

基于工业互联网和多传感器数据的电机故障诊断方法^{*}

王建辉, 刘朋鹏, 韦福东, 王 辉

[上海电器科学研究所(集团)有限公司, 上海 200063]

摘 要: 提出了一种基于工业互联网和多传感器数据的电机故障诊断方法。通过各类传感器在线实时得到电机的电压、电流、振动、温度等信号的瞬时值, 并转化为表征电机状态的各个特征参数。根据各个特征参数在各个故障模式下的变动情况, 得到各个故障模式下故障特征及其隶属度。把故障特征与故障模式之间的关系分为充分条件和必要条件关系。按照充分条件和必要条件分类后, 对每个故障模式对应的 2 类条件下的故障特征的隶属度进行融合, 最后得出每个故障模式的隶属度, 为远程运维系统决策服务。该方法既可以部署在电机远程运维工业互联网的边缘设备中, 也可以部署在云平台服务程序中, 实现快速而可靠的电机故障诊断。

关键词: 电机; 故障诊断; 多传感器; 工业互联网

中图分类号: TM 307 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-6540(2019)12-0092-07

Fault Diagnosis Method for Motor Based on Industrial Internet and Multi-Sensor Data^{*}

WANG Jianhui, LIU Pengpeng, WEI Fudong, WANG Hui

[Shanghai Electrical Apparatus Research Institute (Group) Co., Ltd., Shanghai 200063, China]

Abstract: A fault diagnosis method for motor based on industrial internet and multi-sensor data was presented. The instantaneous values of voltage, current, vibration and temperature of the motor could be obtained online in real time through a number of sensors, such as voltage, current, vibration and temperature sensor. The instantaneous values could be transformed into various characteristic parameters to characterize the state of the motor. According to the fluctuation of each characteristic parameter in each fault mode, the fault features and their membership functions in each fault mode could be obtained. The relationship between fault features and fault modes could be classified into sufficient and necessary conditions. The membership function of the fault features under the two conditions corresponding to each fault mode were fused. The membership function of each fault mode was obtained to serve the decision-making of the remote operation and maintenance system. This method could be deployed not only in the edge equipment of remote operation and maintenance industrial internet, but also in the service program of cloud platform to realize fast and reliable motor fault diagnosis.

Key words: motor; fault diagnosis; multi-sensor; industrial internet

0 引 言

电机是石油、煤炭、化工、冶金、纺织等各类工

业设备的关键核心部件, 在部分重要应用领域或设备上, 需要时刻关注电机运行状态及性能, 避免出现严重故障和非计划停机, 以保证设备或系统

^{*} 基金项目: 2017 工业转型升级项目(中国制造 2025)

作者简介: 王建辉(1971—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为电机设计与控制技术。

刘朋鹏(1991—), 男, 硕士, 研究方向为电机设计与控制技术。

韦福东(1992—), 男, 硕士, 研究方向为电机设计与控制技术。

正常运行。

目前,电机及驱动设备的运行维护主要采用被动式维修,包括事后维修和预防性维修。事后维修无法预测电机事故及停机情况,会产生二次损坏或灾难性后果,且维修费用高。预防性维修增加了正常电机的无用检修次数,过度维修可能弊大于利,造成停机故障,影响机组正常运行,降低了生产效率,提高了维保费用。

基于工业互联网的运行维护优化技术逐渐成熟,使得利用损耗特性参数进行电机故障预测成为可能。通过工业互联网技术对生产设备进行实时监测,可以实现预测性维护决策。在线实时监测电机的运行参数就是其中一项重要内容,然后根据电机故障机理和大数据方法,确定电机是否健康,辨识出电机可能的故障模式,为运行维护提供及时、准确的参考信息^[1]。

为了能更准确且可靠地辨识电机的故障模式,需要得到尽可能多的电机状态信息,因此必然要求利用多个传感器采集电机的电压、电流、振动和温度等物理量,实现在线监测功能^[2-4]。

