

文章编号: 1000-8055 (2001) 01-0083-04

航空发动机神经网络自适应控制研究

郭迎清

(西北工业大学 709 教研室, 陕西 西安 710072)

摘要: 本文研究神经网络自适应控制方法及其在航空发动机控制中应用。结合某型航空涡喷发动机, 首先研究采用神经网络进行非线性动态系统辨识, 包括神经网络模型辨识的格式、输入信号形式等问题。然后, 提出了一种神经网络自适应控制方法, 阐明了该方法基本结构、原理。最后, 在选定的设计点处进行发动机控制系统设计, 当偏离设计点时, 利用神经网络很强的学习、适应能力, 通过在线修正神经网络参数, 使控制系统仍保持良好性能。

关键词: 神经网络; 辨识与控制; 航空发动机

中图分类号: V 233. 7

文献标识码: A

1 前言

神经网络控制是近年来非线性控制中研究新方法^[1, 2]。一方面控制系统的设计要求处理越来越复杂的系统, 实现越来越高的设计目标, 另一方面神经网络具有可逼近任意非线性、采用并行分布式存储和处理、有很强的学习适应能力等特点, 因而对控制系统设计有很大的吸引力。目前, 神经网络已广泛用于控制系统的建模、控制器设计、故障诊断、系统优化等方面^[3, 4], 初步构成神经网络控制理论。

神经网络用在控制系统中, 可以作为非线性辨识器, 可以直接或间接充当控制器, 还可以作为优化方法对控制器参数进行优化等。随着计算机技术、并行算法技术的发展, 甚至神经网络芯片的出现, 神经网络控制在工业过程、机器人、航

空航天控制领域取得了越来越多的应用^[5~8]。

2 神经网络自适应控制原理

神经网络用于控制系统设计, 有多种结合方式, 可以产生多种类型。既有完全脱离传统设计方法, 也有与传统设计手段相结合的方式。从大方面可以分为以下几类: 基于自适应方式的神经网络控制系统; 由神经网络单独构成控制系统; 基于常规控制原理的神经网络控制; 神经网络智能控制; 神经网络优化控制。这些划分目前还没有统一说法, 每种类型的神经网络控制具体结构、原理也不尽相同, 主要应根据实际对象的特性、实际应用的要求等因素综合考虑确定。

图 1 为作者结合某型航空涡喷发动机控制系统的实际, 提出的基于神经网络的航空发动机转速自适应控制原理图。

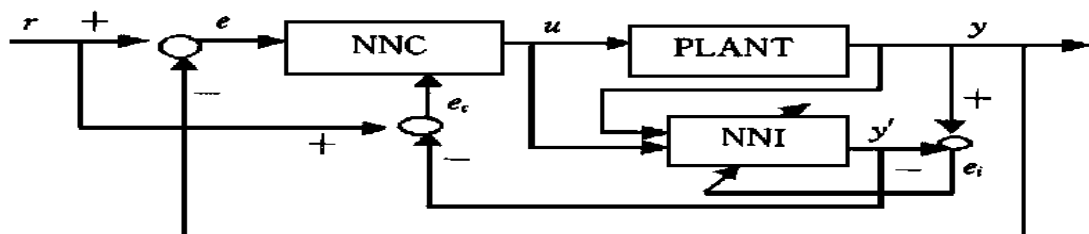


图 1 神经网络的自适应控制系统结构图

收稿日期: 2000- 04- 30; 修订日期: 2000- 07- 22

作者简介: 郭迎清 (1964-), 男, 西北工业大学 709 教研室副主任、教授, 博士

图 1 中控制系统由两个神经网络构成, 其中网络 NNC (Neural Network Controller) 是作为系统控制器, 而 NN I (Neural Network Identifier) 作为对象辨识器。NN I 网络采用三层前向网络, 其辨识通用格式为:

$$n_L(k+1) = f[n_L(k), \dots, n_L(k-n), m_f(k), \dots, m_f(k-m)] \quad (1)$$

这里, n_L 为发动机低压转子转速, m_f 为燃油流量。

通过充分试探, 确定具体辨识格式为:

$$n_L(k+1) = f[n_L(k), n_L(k-1), n_L(k-2), m_f(k), m_f(k-1)] \quad (2)$$

辨识格式确定以后, 再来确定网络结构。网络输入节点数即 (2) 中自变量的个数。网络的输出节点数即 (1) 中函数个数。网络采用三层前向网络, 有一个隐层, 隐层节点个数原则上应多于输入节点个数, 在满足辨识精度要求的前提下, 节点个数应尽量少, 但具体个数也只能通过试探得到。这里经过充分试探选择隐层节点数为 6, 即网络结构为 5-6-1。

