

DOI: 10.13382/j.jemi.B2307135

基于无模型自适应迭代学习的 液压锚杆钻机转速控制*

朱敏¹ 卜旭辉^{1,2} 梁嘉琪¹

(1. 河南理工大学电气工程与自动化学院 焦作 454000; 2. 河南省煤矿装备智能检测与控制重点实验室 焦作 454000)

摘要:针对存在参数不确定、非线性约束液压锚杆钻机回转系统的转速高精度控制问题,利用钻机作业的重复性,提出了一种基于无模型自适应迭代学习的液压锚杆钻机回转系统转速控制方案。首先,搭建钻机回转控制系统关于转速的状态空间模型。其次,利用动态线性化技术,构造钻机回转系统液压马达与伺服阀电流在迭代域的等价线性映射关系,并根据系统采集的历史伺服阀电流输入、液压马达转角输出数据,提出无模型自适应迭代学习转速控制设计方法。然后在理论上给出液压锚杆钻机回转系统转速跟踪误差沿数据方向以及重复作业方向的渐近收敛性。最后,利用 MATLAB 软件和 AMEsim 平台联合仿真验证算法的有效性。结果表明,相比于传统 PID 算法和迭代学习控制算法,所提出的算法在不需要已知锚杆钻机系统模型的情况下,能够仅利用可测数据实现钻机转速的高精度控制,并且在面对突加外部干扰、油温波动情况下仍具备良好的自适应、抗干扰能力。

关键词: 无模型自适应控制; 迭代学习控制; 液压锚杆钻机回转系统; 联合仿真

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

High order model-free adaptive iterative learning control for speed control of hydraulic anchor drill

Zhu Min¹ Bu Xuhu^{1,2} Liang Jiaqi¹

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China;

2. Henan Key Laboratory of Intelligent Detection and Control of Coal Mine Equipment, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: Aiming at the problem of high-precision control of rotational speed in the rotary system of hydraulic anchor drilling rigs in the presence of parameter uncertainty and nonlinear constraints, a model-free adaptive iterative learning-based rotational speed control scheme for the rotary system of hydraulic anchor drilling rigs is proposed by taking advantage of the repetitive nature of the drilling rig operation. First, the state space model of the drill rig slewing control system about the rotational speed is constructed. Secondly, the dynamic linearization technique is used to construct the equivalent linear mapping relationship between the hydraulic motor and the servo valve current in the iterative domain of the drilling rig slewing system, and the model-free adaptive iterative learning speed control design method is proposed based on the historical servo valve current input and hydraulic motor rotary angle output data collected by the system. The asymptotic convergence of the rotational speed tracking error of the hydraulic anchor drilling rig slewing system along the data direction as well as in the direction of repeated operations is then given theoretically. Finally, the effectiveness of the algorithm is verified by joint simulation using MATLAB software and AMEsim platform. The results show that compared with the traditional PID algorithm and the iterative learning control algorithm, the proposed algorithm can realize the high-precision control of the drilling rig speed by using only the measurable data without the need of a known anchor drilling rig system model, and it still has a good adaptive and anti-jamming ability in the face of the sudden external disturbances and the fluctuation of the oil temperature.

Keywords: model-free adaptive control; iterative learning control; rotary system of hydraulic anchor drill; co-simulation

收稿日期: 2023-12-15 Received Date: 2023-12-15

* 基金项目: 国家自然科学基金(62273133)、河南省自然科学基金杰出青年基金(242300421053)、河南省科技项目(242102210010, 242102210036)、河南省高校基本科研业务费专项资金资助(NSFRF240606, NSFRF240608)、焦作市科技规划项目(2023210043)资助

0 引言

液压锚杆钻机作为地面锚固工程中的关键设备,在矿山开采、隧道工程、地基处理等领域应用广泛^[1]。实际工况下,锚固作业环境复杂多变并且目前大多数液压锚杆钻机转速控制主要依赖于工程技术人员的现场经验,从而导致作业效率低、设备故障率高,因此,实现不同性状岩层下钻杆对转速的精确跟踪是实现液压锚杆钻机高效钻进作业的关键^[2]。

液压锚杆钻机回转系统本质上是一种电液伺服系统,目前国内外针对锚杆钻机电液伺服系统控制的研究也在日益增多,研究人员已经将 PID 控制、自适应控制、自扰抗控制、鲁棒控制、滑模控制以及反步控制等多种基于模型的控制策略引入到伺服系统。文献[3]通过 PID 控制器来对电液伺服系统的位置和力进行跟踪。文献[4]提出了一种神经网络反步控制算法,有效地增强了系统的鲁棒性,实现了系统输出对期望位置的准确跟踪。文献[5]设计了一种自适应鲁棒控制器,以实现液压锚杆钻机在围岩变化情况下对最优转速的精确跟踪。文献[6]设计了一种自适应律和动态滑模控制器,有效降低和抑制了液压锚杆钻机钻臂转速系统存在的抖振和干扰。文献[7]提出了一个基于粒子群优化的自抗扰控制器,提高了液压锚杆钻机钻井效率。

另外,锚杆钻机锚固作业现场环境复杂、回转系统本身参数时变、惯性负载摩擦、负载难以精确辨识、漏液行为难以捕捉使得系统具有高度非线性精确建模存在挑战,基于模型信息的方法其控制性能会受到很大程度的影响。无模型自适应控制理论是一种数据驱动的控制方法^[8],该方法不依赖系统的模型信息就可以实现自适应的控制,近年来在电液伺服控制中也得到了应用。文献[9]针对连续回转电液伺服马达的摩擦、泄漏和噪声等不确定性非线性的问题,利用系统的输入输出数据设计了 MFAC 算法,该算法提高了系统的低速稳定性和抗干扰能力,并且拓宽了系统的频率响应。文献[10]针对电液伺服系统在水井钻机推进工况下存在的参数不确定以及未知负载扰动突变等非线性因素,提出了基于径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络扰动观测器的无模型自适应控制方法,抑制了非线性扰动对系统造成的不良影响,实现理想轨迹的精确跟踪。

