

基于神经网络的机动飞行器自适应控制方法

张广勇, 郑新, 石宝兰, 洪蓓

(北京宇航系统工程研究所, 北京 100076)

摘要: 针对机动飞行器强耦合性、快时变性以及高不确定性的问题, 建立了六自由度刚体运动数学模型, 按照时间尺度将姿态运动模型分为快变子系统 and 慢变子系统并分别设计动态逆控制律。然后给出了神经网络自适应控制器的设计方法, 对神经网络的逆误差补偿原理、输入的选择、权值矩阵更新规则进行分析。通过算例进行六自由度仿真, 证明本文方法的跟踪精度较高。

关键词: 机动飞行器; 动态逆; 自适应控制; 神经网络

中图分类号: V448.235 文献标识码: A 文章编号: 2096-4080 (2019) 04-0028-06

An Adaptive Maneuverable Vehicle Control Method Based on Neural Network

ZHANG Guangyong, ZHENG Xin, SHI Baolan, Hong Bei

(Beijing Institute of Astronautical Systems Engineering, Beijing 100076, China)

Abstract: Considering the heavily coupling, fast time-varying and high uncertainty of maneuverable vehicle, six degrees of freedom rigid body model was built. The attitude motion model was separated into fast states subsystem and slow states subsystem in the time scale and dynamic inversion control system was designed. Then, an adaptive control method based on neural network was researched in the paper. The principle of neural network compensating dynamic inversion error, the choice of network inputs and the weight matrix update law were analyzed in detail. The validity of Neural Network adaptive control method was elaborated by six DOF simulations.

Key words: Maneuverable vehicle; Dynamic inversion; Adaptive control; Neural network

0 引言

机动飞行器通常需要完成大范围机动飞行, 飞行空域广, 状态参数变化范围大, 通道间耦合严重, 基于经典频域设计的姿态控制方法难以满足控制精度要求。

动态逆方法物理概念清晰、设计思想简单, 特别是对强耦合、参数大范围变化的复杂非线性系统非常有效, 在航空飞行器和机器人领域已经得到广泛应用。在基于动态逆的控制方案中, 一

个十分有影响的流派是佐治亚理工大学的神经网络动态逆方案, Calise 教授团队^[1-4]在该方案的理论和应用研究方面做出了杰出的贡献, 该方案已经在战术导弹、无尾无人机、无人直升机、倾转式飞机中得到了成功应用。

1 机动飞行器动力学模型

在飞行器坐标系建立绕质心转动方程, 假设机动飞行器为刚体, 运动方程组如下^[5]

$$I_x \dot{\omega}_{Tx1} = M_X - (I_z - I_y) \omega_{Tz1} \omega_{Ty1}$$

收稿日期: 2019-01-25; 修订日期: 2019-05-24

作者简介: 张广勇 (1989-), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为弹道、制导控制总体设计。

E-mail: 13436936032@163.com

$$\begin{aligned}
I_y \dot{\omega}_{Ty1} &= M_Y - (I_x - I_z) \omega_{Tx1} \omega_{Tz1} \\
I_z \dot{\omega}_{Tz1} &= M_Z - (I_y - I_x) \omega_{Ty1} \omega_{Tx1} \quad (1) \\
\dot{\alpha} &= \omega_{Tz1} - \omega_{Tx1} \cos \alpha \tan \beta + \omega_{Ty1} \sin \alpha \tan \beta + \\
&\quad \Omega_{lyh} \frac{\sin \nu}{\cos \beta} - \Omega_{lzh} \frac{\cos \nu}{\cos \beta} \\
\dot{\beta} &= \omega_{Tx1} \sin \alpha + \omega_{Ty1} \cos \alpha - \Omega_{lyh} \cos \nu - \Omega_{lzh} \sin \nu \\
\dot{\nu} &= \omega_{Tx1} \frac{\cos \alpha}{\cos \beta} - \omega_{Ty1} \frac{\sin \alpha}{\cos \beta} - \Omega_{lzh} - (\Omega_{lyh} \sin \nu - \\
&\quad \Omega_{lzh} \cos \nu) \tan \beta \\
\Omega_{lzh} &= \dot{\sigma}_T \sin \theta_T - \frac{V \tan \phi \sin \theta_T \cos \theta_T \sin \sigma_T}{r} + \\
&\quad \omega_e (\cos \sigma_T \cos \theta_T \cos \phi + \sin \theta_T \sin \phi) \\
\Omega_{lyh} &= \dot{\sigma}_T \cos \theta_T - \frac{V \tan \phi \cos^2 \theta_T \sin \sigma_T}{r} + \\
&\quad \omega_e (-\cos \sigma_T \sin \theta_T \cos \phi + \cos \theta_T \sin \phi) \\
\Omega_{lzh} &= \dot{\theta}_T - \frac{V \cos \theta_T}{r} + \omega_e \cos \phi \sin \sigma_T \quad (2)
\end{aligned}$$

