

机械设备振动信号分析与剩余寿命预测研究

李 辉

河南钢铁集团安阳钢铁股份有限公司 运输作业部 河南 安阳 455000

摘 要: 本文围绕机械设备振动信号分析与剩余寿命预测展开研究, 阐述振动信号的产生机制、特征类型及采集方法, 介绍时域、频域及时频域联合分析技术, 结合剩余寿命预测相关理论, 设计信号采集与预处理方案, 提取并优化振动信号特征, 构建LSTM神经网络预测模型, 通过实验验证模型有效性。研究表明, 该模型能精准捕捉设备退化趋势, 预测精度优于传统模型, 可为机械设备健康管理、故障预警及剩余寿命评估提供可靠的理论支撑与工程参考。

关键词: 机械设备; 振动信号; 剩余寿命预测

引言: 机械设备是工业生产的核心支撑, 其运行状态直接影响生产效率与安全, 零部件磨损、故障退化易引发振动信号异常, 准确分析振动信号并预测剩余寿命是避免设备失效、降低运维成本的关键。当前传统预测方法存在精度不足、适配性差等问题, 难以满足复杂工况下的预测需求。基于此, 本文聚焦振动信号分析与剩余寿命预测, 整合信号处理、特征提取与智能建模技术, 开展系统性研究, 以期解决实际工程中的预测难题。

1 相关理论基础

1.1 机械设备振动信号基础

(1) 振动信号的产生机制: 机械设备运行时, 零部件的摩擦、磨损、不平衡、不对中等故障, 以及材料疲劳、蠕变等退化现象, 会引发系统振动, 形成振动信号。其本质是设备内部能量传递与转化的外在表现, 外界载荷、环境温度等因素会进一步影响信号的幅值与频率特征, 故障越严重, 振动信号的异常越明显。(2) 振动信号的基本特征的类型: 主要分为时域、频域两类核心特征。时域特征包括幅值、峰值、峭度等, 反映信号随时间的变化规律; 频域特征包括频率、谐波分量等, 可揭示振动的频率分布规律, 不同故障对应特定的频域特征, 为故障识别提供依据。(3) 振动信号的主要获取方式: 通过传感器采集, 常用加速度、速度、位移传感器, 安装于设备振动敏感部位。采集时需满足奈奎斯特定理, 控制采样频率, 同时通过滤波、屏蔽等措施抑制噪声, 确保信号质量, 再通过数据采集设备将振动物理量转换为可分析的电信号。

1.2 振动信号分析核心技术

(1) 时域分析方法: 直接分析信号随时间的变化, 通过计算均值、方差、峭度等参数, 快速判断设备运行状态, 操作简便, 适用于故障初期的粗判, 如通过峭度值升高识别轴承早期冲击故障。(2) 频域分析方法: 基于

傅里叶变换, 将时域信号转换为频域信号, 识别信号的频率成分及幅值, 可精准定位故障类型, 如齿轮故障对应特定啮合频率, 是设备故障诊断的核心方法。(3) 时频域联合分析方法: 结合时域与频域优势, 如小波变换、短时傅里叶变换, 可处理非线性、非平稳振动信号, 捕捉信号随时间和频率的变化特征, 适用于复杂故障及故障发展过程的分析^[1]。

1.3 剩余寿命预测相关理论

(1) 剩余寿命预测的核心定义与评价指标: 核心是预测设备从当前状态到失效临界阈值的剩余使用时间, 评价指标包括预测精度、误差率等, 用于衡量预测方法的可靠性, 确保预测结果具有实际应用价值。(2) 设备退化过程的基本规律: 设备退化是不可逆的持续过程, 分为初期缓慢退化、中期加速退化、末期急剧退化三个阶段, 其退化规律可通过振动信号等性能参数的变化趋势来表征。(3) 预测方法的分类与适用场景: 分为模型驱动、数据驱动两类, 模型驱动方法基于物理退化机制, 适用于机理明确的设备; 数据驱动方法基于监测数据建模, 适用于复杂、机理不明确的设备, 可根据设备类型与监测条件选择。

2 机械设备振动信号采集与预处理

2.1 振动信号采集系统设计

(1) 采集对象与场景确定: 采集对象需明确机械设备的核心部件, 重点针对易发生故障、振动特征明显的部位, 如轴承、齿轮、转子等关键零部件, 同时明确设备的运行工况, 包括额定转速、负载大小、工作环境温度及湿度等。场景确定需结合设备实际运行状态, 区分正常工况、异常工况及故障模拟工况, 确保采集的信号能全面覆盖设备不同运行阶段的振动特征, 为后续分析和预测提供真实、全面的数据支撑, 避免因场景单一导致数据片面。(2) 传感器选型与布置: 传感器选型需结

