

DOI: 10.3969/j.issn.1009-9492.2021.06.004

王梦阳, 郭劲, 薛向尧, 等. 基于 β 散度约束的非负矩阵分解的机械复合故障诊断方法 [J]. 机电工程技术, 2021, 50 (06): 15-17.

基于 β 散度约束的非负矩阵分解的机械复合故障诊断方法*

王梦阳^{1,2}, 郭劲¹, 薛向尧¹, 时魁¹, 邵明振¹, 王光¹, 遇超¹

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033; 2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 时频分析经常被用来刻画非平稳振动信号的局部信息, 而经时频变换后的特征信号具有较高的矩阵维数, 很难对高维特征矩阵直接进行分类或特征提取。为此, 提出了基于时频分析与 β 散度约束的非负矩阵分解算法 (NMF) 相结合的机械复合故障诊断方法。对采集的振动信号进行时频分析, 获取局部特征信息; 利用 β -NMF算法实现数据的降维, 并根据特征信息重构信号; 在 β -NMF算法中引入加权脉冲因子 (CIF), 对重构后的信号进行筛选; 将得到的分离信号进行包络频谱分析, 实现故障诊断。以滚动轴承复合故障为研究对象进行验证, 分析结果表明: 所提出的方法可以有效提取出外圈与滚动体冲击性特征, 实现了滚动轴承的复合故障诊断。

关键词: 时频分析; β 散度约束; 非负矩阵分解算法; 加权脉冲因子; 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 (2021) 06-0015-03

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Method of Mechanical Compound Fault Diagnosis Based on Non-negative Matrix Factorization of β -Divergence Constraint

Wang Mengyang^{1,2}, Guo Jin¹, Xue Xiangyao¹, Shi Kui¹, Shao Mingzhen¹, Wang Guang¹, Yu Chao¹

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Time-frequency analysis is often used to characterize local information of non-stationary vibration signals. However, it is difficult to directly extract features or classify for high-dimensional feature matrices the transformed. For this reason, a compound fault diagnosis method based on time-frequency analysis and the β -divergence constraint non-negative matrix factorization (β -NMF) was proposed. The time-frequency analysis was applied to obtain the local feature information for the vibration signal, the β -NMF algorithm was used to reduce the dimension of the data, and the feature information was used to reconstruct signal. The correlation impulse factor (CIF) was introduced in the β -NMF algorithm to select the reconstructed signal, and the separated signal was analyzed by the envelope spectrum to achieve fault diagnosis. The test results show that the proposed method can effectively extract the compound fault features of outer ring and rolling element, and realize their fault diagnosis.

Key words: time-frequency analysis; β -divergence constraint; non-negative matrix factorization; correlation impulse factor; compound faults; fault diagnosis

0 引言

非负矩阵分解 (NMF) 是一种新的特征提取方法, 由于分解前后的矩阵中仅包含非负的元素, 在某种意义上抓住了智能数据描述的本质, 使其分解结果更具物理意义^[1]。由于算法的简便性, 特征信息的局部性^[2], 因而在生物医学工程、模式识别、图像目标提取等方面应用广泛^[2]。

随着算法的不断推广, 有学者将 NMF 算法应用在盲源分离的问题上。相较于传统解决盲源分离采用的独立分量分析和稀疏分量分析算法, 非负矩阵分解算法分解形式简单, 收敛较快^[3], 效率更高。武健^[4]提出了基于非负矩阵分解的盲分离算法, 实现了心电信号的有效分离。Hao Yansong 等^[5]采用内禀特征尺度分解与 LNMF 算法结合, 实现了多源信号的欠定盲源分离。王梦阳等^[6]

提出了基于 EVMD-LNMF 的复合故障信号分离方法, 通过引入能量收敛因子, 成功分离出多源故障信号。王宏超^[7]将稀疏约束作为非负矩阵分解算法的惩罚函数, 通过引入反馈机制, 有效解决了欠定盲分离问题。然而在实际工况下的旋转机械领域, 由于运行环境嘈杂, 滚动轴承产生的振动信号十分复杂, 特征信息通常淹没在噪声中, 难以提取。综上, 本文采用 β 散度约束作为非负矩阵分解算法的惩罚函数, 通过构建新指标加权脉冲因子 (Correlation impulse factor, CIF), 筛选分解后的重构信号。从而有效分离提取出耦合故障特征, 实现机械的复合故障诊断。

