

# 进化神经网络 PD 控制器的研究与应用

邱建斌,王劭伯

(福州大学 电气工程与自动化学院,福建 福州 350002)

**摘要:**提出一种基于进化神经网络的 PD 控制器设计方法.该控制器主要由 3 部分组成,第 1 部分应用神经网络根据控制对象的输入、输出在线调整 PD 控制器参数.第 2 部分利用进化算法根据性能指标对神经网络控制器参数进行优化,找出最优的神经网络初始权系数和比例系数.第 3 部分是传统 PD 控制器.将该控制器温度控制的仿真对照结果表明,这种控制算法具有结构简单、鲁棒适应性强、进化性能良好的特点.同时还提出一种以快速响应为目标的改进方案.

**关键词:**进化神经网络;进化算法;神经网络;分段控制;PD

**中图分类号:** TP13 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2008)03-0245-05

## An improved PD controller based on an evolutionary neural network

QU Jian-bin, WANG Shao-bo

(College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fujian 350002, China)

**Abstract:** A PD controller design based on an evolutionary neural network is presented. It consists of three parts. In the first part, a neural network is used to optimize and adjust PD parameters in real time. In the second part, the parameters of the neural network are optimized by an evolutionary algorithm. The third part is a traditional PD controller. A simulation was made of a temperature control system which showed that this controller is characterized by a simple structure, robust adaptation, and good evolutionary performance. An improved scheme with more rapid response is also presented.

**Keywords:** evolutionary neural networks; evolutionary algorithm; neural networks; piecewise control; PD

PD 控制已经成为工业过程控制中主要的和可靠的技术工具<sup>[1]</sup>.在工业控制中总会存在着各种各样的不确定性,这些不确定性可能造成辨识模型的变化,这就要求 PD 控制器有在线调整优化自身控制参数的功能,这是人们关注的重要问题.

目前,采用把神经网络应用于 PD 控制已是一大研究热点<sup>[2]</sup>.特别是网络连接权采用误差信号反向传播(back propagation, BP)算法. BP 网络不但具有很好的逼近非线性映射的能力,而且具有自适应学习、并行分布处理和有较强的鲁棒性和容错性等特点.但是 BP 算法是一种梯度下降的学习方法,它对复杂误差函数容易陷入搜索空间的局部最优区域,使得搜索效率降低.进化算法(evolutionary algo-

ritm, EA)是一种模拟生物进化过程的随机优化算法<sup>[3]</sup>.该算法具有良好的全局搜索能力和无需误差梯度信息就可以进化学习到问题接近最优解的特点.它从可行解空间中随机产生的多个起点同时开始概率性搜索,通过适当的进化操作设计,可以保证搜索收敛到全局最优点,从而克服传统搜索方法的不足.

首先给出一种采用进化神经网络的 PD 控制器.然后,将此方法用于温度控制,验证该方法的有效性.为了能够让控制系统快速响应,提出了基于分段控制<sup>[4]</sup>的进化神经网络 PD 控制器设计方案.

### 1 进化神经网络 PD 控制原理

进化神经网络 PD 控制(ENN-PD)结构如图 1 所示.神经网络 PD 控制器的性能被看作是进化算法寻优对象.进化算法以进化的方式完成神经网络 PD 控制器参数的优化<sup>[5-7]</sup>.

收稿日期:2007-06-28

基金项目:福建省教育厅科研资助项目(K03008).

通讯作者:邱建斌. E-mail: fjqhqb2008@163.com.

