

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508695

基于改进 BOMP 的微弱故障特征增强显化方法*

刘 鹏 王佳庆 柳 江 刘碧龙

(青岛理工大学机械与汽车工程学院 青岛 266525)

摘要: 为克服传统模态分解方法在强噪环境下容易导致故障特征能量衰减与模态混叠的问题,稀疏重构理论被引入轴承故障诊断领域。该类方法通过在过完备字典中寻找与信号结构最匹配的原子组合,实现了对微弱故障冲击的精确逼近,从机理上保证了特征能量的完整性。贝叶斯正交匹配追踪算法(Bayesian orthogonal matching pursuit, BOMP)在弱特征重构与辨识方面展现出优势。然而,现有方法在迭代过程中通常会完全剔除贡献度低于预设阈值的原子,导致这些原子中蕴含的微弱但重要的故障特征能量被丢弃,从而影响信号重构精度和降噪效果。针对此问题,提出一种改进的贝叶斯正交匹配追踪模型(improved Bayesian orthogonal matching pursuit, IBOMP)。其核心改进在于优化了支持集原子选择的判断阈值策略,旨在最大限度保留低贡献原子中包含的微弱故障特征能量。与正交匹配追踪算法(orthogonal matching pursuit, OMP)、贝叶斯正交匹配追踪算法等经典稀疏重构算法的对比实验表明,所提 IBOMP 方法能更有效地抑制噪声干扰并增强故障特征。基于南京航空航天大学智能诊断与专家系统研究室的轴承故障数据集验证,相较于 OMP 与 BOMP 算法,能显著提升轴承滚动体和外圈故障特征频率能量占比—分别提升 22.71%、22.73% 和 46.22%、46.52%。

关键词: 早期微弱故障诊断;信号重构;BOMP 算法;字典学习

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4030

Weak fault feature enhancement and manifestation method based on improved BOMP

Liu Peng Wang Jiaqing Liu Jiang Liu Bilong

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266525, China)

Abstract: To overcome the issues of energy attenuation in fault features and modal overlap that traditional modal decomposition methods often encounter in high-noise environments, sparse reconstruction theory has been introduced into the field of bearing fault diagnosis. These methods achieve precise approximation of weak fault impacts by identifying the atomic combinations that best match the signal structure within an overcomplete dictionary, thereby mechanistically ensuring the integrity of feature energy. The Bayesian orthogonal matching pursuit (BOMP) algorithm demonstrates advantages in reconstructing and identifying weak features. However, existing methods typically eliminate atoms with contributions below a preset threshold during iteration, discarding the faint yet crucial fault feature energy contained within these atoms. This compromises signal reconstruction accuracy and noise reduction effectiveness. To address this issue, this paper proposes an improved Bayesian orthogonal matching pursuit (IBOMP) model. Its core enhancement lies in optimizing the decision threshold strategy for support set atom selection, aiming to maximize the retention of faint fault feature energy contained within low-contribution atoms. Comparative experiments against classical sparse reconstruction algorithms—including orthogonal matching pursuit (OMP) and Bayesian orthogonal matching pursuit (BOMP)—demonstrate that the proposed IBOMP method more effectively suppresses noise interference and enhances fault feature signals. Validation using the bearing fault dataset from the intelligent diagnosis and expert system laboratory at Nanjing university of aeronautics and astronautics demonstrates that compared to OMP and BOMP

收稿日期: 2025-08-27 Received Date: 2025-08-27

* 基金项目: 国家自然科学基金(62501348)、国家自然科学基金(62401312)、兵团科技计划项目(2025AB026)、山东省高校青年创新科技支持计划(2024KJH024)、湖南省自然科学基金(2024116462)、山东省自然科学基金(ZR2025MS987)、工业流体节能与污染控制教育部重点实验室开放基金(CK-2024-0040)项目资助

algorithms, the proposed IBOMP significantly enhances the frequency energy contribution of bearing rolling element and outer ring fault features—by 22.71%, 22.73%, 46.22%, and 46.52%, respectively.

Keywords: early weak fault diagnosis; signal reconstruction; BOMP algorithm; dictionary learning

0 引言

早期微弱故障是设备失效的萌芽阶段,在这个阶段故障产生的振动信号能量极低,容易被背景噪声淹没,具有强隐蔽性。若未能及时识别,微弱故障将在持续的工作应力下加速扩展,最终引发零件的突发性断裂、抱轴等连锁反应,甚至会引发生产设备损毁等安全事故。因此,在强背景噪声条件下实现早期的微弱故障诊断是切断“微损伤→宏观失效→灾难事故”传递链条的重要技术,对于维护生产装备的安全,避免因突然停机造成重大经济损失和对工作人员安全保障具有决定性意义^[1-4]。

当前早期微弱故障诊断方法有3种。1)基于信号处理的诊断方法,采用经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT)^[5]、最大相关峭度解卷积(maximum correlation kurtosis deconvolution, MCKD)^[6]、随机共振(stochastic resonance, SR)^[7]、盲源分离(blind source separation, BSS)^[8]等技术对原始信号进行特征增强。但是这些方法存在显著局限,如最大相关峭度解卷积的参数设置依赖经验且计算复杂;随机共振需要满足小参数限制,调参复杂;经验小波变化存在端点效应;盲源分离的分离效果不稳定^[9]。2)多传感器融合与先进传感技术诊断方法,通过声、电、热等多物理量协同感知提升诊断可靠性,但是此类型传感器价格昂贵,不利于大面积普及^[10]。3)基于数据驱动的智能诊断方法,以循环神经网络(recurrent neural network, RNN)及其变体、深度迁移学习(deep transfer learning, DTL)、生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)等为代表,能自动挖掘信号中隐含的故障特征,但是模型训练依赖于大量的数据,且存在解释性不足的“黑箱”问题^[11-15]。

通常来讲,轴承作为典型的早期故障频发组件,长期处于复杂工况(如变载荷、高速、高温),其振动信号在采集过程中常被强背景噪声所污染,导致故障引发的微弱瞬态冲击特征被完全淹没。在强背景噪声干扰下,如何实现微弱故障特征的增强与提取,成为保障设备安全运行亟待攻克的核心挑战。

稀疏重构算法是一种基于信号稀疏性先验假设的数学优化方法,其核心思想是通过从过完备的字典中选择具有最佳线性组合的若干个原子来表示信号^[16]。该算法旨在从少量不完整或含噪声的数据中高精度恢复原始信号,因此利用稀疏重构算法可以对复杂工况下的轴承

