

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407639

基于 FBSE-ESEWT 的齿轮故障诊断方法^{*}

张锐¹ 刘婷婷¹ 王燕² 付俊淋¹ 周卫斌¹ 卜二军³ 王永霞¹ 游国栋¹

(1. 天津科技大学电子信息与自动化学院 天津 300222; 2. 天津城建大学计算机与信息工程学院 天津 300384;

3. 内蒙古科学技术研究院 呼和浩特 010010)

摘要:针对齿轮故障诊断中采集到的振动信号常伴有噪声干扰且故障特征难以提取的问题,以傅里叶-贝塞尔级数展开(Fourier-Bessel series expansion, FBSE)为基础,提出了一种将 FBSE 和基于能量的尺度空间经验小波变换(energy scale space empirical wavelet transform, ESEWT)相结合的齿轮振动信号降噪方法,即 FBSE-ESEWT。首先,将采集到的齿轮振动信号利用 FBSE 技术获得其频谱,以替代传统的傅里叶谱,接着凭借能量尺度空间划分法对获取的 FBSE 频谱进行自适应分割和筛选,以精确定位有效频带的边界点。随后通过构建小波滤波器组得到信号分量并进行重构,以减小噪声和冗余信息干扰;然后,为捕捉到更全面的特征信息将处理后的信号进行广义 S 变换得到时频图,输入 2D 卷积神经网络进行故障诊断验证算法可行性。通过对 Simulink 仿真信号和实际采集信号进行实验,结果表明,相对于原始经验小波变换(EWT)、经验模态分解(EMD)等方法,FBSE-ESEWT 具有更好的降噪效果,信噪比提高了 13.96 dB,诊断准确率高达 98.03%。

关键词: 经验小波变换;傅里叶-贝塞尔级数;能量尺度空间;降噪;故障诊断

中图分类号: TH17;TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4099

Gear fault diagnosis method based on FBSE-ESEWT

Zhang Rui¹ Liu Tingting¹ Wang Yan² Fu Junlin¹ Zhou Weibin¹Bu Erjun³ Wang Yongxia¹ You Guodong¹

(1. School of Electronic Information and Automation, Tianjin University of Science & Technology, Tianjin 300222, China;

2. School of Computer and Information Engineering, Tianjin Chengjian University, Tianjin 300384, China;

3. Inner Mongolia Academy of Science and Technology, Hohhot 010010, China)

Abstract: Aiming at the problem that vibration signals collected in gear fault diagnosis are often accompanied by noise interference and fault features are difficult to extract, based on Fourier-Bessel series expansion (FBSE). A noise reduction method of gear vibration signal, which combines FBSE and energy scale space empirical wavelet transform (ESEWT), is proposed. Firstly, the frequency spectrum of the acquired gear vibration signal is obtained by using FBSE technology to replace the traditional Fourier spectrum. Then, the obtained FBSE frequency spectrum is adaptive segmented and screened by using the energy scale space partitioning method to accurately locate the boundary points of the effective frequency band. Then the signal components are obtained by constructing wavelet filter banks and reconstructed to reduce noise and redundant information interference. Then, in order to capture more comprehensive feature information, the processed signal is transformed by generalized S-transform to obtain time-frequency graph, and 2D convolutional neural network is input for fault diagnosis to verify the feasibility of the algorithm. Through experiments on Simulink simulation signals and actual acquisition signals, the results show that compared with the original EWT, EMD and other methods, FBSE-ESEWT has better noise reduction effect, the signal-to-noise ratio is increased by 13.96 dB, and the diagnosis accuracy is up to 98.03%.

Keywords: empirical wavelet transform; Fourier-Bessel series; energy scale space; noise reduction; fault diagnosis

0 引言

随着现代科学技术和工业水平的提高,工业生产对机械设备的可靠性、维修性、经济性、安全性提出了更高的要求,故障诊断技术应用而生。齿轮作为各种机械设备中最常见的零件,由于其复杂的结构及相互耦合的振动信号,准确的对其进行状态监测及故障诊断成了许多学者研究的方向。

齿轮在实际运行时由于受到故障产生的冲击以及负载变化等因素的影响,其振动信号往往表现出非线性和非平稳性。因此,选取高效的信号处理方法,并准确提取到齿轮的故障特征信息是实现故障诊断的关键。在特征提取方面,傅里叶变换法作为一种全局变换方法,虽然在分析平稳信号方面有其优势,但缺乏时间和频率“定位”功能。相比之下,时频分析方法能够提供信号在时域和频域上的联合分布信息,因此更适用于处理非平稳信号。基于这一考虑,许多学者更倾向于采用时频分析的方法来进行非平稳信号的特征提取和分析,如短时傅里叶变换(STFT)、Wigner-Vile 分布(WVD)、S 变换和广义 S 变换(GST)等,其中广义 S 变换既保持了故障信号的相位信息,又引入了窗函数调节系数,具有可变的时频分辨率,克服了 STFT 时频分辨率固定不变的缺点,同时解决了 WVD 易出现交叉干扰项和 S 变换分辨率调节力度不够,能量聚集性不足等问题^[1]。

然而在实际工作中,采集到的齿轮振动信号往往会受到噪声的影响,且故障冲击成分微弱,容易被噪声淹没,在提取周期性瞬时脉冲方面经常面临挑战^[2]。因此,对齿轮振动信号进行降噪处理,增强信号特征至关重要,对于后续的故障信号时频分析具有重要的意义。目前常用的降噪方法有小波变换(WT)^[3]、变分模态分解(VMD)^[4]、经验模态分解(EMD)^[5]等。蔡超志等^[6]提出了一种基于自适应小波降噪和 Inception 网络的齿轮箱故障诊断方法,以解决齿轮箱故障振动信号常含有大量噪声、特征难以提取等问题。刘秀丽等^[7]以故障高发的行星齿轮传动系统为对象,提出基于变分模态分解及粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)优化支持向量机(support vector machine, SVM)的故障诊断方法。江莉等^[8]通过将噪声自适应完全经验模态分解和可变步长最小均值方算法融合,提出了一种基于信号固有模式深度建模分析的轴承故障诊断方法,以克服轴承故障诊断模型易受系统噪声干扰、特征识别效率低等问题。尽管上述方法在处理非平稳信号降噪效果方面具有一定的优势,但都存在一定的局限性,如小波变换的固定分辨率和适应性不足限制了其有效性;EMD 在分解过程中存在模态混合、端点效应以及产生虚假分量等问题;VMD 一

定程度上克服了频率效应和模态混叠等缺点,但它当分解数太大时,VMD 会得到错误的模式。

Gilles^[9]以小波分析为框架结合 EMD 分解的自适应性,提出了一种新的信号处理技术,即经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT)。该方法降噪主要通过自适应分割信号的频谱并构造合适的小波滤波器提取不同的模态函数,相比其他方法,EWT 可自适应选择频带,克服过包络、欠包络及模态混叠等问题,进而使降噪结果更稳定^[10]。Li 等^[11]提出一种基于 EWT 和反正切阈值函数(ATF)的滚动体轴承(REB)故障特征提取方法,以达到较强的去噪和故障特征提取效果。李辉等^[12]针对复杂运行工况和强背景噪声下风电机组齿轮箱故障特征提取和故障模式识别困难的问题,提出一种 EWT、最优参数精细复合多尺度散布熵(OPRCMDE)和极限学习机(ELM)相结合的故障诊断方法。由于 EWT 算法是以傅里叶谱为基础确定分割边界,当信号信噪比较低时,存在频带划分不合理或频谱的“毛刺”影响边界的划分,导致方法失效。盛嘉玖等^[13]针对经验小波变换在滚动轴承故障信号最优频带划分存在的问题,提出一种基于能量包络趋势线以自适应划分频带的改进方法,并应用于滚动轴承故障诊断。孙康等^[14]针对风力机齿轮箱振动响应信号具有强非线性及非平稳性的特点,提出由连续改进平均谱负熵代替傅里叶谱,提高对噪声的鲁棒性与故障信息提取能力。以上算法主要针对频谱或频带划分方法进行改善来提升 EWT 的降噪能力,但是频谱与频带合理划分的结合方面需要进一步深入探究。

