

基于 Adaline 网的航空发动机自适应控制^{*}

丁凯锋¹, 樊思齐²

(1. 中国飞行试验研究院, 陕西 西安 710089;
2. 西北工业大学 航空动力与热力工程系, 陕西 西安 710072)

摘 要: 根据发动机模型非线性、关系式呈隐性和具有不确定性的工作特点, 提出了一种基于 Adaline 网的发动机自适应控制方案, 该方案中的神经网络辨识器和神经网络控制器均采用两层线性 Adaline 网, 权值采用 Widrow-Hoff δ 学习规则更新。仿真结果表明这种方法具有方案简单、稳定性好、实时性好等优点, 可在全飞行包线内对发动机进行在线控制。

关键词: 航空发动机; 人工神经网络; 神经网络辨识器; 神经网络控制器; 自适应控制

中图分类号: V233.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4055 (2001) 01-0058-03

Aeroengine adaptive control based on adaline network

DING Kai-feng¹, FAN Si-qi²

(1. Chinese Flight Establishment, Xi'an 710089, China;
2. Dept. of Aeroengine Engineering, Northwestern Polytechnical Univ., Xi'an 710072, China)

Abstract: Associated with the characteristic of nonlinear, recessive and uncertain of model, a kind of aeroengine adaptive control scheme based on adaline network was presented. Two-layered linear adaline network were used both in the neural estimator and neural controller. The weight was updated using Widrow-Hoff delta rule. Simulation results show that the scheme has the advantage of briefness, stability and better real-time ability. It can be used on the on-line control of aeroengine throughout the full flight envelope.

Key words: Aircraft engine; Artificial neural network; Neural estimator; Neural controller; Adaptive control

1 引 言

对于具有不确定性和时变性的航空发动机控制对象, 采用自适应控制是一种有效的方法^[1]。当前, 线性系统的自适应控制问题已基本解决, 但非线性系统的自适应问题尚存在一些难点。由于近年来得到迅速发展的人工神经网络能以任意精度逼近任意非线性函数, 对复杂不确定问题具有自适应和自学习能力, 因而为解决非线性系统的自适应控制带来了生机^[2~6]。本文尝试采用神经网络对发动机进行控制, 并根据发动机的工作特点, 采用了一种基于 Adaline 网的发动机自适应控制方案。