随着工业互联网的迅猛发展,基于大数据的电机故障诊断技术使得获取在线监测数据和各种故障模式之间的关系模型更为便捷。得到这些关系模型后,还需要把这些模型部署到边缘侧或云端,及时地把在线监测数据转化为电机发生各种故障模式的可能性^[5]。目前,在线监测数据与各种故障模式之间的关系模型,以及基于在线监测数据的故障诊断方法较少。本文提出了一种基于工业互联网和多传感器数据的故障诊断方法。

1 故障特征和故障模式

1.1 多传感器数据和特征参数

基于多传感器的在线监测系统一般通过各类传感器按照一定的采样频率采集电机的电压、电流、振动、温度的瞬时值。这些瞬时值不能直接用来表示电机的性能状态,而是需要通过转换计算才能变为表征电机状态的特征参数。具体如下:

(1) 通过对在线监测的三相电压电流瞬时值的转换,可得到三相电压电流的最大值、三相电压电流有效值、三相电压电流某次谐波的幅值、三相电压电流不平衡度、电压电流负序分量占正序分量的比例等特征参数。为了获取上述某次谐波的

幅值、负序分量等参数,需要传感器具有较高的采样频率,并对数据进行快速傅里叶变换、正负序分量等处理。

(2) 通过对在线监测的电机绕组温度的转换,可得电机绕组温度的变化率、电机的绕组的热寿命时间等特征参数。

(3) 通过对在线监测的电机轴承附近端盖振动速度的转换,可以得到,电机 x 、 y 、 z 3 个方向的振动幅值、某一频率的振动幅值以及振动幅值的变化率等特征参数。

(4) 通过对电机电压、电流的同时监测,可得功率、功率因数等特征参数。

(5) 通过对在线监测的电流、振动、温度的监测,可得运行累计时间、轴承运行寿命等特征参数。

综上所述,通过在线监测的多传感器获得的数据,可得多于传感器个数的特征参数。

1.2 故障特征

在电机发生故障时,不同的特征参数具有相对应的故障特征。例如,在某个故障模式下,电流有效值会出现“>、<、 $\approx$ ”正常运行状态下电机的电流有效值的特征。特征参数与在正常运行状态的波动情况进行比较后形成的故障判断,称为故障特征。常见的电机故障特征如表 1 所示。

表 1 常见的电机故障特征

序号	故障特征
1	电压有效值过大
2	电压不平衡度过大
3	电压频率过大或过小
4	电流有效值过大
5	电流不平衡度过大
6	电流频率过大或过小
7	振动有效值过大
8	绕组温升过大

1.3 故障模式

电机故障的表现形式可以用故障模式来表示。故障模式是对电机所发生的、能被观察或测量到的故障现象的规范描述。可以将故障模式分为不同的层次,如系统、子系统及零部件。对电机而言,故障模式可以按照下列层次和部件分类描述:系统、环境、电源、定子、转子、负载、散热系统、

轴承等,并对各分类进行统一编号。电机的部分故障模式如表 2 所示。

表 2 电机的部分故障模式

故障模式	类别
定转子铁心未对齐	系统
定子接线头松动	系统
定子底脚螺栓松动	系统
定转子机械接触	系统
静态气隙不均匀	系统
动态气隙不均匀	系统
轴向窜动	系统
紧固件松脱	系统
超速或速度过低	系统
定子电流不平衡	定子
定子电流过流	定子
电源电压过压或欠压	电源
电源电压频率偏差超限	电源
电源电压三相不平衡	电源
电源电压缺相	电源
定子铁心绝缘破坏	定子-定子铁心
定子绕组相间短路	定子-定子绕组
定子绕组匝间短路	定子-定子绕组
定子绕组接法错误	定子-定子绕组
动平衡超限	转子
转子断条	转子-鼠笼
端环损伤	转子-鼠笼
转子轴挠曲	转子-转轴

