

doi: 10.7690/bgzd.2023.02.008

基于神经网络的控制力矩陀螺自抗扰解耦控制

唐佳豪, 闻新, 王宁, 龙弟之
(南京航空航天大学航天学院, 南京 211106)

摘要: 针对 Model750 控制力矩陀螺 (control moment gyroscope, CMG) 的耦合及扰动问题, 提出一种基于径向基函数 (radial basis function, RBF) 神经网络逆系统和线性扩张状态观测器 (linear extended state observer, LESO) 的控制力矩陀螺复合解耦控制方法。利用神经网络的非线性逼近能力构建逆系统并与原系统串接, 将原系统解耦成 2 个等效的伪线性子系统; 采用线性扩张状态观测器估计等效系统的残余耦合项和扰动项加以补偿, 并与比例微分 (proportion differentiation, PD) 控制器形成闭环以提高系统的动态控制性能。对提出的控制方法与 PID-RBF 逆控制方法进行仿真对比, 结果表明: 该方法可有效实现 Model750 系统的解耦, 具有更好的动态控制性能和鲁棒性。

关键词: 控制力矩陀螺; 逆系统; 解耦控制; 径向基神经网络; 线性扩张状态观测器

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

Active Disturbance Rejection Decoupling Control of Control Moment Gyroscope Based on Neural Network

Tang Jiahao, Wen Xin, Wang Ning, Long Dizhi
(College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: In order to solve the coupling and disturbance problems of Model750 control moment gyroscope (CMG), a compound decoupling control method for CMG based on radial basis function (RBF) neural network inverse system and linear extended state observer (LESO) is proposed. An inverse system is constructed by using the nonlinear approximation capability of the neural network and is connected in series with the original system, so that the original system is decoupled into two equivalent pseudo-linear subsystems; The linear extended state observer (LESO) is used to estimate the residual coupling and disturbance terms of the equivalent system to compensate them, and the closed-loop is formed with the proportion differentiation (PD) controller to improve the dynamic control performance of the system. The proposed control method is compared with the PID-RBF inverse control method by simulation, and the results show that the method can effectively decouple the Model750 system, and has better dynamic control performance and robustness.

Keywords: control moment gyroscope; inverse system; decoupling control; radial basis function neural network; linear extended state observer

0 引言

控制力矩陀螺 (CMG) 具有输出力矩大、响应速度快等特征^[1-2], 常用于航天器姿态控制系统的执行器。目前, 按照 CMG 组成结构划分主要包括 2 类: 1) 单框架 CMG (single gimbal control moment gyroscope, SGCMG); 2) 双框架 CMG (double gimbal control moment gyroscope, DGCMG), DGCMG 结构中的高速转子不仅输出力矩精度高, 同时又能规避 SGCMG 构型奇异问题, 目前 DGCMG 获得了广泛的应用^[3]。

Model750 是 ECP 公司生产的一种研究 CMG 特性的仪器^[4], 可实现 DGCMG 的工作状态。通过对系统建模发现, Model750 在 DGCMG 工作模式下, 主要面临着“耦合”和“扰动”2 个问题, 为此学

者们进行了诸多研究, 如: 文献[5]采用线性二次型调节器 (linear quadratic regulator, LQR) 最优控制方法实现了对系统简化后线性模型的降耦控制; 文献[6]通过设计状态反馈矩阵与前馈传递函数相结合的方法抑制了系统内部耦合力矩的影响。上述文献研究成果是在精确线性化模型下对 Model750 的解耦控制, 没有考虑模型参数不确定性、非线性特点以及扰动等问题。文献[7]设计一种基于滑模控制方法的鲁棒控制器, 提高了系统的抗扰动能力, 但是缺少对系统耦合问题的研究。

逆系统控制理论是一种在系统动态可逆基础上设计非线性控制器的一般理论方法, 该方法依靠被控对象数学模型的精确性^[8]。文献[9-10]提出利用神经网络非线性逼近的特点, 根据系统输入输出变量

收稿日期: 2022-10-27; 修回日期: 2022-11-26

作者简介: 唐佳豪 (1997—), 男, 湖北人, 硕士, 从事控制力矩陀螺的航天器姿态控制、航天器故障诊断研究。E-mail: 605026745@qq.com。

的各阶导数构建逆系统，并将逆系统与原系统串接得到 α 阶积分伪线性系统，解决了非线性建模难、控制难的问题。文献[11]针对系统耦合问题，建立按参考速度切换的分段逆系统，提高了逆系统模型的精度。文献[12]构造一种基于神经网络逆系统的模糊比例积分微分 (proportion integration differentiation, PID) 解耦控制方法，提高了系统的响应速度、稳定性和鲁棒性。

笔者针对 Model750 的耦合和扰动问题，提出一种基于径向基函数 (RBF) 神经网络逆系统和线性扩张状态观测器 (LESO) 的复合控制方法，通过逆系统方法将系统解耦成伪线性子系统；然后利用线性扩张状态观测器，估计其残余耦合项和扰动项，对系统进行补偿，改善了 Model750 的动态控制性能，提升了系统的鲁棒性能。

