

交流电机信号特征分析的 滚动轴承故障诊断方法综述

宋向金, 赵文祥*

(江苏大学电气信息工程学院, 江苏省 镇江市 212013)

A Review of Rolling Bearing Fault Diagnosis Approaches Using AC Motor Signature Analysis

SONG Xiangjin, ZHAO Wenxiang*

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, Jiangsu Province, China)

ABSTRACT: Rolling bearings are an important component to ensure the normal functioning of AC motors. Compared with traditional bearing fault diagnosis approaches, motor current and speed signature analysis has the advantages of non-intrusive and sharing signals with the control system, so it is gradually being applied in the field of the AC motor bearing fault diagnosis. In this survey paper, the important technologies and cutting-edge research results in the fields of theoretical model and fault diagnosis were summarized. For fault diagnosis, this paper mainly introduced the bearing fault diagnosis approaches using motor current signature analysis and motor speed signature analysis. At the same time, the advantages and disadvantages of these two bearing fault diagnosis techniques were pointed out. At last, the problems and challenges in present studies were discussed, and the future research directions are prospected.

KEY WORDS: AC motors; rolling bearings; fault diagnosis; motor current signature analysis; motor speed signature analysis

摘要: 滚动轴承是保证交流电机正常运转的重要组成部分。相比于传统轴承故障诊断方法,电机电流和转速信号特征分析具有非侵入式且与控制系统共享信号的优势,逐渐被应用于交流电机轴承故障诊断领域。该文从理论模型和故障诊断两个方面,对相关领域的重要技术和前沿研究成果进行梳理归纳。对于故障诊断,主要介绍采用电机电流信号特征分析和电机转速信号特征分析的轴承故障诊断技术,同时指出各

自的优缺点。最后,分析现有研究所面临的问题和挑战,并对未来发展趋势进行展望。

关键词: 交流电机; 滚动轴承; 故障诊断; 电流信号特征分析; 转速信号特征分析

0 引言

近年来,随着电力电子技术的快速发展以及新能源技术的推广,交流电机在机床、压缩机、风力发电、电动汽车等领域广泛应用。交流电机作为重要的能源转换装置,其自身运行状况直接影响着整个传动系统的稳定性和安全性。然而,由于交流电机在传动系统中的重用作用,对其运行维护上投入的成本也越来越多^[1]。因此,研究交流电机故障诊断和监测技术,实现精确运维和早期故障预警,具有重要的理论意义和应用价值。

滚动轴承是支撑交流电机转子进行旋转的关键部件,其内外圈存在相对运行并且同时承受径向和轴向的联合负荷作用,这种长期复杂的工作环境导致其极易发生损坏。据相关统计,40%左右的电机故障是由轴承失效引起的^[2]。因此,对轴承运行状态进行监测与故障诊断,及时准确识别早期微弱故障并进行停机维修或更换,不仅可以提高电机运行效率实现节能效益,而且能够有效保障生产安全且显著地提高经济效益。

轴承故障信号的表现形式有多种,如振动、温度、声发射、电流以及转速信号等。相应的轴承故障诊断策略根据是否通过电机控制系统获取故障信息可分为两种:需要安装额外的传感器,如振动分析法、温度以及声发射检测法等;不需要安装额外的传感器,利用电机控制系统中已有的传感器,

基金项目: 国家杰出青年科学基金项目(52025073); 国家自然科学基金(青年科学基金项目)(52007078); 江苏省高等学校自然科学研究面上项目(19KJB470017)。

Project Supported by the National Science Fund for Distinguished Young Scholars (52025073); National Natural Science Foundation of China (Young Scientific Program)(52007078); Natural Science Foundation of Jiangsu Higher Education Institutions (19KJB470017).

如电流或转速信号特征分析等。交流电机信号特征分析是一种非侵入式的轴承故障诊断方法, 利用电机控制系统已有传感器通过驱动过程获取包含轴承故障信息的信号, 不仅可以避免额外加速度或声发射等传感器的安装, 而且传感器受外界因素和安装位置影响较小, 在很大程度上降低了投资及维护工作量。此外, 该类方法与嵌入式系统可以良好结合, 有利于工程化实施。从既有文献看, 采用振动信号诊断轴承故障的研究比较成熟, 应用较为广泛^[3]; 虽然采用电机信号特征分析的轴承状态监测研究开展的相对较晚, 但该领域也受到国内外研究学者的重视, 并取得了相当数量的研究成果。

采用电机信号特征分析的轴承故障诊断方法与控制系统共享信号, 能够有效促进轴承故障在线诊断系统与电机驱动控制系统进行集成, 形成闭环“驱动—诊断”融合系统, 及时发现轴承早期微弱故障并合理安排进行轴承更换, 在提高电机系统安全性的同时显著性地降低维护费用。为此, 本文对近年来国内外该研究领域的相关成果归纳总结, 分析滚动轴承损伤调制到电机信号中的作用机理, 揭示不同轴承故障振动特征分量与电机电气信号特征谐波的映射关系; 整理采用电机信号特征分析的轴承故障诊断方法, 包括电机电流信号特征分析、电机转速信号特征分析以及其他诊断方法等。此外, 结合电机信号特征分析诊断轴承故障亟待解决的关键问题, 对未来发展趋势进行展望, 以期为后续研究提供帮助。

1 轴承故障对交流电机信号的作用机理

滚动轴承主要由外圈、内圈、滚动体和保持架4部分组成。外圈通常安装在机座孔中保持不动, 起到支撑作用; 内圈与转轴紧密配合, 并与转轴一起运转; 滚动体借助于保持架均匀分布在内外圈之间, 滚动轴承典型几何结构及其相关参数如图1所示。

滚动轴承故障根据其产生的振动信号特征可分为局部损伤和磨损类故障^[4-5]。磨损类故障是渐变性故障, 其故障特征表现为随机性较强的无规则振动波形。一般来说, 轴承磨损不会立刻引起电机性能下降, 其危害程度远小于局部损伤类故障, 故往往比较重视局部损伤类故障的研究。局部损伤类故障通常表现为疲劳剥落、局部点蚀、微小裂纹等, 在受载运行过程中这些故障会产生周期性振动, 该

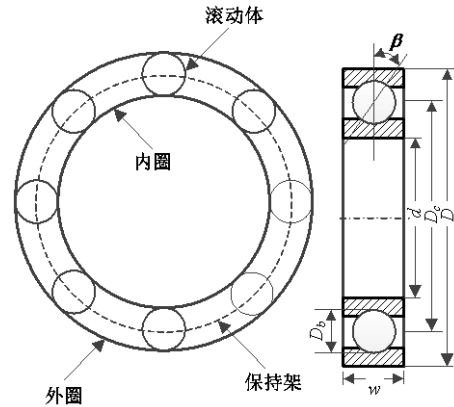


图1 滚动轴承典型几何结构

Fig. 1 Typical geometric structure of a rolling-element bearing

振动频率与轴承几何尺寸、损伤点位置以及转轴速度相关, 称为滚动轴承故障振动特征频率。

$$f_{of} = \frac{N_b}{2} f_r \left(1 - \frac{D_b}{D_c} \cos \beta\right) \quad (1)$$

$$f_{if} = \frac{N_b}{2} f_r \left(1 + \frac{D_b}{D_c} \cos \beta\right) \quad (2)$$

$$f_{bf} = \frac{D_c}{D_b} f_r \left(1 - \left(\frac{D_b}{D_c} \cos \beta\right)^2\right) \quad (3)$$

式中: f_{of} 、 f_{if} 、 f_{bf} 分别为轴承外圈、内圈以及滚动体故障振动特征频率; f_r 为电机转速; N_b 为滚动体个数; D_c 为轴承节圆直径; D_b 为滚动体直径; β 为轴承接触角。

相关学者依据旋转磁场和调制磁场理论, 从轴承故障引起电机内部气隙磁场变化和转矩波动的角度, 研究不同故障类型下交流电机信号特征变化规律。在这方面研究最早的是美国佐治亚理工学院 Thomas G. Habetler 教授等^[6]和法国格勒诺布尔国立综合理工学院学者^[7], 分别提出的径向运动传递模型和扭转运动传递模型, 揭示了轴承故障振动特征分量 f_c (f_c 可分别是 f_{of} 、 f_{if} 或 f_{bf}) 与电流信号边带故障谐波、转矩转速信号特征谐波 nf_c 的内在联系, 也是使用电流转速转矩信号分析判断轴承是否损坏的理论基础。

由于上述理论模型是在假设电机为理想电机的情况下提出的, 其后, 陆续有学者对这一理论进行了完善。大连海事大学学者分别将混合偏心、齿槽效应与轴承故障共同作用考虑在内, 研究轴承损伤经由电机内部磁场调制到定子电流的作用机理, 在定子电流频谱中发现了新的边带故障分量, 而且边带故障分量幅值不仅与损害深度有关, 还与损坏区域大小相关^[8-9]。宋向金等人则研究了同时考虑电

