切丝机轴承时频特性诊断方法研究

李准峰,范磊,赵旭东,徐晓光

(河南中烟工业有限责任公司许昌卷烟厂,河南 许昌 461000)

摘要:目的 为解决切出的烟丝粗细不均、流量不稳定、空穴跑片等问题。针对切丝机在高速旋转的工 作状态下,刀辊主轴及各传动部件的轴承更易出现磨损和故障的现象提出解决方案。方法 通过构建实 验平台分别采集正常轴承、内圈故障轴承、滚子故障轴承和外圈故障轴承的振动信号,在计算有效值、 峰值、绝对均值、脉冲指标、峰值指标、峭度指标 6 个参数的基础上,提出切丝机轴承故障程度计算新 方法。结果 研究表明,当转速为 1 772 r/min 和 1 797 r/min 时,时域故障程度、频域故障程度和时频域 故障程度 3 种分析类型的结果保持了高度一致性,即内圈故障程度均大于外圈故障程度,滚子故障程度 最小。结论 该方法表明时频特征分析综合了时域特征分析和频域特征分析的优点,能有效提高切丝机 故障诊断的效率和准确性,并为其他旋转机械的故障诊断提供参考。

关键词: 切丝机; 滚动轴承; 时域; 频域

中图分类号: TB486 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2022)15-0322-08 DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2022.15.038

Diagnosis Method for Time-frequency Characteristic of Bearing of Tobacco Cutter

LI Zhun-feng, FAN Lei, ZHAO Xu-dong, XU Xiao-guang

(Xuchang Cigarette Factory of China Tobacco Henan Industrial Co., Ltd., Henan Xuchang 461000, China)

ABSTRACT: The work aims to propose a solution aiming at the condition of main shaft of cutter roller and bearings of driving parts being easy to wear and break down under high-speed rotation of tobacco cutter, so as to solve the problems such as uneven tobacco thickness, unstable flow rate, cavity, missed tobacco, etc. The vibration signals of normal bearing, bearing with faulted inner ring, bearing with faulted roller and bearing with faulted outer ring were collected respectively through the construction of experimental platform. Based on the calculation of six parameters including RMS, peak value, absolute mean value, pulse index, peak value index and kurtosis index, a new method for calculating the fault degree of the tobacco cutter bearing was proposed. When the speed was 1 772 r/min and 1 797 r/min, the analysis results of time-domain fault degree, frequency-domain fault degree and time-frequency domain fault degree were highly consistent, indicating that the fault degree of inner ring was higher than that of outer ring, and the fault degree of roller was the least. The method shows that the time-frequency characteristic analysis, which can effectively improve the efficiency and accuracy of fault diagnosis of tobacco cutter and provide reference value for other rotating mechanical fault diagnosis.

KEY WORDS: tobacco cutter; rolling bearing; time domain; frequency domain

基金项目:河南省科技攻关项目(202102210087)

作者简介:李准峰(1976年—),男,本科,工程师,主要研究方向为烟草智能工厂建设方面。

· 323 ·

切丝机是烟草加工的关键装备,是保证烟丝质量 及工作效率的必要条件,其作用是将处理后的烟叶或 烟梗进行切削, 使之成为合格的叶丝和梗丝。切丝机 是一种自动化集成程度较高的精密机械设备,包括物 料前处理系统、物料输送系统和刀辊等关键部件,具 有制造成本高,维保困难的特点,这是维保过程的主 要技术难题和安全隐患,其中刀辊安装难以精确定 位,易出现轴向窜动,引起设备整体振动是最主要的 问题,这会导致切出的烟丝粗细不均、流量不稳定、 空穴跑片等后果。究其原因是刀辊体积、质量大,人 工搬运困难,安装精度难以保证,尤其是在高速旋转 的工作状态下,刀辊主轴、轴承及各传动部件更易出 现磨损和故障。轴承一旦发生故障,会产生链式反应, 导致整条生产线停止工作,带来严重的经济损失,甚 至威胁工作人员的生命安全,因此,合理运用故障诊 断技术,及时监测轴承早期振动信号,尽早发现故障 信息,有助于避免烟草机械设备故障的发生,保证切 丝机的安全平稳运行[1-4]。

