

文章编号: 1000-8055(2006)01-0213-06

基于模糊补偿神经网络辨识器的 发动机转速控制系统

钱 坤, 谢寿生, 张 伟, 何秀然
(空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038)

摘要: 提出了一种带模糊补偿的神经网络辨识器, 并应用在某型涡扇发动机转速控制系统中。一个动态神经网络用于被控装置的在线辨识, 然后根据被控装置的输出和参考模型的响应迭代出控制信号, 具有4条简单规则的模糊逻辑块用于提高整个系统的闭环特性。试验结果显示, 对比传统的机械-液压式控制器和模拟式电子控制器, 提出的控制策略具有更好的瞬变特性及抗干扰特性, 同时提高了系统的过渡过程品质, 保证了航空发动机对高性能指标和高控制精度的要求。

关 键 词: 航空、航天推进系统; 航空发动机; 神经网络辨识器; 数字式电子控制器; 超维学习; 模糊逻辑补偿

中图分类号: V 233.7

文献标识码: A

Neural Network Identifier with Fuzzy Logic Compensation for Aero-Engine Rotating Speed Control System

Q IAN Kun, X IE Shou-sheng, Z HANG Wei, H E Xiu-ran

(The Engineering Institute,

A ir Force Engineering U niversity, Xian 710038, China)

Abstract: A new neural network algorithm with fuzzy logic compensation was proposed and applied to an aero-engine rotating speed control system. A dynamic neural network was used to identify the plant on-line. The control signal was then calculated iteratively according to the responses of a reference model and the output of identified plant. A fuzzy logic block with four very simple rules was added to the loop to improve the overall loop properties. Experimental results demonstrate that the proposed control strategy provides better disturbance rejection and transient properties than those achieved by conventional mechanical-hydraulic controller and Analogue Engine Electronic Controller (AEEC). At the same time, it can improve transient quality in control system, and meet the requirements of high performance guideline and high control accuracy in turbofan engine.

Key words: aerospace propulsion system; aero-engine; neural network identifier; digital engine electronic controller; trans-dimensional learning; fuzzy logic compensation

收稿日期: 2004- 11- 02; **修订日期:** 2005- 03- 12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50276070)

作者简介: 钱坤(1977-), 男, 湖南常德人, 空军工程大学工程学院博士生, 讲师, 主要从事推进系统控制与状态监控的研究

20 世纪70 年代以来,随着现代控制理论在航空领域的深入研究,以及超大规模集成电路和微处理器的出现,全权限数字式电子控制器已成为未来航空发动机控制系统的重要发展方向。对比传统的机械液压式控制器和模拟式电子控制器,数字式电子控制器不仅结构简单,而且还可以将现代控制理论中各种复杂而先进的控制算法应用到发动机控制系统中去,实现系统的多变量控制和多回路解耦控制,有力地保证了发动机的高性能指标和高控制精度等要求^[1,2]。

在模式识别和控制器设计领域,神经网络已得到了广泛的探讨和应用^[3,4]。结合神经网络在控制领域的不同应用,提出了一种基于模糊补偿的神经网络辨识算法,并应用在某型航空发动机转速控制系统中,试验结果证明了该控制算法切实有效。

1 控制模型的设计方案

图1 是带模糊补偿的神经网络闭环控制方案的结构框图。系统的参考输入为 r ,控制目标是使被控装置的输出 y 与参考模型的输出 y_m 相一致,参考模型的性能指标(如上升时间 t_r 、超调量 $\sigma\%$ 和稳态误差 e_{ss} 等)满足期望值。

