

文章编号:1001-9081(2007)06-1411-04

## 一类模糊神经网络结构的混沌优化设计

李祥飞<sup>1</sup>, 邹莉华<sup>1</sup>, 彭可<sup>2</sup>

(1. 湖南工业大学 电气工程系, 湖南 株洲 412008; 2. 湖南师范大学 工学院, 湖南 长沙 410081)

(lixiangf@teg.cn)

**摘要:**基于混沌变量,提出一种关于模糊神经网络结构的优化设计方法。将混沌变量引入模糊神经网络结构和参数的优化搜索中,使得模糊神经网络的规则数以及所有参数都处于混沌状态中,根据性能指标来寻找一个较优的网络。在线优化采用最小二乘法对去模糊化部分的权参数进行实时修正。仿真实验表明,基于混沌优化的模糊神经网络结构精简,控制精度高。

**关键词:**模糊神经网络;结构优化;混沌;优化

**中图分类号:** TP18 **文献标识码:** A

## Chaos optimization design for a fuzzy-neural network structure

LI Xiang-fei<sup>1</sup>, ZOU Li-hua<sup>1</sup>, PENG Ke<sup>2</sup>

(1. Department of Electrical Engineering, Hunan University of technology, Zhuzhou Hunan 412008, China;

2. Engineering Institute, Hunan Normal University, Changsha Hunan 410081, China)

**Abstract:** An optimization design method was proposed for a Fuzzy-Neural Network (FNN) structure based on chaotic variables. Chaotic variables were applied to the search of FNN structure and all parameters, which made fuzzy rule numbers and all parameters be in chaotic state. All FNN structure was variable, a FNN was found according to minimum performance standard. The defuzzification part right parameters of FNN were adjusted by the least square method on line. Simulation results show FNN by using the method has simpler structure and higher control precision.

**Key words:** fuzzy neural network; structure optimization; chaos; optimization

### 0 引言

随着对神经网络和模糊系统研究的深入,将二者进行有机的结合,从而构造出模糊神经网络,它充分发挥了模糊技术和神经网络各自的优势并且弥补了各自的不足,已引起越来越多的科技工作者的研究兴趣和关注。通常,模糊神经网络的设计是基于专家经验的,其性能的好坏依赖于专家所提供模糊规则的准确程度,在设计过程中很难引入最优控制的思想。为了改善模糊神经网络的设计,许多学者做了大量研究工作,提出了很多学习算法,其中应用最为广泛的是采用反向传播算法(BP算法),对网络的参数进行学习<sup>[1]</sup>。事实上,BP算法也存在一些不可避免的缺陷,如存在局部极小、收敛速度慢。而模糊规则的设计还是采用基于经验为主的试凑方法,为了确保网络的精度,往往偏向于选择足够多的模糊规则数,势必造成网络的冗余,增加了计算量,模糊神经网络的规则数量一般随输入变量个数成指数关系增长。因此,模糊规则过多使系统设计变得十分复杂,正如 Kosko 所说:“任何模糊控制系统将遭受由规则爆炸所带来的维数的祸害”<sup>[2]</sup>。减少模糊规则数量一直是研究者所关心的问题。如何选择最少量模糊规则,并能够保证性能指标达到要求已成为模糊神经网络研究中的热点。为了实现模糊神经网络的优化设计,一些学者提出规则删除法<sup>[3,4]</sup>,就是从已有的规则库中去除冗余规

则;也有学者提出分层递阶模糊系统结构法<sup>[5~7]</sup>,使得模糊规则数量与输入变量个数成为线性关系;还有一些学者采用遗传算法对网络的结构(模糊规则数)和参数进行学习<sup>[9,10]</sup>,设计出模糊神经网络是全局最优或近似全局最优的,取得了较好的效果。

混沌是存在于非线性系统中的一种较为普遍的现象,混沌运动具有遍历性,随机性等特点,它能在一定的范围内按其自身规律不重复地遍历所有状态。本文采用混沌优化搜索来实现一类模糊神经网络结构的最优或近似于最优设计。在混沌优化过程中,利用混沌变量使得模糊神经网络的模糊规则数及其所有参数都处于混沌状态,从处于混沌状态的网络结构中,根据性能指标来寻找一个较优的模糊神经网络。将模糊神经网络用于控制系统的控制器,采用混沌优化方法来设计控制网络的结构和参数,为了提高模糊神经网络控制器对时变对象的自适应性,采用最小二乘法在线修正去模糊化部分的权参数。仿真表明能实现有效的控制,且控制器结构精简,控制精度高。