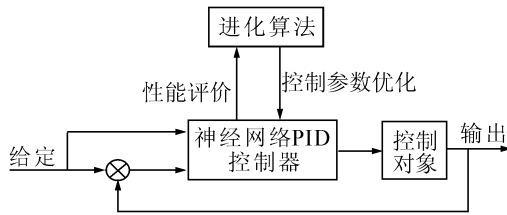


图 1 进化神经网络 PD 控制结构图

Fig 1 ENN-PD control structure

### 1.1 神经网络 PD 控制原理

PD 控制要取得较好的控制效果,就必须通过调整好比例、积分和微分 3 种控制作用,形成控制量中既相互配合又相互制约的关系,这种关系可以从变化无穷的非线性组合中找到。神经网络具有任意非线性表达能力,可以通过对系统性能的学习来实现最佳组合的 PD 控制。本文利用 BP 神经网络建立 PD 3 个参数自学习的控制器<sup>[6-11]</sup>。该控制器由 2 个部分构成,如图 2 所示。

1)经典的 PD 控制器,直接对被控对象进行闭环控制,并且 3 个参数  $k_p$ 、 $k_i$ 、 $k_d$  为在线调整方式。

考虑到 BP-PD 的输出  $k_p$ 、 $k_i$ 、 $k_d$  控制参数用非负的 Sigmoid 函数,在 PD 控制算式中加入一个比例系数  $K$ ,即 PD 控制算式如下:

$$u(k) = k_p \times [e(k) - e(k - 1)] + k_i \times e(k) + k_d \times [e(k) - 2 \times e(k - 1) + e(k - 2)],$$

$$u(k) = u(k - 1) + K \times u(k). \quad (1)$$

式中:  $e(k) = r(k) - y(k)$ ,  $r(k)$  为对象给定,  $y(k)$  为对象输出,  $e(k)$  为对象偏差。

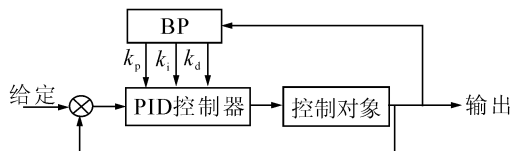


图 2 BP 神经网络 PD 控制原理

Fig 2 PD controller basic BP network structure

2)BP 神经网络,根据系统运行状态,在线调节 PD 控制器参数。通过神经网络的自学习、加权系数调整,使 BP 神经网络输出对应于某种最优控制律下的 PD 控制器参数。

BP 神经网络 PD 控制器算法如下:

确定 BP 网络结构,即确定输入节点数  $M$  和隐含节点数  $Q$ ,并给出各层的初始权系数  $w_{ij}^1(0)$  和  $w_{ij}^{(2)}(0)$ ,给定学习速率  $\eta$  和惯性速率  $\alpha$ ,  $k = 1$ 。根据经验,本文取  $M = 4$ ,  $Q = 3$ ,并且确定 BP 神经网络的输入为  $[r(k) \ y(k) \ e(k) \ 1]^T$ ;

得到  $r(k)$  和  $y(k)$ ,计算  $e(k)$ ;

计算神经网络各层神经元的输入、输出,其中输出即为 PD 控制器的 3 个可调参数;

根据式 (1) 计算 PD 控制器输出  $u(k)$ ;

在线调整权系数,实现 PD 控制参数的自适应调整;

置  $k = k + 1$ ,返回到 。

### 1.2 进化神经网络 PD 控制原理

进化算法主要有遗传算法 (GA)、进化策略 (ES)、遗传程序设计 (GP)、进化规划 (EP)。其中以遗传算法最为典型。本文以遗传算法 (GA) 为基础研究它在 BP 神经网络 PD 控制器中网络系数寻优的应用。

#### 1.2.1 神经网络 PD 控制网络待进化参数选择

BP 神经网络 PD 控制器中,许多参数需要确定<sup>[7]</sup>,比如初始权系数、网络结构、学习速率、惯性速率等。但是,需要寻优的参数如果越多就会造成搜索的时间和空间加大。因此如何确定需要进化学习的参数也是需要考虑的问题。为了保证进化算法能够真正的投入应用,应该预先处理部分参数,仅进化其余某些参数。本文根据先验知识确定神经网络的结构、进化神经网络的初始权系数和比例系数。

