

文章编号: 1000-8055(2005)03-0494-05

基于混沌变量的航空发动机 模糊神经网络控制

侯胜利, 吴云, 刘建勋, 李应红
(空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038)

摘要: 针对模糊神经网络控制器中模糊规则的设计和神经网络权值的确定存在困难这个问题, 提出了混沌优化控制方案, 将混沌优化算法应用到航空发动机模糊神经网络控制中, 利用混沌优化算法对模糊神经网络的参数进行优化。仿真结果表明, 设计的模糊神经网络控制器具有良好的性能。

关键词: 航空、航天推进系统; 发动机控制; 模糊神经网络; 混沌优化

中图分类号: V 233. 7

文献标识码: A

Chaos based Fuzzy Neural Networks Control for Aeroengines

HOU Sheng-li, WU Yun, LIU Jian-xun, LI Ying-hong

(The Engineering Institute,

Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: The fuzzy rule and the weights in fuzzy neural networks controller are difficult to determine. In consideration of this problem, a kind of control scheme optimized via chaos algorithm was put forward for the aircraft engines. The chaos algorithm was applied to the design of the aeroengine control system to optimize the parameters of the fuzzy neural networks controller. The simulation results show that not only the design of the aeroengine fuzzy PID controller is improved by the chaos algorithm, but also the fuzzy neural networks controller behaves effectively.

Key words: aerospace propulsion system; aeroengine control; fuzzy neural networks; chaos optimization

航空发动机具有很强的时变性和不确定性, 这使得基于线性控制理论设计的控制器很难完成控制过程。为了从根本上解决这一问题, 必须采用非线性控制方法。模糊神经网络控制继承了模糊控制和神经网络控制的优点, 它对被控对象的参数变化不敏感, 能根据系统的输入输出数据来调整自身的权系数, 具有自学习、适应能力强的特点^[1]。

近年来, 一些学者对神经网络和模糊控制方

法在航空发动机上的应用做了很多研究, 取得了一定的成果。但是模糊神经网络控制器中模糊规则的设计和神经网络权值的确定存在困难, 而这些正是影响系统控制效果的重要因素, 因此, 控制的关键问题是参数的优化问题^[2]。在模糊神经网络控制技术中较多采用的是BP算法, 文献[3, 4]分别提出一种模糊神经网络模型, 采用BP算法得到模型的模糊隶属度函数和网络权值。由于BP算法本身存在缺陷, 遗传算法在模糊神经网络优

收稿日期: 2004-05-16; 修订日期: 2004-09-06

作者简介: 侯胜利(1977-), 男, 河北石家庄人, 西安空军工程大学工程学院博士生, 主要从事航空发动机可靠性与故障诊断研究

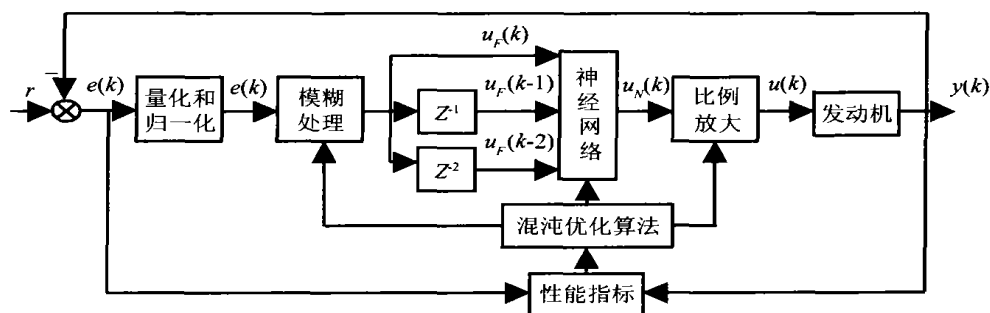


图1 基于混沌优化设计的模糊神经网络控制系统结构图

Fig 1 Structure of fuzzy neural network control system optimized via chaos algorithm

化学习过程中得到了大量的应用^[5,6]。然而遗传算法的不足之处也是显而易见的^[7],主要表现在收敛速度较慢,算法自身参数选取存在困难,算法存在早熟现象和欺骗问题,这些不足阻碍了遗传算法的应用和推广。