### 1 模糊神经网络结构的优化设计

**定义 1** 设输入向量  $\mathbf{x}$  经过归一化处理,满足:  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in [-1, 1]^n$ , 输入量的隶属函数采用高斯型函数,其中心参数( $\theta$ )、宽度参数( $\sigma$ )以及去模糊化部分中加权参

收稿日期:2006-08-17;修订日期:2006-12-11 基金项目:湖南省教育厅基金资助项目(06C269)

作者简介:李祥飞(1969-),男,湖南汨罗人,副教授,博士,主要研究方向:智能控制、混沌优化、电力传动控制; 邹莉华(1974-),女,湖南株洲人,讲师,主要研究方向:单片机及接口技术; 彭可(1973-),男,湖南株洲人,副教授,博士,主要研究方向:智能网络化控制与仪器仪表测量、分布式网络。

数  $W$ , 假定都满足:  $-1 < \theta, \sigma, W < 1$ , 构造出式(1)的模糊神经网络, 称之为规范化模糊神经网络。

$$\hat{u} = \frac{\sum_k W_k \left( \prod_{i=1}^n \mu_{F_{ij}}(x_i) \right)}{\sum_k \left( \prod_{i=1}^n \mu_{F_{ij}}(x_i) \right)} \quad (1)$$

规范化模糊神经网络结构采用如图 1 所示。该网络为一个四层前向网络型。

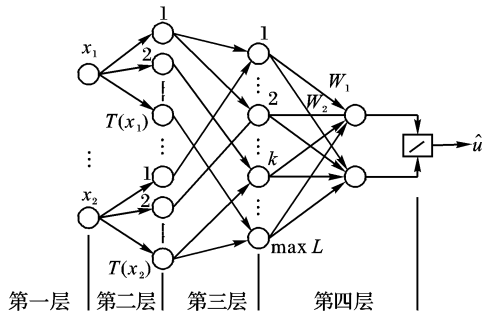


图 1 规范化模糊神经网络的结构

第一层: 输入层。该层的输入变量是经过归一化处理后的数值量, 即  $x_1, \dots, x_n \in [-1, 1]$ 。

第二层: 模糊化层。该层采用高斯函数作为隶属函数, 设  $T(x_i)$  为相应输入量的模糊集数目, 即:

$$O_{ij}^{(2)} = \mu_{F_{ij}}(x_i) = \exp\left(-\frac{(x_i - \theta_{ij})^2}{\sigma_{ij}}\right), \quad i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, T(x_i) \quad (2)$$

其中,  $\theta_{ij}$  和  $\sigma_{ij}$  分别表示高斯函数的中心和宽度。由于输入层的输入量  $x_1, \dots, x_n$  经过归一化处理, 因此, 可取,  $\theta_{ij} \in [-1, 1], \sigma_{ij} \in [-1, 1]$ 。

第三层: 模糊规则层。该层将前件(模糊化层节点, 即第二层)和后件(输出层节点, 即第四层)连接起来, 在逻辑上实现了两者之间的关联。连接准则限定每个规则节点仅仅与一个输入变量发生联接, 第  $k$  个节点的输出为:

$$O_k^{(3)} = \prod_{i=1}^n \mu_{F_{ij}}(x_i) = \mu_{F_{ij}}(x_1) \cdot \mu_{F_{ij}}(x_2) \cdots \mu_{F_{ij}}(x_n) \quad (3)$$

该层的每一个规则节点表示一条规则, 所有的节点数一起就构成模糊规则库, 模糊规则库的最大总数为:

$$\max L = T(x_1) \cdot T(x_2) \cdot \dots \cdot T(x_n) \quad (4)$$

因此, 若输入量  $x_i$  的模糊集分得越细, 模糊规则库的总数将成指数形式增加, 大大地增加了计算量。

第四层: 去模糊化层。所有规则节点都连接到输出节点上, 并直接解释成输出量。由于  $W_k \in [-1, 1]$ , 显然, 第四层

的输出量:  $O^{(4)} = \hat{u} = \frac{\sum_k W_k \left( \prod_{i=1}^n \mu_{F_{ij}}(x_i) \right)}{\sum_k \left( \prod_{i=1}^n \mu_{F_{ij}}(x_i) \right)}$ , 且满足:  $O^{(4)} \in [-1, 1]$ 。

