

# 滑模动态递归模糊神经网络船电推进复合控制

张桂臣, 马捷

(上海交通大学 海洋工程国家实验室, 上海 200030)

**摘要:** 提出了船舶电力吊舱推进系统的复合控制策略, 以消除吊舱推进的过冲现象并获得快速平滑的动态响应. 复合控制由鲁棒滑模控制和动态递归模糊神经网络控制组成, 鲁棒滑模控制利用死区非线性和误差边界厚度法, 克服系统的不确定与外界扰动, 具有在线自学习算法的动态递归模糊神经网络控制促使系统的跟踪误差趋近于0. 建立了基于SIMOTION的半实物仿真Siemens-Schottel推进器系统, 仿真与实验结果表明, 复合控制具有暂态快速和稳态平滑的动态响应, 提高了吊舱推进系统的鲁棒性和运动精度.

**关键词:** 复合控制; 鲁棒滑模; 动态递归模糊神经网络; 船舶电力推进; 吊舱推进

**中图分类号:** U665.13 **文献标识码:** A

## Hybrid control based on sliding mode-dynamic recursive fuzzy neural network for marine electrical propulsion

ZHANG Gui-chen, MA Jie

(State Laboratory of Ocean Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030, China)

**Abstract:** We propose a hybrid control(HC) strategy for the marine electrical podded propulsion system to eliminate the overshoot and obtain a fast and smooth dynamic response for the podded propulsion. HC consists of a robust sliding mode control(SMC) and a dynamic recursive fuzzy neural network control(DRFNNC). SMC uses the dead-zone nonlinearity and error band method to tackle uncertainties and external disturbances; DRFNNC which has online self-learning algorithm forces the tracking error to approach zero. We build the hardware-in-loop simulation system of Siemens-Schottel-Propulsor(SSP) based on SIMOTION; the simulation and experimental results show that HC provides a fast and smooth dynamic response in both transient state and steady state, and improves the robustness and motion precision of the SSP system.

**Key words:** hybrid control; robust sliding mode; dynamic recursive fuzzy neural network; marine electrical propulsion; podded propulsion

### 1 引言(Introduction)

滑模控制(SMC)对系统参数变化和外界扰动具有不敏感性和快速动态响应的优点<sup>[1,2]</sup>, 在电机速度和定位控制方面取得了很好的效果<sup>[3]</sup>. 然而, 滑模面的设计及“抖振”问题是SMC的难点也是变结构控制理论研究的热点<sup>[4]</sup>. 模糊、神经网络等智能控制应用于SMC, 通过调节边界层厚度、滑模切换增益及在线控制参数的自适应控制法<sup>[5,6]</sup>, 以减小SMC的“抖振”和跟踪误差. 动态递归模糊神经网络(DRFNN)可在线估计动态系统的非线性函数, 宜于动态系统的辨识和控制<sup>[7,8]</sup>. 综合全船电力推进(IFMEP)是现代船电推进的研究热点<sup>[9]</sup>, 其推进电机是IFMEP的核心与控制重点<sup>[10]</sup>. 因此, 提出针对推进电机的鲁棒SMC与DRFNN的复合控制(HC), 消除推进电机的转速-转矩控制不稳现象, 以获得快速平滑的动态响应.

### 2 船舶电力推进系统描述 (Description of marine electrical propulsion system)

船舶电力推进系统包括柴-电电站和推进传动系统. 以相似理论为基础, 满足性能相似与几何相似的原则, 建立图1所示的船舶电力推进半实物仿真系统, 它不需建立系统复杂的数学模型及 $d/q$ ,  $\alpha/\beta$ 坐标变换, 主要有Siemens-Schottel-Propulsor(SSP)推进器、基于SIMOTION的推进控制系统和上位机以太网组成. SSP由回转步进电机和推进电机驱动, SSP内还有一台电机与推进电机联接, 以模拟水动力负载.

由文献[10,11]提出的三相感应电机控制策略, 用于组态推进电机的驱动控制系统, 如图1所示, 它由SIMOTION D, SINAMICS及软件SCOUT组成. 其中, 系统的控制核心CPU为D425, 实现整个系统的

统一管理、数据共享,运行HC(DRFNNC和SMC)复合算法;电源模块SLM集成了电流参考调节器,电机驱动模块PM340集成了电流滞环跟踪控制器和三相PWM逆变器,各模块经DRIVE-CliQ通讯和数据交换。



图1 船舶电力推进半实物仿真系统

Fig. 1 Hardware-in-loop simulation for marine electrical propulsion system

### 3 推进电机动态分析(Dynamic analysis of propulsion motor)

由文献[13,14]三相鼠笼型电机的数学模型,得SSP的动态方程为:

$$J \frac{d\omega_r}{dt} = P(T_e - T_L) - B_f \omega_r, \quad (1)$$

$$\frac{d\theta_r}{dt} = \omega_r. \quad (2)$$

由文献[10]螺旋桨转矩,得SSP负载转矩 $T_L$ 为

$$T_L = \text{sgn} \omega_r \frac{K_T}{4\pi^2} \rho D^5 \omega_r^2, \quad (3)$$

式中:  $\theta_r$ ,  $\omega_r$ 分别为电机转子的转角、角速度.  $P$ 为磁极对数,  $J$ 为SSP转动惯量,  $B_f$ 为SSP摩擦系数.  $T_e$ 为电磁转矩,  $K_T$ 为负载转矩系数<sup>[10]</sup>,  $\rho$ 为水的密度,  $D$ 为螺旋桨直径.

