

doi: 10.7690/bgzd.2023.04.011

## 扫雷器发射架电液伺服系统改进自抗扰控制

刘 政, 陈机林, 戴宇辰, 李玉腾

(南京理工大学机械工程学院, 南京 210094)

**摘要:** 针对某爆破扫雷器发射架电液位置伺服系统响应速度慢、跟踪精度低、抗扰能力差的问题, 设计一种改进自抗扰控制器。利用 BP 神经网络强大的自学习和非线性逼近能力对自抗扰控制器中的关键参数在线整定, 并结合遗传算法(genetic algorithm, GA)对网络的初始权值进行优化; 利用 AMEsim 和 Simulink 软件对该改进自抗扰控制器进行联合仿真验证。结果表明: 该控制方法可有效提高系统的抗干扰能力, 同时保证扫雷器的调炮速度和精度。

**关键词:** 扫雷器发射架; 电液位置伺服系统; 改进自抗扰控制; AMEsim/Simulink

**中图分类号:** TJ21<sup>+</sup>8 **文献标志码:** A

## Improved Active Disturbance Rejection Control for Electro-hydraulic Servo System of Mine Sweeper Launcher

Liu Zheng, Chen Jilin, Dai Yuchen, Li Yuteng

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

**Abstract:** An improved active disturbance rejection controller (ADRC) was designed to solve the problems of slow response, low tracking accuracy and poor anti-disturbance ability of the electro-hydraulic position servo system of a mine sweeper launcher. BP neural network, which has powerful self-learning and nonlinear approximation ability, is used to adjust the key parameters of ADRC online, and combined with genetic algorithm (GA). The initial weights of the network are optimized, and AMEsim and Simulink software are used to co-simulate and verify the improved ADRC. The results show that the control method can effectively improve the anti-interference ability of the system, and ensure the speed and accuracy of gun adjustment of the mine sweeper.

**Keywords:** mine sweeper launcher; electro-hydraulic position servo system; improved active disturbance rejection control; AMEsim/Simulink

### 0 引言

电液伺服系统具备响应快速、大功率输出等优势, 适用于爆破扫雷器这种负载质量大又要求响应快速的系统。液压系统是一种典型的非线性系统, 系统参数具有不确定性和时变性, 并且系统存在泄露、摩擦<sup>[1]</sup>以及因发射角不同而引起的负载变化等干扰因素, 使传统控制算法难以满足控制要求。

为改善电液伺服系统的控制效果, 时尚等<sup>[2]</sup>针对液压系统内部参数的非线性和不确定问题, 通过模糊 RBF 神经网络对 PID 参数进行非线性调整, 并仿真验证了该方法具备较好的控制效果。李波等<sup>[3]</sup>在建立电液伺服系统非线性模型的基础上, 引入自适应率对参数的变化进行补偿, 同时结合滑模控制来降低干扰对系统的影响, 通过实验验证该策略具备跟踪精度高、鲁棒性强等优点。

韩京清<sup>[4]</sup>提出的自抗扰控制(active disturbance

rejection control, ADRC)方法不依赖被控对象的精确模型, 并且可以将系统的内外扰动视为总扰动进行观测补偿, 适用于扫雷器发射架这种具有负载扰动、复杂非线性的电液伺服系统。该方法在参数整定问题上比较棘手, 为此涌现出经验法、时间尺度法、人工智能等参数整定方法<sup>[5]</sup>。蔡改贫等<sup>[6]</sup>利用改进粒子群优化算法对电液位置伺服系统 ADRC 控制器中的非线性误差增益等参数完成修正, 获得了很好的跟踪和抗扰效果。齐晓慧等<sup>[7]</sup>将 BP 神经网络嵌入到 ADRC 当中, 通过网络对状态观测器参数在线寻优, 使得控制器可以精确地估计扰动、具备较强的鲁棒性。笔者通过构造 BP 神经网络对自抗扰控制器中误差反馈器的增益系数进行在线修正, 同时利用遗传算法(GA)对网络初始值进行优化设定来提高 BP 神经网络的收敛速度和全局搜索能力, 以进一步提高系统的响应速度和跟踪精度。

收稿日期: 2022-12-12; 修回日期: 2023-01-28

作者简介: 刘 政(1997—), 男, 安徽人, 硕士, 从事智能检测与控制研究。E-mail: 3455076196@qq.com。

# 1 爆破扫雷器电液位置伺服系统建模

## 1.1 系统原理

扫雷器电液伺服系统兼具电气和液压部分，其工作原理如图 1 所示。通过控制伺服阀阀芯的位移和开度使液压缸活塞杆伸出或缩回，从而控制扫雷器发射架到达指定发射角，扫雷器发射角利用旋转变压器检测并通过 RDC 模块转化为数字信号反馈给位置控制器，形成闭环位置控制系统。

