

基于免疫双态微粒群的混沌系统自抗扰控制*

刘朝华^{1)2)†} 张英杰²⁾ 章 兢¹⁾ 吴建辉²⁾

1) (湖南大学电气与信息工程学院, 长沙 410082)

2) (湖南大学计算机与通信学院, 长沙 410082)

(2009年11月24日收到; 2010年4月16日收到修改稿)

利用人工免疫算法及粒子群优化算法融合的优点, 提出了一种免疫双态微粒群算法 (immune binary-state particle swarm optimization, IBPSO) 的自抗扰控制器 (IBPSO-ADRC), 应用于混沌系统控制, 构建一种混沌系统自抗扰控制系统. 实验研究表明: 该控制方法无需了解动态系统精确模型, 具有响应速度快, 有效抑制混沌系统参数摄动及较强抗干扰能力的特点.

关键词: 人工免疫系统, 微粒群算法, 混沌系统, 自抗扰控制器

PACS: 95.10.Fh, 02.30.Yy, 05.45.Gy

1. 引言

混沌是非线性动力学所特有的一种运动形式, 对初始值极为敏感, 其运动轨迹非常复杂, 过去人们一直认为混沌是不可控制的, 但是自从 Ott 等人^[1]提出了基于参数扰动的方法, 成功地实现了混沌系统的控制. 混沌系统在复杂系统中的信号分离与检测及保密通信^[2,3]等领域有着广阔的应用前景, 自此混沌系统的控制问题逐渐引起了人们浓厚的兴趣, 许多研究人员进行了一些有意义的探索, 新的研究成果不断出现. 现有的控制方法如神经网络控制^[4], 自适应控制^[5,6], 模糊控制^[7,8], 智能 PID 控制^[9]等方法提高了混沌系统的控制效果, 但这些方法多需要混沌系统具有精确数学模型. 然而实际物理系统内部参数的摄动及外部的扰动给混沌系统带来的不确定性, 难以确定系统的精确模型, 将导致控制性能失效^[10].

自抗扰控制器 (ADRC) 继承了 PID 的优点, 是一种不依赖于精确模型的非线性控制器, 具有控制精度高、响应速度快、抗干扰能力强等特点^[11], 现已广泛地应用于控制工程中^[12]. 文献 [13] 提出了一种混沌系统的扩张观测器 (ESO), 自抗扰控制技术开始应用于非线性混沌系统控制中, 但这方面研究成果还不多. 自抗扰控制器能否充分发挥其优越

性, 关键在于实际应用中控制器参数能否得到最优配置. ADRC 需要整定的参数较多, 整定的过程和效果在很大程度上依赖于人的经验, 不可避免会遇到局部极值问题. 因此, 参数整定问题已成为目前 ADRC 研究的焦点之一. 对自抗扰控制器的参数优化研究现有成果如基于时间尺度优化方法^[14], 微粒群优化方法^[15], 遗传算法, 自适应人工免疫优化方法^[16]等, 并取得了一定的成果. 但如何获得一组较优 ADRC 的参数, 使整个控制系统具有更好的控制品质, 仍是一大难题.

利用人工免疫系统及微粒群算法融合的优点, 本文提出一种基于免疫双态微粒群算法的自抗扰控制器优化方法. 利用免疫双态微粒群算法的强全局搜索能力, 对自抗扰控制器参数进行优化, 应用于混沌系统控制, 构建一种基于免疫双态微粒群算法的混沌系统自抗扰控制器 (IBPSO-ADRC), 试图将混沌系统变成规则或期望的运动. 研究表明, 本文方法能有效提高自抗扰控制器对混沌系统的控制能力, 取得了较好的控制效果.

2. 自抗扰控制

自抗扰控制器^[12]是针对一类非线性不确定系统提出的一种非线性控制器, 它将现代控制理论对控制系统的认识和现代信号处理技术相结合, 汲取

* 国家自然科学基金重点项目 (批准号: 60634020), 湖南省科技计划重点项目 (批准号: 2010GK2022) 资助的课题.

† E-mail: zhangyj@hnu.edu.cn, zhaohualiu2009@hotmail.com

经典 PID 算法精华而构造的新型控制器. 其结构如图 1 所示.

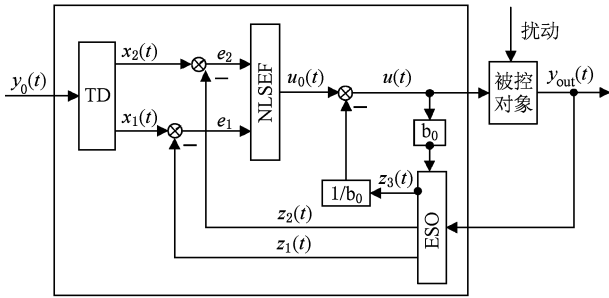


图 1 自抗扰控制器结构图

自抗扰控制器结构由跟踪微分器 (tracking differentiator, TD)、扩张状态观测器 (extended state observer, ESO) 和非线性状态误差反馈律 (non-linear states error feedback, NLSEF) 三部分组成.

