

一种多分量信号分解方法:时频滤波分解

张 亢¹, 刘鹏飞¹, 曹振华¹, 陈向民¹, 田泽宇²

(1. 长沙理工大学能源与动力工程学院, 湖南长沙 410114; 2. 华能国际电力股份有限公司湖南清洁能源分公司, 湖南长沙 410015)

摘要: 为解决目前信号分解分量时频域紧邻、重叠和间歇性复杂时频特征的多分量非平稳、非线性信号时, 分解困难和效率低的问题, 本文提出了一种基于信号时频分布的多分量非平稳信号分解方法——时频滤波分解(Time-Frequency Filtering Decomposition, TFFD). TFFD通过拟合所选反映信号中各分量时频瞬时特征与规律的时频域基准数据点, 得到与分量实际瞬时频率(Instantaneous Frequency, IF)一致的拟合IF曲线, 并以拟合IF曲线的时频坐标为基础, 设置距离阈值条件确定分量在时频图上的分布区域, 构造以拟合IF曲线时频坐标为中心频率、分布区域频宽为通带宽度的时频滤波器组, 实现对多分量信号的时频滤波分解. 通过对具有代表性时频特征的仿真和实际信号分析, 并与经典信号分解方法对比, 证明了TFFD方法优良的分解能力和分解效率.

关键词: 多分量信号; 信号分解; 时频分布; 瞬时频率; 时频滤波

基金项目: 湖南省自然科学基金(No.2018JJ3541); 湖南省教育厅优秀青年项目(No.21B0347)

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2024)08-2618-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20230758

A Multicomponent Signal Decomposition Method: Time-Frequency Filtering Decomposition

ZHANG Kang¹, LIU Peng-fei¹, CAO Zhen-hua¹, CHEN Xiang-min¹, TIAN Ze-yu²

(1. School of Energy and Power Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha, Hunan 410114, China;

2. Hunan Clean Energy Branch, Huaneng Power International Co., Ltd., Changsha, Hunan 410015, China)

Abstract: The problems of difficulty and low efficiency in decomposing multicomponent nonstationary nonlinear signal with complex time-frequency characteristics such as contiguity, overlap and intermittency in time-frequency domain are solved. Based on the time-frequency distribution of signal, a multicomponent nonstationary signal decomposition method called time-frequency filtering decomposition (TFFD) is proposed. TFFD gets the fitting IF curve which is consistent with the instantaneous frequency (IF) of the components by fitting the time-frequency datum points which can reflect the instantaneous characteristics and laws of the components in the signal. Based on the time-frequency coordinates of fitting IF curve, the distribution area of component is determined by setting the distance threshold condition. Thus, a time-frequency filter bank is constructed, which is based on fitting IF curve time-frequency coordinates as the central frequency and the bandwidth of distribution area as the passband width, to achieve time-frequency filtering decomposition for multicomponent signal. Through the analysis of the simulation and the actual signal with the representative time-frequency characteristics, and the comparison with the classical signal decomposition methods, it is proved that the TFFD method has good decomposition ability and efficiency.

Key words: multicomponent signal; signal decomposition; time-frequency distribution; instantaneous frequency; time-frequency filtering

Foundation Item(s): Natural Science Foundation of Hunan Province (No.2018JJ3541); Excellent Youth Project of Hunan Provincial Education Department (No.21B0347)

1 引言

自然界与工程中的各种信号, 如生物语音、机械振动和雷达信号等通常都为多分量的非平稳、非线性信

号^[1,2]. 要从此类信号中提取出所蕴含的信息, 首先要将各分量成分从原始信号中分离出来. 然而, 此类信号一般具有复杂的时频特征, 且信噪比低, 要实现分量成

分快速准确分离,难度很大^[3].

目前,提出的多分量非平稳信号分解方法一般基于信号自身的时间尺度特征、频率分布特征或局部时频特征进行分解.如应用广泛的经验模态分解^[4]、局部均值分解^[5]、本征时间尺度分解^[6]等,其以信号自身的时间尺度特征为分解依据,将信号分解为一系列时间尺度由小到大的单分量成分.而以经验小波变换^[7]、变分模态分解^[8]等为代表的频域分解技术,则根据信号的频域特征,构造不同类型的频带滤波器或滤波器组对信号进行频域滤波,实现信号分解.理论上,信号的非平稳和非线性特征体现在分量的瞬时频率和瞬时幅值会随时间和频率同时发生变化,且瞬时特征还可能呈现出波动剧烈、频域跨度大、突变等复杂变化规律,单独基于时间尺度或频率特征的信号分解方法,因为分开考虑了信号的时间尺度或频率分布特征,通常无法分解,或会将同一分量机械地分割为多个部分,造成分解错误^[9].基于信号时间-频率联合特征的分解方法,通过计算信号时频分布中各分量的时频脊线、向量加权系数、瞬时频率等时频特征来分离出分量,此类方法因同时考虑了信号的时间和频率特征,在多分量非平稳信号分解方面得到了越来越多应用^[10,11].然而,对于自然界与实际工程中的部分信号会受到工况、环境、冲击等各种干扰成分的影响,其分量的时频特征非常复杂,可能呈现出跨频带、时频域紧邻甚至重叠交叉、间歇性的特征,导致各分量成分具有相近,甚至相同的时频特征,加之大量的噪声成分还可能会掩盖部分时频特征,使得仅以信号时频特征差异为分解依据的分解方法,很难分解出具有上述复杂时频特征的分量^[12].此外,目前所提方法的分解方式,或为特征匹配迭代筛分,或要求解复杂的优化问题,或同时需要多个通道的数据,计算量较大、分解时间较长^[13-15].

本文基于信号的时频分布,综合考虑信号的时间频率联合特征,设计一种分量瞬时频率(Instantaneous Frequency, IF)估计算法.该算法的基本思想是依据信号中各分量的时频分布特点,确定一定数量的基准数据点,勾勒出待分解分量在时频图中的基本分布规律,对所选基准数据点的时频坐标进行拟合,获得与分量实际IF规律一致的拟合IF曲线方程.其中,每一组曲线方程的时频坐标相当于1个时频滤波器的中心频率系数,所有曲线方程的时频坐标相当于1个时频滤波器组的中心频率系数组.理论上该滤波器组的中心频率系数反映了时频面上所有任意形式分量信号的IF特征.进一步以该时频滤波器组设计为基础,提出一种多分量非平稳、非线性信号分解方法——时频滤波分解(Time-Frequency Filtering Decomposition, TFFD).TFFD以得到各分量的IF拟合曲线的时频坐标为基础,设置对应坐标域的阈值条件,通过该阈值条件确定与相应

IF规律对应分量信号的时频分布区域,以及需要保留的时频数据点,即得到了时频滤波器的通频带系数.将该阈值条件系数与前述IF拟合曲线的时频坐标组合,形成完整的时频滤波器组系数,根据该系数组构造相应的时频滤波器组.

