

doi: 10.7690/bgzd.2021.11.016

## 某交流伺服系统的免疫克隆粒子群优化自抗扰控制

姜昭钰, 高 强, 周生龙, 史蒂芬

(南京理工大学机械工程学院, 南京 210094)

**摘要:** 针对采用永磁同步电机(permanent magnet synchronous motor, PMSM)驱动的某火箭炮位置交流伺服系统存在摩擦力矩、外界扰动等一系列复杂非线性问题, 设计一种基于免疫克隆粒子群优化算法的自抗扰控制器(IPSO-ADRC)。根据自抗扰控制(active disturbance rejection control, ADRC)抗干扰能力强和粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)寻优能力强的特点, 采用免疫克隆粒子群优化算法在线整定自抗扰控制器的重要参数; 并将克隆选择算法(clonal selection algorithm, CSA)融入到粒子群算法中, 维护群体种类的差异性, 解决 PSO 算法的缺陷问题。仿真实验结果证明: 该控制策略使系统的稳态性能更好, 并能提升系统的动态品质。

**关键词:** 交流伺服控制; 自抗扰控制; 粒子群优化算法; 克隆选择算法

**中图分类号:** TJ393 **文献标志码:** A

## Immune Clone Particle Swarm Optimization Active Disturbance Rejection Control of Certain Type AC Servo System

Jiang Zhaoyu, Gao Qiang, Zhou Shenglong, Shi Difen

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

**Abstract:** In order to solve a series of complex nonlinear problems such as friction torque and external disturbance of certain type rocket launcher position AC servo system driven by permanent magnet synchronous motor (PMSM), an active disturbance rejection controller based on immune clone particle swarm optimization algorithm was designed (IPSO-ADRC). According to the strong anti-interference ability of active disturbance rejection control (ADRC) and the strong optimization ability of particle swarm optimization (PSO) algorithm, the immune clone particle swarm optimization algorithm is used to adjust the important parameters of ADRC online. The clone selection algorithm (CSA) is integrated into the particle swarm optimization algorithm to maintain the difference of population types and solve the defects of the PSO algorithm. The simulation results show that the control strategy can improve the steady-state performance and dynamic quality of the system.

**Keywords:** AC servo control; active disturbance rejection control (ADRC); particle swarm optimization algorithm; clone selection algorithm.

### 0 引言

响应快、动态高精度的随动系统是保障未来武器体系作战效能的关键所在。火箭炮的发射装置角度转换不仅需要启动平稳、速度快, 而且需要停止稳定、无震颤、定位精确度高。火箭炮转动惯量大、摩擦力矩、燃气冲击力矩大等特性严重制约了随动系统的功能指标实现。

位置随动系统采用永磁同步电机(PMSM)作为驱动电机。PMSM 系统不是一个线性系统, 且各模块之间关联性较强、系统特性随时间变化, 整个系统的情况较为复杂。另外, 面对火箭炮炮控交流伺服系统中出现的齿隙、冲击力矩、多变载荷、恶劣的周围情况等复杂干扰因素, 经典 PID 控制策

略由于自身的局限性而无法达成系统对于响应快、动态高精度的要求, 也难以维持系统较好的抗干扰能力<sup>[1-3]</sup>。

为了能在受到复杂载荷的干扰下得到优秀的控制性能, 韩京清<sup>[4]</sup>于 1998 年提出了自抗扰控制理论(ADRC)。ADRC 的中心思想是把模型没有确立的未知量和外界干扰合并视为总扰动量, 并由扩张状态观测器实时在线估计并予以补偿, 最终把整个系统简化为积分器串联型。

ADRC 虽具有优良的性能, 但需整定的参数较多。文献[5]利用 LM (levenberg-marquard) 算法优化的自回归小波神经网络对 ADRC 参数进行在线整定。文献[6]将改进的遗传算法引入到 ADRC 的参数整定中。文献[7]将免疫算法和粒子群算法相结合,

