

基于声场图像分析的印刷机轴承故障诊断方法

邓瑞, 徐卓飞, 徐倩倩, 侯和平, 张海燕
(西安理工大学, 西安 710048)

摘要: **目的** 针对印刷机墨辊轴承的故障信息获取及诊断难等问题, 提出一种基于声场图像分析的故障诊断与定位方法。 **方法** 首先, 构建声音测试系统并划分检测对象的空间区域, 逐一采集信号并依据对应空间位置关系进行重构与组合; 其次, 将一段时间内的信号能量进行叠加, 同时依据空间位置关系形成叠加状态的声场图像信息; 然后, 引入二维经验模式分解 (BEMD) 分析空间域图像信息, 消除环境噪声干扰并得到声场图像的高频信息。 **结果** 对不同位置、不同种类的墨路系统故障轴承进行特征分析与对比, 利用 I_{BIMF} 分量及统计特征实现了轴承内、外圈故障的诊断, 利用无量纲特征实现了不同故障位置的有效定位, 并通过实验验证了方法的有效性。 **结论** 所提出故障诊断方法发挥了非接触测量优势, 同时具有较强故障表征能力, 适用于同类复杂机械系统。

关键词: 声场; 二维经验模式分解; 故障诊断; 印刷机。

中图分类号: TS803.6, TH17 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)09-0151-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.09.027

Fault Diagnosis Method of Printing Press Bearings Based on Image Analysis of Sound Field

DENG Rui, XU Zhuo-fei, XU Qian-qian, HOU He-ping, ZHANG Hai-yan
(Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

ABSTRACT: The work aims to propose a fault diagnosis and locating method based on image analysis of sound field with respect to the difficulty in acquiring and diagnosing fault information of ink roller bearing in printing press. Firstly, the sound test system was constructed and the space area of detected object was divided. The signals were acquired one by one for reconstruction and combination according to the corresponding spatial location relationship. Then, the signal energy in a period of time was superimposed and the sound field image information in the superposition state was formed based on the spatial location relationship. Next, bidimensional empirical mode decomposition (BEMD) was introduced to analyze the spatial domain image information and get the high-frequency information through the elimination of ambient noise interference. Feature analysis and comparison of fault bearings for the ink roller system at different positions and of different kinds were carried out. The diagnosis of faults in inner and outer rings of the bearing was realized by means of I_{BIMF} component and statistical characteristics. The effective locating of different fault positions was achieved through dimensionless characteristics and the effectiveness of the method was verified by experiments. The proposed fault diagnosis method makes the most of non-contact measurement and has a strong ability to characterize the faults, which is suitable for similar complex mechanical systems.

KEY WORDS: sound field; bidimensional empirical mode decomposition; fault diagnosis; printing press

印刷机是一类高精密度的集成装备, 其核心印刷单元往往有数十组墨辊系统, 其中包含大量的墨辊轴

承, 而一台印刷机通常又由 4—8 组印刷单元构成, 墨辊轴承数量庞大且排列位置复杂。由于印刷机常常

收稿日期: 2017-12-02

基金项目: 陕西省自然科学基金计划 (2017JQ5012); 陕西省教育厅科学研究计划自然专项项目 (17JK0545)

作者简介: 邓瑞 (1993—), 男, 西安理工大学硕士生, 主攻印刷机系统仿真与故障诊断。

通信作者: 徐卓飞 (1985—), 男, 博士, 西安理工大学讲师, 主要研究方向为印刷包装设备状态监测与故障诊断。

进行不停机式的作业生产, 轴承等部件自身磨损严重, 一旦发生故障排查难度很大; 同时, 由于印刷过程中涉及大量油墨、溶剂、水、纸张等物质, 往往使墨辊轴承处于恶劣的化学环境中, 受到强烈腐蚀作用, 极易发生故障^[1-3]。

