

基于深度卷积二元分解网络的齿轮箱故障诊断方法

林慧斌 冼贤钊 何国林

(华南理工大学 机械与汽车工程学院, 广州 510640)

摘要:【目的】针对齿轮箱故障诊断中谐波干扰掩盖局部故障特征的问题,提出一种基于深度卷积二元分解网络(Deep Convolutional Binary Decomposition Network, DCBDN)的齿轮箱谐波分离与冲击特征提取方法。【方法】首先,通过改进堆叠自编码网络的特征传递与输出模式,引入对谐波成分的分离约束,在网络特征传递过程中实现谐波分离与冲击故障特征提取;随后,针对所提网络提出一种基于故障机制模型的二元输出网络模型训练方法,利用故障机制模型构造仿真数据集,以效果补偿的方式对模型内的谐波特征提取器和冲击特征提取器进行参数动态链式更新,完成网络训练。【结果】仿真和试验分析结果表明,相较于现有的卷积自编码网络模型和快速谱峭度方法,所提方法能够有效分离出耦合在一起的谐波和故障冲击成分,具有更强的抗干扰性能和局部故障特征提取能力。

关键词:深度卷积二元分解网络;齿轮箱;冲击特征提取;谐波分离

中图分类号: TH165.3; TH132.41 **DOI:** 10.16578/j.issn.1004.2539.2025.09.015

0 引言

齿轮箱是用于传递转速及转矩的重要旋转机械设备,在运行过程中,其机械振动信号一般包含传动轴转频、各级啮合频率及其倍频相关的谐波成分^[1]。当齿轮发生局部故障时,传感器采集到的振动信号是故障激起的冲击特征与包含上述谐波成分在内的各种干扰成分组成的混合信号。在故障诊断过程中如何对混合信号进行解耦,以提取淹没在干扰成分中的冲击故障特征,一直是业内研究的重点。

为去除谐波成分对冲击故障特征提取的干扰,国内外学者开展了大量的研究。LI等^[2]提出一种增强稀疏分解方法,对齿轮箱振动信号进行多重特征提取。ZHANG等^[3]通过可调Q因子小波变换划分频谱,并利用频谱峰度筛选最佳频带,以提取冲击特征。DU等^[4]提出一种将共振稀疏分解与内禀模态分解相结合的周期性冲击信号分离方法,用于故障诊断。以上方法均能从含噪混合信号中较好地去除谐波干扰,并提取冲击故障特征,但方法性能受参数选取和噪声水平的影响较大。为降低人为干预对提取效果的影响,王冉等^[5]利用冲击故障特征在信号时频域中的低秩特性,自适应提取故障特征。CUI等^[6]通过

最大相关峭度反卷积以增强重构信号周期故障分量,进而获取故障特征频率。张旭辉等^{[7]1090-1095}利用快速谱峭度方法定位信号的故障特征频带,自适应提取故障特征。但上述方法对于谐波干扰深度耦合的局部故障特征提取的效果欠佳。

以深度卷积自编码为代表的深度学习模型,凭借其强大的特征自适应学习能力和特征处理的平移等变性优势而被越来越多地用于故障诊断领域。刘仓等^[8]利用深度自编码网络对故障信号的本征模态进行特征分类,提高了故障分类准确率。周兴康等^[9]采用深度一维残差卷积自编码网络提取齿轮箱振动信号的抽象特征,实现不同缺陷齿轮故障分类。YANG等^[10]通过在卷积自编码器中引入宽核卷积层和残差学习模块,对齿轮箱振动信号进行特征提取。王奉涛等^[11]利用稀疏自编码网络提取信号的本征模态特征,并进行故障分类诊断。目前利用卷积自编码网络模型进行故障诊断的研究中,普遍通过网络提取的特征进行分类诊断,鲜有将自编码网络用于故障特征成分的直接提取,而且目前用于故障诊断的网络模型均采用特征顺序传递的单输出模式,不利于在特征学习过程中去除谐波干扰。

收稿日期: 2024-04-17

基金项目: 国家重点研发计划(2023YFB4203100); 广东省自然科学基金项目(2022A1515011238)

作者简介: 林慧斌,女,1975年生,福建漳州人,博士,副教授;主要研究方向为机械故障特征提取、智能诊断方法、动态信号分析与处理; hblin@scut.edu.cn。

引用格式: 林慧斌,冼贤钊,何国林. 基于深度卷积二元分解网络的齿轮箱故障诊断方法[J]. 机械传动,2025,49(9):119-127.

LIN Huibin, XIAN Xianzhao, HE Guolin. Fault diagnosis method for gearboxes based on deep convolutional binary decomposition network[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2025, 49(9): 119-127.

本文通过改进堆叠自编码网络的特征传递模式及其内部特征提取网络架构,提出一种基于深度卷积二元分解网络(Deep Convolutional Binary Decomposition Network, DCBDN)的齿轮箱谐波分离与冲击特征提取方法,主要创新点如下:

1) 所提 DCBDN 模型采用二元输出的模式引入对谐波干扰的分离约束,并通过特征余量传递的方式实现基于效果补偿的冲击特征学习,克服了传统自编码网络单输出模式抗谐波干扰能力较差的缺点。

2) 提出一种基于故障机制模型的二元输出网络模型训练方法。利用仿真信号对谐波特征提取器和冲击特征提取器的输出赋予无噪标签序列,并分别求解损失率,再通过特征余量构建各特征损失之间的内在联系,实现网络参数的动态调整。

1 自编码网络理论基础

在众多神经网络模型中, HINTON 等^[12]所提出的自编码网络属于一种无监督学习的方法,被广泛应用于特征提取和数据压缩领域。自编码网络主要由编码器与解码器两部分组成,基本网络架构如图 1 所示。对于多维输入数据 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{n \times N}$, 编码器通过编码映射函数 h_e 逐层进行数据压缩, 得到低维压缩数据 $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^{m \times M}$; 在解码器中, 低维压缩数据 \mathbf{y} 通过解压映射 h_d 逐层进行数据解压升维, 直至与输入数据维度相同, 得到重构数据 $\mathbf{x}' \in \mathbf{R}^{n \times N}$, 并利用重构数据 \mathbf{x}' 与输入数据 \mathbf{x} 的均方根误差 (Mean Squared Error, MSE) 构建损失函数, 在梯度方向将损失函数反向传播, 完成网络更新。

