

基于二维经验小波纹理域特征自适应 提取的轴承故障诊断方法

李霖, 张西宁, 刘书语, 雷建庚, 常鸽
(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对滚动轴承变故障类型、变故障程度的复杂条件,为了获得更加丰富的故障信息,提出一种新的二维纹理域信号特征自适应提取方法。在新的二维纹理域构造方法中,将一维振动信号转换为二维纹理矩阵。经验证,构造的二维振动信号纹理域对于不同故障类型、不同故障程度的滚动轴承,均有较强的故障征兆能力。为了弥补直接从原始信号纹理提取特征时受限于纹理像素的缺点,提出一种基于二维经验小波变换的纹理域自适应提取方法。利用二维经验小波变换将二维振动信号纹理自适应分解为多个纹理分量,分别提取多尺度纹理特征,既考虑了宏观纹理,又兼顾了细节纹理,解决了纹理像素对纹理域提取的限制和影响,能准确提取到轴承振动信号的故障特征。利用支持向量机对不同故障程度、不同故障类型的滚动轴承进行识别,与不经过二维经验小波变换处理相比,识别准确率从 19.8%提升至 98.1%,验证了方法的有效性。所提方法适用于变故障类型和变故障程度复杂条件下的滚动轴承故障诊断。

关键词: 二维经验小波变换;滚动轴承;纹理域;故障诊断

中图分类号: TH17 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202112010 **文章编号:** 0253-987X(2021)12-0079-08



OSID 码

Bearing Fault Diagnosis Method Based on 2D Empirical Wavelet Transform Texture Domain Feature Adaptive Extraction

LI Lin, ZHANG Xining, LIU Shuyu, LEI Jiangeng, CHANG Ge
(State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Aiming at the complex conditions of variable fault types and degrees of rolling bearings, a new adaptive feature extraction method for 2D texture domain signals is proposed to obtain more abundant fault information. In this newly proposed 2D texture domain construction method, 1D vibration signal is transformed into a 2D texture matrix. It is proved that the constructed 2D vibration signal texture domain has strong fault symptom ability for rolling bearings with different fault types and different fault degrees. To make up the limitation of texture pixel size when extracting features directly from original signal texture, an adaptive texture-domain extraction method based on 2D empirical wavelet transform is introduced. Adopting the 2D empirical wavelet transform, the texture of 2D vibration signal is decomposed adaptively into multiple texture components, and multi-scale texture feature extraction is carried out respectively considering both the macro texture and the texture details, thus the restriction and influence of texture pixel size on extraction of texture domain are eliminated to accurately

extract the bearing fault feature of vibration signal. The rolling bearings with different fault degrees and different fault types are identified by support vector machine. Compared with the method without 2D empirical wavelet transform, the proposed method improves the recognition accuracy from 19.8% to 98.1%, which verifies the effectiveness of this proposed method.

Keywords: 2D empirical wavelet transform; rolling bearing; texture domain; fault diagnosis

滚动轴承是应用最为广泛的基础零部件,在工业领域发挥着重要作用^[1-3]。滚动轴承工作环境恶劣,寿命分散性大,故障频发。据统计,在所有机械故障中,超过30%是由滚动轴承损坏引起的^[4]。滚动轴承一旦出现故障,轻则导致设备停产和经济损失,重则造成人员伤亡^[5-6]。因此,针对滚动轴承故障诊断方法的研究引起了越来越多学者的关注^[7-9]。由于振动信号对机械健康状况反映快,已广泛使用在故障诊断方法中^[10]。为了更好地从振动信号中征提取特征,已经逐渐采用从高维尺度提取振动信号特征^[11]。近年来,信号的二维表示在各种故障诊断研究中得到了广泛的研究^[12]。通过这种高阶信号描述,将时域振动信号转换为二维振动信号矩阵,并从中提取纹理特征,与一维振动信号相比,可以获得更丰富、更紧凑的特征和信息^[13]。Khan等首先提出了一种基于变转速下振动信号二维分析的轴承故障诊断方法,利用纹理分析实现不同转速下的轴承故障诊断^[13]。Kaya等通过二维振动信号获得灰度共生矩阵进而提取纹理特征,取得了较好的效果^[14]。然而,文献[13-14]提出的方法是简单地直接提取纹理特征,无法提取纹理的多尺度特征。如此简单的纹理分析提取特征存在缺陷,对纹理图像的像素要求严苛,像素选择不当或故障十分微弱时该方法失效。随后,针对二维纹理图像的灰度像素有限对故障特征提取不利,Sun等提出了一种利用转换后的二维振动信号矩阵进行轴承故障诊断的方法,分类结果表明该方法能够较好检测到定转速下轴承故障^[15]。然而,对实际变转速、变载荷或变故障程度的研究尚未展开,无法适应实际现场的复杂工况。

