

卫星与天线的神经网络去耦合控制

葛升民¹, 何贇晟², 王磊³

(1.哈尔滨工业大学, 黑龙江 哈尔滨 150001;

2.上海卫星工程研究所, 上海 201109;

3.上海柱合科技开发有限责任公司, 上海 201499)

摘要:为了解决具有解耦机构卫星动力学模型中的非线性环节和系统不确定性,将小波神经网络控制应用于去耦合控制。所设计的系统包含两个神经网络,分别是小波神经网络辨识器和多变量神经网络控制器。小波神经网络辨识器和多变量神经网络比例积分微分(proportional-integral-derivative, PID)控制器均采用改进反向传播(backpropagation, BP)神经网络训练方法调整网络结构参数,并在原有梯度下降法的基础上增加动量项,并采用自适应调整学习率的方式。采用加入非线性环节和不确定性因素后的系统模型进行仿真分析。仿真结果表明,所提神经网络控制算法在不依赖于模型参数的情况下能够较好地完成对不确定控制对象的自适应控制,保证了解耦机构的主动阻尼作用。

关键词:小波神经网络;多变量PID控制器;不确定性;去耦合控制

中图分类号:TP183;V448.22 文献标识码:A 文章编号:1003-7241(2025)08-0009-06

Neural Network Coupling-reduction Control of Satellite and Antenna

GE Shengmin¹, HE Yunsheng², WANG Lei³

(1. Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;

2. Shanghai Institute of Satellite Engineering, Shanghai 201109, China;

3. Shanghai United-Pillar Technology Co., Ltd., Shanghai 201499, China)

Abstract: In order to solve the nonlinear and uncertainties in dynamics model with decoupling mechanism, wavelet neural network control is applied. The designed system consists of two neural networks, a wavelet neural network identifier and a multi variables neural network proportional-integral-derivative(PID) controller which both use an improved backpropagation(BP) neural network training method to adjust the network structure parameters, and add momentum terms to the gradient descent method, and adopt an adaptive learning rate adjustment method. Simulation analysis is conducted using a system model incorporating nonlinear and uncertainty factors. Results show that the proposed algorithm can effectively achieve adaptive control of uncertain objects without relying on model parameters, ensuring the the active damping effect.

Keywords: wavelet neural network; multiple variables proportional-integral-derivative controller; uncertainty; coupling-reduction control

0 引言

对于具有解耦机构的卫星^[1-2],建模过程中存在模态截断、摩擦力矩等非线性环节和系统不确定性等因素。因此,本文研究将神经网络控制应用于包含有非线性环节和不确定性干扰的动力学模型。小波神经网络^[3]是在小波理论上建立的一种神经网络模型。它兼具了小波分析与神经网络二者的优越性。近年来小波神经网络PID控制取得了丰硕的研究成果。为了解决延时和数据丢失问题,文献[4]设计了一种可以自动调节小波神经网络控制参数的模糊自适应PID控制器。文献[5]利用混沌

最优算法解决陷入局部极小值的问题,从而设计了一种混沌参数自调整小波神经网络PID控制器。文献[6]中将小波神经网络PID控制应用对板球系统的研究中,所提策略具有较好稳定性和鲁棒性。文献[7]中提出了一种基于小波神经网络的机器人模糊控制算法,所提算法控制下的二阶倒立摆稳定性明显优于BP神经网络。

1 神经网络控制系统设计

设计神经网络控制系统时考虑了如下两点:(1)工程中三轴姿态稳定的卫星动力学关系不可避免地包含多变量耦合问题,因此应选择PID神经网络多变量控制方式来实现控制器;(2)从理论上讲,3层BP网络即可以逼近任意非线性,但是网络收敛速度慢和收敛的不确定性阻碍

*基金项目:中国航天科技集团公司第八研究院产学研合作基金资助项目(SAST2021-050)

收稿日期:2023-11-09

其在工程中得到广泛应用。为了解决这个问题,本文使用具有良好收敛性的小波神经网络来构成辨识器。

小波神经网络控制系统闭环方框图如图1所示。系统包含有两个神经网络,其中小波神经网络辨识器(wavelet neural networks identification, WNNI)用来在线辨识系统模型并获得参数灵敏度;多变量神经网络控制器(mul-

tipl variables neural networks controller, MVNNC)则利用参数灵敏度对PID控制器参数进行整定。由于天线指向控制系统中包含的两个控制回路,并不宜同时采用神经网络控制,根据前序工作中系统鲁棒性分析的结果可知,挠性天线模态频率的摄动对指向控制性能影响较大,应当着重于研究角度位置闭环小波神经网络控制。

