



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110389525 A  
(43)申请公布日 2019.10.29

(21)申请号 201910635063.7

(22)申请日 2019.07.15

(71)申请人 江苏科技大学

地址 212008 江苏省镇江市京口区梦溪路2号

(72)发明人 袁伟 王曜 齐亮 苏贞 俞孟蕪

(74)专利代理机构 南京苏高专利商标事务所  
(普通合伙) 32204

代理人 吴海燕

(51)Int.Cl.

G05B 13/04(2006.01)

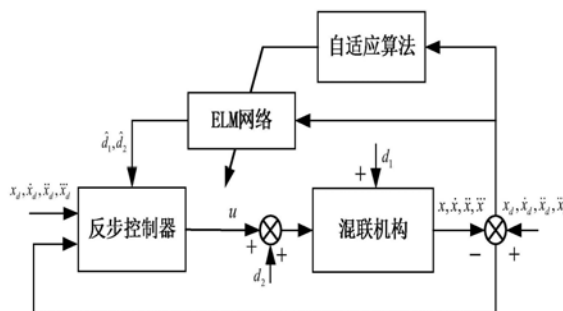
权利要求书2页 说明书7页 附图3页

(54)发明名称

基于极限学习机的混联机构自适应反步控制方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于极限学习机的混联机构自适应反步控制方法,首先,针对混联机构构建包含模型误差、摩擦力及未知外部干扰的动力学模型,根据系统所受扰动特点分为匹配与不匹配扰动;然后,基于所构建的扰动方程设计用于估计扰动的极限学习机神经网络(ELMNN);最后,结合反步控制器与极限学习机神经网络构成基于极限学习机的自适应反步控制方法。本发明能有效地克服混联机构所受到的匹配和不匹配干扰的影响,提升系统轨迹跟踪性能和鲁棒性。



1. 一种基于极限学习机的混联机构自适应反步控制方法,其特征在于,包括步骤:

- (1) 建立包含未知随机扰动的混联机构动力学模型;
- (2) 将未知随机扰动定义为两个集总扰动项;
- (3) 将包含集总扰动项的混联机构动力学模型转换为状态空间方程;
- (4) 构建基于极限学习机的神经网络对集总扰动项进行扰动估计;
- (5) 构建三阶反步控制器,进行自适应反步控制。

2. 根据权利要求1所述的基于极限学习机的混联机构自适应反步控制方法,其特征在于,所述步骤1中,混联机构动力学模型为:

$$\begin{cases} M(x)\ddot{x} + C(x, \dot{x})\dot{x} + G(x) + \Delta_1 = K_T T_M I_c + w_1 \\ L\dot{I}_c + R I_c + K_E T_M \dot{x} + \Delta_2 = u + w_2 \end{cases}$$

其中, $x$ 、 $\dot{x}$ 、 $\ddot{x}$ 分别为混联机构的位置向量、速度向量、加速度向量, $M(x)$ 为正定惯性矩阵, $C(x, \dot{x})$ 为离心力和哥氏力矩阵, $G(x)$ 为惯性矩阵, $K_T$ 为电机转矩常数矩阵, $I_c$ 为电机电枢电流矩阵, $\dot{I}_c$ 为电枢电流导数矩阵, $L$ 、 $R$ 、 $K_E$ 分别为电机电感矩阵、电阻矩阵、反电动势常数矩阵, $T_M$ 为电机传动比矩阵, $u$ 为电机控制电压矩阵, $\Delta_1$ 、 $\Delta_2$ 分别为不匹配扰动建模不精确部分、匹配扰动建模不精确部分, $w_1$ 、 $w_2$ 分别为外部力干扰、电机电压随机扰动。

3. 根据权利要求2所述的基于极限学习机的混联机构自适应反步控制方法,其特征在于,所述步骤2中,定义集总扰动项为:

$$\begin{cases} d_1 = w_1 - \Delta_1 \\ d_2 = w_2 - \Delta_2 \end{cases}$$

其中, $d_1$ 是力/力矩控制通道中的集总扰动,为不匹配扰动; $d_2$ 是电机电压控制通道中的集总扰动,为匹配扰动。

4. 根据权利要求3所述的基于极限学习机的混联机构自适应反步控制方法,其特征在于,所述步骤3中,状态空间方程为:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = M^{-1}(K_T T_M x_3 - Cx_2 - G + d_1) \\ \dot{x}_3 = L^{-1}(u - Rx_3 - K_E T_M x_2 + d_2) \\ y = x_1 \end{cases}$$

其中, $x_1 \triangleq x$ ,  $x_2 \triangleq \dot{x}$ ,  $x_3 \triangleq i_c$ 为系统状态变量。

5. 根据权利要求4所述的基于极限学习机的混联机构自适应反步控制方法,其特征在于,所述步骤4中,所述神经网络为:

$$\begin{cases} \hat{d}_1(z)_d = \hat{\beta}_1^T h_1(z) \\ \hat{d}_2(z)_d = \hat{\beta}_2^T h_2(z) \end{cases}$$

其中, $\hat{d}_1(z)_d$ 、 $\hat{d}_2(z)_d$ 分别为不匹配扰动项的估计矩阵、匹配扰动项的估计矩阵, $z$ 为网络输入矩阵, $\hat{\beta}_1$ 、 $\hat{\beta}_2$ 分别为不匹配扰动网络输出权值向量、匹配扰动网络输出权值向量, $h_1(z)$ 、 $h_2(z)$ 分别为不匹配扰动隐层节点输出函数矩阵、匹配扰动隐层节点输出函数矩阵。