轴承故障诊断技术^[5]是一种通过传感器对被监 测轴承进行信号采集,提取信号的特征参数,并以此 为依据进行轴承故障检测的技术。赵春元等[6]利用塑 料光纤传感器采集了烟草机械轴承的状态信号,研究 了振动信号的时域特征与频域特征。申中杰等^[7]为解 决有限状态数据下滚动轴承剩余寿命难以估算的问 题,提出一种基于相对特征和多变量支持向量机的剩 余寿命预测的新方法。结果表明该方法可在小样本条 件下利用尽可能多的有效信息获得准确的预测结果, 具有较强的工程使用价值和通用性。雷亚国等^[8]为了 克服在无先验知识的情况下,人为选择时域无量纲指 标作为故障敏感特征的盲目性,提出了一种基于特征 评估和径向基函数神经网络的机械故障诊断模型,这 种集成了小波包、经验模式分解、特征评估方法和 RBF 神经网络的机械故障诊断模型能够精细地获取 故障信息,从大量的故障特征中筛选出敏感特征,具 有很强的鲁棒性。Zhang 等^[9]针对矿井提升机实际运 行环境复杂、故障频繁等问题,提出了一种基于卷积 自编码器(CAAE)的故障诊断方法,提高了矿井提 升机在强噪声下的诊断稳定性。赵媛媛等[10]提出了一 种基于数据增强的滚动轴承智能诊断方法,并将其应 用于包装机械设备轴承的故障诊断中,发现该方法与 不使用数据增强方法相比,诊断准确率取得了较大的 提高,能够准确地识别各类轴承故障。Chen 等^[11]利 用经验小波变换(EWT)将采集到的发电机轴承振动 信号在正交基下分解为单分量,提取了固有调制信 息,降低了由于强噪声导致的内部模态识别的不准确 性。Li 等^[12]提出了一种改进的多尺度加权弥散熵 (IMWDE)方法,通过为向量赋予权重系数、权重 概率,以及细化熵值等方法,增强了列车轴承故障诊 断结果的可靠性。黄文超等^[13]提出一种 GA-BP 神经 网络模型。该模型将经验模态分解能量比和时域特征 相结合的特征向量作为 BP 神经网络的输入,对滚动 轴承不同工况下的故障进行识别。研究表明:该模型 较传统 BP 神经网络模型具有更好的收敛精度、收敛 速度和识别率。上述研究主要是利用各种算法对轴承 的故障类型进行识别,并未涉及故障程度的相关计 算。另外,时域特征或频域特征虽是轴承故障诊断的 依据,但不足以保证故障诊断结果的准确性,需进一 步将时域特征和频域特征相结合进行故障诊断研究。

综上,针对切丝机在高速旋转的工作状态下,刀 辊主轴及各传动部件的轴承更易出现磨损和故障^[14], 导致切出的烟丝粗细不均、流量不稳定、空穴跑片等 问题,通过构建实验平台,采集不同运行状态下轴承 振动信号,在计算时域特征参数与频域特征参数的基 础上,得到时域故障程度、频域故障程度和时频域故 障程度,进而实现切丝机轴承的故障程度计算。

1 切丝机常见故障及诊断实验

此次实验对象为我单位的切丝机,其运动的关键 部件见图 1,其排链机构、刀辊内部机构见图 2 和图 3,所用轴承为圆锥滚子轴承,其型号为 32007,在 生产过程中,其最主要的失效形式见图 4。

通过对轴承失效的原因进行分析,并从理论和实验上进行寿命特征预测和故障原因诊断,具体实验中的有关参数见表 1。轴承的损伤是用电火花加工的



图 1 切丝机 Fig.1 Tobacco cutter



图 2 切丝机排链结构 Fig.2 Chain structure of tobacco cutter



图 3 刀辊内部结构 Fig.3 Internal structure of cutter roller



图 4 锈蚀圆锥滚子轴承 Fig.4 Corroded tapered roller bearing

单点损伤,损伤直径为 0.177 8 mm,损伤点布置于轴 承的 12 点钟方向。轴承旋转速度分别为 1 772 r/min 和 1 797 r/min,分别采集正常轴承(ZCGB)、内圈故 障轴承(NQGB)、滚子故障轴承(GZGB)和外圈故 障轴承(WQGB)4 种类型轴承的振动信号。