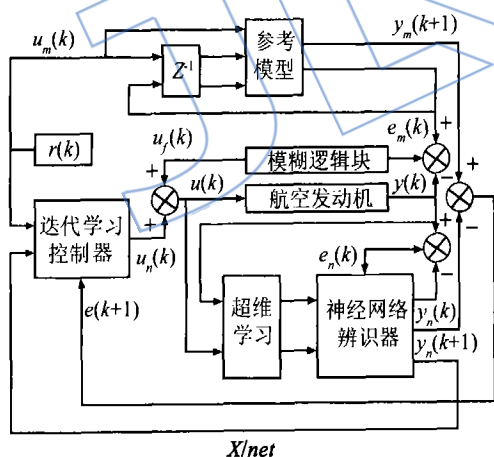


图1 带模糊补偿的神经网络控制结构框图

Fig 1 Neural network Control block with fuzzy logic compensation

当忽略发动机的燃烧延迟,其动态方程的传递函数可以表示为^[5,6]:

$$\frac{X_{n_f}(s)}{X_{m_f}(s)} = \frac{K_L(\tau_L s + 1)}{T_1^2 s^2 + T_2 s + 1} \quad (1)$$

式中, X_{n_f} 和 X_{m_f} 分别为低压转速输出量和燃油输入量,离散化后的模型表示如下:

$$\begin{aligned} y_m(k+1) &= a_1 y_m(k) + a_0 y_m(k-1) + \\ & b_1 u_m(k) + b_0 u_m(k-1) \end{aligned} \quad (k=0,1,2,\dots) \quad (2)$$

其中: u_m 和 y_m 均为标量。

超维学习是我实验室从CN ETA sia 网站购买的一种新型神经网络,它为用户提供了—个特殊的软件操作平台。众所周知,神经网络面临最大的难题就是训练时间长,收敛速度慢,有时甚至出现极限环。该软件的突出特点是允许用户根据给定的模式识别任务自动构造神经网络,省去了手动构造和初始权值选取等诸多麻烦,且训练时间短,收敛速度快。实验测试表明,对于单隐层,总节点数不超过15个的神经网络,其训练时间不超过6ms就能满足误差精度。同时该软件通用接口好,移植性强,可广泛应用于复杂系统的智能控制器的设计。

神经网络辨识器实现对当前被控装置非线性模型的在线辨识。神经网络辨识器的最终处理结果和参考模型的输入信号一起进入迭代学习控制器,通过迭代计算产生的控制信号 u_n 与模糊逻辑块的输出信号 u_f 相结合,共同产生被控装置的输入信号 $u = u_n + u_f$ 。模糊逻辑块是一个特殊的控制补偿器,用于提高整个系统的闭环特性。

2 神经网络辨识器的学习算法

构造的动态神经网络有 n 个输入节点, m 个隐层节点和1个输出节点。输入层到隐层的加权阵为 $W_{(n+1) \times m}$,样本输入矢量是 $X_{(n+1) \times 1}$;隐层到输出层的加权阵为 $V_{(m+1) \times 1}$,隐层的输出矢量是 $net_{(m+1) \times 1}$,这里 $n = m + 1, m = 2p$ 。

输入层和隐层各有一个常数节点,用于提供网络后件的神经元偏置,它们没有反馈信号, y_n 为系统估计输出。为了简化符号,在 $t_k = k \cdot \tau$ 时刻(τ 为采样间隔, $k = 0,1,2,\dots$)我们使用 $u(k)$ 表示 $u(t_k)$,于是,在 $t = t_k$ 时刻,系统的输入输出分别为 $u(k)$ 和 $y(k)$,这里定义矩阵:

$$S(k) = \begin{bmatrix} s(k,1) \\ s(k,2) \\ \vdots \\ s(k,p) \\ s(k,p+1) \\ \vdots \\ s(k,2p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u(k-1) \\ u(k-2) \\ \vdots \\ u(k-p) \\ y(k-1) \\ \vdots \\ y(k-p) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$X(k) = \begin{bmatrix} 1 \\ x(k,1) \\ \vdots \\ x(k,n) \end{bmatrix}, \quad \text{net}(k) = \begin{bmatrix} 1 \\ h(k,1) \\ \vdots \\ h(k,m) \end{bmatrix}$$

(4)