6. 根据权利要求5所述的基于极限学习机的混联机构自适应反步控制方法,其特征在于,以混联机构各关节姿态为跟踪目标,针对三阶子系统分阶构建Lyapunov函数,每阶子系统设定虚拟控制量,同时通过神经网络对未知扰动进行补偿,将得到的电机控制电压施加到混联机构动力学模型,并将混联机构各关节姿态反馈给反步控制器,构成闭环反馈控制。

## 基于极限学习机的混联机构自适应反步控制方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及混联机构的运动控制,尤其涉及一种基于极限学习机的混联机构自适应反步控制方法。

### 背景技术

[0002] 混联机构将串、并联机构进行有效结合,既保留了串联机构工作空间大、运动方式灵活的优点,又能弥补其结构稳定性差,承载力小和运动精度低等缺点,以满足现代化生产要求。

[0003] 但是混联机构具有多变量、强非线性与耦合性的特点,尤其白车身在电泳液中翻转时存在突变的扰动。在考虑驱动电机的混联机构轨迹跟踪控制中,由于输送机构的摩擦力、外部干扰等总干扰与控制输入不在同一通道,属于不匹配扰动,不匹配干扰无法直接利用反馈控制器消除,传统控制方法很难处理。

[0004] 反步法根据被控对象的结构特点,分步反向递进设计整个系统的Lyapunov方程,整个控制器的构建结构清晰、系统规整,是一种有效地处理匹配或不匹配扰动的控制方法,一般结合其它控制方法来保证系统的鲁棒性,如基于扰动观测器的控制,扰动观测器可估计干扰信息并进行前馈补偿,近来被广泛用于抑制匹配/不匹配扰动来增强系统的鲁棒性;RBF神经网络拥有强大的非线性逼近能力,可以无限逼近非线性扰动,也被用于消除扰动对控制系统的影响。

[0005] 文献《基于NDO的高阶非线性系统自适应反推滑模控制》(苏磊等,华中科技大学学报(自然科学版),2014年10月,第42卷第10期,第47—51页)针对一类高阶非匹配不确定非线性系统轨迹跟踪问题,将反推控制和滑模控制相结合,设计一种基于非线性干扰观测器的自适应反推滑模控制方案。但NDO只能处理一些特定的干扰,而滑模控制存在着执行器饱和与抖振问题。因此,上述方法难以用于混联输送机机构的实际应用场景的控制,或应用后会产生难以克服的问题影响控制效果。

[0006] 文献《欠驱动UUV自适应RBF神经网络反步跟踪控制》(张伟等,哈尔滨工程大学学报,2018年1月,第39卷第1期,第93—99页)针对水下无人飞行器模型的误差以及流体中存在时变扰动,引入径向基函数神经网络(RBFNN)控制技术进行自适应补偿估计,提高了UUV的鲁棒性及自适应能力。但是RBF网络隐层神经元基函数的中心矢量值及基宽度的选择也依赖经验和反复调试,选择不当反而会影响控制效果。

### 发明内容

[0007] 发明目的:针对以上问题,本发明提出一种基于极限学习机的混联机构自适应反步控制方法,实现混联机构的轨迹跟踪控制,消除系统中匹配与不匹配干扰的影响,提高跟踪精度与系统鲁棒性。

[0008] 技术方案:为实现本发明的目的,本发明所采用的技术方案是:一种基于极限学习机的混联机构自适应反步控制方法,包括步骤:

- [0009] (1) 建立包含未知随机扰动的混联机构动力学模型；  
 [0010] (2) 将未知随机扰动定义为两个集总扰动项；  
 [0011] (3) 将包含集总扰动项的混联机构动力学模型转换为状态空间方程；  
 [0012] (4) 构建基于极限学习机的神经网络对集总扰动项进行扰动估计；  
 [0013] (5) 构建三阶反步控制器,进行自适应反步控制。  
 [0014] 进一步地,所述步骤1中,混联机构动力学模型为:

$$[0015] \quad \begin{cases} M(x)\ddot{x} + C(x, \dot{x})\dot{x} + G(x) + \Delta_1 = K_T T_M I_c + w_1 \\ L\dot{I}_c + R I_c + K_E T_M \dot{x} + \Delta_2 = u + w_2 \end{cases}$$

[0016] 其中,  $x$ 、 $\dot{x}$ 、 $\ddot{x}$  分别为混联机构的位置向量、速度向量、加速度向量,  $M(x)$  为正定惯性矩阵,  $C(x, \dot{x})$  为离心力和哥氏力矩阵,  $G(x)$  为惯性矩阵,  $K_T$  为电机转矩常数矩阵,  $I_c$  为电机电枢电流矩阵,  $\dot{I}_c$  为电枢电流导数矩阵,  $L$ 、 $R$ 、 $K_E$  分别为电机电感矩阵、电阻矩阵、反电动势常数矩阵,  $T_M$  为电机传动比矩阵,  $u$  为电机控制电压矩阵,  $\Delta_1$ 、 $\Delta_2$  分别为不匹配扰动建模不精确部分、匹配扰动建模不精确部分,  $w_1$ 、 $w_2$  分别为外部力干扰、电机电压随机扰动。

[0017] 进一步地,所述步骤2中,定义集总扰动项为:

$$[0018] \quad \begin{cases} d_1 = w_1 - \Delta_1 \\ d_2 = w_2 - \Delta_2 \end{cases}$$

[0019] 其中,  $d_1$  是力/力矩控制通道中的集总扰动,为不匹配扰动;  $d_2$  是电机电压控制通道中的集总扰动,为匹配扰动。

[0020] 进一步地,所述步骤3中,状态空间方程为:

$$[0021] \quad \begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = M^{-1}(K_T T_M x_3 - Cx_2 - G + d_1) \\ \dot{x}_3 = L^{-1}(u - Rx_3 - K_E T_M x_2 + d_2) \\ y = x_1 \end{cases}$$

