

钟广安,王俊年,于文新,等.基于 LFT 键合图的异步电机故障分析与诊断[J].湖南科技大学学报(自然科学版),2022,37(2): 64-72. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2022.02.010

ZHONG G A, WANG J N, YU W X, et al. Fault Analysis and Diagnosis of Asynchronous Motor Based on LFT Bond Graph[J]. Journal of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2022,37(2): 64-72. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2022.02.010

基于 LFT 键合图的异步电机故障分析与诊断

钟广安¹,王俊年^{2,3*},于文新¹,贺峰¹

(1.湖南科技大学 信息与电气工程学院,湖南 湘潭 411201; 2.湖南科技大学 物理与电子科学学院,湖南 湘潭 411201;
3.湖南科技大学 智能传感器与新型传感材料湖南省重点实验室,湖南 湘潭 411201)

摘要:对异步电机故障进行分析和诊断,可以减少停机时间和维护成本.在键合图理论的基础上,提出将线性分式变换和诊断键合图模型结合的故障诊断方法.首先,搭建异步电机键合图模型,通过添加虚拟传感器将键合图模型转换为诊断键合图模型,由虚拟传感器求出残差.然后,通过分析模型中元件的因果关系消除未知变量,从而推导出解析冗余式和故障特征矩阵.针对元件参数的不确定性,提出基于线性分式变换搭建不确定性键合图模型来构造自适应阈值的方法,并在 20-sim 仿真平台上进行实验.结果表明:该方法可以对异步电机的定子绕组匝间短路故障和转子断条故障进行快速、准确地检测.

关键词:异步电机;故障分析与诊断;键合图;解析冗余式

中图分类号:TM343 文献标志码:A 文章编号:1672-9102(2022)02-0064-09

Fault Analysis and Diagnosis of Asynchronous Motor Based on LFT Bond Graph

ZHONG Guang'an¹, WANG Junnian^{2,3*}, YU WenXin¹, HE Feng¹

(1. School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;
2. School of Physics and Electronics, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;
3. Hunan Provincial Key Laboratory of Intelligent Sensors and Advanced Sensor Materials,
Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

Abstract: The analysis and diagnosis technology of asynchronous motor faults can reduce downtime and maintenance costs. Based on the bond graph theory, a fault diagnosis method combining linear fraction transformation and diagnostic bond graph model is proposed. First, it builds the bond graph model of the asynchronous motor, converts the bond graph model into a diagnostic bond graph model by adding a virtual sensor, and obtains the residual from the virtual sensor. Then, the unknown variables are eliminated by analyzing the causal relationship of the components in the model, and the analytical redundancy and fault feature matrix are derived. Aiming at the uncertainty of component parameters, a method of building an uncertainty bond graph model to construct an adaptive threshold is proposed. Experiments on the 20-sim simulation platform show that the method can quickly and accurately detect the stator winding inter-turn short-circuit fault and the rotor broken bar fault of the asynchronous motor.

Keywords: asynchronous motors; fault detection and identification; bond graph; analytical redundancy relations

收稿日期:2021-09-11

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61973109)

*通信作者,E-mail:jnwang@hnust.edu.cn

随着科技的进步,自动化设备的应用遍及各行各业,对设备可靠性和安全性的要求也越来越高,因此,故障识别和检测(Fault Detection and Identification, FDI)技术得到了快速发展.采用故障检测和识别方法,在早期阶段就可以有效地阻止故障的传播,减少经济损失.

故障诊断方法主要可以分为基于数据驱动的方法和基于模型的方法^[1].基于数据驱动的故障诊断方法的特点是不需要建立精确的数学模型,但是需要大量的历史运行数据来建立诊断参考体系^[2].对于记录的故障数据量较少的系统,基于数据驱动方法的准确性和效率会大幅降低.基于模型的故障诊断方法是用残差来进行故障诊断,其中残差是指系统实际运行的测量值和模型仿真值之间的差,对于实际运行中故障数据较少的系统,该方法可以取得更好的诊断效果,但是需要一个精确的模型.键合图(Bond Graph, BG)是一种遵守能量守恒定律的图形建模方法.BG 模型可以直接推导出数学状态方程,并且可以使用势变量和流变量直观地表示系统各部分之间功率流的交换关系.基于 BG 模型的故障诊断方法已经大量应用在风力发电系统等复杂系统的故障诊断中,并取得了良好的诊断效果^[3].BG 故障诊断方法需要从 BG 模型推导解析冗余式(Alytic Redundancy Relations, ARR)和故障特征矩阵(Fault Feature Matrix, FFM),使用 ARR 求出残差,将残差和 FFM 进行对比从而确定发生故障元件的位置^[4].其中,系统的 BG 建模及 ARR 的推导起关键作用,因此,对键合图模型和 ARR 推导方法的优化都有利于对复杂系统的故障诊断.