因为每个分量都有其特定的滤波系数,所以理论上利用TFFD方法得到的时频滤波器组,对原始信号的时频谱进行时频域滤波,实现对原始信号中各类型分量,如紧邻、时频域重叠或间歇性分量的精准分离,同时还能去噪与重构.此外,所提方法无须迭代,也不需要求解复杂的优化问题,具有较高的计算效率.通过对各类型仿真信号,自然界与工程实际信号的分析,验证了所提方法的效果,为具有复杂时频特征的多分量非平稳信号分解提供了新途径.

2 所提方法理论

2.1 分量IF估计

各分量的IF表征了该分量的时频分布规律.所设计方法将信号中的分量视为时频面上数据点集合,选取能反映该分量时频分布规律的基准数据点,通过多项式拟合基准数据点的时频坐标,得到与对应分量实际IF规律一致的拟合IF曲线.具体过程如下所述.

分析分量在时频图上的分布规律,选取一系列能反映其分布规律的基准数据点 $P_i(i=0, 1, \dots, m)$,其在时频面上的坐标值为 $(x_i, y_i)(i=0, 1, \dots, m)$, x_i 为时间坐标值, y_i 为频率坐标值.

定义阶次为 n 的多项式 $p(x)$:

$$p(x) = \sum_{j=0}^n a_j x^j = a_0 x^0 + a_1 x^1 + \dots + a_n x^n \quad (1)$$

定义 $p(x)$ 在基准数据点 P_i 处的残差 e_i :

$$e_i = p(x_i) - y_i, \quad (i=0, 1, \dots, m) \quad (2)$$

记向量 $\mathbf{E} = (e_0, e_1, \dots, e_m)$, \mathbf{E} 的L2范数的平方 Q :

$$\begin{aligned} Q &= \sum_{i=0}^m e_i^2 = \sum_{i=0}^m [p(x_i) - y_i]^2 \\ &= \sum_{i=0}^m \left(\sum_{j=0}^n a_j x_i^j - y_i \right)^2 \end{aligned} \quad (3)$$

Q 也即L2范数损失,反映了拟合误差的大小.当 Q 取最小值时,对应的系数 a_j 使多项式曲线 $p(x)$ 与基准数据点表征的分量IF具有在最小平方逼近定义下的最佳一致性.

由式(3)可知 Q 是关于系数 a_j 的多元函数,因此,多项式拟合问题也为多元函数的极值问题:

$$\frac{\partial Q}{\partial a_j} = 0, \quad j=0, 1, \dots, n \quad (4)$$

也即

$$\sum_{i=0}^m \left(\sum_{j=0}^n a_j x_i^j - y_i \right) x_i^j = 0 \quad (5)$$

式(5)可转换为关于系数 a_j 的线性方程组:

$$\begin{pmatrix} 1 & \cdots & x_0^{n-1} & x_0^n \\ 1 & \cdots & x_1^{n-1} & x_1^n \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 1 & \cdots & x_m^{n-1} & x_m^n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{pmatrix} \quad (6)$$

由 IF 相关理论^[16]可知,信号的 IF 要具有物理意义,即为单分量信号时,在同一时间点仅对应唯一的频率成分,有

$$x_0 \neq x_1 \neq \cdots \neq x_m \quad (7)$$

此时式(6)有唯一解,即拟合的 IF 曲线方程是唯一的.

以上是从时频域取点拟合 IF 曲线方程的方式,因为多项式函数的阶数可变化,所以理论上只要基准数据点选择合适,便可拟合出时频面上任意形式的信号分量.所需基准数据点的数量,对于简单分量一般只需要很少的基准数据点,而对于复杂分量,须增加基准数据点的数量,但总数量还是远少于分量信号的数据点数量,因此算法计算效率高.此外,只要噪声没有完全掩盖整个分量,该算法也能估计出该分量的 IF 曲线,具有较强的噪声鲁棒性.

2.2 阈值条件

信号中的每个分量在时频图上是分布在一定区域内的,即具有相应的带宽.尽可能精确确定区域,并保留组成信号分量的数据点,确保后续信号分量的完整分离与重构.而要确定该区域,最直观的方式就是估计区域边缘到拟合 IF 曲线的距离,但直接求解区域边缘任意点到多项式的拟合 IF 曲线的距离较困难.本文依据信号中的分量一般具有明确带宽的实际情况,提出以纵轴距离与分量半带宽距离的比值为阈值条件,确定分量存在的区域.

设三维时频图上任意点在二维时频面上的投影坐标为 (x_1, y_1) ,对应拟合 IF 曲线上点的坐标为 $(x_1, p(x_1))$,则其纵轴距离 d 为

$$d = |y_1 - p(x_1)| \quad (8)$$

其中, d 实际为点与点的频率差值,设半带宽距离为 D ,当满足阈值条件 $d/D \leq 1$ 时,保留该数据点的坐标值及该点对应的瞬时幅值.对于半带宽距离 D ,可依据待分解分量的瞬时幅值在时频图上的分布情况来确定,一般情况下,确定性分量成分的幅值特征与随机性噪声成分的幅值特征具有明显差异.理论上对于具有确定带宽的分量信号,只要噪声成分没有完全掩盖整个分量信号,都能明确确定半带宽距离 D .

2.3 时频滤波分解

2.3.1 基本步骤

信号各分量 IF 曲线的估计和分量区域的确定,等同于构造了以估计 IF 曲线的时频坐标为中心频率、区

域宽度为通带宽度的时频滤波器组,据此提出了基于信号时频分布的 TFFD 方法.

TFFD 中的时频滤波器在每个时刻实际是 1 个频率带通滤波器.该频率带通滤波器的具体类型可以是无限冲激响应、有限冲激响应、或其他类型的经典滤波器;也可以是通过直接保留符合时变中心频率和通带宽度参数要求的时频域数据方式,进行形式或广义的时频滤波.本文为了避免设计参数对滤波效果的过多影响,以及过大的计算量,采用了广义形式的时频滤波.

以式(9)的加噪仿真信号 $x_1(t)$ 来说明 TFFD 的方法.文中所有的仿真分析都是在 MATLAB R2021a 上进行的. $x_1(t)$ 由 1 个调幅调频分量和 1 个线调频分量组成, $n(t)$ 为叠加标准差为 1.0 的高斯白噪声. $x_1(t)$ 的采样频率 f_s 为 1 000 Hz,采样时间为 7 s,时域波形如图 1(a)所示.

$$x_1(t) = [1 + \cos(19\pi t)] \sin(100t^2 + 150\pi t) + \sin(50\pi t^2 + 300\pi t) + n(t), t \in [0: 1/f_s: 7] \quad (9)$$

Step1: 建立三维时频图. TFFD 是基于信号的时频域数据点,由于短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)的经典性,且不存在交叉干扰项,计算简单,因此,本文利用 STFT 建立信号的时频图. $x_1(t)$ 的 STFT 时频分布如图 1(b),可以看出 2 个组成分量在时频域的跨度很大.