[0022] 其中,  $x_1 \triangleq x$ ,  $x_2 \triangleq \dot{x}$ ,  $x_3 \triangleq i_c$  为系统状态变量。

[0023] 进一步地,所述步骤4中,所述神经网络为:

$$[0024] \quad \begin{cases} \hat{d}_1(z)_d = \hat{\beta}_1^T h_1(z) \\ \hat{d}_2(z)_d = \hat{\beta}_2^T h_2(z) \end{cases}$$

[0025] 其中,  $\hat{d}_1(z)_d$ 、 $\hat{d}_2(z)_d$  分别为不匹配扰动项的估计矩阵、匹配扰动项的估计矩阵,  $z$  为网络输入矩阵,  $\hat{\beta}_1$ 、 $\hat{\beta}_2$  分别为不匹配扰动网络输出权值向量、匹配扰动网络输出权值向量,  $h_1(z)$ 、 $h_2(z)$  分别为不匹配扰动隐层节点输出函数矩阵、匹配扰动隐层节点输出函数矩阵。

[0026] 进一步地,以混联机构各关节姿态为跟踪目标,针对三阶子系统分阶构建 Lyapunov 函数,每阶子系统设定虚拟控制量,同时通过神经网络对未知扰动进行补偿,将得到的电机控制电压施加到混联机构动力学模型,并将混联机构各关节姿态反馈给反步控制器,构成闭环反馈控制。

[0027] 有益效果:本发明基于极限学习机的混联机构自适应反步控制方法,应用于具有

匹配和不匹配干扰的混联机构,其有益效果:

[0028] (1) 本发明考虑混联机构控制系统中的匹配与不匹配干扰,分别进行建模、估计与补偿,保证系统的鲁棒性;

[0029] (2) 采用反步法设计混联机构控制器,有效降低高阶控制系统设计复杂度,使系统具有良好的结构性,同时便于不匹配扰动的处理;

[0030] (3) 采用ELMNN对系统中的扰动进行估计和补偿,有效降低网络设置的复杂度,并提升扰动补偿精度;

[0031] (4) 采用反步法与ELMNN相结合的方法,处理具有不匹配干扰的混联机构控制问题,有效消除系统中匹配与不匹配干扰的影响,高跟踪精度与系统鲁棒性。

## 附图说明

[0032] 图1是混联机构升降翻转机构简图;

[0033] 图2是基于极限学习机的自适应反步控制系统框图;

[0034] 图3是各关节轨迹跟踪曲线图,(a)是第一滑块的轨迹跟踪曲线,(b)是第二滑块的轨迹跟踪曲线,(c)是第一主动轮的轨迹跟踪曲线。

## 具体实施方式

[0035] 下面结合附图和实施例对本发明的技术方案作进一步的说明。

[0036] 本发明所述的基于极限学习机的混联机构自适应反步控制方法,包括步骤:

[0037] (1) 建立含有建模误差、摩擦力、负载和外界随机扰动以及电机电压扰动的包含电机的混联机构动力学模型;

[0038] 如图1所示,包含滑块及主动轮的混联机构位姿参数矩阵  $x = [x_1, x_2, x_3, x_4, \phi_1, \phi_2]^T$ , 其中,  $x_i$  为四个滑块沿X方向的位移(单位为m),  $\phi_i$  为两个主动轮绕Y方向转动的角位移(单位为rad),升降翻转机构包含电机的关节空间动力学模型为:

$$[0039] \quad \begin{cases} M(x)\ddot{x} + C(x, \dot{x})\dot{x} + G(x) + \Delta_1 = K_T T_M I_c + w_1 \\ L\dot{I}_c + R I_c + K_E T_M \dot{x} + \Delta_2 = u + w_2 \end{cases}$$

[0040] 其中,  $x, \dot{x}, \ddot{x}$  分别为机构的位置、速度、加速度向量,  $M(x)$  为正定惯性矩阵,  $C(x, \dot{x})$  为离心力和哥氏力矩阵,  $G(x)$  为惯性矩阵,  $K_T$  为电机转矩常数矩阵,  $I_c$  为各关节电机的电枢电流矩阵,  $\dot{I}_c$  为电枢电流导数矩阵,  $L, R, K_E$  分别为电机的电感、电阻和反电动势常数矩阵,  $T_M$  为电机到各关节传动比矩阵,  $u$  是电机控制电压矩阵,  $\Delta_1, \Delta_2$  代表建模不精确部分,  $w_1, w_2$  表示外部力干扰和电机电压随机扰动。

[0041] (2) 将未知随机扰动定义为两个集总扰动项,将包含集总扰动项的混联机构动力学模型转换为状态空间方程;

[0042] 将系统中存在的建模误差、摩擦力变化、电泳槽液流动、传感器噪声、电机抖动、电机电压涌动等诸多未知随机扰动,定义为两个集总扰动,以方便后期处理。

[0043] 定义集总扰动项为:

$$[0044] \quad \begin{cases} d_1 = w_1 - \Delta_1 \\ d_2 = w_2 - \Delta_2 \end{cases}$$

[0045] 其中,  $d_1$ 是力/力矩控制通道中的集总扰动,为不匹配扰动;  $d_2$ 是电机电压控制通道中的集总扰动,为匹配扰动;  $\Delta_1, \Delta_2$ 代表建模不精确部分;  $w_1, w_2$ 表示外部力干扰和电机电压随机扰动。

