

永磁同步电机的自适应命令滤波控制

丁雪莹

(南京理工大学; 1702731061@qq.com)

摘要: 本文提出了一种基于永磁同步电机的自适应命令滤波控制方法,旨在提高电机在复杂工业环境下的控制精度和稳定性。首先,通过结合命令滤波器和反步控制,该方法有效降低了计算复杂度,并提升了系统的动态响应性能。其次,引入神经网络自适应算法,对滤波误差进行在线补偿,进一步增强了系统的鲁棒性和自适应能力。最后,通过一个仿真算例证明该方法在永磁同步电机的控制中能够表现出优异的性能,验证了所提控制方案的有效性。

关键词: 永磁同步电机; 命令滤波器; 滤波误差补偿; 神经网络自适应

引言

永磁同步电机[1]有体积小、效率高、功率因数高、起动力矩大、转动惯量小、鲁棒性强等特点,随着工业发展,在对稳定控制的要求提高的环境下,永磁同步电机在工业上的应用也更加广泛。

在设计控制器的过程中,反步法是一种常用的非线性系统控制方法,由于其有效性而在现代工业中得到了广泛的应用[2]。反步法利用现有的虚拟控制函数及其导数构造下一阶虚拟控制函数,迭代应用该方法,利用前一阶虚拟控制函数及其时间导数逐步推导出实际控制函数。但由于需要重复求导,当阶数过大时,反步法的计算量会逐渐增大,微分器[3]和动态面控制技术[4]被用于逼近导数数值,从而降低传统反步法固有的计算量。尽管克服了计算量的问题,但命令滤波器[5]在逼近效果上更快,通过在控制设计的各个步骤中采用命令滤波器对控制信号进行逼近,从而取得良好的控制性能。结合命令滤波和反步控制,命令滤波反步控制[6]已被广泛应用于实际系统,如柔性关节机械手[7],双电机[8]和无人机[9]等。

永磁同步电机的高效控制依赖于精确的模型和高效的控制策略。命令滤波器通过在控制设计的各个步骤中对控制信号进行逼近,显著降低了传统反步法的计算复杂度,并提高了系统的动态响应性能。然而,命令滤波器在实际应用中仍面临滤波误差的问题,即实际输出与期望输出之间的偏差。为了减小这种误差,本研究引入了神经网络自适应算法[10],通过在线学习和补偿滤波误差,从而增强了系统的鲁棒性和自适应能力。神经网络自适应算法能够根据系统状态实时调整控制参数,确保系统的稳定性和高精度控制。

在本文中,我们提出了一种基于命令滤波反步控制的永磁同步电机控制系统设计方案。该方案旨在解决传统反步控制方法中存在的计算复杂度高及对系统模型依赖性强等问题。具体而言,我们首先建立永磁同步电机的数学模型,并在此基础上设计了一套包含命令滤波器和神经网络自适应层的新型控制器架构,通过仿真分析,证明了所提方案在提高系统响应速度、抑制扰动影响以及增强鲁棒性方面的优越性能。

本文结构安排如下:第二部分详细介绍了永磁同步电机的数学模型并阐述了命令滤波器、反步控制和神经网络自适应算法的基本原理和实现方法;第三部分设计了基于永磁同步电机的自适应命令滤波控制器;第四部分通过仿真验证了该方法的有效性和优越性;第五部分总结了本文的研究成果,并展望了未来的研究方向。

1 问题描述与前言

永磁同步电动机在 $d-q$ 同步旋转坐标系中的电流和运动方程可以描述为[11]:

$$\begin{cases} \dot{\theta} = \omega \\ \dot{\omega} = \frac{1}{J}(1.5p_n\psi_f i_q - T_L(\theta) - F(\omega)) \\ i_q = \frac{1}{L_q}(u_q - p_n\omega i_d - p_n\psi_f\omega - R_s i_q) \\ i_d = \frac{1}{L_d}(u_d + p_n\omega L_q i_q - R_s i_d), \end{cases} \quad (1)$$

