

doi: 10.7690/bgzdh.2019.11.006

# 某定深电液伺服系统的粒子群优化神经网络 PID 控制

何禹锟, 高 强, 侯远龙

(南京理工大学机械工程学院, 南京 210094)

**摘要:** 为了解决定深电液伺服系统的系统参数难以确定、运行过程中内部参数具有时变性和外部负载扰动较大等问题, 设计一种将 PID 控制器与神经网络相结合的控制策略。分析定深电液伺服系统的数学模型和控制器的结构与工作原理, 用径向基函数神经网络来动态修正 PID 控制器中控制参数的策略, 采用粒子群算法离线选取最优的神经网络权值, 用 Matlab 将控制器应用于定深电液伺服系统中, 并与经典的 PID 控制器和 RBF-PID 控制器进行对比。仿真结果表明, 该控制器具有较好的快速响应能力与鲁棒性。

**关键词:** 定深电液伺服系统; PID 控制; 粒子群算法; 时变性

**中图分类号:** TP302 **文献标志码:** A

## PID Control of Particle Swarm Optimization Neural Network for Certain Deep Electro-hydraulic Servo System

He Yukun, Gao Qiang, Hou Yuanlong

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

**Abstract:** In order to solve the problems that the system parameters of the deep electro-hydraulic servo system are difficult to determine, the internal parameters have time-varying and the external load disturbance is large, a control strategy combining the PID controller and the neural network is designed. Analyze the mathematical model of the deep electro-hydraulic servo system and the structure and working principle of the controller. The radical basis function neural network is used to dynamically modify the control parameters of the PID controller. The particle swarm algorithm is used to select the optimal neural network right offline. Use Matlab in controller of certain deep electro-hydraulic servo system, and compare it with the classic PID controller and RBF-PID controller. The simulation results show that the controller has good fast response capability and robustness.

**Keywords:** certain deep electro-hydraulic servo system; PID control; particle swarm optimization; time varying

### 0 引言

由于军用扫雷车需要配备体积小、功率高的伺服系统来驱动扫雷犁进行排雷工作, 因此, 应用电液伺服系统<sup>[1-2]</sup>, 设计一种较稳定的控制策略来达到自动化控制犁的某一指定深度。

定深电液伺服系统是一种内部结构复杂的伺服系统, 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: 1) 液压油具有粘温特性, 随着温度的变化, 液压油黏度发生非线性变化; 2) 阀控动力机构流量为非线性; 各运动副中的摩擦阻力; 3) 土壤结构多变而带来的外部负载扰动。由于该系统中的液压油弹性模量<sup>[3]</sup>以及管路特性等参数较难确定, 应用传统的比例-积分-微分 (proportion integration differentiation, PID) 控制器来控制时, 时变非线性的扰动并不能得到很好的处理; 因此, 使用神经网络来优化 PID 控制器, 以取得理想的控制效果。

神经网络 PID 复合控制器将神经网络的自适应特点<sup>[4-5]</sup>与 PID 控制器结构简单、可靠性高等特点<sup>[6-7]</sup>相结合。在控制过程中, 利用 PID 控制器进行稳定控制, 当外部负载出现扰动或内部参数出现摄动时, 使用神经网络自修正 PID 控制器的参数, 以使系统快速达到稳定状态, 具有较好的鲁棒性。实验结果也证明了该复合控制器具备良好的控制效果。

使用传统的梯度下降法对神经网络的网络权值进行离线学习, 其学习速率较低且容易陷入局部极值; 因此, 利用粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 来搜索最优的网络权值<sup>[8-10]</sup>, 避免破坏神经网络的稳定性, 提高控制器的控制性能。

### 1 系统组成及数学模型的建立

#### 1.1 系统结构及工作原理

该系统为微电子与液压伺服系统的融合产物, 通过电子电路来进行位置信号检测, 并反馈给控制

收稿日期: 2019-06-24; 修回日期: 2019-08-07

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51305205)

