

文章编号: 1000-6893(2006)03-0486-07

基于多模型方法的全包络鲁棒飞行控制器设计

陈 谋, 姜长生, 吴庆宪

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016)

Design of Full Envelope Robust Flight Controller Based on Multiple Model Method

CHEN Mou, JIANG Chang-sheng, WU Qing-xian

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

摘 要: 利用新一代歼击机不同平衡点的多个非线性子模型对其机动飞行的全包络模型进行逼近。对于每一个子模型, 设计相应的动态逆控制器, 应用模糊神经网络产生控制器切换决策, 实现不同飞行状态下不同模型控制器之间的相互切换。同时为了提高多模型飞行控制效果, 对各模型控制器的输入及输出采样并作为神经网络的学习样本, 形成一个全包络内的多模型统一神经网络控制器。最后通过歼击机的大迎角机动仿真来验证所设计的基于多模型的统一神经网络控制器的有效性, 仿真结果表明所设计的统一神经网络控制器是有效的。

关键词: 新一代歼击机; 动态逆控制; 多模型控制; 鲁棒飞行控制

中图分类号: V249.1 文献标识码: A

Abstract: A discussion is devoted to the multiple model control method for the new generation fighter in this paper. The full supermaneuverable flight envelope of the new generation fighter is approximated by the multi nonlinear models at the different equilibrium points. The dynamic inversion controller is designed for every nonlinear sub model. The switching rule of the controllers is given by the fuzzy neural network. Meanwhile, the inputs and outputs of these dynamic inversion controllers are used to train the neural network. Finally, a uniform neural network controller is given for the full supermaneuverable flight envelope. To demonstrate the availability of the designed robust flight control system the high angle attack flight simulation is carried out. The simulation results suggest that the uniform neural network controller is valid.

Key words: new generation fighter; dynamic inversion control; multiple model control; robust flight control

新一代歼击机的显著特点是其具有高敏捷性和大机动飞行能力, 且在机动飞行过程中随着外部环境、飞行高度以及飞行姿态的变化, 其气动参数和气动扭矩将发生很大的变化, 因此其飞行模型也将会发生很大的变化。同时, 当飞行系统的某个传感器或执行机构出现故障后, 也将导致系统的模型发生很大的变化。如果采用一个数学模型来精确地描述歼击机的机动飞行, 并基于该模型设计相应的飞行控制器, 往往不能获得满意的控制效果。当飞机的不确定性较大, 且飞行高度和飞行速度发生变化时, 虽然可以采用自适应算法实行在线调整控制律或采用神经网络在线补偿模型误差带来的影响^[1~5], 但系统的暂态相应可能太差, 且工程实现也比较困难, 同时其实时性能也难以满足要求。文献[6, 7]采用多模型控制方法对飞机飞行控制性能进行改善, 但要求每一个

模型都是线性模型, 因此需要不同状态下的线性模型, 建模比较困难且与实际模型有较大的出入。

为了克服这些缺点, 考虑利用新一代歼击机不同平衡点的多个非线性子模型来实现对其机动飞行全包络模型进行逼近, 并对每一个非线性子模型, 设计相应的动态逆控制器。根据不同状态下的子模型, 控制器可以不断切换, 控制器的切换准则通过模糊神经网络决策后输出。在研究的多模型飞行控制基础上, 为进一步提高飞行控制系统的性能, 研究了新一代歼击机多模型统一控制问题。利用神经网络能以任意精度逼近任意连续非线性映射的能力, 以各子模型控制器的输入及输出(实际设计时, 可加上试飞数据和吹风数据)作为学习样本, 采用自构形学习算法, 形成以一个统一的神经网络控制器, 则可完成歼击机全包线内的鲁棒飞行控制。实际上所得到的多模型同时镇定神经网络控制器就是传统的神经网络控制器。最后通过歼击机的大迎角机动仿真来验证所设计

的基于多模型的统一神经网络控制器的有效性。

1 问题的提出

新一代歼击机的运动方程完全是 6 自由度 12 状态的非线性方程且各状态变量之间相互耦合, 因此它的模型比较复杂。12 个状态是 x, y, z (飞机 3 个重心运动坐标); V, X, Y (分别为飞行速度、航迹偏转角、飞行航迹角); α, β, μ (分别为飞行迎角、侧滑角和滚转角); p, q, r (分别为滚转、俯仰、偏航角速率)。不考虑地球的自转, 设地面是局部平坦且具有恒定的重力加速度, 假定飞机在平静大气中运动, 同时不考虑飞机的气动弹性变形, 则可导出飞机的动力学模型为