由于振动信号分析是最为有效的机械状态监测及故障诊断方法, 国内外学者依靠振动信号分析对印刷机展开了深入研究: 印刷单元故障信号具有较强非线性, 同时存在耦合现象。W. Wang^[4]通过小波技术对卷对卷单元的齿轮、轴承等零件故障进行分析, 发现印刷单元中多部件振动信号的相互干扰增加了诊断难度。G. B. Kulilov 等^[5]对轮转印刷机的印刷单元进行了振动分析, 得到了振动对印刷画面信息的影响, 但未展开深入故障分析。德国知名印刷设备制造商海德堡集团曾经与 LMS 公司合作, 针对印刷机进行了系统的振动信号分析, 以优化设备性能与设计方案^[6]。鄢腊梅等^[7]提出了一种基于离散小波变换的印刷过程振动信号实时监测和故障诊断方法, 利用离散小波变换捕捉和分离了处于不同频段的印刷过程振动信号故障特征分量, 实现了对印刷过程中振动信号的实时监测和故障诊断, 但其研究中未对故障进行定位分析。杨家华等^[8]利用三向加速度传感器和非接触式位移传感器构建了印刷机测试系统, 分析了滚筒的径向跳动曲线和加速度曲线, 但其研究针对具体滚筒进行, 不适用于多辊子系统。侯和平等^[9]利用 EMD 与符号化方法对印刷机墨辊轴承进行了故障诊断, 由于受到测试系统搭建条件的限制, 因此该方法同样仅适用于单一墨辊, 难以对整个墨路进行故障细分定位。

通过上述内容可见, 基于振动信号分析的印刷机相关故障诊断研究主要存在如下困难: 首先, 印刷机中零部件众多, 振动信号往往存在较强的耦合关系故需要解耦分离, 增加了故障定位难度^[4-5]; 其次, 振动信号分析依赖于接触式测量, 面对印刷单元运行中的多组墨辊高速旋转工况, 其测试系统的构建与传感器布置存在很大困难^[7-9]。可见, 振动信号分析往往集中在印刷单元整体性能判断与故障排除上, 在多辊子系统的故障细分研究中受到制约, 相关方法并未在印刷机故障诊断中得到推广^[6]。

为解决上述困难, 考虑到声音信号的非接触测量、适于空间区域检测等特点^[10-11], 文中提出一种基于区域空间声音信号分析的印刷机墨辊系统状态监测与故障诊断方法, 通过声场构建对整个系统进行故障描述和表征研究, 实现印刷机多辊子系统内的轴承故障诊断。

1 方法概述

技术路线见图 1, 主要包括信号采集、声场图像构建、图像信息分析、故障定位及诊断等内容。首先,

划分空间测试区域, 在墨辊系统上方构建声强信号测试装置并依据空间划分区域逐点采集信息; 其次, 将一段时间内每个区域的信号集中到一起, 从时域构成声场信号组; 再次, 将信号组视为一幅图像信息, 引入二维经验模式分析, 实现其去噪并突出高频成分; 最后, 依据声场的高频分量图像实现故障特征的获取与诊断研究。

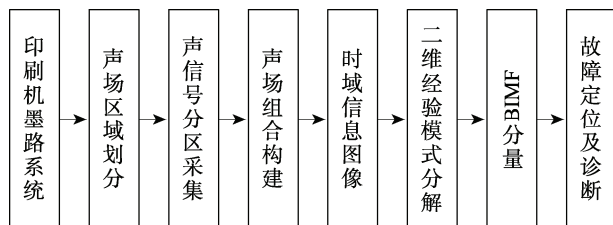


图 1 技术路线

Fig.1 The technology roadmap

2 多辊子系统的声场构建

研究以 BEIREN 六开胶印机 YP1B3B 为对象, 见图 2, 其包含了复杂的墨路系统, 由多组墨辊组成。研究所选取的故障轴承为墨辊轴承, 故障种类包括内圈故障与外圈故障 2 种。



图 2 YP1B3B 胶印机及其多辊子系统

Fig.2 YP1B3B offset press and its multi-roll system

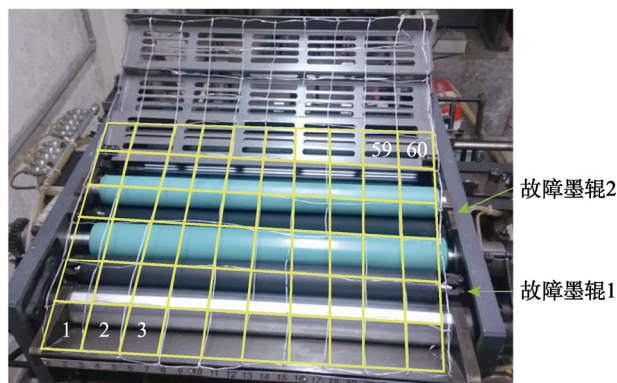


图 3 检测墨路的声场测试点区域划分

Fig.3 The regional division of points tested in sound field of ink roller

数据采集装置由 LMS SCM202 测试仪和 LMS-SCMV8E 数据采集卡构成, 通过 GRAS46AE 声音传感器 (灵敏度 100 mV/g) 进行信号测量, 移动

