

doi: 10.7690/bgzd.2021.11.004

某火炮伺服系统的回声状态网络自抗扰控制

吴亮, 陈机林, 侯远龙, 王攀伟, 姜昭钰

(南京理工大学机械工程学院, 南京 210094)

摘要: 为解决火炮伺服系统面临的一系列非线性因素, 设计一种基于回声状态网络的自抗扰控制(active disturbance rejection control, ADRC)策略。使用回声状态网络(echo state network, ESN)实现自抗扰控制重要参数的在线整定, 并引入梯度下降算法与改进后的灰狼优化算法(grey wolf optimization, GWO)对回声状态网络进行训练。仿真结果表明: 该新型控制方法能有效提高火炮伺服系统的动态响应性能、抗干扰性能以及随动跟踪精度, 满足火炮伺服系统所要求的性能指标。

关键词: 伺服系统; 自抗扰控制; 回声状态网络; 梯度下降算法; 灰狼优化算法

中图分类号: TJ301 **文献标志码:** A

Echo State Network Active Disturbance Rejection Control of Certain Type Gun Servo System

Wu Liang, Chen Jilin, Hou Yuanlong, Wang Panwei, Jiang Zhaoyu

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

Abstract: In order to solve a series of nonlinear factors faced by gun servo system, an active disturbance rejection control (ADRC) strategy based on echo state network (ESN) is designed. The echo state network is used to realize the online tuning of the important parameters of ADRC, and the gradient descent algorithm and the improved gray wolf optimization (GWO) algorithm are introduced to train the echo state network. The simulation results show that the new control method can effectively improve the dynamic response performance, anti-interference performance and tracking accuracy of the gun servo system, and meet the performance requirements of the gun servo system.

Keywords: servo system; active disturbance rejection control; echo state network; gradient descent algorithm; grey wolf optimization algorithm

0 引言

火炮打击类武器在现代化战争中扮演着重要的角色。老式火炮采用饱和式打击法, 弹药量耗费多, 打击效果差。随着现代战争的升级, 提高火炮的精准打击效率是必然趋势, 优化火炮伺服系统的控制方法具有重要的研究意义。

我国大部分火炮的伺服系统大多采用 PID 控制, 这是一种线性控制系统, 具有鲁棒性好、结构简单和操作简便等优点。随着火炮控制要求的不断升级, 非线性因素如负载不平衡力矩、转动惯量的快速变化、摩擦系数的不规律、弹药发射受到的瞬间冲击力以及电机自身非线性因素等都必须考虑在内, PID 控制显然难以适应^[1]。

笔者对火炮伺服系统的一种新式控制策略: 自抗扰控制(ADRC)进行了研究。该控制方法完美继承了 PID 控制不需要精准数学模型的优点, 同时依据系统的输入量与输出量的变化对其进行预估补

偿^[2]。笔者将回声状态网络(ESN)用于 ADRC 的重要参数快速整定, 同时引进梯度下降算法与灰狼优化算法以提高该复合控制策略的控制性能, 实现提高火炮伺服系统精准打击性能的目的。

1 火炮伺服系统

1.1 火炮伺服系统结构及工作原理

如图 1, 该系统的方位角控制和俯仰角控制工作原理一致, 笔者选择方位角控制模式进行研究。

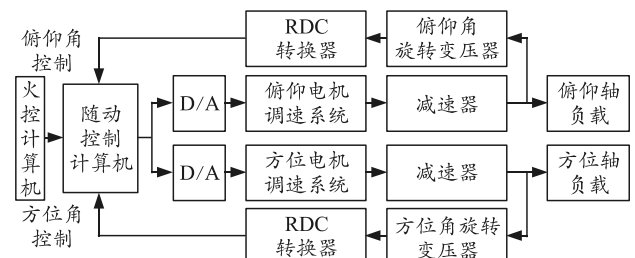


图 1 火炮系统结构

操作员通过火控计算机输入目标的方位角, 随

收稿日期: 2021-07-20; 修回日期: 2021-08-20

作者简介: 吴亮(1997—), 男, 江苏人, 硕士, 从事智能检测与控制研究。E-mail: 1815770381@qq.com。

动控制计算机通过计算将接收到的角度转换为对应的电压输出给 D/A 转换器，D/A 转换器将其转换为模拟电压信号交给交流电机调速系统，调速系统经过内部速度环调控后使电机达到指定转速，经过方位角减速器减速后将最后负载加载到火炮轴上。该负载经由变压器转换为模拟信号，再传给 RDC 转换器转换为 16 位数字信号，并交给随动控制计算

