

文章编号: 1000-8055(2004)06-0838-06

航空发动机 LQR 控制的 模糊神经网络方法

刘建勋, 李应红, 陈永刚, 汪 诚
(空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038)

摘要: 针对线性二次型调节器 LQR 在航空发动机多变量控制中存在的存储量需求太大的问题, 提出了相应的自适应神经网络模糊控制方法。根据某型发动机飞行包线内给定工作点的线性化模型, 分别设计控制器, 并将分别设计的控制器用自适应神经网络模糊推理的方法进行综合, 使之成为一个非线性的控制器, 由此可以得出其它工作点的 LQR 设计结果。该方法能够在一定程度上弥补 LQR 控制的缺陷, 仿真实例表明了其有效性。

关键词: 航空、航天推进系统; 航空发动机; LQR; ANFIS; 神经网络; 模糊
中图分类号: V 233.7 **文献标识码:** A

Aeroengine LQR Control Based on Fuzzy-Neural Networks

LIU Jian-xun, LI Ying-hong, CHEN Yong-gang, WANG Cheng
(The Engineering Institute, Air Force Engineering University,
Xi'an 710038, China)

Abstract: To solve the problem of Linear Quadratic Regulator (LQR) in aeroengine multi-variable control, a modified LQR method based on a kind of fuzzy-neural networks was presented. First, we chose some representative operation points in the engine flight envelope, and designed the LQR controller for each operating point separately. Then, an Adaptive-Neural-based Fuzzy Inference System (ANFIS) was utilized to synthesize each linear controller to make a non-linear controller. The inputs of ANFIS are flight altitude and Mach number, and the output is a feedback matrix, which represents the design results. The design of other operation points in the engine flight envelope can be conveniently deduced by the inference system. The ANFIS was trained offline, so we concluded that the method could compensate the shortcomings of the LQR control. Simulation results were given for a specific turbofan. The design process was analyzed, and the results prove the validity of the method.

Key words: aerospace propulsion system; aeroengine; Linear Quadratic Regulator (LQR); Adaptive-Neural-based Fuzzy Inference System (ANFIS); neural network; fuzzy

收稿日期: 2003-10-31; 修订日期: 2004-02-10

作者简介: 刘建勋(1977-), 男, 河南周口人, 空军工程大学工程学院博士生, 主要从事航空发动机建模与控制研究

现代控制理论在航空发动机多变量控制中的应用研究已进行了大量工作, 其中最先研究的是线性二次型调节器 LQR (Linear Quadratic Regulator)。这种方法具备很多优点, 如设计方法规范、易于工程实现等等。但也存在一些缺点, 比如在飞行包线内必须对每个工作点根据其线性模型求解 Riccati 方程, 每一点的线性模型及反馈增益矩阵都必须存在机载计算机内, 所需存储量太大^[1]。将 LQR 方法用于航空发动机实际控制时, 有必要解决这一问题。

近年来, 一些学者对智能控制方法, 尤其是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^[2~4], 取得了一定的成果。但无论是航空发动机多变量模糊控制, 还是神经网络控制研究, 都处在起步阶段, 理论和工程实现上都仍有许多问题有待深入探讨。模糊逻辑与神经网络的结合是近年来计算智能的一个重要研究方向^[5], 这一领域的研究可以充分利用模糊逻辑易于表达人类知识和神经网络的分布式信息存储及学习能力的优点。

本文基于模糊神经网络较强的非线性逼近能力和学习能力, 对航空发动机全包线控制的 LQR 方法进行了改进, 并将改进的控制器应用在某型航空发动机上进行仿真。结果表明该方法效果很好, 不失为航空发动机智能控制的一个新思路。

1 基于自适应网络的模糊推理

工程控制可用的模糊推理算法有多种, 其中最为常用的是 Mamdani 型算法。本文采用的 Takagi-Sugeno 型模糊推理算法同 Mamdani 型推理算法相比, 具有计算效率高、适合数学分析等优点。基于自适应网络的模糊推理系统 (ANFIS)^[6] 是一种采用 Takagi-Sugeno 型模糊推理算法的特殊形式的模糊神经网络, 该网络的结构参数能够根据训练样本进行自适应学习和调整。

