文章编号：1006-1355(2015)03-0173-04

基于约束独立成分分析的轴承复合故障特征提取方法

李瑞彤，王华庆，屈红伟，齐 放，李美娇

（北京化工大学 机电工程学院，北京 100029）

摘 要：为从复合故障信号中提取各故障特征，提出一种离散小波变换（DWT）和约束独立成分分析（CICA）相结合的单通道复合故障诊断方法。首先通过DWT方法将单通道振动信号进行小波分解后，利用小波重构函数重构各层分解信号。然后取重构信号的包络信号作为CICA算法的输入矩阵，基于滚动轴承先验知识建立参考信号，从而分离出轴承各故障信号，提取故障特征。最后，在滚动轴承故障模拟实验台上进行了方法验证。结果表明：该方法可有效分离滚动轴承外圈和滚动体故障，实现了轴承复合故障的诊断。

关键词：振动与波；复合故障诊断；约束独立成分分析；离散小波变换；滚动轴承

中图分类号：TH133.3；TH165+.3；TP206+.3 **文献标识码**：A DOI编码：10.3969/j.issn.1006-1335.2015.03.037

Application of CICA in Compound Fault Feature Extracting of Rolling Bearings

LI Rui-tong , WANG Hua-qing , QU Hong-wei, QI Fang , LI Mei-jiao

(College of Mechanical and Electrical Engineering,
Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

Abstract : In order to extract fault features from compound signals, a method based on discrete wavelet transform (DWT) and constrained independent component analysis (CICA) was proposed. In this method, the single channel vibration signal was decomposed into several wavelet coefficients by DWT method, and the wavelet re-construction function was used to reconstruct the decomposed signal. Then, envelope signals of the reconstructed wavelet coefficients were selected as the input matrix of CICA algorithm, and the reference signal was established based on prior knowledge of source signals. Finally, the fault signals were separated and the fault features were extracted. Experimental results validated the effectiveness of the proposed method in compound fault separating and diagnosis of rolling bearings.

Key words : vibration and wave ; compound fault diagnosis ; constrained independent component analysis (CICA) ; discrete wavelet transform (DWT) ; rolling bearing

振动检测一直是机械故障诊断领域行之有效的分析方法。但由于工作环境和传输通道的复杂性等原因，实际采集到的信号往往是多种故障信号的混合，这使得旋转机械设备故障诊断变得更加困难。

为准确识别和提取机械故障特征，就必须解决复合信号的分离问题。独立成分分析(Independent Component Analysis，ICA) [1]可以根据传感器采集的混合信号，分离出各个单一故障信号。例如，焦金平等 [2-3]利用ICA算法从背景噪声中提取单一信号。但由于ICA算法仅利用数据的统计独立性进行分离，局限性也较为明显，在机械故障诊断中面临很多问题。研究表明，ICA算法只有与机械故障诊断对象的先验信息相结合，才能提高故障诊断的准确性和成功率。

约束独立成分分析(Constrained Independent Component Analysis，CICA)是在ICA的基础上发展起来的，它将被研究对象的先验知识以参考信号的形式融入ICA算法中，使算法仅收敛于感兴趣的故

收稿日期：2014－12－15

基金项目：国家自然科学基金项目（51375037）

作者简介：李瑞彤（1990－），女，山西省长治市人，硕士生，主要研究方向：信号特征提取。

通讯作者：王华庆，男，博士生导师。
Email: wanghq_buct@hotmail.com

障信号,不仅提高了故障诊断的针对性,且大大减小了计算量。因此,CICA算法在机械故障诊断领域有很大的应用前景。

近年来,ICA算法在机械故障诊断领域被广泛应用。王志阳等[4]利用约束独立成分分析方法从传感器信号中快速诊断出滚动轴承故障类型,提高了故障诊断的针对性和效率。吴强等[5-6]提出基于小波变换和ICA的滚动轴承故障诊断方法,有效提高信噪比,增强滚动轴承故障特征。杨伟新等[7-8]结合EMD和ICA方法实现了滚动轴承振动信号的降噪和微弱故障信号的特征提取。然而,上述方法主要是针对单一故障信号,但当旋转机械发生故障时,往往是多种故障的混合。因此,将机械故障诊断对象的先验知识融入ICA算法中,从复合信号中提取单一故障信号对旋转机械故障诊断具有重要意义。

