

doi: 10.7690/bgzd.2025.11.006

# 重型非平衡身管的神经网络模糊控制研究

姬裕莹, 侯润民, 李 勃, 王瑞宁, 潘泽涛  
(南京理工大学机械工程学院, 南京 210094)

**摘要:** 为解决火炮交流伺服系统参数不确定、不平衡力矩干扰大和内部参数具有时变性问题, 设计一种神经网络与模糊控制相结合的控制策略。建立交流伺服系统的数学模型, 设计神经网络模糊控制器, 采用粒子群算法对神经网络参数进行优化。在 Simulink 中建立控制器模型, 将经典的 PID 控制器、一般神经网络模糊控制器与经过粒子群算法优化的神经网络模糊控制器进行比较。仿真结果表明, 优化后的控制器具有较快的响应速度以及较好的鲁棒性和稳定性。

**关键词:** 交流伺服系统; 神经网络模糊控制; 粒子群算法; 同源平衡

**中图分类号:** TJ38 **文献标志码:** A

## Research on Neural Network Fuzzy Control of Heavy Unbalanced Barrel

Ji Yuying, Hou Runmin, Li Bo, Wang Ruining, Pan Zetao

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

**Abstract:** In order to solve the problems of parameter uncertainty, large disturbance of unbalanced torque and time-varying internal parameters in artillery AC servo system, a control strategy combining neural network and fuzzy control is designed. The mathematical model of AC servo system is established, the neural network fuzzy controller is designed, and the particle swarm algorithm is used to optimize the parameters of the neural network. The controller model is established in Simulink, and the classical PID controller, the general neural network fuzzy controller and the neural network fuzzy controller optimized by particle swarm algorithm are compared. The simulation results show that the optimized controller has faster response speed, better robustness and stability.

**Keywords:** AC servo system; neural network fuzzy control; particle swarm optimization algorithm; same source balance

## 0 引言

交流伺服系统是一种常见的伺服系统, 被广泛运用于火炮身管精准定位控制。随着武器系统打击能力的提高以及自身口径的不断增大, 为避免火炮由于尾部的结构设计影响实际调炮至大角度时导致炮身结构与地面或者运载车体结构干涉, 就必须将火炮身管的整体结构进行前置设计, 但是会造成炮身质心的不平衡, 致使火炮起落部分的重力对炮耳轴形成不平衡力矩。在此情况下, 该非平衡力矩诱发的系统非平衡扰动将严重恶化身管跟踪控制性能。

针对系统产生的非平衡量, 现有的平衡起落部分重力矩的方法主要有配重平衡、外力平衡及基于驱动源的补偿方法。Gümüşay<sup>[1-2]</sup>提出了火炮结构依赖于驱动源的平衡方法, 采用神经网络 PID 控制的方法, 神经网络作为系统辨识器, PID 作为控制器, 但是此方法针对于线性系统, 而火炮伺服系统多属于非线性和不确定扰动的复杂伺服系统, 因此具有

很大的局限性。

笔者针对火炮交流伺服系统提出了一种基于径向基函数神经网络 (radial basis function neural network, RBFNN) 的模糊控制器, 在实际控制中, 此控制器能够在系统参数的不确定性、非线性以及多变量的情况下使系统快速达到稳定状态, 具有较强的鲁棒性。

系统一般采用梯度法对神经网络权值进行优化, 但是其收敛速度慢、效率低下, 容易陷入局部极值; 粒子群算法具有收敛速度快、参数少、算法简单易实现等特点; 通过群体协作来找到问题的全局最优解, 群体中每个个体都会受益于所有成员在这个过程中发现和积累的经验, 提高了算法的性能<sup>[3]</sup>。与遗传算法对比, 其结构简单, 运算过程不复杂。笔者将模糊神经网络控制器与粒子群算法相结合, 采用粒子群算法对神经网络参数进行优化。仿真结果显示, 使用粒子群算法优化后的模糊神经网络相对于传统模糊神经网络能使系统拥有更快的响应速度。

收稿日期: 2024-10-12; 修回日期: 2024-11-14

第一作者: 姬裕莹(1999—), 男, 河南人, 硕士。

### 1 交流伺服系统原理及模型

交流伺服系统的工作原理是在开环控制的交流电机基础上将速度和位置信号通过旋转变压器、旋转编码器等传感器反馈给驱动器，将其用做控制调节的负反馈信号<sup>[4]</sup>，这 2 个构成速度环和位置环，再加上驱动器内部的电流闭环，形成一个三闭环系统结构，提高系统的性能。某交流伺服系统结构如图 1 所示。

