

文章编号: 1001-0920(2013)07-1094-05

## 基于改进粒子群优化算法的离散混沌系统神经滑模控制

吴建辉<sup>a,b</sup>, 章 兢<sup>a,b</sup>, 刘朝华<sup>b</sup>

(湖南大学 a. 信息科学与工程学院, b. 电气与信息工程学院, 长沙 410082)

**摘要:** 针对离散混沌系统, 提出一种基于融合 Powell 法的粒子群优化策略 (Powell-PSO 算法) 的神经滑模等效控制方法. 该方法通过将 BP 神经网络的输出作为滑模等效控制的切换部分的系数, 有效地克服了传统滑模等效控制的抖振现象; 利用 Powell-PSO 算法对神经滑模控制器的参数进行全局优化, 提高了离散混沌系统的控制品质. 仿真实验结果表明, 所提出的方法无需了解离散混沌系统精确模型, 具有响应速度快、控制精度高以及抗干扰能力强的优点.

**关键词:** 混沌系统; 粒子群优化; 滑模控制; 神经网络

中图分类号: TP18

文献标志码: A

## Neural network sliding mode control based on improved particle swarm optimization algorithm for discrete-time chaotic systems

WU Jian-hui<sup>a,b</sup>, ZHANG Jing<sup>a,b</sup>, LIU Zhao-hua<sup>b</sup>

(a. College of Information Science and Engineering, b. College of Electrical and Information Engineering, Hu'nan University, Changsha 410082, China. Correspondent: WU Jian-hui, E-mail: wujianhui123@tom.com)

**Abstract:** Aiming at discrete-time chaotic systems, the neural network sliding mode equivalent control method based on a hybrid algorithm which combines the particle swarm optimization algorithm and the Powell search method (Powell-PSO algorithm) is proposed. When taking the output of BP neural network as the coefficient of the switch part of sliding mode equivalent control, the method effectively overcomes the chattering phenomenon of conventional sliding mode equivalent control. The Powell-PSO algorithm is applied to globally optimize the parameters of neural network sliding mode controller and then to control discrete-time chaotic systems more effectively. Simulation results show that the method requires no knowledge about the precise mathematical model of discrete-time chaotic systems with fast response speed, high control precision and strong anti-interference ability.

**Key words:** chaotic system; particle swarm optimization (PSO); sliding mode control (SMC); neural network

### 0 引言

混沌系统是非线性动力系统所特有的一种非周期运动形式, 对初始值极为敏感, 其行为轨迹非常复杂且无规则, 过去人们认为混沌的控制是非常困难的. 自从 1990 年 Ott 等<sup>[1]</sup>提出混沌控制和 Carroll 等<sup>[2]</sup>提出混沌同步以来, 混沌理论在保密通信<sup>[3]</sup>、数据加密<sup>[4]</sup>和混沌电路设计<sup>[5]</sup>等诸多领域得到了广泛应用, 混沌系统控制已成为非线性系统控制的热点, 许多研究人员相继提出了诸多有效的控制方法, 如神经网络控制<sup>[6]</sup>、反馈控制<sup>[7]</sup>、智能 PID 控制<sup>[8]</sup>、模糊控制<sup>[7]</sup>和自抗扰控制<sup>[9]</sup>等. 以上方法大多是在已知混沌模型参数的前提下提出来的, 但由于实际混沌系统的复杂性,

它的某些参数很难精确已知, 而且外部扰动及其内部参数的摄动也给混沌系统带来不确定性, 这些因素可能会导致系统的控制性能严重退化<sup>[9]</sup>.

滑模控制 (SMC) 是一类特殊的非线性控制, 系统状态通过控制量的切换沿滑模面滑动, 具有物理实现简单、响应快速等优点<sup>[10]</sup>, 而且当受到外部干扰和参数摄动的情况下系统具有不变性<sup>[10]</sup>. 然而, 由于控制输入的切换, 使得系统到达滑模面后不但很难收敛到平衡点, 而且反复穿越滑模面, 从而形成了抖振. 滑模控制在非线性系统, 如电机控制<sup>[11]</sup>和混沌系统<sup>[12]</sup>控制中得到了推广和应用. 滑模控制能否充分发挥其优越性的关键之一是控制参数的选择问题, 因此参数整

收稿日期: 2012-02-13; 修回日期: 2012-06-06.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61174140, 61174050); 高校博士点基金项目(20110161110035).

