

文章编号:1671-251X(2015)01-0040-05 DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2015.01.011
王惠中, 効迎春, 张荧, 等. 电动机故障诊断技术探讨[J]. 工矿自动化, 2015, 41(1): 40-44.

电动机故障诊断技术探讨

王惠中^{1,2}, 効迎春^{1,2}, 张荧^{1,2}, 朱宏毅^{1,2}

- (1. 兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 甘肃 兰州 730050;
2. 甘肃省工业过程先进控制重点实验室, 甘肃 兰州 730050)

摘要:介绍了电动机常见电气故障和机械故障的类型及产生原因, 详细阐述了短时傅里叶变换、小波变换、小波包变换、经验模态分解等基于信号处理的诊断方法, 以及基于专家系统、模糊理论、支持向量机、神经网络等的智能诊断方法在电动机故障诊断中的应用, 指出多种诊断方法相结合以及信息融合方法是电动机故障诊断技术的发展趋势。

关键词:电动机; 故障诊断; 信号处理; 智能诊断

中图分类号: TD614 文献标志码: A 网络出版时间: 2015-01-05 16:32
网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20150105.1632.011.html>

Study on fault diagnosis technologies of motor

WANG Huizhong^{1,2}, XIAO Yingchun^{1,2}, ZHANG Ying^{1,2}, ZHU Hongyi^{1,2}

- (1. College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China; 2. Key Laboratory of Gansu Advanced Control for Industrial Processes, Lanzhou 730050, China)

Abstract: The paper introduced types and causes of common electrical and mechanical faults of motor, and described application of signal processing methods and intelligent diagnosis methods in fault diagnosis of motor. The signal processing methods include short-time Fourier transform, wavelet transform, wavelet packet transform and empirical mode decomposition. The intelligent diagnosis methods include expert system, fuzzy theory, support vector machine and neural network. It also pointed out development trend of fault diagnosis technologies of motor is combination of multiple diagnosis methods and information fusion method.

Key words: motor; fault diagnosis; signal processing; intelligent diagnosis

0 引言

电动机广泛应用于工业生产的各个领域, 但在环境恶劣、负载冲击性大的场合中, 电动机故障时有发生, 影响生产的正常运行, 造成巨大经济损失。同时电动机故障会引起异常振动和噪声, 对环境造成噪声污染且对人体有较大危害^[1]。因此, 对电动机故障的诊断十分必要而迫切。通过对电动机故障的

诊断可以事先预测故障隐患, 做好检修计划, 确保电动机得到定期检修, 减少电动机出现故障的机率, 从传统的“事故维修”和“定期维修”过渡到“预知性维修”。本文介绍了电动机常见故障类型, 详细阐述了基于信号处理的诊断方法和智能诊断方法在电动机故障诊断中的应用情况。

收稿日期: 2014-03-09; 修回日期: 2014-11-18; 责任编辑: 盛男。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50967001)。

作者简介: 王惠中(1962—), 男, 河南洛阳人, 教授, 硕士研究生导师, 研究方向为自动化仪器仪表、嵌入式开发与应用、电力系统自动化、智能信息控制等, E-mail: whz1962@163.com。

1 电动机常见故障类型及原因

从故障性质来看,电动机故障分为电气故障和机械故障。电气故障主要包括定子故障和转子故障,机械故障包括轴承故障和气隙偏心故障。

1.1 定子故障

定子是电动机最常出现故障的部位,其中最主要的是定子绕组故障,该故障主要是因绝缘破坏而引起的各种表现形式的故障,如匝间短路、单相对地短路、相间短路和局部放电等。其中匝间短路故障约占定子绕组故障的50%以上,造成定子绕组匝间短路故障的主要原因:在电动机开关过程中,匝间绝缘承受暂态过电压;电动机定子绕组温度过高导致匝间绝缘性能恶化;定子线圈承受电磁力发生振动,导致匝间绝缘破损;电动机长期在潮湿、高温等恶劣环境下运行等。当定子绕组短路匝数较少时,故障特征表现不明显;但如果长期运行会烧毁线圈和定子铁芯。