收稿日期: 2020-07-05; 修回日期: 2021-08-20

作者简介: 姜昭钰(1997—), 男, 江苏人, 硕士, 从事智能检测与控制技术研究。E-mail: 728062193@qq.com。

对 ADRC 中参数进行寻优。

利用 ADRC 抗干扰能力强和粒子群优化算法 (PSO) 具有良好的全局寻优能力的特点<sup>[8]</sup>, 笔者将二者结合起来, 采用粒子群优化算法对 ADRC 中关键参数进行在线整定; 针对粒子群算法的缺陷, 则引入克隆选择算法<sup>[9]</sup>保持群体的多样性, 避免算法退化, 进一步提高系统的控制精度。

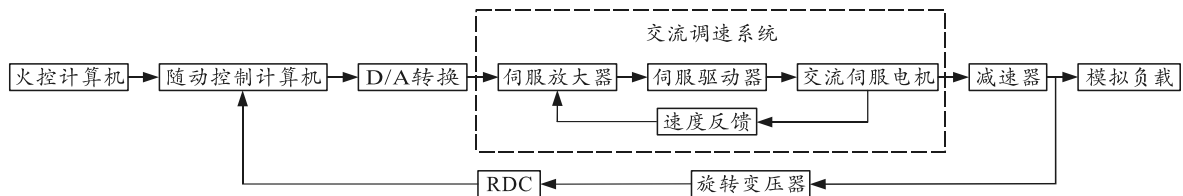


图 1 伺服系统结构

该系统的工作流程: 通过串口将目标俯仰角信息传输到随动控制计算机中, 该计算机将转化后的控制信号传输给 D/A 转换模块; 经过 D/A 转换, 将信号传送到交流调速系统; 根据传递过来的信号大小, 通过速度反馈对 PMSM 的转速进行实时调节; 最后通过减速器将机械动力传递给模拟负载; 载荷的实际位置通过安装在其上的传感器—旋转变压器来测量得到, 其输出值经由 RDC 转化再次反馈给随动控制计算机, 形成一个完整的闭环控制系统, 完成了对目标位置的跟踪控制。

### 1.2 伺服系统数学模型

位置伺服系统由电流环、速度环和位置环组成。如图 2 所示, 笔者选择的驱动器自带有电流环和速度环, 角速度量  $\omega_r$  输入整个系统, 角位置量的值  $\theta_a$  作为系统输出量。

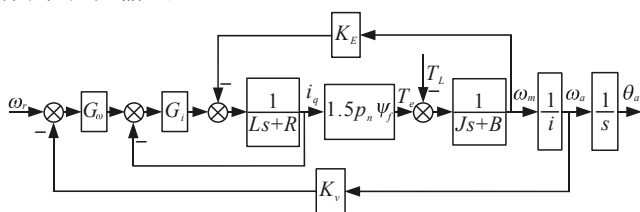


图 2 伺服系统数学模型

图中:  $G_\omega$  为速度控制器;  $G_i$  为电流环控制器影响因子;  $K_E(=K_t/1.5)$  为电势系数;  $K_v$  为系统速度反馈控制参数;  $i$  为速度比例系数;  $\omega_a$  为输出端角速度;  $\theta_a$  为输出端角位置;  $T_L$  为外界因素导致的力矩的动态变化和电机轴上的载荷转矩。

由于电流环比速度环、位置环的响应快得多, 且电磁时间常数比机械时间常量要小得多; 因此, 笔者简化了电流环并将其比例系数改为 1。同样简化了速度环, 将其调整为 P 控制, 比例系数为  $K_\omega$ 。

## 1 伺服系统的结构及数学模型

### 1.1 伺服系统结构

如图 1 所示, 某火箭炮交流位置伺服系统由火控计算机、随动控制计算机、D/A 转换控制电路、交流调速系统、减速器、旋转变压器和 RDC 模块组成。

数学模型如图 3 所示。

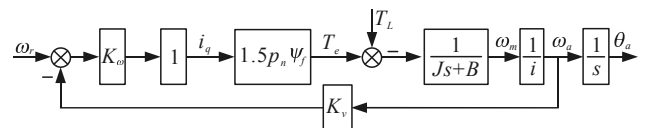


图 3 伺服系统简化的数学模型

由此可得速度环和电流环简化后的经典二阶模型为:

$$\ddot{\theta}_a = \frac{-(Bi + K_\omega K_t K_v)}{Ji} \dot{\theta}_a + \frac{K_\omega K_t}{Ji} \omega_r - \frac{1}{Ji} T_L \quad (1)$$

