

自适应多通道卷积稀疏轴承微弱故障诊断*

包渝锋, 温广瑞, 周浩轩, 苏宇, 刘子岷

(西安交通大学机械工程学院 西安, 710049)

摘要 针对传统基于单通道信号的轴承故障特征提取方法未考虑故障信号的时空覆盖范围差异,以及单个信号所承载信息的有限性,在强背景噪声及干扰下难以有效提取出早期的微弱故障特征问题,提出了基于自适应多通道卷积稀疏(adaptive multi-channel convolutional sparse,简称AMCCS)模型的早期微弱故障特征提取方法。首先,构建了通道字典和卷积字典,分别用于学习多通道信号中的通道信息和信号中的故障信息,以实现从多通道故障信号中自适应地学习共有的微弱故障特征信息以及通道权重信息;其次,开发了一种高效的迭代更新算法,用以处理通道字典和卷积字典的更新问题;最后,采用低信噪比的轴承故障仿真信号和实验信号对算法进行验证。结果表明,在低信噪比环境下,该方法在轴承故障特征提取方面表现出显著的优越性和鲁棒性。

关键词 多通道;卷积稀疏;自适应;去噪模型;轴承故障诊断

中图分类号 TH17;TH133.3

引言

旋转机械设备在工业生产中占据着主导地位,对其健康状态进行监测可避免在生产中发生灾难性事故而导致巨大的经济损失^[1]。滚动轴承作为关键零部件之一,其健康状况对设备的稳定安全运行至关重要^[2]。然而,由于强背景噪声的干扰,故障特征难以有效提取,尤其是在故障特征比较微弱的早期。因此,准确、高效地提取滚动轴承早期故障特征,对于正常生产与设备检修具有重要价值。

学者们提出了各种故障特征提取及诊断方法,例如频谱峰度^[3]、倒频谱分析^[4]、经验模态分解^[5]和小波变换^[6-7]等。尽管上述方法取得了一定成果,但仍存在模态混叠、中心频带选择以及基函数确定等问题,难以满足自适应要求。

近年来,稀疏理论在压缩感知、图像处理等领域取得了巨大成就^[8-9],因其在特征提取方面的出色性能,被广泛用于机械故障诊断领域。Li等^[10]构建了多种稀疏字典来分别提取信号中的不同成分,实现了齿轮箱故障诊断。周浩轩等^[11]将Laplace冲击字典与特征符号搜索算法相结合,高效求解了故障信号的最优稀疏系数,实现了强背景噪声干扰下的故障特征提取。Zhang等^[12]根据轴承故障特征构建了一种自适应局部Gabor字典,实现了故障诊断。然而,

由于机械故障特征较为复杂,若解析字典不能精准对其进行建模,将导致最终的特征提取性能较差。因此,能够依据信号特征进行自适应字典构建的字典学习方法应运而生,并迅速得到了广泛应用。

考虑到振动信号的时移偏差,Ding等^[13]提出了一种循环结构字典学习算法,并将其用于轴承故障辨识。Zhao等^[14]将多尺度性质运用于字典学习,进而提出了一种加权多尺度字典学习模型,实现了行星齿轮轴承故障诊断。Kong等^[15]提出了一种新的框架,来解决传统稀疏分类方法中字典学习和分类器训练是2个独立的过程这一问题。此外,K奇异值分解(K-singular value decomposition,简称K-SVD)字典学习算法经历了多方面的改进,例如字典更新修正^[16]以及原子选择^[17]等,改进后用于冲击类故障的特征提取。字典学习算法具有自适应性和灵活性等优势,但同样存在计算量大、易受强噪声干扰、难以用于在线监测等问题。

鉴于上述方法的不足,卷积字典学习逐渐受到了研究人员的广泛关注^[18]。卷积稀疏具有移不变特性,适用于具有周期性特征成分的信号。早期故障特征成分虽然会被强噪声所淹没,但由于其周期性出现的特点,使得基函数的自学习过程更易收敛到周期性出现的特征结构,从而避免噪声干扰。此外,多通道信号处理方法包含更加丰富的信息,为机械故

* 国家科技重大专项资助项目(2017-I-0007-0008)

收稿日期:2023-02-09;修回日期:2023-12-30

障诊断提供了一个新的方向。因此,笔者提出了一种自适应多通道卷积稀疏特征提取方法,通过引入通道字典,学习多通道信号中的通道信息与卷积字典学习信号中的故障信息。所提方法可自适应地从多通道故障信号中学习深层次特征与通道信息,进而有效提取反映设备健康状况的故障特征,最终实现精准的故障识别。此外,开发了一种高效的迭代更新算法,用于通道字典和卷积字典的更新。通过仿真信号和实验信号的实验分析,验证了该算法能够从信噪比较低的早期故障中提取出故障特征。

1 自适应多通道稀疏模型

1.1 卷积稀疏

卷积稀疏是传统稀疏表征算法的扩展,其认为在时间序列范围内同一特征可以任意移动,因此信号中相同事件可以用同一个基函数表达。这体现了基函数对时间的移不变特性,具体实现过程是将标准稀疏编码问题中的乘积 Dx 用卷积和代替。此外,如果对基函数 d 和稀疏系数 x 同时进行优化,其优化目标函数具有非凸性。采用交替优化的思想,依次对这两者进行更新,并反复迭代直至收敛。该优化过程可以分为字典学习和稀疏编码 2 个部分,其中标准稀疏编码问题的数学模型为

$$\begin{aligned} \arg \min_{\{x_k\}_{k=1}^K} & \sum_{k=1}^K \|x_k\|_1 \\ \text{s.t.} & \left\| \sum_{k=1}^K d_k * x_k - s \right\|_2 \leq \epsilon \end{aligned} \quad (1)$$