由机电能量转换原理的磁能定义电机转矩为

$$T_e(i_a, i_b, i_c, \theta_r) = P \frac{\partial W_m(\psi, \theta_r)}{\partial \theta_r}, \quad (4)$$

式中 $i_a$ ,  $i_b$ 和 $i_c$ 为定子相电流,磁能 $W_m(\psi, \theta_r)$ 是定子磁链 $\psi$ 和 $\theta_r$ 两者的函数.

因感应电动机的磁路为线性的<sup>[13,14]</sup>,三相正弦电流对称,且推进电机采用 $V/f$ 控制方式,则由文献[13,14]和式(4)得

$$T_e = K_t I_m, \quad (5)$$

式中 $I_m$ 为相电流的幅值,  $K_t = \frac{3P\phi}{2}$ ,  $\phi$ 为主磁通.

式(5)表明电磁转矩 $T_e$ 与相电流的幅值直接相关,式(1)中电机转速 $\omega_r$ 与 $T_e$ 相关,因此,参考电磁转矩 $T^*$ 可定义为

$$T^* = K_t I^*, \quad (6)$$

式中参考电流 $I^*$ 为HC输出的控制值.

### 4 复合控制器设计(Design of the hybrid controller)

复合控制器(HC)由SMC, DRFNNC合成,其输出为控制电流 $I^*$ .由SMC<sup>[1~4]</sup>, DRFNNC<sup>[6~8]</sup>的特点,系统到达运动阶段过程中SMC起主导作用;当转速误差 $e_\omega$ 在容许误差限 $\varepsilon$ 附近,DRFNNC起主导作用.这样可解决SMC“抖振”和DRFNNC对参数和扰动敏感的问题.

船舶具有大惯性、滞后特性,系统又存在摩擦、间隙等死区,使 $e_\omega \neq 0$ .恶劣海况下,需要增大推进电机的转速死区,以提高其抗干扰能力.HC的死区非线性控制<sup>[18]</sup>为:

$$I^* = \begin{cases} \text{SMC}, & e_\omega > \varepsilon_+ + \Delta \text{ 或 } e_\omega < \varepsilon_- - \Delta, \\ 0, & \varepsilon_- < e_\omega < \varepsilon_+, \\ \text{DRFNNC}, & \varepsilon_+ \leq e_\omega \leq \varepsilon_+ + \Delta \text{ 或 } \\ & \varepsilon_- - \Delta \leq e_\omega \leq \varepsilon_-, \end{cases} \quad (7)$$

式中 $\varepsilon_+$ ,  $\varepsilon_-$ 分别为死区上限和下限,  $\Delta > 0$ 为死区边界层厚度.

#### 4.1 设计SMC(Design of the SMC)

推进电机SMC速度控制,定义状态方程为

$$x_1 = e_\omega = \omega_r^* - \omega_r, \quad (8)$$

$$x_2 = \dot{x}_1 = \dot{e}_\omega = -\dot{\omega}_r, \quad (9)$$

$$\dot{x}_2 = -\ddot{\omega}_r = \frac{B_f}{J}\dot{\omega}_r, \quad (10)$$

$$x_3 = \omega_r^*, \dot{x}_3 = 0, \quad (11)$$

$$x_4 = T_L, \dot{x}_4 = 0. \quad (12)$$

由式(8)~(12), 得

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\frac{B_f}{J} & -\left(\frac{B_f}{J} + 1\right) & \frac{B_f}{J} & \frac{P}{J} \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{PK_t}{J} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} I^*. \quad (13)$$

由式(13)设计的滑模面 $S$ 为

$$S = cx_1 + x_2, \dot{S} = c\dot{x}_1 + \dot{x}_2, \quad (14)$$

式中,  $\dot{S}$ 为 $S$ 的微分, 常数 $c > 0$ 为 $S$ 的坡度, 满足Hurwitz稳定.

$$I^* = \alpha x_1 + \beta \text{sgn } S, \quad (15)$$

式中SMC的控制增益为 $\alpha > 0, \beta > 0$ .

