



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106655962 A

(43)申请公布日 2017.05.10

(21)申请号 201611062338.5

(22)申请日 2016.11.28

(71)申请人 青岛大学

地址 266071 山东省青岛市市南区宁夏路
308号

(72)发明人 马玉梅 于金鹏 于海生 赵林
牛浩 韩玉西

(74)专利代理机构 青岛智地领创专利代理有限公司 37252

代理人 陈海滨

(51)Int.Cl.

H02P 25/02(2016.01)

H02P 23/00(2016.01)

权利要求书7页 说明书16页 附图2页

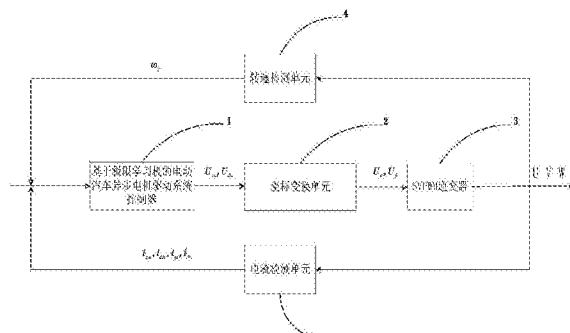
(54)发明名称

基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动
系统控制方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制方法。该控制方法针对电动汽车电机驱动系统中存在的非线性以及铁损的问题，在传统的反步设计方法中引入命令滤波技术，通过引入补偿机制，减小了滤波产生的误差，成功地克服了在传统反步控制中由于连续求导所引起的“计算爆炸”问题。本发明利用极限学习机算法逼近电机驱动系统中的非线性函数，将该方法和命令滤波技术以及自适应反步法结合起来；通过本发明调节后，电动机运行能快速达到稳定状态，更加适合诸如电动汽车驱动系统等需要快速动态响应的控制对象，仿真结果表明本发明的控制方法能够克服参数不确定的影响并且有利于保证理想的控制效果，实现对转速的快速、稳定地响应。

A
CN 106655962



CN

1. 基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制方法,所述控制方法包括如下步骤:

a建立考虑铁损的异步电机的动态数学模型:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\omega_r}{dt} = \frac{n_p L_m}{L_{1r} J} \psi_d i_{qm} - \frac{T_L}{J} \\ \frac{di_{qm}}{dt} = \frac{R_{fe}}{L_m} i_{qs} - \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_m} i_{qm} + \frac{L_m R_r}{L_{1r}} \frac{i_{qm} i_{dm}}{\psi_d} + i_{dm} \omega_r \\ \frac{di_{qs}}{dt} = \frac{R_s + R_{fe}}{L_{1s}} i_{qs} + \frac{L_m R_r}{L_{1r}} \frac{i_{ds} i_{qm}}{\psi_d} + i_{ds} \omega_r + \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_{1s}} i_{qm} + \frac{1}{L_{1s}} u_{qs} \\ \frac{d\psi_d}{dt} = \frac{R_r}{L_{1r}} \psi_d + \frac{L_m}{L_{1r}} R_r i_{dm} \\ \frac{di_{dm}}{dt} = \frac{R_{fe}}{L_m} i_{ds} + \frac{R_{fe}}{L_{1r} L_m} \psi_d - \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_m} i_{dm} + \frac{L_m R_r}{L_{1r}} \frac{i_{qm}^2}{\psi_d} + i_{qm} \omega_r \\ \frac{di_{ds}}{dt} = \frac{R_s + R_{fe}}{L_{1s}} i_{ds} + \frac{L_m R_r}{L_{1r}} \frac{i_{qs} i_{qm}}{\psi_d} + i_{qs} \omega_r + \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_{1s}} i_{dm} - \frac{R_{fe}}{L_{1s}^2} \psi_d + \frac{1}{L_{1s}} u_{ds} \end{array} \right. \quad (1)$$

其中, ω_r 表示考虑铁损的异步电机转子角速度; J 表示转动惯量; T_L 表示负载转矩; ψ_d 表示转子磁链; n_p 表示极对数; i_{qs} , i_{ds} 表示 d-q 轴定子电流; u_{qs} , u_{ds} 表示异步电机 d-q 轴定子电压; L_m 表示互感; L_{1r} , L_{1s} 分别表示定转子漏感; R_s , R_r , R_{fe} 分别表示异步电机定、转子及铁损等效电阻; i_{qm} , i_{dm} 分别表示 d-q 轴励磁电流; i_{qs} , i_{ds} 分别表示 d-q 轴定子电流;

为简化考虑铁损的异步电机的动态数学模型,定义新的变量:

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1 = \omega_r, x_2 = i_{qm}, x_3 = i_{qs}, x_4 = \psi_d, x_5 = i_{dm}, x_6 = i_{ds} \\ a_1 = \frac{n_p L_m}{L_{1r}}, b_1 = \frac{R_{fe}}{L_m}, b_2 = \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_m}, b_3 = \frac{L_m R_r}{L_{1r}} \\ c_1 = \frac{1}{L_{1s}}, c_2 = \frac{R_s + R_{fe}}{L_{1s}}, c_3 = \frac{L_m R_r}{L_{1r}}, c_4 = \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_{1s}} \\ d_1 = -\frac{R_r}{L_{1r}}, d_2 = \frac{L_m}{L_{1r}} \\ e_1 = \frac{R_{fe}}{L_m}, e_2 = \frac{R_{fe}}{L_m L_{1r}}, e_3 = \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_m}, e_4 = \frac{L_m R_r}{L_{1r}} \\ g_1 = \frac{1}{L_{1s}}, g_2 = \frac{R_s + R_{fe}}{L_{1s}}, g_3 = \frac{L_m R_r}{L_{1r}}, g_4 = \frac{R_{fe}}{L_{1s}^2}, g_5 = \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_{1s}} \end{array} \right. \quad (2)$$

则考虑铁损的异步电机的动态数学模型表示为:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = \frac{1}{J} a_1 x_2 x_4 - \frac{T_L}{J} \\ \dot{x}_2 = b_1 x_3 - b_2 x_2 + b_3 \frac{x_2 x_5}{x_4} + x_1 x_5 \\ \dot{x}_3 = c_1 u_{qs} - c_2 x_3 + x_1 x_6 + c_3 \frac{x_2 x_6}{x_4} + c_4 x_2 \\ \dot{x}_4 = d_1 x_4 + d_2 x_5 \\ \dot{x}_5 = e_1 x_6 + e_2 x_4 - e_3 x_5 + e_4 \frac{x_2^2}{x_4} + x_1 x_2 \\ \dot{x}_6 = g_1 u_{ds} - g_2 x_6 + g_3 \frac{x_2 x_3}{x_4} + x_1 x_3 - g_4 x_4 + g_5 x_5 \end{cases} \quad (3)$$

其中, $\dot{x}_1 = \frac{d\omega_r}{dt}$, $\dot{x}_2 = \frac{di_{qm}}{dt}$, $\dot{x}_3 = \frac{di_{qs}}{dt}$, $\dot{x}_4 = \frac{d\psi_d}{dt}$, $\dot{x}_5 = \frac{di_{dm}}{dt}$, $\dot{x}_6 = \frac{di_{ds}}{dt}$;

b根据命令滤波技术和自适应反步法原理,设计一种基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制方法;

考虑铁损的异步电机的动态数学模型简化为两个独立的子系统,即由状态变量 x_1, x_2, x_3 和控制输入 u_{qs} 组成的子系统以及由状态变量 x_4, x_5, x_6 和控制输入 u_{ds} 组成的子系统;

定义命令滤波器为: $\begin{cases} \dot{\phi}_u = \omega_n \phi_{u+1} \\ \dot{\phi}_{u+1} = -2\zeta \omega_n \phi_{u+1} - \omega_n (\phi_u - \alpha_u) \end{cases}$

其中, $\dot{\phi}_u = x_{u,c}(t)$, $\dot{\phi}_{u+1} = \dot{x}_{u,c}(t)$ 均为命令滤波器的输出信号, a_u 为命令滤波器的输入信号, $u=1, 2, 4, 5$; 如果输入信号 a_u 对于所有的 $t \geq 0$, 使得 $|\dot{\alpha}_u| \leq \rho_1$ 以及 $|\ddot{\alpha}_u| \leq \rho_2$ 成立, 其中, ρ_1 和 ρ_2 均为正常数; 同时 $\phi_u(0) = \alpha_u(0)$, $\dot{\phi}_{u+1}(0) = 0$; 则可得出, 对任意的常数 $\mu > 0$, 存在 $\omega_n > 0$ 且 $\zeta \in (0, 1]$, 使得 $|\phi_u - \alpha_u| \leq \mu$, ϕ_u , $\dot{\phi}_u$ 和 $\ddot{\phi}_u$ 是有界的;

$$\text{定义跟踪误差变量为: } \begin{cases} z_1 = x_1 - x_d \\ z_2 = x_2 - x_{1,c} \\ z_3 = x_3 - x_{2,c} \\ z_4 = x_4 - x_{3,c} \\ z_5 = x_5 - x_{4,c} \\ z_6 = x_6 - x_{5,c} \end{cases};$$

定义 x_d 为期望的位置信号; 虚拟控制信号 a_1, a_2, a_4, a_5 为命令滤波器的输入信号; $x_{1,c}, x_{2,c}, x_{3,c}, x_{4,c}, x_{5,c}$ 为命令滤波器的输出信号; k_g 为正的设计参数; β_g 是极限学习机算法的输出权值向量, $||\beta_g||$ 是 β_g 的范数; $H_g(Z_g) = [G_1(a_1, b_1, Z_1), G_2(a_2, b_2, Z_2), \dots, G_g(a_g, b_g, Z_g)]$, 其中 $H_g(Z_g)$ 表示极限学习机算法的隐层映射矩阵, $G_g(\cdot)$ 是激活函数, (a_g, b_g) 是隐层节点参数, Z_g 是映射矩阵 $H_g(Z_g)$ 的变量集合; l_g 为正常数, $g=1, 2, \dots, 6$;

控制方法的设计每一步都会选取一个合适的Lyapunov函数构建一个虚拟控制函数或者真实的控制律; 控制方法的设计具体包括以下步骤:

b.1 根据微分方程 $\dot{x}_1 = \frac{1}{J} a_1 x_2 x_4 - \frac{T_L}{J}$, 对 z_1 求导得误差动态方程: $\dot{z}_1 = \dot{x}_1 - \dot{x}_d$; 定义命令滤波补偿后的跟踪误差信号为: $v_1 = z_1 - \xi_1$, 同时选取Lyapunov函数: $V_1 = \frac{J}{2} v_1^2$, 对 V_1 求导得:

$$\dot{V}_1 = v_1 (a_1 x_2 x_4 - T_L - J \dot{x}_d - J \dot{\xi}_1) = v_1 (f_1 + x_2 - T_L - J \dot{x}_d - J \dot{\xi}_1) \quad (4)$$

在实际系统中负载参数 T_L 是有界的, 定义 T_L 是未知的正常数且上限为 d , 即 $0 \leq T_L \leq d$; 根据杨氏不等式可得: $-v_1 T_L \leq \frac{1}{\varepsilon_1^2} v_1^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2$;

其中, $f_1 = a_1 x_2 x_4 - x_2$; 对于光滑函数 $f_1(Z_1)$, 给定 $\varepsilon_1 \geq 0$, 有极限学习机算法 $H_1 \beta_1$; 令 $f_1(Z_1) = H_1(Z_1) \beta_1 + \delta_1(Z_1)$, $\delta_1(Z_1)$ 表示逼近误差, 并满足 $|\delta_1(Z_1)| \leq \varepsilon_1$, $Z_1 = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_d, \dot{x}_d, \hat{\phi}]^T$; 从而有:

$$v_1 f_1(Z_1) \leq \frac{1}{2l_1^2} v_1^2 \|\beta_1\|^2 H_1^T H_1 + v_1^2 + \frac{1}{2} l_1^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 \quad (5)$$

构建虚拟控制信号 a_1 为:

$$a_1 = -k_1 z_1 - z_1 + J \dot{x}_d - \frac{1}{\varepsilon_1^2} v_1^2 - \frac{1}{2l_1^2} v_1 \hat{\phi} H_1^T H_1 \quad (6)$$

$$\text{定义补偿误差 } \dot{\xi}_1: \dot{\xi}_1 = \frac{1}{J} (-k_1 \xi_1 - \xi_1 + \xi_2 + (x_{1,c} - a_1)) \quad (7)$$

其中 $\xi(0) = 0$, $||\xi_g||$ 是有界的, 有 $\lim_{t \rightarrow \infty} \|\xi_g\| \leq \frac{\mu \rho}{2k_0}$, $\mu > 0$, $\rho > 0$, $k_0 = \frac{1}{2} \min_g (k_g)$, k_g 为正的

设计参数, $g = 1, 2, \dots, 6$;

按照公式 (5)、(6) 和 (7) 将公式 (4) 改写为:

$$\dot{V}_1 \leq -k_1 v_1^2 + v_1 v_2 + \frac{1}{2l_1^2} v_1^2 (\|\beta_1\|^2 - \hat{\phi}) H_1^T H_1 + \frac{1}{2} l_1^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 \quad (8)$$

b.2 根据微分方程 $\dot{x}_2 = b_1 x_3 - b_2 x_2 + b_3 \frac{x_2 x_5}{x_4} + x_1 x_5$, 对 z_2 求导得误差动态方程: $\dot{z}_2 = \dot{x}_2 - \dot{x}_{1,c}$;