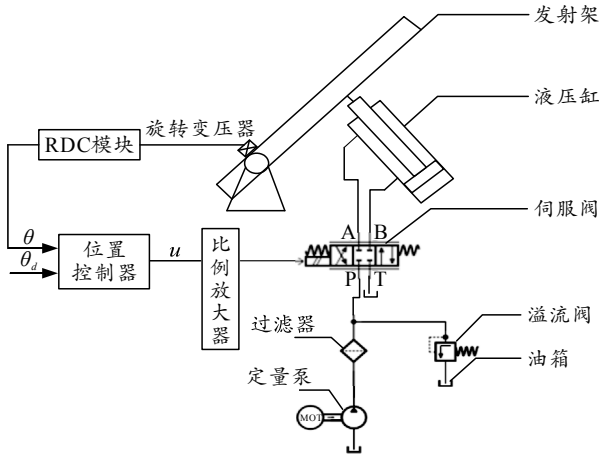


图 1 扫雷器电液伺服系统工作原理

## 1.2 系统数学模型建立

伺服阀流量方程：

$$Q_L = K_q x_v - K_c P_L \quad (1)$$

式中：\$Q\_L\$ 为负载流量；\$K\_q\$ 为流量增益；\$x\_v\$ 为伺服阀阀芯位移；\$K\_c\$ 为压力-流量系数；\$P\_L\$ 为负载压力。

液压缸流量连续性方程：

$$Q_L = A \frac{dx_p}{dt} + \frac{V_t}{4\beta_e} \frac{dP_L}{dt} + C_t P_L \quad (2)$$

式中：\$A\$ 为液压缸有效作用面积；\$x\_p\$ 为液压缸活塞位移；\$C\_t\$ 为液压缸总泄露系数；\$V\_t\$ 为液压缸等效容积；\$\beta\_e\$ 为有效体积弹性模量。

负载与液压缸力平衡方程：

$$AP_L = m \frac{d^2 x_p}{dt^2} + B \frac{dx_p}{dt} + Kx_p + F_L \quad (3)$$

式中：\$m\$ 为液压缸活塞的总质量；\$B\$ 为有效粘性阻尼系数；\$K\$ 为负载弹簧刚度；\$F\_L\$ 为作用在活塞的外负载力。

系统电气属性方程：

$$\left. \begin{aligned} u &= K_u \theta_d \\ I &= K_I u \\ x_v &= K_x I \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中：\$\theta\_d\$ 为目标角度信号；\$u\$ 和 \$I\$ 为控制电压和伺

服阀控制电流；\$K\_u\$、\$K\_I\$、\$K\_x\$ 分别为指令器电压、放大器电流和伺服阀阀芯位移增益。

扫雷器炮管实际发射角与活塞位移关系满足下式：

$$\theta = K_\theta x_p \quad (5)$$

对上述公式进行拉普拉斯变换，联立求得系统发射角和控制电压间的传递函数为：

$$\theta(s) = K_\theta \frac{((K_u K_I K_x)/A)x_p - K_{ce}/A^2((V_t/(4\beta_e K_{ce}))s + 1)F_L}{(s^2/\omega_{he}^2 + (2\xi_{he}/\omega_{he})s + 1)s} \quad (6)$$

式中 \$K\_{ce} = C\_t + K\_c\$ 为总流量-压力系数。

$$\omega_{he} = 2\sqrt{\frac{A^2 \beta_e}{V_t m}}; \quad \xi_{he} = K_{ce} \sqrt{\frac{m \beta_e}{V_t A^2}} + \frac{B}{4} \sqrt{\frac{V_t}{m \beta_e A^2}}$$

当系统外负载为 0 时，分别取发射角度、角速度、角加速度作为状态变量，式(6)可转换为如下形式的状态空间方程：

$$\left. \begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= x_3 \\ \dot{x}_3 &= -\omega_{he}^2 x_2 - 2\xi_{he} \omega_{he} x_3 + K \omega_{he}^2 u \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中 \$K = K\_\theta K\_u K\_I K\_x / A\$。

