

1-8-2019

Current Sensor Fault Diagnosis for Induction Motor in Vector Control System

Sun Kai

1. *School of Electrical and Electronic Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China;;*

Baina He

1. *School of Electrical and Electronic Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China;;*

Sarah Odofin

2. *Faculty of Engineering and Environment, University of Northumbria, Newcastle NE1 8ST, UK;;*

Gu Yu

3. *School of Automation, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Current Sensor Fault Diagnosis for Induction Motor in Vector Control System

Abstract

Abstract: A current sensor fault diagnosis method of induction motor in vector control system is proposed. A state-space form including sensor faults and environmental disturbances/noises of induction machine is described. An augmented observer is designed to simultaneously estimate system states, and current sensor faults. *To attenuate the effects from the environmental disturbances/noises, a genetic algorithm is employed to design observer gain by minimizing the estimation error against environmental disturbances and noises.* A simulation model based on Matlab and real-data of the induction motor collected by experiment is utilized to validate the proposed methods, which show the efficiency of the proposed sensor fault diagnosis approaches. The proposed methods have great potential to improve the reliability of the real-time operation of the induction motor drive systems.

Keywords

fault diagnosis, state estimation, genetic algorithm, sensor fault, induction motor, vector control, augmented observer

Recommended Citation

Sun Kai, He Baina, Sarah Odofoin, Gu Yu. Current Sensor Fault Diagnosis for Induction Motor in Vector Control System[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(8): 3139-3145.

矢量控制系统中感应电机电流传感器故障诊断

孙凯¹, 何柏娜¹, Sarah Odofin², 谷雨³

(1. 山东理工大学电气与电子工程学院, 山东 淄博 255049; 2. Faculty of Engineering and Environment, University of Northumbria, Newcastle, UK NE1 8ST; 3. 北京信息科技大学自动化学院, 北京 100192)

摘要: 提出一种矢量控制系统中感应电动机电流传感器故障诊断方法。建立包含扰动和传感器故障的电动机状态空间数学模型, 设计一个基于电动机状态空间数学模型的扩张状态观测器, 并设计一个故障估计器, 用以估计故障和系统状态。通过闭环系统特征值配置和遗传优化算法搜寻闭环反馈增益矩阵的最优值, 提高估计精度和鲁棒性, 利用 Matlab 仿真模型和实时数据进行仿真验证。

关键词: 故障诊断; 故障估计; 遗传算法; 传感器故障; 感应电动机; 矢量控制; 扩张状态观测器
中图分类号: TM346 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2018) 08-3139-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201808039

Current Sensor Fault Diagnosis for Induction Motor in Vector Control System

Sun Kai¹, He Baina¹, Sarah Odofin², Gu Yu³

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China; 2. Faculty of Engineering and Environment, University of Northumbria, Newcastle NE1 8ST, UK; 3. School of Automation, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: A current sensor fault diagnosis method of induction motor in vector control system is proposed. A state-space form including sensor faults and environmental disturbances/noises of induction machine is described. An augmented observer is designed to simultaneously estimate system states, and current sensor faults. To attenuate the effects from the environmental disturbances/noises, a genetic algorithm is employed to design observer gain by minimizing the estimation error against environmental disturbances and noises. A simulation model based on Matlab and real-data of the induction motor collected by experiment is utilized to validate the proposed methods, which show the efficiency of the proposed sensor fault diagnosis approaches. The proposed methods have great potential to improve the reliability of the real-time operation of the induction motor drive systems.

Keywords: fault diagnosis; state estimation; genetic algorithm; sensor fault; induction motor; vector control; augmented observer

引言

在三相感应电动机矢量控制系统中, 一般需要电流传感器检测电流信号并反馈到闭环控制系统,

以提高控制系统的性能。但是, 电流传感器由于各种原因会发生故障, 传感器故障将影响控制系统性能, 导致系统性能恶化, 损坏设备, 甚至造成生产事故^[1-2]。

就传感器故障而言, 目前存在三个层次的研究^[3], 即故障检测^[4-6]、故障隔离^[7-9]和故障辨识或故障估计^[10-11]。文献^[4-9]仅仅是针对故障检测和故障隔离, 这些方法不能把故障的类型和大小等信息



收稿日期: 2016-09-22 修回日期: 2016-12-10;
基金项目: 山东省高等学校科技计划(J14LN27);
作者简介: 孙凯(1970-), 男, 山东诸城, 博士, 副教授, 研究方向为现代电力电子技术及电气传动;
何柏娜(1977-), 女, 辽宁辽阳, 博士, 副教授, 研究方向为高电压技术。

