

基于扩展卡尔曼滤波的永磁同步电机无电流传感器预测控制*

李英强, 杨明, 龙江, 刘子锐, 徐殿国

(哈尔滨工业大学 电气工程及自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 针对永磁同步电机(PMSM)因过电压、过电流及误操作等容易造成电流传感器故障,影响PMSM的控制精度的问题,提出一种基于扩展卡尔曼滤波的PMSM无电流传感器预测控制算法。对于PMSM,通常需要两个电流传感器来采集定子电流信息,所提方法通过扩展卡尔曼滤波估计定子电流代替电流传感器。通过基于扩展卡尔曼滤波的PMSM无电流传感器预测控制算法与常规有电流传感器在线变速和变载仿真对比得到,所提方法具有和有电流传感器相同的控制性能。参数鲁棒性仿真表明,所提方法具有较强的参数鲁棒性,能够满足实际控制需要。

关键词: 永磁同步电机; 无电流传感器; 扩展卡尔曼滤波; 预测控制

中图分类号: TM 351 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-6540(2018)01-0107-07

Current Sensorless Predictive Control Based on Extended Kalman Filter for PMSM Drives

YANG Ming, LI Yingqiang, LONG Jiang, LIU Zirui, XU Dianguo

(School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 1500801, China)

Abstract: A novel current sensorless drive system with only position sensor for permanent magnet synchronous motor (PMSM) drive in order to reduce costs and avoid problems caused by faults of the current sensor was proposed. Generally, a PMSM drive controller needs at least two phase-current sensors, the current sensors was omitted by replacing estimated stator current with extended Kalman filter. A simulation study was performed in order to compare performances with and without current sensor, it showed that the control had almost the same performance and ability as the conventional control.

Key words: permanent magnet synchronous motor (PMSM); current sensorless; Kalman filter; predictive control

0 引言

永磁同步电机(Permanent Magnet Synchronous Motor, PMSM)具有体积小、结构简单、运行效率高、功率密度高及转矩脉动小等优点

[1],在国防工业、数控机床等高精度控制的交流伺服领域应用广泛[2-4]。随着微处理器性能的不提高,使得在一个电流控制周期内能够实现更加复杂的算法,(Pulse Width Modulation, PWM)预测控制应用于电机电流环成为近年来研究的热

* 基金项目: 机器人技术与系统国家重点实验室(哈尔滨工业大学)自主研究课题(SKLR201610B)

作者简介: 李英强(1993—),男,硕士研究生,研究方向为电力电子与电力传动。

杨明(1978—),男,博士,教授,研究方向为电力电子技术及应用、交流永磁伺服系统和智能控制应用。

徐殿国(1960—),男,教授,博士生导师,研究方向为电力电子技术及应用、交流伺服控制系统、照明电子技术、机器人控制技术、电网品质控制技术、风力发电和光伏发电技术。

点^[5],其利用电流指令和本时刻采样得到的电机电流、位置信息,精确计算出下一控制周期应作用的电压矢量,使得作用该电压矢量的一个周期后,电机电流能精确跟随指令电流值^[6]。

为了保证高精度的控制,常规的 PMSM 驱动系统含有一个位置传感器和两个电流传感器^[7-8]。但是复杂的电磁环境、过电压、过电流及误操作等问题容易造成电流传感器故障,影响 PMSM 的控制精度^[9-10]。无电流传感器的控制方法可以降低成本、简化硬件系统并避免由电流传感器的故障或误差所带来的弊端。无电流传感器控制主要分为有电流环控制和无电流环控制两类,无电流环的无电流传感器控制具有结构简单、方便调试、易于集成、成本低廉,且仍能维持系统的平稳运行的优点,但与电流环控制相比,其控制性能特别是暂态性能较差,不能满足一些高精度场合的要求。

近年来,国内外学者对无电流传感器控制做了一些研究工作。Morimoto Shigeo 等人^[11]通过设计自适应反推观测器代替实际电流传感器来实现无电流传感器控制,方法简单且易实施,整个系统能够达到期望的转速和转矩控制效果。韩利等人^[12]设计了直轴电压指令 $u_d^* = 0$ 的无电流传感器控制方法,省去了电流估算器和电动势补偿器,系统结构大为简化,高速效果良好,但其低速效果较差。黄伟钿等人^[13]通过引入电压超前角的方式设计了一种无电流环的无电流传感器控制方法,虽成本低,易于集成,但其控制性能较差,难以满足高精度控制场合的要求。

