

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211529

# 超声波电机转速控制模型的迭代学习辨识建模\*

周星龙 史敬灼

(河南科技大学电气工程学院 洛阳 471023)

**摘要:** 超声波电机的转速控制模型是其运动控制研究的基础。为研究以驱动频率为调节变量的超声波电机转速控制模型,根据超声波电机驱动频率与转速之间关系特性的实测数据,建立超声波电机转速控制的二阶线性时不变模型。给出迭代学习辨识策略对电机转速控制模型的参数进行辨识。针对超声波电机的每组实测数据中数据量不同导致的参数收敛性减弱的情况,通过双范数最优理论来设计迭代学习辨识的参数学习律。将迭代学习辨识所得结果与 Hammerstein 模型比较。仿真和实验结果表明,二阶线性时不变模型下的迭代学习辨识可以有效地辨识超声波电机的模型参数,参数收敛速度快、收敛性较好,所建模型精度较高,建模方法有效。

**关键词:** 超声波电机;迭代学习辨识;线性时不变;双范数最优;辨识建模

**中图分类号:** TM359.9 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4

## Iterative learning identification for speed control model of ultrasonic motor

Zhou Xinglong Shi Jingzhuo

(School of Electrical Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471023, China)

**Abstract:** The speed control model of ultrasonic motor is the basis of its motion control research. In order to study the ultrasonic motor speed control model with drive frequency as the regulating variable, a second-order linear time-invariant model for ultrasonic motor speed control is established based on the measured data between ultrasonic motor drive frequency and speed. Iterative learning identification is used to recognize the parameters of the motor speed control model. The parameter learning law for iterative learning identification is designed by double-parametric optimality theory for the case of weakened parameter convergence caused by different amounts of data in each set of real measurement data. The results obtained from the iterative learning identification are compared with the Hammerstein model. Simulation and experimental results show that the iterative learning identification can effectively identify the model parameters of the ultrasonic motor. The parameters converge quickly and well, the accuracy of the constructed model is high and the modeling method is effective.

**Keywords:** ultrasonic motor; iterative learning identification; linear time-invariant; two-parameter optimum; identification modeling

## 0 引言

超声波电机(ultrasonic motor, USM)是一种直接驱动型微型特种电机,因其具有不受电磁干扰、控制精度高、断电自锁等优点在航空航天、医疗等精度要求较高的领域得到广泛应用<sup>[1-4]</sup>。但 USM 也存在输出特性会随环境温度、预压力、驱动激励频率等因素的变化而表现出时变的非线性运行特征<sup>[5-9]</sup>,不易建立精确数学模型,使 USM 的运动控制性能难以达到预期。由于 USM 的数学模型的准确建立是控制策略应用、研究的必要条件,因而近年来 USM 建

模的如等效电路建模法、解析建模法、辨识建模法等各种建模方法被广泛研究<sup>[10-17]</sup>。

建模的目的是为了更好的对 USM 进行控制,而等效电路建模法、解析建模法等方法存在受外界影响较大、模型复杂度高问题,难以很好的实际应用于 USM 建模。辨识建模法不需要分析复杂的 USM 机理,同时能较好表现 USM 动态特性,因而适用于 USM。文献[18]基于模糊逻辑的辨识建模方法,采用等分区间法确定模型结构,使用最小二乘法辨识得到模型参数,采用多变量的方式更准确的建立模型。文献[19]基于神经网络逆模型的辨识建模方

收稿日期:2022-09-27

\* 基金项目:国家自然科学基金(U1304501)项目资助

法,采用三层非线性时延神经网络进行串-并联辨识,建立以 USM 转速为输入、驱动频率为输出的 USM 神经网络逆模型。解决了模型自学习能力不足的问题。文献[20]是在辨识建模过程中通过拟合确定模型的静态非线性环节为 Gauss 函数,采用差分进化算法,对模型参数进行辨识。利用 Hammerstein 模型非线性与线性子式分开的特点,加强了对 USM 非线性特性的处理。由于 Hammerstein 模型非线性部分的复杂性和线性部分阶数的未知性,上述研究的模型结构比较复杂,且所建模型的精度不够理想,难以直接应用于实际的转速控制模型建模过程中。

迭代学习辨识是近几年提出的一种较为新颖的辨识方式,其利用迭代运算得到非因果估计,能通过非常简单的方式处理不确定度相当高的动态系统,适用于超声波电机这种复杂程度较高、模型难以确定且可重复运行的被控对象。本文采用迭代学习辨识(iterative learning identification, ILI)<sup>[21-22]</sup>方法对 USM 模型参数进行辨识,通过优化误差加权范数和参数变化率范数相结合所产生的目标函数,来设计迭代学习辨识的参数学习律,算法有较快的收敛速度,转速控制模型的实测转速值和模型输出的误差有着较小的收敛值。仿真和实验结果表明,二阶线性时不变模型下的迭代学习辨识可以有效地辨识 USM 的模型参数,电机转速响应曲线表现出渐进的学习过程,所建立的模型具有较高的精度,且算法简单易于实现。

