

文章编号:1671-251X(2024)S1-0126-05

基于频谱幅度调制的矿用刮板输送机 轴承故障诊断方法

刘亚兵, 杜宇

(华阳新材料科技集团有限公司, 山西 阳泉 045000)

摘要:时频分析方法将一维时域信号扩展到二维时频域来揭示信号中频率分量的时间演化,被广泛用于矿用刮板输送机轴承故障诊断。然而,在缺陷发生时产生的冲击会在不同的频率范围内激励,因此应对多个频带的信号进行滤波以完全提取缺陷信号。此外,由于环境中的干扰,故障信息通常会被掩盖。针对上述问题,提出了一种基于频谱幅度调制的矿用刮板输送机轴承故障诊断方法。频谱幅度调制可分离不同能量水平的频率分量,选择适当的权重来突出故障特征频率,从而增强时频表达中故障信息的可读性;利用 Rényi 熵来评估时频表达中的有价值信息,以便自适应地选择最佳权重。轴承外圈和内圈故障的仿真和实验结果表明,该方法能够有效增强时频表达中故障特征频率的可读性,提高故障诊断精度。

关键词:刮板输送机; 轴承故障诊断; 频谱幅度调制; 时频分析; Rényi 熵

中图分类号:TD634.2 文献标志码:A

Fault diagnosis method for bearing of mine scraper conveyor based on
spectral amplitude modulation

LIU Yabing, DU Yu

(Huayang New Material Technology Group Co., Ltd., Yangquan 045000, China)

0 引言

减速器是矿用刮板输送机的关键设备之一,滚动轴承因其在传动和支撑方面的优势,是减速器最重要的零部件之一^[1]。然而由于减速器运行过程中承受较大负荷和摩擦,轴承极易发生结构损伤,而轴承失效会导致后续部件故障,甚至造成灾难性事故。在工程中,轴承经常在变速条件下工作,导致非平稳振动和频谱拖尾现象^[2]。因此,时变转速滚动轴承的状态监测和故障诊断受到广泛关注。

时频分析(Time Frequency Analysis, TFA)方法是表征非平稳信号时变特征的有效工具^[3]。经典的 TFA 方法包括短时傅里叶变换^[4]、小波变换^[5-6]和 Wigner-Ville 分布^[7]。然而,受海森堡不确定性原理或意外交叉项的限制,经典方法的 TF 分辨率较低,导致无法精确表征非平稳信号的非线性行为^[8-9]。基于 TFA 方法的轴承故障诊断的核心是如何有效且清晰地表征故障特征频率。王茂辉等^[10]提出了一种基于 Morlet 小波与尺度空间的滚动轴

承故障诊断方法,通过尺度空间划分频带边界,得到共振频带,并利用 Morlet 小波构造滤波器组对信号进行滤波。张春林等^[11]针对变转速工况下滚动轴承非周期性故障冲击特征信号高保真提取问题,提出了改进 Morlet 连续小波变换增强的非凸正则项稀疏分解方法。黄斯琪等^[12]通过改进傅里叶分解,克服傅里叶分解方法在频谱扫描过程中容易获得较多相近边界,导致无效分量过多的问题。冯葛豪等^[13]利用谱聚类算法对经验傅里叶分解方法进行改进,提出了谱聚类傅里叶分解。

然而,在大多数情况下,轴旋转频率的分量相对较弱,如果只关注后处理过程或峰值搜索算法,提取理想的速度信息往往是一个巨大的挑战。因此,如何提高轴承信号中故障特征频率的显著性成为紧迫的问题。作为一种经验性的、自动化的非线性滤波过程,频谱幅度调制(Spectral Amplitude Modulation, SAM)可通过赋予谱线幅度不同的权重来分离不同能量水平的信号分量^[14]。在现有研究中, SAM 用于突出恒速条件下轴承信号中的故障

收稿日期:2024-04-22;责任编辑:盛男。

作者简介:刘亚兵(1973—),男,山西祁县人,高级工程师,现从事煤矿机电技术管理、工业智能化方面的工作, E-mail:772108214@qq.com。

信息,其中计算修正信号的平方包络谱以识别故障特征频率及其谐波^[15-16]。对于非平稳工况,虽然 SAM 不能直接适用,但调幅的思想可有效突出故障特征信息以进行后续 TFA^[17-18]。因此,本文提出了一种基于 SAM 的轴承故障诊断方法。通过选择合适的权重,可增强信号中故障特征频率,从而更容易、更准确地从时频表达(Time-Frequency Representations, TFR)中识别故障特征。此外,利用熵对不同权重得到的修正信号的 TFR 进行分析,从而自适应地选择最优权重,实现故障特征自动提取。

