

# 基于动态逆的神经网络超机动飞行控制

刘淑祥 郭锁凤 徐肖豪

(南京航空航天大学自动控制系, 南京, 210016)

## SUPERMANEUVERABLE FLIGHT CONTROL USING DYNAMICA-INVERSION-BASED NEURAL NETWORKS

Liu Shuxiang, Guo Suofeng, Xu Xiaohao

(Department of Automatic Control, Nanjing University of Aeronautics  
and Astronautics, Nanjing, 210016)

**摘 要** 为战斗机的过失速超机动飞行设计了一种神经网络控制器。基于时标分离的原则, 神经控制器被设计为内环控制器和外环控制器两个部分。网络的训练利用改进的 BP 算法, 将因子模糊化快速进行。样本点数据则由利用动态逆控制所得到的结果来提供。网络的使用利用联想记忆法则。仿真结果说明所设计的系统具有良好的控制性能及鲁棒性。

**关键词** 神经网络 动态控制 战斗机

**中图分类号** V249.1

**Abstract** A neural networks controller (NNC) is designed for the post-stall supermaneuverable flight. The NNC is composed of an inside loop controller and an outside loop one in accordance with the two-time-scale. The networks are trained by the fast BP algorithm via fuzzy variables decision, and training samples are provided by the dynamic inversion control results. This NNC is utilized by way of associative memory. Simulation results demonstrate that the designed system has good performance.

**Key words** neural nets dynamic control attack aircraft

超机动飞行是现代近距离空战的特点之一,也是第4代战斗机的典型特征之一。它的操纵及机动不能光靠气动舵面,还要靠控制发动机的推力及推力矢量。飞机在进行超机动飞行时,气动力和力矩均进入非线性范围,3个轴的惯性动力学耦合严重,运动方程已完全是6自由度的非线性方程,无法再用传统的小扰动方法进行线性化处理、纵侧向分开及解耦处理,必须采用非线性控制<sup>[1]</sup>。

在以往的超机动飞行控制中,应用过一些解耦控制方法<sup>[2]</sup>,其中,对利用动态逆来进行控制的算法已研究得较为完善<sup>[2,3]</sup>。但是,动态逆控制律的成功应用将要求控制方程必须是已知的并且被精确建模,飞机状态必须是可精确测量的或可被估值的,这些因素在很大程度上限制了非线性动态逆的应用。

自90年代以来,针对超机动飞行的特点,为了提高控制过程的鲁棒性,国外有些学者试探性地在超机动中应用了神经网络控制。Kamran Rokhsaz等人针对一个简化的纵向非线性飞机方程设计了一个神经网络控制器<sup>[4]</sup>,后来又在文献[4]的基础上设计了一个线性补偿

器来补偿由于时延所引起的偏差<sup>[5]</sup>。但是, 在国外这种研究方法也刚刚起步, 因此有关文献非常少见。

## 1 非线性飞机控制模型

不考虑地球的自转, 设风速为零, 同时也不考虑飞机的气动弹性变形, 则可推导出飞机的 6 自由度运动方程。具体由下列式子给出

$$\dot{x}^a = V \cos C \cos \beta \quad (1)$$

$$\dot{y}^a = V \cos C \sin \beta \quad (2)$$

$$\dot{z}^a = -V \sin C \quad (3)$$

$$\dot{V} = \frac{1}{M}(-D + Y \sin \beta - Mg \sin C) + \frac{1}{M}(T_x \cos \beta \cos A + T_y \sin \beta + T_z \cos \beta \sin A) \quad (4)$$

$$\dot{\beta} = \frac{1}{MV \cos C}(L \sin L + Y \cos L \cos \beta) + \frac{T_x}{MV \cos C}(\sin L \sin A - \cos L \sin \beta \cos A) + \frac{T_y}{MV \cos C} \cos L \cos \beta - \frac{T_z}{MV \cos C}(\cos L \sin \beta \sin A + \sin L \cos A) \quad (5)$$

