

doi: 10.7690/bgzd.2025.08.017

某扫雷器的模糊神经网络控制

李 勃, 高 强, 李佳帅, 肖顺志, 朱新向

(南京理工大学机械工程学院, 南京 210094)

摘要: 针对爆破扫雷器电液伺服系统参数不确定、时变性问题, 利用模糊控制鲁棒性和神经网络自适应能力强的特点, 设计模糊控制与神经网络相结合的控制策略。建立扫雷器电液伺服系统的数学模型, 分析模糊神经网络控制器的结构, 采用遗传算法和共轭梯度法优化学习算法; 在 Simulink 中建立控制系统模型, 对比传统 PID 控制器、模糊神经网络控制器和遗传算法与共轭梯度优化的模糊神经网络控制器性能。仿真结果表明: 优化后的控制器具有较快的响应速度、较强的鲁棒性与稳定性。

关键词: 电液伺服系统; 模糊神经网络; 遗传算法

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

Fuzzy Neural Network Control of Certain Type Mine Sweeper

Li Bo, Gao Qiang, Li Jiashuai, Xiao Shunzhi, Zhu Xinxiang

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

Abstract: Aiming at the problems of parameters uncertainty and time variability of electro-hydraulic servo system of mine sweeping device, a control strategy combining fuzzy control and neural network is designed by using the characteristics of strong robustness of fuzzy control and strong adaptive ability of neural network. The mathematical model of mine sweeper electro-hydraulic servo system is established, the structure of fuzzy neural network controller is analyzed, and the genetic algorithm and conjugate gradient method are used to optimize the learning algorithm; the control system model is established in Simulink, and the performance of traditional PID controller, fuzzy neural network controller and fuzzy neural network controller optimized by genetic algorithm and conjugate gradient is compared. The simulation results show that the optimized controller has fast response speed, strong robustness and stability.

Keywords: electro-hydraulic servo system; fuzzy neural network; genetic algorithm

0 引言

电液伺服系统具有工作空间小、响应速度快、控制精度高、输出功率大等优点, 广泛应用于航空航天、军事、冶金、工程机械等领域。某两栖车载爆破扫雷器采用电液伺服系统驱动扫雷器的发射架, 需要设计一种稳定的控制策略来控制扫雷器的调炮精度。

扫雷器电液伺服系统是一种复杂的非线性系统, 主要的非线性因素包括: 1) 油液体积模量、伺服阀流量系数、液压缸泄漏系数等参数随时间变化。2) 存在流量—压力特性、液压缸磨擦、伺服阀死区等非线性特性^[1]。传统的控制算法都需要基于精确的数学模型, 不能处理这些非线性因素, 无法满足控制系统的性能指标。近年来, 模糊控制、神经网络、遗传算法等智能控制算法发展迅速, 对参数不确定、非线性强、多变量的系统有良好的控制效果。模糊控制不依赖系统的数学模型、算法简单、鲁棒性强, 但控制规则需要依靠经验设计, 而神经网络

具有自学习、自适应的特性, 可以调整模糊控制中的隶属函数和规则提取^[2]。

针对某爆破扫雷器电液伺服系统, 笔者设计模糊神经网络控制器, 并采用遗传算法优化高斯隶属函数的中心向量和宽度参数, 共轭梯度法优化输出层的连接权值。仿真结果表明: 模糊神经网络控制器的稳定性和响应速度均优于传统的比例积分微分 (proportional-integral-derivative, PID) 控制。

1 系统原理及模型

1.1 系统工作原理

两栖车载爆破扫雷器可以快速清除水雷和地雷, 为登陆部队上岸开辟通道。爆破扫雷器电液伺服系统主要由控制计算机、D/A 转换器、伺服放大器、伺服阀、液压缸、发射架、旋转变压器、轴角转换器^[3]组成。系统的工作原理: 控制计算机根据给定发射角度, 输出控制信号, 经 D/A 转换器和伺服放大器驱动伺服阀控制液压油的流向与流速, 液

