

基于Petri模糊神经网络磁通观测器的 感应电动机无速度传感器控制

王家军¹, 马国进²

(1. 杭州电子科技大学 自动化研究所, 浙江 杭州 310018; 2. 杭州电子科技大学 系统集成技术研究所, 浙江 杭州 310018)

摘要: 利用Petri模糊神经网络构造电流观测器, 基于电流观测值构造感应电动机的转子磁通观测器, 根据磁通观测值进行电动机转子速度的计算。基于一种新颖的感应电动机解耦模型, 设计了感应电动机的滑模反推控制器, 并给出了Petri模糊神经网络的收敛性证明。通过MATLAB仿真验证了系统设计的有效性。

关键词: 感应电动机; 无速度传感器控制; Petri模糊神经网络; 磁通观测器

中图分类号: TM341 **文献标识码:** A

Speed sensorless control for induction motor based on flux observer with Petri fuzzy neural networks

WANG Jia-jun¹, MA Guo-jin²

(1. Automation Institute of Hangzhou Dianzi University, Hangzhou Zhejiang 310018, China;
2. System Integration Technology Institute of Hangzhou Dianzi University, Hangzhou Zhejiang 310018, China)

Abstract: Pertri fuzzy neural networks(PFNN) are applied to construct the current observer. The flux observer is constructed based on the observed current. The rotor speed is computed according to the observed rotor flux. Sliding-mode backstepping controllers are designed based on a new decoupled model of the induction motor. The proof of PFNN convergence is also given. The effectiveness of the control design is validated through MATLAB simulation.

Key words: induction motor; speed sensorless control; Petri fuzzy neural networks; flux observer

1 引言(Introduction)

感应电动机作为一个多变量、强耦合的非线性控制对象, 如何获得电动机转子磁通和转速是实现感应电动机无速度传感器控制的一个重要问题。当前在无速度传感器控制中获得感应电动机转速的方法主要有模型参考自适应(MRAS)^[1]、Luenberger观测器^[2]、Kalman滤波^[3]和高频谐波注入估计^[4]等方法。然而上述方法各有弊端, 模型参考自适应方法容易受系统参数变化的影响, Luenberger观测器方法在零速度时是不稳定, Kalman滤波方法计算量太大, 高频谐波注入估计方法需要对于电机进行特殊的设计, 因此应用面也存在很大的局限性。

为了有效解决感应电动机磁通和转速观测的问题, 很多的学者把神经网络、模糊控制和遗传算法等智能控制方法应用于感应电动机的无速度传感器控制。Karanayil^[5]利用神经网络在线估计定、转子电阻实现了感应电动机的间接磁场定向无速度传感器

控制。Lin^[6]把模糊神经网络应用于感应电动机的转子转差的在线估计, 通过转差进行转子转速的计算, 有效地降低了参数变化和外部干扰对于系统性能的影响。Griva^[7]把遗传算法和Luenberger观测器相结合实现了感应电动机的无速度传感器控制。

模糊神经网络(FNN)不仅具有模糊逻辑处理系统不确定性的模糊推理能力, 同时也具有神经网络的强大在线学习能力, 然而随着输入变量的增加, 权值的训练个数将指数增加。Wai^[8]把Petri网络和模糊神经网络相结合可以有效降低权值每次训练的个数, 并把这种控制方法应用直线感应电动机的控制。

Petri模糊神经网络(PFNN)利用Petri标牌可以在每次的权值训练中选择最有效的权值进行训练, 有效降低了模糊神经网络权值的每次训练个数, 同时保留了模糊神经网络的优点。本文首先把PFNN应用于构造电流观测器, 然后利用观测电流值进行转子磁通的观测, 通过磁通的观测值计算转子的转速。通

过一定的坐标变换,把感应电动机的模型分解为机械部分和电气部分,然后采用滑模反推控制方法设计虚拟转矩电压和虚拟磁通电压。通过仿真验证了该控制方法可以实现有效地磁通观测和转速的精确计算,同时系统不仅具有良好的转速和转矩跟踪性能,对于外部干扰和参数变化也具有很强的鲁棒性。

2 感应电动机模型(Induction motor model)