另一方面,由于实际锚固工程中同一区域矿井岩层性状相似使得液压锚杆钻机切削钻孔作业具备很强的重复性。针对重复运行的系统,迭代学习(iterative learning control, ILC)^[11-13]是一种有效的控制方法,利用之前重复操作的控制输入信号与误差信息来修正当前操作的控制输入信号,以提高系统的跟踪收敛性和控制精度达到更

好的控制效果。目前,已有不少液压系统迭代学习控制的研究。文献[14]采用模糊迭代学习控制方法对液压机滑块位移曲线进行跟踪,大大提高了迭代学习速度,实现响应速度快、控制精度高的滑块位移曲线跟踪控制。文献[15]设计了一种反馈-前馈迭代学习控制器,具有精度高、稳定性好、鲁棒性强的特点,实现了液压运动平台的精密位置控制。通过历史信息的重复学习使液压系统具备自学习能力,有效解决了系统实时高精度跟踪控制问题,但已有结果仅关注某一固定参数下迭代控制器的设计,在工况复杂多变时,控制器的性能难以保证,系统的自适应能力较差。

鉴于以上分析,本文将无模型自适应控制算法与迭代学习控制算法相结合,仅利用液压锚杆钻机回转系统转速输出信息设计关于阀芯电流的学习控制器,在历史转速信息的偏差学习下,实现液压锚杆钻机回转系统的高精度跟踪,并借助动态线性化技术,将系统的非线性特征压缩到一个时变参数中,通过 I/O 数据对其进行估计,不仅保证了学习控制器的自适应性,而且提高了系统的鲁棒性。

1 液压锚杆钻机回转系统描述

液压锚杆钻机回转系统是一个伺服阀控液压马达系统,异步电机驱动定量泵产生一定量的油液通过电液比例换向阀流入到液压马达,进而控制液压马达正反转以此实现钻臂的钻进和收回,通过调节电液比例阀阀芯开度可以控制钻机在不同岩层转速的变化,如图 1 所示。

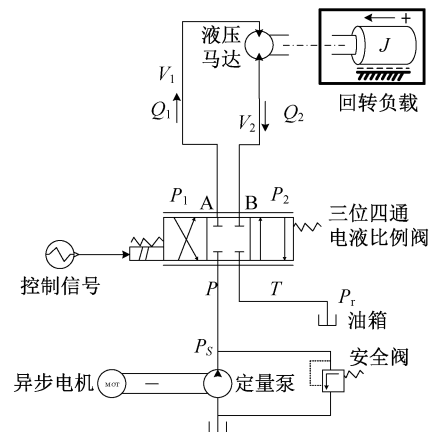


图 1 液压锚杆钻机回转系统原理

Fig. 1 Hydraulic bolting rig rotary system schematic diagram

液压马达作为锚杆钻机回转系统的执行机构,起到将动能转变为机械能(转速或转矩)的作用。本文充分考虑液压马达的未建模流量、未建模摩擦等非线性因素,精确的还原马达动态特性。根据流量的连续性建立液压

马达的动态微分方程^[16]如下:

$$\begin{cases} Q_1 = \frac{V_1}{\beta_e} \dot{P}_1 + D_m \dot{\theta}_m + C_{mi}(P_1 - P_2) + C_{me}P_1 - \Delta Q_1 \\ Q_2 = -\frac{V_2}{\beta_e} \dot{P}_2 + D_m \dot{\theta}_m + C_{mi}(P_1 - P_2) - C_{me}P_2 - \Delta Q_2 \end{cases} \quad (1)$$

其中, V_1 和 V_2 代表马达进、回油腔的可控容积, m^3 , 满足 $V_2 = V_{02} - D_m \theta_m$; V_{01} 和 V_{02} 代表左、右两腔可控容积, m^3 ; Q_1 和 Q_2 代表马达进、回油腔流量; ΔQ_1 和 ΔQ_2 代表马达进、回油腔未建模流量; P_1 和 P_2 代表马达进、回油腔压力, MPa ; C_{mi} 和 C_{me} 代表马达内、外泄露系数, ($\text{m}^3 \times \text{s}^{-1} \times \text{MPa}^{-1}$); D_m 代表马达排量, ($\text{m}^3 \times \text{r}^{-1}$); θ_m 代表马达旋转输出角度, rad ; $\dot{\theta}_m$ 代表马达旋转输出转速, (rad/s); β_e 代表液压油有效积弹性模量, MPa 。

建立阀控液压马达系统的负载动力学模型为:

$$D_m(P_1 - P_2) = J_1 \ddot{\theta}_m + f(\theta_m) + M_L + \Delta_L$$

$$f(\theta_m) = b_0 \theta_m + b_1 \dot{\theta}_m + b_2 \text{sgn}(\dot{\theta}_m) \quad (2)$$

其中, J_1 代表输出轴总惯性矩, ($\text{kg} \times \text{m}^2$); M_L 代表负载转矩, ($\text{N} \times \text{m}$); b_0 代表静摩擦系数, ($\text{N} \times \text{rad}^{-1}$); b_1 代表液压马达和负载的粘性阻尼系数, ($\text{N} \times \text{s} \times \text{rad}^{-1}$); b_2 代表库仑摩擦系数, ($\text{N} \times \text{s} \times \text{rad}^{-1}$); $f(\theta_m)$ 代表可建模摩擦力, N ; Δ_L 代表不确定扰动和不可建模的摩擦之和, N ^[17]。