工作站为 Dell-M4800，测试中采样频率设定为 16.64 kHz。声场的构建需要在一定范围内进行多点采集，为了保证信号的可靠性和稳定性，应适当采集一段时间内的信号并对其进行叠加。实验将所测试区域划分见图 3。测试区域为一个 $6 \times 10 = 60$ 个方形区域（由于其余网格区域距离墨路区域较远，故不予考虑），检测区域编号从左到右，从下到上依次从 1 到 60，待检测故障墨辊 1 与故障墨辊 2 处于不同区域，将声压计放置于每个划分区域的中心位置进行信号采集，获取的声场图像将由相应的 60 个区域组成。

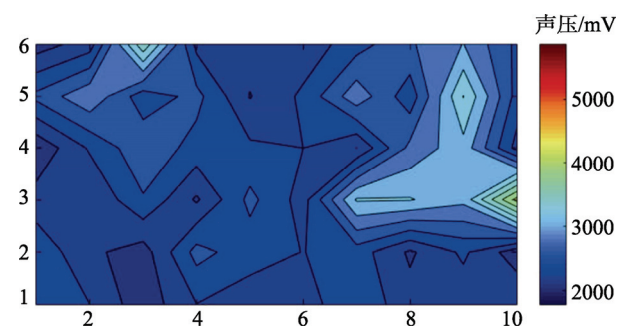


图 4 正常轴承状态下墨路声场图像
Fig.4 The sound field image of ink rollers with normal bearing

正常状态下墨路声场图像见图 4，为了直观观测数值分布关系，通过等高线图形式予以显示，其中横纵坐标分别代表横向 10 个点、纵向 6 个点，总计 60 个点的位置，与图 3 中位置编号一一对应（图 5—7 中所有横纵坐标均代表 60 个点的位置，与图 4 完全相同）。每个点数值是 1 s 内采集声强信号能量值的叠加，反映出了印刷机墨路系统能量分布。

值得注意的是正常声场图像规律性不强，没有体现出印刷机墨路系统的平行滚筒排列结构，这是由于机械运行中噪声干扰导致，因此，需要有效抑制噪声及低频分量，否则难以分离出有效故障信息特征。

3 声场图像的 BEMD 分析

二维经验模式分解是一维经验模式分解方法在空间域上的拓展，其分析对象也从一维时间信号变为二维空间信号，广泛应用于医学、地学、纺织等相关图像处理领域^[12—13]。

BEMD 可将一幅图像转化为一系列二维内蕴模函数（BIMF）和残差项，相当于将一幅图分解为一系列子图像^[14]。其中，BIMF 分量应当具有如下 2 个特征：BIMF 的极值点数目等于过零点的数目或者最多相差为 1；BIMF 局部极大值所构成的上包络面与局部极小值所构成的下包络面的均值曲面为 0。BEMD 主要计算过程为：

1) 记原图像为 $f(x,y)$ ，记第 i 个 BIMF 分量为 $I_{\text{BIMF}}(x,y)$ ，记每次分解后的残差项为 $R_i(x,y)$ ，当

$i=0$ 时， $f(x,y) = R_0(x,y)$ 。
2) 计算 $R_i(x,y)$ 的极大值包络 $h_{\text{up}}(x,y)$ 和极小值包络 $h_{\text{low}}(x,y)$ ，并计算 $R_i(x,y)$ 的均值曲面，见式（1）。

$$\text{Mean}(x,y) = (h_{\text{up}}(x,y) + h_{\text{low}}(x,y)) / 2 \tag{1}$$

3) 依据均值曲面和残差项计算差值函数 $D_i(x,y)$ ，见式（2）。

$$D_i(x,y) = R_i(x,y) - \text{mean}(x,y) \tag{2}$$

4) 判断差值函数是否满足 BIMF 基本特征，若满足则定义 $I_{\text{BIMF}i} = D_i(x,y)$ ，且定义式（3）继续计算下一个 BIMF：

$$R_{i+1}(x,y) = R_i(x,y) - I_{\text{BIMF}i}(x,y) \tag{3}$$

若不满足 BIMF 的基本特性，则令 $R_i(x,y) = D_i(x,y)$ ，重复计算步骤 2) — 4)，直到差值函数符合 BIMF 基本特征为止。

完成系列分解后，原图像数据可表示为 n 个 I_{BIMF} 分量与残差项之和，见式（4）。

$$f(x,y) = \sum_{i=1}^n I_{\text{BIMF}i}(x,y) + R_{n+1}(x,y) \tag{4}$$

图像的高频分量集中在高阶 BIMF 中，对应图像的边缘、噪声等成分，是异常及缺陷检测中特征提取的主要目标，低阶 BIMF 则表示图像的基本结构与变化趋势等信息，对于故障敏感度偏低^[15—16]。完成 BEMD 计算后，研究选取 $I_{\text{BIMF}1}$ 分量进行后续特征计算， $I_{\text{BIMF}1}$ 分量中包含了原始图像信息中的主要能量成分，并且在很大程度上排除了噪声干扰。

