

文章编号: 1000-6893(2003)03-0246-05

基于神经网络的超机动飞机自适应重构控制

朱家强, 郭锁凤

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016)

Neural-Net Based Adaptive Reconfigurable Control for a Super-Maneuverable Aircraft

ZHU Jia-qiang, GUO Suo-feng

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

摘要: 讨论了一种基于神经网络的超机动飞机直接自适应重构控制方法。飞机的基本控制律采用非线性动态逆方法设计,对于模型不准确和舵面故障等因素导致的逆误差采用神经网络进行在线补偿。通过仿真表明,在飞机发生舵面故障时,神经网络通过自适应地补偿逆误差,可以快速在线重构控制律,保持飞机稳定和一定的操纵品质。

关键词: 神经网络; 超机动; 飞行控制; 动态逆; 自适应控制

中图分类号: V249 **文献标识码:** A

Abstract: This paper describes a neural network based direct adaptive control approach to the problem of reconfigurable flight control of a super-maneuvering aircraft. The base control law is designed in nonlinear dynamic inversion, and neural networks are used to cancel the inversion error induced by many reasons, especially by actuator failures. Simulation of two types of actuator failures show that through adaptively canceling the inversion error, neural networks can reconfigure the control instantly when there should be actuator failures. The system will keep steady and maintain certain handling qualities.

Key words: neural network; super-maneuver; flight control; dynamic inversion; adaptive control

新一代战斗机在超机动飞行时,高度、速度和姿态变化剧烈,需要多操纵面相互配合。如果飞机执行任务时受到战斗损伤或发生部件故障,会使得飞行品质急剧下降甚至坠机。如何利用飞机多操作面的功能冗余,增加结构故障适应性,使出现结构损伤的歼击机仍可安全飞行并保持一定的操纵品质,成为目前日益被重视并迫切需要解决的技术难题。研究表明,自适应神经网络通过权值的在线调整,具有以理想精度逼近平滑非线性函数的能力^[1,2],很适合对模型误差进行自适应补偿。Lewis^[3]首次将多层感知器神经网络应用于机器人手臂的运动控制中,并且提出一种新颖的权值调整算法。Calise^[4,5]领导的研究小组将神经网络引入飞行控制,提出基于神经网络的自适应逆跟踪控制结构。McFarland 分别采用 RBF 结构^[6]和 SHL 结构^[7]神经网络设计了敏捷导弹的自适应控制器。美国近年开展的 RESTORE 计划研究了利用神经网络等为新一代战斗机提供自适应重构控制方案^[8,9],并且通过无垂尾飞机的试飞验证了控制方案的有效性^[10,11]。

本文研究了超机动飞机的自适应重构控制问题,在动态逆控制的基础上,引入自适应神经网络对飞机舵面故障等因素导致的逆误差进行动态补偿,使飞机在出现舵面故障时能够在线重构控制律,保持稳定并维持一定的操纵品质。

1 基于神经网络的自适应控制结构

1.1 动态逆实现反馈线性化

考虑如下二阶系统

$$\ddot{x} = f(x, \dot{x}, u) \quad (1)$$

其中: x 为状态量; u 为控制量; $x, \dot{x} \in \mathbf{R}^n$, \mathbf{R}^m , $m \leq n$ 。

为了实现反馈线性化,引入伪控制量 v ,使得伪控制量和状态量之间成为线性关系

$$\ddot{x} = v \quad (2)$$

其中:

$$v = f(x, \dot{x}, u) \quad (3)$$

伪控制量 v 代表系统状态量期望的动态响应。控制量通过对系统方程求逆得到

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

其中: f 为求逆采用的系统模型。由于系统的复

杂性, f 往往难以确切描述, 因此 f 一般为 f 的一个近似函数。

动态逆误差由建模不准确、求逆计算、外界干扰等引起; 当飞机发生舵面故障时, 将导致严重的逆误差。考虑逆误差的存在, 系统动态特性可以表示为

$$\ddot{x} = f(x, \dot{x},) + (x, \dot{x},) \quad (5)$$

其中: $(x, \dot{x},)$ 为逆误差。从数学观点来看, 逆误差是指令信号、状态量和控制量等的非线性时变函数, 可以表示为

$$(x, \dot{x},) = f(x, \dot{x},) - f(x, \dot{x},) \quad (6)$$

由于飞行条件变化剧烈, 飞机纵向和横侧向通道耦合, 加上外界干扰等, 逆误差函数非常复杂, 很难用具体的解析表达式进行描述。而动态逆方法应用的条件是对系统数学模型有准确的了解^[12], 因此, 逆误差无法在动态逆框架内消除。由于逆误差的存在, 特别是存在舵面故障时, 会造成动态逆控制效果的急剧恶化甚至不稳定。由前面关于伪控制信号和动态逆误差的定义, 系统方程可等价表示为

$$\ddot{x} = v + (x, \dot{x},) \quad (7)$$

为了消除逆误差, 在控制器中增加一个自适应环节, 其输出信号 v_{ad} 叠加到伪控制信号 v 中。由于神经网络具有良好的逼近连续非线性函数的特性, 该自适应环节采用神经网络进行实现。系统结构如图 1 所示。

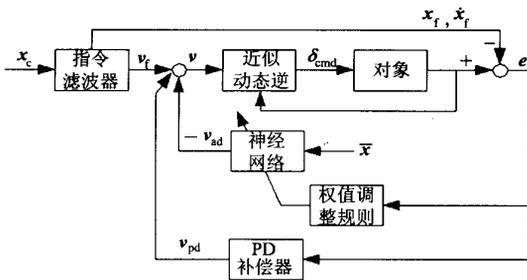


图 1 自适应控制结构

Fig. 1 Adaptive control structure

图中, 指令滤波器输出信号 x_f 代表输入指令信号 x_c 时, 系统理想的响应模型。对于二阶系统, 指令滤波器可以表示为

$$\ddot{x}_f = f_f(x_f, \dot{x}_f, x_c) \quad (8)$$

指令滤波器输出的伪控制信号

$$v_f = f_f(x_f, \dot{x}_f, x_c) \quad (9)$$

比例微分控制器采用线性控制理论进行设计, 用以获得要求的动态品质。比例微分控制器输出的伪控制信号为

$$v_{pd} = K_p(x_f - x) + K_d(\dot{x}_f - \dot{x}) \quad (10)$$

其中: K_p, K_d 为比例微分控制器参数矩阵。伪控制量由指令滤波器、比例微分控制器和自适应神经网络信号三部分构成

$$v = v_f + v_{pd} - v_{ad} \quad (11)$$

将式(11)代入式(7), 经整理可以得到系统跟踪误差的动态特性

$$\dot{e} = Ae + B[v_{ad} - (x, \dot{x},)] \quad (12)$$

其中:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & I \\ -K_p & -K_d \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ I \end{bmatrix}, e = \begin{bmatrix} x_f - x \\ \dot{x}_f - \dot{x} \end{bmatrix} \quad (13)$$

通过合理选择 K_p, K_d , 系统矩阵 A 可以成为霍尔维茨矩阵。由式(12)可知, 理想情况下, 自适应输出项 v_{ad} 如果能够完全重构逆误差, 则系统跟踪误差将渐进趋向于零。

1.2 神经网络的构造

本文采用 Lewis 提出的多层感知器神经网络来重构逆误差, 神经网络结构见文献[3], 其输入输出映射关系可以写成

$$y_i = \sum_{j=1}^{N_2} [w_{ij} (\sum_{k=1}^{N_1} v_{jk} x_k + v_j) + w_i], i = 1, \dots, N_3 \quad (14)$$