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。利用混沌变量所具有的随机性、遍历性、规律性3个基本特点,可以进行全局最优搜索^[8]。本文提出的优化控制方案,将混沌变量引入到模糊神经网络参数的寻优中,根据系统的性能指标,利用混沌变量进行粗搜索,然后在粗搜索的基础上引入基于模拟退火策略的混沌细搜索,最后搜索出模糊神经网络参数的全局最优值。

1 模糊神经网络控制系统结构和原理

采用图1所示的优化控制方案,整个控制系统包括控制对象(发动机)、模糊神经网络控制器和混沌优化算法。系统的误差变量经过量化和归一化处理后,通过模糊逻辑处理送到神经网络,由于神经网络的激活函数采用 sigmoid 函数,而模糊处理后的信号幅值位于 $[0, 1]$ 区间,避免了神经网络出现饱和,使得对输入变化不再敏感。最后把神经网络的输出通过比例放大送给被控对象。

2 模糊神经网络控制器设计

2.1 归一化处理

对系统的误差变量 $e(k)$ 进行归一化处理,使其分布在 $[0, 1]$ 区间内。误差变量 $e(k) = r(k) - y(k)$,其中 $r(k)$ 为控制系统的设定值, $y(k)$ 为被控对象的输出响应。

$$\hat{e}(k) = p_e e(k) \quad (1)$$

其中,系数 p_e 定义为:

$$p_e = \left| \frac{1}{r(0) - y(0)} \right| = \left| \frac{1}{e(0)} \right|$$

2.2 模糊处理

模糊控制决策的优化通过调整隶属函数来达到,而模糊规则只取以下3个规则,其中NB表示负最大,PB表示正最大,AZ表示零。 u_F 表示模糊处理后的中间变量,作为神经网络的输入。

R 1: if ($\hat{e}$ 是 NB) then (u_F 是 NB)

R 2: if ($\hat{e}$ 是 PB) then (u_F 是 PB)

R 3: if ($\hat{e}$ 是 AZ) then (u_F 是 AZ)

$\hat{e}$ 和 u_F 的隶属函数取为三角函数,且 u_F 的隶属函数是关于 x_1, x_2 的函数,如图2所示。模糊规则简单,待定参数少,只有 x_1 和 x_2 两个变量。

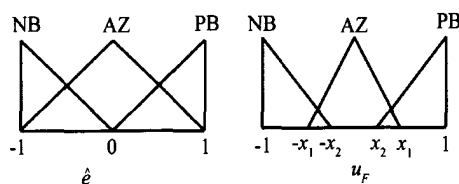


图2 隶属函数曲线

Fig 2 Fuzzy membership function of $\hat{e}$ and u_F

模糊逻辑计算采用文献[9]提出的方法,算式如下:

当 $0 < x_1 \leq x_2 < 1$ 时,则:

$$u_F = \frac{z_5 e [3x_2 (2 - |\hat{e}|) + z_5 (3 - \hat{e}^2)]}{3[2x_1 (1 - \hat{e}^2) + z_5 (2|\hat{e}| - \hat{e}^2)]} \quad (2)$$

当 $0 < x_2 \leq x_1 < 1$ 时,分3种情形来讨论:

(1) $0 \leq |\hat{e}| \leq z_0$ 时:

$$u_F = \frac{e[3(1 - x_1^2) + 3x_1^2 |\hat{e}| - x_1^2 \hat{e}^2]}{3[2x_1 + 2(1 - x_1) |\hat{e}| x_1 \hat{e}^2]} \quad (3)$$

(2) $z_0 < |\hat{e}| < 1 - z_0$ 时:

$$u_F = \frac{e\{z_5 |\hat{e}| [3x_2(2 - |\hat{e}|) + z_5(3 - \hat{e}^2)] - z_4 z_0 [(3 - z_0)x_1 - z_4]\}}{3|\hat{e}| [2x_1(1 - \hat{e}^2) + z_5(2|\hat{e}| - \hat{e}^2) - z_4 z_0]} \quad (4)$$