作者简介: 何禹锟 (1996—), 男, 湖南人, 硕士, 从事智能检测与控制研究。E-mail: 453994350@qq.com。

器与控制量相比较，在内部计算后输出控制电压来驱动液压伺服系统，使扫雷犁能够插入给定深度的土壤进行排雷工作。如图 1 所示，定深电液伺服系统主要包括液压缸、轴角传感器、伺服放大器、电液伺服阀、液压缸、犁杆和仿形靴等。

在执行任务时，简化系统如图 2 所示。

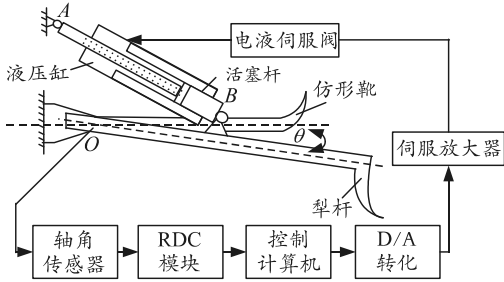


图 1 定深电液伺服系统结构

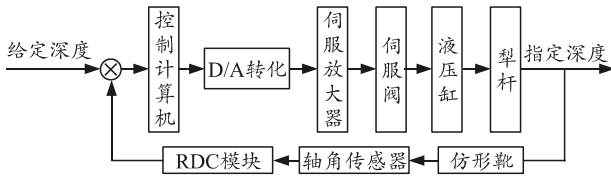


图 2 定深电液伺服系统结构

该系统的工作原理：设定排雷深度，深度检测装置检测犁杆实际的深度位置并传送给控制计算机，控制计算机将其与设定的深度值相对比，控制器接收差值信号并输出控制电压，控制电压经伺服放大器进行电压放大后作用于伺服阀以此来控制液压缸中的液压油给予量，最后驱动犁杆运动。仿形靴用于仿制地形起伏，位置检测部分是依靠犁杆与仿形靴之间的角度差值来换算出犁插入土壤的深度。轴角放大器能够测量它们之间的角度并经轴角数字转换 (RDC) 模块转化为电信号传送给控制计算机。

### 1.2 系统数学模型的建立

在系统建模前，先作如下假设：

- 1) 液压阀为理想四通滑阀，其节流口对称分布；
- 2) 节流窗口外液压油为紊流状态，并且流体不可压缩；
- 3) 阀具备瞬时响应性能，并且其动态特性可以忽略；
- 4) 补油系统的响应是瞬时的，在运行时低压管道压力恒为补油压力；
- 5) 忽略管道内压力损失与管道特性。

首先建立伺服阀方程，因伺服阀的非线性特性，在以往的研究中常把它简化等效为低频系统或高频系统。为了简化起见，笔者简略了阀的动态特性，

伺服阀方程为：

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

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，并对其拉氏变换，可得

$$Q_L = C_{tp} P_L + A_p s x_p + \frac{V_t}{4\beta_e} s^2 P_L \quad (3)$$

式中： $C_{tp}$  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。

最后利用宏观力学知识，建立作用在液压塞上的力平衡方程，并进行拉氏变换，可得

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

式中： $M_t$  为液压塞和犁杆换算到液压塞的总质量； $B_p$  为液压塞和犁的黏性阻尼系数； $K$  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(1)、(3)和(4)得：

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

由于笔者仅对系统的控制进行研究，所以只讨论在控制电压输入下系统的传递函数，因此，式(5)可以简化为：

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

将式(1)代入式(6)中可得：

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

由于定深电液伺服系统中的深度量与仿形靴和犁杆之间的夹角有关，而这个夹角的量可以在控制计算机中数值计算为液压塞的位移量。为了简单起见，笔者仅建立液压塞位移量与控制电压之间的传递函数。

## 2 RBF-PID 复合控制器设计

### 2.1 PID 控制器设计

本次研究中，采用增量式 PID 控制器。

在定深电液伺服系统控制中，为了使犁杆达到所要的深度，液压塞所要达到的位移量为  $x_s$ ，而实际位移量为  $x$ ，则误差量为

$$e(k) = x_s(k) - x(k). \quad (8)$$

PID 3 项输入为：

$$\begin{aligned} x_c(1) &= e(k) - e(k-1), \\ x_c(2) &= e(k), \\ x_c(3) &= e(k) - 2e(k-1) + e(k-2). \end{aligned} \quad (9)$$

