

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514677

基于无源射频标签的离心泵多频故障特征检测*

官 涛^{1,2}, 杨建华^{1,2}, 于海波^{1,2}, 娄立泰^{1,2}, 王重秋³

(1. 中国矿业大学机电工程学院 徐州 221116; 2. 中国矿业大学江苏省矿山机电装备重点实验室 徐州 221116;
3. 中国矿业大学计算机科学与技术学院/人工智能学院 徐州 221116)

摘要:利用无源射频识别 (RFID) 标签节点占用小、无源无线、成本低、受视距限制小等优势,针对现有 RFID 振动感知中多频故障特征难分辨、相位信号易受环境噪声与频谱干扰的问题,提出了一种基于无源 RFID 标签的离心泵多频故障特征检测方法。首先,构建基于 RFID 相位的多频振动感知模型,阐明利用相位信号表征振动的机理。然后,利用阅读器非均匀随机采样特性构建压缩测量矩阵及稀疏基,将信号降噪与重构转化为稀疏优化问题,并采用正交匹配追踪 (OMP) 算法进行求解。最后,采用量子粒子群优化 (QPSO) 算法对重构算法的迭代次数和数据点数进行优化,提出支撑集重构比 (表征诊断频带恢复完整性) 与诊断对比度 (表征谱峰突出度) 两项指标,并构建总体评价量作为适应度函数,确保主频及其倍频被准确恢复以匹配不同故障工况。实验结果表明,经所提方法处理后,不对中故障工况下相位信号在转频与二倍频处的信噪比提升至约 40 dB,频谱峰值的半峰宽缩窄至 0.41 Hz,表明对故障成分的分离能力与定位精度得到显著提升。在不对中与螺栓松动两类故障的验证中,该方法能清晰重构出表征故障特征的二倍频及三倍频成分,频率误差 < 1.2 Hz,倍频幅值比与加速度传感器结果高度一致。进一步的泵房试验表明,该方法对管道循环离心泵转频及倍频的识别与加速度传感器结果一致性较好,具有良好的工程适用性,为离心泵故障特征检测提供了一种有效的新方案。

关键词: 无源标签; 射频识别; 振动检测; 压缩感知; 故障诊断

中图分类号: TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.15

Multi-frequency fault feature detection for centrifugal pumps using passive RFID tags

Gong Tao^{1,2}, Yang Jianhua^{1,2}, Yu Haibo^{1,2}, Lou Litai^{1,2}, Wang Zhongqiu³

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China;
2. Jiangsu Key Laboratory of Mine Mechanical and Electrical Equipment, China University of Mining and Technology,
Xuzhou 221116, China; 3. School of Computer Science and Technology/School of Artificial Intelligence,
China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

Abstract: The passive radio frequency identification (RFID) tag has advantages of compact node size, battery-free and wireless operation, low cost, and less restricted by line-of-sight conditions. To address the limitations of existing RFID vibration sensing research—such as the difficulty in analyzing multi-frequency fault features and the susceptibility of raw signals to environmental noise and spectral interference, this study proposes a multi-frequency fault feature detection method using passive RFID tags for centrifugal pumps. Firstly, a multi-frequency vibration sensing model based on the RFID phase signals is formulated to clarify the mechanism of vibration sensing using phase information. Then, by utilizing the non-uniform random sampling characteristics of the reader, a compressed measurement matrix and a sparse basis are established, transforming the denoising and reconstruction of feature signals into a sparse optimization problem, which is solved using the orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm. Finally, the quantum particle swarm optimization (QPSO) algorithm is utilized to optimize the number of iterations and the data length in the reconstruction algorithm. Two indexes—the

收稿日期: 2025-11-14 Received Date: 2025-11-14

* 基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金 (2024-10940)、江苏省研究生科研创新计划 (KYCX24_2711)、中国矿业大学研究生创新计划 (2024WLKXJ067)、江苏高校优势学科建设工程项目资助

support reconstruction ratio (quantity of the completeness of diagnostic band recovery) and the diagnostic contrast (quantity of the prominence of fault features) are proposed. The comprehensive evaluation index is constructed as the fitness function to ensure accurate recovery of the fundamental frequency and its harmonics for different fault conditions. Experimental results show that, after processing with the proposed method, the signal-to-noise ratio of the phase signal at the rotating frequency and the second harmonic under the misalignment condition increases to approximately 40 dB, and the full width at half maximum of the spectral peak is reduced to 0.41 Hz, indicating a substantial enhancement in the separation and localization of fault frequency components. For both misalignment and bolt-loosening faults, the method clearly reconstructs the second- and third-harmonic components, with frequency errors less than 1.2 Hz, and the harmonic amplitude ratios are highly consistent with those measured by the accelerometer sensor. Further pump-room field tests show that the rotational and harmonic frequency components of the pipeline circulation centrifugal pump are highly consistent with the accelerometer results, confirming good engineering applicability and providing an effective new solution for centrifugal-pump fault feature detection.

Keywords: passive tag; radio frequency identification; vibration detection; compressive sensing; fault diagnosis

0 引 言

离心泵作为一种重要的流体输送装置,其运行状态直接关系到整个系统的安全与稳定。因此,对离心泵的状态进行准确的诊断与评估,对于实现早期故障预警以及保障生产流程的连续性具有重要意义^[1]。

振动特征对机械设备早期故障比较敏感,能够及时捕捉微小的机械异常状态,这使得振动分析成为早期故障诊断的有效手段。与此同时,旋转机械故障诊断在工程应用中普遍面临跨工况分布偏移、噪声标签干扰与鲁棒特征提取等挑战,近年来已有研究从域泛化、分布对齐与注意力特征融合等角度提出了多种可迁移诊断框架,为复杂工况下的特征稳定提取提供了有益借鉴^[2-4]。传统的加速度传感器通过有线连接的方式将测量信号传输至采集系统进行分析,该技术成熟且测量精度高,但依赖有线传输,成本较高且布线复杂。射频识别(radio frequency identification, RFID)技术逐步发展为一种先进的智能感知技术,无源 RFID 标签具有节点占用小、无源无线、成本低、受视距限制小、便于扩展等优点,能够实现目标识别、跟踪与状态感知^[5-6]。近年来,基于 RFID 的感知技术迅速发展,无源 RFID 标签结构简单且无需供电,能够实现长期稳定监测,已被广泛应用于结构健康监测^[7-8]、机械振动感知^[9-10]等领域。

在 RFID 振动感知领域, Yang 等^[10]率先提出基于 RFID 的机械运动周期感知方法,利用压缩感知技术克服阅读器采样频率低的局限。Li 等^[11]针对 RFID 标签在振幅感知方面的不足,提出利用标签的谐波反向散射效应来准确恢复高频和微小振动。Lou 等^[12]提出一种基于无源 RFID 标签的超低频振动感知方法,实现超低频振动的有效稳定监测。Xie 等^[13]利用多标签协作与相位差分模型提高了微弱振动特征的检测能力,增强了复杂场景下振动监测的鲁棒性。Gong 等^[14]提出了一种基于多标

