

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2022.11.010

基于频谱包络分割 EWT 的轴承 故障特征提取方法*

龙雄辉¹, 胡 蓉², 苏 丹¹

(1. 广州铁路职业技术学院, 广东 广州 510430; 2. 福建工程学院
福建省大数据挖掘与应用重点实验室, 福建 福州 350108)

摘要: 为了提高轴承在强干扰背景下的故障诊断精度, 提出了一种基于频谱包络分割 EWT 算法的轴承故障特征提取方法。首先, 针对传统 EWT 算法频段冗余分割导致的模态相似、信号失真等问题, 基于三次 B 样条包络线极点进行了频段分割, 有效提取了信号在不同频段的模态分量; 然后, 使用裕度因子分析了模态分量的敏感度, 并分离出了高敏感模态分量, 计算了高敏感模态分量的排列熵, 组成了特征向量; 最后, 使用聚类法对频谱包络 EWT 特征、传统 EWT 特征、小波信息熵特征进行了分析, 其中频谱包络 EWT 特征不存在类间交叉现象, 且类内聚集度较高; 将上述 3 种故障特征输入到支持向量机中进行了模式识别实验。研究结果表明: 小波信息熵特征的诊断准确率为 93.75%, 经典 EWT 特征的诊断准确率为 87.50%, 频谱包络 EWT 特征的诊断准确率为 98.75%; 这表明频谱包络 EWT 特征的质量最好, 能够在强干扰背景下有效提高轴承的诊断准确率。

关键词: 轴承振动信号分析; 故障特征冲击分量; 特征向量提取; 经验小波变换; 裕度因子; 敏感模态选择; 排列熵

中图分类号: TH133.33

文献标识码: A

文章编号: 1001-4551(2022)11-1567-08

Bearing fault feature extraction method based on spectral envelope segmentation EWT

LONG Xiong-hui¹, HU Rong², SU Dan¹

(1. Guangzhou Railway Polytechnic, Guangzhou 510430, China;

2. Fujian Provincial Key Laboratory of Big Data Mining, Fujian University of Technology, Fuzhou 350108, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of bearing fault diagnosis under strong interference, an improved empirical wavelet transform (EWT) algorithm based on spectral envelope segmentation was proposed. Firstly, aiming at the problems of modal similarity and signal distortion caused by redundant frequency band segmentation of traditional EWT algorithm, the frequency band was segmented based on the pole of cubic B-spline envelope, and the modal components of signals in different frequency bands were effectively extracted. Then, the sensitivity of modal components was analyzed by using the margin factor, and the highly sensitive modal components were separated. The arrangement entropy of highly sensitive modal components was calculated to form the eigenvector. Finally, the clustering method was used to analyze the spectrum envelope EWT feature, the traditional EWT feature and the wavelet information entropy feature. The spectrum envelope EWT feature did not possess the phenomenon of cross between classes, but the cohesion degree within classes was high. The above three fault features were input into support vector machine for pattern recognition. The research results show that the diagnostic accuracy of wavelet information entropy feature is 93.75%, that of classical EWT feature is 87.50%, and that of spectral envelope EWT feature is 98.75%, which show that the quality of spectrum envelope EWT feature is the best, which can effectively improve the diagnostic accuracy of bearing under the background of strong interference.

Key words: rolling vibration signal analysis; shock component of fault signature; feature vector extraction; empirical wavelet transform (EWT); clearance factor; sensitive modal selection; permutation entropy (PE)

收稿日期: 2022-04-19

基金项目: 广东省教育厅普通高校重点科研项目(2021ZDZX1139)

作者简介: 龙雄辉(1974-), 男, 湖南益阳人, 硕士, 副教授, 主要从事机械制造、CAD/CAM、信息系统方面的研究。E-mail: longxionghui@126.com

0 引 言

滚动轴承是在机械设备中应用最为广泛的零部件之一^[1]。轴承在工作过程中需要传递和承受载荷,且工作时需承受高温、潮湿、灰尘等恶劣环境,因此,滚动轴承极易出现故障问题,进而导致大型滚动设备发生故障,产生经济损失甚至引发安全事故^[2]。因此,研究滚动轴承故障特征提取和诊断方法具有重要的经济价值和意义。

从信号源的角度进行区分,故障诊断方法可以分为:油液光谱分析法、温度检测法、声发射监测法、振动信号分析法^[3]。

其中,油液光谱检测法是一种离线检测方法,无法用于实时检测,且操作较为复杂,当前在轴承故障诊断中应用极少。

温度检测法通过温度变化检测轴承故障^[4],但存在 2 个缺陷:(1)难以检测到早期故障;(2)无法确定故障位置。

声发射监测法^[5]和振动分析法都具有在线检测、对早期故障敏感的优点。但是声发射监测法具有成本高的劣势,因此,振动分析法是目前应用最为广泛的轴承故障诊断方法^[6]。