1 β -NMF 算法模型

非负矩阵分解的算法模型^[8]可简单地定义为: 对任

意的非负矩阵 $V=(v_1, \dots, v_n) \in R_+^{m \times n}$, NMF算法总能够找出非负矩阵 $W \in R_+^{m \times r}$ 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: m 为矩阵的维数; n 为样本个数; r 为矩阵的秩。

自NMF算法提出以来, 已有大量研究针对其惩罚函数进行优化改进, 如 α 散度约束、 β 散度约束、Bregman散度约束等。而NMF算法固有的惩罚函数取决于应用领域及数据处理类型^[9]。本文根据实际轴承发生复合故障时信号之间的相互耦合, 信噪比低, 导致重构信号很难表达多源故障特征信息。为此, 选择数据适应性更强的 β 散度作为NMF算法的惩罚函数, 其表达式为:

$$d_\beta(y, x) = \begin{cases} \frac{y^\beta}{\beta(\beta-1)} + \frac{x^\beta}{\beta} - \frac{yx^{\beta-1}}{(\beta-1)} & \beta \in R \setminus \{0, 1\} \\ y \ln \frac{y}{x} - y + x & \beta = 1 \\ \frac{y}{x} - \ln \frac{y}{x} - 1 & \beta = 0 \end{cases} \quad (2)$$

而将 β 散度约束作为NMF算法的目标函数可用下式表示:

$$F(W, H) = d_{\beta=0}(V, WH) \quad (3)$$

根据迭代算法, 循环迭代矩阵 W 和 H , 直至式(3)目标函数收敛, 停止迭代, 输出矩阵 W 和 H 。

2 基于 β -NMF算法的复合故障诊断方法

2.1 加权脉冲因子

脉冲因子指标可以作为信号处理领域中检测有无冲击成分, 其定义为信号的峰值与整流平均值的比值。相关系数指标定义为信号之间的相关程度。本文根据故障时信号的冲击特征及重构后信号的选取规则, 构建信号的综合影响参数加权脉冲因子 (Correlation impulse factor, CIF), 其定义如下:

$$CIF = |C| \cdot IF \quad (4)$$

$$C = \frac{E[(x - \bar{x})(y - \bar{y})]}{E[(x - \bar{x})^2]E[(y - \bar{y})^2]} \quad (5)$$

$$IF = \frac{\max\{|x(n)|\}}{\frac{1}{N} \sum |x(n)|} \quad (6)$$

式中: IF (impulse factor) 为信号 $x(n)$ 的脉冲因子; N 为信号选取的长度; C 为信号之间的相关系数。

由相关系数的性质可知, $|C| \leq 1$ 。因此, C 可以看作是脉冲因子的权重, 故参数 CIF 定义为加权脉冲因子。

2.2 基于 β -NMF的复合故障诊断方法

综上, 针对实际滚动轴承出现耦合故障时产生的振动信号, 本文提出了基于 β 散度约束的非负矩阵分解的机械复合故障诊断方法。方法流程如图1所示, 步骤如下:

(1) 对采集的振动信号进行时频分析, 得到时频特征矩阵;

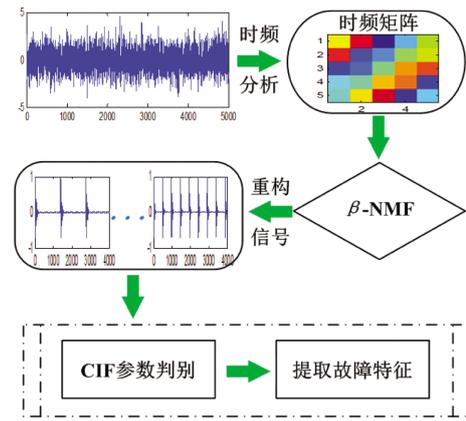


图1 诊断方法流程

Fig.1 Flow chart of method about fault diagnosis

(2) 取时频矩阵的能量值, 采用 β -NMF算法分解处理, 并将分解后的向量在时域中恢复;