式中: 令参考输入的位置信号为  $\theta_r$ ; 令  $x_1 = \theta_a$ , 为负载角位置;  $x_2 = \dot{\theta}_a = \omega_a$  为负载角速度。由上式可得系统状态空间方程为:

$$\left. \begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= f(x_1, x_2, \omega(t), t) + bu \\ y &= x_1 \end{aligned} \right\} \quad f(x_1, x_2, \omega(t), t) = \frac{-(Bi + K_\omega K_t K_v)}{Ji} \dot{\theta}_a - \frac{1}{Ji} T_L \quad (2)$$

式中:  $f(x_1, x_2, \omega(t), t)$  为整个系统不清楚的部分 (含有模型不确定的未知量和系统外界载荷干扰);  $b$  为  $u$  的放大倍数;  $u = \omega_r$  为系统控制量;  $y$  为系统的输出。

将式(2)扩张为:

$$\left. \begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= f(x_1, x_2, \omega(t), t) + bu \\ \dot{x}_3 &= h(x_1, x_2, \omega(t), t) \\ y &= x_1 \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中  $h(x_1, x_2, \omega(t), t)$  为未知部分的微分。

## 2 自抗扰控制器的设计

自抗扰控制不依靠精确数学模型, 具有结构简单、算法容易实现和鲁棒性强的特点, 可应用到火

箭炮的位置伺服系统中。自抗扰控制器包括 3 部分：跟踪微分器 (tracking differentiator, TD)、扩张状态观测器 (extended state observer, ESO)、状态误差反馈控制律。ADRC 的中心思想是将模型不确定的未知量和外界干扰全部归结为系统整体受到的总扰动，并由 ESO 实时估算并补偿，最后把整个系统简化为积分串联型。二阶 ADRC 结构如图 4 所示。

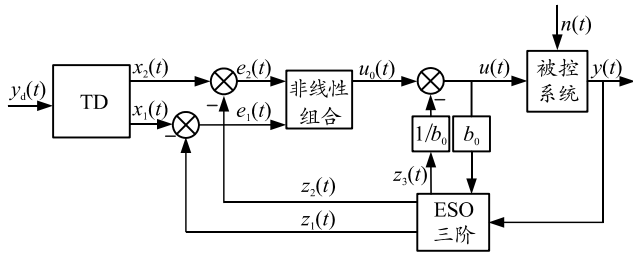


图 4 ADRC 结构

图中： $y_d(t)$ 为二阶系统输入值， $y(t)$ 为实际目标输出， $n(t)$ 为外扰作用。

### 2.1 跟踪微分器

TD 的功能是安排过渡过程，以解决传统 PID 中响应速率和超调的矛盾。通过 TD 处理，可以实现  $x_1 \rightarrow y_d(t)$ ， $x_2 \rightarrow \dot{y}_d(t)$ ，使控制目标信号缓慢变化。当参数设置突然发生变化时，能有效抑制控制量的波动及输出的超调，可提高闭环控制的稳定性。 $r$  为决定跟踪速度， $h_0$  为滤波因子， $h$  为积分步长，则 TD 的离散表达式为：

$$\left. \begin{aligned} x_1(k+1) &= x_1(k) + hx_2(k) \\ x_2(k+1) &= x_2(k) + hfst(x_1(k) - y_d(k), x_2(k), r, h_0) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

其中  $fst(\bullet)$  为离散系统最速控制函数，具体可展开如下：

$$\left. \begin{aligned} fst(x_1(k), x_2(k), r, h) &= \begin{cases} -r(a/d), & |a| \leq d \\ -r \operatorname{sgn}(a), & |a| > d \end{cases} \\ a &= \begin{cases} x_2(k) + \frac{a_0 - d}{2} \operatorname{sgn}(y(k)), & |y(k)| > d_0 \\ x_2(k) + \frac{y(k)}{h}, & |y(k)| \leq d_0 \end{cases} \\ d &= rh, d_0 = dh, a_0 = \sqrt{d^2 + 8r|y(k)|} \\ y(k) &= x_1(k) + hx_2(k) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