使 $x(k,1)=u(k)$, 为了计算出输入矢量 X , 一个递归关系式定义如下:

$$x(k,i+1)=\alpha \cdot s(k,i)+\beta \cdot x(k-1,i+1)+\gamma \cdot h(k-1,i)$$

(5)

这里 $x(0,i+1)=0; i=1,\cdots,m; k=1,2,\cdots; \alpha$ 为前向增益, β 为自反馈增益, γ 为隐层到输入层的反馈增益。

并且有:

$$Z(k)=W^T \cdot X(k)$$

(6)

$$\text{net}(k)=f[Z(k)]$$

(7)

这里, f 是非线性 sigmoid 函数矢量。

在 k 时刻神经网络输出 $y_n(k)$ 的线性表达式为:

$$y_n(k+1)=V^T \cdot \text{net}(k)$$

(8)

如果令 $\alpha=1, \beta=0, \gamma=0$, 则该神经网络就是一个标准的前馈BP 网络, 其中 $X(k)=[1, u(k), S^T(k)]^T$ 为输入矢量。如果令 $\alpha=0, 0<\beta<1, 0<\gamma<1$, 它则成为了一个标准的动态递归网络。

定义误差函数 $J=e_n^2/2=(y-y_n)^2/2$, 则神经网络的学习算法如下:

$$\frac{\partial J}{\partial V}=\frac{\partial J}{\partial y_n} \frac{\partial y_n}{\partial W}=-e_n \cdot \text{net}$$

(9)

$$\frac{\partial J}{\partial W}=\frac{\partial J}{\partial y_n} \frac{\partial y_n}{\partial W}=-e_n \cdot \frac{\partial y_n}{\partial \text{net}} \frac{\partial \text{net}}{\partial W}$$

(10)

$$V_j(k)=V_j(k-1)+\Delta V_j(k)$$

(11)

$$\Delta V_j(k)=-\eta \frac{\partial J}{\partial V_j(k)}=\eta \cdot e_n \cdot$$

(12)

$$\text{net}_j(k)[1+\mu \cdot \text{net}^T(k) \cdot \text{net}(k)]^{-1}$$

(13)

$$W_{ij}(k)=W_{ij}(k)+\Delta W_{ij}(k)$$

(14)

$$\Delta W_{ij}(k)=-\eta \frac{\partial J}{\partial W_{ij}(k)}=\eta \cdot e_n \cdot$$

(15)

$$V_j(k) \cdot Z_j(k) \cdot [1-Z_j(k)] \cdot X_j(k)$$

(16)

这里 η 是学习率, μ 为正小量因子, i 表示输入层的第 i 个节点, j 表示隐层的第 j 个节点, k 表示第 k 个样本控制周期, 与 $t=t_k$ 时相对应。

3 迭代学习控制器的算法

控制目标是使被控装置的输出 y 跟随参考模型的输出 y_m , 从而在 t_k 时刻能计算出参考模型的下一个输出值 $y_m(k+1)$ 。既然NN I 是用来辨识被控装置的神经网络模型的, 为了使 y_n 逼近 $y_m(k+$

1), 我们将利用Moore K L 和Dahleh M 提出的迭代算法不断搜索 $u(k+1)$, 直到它满足神经网络辨识器的输出 y_n 与 $y_m(k+1)$ 相等^[7]。假设在迭代值计算期间系统不改变其特性, 即神经网络模型作为被控装置的已知不变非线性模型。因此, 依据 u 的当前迭代值可以计算出 u 的下一个值, 并可同时得出上一步和当前的迭代误差 $e=y_m-y_n$ 。

