

基于改进蚁群优化神经网络反推控制的 IM 鲁棒控制

李冰然¹, 傅洪全¹, 陈曦^{1,2}

(1. 国家电网江苏省电力有限公司 技能培训中心, 江苏 苏州 215000;

2. 华北电力大学 高压与电磁兼容北京重点实验室, 北京 102206)

摘要: 针对六相铜转子感应电机(SpCRIM)在不确定扰动条件下的鲁棒控制, 提出一种基于改进蚁群优化(AACO)递归罗曼诺夫斯基多项式神经网络(RRoPNN)的反推控制策略。首先, 基于反推控制理论设计了SpCRIM的控制律, 并提出了一种改进的具有自适应律的RRoPNN, 以实现反推控制律中的总不确定度进行估计; 然后设计了相应的误差估计律对网络观测误差进行补偿, 同时实现在线参数调节; 为防止早熟并加快所提RRoPNN的收敛速度, 提出了AACO算法对RRoPNN连接权值学习率进行调整; 通过Lyapunov稳定性理论证明了所提控制方法的鲁棒性; 最后, 对所提出控制器的位置跟踪性能进行了实验验证, 并与经典PI控制器及基于开关函数的反推控制器进行了对比。结果表明, 所提控制方法具有更为良好的位置跟踪精度和鲁棒性。

关键词: 六相感应电机; 多项式神经网络; 反推控制; 蚁群优化算法; 鲁棒控制

中图分类号: TM346 **文献标识码:** A **DOI:** 10.19457/j.1001-2095.dqed22795

Advanced Ant Colony Optimized Neural Network Based Backstepping Robust Control for Induction Motors

LI Bingran¹, FU Hongquan¹, CHEN Xi^{1,2}

(1. Skills Training Center, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Suzhou 215000,

Jiangsu, China; 2. Beijing Key Laboratory of High Voltage and EMC,

North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: Aiming at robust control of six-phase copper rotor induction motors (SpCRIM) under uncertain disturbances, a new backstepping control strategy based on advanced ant colony optimized (AACO) recursive Romanovski polynomial neural network (RRoPNN) was proposed. Based on the theory of backstepping control theory, the control law for SpCRIM was firstly designed, and an improved RRoPNN with adaptive law was proposed to estimate the lump uncertainty in the backstepping control law. The error estimation law was then designed to compensate the network observation error and to realize on-line parameter adjustment. In order to prevent precocity and accelerate the convergence rate of the proposed RRoPNN, an AACO algorithm was proposed to adjust the learning rate of RRoPNN connection weights. The robustness of the proposed control method was proved based on Lyapunov stability theory. Finally, the position tracking performance of the proposed controller was verified by experiments and compared with the classical PI controller and the switch function based backstepping controller. The results show that the proposed control method has better position tracking accuracy and robustness.

Key words: six-phase induction motor; polynomial neural network; backstepping control; ant colony optimization algorithm; robust control

六相铜转子感应电动机(six-phase copper rotor induction motor, SpCRIM)具有低转矩脉动、高可靠性和高效率等特点, 广泛应用于高功率、高电流工业驱动, 如船舶推进、电动汽车等^[1-2]。在

实际应用场景中, 确保SpCRIM控制驱动系统在内外多种不确定性因素的干扰下具有优良的位置跟踪性能, 是提升SpCRIM控制性能的关键。

反推设计是对真实控制输入结果的一种反

基金项目: 国网江苏省电力有限公司科技项目(J2019124)

作者简介: 李冰然(1990—), 男, 硕士, Email: bob_155@163.com

有增益进行如下设置:闭环比例增益 $k_{pc}=14.5$,闭环积分增益 $k_{ic}=k_{pc}/T_{ic}=5.2$, T_{ic} 为积分时间常数^[12-13]。正弦脉宽调制器采用15 kHz开关频率。联锁和隔离电路由RC充电电路、运算放大器(operational amplifier, OPA)电路和光耦电路组成。采用数字信号处理器(digital signal processor, DSP)实现位置/速度控制。间接磁场定向控制由 $\sin\theta_1/\cos\theta_1$ 生成器(θ_1 为转子角度)、查询表生成器、坐标变换器和PI电流控制器组成。采用混合信号现场可编程门阵列(field-programmable gate array, FPGA)系统实现间接磁场定向控制。 d - q 静止坐标系中的参考电流和实际电流由FPGA系统进行间接磁场定向控制。

2 SpCRIM 控制系统设计

将式(8)改写为包括参数变化和外部负载扰动在内的实际SpCRIM驱动系统的方程:

$$\begin{aligned}\dot{g}_1 &= a_1 g_1 + b_1 h_1 + c_1 T_1 + \Delta a_1 g_1 + \Delta b_1 f_1 \\ &= a_1 g_1 + b_1 h_1 + w_1\end{aligned}\quad (9)$$

其中 $a_1 = -B_1/J_1$ $b_1 = k_t/J_1 > 0$

$$c_1 = -1/J_1 \quad w_1 \equiv \Delta a_1 g_1 + \Delta b_1 h_1 + c_1 T_1$$

式中: g_1 为SpCRIM的转子转速, $g_1 = \omega_1 = \dot{\theta}_1$; $\Delta a_1, \Delta b_1$ 分别为系统参数 J_1 和 B_1 的不确定度; h_1 为SpCRIM驱动系统的控制输入,即转矩电流 i_{q1}^* ; w_1 为总不确定度。