1.2 转子故障

转子断条故障是最主要的转子故障,是指笼型感应电动机转子导条断裂故障。笼型感应电动机在频繁启动和过载运行中,转子导条受到极大的径向交变应力作用,以及转子制造存在某些缺陷都会导致断条故障。发生轻微故障时,通常会引起电动机的转差率、定子电流和输入功率增大;当导条断裂严重时,会延长电动机启动时间,甚至不能启动。导条断裂还会引起相邻导条断裂,甚至造成定子绕组绝缘故障。

1.3 轴承故障

轴承故障主要是因负载过重、润滑不良和异物进入等原因引起的轴承磨损、表面剥落、腐蚀、碎裂和胶合等故障。轴承出现故障后,将会引起电动机的振动。该振动频率较低,一般在几赫兹到几百赫兹,成为轴承故障检测的重要特征信息。

1.4 气隙偏心故障

气隙偏心故障主要由生产装配不正确、轴承弯曲或磨损、电动机转速过高所导致。气隙偏心分为静态和动态2种。静态偏心是指转子与定子之间不均匀气隙的位置不随电动机转子转动而改变,通常由定子铁芯内径的椭圆度或不正确的装配方式造成。动态偏心是指转子与定子之间不均匀气隙的位置随转子的旋转而变化,通常由转轴弯曲、轴承磨损等原因造成。

2 基于信号处理的诊断方法

基于信号处理的电动机故障诊断即通过信号处理方法抑止干扰,保留或增加有用的信号,提取特征值,从而获得与故障相关的征兆,利用征兆进行电动机设备故障诊断。常用的信号处理方法主要有时域分析、频域分析和时频分析。电动机故障特征信号大多呈现非平稳性,如异步电动机发生断条故障时,其暂态启动过程中定子电流的转子故障特征分量即是一个频率和幅值渐变的信号。即使电动机处于稳态,定子电流信号也会由于电网频率的轻微波动等各种复杂因素表现出非平稳性。因此,需要使用时间和频率的联合函数来表示信号,对信号进行时频分析。时频分析分为线性和非线性2种,线性的主要有短时傅里叶变换、小波变换、小波包变换,非线性的主要有经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)等。

2.1 短时傅里叶变换

采用短时傅里叶变换对降噪后的电动机振动信号进行分析计算,获取振动信号幅值,从而可根据电动机振动信号幅值的变化情况诊断电动机故障。短时傅里叶变换在一定程度上克服了傅里叶变换不具有局部分析能力的缺陷,但当窗函数确定后,时频平面上矩形窗口的形状随之确定,只能改变窗口在时频平面上的位置。短时傅里叶变换实质上是一种单分辨率的信号分析方法,若要改变分辨率,则必须重新选择窗函数。

2.2 小波变换

小波变换是信号的时间-尺度分析方法,具有多分辨率分析的特点,且在时频域都具有表征信号局部特征的能力,是一种窗口大小固定不变但其形状可变的时频局部化分析方法。参考文献[2]提出了基于小波变换及三相电流间相位对称度检测的定子绕组匝间短路故障在线检测方法,能有效检测匝间短路故障,并且大大提高了诊断精度。参考文献[3]通过采集故障电动机的定子电流信号,用傅里叶变换和小波变换分别对其进行分析,得出小波变换更适用于对异步电动机转子断条故障进行分析的结论。在小波变换的基础上,参考文献[4]提出了基于频率切片小波变换时频分解的故障特征分离提取方法,可从噪声信号中分离出有效的特征分量。参考文献[5]根据小波变换研究振动信号局部奇异特点,对小波变换降噪功能进行定量分析,通过实验表明小波降噪方法非常适用于低信噪比情况下的滚动

轴承微弱振动信号的故障频率检测。但由于小波变换的尺度按二进制变化,所以在高频频带其频率分辨率较差,而在低频频带其时间分辨率较差,即小波变换方法是对信号的频带进行指数等间隔划分。

2.3 小波包变换

为了提高高频区域中小波变换的分辨率,在分辨率分析的基础上提出小波包变换。小波包变换是基于小波变换提取小波函数线性区域的分析方法,可看成是函数空间逐级正交剖分的扩展,能够为信号提供一种更加精细的分析方法。参考文献[6]引入能量值方法,对小波包分解信号进行分层分段能量计算,组成能量特征矩阵,求得矩阵特征值作为振动信号特征参数,利用故障早期模式识别的对应系数相乘方法对电动机的轴承故障进行了有效诊断。参考文献[7]使用小波包分析技术提取了故障电动机的振动信号特征值,对直流电动机的转子不对中、外壳破裂等故障进行了诊断。