式中参数意义可参考文献 [5], I_x 、 I_y 、 I_z 分别为绕飞行器坐标系三轴的转动惯量, ω_{Tx1} 、 ω_{Ty1} 、 ω_{Tz1} 分别为飞行器坐标系的角速度三分量, α 、 β 、 ν 分别为攻角、侧滑角和倾侧角, θ_T 、 σ_T 分别为弹道倾角和弹道偏角。

气动力矩 M_X 、 M_Y 、 M_Z 为

$$\begin{bmatrix} M_X \\ M_Y \\ M_Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{MX} q S L_{\text{ref}} \\ C_{MY} q S L_{\text{ref}} \\ C_{MZ} q S L_{\text{ref}} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, C_{MX} 、 C_{MY} 、 C_{MZ} 分别为三通道的力矩系数, L_{ref} 是参考长度, S 为参考面积, q 为动压。

本文使用的气动数据以增量形式提供, 气动系数计算公式如下

$$\begin{aligned}
C_A(Ma, \alpha, \beta) &= C_A^{\delta=0}(Ma, \alpha, \beta) + \Delta C_A^{\delta_\varphi}(Ma, \alpha, \beta) + \\
&\quad \Delta C_A^{\delta_\psi}(Ma, \alpha, \beta) + \Delta C_A^{\delta_\gamma}(Ma, \alpha, \beta) \quad (4)
\end{aligned}$$

可以看出, 气动力 (矩) 系数 $C_A(Ma, \alpha, \beta)$ 是基本项 $C_A^{\delta=0}(Ma, \alpha, \beta)$ 与各舵面增量 $\Delta C_A^{\delta_i}(Ma, \alpha, \beta)$ 的总和, 其中基本项为固定攻角和马赫数下各舵面都在零位的气动系数。各舵面增量计算方法如下

$$\Delta C_A^{\delta_i}(Ma, \alpha, \beta) = C_A^{\delta_i}(Ma, \alpha, \beta) - C_A^{\delta=0}(Ma, \alpha, \beta) \quad (5)$$

2 动态逆控制结构

由运动方程组可知, 系统状态变量有 α 、 β 、 ν 、 ω_{Tx1} 、 ω_{Ty1} 、 ω_{Tz1} 共 6 个, 而控制变量只有

δ_φ 、 δ_ψ 、 δ_γ 3 个, 由于动态逆控制方法要求对象满足控制量与状态量个数相等的条件, 因此需要利用奇异摄动理论对状态变量进行时标分离^[6]。考虑角度 α 、 β 、 ν 的变化相对于角速度 ω_{Tx1} 、 ω_{Ty1} 、 ω_{Tz1} 的变化要慢, 将系统分为慢变子系统和快变子系统。

对于慢变量回路, 将式 (2) 改写为矩阵形式

$$\begin{bmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\nu} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Omega_{lyh} \frac{\sin \nu}{\cos \beta} - \Omega_{lzh} \frac{\cos \nu}{\cos \beta} \\ -\Omega_{lyh} \cos \nu - \Omega_{lzh} \sin \nu \\ -\Omega_{lzh} - (\Omega_{lyh} \sin \nu - \Omega_{lzh} \cos \nu) \tan \beta \end{bmatrix} + \mathbf{G} \begin{bmatrix} \omega_{Tx1} \\ \omega_{Ty1} \\ \omega_{Tz1} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} -\cos \alpha \tan \beta & \sin \alpha \tan \beta & 1 \\ \sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ \frac{\cos \alpha}{\cos \beta} & -\frac{\sin \alpha}{\cos \beta} & 0 \end{bmatrix}$$