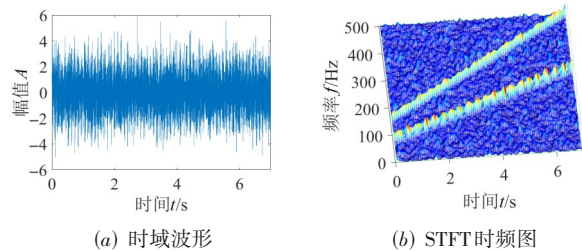


图1 仿真信号 $x_1(t)$

Step2: 求取 IF 拟合曲线方程.以线调频分量为例,根据线调频分量的时频分布特征,在 $x_1(t)$ 的时频图中选取 3 个基准数据点,其时频坐标分别为 $P_0(0.38, 166.016)$ 、 $P_1(3.42, 320.312)$ 、 $P_2(6.06, 451.172)$,如图 2(a)所示.对选取的基准数据点进行多项式拟合,由于线调频分量的 IF 为线性变化,因此,设定拟合阶数 n 为 1,得到的拟合 IF 曲线如图 2(b)中的红色虚线所示.通过对比图 2(a)和图 2(b)可知,拟合 IF 曲线准确反映了待求分量的实际 IF 规律.

Step3: 确定分量区域边界.根据拟合 IF 曲线的时频坐标和阈值条件,确定线调频分量所在区域的边界.从图 1(b)可知线调频分量的主体分布在宽度为 30 Hz 的频带内,因此设置半带宽距离 $D=15$ Hz,根据阈值条

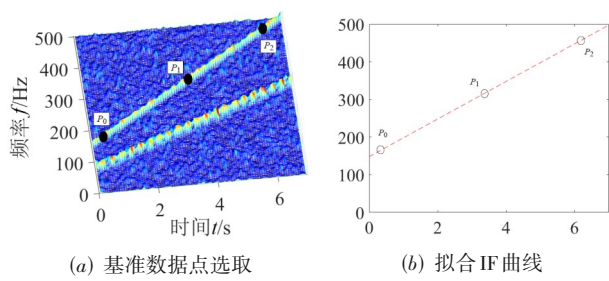


图2 求取IF拟合曲线

件确定的区域如图3(a)中红线内区域. 由此得到1个中心频率为拟合IF曲线的时频坐标、通带宽度为2D的时频滤波器,图3(b)为滤波后分量的STFT时频图.

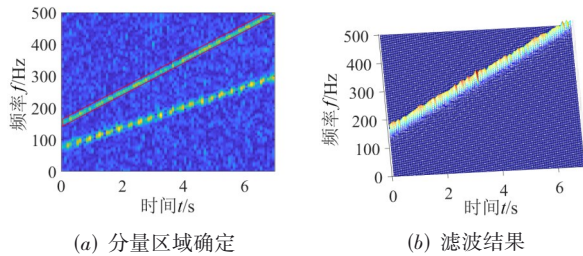


图3 分量区域确定及滤波结果

用同样方式对 $x_1(t)$ 中的调幅、调频分量进行处理,也可获得1组时频滤波器系数,得到关于仿真信号 $x_1(t)$ 的时频滤波器组.

Step4: 重构分量信号. 对滤波后的每个分量的时频域数据,进行逆短时傅里叶变换(Inverse Short-Time Fourier Transform, ISTFT),得到相应分量的时域信号. $x_1(t)$ 滤波分解出2个分量的ISTFT时域重构信号,如图4所示,可看出其准确对应了 $x_1(t)$ 的2个组成分量,且调制特征与原始信号一致,只是噪声对瞬时幅值有轻微影响.

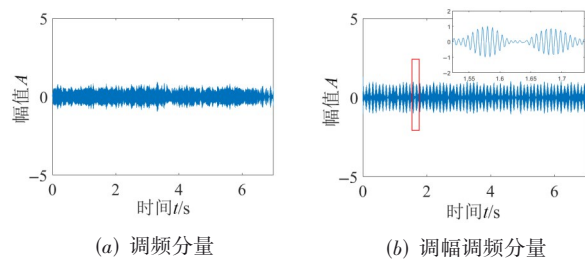


图4 时域重构信号

2.3.2 算法噪声鲁棒性

为对算法效果进行定量评价,以及分析对噪声的鲁棒性,以奇异谱熵、模糊熵和包络熵3种信息熵作为定量指标,分别计算 $x_1(t)$ 在叠加标准差为0.5、1.0、1.5和2.0的高斯白噪声,以及无噪声时,TFFD分解结果的对应信息熵值,结果见表1. 由表1可以看出,在不同噪

声标准差,即不同噪声强度下,分解结果的3种熵值均与无噪声条件下(标准差为0时)非常接近,最大差值不超过8.8%,说明算法的分解与去噪效果良好. 同时看出,不同噪声强度下的3种信息熵值都很稳定,表明算法良好的噪声鲁棒性.

表1 不同噪声强度下TFFD分解结果的信息熵

标准差	分量	奇异谱熵	模糊熵	包络熵
0	调频	7.115 7	1.315 7	8.030 5
	调幅调频	6.597 7	0.941 1	7.389 9
0.5	调频	7.116 8	1.115 0	8.025 9
	调幅调频	6.626 7	0.922 5	7.493 4
1.0	调频	7.111 0	1.177 1	8.019 3
	调幅调频	6.614 9	0.937 3	7.485 0
1.5	调频	7.089 0	1.206 7	8.000 3
	调幅调频	6.621 2	0.922 8	7.464 4
2.0	调频	7.071 2	1.200 2	7.972 6
	调幅调频	6.598 8	0.975 5	7.481 2

3 仿真信号分析

为验证所提方法对具有不同时频特征的多分量非平稳、非线性信号的分解效果,本节设计了3种具有代表性时频特征的仿真信号,并利用TFFD方法进行分析.