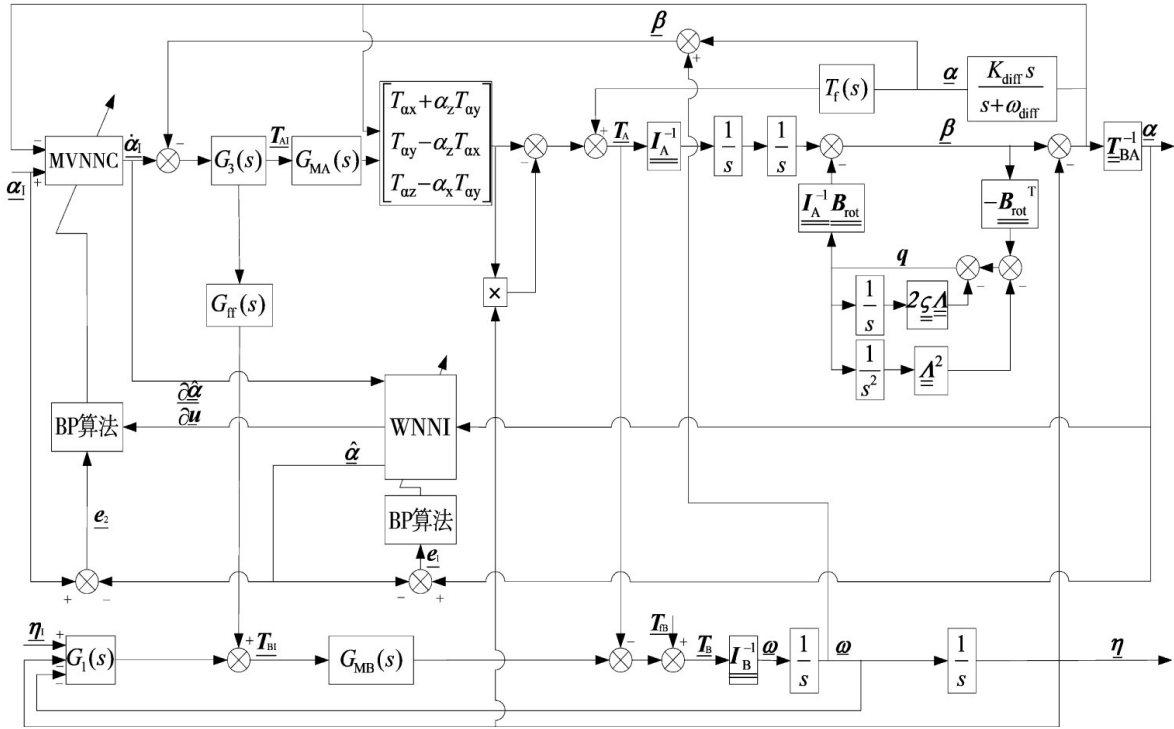


图1 小波神经网络控制系统方框图

图中, α 、 α_1 为天线相对转角及其控制指令;

η 、 η_1 为卫星平台姿态角及其控制指令;

ω 为卫星平台姿态角速度;

T_{B1} 、 T_{B2} 、 T_B 为分别为卫星平台反作用轮控制力矩指令、干扰力矩和所受外力矩和;

I_B 为卫星平台相对于坐标系 $O-xyz$ 的转动惯量矩阵;

$\dot{\alpha}$ 、 $\dot{\alpha}_1$ 为天线相对角速度及其控制指令;

T_A 、 T_{M1} 为天线所受外力矩之和与音圈电机控制力矩指令;

β 、 $\dot{\beta}$ 为天线转角及转动角速度;

I_A 、 B_{rot} 为天线相对于坐标系 $O-xyz$ 的转动惯量矩阵和转动耦合系数矩阵;

\underline{z} 、 \underline{A} 为阻尼系数和模态频率对角矩阵。

$T_r(s)$ 为解耦机构轴承摩擦力矩传递函数,按照Lugre摩擦模型建立;