控制时间间隔 $T_k=[t_k, t_{k+1}]$, 这里 $t_{k+1}=t_k+\tau$, 表示下一个采样时刻。系统在整个 T_k 时间段进行不超过20 次的迭代计算, 假设在一个采样周期内当前是第 kk 步迭代, 则当前时刻为 $t=t_k+\Delta_{kk-1}$, 其中 Δ_{kk-1} 表示执行 kk 步迭代所需时间的总和。 $u(kk, t)$ 表示 u 的第 kk 步迭代值, $e(kk, t)$ 表示第 kk 步迭代误差, 控制信号 u 的迭代算式如下:

$$u(kk+1, t)=u(kk, t)+k_p \cdot e(kk, t)+k_d \cdot [e(kk, t)-e(kk-1, t)]$$

(15)

$$e(kk, t)=y_m(t)-y_n(kk, t)$$

(16)

这里, k_p 是比例系数, k_d 是微分系数, 系统在 T_k 时间段完成整个迭代过程。

假设迭代计算的初始误差为0, 则迭代算法的步骤如下:

- (1) $kk=1; e(0, k+1)=0;$
- (2) $\hat{u}(kk, k+1)=u(kk, k)$ $\hat{u}$ 为 u 的估计值
- (3) 根据(5)~(8) 式计算得出 $y_n(kk, k+1)$
- (4) 计算
$$e(kk, k+1)=y_m(k+1)-y_n(kk, k+1)$$
- (5) 如果 $|e(kk, k+1)| \leq \epsilon$, 跳转到步骤(7); 否则:
$$\hat{u}(kk, k+1)=\hat{u}(kk, k+1)+k_p \cdot e(kk, k+1)+k_d \cdot [e(kk, k+1)-(kk-1, k+1)]$$
- (6) $kk=kk+1$; 如果 $\Delta_{kk-1} < \tau$ 则跳转到步骤(2)
- (7) $u(k+1)=\hat{u}(kk, k+1)$, 结束迭代
- 由于在整个迭代过程中, 解的变异的步长和

该解距极值解的距离越来越小, 因此实际中常用的结束规则是: 如果变异的步长已经非常小或每次迭代生成的解与原解相比差异很小, 这时可以认为算法不可能得到性能更优的解, 因而令算法结束。由此得出, 收敛准则可写成如下形式:

$$e(kk, t) = |y_m(t) - y_n(kk, t)| \leq \epsilon$$

或

$$\frac{|y_m(t) - y_n(kk, t)|}{\epsilon_d} \leq |y_n(kk, t)|$$

其中: $\epsilon > 0, \epsilon_d > 0$, 具体依据计算精度而定。

4 模糊逻辑块的设计原理

选用具有比例-微分控制结构的模糊逻辑块 (FLB) 以提高系统的闭环特性, 它在控制环中的作用类似于一个阻尼器, 输出表达式如下所示:

$$u_f = k_{fu} \cdot F_{fuzzy}(e_m, \dot{e}_m) \tag{17}$$

其中, u_f 为模糊逻辑块输出, k_{fu} 是增益, e_m 和 $\dot{e}_m$ 分别为误差和误差微分信号, F_{fuzzy} 是非线性函数, 其输出信号由模糊逻辑块内部处理产生。 e_m 和 $\dot{e}_m$ 作为输入信号被正归化在 $[-1, 1]$ 范围内, 隶属函数采用高斯铃形函数。假设 N 表示“负”, P 表示“正”, 则输入量的隶属函数为:

$$\begin{aligned} \mu_N(x) &= \exp[-10(x + 0.3)^2] \\ \mu_P(x) &= \exp[-10(x - 0.3)^2] \end{aligned} \tag{18}$$

表 1 模糊逻辑控制规则

Table 1 Fuzzy logic control rules

$e_m \quad \dot{e}_m$	N	P
N	NB	N
P	P	PB

在模糊控制块的设计过程中共使用了 4 条模糊控制规则, 即如表 1 所示。其中: NB 表示“负大”, PB 表示“正大”, 由这 4 条控制规则可产生模糊输出量。正归化后, 输出量的隶属函数为:

$$\begin{aligned} \mu_{NB}(x) &= \{1 + \exp[6(x + 0.3)]\}^{-1} \\ \mu_{PB}(x) &= \{1 + \exp[-6(x - 0.3)]\}^{-1} \\ \mu_N(x) &= \exp[-12.5(x + 0.3)^2] \\ \mu_P(x) &= \exp[-12.5(x - 0.3)^2] \end{aligned} \tag{19}$$

