

控制与决策

Control and Decision

基于神经网络的机电伺服系统非线性控制

梁相龙, 姚建勇

引用本文:

梁相龙, 姚建勇. 基于神经网络的机电伺服系统非线性控制[J]. *控制与决策*, 2023, 38(4): 1008–1014.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1630>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

不确定受扰电液伺服系统智能自学习PID控制

Intelligent self-learning PID control of electro-hydraulic servo system with uncertain disturbances

控制与决策. 2023, 38(3): 654–660 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1001>

非线性严格反馈系统自适应非反步输出反馈控制

Adaptive non-backstepping output-feedback control of nonlinear strict-feedback systems

控制与决策. 2022, 37(9): 2425–2432 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0262>

基于变速趋近律的机电伺服系统自适应滑模控制

Adaptive sliding mode control of electromechanical servo system based on variable rate reaching law

控制与决策. 2022, 37(4): 1067–1073 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1166>

基于神经网络的电力系统暂态稳定分布式自适应控制

Neural network-based distributed adaptive control for power system transient stability

控制与决策. 2021, 36(6): 1407–1414 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1168>

基于强化学习的小型无人直升机有限时间收敛控制设计

Finite time control based on reinforcement learning for a small-size unmanned helicopter

控制与决策. 2020, 35(11): 2646–2652 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0328>

基于神经网络的机电伺服系统非线性控制

梁相龙, 姚建勇[†]

(南京理工大学 机械工程学院, 南京 210094)

摘要: 针对机电伺服系统精确动力学模型难以获取以及系统状态信息的测量易受噪声影响的问题, 设计一种基于指令滤波与神经网络相结合的非线性反步控制算法, 该算法能够有效地补偿未建模动态和外部扰动对机电伺服系统的影响. 首先, 引入指令滤波器来获取已知信号的微分估计并处理噪声; 其次, 利用神经网络估计未知的系统动态, 包括未建模的摩擦和外部干扰; 然后, 神经网络权值的更新律通过梯度下降算法在线实现, 没有离线学习阶段; 最后, 利用李雅普诺夫函数分析方法证明闭环系统的稳定性. 为验证所提出算法的有效性, 在机电伺服实验平台上进行大量对比实验, 实验结果表明, 所提出的算法具有良好的控制效果, 对系统不确定性和外部干扰具有良好的鲁棒性.

关键词: 机电伺服系统; 未建模动态; 指令滤波; 神经网络; 梯度下降; 反步控制

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.1630

引用格式: 梁相龙, 姚建勇. 基于神经网络的机电伺服系统非线性控制[J]. 控制与决策, 2023, 38(4): 1008-1014.

Nonlinear control of mechatronic servo system based on neural network

LIANG Xiang-long, YAO Jian-yong[†]

(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: In order to deal with the problem that the system dynamics of mechatronic servo systems are difficult to be described with precise models, and the measurement of state information is also effected by noise, a nonlinear backstepping control approach based on command filters and neural networks is proposed. The approach can effectively compensate the influence of unmodeled dynamics and external disturbances on the mechatronic servo system. In this approach, a command filter is introduced to acquire the differential estimation of known signals and cope with the noise. And then a neural network is applied to approximate the unknown system dynamics, including the unmodeled friction and the external disturbance. The update law of neural network weights is implemented online by using the gradient descend algorithm, without an off-line learning phase. Finally, the closed-loop system stability is rigorously proven by using the Lyapunov-based method. To verify the effectiveness of the proposed algorithm, extensive comparative experiments are implemented in the mechatronic servo experimental platform. The experimental results show that the proposed controller achieves satisfactory performance and the closed-loop system obtains satisfactory robustness with respect to system uncertainties and external disturbances.

Keywords: mechatronic servo system; unmodeled dynamics; command filter; neural network; gradient descend; backstepping control

0 引言

机电伺服系统因其响应快速、起动转矩大等优势, 在军用、民用领域均有广泛应用. 近年来, 随着工业发展的需求, 机电伺服系统的高精度运动控制逐渐成为各种工业产品中必不可少的任务^[1-4]. 然而, 机电伺服系统的控制性能受各种不确定性和噪声的影响, 难以对其进行精确的动力学建模, 因此, 开发对系统

动力学依赖程度低、鲁棒性高的控制器尤为重要.

目前, 针对机电伺服系统的控制方法主要包括线性控制、非线性控制和智能控制等. 文献[5]基于简化的机电伺服系统线性模型开展了控制器的设计, 通过实验验证了控制器的有效性. 然而, 线性控制方法只能在平衡点附近使系统稳定, 且其处理系统不确定性和干扰的能力有限, 限制了其实际应用范围. 为了

收稿日期: 2021-09-18; 录用日期: 2022-01-11.

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFB2011300); 国家自然科学基金项目(52075262); 江苏省研究生科研与实践创新计划项目(KYCX_220474).

[†]通讯作者. E-mail: jerryao.buaa@gmail.com.