定义命令滤波补偿后的跟踪误差信号为: $v_2 = z_2 - \xi_2$, 同时选择Lyapunov函数: $V_2 = V_1 + \frac{1}{2} v_2^2$,

对 V_2 求导得:

$$\dot{V}_2 \leq \dot{V}_1 + v_2 (\dot{x}_2 - \dot{x}_{1,c} - \dot{\xi}_2) = \dot{V}_1 + v_2 [b_1 (z_3 + x_{2,c}) + f_2 - \dot{x}_{1,c} - \dot{\xi}_2] \quad (9)$$

其中, $f_2 = -b_2 x_2 + b_3 \frac{x_2 x_5}{x_4} + x_1 x_5$; 对于光滑函数 $f_2(Z_2)$, 给定 $\varepsilon_2 \geq 0$, 有极限学习机算法 $H_2 \beta_2$

令 $f_2(Z_2) = H_2(Z_2) \beta_2 + \delta_2(Z_2)$, 其中, $\delta_2(Z_2)$ 表示逼近误差, 并满足 $|\delta_2(Z_2)| \leq \varepsilon_2$, $Z_2 = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_d, \dot{x}_d, \hat{\phi}]^T$; 从而有:

$$v_2 f_2 \leq \frac{1}{2l_2^2} v_2^2 \|\beta_2\|^2 H_2^T H_2 + v_2^2 + \frac{1}{2} l_2^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_2^2 \quad (10)$$

构建虚拟控制信号 a_2 :

$$\alpha_2 = \frac{1}{b_1}(-k_2 z_2 - z_1 + \dot{x}_{1,c} - \frac{1}{2l_2^2} v_2 \hat{\phi} H_2^T H_2) \quad (11)$$

$$\text{定义补偿误差 } \dot{\xi}_2 : \dot{\xi}_2 = -k_2 \xi_2 - \xi_1 + b_1 \xi_3 + b_1 (x_{2,c} - \alpha_2) \quad (12)$$

按照公式(10)、(11)和(12)将公式(9)改写为:

$$\dot{V}_2 \leq -\sum_{i=1}^2 k_i v_i^2 + v_2^2 + b_1 v_2 v_3 + \sum_{j=1}^2 \frac{1}{2l_j^2} v_j^2 (\|\beta_j\|^2 - \hat{\phi}) H_j^T H_j + \sum_{k=1}^2 (\frac{1}{2} l_k^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_k^2) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 \quad (13)$$

b.3 根据微分方程 $\dot{x}_3 = c_1 u_{qs} - c_2 x_3 + x_1 x_6 + c_3 \frac{x_2 x_6}{x_4} + c_4 x_2$, 对 z_3 求导可得误差动态方程:

$\dot{z}_3 = \dot{x}_3 - \dot{x}_{2,c}$; 定义命令滤波补偿后的跟踪误差信号为: $v_3 = z_3 - \xi_3$, 同时选择Lyapunov函数:

$$V_3 = V_2 + \frac{1}{2} v_3^2; \text{ 对 } V_3 \text{ 求导可得:}$$

$$\dot{V}_3 = \dot{V}_2 + v_3 \dot{v}_3 = \dot{V}_2 + v_3 (\dot{x}_3 - \dot{x}_{2,c} - \dot{\xi}_3) = \dot{V}_2 + v_3 [c_1 u_{qs} + f_3 - \dot{x}_{2,c} - \dot{\xi}_3] \quad (14)$$

$$\text{其中, } f_3 = -c_2 x_3 + x_1 x_6 + c_3 \frac{x_2 x_6}{x_4} + c_4 x_2; \text{ 对于光滑函数 } f_3(Z_3), \text{ 给定 } \varepsilon_3 \geq 0, \text{ 有极限学习机算}$$

法 }H_3 \beta_3; \text{ 令 } f_3(Z_3) = H_3(Z_3) \beta_3 + \delta_3(Z_3), \text{ 其中, } \delta_3(Z_3) \text{ 表示逼近误差, 并满足 } |\delta_3(Z_3)| \leq \varepsilon_3, \\ Z_3 = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_d, \dot{x}_d, \hat{\phi}]^T; \text{ 从而有:}

$$v_3 f_3 \leq \frac{1}{2l_3^2} v_3^2 \|\beta_3\|^2 H_3^T H_3 + v_3^2 + \frac{1}{2} l_3^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_3^2 \quad (15)$$

构建真实控制率 u_{qs} 为:

$$u_{qs} = \frac{1}{c_1} (-k_3 z_3 - b_1 z_2 + \dot{x}_{2,c} - \frac{1}{2l_3^2} v_3 \hat{\phi} H_3^T H_3) \quad (16)$$

$$\text{定义补偿误差 } \dot{\xi}_3 : \dot{\xi}_3 = -k_3 \xi_3 - b_1 \xi_2 \quad (17)$$

按照公式(15)、(16)和(17)将公式(14)改写为:

$$\dot{V}_3 \leq -\sum_{i=1}^3 k_i v_i^2 + \sum_{j=2}^3 v_j^2 + \sum_{k=1}^3 \frac{1}{2l_k^2} v_k^2 (\|\beta_k\|^2 - \hat{\phi}) H_k^T H_k + \sum_{e=1}^3 (\frac{1}{2} l_e^2 + \frac{\varepsilon_e^2}{4}) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 \quad (18)$$

b.4 根据微分方程 $\dot{x}_4 = d_1 x_4 + d_2 x_5$, 对 z_4 求导可得误差动态方程: $\dot{z}_4 = \dot{x}_4 - \dot{x}_{3,c}$; 定义命令滤波补偿后的跟踪误差信号为: $v_4 = z_4 - \xi_4$, 同时选择Lyapunov函数: $V_4 = V_3 + \frac{1}{2} v_4^2$;

对 V_4 求导可得:

$$\dot{V}_4 = \dot{V}_3 + v_4 \dot{v}_4 = \dot{V}_3 + v_4 (\dot{x}_4 - \dot{x}_{3,c} - \dot{\xi}_4) = \dot{V}_3 + v_4 (d_1 x_4 + d_2 x_5 + f_4 - \dot{x}_{3,c} - \dot{\xi}_4) \quad (19)$$

其中, $f_4 = d_1 x_4$; 对于光滑函数 $f_4(Z_4)$, 给定 $\varepsilon_4 \geq 0$, 有极限学习机算法 $H_4 \beta_4$; 令 $f_4(Z_4) = H_4(Z_4) \beta_4 + \delta_4(Z_4)$, 其中, $\delta_4(Z_4)$ 表示逼近误差, 并满足 $|\delta_4(Z_4)| \leq \varepsilon_4$, $Z_4 = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_d, \dot{x}_d, \hat{\phi}]^T$; 从而有:

$$v_4 f_4 \leq \frac{1}{2l_4^2} v_4^2 \|\beta_4\|^2 H_4^T H_4 + v_4^2 + \frac{1}{2} l_4^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_4^2 \quad (20)$$

构建虚拟控制信号 a_4 为:

$$\alpha_4 = \frac{1}{d_2} (-k_4 z_4 + \dot{x}_{4,c} - \frac{1}{2l_4^2} v_4 \hat{\phi} H_4^T H_4) \quad (21)$$

$$\text{定义补偿误差 } \dot{\xi}_4 : \dot{\xi}_4 = -k_4 \xi_4 + d_2 \xi_5 + d_2 (x_{4,c} - \alpha_4) \quad (22)$$

按照公式(20)、(21)和(22)将公式(19)改写为:

$$\dot{V}_4 \leq -\sum_{i=1}^4 k_i v_i^2 + \sum_{j=2}^4 v_j^2 + d_2 v_4 v_5 + \sum_{k=1}^4 \frac{1}{2l_k^2} v_k^2 (\|\beta_k\|^2 - \hat{\phi}) H_k^T H_k + \sum_{e=1}^4 (\frac{l_e^2}{2} + \frac{\varepsilon_e^2}{4}) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 \quad (23)$$

b.5 根据微分方程 $\dot{x}_5 = e_1 x_6 + e_2 x_4 - e_3 x_5 + e_4 \frac{x_2^2}{x_4} + x_1 x_2$, 对 z_5 求导可得误差动态方程:

$\dot{z}_5 = \dot{x}_5$, 定义命令滤波补偿后的跟踪误差信号为: $v_5 = z_5 - \xi_5$, 同时选择Lyapunov函数:

$$V_5 = V_4 + \frac{1}{2} v_5^2; \text{对 } V_5 \text{ 求导可得:}$$

$$\dot{V}_5 = \dot{V}_4 + v_5 \dot{v}_5 = \dot{V}_4 + v_5 [e_1 (z_6 + x_{5,c}) + f_5 - \dot{x}_{4,c} - \dot{\xi}_5] \quad (24)$$

其中, $f_5 = e_2 x_4 - e_3 x_5 + e_4 \frac{x_2^2}{x_4} + x_1 x_2$; 对于光滑函数 $f_5(Z_5)$, 给定 $\varepsilon_5 \geq 0$, 有极限学习机算法 $H_5 \beta_5$; 令 $f_5(Z_5) = H_5(Z_5) \beta_5 + \delta_5(Z_5)$, 其中, $\delta_5(Z_5)$ 表示逼近误差, 并满足 $|\delta_5(Z_5)| \leq \varepsilon_5$,

$Z_5 = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_d, \dot{x}_d, \hat{\phi}]^T$; 从而有:

$$v_5 f_5 \leq \frac{1}{2l_5^2} v_5^2 \|\beta_5\|^2 H_5^T H_5 + v_5^2 + \frac{1}{2} l_5^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_5^2 \quad (25)$$

构建虚拟控制信号 a_5 为:

$$\alpha_5 = \frac{1}{e_1} (-k_5 z_5 - d_2 z_4 + \dot{x}_{4,c} - \frac{1}{2l_5^2} v_5 \hat{\phi} H_5^T H_5) \quad (26)$$

$$\text{定义补偿误差 } \dot{\xi}_5 : \dot{\xi}_5 = -k_5 \xi_5 - d_2 \xi_4 + e_1 \xi_6 + e_1 (x_{5,c} - \alpha_5) \quad (27)$$

按照公式(25)、(26)和(27)将公式(24)改写为:

$$\dot{V}_5 \leq -\sum_{i=1}^5 k_i v_i^2 + \sum_{j=2}^5 v_j^2 + e_1 v_5 v_6 + \sum_{k=1}^5 \frac{1}{2l_k^2} v_k^2 (\|\beta_k\|^2 - \hat{\phi}) H_k^T H_k + \sum_{e=1}^5 (\frac{l_e^2}{2} + \frac{\varepsilon_e^2}{4}) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 \quad (28)$$

b.6 根据微分方程 $\dot{x}_6 = g_1 u_{ds} - g_2 x_6 + g_3 \frac{x_2 x_3}{x_4} + x_1 x_3 - g_4 x_4 + g_5 x_5$, 对 z_6 求导可得误差动态方程:

$\dot{z}_6 = \dot{x}_6 - \dot{x}_{5,c}$, 定义命令滤波补偿后的跟踪误差信号为: $v_6 = z_6 - \xi_6$, 同时选择Lyapunov函数: $V_6 = V_5 + \frac{1}{2} v_6^2$; 对 V_6 求导可得:

$$\dot{V}_6 = \dot{V}_5 + v_6 \dot{v}_6 = \dot{V}_5 + v_6 (f_6 + g_1 u_{ds} - \dot{x}_{5,c} - \dot{\xi}_6) \quad (29)$$

其中, $f_6 = -g_2 x_6 + g_3 \frac{x_2 x_3}{x_4} + x_1 x_3 - g_4 x_4 + g_5 x_5$; 对于光滑函数 $f_6(Z_6)$, 给定 $\varepsilon_6 \geq 0$, 有极限学习机算法 $H_6 \beta_6$; 令 $f_6(Z_6) = H_6(Z_6) \beta_6 + \delta_6(Z_6)$, 其中, $\delta_6(Z_6)$ 表示逼近误差, 并满足 $|\delta_6(Z_6)| \leq \varepsilon_6$,

$Z_6 = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_d, \dot{x}_d, \hat{\phi}]^T$; 从而有:

$$v_6 f_6 \leq \frac{1}{2l_6^2} v_6^2 \|\beta_6\|^2 H_6^T H_6 + v_6^2 + \frac{1}{2} l_6^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_6^2 \quad (30)$$

