

6-9-2021

## Design and Simulation for Compensatory Controller of Aircraft Rudder Electro-hydraulic Loading System

Xiaolin Liu

1. *Civil Aviation University of China Tianjin Key Laboratory for Advanced Signal Processing, Tianjin 300300, China;*

Jingyi Wu

2. *Eastern Airlines Technic Co. Ltd, Shanghai 200335, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

# Design and Simulation for Compensatory Controller of Aircraft Rudder Electro-hydraulic Loading System

## Abstract

**Abstract:** The electro-hydraulic loading system of aircraft rudder is a torque servo system which is a special equipment for testing the performance of rudder. In order to reduce the influence of surplus force in loading system, a control method for PID controller tuned in real time by radial basis function neural network based on particle swarm optimization is proposed. *The characteristics of global and hyper parameter optimization of particle swarm optimization are used to improve the control effect of the controller. The learning coefficient based on annealing is used to accelerate the network convergence speed.* Simulation results show that, compared with the conventional control method, the new method suppresses the interference of surplus force, achieves the high-precision loading and improves the loading accuracy and response speed.

## Keywords

aircraft rudder electronic-hydraulic loading system, surplus force suppression, radial basis function (RBF) neural network, particle swarm optimization algorithm

## Recommended Citation

Liu Xiaolin, Wu Jingyi. Design and Simulation for Compensatory Controller of Aircraft Rudder Electro-hydraulic Loading System[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(5): 1031-1038.

## 飞机舵机电液加载系统控制补偿器设计与仿真

刘晓琳<sup>1</sup>, 吴竞祎<sup>2</sup>

(1. 中国民航大学 天津市智能信号与图像处理重点实验室, 天津 300300; 2. 东方航空技术有限公司, 上海 200335)

**摘要:** 飞机舵机电液加载系统是一种力伺服系统, 是实验中测试舵机性能的专用设备。为了降低系统存在的多余力对控制效果的干扰, 提出了基于粒子群算法的径向基神经网络实时整定PID控制器的控制方法。利用粒子群算法的全局寻优与超参数优化的特性来改善控制器的控制效果。同时使用基于退火的学习系数, 加快网络收敛速度。仿真结果表明相比于常规径向基神经网络控制方法, 该方法有效抑制了多余力的干扰, 实现了高精度加载, 提高了系统的加载精度与响应速度。

**关键词:** 飞机舵机电液加载系统; 多余力抑制; 径向基神经网络; 粒子群算法

中图分类号: V249; TP391 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X (2021) 05-1031-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-0570

## Design and Simulation for Compensatory Controller of Aircraft Rudder Electro-hydraulic Loading System

Liu Xiaolin<sup>1</sup>, Wu Jingyi<sup>2</sup>

(1. Civil Aviation University of China Tianjin Key Laboratory for Advanced Signal Processing, Tianjin 300300, China;

2. Eastern Airlines Technic Co. Ltd, Shanghai 200335, China)

**Abstract:** The electro-hydraulic loading system of aircraft rudder is a torque servo system which is a special equipment for testing the performance of rudder. In order to reduce the influence of surplus force in loading system, a control method for PID controller tuned in real time by radial basis function neural network based on particle swarm optimization is proposed. *The characteristics of global and hyper parameter optimization of particle swarm optimization are used to improve the control effect of the controller. The learning coefficient based on annealing is used to accelerate the network convergence speed.* Simulation results show that, compared with the conventional control method, the new method suppresses the interference of surplus force, achieves the high-precision loading and improves the loading accuracy and response speed.

**Keywords:** aircraft rudder electronic-hydraulic loading system; surplus force suppression; radial basis function (RBF) neural network; particle swarm optimization algorithm

## 引言

飞机的飞行姿态受舵机控制, 其控制效果直接关系到飞机的性能, 是保证飞行安全的重要因素<sup>[1]</sup>。在实验室中, 通常采用电液加载系统来测试舵机在不同力载荷下的工作性能, 其载荷梯度不仅易于调节, 而且对非线性力载荷的模拟更符合实时控制飞

机舵机的要求。尽管该系统极大地改进了舵机的测试方式, 然而它是一个典型的被动式力伺服控制系统。舵机的主动运动会使系统产生多余力<sup>[2]</sup>。多余力的存在会对系统的加载精度、稳定特性及响应速度产生不利影响<sup>[3]</sup>, 进而干扰舵机的性能测试。因此采用适用于该系统的控制方法来抑制多余力是飞机舵机电液加载系统亟待研究的课题。