网络隐含层的输入输出关系为:

$$net_i = \sum_{j=1}^k w_{ij} x_j + \theta \quad (3)$$

$$O_i = f(net_i) \quad (4)$$

式中: $\{w_{ij}\}$ 为权系数, $\{\theta\}$ 为阈值, $f(x)$ 为作用函数。

$$f(x_i) = \alpha \frac{1 - \exp(-\beta x_i)}{1 + \exp(-\beta x_i)} \quad (5)$$

网络的输出层个数为 1, 输出为:

$$n_{NNL}(k+1) = \sum_{i=1}^{n_H} w_{oi} O_i + \gamma \quad (6)$$

式中, n_{NNL} 是辨识网络输出, $\{w_{oi}\}$ 为权系数, γ 是阈值, n_H 为隐层节点个数。学习的性能指标为:

$$J_m = \frac{1}{2} \sum_i [n_L(k+1) - n_{NNL}(k+1)]^2 \quad (7)$$

NN I 的学习采用先离线训练, 以确定合适的网络结构 (如输入层、隐层结点的个数)、各结点之间的连接权值及隐层结点和输出结点的阈值等, 使其反映对象在工作点 (或设计点) 的特性。而在闭环控制时, 则采用在离线训练的基础上进行在线学习, 当对象偏离工作点时能及时修正网络参数, 使网络及时准确反映对象的特性。NN I 在系统中的作用是为 NNC 提供学习所用信息。

NNC 网络的结构采用两层前向网络, 输入结点为 3 个, 即 3-1 结构。3 个输入分别为:

$$\begin{aligned} h_1(k) &= e(k), \quad h_2(k) = \sum_{i=0}^k e(i) \\ h_3(k) &= \Delta e(k) = e(k) - e(k-1) \end{aligned} \quad (8)$$

其中: $e(k) = r(k) - n_L(k)$ 为偏差。所以 $h_1(k)$, $h_2(k)$, $h_3(k)$ 分别对应偏差信号的比例、积分及微分。

网络的输出结点为 1 个, 即燃油流量 $m_f(k)$

$$m_f(k) = w_{11}h_1(k) + w_{12}h_2(k) + w_{13}h_3(k) \quad (9)$$

该控制器具有类似 PD 控制结构。采用的性能指标

$$J_c = \frac{1}{2} \sum_i [r(k+1) - n_{NNL}(k+1)]^2 \quad (10)$$

的最小化来修正控制器参数。因为经过适当的学习后, n_{NNL} 将逼近 n_L , 因此对

$$J_p = \frac{1}{2} \sum_i [r(k+1) - n_L(k+1)]^2 \quad (11)$$

的极小化可由对式 (10) 的最小化代替。即用网络计算得到的信息 $\frac{\partial n_{NNL}(k+1)}{\partial n_f(k)}$ 代替 $\frac{\partial n_L(k+1)}{\partial n_f(k)}$

NN I 及 NNC 网络学习均采用改进的 BP 算法。

根据学习目标, 经推导神经元权值及各参数更新公式如下:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) - \eta_i \delta O_j \frac{\partial f}{\partial net_i} \quad (12)$$

$$\theta(k+1) = \theta(k) - \zeta \delta_i \frac{\partial f}{\partial net_i} \quad (13)$$

$$\alpha(k+1) = \alpha(k) - \rho_i \delta_i \frac{\partial f}{\partial \alpha} \quad (14)$$

$$\beta_i(k+1) = \beta_i(k) - \xi_i \delta_i \frac{\partial f}{\partial \beta_i} \quad (15)$$

式中: η , ζ , ρ_i 和 ξ_i 是学习速率, $\delta = \partial / \partial O_i$, O_i 为前一层第 i 个神经元输出或第 i 个外部输入。 δ_i

$= \sum_j \delta_j w_{ji} \frac{\partial f}{\partial net_i}$, 下标 j 表示后一层网络的第 j 个神经元。当最后层神经元 δ 已知, 利用上式就可向前逐层求得各层神经元的 δ 值, 进而更新权值和参数值。

3 神经网络自适应控制用于发动机控制系统

这里研究以燃油流量为输入, 以发动机低压转子转速为输出 (被控制量) 的发动机转速控制系统。其传递函数为:

$$\frac{y(s)}{u(s)} = \frac{b_1 s + b}{s^2 + a_1 s + a} \quad (16)$$

这里 u 为燃油流量, y 为低压转子转速。在地面设计状态, 参数值如下: $a_1 = 11.0586$, $a = 7.1533$, $b_1 = 1.0283$, $b = 2.5473$ 。