其中： θ 为电机机械转角， ω 为转子机械角速度， i_d ， i_q 分别为d-q同步旋转坐标系下直轴与交轴电流分量， L_d 和 L_q 分别为电机直轴和交轴电感， J 为等效到电机轴的转动惯量， $T_L(\theta)$ 表示与转角位置有关的电机负载转矩， R_s 为定子相电阻， p_n 为定子绕组极对数， ψ_f 为永磁体产生的磁链， u_d 和 u_q 分别为直轴与交轴电压分量。

引理 1 [12]:

径向基神经网络用作函数逼近器的结构为 $\theta^T \xi(x)$ ，其中 $\xi(x) = [\xi_1(x), \xi_2(x), \dots, \xi_n(x)]$ 是可调整参数的向量。 $\xi_i(x)$ 通常选择为高斯函数 $\xi_i(x) = \exp\left[-\frac{(x-\mu_i)^T(x-\mu_i)}{\zeta_i^2}\right]$ ， $i = 1, \dots, n$ ， μ_i 和 ζ_i 表示高斯函数的中心向量和核宽度。根据径向基神经网络的万能逼近能力，未知非线性函数可表达为：

$$f(x) = \theta^{*T} \xi(x) + \delta^* \quad (2)$$

式中， θ^* 是未知最优权重向量， δ^* 是最小逼近误差，满足 $|\delta^*| \leq \delta$ ， δ 是任意小的正常数。此外，定义常量 θ 为权重向量 θ 的范数。

引理 2 [13]:

介绍命令滤波器为：

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = \beta z_2 \\ \dot{z}_2 = -2\gamma\beta z_2 - \beta(z_1 - \alpha), \end{cases} \quad (3)$$

式中， z_1 和 z_2 是命令滤波器的输出信号， α 为命令滤波器的输入信号， γ 和 β 表示设计参数。通过调整参数滤波误差满足 $|z_1 - \alpha| \leq \chi$ ， χ 是任意小的正常数。为了消除命令滤波器带来的滤波误差对跟踪误差的消极影响，设计下列滤波误差补偿机制。

$$\begin{cases} \dot{\varphi}_1 = a\varphi_2 + b(z_{1,1} - \alpha_1) - c\varphi_1, \\ \dot{\varphi}_2 = a\varphi_3 + b(z_{2,1} - \alpha_2) - a\varphi_1 - c\varphi_2, \\ \dot{\varphi}_3 = a\varphi_4 + b(z_{3,1} - \alpha_3) - a\varphi_2 - c\varphi_3, \\ \dot{\varphi}_4 = -c\varphi_4 - a\varphi_4, \end{cases} \quad (4)$$

式中， φ_i 是滤波误差补偿信号， a 、 b 以及 c 是设计参数。

为了讨论误差补偿系统的收敛性，设计李雅普诺夫函数为 $V_c = \sum_{i=1}^4 \frac{\varphi_i^2}{2}$ ，其时间域导数为：

$$\dot{V}_c = -c \sum_{i=1}^4 \varphi_i^2 + b \sum_{i=1}^3 \varphi_i (z_{i,1} - \alpha_i) \quad (5)$$

根据杨氏不等式得到：

$$\varphi_i (z_{i,1} - \alpha_i) \leq \frac{\varphi_i^2}{2} + \frac{\chi^2}{2} \quad (6)$$

公式 (5) 可重写为：

$$\dot{V}_c \leq -\bar{c}V_c + \bar{b} \quad (7)$$

式中 $\bar{c} = 2c$ ， \bar{b} 是一个正常数，且满足 $\bar{b} \geq 3b \frac{(\varphi_i^2 + \chi^2)}{2}$ 。对上式两侧同时求积分得到：

$$0 \leq V_c(t) \leq \frac{\bar{b}}{\bar{c}} + \left(V_c(0) - \frac{\bar{b}}{\bar{c}}\right) e^{-\bar{c}t} \quad (8)$$

显然 $\lim_{t \rightarrow \infty} V_c(t) = \frac{b}{c}$, 也就是说 $\lim_{t \rightarrow \infty} |\varphi_i(t)| = \sqrt{\frac{2b}{c}}$; 并且, 可以通过调节常数 \bar{c} 来调控补偿信号的大小。综上, 补偿信号 φ_i 是渐进收敛的。