随着机械行业对故障诊断准确率及故障定位精度的要求越来越高,如何从故障和噪声的混合信号中提取出高敏感的特征信号,成为轴承故障诊断和定位的关键。

基于核主成分分析方法,庄燕^[7]从时域、频域、时频域中提取了轴承故障的全视角特征,并使用专家森林算法,对轴承进行了模式识别;虽然上述方法的采用有效地提高了轴承诊断的准确率,但是全视角特征对故障的代表性存在分析不足的问题。金江涛等人^[8]基于深度学习方法,提取了故障信号的混沌特征,并使用灰狼算法优化后的支持向量机对特征进行了故障分类;虽然该方法在收敛速度和准确率方面均具有一定优势,但是其深度学习提取特征的可解释性较差。ANDREAS K 等人^[9]针对滚动轴承早期故障检测问题,提出了一种新的基于增白互相关谱的故障检测方法;虽然该方法对于轴承早期故障具有较高的诊断精度,但是该方法在强噪声环境下的诊断效果略差。

在轴承故障诊断过程中,特征提取是最基础、最关键的工作。从轴承的初始故障振动信号中提取出高敏感特征,可以有效地降低计算量,并提高轴承故障诊断的准确率。

经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT)

结合了经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)、频谱自适应分割和小波变换(wavelet transform, WT)紧支撑框架的优点,在轴承振动信号分析和特征提取中得到了广泛应用。但是 EWT 算法存在以下问题:(1)模态分量的数量需要根据个人经验确定;(2)在强噪声环境下,频谱中可能出现假极值点,或者在一小频段内出现多个极值点,使 EWT 算法对该小段频带进行多次分割,从而出现相似模态分量或冗余模态分量,导致 EWT 算法无法有效提取故障特征的冲击分量。

为解决 EWT 算法存在的上述问题,并从轴承强干扰振动信号中提取故障特征,笔者提出一种基于频谱包络分割 EWT 算法的轴承故障特征提取方法。

首先,笔者使用频谱包络 EWT 算法对振动信号进行分解,得到多个模态分量;而后,依据裕度因子选择敏感模态分量,提取出敏感模态的排列熵,并将其作为特征向量;最后,通过实验的方法来验证频谱包络 EWT 特征提取方法的优越性。

1 频谱包络分割 EWT 算法

笔者首先介绍 EWT 算法的原理,分析 EWT 算法在强干扰环境下存在的模态近似或冗余问题;然后针对此问题,提出频谱包络分割 EWT 算法。

1.1 EWT 算法原理

EWT 算法结合了 EMD 频谱自适应分割和 WT 紧支撑框架的优点,不仅解决了 EMD 方法的过包络、模态混叠等问题,而且解决了 WT 无法自适应频率分割的问题,因此,在故障诊断的应用中渐受欢迎。笔者首先介绍频带的划分方法,而后介绍经验模态分解的实现方法。

1.1.1 频带划分方法

对于任意给定的连续信号 $f(t)$,其傅里叶变换记为 $F(w)$ 。对 $F(w)$ 进行归一化处理,使其频谱变化区间为 $[0, 2\pi]$ 。根据香农采样准则,仅需讨论采样信号在 $[0, \pi]$ 上的信号特征^[10]。

假设采样信号由 N 个单分量构成,即频谱支撑区间 $[0, \pi]$ 被分为了 N 段,在区间 $[0, \pi]$ 上需要 $N+1$ 个分割点,记为 $\omega_i, i=1, 2, \dots, N+1$ 。其中, $\omega_1=0, \omega_{N+1}=\pi$,其余 $N-1$ 个分割点由频谱的局部极大值确定。

假设频谱中有 M 个极大值,将这些局部极大值从大到小排列,则存在以下 2 种情况:

(1)若 $M \geq N$,说明频谱中具有足够多的极大值点,此时保留前 N 个极大值点;

(2)若 $M < N$,说明频谱中的极大值点数量有限,

此时将 N 重置为 $N = M$;

根据上述 2 种情况,可以得到 N 个极大值点,记为 $\Omega_n, n \in [1, N]$ 。 $N - 1$ 个频谱分割点为:

$$\omega_n = \frac{\Omega_{n-1} + \Omega_n}{2}, n \in [2, N] \quad (1)$$

按照上述分割方法,得到 N 个连续频段 $\Lambda_n = [\omega_{n-1}, \omega_n]$, 则 $\cup_{n=1}^N \Lambda_n = [0, \pi]$ 。笔者构造了一个紧支撑边界和区域,以分割点 ω_n 为中心设置了一个宽度为 T_n 的过渡段。

宽度 T_n 为:

$$\begin{aligned} T_n &= 2\tau_n \\ \tau_n &= \gamma\omega_n \end{aligned} \quad (2)$$

其中:系数 $\gamma \in (0, 1)$, 且要求 $\gamma < \min_n \left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n} \right)$ 。