1 Model750 模型及可逆性分析

1.1 Model750 数学模型

Model750 的坐标系定义如图 1 所示，其中： D 为陀螺高速转子； N_i 为惯性坐标系；正交向量 a_i 、 b_i 、 c_i 和 d_i 的右旋集 ($i=1, 2, 3$) 分别固定在 A, B, C 和 D 中。框架 A 相对于惯性系的转动角速率记为 ω_4 ，其对应转动角度记为 q_4 ；同样，框架 B 相对于框架 A 的转动角速率记为 ω_3 ，对应的转动角度记为 q_3 ；框架 C 相对于框架 B 的转动角速率记为 ω_2 ，对应的转动角度记为 q_2 ；中心转子转速记为 ω_1 ，其对应框架 C 的转角记为 q_1 。

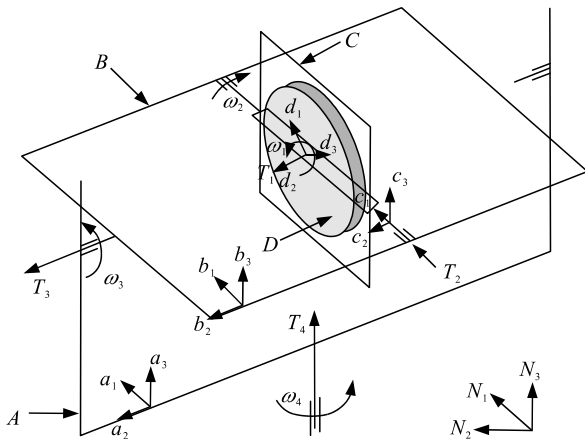


图 1 框架轴坐标定义

以 q_1 、 q_2 、 q_3 和 q_4 为广义坐标，由第二类拉格朗日方程可得：

$$T_i - (d/dt)(\partial E/\partial \dot{q}_i) + \partial E/\partial \dot{q}_i = 0, (i=1, 2, 3, 4). \quad (1)$$

在忽略系统摩擦的条件下，式中： T_1 、 T_2 为 2 个电机产生的输出控制力矩； T_3 、 T_4 为 0。则系统

的动力学模型可化为：

$$\left. \begin{aligned} T_1 + f_1(q_2, q_3; \omega_2, \omega_3, \omega_4; \dot{\omega}_1, \dot{\omega}_3, \dot{\omega}_4) &= 0 \\ T_2 + f_2(q_2, q_3; \omega_1, \omega_3, \omega_4; \dot{\omega}_1, \dot{\omega}_2) &= 0 \\ f_3(q_2, q_3; \omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4; \dot{\omega}_1, \dot{\omega}_3, \dot{\omega}_4) &= 0 \\ f_4(q_2, q_3; \omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4; \dot{\omega}_1, \dot{\omega}_2, \dot{\omega}_3, \dot{\omega}_4) &= 0 \end{aligned} \right\}. \quad (2)$$

式中 $f_i(i=1, 2, 3, 4)$ 的具体表达式参考文献[13]，由于系统的完整形式过于复杂，为方便研究，对系统在工作零点处作简化处理，工作零点定义为：

$$\left. \begin{aligned} q_2 = q_{20} = \pi/9 \\ q_3 = q_{30} = -\pi/9 \\ \omega_1 = \Omega \end{aligned} \right\}. \quad (3)$$

式中： q_{20} 、 q_{30} 为初始时刻的位置； Ω 为设置的转子恒定转速。记 $m_1 = \cos(\pi/9)$ ， $m_2 = \sin(\pi/9)$ ，将式(3)代入式(2)中得：

$$\left. \begin{aligned} T_1 - J_D(\dot{\omega}_3 m_1 - m_1 m_2 \dot{\omega}_4 + m_2 \omega_2 \omega_3 + m_1^2 \omega_2 \omega_4 + m_2^2 \omega_3 \omega_4) &= 0 \\ T_2 - (I_C + I_D)(\dot{\omega}_2 - m_2 \dot{\omega}_4) + J_1(2m_1 m_2^2 \omega_3 \omega_4 - m_1 m_2 \omega_3^2 + m_1^3 m_2 \omega_4^2) + J_D(m_1^2 \Omega \omega_4 + m_2 \Omega \omega_3) + J_2 m_1 \omega_3 \omega_4 &= 0 \\ J_3 \dot{\omega}_3 + J_1(m_2^2 \dot{\omega}_3 - 2m_1 m_2 \omega_2 \omega_3 + 2m_1 m_2^2 \omega_2 \omega_4 - m_1 m_2^3 \omega_4^2 + m_1^2 m_2 \dot{\omega}_4) + J_4 m_1 m_2 \omega_4^2 + J_5 m_1 \omega_2 \omega_4 + J_D(m_2 \Omega \omega_2 - m_2^2 \Omega \omega_4) &= 0 \\ (I_C + I_D + J_1)m_1 \omega_2 \omega_3 + J_1(m_1^2 m_2^2 \dot{\omega}_4 - m_1^2 m_2 \dot{\omega}_3 + m_1 m_2^2 \omega_3^2 - 2m_1^3 m_2 \omega_2 \omega_4 - 2m_1 m_2^3 \omega_3 \omega_4) + (I_C + I_D)m_2 \dot{\omega}_2 + J_4(m_2^2 \dot{\omega}_4 + 2m_1 m_2 \omega_3 \omega_4) - J_6 \dot{\omega}_4 - J_D(m_2^2 \Omega \omega_3 + m_1^2 \Omega \omega_2) &= 0 \end{aligned} \right\}. \quad (4)$$

