

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407253

基于多因子进化稀疏重构的轴承故障诊断研究*

李志星^{1,2} 李天昊^{1,2}

(1. 北京建筑大学机电与车辆工程学院 北京 100044; 2. 北京建筑大学城市轨道交通车辆
服役性能保障重点实验室 北京 100044)

摘要:针对强噪声背景下滚动轴承振动信号特征提取困难的问题,基于稀疏表示基本理论,提出一种使用多因子进化算法求解的多正则化稀疏重构降噪模型。首先,将多正则化模型的求解划分为多3个目标子任务,即 l_0 范数约束优化主任务和 l_1 、 $l_{1/2}$ 范数正则化额外任务,以上任务分别构成3个不同目标的多因子优化稀疏重构算法;其次,根据在进化过程中不同正则化任务的优先级,采用黄金分割搜索策略保证每个族群包含相似适应度的个体,通过两点交叉遗传算子保证样本的稀疏性特征;最后,将阈值迭代算法应用于局部搜索过程加速子任务中的种群收敛。在此理论基础之上,分别通过仿真信号和实际轴承数据验证本文方法可行性,发现在-10 dB的高斯噪声干扰下,重构信号的信噪比依然达到5 dB。试验结果表明,该方法可有效提取强噪声背景下的冲击特征,为进一步的故障诊断提供可靠先验知识。

关键词: 多因子进化算法;稀疏重构;信号降噪;故障诊断

中图分类号: TN762;TH164 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4030

Research on bearing fault diagnosis based on multi-factor evolutionary sparse reconstruction

Li Zhixing^{1,2} Li Tianhao^{1,2}

(1. School of Electromechanical and Vehicle Engineering, Beijing University of Architecture and Engineering, Beijing 100044, China;
2. Key Laboratory of Service Performance Guarantee of Urban Rail Transit Vehicles,
Beijing University of Architecture and Engineering, Beijing 100044, China)

Abstract: Aiming at the problem of difficult feature extraction of rolling bearing vibration signals in the strong noise background, based on the basic theory of sparse representation, a multi-regularized sparse reconstruction noise reduction model using multi-factor evolutionary algorithm is proposed. Firstly, the solution of the multi-regularization model is divided into three more objective subtasks, the l_0 -paradigm constrained optimization main task and the l_1 and $l_{1/2}$ -paradigm regularization additional tasks, and the above tasks constitute three different objectives of the sparse reconstruction algorithm for multi-factor optimization; secondly, according to the priority of different regularization tasks in the evolutionary process, the golden segmentation search strategy is used to ensure that each community contains individuals with similar fitness, and the sparsity characteristics of the samples are guaranteed by the two-point crossover genetic operator; lastly, the thresholding iterative algorithm is applied to the local search process to accelerate the population convergence in the subtask. On this theoretical basis, the feasibility of this method is verified by simulation signal and actual bearing data respectively, and it is found that the signal to Interference plus noise ratio(SNR) of the reconstructed signal still reaches 5 dB under the interference of Gaussian noise of -10 dB. The experimental results show that this method can effectively extract the impact features under the background of strong noise, and provide reliable a priori knowledge for further fault diagnosis.

Keywords: multifactor evolutionary algorithm; sparse reconstruction; signal noise reduction; fault diagnosis

收稿日期: 2024-01-29 Received Date: 2024-01-29

* 基金项目:国家自然科学基金青年基金项目(51805275)、北京市属高校基本科研业务费项目(X21053)、北京建筑大学研究生创新项目(PG2024136)资助

0 引言

轴承是旋转机械的重要核心部件之一。轴承的退化和故障,不仅对社会和工业部门造成重大经济损失,甚至可能导致人身伤亡事故。因此轴承的故障诊断和退化趋势预测具有重要意义。当前,基于滚动轴承振动信号分析的故障诊断方法是通用性和可解释性最好的方法之一,在实际工程中得到了广泛的应用^[1-5]。然而,现代机械结构日渐复杂,且运行环境恶劣,特别是在滚动轴承的早期退化阶段,微弱的信号调制源以及实际工况中的噪声使得早期故障信号的特征频率难以识别。因此,如何从非平稳振动信号中提取故障特征信息一直是本领域内的研究热点问题。

