

# 基于人工神经网络的电液伺服系统加速度谐波辨识

姚建均<sup>1</sup>, 王立权<sup>1</sup>, 王贤成<sup>2</sup>, 贾鹏<sup>1</sup>, 张忠林<sup>1</sup>

(1. 哈尔滨工程大学 机电工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001; 2. 浙江大学 宁波理工学院, 浙江 宁波 315100)

**摘要:** 对于电液伺服系统, 由于系统非线性因素的存在, 当正弦信号输入时, 系统加速度输出中出现高次谐波, 使加速度信号严重谐波失真。提出了基于人工神经网络(ANN)的谐波辨识方法, 该方法利用 Adaline 神经网络在线辨识信号中各次谐波的幅值和相位, 用实际加速度输出与辨识得到的加速度信号间的误差, 通过 LMS 算法来调整 Adaline 神经网络的权值, 从而利用权值计算各次谐波的幅值和相位。通过大量仿真试验证实, 这种方法能快速有效精确地在线辨识各次谐波信号。

**关键词:** 控制理论; Adaline 神经网络; LMS 算法; 谐波辨识; 非线性; 电液伺服系统

**中图分类号:** TP271.31      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1000-1093(2009)05-0633-06

## Electro-hydraulic Servo System Acceleration Harmonic Estimation Based on ANN

YAO Jian-jun<sup>1</sup>, WANG Li-quan<sup>1</sup>, WANG Xian-cheng<sup>2</sup>, JIA Peng<sup>1</sup>, ZHANG Zhong-lin<sup>1</sup>

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, Heilongjiang, China;

2. Ningbo Institute of Technology, Zhejiang University, Ningbo 315100, Zhejiang, China)

**Abstract:** Because nonlinearities occur in the electro-hydraulic servo system, when the command signal is a sinusoidal wave, the acceleration output of the system contains higher harmonics, which causes harmonic distortion of the output acceleration signal. Using artificial neural network (ANN), a novel method for harmonic estimation was developed here. An Adaline neural network was used to on-line identify the amplitudes and phase of harmonics as well as the fundamental acceleration output. The LMS algorithm was applied to update the weights of the Adaline according to the error between the actual acceleration and the estimated acceleration to calculate the amplitudes and the phases of harmonics with the weights. The simulated results show that the method can identify harmonic signals on-line, fast, effectively and accurately.

**Key words:** control theory; Adaline neural network; LMS algorithm; harmonic estimation; nonlinearities; electro-hydraulic servo system

由于摩擦、间隙、死区等非线性因素的存在, 控制系统一般都是非线性系统。正是由于这类非线性因素的存在, 往往降低了系统的精确度, 甚至造成系统不稳定。对于电液伺服系统, 各种机械的、液压的、电子等的非线性现象集于一体, 其现象是流量—压力特性, 以及各种典型的非线性。在液压系统中,

与流量、压力和油的粘度等有关的参数是时变的。因此电液伺服系统是一种典型的非线性系统。

振动试验系统是力学环境试验的重要设备, 它广泛应用于导弹、卫星、飞机、船舶、汽车、电子设备及建筑结构等力学特性试验。振动试验台可以分为机械式、电动式和电液式振动试验台。在大位移, 大

激振力的情况下使用电液式振动试验台比较多。当电液伺服振动台作正弦信号激励时,其加速度输出中会出现高次谐波,使信号严重失真<sup>[1]</sup>。而谐波的产生归根到底是由液压系统引起的。因此,要抑制系统加速度响应信号中的谐波,首先必须要对谐波进行分析。谐波的次数及幅值,取决于系统非线性的程度。系统非线性越大,谐波失真程度越高。失真度可以在一定程度上表示系统的非线性的程度,常见的波形失真度分析方法有:THD, THD + N, SINAD 等。