笔者使用文献[10]提出的非线性跟踪微分器 (nonlinear tracking differentiator, STD)。其参数调整比较容易，如式(5)：

$$\left. \begin{aligned} \dot{v}_1 &= v_2 \\ \dot{v}_2 &= -R^2[\operatorname{sig}(v_1 - v) + \operatorname{sig}(v_2/R)] \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

式中： $v$  为输入信号，即为位置信号  $\theta_r$ ； $v_1$  为跟踪

信号，即误差滚动与平均绝对偏差的比值，可用来衡量预测的准确程度； $v_2$  为跟踪信号的微分信号； $R$  为速度因子，在  $R$  值变化的同时，跟踪速度也会发生变化，即  $R$  值的增加可以使跟踪提速；sigmoid 函数为：

$$\operatorname{sig}(x; a, b) = a[(1 + e^{-bx})^{-1} - 0.5] \quad (7)$$

式中： $a$  为幅值放大倍数，其功能是对  $\operatorname{sig}(x)$  的幅值大小进行调整； $b$  为指数元素，其作用是对函数的近似线性区间大小进行调整； $e$  为自然对数函数的底数。

### 2.2 扩张状态观测器

ESO 的核心是估算系统不确定的动态。由式(3)设计出的位置伺服系统三阶扩张状态观测器如下：

$$\left. \begin{aligned} e &= z_1 - y \\ \dot{z}_1 &= z_2 - \beta_1 e \\ \dot{z}_2 &= z_3 - \beta_2 \operatorname{fal}(e, \alpha_1, \delta) + b_0 u \\ \dot{z}_3 &= -\beta_3 \operatorname{fal}(e, \alpha_2, \delta) \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中： $z_1$  为  $\theta_a$  估算值； $z_2$  为  $\omega_a$  估算值； $e$  为观测角位置和  $\theta_a$  的误差； $\beta_1 \sim \beta_3$  为误差校正增益； $\alpha_1, \alpha_2$  为非线性因子，是  $\operatorname{fal}(\bullet)$  函数的参数； $b_0$  为控制增益  $b$  的估计值。

函数  $\operatorname{fal}(e, \alpha, \delta)$  定义为：

$$\operatorname{fal}(e, \alpha, \delta) = \begin{cases} e/\delta^{1-\alpha} & |e| \leq \delta \\ \operatorname{sign}(e)|e|^\alpha & |e| > \delta \end{cases} \quad (9)$$

式中  $\operatorname{sign}$  函数为符号函数。

### 2.3 状态误差反馈控制律

定义误差  $e_1 = v_1 - z_1$ ， $e_2 = v_2 - z_2$ ，选取非线性 PID 控制形式如下：

$$u_0 = k_1 \operatorname{fal}(e_1, \alpha_3, \delta) + k_2 \operatorname{fal}(e_2, \alpha_4, \delta) \quad (10)$$

式中  $0 < \alpha_3 < 1 < \alpha_4$ 。用扰动估算值  $z_3$  来补偿误差反馈控制量  $u_0$ ，形式可以为：

$$u = u_0 - z_3/b_0 \quad (11)$$

根据式(10)，结合式(11)可得最终控制量为：

$$u = k_1 \operatorname{fal}(e_1, \alpha_3, \delta) + k_2 \operatorname{fal}(e_2, \alpha_4, \delta) - z_3/b_0 \quad (12)$$