基于定子坐标的感应电动机动态模型为^[9]:

$$\frac{di_{s\alpha}}{dt} = a\psi_{r\alpha} + b\omega_r\psi_{r\beta} - ci_{s\alpha} + du_{s\alpha}, \quad (1)$$

$$\frac{di_{s\beta}}{dt} = a\psi_{r\beta} - b\omega_r\psi_{r\alpha} - ci_{s\beta} + du_{s\beta}, \quad (2)$$

$$\frac{d\psi_{r\alpha}}{dt} = -e\psi_{r\alpha} - n_p\omega_r\psi_{r\beta} + fi_{s\alpha}, \quad (3)$$

$$\frac{d\psi_{r\beta}}{dt} = -e\psi_{r\beta} + n_p\omega_r\psi_{r\alpha} + fi_{s\beta}, \quad (4)$$

$$\frac{d\omega_r}{dt} = k(\psi_{r\alpha}i_{s\beta} - \psi_{r\beta}i_{s\alpha}) - T_L/J. \quad (5)$$

其中:

$$a = L_m R_r / (\sigma L_s L_r^2), \quad b = n_p L_m / (\sigma L_s L_r),$$

$$c = (L_m^2 R_r + L_r^2 R_s) / (\sigma L_s L_r^2), \quad d = 1 / (\sigma L_s),$$

$$e = R_r / L_r, \quad f = L_m R_r / L_r, \quad k = 3n_p L_m / (2JL_r).$$

ω_r 为转子机械角速度, $\psi_{r\alpha}$, $\psi_{r\beta}$ 为转子 α , β 轴磁链, $i_{s\alpha}$, $i_{s\beta}$ 为定子 α , β 轴电流, $u_{s\alpha}$, $u_{s\beta}$ 为定子 α , β 轴电压, n_p 为极对数, J 为电机的转动惯量, R_r 为转子电阻, R_s 为定子电阻, L_r 为转子电感, L_s 为定子电感, L_m 为定、转子互感, T_L 为负载转矩, $\sigma=1-L_s^2/(L_s L_r)$.

3 PFNN(Petri fuzzy neural networks)

3.1 PFNN的结构(Structure of the PFNN)

PFNN结构如图1所示,与FNN相区别PFNN增加了传输层,PFNN为5层结构^[8]。

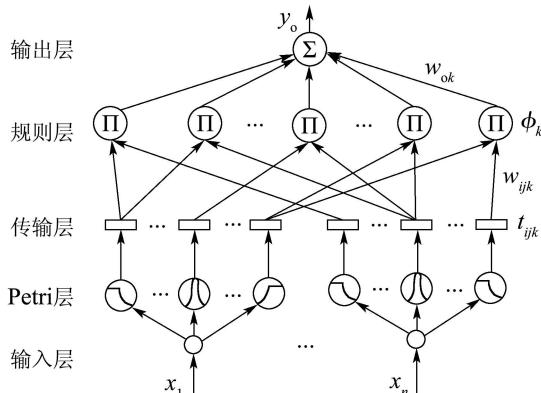


图1 PFNN结构图

Fig. 1 Structure figure of PFNN

第1层是输入层,把输入变量直接输出

$$y_{1i} = x_i, i = 1, 2, \dots, n. \quad (6)$$

其中 y_{1i} 为第1层的第*i*个输出, *n*为输入变量的个数。

第2层是Petri层,该层输出携带Petri标牌的高斯函数,Petri层的输出为

$$z_{ij} = -(y_{1i} - m_{ij})^2 / d_{ij}^2, \quad y_{2ij} = \exp z_{ij}. \quad (7)$$

其中 y_{2ij} 为第2层对应第*i*个输入、第*j*个Petri节点的输出值, *j*为与某输入值相应的Petri节点的序数($j = 1, 2, \dots, N_p$), m_{ij} 代表第*i*个输入相对于第*j*个Petri节点的高斯函数的均值, d_{ij} 代表第*i*个输入相对于第*j*个Petri节点的高斯函数的标准差。

第3层为传输层,Petri标牌采用竞争方式获得

$$g_{ij} = \max_{i=1,2,\dots,n} (y_{2ij}), \quad t_{ij} = \begin{cases} 1, & g_{ij} = y_{2ij}, \\ 0, & g_{ij} \neq y_{2ij}. \end{cases} \quad (8)$$

其中 \max_{-j} 为第*i*个输入相应的 y_{2ij} 中的最大值, t_{ij} 为Petri标牌。

第4层是规则层

$$\phi_k = \begin{cases} \prod_{i=1}^n w_{ijk} y_{2ij}, & t_{ij} = 1, \\ 0, & t_{ij} = 0. \end{cases} \quad (9)$$

其中 \prod 为乘积算子, $\phi_k(k = 1, \dots, N_y)$ 代表规则层的第*k*个输出, w_{ijk} 为传输层到规则层的权值(假定 $w_{ijk} = 1$), N_y 为规则的总数($N_y = N_p^n$)。