为了使规范化模糊神经网络实现如下的映射关系:  $x_1, \dots, x_n \in [-1, 1] \rightarrow \hat{u} \in R$ , 在式(1)中引入比例因子  $\beta$ ,  $\beta$  可根据实际情况灵活地选取。即:

$$u = \beta \cdot \hat{u} = \frac{\beta \sum_k W_k \left( \prod_{i=1}^n \mu_{F_{ij}}(x_i) \right)}{\sum_k \left( \prod_{i=1}^n \mu_{F_{ij}}(x_i) \right)} \quad (5)$$

## 2 规范化模糊神经网络的混沌优化设计

### 2.1 性能指标的确定

关于模糊神经网络的结构和参数是包括了模糊化层隶属函数的参数、模糊规则数及其加权参数。由于模糊网络结构最优的关键是如何寻求最为精简的模糊规则集。为了保证规范化模糊神经网络的误差精度以及它的结构最优, 可通过调整隶属函数的中心、宽度、去模糊层中的加权参数以及模糊规则数来实现, 因此, 要在它的精确性和网络结构的复杂性之间进行平衡, 寻找最优的网络, 为此, 提出一种性能指标:

$$J = \min\left(\log_e(E) + \lambda \frac{n_{rule}}{\max L}\right) \quad (6)$$

其中,  $n_{rule}$  为模糊规则节点数, 第一项表示规范化模糊网络的误差精度; 第二项用来惩罚规范化模糊网络的复杂程度,  $\lambda$  为调节惩罚强度的因子, 表示在网络模型的性能指标中惩罚项相对于误差逼近精度的比重。在优化过程中, 通过同时调整网络参数和模糊规则数, 极小化网络的性能指标。这样, 在减小系统的误差的同时, 又降低了网络的复杂程度。 $E$  的确定可根据网络应用的情况来考虑, 下面仅讨论模糊神经网络应用得最多的两种情况:

1) 当规范化模糊神经网络在控制系统中用于控制器时, 假设取  $N$  个控制周期, 则:

$$E = \sum_{i=1}^N [r_i - f(u_i)]^2 \quad (7)$$

其中,  $r_i$  为控制系统的给定值,  $f(u_i)$  为被控对象的输入输出关系。

2) 当规范化模糊神经网络用于系统辨识时, 假设有  $N$  对样本数据, 则:

$$E = \sum_{i=1}^N (y_i - u_i)^T (y_i - u_i) \quad (8)$$

其中,  $y_i$  为第  $i$  个样本的期望输出。

### 2.2 混沌优化方法的设计

规范化模糊神经网络的结构复杂性主要取决于模糊规则数, 过多的模糊规则数使网络出现冗余, 其中相当一部分是无效的规则。模糊规则数的最大数目由式(4)确定, 其中往往存在冗余的模糊规则。因此, 必须借助一种算法从  $\max L$  条规则中找出有效的若干条规则, 从而简化网络的结构, 使得网络结构是最优的或近似于最优的, 同时还必须保证网络的精确性。为此, 我们提出一种设计方法。

首先, 假设初始规范化模糊神经网络的模糊规则数取最大数  $\max L$ , 相应地, 定义一个布尔向量  $\rho = (a_1, a_2, \dots, a_n, \dots, a_{\max L})$ , 其中元素  $a_n$  为 1 或 0, 分别代表对应的模糊规则存在或不存在, 然后作如下计算:

$$S = a_1 2^{-1} + a_2 2^{-2} + \dots + a_n 2^{-n} + \dots + a_{\max L} 2^{-\max L}, \quad a_n \in \{0, 1\} \quad (9)$$

对于式(9), 即使  $a_1, a_2, \dots, a_{\max L}$  全都为 1, 且最大模糊规则数  $\max L$  趋向无穷, 根据无穷等比级数性质, 有:

$$\lim_{\max L \rightarrow \infty} S = 1 \quad (10)$$

因此, 对于一个模糊规则数有限的实际模糊神经网络, 式(9)必有:  $0 < S < 1$ 。

根据这种思想, 当  $S$  在  $(0, 1)$  区间任取一随机数, 都有一

个  $\max L$  维的布尔向量  $\rho$  与之对应,即得到  $a_1, a_2, \dots, a_{\max L}$  的具体值,代表了网络的具体模糊规则。因此,模糊神经网络的规则可由布尔向量  $\rho$  来确定。

