

航空发动机模糊自适应广义预测解耦控制

彭靖波, 谢寿生, 白云, 孙东

(空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038)

摘要:为克服航空发动机控制回路间的耦合作用,针对具有不确定大时延的航空发动机分布式控制系统,提出了一类模糊自适应广义预测解耦控制算法。利用发动机非线性模型的输入输出数据对模糊自适应推理网络进行离线训练,网络的前提参数训练后固定,后件参数则可在线调整以使网络能更好地逼近实际系统。将模糊自适应推理网络作为广义预测控制器的预测模型,可以省去常规广义预测控制器的反馈校正机构。仿真表明:当参考轨迹为阶跃信号、斜坡信号时,所设计的控制器均具有良好的动态跟踪特性和解耦特性,当时延发生变化时,系统输出仍然能稳定地跟踪参考轨迹,说明该控制器对时延不敏感,鲁棒性强。

关键词:航空发动机;模糊自适应推理网络;广义预测控制;解耦;时延

中图分类号: V233.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2009)01-0005-04

多变量系统的解耦控制一直是学术与工程上的一大难题,其设计思想在 Boksenbom 和钱学森的著作中已得到了基础研究^[1]。随着发动机控制系统的发展,现代航空发动机多采用复杂的多变量控制系统,随着控制参数和回路的增加,各变量和回路之间的耦合作用也越来越明显。因此,消除变量之间的耦合作用是航空发动机控制系统设计的重要要求。对于航空发动机这种复杂的非线性对象,目前多采用神经网络、模糊控制等智能解耦算法^[2-4]。在航空发动机分布式控制系统中,因网络带宽有限,数据的传输不可避免地存在网络时延,从而造成系统的相位滞后,稳定性下降^[5-6],解耦也变得非常困难。针对这一问题,本文作了进一步探讨。

1 CANFIS 网络

自适应模糊推理网络 CANFIS (Coactive Adaptive Network - based Fuzzy Inference System) 是 ANFIS^[7] (Adaptive Network Fuzzy Inference System) 的改型^[8],它更好地融合了神经 T-S (Takage - Sugeno) 模糊推理系统的特性,而且可用来逼近非线性、不确定多输入多输出系统。具有两条 IF - THEN 规则的 CANFIS 的原理结构见图 1。它共分为 5 层,需要调整的参数主要有第一层(模糊分割层)隶属函数(见式(1))中的前提参数 $\{a, b, c\}$ 和第 4 层(模糊规则结论部分)活化函数(见式(2))中的后件参数 $\{p_j, q_j, r_j\}$ 。

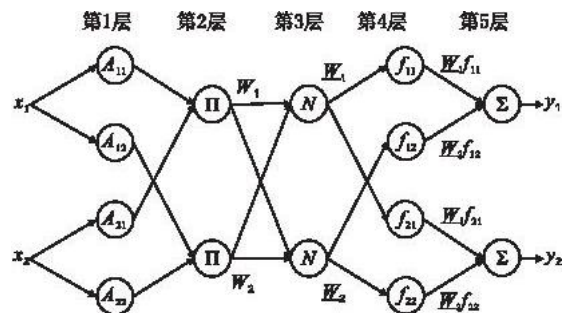


图 1 CANFIS 结构图

Fig. 1 Structure of CANFIS

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + |(x - c)/a|^{2b}} \quad (1)$$

$$\underline{W}_j f_j = \underline{W}_j (p_j x_1 + q_j x_2 + r_j), \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

* 收稿日期:2008-10-28

作者简介:彭靖波(1980-),男,湖南南县人,博士生,主要从事飞机推进系统控制与状态监控等研究;

E-mail: pjb1209@126.com

谢寿生(1959-),男,四川成都人,教授,博士生导师,主要从事飞机推进系统控制与状态监控等研究。

根据发动机控制的特点,本文采用离线学习初步整定、在线优化的学习算法。即首先利用发动机的输入输出数据作为训练样本进行离线混合学习,在前向计算时,固定前提参数,利用最小二乘等方法辨识后件参数;在误差反向传播时,固定后件参数,利用梯度法等方法修正前提参数。由于在固定前提参数的条件下所辨识得到的结论参数是最优的,所以,混合学习算法的收敛速度非常快。当训练样本足够大时,前提参数(隶属函数)可以通过离线学习直接固定,只针对后件参数采用有监督的 Hebb 学习算法进行在线优化。