3.1 分量紧邻非线性信号

构造式(10)所示仿真信号 $x_2(t)$, 设置采样频率 f_s 为1 000 Hz, 采样时间7 s, 其时域波形与STFT时频图如图5所示, 可看出 $x_2(t)$ 具有2组成分量时频域紧邻、IF变化非线性的复杂时频特征.

$$x_2(t) = [1 + \cos(19\pi t)] \cos(200\cos(0.5\pi t) + 50\pi t^2 + 100\pi t) + [1 + \cos(19\pi t)] \cos(200\cos(0.5\pi t) + 50\pi t^2 + 50\pi t), t \in [0; 1/f_s; 7] \quad (10)$$

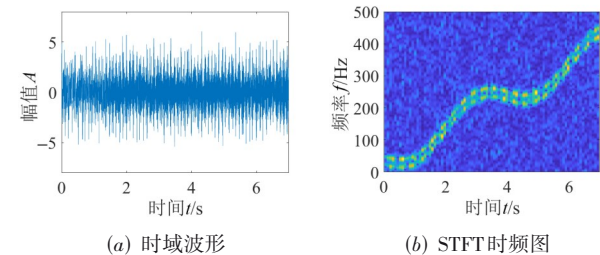
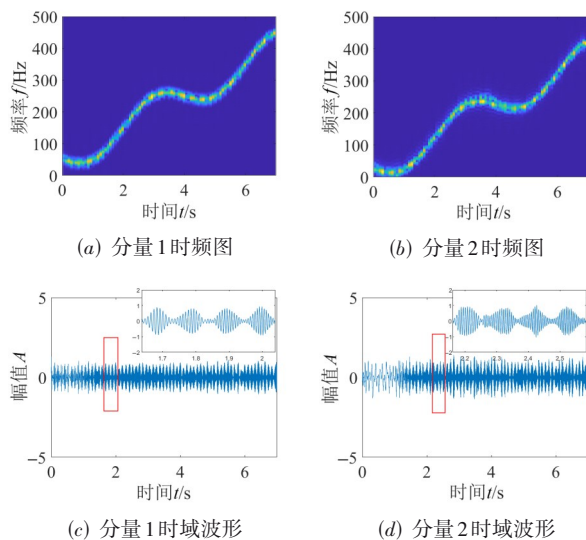


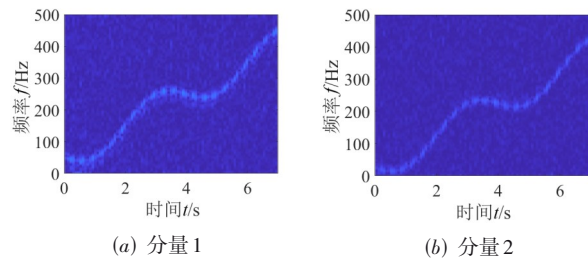
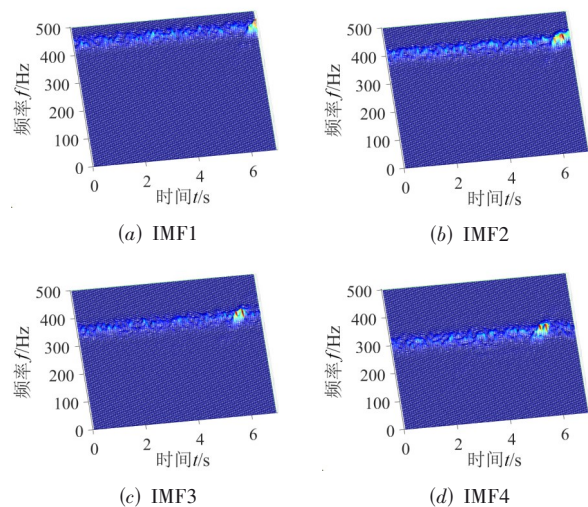
图5 仿真信号 $x_2(t)$

采用TFFD方法对仿真信号 $x_2(t)$ 进行分析, $x_2(t)$ 中加入标准差为1.0的高斯白噪声. 对于IF非线性变化的分量和IF规律未知的实际信号, 本文通过计算拟合曲线与对应基准数据点的均方误差值 ($MSE \leq 0.05$) 作为评估指标, 确定拟合阶数. 同时, 因为 $x_2(t)$ 中2个分量

的 IF 变化规律相同, 统一确定出拟合阶数为 29. 根据 2 个分量主体在时频图中的分布区域也相似, 统一选取半带宽距离 $D=20$ Hz. $x_2(t)$ 的 TFFD 分解结果如图 6 所示, 紧邻的 2 个分量被准确分离, 且分量区域外的噪声得到了抑制, 图 6(c) 和图 6(d) 中的时域波形准确反映了原信号的调幅调频特征. 为了对比, 采用 2 种具有代表性的多分量非平稳信号分解方法: 变分模态分解 (Variational Mode Decomposition, VMD) 和多通道多分量分解^[10] (Multichannel Multicomponent Decomposition, MMD), 同样对 $x_2(t)$ 进行分解. 其中, VMD 是以信号时频尺度特征为分解依据的经典分解方法, MMD 是一种将信号分量看成 1 组加权特征向量的线性组合多通道分解方法. 分解过程中, 根据文献[10]中关于 MMD 分解的必要条件, 本次分解设置信号通道数为 10. VMD 选择分解模态数为 10. 2 种方法的分解结果分别如图 7 和图 8 所示, 从图 7 可以看出 MMD 同样将 $x_2(t)$ 中紧邻的 2 个分量的主体分离开了, 主体旁边仍残留有另 1 个分量成分, 说明分离不完全, 且信噪比低. 图 8 列出了 VMD 分解出的前 4 个本征模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMF) 分量, 其他 IMF 分量结果类似, 可以看出 VMD 只是将 $x_2(t)$ 从高频至低频机械分割到了不同频带, 并未分解出 2 个紧邻的分量信号.

图 6 $x_2(t)$ 的 TFFD 分解结果

进一步从分解效率和分解效果两方面, 对上述 3 种算法进行综合对比. 分解效率方面, 通过在同一设备上对仿真信号 $x_2(t)$ 进行 10 次分解, 取 10 次分解时间的平均值作为算法分解时间进行对比, 结果见表 2. TFFD 的分解时长最短, VMD 由于采用了迭代优化的方式, 分解时长大于 TFFD, 而 MMD 由于每次分解需要同时处理 10 个通道的数据, 数据量是另 2 种算法的 10 倍, 其分解时长明显大于其他 2 种算法. 对比分解效果仍然以 3 种

图 7 $x_2(t)$ 的 MMD 分解结果图 8 $x_2(t)$ 的 VMD 分解结果

信息熵作为对比指标, 表 3 为 3 种分解结果的信息熵值, 由于 VMD 没有成功分解, 因此表 3 中未列出. 由表 3 可以看出, TFFD 分解结果的 3 种信息熵值相比 MMD 分解结果, 更加接近于原始无噪声信号分量的对应信息熵值. 以上对比表明, TFFD 在分解效率和效果上优于另 2 种方法.

表 2 3 种算法分解效率对比

算法	VMD	MMD	TFFD
分解时间/s	4.596 6	973.040 5	1.992 2

表 3 分量紧邻非线性信号分解结果的信息熵

算法	分量	奇异谱熵	模糊熵	包络熵
原始信号	分量 1	7.002 1	0.830 3	7.906 5
	分量 2	7.001 6	0.720 5	7.482 5
MMD	分量 1	7.745 0	0.683 5	8.489 9
	分量 2	7.697 9	0.895 1	8.468 6
TFFD	分量 1	7.042 7	0.920 4	8.005 6
	分量 2	7.023 2	0.834 8	7.559 6

3.2 分量时频域重叠信号

构造式(11)所示的仿真信号 $x_3(t)$, 设置采样频率 f_s 为 1 000 Hz, 采样时间为 7 s, 并叠加标准差为 1.0 的高

斯白噪声. $x_3(t)$ 的时域波形和 STFT 时频谱如图 9 所示, 可以看出 $x_3(t)$ 的 2 个分量在时频域存在多处重叠, 即具有相同的局部时频尺度.