## 1 迭代学习辨识

### 1.1 系统描述

用于线性时不变连续时间单输入单输出(single-input single-output, SISO)系统的迭代学习辨识的框架已在文献[23-24]中提出,因为 USM 具有离散的时间特性,本文考虑离散时间 SISO 系统,传递函数如下:

$$y(k) = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})}u(k) + e(k) \quad (1)$$

其中:

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_nq^{-n} \quad (2)$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1q^{-1} + \dots + b_mq^{-m} \quad (3)$$

其中,变量  $u(k)$  为线性系统的输入,  $y(k)$  为线性系统的输出,  $e(k)$  为随机拟合误差,  $a_i (i = 1, 2, \dots, n)$  和  $b_i (i = 0, 1, 2, \dots, m)$  为待定参数,  $m, n$  由实际系统的特性决定,  $q$  是前向时移算子。

要估计的真实参数集定义为:

$$\hat{\theta} = (a_1, \dots, a_n, b_0, \dots, b_m) \quad (4)$$

重写式(1),模型可以用回归量的形式表示为:

$$y(k) = \varphi^T(k)\hat{\theta} \quad (5)$$

其中回归量  $\varphi(k)$  定义为:

$$\varphi(k) = (-y(k-1), \dots, -y(k-n), u(k), \dots, u(k-m))^T \quad (6)$$

迭代学习辨识方法的目的是使用估计的参数集  $\hat{\theta}^j$  来近似真实的参数集  $\hat{\theta}$ , 其中:

$$\hat{\theta}^j = (\hat{a}_1^j, \dots, \hat{a}_n^j, \hat{b}_0^j, \dots, \hat{b}_m^j)^T, j \text{ 是迭代指数。} \quad (7)$$

### 1.2 迭代学习辨识框架

迭代学习辨识类似于迭代学习控制(iterative learning control, ILC),在重复系统中对具有高重复性的被控对象,利用先前的控制经验,将参数估计通过之前迭代估计中得到的参数进行改进。

给定每次试验的时间长度为  $T$ , 系统采样时间为  $T_s$ , 一次试验中的数据点总数为  $N = T/T_s$ 。研究线性时不变单输入单输出系统,假定测量输入为:

$$\bar{u}^j(k) = u(k) + n_{in}^j(k) \quad (8)$$

测量输出为:

$$\bar{y}^j(k) = y(k) + n_{out}^j(k) \quad (9)$$

其中,  $n_{in}^j(k)$  和  $n_{out}^j(k)$  是表示第  $j$  迭代时不相关的输出和输入噪声信号。

第  $j$  次试验中测得的回归系数定义为:

$$\bar{\varphi}^j(k) = (-\bar{y}^j(k-1), -\bar{y}^j(k-2), \dots, -\bar{y}^j(k-n), \bar{u}^j(k), \bar{u}^j(k-1), \dots, \bar{u}^j(k-m))^T = \varphi(k) + \Delta\varphi^j(k) \quad (10)$$

其中,  $\Delta\varphi^j(k)$  为回归扰动:

$$\Delta\varphi^j(k) = [-n_{out}^j(k-1), \dots, -n_{out}^j(k-n), n_{in}^j(k), \dots, n_{in}^j(k-m)]^j \quad (11)$$

真实的参数集为:

$$\hat{\theta}(k) = (a_1(k), \dots, a_n(k), b_0(k), \dots, b_m(k)) \quad (12)$$

用第  $j$  次迭代的参数预测输出为:

$$\hat{y}^j(k) = \bar{\varphi}^j(k)^T \hat{\theta}^j \quad (13)$$

第  $j$  次迭代的误差为:

$$\epsilon^j(k) = \bar{y}^j(k) - \hat{y}^j(k) \quad (14)$$

考虑到一组数据的一次迭代,整合为矩阵,第  $j$  次的整体误差矩阵为:

$$E^j = [\epsilon^j(1), \epsilon^j(2), \dots, \epsilon^j(N)]^T \quad (15)$$

第  $j$  次的测量输出为:

$$Y^j = [\bar{y}^j(1), \bar{y}^j(2), \dots, \bar{y}^j(N)]^T \quad (16)$$

第  $j$  次的预测输出为:

$$Y = [y(1), y(2), \dots, y(N)]^T \quad (17)$$

真实输出与预测输出的差值矩阵为:

$$\Delta Y^j = Y^j - Y = [n_{out}^j(1), n_{out}^j(2), \dots, n_{out}^j(N)]^T \quad (18)$$

测量的回归系数矩阵为:

$$\Phi^j = [\bar{\varphi}^j(1), \bar{\varphi}^j(2), \dots, \bar{\varphi}^j(N)]^T \quad (19)$$