作者简介: 吴建辉(1970—), 男, 讲师, 博士生, 从事自然计算的研究; 章兢(1957—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能计算等研究.

定已成为许多学者研究的焦点. 遗传算法<sup>[10]</sup>以及人工免疫算法<sup>[9]</sup>等方法的运用, 在一定程度上改善了控制效果, 但往往容易陷入局部值的寻优之中. 如何获得一组较优的参数, 使控制具有更好的控制品质, 仍是一个值得探讨的问题.

本文针对离散混沌系统提出了一种基于 Powell-PSO 算法 (PPSO 算法) 的神经滑模等效控制方法. 该方法通过将 BP 神经网络的输出作为滑模等效控制的切换控制的系数, 能有效削弱滑模等效控制的抖振. 由于 PPSO 算法有机地融合了具有全局搜索能力的 PSO 算法及强局部寻优能力的 Powell 法, 其全局优化能力得到有效提高, 当利用 PPSO 算法对神经滑模控制器的参数进行全局优化时, 能有效提高 PPSO-NNSMC 的控制性能. 仿真实验结果表明, 该方法在无需了解离散混沌系统精确模型的情况下, 响应速度较快、控制精度较高、抗干扰能力较强.

## 1 神经滑模等效控制 (NNSMC)

### 1.1 BP 神经网络流程

BP 神经网络是神经网络模型中使用最广泛的一种模型. BP 算法介绍及其整定原理参见文献 [13-14]. 在本文的 BP 神经网络中有切换函数  $s(k)$  和切换函数的导数  $ds(k)$  ( $ds(k) = s(k) - s(k-1)$ ) 两个输入、4 个隐层神经元、1 个输出参数  $\mu_{NZ}$ . BP 算法流程如下.

Step 1: 初始化权值和阈值;

Step 2: 给定输入  $s(k)$ 、 $ds(k)$  和目标输出  $r_l(k)$ ;

Step 3: 计算实际输出  $y_l(k)$  以及误差输出层误差  $error_l(k) = r_l(k) - y_l(k)$ ;

Step 4: 按照误差反向传播修正权值和阈值;

Step 5: 若达到误差精度或循环次数要求, 则输出结果, 否则回到 Step 3.

### 1.2 基于等效控制方法的神经滑模控制

#### 1.2.1 神经滑模控制律

Furuta 于 1990 年提出了一种如下的离散滑模变结构控制律<sup>[15]</sup>:

$$u(k) = u_{eq}(k) + \eta \cdot \text{sgn}(s(k)). \quad (1)$$

其中:  $k$  为迭代代数,  $u_{eq}(k)$  为进入理想滑动模态时的等效控制部分,  $\eta$  为一个预先设定的常数,  $\text{sgn}(\cdot)$  为符号函数.

$$\text{sgn}(s(k)) = \begin{cases} 1, & s(k) > 0; \\ -1, & s(k) < 0. \end{cases}$$

其中  $s(k)$  为切换函数的值.

为有效克服 Furuta 的传统等效滑模控制的抖振现象, 本文对其进行改进, 得到如下神经滑模控制律:

$$u(k) = u_{eq}(k) + \mu_{NZ}(k) \cdot \eta \cdot \text{sgn}(s(k)). \quad (2)$$

式中:  $\mu_{NZ}(k)$  为 BP 神经网络的输出, 用作控制输入  $u(k)$  的切换部分的系数. 当  $\mu_{NZ}(k) = 1$  时, 式 (2) 就是式 (1), 此时控制律为传统的等效滑模控制; 当  $\mu_{NZ}(k) \neq 1$  时, 通过 BP 神经网络的输出  $\mu_{NZ}(k)$  的实时变化能够实现抖振的减弱.