稀疏表示理论作为稀疏编码的应用,在对机械振动信号特征表示时,具有表示范围广、特征密度高的优点。殷逸冰等^[6]将含噪的原始信号重构后,在过完备稀疏表示字典上稀疏表示,成功去除了叠加在原始信号上的高斯白噪声;王伟等^[7]将含噪振动信号在 Laplace 小波字典下稀疏重构,提取故障特征。与此同时,正则化参数优化算法开始应用于提升信号去噪的性能,Sun 等^[8]使用 l_1 范数稀疏正则化项和相邻信号差稀疏正则化项增强信号幅度和相邻信号差的稀疏性;对于常见的稀疏表示算法对被测信号幅度和精度估计不足的缺点,Song 等^[9]利用 Moreau Envelope 对对数惩罚函数进行广义平滑,并利用可调 Q 因子小波变换 (TQWT) 构建轴承故障稀疏表示字典,提出了一种基于广义平滑对数正则化的稀疏表示方法;范文茹等^[10]结合 $l_{1/2}$ 范数相比 l_1 范数更多自由度的优势,构建新的正则化惩罚函数对目标函数求解,提高了稀疏重建图像的精度。

尽管上述正则化模型在稀疏重构方面已经发挥了重要作用,但没有能够实现联合多个正则化模型进一步提高稀疏重构任务的准确性。Gupta 等^[11]提出多因子进化算法 (the multifactorial evolutionary algorithm, MFEA) 能够同时构建多个正则化模型,并同时优化,即成功地解决具有几个不同搜索空间的多因子优化问题。不同稀疏重构任务的候选解在 MFEA 的统一搜索空间表示,技能因子等遗传信息在子任务之间传递以加速种群收敛。在种群进化策略方面,Qing 等^[12]通过构建决策树预测个体的进化能力,提出基于决策树进化策略的多因子进化算法。

本文基于稀疏表示理论在振动信号特征提取上的优势,提出一种多任务模型下的多因子进化稀疏重构降噪算法。首先根据范数类型将多正则化稀疏重构任务分解为由主要、额外任务组成的多任务模型。然后,在稀疏约束条件下生成初始种群。在种群进化的过程中,提出黄金分割的选择策略划分相似质量的个体;个体之间通过

交流技能因子加快种群进化速度。最后,将阈值迭代算法应用于最优个体的选择以提升稀疏重构的准确性和收敛速度。通过与几种最新降噪算法对比,证明本文方法具有较好的降噪效果。

1 理论基础

1.1 稀疏表示

稀疏表示通过为普通稠密表达的振动信号样本匹配最优的表达字典,将复杂信号表达为少量原子信号的线性组合,从而使学习任务得以简化^[13]。即在轴承故障诊断过程中,轴承异常工况产生的瞬态冲击能量集中于少量稀疏表示系数中,基于深度学习模型或智能优化算法,可利用稀疏先验建模信号分析模型和优化方法进行信号特征提取。稀疏表示过程如图 1 所示。

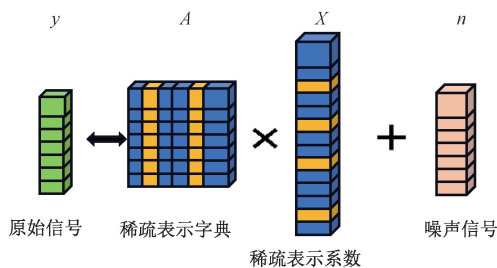


图 1 稀疏表示方法示意图

Fig. 1 Schematic representation of sparse representation

对于添加高斯白噪声的轴承振动信号 $y \in \mathbb{R}^N$, 可稀疏表示为:

$$y = m + n \quad (1)$$

式中: $m \in \mathbb{R}^N$ 为振动信号特征分量, n 为噪声信号特征分量。当存在过完备表示字典 $A \in \mathbb{R}^{N \times M}$ 时, 振动信号特征分量 m 可以在此字典上稀疏表示, 即:

$$m = Ax \quad (2)$$

式(2)中的 x 为图 1 所示的稀疏表示系数。从而稀疏表示模型的目标即等价于式(3)的约束最小化问题的求解:

$$\min_x \mathbb{R}(x) \quad \text{s. t. } y - Ax_2 \leq \delta \quad (3)$$

式中: $\mathbb{R}(x)$ 为稀疏罚函数, δ 为稀疏表示误差。利用近端梯度下降优化算法 (proximal gradient descent, PGD)^[14] 对采样信号 y 做求最小化计算, 则每一轮梯度下降迭代实际等价于求二次函数 $\hat{y}(x)$ 的最小值。将这一思想代入式(4)得到:

$$x^* = \operatorname{argmin}_{x \in \mathbb{R}^N} \left(\frac{1}{2} y - Ax_2^2 + \lambda \mathbb{R}(x) \right) \quad (4)$$