综上所述,本文在充分分析约束独立成分分析原理和参考信号建立的基础上,提出一种基于离散小波变换和约束独立成分分析的方法,目的是仅利用滚动轴承单通道振动信号,分离各故障信号,实现轴承复合故障的诊断,最后通过实验验证该方法的实用性和有效性。

1 基本理论

1.1 离散小波变换

小波变换[9]因具有良好的时频分析能力而在信号处理领域得到了广泛的应用。由于计算机处理的都是离散二进制数,故相比连续小波变换,离散小波变换(Discrete Wavelet Transform,DWT)应用更为广泛。

DWT的定义如下

$$WT(a,b)=\frac{1}{\sqrt{a}}\int x(t)\psi^{*}\left(\frac{t-b}{a}\right)\mathrm{d}t \tag{1}$$

其中,$WT(a,b)$ 为小波系数,$x(t)$ 为输入信号,a 为伸缩尺度,b 为时间平移尺度,$\psi(\cdot)$ 为小波基函数。

1.2 独立成分分析

独立成分分析(ICA)是近几年发展起来的基于信号高阶统计特征的分析方法,数学模型如下

$$\boldsymbol{x}=\boldsymbol{A}s \tag{2}$$

其中 $\boldsymbol{x}$ 为 n 维观察信号,$A\in R^{n\times m}$ 为混合矩阵($n\geqslant m$,即传感器的数目大于源信号的数目),$\boldsymbol{s}$ 为 m 维统计独立的源信号。ICA的目的是,在源信号 $\boldsymbol{s}$ 和混合矩阵 $\boldsymbol{A}$ 未知的情况下,仅根据观察信号 $\boldsymbol{x}$ 求得系统的分离矩阵 $\boldsymbol{W}$,使

$$\boldsymbol{y}=\boldsymbol{A}^{-1}\cdot\boldsymbol{x}=\boldsymbol{W}\cdot\boldsymbol{x}\approx\boldsymbol{s} \tag{3}$$

的各分量尽可能统计独立,从而近似估计源信号 $\boldsymbol{s}$。其中,$\boldsymbol{y}$ 为源信号 $\boldsymbol{s}$ 的最佳估计。

1.3 约束独立成分分析

(1) 先验知识的获取

工况稳定时,滚动轴承故障表现为频率恒定的脉冲序列。因此,可将滚动轴承通过频率作为CICA算法的先验知识,由公式(4)—式(5)计算得到:

外圈故障通过频率

$$f_o=\frac{Z}{2}\left(1-\frac{d}{D}\cos\alpha\right)f_r \tag{4}$$

滚动体故障通过频率

$$f_b=\frac{D}{2d}\left[1-\left(\frac{d}{D}\cos\alpha\right)^2\right]f_r \tag{5}$$

(2) 参考信号的建立

参考信号是一种粗糙信号,它能够准确表征信号的时间特征,但是在幅值等具体形态上不完全等同于源信号。一般情况下,以方波脉冲信号来建立,如式(6)所示

$$r=\mathrm{square}(2\times pi\times f\times t+\theta,w) \tag{6}$$

其中 f 等于滚动轴承故障通过频率,θ 为初相位,w 为占空比。

(3) CICA算法原理

CICA是一种特殊的ICA算法,它将源信号的先验知识以参考信号的形式融入到ICA算法中,进而在一定的度量下只提取某个期望的源信号。CICA算法的数学模型如式(7)—式(8)所示:

目标函数

$$\max J(y)\approx\rho\{E[G(y)]-E[G(v)]\}^2 \tag{7}$$

约束条件:

$$\begin{cases}g(w)=\varepsilon(y,r)-\xi\leqslant 0\\ h(w)=E(y^2)-1=0\end{cases} \tag{8}$$

其中 $J(y)$ 为负熵目标函数;ρ 为正常数;$G(\cdot)$ 是一个非线性函数;v 是具有零均值和单位方差的高斯随机变量;ξ 为阈值;$\varepsilon(y,r)$ 是输出信号和参考信号的接近性量度,本文选用均方误差量度,如公式(8)所示

$$\varepsilon(y,r)=E\{(y-r)^2\} \tag{9}$$

式(7)是一个约束优化问题,可通过拉格朗日乘数法求解,得到源信号的最佳估计,即期望提取的源信号。

2 基于DWT和CICA的特征提取方法

为从滚动轴承复合故障信号中提取期望的源信号,提出一种DWT和CICA相结合的方法,具体特征提取方法流程图如图1所示。首先采用DWT将

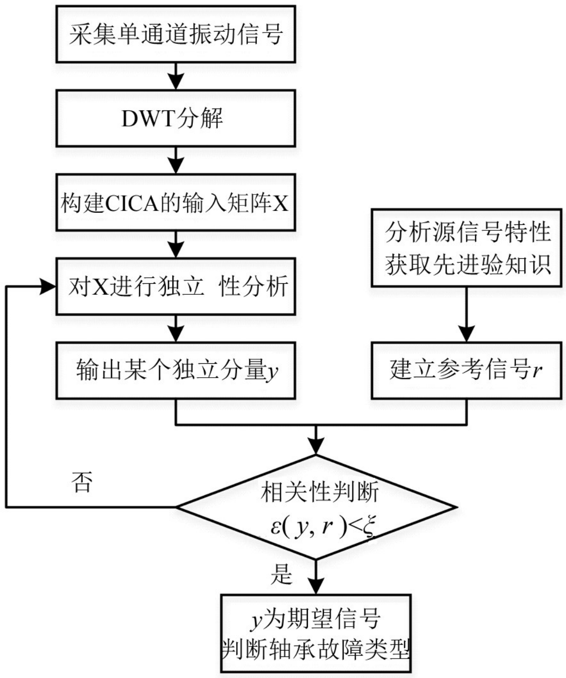


图 1 特征提取方法流程图

采集到的单通道振动信号分解并重构，取重构信号的包络信号作为CICA的输入矩阵。然后分析轴承故障信号特性获取先验知识，基于先验知识建立参考信号。最后，通过CICA算法提取感兴趣的故障信号，判断轴承故障类型。

3 滚动轴承故障实验验证

本文采用的数据为滚动轴承的振动信号，实验系统如图2所示。

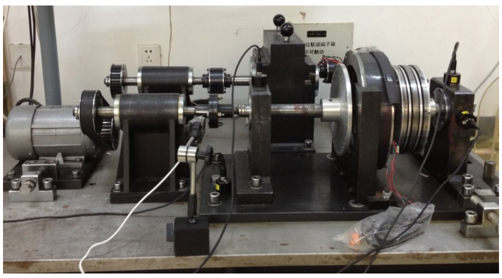


图 2 滚动轴承故障实验系统

轴承故障类型为外圈和滚动体复合故障，一个加速度传感器安装在轴承座竖直方向，采集该通道的振动信号。轴承运行在稳定工况，转速为1300 r/min，采样频率为100 kHz，采样时间10 s。由式(4)、式(5)计算得到滚动轴承外圈和滚动体故障通过频率分别为86.3 Hz和102.3 Hz。

