

多变量非线性飞行控制系统的神经网络 动态逆控制方法^①

钱克昌 陈自力 李 建 (军械工程学院 光学与电子工程系 河北 石家庄 050003)

摘要: 针对多变量非线性飞行控制系统,从理论上对其逆系统的解析形式进行了详细推导,根据神经网络逼近逆系统的原理分析,提出了一种由静态神经网络和积分器组成的动态神经网络,构造了多变量非线性飞行控制系统的神经网络动态逆控制系统,并利用动力伞飞行控制系统进行了仿真验证,结果表明这种控制方法完全满足控制要求,具有较好的抗干扰能力和鲁棒性能。

关键词: 飞行控制系统; 动态逆; 神经网络; 多变量

Control Method of Dynamic Inversion with Neural Network Used for Multi-Variable Nonlinear Flight Control System

QIAN Ke-Chang, CHEN Zi-Li

(Department of Electrical Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: Aiming at multi-variable nonlinear flight control system, this paper analyzes the analytical inverse system in theory detailedly. By the tracking principle of neural network, a dynamic neural network is presented, which consist of static neural network and integrators. The paper designs a control method of dynamic inversion with neural network used for multi-variable nonlinear flight control system, and makes simulation of flight control system of power parafoil. Simulation results demonstrate that the control method has strong ability of control and robustness.

Keywords: flight control system; dynamic inversion; neural network; multi-variable

1 引言

现代飞行控制系统均为多变量的非线性系统,这类系统的输入输出关系复杂,响应不满足叠加原理,且各变量之间还存在耦合关系,使输入与输出之间的关系更加复杂,因此现在对于这类非线性系统的控制还存在理论上的困难,更是一个工程难题。

近年来,神经网络以其完美的非线性逼近和自学习能力在飞行控制领域获得长足的发展,通过将神经网络与动态逆结合,可以对飞行器动力特性中的非线性、不确定性进行补偿。例如美国空军在 RESTORE 计划中,研究将神经网络逆控制用于 X-36 无尾翼战

斗机和 X-33 空天飞机的飞行控制,以及将神经网络用于导弹的制导和控制,均说明了神经网络在飞行控制方面的独特优势。但上述研究仅限于美军特定的控制对象,本文对神经网络动态逆方法用于一般的多变量非线性飞行系统的控制开展研究,并针对特定的飞行器(动力伞)控制加以验证,取得了良好的控制效果。

2 神经网络逆控制的基本原理

2.1 逆系统的概念

不失一般性,考虑以下非线性多输入多输出系统。考虑由 n 个状态方程 $\dot{x} = f(x, u)$ 和 q 个输出方程

^① 基金项目:军队十一五装备预研基金(9140A25050106JB3412)

收稿时间:2010-03-15;收到修改稿时间:2010-04-22

$y = h(x, u)$ 表示的多输入多输出非线性系统:

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x, u) \\ y = h(x, u), \quad x(t_0) = x_0, \end{cases} \quad (1)$$

其中 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 表示系统的状态向量, $u = (u_1, u_2, \dots, u_q)^T$ 表示系统的输入向量; $y = (y_1, y_2, \dots, y_q)^T$ 表示系统的输出向量; $f(\cdot)$, $h(\cdot)$ 都是局部解析的多元向量非线性函数。

对于式(1)表示的非线性系统, 在 (x_0, u_0) 的邻域内, 如果存在向量相对阶 $a = (a_1, a_2, \dots, a_q)^T$, 则可以证明该系统存在逆系统:

$$\begin{cases} \dot{z}_j = A_j z_j + B_j v_j, \quad j \in q \\ u = f(x, z, v) \end{cases} \quad (2)$$

其中 v 为逆系统的输入, u 为逆系统的输出, z 为逆系统的内部状态。将式(2)表述的逆系统串联在原系统之前, 所组成的复合系统的输入输出关系满足:

$$y_j^{(n_{e_j})} = v_j, \quad j \in q \quad (3)$$

可以看出, 逆系统串联原系统组成的复合系统的输入输出具有线性传递关系, 而式(3)不能表征复合系统的内部结构, 因此这种复合系统被称之为伪线性复合系统。

2.2 系统的解耦和解析实现

由式(2)可以看出逆系统的内部状态是由输入通过多次积分获得的, 而逆系统的输入中含有原非线性系统的状态反馈量。为实现逆系统的解耦和解析实现, 分析动态逆的表达式, 式(2)中包含了 $\sum(n_{e_j} - a_j)$ 个动态补偿环节, 其中, n_{e_j} 和 a_j 分别为系统的本性阶和相对阶。由系统的输出导数的最高阶 n_{e_j} 和最低阶 a_j , 可以根据解析逆表达式(2)构造出解析的动态逆, 如图 1 所示。