[0046] 将包含集总扰动项的混联机构动力学模型转写为状态空间方程的形式:

$$[0047] \begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = M^{-1}(K_T T_M x_3 - Cx_2 - G + d_1) \\ \dot{x}_3 = L^{-1}(u - Rx_3 - K_E T_M x_2 + d_2) \\ y = x_1 \end{cases}$$

[0048] 其中,  $x_1 \triangleq x$ ,  $x_2 \triangleq \dot{x}$ ,  $x_3 \triangleq i_c$ 为系统的状态变量。

[0049] (3) 基于构建的集总扰动项,构建基于极限学习机的神经网络对集总扰动项进行扰动估计;

[0050] 构建极限学习机神经网络(ELMNN)对集总扰动项进行在线辨识,用于估计集总扰动的ELMNN分为匹配扰动估计与不匹配扰动估计,将跟踪误差矩阵作为网络输入,通过更新网络输出权值向量调整估计值。该ELMNN如下:

$$[0051] \begin{cases} \hat{d}_1(z)_d = \hat{\beta}_1^T h_1(z) \\ \hat{d}_2(z)_d = \hat{\beta}_2^T h_2(z) \end{cases}$$

[0052] 其中,  $\hat{d}_1(z)_d, \hat{d}_2(z)_d$ 分别表示两个集总扰动的估计矩阵,  $z$ 表示网络的输入矩阵,  $\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2$ 为网络的输出权值向量,  $h_1(z), h_2(z)$ 表示隐层节点的输出函数矩阵。

[0053] (4) 构建三阶反步控制器,进行自适应反步控制;

[0054] 以混联机构各关节给定姿态为跟踪目标,针对三阶子系统分阶逐步构建Lyapunov函数,每阶子系统设定虚拟控制量使系统逐阶稳定,同时通过ELMNN对未知扰动进行补偿,最后将得到的控制电压施加到混联机构模型,将各关节姿态作为反馈给反步控制器,构成闭环反馈控制。

[0055] ELMNN的权值自适应律设计为构建包含网络输出权值误差的Lyapunov函数,设计自适应率使系统稳定。

[0056] 具体包括步骤:

[0057] (4.1) 设 $y_d$ 为期望位置指令,且 $y_d$ 具有三阶导数;定义误差为 $z_1 = y - y_d$ ;取虚拟控制量 $\alpha_1 = -\lambda_1 z_1 + \dot{y}_d$ ,其中,  $\lambda_1 > 0$ ;定义误差 $z_2 = x_2 - \alpha_1$ 。

[0058] (4.2) 针对第一个子系统,设计Lyapunov函数为:

$$[0059] V_1 = \frac{1}{2} z_1^T z_1$$

[0060] 对其求导可得:

$$[0061] \begin{aligned} \dot{V}_1 &= z_1^T \dot{z}_1 = z_1^T (\dot{x}_1 - \dot{y}_d) = z_1^T (x_2 - \dot{y}_d) \\ &= z_1^T (z_2 + \alpha_1 - \dot{y}_d) = -\lambda_1 z_1^T z_1 + z_1^T z_2 \end{aligned}$$

[0062] 如果 $z_2 = 0$ ,则 $\dot{V}_1 < 0$ ,为此需要进行下一步设计。为了消除扰动影响实现精确控

制,采用ELMNN估计 $d_1$ 。输入向量 $z = (z_1 \ z_2)^T$ ,则有 $\hat{d}_1(z)_d = \hat{\beta}_1^T h_1(z)$ ;其中, $\hat{\beta}_1$ 表示ELMNN的输出权值。 $\hat{d}_1(z)_d$ 能以任意精度逼近 $d_1(z)_d$ ,即有:

$$[0063] \quad d_1(z)_d = \beta_1^{*T} h_1(z) + \varepsilon_1$$

[0064] 其中, $\beta_1^*$ 为ELMNN的最优输出权值, $\varepsilon_1$ 为逼近误差。取权值误差 $\tilde{\beta}_1 = \beta_1^* - \hat{\beta}_1$ 。

[0065] (4.3) 针对第二个子系统,设计Lyapunov函数为:

$$[0066] \quad V_2 = V_1 + \frac{1}{2} z_2^T M z_2 + \frac{1}{2\gamma_1} \text{tr}(\tilde{\beta}_1^T \tilde{\beta}_1)$$

[0067] 对其求导可得:

$$[0068] \quad \begin{aligned} \dot{V}_2 &= \dot{V}_1 + \frac{1}{2} z_2^T M \dot{z}_2 + \frac{1}{2} \dot{z}_2^T M z_2 + \frac{1}{2} z_2^T \dot{M} z_2 + \frac{1}{\gamma_1} \text{tr}(\tilde{\beta}_1^T \dot{\tilde{\beta}}_1) \\ &= -\lambda_1 z_1^T z_1 + z_1^T z_2 + z_2^T (K_T T_M x_3 - C x_2 - G + \lambda_1 M \dot{z}_1 \\ &\quad + C z_2 - M \ddot{z}_d + d_1) + \frac{1}{\gamma_1} \text{tr}(\tilde{\beta}_1^T \dot{\tilde{\beta}}_1) \end{aligned}$$

[0069] 为了使整个系统稳定,必须设计控制率使 $\dot{V}_2$ 负定,取 $K_T T_M x_3$ 为:

$$[0070] \quad K_T T_M x_3 = C x_2 - C z_2 + G + M \dot{a}_1 - z_1 - \lambda_2 z_2 + z_3 - \hat{d}_1$$