1 基于 SAM 的轴承故障诊断方法

1.1 SAM

作为一种新颖的非线性滤波方法, SAM 无需任何预定义参数即可提取不同的调制频率,同时保留信号中的每个频率分量,这在机械设备状态监测和故障特征提取等自动化应用中具有优势。将 $x(t)$ 定义为原始信号。先通过傅里叶变换将信号从时域变换到频域,以获得幅度 $A(f)$ 和相位 $\varphi(f)$ 。

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \exp(-j2\pi ft) dt = A(f) \exp(j\varphi(f)) \quad (1)$$

式中 $X(f)$ 为 $x(t)$ 在频域的形式。

之后,对幅度谱赋予不同权重,即幅度阶(Magnitude Order, MO),以分离信号中的不同分量。将调制后的幅度与实际相位相结合后,应用傅里叶逆变换获得修正信号 $x_m(t, MO)$, 其表达式为

$$x_m(t, MO) = \int_{-\infty}^{\infty} A(f)^{MO} \exp(j(\varphi(f) + 2\pi ft)) df \quad (2)$$

本文研究目标为故障特征频率,因此选择 MO 范围为 0~1.5。通过式(2)可知, MO=0 时代表仅相位重构信号, MO=1 时代表原始信号。不同 MO 值下的频谱如图 1 所示。

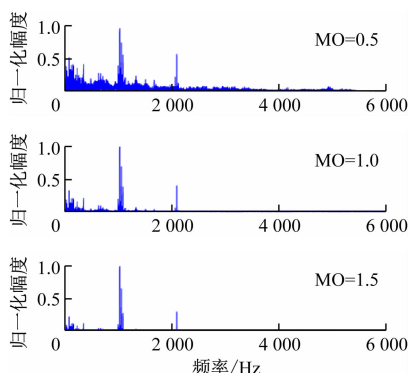


图 1 不同 MO 值下的频谱

当 $MO > 1$ 时,高振幅增强,而低振幅减弱,且时域中的主导分量突出;当 $0 < MO < 1$ 时,低振幅

分量得到增强,这是检测轴承故障和淹没在噪声中的旋转频率的合适范围。通过对原始信号的幅值赋予不同的 MO,使得在一定权重下修正信号的 TFR 中故障特征频率得到增强。同时,利用 Rényi 熵来选择最优权重,从而更好地突出 TFR 中的故障特征。基于 SAM 的轴承故障诊断方法流程如图 2 所示,具体步骤如下。

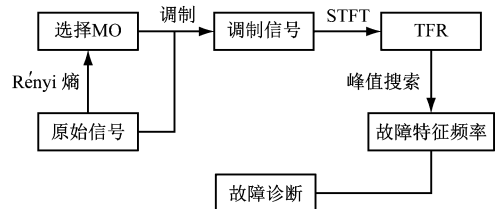


图 2 基于 SAM 的轴承故障诊断方法流程

1) 采集轴承振动加速度信号。使用 Rényi 熵作为指标来评估调制信号的 TFR, MO 的范围为 0~1.5,步长为 0.1。获取熵值最大的 TFR 对应的 MO。

2) 将得到的 MO 赋予原始信号的幅度。将调制后的幅度和实际相位相结合以重建修改后的信号。应用短时傅里叶变换算法来获得修改信号的 TFR。

3) 利用峰值搜索算法,找到 TFR 中的故障特征,将 TFR 中的故障特征频率与理论故障特征频率进行比较,以确定轴承中包含的故障类型。

1.2 基于 SAM 的故障特征频率增强

短时傅里叶变换是最常用的 TFA 方法之一,其计算方法如下:

$$G(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) g(t - \tau) \exp(-j\omega t) dt \quad (3)$$

式中: $x(t)$ 为原始信号; $g(t - \tau)$ 为滑动窗口。

故障特征频率的能级会随着环境噪声的增加而逐渐降低,这给故障特征识别带来了挑战,降低了故障诊断精度。因此,本文使用 SAM 来突出 TFR 中的故障特征频率。对信号的幅度赋予不同的权重,将改变不同信号分量的能量水平。如果适当选择权重,则可抑制无效分量,同时可在调制信号的 TFR 中增强故障特征频率分量。

$$G_m(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x_m(t, MO) g(t - \tau) \exp(-j\omega t) dt \quad (4)$$