滑动模态在切换面 $S = 0$ 附近<sup>[3,17]</sup>, 则

$$S\dot{S} < 0, \quad (16)$$

$$\begin{aligned} S\dot{S} &= S^2\left(c - \frac{B_f}{J} - 1\right) + \\ &x_1 S\left(\frac{B_f}{J}c - \frac{B_f}{J} + c - \frac{PK_t}{J}\alpha - c^2\right) + \\ &S\left(\frac{B_f}{J}\omega_r^* + \frac{P}{J}T_L\right) - \frac{PK_t}{J}\beta|S|. \end{aligned} \quad (17)$$

由于 $S^2$ 恒为正, 必须

$$c < \frac{B_f}{J} + 1. \quad (18)$$

如果 $x_1 S > 0$ , 则

$$\alpha = \alpha^+ > \frac{J}{PK_t}\left[\frac{B_f}{J}c - \frac{B_f}{J} + c - c^2\right]. \quad (19)$$

如果 $x_1 S < 0$ , 则

$$\alpha = \alpha^- < \frac{J}{PK_t}\left[\frac{B_f}{J}c - \frac{B_f}{J} + c - c^2\right]. \quad (20)$$

式中 $\alpha^+, \alpha^-$ 分别是 $\alpha$ 的上限和下限.

$$\beta > \left(\frac{T_L}{K_t} + \frac{B_f}{P}\omega_r^*\right). \quad (21)$$

$\alpha, \beta, c$ 为推进电机的SMC控制模型参数, 式(18)~(21)可保证式(16)成立, 用于推进电机的仿真与实验.

## 4.2 设计DRFNNC(Design of the DRFNNC)

两输入单输出DRFNNC结构如图2所示<sup>[18]</sup>, 它由输入层、模糊化层, 模糊规则运算层、归一化计算层和输出层构成, 其结构单元能记忆前一时刻的适度值. 其输入信号为 $e_\omega$ 和 $\dot{e}_\omega$ , 输出为控制电流的变化量 $\Delta I^*$ .

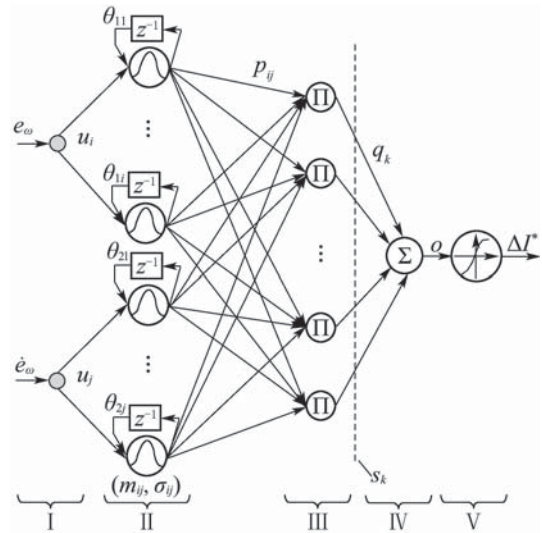


图 2 动态递归模糊神经网络结构图

Fig. 2 Structure diagram of the DRFNNC

第 I 层: 输入层.

$$u_1^{(1)} = e_\omega, u_2^{(1)} = \dot{e}_\omega, \quad (22)$$

第 II 层: 模糊化层.

$$p_{1i}^{(2)} = \exp\left(-\left(\frac{h_{1i}^{(2)} - m_{1i}^{(2)}}{\sigma_{1i}^{(2)}}\right)^2\right), \quad (23a)$$

$$h_{1i}^{(2)} = u_1^{(1)}(t) + p_{1i}^{(2)}(t-1)\theta_{1i}, \quad (23b)$$

$$p_{2j}^{(2)} = \exp\left(-\left(\frac{h_{2j}^{(2)} - m_{2j}^{(2)}}{\sigma_{2j}^{(2)}}\right)^2\right), \quad (24a)$$

$$h_{2j}^{(2)} = u_2^{(1)}(t) + p_{2j}^{(2)}(t-1)\theta_{2j}. \quad (24b)$$

式中 $m_{i,j}, \sigma_{i,j}$ 分别是高斯隶属函数的中心和基宽.  $p_{i,j}^{(2)}(t-1)$ 记忆反馈系统以前的信息,  $\theta_{i,j}$ 为反馈记忆部分的连接权.

第 III 层: if-then 模糊规则运算层.

$$q_{i,j}^{(3)} = (p_{1,i}^{(2)})^{\gamma_i} \times (p_{1,j}^{(2)})^{\gamma_j}, \quad (25)$$

$$q_k^{(3)} = \left(\prod_{i,j} q_{i,j}^{(3)}\right)^{1-\gamma_{i,j} + \frac{\gamma_{i,j}}{i+j}}. \quad (26)$$

式中 $\gamma_i + \gamma_j = 1$ , 且 $\gamma_{i,j} \in [0, 1]$ 为补偿算子<sup>[8]</sup>.