(3) $1 - z_0 \leq |\hat{e}| \leq 1$ 时:

$$u_F = \frac{e\{z_4 3 - x_1^2(1 + |\hat{e}| + \hat{e}^2) - z_5 z_3 [3 - z_5(1 - |\hat{e}| + \hat{e}^2)]\}}{3|\hat{e}| [z_1(2 + x_1 z_2) - z_5 z_3]} \quad (5)$$

其中 z_0, z_1, z_2, z_3, z_4 和 z_5 分别定义为:

$$\begin{aligned} z_0 &= \frac{x_1 - x_2}{1 + x_1 - x_2} & z_1 &= 1 - |\hat{e}| & z_2 &= 1 + |\hat{e}| \\ z_3 &= 1 - 2|\hat{e}| & z_4 &= x_1 - x_2 & z_5 &= 1 + 2|\hat{e}| \end{aligned} \quad (6)$$

2.3 神经网络

神经网络采用 3 层多输入单输出前向神经网络, 结构为 3-6-1, 其 I/O 关系为:

$$u_N(k) = f[u_F(k), u_F(k-1), u_F(k-2)] \quad (7)$$

其中, $f(\cdot)$ 为非线性函数, 隐层和输出层的激活函数都取 $h(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$, 且隐层权值 $w_{i,j}$ 和输出层的权值 v_j 满足: $0 < w_{i,j}, v_j < 1$ 。

模糊神经网络控制器的输出 $u_N(k)$ 做放大变换:

$$u(k) = k_u u_N(k)$$

且比例系数 k_u 满足:

$$0 < k_u \leq \max(|u_{\min}|, |u_{\max}|)$$

其中, $u_{\min}$ 和 $u_{\max}$ 分别为被控对象允许输入的最小值和最大值。

因此, 模糊神经网络控制器可描述为:

$$\begin{cases} u(k) = f[e(k), x_1, x_2, w_{i,j}, v_j, k_u] \\ 0 < x_1, x_2, w_{i,j}, v_j < 1 \\ 0 < k_u < \max(|u_{\min}|, |u_{\max}|) \end{cases} \quad (8)$$

其中, $f(\cdot)$ 为非线性函数, 因此, 模糊神经网络控制器包含 27 个待定的参数 $x_1, x_2, w_{i,j}, v_j$ 和 k_u , 并且是相互独立的。

3 控制器参数的混沌优化

在模糊神经网络控制器参数的优化设计中, 采用如下的性能指标:

$$\begin{cases} J = \min \left[w_1 \sum_{k=0}^l \frac{|e(k)|}{\max(e(k)) + w_2} \right] \\ \text{约束条件:} \\ 0 < x_1, x_2, w_{i,j}, v_j, k_u < 1 \\ 0 < k_u < \max(|u_{\min}|, |u_{\max}|) \end{cases} \quad (9)$$

该性能指标既反映了控制系统的动态特性,

又包含了其稳态特性。其中, $w_1 + w_2 = 1$, σ 表示百分制的超调, 根据实际的要求可灵活地选取权 w_1 和 w_2 。对于这种目标函数, 当系统在阶跃输入时, 具有响应快, 超调小, 选择性好等优点。

本文混沌运动采用 Logistic 映射: $x_{n+1} = \mu x_n(1 - x_n)$, $n = 1, 2, \dots, N$, ($0 < x_0 < 1$) 若取 $\mu = 4$, 则完全处于混沌状态, 且 x_n 在 $(0, 1)$ 范围内遍历。

考虑下列等式:

$$v_{t+1} = \mu v_t(1 - v_t) \quad (10)$$

$$\hat{x}^* = x^* + z(t)v_t \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \hat{k}_u^* &= k_u^* + \gamma \cdot z(t)v_t \\ [\gamma &= \max(|u_{\min}|, |u_{\max}|)] \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} z(t+1) &= (1 - \lambda)z(t) \\ (0 &< \lambda < 1) \end{aligned} \quad (13)$$