文献[2-4]利用 Kalman 滤波器、递推 LMS 和 RLS 滤波算法来跟踪含有随机噪声和衰减的直流分量的时变信号,但是这些算法需要很大的计算量,并需要合适的相关矩阵,因此不适用于实时性要求高的场合。

目前对于谐波问题的分析和研究主要集中在电力系统中,而对于机械系统的谐波问题研究则非常少。基于傅里叶变换的谐波测量需要一定时间的电压值,且需进行两次变换,计算量大,计算时间长,从而使得检测时间较长,检测结果实时性较差。而且在采样过程中,即使采样频率满足了奈奎斯特定理,但如果不是同步采样,就将带来泄漏效应以及栅栏效应,使算出的信号参数即频率、幅值和相位等不准,尤其是相位误差很大,从而无法满足准确的谐波测量要求<sup>[5]</sup>。文献[6]利用 BP 神经网络和 RBF 神经网络来测量电力系统中的谐波,用这两种神经网络测量谐波时,需训练样本,且需相位初值;当谐波测量范围增加时,训练样本和网络规模将大大增加。

本文所描述的电液伺服系统,是典型的对称阀控对称缸系统,主要考虑了伺服阀的死区非线性,液压执行机构动力学模型看作是由死区及三阶线性环节串联而成。利用 Adaline 神经网络来在线辨识各次谐波信号。辨识得到的加速度信号与实际加速度信号作差,得到误差信号,该误差信号通过 LMS 算法在线实时调整 Adaline 神经网络的权值,而网络的权值向量中就包含了各次谐波的信息。这种方法不需要辨识系统模型,不需要训练样本,也不用确定相位初值,具有在线实时性好,结构简单,易于实现等优点。

## 1 系统描述

图 1 为电液伺服系统简图,它由对称缸、对称阀和负载组成。图中,  $p_s$  为油源压力;  $p_b$  为回油压力;  $A$  为液压缸有效作用面积;  $q_i$  为滑阀进油口流

量,  $q_o$  为滑阀出油口流量;  $V_i$  为进油腔的容积,  $V_o$  为出油腔的容积;  $p_i$  为进油腔内的压力,  $p_o$  为出油腔内的压力;  $m$  为负载的等效质量;  $F_L$  为等效的负载力;  $x_v$  为阀芯位移;  $y$  为液压缸活塞位移。

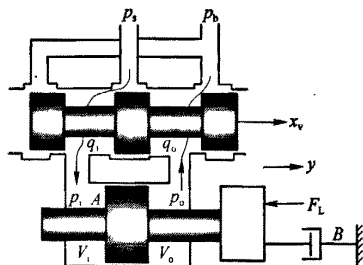


图 1 电液伺服系统简图

Fig. 1 Schematic diagram of electro-hydraulic servo system

根据文献[7]可得其开环传递函数

$$G_p'(s) = \frac{K}{s \left( \frac{s^2}{\omega_h^2} + \frac{2\zeta_h}{\omega_h} s + 1 \right)}, \quad (1)$$

式中:  $K$  为系统开环增益;  $\omega_h$  为液压固有频率;  $\zeta_h$  为液压阻尼比。

死区非线性特性可用图 2 来描述<sup>[8-13]</sup>, 可表达为:

$$U = \begin{cases} m_r(X_p - b_r), & X_p \geq b_r, \\ 0, & b_l < X_p < b_r, \\ m_l(X_p - b_l), & X_p \leq b_l, \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $b_r$  和  $b_l$  为死区的拐点;  $m_r$  和  $m_l$  为死区的线性部分的斜率。