按照上述频段分割和构造方法,当支撑区间 $[0, \pi]$

$$\psi_n = \begin{cases} 1, & (1 + \gamma)\omega_n \leq |\omega| < (1 - \gamma)\omega_{n+1} \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\gamma\omega_{n+1}} (|\omega| - (1 - \gamma)\omega_{n+1}) \right) \right], & (1 - \gamma)\omega_{n+1} \leq |\omega| < (1 + \gamma)\omega_{n+1} \\ \sin \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\gamma\omega_n} (|\omega| - (1 - \gamma)\omega_n) \right) \right], & (1 - \gamma)\omega_n \leq |\omega| < (1 + \gamma)\omega_n \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

$$\phi_n = \begin{cases} 1, & |\omega| < (1 - \gamma)\omega_n \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\gamma\omega_n} (|\omega| - (1 - \gamma)\omega_n) \right) \right], & (1 - \gamma)\omega_n \leq |\omega| < (1 + \gamma)\omega_n \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

式中: ω —信号角频率; $\beta(\cdot)$ —具有特殊要求的函数,常用形式为 $\beta(x) = x^4(-20x^3 + 70x^2 - 84x + 35)$ 。

根据小波变换原理,细节系数 $W_f^e(n, t)$ 由经验小波 ψ_n 与信号 $f(t)$ 卷积得到,近似系数 $W_f^e(0, t)$ 由尺度函数 ϕ_n 与信号 $f(t)$ 卷积得到,即:

$$\begin{aligned} W_f^e(n, t) &= \langle f, \psi_n \rangle = F^{-1} [F(\omega) \overline{\psi_n(\omega)}] \\ W_f^e(0, t) &= \langle f, \phi_1 \rangle = F^{-1} [F(\omega) \overline{\phi_1(\omega)}] \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $\langle \cdot \rangle$ —卷积运算; $F^{-1}(\cdot)$ —傅里叶反变换。

基于经验小波变换的信号重构方法为:

$$\begin{aligned} f(t) &= W_f^e(0, t) * \phi_1 + \sum_{n=1}^N W_f^e(n, t) * \psi_n \\ \psi_n &= f_0(t) + \sum_{k=1}^N f_k(t) \end{aligned} \quad (5)$$

式中: $f_0(t), f_k(t)$ —模态分量,即各频段分量。

1.2 EWT 算法分析与改进

在经典 EWT 算法中,频带分割点是依据频谱极大值点计算得到的。但是 EWT 算法存在以下问题:

- (1) 模态分量的数量需要根据个人经验确定;
- (2) 在强噪声环境下,频谱中可能出现假极值点,

的分割点为 $\omega_n = (0, 0.598, 1.024, 2.370, 2.768)$ 时,频带划分结果如图 1 所示。

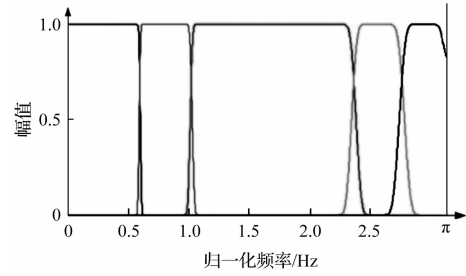


图 1 频带划分方法

1.1.2 经验模态分解

从本质上讲,经验小波变换是定义在频带 Λ_n 上的带通滤波器组。在频带 Λ_n 上,参考 Littlewood-Paley 和 Meyer 小波的构造思想构建经验小波,使用的经验小波 ψ_n 和经验尺度函数 ϕ_n 为^[11]:

或者频谱在一小频段内出现多个极值点,会使 EWT 算法对该小段频带进行多次分割,从而出现相似模态分量或冗余模态分量,最终导致 EWT 算法无法有效提取故障特征的冲击分量。

为了解决强干扰背景下 EWT 算法的频率分割问题,笔者提出了频谱包络分割方法。其核心思想是使用频谱包络线的方法减小强干扰信号对频谱极值的影响,并依据频谱包络线极值点进行频带分割。

B 样条曲线具有极好的局部支撑性,因此,笔者选用三次 B 样条插值法^[12]生成频谱包络线。

三次 B 样条插值曲线多项式为:

$$\begin{cases} P_i(u) = R_0 + R_1 u + R_2 u^2 + R_3 u^3, u \in [0, 1] \\ R_0 = \frac{1}{6}(d_i + 4d_{i+1} + d_{i+2}) \\ R_1 = \frac{1}{6}(-3d_i + 3d_{i+2}) \\ R_2 = \frac{1}{6}(3d_i - 6d_{i+1} + 3d_{i+2}) \\ R_3 = \frac{1}{6}(-d_i + 3d_{i+1} - 3d_{i+2} + d_{i+3}) \end{cases} \quad (6)$$

式中： u —自变量； d_i —控制顶点，其通过型值点（即最大值点）确定。

综合上述分析，基于频谱包络分割的 EWT 算法的实现步骤如下：

- (1) 对振动信号 $f(t)$ 进行傅里叶变换，得到 $F(w)$ ；
- (2) 确定傅里叶变换信号 $F(w)$ 的局部极大值点；
- (3) 根据局部极大值点，使用三次 B 样条曲线对傅里叶谱进行包络，得到其包络线；
- (4) 确定包络线的局部极大值点 M ，根据极大值点数量确定 N 值，即 $N = M$ ；
- (5) 根据式(1)确定频带分割点，并对频谱进行分割，得到 Λ_n ；
- (6) 在各频带 Λ_n 上，按照式(3~5)，得到经验模态分量。