2.1. 跟踪微分器

跟踪微分器一个动态环节, 对其输入信号, 它将给出两个输出, 其中一个跟踪输入信号, 另一个是输入信号的导数, 可以有效抑制信号噪声干扰,

$$\begin{aligned} x_1(k+1) &= x_1(k) + Tx_2(k), \\ x_2(k+1) &= x_2(k) + T\text{fst}(x_1(k), x_2(k), r, h_0), \end{aligned} \quad (1)$$

式中, T 为采样步长, r 为决定跟踪快慢的参数, h_0 为滤波因子, 非线性函数 fst 如下:

$$\text{fst} = - \begin{cases} ra/d, & |a| \leq d, \\ r\text{sgn}(a), & |a| > d, \end{cases} \quad (2)$$

式中的参数变量关系如下:

$$\begin{aligned} d &= rh_0 \\ d_0 &= dh_0, \\ y(k) &= x_1(k) - y_0 + h_0x_2(k), \\ a_0 &= \sqrt{d^2 + 8r|y(k)|}, \\ a &= \begin{cases} x_2 + \text{sign}(y(k))(a_0 - d)/2, & |y| > d_0, \\ x_2 + y(k)/h_0, & |y| \leq d_0. \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

2.2. 扩张状态观测器

扩张状态观测器是自抗扰控制器的核心部分. 采用非线性结构对系统的状态和模型的不确定及外部扰动进行估计,

$$\begin{aligned} e(k+1) &= z_1(k) - y(k+1), \\ z_1(k+1) &= z_2(k) + T[z_2(k) - \beta_{01}e(k)], \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} z_2(k+1) &= z_2(k) + T[z_3(k) - \beta_{02}\text{fal}(e, 0.5, \delta) \\ &\quad + b_0u(k)], \end{aligned}$$

$$z_3(k+1) = z_3(k) - T\beta_{03}\text{fal}(e, 0.25, \delta), \quad (4)$$

式中, $\beta_{01}, \beta_{02}, \beta_{03}$ 为输出误差校正增益可调参数, 非线性函数 $\text{fal}()$ 如下:

$$\text{fal}(e, \alpha, \delta) = \begin{cases} |e|^\alpha \text{sgn}(e), & |e| > \delta, \\ e/\delta^{1-\alpha}, & |e| \leq \delta, \end{cases} \quad \delta > 0. \quad (5)$$

2.3. 非线性状态误差反馈律

非线性状态误差反馈控制律中, 把传统的 PID “线性和”形式转换为“非线性组合”, 而得到类似非线性 PID, 以此提高系统的控制品质,

$$\begin{aligned} e_1(k+1) &= x_1(k+1) - z_1(k+1), \\ e_2(k+1) &= x_2(k+1) - z_2(k+1), \\ u_0(k+1) &= \beta_1\text{fal}(e_1(k+1), \alpha_1, \delta) \\ &\quad + \beta_2\text{fal}(e_2(k+1), \alpha_2, \delta), \end{aligned}$$

$$u(k+1) = u_0(k+1) - z_3(k+1)/b_0, \quad (6)$$

其中 β_1, β_2, b_0 为可调参数. 自抗扰控制器只需要对对象的输入 y_0 , 输出 y_{out} 和控制器的目标值, 不依靠受控对象的精确模型. 因此这种控制方案在工程实际中容易得到实现. 由以上可知, 对控制器参数除了 $\{\beta_{01}, \beta_{02}, \beta_{03}, \beta_1, \beta_2, b_0\}$ 需要调试外, 其他控制器参数都可以设置成固定参数. 引入优化理论, 对以上参数进行在线实时优化, 于是本文采用免疫双态微粒群算法对 ADRC 的参数优化.

3. 免疫双态微粒群算法

3.1. 双态微粒群机理

粒子群优化算法 PSO (particle swarm optimization) 是由 Eberchart 和 Kennedy^[17] 提出的一种新的全局优化进化算法, 它源于对鸟类捕食行为的模拟. 可用于解决大量非线性, 不可微和多模态优化问题, 并广泛的应用于科学与工程领域^[18]. 然而, 微粒群算法与其他进化算法类似, 也是基于群体进化. 随着问题规模的增大, 在进化后期容易陷入早熟收敛.

对鱼类、鸟群体捕食行为过程研究表明, 真实群体智能社会中的群居智能体各司其职, 又相互依赖协作, 形成一个有机的整体. 从中得到启迪, 在群体进化的过程中, 根据群体进化因子, 可以将微粒群分成两

种不同行为特征子群,探索群体与捕食群体. 其群体行为可以用简单的自动机模型表示见图 2.

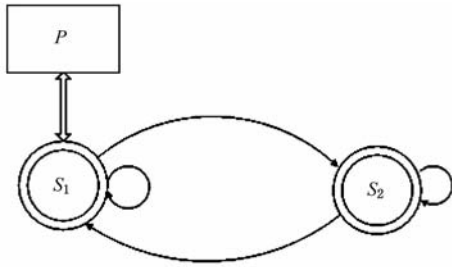


图 2 双态微粒群自动机模型(P 为种群; S_1 为捕食状态; S_2 为探索状态)

从图 2 可以看出双态搜索方式表明群体在算法开始时处于捕食状态下. 当优化效率减慢或停止, 种群中部分粒子将从捕食状态转为探索状态以扩大搜索空间, 群体自适应动态分群. 同时微粒也可以从探索状态归队进行集中优良解空间进行精细搜索, 每一个状态都可能收敛到全局最优值. 对于整个微粒群来说, 不会因为陷入局部点而停止搜索.