电液比例阀的阀芯位移模型包含两段线性响应和中段死区特性, 阀死区特性^[18]可描述如下:

$$x_v = K_v f(i_v) = \begin{cases} K_v(i_v - \delta_s), i_v \leq \delta_s \\ 0, \delta_s < i_v < \delta_b \\ K_v(i_v - \delta_b), i_v \geq \delta_b \end{cases} \quad (3)$$

其中, K_v 代表比例阀增益系数, (m/A); i_v 代表阀驱动电流, mA ; x_v 代表阀芯位移, m ; δ_b 和 δ_s 代表死区特性参数, 死区向量表示为 $\delta = [\delta_b, \delta_s]^T$ 。

液压比例阀中液压油流量与阀芯位移之间非线性动态关系描述如下^[19]:

$$Q_i = C_d W_v x_v \sqrt{\frac{2}{\rho} \Delta P_i}$$

$$\Delta P_i = \begin{cases} P_s - \Delta P_i, x_v > 0 \\ \Delta P_i - P_r, x_v < 0 \end{cases}, i = 1, 2 \quad (4)$$

其中, P_s 代表供油压力, P_r 代表回油压力, MPa ; Q_i 代表阀口流量, ($\text{L} \times \text{s}^{-1}$); W_v 代表比例阀面积梯度, ($\text{m}^2 \times \text{m}^{-1}$); ρ 代表油液密度; C_d 代表阀口流量系数。

选择液压马达转角, 马达转速和马达回转压力为系统状态变量, 记为 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, x_3]^T = [\theta_m, \dot{\theta}_m, P_1 - P_2]^T$, 令 y 为系统输出变量。建立液压锚杆钻机回转系统状态空间方程如下:

$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = x_2(t) \\ \dot{x}_2(t) = -a_2 x_1(t) - a_3 x_2(t) + a_1 x_3(t) - a_4 \text{sgn}(x_2(t)) + \Delta_1 \\ \dot{x}_3(t) = -a_6 x_2(t) - a_7 x_3(t) + a_5 f(i_v(t)) - a_8 + \Delta_2 \\ y(t) = x_2(t) \end{cases} \quad (5)$$

其中, $a_1 = D_m/J_1, a_2 = b_0/J_1, a_3 = b_1/J_1, a_4 = b_2/J_1, a_5 = b\beta_e(\sqrt{\Delta P_1}/V_1 + \sqrt{\Delta P_2}/V_2), b = K_v C_d W_v \sqrt{2/\rho}, a_6 = D_m \beta_e (1/V_1 + 1/V_2), a_7 = C_{mi} \beta_e (1/V_1 + 1/V_2), a_8 = C_{me} \beta_e (P_1/V_1 + P_2/V_2)$ 。

在实际系统运行过程中, 液压锚杆钻机回转系统的 $C_{mi}, C_{me}, \beta_e, V_1, V_2, J_1, b_j (j = 0, 1, 2), K_v, \delta_s, \delta_b$ 等参数未知或时变, 导致回转系统模型时变。并将负载转矩、摩擦和未知干扰建模因素整理为 $\Delta_1 = -(M_L + \Delta_L)/J_1$, 流量未建模因素整理为 $\Delta_2 = \beta_e(Q_1/V_1 - Q_2/V_2)$ 。

2 控制算法设计

设计无模型自适应迭代学习控制器^[20]的目标是在给定期望输出轨迹 $y_d(k+1), k \in \{0, 1, 2, \dots, T\}$ 条件下, 找到合适的控制输入阀芯电流使得跟踪误差 $e_{i-1}(k+1) = y_d(k+1) - y_{i-1}(k+1)$ 在 k 趋近于无穷时收敛至 0。实际工况下, 控制器都是离散化模型, 取 Δt 为采样周期, 将式(5)离散化得:

$$\begin{cases} x_1(k+1) = x_1(k) + \Delta t x_2(k) \\ x_2(k+1) = x_2(k) + \Delta t(-a_2 x_1(k) - a_3 x_2(k) + a_1 x_3(k)) + \Delta t(-a_4 \text{sgn}(x_2(k)) + \Delta_1) \\ x_3(k+1) = x_3(k) + \Delta t(-a_6 x_2(k) - a_7 x_3(k)) + \Delta t(a_5 f(i_v(k)) - a_8 + \Delta_2) \\ y(k+1) = x_2(k+1) \end{cases} \quad (6)$$

考虑到液压锚杆钻机回转系统锚固作业的重复性, 将式(6)整理为如下迭代域的离散时间非线性系统通式:

$$y_i(k+1) = f(y_i(k), y_i(k-1), \dots, i_{v_i}(k)) \quad (7)$$

其中, $i_{v_i}(k)$ 和 $y_i(k)$ 分别表示第 i 次迭代第 k 时刻回转系统的输入和输出信号。

由于回转系统满足紧格式动态线性化过程所要求的条件, 针对非线性回转系统给出如下假设^[21]:

假设 1 除有限时刻点外, $\frac{\partial f(\dots)}{\partial i_{v_i}(k)} \geq b_i$ 。 b_i 为常数。

假设 2 回转系统沿迭代轴方向满足广义的 Lipschitz 条件, 即对所有的 $\forall k \in \{0, 1, 2, \dots, T\}$ 和 $\forall i \in \mathbb{Z}_+$ 若 $|\Delta i_{v_i}(t)| \neq 0$ 则式(8)成立:

$$|\Delta y_i(k+1)| \leq d_1 |\Delta i_{v_i}(k)| \quad (8)$$

其中, $d_1 > 0$ 是常数, $\Delta i_{v_i}(k) = i_{v_i}(k) - i_{v_i-1}(k)$, $\Delta y_i(k+1) = y_i(k+1) - y_{i-1}(k+1)$ 。

在实际应用中,这些强加于受控系统的假设是合理的。假设 1 在一般非线性系统中是典型的。假设 2 当阀芯输入电流在一定范围内时,比例阀的开度变化即马达输出转速也有限。因此,基于上述两个假设可以实现以下引理^[22]:

引理 1 对于满足上述假设的非线性离散化回转系统(7),当 $|\Delta i_{v_i}(t)| \neq 0$ 时,一定存在伪偏导数 $\phi_i(k)$,使得回转系统可以转化为如下紧格式动态线性化数据模型:

$$\Delta y_i(k+1) = \phi_i(k) \Delta i_{v_i}(k) \quad (9)$$

式中: $|\phi_i(k)| \leq b$ 有界^[23]。

根据回转系统历史信息,设计 MFAILC 算法如下:

$$i_{v_i}(k) = i_{v_{i-1}}(k) + \frac{\rho_{i,k} \phi_i(k)}{\lambda + |\phi_i(k)|^2} e_{i-1}(k+1) \quad (10)$$

式中: $\rho_{i,k}$ 是步长因子。

由于 $\phi_i(k)$ 未知,引入参数估计准则如下:

$$J(\phi_i(k)) = |\Delta y_{i-1}(k+1) - \phi_i(k) \Delta i_{v_{i-1}}(k)|^2 + \mu |\phi_i(k) - \hat{\phi}_{i-1}(k)|^2 \quad (11)$$

式中: $\hat{\phi}_i(k)$ 是 $\phi_i(k)$ 的估计值。

基于优化条件 $\partial J / \partial \hat{\phi}_i(k) = 0$, 可得参数估计算法如下:

$$\frac{\partial J(\hat{\phi}_i(k))}{\partial \hat{\phi}_i(k)} = 2(\Delta i_{v_{i-1}}(k))(\Delta y_{i-1}(k+1) - \hat{\phi}_i(k) \Delta i_{v_{i-1}}(k)) + 2\mu(\hat{\phi}_i(k) - \hat{\phi}_{i-1}(k)) \quad (12)$$

$$\hat{\phi}_i(k) = \hat{\phi}_{i-1}(k) + \frac{\eta_{i,k} \Delta i_{v_{i-1}}(k)}{\mu + |\Delta i_{v_{i-1}}(k)|^2}$$

$$(\Delta y_{i-1}(k+1) - \hat{\phi}_{i-1}(k) \Delta i_{v_{i-1}}(k)) \quad (12)$$

式中: $\eta_{i,k}$ 是步长因子。

为了对时变参数进行补偿设计重置算法如下:

$$\hat{\phi}_i(k) = \hat{\phi}_0(k), \text{ 如果 } \hat{\phi}_i(k) \leq \varepsilon \text{ 或 } |\Delta i_{v_i}(k)| \leq \varepsilon \quad (13)$$

其中, ε 是一个小的正数, $\hat{\phi}_0(k)$ 是 $\hat{\phi}_i(k)$ 的初值。综上,所提出的 MFAILC 总体方案由式(10)、(12)和(13)共同组成。

3 收敛性分析

为了进一步证明本文所提无模型自适应迭代学习控制方案的严谨性,首先给出如下假设:

假设 3 对所有 $\forall k \in \{0, 1, 2, \dots, T\}$ 和 $\forall i = 1, 2,$

$\dots, \phi_i(k)$ 满足 $\phi_i(k) > \varepsilon > 0$, 其中 ε 是一个小的正数。

定理 1 针对非线性回转系统,在假设 3 满足的条件下 MFAILC 方案具有以下性质:

1) $\forall k \in \{0, 1, 2, \dots, T\}$ 和 $\forall i = 1, 2, \dots, \hat{\phi}_i(k)$ 有界。

2) $\forall k \in \{0, 1, 2, \dots, T\}, \lim_{i \rightarrow \infty} |e_i(k+1)| = 0$ 。

3) $\forall k \in \{0, 1, 2, \dots, T\}$ 和 $\forall i = 1, 2, \dots$, 回转系统输出转速和输入电流均有界。

本文主要证明回转系统跟踪误差的逐点单调收敛性能:

根据回转系统非线性数据模型式(10),将跟踪误差重写如下:

$$e_i(k+1) = y_a(k+1) - y_i(k+1) = e_{i-1}(k+1) - \phi_i(k) \Delta i_{v_i}(k) \quad (14)$$

将式(13)代入式(14)可得:

$$e_i(k+1) = \left(1 - \phi_i(k) \frac{\rho_{i,k} \hat{\phi}_i(k)}{\lambda + |\hat{\phi}_i(k)|^2} \right) e_{i-1}(k+1) \quad (15)$$

令 $\lambda_{\min} = c^2/4$, 根据不等式 $\alpha^2 + \beta^2 \geq 2\alpha\beta$, 并取 $\lambda > \lambda_{\min}$, 则一定存在一个常数 $M_1 (0 < M_1 < 1)$ 使得式(10)成立:

$$0 < M_1 \leq \frac{\phi_i(k) \hat{\phi}_i(k)}{\lambda + |\hat{\phi}_i(k)|^2} \leq \frac{c \hat{\phi}_i(k)}{\lambda + |\hat{\phi}_i(k)|^2} \leq$$

$$\frac{c \hat{\phi}_i(k)}{2\sqrt{\lambda} \hat{\phi}_i(k)} < \frac{c}{2\sqrt{\lambda_{\min}}} = 1 \quad (16)$$

根据式(16)以及 $\lambda > \lambda_{\min}, \rho_{i,k} \in (0, 1]$, 则一定存在一个正常数 c_2 使得:

$$\left| 1 - \frac{\rho_{i,k} \phi_i(k) \hat{\phi}_i(k)}{\lambda + |\hat{\phi}_i(k)|^2} \right| = 1 - \frac{\rho_{i,k} \phi_i(k) \hat{\phi}_i(k)}{\lambda + |\hat{\phi}_i(k)|^2} \leq 1 - \rho M_1 \triangleq c_2 < 1 \quad (17)$$