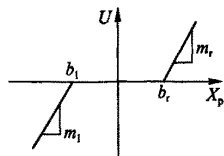


图 2 死区非线性

Fig. 2 Dead zone nonlinearity

因此,当考虑伺服阀存在的死区特性时,图 1 所示的系统可表示为死区和系统线性环节  $G_p'(s)$  相串联的结构,如图 3 所示。

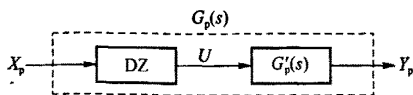


图 3 系统非线性结构图

Fig. 3 Nonlinear hydraulic system model

在未考虑死区时,系统可以通过状态反馈校正,

从而使系统达到稳定<sup>[1,14]</sup>,并有足够的稳定裕量,其原理图如图4所示。

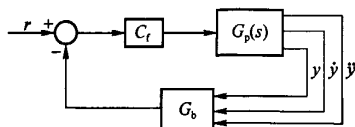


图4 系统状态校正原理图

Fig.4 System after compensated

## 2 构建用于谐波辨识的 Adaline 神经网络

系统输出可看作由基频响应和各次谐波组成,

$$\ddot{y}(t) = \sum_{i=1}^N A_i \sin(\omega t + \phi_i), \quad (3)$$

式中:  $A_i$  和  $\phi_i$  为第  $i$  次谐波的幅值和相位;  $N$  为总的谐波次数;  $\omega$  为基频。为了在线辨识各次谐波,引入了如图5所示的 Adaline 神经网络。Adaline 是单层神经网络,有  $n$  个输入和一个输出。其输出是输入向量  $x$  和权向量  $w$  的点乘。在任意给定的时刻,其输入/输出间的关系是线性的。当权值在线调整时,这种关系作为时间的函数是非线性的。误差信号  $e(k)$  是用来驱动权值调整算法的。显然当网络输出接近系统输出时,该误差将变得很小。因此训练的过程是调整网络的权值使网络输出逐渐收敛到期望信号<sup>[15-16]</sup>。

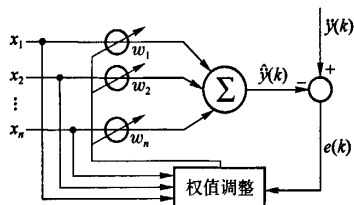


图5 Adaline 神经网络

Fig.5 Adaline neural network

为得到 Adaline 的输入向量将(3)式展开得到如下离散形式:

$$\ddot{y}(k) = A_1 \cos \phi_1 \sin \theta + A_1 \sin \phi_1 \cos \theta + \dots + A_N \cos \phi_N \sin N\theta + A_N \sin \phi_N \cos N\theta, \quad (4)$$

式中:

$$\theta = 2\pi k / T_s; \quad (5)$$

$N$  为谐波的最高次数;  $k$  为迭代步数,  $T_s$  为采样时间。因此, Adaline 的输入向量可表示为:

$$x(k) = [\sin \theta \quad \cos \theta \quad \sin 2\theta \quad \cos 2\theta \quad \dots \quad \sin N\theta \quad \cos N\theta]^T, \quad (6)$$

神经网络的权值是通过 LMS 算法来调整的。

LMS 算法可描述为<sup>[17-20]</sup>:

$$\begin{cases} \hat{\ddot{y}}_k = w_k^T x_k, \\ e(k) = \hat{\ddot{y}}(k) - \ddot{y}(k), \\ w_{k+1} = w_k + \alpha e(k) x_k, \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $x_k$  为输入向量;  $e(k)$  为误差信号;  $\ddot{y}(k)$  为实际加速度输出信号;  $\hat{\ddot{y}}(k)$  为辨识得到的系统加速度输出;  $\alpha$  为学习速率, 它可调节算法的快速性和稳定性。

LMS 算法是一种迭代梯度下降算法, 它利用均方误差梯度的估计值, 求得最佳权向量, 使均方误差为最小。  $e x_k$  代表均方误差负梯度的估计值, 常数  $\alpha$  是一个控制稳定性和收敛速度的参数。LMS 算法的权向量收敛于 Wiener 最优解。