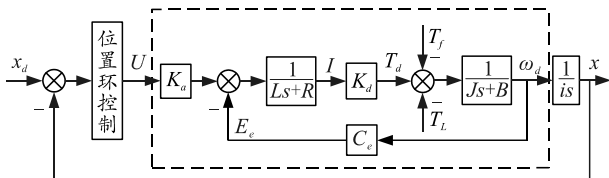


图 1 交流伺服系统结构

图 1 中： $E_e$  是电机电枢反电动势； $K_d$  是电机力矩系数； $K_\alpha$  是放大器增益； $x$  是实际目标位置； $L$  是电机电枢回路电感； $B$  是粘性摩擦系数； $U$  是控制电压； $T_d$  是电机电磁转矩； $C_e$  是电机反电动势系数； $T_L$  是负载扰动力矩； $T_f$  是摩擦力矩扰动； $x_d$  是期望位置； $\omega_d$  是电机角速度； $R$  是电机电枢回路电阻； $J$  是总转动惯量； $i$  是减速比。

由于电机中电流环的响应速度会远远快于位置环和速度环，因此电流环的响应时间一般可以不考虑，将其看做是一个比例环节，即：

$$\frac{1}{Ls+R} = \frac{1}{R} \frac{1}{Ls/R+1} \approx \frac{1}{R} \quad (1)$$

电机电磁转矩为：

$$T_d = -\frac{K_d C_e}{R} \omega_d + \frac{K_d K_\alpha}{R} U \quad (2)$$

由转矩平衡方程可得：

$$T_d - T_L - T_f = J\ddot{x} + B\dot{x} \quad (3)$$

将式(2)代入式(3)可得：

$$J\ddot{x} + B\dot{x} = -\frac{K_d C_e}{R} \omega_d + \frac{K_d K_\alpha}{R} U - T_L - T_f \quad (4)$$

式(4)左右同乘以  $1/i$ ，可得：

$$\ddot{x} = -\left(\frac{B}{J} + \frac{K_d C_e}{JR}\right)\dot{x} + \frac{K_d K_\alpha}{iJR} U - \frac{T_L + T_f}{iJ} \quad (5)$$

取状态变量为  $x=[x_1 x_2]^T$ ，令  $x_1=x$ ， $x_2=\dot{x}$ ，则调速系统的状态空间方程为：

$$\left. \begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= f(x) + gu(t) + d(t) \end{aligned} \right\};$$

$$f(x) = -\left(\frac{B}{J} + \frac{K_d C_e}{JR}\right)x_2;$$

$$g = \frac{K_d K_\alpha}{iJR};$$

$$d(t) = -\frac{T_L + T_f}{iJ}, \quad |d(t)| \leq C \quad (6)$$

式中： $T_f$  为摩擦力矩扰动； $B$  为粘性摩擦系数； $J$  为系统转动惯量； $T_L$  为负载扰动力矩。这些变量会随着工况的变化拥有不同的取值， $f(x)$ 、 $g$ 、 $d(x)$  均为非线性函数； $C$  为常数。根据公式能够看出该交流伺服系统为非线性系统<sup>[5]</sup>。

### 2 RBF 神经网络模糊控制器设计

在火炮交流伺服系统中，存在许多干扰摄动和非线性的问题，在同源平衡时还会存在非平衡力矩的干扰，影响系统的稳定性和控制精度。神经网络模糊控制系统具有良好的自适应性，能够提高系统的控制性能。

最基本的径向基函数神经网络包含输入层、隐含层、输出层 3 层。能够在多维空间中找到一个最佳拟合训练数据的曲面，隐含神经元提供一个函数集，该函数集从输入状态延伸至隐含空间时会构建一个任意函数基。

基于 RBF 神经网络的模糊控制器结构如图 2 所示。

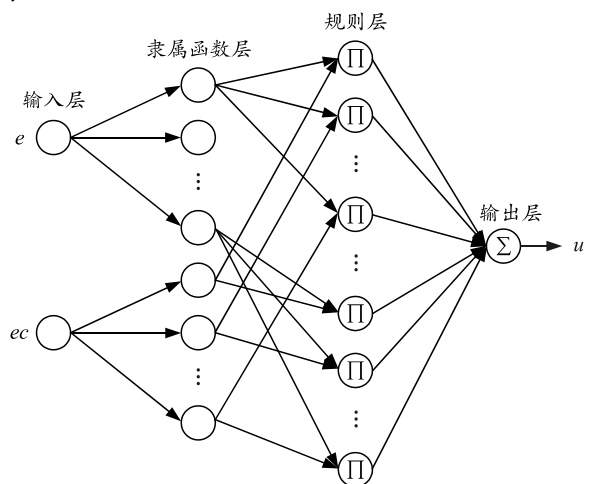


图 2 基于 RBF 神经网络的模糊控制器结构

此结构由输入层、隶属函数层、规则层和输出层构成。

第 1 层输入层。输入量与输入层的每个节点一一对应，将输入量传递到隶属函数层。输入层每个节点  $i$  的输入可以由  $x_i(i=1, 2, 3, \dots, n)$  表示。本系统选择火炮身管的位置偏差和偏差变化率  $ec$  作为模糊控制器的输入量<sup>[6]</sup>。