式中 G_m 为调制信号的 TFR。

不同 MO 值下的频谱及其 TFR 如图 3 所示。当 $MO=1.5$ 时,可看到几乎只有原始信号最明显的峰值被保留在 TFR 中。当 $MO=0.4$ 时,故障特征频率及其倍频显著增强,并成为 TFR 中最主要的组成部分。因此,选择合适的权重可增强故障特征

频率。

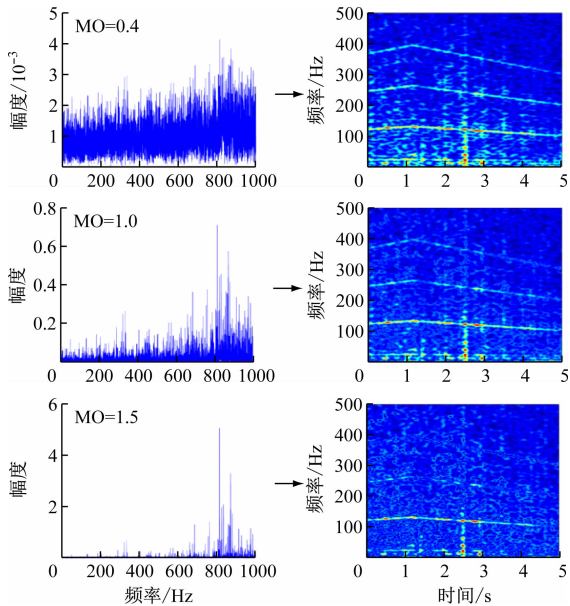


图 3 不同 MO 值下的频谱及其 TFR

1.3 最优权重选择

通过调制信号的权重来确定某个信号分量的重要性。因此,针对不同信号自适应选择合适的权重是实现自动化诊断的关键。对于时域信号,提出了峰度、稀疏度、相关谱负熵等评价指标,而对于信号的二维 TFR,峰度、熵等指标仍然适用。本文利用 Rényi 熵来评估故障特征频率的能级并自适应选择最优 MO。Rényi 熵用于说明 TF 分析方法的能量集中性能。由于其熵以归一化能量的形式表示,被广泛应用于测量 TF 分布浓度。Rényi 熵可表示为

$$R = -\frac{1}{2} \log_2 \frac{\iint_R |G(t, \omega)|^3 d\omega dt}{\iint_R |G(t, \omega)| d\omega dt} \tag{5}$$

式中 $G(t, \omega)$ 为 TFA 方法的 TFR 结果。

当 TFR 中只有少数脊线时,能量分布相对分散,熵值较低。对于故障特征频率及其倍频突出的情况,脊线的数量会增加,从而导致熵的增加。基于此,将熵值最大的 TFR 对应的 MO 视为最优权重。

对图 4 中不同 MO 下的 TFR 计算其对应的 Rényi 熵,结果如图 4 所示。可看出对于最优 MO 的 TFR,故障特征频率清晰可见,与熵值较小的其他 TFR 相比更有优势,有利于识别故障特征。

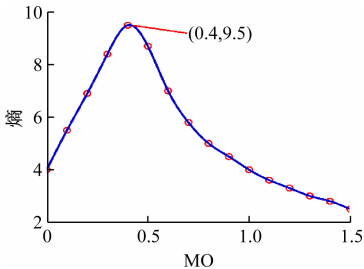


图 4 熵对于 MO 的选择作用

2 模拟分析

为验证所提方法的有效性,构建变速条件下轴承故障信号的仿真模型。当滚动轴承发生故障时,其振动信号将包含由轴承表面与局部故障接触引起的重复脉冲。与恒速条件不同,当转速变化时,这些脉冲将不再具有周期性,导致故障特征频率发生变化。因此,信号模型模拟了这种情况,数学表达式为

$$\begin{cases} s(t) = \sum_{m=1}^N A_m \exp(-\beta(t-t_m)) \times \sin(\omega_r(t-t_m)) u(t-t_m) \\ x(t) = s(t) + n(t) \end{cases} \tag{6}$$