签融合的振动频率感知方法,在有效提高等效采样频率的同时提升了检测结果的稳定性。邓芳明等^[15]设计一种双天线无源 RFID 标签,用于变压器绕组振动信号的分析与降噪,有效实现了故障定位。以上研究表明,挖掘 RFID 信号中相位、谐波等物理层信息,并结合先进的信号处理算法,能够有效突破传统 RFID 系统在采样频率、感知灵敏度和抗干扰能力方面的限制,为基于 RFID 的振动感知奠定了坚实基础,同时也凸显了在该领域实现高精度振动感知的巨大潜力。然而,现有研究主要侧重于振动感知方法理论研究,对实际环境下的应用关注相对不足。以离心泵为例,其外表面多为金属,易引发多径效应和环境噪声,导致 RFID 信号质量劣化,具体表现为信号中存在大量噪声成分及频谱干扰,进而限制了故障特征的稳定识别。

为应对 RFID 信号中复杂的频谱干扰,阅读器的随机采样机制^[10]为信号降噪与提纯提供了新的思路,这与压缩感知的基本思想相契合。由于阅读器采用 Q-adaptive 协议,标签相位信号以随机时序被非均匀采样。这种随机性虽在传统上被视为缺陷,但是通过构建压缩感知模型使测量矩阵与稀疏基近似不相关,进而满足压缩感知的重构条件^[16-17],在此基础上利用信号稀疏特性将非稀疏的随机噪声和部分干扰视为不满足稀疏性约束的残差加以抑制。已有研究也表明压缩感知在信号降噪中的有效性, Jian 等^[18]利用压缩感知对风力涡轮机故障信号进行降噪,进而提高神经网络的诊断精度。Yan 等^[19]融合变分模态分解和压缩感知算法来抑制随机噪声,有效提取了泥浆脉冲信号特征。

目前的研究存在的不足为:1) 虽然 RFID 技术已被探索用于高精度振动感知,但面向离心泵等旋转机械故障诊断的研究仍欠缺,且既有工作多集中于单一频率或简单工况下的振动信号;2) RFID 相位信号易受环境噪声和频谱干扰影响,直接制约了故障特征的可靠识别;3) 在压缩感知处理过程中,重构参数的选取缺乏清晰的

定量依据,尚未形成可供工程实践参考的系统性指导。基于上述问题,本研究提出了一种基于无源 RFID 标签的离心泵多频故障特征检测方法,通过所提算法处理,其检测效果能够达到加速度传感器的水平。

1 基于 RFID 的振动检测原理及处理方法

1.1 振动检测系统构成及原理

图 1 给出了基于 RFID 的离心泵振动检测系统,主要由 3 部分组成:离心泵动力系统、RFID 检测系统以及加速度传感器对照检测系统。

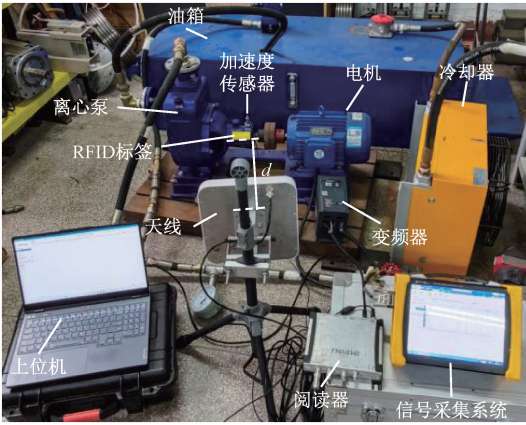


图 1 基于 RFID 的离心泵振动检测系统

Fig. 1 RFID-based vibration detection system for centrifugal pumps

离心泵动力系统由电机、离心泵、变频器、冷却器、油箱和管路等构成。通过变频器控制电机驱动转子旋转,转子带动叶轮产生流体输运过程。在泵侧施加不同的模拟条件(如不对中、松动等故障),可模拟离心泵常见的机械故障特征,为振动信号的采集与处理提供验证场景。实验中采用的离心泵型号为 32-CYZ-A-50,最高转速可达 3 000 r/min。

RFID 检测系统由无源标签(PF7030Y)、天线(增益 9 dBi)、阅读器(R420)及上位机组成。标签粘贴在泵轴输入端,无需外部供电,而是依靠天线辐射的电磁波获取能量并以反向散射形式回传电磁波。天线承担双重功能:一方面向空间发射连续波以激励标签并为其供能;另一方面接收由标签调制的反向散射信号,包含与振动相关的物理信息。阅读器负责管理通信时序协议,并对天线端接收到的反向散射信号进行解调,提取标签的基础信息(ID、相位、时间戳等)。实验中天线与标签之间距离 d 为 0.6 m。

为了便于对比分析,在泵轴输入端安装振动加速度传感器(YD25),通过信号采集系统(DH5925 N)获取振

动信号。加速度传感器提供基准振动信号,其频谱特征用于对比 RFID 信号得到的频率特征,从而验证 RFID 方法对关键故障特征频率的识别能力。

1.2 基于 RFID 相位的振动感知模型

基于 RFID 的振动感知模型如图 2 所示。

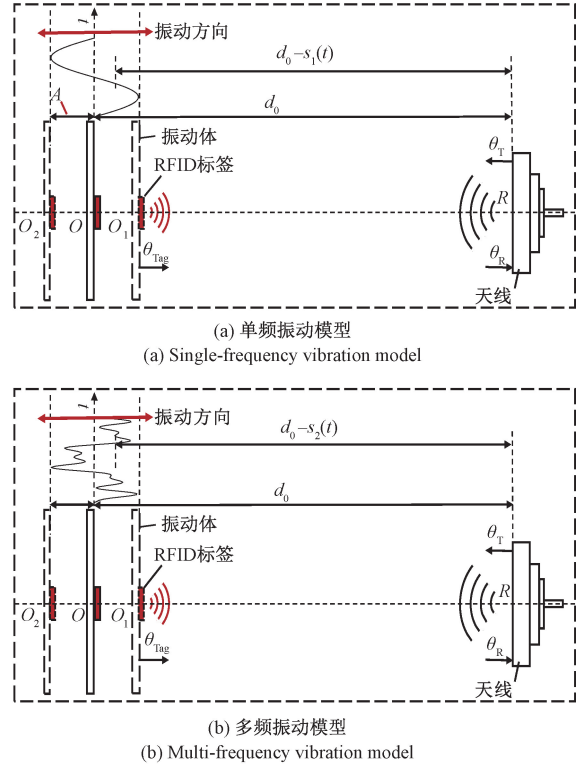


图 2 基于 RFID 的振动感知模型

Fig. 2 RFID-based vibration sensing model

为了便于理解,这里先给出单频周期振动信号的感知模型,如图 2(a)所示,阅读器控制天线发射电磁波来激活标签,标签接收信号并反向散射包含振动信息的相位信号 $\theta(t)$,标签与天线之间的距离为 $d(t)$,则电磁波往返传播距离为 $2d(t)$,相位信号表示为:

$$\theta(t) = \left(\frac{2\pi}{\lambda} \times 2d(t) + \theta_0 \right) \bmod 2\pi \quad (1)$$

其中, λ 表示波长, $\theta_0 = \theta_{\text{Tag}} + \theta_{\text{R}} + \theta_{\text{T}}$ 为相位的固有偏差, θ_{Tag} 、 θ_{R} 和 θ_{T} 分别表示由标签反射特性、天线接收电路、天线发射电路引起的额外相位偏差。