$G_{FB}(s)$ 为前馈通道传递函数,比例环节,由 K_T 、 K_{mi} 、 K_{AT} 、 K_{Ami} 决定;

对图1所示的控制系统的设计实际上即为WNNI和MVNNC的选择问题,在 L_2 意义下,系统的准则函数为

$$J(k) = \begin{cases} \frac{1}{2} \|\alpha(k) - \hat{\alpha}(k)\|_2^2 = \frac{1}{2} \sum_p e_{1p}^2(k) \leq \varepsilon_1, \text{WNNI} \\ \frac{1}{2} \|\alpha_1(k) - \hat{\alpha}_1(k)\|_2^2 = \frac{1}{2} \sum_p e_{2p}^2(k) \leq \varepsilon_2, \text{MVNNC} \end{cases} \quad (1)$$

式中, ε_1 、 ε_2 为适当小的数,根据设计指标确定; p 为系统变量的维数, $p=3$ 。

WNNI和MVNNC的权系数经过学习、训练和寻优最终能够应用于不确知的可展开天线系统。

1.1 基于小波神经网络辨识器设计

设计的小波神经网络辨识器结构仍然采用三层神经网络形式,如图2所示。

图中, V_{ij} 、 W_{jl} 为输入层第 i 个神经元到小波层第 j 个神经元以及小波层第 j 个神经元到输出层第 l 个神经元的权值;

ψ_j 、 a_j 、 b_j 为小波函数及对应小波的尺度因子和平移因子。

为了同时控制三轴姿态并达到三轴变量解耦的目的,将网络的输入向量设定为

$$\mathbf{X}=[\alpha_x(k-1), \alpha_y(k-1), \alpha_z(k-1), \alpha_x(k), \alpha_y(k), \alpha_z(k), \mathbf{u}_x(k), \mathbf{u}_y(k), \mathbf{u}_z(k), \theta(k), \psi(k), \varphi(k)]^T \quad (2)$$

式中, $\mathbf{u}_x, \mathbf{u}_y, \mathbf{u}_z$ ——解耦机构角度位置回路 WNNC 三轴控制量输出值; $\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z$ ——解耦机构三轴测量角; θ, ψ, φ ——卫星平台姿态角。

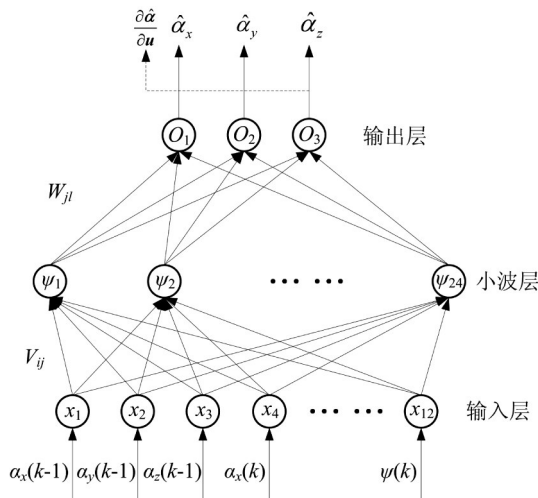


图2 小波神经网络结构

隐层选择 24 个小波基神经元, 即 $j=24$; 输出向量为解耦机构三轴测量角估计, 即 $l=3$; 输入向量如 \mathbf{X} 所示, 即 $i=12$ 。

Morlet 函数具有良好时频特性, 此处将之选为小波母函数, 如下式所示:

$$\psi_j(t) = \cos 1.75 \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) \quad (3)$$

小波神经网络的输出为去耦合控制系统实际输出的估计值, 并且采用线性输出节点, 假设输出向量为 $\mathbf{y}=[y_1, y_2, y_3]^T=[\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z]^T$ 且 $\hat{\mathbf{y}}=[\hat{y}_1, \hat{y}_2, \hat{y}_3]^T$ 为其估计值, 则

$$\begin{cases} \hat{y}_1 = \sum_{j=1}^{24} W_{j1} \psi_j(\text{net}_j) \\ \text{net}_j = \sum_{i=1}^{12} \frac{V_{ij} x_i - b_j}{a_j} \end{cases} \quad (4)$$

