

牵引电机轴承故障诊断技术综述

朱文龙, 杨家伟, 关照议, 曾威璋
(株洲中车时代电气股份有限公司, 湖南 株洲 412001)

摘要: 牵引电机轴承因长期工作在复杂恶劣的环境中, 易出现不同程度的性能退化和疲劳损伤, 进而发生故障, 影响列车的安全稳定运行。为保证轨道交通列车的正常运营和行车秩序, 需动态跟踪轴承健康状态, 实现牵引电机状态修。为此, 文章对牵引电机轴承故障诊断技术进行研究, 在深入分析轴承故障原因及其诊断机理的基础上, 归纳总结了基于电信号、振动信号和声音信号的轴承故障诊断技术的最新进展、特点和适用场景, 并指出了牵引电机轴承故障诊断技术的发展方向。

关键词: 牵引电机; 轴承; 故障诊断; 特征提取; 振动; 声信号; 电信号

中图分类号: U264.1

文献标识码: A

文章编号: 2096-5427(2021)05-0012-08

doi:10.13889/j.issn.2096-5427.2021.05.500

Overview of Traction Motor Bearing Fault Diagnosis Technology

ZHU Wenlong, YANG Jiawei, GUAN Zhaoyi, ZENG Weizhang
(Zhuzhou CRRC Times Electric Co., Ltd., Zhuzhou, Hunan 412001, China)

Abstract: Traction motor bearings are prone to different degrees of performance degradation and fatigue damage due to long-term operation in complex and harsh environment, which affects the safe and stable operation of trains. In order to ensure the normal operation and running order of rail transit trains, healthy state of bearings is supposed to be tracked dynamically and repair according to condition of traction motors can be realized. This paper studies the bearing fault diagnosis technology of traction motors. Based on the in-depth analysis of the failure causes and the diagnosis mechanism of bearings, it summarizes the latest progress, characteristics and application scenarios of bearing fault diagnosis technology based on electrical, vibration and sound signals. Finally, development direction of traction motor bearing fault diagnosis technology is pointed out.

Keywords: traction motor; bearing; fault diagnosis; feature extraction; vibration; acoustic signal; electrical signal

0 引言

牵引电机是轨道交通列车牵引传动系统的关键部件之一, 主要由转子、轴承和定子组成, 可实现电能和机械能的相互转换, 其正常运行对列车运行安全和行车秩序至关重要。轴承作为机械传动轴的支撑, 是实现牵引电机功能的重要保障。然而, 在列车运行

过程中, 受脉冲宽度调制 (pulse width modulation, PWM) 供电、灰尘与雨雪侵袭、温湿度变化和交变负载冲击等复杂运行环境的影响, 牵引电机轴承易出现不同程度的性能退化和疲劳损伤, 影响列车安全、稳定地运行。此外, 目前包括牵引电机轴承在内的轨道交通列车关键部件因缺乏故障诊断及故障预警机制, 检修过程仍然采用的是计划修、故障修的检修模式, 存在过度维修或欠修等问题, 难以满足“安全、高效、智能”的列车智能化体系发展需求。因此, 通过开展牵引电机轴承故障诊断技术研究, 动态跟踪轴承健康状态、实现牵引电机状态修, 可有效保

收稿日期: 2021-06-09

作者简介: 朱文龙 (1987—), 男, 博士, 高级工程师, 主要从事牵引传动系统故障预测与健康管理的研发工作。

基金项目: 国家重点研发计划 (2016YFB1200401)

证轨道交通列车运行安全、减少非计划停机和提高检修效率。

按照所采用的信号类型进行分类,轴承故障诊断法主要包括振动信号分析法、电信号分析法和声音信号分析法 3 类。其中,振动信号法是研究最早、最成熟和应用最广的一种轴承故障诊断方法,包括加速度包络^[1]、冲击脉冲^[2-3]、峰值能量法^[4-5]、谱峭度法^[6]和经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)包络解调法^[7-8]。虽然振动分析法是轴承故障诊断最为直接、应用效果最为显著的方法,但因其需要新增传感器和信号采集单元等监测设备,并改变电机原有接口方式,对于现有已投运的列车而言,工程实施难度增大。因此,电信号分析法^[9-12]应运而生,其具有信号易于获取、无须额外加装传感器、可以实现对象部件的非嵌入式监测,并且具有受外界干扰较小的特点,是振动信号分析法一种很好的补充。声信号分析法是另一种非侵入式轴承故障诊断方法,主要包括超声波诊断法^[13-14]和声阵列诊断法^[15-16]两种,其中:(1)超声波诊断法可用于轴承早期故障诊断,但由于超声波传感器较振动加速度其传感器成本更高,且诊断效果没有明显优势,实际工程应用较少;(2)声阵列诊断法用于严重轴承故障检测,一般被部署在轨旁检测设备中以进行本线路所有列车的轴承状态检测,在轨道交通领域应用较为广泛。