以简谐振动信号 $A\sin(2\pi f_v t)$ 为例,随时间变化的距离 $d(t)$ 表示为:

$$d(t) = d_0 - A\sin(2\pi f_v t) \quad (2)$$

其中, d_0 表示天线与标签之间的初始距离, $A\sin(2\pi f_v t)$ 表示幅值为 A 、频率为 f_v 的周期振动信号。

将式(2)代入式(1),有:

$$\theta(t) = \left(-\frac{4\pi A}{\lambda} \sin(2\pi f_v t) + \varphi_0 \right) \bmod 2\pi \quad (3)$$

其中, $\varphi_0 = \frac{4\pi d_0}{\lambda} + \theta_0$ 为相位信号的固有偏置。相位

信号 $\theta(t)$ 与振动信号成线性关系, 相位信号频率与振动信号频率保持一致。

同样, 考虑到多频振动信号广泛存在, 以不同频率的简谐信号叠加为例, 给出一种多频振动信号 $s_2(t)$ 的表达式, 有:

$$s_2(t) = \sum_{i=1}^{N_1} A_i \sin(2\pi f_i t) \quad (4)$$

其中, N_1 表示多频信号中频率分量的个数, A_i 表示第 i 个频率成分的幅值, f_i 表示第 i 个频率成分。在图 2(b) 中, 天线与标签之间的距离 $d_1(t)$ 表示为:

$$d_1(t) = d_0 - s_2(t) \quad (5)$$

将式(5)中 $d_1(t)$ 替换式(1)中的 $d(t)$, 有:

$$\theta(t) = \left(-\frac{4\pi}{\lambda} \sum_{i=1}^{N_1} A_i \sin(2\pi f_{v_i} t) + \varphi_0 \right) \bmod 2\pi \quad (6)$$

可发现相位信号 $\theta(t)$ 与多频信号 $s_2(t)$ 频率特征一致, 如图 2(b) 所示, 通过分析其频率特征即可判断原振动信号的频率特征。在后续的分析中, 采用 \mathbf{y} 来表示采集到的相位信号。

1.3 基于压缩感知的 RFID 信号降噪方法

对于 RFID 阅读器, 所采用的 Q-adaptive 协议会使阅读器以随机时序轮询标签, 导致标签相位以非均匀采样方式进行采集, 相位序列的每一次采样对应一个不等间隔的时间戳。利用这种采样特性能够构建压缩感知模型实现相位信号的降噪。已有的研究表明^[20], 通过利用这种采样特性和压缩感知方法可以重构周期特征的信号。下面为压缩感知的具体过程:

通过阅读器采集的相位信号 \mathbf{y} 被视为利用观测矩阵观测的结果, 有:

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} + \boldsymbol{\eta} \quad (7)$$

其中, Φ 表示测量矩阵, $\boldsymbol{\eta}$ 表示环境噪声矩阵, \mathbf{x} 表示实际振动信号矩阵。

对于多频振动信号, 信号的稀疏性主要体现在频域上仅包含有限个非零频率分量, 在稀疏域中非零频率成分个数可视为稀疏度。将振动信号 \mathbf{x} 投影到稀疏域中, 有:

$$\mathbf{x} = \Psi^{-1} \mathbf{X} \quad (8)$$

其中, Ψ 表示稀疏基矩阵。考虑环境噪声 $\boldsymbol{\eta}$, 阅读器采集的信号 \mathbf{y} 表示为:

$$\mathbf{y} = \Phi \Psi^{-1} \mathbf{X} + \boldsymbol{\eta} \quad (9)$$

对于求解式(9), 本质上是已知测量值 \mathbf{y} 、测量矩阵 Φ 和稀疏投影基 Ψ 来求解 \mathbf{X} 的过程。通过求解 \mathbf{X} , 进而利用式(8) 重构特征信号 \mathbf{x} 。

对于测量矩阵 Φ , 其构建方式不同于传统的测量矩阵, 而是直接依据 RFID 的随机读取时间戳来生成, 对应着 RFID 的采样过程。阅读器的时间戳精度为毫秒级,

若在长度为 N ms 的观测窗内, 标签被读取 M 次。则信号重构问题可表述为: 已知 M 个不等间隔的观测相位值, 重构长度为 N 的振动序列, 对应的测量矩阵维度为 $M \times N$ 。因此, 根据时间戳 $t_i (1 \leq i \leq M)$ 的顺序对测量矩阵中的值进行排列, 假设 ϕ_{ij} 表示测量矩阵 Φ 中第 i 行第 j 列的数据, 利用如下的构建规则, 有:

$$\phi_{ij} = \begin{cases} 1, & j = t_i \\ 0, & j \neq t_i \end{cases} \quad (10)$$

对于稀疏基, 选择归一化的离散傅里叶基 $\Psi \in \mathbb{C}^{N \times N}$, 第 (n, k) 个元素为:

$$\Psi_{n,k} = \frac{1}{\sqrt{N}} e^{-j\frac{2\pi}{N}(n-1)(k-1)}, \quad n = 1, \dots, N; k = 1, \dots, N \quad (11)$$

其中, 第 k 列对应第 $k-1$ 个离散频率分量在所有采样时刻的时域表达。

由于相位信号的随机采样, 测量矩阵 Φ 与稀疏基不相关, 这在一定程度上满足信号恢复的条件。信号重构可以通过求解如下优化问题进行解决, 有:

$$\mathbf{X} = \min_{\mathbf{X}} \|\mathbf{X}\|_1, \quad \|\mathbf{y} - \Phi \Psi^{-1} \mathbf{X}\|_2 < \varepsilon \quad (12)$$

其中, ε 表示由噪声导致的误差阈值。求解式(12) 采用正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法^[21-22] 进行迭代求解, 其基本思想是: 在每次迭代中选择与当前残差最相关的字典列, 将其加入支撑集并在该支撑集上做最小二乘回归以正交化残差; 重复直到残差足够小或达到给定稀疏度。该方法计算量低、收敛快、物理可解释性强。

1.4 存在的问题

由于噪声干扰、金属环境及多径效应等问题, RFID 相位信号中噪声较强、特征频率易被掩盖。在检测高频振动时, 噪声随频率升高而加剧, 导致故障特征难以识别。因此, 仅靠原始相位信号做频谱分析已无法有效检测多类故障, 尤其是高频振动特征。

以离心泵转子不对中故障为例, 采样频率为 332 Hz。图 3 给出了在不同转速工况下泵轴端的振动检测结果, 其中图 3(a)、(c) 和 (e) 分别对应转频 25、40 和 50 Hz 时的相位信号时域波形, 图 3(b)、(d) 和 (f) 分别为对应的幅值谱。RFID 相位信号能准确识别主频成分。但反映故障特征的二倍频分量受到噪声干扰严重。在低转频时二倍频峰值较明显, 高转频时频谱噪声增强, 导致二倍频附近频谱模糊。这表明原始 RFID 信号在高转速工况下可靠性不足, 需采用信号处理方法提升信噪比和特征识别精度。

利用压缩感知可以对非均匀采样的 RFID 相位信号进行稀疏重构, 从而抑制噪声并提升特征频率的信噪比。但在实际应用中, OMP 算法的重构效果对测量长度 N 和稀疏度 K 较为敏感。以转频为 25 Hz 的不对中故障信号

