

航空发动机多变量自学习模糊解耦控制*

任新宇, 樊思齐

(西北工业大学 动力与能源学院, 陕西 西安 710072)

摘要: 提出了一种自学习模糊解耦控制器, 将多变量模糊解耦控制和模型参考自学习控制结合起来, 利用模糊逆模型在线产生和修正模糊解耦控制系统的规则库。并研究了它在航空发动机上的应用, 取得了较好的控制效果。

关键词: 航空发动机; 多变量模糊解耦⁺; 模糊控制系统

中图分类号: V233.7 文献标识码: A 文章编号: 1001-4055 (2004) 06-0535-04

Aero-engine multivariable learning fuzzy decouple control

REN Xinyu, FAN Siqi

(School of Power Propulsion and Energy, Northwestern Polytechnical Univ., Xi'an 710072, China)

Abstract: A new kind of multivariable fuzzy decouple controller is reported for aero engine, which consists of multivariable fuzzy decouple control and fuzzy model reference learning control. A fuzzy inverse model is used to produce and adjust fuzzy rules online. The simulation results show that this controller is effective.

Key words: Aircraft engine; Multivariable fuzzy decouple⁺; Fuzzy control system

1 引言

在过去的几年中模糊控制已经发展成为最有活力和最有发展前途的控制方法之一, 尤其是在高度非线性、时变和病态系统中得到了广泛的应用。而航空发动机系统作为一种强非线性、多变量、时变、复杂的热力学系统, 模糊控制也表现出较强的发展前景。

单变量模糊控制目前的研究理论已经比较成熟, 但是对于多变量模糊控制, 随着维数的增加, 模糊控制规则的建立变得越来越困难, 控制列表占用的内存资源也越来越大。Gupta 等人提出通过对多变量模糊控制规则进行子空间分解, 用一组二维模糊方程来描述多维模糊控制规则, 并给出了多变量模糊控制规则分解的近似表达式。这种方法不但为多变量模糊控制提供了基本结构, 也降低了对计算机存储容量的要求, 但是分解后的模糊推理规则库的建立却一直缺乏行之有效的解决方法。本文提出了一种自学习模糊解耦控制器, 能够通过自学习的方法, 在线的生成和修正模糊规则库。并将这种控制器应用于航空发动机控制当中, 仿真结果表明控制效果比较理想。

2 自学习模糊解耦控制器

图 1 所示为航空发动机自学习解耦控制系统结构图, 它主要由模糊解耦控制器, 参考模型, 学习机构等部分构成。图中 g_e, g_c, g_{ye}, g_{yc} 为量化因子, g_u, g_p 为比例因子, r_1, r_2 为参考输入, x_{m1}, x_{m2} 为参考模型输出, x_1, x_2 为状态变量。

2.1 模糊解耦控制器

模糊解耦控制器的输入量为参考输入与系统输出的误差 $e(kT)$ 及误差的导数 $c(kT)$ 。本文将各变量的论域平均分为 11 个等级, $\{-1, -0.8, -0.6, -0.4, -0.2, 0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1\}$ 。模糊逻辑决策采用查取控制列表法, 对于模糊推理规则:

$$\text{If } E_1^j \text{ and } \dots \text{ and } E_s^k \text{ and } C_1^l \text{ and } \dots \\ \text{and } C_s^m \text{ then } U_n^{j, \dots, k, l, \dots, m} \quad (1)$$

该规则包含的模糊关系为:

$$R_n^{j, \dots, k, l, \dots, m} = \\ (E_1^j \times C_1^l) \times \dots \times (E_s^k \times C_s^m) \times U_n^{j, \dots, k, l, \dots, m} \quad (2)$$