本文在深入分析轴承故障原因及其诊断机理的基础上,总结了现有轴承故障诊断技术的研究进展和技术特点,重点介绍了现有的牵引电机轴承故障诊断在轨道交通领域推广应用的 3 种主要技术手段和未来的研究方向,并为牵引电机轴承故障诊断的后续工作提供一定的技术指导。

1 轴承故障原因及诊断机理

掌握故障原因与机理,是轴承故障诊断能否成功的基础和先决条件,因此本节首先阐述牵引电机轴承故障诊断原因、常见故障形式及其对应的诊断机理。

1.1 故障原因

滚动轴承在牵引电机前后两端起着支撑转子的作用,由内圈、外圈、滚动体和保持架 4 个部分组成。受环境振动、疲劳、润滑不良、过载、安装不正、轴电流、腐蚀及异物进入等因素的影响,牵引电机轴承的 4 个部分均容易出现缺陷,引发轴承磨损、表面腐

蚀、剥落甚至碎裂等故障。各缺陷随着运行时间的推移不断扩散、增大,之后产生机械振动并引起听觉噪声。其中疲劳、腐蚀、断裂和磨损是最常见的轴承故障形式。

1.2 诊断机理

当轴承外圈、内圈及滚动体等位置出现缺陷时,轴承转动过程中每次运动至缺陷点时将会产生特定频率的机械振动和等周期噪声信号。该特定频率是轴承几何尺寸和牵引电机转子频率的函数;同时,各缺陷还会引起感应电机转子一个径向的电机转子瞬时偏心或转矩扰动,引起定子之间的气隙长度发生变化,从而影响气隙的对称性和电机电感,进而会在牵引电机磁链中调制出特定的谐波分量。轴承故障征兆发展流程如图 1 所示。因此,可从振动、声音和电信号提取轴承故障特征分量,实现轴承故障的检测与类型的识别。

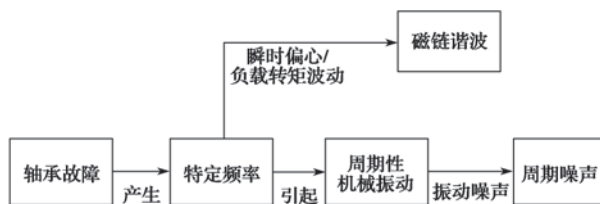


图 1 轴承故障征兆发展流程

Fig. 1 Process of bearing fault symptom developing flow chart

轴承故障工况下,振动信号和噪声信号特征频率^[1]如下:

$$\left. \begin{aligned} f_o &= \left(\frac{N_b}{2} \right) f_r \left(1 - \frac{D_b}{D_c} \cos \beta \right) \\ f_i &= \left(\frac{N_b}{2} \right) f_r \left(1 + \frac{D_b}{D_c} \cos \beta \right) \\ f_b &= \frac{1}{2} \left(\frac{D_c}{D_b} \right) f_r \left(1 - \left(\frac{D_b}{D_c} \right)^2 \cos^2 \beta \right) \\ f_c &= \frac{1}{2} f_r \left(1 - \frac{D_b}{D_c} \cos \beta \right) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: f_o ——外圈故障特征频率; f_i ——内圈故障特征频率; f_b ——滚珠故障特征频率; f_c ——保持架故障特征频率; f_r ——电机转子频率; N_b ——滚珠数量; D_b ——滚珠直径; D_c ——滚珠分布直径; β ——接触角。

2 轴承故障诊断技术

特征提取与模式识别是牵引电机轴承故障诊断的两大核心组成部分。下面针对目前在学术研究及轨道交通领域应用较为广泛的3类轴承故障诊断技术重点进行阐述。

2.1 基于振动信号分析法

牵引电机在旋转过程中会产生振动,正常情况下,该振动信号主要是电机转子频率振动分量;而当轴承故障时,将会激发出周期性的高频冲击信号。这些高频冲击信号与电机转子频率振动分量进行幅值调制,形成故障信号。因此振动信号分析法的核心思想是故障特征信号解调,即采用带通/高通滤波和包络处理方法将轴承故障特征分量从振动信号中提出,并根据所提取的故障特征分量实现故障模式识别。傅里叶变换最早被用于提取轴承故障特征分量。该方法简单但只能检测出严重的轴承故障,难以有效检测出早期微弱的轴承故障。之后,冲击脉冲法和振动加速度包络(也称共振解调)被先后提出。冲击脉冲法是通过专用传感器采集因轴承故障引起的高频冲击脉冲信号,可用于检测轴承早期故障,适用于低速旋转机械设备,其检测原理如图2所示。振动加速度包络法则通过普通振动传感器采集振动加速度信号,再对振动加速度信号进行高通/带通滤波来获取包含轴承故障信息的高频信号,通过对高频信号进行包络解调,从而实现轴承的故障诊断。相对冲击脉冲法而言,振动加速度包络法(图3)对轴承早期故障的检测更有效,且可以定性判断轴承故障严重程度。