控制系统的设计目标是在非线性不确定性干扰下,使SpCRIM驱动系统具有更好的位置跟踪性能。位置跟踪误差为 $e_f = \theta^* - \theta_1$,其中 $\theta^* = g_d(t)$,为参考轨迹。 e_f 的导数为 $\dot{e}_f = \dot{\theta}^* - \dot{\theta}_1 = \dot{g}_d - g_1$ 。定义虚拟跟踪误差为

$$e_h = g_1 - x_1 \quad (10)$$

其中

$$x_1 = \dot{g}_d + d_1 e_f + d_2 e_g \quad (11)$$

式中: x_1 为虚拟控制律; d_1, d_2 为正常数; e_g 为 e_f 的积分函数。

取式(11)的导数,并将 g_1 的导数和式(11)的导数代入式(10)的导数,可得出:

$$\begin{aligned}\dot{e}_h &= \dot{g}_1 - \dot{x}_1 \\ &= (a_1 g_1 + b_1 h_1 + w_1) - (\dot{g}_d + d_1 \dot{e}_f + d_2 \dot{e}_g)\end{aligned}\quad (12)$$

初步选择Lyapunov候选函数为

$$L_{y1} = e_f^2/2 \quad (13)$$

将 e_f ,式(10)和式(11)的导数代入式(13)的导数,得出:

$$\dot{L}_{y1} = e_f \dot{e}_f = -d_1 e_f^2 - d_2 e_f e_g - e_f e_h \quad (14)$$

进一步,重新确定Lyapunov候选函数为

$$L_{y2} = L_{y1} + d_2 e_g^2/2 + e_h^2/2 \quad (15)$$

将式(12)、式(14)及 $e_g = \int e_f(\tau) d\tau$ 和 $\dot{e}_g = e_f$ 代入式(15)的导数,得出:

$$\begin{aligned}\dot{L}_{y2} &= \dot{L}_{y1} + d_2 e_g \dot{e}_g + e_h \dot{e}_h \\ &= -d_1 e_f^2 - e_f e_h + e_h [(a_1 g_1 + b_1 h_1 + w_1) - \\ &\quad (\ddot{g}_d + d_1 \dot{e}_f + d_2 \dot{e}_g)]\end{aligned}\quad (16)$$

2.1 基于开关函数的反推控制器(SFBBC)

假设总不确定度 w_1 有界,即 $|w_1| \leq \bar{w}_1$ ($\bar{w}_1$ 为 w_1 上界),则基于开关函数的反推控制方程可表示为

$$\begin{aligned}h_1 &= i_{q1}^* \\ &= b_1^{-1} [\ddot{g}_d + d_1 \dot{e}_f + d_2 \dot{e}_g + e_f - a_1 g_1 - \\ &\quad \bar{w}_1 \text{sgn}(e_h) - d_3 e_h]\end{aligned}\quad (17)$$

式中: d_3 为正常数。

根据总不确定度的有界性,将式(17)代入式(16),并引入如下函数:

$$\mu(t) = d_1 e_f^2 + d_3 e_h^2 \leq -\dot{L}_{y2}(e_f, e_h) \quad (18)$$

则有:

$$\int_0^t \mu(\tau) d\tau \leq L_{y2}[e_f(0), e_g(0)] - L_{y2}[e_f(t), e_g(t)] \quad (19)$$

由于 $L_{y2}[e_f(0), e_g(0)]$ 有界, $L_{y2}[e_f(t), e_g(t)]$ 非增有界,则有 $\lim_{t \rightarrow \infty} \int_0^t \mu(\tau) d\tau < \infty$ 。同时,由于 $\mu(t)$ 有界,且 $\mu(t)$ 一致连续有界^[14],根据Barbalat引理^[15], $\lim_{t \rightarrow \infty} \mu(t) = 0$,即当 $t \rightarrow \infty$ 时, e_f 和 e_g 将收敛到零。此外, $\lim_{t \rightarrow \infty} \omega_r = \dot{g}_d$ 且 $\lim_{t \rightarrow \infty} \theta_r = g_d$,其中 $\theta_r = \int \omega_r dt$,因此,可以保证SFBBC的稳定性。

由于 w_1 在实际中是未知的,其上界 $\bar{w}_1$ 难以确定,同时, w_1 的估计值 $\hat{w}_1$ 也难以准确地进行实时计算。然而,经典的SFBBC本质上采用的是静态补偿思想,无法对不确定性(误差)进行动态、自适应补偿,限制了其跟踪精度。同时,由于采用了非连续开关函数,致使控制输入可能存在明显的抖振现象,降低了电机的使用寿命。为此,提出了基于AACO-RRoPNN的SpCRIM反推控制策略,避免了经典SFBBC的上述缺陷。

2.2 基于AACO-RRoPNN的SpCRIM反推控制

2.2.1 改进的RRoPNN

图2为三层改进RRoPNN结构,网络节点信息描述如下:

$$v_i^1(N) = u_i^1 \left[\prod_k v_i^1(N) q_{ik}^1 v_k^3(N-1) \right] \quad i = 1, 2 \quad (20)$$

$$\begin{cases} na_j^2(N) = \sum_{i=1}^2 v_i^1(N) + \varepsilon v_j^2(N-1) \\ v_j^2(N) = u_i^2[na_j^2(N)] = R_j^{(\alpha\beta)}[na_j^2(N)] \\ j = 0, 1, 2, \dots, (m-1) \end{cases} \quad (21)$$

$$v_k^3(N) = u_j^3 \left[\sum_{j=0}^{m-1} q_{kj}^2 v_j^2(N) \right] \quad k = 1 \quad (22)$$