记:

$$\Phi = [\varphi(1), \varphi(2), \dots, \varphi(N)]^T \quad (20)$$

回归扰动矩阵为:

$$\Delta\Phi^j = [\Delta\varphi^j(1), \Delta\varphi^j(2), \dots, \Delta\varphi^j(N)]^T \quad (21)$$

假设初次的参数由自己设定的,用  $E^j = Y^j - \Phi^j \hat{\theta}^j$  来

表示第  $j$  次的误差。本文采用的参数迭代更新律是：

$$\hat{\theta}^{j+1} = L_{\hat{\theta}} \hat{\theta}^j + L_e E^j \quad (22)$$

迭代学习辨识方法的目标是使用估计的参数集  $\hat{\theta}^j$  来近似真实的参数集  $\hat{\theta}$ 。本文采用的参数更新律与经典的 ILC 更新律相似,  $L_{\hat{\theta}}$  和  $L_e$  为学习律, 学习律的合理设置可以使得参数在不断迭代过程中逐渐收敛。

### 1.3 学习律的设置

本文中, 由于已研究的 ILC 的学习律是针对多组试验数据量相同的情况, 而 USM 每次实验的数据量不同。所以, 本文受 ILC 学习律设计的启发, 利用双范数优化理论来对数据量不同的情况设计相应的学习律。

本节是通过求解一个优化问题来获得学习律  $L_{\hat{\theta}}$  和  $L_e$ 。优化的目标函数为  $J$ ,  $J$  是误差的加权范数  $\|E^{j+1}\|_w$  与估计参数的变化率  $\|\hat{\theta}^{j+1} - \hat{\theta}^j\|_H$  的和, 即:

$$J = (E^{j+1})^T W E^{j+1} + (\hat{\theta}^{j+1} - \hat{\theta}^j)^T H (\hat{\theta}^{j+1} - \hat{\theta}^j) \quad (23)$$

第  $j+1$  次的迭代误差可以写成:

$$E^{j+1} = Y - \Phi \hat{\theta}^{j+1} \quad (24)$$

第  $j$  次迭代的误差为:

$$E^j = Y - \Phi \hat{\theta}^j \quad (25)$$

将式(25)代入式(24)整理得:

$$E^{j+1} = E^j + \Phi (\hat{\theta}^j - \hat{\theta}^{j+1}) \quad (26)$$

将式(26)代入式(23)得:

$$J = (E^j + \Phi (\hat{\theta}^j - \hat{\theta}^{j+1}))^T W (E^j + \Phi (\hat{\theta}^j - \hat{\theta}^{j+1})) + (\hat{\theta}^{j+1} - \hat{\theta}^j)^T H (\hat{\theta}^{j+1} - \hat{\theta}^j) \quad (27)$$

令  $(W, H)$  为正定矩阵和半正定矩阵, 自然的  $(\Phi^T W_{N \times N} \Phi_{N \times (m+n+1)} + H_{(m+n+1) \times (m+n+1)})^{-1}$  为正定矩阵。

对优化函数  $J(k)$  求变量  $\hat{\theta}^{j+1}$  的偏导, 令偏导为 0, 整理得

$$\hat{\theta}^{j+1} = \hat{\theta}^j + (\Phi^T W_{N \times N} \Phi_{N \times (m+n+1)} + H_{(m+n+1) \times (m+n+1)})^{-1} \Phi^T W_{N \times N} E^j \quad (28)$$

所以可以求解学习律  $L_{\hat{\theta}}$  和  $L_e$  为:

$$L_{\hat{\theta}} = I_{(m+1) \times (m+1)} \quad (29)$$

$$L_e(k) = (\Phi^T W_{N \times N} \Phi_{N \times (m+n+1)} + H_{(m+n+1) \times (m+n+1)})^{-1} \Phi^T W_{N \times N} \quad (30)$$

由于实验中每次迭代输入数据量不一致, 迭代更新律  $\hat{\theta}^{j+1} = L_{\hat{\theta}} \hat{\theta}^j + L_e E^j$  中的  $E^j$  自然在每一次迭代时的维度也不同, 所以需要在每一次迭代试验时设置不同的学习律。本文用  $L_{\hat{\theta}}^j$  和  $L_e^j(k)$  来表示在第  $j$  次迭代时所设置的学习律,  $N^j$  表示不同迭代时的数据的个数, 通过参照数据量同时的学习律设置, 在数据量不同时每一次迭代时的学习

律设置为:

$$L_{\hat{\theta}}^j = I_{(m+1) \times (m+1)} \quad (31)$$

$$L_e^j(k) = (\Phi_{N^j \times (m-n+1)}^{jT} W_{N^j \times N^j}^j \Phi_{N^j \times (m-n+1)}^j + H^j)^{-1} \Phi_{N^j \times (m+n+1)}^{jT} W_{N^j \times N^j}^j \quad (32)$$