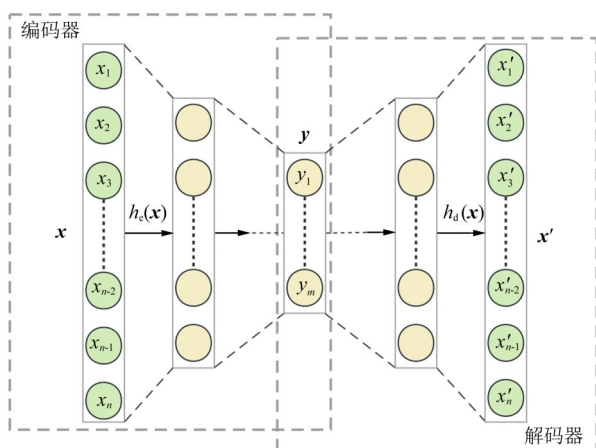


图1 自编码网络架构

Fig. 1 Network architecture of the autoencoder

在自编码网络的基础上还发展出了多种网络形式。其中, 堆叠自编码网络^[13]由多个预训练自编码网络串联而形成, 多维输入数据经过逐层特征学习与压缩, 从复杂的高维度输入数据中学习不同维度

和层次的抽象特征, 进一步提高了网络的特征提取性能; 卷积自编码网络^[14]利用多个卷积层、池化层和上采样层构建编码器和解码器, 克服了传统自编码网络在复杂条件下的特征提取效果不佳的缺点。

2 深度卷积二元分解网络及故障特征提取

通过改进堆叠自编码网络的特征传递模式以及其内部特征提取网络架构, 提出一种用于分离谐波干扰和提取冲击故障特征的 DCBDN 模型。同时, 针对所提网络的输出模式, 提出一种基于故障机制仿真信号的二元输出网络模型训练方法, 并以训练完备的 DCBDN 进行故障特征提取。

2.1 DCBDN 模型设计方法

传统自编码网络由于采用特征顺序传递的单输出形式, 无法通过引入约束以去除谐波成分对冲击故障特征提取的影响。本文通过改进堆叠自编码网络的特征传递和输出方式, 提出一种包含两个特征提取器的二元分解网络框架。如图 2 所示, 所提二元分解网络包含两个特征提取器, 并均具有特征输出功能。当信号输入时, 谐波特征提取器 θ_{hc} 对输入信号中的谐波干扰成分进行特征学习后, 将学习到的谐波干扰特征从输入信号中分离, 以特征余量 F_r 输入到冲击故障特征提取器 θ_{im} 中, 进行冲击特征提取。

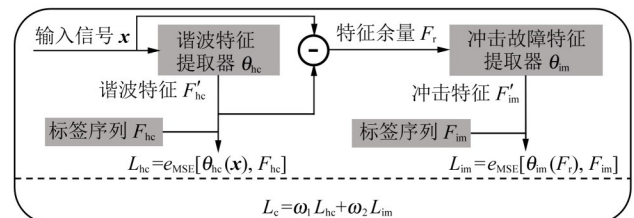


图2 二元分解网络框架

Fig. 2 Binary decomposition network framework

在特征学习和提取上, 传统自编码网络采用先编码后解码的结构, 在以一维信号为网络输入时, 需要在首个卷积层进行多维特征扩展以确保网络深度。然而, 维度激增会引发过拟合与特征提取不充分等问题。为改善这一问题, 本文提出一种特征扩展学习与压缩融合的特征提取网络, 以此作为所提框架的特征提取器, 其网络结构如图 3 所示。

在采用图 3 所示的特征提取器进行特征提取时, 低维输入信号经过多通道卷积扩展形成高维特征, 避免了维度激增引发的模型过拟合等问题; 高维特征经过压缩提取, 为与目标特征相关的分量赋予权重并进行特征融合, 以输入信号的维度和长度进行重构特征输出。特征提取器的具体设计原则如下:

1) 池化处理会造成一定程度的信息丢失, 导致冲击故障特征被进一步弱化。因此, 采用卷积层和

归一化层搭建特征提取器, 且通过合理设置边缘填充值, 确保卷积前后信号长度相同。

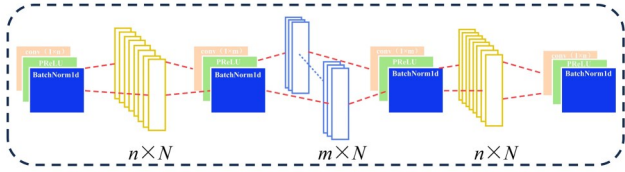


图3 特征提取器结构

Fig. 3 Structure of the feature extractor

2) 为契合谐波成分的广域分布特性, 采用较大的卷积核设计谐波特征提取器, 以提高对谐波特征的拟合效率。此外, 考虑冲击特征的局部分布特性, 采用较小的卷积核设计冲击故障特征提取器, 以实现局部特征的精细化提取。

3) 为改善维度激增引发的提取不充分等问题, 本文以2为倍数逐层调整特征提取器中维度扩展融合部分的卷积核数量, 以实现抽象特征的逐层分解与融合。

4) 采用PReLU激活函数对包含正负值数据的卷积特征引入非线性变换, 减小特征信息丢失对特征提取效果的影响。

采用上述原则对二元分解网络框架及其内部特征提取器进行设计, 得到DCBDN特征提取模型, 其网络推荐参数如表1所示。对于含谐波干扰的局部故障信号, DCBDN模型利用谐波特征提取器提取信号中的谐波干扰成分, 将其从输入特征中分离后, 利用冲击故障特征提取器对特征余量进一步提取冲击特征成分, 并完成特征输出。

表1 DCBDN推荐参数

Tab. 1 Recommended parameters for the DCBDN

层名	卷积核数量	卷积核大小	激活函数
Hc-Conv1	8	1×9	PReLU
Hc-Conv2	16	1×7	PReLU
Hc-Conv3	8	1×7	PReLU
Hc-Conv4	1	1×9	PReLU
Im-Conv1	8	1×5	PReLU
Im-Conv2	16	1×5	PReLU
Im-Conv3	8	1×5	PReLU
Im-Conv4	1	1×5	PReLU