2 控制方案

发动机可表示为

$$Y(k+1) = f[Y(k), Y(k-1), U(k)] \quad (1)$$

式中

$$Y = [y_1, y_2]^T = [n_2, \pi_r]^T \quad (2)$$

$$U = [u_1, u_2]^T = [m_f, A_8]^T \quad (3)$$

$f(\cdot)$ 为非线性映射, n_2, π_r, m_f, A_8 分别为高压转子转速、涡轮落压比、供油量及喷管喉部面积。

采用图 1 所示的自适应控制方案。整个控制系统包括控制对象(发动机)、一个神经网络辨识器及一个神经网络控制器。辨识器和控制器都采用线性 Adaline 网络。

本文仅研究当喷管喉部面积固定, 即 $A_8 = C$ 时, 单独用供油量 m_f 对高压转子转速 n_2 进行控制。这时, 被控对象表示为

$$y(k+1) = f[y(k), y(k-1), u(k)] \quad (4)$$

* 收稿日期: 2000-04-22; 修订日期: 2000-06-17。

作者简介: 丁凯锋 (1966—), 男, 博士, 高级工程师, 研究领域为发动机建模及试验、数字仿真、自动控制、人工智能、数据处理等。

式中 $y = n_2$, $u = m_1$. 神经网络辨识器采用两层线性 Adaline 网, 如图 2 所示。

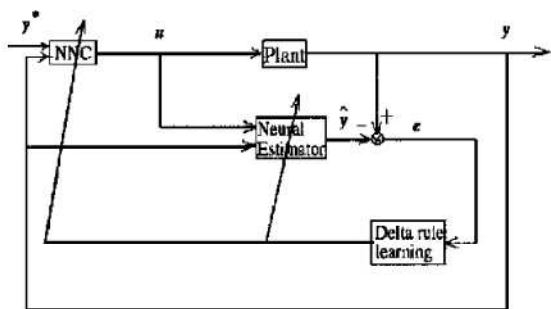


Fig. 1 Adaptive neural control scheme

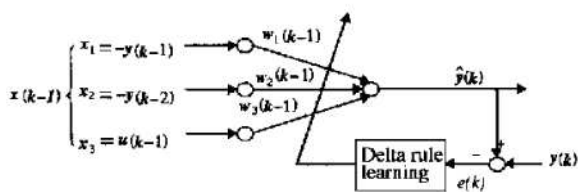


Fig. 2 Neural estimator

输入层含三个节点, 输入值分别为过去时刻对象的输入输出信号, 输出层只有一个节点, 为对象的估计输出值。k 时刻的权值定义为

$$w(k) = [w_1(k), \dots, w_n(k), w_{n+1}(k), \dots, w_{n+m}(k)]^T = [w_1(k), w_2(k), w_3(k)]^T \quad (5)$$

权值采用 Widrow-Hoff δ 学习规则更新

$$w(k+1) = w(k) + \frac{\alpha e(k+1) X(k)}{\varepsilon + X^T(k) X(k)} \quad (6)$$

式中

$$X(k) = [x_1(k), \dots, x_n(k), x_{n+1}(k), \dots, x_{n+m}(k)]^T = [x_1(k), x_2(k), x_3(k)]^T = [-y(k), \dots, -y(k-n+1), u(k), \dots, u(k-m+1)]^T = [-y(k), -y(k-1), u(k)]^T \quad (7)$$

为网络输入, $\alpha \in (0, 2)$ 为衰减因子, 选择 ε 为一较小的正数, 其目的是为了防止 $X^T(k) X(k) = 0$ 时上式分母为 0。

$$e(k) = y(k) - \hat{y}(k) \quad (8)$$

网络输出

$$\hat{y}(k) = \sum_{i=1}^{n+m} w_i(k-1) x_i(k-1) = \sum_{i=1}^3 w_i(k-1) x_i(k-1) \quad (9)$$

神经网络控制器也为三个输入节点, 一个输出节点的两层线性 Adaline 网络, 如图 3 所示。

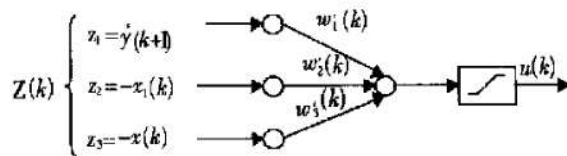


Fig. 3 Neural controller

控制器输入

$$z(k) = [y^*(k+1), -x_1(k), -x_2(k), \dots, -x_n(k), -x_{n+2}(k), \dots, -x_{n+m}(k)]^T = [y^*(k+1), -x_1(k), -x_2(k)]^T \quad (10)$$

权值 $w'(k)$ 随着 $w(k)$ 而更新

$$w'(k) = \frac{1}{w_{n+1}(k)} [1, w_1(k), w_2(k), \dots, w_n(k), w_{n+2}(k), \dots, w_{n+m}(k)]^T = \frac{1}{w_3(k)} [1, w_1(k), w_2(k)]^T \quad (11)$$

控制器输出

$$u(k) = \text{sat} \left| \sum_{i=1}^{n+m} w_i(k) z_i(k) \right| = \text{sat} \left| \sum_{i=1}^3 w'_i(k) z_i(k) \right| \quad (12)$$

$$\text{式中饱和线性函数 } \text{sat}(x) = \begin{cases} a & (x > a) \\ x & (|x| \leq a) \\ -a & (x < -a) \end{cases}$$

3 仿真结果及结论

发动机采用部件级数学模型, 选择 $n = 2$, $m = 1$, $\varepsilon = 0.001$, $\alpha = 1$, $w(0) = [1, 0.1, 0.5]^T$, 采样周期 $T = 0.02$ s, 神经网络辨识器和神经网络控制器的初始输入值是在转速及供油量的正常工作范围内选定的, 参考输入为方波信号。图 4 为 $H = 0$, $M = 0$ 时参考输入信号与对象输出信号曲线, 图中曲线 1 为参考输入信号, 曲线 2 为输出响应曲线。从图中可以看出: 对象输出能较好的跟踪参考输入信号。且随着时间的推移, 跟踪效果会越来越好。这是因为神经网络辨识器和控制器具有自学习能力, 能根据感受到的对象输出自动地调整神经网络控制器的权值, 使对象的输出尽可能地与参考输入相一致。图 5 为在这个过程中发动机的供油量随时间的变化曲线。从响应曲线可以看出, 该神经网络控制系统具有较好的跟踪性能。由于本文的控制对象为非线性对象, 控制策略为非线性控制, 因而适用于发动机在飞行包线内不同点的控制。实际上, 仿真结果显示在其它飞行点, 本文的控制方案也具有较好的性能。