为了保证网络的精确性,在优化网络规则数的同时,还应该对网络的输入量的隶属函数参数  $(\theta, \sigma)$  以及每条模糊规则的加权参数  $(W)$  进行调整,也就是要借助优化算法使得系统的性能指标最小或近似于最小。

根据式(6)和式(9),性能指标变为:

$$J = \min \left[ \log_e(E) + \lambda(a_1 + \dots + a_n + \dots + a_{\max L}) \frac{1}{\max L} \right] \quad (11)$$

因此,规范化模糊神经网络待优化的参数包括输入量隶属函数的中心、宽度、模糊规则权重参数和模糊规则数。从前述可知,这些参数满足约束条件:

$$\begin{cases} -1 < \theta, \sigma, W < 1 \\ 0 < S < 1 \end{cases} \quad (12)$$

初始时模糊神经网络共有参数的个数为:

$$M = 2[T(x_1) + \dots + T(x_n)] + T(x_1) \times \dots \times T(x_n)。$$

本文混沌变量的产生,采用 Logistic 映射:  $x_{n+1} = \mu x_n(1 - x_n), n = 0, 1, \dots, N, (0 < x_0 < 1)$ , 若取参数  $\mu = 4$ , 则完全处于混沌状态且变量  $x_n$  在  $(0, 1)$  范围内遍历<sup>[11]</sup>。由于混沌具有对初始值极其敏感的特点,取不同的初始值,即可得到不同轨迹的混沌变量。

在  $(0, 1)$  区间任取  $M + 1$  个不同的初始值,分别代入式(13),则得到  $M + 1$  个混沌变量。因此,所有混沌变量都是为  $N$  维向量,且所有向量中的元素都在  $(0, 1)$  区间。

$$X_{n+1} = \mu X_n(1 - X_n), (X = (x_{1,n}, x_{2,n}, \dots, x_{M+1,n}), \mu = 4, n = 1, \dots, N) \quad (13)$$

$$p_{i,n} = 2x_{i,n} - 1, i = 1, \dots, M \quad (14)$$

混沌优化算法步骤为:

1) 将  $x_1, x_2, \dots, x_M$  共  $M$  个混沌变量通过式(14)映射到  $(-1, 1)$  区间,有  $p_i \in (-1, 1)^N$ , 且分别对应网络的输入量隶属函数的中心、宽度以及模糊规则的权重参数,而混沌变量  $x_{M+1}$  对应式(9)中的变量  $S$ , 从而使得  $S$  在  $(0, 1)$  区间,处于混沌状态,在网络中呈现为不同的模糊规则数。

2) 令  $n = 1$ , 对  $J^*$  初始化(取一个较大的值)

if  $n < N$

将  $p_{1,n}, p_{2,n}, \dots, p_{M,n}$  分别代入网络中所对应的参数;将  $x_{M+1,n}$  代入式(9)中的  $S$ , 则得到一系列  $a_1, a_2, \dots, a_{\max L}$  的具体值,根据式(11)计算性能指标  $J$ 。

if  $J < J^*$

$J = J^*$ , 保存相应的参数  $\theta, \sigma, W$  和  $a_1, a_2, \dots, a_{\max L}$  的值。

end

$n = n + 1$

end

3) 得到最小的  $J^*$  值,并将  $a_1, a_2, \dots, a_{\max L}$  为 0 的元素所对应的模糊规则节点以及与其相连的输入输出连接线删去。由此得到的网络,我们把它当作是结构较优的模糊神经网络。

### 3 在线去模糊部分学习

采用混沌优化后的模糊神经网络,接入控制系统中。为了使控制系统能自适应被控对象的时变性,在线优化去模糊化

部分。对于混沌优化后的模糊神经网络的隶属函数参数和网络结构(即模糊规则数)保持不变,模糊神经网络就等价于一系列基函数的级数展开。可调参数(即权参数  $W$ )在这种模糊神经网络的基函数展开式中是线性的,因此,就可利用正交最小二乘法在线调整权参数  $W$ , 实现模糊神经网络的自适应控制。由于正交最小二乘法是一步回归过程,计算量小,具有较好的实时性。

定义 2 对式(1)所表示的模糊神经网络,相应的模糊神经基函数定义为:

$$Q_l(x_i) = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{F_l^i}(x_i)}{\sum_{i=1}^M \left( \prod_{i=1}^n \mu_{F_l^i}(x_i) \right)}, l = 1, 2, \dots, M \quad (15)$$

