

DOI: 10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.06.004

谱峭度增强循环谱的轴承早期微弱故障诊断方法

杨伟¹, 邓晓磊¹, 孙若斌², 金若尘², 陈雪峰²

(1. 新疆华电苇湖梁新能源有限公司, 新疆 乌鲁木齐 831999;

2. 西安交通大学 机械工程学院, 陕西 西安 710049)

摘要:早期的轴承故障振动成分中包含大量的噪声成分, 严重干扰了循环谱中的特征辨识。为解决这一问题, 提出谱峭度增强循环谱的轴承早期微弱故障诊断方法。通过谱峭度滤波选出故障特征频带, 抑制强噪声干扰; 再经过谱峭度协助后在循环谱图中能够凸显故障特征, 从而实现更早期轴承故障诊断。通过仿真、实验和工程数据分析证明了所提出方法的优越性和有效性。

关键词: 循环功率谱密度; 谱峭度; 轴承故障诊断; 微弱特征提取

中图分类号: TP306.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5276(2025)06-0024-06

Kurtosis-assisted Cyclic Power Spectrum for Bearing Incipient Fault Diagnosis

YANG Wei¹, DENG Xiaolei¹, SUN Ruobin², JIN Ruochen², CHEN Xuefeng²

(1. Xinjiang Huadian Weihuliang New Energy Co., Ltd., Urumqi 831999, China;

2. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To address the issue of massive noise components in the early stage of bearing vibration fault which seriously interferes the feature identification of cyclic power spectrum, this paper proposes a kurtosis-assisted cyclic power spectrum method for early weak fault diagnosis of bearings. The fault characteristic frequency band is selected through kurtosis filtering to suppress strong noise interference. With the kurtosis assistance, the fault features is highlighted in the cyclic spectrum density plot, enabling earlier bearing fault diagnosis. The simulation, experiment and engineering data analysis verify the superiority and effectiveness of the proposed method.

Keywords: cyclic power spectral density; spectral kurtosis; bearing fault diagnosis; weak feature extraction

0 引言

滚动轴承是旋转机械中最重要的零部件, 起着支撑旋转体、保证回转精度的重要作用^[1]。若其发生故障, 轻则造成意外停机, 影响生产; 重则机毁人亡, 造成严重事故。因此, 及时准确地判断轴承健康状况, 进行轴承早期故障诊断研究有重要意义^[2]。

基于振动信号分析是最常用的故障诊断方法, 其基本思路是首先对含有故障的机械振动信号进行合理的模型描述; 接着针对信号模型, 采用对应信号处理方法提取模型中故障特征成分^[3-4]。经典的故障轴承信号模型是周期性冲击衰减加噪声模型^[5], 考虑了局部故障将激起确定的周期振荡衰减信号, 表征了故障发展到一定程度后的信号特点。这种确定性波形提取可以采取特征匹配策略, 直接利用与冲击衰减近似的波形

匹配出故障特征, 如小波变换法^[6-7]、多小波法^[8-9]、稀疏表示法^[10-11]及特征波形学习法^[12]。然而, 对于故障初期阶段, 并不会在振动中看出明显的冲击成分, 这时故障特征反映在对平稳振动的周期性幅值调制上^[13]。此时, 更适合采用统计信号处理方法来分析随机信号中的统计特征, 进而完成微弱故障特征提取。

滚动轴承早期故障振动信号表现出明显的广义2阶循环平稳特征, 即2阶时变统计量具有周期性。采用2阶循环平稳统计指标——循环功率谱密度(简称循环谱)来处理信号, 可以在循环频率与谱频率联合域中同时表示出信号的调制周期及载波频带, 具有基于平稳随机信号的功率谱密度分析^[14]所不具备的优点。但是, 早期的轴承故障振动成分中包含了大量的噪声成分, 严重干扰了循环谱的特征辨识。本文针对轴承早期微弱故障问题, 创新性地提出了一种谱峭度增强循环谱

基金项目: 国家自然科学基金项目(52105118)