每一次迭代试验需要调整  $L_{\hat{\theta}}^j$  和  $L_e^j(k)$ 。 $\Phi_{N^j \times (m+1)}$  是第  $j$  次试验的测量的回归器,  $W^j$  和  $H^j$  分别是每一次迭代时的正定矩阵和半正定矩阵, 需要根据经验来设置。 $W^j$  决定着算法的收敛速率,  $H^j$  决定着算法的稳定性。为了简单起见, 本文选取  $W^j$  与  $H^j$  为对角矩阵, 即  $W^j = \omega^j I, H^j = h^j I, \omega^j > 0, h^j \geq 0$ , 所以每一次迭代需要改变学习增益  $\omega^j$  和  $h^j$  的值来改变  $W^j$  和  $H^j$ 。

下述为算法的收敛性分析。

因为:

$$\hat{\theta}^{j+1} = L_{\hat{\theta}}^j \hat{\theta}^j + L_e^j E^j \quad (33)$$

将式(25)代入式(33)得:

$$\hat{\theta}^{j+1} = L_{\hat{\theta}}^j \hat{\theta}^j + L_e^j (Y - \Phi \hat{\theta}^j) = (L_{\hat{\theta}}^j - L_e^j \Phi) \hat{\theta}^j + L_e^j Y \quad (34)$$

学习律渐进稳定, 当且仅当:

$$\rho(L_{\hat{\theta}}^j - L_e^j \Phi) < 1 \quad (35)$$

其中,  $\rho(A) = \max_i |\lambda_i(A)|$  是矩阵  $A$  的谱半径,  $\lambda_i(A)$  是  $A$  的特征值。将式(31)和(32)代入式(35), 变形得:

$$L_{\hat{\theta}}^j - L_e^j \Phi = (\Phi^T W^j \Phi + H^j)^{-1} H^j$$

因此收敛性条件可以等价为:

$$\rho((\Phi^T W^j \Phi + H^j)^{-1} H^j) < 1 \quad (36)$$

这个稳定条件保证了稳态误差是有界的。如果只满足收敛条件式(36), 则误差  $E_j(k)$  在收敛前可能会在迭代域中增大, 要想保证单调收敛则需要满足:

$$\sigma(L_{\hat{\theta}}^j - L_e^j \Phi) < 1 \quad (37)$$

其中,  $\bar{\sigma}(A)$  表示矩阵  $A$  的最大奇异值, 因为  $\rho(A) \leq \bar{\sigma}(A)$ , 所以式(37)满足时, 式(36)自动满足, 也可以写成:

$$\bar{\sigma}((\Phi^T W^j \Phi + H^j)^{-1} H^j) < 1 \quad (38)$$

当  $\Phi^T W \Phi$  是非奇异的, 并且  $W$  与  $H$  分别是正定矩阵和半正定矩阵, 则式(38)式满足。

## 2 USM 线性时不变模型阶次的确定

本节确定 USM 在线性时不变系统下模型的阶次  $m, n$ 。首先, 考虑到辨识精度和所得模型对实际系统的可行性, 对模型阶次分别设定为  $m=1, n=1, m=2, n=2, m=3, n=3$ , 辨识 3 种阶次下模型的参数并建立相应模型, 对建立的模型分别计算转速为 10~120 r/min 时的误差, 如表 1 所示, 可以发现  $m=2, n=2$  所求的误差是最小的, 对应的模型更能反应出 USM 的转速变化特征, 所以将线性二阶时不变模型选为超声波电机转速控制模型。

表1 不同阶次的模型误差

转速	$m=1, n=1$	$m=2, n=2$	$m=3, n=3$
10	0.095 2	0.052 3	0.078 1
20	0.176 9	0.123 8	0.156 4
30	0.215 2	0.158 8	0.184 0
40	0.304 15	0.247 5	0.285 6
50	0.320 5	0.247 0	0.288 7
60	0.327 8	0.248 3	0.289 5
70	0.354 8	0.270 5	0.310 5
80	0.413 7	0.304 3	0.322 3
90	0.459 8	0.384 3	0.391 7
100	0.498 0	0.422 0	0.439 2
110	0.520 1	0.416 7	0.455 8
120	0.708 6	0.625 5	0.666 2

所以本文 USM 的线性时不变模型设定为:

$$y(k) = \frac{b_0 + b_1q^{-1} + b_2q^{-2}}{1 + a_1q^{-1} + a_2q^{-2}}u(k) + e(k) \quad (39)$$

回归形式为:

$$y(k) = \varphi(k)\theta + e(k)$$

其中,回归系数为:

$$\varphi(k) = (-y(k-1), -y(k-2), u(k), u(k-1), u(k-2))$$

估计的参数集为:

$$\theta(k) = (a_1, a_2, b_0, b_1, b_2)$$

本文用均方根误差(root mean squared error, RMSE)来衡量实测转速值和模型输出的误差大小,均方根误差值越小,模型的计算精度越高。RMSE 的数学表达式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (f(x_i) - y_i)^2}{N}} \quad (40)$$