轴承故障程度计算的基本思想就是通过传感器 (位移传感器、速度传感器或加速度传感器)采集被 测部位的振动信号,通过对信号进行降噪处理和 FFT 变换^[15],提取信号的有效值、绝对均值、脉冲指标、 峰值指标等时域特征参数和实际故障频率、理论故障 频率等频域特征参数,并以此计算时域、频域的故障 程度,最后综合两者的相关数据得出轴承的故障程 度。轴承故障程度技术路线图见图 5。

表 1 圆锥滚子轴承 32007 基本参数 Tab.1 Basic parameters of tapered roller bearing 32007

轴承型号	外径/mm	内径/mm	大头直径/mm	小头直径/mm	滚珠数量	接触角
32007	62	35	6.14	5.5	23	16°50′



图 5 油承取厚性反议不断线 Fig.5 Technical route of bearing fault degree

实验平台构建图见图 6。该振动测试系统包括压电式加速度传感器、DLF 系列电荷放 大滤波器、INV306U智能信号采集处理分析仪、 适配器以及 DASP 分析软件。文中基于振动信 号进行分析,着重对振动信号的测取进行 说明。

压电式传感器测取振动加速度信号,放大滤波器对信号进行适当的放大,并进行滤波;放大滤波器连接加速度传感器,信号采集分析仪与放大滤波器连接,将模拟信号转化为数字信号接入电脑。 DASP 软件是东方所开发的应用于 Windows2000/XP 平台上的大型动态设备,能完成对单踪、双踪和多踪信号的采样、示波、实时频谱分析、利萨如图分析等。轴承试验台、振动测试分析仪器和相应的软件共同构成了滚动轴承振动信号测试系统。



图 6 实验平台构建图 Fig.6 Experimental platform construction diagram

2 结果与分析

分别采集在转速为1772 r/min 和1797 r/min 下的 ZCGB、NQGB、GZGB和WQGB的振动信号,并分 别对其进行时域、频域特征分析。由于篇幅原因,文中 仅摘取了在转速为1797 r/min下的轴承振动信号的时 域、频域特征分析结果,其他数据不再一一列举。

2.1 时域特征分析

不同运行状态下的轴承振动信号见图 7。由图 7 可以看出,正常轴承和故障轴承的振动信号在时域范 围内均表现出一定的周期性,这主要是由于滚动轴承 做周期性旋转运动,因此故障信号也呈现出周期性, 但不同故障的振幅不同。正常轴承振动信号的振幅 为-0.2~0.2 mm,周期约为 0.04 s,具有明显的包络 特征。NQGB 振动信号的振幅为-1~1 mm,周期脉 冲明显,其周期约为 0.02 s。GZGB 振动信号的振幅 为-0.5~0.5 mm,整体信号规律性不强。WQGB 振动 信号的振幅为-1.5~1.5 mm,产生的周期脉冲不明显, 周期约为 0.03 s,因此,内圈故障和外圈故障对轴承 的冲击较大,振动幅值相对于滚子故障更高。不同运 行状态下的轴承振动信号的波形虽有不同,但不足以 作为轴承故障诊断的依据,需进一步提取轴承振动信 号的特征成分。

用于轴承状态监测和故障诊断的特征参数很多, 而且每个特征参数对轴承健康状态的规律性、敏感性 和聚类性各不相同^[16]。为了更加全面地描述轴承的振 动状态,同时能够兼顾敏感性和稳定性,文中选取了 6个时域特征参数,3个有量纲特征参数(有效值、 峰值和绝对均值),3个无量纲特征参数(脉冲指标、 峰值指标和峭度指标)^[17]。6个特征参数的定义表达 式见表 2。



图 7 轴承原始振动信号 Fig.7 Original vibration signal of bearing

Tab.2 Time-domain characteristic parameter					
特征参数	参数定义				
有效值	$X_{\rm rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} {x_i}^2}$				
峰值	$X_{\rm p} = \max x_i $				
绝对均值	$X_{\rm av} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} x_i $				
脉冲指标	$I_{\rm f} = \frac{X_{\rm p}}{X_{\rm av}}$				
峰值指标	$C_{\rm f} = \frac{X_{\rm p}}{X_{\rm rms}}$				
峭度指标	$K_{\mathrm{u}} = \left\{ \frac{\sum\limits_{i=1}^{N} \left(\left x_{i} \right - \overline{x} \right)^{4}}{N} \right\} \frac{1}{X_{\mathrm{rms}}^{4}}$				