4 实验

选取 2 类常见墨辊轴承故障进行研究，分别是外圈故障与内圈故障，分别安装到墨辊 1 和墨辊 2 的一侧（如图 3 中所标注箭头位置）。实验一共包含 5 类设备状态，见表 1，其中状态 A 与 B 的故障位置相同，状态 C 与 D 的故障位置相同。一个墨辊的两端包括 2 个轴承，由于墨辊结构左右对称，故该次研究选取操作面一侧进行轴承故障实验。

表 1 设备状态类型
Tab.1 Device status type

设备状态	墨辊 1 轴承	墨辊 2 轴承
故障状态 A	正常	外圈故障
故障状态 B	正常	内圈故障
故障状态 C	外圈故障	正常
故障状态 D	内圈故障	正常
正常状态	正常	正常

研究采集信号时长为 1 s，每组测试样本数据长度为 16 640，墨辊转动速度为 4 rad/s。故障状态 A-D 的声场图像见图 5，其中每个像素表示了 1 s 内该区域

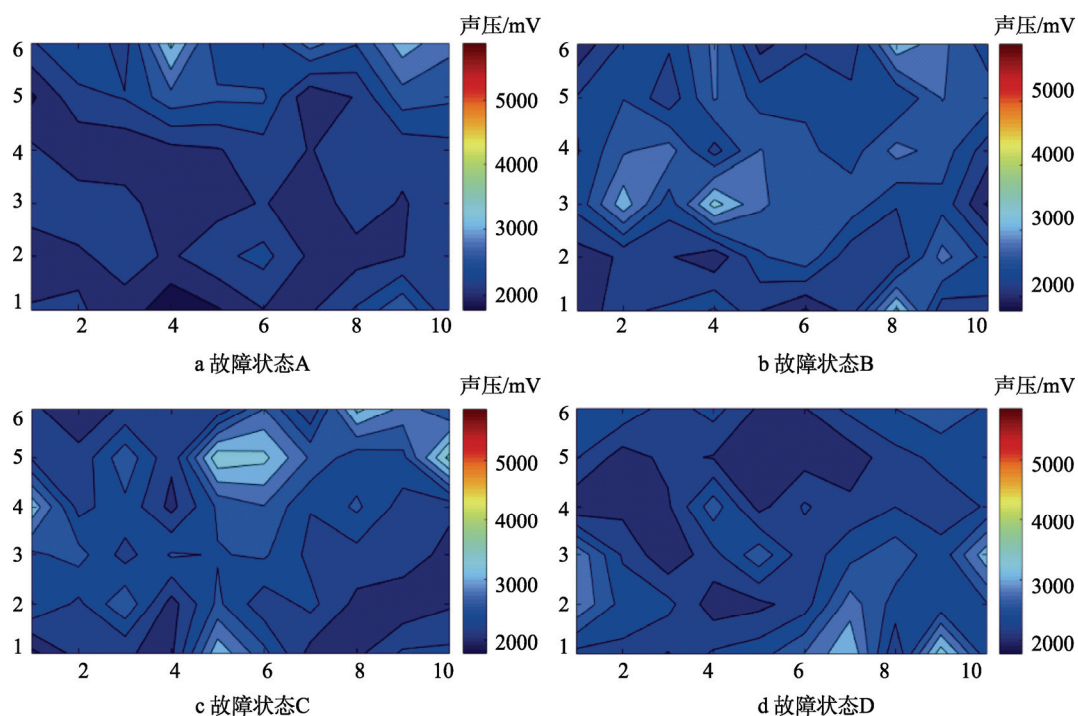


图 5 轴承故障状态下的墨路声场图像

Fig.5 Sound field image of ink rollers with faulty bearing

声强的叠加值。从图 4—5 中可见,设备在不同状态模式下声场分布差异很大,最大值位置、分布形态、整体数值等也存在差异,但是并不明显,难以从中直接发现故障规律,这是由环境的噪声导致。