根据图 1 构成发动机转速控制系统。首先对 NN I 进行离线训练。训练中输入信号采用随机信

号, 采用 1000 个样本。图 2 为训练 400 次时网络输出与实际输出对照, 图 3 为训练过程误差随训练次数变化曲线。从这些图可以知道, 训练过程在前 50 次收敛速度特别快, 这是由于网络输出与样本输出值有较大的误差, 而当在学习 100~300 次之间, 误差减小明显变慢, 这也是 BP 学习算法的特点, 即所谓的平台期。在 500~1000 次学习过程中, 尽管误差一直在减小, 但速度已很慢。

从这里 300 次的学习训练误差已经降到满意的程度。这时的网络参数就反映了设计点发动机燃油供油量与发动机低压转子转速间的动态关系。

在该设计点 NN I 训练好后, 再以同样方式训练控制网络 NNC。当 NNC 参数确定后, 在设计点的控制系统设计就完成。图 4 是在设计点系统的阶跃响应。可以认为达到了要求的性能 (如果性能不满意, 再重新对系统进行设计)。

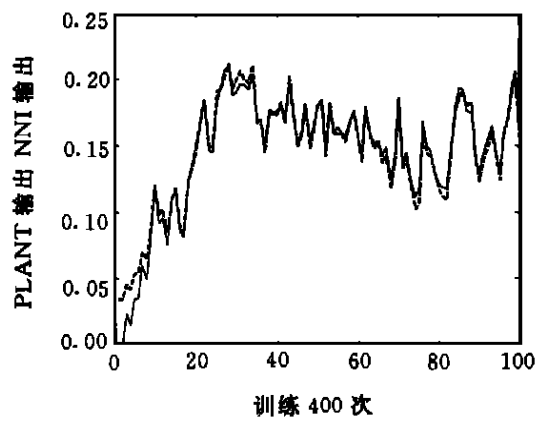


图 2 学习 400 次时网络输入与样本输出

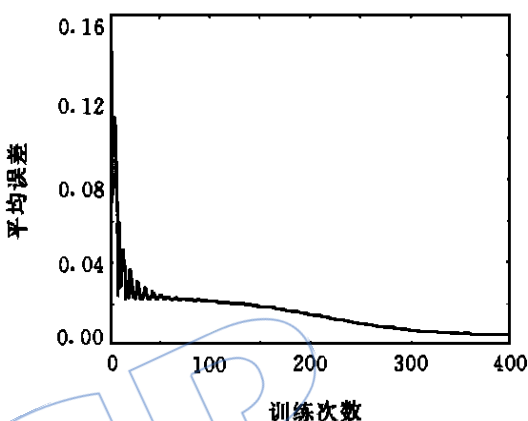


图 3 误差随学习次数变化曲线

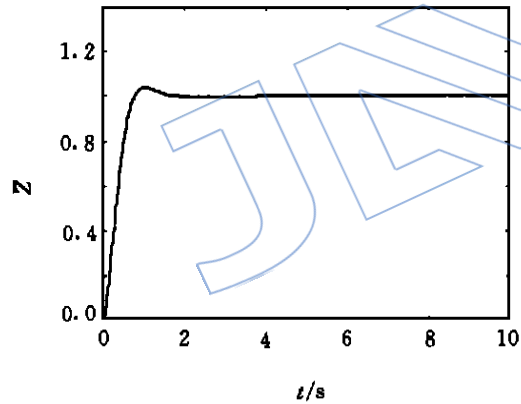


图 4 设计点处转速阶跃响应

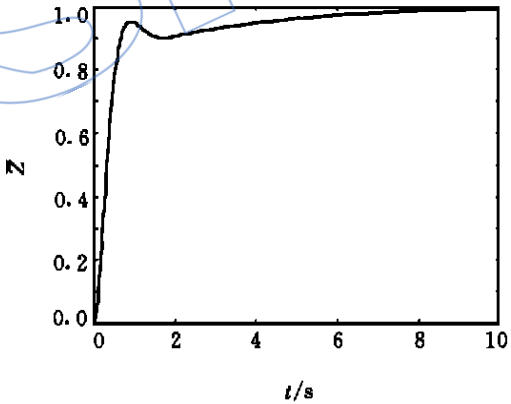


图 5 $H=10\text{ km}, Ma=1.5$ 转速阶跃响应

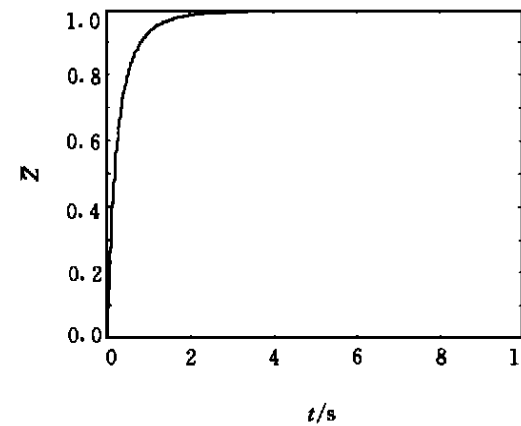


图 6 $H=6\text{ km}, Ma=1$ 转速阶跃响应

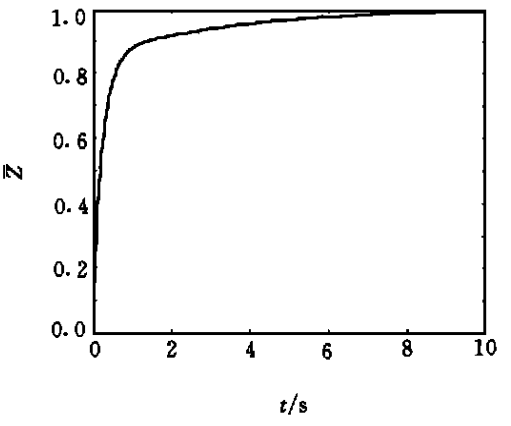


图 7 $H=15\text{ km}, Ma=1.9$ 转速阶跃响应

在偏离该设计点后, 发动机动态特性发生了变化, 由于辨识器NN I在线修正, 更新网络参数, 并且同时给控制器网络NNC 提供信息, 也修改控制器网络参数。通过NN I和NNC 两网络自动学习, 调整自身参数, 直到达到满意的性能。

图 5 为在飞行条件 ($H = 10 \text{ km}$, $M a = 1.5$) 下系统的阶跃响应; 图 6 为在飞行条件 ($H = 6 \text{ km}$, $M a = 1$) 下系统的阶跃响应; 图 7 为在飞行条件 ($H = 15 \text{ km}$, $M a = 1.9$) 下系统的阶跃响应。

在以上仿真的 3 个偏离设计点的飞行条件下, 系统都表现出了良好的性能, 都没有稳态误差。但对于不同的飞行条件控制的效果也是有差异的。在第二种飞行条件下系统性能最好, 调节时间不到 2 秒, 没有超调; 在第一、第三种飞行条件下, 过渡过程偏长, 第一种情况还存在振荡。

4 结 论

从辨识结果可以看出, 辨识格式、网络结构合理, 学习算法也较好, 通过不多的学习次数就可使网络充分反映系统特性。采用随机输入信号, 为了使系统得到充分激励, 这样能够解决当网络输入未曾训练过的信号形式时, 能给出合理的结果。

从控制仿真结果看, 该神经网络自适应控制系统具有很强的学习、适应能力, 非常适合于象航空发动机这样大时变、非线性的复杂控制对

象。

参考文献

- [1] Behnam Bavarian. Introduction to Neural Networks for Intelligent Control [J]. IEEE Control, April, 1988: 3-7.
- [2] Panos J A. Neural Networks in Control Systems [J]. IEEE Control, April, 1992: 8-10.
- [3] Kumpati S N, Snehasis Mukhopadhyay. Intelligent Control Using Neural Networks [J]. IEEE Control, April, 1992, 11-18.
