轨道列车轴箱轴承故障诊断研究综述

李 强

(1. 重庆交通大学 信息科学与工程学院，重庆 400074)

摘要：本文综述了轨道列车轴箱轴承故障诊断的研究进展。轴箱轴承作为转向架中的核心旋转部件，其性能直接关联列车的安全运行。文章首先概述了轴箱轴承故障的类型与振动特征，包括疲劳剥落、擦伤磨损、疲劳裂纹和电蚀等。进一步，探讨了故障的振动特征，指出故障状态下轴承的振动信号会呈现周期性的冲击特性。接着，文章回顾了故障诊断方法，包括传统信号处理技术、基于机器学习的智能诊断方法，以及基于深度学习的先进诊断技术。这些方法在提高故障检测的准确性和效率方面显示出巨大潜力。文章还讨论了信息融合方法在故障诊断中的应用，并强调了智能化和集成化诊断方案的未来发展方向。最后，文章指出早期故障诊断和多故障模式识别是未来研究的挑战，并展望了随着人工智能和数据分析技术的进步，故障诊断方法将变得更加自动化、精准和高效。

关 键 词：轴箱轴承；故障诊断；振动特征；信号处理；

Review of Fault Diagnosis in Railway Train Axle-Box Bearing

LI Qiang1

(1. School of Information Science & Engineering，Chongqing Jiaotong University，Chongqing 400074，P. R. China)

**Abstract：**This review paper comprehensively summarizes the research progress on fault diagnosis in railway train axle-box bearings. As a critical rotating component in the bogie, the performance of axle-box bearings is directly related to the safe operation of trains. The paper initially outlines the types and vibration characteristics of axle-box bearing failures, including fatigue spalling, scuffing wear, fatigue cracks, and electrical erosion. Furthermore, it discusses the vibration characteristics of failures, noting that the vibration signals of bearings under faulty conditions exhibit periodic impact characteristics. Subsequently, the paper reviews fault diagnosis methods, including traditional signal processing techniques, machine learning-based intelligent diagnosis methods, and advanced deep learning-based diagnostic technologies. These methods show great potential in improving the accuracy and efficiency of fault detection. The paper also discusses the application of information fusion methods in fault diagnosis and emphasizes the future direction of intelligent and integrated diagnostic solutions. Finally, the paper points out that early fault diagnosis and multi-fault pattern recognition are future research challenges and looks forward to fault diagnosis methods becoming more automated, accurate, and efficient with the advancement of artificial intelligence and data analysis technologies.

**Key words**：axle-box bearing；fault diagnosis；vibration characteristics；signal processing

1 引言

轨道交通作为国家经济和社会发展的重要基础设施，其在促进区域经济一体化、提升公共交通服务质量和推动绿色发展等方面发挥着至关重要的作用。随着我国铁路运营规模的持续扩大，如何确保大量轨道列车在复杂环境中长期安全、高效地运行，已成为铁路行业亟待解决的重要问题。

在铁路系统中，轴箱是安装在轴颈上的关键部件，它连接着轮对和转向架或二轴车的车体。轴箱的主要功能是将车辆的重量和载荷传递给轮对，同时为轴颈提供润滑，减少摩擦力，从而降低列车运行时的阻力。轴箱轴承是轨道列车转向架中的核心旋转部件，类似于列车的“脚踝”，负责承载、支撑以及运动转换等至关重要的功能[1]。根据所使用的轴承类型，轴箱装置可以分为两大类：滑动轴承轴箱装置和滚动轴承轴箱装置。在早期，铁路机车和车辆普遍使用滑动轴承轴箱装置，但自20世纪初以来，滚动轴承轴箱装置开始被试用，并逐渐成为主流，取代了滑动轴承轴箱装置。在中国，所有的铁路客车以及柴油和电力机车都已经采用了滚动轴承轴箱装置，而在货车中，这种装置的使用也在逐步增加。轴箱及双列圆锥滚动轴承如图1所示，这种轴承由内圈、外圈、滚子和保持架组成，用于承受径向和/或轴向负荷。



