

# 基于 Gabor 变换和 EMD 的轴承故障诊断

安晓红, 牛江川, 任 彬, 申永军, 杨绍普

(石家庄铁道大学 机械工程学院, 河北 石家庄 050043)

**摘要:**基于振动信号处理的轴承故障诊断方法应用非常广泛。由于在实际采集的振动信号中往往混合着干扰信号,因此提出了一种基于 Gabor 变换的盲源分离和基于经验模态分解(EMD)的 Hilbert 包络谱分析相结合的故障诊断方法。首先采用基于 Gabor 变换的盲源分离方法对振动信号进行盲源分离,然后利用 EMD 方法进行分解获得本征模式函数(IMF)分量,再通过局部细化 Hilbert 包络谱方法分析判断轴承故障的特征。研究结果表明,通过对轴承振动信号进行盲源分离和 EMD 分解,可以使信号的故障特征更加明显,从而提高故障诊断的准确性。

**关键词:**故障诊断;盲源分离;经验模态分解

**中图分类号:**TH165.3 **文献标志码:**A **文章编号:**2095-0373(2017)01-0081-06

## 0 引言

在振动信号处理的过程中,从一组未知信号经过一个混合系统得到的观测信号中恢复出原始信号,是非常困难的。如果混合系统已知的话,则通过观测信号可恢复出原始信号,然而实际的原始信号混合方式往往是未知的。从一组传感器测得的混合信号中分离出独立源信号的方法,称为盲源分离。盲源分离的算法有许多,常用的有特征矩阵的联合近似对角化法、信息极大法和固定点算法<sup>[1]</sup>。这些方法的应用比较复杂,申永军等人<sup>[2]</sup>提出了一种较简单的基于 Gabor 变换的盲源分离方法,并对仿真信号获得了很好的效果。李兴慧等人<sup>[3]</sup>先将采集信号做 Hilbert 变换,再利用 Gabor 变换求得 Gabor 展开系数,对信号进行盲源分离,得出了较好的故障特征。李兴慧等人<sup>[4]</sup>还研究了将信号的 Wigner-Ville 分布作为变换对象进行 Hough 变换,对仿真信号进行盲源分离,得到了比较好的效果。以上方法均是以特殊频率为基准,寻找分量之间的比值,构成近似混合矩阵,进而求出解混矩阵,对信号进行盲源分离。

由于局部细化变换可以使故障特征比较明显<sup>[5]</sup>,本文首先通过局部细化功率谱方法获得了轴承故障特征。然后采用基于 Gabor 变换的盲源分离方法对轴承的振动信号进行盲源分离,利用 EMD 分解获得本征模式函数分量,再通过局部细化 Hilbert 包络谱分析判断轴承故障的特征。通过两种方法的对比,发现后一种方法可以使轴承的故障特征更加明显。

## 1 局部细化功率谱分析

局部细化功率谱分析是在功率谱分析中用来增加功率谱中某些部分频率分辨率的方法。标准的快速傅里叶变换分析结果的频率分布在 0 到奈奎斯特截止频率之间,频率分辨率由谱线数(一般是原始采样点数的一半)决定。而应用中经常需要提高频率范围内某一部分谱线的分辨率,这就需要通过细化的方法来实现。要提高功率谱的频率分辨率,使功率谱的分辨率增加  $K$  倍,只要将信号的采样点数增加到

收稿日期:2015-12-30 责任编辑:刘宪福 DOI:10.13319/j.cnki.sjztdxxbzb.2017.01.15

基金项目:国家自然科学基金青年基金(51405313);河北省高等学校创新团队领军人才培养计划(LJRC018);河北省教育厅自然科学基金(QN2014151)

作者简介:安晓红(1981-),男,硕士研究生,助理工程师,主要从事机电设备状态监测与故障诊断的研究。E-mail:1334893103@qq.com

通信作者:牛江川(1977-),男,博士,副教授,主要从事振动控制与故障诊断的研究。E-mail:menjc@163.com

安晓红,牛江川,任彬,等.基于 Gabor 变换和 EMD 的轴承故障诊断[J].石家庄铁道大学学报:自然科学版,2016,30(1):81-85.

