

引用格式:何禹锬,高强,侯远龙,等.定深电液伺服系统的复合滑模控制研究[J].电光与控制,2019,26(10):78-82. HE Y K, GAO Q, HOU Y L, et al. Composite sliding mode control of a given-depth electro-hydraulic servo system[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(10):78-82.

## 定深电液伺服系统的复合滑模控制研究

何禹锬, 高强, 侯远龙, 李俊杰  
(南京理工大学机械工程学院, 南京 210094)

**摘要:**针对定深电液伺服系统内部参数的难确定性与时变性问题,设计了一种神经网络与滑模变结构相结合的复合控制方法。该方法充分利用滑模变结构控制的强鲁棒性优点对定深电液伺服系统进行控制,使其能够在外部干扰复杂的环境下进行工作,并且结合神经网络来减弱滑模变结构控制自身所存在的抖振问题。此外,还利用神经网络对电液伺服系统的内部参数进行辨识并进行在线自适应学习,能够很好地抑制内部参数摄动,消除定深电液伺服系统工作时的时变性问题,保证了系统的控制精度与鲁棒性。

**关键词:**滑模变结构控制;复合控制器;定深电液伺服系统;神经网络

**中图分类号:** TN820.3 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.10.016

## Composite Sliding Mode Control of a Given-Depth Electro-hydraulic Servo System

HE Yu-kun, GAO Qiang, HOU Yuan-long, LI Jun-jie

(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

**Abstract:** Considering that the internal parameters of the given-depth electro-hydraulic servo system are uncertain and time-varying, a composite control strategy based on Neural Network (NN) and Sliding Mode Control (SMC) is designed to solve the problem. The strategy makes full use of the strong robustness of the SMC for the control of the given-depth electro-hydraulic servo system, enables it to work under complicated external interference environment, and uses the neural network to weaken the buffeting shortcoming of the SMC itself. In addition, the neural network is also used for identification of the internal parameters of the electro-hydraulic servo system and online adjustment, which can well suppress the internal parameter perturbation and eliminate the time-varying problem of the electro-hydraulic servo system, and thus can ensure the control precision and stability of the system.

**Key words:** sliding mode control; composite controller; given-depth electro-hydraulic servo system; neural network

### 0 引言

定深电液伺服系统是一类复杂的伺服系统,其内部存在着强本质非线性环节。影响该系统的主要非线性因素有:液压油具有粘温特性;阀控动力机构流量为非线性;各运动副中存在摩擦阻力;土壤结构多变带来外部负载扰动。并且此系统中的液压油弹性模量<sup>[1]</sup>以及管路特性等参数较难确定,所以按照常规的控制方法对系统进行控制无法取得理想的控制效果。

滑模变结构控制(SMC)是一种变结构控制,能使系统沿着设定的“滑动模态”的状态轨迹运动,最终达到预期的状态位置。使用SMC策略的系统表现出针对参数不确定性和外部干扰具有很好的鲁棒性<sup>[2-3]</sup>。但使用滑模变结构对系统进行控制的过程中出现的控制信号为离散型信号、滑模函数切换具有滞后性等问题,导致系统存在抖振问题。所以许多学者对此问题进行深入研讨,并提出用基于滑模变结构控制的复合控制器来解决抖振问题<sup>[4-5]</sup>。

文献[6]将RBF神经网络与SMC相结合形成复合控制器应用于对单相有源电力滤波器(APF)的控制,其结果表明,使用RBF的SMC可以提高APF系统的适应性和鲁棒性,并快速跟踪给定的指令信号。文献

收稿日期:2018-11-05

修回日期:2018-11-22

基金项目:国家自然科学基金(51305205)