(3) 计算恢复信号的 CIF 参数值;

(4) 选择参数 CIF 值较大的恢复信号, 作其包络频谱图, 从频谱图中提取相应的特征信息, 完成故障诊断。

3 仿真信号分析

为了说明所提出方法的有效性, 采用如下的模型来模拟滚动轴承发生故障时产生的振动信号:

$$s(t) = e^{-2\pi g f_n(t-T)} \sin(2\pi f_n \sqrt{1-g^2}(t-T)) \quad (7)$$

$$S(t) = A[s_1(t), s_2(t)]^T \quad (8)$$

式中: g 为阻尼属性, 本文取值 0.1; $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 为模拟故障信号, 按 f_n 分别取 3 500 Hz 和 5 500 Hz。

由式(7)中 $s(t)$ 的形式, 可知产生的特征频率为 $f=1/T$, 本文取值 63 Hz 和 157 Hz。采样频率取 $f_s=100$ kHz, 截取 0.5 s 时间片段作为仿真分析数据。随机产生混合矩阵 $A=[0.8573, 0.9426]$, 按照式(8)形式获得信号 $S(t)$ 。对信号 $S(t)$ 作归一化处理, 得到其时域波形和包络频谱如图2所示。

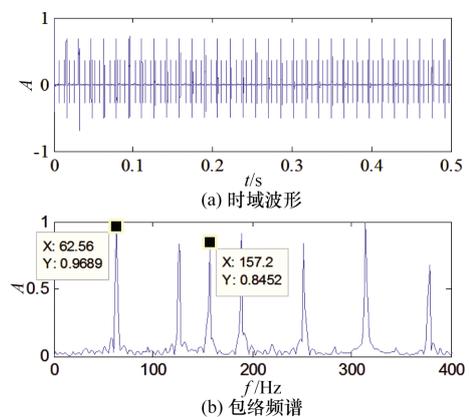


图2 仿真信号的时域波形和包络频谱

Fig.2 Waveform and envelope spectrum of simulated signals

根据图1中的流程步骤, 采用所提出的方法对上述仿真信号进行分析。首先对混合信号 $S(t)$ 进行时频分析, 获得高维时频特征矩阵; 其次取时频特征矩阵的能

量值, 采用 β -NMF算法分解降维, 将分解得到的特征分量在时域中恢复还原; 然后计算恢复后信号的 *CIF* 参数值, 如表1所示。由表可知, 筛选出第8组与第9组的 *CIF* 参数值。对筛选出的二组信号作归一化处理, 其包络频谱图如图3所示。

表1 恢复信号的 *CIF* 值

Tab.1 *CIF* of the signal

序号	<i>CIF</i>	序号	<i>CIF</i>
1	1.68	6	1.57
2	1.28	7	2.69
3	2.15	8	10.29
4	1.37	9	13.87
5	0.94	10	1.36

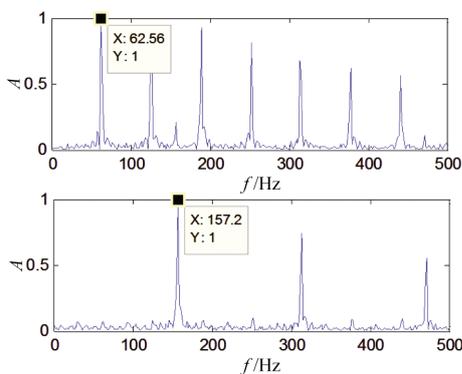


图3 分离后信号 $S(t)$ 的包络频谱

Fig.3 Envelope spectrum of the separated signals

由分离信号包络频谱图中可以看出, 存在于仿真信号 $S(t)$ 的两种特征成分 63 Hz 与 157 Hz, 经本文所提出的方法处理后可以有效分离。因此, 从上述仿真信号的处理分析中, 可以得出如下结论。原始混合信号经本文所提出的方法处理后, 可以分离得到源信号, 信号的特征信息也可以从频谱中提取出, 验证了方法的有效性。