图3和图4所示为高通滤波后振动信号的时域波形图和包络频谱图。由图可知，原始信号存在明显的冲击，说明轴承发生故障。外圈故障很明显，但

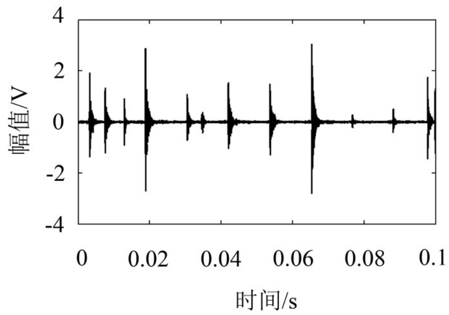


图 3 振动信号的时域波形图

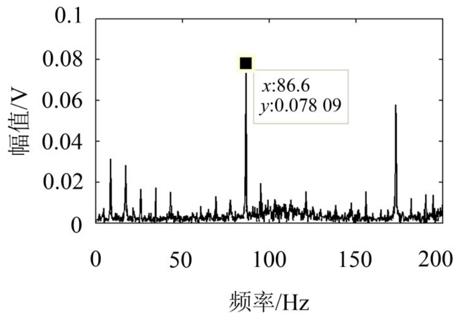


图 4 振动信号的包络频谱图

滚动体故障微弱，不易识别。因此，通过包络频谱技术不能有效分离轴承复合故障，提取故障特征。

为了构建CICA的输入矩阵，提取期望故障特征信号。选用小波基函数dB 4对采集到的单通道振动信号进行3层小波分解，得到低频信号a 1、a 2、a 3和细节信号d 1、d 2、d 3。小波重构后各层信号的包络频谱图如图5所示。由图可知，外圈故障明显，但滚动体故障仍无法识别。

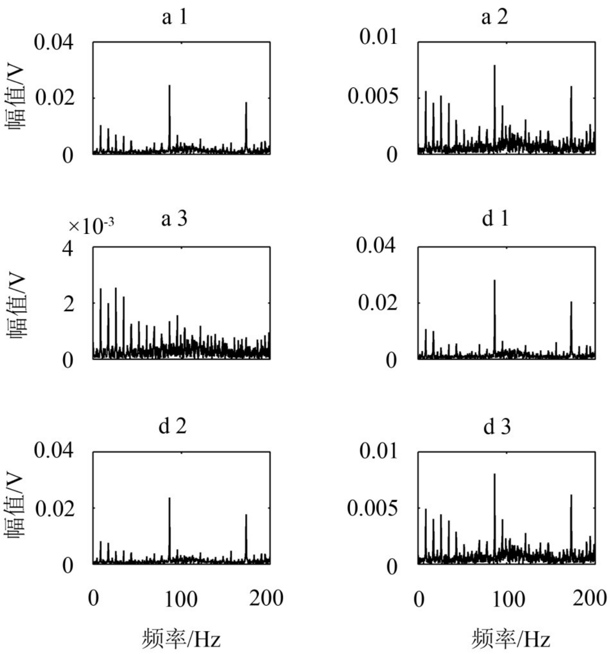


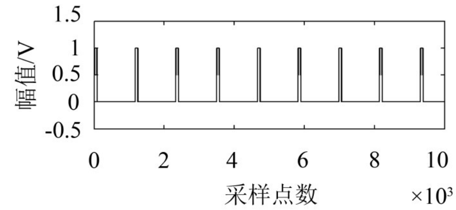
图 5 小波重构后各层信号的包络频谱图

由于小波重构后的信号为调制信号，对重构信

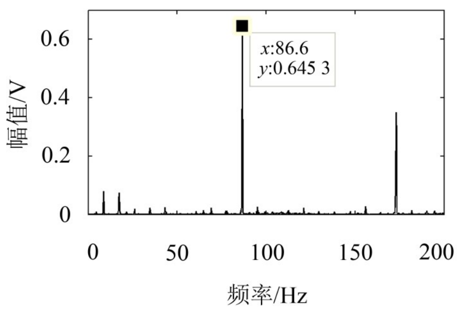
号进行Hilbert变换，获得重构信号的包络信号作为CICA的输入矩阵。取频率等于滚动轴承外圈故障通过频率(86.3 Hz)的方波信号作为参考信号，提取的故障信号如图6所示。可以看出，外圈故障信号特征被有效提取。