#### 1.2.2 进化算法原理

1)编码方式 GA 中常见的编码方式主要包括二进制编码、实数值编码。其中实数编码对原参数直接进行进化操作,可以提高求解精度,加快寻优速度。本文采用实数编码方式。

2)适应度函数衡量控制系统的指标有 3 个方面,即稳定性、准确性和快速性。而上升时间反映了系统的快速性,上升时间越短,控制进行得就越快,系统品质也就越好。为了使控制效果更好,本文给出控制量、误差和上升时间作为约束条件。选取最优指标函数如下:

$$J = \int_0^{\infty} (w_1 |e(t)| + w_2 \times u^2(t)) dt + w_3 \times t_r, \quad (2)$$

if  $e(t) < 0$ ,

$$J = \int_0^{\infty} (w_1 |e(t)| + w_2 \times u^2(t) + w_4 \times |e(t)|) dt + w_3 \times t_r.$$

式中:  $w_1$ 、 $w_2$ 、 $w_3$ 、 $w_4$  为权值 ( $w_4 \gg w_3$ ),  $t_r$  为系统响应的上升时间。

#### 3)进化算法的操作

首先利用自适应度比例法进行复制,即通过适配函数求得适配值,进而求出每个串对应的复制概率。复制概率与每代字串的个数乘积为在下一代中应复

制的个数. 复制概率大的在下一代中将有较多的子孙,反之亦然. 除此之外,本文还用最优保留策略进行复制操作,即每一代都保留上一代的最优个体.

交叉和变异概率  $p_c$ 、 $p_m$  对算法的收敛有较大的影响<sup>[8]</sup>. 由于在进化初期,个体差异一般较大,交叉概率大和变异概率小有助于加快收敛速度;而在进化后期,交叉概率小和变异概率大有助于防止进化算法过早陷入局部最优点. 本文采用  $p_c$ 、 $p_m$  计算公式如下:

$$p_c(k) = p_c(k - 1) - [p_c(0) - 0.4] / k_{max}, \quad (3)$$

$$p_m(k) = p_m(k - 1) + [0.4 - p_m(0)] / k_{max}. \quad (4)$$

式中:  $k$  为遗传代数,  $k_{max}$  为最大遗传代数.  $p_c(0)$ 、 $p_m(0)$  分别是第一代的交叉和变异概率. 采用两点交叉法和基本变异法作为交叉和变异的方法.

### 3) 进化神经网络 PD 控制原理

进化神经网络 PD 控制的流程见图 3

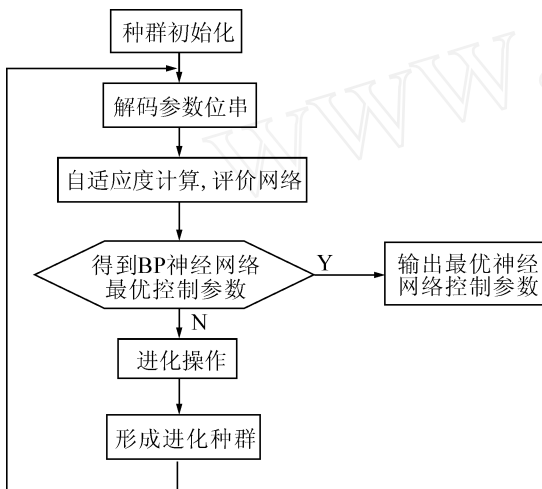


图 3 进化神经网络 PD 控制流程  
Fig 3 Flow chart of ENN-PD control

## 2 进化神经网络控制仿真研究及其改进

### 2.1 进化神经网络控制仿真研究

本文把进化神经网络 PD 控制器应用于温度控制中,以此验证控制系统的有效性.

设被控对象 (电加热器) 的传递函数为  $G(s) = \frac{K_0 \times e^{-s}}{1 + Ts}$ , 其中模型参数  $K_0 = 1.24$ ,  $T = 680$ ,  $\tau = 130$

由图 4~7 仿真结果看出,经过 100 代的进化后控制算法获得了最优的初始权重系数和比例系数. 系统调节时间  $t_s = 207$ ,超调  $t_p = \pm 0.6\%$  内. 达到了满意的控制效果.