其中: $*$ 表示卷积; $x_k \in R^N$ 和 $d_k \in R^N$ 分别为稀疏系数和字典($k=1, 2, \dots, K$)。

卷积稀疏表示问题可以通过求解其无约束等价目标解决,其数学表达式为

$$\arg \min_{\{x_k\}_{k=1}^K} \frac{1}{2} \left\| \sum_{k=1}^K d_k * x_k - s \right\|_2^2 + \lambda \sum_{k=1}^K \|x_k\|_1 \quad (2)$$

其中: λ 为正则化参数,用于控制稀疏程度。

可使用交替方向乘法(alternating direction method of multipliers, 简称 ADMM)进行求解。对于卷积字典学习(convolutional dictionary learning, 简称 CDL),其数学求解目标为

$$\begin{aligned} \arg \min_{\{d_k\}_{k=1}^K, \{x_k\}_{k=1}^K} & \sum_{p=1}^P \left(\frac{1}{2} \left\| \sum_{k=1}^K d_k * x_k^p - s^p \right\|_2^2 \right) \\ \text{s.t.} & \{d_k\}_{k=1}^K \in \mathcal{D} \end{aligned} \quad (3)$$

其中: $\mathcal{D} = \{d_k \mid \|d_k\|_2 \leq 1, k=1, 2, \dots, K\}$ 。

CDL 问题可以利用快速迭代收缩阈值算法(fast iterative shrinkage-thresholding algorithm, 简称 FISTA)、ADMM、3 维/频域共识等方法求解。

1.2 AMCCS 模型

现有基于卷积稀疏的故障诊断方法多关注于单通道信号,对于包含更多信息的多通道信号的研究较少。因此,有必要将卷积稀疏编码和字典学习扩展到多通道信号中,从而获取更加丰富的信息。笔者提出的自适应多通道卷积稀疏模型故障诊断流程如图 1 所示。通过引入一个大小为 $C \times M_B$ 的字典矩阵 B ,用于表示信号间跨通道特性,实现对多通道信号的自适应处理。该方法主要包括卷积稀疏编码和字典学习 2 个方面。

对于卷积稀疏编码,其数学求解目标为

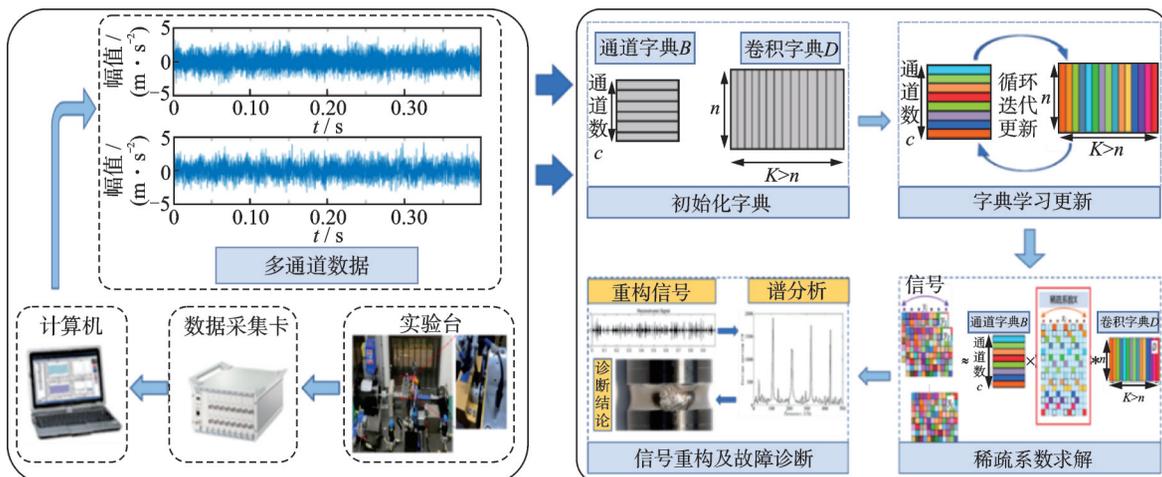


图1 自适应多通道卷积稀疏模型故障诊断流程

Fig.1 Adaptive multi-channel convolutional sparse model fault diagnosis process

$$\arg \min_{\{x_{m,c}\}} \frac{1}{2} \left\| B \begin{pmatrix} \left(\sum_m d_m * x_{m,0} \right)^T \\ \left(\sum_m d_m * x_{m,1} \right)^T \\ \vdots \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} s_0^T \\ s_1^T \\ \vdots \end{pmatrix} \right\|_2^2 + \lambda \sum_{m,c} \|x_{m,c}\|_1 \quad (4)$$