**图1 轴箱及双列圆锥滚动轴承**

**Fig.1 Axle-box and double row tapered roller bearing**

在列车运行过程中，轴箱轴承会因工况的频繁变化和轨道的不平整而遭受磨损、疲劳甚至剥落，这直接影响了轴承的性能和寿命。据统计，机械设备故障的30%由滚动轴承故障所引起[2]，因此，科学地进行轴箱轴承的维护，确保其高效运行并降低维护成本，是铁路运输领域面临的关键挑战。本文将首先总结轴箱轴承故障的特征和类型，然后回顾国内外在故障诊断方法上的研究现状，最后展望轴箱轴承故障诊断与预测技术的未来发展趋势。

2 轴箱轴承故障的类型与振动特征

2.1 轴箱轴承故障的常见类型

滚动轴承的故障诊断主要分为两大类：定性诊断和定量诊断。定性诊断旨在识别轴承是否发生故障，并确定故障具体发生的位置（如内圈、外圈或滚动体等）；定量诊断则侧重于评估轴承故障的规模以及损伤部位的具体程度[3]。轴箱轴承的故障类型较为多样，主要包括以下几种：

1） 疲劳剥落：由于长期的循环载荷作用，轴承元件表面或次表面产生疲劳裂纹，最终导致材料剥落，这是轴箱轴承最主要的故障形式之一。

2） 擦伤磨损：由于润滑不良或过载，轴承元件表面产生相对滑动，导致擦伤磨损。

3） 疲劳裂纹：轴承元件在高应力集中区域产生疲劳裂纹，可能进一步扩展导致断裂。

4） 电蚀：由于电流通过轴承，产生电化学作用，导致材料损失。

2.2 故障的振动特征

2.1节介绍的几种常见故障都将对轴承运行状态产生影响，大量学者针对故障状态下的运行振动特征进行了动力学建模及特征分析，Petersen等人[4]构建了双列滚动轴承的动力学模型，深入探究了在轨道存在不同深度和长度缺陷时轴承的准静态载荷分布以及刚度变化的规律。他们的研究显示，当滚动体通过缺陷区域，内圈与滚动体间的接触力会经历重新分配，导致滚动体在加载方向的刚度降低，在卸载方向的刚度升高。此外，他们还分析了滚动体通过缺陷时静载荷力的变化情况，发现该方法得到的时频响应表现出明显的周期性和规律性特点，因此可以通过故障特征频率来进行故障诊断。Upadhyay等人[5]构建了一个非线性动力学模型，旨在探究滚动体直径变化和数量变化对高速旋转轴产生的非线性振动效应。在模型构建过程中，考虑到滚动体与内外圈之间的接触刚度具有非线性特性，并纳入了阻尼效应。通过应用Newmark-β数值方法来求解该动力学模型，研究结果揭示了随着滚动体数量的增加，系统的整体刚度得到提升，这有助于降低通过频率（Ball Passing Frequency, BPF）的影响。Ahmadi等人[6]构建了一个非线性动力学模型，专门用于模拟故障轴承的行为，并深入分析了当轴承出现线剥落故障时，滚动体与其接触所产生的振动特性。在模型的构建过程中，特别纳入了滚动元件的有限元尺寸，这一改进显著提高了模型对于故障振动响应预测的准确性。

基于以上分析，通过传感器采集轴承故障状态运行时的振动信号，经过一系列故障诊断方法处理后可实现故障的分类识别。

3 故障诊断方法

3.1 传统方法

在人工智能尚未普及之前，传统的故障诊断方法主要依赖信号处理。通常情况下，故障诊断的核心步骤包括信号提取、特征提取以及故障识别。从复杂多变的信号中提炼出有效的故障特征是开展故障诊断的关键条件。正如前文所述，当轴承出现故障时，其振动信号会呈现出周期性的冲击特性，但这些特征常常受到背景中轮轨噪声的干扰。因此，需借助信号处理技术来完成特征提取与故障识别。常见的信号处理方法主要包括基于带通滤波的技术和基于信号分解的技术。

基于带通滤波的共振解调技术在轴箱轴承故障诊断中得到了广泛应用，其关键在于准确选择包含故障特征的共振频率带，并通过构建带通滤波器进行特征提取。为此，许多研究者致力于优化共振频带的选择。其中Antoni提出的谱峭度方法[7]为该领域发展做出了巨大贡献。基于此方法，Lei等人[8] 发展了结合小波包分解的谱峭度方法，并通过实验验证了小波滤波器能够更有效地捕捉轴箱轴承故障的冲击特性，利用内积原理提升了故障诊断的效果。Yi等人[9]则进一步提出了一种基于广义分解算子的谱峭度方法，旨在提高在复杂干扰环境下识别最优共振频带的准确性。