2 控制器设计

Step 1 : 令 $x_1 = \theta$, $x_2 = \omega$, $x_3 = i_q$, $x_4 = i_d$, $g_2 = \frac{1.5p_n\psi_f}{J}$, $f_2(x_1) = T_L(x_1)$, $f_3(x_2, x_3) = \frac{(R_s x_3 - p_n \psi_f x_2)}{L_q}$, $f_4(x_3, x_4) = \frac{(p_n \omega L_q x_3 - R_s x_4)}{L_q}$ 。那么, 被控系统重写为:

$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = x_2 \\ \dot{x}_2(t) = g_2 x_3 + f_2(x_1) \\ \dot{x}_3(t) = \frac{1}{L_q} u_q + f_3(x_2, x_3) \\ \dot{x}_4(t) = \frac{1}{L_d} u_d + f_4(x_3, x_4). \end{cases} \quad (9)$$

设计跟踪误差为 $e_1 = x_1 - y_r$, y_r 为参考信号。选择李亚普诺夫函数为 $V_1 = \frac{e_1^2}{2}$, 其时间域导数为 $\dot{V}_1 = e_1 \dot{e}_1 = e_1(\dot{x}_1 - \dot{y}_r)$, 则虚拟控制信号构建为 $\alpha_1 = -k_1 e_1 + \dot{y}_r$ 。

Step 2: 令虚拟控制信号 α_1 经过命令滤波器得到 $z_{1,1}$, 分别定义补偿前后的跟踪误差为 $e_2 = x_2 - z_{1,1}$ 和 $S_2 = e_2 - \varphi_1$, φ_1 为滤波误差补偿信号。

李亚普诺夫函数设计为:

$$V_2 = \frac{1}{2} S_2^2 + \frac{1}{2h_2} \tilde{\theta}_2^2 \quad (10)$$

式中 $\tilde{\theta}_2$ 是估计误差, h_2 是正常数。

对其求导:

$$\dot{V}_2 = S_2 \dot{S}_2 + \frac{1}{h_2} \tilde{\theta}_2 \dot{\tilde{\theta}}_2 = S_2(g_2 x_3 + f_2 - \dot{z}_{1,1} - \dot{\varphi}_1) - \frac{1}{h_2} \tilde{\theta}_2 \quad (11)$$

因为系统函数 f_2 是未知的, 借助神经网络的逼近能力得到:

$$f_2(x_1) = \theta_2^{*T} \xi_2(x_1) + \delta_2^* \quad (12)$$

式中 θ_2^* 是最优权重向量, δ_2^* 是最小逼近误差, $\xi_2(x_1)$ 是向量值函数。

接下来根据杨氏不等式可以得到

$$S_2 f_2 = S_2 \hat{\theta}_2^T \xi_2(x_1) + S_2 \delta_2 \leq \frac{S_2^2 \hat{\theta}_2^T \xi_2}{2\varepsilon_2^2} + \frac{\varepsilon_2^2}{2} + \frac{S_2^2}{2} + \frac{\delta_m^2}{2} \quad (13)$$

式中, ε_2 为任意正常数, δ_m 表示逼近误差 δ_i 的上界。

公式 (10) 可以重写为:

$$\dot{V}_2 = S_2(g_2 x_3 + f_2 - \dot{z}_{1,1} - \dot{\varphi}_1) - \frac{1}{h_2} \tilde{\theta}_2 \dot{\tilde{\theta}}_2 \leq g_2 S_2 x_3 + \frac{S_2^2 \hat{\theta}_2^T \xi_2}{2\varepsilon_2^2} + \frac{S_2^2}{2} + \frac{\varepsilon_2^2}{2} + \frac{\delta_m^2}{2} - S_2 \dot{z}_{1,1} - S_2 \dot{\varphi}_1 - \frac{1}{h_2} \tilde{\theta}_2 \dot{\tilde{\theta}}_2 \quad (14)$$