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

式中: $x^T = [x \ y \ z \ V \ X \ Y \ \alpha \ \beta \ \mu \ p \ q \ r]$; $\delta = [\delta_a \ \delta_c \ \delta \ \delta_y \ \delta_j]$ 。其中 δ 的分量分别对应于副翼偏转角, 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。 $f(\cdot)$ 的详细表达式参见文献[1~ 5]。

用式(1)所描述的机动飞行模型是气动力和气动力矩的函数, 在不同的飞行状态且战机所作机动不同时, 其空气动力导数变化较大, 则气动力和气动力矩不同。如果气动导数不能覆盖整个飞行包络, 就会造成一个统一的非线性模型不能描述整个机动飞行过程, 且基于这个统一模型设计动态逆控制律就会严重影响到控制效果。为了克服这个缺点, 采用非线性多模型来比较精确地描述机动飞行的整个飞行包络, 同时针对每个非线性模型设计动态逆控制律。为了使用多个非线性模型来逼近全包线内歼击机机动飞行的过程, 这就需要在各个不同状态下建立机动飞行的数学模型。各子模型的建立可根据式(1)选择不同的配平点, 采用该平衡点附近的气动导数等有关气动参数, 便可得到不同状态下歼击机机动飞行的数学模型。由于此时的子模型中气动参数只与该平衡点附近的机动飞行有关, 用不着对整个包络内的气动参数进行逼近或者辨识, 因此气动参数更能精确地表达该时刻的飞行状态, 子模型更为精确。

2 子模型动态逆控制器的设计

根据时标分离的原则可以将机动飞行的每个非线性子模型划分为快慢不同的子系统, 然后运用非线性动态逆方法分别求解各个子系统的控制律。下面以其中的一个非线性子模型为例设计非线性动态逆控制器。

通过将时标分离和动态逆相结合可使非线性子模型逆的解算大大简化, 且易于工程实现。时标分离后, 主要考虑子模型快、慢回路的控制问题, 快、慢回路可以简单表示为^[4]

$$\dot{x}_{1i} = F_{fi}(x_{fi}) + G_{fi}(x_{fi})u \quad (2)$$

$$\dot{x}_{2i} = F_{si}(x_{si}) + G_{si}(x_{si})x_{1i} \quad (3)$$

其中: $x_{1i} = [p \ q \ r]^T, x_{2i} = [\alpha \ \beta \ \mu]^T, x_{fi} = [V \ X \ Y \ \alpha \ \beta \ \mu \ p \ q \ r]^T, x_{si} = [V \ Y \ \alpha \ \beta \ \mu]^T, u = [\delta_a \ \delta_c \ \delta \ \delta_y \ \delta_j]^T, F_{fi}(\cdot), G_{fi}(\cdot), F_{si}(\cdot), G_{si}(\cdot)$ 由飞机动力学模型方程确定, 不同子模型它们的表达式形式一致, 但其所含有的参数取值不同。

设姿态角的动态期望值为 $\dot{x}_{2id} = [\dot{\alpha}_d \ \dot{\beta}_d \ \dot{\mu}_d]^T$, 且 $v_{si} = \omega_{si}(x_{2id} - x_{2i}), \omega_{si}$ 为子模型快回路的增益, 则由式(3)可解得快回路的输入指令为

$$x_{1id} = G_{si}^{-1}(x_{si})[v_{si} - F_{si}(x_{si})] \quad (4)$$

进一步, 设与 x_{1id} 对应的期望动态值为 $\dot{x}_{1id} = [p_c \ q_c \ r_c]^T, v_{fi} = \omega_{fi}(x_{1id} - x_{1i}), \omega_{fi}$ 为子模型慢回路的增益, 则由式(2)可解得各个舵面所需的操纵量

$$u = G_{fir}^{-1}(x_{fi})[v_{fi} - F_{fi}(x_{fi})] \quad (5)$$

其中: G_{fir}^{-1} 为 G_{fi} 的右逆。

要实现在全包络内的机动飞行, 就需要根据不同飞行状态选取相应的飞行子模型并选择相应的动态逆控制律。为了使多模型控制时能够平滑过渡, 进行各子模型建模时, 要求相邻子模型之间具有气动参数的交叉, 因此多模型控制稳定性分析可转化为非线性大系统的控制稳定性问题。假设 $\Delta F_{fi}(x_f), \Delta F_{si}(x_s)$ 为相邻子模型之间的耦合, 且满足 $|\Delta F_{fi}(x_f)| \leq F_{1i}(x_f), |\Delta F_{si}(x_s)| \leq F_{2i}(x_s)$, 则第 i 个子模型的快、慢回路可以简单表示为

$$\dot{x}_{1i} = F_{fi}(x_{fi}) + G_{fi}(x_{fi})u + \Delta F_{fi}(x_f) \quad (6)$$

$$\dot{x}_{2i} = F_{si}(x_{si}) + G_{si}(x_{si})x_{1i} + \Delta F_{si}(x_s) \quad (7)$$