1.1 ANFIS 网络的结构及推理方法

典型的 ANFIS 网络结构共分五层, 第一层根据输入变量及其隶属度函数分别进行隶属度计算, 第二层计算每条规则的适用度, 第三层求解各条规则的相对适用度, 第四层根据相对适用度及模糊规则的后件网络计算各条规则的输出, 最后一层完成模糊推理系统结果的计算。ANFIS 的结构如图 1 所示, 为求直观, 图中模糊规则的后件即自适应线性网络部分由相应的表达式代替。

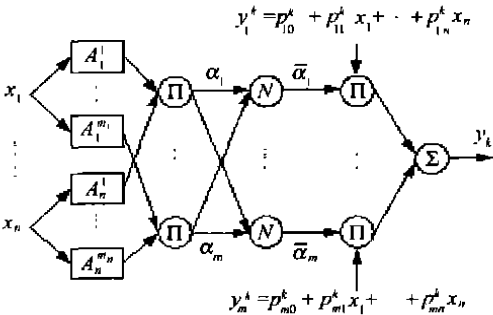


图 1 ANFIS 网络的结构

Fig 1 Structure of ANFIS network

图 1 中, $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 为输入向量, A_i^l ($i = 1, 2, \dots, n; l = 1, 2, \dots, m_i$) 是 x_i 的第 l 个模糊语言变量值, 相应的隶属度函数可表示为 $\mu_{A_i^l}(x_i)$ 。模糊规则共有 m 条, $m \leq \prod_{i=1}^n m_i$ 。第 j 条模糊规则表示如下:

R_j : If x_1 is A_1^j and x_2 is A_2^j ... and x_n is A_n^j then

$$y_j^k = p_{j0}^k + p_{j1}^k x_1 + \dots + p_{jn}^k x_n \quad (1)$$

式中: $j = 1, 2, \dots, m; k = 1, 2, \dots, r$, r 为网络输出变量的个数。

输入向量 x 对于各条规则的适用度为:

$$\alpha_j = \mu_{A_1^j}(x_1) \mu_{A_2^j}(x_2) \dots \mu_{A_n^j}(x_n) \quad (2)$$

最后, 推理网络的第 k 个输出为各条规则输出的加权平均 ($k = 1, 2, \dots, r$), 即:

$$y_k = \frac{\sum_{j=1}^m \alpha_j y_j^k}{\sum_{j=1}^m \alpha_j} = \sum_{j=1}^m \bar{\alpha}_j y_j^k \quad (3)$$

ANFIS 的模糊规则和各条规则的适用度是影响网络工作效果的决定因素。在 ANFIS 中, 模糊规则及其适用度的确定均通过对已知样本的学习来实现。

1.2 ANFIS 网络的学习算法

假设各输入分量的隶属度函数类型和模糊分割数预先确定, 则 ANFIS 网络需要学习的参数主要是连接权 p_{ji}^k , 以及网络第一层隶属度函数的参数 (取决于隶属度函数的类型)。定义网络的目标函数:

$$J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^r (y_{di} - y_i)^2 \quad (4)$$

式中: y_{di} 和 y_i 分别表示第 i 个期望输出和实际输出。

通过学习,使目标函数 $J \leq \epsilon$ 为任意小的正数。优化算法采用最速下降法,寻优的关键是计算目标函数 J 对寻优参数的一阶偏导数。学习算法的具体推导详见文献[6]。

由以上可以看出,ANFIS 具备局部逼近神经网络的特点,且由于它是按照模糊系统模型建立的,各个节点及所有参数均有明显的物理意义,参数初值可根据系统的模糊或定性的知识加以确定,利用上述学习算法可以很快达到收敛,因此这种模糊神经网络比常规的神经网络具有很大的优势。