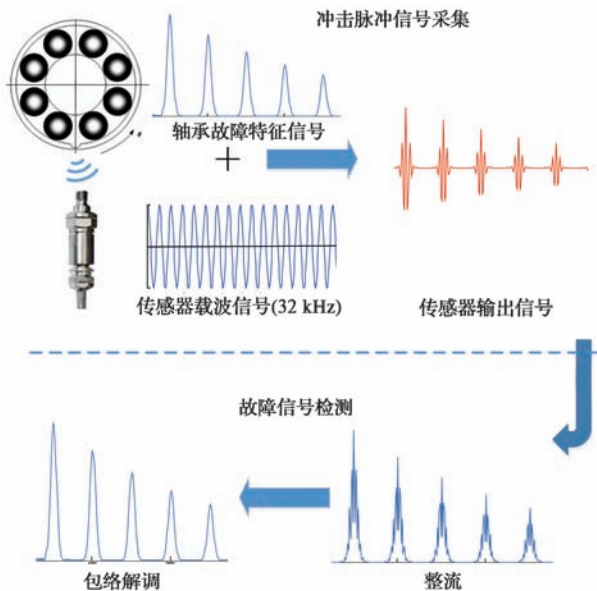


图2 冲击脉冲检测原理

Fig. 2 Principle of shock pulse detection

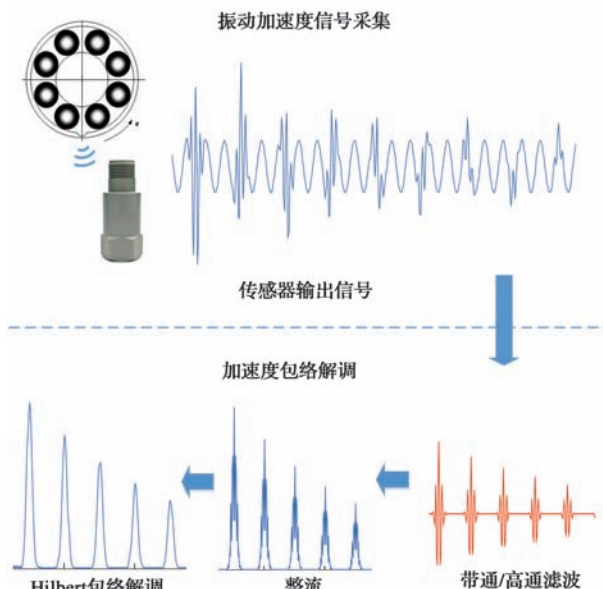


图3 加速度包络解调检测原理

Fig. 3 Principle of acceleration envelope demodulation detection

振动信号会随牵引电机速度的变化而变化,属于一种非平稳性信号,严重影响上述基于振动信号的轴承故障诊断方法的准确性。为此,近年来一些针对非平稳信号处理的方法被引入轴承的故障诊断。文献[17]提出一种将卷积型小波变换与共振解调法、冲击脉冲法相结合的新方法,可实现对滚动轴承早期故障的诊断与定量识别。文献[18]提出一种基于阶次分析与经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT)相结合的新方法,其能准确识别非平稳工况下轴承的故障特征,解决了传统阶次分析方法无法有效识别故障特征的问题。文献[19]提出一种基于变分模态分解(variable modal decomposition, VMD)和信息熵的滚动轴承诊断方法,其能从非平稳振动信号中准确地提取轴承故障特征信息。文献[20]针对非平稳信号,提出一种基于局部特征尺度分解(local characteristic scale decomposition, LCD)和变量预测模型的模式识别(variable predictive model based class discriminate, VPMCD)方法来诊断滚动轴承故障,实现了轴承故障特征信息的自适应提取。针对低转速、非平稳工况下滚动轴承故障信号难以提取的问题,文献[21]提出了基于经验模态分解(empirical model decomposition, EMD)和最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)相结合的滚动轴承故障诊断方法,提高了诊断的准确率。

2.2 基于声信号分析法

牵引电机带轴承故障运行过程中，由于机械振动会产生故障声音信号。轨旁声阵列轴承故障检测装置首先获取原始声音信号，并对故障声信号进行特征提取与故障模式识别，以实现轴承故障分析与定位。还可以在轨旁安装一组声信号传感器以检测不同列车牵引电机轴承的运行状态，从而极大降低检测设备的投入成本，具体诊断原理如图 4 所示。但在实际应用中，由于环境噪声、列车运动速度和多激励源等因素的影响，采集获得的声信号具有多声源混叠、多普勒畸变和强噪声等特点^[22-24]，这给声信号的特征提取带来了巨大的挑战。

