

文章编号: 1671- 251X(2010) 06- 0019- 05

基于信息融合的异步电动机故障迹象 智能预测系统的研究

田慕琴 刘志恒 海振宏

(太原理工大学电气与动力工程学院, 山西 太原 030024)

摘要:异步电动机故障机理较复杂,利用单个信息只能判断异步电动机系统可能在某些方面有故障征兆,结论具有一定的不确定性,特别是异步电动机在早期有劣化迹象时,各个方面表现都比较弱,需要全面综合众多信息进行有效融合。针对上述问题,提出了一种基于信息融合的异步电动机故障迹象智能预测系统的设计方案,分析了D-S证据理论的原理,并在其基础上给出了基于单个信息和基于多个信息融合的异步电动机故障诊断结果。实际应用表明,该系统具有一定的有效性。

关键词: 异步电动机; 故障诊断; D-S 证据理论; 信息融合

中图分类号: TD614; TM343 文献标识码: B

收稿日期: 2010- 02- 24

基金项目: 山西省科技攻关项目(2006031153-01), 山西省自然科学基金项目(2007011068)

作者简介: 田慕琴(1962-),女,山西无台县人,教授,博士,现主要从事大型机电设备在线故障诊断和智能控制等方面的研究工作。E-mail:tyutwap@163.com

主分配。例如，在 A11 巷道的第一层拓扑网络的第一个节点的网络地址是 1.01，那么，第二个节点的网络地址就是 1.02，各层的各个节点的网络地址以此类推。节点储存的路由信息表的内容有本身的网络地址、目的地址、下一跳的网络地址，其中，下一跳的网络地址是和本节点在网络拓扑结构图中有通信信道链接的节点地址，启动路由算法是各个节点以下一跳网络地址为基础，按照不同的路由算法来选择符合的下一条网络地址，以此来达到信息传送的目的。

4 检测信号总体流向

本系统最终目的就是将系统节点所检测到的数据信息在第一时间内准确地传送到网关节点以及监控中心，其节点数据传输流向如图 5 所示。

5 结语

实际测试表明,介绍的基于ZigBee无线传感器网络与数传电台的矿井环境检测系统是切实可行的,有效解决了低功耗、远距离传输、高可靠性方面的问题;对节点进行编号的组网规则使网络拓扑结

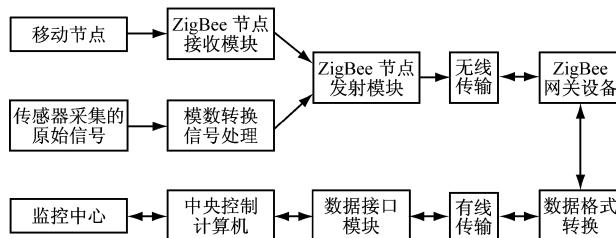


图 5 系统节点数据传输流向

构更具有针对性，在矿井这样的特殊环境下充分发挥了无线传感器网络的优势，提高了节点的精确定位功能，降低了作业危险性。

参考文献:

- [1] 孙利民, 李建中, 陈渝. 无线传感器网络 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 3-15.
 - [2] 郑增威, 吴朝晖. 若干无线传感器网络路由协议比较研究 [J]. 计算机工程与设计, 2003, 24(9): 28-31.
 - [3] 于宏毅. 无线移动自组网 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2005.
 - [4] 任丰原, 黄海宁, 林闯. 无线传感器网络 [J]. 软件学报, 2003, 14(7): 1282-1291.
 - [5] 姜连祥, 汪小燕. 无线传感器网络硬件设计综述 [J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2006(11): 13-16.

Research of Intelligent Prediction System of Fault Signs of Asynchronous Motor Based on Information Fusion

TIAN Murqin, LIU Zhiheng, HAI Zherhong

(College of Electrical and Power Engineering of Taiyuan University of Technology,
Taiyuan 030024, China)

Abstract: The fault mechanism of asynchronous motor is complex, single information can only reflect some fault aspects of asynchronous motor system, the conclusion coming from single information has uncertainty. Especially when asynchronous motor is in early deterioration signs, appearance of each aspect is weaker, so it needs effective fusion for multi-information completely. In order to solve above problem, the paper proposed a design scheme of intelligent prediction system of fault signs of asynchronous motor based on information fusion, analyzed principle of D-S evidence theory, and gave fault diagnosis results of asynchronous motor based on single information and multi-information fusion. The actual application showed that the system has certain effectiveness.

