

DOI: 10.3969/j.issn.1009-9492.2022.06.015

张文豹, 王梦阳, 薛向尧, 等. 基于稀疏非负矩阵分解的机械复合故障信号分离方法 [J]. 机电工程技术, 2022, 51 (06): 63-65.

基于稀疏非负矩阵分解的机械复合故障信号分离方法

张文豹, 王梦阳, 薛向尧, 邵明振, 王 光

(中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033)

摘要: 振动信号通常蕴藏着机械设备运行的丰富信息, 对振动信号进行监测分析可以感知设备的运行状态。但在复杂工况下采集到的多源耦合信号, 很难进行有效地解耦分离并提取。为此, 提出了基于稀疏非负矩阵分解 (SNMF) 的机械复合故障信号分离方法。首先, 对传感器采集到的初始信号进行短时傅里叶变换, 获取表示特征信息的时频分布; 其次, 在算法中引入正则化参数控制稀疏程度及重构误差, 减少特征信息的冗余成分; 然后, 利用改进 SNMF 算法对时频分布矩阵分解降维, 将分解后的矩阵在时域中重构分离信号; 最后, 将得到的重构分离信号进行包络频谱分析, 提取故障特征信息, 实现机械复合故障信号分离。实验采用含有复合故障的滚动轴承为研究对象, 分析结果表明: 提出的方法可以有效分离提取出轴承中存在的复合故障特征, 实现了复合故障信号的分离与诊断。

关键词: 振动信号; 稀疏非负矩阵分解; 正则化参数; 复合故障; 故障诊断

中图分类号: TH165.3

文献标志码: A

文章编号: 1009-9492 (2022) 06-0063-03

A Signal Separation Method of Mechanical Compound Fault Based on Sparse Non-negative Matrix Factorization

Zhang Wenbao, Wang Mengyang, Xue Xiangyao, Shao Mingzhen, Wang Guang

(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

Abstract: Vibration signals usually contain the main information about the mechanical equipment, from which the operating state can be obtained. However, it is difficult to decouple and extract the multi-source coupling signals collected under complex working conditions. For this reason, a signal separation method of mechanical compound fault based on sparse non-negative matrix factorization (SNMF) was proposed. Firstly, the short-time Fourier transform was applied to obtain the feature for the time-frequency distribution. Secondly, the regularization parameter was introduced in the SNMF algorithm to regulate the sparsity and error, and reduced redundant components of feature information. Thirdly, the SNMF algorithm was used to reduce the dimension of the time-frequency distribution, and the decomposed matrix was used to reconstruct the separated signal. Finally, the separated signal was analyzed by the envelope spectrum to achieve fault diagnosis. The rolling bearing with compound faults is used as the research object in the experiment, the test results showed that the proposed method can effectively extract the compound fault features of outer ring and rolling element about the rolling bearing, and realize their fault diagnosis.

Key words: vibration signal; sparse non-negative matrix factorization; regularization parameter; compound faults; fault diagnosis

0 引言

非负矩阵分解算法 (NMF) 是一种基于局部特征学习整体的矩阵分解算法, 由于其分解前后矩阵非负的性质, 使得分解结果更具物理意义^[1]; 同时算法处理后的数据具有天然的稀疏属性, 更能体现庞大数据低维描述的本质^[2-3], 因而在信号处理、语音识别、图像工程、计算机视觉等方面应用广泛。

虽然, 非负矩阵分解算法本身具有一定的稀疏属性, 但在实际应用领域, 受背景环境因素的影响, 稀疏属性并不表现得十分明显, 很大程度依赖于原始数据的结构形式。基于此, Hoyer^[4]将稀疏编码的思想引入到非负矩阵分解算法中, 优化其损失函数, 增强其数据表达

形式, 使结果更为稀疏。随着研究的不断深入, 稀疏非负矩阵分解算法 (Sparse Non-negative Matrix Factorization, SNMF) 应运而生, 并在不同领域得到了飞速发展。Rizwan^[5]采用稀疏非负矩阵分解并结合稳健主成分分析算法, 实现了无监督去混响单通道语音信号的增强与分离。杨博等^[6]采用稀疏非负矩阵分解与梅尔频率谱提取相结合的方法, 实现了4类低空目标信息的识别。曾萧^[7]提出了基于 NSNMF 算法的故障检测模型, 通过与支持向量机算法结合, 实现了多故障的模式分类。可以看出, 不同的学者针对不同的研究对象, 已将算法在不同领域推展开来。但针对算法实现方式上仍具有一定的改善空间, 且在旋转机械的故障诊断领域,