式中参数  $\alpha_i, \delta$  可以提前确定，因此需要整定的参数就只有 2 个误差的反馈增益  $k_1, k_2$ 。

## 3 基于免疫克隆粒子群优化算法的自抗扰控制器参数整定

自抗扰控制器中各部分参数的选取并没有统一量化的标准，多是由控制器设计者自行主观判断选

择,不是最优结果。笔者在基于 ADRC 参数整定结果的基础上,利用融合了改进型克隆选择算法的粒子群优化算法,对参数进行进一步寻优,从而逼近最优控制参数。

### 3.1 粒子群优化算法及其参数设置

在基本粒子群算法的基础上,标准粒子群算法在其速度迭代公式中添加了惯性权重这一变量,在开始阶段设置  $\omega$  的值偏大,以增加算法的全局搜索能力,后期阶段削减  $\omega$  的值来增强算法后期局部搜索的能力。迭代公式如下:

$$\begin{aligned} v_{id}^{k+1} &= \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k), \\ x_{id}^{k+1} &= x_{id}^k + v_{id}^{k+1}. \end{aligned} \quad (13)$$

线性递减权值 (linear decreasing weight, LDW) 策略目前使用较为普遍,其公式如下:

$$\omega = \omega_{\min} - ((\omega_{\max} - \omega_{\min}) / N)(N - k). \quad (14)$$

式中:  $\omega_{\min}$ ,  $\omega_{\max}$  分别为最小权重和最大权重;  $N$  为最大进化代数。一般可以取  $\omega_{\min}=0.9$ ,  $\omega_{\max}=0.4$ 。

粒子群优化算法的基本参数模型包含种群规模  $M$ 、最大速度  $V_{\max}$ 、权重系数(包括惯性权重  $\omega$ , 加速度常量  $c_1, c_2$ )、最大迭代次数  $G_{\max}$ 。其中,  $M$  的值由于没有给出公式的明确计算依据,根据经验在 20~60 之间选择 1 个值;  $V_{\max}$  决定当前位置与最优位置之间的区域分辨率;  $\omega$  的值在 PSO 算法搜索过程中线性变化,  $c_1, c_2$  为常数,取值在 [0,4]。

### 3.2 基于云变异的克隆选择算法

克隆选择算法(CSA)中的高频变异使用最多的是高斯变异和柯西变异,变异空间过于固定。为了改善 CSA 的全局搜索寻优能力和提高变异的效能,在算法的高频变异中引入云变异算子。云变异利用云模型云滴的随机性和稳定倾向性的特点<sup>[11-12]</sup>,使 CSA 在前期有较大的搜索空间以利于全局搜索。算法步骤如下:

1) 设置最开始的抗体种群。将种群大小设置为  $M$ , 种群中个体的选取生成是随机的。

2) 根据亲和度函数求得抗体亲和度值大小。亲和度函数采用 PSO 的适应度函数:

$$\text{Affinity}(X_i) = \text{fit}(X_i). \quad (15)$$

式中  $\text{fit}(X_i)$  为粒子  $X_i$  的适应度。

3) 克隆增殖步骤。第一步先以亲和度大小为标,对抗体进行排序处理,再按照与亲和度成正比的关系对抗体进行复制,排序后的第  $i$  个抗体复制倍数按下式:

$$\beta_i = \text{round}(M \cdot \alpha_c / i + b). \quad (16)$$

式中:  $M$  为群体规模;  $\alpha_c \in (0,1)$ ;  $\text{round}(\cdot)$  为取整函数; 每个抗体的增殖数量由正数常量  $b$  来维持。克隆增殖步骤完成后,新的临时克隆种群  $T_c$  生成。

4) 高频变异操作。将云变异引入到  $T_c$  中,算法的进化初期云模型有较大的熵值,利用算法扩大搜索范围;算法后期熵值减少,以提高算法的局部精细搜索能力。

5) 免疫选择步骤。将经过步骤 4) 之后的种群个体,依据式(15)再次计算其对应的  $\text{fit}(X_i)$ , 从中挑出较高  $\text{fit}(X_i)$  值。通过该步骤既降低了  $T_c$  的大小,又维持了种群最优解的存续。

### 3.3 适应度函数的选择

对于控制器机能的评价方法,笔者选择时间乘以绝对误差积分准则(integrated time and absolute error, ITAE),其表达式为:

$$J_{\text{ITAE}} = \int_0^{\infty} t |e(t)| dt. \quad (17)$$

为防止控制量太大,将上式进行改进:

$$J_{\text{ITAE}} = \int_0^{\infty} (w_1 |e(t)| + w_2 u^2(t)) dt + w_3 t_u. \quad (18)$$