- [4] Narendra K S, Parthasarathy K. Identification and Control for Dynamic Systems Using Neural Networks [J]. IEEE Trans. On Neural Networks, 1990, 1 (1): 4-27.
- [5] Michael B M, Anthony J C. Multilayer Neural Networks and Adaptive Nonlinear Control of Agile Anti-air Missiles [R]. AIAA-97-3540.
- [6] Duane L M, Link C J. Simulation of an Engine Sensor Validation Scheme Using an Autoassociative Neural Network [R]. AIAA-97-2902.
- [7] Marcello R N, Jose L C, Mario Innocenti. On-line Learning Neural and Fuzzy Logic Controllers for Actuator Failure Accommodation in Flight Control Systems [R]. AIAA-97-3539.
- [8] Suha Toprak, Aydan M E, Isin Akmador. Identification and Control of a Radial Turbojet with Neural Network and Fuzzy Logic [R]. AIAA-98-1016.

(责任编辑 王震华)

A New Neural Network Adaptive Control Scheme Research

GUO Ying-qing

(7th Dept., Northwest Polytechnic University, Xi'an 710072, China)

Abstract: A new neural network adaptive control scheme is presented and its applications to aero-engine control system are researched. In accordance with a turbojet engine, the identification problem of nonlinear dynamical system is studied by using a neural network firstly, including the pattern of identification and the type of input signal. Then a new neural network adaptive control scheme is presented, which is composed of two neural networks. One of them is used as identifier and the other as controller. Finally the aero-engine control system is designed at the design point. When the work of the aero-engine deviates from the design point, the parameters of the identifier and the controller are modified with the help of the learning and adaptive capabilities of neural networks so that the control system always maintains fine behaviors.

Key words: neural network; identification and control; aero-engine