第一作者简介: 杨伟(1984—), 男, 陕西兴平人, 工程师, 本科, 研究方向为新能源风力、光伏发电, 362028058@qq.com。

诊断方法。通过谱峭度滤波,精准选定故障特征频带,有力地抑制了早期故障的强噪声干扰,并采用循环谱图成功诊断出轴承局部点蚀故障。

1 理论基础

1.1 谱峭度滤波

峭度是一个经典的随机信号非高斯性统计指标,衡量了随机变量概率分布的峰态,定义为

$$\alpha = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x^4(t) dt = \int_{-\infty}^{+\infty} x^4 p(x) dx \quad (1)$$

如果信号中极端值出现的频率增高,峭度就会显著提升。因此,它被广泛地应用于评估机械系统的运行状态。谱峭度概念由 DWYER^[15] 提出,它不仅能反映信号的非高斯性,还能指示峭度随频带的分布情况。ANTONI^[16] 采用对条件非平稳过程的 Cramer 分解统一了谱峭度的规范定义,给出了谱峭度的估计方法。谱峭度提供了一个在强噪声干扰中过滤出微弱故障特征的鲁棒方法,它给出了机械振动故障特征最优带通滤波器设计方法。谱峭度可以通过计算信号短时傅里叶变换的复包络来估计:

$$K(f) = \frac{\langle X(t,f)^4 \rangle}{\langle X(t,f)^2 \rangle^2} - 2 \quad (2)$$

式中 $\langle \cdot \rangle$ 为时间平均算子,减去常数 2 是为了使复高斯过程的谱峭度 $K(f) = 0$ 。

为了在滤波后得到最大的峭度信号,选出最佳滤波频带,将不同频带滤波信号的峭度值表示在随带通滤波器中心频率 f 和滤波器窗长 N_w 变化的峭度分布图中。快速计算峭度分布图的方法在文献[17]有详细的介绍。因此,通过峭度分布图可以确定包含最多非高斯性的故障特征频带,进而抑制其他频带中噪声干扰。在本文中采用谱峭度滤波法作为轴承振动信号的预处理方法,使得后续的循环平稳分析能直接聚焦于特征频带,从而取得更好诊断效果。

1.2 循环功率谱密度

类似于对平稳随机信号的定义,若信号的 k 维概率密度函数是时间的周期函数,则称信号是 k 阶严循环平稳信号;若将条件放宽为信号的 k 阶时变矩或时变累积量是时间的周期函数,则信号为 k 阶广义循环平稳信号。通常将滚动轴承的故障信号建模为广义 2 阶循环平稳过程^[18],也就是说信号 $x(t)$ 的时变 2 阶矩 $m_{2x}(t, \tau)$ (即时变自相关函数 $R_x(t, \tau)$) 满足如下条件:

$$R_x(t, \tau) = R_x(t+T, \tau) \quad (3)$$

时变自相关函数由以下的集总平均定义为

$$R_x(t, \tau) = E \left\{ x \left(t - \frac{\tau}{2} \right)^* x \left(t + \frac{\tau}{2} \right) \right\} \quad (4)$$

式中: $E\{\cdot\}$ 为集总平均; τ 为时延因子; $*$ 为求信号的共轭。实际应用中,通常假设信号具有各态历经性,因此对具有周期 T_0 的时变自相关函数可以利用周期时间平均的方法来估计,表示如下:

$$R_x(t, \tau) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{2N+1} \sum_{n=-N}^N x \left(t + nT_0 - \frac{\tau}{2} \right)^* \times x \left(t + nT_0 + \frac{\tau}{2} \right) \quad (5)$$

实际上, $R_x(t, \tau)$ 中包含了所有 2 阶循环统计量信息,对 $R_x(t, \tau)$ 做进一步谐波分析,可以对时间与时延中的频率特征进行表征。

考虑离散形式的时变自相关函数 $R_x[n, m]$, 其中 n, m 分别对应于时间 t 和延时 τ 的离散采样: $t = nd, \tau = md, d$ 为采样周期。求关于离散时间 n 的周期函数的离散傅里叶级数系数:

$$R_x[m; \alpha_i] = \lim_{L \rightarrow \infty} \frac{1}{L} \sum_{n=-L}^L R_x[n, m] e^{-j2\pi\alpha_i nd} \quad (6)$$