收稿日期: 2021-12-23

通常结合模式识别算法，对故障进行学习分类。实际工况下的振动信号受噪声干扰，有效特征信息通常难以解耦分离。

综上，本文分析稀疏非负矩阵分解算法损失函数的实现方式，采用基于 L_1 范数的稀疏非负矩阵分解模型，通过引入正则化参数控制其稀疏属性及重构误差，有效增强分离后故障源特征信息，完成耦合信号的解耦分离，从而实现机械的复合故障诊断。

1 SNMF算法模型

非负矩阵分解算法的定义^[8]如下：对初始非负矩阵 $V = (v_1, \dots, v_n) \in R_+^{m \times n}$ ，总能够解出非负矩阵 $W \in R_+^{m \times r}$ 和 $H = (h_1, \dots, h_n) \in R_+^{r \times n}$ ，使其满足：

$$V_{m \times n} \approx W_{m \times r} H_{r \times n} \quad (1)$$

式中：参数 m 、 n 、 r 分别为矩阵的维数、样本个数和矩阵的秩。

由于算法分解得到非负矩阵 W 和 H ，则存在3种施加稀疏性约束项假设：约束矩阵 W 或 H ，同时约束矩阵 W 和 H 。通过分析，在复合故障信号的解耦分离中，分解得到的矩阵 W 通常含有故障源信号的特征信息，如果对其稀疏化处理，则会产生部分特征的缺失，有效故障信息不能被完全表达。因此，本文将采用基于 L_1 范数的稀疏度测量函数，将其约束在矩阵 H 中，构成稀疏非负矩阵分解目标函数模型如下：

$$\min D(V||WH) = \sum_j [v_{ij} \log \frac{v_{ij}}{(WH)_{ij}} - v_{ij} + (WH)_{ij}] + \lambda \sum_{kj} H_{kj} \quad (2)$$

$$\text{s.t. } W, H > 0, \sum_i W_{ik} = 1$$

式中： λ 为正则化参数，可以控制稀疏程度及重构误差。

基于式(2)的迭代更新规则如下：

$$W_{ik} \leftarrow \frac{W_{ik} \sum_j V_{ij} \frac{H_{kj}}{\sum_l W_{il} H_{lj}}}{\sum_j H_{kj}} \quad (3)$$

$$W_{ik} \leftarrow W_{ik} / \sum_i W_{ik}$$

$$H_{kj} \leftarrow \frac{H_{kj} \sum_i V_{ij} \frac{W_{ik}}{1 + \lambda}}{1 + \lambda} \quad (4)$$