2 敏感模态选择与特征提取

2.1 敏感模态选择

由 EWT 算法得到的各模态分量中，不同分量包含的故障信息是不同的，笔者使用无量纲参数作为敏感模态选择的指标参数。常用的无量纲参数包括脉冲因子、峰值因子、裕度因子、峭度因子等。

上述 4 个参数都可以检测机械设备的故障程度和磨损程度，但是脉冲因子、峰值因子、峭度因子对早期故障敏感度较高；随着故障的发展，上述参数数值反而下降，意味着这 3 个参数的稳定性较差。

因此，从理论分析角度讲，需将裕度因子作为选择敏感模态的指标。

裕度因子定义为信号的峰值与方根幅值的比值，即：

$$C_e = \frac{X_p}{X_r} \quad (7)$$

式中： C_e —信号的裕度因子； X_p —信号 X 的峰值； X_r —信号的方根幅值。

在实验分析阶段，笔者会对上述无量纲参数进行比较，最终确定敏感模态选择的指标参数。

2.2 特征向量提取

轴承不同位置故障对应的特征频率^[13]不同。信号的特征频率越大意味着其周期性越强，则信号的规律性就越强。同样地，信号的特征频率越小意味着其周期性越弱，则信号的规律性就越弱。

排列熵是一种检测时间序列规律性和随机性的方法，它通过计算时间序列信号排列的无序程度，对信号的规律性进行评价^[14]。因此，笔者基于排列熵理论提取信号的故障特征。

时间序列 X 的排列熵计算过程如下：

将时间序列记为 $X = \{x(i)\}$ ， $i \in [1, L]$ ，将时间序列 X 进行相空间重构，得到重构矩阵为：

$$\begin{bmatrix} x(1) & x(1+\tau) & \cdots & x(1+(m-1)\tau) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x(l) & x(l+\tau) & \cdots & x(l+(m-1)\tau) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x(K) & x(K+\tau) & \cdots & x(K+(m-1)\tau) \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中： τ —延迟时间； m —重构序列维度； K —重构序列数量。

笔者将重构矩阵的每一行时间序列按照从小到大的顺序进行排列，按照其列号得到重新排序后的序列索引。将第 l 行的序列索引记为 $s(l)$ ， $l \in [1, K]$ ，将 $s(l)$ ， $l \in [1, K]$ 中第 j 种序列索引出现的数量和概率分别记为 N_l 和 P_l ，则 P_l 为：

$$P_l = \frac{N_l}{m!} \quad (9)$$

时间序列 X 的排列熵 $H_X(m)$ 和归一化排列熵 $PE_X(m)$ 分别为：

$$\begin{aligned} H_X(m) &= - \sum_{l=1}^K P_l \ln P_l \\ PE_X(m) &= \frac{H_X(m)}{\ln(m!)} \end{aligned} \quad (10)$$

2.3 基于敏感模态排列熵的特征提取步骤

按照上述改进 EWT 算法、敏感模态选择方法和排列熵的计算方法，得到了故障特征的提取步骤，具体如下：

- (1) 对采样数据 $f(t)$ 进行傅里叶变换，得到 $F(w)$ ；
- (2) 对 $F(w)$ 进行频谱包络分割经验小波变换，得到多个模态分量；
- (3) 依据无量纲参数从模态分量中选择敏感模态分量；
- (4) 计算敏感模态分量的排列熵组成特征向量。