将式(17)两边取绝对值结合式(19)可得:

$$|e_i(k+1)| = \left| 1 - \frac{\rho_{i,k} \phi_i(k) \hat{\phi}_i(k)}{\lambda + |\hat{\phi}_i(k)|^2} \right| |e_{i-1}(k+1)| \leq c_2 |e_{i-1}(k+1)| \leq \dots \leq c_2^{i-1} |e_1(k+1)| \quad (18)$$

由上可知,回转系统误差在迭代次数趋近于无穷时单调收敛为 0。

4 仿真验证

本文通过 AMESim 平台与 MATLAB 平台联合仿真来验证 MFAILC 方案在围岩钻进时对液压锚杆钻机回转系统的控制性能,如图 2 所示。选取晋城寺河矿围岩的岩层工况环境作为仿真实验对象,钻头从砂质泥岩钻进到

细砂岩的阶跃过程构建跟踪轨迹如下:

$$y_d(k+1) = \begin{cases} 408, 0 < t < 50 \\ 170, 50 \leq t < 100 \end{cases} \quad (19)$$

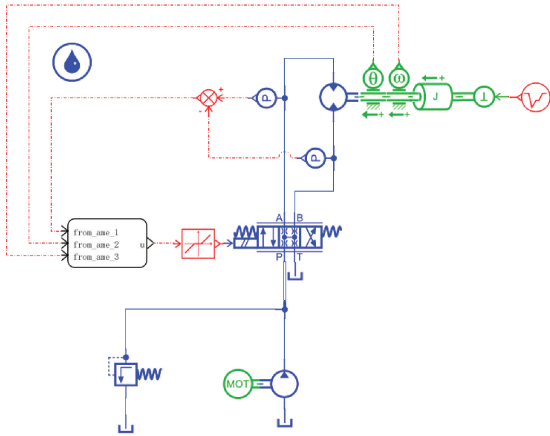


图 2 锚杆钻机钻臂转速系统仿真平台
Fig. 2 Simulation platform of drill arm speed system of anchor drill

根据实际液压锚杆钻机回转系统,确定系统参数如表 1 所示^[24]。

表 1 液压锚杆钻机回转系统参数

Table 1 Parameters of rotary system of hydraulic anchor drill

关键部位	参数/单位	符号	参数值
	回转系统供油压力/bar	P_s	160
	阀口流量系数	C_d	0.61
电液比例换向阀	比例阀面积梯度/(m^2/m)	W_v	$8\pi \times 10^{-3}$
	电液比例阀增益系数/($m \cdot A^{-1}$)	K_v	0.25
	液压油密度/($kg \cdot m^{-3}$)	ρ	850
	马达左右两腔可容容积/ m^3	V_{01}, V_{02}	8.14×10^{-4}
	马达输出轴的总惯性/($kg \cdot m^{-2}$)	J_i	2.41
液压马达	液压马达排量/($ml \cdot r^{-1}$)	D_m	100
	马达内泄露系数/($m^3/s/MPa$)	C_{mi}	1×10^{-5}
	马达外泄露系数/($m^3/s/MPa$)	C_{me}	1×10^{-8}
	泵排量/($ml \cdot r^{-1}$)	P	32

考虑到上述的无模型自适应迭代学习控制率,本文将无模型自适应迭代学习控制器的控制参数设置为: $\varepsilon = 10^{-6}, \rho = 0.8, \eta = 0.3, \mu = 0.4, \lambda = 3$,初始 PPD 值设置为 $\hat{\phi}_0(k) = 10$ ^[25]。得到不同的迭代次数下液压锚杆钻机转速实时跟踪轨迹与误差跟踪轨迹分别如图 3、4 所示。

可见,随着迭代次数的增加,转速超调不断减小,能够精确快速跟踪到钻臂期望转速并且在不同岩层衔接处能做到稳步跟踪,具有良好的自适应性,大大提高了在钻进过程的钻进速率。

为了进一步对比验证本文所提 MFAILC 方案有效性,将 PID 控制方案、ILC 方案与本文所提控制方法进行

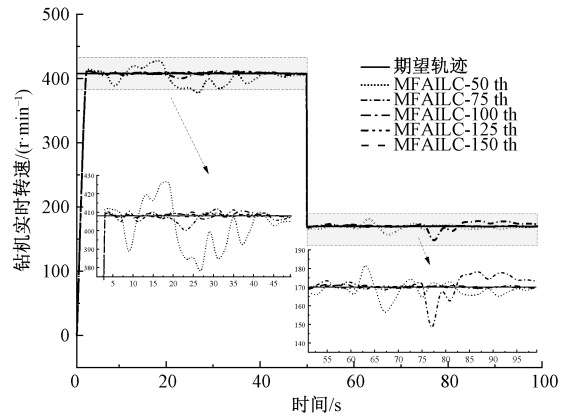


图 3 MFAILC 算法下转速跟踪轨迹
Fig. 3 Speed tracking trajectory under MFAILC algorithm

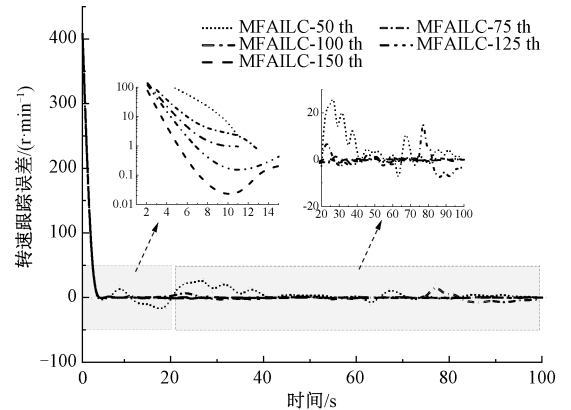


图 4 MFAILC 算法下转速跟踪误差
Fig. 4 Speed tracking error under MFAILC algorithm

对比,其具体算法如下^[26-27] :