基于此,本文充分考虑齿轮振动信号的非平稳性,提出一种傅里叶-贝塞尔频谱和能量尺度空间划分联合改进 EWT 的信号处理方法,降低噪声干扰,增强信号特征。为捕获更全面的特征信息,处理后信号通过广义 S 变换转换成二维时频图,输入 2D 卷积神经网络(2D-CNN)实现故障诊断与分类。实验结果表明该方法具有更高的降噪效果及广泛的适用性。

1 算法原理简介

1.1 傅里叶-贝塞尔级数展开(FBSE)

傅里叶-贝塞尔级数展开采用贝塞尔函数作为基函数,由于贝塞尔函数具有随时间衰减的特性,使得它们非常适合于非平稳信号的高效编码和分析^[15]。除此之外,贝塞尔函数是收敛的和非周期的^[16],更适合研究非平稳数据。

信号 $L(n)$ 使用零阶贝塞尔函数的 FBSE 表示如式(1)所示^[15]。

$$L(n) = \sum_{i=1}^N M_i J_0(\delta_i n/N) \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

其中, M_i 表示输入信号 $L(n)$ 的 FBSE 系数, 这些系数的具体表示如式(2)所示。

$$M_i = [2/N^2(J_1(\delta_i))^2] \sum_{n=1}^N n L(n) J_0(\delta_i n/N) \quad (2)$$

式中: $J_0(\cdot)$ 和 $J_1(\cdot)$ 分别表示零阶和一阶贝塞尔函数; δ_i 表示零阶贝塞尔函数 ($J_0(\delta_i) = 0$) 的正根, 其中 $i = 1, 2, \dots, N$ 。FBSE 系数的阶数 i 与连续时间频率 f_i 有关, 关系如式(3)所示。

$$\begin{aligned} \delta_i &= 2\pi f_i N / f_s \\ \delta_i &\approx \delta_{i-1} + \pi \approx i\pi \end{aligned} \quad (3)$$

式中: f_s 为采样频率。式(3)可以表示为:

$$i \approx 2f_i N / f_s \quad (4)$$

由式(4)可知, i 应在 $1 \sim N$ (信号长度) 之间变化, 以覆盖所分析信号的整个带宽。因此, FBSE 频谱是系数 ($|M_i|$) 的幅度与频率 (f_i) 的关系图。

1.2 经验小波变换

经验小波变换方法以傅里叶频谱为基础, 确定分割边界, 并以此构造小波滤波器组将信号分解为一系列的信号分量, 具体步骤如下^[13]。

1) 确定频谱分割边界

对所分析的信号进行归一化的傅里叶变换, 得到其频谱。根据分割准则将频谱分割为连续的 W 段, ω_i 为各个分段的边界 ($\omega_0 = 0, \omega_w = \pi$), 则每个频带可以表示为 $\Lambda_i = [\omega_{i-1}, \omega_i]$, $\bigcup_{i=1}^W \Lambda_i = [0, \pi]$, 如图 1 所示。图 1 中灰色阴影区域为过渡区域, 其以 ω_i 为中心, 宽度为 $2\tau_i$ 。

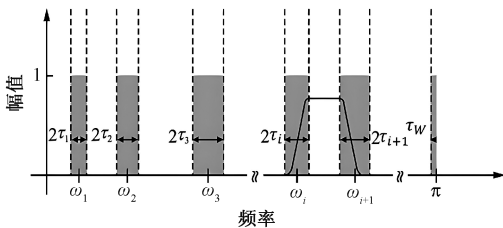


图 1 傅里叶谱边界分割示意图

Fig. 1 Schematic diagram of Fourier spectrum boundary segmentation

2) 构建滤波器组

确定边界区间 Λ_i 后, 基于 Littlewood-Paley 和 Meyer 小波构造滤波器组, 该滤波器组是结合尺度函数和经验小波函数开发的, 其数学方程式如式(5)所示。

$$\rho_i(\omega) = \begin{cases} 1, & |\omega| \leq (1-\sigma)\omega_i \\ \cos[\pi\varphi(\sigma, \omega_i)/2], & (1-\sigma)\omega_i \leq |\omega| \leq (1+\sigma)\omega_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

$$\tau_i(\omega) = \begin{cases} 1, & (1+\sigma)\omega_i \leq |\omega| \leq (1-\sigma)\omega_{i+1} \\ \cos[\pi\varphi(\sigma, \omega_i)/2], & (1-\sigma)\omega_{i+1} \leq |\omega| \leq (1+\sigma)\omega_{i+1} \\ \sin[\pi\varphi(\sigma, \omega_i)/2], & (1-\sigma)\omega_i \leq |\omega| \leq (1+\sigma)\omega_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\varphi(\sigma, \omega_i) = \beta \{ [(1-\sigma)\omega_i] - (1-\sigma)\omega_i \} / 2\sigma\omega_i$, $\sigma < \min \frac{(\omega_{n+1} - \omega_n)}{(\omega_{n+1} + \omega_n)}$, $\beta(a) = a^4(35 - 84a + 70a^2 - 20a^3)$ 。

3) 频带滤波

分别通过分析信号与小波函数和尺度函数的内积来确定重构的第 i 个细节系数 $L_{T(i)}(n)$ 和近似系数 $L_{E(i)}(n)$, 其表示为:

$$T_i(k) = \sum_{m=1}^W L(m) \overline{\epsilon_i(m-k)} \quad (7)$$

$$E_i(k) = \sum_{m=1}^W L(m) \overline{K_i(m-k)} \quad (8)$$

$$L_{T(i)}(n) = \sum_{k=1}^{W_i} T_i(k) \epsilon_i(n-k) \quad (9)$$

$$L_{E(i)}(n) = \sum_{k=1}^{W_1} E_i(k) K_1(n-k) \quad (10)$$

式中: W_i 表示第 i 个细节系数的小波长度系数; W_1 为近似系数对应的小波长度向量。

原始信号 $L(n)$ 可以表示为:

$$L(n) = L_{E(1)}(n) * \rho_1(n) + \sum_{i=1}^W L_{T(i)}(n) * \tau_i(n) \quad (11)$$

式中: $*$ 代表卷积运算。

1.3 基于能量的尺度空间经验小波变换 (ESEWT)

基于能量的尺度空间经验小波变换在 EWT 的基础上, 使用尺度空间方法对傅里叶谱进行自适应频带划分, 得到各频带的分界点, 通过计算各频带能量筛选频带能量大于平均能量的频带, 合并小于均值的相邻频带, 进而重新确定频带分界点并构造滤波器组。该方法主要有两个关键部分: 1) 使用尺度空间的方法对频谱进行自适应划分得到各频带分界点; 2) 根据各频带能量重新筛选频带分界点。