$$\dot{C} = \frac{1}{MV}(L \cos L - Y \sin L \cos \beta - Mg \cos C) + \frac{T_x}{MV}(\sin L \sin \beta \cos A + \cos L \sin A) - \frac{T_y}{MV} \sin L \cos \beta + \frac{T_z}{MV}(\sin L \sin \beta \sin A - \cos L \cos A) \quad (6)$$

$$\dot{A} = q - \tan \beta (p \cos A + r \sin A) + \frac{1}{MV \cos \beta}(-L + Mg \cos C \cos L) + \frac{1}{MV \cos \beta}(-T_x \sin A + T_z \cos A) \quad (7)$$

$$\dot{\beta} = -r \cos A + p \sin A + \frac{1}{MV}(r \cos \beta + Mg \cos C \sin L) + \frac{1}{MV}(-T_x \sin \beta \cos A + T_y \cos \beta - T_z \sin \beta \sin A) \quad (8)$$

$$\dot{L} = \sec \beta (p \cos A + r \sin A) + \frac{L}{MV}(\tan C \sin L + \tan \beta) + \frac{Y + T_y}{MV}(\tan C \cos L \cos \beta) - \frac{g}{V} \cos C \cos L \tan \beta + \frac{T_x \sin A - T_z \cos A}{MV}(\tan C \sin L + \tan \beta) - \frac{T_x \cos A + T_z \sin A}{MV} \tan C \cos L \sin \beta \quad (9)$$

$$p^a = \frac{I_{zz}}{I_{xx} I_{zz} - I_{xz}^2} l + \frac{I_{xz}}{I_{xx} I_{zz} - I_{xz}^2} n + \frac{I_{xz}(I_{xx} - I_{yy} + I_{zz})}{I_{xx} I_{zz} - I_{xz}^2} p q + \frac{I_{zz}(I_{yy} - I_{zz}) - I_{xz}^2}{I_{xx} I_{zz} - I_{xz}^2} q r \quad (10)$$

$$\dot{q}^a = \frac{1}{I_{yy}}[m + (I_{zz} - I_{xx}) p r + I_{xz}(r^2 - p^2)] \quad (11)$$

$$r^a = \frac{I_{xz}}{I_{xx} I_{zz} - I_{xz}^2} l + \frac{I_{xx}}{I_{xx} I_{zz} - I_{xz}^2} n + \frac{I_{xx}(I_{xx} - I_{yy}) + I_{xz}^2}{I_{xx} I_{zz} - I_{xz}^2} p q - \frac{I_{xz}(I_{xx} - I_{yy} + I_{zz})}{I_{xx} I_{zz} - I_{xz}^2} p r \quad (12)$$

式中各变量的含义详见文献[2]。按时标分离方法可将飞控系统分为 4 个不同的子系统回路, 式(1)~式(3)为最外层回路, 式(4)~式(6)为第 2 外回路, 式(7)~式(9)为外回路, 式(10)~式(12)为内回路。一般地, 由第 2 外回路组成命令产生器来产生指令信号  $A, B, L, C$ , 然后通过外回路得到  $p, q, r$ , 将此作为内回路的输入信号便可得到相应的控制量  $D$ ,

$D, D, D, D$ , 其分别对应副翼偏转角、鸭翼偏转角、方向舵偏转角、侧向推力矢量角、纵向推力矢量角。这几个舵面在允许的偏角范围内加权组合联动, 便可实现期望的机动飞行。

## 2 控制系统的设计

整个控制系统的设计如图 1 所示。其中命令产生器(第 2 外回路)将  $V_c, V_c, C$  解算成指令  $A, B, L_c, 3_c$  的过程可利用迭代算法来完成。对内层回路和外层回路, 设计 2 个神经网络来进行模拟、控制。控制器在使用之前, 将针对采集到的样本点使用快速 BP 算法对网络进行训练, 由训练后所得的各神经元之间的连接强度即权重来记忆这些样本。因此, 如何选择、采集到适当而又充分的样本点是一个很关键的问题。