其中: x_f, x_s 由第 i 个子模型的状态与相邻子模型的状态组成。则相应的第 i 个子模型快回路输入可写为

$$x_{1id} = G_{si}^{-1}(x_{si})[v_{si} - F_{si}(x_{si}) - \Delta F_{si}(x_s)] \quad (8)$$

第 i 个子模型慢回路输入可写为

$$u = G_{fir}^{-1}(x_{fi})[v_{fi} - F_{fi}(x_{fi}) - \Delta F_{fi}(x_f)] \quad (9)$$

第 i 个子模型慢回路第 j ($1 \leq j \leq 3$) 个单独通道的控制结构图, 如图 1 所示。

为了讨论方便, 图 1 中 x_i 为 α, β, μ 中的某一个状态量; x_{ci} 为其指令输入; K_{pi} 为相应的比例放大倍数。

$$v_i = u_{pi} + \dot{x}_{ci} - F_{2ij}(x_s) \quad (10)$$

式中: u_{pi} 为比例控制量; $F_{2ij}(x_s)$ 为第 i 个模型与

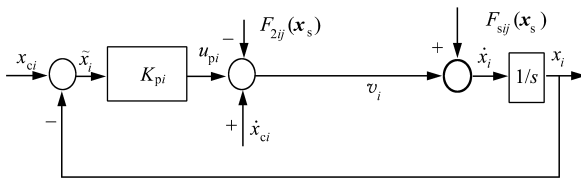


图 1 第 i 个子模型单通道动态逆控制框图

Fig. 1 single loop dynamic inversion control block diagram of the i th submodel

相邻子模型之间的交叉耦合项的上界 $F_{2i}(x_s)$ 的第 j 个分量。

$$u_{pi} = K_{pi}(x_{ci} - x_i) = K_{pi}\tilde{x}_i \quad (11)$$

式中: $K_{pi} > 0$; $\tilde{x}_i = x_{ci} - x_i$ 。

$$\dot{x}_i = v_i + \Delta F_{sj}(x_s) \quad (12)$$

式中: v_i 为本通道的控制量; $\Delta F_{sj}(x_s)$ 为第 i 个模型与相邻子模型之间的交叉耦合项 $F_{si}(x_s)$ 的第 j 个分量。由式 (10)、式 (11) 和式 (12) 有

$$\dot{\tilde{x}}_i + K_{pi}\tilde{x}_i = F_{2ij}(x_s) - \Delta F_{sj}(x_s) \quad (13)$$

定义 $E_i = \tilde{x}_i$, 则逆误差动态方程为

$$\dot{E}_i = -K_{pi}E_i + [F_{2ij}(x_s) - \Delta F_{sj}(x_s)] \quad (14)$$

定义误差为

$$e_i = \Delta F_{sj}(x_s) - F_{2ij}(x_s) \quad (15)$$

显然误差 e_i 有上界 $\varepsilon^* > 0$, 由式 (13)~ 式 (15) 有

$$\dot{E}_i = -K_{pi}E_i - e_i \quad (16)$$

构造如下形式的 Lyapunov 函数

$$V_i = \frac{1}{2}K_{pi}E_i^2 \quad (17)$$

将上式对时间求导有

$$\dot{V}_i = -K_{pi}^2E_i^2 - K_{pi}E_ie_i \quad (18)$$

所以有

$$\dot{V}_i \leq -K_{pi}^2E_i^2 + \varepsilon^*K_{pi}|E_i| \quad (19)$$

易知当 $|E_i| > \varepsilon^*/K_{pi}$ 时, $\dot{V}_i < 0$, 从而 E_i 有界。

对整个多模型飞行系统, 选取

$$V = \sum_{i=1}^n V_i$$

则对上式两边对时间求导, 且在 $|E_i| > \varepsilon^*/K_{pi}$ 的条件下, 可得

$$\dot{V} < 0$$

因此对整个多模型飞行控制系统来说, 对每个子模型设计动态逆控制, 能保持整个飞行包络内的稳定性能。

3 基于模糊神经网络的多模型切换决策设计

根据式 (1) 建立在不同配平点的机动飞行的数学模型, 这些模型应包括在低空低速、低空中

速、低空高速、中空低速、中空中速、中空高速、高空低速、高空高速等飞行状态下机动飞行的数学模型。同时按照动态逆控制方法设计相应快、慢回路的控制律, 组成控制器集合。随着歼击机的机动飞行的飞行高度、环境及姿态发生变化, 则需要控制律根据模型的变化而相应的切换, 但切换准则难以选取。本文采用模糊神经网络方法来描述飞行员作出的飞行控制器的切换决策。在这里采用四层模糊神经网络来实现智能切换, 切换策略可表示为一组规则, 即以“IF... THEN...”形式表示的模糊条件语句。如