第 2 层是隶属函数层。该层为每个输入量创建

多个隶属集合，分别选定隶属函数。将  $e$  和  $ec$  进行模糊化，取模糊子集为  $\{NB, NM, NS, O, PS, PM, PB\}$ ，即  $\{\text{负大, 负中, 负小, 零, 正小, 正中, 正大}\}$ ，输入变量拥有 49(7\*7)条模糊规则，每个变量使用 7 个模糊子集，隶属函数选用高斯函数：

$$\mu_{ij} = \exp[-(x_i - c_{ij})^2 / \sigma_{ij}^2] \quad (7)$$

式中： $i=1, 2$ ； $j=1, 2, \dots, 7$ ； $c_{ij}$  和  $\sigma_{ij}$  分别为  $x_i$  的第  $j$  个高斯函数的中心和宽度。

第 3 层规则层。该层与第 2 层隶属函数层相连接，能够实现模糊规则在各个节点中进行模糊运算。每个节点  $j$  的输出为该节点所有输入信号的乘积，

即： $u_3(j) = \prod_{i=1}^N u_2(i, j)$ ； $N = \prod_{i=1}^n N_i$ ， $N_i$  为输入层中第  $i$  个输入隶属函数的个数，即模糊化层节点数<sup>[7]</sup>。

第 4 层输出层。输出层是所有输入信号的叠加：

$$u = W \cdot u_3 = \sum_{j=1}^N w(l, j) u_3(j)$$

$w$  组成输出节点与第 3 层各节点的连接权矩阵， $l$  为输出层节点个数。

控制器的性能指标函数为：

$$E = \frac{1}{2} (x_d - x)^2 \quad (8)$$

式中： $\beta_d$  为目标输出； $\beta$  为实际输出。

### 3 粒子群优化算法

粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 是一种进化计算技术<sup>[8-10]</sup>，是一种基于模拟自然界鸟类生物活动的随机搜索算法。PSO 的思想来源是：模仿鸟类的信息传递，族群中的每个个体之间相互配合信息共享从而找到全局最优解，实际做法是模仿鸟群中的单个个体设计出一种仅有 2 个属性的粒子，具备速度和位置 2 个属性，速度代表快慢，位置代表移动的方向。

使用 PSO 优化时，把所有参数当做  $D$  维空间中的粒子，这个群体由  $m$  个粒子构成， $D$  维空间中的第  $i$  个粒子可以这样表示： $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ；速度表示为： $V_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ；第  $i$  个粒子能够搜索到的个体最优解为  $pb_i=(pb_{i1}, pb_{i2}, \dots, pb_{iD})$ ；群体能够搜索到的全局最优解为  $gb_i=(gb_{i1}, gb_{i2}, \dots, gb_{iD})$ ， $i=1, 2, \dots, m$ 。

粒子群优化的指标函数为：

$$E_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [x_d(k) - x(k)]^2 \quad (9)$$

式中： $x_d(k)$  为粒子群优化后的神经网络权值代入

RBF 模糊神经网络的期望输出； $x(k)$  为实际输出。

迭代后粒子  $i$  在当前的最优位置为：

$$pb_i = \begin{cases} pb_i & \text{if } E_1(x_i(t+1)) \geq E_1(pb_i) \\ x_i(t+1) & \text{if } E_1(x_i(t+1)) < E_1(pb_i) \end{cases} \quad (10)$$

全局最优位置为：

$$G = \min\{E_1(pb_1), E_1(pb_2), \dots, E_1(pb_m)\} \quad (11)$$

第  $i$  个粒子能够依照式(12)–(13)去更新自身的速度和位置信息：

$$v_{id} = \omega v_{id} + c_1 \text{rand}_1 * (pb_{id} - x_{id}) + c_2 \text{rand}_2 * (gb_{id} - x_{id}) \quad (12)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (13)$$