第 IV 层: 推理层.

$$o^{(4)} = \sum_k q_k^{(3)} s_k, \quad (27)$$

由输入 $u^{(1)}$ 到第 $k$ 的输出为:

$$o_k^{(4)}(t) = \sum_{k=1}^R s_k \left\{ \prod_{i=1, j=1} \exp\left[-\frac{M}{\sigma_{i,j}^2}\right] \right\}^{1-\gamma_{i,j} + \frac{\gamma_{i,j}}{i+j}}. \quad (28)$$

其中:  $M = (u_{i,j}^{(1)}(t) + p_{i,j}^{(2)}(t-1)\theta_{i,j} - m_{i,j})^2$ .

第V层: 输出层.

$$\Delta I^* = \frac{a(1 - \exp(-b(o^{(4)} - \phi)))}{1 + \exp(-b(o^{(4)} - \phi))}. \quad (29)$$

式中 $R$ 为模糊规则数,  $a, b, \phi$ 均为大于0的可调参数, 使活化双曲正切函数具有自适应性.  $m_{i,j}, \sigma_{i,j}, \theta_{i,j}, \gamma_{i,j}, s_k$ 都为自整定参数, 使同一个输入在不同时刻将有不同的输出.

文献[8]将DRFNNC分为结构学习和参数学习, 前者从训练数据中提取新规则及确定输入变量规则集, 每产生一条新模糊规则就对应产生新隶属函数. 后者应用价值函数梯度法, 使参数沿着负梯度方向进行整定, 不同项的偏导数用一套方程定义, 以价值函数最小化为目标, 来调整网络参数.

定义价值函数 $E$ 为

$$E(t+1) = \frac{e(t+1)^2}{2} = \frac{[\Delta I_d^*(t+1) - \Delta I^*(t+1)]^2}{2}. \quad (30)$$

误差 $\delta$ 传播学习算法为:

$$\delta^{(5)} = -\frac{\partial E}{\partial \Delta I^*} = e, \quad (31)$$

$$\delta^{(4)} = -\frac{\partial E}{\partial o^{(4)}} = \left[-\frac{\partial E}{\partial \Delta I^*}\right] \left[\frac{\partial \Delta I^*}{\partial o^{(4)}}\right] =$$

$$\delta^{(5)} \frac{ab}{2} \left(1 - \frac{\Delta I^*}{a}\right) \left(1 + \frac{\Delta I^*}{a}\right), \quad (32)$$

$$\Delta s_k = -\frac{\partial E}{\partial s_k} = \left[-\frac{\partial E}{\partial \Delta I^*}\right] \left[\frac{\partial \Delta I^*}{\partial o^{(4)}}\right] \left[\frac{\partial o^{(4)}}{\partial s_k}\right] = \delta^{(4)} q_k^{(3)}, \quad (33)$$

则

$$s_k(t+1) = s_k(t) + \eta_s \Delta s_k(t+1), \quad (34)$$

$$\delta^{(3)} = -\frac{\partial E}{\partial q_k^{(3)}} =$$

$$\left[-\frac{\partial E}{\partial \Delta I^*}\right] \left[\frac{\partial \Delta I^*}{\partial o^{(4)}}\right] \left[\frac{\partial o^{(4)}}{\partial q_k^{(3)}}\right] = \delta^{(4)} s_k, \quad (35)$$

$$\Delta \gamma_{i,j} = -\frac{\partial E}{\partial \gamma_{i,j}} = \left[-\frac{\partial E}{\partial q_k^{(3)}}\right] \left[\frac{\partial q_k^{(3)}}{\partial \gamma_{i,j}}\right] =$$

$$\delta^{(3)} \left[\frac{1}{i+j} - 1\right] \ln \left[\prod_{i,j} p_{i,j}^{(2)}\right] q_k^{(3)}, \quad (36)$$

则

$$\gamma_{i,j}(t+1) = \gamma_{i,j}(t) + \eta_\gamma \Delta \gamma_{i,j}(t+1), \quad (37)$$

$$\delta^{(2)} = -\frac{\partial E}{\partial p_{i,j}^{(2)}} = \left[-\frac{\partial E}{\partial q_k^{(3)}}\right] \left[\frac{\partial q_k^{(3)}}{\partial p_{i,j}^{(2)}}\right] =$$

$$\delta^{(3)} \left[1 - \gamma_{i,j} + \frac{\gamma_{i,j}}{i+j}\right] \left[\prod_{i,j} p_{i,j}^{(2)}\right]^{(-\gamma_{i,j} + \frac{\gamma_{i,j}}{i+j})}, \quad (38)$$

$$\Delta m_{i,j} = -\frac{\partial E}{\partial m_{i,j}} = \left[-\frac{\partial E}{\partial p_{i,j}^{(2)}}\right] \left[\frac{\partial p_{i,j}^{(2)}}{\partial m_{i,j}}\right] =$$