基于频谱包络分割 EWT 算法的轴承故障特征提取流程，如图 2 所示。

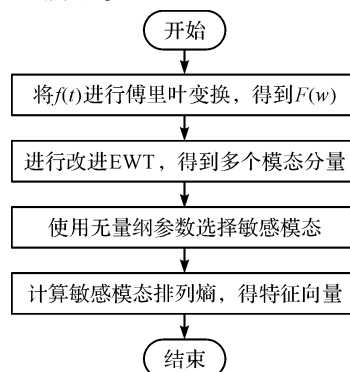


图 2 特征提取流程

3 实验与分析

3.1 实验设计与 EWT 分解

为了对频谱包络分割 EWT 算法的特征提取方法进行验证,笔者设计了轴承故障诊断实验。

实验所用轴承型号为 NSK NJ2232WB 滚子轴承,轴承外圈直径、节径、内圈直径分别为 290 mm、225 mm、160 mm。

实验装置图如图 3 所示。

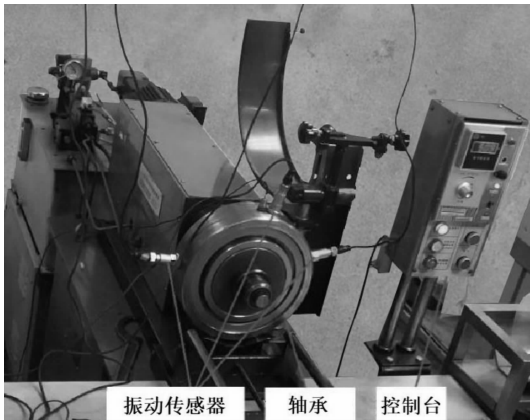


图 3 实验装置图

图 3 中,振动传感器为加速度传感器,型号为 CA-YD-87T。

为了获得轴承在不同状态下的振动数据,笔者使用电火花在轴承的外圈、内圈、滚动体上加工故障点,3 种状态下的故障深度均为 0.18 mm。轴承在正常情况、内圈故障、滚动体故障、外圈故障等 4 种状态下进行振动数据采集,数据采集频率为 2×10^3 Hz,轴承转速为 500 r/min,在每种轴承状态下采集 100 组数据。设备运转稳定后采集轴承振动数据,截取其中的 5 s 数据进行分析。

该处以外圈故障信号的处理过程为例进行说明。外圈故障的时域数据如图 4 所示。

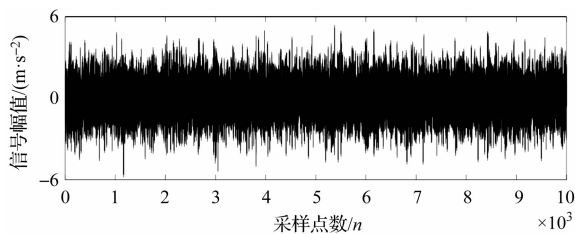


图 4 外圈故障采样数据

分析图 4 中的外圈故障数据可知:采样信号中存在明显的周期性冲击成分,这是故障位置的周期性转动引起的。但是由于信号中的噪声干扰成分较多,难以直观分析其中的故障信息并判断故障类型。

笔者对时域信号进行傅里叶变换。经典 EWT 的频带分割与改进 EWT 的包络分割如图 5 所示。

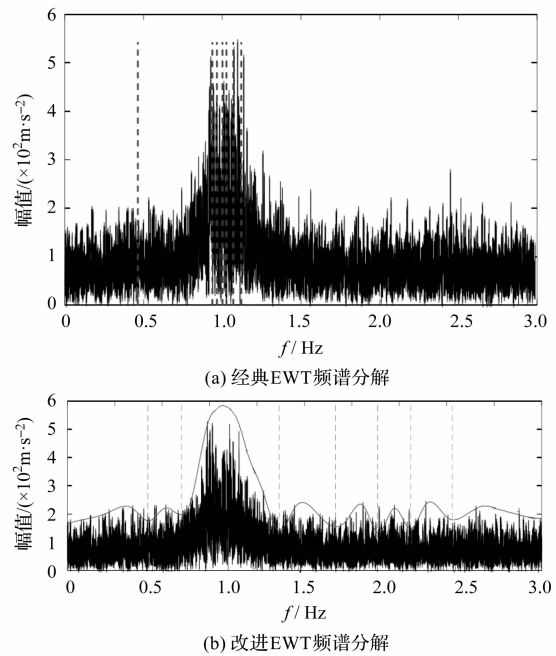


图 5 频段分割结果

由图 5 可以看出:经典 EWT 算法和改进 EWT 算法均得到了 7 个频带分割点,把频带分割为 8 段;

在经典 EWT 分割中,在 1 Hz 附近存在 6 个分割点,而在其余频带只存在 1 个分割点,这意味着在 1 Hz 附近存在模态冗余和模态分量相似等问题;

而在基于改进 EWT 的频谱包络分割中,7 个频带分割点分布较为均匀,有效解决了频带的局部冗余分割问题。基于经典 EWT 分解得到的 8 个模态分量中,后 3 个分量严重失真。