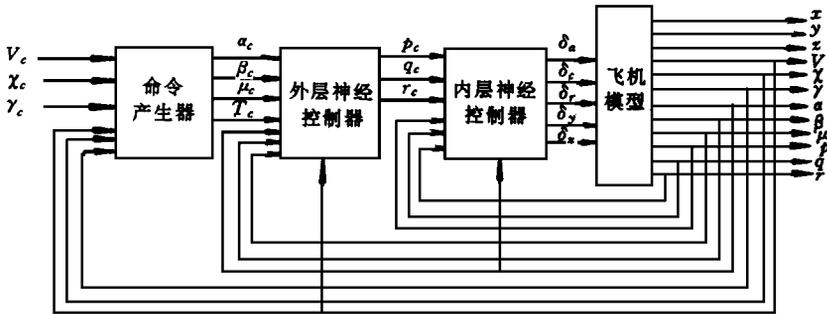


图 1 控制系统结构

### 2.1 样本点的采集

样本点最好能从飞机风洞实验及试飞数据中得到。但由于条件所限, 本文通过利用较成熟的动态逆控制方法所得到的仿真结果来提供样本点。如对象方程为

$$\dot{X}^a = f(X) + g(X)U \tag{13}$$

若  $g(X)$  广义可逆, 则控制器方程为

$$U = g^{-1}(X) [X_d^a - f(X)] \tag{14}$$

所以  $\dot{X}^a = X_d^a = X(X_c - X)$ ,  $X_c$  为指令状态矢量。由此可见, 原来是非线性耦合的系统可以通过非线性状态反馈和控制阵广义求逆的方法等效转换成经典的线性解耦结构。在飞行器内环和外环分别利用动态逆方法, 即可求解飞行器控制方程。针对超机动飞行中最具代表性的 Herbst 机动, 在飞机大迎角翻转和急滚时很密集地采集样本点, 而在超机动开始和末尾阶段较稀疏地选择样本。这样在 20s 时间内一共采集到了内层、外层、第 2 外回路及最外层回路中各变量相互对应的样本点对 600 组。

### 2.2 内层神经网络控制器的设计

内层神经网络被设计成一个 13-25-20-5 型 4 层前馈式 BP 网络。其中, 输入节点包括  $p_c(t), q_c(t), r_c(t), p_c(t-1), q_c(t-1), r_c(t-1), p(t), q(t), r(t), p(t-1), q(t-1), r(t-1), A(t)$ , 输出节点包括  $D(t), D(t), D(t), D(t), D(t)$ 。网络的训练采用 BP 算法, 取激活函数为 Sigmoid 函数, 误差函数为  $E = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (t_j - o_j)^2$ ,  $m$  为样本对个数,  $n$  为输出节点数。网络利用梯度下降法来修改权重

$$\Delta W(t) = -\eta \frac{\partial E}{\partial W(t)} + \lambda W(t-1) \tag{15}$$

其中:  $\Delta W(t) = W(t) - W(t-1)$ ;  $G$  为学习因子,  $G = G + \Delta G$   $A$  为动量因子,  $A = A + \Delta A$ 。为了提高网络收敛速度并避免陷入局部最优区域, 由模糊逻辑算法来调节  $\Delta G$   $\Delta A$ 。即根据  $CE$  ( $E$  的变化率) 与  $CCE$  ( $CE$  的变化率) 来调整  $\Delta G$   $\Delta A$  的变化值大小<sup>[6]</sup>。本文中  $G = 0.4$ ,  $A = 0.6$ ,  $\Delta G$  与  $\Delta A$  的调节规则如表 1 表 2 所示。

表 1  $\Delta G$  模糊调节表

$\begin{matrix} CE \\ \backslash \\ CCE \end{matrix}$	NB	NS	ZE	PS	PB
NB	- 0.15	- 0.15	- 0.1	- 0.1	- 0.1
NS	- 0.15	- 0.05	0	0	- 0.1
ZE	- 0.05	0.1	0.15	0.1	- 0.05
PS	- 0.15	0	0.1	- 0.05	- 0.15
PB	- 0.1	- 0.1	- 0.05	- 0.15	- 0.15