收稿日期: 2019-10-30 修回日期: 2020-08-17

基金项目: 天津市自然科学基金(17JCYBJ18200); 中央高校基金(3122018C002); 中国民航大学波音基金(20190621022)

第一作者: 刘晓琳(1978-), 女, 博士, 副教授, 研究方向为智能控制。E-mail: caucyanjiusheng@163.com

随着智能算法在系统控制方面的不断发展, 径向神经网络以其结构简单、非线性处理能力强、学习速度快等优势在复杂动态环境下的实时控制领域受到关注。虽然径向神经网络可以解决传统前馈神经网络易陷入局部最优和收敛速度慢的问题<sup>[4-8]</sup>, 但由于正则化径向神经网络中隐藏层神经元数量与样本相同, 增加了系统复杂度, 且广义化径向神经网络中的聚类方法无法满足实时加载的要求。为此有学者提出了采用粒子群算法协助径向神经网络进行学习, 文献<sup>[9-10]</sup>分别将该方法应用于混沌时间序列预测及系统的故障诊断中, 均获得了良好的实验效果。这些研究工作为粒子群算法解决径向神经网络中的问题提供了可行性验证<sup>[11]</sup>。鉴于此, 本文以飞机舵机作为加载对象, 根据系统工作原理建立数学模型, 研究采用基于退火学习系数的粒子群算法优化径向神经网络的新型 PID 控制方法, 使加载系统可以有效抑制多余力干扰。

## 1 电液加载系统数学模型

飞机舵机电液加载系统由控制器、电液伺服阀、阀控液压缸、弹簧缓冲部件及传感器等组成, 如图 1 所示。控制器发出指令信号经过电液伺服阀转换放大后传递给阀控液压缸, 从而推动液压缸活塞位移。弹簧缓冲部件连接在舵机与液压缸活塞之间, 用于系统结构补偿。传感器用于测量液压缸活塞与舵机之间的作用力与活塞位移, 并与控制器相连, 形成伺服回路。

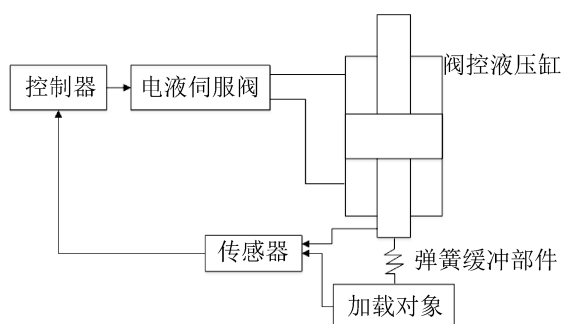


图 1 飞机舵机电液加载系统原理示意图

Fig. 1 Schematic diagram electro-hydraulic loading system of aircraft rudder

电液伺服阀将控制器发出的电信号进行转换。电液伺服阀传递函数的具体形式与系统的阀控液压缸的固定频率相关。当电液伺服阀的固定频率与阀控液压缸的固定频率相近时, 传递函数是二阶环节, 表示为:

$$G_{sv}(s) = \frac{q_{L0}}{u} = \frac{K_{sv}}{\frac{s^2}{\omega_{sv}^2} + \frac{2\xi_{sv}}{\omega_{sv}}s + 1} \quad (1)$$

式中:  $q_{L0}$  为电液伺服阀空载流量;  $u$  为输入电压;  $K_{sv}$  为伺服阀增益;  $\omega_{sv}$  为固定频率;  $\xi_{sv}$  为阻尼系数。

当电液伺服阀的固定频率大于阀控液压缸的固定频率 5 倍时, 传递函数被认为是比例环节, 表示为:

$$G_{sv}(s) = \frac{q_{L0}}{u} = K_{sv} \quad (2)$$

阀控液压缸内液压油的流量由电液伺服阀阀芯位移所控制, 二者存在以下关系:

$$Q_L = K_q x_{sv} - K_c P_L = q_{L0} - K_c P_L \quad (3)$$

式中:  $Q_L$  为负载流量;  $K_q$  为滑阀流量增益;  $x_{sv}$  为阀芯位移;  $K_c$  为滑阀流量压力系数;  $P_L$  为负载压力。