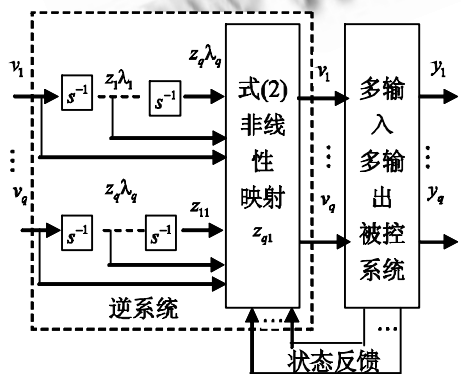


图 1 多输入多输出逆系统的动态解耦

这种逆系统的实现方式中不仅需要引入原系统的内部状态信号作为反馈量, 而且对每个输入 v_j , 还需要引入 $(n_{e_j} - a_j)$ 个积分器, 全部输入需要引入 $\sum(n_{e_j} - a_j)$ 个积分器, 显然, 逆系统(2)是原非线性系统的 $n_e = (n_{e_1}, n_{e_2}, \dots, n_{e_q})^T$ 阶逆系统^[1,2]。

3 神经网络动态逆控制方法

3.1 于控制系统的神经网络结构

静态神经网络只能逼近静态系统, 而我们要逼近的逆系统是动态系统, 实际上, 采用动态神经元构成的动态神经网络(如 Hopfield 动态神经网络)来逼近复杂的动态系统, 实际应用中还存在技术上的问题, 一方面是因为这样的构造的动态神经网络太复杂, 另一方面是因为这种神经网络的动态性能尚难以把握^[3-5]。

根据对多输入多输出非线性系统的逆系统的分析, 要逼近的非线性系统具有特殊的形式, 逆系统表达式(式 2)包含了非线性函数 $u = f(x, z, v)$, 和一组特殊的线性状态方程 $\dot{z}_j = A_j z_j + B_j v_j$ 。

从逆系统的解析实现图 1 可以看出, 可以采用与图 1 相对应的方式来构造动态神经网络, 即可以简单的用静态神经网络来实现逆系统式(2)中非线性运算 $u = f(x, z, v)$, 而其余结构不变, 构成的逼近逆系统的动态神经网络如图 2 所示。

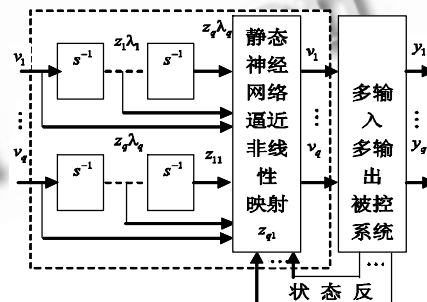


图 2 对应图 1 逼近逆系统的动态神经网络

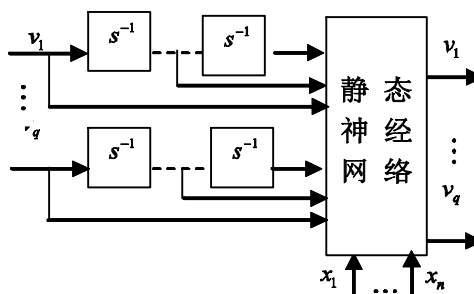


图 3 逼近逆系统的一般形式的动态神经网络

由上述分析和图2所示,可以归纳出用来逼近动态逆的一般形式的连续时间动态神经网络,如图3所示。

图3所示的神经网络由静态神经网络和若干积分器组成,静态神经网络用来逼近逆系统表达式2中的静态非线性函数 $u=f(x,z,v)$,积分器用来反映逆系统的动态特性。这种各司其职的结构有助于克服由动态神经元构成的动态神经网络存在的问题,简化神经网络的结构,便于工程实现[6]。

3.2 控制系统结构

假设在神经网络的动态逆系统中,神经网络的输出 u 的个数为 q ,输入的个数则由与其相对应的解析逆系统的表达式决定。神经网络逆系统如图2所示,由于在逆系统的解析式(2)中,输出的导数的最高阶为 $e=(e_1, \dots, e_q)^T$,所以神经网络的输入分别为 $v=(y_1^{(e_1)}, y_2^{(e_2)}, \dots, y_q^{(e_q)})^T$ 和 $Y=(y_1^{(e_1-1)}, \dots, y_1, \dots, y_q^{(e_q-1)}, \dots, y_q)^T$,神经网络的输入个数为 $q+\sum_{j=1}^q e_j$ 。逆系统的基本结构示意图如图4所示。