通过对图 4 与图 5 进行 BEMD 运算,所获取的 I_{BIMF1} 和 I_{BIMF2} 分别记录在图 6 与图 7 中,对比图 4 与图 5 可以明显看出,所获取的 I_{BIMF} 分量具有较强的规律性,声强幅值叠加值呈现出带状平行结构,符合墨路系统的实际分布情况,而原始墨路声场图像规律性较差,没有突出不同故障状态下的敏感信息。

分析图 6 和图 7 中 I_{BIMF1} 和 I_{BIMF2} 分量可见:首先,相对于各类故障状态,正常状态下声场能量整体较高,分布无序且未呈现出明显的规律,见图 4 和图 6e。其次,对比故障状态 A 和 B 的 I_{BIMF1} 和 I_{BIMF2} 图像,可见声场在墨辊 1 位置分布极为均匀,墨辊 2 位置出现明显差异,状态 C 与 D 的 2 组分量中也存在类似情况,说明 I_{BIMF1} 和 I_{BIMF2} 对于故障种类和位置的变化都较为敏感。

通过 BIMF 的分布状态可以初步判定故障发生的位置,但若具体区分还需要从分量中提取出有效的特征,研究选取了时域特征和无量纲特征 2 类。其中时域特征是对信号的基本描述包括均值、能量、最大值、最小值、极差、和值等 6 个量;无量纲特征不受转速和载荷影响^[17],选取了作为统计特征的必要补充,依次是偏斜度、峭度、峰值指标、波形指标、脉冲指标、裕度指标,计算方法见表 2。变异系数是衡量数据资料中各变量观测值变异程度的一个统计量,偏斜度和峭度则表示

信号偏离正态分布的程度,峰值指标可以有效地监测早期故障并反映故障变化趋势,波形指标与点蚀类故障相关,脉冲指标和裕度指标对于脉冲比较敏感^[18]。

$$Z = \frac{X - \bar{X}}{\sigma} \quad (5)$$

特征计算完成后按照式(5)进行标准化处理。

式中: Z 为标准化后结果; X 为特征矩阵; $\bar{X}$ 与 σ 分别为 X 的均值和方差。

若要实现 4 类故障状态和正常状态的准确区分,仅凭借单一类别特征无法实现, I_{BIMF1} 和 I_{BIMF2} 的无量纲特征则可以明显的区分出故障 C。经过反复筛分发现:原始声场信号的大部分特征都不具备表征能力,这是由于图像的无规律性导致唯有能量、均值、极差 3 个特征可区分出故障 A 和正常状态。

I_{BIMF1} 分量均值特征的识别效果见表 3,其中,1—25 代表了样本编号,1—5 为故障状态 A,6—10 为故障状态 B,11—15 为故障状态 C,16—20 为故障状态 D,21—25 为正常状态,故障 A、故障 C、正常状态得到了很好的区分,但是故障 B 与 D 的区分难度较大,这是由于内圈故障信号较弱且被墨路工作干扰所致,若选取能量、极差等特征可以得到类似的分类结果。

I_{BIMF1} 分量偏斜度特征的识别效果见表 4,故障 AB、故障 CD 得到了很好的区分,却不能进一步区分 AB 与 CD,可见无量纲特征在故障位置方面的敏感度更强,适合进行定位,其余无量纲特征也有着类似的效果。结合统计特征与无量纲特征综合评价,则可有效区分不同位置与不同种类的轴承故障。