机固有偏心和齿槽效应与轴承故障的共同作用，并发现了新的轴承故障特征分量^[10]。清华大学褚福磊教授等将非线性气隙磁导、非线性铁材料以及磁饱和等因素考虑在内，利用等效磁路法求取了轴承故障电机定子电流信号解析模型^[11]。伊朗德黑兰大学 Jawad Faiz 教授等将固有偏心和饱和效应考虑在内，通过定义适当的气隙函数，采用以改进绕组函数法为核心的多回路理论建立了局部轴承故障电

机解析模型^[12]。意大利摩德纳雷焦艾米利亚大学学者研究了外部振动产生的转轴周期性径向载荷对电机电流参数以及轴承故障诊断的影响^[13-15]。上述不同研究结果中，定子电流频谱中与轴承故障相关频率分量总结如表 1 所示。其中， f_e 为电流基频分量， R 为转子槽数， f_{rsh} 为齿谐波， f_{cage} 为轴承保持架旋转频率。

学者们在研究固有偏心、磁饱和以及齿槽效应

表 1 定子电流频谱中的轴承故障分量总结

Table 1 Summary of components related to bearing fault in the stator current spectrum

信号类型	故障类型	Schoen et al.[6]	Blodt et al.[7]	Qiu et al.[8,9]	Song et al.[10]	Han et al.[11]	Ojaghi et al.[12]
电流信号	外圈故障	$f_e \pm n f_{of}$	$f_e \pm n f_{of}$	$f_e \pm q f_r \pm n f_{of}$ $f_{rsh} \pm n f_{of}$	$f_e \pm (mR \pm s) f_r \pm n f_{of}$	$f_e \pm n f_{of}$	$f_e + i f_e \pm n f_{of} \pm r f_r$
	内圈故障	$f_e \pm n f_{if}$	$f_e \pm f_r \pm n f_{if}$	—	—	$k f_e \pm j f_r \pm n f_{if}$	$f_e + i f_e \pm n f_{if} \pm r f_r$
	滚动体故障	$f_e \pm n f_{bf}$	$f_e \pm f_{cage} \pm n f_{bf}$	—	—	$f_e \pm j f_{cage} \pm n f_{bf}$	$f_e + i f_e \pm n f_{bf} \pm r f_r \pm c f_{cage}$

注： $k, q=0,1$ ； $i=0,2$ ； $n, m, j, s=1,2,3, \dots$ ； $r, c=0,1,2, \dots$ 。

等因素对轴承故障电机内部气隙磁场分布的影响上取得了阶段性成果，进一步完善了轴承故障诊断理论模型，为形成精确的故障诊断技术起到了重要的推动作用。但是，现有绝大部分研究成果针对的是异步电机，对应用越来越广泛的永磁同步电机研究较少，同时并未充分考虑交流电机转子凸极、变频器谐波等非理想特性。因此，亟需综合考虑不同类型交流电机的非理想特性，建立轴承故障电机物理模型，并就该故障对电机内部磁场、电流及输出特性(转速转矩等)的影响进行深入细致的研究。

2 交流电机电流和转速信号特征分析的轴承故障诊断方法

采用交流电机信号特征分析的轴承故障诊断方法核心是寻找易于采集、性能可靠的故障特征量，利用上述理论模型研究成果，探讨采用何种技术手段，实现电机复杂运行工况下的轴承故障特征提取，最终达到故障诊断、类型判别以及严重程度评估的目的，其实施方案如图 2 所示。从现有文献来看，依据所选择故障特征量的不同，本文将轴承故障诊断方法分类为电流信号特征分析方法、转速信号特征分析方法以及其它信号特征分析方法(电压、负载转矩、瞬时功率、瞬时功率因子等)。

2.1 电机电流信号特征分析

经典的电机电流信号特征分析(motor current signature analysis, MCSA)是一种采用快速傅里叶变换(fast fourier transform, FFT)的频域分析方法，交流电机处于稳态工况时，采集单相定子电流数据并

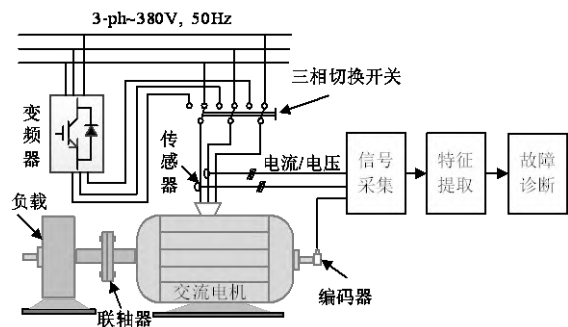


图 2 交流电机轴承故障的通用非侵入式诊断方案

Fig. 2 General non-invasive scheme for AC motor bearing fault

做 FFT 分析，以实现轴承故障特征的提取^[16]。但是，过长的传递路径导致定子电流中的轴承故障分量比较微弱，同时又由于基频分量、固有偏心分量、逆变器输出谐波、负载波动以及不同负载工况下故障特征敏感度不同等因素的影响，导致交流电机空载或轻载高速运行时，很难直接通过经典 MCSA 方法判断轴承是否出现故障。为改善诊断性能，国内外相关学者从不同角度采用不同的方式对其进行了深入研究。

2.1.1 噪声抑制技术

电流信号在传输过程中不可避免地受到外界和电机内部噪声干扰，一些学者采用噪声消除技术抑制与轴承故障无关的主要分量。例如，美国佐治亚理工学院 Thomas G. Habetler 教授等将定子电流中与轴承故障无关的所有分量视为噪声，首先在电流信号采样之前使用模拟陷波滤波器消除电源基波，然后使用数字陷波滤波器或维纳滤波器抑制其

他噪声分量，最后使用主要由轴承故障引起的分量建立轴承故障指标^[17-18]。这些学者又对滤波算法进行改进，采用维纳滤波器抑制电流信号中所有与轴承故障无关的噪声分量，取消使用模拟陷波滤波器^[19]。法国布雷斯特大学学者采用短时傅里叶变换对定子电流做频谱分析，通过谱减法去噪来监测电机轴承的状态^[20]。印度尼赫鲁科技大学学者分别使用离散小波变换、平稳小波变换和小波包分解对电流信号分析，进而采用频谱减法抑制电流信号中的主要分量，并通过比较残差信号的统计指标判断轴承运行状态^[21]。

美国马里兰大学 Michael Pecht 教授等提出一种时移的电流噪声消除方法。通过将采集的电流信号与其自身的延迟信号相加，以消除电流信号中的电源基波及奇数次谐波，延迟量仅取决于供电电源和采样频率^[22]。2018 年，Michael Pecht 等提出一种采用线性预测方法的噪声抑制策略。根据轴承故障电机定子电流信号的特点，将其分为可预测分量(电源基频分量及其奇数次谐波分量、固有偏心谐波分量、槽谐波分量)和不可预测分量(轴承故障分量、高斯噪声以及速度波动引起的谐波分量)，对不可预测分量不进行处理，采用最优线性预测理论对可预测分量进行建模，然后与电流信号相减得到残差信号，可同时实现局部损伤和磨损两类故障诊断，其所提 2 种噪声消除策略的流程图如图 3 所示^[23]。

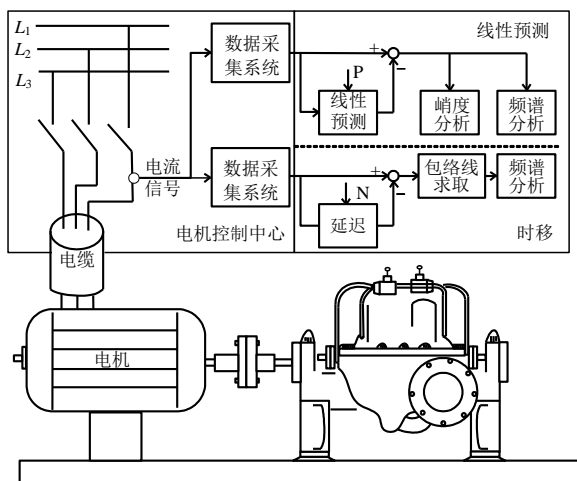


图 3 采用时移和线性预测电流噪声抑制流程图

Fig. 3 Flowchart of current noise cancellation using time shifting and linear prediction