式中:  $e(t)$  为系统误差;  $t_u$  为上升时间;  $u(t)$  为控制器输出。

为有效防止超调量的出现,在式(18)的基础上增加新的性能评价功能,即系统最大偏差超过给定值时,将最大偏差作为其中的一项,指标如下:

在  $ey(t) < 0$  时,

$$J = \int_0^{\infty} (w_1 |e(t)| + w_2 u^2(t) + w_4 |ey(t)|) dt + w_3 t_u. \quad (19)$$

式中:  $w_1, w_2, w_3, w_4$  为权值,  $w_4 \gg w_1$ ;  $ey(t) = y(t) - y(t-1)$ 。

### 3.4 基于云变异的免疫克隆粒子群优化算法

利用结合了改进后的克隆选择算法的标准粒子群优化算法来整定 ADRC 的参数,并实现算法优化,设计算法步骤如下:

1) 初始化控制器须要优化的参数  $\beta_1, \beta_2, \beta_3, k_1, k_2$  和改进后的粒子群算法的参数。

2) 利用式(18)得到粒子对应的  $\text{fit}(X_i)$  值,由此对群体的全局最好解  $P_g$  及个体最好解  $P_i$  进行赋值。

WHILE (算法运行次数未满足给定值或还未找到预先设置的全局最佳值)

DO

3) 按照式(13)对粒子的  $v_{id}^k$  和  $x_{id}^k$  进行重新赋值,

利用式(18)得到各个粒子的  $fit(X_i)$ , 同时对群体最优解  $P_g$  和个体最优解  $P_i$  的值进行迭代更新。

4) 依据适应度值对粒子实施排序操作, 克隆选择操作的对象为按顺序排在前面的  $N$  个粒子的个体最优解  $P_i$ , 对缺少算法前进推力的末尾的  $M/3$  个个体重新赋值, 同时重新选定粒子  $P_g$  值和  $P_i$  值。

END WHILE

5) 算法流程终止, 得到结果值。

### 4 仿真实验与分析

控制器中的参数初始赋值如下: TD 中的参数为:  $R=30, a_1=5, a_2=0.5, b_1=2, b_2=0.5$ ; ESO 的参数为:  $\beta_1=100, \beta_2=350, \beta_3=600, \alpha_1=0.5, \alpha_2=0.25, \delta=0.025$ ; PID 中的参数为:  $k_1=20, k_2=11.9, \alpha_3=0.75, \alpha_4=1.23, \delta=0.02, b_0=25.1$ 。

笔者随机选取某火箭炮交流伺服系统高低向  $0\sim 20^\circ$  观察不同控制策略下的阶跃响应, 并在给定正弦信号下验证控制器的跟踪精度。

图 5 为 PID, ADRC, IPSO-ADRC 3 种控制策略下的阶跃响应曲线, 图中显示的超调均未在这 3 种方法中出现。PID 控制达到稳态的时间为 2.63 s, 采用 ADRC 控制器为 1.82 s, 而采用 IPSO-ADRC 仅需 1.44 s, 表明 IPSO-ADRC 具有更快的响应速度。图 6 在  $t=5$  s 处添加  $280\text{ N}\cdot\text{m}$  干扰信号, 从图中可看出: IPSO-ADRC 在负载扰动的影响下波动最小且很快恢复稳定状态。由此可知, IPSO-ADRC 具有更好的稳定性和抗干扰能力。