构建真实控制律 u_{ds} 为:

$$u_{ds} = \frac{1}{g_1} (-k_6 z_6 - e_1 z_5 + \dot{x}_{s,c} - \frac{1}{2l_6^2} v_6 \hat{\phi} H_6^T H_6) \quad (31)$$

$$\text{定义补偿误差 } \dot{\xi}_6: \dot{\xi}_6 = -k_6 \xi_6 - e_1 \xi_5 \quad (32)$$

按照公式 (30)、(31) 和 (32) 将公式 (29) 改写为:

$$\dot{V}_6 \leq -k_1 v_1^2 - \sum_{i=2}^6 (k_i - 1) v_i^2 + \sum_{j=1}^6 \frac{1}{2l_j^2} v_j^2 (\|\beta_j\|^2 - \hat{\phi}) H_j^T H_j + \sum_{k=1}^6 (\frac{l_k^2}{2} + \frac{\varepsilon_k^2}{4}) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 \quad (33)$$

c 对建立的基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制方法进行稳定性分析

定义 $\Phi = \max \{ \| \beta_1 \|^2, \| \beta_2 \|^2, \| \beta_3 \|^2, \| \beta_4 \|^2, \| \beta_5 \|^2, \| \beta_6 \|^2 \}$, $\hat{\phi}$ 为 Φ 的估计值,

$\tilde{\phi} = \phi - \hat{\phi}$, 构建 Lyapunov 函数为: $V = V_6 + \frac{1}{2r} \tilde{\phi}^T \tilde{\phi}$, 对 V 求导可得:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \dot{V}_6 + \frac{1}{r} \tilde{\phi}^T (-\dot{\hat{\phi}}) \\ &\leq -k_1 v_1^2 - \sum_{i=2}^6 (k_i - 1) v_i^2 + \sum_{j=1}^6 (\frac{l_j^2}{2} + \frac{\varepsilon_j^2}{4}) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 + \frac{1}{r} \tilde{\phi} \left(\sum_{k=1}^6 \frac{1}{2l_k^2} r v_k^2 H_k^T H_k - \dot{\hat{\phi}} \right) \end{aligned} \quad (34)$$

$$\text{选择相应的自适应律 } \dot{\hat{\phi}}: \dot{\hat{\phi}} = \sum_{i=1}^6 \frac{1}{2l_i^2} r v_i^2 H_i^T H_i - m \hat{\phi} \quad (35)$$

其中, r 和 m 是正常数;

按照公式 (35) 将公式 (34) 改写为:

$$\dot{V} \leq -k_1 v_1^2 - \sum_{i=2}^6 (k_i - 1) v_i^2 + \sum_{j=1}^6 (\frac{l_j^2}{2} + \frac{\varepsilon_j^2}{4}) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 + \frac{m}{r} \tilde{\phi}^T \hat{\phi} \quad (36)$$

$$\text{同时, 由杨氏不等式可得: } \tilde{\phi}^T \hat{\phi} \leq -\frac{1}{2} \tilde{\phi}^2 + \frac{1}{2} \hat{\phi}^2 \quad (37)$$

按照公式 (37) 将公式 (36) 改写为:

$$\dot{V} \leq -k_1 v_1^2 - \sum_{i=2}^6 (k_i - 1) v_i^2 + \sum_{j=1}^6 (\frac{l_j^2}{2} + \frac{\varepsilon_j^2}{4}) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 - \frac{m}{2r} \tilde{\phi}^2 + \frac{m}{2r} \hat{\phi}^2 \leq -aV + b \quad (38)$$

其中:

$$a = \min \{ 2k_1, 2(k_2 - 1), 2(k_3 - 1), 2(k_4 - 1), 2(k_5 - 1), 2(k_6 - 1), m \};$$

$$b = \sum_{j=1}^6 (\frac{l_j^2}{2} + \frac{\varepsilon_j^2}{4}) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 + \frac{m}{2r} \hat{\phi}^2;$$

$$\text{因而可得: } V(t) \leq \left[V(t_0) - \frac{b}{a} \right] e^{-a(t-t_0)} + \frac{b}{a} \leq V(t_0) + \frac{b}{a}, \forall t \geq t_0 \quad (39)$$

因此 v_g 和 $\tilde{\phi}$ 是有界的, 因为是 Φ 常数, 所以 $\hat{\phi}$ 是有界的, 又因为 $z_g = v_g + \xi_g$, $g = 1, 2, \dots, 6$, $|\xi_g|$ 是有界的, 因此 z_g 也是有界的; 因此 $x(t)$ 和其他所有控制信号在任何时间段内都是有

界的;由公式(39)可得: $\lim_{i \rightarrow \infty} |z_i| \leq \sqrt{\frac{2b}{a}} + \frac{\mu\rho}{2k_0}$ 。

基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制方法

技术领域

[0001] 本发明属于电动汽车电机调速控制技术领域,尤其涉及一种基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制方法。

背景技术

[0002] 国际金融危机以来,美、欧、日、韩等发达国家都在推动汽车产业的转型发展,全球范围内形成了发展新能源汽车的又一轮热潮。在所有技术创新中,电机驱动具有极其重要的地位,因为未来的驱动方式必须具有能耗低、更环保、更具有可持续性等特点。

[0003] 电动汽车包括电机驱动及控制系统、驱动力传动等机械系统和完成既定任务的工作装置等。电机驱动及控制系统是电动汽车的核心,也是区别于内燃机汽车的最大不同点。电动汽车是汽车工业的一个重要分支,电动汽车的发展对于能源安全以及环境保护有着重大的意义。近年来,对于电动汽车的关注日益增高,与此同时,对高效、可靠、经济的电机驱动技术的需求也日益紧迫。因此,电动汽车动力系统的研究受到了国内外学者的广泛关注。

[0004] 由于异步电机的动态数学模型具有高度的非线性、强耦合、多变量的特点,因此在电动汽车上异步电机需要一套更复杂的控制方法。为满足实际应用对于电动汽车更高的要求,提出了模糊逻辑控制、反步法控制和滑模控制等基于最近现代控制理论的控制策略。所有的这些方法都假定可以得到动态系统方程。反步法是一种控制具有不确定性、非线性的系统,尤其是那些不满足给定条件的系统的方法。反步法最大的优点是可以用虚拟控制变量简化原始的高阶系统,从而最终的输出结果可以通过合适的Lyapunov方程来自动的得到。然而,传统反步控制中对虚拟控制函数进行连续求导,容易引起“计算爆炸”问题。在控制不确定非线性系统,尤其是那些不满足特定条件的系统方面,反步控制方法被认为是最常用的控制方法之一。这种控制设计的优点是使用虚拟控制变量来使原来的高阶系统简单化;与此同时,通过选择一个合适的Lyapunov函数,可以系统地得到控制输出。然而,传统反步控制中对虚拟控制函数进行连续求导,容易引起“计算爆炸”问题。

[0005] 极限学习机(extreme learning machine,简称ELM)是一种简单易用、有效的单隐层前馈神经网络SLFNs学习算法。传统的神经网络学习算法(如BP算法)需要人为设置大量的网络训练参数,并且很容易产生局部最优解。极限学习机只需要设置网络的隐层节点个数,在算法执行过程中不需要调整网络的输入权值以及隐元的偏置,并且产生唯一的最优解,因此具有学习速度快且泛化性能好的优点。ELM因其在处理未知非线性函数方面的能力而广泛的应用于具有高度非线性和不确定性的复杂控制系统设计中。

发明内容

[0006] 本发明的目的在于提出一种基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制方法;该控制方法通过引入命令滤波技术,使用极限学习机算法来逼近未知的非线性项,应用自适应反步法技术使跟踪误差能够收敛到原点的一个充分小的邻域内,能够有效地解决在参数不确定和有负载扰动的情况下考虑铁损的异步电机的速度跟踪控制的问题。

[0007] 为了实现上述目的,本发明采用如下技术方案:

[0008] 基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制方法,包括如下步骤:

[0009] a建立考虑铁损的异步电机的动态数学模型:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\omega_r}{dt} = \frac{n_p L_m}{L_{1r} J} \psi_d i_{qm} - \frac{T_L}{J} \\ \frac{di_{qm}}{dt} = \frac{R_{fe}}{L_m} i_{qs} - \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_m} i_{qm} + \frac{L_m R_r}{L_{1r}} \frac{i_{qm} i_{dm}}{\psi_d} + i_{dm} \omega_r \\ \frac{di_{qs}}{dt} = \frac{R_s + R_{fe}}{L_{1s}} i_{qs} + \frac{L_m R_r}{L_{1r}} \frac{i_{ds} i_{qm}}{\psi_d} + i_{ds} \omega_r + \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_{1s}} i_{qm} + \frac{1}{L_{1s}} u_{qs} \\ \frac{d\psi_d}{dt} = \frac{R_r}{L_{1r}} \psi_d + \frac{L_m R_r}{L_{1r}} i_{dm} \\ \frac{di_{dm}}{dt} = \frac{R_{fe}}{L_m} i_{ds} + \frac{R_{fe}}{L_{1r} L_m} \psi_d - \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_m} i_{dm} + \frac{L_m R_r}{L_{1r}} \frac{i_{qm}^2}{\psi_d} + i_{qm} \omega_r \\ \frac{di_{ds}}{dt} = \frac{R_s + R_{fe}}{L_{1s}} i_{ds} + \frac{L_m R_r}{L_{1r}} \frac{i_{qs} i_{qm}}{\psi_d} + i_{qs} \omega_r + \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_{1s}} i_{dm} - \frac{R_{fe}}{L_{1s}^2} \psi_d + \frac{1}{L_{1s}} u_{ds} \end{array} \right. \quad (1)$$

[0011] 其中, ω_r 表示考虑铁损的异步电机转子角速度; J 表示转动惯量; T_L 表示负载转矩; ψ_d 表示转子磁链; n_p 表示极对数; i_{qs} , i_{ds} 表示 d-q 轴定子电流; u_{qs} , u_{ds} 表示异步电机 d-q 轴定子电压; L_m 表示互感; L_{1r} , L_{1s} 分别表示定转子漏感; R_s , R_r , R_{fe} 分别表示异步电机定、转子及铁损等效电阻; i_{qm} , i_{dm} 分别表示 d-q 轴励磁电流; i_{qs} , i_{ds} 分别表示 d-q 轴定子电流;

[0012] 为简化考虑铁损的异步电机的动态数学模型, 定义新的变量:

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1 = \omega_r, x_2 = i_{qm}, x_3 = i_{qs}, x_4 = \psi_d, x_5 = i_{dm}, x_6 = i_{ds} \\ a_1 = \frac{n_p L_m}{L_{1r}}, b_1 = \frac{R_{fe}}{L_m}, b_2 = \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_m}, b_3 = \frac{L_m R_r}{L_{1r}} \\ c_1 = \frac{1}{L_{1s}}, c_2 = \frac{R_s + R_{fe}}{L_{1s}}, c_3 = \frac{L_m R_r}{L_{1r}}, c_4 = \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_{1s}} \\ d_1 = -\frac{R_r}{L_{1r}}, d_2 = \frac{L_m}{L_{1r}} \\ e_1 = \frac{R_{fe}}{L_m}, e_2 = \frac{R_{fe}}{L_m L_{1r}}, e_3 = \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_m}, e_4 = \frac{L_m R_r}{L_{1r}} \\ g_1 = \frac{1}{L_{1s}}, g_2 = \frac{R_s + R_{fe}}{L_{1s}}, g_3 = \frac{L_m R_r}{L_{1r}}, g_4 = \frac{R_{fe}}{L_{1s}^2}, g_5 = \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_{1s}} \end{array} \right. \quad (2)$$

[0014] 则考虑铁损的异步电机的动态数学模型表示为:

$$\begin{cases}
 \dot{x}_1 = \frac{1}{J} a_1 x_2 x_4 - \frac{T_L}{J} \\
 \dot{x}_2 = b_1 x_3 - b_2 x_2 + b_3 \frac{x_2 x_5}{x_4} + x_1 x_5 \\
 \dot{x}_3 = c_1 u_{qs} - c_2 x_3 + x_1 x_6 + c_3 \frac{x_2 x_6}{x_4} + c_4 x_2 \\
 \dot{x}_4 = d_1 x_4 + d_2 x_5 \\
 \dot{x}_5 = e_1 x_6 + e_2 x_4 - e_3 x_5 + e_4 \frac{x_2^2}{x_4} + x_1 x_2 \\
 \dot{x}_6 = g_1 u_{ds} - g_2 x_6 + g_3 \frac{x_2 x_3}{x_4} + x_1 x_3 - g_4 x_4 + g_5 x_5
 \end{cases} \quad (3)$$

[0016] 其中, $\dot{x}_1 = \frac{d\omega_r}{dt}$, $\dot{x}_2 = \frac{di_{qm}}{dt}$, $\dot{x}_3 = \frac{di_{qs}}{dt}$, $\dot{x}_4 = \frac{d\psi_d}{dt}$, $\dot{x}_5 = \frac{di_{dm}}{dt}$, $\dot{x}_6 = \frac{di_{ds}}{dt}$;

[0017] b根据命令滤波技术和自适应反步法原理,设计一种基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制方法;

[0018] 考虑铁损的异步电机的动态数学模型简化为两个独立的子系统,即由状态变量 x_1, x_2, x_3 和控制输入 u_{qs} 组成的子系统以及由状态变量 x_4, x_5, x_6 和控制输入 u_{ds} 组成的子系统;

[0019] 定义命令滤波器为: $\begin{cases} \dot{\phi}_u = \omega_n \phi_{u+1} \\ \dot{\phi}_{u+1} = -2\zeta \omega_n \phi_{u+1} - \omega_n (\phi_u - \alpha_u) \end{cases}$;