在式 (2) 中, 将  $\eta$  从固定常数改为可变常数, 在误差  $e(k)$  的绝对值大于或等于 0.03 时, 设定一个较大值可以减少过渡时间, 加快响应速度; 在即将达到滑模面时,  $\eta$  设定一个较小值, 可以进一步减弱抖振.  $\eta$  的确定如下:

$$\eta = \begin{cases} 0.1, & \text{abs}(e(k)) \geq 0.03; \\ 0.01, & \text{abs}(e(k)) < 0.03. \end{cases} \quad (3)$$

#### 1.2.2 神经滑模控制律等效控制部分的设计

以带控制项的 Henon 混沌系统为例, 神经滑模控制律等效控制部分的设计描述如下.

带控制项的 Henon 混沌系统<sup>[9]</sup>方程为

$$\begin{cases} x_1(k+1) = 1 - ax_1^2(k) + bx_2(k) + u(k), \\ x_2(k+1) = x_1(k). \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $x \in R^n, u \in R$ . 取切换函数  $s(k) = C_e[e(k); de(k)]$ ,  $C_e = [c_k, c_0]$ , 则有  $s(k+1) = C_e[e(k+1); de(k+1)]$ , 而  $de(k+1) = (e(k+1) - e(k))/ts$ , 其中  $ts$  为采样时间, 所以有

$$s(k) = c_k e(k) + c_0 de(k), \quad (5)$$

$$s(k+1) = (c_k + c_0/ts)e(k+1) - (c_0/ts)e(k). \quad (6)$$

离散系统进入理想滑动模态时,  $s(k)$  满足

$$s(k+1) = s(k), \quad (7)$$

即有

$$\begin{aligned} (c_k + c_0/ts)e(k+1) - (c_0/ts)e(k) = \\ c_k e(k) + c_0 de(k), \end{aligned} \quad (8)$$

而  $e(k+1) = r(k+1) - x_1(k+1)$ . 设  $f(k) = 1 - ax_1^2(k) + bx_2(k)$ , 则有  $u_{eq}(k) = x_1(k+1) - f(k)$ .

综上, 可得神经滑模控制律等效控制部分为

$$u_{eq}(k) = \frac{(c_k + c_0/ts)r(k+1) - (c_k + c_0/ts)e(k) - \frac{c_0 de(k)}{(c_k + c_0/ts)} - f(k)}{(c_k + c_0/ts)} \quad (9)$$

#### 1.2.3 神经滑模控制器稳定性证明

下面证明神经滑模控制器稳定性.

定义 Lyapunov 函数

$$V(k) = \frac{1}{2} s^2(k). \quad (10)$$

将  $e(k+1) = r(k+1) - x_1(k+1)$  代入式 (6), 得

$$\begin{aligned} s(k+1) = \\ (c_k + c_0/ts)[r(k+1) - (f(k) + u(k))] - (c_0/ts)e(k). \end{aligned} \quad (11)$$

将式(2)代入(11),得

$$s(k+1) = (c_k + c_0/ts)[r(k+1) - (f(k) + u_{eq}(k) + \mu_{NZ}(k) \cdot \eta \cdot \text{sgn}(s(k)))] - (c_0/ts)e(k). \quad (12)$$

将式(9)代入(12),得

$$s(k+1) = s(k) - (c_k + c_0/ts)\mu_{NZ}(k) \cdot \eta \cdot \text{sgn}(s(k)). \quad (13)$$

所以

$$s^2(k+1) - s^2(k) = [(c_k + c_0/ts)\mu_{NZ}(k) \cdot \eta \cdot \text{sgn}(s(k))]^2 - 2s(k)(c_k + c_0/ts)\mu_{NZ}(k) \cdot \eta \cdot \text{sgn}(s(k)). \quad (14)$$

要使控制器稳定,则  $s^2(k+1) - s^2(k) < 0$ , 只要

$$|(c_k + c_0/ts)\mu_{NZ}(k) \cdot \eta \cdot \text{sgn}(s(k))|^2 < 2|s(k)(c_k + c_0/ts)\mu_{NZ}(k) \cdot \eta \cdot \text{sgn}(s(k))|, \quad (15)$$

则有

$$|(c_k + c_0/ts)\mu_{NZ}(k) \cdot \eta \cdot \text{sgn}(s(k))| < 2|s(k)|, \quad (16)$$