式中: u_1^1 为跟踪误差, $u_1^1 = e_t$; u_2^1 为跟踪误差增量, $u_2^1 = e_t(1 - z^{-1}) = \Delta e_t$; N 为迭代次数; q_{ik}^1 为输出层和输入层间的权重; q_{kj}^2 为隐藏层和输出层间的连接权重; $v_i^1(N)$, $v_j^2(N)$, $v_k^3(N)$ 分别为输入层、隐藏层与输出层的输出值; ε 为隐藏层的自反馈增益; $R_j^{(\alpha\beta)}(x)$ 为罗曼诺夫斯基多项式 (Romanovski polynomial, RoP)^[16], 其中 $-1 < x < 1$, j 为多项式阶数, α 和 β 为多项式参数; m 为节点数。

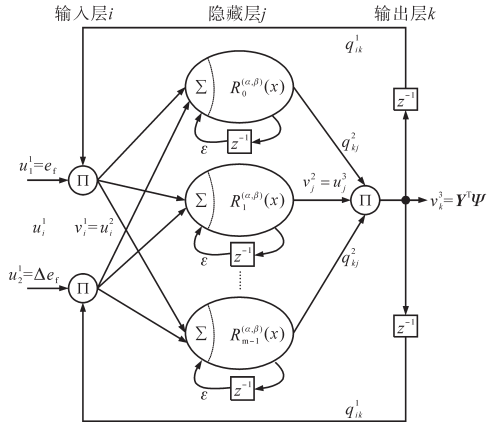


图2 所提出的改进RRoPNN拓扑结构

Fig.2 Topology of the proposed advanced RRoPNN

高阶 RoP 可由如下递推公式生成^[8]:

$$2(\beta+j)(1+x^2) \frac{dR_j^{(\alpha\beta)}(x)}{dx} = (2\beta+j-1) \{ R_{j+1}^{(\alpha\beta)}(x) - [2(\beta+j)x + \alpha] R_j^{(\alpha\beta)}(x) \} \quad (23)$$

其中, 零阶、一阶和二阶 RoP 可显式表示为

$$\begin{cases} R_0^{(\alpha\beta)}(x) = 1 \\ R_1^{(\alpha\beta)}(x) = 2\beta x + \alpha \\ R_2^{(\alpha\beta)}(x) = (2\beta+1)(2\beta+2)x^2 + 2\alpha(2\beta+1)x + (\alpha^2 + 2\beta+2) \end{cases} \quad (24)$$

$v_i^1(N)$ 和 $v_k^3(N)$ 为线性激活函数, RRoPNN 的输出值 $v_k^3(N)$ 可表示为

$$v_k^3(N) = \mathbf{Y}^T \mathbf{\Psi} \quad (25)$$

其中 $\mathbf{Y} = [q_{01}^2 \quad q_{11}^2 \quad \dots \quad q_{m-1,1}^2]^T$
 $\mathbf{\Psi} = [u_0^3 \quad u_1^3 \quad \dots \quad u_{m-1}^3]^T$

式中: $\mathbf{Y}$ 为 RRoPNN 的可调参数集合; $u_j^3(N)$ 为输出层节点的第 j 个输入, $u_j^3(N) = v_j^2(N)$, $v_j^2(N)$ 由选定的 RoP 确定, 且 $-1 \leq v_j^2(N) \leq 1$ 。

2.2.2 AACO 算法原理

基本蚁群算法中, 解的概率选择和信息素的更新对算法的性能有重要影响^[17]。信息素更新受两个因素的影响, 即挥发率和最佳行程长度。本文中, 解的概率选择规则采用如下方式:

$$\begin{cases} p(c_{ij'}|p^s) = (\rho_{ij'})^{\alpha'} (\eta_{ij'})^{\beta'} / \left[\sum_{c_{ij'} \in M(p^s)} (\rho_{ij'})^{\alpha'} (\eta_{ij'})^{\beta'} \right] \\ \forall c_{ij'} \in M(p^s) \end{cases} \quad (26)$$

式中: $M(p^s)$ 为当前部分解 p^s 的可行邻域; $\rho_{ij'}$, $\eta_{ij'}$ 分别为与解成分 $c_{ij'}$ 相关的信息素浓度值和启发信息值; α, β 为正参数, 分别决定了信息素浓度和启发信息的相对重要性。

通过从顶点 i' 移动到顶点 j' , 蚂蚁将相关的解成分 $c_{ij'}$ 添加到部分解 p^s 中, 直至其到达终端顶点并得出候选解。对候选解进行评估, 并用于更新信息素浓度值, 方法如下:

$$\rho_{ij'} = (1 - \phi) \rho_{ij'} + \phi \Delta \rho_{\text{best}, ij'} \quad (27)$$

式中: ϕ 为挥发率, $\phi \in (0, 1]$ 。

如果幸运蚂蚁在运动过程中经过了边 (i', j') , 则 $\Delta \rho_{\text{best}, ij'} = 1/L_{\text{best}}$, 其中 L_{best} 为最优路径长度, 反之则 $\Delta \rho_{\text{best}, ij'} = 0$ 。