2.4 EMD

EMD 适合于非线性、非平稳的信号序列处理。参考文献[8]利用 EMD 对异步电动机转子故障进行了分析和检测。参考文献[9]将 EMD 方法和奇异值差分谱理论相结合用于诊断轴承故障,能够准确判断故障类型和故障部位。参考文献[10]提出了基于 EMD 的相关降噪算法,该算法利用 EMD 对含噪声的电动机信号进行分解,得到各阶本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量,然后对高频 IMF 分量用小波相关滤波降噪方法进行处理,保留低频 IMF 分量,最后将处理的高频 IMF 分量和低频 IMF 分量进行信号重构,得到降噪后的振动信号,有效获得早期轴承故障信号的特征值。参考文献[11]采用 EMD 和小波包分解 2 种方法提取了故障数据的特征向量,通过仿真实验得出 EMD 在故障特征提取上比小波包变换有优势。

3 智能诊断方法

智能诊断方法是基于知识的方法,即基于人工智能的方法。该方法不需要精确的数学模型,适用于模拟人的逻辑思维过程,解决需要进行逻辑推理的复杂诊断问题。

3.1 基于专家系统的诊断方法

基于专家系统的诊断方法指用户通过人机接口,将利用数据采集装置获取的电动机运行状态信息传送给推理机,推理机根据推理过程的需要,对知识库中的各条知识及全局数据库中的各项事实进行

搜索或继续向用户索要信息。最后,推理结果通过人机接口返回给用户^[12]。专家系统汇集众多专家的知识,进行分析、比较、推理,最终得出正确的结论。参考文献[13]在应用专家系统的基础上,针对发动机故障诊断设计了专家系统推理机,实现了部分故障的诊断。但对于复杂系统来说,所观测到的状态与所对应故障之间的联系是相当复杂的,专家经验归纳成规则往往不是唯一的并且有相当难度。因此该方法不适合于复杂的电动机设备或新的及未有经验的电动机设备的故障诊断。

3.2 基于模糊理论的诊断方法

电动机故障诊断系统是一个相对复杂的系统,变量太多难以精确描述,因此对故障和征兆(如温度“过高”、振动“厉害”等)只能用模糊语言来表达,而模糊集合、模糊运算、模糊逻辑、模糊推理等模糊理论则是分析处理这类问题的较好工具。参考文献[14]针对水下无人潜航器的推进器电动机供电异常故障,提出了基于自适应模糊融合算法的故障诊断方法,利用预测电流和实际电流进行融合所得的融合电流作为推进器故障诊断的依据,保证了故障诊断的实时性,并实现了故障类型的准确辨识。但基于模糊理论的诊断方法存在模糊诊断知识获取困难的缺点,尤其是故障与征兆的模糊关系较难确定。系统的诊断能力依赖模糊知识库,因学习能力差而容易发生漏诊和误诊。

3.3 基于支持向量机的诊断方法

支持向量机具有很强的泛化能力和抗干扰能力,在最小化经验风险的同时,最小化置信区间的上界,有效解决了小样本、高维数和非线性等问题。基于支持向量机的故障诊断方法只需少量的时域故障数据样本来训练故障分类器,不必进行信号预处理以提取特征量,便可实现多故障的识别和诊断。参考文献[15-16]提出了基于支持向量机及改进支持向量机的故障诊断方法,根据样本分布的复杂度,将训练样本划分为多个区域,在训练过程中支持向量机为不同区域设置不同的训练参数,有效避免了过拟合与欠拟合。然而,支持向量机本身存在多分类、核函数和核参数的选择优化及增量学习等问题,其应用于故障诊断时存在不平衡样本、特征选取及大规模训练样本等问题。

3.4 基于神经网络的诊断方法

神经网络可充分逼近任意非线性函数,具有良好的自学习和自适应能力,已广泛用于电动机故障诊断中。基于神经网络的故障诊断过程:① 利用特

征-故障数据集对神经网络进行训练,得到诊断网络,该诊断网络的输入为经过信号处理得到的故障特征,输出为故障类型对应的量化值;② 根据当前诊断输入对系统进行诊断。在训练和诊断之前进行预处理和特征选择/提取是为了给网络提供合适的训练样本和诊断输入。