<http://www.china-simulation.com>

• 3139 •

观测或估计出来。但是在实际的故障诊断系统中，仅仅故障检测或故障隔离并不能满足系统要求。如何把故障的类型、大小等信息实时估计或观测出来，对于故障诊断系统具有重要意义。如果能把故障实时估计出来，自然也就能够检测和隔离故障。文献[10]研究了线性采样系统传感器故障的 H_∞ 估计问题，提出了该问题有解的充分条件，并给出了传感器故障估计器的参数化设计方法。针对故障估计的鲁棒性问题，文献[11]设计了一个可以同时估计出系统状态变量和故障信号的观测器，并将该方法应用于车辆控制系统。

传感器故障的估计方法，从总体上来说分成两大类^[12]，即基于解析数学模型的方法^[13-16]和不依赖解析数学模型^[17-18]的方法。基于模型的诊断方法是当前应用最为广泛的故障诊断方法，其优点就是机理清晰，结构简单，易于实现。

本文提出一种电流传感器故障估计的方法，不但能够检测到传感器故障，而且可以实时估计出故障信号。为了提高故障估计的鲁棒性，本文先建立了包含未知扰动和传感器故障的电动机状态空间数学模型，然后设计了一个基于电动机状态空间数学模型的扩张状态观测器。本文通过闭环系统特征值配置和遗传优化算法搜寻闭环反馈增益矩阵的最优值，从而使得估计误差对未知扰动和系统噪声具有很强的鲁棒性。最后，通过 Matlab 对本文所提出的故障诊断方法进行仿真研究和验证。

1 扩张状态观测器的数学模型

对于线性定常多输入多输出系统，其状态空间方程为：

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) + Du(t) \end{cases} \quad (1)$$

当式(1)中含有传感器故障 $f(t)$ 和未知扰动 $d(t)$ 时，其动态方程如式(2)所示。

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + E_x d(t) \\ y(t) = Cx(t) + Du(t) + E_y d(t) + F_s f(t) \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中， $x(t) \in R^n$ 为系统状态向量， $y(t) \in R^p$

为系统输出向量， $u(t) \in R^m$ 为系统输入向量， $f(t) \in R^k$ 为传感器故障向量， $d(t) \in R^h$ 为系统扰动， A 、 B 、 C 和 D 为系统矩阵， F_s 为传感器故障的分布矩阵， E_x 和 E_y 为扰动分布矩阵。

为简便起见，下面的陈述中省略式(2)中的时间变量“ t ”。对于绝大多数传感器故障，可以做如下假设：(1) f 存在有界的一阶导数和二阶导数；(2) f 的二阶导数为零。

定义扩张状态向量 \bar{x} 如下：

$$\bar{x} = [x^T \quad \dot{f}^T \quad f^T]^T \in R^{\bar{n}} \quad (3)$$

因此，式(2)的扩展系统如下：

$$\begin{cases} \dot{\bar{x}} = \bar{A}\bar{x} + \bar{B}u + \bar{E}_x d \\ y = \bar{C}\bar{x} + Du + E_y d \end{cases} \quad (4)$$

在式(3)中， $\bar{n} = n + 2k$ ，下式中 I 为单位矩阵，

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} A & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 \end{bmatrix} \in R^{\bar{n} \times \bar{n}}, \quad \bar{B} = \begin{bmatrix} B \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \in R^{\bar{n} \times m},$$

$$\bar{E}_x = \begin{bmatrix} E_x \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \in R^{\bar{n} \times h}, \quad \bar{C} = [C \quad 0 \quad F_s] \in R^{p \times \bar{n}}.$$

对式(4)构建扩张状态观测器如下：

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = \bar{A}\hat{x} + \bar{B}u + \bar{K}(y - \hat{y}) \\ \hat{y} = \bar{C}\hat{x} + Du \end{cases} \quad (5)$$

在式(5)中， \bar{K} 为闭环反馈增益矩阵，上标“ \wedge ”表示估计值，下同。令 $\bar{e} = \bar{x} - \hat{x}$ 为估计误差，那么由式(4)和式(5)得：

$$\dot{\bar{e}} = (\bar{A} - \bar{K}\bar{C})\bar{e} + (\bar{E}_x - \bar{K}E_y)d \quad (6)$$