$$\delta^{(2)} p_{i,j}^{(2)} \left(\frac{-2(h_{i,j} - m_{i,j})}{\sigma_{i,j}^2}\right) \left(\frac{\partial h_{i,j}}{\partial m_{i,j}} - 1\right), \quad (39)$$

$$\Delta \sigma_{i,j} = -\frac{\partial E}{\partial \sigma_{i,j}} = \left[-\frac{\partial E}{\partial p_{i,j}^{(2)}}\right] \left[\frac{\partial p_{i,j}^{(2)}}{\partial \sigma_{i,j}}\right] =$$

$$2(h_{i,j} - m_{i,j}) \left(\frac{\partial h_{i,j}}{\partial \sigma_{i,j}} - \sigma_{i,j} \left(\frac{\partial h_{i,j}}{\sigma_{i,j}}\right)\right) \delta^{(2)} p_{i,j}^{(2)} \left(\frac{2(h_{i,j} - m_{i,j})((h_{i,j} - m_{i,j}) - \sigma_{i,j} \left(\frac{\partial h_{i,j}}{\sigma_{i,j}}\right))}{\sigma_{i,j}^3}\right), \quad (40)$$

$$\Delta \theta_{i,j} = -\frac{\partial E}{\partial \theta_{i,j}} = \left[-\frac{\partial E}{\partial p_{i,j}^{(2)}}\right] \left[\frac{\partial p_{i,j}^{(2)}}{\partial \theta_{i,j}}\right] =$$

$$\delta^{(2)} p_{i,j}^{(2)} \left(\frac{-2(h_{i,j} - m_{i,j})}{\sigma_{i,j}^2}\right) \frac{\partial h_{i,j}}{\partial \theta_{i,j}}. \quad (41)$$

其中:

$$\begin{aligned} \frac{\partial h_{i,j}}{\partial m_{i,j}}(t) &= \\ \theta_{i,j}(t) p_{i,j}^{(2)}(t-1) \cdot \\ & \left[ \frac{2(h_{i,j} - m_{i,j})((h_{i,j} - m_{i,j}) - \sigma_{i,j} \left(\frac{\partial h_{i,j}}{\partial m_{i,j}}\right))}{\sigma_{i,j}^3} (t-1) \right], \end{aligned} \quad (42)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial h_{i,j}}{\partial \sigma_{i,j}}(t) &= \\ \theta_{i,j}(t) p_{i,j}^{(2)}(t-1) \cdot \\ & \left[ \frac{2(h_{i,j} - m_{i,j})((h_{i,j} - m_{i,j}) - \sigma_{i,j} \left(\frac{\partial h_{i,j}}{\partial m_{i,j}}\right))}{\sigma_{i,j}^3} (t-1) \right], \end{aligned} \quad (43)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial h_{i,j}}{\partial \theta_{i,j}}(t) &= \\ \theta_{i,j}(t) p_{i,j}^{(2)}(t-1) \cdot \\ & \left( \frac{-2(h_{i,j} - m_{i,j})}{\sigma_{i,j}^2} \frac{\partial h_{i,j}}{\partial \theta_{i,j}}(t-1) \right) + p_{i,j}^{(2)}(t+1), \end{aligned} \quad (44)$$

所以, 由式(39)~(41)得

$$m_{i,j}(t+1) = m_{i,j}(t) + \eta_m \Delta m_{i,j}(t+1), \quad (45)$$

$$\sigma_{i,j}(t+1) = \sigma_{i,j}(t) + \eta_\sigma \Delta \sigma_{i,j}(t+1), \quad (46)$$

$$\theta_{i,j}(t+1) = \theta_{i,j}(t) + \eta_\theta \Delta \theta_{i,j}(t+1). \quad (47)$$

式中 $\eta_s, \eta_m, \eta_\sigma$ 和 $\eta_\theta$ 分别是网络连接权 $s_k$ , 高斯函数中心 $m_{i,j}$ , 基宽 $\sigma_{i,j}$ 和反馈连接权 $\theta_{i,j}$ 的学习速率.

DRFNNC输出层(V)的参数需要自整定, 其可调参数向量 $\Theta = [a \ b \ \phi]$ , 则输出函数为

$$\Delta I^* = g(\Theta, o^{(4)}) = \frac{a[1 - \exp(-b(o^{(4)} - \phi))]}{[1 + \exp(-b(o^{(4)} - \phi))]} \quad (48)$$