(11) 式和 (12) 式中, x^* 和 k_u^* 为混沌全局搜索找到的次优值, v_t 为 Logistic 映射得到的混沌变量, 且其吸引子域映射关于原点对称。式 (13) 中 λ 为时变参数 z_t 的衰减因子, 目的是为了在次优值的领域内通过时变参量 z_t 逐步地缩小混沌变量遍历的区域范围, 实现混沌细搜索, 加快搜索速度, 找到全局最优值。

混沌优化算法的基本步骤:

(1) 模糊神经网络的优化参数个数为 27 个, 取 27 个不同的初始值分别带入 Logistic 映射, 则可得 27 个不同轨迹的混沌变量, 并将其中一个混沌变量通过放大方式变换到 $[0, \max(|u_{\min}|, |u_{\max}|)]$ 区间。

(2) 将 27 个混沌变量分别代入模糊神经网络参数 $x_1, x_2, w_{i,j}, v_j, k_u$ 中, 根据 (9) 式计算优化准则函数, 从较小的性能指标找到所对应的次优参数值 $x_1^*, x_2^*, w_{i,j}^*, v_j^*, k_u^*$ 。

(3) 把次优值 $x_1^*, x_2^*, w_{i,j}^*, v_j^*$ 分别代入式

表1 混沌优化后的神经网络隐层权值

Table 1 The hidden layer weighs of neural network optin ized via chaos algorithm

W _{i,j}		隐层结点					
		1	2	3	4	5	6
输出层 结点	1	0.053 8	0.364 7	0.521 5	0.739 6	0.327 2	0.013 2
	2	0.489 1	0.907 8	0.004 2	0.384 3	0.976 8	0.083 1
	3	0.920 3	0.646 3	0.214 9	0.991 0	0.175 3	0.582 2

(11),把次优值 k_u^* 代入式(12)中,产生27个新变量,分别作为模糊神经网络新的参数值,并根据(9)式计算相应的性能指标 J 。

(4) $t = t + 1$ 。

(5) 根据(13)式,计算 z_t ,若 $z_t \leq Q$ (搜索终止条件),则转(6);否则,返回(3)。

(6) 从最小的性能指标中找到模糊神经网络的最优参数值。

4 仿真与结果

发动机模型采用某涡扇发动机的部件级数学模型,采用单变量控制规律,单独使用供油量控制高压转子转速。该涡扇发动机的最大供油量为1.2 kg/s,采样周期取 $T = 0.02$ s。控制器待确定的参数共有27个,所有参数的初始值取区间(0,1)内的随机数,式(11)和式(12)中的混沌变量经线性变换映射到区间(-0.5,0.5),式(13)中取 $\lambda = 0.001$, $z_0 = 0.1$,其终止条件取 $z_t \leq 0.001$ 。性能

优化方法在状态空间较小时搜索效果好的优点。仿真发现,该算法迭代190次左右就可以完全收敛,性能指标达到最优。而采用传统BP算法至少需要1200次才能使系统性能指标达到一般状态,并且经常出现局部最小现象,算法无法收敛。混沌优化后的控制器参数如表1所示。混沌优化后的神经网络输出层权值、隶属函数参数、比例系数为: $v_1 = 0.738\ 8$, $v_2 = 0.062\ 5$, $v_3 = 0.679\ 0$, $v_4 = 0.548\ 3$, $v_5 = 0.414\ 2$, $v_6 = 0.502\ 8$, $x_1 = 0.664\ 1$, $x_2 = 0.325\ 1$, $k_u = 0.851\ 8$ 。仿真结果如图3和图4所示。

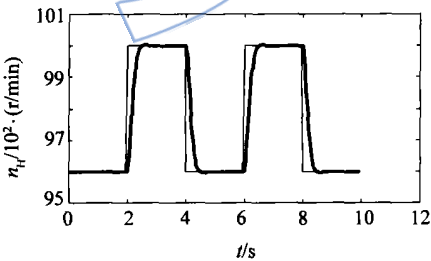


图3 高压转子转速对燃油流量阶跃响应
($H = 0$ km, $M a = 0$)