1.4 故障特征和故障模式的关系

电机的故障特征和故障模式之间有如下关系。

(1) 故障特征是故障模式发生的充分条件。只要有该故障特征发生,则说明一定会发生相对应的故障模式。如:某相电流过大说明定子电流过流故障;某相无电流说明电机发生缺相故障等。这类故障特征的出现将指向单一的故障模式。

(2) 故障特征是故障模式发生的必要条件。在某种故障模式下,必然会出现一种或一种以上的故障特征。该故障特征就是故障模式发生的必要条件。只要出现该故障特征,则说明有可能发生该故障模式。发生该故障模式,则必然有该故

障特征。如:振动超限值,则有可能发生动平衡超限或者底脚松动或者联轴器不对中等多种故障模式。动平衡超限肯定会发生振动超限值的故障特征,且定子电压、电流有效值等处于正常状态;振动超限且电压或电流有效值正常是动平衡超限的必要条件;动平衡超限是振动超限且电压或电流有效值正常的充分条件。

对于电机来说,一个故障模式会对应于一个或多个必要条件性质的故障特征,多个故障特征同时出现,则某个故障模式的可能性较高。

2 故障诊断方法

2.1 故障特征隶属度及其确定方法

为了确定故障特征的隶属度,首先需要确定特征参数在故障状态下的变化情况。例如,针对“电流有效值过大”的故障特征,对应于监测或计算得到的每一个电流有效值,均需要对应到一个确定的“电流有效值过大”的隶属度,从而说明当前电流属于“电流有效值过大”这一特征的程度。

实际上,在电机正常运行时,其电流有效值不是一个恒定不变的值,而是一个概率分布。假设其符合正态分布,则通过统计可以获得不同分组的电流有效值的平均值和标准差。例如,按照一定时间间隔对某台正常电机的电流有效值进行检测,获得的每组数据假设为 p 个点,这样可以得到该组数据的平均值和标准差。然后,可以持续按每 p 个点采集一组数据,从而得到每一组数据的平均值和标准差。比较所有组的平均值,得到其最大值 D_2 和最小值 D_1 ,即该电流有效值的上下限,并将得到该上下限的标准差 s_1 和 s_2 作为其隶属度函数的系数。从而可得“电流有效值在正常范围内”的隶属度函数,定义如下:

$$v = \begin{cases} e^{-\frac{(D_2-D)^2}{2s_2^2}}, & D > D_2 \\ 1, & D_1 \leq D \leq D_2 \\ e^{-\frac{(D-D_1)^2}{2s_1^2}}, & D < D_1 \end{cases} \quad (1)$$

式中: D ——一组统计周期内电流有效值的平均值。

定义:

$$\begin{cases} b_2 = 2s_2^2 \\ b_1 = 2s_1^2 \end{cases} \quad (2)$$

将式(2)代入式(1)可得:

$$v = \begin{cases} e^{-\frac{(D_2-D)^2}{b_2}}, & D > D_2 \\ 1, & D_1 \leq D \leq D_2 \\ e^{-\frac{(D-D_1)^2}{b_1}}, & D < D_1 \end{cases} \quad (3)$$

因此,假设电机具有 n 个故障特征,那么每个故障特征的隶属度函数可以按照下列步骤来确定:

步骤 1。第 j 个故障特征对应的特征参数的时间序列为 $D(j, k), k = 1 \sim k_1, k_1 = p \cdot k_2, p$ 为正整数,被监测参数的采样时间间隔为 t_1 。

然后,按照连续的每 p 个点形成一组数据进行统计分析,得到每组的平均值序列 $D_{av}(j, r)$ 和标准差序列 $s(j, r), r = 1 \sim k_2$,如式(4)、式(5)所示:

$$D_{av}(j, r) = \frac{1}{p} \sum_{k=1+(r-1)p}^{rp} D(j, k) \quad (4)$$

$$s(j, r) = \sqrt{\frac{1}{p} \sum_{k=1+(r-1)p}^{rp} [D(j, k) - D_{av}(j, r)]^2} \quad (5)$$

