

基于神经网络动态逆的大攻角导弹解耦设计

罗绪涛¹, 梁晓庚^{1,2}, 杨 军³, 贾 杰⁴

(1. 西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 7110072; 2. 中国空空导弹研究院, 河南 洛阳 471009;
3. 西北工业大学 航天学院, 陕西 西安 7110072; 4. 南昌航空大学 信息工程学院, 江西 南昌 330063)

摘要: 空空导弹大攻角飞行时, 由于出现非对称涡及涡破裂现象, 导致强烈的通道间耦合并呈现非线性特性; 为提高系统控制品质, 实现通道间解耦, 文中基于非线性动态逆系统原理, 利用了 RBF 神经网络逼近逆误差, 构造了基于神经网络动态逆的大攻角导弹解耦控制器; 最后, 对控制系统进行了仿真分析, 实验结果表明了该方法的可行性。

关键词: 大攻角; 动态逆; 神经网络; 解耦

Decoupling Design for High Angle-of-Attack Missile Based on Neural Network and Dynamic Inversion

Luo Xutao¹, Liang Xiaogeng^{1,2}, Yang Jun³, Jia Jie⁴

(1. College of Automatics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;
2. Luoyang Photoelectric Technology Development Center, Luoyang 471009, China;
3. College of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;
4. College of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: The strong coupling between channels and non-linear characteristics is lead by asymmetric vortex and vortex breakdown phenomenon under the high angle of the air to air missile. In order to decoupling the nonlinear of the system, decoupling design for high angle-of-attack missile based on neural network and dynamic inversion is presented, the nonlinear dynamic inverse system is designed, and the RBF neural network approximation inversion error is developed. At last, the simulation experimental results show that the performance of decoupling and command tracking by this designed control system is quite good.

Key words: high angle of attack; dynamic inversion; neural network; decoupling

0 引言

随着第四代甚至是第五代战机的装备及其相应武器系统的更新, 对空空导弹的机动性能要求不断提高, 为实现大离轴发射及快速机动相应能力, 通常要求导弹大攻角飞行。导弹大攻角飞行时, 由于空空导弹大细长比弹体特点, 会出现非对称涡, 从而会诱导出较大的横向力、偏航力矩和横滚力矩, 呈现强通道耦合, 而随之出现的涡破裂现象, 使导弹压力发生变化, 升力降低, 非线性特性明显。这给控制系统的设计带来了设计难度。新的有效解耦方法的研究越来越受到重视^[1-5]。

本文针对大攻角空空导弹的非线性、强耦合特性, 在建立导弹非线性数学模型的基础上, 基于神经网络动态逆方法设计大攻角空空导弹解耦控制器, 并进行了仿真验证。结果表明了该控制器的有效性。

1 弹体耦合特性模型^[1]

对正常式布局导弹, 建立大攻角空空导弹耦合弹体数学模型如下:

$$\begin{cases} \dot{\alpha} = -a_4\alpha + \omega_z - d_{32}\beta - a_7\omega_x + a_6\gamma - a_5\delta_z \\ \dot{\omega}_z = -a_2\alpha - a_1\omega_z - d_{22}\beta - a_3\delta_z \\ \dot{\beta} = h_{32}\alpha - b_4\beta + \omega_y + b_7\omega_x - b_6\gamma - b''_5\delta_x - b_5\delta_y \\ \dot{\omega}_y = h_{22}\alpha - b_2\beta - b_1\omega_y - b_0\omega_x - b''_3\delta_x - b_3\delta_y \\ \dot{\omega}_x = h_{12}\alpha - d_{12}\beta - c_0\omega_y - c_1\omega_x - c_3\delta_x - c_4\delta_y \\ \dot{\gamma} = \omega_x \end{cases} \quad (1)$$

式中, α , ω_z , β , ω_y , ω_x , γ 分别为导弹攻角、俯仰角速度、侧滑角、偏航角速度、滚转角速度和滚转角, δ_x , δ_y , δ_z 分别为滚动、偏航和俯仰舵偏角。

