(k) = M(k-1)h(k)[h^T(k)M(k-1)h(k) + I]^{-1} \quad (13)$$

$$M(k) = [I - K(k)h^T(k)]M(k-1) \quad (14)$$

其中:  $h(k) = [p^1(x_k)\bar{x}_k^T; p^2(x_k)\bar{x}_k^T; \dots; p^L(x_k)\bar{x}_k^T]$ , 定义  $\bar{x}_k = [x_k^T; 1]$ ,  $h(k) \in \mathbf{R}^{4L \times 1}$ ,  $k = 2, \dots, n$ 。初始参数选择为  $Q(1) = [0, 0, \dots, 0] \in \mathbf{R}^{4L \times 1}$ ,  $M(1) = 10^6 \times I \in \mathbf{R}^{4L \times 4L}$ , 模型待辨识参数  $[q^1, q^2, \dots, q^L] = Q(n)$ 。

## 3 实验与仿真结果分析

实验基于压电驱动器 PZT-753.21C 平台, 输入电压在 0~100 V 的范围内, 对应输出位移属于 0~25  $\mu\text{m}$ , 采样频率为 1 kHz。利用 MATLABR2014a 中 simulink 模块搭建输入信号, 该信号经过 D/A 模块、驱动电源传送至驱动器, 驱动器输出相应的位移。利用 controldesk 对数据可视化处理, 记录输入、输出数据得到样本点。

首先, 为验证该方法可有效描述迟滞的速率相关特性, 采集了三种不同输入频率的实验数据。输入信号  $x(t) = 0.3\sin(2\pi ft)$ , 频率分别为:  $f=10, 100, 200$  Hz。基于该数据进行仿真, 隶属函数指数参数

$\eta = 1.5$ , 模糊规则取  $L = 13$ , 模糊权重指数  $M = 2$ 。

图 3、图 5、图 7 分别是三种输入频率下模型输出与实际输出的迟滞曲线(图 3 中给出了两模型局部放大图), 实际曲线与模型曲线拟合程度较高, 图 4、图 6、图 8 分别是模糊模型在这三种频率下的误差曲线(误差记为  $e, \mu\text{m}$ ), 频率增高, 模型精度考验增大, 但建模误差均控制在纳米级。