## 2 电液伺服系统自抗扰控制器的设计

自抗扰控制器在电液伺服系统中应用的核心是将系统存在的内部参数变化和外部负载扰动视为总扰动扩张成一个新的状态变量 \$x\_4 = f(x\_1, x\_2, x\_3, w(t), t)\$，其中 \$w(t)\$ 为外负载扰动，此时 \$\dot{x}\_3 = x\_4 + bu, b = Kw\_{he}^2\$，通过对各状态变量进行估计和补偿可使原系统简化为积分串联型的被控对象，实现系统的高精度自抗扰控制。电液伺服系统自抗扰控制器结构如图 2 所示。

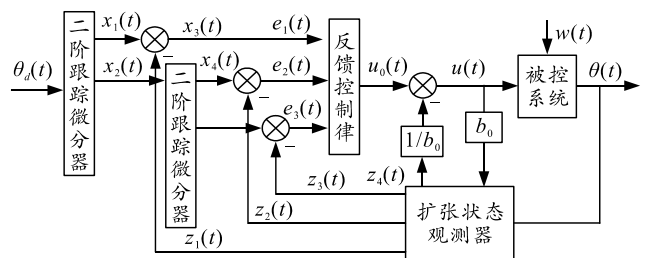


图 2 电液伺服系统自抗扰控制器原理

### 2.1 非线性跟踪微分器设计

非线性跟踪微分器 (non-linear tracking differentiator, NTD) 的作用是安排过渡过程，减小系统初始输入和输出间的误差<sup>[8]</sup>。然而三阶 NTD 设计起来较为复杂，为简化设计采用 2 个二阶 NTD 串联组合的方式安排过渡过程。以第 1 个二阶 NTD

为例，将扫雷器发射架位置指令信号  $\theta_d(t)$  产生的跟踪信号  $x_1(t)$  和一阶微分信号  $x_2(t)$  进行平滑处理，二阶 NTD 的离散化形式如下：

$$\left. \begin{aligned} fh &= fhan(x_1(k) - \theta_d(k), x_2(k), r, h_0) \\ x_1(k+1) &= x_1(k) + hx_2(k) \\ x_2(k+1) &= x_2(k) + hfh \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中： $h$  为采样周期； $r$  为速度因子； $h_0$  为指令信号滤波因子； $fhan()$  为离散系统。

最速控制函数，具体表达如下：

$$\left. \begin{aligned} fhan(x_1(k), x_2(k), r, h) &= \begin{cases} -r(a/d), & |a| \leq d \\ -r \operatorname{sgn}(a), & |a| > d \end{cases} \\ a &= \begin{cases} x_2(k) + \frac{a_0 - d}{2} \operatorname{sgn}(y(k)), & |y(k)| > d_0 \\ x_2(k) + \frac{y(k)}{h}, & |y(k)| \leq d_0 \end{cases} \\ d &= rh, d_0 = dh, a_0 = \sqrt{d^2 + 8r|y(k)|} \\ y(k) &= x_1(k) + hx_2(k) \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

### 2.2 扩张状态观测器设计

扩张状态观测器 (extended state observer, ESO) 作为 ADRC 的核心部分之一，可以根据控制变量  $u(t)$  和输出信号  $\theta(t)$  来估计各个状态变量。ESO 的输出  $z_1(t)$  跟踪输出  $\theta(t)$ ， $z_2(t)$  跟踪输出  $\dot{\theta}(t)$ ， $z_3(t)$  跟踪输出  $\ddot{\theta}(t)$ ， $z_4(t)$  则是控制对象内外部扰动作用的估计值。对于三阶系统，常用的离散表达式如下：

$$\left. \begin{aligned} e(k) &= z_1(k) - \theta(k) \\ z_1(k+1) &= z_1(k) + h[z_2(k) - \beta_{01}e(k)] \\ z_2(k+1) &= z_2(k) + h[z_3(k) - \beta_{02} \operatorname{fal}(e(k), 0.5, \delta)] \\ z_3(k+1) &= z_3(k) + h[z_4(k) - \beta_{03} \operatorname{fal}(e(k), 0.25, \delta) + b_0 u(k)] \\ z_4(k+1) &= z_4(k) - h\beta_{04} \operatorname{fal}(e(k), 0.125, \delta) \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

式中： $\beta_{0i}(i=1, 2, 3, 4)$  为误差校正增益； $\delta$  为平滑滤波因子，其决定着线性区间长度  $b_0$  为补偿因子； $\operatorname{fal}(e(k), \alpha, \delta)$  具体表达式为：

$$\operatorname{fal}(e(k), \alpha, \delta) = \begin{cases} |e(k)|^\alpha \operatorname{sgn}(e(k)), & |e(k)| > \delta \\ e(k)/\delta^{1-\alpha}, & |e(k)| \leq \delta \end{cases} \quad (11)$$