阀控液压缸流量具有连续特性, 其负载流量由推动液压缸活塞运动所需流量、总泄露流量和总压缩流量三部分组成, 连续性方程表示为:

$$Q_L = A_p \frac{dx_p}{dt} + C_{tp} P_L + \frac{V_t}{4\beta_e} \frac{dP_L}{dt} \quad (4)$$

式中:  $A_p$  为阀控液压缸活塞的有效面积;  $x_p(s)$  为活塞位移;  $C_{tp}$  为液压缸总泄露系数;  $V_t$  为液压缸总压缩容积;  $\beta_e$  为油液有效体积弹性模量。经过拉氏变换后式(4)可表示为:

$$Q_L = A_p s x_p(s) + C_{tp} P_L(s) + \frac{V_t}{4\beta_e} s P_L(s) \quad (5)$$

阀控液压缸的输出力与负载力满足牛顿定律, 其力平衡方程为:

$$A_p P_L = m_t \frac{d^2 x_p}{dt^2} + B \frac{dx_p}{dt} + K x_p + F_L \quad (6)$$

式中:  $m_t$  为液压缸活塞与负载的等效质量;  $F_L$  为系统外负载力;  $B$  为活塞与负载的粘性摩擦系数;

$K$  为负载的弹性刚度。在实验室条件下, 粘性摩擦系数与弹性刚度数值较小, 可忽略为 0。经过拉氏变换后式(6)可表示为:

$$A_p P_L(s) = m_t s^2 x_p(s) + F_L(s) \quad (7)$$

系统的外负载力由弹簧缓冲装置提供, 二者的关系表示为:

$$F_L = K_L(x + y) \quad (8)$$

根据式(3)~(7)可以推导出:

$$x_p(s) = \frac{\frac{q_{L0}}{A_p} - \frac{K_{ce}}{A_p^2} (1 + \frac{V_t}{4\beta_e K_{ce}} s) F_L(s)}{\frac{m_t V_t}{4\beta_e A_p^2} s^3 + (\frac{K_{ce} m_t}{A_p^2} s^2 + s)} \quad (9)$$

由式(9)分析可知, 阀控液压缸的固定频率为:

$$\omega_h = \sqrt{\frac{4\beta_e A_p^2}{V_t m_t}} \quad (10)$$

实验室中电液加载系统各个参数具体数值为:

$$A_p = 0.0012 \text{ m}^2;$$

$$\beta_e = 7.2 \times 10^8 \text{ Pa};$$

$$m_t = 200 \text{ kg};$$

$$K_q = 5.7 \text{ m}^2/\text{s};$$

$$V_t = 0.0036 \text{ m}^3;$$

$$K_{ce} = 4 \times 10^{-11} (\text{sPa})^{-1};$$

$$K_L = 20 \text{ T/m}.$$

通过计算可以得到阀控液压缸固定频率  $\omega_h$  为 7.59 Hz, 远小于电液伺服阀固定频率 50 Hz。因此该系统电液伺服阀传递函数是比例环节。

根据式(6)~(8)推导系统输出力与伺服阀阀芯位移和舵机位移之间的关系, 表示为:

$$F_L(s) = \frac{Ax_{sv}(s) + By(s)}{\frac{V_t m_t}{4\beta_e} s^3 + K_{ce} m_t s^2 + (\frac{K_L V_t}{4\beta_e} + A_p^2) s + K_L K_{ce}} \quad (11)$$

式中:  $K_{ce} = K_c + C_{tp}$  为包括泄漏在内的总压力流量系数;  $A = A_p K_q K_L$  为电液伺服阀的阀芯位移系数;  $B = K_L ((V_t m_t / 4\beta_e) s^3 + K_{ce} m_t s^2 + K_L A_p^2 s)$  为舵机位移系数。

由式(11)分析可知, 加载力由伺服阀阀芯控制的指令力与舵机位移控制的多余力组成。舵机位移

系数中有很多加载系统自身的参数, 如活塞有效面积等。因此系统多余力难以通过单一的结构补偿方法消除, 需要使用控制手段加快多余力的收敛速度和减少系统工作时的多余力。