针对解调频带划分和评价指标的问题，Liu等人[10]提出了一种基于尺度空间表征和相关峭度的快速滤波方法，有效解决了谱峭度方法在复合故障诊断上的不足。Cheng等人[11]则基于解卷积理论设计了最优滤波器，并利用粒子群优化和广义球面坐标变换自动匹配轴箱轴承故障冲击与滤波器系数，有效降低了噪声干扰，并增强了故障特征的提取效果。Yang等人[12] 针对复杂振动干扰下共振频带的自适应选择问题，提出了一种结合冲击性与循环平稳性的多目标故障特征提取方法，优化了轴箱轴承的早期故障诊断能力。

基于信号分解的方法包括经验模态分解（Empirical Mode Decomposition，EMD）、傅里叶变换、小波变换等基本算法。为了满足故障诊断领域的需求，众多研究者进行了大量相关研究，Jiang等人[13]提出了一种基于经验模态分解（EMD）和费舍尔判别分析（FDA）的滚动元件轴承新型故障诊断方法。该方法首先利用EMD技术处理非平稳振动信号，获得稳定的固有模态函数（IMF）分量。随后，通过移动时间滞后窗口，结合健康轴承和待检测轴承的IMF分量的绝对值，构建故障特征向量，以考虑动态行为。最终，构建了一个双因素费舍尔判别分析（DFDA）模型，并通过线性判别矩阵将IMF分量投影到低维判别空间。该方法的诊断性能通过Case Western Reserve University轴承数据中心提供的数据集进行了测试，对比仅采用EMD方法显著提高了轴承故障诊断的准确率。Li等人[14]结合频域特征提取和EMD信息熵方法，并应用决策树模型，显著提高了电机轴承故障诊断的准确率，从85.67%提升至93.29%，为电力系统可靠性提供了新的诊断思路。基于EMD的优势，Xue等人[15]进一步提出了一种基于粒子群优化（PSO）算法的自适应变分模态分解（VMD）技术，该技术能够根据信号特性自适应地确定模态数量（K）和二次惩罚项（α）。他们首先采用加权峰度指数（结合峰度指数和相关系数）作为PSO优化的适应度函数，然后利用最大加权峰度指数作为PSO优化适应度函数，自适应地确定模态数量（K）和二次惩罚项（α）。通过VMD分解得到的相关内在模态函数（IMF）进行包络分析，以获得用于故障诊断的缺陷信号分量。与经验模态分解（EMD）的诊断结果相比，进一步提高了轴承故障诊断的准确率。Ke探讨了[16]轴承故障诊断中的故障信号分析与处理问题，特别强调了完备集合经验模态分解（CEEMD）在处理故障振动信号中的重要性。提出了一种基于遗传算法（GA）的CEEMD优化方法，该方法通过自适应匹配高斯白噪声幅度来抑制模态混叠。所提出的优化方法利用GA的全局最优性来优化集合经验模态分解（EEMD）中的白噪声幅度，随后使用优化后的高斯白噪声进行CEEMD处理信号。将基于实际经验选择的高斯白噪声幅度结果与经验方法结果进行比较。与经验方法相比，这种优化方法能够自适应地为不同信号匹配合适的白噪声幅度，进一步抑制模态混叠现象，并能在频谱图中找到故障频率。Zhang等人[17]提出了一种快速且自动化的轴承故障诊断技术，名为脉冲信噪比（PSNR）测试，该技术利用在恒定角速度下故障信号的时域稀疏性，将故障信号建模为具有一致占空比和功率的周期性脉冲。该算法采用一种称为PSNR的统计量来识别故障并确定其位置。进一步提出了PSNR测试的简化变体，名为脉冲信噪幅度比（PSNAR）测试，用于近乎无乘法的快速诊断。使用来自机械故障预防技术（MFPT）和凯斯西储大学（CWRU）的数据对算法进行了验证。