ARRs 是一组包含节点变量关系的约束方程,常用的 ARR 推导方法有因果路径覆盖法、因果关系逆转法、时间因果图法和诊断键合图法(Diagnostic Bond Graph, DBG)等.Mojallal 等^[5]提出基于因果关系逆转法的 BG 故障诊断方法,可以有效地检测和隔离电机的转子绕组短路故障,但使用因果关系逆转法推导结构复杂 BG 模型的 ARR 时,过程比较繁琐并且效率较低;Alashter 等^[6]提出了一种基于时间因果图的交流感应电机故障诊断方法,可以将 ARR 的推导方式简化,并推导出更多的 ARR,有利于提高对系统故障的检测,但对于存在代数循环和非可逆函数等情况的系统时,该方法难以消除所有未知变量从而难以推导出 ARR;Samantaray 等^[7]提出了基于 DBG 理论的故障诊断方法,将推导 ARR 求解残差的方法进一步简化,对于 ARR 无法直接推导出来的系统,该方法也可以通过虚拟传感器建立 ARR 的计算模型.残差表示系统的实际行为与系统的数学模型行为之间的差异.当系统无故障时,通过 ARR 得到的残差通常为 0;当系统发生故障时,残差就会变为非 0.

当系统正常运行时,由于复杂的工作环境对元件参数造成的影响,也会导致残差发生波动不再为 0^[8].因此,应该设置一个合理的阈值,减少误报警率,并提高故障诊断精度.残差的波动主要由模型参数的不确定性引起.Kam 等^[9]在考虑加性或乘性参数变化的情况下,提出了基于线性分式变换(Linear Fractional Transform, LFT)搭建 BG 模型的方法.考虑模型参数的不确定性是研究建模和系统稳定性的关键,Djeziri 等^[10]提出了基于线性分式变换 BG 模型构造自适应阈值的故障诊断方法,在电动汽车牵引系统的故障诊断中可以提高诊断精度,但是,该方法在系统存在交流电源等波动信号源时,所构造的阈值也会受影响出现波动变化,这会延迟检测到故障的时间.

本文提出一种基于 LFT 键合图的异步电机故障分析与诊断方法,将 DBG 模型和 LFT 方法进行结合,使用确定性部分模型推导解析冗余式和故障特征矩阵,基于不确定性 BG 模型构造自适应阈值.在异步电机的定子绕组匝间短路故障和转子断条的故障诊断中,所得到的实验结果证明该方法可以取得优秀的诊断效果.

1 异步电机的等效模型

为了方便建模与分析,以异步电机在帕克坐标系(dq)下的等效电路为基础,异步电机的等效电路如图 1 所示^[11].图 1 中, $i_{ds}, i_{dr}, i_{qs}, i_{qr}, u_{ds}, u_{dr}, u_{qs}, u_{qr}$ 和 $\psi_{ds}, \psi_{dr}, \psi_{qs}, \psi_{qr}$ 为相应 d, q 轴上定子和转子绕组的电流、电压和磁链; L_{ls}, L_{lr}, L_m 分别为定子漏感、转子漏感、定转子间的互感; a 为电机极对数; T_{em}, T_l 为电磁转矩和负载转矩; J_c 和 B_c 分别为转动惯量和机械阻尼; ω 为转子机械转速; R_s, R_r 为定子和转子绕组的电阻; $L_s = L_{ls} + L_m$ 和 $L_r = L_{lr} + L_m$ 分别为定子和转子绕组的自感; p 为微分算子; ω_s, ω_r 分别为 dq 坐标系的电角速度和转子相对于定子的电角速度.

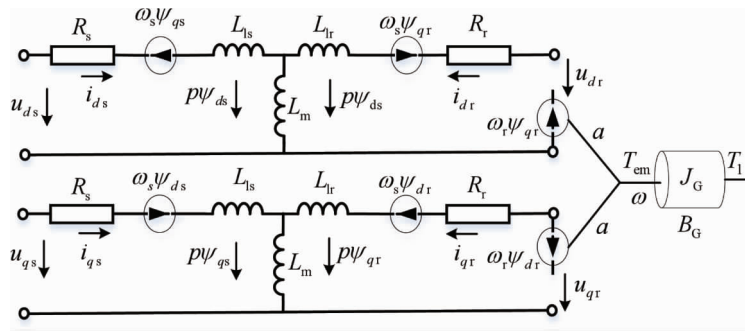


图1 异步电机的等效电路

在异步电机中,由于端环短路,转子电压是0,定子瞬时电流的和也是0,则电机中没有零序电流分量,在建模时就不用考虑零序电路^[12].为了简化求残差的步骤,本文使用DBG模型来进行诊断.DBG是通过在BG模型中加入虚拟的势传感器、流传感器并进行相应转化得到的,在故障检测的过程中,DBG优先利用微分因果关系^[13].因此,需要进行如下的转换:

- 1) 势检测器 De 的转换:(1)转换 BG 模型中 De 的因果关系;(2)将传感器测量值作为可变势源 MSe 的信号输入;(3)使用虚拟流传感器 Df* 来测量残差.转换过程如图 2 所示.
- 2) 流检测器 Df 的转换:需要将 Df 用 MSf 和 De* 替代,和上面方法类似.