机，由相应算法计算出实际达到的角度，反馈给火控计算机，形成一个位置闭环反馈系统^[3]。

1.2 火炮伺服系统数学模型

该系统的方位角输入量为 θ_d ，输出量为负载加载在火炮炮管的角度 θ 。伺服系统的系统模型如图 2 所示。

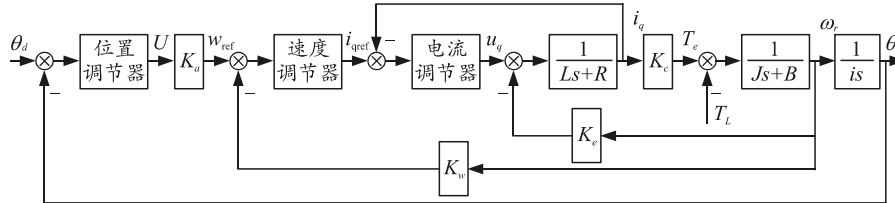


图 2 火炮伺服系统框图

图中， K_a 为放大器增益； R 为电机电枢回路电阻； L 为电机电枢回路电感； K_c 为电磁转矩系数； K_w 为速度反馈系数； T_e 为电机电磁转矩； K_e 为电机反电动势系数； T_L 为负载扰动转矩； J 为负载折算至电机输出轴的转动惯量； B 为粘滞摩擦系数； ω_r 为电机角速度； i 为减速比^[4]。

系统工作过程中电流环的速度远远大于位置环和速度环，可将其等效为一阶惯性环节，速度环节可采用 PI 控制进行简化^[5]。简化后得到的数学模型如图 3 所示，其中 K_S 与 T_S 为速度环比例系数和积分时间常数。

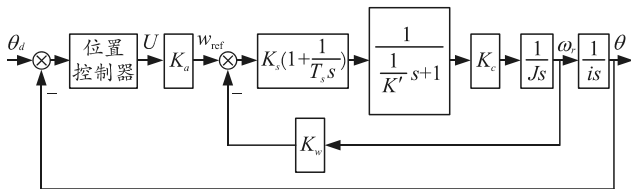


图 3 火炮伺服系统简化框图

该伺服系统在其位置环开环下传递函数为：

$$G(s) = \frac{\theta(s)}{U(s)} = \frac{1}{1 + K_w G_s(s)} \cdot \frac{K_s K_c (T_s s + 1)}{J s^2 T_s (1/K' s + 1)} \cdot \frac{K_a}{i s} = \frac{K_s K_c (T_s s + 1)}{J s^2 T_s (1/K' s + 1) + K_s K_c K_w (T_s s + 1)} \cdot \frac{K_a}{i s} \quad (1)$$

2 ESN-ADRC 复合控制方法设计

2.1 ADRC 概述

该控制器由跟踪-微分器 (tracking differentiator, TD)、扩张状态观测器 (extended state observer, ESO) 和非线性反馈控制律 (nonlinear state error feedback, NLSEF) 3 部分组成，结构组成如图 4 所示^[6]。

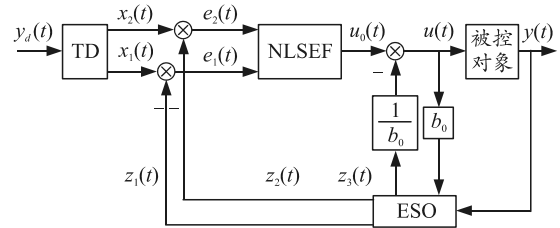


图 4 ADRC 结构组成

TD 的离散方程：

$$\left. \begin{aligned} x_1(k+1) &= x_1(k) + h x_2(k) \\ x_2(k+1) &= x_2(k) + h f s t(x_1(k) - y_d(k), x_2(k), r, h) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中： $y_d(k)$ 为对应 k 时刻的目标角度； $f s t$ 函数为如下函数：

$$\left. \begin{aligned} f s t(x_1(k) - y_d(k), x_2(k), r, h) &= \begin{cases} -r(a/d), & |a| \leq d \\ -r \operatorname{sgn}(a), & |a| > d \end{cases} \\ a &= \begin{cases} x_2(k) + ((a_0 - d)/2) \operatorname{sgn}(y(k)), & |y(k)| > d_0 \\ x_2(k) + y(k)h, & |y(k)| \leq d_0 \end{cases} \\ d &= rh, d_0 = dh \\ y(k) &= x_1(k) - y_d(k) + h x_2(k), a_0 = \sqrt{d^2 + 8r|y(k)|} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中： h 为积分步长； r 为速度因子。