2 模糊自适应广义预测解耦控制算法

广义预测控制是在自适应控制研究中发展起来的一类滚动优化算法。因为反复在线进行优化,它对时延不敏感,对系统的阶数不敏感,对模型精度的依赖性不强,因而在难以精确建模的复杂控制过程中得到广泛应用。基于 CANFIS 的航空发动机广义预测解耦控制系统结构见图 2,图中各信号均为向量形式。这里对系统的时延进行了简化,将传感器到控制器的时延、控制器到执行机构的时延、发动机前执行机构的时延均合并到网络时延中进行考虑。该系统由 CANFIS 预测参考模型、滚动优化机构和发动机对象模型组成,各部分作用与算法如下:

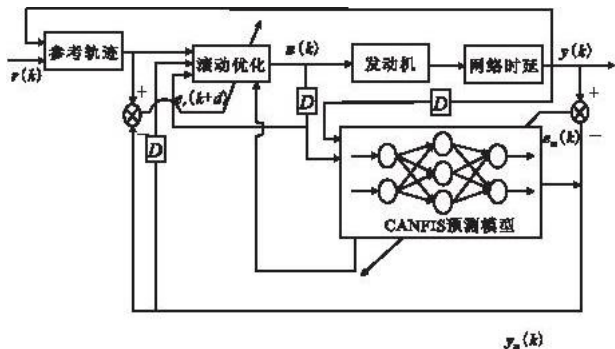


图2 基于 CANFIS 的广义预测解耦控制系统

Fig. 2 General predictive decoupling control system based on CANFIS

CANFIS 预测模型:为预测控制提供实时预测模型,便于滚动优化机构根据未来 P 个时刻的预测模型输出确定控制量 $\{\Delta u(k), \Delta u(k+1), \dots, \Delta u(k+P-1)\}$ 使性能指标最优。与传统广义预测控制不同,这里使用预测模型的实时修正来代替广义预测控制中的反馈校正环节,但目的是相同的,即力求在优化时建立在实际系统的基础上,以对未来的动态行为作出准确的预测。

滚动优化机构:滚动优化的目的是使设定的性能指标最优。性能指标反映了系统动态响应的要求和对控制量约束的要求,取性能指标如下:

$$J(k) = \sum_{j=1}^2 (p_j \sum_{i=1}^d [y_{rj}(k+i-1) - y_{mj}(k+i-1)]^2) + \sum_{i=1, j=1}^{2, l} \lambda_{ij} \Delta u_j^2(k+i-1) \quad (3)$$

式中: d 为优化时域; l 为控制时域;若时延为 zT ,则三者之间应满足 $z < l < d$ 。 p_j, λ_{ij} 分别为优化系数和约束系数。式(3)第1项为期望输出值与实际输出值之差,反映了对参考轨迹的跟踪要求及解耦要求;第2项对控制量进行约束。

由梯度下降法,即 $\partial J / \partial \Delta u_j = 0$ 可求得最优控制律为:

$$\begin{cases} \Delta u_j(k+i-1) = \sum_{i=1}^d \frac{p_i}{\lambda_i} [y_r(k+i-1) - y_m(k+i-1)] \frac{\partial y_m(k+i-1)}{\partial \Delta u_j(k+i-1)} & i = 1, 2, \dots, d; j = 1, 2 \\ u_j(k+i) = u_j(k+i-1) + \Delta u_j(k+i-1) \end{cases} \quad (4)$$

式中 $\frac{\partial y_m(k+i-1)}{\partial \Delta u_j(k+i-1)}$ 可由 CANFIS 预测模型以差分形式直接求出。

3 算例仿真及结果

某型航空涡扇发动机采用双变量控制结构,使用主燃烧室供油量 m_f 和喷口面积 A_s 作为控制量,涡轮后燃气温度 T_5 和低压转速 n_L 作为被控量,在 $H=0, Ma=0$ 处,不考虑部件容腔效应和非正常热交换,其相对增量形式的线性数学模型为:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \Delta \dot{n}_L \\ \Delta \dot{n}_H \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0.9673 & 0.0068 \\ -0.0002 & 0.9661 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta n_L \\ \Delta n_H \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.0062 & -0.0113 \\ 0.0071 & 0.005 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta m_f \\ \Delta A_s \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} \Delta T_5 \\ \Delta n_L \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0.008 & 0.156 \\ 1.000 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta n_L \\ \Delta n_H \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.382 & -0.111 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta m_f \\ \Delta A_e \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5)$$

其中各系数均进行了归一化处理,考虑两个通道执行机构连续形式的传递函数为

$$G_r(S) = \frac{G_{m_r}(S)}{G_{u_1}(S)} = \frac{1}{0.2S + 1}, G_n(S) = \frac{G_{A_8}(S)}{G_{u_2}(S)} = \frac{1}{0.3S + 1}$$