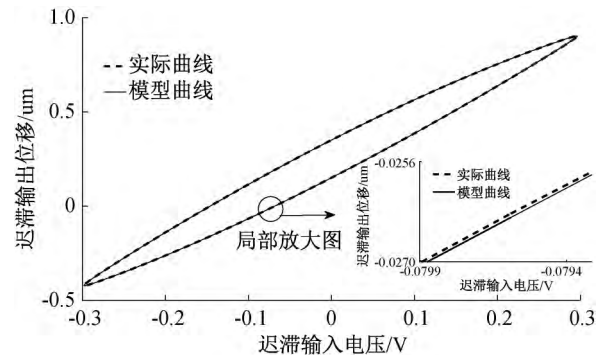


图 3  $f = 10$  Hz 时实际输出与模型输出曲线

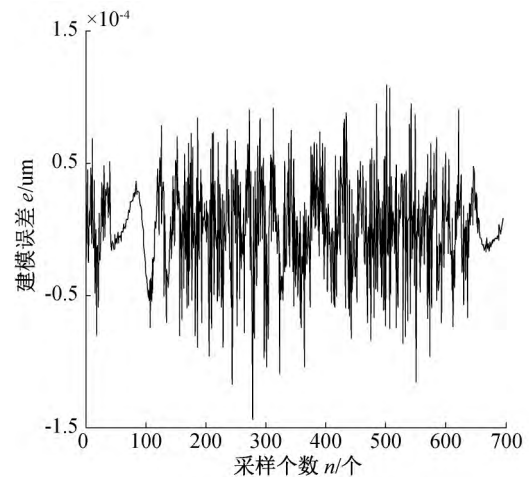


图 4  $f = 10$  Hz 时模型误差

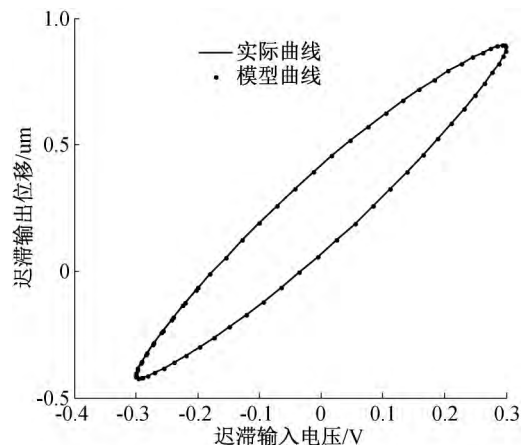


图 5  $f = 100$  Hz 时实际输出与模型输出曲线

三种输入频率下, 建模误差见表 1, 当输入频率

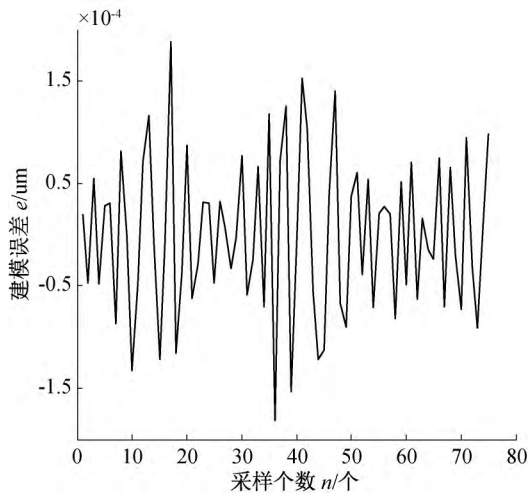


图 6  $f=100\text{ Hz}$  时模型误差

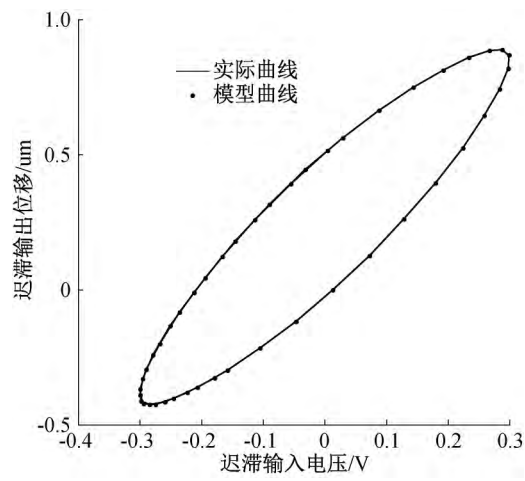


图 7  $f=200\text{ Hz}$  时实际输出与模型输出曲线

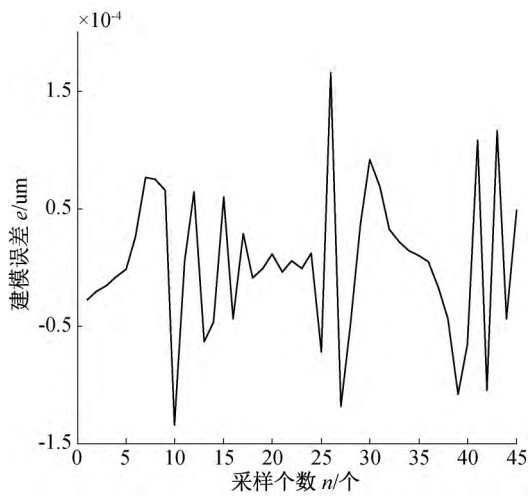


图 8  $f=200\text{ Hz}$  时模型误差

增加时,建模误差逐渐增大,但误差依然控制在  $0.18\text{ nm}$  内,最大相对误差控制在  $0.02\%$  之内,均方差在控制在  $0.0771\text{ nm}$  之内,能够较好地适应迟滞的动态特性。

表 1 不同输入频率下的建模误差

频率/ Hz	最大误 差/ $\mu\text{m}$	最大相对 误差/ $\%$	均方差/ $\mu\text{m}$	模糊规 则数目
10	$1.3056 \times 10^{-4}$	0.0144	$3.8234 \times 10^{-5}$	13
100	$1.6682 \times 10^{-4}$	0.0186	$7.7046 \times 10^{-5}$	13
200	$1.7691 \times 10^{-4}$	0.0199	$6.5440 \times 10^{-5}$	13