收稿日期: 2024-09-14; 修回日期: 2024-10-16

第一作者: 李 勃 (1999—), 男, 云南人, 硕士。

压缸活塞移动, 带动发射架转到指定角度, 然后经由旋转变压器和轴角转换器将该角度反馈给控制计算机。爆破扫雷器电液伺服系统与液压回路如图 1 和 2 所示。

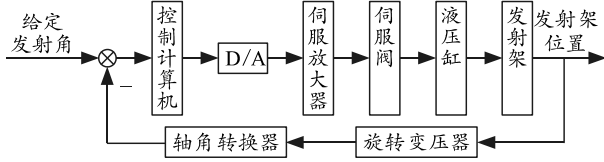


图 1 扫雷器电液伺服系统结构

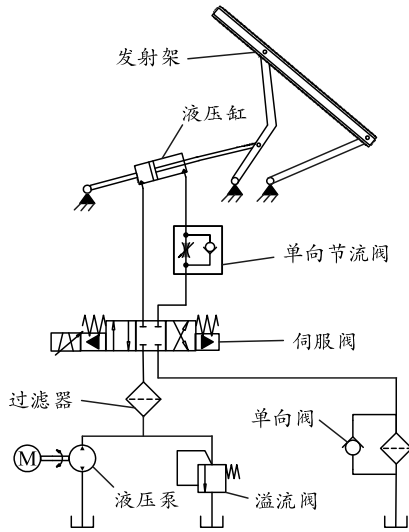


图 2 液压回路

1.2 系统数学模型

电液伺服阀的流量方程为:

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

式中 K_{ce} 为总流量—压力系数, $K_{ce} = K_c + C_{tp}$ 。

$$x_p = \frac{K_q}{A_p} x_v / \left(\frac{m_t V_t}{4\beta_e A_p^2} s^3 + \left(\frac{m_t K_{ce}}{A_p^2} + \frac{B_p V_t}{4\beta_e A_p^2} \right) s^2 + \left(1 + \frac{B_p K_{ce}}{A_p^2} + \frac{K V_t}{4\beta_e A_p^2} \right) s + \frac{K K_{ce}}{A_p^2} \right). \quad (6)$$

将伺服放大器等效为比例环节, 电液伺服阀等效为二阶震荡环节, 则:

$$x_v = K_v K_{sv} u. \quad (7)$$

$$\frac{x_p}{u} = \left(\frac{4K_v K_{sv} K_q \beta_e A_p}{m_t V_t} \right) / \left(s^3 + \left(\frac{4K_{ce} \beta_e}{V_t} + \frac{B_p}{m_t} \right) s^2 + \left(\frac{4\beta_e A_p^2}{m_t V_t} + \frac{4B_p K_{ce} \beta_e}{m_t V_t} + \frac{K}{m_t} \right) s + \frac{4K K_{ce} \beta_e}{m_t V_t} \right). \quad (8)$$

取 $x_1 = x_p$, $x_2 = \dot{x}_p$, $x_3 = \ddot{x}_p$ 为状态变量, 将系统传递函数转换为状态空间方程:

$$\left. \begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= x_3 \\ \dot{x}_3 &= a_1 x_1 + a_2 x_2 + a_3 x_3 + bu \\ y &= x_1 \end{aligned} \right\}; \quad (9)$$

$$q_L = K_q x_v - K_c p_L. \quad (1)$$

式中: q_L 为负载流量(即进出口流量差); p_L 为负载压降(即进出口压力差); K_q 为阀的流量增益; K_c 为阀的流量—压力系数; x_v 为阀芯位移^[4]。

根据液压缸的流量连续方程可以求得:

$$q_L = A_p \frac{dx_p}{dt} + C_{tp} p_L + \frac{V_t}{4\beta_e} \frac{dp_L}{dt}. \quad (2)$$

式中: A_p 为液压缸活塞有效面积; x_p 为活塞位移; C_{tp} 为液压缸总泄露系数; V_t 为总压缩体积; β_e 为有效体积弹性模量。

压力和负载的力平衡方程为:

$$A_p p_L = m_t \frac{d^2 x_p}{dt^2} + B_p \frac{dx_p}{dt} + K x_p + F_L. \quad (3)$$

式中: m_t 为活塞及负载折算到活塞上的总质量; B_p 为活塞及负载的粘性阻尼系数; K 为负载弹簧刚度; F_L 为作用在活塞上的任意负载力。式(1)~(3)的拉普拉斯变换式为:

$$\left. \begin{aligned} q_L &= K_q x_v - K_c p_L \\ q_L &= A_p s x_p + C_{tp} p_L + \frac{V_t}{4\beta_e} s p_L \\ A_p &= m s^2 x_p + B_p s x_p + K x_p + F_L \end{aligned} \right\}. \quad (4)$$