当 LMS 算法训练好后, 实际信号和辨识信号间的误差将降至为 0, 权向量产生信号的傅里叶系数。设  $w_0$  是算法收敛时的权向量, 则信号的傅里叶系数

$$w_0 =$$

$$[A_1 \cos \phi_1 \quad A_1 \sin \phi_1 \quad \dots \quad A_N \cos \phi_N \quad A_N \sin \phi_N]^T. \quad (8)$$

第  $i$  次谐波的幅值和相位为:

$$A_i = \sqrt{w_0^2(2i+1) + w_0^2(2i+2)} \quad (9)$$

和

$$\phi_i = \arctan \left[ \frac{w_0(2i+2)}{w_0(2i+1)} \right]. \quad (10)$$

结合 Adaline 网络的基本结构, 谐波辨识的原理图如图6所示。辨识得到的信号  $\hat{\ddot{y}}(k)$  与系统实际输出相比较得到误差信号, 用以调整 Adaline 网络的权值。当  $\hat{\ddot{y}}(k)$  达到实际输出值  $\ddot{y}$  时, 权值不再调整, 此时的权值就是傅里叶系数

$$w_0 = [w_0(1), w_0(2), \dots, w_0(11), w_0(12)]^T,$$

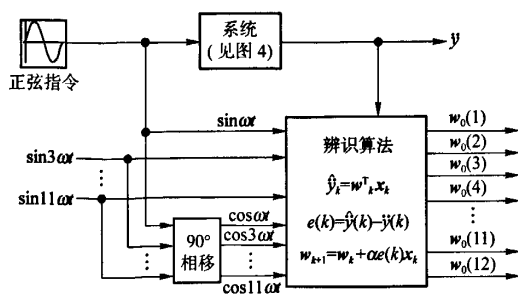


图6 基于 Adaline 网络的谐波辨识结构

Fig.6 Harmonic identification configuration based on Adaline network

此时利用(9)式和(10)式容易得到信号的幅值和相位。以三次谐波为例,其幅值和相位计算式为:

$$A_3 = \sqrt{w_0^2(3) + w_0^2(4)}$$

和

$$\phi_3 = \arctan\left[\frac{w_0(4)}{w_0(3)}\right]$$

接下来首先对图 6 所示的谐波辨识算法进行验证。验证时取基频为 5 Hz,并含有 2~6 次的谐波信号,各次谐波(包括基波)的幅值、相位如表 1 和表 2 所示,图 7 为辨识误差图。

表 1 谐波幅值

Tab.1 Harmonic amplitudes

谐波次数	理论值/V	辨识值/V	辨识值(含噪声)/V
1	1.0	1.000	1.000
2	0.8	0.798	0.798
3	0.6	0.597	0.597
4	0.4	0.397	0.397
5	0.2	0.204	0.206
6	0.1	0.105	0.108

表 2 谐波相位

Tab.2 Harmonic phases

谐波次数	理论值/(°)	辨识值/(°)	辨识值(含噪声)/(°)
1	0	0	-0.014
2	20	20.025	20.053
3	60	60.745	60.924
4	80	81.125	81.382
5	90	88.678	88.962
6	130	132.865	133.258

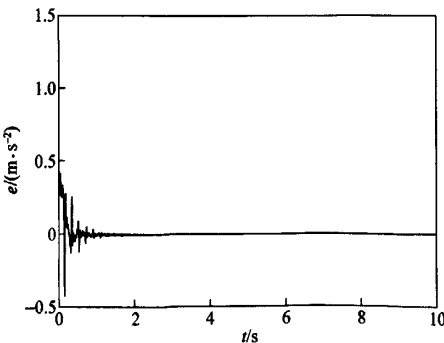


图 7 辨识误差

Fig.7 Estimated error

从表 1 和表 2 中可以看出,对谐波幅值的辨识

精度要高于对相位的辨识精度;谐波的幅值越大,即在谐波中占主导地位的程度越高,则辨识的精度也越高,这一点从相位的辨识结果上很能体现出来。从图 7 的辨识误差图中可以看出,辨识算法的收敛速度是很快的,在 2 s 内就达到了收敛。