经分析, 当侧滑角 $\beta \neq \pm 90^\circ$ 时, 矩阵 \mathbf{G} 可逆。

可得慢回路动态逆控制律

$$\begin{bmatrix} \omega_{Tx1} \\ \omega_{Ty1} \\ \omega_{Tz1} \end{bmatrix} = \mathbf{G}^{-1} \begin{bmatrix} \dot{\alpha}_{des} \\ \dot{\beta}_{des} \\ \dot{\nu}_{des} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \Omega_{lyh} \frac{\sin \nu}{\cos \beta} - \Omega_{lzh} \frac{\cos \nu}{\cos \beta} \\ -\Omega_{lyh} \cos \nu - \Omega_{lzh} \sin \nu \\ -\Omega_{lzh} - (\Omega_{lyh} \sin \nu - \Omega_{lzh} \cos \nu) \tan \beta \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, $\dot{\alpha}_{des}$ 、 $\dot{\beta}_{des}$ 、 $\dot{\nu}_{des}$ 为期望的制导指令的变化率, 由参考模型得到。

对于快变量回路, 将式 (1) 改写为矩阵形式

$$\begin{bmatrix} \dot{\omega}_{Tx1} \\ \dot{\omega}_{Ty1} \\ \dot{\omega}_{Tz1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{C_{MX}^{\delta=0} q S L_{\text{ref}} - (I_z - I_y) \omega_{Tz1} \omega_{Ty1}}{I_x} \\ \frac{C_{MY}^{\delta=0} q S L_{\text{ref}} - (I_x - I_z) \omega_{Tx1} \omega_{Tz1}}{I_y} \\ \frac{C_{MZ}^{\delta=0} q S L_{\text{ref}} - (I_y - I_x) \omega_{Ty1} \omega_{Tx1}}{I_z} \end{bmatrix} + q S L_{\text{ref}} \mathbf{J} \cdot \begin{bmatrix} \delta_\varphi \\ \delta_\psi \\ \delta_\gamma \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} \frac{\partial C_{MX}^{\delta_\varphi}}{\partial \delta_\varphi} & \frac{\partial C_{MX}^{\delta_\psi}}{\partial \delta_\psi} & \frac{\partial C_{MX}^{\delta_\gamma}}{\partial \delta_\gamma} \\ \frac{\partial C_{MY}^{\delta_\varphi}}{\partial \delta_\varphi} & \frac{\partial C_{MY}^{\delta_\psi}}{\partial \delta_\psi} & \frac{\partial C_{MY}^{\delta_\gamma}}{\partial \delta_\gamma} \\ \frac{\partial C_{MZ}^{\delta_\varphi}}{\partial \delta_\varphi} & \frac{\partial C_{MZ}^{\delta_\psi}}{\partial \delta_\psi} & \frac{\partial C_{MZ}^{\delta_\gamma}}{\partial \delta_\gamma} \end{bmatrix}$$

对于本文研究的问题, 矩阵 \mathbf{J} 是可逆的, 可

得快回路动态逆控制律

$$\begin{bmatrix} \delta_\varphi \\ \delta_\psi \\ \delta_\gamma \end{bmatrix} = \frac{\mathbf{J}^{-1}}{qSL_{\text{ref}}} \begin{bmatrix} \dot{\omega}_{Tx1d} \\ \dot{\omega}_{Ty1d} \\ \dot{\omega}_{Tz1d} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \frac{C_{MX}^{\delta=0} qSL_{\text{ref}} - (I_z - I_y)\omega_{Tx1}\omega_{Ty1}}{I_x} \\ \frac{C_{MY}^{\delta=0} qSL_{\text{ref}} - (I_x - I_z)\omega_{Tx1}\omega_{Tz1}}{I_y} \\ \frac{C_{MZ}^{\delta=0} qSL_{\text{ref}} - (I_y - I_x)\omega_{Ty1}\omega_{Tx1}}{I_z} \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中, $\dot{\omega}_{Tx1d}$ 、 $\dot{\omega}_{Ty1d}$ 、 $\dot{\omega}_{Tz1d}$ 为期望的角速度变化率, 由快回路的参考模型得到。由于系统建模的不准确性, 采用上述线性关系会引入逆误差, 控制器设计中采用神经网络进行补偿。