捕食状态定义 鸟类、鱼类在群体中比单独行动时能更多更快地找到食物. 如果微粒群中的一个微粒找到了食物, 其他成员也可以捕食. 捕食群体有能力在已探索到的最优区域进行精细搜索. 在捕食状态下微粒群行为与传统的微粒群算法一致. 设粒子群体规模为 N , 每个粒子在 D 维搜索空间中, 记粒子 $i(i=1, 2, \dots, N)$ 的当前位置是 $X_i = \{X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{id}\}$, 飞行的速度为 $V_i = \{V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{id}\}$. 每个粒子当前找到的最优解为 P_{id} , 种群当前找到的全局最优解为 P_{gd} . 通常限定 $V_{\min} \leq V_{id} \leq V_{\max}$.

$$V_{id}(t+1) = \omega V_{id} + c_1 \text{rand}(P_{id}(t) - X_{id}(t)) + c_2 \text{rand}(P_{gd}(t) - X_{id}(t)), \quad (7)$$

ω 为惯性权重. 一般随着进化线性减少, 如下式:

$$\omega_t = \omega_{\text{start}} - (\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}}) \cdot \frac{t}{T}, \quad (8)$$

式中 T 为群体的最大迭代次数, t 为当前的迭代代数, $\omega_{\text{start}}, \omega_{\text{end}}$ 分别是惯性权重的最大值和最小值, c_1, c_2 为调节 P_{id} 和 P_{gd} 相对重要性的参数, $\text{rand}()$ 为生成介于 0 和 1 之间的随机数. 这样, 可以得到粒子的下一位置:

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + V_{id}(t+1). \quad (9)$$

探索状态定义 在优化过程中, 微粒群根据群体当前所在的状态, 经过有限次的探寻, 如果没有找到更优的解, 则整个群体已陷入局部极值点, 依据进化因子分散将一部分微粒群转为探索状态, 探

索群体有能力探索有希望的区域以寻求更优的解, 同时又不失群体的多样性. 群体进化因子定义如下:

$$f = \frac{\text{gbest}_i - \text{gbest}_{i-1}}{\text{gbest}_{i-1} - \text{gbest}_{i-2} + \alpha}, \quad (10)$$

gbest_i 为第 i 代种群最优适应度值, $\alpha \in (0, 1)$ 为平滑系数, 防止分母为 0. (10) 式表明, 当 $f=0$ 时进化停止; 当 $0 < f < 1$ 时, 表示种群进化速度减慢; 当 $f > 1$ 时进化加速. 当 $f < 1$ 时以 $(1-f)$ 的概率进行探索. 当进行探索时, 保留性能最好的 25% 左右的微粒在捕食状态, 其余 75% 的微粒转为探索状态.

当微粒从捕食状态转化为探索状态时, 微粒将重新随机初始化分布在搜索空间中,

$$X_{kd}(t) = X_{kd}^{\min} + \text{rand}(X_{kd}^{\max} - X_{kd}^{\min}), \quad (11)$$

其速度位置更新公式如下:

$$V_{kd}(t+1) = \omega \cdot \text{sign}(r) \cdot V_{kd} + c_1 \cdot \text{rand}(P_{kd}(t) - X_{kd}(t)) + c_2 \cdot \text{rand}(P_{gd}(t) - X_{kd}(t)) + c_3 \cdot u(0, 1)(X_{kd}(t) - hP_{gd}), \quad (12)$$

$$X_{kd}(t+1) = X_{kd}(t) + V_{kd}(t+1), \quad (13)$$

$$\text{sign}(r) = \begin{cases} 1, & (r \geq 0.05), \\ -1, & (r < 0.05), \end{cases} \quad (14)$$

式中 c_3 为 $(0, 1)$ 之间的随机数, r 为随机数, $\text{sign}(r)$ 为符号函数, 为了寻求更优目标, 微粒可能改变飞行方向, $u(0, 1)$ 为高斯分布函数. (12) 式中 hP_{gd} 为当前探索种群中最优粒子在第 d 维的位置. 双态行为表明对于整个微粒群来说, 不会因为遇到局部极值点而停止搜索, 群体在整个搜索过程中都会有充足的动量在搜索空间中进行搜索, 找到全局最优值的概率大为提高.

3.2. 精英学习机理

精英粒子就是群体领导者. 一旦精英微粒陷入局部点, 整个群体很容易陷入局部极值点, 鉴于这种情况, 精英学习机理^[19]可以协助精英微粒跳出局部极值点. 对捕食状态中的部分精英微粒进行精英学习, 精英学习机理增强逃离局部最优能力, 能正确导向群体其他微粒的飞行, 加速收敛. 利用高斯方程对精英粒子进行学习, 其机理如下:

$$p_{kd} = p_{kd} + \eta \cdot (X_{kd}^{\max} - X_{kd}^{\min}) \text{Gaussian}(\mu, \sigma^2), \quad (15)$$

$$\sigma = \sigma_{\max} - (\sigma_{\max} - \sigma_{\min}) \frac{t}{T}, \quad (16)$$

$\mu = 0, \eta$ 为一个限幅常数, t 是群体当前进化代数, T

为总的进化代数, σ 为学习率线性递减, 当 $\sigma_{\max} = 1.0, \sigma_{\min} = 0.2$ 时性能较好, 在早期有利于精英粒子跳出局部极值, 进化后期有利于微粒局部进行精细搜索.

3.3. 人工免疫算法

微粒群经常表现出一个缺陷, 随着迭代的进行, 越来越多的粒子易集中收敛于局部极值点, 群体失去多样性, 很难找到全局最优极值点. 受人工免疫系统^[20]的启发, 引入免疫系统中克隆选择机理和受体编辑机理.

3.3.1. 克隆选择

克隆操作步骤如下:

步骤 1 各个粒子的个体极值 $\{P_{1d}, P_{2d}, \dots, P_{Nd}\}$ 组成一个临时的克隆种群. 将临时克隆种群每一粒子视为抗体, 选择 $k (k < N)$ 个最好的抗体个体组成子群体 sub_1 , 对子群体 sub_1 进行克隆复制, 公式如下:

$$sub_1(i) = \text{round}\left(\frac{\beta N}{i} + b\right), \quad (17)$$

其中 N 为种群规模. $\beta \in (0, 1)$. 保证每个抗体都有一定克隆数量, 故加上了常量 $b \geq 1$ 的整数. 经过克隆扩增生成新群体 sub_2 .

