

文章编号: 1000-5013(2010)04-0367-04

分数阶经验模态分解方法在机械故障诊断中应用

李志农^{1,2}, 刘立州

(1. 南昌航空大学 无损检测技术教育部重点实验室, 江西 南昌 330063;

2. 郑州大学 机械工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 将经验模态分解方法(EMD)和分数阶 Fourier 变换基本理论相结合, 提出一种基于分数阶 Fourier 变换的经验模态分解的机械故障诊断方法. 仿真结果表明, 提出的方法是有效的, 尤其是对于用 EMD 分解方法无法进行有效分解的信号. 如果时频平面旋转一定的角度, 将信号从 EMD 难以分离的区域变换到可以用 EMD 分解有效识别的区域, 然后经过 EMD 分解和分数阶 Fourier 反变换, 就可以实现分量的提取. 诊断实例进一步验证方法的有效性.

关键词: 故障诊断; 分数阶 Fourier 变换; 经验模态分解; 仿真

中图分类号: TN 911.7; TH 165+.3

文献标识码: A

经验模态分解方法(EMD)是近年来兴起的一种新的信号处理方法. 它基于信号的局部特征时间尺度, 可以把信号分解成为若干个固有模态函数(IMF), 而各个 IMF 分量突出了数据的局部特征. 通过对其进行分析, 可以更准确地把握原数据的特征信息, 非常适用于非线性、非稳态过程. 分数阶傅里叶变换(Fractional Fourier Transform, FRFT)作为傅里叶变换的一种广义形式, 具有傅里叶变换所不具备的某些特点, 能够对时变信号和非平稳信号进行有效的分析处理. FRFT 可以理解为信号在时频平面内坐标轴绕原点逆时针旋转任意角度后, 其构成的分数阶傅里叶域上的表示. 从本质上讲, 信号在分数阶傅里叶变换域上的表示, 同时融合了信号在时域和频域的信息, 是一种新的有效的时频分析方法. 本文将经验模态分解方法与分数阶傅里叶变换理论相结合, 提出了一种基于分数阶 Fourier 变换的经验模态分解方法, 使原 EMD 无法分解的信号得以有效的分解.

1 经验模态分解方法

经验模态分解方法(EMD)是利用时间序列上、下包络的平均值确定“瞬时平衡位置”, 进而把非平稳信号分解成一组稳态和线性的数据序列集, 即固有模态函数. EMD 方法分解信号是基于如下 3 条假定: (1) 数据至少有两个极值, 一个极大值和一个极小值; (2) 特征时间尺度定义为相邻极值点之间的时间间隔; (3) 如果数据没有极值点但有拐点, 则可以通过对数据微分一次或多次求得极值, 然后再通过积分来获得分解结果. 这种方法的本质是通过数据的特征时间尺度来获得固有波动模式, 然后分解数据; 而上、下包络线的均值的确定是基于数据自身的局部特征的. 因此, 分解过程是自适应的.

EMD 方法是通过一种被称为“筛分”处理的过程, 来实现对信号进行分解的, 有如下 4 个步骤^[1-2]:

(1) 确定数据序列 $x(t)$ 所有的局部极大值点和局部极小值点, 利用三次样条插值函数拟合形成原数据的上、下包络线;

(2) 上包络线和下包络线的均值记作 m_1 , 求出 $h_1 = x(t) - m_1$. 理想情况下, 如果 h_1 是一个 IMF, h_1

收稿日期: 2009-10-19

通信作者: 李志农(1966), 男, 教授, 博士后, 主要从事智能检测与信号处理、机械设备状态监测与故障诊断的研究.

E-mail: lizhinong@tsinghua.org.cn.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50775208); 河南省教育厅自然科学基金资助项目(2006460005,

2008C460003)

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

就是 $x(t)$ 的第 1 个 IMF 分量;

(3) 如果 h_1 不满足 IMF 的条件, 则把 h_1 作为原始数据, 重复步骤(1), (2), 可得到上、下包络线的平均值 $m_{1,1}$, 然后再判断 $h_{1,1} = h_1 - m_{1,1}$ 是否满足 IMF 的条件. 如不满足, 则重复循环 k 次, 得到 $h_{1,k} = h_{1,(k-1)} - m_{1,k}$, 使 $h_{1,k}$ 满足 IMF 的条件. 记 $c_1 = h_{1,k}$, c_1 为信号 $x(t)$ 的第 1 个满足 IMF 条件的分量, 代表原数据序列中的高频部分. Huang 等^[3] 将上述这样的处理过程形象地比喻为“筛选”过程.