4 实验验证

本实验采用 NTN N204 型号的圆柱滚子轴承为研究对象, 对其外圈和滚动体上加工相应缺陷。将此故障轴承安装在轴承座上, 并在轴承座的竖直方向和水平方向上安装加速度传感器。将电机转速设为 900 r/min, 采样频率为 100 kHz, 采样时间为 10 s。根据如表2所示的轴承相关参数计算得知滚动体故障特征频率 $f_b = 74$ Hz, 外圈故障特征频率 $f_o = 60$ Hz。

表2 轴承 NTN N204 参数

Tab.2 Structure parameters of bearing NTN N204

内径/mm	外径/mm	滚子直径/mm	滚子数量	接触角/(°)
20	47	6.5	10	0

随机截取 0.4 s 数据片段的实测信号进行处理分析, 对其进行归一化, 得到时域波形和包络频谱如图4所

示。由图可知信号明显存在冲击成分, 表示此轴承已存在缺陷。在其包络频谱图中, 特征信息被噪声成分淹没, 难以作出相应识别诊断。

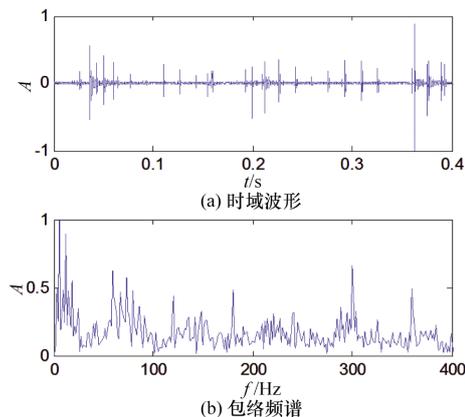


图4 实测信号的时域图和包络频谱

Fig.4 Waveform and envelope spectrum of the signal

根据图1流程步骤, 采用本文所提出的方法对采集的信号进行验证。首先对原始信号进行时频分析, 获得高维时频特征矩阵; 其次取时频特征矩阵的能量值, 进行 β -NMF算法分解降维, 将分解得到的特征分量在时域中恢复还原; 然后计算恢复后信号的 *CIF* 参数值, 如表3所示。由表可知, 第3组与第6组的 *CIF* 值较大。

表3 恢复信号的 *CIF* 值

Tab.3 *CIF* of the signal

序号	<i>CIF</i>	序号	<i>CIF</i>
1	8.77	6	19.62
2	6.95	7	2.74
3	24.75	8	1.93
4	6.86	9	5.75
5	9.97	10	8.68

对筛选出的二组信号作归一化处理, 其包络频谱图如图5所示。由图可以看出, 原始振动信号经过本文所提方法处理后, 分离出两种源信号成分。通过与理论计算值对比, 两种特征成分分别对应滚动体故障特征和外

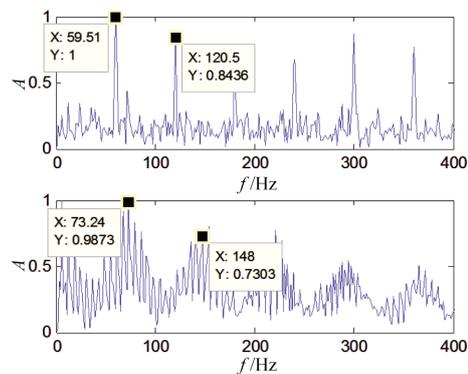


图5 分离信号频谱

Fig.5 Spectrum of separated signals

第2次测试选用DMG公司的DMU60t五轴加工中心,该加工中心是混合型BC轴结构(B轴为刀具旋转轴,C轴为工件旋转轴),同样配备了海德汉iTNC530控制系统,出厂年份为2012年,材料和刀具不变。直接将程序拷贝至机床,在程序头部手工修改部分M代码其余不变,启动程序后机床能顺利读取识别刀轴矢量代码并完成工件切削,切削测试结果如图18所示。



图18 BC轴混合旋转型机床加工测试

4 结束语

通过上述实践验证表明,刀轴矢量程序能顺利实现五轴定位加工和五轴联动加工,且能在结构不同但数控系统相同的五轴机床上实现程序通用,有助于提高五轴设备使用效率,降低相关生产和教学活动的成本。