2.2 DCBDN训练与参数更新

针对所提DCBDN模型, 分析其特征学习与参数更新模式, 并提出一种二元输出网络模型训练方法。

2.2.1 DCBDN特征学习与参数更新

在图2所示的网络框架基础上, DCBDN模型的二元输出特征学习过程如图4所示。以谐波干扰下的含噪故障信号样本 x 为网络输入, 经过谐波特征提取器对谐波干扰特征的学习和提取后以 F'_{hc} 进行输出, 并利用其与谐波标签序列 F_{hc} 求解谐波特征损失 L_{hc} ; 将经过谐波干扰分离的特征余量 F_r 传入冲击故障特征提取器, 利用提取到的冲击特征 F'_{im} 与冲击标签序列 F_{im} 求解冲击特征损失 L_{im} 。对特征损失分别赋予权重, 得到加权总损失 L_c , 即

$$L_c = \omega_1 e_{MSE}[\theta_{hc}(x), F_{hc}] + \omega_2 e_{MSE}[\theta_{im}(F_r), F_{im}] \quad (1)$$

式中, $e_{MSE}(\cdot)$ 为均方根误差函数; θ_{hc} 、 θ_{im} 分别为谐波和冲击特征提取器的映射函数; ω_1 、 ω_2 为各分量损失的权重系数。

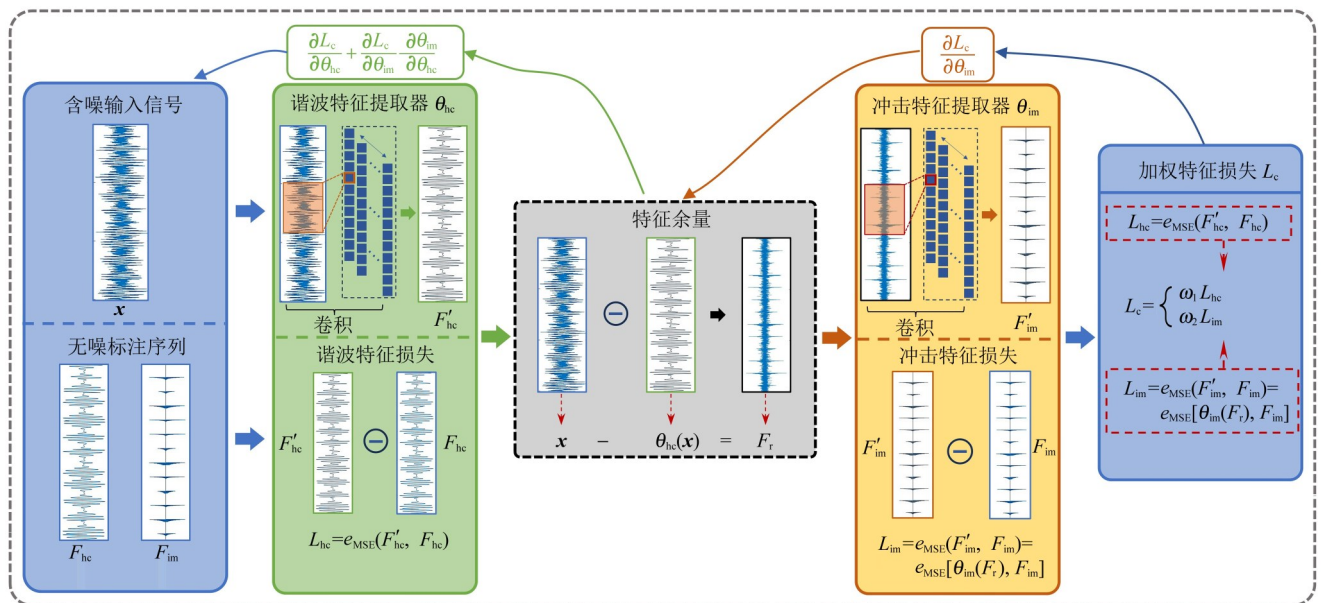


图4 DCBDN模型特征学习与参数更新

Fig. 4 Feature learning and parameter updating in the DCBDN model

参数更新时, 加权特征损失 L_c 先反向传播至冲击故障特征提取器, 以传统链式传播法则, 更新权值矩阵 \mathbf{W}_{im} 和偏置向量 \mathbf{b}_{im} , 即

$$\mathbf{W}'_{im} = \mathbf{W}_{im} - \gamma \frac{\partial L_c}{\partial \theta_{im}} \frac{\partial \theta_{im}}{\partial \mathbf{W}_{im}} \quad (2)$$

$$\mathbf{b}'_{im} = \mathbf{b}_{im} - \gamma \frac{\partial L_c}{\partial \theta_{im}} \frac{\partial \theta_{im}}{\partial \mathbf{b}_{im}} \quad (3)$$

式中, \mathbf{W}'_{im} 、 \mathbf{b}'_{im} 分别为更新后的冲击故障特征提取器权值矩阵与偏置向量; γ 为学习率。

加权特征损失 L_c 沿路径进一步传播至谐波特征提取器, 其权值矩阵 \mathbf{W}_{hc} 和偏置向量 \mathbf{b}_{hc} 则分别根据式(4)和式(5)所示的分量损失链式更新方式进行参数更新。

$$\mathbf{W}'_{hc} = \mathbf{W}_{hc} - \gamma \left(\frac{\partial L_c}{\partial \theta_{hc}} \frac{\partial \theta_{hc}}{\partial \mathbf{W}_{hc}} + \frac{\partial L_c}{\partial \theta_{im}} \frac{\partial \theta_{im}}{\partial F_r} \frac{\partial F_r}{\partial \mathbf{W}_{hc}} \right) \quad (4)$$

$$\mathbf{b}'_{hc} = \mathbf{b}_{hc} - \gamma \left(\frac{\partial L_c}{\partial \theta_{hc}} \frac{\partial \theta_{hc}}{\partial \mathbf{b}_{hc}} + \frac{\partial L_c}{\partial \theta_{im}} \frac{\partial \theta_{im}}{\partial F_r} \frac{\partial F_r}{\partial \mathbf{b}_{hc}} \right) \quad (5)$$

式中, \mathbf{W}'_{hc} 、 \mathbf{b}'_{hc} 分别为更新后的谐波特征提取器权值矩阵与偏置向量。

在网络模型迭代过程中, 谐波特征提取器需要同时依据自身及冲击特征提取器的提取效果来完成当前轮次的参数更新。而优化后的谐波特征提取效果则在下一轮次迭代中减少特征余量中的谐波干扰, 并促进冲击特征提取器的参数更新趋向局部最优收敛, 以此实现特征提取器之间基于效果补偿的跨轮次交替优化迭代过程。