其次,为了验证该模型的辨识精度,将文献[18]中的模型与该模型进行了对比。输入如图 9 所示正弦衰减信号,本文提出的模型输出与实际输出曲线如图 10,误差对比曲线如图 11 所示,误差参数见表 2。

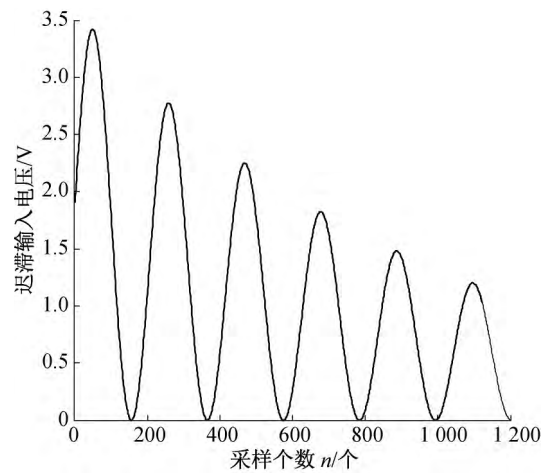


图 9 迟滞输入曲线

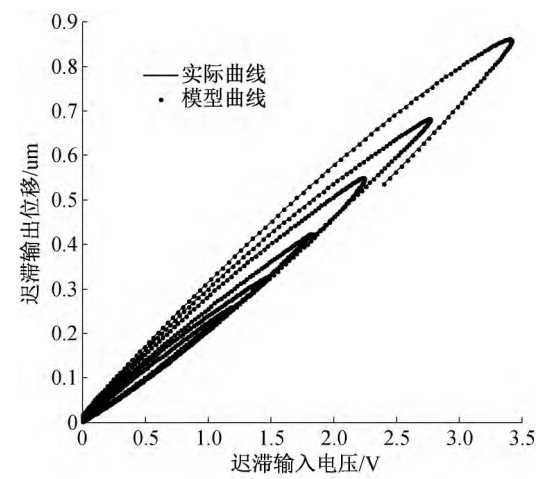


图 10 实际输出与模型输出曲线

从图 11 中可以看出,将文献[18]与该方法建模误差做了对比,该算法在前 400 个样本点的逼近上具有明显的优势,收敛速度较快。为定量分析两模型性能差别,将两模型参数以及误差进行对比,结果见表 2。由表 2 可知,在模型结构与模糊规则数目相同的情况下,该模型的最大误差与最大相对误差比文献[18]对应的误差小近 9 倍,均方差比文献[18]的均方误差小 1 倍,具有更高的建模精度。

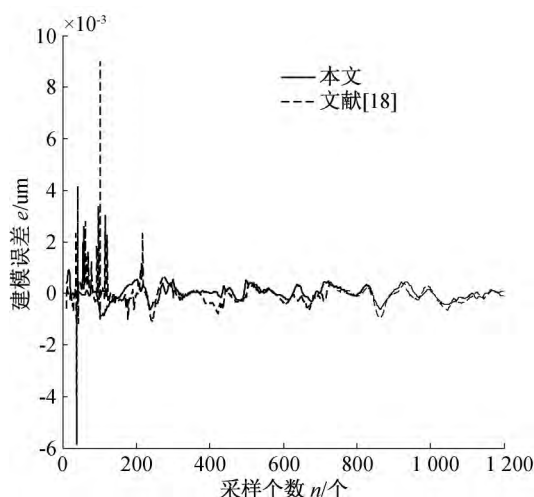


图11 本文建模误差与文献[18]建模误差

表2 本文与文献[18]提出的模型参数对比

模型	最大误差/ $\mu\text{m}$	最大相对 误差/%	均方差/ $\mu\text{m}$	模糊规 则数目	模型 结构
文献[18]	$9.0 \times 10^{-3}$	0.0104	$5.7970 \times 10^{-4}$	13	三输入-单输出
本文	$8.8 \times 10^{-4}$	0.0010	$2.5939 \times 10^{-4}$	13	三输入-单输出