接下来设计虚拟控制信号为:

$$\alpha_2 = \left(-k_2 S_2 - \frac{S_2 \hat{\theta}_2^T \xi_2}{2\varepsilon_2^2} - \frac{S_2}{2} + \dot{z}_{1,1} + \dot{\varphi}_1 \right) / g_2 \quad (15)$$

将 (14) 代入 (13) 中得到:

$$\dot{V}_2 \leq -k_2 S_2^2 + \frac{S_2^2 \hat{\theta}_2^T \xi_2}{2\varepsilon_2^2} - \frac{1}{h_2} \tilde{\theta}_2 \dot{\tilde{\theta}}_2 + \frac{\varepsilon_2^2}{2} + \frac{\delta_m^2}{2} \quad (16)$$

设计自适应律为:

$$\dot{\hat{\theta}}_2 = \frac{h_2 S_2^2 \xi_2^T \xi_2}{2\varepsilon_2^2} - \sigma_2 \hat{\theta}_2 \quad (17)$$

将公式 (16) 代入 (15) 得到:

$$\dot{V}_2 \leq -k_2 S_2^2 + \sigma_2 \frac{\hat{\theta}_2 \bar{\theta}_2}{h_2} + \frac{\varepsilon_2^2}{2} + \frac{\delta_m^2}{2} \quad (18)$$

因为 $\frac{\sigma_2 \hat{\theta}_2 \bar{\theta}_2}{h_2} \leq \frac{\sigma_2 \theta_2^2}{2h_2} - \frac{\sigma_2 \bar{\theta}_2^2}{2h_2}$, 所以得到:

$$\dot{V}_2 \leq -k_2 S_2^2 - \frac{\sigma_2 \bar{\theta}_2^2}{2h_2} + \frac{\sigma_2 \theta_2^2}{2h_2} + \frac{\varepsilon_2^2}{2} + \frac{\delta_m^2}{2} \leq -\lambda_2 V_2 + \eta_2 \quad (19)$$

式中 $\lambda_2 = \min\{2k_2, \sigma_2\}$, $\eta_2 = \frac{\varepsilon_2^2}{2} + \frac{\delta_m^2}{2} + \frac{\sigma_2 \theta_2^2}{2h_2}$ 为正常数。

类似地, Step 3-4 时候, 实际控制信号 u_d 、 u_q 以及对应的自适应律 $\hat{\theta}_i$ 设计为:

$$\begin{cases} u_q = L_q \left(-k_3 S_3 - \frac{S_3 \hat{\theta}_3 \xi_3^T \xi_3}{2\varepsilon_3^2} - \frac{S_3}{2} + \dot{z}_{2,1} + \phi_2 \right) \\ u_d = L_d \left(-k_4 S_4 - \frac{S_4 \hat{\theta}_4 \xi_4^T \xi_4}{2\varepsilon_4^2} - \frac{S_4}{2} + \dot{z}_{3,1} + \phi_3 \right) \\ \dot{\hat{\theta}}_i = \frac{h_i S_i^2 \xi_i^T \xi_i}{2\varepsilon_i^2} - \sigma_i \hat{\theta}_i \end{cases} \quad (20)$$

定义全局李雅普诺夫函数为 $V = \sum_{i=1}^4 V_i$, 对其求导为:

$$\dot{V} = \sum_{i=1}^4 \dot{V}_i \leq -\lambda V + \eta \quad (21)$$

式中 $\lambda = \min\{\lambda_i\}$, $\eta = \sum_{i=1}^4 \eta_i$ 为正常数。

对公式 (20) 两侧同时求积分得到:

$$0 \leq V(t) \leq \frac{\eta}{\lambda} + \left(V(0) - \frac{\eta}{\lambda} \right) e^{-\lambda t} \quad (22)$$

显然 $\lim_{t \rightarrow \infty} V(t) = \frac{\eta}{\lambda}$, 也就是说 $\lim_{t \rightarrow \infty} |S_i(t)| \leq \sqrt{\frac{2\eta}{\lambda}}$ 以及 $\lim_{t \rightarrow \infty} |\hat{\theta}_i(t)| \leq \sqrt{\frac{2h\eta}{\lambda}}$; 并且, 可以通过调节常数 λ 来调控误差收敛范围。综上, 补偿跟踪误差 S_i 以及估计误差 $\hat{\theta}_i$ 是渐进收敛的。