R_i : IF p_1 是 A_{i1} 并且 并且 p_n 是 A_{in}
THEN 采用第 i 个控制器

其中: $R_i (1 \leq i \leq n)$ 表示第 i 条切换规则; p_i 为模糊神经网络的输入; n 为模糊神经网络的输入个数; 整个切换规则集的模糊关系为

$$R = \bigcup_{i=1}^m R_i \quad (20)$$

模糊神经网络输入包括: 飞行高度、速度、迎角、侧滑角、绕速度轴的滚转角、滚转角速率、俯仰角速率、偏航角速率, m 为切换规则条数。根据飞行数据管理系统和高度表、陀螺仪等传感器获得的数据作为模糊神经网络的输入。模糊神经网络的结构如图 2 所示。

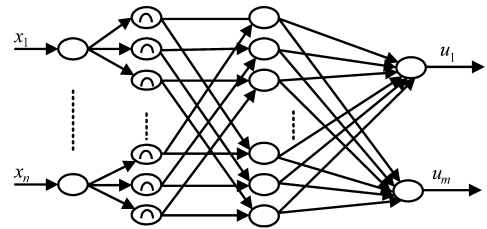


图 2 切换决策模糊神经网络结构图

Fig. 2 Switch rule fuzzy neural network block diagram

各层的具体说明如下:

(1) 信息输入层 输入层的每个神经元表示一个输入变量。其神经元数由模糊神经网络输入个数确定。

(2) 模糊化层 模糊化层中的每个节点的激活函数代表的是模糊变量的隶属度函数。隶属函数选为高斯型函数。该层的输出变量代表的是模糊化的结果: 隶属度。模糊神经网络输入模糊化后的模糊子集如下:

飞行高度 (z) 的 7 个模糊子集分别对应于:

负大: $z < 2\,000\text{ m}$; 负中: $2\,000\text{ m} \leq z < 5\,000\text{ m}$;

负小: $5\,000\text{ m} \leq z < 7\,000\text{ m}$; 0: $7\,000\text{ m} \leq z < 8\,000\text{ m}$;

正小: $8\,000\text{ m} \leq z < 9\,000\text{ m}$; 正中: $9\,000\text{ m} \leq z <$

10 000 m; 正大: $z \geq 10\ 000\text{ m}$ 。

速度(V)的 7 个模糊子集分别对应于:

负大: $V < 100\text{ m/s}$; 负中: $100\text{ m/s} \leq V < 200\text{ m/s}$; 负小: $200\text{ m/s} \leq V < 250\text{ m/s}$; 0: $250\text{ m/s} \leq V < 300\text{ m/s}$; 正小: $300\text{ m/s} \leq V < 400\text{ m/s}$; 正中: $400\text{ m/s} \leq V < 500\text{ m/s}$; 正大: $V \geq 500\text{ m/s}$ 。

迎角(α)的 3 个模糊子集分别对应于:

负大: $0 \leq \alpha < 30^\circ$; 0: $30^\circ \leq \alpha < 70^\circ$; 正大: $\alpha \geq 70^\circ$ 。

侧滑角(β)的 7 个模糊子集分别对应为:

负大: $-180^\circ \leq \beta < -120^\circ$; 负中: $-120^\circ \leq \beta < -90^\circ$; 负小: $-90^\circ \leq \beta < -30^\circ$; 0: $-30^\circ \leq \beta < 30^\circ$; 正小: $30^\circ \leq \beta < 90^\circ$; 正中: $90^\circ \leq \beta < 120^\circ$; 正大: $120^\circ \leq \beta \leq 180^\circ$ 。

绕速度轴的滚转角(μ)的模糊子集与侧滑角的模糊子集类似。

滚转角速率(p)的 3 个模糊子集分别对应为:

负大: $p < -0.5\text{ rad/s}$; 0: $-0.5\text{ rad/s} \leq p < 0.5\text{ rad/s}$; 正大: $p \geq 0.5\text{ rad/s}$ 。

俯仰角速率(q)和偏航角速率(r)的模糊子集与滚转角速率(p)的模糊子集类似。如需要提高精度,可以适当增加模糊神经网络输入模糊化后的模糊子集数以及非线性模型个数。