振动信号进行降噪。张泽宇等^[17]提出一种结合粒子群优化与 Laplace 小波的稀疏重构方法,通过群智能算法寻优构建与故障特征高度匹配的字典,利用基追踪降噪模型实现了强噪声下的特征提取。但是在构建字典过程中,粒子群算法需要进行大量的迭代计算,收敛速度较慢,且基于固定数学模型的 Laplace 小波难以灵活适应复杂的复合故障信号特征。胡俊峰等^[18]提出一种基于自适应双阻尼非对称小波字典的稀疏重构方法,通过引入双边阻尼参数构造与真实故障脉冲响应更加匹配的非对称小波基,有效提升了复合故障特征的提取精度。但是该方法依赖鲸鱼优化算法进行多维参数的迭代寻优,导致算法的计算复杂度较高,且稀疏分解的性能高度依赖于优化算法的收敛效果。李志星等^[19]提出一种基于多因子进化算法的多正则化稀疏重构模型,通过构建 l_0 、 l_1 及 l_2 范数的多任务协同优化机制,并结合黄金分割搜索策略,有效提升了强噪声背景下的故障特征提取能力。但是在处理高维数据时,多任务进化机制的种群迭代寻优过程往往导致计算复杂度较高,且算法的收敛速度和实时性仍有待进一步提升。Liao 等^[20]通过正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)算法实现了对 k 稀疏信号的重构,但是 OMP 算法是一种贪婪算法,在每一步选择与当前残差最相关的原子,可能导致算法陷入局部最优,而无法找到全局最优解。Deng 等^[21]采用具有全局优化能力和收敛速度更快的人工蜂群(artificial bee colony, ABC)求解 OMP,实现信号瞬态分量的重构,并采用包络解调分析方法实现特征提取和故障诊断。Zhao 等^[22]为了解决在轴承故障中大量数据存储困难、传输速度慢的问题,提出了一种基于并行正交匹配追踪(parallel orthogonal matching pursuit, POMP)的半张量积压压缩感知(compressed sensing, CS)方法有效的解决了上述问题。Herzet 等^[23]提出了贝叶斯正交匹配追踪(Bayesian orthogonal matching pursuit, BOMP)算法,在 OMP 算法的基础上引入了贝叶斯推断框架,在算法迭代过程中对原子进行筛选或剔除;相较于传统 OMP 算法, BOMP 算法在鲁棒性、重构精度和自适应方面有显著提高。但是 BOMP 算法未考虑结构性干扰造成的影响,导致算法求解率降低,并在更新参数中采用期望最大化方法,导致运算量大,这大大局限了该算法的应用范围^[24]。针对上述问题, Ahmed A. Quadeer 等^[25]提出结构化贝叶斯正交匹配追踪(structure-based Bayesian sparse reconstruction, SBOMP)算法,充分考虑了传感矩阵的结构特征,通过分块正交化和递归计算,显著降低了计算复杂度。但是在

进行原子选择时,会完全剔除低贡献的原子,忽略这部分原子中包含的能量,影响重构的精度和降噪效果。

过完备字典是一组参数化波形函数的集合,每一个波形函数称为该字典的原子^[26],其数学本质是一个行数小于列数的矩阵。过完备字典是实现信号稀疏表示的重要前提,字典的性能决定了是否能对信号形成稀疏表示。字典的构建一般有两种方式:1)基于数据数学模型构建稀疏化字典;2)通过训练集学习具有最优性能的字典^[27]。基于数据数学模型构建字典的方法是基于已知快速变换及其变体的字典,例如傅里叶变换、小波变换和离散余弦变换^[28-33]。这些字典结构高度有序且实现速度快。通过训练集学习具有最优性能的字典方法是通过机械学习的方法构建字典。

Skretting 等^[34]提出递归最小二乘字典学习算法(recursive least squares dictionary learning algorithm, RLS-DLA),结合递归最小二乘法 and 稀疏性约束。Barzideh 等^[35]提出了一种灵活结构字典学习(flexible structure dictionary learning, FSDL)方法,以解决传统结构化字典中自由变量数量受限的问题。Rubinstein 等^[36]提出了稀疏 K-SVD(k-means singular value decomposition, K-SVD)字典,稀疏字典提供高效的前向和伴随运算,具有紧凑的表示形式,并且可以从给定的示例数据中进行有效训练。这些字典能够更灵活地描述信号,并已在图像处理和音频处理中成功应用。

因此,本文提出改进贝叶斯正交匹配追踪模型(improved Bayesian orthogonal matching pursuit, IBOMP),选择离散余弦变换(discrete cosine transform, DCT)字典进行信号重构。使用仿真轴承故障信号、南京航空航天大学智能诊断与专家系统研究室的轴承故障数据集^[37]进行实验验证。并与 OMP 和 BOMP 方法进行对比来验证本方法的优越性。

1 方法提出

本方法的算法流程如图1所示,具体实施步骤如下:1)信号模型初始化处理,将待分析信号作为原始输入,并将该信号幅值赋值为初始残差 $\mathbf{r}^{(0)}$,同时预设最大迭代次数 M ;2)过完备离散余弦变换字典构建,基于信号结构构建过完备离散余弦变换字典矩阵 $\mathbf{D}$,其原子函数经参数化设计可自适应匹配信号成分;3)基于贝叶斯推理的信号重构与识别分类,算法经过迭代优化筛选最优原子,并得到稀疏表示系数以及稀疏表示支持集,其中优化支持集判断准则,使其能最大限度保留原子中的能量,当满足最大迭代次数时终止计算,最终通过原子线性加权合成获得高精度重构信号 $\mathbf{y}'$ 。

本算法在迭代过程中优化了支持集的判断准则有效地保留了字典原子中的能量,使重构信号相对误差降低,抑制噪声,大幅提高对故障频率提取的精度。

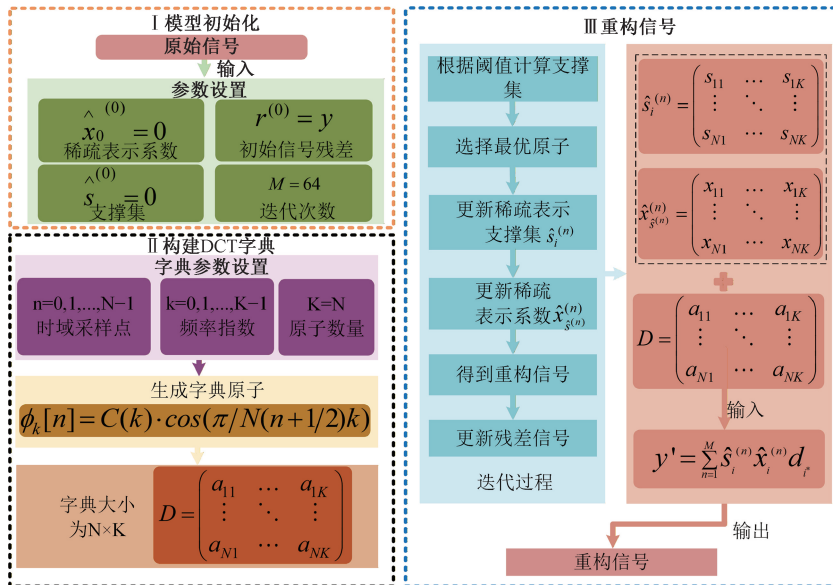


图1 IBOMP方法流程图

Fig. 1 The flowchart of the IBOMP method

2 过完备字典构造方法

在稀疏表示算法中,字典构造是决定算法性能的

核心要素。字典的原子可以设计为具有特定物理意义的基函数,例如离散余弦变换字典和小波字典,选择合适的字典可以有效捕捉信号的特征成分,实现信号处理的目标。

针对轴承故障诱发的周期性衰减震荡特性,离散余弦变换字典在频域能量聚焦与算法鲁棒性方面相比冲击小波字典具有优势。DCT 字典的基函数为正交余弦波,能有效提取信号中的稀疏特征,其正交性也保障了算法求解的稳定性。此外,冲击小波字典的构建依赖于基函数选择和分解层数设置,而 DCT 字典的结构则更为简单直接,降低了方法复杂度和调参难度。在计算效率上,基于南京航空航天大学智能诊断与专家系统研究室轴承故障数据集的内圈故障信号实验表明,采用离散余弦变换字典的 IBOMP 算法耗时 15 574 s,低于小波字典的 15 842 s。综上所述,本文选用离散余弦变换字典进行信号重构与特征提取。