表 2  $\Delta A$  模糊调节表

$\begin{matrix} CE \\ \backslash \\ CCE \end{matrix}$	NB	NS	ZE	PS	PB
NB	- 0.2	- 0.1	0	0	0
NS	- 0.1	0	0.1	0	0
ZE	0	0.1	0.2	0.1	0
PS	0	0	0.1	0	- 0.1
PB	0	0	0	- 0.1	- 0.2

针对本文所采集的样本点, 采用调整模糊因子的 BP 算法对其进行学习。在经过 6000 次训练后, 总误差收敛到 0.52。在没有采用模糊化算法之前, 网络经过 10 000 次训练后, 总误差也仅达到 1.2, 而且再增加训练次数时, 这个误差也几乎不再减小, 说明网络极有可能陷入了局部最优区域。

### 2.3 外层神经网络控制器的设计

外层神经网络被设计成一个 14-20-20-3 型 4 层前馈式网络。其中, 输入节点包括  $A(t)$ ,  $B(t)$ ,  $L_c(t)$ ,  $A(t-1)$ ,  $B(t-1)$ ,  $L_c(t-1)$ ,  $A(t)$ ,  $B(t)$ ,  $L(t)$ ,  $A(t-1)$ ,  $B(t-1)$ ,  $L(t-1)$ ,  $T(t)$ ,  $V(t)$ , 输出节点包括  $p_c(t)$ ,  $q_c(t)$ ,  $r_c(t)$ 。网络的训练与内层控制器的训练方法基本一样。

经过训练后的 BP 网络能记忆所赋予的样本。当网络的输入为样本点时, 则输出也为样本输出; 当网络输入为非样本点时, 其输出与和该输入较近的样本的输出非常相似, 即神经网络通过联想记忆的工作方式, 实现对对象的控制。

## 3 Herbst 超机动仿真

Herbst 机动由德国试飞员 W. Herbst 首先提出, 机动时飞机先以中速前进, 然后增大迎角并迅速减速, 再在低速下以大迎角绕速度矢量轴滚转, 将机头由上仰状态转为下俯状态, 随后飞机低头加速, 便转为向相反方向的高速飞行。整个机动一般历时 20s, 而转弯半径与常规机动比则大大减小。

本文的仿真模型参考 F-18 及 X-31 等飞机。选取飞机质量  $m = 10\ 617\text{kg}$ , 惯性矩  $I_{xx} = 22\ 683\text{kg} \cdot \text{m}^2$ ,  $I_{xz} = 1125\text{kg} \cdot \text{m}^2$ ,  $I_{zz} = 95\ 564\text{kg} \cdot \text{mm}^2$ ,  $I_{yy} = 77\ 095\text{kg} \cdot \text{m}^2$ , 翼展  $b = 13.21\text{m}$ , 平均气动弦  $C = 4.41\text{m}$ , 飞机初速度  $V_0 = 100\text{m/s}$ , 初始高度  $H_0 = 4000\text{m}$ 。考虑气动系数为  $A(t)$ ,  $B(t)$  的函数, 在计算中利用插值法将其作成表格形式。

假设飞机在机动中气动参数受到扰动, 控制模型中  $C_L$  改变为  $(1 + 60\%)C_L$ , 俯仰力矩系数  $C_m$  改变为  $(1 + 50\%)C_m$ , 滚转力矩系数变为  $(1 - 50\%)C_l$ , 而且在 3 个姿态角的输出信号反馈回外层神经网络时加入了均值为 0, 方差为 0.01 的白噪声。利用所设计的神经网络控制器来控制飞机, 得到了如图 2 所示的仿真结果(因篇幅所限, 只给出部分仿真图), 图中, 虚线表示参考指令量的变化, 实线表示实际量的变化。由仿真结果可以看到, 飞机在受扰动