3.2 基于机器学习的故障诊断

随着人工智能的发展，机器学习也逐渐被广泛应用于各种领域，故障诊断方法也超着更加智能化、无需先验知识化发展，神经网络、K-Means聚类、决策树、支持向量机(support vector machine, SVM)、贝叶斯网络等机器学习方法为智能故障诊断开辟了新途径。

基于机器学习的故障诊断依赖于大量的历史数据与硬件的计算能力，相较于基于传统方法的故障诊断，机器学习不需要相关领域的先验知识，可以自己从大量数据中学习到输入信号到输出故障类别的非线性映射。为此，吸引了大量研究者的关注，Almatheel等人[18]提出了一种基于支持向量机（SVM）的滚动轴承故障诊断新方法，该方法无需特征提取。通过使用Case Western Reserve University提供的数据，SVM在数据样本较少的情况下显示出比卷积神经网络（CNN）更优越的性能。Li等人[19]提出了一种基于离散熵（DE）和支持向量机（SVM）的滚动轴承故障诊断方法，该方法考虑了不同故障振动信号的特性。首先，使用改进的完整集合经验模态分解自适应噪声（ICEEMDAN）分解技术获取轴承振动信号的固有模态函数（IMF）分量，然后计算包含主要故障信息的前几个IMF分量的离散熵。接着，通过计算这些IMF分量的DE值构建特征向量，并将其作为SVM的输入进行训练，实现轴承故障的分类。与排列熵（PE）、近似熵（AE）和样本熵（SE）相比，DE在故障诊断中具有更高的准确性。Wan等人[20]提出了一种基于Spark的并行ACO-K-Means聚类算法，用于滚动轴承故障诊断。该方法首先通过Spark小波包分解预处理数据，提取特征向量并存储于HDFS。然后，利用ACO算法优化K-Means的初始聚类中心，并基于加权欧氏距离进行聚类分析，构建故障诊断模型。在Spark上实现算法的并行化，有效利用集群资源处理大数据。实验验证了该方法在故障诊断精度、模型训练和诊断效率方面的优势。Zhao等人[21]提出了一种基于随机子空间辨识（SSI）和多核支持向量机（MSVM）的新型风力发电机轴承故障诊断方法。首先，通过SSI方法处理收集到的风力发电机轴承振动信号，提取故障特征向量。然后，基于高斯核支持向量机（SVM）和多项式核SVM构建MSVM。最后，将指示风力发电机轴承状况的故障特征向量输入到MSVM中进行故障模式识别。结果表明，SSI-MSVM方法在风力发电机轴承故障诊断中是有效的，能够成功识别轴承的故障类型，并比K-means聚类、模糊均值聚类和传统SVM实现更高的诊断准确率。

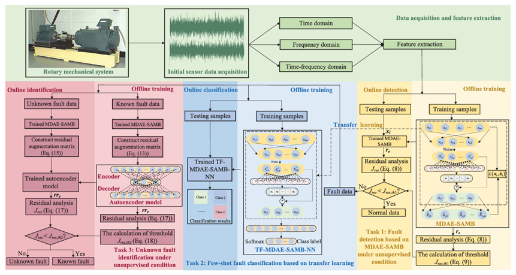
Xiong等人[22]提出了一种基于静态折扣因子的信息融合故障诊断方法，该方法结合了K-最近邻（KNN）算法和无量纲指标，用于提高石化转动设备故障诊断的可靠性。在处理不确定性和信息准确性方面，该方法利用证据推理通过KNN算法和无量纲指标将石化机械传感器输入信号转化为结构框架的可靠性。根据静态折扣因子，对证据进行校正后，使用证据理论公式进行信息融合，基于融合结果进行故障类型诊断决策。实验结果表明，该方法能有效减少不可靠因素对融合结果的影响，从而实现更准确的决策。Wang等人[23]提出了一种基于随机森林分类器的滚动轴承故障诊断新方法。通过小波包分解提取故障特征参数，并依据信噪比和均方误差值确定信号预处理的最佳母小波集。首次将互维度数指标作为分类问题的输入特征，并通过随机森林分类器的内部投票选出五个互维度数指标中最佳的故障诊断特征。

