

基于神经网络逆控制的发动机直接推力控制^{*}

姚彦龙, 孙健国

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 江苏 南京 210016)

摘 要: 首次将动态神经网络逆控制用于航空发动机直接推力控制。为了有效消除由于神经网络逆模型构造误差 (即神经网络逆模型不可能完全逼近航空发动机的逆模型) 而产生的稳态误差和解决航空发动机推力不易测量的困难, 分别设计了积分补偿器和推力估计器, 从而实现航空发动机直接推力控制。飞行包线内数字仿真结果表明, 此控制方案具有良好的动静态性能、精度高、跟踪快。

关键词: 航空发动机; 控制; 推力估计器^{*}; 补偿器; 神经网络

中图分类号: V233.7 文献标识码: A 文章编号: 1001-4055 (2008) 02-0249-04

Aeroengine direct thrust control based on neural network inverse control

YAO Yan-long SUN Jian-guo

(Coll. of Energy and Power, Nanjing Univ. of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract Dynamic neural network inverse control is applied to aeroengine direct thrust control for the first time. For avoiding steady state error caused by construction error of neural network inverse model which can not be exactly the same as inverse model of aeroengine, an integral compensator which parallelly connects with above neural network inverse model is designed. Dynamic neural network inverse controller is obtained. An aeroengine thrust estimator is designed with neural network for overcoming a difficult problem that aeroengine thrust can not be measured accurately by sensor. Digital simulation results show that this control scheme has good dynamic and steady state performance, high precision and fast tracking ability.

Key words Aircraft engine; Control; Thrust estimator; Compensator; Neural network

1 引 言

1986年美国学者 Widrow B提出了自适应逆控制以来,在学术界引起很大反响^[1]。逆控制方法的基本思想:对于给定系统,首先用对象的模型生成可以用反馈方法实现的“ α 阶积分逆”,并将对象补偿成为具有线性传递关系的且已解耦的一种规范化关系 (称为伪线性系统),然后再利用线性系统的各种设计理论完成伪线性系统的综合。逆控制方法作为非线性控制的一个有效的方法,由于其物理概念清晰、适用面宽、应用简便以及动静态性能优良和跟踪快速等特点,在控制系统和调节器的设计中得到了广泛应用^[2]。然而,逆控制方法要求精确的模型解析式,而大多数被控对象往往具有较强的非线性行为,而难以用解析式精确描述,即使建立起非线性数学模型,也

很难求出模型的逆。因此逆控制方法在实际应用中存在“瓶颈”,而神经网络为解决这个问题提供了有效的工具。

2 基于神经网络的逆控制方法

2.1 基本思想

神经网络逆控制方法的基本思想是:通过训练神经网络,得到逼近被控对象逆动力学特性的神经网络逆控制器,采用由静态神经网络和若干积分器组成的动态神经网络来构造非线性被控对象的逆系统,利用此动态神经网络控制器对上述非线性被控对象进行控制,从而获得优良的动、静态特性和抗干扰能力。动态神经网络逆控制具有不过于依赖于被控对象的精确模型和参数的优良特性。

设 n 自由度非线性动态系统的形式为

^{*} 收稿日期: 2006-12-17; 修订日期: 2007-07-24。

基金项目: 国家自然科学基金 (50576033); 航空科学基金 (04C52019)。

作者简介: 姚彦龙 (1981-), 男, 硕士生, 研究领域为航空发动机控制与仿真。E-mail: yaoyanlongyy@nuaa.edu.cn

$$\dot{x} = f(x, x_s, \delta) \quad (1)$$

式中 f 为非线性函数, $x(t), x_s(t) \in R^n$ 是状态变量, $\delta(t) \in R^n$ 是控制变量。如果式 (1) 可逆且可观测, 则可以写成如下形式^[2]

$$\dot{x} = u \quad (2)$$

$$u = f(x, x_s, \delta) \quad (3)$$

式中 $u(t) \in R^n$ 是伪控制变量。式 (3) 的逆可用式 (4) 来表示^[3]

$$\delta = f^{-1}(x, x_s, u) \quad (4)$$

神经网络逆控制就是通过对网络进行训练使其输入输出关系逼近式 (4)。

2.2 控制结构

采用静态 BP 神经网络逼近被控对象的逆, 将得到的逆模型作为被控对象的控制器, 进而将此控制器与被控对象串联起来等效成理想的单位系统, 如图 1 所示。但是, 由于神经网络逆系统不可能完全逼近被控对象的逆系统, 从而产生神经网络逆系统构造误差, 所以并不能得到理想的单位系统。为了解决这一关键问题, 本文提出用静态神经网络逆控制器和具有动态特性的积分补偿器并联构成动态神经网络逆控制器的控制方案, 如图 2 所示。此方案通过积分补偿器的补偿作用可以动态地弥补神经网络逆系统的构造误差, 达到消除动静态误差的效果, 其具体补偿机理为: 当系统的输入与输出存在误差时, 积分补偿器就会输出一个补偿控制量, 最终使输出跟踪上指令输入。