消去中间变量 q_L 和 p_L , 得到阀芯输入位移 x_v 与外负载力 F_L 同时作用时液压缸活塞的总输出位移为:

不考虑干扰力时, 该式可简化为:

式中: K_v 为放大器的增益; K_{sv} 为伺服阀的增益; u 为电压控制信号。

将式(7)代入式(6), 得到 x_p 与 u 的关系:

$$\left. \begin{aligned} a_1 &= -4K K_{ce} \beta_e / (m_t V_t) \\ a_2 &= -4\beta_e A_p^2 / m_t V_t - 4B_p K_{ce} \beta_e / (m_t V_t) - K / m_t \\ a_3 &= -4K_{ce} \beta_e / V_t - B_p / m_t \\ b &= 4K_{ce} \beta_e / V_t - B_p / m_t \end{aligned} \right\}. \quad (10)$$

液压缸活塞的输出位移可以转换为爆破扫雷器的发射角度, 为方便起见, 笔者仅建立活塞位移与控制电压的状态空间方程^[5]。

2 模糊神经网络控制器设计

2.1 控制器结构

在爆破扫雷器电液伺服系统中, 存在很多时变性和非线性问题, 影响系统的稳定性和调炮精度。模糊神经网络控制具有自适应特性, 可以实时调整隶属函数和模糊规则, 满足系统调炮稳定性和快速性的要求。

模糊神经网络采用误差反传 (back propagation, BP) 算法作为学习算法, 存在收敛速度慢, 易陷入局部最优等问题; 因此, 笔者采用遗传算法优化高斯隶属函数的中心向量和宽度参数, 共轭梯度法优化网络权值, 提高网络收敛速度, 得到全局最优解。模糊神经网络控制原理如图 3 所示, 图中 y_r 和 y 为控制系统的期望输出和实际输出。

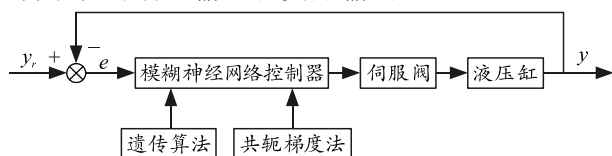


图 3 控制器原理

2.2 模糊神经网络

模糊神经网络模型为图 4 所示的 5 层网络, 分别为输入层、隶属函数层、模糊推理层、归一化层和输出层^[6]。

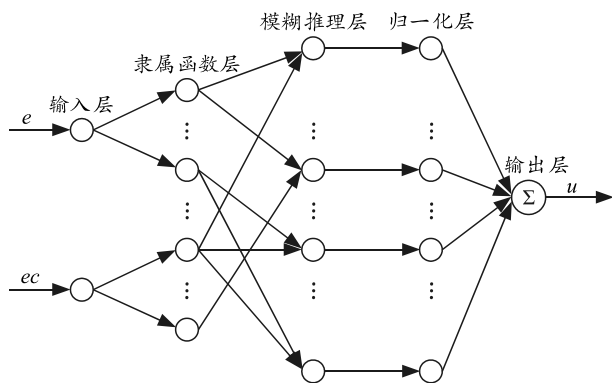


图 4 模糊神经网络结构

第 1 层为输入层, 该层各节点直接与输入变量 x_i ($i=1, 2, \dots, n$) 连接, 将输入值传入下层^[7]。本文中的选择液压缸活塞位移量误差 (e) 与误差变化率 (ec) 作为输入量。

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, 并分别选定隶属函数。将 e 和 ec 模糊化, 取模糊子集为 $\{NB, NM, NS, O, PS, PM, PB\}$, 即 {负大, 负中, 负小, 零, 正小, 正中, 正大}, 隶属函数选用高斯函数^[8]:

$$\mu_{ij} = \exp[-(x_i - c_{ij})^2 / \sigma_{ij}^2]。 \quad (11)$$

式中: $i=1, 2$; $j=1, 2, \dots, 7$; c_{ij} 和 σ_{ij} 分别为高斯函数的中心和基宽^[9]。

第 3 层是模糊推理层, 每个节点表示一条模糊规则, 该层的作用是计算每条规则的适用度。采用的激活函数是:

$$\alpha_l = \mu_{1j_1} \cdot \mu_{2j_2}。 \quad (12)$$

式中: $j_1, j_2=1, 2, \dots, 7$; $l=1, 2, \dots, m$; $m=7 \times 7=49$ 。

第 4 层是归一化层, 节点数与第 3 层相同, 实现归一化计算, 每个结点的输出为:

$$\hat{\alpha}_l = \alpha_l / \sum_{k=1}^m \alpha_k。 \quad (13)$$

第 5 层是输出层, 实现反模糊计算, 即:

$$u = \sum_{l=1}^m w_l \cdot \hat{\alpha}_l。 \quad (14)$$

式中: u 为控制器输出的控制电压; w_l 为第 l 条规则的连接权值。

控制器的性能指标函数为:

$$E = (y_r - y)^2 / 2。 \quad (15)$$

式中 y_r 和 y 分别为控制系统的期望输出和实际输出。

采用误差反传算法调整模糊神经网络的权值 w_l 和高斯函数的中心 c_{ij} , 基宽 σ_{ij} ^[10]。

$$w_l(n+1) = w_l(n) - \eta_1 \delta E / \delta w_l; \quad (16)$$

$$c_{ij}(n+1) = c_{ij}(n) - \eta_2 \delta E / (\delta c_{ij}); \quad (17)$$

$$\sigma_{ij}(n+1) = \sigma_{ij}(n) - \eta_3 \delta E / \delta \sigma_{ij}。 \quad (18)$$

式中: $i=1, 2$; $j=1, 2, \dots, 7$; η_1, η_2, η_3 为学习率参数; n 为网络的迭代步骤。

3 控制器的参数优化

3.1 遗传算法优化高斯函数中心值和宽度

3.1.1 参数编码

笔者采用二进制编码方式, 将高斯隶属函数的中心值和宽度编码至同一个字符串 Φ_i 。每代中, 包含一个字符串的集合 Φ_i , $i=1, 2, \dots, 14$, 即隶属函数层的节点数。

3.1.2 构造适应度函数

遗传算法中, 个体被遗传到下代的概率由个体适应度决定, 适应度函数是遗传算法指导搜索的唯一信息。为得到更准确的解, 需要选取恰当的适应度函数。笔者选取控制器期望输出与实际输出平方误差的倒数作为适应度函数, 即对于第 i 个个体,

适应度为：

$$f(i) = 1 / e(i)^2 = 1 / \sum_{m=1}^P (y_{rm} - y_m)^2. \quad (19)$$

式中 P 为训练样本数。

3.1.3 选择操作

笔者采用基于适应度比例的轮盘赌选择策略。假定个体 X_i 的适应度为 $f(i)$ ，则该个体被选择的概率 P_{si} 为：

$$P_{si} = f_i / \sum f_i \quad (20)$$

式中 $\sum f_i$ 为群体中所有个体适应度的总和。

计算当前种群中每个个体的选择概率 $P_{s1}, P_{s2}, \dots, P_{s14}$ ，产生一个 $[0, 1]$ 内的随机数 r 。若 $P_{s1} + P_{s2} + \dots + P_{s(i-1)} < r \leq P_{s1} + P_{s2} + \dots + P_{si}$ ，则个体 X_i 被选择，显然适应值大的个体被选择的概率大。

3.1.4 交叉和变异操作

一般交叉概率 P_c 取 $0.5 \sim 1.0$ ，笔者取 P_c 为 0.7 。对每串产生 $[0, 1]$ 间的随机数 r ，若 $r < P_c$ ，则该串参与交叉操作。由于将高斯函数的中心和宽度编码在同一个个体，交叉过程中需要分别交叉中心和宽度的二进制编码。采用类似两点交叉的方法，对 2 个个体进行交叉，2 个交叉点需要分别落在中心 c_{ij} 和宽度 σ_{ij} 的编码中^[11]。

变异操作的目的是增加群体多样性，避免过早收敛于局部最优解，但变异概率太大会削弱遗传算法的搜索能力。一般变异概率 P_m 取 $0.01 \sim 0.1$ ，笔者取 P_m 为 0.05 。对每一串的每一位产生 $[0, 1]$ 间的随机数 r ，若 $r < P_m$ ，则该位变异。