第5层是PFNN输出层

$$y_o = \sum_{i=1}^n w_{ok} \phi_k, \quad (10)$$

其中 y_o 为PFNN输出值, w_{ok} 为输出层的权值。

3.2 PFNN的训练算法(Training algorithm of the PFNN)

PFNN的权值向量可以表示为

$$W = [m_{ij} \quad d_{ij} \quad w_{ok}]^T. \quad (11)$$

假定控制器的目标性能函数为

$$J = (h_r - h)^2 / 2, \quad (12)$$

其中 h_r 为目标输出, $e = h_r - h$ 为误差。

利用梯度下降训练方法,权值修正可以表示为

$$W(n+1) = W(n) + \eta \left(-\frac{\partial J}{\partial W} \right), \quad (13)$$

其中 $\eta = \text{diag}\{\eta_m, \eta_d, \eta_w\}$ 为权值的学习率。

反向传播误差为

$$\delta_o = -\frac{\partial J}{\partial y_o} = -\left(\frac{\partial J}{\partial e} \right) \left(\frac{\partial e}{\partial h} \right) \left(\frac{\partial h}{\partial y_o} \right), \quad (14)$$

其中 $\frac{\partial h}{\partial y_o}$ 为PFNN的雅克比系数(或者雅克比矩阵)。输出权值更新量为

$$\Delta w_{ok} = -\eta_w \frac{\partial J}{\partial w_{ok}} = \eta_w \delta_o \phi_k. \quad (15)$$

在规则层, 只需计算反向传播误差

$$\zeta_k = -\frac{\partial J}{\partial \phi_k} = \begin{cases} \delta_o w_{ok}, & \phi_k \neq 0, \\ 0, & \phi_k = 0. \end{cases} \quad (16)$$

在Petri层, 传播误差为

$$\rho_{ij} = -\frac{\partial J}{\partial z_{ij}} = \begin{cases} \sum_{k=1}^{N_y} \zeta_k \phi_k, & t_{ij} = 1, \\ 0, & t_{ij} = 0. \end{cases} \quad (17)$$

m_{ij} 的更新量为

$$\Delta m_{ij} = -\eta_m \frac{\partial J}{\partial m_{ij}} = 2\eta_m \rho_{ij} \frac{y_{1i} - m_{ij}}{d_{ij}^2}. \quad (18)$$

d_{ij} 的更新量为

$$\Delta d_{ij} = -\eta_d \frac{\partial J}{\partial d_{ij}} = 2\eta_d \rho_{ij} \frac{(y_{1i} - m_{ij})^2}{d_{ij}^3}. \quad (19)$$

4 PFNN观测器的设计(Observer design of the PFNN)

为了便于电流和磁通观测器的设计, 式(1)~(4)可以写为如下格式

$$\begin{bmatrix} \frac{di_{s\alpha}}{dt} \\ \frac{di_{s\beta}}{dt} \end{bmatrix} = \beta P - c \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \end{bmatrix} + d \begin{bmatrix} u_{s\alpha} \\ u_{s\beta} \end{bmatrix}, \quad (20)$$

$$\begin{bmatrix} \frac{d\psi_{r\alpha}}{dt} \\ \frac{d\psi_{r\beta}}{dt} \end{bmatrix} = -P + f \begin{bmatrix} i_{s\alpha} \\ i_{s\beta} \end{bmatrix}, \quad (21)$$

其中 $T_r = L_r/R_r$, $\beta = L_m/(\sigma L_s L_r)$,

$$P = \begin{bmatrix} 1/T_r & n_p \omega_r \\ -n_p \omega_r & 1/T_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \psi_{r\alpha} \\ \psi_{r\beta} \end{bmatrix}.$$

电流和磁通观测器可以设计为如下形式:

$$\begin{bmatrix} \frac{d\hat{i}_{s\alpha}}{dt} \\ \frac{d\hat{i}_{s\beta}}{dt} \end{bmatrix} = \beta \begin{bmatrix} P_{fnn\alpha} \\ P_{fnn\beta} \end{bmatrix} - c \begin{bmatrix} \hat{i}_{s\alpha} \\ \hat{i}_{s\beta} \end{bmatrix} + d \begin{bmatrix} u_{s\alpha} \\ u_{s\beta} \end{bmatrix}, \quad (22)$$

$$\begin{bmatrix} \frac{d\hat{\psi}_{r\alpha}}{dt} \\ \frac{d\hat{\psi}_{r\beta}}{dt} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} P_{fnn\alpha} \\ P_{fnn\beta} \end{bmatrix} + f \begin{bmatrix} \hat{i}_{s\alpha} \\ \hat{i}_{s\beta} \end{bmatrix}, \quad (23)$$

其中 $P_{fnn\alpha}$ 和 $P_{fnn\beta}$ 由PFNN在线计算得到.