通过式(4)求解得到的稀疏表示系数 x^* , 得到解构后的振动信号, 表达式为 $\hat{y} = Ax^*$ 。

1.2 多因子进化算法

MFEA是一种进化的多任务范式,旨在优化具有多个搜索空间的任务。在进化多任务环境中,每个任务都有一个或多个目标函数。第 j 个任务表示为具有搜索空间 Ω_j 的 T_j 。MFEA的目标是同时优化 K 个任务,可以表示为:

$$\{x_1^*, x_2^*, \dots, x_k^*\} = \operatorname{argmin} \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)\} \quad (5)$$

其中,第 j 个任务中的向量值目标函数被定义为 $f_j: \Omega_j \rightarrow R^{m_j}$,并且 m_j 是第 j 个任务中的目标的数量。

2 基于多因子进化稀疏重构的振动信号降噪方法

本文提出的振动信号多因子稀疏重构降噪方法执行

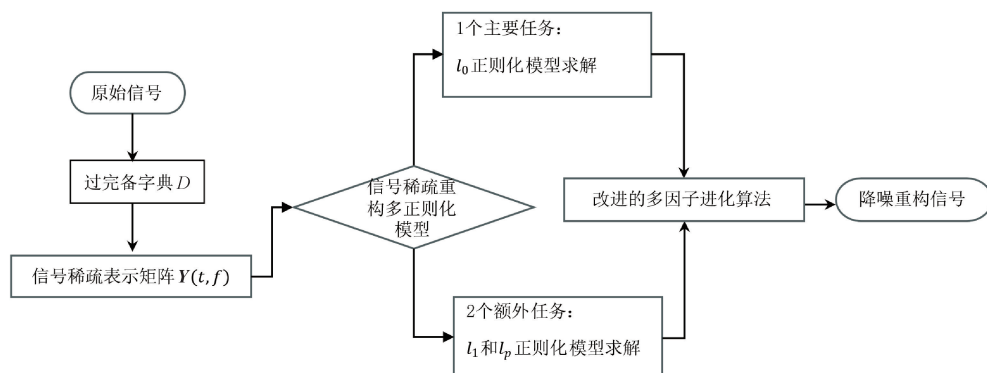


图2 稀疏重构降噪算法流程

Fig. 2 Flowchart of sparse reconstruction noise reduction algorithm

$$\text{s. t. } \|y - Ax\|_2^2 \leq \epsilon \quad (6)$$

其中, y 表示被测信号, A 为过完备的稀疏表示字典, x 为稀疏表示向量, ϵ 代表这一约束问题的极限值。因此,求解信号稀疏重构的多因子优化范式可用式(7)和(8)和建模为多正则化多目标优化问题:

主要任务:

$$\min(\|x\|_0, \|y - Ax\|_2^2), \quad (7)$$

额外任务:

$$\begin{cases} \min(\|x\|_1, \|y - Ax\|_2^2) \\ \min(\|x\|_p, \|y - Ax\|_2^2) \end{cases} \quad (8)$$

l_p 范数正则化表示形式如式(9)所示,从图3的不同 p 取值等高线图像可以看出,当 $0 < p \leq 1$ 时,模型获得了最强大的稀疏性度量。

$$\hat{x} = \operatorname{argmin}_{x \in R^N} \left\{ \frac{1}{2} \|y - Ax\|_2^2 + \lambda \|x\|_p^p \right\} \quad (9)$$

式中: λ 表示正则化参数, $\|x\|_p^p$ 表示 l_p 范数的 p 次方。如图4所示,假设信号受到标准差为 σ 的高斯噪声干扰,图4中的虚线将在 x 轴附近与 l_p 拟范数的轮廓线相交,

