

# 充液航天器姿态的自适应非线性动态逆控制\*

祝乐梅 岳宝增

(北京理工大学宇航学院力学系,北京 100081)

**摘要** 讨论了充液航天器大角度姿态机动自适应非线性动态逆控制设计. 推导了航天器-液体晃动耦合系统动力学方程. 采用单摆等效力学模型对液体燃料晃动进行动力学建模. 由于充液航天器控制系统的强耦合非线性,故采用神经网络构造系统的自适应非线性动态逆控制器. 通过实际算例对该控制器的跟踪性能进行了测试,结果证明该自适应非线性动态逆控制器在包含液体晃动的情况下仍具有很好的跟踪性能.

**关键词** 动态逆, 神经网络, 自适应

## 引言

动态逆是通过动态系统的‘逆’的概念来研究一般非线性控制系统反馈线性化设计的一种方法<sup>[1]</sup>. 应用研究表明,动态逆是非线性控制中的一种较为有效的方法<sup>[2]</sup>,对非线性刚体航天器系统具有很好的跟踪性能<sup>[3]</sup>. 但是动态逆方法对建模误差较为敏感,如何提高控制器的鲁棒性一直是难以解决的问题. 文献[2]将神经网络用于补偿动态逆误差,提高系统的鲁棒性. 文献[4]针对微小型飞行器易受外界干扰,难于控制的特点,在经典PID控制的基础上,引入神经网络动态逆方法,设计复合控制率. 文献[5]为战斗机地过失速超机动飞行设计了一种基于动态逆的神经网络控制器. 文献[6]设计了一种自适应非线性动态逆控制应用于导弹控制. 文献[7]利用CMAC神经网络与PID控制算法,提出了一种针对飞行器挠性结构振动的混合控制方法. 文献[8]研究了带液体晃动和柔性附件的耦合航天器系统在液体燃料耗散和柔性附件扭转振动的作用下,经历从最小惯量轴到最大惯量轴姿态转换机动中的混沌动力学行为. 本文对带有液体晃动的航天器应用神经网络动态逆控制进行姿态控制.

## 1 充液航天器模型

充液航天器的模型如图1所示. 液体晃动部分用一个单摆模型来描述<sup>[3]</sup>. 图1中各参数定义如

下:

$(O, X_s, Y_s, Z_s)$  与刚体航天器固连的参考坐标系  
 $(A, X_f, Y_f, Z_f)$  与摆锤固连的参考坐标系  
 $(E, X_l, Y_l, Z_l)$  惯性坐标系

$\vec{L}$  摆锤的方向矢量,  $\|\vec{L}\| = \text{常数}$

$\vec{b}$  在与刚体航天器固连的坐标系下摆锤的悬挂位置

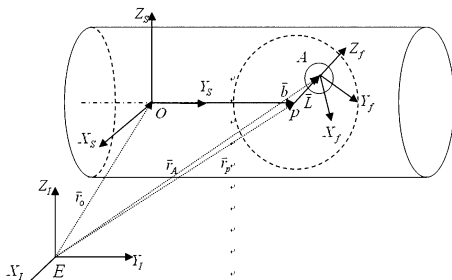


图1 将液体晃动等效为单摆的航天器模型

Fig. 1 Satellite layout with fuel represented by a sphere on a pole (pendulum)

假设刚体航天器和等效为单摆的燃料都是刚体,其受力如图2所示<sup>[3]</sup>. 其中  $\vec{T}_d$  为干扰力矩,  $\vec{F}_d$  为干扰力,  $\vec{F}_g$  为重力,  $\vec{F}_e$  为火箭推力,  $\vec{T}_{cb}$  为控制力矩,  $\vec{T}_{fs}$ 、 $\vec{F}_{fs}$  分别为刚体航天器和液体之间的相互作用力矩和力.

采用 Euler 角描述随体坐标系在惯性坐标系中的定位,为表示方便我们采用 C 代表 cos, S 代表 sin,下标数字表示 Euler 角标号,可得 Euler 角与角速度之间的关系式如下<sup>[3]</sup>:

2010-12-26 收到第1稿,2011-06-29 收到修改稿.