与 $P_{fnn\alpha}$ 计算相应的PFNN指标函数为

$$J_{i\alpha} = (i_{s\alpha} - \hat{i}_{s\alpha})^2/2. \quad (24)$$

令 $e_\alpha = i_{s\alpha} - \hat{i}_{s\alpha}$, 以 e_α 和 $e_\alpha(1-z^{-1})$ 作为PFNN的两个输入变量, z^{-1} 代表时间延迟. 令与 $P_{fnn\alpha}$ 计算相应的PFNN的雅克比系数为

$$\frac{\partial \hat{i}_{s\alpha}}{\partial y_o} = -\xi_\alpha, \xi_\alpha > 0. \quad (25)$$

与 $P_{fnn\beta}$ 计算相应的PFNN指标函数为

$$J_{i\beta} = (i_{s\beta} - \hat{i}_{s\beta})^2/2. \quad (26)$$

令 $e_\beta = i_{s\beta} - \hat{i}_{s\beta}$, 以 e_β 和 $e_\beta(1-z^{-1})$ 作为PFNN的输入变量. 令与 $P_{fnn\beta}$ 计算相应的雅克比系数为

$$\frac{\partial \hat{i}_{s\beta}}{\partial y_o} = -\xi_\beta, \xi_\beta > 0. \quad (27)$$

由式(20)(22)和(23)可知, 当电流和磁通观测器趋于稳定之后

$$\begin{bmatrix} P_{fnn\alpha} \\ P_{fnn\beta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/T_r & n_p \omega_r \\ -n_p \omega_r & 1/T_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\psi}_{r\alpha} \\ \hat{\psi}_{r\beta} \end{bmatrix}. \quad (28)$$

消去 $1/T_r$, 解式(28)可以得转子转速为

$$\omega_r = (\hat{\psi}_{r\beta} P_{fnn\alpha} - \hat{\psi}_{r\alpha} P_{fnn\beta}) / [n_p (\hat{\psi}_{r\alpha}^2 + \hat{\psi}_{r\beta}^2)]. \quad (29)$$

5 感应电动机控制系统的设计(Control system design of induction motor)

5.1 感应电动机的控制器设计(Controller design of induction motor)

为了实现感应电动机机械部分和电气部分的分离, 给出如下新的状态变量:

$$T = \psi_{r\alpha} i_{s\beta} - \psi_{r\beta} i_{s\alpha}, \quad (30)$$

$$\psi = (\psi_{r\alpha}^2 + \psi_{r\beta}^2)/2, \quad (31)$$

$$X = \psi_{r\alpha} i_{s\alpha} + \psi_{r\beta} i_{s\beta}, \quad (32)$$

其中 T 称为虚拟转矩, ψ 称为虚拟磁通. 利用新的状态变量, 则感应电动机的模型可以分解为两个部分.

机械部分:

$$\frac{d\omega}{dt} = kT - T_L/J, \quad (33)$$

$$\frac{dT}{dt} = -2b\omega\psi - (e+c)T - n_p\omega X + du_T, \quad (34)$$

其中 $u_T = \psi_{r\alpha} u_{s\beta} - \psi_{r\beta} u_{s\alpha}$, u_T 为虚拟转矩电压.

电气部分:

$$\frac{d\psi}{dt} = -2e\psi + fX, \quad (35)$$

$$\frac{dX}{dt} = 2a\psi - (e+c)X + n_p\omega T + f(i_{s\alpha}^2 + i_{s\beta}^2) + du_\psi, \quad (36)$$

其中 $u_\psi = \psi_{r\alpha} u_{s\alpha} + \psi_{r\beta} u_{s\beta}$, u_ψ 为虚拟磁通电压.