PID 控制算法为：

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k); \quad (10)$$

$$\Delta u(k) = k_p(e(k) - e(k-1)) + k_i e(k) + k_d(e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)). \quad (11)$$

PID 参数整定采用反向传播学习算法，其指标函数为

$$E(k) = \frac{1}{2} e(k)^2. \quad (12)$$

使用梯度下降法修正参数  $k_p$ 、 $k_i$  和  $k_d$ ：

$$\begin{aligned} \Delta k_p &= -\eta_p \frac{\partial E}{\partial k_p} = -\eta_p \frac{\partial E}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial \Delta u} \frac{\partial \Delta u}{\partial k_p} = \\ &\eta_p e(k) \frac{\partial x}{\partial \Delta u} x_c(1); \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \Delta k_i &= -\eta_i \frac{\partial E}{\partial k_i} = -\eta_i \frac{\partial E}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial \Delta u} \frac{\partial \Delta u}{\partial k_i} = \\ &\eta_i e(k) \frac{\partial x}{\partial \Delta u} x_c(2); \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \Delta k_d &= -\eta_d \frac{\partial E}{\partial k_d} = -\eta_d \frac{\partial E}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial \Delta u} \frac{\partial \Delta u}{\partial k_d} = \\ &\eta_d e(k) \frac{\partial x}{\partial \Delta u} x_c(3). \end{aligned} \quad (15)$$

式中  $\eta_p$ 、 $\eta_i$  和  $\eta_d$  为调节速率。

### 2.2 RBF 神经网络自适应调节设计

在实际的工况中，定深电液伺服系统内部的参数会有所摄动，使用固定参数的 PID 控制器并不能够快速克服外界的扰动而达到稳定的状态，并且可

能引起系统的超调；因此，使用径向基函数 (radical basis Function, RBF) 神经网络来动态修正 PID 控制器中的参数，以此得到较好的控制效果，其控制结构如图 3 所示。

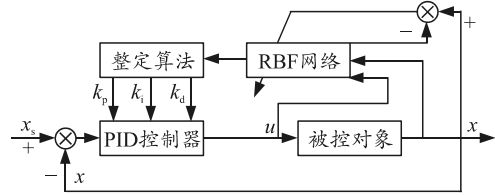


图 3 RBF-SMC 控制器原理

RBF 神经网络是具有 3 层的前馈网络。如图 4 所示，搭建 3-7-1 的神经网络架构，以 3 个参数作为输入层，7 个神经元作为隐含层，其调整 PID 控制器参数的雅可比信息  $\frac{\partial x}{\partial \Delta u}$  可从神经网络中获得。

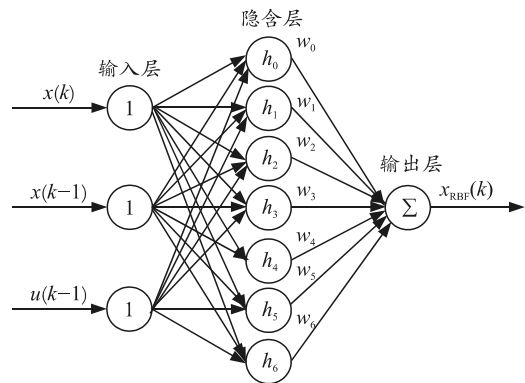


图 4 RBF 神经网络架构

1) 输入层：采用向量矩阵  $\mathbf{x} = [x(k) \ x(k-1) \ u(k-1)]^T$  作为输入。

2) 隐含层：加入了 7 个神经元节点，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：

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|^2}{2b_j^2}\right); \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|^2 &= \alpha(x(k) - c_1)^2 + (x(k-1) - c_2)^2 + \\ &(u(k-1) - c_3)^2. \end{aligned} \quad (17)$$

式中  $\mathbf{c}_j = [c_1 \ c_2 \ c_3]^T$  为中心节点。

3) 输出层：

$$\frac{\partial x}{\partial \Delta u} = \hat{\mathbf{W}}^T \mathbf{h}(x). \quad (18)$$