假设离散信号序列 $\mathbf{x}(n)$ 长度为 N ,其中 n 表示信号的时间序列,取值范围为 $0 \sim N-1$ 。DCT 字典将离散信号序列 $\mathbf{x}(n)$ 转换为频域序列 $\mathbf{X}(k)$,其中 k 表示频域的索引,取值范围为 $0 \sim N-1$ 。DCT 变换可以由式(1)表示。

$$\mathbf{X}(k) = \mathbf{C}(k) \sum_{n=0}^{N-1} [\mathbf{x}(n) \cos((\pi/N)(n+0.5)k)] \quad (1)$$

式中: $\mathbf{C}(k)$ 是用于表示 DCT 归一化结果的系数。当 $k=0$ 时, $\mathbf{C}(k) = 1/\sqrt{N}$; $k \neq 0$ 时, $\mathbf{C}(k) = 1/\sqrt{2N}$ 。

其中 $\cos((\pi/N)(n+0.5)k)$ 是余弦函数,其描述了信号在频域的分量。通过对时域序列 $\mathbf{x}(n)$ 与余弦函数相乘后求和,可以计算出对应频域索引 k 的频域系数 $\mathbf{X}(k)$ 。

还可以将频域序列 $\mathbf{X}(k)$ 转变为时域序列 $\mathbf{x}(n)$,这是 DCT 的逆转变公式,可表示为:

$$\mathbf{x}(n) = \sum_{k=0}^{N-1} [\mathbf{C}(k) \mathbf{X}(k) \cos((\pi/N)(n+0.5)k)] \quad (2)$$

其矩阵形式可表示为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{H}_N \mathbf{x} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{H}$ 是 $N \times N$ 的完备字典。

通过 DCT 的正变换和逆变换公式,可以对信号在时域和频域之间进行转换。

3 改进贝叶斯稀疏表示模型构建方法

传统正交匹配追踪算法原理是令 $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^N$ 作为一个观测信号,构造希尔伯特空间 $\mathbf{H}$ 和过完备特征原子字典 $\mathbf{D}_k$ (k 是特征原子字典的数量),字典 $\mathbf{D} \in \mathbf{R}^{N \times P}$ ($N \leq P$), $\mathbf{d} \in \mathbf{R}^N$ 是字典的原子。将初始残差信号赋值为原始观测信号 $\mathbf{r}^{(0)} = \mathbf{y}$ 。信号重构公式如式(4)所示。

$$\mathbf{y}' = \sum_{i=1}^M \hat{\mathbf{x}}(n), \mathbf{d}_{i^*} \quad (4)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}(n)$ 为稀疏表示系数; M 是 OMP 算法最大迭代次数; $\mathbf{y}'$ 是经过 OMP 算法重构后的信号。

本文提出基于贝叶斯概率模型解决结构化 BOMP 问题的方法。定义 $\mathbf{s}$ 为稀疏表示支持集的向量,即用于生成 $\mathbf{y}$ 的子集。用 $\mathbf{d}_i$ 表示 $\mathbf{D}$ 的第 i 列,然后考虑以下观察模型:

$$\mathbf{y} = \sum_{i=1}^M s_i \mathbf{x}_i \mathbf{d}_i + \mathbf{n} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{n}$ 是方差为 σ^2 的零均值高斯白噪音。因此可以推出下式:

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{x}, \mathbf{s}) = \mathcal{N}(\mathbf{D}_s \mathbf{x}_s, \sigma^2 \mathbf{I}_N) \quad (6)$$

其中, $\mathbf{I}_N$ 是 $N \times N$ 的单位矩阵; $\mathbf{D}_s$ 是由 $\mathbf{d}_i$ 组成的一个矩阵。如果令 $s_i = 1$,可以假设 $\mathbf{x}$ 遵循以下概率模型:

$$p(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^M p(x_i) \quad (7)$$

式中: $p(x_i) = \mathcal{N}(0, \sigma_x^2)$

$\mathbf{s}$ 是根据参数 b 和 $\mathbf{W}$ 的玻尔兹曼机分布:

$$p(\mathbf{s}) \propto \exp(b^T \mathbf{s} + \mathbf{s}^T \mathbf{W} \mathbf{s}) \quad (8)$$

式中: $\propto$ 表示归一化因子相等性; $\mathbf{W}$ 是一个对角线为零的对称矩阵。

在式(6)~(8)中,观测 $\mathbf{y}$ 可以看作是 $\mathbf{s}$ 指定的原子的噪声组合。组合的权重是高斯分布的实现,其方差与 $\mathbf{s}$ 无关。如果选择 $\mathbf{W} = \mathbf{0} \times \mathbf{0}$ 会有伯努利模型:

$$p(\mathbf{s}) \propto \exp(\mathbf{b}^T \mathbf{s}) = \prod_i \exp(b_i s_i) = \prod_i \text{Ber}(p_i) \quad (9)$$

式中: $p_i = \frac{1}{1 + \exp(-b_i)}$ 。

可以根据不同的贝叶斯标准(如均方误差)得出最佳估计量,如式(10)所示。下面重点讨论最大后验概率准则下的解决方案。

$$\hat{s}_i^{(n)} = \arg\max_{s_i} \{\max_{\log p}(\mathbf{x}, \mathbf{s} | \mathbf{y})\} \quad (10)$$

IBOMP 生成一系列估计值:

$$\forall i \in \{1, \dots, M\} \quad \hat{s}_i^{(n)} \begin{cases} \hat{s}_i^{(n)}, & i = i^* \\ \hat{s}_i^{(n-1)}, & i \neq i^* \end{cases} \quad (11)$$

式中: $i^* = \arg\max_{i} \{\max_{\log p}(\mathbf{x}, \mathbf{s} | \mathbf{y})\}$

s. t. $(s_j, x_j) = (\hat{s}_j^{(n-1)}, \hat{x}_j^{(n-1)}) \quad \forall j \neq i$ 。

$$\hat{x}_i^{(n)} = \arg\max_{x_i} \{\log p(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{s}}^{(n)} | \mathbf{y})\} \quad (12)$$

IBOMP 执行以下更新:如式(11)所示,每次迭代都会更新 $\mathbf{s}$ 的一个元素,该更新基于对 (s_i, x_i) 的 $\log p(\mathbf{x}, \mathbf{s} | \mathbf{y})$ 的联合优化,同时其他变量保持不变。然后,通过考虑新的 $\hat{s}_i^{(n)}$ 来更新 $\mathbf{x}$,如式(12)所示。

可以从式(11)中看到指定更新 $\mathbf{s}$ 元素的索引 i^* ,选择更新导致目标函数增幅最大的元素,即:

$$i^* = \arg\max_{i} \{\max_{\log p}(\mathbf{x}, \mathbf{s} | \mathbf{y})\} \quad (13)$$