即

$$|\mu_{NZ}(k) \cdot \eta| < \frac{2|s(k)|}{|(c_k + c_0/ts)\text{sgn}(s(k))|}, \quad (17)$$

从而有

$$|\eta| < \frac{2|s(k)|}{|(c_k + c_0/ts)\mu_{NZ}(k)|}. \quad (18)$$

当  $\eta$  满足式(18)时,神经滑模控制器是稳定的.在式(18)中,虽然  $s(k), \mu_{NZ}(k)$  是不断变化的,但从仿真实验中可知,当  $0 < \eta \leq 0.2$  时控制器是稳定的.

## 2 基于 PPSO 算法的 NNSMC 优化设计

### 2.1 评价函数的选择

评价函数的选取不仅需考虑系统的快速性、稳定性及准确性,同时应考虑控制能量问题,其形式为

$$J(p) = \int_0^\infty (w_1|e(t)| + w_2|u(t)| + w_3t_u)dt. \quad (19)$$

式中:  $e(t)$  为系统误差;  $u(t)$  为控制量;  $t_u$  为初始的阶跃时间;  $w_1, w_2, w_3$  为权重.评价函数(适应度函数)  $J(p)$  值越小,表明相应粒子  $p$  越靠近全局最优解.评价函数值随着算法的运行逐步减小.

### 2.2 离散混沌系统神经滑模等效控制框图

Powell-PSO 优化算法(PPSO)采用融合 Powell 搜

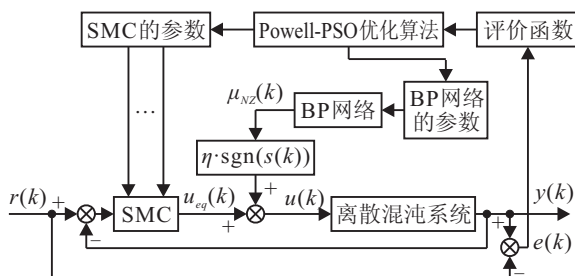


图 1 离散混沌系统神经滑模等效控制框图

索法的粒子群优化算法<sup>[16]</sup>.基于 Powell-PSO 优化算法的离散混沌系统神经滑模等效控制框图见图 1.

### 2.3 PPSO-NNSMC 流程

Step 1: NNSMC 控制器等参数初始化以及规模为  $N$  的一群粒子初始化,粒子初始化参数包括混合算法最大迭代次数  $M$ 、PSO 算法最大迭代次数  $t_{\max}$  和 Powell 法搜索精度  $\epsilon$ ;

Step 2: 根据系统评价函数计算各粒子适应度值;

Step 3: 若总迭代代数大于  $M$ ,则停止迭代,算法运行结束, NNSMC 控制器输出,对混沌系统进行控制,否则转 Step 4;

Step 4: PSO 全局搜索;

Step 5: Powell 法局部搜索;

Step 6: 重新初始化粒子的位置和速度;

Step 7: 将已搜索到的最优适应度值粒子赋给已初始化的粒子,并转到 Step 2.

## 3 仿真实验

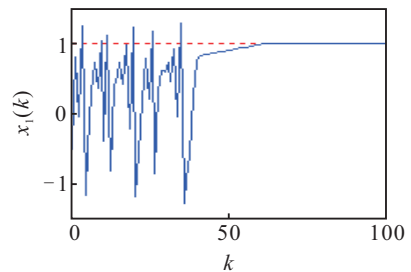
针对 Henon 混沌系统、六辊 UC 轧机混沌系统进行实验仿真,以验证 PPSO-NNSMC 的有效性.

### 3.1 Henon 混沌系统仿真实验

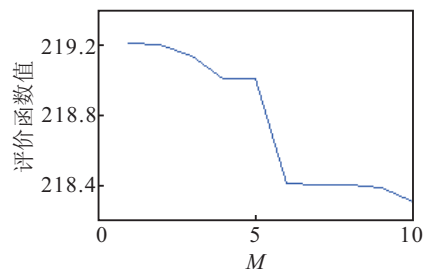
#### 3.1.1 确定性 Henon 混沌系统仿真实验

带控制项的 Henon 混沌系统的方程为式(4),选择参数  $a = 1.4, b = 0.3$ ,当  $u(k) = 0$  时,系统处于混沌态,其不稳定平衡点为  $(0.6314, 0.6314)$ ,初始位置  $(x_1(1), x_2(1)) = (-0.5, 0.5)$ .