笔者给出前 5 个模态分量,如图 6 所示。

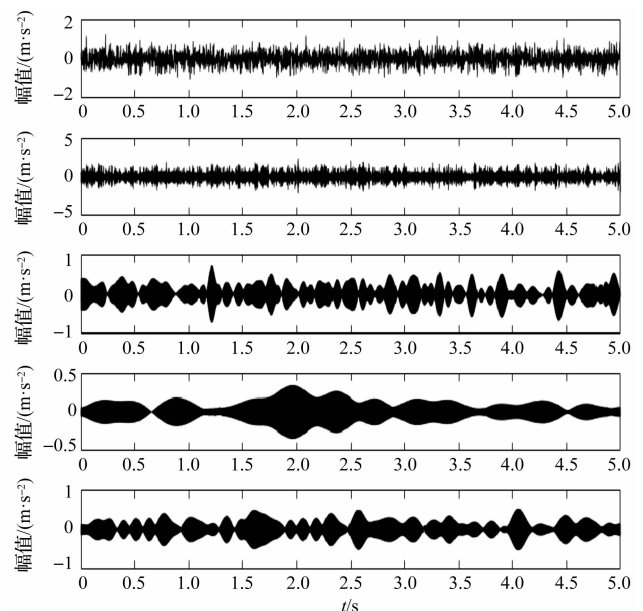


图 6 EWT 频谱分解结果

基于频谱包络分割 EWT 模态分解算法得到的 8 个模态分量如图 7 所示。

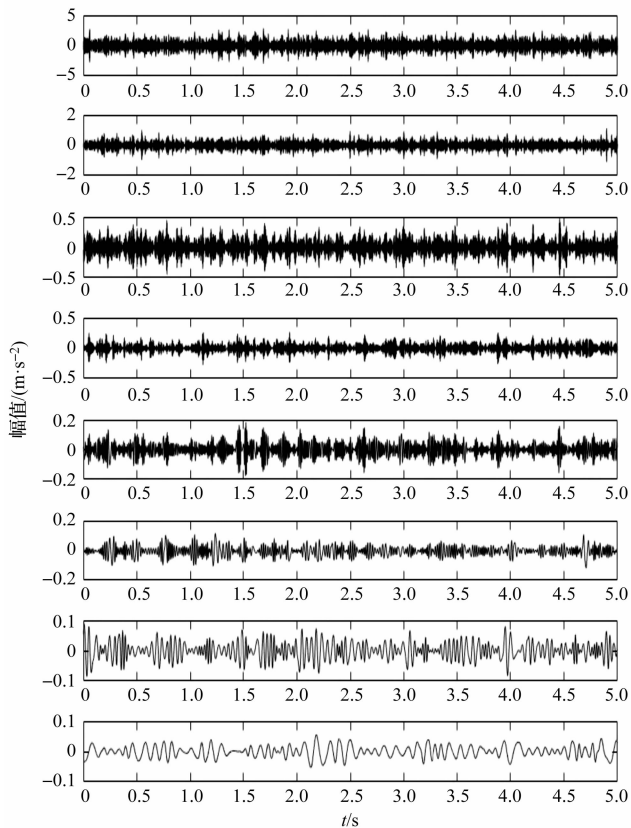


图 7 改进 EWT 频谱分解结果

对比图 6 和图 7 可以看出:经典 EWT 算法在强噪声环境下存在局部频段分割过细,导致模态分量相似和模态冗余问题,多个经验模态存在明显的失真;改进 EWT 算法使用了频谱包络,频段分割合理,得到的各模态分量合理,且不存在失真问题。

分解结果表明:改进 EWT 算法能够有效解决频带分割不合理、模态冗余、模态分量失真等问题。

3.2 敏感模态选择与特征提取

基于无量纲数据,笔者从上述经验模态分量中选出敏感模态分量。以外圈故障数据 EWT 分解得到的 8 个模态分量为对象,其脉冲因子、峰值因子、裕度因子、峭度因子的计算结果,如图 8 所示。

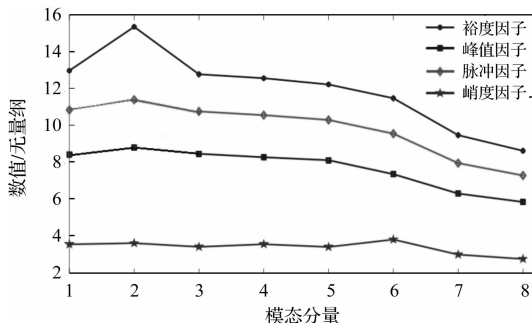


图 8 无量纲参数计算结果

由图 8 给出的计算结果可以看出:

(1) 裕度因子的数值最大,其余 3 个参数数值相对较小,说明裕度因子对故障的敏感性最好,因此,笔者选择裕度因子作为敏感模态分量的选择指标;

(2) 脉冲因子、峰值因子、峭度因子等参数在 8 个模态分量中起伏很小,也说明这 3 个参数对信号中的故障敏感性较差;

(3) 以裕度因子为指标,前 3 个模态分量数值较大,且呈现出起伏变化,说明前 3 个模态中的故障信息较大,因此,选择前 3 个模态分量为敏感模态,计算前 3 阶模态分量的排列熵,得到了故障特征向量。

笔者在轴承正常情况、内圈故障、滚动体故障、外圈故障共 4 种状态下各采集了 100 组数据,每组数据可以得到 1 组故障特征向量,共得到 400 组故障特征向量。

仍以外圈故障数据为例,笔者得到的 100 组故障特征向量如表 1 所示。

表 1 外圈故障特征提取结果

编号	特征一	特征二	特征三
1	0.622 1	0.525 1	0.454 3
2	0.628 2	0.518 4	0.458 2
...
100	0.621 9	0.521 9	0.463 1

3.3 故障特征质量验证

笔者从两个方面对特征提取质量进行验证:(1) 以聚类的方式对比特征质量;(2) 将故障特征输入到支持向量机中,对比故障诊断准确率。

3.3.1 以聚类方式进行验证

为了将该特征提取方法与现有提取方法进行对比,笔者设置 3 种特征提取方法进行聚类验证:(1) 基于包络分割 EWT 的特征提取方法;(2) 基于经典 EWT 的特征提取方法;(3) 文献[15]基于小波信息熵的特征提取方法。