假设 $f(x)$ 为定义在 $[0, \pi]$ 的傅里叶谱, $g(x; t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi t}} e^{-\frac{x^2}{2t}}$ 为所选择的尺度空间核函数, t 表示尺度参数。则 $f(x)$ 频谱的连续尺度空间表示如式(12)所示。

$$L(x, t) = T_i[f](x) = g(x; t) * f(x) \quad (12)$$

在对信号进行处理时, 信号要求为离散信号, 因此需要对连续尺度空间进行离散化处理。尺度空间的离散化主要包括尺度空间核函数的离散化和尺度参数的离散化, 则 $f(x)$ 频谱的离散尺度空间表示为^[17]:

$$L(n, t) = \sum_{m=-L}^L f(n-m)g(m; t) \quad (13)$$

式中: n 为频谱尺度空间的离散点; m 为核函数的特征值; L 为核函数的窗宽, 一般取 $L = D\sqrt{t} + 1$ ($3 \leq D \leq 6$, 一般设定 $D=6$, 可视情况而变)。

继完成频带分界点的确定之后, 为避免频带破裂现象, 提高分解结果精度, 根据频带能量对初次筛选的频带分界点进行二次筛选。频带能量值 E_j 和能量均值 $\bar{E}$ 如式 (14) 和 (15) 所示。

$$E_j = \sum_{b=1}^M S_b^2 \quad j = 1, 2, 3, \dots, U \quad (14)$$

$$\bar{E} = \frac{\sum_{j=1}^U E_j}{U} \quad (15)$$

式中: M 代表分段信号中采样点数; U 代表划分的频带总个数。

2 基于 FBSE-ESEWT 的齿轮故障诊断方法

2.1 基于 FBSE 的信号频谱表示

在进行经验小波变换时最重要的就是频带划分, 而影响频带划分的关键因素之一就是信号频谱的表示。本文针对傅里叶谱所存在的频率分辨率低、频谱泄露、加窗效应、稀疏表示等问题, 提出以 FBSE 频谱代替经验小波变换中传统的傅里叶谱。为验证基于 FBSE 所得频谱的优越性, 首先对同一齿轮振动信号分别采用 FBSE 和傅里叶变换得到其频谱, 再利用经典尺度空间边界检测法进行频谱划分, 所得到的频谱图及边界分割如图 2 所示。

由图 2(a) 和 (b) 可知, FBSE 的频谱表示比快速傅里叶变换 (FFT) 频谱更加紧凑, 这主要是由于基函数与分析信号的相似性使得信号在 FBSE 域具备更紧凑的表示^[18], 一定程度上减小了冗余信息或者噪声成分, 更有利于后续信号特征捕获。除此之外, 由图 2(c) 可见, 传统的 EWT 即以 FFT 谱来估计最优频率边界时存在频谱过度分割现象, 这是由于 FFT 频谱的频带存在较宽的情况, 当频带较宽时容易将频带中噪声或其余干扰分量带入手分量中, 进而影响信号特征捕捉导致频带划分不合理; 而 FBSE 频谱是以贝塞尔函数为基函数所得到, 基函数与分析信号越相关, 所得到的表示就越紧凑, 所受噪声的影响和频谱变异的程度就越小, 更有助于捕捉微弱的特征信息。综上所述对于同一分解方法, 不同的频谱表示具有不同的效果, 相对而言以 FBSE 谱作为频带划分依据将更有利。

2.2 基于 FBSE-ESEWT 的齿轮故障诊断流程

本文针对经验小波变换所存在的不足, 将 FBSE 频谱和 ESEWT 算法相融合, 应用于齿轮的故障诊断, 实现

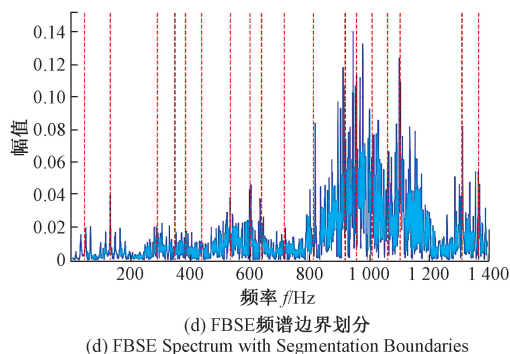
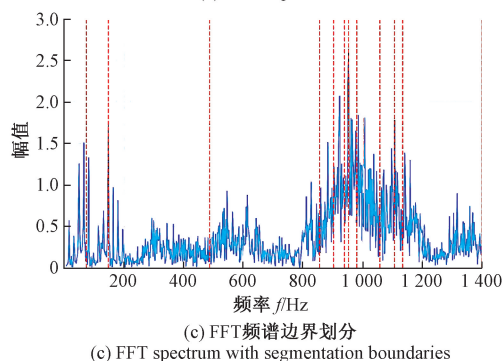
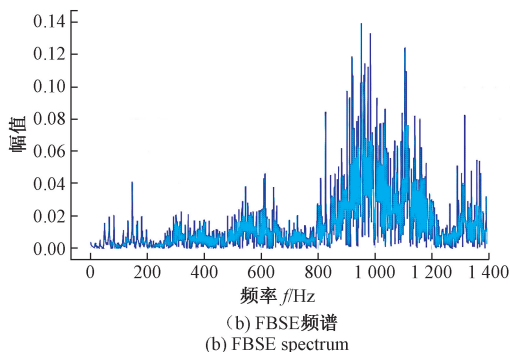
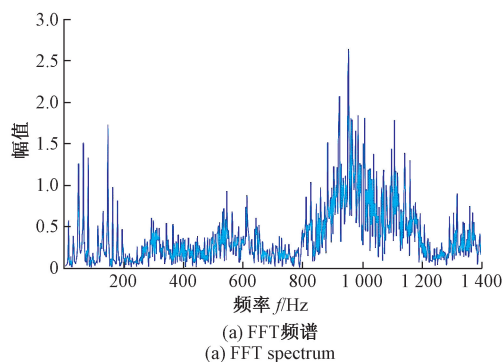


图 2 信号频谱图及边界分割图

Fig. 2 Signal spectrum diagram and boundary segmentation diagram

齿轮故障的准确识别。所提齿轮故障诊断方法的算法流程如图 3 所示。

步骤 1) 采集振动信号。利用加速度振动传感器分别采集每类状态的齿轮振动信号作为原始信号, 再利用

窗函数将每类信号划分为 1 496 组样本且每个样本信号长度为 1 400;

步骤 2) 基于 FBSE-ESEWT 的频谱划分和信号分解。首先,对所选样本进行 FBSE 频谱表示,并利用尺度空间法对所得到的 FBSE 频谱进行边界检测,根据所检测到的频带分界点对频带进行自适应划分;其次,计算每个频带的能量并求取能量均值,保留那些能量大于平均能量的频带,同时将相邻的两个能量低于平均能量的频带合并,如果有多个相邻的频带都低于平均能量,可一次性将这些频带一起合并;最后,将所筛选的频带作为新的频带分界点,利用这些分界点构造滤波器组实现信号分解降噪;

步骤 3) 数据转换。为捕捉到更全面清晰的信号特

征,使用广义 S 变换将重构的一维信号转变为二维时频图,并将每一类信号的样本进行随机抽取,取 70% 的样本作为模型训练集,其余的为测试集;

步骤 4) 模型故障诊断。初始化自定义的 CNN 网络,将其中的卷积核、池化层和全连接层权值等初始化为 0 或近似为 0,设置学习率、迭代次数等。将构建的数据集输入到网络模型中进行训练,根据训练得出的准确率(accuracy)和损失函数(loss)调整网络参数,直至网络精度达到要求,实现齿轮的故障诊断;