步骤 2。在电机正常运行时,按照步骤 1 的方法在足够长的监测时间内获取电机故障特征对应的每个特征参数的时间序列 $D(j, k)$,并计算得到 $D_{av}(j, r)$ 和 $s(j, r)$ 。

在 $D_{av}(j, r)$ 序列中找到满足 $|s(j, r)/D_{av}(j, r)| < e$ 的最小值 $D_{av}(j, r_1)$ 和最大值 $D_{av}(j, r_2)$, e 是给定的正数。取 $e = 1$ 时, $|s(j, r)/D_{av}(j, r)| < e$ 的 $D_{av}(j, r)$ 序列的标准差小于其平均值的绝对值,满足 $|s(j, r)/D_{av}(j, r)| < e$ 的 $D_{av}(j, r)$ 序列中不包含偏离平均值较多的序列。

记录下标 r_1 和 r_2 ,并得到 $s(j, r_1)$ 和 $s(j, r_2)$ 。令:

$$\begin{cases} D_1 = D_{av}(j, r_1) \\ D_2 = D_{av}(j, r_2) \\ s_1 = s(j, r_1) \\ s_2 = s(j, r_2) \\ b_2 = 2s_2^2 \\ b_1 = 2s_1^2 \end{cases} \quad (6)$$

步骤 3。在电机正常或故障运行和被监测时,按照步骤 1 的方法获取电机故障特征对应的每个特征参数,其中最近的 p 个的时间点的序列

$D(j, k), k = 1 \sim p$,并计算得到 $D_{av}(j, 1)$ 和 $s(j, 1)$ 。令:

$$D = D_{av}(j, 1) \quad (7)$$

当前特征参数是否属于正常状态的隶属度,可通过式(8)判断:

$$v(j) = \begin{cases} e^{-\frac{(D_2-D)^2}{b_2}}, & D > D_2 \\ 1, & D_1 \leq D \leq D_2 \\ e^{-\frac{(D-D_1)^2}{b_1}}, & D < D_1 \end{cases} \quad (8)$$

根据不同的故障情况,故障特征的隶属度 $TZ(j)$ 可以采用以下 4 种不同的计算方法。

(1) 高于正常特征的隶属度:

$$TZ(j) = \begin{cases} 1 - v(j), & D > D_2 \\ 0, & D \leq D_2 \end{cases} \quad (9)$$

(2) 低于正常特征的隶属度:

$$TZ(j) = \begin{cases} 1 - v(j), & D < D_1 \\ 0, & D \geq D_1 \end{cases} \quad (10)$$

(3) 高于或低于正常特征的隶属度:

$$TZ(j) = 1 - v(j) \quad (11)$$

(4) 属于正常特征的隶属度:

$$TZ(j) = v(j) \quad (12)$$

步骤 4。为了后续故障模式的隶属度融合计算,把未监测特征参数的隶属度设为-1,即:

$$TZ(j) = -1 \quad (13)$$

2.2 故障模式隶属度及其融合计算方法

当故障特征的隶属度确定后,需要对每个与故障模式相关的故障特征的隶属度融合计算,得到每个故障模式的隶属度。

假设 1 个故障模式涉及到 5 个故障特征,其中 A_1 和 A_2 为充分条件故障特征的隶属度。只要发生 A_1 和 A_2 对应的其中任意一个特征,即说明该故障发生。 B_1, B_2, B_3 为必要条件故障特征的隶属度,即只有对应的 3 个故障特征均发生才有可能该故障发生,给 B_1, B_2, B_3 权重均为 0.33 (即:1/3)。

根据模糊数学的方法,“没有 A_1 或 A_2 对应故障特征”的隶属度为 $(1 - A_1) \cdot (1 - A_2)$,“具有 A_1 或 A_2 对应故障特征”的隶属度为 $1 - (1 - A_1) \cdot (1 - A_2)$ 。