### 2.3 非线性状态误差反馈器设计

非线性状态误差反馈器 (non-linear state error feedback, NLSEF) 可利用状态观测器的状态估计值  $z_1(t)$ 、 $z_2(t)$ 、 $z_3(t)$  和跟踪微分器的输出值  $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 、 $x_3(t)$  之间的误差信息  $e_1(t)$ 、 $e_2(t)$ 、 $e_3(t)$ ，利用误差

信息输出控制量  $u_0(t)$  进行误差补偿。NLSEF 的离散化形式如下：

$$\left. \begin{aligned} e_1(k+1) &= x_1(k+1) - z_1(k+1) \\ e_2(k+1) &= x_2(k+1) - z_2(k+1) \\ e_3(k+1) &= x_3(k+1) - z_3(k+1) \\ u_0(k+1) &= \beta_1 \operatorname{fal}(e_1(k+1), a_1, \delta_1) + \beta_2 \operatorname{fal}(e_2(k+1), a_2, \delta_1) + \beta_3 \operatorname{fal}(e_3(k+1), a_3, \delta_1) \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

式中： $\beta_1$ 、 $\beta_2$ 、 $\beta_3$  为非线性误差增益； $a_1$ 、 $a_2$ 、 $a_3$  为非线性因子； $\delta_1$  为滤波因子。去除干扰后的实际控制量  $u$  表示形式如下：

$$u(k+1) = u_0(k+1) - z_4(k+1) / b_0 \quad (13)$$

式中  $z_4(k+1)$  为观测估计的总干扰。

### 2.4 ADRC 参数整定

NTD 中，速度因子  $r$  结合经验和系统响应选取，采样步长  $h$  可取为 0.01；NESO 中， $b_0$  在  $b$  附近取值， $\beta_{0i}(i=1, 2, 3, 4)$  的大小和采样周期  $h$  成反比，可取  $\beta_{01}=1/h$ 、 $\beta_{02}=1/(3h^2)$ 、 $\beta_{03}=1/(32h^3)$ 、 $\beta_{04}=1/(144h^4)$ ；NLSEF 中，非线性因子  $a_1$ 、 $a_2$ 、 $a_3$  依经验在 1 附近取值，滤波因子  $\delta$ 、 $\delta_1$  可在  $[5h, 10h]$  之间取值。 $\beta_1$ 、 $\beta_2$ 、 $\beta_3$  代表的非线性误差增益决定着系统的调节速度和超调量，然而传统的经验法和试凑法调参存在一定的盲目性且难以达到最优的控制效果，通过 BP 神经网络对其进行自适应在线修正来满足性能指标要求，提高控制器的控制质量。

## 3 改进自抗扰控制器设计

### 3.1 BP 神经网络整定 ADRC 参数

BP 神经网络具有较强的任意非线性逼近能力和自学习能力，使得 BP 神经网络在模型辨识以及参数整定方面应用广泛<sup>[9]</sup>。

根据经验和多次试验调试确定如图 3 所示神经网络结构。

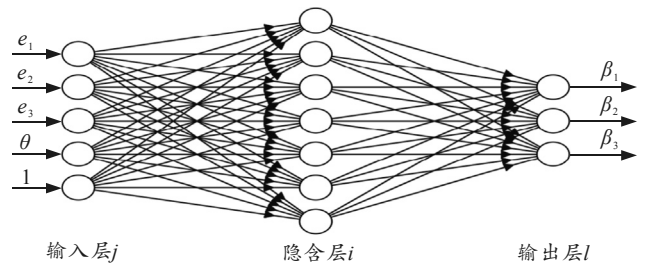


图 3 BP 神经网络结构

选择观测误差微分信号  $e_1$ 、 $e_2$ 、 $e_3$ ，系统输出  $\theta$  和偏置 1 作为 BP 神经网络的 5 个输入节点，选取预调参数  $\beta_1$ 、 $\beta_2$ 、 $\beta_3$  作为网络输出节点。隐含层和

输出层激活函数分别如下  $f(x)$ 、 $g(x)$  所示。

$$\left. \begin{aligned} f(x) &= (e^x - e^{-x}) / (e^x + e^{-x}) \\ g(x) &= e^x / (e^x + e^{-x}) \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

根据目标角度  $\theta(k)$  和实际仿真输出角度  $\theta_d(k)$ ，取性能指标函数为：

$$E(k) = [\theta(k) - \theta_d(k)]^2 / 2 = e^2(k) / 2 \quad (15)$$

按照梯度下降法进行网络输出层权值更新：

$$\Delta w_{li}^{\text{out}}(k) = \eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_{li}^{\text{out}}(k)} + \alpha \Delta w_{li}^{\text{out}}(k-1) \quad (16)$$