2 航空发动机 ANFIS-LQR 实现

ANFIS 网络用于非线性系统控制可以有多种结构,如直接逆控制、内模控制及各种自适应控制结构等。本文提出的航空发动机 ANFIS-LQR 控制结构如图2所示。

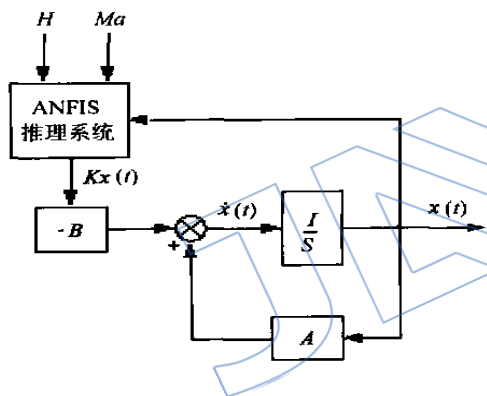


图2 航空发动机 ANFIS-LQR 控制结构

Fig 2 Structure of aeroengine ANFIS-LQR control

2.1 给定工作点的发动机 LQR 设计

取主燃烧室供油量和喷口面积作为控制量,若不考虑部件容腔效应和非定常热交换,则航空发动机全包线非线性模型可表示如下:

$$\left. \begin{aligned} \dot{n}_L &= f_1(n_L, n_H, m_f, A_e, M a, H) \\ \dot{n}_H &= f_2(n_L, n_H, m_f, A_e, M a, H) \\ y &= f(n_L, n_H, m_f, A_e, M a, H) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中: n_L 为低压转子转速, n_H 为高压转子转速, m_f 为主供油量, A_e 为喷口面积, $M a$ 为飞行马赫数, H 为飞行高度, y 为发动机模型的输出参数向量。选定 H 和 $M a$, 以发动机最大工作状态为稳态工作点,对模型作线性化处理,得到如下的状态方程:

$$\dot{x}(t) = A x(t) + B u(t) \quad (6)$$

式中: $x = [\Delta n_L, \Delta n_H]^T$, $u = [\Delta m_f, \Delta A_e]^T$, A 和 B 均为 2×2 的系数矩阵。由于 LQR 设计的性能指标函数是根据状态变量来定义的,因此这里只考虑高、低压转子转速两个状态变量,对输出变量则不予考虑。

以发动机最大工作状态为基准状态,给定发动机飞行包线内不同飞行高度和马赫数下的若干个典型工作点(假设为 n 个),分别求解其线性化状态方程,即不同的系数矩阵 A_i 和 B_i ($i = 1, 2, \dots, n$)。然后,根据所期望的指标函数的权矩阵 Q 和 R ,利用文献[7]的方法分别求解 Riccati 方程,即可计算得到各给定工作点的反馈增益矩阵 K_i 。

2.2 全包线 LQR 设计的 ANFIS 方法

利用 ANFIS 网络实现航空发动机全包线 LQR 设计的步骤如下:

(1) 对飞行包线进行合理的子区域划分,并选择出每个子区域的标称点,求解这些点的线性状态空间模型,并分别进行 LQR 设计。

(2) 取各分区标称点的飞行高度 H 和马赫数 $M a$ 作为 ANFIS 学习样本的输入,各标称点对应的反馈增益矩阵(包含 $k_{11}, k_{12}, k_{21}, k_{22}$ 四个变量)作为学习样本的输出,对 ANFIS 网络进行训练,得到优化的隶属度函数参数及模糊规则后件网络的参数,从而确定了模糊神经网络的具体结构。

(3) 针对飞行包线内的所有工作点,根据该点的飞行高度和马赫数,用训练好的模糊神经网络进行推理计算,得出反馈增益矩阵的设计结果。ANFIS 网络的每一条模糊规则可以看作是一个线性控制器,而整体的控制器由多条模糊推理规则处理,经过模糊综合、清晰化等过程后,就能够逼近一个非线性的航空发动机 LQR 控制器。

由于 ANFIS 网络进行航空发动机的实际 LQR 控制时采用的是离线训练方式,具体应用时仅需给定飞行高度和马赫数,即可利用事先训练好的网络推理得出控制器的设计结果,机载计算机只需存储 ANFIS 网络的结构参数,存储量很小。对航空发动机这样的强非线性对象,该方法同一般的多元插值方法相比,大大提高了准确度,且只需划分少量的飞行包线子区域,选择少量的典型工作点即可满足要求,计算量也有所减少。因此,ANFIS-LQR 方法能够有效克服 LQR 控制存储量需求太大的缺陷。