3 自适应跟踪控制律设计

对于快变回路和慢变回路, 均可表示为如下形式

$$\dot{x} = f(x) + g(x)\delta \quad (10)$$

其中, $x \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$, $\delta \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$ 。其动态逆控制律表示为

$$\hat{\delta} = g^{-1}(x)(v - f(x)) \quad (11)$$

其中, v 为伪控制量, 代表系统状态量期望的动态特性。

考虑到逆误差的存在, 伪控制量与状态量之间有如下关系

$$\dot{x} = v + \Delta \quad (12)$$

其中, 逆误差 Δ 受指令信号、状态变量与控制变量的影响, 通常情况下非常复杂, 难以计算。

本文采用的控制结构如图1所示。伪控制量由参考模型输出、PID控制器输出和自适应补偿项3部分构成

$$v = v_c + v_k - v_{ad} \quad (13)$$

其中, $v_c = \dot{x}_{rm}$ 由参考模型得出, v_k 为PID控制器输出, $v_{ad} = v_m + v_r$ 为自适应补偿项, 包含神经网络补偿项和鲁棒补偿项两部分。

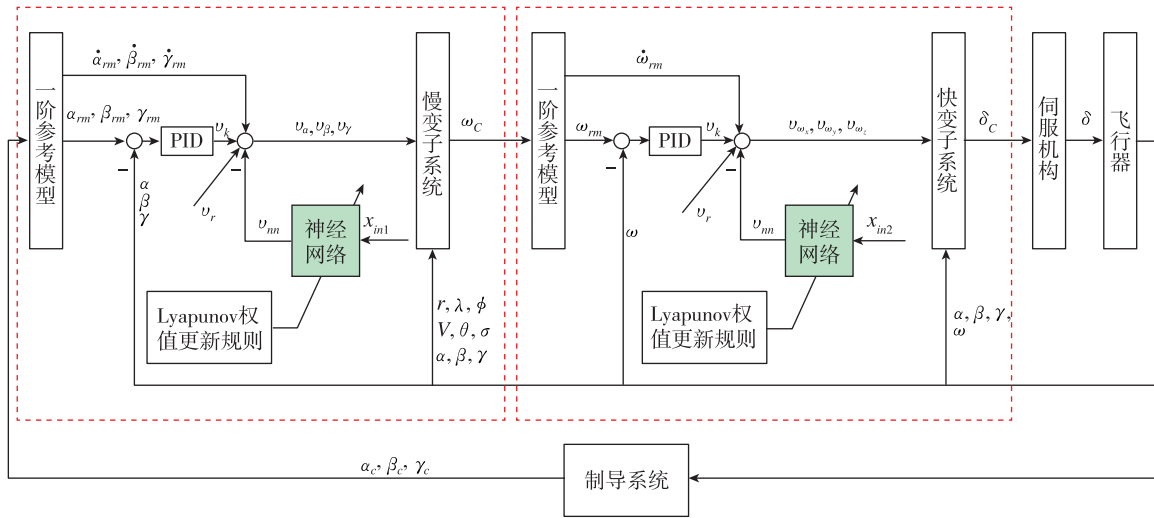


图1 神经网络自适应控制结构框图

Fig. 1 System block diagram of Neural Network adaptive control

将式(11)代入式(10)得

$$\dot{x} = \dot{x}_{rm} + v_k - v_{ad} + \Delta \quad (14)$$

定义参考模型跟踪误差 $e_{rm} = x_{rm} - x$, PID控制器只采用比例控制, 输出项为

$$v_k = \begin{bmatrix} K_{px} \\ K_{py} \\ K_{pz} \end{bmatrix} e_{rm} \quad (15)$$

自适应项 v_{ad} 表示为

$$v_{ad} = \mathbf{W}^T \sigma(\mathbf{V}^T \bar{x}) + v_r \quad (16)$$

其中, \mathbf{W} 、 \mathbf{V} 为神经网络权值矩阵。

定义矩阵 \mathbf{Z}

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} \mathbf{V} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{W} \end{bmatrix} \quad (17)$$