式中： $J_1 = I_D + K_C - J_C - J_D$ ； $J_2 = I_C + J_C - J_D - K_C$ ； $J_3 = J_B + J_C + J_D$ ； $J_4 = K_B + K_C - I_B - I_C$ ； $J_5 = J_C + J_D + I_C - K_C$ ； $J_6 = K_A + K_B + K_C + I_D$ ； K_A 为框架 A 在 a_3 方向下的惯性矩； I_B 、 J_B 和 K_B 分别为框架 B 在 $b_i(i=1, 2, 3)$ 方向下的惯性矩； I_C 、 J_C 和 K_C 分别为框架 C 在 $c_i(i=1, 2, 3)$ 方向下的惯性矩； I_D 和 J_D 分别为框架 D 在 $d_i(i=1, 2)$ 方向下的惯性矩。

1.2 可逆性分析

系统可逆是逆系统法实现的前提条件，一般情况下采用 Interactor 算法^[14]对系统作可逆性分析，Interactor 算法通过计算输出向量 y 分量的各阶导数，直到其中含有对输入向量 u 的显性表示，然后根据雅可比矩阵的秩和系统阶数来判断系统的可逆性。

令系统的状态变量为 $\mathbf{x}=[q_3 \ q_4 \ \omega_2 \ \omega_3 \ \omega_4]^T$ ， $\mathbf{u}=[T_1 \ T_2]^T$ 为系统的输入向量， $\mathbf{y}=[q_3 \ q_4]^T$ 为系统的输出向量，则系统的状态方程和输出的描述形式为。

$$\left. \begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= f(\mathbf{x}) + \mathbf{g}(\mathbf{x})\mathbf{u} + d \\ \mathbf{y} &= \mathbf{c}\mathbf{x} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中： $f(\mathbf{x})$ 为系统的状态函数； $\mathbf{g}(\mathbf{x})$ 为系统的控制输入矩阵； d 为系统所受到的扰动； \mathbf{c} 为输出矩阵。

对于上述系统的输出向量 \mathbf{y} ，将其扩展为 $\mathbf{y}=[q_3 \ q_4 \ \omega_2]^T$ ，根据式(4)可得：

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial y_1^{(k)}}{\partial U} = \frac{\partial y_2^{(k)}}{\partial U} = 0 \\ \frac{\partial y_1^{(2)}}{\partial U} \neq 0, \frac{\partial y_2^{(2)}}{\partial U} \neq 0, (k=0,1) \\ \frac{\partial y_3^{(0)}}{\partial U} = 0, \frac{\partial y_3^{(1)}}{\partial U} \neq 0 \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

故系统的相对阶集合为 $\alpha=\{q_3, q_4, \omega_2\}=\{2, 2, 1\}$ ，满足 $\sum_{i=1}^3 \alpha_i = 5 = w$ (w 为状态向量个数)；因此，可以判断 Model750 系统可逆，且其逆系统可以表示为：

$$\mathbf{u} = \phi(\mathbf{x}, \dot{\omega}_2, \dot{\omega}_3, \dot{\omega}_4) \quad (7)$$

2 基于 RBF 神经网络的逆系统设计

由于系统数学模型过于复杂，而且存在着模型不确定性等问题，基于数学模型的逆系统解析法求解过于困难。为解决该问题，笔者利用 RBF 神经网络构建逆系统。

2.1 RBF 神经网络结构及工作原理

RBF 神经网络是一种 3 层前馈型神经网络，其网络结构与多层前向网络类似。两者的主要区别在于其使用不同的激活函数，反向传播 (back propagation, BP) 网络中隐含层通常使用 Sigmoid 函数，RBF 网络的隐层激活函数为径向基函数。RBF 网络输入空间到输出空间是非线性的映射关系，而隐含层到输出层的映射是线性的，即表明 RBF 网络是局部逼近的网络；因而其学习速率大大加快，并能有效避免局部最小问题，RBF 神经网络结构如图 2 所示。

图中： $\mathbf{x}=[x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$ 为网络输入； h_j 为隐含层第 j 个神经元的输出，一般选用高斯函数作为激活，即有：

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}-\mathbf{c}_j\|^2}{2b_j^2}\right), (j=1, 2, \dots, n) \quad (8)$$

式中： b_j^2 为第 j 个隐含层节点的宽度； \mathbf{c}_j 为第 j 个隐含层神经元的中心矢量值； $\|\mathbf{x}-\mathbf{c}_j\|$ 为欧式范数，即 \mathbf{x} 与节点中心的距离。记网络的权值为 $\mathbf{w}=[w_1 \ \dots \ w_m]^T$ ，则 RBF 网络的输出为：