每步采样过程中, 应用扩展Kalman滤波(EKF)估计算法和Jacobian矩阵算法<sup>[18]</sup>, 得

$$\frac{\partial \Delta I^*(t)}{\partial a} \Big|_{a=a(t-1)} = \left[ \frac{\partial \Delta I^*(t)}{\partial g} \frac{\partial g}{\partial a} \right] \Big|_{a=a(t-1)} = \frac{g}{a}, \quad (49)$$

$$\frac{\partial \Delta I^*(t)}{\partial b} \Big|_{b=b(t-1)} = \left[ \frac{\partial \Delta I^*(t)}{\partial g} \frac{\partial g}{\partial b} \right] \Big|_{b=b(t-1)} = \frac{a(o^{(4)}(t) - \phi)}{2} \left(1 + \frac{g}{a}\right) \left(1 - \frac{g}{a}\right), \quad (50)$$

$$\frac{\partial \Delta I^*(t)}{\partial \phi} \Big|_{\phi=\phi(t-1)} = \left[ \frac{\partial \Delta I^*(t)}{\partial g} \frac{\partial g}{\partial \phi} \right] \Big|_{\phi=\phi(t-1)} = \frac{ab}{2} \left(1 + \frac{g}{a}\right) \left(1 - \frac{g}{a}\right). \quad (51)$$

根据最陡下降法,  $a, b, \phi$  参数被整定如下:

$$a(t) = a(t-1) + \xi \{ o^{(4)}(t-1) \operatorname{sgn} \left[ -\frac{\partial \Delta I^*}{\partial g} \right] \} \left[ \frac{g}{a} \right] \Big|_{t-1}, \quad (52)$$

$$b(t) = b(t-1) + \xi \{ o^{(4)}(t-1) \operatorname{sgn} \left[ -\frac{\partial \Delta I^*}{\partial g} \right] \} \cdot \left[ \frac{a(o^{(4)} - \phi)}{2} \left(1 + \frac{g}{a}\right) \left(1 - \frac{g}{a}\right) \right] \Big|_{t-1}, \quad (53)$$

$$\phi(t) = \phi(t-1) - \xi \{ o^{(4)}(t-1) \operatorname{sgn} \left[ -\frac{\partial \Delta I^*}{\partial g} \right] \} \cdot \left[ \frac{ab}{2} \left(1 + \frac{g}{a}\right) \left(1 - \frac{g}{a}\right) \right] \Big|_{t-1}. \quad (54)$$

式中  $\xi > 0$  为每次迭代都在负梯度方向上得到的最小步长值。

任何工况下, 误差限  $\varepsilon$  决定了 SMC, DRFNNC 中只能有一个起作用.  $\varepsilon$  大, 稳定性好, 但精度低;  $\varepsilon$  小, 精度高, 但动作频繁。

### 5 仿真与实验结果分析(Simulation and experimental results analysis)

推进电机为三相异步鼠笼型电动机, 由文献[13]感应电机的等效电路, 利用 SCOUT 软件进行辨识, 得到的系统仿真物理参数如表1所示(定子和转子电阻均为冷态)。

通过数学仿真与实验分析验证 HC 的性能, 仿真算法用 ST 语言编写, 运行环境为硬件 SIMOTION D, SINAMICS 和软件 SCOUT, 系统具有 3 相全桥 IGBT 整流-逆变与 12PWM 输出的直接功率控制功能. 初始化参数为  $K_T = 0.39, \rho = 1.025, D = 2, \varepsilon = 0.2, \Delta = 0.5, c = 1, \eta_s = \eta_\gamma = \eta_m = \eta_\sigma = \eta_\theta = 0.05, \sigma = 0.2, e = 0, a = 1, b = 1, \phi = 0.2$ . 式(42)~(44)初始化为 0, 一段时间后应复位为 0, 避免误差积累<sup>[8]</sup>. 系统仿真实验结果如图3~5所示: 图中横坐标为时

间(ms), 纵坐标为无量纲的转速百分数(%), 便于比较分析。

表1 推进电机参数

Table 1 Propulsion motor parameters

电机参数	数值	电机参数	数值
额定电压 $U_n$	400 V	定子电阻	43.267 $\Omega$
额定电流 $I_n$	0.8 A	转子电阻	119.523 $\Omega$
额定功率 $P_n$	0.12 kW	定子漏感	146.256 mH
额定频率 $f_n$	50 Hz	转子漏感	158.503 mH
额定转速 $n_n$	1400 r/min	激磁电感	1892.558 mH
功率因数	0.82	激磁电流	0.29 A
磁极对数 $P$	2	转动惯量 $J$	0.00313 $\text{kg} \cdot \text{m}^2$
电缆电阻	10.816 $\Omega$	摩擦系数 $B_f$	0.000198 $\text{Nm} \cdot \text{s} \cdot \text{rad}^{-1}$