克服传统线性控制方法的不足,许多学者采用非线性控制方法实现机电伺服系统的高精度控制. 文献[6-7]针对系统中存在的参数不确定性,基于反步思想,利用自适应方法对系统未知参数进行在线估计,实现了机电伺服系统的跟踪控制;文献[8-9]针对系统中存在的未知干扰,设计干扰观测器以实现干扰在线估计和补偿,显著改善了机电伺服系统的跟踪性能. 但是,非线性控制器的设计严重依赖于系统的动力学模型. 鉴于机电伺服系统动力学模型的复杂性,以及其在运行过程中容易受到外界干扰的影响,一般难以获得较为精确的动力学模型. 为了解决上述问题,文献[10-11]采用时延估计控制策略来估计未知的系统动力学,然而,由于控制器中使用反馈信号的高阶导数,系统的噪声将会被放大,进而恶化系统的控制性能;文献[12-13]利用神经网络的逼近性能设计基于神经网络的控制器,得到了广泛的应用. 但是,神经网络的权值更新律是基于 δ 修正设计的,因此,神经网络的权值总是收敛到零邻域,进而影响了神经网络的近似性能. 此外,在实际应用中,速度信号通常通过低通滤波器从位置信号中获得^[6,14],这将不可避免地在控制器的理论设计和分析阶段引入额外的滤波动态. 因此,本文假设速度信息是由带有噪声的位置信号间接得到.

综合已有的研究成果,为了弥补上述研究工作的不足,本文针对机电伺服系统精确动力学模型难以获取以及系统状态信息的测量易受噪声影响的问题,提出一种基于指令滤波和神经网络的反步控制方法,该方法能够有效地补偿未建模动态和外部扰动对机电伺服系统的影响. 本文的贡献在于: 1) 考虑系统速度信号易受测量噪声的影响,构建指令滤波处理测量噪声,提高控制器的鲁棒性; 2) 设计基于神经网络的系统动态补偿方法,从而降低控制器对模型的依赖程度,减少未建模动态和模型不确定参数对控制性能的影响; 3) 不同于传统的基于 δ 修正的神经网络权值更新律,采用梯度下降法实现神经网络权值在线调节,可以减少设计参数的数量,确保权值的收敛性.

1 机电伺服系统动力学模型

本文所考虑的机电伺服系统如图1所示,惯性负载由电机直接驱动. 考虑到电磁时间常数比机械时间常数小得多,且电流环速度远大于速度环和位置环的响应速度,故电流动态可以忽略不计. 因此,惯性负载的动力学可用以下状态空间形式^[14]来描述:

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 + n, \\ \dot{x}_2 &= k_t u + f(x_1, x_2) + d. \end{aligned} \quad (1)$$

其中: x_1 和 x_2 分别为负载的角位移和角速度, n 为测量噪声, k_t 为控制系数, f 为未知的非线性动态, d 为未知的外部干扰. 值得注意的是,本文所设计的控制器仅依赖于已知的控制系数 k_t 、可测量的角位移 x_1 和角速度 x_2 .

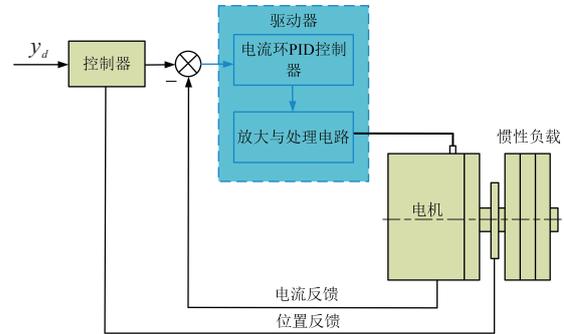


图1 机电伺服系统结构示意图

注1 在实际应用中,速度信号 x_2 通常由位置信号通过低通滤波器得到^[6,14]. 因此,测量噪声 n 明显存在于被控系统(1)中,且它的变化依赖于所使用的滤波器.

本文的控制目标是设计控制输入 u ,使惯性负载 x_1 跟踪期望轨迹 y_d ,并确保系统信号有界. 为了方便控制器的设计,本文给出如下假设和引理.

假设1 期望的参考轨迹 y_d 及其一阶导数存在且有界;

假设2 测量噪声 n 和未知干扰 d 均有界.

引理1 神经网络的通用逼近性质表明,连续函数 $\phi: S \rightarrow R(S$ 为紧集)可以近似为

$$\phi(X) = W_2^T \varphi(W_1^T X) + \varepsilon(X). \quad (2)$$

其中: W_1 、 W_2 为理想的权重, φ 为非线性激活函数, ε 为函数重构误差.

文献[15]指出,如果初始权值 W_1 是随机选取的,且隐藏层神经元的数量足够大,则神经网络的重构误差可以任意小. 因此,在后续的分析中,只设计输出层权值 W_2 的更新律.

引理2 定义如下指令滤波器^[16]:

$$\dot{\hat{e}}(t) = -\omega_e(\hat{e}(t) - e(t)). \quad (3)$$

其中: ω_e 为正常数, $\hat{e}(t)$ 为指令滤波器的状态, $e(t)$ 为滤波器的输入, $\dot{\hat{e}}(t)$ 为滤波器的输出. 滤波器初始值状态 $\hat{e}(0) = e(0)$. 若 $e(t)$ 是连续的, $e(t), \dot{e}(t) \in \Omega(\Omega$ 为紧集),且初始值 $e(0), \dot{e}(0), \hat{e}(0)$ 是有界的,则 $\dot{e} - \dot{\hat{e}}$ 是有界的.