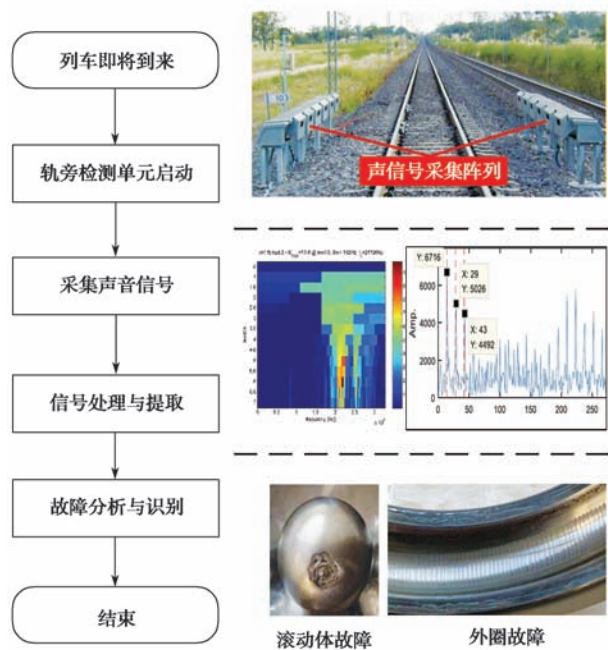


图 4 轨旁声阵列轴承故障检测

针对多声源混叠的问题，文献[24]提出了一种基于均匀线性阵列的参数化时频分离矩阵和时域重映射矩阵设计的时空滤波重排方法，实现了目标声源的分离与识别；文献[25]提出了一种基于核独立分析（kernel independent component analysis, KICA）和阶次 EMD 方法的声信号处理方法，有效提升了信号的信噪比，提高了目标声源识别的准确度；文献[26]提出了一种基于短时斜投影的空间指向性滤波方法的多声源信号分离方法，可彻底分离多声源。针对多普勒畸变的问题，文献[27]引入时差技术实时估计故障轴承的位置和传播时延，提出了一种基于到达时差和时域插值的多普勒畸变信号校正方法，同时适用于定转速和变转速场

合；文献[28]提出了一种基于角插值重采样法校正多普勒畸变，即通过将多重信号分类方法和滑动窗方法结合起来提取时间-角度曲线，该方法不需要先验知识，且对噪声具有更强的鲁棒性；文献[29]提出一种等频偏重采样的方法来对声信号进行等分处理，进而解决了多普勒畸变问题。针对强噪声的问题，文献[30]提出一种改进的自适应多尺度结果形态滤波、小波阈值降噪和稀疏量分析相结合的特征提取方法，有效提高了信噪比；文献[31]提出了一种基于盲源分离和自适应 Morlet 小波变换的轴承故障诊断方法，能有效从强背景噪声中提取微弱故障特征信号；文献[32]提出了一种基于非局部均值消噪算法的微弱信号特征提取方法，该方法有效增强了故障冲击信息。

2.3 基于电信号分析法

基于电信号的轴承故障诊断方法是一种非侵入式的轴承故障诊断法，主要采用牵引系统既有控制信号实现轴承故障的在线诊断。该方法不需要额外增加传感器，工程化应用简单，适用于新造、已投运等各种车型。其可通过转速^[33]、转矩^[33]和电流^[11]等电气数据进行频谱分析并提取轴承故障特征分量，有最新的研究成果是基于磁链观测信号和改进峰值能量谱相结合的方法实现轴承故障的在线诊断^[34]，该方法集控制、诊断于一体，实现了轴承各子部件（外圈、内圈、滚动体和保持架）早期劣化状态检测，并通过了 CR400AF 滚动试验台的 5 次盲测试验和某地铁公司 36 列城轨车辆上的现场装车应用，诊断效果显著。

由于牵引电机采用 PWM 方式供电，受变频调速因素的影响，牵引电机电信号谐波含量丰富，轴承故障特征分量容易被基频、谐波等强背景噪声淹没，这给电信号分析法的实现增加了难度。因此，如何消除基频及其谐波等干扰信号的影响以及故障精准定位，是电信号分析法的技术难题。为解决上述问题，首先采用计算阶次跟踪（computed order tracking, COT）法对磁链原始电信号进行等角度采样，获得等角度平稳信号；再采用小波消噪法来降低电信号中的背景噪声信号的影响，提升轴承故障特征微弱信号的信噪比；接着采用变分模态分解法对处理后的信号进行自适应分解与重构，有效提取出轴承故障微弱特征信号；最后采用支撑向量机（support vector machines, SVM）方法实现轴承内圈、外圈、滚动体和保持架的故障模式识别，具体检测流程如图 5 所示。