式中： $\mathbf{h} = [h_j]^T$  为高斯基函数的输出；向量矩阵  $\hat{\mathbf{W}} = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_7]^T$  为隐含层至输出层的网络权值。

神经网络的输出性能指标  $J_1$  为

$$J_1 = \frac{1}{2} (x_{\text{RBF}}(k) - x(k))^2 \quad (19)$$

其网络权值能够在线进行梯度下降调节：

$$w_j(k) = w_j(k-1) + \eta_{\text{RBF}} (x_{\text{RBF}}(k) - x(k)) h_j + \alpha (w_j(k-1) - w_j(k-2)) \quad (20)$$

式中： $\eta_{\text{RBF}}$  为网络权值的学习步长； $\alpha$  为动量因子。

### 3 粒子群算法优化神经网络初始权值

神经网络的初始网络权值对神经网络的稳定性与函数拟合程度影响极大，使用传统的梯度下降法来训练网络权值容易陷入局部极值，并导致过训练和过拟合等问题。而粒子群算法可以克服该缺点，且加快权值的收敛速率。

在此，设由  $m$  个粒子组成的粒子群在 7 维空间中搜索最优网络权值，其中第  $i$  个粒子的位置向量为  $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{i7})$ ，速度向量为  $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{i7})$ ，其中  $i = (1, 2, \dots, m)$ 。在整个搜训过程中，粒子个体经过的最好位置为  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{i7})$ ，整个粒子群经过的最好位置为  $G = (g_1, g_2, \dots, g_7)$ 。

粒子群优化的指标函数为

$$J_2 = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [x_{\text{PSO}}(t) - x(t)]^2 \quad (21)$$

式中： $x_{\text{PSO}}(t)$  为将粒子群优化后的网络权值代入 RBF 神经网络而得到的输出； $x(t)$  为理论输出。

迭代过程中粒子  $i$  的当前最优位置为：

$$P_i = \begin{cases} P_i & \text{if } J_2(\mathbf{x}_i(t+1)) \geq J_2(P_i) \\ \mathbf{x}_i(t+1) & \text{if } J_2(\mathbf{x}_i(t+1)) < J_2(P_i) \end{cases} \quad (22)$$

粒子群的当前最优位置为：

$$G = \min \{ J_2(P_1), J_2(P_2), \dots, J_2(P_m) \} \quad (23)$$

粒子依据下式来更新自身的空间坐标与速度矢量：

$$\mathbf{v}_i = \omega \mathbf{v}_i + c_1 \text{rand}_1 (P_i - \mathbf{x}_i) + c_2 \text{rand}_2 (G - \mathbf{x}_i); \quad (24)$$

$$\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_i + \mathbf{v}_i \quad (25)$$

式中： $\omega$  为权值惯性因子； $\text{rand}_1$  与  $\text{rand}_2$  为  $(0,1)$  的随机数。

为了加快算法进入局部搜索的速率与提高算法后期收敛的精度，惯性权值由以下方法计算<sup>[9]</sup>：

$$\omega = (\omega_{\text{max}} - \omega_{\text{min}}) (t / t_{\text{max}})^2 + (\omega_{\text{min}} - \omega_{\text{max}}) (2t / t_{\text{max}}) + \omega_{\text{min}} \quad (26)$$