本文针对目前无电流传感器控制存在的问题,提出了一种基于扩展卡尔曼滤波的无电流传感器预测控制算法,通过扩展卡尔曼滤波观测器进行电流估计与校正,并对所提方法进行了仿真验证。

1 PMSM 模型

PMSM 在 $d-q$ 同步旋转轴系下的电压方程为

$$\begin{cases} u_d = Ri_d + \frac{d\psi_d}{dt} - \psi_q\omega_e \\ u_q = Ri_q + \frac{d\psi_q}{dt} - \psi_d\omega_e \end{cases} \quad (1)$$

式中: u_d, u_q, i_d, i_q ——交直流电压和电流;

ψ_f, R, L_d, L_q ——永磁体磁链、定子电阻和直交轴电感;

ψ_d ——直轴电感, $\psi_d = L_d i_d + \psi_f$;

ω_e ——电角速度;

ψ_q ——交轴磁链, $\psi_q = L_q i_q$ 。

对于表贴式 PMSM, $L = L_d = L_q$ 。根据 PMSM 在 $d-q$ 同步旋转轴系下的电压方程,选择电机电流为状态变量,得状态方程如下:

$$\frac{di}{dt} = \mathbf{A}i + \mathbf{B}v + \mathbf{D} \quad (2)$$

$$\text{其中: } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} -\frac{R}{L} & \omega_e \\ -\omega_e & -\frac{R}{L} \end{bmatrix}; \mathbf{B} = \begin{bmatrix} \frac{1}{L} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L} \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{\psi_f\omega_e}{L} \end{bmatrix}; \mathbf{i} = \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix}; \mathbf{v} = \begin{bmatrix} u_d \\ u_q \end{bmatrix}。$$

状态方程式(2)的通解可以用式(3)表示:

$$i(t) = e^{A(t-t_0)}i(t_0) + \int_{t_0}^t e^{A(t-\tau)} [Bu(\tau) + D]d\tau \quad (3)$$

在控制周期 T 较小的情况下,系统的输入电压 \mathbf{u} 及反电势 \mathbf{D} 在一个控制周期 $kT \sim (k+1)T$ 之间保持恒定。令 $t_0 = kT, t = (k+1)T$, 状态方程式(2)的离散通解为

$$i(k+1) = A_\phi I(k) + A^{-1}(A_\phi - I)Bu(k) + A^{-1}(A_\phi - I)D(k) \quad (4)$$

$$\text{式中: } \mathbf{A} = e^{AT} = e^{-RT/L} \begin{bmatrix} \cos(\omega_e T) & \sin(\omega_e T) \\ -\sin(\omega_e T) & \cos(\omega_e T) \end{bmatrix};$$

$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}; D(k) = [0 \quad -\psi_f\omega_e(k)/L]^T。$$

当控制周期 T 足够短时,可近似认为

$$\begin{cases} e^{-\frac{RT}{L}} \approx 1 - \frac{RT}{L} \\ \cos(\omega_e T) \approx 1 \\ \sin(\omega_e T) \approx \omega_e T \end{cases} \quad (5)$$

可得 PMSM 电流预测模型:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}(k) \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{G}u(k) + \mathbf{H}(k) \quad (6)$$

$$\text{其中: } \mathbf{x}(k) = \begin{bmatrix} i_d(k) \\ i_q(k) \end{bmatrix}; \mathbf{u}(k) = \begin{bmatrix} u_d(k) \\ u_q(k) \end{bmatrix};$$

$$F(k) = \begin{bmatrix} 1 - \frac{TR}{L} & T\omega_e(k) \\ -T\omega_e(k) & 1 - \frac{TR}{L} \end{bmatrix};$$

$$G(k) = \begin{bmatrix} \frac{T}{L} & 0 \\ 0 & \frac{T}{L} \end{bmatrix}; H(k) = \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{T\psi_f}{L}\omega_e(k) \end{bmatrix}.$$

2 PWM 预测控制

PWM 预测控制又称无差拍控制,于 20 多年前提出。利用电机和逆变器的离散时间模型来预测下一个控制区间的电流响应,因其在静态和动态方面都有很好的控制性能,PWM 预测控制得到了广泛的应用。