式(10)和(12)对应于 $\log p(\mathbf{x}, \mathbf{s} | \mathbf{y})$ 的条件最大化。因此 IBOMP 定义了下降算法(下降函数是 $\log p(\mathbf{x}, \mathbf{s} | \mathbf{y})$)。此外 $\hat{s}_i^{(n)}$ 的数量不能太大,让 IBOMP

在迭代中可以收敛到一个固定值。

问题式 (12) 的解决方案在式 (14) 和 (15) 中给出。

$$\tilde{s}_i^{(n)} = \begin{cases} 1, & \langle \mathbf{r}^{(n-1)} + \hat{x}_i^{(n-1)} \mathbf{d}_i, \mathbf{d}_i \rangle^2 > T_i \\ 1 - \frac{T_i - \langle \mathbf{r}^{(n-1)} + \hat{x}_i^{(n-1)} \mathbf{d}_i, \mathbf{d}_i \rangle^2}{T_i}, & \langle \mathbf{r}^{(n-1)} + \hat{x}_i^{(n-1)} \mathbf{d}_i, \mathbf{d}_i \rangle^2 < T_i \end{cases} \quad (14)$$

$$T_i = -2\sigma^2 \frac{\sigma^2 + \sigma_x}{\sigma_x} (b_i + 2 \sum_{j \neq i} \hat{s}_i^{(n)} \omega_{ij}) \quad (15)$$

由式 (14) 可以发现, $\tilde{s}^{(n)}$ 的值与阈值 T_i 有关, 阈值的表达式如式 (15) 所示。在传统方法^[20]中, $\tilde{s}^{(n)}$ 的值只可以是 0 或 1。这意味着, 当 $\hat{s}_i^{(n-1)} = 1$ 且 $\hat{s}_i^{(n)} = 0$ 时, 完全取消原子, 但是字典中的部分数据也含有信号的能量。为了保留原子中的部分能量, 本文提出基于占比的 $\tilde{s}^{(n)}$ 确定公式, 如式 (14) 所示, 保留的原子能量与阈值相关。

在第 i 次迭代选择的元素 $\hat{s}$ 如式 (16) 和 (17) 所示。

$$i^* = \operatorname{argmax}_i \left\{ \frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{r}^{(n-1)} + (\tilde{x}_i^{(n-1)} - \tilde{x}_i^{(n)}) \mathbf{d}_i\|_2^2 - \frac{1}{2\sigma_x^2} (\hat{x}_i^{(n-1)^2} - \tilde{x}_i^{(n)^2}) + (\hat{s}_i^{(n-1)} - \hat{s}_i^{(n)}) (b_i + 2 \sum_{j \neq i} \hat{s}_i^{(n)} \omega_{ij}) \right\} \quad (16)$$

式中: $\tilde{x}_i^{(n)}$ 满足式 (17)。

$$\tilde{x}_i^{(n)} = \hat{s}_i^{(n)} (\hat{x}_i^{(n-1)} + \langle \mathbf{r}^{(n-1)}, \mathbf{d}_i^* \rangle) \frac{\sigma_x^2}{\sigma^2 + \sigma_x^2} \quad (17)$$

式 (14) 由 3 部分组成。如果修改了稀疏表示的第 i 个分量, 第 1 部分将重置残差变化。第 2 部分表示 x_i 的先验信息, 当 $\sigma_x^2 \rightarrow \infty$ 时, 第 2 项消失。最后一项代表稀疏表示的支持结构。因此 IBOMP 取决于先前 $\hat{s}_i^{(n-1)}$ 的决定。

IBOMP 和 OMP 的支持更新方程是一样的, 如式 (18) 所示。

$$\forall i \in \{1, \dots, M\} \quad \hat{s}_i^{(n)} = \begin{cases} \hat{s}_i^{(n-1)}, & i = i^* \\ \hat{s}_i^{(n-1)}, & i \neq i^* \end{cases} \quad (18)$$

此过程模拟了这样一个事实: 在每次迭代中, 只能修改支持评估 $\hat{s}$ 的一个元素。

最后, 式 (19) 给出了系数更新式的显示表达式:

$$\hat{\mathbf{x}}_{\hat{\mathbf{s}}^{(n)}}^{(n)} = (\mathbf{D}_{\hat{\mathbf{s}}^{(n)}}^T \mathbf{D}_{\hat{\mathbf{s}}^{(n)}} + \frac{\sigma^2}{\sigma_x^2} \mathbf{I}_{\|\hat{\mathbf{s}}^{(n)}\|_0})^{-1} \mathbf{D}_{\hat{\mathbf{s}}^{(n)}}^T \mathbf{y} \quad (19)$$

IBOMP 有区别于 OMP, 它利用了先验方差更新的系数。IBOMP 系数更新减少了 $\sigma_x^2 \rightarrow \infty$ 时相同的操作。

改进的 BOMP 算法的伪代码如下。

IBOMP 伪代码

输入: 初始残差 $\mathbf{r}^{(0)}$, 稀疏表示系数 $\hat{\mathbf{x}}_0^{(0)} = 0$, 支持集 $\hat{\mathbf{s}}^{(0)} = 0$, 字典 $\mathbf{D}_k$, 循环标识 $n = 1$, 最大循环次数 M 。

输出: $\mathbf{y}' = \sum_{n=1}^M \hat{s}_i^{(n)} \hat{x}_i^{(n)} \mathbf{d}_{i^*}$

1: for $n < M$ do,

2: 通过阈值 T_i 根据式 (14) 评估支持集 $\tilde{s}_i^{(n)}$,

3: 根据式 (16) 选择最优原子索引 i^* ,

4: 根据式 (18) 更新稀疏表示支持集 $\hat{s}_i^{(n)}$,

5: 根据式 (19) 更新稀疏表示系数 $\hat{x}_{\hat{s}^{(n)}}^{(n)}$,

6: 获得重构信号 $\mathbf{y}' = \sum_{n=1}^M \hat{s}_i^{(n)} \hat{x}_i^{(n)} \mathbf{d}_{i^*}$,

7: 更新残差信号 $\mathbf{r}^{(n)} = \mathbf{r}^{(n-1)} - \hat{s}_i^{(n)} \hat{x}_i^{(n)} \mathbf{d}_{i^*}$

8: $n = n + 1$

9: end for

4 实验分析

4.1 数值分析与验证

为了验证模型的有效性, 对仿真信号进行验证分析。构造轴承故障相似的脉冲结构, 来模拟出实际故障周期性冲击的振动信号, 采样频率为 5 kHz。其仿真信号表达式为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{y}_1 + \mathbf{y}_2 + \mathbf{y}_3 + \mathbf{N} \quad (20)$$

$$\mathbf{y}_1 = 0.3 \sin(2\pi \times f_f \times t) + 0.05 \sin(2\pi \times 2f_f \times t) + 0.01 \sin(2\pi \times 3f_f \times t) \quad (21)$$

$$\mathbf{y}_2 = 0.2 \sin(2\pi \times (f_f + 1.2) \times t) \quad (22)$$

$$\mathbf{y}_3 = 0.1 * (\sin(2\pi \times f_f \times t) \times \sin(2\pi \times 2f_f \times t)) \quad (23)$$