图 2 为确定性 Henon 混沌系统的 PPSO-NNSMC 针对阶跃信号  $r(k) = 1$  的控制效果图.



(a) 系统状态变化曲线



(b) 评价函数进化曲线

图 2 确定性 Henon 混沌系统的 PPSO-NNSMC 的控制效果 ( $r(k) = 1$ )

由图 2(a) 可知,在  $k = 40$  步时加入控制量,经过

大约 20 次迭代,  $x_1$  可以稳定在非不稳定平衡点 1. 由图 2(b) 可知, 经过 PPSO 算法,  $M(M=10)$  代优化后的 PPSO-NNSMC 参数  $c_k = 1.34679, c_0 = 0.00018$ , 评价函数值不断减小, 最终评价函数值  $P_z$  为 218.3. 图 3 为 PPSO-NNSMC ( $c_k = 2.83288, c_0 = 0.00001, P_z = 50.1$ ) 和 PPSO-SMC ( $c_k = 5.00000, c_0 = 0.00259, P_z = 45.9$ ) 针对正弦信号  $r(k) = 0.25 \sin(k/2)$  的控制效果图. PPSO-SMC 为基于 PPSO 算法优化的无 BP 神经网络输出  $\mu_{NZ}(k)$  的传统等效滑模控制.

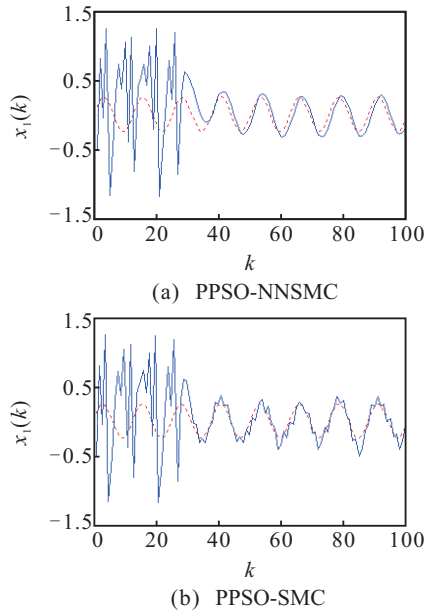


图 3 PPSO-NNSMC 和 PPSO-SMC 的控制效果

由图 3 可以看出: 虽然正弦信号的频率较高, 变化较快, 控制难度大, 但 PPSO-NNSMC 能够较好地跟踪正弦信号; 虽然 PPSO-SMC 的  $P_z$  值优于 PPSO-NNSMC 的  $P_z$  值, 但 PPSO-SMC 的抖振非常明显, 其系统状态变化曲线的跟踪波形有畸变.

### 3.1.2 不确定性 Henon 混沌系统仿真实验

不确定 Henon 混沌系统<sup>[9]</sup>方程为

$$\begin{cases} x_1(k+1) = 1 - (a + \sigma a)x_1^2(k) + \\ \quad (b + \sigma b)x_2(k) + \sigma d_1 + u(k), \\ x_2(k+1) = x_1(k) + \sigma d_2. \end{cases} \quad (20)$$

式中: 不确定性  $\sigma a = 0.02, \sigma b = 0.03$ ; 外部干扰  $\sigma d_1 = 0.1 \sin k, \sigma d_2 = 0.01 \sin k$ . 图 4 为针对方波信号  $r(k) = 2.0 \text{sign}(\sin(8\pi kts))$  PPSO-NNSMC 的控制效果图.