当信号中含有噪声时,重新辨识各次谐波的幅值和相位,如表 1 和表 2 所示。比较不含噪声时的辨识,可以发现对于幅值的辨识结果两者结果基本一致,而对于相位的辨识较不含噪声时略差些。

3 系统谐波分析

为分析系统加速度信号的谐波,引用文献[1]中的电液伺服振动台系统为被控对象,输入信号为  $0.001 \sin 40\pi t$  m。系统传递函数

$$G_p'(s) = \frac{18\,221 \times 10^{-3}}{s(3.65 \times 10^{-5}s^2 + 2.277 \times 10^{-4}s + 1)}$$

系统正弦响应如图 8 所示,图 9 是其对应的频域图。从图 9 中可以发现加速度信号中有 3 次(60 Hz)、5 次(100 Hz)、7 次(140 Hz)、9 次(180 Hz)、11 次(220 Hz)谐波,导致了加速度波形失真。显然,在所有谐波中,3 次谐波占主导。

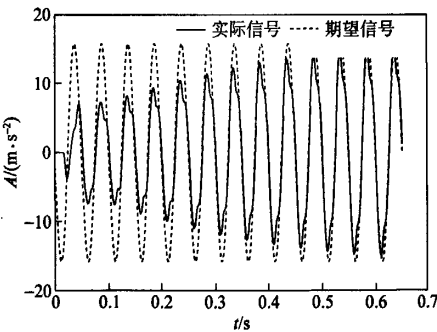


图 8 正弦响应

Fig.8 System sinusoidal response

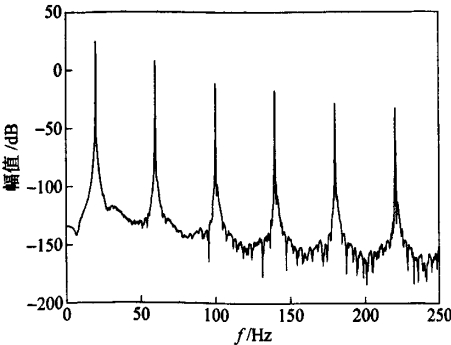


图 9 正弦响应频域图

Fig.9 Amplitude frequency characteristic

为考察波形的失真度,需要得到各次谐波的幅值。失真度的计算是各次谐波幅值相对于基频响应幅值进行的。设基频响应的幅值为  $A_1$ ,二次谐波幅值为  $A_2$ ,依此类推,则可得到总的谐波失真度

$$\text{THD} = 100 \frac{\sqrt{A_2^2 + A_3^2 + A_4^2 + \cdots A_n^2}}{A_1} \%, \quad (11)$$

式中,  $A_1, A_2, \cdots$ , 为被控对象正弦响应各次谐波的幅值,包括基频响应的幅值。各次谐波幅值由 Adaline 网络的权值通过(9)式计算得到。

4 谐波辨识

从图 9 可以看出,系统加速度输出中包含高次奇次谐波,从而可得到 Adaline 网络的输入向量为  $\mathbf{x}(k) = [\sin\omega t \quad \cos\omega t \quad \cdots \quad \sin 11\omega t \quad \cos 11\omega t]^T$ 。