PWM 预测控制通过采集取得的三相电流、转子位置角和当前周期的电流值,准确算出下一时刻需要的空间电压矢量,经过 SVPWM 环节,利用基本电压矢量和零矢量合成出所需要的电压矢量,使得下一时刻的定子电流与参考电流准确一致。其控制框图如图 1 所示。

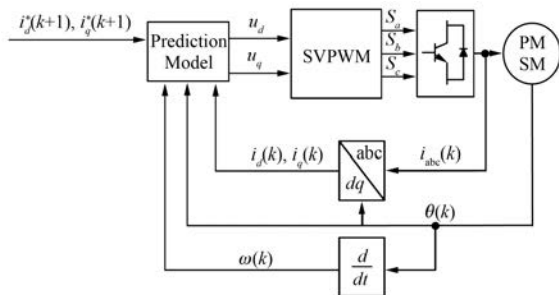


图 1 PWM 预测控制框图

根据 PMSM 的电流预测模型式(6)将电流指令 $x^*(k+1)$ 作为已知量,得到 PWM 预测控制的电压计算方程:

$$u(k) = G^{-1}[x^*(k+1) - F(k) \cdot x(k) - H(k)] \quad (7)$$

3 基于扩展卡尔曼滤波的无电流传感器控制

3.1 非线性数学模型线性化与离散化

卡尔曼滤波是一种线性最优递推滤波方法,研究当系统的状态方程和测量方程中具有随机

噪声时,在最下方差意义上求状态或者参数的最优估计值。卡尔曼滤波的实质为:最优滤波估计=预测估计+修正。卡尔曼滤波框图如图 2 所示。

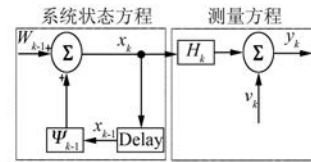


图 2 卡尔曼滤波框图

假定线性随机系统的状态方程和测量方程为:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + W(t) \quad (8)$$

$$y(t) = Cx(t) + v(t) \quad (9)$$

式中: $x(t)$ ——状态变量;

$y(t)$ ——输出变量;

$u(t)$ ——输入变量;

$W(t)$ ——系统随机噪声;

$v(t)$ ——测量随机噪声。

$W(t)$ 和 $v(t)$ 均为正态噪声,均值为零且互不相关。 $W(t)$ 和 $v(t)$ 的协方差矩阵分别为 Q 和 R 。 $x(t)$ 为正态随机过程,初始值为 x_0 ,协方差矩阵为 P , x_0 与 $W(t)$ 、 $v(t)$ 不相关。卡尔曼滤波可概括为:首先设定系统的初始状态和初始协方差矩阵,根据当前时刻的测量值以及滤波增益计算出系统状态的先验估计值,计算先验估计值的误差,通过误差对先验估计值进行修正计算出此时刻的最优状态估计值。

对于 PMSM 控制系统,其系统模型具有非线性的特性,其状态方程可描述为

$$\dot{x}(t) = f[x(t)] + Bu(t) + W(t) \quad (10)$$

$$y(t) = h[x(t)] + v(t) \quad (11)$$

$$\delta \dot{x}(t) = F[x(t)]\delta x(t) + B\delta u(t) + W(t) \quad (12)$$

$$\delta y(t) = H[x(t)]\delta x(t) + v(t) \quad (13)$$

其雅可比矩阵如式(14)所示:

$$F[x(t)] = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{x=x(t)} \quad \text{and} \quad H[x(t)] = \left. \frac{\partial h}{\partial x} \right|_{x=x(t)} \quad (14)$$

设定采样时间为 T ,可将式(10)、式(11)离散化为

$$x(t_n) = (I + FT_s)x(t_{n-1}) +$$

$$BT_s u(t_{n-1}) + W(t_{n-1}) \quad (15)$$

$$y(t_n) = Hx(t_n)x(t) + v(t_n) \quad (16)$$

对于 PMSM 模型, 选择状态变量 $x(t) = [i_d \ i_q \ \omega]$, 输入变量 $u(t) = [u_d \ u_q \ T_1]$, 输出变量 $y(t) = [\omega]$, 可得

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \\ \omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L}i_d + \omega i_q \\ -\omega i_d - \frac{R_s}{L}i_q - \frac{\psi_f}{L}\omega \\ \frac{P_n^2\psi_f}{J}i_q - \frac{\omega R_\Omega}{J} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{L} & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{P_n}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_d \\ u_q \\ T_1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