原点数的  $K$  倍就可以实现。这样使功率谱范围内所有的频率分辨率都增加了  $K$  倍,相应的代价是运算次数的增加<sup>[5]</sup>。

下面首先计算了滚动轴承的故障特征频率,然后对滚动轴承的振动数据进行了功率谱分析以及局部细化功率谱分析。

### 1.1 轴承故障特征频率

采用凯斯西储大学轴承数据中心网站的滚动轴承振动数据<sup>[6]</sup>进行分析。振动加速度数据由放置在电机驱动端、风扇端和支撑电机的金属底板上的加速度传感器测试获得。故障轴承设置在电机驱动端,型号为 6205-2RS JEM SKF,属深沟球轴承。故障轴承的滚动体直径  $d$  为 7.94 mm,节圆直径  $D$  为 39.04 mm,滚动体个数  $Z$  为 9,接触角  $\alpha$  为 0 rad。通过电火花在轴承内圈上加工出直径为 0.177 8 mm 的缺陷。

在试验中,采样频率为 12 000 Hz。电机载荷为 0,转速  $N$  为 1 797 r/min,计算转频  $f_r$ ,得到<sup>[7]</sup>

$$f_r = \frac{N}{60} = 29.95 \quad (1)$$

根据轴承的故障特征频率计算公式<sup>[7]</sup>,分别计算轴承的内圈、外圈、滚动体的故障特征频率,计算公式如下

$$f_{ic} = \frac{0.5ZN}{60} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha\right) \quad (2a)$$

$$f_{oc} = \frac{0.5ZN}{60} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha\right) \quad (2b)$$

$$f_{bc} = \frac{DN}{60d} \left[1 - \left(\frac{d}{D} \cos \alpha\right)^2\right] \quad (2c)$$

经计算后得出内圈故障特征频率  $f_{ic}$  为 162 Hz,外圈故障特征频率  $f_{oc}$  为 107 Hz,滚动体故障特征频率  $f_{bc}$  为 141 Hz。

### 1.2 功率谱分析

试验数据采用 MATLAB 软件分析。从电机驱动端、风扇端和金属底板上的加速度传感器采集的振动信号加速度数据中取前 2 048 个点(约 0.17 s),分别绘制时域波形如图 1 所示,横坐标为时间  $t$ ,纵坐标为幅值  $A$ 。

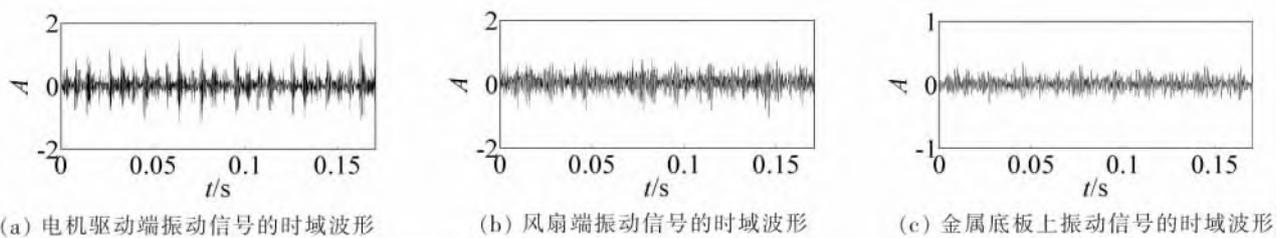


图 1 试验数据时域波形

下面首先进行功率谱分析,假设信号为  $x(t)$ ,时间为  $[0, T]$ 。按式(3)计算信号  $x(t)$  的功率谱密度  $P$ 。

$$X(f) = \int_0^T x(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (3a)$$

$$P = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E[X(f) X^*(f)] \quad (3b)$$