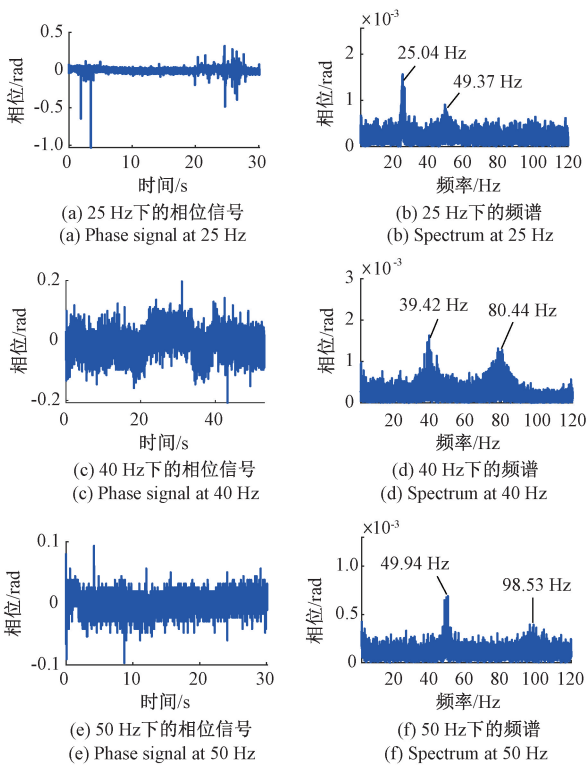


图3 不对中故障检测结果

Fig. 3 Misalignment fault detection results

为例,图4对比了不同参数下的重构结果,图4(a)、(c)和(e)表示时域波形,图4(b)、(d)和(f)表示频谱图。

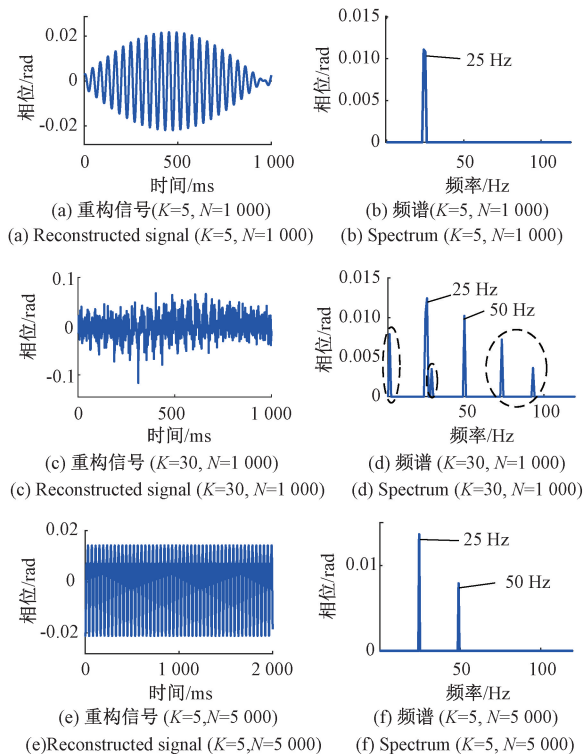


图4 不同参数下重构的振动信号

Fig. 4 Reconstructed vibration signals with different parameters

在图4(a)和(b)中,当 $N=1\ 000$ 且 $K=5$ 时,仅主频25 Hz被恢复,表征不对中故障的二倍频50 Hz丢失,频谱信息不完整。在图4(c)和(d)中,当 $N=1\ 000$ 且 $K=30$ 时,OMP算法过拟合噪声,频谱中除25 Hz外出现大量伪峰。而在图4(e)和(f)中,当 $N=5\ 000$ 且 $K=5$ 时,25 Hz及其二倍频50 Hz均被清晰重构,既保留了故障特征,又避免了明显伪峰。由此可见, N 与 K 的合理匹配是保证二倍频等故障特征正确呈现、提高故障检测可靠性的关键。

2 自适应多频故障特征检测方法

针对上述问题,本章基于压缩感知提出了一种自适应多频振动信号检测方法,并将其应用于离心泵故障特征检测。与单频特征检测相比,多频特征检测不仅需识别转频,还需在噪声和非均匀采样条件下同时恢复倍频等多个特征频率。考虑到转频在噪声背景下往往表现为有限带宽的能量脊,以诊断频带为基础构建特征恢复指标:将主频及其整数倍频建模为一组目标频带,并据此定义支撑集重构比(support reconstruction ratio, SRR)和诊断对比度 C 。该指标体系既允许转频呈现一定带宽,又能评价重构是否有效提取诊断谐波并抑制伪峰。最终,将 SRR 与 C 综合为总体评价量 Q ,用于指导重构参数的自适应优化。量子粒子群算法(quantum particle swarm optimization, QPSO)^[23-24]通过量子势阱模型进行全局搜索,可有效避免传统粒子群算法易陷入局部最优的问题,因此用于优化OMP算法中的关键参数 K 和 N 。

在原始相位信号频谱的转频区间内,采用宽度为 W_0 的滑动窗口计算能量积分,有:

$$E(f_c) = \int_{f_c - W_0/2}^{f_c + W_0/2} |D(f)| df \quad (13)$$

寻找使 $E(f_c)$ 最大的中心频率, \hat{f}_r 为主频的中心频率估计,由此定义主频带为:

$$B_r = \left[\hat{f}_r - \frac{W_0}{2}, \hat{f}_r + \frac{W_0}{2} \right] \quad (14)$$

随后,以 \hat{f}_r 为基准构造倍频带,有:

$$B_{2r} = \left[2\hat{f}_r - \frac{W_0}{2}, 2\hat{f}_r + \frac{W_0}{2} \right] \quad (15)$$

$$B_{3r} = \left[3\hat{f}_r - \frac{W_0}{2}, 3\hat{f}_r + \frac{W_0}{2} \right] \quad (16)$$

将上述频带统一记为目标诊断频带集合,有:

$$B_{\text{target}} = \{ B_r, B_{2r}, B_{3r}, \dots \} \quad (17)$$

对于任意目标诊断频带 $B_k \in B_{\text{target}}$,利用 SRR 来刻画目标频带是否被准确恢复,有:

$$\begin{cases} SRR = \frac{P_r}{P} \\ P_r = \sum_{B_k \in B_{\text{target}}} R(B_k) \\ P = |B_{\text{target}}| \end{cases} \quad (18)$$

其中, P_r 表示可靠恢复的频带数, P 表示目标诊断的频带总数。 $SRR \in [0, 1]$ 反映了诊断频带的保留完整度, $SRR=1$ 表示所有目标频带都被恢复。

为了描述这些诊断频带在整个频谱中的突出程度, 定义诊断对比度 C , 有:

$$C = \frac{E_{\text{diag}}}{E_{\text{diag}} + E_{\text{bg}}} \quad (19)$$

其中, E_{diag} 表示诊断频带内的总能量, 即把所有目标诊断频带 $B_k \in B_{\text{target}}$ 的谱幅值平方求和。 E_{bg} 表示背景能量, 即除去这些目标诊断频带之外, 其余频率区间中的谱能量总和。