时,使用神经网络控制仍能较好地完成超机动飞行。各控制舵面均在饱和区内较平缓变化,使飞机易于控制。

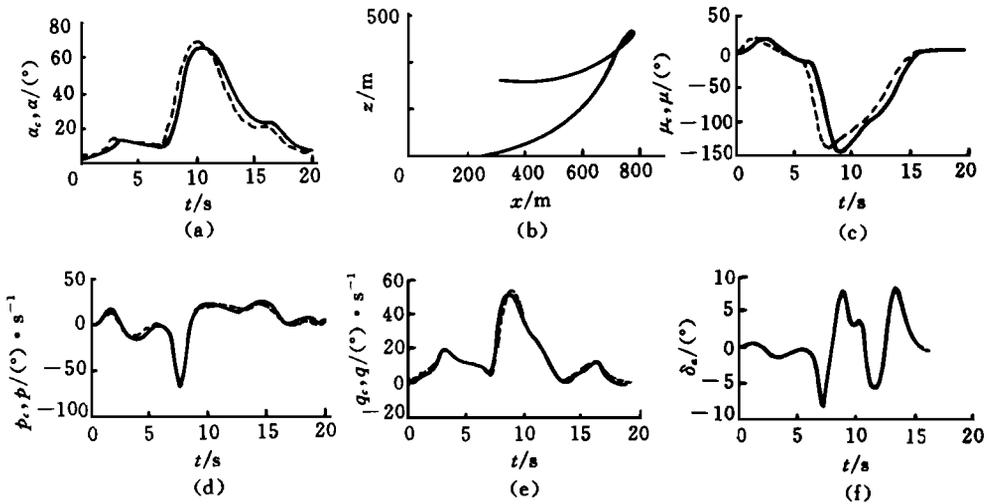


图2 神经网络控制下的部分仿真结果

作为对比,给出了在此条件下使用未改进的动态逆方法来控制飞机时飞机状态的变化情况。图3给出了其部分仿真结果。由图可见,飞机在受此扰动时各状态变化的频率、幅度加大,舵面多次处于饱和状态,因此较难完成超机动飞行。其原因就在于由于控制模型已发生变化,则利用原模型对系统进行求逆运算后亦不能抵消系统的非线性环节,即式(13)中的 $g(X)$ ,  $f(X)$ 和式(14)中的 $g(X)$ ,  $f(X)$ 不再相等,因此 $X^a \neq X^d$ ,控制达不到预期的结果。

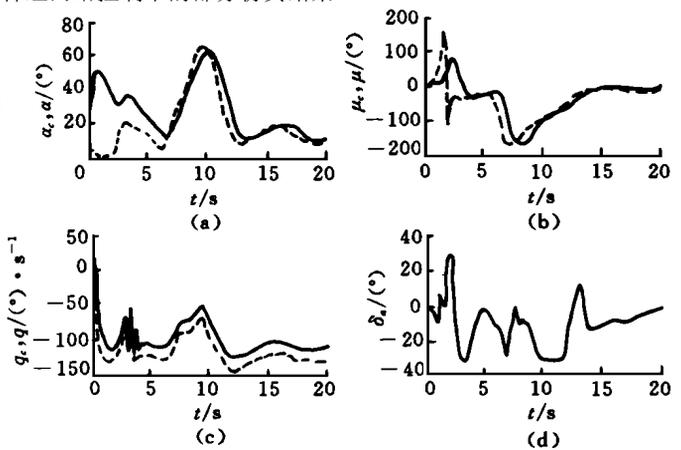


图3 动态逆控制下的部分仿真结果

### 参 考 文 献

- 1 郭锁凤. 过失速机动战斗机的控制问题. 国际航空, 1992, (1): 23~24
- 2 朱恩. 大迎角超机动飞行控制技术研究: [学位论文]. 南京: 南京航空航天大学, 1995
- 3 Snell S A, Enns D F, William L G. Nonlinear inversion flight control for a supermaneuverable aircraft. AIAA-90-3406-CP, 1990
- 4 Rokhsaz K, Steck J E. Use of neural networks in control of high-alpha maneuvers. Guidance, Control and Dynamics, 1993, 16(5): 934~939
- 5 Rokhsaz K, et al. Longitudinal flight control decoupling using artificial neural networks. AIAA-94-0274, 1994. 1~7
- 6 Liu S X, Guo S F, Xu X H. A fuzzy neural network controller and its application to aircraft lateral-direction control system. Proc of IEEE Int Conf on Neural Networks and Signal Processing, Nanjing, 1995. 329~332