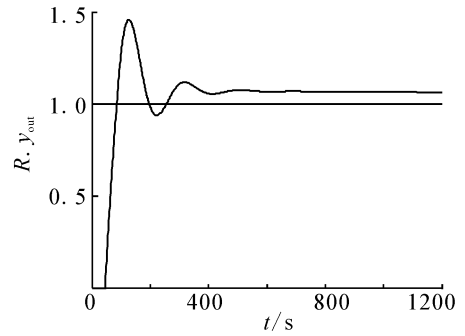


图 4 进化前阶跃响应图

Fig 4 Step response with unevolution

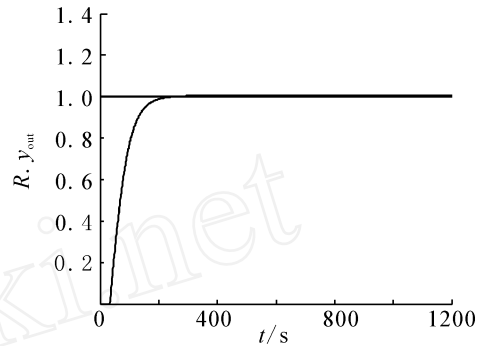


图 5 进化后阶跃响应

Fig 5 Step response with evolution

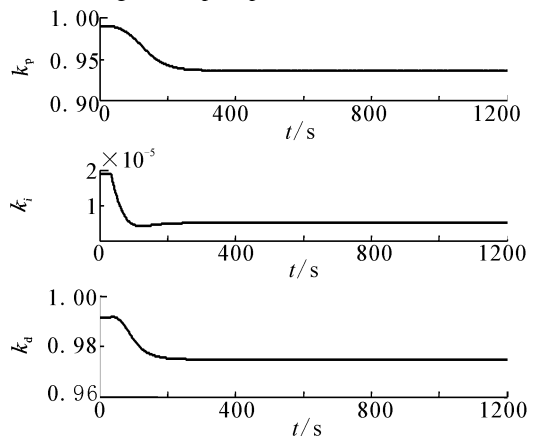


图 6 进化后的  $k_p$ 、 $k_i$ 、 $k_d$  参数整定曲线

Fig 6 Parameters of  $k_p$ ,  $k_i$  and  $k_d$  with evolution

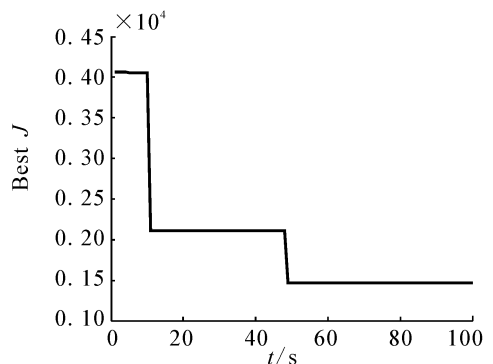


图 7 进化自适应度曲线

Fig 7 Curves of fitness in the training stage

在电加热炉温度控制系统中,导致模型参数出现误差或变化的因素很多,主要是由于系统辨识或环境变化产生的.本文就进化神经网络 PD 控制器的鲁棒性能进行了研究.下面给出被控对象模型失配的 4 个模型,如式 (8)所示.仿真结果如图 8~11 所示.图 9、11 为 8、10 的局部放大图形.

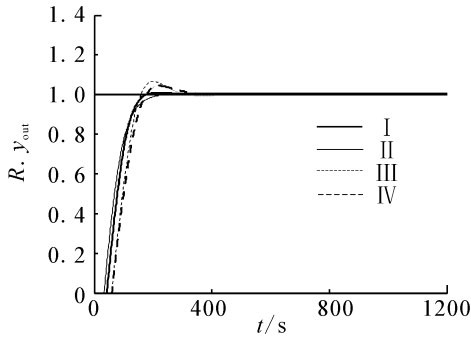


图 8 进化神经网络 PD 控制模型参数失配阶跃响应  
Fig 8 Step responses of different muddles with evolutionary neural networks PD controller