模糊输出量经反模糊化和反正归化后, 再与增益 k_{fu} 相乘即得到模糊逻辑块的输出 u_f 。

5 试验结果

通过试验, 将提出的算法应用于航空发动机转速速度控制系统中。显而易见, 当忽略发动机的燃烧延迟, 某型涡扇发动机动态方程是一个如表达式 (1) 所示的二阶系统, 转速控制系统结构框图如图 2 所示。为了更真实地分析传统的机械-液压式控制器和模拟式电子控制器的控制效果, 首先导出发动机转速控制器各个元件 (如转速测量元件、执行元件和带速度反馈的液压放大器模型) 的动态方程式并以传递函数表示^[6], 然后按各元件输入与输出信号的传递关系, 通过控制计算机 A/D 采集、信号处理和 D/A 发送实现传统的机械-液压式控制器和模拟式电子控制器的功能。

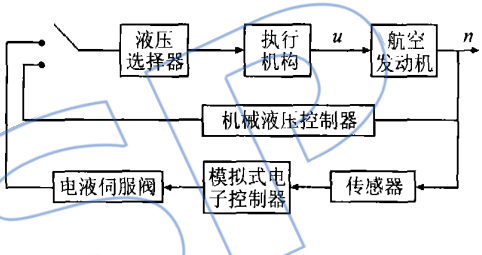


图 2 传统的机械-液压式转速控制系统结构图
Fig. 2 Conventional mechanical-hydraulic speed control system block for an aeroengine

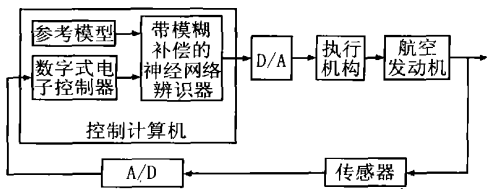


图 3 基于模糊补偿的神经网络辨识器转速控制系统结构图

Fig. 3 The proposed speed control system block for an aeroengine

提出的转速控制系统的结构框图如图 3 所示, 系统的转速控制策略全部由一台中央处理器速度为 1 G 的研华工控机实现。为了获得良好的性能指标和便于实现, 设定采样时间间隔 $\tau = 0.02$ s, 则设计状态下某型涡扇发动机转速控制系统的离散参考模型可以描述为:

$$\begin{aligned} y(k + 1) &= 1.8953y(k) - 0.8978y(k - 1) + \\ &0.0107u(k) - 0.0102u(k - 1) \end{aligned} \tag{20}$$

随着发动机飞行高度 H 和马赫数 Ma 的变化, 表达式(1)中的设计状态下发动机动态参数 T_1^2, T_2, K_L, τ 亦随之变化, 因此发动机转速控制系统的这些动态参数是不确定的。试验测定, 在某型发动机的全飞行包线内, 这些动态参数可能的范围是 $T_1^2 \in [0.1, 0.2], T_2 \in [0.5, 1.5], K_L \in [0.1, 0.4], \tau \in [0.2, 0.5]$ 。设定归一化后控制信号的输入范围为 $[0, 1]$ 。在传统的机械- 液压控制器中, 由于带速度反馈液压放大器的反馈活门实际上为正重叠结构, 这就不可避免地将死区效应引入到发动机转速控制系统中, 设定反馈活门死区区间为 ± 0.2 ; 其输入饱和度范围为 $[-6, 6]$ 。采样时间间隔为 $\tau = 0.02\text{ s}$ 。所有的数字量均可通过测量或辨识得到, 数字积分采用Runge-Kutta 算法^[8]。