## 2 电液加载系统控制器设计

本文提出了结合粒子群算法和径向神经网络的 PID 控制器, 其控制结构如图 2 所示。

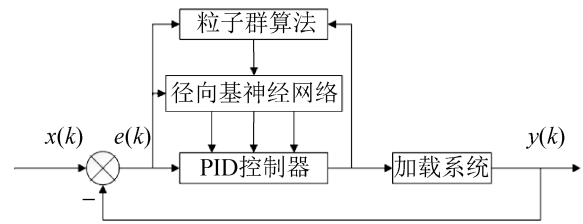


图 2 PSO 算法与 RBF 神经网络 PID 控制结构图

Fig. 2 PSO algorithm and RBF neural network PID control structure

与传统控制器相比, 新型控制器有以下 2 个特色:

(1) 利用退火的径向基神经网络学习系数, 减小网络在多次学习后的核函数的迭代步进。通过动态学习系数提高神经网络在接近全局最优时的控制精度。

(2) 利用粒子群算法解决神经网络的超参数优化问题, 确保神经网络在整定 PID 控制器时的实时性, 从而达到抑制多余力的目的。

### 2.1 径向基神经网络 PID 控制器设计

传统 PID 控制器采用增量式 PID 控制算法, 其控制误差与控制器输出之间关系为:

$$u(k) - u(k-1) = (K_p + K_i + K_d)e(k) - (K_p + 2K_d)e(k-1) + K_d e(k-2) \quad (12)$$

式中:  $e(k)$  为系统  $k$  时刻的控制误差;  $u(k)$  为 PID 控制器在  $k$  时刻的输出值;  $K_p$  为比例参数;  $K_i$  为积分参数;  $K_d$  为微分参数。PID 控制器的比例参数、积分参数和微分参数可以通过经验法确定。但舵机主动运动而产生的多余力具有时变特性且系统具有非线性特点, 使得固定参数的 PID 控制器无法达

到最优的控制效果。因此构建了径向基神经网络的控制系统，以达到抑制多余力的目的。

径向基神经网络是一种局部逼近的前馈神经网络，由输入层、隐藏层和输出层 3 层网络结构组成。其算法是通过输入输出数据的动态变化来进行参数和结构的自适应调整<sup>[12-13]</sup>。

根据控制误差确定径向基神经网络的 3 个输入量，表示为：

$$\begin{aligned} x_1(k) &= e(k) - e(k-1) \\ x_2(k) &= e(k) \\ x_3(k) &= e(k) - 2e(k-1) + e(k-2) \end{aligned} \quad (13)$$

式中： $x_1(k)$ 、 $x_2(k)$ 和 $x_3(k)$ 分别为网络第 $k$ 次学习时的输入数据 $x(k)$ 在 3 个维度上的分量； $e(k)$ 为系统的控制误差。

输入数据在隐藏层的核函数中进行非线性变换，再进行加权线性组合后输出。径向基神经网络通过核函数将输入数据映射到非线性空间，对加载系统进行优化。神经网络隐藏层神经元的核函数有多种形式，如高斯核函数、多二次函数等<sup>[14]</sup>。本文采用高斯核函数作为隐藏层核函数，即对于任意隐藏层神经元 $h_i$ 具有：

$$h_i(x(k)) = \exp\left(-\frac{\|x(k) - c_i\|^2}{2b_i^2}\right) \quad (14)$$

式中： $b_i$ 为第 $i$ 个隐藏层神经元高斯核函数的半径； $c_i$ 为第 $i$ 个隐藏层神经元高斯核函数的中心位置。

径向基神经网络的前馈过程为：

$$y(k) = \sum_{i=1}^n \omega_i h_i(x(k)) \quad (15)$$

式中： $y(k)$ 为网络第 $k$ 次学习时的输出； $\omega_i$ 为第 $i$ 个隐藏层神经元的权系数。

在前馈过程结束后，隐藏层神经元调整系数方式如式(16)、(17)所示：

$$b_j(k) = b_j(k-1) + \eta \Delta b + \alpha [b_j(k-1) - b_j(k-2)] \quad (16)$$

$$c_j(k) = c_j(k-1) + \eta \Delta c_j(k) + \alpha [c_j(k-1) - c_j(k-2)] \quad (17)$$

式中： $\eta$ 为网络学习系数； $\alpha$ 为网络动量因子； $\Delta b$

与 $\Delta c_j(k)$ 为神经网络进行梯度下降时的学习梯度。

PID 控制器的 3 个系数可通过 Jacobin 信息进行更新，Jacobian 信息为：

$$\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} = \sum_{i=1}^m w_i h_i(k) \frac{c_i - x_1}{b_i^2} \quad (18)$$