\* 国家自然科学基金资助项目(11072030),北京理工大学研究生科技创新活动专项计划项目(CX0402)

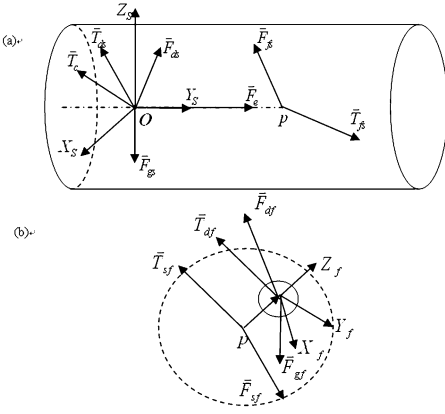


图2 刚体航天器受力图(a),单摆摆锤受力图(b)

Fig. 2 Free body diagram of (a) satellite without moving fuel and (b) moving fuel

$$\dot{\bar{\theta}} = N(\bar{\theta})\bar{\omega}, N(\bar{\theta}) = \begin{bmatrix} 1 & S_1 S_2 / C_2 & C_1 S_2 / C_2 \\ 0 & C_1 & -S_1 \\ 0 & S_1 / C_2 & C_1 / C_2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

可以通过  $N(\bar{\theta})$  将所有坐标下的矢量转换为同一坐标系下. 由牛顿定律可得:

$$\begin{aligned} I_s \frac{\partial \bar{\omega}_s}{\partial t} \Big|_s + \bar{\omega}_s \times (I_s \bar{\omega}_s) &= \bar{T}_{fs} + \bar{T}_{ds} + \bar{T}_{cb} + \bar{b} \times \bar{F}_{fs} \\ m_s \bar{a}_O &= \bar{F}_{fs} + \bar{F}_{ds} + \bar{F}_e + \bar{F}_{gs} \\ I_f \frac{\partial \bar{\omega}_f}{\partial t} \Big|_F + \bar{\omega}_f \times (I_f \bar{\omega}_f) &= \bar{T}_{sf} + \bar{T}_{df} - \bar{L} \times \bar{F}_{sf} \\ m_f \bar{a}_A &= \bar{F}_{sf} + \bar{F}_{df} + \bar{F}_{gf} \end{aligned} \quad (2)$$

其中  $\bar{F}_{fs} = -\bar{F}_{sf}$ ,  $\bar{T}_{sf} = -\bar{T}_{fs}$  是作用力与反作用力和作用力矩与反作用力矩. 燃料的运动模拟为一个带有扭转阻尼的单摆, 由此得到:

$$\bar{T}_{fs} = c(\bar{\omega}_f - \bar{\omega}_s) \quad (3)$$

式中,  $c$  为液体粘性常数, 这里选择为 0.4.

为了决定  $\bar{F}_{fs}$  的值我们注意到  $p$  点的加速度可以描述为摆运动的函数:

$$\begin{aligned} \bar{r}_p &= \bar{r}_A - \bar{L} \\ \frac{\partial \bar{r}_p}{\partial t} \Big|_I &= \frac{\partial \bar{r}_A}{\partial t} \Big|_I - \frac{\partial \bar{L}_s}{\partial t} \Big|_f - \bar{\omega}_f \times \bar{L} = \frac{\partial \bar{r}_A}{\partial t} \Big|_I - \bar{\omega}_f \times \bar{L} \\ \frac{\partial^2 \bar{r}_p}{\partial t^2} \Big|_I &= \frac{\partial^2 \bar{r}_A}{\partial t^2} \Big|_I - \frac{\partial(\bar{\omega}_f \times \bar{L})}{\partial t} \Big|_f - \bar{\omega}_f \times (\bar{\omega}_f \times \bar{L}) = \\ &= \bar{a}_A - \dot{\bar{\omega}}_f \times \bar{L} - \bar{\omega}_f \times (\bar{\omega}_f \times \bar{L}) \end{aligned}$$

同样也可以描述为卫星运动的函数:

$$\begin{aligned} \bar{r}_p &= \bar{r}_O + \bar{b} \\ \frac{\partial \bar{r}_p}{\partial t} \Big|_I &= \frac{\partial \bar{r}_O}{\partial t} \Big|_I + \frac{\partial \bar{L}_s}{\partial t} \Big|_s + \bar{\omega}_s \times \bar{b} = \frac{\partial \bar{r}_O}{\partial t} \Big|_I + \bar{\omega}_s \times \bar{b} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 \bar{r}_p}{\partial t^2} \Big|_I &= \frac{\partial^2 \bar{r}_O}{\partial t^2} \Big|_I + \frac{\partial(\bar{\omega}_s \times \bar{b})}{\partial t} \Big|_b + \bar{\omega}_s \times (\bar{\omega}_s \times \bar{b}) = \\ &= \bar{a}_O + \dot{\bar{\omega}}_s \times \bar{b} + \bar{\omega}_s \times (\bar{\omega}_s \times \bar{b}) \end{aligned}$$