式中,  $X^*(f)$  表示  $X(f)$  的共轭;  $E$  表示求数学期望。

对 3 组数据分别通过傅立叶变换,进行功率谱分析,如图 2 所示,横坐标为频率  $f$ ,纵坐标为功率谱密度  $P$ 。

从图 2 中看不出明显的故障特征。

### 1.3 局部细化功率谱分析

对 3 组信号的功率谱进行局部细化分析,如图 3 所示,横坐标为频率  $f$ ,纵坐标为功率谱密度  $P$ 。

从图 3(a)和图 3(c)中可以看出在频率 162 Hz 左右处有较明显的内圈故障频率数值特征,这与轴承

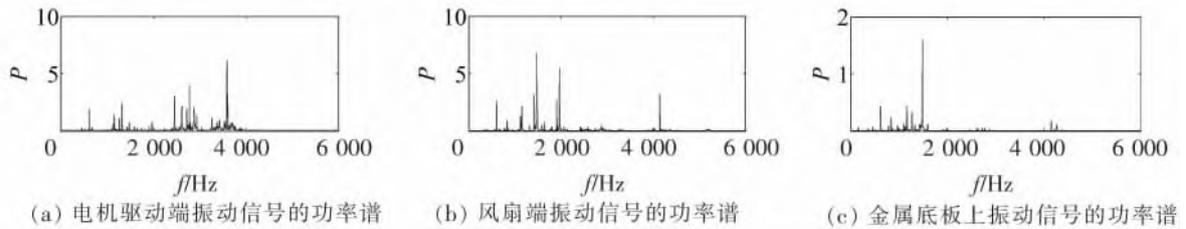


图 2 试验数据功率谱

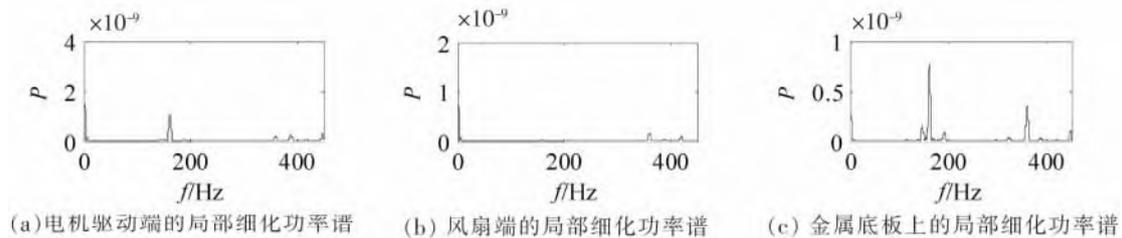


图 3 试验数据局部细化功率谱

内圈的故障特征频率相吻合,表明轴承存在内圈故障。

## 2 基于 Gabor 变换的盲源分离

利用 Gabor 变换的方法对实际信号进行盲源分离,具体步骤如下<sup>[2]</sup>。

- (1) 根据对系统的分析计算出故障的特征频率。
- (2) 取多传感器测量的数据,建立混合信号矩阵。
- (3) 对于混合信号,研究其实际频率和 Gabor 变换频率轴分隔点数的对应规律。以某一固定数值的正弦信号为基准,找出其对应规律。将某一行混合信号定为基准 1,然后求出其它信号与此基准信号在故障特征频率处的 Gabor 系数比值的平均值,并取绝对值,组成近似混合矩阵,然后求逆,得到解混矩阵。
- (4) 最后用解混矩阵对混合信号矩阵进行盲源分离。

首先,对电机驱动端采集的信号加入正弦频率信号

$$x_c = \sin(2 \times \pi \times 1\,000 \times t) \tag{4}$$

然后对此混合信号求 Gabor 系数,做出 Gabor 谱图,在图中横坐标为时间,纵坐标为离散频率采样网格参数,在横纵坐标分布的平面上,第 3 维为 Gabor 系数。然后寻找加入正弦频率信号的位置,此信号在图中会比较明显。寻找到纵坐标数值与实际频率 1 000 Hz 之间的比例系数为 173/1 000。由于现有 3 组传感器测得的时域信号,可以选取轴承故障特征频率中的外圈故障特征频率值 107 Hz、滚动体故障特征频率值 141 Hz 和内圈故障特征频率值 162 Hz 作为局部频率区域对 3 组信号进行盲源分离。假设故障特征频率为  $f_g$ ,利用式(5),找出 3 个频率值对应的纵坐标位置数值  $z_f$ ,取整后分别为 19、24 和 28。

$$z_f = f_g \times 173/1\,000 \tag{5}$$

近似混合矩阵  $B$  的计算公式如式(6)所示,其推导过程可以参见文献<sup>[2]</sup>。

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 1/\lambda_{12}^1 & 1/\lambda_{12}^2 & \cdots & 1/\lambda_{12}^h \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 1/\lambda_{1m}^1 & 1/\lambda_{1m}^2 & \cdots & 1/\lambda_{1m}^h \end{bmatrix} \tag{6}$$