式中： $u(k)$ 为 PID 控制器的输出。

根据梯度下降法得出，PID 控制器的参数迭代公式为：

$$\Delta \begin{bmatrix} K_p(k) \\ K_i(k) \\ K_d(k) \end{bmatrix} = \eta e(k) \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} x(k) \quad (19)$$

为了减少神经网络在得到全局最优之前的迭代次数，从而加快网络的收敛速度，本文使用退火的学习参数代替常规径向基神经网络中固定的学习参数，即：

$$\eta = \eta_0 / \left(1 + \frac{k}{\tau}\right) \quad (20)$$

式中： $\eta_0$ 为学习系数常量； $\tau$ 为学习系数时间参数。

## 2.2 基于粒子群算法的径向基神经网络

径向基神经网络学习速度的快慢由输入数据的规模与隐藏层神经元中的参数决定。由于径向基神经网络整定 PID 控制器时具有实时性要求，输入数据的规模随着网络学习不断增大。在开始学习前对所有数据进行聚类以获得各个神经元的初始参数的方法是不可行的。为此，本文采用粒子群算法对径向基神经网络进行优化。

粒子群算法是人们在研究鸟群的集体行为方式时受到启发而提出的一种优化算法<sup>[15]</sup>。该算法将待优化群体中的个体视为多维空间中一个具有位置与速度信息的粒子。粒子在空间中以一定的速度运动，根据多个粒子的运动对其速度与位置进行动态调整。即通过统计迭代中粒子自身和粒子群体的最优值来不断修正自身的前进方向和速度<sup>[16]</sup>，从而形成群体寻优的正反馈机制。

假设粒子群是 $N$ 维的搜索空间，其含有 $n$ 个粒子，则第 $i$ 个粒子在空间的位置与速度为：

$$p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iN}) \quad (21)$$

$$v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN}) \quad (22)$$

在粒子群寻优过程中, 计算每个粒子的适应度, 通过跟踪个体的最优位置和全局位置, 更新粒子本身的速度和位置, 粒子的速度和位置迭代公式为:

$$v_{id}^{k+1} = \gamma \times v_{id}^k + \varepsilon_1 \times r \times (gp_{id} - x_{id}^k) + \varepsilon_2 \times r \times (gp_{gd} - x_{id}^k) \quad (23)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (24)$$

式中:  $v_{id}^k$  为第  $i$  个粒子第  $k$  次迭代运动中速度的第  $d$  维分量;  $x_{id}^k$  为  $i$  个粒子第  $k$  次迭代中位置的第  $d$  维分量;  $gp_{gd}$  为群体最好位置的第  $d$  维分量;  $gp_{id}$  为  $i$  个粒子最好位置的第  $d$  维分量;  $r$  为随机产生[0, 1]

的随机数;  $\varepsilon_1$  与  $\varepsilon_2$  为权重因子;  $\gamma$  为惯性权重。

在使用粒子群算法求解最优问题时, 一个粒子对应该问题中的一个可行解<sup>[17]</sup>。通过式(21)~(22)所有的可行解最终会收敛到该问题的最优解。因此将径向基神经网络不断学习寻找最优参数的问题转换为粒子群算法搜索最优解的问题。在一个粒子中, 粒子的位置是由一个径向基神经网络神经元核函数的半径与中心位置所构成的向量。同时, 以均方误差作为粒子群算法的适应度函数。