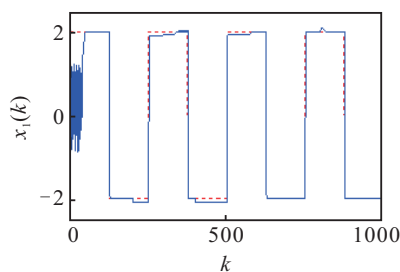


图 4 系统状态变化曲线

在图 4 中, 当  $k=40$  步时加入控制量, 在每 200 步加入  $0.1 \sin k$  的输入扰动, PPSO-NNSMC 经过优化后的参数为  $c_k = 5.00000, c_0 = 0.00020, P_z$  值为 63.4. 由图 4 可以看出, PPSO-NNSMC 能够较好地跟踪方波信号, 具有较好的抗干扰性能.

### 3.2 六辊 UC 轧机混沌系统

六辊 UC 轧机为典型的混沌系统, 其模型如下:

$$x(k+1) = rs \cdot x(k) \cdot \exp(1 - x^2(k)) + u(k). \quad (21)$$

在  $rs \geq 1.5$  的情况下, 系统处于混沌状态. 当初始条件  $x(1) = 1.45$  时, 控制  $x(k)$  到系统平衡点 1.199273.

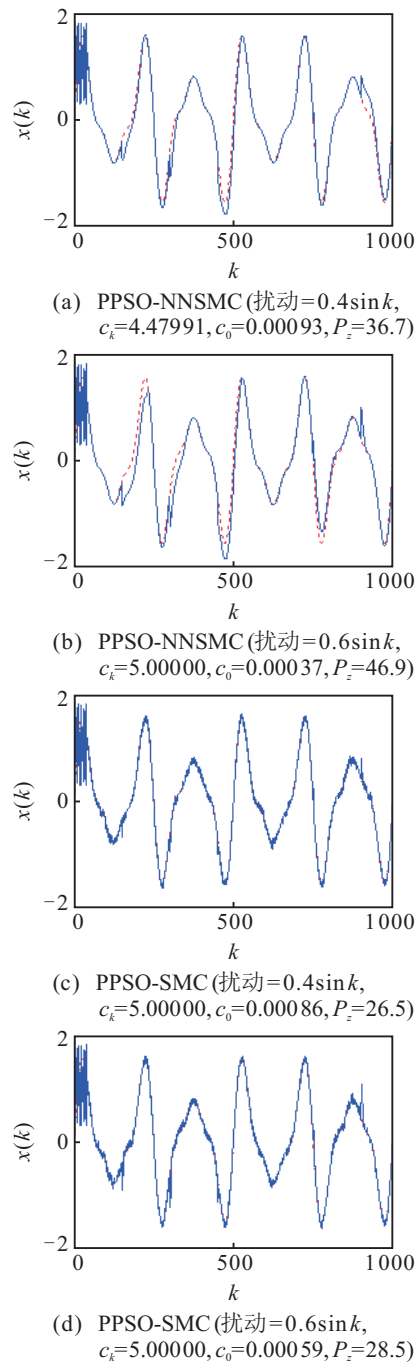


图 5 PPSO-NNSMC 和 PPSO-SMC 在不同输入扰动时系统状态变化曲线比较

对于正弦合成信号

$$r(k) =$$

$$1.0 \sin(12\pi kts) + 0.5 \sin(20\pi kts) + 0.3 \sin(28\pi kts),$$

PPSO-NNSMC 和 PPSO-SMC 在不同输入扰动时的系统状态变化曲线比较如图 5 所示。

由图 5 可看出, 针对不同的正弦输入扰动, PPSO-SMC 的抖振非常明显, 波形有畸变; 而 PPSO-NNSMC 基本上消除了抖振并能够较好地跟踪正弦合成信号, 但由于 BP 神经网络权值训练速度较慢, 以致前 2 次干扰来临时调节时间较长。

#### 4 结 论

本文针对离散混沌系统构建了一种基于 PPSO 算法的神经滑模等效控制器 PPSO-NNSMC。通过将 BP 神经网络的输出作为滑模等效控制的切换控制的系数, 能有效削弱滑模等效控制的抖振; 利用 PPSO 算法能够有效地提高 PPSO-NNSMC 的控制品质。实验仿真结果表明, 该控制方法能较好地跟踪各种信号, 具有响应速度较快、控制精度较高以及抗干扰能力较强的优点。但是, 如何克服因 BP 神经网络权值训练速度较慢而导致的干扰来临时调节时间较长, 是需要进一步研究和解决的问题。