综上,二维振动信号特征提取方法还存在以下问题:一是像素的变化影响特征提取的性能,提取的特征无法应对滚动体保持架等较难诊断的情况,同时在面对微弱故障时也显得力不从心;二是研究工况尚且简单,在变转速、变载荷或变故障程度的复杂情况下方法的有效性有待提升。

本文提出了一种新的滚动轴承二维纹理域自适应特征提取方法,以适应不同故障类型、不同故障程

度的复杂工况。首先提出一种二维纹理域构造方法,利用时域重排法将一维振动信号进行升维变换,得到二维振动信号纹理;然后利用二维经验小波变换将纹理图自适应分解为多个纹理分量,并从各个纹理分量提取纹理特征,克服有限像素对特征提取性能的限制;最后利用提取的纹理特征向量训练支持向量机,实现轴承故障诊断与分类。

1 二维张量经验小波变换

经验小波变换(EWT)^[16]是2013年Gilles结合小波变换^[17]与EMD^[18]的优点提出的一种自适应信号分解方法,在一维信号处理中效果优于小波变换和EMD,逐渐在各个领域得到了广泛的应用^[19-21]。2014年,Gilles将经验小波变换从一维推广到了二维,并通过实验验证了其在二维图像处理的效果同样优于二维小波变换、二维经验模态分解等方法^[22]。

给定输入图像 $f(x)$,预先确定行滤波器数目 N_R 和列滤波器数目 N_C 。对于每一行 i ,计算其一维傅里叶变换 $F_{1,x1}(f)(i, \tilde{\omega}_2)$,然后计算所有行的平均谱幅值

$$\tilde{F}_{\text{row}}(\tilde{F}_2) = \frac{1}{N_{\text{row}}} \sum_{i=0}^{N_{\text{row}}-1} |F_{1,x1}(f)(i, \tilde{F}_2)| \quad (1)$$

同样,对于每一列 j ,计算其一维傅里叶变换 $F_{1,x2}(f)(\tilde{F}_1, j)$,然后计算所有列的平均谱幅值

$$\tilde{F}_{\text{col}}(\tilde{F}_1) = \frac{1}{N_{\text{col}}} \sum_{j=0}^{N_{\text{col}}-1} |F_{1,x2}(f)(\tilde{F}_1, j)| \quad (2)$$

在 $\tilde{F}_{\text{row}}$ 和 $\tilde{F}_{\text{col}}$ 上分别进行边界检测,获取对应的谱分割边界 Ω_{row} 和 Ω_{col} ,在行和列方向建立经验小波滤波器组 B_{row} 和 B_{col} ,即

$$B_{\text{row}} = \{\Phi_1^{\text{row}}, \{\Psi_n^{\text{row}}\}_{n=1}^{N_R-1}\} \quad (3)$$

$$B_{\text{col}} = \{\Phi_1^{\text{col}}, \{\Psi_n^{\text{col}}\}_{n=1}^{N_C-1}\} \quad (4)$$

式中: Φ_1^{row} 、 Φ_1^{col} 和 Ψ_n^{row} 、 Ψ_n^{col} 分别为经验尺度函数和经验小波函数,其表达式见文献[20]。

利用 B_{row} 沿着行方向对图像 f 进行滤波,分解得到 N_R 个输出图像。对每个输出图像,再利用 B_{col} 沿着列方向进行滤波,最终获得 $N_R \times N_C$ 个分量。

2 信号的纹理域表示

2.1 信号纹理域的构造

信号纹理域的表示是将信号从一维信号转换为二维矩阵信号的过程。信号的长度越长,包含的故障信息越多,但会导致纹理图像过大。因此,根据采样定理的限制,在进行纹理域转换时,信号的长度大于等于采样频率 f_s 。对于长度为 $MN(MN>f_s)$ 的振动信号,首先将信号幅值变换至 $[0,255]$,然后等划分为 N 等分,并叠加成 $M\times N$ 的矩阵,从而构造二维振动信号纹理图,构造过程示意图如图 1 所示。