假设电动机的给定转速为 ω_r^* , 实际转速为 ω_r , 则转速误差为

$$e_1 = \omega_r^* - \omega_r. \quad (37)$$

对式(37)求导可得

$$\frac{de_1}{dt} = \frac{d\omega_r^*}{dt} - kT + T_L/J, \quad (38)$$

其中 T 为转速控制的虚拟转矩, 如果令

$$T^* = (k_1 e_1 + \frac{d\omega_r^*}{dt} + T_L/J)/k, k_1 > 0, \quad (39)$$

则可使得

$$\frac{de_1}{dt} = -k_1 e_1.$$

令 $e_2 = T^* - T$, 并选取滑模平面 s_1 为

$$s_1 = \mu_1 e_2, \mu_1 > 0. \quad (40)$$

选择变结构趋近律方法

$$\dot{s}_1 = -\xi_1 s_1 - \rho_1 \operatorname{sgn} s_1, \xi_1 > 0, \rho_1 > 0, \quad (41)$$

其中, sgn 为符号函数. 对式(40)两边求导, 并结合式(41), 可得虚拟转矩电压 u_T 为

$$\begin{aligned} u_T = & [\xi_1 s_1 + \rho_1 \operatorname{sgn} s_1 - k_1^2 \mu_1 e_1/k - (\frac{d^2 \omega_r^*}{dt^2})/k - \\ & T_L/kJ + 2\mu_1 b\omega\psi + \mu_1(e+c)T + \\ & \mu_1 n_p \omega X]/(\mu_1 d). \end{aligned} \quad (42)$$

假设给定磁通为 ψ^* (为常量), 则磁通误差差为

$$e_3 = \psi^* - \psi. \quad (43)$$

对式(43)求导可得:

$$\frac{de_3}{dt} = -\frac{d\psi}{dt} = 2e\psi - fX. \quad (44)$$

选取滑模平面 s_2 为

$$s_2 = \mu_2 e_3 + \mu_3 \dot{e}_3, \mu_2 > 0, \mu_3 > 0. \quad (45)$$

选择变结构趋近律方法:

$$\dot{s}_2 = -\xi_2 s_2 - \rho_2 \operatorname{sgn} s_2, \xi_2 > 0, \rho_2 > 0. \quad (46)$$

对于式(45)两边求导, 并结合式(46), 可得虚拟磁通电压 u_ψ :

$$\begin{aligned} u_\psi = & [\xi_2 s_2 + \rho_2 \operatorname{sgn} s_2 - 2e\mu_2\psi + \mu_2 fX - 2e\mu_3 fX - \\ & 4e^2 \mu_3 \psi - 2f\mu_3 a\psi + f\mu_3(e+c)X - \\ & f\mu_3 n_p \omega T - f^2 \mu_3 (i_{s\alpha}^2 + i_{s\beta}^2)]/(f\mu_3 d). \end{aligned} \quad (47)$$

由虚拟转矩电压和虚拟磁通电压可以得到实际定子 α, β 轴控制电压

$$u_{s\alpha} = (\psi_{r\alpha} u_T + \psi_{r\beta} u_\psi)/2\psi, \quad (48)$$

$$u_{s\beta} = (-\psi_{r\beta} u_T + \psi_{r\alpha} u_\psi)/2\psi. \quad (49)$$

5.2 PFNN收敛性证明(Attraction proof of PFNN)

定理 1 假定

$$\eta = \operatorname{diag}\{\eta_m, \eta_d, \eta_w\} = \operatorname{diag}\{\eta_1, \eta_2, \eta_3\}$$

为PFNN的权值学习率. 定义

$$\begin{aligned} C_{\max} &= [C_{1\max} \ C_{2\max} \ C_{3\max}]^T = \\ &[\max_n \|\frac{\partial y_o(n)}{\partial m}\| \ \max_n \|\frac{\partial y_o(n)}{\partial d}\| \ \max_n \|\frac{\partial y_o(n)}{\partial w}\|]^T, \end{aligned}$$

$\|\cdot\|$ 为欧几里德泛数. 如果 η_i 满足

$$0 < \eta_i < 2/(\xi_k C_{i\max})^2, \quad (50)$$

其中 $i = 1, 2, 3, k = \alpha, \beta$, 则PFNN是收敛的.

证 假定相应控制器的离散Lyapunov函数为

$$V(n) = [y_r(n) - y_o(n)]^2/2 = e(n)^2/2, \quad (51)$$

$$\Delta V(n) = [e^2(n+1) - e^2(n)]/2 =$$

$$\eta_i [\frac{\partial e(n)}{\partial W_i}]^T e(n) [\frac{\partial y_o(n)}{\partial W_i}] \{e(n) +$$

$$0.5\eta_i [\frac{\partial e(n)}{\partial W_i}]^T e(n) [\frac{\partial y_o(n)}{\partial W_i}]\} =$$

$$-\gamma e^2(n), \quad (52)$$

其中:

$$\begin{aligned} \gamma &= \xi_k \eta_i \|\frac{\partial y_o(n)}{\partial W_i}\|^2 (1 - 0.5\xi_k \eta_i \|\frac{\partial y_o(n)}{\partial W_i}\|^2) \geq \\ &\xi_k \eta_i C_{i\max}^2 (1 - 0.5\xi_k \eta_i C_{i\max}^2). \end{aligned} \quad (53)$$

由式(52)可以得出, 如果 $0 < \eta_i < 2/(\xi_k C_{i\max}^2)$, 则 $\gamma > 0$, PFNN是收敛的. 证毕.