1) PID 控制器

$$i_v(k) = k_p e(k) + k_i \int e(k) dt + k_d \dot{e}(k) \quad (20)$$

式中: $k_p = 0.3, k_i = 0.4, k_d = 0$

2) ILC 控制器

$$i_{vi}(k) = i_{vi-1}(k) + k_p e_{i-1}(k+1) + k_d \dot{e}_{i-1}(k+1) \quad (21)$$

式中: $k_p = 1.1, k_d = 0.1$

图 5、6 分别绘制了不同控制方案对比下液压锚杆钻机回转系统的跟踪误差和跟踪轨迹曲线。在钻杆接触砂质泥岩时,ILC 和 PID 两种控制方案的调节时间过长且转速超调较为明显,会给钻机带来损害以及导致钻机作业效率低下,对比本文所提 MFAILC 算法调节时间仅需要大约 6.5 s 并且转速超调量小于稳态值的 0.23%。另外在钻进细砂岩层时,MFAILC 算法仅需要约 3 s 即可重新达到期望转速,且超调量小于稳态值的 0.41%,能够在岩层性状变化后重新快速准确跟踪。实验结果表明,

MFAILC 算法对转速的跟踪性能明显优于其他两种算法。具体控制性能如表 2 所示。

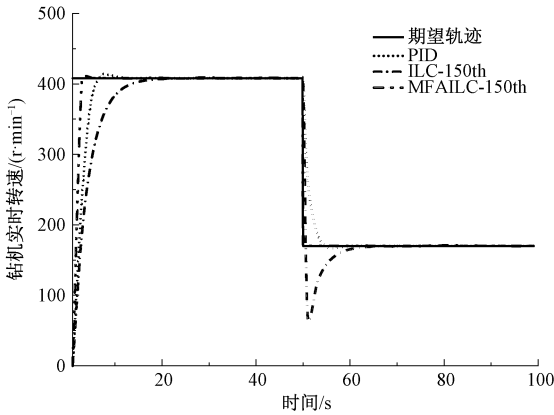


图 5 转速跟踪性能对比曲线

Fig. 5 Comparison curve of speed tracking performance

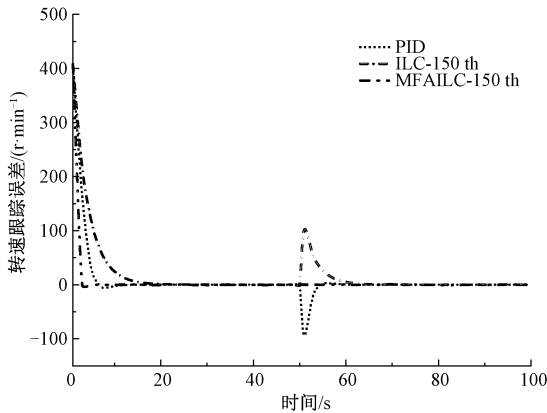


图 6 转速跟踪误差对比曲线

Fig. 6 Comparison curve of speed tracking error

表 2 控制性能对比

Table 2 Comparison of control performance

控制性能	砂质泥岩			细砂岩		
	PID	ILC	MFAILC	PID	ILC	MFAILC
超调量/%	1.14	0.92	0.23	2.24	60.2	0.41
调节时间/s	13.5	25.4	6.5	8.9	15.1	3

另外,考虑到液压锚杆钻机在复杂环境钻进过程中诸多不确定干扰因素,为进一步验证本文控制方案的优越性,本文在 $t = 25\text{ s}$ 时突加 $30\text{ N}\cdot\text{m}$ 的外部扰动到 $t = 28\text{ s}$ 时结束。得到在突加干扰下的转速跟踪性能轨迹和误差如图 7、8 所示。

结果表明,面对突加的外部干扰本文所提 MFAILC 方案转速震荡微小,并且能够快速重新跟踪到原定期望轨迹,具有很强的抗干扰性。

在实际工况下,随着液压锚杆钻机回转系统的运行,

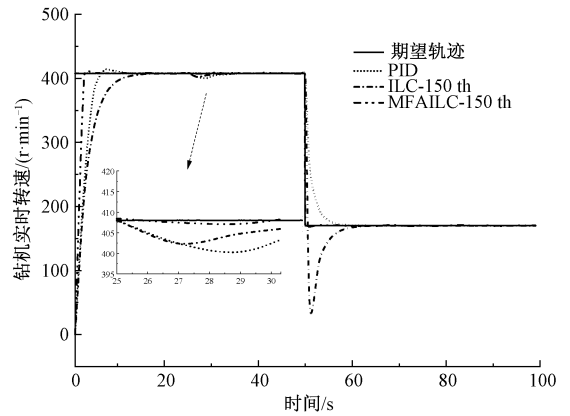


图 7 突加扰动转速跟踪性能曲线

Fig. 7 Performance curve of speed tracking with sudden disturbance

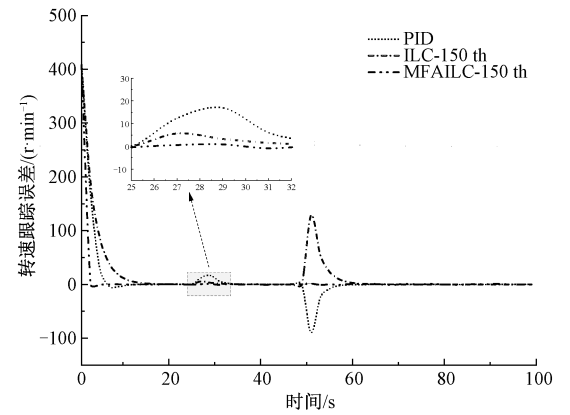


图 8 突加扰动转速跟踪误差曲线

Fig. 8 Error curve of speed tracking with sudden disturbance

油温通常会在 $30^\circ \sim 70^\circ$ 范围内变化,严重影响系统的控制性能。为了验证 MFAILC 算法的自适应性,将油温设定在 $30^\circ \sim 70^\circ$ 范围内波动,得到在油温波动下的转速跟踪性能轨迹和误差如图 9、10 所示。