其中,  $y_i$  为数据的实测转速值,  $f(x_i)$  为数据的模型输出,  $N$  为数据量的个数。

### 3 仿真与实验结果分析

#### 3.1 实验结果

本实验中采用 10~120 r/min 每个转速各 3 组数据实验,一组数据进行校验,每一个转速都会最终得到一组参数。以 120 r/min 为例,将 120 r/min 转速的 3 组数据随机排列 9 次之后,进行参数的 9 次迭代辨识,将参数的辨识结果代入式(39)计算模型输出,并求出实测转速值与模型输出的均方根误差,来判断所得模型的精确度。

以 120 r/min 为例,将参数  $a_1, a_2, b_0, b_1, b_2$  的初值设置为 (0,0,0,0,0),图 1 为参数  $a_1, a_2, b_0, b_1, b_2$  在迭代过程中的变化,可以发现参数在 3 次迭代之后收敛到稳定值。 $a_1$  稳定到 -1.5 附近,  $a_2$  稳定到 0.55 附近,  $b_0, b_1, b_2$  的参数结果在 0 附近波动。图 2 为迭代过程中误差的变化,可以发现误差在第 3 次迭代之后逐渐收敛,且收敛到一个较小的值。

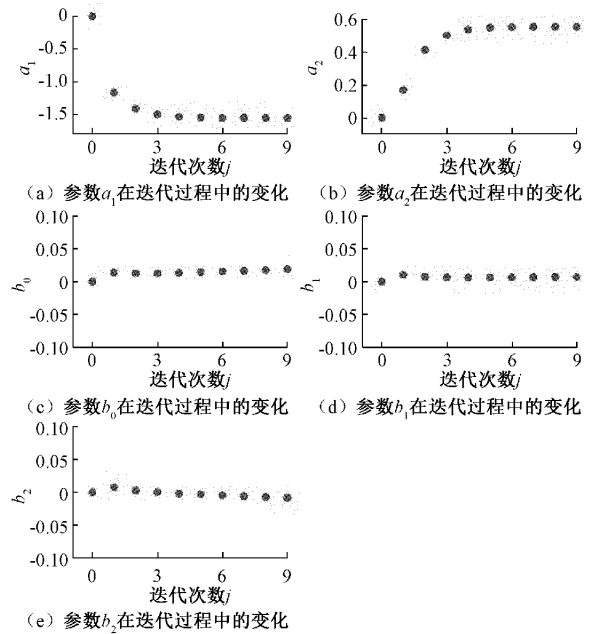


图1 参数的迭代变化(120 r/min)

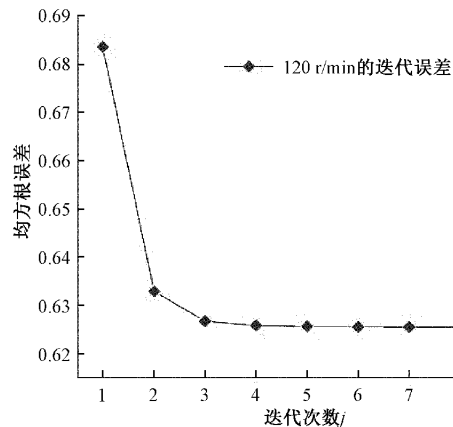


图2 均方根误差的迭代变化(120 r/min)

分析不同初值对 USM 误差的变化情况和参数结果影响,取不同的初值分别为(0,0,0,0,0)、(0.1,0.1,0.1,0.1,0.1)、(-0.1,-0.1,-0.1,-0.1,-0.1)、(1,1,1,1,1)和(-1,-1,-1,-1,-1)。图 3 可以发现不同初值下的误差在第 4 次迭代后趋于一致,图 4 表明不同初值在第 4 次迭代后参数的收敛结果一致,即不同初值对于误差的收敛结果和参数结果无影响。

如表 2 所示,为所有转速的参数辨识结果,将参数的结果代入式(39)中得到 10~120 r/min 的转速控制模型,以 120 r/min 为例,120 r/min 的转速控制模型为:

$$y(k) = \frac{0.0187 + 0.0071q^{-1} - 0.0081q^{-2}}{1 - 1.55q^{-1} + 0.56q^{-2}}u(k) + e(k) \quad (41)$$

将所求模型用校验组进行校验,实测转速值与模型输出的均方根误差如表 3 所示,可以发现误差较小,模型的计

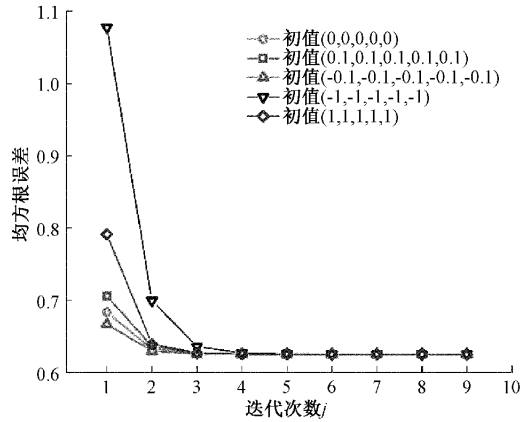


图 3 不同初值的误差变化(120 r/min)