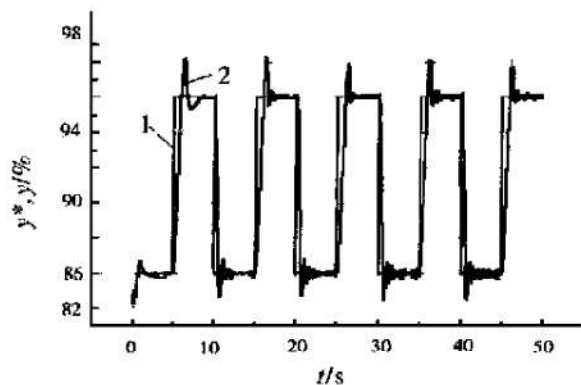


Fig. 4 Curve of aeroengine rotor speed with reference input signal

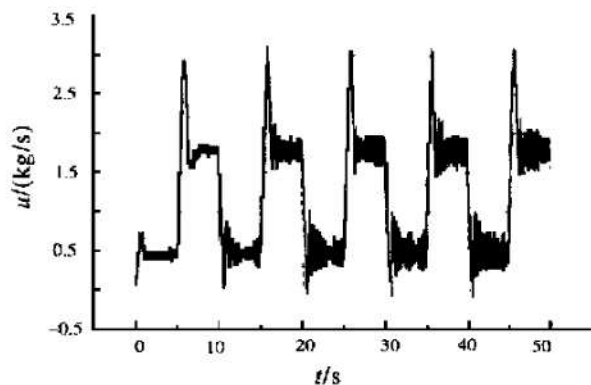


Fig. 5 Curve of aeroengine fuel mass flow with time

采用本文的控制方案,在飞行包线范围内,发动机控制系统具有良好的动、静态性能。由于神经网络辨识器和神经网络控制器均采用线性网络,算法结构简单,实时性好,物理上容易实现,因而可用于在线控制。如果在图 1 中对象采用实际发动机,相应的信号采用实际采集的信号,可以对一台实际的发动机进行控制。

参考文献:

- [1] 樊思齐,徐芸华.航空推进系统控制[M].西安:西北工业大学出版社,1996.
- [2] 陈卫田,施颂椒.基于神经网络的非线性自适应控制[J].控制理论与应用,1996,13(5).
- [3] Young Moon Park, Myeon Song Choi, Kwang Y Lee. An opti-

mal tracking neuro controller for nonlinear dynamic systems [J]. Transactions on Neural Networks, 1996, 7(5).

- [4] Lizarraga I, Etxebarria V. Real-time adaptive neural control of a class of nonlinear systems [J]. Artificial Intelligence, 1999, 12: 3~ 19.
- [5] Asriel U Levin, Kumpati S Narendra. Control of nonlinear dynamical systems using neural networks: controllability and stabilization [J]. Transactions on Neural Networks, 1993, 4(2).
- [6] Ng G W, Cook P A. Real-time control of systems with unknown and varying time delays, using neural networks [J]. Artificial Intelligence [J] 1998, 11: 401~ 409.

(编辑:盛汉泉)

简 讯

中国宇航学会液体火箭推进专业委员会换届暨学术研讨会在南京举行

2000 年 7 月 4 日至 9 日,中国宇航学会液体火箭推进专业委员会在江苏南京召开换届暨学术研讨会。任新民院士、朱森元院士、张贵田院士和航天科技集团的有关研究所,高等院校的四十余人参加了会议。会议由张贵田院士主持。按照中国宇航学会的批复,第四届液体火箭推进专业委员会由来自全国 16 个单位的 20 名委员组成,张贵田、王珏任主任委员,谭永华、黄瑞生、王振国任副主任委员。

会上宣读了 16 篇学术论文,涉及闭式循环发动机系统、稳态等离子体电推进技术、特种火箭发动机发展以及气液同轴喷嘴、CARS 的应用、气动谐振管点火等单项技术。

(禹天福 供稿)