从式(1)中可以看出, 当攻角 α 较大时, 由于气动交链的作用, 产生不可忽略的动力系数 $b_6(a_6)$, 以及 ω_x 变化时所产生的运动学耦合。横向运动对侧向运动的耦合主要体现在运动学耦合上; 侧向运动对纵向运动的耦合主要体现在斜吹力矩耦合上。所以横向运动对侧向和纵向运动的影响不能忽略。另外, 由于气动交链的影响, 诱导出较大的滚动力矩、侧向(纵向)力矩和侧向力(升力), 存在着交链动力(矩)系数 $h_{12}(d_{12})$ 、 $h_{22}(d_{22})$ 和 $h_{32}(d_{32})$, 这时应考虑纵向运动对侧向运动的影响。

2 解耦控制系统设计

神经网络动态逆系统方法是将神经网络对非线性函数的逼

收稿日期:2011-08-21; 修回日期:2011-09-29。

基金项目:航空科学基金项目(2008056001)。

作者简介:罗绪涛(1982-),男,山东定陶人,博士研究生,主要从事飞行器导航、制导与控制方向的研究。

梁晓庚(1960-),男,河南孟州人,研究员,主要从事飞行器总体设计、导航、制导与控制方向的研究。

杨 军(1968-),男,陕西西安人,教授,主要从事导航制导与控制方向的研究。

近学习能力和逆系统方法的线性化能力相结合, 构造出可实现的神经网络逆系统, 从而实现对系统的大范围线性化, 能够在无需获得原系统的逆系统的解析解的情况下获得原系统的逆模型, 构造出伪线性复合系统, 从而实现对系统的解耦。

2.1 基于动态逆系统的设计方法

定义系统的输出为 $y = [y_1, y_2, y_3]^T = [\alpha, \beta, \gamma]^T$, 状态向量 $x = [\omega_x, \omega_y, \omega_z, \alpha, \beta, \gamma]^T$, 控制向量 $u = [\delta_x, \delta_y, \delta_z]^T$ 。对每个输出变量求关于时间变量的导数, 为简化问题, 忽略式 (1) 中的小参量 a_5'' 、 b_5'' 和 b_5 , 直到至少有一个控制量出现, 可得如下矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} \dot{y}_1^{(r_1)} \\ \dot{y}_2^{(r_2)} \\ \dot{y}_3^{(r_3)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{y}_1 \\ \dot{y}_2 \\ \dot{y}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{bmatrix} = A(x) + B(x)u \quad (2)$$

其中

$$A(x) = \begin{bmatrix} a_{11}\omega_x + a_{12}\omega_y + a_{13}\omega_z + a_{21}\alpha + a_{22}\beta + a_{23}\gamma \\ b_{11}\omega_x + b_{12}\omega_y + b_{13}\omega_z + b_{21}\alpha + b_{22}\beta + b_{23}\gamma \\ -c_1\omega_x - c_0\omega_y + h_{12}\alpha - d_{12}\beta \end{bmatrix},$$

$$B(x) = \begin{bmatrix} a_{31} & a_{32} & a_{33} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} \\ -c_3 & -c_4 & 0 \end{bmatrix}$$

设期望的攻角指令 α_d , 侧滑角指令 β_d 和滚转角指令 γ_d , 协调命令取为 $\gamma_d = 0$ 。

定义输出跟踪误差、误差及其一阶导数之和为滤波误差为:

$$e = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha - \alpha_d \\ \beta - \beta_d \\ \gamma - \gamma_d \end{bmatrix}, r = \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ r_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{e}_1 + \lambda_1 e_1 \\ \dot{e}_2 + \lambda_2 e_2 \\ \dot{e}_3 + \lambda_3 e_3 \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, $\lambda_i (i = 1, 2, 3)$ 为正常数。

对滤波误差 r 求关于时间变量的导数, 可得

$$\dot{r} = \begin{bmatrix} \dot{r}_1 \\ \dot{r}_2 \\ \dot{r}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \ddot{e}_1 + \lambda_1 \dot{e}_1 \\ \ddot{e}_2 + \lambda_2 \dot{e}_2 \\ \ddot{e}_3 + \lambda_3 \dot{e}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \ddot{\alpha} \\ \ddot{\beta} \\ \ddot{\gamma} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\ddot{\alpha}_d + \lambda_1 \dot{e}_1 \\ -\ddot{\beta}_d + \lambda_2 \dot{e}_2 \\ -\ddot{\gamma}_d + \lambda_3 \dot{e}_3 \end{bmatrix} \quad (4)$$