步骤 5) 结果可视化。为更清楚的显示本文所提方法对不同故障类型的诊断情况,采用混淆矩阵的方法进行展示。

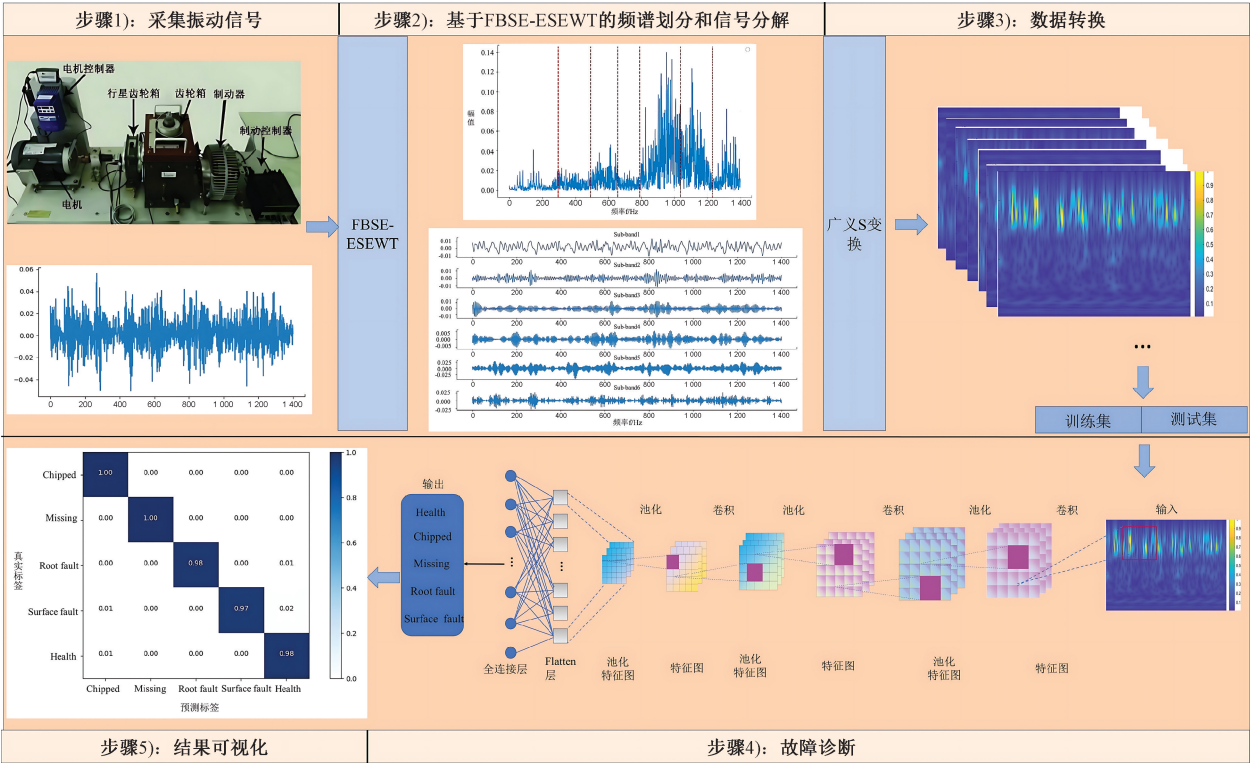


图 3 基于 FBSE-ESEWT 的故障诊断过程

Fig. 3 Fault diagnosis process based on FBSE-ESEWT

3 实验验证

3.1 仿真信号分析

为验证本文所提方法在齿轮振动信号降噪方面的有效性,利用 Simulink 模拟仿真振动信号,并进行 FBSE-ESEWT 降噪分析,并与同样是通过信号的分解与重构抑制噪声成分的 EMD、EWT、VMD 3 种方法进行降噪效果对比。

1) Simulink 仿真模型

根据齿轮传动系统的振动微分方程为依据,在 Simulink 环境中利用模块把齿轮系统的弯扭耦合模型建立起来,以此实现仿真。仿真模型以电机产生的转速、磁粉制动器制造的扭矩激励作为输入,通过信号发生器模拟,将从动轮与轴承 6 连接处的振动加速度作为输出,通过 scope 模块显示。具体仿真模型如图 4 所示。

2) FBSE-ESEWT 联合降噪

在仿真模型中由时变啮合刚度控制不同的故障类型,设置电机的输出转速即主动轮为 2 400 r/min,则依据

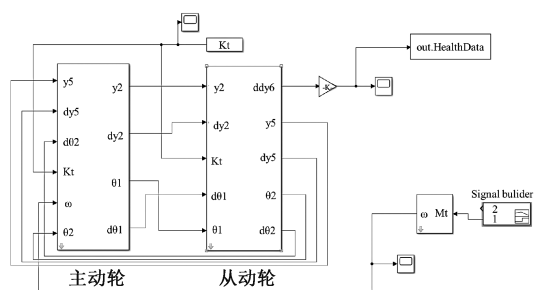


图4 齿轮系统 Simulink 仿真模块

Fig. 4 Simulink simulation module of gear system

齿轮传动比可知从轮的转速为 1 200 r/min, 旋转频率为 20 Hz, 啮合频率为 240 Hz, 本文以断齿仿真结果作为典型故障类型之一进行降噪效果分析。

为模拟现场实际振动信号, 考虑到现场环境对齿轮振动信号的噪声干扰, 在仿真所得的原始信号中加入高斯白噪声, 原始信号与噪声信号共同构成了断齿含噪仿真信号, 如图 5 所示。

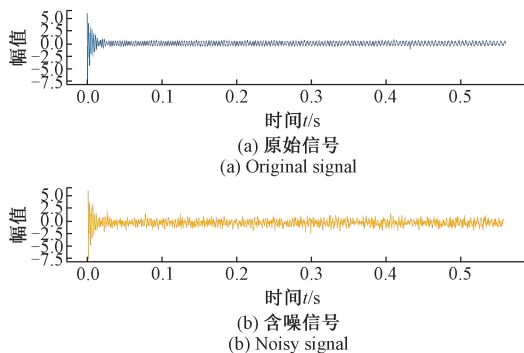


图5 仿真信号

Fig. 5 Simulation signal

由图 5 可以看出, 噪声对齿轮振动信号产生了较大的干扰, 使得信号存在大量的毛刺、幅值失真, 有效振动信号被噪声掩盖, 影响故障分析与判断, 故需要对齿轮振动信号进行降噪处理。

基于本文所提出的 FBSE-ESEWT 方法对含噪仿真信号进行降噪处理, 图 6 所示为原始信号处理后的一系列分量。图 7 所示为处理后的重构信号, 由图 7 可知, 降噪后的信号光滑、幅值明显, 且去噪后信号波形与原始信号波形的整体相关性较高, 验证了 FBSE-ESEWT 算法在齿轮振动信号降噪方面的有效性。

3) 降噪效果对比验证

为了量化降噪效果, 本文采用信噪比 (signal to noise ratio, SNR)^[19]、波形相似参数 (normalized correlation coefficient, NCC)^[20], 对算法降噪效果进行对比分析, 各指标定义如式 (16) ~ (18) 所示。