3 仿真分析

永磁同步电机的模型参数设置如下: 定子绕组极对数 $P_n = 4$, 定子相电阻 $R_s = 2.875\Omega$, 电机电感 $L = 8.8 * 10^{-3}H$, 转动惯量 $J = 8 * 10^{-3}H$, 永磁体磁链 $\varphi_f = 0.174Wb$, 电机负载转矩 $T_L = 0.25x_1$ 。电机转角的参考角度设置为 $\sin(t)$, 所有变量的初值设为 0, 神经网络的节点选择为 30, 核宽度为 3, 控制器及自适应律参数选择为 $k_1 = 5$, $k_2 = 15$, $k_3 = 50$, $k_4 = 100$, $h_1 = 0.1$, $h_2 = 10$, $h_3 = 1$, $\varepsilon_i = 3$, $\sigma_i = 1$ 。滤波误差补偿信号的参数设置为 $a = 3$, $b = 5$, $c = 5$ 。仿真结果如图 1-5 所示。

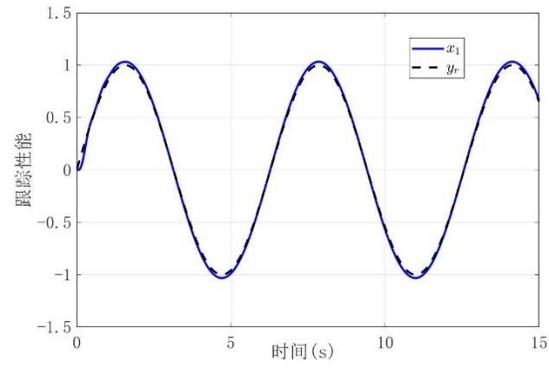


图 1 跟踪性能

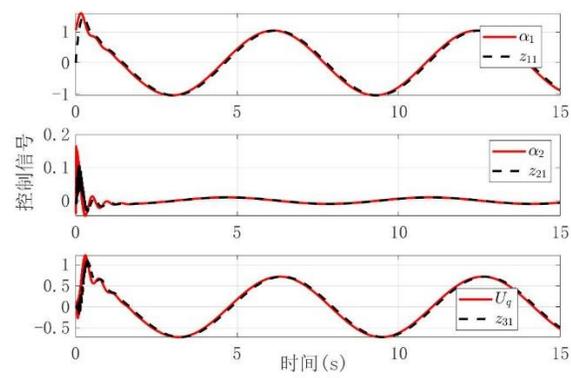


图 2 虚拟控制信号

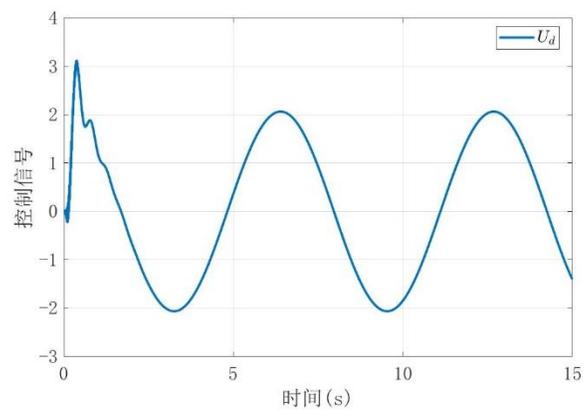


图 3 实际控制信号

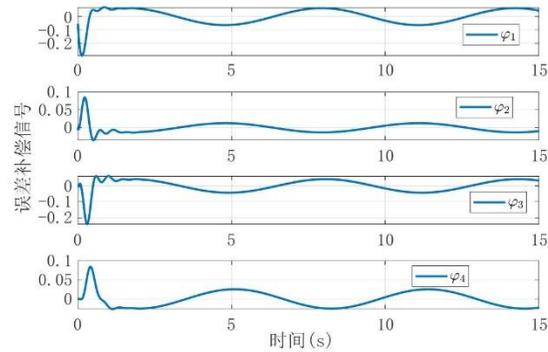


图4 滤波误差补偿信号

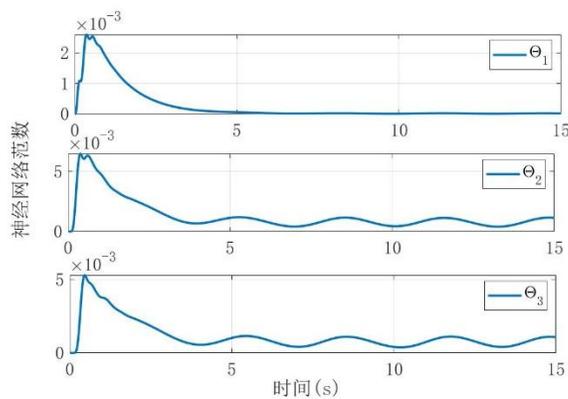


图5 神经网络范数

图1展示了在所设计控制器作用下的输出性能,可见系统状态精确快速的追踪上了参考信号;图2给出了虚拟控制信号以及滤波器输出,应用的命令滤波器对输入信号精确跟踪;图3为被控系统的实际控制信号;图4是滤波误差补偿信号的收敛情况;图5给出了神经网络范数。

4 结论

本工作针对永磁同步电机设计了自适应命令滤波控制算法。应用的命令滤波器解决了传统反步法中固有的计算复杂性爆炸问题;为缓解滤波误差对整体闭环系统造成的消极影响,设计了误差补偿机制,实现了精准补偿;此外采用神经网络对系统不确定性进行处理,增强了控制器的鲁棒性与自适应能力。最终,仿真验证了所提控制方案的有效性。

参考文献

- [1] 郑瑞,张继祥,董学松,刘永臻,沈洪令.永磁同步电机 BP 神经网络-智能 PID 模观测矢量控制算法[J].探测与控制学报,2024,46(5):124-131.