表 2 时域特征参数 Tab 2 Time-domain characteristic parameter

由表 2 中特征参数的定义表达式可以计算得到轴 承不同运行状态下的时域特征参数,具体数据见表 3。

由表 3 可得,峭度指标在不同轴承振动信号中的 差异显著,其中 ZCGB 达到最大为 9.34×10⁴,NQGB 最小为 747.05。峰值在不同类型信号中的差别明显, WQGB 与 NQGB 的峰值较大,ZCGB 与 GZGB 的峰 值较小。有效值在 4 种轴承信号中差别比较明显,其 中 ZCGB 最小为 0.07, WQGB 与 NQGB 的有效值相 差不大,且均大于 GZGB 的有效值。峰值指标和脉 冲指标适合于区分 NQGB 和 WQGB 的振动信号,但 对于 ZCGB 和 GZGB 的识别能力不强。峭度指标在 4 种轴承信号中差异显著,适合于区分不同运行状态下 的轴承信号。

设有效值、峰值、绝对均值在与相同检测条件下的起始振动数据的变化梯度算子分别用 Δ_{rms} 、 Δ_{p} 、 Δ_{av} 表示,计算见式(1)。

$$\begin{cases} \mathcal{A}_{\rm rms} = 1 + 34\,560 \times \frac{\left(X_{\rm rms} - X_{\rm rmsi}\right)}{\left(T_{\rm x} - T_{\rm i}\right) \times X_{\rm rms0}} \\ \mathcal{A}_{\rm p} = 1 + 34\,560 \times \frac{\left(X_{\rm p} - X_{\rm pi}\right)}{\left(T_{\rm x} - T_{\rm i}\right) \times X_{\rm p0}} \\ \mathcal{A}_{\rm av} = 1 + 34\,560 \times \frac{\left(X_{\rm av} - X_{\rm avi}\right)}{\left(T_{\rm x} - T_{\rm i}\right) \times X_{\rm av0}} \end{cases}$$
(1)

式中: X_{ms} 、 X_p 、 X_{av} 分别为当前数据的有效 值、峰值和绝对均值; X_{msi} 、 X_{pi} 、 X_{avi} 分别为相同 检测条件下早期数据的有效值、峰值和绝对均值; X_{ms0} 、 X_{p0} 、 X_{av0} 分别为有效值、峰值和绝对均值的 门限值; T_x 、 T_i 分别为当前数据的检测时间和相同检 测条件的早期检测数据的时间, s。

表 3	不同运行状态下的时域特征参数
Tab.3 Time-domain cha	acteristic parameters under different operating states

			•	•	8	
轴承	有效值/mm	峰值/mm	绝对均值/mm	脉冲指标	峰值指标	峭度指标
ZCGB	0.07	0.31	0.06	5.23	4.21	9.34×10^{4}
NQGB	0.29	1.73	0.21	8.32	5.96	747.05
GZGB	0.14	0.61	0.11	5.46	4.35	7.94×10^{3}
WQGB	0.24	1.76	0.16	10.84	7.43	2.54×10^{3}

通过式(1)可以计算得到有效值、峰值和绝对 均值的变化梯度算子,利用表 4 中的特征参数故障程 度表达式可以得出不同运行状态下各时域特征参数 的故障程度,见表 5。

由表 5 可以看出,同一运行状态下,不同特征参数故障程度不同,同一特征参数不同运行状态下故障程度不同。另外,峭度指标的故障程度远大于其他时域特征参数的故障程度,且差异明显,NQGB的峭度指标最大,为 125.06,GZGB 的峭度指标最小,为 99.28。绝对均值和峰值指标的故障程度相差较小。综上所述,不同运行状态下各时域特征参数的故障程度不同,且差异显著。

2.2 频域特征分析

通过对采集到的不同运行状态下轴承的振动信号 进行 FFT 变换,可以得到振动信号的幅值谱。见图 8。

表 4 时域特征参数的故障程度 Tab.4 Fault degree of time-domain characteristic parameters

特征参数	故障程度
有效值	$P_{\rm rms} = \frac{X_{\rm rms}}{X_{\rm rms0}} \eta_{\rm rms} \Delta_{\rm rms}$
峰值	$P_{\rm p} = \frac{X_{\rm p}}{X_{\rm p0}} \eta_{\rm p} \varDelta_{\rm p}$
绝对均值	$P_{\rm av} = \frac{X_{\rm av}}{X_{\rm av0}} \eta_{\rm av} \Delta_{\rm av}$
脉冲指标	$P_{\rm if} = \frac{I_{\rm f}}{I_{\rm f0}} \eta_{\rm if}$
峰值指标	$P_{\rm cf} = \frac{C_{\rm f}}{C_{\rm f0}} \eta_{\rm cf}$
峭度指标	$P_{\rm ku} = \frac{K_{\rm u}}{K_{\rm u0}} \eta_{\rm ku}$