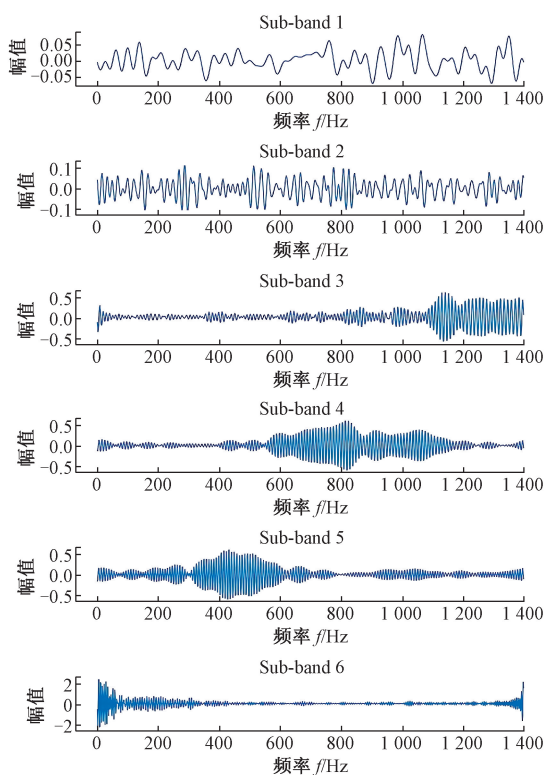


图6 基于 FBSE-ESEWT 的信号分量

Fig. 6 Signal components based on FBSE-ESEWT

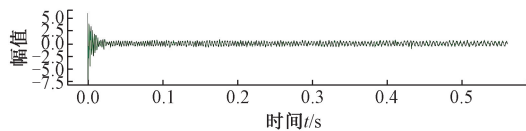


图7 基于 FBSE-ESEWT 的重构信号

Fig. 7 Reconstruction signal based on FBSE-ESEWT

$$SNR = 10 \lg \left(\frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}} \right) \quad (16)$$

$$ISNR = SNR_n - SNR_s \quad (17)$$

$$NCC = \frac{\sum_{n=1}^M A_s(n) A_d(n)}{\sqrt{\left(\sum_{n=1}^M A_s(n)^2 \right) \left(\sum_{n=1}^M A_d(n)^2 \right)}} \quad (18)$$

式中: P_{signal} 和 P_{noise} 分别代表原始信号的功率与噪声功率 (指的是去噪后的信号减去原始纯净信号); SNR_n 和 SNR_s 分别代表降噪后信号的信噪比、原始信号的信噪比。同样的 A_s 指的是原始纯净信号, A_d 指的是去噪后的信号。SNR 是衡量降噪程度最直观的一个量, 信噪比越大, 说明信号中包含的噪声越少, 降噪效果越好。与此同时, ISNR 越大, 表明算法的降噪效果也越好。NCC 是反映去噪前后信号波形的整体相似度, NCC 越接近 1, 信号之间的相关性越高, 即降噪效果较好, 信号未失真。4 种

降噪方法的指标对比如表 1 所示。

表 1 降噪指标对比

Table 1 Comparison of noise reduction indicators			
降噪方法	SNR/dB	ISNR/dB	NCC
FBSE-ESEWT	13.64	13.96	0.98
EMD	8.16	8.27	0.93
EWT	5.98	6.03	0.91
VMD	9.10	9.36	0.94

由表 1 可以看出,FBSE-ESEWT 的 SNR 与 ISNR 指标数值最大,说明信号经过所提算法降噪后包含噪声成分最少;FBSE-ESEWT 的 NCC 指标也更接近于 1,说明经该算法处理所得降噪信号与原始信号差异最小,还原度也高于其他 3 种算法。本文所提算法有效降低了噪声对振动信号的干扰,拥有更优异的降噪性能。

3.2 实际信号分析

由于旋转机械在实际采集振动信号时包含更复杂的噪声干扰,为更全面地评估所提降噪方法在真实环境中的性能。将本文所提基于 FBSE-ESEWT 的齿轮故障诊断方法在东南大学故障齿轮箱数据集上进行实验。

1) 数据集介绍

东南大学故障齿轮箱数据集的实验平台如图 8 所示,主要包括电机控制器、电机、行星齿轮箱、平行齿轮箱、制动器、制动控制器等部件。在实验过程设置了 20 Hz-0 V 和 30 Hz-2 V 两种负载,加速度传感器安装在行星齿轮箱箱体上,分别采集 x 、 y 、 z 方向的振动信号,共模拟了包括健康、裂纹、缺齿、齿根磨损、齿面磨损这 5 种齿轮箱的运行状态。

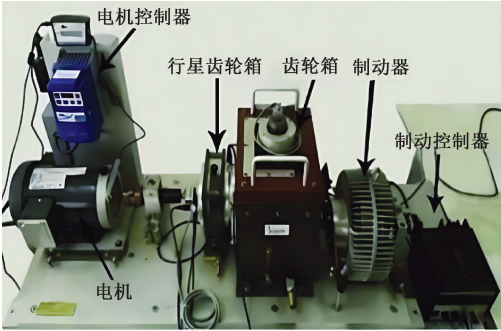


图 8 东南大学试验台

Fig. 8 Southeast University test bed

2) 数据集信号处理

本文主要选用了 30 Hz-2 V 负载下行星齿轮箱 z 方向的振动数据,采样频率为 2 800 Hz。为确保样本特征的周期性和完整性,以 1 400 个数据点为子信号长度、采样间隔为 700 个数据点对每类状态信号进行数据采样切分,正常状态原始信号和各故障状态信号均被切分为 1 496 个样本。首先对行星齿轮箱健康、裂纹、缺齿、齿根磨损、齿面磨损这 5 种状态的故障数据进行 FBSE-

ESEWT 分解。EWT 与本文提出的 FBSE-ESEWT 之间裂纹信号频带划分的情况对比如图 9 所示。

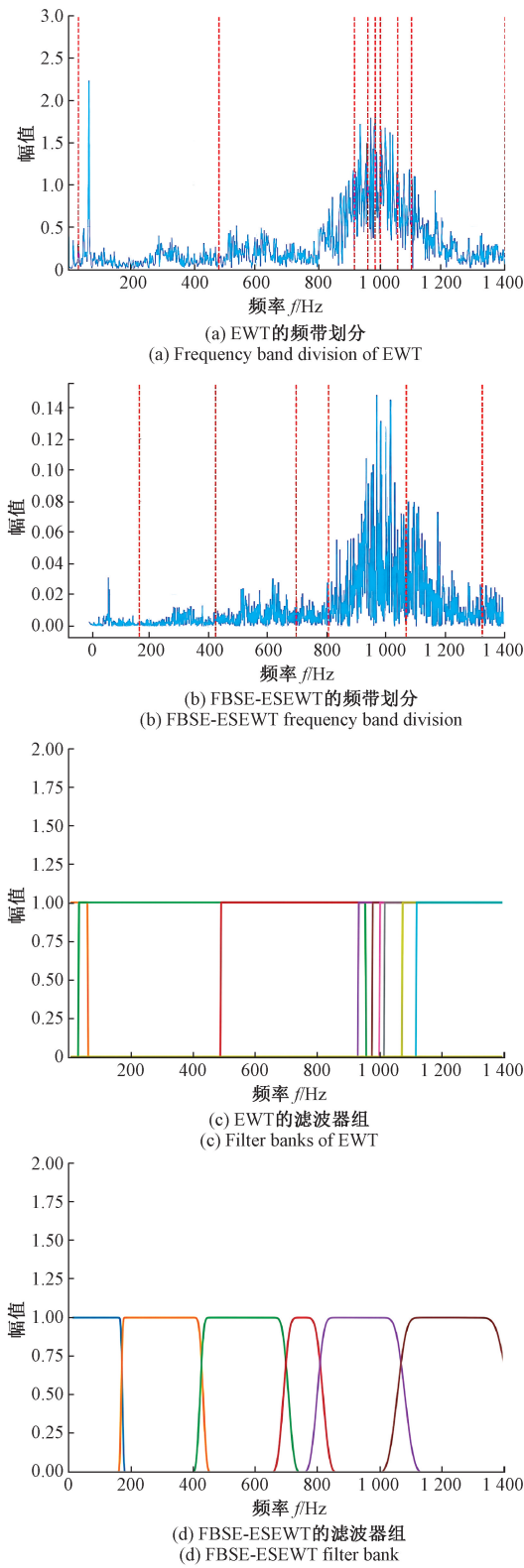


图 9 EWT 和 FBSE-ESEWT 的频带划分结果对比
Fig. 9 Comparison of frequency band division results between EWT and FBSE-ESEWT