其中: (\cdot) 表示隐含层激励函数; v_{jk} 表示输入层到隐含层之间的连接权值; w_{ij} 表示隐含层到输出层之间的连接权值; v_j, w_i 表示阈值; N_1, N_2, N_3 分别表示输入层、隐含层和输出层神经元的个数。隐含层神经元激励函数选择如下 S 型函数

$$(z_i) = \frac{1}{1 + e^{-az_i}} \quad (15)$$

其中: $z_i \in \mathbf{R}, a$ 称为激励系数。若定义 $\bar{x} = [1, \bar{x}_1, \dots, \bar{x}_{N_1}]^T, y = [y_1, \dots, y_{N_3}]^T, (z) = [1, (z_1), \dots, (z_{N_2})]$; 并且定义如下神经网络权重矩阵

$$W^T = [w_i / w_{ij}], V^T = [v_j / v_{ij}] \quad (16)$$

则神经网络输入输出映射可写为矩阵形式

$$y = W^T (V^T \bar{x}) \quad (17)$$

由多层感知器神经网络普遍近似定理^[2]可知, 若给定足够的输入信息和隐含层神经元数目, 神经网络能够以任意精度逼近任何连续非线性函数。对于连续的不确定性非线性逆误差函数 $(x, \dot{x},)$ 及任意给定的逆误差重构误差 $N >$

0,存在有限个隐含层神经元 N_2 和网络权重矩阵 W^*, V^* ,使得

$$(\dot{x}, \dot{\bar{x}}, \dot{y}) = W^{*T} (V^{*T} \bar{x}) + \dots \quad (18)$$

其中: \bar{x} 为神经网络的输入,稍后给出定义; W^*, V^* 可以认为是神经网络重构逆误差时的理想权重。尽管理想的权重矩阵未知并且通常无法计算,但是可以通过对以下由李雅普诺夫稳定性分析得到的微分方程求解,以足够高的精度进行逼近。

若令式(12)中自适应项为

$$\hat{v}_{ad} = W^T (V^T \bar{x}) - v_r \quad (19)$$

其中: $W^T (V^T \bar{x})$ 为神经网络的输出; v_r 为鲁棒自适应项,稍后给出定义。则系统跟踪误差动态可以改写为

$$\dot{e} = Ae + [W^T (V^T \bar{x}) - W^{*T} (V^{*T} \bar{x})] - v_r \quad (20)$$

希望通过权值和阈值的在线实时更新来保证网络的逼近性能,这样神经网络就会表现出在线实时控制的特性。下面着重说明神经网络权重调整规则。首先定义矩阵

$$Z = \begin{bmatrix} V & 0 \\ 0 & W \end{bmatrix} \quad (21)$$

和

$$\hat{\Lambda}_z = \frac{d(\hat{z})}{dz} \Big|_{z=\hat{z}}, \quad \hat{\Lambda} = (V^T \bar{x}) \quad (22)$$

并且引入假设条件: 控制系统中,所有指令信号有界; 神经网络权重矩阵范数有界,即: $\|Z\| \leq \bar{Z}$ 。

根据式(12)所描述跟踪误差动态特性,定义如下误差向量

$$r = (e^T P B)^T \quad (23)$$

其中: $P \in \mathbb{R}^{2n \times 2n}$, 是 $A^T P + P A = -2I$ 的正定解。选择鲁棒信号项为

$$v_r = -K_{r0} r - K_{r1} (\dot{z} + \bar{z}) r \quad (24)$$

其中: $K_{r0}, K_{r1} \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 且为正定阵。

对于式(1)描述的反馈线性化系统,采用图1所示的神经网络动态逆控制器,伪控制结构的解析表达式为式(11),自适应补偿项表达式为式(24),并且满足假设条件,神经网络权值调整规则为

$$\begin{cases} \dot{W} = -w \{ (\hat{\Lambda} - \hat{\Lambda}_z V^T \bar{x}) r^T + r W \} \\ \dot{V} = -v \{ \bar{x} (r W^T \hat{\Lambda}_z) + r V \} \end{cases} \quad (25)$$