式中： $t$  为当前迭代次数； $t_{\text{max}}$  为最大迭代次数。

粒子群优化流程如图 5 所示。

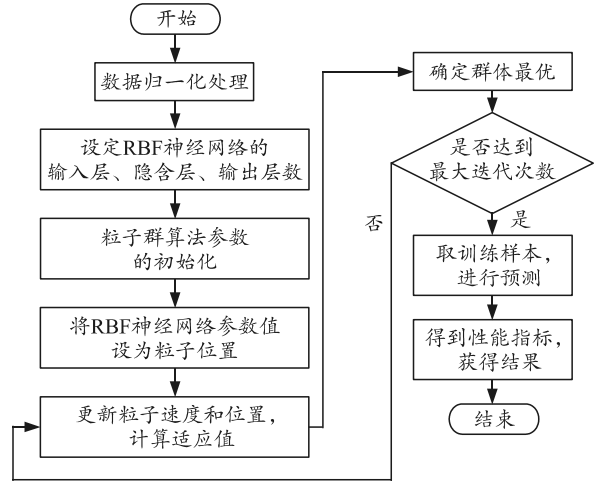


图 5 粒子群优化 RBF 神经网络参数流程

### 4 仿真分析

为了测试笔者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：

$$A_p = 7.386 \times 10^{-5} \text{ m}^2, K_v = 0.002 \text{ mm/V}, K_q = 1.5 \times 10^5 (L \cdot \text{min}^{-1})/\text{mm}, K_q = 33.33 (L \cdot \text{min}^{-1})/\text{MPa}, M_t = 80 \text{ kg}, V_t = 1.25 \times 10^6 \text{ mm}^3, \beta_e = 1.6 \times 10^9 \text{ N/m}^2, K = 110 \text{ MN/m}, B_p = 0.68 \text{ N}\cdot\text{s/cm}。$$

控制算法中的主要参数为：

$$k_p = 2.73, k_i = 0.041, k_d = 0.925, \eta_p = 0.065,$$

$$\eta_i = 0.0043, \eta_d = 0.0002。$$

在本次仿真实验中，将 PID 控制器、RBF-PID 复合控制器以及经过粒子群优化的 RBF-PID 复合控制器进行比较。为了验证系统的快速应答性能与稳定性，给以控制器 100 mm 深度的阶跃控制信号，在阶跃信号中加入不超过  $\pm 2$  mm 且在第 8 s 时给以干扰扰动。如图 6 所示，其结果表明 PSO-RBF-PID 复合控制器具有更好的响应性能，同时对外部扰动具备更好的鲁棒性，而 RBF-PID 复合控制器也有较好的响应速率，但对外部强扰动的鲁棒性并不佳。

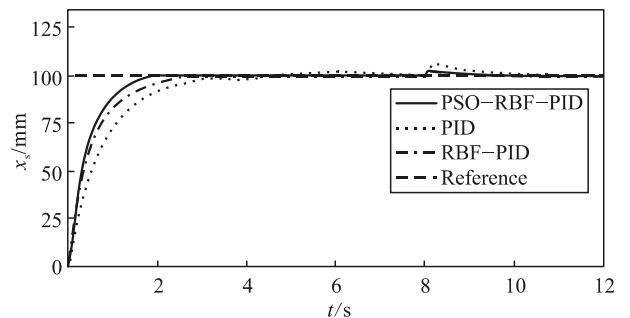
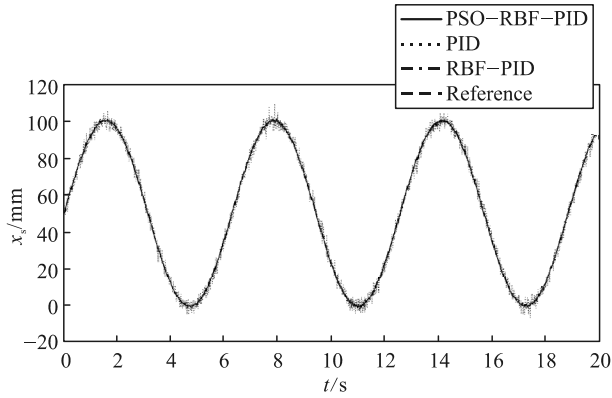