(4) 把 c_1 从 $x(t)$ 中分离出来, 可得到 $r_1 = x(t) - c_1$. 将 r_1 作为原始数据重复步骤(1)~ (3), 可得到 $x(t)$ 的第 2 个满足 IMF 条件的分量 c_2 , 重复循环 n 次, 得到信号 $x(t)$ 的 n 个满足 IMF 条件的分量. 即可得到 $r_2 = r_1 - c_2; \dots; r_n = r_{n-1} - c_n$. 当 r_n 成为一个单调函数不能再从中提取满足 IMF 条件的分量时, 循环结束. 由此可得到 $x(t) = \sum_{i=1}^n c_i + r_n$. 其中: r_n 称为残余函数, 代表信号的平均趋势.

由此可以看出, 经验模态分解方法对信号的每次分解都增加了一个细节(基本模态分量) 和一个频率低于细节的低频分量, 即第 n 次均值曲线, 分解是对信号不断提取高频分量的过程.

2 分数阶 Fourier 变换

分数阶 Fourier 变换是一种将信号从时域变换到分数傅里叶域的方法, 其定义^[4-5] 为

$$x^\alpha(u) = F_p[x(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) K_\alpha(t, u) dt.$$

式中: $\alpha = p\pi/2$, p 为分数阶傅里叶变换的阶数; F_p 为分数阶傅里叶算子符号; $K_\alpha(t, u)$ 为分数阶傅里叶变换的核函数, 有

$$K_\alpha(t, u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1 - j \cot \alpha}{2\pi}} \exp \left\{ j \left(\frac{1}{2} (t^2 + u^2) \cot \alpha - ut \csc \alpha \right) \right\}, & \alpha \neq n\pi, \\ \delta(t - u), & \alpha \neq 2n\pi, \\ \delta(t + u), & \alpha \neq (2n \pm 1)\pi. \end{cases}$$

FRFT 作为一种广义的 Fourier 变换, 既与经典的 Fourier 变换有着天然的联系, 又提供了经典的 Fourier 变换所不具有的性质. FRFT 可看作是角度为 α 的时频面旋转变换, 它提供了信号从时域到频域的全过程的综合描述. 随着阶数从 0 连续增长到 1, 分数阶 Fourier 变换展示出信号从时域逐步变化到频域的所有变化特征. 当阶数 p 取不同值时, 故障信号的 FRFT 谱的能量集中性有优有劣. 当选择恰当的阶数 p 时, 就可得到能量集中性较好的分析图谱, 从而能够更好地分析信号性质. 另外, 如果信号存在交叉项干扰或时间频率耦合问题时, 也可通过在时频平面进行适当的旋转变换, 以滤除交叉项干扰和解决时频耦合的问题.

至于最优阶数 p 的选择, 文中采用步进选择的方法来实现. 具体做法是: 将阶数 p 在一定范围($0 \leq p \leq 2$) 按某个步长(比如 0.1)进行步进尝试, 以选取最优的 p 值. 如果阶数 p 要求有较高的精确度, 可以采用多次步进选择的方法来达到相应的精度要求.

3 仿真实验

对于有些信号, EMD 分解方法无法有效分解. 如果将时频平面旋转一定的角度, 将信号从 EMD 难以分离的区域变换到可以用 EMD 分解有效识别的区域; 然后, 经过 EMD 分解和分数阶 Fourier 反变换, 实现分量的提取. 这样的旋转功能正是分数阶 Fourier 变换可以实现的.

这里, 将分数阶 EMD 方法与 Wigner 分布相结合. 在 Wigner 变换之前, 先选择合适的分数阶 Fourier 变换阶数, 在选定的分数阶 Fourier 变换域中进行 EMD 分解, 得到一系列本征模函数, 然后进行 Wigner 变换. 这样就能有效消除交叉项干扰.

具体步骤如下: (1) 观察时频分布并选取合适的角度, 对信号进行分数阶 Fourier 变换; (2) 对变换后的信号进行 EMD 分解, 得到几个基本模态分量; (3) 对每一个分量进行分数阶 Fourier 反变换; (4) 对分数阶 Fourier 反变换后的每一个分量再作 Wigner 变换.

为了考察该方法的有效性, 在此先进行仿真研究. 仿真信号为

$$x(t) = (1 + 0.2 \sin(15\pi t)) \cdot \cos(60\pi t + 0.5 \sin(30\pi t)) + \sin(240\pi t).$$

信号由一基频为 30 Hz, 调制频率为 15 Hz 的调频调幅非线性信号和一频率为 120 Hz 正弦信号叠加而成. 时域波形如图 1 所示. 图 1 中, n 为采样点数, A 为幅值. 对该信号进行直接 EMD 分解(没有进行延拓), 发现该信号并不能进行有效地分解. 因此, 传统的方法往往要在信号进行 EMD 之前, 进行端点延拓.