2.1.2 高分辨率频谱分析技术

电机在稳定运行条件下， f_e 和 f_c 为恒量，经典 MCSA 采用 FFT 技术提取电流信号中的边带故障分量。然而，FFT 频谱分析一个主要的缺点是由于

有限数据点的窗口化而产生的频谱泄露现象，调整窗函数长度和形状可以在一定程度上削弱频谱泄露，但频谱分辨率也会相应下降，导致电机空载或轻载运行状态下的边带故障分量很难识别。为了克服这些问题，一些学者提出使用高分辨率频谱分析技术诊断轴承故障。例如，法国布雷斯特大学学者提出了最大似然估计、多维 MUSIC 以及最小描述长度准则相结合的高分辨率谱分析方法^[24-25]。2016 年，这些学者将定子电流信号假设为包含 L 个相互独立的指数成分，建立其解析模型，利用贝叶斯信息准则确定模型阶次 L ，采用 Root-MUSIC 和 ESPRIT 技术估计的频率进行轴承故障检测，并通过使用最小二乘估计获得频率的幅值定义了相应的故障严重程度评估指标^[26]。

加拿大滑铁卢大学学者认为上述 MUSIC 及 ESPRIT 方法主要使用频率幅值信息进行轴承故障检测，忽略了频率分量之间相位信息的作用。于是，提出一种具有辅助频率(auxiliary frequency, AF)注入的增强双谱(enhanced bispectrum, EB)分析技术 EB-AF 用于不同转速和负载条件下的电机轴承故障检测^[27]。但是，EB-AF 技术只能检测一些特定故障分量的信息，容易导致轴承故障漏诊或误诊。因此，这些学者又提出一种频谱同步技术，能够突出显示分布在多个故障局部频带的相关故障分量的峰值，然后将这些频带进一步同步形成故障信息频谱以增强轴承故障特征^[28]。为了改进常规双谱对电机电流信号特征的描述，华中科技大学学者针对提出采用调制信号双谱分析更准确地识别轴承故障，其所提方法原理框图如图 4 所示^[29]。

北京工业大学学者采用改进的绕组函数建立了感应电机的机电-磁耦合计算模型，实现了定子电流信号中的故障谐波分量和幅值提取，并提出一个指标对轴承故障严重程度进行评估^[30]。上述这些频率估计技术，能够实现各频率分量的有效分离，包括与基频分量幅值相差较多的边带故障分量，利于实现不同负载工况下的轴承故障诊断，但是需要的计算量较大。

2.1.3 解调变换技术

电机轴承发生故障时，电流信号不仅受到幅值调制，而且受到相角调制作用，因此，一些学者提出使用解调变换技术，将基频分量转换为直流分量，解决边带故障分量容易被基频淹没、难以检测的问题，实现轴承故障振动特征分量的直接提取，

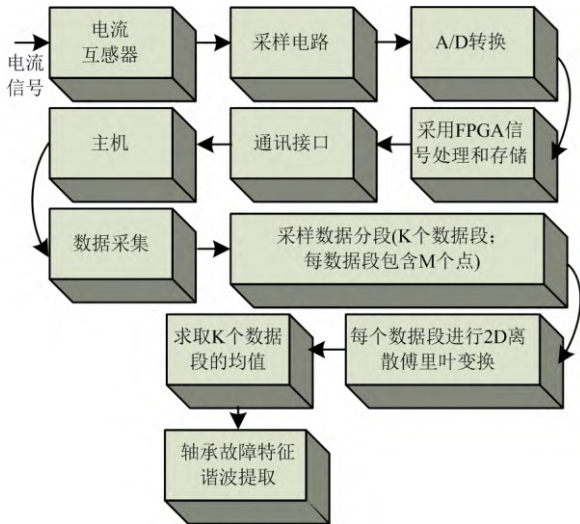


图4 采用调制信号双谱分析的轴承故障诊断方法
 Fig. 4 Bearing fault diagnosis using modulation signal bispectrum

其通用原理框图如图5所示。例如，西班牙瓦伦西亚理工大学学者使用 Teager-Kaiser 能量算子 (Teager-Kaiser energy operator, TKEO)对定子电流信号进行处理^[31]。宋向金等人提出使用 Hilbert 方法对电流信号进行幅值解调和相角解调，然后对提出的平方包络线和瞬时角频率信号作 FFT 频谱分析，并依据频谱中是否存在特征频率分量 f_c 判断轴承是否发生故障^[16,32]。还有一些学者认为多相的电流信号包含更多的故障信息，采用 Park 变换或 Concordia 变换对三相电流信号进行变换以抑制基频分量的影响^[33-35]。海军工程大学学者采用小波包变换对电流信号 Park 矢量模进行处理，同时提取相应子频带小波包分解系数的统计特征，对轴承运行状态进行评估^[36]。

巴西伊塔茹巴联邦大学学者为进一步改善电流信号的信噪比，采用快速谱峭度算法计算电流信号的最大谱峭度值，确定最优带通滤波器参数并对

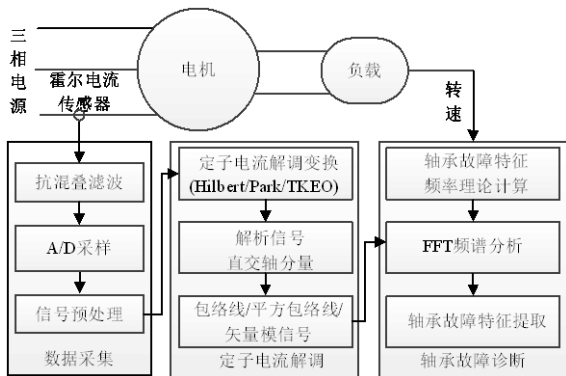


图5 采用解调技术的轴承故障诊断原理图
 Fig. 5 Schematic diagram of the bearing fault detection based on demodulation techniques

电流信号进行处理，突出故障冲击成分，最后提取电流平方包络线频谱分析，提取轴承故障特征频率分量 f_c ^[37]。在对定子电流进行解调处理的过程中，能够实现基频分量到直流分量的变换，进而将故障特征频率从边带分量 $f_c \pm f_c$ 转化为振动特征分量 f_c ，使得轴承故障特征在频谱中得以显露，最终达到不同工况下的故障特征分量准确识别。

2.1.4 统计分析技术

采用频谱分析技术提取轴承故障特征分量的诊断策略，在仿真分析和实验结果中都取得了较成熟的效果。但是，在相同损伤程度下，轴承故障特征频率分量的幅值随着负载的增加而增加，导致故障阈值与故障严重程度指标难以确定，采用统计方法提取的统计指标经过标准化处理之后可以有效地克服这一问题，因此，一些学者提出了基于时频域统计特征提取的轴承故障诊断方法。例如，法国图卢兹大学学者为了获得稳定、标准化的故障指标，采用统计过程对 Welch 周期图法估计的电流信号功率谱进行分析，构建了相应的故障统计指标并进行了阈值评估^[38]。德国亚琛工业大学学者采用 Welch 法估计电流信号的功率谱密度，提取以故障特征频率为中心的频带，从每个提取的频带计算出六个频域统计特征组成特征矩阵，进一步利用线性判别分析降低特征维数，最终使用贝叶斯分类器实现了不同负载运行状态下的 2 种轴承故障类型诊断^[39]。

天津大学学者采用独立主元分析电流频谱进一步处理，并将处理得到的特征标准化形成知识数据库，用于轴承故障在线诊断^[40]。墨西哥瓜纳华托大学学者提出一种采用统计四元分析的故障诊断策略。该策略将四元数建立为电流测量值，变量 X, Y 和 Z 是电机底盘上的三轴加速度计的测量值，通过四元数的旋转并应用四元数旋转统计数据(例如均值，聚类阴影和聚类突出)以获取它们的特征，然后使用分类算法将它们用于电动机状态分类^[41]。墨西哥普埃布拉国家天体物理、光学与电子学研究所学者利用拟合优度测试实现了电机不同供电条件下的轴承故障诊断，其所提方法的流程图如图6所示^[42]。美国阿肯色大学学者通过统计分析发现，定子电流信号中给定频率幅值可以使用伽玛分布建模，并且故障发生时会影响伽玛分布的参数，因此，定义了一个新的参数测量故障对伽玛分布的影响，实现了轴承故障的实时诊断^[43]。

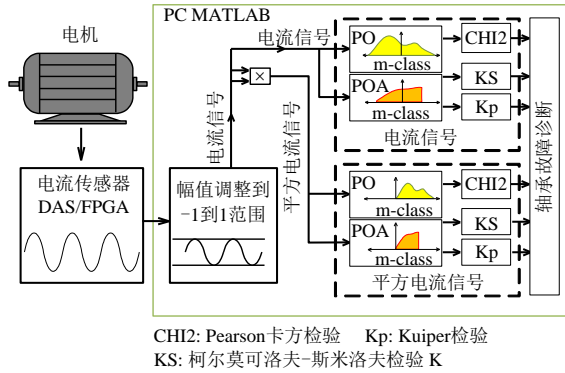


图 6 电流信号采集和拟合优度检验处理框图

Fig. 6 Current signal acquisition and goodness-of-fit test processing block diagram