鲁棒补偿项 v_r 为

$$v_r = -K_{r0} \mathbf{r} - K_{r1} (\|\mathbf{Z}\| + \bar{\mathbf{Z}}) \mathbf{r} \quad (18)$$

其中, 参数 K_{r0} 、 $K_{r1} > 0$ 。 $\mathbf{r} = (e_{rm}^T \mathbf{P} \mathbf{B})^T$ 为误差动力特征向量, 其中矩阵 \mathbf{P} 为 Lyapunov 方程 $\mathbf{A}^T \mathbf{P} + \mathbf{P} \mathbf{A} = -\mathbf{Q}$ 的正定解, 矩阵 \mathbf{Q} 为单位阵。

将各补偿项带入状态方程, 参考模型跟踪误差可以写为

$$\dot{e}_{rm} = \mathbf{A}e_{rm} + \mathbf{B}(\mathbf{W}^T \sigma(\mathbf{V}^T x_{in}) + \mathbf{v}_r - \Delta) \quad (19)$$

其中, $\mathbf{A} = -\mathbf{K}_p$, $\mathbf{B} = \mathbf{I}_{3 \times 3}$ 。

通过合理选择矩阵 \mathbf{K}_p 使矩阵 \mathbf{A} 为 Hurwitz 矩阵, 可以使系统渐进稳定, 在理想情况下, 若自适应项能够完全补偿逆误差, 则系统跟踪误差以指数收敛于 0。

参考模型如图 2 所示。定义指令跟踪误差 $e_c = x_c - x$ 和参考模型指令跟踪误差 $e_{crm} = x_c - x_{rm}$, 参考模型可以表示为

$$\dot{x}_{rm} = \mathbf{K}_{pc} e_{crm} \quad (20)$$

其中

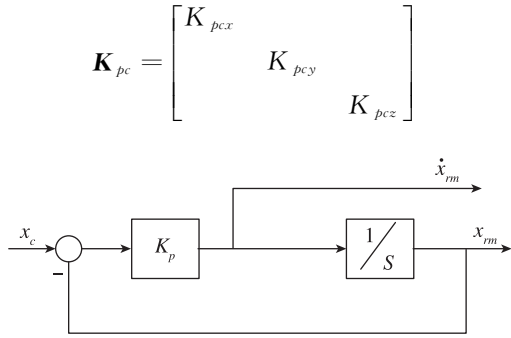


图 2 参考模型结构图

Fig. 2 System block diagram of reference model

根据参考模型跟踪误差动态方程, 可知神经网络需补偿的逆误差为

$$\Delta(x, \delta, \dot{\delta}) = \dot{x} - \nu \quad (21)$$

式 (21) 表明神经网络的输入量与 x 、 δ 、 $\dot{\delta}$ 有关, 根据控制系统结构图, 把控制信息代入逆误差方程

$$\Delta(x, \delta, \dot{\delta}) = \Delta(x, g^{-1}(x)(\nu + \Delta - f(x)), g^{-1}(x)(\nu - f(x))) = \Delta(x_c, \dot{x}_{rm}, e_c, e_{rm}, \nu_{ad}, \|Z\|) \quad (22)$$

可以确定神经网络的输入参数为

$$x_{in} = [x_c, \dot{x}_c, e_c, e_{rm}, \nu_{ad}, \|Z\|]^T \quad (23)$$

根据单隐层神经网络全局近似定理^[7-8]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连续非线性函数。因此, 对于连续的不确定非线性逆误差函数 $\Delta(x, \delta)$ 及任意给定的逆误差补偿误差 $\epsilon_n > 0$, 存在有限个隐含层神经元数 n_2 和权值矩阵 \mathbf{V}^* , \mathbf{W}^* 使得 $\sup_{x \in D} (\Delta(x_c, \dot{x}_c, e_c, e_{rm}, \nu_{ad}, \|Z\|) - \mathbf{W}^{*T} \sigma(\mathbf{V}^{*T} \bar{x})) = \bar{\epsilon}$ 其中, D 表示一系列输入样本集, $\bar{\epsilon}$ 表示所有计算误差范数的最大值。