3.1.5 终止法则

笔者采用满足误差要求或进化代数到 60 代作为终止条件。

3.1.6 算法流程

1) 利用经验公式得到参数初始值，产生初始种群并进行编码。

2) 将染色体串解码得到参数值，代入模糊神经网络得到输出，计算各样本的适应度函数值。

3) 对种群中的个体进行选择、交叉和变异操作，产生下一代种群。

4) 重复 2) 的操作，计算新一代种群的个体适应度函数值。

5) 检查是否满足误差要求或进化代数，若满足终止条件则停止计算，得到近似最优解，否则转

至 3)。

遗传算法流程如图 5 所示。

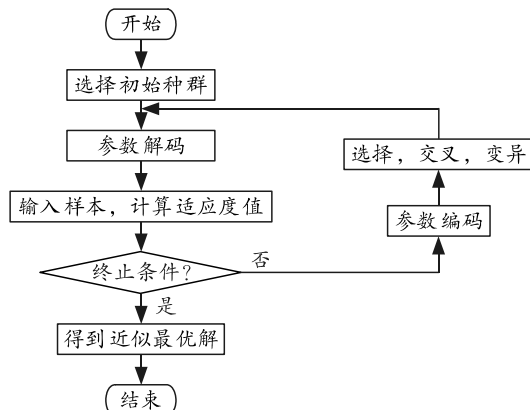


图 5 遗传算法流程

3.2 共轭梯度法优化网络权值

共轭梯度法介于最速下降法和牛顿法之间，收敛速度快于最速下降法，复杂程度优于牛顿法。笔者采用共轭梯度法对网络权值 w_l 进行寻优，得到最优网络权值使控制系统期望输出与实际输出的误差达到最小。

$$E = f(w) = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^P (y_{rm} - y_m(w))^2. \quad (21)$$

式中 P 为训练样本数。

梯度记为 $g_k = \nabla f(w_k) = \nabla E|_{w_k}$ ，搜索方向记为 d ，迭代公式为：

$$w_{k+1} = w_k + \alpha_k d_k; \quad (22)$$

$$d_k = \begin{cases} -g_k & k = 1, \\ -g_k + \beta_k d_{k-1} & k \geq 2. \end{cases} \quad (23)$$

式中： α_k 为搜索步长； β_k 为共轭梯度。

由精确线搜索计算步长 α_k ，使得

$$f(w_k + \alpha_k d_k) = \min_{\alpha \geq 0} f(w_k + \alpha d_k). \quad (24)$$

计算共轭梯度：

$$\beta_k = \|g_{k+1}\|^2 / \|g_k\|^2. \quad (25)$$

算法步骤如下：

- 1) 给定 w_1 初值，允许误差 $\varepsilon > 0$ ，令 $d_1 = -g_1 = -\nabla f(w_1)$ ，置 $k=1$ ；
- 2) 如果 $\|g_k\| \leq \varepsilon$ ，停止计算；否则转步骤 3；
- 3) 计算步长 α_k ，令 $w_{k+1} = w_k + \alpha_k d_k$ ；
- 4) 计算 β_k 和 d_k ；
- 5) 令 $k=k+1$ ，转步骤 2)。

4 仿真分析

笔者设计模糊神经网络控制器，并采用遗传算

法与共轭梯度法优化了学习算法,在 Simulink 中进行仿真实验以验证控制器的控制效果。

根据爆破扫雷器电液伺服系统的性能指标,发射架发射角度为 $0\sim 60^\circ$,满角度调整时间 6 s,静态误差范围 $-2\sim 2\text{ mil}$ (360° 为 6 000 mil),动态误差范围 $-5\sim 5\text{ mil}$ 。在实验中,选择阶跃信号和正弦信号作为仿真输入,比较 PID 控制器、模糊神经网络控制器和遗传算法与共轭梯度优化的模糊神经网络控制器的控制效果。