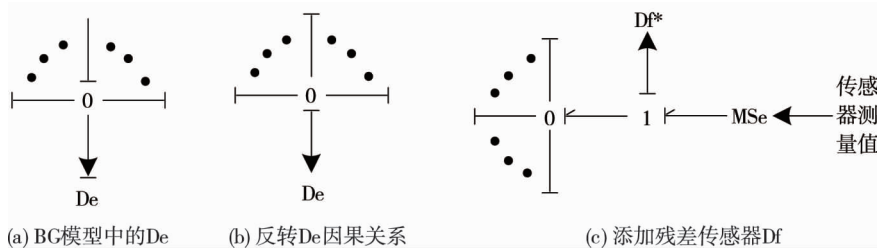


图2 势传感器转换

通过图 1 得到的 BG 模型转化而来的 DBG 模型如图 3 所示,其中 ABC_dq 坐标变换模块表示三相电压转换为两相电压的模型, f_{m1} f_{m2} f_{m3} f_{m4} 和 f_{m5} 分别为使用 Df 测量得到的 $1_1, 1_2, 1_3, 1_4$ 和 1_5 节点的流变量.

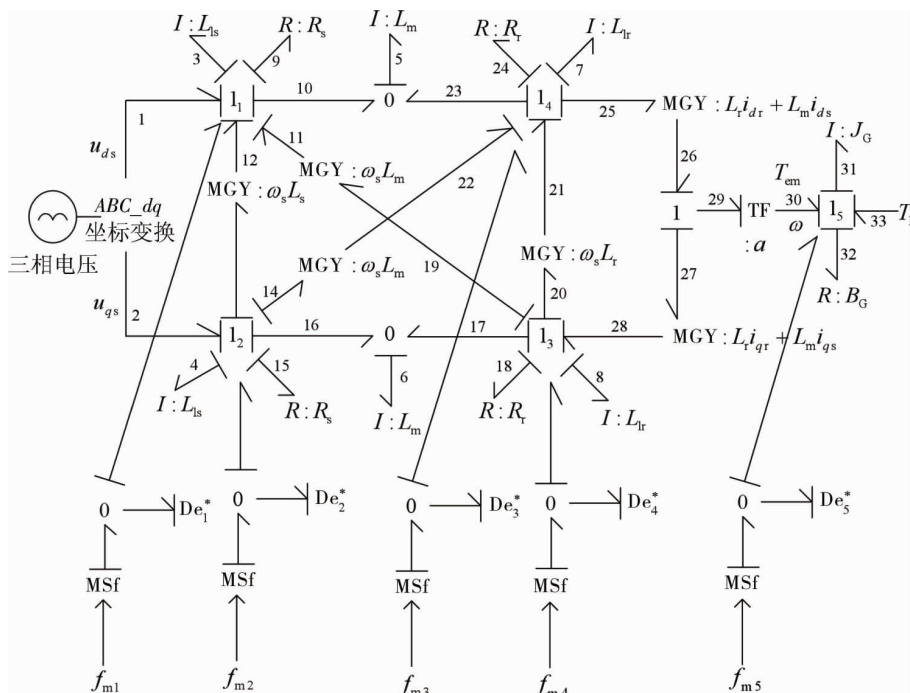


图3 异步电机的DBG模型

2 基于BG模型的故障诊断方法

基于BG模型的故障诊断方法的关键是通过判别由BG模型推导出的ARRs的值,即残差的状态来检测系统是否发生故障.当系统正常运行时,残差等于0或近似为0;当故障出现时,残差会出现明显偏离0的现象^[14].故障诊断方法流程如图4所示.此方法的关键在于残差的产生,本文利用DBG方法来计算残差.

2.1 推导解析冗余关系

BG系统变量之间的约束关系用解析冗余式来表示,其一般形式如下:

$$\text{ARRs} = f_i(\theta, u, e_m, f_m), i = 1, 2, \dots, n.$$

式中: θ 为元器件的参数标称值; u 为系统输入(势源或者流源); e_m 和 f_m 分别为势检测器De的测量值和流检测器Df的测量值; n 为ARRs的数量.

通过分析DBG节点的因果关系并消除系统未知量,可以得到ARRs.

将可测量的变量和相应元件参数代入ARRs可以得到系统实际运行时的残差 r .当系统正常运行时,残差近似等于0;当发生故障时,残差的绝对值会明显大于0并超过阈值 H .在外部扰动的影响下,系统残差总是会出现偏离0的波动现象^[15].需要设置一个合理的阈值以免出现误报警.用布尔行变量 $C = [c_1 \cdots c_i \cdots c_n]$ 来表示残差集合,其中 c_i 为

$$c_i = \begin{cases} 1, & |r_i| > H_i; \\ 0, & |r_i| \leq H_i. \end{cases} \quad i = 1, \dots, n.$$

式中: r_i 为第 i 个ARRs的残差; H_i 为第 i 个ARRs的阈值.

当系统发生故障时,残差 $|r_i| > H_i$,则 $c_i = 1$,反之 $c_i = 0$.

对于节点 1_1 ,其解析冗余关系如式(1)所示.

$$e_1 - e_3 - e_9 - e_{10} + e_{11} + e_{12} = 0. \quad (1)$$

式中: $e_1 = u_{ds}$; $e_3 = L_{ls} \frac{df_{m1}}{dt}$; $e_9 = f_{m1}R_s$; $e_{10} = e_5 = L_m \frac{d}{dt}(f_{m1} + f_{m4})$; $e_{11} = \omega_s L_m f_{m3}$; $e_{12} = (L_m + L_{ls}) \omega_s f_{m2}$.