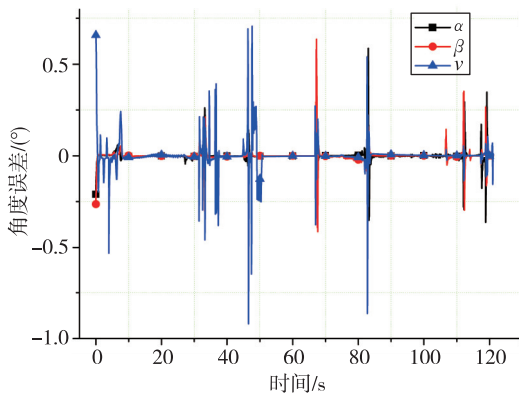
为保证神经网络的实时补偿特性, Johnson 等^[7]采用在线更新神经网络权值的方法, 权值更新规则如下

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{W}} &= -\Gamma_w [(\sigma - \sigma_z \mathbf{V}^T \bar{x}) r^T + \kappa (\|e_c\| + \|e_{rm}\| + \|e_c\| \|e_{rm}\|) \mathbf{W}] \\ \dot{\mathbf{V}} &= -\Gamma_v [\bar{x} (r \mathbf{W}^T \sigma_z) + \kappa (\|e_c\| + \|e_{rm}\| + \|e_c\| \|e_{rm}\|) \mathbf{V}] \end{aligned} \quad (24)$$

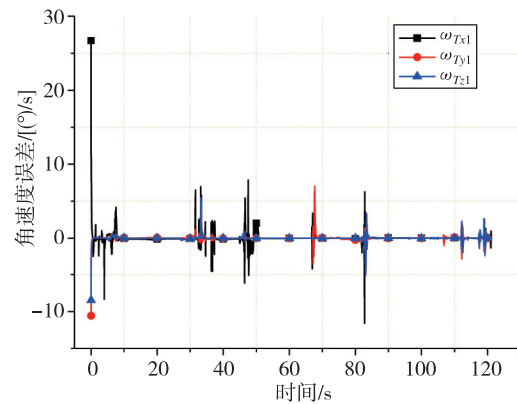
其中, 学习速率因子 $\Gamma_w > 0$, $\Gamma_v > 0$, 误差调节因子 $\lambda > 0$, 该规则可以使闭环系统内所有信号保持有界。

4 仿真结果及分析

为验证上述控制方法的有效性, 设计了仿真算例, 对控制器进行六自由度仿真, 仿真结果如图 3、图 4 所示。仿真的初始条件为高度 $H_0 = 60\text{km}$, 速度 $V_0 = 5000\text{m/s}$, 速度倾角为 -18° , 初始角速度均为 0, 升力系数偏差取 15%。仿真结果表明, 控制器能够准确跟踪角度指令, 神经网络能够有效补偿动态逆误差, 在标准状态下最大跟踪误差不超过 1° , 升力系数偏差状态下最大跟踪误差在 2° 左右, 跟踪精度较高。