式中： $w_{li}^{\text{out}}(k)$  为输出层权重； $\eta$  为学习速度因子； $\alpha$  为惯性因子。

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial E(k)}{\partial w_{li}^{\text{out}}} &= \frac{\partial E(k)}{\partial \theta(k)} \frac{\partial \theta(k)}{\partial O_i^{\text{out}}(k)} \frac{\partial O_i^{\text{out}}(k)}{\partial \text{net}_i^{\text{out}}(k)} \frac{\partial \text{net}_i^{\text{out}}(k)}{\partial w_{li}^{\text{out}}(k)} \\ \frac{\partial \text{net}_i^{\text{out}}(k)}{\partial w_{li}^{\text{out}}(k)} &= O_i^{\text{im}}(k) \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

式中： $O_i^{\text{out}}(k)$  为输出层节点输出； $\text{net}_i^{\text{out}}(k)$  为输出层节点输入； $O_i^{\text{im}}(k)$  为隐含层节点的输出。对于  $(\partial \theta(k)) / (\partial O_i^{\text{out}}(k))$  这一未知项，用符号函数  $\text{sgn}((\partial \theta(k)) / (\partial O_i^{\text{out}}(k)))$  近似代替并通过调整学习速率进行误差补偿<sup>[10]</sup>。则网络输出层权值的学习算法如下：

$$\left. \begin{aligned} \Delta w_{li}^{\text{out}}(k) &= \alpha \Delta w_{li}^{\text{out}}(k-1) + \eta \delta_i^{\text{out}} O_i^{\text{im}}(k) \\ \delta_i^{\text{out}} &= e(k) \text{sgn}\left(\frac{\partial \theta(k)}{\partial O_i^{\text{out}}(k)}\right) g'(\text{net}_i^{\text{out}}(k)) \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

同理，可得出隐含层权值学习算法为：

$$\left. \begin{aligned} \Delta w_{ij}^{\text{im}}(k) &= \alpha \Delta w_{ij}^{\text{im}}(k-1) + \eta \delta_i^{\text{im}} O_j^{\text{im}}(k) \\ \delta_i^{\text{im}} &= f'(\text{net}_i^{\text{im}}(k)) \sum_{l=1}^3 \delta_l^{\text{out}} w_{li}^{\text{out}}(k) \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

式中： $w_{ij}^{\text{im}}$  为隐含层权值系数； $O_j^{\text{im}}$  为输入层节点输出； $\text{net}_i^{\text{im}}(k)$  为隐含层节点输入。

算法实现的具体步骤如下：

- 1) 确定 BP 网络结构，初始化隐含层和输出层权值，确定学习速度因子  $\eta$  以及惯性因子  $\alpha$ ，初始时  $k=1$ ；
- 2) 采样获取  $\theta_d(k)$  和  $\theta(k)$ ，得出此时的角度误差  $e(k) = \theta_d(k) - \theta(k)$ ；
- 3) 确定各网络层的输入、输出，获取输出层输出参数亦即 NLSEF 中的 3 个可调参数  $\beta_1$ 、 $\beta_2$ 、 $\beta_3$ ；
- 4) 根据式(13)算出 ADRC 的输出  $u(k+1)$ ；
- 5) 进行网络训练，在线调整网络权值，使得预

调参数可以自适应修正，再令  $k=k+1$ ，返回到 2)，直到误差精度达到指标函数要求为止。

### 3.2 GA 优化的 BPNN 整定 ADRC 参数

BP 神经网络对初始权值阈值信息的选取比较敏感，如果初始信息选取不当容易使 BP 网络陷入局部最优甚至不收敛的情况。GA 算法的优点在于不依靠初始化信息，可以通过遗传操纵中的选择、交叉和变异将最优的个体保留下来，具备较强的全局寻优能力<sup>[11]</sup>。可以利用 GA 对 BP 网络的初始权值信息进行优化，以进一步提高网络的收敛速度和全局寻优能力。GA 优化 BP 神经网络权值的过程如图 4 所示。