2.1.5 时频分析技术

经典 MCSA 方法假设交流电机处于稳定工况，然而，由于电源波动、负载扰动、环境噪声等因素的影响，导致电流信号并非严格意义上的平稳信号，尤其在变工况下，基频时变，与基频相关联的故障特征频率也会产生变化，于是一些学者采用短时傅里叶变换^[44]、维格纳分布^[45-46]、小波包变换^[47-49]、连续小波变换^[50]等时频分析方法，判断电机轴承的运行状态。但是，上述时频分析方法复杂性较高，分辨率差，或存在交叉项干扰。因此，法国布雷斯特大学学者提出采用集合经验模态分解将两相交流坐标系中的零相电流分解为一系列独立的模态分量，并提取第 4 个模态分量的方差作为故障判据^[51]。美国内布拉斯加林肯大学学者对暂态电流的幅值和频率解调信号进行降采样，将时变轴旋转频率转化为恒量，然后求取降采样解调信号的功率谱密度，进而可以有效识别轴承故障特征分量^[52]。针对上述方法带来的量化(截断)误差问题，为了进一步提高算法的检测精度，2015 年，该学者则采用电流同步重采样和脉冲检测的轴承故障诊断方法^[53]。

2.1.6 人工智能技术

近些年来，机器学习技术在工业界和学术界取得了广泛的成功，其已成为目前主流的智能故障诊断方法^[54]。部分学者利用不同的信号处理算法，得到电流信号中表征滚动轴承状态的特征量后，将这些特征量与支持向量机^[55-58]、自适应神经模糊系统^[59]、蚁群聚类算法^[60]等相结合，通过设置合适的参数并进行训练，进而实现轴承运行状态在线监测及其早期故障智能识别。然而，这些智能诊断算法普遍存在诸如需人为特征提取和一定的先验知识、泛化能力差、易产生局部最小等问题。

深度学习作为机器学习中的一个新兴领域，能够直接将原始电机数据作为输入，通过多层模型逐层学习数据特征，进而达到故障特征的有效表达，为电机轴承故障智能诊断提供了有益思路^[61]。例如，韩国蔚山大学学者采集多相电流信号并保存为单独的数据集，然后分别转换为二图形数据作为二维卷积神经网络的输入，最后在决策层将不同数据集的信息融合，实现了永磁同步电机的轴承故障诊断，其所提诊断框图如图 7 所示^[62]。国立中山大学学者提出使用包含 softmax 函数的一维卷积神经网络诊断永磁电机退磁和轴承故障^[63]。突尼斯迦太基大学学者针对现有的深度学习算法缺乏物理可解释性，提出一种称为 deep-SincNet 深度学习框架的端到端故障诊断方法，可以实现较好的可解释性，并且对环境噪声有较好鲁棒性，轴承故障识别准确率也较高^[64]。

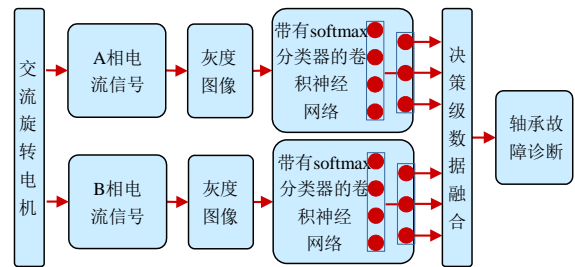


图 7 结合深度卷积神经网络和信息融合的轴承故障诊断方法流程图

Fig. 7 Flow chart of bearing fault detection using convolutional neural network and information fusion

然而，工业生产中记录数据大多数是正常/健康的，获取故障数据往往需要付出昂贵的代价。针对小样本/不平衡数据下的智能轴承故障诊断，西安交通大学学者提出一种采用对抗思想的自适应半监督框架，仅从正常电流信号中学习故障知识，其次采用带有梯度惩罚的沃瑟斯坦生成对抗网络获得沃瑟斯坦距离指数评估轴承是否发生故障以及故障类别^[65]。一些采用电流信号分析的轴承故障诊断技术如表 2 所示。

2.2 电机转速信号特征分析

编码器作为一种高分辨率高精度的轴角位置测量装置，已经成为永磁电机调速控制系统必备的基本组成部分，在异步电机闭环控制装置中也得到越来越多的应用。编码器信号对轴承故障引起的瞬态冲击具有较为敏感的特性，其所包含的扭转振动信息非常丰富，可以在一定程度上降低转速带来的故障冲击弱化的影响^[66]。但是，原始编码器信号的

表2 电流信号分析诊断轴承故障

Table 2 Bearing fault diagnosis based on motor current

工况	方法	优点	缺点
稳定运行	维纳滤波器		主要用于工频供电方式, 需进一步研究变频供电的诊断效果
	谱减法/时移	简单易行	
	最优线性滤波器		
	MUSIC/ESPRIT	高分辨率频谱分析, 提取边带故障分量	复杂度高/运算量大 不适用非平稳工况
稳定运行	SS/EB-AF		
	TKEO/Hilbert Park/Concordia	基频分量转换为直流分量, 避免基频频谱泄露覆盖故障特征	受电压不平衡、转速波动等因素干扰
时频域统计特征		根据历史数据提取统计指标	需经过一定的变换以降低特征维数
	短时傅里叶变换	适用于一定范围的变频率变负载情况	适用的转速负载变化范围有限
暂态运行	小波变换	适用于变频率变负载情况	需选择合适的基函数
	EEMD	基于数据本身分解不需要选择基函数	重构信号与原始信号的误差较大
	同步重采样算法	实现时变非平稳故障特征平稳化	存在平稳性假设及插值误差
稳定/暂态运行	支持向量机		需人为特征提取和一定先验知识/泛化能力差/易产生局部最小等
	自适应神经模糊推理系统	满足大数据背景的故障诊断需求	
	蚁群聚类算法		
	卷积神经网络	无需人为特征提取提高诊断智能性	训练速度慢且部分参数需根据经验设定

表现形式难以体现故障冲击, 为了更好地监测电机轴承的运行状态, 有必要将位置序列转换为更有意义的动力学变量^[66-67]。电机转速信号特征分析 (motor speed signature analysis, MSSA) 即是使用电机控制系统中已有的编码器进行采集, 再从原始编码器信号转化为转速信号, 通过采用不同信号处理技术提取轴承故障特征。

2.2.1 稳态故障诊断技术

目前, 相关的转速去噪及特征提取方法主要是针对电机恒转速和恒负载运行状态。例如, 哈尔滨工业大学徐殿国教授等采用谱峭度对瞬态冲击分量敏感的准则, 设计最优带通滤波器对转速信号进行滤波, 同时为进一步增强故障特征提取能力, 求取滤波信号平方包络谱以识别故障特征^[68]。此外, 这些学者首先利用经验模态分解对转速信号预处理, 增强信号的信噪比, 其次利用快速谱峭度图对分解得到的固有模态函数进一步处理, 扩大了轴承故障诊断范围^[69]。针对永磁同步电机低速稳定运行时, 电流偏移误差和增益误差引入的 f_e 以及 $2f_e$ 周期性扰动, 对轴承故障特征提取产生的影响, 徐殿

国教授等提出引入 2 个谐振频率为 f_e 和 $2f_e$ 的谐振控制器对电机转速环控制策略进行改进, 在转速信号采集之前进行噪声抑制, 实现了低速稳定运行状态的轴承故障诊断, 其所提轴承故障诊断原理框图如图 8 所示^[70]。

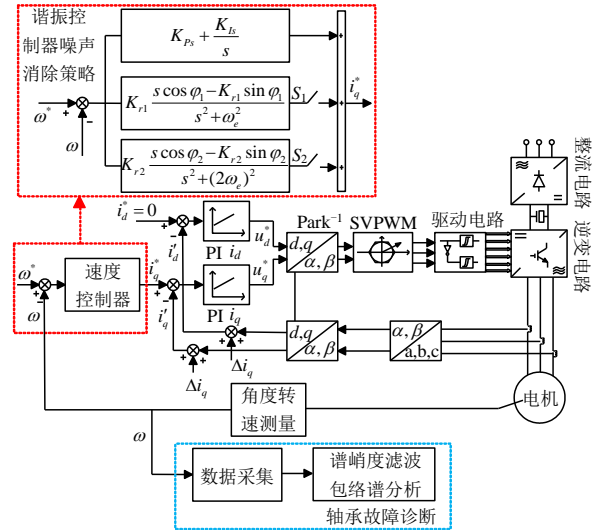


图8 采用改进驱动算法的轴承故障诊断原理框图

Fig. 8 Diagram of the local bearing fault detection based on improved drive algorithm