参考文献[17-18]介绍了早期 BP 神经网络在各种电动机故障诊断中的应用,但存在收敛速度慢、容易陷入局部极小值等问题。参考文献[19]提出了基于遗传算法和基于蚁群算法的神经网络训练算法。该算法利用遗传算法优化神经网络的权值,建立遗传神经网络模型,能较好克服 BP 神经网络算法易陷入局部极小值的缺点;从蚁群算法与 BP 神经网络融合角度出发,采取蚁群算法优化神经网络权值的策略,建立了相应的蚁群神经网络模型,该模型在收敛性、预测误差方面均优于传统的 BP 神经网络算法。参考文献[20-22]将优化的 BP 神经网络应用到各种电动机故障诊断中,提高了故障诊断的精度。参考文献[23]介绍了基于概率神经网络的故障诊断方法,该方法可最大程度利用故障先验知识,对异步电动机转子故障进行定性诊断。参考文献[24]提出了一种基于差分进化算法优化径向基函数神经网络的异步电动机故障诊断方法。神经网络应用于故障诊断也有一定的局限性^[25],如神经网络结构的确定没有固定方法,对多故障的同时诊断效果不理想。

3.5 混合的诊断方法

专家系统、模糊理论、神经网络等智能诊断方法需要大量的历史数据作为训练样本,而数据的获取相对困难,另外存在训练时间较长、不便于实时监测等缺陷。目前,已有很多学者研究将 2 种或多种智能诊断方法相结合进行电动机故障诊断。参考文献[26]将模糊理论与领域专家语言知识整合到 BP 神经网络中,构建出模块化的并行处理模糊神经网络,为网络的知识学习、更新维护提供了方便,而且通用性强,能够应用到电动机的智能诊断中。参考文献[27]讨论了小波分析与小波熵的优点,将两者优点结合起来,采用小波熵的诊断技术对电动机运行状态进行诊断,并对运行中的各种故障进行特征提取和模式识别。参考文献[28]采用 EMD 结合 AR (Auto Regression, 自回归) 模型的 Yule - Walker 或 Ulrych - Clayton 参数估计方法进行特征提取,再利用改进的超球多类支持向量机来分类诊断滚动轴承不同故障位置及性能退化程度。

3.6 基于信息融合的诊断方法

信息融合是一种多源信息的综合技术,通过对来自不同传感器的数据信息进行分析 and 智能化合成,获得被测对象及其性质的最佳一致估计,从而产生比单一信息源更精确、更完全的估计和决策。在电动机故障诊断过程中存在大量的不确定性,相同故障可能表现为多个故障特征,同一信号形成不同的特征信息,因此,可将信息融合引入到电动机的故障诊断中。目前常用的信息融合算法有贝叶斯信息融合算法、证据理论信息融合算法、模糊信息融合算法、神经网络信息融合算法、集成信息融合算法,其中证据理论以其不确定性的表示、量测和组合等方面的优势在故障诊断领域中得到了广泛应用^[29]。参考文献[30]将多个传感器采集的转子振动频谱信号进行处理后,利用蚁群神经网络进行故障局部诊断,获得彼此独立的证据,再由证据理论对各证据进行融合,最终实现对电动机故障的准确诊断,减少电动机故障分类识别的不确定性。

4 结语

随着电动机应用规模越来越大,输出功率越来越高,其产生故障的可能性和复杂性增加,仅靠单一方法难以实现复杂条件下电动机故障的完全、准确、及时诊断。同时,现有的电动机故障诊断技术大多假设只有 1 种故障发生,而实际生产中经常出现电动机多种故障同时发生的情况。因此,多种诊断方法相结合及信息融合方法将成为电动机故障诊断技术的发展趋势。

参考文献:

- [1] 沈标正. 电机故障诊断技术[M]. 北京:机械工业出版社,1996:15-17.
- [2] 张征平,任震,杨楚明,等. 基于小波变换的高压电动机定子绕组匝间短路故障在线检测新方法[J]. 电力自动化设备,2004,24(3):5-11.
- [3] 胡广书. 现代信号处理教程[M]. 北京:清华大学出版社,2004:15-16.
- [4] 段晨东,高强,徐先峰. 频率切片小波变换时频分析方法在发电机组故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报,2013,33(32):96-103.
- [5] LI Meng. Weak fault signal detection of rolling bearing [C]//International Conference on Transportation, Mechanical and Electrical Engineering, Changchun, 2011:540-543.
- [6] 齐俊德,李山,陈冰. 基于小波包能量矩阵的轴承信号

- 特征提取[J]. 振动与冲击, 2013, 32(21): 107-111.
- [7] 张北鸥. 基于小波包变换和 Elman 人工神经网络的电机故障诊断系统的研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2010.
- [8] 牛发亮, 黄进. 笼型异步电动机状态监测与转子故障诊断方法对比分析[J]. 中小型电机, 2004, 31(4): 48-53.
- [9] 张超, 陈建军, 徐亚兰. 基于 EMD 分解和奇异值差分谱理论的轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报, 2011, 24(5): 539-546.
- [10] 许同乐, 郎学政, 张新义, 等. 基于 EMD 相关方法的电动机信号降噪的研究[J]. 船舶力学, 2014, 18(5): 599-604.
- [11] 陈皓. 基于经验模态分解和遗传神经网络的轨道车辆轴承故障诊断研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2013.
- [12] 鄂加强. 智能故障诊断及其应用[M]. 长沙: 湖南大学出版社, 2006: 52-53.
- [13] 鄂加强, 龚金科, 王耀南, 等. 特种车辆柴油发动机故障诊断专家系统推理机设计[J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2005, 32(5): 46-51.
- [14] 严浙平, 迟冬南, 赵智, 等. UUV 推进系统模糊自适应融合故障诊断方法[J]. 电机与控制学报, 2012, 16(9): 14-19.
- [15] 易辉, 宋晓峰, 姜斌, 等. 柔性支持向量回归及其在故障检测中的应用[J]. 自动化学报, 2013, 39(3): 272-283.
- [16] 赵海洋, 徐敏强, 王金东. 改进二叉树支持向量机及其故障诊断方法研究[J]. 振动工程学报, 2013, 26(5): 764-770.
- [17] 李占锋, 韩芳芳, 郑德忠. 基于 BP 神经网络的电机转子故障诊断的研究[J]. 河北科技大学学报, 2001, 22(3): 23-26.
- [18] 兰宇飞. 基于神经网络的异步电机故障诊断研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2010.
- [19] 黄庆斌. BP 算法的改进及其应用研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2010.
- [20] 阳同光, 蒋新华, 付强. 混合蛙跳脊波神经网络观测器电机故障诊断研究[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(1): 193-199.
- [21] 刘垠杰, 黄强, 程玉强, 等. 基于动态云 BP 网络的液体火箭发动机故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2012, 27(12): 2842-2849.
- [22] 孙斌, 薛广鑫, 陈军, 等. 基于局部线性嵌入和云神经网络的转子故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2012, 31(23): 99-103.
- [23] 王豪, 郑恩让. 概率神经网络在电机故障诊断中的应用[J]. 化工自动化及仪表, 2010, 37(8): 59-62.
- [24] 郭西进, 徐进霞, 孔利利. 一种异步电动机故障诊断新方法[J]. 工矿自动化, 2014, 40(3): 60-63.
- [25] 虞和济, 陈长征, 张省, 等. 基于神经网络的智能诊断[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2000: 169-170.
- [26] 张杰, 高宪军, 姚劲勃, 等. 基于神经网络与专家系统的故障诊断技术[J]. 吉林大学学报: 信息科学版, 2009, 27(3): 319-323.
- [27] 欧阳乾. 基于小波熵的电机故障诊断[D]. 广州: 广东工业大学, 2010.
- [28] 康守强, 王玉静, 杨广学, 等. 基于经验模态分解和超球多类支持向量机的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(14): 96-103.
- [29] 杨建平. 证据理论及其在早期故障诊断信息融合中的应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2008.
- [30] 程加堂, 周燕洁, 段志梅. 多传感器信息融合在电机故障诊断中的应用[J]. 噪声与振动控制, 2012(5): 164-168.