两种情况下  $p$  点的加速度应该相等, 否则摆的基点将会相对于卫星移动, 可得:

$$\begin{aligned} \frac{\bar{F}_{fs}}{m_s} + \frac{\bar{F}_{ds}}{m_s} + \frac{\bar{F}_e}{m_s} + \frac{\bar{F}_{gs}}{m_s} + \dot{\bar{\omega}}_s \times \bar{b} + \bar{\omega}_s \times (\bar{\omega}_s \times \bar{b}) &= \\ \frac{\bar{F}_{fs}}{m_f} + \frac{\bar{F}_{df}}{m_f} + \frac{\bar{F}_{gf}}{m_f} - \dot{\bar{\omega}}_f \times \bar{L} - \bar{\omega}_f \times (\bar{\omega}_f \times \bar{L}) & \end{aligned}$$

假设卫星和燃料的重力加速度相等 (即  $\bar{F}_{gs}/m_s = \bar{F}_{gf}/m_f$ ) 求解, 我们得到:

$$\begin{aligned} \bar{F}_{fs} &= \left( \frac{1}{m_s} + \frac{1}{m_f} \right)^{-1} \left( \frac{\bar{F}_{df}}{m_f} - \dot{\bar{\omega}}_f \times \bar{L} - \bar{\omega}_f \times (\bar{\omega}_f \times \bar{L}) - \right. \\ & \left. \left[ \frac{\bar{F}_{ds}}{m_s} + \frac{\bar{F}_e}{m_s} + \dot{\bar{\omega}}_s \times \bar{b} + \bar{\omega}_s \times (\bar{\omega}_s \times \bar{b}) \right] \right) \quad (4) \end{aligned}$$

表1 刚体航天器和燃料的各参数<sup>[3]</sup>

Table 1 Satellite and fuel properties

Quantity	Value	Units
Tank radius $\bar{L}$	[0, 0, 0.228]	[m]
Tank placement $\bar{b}$	[0, 0.4, 0]	[m]
Engine force $\bar{F}_e$	[0, 5, 0]	[N]
Max control torque $\bar{T}_{c, \max}$ per axis	1	[Nm]
Satellite mass $m_s$	100	[kg]
Fuel mass $m_f$	30	[kg]
Inertia matrix satellite $I_s$	$\begin{bmatrix} 8.542 & -0.065 & 0.136 \\ -0.065 & 10.767 & -0.198 \\ 0.136 & -0.198 & 8.727 \end{bmatrix}$	[kgm <sup>2</sup> ]
Inertia matrix fuel $I_f$	$\begin{bmatrix} 1.56 & 0 & 0 \\ 0 & 1.56 & 0 \\ 0 & 0 & 1.56 \end{bmatrix}$	[kgm <sup>2</sup> ]

通过 Matlab 求解得到, 充液航天器液体晃动中各参数随着时间变化曲线如图 3 所示. (a) 图第一竖排是航天器的姿态角随时间的变化情况, 第二竖排是航天器角速度随时间的变化曲线, 由图我们可以看出, 给航天器增加一个水平方向的推力后, 航天器的姿态角和角速度都产生了振动, 但幅度随着时间变化在减弱. (a) 图中的第三、第四竖排分别表示储液罐内液体的姿态角和角速度对时间的变化曲线, 由图我们可以看出液体也产生了振荡, 振幅随时间减少. (b) 为液体与航天器之间的作用力和作用力矩随时间的变化曲线, 由图可以看出他们均呈周期性振荡, 振荡幅度一直在减小. (c) 图为航天器沿  $x$  方向的姿态角和姿态角的导数之间的变化曲线.