其雅可比矩阵为

$$F[x(t)] = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{x=x(t)} = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L} & \omega & i_q \\ -\omega & -\frac{R_s}{L} & -\frac{\psi_f}{L} \\ 0 & \frac{P_n^2\psi_f}{J} & -\frac{R_\Omega}{J} \end{bmatrix} \quad (18)$$

从而, 得到其状态转移矩阵和测量矩阵为

$$\Phi[t_n, t_{n-1}, x(t_{n-1})] = I + FT_s = \begin{bmatrix} 1 - \frac{R_s}{L}T_s & \omega T_s & i_q T_s \\ -\omega T_s & 1 - \frac{R_s}{L}T_s & -\frac{\psi_f}{L}T_s \\ 0 & \frac{P_n^2\psi_f}{J}T_s & 1 - \frac{R_\Omega}{J}T_s \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$H_k = \left. \frac{\partial h}{\partial x} \right|_{x=x(t)} = [0 \ 0 \ 1] \quad (20)$$

3.2 EKF 递推算法

对 PMSM 的非线性系统进行线性化处理后, 根据扩展卡尔曼滤波的递推公式得到 PMSM 无电流传感器控制的扩展卡尔曼滤波估计的递推公式为:

$$\hat{x}_{k/k-1} = \Phi_{k-1} \hat{x}_{k-1} \quad (21)$$

$$P_{k/k-1} = \Phi_{k/k-1} P_{k-1} \Phi_{k/k-1}^T + Q_{k-1} \quad (22)$$

$$K_k = P_{k/k-1} H_k^T (H_k P_{k/k-1} H_k^T + R)^{-1} \quad (23)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k/k-1} + K_k (y_k - H_k \hat{x}_{k/k-1}) \quad (24)$$

$$P_k = P_{k/k-1} - K_k H_k P_{k/k-1} \quad (25)$$

式中: $\hat{x}_{k/k-1}$ —— k 时刻的先验估计值;

$P_{k/k-1}$ —— k 时刻的先验估计协方差矩阵;

K_k —— k 时刻卡尔曼增益矩阵;

\hat{x}_k —— k 时刻的最优估计值;

P_k —— k 时刻的最优估计协方差矩阵。

根据 EKF 递推公式和 PMSM 的数学模型, 扩展卡尔曼滤波观测器的步骤如下:

(1) 预测。根据 t_{k-1} 时刻的状态变量最优估计值 \hat{x}_{k-1} , 对当前时刻系统状态变量进行先验估计, 得到系统状态变量的先验估计值 $\hat{x}_{k/k-1}$ 并计算先验估计的方差矩阵 $P_{k/k-1}$, 从而求得卡尔曼增益矩阵 K_k 。

(2) 更新。由观测误差及最小方差原则对先验估计值进行修正, 得到状态变量的最优估计值 \hat{x}_k , 同时计算出最优估计方差矩阵 P_k 。

3.3 参数选取及调整规则

对于扩展卡尔曼滤波, 状态变量的初值与实际初始状态不一致对状态的估计影响不大, 且随着滤波次数的增加, 初值的影响逐渐减小。

卡尔曼滤波的实质是通过测量量和预测量的偏差对预测状态进行反馈校正, 得到最优的状态估计, 因此状态估计的关键是对卡尔曼滤波增益矩阵的选择。设计增益矩阵的关键在于确定 Q 、 R 和 P 的初值。系统噪声协方差矩阵 $Q = \text{diag}(q_{11}, q_{22}, q_{33}, q_{44})$ 反映了系统模型的不准确性和系统扰动, 增大 Q 就是增加系统的扰动, 同时, K_k 也会变大, 增加了反馈的加权作用, 使系统动态性变快, 但是 Q 越小意味着系统可靠性越好。测量噪声协方差矩阵 R 反映位置传感器等测量噪声影响, 增大 R 表示测量值受噪声干扰大, 同时, 滤波器增益 K_k 会变小也会导致动态性能变差, 通常取 R 为两对角元素相等的对角矩阵。系统调试表明, 状态变量估计值的协方差矩阵 P 对系统稳态和动态过程时间影响不大。实际系统中, 系统噪声和测量噪声的统计特性通常是未知的, 而协方差矩阵 Q 、 R 数值选择合适与否对估计精度及算法收敛性有很大影响, 要通过经验和仿真来确