因此,将上面各式代入式(1)可得ARR₁为

$$\text{ARR}_1(R_s, L_m, L_{ls}) = u_{ds} - L_{ls} \frac{df_{m1}}{dt} - f_{m1}R_s - L_m \frac{d}{dt}(f_{m1} + f_{m4}) + \omega_s L_m f_{m3} + (L_m + L_{ls}) \omega_s f_{m2}. \quad (2)$$

同理,可从节点 $1_2, 1_3, 1_4, 1_5$ 得出其余4个ARRs为

$$\text{ARR}_2(R_s, L_m, L_{ls}) = u_{qs} - f_{m2}R_s - L_m \frac{d}{dt}(f_{m2} + f_{m3}) - L_{ls} \frac{df_{m2}}{dt} - \omega_s L_m f_{m4} - (L_m + L_{ls}) \omega_s f_{m1}; \quad (3)$$

$$\text{ARR}_3(R_r, L_m, L_{lr}) = [(L_m + L_{lr}) f_{m4} + L_m f_{m1}] f_{m5} a - L_{lr} \frac{df_{m3}}{dt} - f_{m3}R_r - \omega_s L_m f_{m1} - L_m \frac{d}{dt}(f_{m2} + f_{m3}) - (L_m + L_{lr}) \omega_s f_{m4}; \quad (4)$$

$$\text{ARR}_4(R_r, L_m, L_{lr}) = \omega_s L_m f_{m2} + (L_m + L_{lr}) \omega_s f_{m3} - f_{m4}R_r - L_m \frac{d}{dt}(f_{m1} + f_{m4}) - [(L_m + L_{lr}) f_{m3} + L_m f_{m2}] f_{m5} a - L_{lr} \frac{df_{m4}}{dt}; \quad (5)$$

$$\text{ARR}_5(B_G, L_m, L_{lr}, J_G, T_l) = [(L_m + L_{lr}) f_{m3} + L_m f_{m2}] f_{m4} - B_G f_{m5} - J_G \frac{df_{m5}}{dt} - T_l - [(L_m + L_{lr}) f_{m4} + L_m f_{m1}] f_{m3}. \quad (6)$$

2.2 阈值的设定

电子元件的实际参数值包括标称值和不确定性2部分,后者是指标称值和实际值之间的差.采用LFT

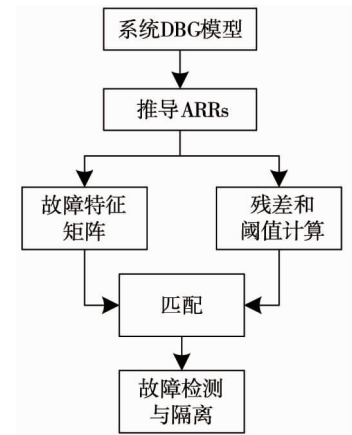


图4 故障诊断方法流程

概念构建的 BG 参数不确定性模型的结构如图 5 所示^[16]. 图 5 中, $M(s)$ 和 Δ 分别为已知部分和不确定因素; z_1 和 x_1 分别为系统的辅助输入和实际输入; z_2 和 x_2 分别为系统的辅助输出和实际输出^[17]. 由于使用参数不确定性模型不会改变原模型的因果关系, 因此, 本文基于不确定性模型来构建自适应阈值.

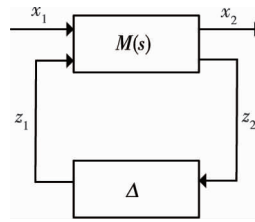


图 5 BG 参数不确定性模型

元件参数标称值 θ 和不确定性偏差 $\Delta\theta$ 的相应关系如式(7)所示.

$$\delta_\theta = \frac{\Delta\theta}{\theta + \Delta\theta}. \quad (7)$$

式中: δ_θ 为不确定性系数.

这里的元器件是指 C 元件、I 元件、R 元件、TF 元件和 GY 元件等 BG 基本元件. 元件参数的不确定性分布近似于高斯分布(即正态分布), 其平均值 $\bar{\theta}$ 和标准偏差 σ 的计算如下:

$$\bar{\theta} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \theta_i;$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\theta_i - \bar{\theta})^2}.$$

式中: θ_i 为第 i 个元件参数值.

元件参数值分布于置信区间 $(1 - \sigma)$ 的概率为 $D = \{\bar{\theta} - z_2\sigma < x_i < \bar{x} + z_2\sigma\} = 1 - \sigma$. 设置信水平为 98%, $\sigma = 95\%$, 由标准正态分布表可以得出不确定系数 $\delta_\theta \approx 0.05$, $z_2 = 2.33$. 基于上述理论, 设置自适应阈值 H_i 为

$$H_i(\theta, u, e_m, f_m) = f_i(\theta, u, e_m, f_m) \pm \omega_i(\theta, u, e_m, f_m).$$

式中: $\omega_i(\theta, u, e_m, f_m)$ 为阈值不确定性部分, $\omega_i(\theta, u, e_m, f_m) = \frac{\int_0^t (\delta_\theta z_2 \sum |ARR_i|) dt}{t - 0} =$

Average $[\delta_\theta z_2 \sum |y_i|]$, 其中, y_i 为第 i 个元件的不确定性残差分量.