利用 MATLAB 软件中的仿真工具建立飞机舵机电液加载系统的系统控制框图, 如图 3 所示。

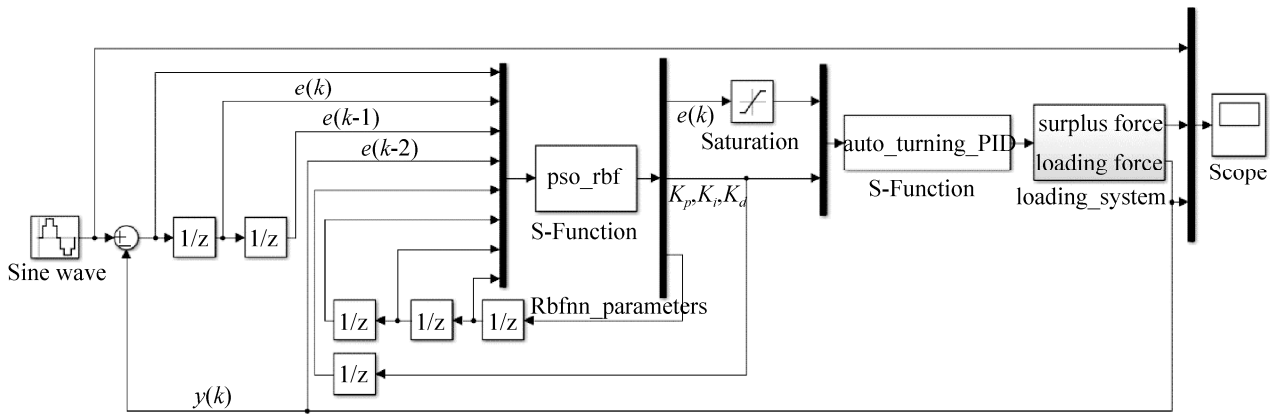


图 3 飞机舵机电液加载系统控制系统框图

Fig. 3 Control system diagram of electro-hydraulic loading system of aircraft rudder

模型中的 S 函数采用本节提出的新型控制器, 其算法的详细步骤为:

step 1: 初始化粒子群, 为粒子的最优位置与群体的最优位置赋初值;

step 2: 将径向基神经网络中的神经元参数带入各个粒子的位置中;

step 3: 计算每个粒子的适应度, 确定个体最优位置与群体最优位置;

step 4: 判断粒子群是否达到最大迭代次数或满足目标误差, 若不满足则进入 step 5; 否则进入到 step 6;

step 5: 按照粒子位置与速度的迭代公式对每个粒子进行更新, 并进入 step 3;

step 6: 将粒子群位置信息中的参数代入径向基神经网络并利用输入输出样本对神经网络进行训练;

step 7: 判断神经网络是否到达最大学习次数, 若满足则算法结束, 否则进入 step 2。

### 3 仿真及结果分析

为了验证本文提出控制器的可行性和有效性, 利用 MATLAB 软件建立的模型进行仿真实验并与常规径向基神经网络控制器进行对比。根据仿真结果从加载精度、多余力抑制效果、稳定性和响应速度 4 个方面进行分析。参数取值参照实验室提供的加载系统参数。

### 3.1 加载精度与多余力抑制仿真实验

为了验证基于粒子群算法的径向基神经网络控制器对提高系统加载精度和对多余力的抑制效果,设定舵机输入指令是一个幅值为 5 mm, 频率为 10 Hz 的正弦信号。在系统的加载梯度是 2 Tf/mm 时系统加载响应曲线如图 4 所示。其中, 1 Tf=9 806.65 N 是系统控制器设定的力学单位。曲线 1, 2, 3 分别是系统指令力、使用常规径向基神经网络控制器及使用基于粒子群算法的径向基神经网络控制器的输出力。

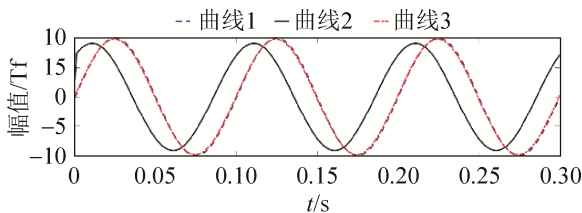


图 4 系统加载精度实验结果

Fig. 4 Experimental results of system loading accuracy

系统对加载精度的要求是: 满足“双十”指标, 即输出力与指令力的振幅相差在 10%以内, 且相位滞后在 10°以内。分析图 4 可知, 以系统指令力为控制目标, 在基于粒子群算法的径向基神经网络控制器的控制下, 系统幅差为 1.73%, 相差为 0.7°。而常规径向基神经网络控制器的幅差为 8.67%, 相差为 14.3°。结果表明, 基于粒子群算法的径向基神经网络新型控制器可以显著提高系统的加载精度, 满足系统技术指标要求。