3.3 基于深度学习的故障诊断

与传统的机器学习故障诊断方法相比，基于深度学习的方法具有相同的数据源输入，不同的是所采用模型的复杂程度。受限于机器学习模型的结构与深度，诊断性能的提升到达瓶颈，深度学习的引入增强了模型提取特征以及分类的性能，因此，最近关于轴承故障诊断的研究大多采用基于传统方法与机器学习相结合的模型，Chen等人[24]提出了一种基于多尺度卷积神经网络（CNN）和长短期记忆网络（LSTM）的轴承故障诊断方法。该方法能够直接利用原始振动信号作为输入，通过两个不同核大小的CNN自动提取不同频率的信号特征，CNN\_1用于提取信号的低频特性，CNN\_2提取高频特性，并采用对应元素相乘融合两个尺度的特性，然后使用两层LSTM网络根据学习到的特征识别故障类型。Ruan等人[25]探讨了基于轴承故障信号分析的卷积神经网络（CNN）参数设计，并将其应用于轴承故障诊断。论文提出了一种物理引导的CNN（PGCNN），通过分析轴承加速度信号的物理特性来指导CNN的设计，包括输入长度、尺寸和卷积核尺寸。通过使用Case Western Reserve University和Paderborn University的轴承数据集进行验证，结果证实PGCNN在准确性和不确定性方面优于基线CNN，从而验证了从轴承故障信号分析中导出的物理引导规则设计的CNN参数的可行性。为基于数据驱动的CNN提供了一种可解释性强的参数设计指导。

彭福康等人[26]提出了一种基于预故障重置窗口（pre-Failure-Resetting Window，pre-FRW）的数据处理方法和结合卷积神经网络（CNN）与长短期记忆网络（LSTM）的磁盘故障预测方法（pre-FRW-CNN-LSTM）。Pre-FRW数据处理能够减少模糊样本并平衡数据集，巧妙地采用滑动窗口与长度为N的预故障重置窗口，实现提前N个采样点预测是否发生故障，而CNN-LSTM模型结构能有效提取数据的空间特征和捕捉时间序列间的依赖关系。

Zhan等人[27]提出了一种基于表示学习的集成多任务的智能轴承故障诊断方案，用于处理旋转机械系统中轴承故障数据样本不平衡的问题。方案包括三个主要任务：无监督条件下的轴承故障检测、少量样本故障分类，以及现有工作很少研究的基于已知故障类别进行未知故障的识别。首先，利用改进的具有自注意力机制瓶颈层的去噪自编码器（MDAE-SAMB）进行故障检测；其次，通过表示学习实现故障分类的迁移学习（TF- MDAE-SAMB-NN），即小样本故障分类，并构建自编码器模型来识别未知故障。通过两个实际的轴承数据集（RDER、CWRU）验证了所提方案的有效性，可同时实现故障的检测、分类与未知故障的识别，具有较高的实用性。其结构如图2所示：



**图2 提出的综合多任务智能轴承故障诊断方案的框架**

**Fig.2 Framework of proposed integrated multitasking intelligent bearing fault diagnosis scheme.**

Wang等人[28]提出了一种具有特征对齐的多尺度卷积神经网络（MSCNN-FA）用于不同工况下的轴承故障诊断。Ai等人[29]提出了一种完全基于模拟数据驱动的迁移学习方法，用于滚动轴承故障诊断。该方法的关键特点是使用域不变数据转换方法将域变数据集转换为域不变数据集，以便共享模拟和实际数据集之间的共同特征。为了研究不同噪声和负载下滚动轴承故障诊断的问题，Qiao等人[30]提出了一种基于卷积神经网络（CNN）和长短期记忆（LSTM）神经网络的双输入模型。该模型使用时域和频域特征实现端到端的故障诊断。利用一维卷积和池化层提取数据的空间特征并保留序列特征。此外，采用LSTM层提取序列特征。最后，应用密集层进行故障分类。为了在不同的噪声和负载下提高识别精度，对所提出的模型应用了三种技术，包括采用时频域信号作为输入、使用CNN-LSTM模型，以及采用小批量和批量归一化方法。使用凯斯西储大学和传动系统诊断模拟器数据集在不同条件下构建实验，包括变化的负载和不同的噪声。所提出的模型能够在变化的负载和噪声条件下实现高故障识别率，以及令人满意的抗噪声和负载适应性。