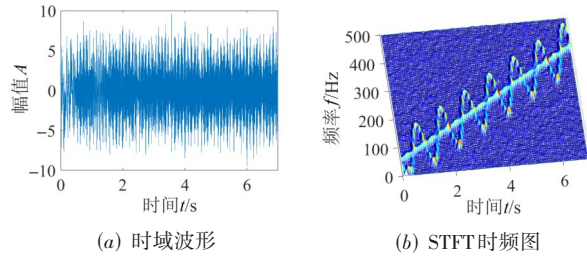


图9 仿真信号 $x_3(t)$

$$x_3(t) = [3 + \cos(19\pi t)]\cos(80\cos(2\pi t) + 50\pi t^2 + 100\pi t) + [2 + \cos(19\pi t)]\sin(50\pi t^2 + 100\pi t),$$

$$t \in [0: 1/f_s: 7] \quad (11)$$

同样采用 TFFD、VMD 和 MMD 方法对仿真信号 $x_3(t)$ 进行分解. 其中, TFFD 分解过程中, 线调频分量设定拟合阶数为 1, 根据 MSE 条件确定非线性调频分量的拟合阶数为 48, 根据分量分布情况确定半带宽距离 $D=20$ Hz. MMD 中设置信号通道数为 10. VMD 选择分解模态数为 10. TFFD 分解结果如图 10 所示, TFFD 清晰准确地分解出重叠的 2 个分量. MMD 的分解结果如图 11 所示, 也成功分离了 2 个重叠分量, 但留有较多噪声. 图 12 列出了 VMD 的前 4 个 IMF 分量, 存在明显的模式混淆现象, 同样没有分解出 $x_3(t)$ 的 2 个分量, 主要原因是 VMD 以信号的时频尺度特征作为分解依据, 但重叠分量具有相同时频尺度特征, 导致无法分解.

同样从分解效率与分解效果两方面对 3 种算法进行对比, 对比方案与分量紧邻信号一致, 对比结果见

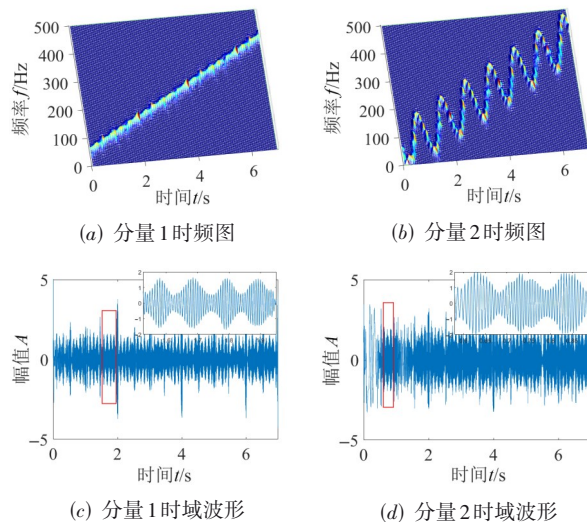


图10 $x_3(t)$ 的 TFFD 分解结果

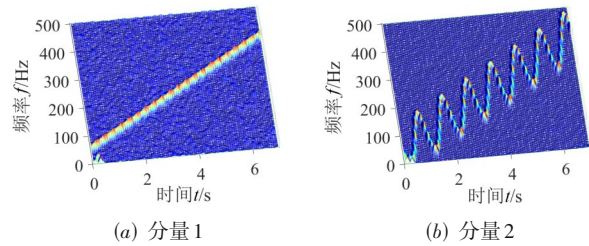


图11 $x_3(t)$ 的 MMD 分解结果

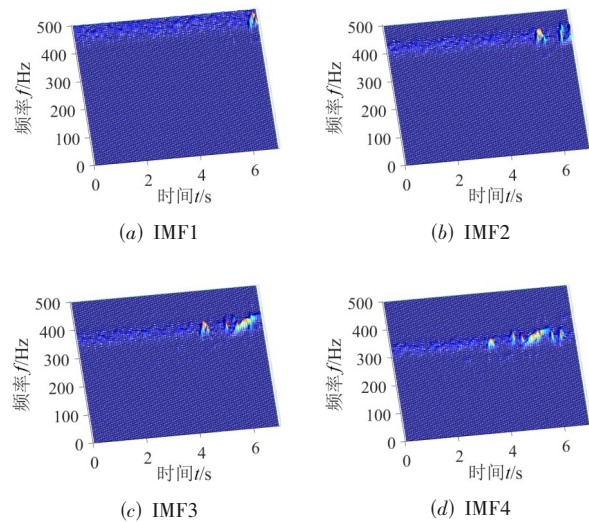


图12 $x_3(t)$ 的 VMD 分解结果

表 4 和表 5. 由表可知, 对于时频域重叠信号的对比结论, 与前述分量紧邻信号相同, TFFD 在分解效率和效果上要优于另 2 种算法, 这体现了算法本身原理的优势, 而与信号的具体类型和特征无关.

表 4 3 种算法分解效率对比

算法	VMD	MMD	TFFD
分解时间/s	4.752 2	988.004 4	0.879 2

表 5 分量时频域重叠信号分解结果的信息熵

算法	分量	奇异谱熵	模糊熵	包络熵
原始分量	线性	7.087 6	1.694 9	7.969 7
	非线性	7.454 5	1.747 3	7.828 7
MMD	线性	7.666 9	2.030 3	8.401 8
	非线性	7.683 7	2.051 7	8.338 3
TFFD	线性	7.086 0	1.654 8	7.941 8
	非线性	7.458 8	1.735 0	7.862 2

3.3 间歇性信号

构造式 (12) 和式 (14) 所示的间歇性信号 $x_4(t)$, 设置采样频率 f_s 为 1 000 Hz, 采样时间为 7 s, 对信号加入标准差为 1.0 的高斯白噪声. $x_4(t)$ 的时域波形和 STFT

时频分布及构成分量的时域波形如图 13 所示,非线性调频分量随时间间歇性出现,且与线调频分量重叠,时

频特征复杂.