Key words: asynchronous motor, fault diagnosis, D-S evidence theory, information fusion

0 引言

异步电动机是用于驱动各种机械和工业设备的重要装置,如果在运行中发生故障会威胁到安全生产,甚至会造成巨大的经济损失。为了避免异步电动机的故障损失,必须要对异步电动机的早期故障进行监测和预防。但异步电动机故障机理较复杂,不是单一信号的特征所能体现的,故障成因和征兆不是一一对应的关系,其间包含着错综复杂的关系,实现异步电动机的早期劣化迹象预测无疑存在一定的难度。

由于利用 1 个信息只能判断异步电动机系统可能在某些方面有故障征兆,结论具有一定的不确定性,特别是异步电动机在早期有劣化迹象时,各个方面表现都比较弱,需要全面综合众多信息进行有效融合。因此,通过对电流、功率、振动、参数、三相电压对称性和温度等的监测和分析,本文介绍一种基于信息融合的异步电动机故障迹象智能预测系统。该系统通过融合不同网络的输出结果,得出了确定性的诊断结论。

1 D-S 证据理论

D-S(Dempster)证据理论是通过证据的积累逐步缩小假设集,它的一个基本策略是将证据集合划分成 2 个或多个不相关的部分,并利用它们分别独立判断辨识框架,然后用 D-S 组合规则将它们组合起来。D-S 组合规则是证据理论的核心内容,它是在证据积累的过程中计算多个证据对于假设的

综合影响的方法,即多个证据作用下假设成立的综合信任程度,更具体地说就是从多角度综合多方面的证据,是用于对同一问题进行信息融合的数学手段^[1,2,5]。

(1) 基本概率指派函数

令 Θ 为一非空子集,称为辨识框架,如果集函数 $m: 2^{\Theta} \rightarrow [0, 1]$ 满足:

$$\begin{cases} m(\Phi) = 0 \\ \sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1 \end{cases} \quad (1)$$

则称 m 为辨识框架 Θ 上的基本概率指派函数或基本可信度分配。

(2) 信任函数和似然函数

证据理论利用信任函数和似然函数来描述命题的不确定性。信任函数 $Bel(B)$ 表示获得的证据对事件的总的支持度,定义为 $Bel(B) = \sum_{A \subseteq B} m(A)$;似然函数 $Pls(B)$ 表示获得的证据不能拒绝事件 B 的程度,定义为 $Pls(B) = \sum_{A \cap B \neq \emptyset} m(A)$ 。

(3) D-S 组合规则

假设 m_1, m_2, \dots, m_n 是同一辨识框架 Θ 上由 n 个独立的证据源导出的基本概率指派函数,则 D-S 组合规则可表述为

$$\begin{cases} m(A) = 0, & A = \emptyset \\ m(A) = \frac{\sum_{\bigcap A_i = A} \prod_{i=1}^n m_i(A_i)}{1 - k}, & A \neq \emptyset \end{cases} \quad (2)$$

式中: $k = \sum_{\bigcap A_i = \emptyset} \prod_{i=1}^n m_i(A_i)$, 表示证据的冲突程

度: $\frac{1}{1-k}$ 称为归一化因子, 它的作用是为了避免在合成时将非零的概率赋给空集。

该异步电动机故障迹象智能预测系统是以多传感器信息为基础的, 且在决策级融合。在融合前是各个信息诊断的结果, 将其输出状态的类别作为 D-S 证据理论的辨识框架, 对其输出作为基本概率赋值; 利用 D-S 证据理论中的证据组合公式将各个信息的局部诊断结果进行融合, 得到最终的诊断结果, 如图 1 所示。

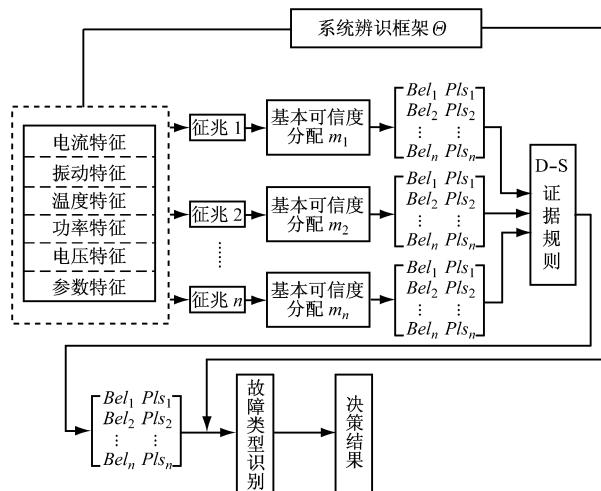


图 1 基于信息融合的异步电动机故障迹象智能预测系统决策级融合结构

2 诊断效果的比较

异步电动机在运行过程中往往是多故障渐进发生的, 例如, 转子断条与定子绕组匝间短路故障是笼型异步电动机的多发性渐进故障。在工程实际中, 也存在两者同时出现双重故障的可能性, 而这 2 种故障由于特征分量的相互作用, 仅仅采用诊断单一故障的方法可能会做出误判。