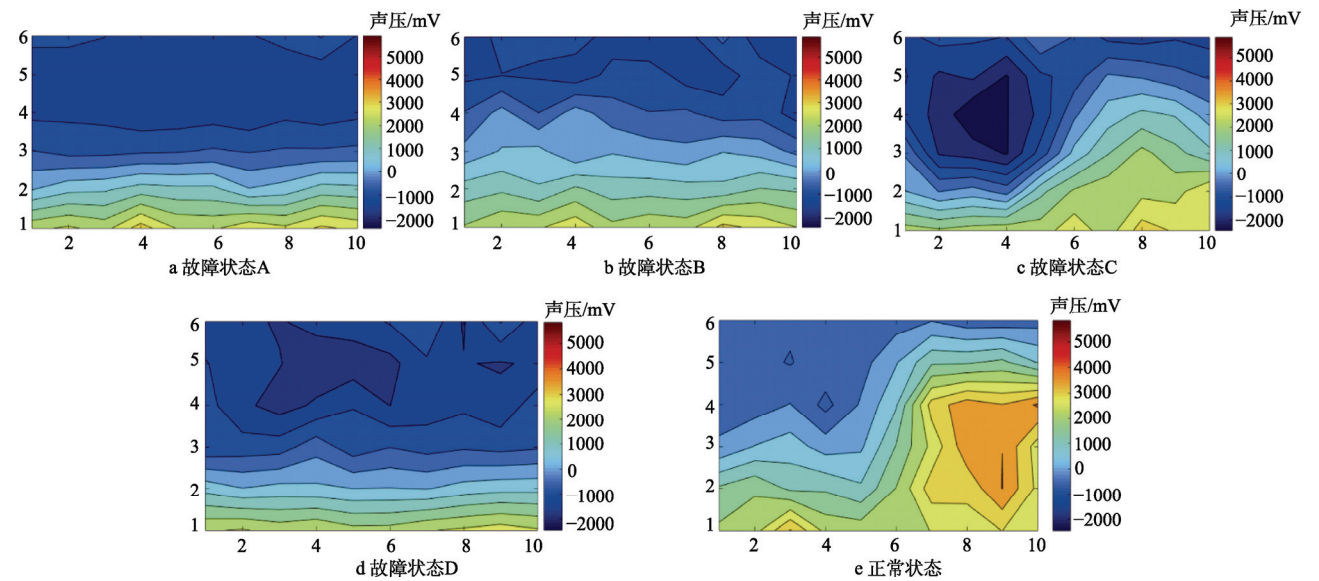


图 6 不同状态下的墨路声场图像 I_{BIMF1} 分量

Fig.6 The I_{BIMF1} component of ink rollers' sound field images in different states

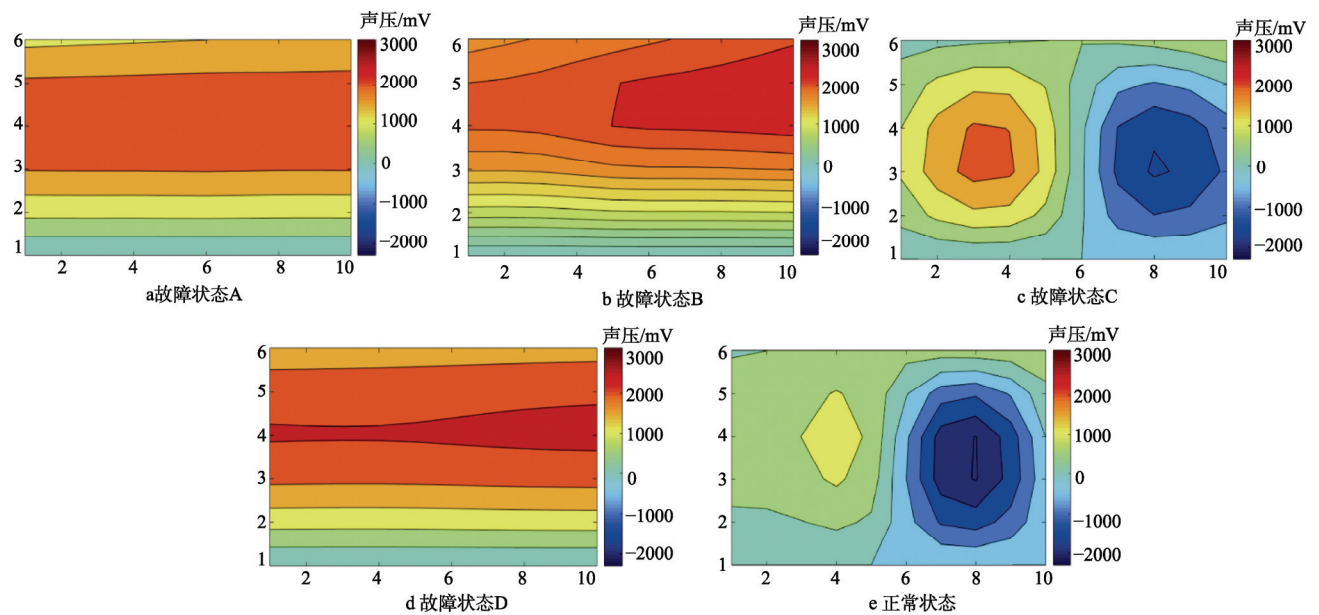


图 7 不同状态下的墨路声场图像 I_{BIMF2} 分量

Fig.7 The I_{BIMF2} component of ink rollers' sound field images in different states