当达到某种停止准则后, 通过对图上 $\rho_{ij'}$ 和 $\eta_{ij'}$ 的值进行编码, 获得问题的最终解。

本文所采用的 AACO 方法原理如下: 在每次试验中, 首先将蚂蚁的状态进行随机初始化, 所有启发式值设置为 1。可以看出, 在上述条件下, 式(26)中的 $\eta_{ij'}$ 将消失。同时, 由于 α' 和 β' 的值调节了信息素浓度 $\rho_{m', ij'}$ 和启发式值 $\eta_{ij'}$ 的相对重要性, 因此可以消除 $\eta_{ij'}$ 消失的影响。此时, 蚂蚁 k' 处于从顶点 i' 移动至顶点 j' 的概率为

$$\begin{cases} p_{m', k'}(c_{ij'}|p^s) = (\rho_{m', ij'}) / \sum_{l \in U_i(p^s)} (\rho_{m', il}) \quad m' = 1, 2 \\ \forall c_{ij'} \in U_i(p^s) \end{cases} \quad (28)$$

式中: $U_i(p^s)$ 为动作集。

进一步, 根据如下规则更新信息素:

$$\begin{cases} \rho_{m', ij'}(N' + 1) = (1 - \phi_{m'}) \rho_{m', ij'}(N') + \phi_{m'} \sum_{k'=1}^M \Delta \rho_{m', k', \text{best}, ij'} \\ m' = 1, 2 \\ \forall c_{ij'} \in M(p^s) \in S_{\text{iter}} \end{cases} \quad (29)$$

式中: $\phi_{m'}$ 为学习速率 $\rho_{m', ij'}$ 的挥发率, $\phi_{m'} \in (0, 1]$; N' 为迭代次数; M 为蚂蚁数量; S_{iter} 为所有候选解决方案的集合; $\Delta \rho_{m', k', \text{best}, ij'}$ 为蚂蚁 k' 在其访问过的

顶点上沉积的信息素量。

$\Delta\rho_{m',k',best,j'}$ 定义如下:

$$\Delta\rho_{m',k',best,j'} = \frac{1}{\sqrt{[t_{m',k'} - (1 - s_{m'})]s_{m'}}} - \frac{1}{\sqrt{[t_{m',max} - (1 - s_{m'})]s_{m'}}}$$

$$m' = 1, 2$$

$$(30)$$

式中: $t_{m',k'}$ 为达到目标状态所需的时间; $s_{m'}$ 为采样时间; $t_{m',max}$ 为试验所设定的最大步数。

式(30)中的第二项确保当试验进行至规定时间停止且蚂蚁尚未达到目标状态时,信息素不会更新。显然,如果所有蚂蚁都搜索到最短路径,则信息素沉积总量达到最大值。

2.2.3 自适应控制律和误差估计

将最小重构误差 e_m 定义为

$$e_m = w_1 - w_1(Y^*) = w_1 - (Y^*)^T \Psi \quad (31)$$

式中: Y^* 为实现最小重建误差的最佳权重向量; $w_1(Y^*)$ 为 w_1 的估计值。

假设 e_m 满足条件 $|e_m| \leq \bar{e}_m$, $\bar{e}_m$ 为一个小正数。为建立改进RRoPNN的自适应律和误差估计律,再次选择Lyapunov候选函数为

$$L_{y4} = L_{y2} + (\hat{e}_m - e_m)^2 / (2\gamma) + (Y - Y^*)^T (Y - Y^*) / (2\rho_1) \quad (32)$$

式中: γ, ρ_1 为正数; $\hat{e}_m$ 为 e_m 的估计值。

且有 $\dot{Y} = \rho_1 e_h \Psi$ 及 $\dot{\hat{e}}_m = \gamma e_h$ 。

采用改进的RRoPNN和AACO算法设计了反推控制系统:

$$h_1 = i_{q1}^*$$

$$= b_1^{-1} [\ddot{g}_d + d_1 \dot{e}_f + d_2 \dot{e}_g + e_f - a_1 g_1 - \hat{e}_m - v_k^3(N) - d_3 e_h] \quad (33)$$

对式(32)求导,并将式(31)及式(33)代入,可得出:

$$\dot{L}_{y4} = -d_1 e_f^2 - d_3 e_h^2 = \mu(t) \leq 0 \quad (34)$$

利用Barbalat引理^[14-15],有 $\lim_{t \rightarrow \infty} \mu(t) = 0$,即当 $t \rightarrow \infty$ 时, e_f 和 e_h 收敛到零,且有 $\lim_{t \rightarrow \infty} \omega_r = \dot{g}_d$ 及 $\lim_{t \rightarrow \infty} \theta_r = g_d$ 。因此,使用改进的RRoPNN和AACO算法可以保证反推控制系统的稳定性。

2.2.4 在线训练算法

为描述改进RRoPNN的在线训练算法,定义如下的代价函数:

$$Z_1 = e_h^2 / 2 \quad (35)$$

用梯度下降法求连接权重的自适应律表示为

$$\dot{q}_{kj}^2 = \rho_1 e_h \Psi \triangleq -\rho_1 \frac{\partial Z_1}{\partial v_k^3} \frac{\partial v_k^3}{\partial q_{kj}^2} = -\rho_1 \frac{\partial Z_1}{\partial v_k^3} v_j^2 \quad (36)$$