[0020] 其中, $\dot{\phi}_u = x_{u,c}(t)$, $\dot{\phi}_{u+1} = \dot{x}_{u,c}(t)$ 均为命令滤波器的输出信号, a_u 为命令滤波器的输入信号, $u=1, 2, 4, 5$; 如果输入信号 a_u 对于所有的 $t \geq 0$, 使得 $|\dot{\alpha}_u| \leq \rho_1$ 以及 $|\ddot{\alpha}_u| \leq \rho_2$ 成立, 其中, ρ_1 和 ρ_2 均为正常数; 同时 $\phi_u(0) = \alpha_u(0)$, $\dot{\phi}_{u+1}(0) = 0$; 则可得出, 对任意的常数 $\mu > 0$, 存在 $\omega_n > 0$ 且 $\zeta \in (0, 1]$, 使得 $|\phi_u - \alpha_u| \leq \mu$, ϕ_u , $\dot{\phi}_u$ 和 $\ddot{\phi}_u$ 是有界的;

[0021] 定义跟踪误差变量为: $\begin{cases} z_1 = x_1 - x_{d,c} \\ z_2 = x_2 - x_{1,c} \\ z_3 = x_3 - x_{2,c} \\ z_4 = x_4 - x_{3,c} \\ z_5 = x_5 - x_{4,c} \\ z_6 = x_6 - x_{5,c} \end{cases}$;

[0022] 定义 x_d 为期望的位置信号; 虚拟控制信号 a_1, a_2, a_4, a_5 为命令滤波器的输入信号; $x_{1,c}, x_{2,c}, x_{3,c}, x_{4,c}, x_{5,c}$ 为命令滤波器的输出信号; k_g 为正的设计参数; β_g 是极限学习机算法的输出权值向量, $||\beta_g||$ 是 β_g 的范数; $H_g(Z_g) = [G_1(a_1, b_1, Z_1), G_2(a_2, b_2, Z_2), \dots, G_g(a_g, b_g, Z_g)]$, 其中 $H_g(Z_g)$ 表示极限学习机算法的隐层映射矩阵, $G_g(\cdot)$ 是激活函数, 在大多数应用中, 为了简单起见, 对所有隐层节点使用的激活函数相同, (a_g, b_g) 是隐层节点参数, Z_g 是映射矩阵 $H_g(Z_g)$ 的变量集合; l_g 为正常数, $g=1, 2, \dots, 6$ 是隐层神经元数。

[0023] 控制方法的设计每一步都会选取一个合适的Lyapunov函数构建一个虚拟控制信号或者真实的控制律;控制方法的设计具体包括以下步骤:

[0024] b.1根据微分方程 $\dot{x}_1 = \frac{1}{J}a_1x_2x_4 - \frac{T_L}{J}$,对 z_1 求导得误差动态方程: $\dot{z}_1 = \dot{x}_1 - \dot{x}_d$;定义命

令滤波补偿后的跟踪误差信号为: $v_1 = z_1 - \xi_1$,同时选取Lyapunov函数: $V_1 = \frac{J}{2}v_1^2$,对 V_1 求导得:

$$[0025] \quad \dot{V}_1 = v_1(a_1x_2x_4 - T_L - J\dot{x}_d - J\xi_1) = v_1(f_1 + x_2 - T_L - J\dot{x}_d - J\xi_1) \quad (4)$$

[0026] 在实际系统中负载参数 T_L 是有界的,定义 T_L 是未知的正常数且上限为 d ,即 $0 \leq T_L \leq d$;根据杨氏不等式可得: $-v_1T_L \leq \frac{1}{\varepsilon_1^2}v_1^2 + \frac{1}{4}\varepsilon_1^2d^2$;

[0027] 其中, $f_1 = a_1x_2x_4 - x_2$;对于光滑函数 $f_1(Z_1)$,给定 $\varepsilon_1 \geq 0$,有极限学习机算法 $H_1\beta_1$;令 $f_1(Z_1) = H_1(Z_1)\beta_1 + \delta_1(Z_1)$, $\delta_1(Z_1)$ 表示逼近误差,并满足 $|\delta_1(Z_1)| \leq \varepsilon_1$, $Z_1 = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_d, \dot{x}_d, \hat{\phi}]^T$;从而有:

$$[0028] \quad v_1f_1 \leq \frac{1}{2l_1^2}v_1^2 \|\beta_1\|^2 H_1^T H_1 + v_1^2 + \frac{1}{2}l_1^2 + \frac{1}{4}\varepsilon_1^2 \quad (5)$$

[0029] 构建虚拟控制信号 a_1 为:

$$[0030] \quad \alpha_1 = -k_1z_1 - z_1 + J\dot{x}_d - \frac{1}{\varepsilon_1^2}v_1^2 - \frac{1}{2l_1^2}v_1\hat{\phi}H_1^T H_1 \quad (6)$$

$$[0031] \quad \text{定义补偿误差 } \dot{\xi}_1 : \dot{\xi}_1 = \frac{1}{J}(-k_1\xi_1 - \xi_1 + \xi_2 + (x_{1,e} - \alpha_1)) \quad (7)$$

[0032] 其中 $\xi(0) = 0$, $||\xi_g||$ 是有界的,有 $\lim_{t \rightarrow \infty} \|\xi_g\| \leq \frac{\mu\rho}{2k_0}$, $\mu > 0$, $\rho > 0$, $k_0 = \frac{1}{2} \min_g(k_g)$, k_g 为正的设计参数, $g = 1, 2, \dots, 6$;

[0033] 按照公式(5)、(6)和(7)将公式(4)改写为:

$$[0034] \quad \dot{V}_1 \leq -k_1v_1^2 + v_1v_2 + \frac{1}{2l_1^2}v_1^2(\|\beta_1\|^2 - \hat{\phi})H_1^T H_1 + \frac{1}{2}l_1^2 + \frac{1}{4}\varepsilon_1^2 + \frac{1}{4}\varepsilon_1^2d^2 \quad (8)$$

[0035] b.2根据微分方程 $\dot{x}_2 = b_1x_3 - b_2x_2 + b_3\frac{x_2x_5}{x_4} + x_1x_5$,对 z_2 求导得误差动态方程:

$$V_2 = V_1 + \frac{1}{2}v_2^2;$$

$$[0036] \quad \text{对 } V_2 \text{ 求导得: } \dot{V}_2 \leq \dot{V}_1 + v_2(\dot{x}_2 - \dot{x}_{1,e} - \dot{\xi}_2) = \dot{V}_1 + v_2[b_1(z_3 + x_{2,e}) + f_2 - \dot{x}_{1,e} - \dot{\xi}_2] \quad (9)$$

[0037] 其中, $f_2 = -b_2x_2 + b_3\frac{x_2x_5}{x_4} + x_1x_5$;对于光滑函数 $f_2(Z_2)$,给定 $\varepsilon_2 \geq 0$,有极限学习机算法 $H_2\beta_2$;令 $f_2(Z_2) = H_2(Z_2)\beta_2 + \delta_2(Z_2)$,其中, $\delta_2(Z_2)$ 表示逼近误差,并满足 $|\delta_2(Z_2)| \leq \varepsilon_2$, $Z_2 = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_d, \dot{x}_d, \hat{\phi}]^T$;从而有:

[0038] $v_2 f_2 \leq \frac{1}{2l_2^2} v_2^2 \|\beta_2\|^2 H_2^T H_2 + v_2^2 + \frac{1}{2} l_2^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_2^2$ (10)

[0039] 构建虚拟控制信号 a_2 :

[0040] $\alpha_2 = \frac{1}{b_1} (-k_2 z_2 - z_1 + \dot{x}_{1,c} - \frac{1}{2l_2^2} v_2 \hat{\phi} H_2^T H_2)$ (11)

[0041] 定义补偿误差 $\dot{\xi}_2$: $\dot{\xi}_2 = -k_2 \xi_2 - \xi_1 + b_1 \xi_3 + b_1 (x_{2,c} - \alpha_2)$ (12)

[0042] 按照公式(10)、(11)和(12)将公式(9)改写为:

[0043] $\dot{V}_2 \leq -\sum_{i=1}^2 k_i v_i^2 + v_2^2 + b_1 v_2 v_3 + \sum_{j=1}^2 \frac{1}{2l_j^2} v_j^2 (\|\beta_j\|^2 - \hat{\phi}) H_j^T H_j + \sum_{k=1}^2 (\frac{1}{2} l_k^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_k^2) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2$ (13)

[0044] b.3 根据微分方程 $\dot{x}_3 = c_1 u_{qs} - c_2 x_3 + x_1 x_6 + c_3 \frac{x_2 x_6}{x_4} + c_4 x_2$, 对 z_3 求导可得误差动态方程: $\dot{z}_3 = \dot{x}_3 - \dot{x}_{2,c}$; 定义命令滤波补偿后的跟踪误差信号为: $v_3 = z_3 - \xi_3$, 同时选择Lyapunov函数: $V_3 = V_2 + \frac{1}{2} v_3^2$; 对 V_3 求导可得:

[0045] $\dot{V}_3 = \dot{V}_2 + v_3 \dot{v}_3 = \dot{V}_2 + v_3 (\dot{x}_3 - \dot{x}_{2,c} - \dot{\xi}_3) = \dot{V}_2 + v_3 [c_1 u_{qs} + f_3 - \dot{x}_{2,c} - \dot{\xi}_3]$ (14)

[0046] 其中, $f_3 = -c_2 x_3 + x_1 x_6 + c_3 \frac{x_2 x_6}{x_4} + c_4 x_2$; 对于光滑函数 $f_3(Z_3)$, 给定 $\varepsilon_3 \geq 0$, 有极限学习机算法 $H_3 \beta_3$; 令 $f_3(Z_3) = H_3(Z_3) \beta_3 + \delta_3(Z_3)$, $\delta_3(Z_3)$ 表示逼近误差, 并满足 $|\delta_3(Z_3)| \leq \varepsilon_3$,

$Z_3 = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_d, \dot{x}_d, \hat{\phi}]^T$; 从而有:

[0047] $v_3 f_3 \leq \frac{1}{2l_3^2} v_3^2 \|\beta_3\|^2 H_3^T H_3 + v_3^2 + \frac{1}{2} l_3^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_3^2$ (15)

[0048] 构建真实控制率 u_{qs} 为:

[0049] $u_{qs} = \frac{1}{c_1} (-k_3 z_3 - b_1 z_2 + \dot{x}_{2,c} - \frac{1}{2l_3^2} v_3 \hat{\phi} H_3^T H_3)$ (16)

[0050] 定义补偿误差 $\dot{\xi}_3$: $\dot{\xi}_3 = -k_3 \xi_3 - b_1 \xi_2$ (17)

[0051] 按照公式(15)、(16)和(17)将公式(14)改写为:

[0052] $\dot{V}_3 \leq -\sum_{i=1}^3 k_i v_i^2 + \sum_{j=2}^3 v_j^2 + \sum_{k=1}^3 \frac{1}{2l_k^2} v_k^2 (\|\beta_k\|^2 - \hat{\phi}) H_k^T H_k + \sum_{e=1}^3 (\frac{l_e^2}{2} + \frac{\varepsilon_e^2}{4}) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2$ (18)

[0053] b.4 根据微分方程 $\dot{x}_4 = d_1 x_4 + d_2 x_5$, 对 z_4 求导可得误差动态方程: $\dot{z}_4 = \dot{x}_4 - \dot{x}_{3,c}$; 定义命令滤波补偿后的跟踪误差信号为: $v_4 = z_4 - \xi_4$, 选择Lyapunov函数: $V_4 = V_3 + \frac{1}{2} v_4^2$;

[0054] 对 V_4 求导可得:

[0055] $\dot{V}_4 = \dot{V}_3 + v_4 \dot{v}_4 = \dot{V}_3 + v_4 (\dot{x}_4 - \dot{x}_{3,c} - \dot{\xi}_4) = \dot{V}_3 + v_4 (d_1 x_4 + f_4 - \dot{x}_{3,c} - \dot{\xi}_4)$ (19)

[0056] 其中, $f_4 = d_1 x_4$; 对于光滑函数 $f_4(Z_4)$, 给定 $\varepsilon_4 \geq 0$, 有极限学习机算法 $H_4 \beta_4$; 令 $f_4(Z_4) = H_4(Z_4) \beta_4 + \delta_4(Z_4)$, 其中, $\delta_4(Z_4)$ 表示逼近误差, 并满足 $|\delta_4(Z_4)| \leq \varepsilon_4$,

$Z_4 = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_d, \dot{x}_d, \hat{\phi}]^T$; 从而有:

[0057] $v_4 f_4 \leq \frac{1}{2l_4^2} v_4^2 \|\beta_4\|^2 H_4^T H_4 + v_4^2 + \frac{1}{2} l_4^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_4^2$ (20)

[0058] 构建虚拟控制信号 a_4 为:

[0059] $\alpha_4 = \frac{1}{d_2} (-k_4 z_4 + \dot{x}_{3,c} - \frac{1}{2l_4^2} v_4 \hat{\phi} H_4^T H_4)$ (21)

[0060] 定义补偿误差 $\dot{\xi}_4$: $\dot{\xi}_4 = -k_4 \xi_4 + d_2 \xi_5 + d_2 (x_{4,c} - \alpha_4)$ (22)