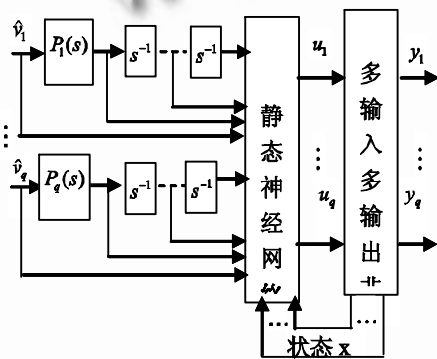


图4 神经网络逆系统的基本结构示意图

4 动力伞的神经网络动态逆控制

4.1 控制方案设计

动力伞飞行控制系统是一个复杂的多输入多输出非线性系统,控制系统的输出包括双侧拉绳和发动机动力调节,可实施的控制操作包括单侧的下偏的转弯操作、双侧下偏的减速以及发动机动力大小的控制[7,8]。

动力伞系统总的动量和动力矩由两部分组成,一部分是由真实质量产生,另一部分由附加质量引起,系统的运动动力学方程可以根据动量和动量矩定理得到:

$$\begin{bmatrix} V_o \\ W \end{bmatrix} = [A_{r,o} + A_{a,o}]^{-1} \begin{bmatrix} F_{aero} + F_{ex} + F_{r,nl} + F_{a,nl} \\ M_{aero} + M_{ex} + M_{r,nl} + M_{a,nl} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中,下标 r 表示与真实质量相关符号,下标 a 表示

与附加质量相关符号,下标 $aero$ 代表与传统气动力系数、静导数有关的气动力作用,下标 ex 代表气动力以外的外力的作用,对动力伞而言只有重力。 V_o, W 分别表示动力伞系统运动坐标系 O 点速度和角速度。

F_{aero} 和 M_{aero} 为气动力及力矩, F_{ex}, M_{ex} 为重力及力矩。 $A_{r,o}$ 和 $A_{a,o}$ 分别为系统真实质量矩阵和附加质量矩阵。式(4)中, $F_{r,nl}, F_{a,nl}, M_{r,nl}, M_{a,nl}$ 分别定义为:

$$F_{r,nl} = -W \times m_r (V_o - \dot{L}_{O-MC}^x W) \quad (5)$$

$$F_{a,nl} = -W \times M_a (V_o - DW) \quad (6)$$

$$M_{r,nl} = m_r L_{O-MC}^x V_o^x W - W^x J_{r,o} W \quad (7)$$

$$M_{a,nl} = V_o^x M_a DW + W^x D^T M_a V_o - W^x J_{a,o} W \quad (8)$$

在神经网络的输入层引入状态量 $M=[\Phi, V, W]$ (Φ 为偏航角, V 为水平速度, W 为垂直速度)和状态变化量 $m=[f, v, w]$ (f 为偏航角速度, v 为水平速度变化量, w 为垂直速度变化量),控制系统输出量为 $Y=[y_1, y_2, p]$ (y_1, y_2 分别为两边拉绳力度, p 为发动机动力调节量),控制方案框图如图5所示。

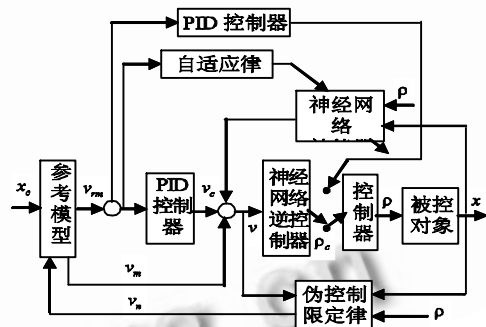


图5 动力伞控制方案框图

控制方案中参考模型为输出等于输入的直通模型。针对动力伞飞行控制系统硬件能力限制的问题,引入伪控制限制(PCH)方法来补偿硬件上的不足,消除硬件特性的非线性干扰,伪控制信号

$$v = f(x, \& r_c) = f_1(x, \& r_c) + f_2(x, \& r_c) \quad (9)$$

其中 $f(\cdot), f_1(\cdot), f_2(\cdot)$ 为系统的动态近似函数, r_c 为神经网络逆控制器输出信号。

执行器的估计位置 \hat{r} 由模型计算或测量得到,伪控制限制信号:

$$v_n = f(x, \& r_c) - f(x, \& \hat{r}) \quad (10)$$

$$\dot{\& r}_n = v_{cm}(x_m, \& r_n, x_c) - v_n \quad (11)$$

其中, x_m 为参考模型的状态量, $\& r_n, \dot{\& r}_n$ 分别为参考模型状态量的变化率和变化的加速度, x_c 为外部命令信号。

4.2 仿真验证

在下列基本假设的条件下,推导和建立动力伞系统的流自由度动力学方程:

(1) 动力伞的翼伞结构是展向对称的,伞衣完全张满后具有固定的形状;

(2) 伞衣与承载机构刚性连接为一个整体;

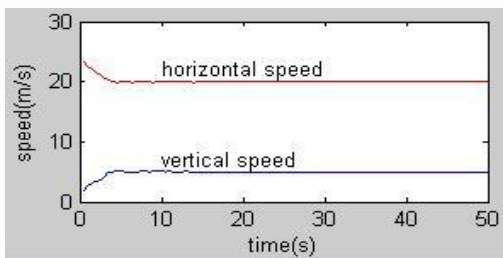
(3) 动力伞所受阻力远大于升力。对其升力忽略不计;

(4) 伞衣的拉力和质心重合;

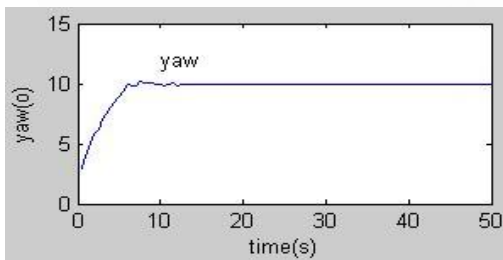
(5) 平面大地。

基于式(6),用 MATLAB 航空航天工具箱建立 6 自由度动力伞飞行仿真系统,为验证控制系统对环境的抗干扰能力,在仿真中引入含风模型。

仿真系统中,在神经网络的输入层引入状态量 $M = [\Phi, v, w]$ (Φ 为偏航角, v 为水平速度, w 为垂直速度)和状态变化量 $m = [f, v, w]$ (f 为偏航角速度, v 为水平速度变化量, w 为垂直速度变化量),控制系统输出量为 $Y = [y_1, y_2, p]$ (y_1, y_2 分别为两边拉绳力度, p 为发动机动力调节量)。



(a) 飞行速度仿真



(b) 偏航角仿真

图 6 动力伞飞行控制仿真

仿真过程为动力伞按照指定命令的速度和方向飞行。仿真初始偏航角 Φ 为 0, 初始水平速度 v 为 25m/s, 垂直速度 w 为 0m/s。给定控制命令为: 偏航角为 Φ , 水平速度 v 为 20m/s, 垂直速度 w 为

5m/s。仿真时间为 50s, 仿真结果如图 6 所示, a) 图为速度仿真结果, b) 图为偏航角仿真结果。神经网络逆控制器基本消除了非线性和不确定性的影响。

在阵风干扰下,动力伞仍能按照指定控制命令稳定飞行,显示了神经网络动态逆控制方法良好的鲁棒性。

5 结束语

针对一般情况下的多输入多输出的非线性飞行控制系统,提出一种基于神经网络的动态逆控制方法。从理论上详细推导了非线性系统的逆系统的解耦和解析实现,提出一种以静态神经网络和积分器构成的动态神经网络,完成了神经网络动态逆控制方案设计,并利用动力伞飞行控制系统进行了仿真验证。结果表明,本文提出的控制方法,能够顺利完成动力伞的飞行控制,对于阵风等环境因素的干扰,具有很好的抗干扰性和鲁棒性。

参考文献

- 1 戴先中. 多变量非线性系统的神经网络逆控制. 北京: 科学出版社, 2005.
- 2 苏丙未, 万胜, 陈欣, 等. 一种基于动态逆控制方案在无人机中的应用研究. 南京航空航天大学学报, 2000, 32(6): 706—710.
- 3 Akiko M. Neural Network Based Adaptive Flight Control Using Feedback Error Learning. AIAA 2006-6341.
- 4 Shin DH, Kim Y. Nonlinear discrete-time reconfigurable flight control law using neural networks. IEEE Control Systems, 2006. 408—422.
- 5 Williams P. Selected Flight Test Results for Online Learning Neural Network-Based Flight Control System, AIAA 2004-6283.
- 6 Bevacqua T, Best E. A Improved trajectory linearization flight controller for reusable launch vehicles. The 42nd AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, Jan. 5—8, 2004, Nevada, USA.
- 7 Fola S. Neural Network Applications in Advanced Aircraft Flight Control System, a Hybrid System, a Flight Test Demonstration. AIAA 2007—2943.
- 8 Slegler N, Costello M. Model predictive control of a parafoil and payload system. AIAA 2004—4822.