上述受控系统的雅可比项可改写为 $\partial Z_1 / \partial v_k^3 = -e_h$ 。递归权重受控系统的雅可比项可更新为

$$\dot{q}_{ik}^1 = -\rho_2 \partial Z_1 / \partial q_{ik}^1$$

$$= \rho_2 e_h q_{kj}^2 R_j^{(\alpha, \beta)}(\cdot) u_i^1(N) v_k^3(N-1) \quad (37)$$

式中: ρ_2 为与 ρ_1 相关的正系数。

为了改进RRoPNN的收敛性并获得最优的权值学习率,利用算法式(28)~式(30)对改进RRoPNN连接权值式(36)及式(37)进行优化调整,可避免网络出现早熟,加快计算收敛速度。同时,依据文献[18]定理8.3.1,可基于Lyapunov理论证明相应的候选函数在连接权值向量超平面内的某个紧子集外部为负,故而利用AACO调整后的RRoPNN连接权重误差上有界,进一步保证了算法的高收敛速度。

3 实验结果与讨论

基于图1所示的SpCRIM驱动系统框图,设计了相应的实验装置。实验中,通过电磁制动器提供参数扰动和转矩扰动。使用混合信号FPGA系统和DSP控制系统(由一个主程序和一个辅助中断程序(secondary interrupt routine, SIR))组成的实时控制方案流程图如图3所示。

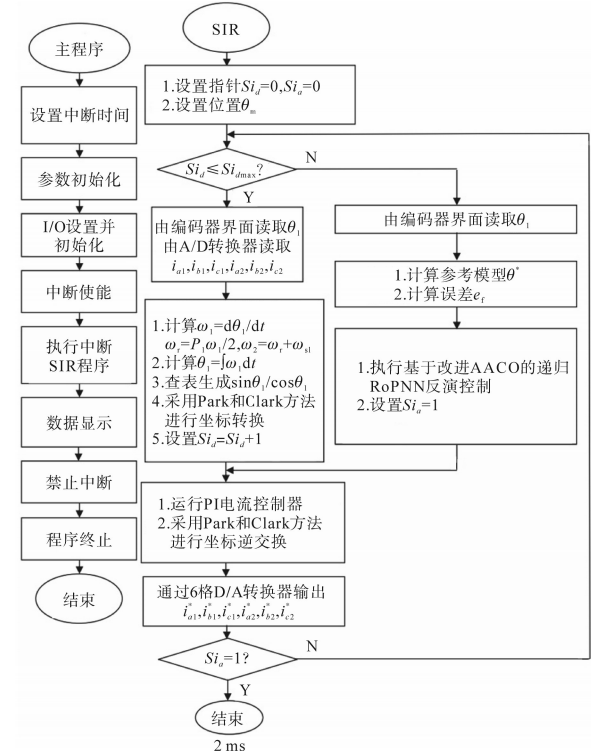


图3 SpCRIM控制系统执行流程

Fig.3 Execution flowchart of the driving system for SpCRIM

在主程序中,首先进行参数和输入输出的初始化,然后设置SIR的中断间隔。启用中断后,主程序用于监控控制数据。利用采样间隔为2 ms

的SIR从编码器和A/D转换器的三相电流中读取SpCRIM的转子位置,计算参考模型和位置误差,执行查表和坐标转换。采用AACO-RRoPNN实现反推控制系统,并将六相电流指令输出到正弦PWM电路中。SpCRIM的规格为:6相,2极,60 Hz,48 V,1.5 kW,3 000 r/min。SpCRIM的参数为: $r_s = 2.2 \Omega$, $r'_r = 1.8 \Omega$, $L_{ls} = 1.88 \text{ mH}$, $L_{ss} = 4.52 \text{ mH}$, $L_{lr} = 1.68 \text{ mH}$, $L_{rr} = 4.32 \text{ mH}$, $L_M = 2.64 \text{ mH}$, $\bar{J}_1 = 45.15 \times 10^{-3} \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}^2$, $\bar{B}_1 = 2.12 \times 10^{-3} \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s/rad}$; $\bar{J}_1$, $\bar{B}_1$ 分别为 J_1 和 B_1 的标称值。

在如下两种工况下进行三类控制驱动方法对比实验:1)标称工况;2) $J_1 = 4\bar{J}_1$ 以及 $B_1 = 4\bar{B}_1$ 的扰动工况。所涉及的控制方法包括经典的PI控制、SFBBC以及所提出的基于AACO-RRoPNN的反推控制。经典PI控制器的比例增益 $k_p = 5.5$, 积分增益 $k_i = k_p/T_i = 2.8$, T_i 为积分时间常数。SFBBC参数设置为 $d_1 = 2.2$, $d_2 = 1.7$, $d_3 = 2.3$, $\bar{w}_1 = 7.5^{[19]}$ 。