[0061] 按照公式(20)、(21)和(22)将公式(19)改写为:

[0062] $\dot{V}_4 \leq -\sum_{i=1}^4 k_i v_i^2 + \sum_{j=2}^4 v_j^2 + d_2 v_4 v_5 + \sum_{k=1}^4 \frac{1}{2l_k^2} v_k^2 (\|\beta_k\|^2 - \hat{\phi}) H_k^T H_k + \sum_{e=1}^4 (\frac{l_e^2}{2} + \frac{\varepsilon_e^2}{4}) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2$ (23)

[0063] b.5 根据微分方程 $\dot{x}_5 = e_1 x_6 + e_2 x_4 - e_3 x_5 + e_4 \frac{x_2^2}{x_4} + x_1 x_2$, 对 x_5 求导可得误差动态方程:

$\dot{z}_5 = \dot{x}_5$, 定义命令滤波补偿后的跟踪误差信号为: $v_5 = z_5 - \xi_5$, 同时选择Lyapunov函数:
 $V_5 = V_4 + \frac{1}{2} v_5^2$; 对 V_5 求导可得:

[0064] $\dot{V}_5 = \dot{V}_4 + v_5 \dot{v}_5 = \dot{V}_4 + v_5 [e_1 (z_6 + x_{5,c}) + f_5 - \dot{x}_{4,c} - \dot{\xi}_5]$ (24)

[0065] 其中, $f_5 = e_2 x_4 - e_3 x_5 + e_4 \frac{x_2^2}{x_4} + x_1 x_2$; 对于光滑函数 $f_5(Z_5)$, 给定 $\varepsilon_5 \geq 0$, 有极限学习机算法 $H_5 \beta_5$; 令 $f_5(Z_5) = H_5(Z_5) \beta_5 + \delta_5(Z_5)$, 其中, $\delta_5(Z_5)$ 表示逼近误差, 并满足 $|\delta_5(Z_5)| \leq \varepsilon_5$,

$Z_5 = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_d, \dot{x}_d, \hat{\phi}]^T$; 从而有:

[0066] $v_5 f_5 \leq \frac{1}{2l_5^2} v_5^2 \|\beta_5\|^2 H_5^T H_5 + v_5^2 + \frac{1}{2} l_5^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_5^2$ (25)

[0067] 构建虚拟控制信号 a_5 为:

[0068] $\alpha_5 = \frac{1}{e_1} (-k_5 z_5 - d_2 z_4 + \dot{x}_{4,c} - \frac{1}{2l_5^2} v_5 \hat{\phi} H_5^T H_5)$ (26)

[0069] 定义补偿误差 $\dot{\xi}_5$: $\dot{\xi}_5 = -k_5 \xi_5 - d_2 \xi_4 + e_1 \xi_6 + e_1 (x_{5,c} - \alpha_5)$ (27)

[0070] 按照公式(25)、(26)和(27)将公式(24)改写为:

[0071] $\dot{V}_5 \leq -\sum_{i=1}^5 k_i v_i^2 + \sum_{j=2}^5 v_j^2 + e_1 v_5 v_6 + \sum_{k=1}^5 \frac{1}{2l_k^2} v_k^2 (\|\beta_k\|^2 - \hat{\phi}) H_k^T H_k + \sum_{e=1}^5 (\frac{l_e^2}{2} + \frac{\varepsilon_e^2}{4}) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2$ (28)

[0072] b.6 根据微分方程 $\dot{x}_6 = g_1 u_{ds} - g_2 x_6 + g_3 \frac{x_2 x_3}{x_4} + x_1 x_3 - g_4 x_4 + g_5 x_5$, 对 x_6 求导可得误差动态方程: $\dot{z}_6 = \dot{x}_6 - \dot{x}_{5,c}$, 定义命令滤波补偿后的跟踪误差信号为: $v_6 = z_6 - \xi_6$, 同时选择

Lyapunov函数: $V_6 = V_5 + \frac{1}{2} v_6^2$; 对 V_6 求导可得:

[0073] $\dot{V}_6 = \dot{V}_5 + v_6 \dot{v}_6 = \dot{V}_5 + v_6 (f_6 + g_1 u_{ds} - \dot{x}_{5,c} - \dot{\xi}_6)$ (29)

[0074] 其中, $f_6 = -g_2 x_6 + g_3 \frac{x_2 x_3}{x_4} + x_1 x_3 - g_4 x_4 + g_5 x_5$; 对于光滑函数 $f_6(Z_6)$, 给定 $\varepsilon_6 \geq 0$, 有

极限学习机算法H₆β₆;令f₆(Z₆)=H₆(Z₆)β₆+δ₆(Z₆),其中,δ₆(Z₆)表示逼近误差,并满足|δ₆(Z₆)|≤ε₆,Z₆=[x₁,x₂,x₃,x₄,x₅,x₆,x_d,dot{x}_d,hat{phi}]^T;从而有:

$$[0075] v_6 f_6 \leq \frac{1}{2l_6^2} v_6^2 \|\beta_6\|^2 H_6^T H_6 + v_6^2 + \frac{1}{2} l_6^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_6^2 \quad (30)$$

[0076] 构建真实控制律u_{ds}为:

$$[0077] u_{ds} = \frac{1}{g_1} (-k_6 z_6 - e_1 z_5 + \dot{x}_{5,e} - \frac{1}{2l_6^2} v_6 \hat{\phi} H_6^T H_6) \quad (31)$$

$$[0078] \text{定义补偿误差} \dot{\xi}_6: \dot{\xi}_6 = -k_6 \xi_6 - e_1 \xi_5 \quad (32)$$

[0079] 按照公式(30)、(31)和(32)将公式(29)改写为:

$$[0080] \dot{V}_6 \leq -k_1 v_1^2 - \sum_{i=2}^6 (k_i - 1) v_i^2 + \sum_{j=1}^6 \frac{1}{2l_j^2} v_j^2 (\|\beta_j\|^2 - \hat{\phi}) H_j^T H_j + \sum_{k=1}^6 (\frac{l_k^2}{2} + \frac{\varepsilon_k^2}{4}) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 \quad (33)$$

[0081] c对建立的基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制方法进行稳定性分析

[0082] 定义Φ=max{||β₁||²,||β₂||²,||β₃||²,||β₄||²,||β₅||²,||β₆||²}, $\hat{\phi}$ 为Φ的估计值, $\tilde{\phi}=\phi-\hat{\phi}$,构建Lyapunov函数为: $V=V_6+\frac{1}{2r}\tilde{\phi}^T\tilde{\phi}$,对V求导可得:

$$[0083] \dot{V} = \dot{V}_6 + \frac{1}{r} \tilde{\phi}^T (-\dot{\hat{\phi}}) = -k_1 v_1^2 - \sum_{i=2}^6 (k_i - 1) v_i^2 + \sum_{j=1}^6 (\frac{l_j^2}{2} + \frac{\varepsilon_j^2}{4}) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 + \frac{1}{r} \tilde{\phi} \left(\sum_{k=2}^6 \frac{1}{2l_k^2} r v_k^2 H_k^T H_k - \dot{\hat{\phi}} \right) \quad (34)$$

$$[0084] \text{选择相应的自适应律} \dot{\hat{\phi}}: \dot{\hat{\phi}} = \sum_{i=2}^6 \frac{1}{2l_i^2} r v_i^2 H_i^T H_i - m \hat{\phi} \quad (35)$$

[0085] 其中,r和m是正常数;按照公式(35)将公式(34)改写为:

$$[0086] \dot{V} \leq -k_1 v_1^2 - \sum_{i=2}^6 (k_i - 1) v_i^2 + \sum_{j=1}^6 (\frac{l_j^2}{2} + \frac{\varepsilon_j^2}{4}) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 + \frac{m}{r} \tilde{\phi}^T \hat{\phi} \quad (36)$$

$$[0087] \text{同时,由杨氏不等式可得:} \tilde{\phi}^T \hat{\phi} \leq -\frac{1}{2} \tilde{\phi}^2 + \frac{1}{2} \hat{\phi}^2 \quad (37)$$

[0088] 按照公式(37)将公式(36)改写为:

$$[0089] \dot{V} \leq -k_1 v_1^2 - \sum_{i=2}^6 (k_i - 1) v_i^2 + \sum_{j=1}^6 (\frac{l_j^2}{2} + \frac{\varepsilon_j^2}{4}) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 - \frac{m}{2r} \tilde{\phi}^2 + \frac{m}{2r} \hat{\phi}^2 \leq -aV + b \quad (38)$$

[0090] 其中:

$$[0091] a = \min \{2k_1, 2(k_2-1), 2(k_3-1), 2(k_4-1), 2(k_5-1), 2(k_6-1), m\};$$

$$[0092] b = \sum_{j=1}^6 (\frac{l_j^2}{2} + \frac{\varepsilon_j^2}{4}) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 + \frac{m}{2r} \hat{\phi}^2;$$

$$[0093] \text{因而可得:} V(t) \leq \left[V(t_0) - \frac{b}{a} \right] e^{-a(t-t_0)} + \frac{b}{a} \leq V(t_0) + \frac{b}{a}, \forall t \geq t_0 \quad (39)$$

[0094] 因此v_g和 $\tilde{\phi}$ 是有界的,因为是Φ常数,所以 $\hat{\phi}$ 是有界的,又因为z_g=v_g+ξ_g,g=1,2,...,6,||ξ_g||是有界的,因此z_g也是有界的;因此x(t)和其他所有控制信号在任何时间段

内都是有界的；引入命令滤波技术，通过基于极限学习机的自适应反步控制方法所设计的控制器能保证速度的跟踪误差能够收敛到原点的一个充分小的邻域内，实现对异步电机速度的高效跟踪控制。由公式(39)可得： $\lim_{t \rightarrow \infty} |z_1| \leq \sqrt{\frac{2b}{a}} + \frac{\mu\rho}{2k_0}$ 。

[0095] 本发明具有如下优点：

[0096] (1) 本发明针对电动汽车在电力驱动和控制系统中存在的非线性问题，能够使电机快速达到稳定的运行状态，更加适合像电动汽车驱动系统这样需要快速动态响应的控制对象；

[0097] (2) 考虑铁损的异步电机在控制律的作用下，系统的跟踪误差能够收敛到原点的一个充分小的邻域内，同时其他信号保持有界。

[0098] (3) 电动汽车工作在较高转速时，异步电机会产生较大的铁损，本发明充分考虑到铁损问题并构建合理模型加以合适方式有效解决此问题，与传统的矢量控制方法相比，本发明能够克服参数未知以及负载变化的影响，实现更加有效的速度控制。

[0099] (4) 本发明需要的输入信号是实际工程中易于得到的可直接测量的转速和电流信号量，基于极限学习机的自适应命令滤波反步控制方法本身可以通过软件编程实现，使用极限学习机算法来逼近电机驱动系统中未知的非线性项，同时通过引入命令滤波技术，克服了计算爆炸问题。与此同时，本发明设计的控制器具有更加简单的结构，可以保证系统的跟踪误差能够收敛到原点的一个充分小的邻域内以及所有的闭环信号都是有界的。

[0100] (5) 本发明不需要根据考虑铁损的异步电机的不同而修改控制器的参数，原理上可以实现对所有型号和功率的异步电机的稳定调速控制，在控制过程中减少对异步电机参数的测量，利于实现考虑铁损的异步电机转速调节的快速响应。

[0101] (6) 本发明还给出了具体的仿真结果，通过仿真结果表明本发明控制方法的有效性和鲁棒性，具有较强的抗负载扰动能力，实现了理想的控制效果。

附图说明

[0102] 图1为本发明中由基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制器、坐标变换和SVPWM逆变器组成的复合被控对象的示意图；

[0103] 图2为本发明中基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制器控制后转子角位置和转子角位置设定值的跟踪仿真图；

[0104] 图3为本发明中基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制器控制后转子角位置和转子角位置设定值的跟踪误差仿真图；

[0105] 图4为本发明中基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制器控制后转子磁链和转子磁链设定值的跟踪仿真图；

[0106] 图5为本发明中基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制器控制后转子磁链和转子磁链设定值的跟踪误差仿真图；

[0107] 图6为本发明中基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制器控制后q轴定子电流仿真图；

[0108] 图7为本发明中基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制器控制后d轴定子电流仿真图。

具体实施方式

[0109] 本发明的基本思想为：利用极限学习机逼近考虑铁损的异步电机系统中的高度非线性函数，并结合自适应和反步技术构造控制器，将命令滤波技术引入到递推过程Lyapunov函数的选取和中间虚拟控制信号的构造中，递推得到控制律，同时设计相应的自适应律来调节未知参数；引入命令滤波技术，在不进行微分运算的情况下，可以产生命令信号的导数信号，减小了计算量，解决了传统反步法对虚拟控制函数进行连续求导引起的“计算爆炸”问题，同时通过引入误差补偿机制，极大的减小了命令滤波产生的误差，提高了控制精度；命令滤波技术的引入极大简化了设计过程，另外，本发明还为控制器中固定参数的选取开辟了一种新的思路，大大提高了设计效率，改善了系统稳态性能。