3 仿真实例

本文利用作者在文献[8]中建立的某型航空

发动机全包线线性模型,进行了ANFIS-LQR 控制仿真。在进行LQR 设计时,对所有标称点均选取Q 和R 为:

$$Q = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.0 \\ 0.0 & 1.0 \end{bmatrix}, \quad R = \begin{bmatrix} 0.01 & 0.0 \\ 0.0 & 0.01 \end{bmatrix}$$

根据文献[9]提出的航空发动机飞行包线区域划分的基本思想,将飞行包线划分为29个子区域,对每个子区域选取一个标称点,把各标称点的LQR 设计结果作为ANFIS 网络的训练数据。本文在训练时输入变量采用了钟形隶属度函数,该函数具有3个待优化的参数。分析可知,当2个输入变量 $M a$ 和 H 都取2个模糊分割数时,模糊推理系统的隶属度函数共 $2 \times 2 = 4$ 个,模糊规则个数为 $2^2 = 4$,又由于每条模糊规则的后件网络中待优化的权值为3个,且推理网络有4个输出变量,因此,系统待优化的参数总数为 $3 \times 4 + 3 \times 4 \times 4 = 60$,对于29个训练样本来说,已经可以保证足够高的逼近精度。

训练结束后,将ANFIS-LQR 方法在标称点处应用的结果和LQR 设计的结果进行比较。为方便结果分析,定义误差指标:

$$\delta = \frac{\|K_p - K_L\|}{\|K_L\|} \tag{7}$$

式中: K_L 为LQR 设计得到的反馈增益矩阵, K_p 为ANFIS 推理得到的反馈增益矩阵, $\|\cdot\|$ 代表矩阵的谱范数。对各标称点的 δ 值分别进行计算,可以得到误差最大的一个训练结果为 $\delta = 0.013$,这说明ANFIS 具有较高的训练精度。

为了验证ANFIS-LQR 方法在全包线的适应能力,在飞行包线内选择4个子区域,取其中的12

个边界点作为测试点。表1给出了各子区域标称点和测试点的 δ 值计算结果。

由表1可以看出,各个标称点的训练结果都能够很好地逼近学习样本,且对每个测试点计算得到的 δ 值均小于0.05,这说明利用模糊神经网络来实现航空发动机全包线LQR 控制器的综合是可行的。为了进一步检验ANFIS 方法对航空发动机控制性能的影响,下面以表1中误差最大的第二个测试点为例,对发动机状态响应的变化情况进行仿真分析。

在 $H = 11 \text{ km}$ 和 $M a = 0.89$ 时,发动机状态方程的系数矩阵为:

$$A = \begin{bmatrix} -1.932 & -0.071 \\ 3.264 & -2.556 \end{bmatrix}$$
$$B = \begin{bmatrix} 0.317 & 0.514 \\ 0.302 & 1.581 \end{bmatrix}$$

求解Riccati 方程可得:

$$K_L = \begin{bmatrix} 3.844 & 0.987 \\ 3.290 & 8.259 \end{bmatrix}$$
$$\|K_L\| = 9.234$$

利用ANFIS 网络设计 K_p 的过程为:首先将 $H, M a$ 输入到ANFIS 网络的第一层,进行隶属度计算,得到4个隶属度值;其次根据式(2)求解各条模糊规则的适用度,并计算每条规则的相对适应度,得到4个相对适用度值;然后,根据不同的输出变量,求解相对适用度和相应的模糊规则的后件网络输出值的乘积,由此得到各条规则的推理结果;最后,对所有模糊规则的输出求和,即可得出ANFIS 网络对该输出参量的设计结果。矩阵

表1 各子区域标称点和测试点的 δ 值
Table 1 The Value of δ of each representative point and test point

标称点($M a, H$) δ 值训练结果	(0.65, 9.88) 0.013			(1.45, 13.0) 0.008		
测试点($M a, H$) δ 值测试结果	(0.53, 11.0) 0.035	(0.89, 11.0) 0.040	(0.53, 7.76) 0.012	(1.62, 15.0) 0.005	(1.62, 11.0) 0.009	(1.28, 15.0) 0.002
标称点($M a, H$) δ 值训练结果	(0.39, 4.05) 0.011			(1.06, 8.51) 0.007		
测试点($M a, H$) δ 值测试结果	(0.24, 6.17) 0.019	(0.24, 0.55) 0.031	(0.53, 2.37) 0.001	(0.85, 5.64) 0.022	(1.28, 11.0) 0.024	(1.28, 6.14) 0.011