[0071] 其中, $\hat{d}_1$ 为集总扰动项 $d_1$ 得估计,则可得:

$$[0072] \quad \begin{aligned} \dot{V}_2 &= -\zeta_1^T A_1 \zeta_1 + \zeta_1^T \varepsilon_1 + \zeta_1^T \tilde{\beta}_1^T h_1 + \frac{1}{\gamma_1} \text{tr}(\tilde{\beta}_1^T \dot{\tilde{\beta}}_1) \\ &= -\zeta_1^T A_1 \zeta_1 + \zeta_1^T \varepsilon_1 + \frac{1}{\gamma_1} \text{tr}(\tilde{\beta}_1^T \dot{\tilde{\beta}}_1 + \gamma_1 \tilde{\beta}_1^T h_1 \zeta_1^T) \end{aligned}$$

[0073] 其中, $\zeta_1 = [z_1 \ z_2]^T$ ,  $A_1 = [\lambda_1 \ \lambda_2]^T$ ,  $\gamma_1 > 0$ 。设计ELMNN的权值自适应律为:

$$[0074] \quad \dot{\tilde{\beta}}_1 = \gamma_1 h_1 \zeta_1^T - k \gamma_1 \|\eta\| \hat{\beta}_1$$

[0075] 其中, $k > 0$ ,  $\eta = [z_2 \ z_3]^T$ 。将自适应律带入 $\dot{V}_2$ ,并由 $\tilde{\beta}_1 = \beta_1^* - \hat{\beta}_1$ ,可得:

$$[0076] \quad \dot{V}_2 \leq -\zeta_1^T A_1 \zeta_1 + \zeta_1^T \varepsilon_1 + k \|\eta\| \text{tr}(\tilde{\beta}_1^T (\beta_1^* - \tilde{\beta}_1))$$

[0077] 接下来,设计实际控制信号 $u$ 使得误差尽量小。采用一个ELMNN估计 $d_2$ 。输入向量 $z = (z_2 \ z_3)^T$ ,则有 $\hat{d}_2(z)_d = \hat{\beta}_2^T h_2(z)$ 。其中, $\hat{\beta}_2$ 表示ELMNN的输出权值。 $\hat{d}_2(z)_d$ 能以任意精度逼近 $d_2(z)_d$ ,即有:

$$[0078] \quad d_2(z)_d = \beta_2^{*T} h_2(z) + \varepsilon_2$$

[0079] 其中, $\beta_2^*$ 为ELMNN的最优输出权值, $\varepsilon_2$ 为逼近误差。取权值误差 $\tilde{\beta}_2 = \beta_2^* - \hat{\beta}_2$ 。

[0080] (4.4) 针对第三个子系统,设计Lyapunov函数为:

$$[0081] \quad V_3 = V_2 + \frac{1}{2} z_3^T z_3 + \frac{1}{2\gamma_2} \text{tr}(\tilde{\beta}_2^T \tilde{\beta}_2)$$

[0082] 取控制率:



$$[0083] \quad \begin{cases} \mathbf{u} = \mathbf{L}\mathbf{K}_T^{-1}\mathbf{T} + \mathbf{R}\mathbf{x}_3 + \mathbf{K}_E\mathbf{x}_2 \\ \mathbf{T} = \mathbf{C}\dot{\mathbf{x}}_2 - 2\lambda_1\mathbf{C}\dot{\mathbf{z}}_1 - \lambda_1\mathbf{M}\ddot{\mathbf{z}}_1 + 2\mathbf{C}\ddot{\mathbf{x}}_d + \mathbf{M}\ddot{\mathbf{x}}_d - \mathbf{C}\dot{\mathbf{z}}_2 \\ \quad - \lambda_2\dot{\mathbf{z}}_2 - \dot{\mathbf{z}}_1 - \mathbf{z}_2 - \lambda_3\mathbf{z}_3 \end{cases}$$

[0084] 其中,  $\hat{d}_2$  为未知项  $d_2$  得估计, 则:

$$[0085] \quad \begin{aligned} \dot{V}_3 &= \dot{V}_2 + \mathbf{z}_3^T \dot{\mathbf{z}}_3 + \mathbf{z}_3^T (\boldsymbol{\beta}_2^{*T} \mathbf{h}_2 + \boldsymbol{\varepsilon}_2) + \frac{1}{\gamma_2} \text{tr}(\tilde{\boldsymbol{\beta}}_2^T \dot{\tilde{\boldsymbol{\beta}}}_2) \\ &\leq -\boldsymbol{\zeta}_2^T \mathbf{A}_2 \boldsymbol{\zeta}_2 + \mathbf{z}_2^T \boldsymbol{\varepsilon}_1 + \mathbf{z}_3^T \boldsymbol{\varepsilon}_2 + k \|\boldsymbol{\eta}\| \text{tr}(\tilde{\boldsymbol{\beta}}_1^T \dot{\tilde{\boldsymbol{\beta}}}_1) \\ &\quad + \frac{1}{\gamma_2} \text{tr}(\tilde{\boldsymbol{\beta}}_2^T \dot{\tilde{\boldsymbol{\beta}}}_2 + \gamma_2 \tilde{\boldsymbol{\beta}}_2^T \mathbf{h}_2 \boldsymbol{\zeta}_2^T) \end{aligned}$$

[0086] 其中,  $\boldsymbol{\zeta}_2 = [z_1 \ z_2 \ z_3]^T$ ,  $\Lambda_2 = [\lambda_1 \ \lambda_2 \ \lambda_3]^T$ ,  $\gamma_2 > 0$ 。类似的, 设计 ELMNN 权值自适应律为:

$$[0087] \quad \dot{\hat{\boldsymbol{\beta}}}_2 = \gamma_2 \mathbf{h}_2 \boldsymbol{\zeta}_2^T - k_2 \gamma_2 \|\boldsymbol{\eta}\| \hat{\boldsymbol{\beta}}_2$$