令 $A_r = [-\ddot{\alpha}_d + \lambda_1 \dot{e}_1, -\ddot{\beta}_d + \lambda_2 \dot{e}_2, -\ddot{\gamma}_d + \lambda_3 \dot{e}_3]^T$, 将式 (2) 代入式 (4), 可得

$$\dot{r} = -\Lambda r + [\Lambda r + A(x) + A_r] + B(x)u \quad (5)$$

其中, $\Lambda = \text{diag}(\Lambda_1, \Lambda_2, \Lambda_3)$ 为正定对角矩阵。

根据空气动力系数值和 x 值, 可以计算出如下的控制律:

$$u = B^{-1}[-\Lambda r - A(x) - A_r] \quad (6)$$

如果导弹模型及空气动力系统准确已知, 则控制律式 (6) 将使滤波误差 $r \rightarrow 0$, 进而输出跟踪误差 $e \rightarrow 0$, 从而实现输出渐近无差跟踪。

2.2 基于 RBF 神经网络逼近的控制器设计

由于 RBF 神经网络具有出色的学习和自适应、自组织、函数逼近和大规模并行处理等能力, 已经成为处理控制系统的非线性和不确定性以及逼近系统的辨识函数等的一个有力工具, 本文采用 RBF 网络对控制律式 (6) 中不确定项 A 进行自适应逼近。RBF 神经网络算法为:

$$\phi_i = g\left(\frac{\|x - c_i\|^2}{\sigma_i^2}\right), \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$f(x) = W^T \varphi(x) + \epsilon$$

式中, $x = [\omega_x, \omega_y, \omega_z, \alpha, \beta, \gamma]^T$ 为网络的输入信号, $\phi = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n]$ 为高斯基函数的输出, W 为神经网络权值, ϵ 为神经网络逼近误差。

假设:

(1) 神经网络输出 $\hat{f}(x, W)$ 为连续;

(2) 神经网络输出 $\hat{f}(x, W)$ 逼近连续函数 $f(x)$, 存在一个非常小的正数 ϵ_0 , 有

$$\max \|\hat{f}(x, W^*) - f(x)\| \leq \epsilon_0$$

式中, W^* 表示对 $f(x)$ 最佳辨识的神经网络权值。

对式 (2) 中的 A , 定义 A 与其 RBF 神经网络估计值 \hat{A} 之差为

$$\tilde{A} = A - \hat{A} \quad (7)$$

设 A 的 RBF 神经网络表示为

$$\hat{A} = \hat{W}_A^T \varphi_A(x) + \epsilon_A \quad (8)$$

采用 A 的 RBF 神经网络估计为

$$\hat{A} = \hat{W}_A^T \varphi_A(x) \quad (9)$$

取 $\tilde{W} = W - \hat{W}$, $\|W\|_F \leq W_{\max}$ 。

设计如下的综合控制律:

$$u = u_c + u_r \quad (10)$$

其中

$$u_c = B^{-1}(-\hat{A} + v) = B^{-1}(-\hat{W}_A^T \varphi_A(x) + v) \quad (11)$$

$$v = -\Lambda r - A_r \quad \star \quad (12)$$

u_r 为用于克服神经网络逼近误差 ϵ_A 的鲁棒控制项:

$$u_r = -\mu \|u_c\| \text{sgn}(r) \quad (13)$$

式中, μ 为正常数。

将控制律式 (11)、(12) 代入式 (5), 并利用式 (7) 得:

$$\dot{r} = -\Lambda r + (A - \hat{A}) = -\Lambda r + \tilde{A} \quad (14)$$

定义 Lyapunov 函数:

$$L = \frac{1}{2} r^T r + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}_A^T M^{-1} \tilde{W}_A) \quad (15)$$

则

$$\dot{L} = r^T \dot{r} + \text{tr}(\tilde{W}_A^T M^{-1} \dot{\tilde{W}}_A) \quad (16)$$