K_p 包含4个元素,且对应于不同元素的模糊规则后件网络的权值参数也是不同的,因此模糊规则的后件网络总共有 $4 \times 4 = 16$ 种情况,限于篇幅,本文不再详细列出。

由以上的设计过程,可以得到 $H = 11\text{ km}$ 和 $M a = 0.89$ 时,结果为:

$$K_p = \begin{bmatrix} 3.631 & 1.034 \\ 3.177 & 8.587 \end{bmatrix}$$

从而可以得出 $\delta = 0.040$ 。

当LQR 不参与控制,且高、低压转子转速的初始状态为 $\Delta n_H(0) = 10\%$, $\Delta n_L(0) = 0\%$ 时,发动机的状态响应如图3所示,此时动态响应的性能是较差的。图4给出了 $\Delta n_H(0) = 10\%$, $\Delta n_L(0) = 0\%$ 时LQR 设计的发动机控制仿真结果和ANFIS-LQR 方法的仿真结果的对比情况。由图可以看出,LQR 调节器能够取得非常明显的控制效果,可以大大改善系统的动态性能,而由ANFIS-

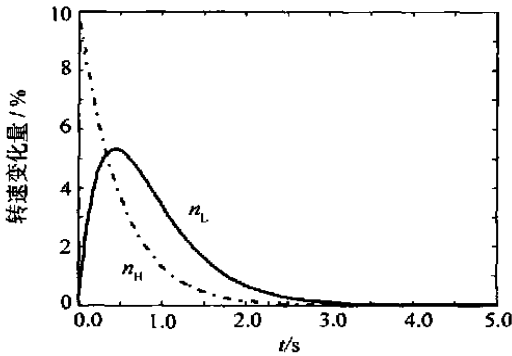


图3 LQR 不参与, $\Delta n_H(0) = 10\%$
Fig 3 Without LQR, $\Delta n_H(0) = 10\%$

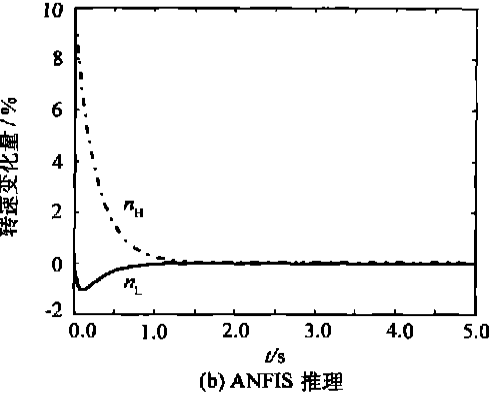
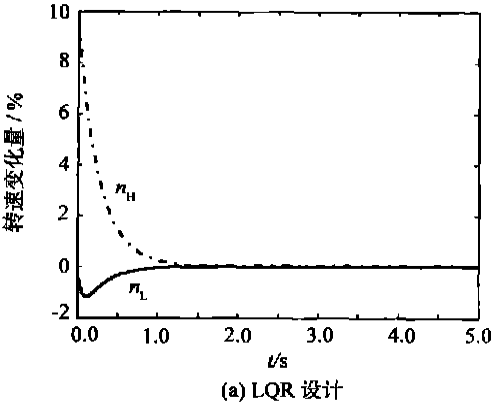
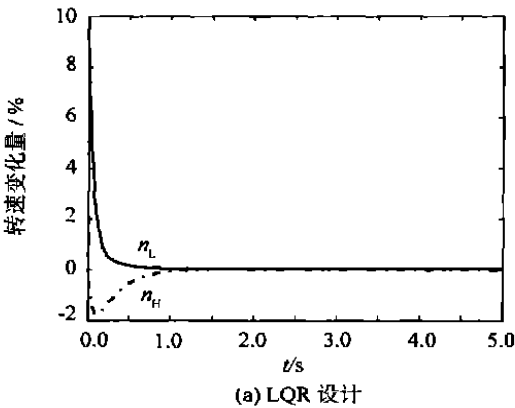