神经网络的大小为 $8 \times 7 \times 1$, 学习率为 $\eta = 0.2$, 控制迭代参数 $k_p = 0.2, k_d = 0.01$, 模糊逻辑块输入量 e_m 和 e_n 的归一化因子 $k_{em} = 1, k_{dn} = 0.1$, 模糊增益 $k_{fu} = 1$ 。在采样间隔期间迭代的最多步数为20, 矢量 S, X 和 net 的初始值均为0, 初始权阵 W 和 V 取任意值, 用于 X 递归计算的3个增益分别为 $\alpha = 0.2, \beta = 0.5, \gamma = 0.5$ 。

在每一个采样周期 T_k 时间内, 超维学习完成神经网络的初始权值设置和在线训练后, 通过神经网络辨识器模拟被控装置的输入/输出特性。由于在 T_k 时间内, 模型和系统的输入输出分别为 $u_m(k)$ 和 $y_m(k); u(k)$ 和 $y(k)$, 运用(5)~(14)式训练神经网络辨识器直到误差函数 J 满足系统要求。然后使用参考模型(20)计算出下一次模型输出 $y_m(k+1)$, 最后按迭代步骤(1)~(7)进行迭代计算, 并延迟到当前采样周期结束时输出迭代值 $u_n(k+1)$, 再与模糊逻辑块的输出信号 $u_f(k+1)$ 相结合, 共同产生下一次被控装置的输入值 $u(k+1)$ 。

考虑到系统的采样周期为20 ms, 因此设置迭代算法不会超过20步。实际测试表明, 系统完成一次迭代的时间不超过0.45 ms, 而超维学习的自动训练时间亦不超过6 ms, 所以一个采样周期足够完成整个计算过程。

图4显示了当 $H = 0\text{ km}$ 、发动机处于训练- 战斗最大状态, 参考输入信号为主燃油供应量 m_f 增加2%阶跃信号时转速控制系统的闭环响应。系统在第2.5 s时受到一个正随机扰动信号, 并且持续到第3 s才消失, 然后又在第7.5 s时受到一个负随机扰动信号, 持续到第8 s才消失。为了更好

的比较, 图5和图6均为图4放大的一部分, 它们分别是由提出的算法与传统的带非线性速度反馈算法控制下系统的瞬变特性及其抗干扰特性。从图中不难看出, 无论在上升时间 t_r 、调节时间 t_s 还是抗干扰特性上, 提出的算法都明显优于速度反馈控制算法。同时值得注意的是, 提出的算法能完全消除稳态误差, 而传统的机械- 液压控制器却存在0.24%的稳态误差。

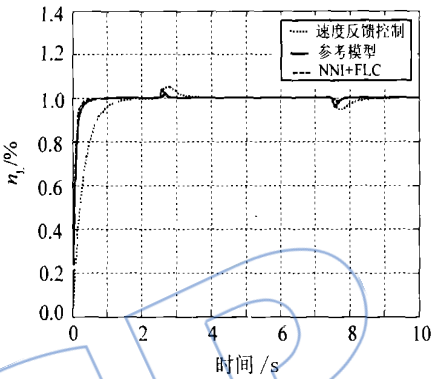


图4 参考输入为阶跃信号时整个系统的闭环响应

Fig 4 Loop response w with step type reference input signal

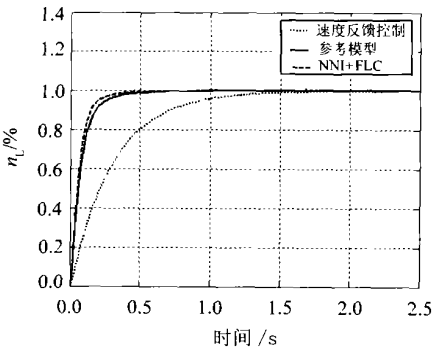


图5 提出的算法与传统算法控制下系统的瞬变特性

Fig 5 System transient properties w with the proposed algorithm and speed feedback algorithm

图7为某型发动机地面试车, 发动机分别处于巡航状态和训练- 战斗加力状态时转速控制系统的响应曲线。当某型发动机处于巡航状态时, 液压选择器接通机械- 液压控制器, 而当处于训练- 战斗加力状态时, 转速控制系统由模拟式电子控制器控制。同时为了验证提出的基于模糊补偿