(3) 模糊推理层 模糊推理层的输入为模糊化层的输出,即各个模糊子集的隶属度。输出代表模糊规则的规则强度,隐含层中第 i 个神经元的输出为

$$a_{1,i} = f_1 \left[\sum_{j=1}^m w_{1,j} u_j + b_{1,i} \right] \quad (i = 1, 2, \dots, n) \tag{21}$$

式中: $a_{1,i}$ 为该层网络的输出; $f_1(\cdot)$ 为隐含层的激活函数; $w_{1,j}$ 为隐含层神经元的权值; n 为隐含层网络个数; m 为模糊神经网络输入节点个数; $b_{1,i}$ 为该层网络的阈值; u_j 为模糊化层的输出。

(4) 决策输出层 决策层的输入为隐含层的输出,输出层的各个变化的权值代表模糊规则。根据重心法去模糊规则,对各规则强度进行加权求和,经过网络竞争输出,即为所产生的切换决策。输出层第 k 个神经元的输出为

$$a_{2,k} = f_2 \left[\sum_{i=1}^m w_{2,ki} a_{1,i} + b_{2,k} \right] \quad (k = 1, 2, \dots, m) \tag{22}$$

式中: $a_{2,i}$ 为该层网络的输出; $f_2(\cdot)$ 为输出层的激活函数; $w_{2,ki}$ 为输出层神经元的权值; m 为控制器集中子控制器的个数; $b_{2,k}$ 为该层网络的阈值。

模糊神经网络训练采用一般的 BP 网络训练方法进行训练。为了抑制噪声的干扰,使网络具有抗干扰能力,在网络训练以后,将其输出经过竞争处理,这种处理可以用一个竞争网络来实现。如果某个控制器被选中,则输出为 1,否则为 0。竞争网络由单层神经网络组成,其输入节点与输出节点之间为全互连接。竞争网络的激活函数为(0, 1)二值函数。竞争后只能有一个神经元兴奋而获胜而输出 1,并激活相应控制器。竞争网络的结构图,如图 3 所示。

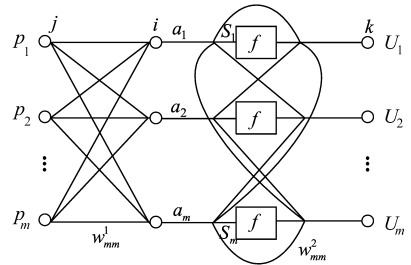


图 3 竞争网络结构图

Fig 3 Competitive neural network block diagram

图 3 中 $w_{ij}^1 (i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, m)$, 是竞争网络输入节点 j 到 i 的权值,可通过训练调整;另一类是层中神经元相互抑制的权值 $w_{ik}^2 (i = 1, 2, \dots, m; k = 1, 2, \dots, m)$, 它们是固定不变的, p_i 为竞争网络的输入, a_i 为结点 i 的输出, S_i 为函数 f 的输入。为了仿真方便而又能说明问题,假设歼击机机动飞行时存在 9 个非线性子模型和相应的 9 个控制器,分别为:

- 1—低空低速控制器; 2—低空中速控制器;
- 3—低空高速控制器; 4—中空低速控制器;
- 5—中空中速控制器; 6—中空高速控制器;
- 7—高空低速控制器; 8—高空中速控制器;
- 9—高空高速控制器。

用于控制器切换决策的模糊神经网络输入选为:歼击机飞行速度和高度。对它们进行如下输入模糊化,模糊化结果如下:

飞行高度(z)的 3 个模糊子集分别对应于: 负大(低空): $z < 3000\text{ m}$; 0(中空): $3000\text{ m} \leq z < 7000\text{ m}$; 正大(高空): $z \geq 7000\text{ m}$

飞行速度(V)的 3 个模糊子集分别对应于: 负大(低速): $V < 150\text{ m/s}$; 0(中速): $150\text{ m/s} \leq V < 300\text{ m/s}$; 正大(高速): $V \geq 300\text{ m/s}$