4 结论

本文全面回顾了轨道列车轴箱轴承故障特征、故障类型及诊断方法的最新研究进展。作为轨道列车转向架中的关键部件，轴箱轴承的性能直接关系到列车的安全运行。通过对轴箱轴承故障类型及其振动特征的深入分析，本文揭示了轴承故障诊断的复杂性，并强调了精确诊断技术的迫切需求。同时，文章还回顾了传统信号处理方法、基于机器学习的故障诊断技术以及深度学习的先进诊断方法，这些方法在提高故障检测准确性和效率方面展现出巨大的潜力。

在传统的故障诊断方法中，基于带通滤波的共振解调技术和信号分解算法依然是常用且有效的工具，但在噪声干扰和复杂环境下，这些方法面临一定的挑战。机器学习技术，如支持向量机（SVM）和K-最近邻算法（KNN），已经在处理大量数据和识别复杂模式方面表现出明显优势。尤其是深度学习技术的崛起，通过自动化特征提取和强大的分类能力，为轴承故障诊断带来了全新的解决思路。

此外，本文还讨论了信息融合方法在故障诊断中的应用。通过结合多种数据源和不同诊断技术，这些方法显著提升了故障诊断的可靠性和准确性。实验结果表明，信息融合方法能有效减少不确定因素的影响，从而实现更加精确的诊断和决策。轴箱轴承故障诊断技术的未来发展趋势，智能化和集成化诊断方案将是未来的方向。同时，早期故障诊断和多故障模式识别等问题仍然是亟待解决的挑战。随着人工智能和数据分析技术的不断进步，未来的故障诊断方法将变得更加自动化、精准和高效，为铁路运输的安全和可靠性提供坚实的技术保障。

参考文献(References)：

1. 顾晓辉，杨绍普，刘文朋，等．高速列车轴箱轴承健康监测与故障诊断研究综述[J]．力学学报，2022，54(07)：1780-1796．

GU Xiaohui, YANG Shaopu, LIU Wenpeng, et al. Review of Health Monitoring and Fault Diagnosis of Axle-Box Bearing of High-Speed Train[J]. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2022, 54(07): 1780-1796.

1. 任勇．变转速旋转机械关键零部件故障诊断研究[D]．徐州：中国矿业大学，2019．

REN Yong. *Fault Diagnosis for Key Components of Rotating Machinery under Varying Speeds*[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2019.

1. 王国彪，何正嘉，陈雪峰，等．机械故障诊断基础研究 “何去何从”[J]．机械工程学报，2013，49(1) : 63-72．

WANG Guobiao, HE Zhengjia, CHEN Xuefeng, et al. Basic Research on Machinery Fault Diagnosis—What is the Prescription[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2013, 49(1): 63-72.