当发生三相电源不对称、匝间短路等故障时, 都将在定子中产生负序电流, 但采用传统的负序电流算法(如单工频周期滑动窗快速傅里叶变换方法)计算定子负序电流时, 定子三相电流不同频率分量彼此之间相互作用, 例如, A 相电流 f 频率分量、B 相电流 $(1-2s)f$ 频率分量与 C 相电流 $(1+2s)f$ 频率分量相互作用(s 为异步电动机的转差率), 导致计算结果出现“负序电流”。这表明, 用负序电流算法可能将转子断条故障错误地诊断为定子绕组匝间短路故障。

另一方面, 笼型异步电动机存在定子绕组匝间短路故障时, 定子电流中除了出现负序分量外, 还将

出现 $(1-2s)f$ 、 $(1+2s)f$ 边频分量, 且其数值伴随匝间短路故障严重程度的加剧而增大, 这归因于异步电动机定、转子之间的双边电磁感应关系。以 $(1-2s)f$ 分量为例, 匝间短路故障发生后, 定子三相负序电流(基波)联合产生负序基波磁动势, 它相对于转子以速度 sn_1 (n_1 为旋转磁场转速) 反向旋转, 与之对应的转子感应电流频率为 sf , 它所产生的转子磁动势相对于转子以速度 sn_1 反向旋转, 相对于定子以速度 $(1-2s)n_1$ 正向旋转, 于是在定子绕组中感应 $(1-2s)f$ 电流分量。通常该分量数值很小, 但是由于匝间短路形式众多, 某些形式的匝间短路故障将引起较大的 $(1-2s)f$ 、 $(1+2s)f$ 边频分量。所以用定子电流信号频谱分析方法可能将定子绕组匝间短路故障错误地诊断为转子断条故障。

以上分析表明, 笼型异步电动机转子断条与定子绕组匝间短路的故障征兆是相互交织的, 当然除这 2 种故障外, 气隙偏心、转子不对中等故障也会和转子断条、定子绕组匝间短路以及其它故障的特征相互交织, 错综复杂, 因此, 用单一信号或参数的方法区别两者, 进而精确诊断是转子断条故障还是定子绕组匝间短路故障或者是两者都发生的故障是不可能实现的。而采用多信息、多参数从不同角度、不同侧面的融合方法却能实现这些复杂特征的多故障的判别和分离。以下给出一个实例。

在该电动机故障迹象智能预测系统中, 辨识框架 Θ 为: 变频器参数不正常 X_1 , 定子绕组故障 X_2 , 绝缘下降 X_3 , 转子鼠笼断条 X_4 , 三相电压不对称 X_5 , 轴承故障 X_6 , 转子动态偏心 X_7 , 转子静态偏心 X_8 , 由电流子网络(设为 m_1)、振动子网络(设为 m_2)、温度子网络(设为 m_3)、功率子网络(设为 m_4)、电压子网络(设为 m_5)、参数子网络(设为 m_6) 提供有关异步电动机故障类型的识别信息。

在故障诊断试验室模拟了异步电动机上述几种典型的故障, 在实验中得到如下数据:

$$\begin{aligned}
 m_1(X_1) &= 0.064, m_1(X_2) = 0.032, m_1(X_3) = 0.115, m_1(X_4) = 0.052, m_1(X_5) = 0.037, m_1(X_6) = 0.056, m_1(X_7) = 0.328, m_1(X_8) = 0.062; \\
 m_2(X_1) &= 0.075, m_2(X_2) = 0.117, m_2(X_3) = 0.063, m_2(X_4) = 0.076, m_2(X_5) = 0.036, m_2(X_6) = 0.031, m_2(X_7) = 0.365, m_2(X_8) = 0.039; \\
 m_3(X_1) &= 0.061, m_3(X_2) = 0.043, m_3(X_3) = 0.036, m_3(X_4) = 0.020, m_3(X_5) = 0.017, m_3(X_6) = 0.103, m_3(X_7) = 0.485, m_3(X_8) = 0.093; \\
 m_4(X_1) &= 0.035, m_4(X_2) = 0.127, m_4(X_3) =
 \end{aligned}$$