假设飞机在 6000m 高空以 250 m/s 速度飞行即对应于飞机在中空中中速飞行,则控制器切换决策模糊神经网络的输出,如图 4 所示。

由仿真图 4 可知控制器 5 被选中,即此时控制器应选为中空中速控制器,符合实际假设情况。

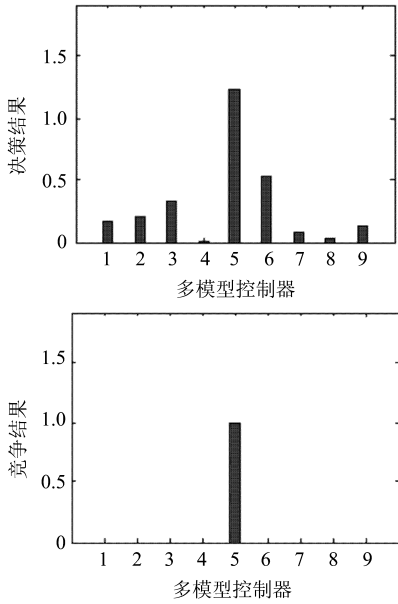


图4 控制器切换决策模糊神经网络输出

Fig. 4 The outputs of switch rule fuzzy neural network

4 多模型同时镇定的神经网络控制器设计

虽然用模糊神经网络解决了切换决策的问题,但经常在不同控制器之间进行切换时可能出现颤振,同时增加了控制器的复杂性,而这些都可能影响到机动飞行控制的效果。因此有必要找到一个统一控制器来镇定所有的被控对象。RBF神经网络能以任意精度逼近一个连续映射。本文用它来逼近歼击机在全包线内机动飞行的统一控制器。

在RBF神经网络的拓扑结构中,输入节点与输出节点是由问题本身决定,而隐层节点数的选取相对困难得多。隐层节点多了,存在节点冗余,网络性能下降;隐层节点少了,会导致学习过程不收敛。一些文献中采用遗传算法来对网络结构进行优化,但其实时性能受到一些限制。本文为了克服这种不利影响,采用自构形学习算法。它分为预估和自构形两个阶段。预估就是根据问题的大小及复杂程度,设定一个隐层节点数很大的RBF网络结构。自构形阶段,根据网络学习情况合并无用的冗余节点,最后得到一个合适的自适应RBF神经网络^[8]。

基于神经网络的多模型统一控制器的学习过程如下:

(1) 建立学习样本 根据不同状态下的机动飞行模型,对不同状态的机动飞行模型设计动态逆控制律,然后进行采样得到各个控制器的输入值与输出值(实际设计时,可加上试飞数据和吹风数据)以及飞行状态。所选择的模型包括在低速、低空中速、低空高速、中空低速、中空中速、中空高速、高空低速、高空中速以及高空高速条件的模型。样本点所覆盖的包络线越大越好。

低速、低空中速、低空高速、中空低速、中空中速、中空高速、高空低速、高空中速以及高空高速条件的模型。样本点所覆盖的包络线越大越好。

(2) 随机选取神经网络的初始权值。

(3) 为了缩短训练时间并防止神经网络产生病态,对神经网络训练样本进行规格化处理,使输入输出都落在 $[-1, 1]$ 的范围内。规格化处理方式为(其中 p 为网络实际输入, p^n 为规格化后网络的输入):

预处理方法

$$p^n = 2(p - p_{\min}) / (p_{\max} - p_{\min}) - 1;$$

后处理方法

$$p = 0.5(p^n + 1)(p_{\max} - p_{\min}) + p_{\min}.$$

(4) 对于所给样本集合,根据神经网络的自构形学习算法进行神经网络训练,得到多模型同时镇定的神经网络控制器。设 θ 表示所有参数, $y(\theta, X)$ 表示神经网络的实际输出, d_k 为期望输出。取目标函数为

$$E(\theta) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n [d_k - y(\theta, X)]^2 \quad (23)$$

训练结束时要求目标函数小于一个给定值,这也说明所设计的神经网络多模型统一控制器在对样本点所对应的模型进行控制时其控制律与动态逆控制律仅相差一个给定值。统一控制器的设计是用两个神经网络分别去逼近快、慢回路的多模控制器,从而得到快、慢回路各自的统一控制器。控制结构图如图5所示。

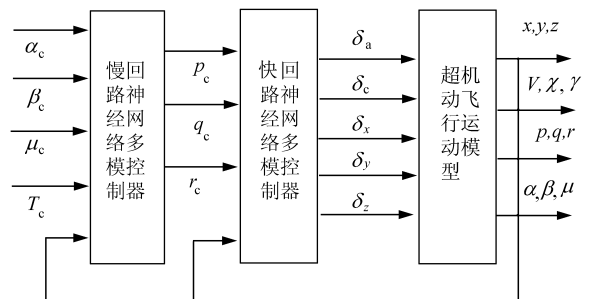


图5 统一神经网络控制结构图

Fig. 5 Uniform neural network control block diagram

5 大迎角机动仿真

对飞机作大迎角机动仿真验证基于多模型同时镇定的神经网络控制器的有效性。飞行控制结构图见图5,飞行控制器选为快慢回路单独使用各自统一控制器形式。机动飞行模型初始值设定如下: $\gamma = X = 0^\circ$; $\alpha = 5^\circ$; $\beta = \mu = 0$; $p = q = r = 0 \text{ rad/s}$; 初始发动机推力 $T = 120 \text{ kN}$; 各操纵舵面的初始偏转为: $\delta_a = \delta_c = \delta_x = \delta_y = \delta_z = 0^\circ$; $\delta_e = -5^\circ$ 。