其中: d_m 为字典; $x_{m,0}$ 为稀疏系数; c 为通道数。

通过定义矩阵向量 D_m ,使得 $D_m x_{m,c} = d_m * x_{m,c}$,进而可以更加简洁地对式(4)进行重写,即

$$\arg \min_x (1/2) \|Dx B^T - S\|_F^2 + \lambda \|x\|_1 \quad (5)$$

$$D = (D_0 \quad D_1 \quad \dots) \quad (6)$$

$$x = \begin{pmatrix} x_{0,0} & x_{0,1} & \dots \\ x_{1,0} & x_{1,1} & \dots \\ \vdots & \vdots & \dots \end{pmatrix} \quad (7)$$

上述问题采用ADMM算法进行求解,其具体求解过程如下。

1) 该问题的增广拉格朗日函数为

$$L_\rho(x, y, w) = (1/2) \|Dx B^T - S\|_F^2 + \lambda \|y\|_1 + w^T(x - y) + \frac{\rho}{2} \|x - y\|_2^2 \quad (8)$$

2) 令 $u = w/\rho$,则式(8)可以简化为

$$L_\rho(x, y, u) = (1/2) \|Dx B^T - S\|_F^2 + \lambda \|y\|_1 + \frac{\rho}{2} \|x - y + u\|_2^2 - \frac{\rho}{2} \|u\|_2^2 \quad (9)$$

3) 更新步骤为

$$x^{(j+1)} = \arg \min_x (1/2) \|Dx B^T - S\|_2^2 + \frac{\rho}{2} \|x - y^{(j)} + u^{(j)}\|_2^2 \quad (10)$$

$$y^{(j+1)} = \arg \min_y \lambda \|y\|_1 + \frac{\rho}{2} \|x^{(j+1)} - y + u^{(j)}\|_2^2 \quad (11)$$

$$u^{(j+1)} = u^{(j)} + x^{(j+1)} - y^{(j+1)} \quad (12)$$

4) 式(11)的解为

$$\hat{y}^{(j+1)} = S_{\lambda/\rho}(\hat{x}^{(j+1)} + \hat{u}^{(j)}) \quad (13)$$

其中: $S_\gamma(u) = \text{sign}(u) \odot \max(0, |u| - \gamma)$,为软阈值公式; \odot 为元素相乘。

5) 直接求解卷积运算时计算量较大,因此将其转换到频域,时域卷积运算由频域乘积运算替代。用 \mathcal{F} 表示离散傅里叶变换(discrete Fourier transform, 简称DFT),并定义 $\hat{D} = \mathcal{F}D\mathcal{F}^{-1}$, $\hat{x} = \mathcal{F}x$, $\hat{S} = \mathcal{F}S$ 。因此式(10)可以通过等效的DFT转换到频域

进行求解,以达到简化目的,即

$$\hat{D}^H \hat{D} \hat{x} B^T B + \rho \hat{x} = \hat{D}^H \hat{S} B + \rho \hat{y} \quad (14)$$

式(14)可以利用谢尔曼-莫里森公式进行求解。

对于多通道字典学习,其优化问题为

$$\arg \min_{\{X_k\}, D, B} \frac{1}{2} \sum_k \|DX_k B^T - S_k\|_F^2 + \lambda \sum_k \|X_k\|_1 \quad (15)$$

$$\text{s.t. } D \in C_D, B \in C_B$$

其中: S_k 为第 k 个训练信号; C_D 为字典 D 所需归一化和支持投影的约束集; C_B 为具有单位范数列的矩阵集。

多通道字典学习求解过程如下。

1) 输入数据:训练数据集 $\{S_k\}$;初始字典 $D^{(0)}$ 、 $B^{(0)}$;初始迭代计数器 $i=0$ 。

2) 当不满足迭代停止条件:①根据字典 $D^{(i)}$ 、 $B^{(i)}$ 以及训练数据 $\{S_k\}$,运用卷积稀疏编码算法计算 $\{X_k\}^{(i+1)}$;②令 $\dot{X}_k = X_k^{(i+1)}(B^{(i)})^T$;③根据 $\{\dot{X}_k\}$ 以及训练数据 $\{S_k\}$,运用卷积字典学习算法计算卷积字典 $D^{(i+1)}$;④令 $\dot{X}_k = D^{(i+1)}X_k^{(i+1)}$;⑤根据 $\{\dot{X}_k\}$ 以及训练数据 $\{S_k\}$,运用非卷积字典学习算法计算字典 $B^{(i+1)}$ 。

3) 输出数据:表示信号特征的卷积字典 D 以及表示多通道信号间通道信息的字典 B 。

CDL问题具体求解为

$$\arg \min_{\{d_m\}} \frac{1}{2} \sum_k \left\| \sum_m x_{m,k} * d_m - s_k \right\|_2^2 \quad (16)$$

$$\text{s.t. } \|d_m\|_2 = 1$$

其中: m 和 k 分别为字典的数量和训练集的数量。

将卷积运算转变为频域的乘法运算时,需要将字典进行零填充到稀疏系数和训练集的公共空间维度。因此,将基函数 d_m 视为零填充,并添加在所需支持之外为零的约束集,即

$$C_{PN} = \{x \in R^N : (I - P)x = 0, \|x\|_2 = 1\} \quad (17)$$

定义约束集 C_{PN} 的指示函数 $l_{C_{PN}}$ 为

$$l_S(X) = \begin{cases} 0 & (X \in S) \\ \infty & (X \notin S) \end{cases} \quad (18)$$