小波神经网络辨识器采用改进 BP 神经网络训练方法调整网络结构参数, 并在原有梯度下降法的基础上增加动量项, 得到系统所采用的小波神经网络参数调整公式如下:

$$\begin{cases} V_{ij}(k+1) = V_{ij}(k) - \eta_s \frac{\partial E}{\partial V_{ij}} + \alpha_m [V_{ij}(k) - V_{ij}(k-1)] \\ W_{j1}(k+1) = W_{j1}(k) - \eta_s \frac{\partial E}{\partial W_{j1}} + \alpha_m [W_{j1}(k) - W_{j1}(k-1)] \\ b_j(k+1) = b_j(k) - \eta_s \frac{\partial E}{\partial b_j} + \alpha_m [b_j(k) - b_j(k-1)] \\ a_j(k+1) = a_j(k) - \eta_s \frac{\partial E}{\partial a_j} + \alpha_m [a_j(k) - a_j(k-1)] \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial E}{\partial V_{ij}} = \sum_1 \left(\frac{\partial E}{\partial \hat{y}_1} \frac{\partial \psi_j}{\partial \text{net}_j} \frac{\partial \text{net}_j}{\partial V_{ij}} \right) \\ = - \sum_1 \{ [y_1(k) - \hat{y}_1(k)] W_{j1} \psi_j' x_i \} \\ \frac{\partial E}{\partial W_{j1}} = \sum_1 \left(\frac{\partial E}{\partial \hat{y}_1} \frac{\partial \psi_j}{\partial W_{j1}} \right) = - [y_1(k) - \hat{y}_1(k)] \psi_j \\ \frac{\partial E}{\partial b_j} = \sum_1 \left(\frac{\partial E}{\partial \hat{y}_1} \frac{\partial \psi_j}{\partial \text{net}_j} \frac{\partial \text{net}_j}{\partial b_j} \right) \\ = - \sum_1 \left\{ [y_1(k) - \hat{y}_1(k)] W_{j1} \psi_j' \frac{1}{a_j} \right\} \\ \frac{\partial E}{\partial a_j} = \sum_1 \left(\frac{\partial E}{\partial \hat{y}_1} \frac{\partial \psi_j}{\partial \text{net}_j} \frac{\partial \text{net}_j}{\partial a_j} \right) \\ = \sum_1 \left\{ [y_1(k) - \hat{y}_1(k)] W_{j1} \psi_j' \frac{\text{net}_j}{a_j} \right\} \end{cases} \quad (6)$$

定义的小波神经网络评价函数 E 为

$$E = \frac{1}{2} \|\mathbf{y}(k) - \hat{\mathbf{y}}(k)\|_2^2 = \frac{1}{2} \sum_1 [y_1(k) - \hat{y}_1(k)]^2 = \frac{1}{2} \sum_1 e_1^2 \quad (7)$$

$$\psi_j' = \frac{d\psi_j(t)}{dt} \quad (8)$$

为了在保证收敛的条件下加快收敛速度, 采用学习速率和动量系数自适应调整学习率的方式^[8-9]。由于网络的输入向量的各变量一般具有不同的量纲和较大的数值差别, 因此有必要将在线实时采样到的数据进行归一化处理然后再输入至小波网络^[10]。

1.2 多变量神经网络 PID 控制器设计

多变量神经网络控制器的功能是利用小波神经网络辨识器所得到的估计值和灵敏度来训练权系数, 同时计算所需输出控制量的大小。多变量神经网络控制器除了能够完成对未确知系统的控制之外, 还能达到多变量解耦控制的目的。

1.2.1 控制器结构

设计的多变量神经网络控制器仍然采用三层神经网络, 其结构如图 3 所示^[11]。由于天线系统为三输入/三输出系统, 因此控制器由 3 个 PID 神经网络构成, 各子网络隐藏层中神经元分别为比例 (P) 单元、积分 (I) 单元和微分 (D) 单元。3 个子网络输出层至隐藏层之间相互独立, 隐藏层至输出层之间通过权系数连接, 从而达到解耦控制的目的。子网络的两个输入分别为天线三个通道上相对转角的设定值和测量值, 输出层的 3 个输出为控制器在 3 个通道上控制量。