$$x_{4_1}(t) = [1 + \cos(19\pi t)] \sin(50\pi t^2 + 100\pi t) \quad (12)$$

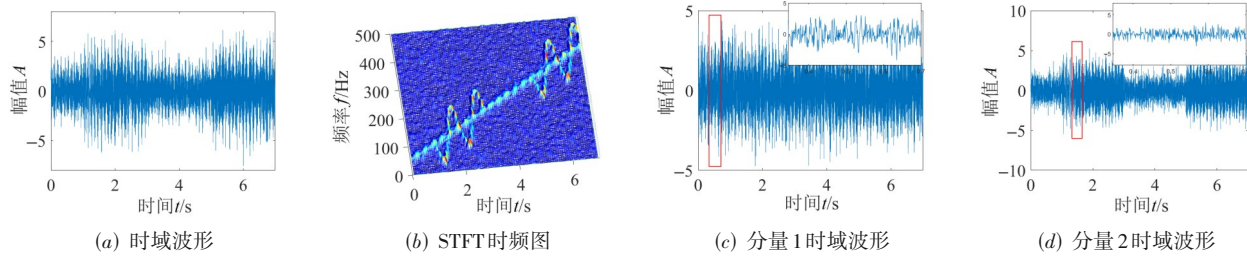


图 13 仿真信号 $x_4(t)$

$$x_{4_2}(t) = \begin{cases} 0, & t \in [0: 1/f_s: 1) \\ [2 + \cos(19\pi t)] \cos(80 \cos(2\pi t) + 50\pi t^2 + 100\pi t), & t \in [1: 1/f_s: 3) \\ 0, & t \in (3: 1/f_s: 5) \\ [2 + \cos(19\pi t)] \cos(80 \cos(2\pi t) + 50\pi t^2 + 100\pi t), & t \in [5: 1/f_s: 7) \end{cases} \quad (13)$$

$$x_4(t) = x_{4_1}(t) + x_{4_2}(t), t \in [0: 1/f_s: 7] \quad (14)$$

考虑到 VMD 从理论上无法分解此类型信号,因此,仅采用 TFFD 和 MMD 对仿真信号 $x_4(t)$ 进行分解. 分解过程中,因为 $x_4(t)$ 与 $x_3(t)$ 的组成分量相同,只是 $x_4(t)$ 中非线性调频分量呈间歇性出现,所以 TFFD 中拟合阶数和半带宽距离,以及 MMD 中通道数的设置均与前述 $x_3(t)$ 一致. TFFD 的分解结果如图 14 所示,由图可见 TFFD 完整分解出了 2 段间歇成分以及线调频分量,且分量区域外噪声得到了抑制. MMD 分解出的前 2 个分量如图 15 所示,可以看出间歇性分量与线调频分量未成功分离. 主要原因是间歇成分只出现在局部,其与线调频分量被 MMD 当成了 1 个分量,导致分解结果的 IF 特征仍与原始信号 $x_4(t)$ 相同,即未分离,仅只有幅值差异.

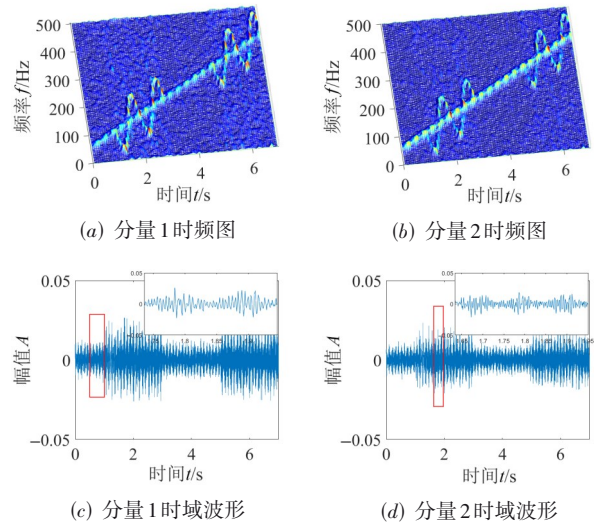


图 15 $x_4(t)$ 的 MMD 分解结果

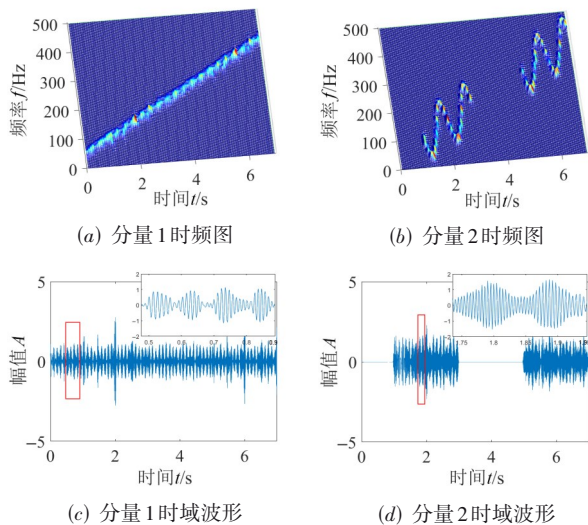


图 14 $x_4(t)$ 的 TFFD 分解结果

4 实际信号分析

自然界与工程实际中存在大量多分量非平稳、非线性信号,具有复杂的时频特征,且噪声干扰严重. 本节将提出的 TFFD 应用于工程中齿轮箱振动信号和自然界中的虎鲸哨声信号,提取其中的分量成分.

4.1 工业齿轮箱振动信号

齿轮箱振动信号是典型的多分量非平稳信号^[17]. 对于信号中的分量成分,由于齿轮箱的结构与运行工况复杂、运动部件多且相互牵连,同时受冲击和噪声干扰,因此既具有复杂的时频瞬时特征,又含有丰富的齿轮箱结构、运行和工况等状态信息,要提取这些状态的特征信息,必须将各分量从原始振动信号中分解出来. 图 16 为 1 组实测的工业齿轮箱振动加速度信

号,可以看出信号中包含有多个分量成分,各分量具有紧邻、重叠、时频域跨度大等复杂时频特征,且信噪比低.

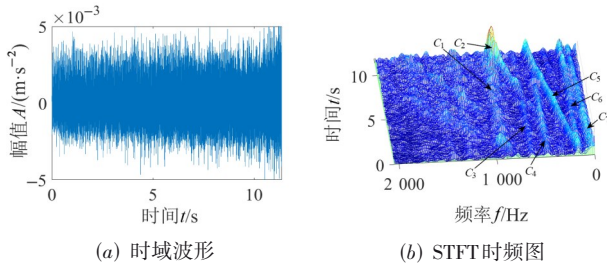


图 16 工业齿轮箱振动信号

采用 TFFD 对该齿轮箱振动加速度信号进行分解. 信号采样频率为 4 096 Hz, 采样时间为 11.375 s, 将其包含的主要分量标记为 $C_1 \sim C_7$. 该振动信号测取时, 齿轮箱处于匀加速起工况, 各分量主要为随转频线性变化的各级齿轮啮合振动成分, 以及恒定频率的结构件固有振动成分和交流电干扰成分, 即各分量 IF 均表现为线性特征, 因此在分解过程中, 各分量的拟合阶数均设置为 1. 图 16(b) 为时频图中各分量未受噪声影响部分, 可以看出各分量分布的频宽基本一致, 为提高分解效率, 统一确定半带宽距离 $D=45$ Hz. 据此参数设计的时频滤波器, 进行时频滤波分解的结果如图 17 所示, 可以看出各分量均被完整分解出来, 且清晰展现各分量的瞬时特征. 进一步对提取的分量进行叠加重构, 结果如图 18 所示, 对比图 18 与图 16 可以看出重构信号既保留了原始齿轮箱振动信号特征, 又提高了信噪比.