采用无约束形式以及定义矩阵向量 $X_{k,m}$ 使 $X_{k,m} d_m = x_{k,m} * d_m$,对式(16)重写为

$$\arg \min_d (1/2) \|Xd - s\|_2^2 + l_{C_{PN}}(d) \quad (19)$$

式(19)的迭代更新步骤为

$$d^{(i+1)} = \arg \min_d (1/2) \|Xd - s\|_2^2 + \frac{\sigma}{2} \|d - g^{(i)} + h^{(i)}\|_2^2 \quad (20)$$

$$g^{(i+1)} = \arg \min_{\mathbf{g}} l_{C_{PN}}(\mathbf{d}) + \frac{\sigma}{2} \|\mathbf{d}^{(i+1)} - \mathbf{g} + \mathbf{h}^{(i)}\|_2^2 \quad (21)$$

$$\mathbf{h}^{(i+1)} = \mathbf{h}^{(i)} + \mathbf{d}^{(i+1)} - \mathbf{g}^{(i+1)} \quad (22)$$

式(21)的解为

$$\arg \min_{\mathbf{d}} (1/2) \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2^2 + l_{C_{PN}}(\mathbf{x}) = \text{prox}_{l_{C_{PN}}}(\mathbf{y}) \quad (23)$$

$$\text{prox}_{l_{C_{PN}}}(\mathbf{y}) = \frac{PP^T \mathbf{y}}{\|PP^T \mathbf{y}\|_2} \quad (24)$$

为了计算方便并减小计算量,将式(20)的求解等效到DFT域,即

$$(\hat{X}^H \hat{X} + \sigma I) \hat{\mathbf{d}} = \hat{X}^H \hat{\mathbf{s}} + \sigma(\hat{\mathbf{g}} - \hat{\mathbf{h}}) \quad (25)$$

由于 $\hat{X}^H \hat{X}$ 是由秩为 K 的独立分量组成,难以直接利用谢尔曼-莫里森求解。因此将式(25)分解为一系列由对角矩阵秩为 K 的分量组成的独立线性系统,并采用迭代谢尔曼-莫里森方法进行求解。

2 方法验证

2.1 仿真分析

若轴承在运行时发生故障,滚子会与故障部位接触,进而产生类周期性地冲击信号,模拟轴承故障信号的表达式为

$$\begin{cases} x(t) = h(t) + n(t) \\ h(t) = A_0 e^{-\pi f_n \zeta (t - k\tau)} \sin [2\pi f_n \sqrt{1 - \zeta^2} (t - k\tau)] \end{cases} \quad (26)$$

其中: $x(t)$ 为轴承故障模拟信号; $h(t)$ 为故障冲击信号; $n(t)$ 为噪声信号; A_0 为幅值; f_n 为系统固有共振频率; ζ 为二阶衰减阻尼系数; k 为自然整数; τ 为每个冲击间的时间间隔。

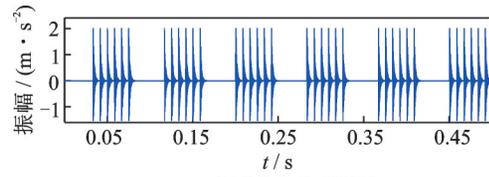
故障模拟信号的共振频率为4 000 Hz,采样频率为25 600 Hz,模拟外圈故障特征频率为120 Hz。噪声信号是信噪比为-15 dB的高斯白噪声,信噪比(signal to noise ratio, 简称SNR)定义为

$$\text{SNR} = 10 \lg \frac{P_s}{P_n} \quad (27)$$

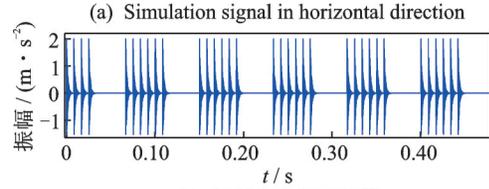
其中: P_s 为信号功率; P_n 为噪声功率。

轴承故障位置的不同将导致不同位置的传感器在同一时刻采集的信号强弱有所差异,因此,将图2所示不同位置的无噪声轴承故障仿真信号进行等间隔缺失来模拟这一差异,其水平和垂直方向的仿真信号分别如图3、4所示。

图5为所提算法字典学习前后的基函数对比,可以看到其学习到了轴承冲击故障特征。对应的稀疏系数求解结果如图6所示。AMCCS方法特征提取结果如图7所示。图8为水平方向特征提取结