步骤 2 对群体 sub_2 中的每个个体实施高频变异, 其方法为基于变尺度的邻域内变异算子. 算法在进化初期以较大变异尺度以保持种群的多样性, 而在进化后期变异尺度逐渐缩小以提高局部微调能力. 其变异公式如下:

$$P_{id}^{\text{new}} = P_{id} + [(rd > P_m)] \cdot \eta \cdot P_{id} \cdot U(0, 1) - [(rd \leq P_m)] \cdot \eta \cdot P_{id} \cdot U(0, 1) \quad (18)$$

$$[rd > P_m] = \begin{cases} 1, & rd > P_m, \\ 0, & \text{其他}, \end{cases} \quad (19)$$

rd 为随机数, $P_m = 0.5$,

$$\eta(t) = 1 - r^{[1 - (t/T)]^b}, \quad (20)$$

t 是群体当前进化代数, T 为总的进化代数, b 为正常数一般 $b = 2, r \in (0, 1)$ 的较小值, U 为 $(0, 1)$ 之间的均匀随机数. 从 (19) 式可得出, 在进化初期, r 较小时, $\eta(t) \approx 1$, 此时的变异空间大; 而在进化后期, t 接近 T 时 $\eta(t) \approx 0$, 算法在邻域范围内进行局部搜索.

步骤 3 免疫选择操作, 从克隆变异后的个体中选择亲和度最优的个体进入下一代通过局部择优实现了种群的压缩, 同时保证了抗体群中的最优

解不会变差.

3.3.2. 受体编辑

受体编辑现象^[21]是指 T 细胞和 B 细胞受体在特定的条件下将发生新的重排或突变, 使其结构发生改变, 从而使其原有的抗原受体发生亲和力的变化. 在免疫双态微粒群算法系统中, 每隔数代, 鉴别出不活跃的、趋向凋亡的细胞受体, 对它们中的 25%—30% 进行受体编辑, 受体编辑能进一步丰富了抗原受体的多样性.

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(P_i), \quad (21)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f(p_i) - \mu)^2}, \quad (22)$$

(22) 式中 $f(p_i)$ 为第 i 个粒子的适应度. μ 为群体的平均适应度值, σ 为群体适应度的标准方差, 反映了群体的收敛程度. 当适应度方差为趋于零的一个很小的阈值时, 算法得到的最优解还未达到为理论全局最优解, 认为群体已聚集于一点. 对于满足如下不等式的抗原受体 i 进行受体编辑:

$$\frac{f(p_i) - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min} + \varepsilon} < \theta, \quad (23)$$

式中 ε 为 $(0, 1)$ 之间的平滑系数, 以保证分母不为 0, θ 为阈值. 对于不活跃的、趋向凋亡的细胞受体, 进行随机漂移, 其位置漂移公式如下式:

$$X'_{id} = \begin{cases} X_{id}(1 + 0.5u(0, 1)), & rd \geq 0.5, \\ X_{id}(1 - 0.5u(0, 1)), & rd < 0.5, \end{cases} \quad (24)$$

式中 $u(0, 1) \in (0, 1)$ 之间的随机数, rd 为随机概率.

4. 基于 IBPSO 算法的 ADRC 优化设计

4.1. 混沌系统自抗扰控制系统结构图

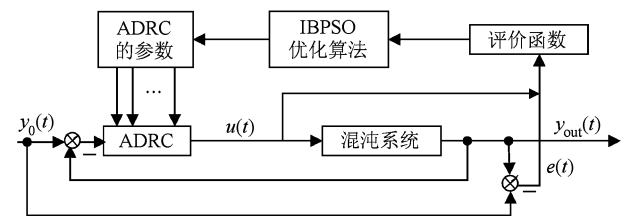


图 3 基于 IBPSO 算法混沌系统自抗扰控制系统框图

4.2. 评价函数的选择

最优指标的选取不仅考虑系统的快速性、稳定

性及准确性,同时也应考虑控制能量问题,其形式为

$$J(p) = \int_0^{\infty} (w_1 |e(t)t| + w_2 |u(t)|) dt, \quad (25)$$

$e(t)$ 为系统误差, $u(t)$ 为控制量, w_1, w_2 为权重, 适应度函数 $J(p)$ 值越少, 表明相应粒子 p 越靠近全局最优解. 评价函数随着算法的运行逐步减少.

4.3. IBPSO-ADRC 算法流程

Step1 ADRC 控制器等参数初始化.

Step2 While(不满足退出条件) Do //(退出条件为设定的截止代数)

For 对微粒群中每只粒子 Do

根据(7),(9)式更新粒子的位置与速度, 根据系统评价函数计算各粒子适应度值.

计算粒子进化因子 f .

IF ($f < 1$) {

if ($(u(0,1) < 1 - f)$)

then 将粒子群的适应值排序, 性能较好的 25% 按捕食状态行动, 其中捕食状态中的部分较优粒子进行精英学习; 其余粒子按探索状态行动, 探索种群按照(11),(12)式更新粒子的位置与速度. }

End IF

如果各粒子适应度优于相应粒子历史最优适应度, 相应粒子 P_{id} 更新. 如果最优粒子适应度优于历史最优粒子适应度, P_{gd} 更新.

End For

Step3 选择 $k(k < N)$ 个最好的抗体个体组成一个临时的克隆子种群 sub_1 , 对子群体 sub_1 进行克隆操作, 克隆变异, 免疫选择.

Step4 对趋于凋亡微粒进行受体编辑.

Step5 控制器输出, 对混沌系统进行控制.

End While

Step6 系统输出, 算法运行结束.