作者简介:何禹锬(1996—),男,湖南衡阳人,硕士生,研究方向为智能检测与控制。

[7]将 RBF 神经网络与滑模控制应用于集装箱起重机,其研究表明,使用该系统能够在快速水平调运集装箱时减少集装箱的摇摆运动。

综上所述,在滑模变结构控制器中结合 RBF 神经网络自适应调节运动点向滑模面运动的速率能够对系统有较好的控制效果,并且能够消除抖振<sup>[8-10]</sup>。因此,将 RBF 神经网络与滑模控制相结合的复合控制器应用于电液伺服系统中,从仿真结果可知,此控制策略可以很好地对其系统进行控制,并且具备较好的抗干扰能力。

## 1 系统组成及数学模型的建立

### 1.1 系统结构及工作原理

该定深电液伺服系统是基于电子控制的液压伺服系统,主要应用于军用扫雷车,其工作任务是调节扫雷犁的位置,使其能够插入给定深度的土壤进行排雷工作。它主要包括液压缸、轴角传感器、伺服放大器、电液伺服阀、液压缸、犁杆、仿形靴等,如图 1 所示。

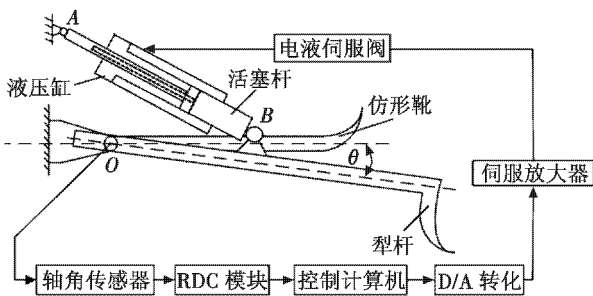


图 1 定深电液伺服系统结构图

Fig. 1 The structure diagram of the system

在执行任务时,将此系统简化为如图 2 所示。

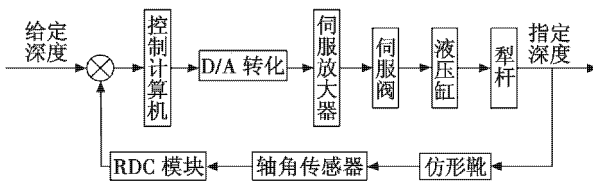


图 2 定深电液伺服系统结构框图

Fig. 2 The mathematical model diagram of the system

该系统的工作原理为:位置检测装置检测扫雷犁实际位置深度,将此信号与控制信号进行比较,把误差量传递给控制器输出控制电压,使犁杆达到所需深度。

### 1.2 系统数学模型的建立

在系统建模前,先做如下假设:

- 1) 液压阀为理想四通滑阀,其节流口匹配并对称分布;
- 2) 节流窗口外液压油的流动为紊流,并且流体不可压缩;
- 3) 液压阀具备理想的瞬时响应性能,并且其动态

特性可以忽略;

4) 补油系统的响应是瞬时的,在工作中低压管道的压力恒为补油压力;

5) 忽略管道内压力损失与管道特性;

6) 在管道和缸体腔内不会出现压力饱和现象。

首先建立伺服阀方程

$$\frac{x_v}{U} = K_v \quad (1)$$

式中: $x_v$  为阀芯位移; $U$  为控制电压; $K_v$  为位移 - 电压放大系数。

建立伺服阀的流量方程

$$Q_L = K_q x_v - K_c P_L \quad (2)$$

式中: $Q_L$  为负载流量(即进出油流量差); $P_L$  为负载压差(即进出油压力差); $K_q$  为阀的流量增益; $K_c$  为阀的流量 - 压力系数。

建立定深电液伺服系统的流量连续性方程,并对其进行拉普拉斯变换

$$Q_L = C_p P_L + A_p s x_p + \frac{V_t}{4\beta_e} s P_L \quad (3)$$

式中: $C_p$  为液压塞总泄露系数; $A_p$  为液压塞面积; $x_p$  为液压塞位移; $V_t$  为进油腔和回油腔的总体积; $\beta_e$  为液压油有效体积弹性模数; $s$  为拉普拉斯算子。