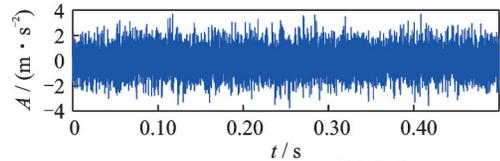
(a) 水平方向仿真信号



(b) Simulation signal in vertical direction

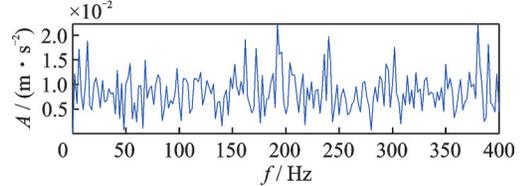
图2 不同位置的无噪声轴承故障仿真信号

Fig.2 Simulation signals of noiseless bearing faults at different positions



(a) SNR = -15 dB 时域波形

(a) SNR = -15 dB time domain waveform

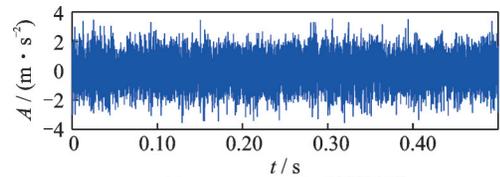


(b) 仿真信号包络谱

(b) Simulation signal envelope spectrum

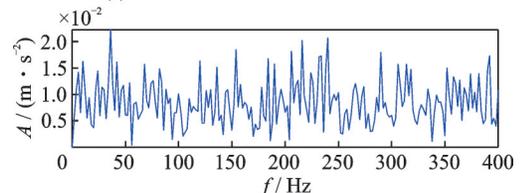
图3 水平方向仿真信号

Fig.3 Simulation signal in horizontal direction



(a) SNR = -15 dB 时域波形

(a) SNR = -15 dB time domain waveform



(b) 仿真信号包络谱

(b) Simulation signal envelope spectrum

图4 垂直方向仿真信号

Fig.4 Simulation signal in vertical direction

果。图9为谱峭度特征提取结果。此外,采用基于FISTA算法的K-SVD(简称F-KSVD)算法,处理得到的F-KSVD算法特征提取结果如图10所示。

由原始仿真信号可以看到,当信号信噪比较低且存在缺失时,在时域信号中难以观察到冲击脉冲宽

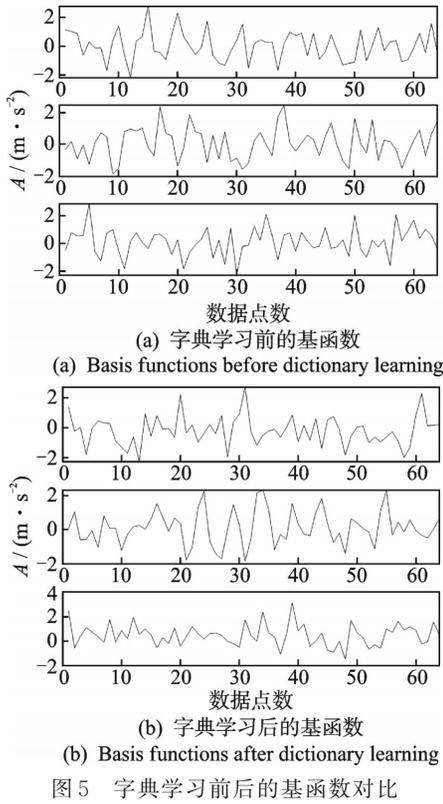


图5 字典学习前后的基函数对比

Fig.5 Comparison of basis functions before and after dictionary learning

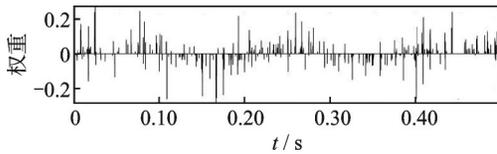


图6 稀疏系数求解结果

Fig.6 Solving results of sparse coefficients

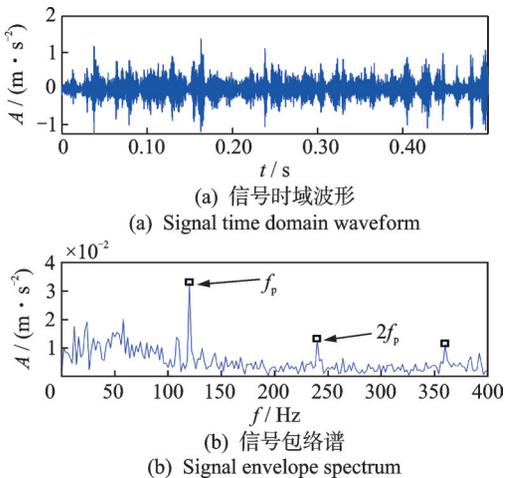


图7 AMCCS方法特征提取结果

Fig.7 Feature extraction results of AMCCS

减信号,同时包络谱中的故障特征频率不明显。采用笔者所提算法处理后,噪声得到了极大抑制,故障特征更加突出。可见,图7中的时域波形有着明显的冲击,而包络谱中能清晰地观察到120 Hz的故障