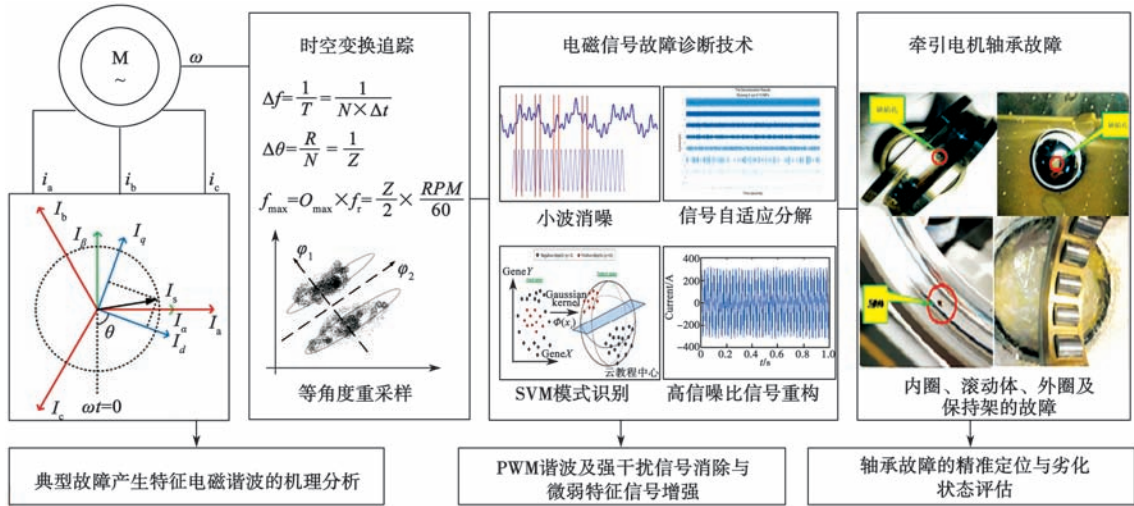


图 5 基于电信号的轴承故障检测技术
Fig. 5 Bearing fault detection technology based on electrical signal

3 常用轴承故障的诊断方法特点及适用场景比较

在轨道交通领域，对于牵引电机轴承故障的诊断，应用最为广泛的还是基于振动信号分析法，其中加速度包络技术基本上可以满足实际工程需求。但受不同运行线路轨面负载冲击、变频变转速等非稳态工况的影响，目前尚存微弱信号特征难以被有效提取的问题。

3.1 轴承故障特征提取常用方法及适用场景

为解决微弱信号特征难以被有效提取的问题，经验模态分解、变分模态分解等先进的信号处理方法

法被引入，可有效解决非平稳工况下牵引电机轴承故障诊断的难题。与此同时，随着轴承故障诊断技术的不断发展与进步，基于电信号、非侵入式的轴承故障特征提取技术日趋成熟。该方法复用变流器既有信号来实现牵引电机轴承故障微弱电信号的在线辨识，无须新增监测设备，为牵引电机轴承故障的在线实时诊断提供了强有力的技术支撑。此外，基于声信号分析法主要用于轨旁检测，安装一套设备可同时检测本线路所有列车的轴承状态；但受多声源混叠、多普勒畸变和强噪声等因素的影响，技术成熟度尚需进一步提升。轴承故障特征提取常用方法特点和适用场景如表 1 所示。

表 1 轴承故障特征提取常用方法特点与适用场景
Tab. 1 Characteristics and application scenarios of normal bearing fault feature extraction methods

类型	诊断方法	特点	适用场景
振动信号	冲击脉冲	需专门传感器，可实现早期故障检测，且适用于低速工况下的轴承检测	库内离线测试
	加速度包络	可实现早期故障检测和分级报警，准确可靠	平稳工况在线实时监测
	小波分解	实现时频分析，可兼顾时间分辨率与频率分辨率要求	
	经验模态分解	能自适应地将信号分解成若干个本征模态分量，处理非平稳数据效果良好	非平稳工况在线实时监测
	变分模态分解	能自适应地实现信号的频域划分，克服经验模态分解的端点效应和模态分量混叠问题	
声信号	时空滤波	能从多源信号中增强目标声源的信噪比消除多声源混叠	轨旁检测
	时域/角域/频域重采样方法	能针对多普勒畸变的声信号进行校正、提取与增强	
电信号	Park 矢量模法	能消除电信号的基频成分，提高故障特征识别准确率	在线实时监测
	瞬时功率法	能消除供电电源引起的谐波，增效故障微弱信号	

3.2 轴承故障模式识别方法及适用场景

随着轴承故障诊断技术的不断发展与进步，已涌现出多种优秀算法及其优化技术，就算法本身而言，基本上可以满足轨道交通领域牵引电机轴承故障诊断工程需求。但在轨道交通特有的运用环境下，受不同运行线路轨面负载冲击、不同工况下 PWM 供电谐波、非稳态工况等实际环境因素影响，基于专家经验规则的牵引电机轴承故障诊断技术尚存在漏报、误报等问题。随着数据聚类、统计分类和深度学习等技术的不断发展，一些模式识别新算法不断地涌现，使牵引电机轴承故障的机器自动识别得以实现。这些算法具有工况自适应和自学习功能，有效提高了实际复杂工作环境和特定工况下的故障诊断准确