[0110] 具体的，下面结合附图以及具体实施方式对本发明作进一步详细说明：

[0111] 结合图1所示，基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制方法，其采用的部件主要包括基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制器1、坐标变换单元2、SVPWM逆变器3和转速检测单元4与电流检测单元5。其中：

[0112] 转速检测单元4和电流检测单元5主要用于检测异步电机的电流值和转速相关变量，通过实际测量的电流和转速变量作为输入，通过基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制器1进行电压控制，最终转换为三相电控制的异步电机转速。为了设计一个更加有效的控制器，建立考虑铁损的异步电动机动态模型是十分必要的。

[0113] 基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制方法，包括如下步骤：

[0114] a在同步旋转坐标d-q下考虑铁损的异步电机的动态模型如下：

$$\left\{
 \begin{aligned}
 \frac{d\omega_r}{dt} &= \frac{n_p L_m}{L_{1r} J} \psi_d i_{qm} - \frac{T_L}{J} \\
 \frac{di_{qm}}{dt} &= \frac{R_{fe}}{L_m} i_{qs} - \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_m} i_{qm} + \frac{L_m R_r}{L_{1r}} \frac{i_{qm} i_{dm}}{\psi_d} + i_{dm} \omega_r \\
 \frac{di_{qs}}{dt} &= -\frac{R_s + R_{fe}}{L_{1s}} i_{qs} + \frac{L_m R_r}{L_{1r}} \frac{i_{ds} i_{qm}}{\psi_d} + i_{ds} \omega_r + \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_{1s}} i_{qm} + \frac{1}{L_{1s}} u_{qs} \\
 \frac{d\psi_d}{dt} &= -\frac{R_r}{L_{1r}} \psi_d + \frac{L_m R_r}{L_{1r}} i_{dm} \\
 \frac{di_{dm}}{dt} &= \frac{R_{fe}}{L_m} i_{ds} + \frac{R_{fe}}{L_{1r} L_m} \psi_d - \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_m} i_{dm} + \frac{L_m R_r}{L_{1r}} \frac{i_{qm}^2}{\psi_d} + i_{qm} \omega_r \\
 \frac{di_{ds}}{dt} &= -\frac{R_s + R_{fe}}{L_{1s}} i_{ds} + \frac{L_m R_r}{L_{1r}} \frac{i_{qs} i_{qm}}{\psi_d} + i_{qs} \omega_r + \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_{1s}} i_{dm} - \frac{R_{fe}}{L_{1s}^2} \psi_d + \frac{1}{L_{1s}} u_{ds}
 \end{aligned}
 \right. \quad (1)$$

[0116] 其中， ω_r 表示考虑铁损的异步电机转子角速度； J 表示转动惯量； T_L 表示负载转矩； ψ_d 表示转子磁链； n_p 表示极对数； i_{qs} , i_{ds} 表示d-q轴定子电流； u_{qs} , u_{ds} 表示异步电机d-q轴定子电压； L_m 表示互感； L_{1r} , L_{1s} 分别表示定转子漏感； R_s , R_r , R_{fe} 分别表示异步电机定、转子及铁损等效电阻； i_{qm} , i_{dm} 分别表示d-q轴励磁电流； i_{qs} , i_{ds} 分别表示d-q轴定子电流；

[0117] 为简化考虑铁损的异步电机的动态数学模型，定义新的变量：

$$\begin{cases}
 x_1 = \omega_r, x_2 = i_{qm}, x_3 = i_{qs}, x_4 = \psi_d, x_5 = i_{dm}, x_6 = i_{ds} \\
 a_1 = \frac{n_p L_m}{L_{1r}}, b_1 = \frac{R_{fe}}{L_m}, b_2 = \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_m}, b_3 = \frac{L_m R_r}{L_{1r}} \\
 c_1 = \frac{1}{L_{1s}}, c_2 = \frac{R_s + R_{fe}}{L_{1s}}, c_3 = \frac{L_m R_r}{L_{1r}}, c_4 = \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_{1s}} \\
 d_1 = -\frac{R_r}{L_{1r}}, d_2 = \frac{L_m}{L_{1r}} \\
 e_1 = \frac{R_{fe}}{L_m}, e_2 = \frac{R_{fe}}{L_m L_{1r}}, e_3 = \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_m}, e_4 = \frac{L_m R_r}{L_{1r}} \\
 g_1 = \frac{1}{L_{1s}}, g_2 = \frac{R_s + R_{fe}}{L_{1s}}, g_3 = \frac{L_m R_r}{L_{1r}}, g_4 = \frac{R_{fe}}{L_{1s}^2}, g_5 = \frac{(L_m + L_{1r}) R_{fe}}{L_{1r} L_{1s}}
 \end{cases} \quad (2)$$

[0118] 则考虑铁损的异步电机的动态数学模型表示为:

$$\begin{cases}
 \dot{x}_1 = \frac{1}{J} a_1 x_2 x_4 - \frac{T_L}{J} \\
 \dot{x}_2 = b_1 x_3 - b_2 x_2 + b_3 \frac{x_2 x_5}{x_4} + x_1 x_5 \\
 \dot{x}_3 = c_1 u_{qs} - c_2 x_3 + x_1 x_6 + c_3 \frac{x_2 x_6}{x_4} + c_4 x_2 \\
 \dot{x}_4 = d_1 x_4 + d_2 x_5 \\
 \dot{x}_5 = e_1 x_6 + e_2 x_4 - e_3 x_5 + e_4 \frac{x_2^2}{x_4} + x_1 x_2 \\
 \dot{x}_6 = g_1 u_{ds} - g_2 x_6 + g_3 \frac{x_2 x_3}{x_4} + x_1 x_3 - g_4 x_4 + g_5 x_5
 \end{cases} \quad (3)$$

[0121] 其中, $\dot{x}_1 = \frac{d\omega_r}{dt}$, $\dot{x}_2 = \frac{di_{qm}}{dt}$, $\dot{x}_3 = \frac{di_{qs}}{dt}$, $\dot{x}_4 = \frac{d\psi_d}{dt}$, $\dot{x}_5 = \frac{di_{dm}}{dt}$, $\dot{x}_6 = \frac{di_{ds}}{dt}$;

[0122] 根据命令滤波技术和自适应反步法原理,设计一种基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制方法;

[0123] 考虑铁损的异步电机的动态数学模型简化为两个独立的子系统,即由状态变量 x_1, x_2, x_3 和控制输入 u_{qs} 组成的子系统以及由状态变量 x_4, x_5, x_6 和控制输入 u_{ds} 组成的子系统;

[0124] 定义命令滤波器为: $\begin{cases} \dot{\phi}_u = \omega_n \varphi_{u+1} \\ \dot{\varphi}_{u+1} = -2\zeta \omega_n \varphi_{u+1} - \omega_n (\varphi_u - \alpha_u) \end{cases}$

[0125] 其中, $\dot{\phi}_u = \dot{x}_{u,e}(t)$, $\dot{\varphi}_{u+1} = \dot{x}_{u,e}(t)$ 均为命令滤波器的输出信号, a_u 为命令滤波器的输入信号, $u=1, 2, 4, 5$; 如果输入信号 a_u 对于所有的 $t \geq 0$, 使得 $|\dot{\alpha}_u| \leq \rho_1$ 以及 $|\ddot{\alpha}_u| \leq \rho_2$ 成立, 其中, ρ_1 和 ρ_2 均为正常数; 同时 $\varphi_u(0) = \alpha_u(0)$, $\dot{\varphi}_{u+1}(0) = 0$; 则可得出, 对任意的常数 $\mu > 0$, 存在 $\omega_n > 0$ 且 $\zeta \in (0, 1]$, 使得 $|\varphi_u - \alpha_u| \leq \mu$, φ_u , $\dot{\varphi}_u$ 和 $\ddot{\varphi}_u$ 是有界的;

[0126] 定义跟踪误差变量为:

$$\begin{cases} z_1 = x_1 - x_d \\ z_2 = x_2 - x_{1,c} \\ z_3 = x_3 - x_{2,c} \\ z_4 = x_4 - x_{3,c} \\ z_5 = x_5 - x_{4,c} \\ z_6 = x_6 - x_{5,c} \end{cases};$$

[0127] 定义 x_d 为期望的位置信号; 虚拟控制信号 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_4, \alpha_5$ 为命令滤波器的输入信号; $x_{1,c}, x_{2,c}, x_{3,c}, x_{4,c}, x_{5,c}$ 为命令滤波器的输出信号; k_g 为正的设计参数; β_g 是极限学习机算法的输出权值向量, $\|\beta_g\|$ 是 β_g 的范数; $H_g(Z_g) = [G_1(a_1, b_1, Z_1), G_2(a_2, b_2, Z_2), \dots, G_g(a_g, b_g, Z_g)]$, 其中 $H_g(Z_g)$ 表示极限学习机算法的隐层映射矩阵, $G_g(\cdot)$ 是激活函数, 在大多数应用中, 为了简单起见, 对所有隐层节点使用的激活函数相同, (a_g, b_g) 是隐层节点参数, Z_g 是映射矩阵 $H_g(Z_g)$ 的变量集合; l_g 为正常数, $g=1, 2, \dots, 6$ 是隐层神经元数。

[0128] 控制方法的设计每一步都会选取一个合适的Lyapunov函数构建一个虚拟控制信号或者真实的控制律; 控制方法的设计具体包括以下步骤:

[0129] b.1 根据微分方程 $\dot{x}_1 = \frac{1}{J} a_1 x_2 x_4 - \frac{T_L}{J}$, 对 z_1 求导得误差动态方程: $\dot{z}_1 = \dot{x}_1 - \dot{x}_d$; 定义命令滤波补偿后的跟踪误差信号为: $v_1 = z_1 - \xi_1$, 同时选取Lyapunov函数: $V_1 = \frac{J}{2} v_1^2$, 对 V_1 求导得:

$$[0130] \quad \dot{V}_1 = v_1 (a_1 x_2 x_4 - T_L - J \dot{x}_d - J \dot{\xi}_1) = v_1 (f_1 + x_2 - T_L - J \dot{x}_d - J \dot{\xi}_1) \quad (4)$$

[0131] 在实际系统中负载参数 T_L 是有界的, 定义 T_L 是未知的正常数且上限为 d , 即 $0 \leq T_L \leq d$; 根据杨氏不等式可得: $-v_1 T_L \leq \frac{1}{\varepsilon_1^2} v_1^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2$;

[0132] 其中, $f_1 = a_1 x_2 x_4 - x_2$; 对于光滑函数 $f_1(Z_1)$, 给定 $\varepsilon_1 \geq 0$, 有极限学习机算法 $H_1 \beta_1$; 令 $f_1(Z_1) = H_1(Z_1) \beta_1 + \delta_1(Z_1)$, $\delta_1(Z_1)$ 表示逼近误差, 并满足 $|\delta_1(Z_1)| \leq \varepsilon_1$, $Z_1 = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_d, \dot{x}_d, \hat{\phi}]^T$; 从而有:

$$[0133] \quad v_1 f_1 \leq \frac{1}{2l_1^2} v_1^2 \|\beta_1\|^2 H_1^T H_1 + v_1^2 + \frac{1}{2} l_1^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 \quad (5)$$

[0134] 构建虚拟控制信号 α_1 为:

$$[0135] \quad \alpha_1 = -k_1 z_1 - z_1 + J \dot{x}_d - \frac{1}{\varepsilon_1^2} v_1^2 - \frac{1}{2l_1^2} v_1 \hat{\phi} H_1^T H_1 \quad (6)$$

$$[0136] \quad \text{定义补偿误差 } \dot{\xi}_1: \dot{\xi}_1 = \frac{1}{J} (-k_1 \xi_1 - \xi_1 + \xi_2 + (x_{1,c} - \alpha_1)) \quad (7)$$

[0137] 其中 $\xi(0) = 0$, $\|\xi_g\|$ 是有界的, 有 $\lim_{t \rightarrow \infty} \|\xi_g\| \leq \frac{\mu \rho}{2k_0}$, $\mu > 0$, $\rho > 0$, $k_0 = \frac{1}{2} \min_g(k_g)$, k_g 为正的设计参数, $g=1, 2, \dots, 6$;

[0138] 按照公式 (5)、(6) 和 (7) 将公式 (4) 改写为:

[0139] $\dot{V}_1 \leq -k_1 v_1^2 + v_1 v_2 + \frac{1}{2l_1^2} v_1^2 (\|\beta_1\|^2 - \hat{\phi}) H_1^T H_1 + \frac{1}{2} l_1^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 \quad (8)$

[0140] b.2 根据微分方程 $\dot{x}_2 = b_1 x_3 - b_2 x_2 + b_3 \frac{x_2 x_5}{x_4} + x_1 x_5$, 对 z_2 求导得误差动态方程:

$\dot{z}_2 = \dot{x}_2 - \dot{x}_{1,c}$; 定义命令滤波补偿后的跟踪误差信号为: $v_2 = z_2 - \xi_2$, 同时选择Lyapunov函数:

$$V_2 = V_1 + \frac{1}{2} v_2^2;$$

[0141] 对 V_2 求导得: $\dot{V}_2 \leq \dot{V}_1 + v_2 (\dot{x}_2 - \dot{x}_{1,c} - \dot{\xi}_2) = \dot{V}_1 + v_2 [b_1 (z_3 + x_{2,c}) + f_2 - \dot{x}_{1,c} - \dot{\xi}_2] \quad (9)$