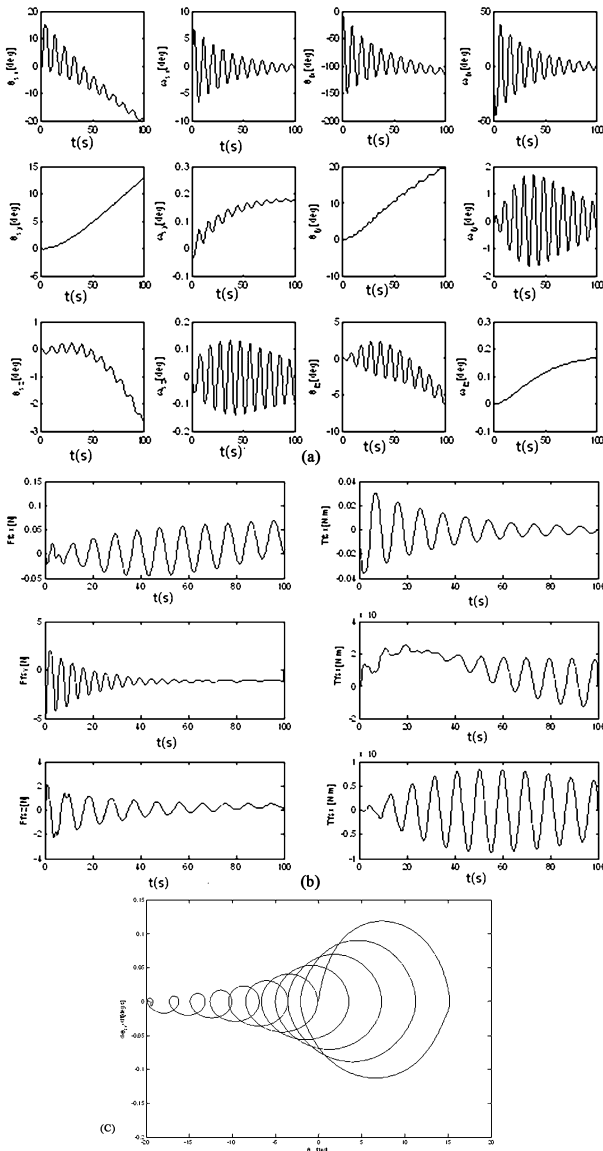


图3 充液航天器各变量随时间变化图

Fig. 3 Simulator validation – simulation time step variation

## 2 自适应 NDI 控制器设计

### 2.1 自适应 NDI 控制器设计

充液航天器的力学模型如下:

$$\begin{aligned} \dot{\vec{x}} = \begin{bmatrix} \dot{\vec{\theta}} \\ \dot{\vec{\omega}} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} N(\vec{\theta})\vec{\omega} \\ J_0^{-1}(-\vec{\omega} \times J_0\vec{\omega}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} \\ J_0^{-1} \end{bmatrix} \vec{T}_{cb} + \\ &\begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} \\ J_0^{-1} \end{bmatrix} \vec{T}_d + \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} \\ J_0^{-1} \end{bmatrix} \vec{T}_{fs} + \vec{b} \times \vec{F}_{fs} \end{aligned} \quad (5)$$

为了补偿未知动态,我们将建立一个自适应 NDI 控制器. 这个 NDI 控制器采用神经网络识别在线未知动态, 获得一个在线模型, 并将定义的在线模型应用在线性反馈系统中. 如果神经网络正确识别未知动态, 逆系统将是正确的, 因此控制器将有很好

的控制性能. 整体结构的控制器如图 4 所示<sup>[3]</sup>.

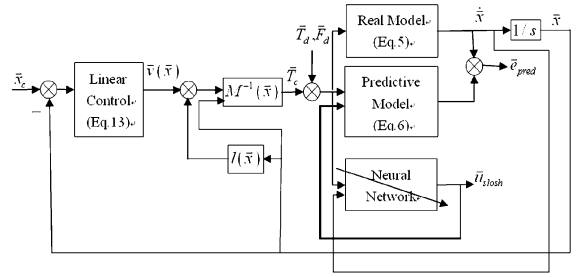


图4 自适应 NDI 控制器结构图

Fig. 4 Standard NDI Controller structure

采用神经网络识别在线未知动态的在线模型如下,

$$\begin{aligned} \dot{\vec{x}}_{pred} = \begin{bmatrix} \dot{\vec{\theta}}_{pred} \\ \dot{\vec{\omega}}_{pred} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} N(\vec{\theta})\vec{\omega} \\ J_0^{-1}(-\vec{\omega} \times J_0\vec{\omega}) \end{bmatrix} + \\ &\begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} \\ J_0^{-1} \end{bmatrix} \vec{T}_c + \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} \\ J_0^{-1} \end{bmatrix} NN(\vec{x}_{nn,t}, \vec{T}_{cb}) \end{aligned} \quad (6)$$