[0088] 其中,  $k_2 > 0$ 。将自适应律带入  $\dot{V}_3$ , 并由  $\tilde{\boldsymbol{\beta}}_2 = \boldsymbol{\beta}_2^* - \hat{\boldsymbol{\beta}}_2$ , 可得:

$$[0089] \quad \begin{aligned} \dot{V}_3 &\leq -\boldsymbol{\zeta}_2^T \mathbf{A}_2 \boldsymbol{\zeta}_2 + \mathbf{z}_2^T \boldsymbol{\varepsilon}_1 + \mathbf{z}_3^T \boldsymbol{\varepsilon}_2 + k \|\boldsymbol{\eta}\| \text{tr}(\tilde{\boldsymbol{\beta}}_1^T (\boldsymbol{\beta}_1^* \\ &\quad - \tilde{\boldsymbol{\beta}}_1)) + k \|\boldsymbol{\eta}\| \text{tr}(\tilde{\boldsymbol{\beta}}_2^T (\boldsymbol{\beta}_2^* - \tilde{\boldsymbol{\beta}}_2)) \\ &= -\boldsymbol{\zeta}_2^T \mathbf{A}_2 \boldsymbol{\zeta}_2 + \boldsymbol{\eta}^T \mathbf{E} \boldsymbol{\eta} + k \|\boldsymbol{\eta}\| \text{tr}(\tilde{\mathbf{B}}^T (\mathbf{B}^* - \tilde{\mathbf{B}})) \end{aligned}$$

[0090] 其中,  $\mathbf{E} = [\boldsymbol{\varepsilon}_1^T \ \boldsymbol{\varepsilon}_1^T] > 0$ ,  $\tilde{\mathbf{B}} = \text{diag}\{\tilde{\boldsymbol{\beta}}_1 \ \tilde{\boldsymbol{\beta}}_2\}$ ,  $\mathbf{B}^* = \text{diag}\{\boldsymbol{\beta}_1^* \boldsymbol{\beta}_2^*\}$ 。根据 Schwarz 不等式, 可得:

$$[0091] \quad \text{tr}(\tilde{\mathbf{B}}^T (\mathbf{B}^* - \tilde{\mathbf{B}})) \leq \|\tilde{\mathbf{B}}\|_F \|\mathbf{B}^*\|_F - \|\tilde{\mathbf{B}}\|_F^2$$

[0092] 同时假定 ELMNN 的最大逼近误差及理想权值均有界, 由于  $\lambda_{\min} \|\boldsymbol{\zeta}_2\|^2 \leq \boldsymbol{\zeta}_2^T \Lambda_2 \boldsymbol{\zeta}_2$ ,  $\lambda_{\min}$  为  $\Lambda_2$  得最小特征值, 可得:

$$[0093] \quad \begin{aligned} \dot{V}_3 &\leq -\|\boldsymbol{\zeta}_2\| \lambda_{\min} \|\boldsymbol{\zeta}_2\| - \|\boldsymbol{\eta}\| [\lambda_{\min} \|\boldsymbol{\eta}\| \\ &\quad + k \|\tilde{\mathbf{B}}\|_F (B_{\max} - \|\tilde{\mathbf{B}}\|_F) - b_\varepsilon] \end{aligned}$$

[0094] 为了使  $\dot{V}_3 \leq 0$ , 需要满足:

$$[0095] \quad \lambda_{\min} \|\boldsymbol{\eta}\| + k \|\tilde{\mathbf{B}}\|_F (B_{\max} - \|\tilde{\mathbf{B}}\|_F) - b_\varepsilon > 0, \text{ 即}$$

$$[0096] \quad \|\boldsymbol{\eta}\| > (b_\varepsilon + \frac{k}{4} B_{\max}^2) / \lambda_{\min}, \text{ 或}$$

$$[0097] \quad \|\tilde{\mathbf{B}}\|_F > \frac{1}{2} B_{\max} + \sqrt{\frac{B_{\max}^2}{4} + \frac{b_\varepsilon}{k}}$$

[0098] 根据  $\|\boldsymbol{\eta}\|$  的收敛性可见, 轨迹跟踪精度与神经网络逼近误差上界  $b_{\varepsilon_{\max}}$  及  $k$ ,  $\lambda_{\min}$  值有关。通过适当调整  $k$  和  $\lambda_{\min}$  值, 可以提高轨迹跟踪精度。

[0099] 综上, 基于反步法的混联机构反步控制器的控制率为:

$$[0100] \quad \begin{cases} u = LK_T^{-1}T + Rx_3 + K_E x_2 - \hat{d}_2 \\ T = C\dot{x}_2 - 2\lambda_1 C\dot{z}_1 - \lambda_1 M\dot{z}_1 + 2C\ddot{x}_d + M\ddot{x}_d - C\dot{z}_2 - \lambda_2 \dot{z}_2 - \dot{z}_1 - z_2 - \lambda_3 z_3 \\ x_3 = T_M^{-1}K_T^{-1}(Cx_2 - Cz_2 + G + M\dot{a}_1 - z_1 - \lambda_2 z_2 + z_3 - \hat{d}_1) \\ z_1 = x_1 - x_d, z_2 = x_2 - \lambda_1 z_1 + \dot{x}_d, z_3 = K_T T_M x_3 - Cx_2 + Cz_2 - G - M\dot{a}_1 + z_1 + \lambda_2 z_2 \\ \hat{d}_1 = \hat{\beta}_1^T h_1(z) \\ \hat{d}_2 = \hat{\beta}_2^T h_2(z) \end{cases}$$