神经网络辨识器的控制效果,当发动机处于训练-战斗加力状态时的响应曲线亦如图 7 所示。

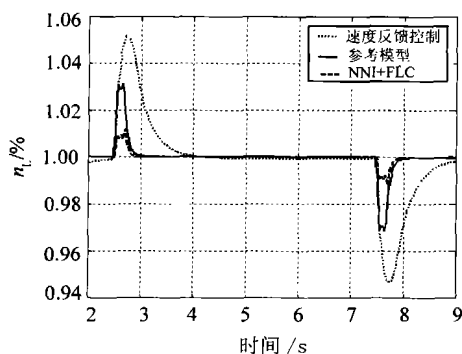


图6 提出的算法与传统算法控制下系统的抗干扰特性

Fig 6 System disturbance rejection properties with the proposed algorithm and speed feedback algorithm

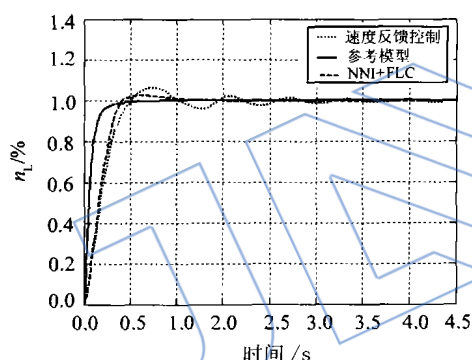


图7 地面试车时的系统响应曲线

Fig 7 System response curve in ground testing

从图中响应曲线不难看出,对于机械-液压控制器,受元件的非线性特性和发动机燃烧延迟的影响,系统在稳态点产生了振荡,导致调节时间过长,过渡品质很差。当发动机处于训练-战斗加力状态时,模拟式电子控制器能消除系统稳态误差,但略有超调,调节时间也较长,而提出的算法

能抑制超调,调节时间也很短,控制效果相当令人满意。

6 结 论

提出了一种基于模糊补偿的神经网络算法,其中,神经网络辨识器用于被控装置的在线辨识,迭代学习控制器用于跟踪参考模型的输出,而比例-微分结构的模糊逻辑块用于提高整个控制系统的闭环特性。将这种算法应用于某型发动机转速控制系统中,试车结果显示,对比传统的机械-液压式控制器和模拟式电子控制器,提出的控制策略具有更好的瞬变特性及抗干扰特性,提高了系统过渡过程的品质,保证了航空发动机对高性能指标和高控制精度的要求。

参考文献

- [1] 贺尔铭 民用航空发动机控制原理及典型系统[M]. 北京:国防工业出版社, 2002
- [2] 张胜良, 谢寿生 某涡扇发动机电子综合调节器综合测试系统[J]. 推进技术, 2003, 24(2): 190~192
Zhang Shengliang, Xie Shousheng Test System for FADEC of an Aeroengine[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2003, 24(2): 190~192
- [3] 阎平凡, 张长水 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京:清华大学出版社, 1999
- [4] Sbarbaro D, Segovia J P, Alcozer S, Gonzales J. Applications of Radial Basis Network Technology to Process Control[J]. *IEEE Trans Control Systems Technology*, 2000, 8(1): 14~20
- [5] 谢寿生 某型加力涡扇发动机[M]. 西安:空军工程学院出版社, 2002
- [6] 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, 1995
- [7] Moore K L, Dahleh M, Bhattacharyya S P. Iterative Learning Control: A Survey and New Results[J]. *Journal of Robotic Systems*, 1992, 9(5): 563~594
- [8] Chen T C, Liaw C Y. Robust Speed Controlled Induction Motor Drive Based on Model Reference with Neural Network[J]. *International Journal of Knowledge-Based Intelligent Engineering Systems*, 1999, 3(3): 162~171