表 2 所选取的无量纲特征

Tab.2 Dimensionless characteristics selected

偏斜度	峭度	峰值指标
$\frac{\sum_{t=1}^T (s_t - \bar{s})^3}{(T-1)\sigma^3}$	$\frac{\sum_{t=1}^T (s_t - \bar{s})^4}{(T-1)\sigma^4}$	$\max s_t / \sqrt{1/T \sum_{t=1}^T (s_t)^2}$
波形指标	脉冲指标	裕度指标
$\sqrt{T \sum_{t=1}^T (s_t)^2} / \sum_{t=1}^T s_t $	$\max s_t / \left(\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T s_t \right)$	$\max s_t / \left(\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sqrt{ s_t } \right)^2$

该次研究以印刷机操作面一侧墨辊轴承为实验对象，传动面一侧轴承虽然位置不同，但是由于墨辊

两侧结构是完全相同的，所获取声场分布与故障特征基本一致，仍可实现故障轴承的诊断。

表 3 4 种故障状态及正常状态下均值
Tab.3 Means in four faulty states and normal states

设备状态	故障状态 A	故障状态 B	故障状态 C	故障状态 D	正常状态
样本 1	-1.78	0.35	0.52	0.01	-0.55
样本 2	-1.55	0.30	1.40	-0.41	-0.45
样本 3	-1.65	0.40	1.20	-0.35	-0.15
样本 4	-1.60	-0.10	1.12	0.48	-0.50
样本 5	-1.63	0.22	1.35	0.62	-0.35

表 4 4 种故障状态及正常状态下偏斜度值
Tab.4 Skewness in four faulty states and normal states

设备状态	故障状态 A	故障状态 B	故障状态 C	故障状态 D	正常状态
样本 1	1.05	0.02	-0.55	-0.75	0.90
样本 2	0.52	1.10	-1.25	-1.50	0.88
样本 3	0.95	1.05	-2.10	-1.85	0.92
样本 4	-0.02	0.42	-1.10	-1.60	0.82
样本 5	0.40	0.20	-1.35	-2.00	0.75

5 结语

提出了一种基于声场纹理分析的印刷机轴承故障诊断方法,利用声音信号构建故障轴承声场图像信息,引入二维经验模式分解对空间域图像信息分析,得到声场图像的高频 BIMF 分量特征,实现了墨路系统故障轴承的诊断与定位研究,主要结论:基于区域空间信号分析方法对印刷机墨辊轴承故障有着良好的区分效果,结合统计特征与无量纲特征综合评价,成功地区分了不同位置 and 不同种类的故障轴承;利用非接触式测量的声音信号进行轴承故障诊断,为印刷机复杂故障检测提供了一种新的研究思路和技术方案;该方法对于墨辊轴承外圈故障具有较好的区分效果,但由于内圈故障信号较弱且被墨路工作干扰,导致识别效果不佳,针对内圈故障对特征集进行优化将是后续研究的关键。

参考文献:

- [1] LUNDSTROM J, VERIKAS A. Assessing Print Quality by Machine in Offset Color Printing[J]. Knowledge-based Systems, 2013, 37(2): 70—79.
- [2] KANG H, LEE C, SHIN K. Modeling and Compensation of the Machine Directional Register in Roll-to-roll Printing[J]. Control Engineering Practice, 2013, 21(5): 645—654.
- [3] 赵德尊, 李建勇, 程卫东. 变转速及齿轮噪声干扰下基于 IDMM 与 EMD 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2016, 35(10): 101—107.
ZHAO De-zun, LI Jian-yong, CHENG Wei-dong. Method for Rolling Element Bearing Fault Diagnosis

Based on IDMM and EMD under Time-varying Rotational Speed and Gear Noise[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(10): 101—107.