其中,图 9(a)和(b)比较了基于两种不同方法频带的划分情况,图 9(c)和(d)比较了根据所确定的频率分界点构造的滤波器组的情况。从图 9(a)可以看出,原始的 EWT 对频带划分存在很大的问题,有一些局部地方进行了比较密集的分割,没有自适应地分割频谱,以至于根据所构建的滤波器组得到的信号分量因含有的频率成分太少导致重构信号波形失真,影响信号时频特征的提取。相反,图 9(b)不仅频谱表示很紧凑一定程度减少了冗余信息的干扰,还可以自适应地对新的频谱进行分割,分割的频带适中,根据所确定的频带分界点构建的滤波器组也很合理,避免了过度分解的情况,可以较好提取有效的特征信息。

为了进一步验证 FBSE-ESEWT 的有效性,图 10 所示为 FBSE-ESEWT 对其他 4 种状态类型(包括行星齿轮箱健康、缺齿、齿根磨损、齿面磨损)的频带划分情况。

在进行经验小波变换时,最重要的就是如何很好地划分频带,因为频带划分的好坏直接影响在每个区间上构造滤波器组的好坏,进而决定重构信号所具备的特征信息的多少。由图 10 可以看到,提出的 FBSE-ESEWT 方法可以自适应地划分频谱,也不会对局部频谱过度分割,提高了分解结果的准确性,与此同时,也证明了其在故障诊断中的鲁棒性。

继完成每种状态类型的频带划分这一关键步骤之后,利用筛选确定的边界频率,构建各类型的滤波器组,进行滤波处理,实现信号的分解。图 11 所示为经 FBSE-ESEWT 处理之后所得到的各状态类型原始信号的一系列分量。

由图 11 可知,本文提出的 FBSE-ESEWT 信号分解方法,既可以克服经验小波变换因频谱泄露或噪声干扰所存在的频带划分不当问题;也可以解决因信号过度分解而导致子带分量因含有的频率成分太少导致重构信号波形失真问题,可以有效的对齿轮故障信号进行处理。

3) 数据集形式转换

由于时频图能够将信号的时域和频域信息结合起来,更有效地捕捉到信号中的关键特征。故在对各状态信号分量进行重构之后,为了获得更丰富、更全面的故障信息,采用广义 S 变换将一维信号转换为二维时频图以实现高精度的故障诊断。图 12 所示为每种状态类型经过 FBSE-ESEWT 信号处理之后所得到的时频图。

齿轮故障特征一般与齿轮的转速、齿数以及故障类型密切相关。在实际工作运行过程中,由于齿轮特有的传动机制,当齿轮发生故障时通常会引起高频振动,不同类型的齿轮故障会引起不同的振动模式,而不同的振动模式其特征频率也是不一样的。在信号的时频图中,颜色的深浅代表不同的特征强度,颜色越亮说明此处的特征频率越明显,由图 12 可看出,不同的状态类型其颜色

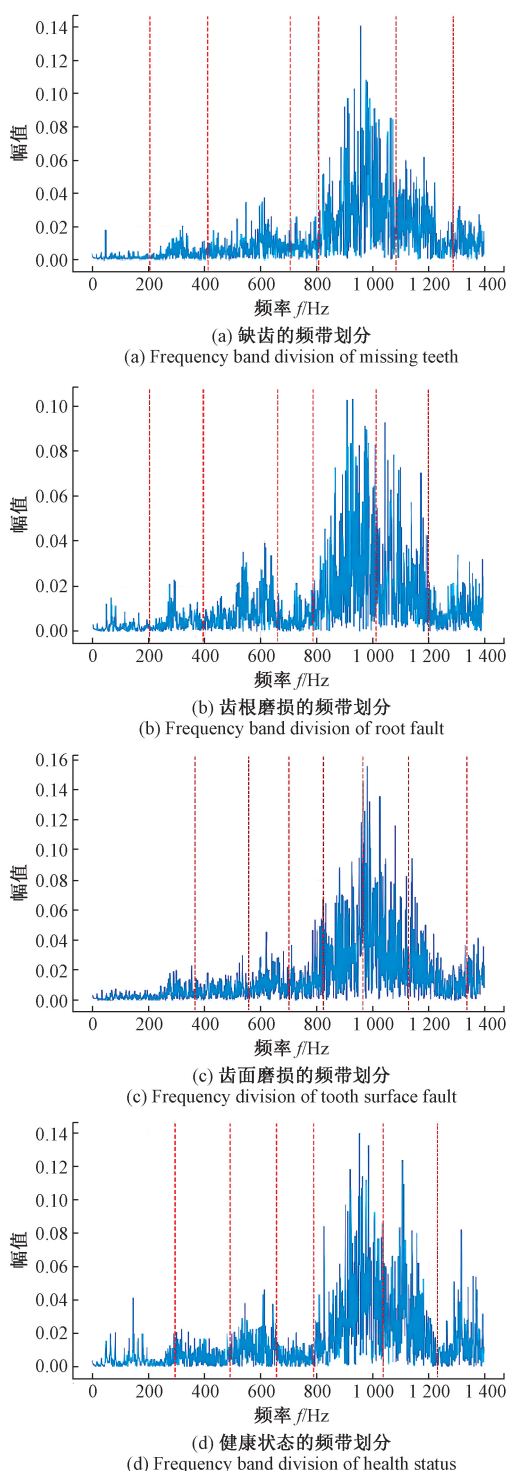


图 10 不同状态类型的频带划分情况

Fig. 10 Frequency band division of different state types

最亮的位置也不一样,即特征明显度的位置不同,这是因为不同的故障状态所具有的频率特征不一样,进而可以在后续深度学习模型中识别出不同的故障类型。

4) 故障诊断效果

本文旨在对行星齿轮进行诊断,实验数据包括健康



图 11 不同状态类型的 FBSE-ESEWT 分解

Fig. 11 FBSE-ESEWT decomposition of different state types

状态、裂纹、缺齿、齿根磨损、齿面磨损这 5 种状态类型数据,每种数据各采集 1 496 组样本,经过处理之后生成 1 496×5 张图像数据集。在模型训练过程中,取 30%用于测试,70%用于模型训练,即训练集为 1 047×5 组,测试集为 449×5 组。具体故障描述及标签如表 2 所示。

表 2 齿轮故障数据集描述

Table 2 Description of gear fault data set

工况	齿轮故障类型	训练/测试样本数量	标签
30 Hz-2 V	健康	1 047/449	Health
30 Hz-2 V	裂纹	1 047/449	Chipped
30 Hz-2 V	缺齿	1 047/449	Missing
30 Hz-2 V	齿根磨损	1 047/449	Root fault
30 Hz-2 V	齿面磨损	1 047/449	Surface fault

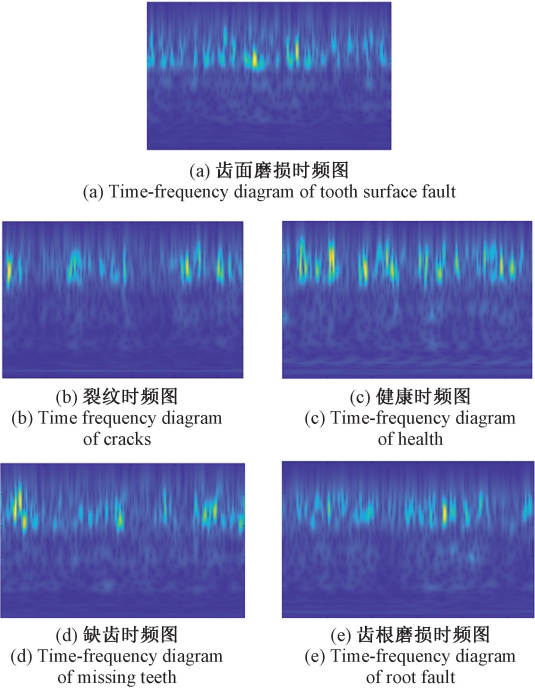


图 12 不同状态类型的时频图

Fig. 12 Time-frequency graphs of different state types

为了评估 FBSE-ESEWT 对信号的降噪效果和抗干扰能力,将经降噪处理后的的齿轮故障数据集输入到自定义的 2D-CNN 模型中进行训练与测试,实现故障的诊断分类。本文通过混淆矩阵的方法将结果可视化,以更加清楚的显示本文所提方法对不同故障类型的诊断情况。