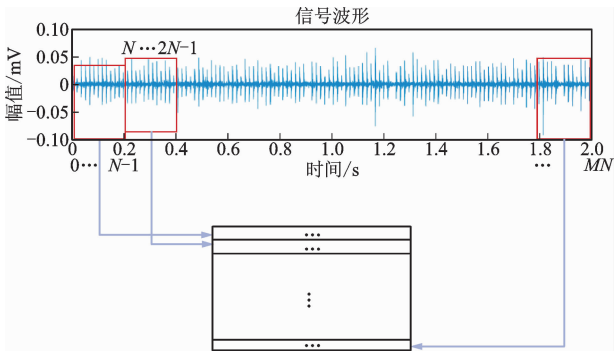
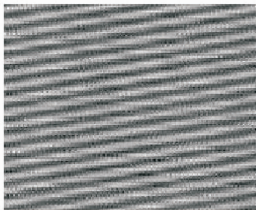


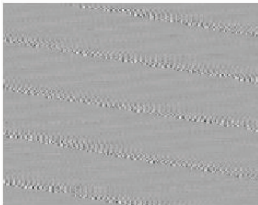
图 1 二维振动信号纹理图构造示意图
Fig. 1 Schematic diagram of 2D vibration signal texture map construction

2.2 不同故障类型和不同故障程度的纹理域比较

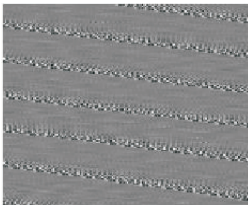
图 2 为正常轴承、外圈故障、内圈故障、滚动体故障、保持架故障的对应纹理图,其中 4 种故障类型轴承分轻微故障和严重故障两种。可以看出,不同故障类型轴承,类与类之间的纹理域特征表现出了很大的差异性。同一类故障类型,故障程度越强,纹理域特征越明显。在时域、频域和时频域中不易诊



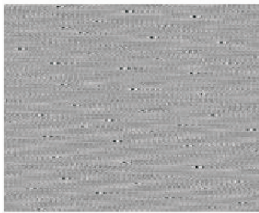
(a) 正常



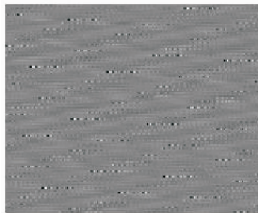
(b) 外圈轻微故障



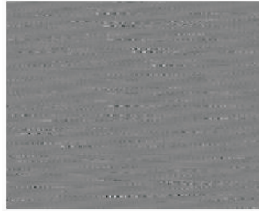
(c) 外圈严重故障



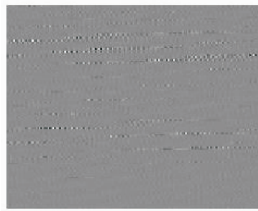
(d) 内圈轻微故障



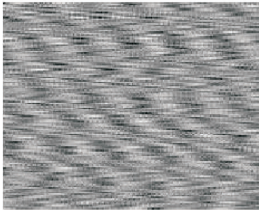
(e) 内圈严重故障



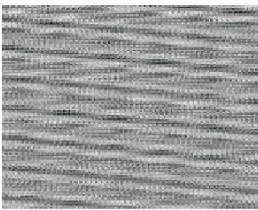
(f) 滚动体轻微故障



(g) 滚动体严重故障



(h) 保持架轻微故障



(i) 保持架严重故障

图 2 不同故障类型和不同故障程度纹理图

Fig. 2 Texture maps corresponding to different fault types and fault degrees

断的滚动体和保持架故障,转到纹理域中,其纹理特征与正常轴承之间的差异明显。因此,二维振动信号纹理域对于表征滚动轴承故障模式有独特的优势。

3 纹理域特征自适应提取方法

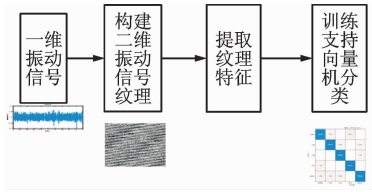
传统纹理特征提取方法与本文提出的方法的流程比较见图 3。传统的直接从纹理域提取纹理特征方法(见图 3a)存在缺陷,提取的特征过于粗糙,无法兼顾纹理细节和纹理宏观,这是由于纹理像素的限制。为解决纹理像素对纹理域提取的限制和影响,本文提出一种新的二维纹理域信号特征自适应提取方法,包含如下几个步骤。