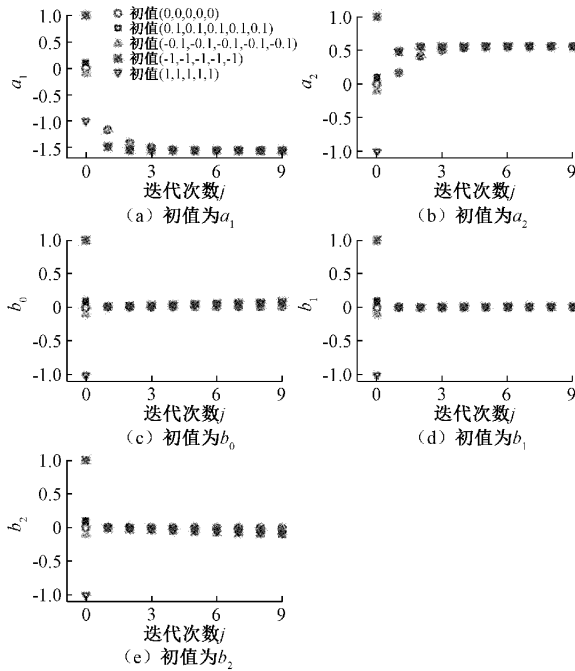


图 4 不同初值的参数变化(120 r/min)

表 2 各转速的参数结果

转速	$a_1$	$a_2$	$b_0$	$b_1$	$b_2$
120	-1.55	0.56	0.018 7	0.007 1	-0.008 1
110	-1.56	0.56	0.017 7	0.008 8	-0.010 8
100	-1.71	0.71	0.056 5	0.015 3	-0.060 6
90	-1.72	0.72	0.058 8	0.015 4	-0.063 2
80	-1.75	0.75	0.034 2	0.006 9	-0.033 2
70	-1.76	0.76	0.029 3	0.008 8	-0.032 0
60	-1.78	0.78	0.018 4	0.008 9	-0.021 3
50	-1.80	0.81	0.039 3	0.008 8	-0.029 2
40	-1.67	0.68	0.037 6	0.008 7	-0.032 6
30	-1.01	0.01	0.058 0	0.023 5	-0.063 1
20	-1.02	0.04	0.068 4	0.034 4	-0.080 3
10	-1.01	0.04	0.098 9	0.029 9	-0.031 9

算能力理想。为了更直观地观察实测转速值和模型输出的误差,图 5~7 所示分别为 120、60 和 30 r/min 实测转速值和模型输出的对比图,可以看出模型的输出值十分接近实测转速值,也进一步说明所建立 USM 转速模型有效性。

表 3 模型的校验误差

转速/(r·min <sup>-1</sup> )	RMSE	转速/(r·min <sup>-1</sup> )	RMSE
10	0.052 3	70	0.270 5
20	0.123 8	80	0.334 3
30	0.158 8	90	0.384 3
40	0.247 5	100	0.422 0
50	0.247 0	110	0.416 7
60	0.248 3	120	0.625 5

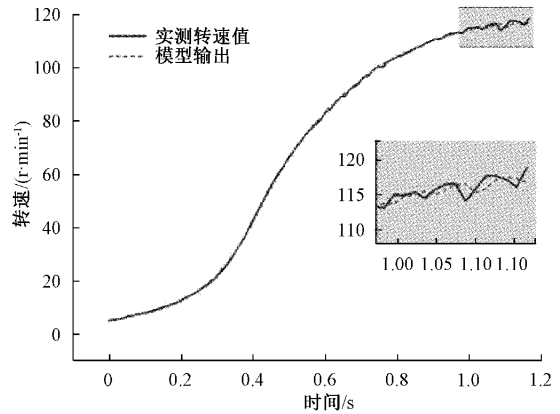


图 5 实测转速值与模型输出对比(120 r/min)

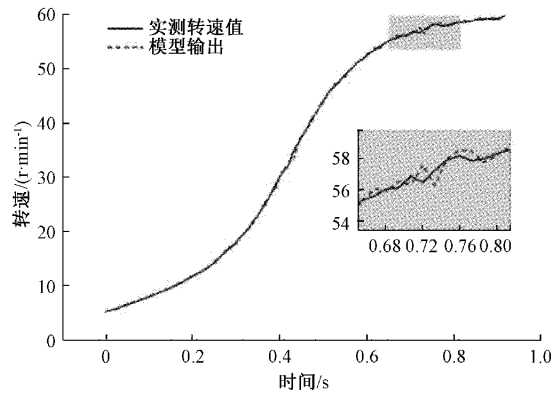


图 6 实测转速值与模型输出对比(60 r/min)