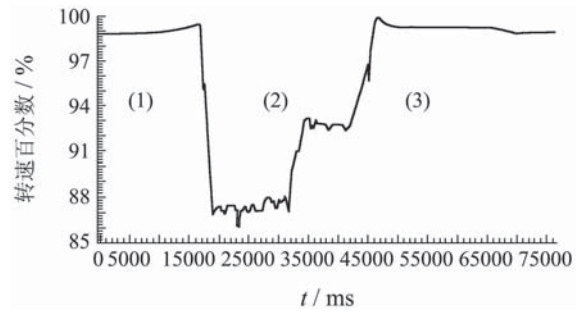


图3 动态递归模糊神经网络控制下的推进电机实验结果  
Fig. 3 Experimental results of propulsion motor under DRFNNC

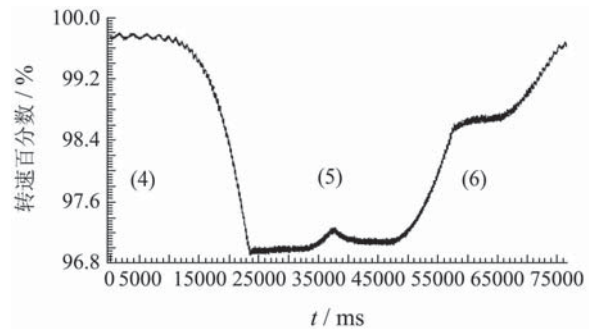


图4 滑模控制下的推进电机实验结果  
Fig. 4 Experimental results of propulsion motor under SMC

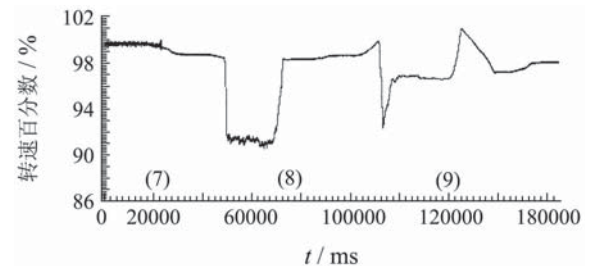


图5 复合控制下的推进电机实验结果

Fig. 5 Experimental results of propulsion motor under HC

首先空载起动电机, 开环运行在设定转速为  $99\%n_n$  附近, 然后控制器投入工作, 并增加负载  $T = 0.55 \text{ Nm}$ . 如图3~5所示: DRFNNC(1)曲线平滑, 误差为  $-0.2\%$ ; SMC(4)曲线波动为  $\pm 0.15\%$ , 误差为  $0.56\%$ ; HC(9)前段波动为  $\pm 0.12\%$ , 误差  $0.39\%$ , 后段

平滑,误差为0.表明DRFNNC和HC的控制精度比SMC高,SMC“抖振”明显。

增大负载 $T = 1.06 \text{ Nm}$ ,改变设定转速,同时摩擦系数和转动惯量都增大4倍,如图3~5所示:DRFNNC(2)在 $87\%n_n$ 附近振荡为 $\pm 0.91\%$ ,在 $92.8\%n_n$ 附近振荡为 $\pm 0.13\%$ ,振荡趋势减弱;SMC(5)在 $97\%n_n$ 附近振荡为 $\pm 0.15\%$ ,振荡趋势不变;HC(8)在 $91\%n_n$ 附近振荡为 $\pm 0.43\%$ ,在 $98.2\%n_n$ 附近不再振荡。表明SMC抗扰动和参数摄动能力强,但存在“颤振”;DRFNNC对参数变动敏感,收敛快;HC抗扰动,稳定性好,精度高。

扰动保持不变时,改变给定值。DRFNNC(3)在 $99\%n_n$ 附近稳定,扰动初期超调 $0.86\%$ ,由于其自学能力,后期的跟踪性和稳定性较好;SMC(6)跟踪性较好,但“抖振”一直存在,振幅为 $\pm 0.15\%$ 。

频繁改变给定值和扰动,HC(9)所示:在 $98.7\%$ 附近,减小负载为 $T = 0.9 \text{ Nm}$ 瞬间,超调 $0.81\%$ ;增大负载为 $T = 1.53 \text{ Nm}$ ,同时转速设定为 $96.6\%n_n$ ,超调为 $-3.97\%$ (约为 $-55.6 \text{ r/min}$ ),回复时间约 $5 \text{ s}$ ;减小负载为 $T = 0.52 \text{ Nm}$ ,设定转速为 $97\%n_n$ ,超调为 $4\%$ (约为 $56 \text{ r/min}$ ),回复时间约为 $11.2 \text{ s}$ 。表明HC的跟踪性和稳定性都好。

## 6 结论(Conclusions)

应用滑模控制(SMC)算法和动态递归模糊神经网络控制(DRFNNC)算法组成的船舶推进电机复合控制(HC)算法,在基于SIMOTION建立的船舶电力推进SSP半实物仿真系统上,进行了SMC,DRFNNC和HC的数学仿真与试验,并对这3种控制策略进行了比较分析。由SMC的暂态快速动态响应和DRFNNC的稳态平稳动态响应,得到复合控制的快速动态响应和平滑的稳态响应,在负荷扰动和参数摄动情况下,复合控制具有鲁棒性能和控制精度。