根据 3.1 节采集的 400 组数据,每种方法可以计算出 4 种状态下的各 100 组特征。

笔者在每种状态下随机选择 50 组特征进行聚类,结果如图 9 所示。

由图 9 可以看出:

(1) 在图 9(b) 中,4 种轴承状态特征在特征三的维度上明显具有较大的分散性,这是因为经典 EWT 频谱分割不合理,使得特征三中的故障信息聚集度不高;

(2) 对比图 9 中的 3 种特征提取方法,频谱包络 EWT 的 4 种轴承状态能够完全区分,而经典 EWT 的外圈故障和滚动体故障存在交叉问题,小波信息熵特

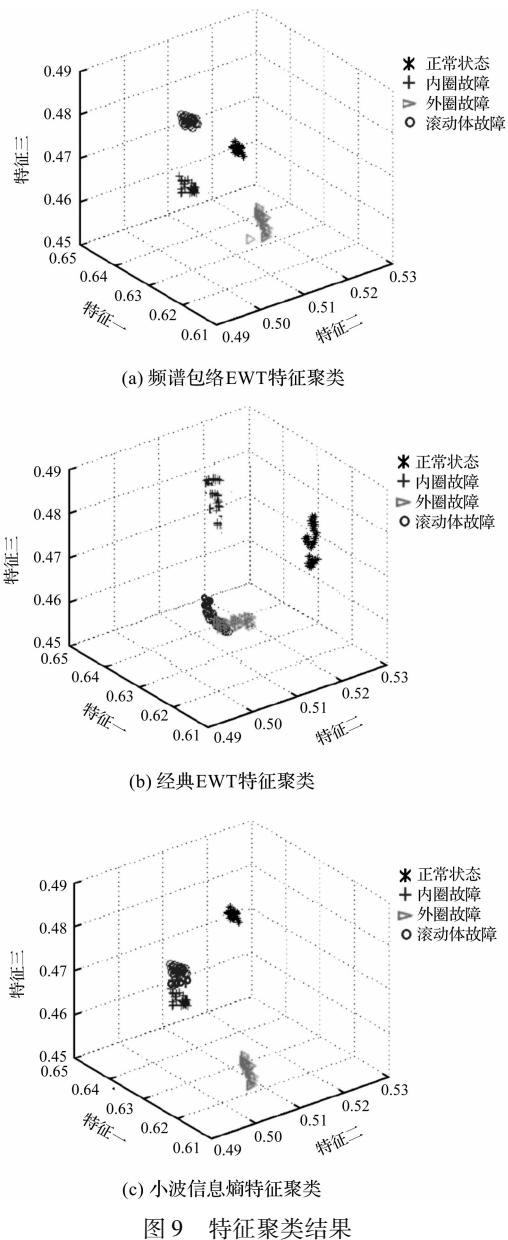


图 9 特征聚类结果

征的内圈故障和滚动体故障存在交叉现象,从聚类结果看,频谱包络 EWT 的故障提取结果最好;

(3)从类的聚集度和类间的区分度看,频谱包络 EWT 算法的类内聚集度和类间距最好,其次为小波信息熵特征,经典 EWT 特征类间距和类内聚集度最差。

上述分析结果表明:频谱包络 EWT 算法提取的特征质量最好,类间没有交叉现象,且类间距较大、类内聚集度较高。

3.3.2 以故障诊断准确率进行验证

从 4 种状态下提取的 100 组数据中,笔者随机选择 80 组作为训练样本,剩余 20 组作为测试样本,将上述故障特征输入到支持向量机中,训练完毕后对测试样本进行诊断。

该处以频谱包络 EWT 提取的特征为例^[16],测试

样本的诊断结果如图 10 所示。

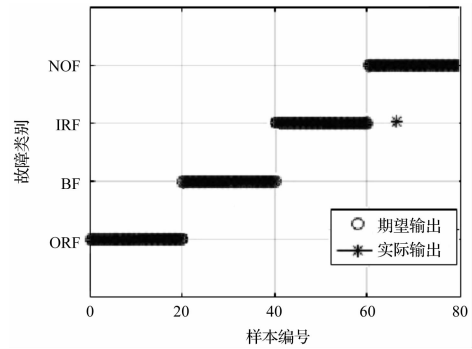


图 10 故障诊断结果

图 10 中:当期望诊断结果与实际诊断结果不一致时,表示诊断结果错误。

笔者统计分析 3 种方法提取特征的故障诊断准确率,结果表明:频谱包络 EWT 特征的诊断准确率为 98.75%,小波信息熵特征的诊断准确率为 93.75%,经典 EWT 特征的诊断准确率为 87.50%。