5. 实验仿真

5.1. 算例仿真

为了证明 IBPSO-ADRC 的有效性, 采用两个被控对象为非线性系统进行仿真, 被控对象模型^[21]如下:

实例 1

$$y_{out}(k) = \frac{a(k)y_{out}(k-1)}{1 + y_{out}^2(k-1)} + u(k-1), \quad (26)$$

式中, 系数 $a(k) = 1.2(1 - 0.8e^{-0.1k})$, $a(k)$ 是时变的. 其阶跃跟踪设定值为 $r = 1.0$.

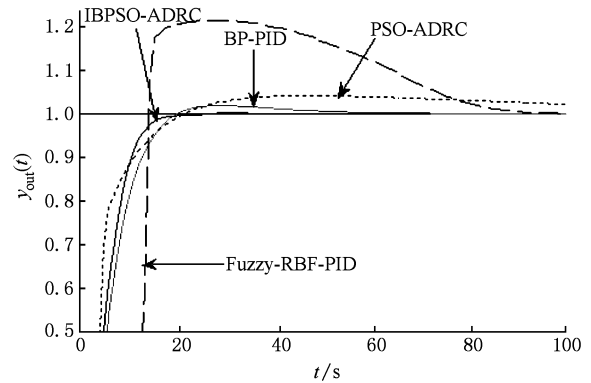


图4 仿真结果比较

为了便于图形数据区分比较, 于是只截取 $[0.5, 1.2]$ 之间的图像. 由图4可以看出, 基于免疫双态微粒群算法优化 ADRC 控制系统, 由于免疫双态微粒群超强搜索能力, 快速地找到 ADRC 控制器参数全局最优值, 其响应速度、调节时间以及超调量, 误差等性能方面得到了较大提高. 本文 BIPSO 方法的控制效果明显优于常规的 PSO 算法优化的 ADRC 控制^[15], BP 网络优化的 PID 控制^[22] (BP-PID), 基于模糊 RBF 网络优化的 PID 控制 (Fuzzy-RBF-PID)^[22].

实例 2

$$y(k+1) = \frac{y(k)}{1 + y(k)^2 + d(k)} + u(k)^3, \quad (27)$$

期望信号: $y_r(k+1) = 1$, 扰动信号: $d(k) = \sin(k/50)$.

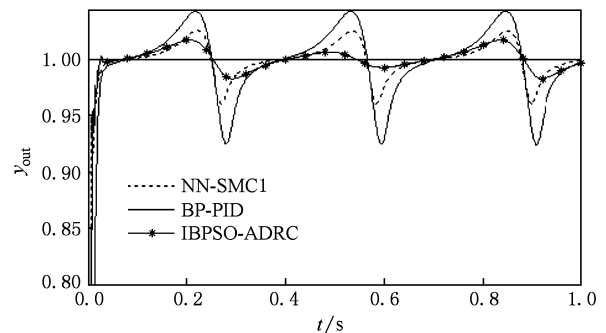


图5 三种方法的比较

图5中 NN-SMC1 为提出一种基于神经网络估计的非线性离散时间系统自适应准滑模控制方法^[23]. 通过图5可以清楚地看到本文 IBPSO-ADRC 方法在抗干扰能力明显优于 NN-SMC1, BP-PID.

5.2. 混沌系统仿真实验

5.2.1. 确定性混沌系统

带控制项的 Henon 混沌系统^[22]方程为

$$\begin{aligned} x_1(k+1) &= 1 - a(x_1(k))^2 + bx_2(k) + u(k), \\ x_2(k+1) &= x_1(k), \end{aligned} \quad (28)$$