最后建立作用在液压塞上的力学平衡方程,并进行拉普拉斯变换

$$A_p P_L = M_t x_p s^2 + B_p x_p s + K x_p + F_L \quad (4)$$

式中: $M_t$  为液压塞和犁杆换算到液压塞的总质量; $B_p$  为液压塞和犁的粘性阻尼系数; $K$  为土壤的等效弹簧梯度; $F_L$  为作用在液压塞上的负载力。

由式(2) ~ 式(4)得

$$x_p = \frac{\frac{K_q}{A_p} x_v - \frac{K_c}{A_p} \left( \frac{V_t}{4\beta_e K_c} s + 1 \right) F_L}{\frac{V_t M_t}{4\beta_e A_p^2} s^3 + \left( \frac{K_c M_t}{A_p^2} + \frac{V_t B_p}{4\beta_e A_p^2} \right) s^2 + \left( \frac{K_c B_p}{A_p^2} + \frac{K V_t}{4\beta_e A_p^2} + 1 \right) s + \frac{K_c K}{A_p^2}} \quad (5)$$

由于本文仅研究对定深电液伺服系统的控制,所以只讨论在控制电压的输入下系统的传递函数,因此式(5)可以简化为

$$x_p = \frac{\frac{K_q}{A_p} x_v}{\frac{V_t M_t}{4\beta_e A_p^2} s^3 + \left( \frac{K_c M_t}{A_p^2} + \frac{V_t B_p}{4\beta_e A_p^2} \right) s^2 + \left( \frac{K_c B_p}{A_p^2} + \frac{K V_t}{4\beta_e A_p^2} + 1 \right) s + \frac{K_c K}{A_p^2}} \quad (6)$$

将式(1)代入式(6)可得

$$\frac{x_p}{U} = \frac{K_q K_v}{\frac{V_t M_t}{4\beta_e A_p^2} s^3 + \left( \frac{K_c M_t}{A_p^2} + \frac{V_t B_p}{4\beta_e A_p^2} \right) s^2 + \left( \frac{K_c B_p}{A_p^2} + \frac{K V_t}{4\beta_e A_p^2} + 1 \right) s + \frac{K_c K}{A_p^2}} \quad (7)$$

由于定深电液伺服系统中的深度量可通过液压塞的位移量换算得到,为了简单起见,在此研究中仅建立液压塞位移量与控制电压之间的传递函数。

取系统的空间状态变量为  $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ x_3]^T$ , 其中  $x_1 = x_p, x_2 = \dot{x}_p, x_3 = \ddot{x}_p$ , 则系统的状态空间方程为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = x_3 \\ \dot{x}_3 = f(\mathbf{x}) + gu \end{cases} \quad (8)$$

$$\text{式中: } f(\mathbf{x}) = -\left(\frac{4K_c\beta_e}{V_t} + \frac{V_t B_p}{V_t M_t}\right)x_3 - \left(\frac{4K_c\beta_e B_p}{V_t M_t} + \frac{K}{M_t} + \frac{4\beta_e A_p^2}{V_t M_t}\right)x_2 - \frac{4KK_c\beta_e}{V_t M_t}x_1; g = \frac{4\beta_e A_p^2 K_q K_v}{V_t M_t}.$$

其系统的输出量为液压塞的位移量,则有

$$y = x_p. \quad (9)$$

由于在实际的工况中,系统的参数会随时间的改变而变化,并且外部的扰动也是未知的,因此  $f(\mathbf{x})$  与  $g$  是随时间而变化的未知量,这会极大地影响系统的控制精度,所以在下文中引入 RBF 神经网络在线自适应调节系统控制参数。