$$\mathbf{y} = \sum_{i=1}^m w_m h_m \quad (9)$$

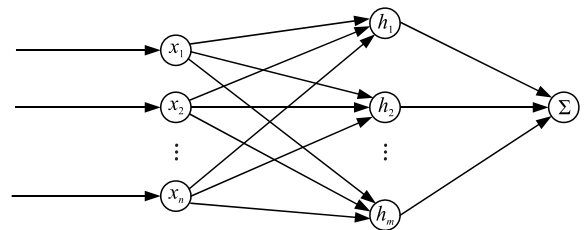


图 2 RBF 神经网络结构

2.2 逆系统的构建

由上述分析可知，可以采用 RBF 神经网络逼近逆系统的非线性映射关系，并通过引入积分器来表征其动态特性从而构建完整的逆系统。由于 Model750 存在非线性耦合以及多输入多输出变量的特性，为充分激励出系统内部各状态的耦合关系，且考虑到系统实际工作状态的输入区间，通过设计简单的 PID 控制器使系统闭环基本稳定，调节给定量使激励信号与输出量尽可能覆盖整个工作区间。设置采样时间为 1 ms，得到 20 000 组输入输出数据，并用数值微分法求出输出量的各阶导数，最终得到输入样本集 $\{q_3, q_4, \omega_2, \omega_3, \omega_4, \dot{\omega}_2, \dot{\omega}_3, \dot{\omega}_4\}$ ，输出样本集 $\{T_1, T_2\}$ 。取数据集的 20% 为测试集，同时为提高训练精度，需要对样本集进行归一化处理；然后对 RBF 神经网络进行离线训练，通过不断调整网络参数使得网络逼近误差达到所要求的精度。

将训练好的神经网络逆系统与原系统串联，使得解耦后系统等效为 2 个通道的伪线性子系统，逆系统解耦结构如图 3 所示。

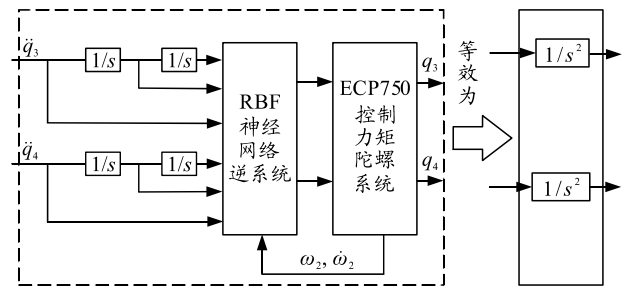


图 3 逆系统解耦结构

3 基于 LESO 的闭环控制器设计

3.1 闭环控制器设计

由图 3 中可以看出, 经过神经网络逆系统与原系统串接, 原系统可以等效为 2 个伪线性子系统。而在实际情况下, 神经网络存在逼近误差, 并且考虑到建模误差、外部扰动等影响; 因此, 解耦后的等效子系统与图 3 中描述存在差异, 即实际等效系统应为:

$$\left. \begin{aligned} \dot{q}_3 &= \omega_3 \\ \dot{\omega}_3 &= \varphi_1 + \Delta d_1 \end{aligned} \right\}; \left. \begin{aligned} \dot{q}_4 &= \omega_4 \\ \dot{\omega}_4 &= \varphi_2 + \Delta d_2 \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

式中: φ_1, φ_2 为 2 个通道的虚拟控制量; $\Delta d_1, \Delta d_2$ 为逼近误差项与扰动项之和。为消除 Δ 项的影响, 在控制回路中引入非线性扩张状态观测器将 Δ 项看作扩张状态加以估计, 并将 Δ 估计项补偿到虚拟控制量 φ 中, 以达到消去逼近误差和扰动的目的。

对于式(10)中的 2 个通道的状态方程都可以描述为:

$$\left. \begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= \varphi + \Delta \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

将其中的 Δ 项扩张为新的状态变量 x_3 , 记 $\dot{x}_3 = h$, 式(11)可以扩张为如下形式^[15]:

$$\left. \begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= \varphi + x_3 \\ \dot{x}_3 &= h \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

则对式(12)所建立的三阶 LESO 为:

$$\left. \begin{aligned} \dot{\tilde{x}}_1 &= \tilde{x}_2 + \beta_1(y - \tilde{y}) \\ \dot{\tilde{x}}_2 &= \tilde{x}_3 + \varphi + \beta_2(y - \tilde{y}) \\ \dot{\tilde{x}}_3 &= \beta_3(y - \tilde{y}) \\ \tilde{y} &= \tilde{x}_1 \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

式中: $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 为线性扩张状态观测器的增益参数; \tilde{x}_i ($i=1, 2, 3$) 分别为角位移、角速度和扰动力矩的估计值; y 为 x_1 的实际值。

为提高解耦后系统的动态控制性能, 将设计的非线性状态观测器与比例微分 (PD) 控制器复合构成闭环, 并采用如图 4 所示的结构连接到回路中, 其中 q_3^*, q_4^* 为系统的期望输出。

3.2 收敛性分析

定义 LESO 观测误差为 $e = x - \tilde{x}$, 即有:

$$\dot{e} = \dot{x} - \dot{\tilde{x}} \quad (14)$$

将式(12)和(13)代入式(14)中可得:

$$\left. \begin{aligned} \dot{e} &= Ke + Lh \\ K &= \begin{bmatrix} -\beta_1 & 1 & 0 \\ -\beta_2 & 0 & 1 \\ -\beta_3 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\ L &= [0 \ 0 \ 1]^T \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