证明 定义 $\epsilon = \hat{e} - e, \zeta = \dot{\hat{e}} - \dot{e}$,则

$$\dot{\epsilon} = -\omega_e \epsilon - \dot{e}. \quad (4)$$

由于 $\epsilon(0) = \hat{e}(0) - e(0) = 0$,根据文献[16]可得

$$|\epsilon(t)| = \left| \int_0^t \dot{\epsilon}(\tau) \exp(-w_e(t-\tau)) d\tau \right| \leq \frac{\gamma}{w_e}, \quad (5)$$

其中 $\gamma = \max_{\dot{\epsilon} \in \Omega} |\dot{\epsilon}|$. 又 $|\dot{\epsilon}| = |-\omega_e \epsilon| \leq \gamma$, 故

$$|\zeta| = |\dot{\hat{e}} - \dot{e}| \leq |\dot{\hat{e}}| + |\dot{e}| = 2\gamma = \zeta_m. \quad (6)$$

引理得证. \square

2 控制器设计及稳定性分析

2.1 控制器设计

针对本文考虑的机电伺服系统, 设计一个基于指令滤波和神经网络的非线性反步控制器. 该方法利用指令滤波获得已知信号的微分估计和处理系统测量噪声 n , 利用神经网络在线估计未知的系统动态. 反步控制器方案设计如下.

step 1: 设计虚拟控制函数 α_1 .

定义 x_1, x_2 与 α_0, α_1 之间的差为如下形式:

$$e_1 = x_1 - \alpha_0, \quad e_2 = x_2 - \alpha_1. \quad (7)$$

其中: $\alpha_0 = y_d, \alpha_1$ 为虚拟控制函数.

对误差 e_1 求导, 可得

$$\dot{e}_1 = \dot{x}_1 + n - \dot{\alpha}_0. \quad (8)$$

如果 \dot{e}_1 是已知和可用的, 则

$$n - \dot{\alpha}_0 = \dot{e}_1 - x_2. \quad (9)$$

由式(9)可知, 非线性动态 $n - \dot{\alpha}_0$ 可由 \dot{e}_1 和已知状态 x_2 获得. 但是, 由于测量噪声 n 未知, 无法得到 \dot{e}_1 的解析表达式. 因此, 基于文献[17]和前文提到的指令滤波器(3)构造 \hat{e}_1 如下:

$$\dot{\hat{e}}_1 = \dot{e}_1 + \zeta_1 = -\omega_{e_1}(\hat{e}_1 - e_1) + \zeta_1. \quad (10)$$

其中: ω_{e_1} 为大于0的常数, \hat{e}_1 为指令滤波器的状态, e_1 为滤波器的输入, $\dot{\hat{e}}_1$ 为滤波器的输出. 近似误差 $\zeta_1 = \dot{e}_1 - \dot{\hat{e}}_1$ 是有界的且满足 $|\zeta_1| \leq \zeta_{1m}$.

未知的非线性动态 $n - \dot{\alpha}_0$ 可近似为

$$n - \dot{\alpha}_0 = \dot{\hat{e}}_1 - x_2 + \zeta_1. \quad (11)$$

为镇定 e_1 , 定义 e_1 的李雅普诺夫函数为

$$V_1 = \frac{1}{2} e_1^2. \quad (12)$$

对其求导, 可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= e_1(n - \dot{\alpha}_0 + \alpha_1 + e_2) - \\ &e_1(\dot{\hat{e}}_1 - x_2 + \zeta_1 + \alpha_1 + e_2). \end{aligned} \quad (13)$$

因此, 虚拟控制函数 α_1 可设计为

$$\alpha_1 = x_2 - \dot{\hat{e}}_1 - k_1 e_1, \quad (14)$$

其中 $k_1 > 0$ 为控制增益.

将式(14)代入(13)并整理, 可得

$$\dot{V}_1 = -k_1 e_1^2 + e_1 \zeta_1 + e_1 e_2. \quad (15)$$

step 2: 设计实际控制输入 u .

对误差 e_2 求导, 可得

$$\dot{e}_2 = k_t u + f + d - \dot{\alpha}_1. \quad (16)$$

因此, 未知的非线性动态 $f + d - \dot{\alpha}_1$ 可以表示为

$$f + d - \dot{\alpha}_1 = -k_t u + \dot{e}_2. \quad (17)$$

基于指令滤波器(3)构造 \dot{e}_2 如下:

$$\dot{e}_2 = \dot{\hat{e}}_2 + \zeta_2 = -\omega_{e_2}(\hat{e}_2 - e_2) + \zeta_2, \quad (18)$$

其中近似误差 ζ_2 是有界的且满足 $|\zeta_2| \leq \zeta_{2m}$. 所以 $f + d - \dot{\alpha}_1$ 可近似为

$$f + d - \dot{\alpha}_1 = \dot{\hat{e}}_2 - k_t u + \zeta_2. \quad (19)$$

定义李雅普诺夫函数 V_2 为

$$V_2 = \frac{1}{2} e_2^2. \quad (20)$$

对其求导, 可得

$$\dot{V}_2 = e_2(k_t u + f + d - \dot{\alpha}_1). \quad (21)$$

注2 不同于 step 1, 因为控制输入 u 未知, 所以未知的非线性 $f + d - \dot{\alpha}_1$ 不能由 $\dot{\hat{e}}_2 - k_t u$ 近似. 此外, 如果将式(19)代入(21), 则控制输入 u 将会被对消. 因此, 指令滤波不能被用于控制输入 u 的设计.