过程如图2所示。首先,将解决式(6)的稀疏重构问题的多因子优化范式分解为1个主要任务和2个额外任务。其中的主要任务即由信号稀疏重构抽象等价的约束优化问题,如式(7)所示,此任务的执行目标等价于求解信号稀疏重构的多因子优化范式;另外两个额外任务为基于松弛迭代法的 l_1 和 $l_{1/2}$ 范数正则化模型,通过为候选解分配技能因子来执行,任务之间通过共享遗传信息提高各个子任务的性能,如式(8)所示。以上2个额外任务的目标是求解 l_1 范数凸二次正则化方程和 $l_{1/2}$ 范数的非凸、非光滑优化方程。其次,种群进化方面,在初始化种群稀疏性约束之后,种群依次执行基于黄金分割的选择算子、两点交叉遗传算子和阈值迭代局部搜索。遗传算子用于实现遗传信息在个体上的传递,将应用于主要任务的交叉算子设定为稀疏导向的交叉策略,从而避免原始稀疏项突变为非零项。

从而获得更稀疏的解。

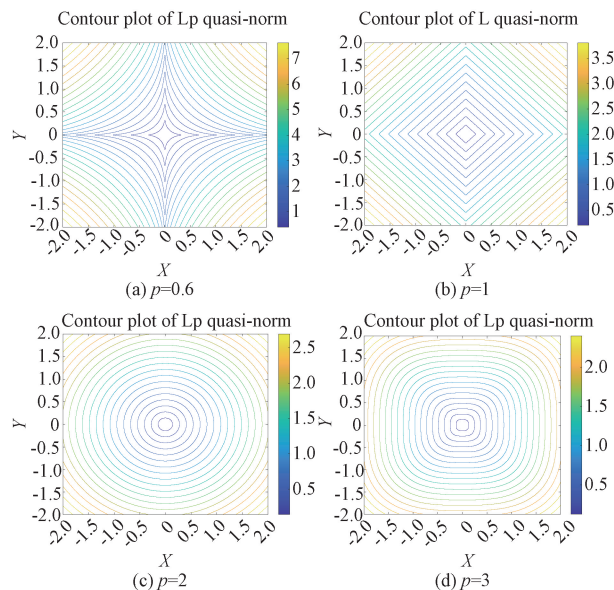


图3 l_p 范数等高线示意图

Fig. 3 Schematic diagram of l_p -paradigm contour lines

2.1 稀疏约束的目标种群初始化生成策略

在种群初始化过程中,用 Dim 随机变量向量生成种群中共 N_p 个个体。为了满足稀疏性并确保个体满足稀疏性约束,为每个个体随机分配一个初始稀疏性限制,其中 $0 < r \leq Dim$ 。此外,随机挑选种群中的个体标记为技能因子,用于评估和进化。初始化种群的流程在算法 1 中给出。

算法 1 稀疏约束的种群初始化

输入: P : 种群。 N_p : 种群规模。 Dim : 向量长度。 S_u, S_l : 统一搜索空间的上下边界。

输出: 初始化后的种群 P 。

步骤 1: **for** k : **from** 1 **to** N_p **do**

生成正整数 $0 < r \leq Dim$ 的随机数作为稀疏性约束。

生成包含长度为 Dim 的随机真实的数的向量 V , 其中 $S_l \leq$

$V_i \leq S_u, i \in \{1, 2, \dots, Dim\}$ 。

生成包含长度为 Dim 的随机整数排列向量 w_{int} , 其中 $w_{int} \in$

$\{1, 2, \dots, Dim\}$ 。

设置 $V[w_{int}[j]] = 0$, 其中 $0 < j \leq r$ 。

将 P_k 的初始化染色体设置为 V 。

end for

步骤 2: **for** k : **from** 1 **to** N_p **do**

将初始技能系数随机分配到 P_k 。

end for

return 初始化种群。

2.2 基于黄金分割的个体选择策略

黄金分割 (the golden section, GS)^[14] 也被称为黄金比例,其数值表示为一个无理数 1.618 033 98,用希腊字母 (φ) 表示,是一种自然界中独特的部分划分模式。具体来说,如果两个部分 A 和 B 满足式 (10) 的关系,则证明 A 和 B 呈现 GS 关系。将 $B = 1$ 代入式 (10) 得到式 (11)。