得到信号的循环自相关函数 $R_x[m; \alpha_i]$, 其中 α_i 为某一循环频率。再对离散延时 m 进行离散时间傅里叶变换,则可得到循环谱密度函数^[19]:

$$S_x(f; \alpha_i) = d \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} R_x[m; \alpha_i] e^{-j2\pi f \tau d} \quad (7)$$

式中 f 为谱频率。可见循环谱将时变自相关函数变换为循环频率和谱频率的联合表示,当 $\alpha = 0$, 循环谱将退化为平稳信号意义下的功率谱密度函数。所提出方法的整体流程如图 1 所示。

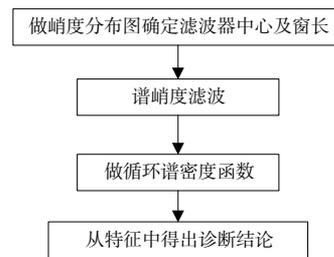


图 1 提出轴承故障诊断方法流程图

2 仿真信号分析

首先分析算法对早期轴承故障的诊断性能。仿真信号为幅值调制的平稳随机信号,同时加上高斯白噪声的干扰,表示如下:

$$x(n) = [1 + \cos(2\pi f_0 nd)] \cdot s(n) + n(n) \quad (8)$$

式中: $f_0 = 100$ Hz 为幅值调制频率; 采样周期 d 取 10^{-4} s; $n(n)$ 为标准差 $\sigma = 8$ 的高斯白噪声; $s(n)$ 为平稳随机信号, 由高斯白噪声通过包含一对共轭复极点的带通滤波器产生。滤波器的传递函数如下:

$$G(z) = \frac{1}{1 - 2r\cos\omega z^{-1} + r^2 z^{-2}} \quad (9)$$

式中: $\omega = 0.6\pi$ rad 为滤波器的中心数字频率, 对应于 3 500 Hz 模拟频率; $r = 0.9$ 为极点的模, 其越接近于 1 则滤波器通带越窄。

直接用循环谱来分析所合成的仿真信号, 由于循环谱的计算量较大, 这里只选择计算了 50~250 Hz 的循环频率范围, 循环频率的分辨率取为 2 Hz, 得到仿真信号循环谱如图 2 所示。从图中可以隐约看到在幅值调制频率 f_0 及其倍频处有 2 个谱峰, 但无法辨认出载波平稳信号的频带。

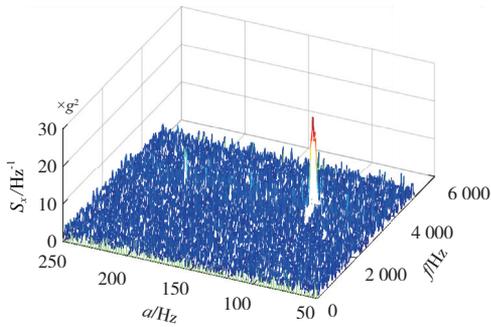


图 2 仿真信号的循环谱图

作为对比, 用所提出的方法先对原始信号进行谱峭度滤波处理。得到的峭度分布图如图 3 所示, 可以看到峭度分布图中选出了峭度最大频带的中心频率为 3 125 Hz, 与仿真信号中平稳载波频带中心频率 3 500 Hz 十分接近。对滤波后的信号进行循环谱分析, 得到的结果如图 4 所示, 可以看到在谱频率上只保留了谱峭度滤波后频带, 而在循环频率域中可以清楚地看到调制频率及其倍频。由此说明, 所提出的方法更有利于轴承早期微弱故障特征的辨识。

接下来用提出的方法分析确定性故障特征模型。这里模拟了特征相对复杂的滚动轴承内圈故障模式, 仿真信号由幅值调制的周期性振荡衰减冲击 $y_i(n)$ 加上高斯白噪声 $n(n)$ 构成。

$$\begin{cases} y(n) = \cos(2\pi f_r n \Delta) \cdot y_i(n - iT) + n(n) \\ y_i(n) = \exp(-\zeta \omega_n n) \cdot \sin(\omega_n \sqrt{1 - \zeta^2} n) \end{cases} \quad (10)$$

