

基于模糊 RBF 神经网络整定的航空发动机多变量解耦控制

苗卓广¹, 何秀然¹, 魏永志²

(1. 空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038; 2. 94170 部队, 陕西 西安 710077)

摘要:为解决航空发动机控制变量之间的强耦合性,构造了基于模糊 RBF 神经网络整定的航空发动机多变量解耦控制系统。设计了基于模糊 RBF 神经网络的多变量解耦控制器,在线调整 PID 控制器的参数并根据 Delta 学习规则对网络权值进行修正以达到最佳控制;针对某型航空发动机含未建模动态和噪声等随机干扰的非线性模型进行了多变量解耦控制系统仿真。结果表明:系统具有满意的动态性能和解耦特性,该方法不需要知道发动机的精确数学模型,对航空发动机的非线性和不确定性具有较强的自适应能力。

关键词:航空发动机;模糊 RBF 神经网络;多变量控制;解耦控制;Delta 规则

中图分类号: V233.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2009)02-0010-04

航空发动机控制系统一直是国内外发动机领域的研究重点,用传统方法和思路设计的控制器已难以满足要求^[1]。为了使发动机在各种飞行条件下都能保持最佳性能,人们开始把现代控制理论应用到航空发动机控制中,对 LQR、LQR/LTR、鲁棒控制等都进行了研究,但系统各个回路间的耦合制约了其发展和应用^[2]。神经网络可以高精度逼近任意的非线性函数,具有很强的自学习和适应能力,因而被广泛应用于控制系统的建模、控制器设计、故障诊断和系统优化等方面。直接采用神经网络控制技术,或者与其他控制技术相结合,开辟了航空发动机解耦控制的新途径^[3-6]。模糊神经网络控制继承了模糊控制和神经网络的优点,不依赖控制对象精确的数学模型,有效处理了控制系统中的不确定性、非线性和强耦合。

1 模糊 RBF 神经网络原理

模糊神经网络(Fuzzy Neural Networks, FNNs),实质上是模糊化的神经网络,即神经网络的某些元件(输入、输出、转移函数、权值、学习算法等)被模糊化。模糊 RBF(径向基函数, Radial Basis Function)神经网络由输入层、模糊化层、模糊推理层及输出层构成。模糊 RBF 网络中信号传播和各层的功能表示具体参见文献[7]。

第1层:输入层。输入层的各个节点直接与输入量的各个分量连接,将输入量传到下一层。对该层的每个节点*i*的输入输出表示为 $f_1(i) = X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 。

第2层:模糊化层。采用高斯型函数作为隶属函数, c_{ij} 和 b_{ij} 分别是第*i*个输入变量第*j*个模糊集合的隶属函数的均值和标准差。 $f_2(i, j) = \exp\{- (f_1(i) - c_{ij})^2 / (b_{ij})^2\}$,式中: $i = 1, 2, \dots, n$; $j = 1, 2, \dots, N$ 。 n 为网络第1层输入变量的个数, N 为第2层模糊集合的个数。

第3层:模糊推理层。该层通过与模糊化层的连接来完成模糊规则的匹配,各个节点之间实现模糊运算,即通过各个模糊节点的组合得到相应的点火强度。每个节点*j*的输出为该节点所有输入信号的乘积,

即: $f_3(m) = \prod_{j=1}^N \prod_{i=1}^n f_2(i, j)$ 。式中 $m = 1, 2, \dots, M$ 。 M 为网络第3层的节点数。 n, N 与第2层中定义相同。

* 收稿日期:2008-10-30

作者简介:苗卓广(1985-),男,河北栾城人,博士生,主要从事航空推进系统控制与状态监控研究;
E-mail: mohen267@126.com

第4层:输出层。输出层输出 f_4 为 k_p, k_i, k_d , 该层由3个节点构成, 即: $f_4(l) = wf_3 = \sum_{m=1}^M w(l, m)f_3(m)$ 。式中 w_{lm} 组成输出节点与第3层各节点的连接权矩阵, $l=1, 2, 3$ 。 m, M 与第3层定义相同。

2 航空发动机模糊 RBF 神经网络控制算法

2.1 航空发动机非线性数学模型

某型涡扇发动机的控制系统为双变量控制结构。选用主燃油供油量控制低压转子转速, 尾喷管喉部面积控制低压涡轮后温度。不考虑部件的容腔效应和非定常热交换, 建立某型涡扇发动机非线性数学模型为:

$$\begin{cases} \dot{n}_L = f_1(n_L, T_5, m_f, A_8) \\ \dot{T}_5 = f_2(n_L, T_5, m_f, A_8) \end{cases} \quad (1)$$