(1) 将一维时域信号转换到二维纹理域,获得二维纹理图像。

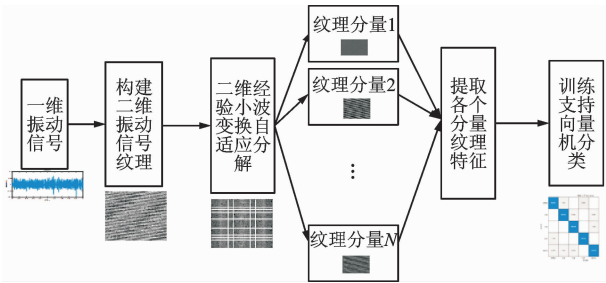
(2) 利用二维经验小波变换对纹理图进行自适应分解,获得不同频带的纹理分量。

(3) 对每个分量提取纹理特征,本文选择 5 种经典纹理特征,分别是熵、对比度、相关性、能量、同质性^[23],将各个分量的纹理特征合并构成纹理域特征向量。

(4)训练支持向量机,并进行分类识别。



(a)传统方法



(b)本文方法

图 3 传统方法和本文方法流程对比

Fig. 3 Flow chart comparison between traditional method and the proposed method

4 滚动轴承实验及数据集构建

滚动轴承振动测试实验台由交流电机、滚动轴承安装架、滚动轴承和加载装置等部分组成,实验台如图 4 所示。

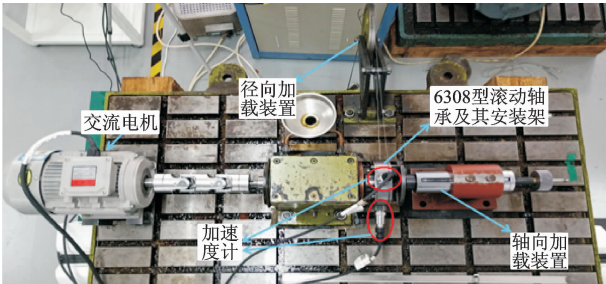
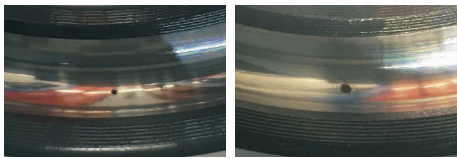


图 4 轴承实验台

Fig. 4 Rolling bearing test bench

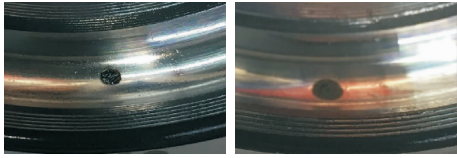
实验中待测轴承为 6308 深沟球轴承,分为正常轴承(ZC)、外圈故障(O)、内圈故障(I)、滚动体故障(B)和保持架故障(C)5 种类别。对于故障轴承,每种故障包含 4 种故障程度,分别为轻微、中等、严重、最严重。其中,内圈和外圈剥落加工采用的是激光烧伤,轻微、中等、严重、最严重的损伤直径分别为 0.5、1、2、3 mm,损伤深度约为 20 道(200 μm)。图 5 和图 6 分别为外圈、内圈不同损伤程度的图片。滚动体缺陷样本采用砂轮机磨削制作。保持架故障采用线切割完成。滚动体和保持架加工完成后如图