输入层神经元输入等于输出, 其关系为

$$\begin{aligned} \mathbf{R} &= [r_{11} \quad r_{12} \quad r_{21} \quad r_{22} \quad r_{31} \quad r_{32}] \\ &= [r_1 \quad y_1 \quad r_2 \quad y_2 \quad r_3 \quad y_3] \end{aligned} \quad (9)$$

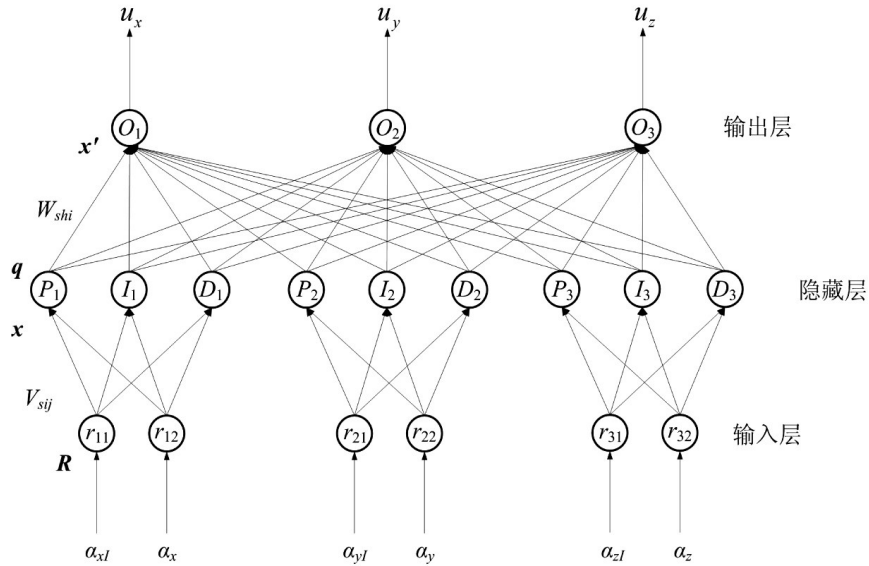


图3 多变量神经网络控制器结构

$$\begin{bmatrix} r_1 & y_1 & r_2 & y_2 & r_3 & y_3 \\ \alpha_{x1} & \alpha_x & \alpha_{y1} & \alpha_y & \alpha_{z1} & \alpha_z \end{bmatrix} = \quad (10)$$

后续用 r_{sj} 表示输入层神经元的输出值, s 表示子网络的序号 ($s=1, 2, 3$), j 表示子网络输入层神经元的序号 ($j=1, 2$)。同时用 p 表示系统变量的维数, 因此有:

$$r_{s1}(k) = r_p(k), r_{s2}(k) = y_p(k) (s=p=1, 2, 3) \quad (11)$$

第 s 个子网隐藏层第 i 个神经元输入为

$$x_{si}(k) = \sum_{j=1}^2 V_{sij} r_{sj}(k), i=1, 2, 3 \quad (12)$$

V_{sij} 为第 s 个子网络输入层第 j 个神经元至隐藏层第 i 个神经元的权系数。

第 s 个子网络隐藏层第 i 个神经元的输出按照以下公式计算。

$$q_{s1}(k) = P_s(k) = \begin{cases} x_{s1}(k), & -1 \leq x_{s1}(k) \leq 1 \\ 1, & x_{s1}(k) > 1 \\ -1, & x_{s1}(k) < -1 \end{cases} \quad (13)$$

$$q_{s2}(k) = I_s(k) = \begin{cases} I_s(k-1) + x_{s2}(k), & -1 \leq I_s(k) \leq 1 \\ 1, & I_s(k) > 1 \\ -1, & I_s(k) < -1 \end{cases} \quad (14)$$

$$q_{s3}(k) = D_s(k) = \begin{cases} x_{s3}(k) - x_{s3}(k-1), & -1 \leq D_s(k) \leq 1 \\ 1, & D_s(k) > 1 \\ -1, & D_s(k) < -1 \end{cases} \quad (15)$$