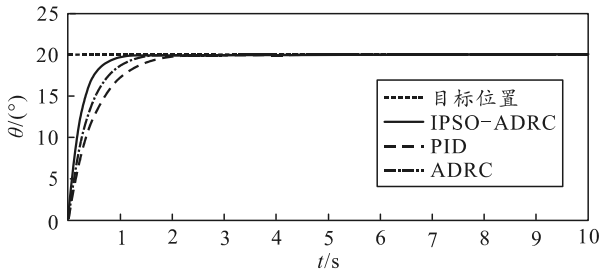


图 5 阶跃响应

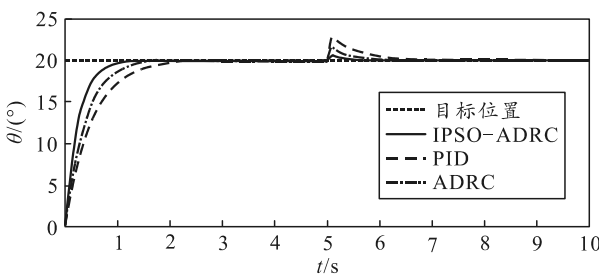


图 6 带负载扰动的阶跃响应

图 7 为 PID, ADRC, IPSO-ADRC 的正弦跟踪曲线。正弦输入信号为  $y(t)=5\sin 4t$ , 并且加载了  $\pm 0.3^\circ$

的随机扰动。图 8 为正弦跟踪误差曲线的局部放大。由图 8 可见, 3 种控制策略均能较为平缓地跟踪正弦信号, 但是 IPSO-ADRC 的跟踪性能明显优于 PID 和 ADRC。仿真结果表明, IPSO-ADRC 具有更好的动态特性和跟踪精度。

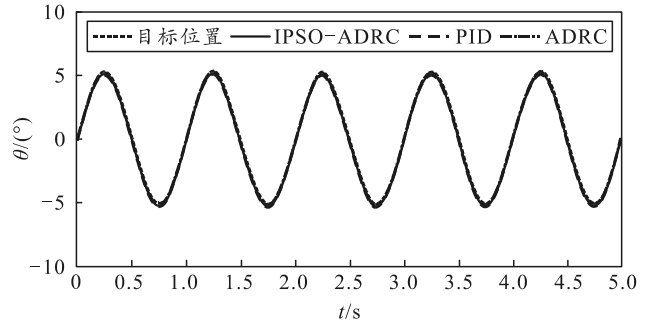


图 7 正弦跟踪误差

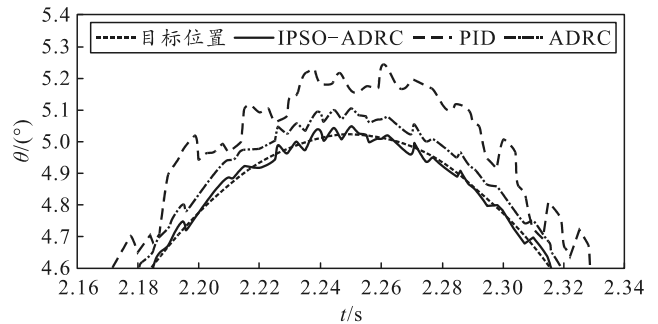


图 8 正弦跟踪误差曲线局部放大

### 5 结束语

针对采用 PMSM 驱动的某火箭炮位置交流伺服系统存在的问题, 提出了融合免疫克隆粒子群优化算法 IPSO-ADRC 控制器。将 ADRC 能实时估计并补偿内外扰动优点与 IPSO 良好的寻优能力相结合。该控制策略通过免疫克隆粒子群优化算法, 完成 ADRC 中参数的整定, 减少了参数计算量。仿真实验结果表明: PSO-ADRC 抗干扰能力强, 能克服机理建模下参数未知与时变的问题, 控制效果较好。

### 参考文献:

- [1] 王荣林, 陆宝春, 侯润民. 交流伺服系统分数阶 PID 改进型自抗扰控制[J]. 中国机械工程, 2019, 30(16): 1989-1995.
- [2] WANG R L, LU B C, HOU Y L. Passivity-based control for rocket launcher position servo system based on improved active disturbance rejection technology[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2018, 10(3): 3-14.
- [3] WANG R L, LU B C, HOU Y L, et al. Passivity-Based Control for Rocket Launcher Position Servo System Based on ADRC Optimized by IPSO-BP Algorithm[J]. Shock and Vibration, 2018: 1-14.
- [4] 韩京清. 自抗扰控制技术: 估计补偿不确定因素的控制