式中： $c_1$  和  $c_2$  为学习因子，一般取常数； $\text{rand}_1$  和  $\text{rand}_2$  为介于(0,1)之间的随机数； $v_{\max}$ (大于 0)为  $v_i$  的最大值， $\omega$  为权值惯性因子。选择合适的惯性因子对于提高算法性能有着很大的作用，一般惯性权值由式(14)计算：

$$\omega = (\omega_{\max} - \omega_{\min})(t / t_{\max})^2 + (\omega_{\min} - \omega_{\min})(2t / t_{\max}) + \omega_{\min} \quad (14)$$

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

图 3 为粒子群优化 RBF 神经网络参数的流程。

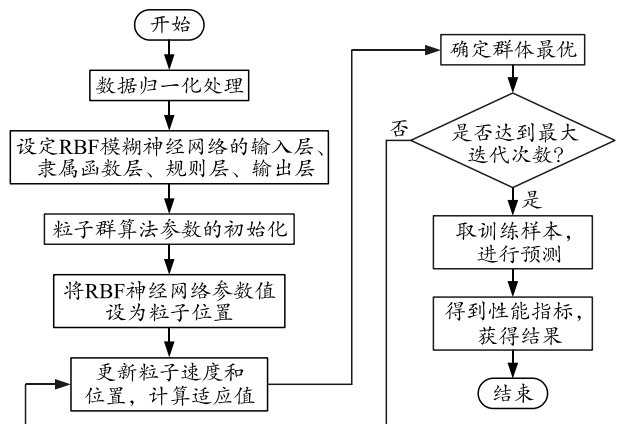


图 3 粒子群优化 RBF 神经网络参数流程

### 4 仿真实验和分析

根据火炮交流伺服系统性能指标，使用笔者设计的 RBF 神经网络模糊控制器进行控制，在 Simulink 软件中进行仿真。

火炮身管角度范围  $-5^\circ \sim 65^\circ$ ，静态误差范围  $\pm 0.12^\circ (\pm 2 \text{ mil}, 360^\circ \text{ 为 } 6000 \text{ mil})$ ，动态误差范围  $\pm 0.24^\circ (\pm 4 \text{ mil})$ ，稳态力矩误差小于 5 Nm，负载干扰下的瞬间力矩误差小于 20 Nm。本次仿真将阶跃信号与正弦信号作为输入的信号，将 PID 控制、一般模糊神经网络控制和 PSO 优化后的模糊神经网络进行对比，分析控制效果。

对系统输入  $25^\circ$  的阶跃信号，仿真时间为 10 s，图 4 是仿真后得到的对比曲线。

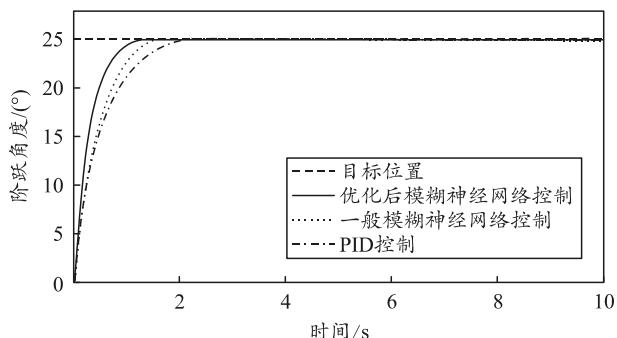


图 4  $25^\circ$ 阶跃响应

图 4 中，经过粒子群算法优化后的模糊神经网络控制器能够最快达到稳定状态，1.87 s 就可以实现稳态，静态误差为  $0.099^\circ$  (1.65 mil)，在  $\pm 0.12^\circ$  ( $\pm 2$  mil) 以内，能够满足系统的性能要求。

控制系统鲁棒性的强弱对系统性能有着比较大的影响。为了验证此控制系统的鲁棒性，在 6 s 时加入外部方波载荷干扰，如图 5 所示。图 6 是加入干扰之后的系统仿真曲线图。