建立一个近似假设:如果 B_1, B_2, B_3 同时发生,则说明故障发生,因此“同时具有 B_1, B_2, B_3 3

个故障特征”的隶属度为: $B_1 \cdot B_2 \cdot B_3$ 。

因此,总的故障模式的隶属度为

$$C = 1 - (1 - A_1) \cdot (1 - A_2) \cdot (1 - B_1 \cdot B_2 \cdot B_3) \quad (14)$$

当没有任何必要条件故障特征时,总的故障模式的隶属度为

$$C = 1 - (1 - A_1) \cdot (1 - A_2) \quad (15)$$

当没有任何充分条件故障特征时,总的故障模式的隶属度为

$$C = B_1 \cdot B_2 \cdot B_3 \quad (16)$$

既没有充分条件故障特征,又没有必要条件故障特征时,则总的故障模式的隶属度为零,说明无法诊断该故障。

根据上述原理,按照下列步骤确定电机各个故障模式的隶属度。

步骤 5。根据电机故障机理,确定电机的故障模式和故障特征;故障模式的总数为 m ,故障特征的总数为 n 。

步骤 6。建立故障特征和故障模式之间存在充分条件的关系矩阵, $i=1 \sim m, j=1 \sim n$ 。首先赋初值如下:

$$CF(i, j) = 0 \quad (17)$$

当满足第 j 个故障特征出现必然导致第 i 个故障模式出现时,则:

$$CF(i, j) = 1 \quad (18)$$

同时计算第 i 个故障模式相关的充分条件的故障特征总数:

$$CFn(i) = \sum_{j=1}^m CF(i, j) \quad (19)$$

步骤 7。建立故障特征和故障模式之间存在必要条件的关系矩阵, $i=1 \sim m, j=1 \sim n$ 。并赋初值如下:

$$BY(i, j) = 0 \quad (20)$$

当满足第 i 个故障模式出现必然导致第 j 个故障特征出现时,则:

$$BY(i, j) = 1 \quad (21)$$

当满足第 i 个故障模式出现必然导致第 j 个故障特征不出现时,也就是满足第 i 个故障模式出现必然导致第 j 个故障特征的参数在正常范围时,则:

$$BY(i, j) = -1 \quad (22)$$

同时计算第 i 个故障模式相关的必要条件的

故障特征总数:

$$BYn(i) = \sum_{j=1}^m |BY(i, j)| \quad (23)$$

步骤 8。按照 2.1 节的方法得到各个故障特征隶属度形成的数组 $TZ(j)$, 其中, $j=1 \sim n$, $TZ(j)$ 为 $0 \sim 1$ 之间的实数或 -1 ($0 \sim 1$ 之间的实数表示第 j 个故障特征的隶属度, “ -1 ”表示该故障特征未监测)。

步骤 9。通过下面程序计算得出已知所有故障特征条件下的充分条件关系矩阵 $CF1(i, j)$, $i=1 \sim m, j=1 \sim n$:

当 $TZ(j) = -1$ 时,有:

$$CF1(i, j) = 0 \quad (24)$$

当 $TZ(j) \neq -1$ 时,有:

$$CF1(i, j) = CF(i, j) \cdot TZ(j) \quad (25)$$

步骤 10。通过下面程序计算得出已知所有故障特征条件下的必要条件关系矩阵 $BY1(i, j)$, $i=1 \sim m, j=1 \sim n$:

当 $TZ(j) = -1$ 时,有:

$$BY1(i, j) = 1 \quad (26)$$

当 $TZ(j) \neq -1$ 时,有:

$$BY1(i, j) = BY(i, j) \cdot TZ(j) \quad (27)$$

再根据式 (28)、式 (29) 改变 $BY1(i, j)$ 中的值, $i=1 \sim m, j=1 \sim n$:

当 $BY(j) = 0$ 时,有:

$$BY1(i, j) = 1 \quad (28)$$

当 $BY(j) = -1$ 时,有:

$$BY1(i, j) = 1 + BY1(i, j) \quad (29)$$

步骤 11。每个故障模式由充分条件综合而成的不发生该故障模式的隶属度数组为 $MS1(i)$, $i=1 \sim m$ 。

当 $CFn(i) \geq 1$ 时,有:

$$MS1(i) = \prod_{j=1}^n [1 - CF1(i, j)] \quad (30)$$

当 $CFn(i) = 0$ 时,有:

$$MS1(i) = 1 \quad (31)$$

步骤 12。由必要条件综合而成的每个不发生该故障模式的隶属度数组为 $MS2(i)$, $i=1 \sim m$ 。

当 $BYn(i) \geq 1$ 时,有:

$$MS2(i) = 1 - \prod_{j=1}^n [BY1(i, j)] \quad (32)$$

当 $BYn(i) = 0$ 时,有:

$$MS2(i) = 1 \tag{33}$$

步骤 13。每个故障模式对应的故障特征综合的隶属度数组为 $MS(i)$, $i=1\sim m$ 。

当 $CFn(i) = 0$ 和 $BYn(i) = 0$ 时, 有:

$$MS(i) = 0 \tag{34}$$

否则:

$$MS(i) = 1 - MS1(i) \cdot MS2(i) \tag{35}$$

3 示例分析和计算

假设 1 台电机具有表 1 的故障特征以及具有表 2 的故障模式。故障特征的总数为 $n=8$, 故障模式的总数为 $m=23$ 。

按照步骤 6, 形成 $CF(i, j)$ 数组的内容如表 3 所示。

表 3 充分条件的关系矩阵表

$j \ i$	1	2	3	4	5	6	7	8
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	1	0	0
10	0	0	0	0	1	0	0	0
11	0	0	0	1	0	0	0	0
12	1	0	0	0	0	0	0	0
13	0	0	1	0	0	1	0	0
14	0	1	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	0	0	0	0
17	0	0	0	0	0	0	0	0
18	0	0	0	0	0	0	0	0
19	0	0	0	0	0	0	0	0
20	0	0	0	0	0	0	0	0
21	0	0	0	0	0	0	0	0
22	0	0	0	0	0	0	0	0
23	0	0	0	0	0	0	0	0

按照步骤 7, 形成 $BY(i, j)$ 数组的内容如表 4 所示。

例如电机正处于定转子机械接触的故障, 监测了故障特征序号 4~8, 未监测故障特征序号 1~3, 按照步骤 8 的方法, 经过计算得到 $TZ(j)$ 如表 5 所示。

表 4 必要条件的关系矩阵表

$j \ i$	1	2	3	4	5	6	7	8
1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1
2	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1
3	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1
4	-1	-1	-1	1	0	-1	1	1
5	-1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1
6	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1
7	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1
8	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1
9	-1	-1	1	0	-1	1	1	1
10	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	0	0
15	-1	1	-1	0	1	-1	0	1
16	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1
17	-1	-1	-1	1	1	-1	1	1
18	-1	-1	-1	1	1	-1	1	1
19	-1	-1	-1	1	1	-1	0	0
20	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1
21	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1
22	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1
23	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1

表 5 故障特征的隶属度数组

j	1	2	3	4
$TZ(j)$	-1	-1	-1	1
j	5	6	7	8
$TZ(j)$	0.5	0	0.98	0.95

经过步骤 9~步骤 13 的计算得到如表 6 所示的计算结果。

以故障模式编号为横坐标, 以故障模式隶属度为纵坐标, 作 $MS(i)$ 数组的柱状图, 如图 1 所示。图 1 中显示出各个故障模式的隶属度, 可以供运维人员参考。