ESO 的离散方程：

$$\left. \begin{aligned} e(k) &= z_1(k) - y(k) \\ z_1(k+1) &= z_1(k) + h[z_2(k) - \beta_{01} e(k)] \\ z_2(k+1) &= z_2(k) + h[z_3(k) - \beta_{02} \operatorname{fal}(e(k), a_1, \delta_1) + b_0 u(k)] \\ z_3(k+1) &= z_3(k) - h \beta_{03} \operatorname{fal}(e(k), a_2, \delta_1) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中： $y(k)$ 为对应 k 时刻的系统输出角度； fal 函数为：

$$fal(e(k), a, \delta) = \begin{cases} |e(k)|^a \operatorname{sgn}[e(k)], & |e(k)| > \delta \\ e(k)/\delta^{1-a}, & |e(k)| \leq \delta \end{cases}; \quad (5)$$

β_{01} 、 β_{02} 、 β_{03} 为可调误差校正增益； a_1 、 a_2 、 δ_1 、 b_0 为设计参数。

NLSEF 的离散方程：

$$\left. \begin{aligned} e_1(k+1) &= x_1(k+1) - z_1(k+1) \\ e_2(k+1) &= x_2(k+1) - z_2(k+1) \\ u_0(k+1) &= \beta_1 fal(e_1(k+1), a_3, \delta_0) + \\ &\quad \beta_2 fal(e_2(k+1), a_4, \delta_0) \end{aligned} \right\}. \quad (6)$$

式中： β_1 、 β_2 为比例增益系数与微分增益； a_3 、 a_4 、 δ_0 为设计参数。

综上所述，有 5 个参数需要优化整定，设计参数按照经验公式选取即可。

2.2 回声状态网络整定参数设计

由上文可知，除设计参数外，有 β_{01} 、 β_{02} 、 β_{03} 、 β_1 、 β_2 5 个参数需要确定。笔者使用回声状态网络在线整定 ADRC 所需的 5 个参数，其工作模式如图 5。

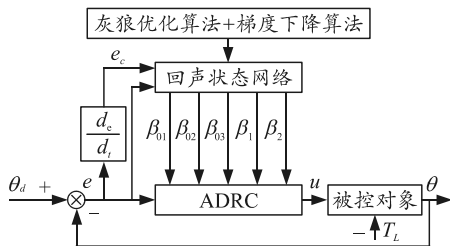


图 5 ESN-ADRC 工作原理

回声状态网络结构设计如图 6 所示。

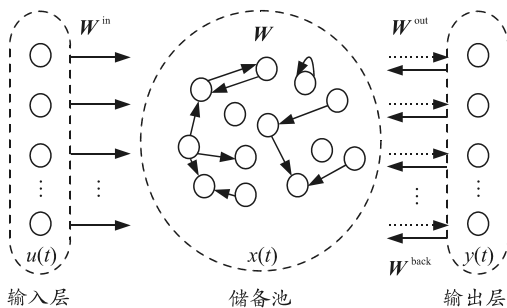


图 6 回声状态网络结构

图中输入变量 $u(t)$ ，储备池的状态变量 $x(t)$ 及输出变量 $y(t)$ 定义如下：

$$u(t) = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_K(t))^T; \quad (7)$$