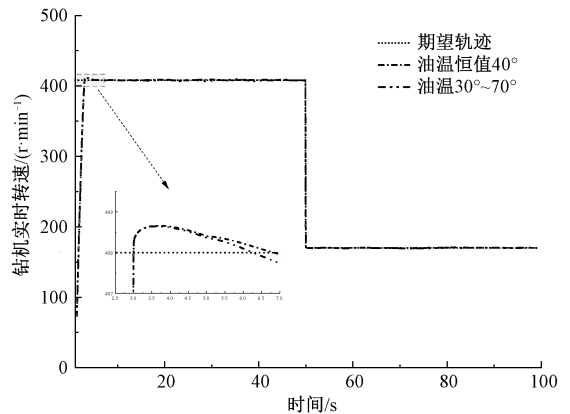


图 9 油温变化转速跟踪性能曲线

Fig. 9 Oil temperature change speed tracking performance curve

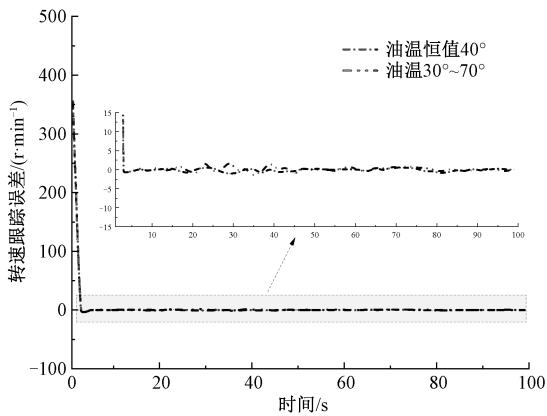


图10 油温变化转速跟踪误差曲线

Fig. 10 Error curve of tracking speed of oil temperature change

可见, MFAILC 算法在油温的波动的情况下其跟踪性能与油温恒定值情况相比, 其调节时间仅有 0.3 s 的微小延迟, 而超调量基本与恒值温度保持一致, 其跟踪性能依旧良好。具有很强的自适应性。

5 结论

本文针对具有重复钻进作业特性的液压锚杆钻机回转系统进行研究, 利用系统的输入输出数据设计了无模型自适应迭代学习控制方法, 提高了回转系统的跟踪精度和抗干扰性能, 具有较好的自适应性。基于 MATLAB 和 AMESim 联合仿真平台进行实验进一步验证所提算法对液压锚杆钻机回转系统的控制性能。所提无模型自适应迭代学习方法仅依赖被控系统的 I/O 数据, 具备自主学习特点, 提高了液压锚杆钻机回转系统对转速的跟踪精度以及抗干扰能力。

参考文献

- [1] DUCARME J H, KWITOWSKI A J. Mine Roof Bolting Machine Safety: Investigations of Roof Bolter Boom Swing Velocity [M]. US Department of Health and Human Services, Public Health Service, Centers for Disease Control and Prevention, National Institute for Occupational Safety and Health, Office of Mine Safety and Health Research, 2010.
- [2] 李永安, 王宏伟, 陶磊, 等. 新型矿用机载锚杆钻机全液压自动控制系统的设计 [J]. 煤炭技术, 2023, 42(10): 208-210.
LI Y A, WANG H W, TAO L, et al. Design of new hydraulic automatic control system for mine bolt drill [J]. Coal Technology, 2023, 42(10): 208-210.
- [3] ALLEYNE A, LIU R. On the limitations of force tracking

- control for hydraulic servosystems [J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, Transactions of the ASME, 1999, 121(2): 184-190.
- [4] 方一鸣, 李叶红, 石胜利, 等. 液压伺服位置系统的神经网络 backstepping 控制 [J]. 电机与控制学报, 2014, 18(6): 108-115.
FANG Y M, LI Y H, SHI SH L, et al. Neural network backstepping control of hydraulic servo position system [J]. Electric Machines and Control, 2014, 18(6): 108-115.
- [5] GUO Y, CHENG W, GONG D, et al. Adaptively robust rotary speed control of an anchor-hole driller under varied surrounding rock environments [J]. Control Engineering Practice, 2019, 86: 24-36.
- [6] 郭一楠, 陆希望, 张振, 等. 变频泵控锚杆钻臂摆动动态滑模自适应控制 [J]. 控制理论与应用, 2019, 36(10): 1768-1775.
GUO Y N, LU X W, ZHANG ZH, et al. Dynamic sliding mode adaptive control of swing Angle of drill arm of variable frequency pump-controlled anchor rod [J]. Control Theory and Applications, 2019, 36(10): 1768-1775.
- [7] GUO Y N, ZHANG Z, GONG D, et al. Optimal active-disturbance-rejection control for propulsion of anchor-hole drillers [J]. Science China Information Sciences, 2021, 64: 1-3.
- [8] 侯忠生. 非参数模型及其自适应控制理论 [M]. 北京: 科学出版社, 1999.
HOU ZH SH. Non-Parametric Model and its Adaptive Control Theory [M]. Beijing: Science Press, 1999.
- [9] WANG X, ZHANG Y, LI C. Research on model-free adaptive control of electro-hydraulic servo system of continuous rotary motor [J]. IEEE Access, 2022, 10: 31165-31174.
- [10] 姚文龙, 冠冠华, 池荣虎, 等. 具有未知负载扰动的水井钻机电液伺服系统无模型自适应控制 [J]. 控制理论与应用, 2022, 39(2): 231-240.
YAO W L, QI G H, CHI R H, et al. Model-free adaptive control of electro-hydraulic servo system of water well drilling rig with unknown load disturbance [J]. Control Theory and Applications, 2022, 39(2): 231-240.
- [11] WANG D. Convergence and robustness of discrete time nonlinear systems with iterative learning control [J]. Automatica, 1998, 34(11): 1445-1448.
- [12] 孙明轩, 黄宝健. 迭代学习控制 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.