将式 (14) 代入上式, 得:

$$\dot{L} = -r^T \Lambda r + r^T \tilde{W}_A^T \varphi_A + \text{tr} \tilde{W}_A^T (M^{-1} \dot{\tilde{W}}_A + \varphi_A r^T) \quad (17)$$

取 RBF 神经网络自适应律为:

$$\dot{\tilde{W}} = M \varphi r^T - k M \|r\| \tilde{W} \quad (18)$$

式中, M 为对称正定矩阵, k 为正常数。

由式 (17) 可得:

$$\begin{aligned} \dot{L} &= -r^T \Lambda r + r^T \tilde{W}_A^T \varphi_A + \text{tr} \tilde{W}_A^T (-\varphi_A r^T + k \|r\| \tilde{W}_A + \varphi_A r^T) \\ &= -r^T \Lambda r + r^T \tilde{W}_A^T \varphi_A + k \|r\| \text{tr} \tilde{W}_A^T (W_A - \tilde{W}_A) \end{aligned}$$

利用关系式 $\text{tr} \tilde{W}^T (W - \tilde{W}) = (\tilde{W}, W)_F - \|\tilde{W}\|_F^2 \leq \|\tilde{W}\|_F \|W\|_F - \|\tilde{W}\|_F^2$, 运算处理, 可得:

$$\begin{aligned} \dot{L} &\leq -r^T \Lambda r + r^T \tilde{W}_A^T \varphi_A + k \|r\| \|\tilde{W}_A\|_F (\|W_A\|_F - \|\tilde{W}_A\|_F) \\ &\leq -\|r\| (\Lambda_{\min} \|r\| + \|\tilde{W}_A\|_F (k(\|\tilde{W}_A\|_F - W_{A\max}) + \|\varphi_A\|_F)) \end{aligned}$$

要使 $\dot{L} \leq 0$, 则需要 $\Lambda_{\min} \|r\| + \|\tilde{W}_A\|_F (k(\|\tilde{W}_A\|_F - W_{A\max}) + \|\varphi_A\|_F) > 0$, 即

$$\|r\| > \frac{\|\tilde{W}_A\|_F (k(W_{A\max} - \|\tilde{W}_A\|_F) - \|\varphi_A\|_F)}{\Lambda_{\min}}$$

所以当满足下列收敛条件时, 系统稳定, 即 $\dot{L} \leq 0$:

$$\|r\| > \frac{\|\tilde{W}_A\|_F (k(W_{A\max} - \|\tilde{W}_A\|_F) - \|\varphi_A\|_F)}{\Lambda_{\min}}$$

3 数值仿真

以某型导弹可利用的部分气动和弹道数据为例进行仿真。

(下转 2738 页)

__GetRandom __Internal, 在 tpm d 端通过 tpm __crypta c: 218: Info: TPM __GetRandom () 来使用 TPM 产生随机数。

4 结束语

可信平台模块 TPM 是可信计算技术的关键组成部件, 对其进行软件架构的测试不但能方便用户使用, 还能为其安全性提供分析基础, 降低安全风险。本文通过一个基于可信计算的数据密封的程序, 从应用程序端、TCS (TSS Core Services) 端、TPM 端 3 个方面, 不同的视觉, 纵向深入说明了可信计算运行的过程, 即通过应用程序调用 TCSD 的接口, TCS 通过 TDDL 调用 TPM 的过程。在实验的基础上, 深入分析如何使用 TPM 驱动程序, 使用驱动程序的各个对象, 以及在调用过程中, 必须要申请上下文对象, 创建上下文相关的对象, 创建策略对象并设置, 最后与对象相连等过程。验证了 TSS 的工作原理, 更好地指导基于 TSS 编程和可信应用程序的编写。

参考文献:

- [1] Trusted Computing Group. TPM Main Part 1 Design Principles [EB/OL]. <http://www.trustedcomputinggroup.org/> In

(上接 2734 页)

仿真条件: 高度 8000m, $Ma = 1.8$, 期望攻角指令 α_d (幅值为 40° , 周期为 4s), 期望侧滑角为 β_d (幅值为 5° , 周期为 4s), 期望滚转角为 γ_d (幅值为 0° , 周期为 4s)。仿真结果如图 1~3 所示。仿真结果表明, 攻角、侧滑角及滚转角均能够很好地响应系统指令, 且控制系统动态品质良好, 解耦效果明显, 系统具有良好的鲁棒性, 达到了设计目的。