因此,对式(1)所表示的模糊神经网络等价于  $M$  个模糊神经基函数的线性展开式,即:

$$\hat{u}(x) = \sum_{l=1}^M w_l Q_l(x) \quad (16)$$

显然,一个模糊神经基函数就对应一条模糊规则。

将式(16)看作为线性回归模型的一个特例:

$$\hat{u}(x) = \sum_{l=1}^M w_l Q_l(x) + e(x) \quad (17)$$

式中  $Q_l(x)$  称为回归因子,或系统输入变量  $x$  的固定函数,由于  $Q_l(x)$  与输入量  $x$  的隶属函数参数、模糊规则数有关,而这些参数均由混沌优化算法所确定,因此,误差量  $e(x)$  与回归因子无关。

将式(17)写成矩阵形式:

$$Y = QW + E$$

其中:

$$Y = \begin{bmatrix} \hat{u}[x(1)] \\ \hat{u}[x(2)] \\ \hat{u}[x(3)] \\ \vdots \\ \hat{u}[x(N)] \end{bmatrix},$$

$$Q = \begin{bmatrix} Q_{11} & Q_{12} & \dots & Q_{1N} \\ Q_{21} & Q_{22} & \dots & Q_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Q_{M1} & Q_{M2} & \dots & Q_{MN} \end{bmatrix},$$

$$W = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ w_3 \\ \vdots \\ w_N \end{bmatrix}, E = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \\ \vdots \\ e_N \end{bmatrix}$$

选择  $W^*$  使得性能准则  $J$ :

$$J = \sum_{i=1}^N e(i)^2 = E^T E = (Y - QW)^T (Y - QW) \quad (18)$$

趋于最小。

$$J = Y^T Y - W^T Q^T Y - Y^T Q W + W^T Q^T Q W \quad (19)$$

求  $J$  对于  $W$  的导数,并令为零,则有:

$$\frac{\partial J}{\partial W} \Big|_{W=W^*} = -2Q^T Y + 2Q^T Q W^* = 0$$

$$W^* = (Q^T Q)^{-1} Q^T Y$$

由于每一个模糊函数对应着一条模糊规则,如果能保证模糊规则互不相同,即信息矩阵  $Q^T Q$  为非奇异时,可使性能指标  $J$  取最小值,  $W^*$  存在且唯一。

### 4 仿真研究

这里我们仅考虑将规范化模糊神经网络用于控制器对被控对象进行控制的情形,如图 2 所示,采用本文提出的混沌优

化算法来设计模糊神经网络的结构和参数,达到优化控制的目的。

图 2 的归一化处理将实际偏差  $e$ 、偏差的变化率  $de/dt$  映射到  $[-1,1]$  区间,经处理后的  $e$  和  $ec$  作为网络的输入量,  $\beta$  比例因子将论域为  $[-1,1]$  的网络输出通过比例放大为实际控制输出,一般地,取  $\beta = (u_{\max} - u_{\min})$ ,  $u_{\max}$ 、 $u_{\min}$  分别为执行机构所能动作的最大、最小量,这是比较容易得到的物理量。