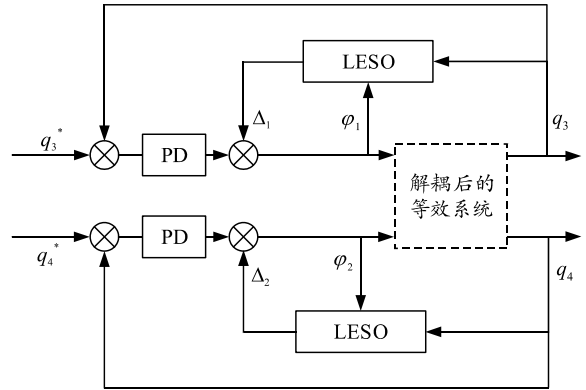


图 4 系统控制结构

由上可得矩阵 K 的特征方程为:

$$f = \lambda^3 + \beta_1 \lambda^2 + \beta_2 \lambda + \beta_3 \quad (16)$$

要使估计误差收敛, 即满足特征根均小于 0, 令 $f = (\lambda + \omega_0)^3$, 即:

$$\left. \begin{aligned} \beta_1 &= 3\omega_0 \\ \beta_2 &= 3\omega_0^2 \\ \beta_3 &= \omega_0^3 \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

此时对应的估计误差特征多项式满足 Hurwitz 稳定条件^[16], 至此带宽 ω_0 成为 LESO 的唯一调节参数。

4 仿真分析

为验证笔者提出的控制方法的有效性, 以 Model750 控制力矩陀螺系统为研究对象, 将该控制方法与 PID 神经网络逆控制方法做对比, 并在 Matlab/Simulink 环境下进行仿真验证。Model750 系统参数如表 1 所示。Model750 的初始状态为 $q_{20}=20^\circ, q_{30}=-20^\circ, \Omega \approx 41.88 \text{ rad/s}$, 为方便曲线分析, 对系统在初始状态作参量零化处理。

表 1 model750 系统参数

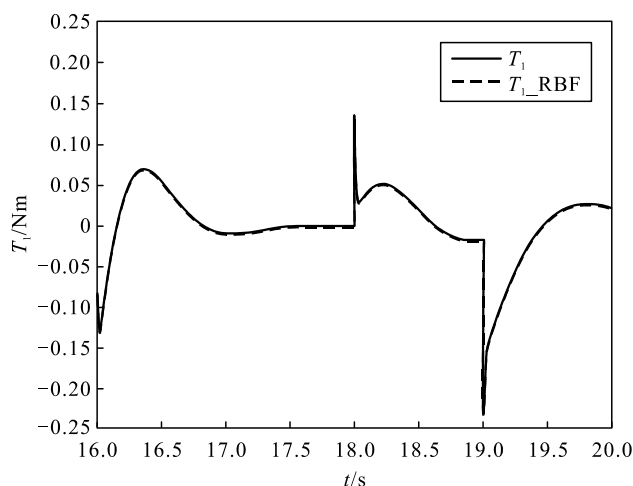
惯性矩 (A, B, C, D 轴)	数值/(kg·m ²)	惯性矩 (A, B, C, D 轴)	数值/(kg·m ²)
K_A	0.069 3	J_C	0.028 1
I_B	0.011 9	K_C	0.018 8
J_B	0.017 8	I_D	0.014 8
K_B	0.029 7	J_D	0.027 3
I_C	0.012 4		

仿真中, 选取 q_3 通道的线性扩张状态观测器增益为 $\omega_{30}=20, \beta_{31}=60, \beta_{32}=1\ 200, \beta_{33}=8\ 000$; PD 控

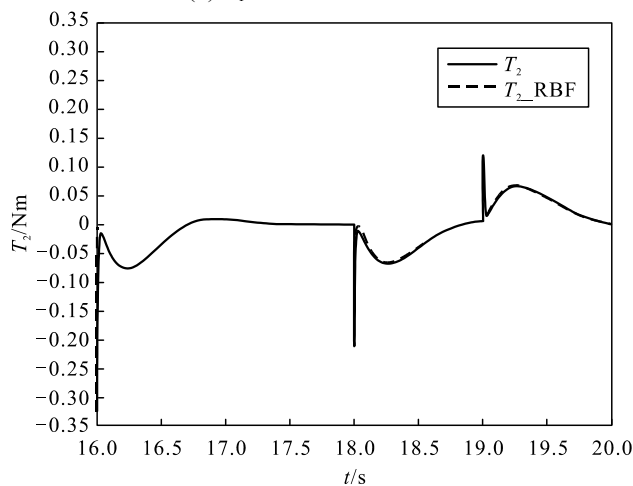
制器参数为 $K_{p_3}=20$, $K_{d_3}=10$; 对比的 PID 控制器参数为 $K_{p_3}=20$, $K_{d_3}=10$, $K_{i_3}=10$; q_4 通道的线性扩张状态观测器增益为 $\omega_{40}=10$, $\beta_{41}=30$, $\beta_{42}=300$, $\beta_{43}=1\ 000$; PD 控制器参数为 $K_{p_4}=3$, $K_{d_4}=1.95$; 对比的 PID 控制器参数为 $K_{p_4}=3$, $K_{d_4}=1.95$, $K_{i_4}=2$ 。