将上述指标组合用于压缩感知参数的自适应优化, 并构建总体评价量 Q 作为适应度函数, 有:

$$Q = SRR \times C \quad (20)$$

如果关键诊断频带 (主频、二倍频等) 都成功被恢复 (SRR 接近 1), 而且它们在整体谱里非常突出 (C 接近 1), 那么 $Q \rightarrow 1$ 。

所提的离心泵多频故障特征检测方法如图 5 所示。

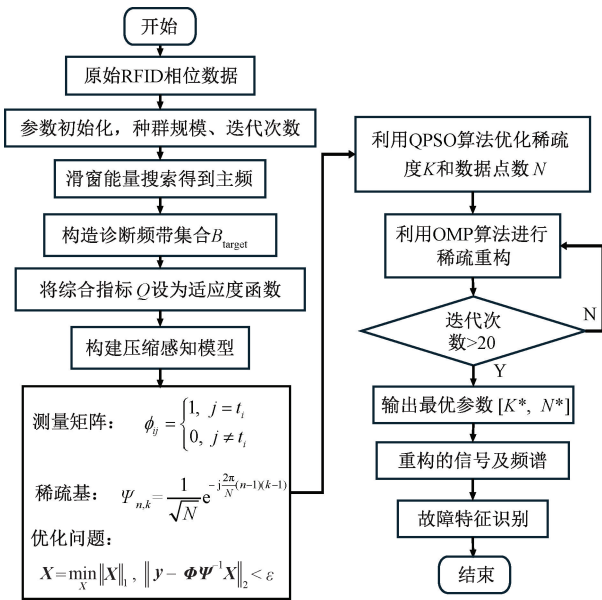


图 5 所提的离心泵多频故障检测方法

Fig. 5 The proposed multi-frequency fault detection method for centrifugal pumps

主要步骤包括:

1) 参数初始化。采集原始的 RFID 相位数据, 对待优化参数 K 和 N 进行初始化, 参数范围为 $K \in [5, 10]$,

$N \in [1\ 000, 5\ 000]$, 设置种群规模为 20, 最大迭代次数为 20。

2) 诊断频带确定。对振动信号进行转频定位, 在目标频段内用滑窗能量最大化得到主频 \hat{f}_r , 并据此构造主频及倍频的诊断频带集合 B_{target} , 带宽取 2 Hz。

3) 压缩感知建模。利用 RFID 阅读器非均匀采样特性构建测量矩阵及稀疏基。

4) 参数自适应优化与重构。采用 QPSO 算法优化 OMP 算法中的迭代次数 K 和数据点数 N , 获取最优参数 $[K^*, N^*]$, 并据此进行信号重构。

5) 故障特征提取。基于重构信号计算评价指标, 评估重构效果, 实现不对中/松动等故障特征的提取与识别。

3 实验验证与对比分析

3.1 实验验证

实验选取不对中和松动两类故障工况, 利用 RFID 标签采集泵轴端振动信号, 并与加速度传感器测量的结果进行对比。不对中故障通过在离心泵支撑座两端各加 3 张厚度为 0.1 mm 的纯铁垫片模拟轴心偏移, 其振动信号中主要表现为突出的二倍转频成分。松动故障则通过拧松离心泵与底座间的固定螺栓引入非线性振动, 对应振动信号中三倍转频成分显著增强。

为验证所提自适应重构方法在不对中故障下的有效性, 选取转频分别为 25、35 和 50 Hz 的 3 组相位数据进行处理, 其优化参数见表 1。

表 1 优化后的参数及指标
Table 1 Optimized parameters and index

故障类别	转频/ Hz	优化后的迭 代次数 K^*	优化后的采样 点数 N^*	优化的总体 评价量 Q
不对中故障	25	6	2 420	1.00
	35	9	1 333	1.00
	50	10	1 222	0.72
松动故障	25	6	1 273	0.35
	35	9	2 267	0.73
	50	7	3 141	0.47

重构后的相位序列如图 6(a)、(c) 和 (e) 所示, 对应频谱如图 6(b)、(d) 和 (f) 所示。3 种工况下主频及二倍频均被清晰恢复, 背景噪声被显著抑制, 且在高转速下二倍频仍可清晰辨识, 表明该方法能够有效诊断不对中故障。

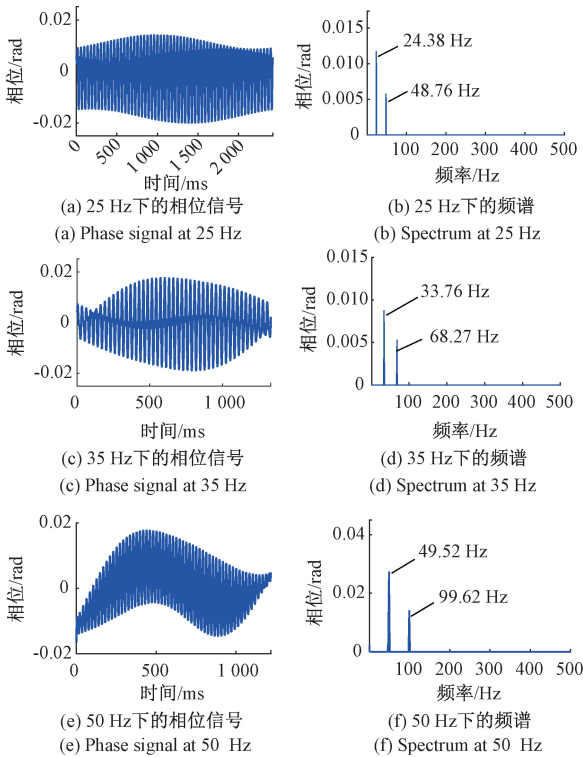


图6 不对中故障信号的重构结果

Fig. 6 Reconstructed signals for the misalignment fault

同样地,为验证螺栓松动工况下的检测效果,选取转频分别为25、35和50 Hz这3种工况的相位数据进行处理。图7给出了离心泵基座螺栓松动时的振动信号重构结果,其中图7(a)、(c)和(e)为不同转频下的相位信号,图7(b)、(d)和(f)为对应的频谱。可以看到,在3种转速工况下频谱中倍频特征(尤其是二倍频和三倍频)均十分突出,表明所提重构方法能够在噪声背景下有效提取螺栓松动故障的特征信息。

为了验证RFID标签振动检测的准确性,将两类故障下的重构频谱与加速度传感器结果进行对比。图8(a)给

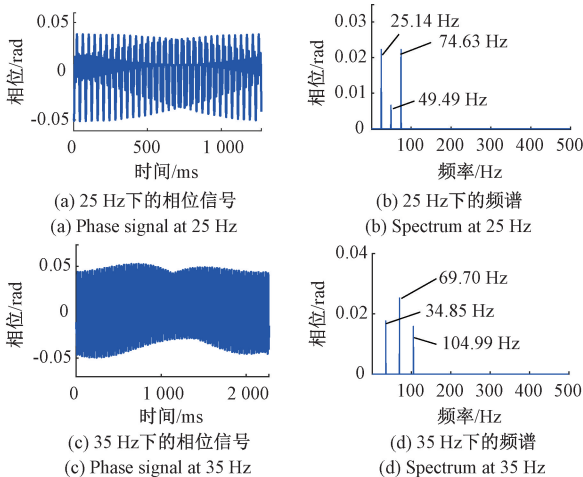


图7 螺栓松动故障信号重构结果

Fig. 7 Reconstructed signals for the bolt loosening fault

出了不对中故障时转频为25、35和50 Hz下RFID相位信号与振动信号的归一化频谱,对比可见两者主峰位置一致,均能稳定识别一倍和二倍转频,不对中故障特征以基频及其二倍频最为突出,峰位与相对幅值趋势高度吻合。图8(b)为相同转频工况下螺栓松动故障的对比结果,RFID相位信号与振动信号的谱峰同样对齐,但二倍与三倍转频分量更为显著,表明螺栓松动具有更强的三倍频特性,且RFID重构频谱能够在噪声背景下准确重现这些特征,与加速度传感器测量结果保持良好的一致性。