Fig 3 Speed of high pressure rotor to fuel step order at $H = 0$ km, $M a = 0$

指标参数取 $w_1 = 0.5$, $w_2 = 0.5$, $l = 100$,即100个采样周期计算一次性能指标。根据本文提出的优化控制方案,采用MATLAB语言对不同条件下发动机控制系统进行仿真计算。由于模糊神经网络的参数取值都在[0,1]区间,可以充分发挥混沌

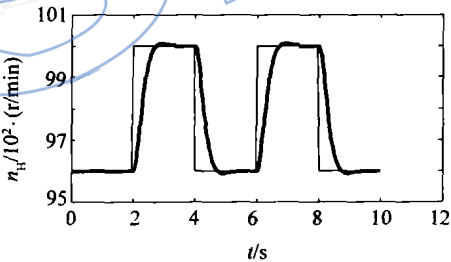


图4 高压转子转速对燃油流量阶跃响应
($H = 15$ km, $M a = 2$)

Fig 4 Speed of high pressure rotor to fuel step order at $H = 15$ km, $M a = 2$

由以上的仿真结果来看,采用混沌优化设计的模糊神经网络控制系统,有效地实现了对发动机的最优控制,控制具有无振荡、上升时间短、超调量小等优点,发动机控制系统的总体性能有了很大的提高。

5 结 论

模糊神经网络推理清晰,易于表达专家知识,并具有良好的学习和适应能力。然而模糊神经网络的控制效果取决于其参数的选取,为了找到模糊神经网络控制器参数的全局最优值,将混沌变量引入到模糊神经网络参数的寻优中,解决了模

模糊隶属度函数和神经网络权值的选取问题,避免了BP算法和遗传算法的不足,且算法结构简单,易于工程实现。仿真结果表明该方法控制效果很好。本文的仿真研究结果还仅限于发动机的单变量控制,对于复杂的发动机多变量控制系统,其效果还需进一步验证。

参考文献

- [1] Michael A N. Optimal Feedback Controller Approximation Via Neural and Fuzzy-Neural Networks [D]. Texas University at Austin, 1997: 1~134
- [2] Lazzarini B, Leonardo M Chiaberge M. A Neuro-Fuzzy Approach to Hybrid Intelligent Control [J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 1999, 35 (2): 413~425
- [3] Hirikawa S, Furuhashi T, Uchikawa Y. On Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks with the Back-Propagation Algorithm [J]. *IEEE Trans On Neural Networks*, 1992, 3 (5): 231~243
- [4] 姜智峰, 刘泽民. 一种新型模糊神经网络结构确定的研究[J]. *电路与系统学报*, 1997, 2(1): 20~24
JIANG Zhi-feng, LIU Ze-min. Study on Determination of the Structure of an Improved Fuzzy-Neural Network [J]. *Journal of Circuits and Systems*, 1997, 2(1): 20~24
- [5] Seng T L, Khalid M B, Yusof R. Tuning of a Neuro-Fuzzy Controller by Genetic Algorithm [J]. *IEEE Trans On System, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, 1999, 29 (2): 226~235
- [6] 张其光, 王执铨. 基于遗传算法的模糊神经网络控制器设计及其稳定性分析[J]. *控制理论与应用*, 1999, 16(5): 767~769
ZHANG Qi-guang, WANG Zhi-quan. Design of a Kind of Fuzzy Neural Network Controllers Based on Genetic Algorithm and Analysis of Its Stability [J]. *Control Theory and Applications*, 1999, 16(5): 767~769
- [7] 戴晓军, 李敏强, 寇纪淦. 遗传算法的性能分析研究[J]. *软件学报*, 2001, 12(5): 742~750
DAI Xiao-jun, LI Min-qiang, KOU Ji-song. Study on the Performance Analysis of Genetic Algorithms [J]. *Journal of Software*, 2001, 12(5): 742~750
- [8] 李兵, 蒋蔚孙. 混沌优化方法及其应用[J]. *控制理论与应用*, 1997, 14(4): 613~615
LI Bing, JIANG Wei-sun. Chaos Optimization Method and Its Application [J]. *Control Theory and Applications*, 1997, 14(4): 613~615
- [9] Hu B G, et al. New Methodology for Analytical and Optimal Design of Fuzzy PID Controller [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1999, 7(5): 521~538