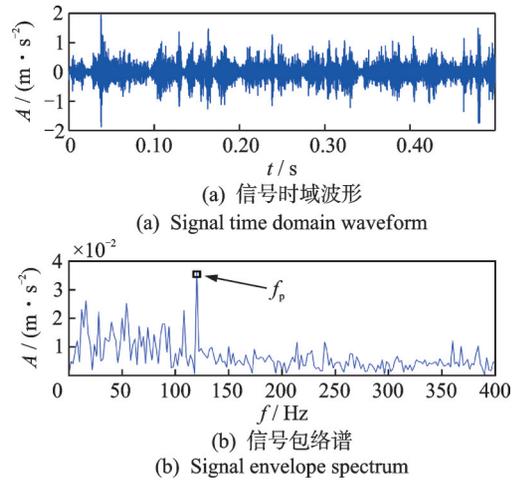


图8 水平方向特征提取结果

Fig.8 Horizontal feature extraction results

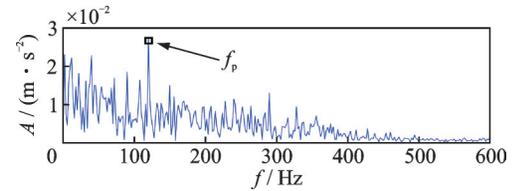


图9 谱峭度特征提取结果

Fig.9 Results of spectral kurtosis feature

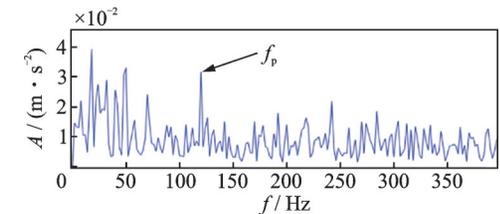


图10 F-KSVD算法特征提取结果

Fig.10 Results of F-KSVD algorithm

特征频率及其倍频。

以上单一信号、谱峭度和F-KSVD等3种方法所得到的特征提取结果表明,这些方法可在一定程度上增强故障特征,但与笔者所提方法相比仍存在一定差距。

为了量化每种方法的故障特征提取效果,采用故障特征比(fault feature ratio,简称FFR)这一量化指标衡量包络谱信号中故障特征频率,及其倍频所对应谱线的幅值在整个谱图中的占比。该指标可作为定量指标来对轴承某一感兴趣的故障频率成分进行选择。FFR值越大,说明所选择的频率分量中包含轴承故障周期性冲击信息越丰富。FFR定义为

$$R_f = \sum_{k=1}^K A(kf) / A \quad (28)$$

其中: f 为所感兴趣的故障特征频率; A 为频域包络信号的幅值总和; $A(kf)$ 为故障特征频率各倍频对应的包络频谱幅值。

表1为仿真信号下AMCCS算法与其他方法的故障特征比率对比结果,可以看出所提方法效果更优。

表1 仿真信号下AMCCS方法与其他方法的故障特征比率对比

Tab.1 Comparison of FFR between AMCCS and other methods under simulated signal

| 方法 | FFR |
|--------|---------|
| 单一信号 | 0.020 0 |
| 谱峭度 | 0.007 8 |
| F-KSVD | 0.019 1 |
| AMCCS | 0.024 2 |

2.2 实验分析

相比于仿真信号,实际采集到的振动信号更加复杂。采用实验室数据中早期故障信号来验证其有效性,该数据通过图 11所示的轴承加速寿命测试平台获取。实验轴承为 LDK UER204型滚动轴承,其具体参数见表2。采用PCB 352C33型加速度传感器采集测试轴承水平和竖直方向上的振动信号。采样频率设置为 25 600 Hz,采样间隔为 1 min,采样时长为 1.28 s,转速为 2 100 r/min,径向力为 12 kN。使用正常的测试轴承进行实验,直到测试轴承损坏,历时 158 min。图 12为轴承外圈故障位置图。LDK UER204型滚动轴承的外圈理论故障为 108 Hz。计算其全寿命数据均方值(root mean square,简称RMS)趋势(局部)如图 13所示。时间节点1水平方向与竖直方向故障信号分别如图 14、15所示。

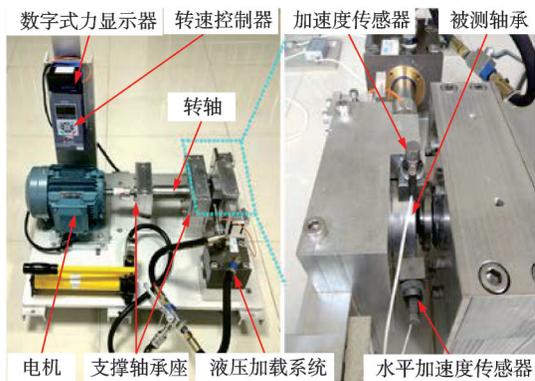


图 11 轴承加速寿命测试平台

Fig.11 Bearing accelerated life test bench

表 2 LDK UER204轴承参数

Tab.2 LDK UER204 bearing parameters

| 参数名称 | 数值 |
|-----------|-------|
| 内圈滚道直径/mm | 29.30 |
| 外圈滚道直径/mm | 39.80 |
| 滚珠直径/mm | 7.92 |
| 接触角/(°) | 0 |
| 滚珠个数 | 8 |



图 12 轴承外圈故障位置图

Fig.12 Fault location of bearing outer ring

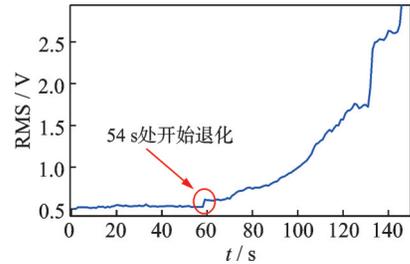
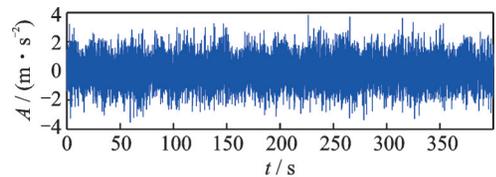


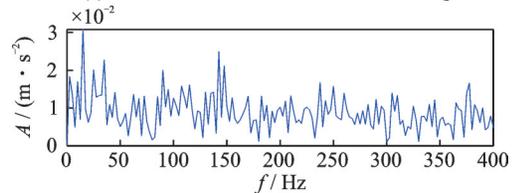
图 13 轴承全寿命周期的RMS变化趋势(局部)