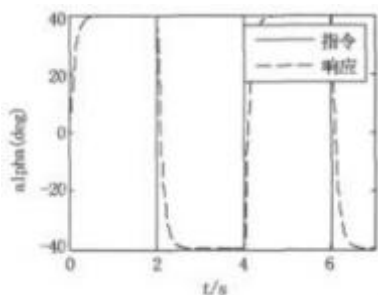


图 1 攻角响应曲线

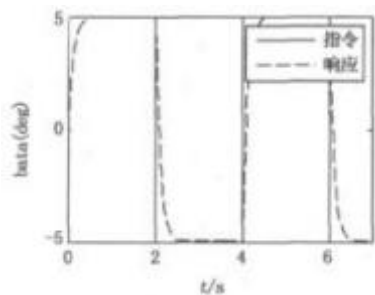


图 2 侧滑角响应曲线

4 结束语

本文在大攻角空空导弹非线性数学模型的基础上, 采用基于神经网络动态逆方法进行了导弹的解耦控制设计。仿真结果表明了设计方案的可行性, 解耦控制系统具有良好的动态品

Jan. 2011.

- [2] Trusted Computing Group. TPM Main Part 2 TPM Structures [EB/OL]. <http://www.trustedcomputinggroup.org/> In Jan. 2011.
- [3] Trusted Computing Group. TPM Main Part 3 Commands [EB/OL]. <http://www.trustedcomputinggroup.org/> In Jan. 2011.
- [4] Trusted Computing Group. TCG Software Stack Specification Version 1.2 [EB/OL]. <http://www.trustedcomputinggroup.org/> In Jan. 2011.
- [5] Challenger D., 等. 可信计算 [M]. 赵波, 等译北京: 机械工业出版社, 2009.
- [6] 刘毅, 沈昌祥. 一种可信软件栈的兼容性改进方案 [J]. 武汉大学学报 (理学版), 2009, 55 (1): 57-61.
- [7] 张兴, 黄宁玉, 祝璐. 可信密码模块软件栈兼容方案设计 [J]. 武汉大学学报 (武汉大学学报), 2010, 35 (5): 618-621.
- [8] 任帅, 慕德俊. 基于可信计算的 P2P 匿名通信系统 [J]. 计算机测量与控制, 2009, 17 (5): 965-976.
- [9] 王震宇, 窦增杰, 田佳, 等. TCG 软件栈功能模型分析 [J]. 信息工程大学学报, 2010, (2): 71-74.

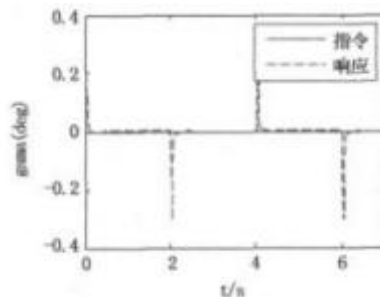


图 3 滚转角响应曲线

质, 所作工作可对大攻角导弹解耦工程实现具有一定的参考作用。

参考文献:

- [1] 罗绪涛, 等. 基于 PV 规范型的大攻角导弹解耦控制器设计 [A]. 中国科协第十届年会论文 [C]. 2008.
- [2] 赵阳, 等. 基于神经网络和遗传算法的悬挂系统优化设计 [J]. 计算机测量与控制, 2005, 13 (10): 1083-1084.
- [3] 张友安, 胡云安, 苏身榜. BTT 导弹控制系统鲁棒动态逆设计 [J]. 宇航学报, 2002, 23 (2): 89-91.
- [4] Lee H P, Reiman S E, et al. Robust nonlinear dynamic inversion control for a hypersonic cruise vehicle [A]. AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit [C]. Hilton Head, South Carolina, 2007.
- [5] McFarland M B, Hoque S M. Robustness of a nonlinear missile autopilot designed using dynamic inversion [A]. AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit [C]. Denver, CO. 2000.
- [6] Haga R, Matsuura A, et al. Neural Network Based Adaptive Flight Control Using Feedback Error Learning [A]. AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit [C]. 21-24 August 2006, Keystone, Colorado.