ω_i 的计算如式(8)~式(12)所示.

$$\omega_1 = \text{Average} \left\{ 0.05 \times 2.33 \times \left[\left| L_{1s} \frac{df_{m1}}{dt} \right| + \left| L_m \frac{d}{dt}(f_{m1} + f_{m4}) \right| + |f_{m1} R_s| + \right. \right. \\ \left. \left. | \omega_s L_m f_{m3} | + |(L_m + L_{1s}) \omega_s f_{m2} | \right] \right\}; \quad (8)$$

$$\omega_2 = \text{Average} \left\{ 0.05 \times 2.33 \times \left[|f_{m2} R_s| + \left| L_m \frac{d}{dt}(f_{m2} + f_{m3}) \right| + | \omega_s L_m f_{m4} | + \left| L_{1s} \frac{df_{m2}}{dt} \right| + \right. \right. \\ \left. \left. |(L_m + L_{1s}) \omega_s f_{m1} | \right] \right\}; \quad (9)$$

$$\omega_3 = \text{Average} \left\{ 0.05 \times 2.33 \times \left[\left| L_m \frac{d}{dt}(f_{m2} + f_{m3}) \right| + |f_{m3} R_r| + |(L_m + L_{1r}) \omega_s f_{m4} | + | \omega_s L_m f_{m1} | + \right. \right. \\ \left. \left. \left| L_{1r} \frac{df_{m3}}{dt} \right| + |(L_m + L_{1r}) f_{m4} f_{m5} a | + | L_m f_{m1} f_{m5} a | \right] \right\}; \quad (10)$$

$$\omega_4 = \text{Average} \left\{ 0.05 \times 2.33 \times \left[\left| L_m \frac{d}{dt}(f_{m1} + f_{m4}) \right| + |f_{m4} R_r| + \right. \right.$$

$$\left\{ |(L_m + L_{lr}) \omega_s f_{m3}| + |\omega_s L_m f_{m2}| + \left| L_{lr} \frac{df_{m4}}{dt} \right| + |(L_m + L_{lr}) f_{m3} f_{m5} a| + |L_m f_{m2} f_{m5} a| \right\}; \quad (11)$$

$$\omega_5 = \text{Average}\{0.05 \times 2.33 \times [|L_m f_{m2} f_{m4}| + |L_m f_{m1} f_{m3}| + |(L_m + L_{lr}) f_{m4} f_{m3}| + |(L_m + L_{lr}) f_{m3} f_{m4}|]\}. \quad (12)$$

2.3 故障特征矩阵

故障特征矩阵 FFM 反映了系统残差和系统元件之间的联系,由式(2)~式(6)可以得到故障特征矩阵 FFM 如表 1 所示.

表 1 异步电机故障特征矩阵

	r_1	r_2	r_3	r_4	r_5	D_b	I_b
R_s	1	1	0	0	0	1	0
R_r	0	0	1	1	0	1	1
L_m	1	1	1	1	1	1	1
L_{lr}	0	0	1	1	1	1	1
L_{ls}	1	1	0	0	0	1	0
B_G	0	0	0	0	1	1	0
J_G	0	0	0	0	1	1	0
T_1	0	0	0	0	1	1	0

注: D_b 为元件故障可检测性; I_b 为元件故障可隔离性

当表 1 中某个元件相应的 ARR 值至少有一个不为 0 时,则表示该元件的故障可以被检测到,记 $D_b = 1$,否则记 $D_b = 0$.如果元件相应的 ARR 值组成的行向量唯一时,记 $I_b = 1$,否则 $I_b = 0$.

3 仿真与分析

通过 20-sim 软件对异步电机 BG 模型正常运行及发生故障时的情况进行仿真分析.仿真参数设置:三相电压 $U_{ABC} = 220 \text{ V}$; $f = 50 \text{ Hz}$; $\omega_s = 314 \text{ rad/s}$; $a = 2$; $J_G = 0.3 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$; $B_G = 0.05 \text{ N} \cdot \text{s/m}$; $R_s = 0.435 \text{ } \Omega$; $R_r = 0.816 \text{ } \Omega$; $L_m = 0.083 \text{ H}$; $L_s = L_r = 0.085 \text{ H}$; $L_{ls} = L_{lr} = 0.002 \text{ H}$.受故障影响元件的参数变化如表 2 所示.

表 2 故障相关元件参数变化

故障编号	故障描述	受影响的元件	参数值
F_1	定子匝间短路	L_{ls}	0.002 16 H
		R_s	0.413 2 Ω
F_2	转子断条	R_r	0.941 6 Ω

3.1 电机模型仿真验证

电机正常工作的特性曲线如图 6 所示.当电机 BG 模型正常空载运行时,在 $t = 0.1 \text{ s}$ 之前,电机的电磁转矩和转速会上下波动,0.1 s 后电磁转矩稳定减小接近于 $0 \text{ N} \cdot \text{m}$,转速会稳定在 157 rad/s ,仿真结果如图 6a 所示.在 $t = 2.5 \text{ s}$ 时,负载转矩由 $0 \text{ N} \cdot \text{m}$ 突变到 $40 \text{ N} \cdot \text{m}$,受到负载转矩的影响,电机电磁转矩和转速也会发生相应的变化并可以在 0.1 s 后逐渐平稳运行,如图 6b 所示.此时电机正常运行,系统所有残差为 0,如图 6c 所示.由图 6 可知:该 BG 模型可以很好地模拟异步电机的运行状态,为接下来的故障诊断打下基础.