式中: n_L 为低压转子转速; T_5 为低压涡轮后温度; m_f 表示主燃油供油量; A_8 表示尾喷管喉部面积。

2.2 基于模糊 RBF 神经网络航空发动机控制系统的结构

基于模糊 RBF 神经网络整定的航空发动机多变量解耦控制结构图见图1。由图1可知, 系统由PID控制器、模糊 RBF 神经网络和控制对象组成。PID的参数由模糊 RBF 神经网络进行整定, Delta 为模糊 RBF 神经网络采取的学习规则。

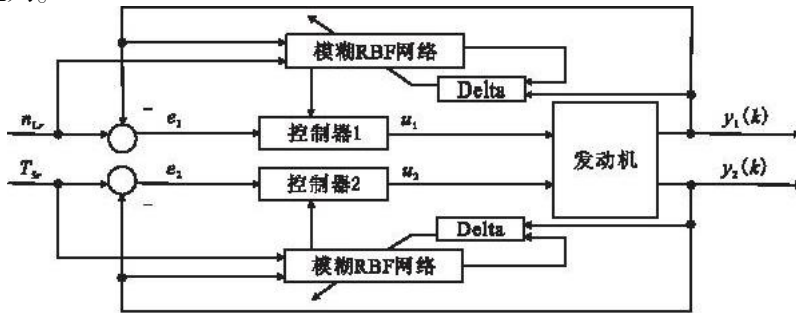


图1 基于模糊 RBF 神经网络整定的航空发动机多变量解耦控制结构图

Fig. 1 Block diagram of control system based on fuzzy RBF

控制器为:

$$\Delta u_i(k) = f_{i4}xc_i = k_{pi}xc_i(1) + k_{ii}xc_i(2) + k_{di}xc_i(3) \quad (2)$$

式中: $k_{pi} = f_{i4}(1), k_{ii} = f_{i4}(2), k_{di} = f_{i4}(3); e_i(k) = y_{di} - y_i; xc_i(1) = e_i(k); xc_i(2) = e_i(k) - e_i(k-1); xc_i(3) = \Delta e_i(k) = e_i(k) - 2e_i(k-1) + e_i(k-2); y_d = [n_{Lr}, T_{5r}]^T; y = [n_L, T_5]^T$ 。

采用增量式 PID 控制算法^[8]:

$$u_i(k) = u_i(k-1) + \Delta u_i(k) \quad (3)$$

采用 Delta 学习规则来修正可调参数, 定义目标函数为:

$$E = \frac{1}{2} (rin(k) - you(k))^2 \quad (4)$$

式中 $rin(k)$ 和 $you(k)$ 表示系统的理想输出和实际输出, 每一个迭代步骤 k 的控制误差为 $rin(k) - you(k)$ 。

网络权值的学习算法如下:

$$\Delta w_m(k) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_m} = \eta (rin(k) - you(k)) \frac{\partial you}{\partial \Delta u} \frac{\partial \Delta u}{\partial f_4} \frac{\partial f_4}{\partial w_m} = \eta (rin(k) - you(k)) \frac{\partial you}{\partial \Delta u} xc(j) f_3(m) \quad (5)$$

式中: w_m 为网络输出点与上一层各节点的连接权, $m=1, 2, \dots, M, M$ 定义同上; η 为学习效率。若考虑动量因子, 则输出层的权值为:

$$w_j(k) = w_j(k-1) + \Delta w_j(k) + \alpha(w_j(k-1) - w_j(k-2)) \quad (6)$$

式中: k 为网络的迭代步骤; α 为学习动量因子。

3 仿真和结果分析

利用式(1)的模型建立含未建模动态和未知干扰因素的非线性状态空间模型如下:

$$\begin{pmatrix} \dot{n}_L \\ \dot{T}_5 \end{pmatrix} = (\mathbf{A} + \Delta\mathbf{A}) \begin{pmatrix} n_L \\ T_5 \end{pmatrix} + (\mathbf{B} + \Delta\mathbf{B}) \begin{pmatrix} m_f \\ A_8 \end{pmatrix} + \Delta\mathbf{N}_x v_x \quad (7)$$

式中: \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 为系数矩阵; v_x 为随机噪声干扰; $\Delta\mathbf{A}$ 、 $\Delta\mathbf{B}$ 为未建模动态, $\Delta\mathbf{N}_x$ 为噪声干扰阵。由于系统未建模动态随时间变化,因此以该航空发动机的地面状态($H=0, Ma=0$)为仿真设计点,把式(11)进行归一化可以得到如下状态方程:

$$\begin{pmatrix} \dot{n}_L \\ \dot{T}_5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -2.8619 + 0.327\sin\omega t & 0.07583 \\ 2.1327 & -3.4733 + 0.2987\cos\omega t \end{pmatrix} \begin{pmatrix} n_L \\ T_5 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0.68145 + 0.0042\sin\omega t & 0.50363 \\ 0.64108 & 0.40327 + 0.0031\cos\omega t \end{pmatrix} \begin{pmatrix} m_f \\ A_8 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0.1 \\ 0.1 \end{pmatrix} v_x \quad (8)$$