通过式(3)和式(4)反复迭代矩阵 W 和 H ，直至目标函数收敛，输出矩阵 W 和 H 。

2 基于SNMF算法的复合故障信号分离方法

通过上述分析，针对传感器采集到的复合故障源信号，本文提出了基于稀疏非负矩阵分解的机械复合故障信号分离方法，其流程如图1所示，具体方法步骤如下：

(1) 对传感器采集的初始信号进行短时傅里叶变换，通过变换域分析，得到表示特征的时频分布；

(2) 对分解得到的时频特征分布，采用改进SNMF算法进行降维处理，获取矩阵 W 和矩阵 H ；

(3) 将步骤(2)获取的矩阵 W 和 H 转换到时域中重构，得到分解后的重构波形；

(4) 对重构后的时域波形进行包络频谱分析，提取解耦后信号的频谱特征信息，完成故障诊断。

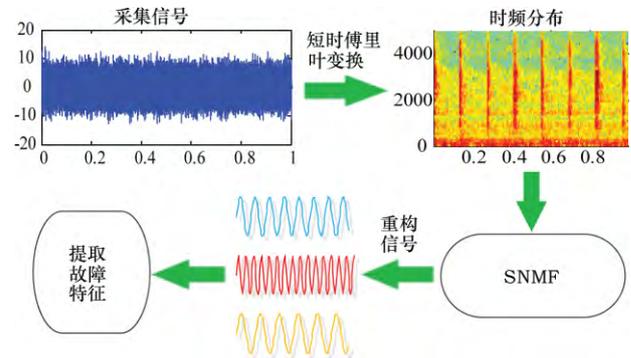


图1 复合故障诊断方法流程

Fig.1 Flow chart of method about compound fault diagnosis

3 仿真信号分析

当轴承发生故障时，会产生带有冲击成分的周期性信号。为验证本文所提出方法的有效性，根据产生信号的特点，可构建数学模型模拟轴承出现缺陷时的振动信号如下：

$$s(t) = e^{-2\pi g f_n(t-T)} \sin(2\pi f_n \sqrt{1-g^2}(t-T)) \quad (5)$$

$$S(t) = A[s_1(t), s_2(t)]^T \quad (6)$$

式中： $g = 0.1$ ，为阻尼系数； $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 为复合源信号，分别取值： $f_n = 5000$ Hz和 3000 Hz；特征频率 $f = 1/T$ ，为 74 Hz和 182 Hz。

设信号采样频率 $f_s = 100$ kHz，随机采样 0.5 s时间片段作为分析数据，通过式(6)随机线性混合得到复合源信号 $S(t)$ ，归一化处理其时域波形图和包络频谱图如图2所示。

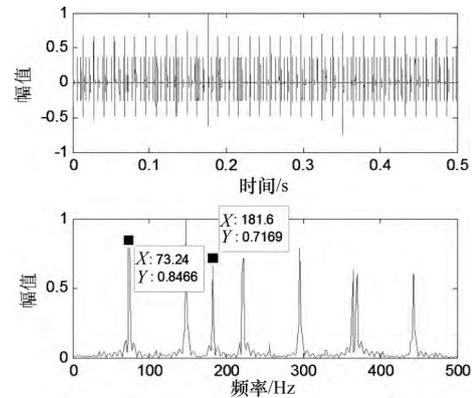


图2 仿真信号的时域波形和包络频谱

Fig.2 Waveform and envelope spectrum of simulated signals

根据本文所提出方法的流程步骤, 对仿真复合源信号进行分析验证。首先对复合源信号 $S(t)$ 进行短时傅里叶变换, 通过变换域分析, 得到表征特征信息的时频分布; 其次采用稀疏非负矩阵分解算法对时频分布的能量值进行稀疏分解降维处理; 然后将稀疏分解得到的特征分量在时域中重构源信号; 最后对解耦后的重构信号进行包络频谱分析, 其包络频谱作归一化处理后的如图 3 所示。

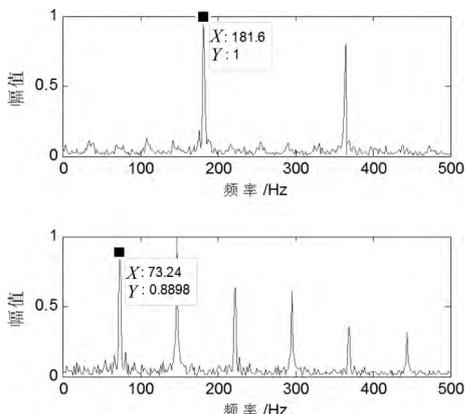


图 3 仿真信号的分离信号包络频谱

Fig.3 Envelope spectrum of the simulated separated signals

由解耦后的重构信号的包络频谱图中能够看出, 经过本文方法处理后, 复合源信号 $S(t)$ 中的两种特征成分 182 Hz 与 74 Hz 可以得到有效分离。因此, 基于以上仿真分析可以得出如下结论: 本文所提出的方法可以有效地从混合信号中解耦分离得到源信号, 在其包络频谱中也能提取出源信号特征频率, 验证了该方法的有效性。

4 实验验证

仿真信号的验证分析说明了方法的有效性, 下面采用实际采集到的多故障信号进一步验证所提出方法的特征分离效果。选取型号为 NTN N204 的圆柱滚子轴承 (参数见表 1) 为研究对象, 在其外圈和滚动体分别加工微小缺陷。将电机转速设为 1 300 r/min, 采样频率为 100 kHz, 采样时间为 10 s。用加速度传感器在轴承座的竖直方向和水平方向分别采集信号。根据轴承特征频率计算公式得到滚动体故障特征频率 $f_b = 101.4$ Hz, 外圈故障特征频率 $f_o = 86.2$ Hz。