对式(6)Laplace 变换得：

$$\bar{e}(s) = (sI - \bar{A} + \bar{K}\bar{C})^{-1}(\bar{E}_x - \bar{K}E_y)d(s) \quad (7)$$

为了保证系统的稳定性，其充分条件是 (\bar{A}, \bar{C}) 是能观测的，即

$$\text{rank} \begin{bmatrix} sI - \bar{A} \\ \bar{C} \end{bmatrix} = n + 2k \quad (8)$$

当 $s = 0$ 和 $s \neq 0$ 时，扩张观测器见式(5)稳定的充分条件分别是式(9)和式(10)。

$$\text{rank} \begin{bmatrix} A & 0 \\ C & F_s \end{bmatrix} = n + k \quad (9)$$

$$\text{rank} \begin{bmatrix} sI - A \\ C \end{bmatrix} = n \quad (10)$$

因此, 系统扩张状态向量 \bar{x} 和故障 f 的估计值如式(11)所示, 称该式为故障估计器。

$$\begin{cases} \hat{x} = [I & 0 & 0] \hat{\bar{x}} \\ \hat{f} = [0 & 0 & I] \hat{\bar{x}} \end{cases} \quad (11)$$

控制系统的结构图如图 1 所示。

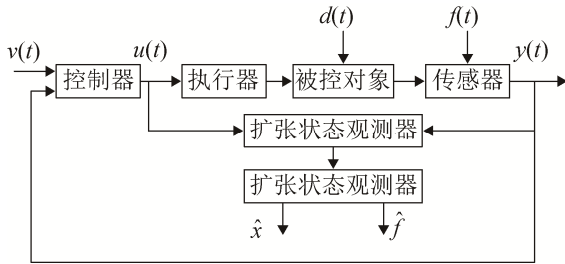


图 1 扩张状态观测器结构图
Fig. 1 Structure diagram of augmented observer

2 基于遗传算法的闭环极点配置

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)借鉴了达尔文的进化论和孟德尔的遗传学说, 是一种通过模拟自然进化过程搜索最优解的计算模型。其本质是一种高效、并行和全局搜索的优化算法, 能在搜索过程中自动获取和积累有关搜索空间的知识, 并自适应地控制搜索过程以求得最优解, 因而在最优控制中得到广泛应用。

定义 $H_d(s) = (sI - \bar{A} + \bar{K}\bar{C})^{-1}(\bar{E}_x - \bar{K}E_y)$ 为式(7)中未知扰动 d 的作用项, 那么只要估计误差 $\bar{e}(s)$ 足够小, 由式(11)就可以足够精确的估计出系统状态向量和系统故障, 并且也可以最大程度的削弱扰动对故障估计结果的影响。因此, 设计的核心任务就是通过某种方法设计 \bar{K} , 一方面使得系统渐近稳定, 另一方面使得估计误差足够小。本文采用 GA 方法来设计 \bar{K} , 因此定义适应度函数如下, ω_d 为扰动的频率。

$$J = \|H_d(s)\|_{s=j\omega_d} \quad (12)$$

观测器见式(5), 其特征值可能是实数, 也可能是共轭复数, 因此假设实数特征根和复数特征根的数量分别为 \bar{n}_r 个和 \bar{n}_c 对, 相应的特征向量分别

为 $\lambda_i (i=1, 2, \dots, \bar{n}_r)$ 和 $\lambda_{j,re} \pm j\lambda_{j,im} (j=1, 2, \dots, \bar{n}_c)$, \bar{n}_r 和 \bar{n}_c 满足关系式 $\bar{n}_r + 2\bar{n}_c = \bar{n}$ 。

对于实数特征根的情况, 假设 λ_i 是 $(\bar{A}^T - \bar{C}^T \bar{K}^T)$ 的第 i 个实数特征根, 其右特征向量为 v_i , 因此可以通过下式设计 v_i 。

$$\begin{cases} v_i = -(\lambda_i I - \bar{A}^T)^{-1} \bar{C}^T w_i \\ w_i = \bar{K}^T v_i \end{cases} \quad (13)$$

对于复数特征根的情况, 假设 $\lambda_{j,re} + j\lambda_{j,im}$ 是 $(\bar{A}^T - \bar{C}^T \bar{K}^T)$ 的第 j 个特征根, 其右特征向量为 $v_{j,re} + jv_{j,im}$, 因此

$$\begin{aligned} (\bar{A}^T - \bar{C}^T \bar{K}^T)(v_{j,re} + jv_{j,im}) = \\ (\lambda_{j,re} + j\lambda_{j,im})(v_{j,re} + jv_{j,im}) \end{aligned} \quad (14)$$