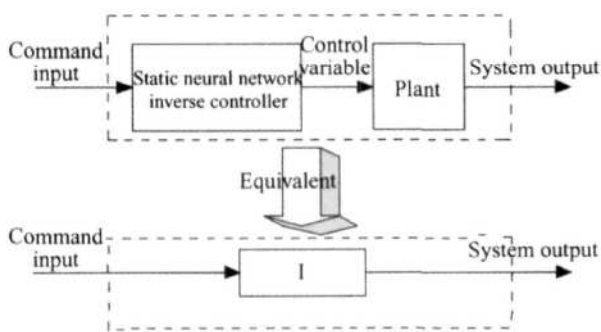


Fig 1 Diagram of direct command control based on steady state neural network inverse control

3 航空发动机直接推力控制

直接推力控制由于其卓越的性能而受到广泛的重视^[4-8]。由于在飞行中无法直接测量推力, 要实现直接推力控制, 必须解算出当前的推力^[6]。为此, 本文应用神经网络软测量技术设计了推力估计器, 通过

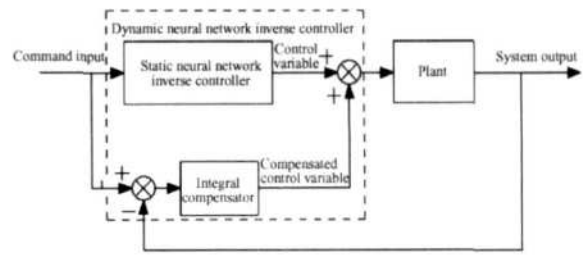


Fig 2 Diagram of direct command control based on dynamic neural network inverse control

航空发动机的可测参数运用神经网络软测量技术估计出发动机推力 F_{est} 为实现发动机的直接推力控制奠定了重要基础。在此基础上再运用由静态神经网络逆控制器和动态积分补偿器构成的动态神经网络逆控制器, 对由航空发动机和推力估计器构成的被控对象进行直接推力控制, 如图 3 所示, 某型发动机的可测变量可以为 $X = [H, Ma, W_{fb}, W_{fa}, A_8]^T$, 式中 H 表示高度、 Ma 表示马赫数、 W_{fb} 表示主燃油流量、 W_{fa} 表示加力燃油流量、 A_8 表示尾喷口面积。

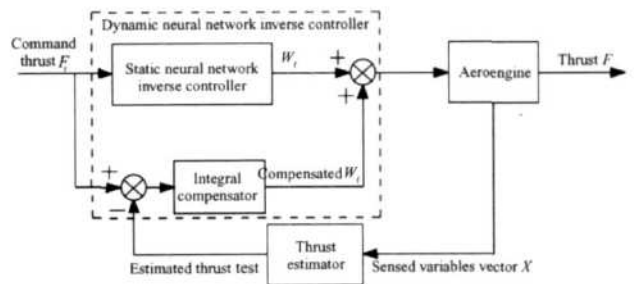


Fig 3 Diagram of aeroengine direct thrust control based on dynamic neural network inverse control

3.1 推力估计器设计

以某型混合排气涡扇发动机模型为对象, 在标准大气条件下, 其 H, Ma, W_{fb}, W_{fa} 和 A_8 等变量唯一确定航空发动机状态, 也就同时确定了发动机的推力 F 。本文在全包线内选择这 5 个变量作为输入数据和 1 个 F 变量作为教师信号。从模型中在全包线内选取 88 个点, 并采集每个点的不同油门杆位置对应的稳态值数据来训练得到基于神经网络的推力估计器, 如图 4(a) 所示, 网络拓扑结构为 5-11-1。为了检验神经网络的泛化能力, 在包线内另外选择 70 个点采集数据作为测试集。为避免对神经网络估计精度的影响和网络学习失衡, 首先对采集的数据进行归一化变换。将推力估计结果统计信息列于表 1 中, 分别为估计值的相对误差最大值 (MAX)、中间值 (MEDIAN)、平均值 (MEAN)、标准偏差 (STD) 和方差 (COV)。从