式中 N 为信号长度; A_m 为第 m 次冲击的幅度; β 为阻尼系数, $\beta = 750$; ω_r 为谐振频率, $\omega_r = 5\,000\text{ Hz}$; u 为单位脉冲函数; $n(t)$ 为高斯白噪声测试。

采样频率为 20 kHz,信号长度为 3 s,转轴旋转频率表示为

$$f_r(t) = 10t + 35 \tag{7}$$

构建的模拟信号波形如图 5(a)所示,其幅度随着转速增加而变大。首先,计算每个 MO 的 TFR 的 Rényi 熵,如图 5(b)所示,可看出熵的最大值位于 $MO = 0.2$ 处,表明这是最优权重,可用于获得相应调制信号的 TFR。

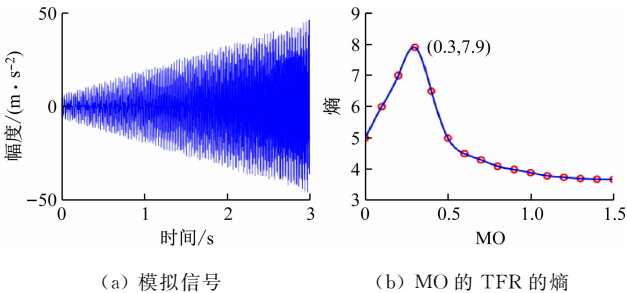


图 5 模拟信号与最优 MO 选择

调制信号与原始信号的 TFR 如图 6 所示。与原始信号的 TFR 相比,所提方法中的故障特征频率及其倍频更加明显,获得的故障特征频率与理论接近,表明所提方法可有效提高信号中故障特征频率的显著性。

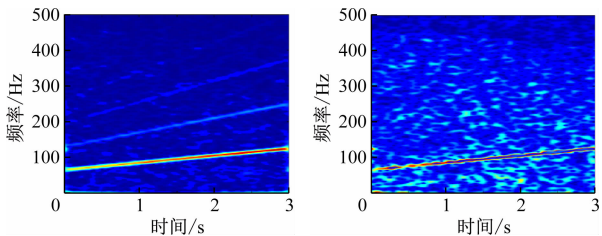


图 6 调制信号与原始信号的 TFR

3 实验分析

3.1 轴承外圈故障检测

采用西储大学故障轴承数据集进行分析。外圈故障信号波形如图 7(a)所示。利用 Rényi 熵来选择最优 MO,如图 7(b)所示。可看出熵的最大值位于 MO=0.4 处,将该值用于调制信号频谱幅度。

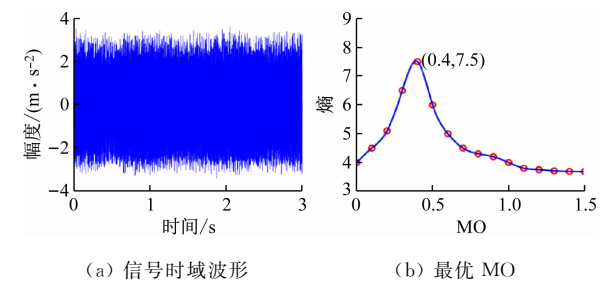


图 7 外圈故障信号与最优 MO 选择

相应调制信号的 TFR 如图 8(a)所示,可看出明显接近理论故障特征频率的曲线。原始信号的 TFR 如图 8(b)所示,其中故障特征频率及其倍频被掩盖在噪声下,难以分辨。