输入 30° 的阶跃信号,仿真时间为 10 s,图 6 为仿真获得的阶跃响应曲线。

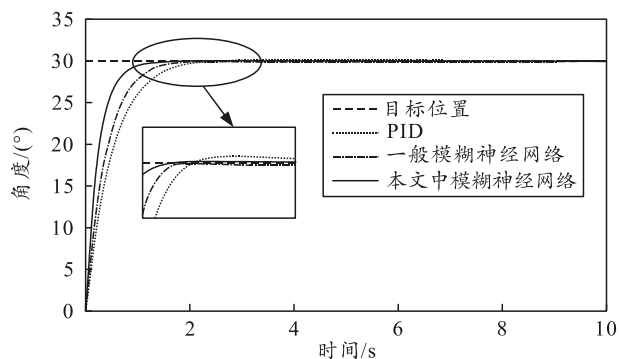


图 6 阶跃响应

图 6 中 3 种控制策略的阶跃跟踪效果如表 1 所示。

表 1 阶跃跟踪误差

控制策略	响应时间/s	静态误差/mil
PID	2.40	2.38
一般模糊神经网络	2.24	1.33
本文中模糊神经网络	2.06	0.40

由表 1 可知:遗传算法和共轭梯度法优化的模糊神经网络控制器响应速度快,静态误差小,控制效果较好。

为测试控制策略的鲁棒性,在 5 s 时加入冲击扰动,图 7 为有冲击扰动时控制器的阶跃响应曲线。

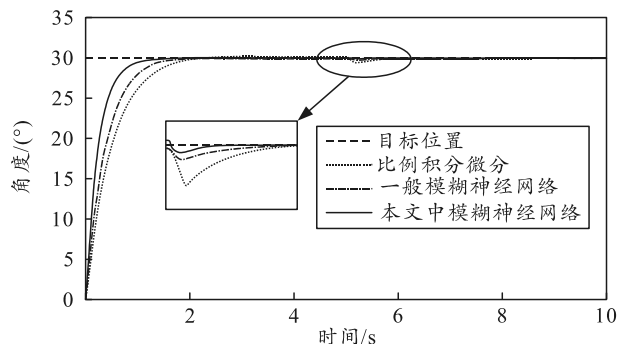


图 7 冲击扰动下的阶跃响应

由图 7 数据可得表 2。

表 2 冲击扰动误差

控制策略	偏离角度/mil	调整时间/s
PID	11.00	1.63
一般模糊神经网络	4.17	1.41
本文中模糊神经网络	2.33	0.72

表 2 显示:在冲击扰动下,本文中的控制策略对比 PID 控制和一般模糊神经网络控制鲁棒性更强,响应性能更佳。

另将正弦信号 $y=30\sin\pi t/2$ 作为仿真输入信号,进行正弦跟踪实验验证控制效果。正弦信号幅值为 30° ,周期为 4 s,仿真时间 20 s,正弦跟踪曲线和正弦跟踪误差曲线如图 8 和 9 所示。

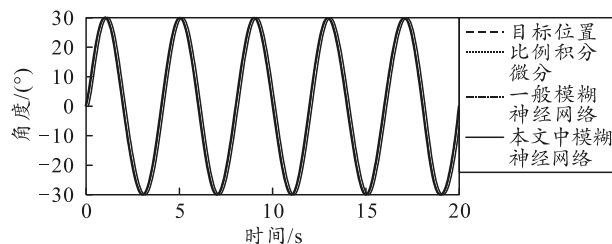


图 8 正弦信号跟踪

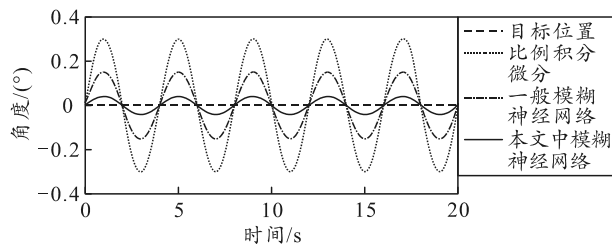


图 9 正弦跟踪误差

由图 9 数据可得表 3。

表 3 正弦跟踪误差

控制策略	最大误差/mil
PID	5.00
一般模糊神经网络	2.50
本文中模糊神经网络	0.67

表 3 显示:第 3 种控制策略动态误差最小,稳定性最好。

5 结论

笔者针对爆破扫雷器电液伺服系统的控制要求,设计了模糊神经网络控制器,并采用遗传算法和共轭梯度法优化控制器参数。通过仿真分析可知,该控制器的响应速度、鲁棒性、稳定性均优于传统的 PID 控制和一般模糊神经网络控制器。

参考文献:

- [1] 冯利军. 阀控伺服系统的非线性模型和控制技术研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2021.