相较于传统神经网络的参数更新方式, 所提 DCBDN 模型利用特征余量 F 构建起两个特征提取器的内在联系, 促使特征提取器间在每轮次的参数更新中以效果补偿的方式调节参数。实际应用中可根据信号中谐波干扰的强弱, 适当调节冲击特征损失 L_{im} 的权重系数, 使 DCBDN 的参数调节侧重于提高对冲击故障特征提取的准确性。

2.2.2 DCBDN 训练

为了实现 DCBDN 模型训练, 需要提供足够的训练样本。由于在工程中难以获得网络训练所需的无噪标注序列, 此处参考文献[15]⁴⁸⁷采用的基于局部故障机制模型构造仿真信号数据集的做法, 以解决网络训练样本缺失的问题。

本文将局部故障机制模型^[16]与幅值调制型谐波干扰模型相结合, 构造的谐波干扰下的局部故障仿真模型为

$$x(t) = y(t) + h(t) + n(t) \quad (6)$$

$$y(t) = \sum_i \left\{ A_i \exp \left[\frac{-2\pi\xi f_d(t - iT)}{\sqrt{1 - \xi^2}} \right] \sin [2\pi f_d(t - iT)] \right\} \quad (7)$$

$$h(t) = \eta \sum_i \left\{ A_{hi} [1 + \cos(2\pi f_{1i}t + \varphi_{1i})] \cos(2\pi f_{2i}t + \varphi_{2i}) \right\} \quad (8)$$

式中, $x(t)$ 为谐波干扰下的含噪冲击故障响应信号; $y(t)$ 为由局部故障激起的冲击响应信号; A_i 为第 i 个冲击响应的幅值; f_d 、 ξ 分别为冲击响应的固有频率和阻尼比; T 为冲击时间间隔; $h(t)$ 为幅值调制型谐波干扰量; η 为表征谐波干扰强烈程度的幅值系数; A_{hi} 为第 i 个谐波干扰量的幅值; f_{1i} 、 φ_{1i} 分别为第 i 个谐波干扰量调制成分的频率和相位; f_{2i} 、 φ_{2i} 分别为第 i 个谐波干扰量载波成分的频率和相位; $n(t)$ 表示均值为 0 的高斯白噪声。

不同于文献[15]⁴⁸⁷只包含故障冲击响应和随机噪声的仿真数据集构造方式, 本文根据式(6)~式(8)生成仿真训练样本和无噪标签序列, 将谐波干扰引入仿真数据集中。由于冲击响应的阻尼比和多阶固有频率特征在含噪情况下对故障特征模式影响较小, 为简化训练样本, 将数据集阻尼比 ξ 设置为定值 0.05, 且采用 1 阶固有频率的模式构造冲击响应。在文献[15]⁴⁸⁹⁻⁴⁹⁰的冲击响应参数选择原则的基础上, 利用所提方法构造仿真数据集的参数选取范围如表 2 所示, 并且按均匀分布的规则在参数区间内随机取值, 构造出谐波干扰下的冲击响应仿真信号训练样本, 以及对应的谐波干扰标签序列和冲击特征标签序列。

表 2 数据集参数的选取区间

Tab. 2 Selection interval of dataset parameters

参数	区间下限	区间上限
冲击固有频率 f_d /Hz	1 000	10 000
冲击响应幅值/(m/s ²)	0.5	1.5
调制成分频率 f_1 /Hz	10	100
调制成分相位 φ_1 /rad	0	2π
载波成分频率 f_2 /Hz	200	1 000
载波成分相位 φ_2 /rad	0	2π
幅值系数 η	0.5	1.5
信噪比 R_{SNR} /dB	0	+4
冲击间隔 T /s	0.005	0.15

此外, 为提高网络模型对不同采样条件下振动信号的适用性以及数据样本采样模式的多样性, 每组仿真样本的采样频率在满足采样定理的前提下按均匀分布规则在 10~100 kHz 随机取值, 采集出 1 000 组谐波干扰下的含噪振动信号样本及无噪的特征分量信号样本, 并按 8:2 的比例划分为训练集和验证集以用于网络训练。

后续仿真和试验分析所用的 DCBDN 模型均是按本节所提数据集和网络训练方法(权重系数 ω_1 、 ω_2 均取 0.5)得到的训练完备模型。

2.3 基于DCBDN的齿轮箱故障诊断步骤

基于DCBDN的齿轮箱故障诊断步骤如下:

1) 按第2.1节所提网络设计方法, 搭建二元分解网络框架, 并将先扩展学习后压缩融合的特征提取网络作为框架内部特征提取器, 进而构建DCBDN模型。

2) 基于故障机制生成谐波干扰下的含噪仿真信号数据集及其对应的无噪标签样本。

3) 以谐波干扰下的含噪振动故障信号样本为输入, 将无噪的谐波分量样本和冲击响应样本分别作为谐波特征提取器和冲击特征提取器的标签序列, 按第2.2节所提的二元输出网络模型训练方法对网络进行训练, 得到训练完备的DCBDN模型。

4) 对采集到的振动信号进行归一化处理, 并利用上述训练完备的DCBDN模型对其进行谐波干扰分离和冲击特征提取。

5) 对提取到的冲击特征重构信号直接进行希尔伯特解调分析, 获取故障特征频率, 完成故障诊断。

3 DCBDN模型特征提取仿真分析

为验证所提DCBDN模型谐波干扰分离与冲击特征提取的有效性, 利用第2.2节的仿真模型生成包含20个理论冲击的测试信号。其中, 冲击固有频率 $f_0=1200\text{ Hz}$, 冲击阻尼比 $\xi=0.02$, 冲击周期 $T=0.025\text{ s}$ (对应的冲击故障特征频率 $f_c=40\text{ Hz}$), 冲击幅值在 $0.5\sim 1.5\text{ m/s}^2$ 随机选取; 此外, 谐波干扰幅值系数 $\eta=1.1$, 调制成分频率 $f_1=70\text{ Hz}$, 载波成分频率 $f_2=970\text{ Hz}$, 噪声水平为 0 dB , 并以 51.2 kHz 采样频率采集得到 0.5 s 仿真测试信号。如图5所示, 在强谐波干扰和噪声的共同作用下, 仿真测试信号中无法观察出等间隔的冲击故障特征, 且谐波干扰成分与冲击特征频带相重叠, 不利于特征分离与故障诊断。