1. PETERSEN D, HOWARD C, SAWALHI N, et al. Analysis of bearing stiffness variations，contact forces and vibrations in radially loaded double row rolling element bearings with raceway defects[J]. *Mechanical systems and signal processing*, 2015, 50(51): 139-160．
2. UPADHYAY S H, JAIN S C, HARSHA S P. Non-linear vibration signature analysis of a high-speed rotating shaft due to ball size variations and varying number of balls[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part K: Journal of Multi-body Dynamics*, 2009, 223(2): 83-105.
3. MOAZEN A A, PETERSEN D, HOWARD C. A nonlinear dynamic vibration model of defective bearings - The importance of modelling the finite size of rolling elements[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 52(53): 309-326.
4. Antoni J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(1): 108-124.
5. Lei Y, Lin J, He Z, et al. Application of an improved kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(5): 1738-1749.
6. Yi C, Li Y, Huo X, et al. A promising new tool for fault diagnosis of railway wheelset bearings: SSO-based Kurtogram[C]. *ISA Transactions*, 2021, in press.
7. Liu Z, Yang S, Liu Y, et al. Adaptive correlated Kurtogram and its applications in wheelset-bearing system fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 154: 107511.
8. Cheng Y, Zhou N, Zhang W, et al. Application of an improved minimum entropy deconvolution method for railway rolling element bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2018, 425: 53-69.
9. Yang S, Gu X, Liu Y, et al. A general multi-objective optimized wavelet filter and its applications in fault diagnosis of wheelset bearings[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 145: 106914.
10. Jiang Liying, Zhang Yanpeng, Gong Guangting, et al. Fault diagnosis for rolling element bearing using EMD-DFDA[C]. *The 26th Chinese Control and Decision Conference (2014 CCDC)*, Changsha, 2014, pp. 3212-3216.
11. Li Dongyi, Zhu Wenhao, Chen Kaipeng, et al. Fault diagnosis method of motor bearing based on EMD information entropy and decision tree[C]. *2022 4th International Conference on Artificial Intelligence and Advanced Manufacturing (AIAM)*, Hamburg, Germany, 2022: 680-685.
12. Xue Junzhou, Lin Tianran, Xing Jinpeng, et al. Bearing fault diagnosis based on adaptive variational mode decomposition[C]. *In: Proceedings of the 2019 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Qingdao)*, Qingdao, China.
13. Zhe Ke, Chong Di, Xiaohua Bao, et al. Adaptive Suppression of Mode Mixing in CEEMD Based on Genetic Algorithm for Motor Bearing Fault Diagnosis. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2022, 58(2): 8200706.
14. Chi Zhang, Shaoming Wei, Ge Dong. Time-Domain Sparsity-Based Bearing Fault Diagnosis Methods Using Pulse Signal-to-Noise Ratio[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73, 3516804.
15. Y. A. Almatheel, M. Osman, et al. Bearing Element Fault Diagnosis Using Support Vector Machine[C]. *2020 International Conference on Computer, Control, Electrical, and Electronics Engineering (ICCCEEE)*, Khartoum, Sudan, 2021: 1-5.
16. R. Li, C. Ran, J. Luo, S. Feng and B. Zhang, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on dispersion entropy and SVM[C]. *2019 International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control (SDPC)*, Beijing, China, 2019, pp. 596-600.
17. L. Wan, G. Zhang, H. Li and C. Li, et al. A Novel Bearing Fault Diagnosis Method Using Spark-Based Parallel ACO-K-Means Clustering Algorithm[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 28753-28768.
18. Hongshan Zhao, Yufeng Gao, Huihai Liu. Fault diagnosis of wind turbine bearing based on stochastic subspace identification and multi-kernel support vector machine. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2019, 7(2): 350-356.
19. J. Xiong, Q. Zhang, G. Sun, et al. An Information Fusion Fault Diagnosis Method Based on Dimensionless Indicators With Static Discounting Factor and KNN[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(7): 2060-2069.
20. Ziwei Wang, Qinghua Zhang, Jianbin Xiong, et al. Fault Diagnosis of a Rolling Bearing Using Wavelet Packet Denoising and Random Forests[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2017, 17(17): 5581-5588
21. Xiaohan Chen, Beike Zhang, Dong Gao. Bearing fault diagnosis base on multi-scale CNN and LSTM model[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2020, 32: 971–987.
22. Diwang Ruan, Jin Wang, Jianping Yan, et al. Clemens Gühmann, CNN parameter design based on fault signal analysis and its application in bearing fault diagnosis[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2023, 55:101877.
23. 彭福康，王恩东，高晓锋. 基于CNN-LSTM神经网络的磁盘故障预测方法[J]. 计算机应用与软件, 2024, 41(06): 92-100+149.

Peng Fukang, Wang Endong, Gao Xiaofeng. A Disk Failure Prediction Method Based on CNN-LSTM Neural Network[J]. *Computer Applications and Software*. 2024, 41(06): 92-100+149.

1. Jiusi Zhang, Ke Zhang, Yiyao An, et al. An Integrated Multitasking Intelligent Bearing Fault Diagnosis Scheme Based on Representation Learning Under Imbalanced Sample Condition[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, 35(5): 6231-6242.
2. Ziwei Wang, Qinghua Zhang, Jianbin Xiong. Multiscale Convolutional Neural Network With Feature Alignment for Bearing Fault Diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 3517010.
3. Ting Ai, Zhiliang Liu, Jiyang Zhang, et al. Fully Simulated-Data-Driven Transfer-Learning Method for Rolling-Bearing-Fault Diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 3526111.
4. Meiying Qiao, Shuhao Yan, Xiaxia Tang, et al. Deep Convolutional and LSTM Recurrent Neural Networks for Rolling Bearing Fault Diagnosis Under Strong Noises and Variable Loads[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 66257-66269.