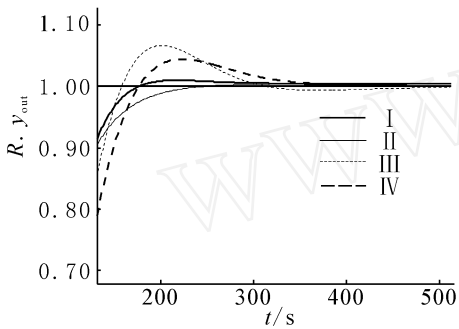


图 9 进化神经网络 PD 控制模型参数失配阶跃响应局部放大曲线  
Fig 9 Detail of the step responses of different muddles with evolutionary neural networks PD controller

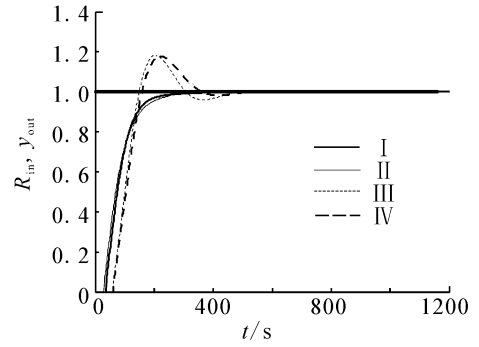


图 10 传统 PD 控制模型参数失配仿真曲线  
Fig 10 Step responses of different muddles with traditional PD controller

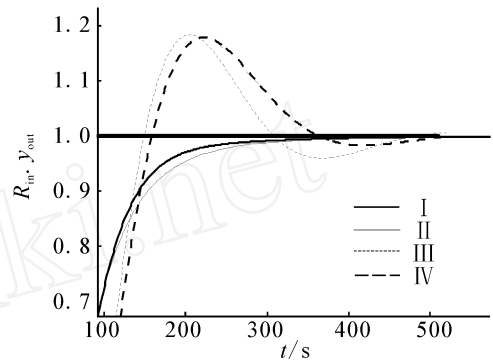


图 11 传统 PD 控制模型参数失配仿真局部放大曲线  
Fig 11 Detail of the step responses of different muddles with traditional PD controller

模型参数失配时系统的调节时间  $t_s$ , 上超调量  $t_{p_{up}}$ , 下超调量如表格 1 所示. 从表中可以得出, 进化神经网络 PD 控制器可以在模型参数失配的情况下得到较好的控制性能, 即调节时间和超调量都比传统 PD 控制来得理想.

表 1 模型参数变化时超调值和调节时间

Table 1 The overshoot value and response time of the different module

模型	调节时间 $t_s$ / 拍		超调量 $t_p$ / %			
	进化神经网络PID	传统PID	进化神经网络PID		传统PID	
			$t_{p_{up}}$	$t_{p_{down}}$	$t_{p_{up}}$	$t_{p_{down}}$
I	181	220	0.1	0.7	0.1	1.1
II	160	250	0.5	0.8	0.2	1.1
III	269	435	5.8	1.7	18.3	4.7
IV	286	405	3.9	0.7	17.8	2.5

由上实验可知进化神经网络 PD 控制器具有较好的鲁棒性能. 可以保证控制对象在模型参数或外界环境发生变化时, 仍然可以达到良好的控制品质.

### 2.2 进化神经网络控制的改进

采用分段方法可以实现快速控制<sup>[4]</sup>, 从而改进系统的控制品质. 根据相对误差的变化可把输出控

制量  $u(k)$  分为 3 段, 如式 (5) 所示.

$$u(k) = \begin{cases} u_{max}, & e < -cp_0; \\ u_{cp}, & -cp_0 < e < cp_0; \\ u_{EA}, & e > cp_0 - m. \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $e = e(k) / r$  为相对误差;  $cp_0$  为开始切换的相对误差;  $cp - m$  为切换结束的相对误差,  $m$  为经验数据;  $u_{cp}$  为切换过程控制量;  $u_{EA}$  为进化神经网络 PD 控制器的输出。