电子科技大学学者将瞬时转速信息馈入目标域中的稀疏自动编码器, 提高了轴承故障模式识别能力^[71]。法国图卢兹大学学者使用 Luenberger 速度观测器估计转速信号并求取其频谱图形, 发现转速信号比电流信号具有更广的适用范围^[72]。法国普瓦提埃大学学者在同步旋转坐标系下设计

完全自适应永磁同步电机观测器估计转速信号, 实现了电机额定负载条件下稳定运行时的轴承故障诊断^[73]。上述 2 种方法通过调整观测器的增益代替传统信号去噪方式, 对转速信号中轴承故障振动特征分量进行放大, 在增强轴承故障特征提取能力方面效果显著。

2.2.2 暂态故障诊断技术

变转速致使轴承故障引起的冲击分量在采样结果中失去周期性, 变负载则致使冲击分量幅值随着负载的降低而减小。负载突变瞬时冲击作用产生的幅值较大的随机冲击分量, 往往容易掩盖转速信号中的轴承故障特征, 两者难以分离。针对复杂工况轴承故障诊断问题, 伊朗科技大学学者采用离散小波变换和连续小波变换对转速信号级联分解以提取残差信号, 并在时频域进行分析提取轴故障特征分量^[74]。韩国庆北国立大学学者采用权重和平方误差距离评估, 将经典主元分析修改为绝对值主元

分析,提取转速信号时域特征,实现了电机暂态工况下不同轴承故障类型判别^[75]。法国普瓦提埃大学学者采用锁相环技术得到永磁同步电机转速和位置信息,并使用位置信息对转速信号进行等角度重采样,实现了暂态工况下轴承运行状态评估^[76]。但是,主成分分析中的统计特性假设并不能适用于所有情形,基于角域的阶次分析存在平稳性假设及插值误差问题,而且仅是针对恒载暂态工况下的轴承故障振动特征频率识别。可见,掌握负载突变冲击、变工况轴承微弱故障特征的提取具有一定挑战。重要的 MSSA 轴承故障诊断技术如表 3 所示。

表 3 MSSA 轴承故障诊断技术
Table 3 Bearing fault diagnosis based on MSSA

工况	方法	优点	缺点
稳定运行	谱峭度滤波 +包络谱分析	易提取转速信号中的轴承故障信息	受数据信噪比的影响
	改进控制策略	抑制电流测量误差产生的转速脉动	未测试不同负载对诊断效果影响
	转速观测器	调整观测器增益,放大故障特征分量	不能同时满足收敛和故障检测要求
稳定/暂态运行	离散小波变换 +连续小波变换	适用小功率和大功率无刷电机	需要选择合适的基函数
	绝对值主元分析	降低了主元分析的数学复杂性	受电机种类,轴承型号等影响
	阶次分析	实现时变非平稳故障特征平稳化	存在平稳性假设及插值误差

2.3 其他信号特征分析方法

电机结构设计及运行特性较为复杂,其状态监测与故障诊断涉及到机械、电气、物理、化学、信息、计算机等多个学科的技术领域。除了电流、转速信号外,一些学者提出的轴承故障诊断方法还有中性点电压^[77]、负载转矩^[78]、瞬时功率^[79]、瞬时功率因子^[80]等。意大利帕维亚大学学者则将电流信号分析与电机效率相结合作为电机不同类型轴承故障的指标^[81]。海军工程大学学者采用融合分析和相关分析从振动与电流信号的融合谱图提取轴承故障特征信息,有效提高了诊断可靠性^[82-83]。中车株洲电力机车研究所有限公司教授级高级工程师冯江华采集电机电流、转速以及重构电压信号,通过全阶磁链观测器计算获得磁链信号,提出了利用改进磁链峰值能量法的轴承故障诊断方法^[84]。常用不同轴承故障检测方法的定性比较如表 4 所示。

3 轴承故障诊断技术发展趋势

采用交流电机信号特征分析的轴承运行状态

表 4 不同轴承故障检测方法的定性比较

Table 4 Qualitative comparison of various bearing fault detection approaches

检测信号	优点	缺点
电流信号	采集最为简单 研究较为广泛	不利于检测早期轴承故障 易受电机和环境噪声影响
转速信号	信号分辨率高 易与嵌入式系统结合	低速时受电流测量误差干扰 正处于快速发展阶段
中性点电压	高可靠性	需要知道电机内部参数
负载转矩	对故障的体现优于 电流和转速信号	采集相对不易,需借助于转矩辨识器辨识
瞬时功率	多相的电压电流信号 包含更多的故障信息	需要至少五个输入通道的数 电流和电压数据采集系统
功率因子	能克服电源波动影响 不受电流基波干扰	需进一步研究功率因子的暂 态工况轴承故障诊断效果

监测策略通过采集电机的定子电压、电流、转速和转矩等信号,并对获取的信号利用谱估计、解调变换、时频技术、深度学习等不同处理方法进行故障信息提取。然而,中心点电压和瞬时功率的获取,需要借助于电压互感器,采用负载转矩信号作为诊断特征量,则需要安装扭矩传感器,并且扭矩传感器的安装非常不方便,又由于需要额外加装传感器会进一步增加系统的硬件成本,一般需要通过转矩辨识器进行辨识,导致采用上述 3 种信号作为诊断依据的相关研究成果较少。

MCSA 和 MSSA 能够与电机控制系统共享信号,避免了额外传感器的安装,具有信号采集简单、成本较低以及便于集中监控等优势,相关的研究成果较多。但是该类方法的诊断精度容易受到电源波动、负载变化、逆变器输出谐波以及控制结构等因素的影响,且与故障有关的频率分量的幅值随着负载的降低而逐渐减小。特别是电机在暂态工况下,基频时变,与之相关的特征频率分量也随着产生变化。此外,电流信号中的基频幅值较大,容易出现频谱泄露,覆盖微弱故障信号。然而,根据现有的理论研究结果,轴承故障产生振动对转速信号的影响超前于电流信号,而且削弱了传递路径带来的干扰,显著提高了信噪比,这就使得转速更有利于反映故障特征。另外,转速信号不受基频频谱泄露的影响,故障特征分量直接存在于采集的信号中。尤其在伺服系统中,高精度编码器的存在使 MSSA 比 MCSA 提供了更好的选择。因此,近年来, MSSA 受到越来越多的关注。

然而,现阶段采用交流电机信号特征分析诊断轴承故障错综复杂,难以获得一个通用性的故障检

测方案应用在实际工业场合。为了增强电机系统的可靠性和降低成本,亟需能够切实改善故障检测精确性和鲁棒性的轴承故障诊断技术。综合国内外现有研究成果,轴承故障诊断技术发展趋势包含以下几个方面:

1) 充分利用多源信息融合的技术优势。

电机轴承发生故障时,往往导致多种信号感应产生相应的故障特征分量,例如通过利用中性点电压、负载转矩、瞬时功率因子、瞬时相位信号、电流信号、转速信号等,学者们提出了各种电机轴承故障诊断技术,其中,电流信号和转速信号具有与控制系统共享信号的优势,研究最为广泛。然而,现有的电机轴承故障诊断研究往往采用单一传感器数据,缺乏对多源数据多维信息的综合利用,也没有充分考虑电机系统的整体性,因此,故障诊断可靠性、精确性方面还有很大程度提升。如何设计不同的优化方案,充分利用多源信息融合技术优势,最大限度地增加轴承故障诊断的准确率,是未来的一个研究发展趋势。

2) 尚需完善非平稳工况轴承故障诊断技术。

目前采用电机信号特征分析的轴承故障诊断技术研究主要是基于恒转速和恒负载工况下,解决轻载或空载时轴承故障特征难以提取的问题,对于非平稳工况下的情况,则缺乏充分的科学研究。然而,在很多工业场合中,电机负载经常产生变化,而且又需要时常调节电机的转速以获得较高的生产效率,其中存在的机械速度暂态,引起轴承故障特征分量的幅值和相位随着时间变化而变化,呈现为时变非平稳特性。通过时频分析方法来解决这一问题,复杂性较高,分辨率差,或存在交叉项干扰;通过同步重采样算法来解决这一问题,又存在平稳性假设及插值误差问题。鉴于实际应用场合中,电机信号大多数都是非平稳的,尚且需要进一步完善非平稳工况轴承故障诊断技术。

3) 解决深度学习算法诊断故障的干扰问题。

如今,不同的信号处理技术和传统的机器学习算法相结合的方案,已广泛应用于电机故障识别和分类,并且取得了良好的诊断效果,但也因此涌现出诸如依赖人工特征提取和一定的先验知识、易陷入局部最优等问题。深度学习算法的多层非线性结构使其具备强大的特征表达能力,利于实现故障特征的自适应识别,以及摆脱对人工特征提取及先验知识的依赖,将特征表示和学习合二为一,从而达