图4、图5分别为在正弦参考信号下,上述控制器在标称工况下的实验结果图。根据相应的启发信息^[20],所提AACO-RRoPNN反推控制器

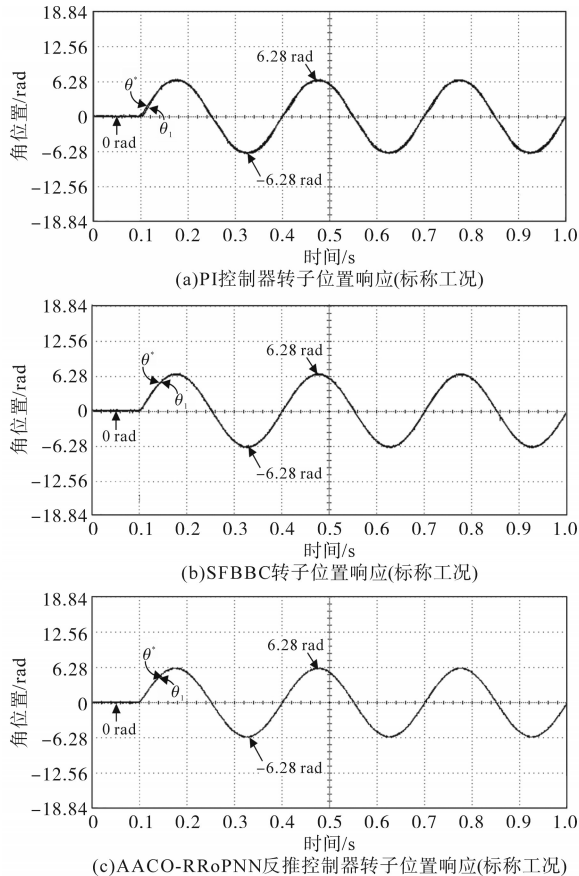


图4 标称工况下三类控制器驱动的SpCRIM转子位置响应曲线
Fig.4 Rotor positions response curves of the SpCRIM driven by the three controllers under nominal condition

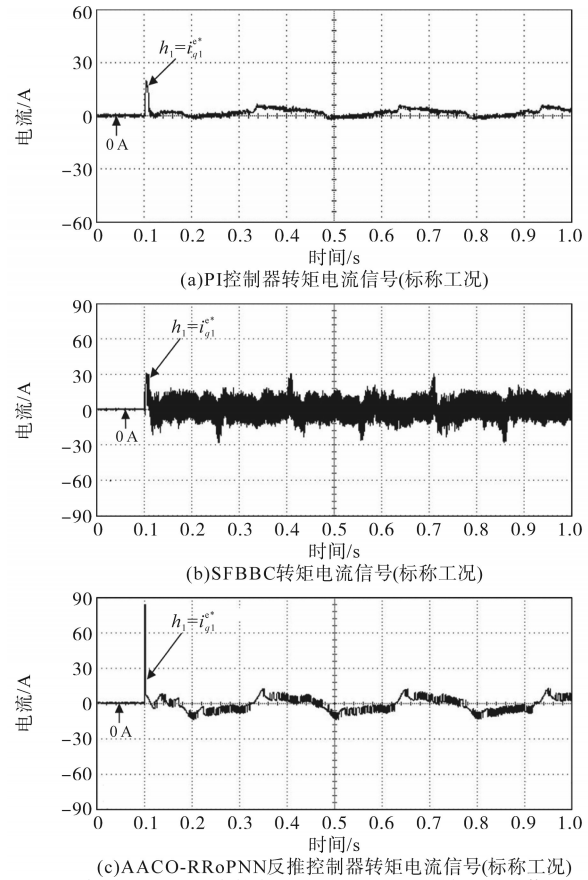


图5 标称工况下三类控制器驱动的SpCRIM转矩电流信号

Fig.5 Torque current signals of the SpCRIM driven by the three controllers under nominal condition
的参数设置为 $d_1 = 2.2$, $d_2 = 1.7$, $d_3 = 2.3$, $\gamma = 0.1$, $\varepsilon = 0.5$ 。此外,为了证明控制器在少量神经元情况下的有效性,RoPNN的输入层、隐藏层和输出层分别有2个、4个和1个神经元,同时,在实验过程中实时进行参数调整。如图4所示,在标称工况下,采用三类控制器均可以获得良好的位置跟踪响应。然而,对于基于开关函数的反推控制而言,由于采用了非连续的开关函数,使得控制输入信号出现非常严重的抖振,从而可能导致SpCRIM轴承的严重磨损,降低电机的使用寿命。

图6和图7分别显示了在正弦参考信号下,三类控制器在扰动工况下的实验结果。如图6所示,当存在较大的非线性扰动时,由于未采用适当的增益调节,传统PI控制的位置跟踪效果出现迟滞劣化,而基于开关函数的反推控制器以及所提出的AACO-RRoPNN反推控制器均可以获得良好的位置跟踪响应。同时,如图7所示,基于开关函数的反推控制器的控制输入信号抖振现象依然明显。相较于其他两种控制器,基于AACO-RRoPNN的反推控制器在两类工况下可以获得最佳的位置跟踪响应,在较大的非线性干扰下,所