4.1 神经网络训练

设置网络训练目标误差函数为 0.001, 经过 400 次训练达到精度要求, 测试结果如图 5 所示。



(a) T_1 的逆辨识测试结果



(b) T_2 的逆辨识测试结果

图 5 神经网络逆辨识性能

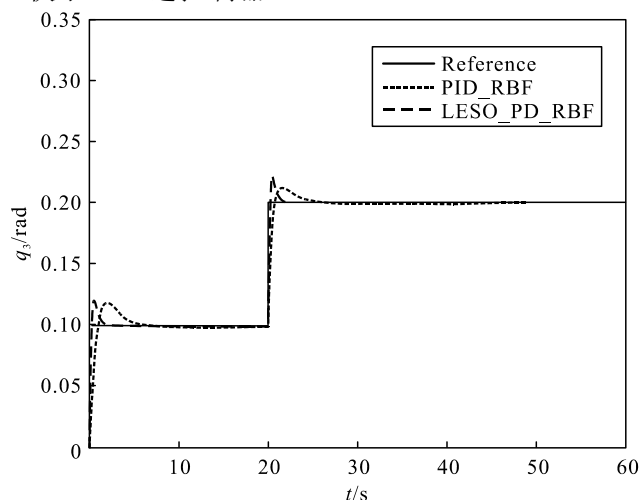
图中, 实线为系统实际输入量的变化曲线, 虚线为 RBF 神经网络逆系统辨识量的变化曲线。从图中可以看出, 逆系统的辨识曲线与实际曲线基本重合, 即表示构造的神经网络逆系统对 Model750 系统具有很好的逆辨识性能。

4.2 无扰动下解耦控制仿真

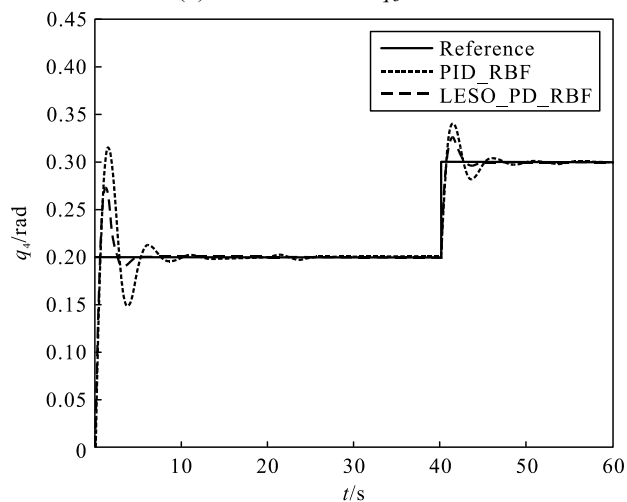
为体现出控制器的解耦性能, 设置 q_3 , q_4 的期望输出为阶跃响应, 其中 q_3 的期望响应在 20 s 处发

生阶跃, q_4 的期望响应阶跃时间为 40 s。图 6 为无扰动情况下, q_3 , q_4 2 通道在期望信号下的输出响应。从图 6 中可以看出, PID 逆控制器和 LESO-PD 逆控制器都对陀螺系统有很好的解耦性能。

从调节时间上看, 通道 q_3 中, PID 逆控制器响应时间为 7.0、26.0 s, LESO-PD 逆控制器响应时间为 3.2、22.7 s; 通道 q_4 中, PID 逆控制器响应时间为 10、49.8 s, LESO-PD 逆控制器响应时间为 4.9、45.0 s, 可以看出 LESO-PD 逆控制器的响应速度明显快于 PID 逆控制器。



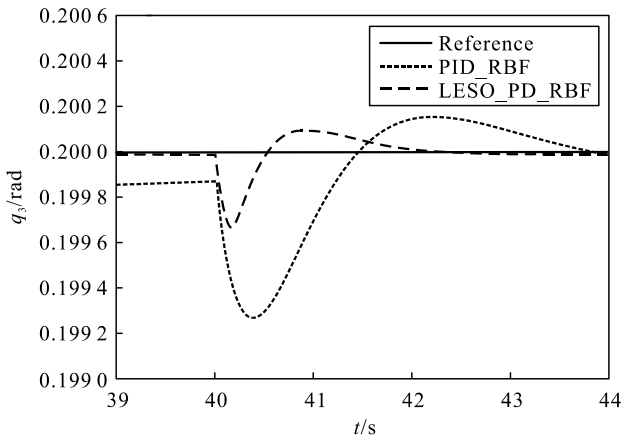
(a) 无外部扰动下 q_3 输出



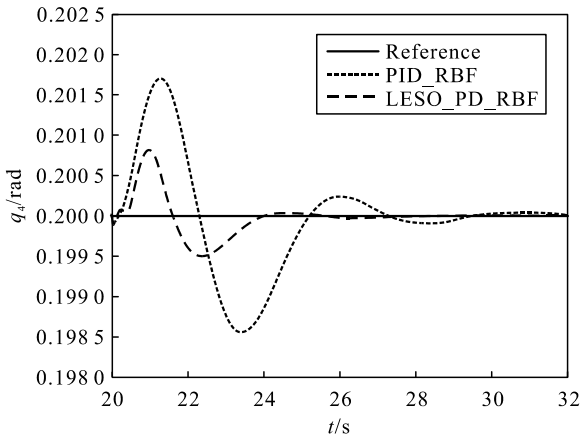
(b) 无外部扰动下 q_4 输出

图 6 无外部扰动下的输出

为进一步分析 2 种控制方法的解耦控制性能, 对图 6(a)中的 40 s 处和图 6(b)中的 20 s 处进行放大处理, 结果如图 7 所示。从控制精度上来看, 采用 PID 逆控制方法的稳态误差明显高于 LESO-PD 逆控制方法, 并且从图 7(a)和(b)中都可以看出 LESO-PD 逆控制方法的调节时间更短, 即表明 LESO-PD 逆控制器具有更好的动态控制性能。