由于采用双变量控制,令 CANFIS 每个输入变量的模糊分割数为 4,即[负大,负小,正小,正大],采用 16 条规则,其高斯型隶属函数分布见图 3(a)。每个模糊子集对应的隶属函数包含 3 个前提参数,所以,共有 $4 \times 3 \times 2 = 24$ 个前提参数。每条规则有 6 个结论参数,则共有 $16 \times 6 = 64$ 个结论参数。以 $[H, Ma] = [0, 0]$ 作为设计仿真点,取幅值和周期不同的两个正弦信号共 1 500 组作为 $[\Delta m_r, \Delta A_8]$ 输入信号输入到发动机非线性模型并获得其输出,以这 1 500 组数据作为样本对 CANFIS 进行训练,采用均方根误差(RMSE)作为训练和检验指标,经过 200 个步长的训练后,训练误差降为 0.001 297,隶属函数的分布经过自适应学习后见图 3(b)。

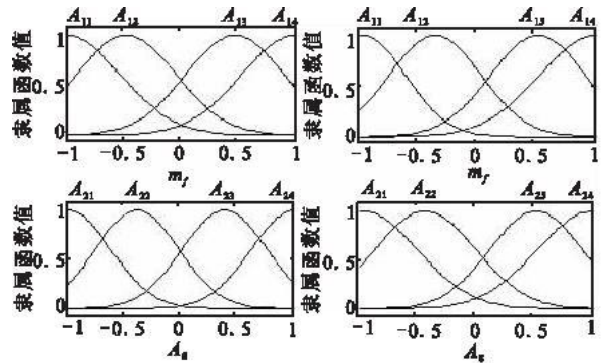


图 3 训练前后的隶属函数分布
Fig.3 Membership function before training and after training

设采样时间为 0.02 s,若分布式系统网络时延为 $3T$,令预测时域长度 $d = 6$,控制时域长度 $l = 4$,取 $[H, Ma] = [0, 0]$ 作为仿真点,对阶跃参考轨迹的解耦效果见图 4。当单独对 Δn_{L0} 施加阶跃输入时,系统输出 Δn_L 能马上稳定且具有较好的动态响应, ΔT_5 则表现为幅值约 0.15 的略微振荡后迅速跟踪给定值。当单独对 Δn_{L0} 施加阶跃输入时,解耦与动态响应效果也非常明显。

为了考察系统的跟踪能力,设置 $\Delta n_L, \Delta T_5$ 参考轨迹为斜坡信号,斜率分别为 0.1 和 0.2,见图 5 虚线,因为时延的存在,各被控量在跟踪各自参考轨迹时响应变慢且具有一定的静差,但本文所述控制器仍能保证系统具有较好的解耦效果,如图 5 中实线所示。

为了检验控制器对不同时延的适应能力,在第 15 s 时网络时延由 $2T$ 改变为 $5T$,同时参考轨迹则由 1 负阶跃到 0.8,系统的解耦控制效果见图 6,虚线为参考轨迹,实线为系统响应。由图可知,随着网络时延的增大,系统响应逐渐变慢,但仍然具有很好的解耦能力和良好的动态性能。