定。经过反复调试,得到 Q 、 R 和 P_0 如下:

$$P_0 = \begin{bmatrix} 0.1 & & \\ & 0.1 & \\ & & 0.01 \end{bmatrix} \quad (29)$$

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & & \\ & 0.1 & \\ & & 100 \end{bmatrix} \quad (30)$$

$$R = [100] \quad (31)$$

4 仿真结果及分析

仿真电机参数如表 1 所示。

表 1 仿真模型的参数

参数	数值
定子电阻 R/Ω	0.45
定子电感 L/H	3.9×10^{-3}
转子磁链 Ψ_f/Wb	0.13
额定转速 $n/(r \cdot \min^{-1})$	3 000
额定转矩 $T_N/(N \cdot m)$	2.39
额定功率 P/kW	0.75
极对数	4
dq 轴额定电流 $I_d = I_q/A$	3
采样时间 T/s	1×10^{-4}

4.1 有无电流传感器控制性能对比

将本文提出的基于扩展卡尔曼滤波的无电流传感器预测控制与有电流传感器预测控制进行在线变速和在线变载对比。在线变速对比如图 3 所示。仿真结果显示,在线加速或减速,本文提出的基于扩展卡尔曼滤波的无电流传感器预测控制均能获得与常规有电流传感器一样的性能。

有无电流传感器在线变载对比如图 4 所示。在 0.06 s 和 0.08 s 先后改为负载为额定转矩的一半和一倍。仿真结果显示,在线增加或减少负载,本文提出的基于扩展卡尔曼滤波的无电流传感器预测控制具有与常规有电流传感器相同的控制性能。

4.2 参数鲁棒性

对于实际电机控制系统,温度等因素会使得电机定子电阻的实际值升高而与额定值不一致,实际电机磁通在全新和使用较长时间后并不一致,全新电机的定子磁通一般略高于额定磁通,而使用较长时间后电机磁通会略低于定子磁通,电机定子电感也会与额定值不一致,故控制算法的