$$x(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t))^T; \quad (8)$$

$$y(t) = (y_1(t), y_2(t), \dots, y_L(t))^T. \quad (9)$$

其中 K 、 N 及 L 为对应的神经元个数。

W^{in} 为输入连接权值矩阵，由 $[-1, 1]$ 的随机数构成并通过缩放因子 α_{in} 调整，维数为 $N \times K$ ；

W 为内部连接权值矩阵，是一个随机的稀疏矩阵，其特征值绝对值中的最大值为谱半径 ρ ，维数为 $N \times N$ ；

W^{back} 为反馈连接权值矩阵，生成方式与 W^{in} 类似，维数为 $N \times L$ ；

W^{out} 为输出连接权值矩阵，是唯一需要训练的权值矩阵，初始值随机生成，维数为 $L \times (N+K+L)$ [7]。

1) 输入层。

拟定输入变量为系统偏差 $e(t)$ 和偏差变化率 $e_c(t)$ ，神经元个数 $K=2$ 。

2) 储备池。

相互连接的神经元个数与总数之比为稀疏度 D ，其状态更新公式为：

$$x(t+1) = f(W^{in}u(t+1) + Wx(t) + W^{back}y(t)). \quad (10)$$

拟定储备池神经元个数 $N=150$ ，sigmoid 函数为储备池神经元激活函数 $f(\bullet)$ ，如下：

$$f(x) = 1/(1+e^{-x}). \quad (11)$$

3) 输出层。

得到 ADRC 所需 5 个参数值，输出方程表示为：

$$y(t+1) = f^{out}(W^{out}x(t+1)). \quad (12)$$

拟定输出神经元个数 $L=5$ ，激活函数 $f^{out}(\bullet)$ 为 tanh 函数，如下：

$$f^{out}(x) = (e^x - e^{-x}) / (e^x + e^{-x}). \quad (13)$$

2.3 回声状态网络的训练算法

对稀疏度 D 、谱半径 ρ 、缩放因子 α_{in} 和输出连接权值矩阵 W^{out} 4 组参数进行初始化。前 3 组使用梯度下降法训练，按式(14)–(16)迭代优化即可 [8]：

$$D(t) = D(t-1) - \eta \frac{\partial E}{\partial D(t-1)} + \alpha [D(t-1) + D(t-2)]; \quad (14)$$

$$\rho(t) = \rho(t-1) - \eta \frac{\partial E}{\partial \rho(t-1)} + \alpha [\rho(t-1) + \rho(t-2)]; \quad (15)$$

$$\alpha_{in}(t) = \alpha_{in}(t-1) - \eta \frac{\partial E}{\partial \alpha_{in}(t-1)} + \alpha [\alpha_{in}(t-1) + \alpha_{in}(t-2)]. \quad (16)$$

其中： η 为惯性系数； α 为惯性系数；指标函数 E 为：

$$E = (y_{GD}(t) - y(t))^2 / 2. \quad (17)$$

式中： $y_{GD}(t)$ 为梯度下降法训练后的稀疏度 D ，谱半径 ρ 与缩放因子 α_{in} 代入神经网络而得到的输出； $y(t)$ 为理论输出。

输出连接权值矩阵 W^{out} 使用灰狼优化算法 (GWO) 训练。GWO 算法是一种新型的进化计算算法，模拟灰狼的社会水平和狩猎行为，基于灰狼的跟踪、包围、追逐和攻击行为以进行迭代优化^[9-10]。

笔者对 GWO 算法进行优化后，其训练神经网络权值的步骤如下：

初始化：灰狼数量为 m 、最大迭代次数 L 和灰狼位置 \bar{X} (由 W^{out} 表示)。灰狼优化指标函数为：

$$E_{GWO}=(y_{GWO}(t)-y(t))^2/2。 \quad (18)$$

式中： $y_{GWO}(t)$ 为将灰狼优化后的网络权值代入神经网络而得到的输出； $y(t)$ 为理论输出。

按式(18)计算各灰狼位置适应度。适应度最优的 3 匹狼，更新为 α 狼、 β 狼、 δ 狼。

为防止 α 狼陷入局部最优，为其增加搜索视野，使 α 狼不再被动于狼群更新带来的优化，同时也具备局部搜索的能力^[11]。即在 α 狼视野范围内重复生成备选位置式(19)，与 α 狼比较并选取最优解。

$$\bar{X}_{i\text{备选}} = \bar{X}_{i\alpha} + \text{random}(-\text{abs}(\bar{X}_{i\alpha} - \bar{X}_{i\beta}), \text{abs}(\bar{X}_{i\alpha} - \bar{X}_{i\beta}))。 \quad (19)$$

按照式(20)–(25)更新所有灰狼的位置。其中， a 随着迭代次数的增加，从 2 到 0 呈线性递减。 \bar{r}_1 和 \bar{r}_2 是 0 到 1 之间的随机数。 \bar{X}_p 表示猎物的位置 (由 α 狼、 β 狼、 δ 狼均值代替)。

$$\bar{X}(t+1) = \bar{X}_p(t) + \bar{A} \cdot \bar{D}; \quad (20)$$

$$\bar{D} = |\bar{C} \cdot \bar{X}_p(t) - \bar{X}(t)|; \quad (21)$$

$$\left. \begin{aligned} \bar{A} &= 2a \cdot \bar{r}_1 - a \\ \bar{C} &= 2 \cdot \bar{r}_2 \end{aligned} \right\}; \quad (22)$$