3.2 故障 F_1 仿真分析

根据 LFT-BG 诊断方法,当系统无故障发生时残差为 0.假设 $t = 2.5 \text{ s}$ 由于干扰的影响,导致定子绕组元件参数比标准值小 1%,此时定子绕组相关的残差 r_1 和 r_2 会发生波动,但是并不会超出阈值触发故障警报.添加扰动后 r_1 的变化如图 7 所示.由图 7 可知: $t = 2.5 \text{ s}$ 之前, r_1 和 r_2 稳定为 0; $t = 2.5 \text{ s}$ 之后, r_1 和 r_2 开始上下小幅度波动,波动幅值小于阈值 H_1 .在 $t = 3 \text{ s}$ 时设置 L_{ls} 和 R_s 分别为 0.002 H 和 $0.413 \text{ } \Omega$,模拟定子绕组发生 5% 匝间短路故障,此时 r_1 和 r_2 会由 0 发生突变,并超出阈值 H_1 触发故障警报,其余残差不会发生变化.定子匝间短路故障的残差如图 8 所示.由图 8a 和图 8b 展示发生故障 F_1 的仿真结果可以看出:该方法在 $t = 0.005 \text{ s}$ 内迅速检测到 r_1 和 r_2 超过其对应的阈值 H_1 .由图 8c 可知: r_3 , r_4 和 r_5 仍等于 0,

则故障特征向量 $[r_1 \ r_2 \ r_3 \ r_4 \ r_5]$ 为 $[1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0]$.对比表 1 可知:符合定子匝间短路故障特征,故该方法可以迅速有效地检测到故障 F_1 .