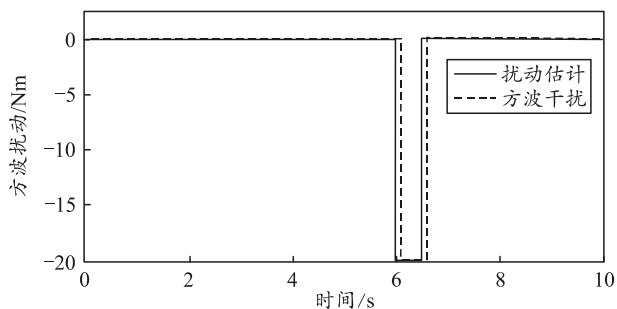


图 5 方波扰动

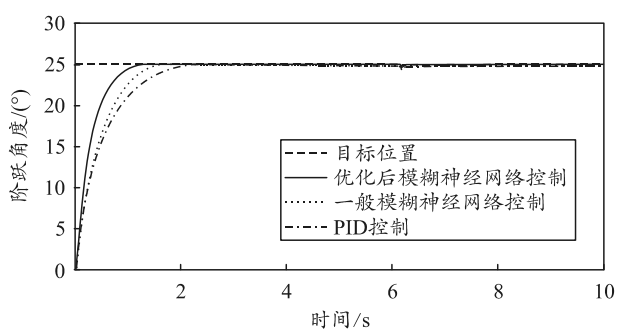


图 6 加入冲击载荷后阶跃响应

根据图 6 可以看出：在加入载荷干扰之后，此控制器产生的波动小于其他 2 个控制器，而且能以最快速度回到稳定状态。由此可知，与其他 2 个控制器相比，此控制器的鲁棒性更强，系统稳定性更好。

图 7 给出了优化后模糊神经网络控制系统的重力矩与平衡力矩的误差曲线。

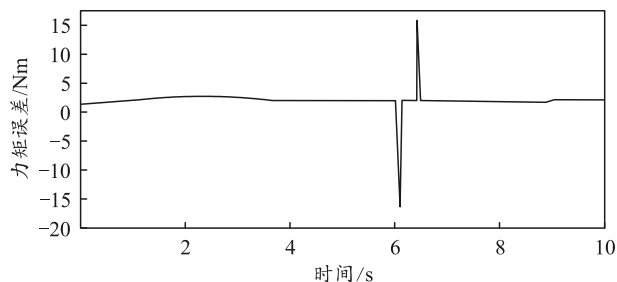


图 7 力矩误差

根据图 7 可以看出：在外负载扰动的工况下，稳态力矩误差小于 5 Nm，在方波干扰阶段最大的力矩误差小于 20 Nm。可以看出：电机输出端的力矩可以基本能够对重力矩完成主动平衡，减小一定的力矩误差对于提高系统的精度有着重要的作用。

为了验证控制器的正弦跟踪控制效果，对系统输入正弦信号  $y = 20\sin 2\pi t$ ，正弦信号的幅值为  $20^\circ$ ，周期为 1 s，仿真时长为 5 s。图 8 是正弦跟踪仿真曲线。图 9 是正弦误差仿真曲线。

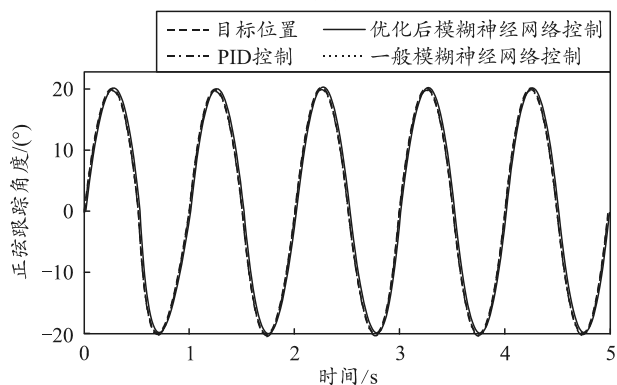


图 8 正弦跟踪

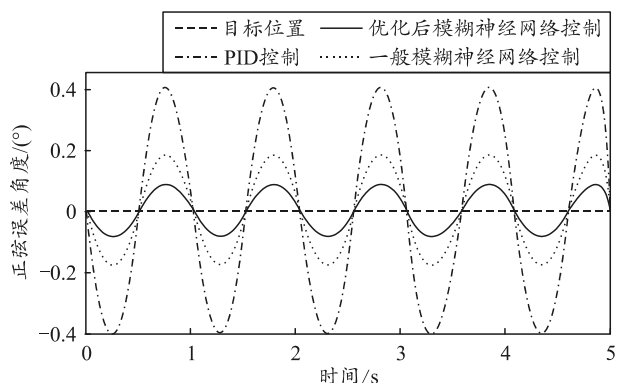


图 9 正弦误差

根据图 9 可以看出：优化后模糊神经网络控制的误差角度为  $0.095^\circ$  (1.583 mil)，一般模糊神经网络控制误差角度为  $0.193^\circ$  (3.217 mil)，PID 控制的误差角度为  $0.395^\circ$  (6.583 mil)， $0.095^\circ$  (1.583 mil) 在动态误差  $\pm 4$  mil 以内，满足性能要求。