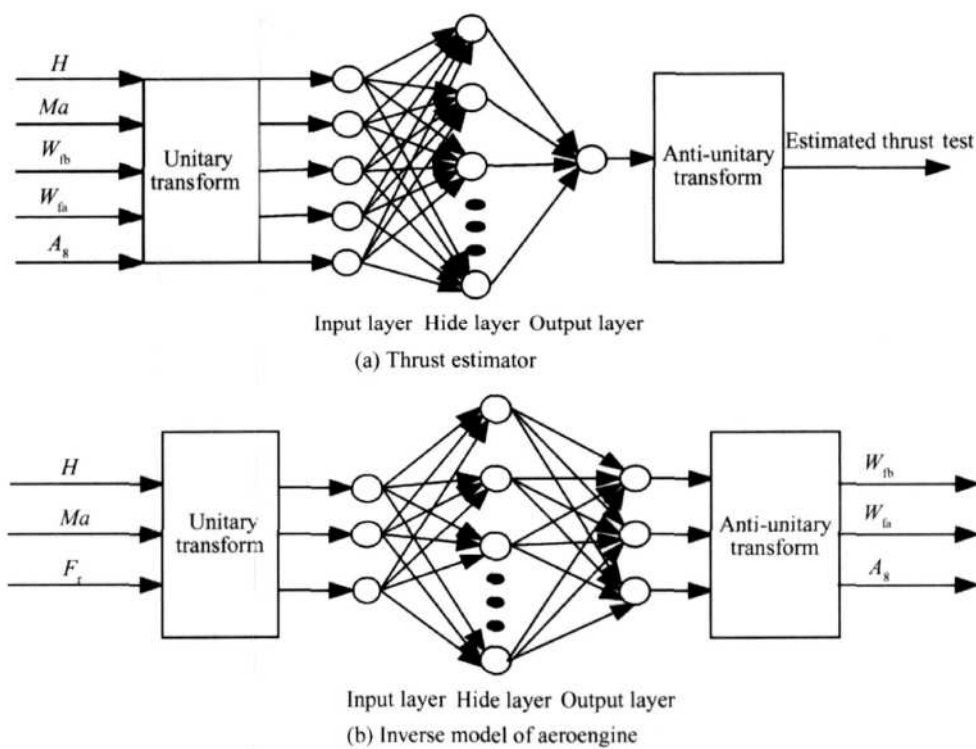


Fig 4 Diagram of neural network for thrust estimator and inverse model of aeroengine

Table 1 Information statistics of thrust estimation results

Setmodel	MAX	MEDIAN	MEAN	STD	COV
Train	-2.345×10^{-3}	$+7.9312 \times 10^{-7}$	$+3.8421 \times 10^{-6}$	$+6.766 \times 10^{-4}$	$+4.6194 \times 10^{-7}$
Test	-2.8108×10^{-3}	-4.6090×10^{-5}	-8.2982×10^{-5}	$+7.8719 \times 10^{-4}$	$+6.1967 \times 10^{-7}$

表 1 可以看出估计值的相对误差各种统计指标均在 10^{-3} 量级以下, 具有较高的映射精度和泛化能力, 满足精度要求。

3.2 动态神经网络逆控制器设计

同样以该混合排气涡扇发动机模型为对象, 在标准大气条件下, 其 H, Ma, W_{fb}, W_{fa} 和 A_8 等变量唯一确定航空发动机状态, 也就同时确定了发动机的推力 F 。可以推断: $[H, Ma, F_r]^T$ 与 $[W_{fb}, W_{fa}, A_8]^T$ 之间存在一一映射关系, 其中 F_r 表示指令推力。基于此, 利用 BP 网络建立航空发动机的静态神经网络逆模型, 网络的拓扑结构为 3-30-3 如图 4(b) 所示。如 2.2 节所述, 为补偿神经网络构造误差, 本文设计出推力误差的积分补偿器, 使其与航空发动机的静态神经网络逆模型并联组成动态神经网络逆控制器。

3.3 仿真结果

本文运用上述方案对航空发动机进行了数字仿真研究, 限于篇幅, 本文给出了包线内 4 个典型包线点进行直接推力逆控制的仿真曲线, 如图 5~8 所示, 其中, 图 5~图 8 中的 (a) 图中 Command thrust 代表

指令推力, Tracking thrust 代表跟踪推力; (b) 图中 $W_{fb,NN}$ 代表静态神经网络逆控制器输出的主燃油流量, W_{fb} 代表积分补偿器输出的主燃油流量, $W_{fb,NN+I}$ 代表动态神经网络逆控制器输出的主燃油流量; (c) 图中 $W_{fa,NN}$ 代表静态神经网络逆控制器输出的加力燃油流量, W_{fa} 代表积分补偿器输出的加力燃油流量, $W_{fa,NN+I}$ 代表动态神经网络逆控制器输出的加力燃油流量。可见积分补偿器起到了较为显著的补偿作用,