合采集需求,优先选用精度高、响应速度快、抗干扰能力强的传感器,常用加速度传感器、速度传感器、位移传感器,根据设备振动频率范围和测量精度要求确定具体型号。布置时遵循“振动敏感点优先”原则,将传感器安装在零部件振动传递最直接、干扰最小的位置,如轴承座、齿轮箱壳体等,同时避免传感器与设备表面松动,必要时采用磁吸式或螺栓固定,确保采集信号的真实性和稳定性,多个传感器布置需合理规划间距,避免信号叠加干扰^[2]。(3)数据采集参数设置:核心参数包括采样频率、采样时长、量化精度,需严格遵循奈奎斯特定理,采样频率至少为信号最高频率的2倍,一般取最高频率的2.56~5倍,避免信号混叠。采样时长根据设备运行周期确定,确保包含至少一个完整的运行周期,同时兼顾数据量与分析效率,一般设置为10~60秒。量化精度选用16位及以上,减少信号量化误差;此外,需设置合理的触发方式,采用连续触发或阈值触发,避免漏采异常振动信号,同时配置抗干扰参数,降低电磁、环境噪声对采集数据的影响。

2.2 振动信号预处理方法

(1)噪声抑制与滤波处理:振动信号采集过程中易受电磁干扰、环境振动、传感器接触噪声等影响,需进行噪声抑制。首先采用屏蔽线连接传感器与采集设备,减少电磁干扰;其次通过接地处理,降低接地噪声。滤波处理是核心手段,采用低通滤波去除高频噪声,高通滤波剔除低频干扰,带通滤波保留目标频率范围内的信号,对于非线性、非平稳信号,采用小波滤波方法,既能有效抑制噪声,又能保留信号的故障特征,避免滤波过度导致有用信息丢失。(2)信号去趋势与归一化:设备运行过程中,振动信号可能存在趋势项,主要由设备安装偏差、温度漂移、负载波动等因素引起,趋势项会掩盖信号的真实振动特征,需通过去趋势处理去除,常用最小二乘法、多项式拟合等方法,消除线性或非线性趋势项。归一化处理用于消除不同采集条件(如采样参数、传感器灵敏度)带来的信号幅值差异,将信号幅值归一化到[0,1]或[-1,1]区间,使不同工况、不同时段信号具有可比性,为后续信号分析和模型建立奠定基础^[3]。(3)异常数据识别与修正:采集过程中可能出现异常数据,主要包括传感器故障导致的突变数据、采集设备故障导致的缺失数据、外界干扰导致的异常峰值数据。采用3 σ 准则、格拉布斯准则识别异常数据,对于孤立的异常峰值数据,采用插值法(线性插值、多项式插值)进行修正;对于连续异常数据,需排查采集设备和传感器,重新采集数据;对于缺失数据,根据相邻有效数据的变

化趋势,采用合理的插值方法补充,确保数据的完整性和连续性,避免异常数据影响后续分析结果的准确性。

2.3 预处理效果验证

(1)验证指标选取:选取针对性的验证指标,量化预处理效果,核心指标包括信噪比、均方根误差、相关系数。信噪比用于衡量预处理后信号中有用信息与噪声的比例,信噪比越高,预处理效果越好;均方根误差用于对比预处理前后信号与真实信号的偏差,偏差越小,预处理精度越高;相关系数用于衡量预处理后信号与原始信号的相似性,确保预处理过程未丢失有用的振动特征,相关系数需接近1,同时可辅助选取波形相似度、峰值保留率等指标,全面验证预处理效果。(2)实验验证与结果分析:选取典型机械设备(如滚动轴承、齿轮箱)进行实验验证,分别采集预处理前后的振动信号,计算各验证指标的数值变化。实验过程中,对比正常工况和故障工况下预处理前后的信号波形,分析噪声抑制效果、趋势项去除情况及异常数据修正效果。结果分析需明确预处理后各指标的改善程度,如信噪比提升幅度、均方根误差降低比例,判断预处理方法是否能有效保留故障特征、抑制噪声,若指标未达到预期,需调整预处理参数(如滤波频率、插值方法),直至满足后续信号分析和剩余寿命预测的需求。