式中: $\mathbf{y}_1$ 表示轴承故障频率成分, 为增加信号复杂度, 加入了其故障的二次和三次谐波; f_f 表示轴承滚动体故障的故障频率, 其根据轴承的转速、尺寸和滚珠数量等计算; $\mathbf{y}_2$ 为频率偏移, 加入 $\mathbf{y}_2$ 使频域更加复杂且难以区分; $\mathbf{y}_3$ 表示振幅调制效应, 通过将两个不同频率的正弦波相乘, 模拟振幅调制现象; $\mathbf{N}$ 为模拟的高斯白噪声; t 是时间变量。

模拟的轴承故障频率为 125 Hz 及其高次谐波 (250、375 Hz)。图 2(a) 为模拟的原始时域信号, 可以看出时域信号杂乱无章, 没有明显的故障周期性冲击信息。图 2(b) 中为原始信号的频域图, 从中只能提取到滚动体故障的 f_f , 而极难提取到滚动体故障的 $2f_f$ 和 $3f_f$ 。图 3(a) 为经过 IBOMP 处理重构后的信号时域图, 与图 2(a) 相比, 有很明显的周期性冲击。图 3(b) 为经过 IBOMP 处理重构后的信号频域图, 与图 2(b) 对比去除了大部分的干扰频率, 甚至可以直接提取到 $2f_f$ 和 $3f_f$ 。

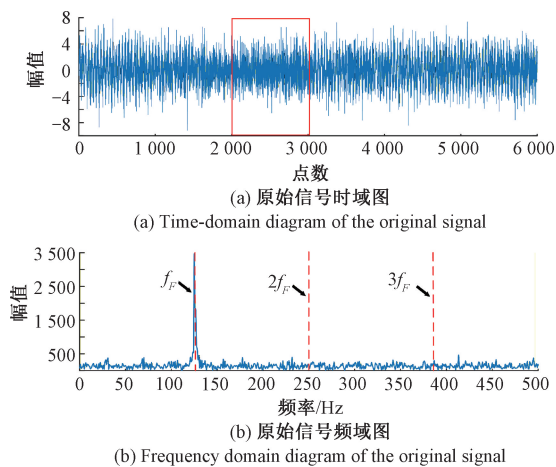


图2 轴承滚动体故障仿真原始振动信号

Fig. 2 Simulated raw vibration signals for bearing rolling element failure

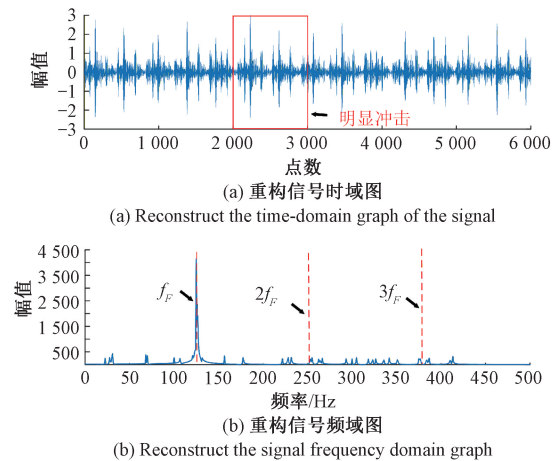


图3 轴承滚动体故障仿真重构振动信号

Fig. 3 Simulated reconstruction of vibration signals for bearing rolling element failure

为了进一步验证本方法的有效性,与经典的 OMP、BOMP 方法进行对比验证,并对各自重构后的信号频域特性进行分析。图 4(a)、(b) 分别是原始信号经过 OMP 和 BOMP 信号处理后的信号频谱。通过与本方法重构信号的频域图对比,可以发现图 4(a)、(b) 中 OMP 只能提取到 f_F , 而 $2f_F$ 和 $3f_F$ 未能被有效提取, BOMP 提取到 f_F 与 $2f_F$; 与原始频谱相比未表现出的特征增强效果不明显。说明本文所提方法在微弱特征提取方面具有更强的鲁棒性,能够克服经典算法容易陷入局部最优和漏选关键原子的缺陷。

为量化 IBOMP 在故障特征提取与抑制噪声等方面的有效性,本文选取信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR)、峭度 (kurtosis, K) 以及故障频带能量占比 (fault frequency band energy ratio, FFR) 3 个指标,分别对原始信号及经过

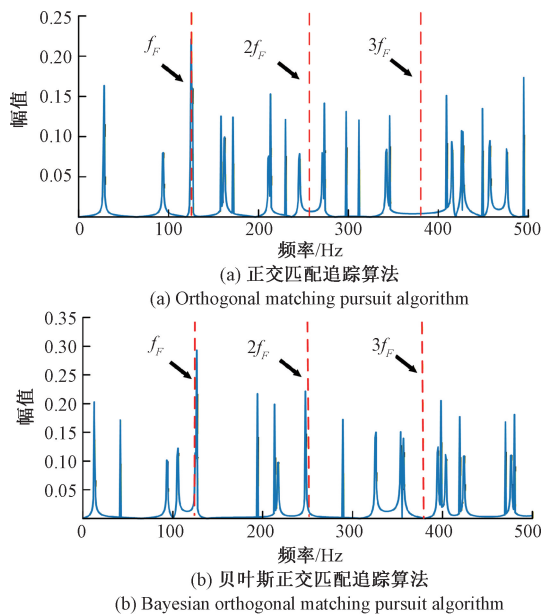


图4 仿真信号 OMP、BOMP 处理结果

Fig. 4 The traditional signal processing results of the simulation signal

OMP、BOMP 和 IBOMP 重构后的信号进行分析对比。其中峭度用于捕捉时域内的非平稳冲击特征,而信噪比与故障能量占比则从频域维度量化了算法在低频关键区域内的特征提取精度与去噪能力,3 种指标的计算如式 (24) ~ (26) 所示。

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{E_{\text{fault}}}{E_{\text{noise}}} \right) \quad (24)$$

$$K = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{\left(\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \right)^4} \quad (25)$$

$$\text{FFR} = \frac{E_{\text{fault}}}{E_{\text{total}}} \times 100\% \quad (26)$$

式中: E_{fault} 为故障特征能量; E_{noise} 代表频带内剔除故障能量后的剩余噪声能量; E_{total} 代表频带内的总能量。

在指标计算过程中,考虑到轴承故障信号的时频分布特性;本文关注的故障特征频率及其谐波均分布在低频段,且高频段存在与故障特征无关的噪声干扰,为精准量化各算法的性能,在 0 ~ 500 Hz 的频带内计算频域指标,而时域指标在全局上进行计算。具体指标如表 1 所示。

实验结果表明,IBOMP 在各项指标上都优于两种经典算法。在抑制噪声方面,IBOMP 将信噪比由 -7.31 dB 提升至 11.80 dB,相比 OMP 和 BOMP 提高了约 17 dB,表明 IBOMP 能够有效抑制信号中的噪声成分。IBOMP 重构信号中故障频带能量占比高达 92.51%,远高于

表 1 模拟信号评价指标

Table 1 Analog signal evaluation index

评价指标	IBOMP	原始信号	OMP	BOMP
信噪比/dB	11.80	-7.31	-5.53	-5.71
f_f 频带能量占比/%	92.51	7.72	19.05	13.57
峭度	8.57	3.00	2.94	2.98