上述诊断结果表明:频谱包络 EWT 算法提取的特征更能够代表故障信息,具有更好的故障诊断准确率,说明频谱包络 EWT 算法在轴承故障特征提取中具有优越性。

4 结束语

为了解决 EWT 算法存在的问题,针对强干扰下轴承故障特征提取与诊断问题,笔者提出了一种频谱包络分割 EWT 算法的特征提取方法。

首先,笔者使用频谱包络 EWT 算法对振动信号进行分解,得到多个模态分量;而后,依据裕度因子选择敏感模态分量,提取出敏感模态的排列熵,并将其作为特征向量;最后,通过实验的方法来验证频谱包络 EWT 特征提取方法的优越性。

研究表明:

(1)在经典 EWT 分割中,在 1 Hz 附近存在 6 个分割点,而在其余频带只存在 1 个分割点;在基于改进 EWT 的频谱包络分割中,7 个频带分割点分布较为均匀。这说明频段的频谱包络分割法能有效解决 EWT 存在的模态冗余、信号失真等问题;

(2)在轴承故障诊断实验中,频谱包络 EWT 特征的诊断准确率为 98.75%,小波信息熵特征的诊断准确率为 93.75%,经典 EWT 特征的诊断准确率为 87.50%。这说明基于改进 EWT 算法特征的故障诊断率最高。

针对轴承故障诊断问题,笔者在后续将从以下方面做进一步研究:

(1)对时域、频域、时频域特征进行联合,从而提取轴承的多维度特征;

(2)对支持向量机进行改进,提高其模式识别准确率,或者开发其他模式的识别方法。

参考文献(References):

- [1] 彭宅铭,程龙生,詹 君,等.多域特征提取和 MD-MTS 的滚动轴承故障诊断方法[J].机械设计与制造,2022(2):152-156.
- [2] SOOTHER D K, KALWAR I H, HUSSAIN T, et al. A novel method based on UNET for bearing fault diagnosis[J]. **Computers, Materials and Continua**, 2021, 69(1):393-408.
- [3] 石成基.基于概率盒理论与 HGWO-SVM 的风电机组轴承故障诊断方法研究[D].兰州:兰州交通大学自动化与电气工程学院,2021.
- [4] 高志龙,霍柏琦,童一峻,等.基于无线温度监测的内燃机连杆轴瓦故障诊断技术研究[J].北京化工大学学报:自然科学版,2019,46(4):80-85.
- [5] 朱子东,吕辅勇,李雪峰.融合 MFCC 特征的声发射故障检测[J].仪表技术与传感器,2021(9):121-125.
- [6] NATILI F, CASTELLANI F, ASTOLFI D, et al. Experimental and signal processing techniques for fault diagnosis on a small horizontal-axis wind turbine generator [J]. **Vibration**, 2019, 2(2):187-200.
- [7] 庄 燕.轴承故障的全视角特征提取与模式诊断方法[J].机电工程,2022,39(3):344-349.
- [8] 金江涛,许子非,李 春,等.基于深度学习与混沌特征融合的滚动轴承故障诊断[J].控制理论与应用,2022,39(1):109-116.
- [9] ANDREAS K, ROBBERSMYR K G. Cross-correlation of whitened vibration signals for low-speed bearing diagnostics [J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2019, 118:226-244.
- [10] PATIL D O, HAMDE S T. Automated detection of brain tumor disease using empirical wavelet transform based LBP variants and ant-lion optimization [J]. **Multimedia Tools and Applications**, 2021, 80(12):17955-17982.
- [11] 孟 娟,高 琴,李亚南.基于 SSEC-EWT 的地震资料噪声压制算法[J].石油地球物理勘探,2021,56(5):1010-1021,925-926.
- [12] 王延年,向秋丽.基于改进粒子群优化算法的六自由度机器人轨迹优化算法[J].国外电子测量技术,2020,39(1):49-53.
- [13] MINHAS A S, SINGH S. A new bearing fault diagnosis approach combining sensitive statistical features with improved multiscale permutation entropy method [J]. **Knowledge-Based Systems**, 2021, 218(17):106883.
- [14] ECHEGOYEN I, D LOPEZ S, MARTINEZ J H, et al. Permutation entropy and statistical complexity in mild cognitive impairment and Alzheimer's disease: an analysis based on frequency bands [J]. **Entropy**, 2020, 22(1):116.
- [15] 李 中,王 星,卢春华.基于压缩感知和小波信息熵的滚动轴承特征提取方法[J].科学技术与工程,2022,22(8):3058-3065.
- [16] 隗 燕,王 林,王彦东,等.双磁芯磁通门式传感器磁对称性的频谱分析方法[J].机电工程技术,2021,50(9):245-247.

[编辑:雷 敏]

本文引用格式:

龙雄辉,胡 蓉,苏 丹.基于频谱包络分割 EWT 的轴承故障特征提取方法[J].机电工程,2022,39(11):1567-1574.

LONG Xiong-hui, HU Rong, SU Dan. Bearing fault feature extraction method based on spectral envelope segmentation EWT [J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2022, 39(11):1567-1574.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>