Fig.13 RMS trend of bearing life cycle (local)



(a) 故障信号时域波形

(a) Time-domain waveform of the fault signal

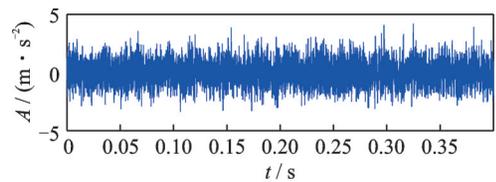


(b) 故障信号包络谱

(b) Fault signal envelope spectrum

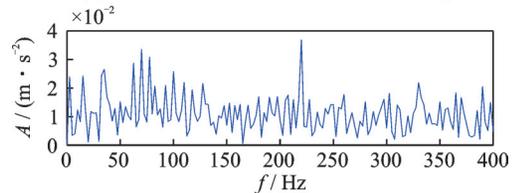
图 14 时间节点1水平方向故障信号

Fig.14 Node 1 signal of horizontal direction



(a) 故障信号时域波形

(a) Time-domain waveform of the fault signal



(b) 故障信号包络谱

(b) Fault signal envelope spectrum

图 15 时间节点1竖直方向故障信号

Fig.15 Node 1 fault signal of vertical direction

根据图 1 进行故障诊断时,需确定数据的分段点数及基函数长度。由于分段点数过短不能完全包含故障信号,过长则会花费大量时间,因此选取分段点数为 1 024。同理,基函数的长度为 256。利用 AMCCS 方法计算得到重构信号结果见图 16。图 17 为水平方向信号卷积稀疏处理结果。对水平与竖直方向构成的多通道信号进行谱峭度处理与 F-KSVD 处理的特征提取结果分别如图 18、19 所示。

原始信号中含有较多噪声,其对应的时域波形故障特征不明显,特别是对应的包络谱中故障特征频率并不突出。采用笔者所提方法处理后,噪声得

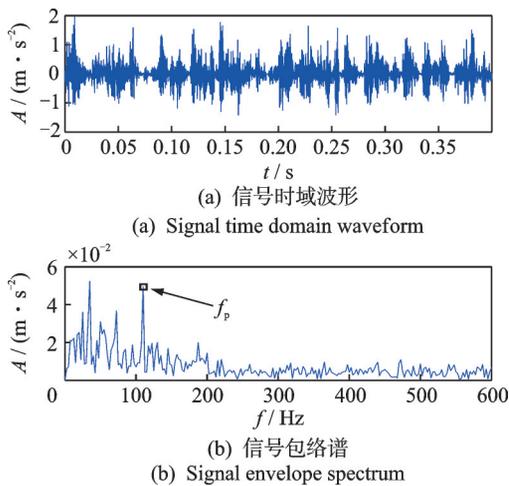


图 16 AMCCS 方法计算结果

Fig.16 Calculation results of AMCCS

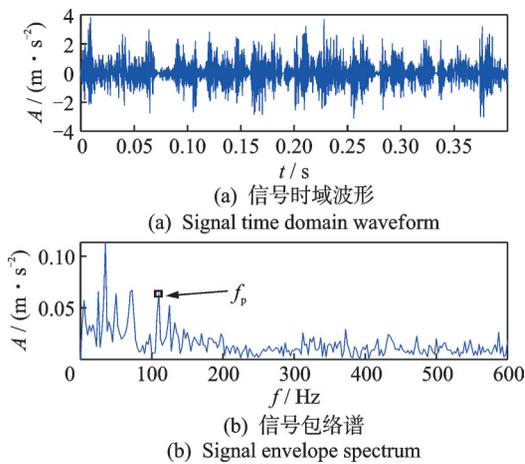


图 17 水平方向信号卷积稀疏处理结果

Fig.17 Horizontal sparse results

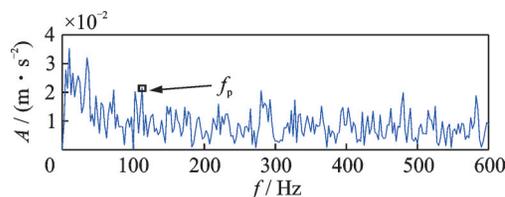


图 18 谱峭度特征提取结果

Fig.18 Results of spectral kurtosis feature

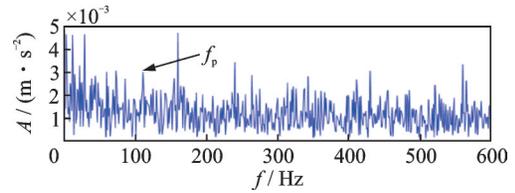


图 19 F-KSVD 算法特征提取结果

Fig.19 Results of F-KSVD algorithm

到了极大抑制,可以在时域波形上看到明显冲击,从其对应的包络谱中可以清晰地看出故障特征频率为 110 Hz。与 3 种方法相比可以看出,虽然故障特征相比于原始信号有一定增强,但相较于本研究方法,其故障特征频率并不明显,证明笔者所提方法可以从较早期微弱故障信号中有效提取并增强故障特征,从而较早发现故障。