为了解决上述问题, 设计神经网络来估计系统的未知非线性动态. 控制输入 u 可设计为

$$u = -(\hat{W}_2^T \varphi(W_1^T X) + e_1 + k_2 e_2) / k_t. \quad (22)$$

其中: 神经网络输入向量 $X = [y_d, \dot{y}_d, x_1, x_2]^T$, $W_1 \in \mathbf{R}^{4 \times H}$ 和 $\hat{W}_2 \in \mathbf{R}^H$ 分别为输入层到隐藏层以及隐藏层到输出层的权值, H 为隐藏层节点的数目, $\varphi(\cdot)$ 为有界的激活函数, $k_2 > 0$ 为控制增益.

将式(21)代入(16)并整理, 可得

$$\dot{e}_2 = -k_2 e_2 - e_1 + \tilde{W}_2^T \varphi + \varepsilon, \quad (23)$$

其中 $\tilde{W}_2 = W_2^* - \hat{W}_2$. 因此, V_2 关于时间的导数可进一步表示为

$$\dot{V}_2 = -k_2 e_2^2 - e_1 e_2 + e_2 \tilde{W}_2^T \varphi + e_2 \varepsilon. \quad (24)$$

step 3: 设计权值 W_2 的更新律.

定义误差

$$\begin{aligned} E &= f + d - \dot{\alpha}_1 - \hat{W}_2^T \varphi - \zeta_2 = \\ &\tilde{W}_2^T \varphi + \varepsilon - \zeta_2 = \\ &\dot{\hat{e}}_2 + e_1 + k_2 e_2. \end{aligned} \quad (25)$$

通过最小化如下目标函数可以得到权值参数 W_2 的更新律:

$$J = \frac{1}{2} E^2. \quad (26)$$

因此, 基于梯度下降法, 可得更新律为

$$\dot{W}_2 = -\Gamma \frac{\partial J}{\partial E} \frac{\partial E}{\partial W_2} = \Gamma E \varphi, \quad (27)$$

其中 Γ 为大于0的常数.

2.2 稳定性分析

定理1 对于开环系统(1),当满足假设1和假设2,且控制增益 k_1, k_2 满足下式时:

$$k_1 > 0.5, k_2 > 1.5, \quad (28)$$

式(22)的控制输入以及式(27)的权值更新律能够保证系统所有闭环信号都是有界的,且能让跟踪误差 e_1 指数收敛到原点的一个小邻域,即

$$|e_1| \leq \sqrt{\frac{2b}{a}}, t \rightarrow \infty. \quad (29)$$

证明 定义李雅普诺夫候选函数为

$$V = V_1 + V_2 + \frac{1}{2\Gamma} \tilde{W}_2^T \tilde{W}_2. \quad (30)$$

根据式(15)、(24)和(27),可得 V 关于时间的一阶导数为

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -k_1 e_1^2 - k_2 e_2^2 + e_1 \zeta_1 + e_2 (\tilde{W}_2^T \varphi + \varepsilon) - \\ & (\tilde{W}_2^T \varphi + \varepsilon - \zeta_2) \tilde{W}_2^T \varphi \leq \\ & -k_1 e_1^2 - k_2 e_2^2 + 0.5e_1^2 + 0.5e_2^2 + 0.5\zeta_{1m}^2 + \\ & 1.5e_2^2 + 0.25\|\tilde{W}_2\|^2\|\varphi\|^2 + 0.5\varepsilon_m^2 - \\ & 0.5\|\tilde{W}_2\|^2\|\varphi\|^2 + \varepsilon_m^2 + \zeta_{2m}^2 \leq \\ & -(k_1 - 0.5)e_1^2 - (k_2 - 1.5)e_2^2 - \\ & 0.25\|\tilde{W}_2\|^2\|\varphi\|^2 + 1.5\varepsilon_m^2 + 0.5\zeta_{1m}^2 + \zeta_{2m}^2 \leq \\ & -aV + b. \end{aligned} \quad (31)$$

其中: $a = 2 \min\{k_1 - 0.5, k_2 - 1.5, 0.25\Gamma\|\varphi\|^2\}$, $b = 1.5\varepsilon_m^2 + 0.5\zeta_{1m}^2 + \zeta_{2m}^2$.

求解上述微分不等式(31),可得

$$V(t) \leq \left(V(0) - \frac{b}{a}\right) \exp^{-at} + \frac{b}{a}. \quad (32)$$

选择控制增益 k_1, k_2 满足式(28),则基于 V 的定义(30),跟踪误差 e_1 将指数收敛到原点的一个小邻域,即

$$|e_1| \leq \sqrt{\frac{2b}{a}}, t \rightarrow \infty. \quad (33)$$

定理得证. \square

另外, J 是关于 \hat{W}_2 的一个凸函数,所以根据拉塞尔不变性原理和文献[17]可知,神经网络权值估计将收敛到其局部最优值.