$m_4(X_4) = 0.035, m_4(X_5) = 0.018, m_4(X_6) = 0.055, m_4(X_7) = 0.588, m_4(X_8) = 0.012;$
 $m_5(X_1) = 0.012, m_5(X_2) = 0.042, m_5(X_3) = 0.091, m_5(X_4) = 0.063, m_5(X_5) = 0.046, m_5(X_6) = 0.038, m_5(X_7) = 0.494, m_5(X_8) = 0.051;$
 $m_6(X_1) = 0.021, m_6(X_2) = 0.053, m_6(X_3) = 0.061, m_6(X_4) = 0.087, m_6(X_5) = 0.035, m_6(X_6) = 0.048, m_6(X_7) = 0.481, m_6(X_8) = 0.054.$

根据 D-S 证据理论: $Bel(X_j) = m_i(X_j)$, $Pls(X_j) = Bel(X_j) + m_i(\Theta)$, 将上述 6 组数据看成

表 1 单证据体和多证据体融合后作用的信度区间及诊断结果比较

证据	$m_i(\Theta)$	$[Bel(X_j), Pls(X_j)]$								诊断结果
		X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	
1	0.254	0.064	0.032	0.115	0.052	0.037	0.056	0.328	0.062	不知
		0.318	0.286	0.369	0.306	0.291	0.310	0.582	0.316	
2	0.198	0.075	0.117	0.063	0.076	0.036	0.031	0.365	0.039	不知
		0.273	0.315	0.261	0.274	0.234	0.229	0.563	0.237	
3	0.142	0.061	0.043	0.036	0.020	0.017	0.103	0.485	0.093	不定
		0.203	0.185	0.178	0.162	0.159	0.245	0.627	0.235	
4	0.124	0.035	0.127	0.006	0.035	0.018	0.055	0.588	0.012	X_7
		0.159	0.251	0.130	0.159	0.142	0.179	0.712	0.136	
5	0.163	0.012	0.042	0.091	0.063	0.046	0.038	0.494	0.051	不定
		0.175	0.205	0.254	0.226	0.209	0.201	0.657	0.214	
6	0.147	0.031	0.053	0.061	0.087	0.035	0.049	0.481	0.056	不定
		0.178	0.200	0.208	0.234	0.182	0.196	0.628	0.203	
1& 2	0.258	0.025	0.019	0.037	0.020	0.007	0.009	0.613	0.012	X_7
		0.283	0.277	0.295	0.278	0.265	0.267	0.871	0.270	
1& 2& 3	0.108	0.004	0.002	0.004	0.001	0.000	0.003	0.874	0.003	X_7
		0.112	0.110	0.112	0.109	0.108	0.111	0.982	0.111	
1& 2& 3& 4	0.025	0.000	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.973	0.000	X_7
		0.025	0.026	0.025	0.025	0.025	0.025	0.999	0.025	
1& 2& 3& 4& 5	0.008	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.991	0.000	X_7
		0.008	0.008	0.008	0.008	0.008	0.008	0.999	0.008	

从表 1 可看出, 虽然分别由证据 1、证据 2、证据 3、证据 5 与证据 6 得不出结论, 即依靠单一的物理信息和参数往往得不出确定的结论, 但以不确定性的最高的证据 1 和证据 2 融合后却也能给出确定性的结论, 而且多证据融合的效果更佳, 也就是通过多信息、多参数, 共同综合才能得出一致的结果, 进一步说明了利用多传感器在性能上的差异性与互补性, 综合来自各个传感器的多种数据信息, 采用融合方法对异步电动机的早期故障进行预测和多故障分离的有效性。

6 个证据体, 于是可计算得到每一个证据体单独作用的信度区间及诊断结果, 如表 1 所示。从结果可看出, 由证据体 1、证据体 2 得不出结论, 证据体 3、证据体 5、证据体 6 也得不出确定性结论, 只有证据体 4 指出了确定性故障(X_7)。

通过 D-S 证据融合方法, 分别对各个证据进行了融合。为节省篇幅, 只列出由证据 1 和证据 2、证据 1、证据 2 和证据 3、证据 1、证据 2、证据 3 和证据 4、证据 1、证据 2、证据 3、证据 4 和证据 5 进行融合的结果, 如表 1 所示。