表 5 不同运行状态下时域特征参数的故障程度 Tab.5 Fault degree of time-domain characteristic parameters under different operating states

轴承	有效值	峰值	绝对均值	脉冲指标	峰值指标	峭度指标
NQGB	0.34	1.38	0.06	0.21	0.07	125.06
GZGB	0.26	0.92	0.08	0.14	0.05	99.28
WQGB	0.45	1.38	0.07	0.27	0.09	117.05



图 8 轴承振动信号幅值谱 Fig.8 Bearing vibration signal amplitude spectrum

从图 8 可以看出,ZCGB 信号的特征频率为1006 Hz,幅值为0.053 mm,且整体谐波分量较少。NQGB 信号的特征频率主要有1335、2779和3577 Hz,, 对应幅值分别为0.056、0.067和0.073,且该信号在 4000 Hz 范围内的谐波分量分布整体较为均匀。 GZGB 信号的特征频率有1332 Hz和3263 Hz,幅值 均超过了0.017 mm,且其谐波分量主要分布在100~ 1100 Hz和2000~4000 Hz。WQGB 信号的特征频 率为3309 Hz,幅值大小约为0.044 mm,谐波分量 分布主要集中在2200~4100 Hz。

为进一步确定理论故障特征频率与实际频谱中 典型频率值之间的贴近程度,这里引入频率贴近度 $\eta_{\rm ff}$,定义为:

$$\eta_{\rm ff} = 1 - \frac{\left| f_{\rm a} - f_{\rm t} \right|}{f_{\rm t}} \tag{2}$$

式中: f_a 为实际故障频率; f_t 为理论故障频率。 频率贴近度 η_f 越大,表明理论故障频率与实际 典型频率之间越接近,也即采集所得振动信号越能真 实反映轴承存在的故障;反之,则振动信号对轴承的 故障识别能力不强,需进一步对信号进行降噪处理或 重新采集信号。

传统的故障程度计算一般仅仅利用有效值、峰 值、绝对均值等单一时域特征参数进行计算,其结 果准确度往往较低,因此,为了使轴承故障程度的 计算更加科学,一方面需要将多种时域特征参数引 入计算中,另一方面需要综合时域、频域的特性进行 时频分析^[18]。

综合各时域特征参数的故障程度,定义轴承的时 域故障程度为 Pt,其表达式为:

$$P_{\rm t} = \left(P_{\rm rms} + P_{\rm p} + P_{\rm av} + P_{\rm if} + P_{\rm cf} + P_{\rm ku}\right)^{\frac{1}{2}}$$
(3)

轴承频域故障程度的计算需综合两方面因素:一 方面是故障特征频率分量的大小,另一方面是各频率 分量幅值之间的相对关系。通过式(4)可得到频域 故障程度 *P*;。

$$P_{\rm f} = \left(1 - \frac{|A_{\rm a\,max} - A_{\rm max}|}{A_{\rm max}}\right) \eta_{\rm ff} \tag{4}$$

式中: A_{max} 为最大频率分量幅值; A_{amax} 为故障频 率最高幅值。

通过式(3)可以得出轴承时域故障程度,利用 式(4)可以得出轴承频域故障程度。综合时域故障 程度和频域故障程度,定义轴承时频域故障程度为 *P*_{rf},其表达式为:

$$P_{\rm tf} = P_{\rm t} \times P_{\rm f} \tag{5}$$

综合式(3)—(5)可以计算得出不同运行状态 下的轴承故障程度,结果见表 6。

表 6 不同运行状态下的轴承故障程度 Tab.6 Bearing fault degree under different operating states

轴承	1 772 r/min			1 797 r/min		
	P_{t}	$P_{\rm f}$	$P_{\rm tf}$	Pt	$P_{\rm f}$	P_{tf}
NQGB	10.53	0.20	2.11	11.27	0.32	3.61
GZGB	8.85	0.12	1.06	10.04	0.16	1.61
WQGB	9.52	0.18	1.71	10.92	0.24	2.62