权值的初值均为 0。各次谐波的辨识得到的幅值和相位,包括基频响应,如图 10 和图 11 所示。在其稳态下可求得幅值值和相位值,见表 3 和表 4。

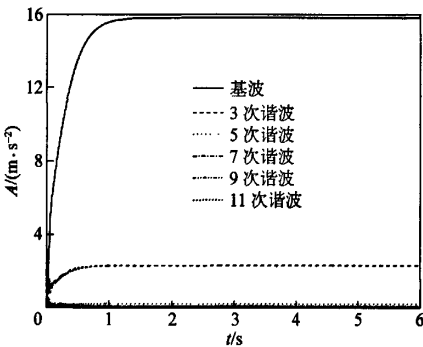


图 10 幅值图  
Fig. 10 Amplitude plot

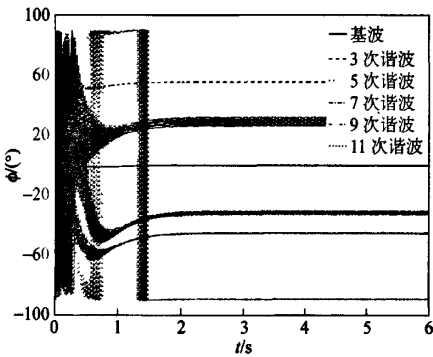


图 11 相位图  
Fig. 11 Phase plot

从表 3 可以看出,基频响应的幅值为  $15.793 \text{ m/s}^2$ ,这与理论输出值能很好地吻合,因为

输入信号是  $0.001\sin 40\pi t \text{ m}$ 。5 次谐波的幅值稍大于 7 次谐波的幅值,9 次谐波幅值与 11 次谐波幅值差不多。9 次谐波和 11 次谐波的幅值很小,所以相对于其它谐波来讲,它们对波形的影响较小。利用(11)式计算 THD 值,即:

$$\text{THD} = 100 \frac{\sqrt{2.324^2 + 0.253^2 + 0.127^2 + 0.049^2 + 0.041^2}}{15.793} \% = 14.830 \%$$

表 3 幅值

Tab.3 Amplitude

谐波	幅值 $A/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	谐波	幅值 $A/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$
基频响应	15.793	7 次谐波	0.127
3 次谐波	2.324	9 次谐波	0.049
5 次谐波	0.253	11 次谐波	0.041

表 4 相位

Tab.4 Phase

谐波	相位 $\phi/(^\circ)$	谐波	相位 $\phi/(^\circ)$
基频响应	-0.002	7 次谐波	-45.175
3 次谐波	55.158	9 次谐波	-31.753
5 次谐波	-88.975	11 次谐波	28.793

从表 4 可以看出,基频响应的相位基本为零,这与图 8 吻合,因为图 8 中实际信号与期望信号基本重合在一起,只不过实际信号有谐波失真,而期望信号的相位为零。从图 11 可以看出 9 次谐波和 11 次谐波的相位在小范围内变动,这是因为它们在所有谐波信号中所处的地位最低,所以辨识精度较其他谐波低。

图 12 是辨识误差图,该误差信号是辨识得到的信号与实际信号间的差值,该误差最终维持在

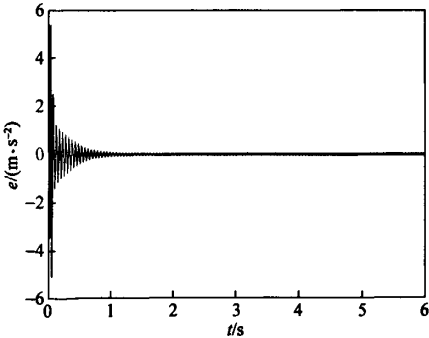


图 12 辨识误差  
Fig. 12 Estimation error

$\pm 0.03$  内波动, 意味着各次谐波的幅值和相位(包括基频响应)得到了很好的辨识。

## 5 结论

电液伺服系统由于非线性现象的存在, 导致在正弦激励时, 加速度响应信号存在波形失真。本文基于 Adaline 神经网络提出了加速度谐波在线辨识算法。仿真结果显示该算法能在线辨识各次谐波的幅值和相位。文中的算法是在线辨识的, 有较好的实时性能。

该辨识算法能跟踪谐波信号的变化, 学习能力强, 实时性能好, 而且结构简单。它能分解信号中的谐波成分, 并辨识各次谐波的幅值和相位。特别地, 该算法并不需要事先知道系统模型。