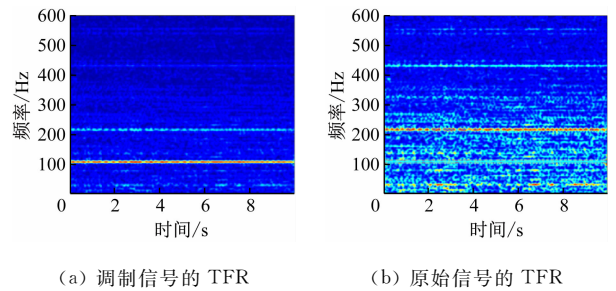


图 8 外圈故障下调制信号与原始信号的 TFR

3.2 轴承内圈故障检测

内圈故障信号时域波形如图 9(a)所示。计算每个 TFR 的熵后,结果如图 9(b)所示,其中最佳权重对应 MO=0.3。

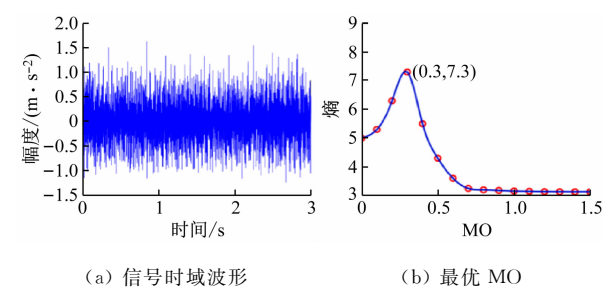


图 9 内圈故障信号与最优 MO 选择

使用相应的调制信号进行进一步分析,并与原始信号的 TFR 进行对比,结果如图 10 所示。在 TFR 中可明显看出 1 条直线及其倍频,其数值与理论内圈故障特征频率一致,同时,原始信号的 TFR 中难以观察到故障特征频率,无法进一步进行故障诊断。

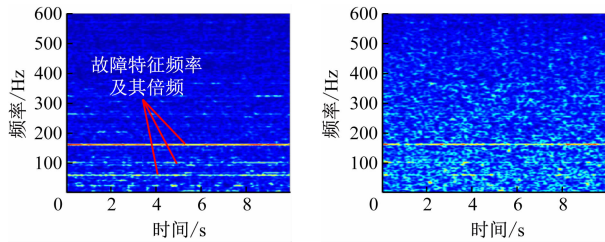


图 10 内圈故障下调制信号与原始信号的 TFR

4 结语

提出了一种基于 SAM 的矿用刮板输送机轴承故障诊断方法。为提高 TFR 中轴承故障信息的可读性,采用 SAM 来分离具有不同能量水平的频率分量;通过选择适当的权重,可增强信号中的故障特征频率,从而更准确地从相应调制信号的 TFR 中提取该故障信息;利用 Rényi 熵对 TFR 中的信息进行评价,自适应地选择最优权重,有利于有效、自动地提取故障特征频率。实验结果表明,该方法可突出 TFR 中的故障特征频率,通过峰值搜索准确地提取故障特征频率,提高故障诊断精度。

参考文献:

[1] 朱伏平,张又才,杨方燕. 基于全矢 CEEMDAN 能量矩和 AMHSSA-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 机械设计,2024,41(2):81-87.

[2] 刘前进,高丙朋,宋振军,等. 基于参数优化变分模态分解的变速工况下轴承故障诊断[J]. 轴承,2022(8):71-78.

[3] 张雪芹. 多分量非平稳信号的时频分析方法研究[D]. 济南:山东大学,2019.

[4] 郑小磊. 基于增强的时频分析方法的变转速轴承故障诊断[J/OL]. 轴承:1-9 [2024-03-07]. [http://kns.cnki.net/kcms/detail/41.1148. TH. 20231225. 1542. 002. html](http://kns.cnki.net/kcms/detail/41.1148.TH.20231225.1542.002.html).

[5] 纪京生,周莉,马向阳. VMD 结合小波包信息熵和 GJO-SVM 的电机轴承故障诊断[J]. 现代制造工程,2024(2):128-136.

[6] 刘俊利,缪炳荣,张盈,等. 基于 Morlet 小波与 CART 决策树的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械强度,2024,46(1):1-8.

[7] 潘晓博,葛崑鹏,钱孟浩,等. 基于改进联合分布适应的轴承智能故障诊断方法[J]. 机电工程,2023,40(9):1354-1362.

[8] 胡海彬,刘仁鑫,夏宇雯,等. 一种用离散多小波变换的可解释卷积神经网络在滚动轴承故障诊断中的应用[J/OL]. 机械科学与技术:1-10 [2024-03-07]. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20230365>.

参考文献：

[1] 张锋.多级水泵房自动化排水控制系统设计[J].工矿自动化,2014,40(12):108-110.

[2] 石鑫毅.基于 PLC 的煤矿井下主排水泵房自动化控制[J].机械管理开发,2023,38(4):184-185,192.

[3] 陈子春,刘向昕.井下中央泵房水泵自动化控制系统的应用[J].工矿自动化,2007,33(2):77-79.

[4] 韩秀琪.矿井多水平接力排水系统优化控制[J].工矿自动化,2020,46(9):109-112.

[5] 李少杭.高位消防水箱间几种保温措施的设计研究[C].中国建筑学会建筑给排水研究分会第四届第二次全体会员大会暨学术交流会,西安,2023:301-309.