提控制器的优势更为明显。

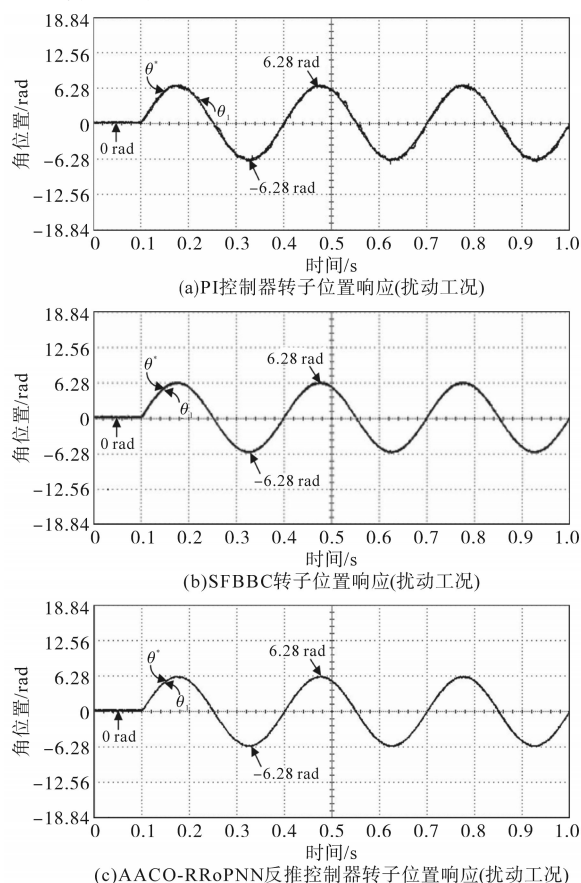


图6 扰动工况下三类控制器驱动的SpCRIM转子位置响应曲线

Fig.6 Rotor positions response curves of the SpCRIM driven by the three controllers under disturbing condition

进一步,为定量比较上述三种控制器在两类工况下的控制效果,给出了各控制器的最大跟踪误差(maximum tracking errors, MTEs)、平均跟踪误差(mean tracking errors, MeTEs)以及跟踪误差的标准差(standard deviations of tracking error, SDTE),如表1所示。

表1 三类控制器控制效果的定量对比

Tab.1 Quantitative comparisons of the control effects of the three controllers

		PI	SFBBC	AACO-RRoPNN
标称 工况	MTEs/rad	0.68	0.61	0.52
	MeTEs/rad	0.41	0.35	0.30
	SDTE/rad	0.21	0.15	0.11
扰动 工况	MTEs/rad	1.26	0.64	0.56
	MeTEs/rad	0.52	0.44	0.38
	SDTE/rad	0.29	0.19	0.13

由定量对比结果可以看出,由于采用在线自适应参数调整策略,基于AACO-RRoPNN的反推控制器的瞬态性能和鲁棒性优于前两类控制器。并且,在获得最优的转子位置跟踪效果前提下,相比于SFBBC,AACO-RRoPNN反推控制器所产生

的抖振较小。然而,由于所提出AACO-RRoPNN反推控制器复杂程度较高,因此与其他控制器相比,所需控制输入信号(转矩电流)的峰值差异较大,在一定程度上增加了控制能耗。

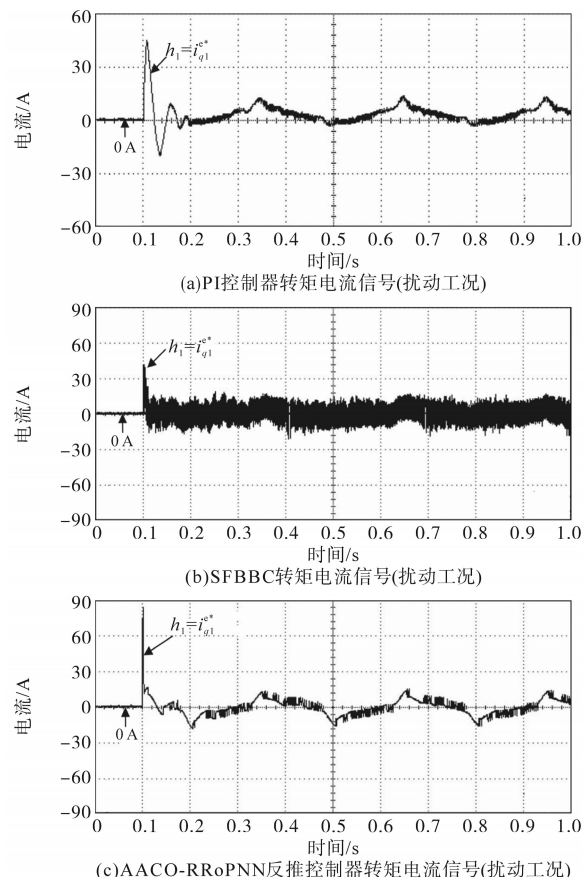


图7 扰动工况下三类控制器驱动的SpCRIM转矩电流信号

Fig.7 Torque current signals of the SpCRIM driven by the three controllers under disturbing condition

最后,图8给出了在负载转矩扰动下所提控制方法的转子位置响应实验结果,扰动量为 $2\text{ N}\cdot\text{m}$,进一步显示了所提出的基于AACO-RRoPNN的反推控制器在扰动工况下的鲁棒性。

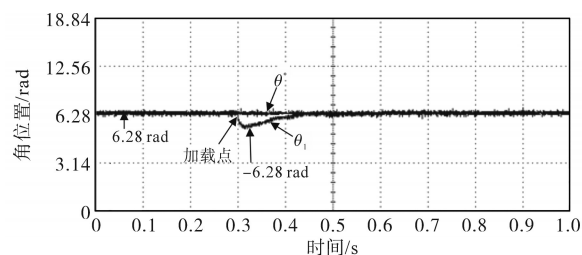


图8 负载转矩扰动下采用所提控制器驱动的SpCRIM转子位置信号

Fig.8 Position signals of the SpCRIM driven by the proposed method under load torque disturbing condition