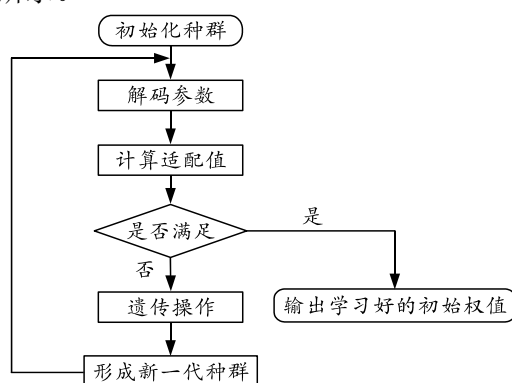


图 4 GA 优化 BP 神经网络初始权值过程

当最大适应度值没有明显变动或者种群最大进化代数用完时，结束优化。GA 优化后的输入层到隐含层和隐含层到输出层初始权值矩阵分别为：

$$w_{ij} = \begin{pmatrix} -0.03 & 0.20 & 0.24 & -0.78 & 0.36 \\ 0.85 & -0.64 & 0.21 & 0.67 & -0.64 \\ -0.24 & 0.23 & 0.45 & 0.25 & 0.24 \\ 0.36 & 0.57 & -0.52 & -0.38 & 0.58 \\ 0.03 & -0.43 & 0.11 & -0.03 & 0.68 \\ 0.25 & 0.29 & -0.49 & 0.53 & -0.47 \\ 0.52 & 0.61 & 0.39 & 0.43 & 0.72 \end{pmatrix},$$

$$w_{li}^T = \begin{pmatrix} -0.42 & 0.72 & 0.26 \\ 0.25 & -0.37 & -0.34 \\ -0.38 & 0.07 & 0.28 \\ -0.05 & 0.17 & 0.52 \\ 0.20 & 0.24 & 0.47 \\ 0.62 & -0.48 & -0.12 \\ 0.53 & 0.31 & -0.21 \end{pmatrix}.$$

利用优化后的初始权值按照上节 BP 神经网络算法步骤进行网络训练，预调参数  $\beta_1$ 、 $\beta_2$ 、 $\beta_3$  的变化如图 5 所示。

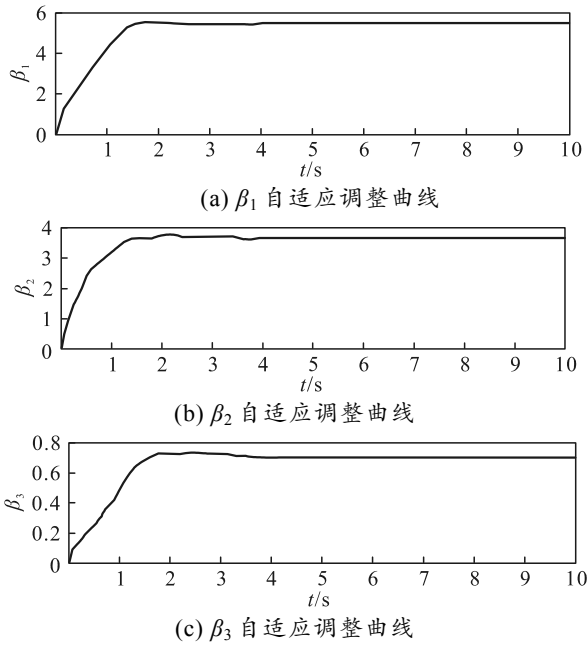


图 5 NLSEF 参数自适应变化曲线

经过 BP 神经网络训练后,  $\beta_1$ 、 $\beta_2$ 、 $\beta_3$  分别取 5.5、3.7、0.7。

### 4 联合仿真研究

AMESim 软件具备传统机械、液压、电气等多个科学领域的元件库,可以快速、便捷地建立液压模型,易于非线性分析和观测各液压元件的状态变化,也适应于 ADRC 这种不基于精确模型的控制方法。同时,AMESim 软件也为 Simulink 软件提供了对应的接口,通过软件接口将两者联合,充分发挥 AMESim 软件物理建模的优越性和 Simulink 强大的信号处理及计算能力<sup>[12]</sup>,从而实现电液位置伺服系统的高精度控制。