### 3.2 模型对比

利用上述 USM 驱动电压的频率为输入变量,转速为输出变量的实测数据,采用迭代学习辨识对模型的参数进行辨识,建立 Hammerstein 模型作为对比。

Hammerstein 模型由一个非线性的静态部分和线性的动态部分串联而成,基本结构如下:



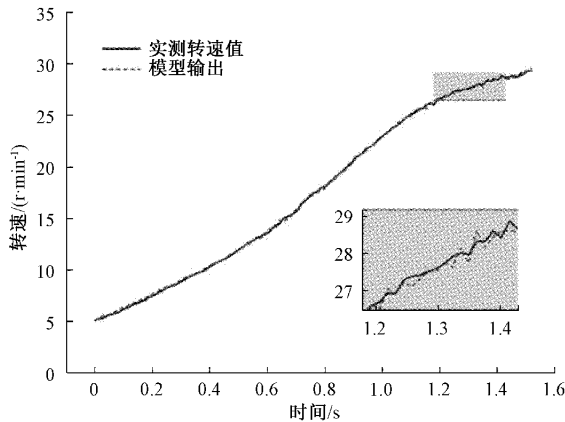


图 7 实测转速值与模型输出对比(30 r/min)

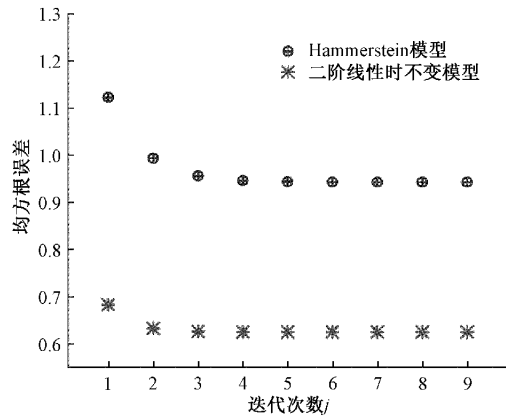


图 8 不同模型的误差变化(120 r/min)

$$u(k) \xrightarrow{f_{NL}(u(k))} x(k) \xrightarrow{\frac{z^{-d}B(z^{-1})}{A(z^{-1})}} y(k)$$

$f_{NL}(u(k))$  为非线性静态部分,  $\frac{z^{-d}B(z^{-1})}{A(z^{-1})}$  为动态线性部分, 传递函数为:

$$y(k) = \frac{b_0 + b_1q^{-1} + b_2q^{-2}}{1 + a_1q^{-1} + a_2q^{-2}} f_{NL}(u(k)) + e(k)$$

分别计算二阶线性时不变模型和 Hammerstein 模型中实测转速值与模型输出的均方根误差, 如表 4 所示, 二阶线性时不变模型的误差要比 Hammerstein 模型的误差小很多。

表 4 不同模型下的转速误差

转速/ (r·min <sup>-1</sup> )	Hammerstein 模型	二阶线性时 不变模型
10	0.174 2	<b>0.052 3</b>
20	0.255 3	<b>0.123 8</b>
30	0.301 1	<b>0.158 8</b>
40	0.352 5	<b>0.247 5</b>
50	0.402 5	<b>0.247 0</b>
60	0.542 5	<b>0.248 3</b>
70	0.579 8	<b>0.270 5</b>
80	0.621 5	<b>0.304 3</b>
90	0.670 2	<b>0.384 3</b>
100	0.634 5	<b>0.422 0</b>
110	0.783 6	<b>0.416 7</b>
120	0.884 9	<b>0.625 5</b>

图 8 和 9 所示为 120 和 100 r/min 下的误差变化情况, 可以看出基于迭代学习辨识的二阶线性时不变模型比 Hammerstein 模型的误差收敛速度更快, 误差值更小。

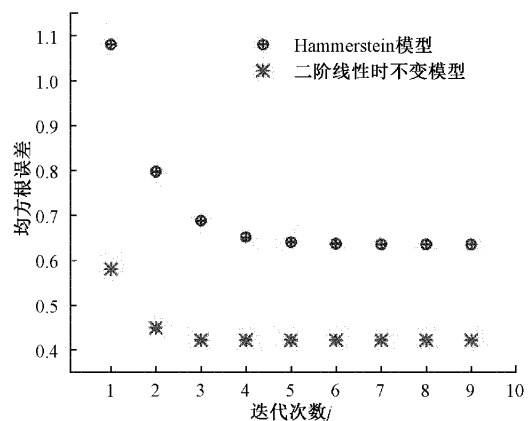


图 9 不同模型的误差变化(100 r/min)