假设从电机驱动端采集的信号分量比例为 1,求出在对应 3 个频率处的 3 组信号分量 Gabor 展开系数的比值平均值,再取绝对值,得到近似混合矩阵

$$C = \begin{bmatrix} 1.000\,0 & 1.000\,0 & 1.000\,0 \\ 1.628\,8 & 1.039\,4 & 0.745\,8 \\ 1.197\,1 & 1.169\,2 & 0.856\,1 \end{bmatrix} \tag{7}$$

再对矩阵  $C$  求逆,得到解混矩阵

$$D = \begin{bmatrix} 0.1009 & 1.7750 & -1.6641 \\ -2.8443 & -1.9328 & 5.0061 \\ 3.7434 & 0.1578 & -3.3419 \end{bmatrix} \quad (8)$$

电机驱动端、风扇端和支撑电机的金属底板上的振动加速度数据分别记为  $s_1$ 、 $s_2$ 、和  $s_3$ ,组成混合矩阵  $s = [s_1, s_2, s_3]^T$ 。利用解混矩阵  $D$  和式(9),得到盲源分离后的信号

$$s_j = D \cdot s = [s_{j1}, s_{j2}, s_{j3}]^T \quad (9)$$

盲源分离后的时域波形如图 4 所示,横坐标为时间  $t$ ,纵坐标为幅值  $A$ 。

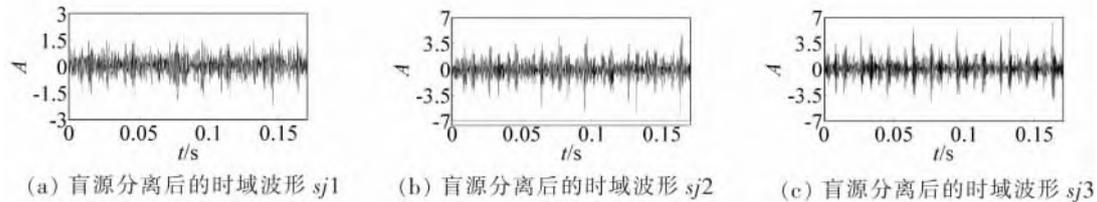


图 4 盲源分离后的时域波形

在图 4 中观察盲源分离后的时域波形,看不出明显的故障特征。

### 3 经验模态分解

经验模态分解方法初步建立了以瞬时频率表征信号交变的基本量,以本征模式函数分量为时域基本信号的时频分析方法体系<sup>[8]</sup>。信号分解的本征模式函数代表着数据内部本身的振荡模式。函数本身满足以下两个条件<sup>[9]</sup>:

- (1) 在整个数据集中,极值点的数目与过零点的数目相等或最多相差一个。
- (2) 局部极大值和局部极小值定义的包络线均值为零。

EMD 方法的计算流程参见文献[10]。通过经验模态分解将复杂的实际信号分解成不同特征时间尺度的本征模式函数,然后对分解后相对较简单的本征模式函数再单独进行分析,从而更加有利于对信号特征的固有特性进行研究。对分离后的时域波形  $s_{j1}$  进行 EMD 分解,得到的各个分量如图 5 所示,横坐标为时间  $t$ ,纵坐标为幅值  $A$ 。