(a) 无外部扰动下 q_3 输出局部放大



(b) 无外部扰动下 q_4 输出局部放大

图 7 无外部扰动下的输出局部放大

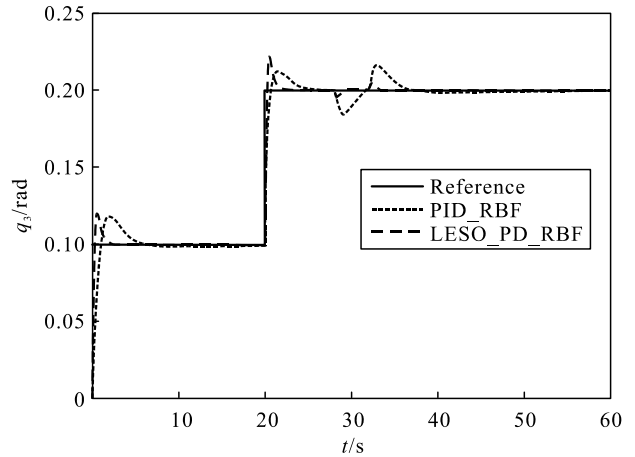
从耦合影响上来看, q_3 通道中, PID 逆控制的耦合波动峰值为 0.000 8 rad, LESO-PD 逆控制的耦合波动峰值为 0.000 3 rad; q_4 通道中, PID 逆控制的耦合波动峰值为 0.001 7 rad, LESO-PD 逆控制的耦合波动峰值为 0.000 7 rad; 即表明采用 LESO-PD 逆控制方法能有效地对 RBF 逆系统的逼近误差项进行补偿, 提高控制器的解耦性能。

4.3 有扰动下解耦控制仿真

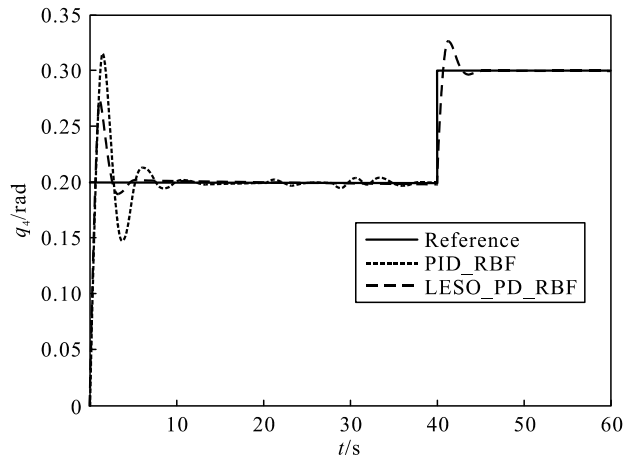
在 28~32 s 时对系统在输入转矩 T_1 上加入一段 0.01 Nm 的外部扰。图 8 为 T_1 加入外部扰动的系统输出曲线。从图 8(b)中可以看出: 施加在 T_1 上的外部扰动在 LESO-PD 逆控制器作用下对另一通道基本没有影响, 而在 PID 逆控制器作用下仅有微幅的跳动, 即表明 2 种控制器都可以很好地抑制 q_3 对 q_3 的耦合影响。

对比 2 通道的输出响应, 从图 8(a)可以看出 PID 逆控制方法受外部扰动影响较大, 而 LESO-PD 逆控制器则对外部扰动有明显的抑制作用, 表明 LESO-PD 逆控制方法具有很好的鲁棒性。

在 28~32 s 时, 对系统在输入转矩 T_2 上加入一段 0.01 Nm 的外部扰动力矩, 图 9 为 T_2 加入外部扰动的系统输出曲线。从图 9(a)中可以看出, 施加在 T_2 上的外部扰动在 LESO-PD 逆控制器作用下对另一通道基本没有影响, 而在 PID 逆控制器作用下有明显的波动。从图 9(b)中可以看出 LESO-PD 逆控制器的扰动抑制能力明显要优于 PID 逆控制器。