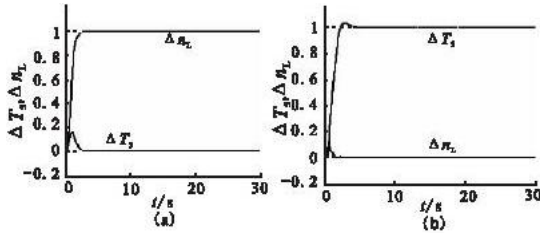


图 4 $[H, Ma] = [0, 0]$ 解耦控制效果

Fig.4 Decoupling control at $[H, Ma] = [0, 0]$

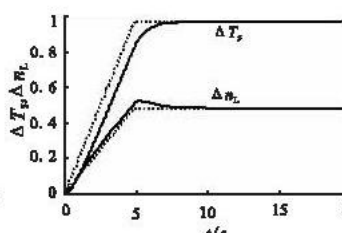


图 5 系统跟踪与解耦效果

Fig.5 Tracking and decoupling control

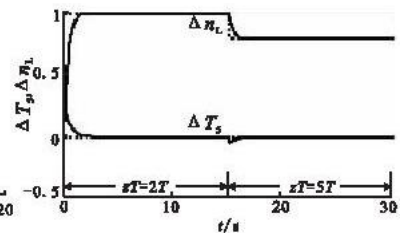


图 6 不同时延解耦效果

Fig.6 Decoupling control for various time delay

4 结论

- 1) 用离线设计、在线优化的模糊自适应推理系统(CANFIS)作为预测模型,可实时逼近实际系统,省去常规广义预测控制中的反馈校正机构,简化了控制器结构。
- 2) 最优控制律只需根据预测模型进行简单的差分求解即可得到,比常规广义预测控制的计算量要小。
- 3) 由于用多步预测代替一步预测,且预测时域大于网络时延,即使对时延估计不当或时延发生变化,仍能从整体优化中得到合理的控制,这是广义预测控制对时延不确定性具有鲁棒性的重要原因。

参考文献:

[1] 钱学森,宋 健. 工程控制论[M]. 北京:科学出版社,1983:155 - 158.
 QIAN Xuesen, SONG Jian. Engineering Cybernetics[M]. Beijing:Science Press,1983:155 - 158. (in Chinese)

- [2] 朱玉斌,樊思齐,任新宇,等. 基于 DRNN 网络的航空发动机多变量解耦控制[J]. 推进技术,2006,27(2):150-153.
ZHU Yubin, FAN Siqi, REN Xinyu, et al. A Multivariable Decoupling Control Based on DRNN for Aeroengine[J]. Journal of Propulsion Technolog,2006,27(2):150-153.
- [3] 刘建勋,李应红,陈永刚,等. 航空发动机递归神经网络分路式解耦控制[J]. 航空动力学报,2005,20(2):287-292.
LIU Jianxun, LI Yinghong, CHEN Yonggang, et al. Aeroengine Separate Decoupling Control Based on Recursive Neural Networks[J]. Journal of Aerospace Power,2005,20(2):287-292. (in Chinese)
- [4] 朱玉斌,樊思齐,张秀华,等. 基于自调整神经元的航空发动机多变量自适应解耦控制[J]. 航空动力学报,2007,22(3):490-494.
ZHU Yubin, FAN Siqi, ZHANG Xiuhua, et al. Multivariable Adaptive Decoupling Control Based on Auto-tuning Neurons for Aeroengine[J]. Journal of Aerospace Power,2007,22(3):490-494. (in Chinese)
- [5] Dong Yue. Robust Stabilization of Uncertain Systems with Unknown Input Delay[J]. Automatica,2004,40(2):331-336.
- [6] Kharitonov V L. Robust Stability Analysis of Time Delay Systems:A Survey[J]. Annual Reviews in Control,1999,23(1):185-196.
- [7] Jang J S R. ANFIS: Adaptive-network-based Fuzzy Inference Systems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1993, 23(3):665-685.
- [8] Mizutani E, Jang J S R. Coactive Neural Fuzzy Modeling[J]. IEEE,1995,2:760-765.

(编辑:姚树峰,徐敏)

Aeroengine General Predictive Decoupling Control Based on Fuzzy Adaptive Inference Network

PENG Jing-bo, XIE Shou-sheng, BAI Yun, SUN Dong

(Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: In order to overcome coupling effect of aero-engine's control loop, a general predictive decoupling controller based on coactive adaptive network-based fuzzy inference system (CANFIS) is designed for aero-engine distributed control system with long uncertain time-delay. The input and output data of engine nonlinear model are used as sample data to train CANFIS. The front parameters are fixed after training, and the latter parameters can be adjusted to make CANFIS approach actual system online. The network is taken as a predictive model, which can be used as a substitute for the feedback amending part of general predictive controller. The simulation results show that the control system has a fine performance of tracking and decoupling capability to different reference signals such as step and ramp, it can also follow the reference track stably when time-delay is changed, which proves that the controller is of insensibility to time-delay and of strong robustness.

Key words: aero-engine; CANFIS; general predictive control; decoupling; time-delay

我校学报自然科学版再次入选中文核心期刊

经过北京地区十几所高校图书馆、中国科学院国家科学图书馆、中国社会科学院文献信息中心、中国学术期刊电子杂志社等相关单位的百余名期刊工作者对 32 400 余万篇文献的定量筛选、严格计算,选取 80 余种文摘刊物及数据库作为评价指标统计源,对被引量、被摘量、被引量、他引量、被摘率、获国家奖或被国内外重要检索工具收录、影响因子、基金论文比、web 下载量等 9 项重要指标进行综合分析统计后,又经 5 500 余名学科专家定性评审,我校自然科学版学报在 12 400 余种期刊中脱颖而出,继 2004 年首次入选中文核心期刊后,再次跻身国家中文核心期刊行列。