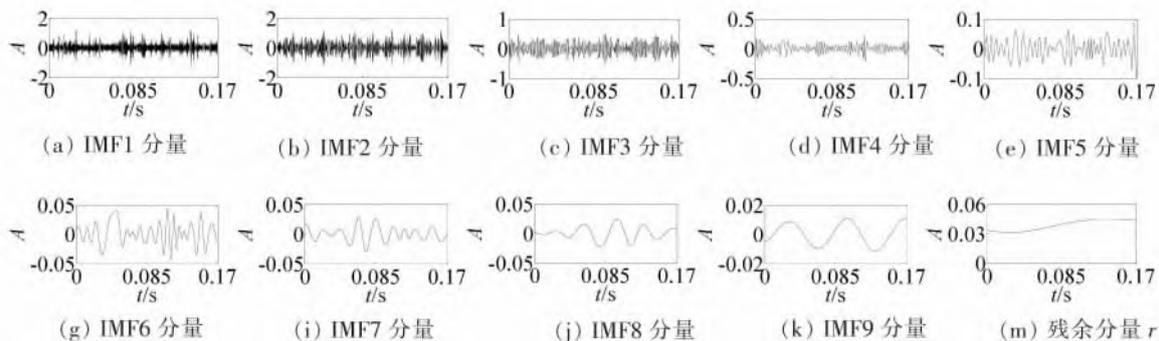


图 5 信号  $s_{j1}$  的 EMD 分量

在图 5 中,从图 5(a)到图 5(k)分别是信号  $s_{j1}$  的第 1 到第 9 个 IMF 分量,图 5(m)为残余分量  $r$ 。从图 5 中也看不出明显的故障特征,但信号的能量在前 2 个分量中所占比例较大。

### 4 Hilbert 包络谱

振动信号解调分析的常用分析方法有两种:Hilbert 解调和广义检波滤波解调,其中 Hilbert 解调对轴承故障诊断的效果较好<sup>[11]</sup>。Hilbert 解调算法的计算步骤如下<sup>[12]</sup>。

- (1) 假设信号为  $x(t)$ ,根据式(10)计算出信号  $x(t)$  的希尔伯特变换对  $y(t)$

$$y(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (10)$$

(2) 以信号  $x(t)$  为实部、希尔伯特变换对  $y(t)$  为虚部,两者构成解析信号  $z(t)$

$$z(t) = x(t) + jy(t) \quad (11)$$

(3) 假设包络信号为  $bl(t)$ ,对解析信号求模得到包络信号  $bl(t)$

$$bl(t) = \sqrt{(x(t))^2 + (y(t))^2} \quad (12)$$

(4) 对包络信号  $bl(t)$  进行低通滤波,再按式 3(a)和 3(b),求包络信号  $bl(t)$  的功率谱密度,得到 Hilbert 包络谱。

所以对  $sj1$  信号分解后的第一个分量 IMF1 即图 5(a)中的时域波形进行局部细化 Hilbert 包络谱分析,其中低通滤波选取  $0 \sim 500$  Hz,最后结果如图 6 所示,横坐标为频率  $f$ ,纵坐标为功率谱密度  $P$ 。

在图 3(a)和图 3(b)中,内圈故障特征频率 162 Hz 的幅值较小,转频也没有反映到图中。由图 6 看出内圈故障特征频率 162 Hz 比图 3(a)和图 3(b)中的局部细化功率谱更加明显,并且转频 29.95 Hz 在图 6 中也较明显。因此经过盲源分离和 EMD 后的局部细化 Hilbert 包络谱的方法处理后,更有助于判别轴承内圈故障。

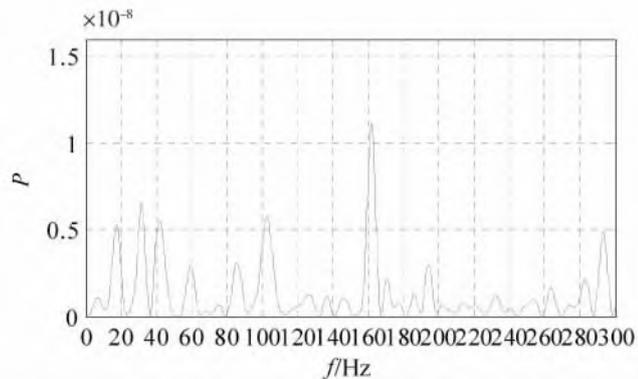


图 6 IMF1 的局部细化 Hilbert 包络谱

## 5 结论

本文采用基于 Gabor 变换的盲源分离和 EMD 分解结合的方法,对轴承故障信号进行盲源分离,然后对 EMD 分解信号进行局部细化 Hilbert 包络谱分析。该方法先利用盲源分离的特点,从混合信号中分离出故障信号,再用 EMD 的方法将较复杂的故障信号分解为较简单的分量,最后再用局部细化功率谱的方法将故障所在的频率区段显示出来。与单独使用局部细化功率谱的方法相比,该方法提取的轴承故障特征更加明显,表明基于 Gabor 变换的盲源分离和 EMD 分解结合的方法对实际的混合信号产生了较好的分离效果,更有利于故障特征的判别。