* 收稿日期: 2003-12-08; 修订日期: 2004-07-15。

作者简介: 任新宇 (1978-) 男, 博士生, 研究领域为航空发动机建模与先进控制算法。E-mail: renxinyu2@sina.com

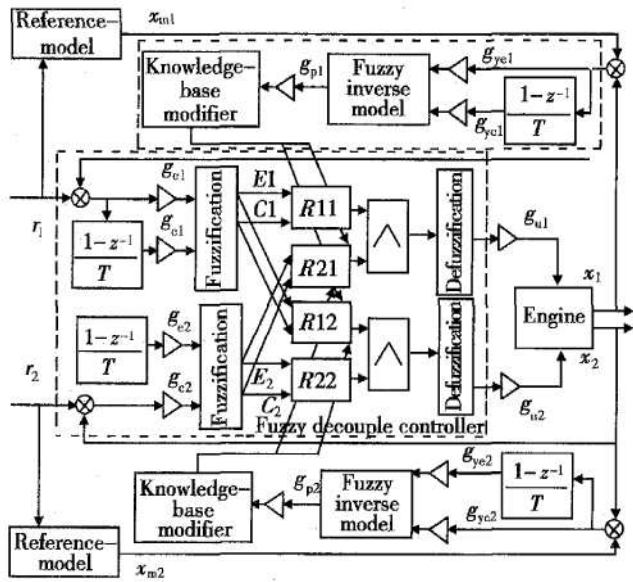


Fig. 1 Architecture for multivariable learning fuzzy decouple control

相应的系统输出为:

$$U_n^{j, \dots, k, l, \dots, m} = (E_1^j \times C_1^l) \times \dots \times (E_s^k \times C_s^m) \cdot R_n^{j, \dots, k, l, \dots, m} \quad (3)$$

对多变量模糊控制规则进行子空间分解,再用一组二维模糊方程来描述多维模糊控制规则,可以得出多变量模糊控制规则分解的近似表达式:

$$U_n^{j, \dots, k, l, \dots, m} = (E_1^j \times C_1^l) \cdot R_{n1}^j \wedge \dots \wedge (E_s^k \times C_s^m) \cdot R_{ns}^{k, m} \quad (4)$$

由此可以将多变量模糊控制器近似转化为多个单变量模糊控制器相交的组合。设对于每个单变量控制器,设各模糊子规则成立的隶属度为 $\mu_{E_i C_i}(e_i, c_i)$,则式(4)成立的隶属度为:

$$\mu_n^{j, \dots, k, l, \dots, m} = \mu_{E_1 C_1}(e_1, c_1) \wedge \dots \wedge \mu_{E_s C_s}(e_s, c_s) \quad (5)$$

按式(4)在线推理计算出模糊控制量 $U_n^{j, \dots, k, l, \dots, m}$,再根据重心法求出系统的精确控制量:

$$u_n = \frac{\sum_{j, \dots, k, l, \dots, m} U_n^{j, \dots, k, l, \dots, m} \times \mu_n^{j, \dots, k, l, \dots, m}}{\sum \mu_n^{j, \dots, k, l, \dots, m}} \quad (6)$$

2.2 参考模型

参考模型提供了被控对象的理想动态响应性能。利用参考模型与受控系统输出之间的误差和误差的导数可以得到当前时刻被控系统输出的性能评价,这样就可以根据性能评价修改模糊控制器的控制规则。当受控对象的输出性能比较理想时学习系统对控制规则不会做出重大修改;反之则要对控制规则做出适当的调整使系统和参考模型的输出趋于一致。

2.3 学习机构

学习机构可以根据当前控制器的性能,通过调节机制刷新控制规则列表中的单元值,并最终提高控制器性能。在学习机构中需要对各被控量分别建立模糊逆模型,模糊逆模型的作用是评价控制输出的控制效果。模糊逆控制器的基本结构与常规控制器相似,其输入为参考模型输出和受控系统的输出之间的误差和误差的导数,输出为对控制器的评价参数 $p(kT)$ 。知识库修正器根据 $p(kT)$ 对相应控制器进行调整。设理想的控制器输出为:

$$\bar{u}(kT - T) = u(kT - T) + p(kT)$$

当选定的输出隶属度函数为对称时,可以将控制列表 $R_{n1}^j, \dots, R_{ns}^{k, m}$ 中的相应元素 $c_{ns}^{p, q}$ 看作其输出隶属度函数的中心,由重心法公式(6)可知,只有隶属度 $\mu_n^{j, \dots, k, l, \dots, m}$ 不为0的项才输出有影响。因此各个模糊子规则中也只有隶属度不为0的项才对输出有影响。当将每个控制列表中的输出隶属度函数平移 $p_n(kT)$ 时,有:

$$\bar{c}_{ns}^{p, q}(kT - T) = c_{ns}^{p, q}(kT - T) + p_n(kT)$$

其对应元素的交也将平移 $p_n(kT)$,即:

$$\bar{U}_n^{j, \dots, k, l, \dots, m}(kT - T) =$$

$$U_n^{j, \dots, k, l, \dots, m}(kT - T) + p_n(kT)$$

由重心法公式(6),可以得出系统的输出变化为

$$\bar{u}_n(kT - T) = u_n(kT - T) + p_n(kT)$$

值得注意的是,各个模糊子列表中只有隶属度不为0的项被修改,而其他项保持不变。

这可以理解为控制列表中的不同部分对应着系统的不同工作条件,每一次学习中控制器只是学习了相似工作条件下的控制输出,而对过去学习过的内容保持记忆。图2为典型的解耦后的双输入单输出控制列表,当 $p_n(kT) = 0.1$ 时,只对如图所示的隶属度不为0的四项做出了修改。

U^{jk}	C^j										
	-5	-4	-3	-2	-1	0	+1	+2	+3	+4	+5
-5	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.8	0.6	0.4	0.2	0.0
-4	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.8	0.6	0.4	0.2	0.0+0.2
-3	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.8	0.6	0.4	0.2	0.0+0.2	0.4
-2	1.0	1.0	1.0	1.0	0.8	0.6	0.4	0.2	0.0+0.2	0.4+0.6	0.8
-1	1.0	1.0	0.8	0.6	0.4	0.2	0.0+0.2	0.4+0.6	0.8+1.0	1.0	1.0
0	1.0	0.8	0.6	0.4	0.2	0.0+0.2	0.4+0.6	0.8+1.0	1.0	1.0	1.0
+1	0.8	0.6	0.4	0.2	0.0+0.2	0.4+0.6	0.8+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0
+2	0.6	0.4	0.2	0.0+0.2	0.4+0.6	0.8+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0
+3	0.4	0.2	0.0+0.2	0.4+0.6	0.8+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0
+4	0.2	0.0+0.2	0.4+0.6	0.8+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0
+5	0.0+0.2	0.4+0.6	0.8+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0+1.0	1.0

Fig. 2 Rule base array table

对大多数自适应控制来说,控制器结构和参数的初始化选择至关重要。在实际应用过程中进行控制器设计时,由于模糊控制列表的初值具有明确的物理意义,因此可以根据控制器输入与输出之间的关系将控制列表设定初值如图 2 所示。而量化因子对控制品质有显著的影响,应加以仔细选择。由于给定系统本身的物理约束,系统的输入输出的范围通常可以通过定性分析得到。选定控制增益 g_e, g_{ye}, g_u , 使其取值范围与区间 $[-1, 1]$ 相对应。再选定控制增益 g_p 与模糊控制输出增益 g_u 相等,从而使模糊逆模型的输出范围与输出增益相对应。然后用传统模糊控制器设计技术或简单试凑法选定 g_c 使 $c(kT)$ 的取值范围与区间 $[-1, 1]$ 相对应。最后对系统加以典型阶跃输入,通过调整 g_{ye} 使系统响应与参考模型响应保持一致。

3 仿真结果

以某型涡扇航空发动机为例来研究自学习模糊解耦控制器在航空发动机上的应用。以该涡扇发动机地面状态 ($H = 0, Ma = 0$) 为仿真设计点,其归一化状态空间模型为:

$$\begin{cases} \dot{n}_h \\ \dot{n}_l \end{cases} = \begin{bmatrix} -1.1789 & -0.2119 \\ 2.4610 & -3.6797 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} n_h \\ n_l \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.4642 & 0.0896 \\ 0.6888 & 0.4324 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_f \\ A_e \end{bmatrix}$$

式中 n_h 为高压转子转速, n_l 为低压转子转速, m_f 为供油量, A_e 为尾喷管面积。

按照前述方法进行了控制器设计,通过调整量化因子,使系统响应与参考模型响应保持一致,取得满意的控制结果,所选取的模糊解耦控制器调节器量化参数因子为 $g_e = [300, 300], g_c = [13., 13.], g_u = [0.012, 0.012]$, 模糊学习机构的量化因子为 $g_{ye} = [400, 400], g_{yc} = [7.4, 7.4], g_p = [0.012, 0.012]$ 。