可以看出,分段神经网络 PD 控制方法是:

1) 当  $e > cp_0$  时,误差很大,采用最大值控制,使误差快速减小。

2) 当  $cp_1 - e < cp_0$  时,使切换过程控制量与系统稳态控制量相近。稳态控制量可以参照常规 PD 控制的试验数据。

3) 当  $e < cp_1$  时,控制器切换到神经网络 PD 控制。

上述  $m$ 、 $u_{cp}$  均为经验数据,  $cp_0$  可以为进化神经网络的优化系数。

### 3 结束语

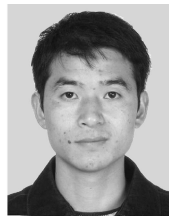
本文研究了进化神经网络 PD 控制器及其在温度控制系统中的应用。实现了进化神经网络 PD 控制器的参数优化。从仿真结果可以看出,用进化算法优化神经网络控制器的连接权系数及切换点可以使控制系统有良好的控制性能。该算法还可以使控制器具有较好的鲁棒性能,可以保证控制对象在模型参数或外界环境发生变化时,仍然达到好的控制效果。同时,本文还给出了该控制算法的改进方案,这种改进方案有利于解决系统的快速响应问题。

### 参考文献:

[1] 王永骥,涂 键. 神经网络控制 [M]. 北京:机械工业出版社,1998: 303-310.  
 [2] 孙增圻. 智能控制理论与技术 [M]. 北京:清华大学出版社,1997: 125-239.  
 [3] 姚望舒,万 琼,陈兆乾,等. 进化神经网络研究综述 [J]. 计算机科学,2004 (3): 125-129.  
 YAO Wangshu, WAN Qiong, CHEN Zhaoqian. The researching overview of evolutionary neural networks [J]. Computer Science, 2004 (3): 125-129.  
 [4] 林 希,王劭伯. 预估式变参数 PD 控制算法的研究 [J]. 福州大学学报 (自然科学版), 2005 (12): 753-756.

LN Xi, WANG Shaobo. Research on the PD control algorithm with variable parameters by estimation [J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science), 2005 (12): 753-756.  
 [5] 汪 清,马广富. 一种基于遗传算法的神经网络控制方法研究 [J]. 系统仿真学报, 2006 (4): 1070-1077.  
 WANG Qing, MA Guangfu. Research on neural network control based on genetic algorithm [J]. Acta Simulata Systematica Sinica, 2006 (4): 1070-1077.  
 [6] 刘金琨. 先进 PD 控制及其 MATLAB 仿真 [M]. 北京:电子工业出版社, 2005: 87-103.  
 [7] 杨国军,崔平远,李琳琳. 遗传算法在神经网络控制中的应用与实现 [J]. 系统仿真学报, 2001 (9): 567-570.  
 YANG Guojun, CU I Pingyuan, LI Linlin. Applying and realizing of genetic algorithm in neural networks control [J]. Acta Simulata Systematica Sinica, 2001 (9): 567-570.  
 [8] 黄友锐. 基于遗传神经网络的自整定 PD 控制器 [J]. 系统仿真学报, 2003 (12): 1628-1641.  
 HUANG Youwei. Self-tuning PD controller based on genetic neural networks [J]. Acta Simulata Systematica Sinica, 2003 (12): 1628-1641.  
 [9] 冯培梯. 计算机控制技术 [M]. 浙江:浙江大学出版社, 1990: 1-22.  
 [10] 罗公亮,秦世引. 智能控制导论 [M]. 浙江:浙江科学技术出版社, 1997: 5-20.  
 [11] 李人厚,秦世引. 智能控制理论和方法 [M]. 西安:西安交通大学出版社, 1994: 2-75.

#### 作者简介:



邱建斌,男,1980年生,硕士研究生,主要研究方向为智能化信息处理与控制。



王劭伯,男,1948年生,副教授,硕士生导师,博士,中国人工智能学会理事。主要研究方向为计算机控制系统及智能化信息处理与控制技术。在国内外共发表论文 50 余篇。