取频率等于滚动轴承滚动体故障通过频率(102.3 Hz)的方波信号作为参考信号，滚动体故障信号特征被有效提取，如图7所示。

由图6和图7可以推断，传感器测得的原始信号中包含滚动轴承外圈故障和滚动体故障等两种故障信息，这与试验条件相一致。可见，与传统的包络分析方法相比，该方法可以有效分离轴承复合故障，提取期望信号故障特征。



(a) 外圈故障参考信号

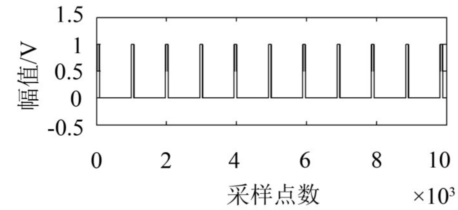


（b）提取的外圈故障信号的包络频谱图

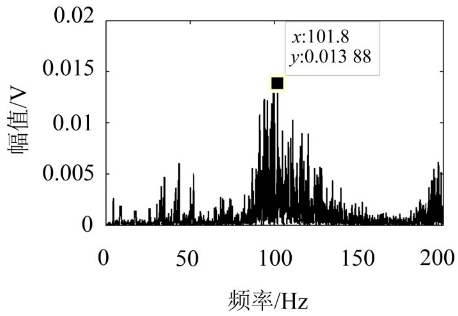
图6 外圈故障参考信号和提取信号的包络频谱图

4 结 语

本文提出一种基于DWT和CICA的方法实现滚动轴承单通道复合故障的诊断。采用DWT方法将单通道振动信号分解并重构。取重构信号的包络信号作为CICA的输入矩阵，基于滚动轴承先验知识建立参考信号，从而分离各故障信号。该方法已应用于滚动轴承复合故障的诊断，分析结果表明，可有效分离轴承外圈和滚动体故障信号，提取各故障特征，实现了轴承复合故障的诊断。



(a) 滚动体故障参考信号



（b）提取的滚动体故障信号的包络频谱图

图7 滚动体故障参考信号和提取信号的包络频谱图

参考文献：

[1] Herault J, Jutten C. Space or time adaptive signal processing by neural network models[C]. Proceedings of the AIP Neural Networks for Computing, 1986: 206-211.

[2] 焦金平，刘冬，刘国艳. 振动噪声信号分离优化算法研究[J]. **噪声与振动控制**，2014，34(4)：157-160.

[3] 姜男. 基于独立分量分析方法的柴油机噪声分离研究[J]. **噪声与振动控制**，2010，30(5)：140-144.

[4] 王志阳，陈进，肖文斌，等. 基于约束独立成分分析的滚动轴承故障诊断[J]. **振动与冲击**，2012，31(9)：118-122.

[5] 吴强，孔凡让，何清波. 基于小波变换和ICA的滚动轴承早期故障诊断[J]. **中国机械工程**，2012，23(7)：835-839.

[6] Senguler T, Karatoprak E, Seker S. ICA and wavelet packet decomposition approaches for monitoring the incipient bearing damage in electrical motors[C]. IEEE Conference on Intelligent Systems, 2008: 2413-2417.

[7] 杨伟新，王平. EMD-ICA与SVM在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. **噪声与振动控制**，2014，34(3)：182-185.

[8] 张俊红，李林浩，马文朋. EMD-ICA联合降噪在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. **中国机械工程**，2013，24(11)：1468-1472.

[9] Daubechies I. Ten lectures on wavelets[M]. Philadelphia: Society for industrial and applied mathematics, 1992.