选择系统参数 $a = 1.4, b = 0.3$, 当 $u(k) = 0$ 时系统处于混沌态. 其不稳定平衡点为 $(0.6314, 0.6314)$,

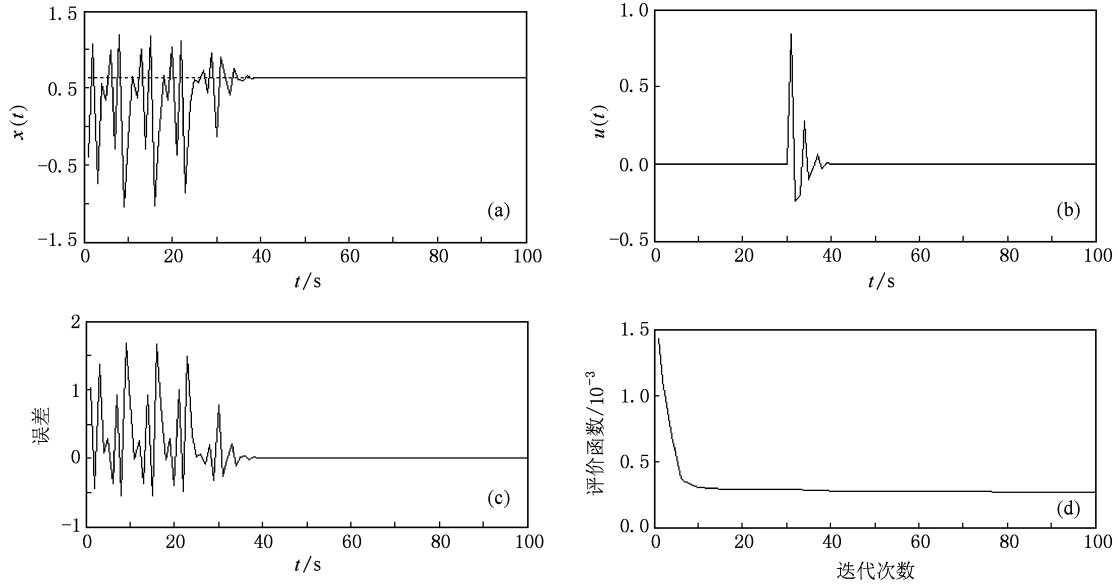


图6 确定性 Henon 混沌系统的 ADRC 控制结果 (a) 系统状态变化曲线; (b) 控制器输出; (c) 误差变化曲线; (d) 评价函数进化曲线

5.2.2. 混沌系统正弦信号追踪

给定输入信号 $y_0(t) = 0.25\sin(t/2)$, 在 $t = 30$ s 时加入控制量经过 IBPSO 算法优化后的 ADRC 参数 $\{\beta_{01}, \beta_{02}, \beta_{03}, \beta_1, \beta_2, b_0\} = \{834.47, 448812.24, -29812122.56, -215.00, -13.15, 32453049.84\}$. 数值仿真结果如图 7 所示, 从图 7 中可以看出, 系统在加入控制量后跟踪的过程中不再出现混沌现象, 相轨迹跟踪了正弦周期轨道, 有较好的跟踪效果.

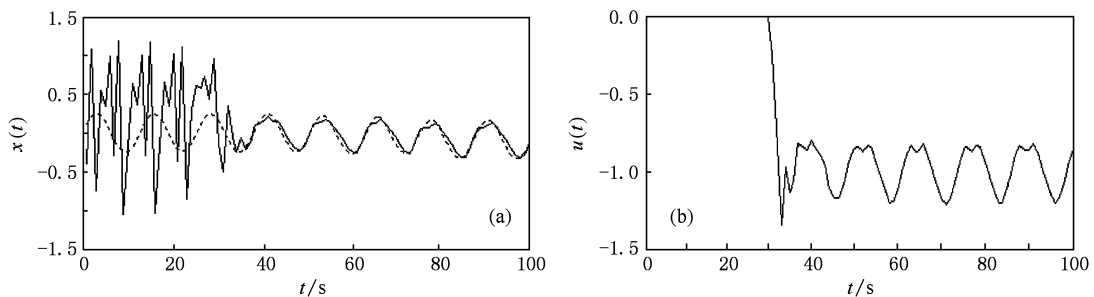


图7 Henon 混沌系统的正弦跟踪 ADRC 控制结果 (a) 状态变化曲线; (b) 控制器输出

在 $t = 30$ s (第 30 步) 加入控制量, 经过 IBPSO 算法数代优化后的 ADRC 参数 $\{\beta_{01}, \beta_{02}, \beta_{03}, \beta_1, \beta_2, b_0\} = \{-846.75, -50762.97, -1480798.40, -220.69, 7.81, -585142468.35\}$. 系统状态变化曲线, 控制量, 误差曲线, 及优化评价函数变化曲线如图 6. 从图 6 可以, 在 30 步之前没对系统加以控制, 系统处于混沌状态, 一旦加了控制量以后系统在很短的时间内达到了平衡态.

5.2.3. 不确定性混沌系统

Henon 混沌系统方程^[24]为

$$\begin{aligned} x_1(k+1) &= 1 - (a + \sigma a)(x_1(k))^2 \\ &\quad + (b + \sigma b)x_2(k) + \sigma d_1 + u(k), \\ x_2(k+1) &= x_2(k) + \sigma d_2, \end{aligned} \quad (29)$$

其中不确定性为 $\sigma a = 0.02, \sigma b = 0.03$, 外部干扰为 $\sigma d_1 = 0.1\sin(k), \sigma d_2 = 0.01\sin(k)$. 在 $t = 30$ s (第 30 步) 时对系统加入控制量, 经过 IBPSO 算法

优化后的 ADRC 参数 $\{\beta_{01}, \beta_{02}, \beta_{03}, \beta_1, \beta_2, b_0\} = \{1422.77, 1136347.07, 1386587.33, 87, 15.29, -71622831.42\}$. 系统状态变化曲线, 控制量, 误差曲线, 及优化适应度变化曲线如图 8. 系统在内部参

数扰动及外部干扰的情况下能在很短的时间内达到平衡态, 可以看出文中的方法对不确定性混沌系统具有很好的控制效果. 系统的控制效果如图 8 所示.