## 4 结 论

本文通过比较线性时不变模型不同阶数下的模型误差, 建立了适合 USM 的二阶线性时不变模型。针对超声波电机的精确数学模型难以确定且可重复运行的特点, 利用迭代学习辨识策略对超声波电机的参数进行识别, 并采用双范数最优化理论设计了更适用的学习律, 设计的算法具有较好的收敛性和鲁棒性, 同时能有效地处理超声波电机每组实测数据的数据量不同的情况。将二阶线性时不变模型输出值与实测转速值比较, 同时也与 Hammerstein 模型输出结果比较, 结果表明二阶线性时不变模型计算值与实测转速值吻合较好, 证明所建模型的有效性, 且所建立的模型精度较高。

## 参考文献

[1] 史敬灼. USM 运动控制理论与技术[M]. 北京: 科学出版社, 2011.  
 [2] LIU X, ZHAO G, QIU J. Improving the performance of ultrasonic motors in low-pressure, variable-temperature environments [J]. Tribology International, 2021, 160: 107000.  
 [3] PAN S, XU Z, CHEN L, et al. Coupled dynamic

- modeling and analysis of the single global control moment microscope driven by ultrasonic motor[J]. IEEE Access, 2020, 8: 146233-146247.
- [4] WANG L, GUAN Y, LIU Y, et al. A compact cantilever-type ultrasonic motor with nanometer resolution: Design and performance evaluation [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(1):734-743.
- [5] LI Z, CHEN X, GUO Z, et al. Dynamics and temperature field analysis of piezoelectric driven three-stator multi-degree-of-freedom ultrasonic motor[J]. Ultrasonics, 2022, 119:106 632.
- [6] QI X, SHI W, WANG S, et al. Compensating nonlinear temperature dependence of ultrasonic motor [J]. Ultrasonics, 2021, 3(117):106522.
- [7] BEHERA B, NEMADE H B. Investigating translational motion of a dual friction-drive surface acoustic wave motor through modeling and finite element simulation[J]. Simulation, 2019, 95(2): 117-125.
- [8] LI X, HUANG Y, ZHOU L. Integrated performance improvement for a bimodal linear ultrasonic motor using a dual-frequency asymmetric excitation method [J]. Ultrasonics, 2020, 108:106224.
- [9] GUO M, PAN S, CHEN L, et al. Improvement in step resolution and response time of ultrasonic motor by using a piezoelectric resonant shunting circuit as damping control[J]. Review of Scientific Instruments, 2020, 91(12):125008.
- [10] 冷文鹏, 逢海萍. 双向 DC/DC 变换器 Boost 模式下的建模及控制[J]. 电子测量技术, 2019, 42(6):6-11.
- [11] 张文港, 张小平, 李俊乐, 等. 基于分段解析建模的开关磁阻电机在线转矩估算方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(11):163-169.
- [12] 蒋春容, 董晓霄, 金龙, 等. 径向驻波型超声波电机接触摩擦特性建模与分析[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(17):6081-6089.
- [13] JIANG C, DONG X, JIN L. Modeling and analysis of contact friction characteristics in a radial standing wave type ultrasonic motor[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(17): 6081-6089.
- [14] YAN G. Design of adaptive sliding mode controller applied to ultrasonic motor[J]. Assembly Automation, 2022, 42(1):147-158.
- [15] LONG Z, HE R, HE Y, et al. Feature extraction and mapping construction for mobile robot via ultrasonic map and fuzzy model[J]. Sensors, 2018, 18(11):3673.
- [16] LIU Z, WANG H, YANG P, et al. Dynamic modeling and analysis of bundled linear ultrasonic motors with non-ideal driving[J]. Ultrasonics, 2022, 124:106717.
- [17] 周先立, 罗萍, 黄龙, 等. 行波型超声波电机等效电路建模[J]. 压电与声光, 2019, 41(2):199-202.
- [18] 史敬灼, 吕琳. 超声波电机转速控制的动态模糊建模[J]. 中国电机工程学报, 2011, 33(31):109-114.
- [19] 王晓阳, 史敬灼. 超声波电机神经网络逆模型的辨识建模[J]. 微电机, 2013, 46(4): 75-77.
- [20] 黄文文, 宋璐, 史敬灼. 基于差分进化算法的超声波电机 hammerstein 非线性建模[J]. 微电机, 2019, 52(5): 6-10.
- [21] 仲国民, 孙明轩. 一类 Wiener 非线性时变系统的迭代学习辨识[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(9): 2594-2600.
- [22] 戴蓉, 黄成. 基于时变神经网络的迭代学习辨识算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2016, 28(2): 265-269.
- [23] LIU N, ALLEYNE A G. Iterative learning identification applied to automated off-highway vehicle [J]. Control Systems Technology IEEE Transactions on, 2014, 22(1): 331-337.
- [24] 毕宏博. 学习辨识策略与若干类系统的学习控制[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2014.

### 作者简介

周星龙, 硕士研究生, 主要研究方向为电机运动控制。

E-mail: zxl1228298583@163.com

史敬灼(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为运动控制与智能系统。

E-mail: shijz@mail.haust.edu.cn