6 系统仿真和分析(System simulation and analysis)

感应电动机系统的仿真结构如图2所示. 电动机的参数见表1. 感应电动机的额定数据见表2.

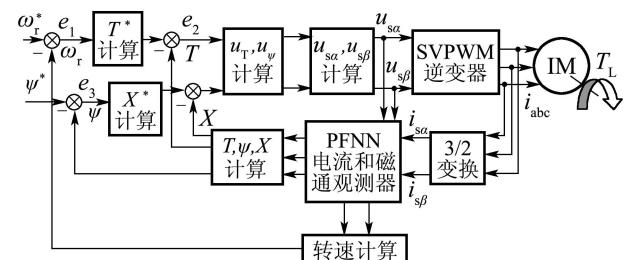


图2 感应电动机系统结构图

Fig. 2 Structure figure of induction motor system

表1 感应电动机参数

Table 1 Induction motor parameters

R_r/Ω	R_s/Ω	n_p	$J/(kg^2 \cdot m^2)$	L_r/mH	L_s/mH	L_m/mH
2.77	2.64	2	0.004	75.77	75.77	74.52

表2 感应电动机额定数据

Table 2 Rating data of induction motor

P_N/kW	T_N/Nm	V_N/V	I_N/A	$n_N/(r \cdot min^{-1})$
2.2	15	380	12	1470

本文采用的PFNN为2-6-6-9-1结构. PFNN参数的选择决定了系统控制器的性能, 因此系统控制器参数的选择必须满足如下的要求.

1) 因为PFNN的输入为 α 和 β 电流, 所以高斯均值可以选择为0, 标准差选择为1.

2) PFNN第5层输出层的权值 w_{ok} 必须大于0, 为了设计的简单, 可以选择初始权值 w_{ok} 为1.