## 2 RBF-SMC 复合控制器设计

### 2.1 滑模变结构控制器(SMC)设计

假设在定深电液伺服系统的控制中,为了使犁达到所要的深度,液压塞所要达到的位移量为  $x_s$ , 则误差量为

$$e = x_s - x_1 \quad (10)$$

取跟踪误差向量  $\mathbf{E}$  为

$$\mathbf{E} = [e \ \dot{e} \ \ddot{e}]^T \quad (11)$$

将式(11)代入式(8)可得

$$\ddot{e} = \ddot{x}_s - \ddot{x}_1 = \ddot{x}_s - \dot{x}_3 = \ddot{x}_s - [f(\mathbf{x}) + gu]. \quad (12)$$

依据滑模变结构控制理论,定义滑模函数为

$$s = \mathbf{c}^T \mathbf{E} = c_1 e + c_2 \dot{e} + \ddot{e} \quad c_i > 0 \quad (13)$$

式中,  $\mathbf{c} = [c_1 \ c_2 \ 1]^T$ , 则

$$\dot{s} = c_1 \dot{e} + c_2 \ddot{e} + \ddot{e} = c_1 \dot{e} + c_2 \ddot{e} + \ddot{x}_s - [f(\mathbf{x}) + gu]. \quad (14)$$

假设  $f(\mathbf{x})$  与  $g$  为已知常量,则等效控制率可设置为

$$u_{eq} = u|_{s=0} = \frac{1}{g} [c_1 \dot{e} + c_2 \ddot{e} + \ddot{x}_s - f(\mathbf{x})]. \quad (15)$$

为了使滑模到达条件成立,即使  $s\dot{s} \leq -\eta|s|$ , 则设置切换控制率为

$$u_{sw} = \varepsilon \eta \operatorname{sgn} s \quad (16)$$

式中:  $\eta > 0$ ;  $\varepsilon$  为等速项增益,  $\varepsilon > 0$ 。

则滑模控制率由等效控制项和切换控制项组成,即

$$u = u_{eq} + u_{sw}. \quad (17)$$

### 2.2 RBF 神经网络自适应调节设计

由于在实际的工况中,外部负载是随机扰动的,系统的内部参数具有时变性,因此应用 RBF 神经网络来在线逼近  $f(\mathbf{x})$  与  $g$ , 使系统能够得到更准确的控制,其控制结构如图3所示。

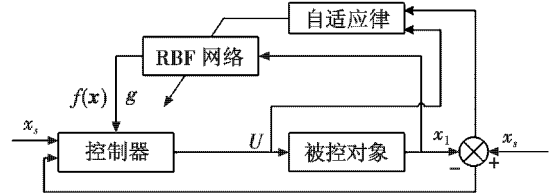


图3 RBF-SMC 控制器原理图

Fig.3 Schematic of RBF-SMC controller

径向基(RBF)神经网络是一种3层的前馈网络。在此设计了一种2-7-2的神经网络架构,给出2个参数作为输入层,7个神经元作为隐含层,输出层输出系统逼近的理想  $f(\mathbf{x})$  与  $g$  值,如图4所示。

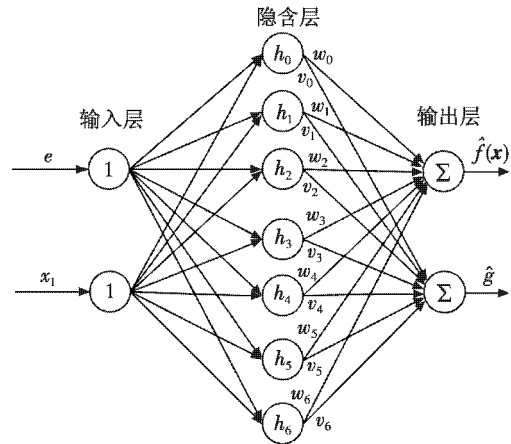


图4 RBF 神经网络架构图

Fig.4 Architecture diagram of RBF neural network

- 1) 输入层:采用向量矩阵  $\mathbf{x} = [e \ x_1]^T$  作为输入。
- 2) 隐含层:加入了7个神经元节点,其用高斯函数作为基函数,即  $\mathbf{H} = [h_0 \ h_1 \ \dots \ h_7]^T$ 。