### 4.1 联合仿真环境搭建

利用 AMESim 软件提供的液压标准元件库等可构建如图 6 所示的电液位置伺服系统模型。

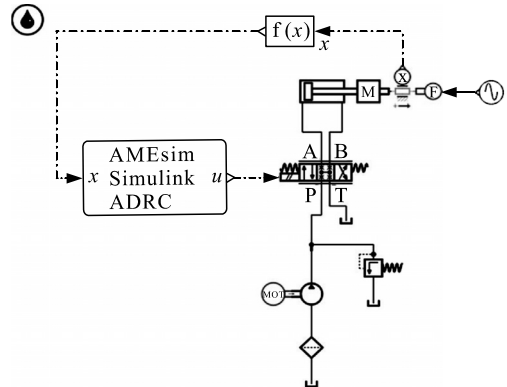


图 6 电液位置伺服系统 AMESim 模型

在 AMESim 模型中,  $f(k)$  为液压缸活塞杆位移和扫雷器发射架俯仰角之间的转换关系,一些液压元件的重要参数如表 1 所示。

表 1 AMESim 模型仿真参数

参数	数值
定量泵流量/(L/min)	40
伺服阀额定电流/mA	60
伺服阀固有频率/Hz	100
伺服阀额定流量/(L/min)	30
液压缸直径/mm	100
活塞杆直径/mm	55
液压缸行程/mm	400
负载质量/kg	200
溢流阀调定压力/MPa	20

在 Matlab/Simulink 中建立如图 7 所示自抗扰控制器,采用 GA-BP 神经网络实现对误差反馈控制参数的优化,以提高电液位置伺服系统的快速性和可靠性。

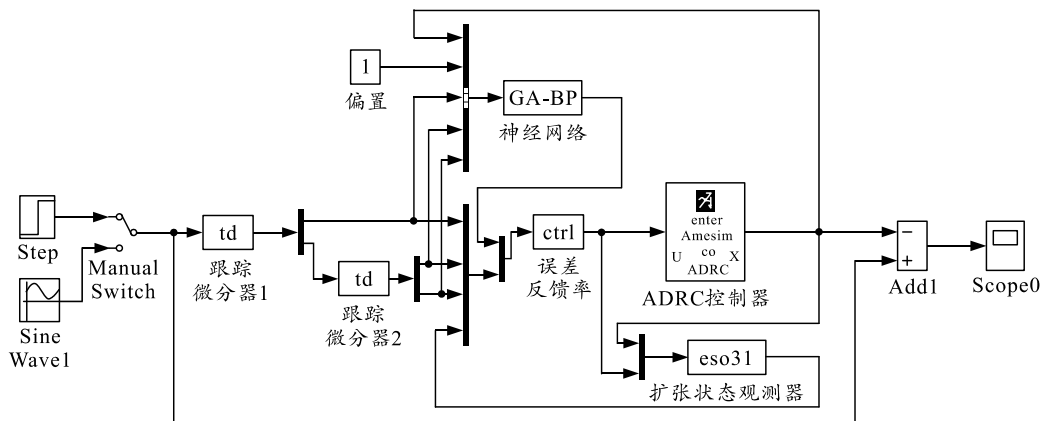


图 7 GA-BP 优化的自抗扰控制器

### 4.2 仿真研究

某爆破扫雷器发射架发射角在  $0\sim 50^\circ$  之间,笔者随机选取  $0\sim 30^\circ$  观察不同控制策略下的阶跃和

正弦信号跟踪效果。

当目标指令信号随机选取  $30^\circ$  的阶跃信号并且仿真时间为 10 s 时,仿真结果如图 8 所示。由仿真

结果可得, 笔者所选的 GABP-ADRC 控制策略跟踪速度最快, 达到稳态的时间仅需 1.40 s, 稳态误差也最小; 并且当采用批处理在  $t=6$  s 对液压缸加载 500 N 的干扰信号时, 笔者所选的改进自抗扰控制策略只是发生很小的波动而且很快恢复到稳定状态, GABP-ADRC 相比传统 ADRC 和 PID 控制具有更好的跟踪效果和抗干扰能力。

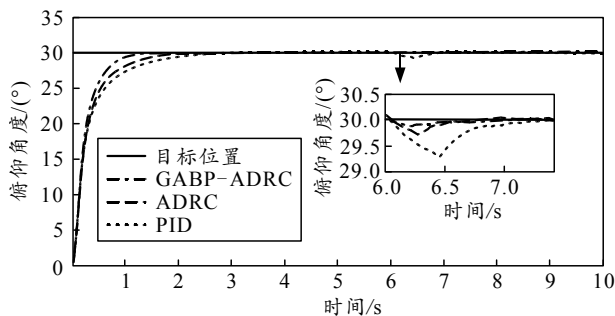


图8 阶跃响应曲线

为了进一步验证 GABP-ADRC 具备更好的控制性能, 选取目标信号为  $\theta(t)=10\sin 0.5\pi t+10$ , 并且加载  $\pm 0.4^\circ$  的随机扰动信号来观测正弦跟踪效果。图 9 和 10 为正弦跟踪及其局部放大仿真图。根据仿真结果可知: PID, ADRC, GABP-ADRC 控制均能较快的跟踪目标信号, 然而 PID 控制的误差达到  $0.7^\circ$ , 传统 ADRC 方法误差在  $0.4^\circ$  左右, 相较于 PID 控制精度提升约 43%。笔者选取的 GABP-ADRC 策略跟踪误差仅为  $0.1^\circ$ , 误差精度提升约 86%, 并且在有信号干扰的情况下抑制扰动的能力最强。