率。在这些机器自动识别算法中，基于深度学习的方法无须故障特征提取环境，但需要大量故障样本数据进行模型训练，然而实际应用中故障样本较少，尚难以发挥其应有优势，目前只是在理论探索阶段；基于数据聚类方法更适用于检测轴承是否发生故障，在轴承故障模式识别方面应用较少；基于统计分析的方法所需故障样本量相对较少，且对计算资源要求适中，更适用于目前牵引电机轴承故障在线诊断。采用上述轴承故障诊断技术，可实现轨道交通复杂运行工况下牵引电机轴承劣化状态的精准监测与定位，为提升列车运行安全和智慧运维水平提供了技术保障。牵引轴承故障模式识别常用方法特点和适用场景如表 2 所示。

表 2 轴承故障模式识别常用方法特点与适用场景
Tab. 2 Characteristics and application scenarios of normal bearing fault pattern recognition methods

类型	诊断方法	特点	适用场景
专家经验规则	固定阈值	在算法部署现场首先需要进行标定，且阈值设定主要靠经验	具有现场应用经验时，可实现故障自动识别
	动态阈值	根据现场正常数据建立参数分布模型，能自适应调整参数报警门槛	
数据聚类	K-means	算法简捷快速，适用于故障特征典型性较好的情形	故障检测
	谱聚类	对数据结构要求不高，聚类效果受参数的选择影响较大	
统计分类	SVM	能够基于少量故障样本实现模型训练，鲁棒性强	样本数相对较少时，可实现故障自动识别
	梯度提升树	具有较强的分类性能，是统计学习中分类效果最好的方法之一	
深度学习	深度置信网络	适用于小规模样本数据，能够基于无标签数据进行初步训练	积累的样本数量足够多时，可实现故障自动识别
	卷积神经网络	无须人工选取故障特征实现故障分类，但需要大量故障样本数据进行模型训练	

4 结语

本文结合轨道交通行业现状，总结了牵引电机轴承故障诊断相关技术进展与发展趋势，以期为该技术的后续研究提供参考性建议。本文重点阐述了基于振动、声音和电信号的牵引电机轴承故障诊断技术的最新进展、技术特点和适用场景。其中，振动分析法是目前应用最为成熟、最为广泛的牵引电机轴承故障诊断技术手段；但综合考虑成本、诊断效果、工程实施难易程度等多种因素，基于电信号的非侵入式轴承故障诊断技术未来具有较大的市场前景与工程应用价值。

先进信息技术的快速发展以及现场运用数据的不断积累，给轴承故障诊断与预测带来了新的机遇。基于机器学习、深度学习等数据驱动算法，未来有望

开发出更智能、普适度更高的轴承故障诊断与预测技术；同时根据预测结果优化现有的修程修制，提供灵活、可靠和可定制操作的维修计划，最终实现牵引电机轴承的状态修。

参考文献：

[1] 孙鹏冲. 基于谐波小波和加速度包络的城轨列车轴承故障诊断研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2012.
SUN P C. Research of Bearing Fault Diagnosis based on Harmonic Wavelet and Acceleration Envelope for Urban Rail Train[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2012.

[2] 赵祎. 用冲击脉冲法诊断滚动轴承故障 [J]. 轴承, 2006(5): 31-33.
ZHAO Y. Fault Diagnosis of Rolling Bearings by Using Impact Pulse Method[J]. Bearing, 2006(5): 31-33.

[3] 徐玉秀, 原培新, 王占国. 冲击脉冲法在电机轴承故障诊断中的应用 [J]. 沈阳工业大学学报, 2000, 22(6): 453-455.
XU Y X, YUAN P X, WANG Z G. Application of Shock