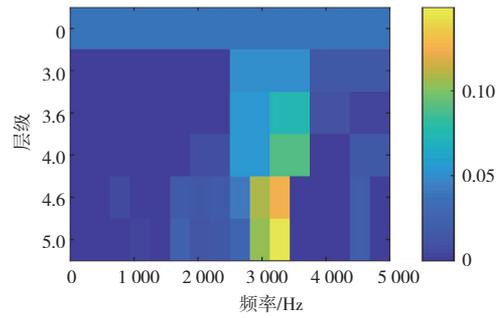


图 3 仿真信号的峭度分布图

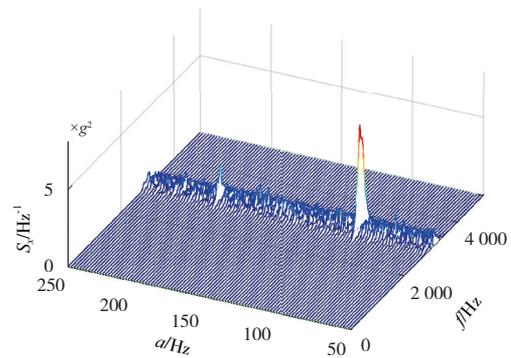


图 4 谱峭度滤波后的循环谱图

冲击的频率对应于内圈故障特征频率 $f_i = 1/T = 30$ Hz; 冲击的振荡频率为 $f_n = \omega_n / (2\pi) = 3000$ Hz; 幅值调制的频率对应于内圈的转频 $f_r = 100$ Hz; 加性噪声的标准差设为 $\sigma = 0.5$ 。所得确定性仿真信号如图 5 所示。用提出的方法处理该信号, 得到的峭度分布如图 6 所示, 可以看到最优的滤波频带中心频率为 3 125 Hz, 与冲击的振荡频率 3 000 Hz 接近, 窗长选层级 4.5。谱峭度滤波后信号的波形如图 7 所示, 可以看到由于信号本来就含有确定性的波形成分, 经过谱峭度滤波后已经可以看出较明显的周期性冲击特征。最终得到的循环谱如图 8 所示。从图中可以发现能量集中在谱频率 3 000 Hz 附近, 对应于冲击振荡的频率, 而在循环频率域中存在内圈故障特征频率及其倍频加减内圈转频的特征, 即 $kf_i \pm f_r$ 。该分析表明, 方法对轴承确定性波形特征信号同样适用。

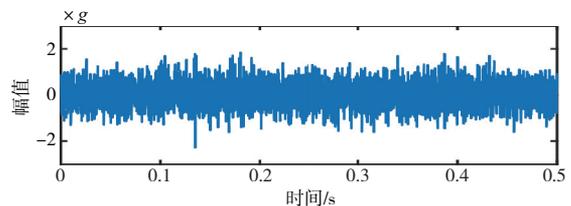


图 5 确定性仿真信号

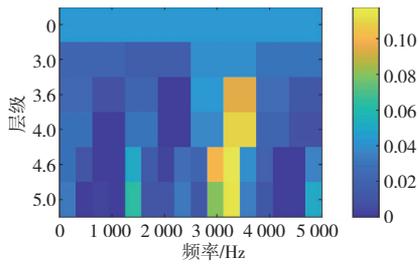


图 6 确定性信号的峭度分布图

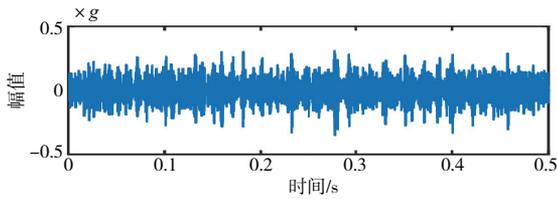


图 7 滤波后信号的波形

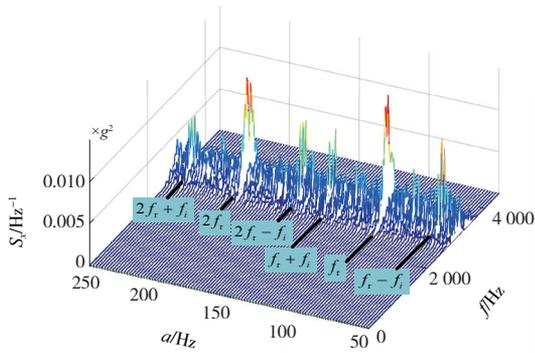
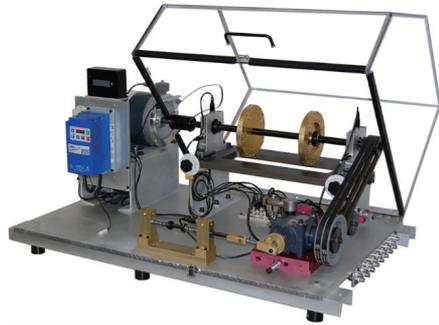


