

# 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

牛培峰 张 君 关新平

(燕山大学电气工程学院, 秦皇岛 066004)

(2006 年 8 月 22 日收到, 2006 年 9 月 20 日收到修改稿)

提出了采用改进的遗传算法优化比例-积分-微分(PID)神经网络解耦控制器的连接权值, 从而实现 PID 控制器参数的优化及非线性多变量系统的解耦控制. 改进的遗传算法优于基本遗传算法, 它使寻优过程中的计算量减少, 计算效率提高, 收敛速度加快. 将优化后的 PID 神经网络解耦控制器应用于统一混沌系统的控制中, 仿真实验收到良好的控制效果, 证明了 PID 控制器应用于统一混沌系统控制的有效性.

关键词: 混沌系统, 遗传算法, 比例-积分-微分, 神经网络

PACC: 0545

## 1. 引 言

随着计算机控制技术的发展, 混沌系统和混沌控制已经成为一个专门的研究领域<sup>[1-7]</sup>. 控制科学与工程学科中的很多数学方法和智能控制方法已经被引入混沌系统, 而这些控制方法多数需要应用较深的数学知识, 有的过于依赖混沌系统本身的数学模型, 因此使得控制方法的工程实用性受到限制. 比例-积分-微分(PID)控制是一种被广泛应用的简便实用的控制方法, 近年来被引入混沌系统的控制<sup>[8-11]</sup>. 对于线性系统, PID 控制器的三个参数整定问题已经解决, 比如有一些经验整定公式, 而对于非线性系统, PID 控制器的参数整定问题尚未得到有效的解决, 特别是对于多变量非线性系统. 本文在文献[12, 13]的基础上, 应用改进的遗传算法<sup>[14]</sup>, 提出了实现多变量非线性混沌系统解耦控制的 PID 控制器参数整定优化方法.

## 2. 统一混沌系统描述

统一混沌系统描述如下:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= (25a + 10\chi)y - x, \\ \dot{y} &= (28 - 35a)x - xz + (29a - 1)y, \\ \dot{z} &= xy - \frac{(a + 8)z}{3}. \end{aligned} \quad (1)$$

系统(1)中的参数  $a$  在区间  $[-0.06, 1.15]$  时, 系统(1)均处于混沌状态<sup>[15]</sup>. 理论分析和实验研究表明这个系统具有三个平衡点, 它们分别是  $S_1(0, 0, 0)$ ,  $S_2(\sqrt{(8+a\chi)(9-2a)}, \sqrt{(8+a\chi)(9-2a)}, 27-6a)$  和  $S_3(-\sqrt{(8+a\chi)(9-2a)}, -\sqrt{(8+a\chi)(9-2a)}, 27-6a)$ . 其中,  $S_1$  是鞍点,  $S_2$  和  $S_3$  是不稳定焦点.

## 3. 基于改进遗传算法的 PID 神经网络解耦控制器

加入控制的统一混沌系统为

$$\begin{aligned} \dot{x} &= (25a + 10\chi)y - x + u_1, \\ \dot{y} &= (28 - 35a)x - xz + (29a - 1)y + u_2, \\ \dot{z} &= xy - \frac{(a + 8)z}{3} + u_3. \end{aligned} \quad (2)$$

式中,  $u_1, u_2$  和  $u_3$  为 PID 控制器提供的控制输出量. 根据控制理论可知, 系统(2)是一个  $3 \times 3$  的多变量非线性受控系统, 应该设计  $3 \times 3$  的 PID 控制器才能使系统(2)达到理想的解耦控制效果. 但是, 这样做的结果是使控制器的设计十分复杂, 对受控系统的数学模型要求也较高, 不易工程实现.