高斯函数结构为

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|^2}{2b_j^2}\right) \quad (18)$$

式中,  $\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\| = \alpha(e - c_{j1})^2 + (x_1 - c_{j2})^2$ ,  $\mathbf{c}_j = [c_{j1} \ c_{j2}]^T$ 。

- 3) 输出层:

$$\hat{f}(\mathbf{x}) = \hat{\mathbf{W}}^T \mathbf{h}(\mathbf{x}) \quad (19)$$

$$\hat{g} = \hat{\mathbf{V}}^T \mathbf{h}(\mathbf{x}) \quad (20)$$

式中:  $\mathbf{h} = [h_j]^T$  为高斯基函数的输出;向量矩阵  $\hat{\mathbf{W}} = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_7]^T$  为隐含层到  $f(\mathbf{x})$  输出层的网络权值;  $\hat{\mathbf{V}} = [v_1 \ v_2 \ \dots \ v_7]^T$  为隐含层到  $g$  输出层的网络权值。

由此,将式(19)、式(20)与式(16)代入式(17),滑模变结构的控制率可以优化为

$$u = \frac{1}{\hat{V}^T h(x)} [c_1 \dot{e} + c_2 \ddot{e} + \ddot{x}_s - \hat{W}^T h(x)] + \varepsilon \eta \text{sgn } s \quad (21)$$

### 3 系统稳定性分析

设计 Lyapunov 函数为

$$L = \frac{1}{2} s^2 + \frac{1}{2\gamma_1} \tilde{W}^T \tilde{W} + \frac{1}{2\gamma_2} \tilde{V}^T \tilde{V} \quad (22)$$

式中:  $\gamma_1 > 0; \gamma_2 > 0; \tilde{W} = W^* - \hat{W}, \tilde{V} = V^* - \hat{V}, W^*$  和  $V^*$  为理想权值。

$$\dot{L} = s \dot{s} + \frac{1}{\gamma_1} \tilde{W}^T \dot{\tilde{W}} + \frac{1}{\gamma_2} \tilde{V}^T \dot{\tilde{V}} \quad (23)$$

将式(21)代入式(14)整理可得

$$\dot{s} = -[f(x) - \hat{f}(x)] - (g - \hat{g})u - \hat{g}\varepsilon\eta\text{sgn } s \quad (24)$$

现设

$$f(x) = W^{*T} h(x) + \varepsilon_f \quad (25)$$

$$g = V^{*T} h(x) + \varepsilon_g \quad (26)$$

式中,  $\varepsilon_f$  和  $\varepsilon_g$  为网络逼近误差,  $|\varepsilon_f| \leq \varepsilon_{Mf}, |\varepsilon_g| \leq \varepsilon_{Mg}$ 。

则将式(19)、式(20)、式(24)~式(26)代入式(23)并整理可得

$$\begin{aligned} \dot{L} = & \tilde{W}^T \left[ \frac{1}{\gamma_1} \dot{\tilde{W}} - s h(x) \right] + \tilde{V}^T \left[ \frac{1}{\gamma_2} \dot{\tilde{V}} - s u h(x) \right] - \\ & s(\varepsilon_f + u\varepsilon_g) - s\hat{g}\varepsilon\eta\text{sgn } s \quad (27) \end{aligned}$$

取自适应率

$$\dot{\tilde{W}} = \gamma_1 s h(x) \quad (28)$$

$$\dot{\tilde{V}} = \gamma_2 s u h(x) \quad (29)$$

并代入式(27)可得

$$\dot{L} = -s(\varepsilon_f + u\varepsilon_g) - s\hat{g}\varepsilon\eta\text{sgn } s \quad (30)$$