各通道的比例增益为: $K_p = k_q = K_r = 10$ 。在对飞机作大迎角机动进行仿真时, 假设回路气动参数存在 10% 的不确定性, 快慢回路部分仿真结果如图 6~ 图 8 所示(图中变量的下标“c”代表其期望值, 用虚线表示; 实线表示此变量的实际输出)。

(1) 机动飞行高度和速度初始值设定如下: $z = 3\ 000\text{ m}$; $V = 100\text{ m/s}$; 快慢回路部分仿真结果

如图 6 所示。

(2) 机动飞行高度和速度初始值设定如下: $z = 6\ 000\text{ m}$; $V = 400\text{ m/s}$; 快慢回路部分仿真结果如图 7 所示。

(3) 机动飞行高度和速度初始值设定如下: $z = 8\ 000\text{ m}$; $V = 300\text{ m/s}$; 快慢回路部分仿真结果如图 8 所示。

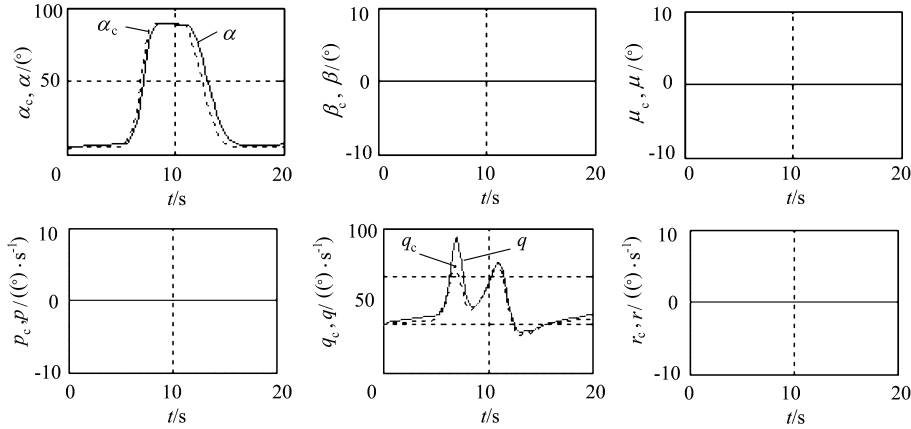


图 6 状态 1 下的大迎角机动仿真曲线

Fig 6 Simulation plots of big flight attack angle at state 1

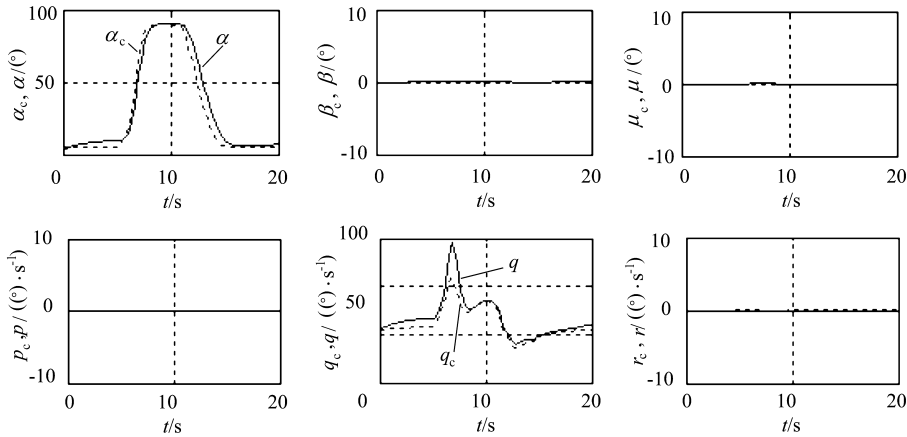


图 7 状态 2 下的大迎角机动仿真曲线

Fig 7 Simulation plots of big flight attack angle at state 2

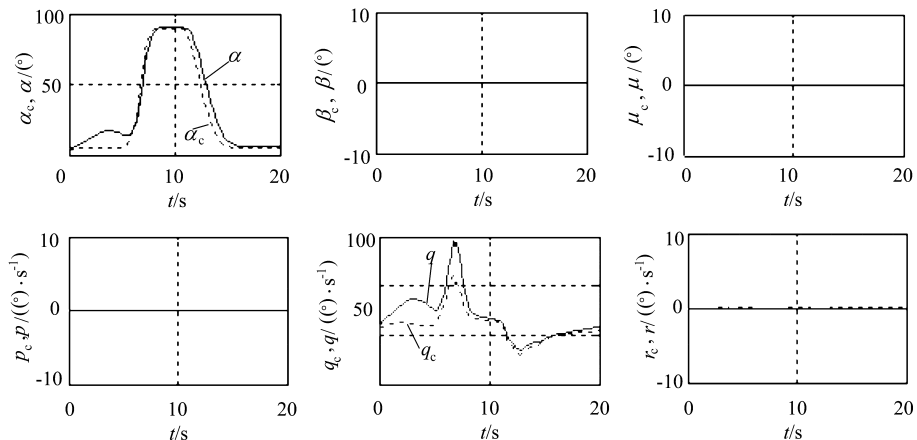


图 8 状态 3 下的大迎角机动仿真曲线

Fig 8 Simulation plots of big flight attack angle at state 3

仿真结果表明所设计的多模型同时镇定神经网络控制器能比较好的实现大包络内的大迎角飞行控制。

6 结 论

通过对歼击机机动飞行整个包络能用多个非线性模型来表征的特点,对每个非线性子模型采用动态逆控制方法设计控制律,然后用所有模型的控制结果(实际设计时,可加上试飞数据和吹风数据)来训练神经网络,得到多模型同时镇定的神经网络控制器。最后应用所设计的统一多模型神经网络控制器对机动飞机作大迎角飞行控制,仿真结果较为满意。该种鲁棒飞行控制也可用于无人攻击机、空天飞机以及机动导弹的飞行控制,具有广阔的应用前景。

参 考 文 献

- [1] Kim B S, Calise A J. Nonlinear flight control using neural networks[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 1997, 20(1): 26- 33.
- [2] 范子强,方振平. 超机动飞机的非线性飞行控制研究[J]. 北京航空航天大学学报, 2000, 26(4): 404- 407.
Fan Z Q, Fang Z P. Nonlinear flight control design for supermaneuverable aircraft[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2000, 26(4): 404- 407. (in Chinese)
- [3] 刘淑祥,郭锁凤,徐肖豪. 基于动态逆的神经网络超机动飞行控制[J]. 航空学报, 1997, 18(1): 26- 30.