- [2] 于金鹏,陈兵,于海生,高军伟.基于自适应模糊反步法的永磁同步电机位置跟踪控制[J].控制与决策,2010,25(10):1547-1551.
- [3] 张荣芸,邱天,时培成,梅焯,李浩然,郑昆明.基于反步鲁棒控制与改进跟踪微分器的 PMSM 无传感器控制[J].电力系统保护与控制,2023,51(15):87-96.
- [4] 刘勇华.一类纯反馈非线性系统的动态面控制[J].控制理论与应用,2014,31(9):1262-1267.

- [5] 孔晓涵,辛丽平,柴欣生.串级连续搅拌反应釜的有限时间命令滤波控制[J].控制与决策,2022,37(9):2245-2254.
- [6] 刘钰晴,刘加朋.基于命令滤波反步的 AUV 轨迹跟踪控制[J].控制工程,2022,29(5):867-872.
- [7] 王冬冬,赵林,于金鹏.柔性关节机械手有限时间命令滤波反步控制[J].控制工程,2021,28(7):1474-1482.
- [8] 何建华,宋润生,蔡明洁,王保防.基于命令滤波反步法的双电机离散同步控制[J].电机与控制应用,2023,50(9):35-48.
- [9] 李继广,董彦非,杨芳,申洋.基于反步控制方法的菱形翼无人机起飞滑跑控制[J].北京航空航天大学学报,2020,46(3):496-504.
- [10] 刘泓杉,刘慧博.基于径向基函数神经网络的永磁同步电机转速自适应控制策略[J].电子器件,2023,46(6):1552-1560.
- [11] 邹明峻.基于状态约束的永磁同步电动机命令滤波模糊自适应控制[D].青岛:青岛大学,2020.
- [12] 杜宇航,苏航.状态约束下非线性系统自适应神经网络命令滤波控制[J/OL].控制工程.
<https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20240203>
- [13] Dan Wang. Neural network-based adaptive dynamic surface control of uncertain nonlinear pure-feedback systems[J]. International journal of Robust and Nonlinear Control, 2011,21:527-541.