图4 $\Delta n_H(0) = 10\%$, $\Delta n_L(0) = 0\%$ 时的仿真结果
Fig 4 Simulation result of $\Delta n_H(0) = 10\%$, $\Delta n_L(0) = 0\%$
LQR 方法模糊推理得到的控制器和LQR 设计得到的控制器两者的控制效果相比几乎没有差别,这说明ANFIS 方法用在航空发动机LQR 控制方面是可行的。作为对比,图5还给出了 $\Delta n_H(0) = 0\%$, $\Delta n_L(0) = 10\%$ 时两者仿真结果的对比情况,同样可以看出本文方法的有效性。

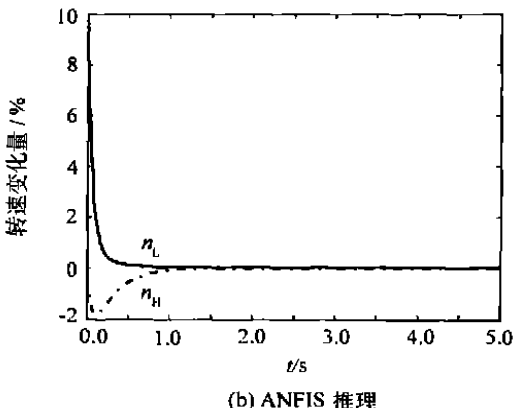


图5 $\Delta n_H(0) = 0\%$, $\Delta n_L(0) = 10\%$ 时的仿真结果
Fig 5 Simulation result of $\Delta n_H(0) = 0\%$, $\Delta n_L(0) = 10\%$

4 结 论

本文所提出的航空发动机多变量控制的ANFIS-LQR 新方法, 充分利用了模糊逻辑和神经网络的优势, 仅需给定工作点在飞行包线内的坐标, 经过模糊推理就能得出最优的控制器设计, 可以解决LQR 方法在航空发动机上应用时所存在的存储量大的问题。

通过给出的仿真实例可以看出, 利用所提出的方法几乎不会对最优控制的结果产生不利影响, 这说明方法是有效的。本文的研究为计算智能在航空发动机控制中的应用开辟了新的途径。文中的结果仅限于对发动机的最大工作状态进行控制, 作为扩展, 还可以再取发动机工作的状态作为ANFIS 的第三个输入参量进行训练, 但其效果还需进一步验证。

参考文献

- [1] 樊思齐, 徐云华 航空推进系统控制[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1995: 3- 4
- [2] 方中祥, 李华聪, 吴琪华, 等 一种双变量自校正模糊PI控制在发动机控制中的应用[J]. 航空学报, 1998, 19(1): 111- 113
- [3] 蒋衍君, 黄金泉 航空发动机自适应神经网络PD 控制[J]. 航空动力学报, 2000, 15(3): 334- 336
JIANG Yan-jun, HUANG Jin-quan Adaptive Neural Network PD Control for an Aeroengine [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2000, 15(3): 334- 336
- [4] 郭迎清 航空发动机神经网络自适应控制研究[J]. 航空动力学报, 2001, 16(1): 83- 86
GUO Ying-ping A New Neural Network Adaptive Control Scheme Research [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2001, 16(1): 83- 86
- [5] Michael A. N. Optimal Feedback Controller Approximation Via Neural and Fuzzy-Neural Networks[D]. *Texas University at Austin*, 1997: 1- 134
- [6] Jang J. S. ANFIS: A daptive-Neural-Network-Based Fuzzy Inference System [J]. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics*, 1993, 23(3): 665- 685
- [7] 郑大钟 线性系统理论[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000: 180- 188
- [8] 刘建勋, 苗学问 压气机特性线应用于发动机线性建模的新算法[J]. 航空计算技术, 2001, 31(3): 3- 6
- [9] 王进, 李剑, 谢寿生 航空发动机控制问题研究中飞行包线区域的划分方法[J]. 航空动力学报, 2003, 18(3): 436- 439
WANG Jin, XIE Shou-sheng Flight Envelope Division Method in Aeroengine Control Study [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2003, 18(3): 436- 439