式中: v_x 取为零均值、方差0.1的高斯白噪声,选择 $\omega > 20\pi/T$ (T 为采样周期,本文仿真时设置 $T=0.01$ s)。

按照上述方法进行模糊RBF神经网络控制器的设计,通过整定PID控制器的参数,使系统达到满意的解耦控制效果。在本文设计中,每个模糊RBF网络的输入信号为2个,即 n_L, T_5 的指令信号和实际输出。针对每个输入取5个模糊集进行模糊化,即 $n=2, N=5, M=5$,网络结构取2-5-5-3的形式,网络学习参数取 $\eta=0.15, \alpha=0.02$ 。网络的初始权值及隶属函数参数初值通过试验得到。

图2为飞行条件($Ma=0, H=0$ km)下, n_L 做单位阶跃时,即 $n_{Lr}=1, T_{5r}=0$ 时,航空发动机 n_L 和 T_5 的响应图。图3为飞行条件($Ma=0, H=0$ km)下, T_5 做单位阶跃时,即 $n_{Lr}=0, T_{5r}=1$ 时,航空发动机 n_L 和 T_5 的响应图。图4和图5分别表示飞行条件为 $Ma=0.8, H=10$ km时, n_L 和 T_5 的阶跃响应;图6和图7分别表示飞行条件为 $Ma=1.5, H=17$ km时, n_L 和 T_5 的阶跃响应。

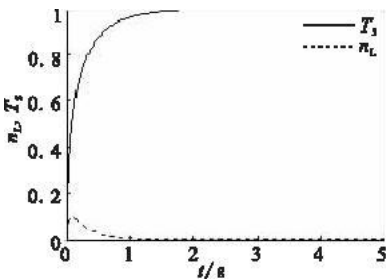


图2 $Ma=0, H=0, n_L$ 的阶跃响应
Fig. 2 Step response of n_L
at Mach 0 and H 0 km

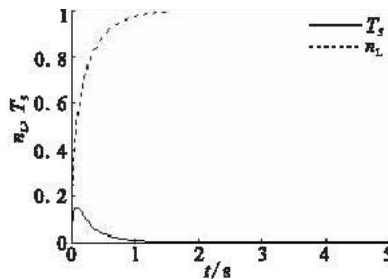


图3 $Ma=0, H=0, T_5$ 的阶跃响应
Fig. 3 Step response of T_5
at Mach 0 and H 0 km

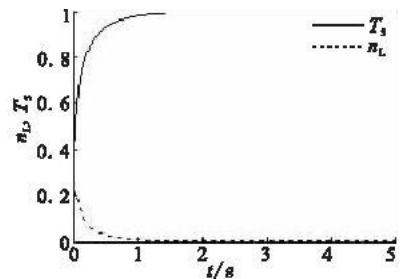


图4 $Ma=0.8, H=10$ km, n_L 的阶跃响应
Fig. 4 Step response of n_L
at Mach 0.8 and H 10 km

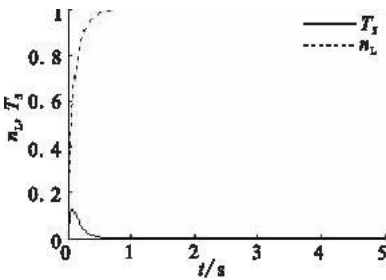


图5 $Ma=0.8, H=10$ km, T_5 的阶跃响应
Fig. 5 Step response of T_5
at $Ma=0.8$ and $H=10$ km

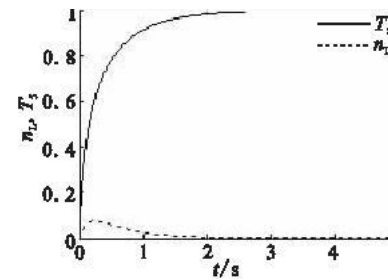


图6 $Ma=1.5, H=17$ km, n_L 的阶跃响应
Fig. 6 Step response of n_L
at $Ma=1.5$ and $H=17$ km

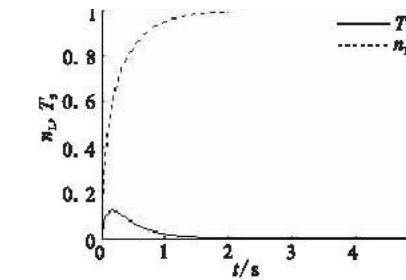


图7 $Ma=1.5, H=17$ km, T_5 的阶跃响应
Fig. 7 Step response of T_5
at $Ma=1.5$ and $H=17$ km