即:

$$\begin{cases} (\lambda_{j,re} I - \bar{A}^T)v_{j,re} - \lambda_{j,im} v_{j,im} = -\bar{C}^T \bar{K}^T v_{j,re} \\ \lambda_{j,im} v_{j,re} + (\lambda_{j,re} I - \bar{A}^T)v_{j,im} = -\bar{C}^T \bar{K}^T v_{j,im} \end{cases} \quad (15)$$

定义式(16)后, 可得式(17), 然后 \bar{K} 由式(18)计算得出。

$$A_j = \begin{bmatrix} \lambda_{j,re} I - \bar{A}^T & -\lambda_{j,im} I \\ \lambda_{j,im} I & \lambda_{j,re} I - \bar{A}^T \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$C_c = \begin{bmatrix} \bar{C}^T & 0 \\ 0 & \bar{C}^T \end{bmatrix}$$

$$\begin{cases} w_{j,re} = \bar{K}^T v_{j,re} \\ w_{j,im} = \bar{K}^T v_{j,im} \end{cases}$$

$$\begin{bmatrix} v_{j,re} \\ v_{j,im} \end{bmatrix} = -A_j^{-1} C_c \begin{bmatrix} w_{j,re} \\ w_{j,im} \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\bar{K} = [WV^{-1}]^T \quad (18)$$

式(18)中, $W \in R^{p \times \bar{n}}$ 和 $V \in R^{\bar{n} \times \bar{n}}$ 的定义如下:
 $W = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_{n_r}; w_{1,re} \ w_{2,re} \ \dots \ w_{n_c,re}; w_{1,im} \ w_{2,im} \ \dots \ w_{n_c,im}]$,
 $V = [v_1 \ v_2 \ \dots \ v_{n_r}; v_{1,re} \ v_{2,re} \ \dots \ v_{n_c,re}; v_{1,im} \ v_{2,im} \ \dots \ v_{n_c,im}]$ 。

为了设计 \bar{K} , 必须寻找式(18)中 W 和 V 的最优解, 使得 \bar{K} 满足适应度函数见式(12)为最小值。但是, 如何找到 W 和 V 的最优解是一项复杂的工作。本文采用 GA 寻找 W 和 V 的最优解。其基本思路就是: (1) 随机产生一组数据作为 W 的初始值, 也就是 GA 算法的初始种群。(2) 按照 GA 的控制算法, 对种群 W 进行复制、交叉和突变等操

作后产生下一代种群，并按照适应度函数见式(12)取得最小值的评价标准逐步淘汰适应度函数值低的个体，增加适应度函数值高的个体。如此反复，初始种群进化 N 代后就进化出适应度函数值很高的种群，该种群记作 W_N 。(3)把 W_N 代入式(17)，得到 V 。(4)最后，由式(18)得 \bar{K} 。

3 感应电动机数学模型及故障估计

若选取感应电机定子电流 i_s 和转子电流 i_r 为状态变量，则感应电机状态方程如式(19)所示^[19]。

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = Cx \end{cases} \quad (19)$$

在式(19)中，

$$A = \frac{1}{\sigma L_s L_r} \begin{bmatrix} -R_s L_r & \omega_r L_m^2 & R_r L_m & \omega_r L_m L_r \\ -\omega_r L_m^2 & -R_s L_r & -\omega_r L_m L_r & R_r L_m \\ R_s L_m & -\omega_r L_m L_s & -R_r L_s & -\omega_r L_r L_s \\ \omega_r L_m L_s & R_s L_m & \omega_r L_r L_s & -R_r L_s \end{bmatrix},$$

$$B = \frac{1}{\sigma L_s L_r} \begin{bmatrix} L_r & 0 & -L_m & 0 \\ 0 & L_r & 0 & -L_m \\ -L_m & 0 & L_s & 0 \\ 0 & -L_m & 0 & L_s \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$x = [i_{s\alpha} \quad i_{s\beta} \quad i_{r\alpha} \quad i_{r\beta}]^T, \quad u = [u_{s\alpha} \quad u_{s\beta} \quad u_{r\alpha} \quad u_{r\beta}]^T,$$