在此, 选取合适的分数阶 Fourier 变换阶数对该信号进行分数阶 Fourier 变换; 然后, 在该分数阶变换域内对该仿真信号作 EMD 分解, 结果如图 2 所示. 图 2 中: c_1 组分为对应仿真信号的 120 Hz 频率的正弦部分; c_2 组分对应仿真信号的调频调幅部分; c_3 为残余分量.

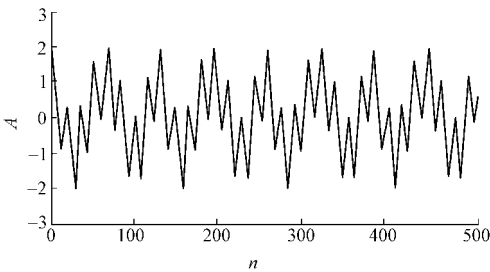


图 1 仿真信号时域波形
Fig.1 Waveform in time domain of simulation signal

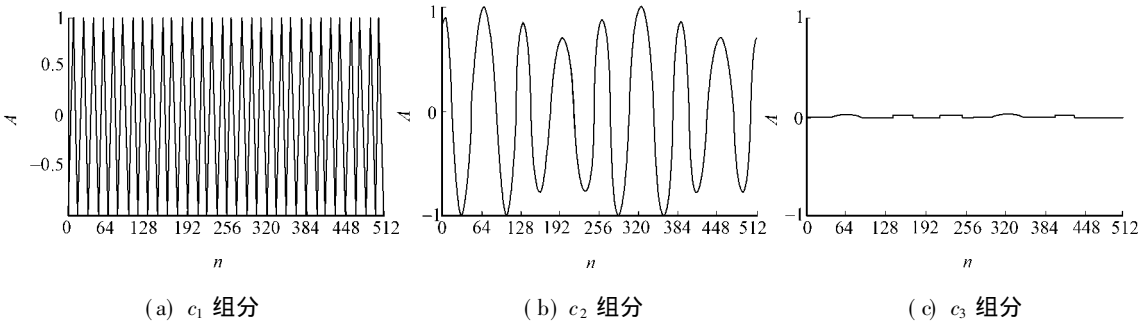


图 2 仿真信号的固有模式函数

Fig.2 Intrinsic mode functions of simulation signal

对仿真信号直接进行 Wigner 分布, 结果如图 3 所示. 由图 3 可知, 在 30 Hz 与 120 Hz 频域之间出现了 75 Hz 的交叉项干扰. 仿真信号在最佳分数阶傅里叶变换域中经过 EMD 分解后的 Wigner 分布, 如图 4 所示. 从图 4 中可看出, 75 Hz 的虚假频率已经消失, 时频分析非常清晰准确.

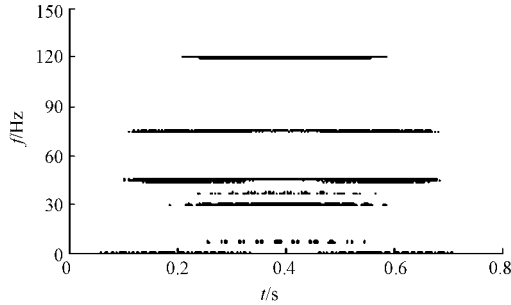


图 3 仿真信号的 Wigner 分布
Fig.3 Wigner distribution of simulation signal

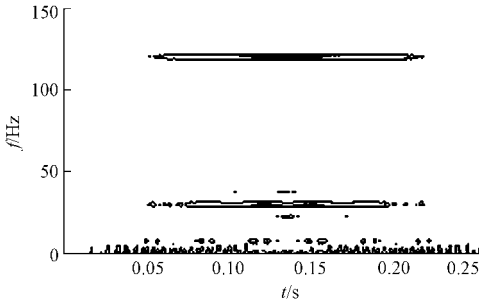


图 4 基于分数阶 EMD 的仿真信号 Wigner 分布
Fig.4 Wigner distribution of simulation signal obtained by fractional EMD method

4 实例验证

为了进一步验证该方法的有效性, 将该方法应用到轴承故障信号处理中. 实验装置见文[6], 点蚀故障点是通过电火花机在轴承外圈滚道中央位置上加工微小凹坑来模拟, 电动机转速为 $1\,772\text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$, 采样频率 F_s 为 12 kHz, 轴承外圈故障频率为 107 Hz, 选取 512 个数据点进行分析.