从图2和图3可以看出,基于模糊RBF神经网络整定的航空发动机多变量解耦控制系统在设计点处具有满意的动态性能和良好的解耦特性,达到预期的效果。图4-图7为偏离设计点处的 n_L 和 T_5 的阶跃响应图,可以看出虽然仿真采用的非线性模型含不确定成分致使系统的参数变化较大,但设计的控制系统通过采用Delta学习规则在线修正控制器的参数,使系统仍然有满意的动态性能和解耦特性,基本上消除了双变量控制系统变量之间的耦合作用。

4 结束语

研究了基于模糊 RBF 神经网络整定的航空发动机多变量解耦控制方法,针对航空发动机难以建立精确数学模型的特点,利用模糊 RBF 神经网络在线整定 PID 控制器的参数,使系统始终能够达到满意的效果。在某型发动机非线性模型上进行了仿真试验,结果表明:基于模糊 RBF 神经网络整定的航空发动机多变量解耦控制系统表现出了满意的动态性能和解耦特性,该方法不需要知道发动机的精确数学模型,对航空发动机的非线性和不确定性具有较强的自适应能力。

参考文献:

- [1] 张 鹏,黄金泉. 航空发动机神经网络内模控制[J]. 航空动力学报,2005,20(6):1061-1065.
ZHANG Peng, HUANG Jinquan. Application of Internal Model Control System Based on Neural Network in Aeroengine [J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(6):1061-1065. (in Chinese)
- [2] 李秋红,孙建国. 航空发动机解耦控制器设计[J]. 航空学报,2006,27(6):1046-1050.
LI Qiu hong, SUN Jianguo. Aeroengine Decoupling Controller [J]. Journal of Aerospace, 2006, 27(6):1046-1050. (in Chinese)
- [3] Toprak Suha, Erkmen Aydan, Akmandor Sinan. Identification and Control of A Radical Turbojet with Neural Network and Fuzzy Logic [R]. AIAA 98-1016.
- [4] Rajkumar Vaidyanathan, Nilay Papila, Wei Shyy. Neural Network and Response Surface Methodology for Rocket Engine Component Optimization [R]. AIAA 2000-4880.
- [5] Chipperfield A J, Bica B, Fleming P J. Fuzzy Scheduling Control of A Gas Turbine Aeroengine: A Multiobjective Approach [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2002, 49(3):536-548.
- [6] 朱玉斌,樊思齐,张秀华,等. 基于自调整神经元的航空发动机多变量自适应解耦控制[J]. 航空动力学报, 2007, 22(3):490-494.
ZHU Yubin, FAN Siqi, ZHANG Xiuhua, et al. Multivariable Adaptive Decoupling Control Based on Auto-tuning Neurons for Aeroengine [J]. Journal of Aerospace Power, 2007, 22(3):490-494. (in Chinese)
- [7] Lin F J, Wai R J, Lee C C. Fuzzy Neural Network Position Controller for Ultrasonic Motor Drive Using Push-pull DC-DC Converter [J]. Control Theory Appl, 1999, 146(1):99-107.
- [8] 刘金琨. 先进 PID 控制及其 MATLAB 仿真(第2版) [M]. 北京:电子工业出版社,2004.
LIU Jinkun. Advanced PID Control and Simulation of MATLAB (The 2nd Edition) [M]. Beijing: Electronics Industry Press, 2004. (in Chinese)

(编辑:姚树峰,徐敏)

Multivariable Decoupling Control Based on Fuzzy RBF Network for Aeroengine

MIAO Zhuo-guang¹, HE Xiu-ran¹, WEI Yong-zhi²

(1. Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China; 2. Unit 94170, Xi'an 710077, China)

Abstract: In order to solve the strong coupling among control variables of aeroengine, a system of multivariable decoupling control based on fuzzy RBF network for aeroengine is presented. Multivariable decoupling controller of aeroengine based on fuzzy RBF network is designed. Parameters of PID controller and weight-value are adjusted online respectively by fuzzy RBF network and Delta rule to achieve the best control. The control system is simulated by computer in allusion to a nonlinear model of a certain aeroengine with unmodeling dynamics and random interferes such as noise, etc. Simulation results show that the system has satisfactory dynamic performance and decoupling speciality and the method is applied with no necessity to know the accurate model of aeroengine and has perfect self-adjusting capability to the nonlinearity and uncertainty of aeroengine.

Key words: aeroengine; fuzzy RBF network; multivariable control; decoupling control; Delta rule