## 4 结 论

针对压电驱动器迟滞非线性系统,提出了一种基于T-S模糊系统的动态迟滞模型。该模型具有三个特点:a)将模糊C回归模型聚类算法与超平面隶属度函数结合,运用于T-S模糊系统辨识,在模糊规则相同的情况下,使得建模误差减小。b)该模型能够描述不同输入频率下的迟滞特性,在输入频率10~200 Hz之间,均具有较高的建模精度。c)结构简单,易于控制器的设计。

## 参考文献:

- [1] Li P, Li P, Sui Y. Adaptive fuzzy hysteresis internal model tracking control of piezoelectric actuators with nanoscale application[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2016, 24(5):1246-1254.
- [2] Guo Y, Mao J, Zhou K. Rate-dependent modeling and  $H_\infty$  robust control of GMA based on Hammerstein model with Preisach operator[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2015, 23(6):2432-2439.
- [3] Ahn K K, Kha N B. Internal model control for shape memory alloy actuators using fuzzy based Preisach model[J]. Sensors & Actuators A Physical, 2007, 136(2):730-741.
- [4] Webb G V, Lagoudas D C, Kurdila A J. Hysteresis modeling of SMA actuators for control applications[J]. Journal of Intelligent Material Systems & Structures, 1998, 9(6):432-448.
- [5] Gu G Y, Zhu L M, Su C Y. Modeling and compensation of asymmetric hysteresis non-linearity for Piezoceramic actuators with a modified Prandtl-Ishlinskii model[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 61(3):1583-1595.
- [6] Zhu W, Wang D H. Non-symmetrical Bouc-Wen model for piezoelectric ceramic actuators[J]. Sensors & Actuators A Physical, 2012, 181(1):51-60.
- [7] Zhao X, Tan Y. Neural network based identification of Preisach-type hysteresis in piezoelectric actuator using hysteretic operator [J]. Sensors & Actuators A Physical, 2006, 126(2):306-311.
- [8] Mrad R. Ben, Hu H. A model for voltage-to-displacement dynamics in piezoceramic actuators subject to dynamic-voltage excitations[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2002, 7(4):479-489.
- [9] 赵新龙,谭永红,董建萍.基于扩展输入空间法的压电执行器迟滞特性动态建模[J].机械工程学报,2010,46(20):169-174.
- [10] 王贞艳,张臻,周克敏,等.压电作动器的动态迟滞建模与  $H_\infty$  鲁棒控制[J].控制理论与应用,2014,31(1):35-41.
- [11] 肖会芹,何勇,吴敏,等.基于T-S模糊模型的采样数据网络控制系统  $H_\infty$  输出跟踪控制[J].自动化学报,2015,41(3):661-668.
- [12] 李宇罡,李庆奎.具有时变时延供应链系统的T-S模糊控制器设计[J].纺织高校基础科学学报,2017,30(2):266-271.
- [13] 施建中,韩璞,王东风,等.基于混合聚类算法的模糊函数系统辨识方法[J].信息与控制,2011,40(3):387-392.
- [14] 徐学红.自适应T-S模糊多模型在汽包水位滑模预测控制器设计中的应用[J].舰船科学技术,2017,39(4):38-40.
- [15] 李杨,班晓军,卢鸿谦,等.基于T-S模糊模型的恒张力系统摩擦预测[J].光学精密工程,2017,25(12):87-94.
- [16] Güler Dincer N. A new fuzzy time series model based on fuzzy C-regression model[J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2018, 20(6):1872-1887.
- [17] Li C, Zhou J, Xiang X, et al. T-S fuzzy model identification based on a novel fuzzy c-regression model clustering algorithm [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2009, 22(4/5):646-653.
- [18] 李朋志,朱利民.基于Matlab与T-S模糊系统的压电驱动器磁滞特性建模及实验验证[J].机电一体化,2011(6):43-47.
- [19] Li C, Zhou J, Li C, et al. T-S fuzzy model identification based on a novel hyperplane-shaped membership function [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2017, 25(5):1364-1370.

(责任编辑:康 锋)