4 结论

针对SpCRIM的在不确定干扰条件下的鲁棒、

实时控制问题,提出了一种基于AACO-RRoPNN的反推控制器,以实现在参数扰动和负载转矩扰动的情况下电机转子位置的高动态、高准确跟踪。提出了改进的RRoPNN模型,用以对反推控制律中的总不确定性进行近似估计。设计了相应的误差估计律,并对网络的观测误差进行补偿,同时实现在线参数调节,并基于AACO算法对网络连接权重的学习率进行优化,加快了RRoPNN的计算收敛速度。所提控制器将AACO-RRoPNN与反推控制相融合,确保了SpCRIM驱动控制的鲁棒性和精确性。最后,进行了相应的对比实验验证,结果表明:与经典的PI控制器和SFBBC相比,所提出的AACO-RRoPNN反推控制器具有更小的跟踪误差和更优良的抗干扰能力。

参考文献

- [1] 王贤明,程晗,何露,等. 六相双Y30°绕组感应电机建模与控制技术研究[J]. 舰船科学技术, 2020, 42(15): 140-144.
WANG Xianming, CHENG Han, HE Lu, et al. Research on modeling and control technology of six-phase induction motor with double Y-connected 3-phase symmetrical windings displaced in turn by 30°[J]. Ship Science and Technology, 2020, 42(15): 140-144.
- [2] 李永岗,赖鄯,祝琳,等. 电动汽车用六相感应电机开路故障容错控制[J]. 微特电机, 2020, 48(1): 44-48, 52.
LI Yonggang, LAI Zou, ZHU Lin, et al. Open-circuit fault-tolerant control of six-phase induction machine for electric vehicle[J]. Small & Special Electrical Machines, 2020, 48(1): 44-48, 52.
- [3] COBAN R. Dynamical adaptive integral backstepping variable structure controller design for uncertain systems and experimental application[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2017, 27(18): 4522-4540.
- [4] 俞沛宙,杨刚,杨继辉,等. 基于自适应反推的永磁同步电动机转速控制策略[J]. 电气工程学报, 2020, 15(3): 38-43.
YU Peizhou, YANG Gang, YANG Jihui, et al. Speed control strategy of permanent magnet synchronous motor based on adaptive backstepping[J]. Journal of Electrical Engineering, 2020, 15(3): 38-43.
- [5] TONG S, ZHANG L, LI Y. Observed-based adaptive fuzzy decentralized tracking control for switched uncertain nonlinear large-scale systems with dead zones[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Systems, 2016, 46(1): 37-47.
- [6] 李强,车文龙. 基于改进粒子群优化神经网络的电机故障诊断[J]. 电气传动, 2020, 50(1): 103-108.
LI Qiang, CHE Wenlong. Motor fault diagnosis based on improved particle swarm optimization neural network[J]. Electric Drive, 2020, 50(1): 103-108.
- [7] 王燕燕,王宏伟. 基于粒子群的后件多项式RBF神经网络算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(12): 72-76, 144.
WANG Yanyan, WANG Hongwei. Post-partial polynomial RBF neural network algorithm based on particle swarm optimization[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(12): 72-76, 144.
- [8] RAPOSO A P, WEBER H J, ALVAREZ-CASTILLO D E, et al. Romanovski polynomials in selected physics problems[J]. Central European Journal of Physics, 2007, 5(3): 253-284.
- [9] 荆禄宗,吴钦木. 基于递归神经网络的永磁同步电机参数辨识研究[J]. 电气传动, 2020, 50(3): 87-91, 101.
JING Luzong, WU Qinmu. Research on identification of PMSM based on recurrent neural network[J]. Electric Drive, 2020, 50(3): 87-91, 101.
- [10] SINGH G K, NAM K, LIM S K. A simple indirect field-oriented control scheme for multiphase induction machine[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2005, 52(4): 1177-1184.
- [11] BOJOI R, LAZZARI M, PROFUMO F, et al. Digital field-oriented control for dual three-phase induction motor drives[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2003, 39(3): 752-760.
- [12] HAGGLUND T, ASTROM K J. Revisiting the ziegler-nichols tuning rules for PI control[J]. Asian Journal of Control, 2002, 4(4): 364-380.
- [13] HAGGLUND T, ASTROM K J. Revisiting the ziegler-nichols tuning rules for PI control—part II: the frequency response method[J]. Asian Journal of Control, 2004, 6(4): 469-482.
- [14] SLOTINE J J E, LI W. Applied nonlinear control[M]. New Jersey: Prentice-Hall, 1991.
- [15] ASTROM K J, WITTENMARK B. Adaptive control[M]. New York: Addison-Wesley, 1995.
- [16] HAYATI M, REZAEI A, ZARGHAMI S, et al. Application of artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system for the modelling and simulation of QCA circuits[J]. IETE Journal of Research, 2017, 63(6): 784-794.
- [17] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. The ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions Systems, Man, and Cybernetics-Part B, 1996, 26(1): 29-41.
- [18] LEWIS F L, CAMPOS J, SELMIC R. Neuro-fuzzy control of industrial systems with actuator nonlinearities[M]. Pennsylvania: Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, 2002.
- [19] KANELAKOPOULES I, KOKOTOVIC P V, MORSE A S. Systematic design of adaptive controllers for feedback linearizable systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2002, 36(11): 1241-1253.
- [20] BARTOLINI G, FERRARA A. Properties of a combined adaptive/second-order sliding mode control algorithm for some classes of uncertain nonlinear systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(7): 1334-1341.

收稿日期:2020-12-10

修改稿日期:2021-05-12