7 和图 8 所示。



(a)轻微

(b)中等

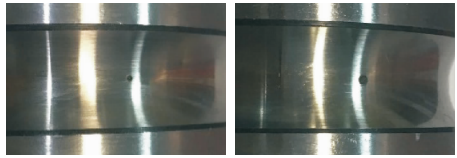


(c)严重

(d)最严重

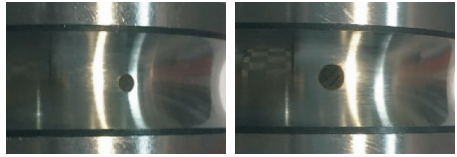
图 5 不同程度外圈故障

Fig. 5 Different degrees of outer ring failure



(a)轻微

(b)中等

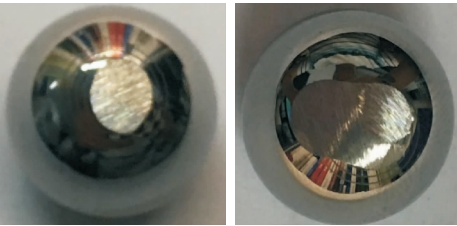


(c)严重

(d)最严重

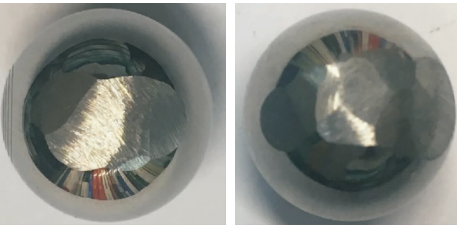
图 6 不同程度内圈故障

Fig. 6 Different degrees of inner ring failure



(a)轻微

(b)中等



(c)严重

(d)最严重

图 7 不同程度滚动体故障

Fig. 7 Different degrees of rolling element failure

实验所用传感器为 IMI601A11 加速度计,信号

采样频率为10 240 Hz,采样持续 2 s。实验中轴承外圈相对于实验台固定不动,内圈实验转速约为 1 200 r/min。5 种轴承类别各采集数据 200 个样本,同一故障类别下 4 种不同故障程度各采集 50 个数据样本,一共是1 000个数据样本,每个样本长度为20 480。

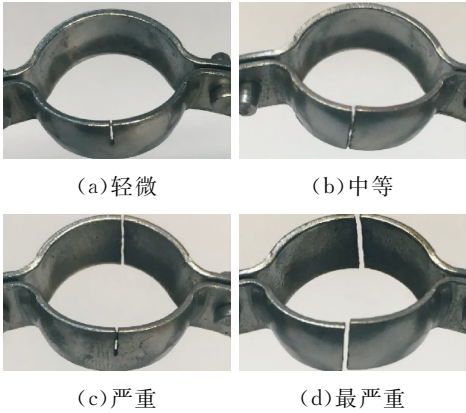


图 8 不同程度保持架故障
Fig. 8 Different degrees of cage failure

5 方法验证及结果分析

由一维时域转换到纹理域的处理过程中,需要预先设定纹理矩阵大小,为了使纹理图长、宽接近,考虑到信号长度为20 480,故设定转换后的矩阵为128×160。此外,在本文方法中,设定二维经验小波分解参数为行方向与列方向滤波器的数目均为 3,这样设定的原因是分别在行和列方向自适应地建立低通、带通、高通滤波器对纹理进行滤波,以获得由低频到高频的各个纹理分量。

分别利用传统方法和本文方法提取纹理特征,最后采用五折交叉验证,训练支持向量机模型,以下是两种方法的结果对比。

图 9 和图 10 分别是两种方法的分类结果混淆矩阵。从图 9 可以看出,对于不同严重程度故障的轴承数据,直接提取纹理特征的传统方法已经无法实现准确的分类,分类准确率十分低下,5 种轴承类别均性能低劣,总体验证集准确率仅有 19.8%。从图 10 可以看出,本文提出的方法与传统方法形成了鲜明对比,5 种轴承状态的识别均达到了较高的准确率,验证集准确率从原来的 19.8%提升至 98.1%。

图 11 和图 12 是改进前后方法对于 5 种轴承状态诊断的接收算子特征(ROC)曲线^[24-25]。ROC 曲线显示了 5 种轴承类别的分类性能,曲线左上角越接近(0,1),则性能越好。曲线下面积 AUC(相对

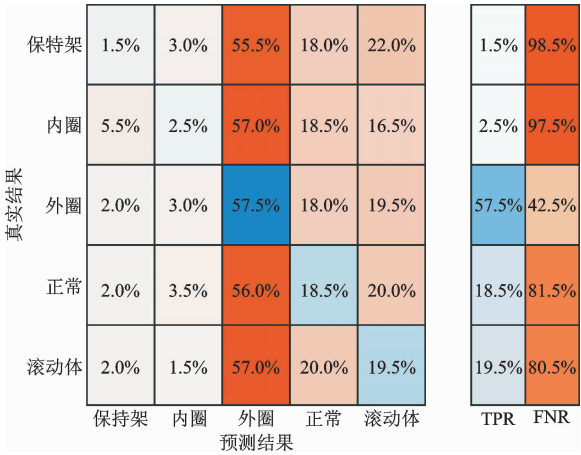


图 9 传统纹理域特征提取方法分类结果混淆矩阵
Fig. 9 Confusion matrix of classification results of traditional texture-domain feature extraction method