在实际系统中, 往往是 2 次或 3 次谐波占主导, 如能抑制占主导地位的谐波, 那么系统的波形失真度将大大降低, 波形将大大地得到改善。文中所述的谐波辨识方法对高次谐波的辨识精度是比较高的, 其得到的辨识结果可为电液伺服振动台谐波抑制提供依据。

## 参考文献 (References)

- [1] 姚建均. 六自由度振动台加速度谐波抑制研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2004.  
YAO Jian-jun. Study on acceleration harmonic cancellation for six degree of freedom vibration platform[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2004. (in Chinese)
- [2] Dash P K, Sharaf A M. A Kalman filtering approach for estimation of power system harmonics[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Harmonics in Power Systems, Piscataway: IEEE, 1988: 34-40.
- [3] Girgis A A, Chang W B, Makram E B. A digital measurement scheme for on-line tracking of power system harmonics[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1991, 6(3): 1153-1160.
- [4] Kamwa I, Granin R. Fast adaptive schemes for tracking voltage phase and local frequency in power transmission and distribution systems[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1992, 1(2): 789-795.
- [5] 毕会静. 供电系统谐波辨识的研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2005.  
BI Hui-jing. The study of harmonic identification of power supply system[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2005. (in Chinese)
- [6] 范沙浪. 基于神经网络的谐波测量方法研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2005.  
FAN Sha-lang. Research of harmonic measurement based on neural network[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2005. (in Chinese)
- [7] 李洪人. 液压控制系统[M]. 北京: 国防工业出版社, 1981: 60-77.  
LI Hong-ren. Hydraulic control system[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1981: 60-77. (in Chinese)
- [8] Gang T. Adaptive control of plants with unknown dead-zone[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1994, 39(1): 59-65.
- [9] Recker D A, Kokotovic P V. Indirect adaptive nonlinear control of discrete-time systems containing a dead-zone[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 1997, 11(1): 33-48.
- [10] Ming T, Gang T. Adaptive output dead-zone compensation[C]//Michel A N, Djaferis T E, Valavanis K P. Proceedings of the 36th Conference on Decision and Control, New York: IEEE, 1997: 1157-1161.
- [11] Avinash T, Gang T. Analysis and control of sandwich systems [C]//Kamen E W, Wang T W. Proceedings of the 38th Conference on Decision and Control. Piscataway: IEEE, 1999: 1156-1161.
- [12] Sun X M, Chan C W. Indirect adaptive control for systems with an unknown dead zone[C]//Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Control Applications, New York: IEEE, 1997: 618-623.
- [13] Avinash T, Gang T. An adaptive dead-zone inverse controller for systems with sandwiched dead-zones[C]//Proceedings of the 2001 American Control Conference, Piscataway: IEEE, 2001: 2456-2460.
- [14] 吕维迪. 多通道电液伺服加载系统同步协调控制器的研制[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2003.  
LV Wei-di. Develop of synchronous controller for multi-channel electrohydraulic loading system[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2003. (in Chinese)
- [15] YAO Jian-jun, WANG Li-quan, JIANG Hong-zhou, et al. Adaptive feed-forward compensator for harmonic cancellation in an electro-hydraulic servo system[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2008, 21(1): 77-81.
- [16] Vladimir B. Adaptive filtering for selective elimination of higher harmonics from line currents of a voltage source converter[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 1977, 12(1): 116-123.
- [17] Wisnteer R G. A new method for training networks of adaline [J]. Neural Computation, 1989, (1): 151-160.
- [18] Widrow B, Mccool J M. A comparison of adaptive algorithms based on the methods of steepest descent and random search[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1976, 4(1): 615-637.
- [19] Widrow B, Stearns S D. Adaptive signal processing[M]. New York: Prentice Hall, 1985: 121-193.
- [20] Orfanidis S J. Introduction to signal processing[M]. New York: Prentice Hall, 2001: 644-704.