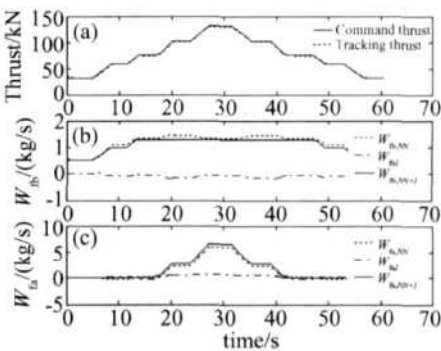


Fig 5 Simulation result of direct thrust inverse control with afterburning when $H = 0 \text{ km}$ and $Ma = 0$

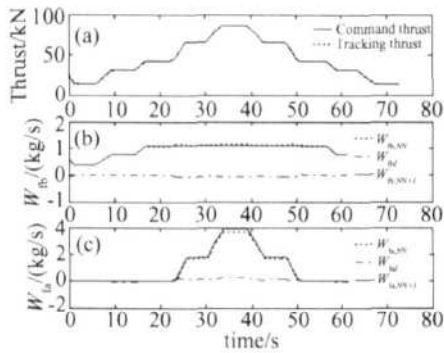


Fig. 6 Simulation result of direct thrust inverse control with afterburning when $H = 5 \text{ km}$ and $Ma = 0.8$

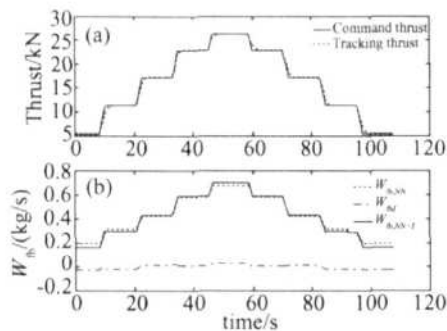


Fig. 7 Simulation result of direct thrust inverse control without afterburning when $H = 10 \text{ km}$ and $Ma = 1$

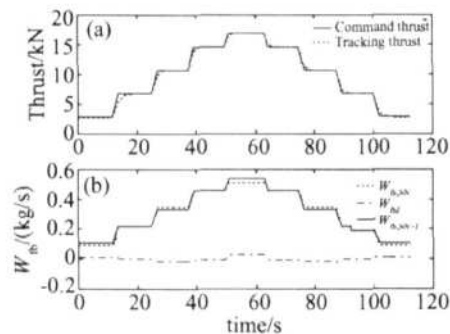


Fig. 8 Simulation result of direct thrust inverse control without afterburning when $H = 15 \text{ km}$ and $Ma = 1.5$

获得了较好的控制效果,实现了航空发动机的直接推力控制。

4 结 论

本文提出了由静态神经网络逆控制器和积分补偿器并联构成动态神经网络逆控制器对被控对象进行控制的控制方案,并尝试将此方案运用在航空发动机上进行了直接推力控制。为实现直接推力控制,本文又运用神经网络设计了航空发动机推力估计器。最后进行了数字仿真,结果表明此控制方案具有良好的动静态性能、控制精度高、跟踪速度快。

参考文献:

- [1] 威德罗 B, 瓦莱斯 E. 自适应逆模型控制 [M]. 刘树棠, 韩崇昭译. 西安: 西安交通大学出版社, 2000 1~27.
- [2] 马航, 杨俊友, 马飞. 基于神经网络的逆控制研究综述 [J]. 控制工程, 2005 第 12 卷增刊: 72~74.
- [3] Kim Byoung S, Calise Anthony J. Nonlinear flight control using network [J]. *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 1997, 20(1): 26~33.
- [4] Gastineau Zane D, Gemunu Haffawana. Robust model-based control for jet engines [R]. *AAIA* 98-3752.
- [5] Maggiore M, Ordonez R, Passino K, et al. Estimator design in jet engine applications [C]. *Proceedings of the 38th Conference on Decision and Control*, 1999 3938~3943.
- [6] 陈恬, 孙健国. 基于相关性分析和神经网络的直接推力控制 [J]. 南京航空航天大学学报, 2005, 37(2): 183~187.
- [7] KrishnaKumar K, Niles Kulkarni. Inverse adaptive neuro-control of a turbo-fan engine [R]. *AAIA* 99-3994.
- [8] KrishnaKumar K, Hachisako Y, Huang Y. Jet engine performance estimation using intelligent system technologies [R]. *AAIA* 2001-1122.

(编辑: 郭振伶)

控制量 (W_{fb} , W_{fa}) 能量较小且稳定, 被控量 (推力 thrust) 动静态性能良好, 控制精度高, 跟踪速度快,