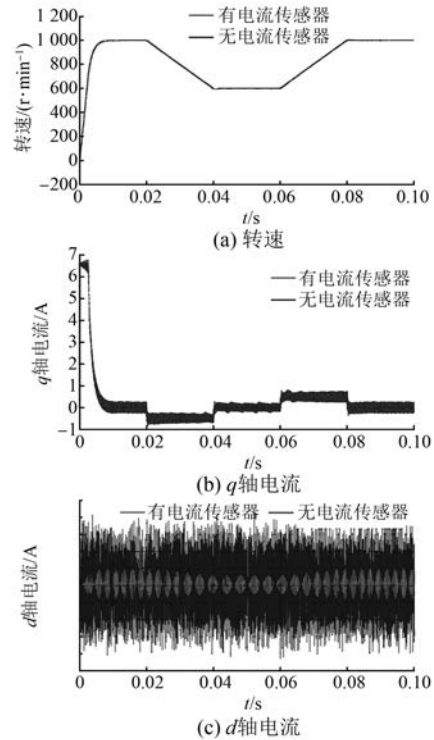


图 3 有无电流传感器在线变速对比仿真

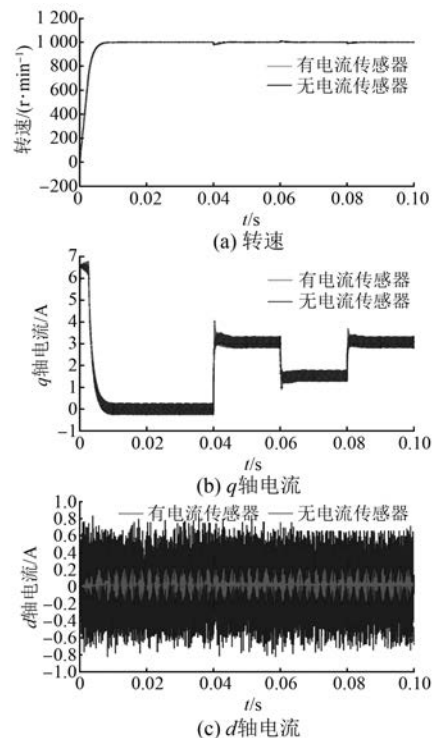


图 4 有无电流传感器在线变载对比仿真

参数鲁棒性至关重要。本文分别设计电机定子电阻、定子电感、永磁体磁链高于额定值、低于额定

值和额定值来分析本文所提无电流传感器控制算法的参数鲁棒性,仿真图如图 6~图 8 所示。

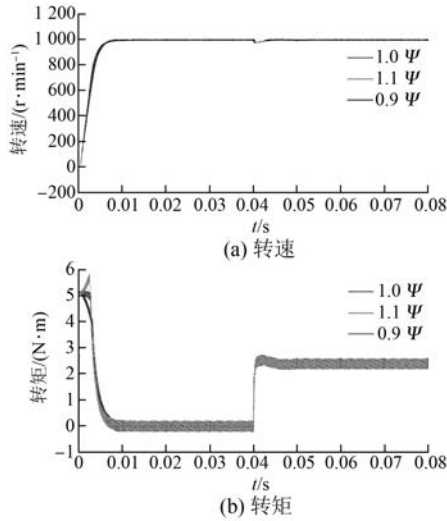


图 5 磁链鲁棒性仿真

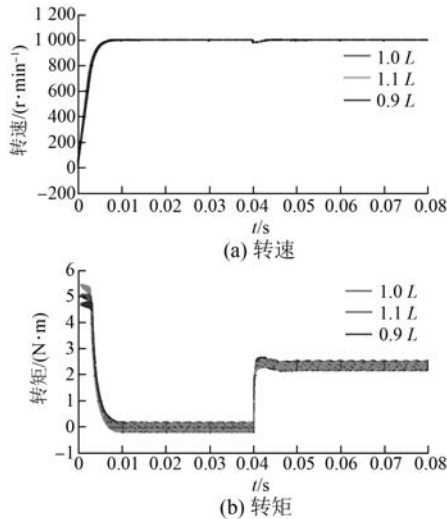


图 6 定子电感鲁棒性仿真

通过电机定子电阻、定子电感和永磁体磁链仿真对比图可以看出,本文提出的基于扩展卡尔曼滤波的 PMSM 具有良好的参数鲁棒性,能够满足控制系统需求。

5 结 语

本文在 PMSM 预测控制模型的基础上,设计了基于扩展卡尔曼滤波的无电流传感器预测控制算法。通过基于扩展卡尔曼滤波的 PMSM 无电流传感器预测控制算法与常规有电流传感器在线

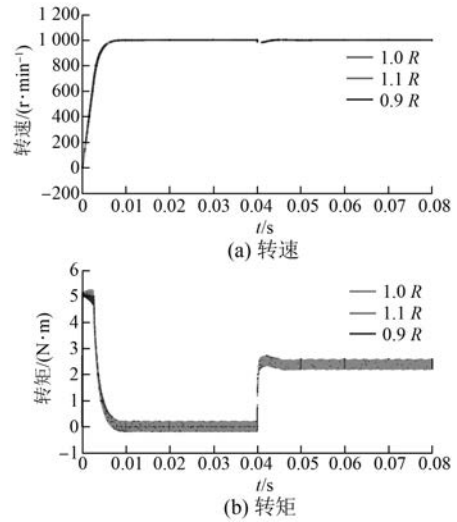


图 7 定子电阻鲁棒性仿真

变速和变载仿真对比得到,本文所提方法具有与有电流传感器相同的控制性能。参数鲁棒性仿真表明,本文所提方法具有较强的参数鲁棒性,能够满足实际控制需要。

【参考文献】

- [1] WANG G, YANG M, NIU L, et al. Static error elimination algorithm for PMSM predictive current control[C] // Control Conference IEEE, 2014: 7691-7696.
- [2] KHIL S K E, JLASSI I, ESTIMA J O, et al. Current sensor fault detection and isolation method for PMSM drives, using average normalised currents [J]. Electronics Letters, 2016, 52(17): 1434-1436.
- [3] GROUZ F, SBITA L, BOUSSAK M. Current sensors faults detection, isolation and control reconfiguration for PMSM drives [C] // International Conference on Electrical Engineering and Software Applications IEEE, 2013: 1-6.
- [4] MEHTA H, THAKAR U, JOSHI V, et al. Hall sensor fault detection and fault tolerant control of PMSM drive system[C] // International Conference on Industrial Instrumentation and Control IEEE, 2015: 133-146.
- [5] LANG X, YANG M, LONG J, et al. A novel direct predictive speed and current controller for PMSM drive[C] // IEEE, International Power Electronics and Motion Control Conference IEEE, 2016: 2551-2556.
- [6] YANG K, YANG M, LANG X, et al. An adaptive