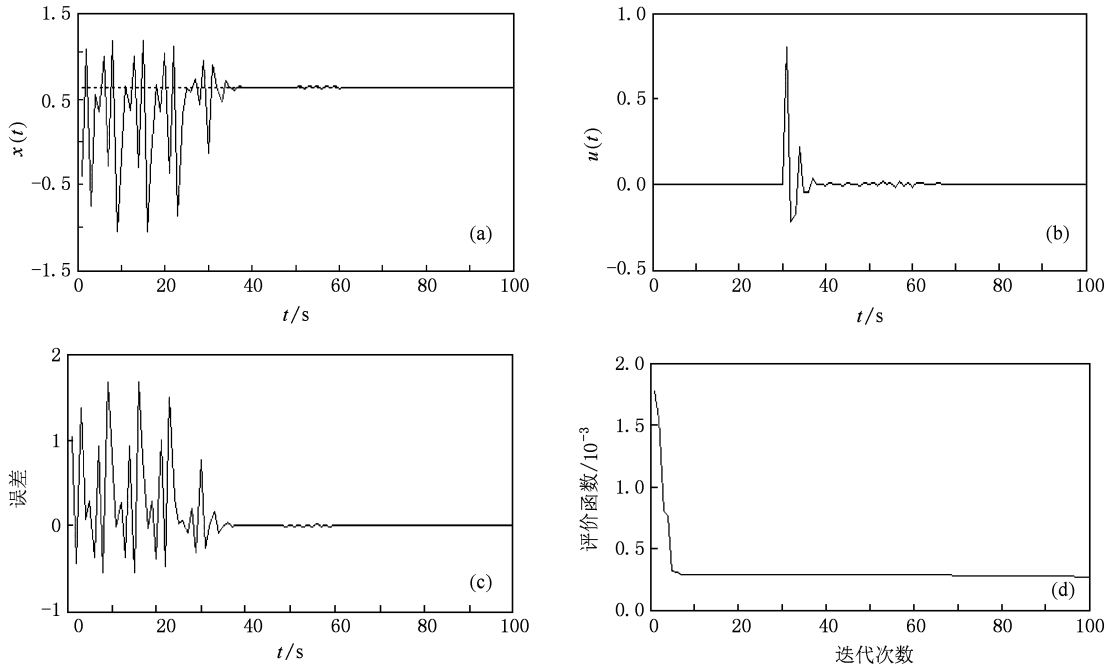


图 8 非确定性 Henon 混沌系统的 ADRC 控制结果 (a) 状态变化曲线; (b) 控制器输出; (c) 误差变化曲线; (d) 评价函数进化曲线

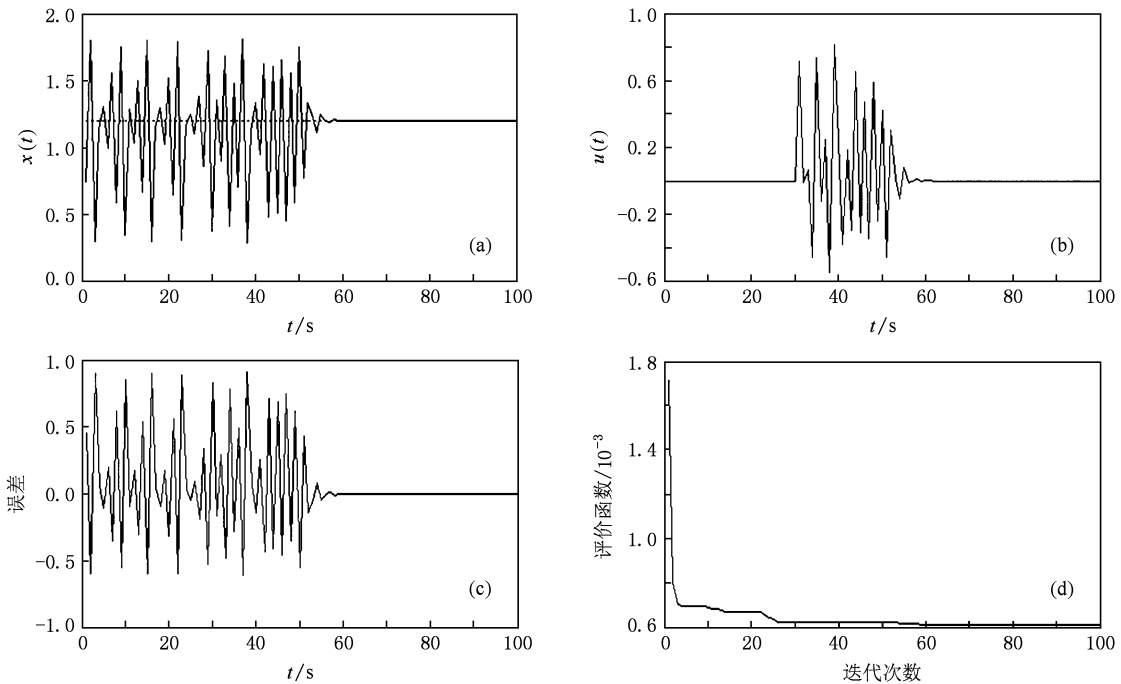


图 9 六辊 UC 轧机混沌系统的 ADRC 控制结果 (a) 系统状态变化曲线; (b) 控制器输出; (c) 误差变化曲线; (d) 评价函数进化曲线

5.3. 六辊 UC 轧机混沌系统应用实例

六辊 UC 轧机为典型的混沌系统^[9]模型如下:

$$x(n+1) = r \cdot x(n) \exp(1 - x(n)^2) + u(n), \quad (30)$$

未给系统施加控制作用时,即 $u(n) = 0$ 时,在 $r \geq 1.5$ 的情况下,系统处于混沌状态. 初始条件 $x(0) = 1.45$,当 $t \geq 50$ 时加入控制量,目标是控制 $x(n)$ 到系统平衡点 1.199273. 经过 IBPSO 算法优化后的 ADRC 参数 $\{\beta_{01}, \beta_{02}, \beta_{03}, \beta_1, \beta_2, b_0\} = \{-132.73, 388046.48, 1156883.80, 195.61, 15.47, 242206231.95\}$. 六辊 UC 轧机混沌系统的控制效果如图 9.

6. 结 论

结合人工免疫系统的克隆选择和受体编辑

机理及粒子群优化算法各自的优点,提出了一种基于免疫双态微粒群算法的自抗扰控制器优化设计思想,构建了一种基于免疫双态微粒群算法的混沌系统自抗扰控制系统. 该控制方法不需要了解实际被控对象太多的先验知识,只需了解被控对象输入输出及目标值便可以对系统进行有效控制. 而且对带有不确定的参数摄动及外部噪声干扰的混沌系统仍然能有效控制. 充分发挥了免疫双态微粒群算法较强的全局优化搜索能力,收敛速度快等优点,充分体现出自抗扰控制器的动态适应性与鲁棒性. 仿真结果表明该方法是有用的,可行的,是混沌系统控制的一种新方法.