$$y = [i_{s\alpha} \quad i_{s\beta}]^T.$$

在式(19)中， $i_{s\alpha}$ 、 $i_{s\beta}$ 和 $i_{r\alpha}$ 、 $i_{r\beta}$ 分别为定子电流和转子电流在 α 轴和 β 轴上的分量， $u_{s\alpha}$ 、 $u_{s\beta}$ 和 $u_{r\alpha}$ 、 $u_{r\beta}$ 分别为定子电压和转子电压在 α 轴和 β 轴上的分量， $\sigma = 1 - L_m^2 / (L_s L_r)$ 为漏磁系数， L_s 和 L_r 分别为定子和转子电感， L_m 为互感， ω_r 为转子转速， R_s 和 R_r 分别为定子和转子电阻。

对于鼠笼式三相感应电动机，其三相关于定子电流满足 $i_{sA} + i_{sB} + i_{sC} = 0$ ，因此控制系统至少需要两个电流传感器检测电流。两个电流传感器的故障分别记作 f_{sA} 和 f_{sB} ，故障在 α 轴和 β 轴上的分量分别记作 $f_{s\alpha}$ 和 $f_{s\beta}$ ，因此定子电流的 Clarke 变换如式(20)所示。

$$\begin{bmatrix} i_{s\alpha} + f_{s\alpha} \\ i_{s\beta} + f_{s\beta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1/\sqrt{3} & 2/\sqrt{3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sA} + f_{sA} \\ i_{sB} + f_{sB} \end{bmatrix} \quad (20)$$

由式(20)得，

$$\begin{cases} f_{sA} = f_{s\alpha} \\ f_{sB} = \frac{\sqrt{3}}{2} \left(f_{s\beta} - \frac{1}{\sqrt{3}} f_{s\alpha} \right) \end{cases} \quad (21)$$

因此，只要把 $f_{s\alpha}$ 和 $f_{s\beta}$ 估计出来，就可以把 f_{sA} 和 f_{sB} 估计出来，如式(22)所示。

$$\begin{cases} \hat{f}_{sA} = \hat{f}_{s\alpha} \\ \hat{f}_{sB} = \frac{\sqrt{3}}{2} \left(\hat{f}_{s\beta} - \frac{1}{\sqrt{3}} \hat{f}_{s\alpha} \right) \end{cases} \quad (22)$$

4 仿真与实验研究

本文利用 Matlab/Simulink 对上述故障估计方法进行了仿真研究，并利用电动机运行的实时数据予以验证。仿真及试验中所用电动机参数如表 1 所示。

表 1 电动机参数
Tab. 1 Motor Parameters

序号	主要参数	量值	单位
1	定子电阻	0.644	Ω
2	转子电阻	0.507	Ω
3	定子电感	108.615	mH
4	转子电感	107.902	mH
5	互感	105.096	mH
6	极对数	2	
7	额定频率	50	Hz
8	转动惯量	0.089	kg·m ²
9	额定电压	340	V
10	额定功率	5.5	kW
11	额定转矩	36	N·m

4.1 假设仿真条件

考虑到电动机实际运行的情况和验证系统的鲁棒性，本文假设两种电流传感器的故障如条件 1 和条件 2 所示。

条件 1 A 相和 B 相电流传感器故障分别为式(23)和式(24)，式中 $0.1 \times \sin(10\pi t)$ 为传感器噪声信号。

$$f_{sA} = \begin{cases} 0, & t \leq 1s \\ 1 + 0.1 \times \sin(10\pi t), & t > 1s \end{cases} \quad (23)$$

$$f_{sB} = \begin{cases} 0, & t \leq 2s \\ 1 + 0.1 \times \sin(10\pi t), & t > 2s \end{cases} \quad (24)$$

此外，还有两个脉冲扰动信号 d_{sA} 和 d_{sB} 分别

施加给两个电流传感器, 如式(25)和式(26)所示。

$$d_{sA} = \begin{cases} 0, & t \leq 3s \text{ or } t \geq 3.1s \\ 1, & 3s < t < 3.1s \end{cases} \quad (25)$$

$$d_{sB} = \begin{cases} 0, & t \leq 4s \text{ or } t \geq 4.1s \\ 1, & 4s < t < 4.1s \end{cases} \quad (26)$$