## 参 考 文 献

- [1] 褚福磊,彭志科,冯志鹏,等. 机械故障诊断中的现代信号处理方法[M]. 北京:科学出版社,2009.
- [2] 申永军,张光明,杨绍普,等. 基于 Gabor 变换的盲信号分离方法[J]. 振动与冲击, 2010, 29(10):166-169.
- [3] 李兴慧,武友德,张光明. 基于 Gabor 变换的盲分离算法及其应用[J]. 兰州理工大学学报, 2014, 39(6):40-44.
- [4] 李兴慧,杨辉,申永军. 基于 W-H 变换的盲分离算法[J]. 兰州理工大学学报, 2015, 41(3):41-44.
- [5] 刘锋. 基于虚拟仪器的齿轮箱故障诊断系统开发[D]. 石家庄:石家庄铁道大学, 2011.
- [6] The Case Western Reserve University Bearing Data Center Website. 12k Drive End Bearing Fault Data[EB/OL]. <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/12k-drive-end-bearing-fault-data>, 2011-11-12.
- [7] 杨国安. 滚动轴承故障诊断实用技术[M]. 北京:中国石化出版社,2012.
- [8] 何正嘉,陈进,王太勇,等. 机械故障诊断理论及应用[M]. 北京:高等教育出版社,2010.
- [9] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Royal Society of London Proceedings, 1998, 454(1971):903.
- [10] 左庆林,马怀祥. 基于 EMD 分解和共振解调的滚动轴承故障诊断研究[J]. 石家庄铁道大学学报:自然科学版, 2014, 27(3):59-63.

(下转第 98 页)

- [3]陈瑜婷. 数控机床热误差补偿中测温点优化研究[D]. 武汉:武汉理工大学, 2014.
- [4]黎新齐. 铣削加工中心主轴组件热特性的研究[D]. 兰州:兰州理工大学, 2008.
- [5]张建萍, 刘希玉. 基于聚类分析的 K-means 算法研究及应用[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(5):166-168.

## Optimal Selection of Temperature Measuring Points for Spindle of Machine Tool Based on Method of Combining SOM Neural Network and Multiple Correlation Coefficient

Wang Zhanzhong, Sun Shaohua

(School of Mechanical Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

**Abstract:** A novel optimization algorithm based on method of combining the SOM neural network and multiple correlation coefficient for identifying temperature measuring points is presented, which is applied to the main spindle of SV-48 vertical machining center. Firstly, a series of temperature sensors and Z-direction displacement sensors are placed on the spindle in simulation state and a series of temperature simulation data and Z-direction thermal displacement simulation data are obtained; A series of temperature simulation data are then clustered by SOM neural network. Finally, the temperature value after clustering and the spindle Z-direction thermal error are fitted by using complex correlation method, then, the thermal sensitive points of the machine tool are determined. The result shows that the method is clear and easy to understand, and effectively reduces the number of temperature measurement points.

**Key words:** SOM neural network; multiple correlation coefficient; the thermal sensitive points; optimization algorithm

(上接第 85 页)

- [11] 侯丽娴, 杨绍普, 刘永强, 等. 基于共振解调的铁路货车轴承故障诊断[J]. 石家庄铁道大学学报:自然科学版, 2013, 26(4):47-51.
- [12] 樊永生. 机械设备诊断的现代信号处理方法[M]. 北京:国防工业出版社, 2009.

## Bearing Fault Diagnosis Based on Gabor Transform and EMD

An Xiaohong, Niu Jiangchuan, Ren Bin, Shen Yongjun, Yang Shaopu

(School of Mechanical Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

**Abstract:** Bearing fault diagnosis method based on vibration signal processing is widely used. Because in the actual acquisition of vibration signal is often mixed with other interference signals, a method of bearing fault diagnosis is proposed, which combines the blind source separation method based on Gabor transform and Hilbert envelope spectrum analysis method after empirical mode decomposition (EMD). The blind source separation method based on Gabor transform is used to separate the vibration signal. Then the intrinsic mode functions(IMF) are obtained by EMD method. And the characteristics of the bearing fault are determined by the zoom in the local Hilbert envelope spectrum analysis. The analysis results show that the fault characteristics of the signal can be more obvious, and the accuracy of fault diagnosis can be improved by blind source separation and EMD to the bearing's vibration signal.

**Key words:** fault diagnosis; blind source separation; empirical mode decomposition