一种有效的 PID 解耦控制器设计方法是利用神经网络理论, 将神经网络与 PID 控制规律相结合, 组成多层神经网络 PID 控制器, 同时, 采用遗传算法学习神经网络的连接权, 可以实现解耦与控制功能, 使

系统具有很好的动、静态特性。

### 3.1. PID 神经网络解耦控制系统结构

对于一个  $n$  输入  $n$  输出的多变量受控对象, PID 神经网络解耦控制器为  $2n \times 3n \times n$  的 3 层前向网络, 包括  $n$  个并列相同的子网络。

图 1 为本文设计的三变量统一混沌系统的 PID 神经网络解耦控制系统, 三层神经网络 PID 控制器为  $6 \times 9 \times 3$  结构, 网络由 3 个并列的相同子网组成, 每个子网的输入层到隐含层是相互独立的, 每个子网的输入层有 2 个神经元, 其输入分别是系统的给定和系统的实际输出; 每个子网的隐含层有 3 个神经元, 它们分别是比例元、积分元和微分元; 子网络在隐含层到输出层相互交叉耦合, 网络的输出层完成 PID 控制律的综合, 形成受控对象的控制输入, 实现多变量系统的解耦与控制。各层的输入输出函数见文献[12], PID 控制器参数  $K_p, K_I, K_D$  由网络加权系数  $w$  来体现。

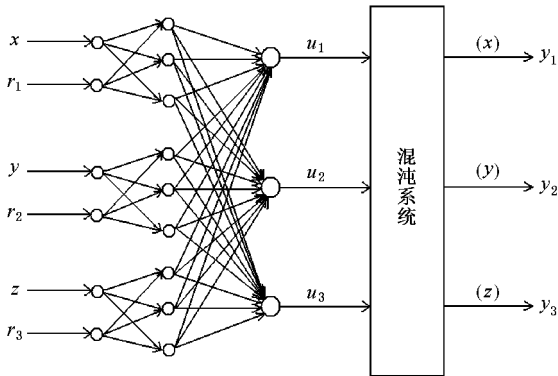


图 1 控制系统结构图

### 3.2. 运用改进的遗传算法训练 PID 神经网络

#### 1) 编码方式

考虑到神经网络加权系数的个数较多, 对加权系数采用十进制编码。

#### 2) 目标函数

取训练目标为

$$J = \sum_{p=1}^n E_p = \sum_{p=1}^n [r_p(k) - y_p(k)]^2, \quad (3)$$

式中  $n$  为被控变量的个数。

#### 3) 初始种群的产生

初始种群通常可随机产生, 但为了加快搜索步伐, 我们采用均匀分布采样点的方法产生初始化代

码串群。根据 PID 神经网络的特点, 可依据 PID 控制规律确定  $w_{sijl}$  与  $w_{sjhl}$  的初值。其中,  $w_{sijl}$  为输入层至隐含层的连接权;  $w_{sjhl}$  为隐含层至输出层的连接权。  $S$  代表并列子网的序号 ( $S = 1, 2, \dots, n$ );  $i$  代表各子网的输入神经元的序号 ( $i = 1, 2$ );  $j$  代表各子网的隐含层神经元的序号 ( $j = 1, 2, 3$ );  $h$  代表输出神经元的序号 ( $h = 1, 2, \dots, n$ );  $l$  代表种群中样本的序号 ( $l = 1, 2, \dots, m$ ,  $m$  为种群大小)。

#### 4) 适应度值的计算

为保持样本的多样性, 采用下式计算适应度值:

$$F_l = \frac{k(m - r_l + t)}{(m + t)}, \quad (4)$$

式中  $F_l$  为第  $l$  个样本的适应度值;  $r_l$  为第  $l$  个样本的目标函数的次序号;  $k, t$  为控制适应度值差别的常数, 根据目标函数的特点选定。

#### 5) 新种群的产生

采用种群数  $m$  逐次递减的方法。在算法的初期, 采用大的种群数, 并结合均匀分布码串群的方法, 可快速搜索到最优解的区域。随着遗传代数的增加, 种群数  $m$  逐次下降, 使码串群迅速收敛到最优解所在的区域, 淘汰掉适应值低的码串群, 这样就解决了基本遗传算法中种群  $m$  选择的矛盾, 大幅度减少计算量, 并且提高计算的效率, 加快收敛速度。