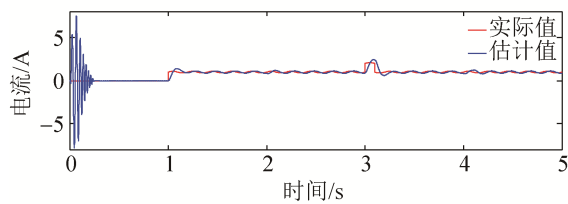
条件 2 A 相和 B 相电流传感器故障分别为式(27)和式(28), 式中 $0.1 \times \sin(10\pi t)$ 为传感器噪声信号。条件 2 下的两个扰动信号 d_{sA} 和 d_{sB} 分别与式(25)和式(26)相同。

$$f_{sA} = \begin{cases} 0, & t \leq 1s \\ -0.01 \times (t-1) + 0.1 \times \sin(10\pi t), & t > 1s \end{cases} \quad (27)$$

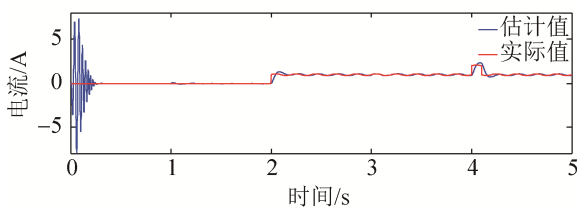
$$f_{sB} = \begin{cases} 0, & t \leq 2s \\ 0.1 \times (t-2) + 0.1 \times \sin(10\pi t), & t > 2s \end{cases} \quad (28)$$

4.2 仿真结果

当矢量控制系统在额定转速和额定转矩运行时, 条件 1 和条件 2 下的仿真波形分别如图 2~3 所示。

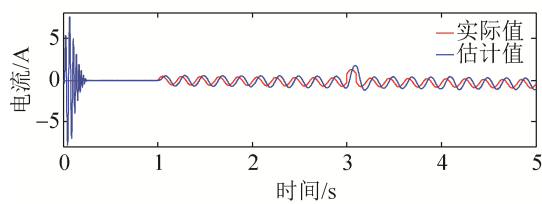


(a) A 相电流传感器故障 f_{sA}

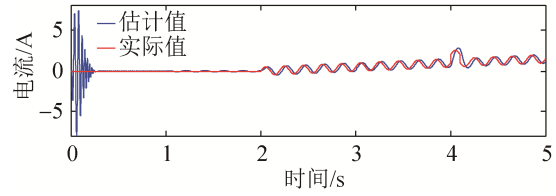


(b) B 相电流传感器故障 f_{sB}

图 2 额定转速、额定转矩和条件 1 下的仿真波形
Fig. 2 Simulation waves under the conditions of rated speed, rated torque and case 1



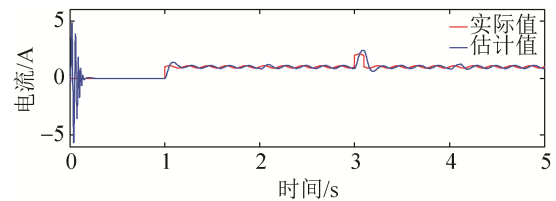
(a) A 相电流传感器故障 f_{sA}



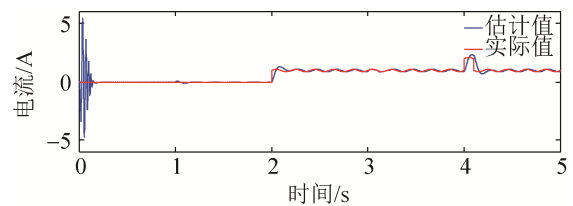
(b) B 相电流传感器故障 f_{sB}

图 3 额定转速、额定转矩和条件 2 下的仿真波形
Fig. 3 Simulation waves under the conditions of rated speed, rated torque and case 2

当控制系统在额定转速和空载运行时, 在条件 1 和条件 2 下的仿真波形分别如图 4~5 所示。

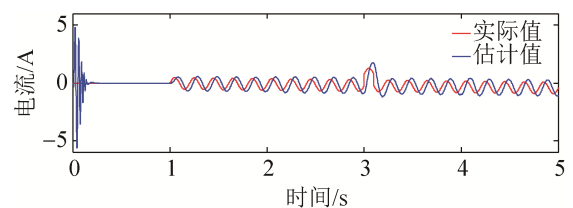


(a) A 相电流传感器故障 f_{sA}

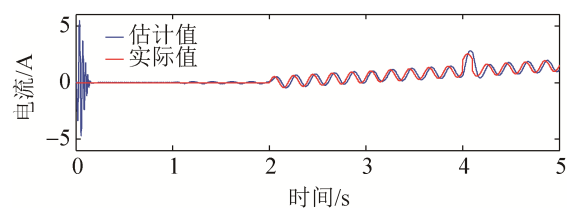


(b) B 相电流传感器故障 f_{sB}

图 4 额定转速、空载和条件 1 下的仿真波形
Fig. 4 Simulation waves under the conditions of rated speed, no load and case 1