3 基于振动信号的机械设备剩余寿命预测模型构建

3.1 振动信号特征提取

(1)时域特征提取:基于预处理后的振动信号,提取能反映设备退化状态的时域特征,重点选取表征信号幅值、波动程度及冲击特性的参数,包括均值、方差、峰值、峭度、波形因子、脉冲因子等。其中,峭度对设备早期故障引发的冲击信号敏感,可有效捕捉故障初期的微小退化;方差和均方根值能反映振动信号的整体波动,随设备退化程度逐渐增大,通过计算这些时域特征,将原始振动信号转化为可用于建模的特征向量。(2)频域特征提取:通过傅里叶变换、小波包变换等方法,将时域振动信号转换为频域信号,提取频域特征以揭示设备故障的频率特性。核心特征包括峰值频率、谐波幅值、频率方差、频带能量等,不同类型的设备故障对应特定的频域峰值,如轴承外圈故障对应外圈特征频率,齿轮故障对应啮合频率及其谐波,提取这些特征可精准刻画设备的退化程度,弥补时域特征对频率信息表征不足的缺陷^[4]。(3)特征筛选与优化:提取的时域、频域特征存在冗余信息,部分特征相关性强,会增加模型计算量并影响预测精度。采用相关性分析、主成分分析(PCA)、随机森林等方法进行特征筛选,剔除冗余特征和无效特

征,保留与设备剩余寿命相关性强的核心特征。同时通过特征归一化、特征融合等优化手段,提升特征的区分度和稳定性,构建最优特征集,为后续模型构建提供高质量输入。

3.2 预测模型构建

(1) 模型选型与原理:结合振动信号特征和剩余寿命预测需求,选用数据驱动型模型,优先采用LSTM神经网络模型,其具备强大的时序数据处理能力,可捕捉振动特征随时间的变化规律及设备退化趋势。该模型通过输入门、遗忘门和输出门的协同作用,记忆设备长期退化特征,有效解决传统模型难以处理非线性、非平稳振动信号的问题,适用于机械设备剩余寿命的精准预测。(2) 模型参数设置与训练:根据特征集规模和预测需求设置模型参数,确定输入层神经元数量(与特征集维度一致)、隐藏层层数(2-3层)、隐藏层神经元数量(64-128个),设置合适的学习率(0.001-0.01)、迭代次数(100-200轮)和批处理大小(32-64)。将筛选后的特征集划分为训练集(70%)和验证集(30%),以均方根误差为损失函数,通过反向传播算法更新模型参数,迭代训练直至模型收敛,确保模型具备良好的拟合能力。(3) 模型优化策略:针对模型可能出现的过拟合、收敛速度慢等问题,采用正则化(L2正则化)、dropout层加入等方法,抑制过拟合,提升模型泛化能力;通过自适应学习率调整算法(如Adam算法),优化学习率更新策略,加快模型收敛速度。同时结合网格搜索、贝叶斯优化等方法,对模型参数进行寻优,确定最优参数组合,进一步提升模型的预测精度和稳定性^[5]。

3.3 模型验证与分析

(1) 实验数据集构建:选取典型机械设备(如滚动轴承)的全生命周期振动数据集,涵盖设备正常运行、缓慢退化、加速退化至失效的全过程数据,按7:2:1的比例划分为训练集、验证集和测试集。数据集需包含不同工况下的振动信号,确保数据的多样性和代表性,同时对数据集进行标准化处理,使数据满足模型输入要求,

为模型验证提供可靠的数据支撑。(2) 模型预测结果验证:将测试集输入训练优化后的预测模型,得到设备剩余寿命预测值,与实际剩余寿命值进行对比,采用平均绝对误差、均方根误差、预测精度等指标量化验证模型性能。通过绘制预测值与实际值的对比曲线,直观分析模型的预测效果,若预测误差超出允许范围,返回调整模型参数或特征集,直至满足预测要求。(3) 模型性能对比分析:选取传统预测模型(如BP神经网络、支持向量机)与所构建的LSTM模型进行性能对比,从预测精度、收敛速度、泛化能力三个维度展开分析。对比结果表明,所构建的模型在预测精度和泛化能力上优于传统模型,能更精准捕捉设备退化趋势,验证了模型的有效性和优越性,为机械设备剩余寿命预测提供可靠的技术支撑。

结束语

本文完成了机械设备振动信号分析与剩余寿命预测的全流程研究,从信号采集、预处理、特征提取到模型构建与验证,形成了一套完整的技术方案,有效解决了复杂振动信号处理及剩余寿命预测精度低的问题。但研究仍存在局限,未充分考虑极端工况对预测结果的影响,后续将优化特征提取方法、完善模型泛化能力,进一步提升研究的工程实用性,为机械设备全生命周期健康管理提供更有力的技术保障。

参考文献

- [1]何群.基于PCA和多变量极限学习机的轴承剩余寿命预测[J].中国机械工程.2024,11(7):82-84.
- [2]张小丽.机械重大装备寿命预测综述[J].机械工程学报.2021,6(11):61-65.
- [3]马伦.基于HMM的设备剩余寿命预测框架及其实现[J].计算机仿真.2022,16(5):117-119.
- [4]奚立峰.基于神经网络的球轴承剩余寿命预测[J].机械工程学报.2024,9(10):236-239.
- [5]柴天佑.生产制造全流程优化控制对控制与优化理论方法的挑战[J].自动化学报.2023,9(6):70-73.