3 结语

电动机的故障迹象特别是早期故障迹象的诊断是一个非常复杂的课题, 不是单一信息或单一方法能够解决的。本文在其故障机理进行深入分析的基础上, 提出了基于多信息融合的方法, 即对采集到的实时信号进行信号处理后, 再对处理的结果进行融合, 也就是决策级的融合, 结果表明这样处理后能得出比较确定的结论。目前该方法已应用到实际生产中, 效果很好, 具有一定的推广价值。

文章编号: 1671- 251X(2010) 06- 0023- 03

基于 PLC 的火电厂湿法 FGD 装置 自动控制系统设计

宋庆军¹, 肖兴明², 姜海燕¹, 郭凡灿¹

(1. 山东科技大学泰安校区机电工程系, 山东 泰安 271019;
2. 中国矿业大学机电工程学院, 江苏 徐州 221008)

摘要: 针对FGD装置控制系统复杂、故障率高等问题, 提出了一种基于PLC的火电厂湿法FGD装置自动控制系统的设计方案, 详细介绍了系统硬件组成及其工艺控制过程, 并给出了系统软件设计。实际应用表明, 该系统稳定可靠, 脱硫效率在92%以上, 符合设计要求。

关键词: 火电厂; FGD装置; 湿法烟气脱硫; 自动控制; PLC; pH值

中图分类号: TM628 **文献标识码:** B

0 引言

我国有很多火电厂都安装了FGD(Flue Gas Desulfurization, 烟气脱硫)装置, 但真正应用其脱硫的却不多, 原因就在于FGD装置运行环境恶劣、故障率较高、检测数据多、控制系统复杂, 所以研究FGD装置的自动控制系统, 是保障FGD装置安全、低成本运行的重要措施^[1]。

国内烟气脱硫的主要方法是湿法烟气脱硫, 即在炉外设置脱硫塔使吸收剂水溶液洗涤烟气吸引二氧化硫。以石灰石或石灰作为吸收剂是目前国内

外技术最成熟、使用最广、最主要的湿法烟气脱硫技术工艺^[2~3]。本文介绍一种基于PLC的火电厂湿法FGD装置自动控制系统, 该系统以PLC为控制核心, 采用配比一定浓度的石灰石浆液进行脱硫, 严格保证了浆液pH值的范围和脱硫钙硫比等参数。

1 系统参数及组成

张庄电厂4号或5号燃烧炉采用的是XD-150/9.81 M型锅炉; 燃烧方式为循环流化床; 每台燃烧炉的燃料消耗量为37 t/h; 煤的含硫量为1.5%; 烟气含硫量为9 766 mg/m³。基于PLC的火电厂湿法FGD装置自动控制系统的设计脱硫效率为92%; 塔高为18 m; 4台45 kW的循环浆液泵3用1备, 均采用变频启动; 2台45 kW的排渣泵1用1备; 塔内3台1.5 kW的搅拌器时时搅拌。

该系统采用炉外湿法脱硫, 工作方式为2炉1塔, 通过进出口烟道门及旁路烟道门控制烟气的

收稿日期: 2010- 02- 25

基金项目: 山东科技大学科学研究“春蕾计划”项目
(2008BZC050)

作者简介: 宋庆军(1976-), 男, 山东肥城人, 硕士, 现主要从事机电一体化及煤矿机电方面的教学与研究工作。E-mail: qjsong76@126.com

参考文献:

- [1] 田慕琴. 基于模型的异步电动机早期故障智能诊断[D]. 太原: 太原理工大学, 2006.
- [2] 孟伟, 洪炳鎔, 韩学东. 基于D-S证据理论的月球探测机器人的信息融合[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2003, 35(9): 1040-1042.
- [3] 杨行峻, 郑君里. 人工神经网络与盲信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003.
- [4] 金晶, 芮延年, 郭旭红, 等. 基于灰色理论、径向基神经网络的大型压缩机故障预测方法的研究[J]. 苏州大学学报: 工科版, 2004, 24(5): 124-127.
- [5] 刘海英, 张池平. 基于多传感器信息融合技术[J]. 佳木斯大学学报: 自然科学版, 2004, 22(1): 28-33.
- [6] 高莉, 于洪珍, 王艳芬. 基于多传感器信息融合的选煤厂配煤调度[J]. 中国矿业大学学报, 2004, 33(1): 99-102.
- [7] 贾智伟, 陈天如, 李应红. 基于多传感器信息融合的目标识别[J]. 系统工程与电子技术, 2003(7): 34-37.