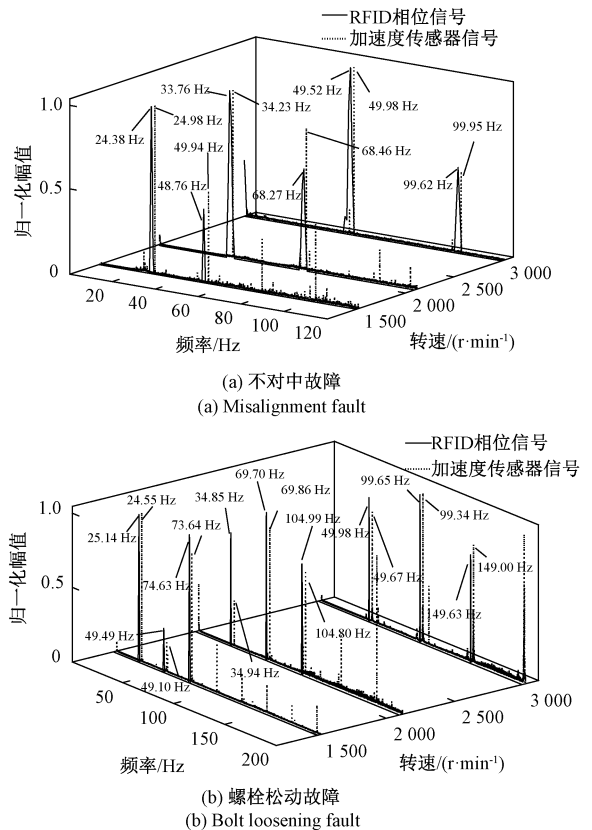


图8 RFID相位信号与加速度传感器信号在不同故障模式下的对比

Fig. 8 Comparison of RFID phase signals and accelerometer signals under different fault modes

为对比相位信号与加速度传感器在不对中和螺栓松动故障特征上的一致性,引入倍频幅值比 r 作为评价指

标,其定义为:

$$r_{2/1} = D(2f)/D(f) \quad (21)$$

$$r_{3/1} = D(3f)/D(f) \quad (22)$$

$$r_{3/2} = D(3f)/D(2f) \quad (23)$$

其中, $r_{2/1}$ 表示二倍频比, $r_{3/1}$ 表示三倍频比, $r_{3/2}$ 表示三/二倍频比, D 表示对应的频谱幅值。

采用倍频比和频率检测误差对检测结果进行评估, 相关结果见表 2。不对中故障以二倍频最为显著, 其二倍频比分别为 0.44/0.54、0.61/0.85、0.51/0.48

(前者为 RFID 标签测得, 后者为加速度传感器测得), 两者数值接近且变化趋势一致, 频率误差均 < 1.2 Hz, 说明 RFID 系统能够准确表征不对中导致的二倍频特征。相比之下, 螺栓松动故障除二倍频外还伴随明显的三倍频分量, 体现出更强的高次谐波特性。其倍频比随转频变化与加速度传感器结果保持一致, 频率误差 < 1 Hz。总体来看, RFID 标签在倍频比与频率误差上均与加速度传感器高度吻合, 能够可靠识别故障相关的倍频成分。

表 2 不同故障模式下 RFID 相位信号与加速度传感器信号的对比

Table 2 Comparison between RFID phase signals and accelerometer signals under different fault modes

故障模式	转频/Hz	二倍频比	三倍频比	三/二倍频比	转频误差	二倍频误差	三倍频误差
不对中故障	25	0.44/0.54			0.60	1.18	
	35	0.61/0.85			0.47	0.19	
	50	0.51/0.48			0.46	0.33	
螺栓松动故障	25	0.30/0.20	1.01/0.86	3.36/4.39	0.59	0.39	0.99
	35	1.32/3.13	0.99/2.30	0.78/0.75	0.09	0.16	0.19
	50	1.20/1.37	0.88/1.08	0.73/0.79	0.31	0.31	0.63

3.2 方法对比

本节将所提方法与经典降噪方法进行对比, 包括变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 和经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD)。以转频为 25 Hz 的转子不对中故障信号为例, 图 9 给出了各方法的处理结果。原始相位信号的时域与频谱如图 9(a) 和 (b) 所示, 频域中噪声较强, 仅在 24.18 和 48.03 Hz 附近可见模糊峰值。图 9(c) 和 (d) 表示 VMD 处理的结果, 低频与高频噪声得到一定抑制。图 9(e) 和 (f) 表示 EMD 处理的结果, 信号降噪效果差。相比之下, 所提自适应多频特征检测方法 (图 9(g) 和 (h)) 在频域中获得突出的主频与二倍频谱线, 噪声明显削弱, 二倍频故障特征最为清晰。

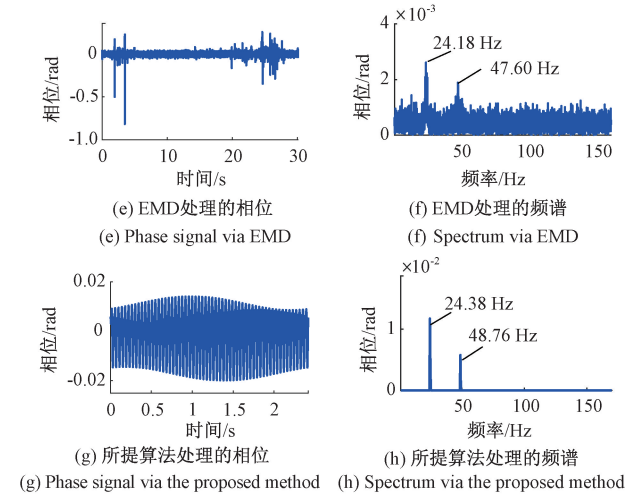
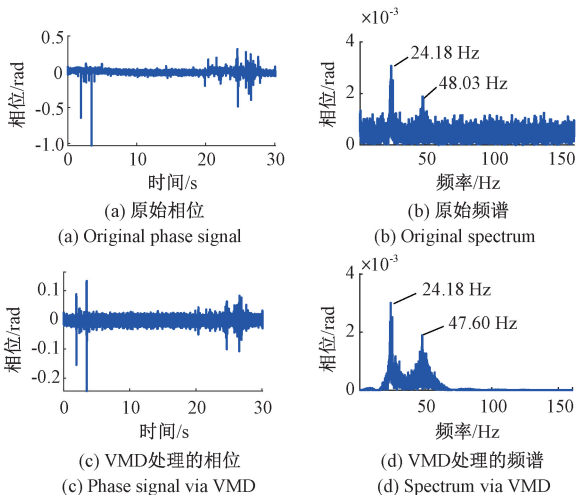