3 实验验证

3.1 机电伺服实验平台搭建

为验证本文所提出控制算法的有效性,搭建如图2所示的机电伺服实验平台.该实验平台由实验系统和测控系统两部分构成.实验系统包括支座、伺

服电机 Kollmorgen DH063A、电机驱动器 Kollmorgen ServoStar 620和惯性负载,电机主轴与负载之间通过联轴器连接,并装有角度编码器 Heidenhain ERN180,其精度约为 $\pm 13''$;测控系统包括监控软件和实时控制软件,控制软件通过一块 16 位 D/A 转换板卡 Advantech PCI-1723 和一块 16 位计数器卡 Heidenhain IK-220 实现数据的传输和采集.采样频率为 2000 Hz.



图2 机电伺服系统实验平台

3.2 对比控制器

为了对比本文算法的有效性,在同样的实验条件下,使用以下6个控制器进行对比实验:

C_1 : 本文提出的控制方法.实验中首先根据定理1选取合适的鲁棒控制增益参数,以确保系统的稳定性;然后谨慎地调整它们使系统具有一定的跟踪性能;最后加入神经网络学习控制项,逐步调整网络增益参数,加速神经网络的权值参数收敛,进一步提升系统的控制性能,同时微调鲁棒控制增益参数以优化控制效果.最终选取控制参数 $k_1 = 200, k_2 = 20, \omega_{e_1} = 200, \omega_{e_2} = 1500$.隐藏层数目 $H = 15$,神经网络权值 W_1 在区间 $[-1, 1]$ 内随机选取并保持不变,选取 \hat{W}_2 初始值为零,权值自适应增益 $\Gamma = 5$.

C_2 : 基于指令滤波的反步控制器.与 C_1 相比没有神经网络,其控制律为

$$\begin{aligned} u = & -(e_1 + k_2 e_2)/k_t, \\ e_1 = & x_1 - \alpha_0, e_2 = x_2 - \alpha_1, \\ \alpha_1 = & x_2 - \dot{e}_1 - k_1 e_1. \end{aligned} \quad (34)$$

为了确保公平比较,所有反馈增益与 C_1 保持一致.

C_3 : 鲁棒控制器.与 C_2 相比没有指令滤波(即没有考虑测量噪声 n),其控制律为

$$\begin{aligned} u = & (\hat{\alpha}_1 - k_2 e_2)/k_t, e_2 = x_2 - \alpha_1, \\ \alpha_1 = & \dot{y}_d - k_1 e_1, e_1 = x_1 - y_d. \end{aligned} \quad (35)$$

其中控制增益与 C_1 保持一致.

C_4 : 基于误差符号函数积分的鲁棒控制器 (RISE).其控制律为

$$u = \frac{\hat{\alpha}_1 - k_2 e_2 - k_r e_2 - \int_0^t (k_r k_2 e_2 + \beta \text{sign}(e_2)) d\nu}{k_t},$$

$$e_2 = x_2 - \alpha_1, \alpha_1 = \dot{y}_d - k_1 e_1, e_1 = x_1 - y_d. \quad (36)$$

其中:反馈增益与 C_1 保持一致,RISE反馈增益 $k_r = 8, \beta = 10$.

C_5 :基于干扰观测器的反步控制器.其控制律为

$$u = (\dot{\alpha}_1 - k_2 e_2 - \hat{x}_3)/k_t,$$

$$e_2 = x_2 - \alpha_1, \alpha_1 = \dot{y}_d - k_1 e_1, e_1 = x_1 - y_d. \quad (37)$$

干扰观测器为

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}_1 &= \hat{x}_2 - 3l(\hat{x}_1 - x_1), \\ \dot{\hat{x}}_2 &= k_t u + \hat{x}_3 - 3l^2(\hat{x}_1 - x_1), \\ \dot{\hat{x}}_3 &= -l^3(\hat{x}_1 - x_1). \end{aligned} \quad (38)$$

其中:反馈增益与 C_1 保持一致,干扰观测器增益 $l = 100$.

C_6 :传统的PID控制器.其控制律为

$$u = k_p e_1 + k_i \int e_1 dt + k_d \dot{e}_1. \quad (39)$$

其中:控制增益 $k_p = 30, k_i = 20, k_d = 0.2$,可由试错法获得.

3.3 对比实验分析

为了验证所提出控制算法的有效性,本节进行两个实验工况分析.同时采用文献[18]中最大值 M_e 、平均值 μ 和标准差 σ 三个性能指标定量地评价上述控制器的跟踪性能.