利用所提方法对仿真测试信号进行谐波干扰分离与冲击特征提取, 得到的谐波重构信号和冲击重构信号如图6所示。由图6可见, 经过所提网络的二元分解后, 原本被噪声淹没且频带耦合在一起的谐波分量和冲击分量被有效地分离。从去除谐波干扰的特征余量中进一步提取的冲击重构信号在时域中可见有规律的周期冲击, 且并无明显的谐波干扰残余。图6(e)中仅包含调制频率 f_1 及其倍频, 而图6(f)中仅包含故障特征频率 f_c 及其多阶倍频, 充分验证了所提方法能够有效分离谐波干扰并提取冲击特征成分。

为突出所提方法的二元输出特征约束模式在谐波干扰下的冲击特征提取的优势, 采用深度卷积去噪自编码(Deep Convolutional Denoising Autoencoder, DCDAE)^{[15]487-488}网络及基于快速谱峭度的故障特征提

取方法^{[7]1091}进行对比分析。为公平起见, DCDAE方法采用与所提方法相同的8层网络结构, 其他参数采用文献[15]⁴⁸⁹的推荐值, 且采用与所提方法相同的仿真训练集进行训练。

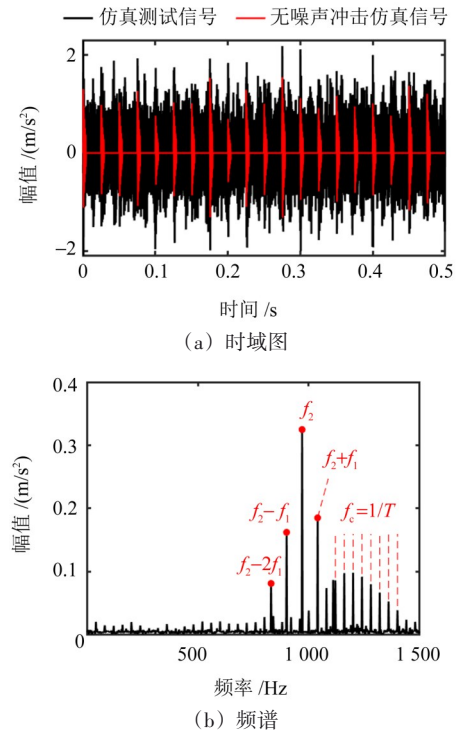
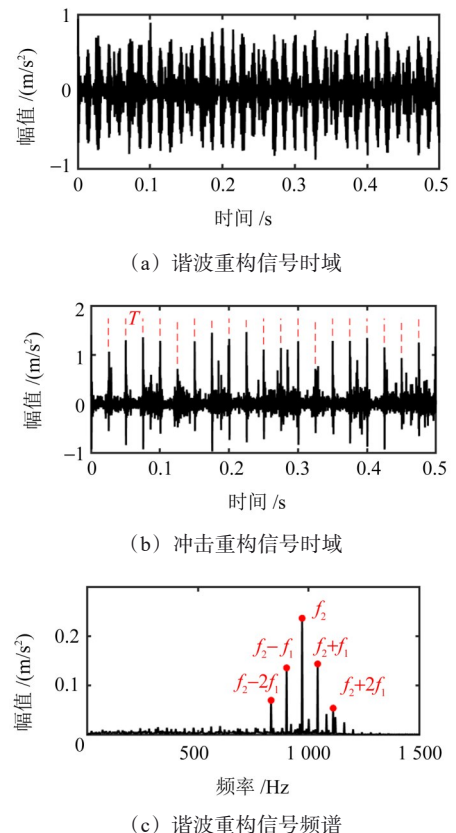


图5 测试信号时域图及其频谱
Fig. 5 Time-domain diagram of the test signal and its frequency spectrum



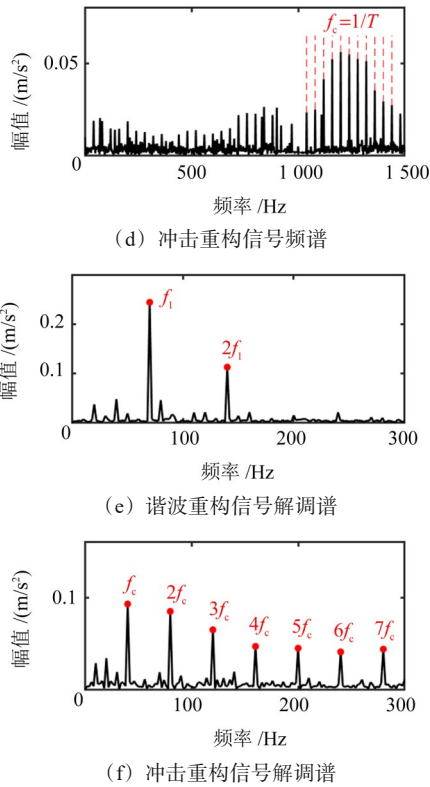


图6 DCBDN模型特征重构信号分析结果

Fig. 6 Analysis results of feature reconstruction signals in the DCBDN model

利用DCDAE方法和快速谱峭度方法分别处理上述测试信号。其中，快速谱峭度方法得到的谱峭度图如图7所示，取局部峭度最高的频带(中心频率为800 Hz，带宽为1 600 Hz)进行带通滤波重构。两种对比方法的特征提取效果分析如图8所示。

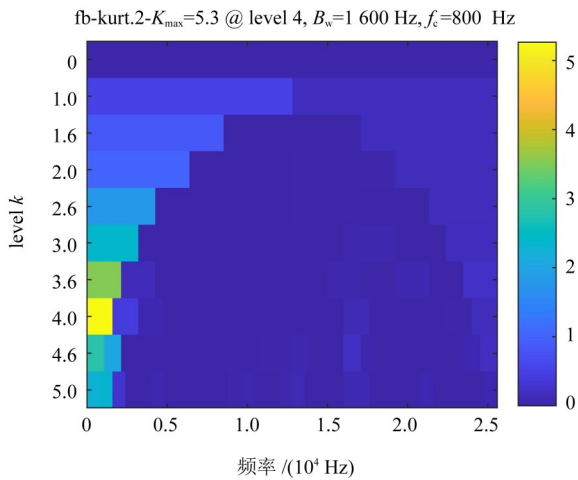


图7 仿真测试信号快速谱峭度图

Fig. 7 Fast kurtogram of the simulation test signal

分析结果显示，在本例中尽管快速谱峭度方法定位的分析频带中包含了冲击调制频带，但该方法无法将已经耦合在一起的谐波成分分离；DCDAE模型由于采用特征顺序传递的单输出模式约束，提取的冲击特征中混有较多的谐波干扰成分。两种对比方法