图 9 RFID 相位信号在不同降噪方法下的对比

Fig. 9 Comparison of RFID phase signals under different denoising methods

为了量化这些方法的降噪能力, 定义信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 指标, 有:

$$\begin{cases} SNR = 10 \log \frac{P(f_c)}{S} \\ P(f_c) = |X(k)|^2 \\ S = \frac{1}{2M+1} \sum_j^M (|X(k-j)|^2 + |X(k+j)|^2) + P(f_c) \end{cases} \quad (24)$$



其中, f_c 为特征频率, 在离散谱上对应第 k 个点, $X(k)$ 为该点的复数谱值, $P(f_c)$ 为该频率处的功率, S 表示特征频率附近 M 个点范围内的平均能量。

考虑谱峰的突出程度, 引入半峰宽 (full width at half maximum, FWHM) 来表征谱峰的尖锐程度, 设谱峰的峰值幅度为 D_{\max} , 对应频率为 f_0 , FWHM 为在幅值等于峰值一半处的左右频率差, 有:

$$FWHM = f_2 - f_1 \quad (25)$$

其中, $D(f_1) = D(f_2) = 1/2D_{\max}$, 且 $f_1 < f_0 < f_2$ 。

表 3 给出了不同信号处理方法 (原始信号、VMD、EMD、自适应压缩感知) 在离心泵不对中故障特征提取中的对比结果。可以看到, 在转频和二倍频附近, 原始信号、VMD 和 EMD 处理结果的 SNR 在 21 和 19.50 dB 附近, 说明传统方法对相位信号的降噪能力有限。相比之下, 自适应多频特征检测方法的 SNR 显著提升至 39.76 和 40.00 dB, 表明其在抑制噪声、突出故障特征方面具有明显优势。同时, 该方法对应的 FWHM 最小 (仅 0.41 Hz), 说明其能够使谱峰更加集中、频率定位更准确。

表 3 不同处理方法对比

Table 3 Comparison of different processing methods

方法	转频	二倍频	转频	二倍频
	SNR/dB	SNR/dB	FWHM/Hz	FWHM/Hz
原始信号	21.27	19.39	2.03	9.68
VMD	21.60	19.77	2.03	6.49
EMD	21.01	19.50	1.73	9.14
自适应多频特征检测	39.76	40.00	0.41	0.41

3.3 实际工况下的验证

为验证所提方法在工程现场环境中的适用性, 在供暖系统的泵房选取一台管道循环离心泵开展现场测试。图 10 给出了现场测试布置: 将 RFID 标签粘贴在泵体上, 用于感知泵体振动; 在标签附近安装加速度传感器作为对照测点; 天线与标签正对布置, 两者之间的距离为 $d_1 = 0.5$ m。现场运行时离心泵的转速约为 1 500 r/min, 对应实际的转频约为 25 Hz, 该布置可在不干扰离心泵正常运行的前提下, 实现对实际工况下离心泵振动故障特征的检测。

图 11 给出了振动加速度传感器和 RFID 标签处理结果的对比, 图 11(a) 和 (c) 为加速度传感器的测量结果, 图 11(b) 和 (d) 为 RFID 标签的处理结果。

图 11(a) 和 (c) 分别为泵在现场工况下的振动时域波形和频谱图, 可见在 24.9、49.7 和 74.6 Hz 处存在明显谱峰, 对应转频 (约 25 Hz) 及其二、三倍频, 表明离心泵的内部结构存在一定的松动故障特征^[25-26]。图 11(b) 和

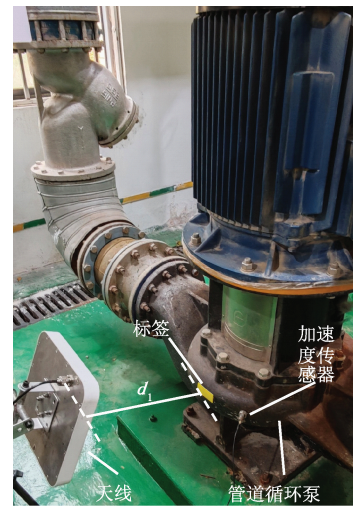


图 10 管道循环泵的现场测试

Fig. 10 In-situ test of the pipeline circulation pump

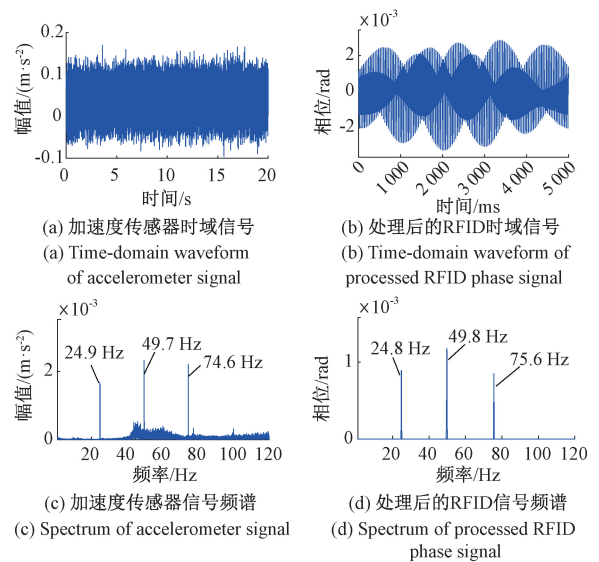


图 11 现场振动加速度信号与 RFID 检测结果对比
Fig. 11 Comparison between in-situ vibration acceleration signal and RFID processing results

(d) 分别为采用所提算法重构得到的相位时域波形和频谱图, 信号重构参数为 $K=8, N=5000$, 频谱图中在 24.8、49.8 和 75.6 Hz 处出现峰值。与加速度测量结果相比, RFID 检测在特征频率位置和倍频分布上高度一致, 表明所提基于无源射频标签的故障检测方法能够在实际工况下准确提取离心泵的关键振动特征。

4 结 论

本文提出了一种基于无源射频标签的离心泵多频故障特征检测方法, 针对 RFID 相位信号在非均匀采样和

噪声干扰条件下故障特征难以检测的问题进行了研究。该方法首先构建基于相位的振动感知模型,利用相位信号的非均匀采样特性构造测量矩阵与稀疏基,并引入QPSO算法对信号重构中的关键参数进行自适应寻优,以综合评价指标 Q 为目标函数,从而保证转频及其故障倍频带(如二倍频、三倍频)在频谱中被准确恢复并充分凸显。实验结果表明,采用所提方法处理后,不对中故障特征信号在转频及二倍频处的 SNR 显著提升,至约40 dB, $FWHM$ 缩窄至0.41 Hz,频率检测误差 <1.2 Hz,倍频幅值比与加速度传感器结果高度吻合。与VMD、EMD方法相比,本方法在噪声抑制、频率定位精度以及倍频成分分离能力等方面表现出更优性能。进一步的泵房现场试验表明,该方法检测的离心泵转频及倍频特征与加速度传感器测量结果高度一致,验证了其工程适用性。因此,所提方法不仅验证了RFID技术用于机械故障诊断的可行性,也为复杂工业环境下的振动监测提供了新技术路径。