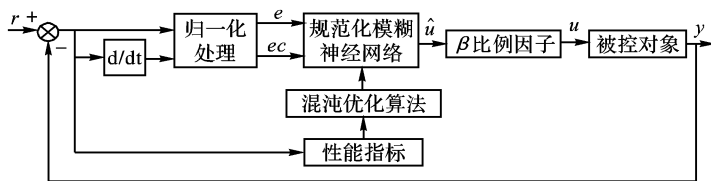


图 2 模糊神经网络控制系统

在工程中,大量的实际被控对象常采用二阶线性加纯滞后的函数来近似模拟。这里采用二阶延迟系统作为仿真研究对象。

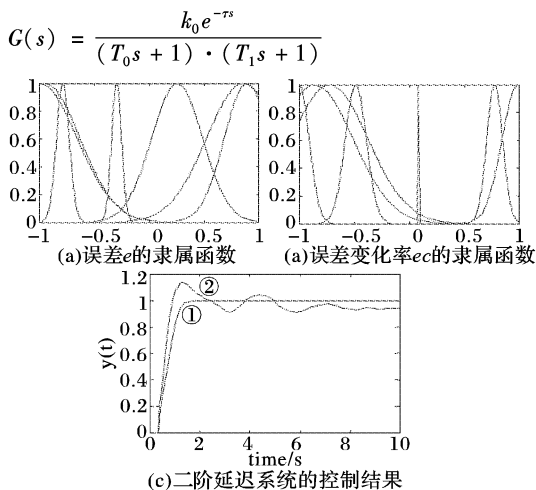


图 3 混沌优化后的模糊神经网络控制结果

表 1 混沌优化后的模糊规则集

$ec$	$e$						
	NL	NM	NS	Z	PS	PM	PL
NL	-	-	-	+	+	-	-
NM	+	+	-	-	+	-	+
NS	-	-	+	-	+	-	+
Z	+	+	+	-	+	-	-
PS	-	+	-	-	-	+	+
PM	+	-	-	-	-	+	+
PL	+	-	+	-	-	-	+

说明:表中符合“-”表示对应模糊规则不存在,符合“+”表示对应模糊规则存在。

延迟时间  $\tau$  取 0.2,  $k_0 = 5.0$ ,  $T_0 = 1.0$ ,  $T_1 = 2.0$ 。采样周期取  $T = 0.1s$ , 误差量  $e$  和误差变化率  $ec$  的模糊集划分区间数都取为  $T(e) = T(ec) = 7$ , 因此,模糊神经网络的初始结构为  $2 - 14 - 49 - 1$ , 取  $\beta = 5$ , 取式(11)中的  $\lambda = 1.2$ , 经过混沌优化后,误差变量  $e$  的隶属函数如图 3(a) 所示,误差变化率  $ec$  的隶属函数如图 3(b) 所示,优化后的网络结构为  $2 - 14 - 22 - 1$ , 模糊规则如表 1 所示,而后采用最小二乘法在线修正去模糊化部分的权参数,控制结果如图 3(c) 中 ① 所示,其超调

量小、响应快、无静差。对相同的被控对象,采用基于专家经验的模糊神经网络进行控制,控制结果如图 3(c) 中 ② 所示。

### 5 结语

本文通过构造一种性能指标,提出一种基于混沌变量的模糊神经网络的优化设计方法。该方法不需要任何专家经验,整个模糊神经网络的设计具有全局性,不会带来局部最优问题。在线优化采用最小二乘法对去模糊化部分的权参数进行实时修正。仿真实验表明基于混沌优化的模糊神经网络结构精简,控制精度高。因此,该方法为解决模糊神经网络全局优化设计提供了一种有效的途径。

#### 参考文献:

- [1] 王立新. 自适应模糊系统与控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 1995.
- [2] KOSKO B. Fuzzy engineering [ M ]. New Jersey : Prentice Hall , 1997.
- [3] YEU J, WANG L. Simplifying fuzzy rule-based models using orthogonal transformation methods[J]. IEEE Trans. On Systems, Man & Cybernetics, 1999, 29B: 13 - 24.
- [4] CHAO CT, CHEN YJ, TENG CC. Simplification of fuzzy neural systems using similarity analysis[J]. IEEE Trans. On Systems, Man & Cybernetics, 1996, 26: 344 - 354.
- [5] WANG LX. Analysis and design of hierarchical fuzzy systems[J]. IEEE Trans. On Fuzzy Systems, 1999, 7: 617 - 624.
- [6] YAGER RR. On the construction of hierarchical fuzzy systems[J]. IEEE Trans. On Systems, Man & Cybernetics, 1999, 28C: 55 - 66.
- [7] 胡包钢, 应浩. 模糊 PID 控制技术回顾及其面临的若干重要问题[J]. 自动化学报, 2001, 27(4): 567 - 584.
- [8] ISHIGAMI H, FUKUDA T, SHIBATA T, et al. Structure optimization of fuzzy neural network by genetic algorithm[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1995, 71(3): 257 - 264.
- [9] 林叶棉, 任光. 遗传算法的径向基函数船舶模糊控制器. 控制理论与应用[J]. 2004, 21(6): 1036 - 1040.
- [10] 刘涵, 刘丁, 李琦. 一种遗传-模糊神经网络图像滤波器[J]. 仪器仪表学报, 2004, 25(3): 310 - 312.
- [11] 王晓华, 敬忠良, 姚晓东, 等. 由倍周期分叉走向混沌的 Logistic Map 及其控制器设计[J]. 信息与控制, 2001, 30(4): 318 - 321.