图 8 确定性信号的分析结果

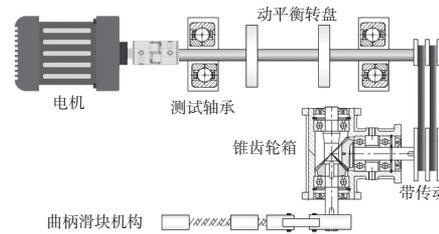
3 实验和工程分析

在 SQI 机械故障模拟实验台上进行轴承内圈故障模拟实验,实验台照片及其结构原理图如图 9 所示。该实验台由交流电机、轴承转子系统、带传动驱动的锥齿轮箱和曲柄滑块机构组成。在该实验中远离电机端的轴承座中安装了预制内圈点蚀故障的滚动轴承。轴承的型号为 ER-12K,计算出内圈转频为 1 Hz 时,对应的故障特征频率如表 1 所示。采用加速度传感器在轴承座的垂直方向上测量振动信号,采样频率设为 10 240 Hz。经实测电机的输出转频为 29.2 Hz,对应的轴承内圈故障特征频率为 144.5 Hz。采集的原始波形如图 10 所示,可以看出轴承的故障已经表现出一些冲击特征。直接用循环谱来分析原始信号,得到的结果如图 11 所示,可以看到谱频率低频附近存在大量的噪声成分,影响了故障特征的辨识。经过谱峭度滤波后的循环谱如图 12 所示,不仅可以

在循环频率域中看出明显的内圈故障特征频率及其倍频加减轴转频的特征,而且可以在谱频率上辨识出冲击振动的主要频带为 2 000 Hz 附近。这是传统的频谱分析方法所不具备的。



(a)



(b)

图 9 SQI 机械故障模拟实验台及其结构原理图

表 1 滚动轴承故障特征频率表 单位:Hz

轴承型号	内圈	外圈	滚动体	保持架
ER-12K	4.95	3.05	1.99	0.38
6326	4.87	3.13	2.20	0.39

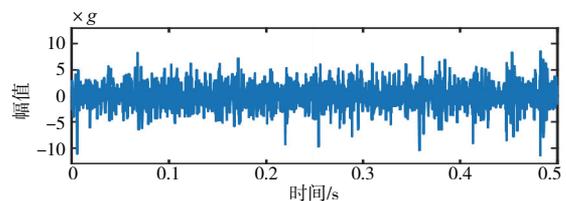


图 10 实验信号波形

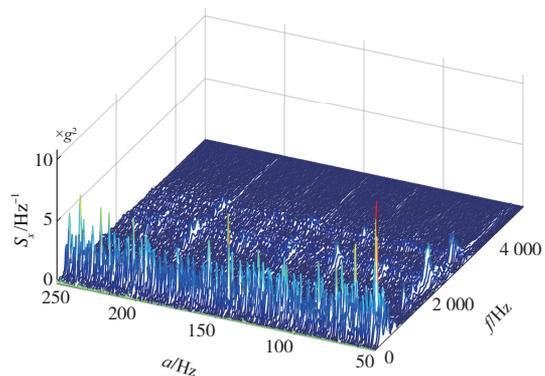


图 11 循环谱处理实验信号结果

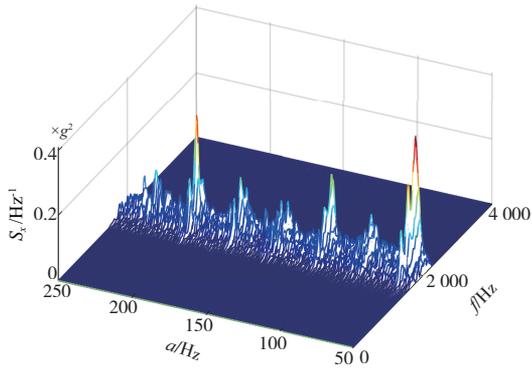


图 12 谱峭度滤波后实验信号的循环谱

为了进一步验证提出方法对工程数据分析的有效性,用此方法分析风力发电机状态监测系统中的振动监测数据。在某单机装机容量 2.5 MW 的机组上,电机驱动端加速度有效值超过阈值,触发系统预警。电机驱动端的振动测点布置在轴承端盖水平位置,并且布置了光电转速传感器测量发电机的转速,如图 13 所示。