其中: $w > 0, v > 0$ 称为权值调节增益; $\gamma > 0$ 称

为误差调节增益。改变其大小可以影响神经网络权值调整的速度。

选取适当的李亚普诺夫函数,可以证明系统跟踪误差的渐进收敛性,并且整个调节过程中,系统状态、神经网络权值保持有界。详细证明过程见文献[13]。

2 在超机动飞机重构控制中的应用

2.1 飞机控制律的设计

本文所采用的超机动飞机为三角翼/鸭翼/单垂尾/单发动机结构,并带推力矢量。飞机超机动飞行时的姿态控制由3个气动舵面和2个推力矢量舵面在允许的偏角范围内加权组合联动实现。由于推力响应时间常数为3s,远远大于飞机姿态角和角速率响应时间常数(3倍以上),因此在仿真中,发动机推力可以设置为常数。飞机的数学模型是一个6自由度、12个状态变量的非线性状态系统^[14]。

设计动态逆控制律时,由于飞机各状态量的变化在时间上具有明显的差异,首先利用奇异摄动理论将状态变量分为快慢不同的几个层次: $x_0 = (x \ y \ z)^T$ 为极慢状态, $x_1 = (V \ \dots)^T$ 为非常慢状态, $x_2 = (\dots \ \mu)^T$ 为慢状态, $x_3 = (p \ q \ r)^T$ 为快状态。飞行控制系统包括 (p, q, r) 和 (\dots, μ) 两回路,分别称为快回路和慢回路。这2个回路的控制律采用动态逆方法设计,详细过程见文献[14],本文不再详述。

飞机控制舵面出现的故障包括舵面的缺损、卡死和浮动等。由于各通道的相互耦合,飞机单个舵面发生故障会使得飞机各个通道产生耦合系统误差。例如,飞机右鸭翼发生缺损故障时,使右鸭翼产生的升力减小,从而使鸭翼所产生的总的俯仰力矩减小。同时,由于左右鸭翼产生的升力和阻力不平衡,会产生附加的滚转力矩和偏航力矩。

超机动飞行期间,飞行员主要控制量为 α_c, μ , 因此,在 α_c, μ 回路中设计3个神经网络补偿器,分别对飞机3个通道的逆误差进行自适应补偿。以 α_c 为例,如图2所示。

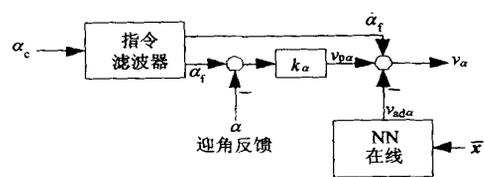


图2 伪控制信号构成

Fig. 2 Structure of pseudo-control signal

图中: c 为指令信号, 经过指令滤波器输出理想的响应信号 f 及其微分信号 \dot{f} ; 线性补偿器取一阶比例控制, 比例系数 k 。这样, 迎角伪控制信号 v 由线性补偿器输出信号 v_p 、滤波器输出的微分信号 \dot{f} 和神经网络输出的自适应信号 v_{ad} 3 部分组成。

神经网络输入 $\bar{x} = [\tilde{c} \quad \dot{c} \quad f \quad \dot{f} \quad v_{ad}]^T$, 输入层、隐含层和输出层神经元数目分别为 5, 10 和 1。另外, 为了把隐含层和输出层神经元的阈值包括在权重矩阵中, 在输入层和隐含层分别增加一个为 1 的神经元, 该神经元与下一层各神经元的连接权重 (即为下层神经元阈值) 也实时调整, 所需调整的权值数量为 71 个。

2.2 仿真结果及分析

仿真指令为执行一个大迎角机动动作: 初始迎角指令 $c = 0 \text{ rad}$, 维持 1s; 1s 迎角指令变为 $c = 1 \text{ rad}$, 维持 3s; 4s 时迎角指令 $c = -0.2 \text{ rad}$, 维持 3s; 在 7s 时迎角指令恢复为 0。

在此期间, 侧滑角 β 和航迹滚转角 μ 指令保持为 0。仿真初始条件为: $V = 100 \text{ m/s}$, $H = 1000 \text{ m}$, $\beta_0 = 4^\circ$, 推力 $T = 125\,000 \text{ N}$ 。飞机舵面偏转速率限制为 $50^\circ/\text{s}$, 鸭翼偏转范围 $-90^\circ \sim 30^\circ$, 副翼和方向舵偏转 $-30^\circ \sim 30^\circ$, 推力矢量偏转 $-15^\circ \sim 15^\circ$ 。