- [1] Ott E, Grebogi C, Yorke J A 1990 *Phys. Rev. Lett.* **64** 1196
- [2] Hernault M L, Barbot J P, Ouslimani A 2008 *IEEE Trans. Circuits Syst. I, Reg. Papers* **55** 614
- [3] Li Z G, Li K, Wen C G, Soh Y C 2003 *IEEE Trans. Comm.* **51** 1306
- [4] Wang Y S, Sun J, Wang C J, Fan H D 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 6121 (in Chinese)[王永生、孙 瑾、王昌金、范洪达 2008 物理学报 **57** 6121]
- [5] Lu J Q, Cao J D, Daniel W C H 2008 *IEEE Trans. Circ. Syst. (Part I)* **55** 1347
- [6] Alexander L F, Boris A, Robin J E 2008 *IEEE Trans. Circ. Syst.* **55** 1685
- [7] Lam H K, Ling W K, Iu H C H, Ling S H S 2008 *IEEE Trans. Circ. Syst.* **55** 893
- [8] Wang X Y, Meng J 2009 *Acta. Phys. Sin.* **58** 3780 (in Chinese)[王兴元、孟 娟 2009. 物理学报 **58** 3780]
- [9] Wang D F, Han P 2006 *Acta. Phys. Sin.* **55** 1644 (in Chinese)[王东风、韩 璞 2006 物理学报 **55** 1644]
- [10] Liu H, Liu D 2007 *Control Theory & Applications* **24** 761 (in Chinese)[刘 涵、刘 丁 2007 控制理论与应用 **24** 761]
- [11] Han J Q 2009 *IEEE Trans. Industrial Electronics* **56** 900
- [12] Han J Q 2008 *Active Disturbance Rejection Control Technique* (Beijing: National Defense Industry Press) p2 (in Chinese)[韩京清 2008 自抗扰控制技术 (北京: 国防工业出版社) 第 2 页]
- [13] Zhang W G, Han J Q 2000 *Control and Decision* **15** 301 (in Chinese)[张文革、韩京清 2000 控制与决策 **15** 301]
- [14] Shao L W, Liao X Z, Zhang Y H 2008 *Control Theory & Applications* **25** 205[邵立伟、廖晓钟、张宇河 2008 控制理论与应用 **25** 205]
- [15] Shi Y L, Hou C Z, Su H B 2008 *Journal of System Simulation* **20** 433 (in Chinese)[史永利、侯朝楨、苏海滨 2008 系统仿真学报 **20** 433]
- [16] Xin J, Liu D, Yang Y X 2007 *Control Theory & Applications* **24** 546 (in Chinese)[辛 菁、刘 丁、杨延西 2007 控制理论与应用 **24** 546]
- [17] Eberchart R, Kennedy J 1995 *Proc. Int. Sym. Micro Machine and Human Science*(Nagoya Japan IEEE Press) p39
- [18] Li X D, Engelbrecht A. P 2007 *Proc. Genetic Evol. Comput. Conf* (London, United Kingdom), July 07—11 2007 p3391
- [19] Zhan Z H, Zhang J, Li Y, Chung H S H 2009 *IEEE Trans. Syst. Man. Cyber (Part B)* **39** 1362
- [20] DeCastro L N, VonZuben F J 2002 *IEEE Trans. Evol. Comp.* **62** 39
- [21] Ge H W, Sun L, Liang Y C, Qian F 2008 *IEEE Trans. Syst. Man. Cyber (Part A)* **38** 358
- [22] Liu J K 2007 *Advanced PID control and MATLAB Simulation* (Beijing: Electrical Industry Press) P163, p263 (in Chinese)[刘金琨 2007 先进 PID 控制 MATLAB 仿真 (北京: 电子工业出版社) 第 163, 263 页]
- [23] Hou Z S, Wang W H, Jin S T 2009 *Control Theory & Applications* **26** 505 (in Chinese)[侯忠生、王卫红、金尚泰 2009 控制理论与应用 **26** 509]
- [24] Wen S H, Wang Z, Liu F C 2009 *Acta. Phys. Sin.* **58** 3753 (in Chinese)[温淑焕、王 哲、刘福才 2009 物理学报 **58** 3753]

Active disturbance rejection control of a chaotic system based on immune binary-state particle swarm optimization algorithm*

Liu Zhao-Hua^{1)2)†} Zhang Ying-Jie²⁾ Zhang Jing¹⁾ Wu Jian-Hui²⁾

1) (*College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China*)

2) (*College of Computer and Communication, Hunan University, Changsha 410082, China*)

(Received 24 November 2009; revised manuscript received 16 April 2010)

Abstract

The active disturbance rejection control (ADRC) has the property of requiring no knowledge about the precise mathematical model, but the parameters of controller is difficult to be tuned. An active disturbance rejection control based on immune binary-state particle swarm optimization algorithm (IBPSO-ADRC) is proposed, which takes advantage of the combination of the artificial immune systems (AIS) and particle swarm optimization (PSO). The proposed algorithm is applied to optimize the parameters of ADRC and then to control chaotic system. Furthermore, a new ADRC for the chaotic system is constructed. The simulation experiments indicate that the scheme requires no knowledge about the mathematical model with fast response speed, while restraining the parameter perturbation of chaotic system effectively and is robust to noise.

Keywords: artificial immune system (AIS), particle swarm optimization (PSO), chaotic system, active disturbance rejection control (ADRC)

PACS: 95.10.Fh, 02.30.Yy, 05.45.Gy

* Project supported by the Key National Natural Science Foundation of China (Grant No. 60634020), the Key Planned Science and Technology Project of Hunan Province, China (Grant No. 2010GK2022).

† E-mail: zhangyj@hnu.edu.cn, zhaohualiu2009@hotmail.com