到进一步提高故障识别率的目的。但是,深度学习模型中部分参数和隐含层层数受输入数据影响较大,需要根据实验和经验选择,尚且没有形成通用的数据库和诊断规则。而且,深度学习模型收敛速度较慢,训练时间较长,仍需提高深度学习算法运行效率。此外,针对小样本/不平衡数据下的智能故障诊断,有待进一步研究数据增强、特征学习以及分类器设计等策略,提高在故障样本不足情况下的故障识别准确率。

4) 探究故障严重程度的精确量化指标。

随着电机信号特征分析诊断轴承故障技术的进一步发展,描述故障严重程度的指标也相继提出,主要从电机信号本身出发,以时频域幅值、能量、功率、统计特征等参量构建相应指标。例如,有文献提出将特定谐波分量的统计参数作为故障指标,无论速度高低,都可以使用所提出的故障阈值,然而缺少对轴承故障损伤程度的量化评价。对于非平稳运行状态,几乎没相应的故障严重程度指标。因此,亟需进一步寻找独立于电机结构、参数、负载及控制器等因素影响,同时能够较好刻画轴承故障严重程度的精确量化指标。

5) 开启轴承状态监测系统的多元化发展。

形成较为完整的交流电机信号特征分析的轴承故障诊断理论体系,一方面可以使轴承运行状态监测不再局限在传统的振动信号分析等角度,从而有效避免昂贵传感器的安装,显著降低监测成本;另一方面利于轴承状态监测系统与电机驱动控制系统融合,形成集电机驱动控制、故障诊断、故障分类及故障严重程度评估于一体的管理方案,促进轴承故障诊断技术向多元化发展,最终实现交流电机的安全可靠运行。

4 结论

本文以是否采用交流电机信号特征分析的角度,归纳总结了交流电机轴承故障诊断相关理论和方法。首先叙述了轴承故障对电机信号的作用机理,重点分析了部分学者如何对理论模型进一步改进和完善,然后介绍了利用何种信号和采用何种处理方式提高不同负载工况下的轴承故障特征识别,重点分析了基于 MCSA 和 MSSA 的轴承故障诊断技术。MCSA 诊断轴承故障形成时间相对较早,相关研究成果最多, MSSA 虽然研究时间相对较短,但已取得的初步研究成果表明该方法应用前景广

阔。由于交流电机结构、参数、负载、运行工况、控制器等因素的影响, 基于电机信号特征分析诊断轴承故障比较复杂, 还有一些问题亟待解决。在阐述交流电机轴承故障诊断技术在国内外取得的一些重要进展的同时, 基于既有文献研究成果, 分析了现有研究所面临的问题和挑战, 并对未来的发展趋势进行展望。

参考文献

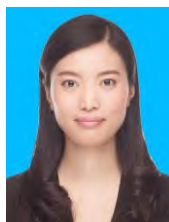
- [1] 郑大勇, 张品佳. 交流电机定子绝缘故障诊断与在线监测技术综述[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(2): 395-406.
ZHENG Dayong, ZHANG Pinjia. A review of fault diagnosis and online condition monitoring of stator insulation in AC electrical machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(2): 395-406(in Chinese).
- [2] 卞皓, 王晓琳, 邓智泉. 基于定子电流的无刷直流电机轴承故障诊断[J]. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(2): 224-231.
BIAN Hao, WANG Xiaolin, DENG Zhiquan. Bearing fault detection for Brushless DC motors based on Stator Current[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2020, 52(2): 224-231(in Chinese).
- [3] 齐咏生, 樊佳, 李永亨, 等. 基于增强型形态学滤波的风电机轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(4): 212-220.
QI Yongsheng, FAN Ji, LI Yongting, et al. A fault diagnosis method of wind turbine bearings based on an enhanced morphological filter[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(4): 212-220(in Chinese).
- [4] 曹宏瑞, 景新, 苏帅鸣, 等. 中介轴承故障动力学建模与振动特征分析[J]. 机械工程学报, 2020, 56(21): 89-99.
CAO Hongrui, JING Xin, SU Shuaiming, et al. Dynamic modeling and vibration analysis for inter-shaft bearing fault[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(21): 89-99(in Chinese).
- [5] 潘高元, 李舜酩, 安增辉, 等. 滚动轴承冲击特征提取的同步挤压 S 变换方法[J]. 振动工程学报, 2020, 33(2): 433-440.
PAN Gaoyuan, LI Shunming, AN Zenghui, et al. Impact feature extraction from rolling bearing fault signal by synchrosqueezed S-transform[J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33(2): 433-440(in Chinese).
- [6] SCHOEN R R, HABELTLER T G, KAMRAN F, et al. Motor bearing damage detection using stator current monitoring[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 1995, 31(6): 1274-1279.
- [7] BLODT M, GRANJON P, RAISON B, et al. Models for bearing damage detection in induction motors using stator current monitoring[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55(4): 1813-1822.
- [8] GENG Tiaoyu, QIU Chidong, XU Changqing, et al. Research on magnetic field frequency feature for motor bearing fault[M]//Jia L, Liu Z, Qin Y, et al. Proceedings of the 2015 International Conference on Electrical and Information Technologies for Rail Transportation. Berlin: Springer, 2016: 27-34.
- [9] WU Xinbo, QIU Chidong, XIA Meng, et al. Research on the current feature of induction motor bearing fault based on phase modulation[C]//Fifth International Conference on Intelligent Control and Information Processing. Dalian: IEEE, 2014: 181-186.
- [10] SONG Xiangjin, HU Jingtao, ZHU Hongyu, et al. Effects of the slot harmonics on the stator current in an induction motor with bearing fault[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2017, 2017: 2640796.
- [11] HAN Qinkai, DING Zhuang, XU Xueping, et al. Stator current model for detecting rolling bearing faults in induction motors using magnetic equivalent circuits[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 131: 554-575.
- [12] OJAGHI M, SABOURI M, FAIZ J. Analytic model for induction motors under localized bearing faults[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2018, 33(2): 617-626.
- [13] IMMOVILLI F, COCCONCELLI M. Experimental investigation of shaft radial load effect on bearing fault signatures detection[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2017, 53(3): 2721-2729.
- [14] IMMOVILLI F, BIANCHINI C, COCCONCELLI M, et al. Bearing fault model for induction motor with externally induced vibration[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 60(8): 3408-3418.
- [15] IMMOVILLI F, BELLINI A, RUBINI R, et al. Diagnosis of bearing Faults in induction machines by vibration or current signals: a critical comparison[J]. IEEE Transactions on Industry applications, 2010, 46(4): 1350-1359.
- [16] 宋向金, 王卓, 胡静涛, 等. Hilbert 解调制方法诊断异步电机轴承故障[J]. 电工技术学报, 2018, 33(21): 4941-4948.
SONG Xiangjin, WANG Zhuo, HU Jingtao, et al. Diagnosis of bearing fault in induction motors using