[6] 俞宙.居民住宅自来水管道路防冻的研究[J].科技视界,2016(16):255,233.

[7] 张谢平,宁雪姣,田强.换流站户外消防水管的防冻研究[J].电器工业,2024(3):25-29.

[8] 姚建华,刘爱芳.北方地区地铁给排水管道防冻及保温措施[J].铁道标准设计,2011(11):101-103,107.

[9] 吴文臻.矿用多水平智能排水系统的应用研究[J].煤矿机械,2022,43(10):166-168.

[10] 辛义亭.煤矿井下排水泵房 PLC 控制系统分析[J].中国石油和化工标准与质量,2021,41(19):125-126.

[11] 李传昊.煤矿井下中央水泵房自动化排水系统优化的探讨[J].中小企业管理与科技(上旬刊),2019(9):126-127.

[12] 王晏.煤矿井下主排水泵房的自动化控制研究[J].中国石油和化工标准与质量,2019,39(23):186-187.

[13] 李亚哲.煤矿井下主排水系统工艺流程及其自动控制系统设计[J].工矿自动化,2011,37(5):15-18.

[14] 槐利,谭一川,徐育军,等.煤矿井下主排水自动控制系统的应用[J].工矿自动化,2012,38(3):63-65.

[15] 李东梅,聂治盟,王英志.北方某城市地铁高架车站管道防冻保温技术分析[J].低温建筑技术,2020,42(9):104-106.

[16] 王善库,赵立菊,王俊波.寒区隧道消防管道温度场三维分析[J].消防科学与技术,2019,38(8):1102-1105.

[17] 夏才初,张国柱,肖素光.考虑衬砌和隔热层的寒区隧道温度场解析解[J].岩石力学与工程学报,2010,29(9):1767-1773.

[18] 龙垚.寒区长隧道温度场的三维分析及保温措施研究[D].兰州:兰州交通大学,2013.

[19] 王坦果.煤矿水泵房智能化改造分析[J].能源与节能,2022(7):189-191.

[20] 陈海亮.煤矿中央水泵房自动化排水控制系统的应用[J].机械管理开发,2021,36(8):256-257,260.

[21] 王志国,郭峰.煤矿中央水泵房自动控制系统的应用[J].工矿自动化,2011,37(6):76-78.

~~~~~

(上接第 129 页)

[ 9 ] 柳霞,蒋淑霞,张长伟,等.时频特征降维和多层次聚类相结合的轴承故障诊断新方法[J].噪声与振动控制,2023,43(6):123-128.

[10] 王茂辉,汤勇,李海翔,等.基于 Morlet 小波与尺度空间的滚动轴承故障诊断研究[J].机车电传动,2021(3):132-139.

[11] 张春林,吴允恒,蔡克燊,等.基于改进连续小波变换增强非凸正则项稀疏分解的滚动轴承变转速故障冲击特征提取方法[J/OL].机械工程学报:1-15[2024-03-07].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20240123.1116.010.html>.

[12] 黄斯琪,谭志银,杨思国,等.改进的傅里叶分解方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J].振动与冲击,2023,42(12):178-186.

[13] 冯葛豪,胥永刚,孙国栋,等.谱聚类傅里叶分解及其在轴承故障诊断中应用[J/OL].轴承:1-10[2024-03-07].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/41.1148.th.20230923.0532.002.html>.

[14] 郑直,李显泽,刘伟民,等.基于 log-SAM 改进 Autogram 的滚动轴承故障诊断[J].现代制造工程,2023(12):132-139.

[15] 姜祖华,张坤,杨苗蕊,等.局部谱幅值调制及其滚动轴承故障诊断应用[J/OL].轴承:1-9[2024-03-07].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/41.1148.TH.20231010.1104.002.html>.

[16] 战欣,刘卓娅.基于 PSO-SES-BPNN 算法的液压系统故障诊断模型[J].兵器装备工程学报,2023,44(4):172-178.

[17] 孙壮壮,郑近德,童靳于,等.二维多尺度符号样本熵在滚动轴承故障诊断中的应用[J/OL].机械科学与技术:1-11[2024-03-07].<https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20230294>.

[18] 卢太武,马洪波,王先芝,等.时变工况下基于精细复合多尺度散度熵的旋转机械故障诊断方法[J].振动与冲击,2023,42(21):211-218.