### 3.3. 解耦控制器的学习算法

#### 1) 选择种群大小 $m$ 。

2) 确定交叉概率  $P_c$ 、变异概率  $P_m$ 、小步距变异概率  $P_{mm}$  及适应度值参数  $k$  和  $t$ 。其中,  $P_c$  和  $P_m$  都不是固定值。

在基本的遗传算法中, 交叉概率  $P_c$  是固定不变的, 给  $P_c$  的选取带来困难。改进的遗传算法是在算法初期采用大的交叉概率  $P_c$  来加剧种群的变化, 加快寻找优良群所处的区域。随遗传代数的增加,  $P_c$  的值递减, 解决了由于  $P_c$  的取值过大而使适应问题环境值高的代码串很快被破坏掉及取值过小使搜索速度缓慢的矛盾。在变异策略方面, 首先减小变异概率  $P_m$ , 然后在优良种群周围进行小步距大变异, 因此可避免算法陷入局部极小又极大地降低了再次产生无用劣质解发生的概率, 加快了收敛速度, 提高了计算效率。

3) 根据 PID 规律选取  $w_{sijl}$  和  $w_{sjhl}$  的初值, 形成初始种群。

#### 4) 计算样本的适应度值 $F_l$ 。

5)复制、交叉、变异.

6)对总体样本计算目标函数  $J_r$  和适应度值  $F_r$  ( $r = 1, 2, \dots, m'$ ;  $m'$  为新样本的种群大小).

7)若  $J_q = \min[J_r]$  满足误差要求, 则输出  $w_{sig}$  和  $w_{sig}$ , 否则, 产生新种群, 转向 5).

### 3.4. PID 神经网络解耦控制的机理

PID 神经网络的解耦控制能力来自它的任意非线性映射特性. 在进行训练和学习时, 它本身并不知道完成的任务是解耦或是控制, 它只是根据目标函数式(3)的要求, 完成包含被控对象在内的系统输入到系统输出的映射. 因此, 只要训练样本中包括了解耦控制的要求, PID 神经网络就可以按照学习算法逐步调整连接权, 使系统解耦控制性能能达到最佳状态. PID 神经网络将解耦和控制融为一体, 符合控制系统的基本要求.

## 4. 统一混沌系统 PID 解耦控制仿真

如下的仿真实验研究多数是在初始值为(1, 1, 1)的条件下,  $t = 10$  s 时, 开始激活控制器而进行的. 此前系统为自由混沌运动. 另外(1)式中的  $a$  值取为 5 个典型值:  $a = -0.016, 0, 0.8, 1, 1.15$ .  $a$  为其他值的情况, 则作为考察控制器的鲁棒性进行验证. 训练 PID 神经网络的改进遗传算法中相应的初值取为  $m = 60, P_c = 0.8, P_m = 0.03, P_{mm} = 0.6, k = 20, t = 50$ .

### 4.1. 控制统一混沌系统到零不动点

当目标是控制统一混沌系统到零不动点  $S_1(0, 0, 0)$  时, 改进的遗传算法经过 80 代遗传后, 在初始条件为(1, 1, 1)时的仿真曲线如图 2 所示.

为了验证控制器的控制性能, 我们还做了大量的其他实验研究. 结果表明, 当选取不同的  $a$  或选取不同系统初始条件时, 仿真实验结果同样是很好的.

### 4.2. 控制统一混沌系统到非零不动点

当目标是控制统一混沌系统到非零不动点  $S_2$  或  $S_3$  时, 改进的遗传算法经过 100 代遗传后, 在初始条件为(1, 1, 1)时的仿真实验曲线如图 3 所示.