[0142] 其中, $f_2 = -b_2 x_2 + b_3 \frac{x_2 x_5}{x_4} + x_1 x_5$; 对于光滑函数 $f_2(Z_2)$, 给定 $\varepsilon_2 \geq 0$, 有极限学习机算法 $H_2 \beta_2$; 令 $f_2(Z_2) = H_2(Z_2) \beta_2 + \delta_2(Z_2)$, 其中, $\delta_2(Z_2)$ 表示逼近误差, 并满足 $|\delta_2(Z_2)| \leq \varepsilon_2$, $Z_2 = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_d, \dot{x}_d, \hat{\phi}]^T$; 从而有:

[0143] $v_2 f_2 \leq \frac{1}{2l_2^2} v_2^2 \|\beta_2\|^2 H_2^T H_2 + v_2^2 + \frac{1}{2} l_2^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_2^2 \quad (10)$

[0144] 构建虚拟控制信号 a_2 :

[0145] $\alpha_2 = \frac{1}{b_1} (-k_2 z_2 - z_1 + \dot{x}_{1,c} - \frac{1}{2l_2^2} v_2 \hat{\phi} H_2^T H_2) \quad (11)$

[0146] 定义补偿误差 $\dot{\xi}_2$: $\dot{\xi}_2 = -k_2 \xi_2 - \xi_1 + b_1 \xi_3 + b_1 (x_{2,c} - \alpha_2) \quad (12)$

[0147] 按照公式(10)、(11)和(12)将公式(9)改写为:

[0148] $\dot{V}_2 \leq -\sum_{i=1}^2 k_i v_i^2 + v_2^2 + b_1 v_2 v_3 + \sum_{j=1}^2 \frac{1}{2l_j^2} v_j^2 (\|\beta_j\|^2 - \hat{\phi}) H_j^T H_j + \sum_{k=1}^2 (\frac{1}{2} l_k^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_k^2) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 \quad (13)$

[0149] b.3 根据微分方程 $\dot{x}_3 = c_1 u_{qs} - c_2 x_3 + x_1 x_6 + c_3 \frac{x_2 x_6}{x_4} + c_4 x_2$, 对 z_3 求导可得误差动态方程: $\dot{z}_3 = \dot{x}_3 - \dot{x}_{2,c}$; 定义命令滤波补偿后的跟踪误差信号为: $v_3 = z_3 - \xi_3$, 同时选择Lyapunov函数: $V_3 = V_2 + \frac{1}{2} v_3^2$; 对 V_3 求导可得:

[0150] $\dot{V}_3 = \dot{V}_2 + v_3 \dot{v}_3 = \dot{V}_2 + v_3 (\dot{x}_3 - \dot{x}_{2,c} - \dot{\xi}_3) = \dot{V}_2 + v_3 [c_1 u_{qs} + f_3 - \dot{x}_{2,c} - \dot{\xi}_3] \quad (14)$

[0151] 其中, $f_3 = -c_2 x_3 + x_1 x_6 + c_3 \frac{x_2 x_6}{x_4} + c_4 x_2$; 对于光滑函数 $f_3(Z_3)$, 给定 $\varepsilon_3 \geq 0$, 有极限学习机算法 $H_3 \beta_3$; 令 $f_3(Z_3) = H_3(Z_3) \beta_3 + \delta_3(Z_3)$, $\delta_3(Z_3)$ 表示逼近误差, 并满足 $|\delta_3(Z_3)| \leq \varepsilon_3$, $Z_3 = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_d, \dot{x}_d, \hat{\phi}]^T$; 从而有:

[0152] $v_3 f_3 \leq \frac{1}{2l_3^2} v_3^2 \|\beta_3\|^2 H_3^T H_3 + v_3^2 + \frac{1}{2} l_3^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_3^2 \quad (15)$

[0153] 构建真实控制率 u_{qs} 为:

[0154] $u_{qs} = \frac{1}{c_1} (-k_3 z_3 - b_1 z_2 + \dot{x}_{2,c} - \frac{1}{2l_3^2} v_3 \hat{\phi} H_3^T H_3) \quad (16)$

[0155] 定义补偿误差 $\dot{\xi}_3 : \dot{\xi}_3 = -k_3 \xi_3 - b_1 \xi_2$ (17)

[0156] 按照公式(15)、(16)和(17)将公式(14)改写为:

$$[0157] \dot{V}_3 \leq -\sum_{i=1}^3 k_i v_i^2 + \sum_{j=2}^3 v_j^2 + \sum_{k=1}^3 \frac{1}{2l_k^2} v_k^2 (\|\beta_k\|^2 - \hat{\phi}) H_k^T H_k + \sum_{e=1}^3 \left(\frac{l_e^2}{2} + \frac{\varepsilon_e^2}{4}\right) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 \quad (18)$$

[0158] b.4 根据微分方程 $\dot{x}_4 = d_1 x_4 + d_2 x_5$, 对 x_4 求导可得误差动态方程: $\dot{z}_4 = \dot{x}_4 - \dot{x}_{3,c}$; 定义命令滤波补偿后的跟踪误差信号为: $v_4 = z_4 - \xi_4$, 选择Lyapunov函数: $V_4 = V_3 + \frac{1}{2} v_4^2$;

[0159] 对 V_4 求导可得:

$$[0160] \dot{V}_4 = \dot{V}_3 + v_4 \dot{v}_4 = \dot{V}_3 + v_4 (\dot{x}_4 - \dot{x}_{3,c} - \dot{\xi}_4) = \dot{V}_3 + v_4 (d_1 x_4 + d_2 x_5 - \dot{x}_{3,c} - \dot{\xi}_4) \quad (19)$$

[0161] 其中, $f_4 = d_1 x_4$; 对于光滑函数 $f_4(Z_4)$, 给定 $\varepsilon_4 \geq 0$, 有极限学习机算法 $H_4 \beta_4$; 令 $f_4(Z_4) = H_4(Z_4) \beta_4 + \delta_4(Z_4)$, 其中, $\delta_4(Z_4)$ 表示逼近误差, 并满足 $|\delta_4(Z_4)| \leq \varepsilon_4$, $Z_4 = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_d, \dot{x}_d, \hat{\phi}]^T$; 从而有:

$$[0162] v_4 f_4(Z_4) \leq \frac{1}{2l_4^2} v_4^2 \|\beta_4\|^2 H_4^T H_4 + v_4^2 + \frac{1}{2} l_4^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_4^2 \quad (20)$$

[0163] 构建虚拟控制信号 a_4 为:

$$[0164] \alpha_4 = \frac{1}{d_2} (-k_4 z_4 + \dot{x}_{3,c} - \frac{1}{2l_4^2} v_4 \hat{\phi} H_4^T H_4) \quad (21)$$

[0165] 定义补偿误差 $\dot{\xi}_4 : \dot{\xi}_4 = -k_4 \xi_4 + d_2 \xi_5 + d_2 (x_{4,c} - \alpha_4)$ (22)

[0166] 按照公式(20)、(21)和(22)将公式(19)改写为:

$$[0167] \dot{V}_4 \leq -\sum_{i=1}^4 k_i v_i^2 + \sum_{j=2}^4 v_j^2 + d_2 v_4 v_5 + \sum_{k=1}^4 \frac{1}{2l_k^2} v_k^2 (\|\beta_k\|^2 - \hat{\phi}) H_k^T H_k + \sum_{e=1}^4 \left(\frac{l_e^2}{2} + \frac{\varepsilon_e^2}{4}\right) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 \quad (23)$$

[0168] b.5 根据微分方程 $\dot{x}_5 = e_1 x_6 + e_2 x_4 - e_3 x_5 + e_4 \frac{x_2^2}{x_4} + x_1 x_2$, 对 x_5 求导可得误差动态方程:

$\dot{z}_5 = \dot{x}_5$, 定义命令滤波补偿后的跟踪误差信号为: $v_5 = z_5 - \xi_5$, 同时选择Lyapunov函数:

[0169] $V_5 = V_4 + \frac{1}{2} v_5^2$; 对 V_5 求导可得:

$$[0170] \dot{V}_5 = \dot{V}_4 + v_5 \dot{v}_5 = \dot{V}_4 + v_5 [e_1 (z_6 + x_{5,c}) + f_5 - \dot{x}_{4,c} - \dot{\xi}_5] \quad (24)$$

[0171] 其中, $f_5 = e_2 x_4 - e_3 x_5 + e_4 \frac{x_2^2}{x_4} + x_1 x_2$; 对于光滑函数 $f_5(Z_5)$, 给定 $\varepsilon_5 \geq 0$, 有极限学习机

算法 $H_5 \beta_5$; 令 $f_5(Z_5) = H_5(Z_5) \beta_5 + \delta_5(Z_5)$, 其中, $\delta_5(Z_5)$ 表示逼近误差, 并满足 $|\delta_5(Z_5)| \leq \varepsilon_5$,

$Z_5 = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_d, \dot{x}_d, \hat{\phi}]^T$; 从而有:

$$[0172] v_5 f_5 \leq \frac{1}{2l_5^2} v_5^2 \|\beta_5\|^2 H_5^T H_5 + v_5^2 + \frac{1}{2} l_5^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_5^2 \quad (25)$$

[0173] 构建虚拟控制信号 a_5 为:

$$[0174] \alpha_5 = \frac{1}{e_1} (-k_5 z_5 - d_2 z_4 + \dot{x}_{4,c} - \frac{1}{2l_5^2} v_5 \hat{\phi} H_5^T H_5) \quad (26)$$

[0175] 定义补偿误差 $\dot{\xi}_5 : \dot{\xi}_5 = -k_5 \xi_5 - d_2 \xi_4 + e_1 \xi_6 + e_1 (x_{5,c} - \alpha_5)$ (27)

[0176] 按照公式(25)、(26)和(27)将公式(24)改写为:

$$[0177] \dot{V}_5 \leq -\sum_{i=1}^5 k_i v_i^2 + \sum_{j=2}^5 v_j^2 + e_1 v_5 v_6 + \sum_{k=1}^5 \frac{1}{2l_k^2} v_k^2 (\|\beta_k\|^2 - \hat{\phi}) H_k^T H_k + \sum_{e=1}^5 \left(\frac{l_e^2}{2} + \frac{\varepsilon_e^2}{4}\right) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 \quad (28)$$

[0178] b.6 根据微分方程 $\dot{x}_6 = g_1 u_{ds} - g_2 x_6 + g_3 \frac{x_2 x_3}{x_4} + x_1 x_3 - g_4 x_4 + g_5 x_5$, 对 x_6 求导可得误差

动态方程: $\dot{z}_6 = \dot{x}_6 - \dot{x}_{5,c}$, 定义命令滤波补偿后的跟踪误差信号为: $v_6 = z_6 - \xi_6$, 同时选择

Lyapunov 函数: $V_6 = V_5 + \frac{1}{2} v_6^2$; 对 V_6 求导可得:

$$[0179] \dot{V}_6 = \dot{V}_5 + v_6 \dot{v}_6 = \dot{V}_5 + v_6 (f_6 + g_1 u_{ds} - \dot{x}_{5,c} - \dot{\xi}_6) \quad (29)$$

[0180] 其中, $f_6 = -g_2 x_6 + g_3 \frac{x_2 x_3}{x_4} + x_1 x_3 - g_4 x_4 + g_5 x_5$; 对于光滑函数 $f_6(Z_6)$, 给定 $\varepsilon_6 \geq 0$, 有

极限学习机算法 $H_6 \beta_6$; 令 $f_6(Z_6) = H_6(Z_6) \beta_6 + \delta_6(Z_6)$, 其中, $\delta_6(Z_6)$ 表示逼近误差, 并满足 $|\delta_6(Z_6)| \leq \varepsilon_6$, $Z_6 = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_d, \dot{x}_d, \hat{\phi}]^T$; 从而有:

$$[0181] v_6 f_6 \leq \frac{1}{2l_6^2} v_6^2 \|\beta_6\|^2 H_6^T H_6 + v_6^2 + \frac{1}{2} l_6^2 + \frac{1}{4} \varepsilon_6^2 \quad (30)$$

[0182] 构建真实控制律 u_{ds} 为:

$$[0183] u_{ds} = \frac{1}{g_1} (-k_6 z_6 - e_1 z_5 + \dot{x}_{5,c} - \frac{1}{2l_6^2} v_6 \hat{\phi} H_6^T H_6) \quad (31)$$

[0184] 定义补偿误差 $\dot{\xi}_6 : \dot{\xi}_6 = -k_6 \xi_6 - e_1 \xi_5$ (32)

[0185] 按照公式(30)、(31)和(32)将公式(29)改写为:

$$[0186] \dot{V}_6 \leq -k_1 v_1^2 - \sum_{i=2}^6 (k_i - 1) v_i^2 + \sum_{j=1}^6 \frac{1}{2l_j^2} v_j^2 (\|\beta_j\|^2 - \hat{\phi}) H_j^T H_j + \sum_{k=1}^6 \left(\frac{l_k^2}{2} + \frac{\varepsilon_k^2}{4}\right) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 \quad (33)$$