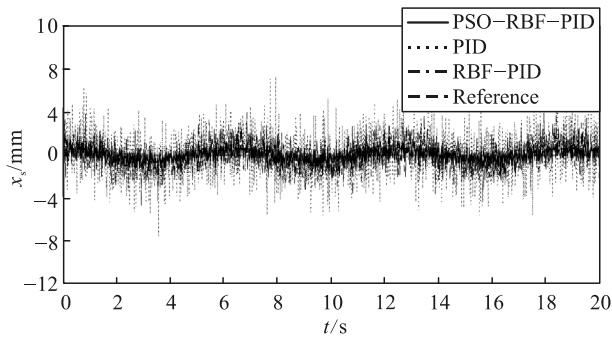
图 6 阶跃响应与负载干扰曲线

为了进一步实验 PSO-RBF-PID 控制器的性

能,对系统进行了正弦跟踪仿真实验,其峰值为 100 mm,并且还加入了不超过 ±3 mm 的随机扰动信号。其仿真效果如图 7 所示,PID 的参数整定曲线如图 8 所示。

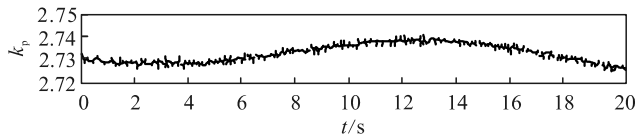


(a) 正弦跟踪

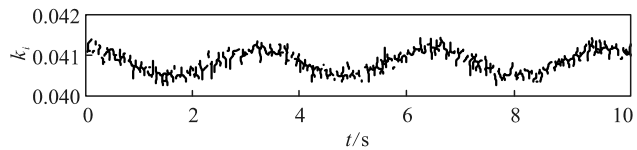


(b) 跟踪误差

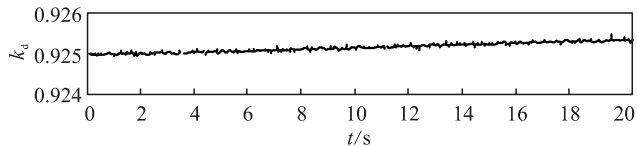
图 7 100 mm 正弦跟踪与误差



(a) 参数  $k_p$  整定曲线



(b) 参数  $k_i$  整定曲线



(c) 参数  $k_d$  整定曲线

图 8 PID 参数整定曲线

分析图 7 数据可得表 1。由表可知:经粒子群优化的 RBF-PID 控制器相对于 RBF-PID 与 PID 控制器具有更好的鲁棒性,能克服外界扰动与内部参

数的扰动,使系统快速达到稳定状态。由此可见:笔者设计的 PSO-RBF-PID 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,并削弱系统参数的不确定性所带来的影响;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。

表 1 正弦跟踪误差数据

参考信号	控制策略	幅差/mm	相差/(°)
100 mm/1 Hz	PID	3.8	2.13
	RBF-PID	3.1	1.89
	PSO-RBF-PID	0.9	0.87

### 5 结束语

针对某定深电液伺服系统的控制问题,笔者设计一种 PSO-RBF-PID 复合控制器,并给出了电液伺服系统非线性控制的实验依据。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。

### 参考文献:

- [1] 梁利华. 液压传动与电液伺服系统[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 2005: 176-207.
- [2] 郑洪波, 孙友松. 直驱式容积控制电液伺服系统及其发展现状[J]. 机床与液压, 2011, 39(2): 132-136.
- [3] 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(1): 274-276.
- [4] WANG T, GAO H, QIU J. A Combined Adaptive Neural Network and Nonlinear Model Predictive Control for Multirate Networked Industrial Process Control[J]. IEEE Trans Neural Netw Learn Syst, 2016, 27(2): 416-425.
- [5] RODRIGO H A, GOVINDA G V L, TOMAS S J, et al. Neural Network-Based Self-Tuning PID Control for Underwater Vehicles[J]. Sensors, 2016, 16(9): 1429.
- [6] 吴宏鑫, 沈少萍. PID 控制的应用与理论依据[J]. 控制工程, 2003, 10(1): 37-42.
- [7] 刘金琨. 先进 PID 控制 MATLAB 仿真[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004: 23-41
- [8] 杨维, 李歧强. 粒子群优化算法综述[J]. 中国工程科学, 2004, 6(5): 87-94.
- [9] 陈贵敏, 贾建援, 韩琪. 粒子群优化算法的惯性权值递减策略研究[J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(1): 53-56.
- [10] MARINI F, WALCZAK B. Particle swarm optimization (PSO). A tutorial[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2015, 149: 153-165.