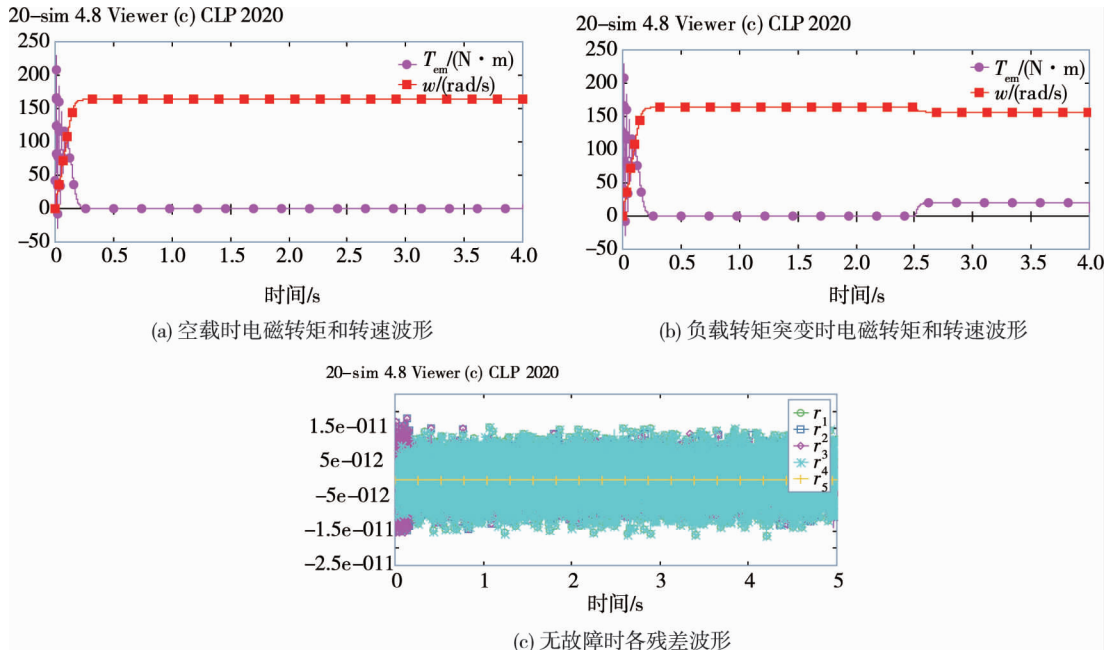


图 6 电机正常工作的特性曲线

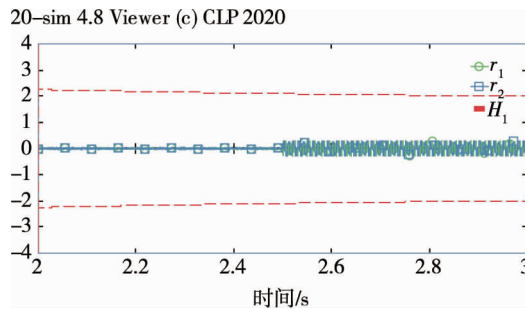


图 7 添加扰动后 r_1 和 r_2 的变化

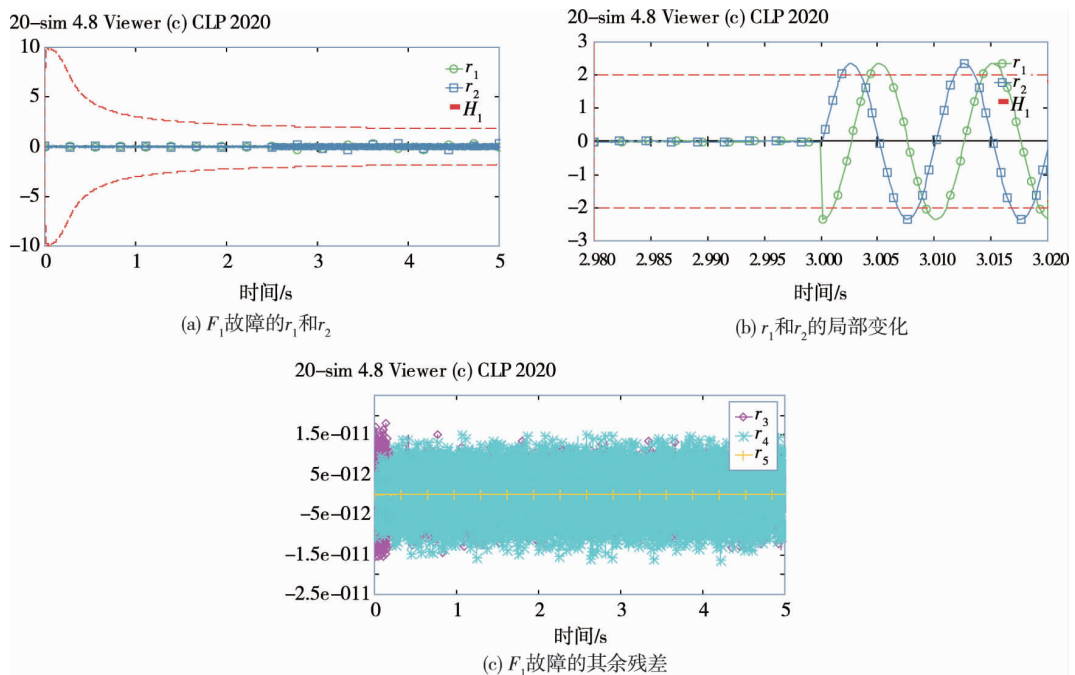


图 8 定子匝间短路故障的残差

3.3 故障 F_2 仿真分析

根据 LFT-BG 诊断方法,当系统无故障发生时残差为 0.假设在 $t=2.5$ s 时设置干扰,使得转子绕组元件参数比标准值小 2%,此时转子绕组相关的残差 r_3 和 r_4 会发生波动,但是并不会超出阈值.添加扰动后 r_3 和 r_4 的变化如图 9 所示.由图 9 可知: $t=2.5$ s 之前, r_3 和 r_4 稳定为 0; $t=2.5$ s 之后, r_3 和 r_4 开始上下小幅度波动,波动幅值小于阈值 H_4 ;在 $t=3$ s 时,设置 $R_r=0.9416 \Omega$,模拟转子绕组发生断条故障,此时 r_3 和 r_4 会由 0 发生突变,并超出阈值 H_4 触发故障警报,其余残差不会发生变化.转子断条故障的残差如图 10 所示.由图 10a 和图 10b 展示的发生故障 F_2 的仿真结果可以看出:该方法在 $t=0.005$ s 内迅速检测到 r_3 和 r_4 超过其对应的 H_4 .由图 10c 可知: r_1 , r_2 和 r_5 仍等于 0,则故障特征向量 $[r_1 \ r_2 \ r_3 \ r_4 \ r_5]$ 为 $[0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 0]$.对比表 1 可知:符合转子断条故障特征,故该方法可以迅速有效地检测到故障 F_2 .