输出层第 h 个神经元的输入为

$$x'_h(k) = \sum_{s=1}^3 \sum_{i=1}^3 W_{shi} q_{si}(k) \quad (16)$$

输出层第 h 个神经元的输出与输入相等, 为 $u_h(k) = O_h(k) = x'_h(k)$

1.2.2 学习算法

同小波神经网络设计方法相同, 多变量神经网络PID

控制器采用改进的BP神经网络训练方法调整网络结构参数, 并在原有梯度下降法的基础上增加动量项。学习速率和动量系数依然采用自适应调整学习率的方式^[8-9]。学习算法的目的是使准则函数在要求范围之内, 其准则函数为

$$J(k) = \sum_p E_p(k) = \frac{1}{2} \|\mathbf{r}(k) - \hat{\mathbf{y}}(k)\|_2^2 = \frac{1}{2} \sum_p e_p(k) \leq \varepsilon \quad (17)$$

控制器的权系数调整公式如下:

$$\begin{cases} V_{sij}(k+1) = V_{sij}(k) - \eta_s \frac{\partial J}{\partial V_{sij}} + \alpha_m [V_{sij}(k) - V_{sij}(k-1)] \\ W_{shi}(k+1) = W_{shi}(k) - \eta_s \frac{\partial J}{\partial W_{shi}} + \alpha_m [W_{shi}(k) - W_{shi}(k-1)] \end{cases} \quad (18)$$

2 神经网络控制仿真分析

图1中仿真所需要的参数如下:

$$\underline{\underline{I_A}} = \begin{bmatrix} 11\ 000 & 60 & -50 \\ 60 & 11\ 300 & -1\ 100 \\ -50 & -1\ 100 & 3\ 000 \end{bmatrix} \text{ kg}\cdot\text{m}^2 \quad (19)$$

$$\underline{\underline{I_O}} = \begin{bmatrix} 21\ 000 & 7\ 060 & -800 \\ 7\ 060 & 31\ 300 & -40 \\ -800 & -40 & 23\ 000 \end{bmatrix} \text{ kg}\cdot\text{m}^2 \quad (20)$$

$$\underline{\underline{I_B}} = \begin{bmatrix} 10\ 000 & 7\ 000 & -750 \\ 7\ 000 & 20\ 000 & 1\ 060 \\ -750 & 1\ 060 & 20\ 000 \end{bmatrix} \text{ kg}\cdot\text{m}^2 \quad (21)$$

$\underline{\underline{G}}$ 中对角线上均设为 $0.03 \text{ N}\cdot\text{s}/\text{m}$ 。平台质量 $m_s=3\ 000 \text{ kg}$, 天线质量 $m_T=100 \text{ kg}$ 。解耦机构转动中心 OA 的位置为: $x_A=0.7 \text{ m}, y_A=-0.6 \text{ m}, z_A=-1.2 \text{ m}$ 。天线质心 OT 的位置为: $x_T=-1.6 \text{ m}, y_T=0 \text{ m}, z_T=-8 \text{ m}$ 。 η_1 输入 $[2^\circ, 1.5^\circ, -1.2^\circ]^T$, 初始时刻 η 为 $[0^\circ, 0^\circ, 0^\circ]^T$, ω 为 $[0^\circ/\text{s}, 0^\circ/\text{s}, 0^\circ/\text{s}]^T$ 。平动耦合

系数矩阵为

$$B_{\text{tran}} = \begin{bmatrix} -2 & -0.2 & 7 \\ -0.5 & 6 & 0.001 \\ -0.4 & 4 & 0.02 \\ 4 & 0.4 & 7 \\ 0.5 & -7 & 0.02 \\ 5 & 0.5 & -2 \\ 0.1 & -2 & -0.01 \\ -2 & -0.1 & 0.2 \\ -0.04 & 0.6 & 0.004 \\ 0.3 & 0.02 & -0.03 \end{bmatrix}^T \quad (22)$$

卫星本体姿态角仿真结果如图4所示,由于解耦机构的存在几乎完全抑制了挠性天线对卫星平台的影响,姿态稳定性和指向精度均保持了去耦合控制的效果。这充分说明了神经网络控制算法在不依赖于模型参数的情况下能够较好地完成对不确定控制对象的自适应控制,保证了解耦机构的主动阻尼作用。