3) 为了保证PFNN的稳定, 梯度必须为负值, 因此可以选择

$$\xi_\alpha = 0.1, \xi_\beta = 0.1.$$

4) 为了保证滑模平面的可达性, 同时保证滑模控制的鲁棒性, 滑模反推控制器的参数为

$$k_1 = 1200, \mu_1 = 500,$$

$$\mu_2 = 1500, \mu_3 = 20,$$

$$\xi_1 = 1500, \rho_1 = 300,$$

$$\xi_2 = 500, \rho_2 = 300.$$

5) 当步长太大容易导致系统的速度估计误差增大. 与 $P_{fnn\alpha}$ 计算相应PFNN参数为

$$\eta_m = \eta_d = 0.01, \eta_w = 0.12;$$

与 $P_{fnn\beta}$ 计算相应PFNN参数为

$$\eta_m = \eta_d = 0.02, \eta_w = 0.15.$$

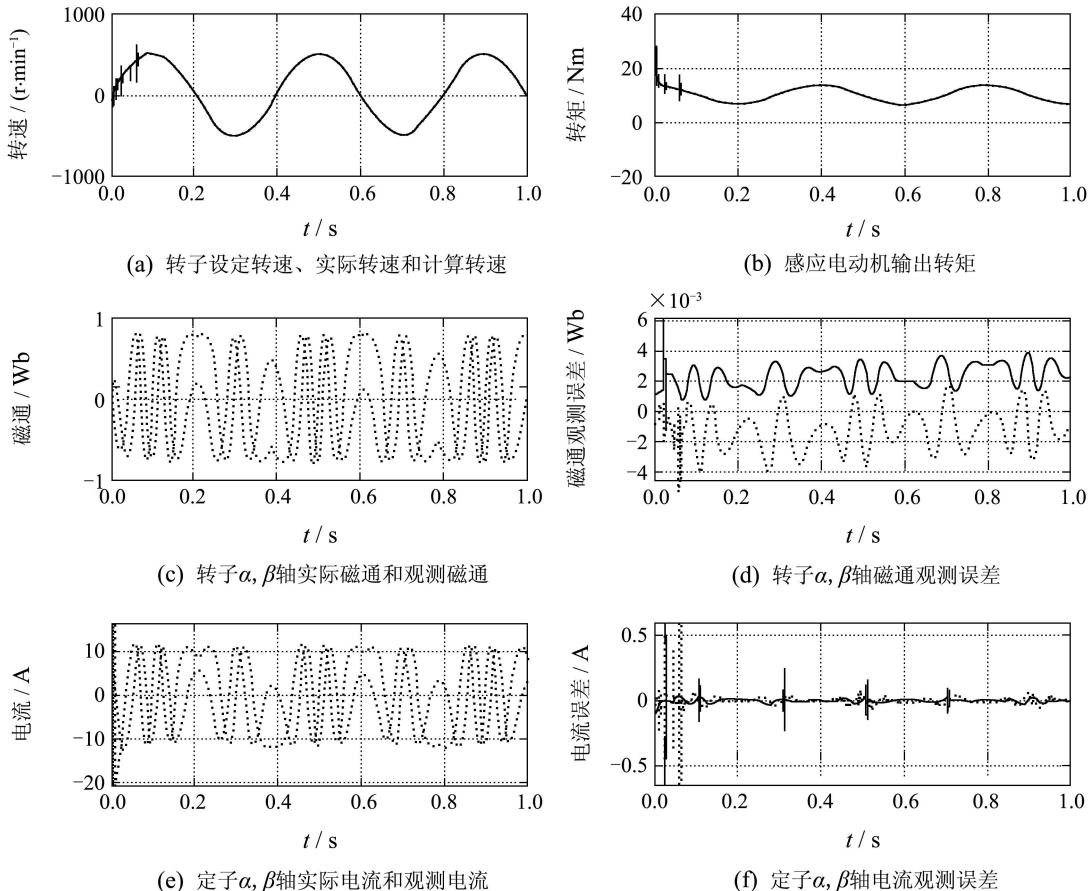


图3 情况1仿真结果
Fig. 3 Simulation results of the first case

仿真实况1: 感应电动机的设定转速幅值为500 r/min, 频率2.5 Hz的正弦波, 负载转矩为10 Nm, 仿真结果如图3所示.

仿真实况2: 感应电动机的设定转速为500 r/min, 负载转矩为幅值为10 Nm, 频率5 Hz的三角阶梯波, 仿真结果如图4所示.

由仿真结果可知:

1) PFNN电流和磁通观测器能够实现电流、磁通的快速而准确观测, 同时转子转速的计算方法也是非常有效的.

2) 在转速跟踪时, 电动机能够快速跟踪电动机转速的给定值, 转速对于负载转矩的变化很不敏感.

3) 在转矩跟踪时, 电动机的转矩能够快速跟踪负载转矩的变化, 转速受转矩波动的影响非常小.

4) 速度和转矩的变化对于系统转子磁通影响也很小, 系统控制器实现了感应电动机转子磁通和电磁转矩之间的有效解耦.

在上述条件下使得感应电动机的定子、转子电阻变化200%, 定子、转子电感变化100%, 转动惯量变化200%的情况下, 感应电动机的仿真波形与图3和4相比变化很小, 这说明系统具有强的鲁棒性.