为了验证  $a$  取优化值  $-0.016, 0, 0.8, 1, 1.15$  以外情况下的控制效果, 我们随机选取若干  $a$  值或取

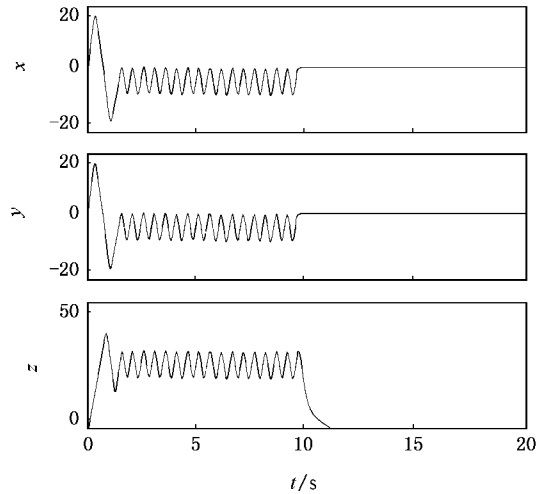


图 2  $a = 0$  控制到  $S_1$  时的仿真实验结果

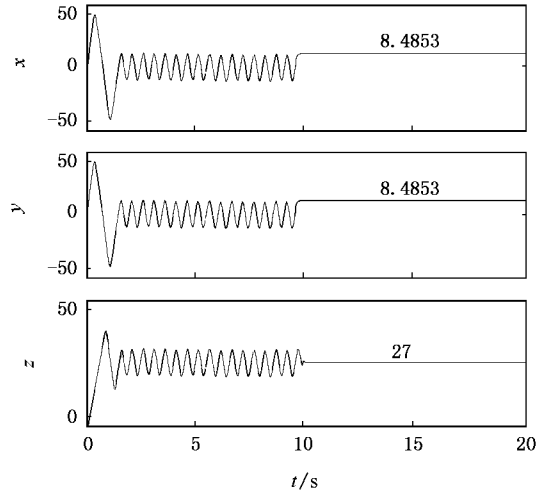


图 3  $a = 0$  控制到  $S_2$  时的仿真实验结果

不同的初始条件时, 大量的仿真实验结果表明, 本文设计的 PID 控制器仍具有良好的调节品质. 限于篇幅, 仿真实验结果从略.

### 4.3. 控制统一混沌系统到非平衡点

上述对平衡点  $S_2$  和  $S_3$  进行了优化控制研究, 仿真实验结果表明, 用改进遗传算法优化得到的 PID 控制器同样可以将统一混沌系统控制到非平衡点.

图 4 给出了随机选取  $a$  为 0.126、选取初始值为(-18, 3, 12)和随机选取一控制目标点(-21, 5, 24)时的仿真实验结果.

同样, 我们还进行了其他情况下的大量仿真实验研究, 即随机选取  $a$  值、初始值、和控制目标点.

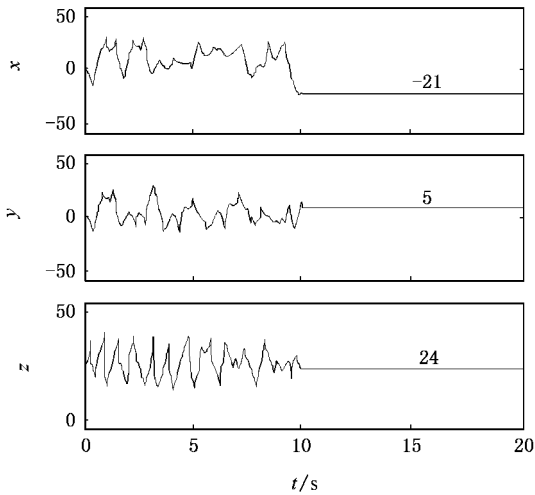


图 4  $\alpha = 0.126$  控制到  $(-21, 5, 24)$  时的仿真实验结果

研究表明,本文的 PID 解耦控制器是性能优良的控制器的。

## 5. 结 论

基于改进遗传算法的 PID 神经网络解耦控制器不依赖于系统模型,通过简单的方法训练和学习就能实现统一混沌系统多变量的解耦控制,而且克服了基本遗传算法中存在的一些问题,使优化过程中的计算量减少,计算效率提高,收敛速度加快。