#### 参考文献(References)

- [1] Ott E, Grebogi C, Yorke J. Controlling chaos[J]. *Physical Review Letters*, 1990, 64(11): 1196-1199.
- [2] Pecora L M, Carroll T L. Synchronization in chaotic systems[J]. *Physical Review Letters*, 1990, 64(8): 821-824.
- [3] Bogris A, Argyris A, Syvridis D. Encryption efficiency analysis of chaotic communication systems based on photonic integrated chaotic circuits[J]. *IEEE J of Quantum Electronics*, 2010, 46(10): 1421-1429.
- [4] Wang L P, Liu W, Shi H. Noisy chaotic neural networks with variable thresholds for the frequency assignment problem in satellite communications[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics — Part C: Applications and Reviews*, 2008, 38(2): 209-217.
- [5] Buscarino A, Fortuna L, Frasca M, et al. Design of time-delay chaotic electronic circuits[J]. *IEEE Trans on Circuits and Systems — I: Regular Papers*, 2011, 58(8): 1888-1896.
- [6] Zhang H G, Ma T D, Huang G B, et al. Robust global exponential synchronization of uncertain chaotic delayed neural networks via dual-stage impulsive control[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics — Part B: Cybernetics*, 2010, 40(3): 831-844.
- [7] Lam H K, Ling W K, Herbert H C I, et al. Synchronization of chaotic systems using time-delayed fuzzy state-feedback controller[J]. *IEEE Trans on Circuits and Systems — I: Regular Papers*, 2008, 55(3): 893-903.
- [8] 牛培峰, 张君, 关新平. 基于遗传算法的统一混沌系统比例-积分-微分神经网络解耦控制研究[J]. *物理学报*, 2007, 56(5): 2493-2497.  
(Niu P F, Zhang J, Guan X P. Research on proportional-integral-derivative neural network decoupling control based on genetic algorithm optimization for unified chaotic system[J]. *Acta Physica Sinica*, 2007, 56(5): 2493-2497.)
- [9] 刘朝华, 张英杰, 章兢, 等. 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): 1-9.  
(Liu Z H, Zhang Y J, Zhang J, et al. Active disturbance rejection control of a chaotic system based on immune binary-state particle swarm optimization algorithm[J]. *Acta Physica Sinica*, 2011, 60(1): 1-9.)
- [10] 陈志梅, 王贺, 孟文俊. 基于遗传算法的一类非线性系统的变结构控制[J]. *太原科技大学学报*, 2009, 30(3): 191-194.  
(Chen Z M, Wang H, Meng W J. Variable structure control based on GA for a class of nonlinear system[J]. *J of Taiyuan University of Science and Technology*, 2009, 30(3): 191-194.)
- [11] 张晓光, 赵克, 孙力, 等. 永磁同步电机滑模变结构调速系统动态品质控制[J]. *中国电机工程学报*, 2011, 31(5): 47-52.  
(Zhang X G, Zhao K, Sun L, et al. Sliding mode control of permanent magnet synchronous motor based on a novel exponential reaching law[J]. *Proc of the CSEE*, 2011, 31(5): 47-52.)
- [12] Moez F. Sliding mode control and synchronization of chaotic systems with parametric uncertainties[J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2009, 41(3): 1390-1440.
- [13] Hornik K, Stinchcombe M, White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators[J]. *Neural Networks*, 1989, 2(5): 359-366.
- [14] Huang M Z, Ma Y W, Wan J Q, et al. Simulation of a paper mill wastewater treatment using a fuzzy neural network[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(3): 5064-5070.
- [15] Furuta K. Sliding mode control of a discrete system[J]. *Systems & Control Letters*, 1990, 14(2): 145-152.
- [16] 吴建辉, 章兢, 陈红安. 融合 Powell 搜索法的粒子群优化算法[J]. *控制与决策*, 2012, 27(3): 343-348.  
(Wu J H, Zhang J, Chen H A. Particle swarm optimization algorithm combination with Powell search method[J]. *Control and Decision*, 2012, 27(3): 343-348.)