混淆矩阵如图 13 所示,横轴的预测标签为模型预测齿轮的状态类型,纵轴为真实标签代表齿轮的真实状态。由图 13 可知,在行星齿轮的故障诊断过程中,经本文所提方法处理后的各状态数据识别率均达到了 97% 以上,其中裂纹和缺齿两种状态的识别率最高,达到了 100%。

3.3 方法性能评估

1) 多方法对比评估

在对不同方法降噪性能评估的基础上,为进一步验证所提方法在实际应用中的优越性,从准确率的角度对各方法在故障诊断中的表现进行系统性对比。将本文所提方法与 EWT、EMD、VMD 分别对东南大学故障齿轮箱数据集进行降噪处理、时频图转换、2D-CNN 故障诊断。为保证实验的公平每种方法样本数选取一样,超参数设置也保持一致,即在模型训练过程中将批量大小设置为 32,训练次数设置为 60 轮,学习率调整为 0.001。

同时,为避免该诊断结果存在偶然性误差,对行星齿轮箱的 5 种状态类型实施了 5 次试验,验证该方法的可靠性。表 3 为不同分解方法 5 次测试的平均值。

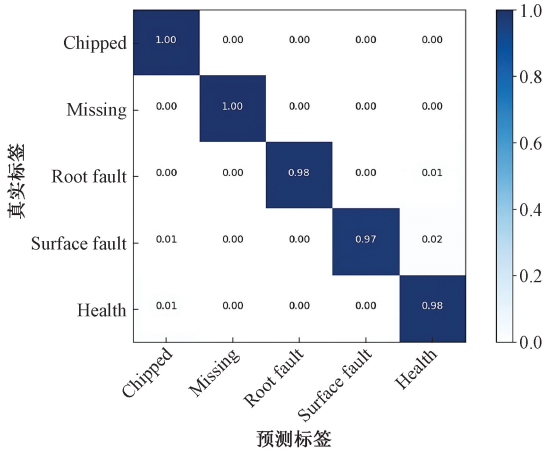


图 13 故障诊断结果的混淆矩阵

Fig. 13 Confusion matrix of fault diagnosis results

表 3 不同方法的诊断准确率

Table 3 Diagnostic accuracy of different methods (%)				
实验次数	FBSE-ESEWT	EWT	EMD	VMD
1 次	98.80	90.87	94.74	92.69
2 次	97.55	94.15	94.83	92.65
3 次	98.53	94.03	93.90	92.74
4 次	97.24	91.76	94.70	92.78
5 次	98.05	90.75	94.52	92.83
平均值	98.03	92.31	94.54	92.74

通过表 3 可以看到,采用 FBSE-ESEWT 分解方法处理过的平均诊断准确率最高,说明原始振动信号经过 FBSE-ESEWT 分解后其去除噪声和增强特征的能力较为显著,进而使得诊断精度有了一定的提高。

2) 多数据集对比评估

为了更加全面验证所提方法在故障诊断领域中的有效性与泛化性,排除单一数据的影响,分别在美国康涅狄格大学齿轮数据集 (GFD) 和 WT-行星齿轮箱数据集上进行了实验。

(1) GFD 数据集

美国康涅狄格大学齿轮数据集实验台如图 14 所示,主要包含电机、二级减速器、电磁制动器、加速传感器和转速表。二级减速器由 32 齿小齿轮与 80 齿齿轮组成第 1 级,48 齿小齿轮与 64 齿齿轮组成第 2 级。数据集所选择的采样频率为 20 kHz,具体包括健康 (healthy)、断齿 (missing)、裂纹 (liewen)、剥落 (boluo) 和磨损 (mosun) 5 种状态类型。

(2) WT 数据集

WT-行星齿轮箱数据集的实验台由电机、行星齿轮箱、固定轴齿轮箱和加载装置组成,如图 15 所示。其中行星齿轮箱有 4 个行星齿轮绕一个太阳齿轮旋转。本文选择了试验台转速为 25 Hz 条件下模拟太阳齿轮的 5 种



图 14 GFD 实验平台

Fig. 14 GFD experimental platform

工作状态,分别为齿轮健康、齿轮损坏 (broken)、齿面磨损 (wear)、齿根断裂 (root_cracky) 和缺齿 (missing_tooth)。

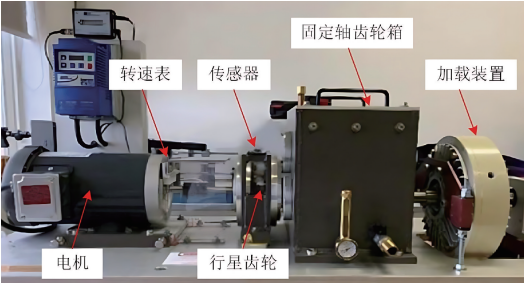


图 15 WT 实验平台

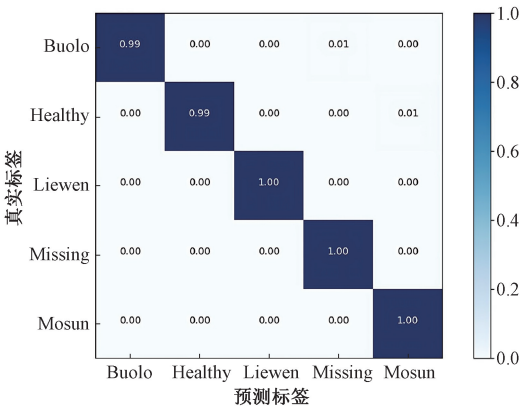
Fig. 15 WT experimental platform

为证明所提算法的泛化性,将 GFD 数据集和 WT 数据集均进行基于 FBSE-ESEWT 的故障诊断方法相关流程,具体包括 FBSE-ESEWT 降噪处理、时频图转换、2 D-CNN 故障诊断。为保证实验的可靠性,在模型训练过程中,取 30%用于测试,70%用于模型训练,且超参数设置与东南大学数据集的保持一致。具体的诊断结果分别如图 16 所示。

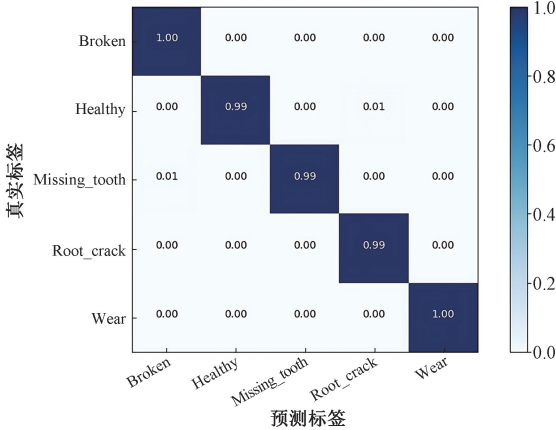
由图 16 可知,FBSE-ESEWT 方法在康涅狄格大学数据集和 WT 数据集故障状态的识别率均达到 98% 以上,成功验证了所提算法对齿轮故障诊断领域的可行性、泛化性以及降噪能力的显著性。