由于在 RBF 神经网络的逼近过程中,  $\varepsilon_f$  和  $\varepsilon_g$  为非常小的实数,  $\hat{g} > 0, \eta > 0$ , 则取  $\varepsilon \geq \frac{|\varepsilon_f + u\varepsilon_g|}{g\eta}$ , 就可使  $\dot{L} \leq 0$ , 当  $\dot{L} = 0$  时,  $s = 0$ , 依据 LaSalle 不变集原理,  $t \rightarrow \infty$  时,  $s \rightarrow 0$ , 这表明  $\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = 0$ 。故系统稳定。

### 4 仿真分析

为了测试本文设计的控制算法的控制效果,针对定深电液伺服系统进行仿真研究,液压伺服系统的主要参数为:  $A_p = 7.386 \times 10^{-5} \text{ m}^2, K_v = 0.002 \text{ mm/V}, K_q = 1.5 \times 10^5 \text{ (ml} \times \text{min}^{-1})/\text{mm}, K_c = 33.33 \text{ (ml} \times \text{min}^{-1})/\text{MPa}, M_t = 80 \text{ kg}, V_t = 1.25 \times 10^6 \text{ mm}^3, \beta_e = 1.6 \times 10^9 \text{ N/m}^2, K = 1.1 \times 10^5 \text{ N/m}, B_p = 0.68 \text{ N} \cdot \text{s/cm}$ 。控制算法中的主要参数为:  $\gamma_1 = 10, \gamma_2 = 1.0, c_1 = 5.0, c_2 = 3.0, \eta = 0.1$ , RBF 神经网络中网络权值的初始值都为 0.10。

在本次仿真试验中,对只有滑模变结构的控制器与 RBF-滑模变结构复合控制器进行了比较。为了验证系统性能的快速响应能力与稳定性,给予控制器 100 mm 深度的阶跃控制信号,且在阶跃信号中加入不超过  $\pm 2$  mm 的随机扰动信号,最后在第 4 s 时给予 25 mm 的干扰扰动。如图 5 所示,试验结果表明,滑模变结构控制与神经网络自适应滑模变结构控制都具有较好的控制效果,并且 RBF-SMC 控制方法的快速响应能力更佳,其系统达到稳定只需 1.2 s,对外部的扰动也具有更好的鲁棒性。

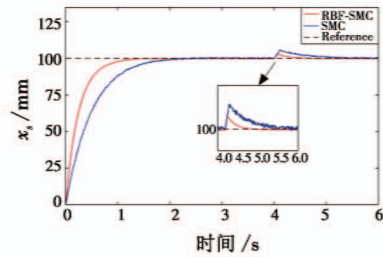
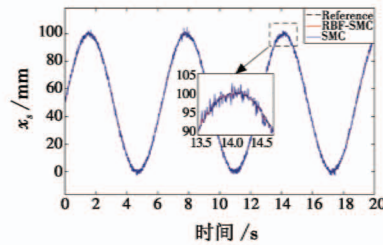


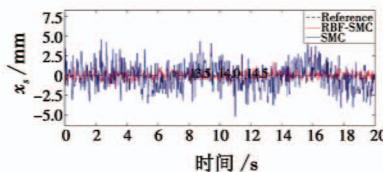
图 5 阶跃响应与负载干扰曲线

Fig. 5 Step response and load disturbance curve

为了进一步验证所设计的控制策略的抗干扰性能以及消除传统滑模控制的抖振能力,又对系统进行了正弦跟踪仿真试验,其峰值分别为 100 mm 与 150 mm,并且在其中还加入了不超过  $\pm 2$  mm 的随机扰动信号,仿真效果如图 6、图 7 所示。