- Impulse Method on motor Bearing Fault Diagnosis[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2000, 22(6): 453-455.
- [4] 徐英博, 韩东方, 朱善安. 基于 Peakvue 技术的轴承故障检测[J]. 传感器与微系统, 2010(7): 115-117.
- XU Y B, HAN D F, ZHU S A. Bearing Fault Detection based on Peakvue Technology[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2010(7): 115-117.
- [5] 张宝, 刘波, 张郑华, 等. 基于 Peakvue 技术的滚动轴承故障诊断[J]. 计算机系统应用, 2017, 26(3): 255-259.
- ZHANG B, LIU B, ZHANG Z H, et al. Fault Diagnosis of Rolling Bearings Using Peakvue Technique[J]. Computer Systems Applications, 2017, 26(3): 255-259.
- [6] 李宏坤, 杨蕊, 任远杰, 等. 利用粒子滤波与谱峭度的滚动轴承故障诊断[J]. 机械工程学报, 2017, 53(3): 63-72.
- LI H K, YANG R, REN Y J, et al. Rolling Element Bearing Diagnosis Using Particle Filter and Kurtogram[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(3): 63-72.
- [7] 杨宇, 于德介, 程军圣, 等. 经验模态分解(EMD)在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2003(5): 25-28.
- YANG Y, YU D J, CHENG J S, et al. Application of Empirical Mode Decomposition(EMD) in Roller Bearing Fault Diagnosis[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2003(5): 25-28.
- [8] 程军圣, 于德介, 杨宇. 基于 SVM 和 EMD 包络谱的滚动轴承故障诊断方法[J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25(9): 131-136.
- CHENG J S, YU D J, YANG Y. A Fault Diagnosis Approach for Roller Bearing Based on SVM and EMD Envelope Spectrum[J]. Systems Engineering-theory & Practice, 2005, 25(9): 131-136.
- [9] 方瑞明, 郑力新, 马宏忠, 等. 基于 MCSA 和 SVM 的异步电机转子故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2007(2): 62-67.
- FANG R M, ZHENG L X, MA H Z, et al. Fault Diagnosis for Rotor of Induction Machine based on MCSA and SVM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007(2): 62-67.
- [10] 李青松. 基于定子电流分析的机车牵引电机轴承故障诊断[D]. 北京: 北京交通大学, 2011.
- LI Q S. Fault Diagnosis of Locomotive Traction Motor Bearing based on Stator Current Analysis[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2011.
- [11] 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.
- HOU X G, WU Z G, XIA L, et al. Bearing Fault Diagnosis Method of Induction Motor via Wavelet Decomposition of PARK's Vector Modulus Signal[J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineer, 2005, 25(14): 115-119.
- [12] 宋金波, 王德平, 刘霞. 基于 EMD 瞬时功率谱熵的神经网络滚动轴承故障诊断[J]. 化工自动化及仪表, 2016(8): 793-796.
- SONG J B, WANG D P, LIU X. PNN Fault Diagnosis for Rolling Bearing Based on EMD and Instantaneous Power Spectral Entropy[J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2016(8): 793-796.
- [13] 宋忠明, НИКОЛАЕВ В А, 张孝仁. 地铁车辆轴承的超声波诊断[J]. 国外机车车辆工艺, 2003(5): 40-41.
- SONG Z M, НИКОЛАЕВ В А, ZHANG X R. Ultrasonic Diagnosis of Bearings for Metro Cars[J]. Foreign Locomotive & Rolling Stock Technology, 2003(5): 40-41.
- [14] 柳小勤, 汤林江, 侯凯泽, 等. 基于声发射的滚动轴承损伤定位方法研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(15): 176-182, 213.
- LIU X Q, TANG L J, HOU K Z, et al. Fault Localization for Rolling Bearing Based on AE[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(15): 176-182, 213.
- [15] 孔凡让. 强噪声多声源陡变高速列车轴承声学诊断理论基础研究[J]. 机械工程学报, 2014(16): 111.
- KONG F R. Research on Acoustic Diagnosis Theory of High Speed Train Bearing with Strong Noise, Multiple Sound Sources and Step Distortion[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014(16): 111.
- [16] 张楠, 马超, 许宝杰, 等. 基于 2D-MUSIC 算法 L 型声阵列的轴承故障研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(1): 126-132.
- ZHANG N, MA C, XU B J, et al. Research on Bearing Fault Location Based on L-type Acoustic Array Based on 2D-MUSIC Algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(1): 126-132.
- [17] 罗荣, 田福庆, 李克玉, 等. 卷积型小波变换实现及机械早期故障诊断应用[J]. 振动与冲击, 2013, 32(7): 64-69.
- LUO R, TIAN F Q, LI K Y, et al. Realization of Convolution Wavelet Transformation and its Application in Mechanical Incipient Fault Diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(7): 64-69.
- [18] 颜丙生, 聂士杰, 汤宝平, 等. 基于阶次分析和 EWT 的轴承故障诊断研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2018(7): 51-54.
- YAN B S, NIE S J, TANG B P, et al. Research on Bearing Fault Diagnosis Based on Order Analysis and EWT[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2018(7): 51-54.
- [19] 齐咏生, 白宇, 高胜利, 等. 基于 VMD 与熵价值的风电机组轴承故障诊断[J]. 控制工程, 2020, 27(12): 3-10.
- QI Y S, BAI Y, GAO S L, et al. Fault Diagnosis of Wind Turbine Bearing Based on VMD and Entropy Value[J]. Control Engineering of China, 2020, 27(12): 3-10.
- [20] 杨宇, 潘海洋, 程军圣. 基于 LCD 降噪和 VPMCD 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2013, 24(24): 3338-3344.
- YANG Y, PAN H Y, CHENG J S. A Rolling Bearing Fault Diagnosis Method Based on LCD De-noising and VPMCD[J]. China Mechanical Engineering, 2013, 24(24): 3338-3344.
- [21] 温廷新, 张波. 基于 EMD 和 LSSVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 世界科技研究与发展, 2014, 36(1): 76-79, 88.
- WEN T X, ZHANG B. Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on EMD and LSSVM[J]. World Sci-Tech R & D, 2014, 36(1): 76-79, 88.
- [22] 蒋杰. 基于轨旁声学信号的城轨列车滚动轴承故障诊断研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2016.
- JIANG J. Research on Fault Diagnosis of Rolling Bearing of Urban Rail Train based on Trackside Acoustic Signal[D]. Nanjing: Nanjing University of Science & Technology, 2016.