$$\bar{X}(t+1) = (\bar{X}_1 + \bar{X}_2 + \bar{X}_3)/3; \quad (23)$$

$$\left. \begin{aligned} \bar{X}_1 &= \left| \bar{X}_\alpha - \bar{A}_1 \cdot \bar{D}_\alpha \right| \\ \bar{X}_2 &= \left| \bar{X}_\beta - \bar{A}_2 \cdot \bar{D}_\beta \right| \\ \bar{X}_3 &= \left| \bar{X}_\delta - \bar{A}_3 \cdot \bar{D}_\delta \right| \end{aligned} \right\}; \quad (24)$$

$$\left. \begin{aligned} \bar{D}_\alpha &= \left| \bar{C}_1 \cdot \bar{X}_\alpha - \bar{X} \right| \\ \bar{D}_\beta &= \left| \bar{C}_2 \cdot \bar{X}_\beta - \bar{X} \right| \\ \bar{D}_\delta &= \left| \bar{C}_3 \cdot \bar{X}_\delta - \bar{X} \right| \end{aligned} \right\}。 \quad (25)$$

迭代优化。GWO 算法不断更新和调整狼的位置，得到最佳连接权值 (α 狼)。

3 实验仿真结果

为了验证笔者设计的 ESN-ADRC 复合控制方

法的性能，使用 Matlab 中的 Simulink 模块进行模拟仿真^[12]。被控伺服系统的主要参数：负载折算至电机输出轴的转动惯量 $J=0.0357 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ，电磁转矩系数 $K_c=0.197 \text{ N} \cdot \text{m/A}$ ，电机电枢回路电阻 $R=0.08 \Omega$ ，粘滞摩擦系数 $B=1.37 \times 10^{-4} \text{ N} \cdot \text{m}/(\text{rad} \cdot \text{s}^{-1})$ ，减速比 $i=340$ 。经过回声状态网络在线整定后的 ADRC 参数： $\beta_{01}=102.6723$ ， $\beta_{02}=323.6233$ ， $\beta_{03}=250.2367$ ， $\beta_1=3.0783$ ， $\beta_2=8.8932$ 。

首先，使用阶跃信号为输入信号进行观测，设置调炮角度位置为 25° ，且在 5 s 处加入方向向上的 $350 \text{ N} \cdot \text{m}$ 扰动。图 7 为被控伺服系统在 3 种控制方法下的阶跃响应曲线。

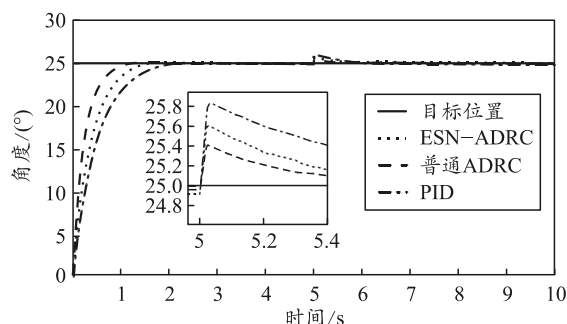


图 7 阶跃响应曲线

由上图可知，在 ESN-ADRC 控制策略下，系统到达要求的目标角度只需 1.5 s 左右的响应时间，普通 ADRC 需要约 1.8 s，PID 需要约 2.5 s。由此看出笔者设计的控制方法具有更优的动态响应性能。(从局部放大图可以看出，系统受到扰动时，ESN-ADRC 控制下，系统的波动幅度最小且恢复到稳态的时间最短，可以得出本文中控制方法抗干扰性能更强的结论。)

接下来，采用正弦信号作为输入信号，本次采用的正弦信号为 $y=25\sin 2\pi t$ ，其目标角度是 25° ，并且在追踪测试的过程中加入 $[-0.5, +0.5]$ 的随机扰动，其结果如图 8 所示。

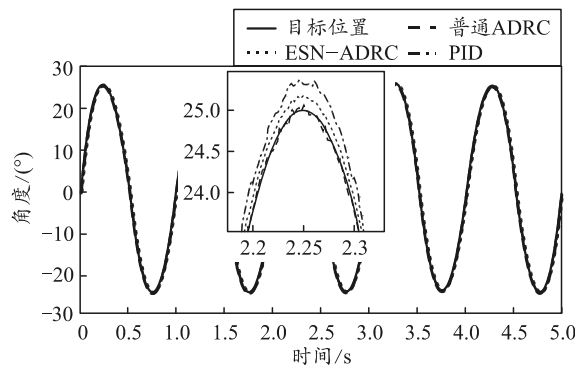


图 8 正弦跟踪曲线