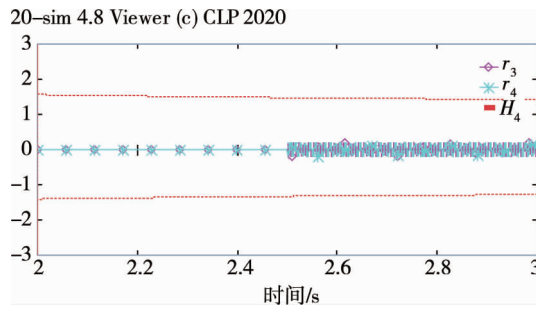


图 9 添加扰动后 r_3 和 r_4 的变化

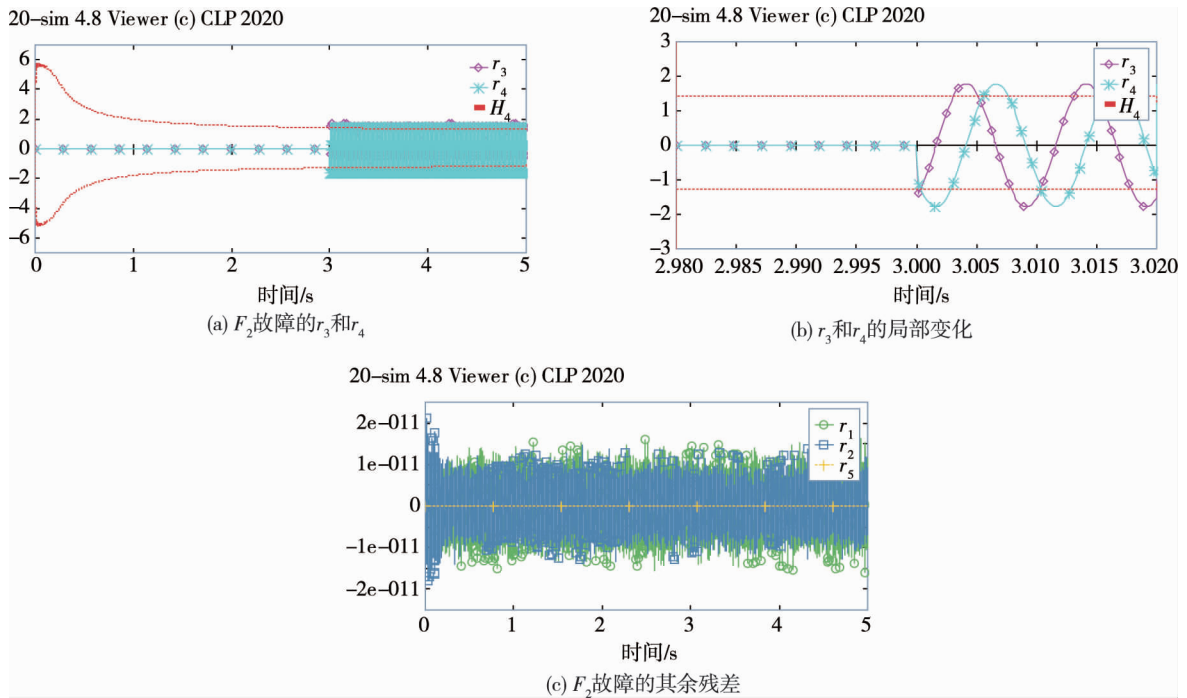


图 10 转子断条故障的残差

4 结论

- 1) 所提出的方法可以对异步电机定子匝间短路故障和转子断条故障进行快速准确地检测.
- 2) 使用 LFT 生成的自适应阈值,可以降低参数不确定性造成的误诊,提高诊断精度.
- 3) 未来的工作中会将该模型和风力发电系统其他部件的 BG 模型耦合在一起,进行整个风电系统的建模和故障诊断研究.

参考文献:

- [1] 沈艳霞,李帆.风力发电系统故障诊断方法综述[J].控制工程,2013,20(5):789-795.
- [2] Sankavaram C, Kodali A, Pattipati K R, et al. Incremental classifiers for data-driven fault diagnosis applied to automotive systems[J]. IEEE access, 2015, 3: 407-419.
- [3] Mojallal A, Lotfifard S. Multi-physics graphical model-based fault detection and isolation in wind turbines[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 9(6): 5599-5612.
- [4] Borutzky W. Bond graphs for modelling, control and fault diagnosis of engineering systems[M]. Berlin: Springer, 2017.
- [5] Mojallal A, Lotfifard S. Multi-physics graphical model-based fault detection and isolation in wind turbines[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 9(6): 5599-5612.
- [6] Alashter A, Gu F, Ball A D, et al. Fault Diagnosis of Broken Rotor Bar in AC Induction Motor based on A Qualitative Simulation Approach[C]//2019 25th International Conference on Automation and Computing (ICAC). IEEE, 2019: 1-6.
- [7] Samantaray A K, Medjaher K, Bouamama B O, et al. Diagnostic bond graphs for online fault detection and isolation[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2006, 14(3): 237-262.
- [8] Borutzky W. Bond graph model-based system mode identification and mode-dependent fault thresholds for hybrid systems[J]. Mathematical and Computer Modelling of Dynamical Systems, 2014, 20(6): 584-615.
- [9] Kam C S, Dauphin-Tanguy G. Bond graph models of structured parameter uncertainties[J]. Journal of the Franklin Institute, 2005, 342(4): 379-399.
- [10] Djeziri M A, Merzouki R, Bouamama B O. Robust monitoring of an electric vehicle with structured and unstructured uncertainties[J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2009, 58(9): 4710-4719.
- [11] Junco S, Donaire A. Bond graph modeling and simulation of electrical machines[M]//Borutzky W. Bond Graph Modelling of Engineering Systems. London: Springer, 2011: 269-321.
- [12] Song H, Qu Y, Wang X. Bond graph and port-controlled Hamiltonian model of doubly-fed wind power system[C]//IECON 2012-38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society. IEEE, 2012: 269-273.
- [13] Sobral G D S, Góes L C S. Fault Detection and Isolation Based on Bond Graph Models: Application to an Electromechanical Actuator[C]//Proceedings of the 10th Aerospace Technology Congress, October 8-9, 2019, Stockholm, Sweden. 2019.
- [14] 张歆炆,帕孜来·马合木提.基于键合图的飞跨电容型逆变器故障诊断研究[J].电测与仪表,2016,53(19):31-37.
- [15] Said M, Fazai R, Abdellafou K B, et al. Decentralized fault detection and isolation using bond graph and PCA methods[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 99(1): 517-529.
- [16] Prakash O, Samantaray A K, Bhattacharyya R. Model-based multi-component adaptive prognosis for hybrid dynamical systems[J]. Control Engineering Practice, 2018, 72: 1-18.
- [17] Yu M, Lu H, Wang H, et al. Compound fault diagnosis and sequential prognosis for electric scooter with uncertainties[C]//Actuators. Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2020, 9(4): 128.