4.2 虎鲸哨声信号

虎鲸通过声音进行回声定位和交流^[18]. 分析这些声音信号对研究虎鲸的行为非常重要. 图 19 为 1 组虎鲸的哨声信号, 是典型的多分量非平稳信号, 且各分量的时频瞬时特征均表现为无规律的非线性变化, 部分分量还存在时频域重叠, 时频特征非常复杂.

使用 TFFD 对此虎鲸哨声信号进行分解. 信号采样频率为 7 350 Hz, 采样时间为 3.4 s, 将其包含的主要分量标记为 $C_1 \sim C_8$. 分解过程中, 根据 MSE 条件得到各非线性分量的拟合阶数分别为 35、28、20、20、18、18、18、18, 从图 19(b) 可以看出分量的分布带宽基本一致, 同样统一选取半带宽距离 $D=70$ Hz. 以此参数构造的时频滤波器组的滤波分解结果如图 20 所示, 可以看出 8 个分量均被分解出来, 且各分量的时频瞬时特征基本没有发生失真. 进一步对提取的分量进行叠加重构, 结果

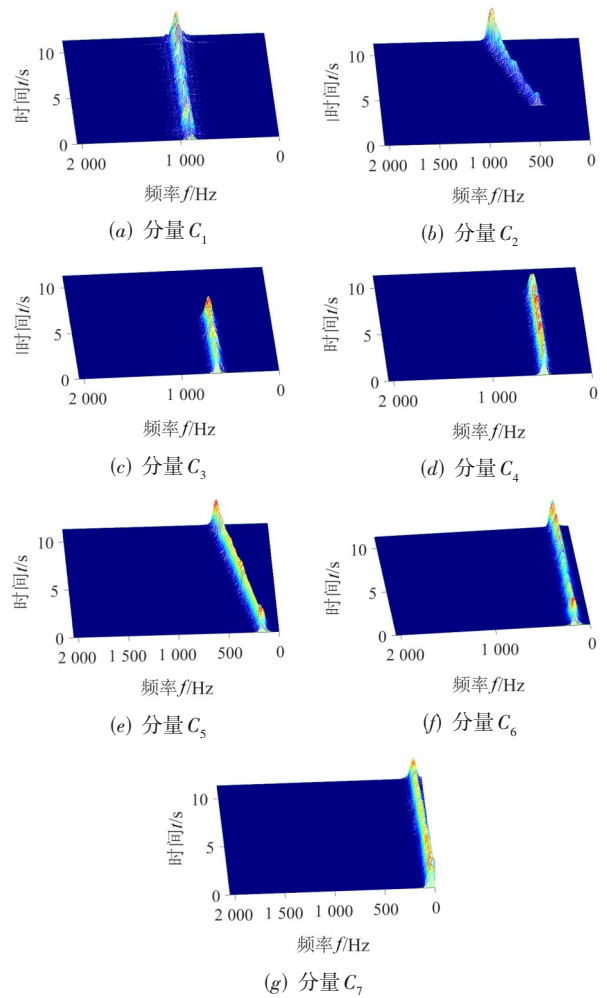


图 17 齿轮箱振动信号的 TFFD 分解结果

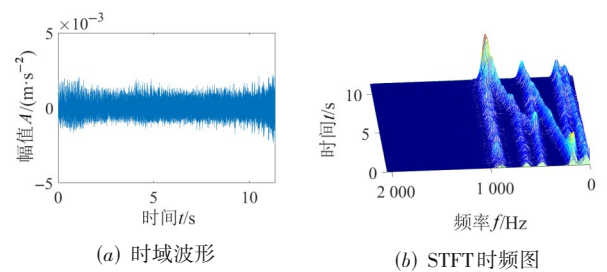


图 18 重构齿轮箱振动信号

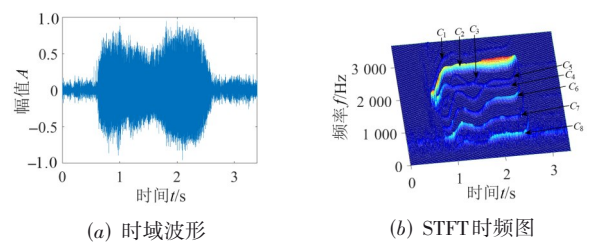


图 19 虎鲸哨声信号

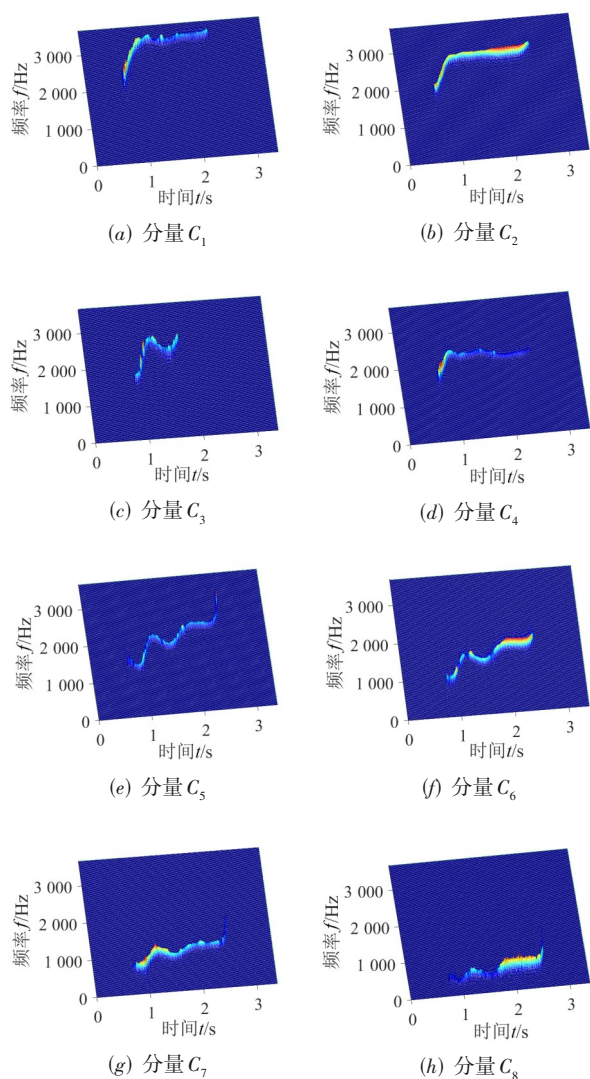


图20 虎鲸哨声信号的TFFD分解结果

如图21所示,对比图21与图19可以看出重构信号基本保留了原始虎鲸哨声信号的特征,且明显减小了背景噪声的干扰,为分量信号进一步分析研究奠定了良好基础.