- Hilbert demodulation approach[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(21): 4941-4948(in Chinese).
- [17] STACK J R, HABETLER T G, HARLEY R G. Bearing fault detection via autoregressive stator current modeling[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2004, 40(3): 740-747.
- [18] ZHOU Wei, LU Bin, HABETLER T G, et al. Incipient bearing fault detection via motor stator current noise cancellation using wiener filter[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2009, 45(4): 1309-1317.
- [19] ZHOU Wei, HABETLER T G, HARLEY R G. Bearing fault detection via stator current noise cancellation and statistical control[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55(12): 4260-4269.
- [20] EL BOUCHIKHI E H, CHOQUEUSE V, EL HACHEMI BENBOUZID M. Current frequency spectral subtraction and its contribution to induction machines' bearings condition monitoring[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2013, 28(1): 135-144.
- [21] KOMPPELLA K C D, MANNAM V G R, RAYAPUDI S R. Bearing fault detection in a 3 phase induction motor using stator current frequency spectral subtraction with various wavelet decomposition techniques[J]. Ain Shams Engineering Journal, 2018, 9(4): 2427-2439.
- [22] DALVAND F, DALVAND S, SHARAFI F, et al. Current noise cancellation for bearing fault diagnosis using time shifting[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(10): 8138-8147.
- [23] DALVAND F, KANG M, DALVAND S, et al. Detection of generalized-roughness and single-point bearing faults using linear prediction-based current noise cancellation [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(12): 9728-9738.
- [24] EL BOUCHIKHI E H, CHOQUEUSE V, BENBOUZID M. Induction machine faults detection using stator current parametric spectral estimation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 52-53: 447-464.
- [25] ELBOUCHIKHI E, CHOQUEUSE V, BENBOUZID M. Induction machine bearing faults detection based on a multi-dimensional MUSIC algorithm and maximum likelihood estimation[J]. ISA Transactions, 2016, 63: 413-424.
- [26] TRACHI Y, ELBOUCHIKHI E, CHOQUEUSE V, et al. Induction machines fault detection based on subspace spectral estimation[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(9): 5641-5651.
- [27] LI Dezhi, WANG W, ISMAIL F. An enhanced bispectrum technique with auxiliary frequency injection for induction motor health condition monitoring[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(10): 2679-2687.
- [28] LI Dezhi, WANG W, ISMAIL F. A spectrum synch technique for induction motor health condition monitoring[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2015, 30(4): 1348-1355.
- [29] CHEN Xi, XU Wei, LIU Yi, et al. Bearing corrosion failure diagnosis of doubly fed induction generator in wind turbines based on stator current analysis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(5): 3419-3430.
- [30] WANG Chen, WANG Min, YANG Bin, et al. A novel methodology for fault size estimation of ball bearings using stator current signal[J]. Measurement, 2021, 171: 108723.
- [31] PINEDA-SANCHEZ M, PUCHE-PANADERO R, RIERA-GUASP M, et al. Application of the Teager-Kaiser energy operator to the fault diagnosis of induction motors[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2013, 28(4): 1036-1044.
- [32] SONG Xiangjin, HU Jingtao, ZHU Hongyu, et al. A bearing outer raceway fault detection method in induction motors based on instantaneous frequency of the stator current[J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2018, 13(3): 510-516.
- [33] ZAREI J, POSHTAN J. An advanced Park's vectors approach for bearing fault detection[J]. Tribology International, 2009, 42(2): 213-219.
- [34] CORNE B, VERVISCH B, DERAMMELAERE S, et al. The reflection of evolving bearing faults in the stator current's extended park vector approach for induction machines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 107: 168-182.
- [35] ÖNEL I Y, EL HACHEMI BENBOUZID M. Induction motor bearing failure detection and diagnosis: park and Concordia transform approaches comparative study[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2008, 13(2): 257-262.
- [36] 侯新国, 吴正国, 夏立, 等. 基于 Park 矢量模信号小波分解的感应电机轴承故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(14): 115-119, 157.
- HOU Xinguo, WU Zhengguo, XIA Li, et al. Bearing fault diagnosis method of induction motor via wavelet decomposition of Park's vector modulus signal[J].

- Proceedings of the CSEE, 2005, 25(14): 115-119, 157(in Chinese).
- [37] LEITE V C M N, DA SILVA J G B, VELOSO G F C, et al. Detection of localized bearing faults in induction machines by spectral kurtosis and envelope analysis of stator current[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(3): 1855-1865.
- [38] PICOT A, OBEID Z, RÉGNIER J, et al. Statistic-based spectral indicator for bearing fault detection in permanent-magnet synchronous machines using the stator current[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 46(2): 424-441.
- [39] MBO'O C P, HAMEYER K. Fault diagnosis of bearing damage by means of the linear discriminant analysis of stator current features from the frequency selection[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2016, 52(5): 3861-3868.
- [40] YANG Ting, PEN Haibo, WANG Zhaoxia, et al. Feature knowledge based fault detection of induction motors through the analysis of stator current data[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(3): 549-558.
- [41] CONTRERAS-HERNANDEZ J L, ALMANZA-OJEDA D L, LEDESMA-OROZCO S, et al. Quaternion signal analysis algorithm for induction motor fault detection[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(11): 8843-8850.
- [42] AVINA-CORRAL V, RANGEL-MAGDALENO J, MORALES-PEREZ C, et al. Bearing fault detection in ASD-powered induction machine by using MCSA and goodness-of-fit tests[J/OL]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, doi: 10.1109/TII.2021.3061555.
- [43] NATH S, WU Jingxian, ZHAO Yue, et al. Low latency bearing fault detection of direct-drive wind turbines using stator current[J]. IEEE Access, 2020, 8: 44163-44174.
- [44] YAZICI B, KLIMAN G B. An adaptive statistical time-frequency method for detection of broken bars and bearing faults in motors using stator current[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 1999, 35(2): 442-452.
- [45] BLODT M, CHABERT M, REGNIER J, et al. Mechanical load fault detection in induction motors by stator current time-frequency analysis[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2006, 42(6): 1454-1463.
- [46] BLODT M, BONACCI D, REGNIER J, et al. On-line monitoring of mechanical faults in variable-speed induction motor drives using the Wigner distribution[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55(2): 522-533.
- [47] LAU E C C, NGAN H W. Detection of motor bearing outer raceway defect by wavelet packet transformed motor current signature analysis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(10): 2683-2690.
- [48] EREN L, DEVANEY M J. Bearing damage detection via wavelet packet decomposition of the stator current[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2004, 53(2): 431-436.
- [49] 杨江天, 赵明元, 张志强, 等. 基于定子电流小波包分析的牵引电机轴承故障诊断[J]. 铁道学报, 2013, 35(2): 32-36.
YANG Jiangtian, ZHAO Mingyuan, ZHANG Zhiqiang, et al. Traction motor bearing fault detection via wavelet packet analysis of stator currents[J]. Journal of the China Railway Society, 2013, 35(2): 32-36(in Chinese).
- [50] SINGH S, KUMAR N. Detection of bearing faults in mechanical systems using stator current monitoring[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(3): 1341-1349.
- [51] AMIRAT Y, CHOQUEUSE V, BENBOUZID M. EEMD-based wind turbine bearing failure detection using the generator stator current homopolar component[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 41(1-2): 667-678.
- [52] GONG Xiang, QIAO Wei. Bearing fault diagnosis for direct-drive wind turbines via current-demodulated signals[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 60(8): 3419-3428.
- [53] GONG Xiang, QIAO Wei. Current-based mechanical fault detection for direct-drive wind turbines via synchronous sampling and impulse detection[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(3): 1693-1702.
- [54] 孙曙光, 李勤, 杜太行, 等. 基于一维卷积神经网络的低压万能式断路器附件故障诊断[J]. 电工技术学报, 2020, 35(12): 2562-2573.
SUN Shuguang, LI Qin, DU Taihang, et al. Fault diagnosis of accessories for the low voltage conventional circuit breaker based on one-dimensional convolutional neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(12): 2562-2573(in Chinese).
- [55] SALEM S B, BACHA K, CHAARI A. Support vector machine based decision for mechanical fault condition monitoring in induction motor using an advanced

- Hilbert-Park transform[J]. *ISA Transactions*, 2012, 51(5): 566-572.
- [56] ABID F B, ZGARNI S, BRAHAM A. Distinct bearing faults detection in induction motor by a hybrid optimized SWPT and aiNet-DAG SVM[J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2018, 33(4): 1692-1699.
- [57] PANDARAKONE S E, MIZUNO Y, NAKAMURA H. Evaluating the progression and orientation of scratches on outer-raceway bearing using a pattern recognition method[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(2): 1307-1314.
- [58] BAZAN G H, SCALASSARA P R, ENDO W, et al. Information theoretical measurements from induction motors under several load and voltage conditions for bearing faults classification[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(6): 3640-3650.
- [59] SOUALHI M, NGUYEN K T P, SOUALHI A, et al. Health monitoring of bearing and gear faults by using a new health indicator extracted from current signals[J]. *Measurement*, 2019, 141: 37-51.
- [60] SOUALHI A, CLERC G, RAZIK H. Detection and diagnosis of faults in induction motor using an improved artificial ant clustering technique[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2013, 60(9): 4053-4062.
- [61] 丁石川, 厉雪衣, 杭俊, 等. 深度学习理论及其在电机故障诊断中的研究现状与展望[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(8): 172-187.
- DING Shichuan, LI Xueyi, HANG Jun, et al. Deep learning theory and its application to fault diagnosis of an electric machine[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(8): 172-187(in Chinese).
- [62] HOANG D T, KANG H J. A motor current signal-based bearing fault diagnosis using deep learning and information fusion[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(6): 3325-3333.
- [63] KAO I H, WANG W J, LAI Y H, et al. Analysis of permanent magnet synchronous motor fault diagnosis based on learning[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68(2): 310-324.
- [64] ABID F B, SALLEM M, BRAHAM A. Robust interpretable deep learning for intelligent fault diagnosis of induction motors[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(6): 3506-3515.
- [65] LI Jie, WANG Yu, ZI Yanyang, et al. A current signal-based adaptive semisupervised framework for bearing faults diagnosis in drivetrains[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 3508012.
- [66] ZHAO Ming, LIN Jing. Health Assessment of rotating machinery using a rotary encoder[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(3): 2548-2556.
- [67] 欧曙东, 赵明, 周涛, 等. 基于编码器信号的低转速行星齿轮箱故障诊断技术[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(5): 1885-1894.
- OU Shudong, ZHAO Ming, ZHOU Tao, et al. Fault diagnosis technology for low-speed planetary gearbox based on encoder signals[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(5): 1885-1894(in Chinese).
- [68] REN Boyang, YANG Ming, CHAI Na, et al. Fault diagnosis of motor bearing based on speed signal kurtosis spectrum analysis[C]//2019 22nd International Conference on Electrical Machines and Systems(ICEMS). Harbin: IEEE, 2019: 1-6.
- [69] 李雨琪, 杨明, 柴娜, 等. 基于转速信号的电机轴承故障诊断方法[J]. *电气传动*, 2019, 49(9): 92-96.
- LI Yuqi, YANG Ming, CHAI Na, et al. Fault diagnosis method of motor bearing using speed signal[J]. *Electric Drive*, 2019, 49(9): 92-96(in Chinese).
- [70] YANG Ming, CHAI Na, LIU Zirui, et al. Motor speed signature analysis for local bearing fault detection with noise cancellation based on improved drive algorithm[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(5): 4172-4182.
- [71] CHEN Peng, LI Yu, WANG Kesheng, et al. A novel knowledge transfer network with fluctuating operational condition adaptation for bearing fault pattern recognition[J]. *Measurement*, 2020, 158: 107739.
- [72] TRAJIN B, REGNIER J, FAUCHER J. Comparison between stator current and estimated mechanical speed for the detection of bearing wear in asynchronous drives[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2009, 56(11): 4700-4709.
- [73] MASMOUDI M L, ETIEN E, MOREAU S, et al. Amplification of single mechanical fault signatures using full adaptive PMSM observer[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(1): 615-623.
- [74] ZANDI O, POSHTAN J. Fault diagnosis of brushless DC motors using built-in hall sensors[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(18): 8183-8190.
- [75] HAMADACHE M, LEE D, VELUVOLU K C. Rotor speed-based bearing fault diagnosis(RSB-BFD) under variable speed and constant load[J]. *IEEE Transactions on*