表 1 轴承 NTN N204 参数

Tab.1 Structure parameters of bearing NTN N204

内径 /mm	外径 /mm	滚动体直径 /mm	滚动体数量	接触角 / (°)
20	47	6.5	10	0

将传感器采集到的原始复合故障信号, 随机截取 0.5 s 数据片段作分析, 其归一化后的时域波形和包络频谱图如图 4 所示。

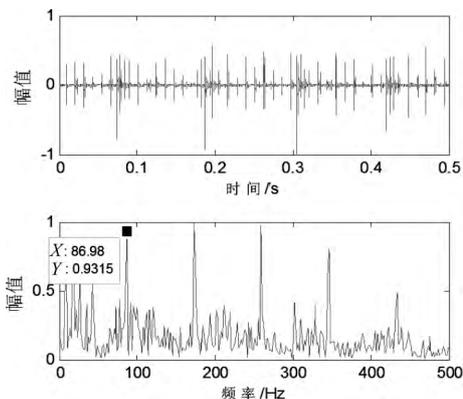


图 4 信号时域图和包络频谱

Fig.4 Waveform and envelope spectrum of signal

时域波形图中明显出现了冲击成分, 表明该轴承已出现故障。频域包络谱中, 外圈缺陷特征可以提取出来, 其他成分被噪声淹没, 难以准确做出诊断。

根据本文所提出方法的流程步骤, 对初始振动信号进行分析验证。首先对故障源信号进行短时傅里叶变换, 通过变换域分析, 得到表征特征信息的时频分布; 其次采用稀疏非负矩阵分解算法对时频分布的能量值进行稀疏分解降维处理; 然后将稀疏分解得到的特征分量在时域中重构源信号; 最后对解耦后的重构信号进行包络频谱分析, 其包络频谱作归一化处理后的如图 5 所示。

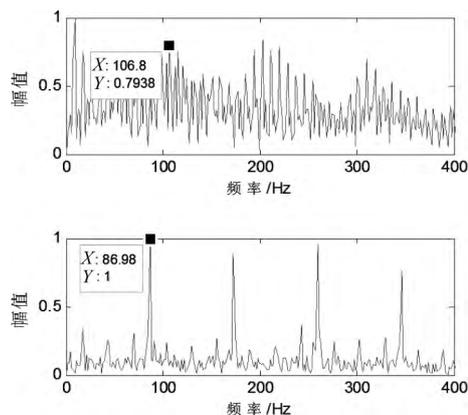


图 5 分离信号频谱

Fig.5 Spectrum of separated signals

可以看出, 解耦后的信号存在两种特征成分, 通过提取识别分别对应了滚动轴承中两种部件 (滚动体与外圈) 的特征频率, 且滚动体出现故障时的边频带现象比较明显, 外圈与滚动体的高次谐波成分也被明显地提取出来, 与理论相吻合。因此, 通过实验分析表明, 该方法对复合故障源信号可以进行有效分离, 其分离重构后信号的包络频谱中也能够提取出各自故障源特征频率, 验证了本文所提出方法在机械复合故障诊断中的有效性。

5 结束语

在旋转机械的故障诊断领域, 振动信号通常蕴藏着



图7 多频振动频率测试系统数据现场采集

通过数据对比可以看出, 摊铺机本身调节装置通过相应挡位可以进行频率选择, 但仪表盘上相应的频率值和实际工作的频率值总存在10%左右的偏差。所以, 通过频率测试系统得到的测试值能够更加准确地确定摊铺机熨平板工作时的振动频率, 对后续的施工具有一定的指导作用。

4 结束语

为使摊铺机摊铺沥青混合料时获得一个较高的密实度, 摊铺机振动(捣)频率应与摊铺速度相适宜, 摊铺机熨平板应工作在一个最佳的振动频率范围内。尽管测量频率的方法有多种, 但摊铺机测振系统既要检测熨平板振动频率还要检测振捣装置振捣频率。