- dead-time compensation method based on predictive current control [C] // IEEE, International Power Electronics and Motion Control Conference IEEE, 2016: 121-125.
- [7] 徐迅,阮建国,鲁文其,等.永磁同步电机无电流传感器控制系统运行性能分析[J].机电工程,2015,32(7):971-975.
- [8] XU Y, YAN H, ZOU J, et al. Zero voltage vector sampling method for PMSM three-phase current reconstruction using single current sensor[J].IEEE Transactions on Power Electronics, 2017, 32 (5): 3797-3807.
- [9] TENG Q, BAI J, ZHU J, et al. Current sensorless model predictive torque control based on adaptive backstepping observer for PMSM drives [J].Wseas Transaction on Systems,2014(13):187-202.
- [10] JEONG Y S, SUI S K, SCHULZ S E, et al. Fault detection and fault-tolerant control of interior permanent-magnet motor drive system for electric vehicle [J]. IEEE Transactions on Industry Applications,2005,41(1):46-51.
- [11] Shigeo MORIMOTO, Masayuki SANADA, Yoji TAKEDA. High-performance current sensorless drive for synchronous motors with only low-resolution position sensor[C]//Conference Record of the 2002 IEEE Industry Applications Conference. 37th IAS Annual Meeting,2002:2065-2072.
- [12] 韩利,刘春燕,何震球.隐极式 PMSM 无电流传感器调速控制系统研究[J].微电机,2010,43(7):36-39.
- [13] 黄伟钿,陈建宾.无电流环的 PMSM 控制系统仿真与实验研究[J].微计算机信息,2010,26(4-1):168-169,212.

收稿日期:2017-06-06

IE4 超超高效率电动机系列产品通过鉴定

中国机械工业联合会近日在上海组织行业专家对上海电机系统节能工程技术研究中心有限公司等单位完成的《IE4 效率等级电动机系列产品设计、制造关键技术开发及应用》项目成果进行了行业鉴定。由中国科学院顾国标院士等 7 位行业专家组成的鉴定委员会,在听取了完成单位的科技成果汇报后认为,在技术实现难度很大的情况下,该成果综合技术指标达到了国际同类产品先进水平,部分指标居国际领先水平;项目成果提升了相关行业的技术水平,提高了产品在国内外市场的竞争能力;成果的推广应用,为引领行业技术进步,促进节能减排做出了重大贡献。

项目完成了 IE4 效率等级超超高效率电动机四个系列的开发(包括 YZTE4 系列(IP55)铸铜转子三相异步电动机(H80~180)、YE4 系列(IP55)铸铝转子三相异步电动机(H80~355)、YE4 系列(IP55)低压大功率三相异步电动机和 TYE4 系列(IP55)自起动永磁同步电动机(H80~280),填补了该领域空白;攻克了三相交流电动机达到 IE4 能效等级,这一被国际 IEC 组织定义的世界难题。

项目同时在国内首次完成了 IE4 效率等级系列电机 3 项标准的制定(YZTE4 系列铸铜转子电机、YE4 系列电机和 TYE4 系列永磁电机技术条件)。

国际电工委员会 IEC 组织于 2014 年发布了 IEC60034-30-1“单速、三相笼型感应电动机的能效分级”标准,统一将电动机能效标准分为 IE1、IE2、IE3、IE4 四个等级,其中 IE4 为最高。同时国际 IEC 组织认为三相交流电动机达到 IE4 效率是一个全球范围的难题。IE4 比国内目前普遍使用的 Y、Y2 电机效率平均约提高 6%。

自 2014 年 10 月起,IE4 效率电动机已列入国家重点推广的高效节能产品,2017 年 9 月财政部、国家税务总局、国家发改委、工业和信息化部 and 环境保护部以财税(2017)71 号文发布了《关于印发节能节水和环境保护专用设备企业所得税优惠目录(2017 年版)的通知》,IE4 效率电动机列入所得税优惠目录。目前我国高效电机市场份额仅占 10% 左右,因此,IE4 效率电机具有广阔的市场发展前景。