OMP 的 19.05% 和 BOMP 的 13.57%, 说明 IBOMP 能够将能量集中于真实的故障频率成分。此外, IBOMP 重构信号的峭度值达到 8.57, 而原始信号以及对比较算法均接近 3。综上所述, 模拟实验验证了 IBOMP 方法在原子选择策略上的有效性, 能够从强噪声背景中精准提取故障特征, 抑制信号噪声, 为后续的实测信号实验奠定了基础。

4.2 实验验证

为了进一步比较所提出方法的优越性, 通过南京航空航天大学智能诊断与专家系统研究室的轴承故障数据集进行方法验证。如图 5 所示, 实验台包括待测轴承、齿轮箱和调速电机等, 通过在待测轴承的轴承座上安装加速度传感器采集轴承的加速度振动信号。待测轴承型号为 6304, 有 7 个滚珠, 滚珠直径 9.6 mm。本实验选取的轴承故障位置分别在滚动体故障和外圈故障。

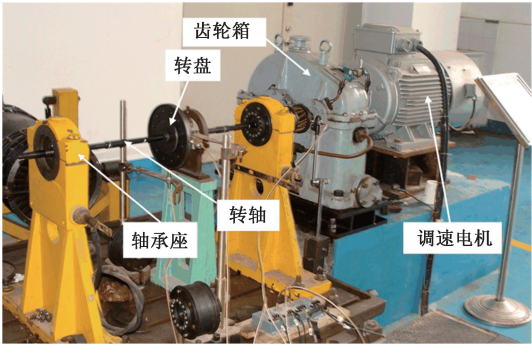
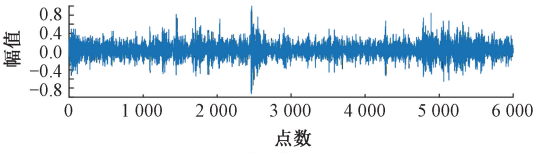


图 5 故障模拟实验台

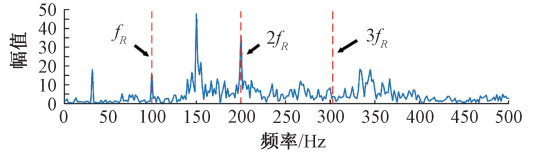
Fig. 5 Fault simulation test bench

被测轴承内含有滚动体故障, 其转速为 1 800 r/min, 采样频率为 10 kHz。由此可计算出其故障频率为 102.424 Hz。图 6(a) 和 (b) 是轴承原始振动信号的时域图和频域图。在频域图中可以找到 f_R 和 $2f_R$, 但在低频处的其他频率也含有尖峰, 并且幅值超过了 f_R , 会影响故障类型的判断, 而且 $3f_R$ 被周围的噪声边频所掩盖, 完全提取不到 $3f_R$ 。图 7(a) 和 (b) 分别是被测轴承经过 IBOMP 重构后的振动信号的时域图和频域图。相比于图 6(b), 图 7(b) 中前 150 Hz 中除了 f_R , 其余基本被去除。并且 $3f_R$ 附近的噪声边频也被去除一些, 可以很明显的看到 $3f_R$ 。



(a) 原始信号时域图

(a) Time-domain diagram of the

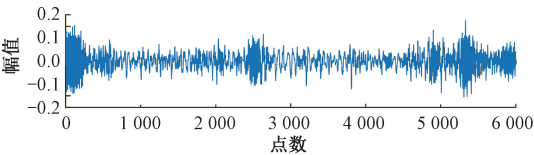


(b) 原始信号频域图

(b) Frequency domain diagram of the original signal

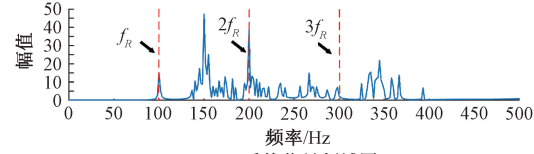
图 6 轴承滚动体故障原始振动信号

Fig. 6 Simulated raw vibration signals for bearing rolling element failure



(a) 重构信号时域图

(a) Reconstruct the time-domain graph of the signal



(b) 重构信号频域图

(b) Reconstruct the signal frequency domain graph

图 7 轴承滚动体故障重构振动信号

Fig. 7 Simulated reconstruction of vibration signals for bearing rolling element failure

图 8(a)、(b) 分别是轴承滚动体故障原始信号经过 OMP, BOMP 信号处理后的频域图。由图 8 可知, 两种算法均未能准确的提取故障频率及其谐波。反而重构信号的频谱被非故障成分主导, 在频谱的 150 Hz 附近存在明显的干扰频率。

轴承滚动体故障的评价指标如表 2 所示。原始信号峭度值为 4.62, 证明原始信号含一定的故障冲击成分, 但受到背景噪声的严重干扰, 其局部信噪比为 -8.45 dB, 且 $2f_R$ 的故障特征能量占比为 8.55%。

表 2 轴承滚动体故障信号评价指标

Table 2 Evaluation indicators for fault signals of bearing rolling elements

评价指标	IBOMP	原始信号	OMP	BOMP
信噪比/dB	-4.08	-8.45	-17.86	-17.88
$2f_R$ 频带能量占比/%	24.26	8.55	1.55	1.53
峭度	3.79	4.62	3.79	3.58

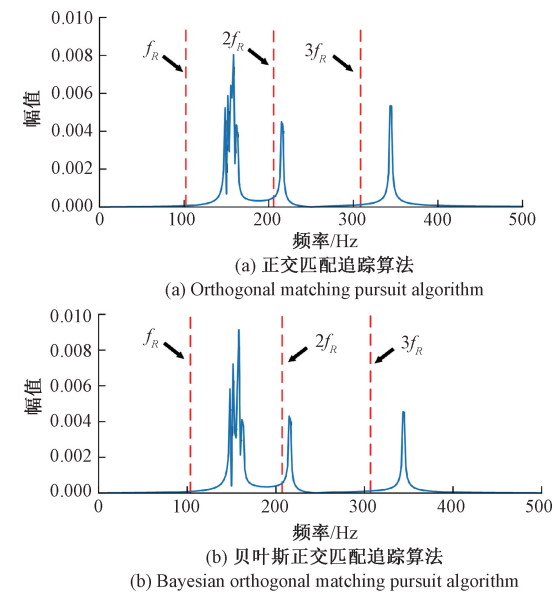


图8 轴承滚动体故障传统信号处理结果
Fig.8 The traditional signal processing results of bearing rolling element faults

OMP 与 BOMP 算法在轴承滚动体故障下表现欠佳,两种方法的重构信号信噪比下降至约-17.8 dB, $2f_f$ 故障能量占比也低于2%,上述结果表明两者在重构过程中未能有效区分故障特征与噪声,导致故障信息丢失严重。

而 IBOMP 相比之下显著提升了信号质量,将信噪比提高到-4.08 dB,故障特征能量占比提升至24.26%。该结果再次验证了 IBOMP 方法能够有效抑制宽带噪声干扰,准确提取并增强原信号中被掩盖的微弱滚动体故障特征。