式中  $\vec{x}_{nn,t}$  是神经网络的输入矢量的一部分. 为了采用非线性动态逆控制我们采用前一个时间段的控制力矩作为神经网络的输入,

$$\tilde{NN}(\vec{x}_t, \vec{T}_{c,t}) = NN(\vec{x}_{nn,t}, \vec{T}_{c,t-1}) \quad (7)$$

可得,

$$\dot{\vec{x}}_{pred} = f(\vec{x}) + g(\vec{x})\vec{T}_c \quad (8)$$

式中:

$$\begin{aligned} f(\vec{x}) &= \begin{bmatrix} N(\vec{\theta})\vec{\omega} \\ J_0^{-1}(-\vec{\omega} \times J_0\vec{\omega}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} \\ J_0^{-1} \end{bmatrix} NN(\vec{x}_{nn,t}, \vec{T}_{c,t-1}) \\ g(\vec{x}) &= J_0^{-1} \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (9)$$

取 Euler 角的导数为控制变量  $y$ , 可得  $y = \dot{\vec{\theta}} = N(\vec{\theta})\vec{\omega}$ , 对  $y$  求一阶导数可得,

$$v = \dot{y} = \dot{\vec{\theta}} = \frac{\partial(N(\vec{\theta})\vec{\omega})}{\partial \vec{x}} \dot{\vec{x}} = \vec{l}(\vec{x}) + M(\vec{x})\vec{T}_{cb} \quad (10)$$

式中,

$$\begin{aligned} M(\vec{x}) &= \frac{\partial}{\partial \vec{x}} [N(\vec{\theta})\vec{\omega}] \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} \\ J_0^{-1} \end{bmatrix} \\ \vec{l}(\vec{x}) &= \frac{\partial}{\partial \vec{x}} [N(\vec{\theta})\vec{\omega}] \times \\ &\begin{bmatrix} N(\vec{\theta})\vec{\omega} \\ -J_0^{-1}(\vec{\omega} \times J_0\vec{\omega} + NN(\vec{x}_{nn,t}, \vec{T}_{c,t-1})) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (11)$$

可得:

$$\vec{T}_{cb} = M^{-1}(\vec{x}) [\vec{v}(\vec{x}) - \vec{l}(\vec{x})] \quad (12)$$

矢量  $\vec{v}$  设计为 PD 控制器,

$$\vec{v} = -K_p(\vec{\theta} - \vec{\theta}_c) - K_d(\dot{\vec{\theta}} - \dot{\vec{\theta}}_c) \quad (13)$$

其中,

$$K_p = \frac{T_d/I_s}{2 * \theta_{ss}}; \quad (\theta_{ss} = 0.0001 \text{ deg})$$
$$K_d = 4\zeta\omega_n = 4\zeta \sqrt{K_p} \quad (14)$$

式中,  $\zeta$  为预期的阻尼比, 设为  $\sqrt{0.5} \approx 0.7$ .

为了训练神经网络, 我们需要获得每组输入向量的理想输出值. 零预测误差的神经网络输出如下:

$$\vec{e}_{pred} = \dot{\vec{x}} - \dot{\vec{x}}_{pred} \quad (15)$$

即

$$0 = \dot{\vec{x}} - \left\{ \begin{bmatrix} N(\vec{\theta})\vec{\omega} \\ J_0^{-1}(-\vec{\omega} \times J_0\vec{\omega}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} \\ J_0^{-1} \end{bmatrix} \vec{T}_c + \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} \\ J_0^{-1} \end{bmatrix} NN(\vec{x}_{nn}, \vec{T}_c)_{des} \right\}$$

可得

$$NN(\vec{x}_{nn}, \vec{T}_c)_{des} = J_0\dot{\vec{\omega}} + (\vec{\omega} \times J_0\vec{\omega}) - \vec{T}_c \quad (16)$$