## 参考文献(References):

- [1] KUO T C, HUANG Y J, CHANG S H. Sliding mode control with self-tuning law for uncertain nonlinear system[J]. *ISA Transactions*, 2008, 47(2): 171 – 178.
- [2] CHANG W D, YAN J J. Adaptive robust PID controller design based on a sliding mode for uncertain chaotic systems[J]. *Chaos, Solutions and Fractals*, 2005, 26(1): 167 – 175.
- [3] CETIN E, OGUZ U. A hybrid controller for the speed of a permanent magnet synchronous motor drive[J]. *Control Engineering Practice*, 2008, 16(3): 260 – 270.
- [4] 魏伟, 许胜辉, 郭新超. 感应电机混合滑模变结构控制方法[J]. *电机与控制学报*, 2009, 13(3): 458 – 463.  
(WEI Wei, XU Shenghui, GUO Xinchao. Method on hybrid sliding-mode variable structure control of induction motor[J]. *Electric Machines and Control*, 2009, 13(3): 458 – 463.)
- [5] 张细政, 王耀南. 未知不确定非线性系统的直接自校正滑模控制[J]. *控制理论与应用*, 2009, 26(11): 1256 – 1260.  
(ZHANG Xizhi, WANG Yaonan. Sliding mode control with direct self-tuning for a class of nonlinear system with unknown uncertainties[J]. *Control Theory & Application*, 2009, 26(11): 1256 – 1260.)
- [6] 蔡开龙, 谢寿生. 航空发动机多变量模糊滑模变结构模型跟踪控制[J]. *推进技术*, 2008, 29(6): 737 – 742.  
(CAI Kailong, XIE Shousheng. Multiple variable fuzzy sliding mode variable structure model tracking control for aeroengine[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2008, 29(6): 737 – 742.)
- [7] 张友旺, 桂卫华, 赵泉明. 基于动态递归模糊神经网络的自适应液位位置跟踪系统[J]. *控制理论与应用*, 2005, 22(4): 551 – 556.  
(ZHANG Youwang, GUI Weihua, ZHAO Quanming. Adaptive electro-hydraulic position tracking system based on dynamic recurrent fuzzy neural network[J]. *Control Theory & Application*, 2005, 22(4): 551 – 556.)
- [8] LIN C J, CHEN C H. Identification and prediction using recurrent compensatory neuro-fuzzy systems[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2005, 150(2): 307 – 330.
- [9] JUDITH M A, AURELIO G V, MIKE B, et al. Propulsion drive models for full electric marine propulsion systems[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2009, 45(2): 676 – 684.
- [10] ASGEIR J S, ØYVIND N S. Torque and power control of electrically driven marine propellers[J]. *Control Engineering Practice*, 2009, 17(9): 1053 – 1064.
- [11] MAAZIZ M K, MENDES E, BOUCHER P. A new nonlinear multi-variable control strategy of induction motors[J]. *Control Engineering Practice*, 2002, 10(6): 605 – 613.
- [12] YASSINE K. Asynchronous machine parameters estimation using recursive method[J]. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2006, 14(7): 1010 – 1021.
- [13] SERGEY E L. Control of high performance induction motors: theory and practice[J]. *Energy Conversion and Management*, 2001, 42(7): 877 – 898.
- [14] GIANCARLO C. Optimization of the choice of the system electric drive-device-transmission for mechatronic applications[J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2007, 42(1): 48 – 65.
- [15] CHIANG T Y, LIN J S, LIAO T L, et al. Anti-synchronization of uncertain unified chaotic systems with dead-zone nonlinearity[J]. *Nonlinear Analysis*, 2008, 68(9): 2629 – 2637.
- [16] SEYDI V U, METIN D. Modeling and control of V/f control induction motor using genetic-ANFIS algorithm[J]. *Energy Conversion and Management*, 2009, 50(3): 786 – 791.
- [17] RONG X, ÜMIT Ö. Sliding mode control of a class of underactuated systems[J]. *Automatica*, 2008, 44(1): 233 – 241.
- [18] 张桂臣. 复合误差模型自适应船舶控制系统的研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2009.  
(ZHANG Guichen. *The study and application of hybrid error adaptive model for ship control systems*[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2009.)

## 作者简介:

张桂臣 (1971—), 男, 副教授, 轮机长, 博士后, 上海交通大学船舶海洋与建筑工程学院动力装置及自动化研究所, 目前研究方向为轮机工程复合控制理论及在船舶电力推进中的应用, E-mail: zhanggc2004@163.com;

马捷 (1946—), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 上海交通大学船舶海洋与建筑工程学院动力装置及自动化研究所, 目前研究方向为船舶主机智能化及船舶混合推进理论研究, E-mail: jma@sytu.edu.cn.