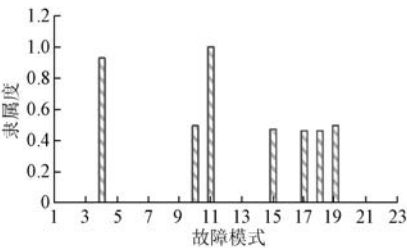


图 1 故障模式的隶属度

本实施例中“定转子机械接触”、“定子电流不平衡”和“定子电流过流”3个故障特征的隶属

表 6 综合的隶属度数组

<i>i</i>	<i>MS1(i)</i>	<i>MS2(i)</i>	<i>MS(i)</i>
1	1.000 0	1.000 0	0
2	1.000 0	1.000 0	0
3	1.000 0	1.000 0	0
4	1.000 0	0.069 0	0.931 0
5	1.000 0	1.000 0	0
6	1.000 0	1.000 0	0
7	1.000 0	1.000 0	0
8	1.000 0	1.000 0	0
9	1.000 0	1.000 0	0
10	0.500 0	1.000 0	0.500 0
11	0	1.000 0	1.000 0
12	1.000 0	1.000 0	0
13	1.000 0	1.000 0	0
14	1.000 0	1.000 0	0
15	1.000 0	0.525 0	0.475 0
16	1.000 0	0.990 5	0.009 5
17	1.000 0	0.534 5	0.465 5
18	1.000 0	0.534 5	0.465 5
19	1.000 0	0.500 0	0.500 0
20	1.000 0	1.000 0	0
21	1.000 0	0.999 5	0.000 5
22	1.000 0	0.999 5	0.000 5
23	1.000 0	1.000 0	0

度分别为 0.931 0、0.500 0、1.000 0,隶属度大于或

等于0.5,说明了该电机很有可能处于“定转子机械接触”的故障模式,与预先假设一致。

4 结 语

本文提出了一种可以部署电机运维工业互联网的多传感器数据融合的电机诊断方法,可以直接接入多传感器采集的数据,在边缘端或云端快速计算得到基于电机机理和大数据结合的故障诊断结果,形成电机远程运维工业互联网的核心机理模块。为了验证电机诊断方法的有效性,本文以 1 台电机故障模型为例进行了分析计算,结果表明,该方法可以准确判断电机的故障模式。

【参 考 文 献】

[1] 周洪发.基于云平台的电机设备远程运维系统设计[J].电机与控制应用,2018,45(10): 96.

[2] 沈标正.电机故障诊断技术[M].北京:机械工业出版社,1996.

[3] 陈理渊,黄进.电机故障诊断的多传感器数据融合方法[J].电力系统及其自动化学报,2005,17(1): 48.

[4] 朱大奇,徐振斌,于盛林.基于证据理论的电机故障诊断方法研究[J].华中科技大学学报(自然科学版),2001,29(12): 58.

[5] 周洪发.边缘计算在电机远程运维系统中的应用探讨[J].电机与控制应用,2019,46(4): 101.

收稿日期: 2019-08-27

(上接第 87 页)

[14] 贾美美.电流控制型 Boost 变换器的一种新混沌控制策略[J].控制工程,2017,24(11): 2256.

[15] 杨昌烨,陈艳峰,张波,等.基于参数扰动的混沌控制方案在 Buck-Boost 变换器中的应用研究[J].电源学报,2018,16(2): 32.

[16] 周宇飞,陈军宁,谢智刚,等.参数共振微扰法在 Boost 变换器混沌控制中的实现及其优化[J].物理学报,2004,53(11): 3676.

[17] 杨惠,孙向东,钟彦儒,等.基于双向 DC-DC 变换器的超级电容器储能系统研究[J].西安理工大学学

报,2011,27(4): 456.

[18] 高原,邱新芸,汪晋宽.峰值电流控制开关电源斜坡补偿的研究[J].仪器仪表学报,2003,24(增刊1): 118.

[19] GUO Z, WU L, LIU Y. Design and implementation of adaptive slope compensation in current mode DC-DC converter[J]. Chinese Journal of Semiconductors, 2010,31(12): 109.

收稿日期: 2019-09-09