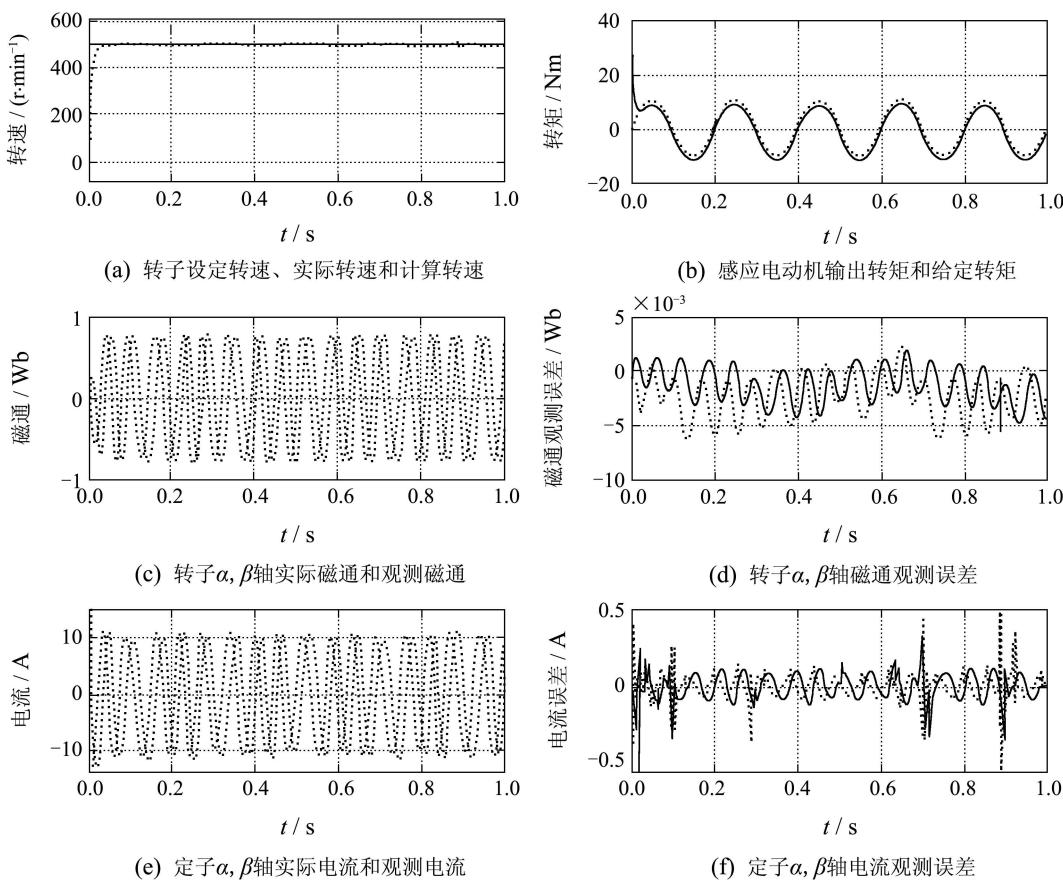


图4 情况2仿真结果

Fig. 4 Simulation results of the second case

7 结论(Conclusions)

本文利用PFNN实现了感应电动机在无速度传感器情况下的转速和转矩的有效控制。设计方案的新颖之处主要体现在如下3个方面：

1) 把PFNN应用于感应电动机电流观测器的设计, 利用观测电流设计了磁通观测器, 基于PFNN的输出可以通过一种简洁的方法得到转子的转速;

2) 与FNN相比, PFNN降低了控制器参数的更新个数, 使系统控制算法的实现效率进一步提高;

3) 通过滑模反推控制设计实现了转矩和磁通的解耦控制, 有效地降低了状态变量之间的耦合, 能够达到快速的转速和转矩控制, 同时提高了系统控制的鲁棒性能。

参考文献(References):

- [1] CIRRINCIONE M, PUCCI M. An MRAS-based sensorless high-performance induction motor drive with a predictive adaptive model[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2005, 52(2): 532 – 551.
- [2] HINKKANEN M. Analysis and design of full-order flux observers for sensorless induction motors[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2004, 51(5): 1033 – 1040.
- [3] BARUT M, BOGOSYAN S, GOKASAN M. Speed-sensorless esti-

mation for induction motors using extended Kalman filters[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2007, 54(1): 272 – 280.

- [4] GARCIA P, BRIZ F, RECA D, et al. Saliency-tracking-based sensorless control of AC machines using structured neural networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Application*, 2007, 43(1): 77 – 86.
- [5] KARANAYIL B, RAHMAN M F, GRANTHAM C. Online stator and rotor resistance estimation scheme using artificial neural networks for vector controlled speed sensorless induction motor drive[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2007, 54(1): 167 – 176.
- [6] LIN F, YU J, TZENG M. Sensorless induction spindle motor drive using fuzzy neural network speed controller[J]. *Electric Power Systems Research*, 2001, 58(3): 187 – 196.
- [7] GRIVA G, PROFUMO F, ROSELL L, et al. Optimization of fuzzy-like Luenberger observer for high speed sensorless induction motor drives using genetic algorithms[C]//*IEEE Industry Applications Conference*. Rome, Italy: [s.n.]. 2000, 2: 1268 – 1274.
- [8] WAI R, CHU C. Robust Petri fuzzy-neural-network control for linear induction motor drive[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2007, 54(1): 177 – 189.
- [9] KWAN C, LEWIS F. Robust backstepping control of induction motor using neural networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2000, 11(5): 1178 – 1187.

作者简介:

王家军 (1975—), 男, 博士, 副教授, 目前研究方向为非线性和智能控制在运动系统中的应用, E-mail: wangjiajun@hdu.edu.cn;

马国进 (1970—), 男, 硕士, 教授, 高级工程师, 目前研究方向为电力电子与电力传动、非线性控制等, E-mail: magj@hdu.edu.cn。