笔者所提的 AMCCS 算法与其他方法的故障特征比率对比如表 3 所示,从中可知所提方法的数值最大,说明其故障特征提取效果最优。

表 3 实验信号下 AMCCS 方法与其他方法的故障特征比率对比

Tab.3 Comparison of FFR between AMCCS and other methods under experimental signal

| 方法名 | FFR |
|--------|---------|
| 单一信号 | 0.015 8 |
| 谱峭度 | 0.015 4 |
| F-KSVD | 0.016 9 |
| AMCCS | 0.018 4 |

3 结 论

1) 提出了信息自适应重构的多通道卷积稀疏模型,该模型可从信号中自适应地学习故障特征与通道信息,增强信号的故障特征。

2) 该模型构建了卷积字典和通道字典,分别用于学习多通道信号中的故障信息和信号间的通道信息,实现了多通道内微弱故障信息的融合互补,提升了模型的泛化能力和通用性。

3) 针对卷积字典和通道字典的学习更新问题,采用了一种高效的循环迭代算法进行求解。

4) 所提方法能够从早期微弱故障信号中提取故障特征频率,且相较于谱峭度和 F-KSVD 算法效果更加显著。

参 考 文 献

[1] JIAO J Y, ZHAO M, LIN J, et al. A multivariate encoder information based convolutional neural network for intelligent fault diagnosis of planetary gearboxes[J]. Knowledge-based Systems, 2018, 160: 237-250.

- [2] ZHOU X, ZHOU H, WEN G, et al. A hybrid denoising model using deep learning and sparse representation with application in bearing weak fault diagnosis [J]. *Measurement*, 2022, 189: 110633.
- [3] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(1): 108-124.
- [4] 陈侃, 傅攀, 谢辉. 倒频谱分析在滚动轴承故障监测中的运用[J]. *四川兵工学报*, 2008, 29(1): 93-96.
CHEN Kan, FU Pan, XIE Hui. Application of inverted spectrum analysis in rolling bearing fault monitoring[J]. *Journal of Sichuan Ordnance*, 2008, 29(1): 93-96. (in Chinese)
- [5] ZHAO S F, LIANG L, XU G H, et al. Quantitative diagnosis of a spall-like fault of a rolling element bearing by empirical mode decomposition and the approximate entropy method [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 40(1): 154-177.
- [6] CHEN J L, LI Z P, PAN J, et al. Wavelet transform based on inner product in fault diagnosis of rotating machinery: a review [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016(70/71): 1-35.
- [7] DING C C, ZHAO M, LIN J, et al. Multi-objective iterative optimization algorithm based optimal wavelet filter selection for multi-fault diagnosis of rolling element bearings[J]. *ISA Transactions*, 2019, 88: 199-215.
- [8] LI H F, WANG Y T, YANG Z, et al. Discriminative dictionary learning-based multiple component decomposition for detail-preserving noisy image fusion[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(4): 1082-1102.
- [9] SERRANO A, HEIDE F, GUTIERREZ D, et al. Convolutional sparse coding for high dynamic range imaging [J]. *Computer Graphics Forum*, 2016, 35(2): 153-163.
- [10] LI Y Z, DING K, HE G L, et al. Non-stationary vibration feature extraction method based on sparse decomposition and order tracking for gearbox fault diagnosis [J]. *Measurement*, 2018, 124: 453-469.
- [11] 周浩轩, 刘义民, 刘韬. 基于衰减余弦字典和稀疏特征符号搜索算法的轴承微弱故障特征提取[J]. *振动与冲击*, 2019, 38(21): 164-171.
ZHOU Haoxuan, LIU Yimin, LIU Tao. Bearing weak fault feature extraction based on attenuated cosine dictionary and sparse feature sign search algorithm [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, 38(21): 164-171. (in Chinese)
- [12] ZHANG X, LIU Z W, WANG L, et al. Bearing fault diagnosis based on sparse representations using an improved OMP with adaptive Gabor sub-dictionaries [J]. *ISA Transactions*, 2020, 106: 355-366.
- [13] DING J M, ZHAO W T, MIAO B R, et al. Adaptive sparse representation based on circular structure dictionary learning and its application in wheelset-bearing fault detection [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 111: 399-422.
- [14] ZHAO Z B, QIAO B J, WANG S B, et al. A weighted multi-scale dictionary learning model and its applications on bearing fault diagnosis [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2019, 446: 429-452.
- [15] KONG Y, WANG T Y, CHU F L, et al. Discriminative dictionary learning-based sparse classification framework for data-driven machinery fault diagnosis [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(6): 8117-8129.
- [16] QIN Y, ZOU J Q, TANG B P, et al. Transient feature extraction by the improved orthogonal matching pursuit and K-SVD algorithm with adaptive transient dictionary [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(1): 215-227.
- [17] LIANG K X, ZHAO M, LIN J, et al. An information-based K-singular-value decomposition method for rolling element bearing diagnosis [J]. *ISA Transactions*, 2020, 96: 444-456.
- [18] DU Z H, CHEN X F, ZHANG H, et al. Low-rank enhanced convolutional sparse feature detection for accurate diagnosis of gearbox faults [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 150: 107215.



第一作者简介:包渝锋,男,1998年2月生,硕士生。主要研究方向为机械信号处理、机械故障诊断。

E-mail: yufengbao@stu.xjtu.edu.cn

通信作者简介:温广瑞,男,1976年7月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为机械运行状态故障诊断及性能维护、现场动平衡理论及方法研究、远程及现场监测与诊断系统开发。

E-mail: grwen@mail.xjtu.edu.cn