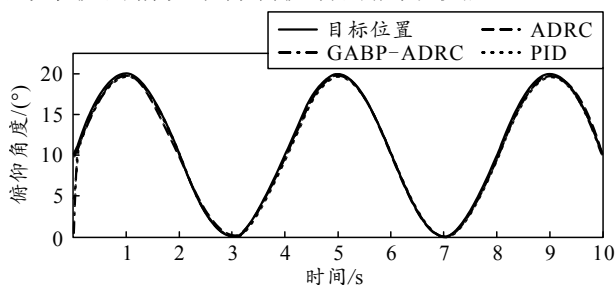


图9 正弦跟踪曲线

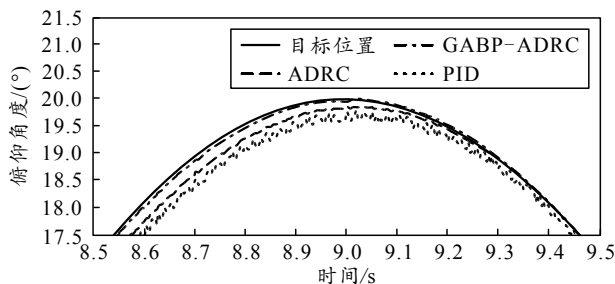


图10 正弦跟踪曲线局部

## 5 结论

针对某爆破扫雷器电液位置伺服系统存在非线性和不确定性的问题, 设计了基于 BP 神经网络改进的自抗扰控制器, 发挥 BP 神经网络优良的自学习能力对 ADRC 中 NLSEF 的参数进行优化调整, 同时采用 GA 算法对网络初始权值进行调整以期进一步提高系统控制的可靠性和快速性。通过 AMESim 与 Simuink 联合仿真得出, GABP-ADRC 控制方法相较于 PID 和常规 ADRC 控制在跟踪精度和抑制扰动方面占据明显优势。

## 参考文献:

- [1] 神英洪, 曹太强, 司国雷, 等. 电液伺服系统的模糊自适应复合控制研究[J]. 机床与液压, 2021, 49(19): 38-42.
- [2] 时尚, 童仲志, 侯远龙, 等. 基于模糊 RBF 神经网络的大口径武器 PID 控制[J]. 电光与控制, 2020, 27(10): 94-98.
- [3] 李波, 芮光超, 方磊, 等. 电液力伺服系统自适应抗扰控制研究[J]. 液压与气动, 2019(12): 57-62.
- [4] 韩京清. 自抗扰控制器及其应用[J]. 控制与决策, 1998(1): 19-23.
- [5] 胡近朱, 高强, 侯远龙, 等. 某交流伺服系统的神经网络自抗扰控制[J]. 电光与控制, 2021, 28(2): 91-96.
- [6] 蔡改贫, 周小云, 刘鑫. 改进 PSO 算法优化的电液位置伺服系统自抗扰跟踪控制[J]. 机械科学与技术, 2021, 11(30): 1-8.
- [7] 齐晓慧, 李杰, 韩帅涛. 基于 BP 神经网络的自适应自抗扰控制及仿真[J]. 兵工学报, 2013, 34(6): 776-782.
- [8] WANG X J, FENGY M, SUN Y W. Research on improved active disturbance rejection control of continuous rotary motor electro-hydraulic servo system[J]. Journal of Central South University, 2021, 27(12): 3733-3743.
- [9] 付文强, 赵东标, 赵世超. 基于 BP 神经网络优化自抗扰 PMSM 高精度速度控制[J]. 微特电机, 2020, 48(12): 50-54.
- [10] 张永振, 苏寒松, 刘高华, 等. 基于 BP 神经网络的 PID 控制器参数调整[J]. 南开大学学报, 2018, 51(3): 26-30.
- [11] 张震, 张丰收, 宋卫东. 基于 GA 优化 BP 网络的永磁同步电机 PID 控制方法研究[J]. 电力科学与工程, 2019, 35(8): 7-11.
- [12] WANG S Y, REN G S, NIE P. Simulation Analysis of Electro-Pneumatic Proportional Fuzzy-PID Control System Based on AMESim/Simulink[J]. Advanced Materials Research, 2014, 945-949: 2568-2572.