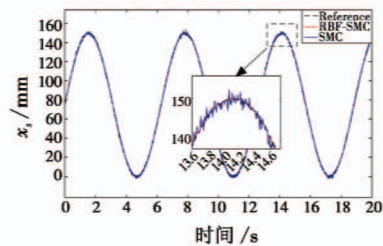
a 正弦跟踪图



b 跟踪误差图

图 6 100 mm 正弦跟踪与误差图

Fig. 6 Sine trace and trace error at 100 mm



a 正弦跟踪图

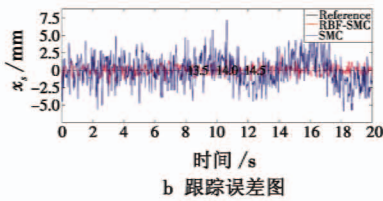


图7 150 mm 正弦跟踪与误差图

Fig. 7 Sine trace and trace error at 150 mm

分析图6与图7数据可得表1。

表1 正弦跟踪误差数据表

Table 1 Data sheet of sine trace error

参考信号/(mm·Hz <sup>-1</sup> )	控制策略	幅差/mm	相差/(°)
100	SMC	2.2	1.15
	RBF-SMC	0.6	0.54
150	SMC	2.8	1.19
	RBF-SMC	0.8	0.56

由表1可知,在仅采用滑模变结构控制时,系统会发生抖振,且其平均误差较高,近似于外部扰动负载。而加入神经网络自适应的RBF-SMC复合控制策略后则有较好的抗干扰性能,减少了系统的抖振。并且从相位差来看,RBF-SMC复合控制策略具有很好的响应性能,能够快速响应控制信号的变化。由此可见,本文所设计的RBF-SMC复合控制器能够更好地跟踪目标曲线,提升系统的抗干扰能力,并减小滑模运动时所产生的抖振,可以较好地应用于定深电液伺服控制系统,使其达到快速精准控制效果,并增强其鲁棒性。

## 5 结束语

针对某定深电液伺服系统的控制问题,本文提出了一种RBF-SMC复合控制策略。由仿真结果可知,该控制策略可以克服对液压系统机理建模的参数未知与时变性的问题,且具有快速响应、抗外部干扰的控制效果,具有较强的鲁棒性,为电液伺服系统的非线性控制提供了试验依据。

## 参考文献

- [1] BI Y, LUO R, LI J, et al. The effects of the hydraulic oil on mechanical and tribological properties of C/C composites [J]. *Materials Science and Engineering: A*, 2008, 483:274-276.
- [2] FURUTA K, PAN Y D. Variable structure control with sliding sector [J]. *Automatica*, 2000, 36(2):211-228.
- [3] 邓晓光,张涛,王睿鑫,等.基于滑模控制的气压驱动系统鲁棒性研究[J].*机床与液压*,2016,44(12):70-75.
- [4] AZAR A T, ZHU Q M. Advances and applications in sliding mode control systems [M]. Cham: Springer International Publishing, 2015.
- [5] 姜长生,吴庆宪,费树岷,等.现代非线性系统鲁棒控制基础[M].哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,2012.
- [6] FANG Y M, FEI J T, MA K Q. Model reference adaptive sliding mode control using RBF neural network for active power filter [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2015, 73:249-258.
- [7] NGUYEN N P, NGO Q H, NGUYEN C N. Adaptive sliding mode control using radial basis function network for container cranes [C]//The 17th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS), IEEE, 2017: 1628-1633.
- [8] LIU X, LIAO S S, RONG P M. Vehicle stability control based on RBF adaptive terminal sliding mode controller [C]//Undergraduate Research Technology Conference (URTC), IEEE, 2017:1-5.
- [9] 黄攀峰,胡永新,王东科,等.空间绳系机器人目标抓捕鲁棒自适应控制器设计[J].*自动化学报*,2017,43(4):538-547.
- [10] 徐江敏,刘李明,林青,等.基于模糊神经网络滑模控制的船用螺旋桨磨抛并联机器人抗抖振研究[J].*江苏科技大学学报:自然科学版*,2017,31(6):751-756.