工况1:为了验证本文控制器的控制性能,首先对6个控制器进行类正弦运动轨迹 $y_d(t) = 10 \times \sin(3.14t) \cdot [1 - \exp(-t)]^\circ$ 的测试.相应的实验结果

如图3~图7所示.图3为控制器 C_1 作用下惯性负载的实际位置和期望位置,可以看出,实际位置能够准确地跟踪期望的参考轨迹.图4为6个控制器的跟踪误差.为了提供直观的观察并对实验结果进行定量评估,最后8s的跟踪误差和最后两个周期的性能指标如图5和图6所示.可以看出,与其他5个控制器相比,所提出的控制器 C_1 在所有指标上都表现最佳.通过比较控制器 C_1 和 C_2 的控制性能可以发现,神经网络逼近项(图7)可以有效地提供前馈补偿并减少跟踪误差.通过比较控制器 C_2 和 C_3 的控制性能可以发现, C_2 在所有性能指标上都优于 C_1 ,进而说明指令滤波对测量噪声 n 的有效性.

另外,注意到 C_3 的控制性能比 C_6 差,这意味着控制器 C_1 、 C_2 、 C_4 和 C_5 使用的控制增益弱于 C_6 ,即 C_1 不是通过高增益反馈来实现高精度跟踪.控制器 C_4 利用RISE抵抗扰动可以获得较高的控制精度,但其性能指标比所提出的控制器 C_1 差,这种现象说明