参考文献

- [1] 陈剑, 许畅, 徐庭亮. 基于位错叠加法和改进概率神经网络的离心泵故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2023, 34(23): 2854-2861.
CHEN J, XU CH, XU T L. Centrifugal pump fault diagnosis methods based on dislocation superposition methods and improved probabilistic neural networks[J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(23): 2854-2861.
- [2] 李晔, 杨京礼, 高天宇, 等. 基于个性化联邦域泛化框架的旋转机械故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(8): 75-86.
LI Y, YANG J L, GAO T Y, et al. A personalized federated domain generalization framework based rotating machinery fault diagnosis method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(8): 75-86.
- [3] 郭海科, 赵小强. 采用动态校准与联合分布对齐的旋转机械跨工况故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(8): 32-44.
GUO H K, ZHAO X Q. Rotating machinery fault diagnosis across working conditions using dynamic calibration and joint distribution alignment[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(8): 32-44.
- [4] 陈仁祥, 张旭, 徐向阳, 等. 噪声标签下注意力特征混合的旋转机械故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(9): 257-264.
CHEN R X, ZHANG X, XU X Y, et al. Fault diagnosis of rotating machinery with attentive feature mixup in noisy labels[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(9): 257-264.
- [5] 黄宇红, 万鸿俊, 王楚豫, 等. 基于RFID的无源物联网无线感知研究现状与发展趋势[J/OL]. 软件学报, 1-17[2025-10-19].
HUANG Y H, WAN H J, WANG CH Y, et al. RFID-based passive IoT wireless sensing technology: Survey and trends[J/OL]. Journal of Software, 1-17[2025-10-19].
- [6] 谢良波, 夏晨晖, 张钰坤, 等. 基于双频点载波相位的RFID室内定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(5): 267-277.
XIE L B, XIA CH H, ZHANG Y K, et al. RFID indoor localization algorithm based on dual-frequency carrier phase[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(5): 267-277.
- [7] XIE X Y, DONG L H, WANG H D, et al. Passive wireless RFID strain sensor for directional-independent structural deformation monitoring[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2024, 380: 116025.
- [8] NESSER H, MAHMOUD H A, LUBINEAU G. High-sensitivity RFID sensor for structural health monitoring[J]. Advanced Science, 2023, 10(26): 2301807.
- [9] 张永芳, 王霞, 邢志国, 等. 面向机械装备健康监测的振动传感器研究现状[J]. 材料导报, 2020, 34(13): 13121-13130.
ZHANG Y F, WANG X, XING ZH G, et al. Research on vibration sensors for health monitoring of mechanical equipment[J]. Materials Reports, 2020, 34(13): 13121-13130.
- [10] YANG L, LI Y, LIN Q ZH, et al. Tagbeat: Sensing mechanical vibration period with cots RFID systems[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2017, 25(6): 3823-3835.
- [11] LI P, AN ZH L, YANG L, et al. RFID harmonic for vibration sensing[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2019, 20(4): 1614-1626.
- [12] LOU L T, YANG J H, MA K X, et al. A novel testing method for ultra-low-frequency vibration signal based on passive radio frequency tag sensing[J]. Review of Scientific Instruments, 2024, 95(9): 094702.
- [13] XIE B B, XIONG J, CHEN X J, et al. Exploring commodity RFID for contactless sub-millimeter vibration sensing[C]. Proceedings of the 18th Conference on Embedded Networked Sensor Systems, 2020: 15-27.
- [14] GONG T, YANG J H, LOU L T, et al. A robust vibration frequency sensing method based on phase fusion of multiple RFID tags under nonuniform sampling[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(23): 43165-43175.
- [15] 邓芳明, 温开云, 何怡刚, 等. 基于RFID传感标签及

- QPSO-RVM 的变压器绕组故障在线诊断技术[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(24): 7183-7193,7445.
- DENG F M, WEN K Y, HE Y G, et al. On-line fault diagnosis for transformer windings based on RFID sensor tags and QPSO-RVM [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(24): 7183-7193,7445.
- [16] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [17] 张建宇, 王国峰, 张随征. 单一模态稀疏字典的压缩感知故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2024, 44(3): 486-493, 617-618.
- ZHANG J Y, WANG G F, ZHANG S ZH. Compressed sensing fault diagnosis method based on single mode sparse dictionary[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2024, 44(3): 486-493, 617-618.
- [18] JIAN T M, CAO J B, LIU W Y, et al. A novel wind turbine fault diagnosis method based on compressive sensing and lightweight SqueezeNet model [J]. Expert Systems with Applications, 2025, 260: 125440.
- [19] YAN ZH D, JIAO L, SUN H H, et al. Integration method of compressed sensing with variational mode decomposition based on gray wolf optimization and its denoising effect in mud pulse signal [J]. Review of Scientific Instruments, 2024, 95(2): 025109.
- [20] FENG Y H, ZHANG Y W, YANG P L, et al. RF-Ear⁺: A mechanical identification and troubleshooting system based on contactless vibration sensing [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2022, 22(12): 7310-7326.
- [21] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [22] LI B, ZHANG SH, ZHANG L, et al. Robust sensing matrix design for the orthogonal matching pursuit algorithm in compressive sensing[J]. Signal Processing, 2025, 227: 109684.
- [23] YANG SH Y, WANG M. A quantum particle swarm optimization [C]. 2004 Congress on Evolutionary Computation, 2004, 1: 320-324.
- [24] 马亚杰, 管理, 姜斌, 等. 基于改进量子粒子群算法的柔性车间调度与预测性维护协同优化管控方法[J]. 中国科学: 技术科学, 2025, 55(2): 295-308.
- MA Y J, GUAN L, JIANG B, et al. Improved quantum particle swarm-based collaborative optimisation and control method for flexible job shop scheduling and predictive maintenance[J]. Scientia Sinica (Technologica), 2025, 55(2): 295-308.
- [25] 赵鹏. 离心泵振动故障诊断方法研究及系统实现[D]. 北京: 华北电力大学, 2011.
- ZHAO P. Study on the vibration fault diagnosis method of centrifugal pump and system implementation [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2011.
- [26] AN X L, ZHANG F. Pedestal looseness fault diagnosis in a rotating machine based on variational mode decomposition [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C. Journal of Mechanical Engineering Science, 2017, 231(13): 2493-2502.

作者简介



宫涛, 2018 年于太原理工大学获得学士学位, 2022 年于中国矿业大学获得硕士学位, 现为中国矿业大学在读博士研究生, 主要研究方向为 RFID 感知与故障诊断。

E-mail: gongtao@cumt.edu.cn

Gong Tao received his B.Sc. degree from Taiyuan University of Technology in 2018, and his M.Sc. degree from China University of Mining and Technology in 2022. He is currently pursuing his Ph.D. degree at China University of Mining and Technology. His main research interests include RFID sensing and fault diagnosis.



杨建华 (通信作者), 2006 年于河北工程大学获得学士学位, 2011 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为中国矿业大学教授, 主要研究方向为高端装备非线性动力学与控制、新型感知技术。

E-mail: jianhuayang@cumt.edu.cn

Yang Jianhua (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Hebei University of Engineering in 2006, and his Ph.D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2011. He is currently a professor at China University of Mining and Technology. His main research interests include nonlinear dynamics and control of high-end equipment, and novel sensing technologies.