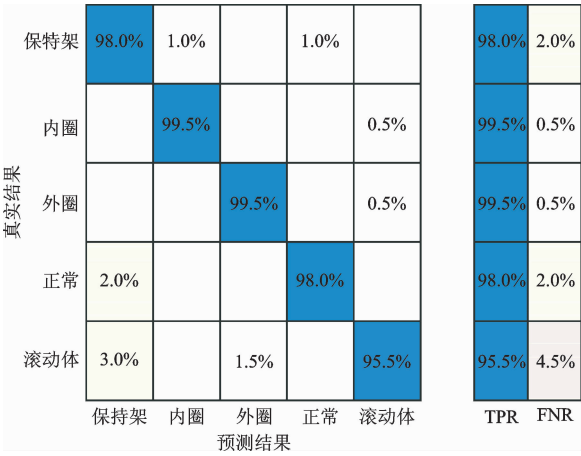
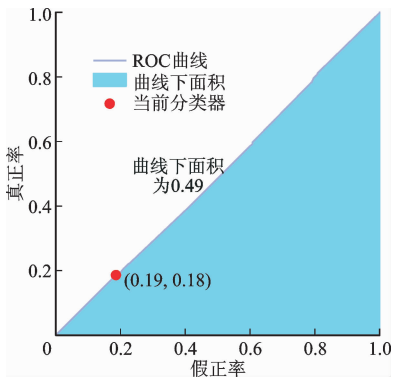


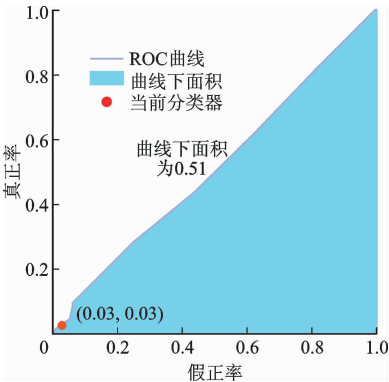
图 10 本文提出方法方法分类结果混淆矩阵
Fig. 10 Confusion matrix of the classification results from the proposed method

值)是衡量分类器整体质量的一个指标,曲线下的面积越接近 1,分类器的性能越好。

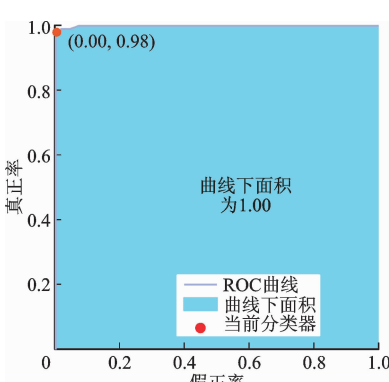
从图 11 的 ROC 曲线可以看出,纹理域的传统特征提取方法在变故障程度条件下,5 种轴承状态的