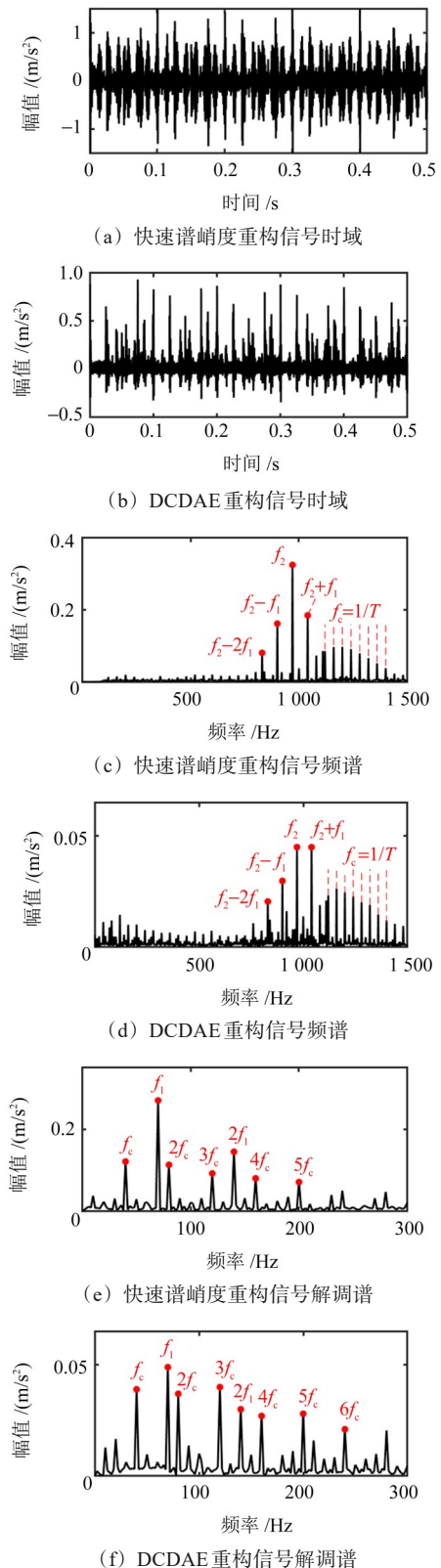


图8 不同方法重构信号的分析结果

Fig. 8 Analysis results of reconstruction signals used different methods

的冲击特征提取效果均受谐波干扰影响较大，导致在解调谱中同时出现冲击故障特征频率和谐波调制频率及其边频，不利于故障诊断。对比而言，所提方法对于谐波干扰下冲击特征的提取具有明显优势。

4 齿轮箱故障试验分析

在图9所示的传动试验台上进行了3轴5挡汽车变速器的5挡输出轴断齿故障试验。由于所用变速器通过万向传动轴进行输出传动, 该试验中不仅存在齿轮断齿故障, 而且还含有一定的输出轴角度不对中情况。设置变速器输入转速为1 250 r/min, 拖动负载为50 N·m, 固定在壳体上的加速度传感器采样频率 $f_s=24$ kHz。变速器的结构和运行参数如表3所示。在该试验工况下, 输出轴齿轮故障特征频率 f_c 和输出转频 f_o 一致, 均为27.21 Hz。



图9 汽车5挡变速器试验平台及故障齿轮

Fig. 9 Automotive 5-speed transmission test platform and faulty gear

表3 变速器结构和运行参数

Tab. 3 Transmission structure and operating parameters

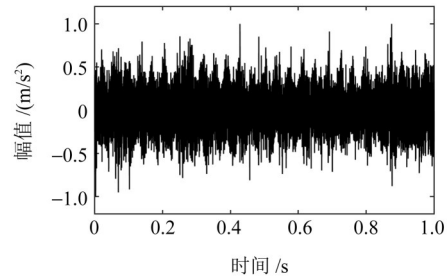
参数	常啮合齿轮副		第5挡齿轮副	
	主动轮	从动轮	主动轮	从动轮
齿数	26	38	42	22
转频/Hz	20.83	14.25	14.25	27.21
啮合频率/Hz	541.67		598.68	

从采集到的振动信号中截取一段时长为1 s的试验信号进行分析, 经幅值归一化后, 得到的信号时域波形及其频谱如图10所示。受5挡输出轴断齿和角度不对中的共同影响, 传感器采集到的振动信号中不仅含有断齿激起的故障冲击特征成分, 而且含有大量输出转频、各级啮合频率及输出转频调制相关的谐波成分, 并在共振带内相互重叠。

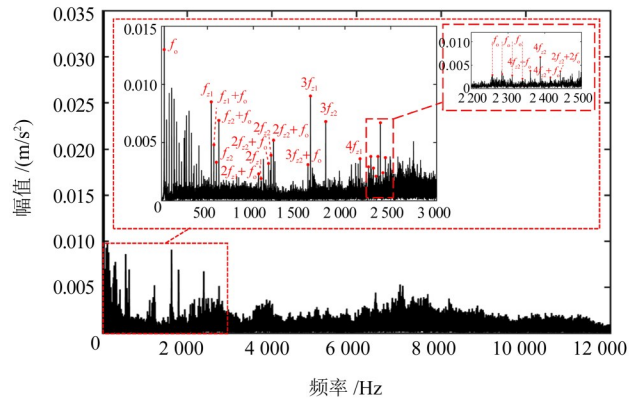
图11所示为所提方法谐波特征提取器分离提取的谐波特征重构信号时域及局部频谱。由图11可见, 谐波重构信号不仅提取了原信号中以输出转频及其倍频为主的绝大部分低频谐波干扰成分, 而且准确提取出变速器常啮合与5挡齿轮副的啮合频率 f_{z1} 和 f_{z2} 及其多阶倍频等谐波成分。此外, 试验信号频谱中2 500 Hz附近的共振带故障特征成分也被保留到特征余量中, 验证了所提方法能从实测信号中有效分离出谐波干扰成分。