(a) 角度跟踪误差曲线



(b) 角速度跟踪误差曲线

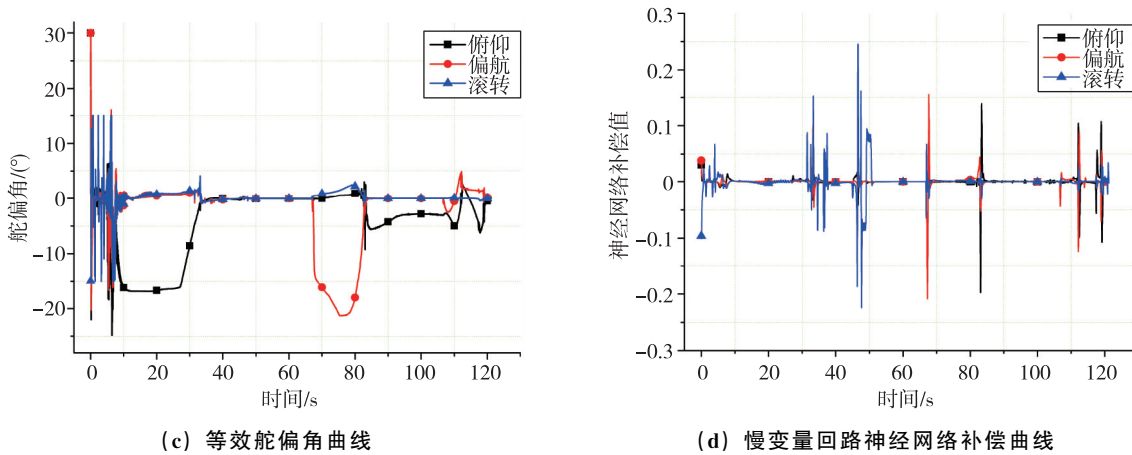


图3 标准状态仿真结果曲线

Fig. 3 Simulation curves of standard state

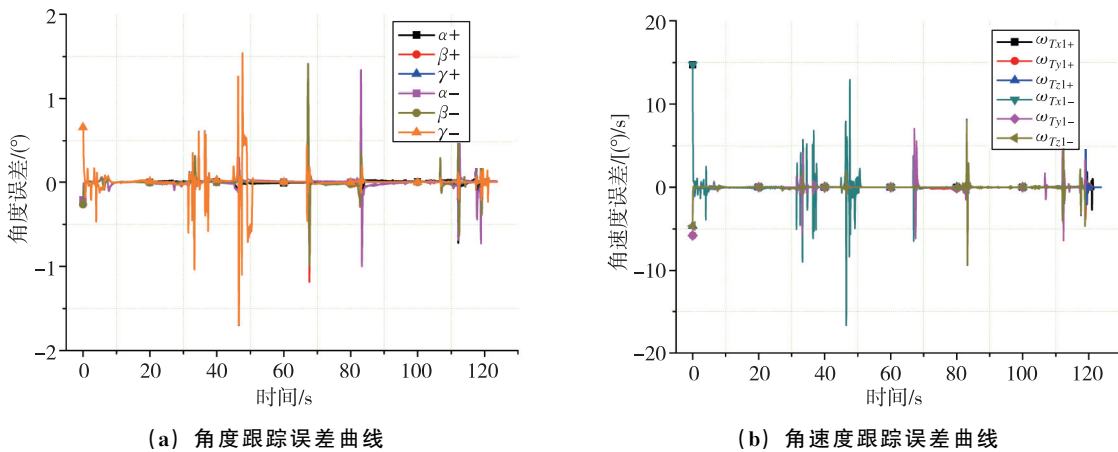


图4 升力系数偏差状态仿真结果曲线

Fig. 4 Simulation curves of lift coefficient deviation state

5 结论

本文研究了机动飞行器的姿态控制问题，针对动态逆方法存在较大逆误差的问题，研究了基于神经网络的自适应动态逆控制方法，利用神经网络对非线性函数的逼近能力对逆误差进行补偿，实现了对参考模型输出指令的跟踪，跟踪精度较高。

参考文献

[1] McFarland M B, Calise A J. Robust adaptive control of uncertain nonlinear systems using neural networks [C]. American Control Conference. IEEE, 1997: 1996-2000.

[2] McFarland M, Calise A. Multilayer neural networks and adaptive nonlinear control of agile anti-air missiles

[C]. Guidance, Navigation, & Control Conference, 1997: 401-410.

[3] Kim B S, Calise A J. Nonlinear flight control using neural networks [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1997, 20 (1): 26-33.

[4] Calise A, Lee S, Sharma M. Direct adaptive reconfigurable control of a tailless fighter aircraft [C]. Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, 1998: 4108.

[5] 赵汉元. 再入飞行器动力学和制导 [M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1997.

[6] 王辉, 黄万伟. 基于动态逆和神经网络的机动弹头姿态控制系统设计 [J]. 航天控制, 2007, 25 (3): 13-16.

[7] Johnson E N, Calise A J. Neural network adaptive control of systems with input saturation [C]. Proceedings of the American Control Conference, Arlington

ton, Virginia, 2001: 3527-3532.

[8] Johnson E N, Calise A J. Pseudo-control hedging: a new method for adaptive control [C]. Advances in

Navigation, Guidance and Control Technology Workshop, 2000: 1-2.

引用格式: 张广勇, 郑新, 石宝兰, 等. 基于神经网络的机动飞行器自适应控制方法[J]. 宇航总体技术, 2019, 3 (4): 28-33.

Citation: Zhang G Y, Zheng X, Shi B L, et al. An adaptive maneuverable vehicle control method based on neural network [J]. Astronautical Systems Engineering Technology, 2019, 3 (4): 28-33.