本文频率测试系统采用软件测频法实测熨平板的振动振捣频率。采用PC/104嵌入式系统硬件系列标准、模块功能齐全、功耗低驱动电流小、可运行软件丰富。不仅保证硬件系统的可靠性, 同时也提高软件研发效率、缩短软件研发周期。

(上接第65页)

机械设备运行的丰富信息, 对其进行监测分析可以感知设备的运行状态。但在复杂工况下受环境噪声干扰, 采集到的信号特征信息较微弱且相互耦合, 很难进行有效地解耦分离并提取。针对上述问题, 本文提出了基于稀疏非负矩阵分解的机械复合故障信号分离方法。采用基于 L_1 范数的稀疏度测量函数的非负矩阵分解算法模型, 通过引入正则化参数, 控制稀疏程度及重构误差, 在完成数据降维分解的基础上, 有效增强解耦后故障源的特征信息, 实现了特征信息成功分离。仿真和实验结果表明, 该方法可以将复合故障信号成功分离, 在频谱中提取故障特征信息, 实现了机械复合故障诊断。

参考文献:

- [1] 胡一飞. 稀疏非负矩阵分解算法研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2019.
- [2] Xu Y, Deng S, Li X. A sparse unmixing model based on NMF and its application in Raman image[J]. Neurocomputing, 2016, 207(C):120-130.

通过现场试验数据可以看出用传统摊铺机中熨平板频率的选择装置选择振捣频率, 由于机械和人为误差的存在导致频率选择不准确, 和实际频率值存在较大误差。而本文提出的自动测试系统的设计合理, 对信号的处理分析准确, 并能有效地读取数据, 在施工过程中对振捣频率进行正确的读取, 从而在摊铺过程中能够更好地与出料速度相匹配, 指导施工, 有效地安排后续的路面压实操作, 节能减排。

参考文献:

- [1] 刘洪海, 孙昌权, 周智勇. 摊铺机振动参数对沥青混合料密实度影响研究[J]. 武汉理工大学学报, 2013, 35(10):65-68.
- [2] 刘洪海, 马登成, 王宇峰. 摊铺机振动夯与混合料联合工作特性研究[J]. 设备管理与维修技术, 2010(9):73-79.
- [3] 阮航. 概述频率计的设计[J]. 河北理工大学学报(自然科学版), 2008, 30(3):59-60.
- [4] 朱杰尧. 摊铺机熨平板多频测试系统研究[D]. 西安: 长安大学, 2015.
- [5] 李大英. 基于FPGA的电测速电路设计与实现[J]. 机械设计与制造, 2011(12):78-80.
- [6] 周智勇. 基于多功能摊铺机的聚合物改性水泥混凝土一次摊铺成型技术研究[D]. 西安: 长安大学, 2013.
- [7] 牟龙华, 邢锦磊. 基于傅里叶变换的精确频率测量算法[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(23):67-69.
- [8] 俞云强. 传感器及检测技术[M]. 南京: 江苏凤凰教育出版社, 2018.
- [9] 王海, 周渭, 宣宗强. 高精度测量技术及其实现[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(5):981-983.

第一作者简介: 王苏娅(1980-), 女, 硕士, 讲师, 研究领域为传感检测技术和电气控制技术。(编辑: 王智圣)

- [3] 刘国庆, 卢桂馥, 张强. 一种稀疏图正则化的非负低秩矩阵分解算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2020, 32(2): 295-303.
- [4] Hoyer P O. Non-negative matrix factorization with sparseness constraints[J]. Journal of Machine Learning Research, 2004(5): 1457-1469.
- [5] Rizwan Ullah. 单通道语音增强和分离[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2021.
- [6] 杨博, 杨立学, 王志峰, 等. 基于稀疏非负矩阵分解的低空声目标识别[J]. 声学技术, 2020, 39(1): 93-97.
- [7] 曾萧. 基于非平滑非负矩阵分解算法的故障检测与诊断[D]. 上海: 上海交通大学, 2020.
- [8] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. Nature, 1999, 401(6755): 788-791.

第一作者简介: 张文豹(1967-), 男, 副研究员, 研究领域为光机结构优化设计与机械设备故障诊断。(编辑: 王智圣)