- Industrial Electronics, 2015, 62(10): 6486-6495.
- [76] ETIEN E, RAMBAULT L, CAUET S, et al. Soft sensor design for mechanical fault detection in PMSM at variable speed[J]. Measurement, 2016, 94: 326-332.
- [77] JAFARIAN M J, NAZARZADEH J. A TDF Model in induction machines for loose bearing diagnosis by neutral voltage[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(10): 8155-8163.
- [78] VON GESSENECK J J, CAERS B, VAN OVERMEIRE M, et al. A torque-based method for the study of roller bearing degradation under poor lubrication conditions in a lead-bismuth environment[J]. Nuclear Engineering and Design, 2016, 305: 121-131.
- [79] IRFAN M, SAAD N, IBRAHIM R. An on-line condition monitoring system for induction motors via instantaneous power analysis[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2015, 29(4): 1483-1492.
- [80] IBRAHIM A, EL BADAoui M, GUILLET F, et al. A new bearing fault detection method in induction machines based on instantaneous power factor[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55(12): 4252-4259.
- [81] FROSINI L, BASSI E. Stator current and motor efficiency as indicators for different types of bearing faults in induction motors[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2010, 57(1): 244-251.
- [82] 侯新国, 吴正国, 夏立, 等. 基于融合分析的感应电机轴承故障检测方法[J]. 数据采集与处理, 2006, 21(1): 113-117.
- HOU Xinguo, WU Zhengguo, XIA Li, et al. Bearing fault detection method for induction motor based on fusion analysis[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2006, 21(1): 113-117(in Chinese).
- [83] 侯新国, 刘开培, 卜乐平. 感应电动机轴承故障检测的相关分析方法[J]. 电气传动, 2008, 38(2): 61-64.
- HOU Xinguo, LIU Kaipei, BU Leping. Bearing fault detection method of induction motor based on coherence analysis[J]. Electric Drive, 2008, 38(2): 61-64(in Chinese).
- [84] 冯江华. 基于改进磁链峰值能量法的牵引电机轴承故障诊断[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2021, 52(4): 1380-1388.
- FENG Jianghua. Fault diagnosis of traction motor bearing based on improved flux peak energy method[J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2021, 52(4): 1380-1388(in Chinese).



宋向金

在线出版日期: 2021-10-18。

收稿日期: 2021-04-16。

作者简介:

宋向金(1989), 女, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要从事交流电机状态监测与故障诊断, songxiangjin@ujs.edu.cn;

*通信作者: 赵文祥(1976), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为永磁电机的设计与控制等, zwx@ujs.edu.cn。

(实习编辑 张光)

A Review of Rolling Bearing Fault Diagnosis Approaches Using AC Motor Signature Analysis

SONG Xiangjin, ZHAO Wenxiang*

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University)

KEY WORDS: AC motors; rolling bearings; fault diagnosis; motor current signature analysis; motor speed signature analysis

Rolling bearings are an important component to ensure the normal functioning of AC motors. Compared with traditional bearing fault diagnosis approaches, motor current and speed signature analysis has the advantages of non-intrusive and sharing signals with the control system, so it is gradually being applied in the field of the AC motor bearing fault diagnosis.

This paper introduces the important technologies and cutting-edge research results in the fields of theoretical model and fault diagnosis. For fault diagnosis, the bearing fault diagnosis approaches using motor current signature analysis (MSCA) and motor speed signature analysis (MSSA) are summarized.

In theoretical model research, several researchers studied the influence of localized bearing fault on motor current signals. The existing fault models that are frequently cited are proposed by Schoen et al. and Blodt et al., which reveals the relationship between the vibration characteristic frequency of rolling bearing fault and the fault sideband harmonics in stator current spectrum. All these models provide theoretical foundation for bearing fault diagnosis using MSCA. However, the above theoretical models are proposed under the assumption that the AC motor is an ideal motor. Therefore, more accurate models are established after considering various non-ideal factors, such as inherent eccentricities, nonlinear air gap permeance, nonlinear iron material, magnetic saturation, rotor and stator slotting effects. Table 1 summarizes the bearing fault related components in the stator current spectrum proposed by several researchers.

In fault diagnosis research, many researchers explore the technique means to achieve the feature

extraction of bearing fault under the complex operating conditions of AC motors. The research achievements are focused on the fault diagnosis of rolling bearings using MCSA. Some research on the fault diagnosis of rolling bearings using MSSA are also carried out.

The most dominant component in the stator current spectrum is the fundamental supply frequency. In order to effectively suppress the negative influence of the fundamental supply frequency, several researchers develop various strategies to deal with this challenge, such as noise cancellation techniques, demodulation techniques, high resolution spectrum analysis, time-frequency analysis techniques and artificial intelligence algorithm.

As a high-resolution and high-precision shaft angular position measuring device, the encoder has become an essential part of the AC motor speed control system. The encoder signal is more sensitive to the transient impact caused by the bearing fault than current signal. In order to better monitor the running state of the rolling bearing, the original encoder signal is converted into the speed signal. Therefore, MSSA provides a better alternative than MCSA. The fault diagnosis techniques of rolling bearings using MSSA include principal component analysis, full adaptive speed observer and kurtosis spectrum analysis.

At present, the relevant research achievements are mainly aimed at the constant speed and constant load running state of the AC motor. It is a challenge to master the bearing fault diagnosis techniques under variable conditions.

Table 1 Summary of components related to bearing fault in the stator current spectrum

Signal type	Fault type	Schoen et al.[6]	Blodt et al.[7]	Qiu et al.[8,9]	Song et al[10]	Han et al.[11]	Ojaghi et al.[12]
Stator current signal	Outer raceway	$f_e \pm n f_{of}$	$f_e \pm n f_{of}$	$f_e \pm q f_r \pm n f_{of}$ $f_{rsh} \pm n f_{of}$	$f_e \pm (mR \pm s) f_r \pm n f_{of}$	$f_e \pm n f_{of}$	$f_e + i f_e \pm n f_{of} \pm r f_r$
	Inner raceway	$f_e \pm n f_{if}$	$f_e \pm f_r \pm n f_{if}$	—	—	$k f_e \pm j f_r \pm n f_{if}$	$f_e + i f_e \pm n f_{if} \pm r f_r$
	Ball defect	$f_e \pm n f_{bf}$	$f_e \pm f_{cage} \pm n f_{bf}$	—	—	$f_e \pm i f_{cage} \pm n f_{bf}$	$f_e + i f_e \pm n f_{bf} \pm r f_r \pm c f_{cage}$

f_e is the supply frequency; f_r is the rotor frequency ; f_{of}, f_{if}, f_{bf} are outer raceway, inner raceway and ball fault characteristic frequencies; f_{cage} is the rotation frequency of bearing cage; f_{rsh} is rotor slot harmonics; R is the rotor slot numbers; $k, q=0,1; i=0,2; n, m, j, s=1,2,3, \dots; r, c=0,1,2, \dots$