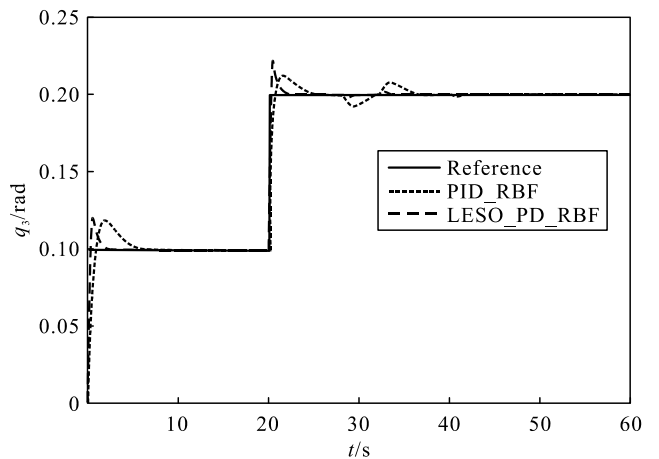


(a) T_1 外部扰动下 q_3 输出响应

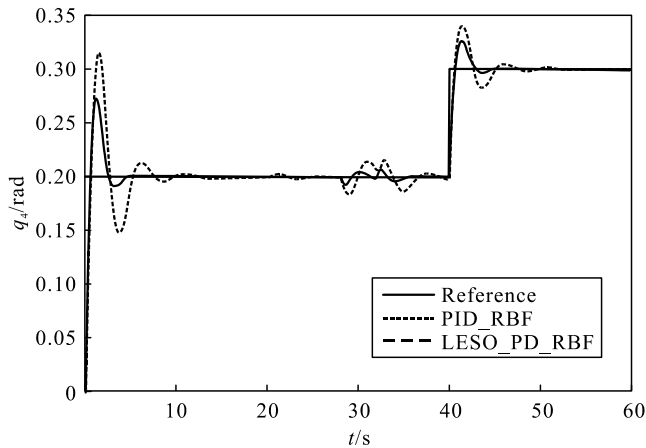


(b) T_1 外部扰动下 q_4 输出响应

图 8 T_1 外部扰动下输出响应



(a) T_2 外部扰动下 q_3 输出响应

(b) T_2 外部扰动下 q_4 输出响应图9 T_2 外部扰动下 2 通道输出响应

5 结论

针对 Model750CMG 的非线性、耦合和扰动等问题, 笔者提出一种基于 RBF 神经网络逆系统和 LESO 的控制力矩陀螺复合解耦控制方法。利用 RBF 神经网络构建逆系统与原系统串接, 实现对系统的解耦, 并考虑到神经网络的逼近误差和扰动等因素, 采用 LESO 实现对误差项与外部扰动项的估计和抑制, 使系统具有一定的鲁棒性。通过仿真实例证明了该方法的可行性和有效性。

参考文献:

- [1] 吴敬玉, 陈秀梅, 钟超, 等. 基于三自由度气浮台卫星姿态控制系统仿真[J]. 兵工自动化, 2018, 37(7): 51-55.
- [2] 舒适, 房建成, 张伟, 等. 基于 MSCMG 大型遥感卫星高精度姿态控制方法[J]. 中国惯性技术学报, 2017, 25(4): 421-431.
- [3] 宁欣, 韩邦成, 房建成. 基于干扰观测器的双框架变速率控制力矩陀螺解耦控制[J]. 机械工程学报, 2017, 53(10): 52-59.
- [4] ABBAS H S, AHSAN A, HERBERT W, et al. LPV state-feedback control of a control moment gyroscope[J]. Control Engineering Practice, 2014, 24: 129-137.
- [5] 钱玉恒, 王佳伟, 杨亚非. 控制力矩陀螺 MIMO 解耦控

- 制实验[J]. 实验室研究与探索, 2018, 37(7): 36-40, 44.
- [6] ANGELICO B A, BARBOSA F D S, TORIUMI F Y. State Feedback Decoupling Control of a Control Moment Gyroscope[J]. Control Automation Electrical Systems, 2017, 28: 26-35.
- [7] TORIUMI F Y, ANGÉLICO B A. Robust Nonlinear Control Applied to a Control Moment Gyroscope with SISO Configuration[J]. IFAC PapersOnLine, 2018, 51(25): 152-157.
- [8] ZHANG R Y, GONG C F, SHI P C, et al. Research on chaos control of permanent magnet synchronous motor based on the synthetical sliding mode control of inverse system decoupling[J]. Journal of Vibration and Control, 2021, 27(9-10): 1009-1019.
- [9] DAI X Z, ZHANG X H, LIU G H, et al. Decoupling control of induction motor based on neural networks inverse[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(1): 112-117.
- [10] 戴先中, 张凯锋. 电力系统神经网络逆控制中的闭环控制器设计[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2004(1): 117-121.
- [11] ZENG L, YANG J, TAN J P. Internal model control of valve-controlled asymmetric cylinder system based on sectional neural network inverse system[J]. The Journal of Engineering, 2020(5): 168-174.
- [12] BU W S, ZHANG F, HE F Z, et al. Neural network inverse system decoupling fuzzy self-tuning proportional-derivative control strategy of a bearingless induction motor[J]. Journal of Systems and Control Engineering, 2021, 235(7): 1113-1124.
- [13] PARKS T R. Manual For Model 750: Control Moment Gyroscope[M]. Bell Canyon: Addison-Wesley Publishing, 1999: 28-33.
- [14] ZHANG H, ZHAO W Z. Decoupling control of steering and driving system for in-wheel-motor-drive electric vehicle[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 101: 389-404.
- [15] ZHAO Z L, GUO B Z. A Novel Extended State Observer for Output Tracking of MIMO Systems With Mismatched Uncertainty[J]. Journal of Technology & Science, 2018, 63(1): 211-218.
- [16] 邵星灵, 王宏伦. 线性扩张状态观测器及其高阶形式的性能分析[J]. 控制与决策, 2015, 30(5): 815-822.