PID 神经网络将 PID 控制规律融入多层前向神经网络,网络结构简单、规范、便于实现。网络的结构和权重初值根据 PID 控制规律确定,系统稳定、学习时间短、自适应能力强,特别适合于非线性多变量系统的实时控制。

- [ 1 ] Xue Y J, Yin X H, Feng R P 2000 *Acta Phys. Sin.* **49** 641 ( in Chinese ) [ 薛月菊、尹逊和、冯汝鹏 2000 物理学报 **49** 641 ]
- [ 2 ] Ren H P, Liu D 2002 *Acta Phys. Sin.* **51** 982 ( in Chinese ) [ 任海鹏、刘 丁 2002 物理学报 **51** 982 ]
- [ 3 ] Chen L, Chen G R 2000 *IEEE Trans. Circ. Syst. ( Part I )* **47** 1527
- [ 4 ] Lu J H, Chen G R, Zhang S C 2003 *J. Graduate School of the Chinese Academy of Sciences* **20** 123
- [ 5 ] Zou Y L, Zhu J, Chen G 2005 *Chin. Phys.* **14** 697
- [ 6 ] Yu D C, Wu A G 2005 *Chin. Phys.* **14** 914
- [ 7 ] Yu D C, Wu A G, Wang D Q 2006 *Chin. Phys.* **15** 306
- [ 8 ] Jiang G P, Chen G P, Tang W K 2002 *IEEE Trans. Circ. Syst.* **49** 1820
- [ 9 ] Yang Z H, Yao Q H, Yang C H 2003 *Elec. Mach. Contr.* **7** 67 ( in Chinese ) [ 杨志红、姚琼荟、杨昌宏 2003 电机与控制学报 **7** 67 ]
- [ 10 ] 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 ]
- [ 11 ] Wang D F 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 1495 ( in Chinese ) [ 王东风 2005 物理学报 **54** 1495 ]
- [ 12 ] Shu H L 1998 *Control Theory and Applications* **15** 920 ( in Chinese ) [ 舒怀林 1998 控制理论与应用 **15** 920 ]
- [ 13 ] Wang X Z, Gu S S 1999 *Control and Decision* **14** 617 ( in Chinese ) [ 王晓哲、顾树生 1999 控制与决策 **14** 617 ]
- [ 14 ] Wang Q, Ma L, Qiang W Y et al 2001 *Control and Decision* **16** 195 ( in Chinese ) [ 王 强、麻 亮、强文义等 2001 控制与决策 **16** 195 ]
- [ 15 ] Chen G R, Lü J H 2003 *Analysis, Control and Synchronization of Lorenz Chaotic System* ( Beijing : Science Press ) p141 ( in Chinese ) [ 陈关荣、吕金虎 2003 Lorenz 系统元点的动力学分析、控制与同步 ( 北京 科学出版社 ) 第 141 页 ]

# Research on a proportional-integral-derivative neural network decoupling control based on genetic algorithm optimization for unified chaotic system

Niu Pei-Feng Zhang Jun Guan Xin-Ping

( *Institute of Electric Engineering , Yanshan University , Qinhuangdao 066004 , China* )

( Received 22 August 2006 ; revised manuscript received 20 September 2006 )

## Abstract

An improved genetic algorithm ( IGA ) was proposed. It can optimize the proportional-integral-derivative( PID ) neural network decoupling controller 's connecting weight value , so that it makes the PID controller 's parameter to be optimized and realizes the decoupling control of multivariate nonlinearity systems. The IGA is superior to the elementary genetic algorithm. In the PID controller 's parameter optimization , the IGA uses less calculations , is more efficient , and faster in convergence. When the optimized PID controller was applied to unified chaotic systems , good control results were obtained by simulation experimentation , so it was proved that the PID controller when applied to unified chaotic systems was effective.

**Keywords** : chaotic system , genetic algorithm , proportional-integral-derivative , neural network

**PACC** : 0545