除了滚动体故障外,另外选取了外圈故障轴承进行实验验证。转速同样为1800 r/min,采样频率10 kHz,经过计算其 f_o 为77.219 Hz。图9(a)和(b)分别是被测轴承原始振动信号的时域图和频域图。在图9(b)中仅能找到其 $2f_o$, 并且在低频中与图6(b)一样含有干扰频率影响判断。 $3f_o$ 附近也含有大量的干扰频率。图10(a)和(b)是被测轴承经过 IBOMP 重构振动信号的时域图和频域图。图10(b)中,影响判断的频率基本被全部被去除,而且可以明显的提取到 f_o 。虽然在 $3f_o$ 附近也含有一些噪声干扰,但是相比于图9(b)有明显的提升。

图11(a)、(b)分别是轴承外圈故障原始信号经过 OMP 和 BOMP 信号处理后的频域图。与图8(a)、(b)出现的问题一样,两种算法均未提取出轴承外圈的故障频率及其谐波,无法满足故障诊断的要求。

轴承外圈故障信号的评价指标如表3所示。上述评价指标结果进一步证明了所提方法的去噪与故障特征增

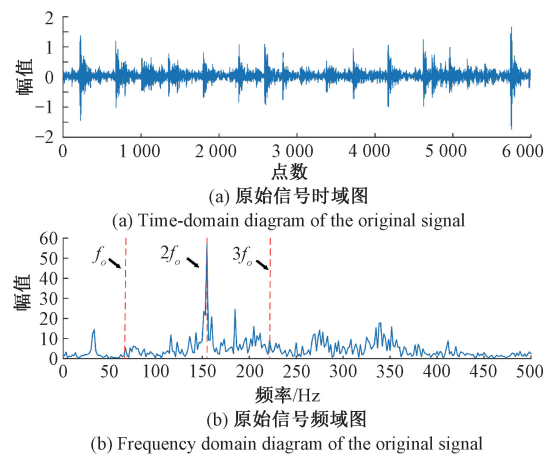


图9 轴承外圈故障原始振动信号
Fig.9 Raw vibration signal of bearing outer ring failure

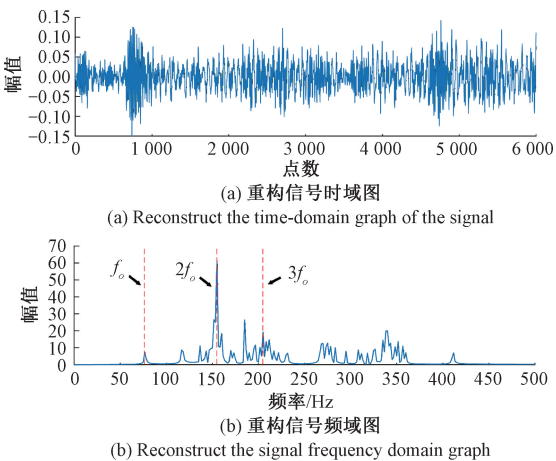


图10 轴承外圈故障重构振动信号
Fig.10 Reconstructed vibration signal of bearing outer ring failure

强能力。原始信号的峭度为7.57,但是信噪比仅为-7.61 dB,表明该峭度来源于异常脉冲的干扰,而非故障特征。OMP 与 BOMP 重构信号的信噪比为-18.98 dB 和 -20.24 dB,远远低于 IBOMP 的-0.71 dB,这表明 IBMOP 有效的抑制了信号的噪声成分。IBOMP 重构信号的故障频带能量占比为47.44%也高于 OMP 的1.22%和 BOMP 的0.92%,证明 IBOMP 显著增强了故障特征。

表3 轴承外圈故障信号评价指标
Table 3 Evaluation indicators for fault signals of bearing outer rings

评价指标	IBOMP	原始信号	OMP	BOMP
信噪比/dB	-0.17	-7.61	-18.98	-20.24
$2f_o$ 频带能量占比/%	47.44	8.54	1.22	0.92
峭度	3.23	7.57	3.82	3.34

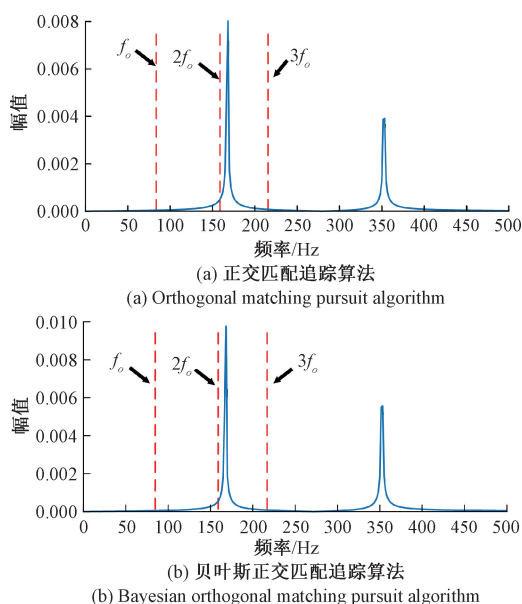


图11 轴承外圈故障传统信号处理结果

Fig. 11 The traditional signal processing results of the bearing outer ring fault

5 结 论

本文基于稀疏表示算法在早期微弱故障诊断领域的优势,进而提出一种基于改进贝叶斯正交匹配追踪的微弱信号稀疏表示方法,其重构字典采用离散余弦变换字典。基于微弱轴承故障信号、南京航空航天大学智能诊断与专家系统研究室轴承故障数据集进行实验验证,并将所提方法与正交匹配追踪算法、贝叶斯正交匹配追踪算法等传统稀疏重构算法进行对比。结果表明,该方法可有效抑制低频干扰噪声,并显著频谱中故障频率及其谐波附近存在的干扰分量,使故障特征频率幅值更为突出,便于准确识别具体故障类型。同时,在实际故障诊断应用中,该方法展现出良好的鲁棒性,能够有效辨识轴承的故障特征,为工程实际中的故障诊断提供了更可靠的分析工具。

参考文献

- [1] 吕蒙. 强噪声背景下旋转机械早期微弱故障特征提取方法研究[D]. 秦皇岛:燕山大学,2020.
LYU M. Research on early weak fault feature extraction method of rotating machinery under strong noise background[D]. Qinhuangdao:Yanshan University,2020.
- [2] WEI Y, LI Y, XU M, et al. A review of early fault diagnosis approaches and their applications in rotating machinery[J]. Entropy, 2019,21(4):409.
- [3] 赵小强,罗维兰. 改进卷积 Lenet-5 神经网络的轴承故

- 障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(6): 113-125.
- ZHAO X Q, LUO W L. A bearing fault diagnosis method using an improved convolutional lenet-5 neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(6): 113-125.
- [4] SMITH W A, RANDALL R B. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: A benchmark study[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 64: 100-131.
- [5] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [6] HE C, WANG W. Rolling bearing fault feature extraction based on maximum correlated kurtosis deconvolution and improved autocorrelation spectral kurtograph [C]. 5th International Conference on Information Science, Electrical, and Automation Engineering (ISEAE 2023). SPIE, 2023, 12748: 846-853.
- [7] WANG C, QIAO Z, HUANG Z, et al. Research on a bearing fault enhancement diagnosis method with convolutional neural network based on adaptive stochastic resonance[J]. Sensors, 2022, 22(22): 8730.
- [8] HUANG H, OUYANG H, GAO H. Blind source separation and dynamic fuzzy neural network for fault diagnosis in machines [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2015, 628(1): 012070.
- [9] LEI Y, YANG B, JIANG X, et al. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: A review and roadmap [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 138: 106587.
- [10] 牛凯旋. 基于多源传感器数据融合的航空发动机实时健康监测系统研究[J]. 现代制造技术与装备,2025, 61(4):72-74.
NIU K X. Research on real-time health monitoring system for aero engines based on multi-source sensor data fusion [J]. Modern Manufacturing Technology and Equipment, 2025, 61(4): 72-74.
- [11] 蒋富康,陆金桂,刘明昊,等. 基于 CEEMDAN 和 CNN-LSTM 的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量技术,2023, 46(5):72-77.
JIANG F K, LU J G, LIU M H, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on CEEMDAN and CNN-LSTM [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(5): 72-77.
- [12] 张龙,胡燕青,赵丽娟,等. 多通道信息融合与深度迁移学习的旋转机械故障诊断[J]. 中国机械工程, 2023,34(8):966-975.