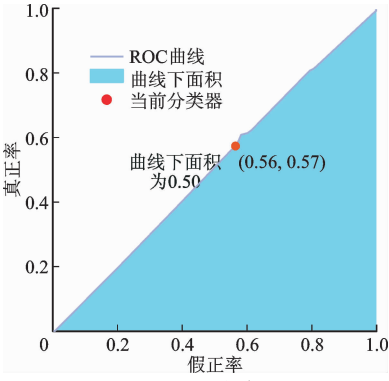
(a) 正常



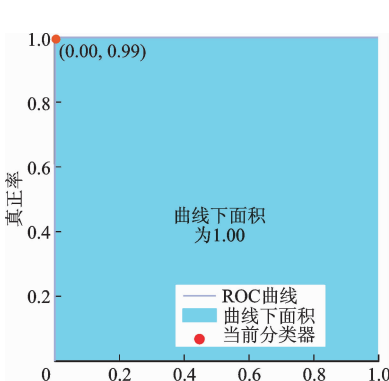
(b) 外圈故障



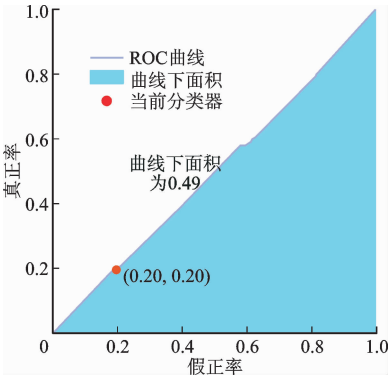
(a) 正常



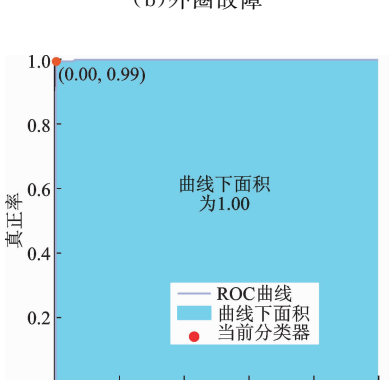
(c) 内圈故障



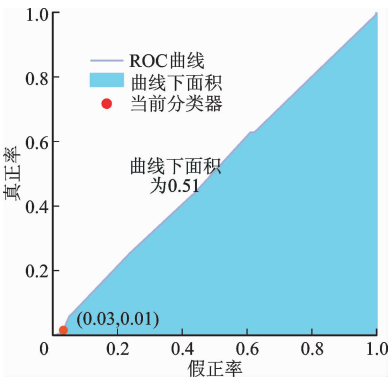
(b) 外圈故障



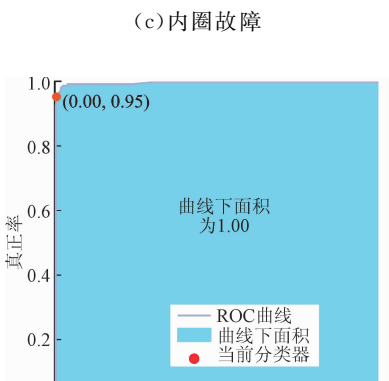
(d) 滚动体故障



(c) 内圈故障



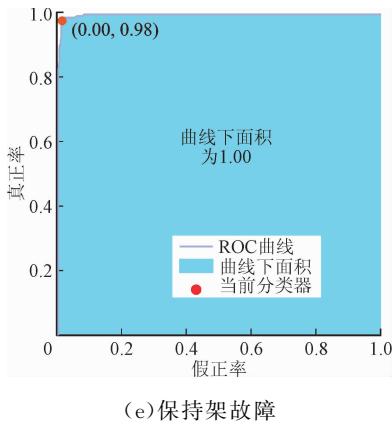
(e) 保持架故障



(d) 滚动体故障

图 11 传统纹理域特征提取方法 ROC 曲线

Fig. 11 ROC curves of traditional texture-domain feature extraction method



(e)保持架故障

图 12 本文提出的纹理域特征提取方法 ROC 曲线

Fig. 12 ROC curves of the proposed texture-domain feature extraction method

ROC 曲线都接近 45° 直线,分类性能较差。这反映出在变故障程度条件下,传统的纹理域特征方法已经受限于像素的影响,提取的特征无法有效识别轴承的状态。

从图 12 的 ROC 曲线可以看出,本文方法和传统方法形成了鲜明对比,5 种轴承状态的 ROC 曲线左上角都十分接近 $(0,1)$ 点,曲线下面积都等于最大值 1,这显示模型的预测效果很好。本文方法解决了纹理域特征提取中受像素影响导致的特征提取失败的问题,在变故障条件下轴承故障分类性能优良,验证了方法的有效性。

6 结 论

(1)本文提出了一种二维纹理域构造方法,将信号从时域转换到纹理域,构造的二维振动信号纹理域对于不同故障类型、不同故障程度的滚动轴承,均有较强的故障征兆预测能力,验证了所提二维纹理域的有效性。

(2)采用二维经验小波变换对振动信号纹理进行自适应分解,再对每个纹理分量提取纹理特征,最后合并各个纹理特征,组成特征向量。由此提取的特征可以兼顾纹理域的细节和整体特征,获得的故障信息更完整,解决纹理域特征提取受纹理像素限制的不利影响。

(3)在不同故障类型、不同严重程度的复杂条件下,开展滚动轴承振动实验并进行了方法验证。与不经过 2D 经验小波变换处理相比,本文方法的识别准确率从 19.8% 提升至 98.1%,验证了本文方法的有效性。本文方法适用于变故障类型和变故障程度复杂条件下的滚动轴承故障诊断。

参考文献:

- [1] 邓飞跃,强亚文,杨绍普,等. 一种自适应频率窗经验小波变换的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(8): 22-29.
DENG Feiyue, QIANG Yawen, YANG Shaopu, et al. A fault diagnosis method of rolling element bearings with adaptive frequency window empirical wavelet transform [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(8): 22-29.
- [2] 张西宁,唐春华,周融通,等. 一种自适应形态滤波算法及其在轴承故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(12): 1-8, 37.
ZHANG Xining, TANG Chunhua, ZHOU Rongtong, et al. Adaptive morphological filtering algorithm with applications in bearing fault diagnosis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(12): 1-8, 37.
- [3] 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.
- [4] HUANG Hairun, LI Ke, SU Wensheng, et al. An improved empirical wavelet transform method for rolling bearing fault diagnosis [J]. Science China: Technological Sciences, 2020, 63(11): 2231-2240.
- [5] 张西宁,张雯雯,周融通,等. 基于多维缩放和随机森林的轴承故障诊断方法 [J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(8): 1-7.
ZHANG Xining, ZHANG Wenwen, ZHOU Rongtong, et al. Bearing fault diagnosis method based on multiple dimensional scaling and random forest [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(8): 1-7.
- [6] ZHANG Xin, WANG Jiaxu, LIU Zhiwen, et al. Weak feature enhancement in machinery fault diagnosis using empirical wavelet transform and an improved adaptive bistable stochastic resonance [J]. ISA Transactions, 2019, 84: 283-295.
- [7] 张西宁,周融通,郭清林,等. 局部倒频谱编辑方法及其在齿轮箱微弱轴承故障特征提取中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(12): 1-9.
ZHANG Xining, ZHOU Rongtong, GUO Qinglin, et al. Local cepstral editing procedure with applications to slight gearbox bearing fault feature extraction [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(12): 1-9.