图 3, 4 所示为系统在设计点处的阶跃响应曲线,从曲线中可以看出,系统响应能够与参考模型响应较好的保持一致。之后本文在不改变控制器结构和参数的情况下分别对飞行包线内不同高度和马赫数的大量工作点进行了仿真验证,均能取得令人满意的控制效果,图 5~ 图 8 为飞行条件为 $H = 12\text{km}, Ma = 1.2$ 和 $H = 18\text{km}, Ma = 1.5$ 等情况下的仿真曲线。与

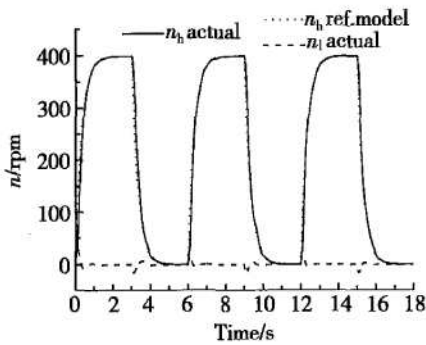


Fig.3 Step response of n_h at Mach 0 and 0 km altitude

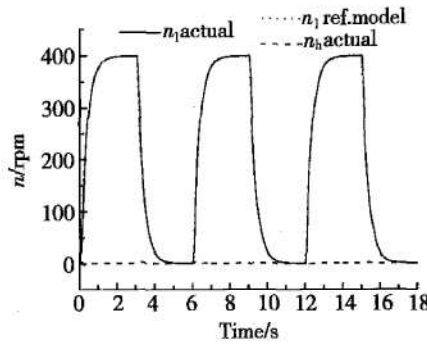


Fig.4 Step response of n_l at Mach 0 and 0 km altitude

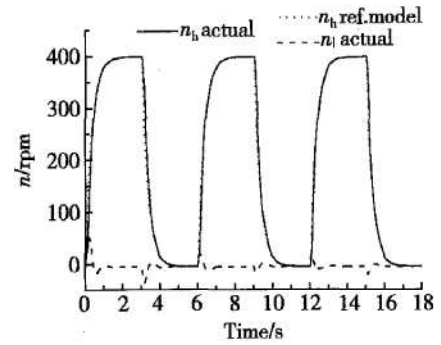


Fig.5 Step response of n_h at Mach 1.3 and 12 km altitude

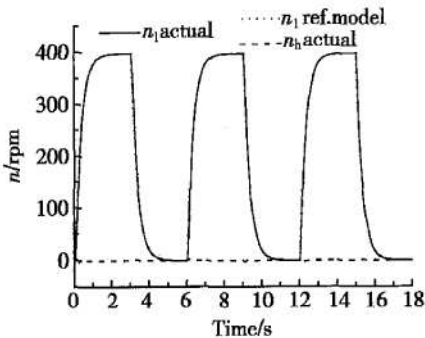


Fig.6 Step response of n_l at Mach 1.3 and 12 km altitude

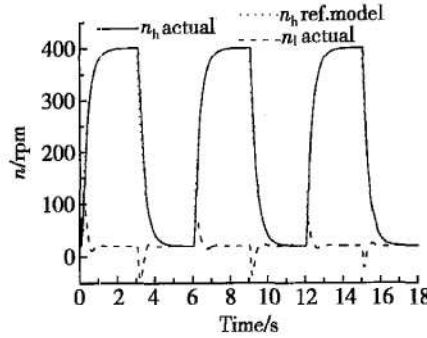


Fig.7 Step response of n_h at Mach 1.5 and 18 km altitude

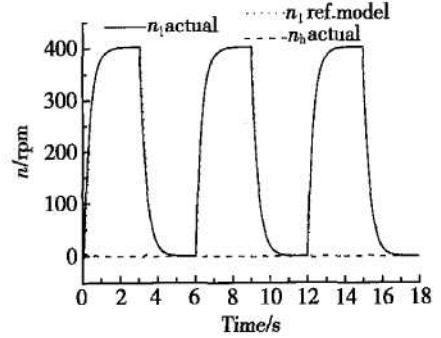


Fig.8 Step response of n_l at Mach 1.5 and 18 km altitude

参考文献:

- [1] Sobieski J S. Multidisciplinary design optimization: An emerging new engineering discipline[R]. *NASA-TM-107761*, 1993.
- [2] Sobieski J S, Haftka R T. Multidisciplinary aerospace design optimization: Survey of recent development[R]. *AIAA 96-0711*.
- [3] Hulme K F, Bloebaum C. A comparison of solution strategies for simulation-based multidisciplinary design optimization[R]. *AIAA 98-4977*.
- [4] Acton, Olds D E, John R. Computational frameworks for collaborative multidisciplinary design of complex systems[R]. *AIAA 98-4942*.
- [5] Sobieski J S, Emiley M, Agte J, et al. Advancement of bi-level

integrated system synthesis[C]. *38th Aerospace Sciences Meeting & Exhibit, Reno, 2000*.

- [6] LUO Shibin, FAN Xiaoqiang, LUO Wencai, et al. Multidisciplinary preliminary design and optimization of hypersonic vehicle propelled by scramjet engine[A]. *International Colloquium on Hypersonic Propulsion*[C]. 2003.
- [7] Zang, Green T A, Lawrence L. Multidisciplinary design optimization techniques: Implications and opportunities for fluid dynamics research[C]. *30th AIAA Fluid Dynamics Conference, Norfolk, 1999*.
- [8] Koch P N, Evans J P, Powell D. Interdigitation for effective design space exploration using iSIGHT[J]. *Journal of Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2002, 23(2).

(编辑: 朱立影)

(上接第 537 页)

设计点处的响应曲线相比,可以看出随着飞行条件的变化,由于发动机的特性发生变化而控制器参数未进行相应调整,控制器调节初期控制品质有所下降。但是随着学习过程的不断深入,控制系统误差逐步减小、控制系统的性能有所改善,控制器仍能保持良好的控制水平。从上述响应曲线可以看出控制器在学习过程初期就能与参考模型输出较好的保持一致,具有较好的响应性能。仿真表明控制器具有较好的动态解耦能力。同时在学习过程中每一个采样周期只进行一次模糊推理和一次模糊逆过程计算,计算量不大,且通过解耦使存储单元由 11^{2n} 降低为 $(11n)^2$,大大降低了对控制存储单元的需要,使用机载计算机就能够完全满足控制器计算实时性的要求和存储能力的需要。

4 结 论

自学习模糊解耦控制器具备以下优点:

(1) 自学习解耦控制器能以一种自适应的方法来建立各个解耦模糊控制知识库,且由于控制器初值的选定具备明确的物理意义,因此在学习过程中系统的工作状态比较理想。

(2) 自学习解耦控制器中的学习装置能够动态的、持续的更新模糊控制知识库,从而对过程的参数变化和干扰做出响应。因此,当飞行条件等因素的变化,发动机特性随之改变时,控制器仍然能够在线对

模糊控制器进行修正,从而保持适当的控制水平,因此控制器具有较好的鲁棒性。

(3) 通过对控制规则列表的解耦大大降低了对系统内存的要求,在控制过程中控制过程采用查表法,且每步只对控制列表中有限的几个单元做出更新,计算量不大。

参考文献:

- [1] Gupta M M. Multivariable structure of fuzzy control system[J]. *IEEE Transactions System Man and Cybernetics*, 1986, 16(16): 638~ 665.
- [2] Layne J R, Passino K M. Fuzzy model reference learning control for cargo ship steering[J]. *IEEE Control Systems*, 1993, 12: 23~ 34.
- [3] Kiszka J B, Gupta M M, Trojan G M. Multivariable fuzzy controller under G^L-del' s implication[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1990, 34(3): 301~ 321.
- [4] Layne J R, Passino K M. Fuzzy model reference learning control[J]. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, 1996, 4(1): 33~ 47.
- [5] Kopasakia G. Adaptive performance seeking control using fuzzy model reference learning control and positive gradient control[R]. *AIAA-97-3191*, 1996.
- [6] 方中祥, 黄万伟. 一种双变量模糊 PI 控制在航空发动机上的应用[J]. *航空动力学报*, 1997, 13(1): 41~ 44.

(编辑: 梅 瑛)