- [4] WANG W, GOLNARAGHI F, ISMAIL F. Condition Monitoring of Multistage Printing Presses[J]. Journal of Sound & Vibration, 2004, 270(5): 755—766.
- [5] KULIKOV G B. Diagnosing Causes of Increased Vibration of Printing Units of Tower Rotary Printing Presses[J]. Journal of Machinery Manufacture & Reliability, 2008, 37(4): 391—396.
- [6] 王仪明, 蔡吉飞, 赵吉斌. 高速胶印机关键技术研究现状及进展[J]. 中国机械工程, 2007, 18(10): 1255—1259.
WANG Yi-ming, CAI Ji-fei, ZHAO Ji-bin. Research and Development of Key Technologies for High Speed Offset Presses[J]. China Mechanical Engineering, 2007, 18(10): 1255—1259.
- [7] 鄢腊梅, 管力明, 胡更生, 等. 基于 DWT 和 PNN 的印刷过程实时监测和故障诊断[J]. 振动测试与诊断, 2010, 30(3): 236—239.
YAN La-mei, GUAN Li-ming, HU Geng-sheng, et al. Real-time Vibration Monitoring and Diagnosis of Printing Machine Using Discrete Wavelet Transform and Probabilistic Neural Network[J]. Journal of Vibration Measurement & Diagnosis, 2010, 30(3): 236—239.
- [8] 杨家华, 管华. 印刷机振动的测试与分析[J]. 北京工业大学学报, 2004, 30(1): 35—37.
YANG Jia-hua, GUAN Hua. Test and Analysis of the Vibration of Printing Press[J]. Journal of Beijing Polytechnic University, 2004, 30(1): 35—37.
- [9] 侯和平, 徐卓飞, 刘凯. 基于本征模式分量符号化分析的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 机械强度, 2016, 38(5): 916—921.
HOU He-ping, XU Zhuo-fei, LIU Kai. Research on Fault Diagnosis Method of Rolling Bear Based on Symbolic Analysis of Intrinsic Mode Function[J]. Journal of Mechanical Strength, 2016, 38(5): 916—921.
- [10] 刘方, 沈长青, 何清波, 等. 基于时域多普勒校正和 EEMD 的列车轴承道旁声音监测故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(24): 104—109.
LIU Fang, SHEN Chang-qing, HE Qing-bo, et al. Wayside Acoustic Fault Diagnosis for Locomotive Bearings Based on Doppler Effect Correction and EEMD Method in Time Domain[J]. Journal of Vibration & Shock, 2013, 32(24): 104—109.
- [11] LI Y Y, ZHANG H Y, XU Q Q, et al. A Method of Diagnosis for Printing Press Ink Roller Bearing Based on Acoustic Signal and Spectrum Analysis[C]// China Academic Conference on Printing & Packaging and Media Technology, Springer, Singapore, 2016: 845—853.
- [12] 张宝华, 刘鹤, 张传亭. 基于经验模态分解提取纹理的图像融合算法[J]. 激光技术, 2014, 38(4): 463—468.

- ZHANG Bao-hua, LIU He, ZHANG Chuan-ting. Medical Image Fusion Algorithm Based on Texture Extraction by Means of Bidimensional Empirical Mode Decomposition[J]. *Laser Technology*, 2014, 38(4): 463—468.
- [13] DILMAGHANI M S, DANESHVAR S, DOUSTY M. A New MRI and PET Image Fusion Algorithm Based on BEMD and IHS Methods[C]// *Electrical Engineering IEEE*, 2017: 118—121.
- [14] 赵春晖, 周振国. 一种基于 BEMD 的纹理图像分类改进方法[J]. *黑龙江大学自然科学学报*, 2012, 29(5): 680—685.
- ZHAO Chun-hui, ZHOU Zhen-guo. An Improved Texture Image Classification Method Based on Bidimensional Empirical Mode Decomposition[J]. *Journal of Natural Science of Heilongjiang University*, 2012, 29(5): 680—685.
- [15] 郑新. 基于 BIMF-GLCM 分析的印刷网点异常状态诊断方法[J]. *包装工程*, 2017, 38(17): 217—221.
- ZHENG Xin. Fault Diagnosis Method for Printing Dots Based on BIMF-GLCM Analysis[J]. *Packaging Engineering*, 2017, 38(17): 217—221.
- [16] NUNES J C, BOUAOUNE Y, DELECHELLE E, et al. Image Analysis by Bidimensional Empirical Mode Decomposition[J]. *Image & Vision Computing*, 2003, 21(12): 1019—1026.
- [17] REN Z Y, GAO C H, LUO D H, et al. Application of Bidimensional Empirical Mode Decomposition in Error Evaluation for Engineering Surface Texture[J]. *Optics & Precision Engineering*, 2017, 25(2): 425—432.
- [18] 徐卓飞, 刘凯, 张海燕, 等. 基于经验模式分解和主元分析的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. *振动与冲击*, 2014, 33(23): 133—139.
- XU Zhuo-fei, LIU Kai, ZHANG Hai-yan, et al. A Fault Diagnosis Method for Rolling Bearings Based on Empirical Mode Decomposition and Principal Component Analysis[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2014, 33(23): 133—139.