由表 6 可得,在不同转速,不同轴承故障程度 的条件下,转速越大,轴承故障程度越大。同一转 速,不同运行状态,轴承故障程度不同,且时域故 障程度较大,频域故障程度较小。对时域故障程度、 频域故障程度和时频域故障程度分析可得,当转速 为1772 r/min 和1797 r/min 时,内圈故障程度均大 于外圈故障程度,且滚子故障程度最小,即轴承内圈 发生故障的概率最大,外圈次之,滚子最小。3 种分 析类型的结果保持了高度一致性,且与实际情况较为 符合。另外,时频特征分析综合了时域特征分析和频 域特征分析的优点,与单一的时域特征分析或频域特 征分析相比,其结果的精度和准确性往往较高。

3 结语

 1)提出了一种时域故障程度、频域故障程度、 频率贴近度和时频域故障程度计算的新方法。

2) 对时域特征分析可得,同一运行状态下,不同特征参数故障程度不同,同一特征参数不同运行状态下故障程度不同。另外,峭度指标的故障程度远大于其他时域特征参数的故障程度,且差异明显,内圈故障最大为 125.06,滚子故障最小为 99.28。绝对均值和峰值指标的故障程度相差较小。

3)对频域特征分析可得,不同运行状态下,轴 承故障程度不同。正常状态轴承信号整体谐波分量较 少,内圈故障轴承信号的谐波分量分布整体较为均 匀,滚子故障轴承信号的谐波分量分布于2个不同的 频率范围内。 4)对时域故障程度、频域故障程度和时频域故障程度分析可得,当转速为1772 r/min和1797 r/min时,内圈故障程度均大于外圈故障程度,滚子故障程度最小,3种分析类型的结果保持了高度一致性,且与实际情况较为符合。时频特征分析综合了时域特征分析和频域特征分析的优点,其结果的精度和准确性往往较高。

该方法同样也可以应用到其他旋转机械设备的 故障程度计算中,并可以有效提升设备故障诊断的效 率和准确性,对机械设备的正常维保具有借鉴价值和 工程意义。

参考文献:

 王欣,卢俊,徐智,等. 基于 BP 神经网络算法的烟草 机械塑料齿轮早期故障监测与优化[J]. 塑料科技, 2021,49(2):91-94.
 WANG Xin, LU Jun, XU Zhi, et al. Early Fault Moni-

toring and Optimization of Plastic Gears of Tobacco Machinery Based on BP Neural Network Algorithm[J]. Plastics Science and Technology, 2021, 49(2): 91-94.

 [2] 肖茂华,张亨通,周爽,等.农业机械故障诊断技术 研究进展与趋势[J].南京农业大学学报,2020,43(6): 979-987.

XIAO Mao-hua, ZHANG Heng-tong, ZHOU Shuang, et al. Research Progress and Trend of Agricultural Machinery Fault Diagnosis Technology[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2020, 43(6): 979-987.

[3] 刘栋, 刘子凌, 张亚玲, 等. 立式蜗壳泵轴承-转子系
 统瞬态动力学响应研究[J]. 流体机械, 2021, 49(11):
 41-47.

LIU Dong, LIU Zi-ling, ZHANG Ya-ling, et al. Study on Transient Dynamic Response of Bearing-Rotor System of Vertical Volute Pump[J]. Fluid Machinery, 2021, 49(11): 41-47.

- [4] 张志文,谢林,赵光锡,等. SQ315 切丝机刀辊测速编 码器位置的改进[J].烟草科技, 2011, 44(2): 21-22.
 ZHANG Zhi-wen, XIE Lin, ZHAO Guang-xi, et al. Relocation of Speed Encoder for Knife Drum in SQ315 Tobacco Cutter[J]. Tobacco Science & Technology, 2011, 44(2): 21-22.
- [5] GAO S, PEI Z, ZHANG Y, et al. Bearing Fault Diagnosis Based on Adaptive Convolutional Neural Network with Nesterov Momentum[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(7): 9268-9276.
- [6] 赵春元,张晓峰,廖伟,等. 塑料光纤传感器在烟草 机械故障诊断的应用研究[J]. 塑料科技, 2021, 49(2): 99-101.