图 3 为右鸭翼卡死 10 的情况下, 采用动态逆和神经网络控制器的系统响应曲线。前 3 幅图为姿态角跟踪曲线, 实线为指令信号, 点划线为无神经网络补偿的控制效果, 虚线为增加神经网络补偿的控制效果。后面 5 幅图为飞机舵面变化曲线。

舵面卡死将对飞机产生严重的干扰, 并且随着飞行状态的变化, 干扰力矩也是时变的。从图中可以看出, 采用动态逆控制时, 飞机迎角未能达到指令的角度, 产生严重的滚转和侧滑。而在控制器中增加神经网络后, 通过对逆误差进行自适应的补偿, 系统仍然能够跟踪指令信号, 而且消除了耦合的滚转和侧滑角。从调整过程飞机舵面变化曲线可以看出, 舵面偏差在允许范围之内。

图 4 为右鸭翼舵面缺损 40% 的情况下, 采用动态逆和神经网络控制器的系统响应。左侧 3 幅图为飞机姿态角跟踪变化曲线, 实线表示迎角指令信号, 虚线为动态逆控制律系统输出响应, 点划线为采用神经网络补偿系统的输出响应。右侧图

为 3 个姿态角通道的逆误差和神经网络输出的变化曲线, 实线为动态逆误差, 虚线为神经网络输出。

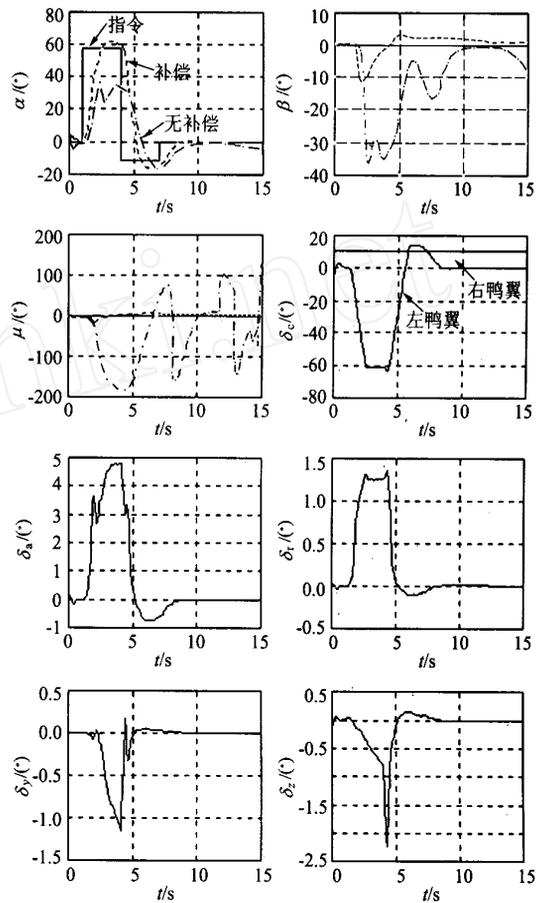


图 3 舵面卡死补偿效果

Fig. 3 Compensation for actuator seize

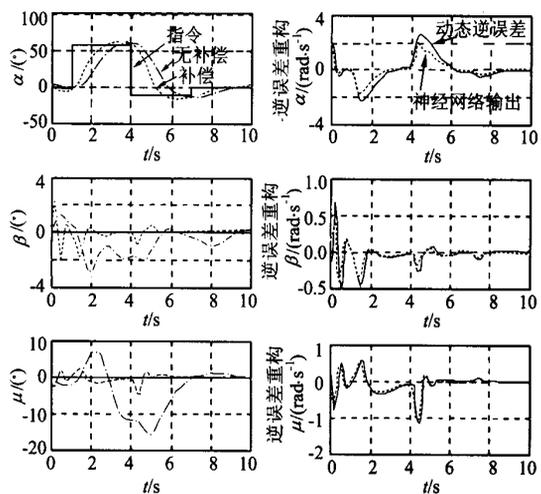


图 4 舵面缺损补偿效果

Fig. 4 Compensation for actuator damage

由于左右两侧受到的升力不平衡, 导致飞机产生滚转和偏航。动态逆控制律虽然可以对其进

行补偿,但是需要的时间要比神经网络长许多。增加神经网络补偿后,能够使飞机姿态角迅速跟踪指令变化,而且消除了耦合误差。神经网络通过权值的在线调整,能够迅速、准确地重构各个通道的逆误差,从而消除逆误差,提高系统的鲁棒性。

3 结 论

基于非线性动态逆的神经网络自适应控制结构,理论上可以证明其跟踪误差的渐进收敛性,仿真结果也表明其良好的指令跟踪性能。

神经网络通过权值的在线调整,可以重构多种因素所导致的逆误差,动态消除逆误差对整个系统的影响,从而弥补了非线性动态逆要求精确数学模型的缺点,提高控制系统的鲁棒性。在飞机发生舵面故障时,通过神经网络权值的调整,可以自适应地重构控制律,保持飞机稳定并维持一定的操纵品质。

参 考 文 献

- [1] Hornik K, Stinchcombe M, White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators [J]. *Neural Networks*, 1989, 2(5): 359 - 366.
- [2] Funahashi K. On the approximate realization of continuous mappings by neural networks [J]. *Neural Networks*, 1989, 2(3): 183 - 192.
- [3] Lewis F L, Yesildirek A, Liu K. Multilayer neural-net robot controller with guaranteed tracking performance [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1996, 7(2): 388 - 399.
- [4] Kim B, Calise A J. Nonlinear flight control using neural networks [J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 1997, 20(1): 26 - 33.
- [5] Calise A J, Rysdyk R. Nonlinear adaptive flight control using neural networks [J]. *IEEE Control System Magazine*, 1998, 18(6): 14 - 25.