多余力抑制仿真结果如图 5 所示。曲线 4 是常规径向基神经网络控制器控制下的多余力, 曲线 5 是基于粒子群算法的径向基神经网络控制器控制下的多余力。

分析图 5 可知, 在常规径向基神经网络控制器控制时, 多余力干扰在舵机刚启动时最为严重。启动时, 多余力最大值可以达到 2.85 Tf。而在基于粒子群算法的径向基神经网络控制器控制时, 初始阶段的多余力干扰明显减弱, 其最大值为 1.47 Tf。

在进入稳定阶段后, 基于粒子群算法的控制器具有更好的追踪效果, 此时系统最大多余力为 0.86 Tf, 低于常规径向基神经网络控制器下的多余力 1.35 Tf。结果表明, 在舵机以正常频率运行时, 基于粒子群算法的控制器对多余力的抑制效果明显优于常规径向基神经网络控制器, 可以显著提高系统的抗干扰能力。

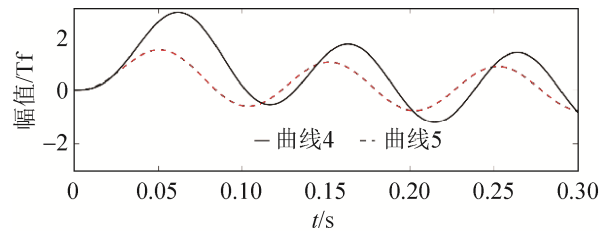


图 5 系统多余力抑制实验结果

Fig. 5 Experimental results of system surplus force suppression effect

### 3.2 稳定性与响应速度仿真实验

为了验证基于粒子群算法的径向基神经网络控制器对加载系统稳定性和响应速度的作用效果, 设定在系统运行 0.5 s 后加入干扰信号, 得到的仿真结果如图 6 所示。曲线 6 是常规径向基神经网络控制器控制下的多余力, 曲线 7 是基于粒子群算法的径向基神经网络控制器控制下的多余力。

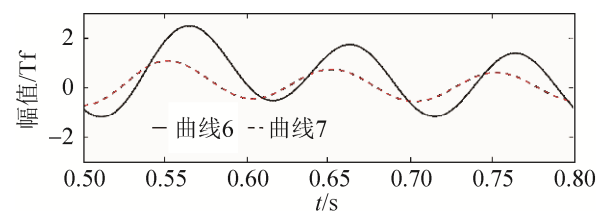


图 6 系统稳定性实验结果

Fig. 6 Experimental results of system stability

分析图 6 可知, 当出现干扰时系统会受到一定程度的影响。在常规径向基神经网络控制器控制下, 系统需要 0.18 s 恢复稳定。而使用基于粒子群算法的径向基神经网络控制器时, 系统经过 0.07 s 恢复稳定状态, 相比于常规径向基神经网络控制器峰值时间减少了 61%。基于粒子群算法的径向基神



经网络控制器具有更快的收敛速度。扰动信号使系统产生较大的振荡, 在常规径向基神经网络控制器控制下, 多余力增大至 2.5 Tf。而基于粒子群算法的径向基神经网络控制器可以将多余力抑制到 0.75 Tf。因此, 基于粒子群算法的径向基神经网络控制器具有更出色的稳定性。

## 4 结论

本文以飞机舵机电液加载系统中的多余力为研究对象, 根据系统的结构组成与各部件工作原理建立了数学模型。提出了基于粒子群算法径向基神经网络实时整定 PID 控制器, 以及改进神经网络退火学习系数的控制方法。该方法优化了径向基神经网络的学习速度, 与常规径向基神经网络控制方法相比, 其对多余力干扰的抑制效果更好, 并具有更高的加载精度, 更快的响应速度与更好的稳定性。仿真实验表明, 该方法可满足系统技术指标的要求。