### 2.2 充液航天器控制仿真图

表 2 算例性能参数<sup>[3]</sup>

Table 2 Test case properties

Quantity	Value	Units
Initial satellite state $[\vec{\theta}_s, \vec{\omega}_s]$	$[0, 0, 0, 0, 0, 0]$	$[\text{rad}, \text{rad/s}]$
Initial fuel state $[\vec{\theta}_f, \vec{\omega}_f]$	$[0, 0, 0, 0, 0, 0]$	$[\text{rad}, \text{rad/s}]$
Reference state $[\vec{\theta}, \vec{\omega}]$	$[\pi/3, \pi/3, \pi/3, 0, 0, 0]$	$[\text{rad}, \text{rad/s}]$

选择  $\vec{\omega}_s, \dot{\vec{\omega}}_s$  作为神经网络的输入, 控制力矩  $T$  为输出, 采用一个 6-6-3 前馈 BP 神经网络, 该神经网络的隐含层采用正切 sigmoidal 激活函数, 输出层采用线性激活函数, 采用有动量的梯度下降法. 采用自适应移动窗口获得训练数据, 神经网络的缓冲区大小对应 10 组训练样本. 为增加控制难度, 我们在  $t = 20s$  时增加一个推动力  $[0, 50, 0]$ , 单位 N. 该算例中控制器的性能如图 5 所示. (a) 图第一竖排是航天器的姿态角随时间的变化情况, 第二竖排是航天器角速度随时间的变化曲线, 由图我们可以看出, 航天器的姿态角和角速度分别稳定在了  $\pi/3$  和 0. (a) 图中的第三、第四竖排分别表示储液罐内液体的姿态角和角速度对时间的变化曲线, 液体的沿 y、z 方向的姿态角呈周期性变化, x 方向不断增加, 说明其绕着 x 轴不停的转动. (b) 为液体与航天器之间的作用力和作用力矩随时间的变

化曲线, 由图可以看出他们之间的作用力呈周期性振荡, 这也与实际经验相符. (c) 图为控制力矩的变化曲线.