ZHAO Chun-yuan, ZHANG Xiao-feng, LIAO Wei, et

al. Application Research of Plastic Optical Fiber Sensor in Fault Diagnosis of Tobacco Machinery[J]. Plastics Science and Technology, 2021, 49(2): 99-101.

[7] 申中杰,陈雪峰,何正嘉,等.基于相对特征和多变量支持向量机的滚动轴承剩余寿命预测[J].机械工程学报,2013,49(2):183-189.

SHEN Zhong-jie, CHEN Xue-feng, HE Zheng-jia, et al. Remaining Life Predictions of Rolling Bearing Based on Relative Features and Multivariable Support Vector Machine[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(2): 183-189.

 [8] 雷亚国,何正嘉,訾艳阳,等.基于特征评估和神经 网络的机械故障诊断模型[J].西安交通大学学报, 2006,40(5):558-562.
 LEI Ya-guo, HE Zheng-jia, ZI Yan-yang, et al. Mechanical Fault Diagnosis Model Based on Feature Evaluation

ical Fault Diagnosis Model Based on Feature Evaluation and Neural Networks[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2006, 40(5): 558-562.

- [9] ZHANG J, YANG K, JIANG Y, et al. A Method for Bearing Fault Diagnosis of Mine Hoist Using Convolutional Attention Autoencoder[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 150(12): 107233.
- [10] 赵媛媛,任朝晖.基于数据增强的滚动轴承智能故障 诊断方法[J].包装工程,2021,42(11):191-197. ZHAO Yuan-yuan, REN Zhao-hui. Intelligent Fault Diagnosis Method of Rolling Bearing Based on Data Enhancement[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(11): 191-197.
- [11] CHEN J, PAN J, LI Z, et al. Generator Bearing Fault Diagnosis for Wind Turbine via Empirical Wavelet Transform Using Measured Vibration Signals[J]. Renewable Energy, 2016, 89: 80-92.
- [12] LI Y, SONG H, MIAO B, et al. Improved Multiscale Weighted-Dispersion Entropy and Its Application in Fault Diagnosis of Train Bearing[J]. Measurement Sci-

ence and Technology, 2021, 32(7): 075002.

- [13] 黄文超, 王林军, 刘晋玮, 等. 基于多特征融合与GA-BP 模型的滚动轴承故障识别[J]. 机床与液压, 2021, 49(6): 170-173.
 HUANG Wen-chao, WANG Lin-jun, LIU Jin-wei, et al. Rolling Bearings Fault Recognition Based on Multi Feature Fusion and GA-BP Model[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2021, 49(6): 170-173.
- [14] WANG Peng, LI Di, ZHANG Ning-chao. Research on Early Warning of Rolling Bearing Wear Failure Based on Empirical Mode Decomposition[J]. International Journal of Materials and Product Technology, 2021, 63(1/2): 72-85.
- [15] XIANG Chuan, REN Ze-jun, SHI Peng-fei, et al. Data-Driven Fault Diagnosis for Rolling Bearing Based on DIT-FFT and XGBoost[J]. Complexity, 2021(1), 2021: 1-13.
- [16] 程晓涵, 汪爱明, 花如祥, 等. 24 种特征指标对轴承 状态识别的性能研究[J]. 振动 测试与诊断, 2016, 36(2): 351-358.
 CHENG Xiao-han, WANG Ai-ming, HUA Ru-xiang, et al. Studying on Property of 24 Characteristic Indexes to Bearing State Recognition[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016, 36(2): 351-358.
- [17] 乔志城, 刘永强, 廖英英. 基于 Teager 能量算子的改进 MOMEDA 方法在铁路轮对轴承故障诊断中的应用
 [J]. 轴承, 2020(4): 43-50.
 QIAO Zhi-cheng, LIU Yong-qiang, LIAO Ying-ying.
 Application of Improved MOMEDA Method Based on Teager Energy Operator in Fault Diagnosis for Railway Wheel Set Bearings[J]. Bearing, 2020(4): 43-50.
- [18] CHEN Z, CEN J, XIONG J. Rolling Bearing Fault Diagnosis Using Time-Frequency Analysis and Deep Transfer Convolutional Neural Network[J]. IEEE Access, 2020, 8: 150248-150261.

责任编辑:曾钰婵