- [8] LI Bing, ZHANG Xining, WU Jili. New procedure for gear fault detection and diagnosis using instantaneous angular speed [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 85: 415-428.
- [9] ZHANG Xining, LIU Shuyu, LI Lin, et al. Multi-scale holospectrum convolutional neural network-based fault diagnosis of rolling bearings with variable operating conditions [J]. *Measurement Science and Technology*, 2021, 32(10): 105027.
- [10] 林京. 连续小波变换及其在滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. *西安交通大学学报*, 1999, 33(11): 108-110.
LIN Jing. Continuous wavelet transform and its application for bearing diagnosis [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 1999, 33(11): 108-110.
- [11] MEDINA R, MACANCELA J C, LUCERO P, et al. Gear and bearing fault classification under different load and speed by using Poincaré plot features and SVM [J/OL]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2020. [2021-03-20]. <https://doi.org/10.1007/s10845-020-01712-9>.
- [12] KUNCAN M, KAPLAN K, MIİNAZ M R, et al. A novel feature extraction method for bearing fault classification with one dimensional ternary patterns [J]. *ISA Transactions*, 2020, 100: 346-357.
- [13] KHAN S A, KIM J M. Automated bearing fault diagnosis using 2D analysis of vibration acceleration signals under variable speed conditions [J]. *Shock and Vibration*, 2016, 2016: 8729572.
- [14] KAYA Y, KUNCAN M, KAPLAN K, et al. A new feature extraction approach based on one dimensional gray level co-occurrence matrices for bearing fault classification [J]. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 2021, 33(1): 161-178.
- [15] SUN Weifang, CAO Xincheng. Curvature enhanced bearing fault diagnosis method using 2D vibration signal [J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2020, 34(6): 2257-2266.
- [16] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [17] DAUBECHIES I. Ten lectures on wavelets (CBMS-NSF regional conference series in applied mathematics) [M]. Philadelphia, PA, USA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992: 215-250.
- [18] LEI Yaguo, LIN Jing, HE Zhengjia, et al. A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 35(1/2): 108-126.
- [19] 张西宁, 李霖, 刘书语, 等. 基于能量峰定位的经验小波变换及在轴承微弱故障诊断中的应用 [J]. *西安交通大学学报*, 2021, 55(8): 1-8.
ZHANG Xining, LI Lin, LIU Shuyu, et al. Empirical wavelet transform based on energy peak location with application to bearing weak fault diagnosis [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2021, 55(8): 1-8.
- [20] CHEN Jinglong, PAN Jun, LI Zipeng, et al. Generator bearing fault diagnosis for wind turbine via empirical wavelet transform using measured vibration signals [J]. *Renewable Energy*, 2016, 89: 80-92.
- [21] 胥永刚, 田伟康, 曹金鑫, 等. 精细谱负熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. *西安交通大学学报*, 2019, 53(8): 31-39, 128.
XU Yonggang, TIAN Weikang, CAO Jinxin, et al. A fine spectral negentropy method and its application to fault diagnosis of rolling bearing [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2019, 53(8): 31-39, 128.
- [22] GILLES J, TRAN G, OSHER S. 2D empirical transforms. wavelets, ridgelets, and curvelets revisited [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2014, 7(1): 157-186.
- [23] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I. Textural features for image classification [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, SMC-3(6): 610-621.
- [24] DAVIS J, GOADRIC M. The relationship between precision-recall and roc curves [C]//*Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2006: 233-240.
- [25] JUNGE M R J, DETTORI J R. ROC solid: receiver operator characteristic (ROC) curves as a foundation for better diagnostic tests [J]. *Global Spine Journal*, 2018, 8(4): 424-429.

(编辑 杜秀杰)