(a) A 相电流传感器故障 f_{sA}



(b) B 相电流传感器故障 f_{sB}

图 5 额定转速、空载和条件 2 下的仿真波形
Fig. 5 Simulation waves under the conditions of rated speed, no load and case 2

由以上仿真波形可以看出,传感器故障和状态变量可以被准确的估计出来,并且对系统扰动具有很强的鲁棒性。

4.3 实验验证结果

电动机运行时,通过人为方式制造电流传感器的故障并实时采集控制系统的内部参数,然后把采集到的实时参数注入故障仿真模型,进而验证故障估计方法的有效性。

首先,如图6(a)所示的 $t=2$ s时制造A相电流传感器的短路故障,即电流传感器输出为零。然后,再如图6(b)所示的 $t=1\sim 3.3$ s制造B相电流传感器的脉冲干扰故障,即在B相电流传感器的输出端叠加一个脉冲干扰信号。验证结果如图6所示。需要说明的是:图6中的横坐标并不是实际数据的起始时刻,所示波形仅仅为实际数据的一部分。

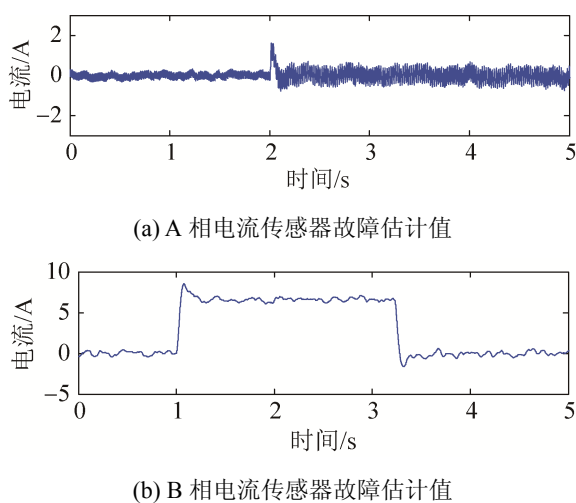


图6 实时数据验证波形

Fig. 6 Current sensor fault estimations of phase A and B with real-time data.

5 结论

基于状态观测器的故障估计方法是目前应用最为广泛的方法之一。本文设计的扩展观测器充分考虑到未知扰动和系统噪声对估计结果的影响,同时利用遗传算法自适应搜索全局最优解的特性配置观测器的闭环极点,再根据遗传算法搜索到闭环极点设计闭环反馈增益矩阵。这一方面使得故障估

计误差最小,另外一方面也使得估计结果对扰动和噪声具有较强的鲁棒性。仿真结果表明,本文所提出的方法可以准确的估计出传感器故障和系统状态变量。

参考文献:

- [1] 张学广, 陈辉, 马彦, 等. 双馈风力发电机定子电流检测系统容错控制[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(3): 30-35.
Zhang Xueguang, Chen Hui, Ma Yan, et al. Fault tolerant control for stator current sensor system in doubly-fed induction generator wind turbines[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(3): 30-35.
- [2] Nandi S, Toliyat H, Li X. Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors-a review[J]. IEEE Trans on Energy Conversion(S0885-8969), 2005, 20(4): 719-729.
- [3] Kail Rothenhagen, Friedrich Wilhelm Fauchs. Current sensor fault detection, isolation, and reconfiguration for doubly fed induction motors[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics(S0278-0046), 2009, 56(10): 4239-4245.
- [4] 于泳, 蒋生成, 王高林, 等. 基于状态观测器的感应电机速度传感器故障诊断及容错控制[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(18): 123-129.
Yu Yong, Jiang Shengcheng, Wang Gaolin, et al. Fault diagnosis and tolerant control for speed sensors based onstate observers in Induction motor drives[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(18): 123-129.
- [5] 鲍文, 于达仁, 王伟, 等. 基于关联规则的火电厂传感器故障检测[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(12): 171-174.
Bao Wen, Yu Daren, Wang Wei, et al. Sensor fault detection in thermal power plants based on association rule[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(12): 171-174.
- [6] Zhang C, Huang Y, Shao R. Robust faults detection for induction motor using observer[J]. Journal of Control Theory and Applications (S2095-6983), 2012, 10(4): 528-532.
- [7] 朱大明. 基于发动机性能传感器故障隔离方法研究[J]. 航空发动机, 2014, 40(1): 42-47.
Zhu Daming. Sensor fault isolation based on engine performance [J]. A eroengine, 2014, 40(1): 42-47.
- [8] 王俭臣, 齐晓慧, 单甘霖. 采用改进分布式模型的传感器故障隔离方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2015, 43(4): 118-123.
Wang Jianchen, Qi Xiaohui, Shan Ganlin. Sensor fault isolation method using improved decentralized model[J].