[0187] c. 对建立的基于极限学习机的电动汽车异步电机驱动系统控制方法进行稳定性分析

[0188] 定义 $\Phi = \max \{ ||\beta_1||^2, ||\beta_2||^2, ||\beta_3||^2, ||\beta_4||^2, ||\beta_5||^2, ||\beta_6||^2 \}$, $\hat{\phi}$ 为 Φ 的估计值, $\tilde{\phi} = \phi - \hat{\phi}$, 构建 Lyapunov 函数为: $V = V_6 + \frac{1}{2r} \tilde{\phi}^T \tilde{\phi}$, 对 V 求导可得:

$$[0189] \begin{aligned} \dot{V} &= \dot{V}_6 + \frac{1}{r} \tilde{\phi}^T (-\dot{\phi}) \\ &\leq -k_1 v_1^2 - \sum_{i=2}^6 (k_i - 1) v_i^2 + \sum_{j=1}^6 \left(\frac{l_j^2}{2} + \frac{\varepsilon_j^2}{4}\right) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 + \frac{1}{r} \tilde{\phi} \left(\sum_{k=2}^6 \frac{1}{2l_k^2} r v_k^2 H_k^T H_k - \dot{\phi}\right) \end{aligned} \quad (34)$$

$$[0190] \text{选择相应的自适应律 } \dot{\hat{\phi}} : \dot{\hat{\phi}} = \sum_{i=2}^6 \frac{1}{2l_i^2} r v_i^2 H_i^T H_i - m \hat{\phi} \quad (35)$$

[0191] 其中, r 和 m 是正常数。按照公式(35)将公式(34)改写为:

[0192] $\dot{V} \leq -k_1 v_1^2 - \sum_{i=2}^6 (k_i - 1) v_i^2 + \sum_{j=1}^6 \left(\frac{l_j^2}{2} + \frac{\varepsilon_j^2}{4} \right) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 + \frac{m}{r} \tilde{\phi}^T \hat{\phi}$ (36)

[0193] 同时,由杨氏不等式可得: $\tilde{\phi}^T \hat{\phi} \leq -\frac{1}{2} \tilde{\phi}^2 + \frac{1}{2} \hat{\phi}^2$ (37)

[0194] 按照公式(37)将公式(36)改写为:

[0195] $\dot{V} \leq -k_1 v_1^2 - \sum_{i=2}^6 (k_i - 1) v_i^2 + \sum_{j=1}^6 \left(\frac{l_j^2}{2} + \frac{\varepsilon_j^2}{4} \right) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 - \frac{m}{2r} \tilde{\phi}^2 + \frac{m}{2r} \hat{\phi}^2 \leq -aV + b$ (38)

[0196] 其中:

[0197] $a = \min \{2k_1, 2(k_2-1), 2(k_3-1), 2(k_4-1), 2(k_5-1), 2(k_6-1), m\};$

[0198] $b = \sum_{j=1}^6 \left(\frac{l_j^2}{2} + \frac{\varepsilon_j^2}{4} \right) + \frac{1}{4} \varepsilon_1^2 d^2 + \frac{m}{2r} \hat{\phi}^2;$

[0199] 因而可得: $V(t) \leq \left[V(t_0) - \frac{b}{a} \right] e^{-a(t-t_0)} + \frac{b}{a} \leq V(t_0) + \frac{b}{a}, \forall t \geq t_0$ (39)

[0200] 因此 v_g 和 $\tilde{\phi}$ 是有界的,因为是 Φ 常数,所以 $\hat{\phi}$ 是有界的,又因为 $z_g = v_g + \xi_g, g=1, 2, \dots, 6, ||\xi_g||$ 是有界的,因此 z_g 也是有界的;因此 $x(t)$ 和其他所有控制信号在任何时间段内都是有界的;引入命令滤波技术,通过基于极限学习机的自适应反步控制方法所设计的控制器能保证速度的跟踪误差能够收敛到原点的一个充分小的邻域内,实现对异步电机速度的高效跟踪控制。由公式(39)可得: $\lim_{t \rightarrow \infty} |z_1| \leq \sqrt{\frac{2b}{a}} + \frac{\mu\rho}{2k_0}$ 。

[0201] 由以上分析得到在控制律 u_q, u_d 的作用下,系统的跟踪误差收敛到原点的一个充分下的邻域内,并保证其他信号有界。

[0202] 在虚拟环境下对所建立的基于极限学习机的电动汽车异步电动机驱动系统控制方法进行仿真,验证所提出控制方法的可行性。

[0203] 电机及负载参数为:

[0204] $J = 0.0586 \text{Kgm}^2, R_s = 0.1 \Omega, R_r = 0.15 \Omega, R_{fe} = 30 \Omega, L_{ls} = L_{lr} = 0.0699 \text{H},$

[0205] $L_x = 0.1379 \text{H}, L_m = 0.068 \text{H}, n_p = 3.$

[0206] 选择控制律参数为:

[0207] $k_1 = 300, k_2 = 400, k_3 = 1200, k_4 = 6400, k_5 = 160, k_6 = 320,$

[0208] $l_1 = l_2 = l_3 = l_4 = l_5 = l_6 = 2.5, m = 0.8, r = 0.01, \omega_n = 10000, \zeta = 0.5.$

[0209] 选择跟踪信号为: $x_{1d} = \begin{cases} 4, & 0 \leq t \leq 5 \\ 6, & t \geq 5 \end{cases}.$

[0210] 期望转子磁链信号为: $x_{4d} = 1.$

[0211] 负载转矩为: $T_L = \begin{cases} 0.5, & 0 \leq t \leq 15, \\ 1, & t \geq 15 \end{cases}.$

[0212] 相应的仿真结果如附图2-7所示。其中:

[0213] 图2和图3分别为基于极限学习机的异步电动机驱动系统控制器控制后转子角度和转子角度设定值的跟踪仿真图以及转子角度和转子角度设定值的跟踪误差仿真图;图4

和图5分别为基于极限学习机的异步电动机驱动系统控制器控制后转子磁链和转子磁链设定值的跟踪仿真图以及转子磁链和转子磁链设定值的跟踪误差仿真图；图6和图7分别为基于极限学习机的异步电动机驱动系统控制器控制异步电机q轴定子以及异步电机d轴定子电流仿真图，通过仿真结果表明效果理想、波动小、响应速度快。

[0214] 上述仿真结果表明，本发明的控制方法能够克服参数不确定的影响并且有利于保证理想的控制效果，实现对转速的快速、稳定地响应。

[0215] 当然，以上说明仅为本发明的较佳实施例，本发明并不限于列举上述实施例，应当说明的是，任何熟悉本领域的技术人员在本说明书的教导下，所做出的所有等同替代、明显变形形式，均落在本说明书的实质范围之内，理应受到本发明的保护。

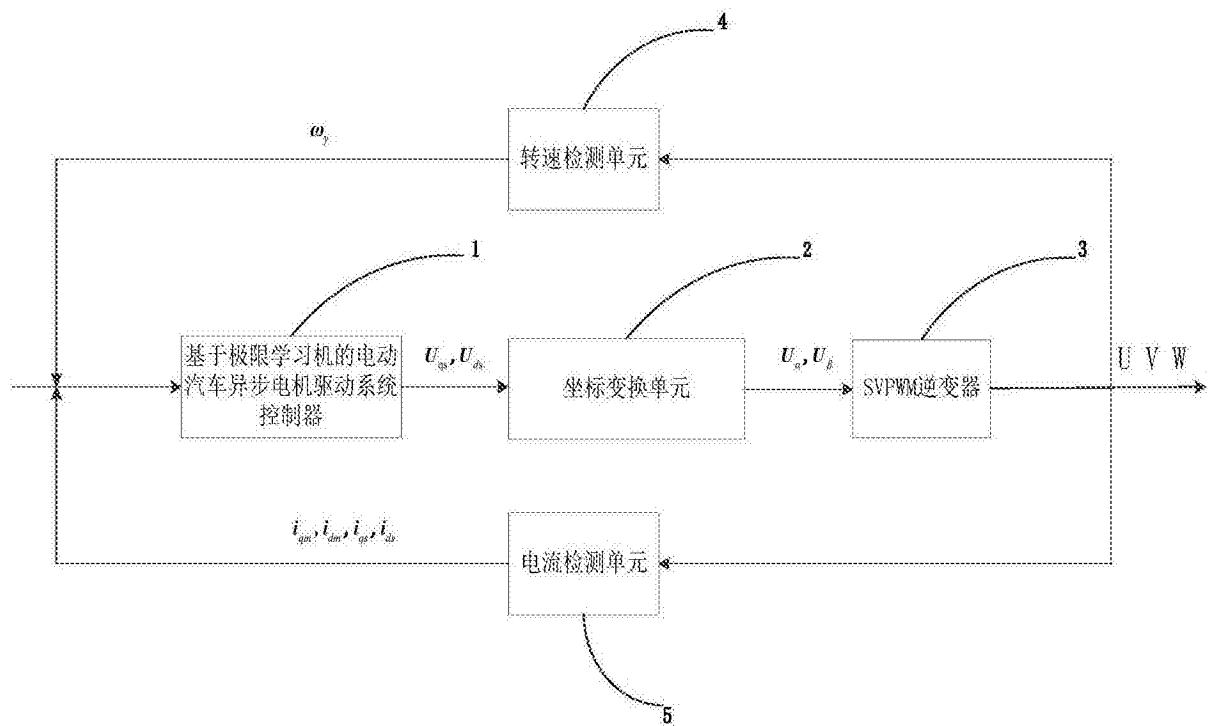


图1

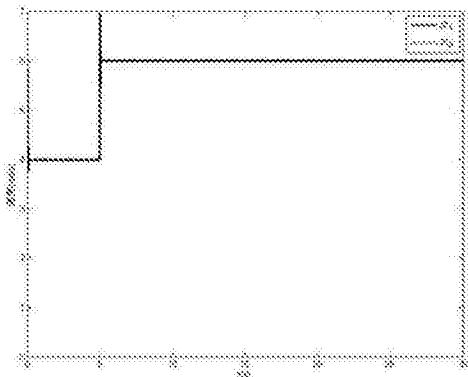


图2

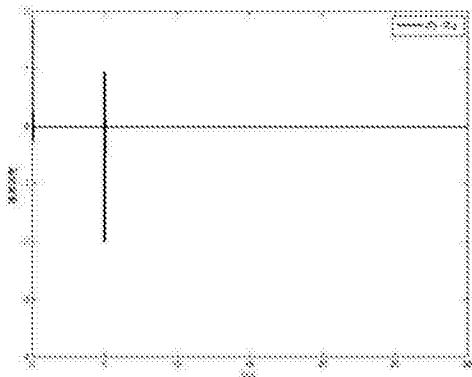


图3

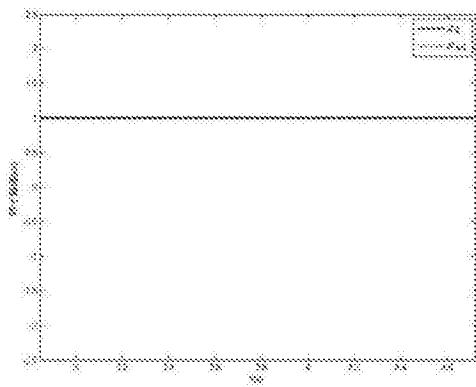


图4

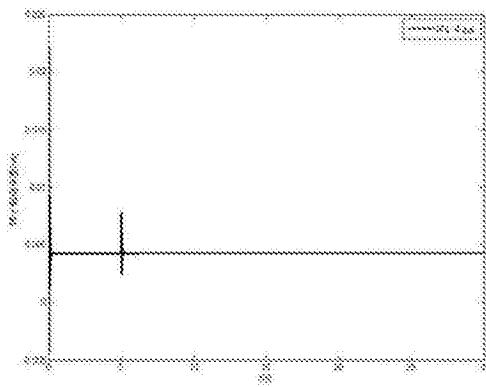


图5

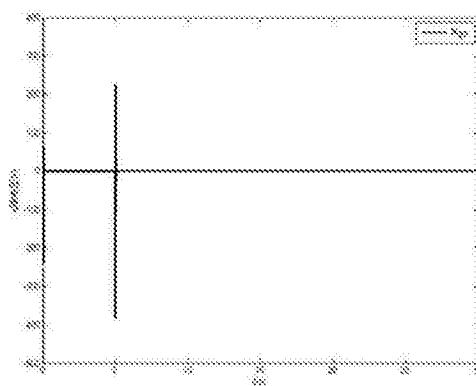


图6

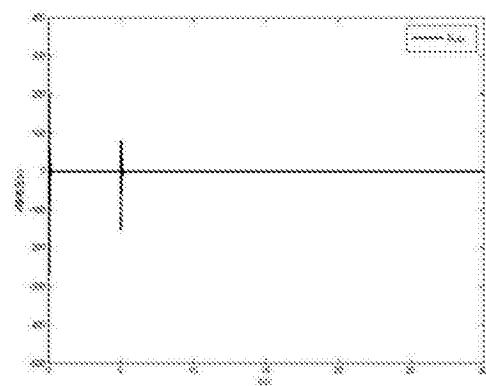


图7