4 结 论

针对原始经验小波变换频带划分不合理、频带破裂、过分解等问题,本文提出一种新的自适应信号分解方法。首先利用 FBSE 谱代替传统的傅里叶谱,并在此基础上结合能量尺度空间划分法对振动信号进行分解与重构,实现信号的降噪处理。其次,为提取更全面信息特征,通过广义 S 变换进行时频图数据转换,并输入 2 D-CNN 网



(a) GFD数据集诊断结果
(a) GFD dataset diagnostic results



(b) WT数据集诊断结果
(b) WT dataset diagnostic results

图 16 故障诊断结果的混淆矩阵

Fig. 16 Confusion matrix of fault diagnosis results

络进行故障诊断与分类。实验基于仿真和实际多角度验证了信号的降噪性能,增强了故障信号的特征信息,实现了对不同数据集的诊断与分类。同时,后续将结合齿轮故障的复合性进行深入自适应降噪研究。

参考文献

[1] 张蓬鹤, 秦译为, 宋如楠, 等. 广义 S 变换下串联故障电弧的时频分析及识别研究 [J]. 电网技术, 2024, 48(7) : 2995-3003.
ZHANG P H, QIN Y W, SONG R N, et al. Time-frequency analysis and identification of series fault arc under generalized S-transform [J]. Power Grid Technology, 2024, 48(7) : 2995-3003.

[2] LI Q. New approach for bearing fault diagnosis based on fractional spatio-temporal sparse low rank matrix under multichannel time-varying speed condition [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-12.

[3] CHOUDHARY A, GOYAL D, LETHA S S. Infrared

- thermography-based fault diagnosis of induction motor bearings using machine learning [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(2): 1727-1734.
- [4] YANG Y, LIU H, HAN L J, et al. A feature extraction method using VMD and improved envelope spectrum entropy for rolling bearing fault diagnosis [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(4): 3848-3858.
- [5] LI Y, ZHOU J, LI H, et al. A fast and adaptive empirical mode decomposition method and its application in rolling bearing fault diagnosis [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(1): 567-576.
- [6] 蔡超志, 白金鑫, 张仲杭, 等. 基于自适应小波降噪和 Inception 网络的齿轮箱故障诊断[J]. 制造技术与机床, 2022(10): 21-28.
- CAI CH ZH, BAI J X, ZHANG ZH H, et al. Gear box fault diagnosis based on adaptive wavelet noise reduction and Inception network [J]. Manufacturing Technology and Machine Tool, 2022(10): 21-28.
- [7] 刘秀丽, 王鸽, 吴国新, 等. VMD 及 PSO 优化 SVM 的行星齿轮箱故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(1): 54-61.
- LIU X L, WANG G, WU G X, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox based on VMD and PSO Optimization SVM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(1): 54-61.
- [8] 江莉, 向世召. 基于 CEEMDAN-VSSLMS 的滚动轴承故障诊断[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(3): 1138-1148.
- JIANG L, XIANG SH ZH. Fault diagnosis of rolling bearing based on CEEMDAN-VSSLMS [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024, 30(3): 1138-1148.
- [9] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [10] 李兵, 刘明亮, 杨平. EWT 与 GS-SVM 在断路器机械故障诊断中的应用[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2018, 39(8): 1422-1430.
- LI B, LIU M L, YANG P. Application of EWT and GS-SVM in circuit breaker mechanical fault diagnosis [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2018, 39(8): 1422-1430.
- [11] LI CH, XU F Y, YANG H X, et al. A rolling element bearing fault feature extraction method based on the EWT and an arctangent threshold function [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2022, 36(4): 1693-1708.
- [12] 李辉, 李宣, 贾嵘, 等. 基于 EWT-OPRCMDE-ELM 的风电机组齿轮箱故障诊断研究[J]. 自动化仪表, 2021, 42(11): 12-19.
- LI H, LI X, JIA R, et al. Research on gearbox fault diagnosis of wind turbine based on EWT-OPRCMDE-ELM [J]. Automation Instrument, 2021, 42(11): 12-19.
- [13] 盛嘉玖, 陈果, 康玉祥, 等. 一种用于滚动轴承故障诊断的改进 EWT 方法[J]. 航空动力学报, 2024, 39(9): 371-383.
- SHENG J J, CHEN G, KANG Y X, et al. An improved EWT method for rolling bearing fault diagnosis [J]. Journal of Aerospace Power, 2024, 39(9): 371-383.
- [14] 孙康, 金江涛, 李春, 等. 基于改进经验小波变换与分形特征集的风力机齿轮箱故障诊断[J]. 太阳能学报, 2023, 44(5): 310-319.
- SUN K, JIN J T, LI CH, et al. Fault diagnosis of wind turbine gearbox based on improved empirical wavelet transform and fractal feature set [J]. Journal of Solar Energy, 2023, 44(5): 310-319.
- [15] BHATTACHARYYA A, LOKESH S, PACHORI R B. Fourier-Bessel series expansion based empirical wavelet transform for analysis of non-stationary signals [J]. Digital Signal Processing, 2018, 78: 185-196.
- [16] SCHROEDER J. Signal processing via Fourier-Bessel series expansion [J]. Digital Signal Processing, 1993, 3(2): 112-124.
- [17] 栗蕴琦, 林建辉, 李倩. 改进的 EWT 方法在轴承故障诊断中的应用[J]. 机械设计与制造, 2020(5): 83-87.
- LI Y Q, LIN J H, LI Q. Application of improved EWT method in bearing fault diagnosis [J]. Machine Design & Manufacture, 2020(5): 83-87.
- [18] CHAUDHARY PK, GUPTA V, PACHORI R B. Fourier-Bessel representation for signal processing: A review [J]. Digital Signal Processing, 2023, 135: 103938.
- [19] 张俊宁, 赵礼豪, 陈宁波, 等. 基于集合经验模态分解与样本熵联合小波的固肥流量微波信号去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(11): 118-125.
- ZHANG J N, ZHAO L H, CHEN N B, et al. Solid fertilizer flow microwave signal denoising method based on ensemble empirical mode decomposition and sample entropy combined wavelet [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(11): 118-125.
- [20] 彭莉, 唐炬, 张晓星, 等. 一种基于复小波变换提取 PD 信号的分块自适应复阈值算法[J]. 电工技术学报, 2008, 23(7): 112-117.

PENG L, TANG J, ZHANG X X, et al. A block-adaptive complex threshold algorithm for PD signal extraction based on complex wavelet transform [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2008, 23(7): 112-117.

作者简介



张锐, 2014 年于天津大学获得博士学位, 现为天津科技大学副教授, 主要研究方向为故障诊断、无线传感、物联网技术及应用等。

E-mail: zhangrui@tust.edu.cn

Zhang Rui received his Ph. D. from Tianjin University in 2014. He is currently an associate professor at Tianjin University of Science and Technology. His main research interests include fault diagnosis, wireless sensing, Internet of Things technology and applications.



刘婷婷, 现为天津科技大学硕士研究生, 主要研究方向为故障诊断。

E-mail: ltt13140537362@163.com

Liu Tingting is currently a M. Sc. candidate at Tianjin University of Science and Technology. Her main research interest includes fault diagnosis.



王燕(通信作者), 2018 年于天津大学获得博士学位, 现为天津城建大学讲师, 主要研究方向为无线传感、移动通信与无线技术等。

E-mail: ellawangyan2016@outlook.com

Wang Yan (Corresponding author) received her Ph. D. from Tianjin University in 2018. She is currently a lecturer at Tianjin Chengjian University. Her main research interests include wireless sensing, mobile communication and wireless technology.