- J. Huazhong Univ. of Sci.&Tech.(Natural Science Edition), 2015, 43(4): 118-123.
- [9] Zhang X, Foo G, Vilathgamuwa M, et al. Sensor fault detection, isolation and system reconfiguration based on extended kalman filter for induction motor drives[J]. IET Electric Power Applications (S1751-8660), 2013, 7(7): 607-617.
- [10] 尤富强, 王福利, 关守平. 采样数据系统传感器故障的 H_∞ 状态估计[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(6): 1110-1112.
You Fuqiang, Wang Fuli, Guan Shouping. Estimation of sensor faults for sampled-data systems in H-infinity setting [J]. Control Theory & Applications, 2008, 25(6): 1110-1112.
- [11] Gao Z, Ding S X, Ma Y. Robust fault estimation approach and its application in vehicle lateral dynamic systems[J]. Optimal Control Applications and Methods (S1099-1515), 2007, 28(3): 143-156.
- [12] 何富君, 刘小磊, 卢晓昭, 等. 传感器的故障诊断技术研究[J]. 科学技术与工程, 2010, 10(26): 6481-6487.
He Fujun, Liu Xiaolei, Lu Xiaozhao, et al. Research on fault detection diagnosis technology for sensor[J]. Science Technology and Engineering, 2010, 10(26): 6481-6487.
- [13] 李辉, 赵猛, 赵斌, 等. 双馈风电机组关键传感器的故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(6): 73-78.
Li Hui, Zhao Meng, Zhao Bin, et al. Fault diagnosis methods for key sensors of doubly fed wind turbine[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(6): 73-78.
- [14] Gao Z, Cecati C, Ding S X. A survey of fault diagnosis and fault tolerant techniques-part I: fault diagnosis with model-based and signal-based approaches[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics (S0278-0046), 2015, 62(6): 3757-3767.
- [15] Liu M, Shi P. Sensor fault estimation and tolerant control to stochastic systems with a descriptor sliding mode approach[J]. Automatica (S0005-1098), 2013, 49(5): 1242-1250.
- [16] Wang Zhen-hua, Rodrigues Mickael, Theilliol, et al. Sensor fault estimation filter design for discrete-time linear time-varying systems[J]. ACTA automatica Sinica (S1874-1029), 2014, 40(10): 2364-2369.
- [17] 李欢欢, 司凤琪, 徐治皋. 一种基于鲁棒自联想神经网络的传感器故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(14): 116-121.
Li Huanhuan, Si Fengqi, Xu Zhigao. A sensor fault diagnosis method based on robust auto-associative neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(14): 116-121.
- [18] Gao Z, Cecati C, Ding S X. A survey of fault diagnosis and fault tolerant techniques-part II: fault diagnosis with knowledge-based and hybrid/active approaches[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics (S0278-0046), 2015, 62(6): 3768-3774.
- [19] Gonzalo Abad, Jesus Lopez, Miguel A. Rodriguez, et al. Doubly fed induction machine: Modeling and control for wind energy generation[M]. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, 2011: 216-217.

(上接第 3138 页)

- [14] Yao H, Shen L Y, Tan Y T, et al. Simulating the Impacts of Policy Scenarios on the Sustainability Performance of Infrastructure Projects[J]. Automation in Construction (S0926-5805), 2011, 20(8): 1060-1069.
- [15] Shin M Y, Lee H S, Park M S, et al. A System Dynamics Approach for Modeling Construction Workers' Safety Attitudes and Behaviors[J]. Accident Analysis and Prevention (S0001-4575), 2014, 68(2): 95-105.
- [16] 刘克. 实用马尔可夫决策过程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
Liu Ke. Practical Markov Decision Process[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004.