Liu S X, Guo S F, Xu X H. Supermaneuverable flight control using dynamic inversion based neural networks[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 1997, 18(1): 26- 30. (in Chinese)
- [4] 朱荣刚,姜长生,邹庆元,等. 新一代歼击机超机动飞行的动态逆控制[J]. 航空学报, 2003, 24(3): 242- 245.
Zhu R G, Jiang C S, Zou Q Y, et al. Study on dynamic inversion control and simulation of supermaneuverable flight of the new generation fighter[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2003, 24(3): 242- 245. (in Chinese)
- [5] Li M, Jiang C S, Ye W Q, et al. Study on intelligent control and 3D real time distributed animation simulation for super maneuver attack of the new generation flight[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2001, 14(4): 235- 244.
- [6] Miyazawa Y. Robust flight control system design with multiple model approach[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 1992, 17(3): 785- 788.
- [7] Boskovic J D, Mehra R K. Stable multiple model adaptive flight control for accommodation of a large class control effector failures [A]. Proceeding of the American Control Conference[C]. San Diego, California, 1999.
- [8] 王英健, 元雪莲, 唐贤琪. 基于改进自构形学习算法的RBF网络结构优化[J]. 计算技术与自动化, 2002, 21(4): 16- 20.
Wang Y J, Qi X L, Tang X Y. Based on self structure learning algorithm structural optimization of RBF network [J]. Computing Technology and Automation, 2002, 21(4): 16- 20. (in Chinese)

作者简介:

陈 谋(1975-) 男,四川蓬安人,讲师,硕士生导师。发表论文 10 余篇,主要研究方向为非线性控制、综合火/飞/推控制和数字图像处理技术。E-mail: chenmou@nuaa.edu.cn.

姜长生(1942-) 男,教授,博士生导师,发表论文 100 余篇,获省部级科研成果奖 7 项,主要研究方向为飞行控制等。

吴庆宪(1955-) 男,教授,博士生导师,发表论文 40 余篇,获省部级科研成果奖 12 项,主要研究方向为智能控制等。

(责任编辑: 鲍亚平)