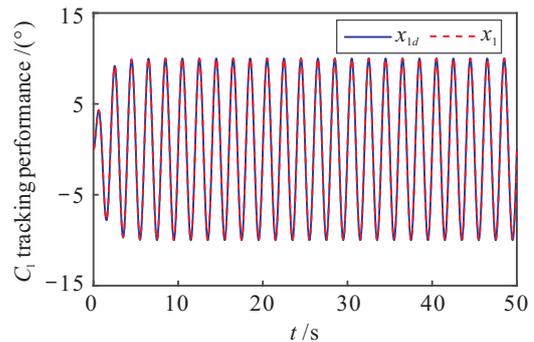


图3 工况1下控制器 C_1 的跟踪结果

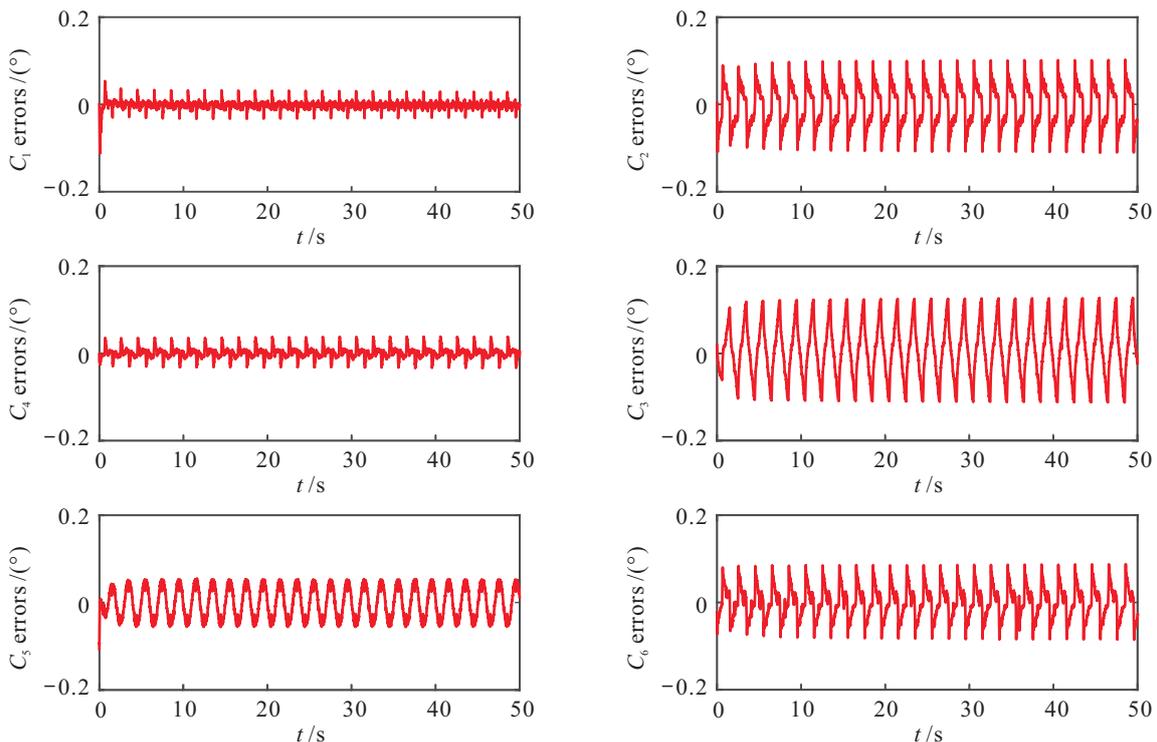


图4 工况1下6个控制器的跟踪误差

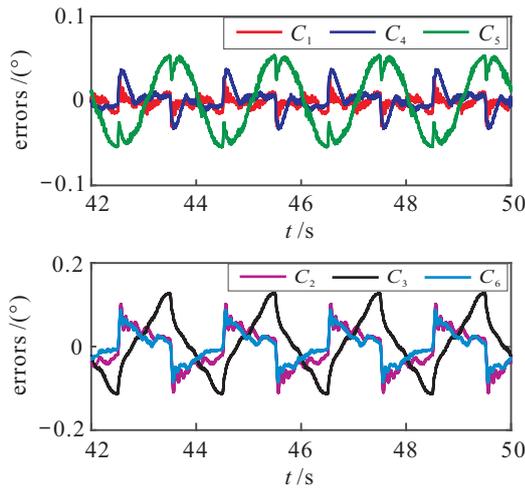


图5 工况1下6个控制器最后8s的跟踪误差

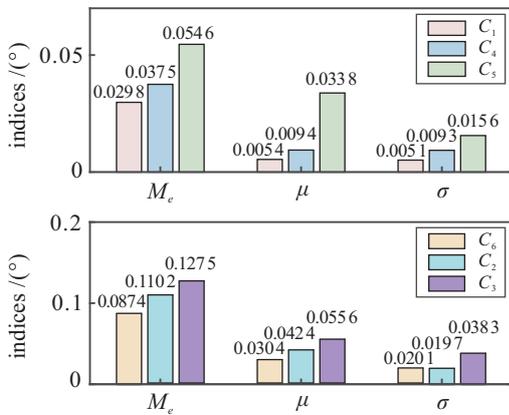


图6 工况1下6个控制器最后两个周期的性能指标

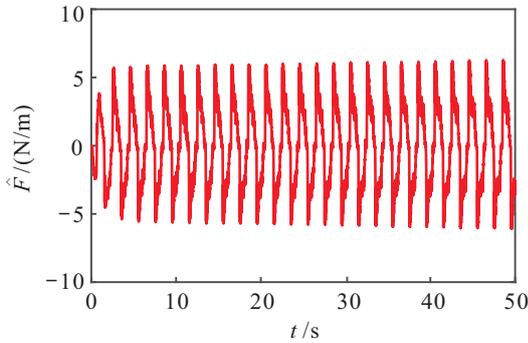


图7 工况1神经网络对未知非线性动态的近似

没有模型补偿的纯鲁棒控制算法在实际应用中是不够的. 控制器 C_5 利用扰动观测器来估计不确定的系统动态,可以获得相对较小的跟踪误差,但其控制性能仍然比控制器 C_1 差. 所有这些分析都表明了所提出的控制算法在机电伺服系统运动控制中的有效性.

工况2:为进一步验证本文控制算法的性能,选取一个低速期望运动轨迹 $y_d(t) = 10 \sin(0.628t) \cdot [1 - \exp(-t)]^\circ$ 测试跟踪性能. 在这个工况下,期望速度被降低到工况1运动轨迹的一半,因此,非线性摩擦(stribeck效应)对跟踪性能有严重的影响. 考虑到控制器 C_1 、 C_4 和 C_5 在工况1下的控制性能相比于其他

3个控制器好,因此,仅对这3个控制器的性能进行对比分析,图8为它们的跟踪误差. 为了提供直观的观察并对实验结果进行定量评估,最后4s的跟踪误差和最后两个周期的性能指标如图9和图10所示. 可以看出,控制器 C_1 相对于其他两种控制器仍有较好的跟踪性能,即控制器 C_1 中的神经网络能够有效逼近未知非线性动态并对其进行补偿. 图11为神经网络对未知系统动力学的近似.