图12所示为所提方法中冲击特征提取器输出的重构信号的时域波形和希尔伯特解调谱。由图12(a)可见, 此时的重构信号在时域上具有明显的周期性

冲击成分; 且图12(b)解调谱中出现了明显的齿轮故障特征频率及其6个倍频成分。因此, 可以准确地诊断变速器输出轴的齿轮出现了局部故障。



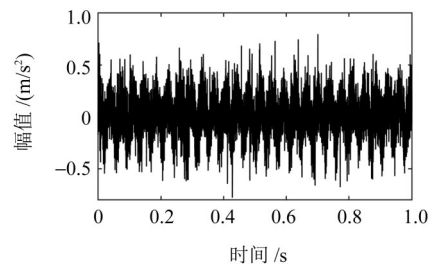
(a) 试验信号时域



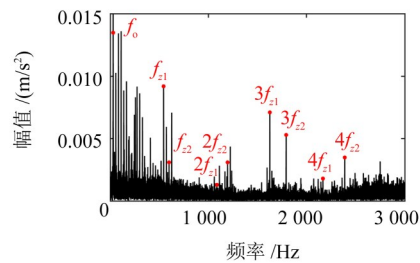
(b) 试验信号频谱

图10 汽车5挡变速器试验信号及其频谱

Fig. 10 Test signals and frequency spectrum of the automotive 5-speed transmission



(a) 谐波重构信号时域



(b) 谐波重构信号局部频谱

图11 谐波重构信号分析结果

Fig. 11 Analysis results of the harmonic reconstructed signal

为验证所提方法在实际应用中的优势, 同样采用仿真分析中用到的两种对比方法对该试验信号进行分析。其中, 利用DCDAE方法得到的结果如图13所示。与图12(a)对比可见, 尽管DCDAE也能提取出部分断齿故障激起的冲击分量, 但重构信号的时

域和解调谱均含有大量的干扰分量，表明该方法的局部故障特征提取效果不及所提方法。

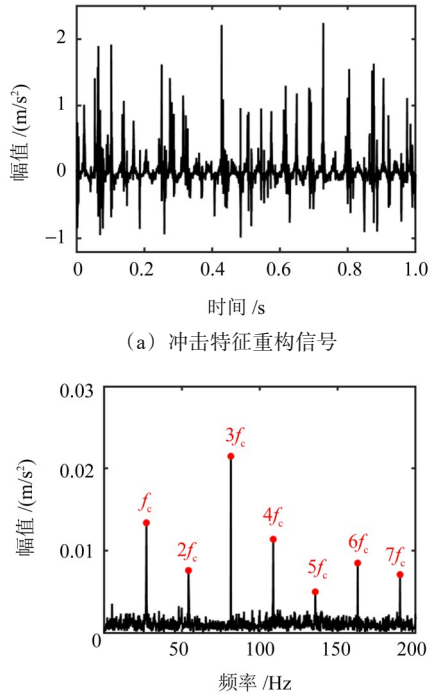


图 12 冲击特征重构信号分析结果

Fig. 12 Analysis results of the impact feature reconstructed signal

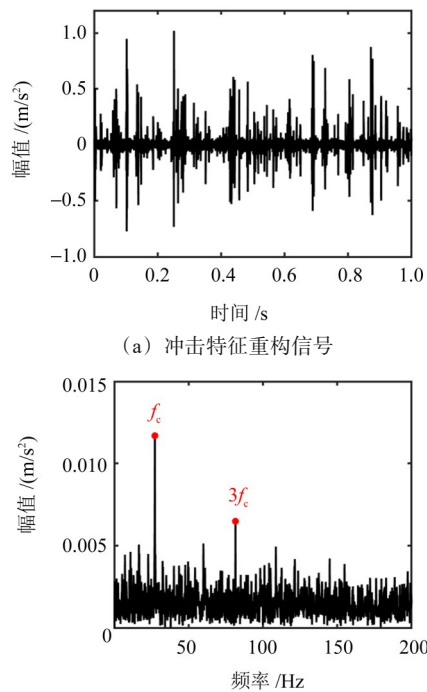


图 13 DCDAE 重构信号分析

Fig. 13 Analysis of the reconstructed signal using the DCDAE

利用快速谱峭度方法对本试验信号进行分析，得到的谱峭度图如图 14 所示。分析结果显示，中心频率 11 812.5 Hz、带宽 375 Hz 的频带局部峭度值最大。结合图 10(b)原信号频谱分析可知，由于试验信

号 2 500 Hz 处的共振带叠加了大量两级齿轮啮合频率的倍频成分及其调制边带，该频带的谱峭度值较低。

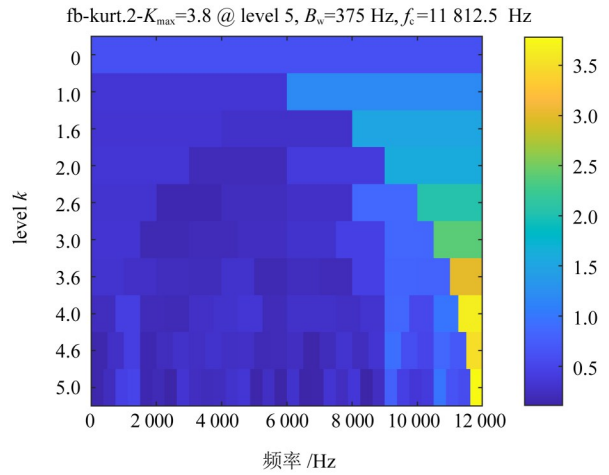


图 14 齿轮试验信号的快速谱峭度图

Fig. 14 Fast spectral kurtosis diagram of the gear test signals

对快速谱峭度方法定位的频带进行带通滤波并解调分析，结果如图 15 所示。尽管滤波重构信号解调谱也出现了故障特征频率成分，但时域中无明显的周期性冲击成分。相比而言，所提方法具有更直观的时域冲击间隔和多阶故障特征频率。