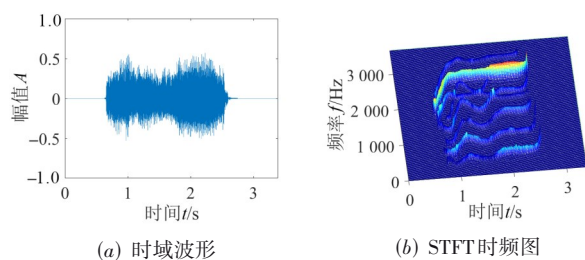


图21 重构虎鲸哨声信号

5 结语

针对具有复杂时频特征的多分量非平稳信号分解难和分解效率低的问题,提出了一种基于信号时频分布的信号滤波分解方法——TFFD. TFFD通过拟合选取的基准数据点得到估计IF曲线作为中心频率,根据距离阈值条件确定通带宽度,构造1个时频滤波器组,以滤波的方式对多分量信号进行分解. 通过对时频特征复杂的仿真信号与实际信号的分析,结果表明了TFFD优良的分解效果和分解效率,以及噪声鲁棒性. TFFD未涉及复杂的数学理论,思路简单直观,为复杂多分量非平稳信号的分解提供了高效便捷的方式. 特别是TFFD采用了人机交互式的选点拟合模式,为在工程现场对实测信号直接进行分量提取,做即时分析,提供了可行思路,具有良好的工程应用前景. 但目前通过主观观察与分析分量的分布特征,确定阈值条件中的半带宽距离,缺乏自适应性,因此,如何自适应且快速准确地确定半带宽距离,是需要继续研究的问题.

参考文献

- [1] CHEN S Q, DONG X J, PENG Z K, et al. Nonlinear chirp mode decomposition: A variational method[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(22): 6024-6037.
- [2] IATSENKO D, MCCLINTOCK P V E, STEFANOVSKA A. Nonlinear mode decomposition: A noise-robust, adaptive decomposition method[J]. *Physical Review E, Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 2015, 92(3): 032916.
- [3] TIWARI P, UPADHYAY S H. Novel self-adaptive vibration signal analysis: Concealed component decomposition and its application in bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Sound Vibration*, 2021, 502: 116079.
- [4] 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]. *Proceedings of the Royal Society of London Series A*, 1998, 454(1971): 903-998.
- [5] SMITH J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. *Journal of the Royal Society, Interface*, 2005, 2(5): 443-454.
- [6] FREI M G, OSORIO I. Intrinsic time-scale decomposition: Time-frequency-energy analysis and real-time filtering of non-stationary signals[J]. *Proceedings of the Royal Society of London Series A*, 2007, 463(2078): 321-342.
- [7] GILLES J. Empirical wavelet transform[J]. *IEEE Transac-*

- tions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [8] REHMAN N U, AFTAB H. Multivariate variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(23): 6039-6052.
- [9] 陈是扞, 彭志科, 周鹏. 信号分解及其在机械故障诊断中的应用研究综述[J]. 机械工程学报, 2020, 56(17): 91-107. CHEN S Q, PENG Z K, ZHOU P. Review of signal decomposition theory and its applications in machine fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(17): 91-107. (in Chinese)
- [10] STANKOVIĆ L, BRAJOVIĆ M, DAKOVIĆ M, et al. On the decomposition of multichannel nonstationary multicomponent signals[J]. Signal Processing, 2020, 167: 107261.
- [11] 刘秋红, 李天昀, 王彬, 等. 基于离散小波分解和频率脊线分析的 CPM 信号符号速率盲估计[J]. 电子学报, 2020, 48(3): 470-477. LIU Q H, LI T Y, WANG B, et al. Symbol rate estimation for CPM signal based on discrete wavelet decomposition and frequency ridge analysis[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(3): 470-477. (in Chinese)
- [12] SAULIG N, LERGA J, MILANOVIĆ Ž, et al. Extraction of useful information content from noisy signals based on structural affinity of clustered TFDs' coefficients[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(12): 3154-3167.
- [13] CICONE A, PELLEGRINO E. Multivariate fast iterative filtering for the decomposition of nonstationary signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2022, 70: 1521-1531.
- [14] CHEN S Q, PENG Z K, YANG Y, et al. Intrinsic chirp component decomposition by using Fourier Series representation[J]. Signal Processing, 2017, 137: 319-327.
- [15] BRAJOVIĆ M, STANKOVIĆ L, DAKOVIĆ M. Decomposition of multichannel multicomponent nonstationary signals by combining the eigenvectors of autocorrelation matrix using genetic algorithm[J]. Digital Signal Processing, 2020, 102: 102738.
- [16] BOASHASH B. Estimating and interpreting the instantaneous frequency of a signal. I. Fundamentals[J]. IEEE, 1992, 80(4): 520-538.
- [17] 张亢, 田泽宇, 陈向民, 等. 多通道多分量分解方法在变转速工况齿轮故障特征提取中的应用[J]. 中国机械工程, 2022, 33(20): 2483-2491. ZHANG K, TIAN Z Y, CHEN X M, et al. Application of MMD in gear fault feature extraction under variable rotat-

ing speed working conditions[J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(20): 2483-2491. (in Chinese)

- [18] ZHANG R, WANG Z M, TAN Y, et al. Local maximum frequency-chirp-rate synchrosqueezed chirplet transform[J]. Digital Signal Processing, 2022, 130: 103710.

作者简介



张 亢 男, 1983 年 11 月出生, 湖南长沙人. 长沙理工大学能源与动力工程学院硕士生导师. 主要研究方向为动力机械故障诊断、振动信号处理. 出版专著和教材各 1 部, 在国内外发表学术论文 40 余篇. 中国电子学会会员编号: E190131242M. E-mail: zhangklang513@163.com



刘鹏飞 男, 1997 年 11 月出生, 湖南邵阳人. 长沙理工大学能源与动力工程学院硕士研究生. 主要研究方向为非平稳信号分析. E-mail: 19119267297@163.com



曹振华 男, 1999 年 8 月出生, 河南开封人. 长沙理工大学能源与动力工程学院硕士研究生. 主要研究方向为振动信号分析与处理. E-mail: caozhenhua0@126.com



陈向民 男, 1984 年 8 月出生, 湖南永州人. 长沙理工大学能源与动力工程学院硕士生导师. 主要研究方向为机械故障诊断、振动信号处理. E-mail: cxiangming3377@aliyun.com



田泽宇 男, 1996 年 8 月出生, 湖南岳阳人. 华能国际电力股份有限公司湖南清洁能源分公司工程师. 主要研究方向为水电机组状态监测. E-mail: zeyutian1996@163.com