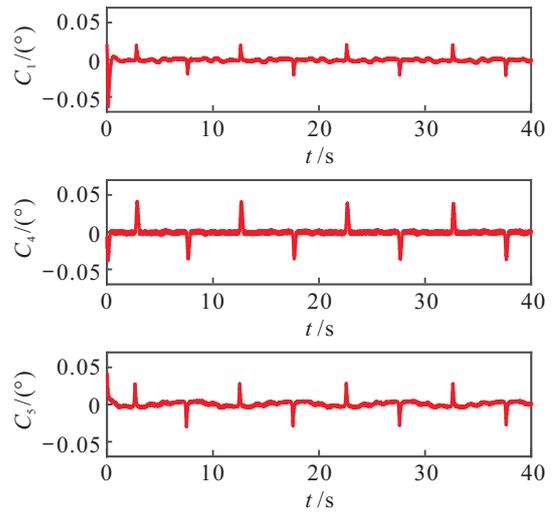


图8 工况2跟踪误差

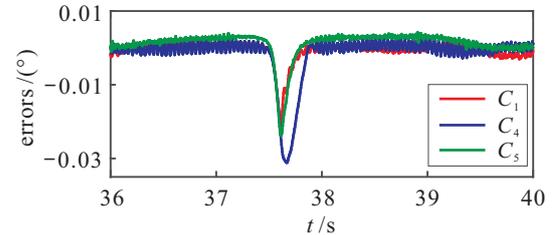


图9 工况2最后4s跟踪误差

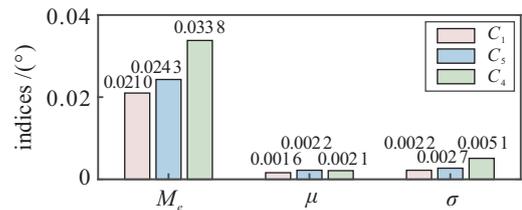


图10 工况2最后两个周期性能指标

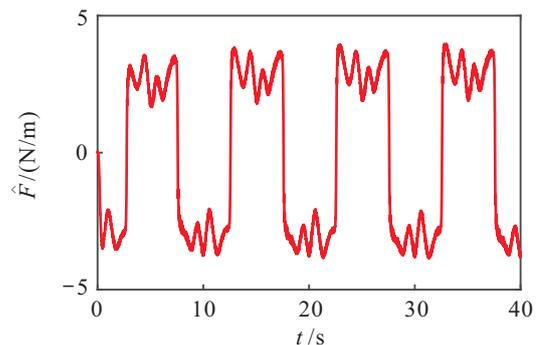


图11 工况2神经网络对未知非线性动态的近似

4 结论

考虑到机电伺服系统精确动力学模型难以构建以及系统状态信息的测量易受噪声影响等问题,本文设计了一种基于指令滤波与神经网络相结合的非线性反步控制算法. 该控制算法利用指令滤波和神经网络的优点,有效地解决了机电伺服系统的测量噪声、未建模动态和外部干扰. 神经网络权值的更新律通过梯度下降算法在线实现,避免了离线学习. 基于李雅普诺夫函数分析方法对闭环系统的稳定性进行了理论分析和证明,并通过大量对比实验验证了本文所设计控制器的有效性. 实验结果表明,所提出的算法对系统不确定性和外部干扰具有良好的鲁棒性,并取得了良好的控制效果.

参考文献(References)

- [1] Lasca C, Jafarzadeh S, Fadali S M, et al. Direct torque control with feedback linearization for induction motor drives[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2016, 32(3): 2072-2080.
- [2] Shukor A Z, Fujimoto Y. Direct-drive position control of a spiral motor as a monoarticular actuator[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2014, 61(2): 1063-1071.
- [3] Huang W S, Liu C W, Hsu P L, et al. Precision control and compensation of servomotors and machine tools via the disturbance observer[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2010, 57(1): 420-429.
- [4] Hu C X, Yao B, Wang Q F. Coordinated adaptive robust contouring controller design for an industrial biaxial precision gantry[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2010, 15(5): 728-735.
- [5] Chiasson J. Dynamic feedback linearization of the induction motor[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1993, 38(10): 1588-1594.
- [6] 纪志成, 李三东, 沈艳霞. 自适应积分反步法永磁同步电机伺服控制器的设计[J]. *控制与决策*, 2005, 20(3): 329-331.
(Ji Z C, Li S D, Shen Y X. Adaptive backstepping design for the servo controller of permanent magnet synchronous motor[J]. *Control and Decision*, 2005, 20(3): 329-331.)
- [7] Yao J Y, Jiao Z X, Ma D W. Adaptive robust control of DC motors with extended state observer[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2014, 61(7): 3630-3637.
- [8] Sariyildiz E, Oboe R, Ohnishi K. Disturbance observer-based robust control and its applications: 35th anniversary overview[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(3): 2042-2053.
- [9] Gong L, Zhu C S. Vibration suppression for magnetically levitated high-speed motors based on polarity switching tracking filter and disturbance observer[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(6): 4667-4678.
- [10] Lee J, Yoo C, Park Y S, et al. An experimental study on time delay control of actuation system of tilt rotor unmanned aerial vehicle[J]. *Mechatronics*, 2012, 22(2): 184-194.
- [11] Jin M L, Kang S H, Chang P H. Robust compliant motion control of robot with nonlinear friction using time-delay estimation[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2008, 55(1): 258-269.
- [12] Wang S B, Chen Q, Ren X M, et al. Neural network-based adaptive funnel sliding mode control for servo mechanisms with friction compensation[J]. *Neurocomputing*, 2020, 377: 16-26.
- [13] 陈强, 丁科新, 南余荣. 带有输出约束的柔性关节机械臂预设性能自适应控制[J]. *控制与决策*, 2021, 36(2): 387-394.
(Chen Q, Ding K X, Nan Y R. Prescribed performance adaptive control of flexible-joint manipulators with output constraints[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(2): 387-394.)
- [14] Dang X B, Yeom H, Kim J, et al. Gain-adaptive robust backstepping position control of a BLDC motor system[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2018, 23(5): 2470-2481.
- [15] Igel'nik B, Pao Y H. Stochastic choice of basis functions in adaptive function approximation and the functional-link net[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1995, 6(6): 1320-1329.
- [16] Dong W J, Farrell J A, Polycarpou M M, et al. Command filtered adaptive backstepping[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2012, 20(3): 566-580.
- [17] Zheng X L, Yang X B. Command filter and universal approximator based backstepping control design for strict-feedback nonlinear systems with uncertainty[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2020, 65(3): 1310-1317.
- [18] Yao Z K, Yao J Y, Sun W C. Adaptive RISE control of hydraulic systems with multilayer neural-networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(11): 8638-8647.

作者简介

梁相龙(1997—), 男, 博士生, 从事液压机机械臂运动控制、机电液伺服系统智能控制的研究, E-mail: xlliang.njust@gmail.com;

姚建勇(1984—), 男, 教授, 博士生导师, 从事机电液系统伺服控制、动态系统故障检测与容错、半实物动态仿真技术等研究, E-mail: jerryao.buaa@gmail.com.

(责任编辑: 李君玲)