图 5 为轴承外圈故障的时域波形. 首先利用步进法确定最佳的分数阶傅里叶变换域; 然后, 在最佳分数阶傅里叶变换域中对故障信号进行 EMD 分解; 最后, 进行 Wigner 变换. 故障信号的 Wigner 分布, 如图 6 所示. 由图 6 可知, 故障特征频率并不明显, 很模糊. 故障信号在最佳分数阶傅里叶变换域中经过 EMD 分解后的 Wigner 分布, 如图 7 所示. 由图 7 可知, 故障信号的自项被很好地保留, 而交叉项得到

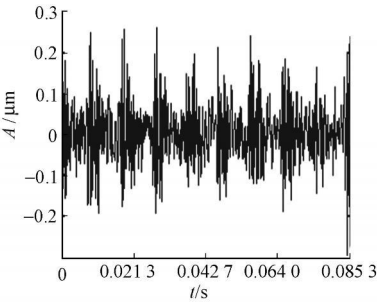


图 5 故障信号时域波
Fig.5 Waveform in time
domain of fault signal

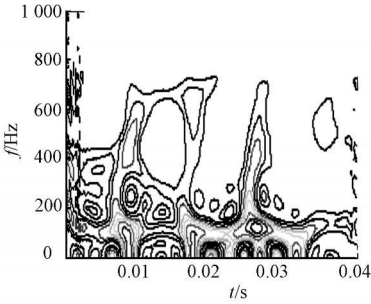


图 6 故障信号的 Wigner 分布
Fig.6 Wigner distribution
of fault signal

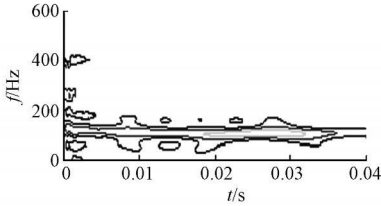


图 7 分解后的故障信号 Wigner 分布
Fig.7 Wigner distribution of
fault signal obtained by
fractional EMD method

了很好的抑制, 其外圈故障特征频率 107 Hz 明显反映出图谱的能量更加地集中。

5 结束语

将分数阶傅里叶变换与经验模态分解相结合, 利用分数阶傅里叶变换在时频面的旋转特性, 构造了分数阶傅里叶变换域的经验模态分解方法, 即分数阶经验模态分解. 该方法能有效地解决一类信号的经验模态分解问题, 拓宽了经验模态分解方法的应用范围. 仿真和实验结果表明, 该方法是有效的.

参考文献:

[1] 刘立州. 分数阶非平稳信号处理方法及在机械故障诊断中应用研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2009.
[2] 于德介, 程军圣, 杨宇. 机械故障诊断的 Hilbert-Huang 变换方法[D]. 北京: 科学出版社, 2006.
[3] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society, 1998, 454(1971): 903-995.
[4] 刘立州, 王穗平, 李志农, 等. 分数倒谱及其在机械故障诊断中应用研究[J]. 噪声与振动控制, 2009, 29(5): 77-79.
[5] 吕亚平. 基于时频分析的机械故障源分离方法研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2009.
[6] LOPARO K A. Bearing data center[EB/OL]. [2005-11-19] [http:// www. eecs. case. edu/ laboratory/ bearing/ down-
load. html](http://www.eecs.case.edu/laboratory/bearing/download.html).

Application of the Method of Fractional Empirical Mode
Decomposition to Machine Fault Diagnosis

LI Zhi-nong^{1,2}, LIU Li-zhou²

(1. Key Laboratory of Nondestructive Testing, Ministry of Education,
Nanchang Hangkong University, Nanchang 360063, China;

2. School of Mechanical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Combining empirical mode decomposition (EMD) and fractional Fourier transform, a new fault diagnosis method based on fractional empirical mode decomposition is proposed. The proposed method is compared with the conventional time-frequency analysis method. The simulation result shows that the proposed method is very effective, especially for signal which can hardly be decomposed by conventional EMD method. The proposed method rotates the signal in the time-frequency plane, and transforms the signal from the hardly decomposable domain to easily decomposable domain, the component of the signal can be effectively extracted by EMD and fractional Fourier reverse transform. The experimental results further have verified the validity of the proposed method.

Keywords: fault diagnosis; fractional Fourier transform; empirical mode decomposition; simulation

(责任编辑: 陈志贤 英文审校: 郑亚青)