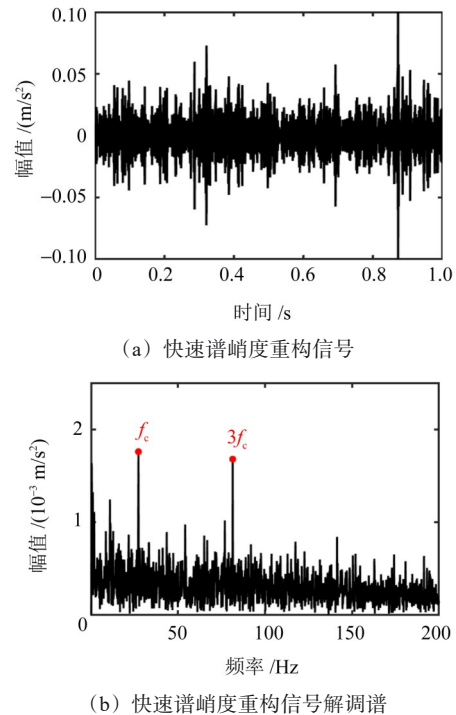


图 15 快速谱峭度重构信号的分析结果

Fig. 15 Analysis results of the spectral kurtosis reconstructed signal

以上试验分析表明，所提基于 DCBDN 模型的故障特征提取方法可以从输入信号中有效地分离谐波干扰并提取冲击特征；相较于对比方法，所提方法具有更好的抗谐波干扰性能和故障特征提取性能。

5 结论

提出一种基于深度卷积二元分解网络的齿轮箱谐波分离与冲击故障特征提取方法。该方法通过改进堆叠自编码网络的特征传递模式和内部特征提取网络架构,搭建深度卷积二元分解网络;利用故障仿真模型构建数据集并对网络模型训练,通过特征余量构建谐波和冲击特征提取器之间的内在联系,对网络模型参数进行动态链式更新;利用训练完备的二元分解网络模型对振动信号进行谐波干扰分离与冲击故障特征提取,得到冲击特征重构信号并用于故障诊断。主要结论如下:

1) 通过改进网络模型的特征传递和输出模式,有效引入对谐波干扰的分离约束,实现在特征传递过程中分离干扰成分并提取冲击故障特征,解决了谐波干扰下含噪冲击故障特征提取不充分的问题。

2) 所提的二元分解网络模型训练方法,以混合特征信号为输入,对每个特征输出赋予标签序列求解损失,并利用特征余量所构建的特征损失之间的内在联系,实现了网络参数的动态链式更新。

3) 试验分析表明,所提网络模型相较于深度卷积去噪自编码网络和快速谱峭度的特征提取方法有更好的抗谐波干扰能力以及故障特征提取性能。

参 考 文 献

- [1] 李永焯,丁康,何国林,等. 齿轮系统振动响应信号调制边频带产生机理[J]. 机械工程学报,2018,54(5):105-112.
LI Yongzhuo, DING Kang, HE Guolin, et al. Modulation sidebands of the vibration signal of gearbox[J]. Journal of Mechanical Engineering,2018,54(5):105-112.
- [2] LI N, HUANG W G, GUO W J, et al. Multiple enhanced sparse decomposition for gearbox compound fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(3): 770-781.
- [3] ZHANG X, ZHANG M, WAN S T, et al. A 1.5D spectral kurtosis-guided TQWT method and its application in bearing fault detection [J]. Shock and Vibration,2021,2021(1):5554981.
- [4] DU J, LU Y, TAO X, et al. Periodic impulse signal separation based on resonance-based sparse signal decomposition and its application to the fault detection of rolling bearing[J]. Measurement and Control,2020,53(3/4):601-612.
- [5] 王冉,黄裕春,张军武,等. 基于低秩和稀疏分解的滚动轴承故障特征提取方法对比研究[J]. 振动与冲击,2023,42(21):182-191.
WANG Ran, HUANG Yuchun, ZHANG Junwu, et al. Contrastive study on fault feature extraction methods for rolling bearing based on low rank and sparse decomposition[J]. Journal of Vibration and Shock,2023,42(21):182-191.
- [6] CUI H J, GUAN Y, CHEN H Y. Rolling element fault diagnosis based on VMD and sensitivity MCKD[J]. IEEE Access, 2021, 9: 120297-120308.
- [7] 张旭辉,张超,樊红卫,等. 快速谱峭度结合阶次分析滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断,2021,41(6):1090-1095.
ZHANG Xuhui, ZHANG Chao, FAN Hongwei, et al. Improved fault diagnosis of rolling bearing by fast kurtogram and order analysis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(6):1090-1095.
- [8] 刘仓,董新干,包家汉,等. 基于多传感器两级特征融合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击,2022,41(8):199-207.
LIU Cang, TONG Jinyu, BAO Jiahua, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on multi-sensor two-stage feature fusion [J]. Journal of Vibration and Shock,2022,41(8):199-207.
- [9] 周兴康,余建波. 基于深度一维残差卷积自编码网络的齿轮箱故障诊断[J]. 机械工程学报,2020,56(7):96-108.
ZHOU Xingkang, YU Jianbo. Gearbox fault diagnosis based on one-dimension residual convolutional auto-encoder[J]. Journal of Mechanical Engineering,2020,56(7):96-108.
- [10] YANG D G, KARIMI H R, SUN K K. Residual wide-kernel deep convolutional auto-encoder for intelligent rotating machinery fault diagnosis with limited samples [J]. Neural Networks, 2021, 141: 133-144.
- [11] 王奉涛,邓刚,王洪涛,等. 基于EMD和SSAE的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报,2019,32(2):368-376.
WANG Fengtao, DENG Gang, WANG Hongtao, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on EMD and SSAE[J]. Journal of Vibration Engineering,2019,32(2):368-376.
- [12] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [13] WU Z H, YAN H, ZHAN X B, et al. Gearbox fault diagnosis based on optimized stacked denoising auto encoder and kernel extreme learning machine [J]. Processes, 2023, 11(7): 1936.
- [14] CHEN F F, LIU L L, TANG B P, et al. A novel fusion approach of deep convolution neural network with auto-encoder and its application in planetary gearbox fault diagnosis [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability, 2021, 235(1): 3-16.
- [15] 林慧斌,王洪畅,习慈羊. 基于深度卷积测量网络的滚动轴承压缩域故障特征提取方法[J]. 振动工程学报, 2024, 37(3): 485-496.
LIN Huibin, WANG Hongchang, XI Ciyang. Rolling bearing fault feature extraction in the compressed domain with deep convolutional measurement network [J]. Journal of Vibration Engineering, 2024, 37(3): 485-496.
- [16] ANTONI J, BONNARDOT F, RAAD A, et al. Cyclostationary modelling of rotating machine vibration signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2004, 18(6): 1285-1314.