## 参考文献:

- [1] 赵孟文, 高俊峰, 戈源. 电液伺服加载系统的鲁棒自适应 PID 控制方法[J]. 电子设计工程, 2017, 25(13): 178-181.  
Zhao Mengwen, Gao Junfeng, Ge Yuan. Research on Robust Adaptive PID Control of Electro-hydraulic Servo Load System[J]. Electronic Design Engineering, 2017, 25(13): 178-181.
- [2] 刘晓琳, 王春婷. 飞机舵机电液加载系统多余力抑制方法研究[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(2): 409-417.  
Liu Xiaolin, Wang Chunting. Research of Strategy to Restrain Surplus Force of Aircraft Rudder Electro-Hydraulic Loading System[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(2): 409-417.
- [3] 李运华, 盛志清. 电液加载系统的多余力抑制方法[J]. 液压与气动, 2015(8): 1-9.  
Li Yunhua, Sheng Zhiqing. Methods for Suppressing Extraneous Force in Loading Systems[J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2015(8): 1-9.
- [4] Qiu Y, He Y, Cheng P. Pressure Control of Fuel Pressure Regulator based on BP Neural Network PID[C]// Advanced Mechatronic Systems (ICAMEchS), 2017 International Conference on IEEE. Xiamen, China: IEEE (S2325-0690), 2017: 419-422.
- [5] Fan X, Meng F, Fu C, et al. Research of Brushless dc Motor Simulation System Based on RBF-PID algorithm[C]// 2009 Second International Symposium on Knowledge Acquisition and Modeling. Wuhan, China: IEEE, 2009, 2: 277-280.
- [6] Jacob R, Murugan S. Implementation of Neural Network based PID Controller[C]// 2016 International Conference on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT). Chennai, India: IEEE, 2016: 2769-2771.
- [7] 张元, 周省长. 模糊神经网络 PID 在电动舵机控制中的应用[J]. 计算机仿真, 2012, 29(5): 77-80.  
Zhang Yuan, Zhou Changsheng. Application of Improved Fuzzy Neural Network PID Controller in Brushless DC Motor Control[J]. Computer Simulation, 2012, 29(5): 77-80.
- [8] 吴晓明, 马立廷, 郑协, 等. 改进的 RBF 神经网络 PID 算法在电液伺服系统中应用[J]. 机床与液压, 2015, 43(11): 63-66.  
Wu Xiaoming, Ma Liting, Zheng Xie, et al. Improved RBF Neural Network PID Control Strategy Used in Electro-Hydraulic Servo System[J]. Machine Tool and Hydraulics, 2015, 43(11): 63-66.
- [9] 张顶学, 关治洪, 刘新芝. 基于 PSO 的 RBF 神经网络学习算法及其应用[J]. 计算机工程与应用, 2006(20): 13-15.  
Zhang Dingxue, Guan Zhihong, Liu Xinzhi. RBF Neural Network Algorithm Based on PSO Algorithm and Its Application [J]. Computer Engineering and Applications, 2006(20): 13-15.
- [10] 沈美杰, 赵龙章, 周兵, 等. 基于 PSO 优化的 RBF 网络液压泵故障诊断研究[J]. 液压与气动, 2016(5): 87-92.  
Shen Meijie, Zhao Longzhang, Zhou Bing, et al. Hydraulic Pump Fault Diagnosis of RBF Network Based on PSO Optimization[J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2016(5): 87-92.
- [11] 刘梓溪, 张航. 基于 QPSO 算法优化的 RBF 神经网络设计[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013, 44(增 1): 27-30.  
Liu Zixi, Zhang Hang. Optimal Design of RBFNN Based on QPSO Algorithm[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2013, 44(S1): 27-30.
- [12] Kung Y S, Than H, Chuang T Y. FPGA-realization of a Self-tuning PID Controller for X-Y Table with RBF Neural Network Identification[J]. Microsystem

- Technologies (S0946-7076), 2018, 24(1): 243-253.
- [13] Furukawa S, Kondo S, Takanishi A, et al. Radial Basis Function Neural Network based PID Control for Quad-rotor Flying Robot[C]// 2017 17th International Conference on Control, Automation and Systems. Jeju, Korea (South): IEEE, 2017: 580-584.
- [14] Perng J W, Chen G Y, Hsieh S C. Optimal PID Controller Design Based on PSO-RBFNN for Wind Turbine Systems[J]. Energies (S1996-1073), 2014, 7(1): 191-209.
- [15] 涂娟娟. PSO 优化神经网络算法的研究及其应用[D]. 镇江: 江苏大学, 2013.
- Tu Juanjuan. Research on Learning Algorithm of Neural Network Optimized with PSO and Its Application[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2013.
- [16] Bonyadi M R, Michalewicz Z. Particle Swarm Optimization for Single Objective Continuous Space Problems: A Review[J]. Evolutionary Computation (S1063-6560), 2017, 25(1): 1-54.
- [17] Gao Y, Du W, Yan G. Selectively-informed Particle Swarm Optimization[J]. Scientific Reports (S2045-2322), 2015, 5: 9295.