- 制技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2008: 20-25.
- [5] 李佳恬, 高强, 巩晋. 基于 WNN-ADRC 的高炮交流伺服系统控制[J]. 兵工自动化, 2020, 39(11): 39-43, 68.
- [6] 孙雨萌, 张旭秀. 改进遗传算法整定自抗扰控制器参数及应用[J]. 自动化与仪表, 2020, 35(3): 13-17, 45.
- [7] 刘朝华, 张英杰, 章兢. 基于免疫双态微粒群的混沌系统自抗扰控制[J]. 物理学报, 2011, 60(1): 789-797.
- [8] HAMED S, GOVINDAN K. A hybrid particle swarm optimization and genetic algorithm for closed-loop supply chain network design in large-scale networks[J]. Applied Mathematical Modelling, 2015, 39(14):18-24.
- [9] 任海鹏, 朱峰. 基于免疫克隆选择算法的无刷直流电动机速度自抗扰控制器优化设计[J]. 电机与控制学报, 2010, 14(9): 69-74.
- [10] 邵星灵, 王宏伦. 基于改进 sigmoid 函数的非线性跟踪微分器[J]. 控制理论与应用, 2014, 31(8): 1116-1122.
- [11] 付海滨. 粒子群算法的改进及其在自抗扰控制器参数优化中的应用[D]. 长沙: 湖南大学, 2012.
- [12] 蒋梦琴. 基于射向保持的某火箭炮随动系统研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2018.
- \*\*\*\*\*
- (上接第 65 页)
- [7] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Basic Engineering, 1960.
- [8] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016: 770-778.
- \*\*\*\*\*
- (上接第 71 页)
- [9] PURSHOUSE R C, FLEMING P J. An adaptive divide and conquer methodology for evolutionary multi-criterion optimization, in: C.M. Fonseca, P.J.Fleming, E. Zitzler, L. Thiele, K. Deb (Eds.), Evolutionary Multi-Criterion Optimization[C]. Springer, Berlin Heidelberg, 2003: 133-147.
- [10] 巩敦卫, 刘益萍, 孙晓燕, 等. 基于目标分解的高维多目标并行进化优化方法[J]. 自动化学报, 2015, 41(8): 1438-1451.
- [11] LÓPEZ JAIMES ANTONIO, COELLO COELLO C A, AGUIRRE, HERNÁN, et al. Objective space partitioning using conflict information for solving many-objective problems[J]. Information Sciences, 2014, 268: 305-327.
- [12] 冯勇, 郭军, 徐红艳, 等. 一种基于解空间分割的并行遗传算法[J]. 计算机与数字工程, 2017, 45(2): 226-229, 271.
- [13] SCHÜTZE O, LARA A, COELLO C A C. On the influence of the number of objectives on the hardness of a multi-objective optimization problem[J]. IEEE Trans Evol Comput, 2011, 15: 444-455.
- [14] 姚会, 苏松志, 王丽, 等. 基于改进的混合高斯模型的运动目标检测方法[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2008, 47(4): 505-510.
- [15] NECULA R, BREABAN M, RASCHIP M. Performance evaluation of ant colony systems for the single depot multiple traveling salesman problems[C]//International Conference on Hybrid Artificial Intelligence Systems, 2015.
- [16] 廖良才, 王栋, 周峰. 基于混合遗传算法的快递配送车辆调度优化问题求解方法[J]. 系统工程, 2008, 26(8): 27-31.
- [17] 袁雨果, 高华峰. 带有时间窗的电商物流终端配送研究[J]. 湖北民族学院学报(自然科学版), 2017, 35(4): 38-42.
- [18] 毕志升, 郑炯彬, 蔡桂艳. 基于高维多目标优化的多车场车辆路径问题[J]. 计算机与数字工程, 2017, 45(7): 1298-1304.
- [19] ZHANG Q, LI H. MOEA/D: A multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition. IEEE Trans Evol Comput[J], 2007, 11(6): 712-731.
- [20] WANG H, JIAO L, YAO X. Two Arch2: An improved two-archive algorithm for many-objective optimization[J]. IEEE Trans Evol Comput, 2015, 19(4): 524-541.
- [21] 李进, 李二超. 基于正态分布和自适应变异算子的  $\epsilon$  截断算法[J]. 山东大学学报(工学版), 2019, 49(2): 51-57.