- SUN M X, HUANG B J. Iterative Learning Control [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1999.
- [13] 谢胜利, 田森平, 谢振东. 迭代学习控制的理论与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- XIE SH L, TIAN S P, XIE ZH D. Theory and Application of Iterative Learning Control [M]. Beijing: Science Press, 2005.
- [14] ZHENG J, ZHAO S, WEI S. Fuzzy iterative learning control of electro-hydraulic servo system for SRM direct-drive volume control hydraulic press [J]. Journal of Central South University of Technology, 2010, 17(2): 316-322.
- [15] WANG Y, XU W, CHEN L, et al. Iterative learning control of electro-hydraulic position servo system [C]. 2012 International Conference on Systems and Informatics (ICSAI2012). IEEE, 2012: 536-539.
- [16] MA Q, WANG X, YUAN F, et al. Research on feed-forward PIDD² control for hydraulic continuous rotation motor electro-hydraulic servo system with long pipeline [C]. Ukacc International Conference on Control, 2016: 1-6.
- [17] LU L, YAO B, WANG Q, et al. Adaptive robust control of linear motor systems with dynamic friction compensation using modified LuGre model [J]. Automatica, 2009, 45(12): 2890-2896.
- [18] HE Y D, WANG J, HAO R. Adaptive robust dead-zone compensation control of electro-hydraulic servo systems with load disturbance rejection [J]. Journal of Systems Science & Complexity, 2015, 28(2): 341-359.
- [19] QIAN K M, XU Y W, FAN Y, et al. Research on feed-forward PIDD² control for hydraulic continuous rotation motor electro-hydraulic servo system with long pipeline [C]. 2016 UKACC 11th International Conference on Control (CONTROL). IEEE, 2016: 1-6.
- [20] 侯忠生, 金尚泰. 无自适应控制理论: 理论与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- HOU ZH SH, JIN SH T. Non-adaptive Control Theory: Theory and Application [M]. Beijing: Science Press, 2013.
- [21] HOU Z S, JIN S T. Model Free Adaptive Control Theory and Application. Boca Raton [M]. USA: CRC Press, 2014.
- [22] RONG H C, ZHONG S U. Dual-stage optimal iterative learning control for nonlinear non-affine discrete-time systems [J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(10): 1061-1065.
- [23] SHYMKOVYCH V, TELENYK S, KRAVETS P. Hardware implementation of radial-basis neural networks with Gaussian activation functions on FPGA [J]. Neural Computing and Applications, 2021, 33(3): 9467-9479.
- [24] DENG H, LUO J, DUAN X, et al. Adaptive inverse control for gripper rotating system in heavy-duty manipulators with unknown dead zones [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(10): 7952-7961.
- [25] CAO R, HOU Z, ZHAO Y, et al. Model free adaptive iterative learning control for tool feed system in noncircular turning [J]. IEEE Access, 2019, 7: 113712-113725.
- [26] 冯浩, 姜金叶, 宋倩玉, 等. 电液伺服系统多 PID 控制器参数整定优化 [J]. 控制理论与应用, 2024, 41(4): 763-767.
- FENG H, JIANG J Y, SONG Q Y, et al. Parameter tuning optimization of Multi-PID Controller for Electro-hydraulic Servo System [J]. Control Theory and Applications, 2024, 41(4): 763-767.
- [27] 柯丹. 基于迭代学习的电液位置伺服系统控制的研究 [D]. 太原: 太原科技大学, 2009.
- KE D. Research on control of electro-hydraulic position servo system based on iterative learning [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Science and Technology, 2009.

作者简介



朱敏, 2022 年于唐山学院获得学士学位, 现为河南理工大学硕士研究生, 主要研究方向为信息处理与网络控制等。

E-mail: 3025837191@qq.com

Zhu Min received a B. Sc. degree from Tangshan University in 2022. She is currently a M. Sc. candidate at Henan University of Technology. Her main research interests include information processing and network control.



卜旭辉, 分别于 2004 年和 2007 年获得河南理工大学自动化控制学士和硕士学位, 并于 2011 年获得北京交通大学控制技术与应用博士学位。现为河南理工大学教授, 主要研究方向为数据驱动控制、迭代学习控制、交通控制、网络化系统控制等。

E-mail: buxuhui@gmail.com

Bu Xuhui received the B. Sc. and M. Sc. degree in automation control from Henan Polytechnic University, JiaoZuo, China, in 2004 and 2007, respectively, and the Ph. D. degree in control theory and application from Beijing Jiaotong University,

Beijing, China, in 2011. He is currently a full professor in Henan Polytechnic University, JiaoZuo, China. His main research interests include data-driven control, iterative learning control, traffic control and networked system control.



梁嘉琪(通信作者),于2014年获得河南科技大学计算机科学与技术学士学位,于2018年获得河南理工大学控制科学与工程硕士学位,2022年获得采矿控制工程博士学位,并于2024年完成博士后研究。现为河南理工大学讲师,主要专业研究方向为多智能体系统控制、迭代学习控制和数据驱动控制等。

E-mail: liang_jq@163.com

Liang Jiaqi (Corresponding author) received B. Sc. degree in computer science and technology from Henan University of Science and Technology, Luoyang, China, in 2014, received a M. Sc. degree in control science and engineering from Henan Polytechnic University, Jiaozuo, China, in 2018, received the Ph. D. degree in mining control engineering in 2022, and completed her postdoctoral research in 2024. She is currently a lecturer at Henan Polytechnic University. Her main research interests include multi-agent systems control, iterative learning control, and data-driven control.