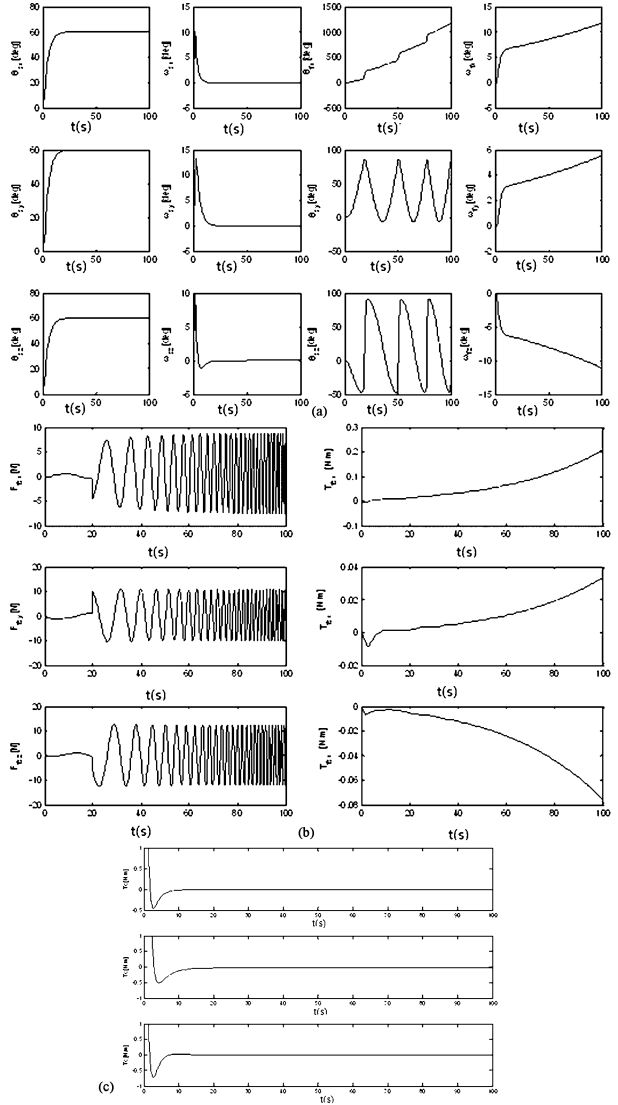


图 5 自适应 NDI 控制响应

Fig. 5 Controlled response - adaptive NDI controller

### 3 结论

本文已充液航天器为研究对象, 应用非线性神经网络控制理论, 设计了由图 5, 我们可以看出航天器的姿态角在很短的时间内达到后, 保持不变, 角速度在经过一短时间的震荡后重新回到 0, 并保持不变, 因此达到了控制目标. 在加入干扰力和力矩后, 也没有影响航天器的姿态, 故控制器有效的消去了燃料运动导致的干扰, 具有很好的跟踪性能. 即使增加推力, 也不会影响航天器姿态, 说明该控制器可以有效的控制带有液体晃动的航天器. 图

4 中力与  $y, z$  方向的欧拉角最后都趋于稳定振荡, 也有实际经验吻合.

## 参 考 文 献

- 1 李春文, 冯元琨. 多变量非线性控制的逆系统方法. 北京: 清华大学出版社, 1991 (Li C W, Feng Y K. The inverse system method on the nonlinear multi-variable control. Beijing: Tsinghua University Press, 1991 (in Chinese))
- 2 朱荣刚, 姜长生, 邹庆元, 蔡世龙. 新一代歼击机超机动飞行的动态逆控制. 航空学报, 2003, 24(3): 243 ~ 245 (Zhu R G, Jiang C S, Zou Q Y, Cai S L. Study on dynamic inversion control and simulation of supermaneuverable flight of the new generation fighter. *Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica*, 2003, 24(3): 243 ~ 245 (in Chinese))
- 3 De Weerd E, Van Kampen E, Van Gemert D, Chu Q P, Mulder J A. Adaptive Nonlinear Dynamic Inversion for Spacecraft Attitude Control with Fuel Sloshing. AIAA Guidance and Control Conference and Exhibit, 18-21 August 2008, Honolulu, Hawaii, AIAA 2008-7162
- 4 武国辉, 王正杰, 范宁军, 李洁, 吕婧. 基于神经网络动态逆的微小飞行器半实物仿真. 弹箭与制导学报, 2009, 29(1)4 ~ 10 (Wu G H, Wang Z J, Fan N J, Li J, Lv J. Hardware-in-the-loop simulation of MAV with dynamic inversion of neural network. *Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance*, 2009, 29(1): 4 ~ 10 (in Chinese))
- 5 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. 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. *Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica*, 1997, 18(1): 26 ~ 30 (in Chinese))
- 6 Hindman R, Shell W M. Design of a missile autopilot using adaptive nonlinear dynamic inversion. In *Proceedings of the American Control Conference*, 2005, 2: 327 ~ 332
- 7 黄永安, 邓子辰. 基于神经网络与 PID 控制的挠性结构的混合控制研究. 动力学与控制, 2005, 3(1): 47 ~ 51 (Huang Y A, Deng Z C. Hybrid control research on flexible structure based on neural network and PID method. *Journal of Dynamics and Control*, 2005, 3(1): 47 ~ 51 (in Chinese))
- 8 岳宝增, 祝乐梅. 携带晃动燃料柔性航天器姿态机动中的同宿环分叉研究. 宇航学报, 2011, 32(5): 991 ~ 997 (Yue B Z, Zhu L M. Heteroclinic bifurcations in attitude maneuver of coupled slosh - spacecraft with flexible appendage. *Journal of Astronautics*, 2005, 32(5): 991 ~ 997 (in Chinese))

# ADAPTIVE NONLINEAR DYNAMIC INVERSION CONTROL FOR SPACECRAFT ATTITUDE FILLED WITH FUEL\*

Zhu Lemei Yue Baozeng

(1. School of Aerospace Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

**Abstract** A discussion was devoted to designing adaptive nonlinear dynamic inversion controllers. The equations of motion of the combined satellite/fuel system were derived, and the Rigid - liquid coupling system equations were constructed. Due to the strong coupling nonlinearity of spacecraft control system with fuel sloshing, neural networks were applied to create an adaptive NDI (Nonlinear Dynamic Inversion) controller. The results in the form of tracking performance for the adaptive NDI controller were shown using a model of SloshSat, which demonstrates that the proposed NDI controller with neural network is capable of excellent reference tracking in case of fuel sloshing.

**Key words** dynamic inversion, neural network, adaptive