- ZHANG L, HU Y Q, ZHAO L J, et al. Multichannel information fusion and deep transfer learning for rotating machinery fault diagnosis [J]. *China Mechanical Engineering*, 2023, 34(8): 966-975.
- [13] 郭伟,邢晓松. 基于改进卷积生成对抗网络的少样本轴承智能诊断方法[J]. *中国机械工程*, 2022, 33(19): 2347-2355.
- GUO W, XING X S. Intelligent fault diagnosis of bearings with few samples based on an improved convolutional generative adversarial network [J]. *China Mechanical Engineering*, 2022, 33(19): 2347-2355.
- [14] FU Z, LIU Z, PING S, et al. TRA-ACGAN: A motor bearing fault diagnosis model based on an auxiliary classifier generative adversarial network and transformer network [J]. *ISA Transactions*, 2024, 149: 381-393.
- [15] YANG T, YU X, MA N, et al. Deep representation-based transfer learning for deep neural networks [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 253: 109526.
- [16] 唐刚. 基于压缩感知和稀疏表示的地震数据重建与去噪[D]. 北京:清华大学, 2010.
- TANG G. Seismic data reconstruction and denoising based on compressive sensing and sparse representation [D]. Beijing: Tsinghua University, 2010.
- [17] 张泽宇,石泽,惠记庄,等. 强噪声下工程装备轴承信号的稀疏重构研究[J]. *机械科学与技术*, 2021, 40(9): 1361-1369.
- ZHANG Z Y, SHI Z, HUI J ZH, et al. Research on sparse reconstruction of engineering equipment bearing signal under strong noise [J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2021, 40(9): 1361-1369.
- [18] 胡俊锋,赵丽娟,严雪竹,等. 自适应双阻尼小波字典的轴承复合故障诊断方法[J]. *振动与冲击*, 2025, 44(7): 239-246.
- HU J F, ZHAO L J, YAN X Z, et al. Bearing compound fault diagnosis method with adaptive dual-damped wavelet dictionary [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2025, 44(7): 239-246.
- [19] 李志星,李天昊. 基于多因子进化稀疏重构的轴承故障诊断研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(6): 161-170.
- LI ZH X, LI T H. Research on bearing fault diagnosis based on multi-factor evolutionary sparse reconstruction [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(6): 161-170.
- [20] LIAO A, XIE J, YANG X, et al. The exact recovery of sparse signals via orthogonal matching pursuit [J]. *Journal of Computational Mathematics*, 2016(1): 70-86.
- [21] DENG W, LI Z, LI X, et al. Compound fault diagnosis using optimized MCKD and sparse representation for rolling bearings [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 1-9.
- [22] ZHAO W, WANG Z, CAI W, et al. Multiscale inverted residual convolutional neural network for intelligent diagnosis of bearings under variable load condition [J]. *Measurement*, 2022, 188: 110511.
- [23] HERZET C, DREMEAU A. Bayesian pursuit algorithms [C]. 2010 18th European Signal Processing Conference. IEEE, 2010: 1474-1478.
- [24] 张烁,刘治汶. 航空发动机轴承故障结构化贝叶斯稀疏表示[J]. *航空学报*, 2022, 43(9): 172-183.
- ZHANG SH, LIU ZH W. Structured bayesian sparse representation of aeroengine bearing faults [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(9): 172-183.
- [25] QUADER A A, AL-NAFFOURI T Y. Structure-based Bayesian sparse reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(12): 6354-6367.
- [26] 唐海峰. 基于信号稀疏表征的故障诊断方法研究[D]. 上海:上海交通大学, 2014.
- TANG H F. Research on fault diagnosis method based on signal sparse representation [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2014.
- [27] RUBINSTEIN R, BRUCKSTEIN A M, ELAD M. Dictionaries for sparse representation modeling [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2010, 98(6): 1045-1057.
- [28] 郭钰荣,姚金杰,白建胜,等. 基于 FEEMD 算法对小样本电磁信号的识别与分类[J]. *国外电子测量技术*, 2023, 42(4): 166-172.
- GUO Y R, YAO J J, BAI J SH, et al. Recognition and classification of small sample electromagnetic signals based on FEEMD algorithm [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2023, 42(4): 166-172.
- [29] YAN R, GAO R X, CHEN X. Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: A review with applications [J]. *Signal Processing*, 2014, 96: 1-15.
- [30] DONOHO D L, TSAIG Y, DRORI I, et al. Sparse solution of underdetermined systems of linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2012, 58(2): 1094-1121.
- [31] ELAD M, GIRYES R. Iterative signal recovery from incomplete samples [J]. *Communications of the ACM*, 2010, 53(12): 92-92.
- [32] NEEDLELL D, VERSHYNIN R. Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via regularized

- orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 310-316.
- [33] 徐卓飞,李旭东,张婵婵,等. 基于孪生网络的小样本滚动轴承故障诊断研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(10): 241-251.
- XU Z F, LI X D, ZHANG CH CH, et al. Research on fault diagnosis of small sample rolling bearings based on twin network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(10): 241-251.
- [34] SKRETTING K, ENGAN K. Recursive least squares dictionary learning algorithm[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(4): 2121-2130.
- [35] BARZIDEH F, SKRETTING K, ENGAN K. Imposing shift-invariance using flexible structure dictionary learning (FSDL) [J]. Digital Signal Processing, 2017, 69: 162-173.
- [36] RUBINSTEIN R, ZIBULLEVSKY M, ELAD M. Double sparsity: Learning sparse dictionaries for sparse signal approximation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 58(3): 1553-1564.
- [37] 南京航空航天大学智能诊断与专家系统研究室[EB/OL]. <http://ides.nuaa.edu.cn>. Laboratory of Intelligent Diagnosis and Expert System, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics [EB/OL]. <http://ides.nuaa.edu.cn>.

作者简介



刘鹏(通信作者), 2014 年于济南大学获得学士学位, 2017 年于中国海洋大学获得硕士学位, 2020 年于中国石油大学(华东)获得博士学位, 现为青岛理工大学教授, 主要研究方向为振动噪声控制和智能运维。
E-mail: peng_liu@qut.edu.cn

Liu Peng (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Jinan University in 2014, M. Sc. degree from Ocean University of China in 2017 and Ph. D. degree from China University of Petroleum (East China) in 2020, respectively. Now he is a professor in Qingdao University of Technology. His main research interests include vibration and noise control and intelligent operation and maintenance.