[23] 计佳辰. 基于麦克风阵列的列车轴承故障定位及信号重构的研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2018.
JI J C. Research on Fault Location and Signal Reconstruction of Train Bearing based on Microphone Array[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2018.

[24] 熊伟. 列车轴承轨边声学故障诊断中多源混叠空时滤波器设计方法研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2019.
XIONG W. Research on Spatio-Temporal Filter Design Methods of Multiple Sources[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2018.

[25] 田昊, 唐力伟, 陈红, 等. 基于瞬态声与阶次倒谱的齿轮箱故障诊断 [J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29(2): 137-140.
TIAN H, TAN L W, CHEN H, et al. Fault Diagnosis of Gearbox by Using Transient Acoustic Signal and Order Cepstrum[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009, 29(2): 137-140.

[26] 张大勇. 铁路交流牵引电机故障诊断技术研究及应用 [J]. 中国铁路, 2021(5): 1-11.
ZHANG D Y. Research and Application of Fault Diagnosis Technology for Railway AC Traction Motor[J]. Chinese Railways, 2021(5): 1-11.

[27] 陈斌, 付彧, 高宝成. 高速移动铁路货车轴承声信号多普勒效应去除方法 [J]. 北京邮电大学学报, 2016, 39(5): 42-46.
CHEN B, FU Y, GAO B C. Doppler Effect Removal of Acoustic Signal for High-Velocity Wheel-Bearings[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2016, 39(5): 42-46.

[28] 张尚斌, 何清波, 欧阳可赛. 基于麦克风阵列的角插值重采样方法在轨边声学轴承诊断中的应用 [J]. 振动与冲击, 2016, 35(增刊): 299-301.
ZHANG S B, HE Q B, OUYANG K S. Angle Interpolation Resampling Method Based on a Microphone Array for Wayside Acoustic Defective Bearing Diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(S): 299-301.

[29] 吴强, 孔凡让, 何清波, 等. 基于重采样技术的声学信号多普勒畸变校正 [J]. 信号处理, 2012, 28(9): 1308-1313.
WU Q, KONG F R, HE Q B. Doppler shift correction for acoustic signals using resampling technique[J]. Signal Processing, 2012, 28(9): 1308-1313.

[30] 樊高瞻, 周俊, 朱昆莉. 基于改进形态 - 小波阈值降噪的轴承复合故障声学诊断 [J]. 振动与冲击, 2020, 39(12): 221-226.
FAN G Z, ZHOU J, ZHU K L. An Improved Morphological-wavelet Threshold De-noising Method based Acoustic Diagnosis for Bearing Composite Faults[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(12): 221-226.

[31] 李静娇, 陈恩利, 刘永强. BSS 与 Morlet 小波变换在轴承声学故障诊断中的研究 [J]. 机械强度, 2018, 40(3): 528-533.
LI J J, CHEN E L, LIU Y Q. Feature Extraction Method of Sound Signal to Rolling Bearing Based on Blind Source Separation and Morlet Wavelet[J]. Journal of Mechanical Strength, 2018, 40(3): 528-533.

[32] 倪昀, 胡俊锋, 张龙. 基于 MED- 权重包络谱的轮对轴承故障特征增强 [J]. 噪声与振动控制, 2019, 39(6): 194-199.
NI J, HU J F, ZHANG L. Cyclic Shock Enhancement based on MED and Weight Envelope Spectrum for Wheel Bearings[J]. Noise and Vibration Control, 2019, 39(6): 194-199.

[33] 李雨琪. 基于电气法的电机轴承故障诊断技术 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
LI Y Q. Fault Diagnosis Technology of Motor Bearing Based on Electrical Method[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018.

[34] 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 J H. 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.



广告目录:

湖南中车时代通信信号有限公司（封二）；株洲时代新材料科技股份有限公司（后插 1）；中车时代电动汽车股份有限公司（后插 2, 3）；南京菲尼克斯电气有限公司（后插 4）；安徽省康利亚股份有限公司（封三）；株洲中车时代电气股份有限公司（封四）