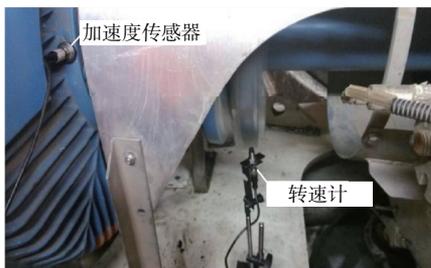


图 13 电机驱动侧加速度传感器及光电转速计布置

分析该预警时刻之前 15 天的某段监测数据,该段数据采样频率为 25.6 kHz,所对应的电机转速为 1 779 r/min。此风力发电机驱动端轴承型号为 6326,在该转速下轴承的内圈故障特征频率为 144 Hz。若直接计算原始信号的循环谱(图 14),在谱频率域中信号能量集中在 2 500~5 000 Hz 的范围;而故障特征信号能量较低,无法在循环频率域中辨识出故障特征频率。但是经过 7 000 Hz 中心频率、4.5 级窗长的谱峭度滤波后,故障特征信号所在的 5 500~7 500 Hz 谱频率范围被凸显出来,如图 15 所示。在滤波后得到的循环谱中可以清晰在循环频率域中找到此轴承的内圈故障特征频率成分。进一步证明基于谱峭度增强循环谱中的特征谱线设计状态监测指标,相比于传统基于振动有效值的监测方法能够实现更早的故障预警。

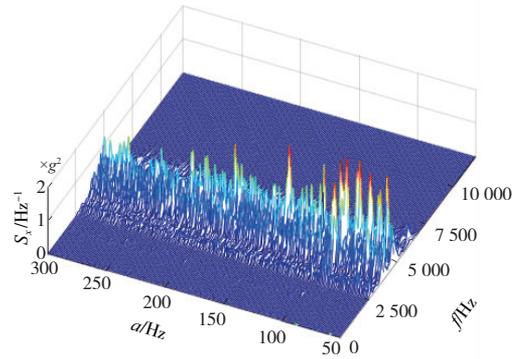


图 14 原始工程信号的循环谱

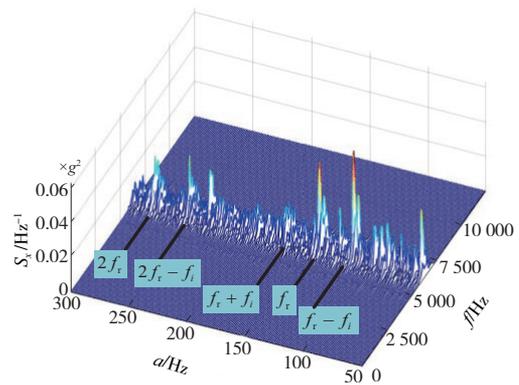


图 15 谱峭度滤波后工程信号的循环谱

4 结语

谱峭度滤波可以预先筛选出故障特征频带,抑制轴承振动中其他非特征频带的噪声干扰。经过谱峭度滤波后的循环谱图,可以更清晰地辨认出轴承微弱故障特征及冲击振动的主要频带。经过仿真分析证明了所提出方法可以实现轴承早期微弱故障特征检测;同时经过实验和风力发动机轴承数据分析,所提出的方法完成了轴承内圈点蚀故障特征的识别。

参考文献:

- [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.
- [2] CHEN X H, YANG R, XUE Y H, et al. Deep transfer learning for bearing fault diagnosis: a systematic review since 2016 [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 72: 3508221.
- [3] 申勇,章翔峰,周建星,等. 多级齿轮传动裂纹故障频率分析与特征提取[J]. 振动·测试与诊断, 2022, 42(2): 328-334, 410.