- [6] McFarland M B, Calise A J. Adaptive nonlinear control of agile anti-air missiles using neural networks [J]. *IEEE Transactions on Control System Technology*, 2000, 8(5): 749 - 756.
- [7] McFarland M B, Calise A J. Neural networks and adaptive nonlinear control of agile anti-air missiles [J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2000, 23(3): 547 - 553.
- [8] Brinker J S, Wise K A. Reconfigurable flight control for a tailless advanced fighter aircraft [R]. AIAA-98-4107, 1998.
- [9] Calise A J, Lee A, Sharma M. Direct adaptive reconfigurable control of a tailless fighter aircraft [R]. AIAA-98-4108, 1998.
- [10] Calise A J, Lee A, Sharma M. Development of a reconfigurable flight control law for tailless aircraft [J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2001, 24(5): 896 - 902.
- [11] Brinker J S, Wise K A. Flight testing of reconfigurable control law on the X-36 tailless aircraft [J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2001, 24(5): 903 - 909.
- [12] Brinker J, Wise K. Stability and flying quality robustness of a dynamic inversion aircraft control law [J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 1996, 19(6): 1270 - 1278.
- [13] 朱家强. 基于神经网络和动态逆的超机动飞行控制技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2003.
(Zhu J Q. Neural network and nonlinear dynamic inversion based super-maneuverable flight control [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2003.)
- [14] 朱恩. 大迎角超机动飞行控制技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 1995.
(Zhu E. Technique study for high-angle-of-attack super-maneuverable flight control [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 1995.)

作者简介:

朱家强(1974 -) 男,山东省单县人,博士研究生,研究方向:飞行器导航、制导与控制。电话:(025)4892301;email: zhujiaqiang@21cn.com

郭锁凤(1929 -) 男,教授,博士生导师,任多家核心期刊编委或审稿人。研究方向:飞行器导航、制导与控制。电话:(025)4892301

(责任编辑:俞 敏)