(上接第17页)

圈故障特征,并且出现了高次谐波成分也证明特征信息正确。实验结果表明,本文所提出的方法可以有效地从耦合信号中分离出故障源信号,在频谱图中也可以提取出故障特征频率信息,验证了该方法在轴承复合故障诊断中的有效性。

5 结束语

本文针对机械故障诊断领域中存在耦合故障、特征信息难以识别提取的问题,提出了基于 β 散度约束的非负矩阵分解的机械复合故障诊断方法。利用数据适应性更强的 β 散度约束,增强局部分解能力;并通过在算法中引入加权脉冲因子(CIF),对重构后的信号进行筛选,有效地减少了分解后的冗余信息,实现了数据的有效降维。将其应用在实际滚动轴承信号中,表明存在多重缺陷的故障轴承,经本文所提出的方法处理后,可以分离提取出其特征信息,实现了机械复合故障的有效诊断。因此,本文提出的方法在机械故障诊断领域具有一定的参考意义和工程应用价值。

参考文献:

- [1] YANG Yongsheng, MING Anbo, ZHANG Youyun, et al. Discriminative non-negative matrix factorization and its application to the fault diagnosis of diesel Engine[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 95(1): 158-171.
- [2] 张培林,王保光,张磊,等.非负矩阵分解在发动机故障特征

基于刀轴矢量程序的后处理器在制作和使用过程中均不需要考虑机床具体的旋转轴结构,制作过程简便,各企业和院校的技术人员只需要拥有三轴机床后处理制作经验,即可参考本文利用刀轴矢量程序和NX/Post_Builder自主开发出通用的五轴刀轴矢量后处理器,该后处理器经过简单修改就能适配各种结构的五轴机床,降低后处理器开发成本,具有较好的经济价值和推广价值。

参考文献:

- [1] 胡松林,詹华西,张珍明.华中8系统基于RTCP刀轴矢量控制的五轴编程及应用[J].现代制造工程,2018(2):74-77.
- [2] 张磊.UG NX6后处理技术培训教程[M].北京:清华大学出版社,2009.
- [3] 张海军.基于UG/post创建数控系统后处理器[J].现代机械,2008(3):78-80.
- [4] 五轴联动加工中心之家.矢量编程简化五轴联动加工中心加工工艺 [EB/OL].(2016-12-26).<https://baijiahao.baidu.com/s?id=1554731983872083&wfr=spider&for=pc>.

作者简介:王沿斌(1981-),男,湖南郴州人,大学本科,讲师,研究领域为多轴数控加工工艺与CAM编程。

(编辑:王智圣)

提取中的应用[J].振动工程学报,2013,26(6):944-950.

- [3] XIE Jianwen, Pamela K Douglas, WU Yingnian, et al. Decoding the encoding of functional brain networks: An fMRI classification comparison of non-negative matrix factorization (NMF), independent component analysis (ICA), and sparse coding algorithms[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2017, 282(17): 81-94.
- [4] 武健.基于非负矩阵分解的盲源分离算法在心电信号消噪中的研究[D].太原:太原理工大学,2014.
- [5] Hao Yansong, Song Liuyang, Wang Mengyang, et al. Underdetermined Source Separation of Bearing Faults Based on Optimized Intrinsic Characteristic-Scale Decomposition and Local Non-Negative Matrix Factorization[J]. IEEE Access, 2019, 7(1): 11427-11435.
- [6] 王梦阳,王华庆,董方,等.基于EVMD-LNMF的复合故障信号分离方法[J].振动与冲击,2019,38(16):146-152.
- [7] 王宏超.基于稀疏分解及图像稀疏表征的滚动轴承微弱故障诊断[D].上海:上海交通大学,2015.
- [8] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. Nature, 1999(401): 788-791.
- [9] 王华庆,王梦阳,宋浏阳,等.双约束非负矩阵分解的复合故障信号分离方法[J].振动工程学报,2020,33(3):590-596.

第一作者简介:王梦阳(1992-),男,博士研究生,研究实习员,研究领域为机械设备故障诊断,光机结构优化设计,已发表论文4篇。All rights reserved. <http://www.> (编辑:王智圣)