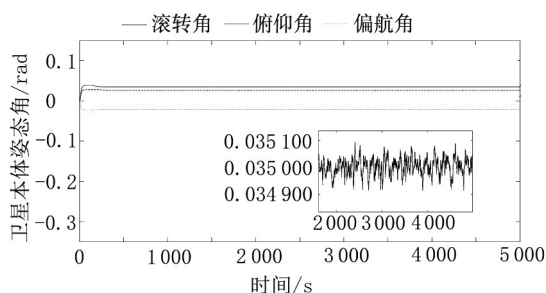


图4 神经网络控制下卫星平台三轴姿态角仿真结果

图5中给出 α 的仿真结果,由于控制器的限幅作用,阶跃响应初始阶段 β 对 η 的跟踪依然具有一定滞后,滞后角度的最大值大约为卫星平台姿态角阶跃指令幅值的90%左右,但是与前序研究相比已经没有反向超调,并且曲线收敛形状与PID控制有所不同,成斜坡形状收敛。这说明此时解耦机构输出控制力矩较均匀,使得挠性天线以匀转速形式回归零位。图6还显示了挠性天线转角的收敛时间和卫星平台姿态角的阶跃幅值是成正比关系的,这一点与PID控制方法相比是不同的。无论卫星平台姿态角的阶跃幅值多大,PID控制算法下挠性天线转角的收敛时间均相同,收敛时间长于采用神经网络控制算法时的收敛时间。由此可以看出,卫星在小角度三轴稳定状态下,神经网络控制具有一定的优势。

图6中给出了小波神经网络辨识器的辨识结果。在初始化之后首先需要有一个辨识过程才能使系统输出的估计值接近实际输出。与图5对比可以看到,当仿真进行到50 s时在线辨识任务基本完成,之后辨识器能够很好地预测出天线的相对转角,从而能够为控制器提供准确的灵

敏度信息进行下一控制周期的学习与训练。

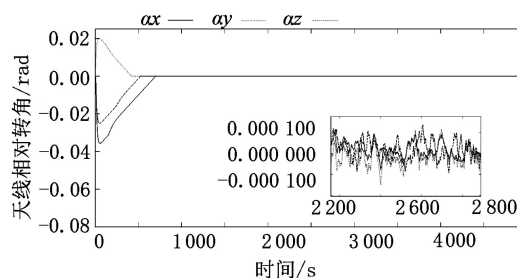


图5 神经网络控制下天线相对转角

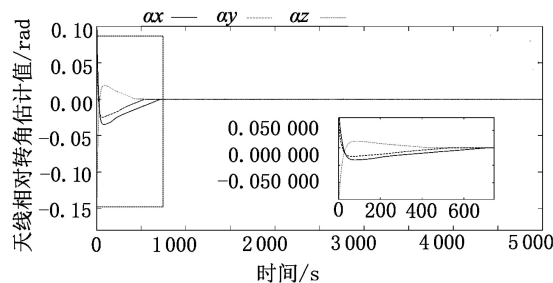


图6 小波神经网络辨识结果

3 结束语

引入小波神经网络并用其构造了系统模型辨识器,有效地提取了姿态角的估计值和相对于控制量的灵敏度。同时将估计值和灵敏度提供给多变量神经网络PID控制器。经过仿真验证证明利用两种神经网络所构成的神经网络控制系统能够实现不依赖于建模参数的自适应控制方式,并且达到了控制指标的要求。未来随着智能控制领域的发展,该算法将会在卫星去耦合控制上有更为广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] 葛升民,王磊,甘克力,等. 星载大型空间天线的一种解耦控制方法[J]. 宇航学报, 2013, 34(1): 46-53.
- [2] 葛升民,王磊,甘克力. 具有大型天线的卫星姿态大角度机动解耦控制[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2013, 45(7): 29-34.
- [3] ZHANG Q, BENVENISTE A. Wavelet networks[J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 1992, 3(6): 889-898.
- [4] KEJU W, XUXIU Z, LINA B. Wavelet neural network control system based on fuzzy PID[J]. Academic Journal of Computing & Information Science, 2021, 4(3): 18-24.
- [5] MEHRNOUSH D, HAMIDREZA J, NASRIN G. Chaotic self-tuning PID controller based on fuzzy wavelet neural network model[J]. Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Electrical Engineering, 2018, 42(3): 357-366.
- [6] 夏国锋,向凤红,立炜. 小波神经网络PID控制在板球系统中的研究[J]. 电光与控制, 2022, 29(9): 84-89.

(下转第32页)