[0101] ELMNN的权值自适应律为:

$$[0102] \quad \begin{cases} \dot{\hat{\beta}}_1 = \gamma_1 h_1 \zeta_1^T - k_1 \gamma_1 \|\zeta_1\| \hat{\beta}_1 \\ \dot{\hat{\beta}}_2 = \gamma_2 h_2 \zeta_2^T - k_2 \gamma_2 \|\zeta_2\| \hat{\beta}_2 \end{cases}$$

[0103] 其中,  $\zeta_1 = [z_1 \ z_2]^T$ ,  $\zeta_2 = [z_2 \ z_3]^T$ 为误差向量, 常数  $\gamma_1, \gamma_2, k_1, k_2$ 为自适应率调节参数。

[0104] 通过MATLAB仿真将基于极限学习机的自适应反步控制方法应用于混联机构, 获得如图3所示的各关节的轨迹跟踪曲线。可以看出, 基于极限学习机的自适应反步控制在存在较大扰动的情况下更快收敛, 且动态误差极小, 实现精确稳定跟踪, 跟踪效果远好于未采用ELMNN的反步控制。因此, 本发明所提出的控制器具有更好的轨迹跟踪性能, 采用ELMNN提高了跟踪精度, 且鲁棒性更强。

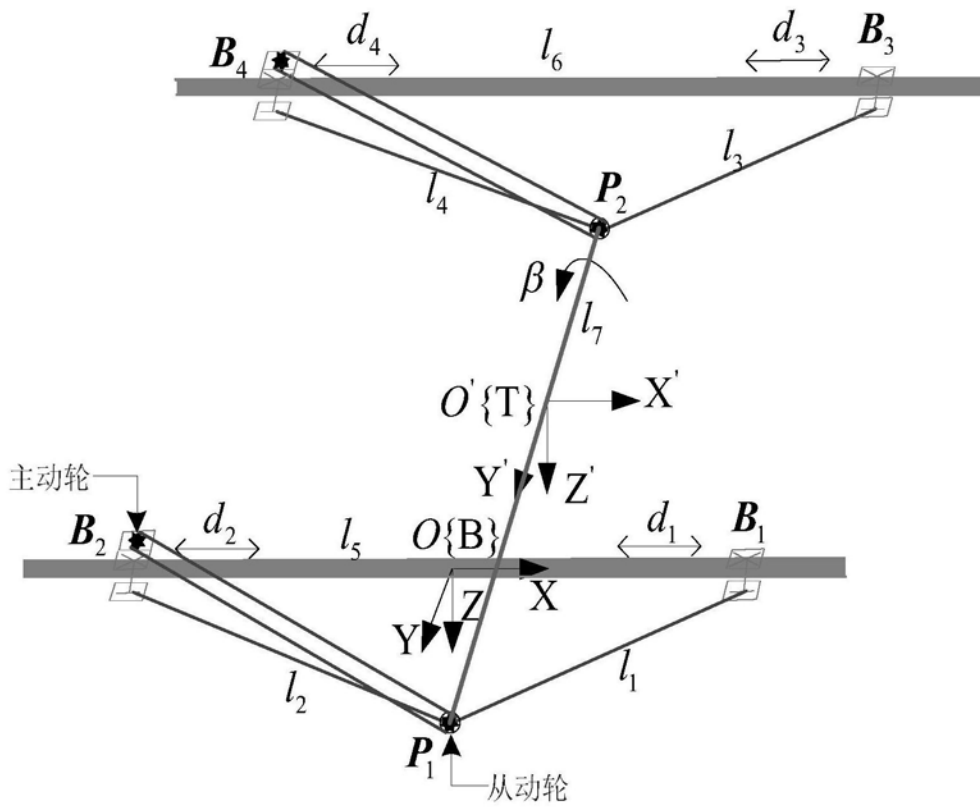


图1

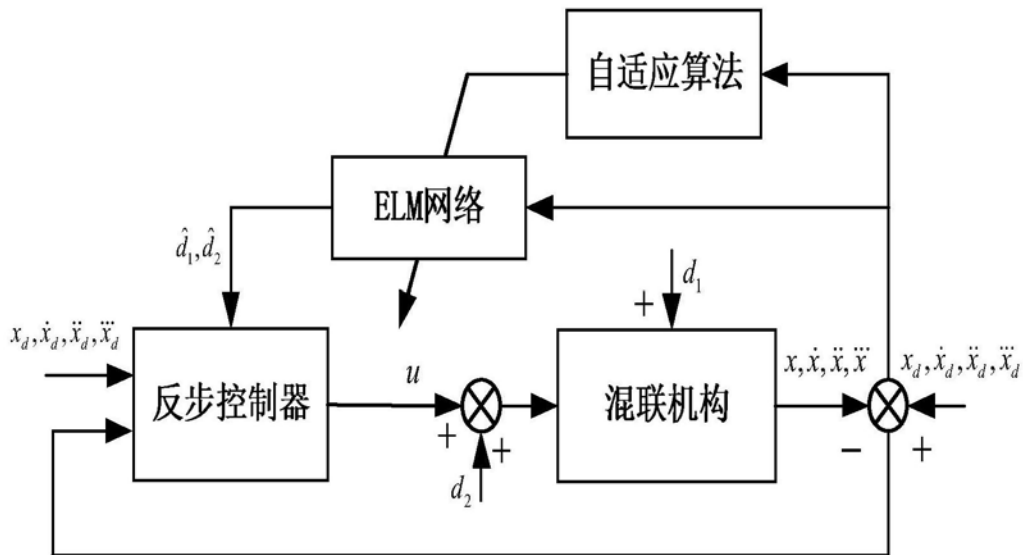
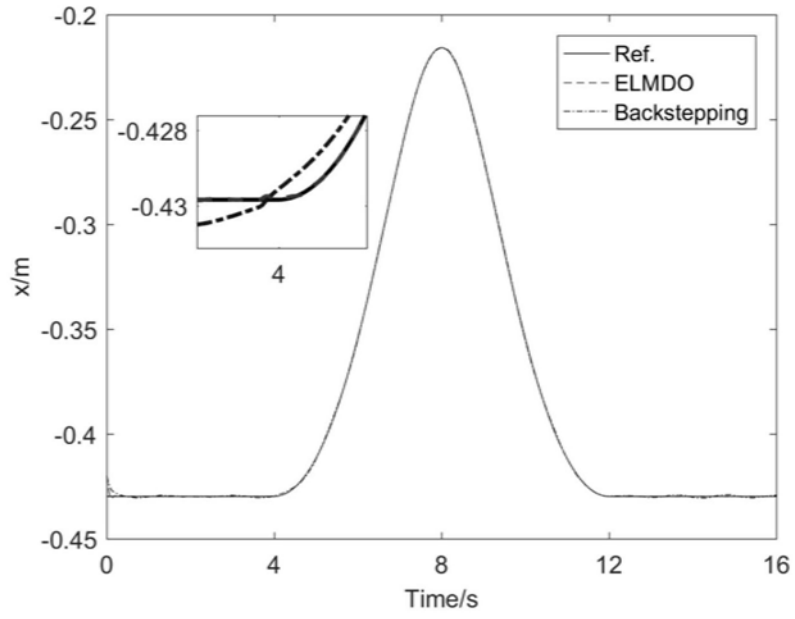
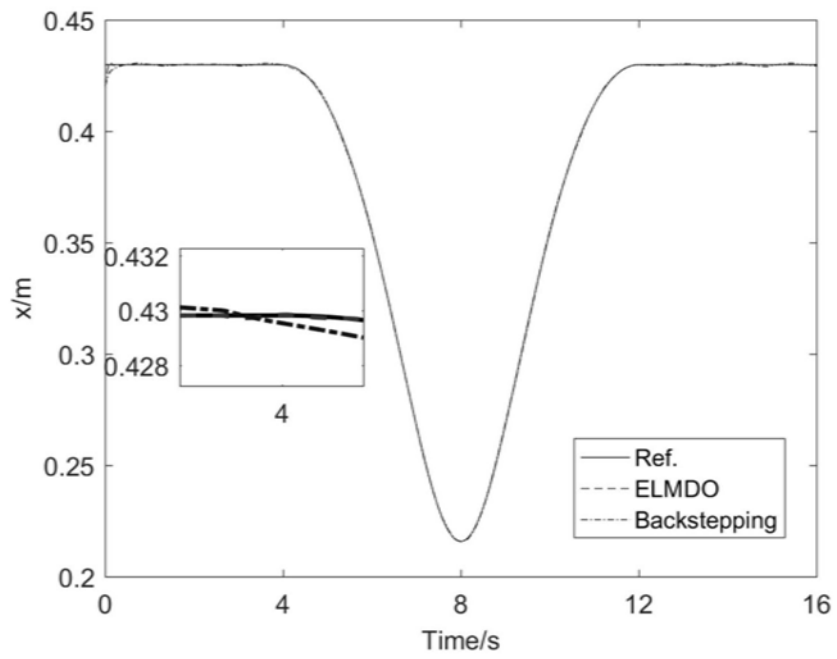


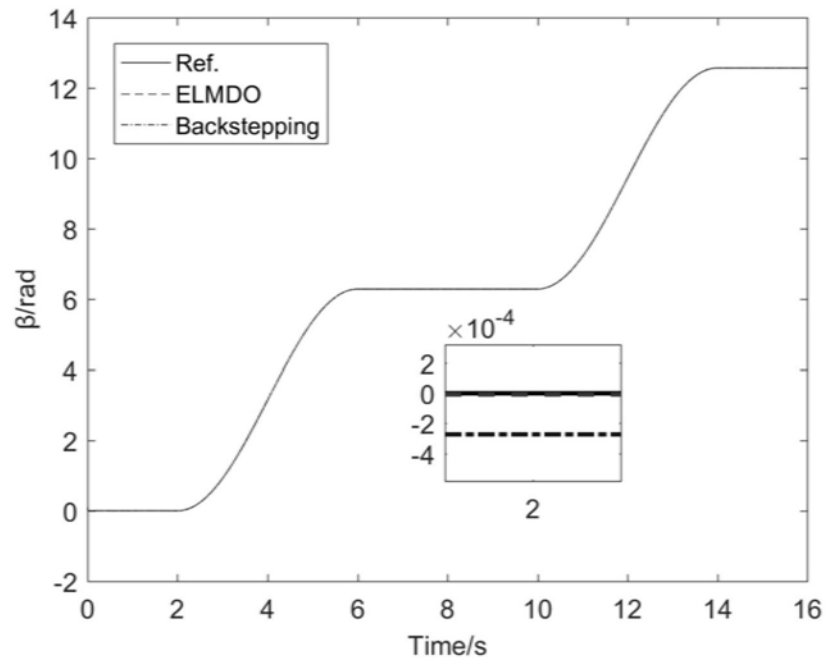
图2



(a)



(b)



(c)

图3