$$\frac{A}{B} = \frac{A+B}{A} \quad (10)$$

$$A = \varphi = \frac{1 + \sqrt{5}}{2} \approx 1.618 \quad (11)$$

如果将 $A(1.618)$ 和 $B(1)$ 之间的比率转换为百分比,则可以确定该比例为 $A = 61.8\%$ 和 $B = 38.2\%$ 。Sigalotti 等^[15] 证明了 GS 在不同水平上重复特定空间模式的特性以及在分形几何学与斐波那契数列的关系。因此,本文结合 GS 提出一种新的多因子进化算法的选择策略,方法的核心思想是保证稀疏重构的主任务个体能够以更高的概率交配繁殖,与此同时也要保证额外任务个体有一定机会繁殖,如图 5 所示。在本文方法中,根据 GS 比例将整个种群划分为 m 个不同的子种群,通过以上划分,每个子种群 $g_i (i \in 1, \dots, m)$ 保持 v_i 个个体以及选择权重 ω_i 。子种群中个体数量 v_i 根据 GS 比例划分主任务个体和额外任务个体得出, ω_i 与最大概率比例 C_i 的关系如式 (12) 所示。

$$w_i = \frac{C_i}{100} \quad (12)$$

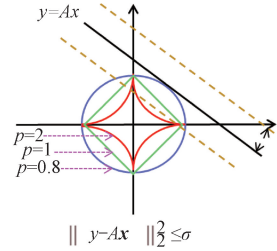


图 4 噪声下 L_p 范数解集

Fig. 4 The set of L_p -paradigm solutions under noise

本文所提出的黄金分割选择算法执行流程如算法 2 所示。

算法 2 黄金分割选择策略算法流程

输入: 种群 P^k , 子种群数量 m , 选择概率 ($C_1, \dots, C_m$), 个体总数 N 。

输出: 个体选择概率 $P_{num}^k = z$ 。

步骤 1: 种群初始化。

步骤 2: **for** i : **from** 1 **to** m **do**

$v_i = \text{round}(N \times (C_{m+1-i}/100))$, round 为取整函数。

if $v_i = 0$

$$L_i = \sum_{j=1}^i v_{j-1}$$

子种群 $g_i = \{P_a^k\}, a \in (1 + L_i, \dots, L_i + v_i)$

$$\text{最大概率 } w_i = \frac{C_i}{100}$$

$$A_i = \sum_{j=1}^i w_j$$

end

步骤 3: 通过概率选择法 (PS) 确定 r

for h : **from** 1 **to** m **do**

if ($A_h \geq r$)

$l = h$

break

end

步骤 4: $\text{num} = \text{round}(\text{rand}(v_i)) + L_i + 1$

return $z = P_{num}^k$

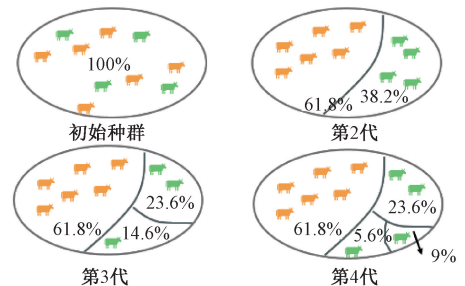


图 5 黄金分割选择策略示意图

Fig. 5 Schematic of the golden section selection strategy

2.3 阈值迭代选择算法

为了加快种群收敛速度并提升稀疏重构的准确性,本文将阈值迭代算法应用到种群个体选择。

对于主任务,即 l_0 正则化优化问题,迭代硬阈值算法 (iterative hard thresholding, IHT)^[16] 适用于解决此类问题,迭代优化过程如下:

$$x_{n+1} = H_k(x_n + A^T(y - Ax_n)) \quad (13)$$

$$H_k(x_{n+1}) = \begin{cases} 0, & |x_n + 1| < \lambda^{0.5} \\ x_n + 1, & |x_n + 1| \geq \lambda^{0.5} \end{cases} \quad (14)$$

其中, $H_k(\cdot)$ 表示取 $(\cdot)$ 中最大的 k 个非零元素。 x_n 表示稀疏表示系数, A^T 代表稀疏表示字典。

对于额外任务,迭代软阈值算法 (iterative soft thresholding, IST) 用来解决 l_1 和 $l_{1/2}$ 正则化优化问题。对于 l_1 正则化,求解过程表示为:

$$x^{n+1} = \text{sign}(u^k) \max(0, |u^n| - \lambda/t^n) \quad (15)$$

当 $p=1/2$ 时 $l_{1/2}$ 范数的正则化求解过程可定义为:

$$x^{n+1} = \frac{2}{3}x^n \left(1 + \cos\left(\frac{2\pi}{3} - \frac{2}{3}\varphi_\lambda(x^n)\right)\right) \quad (16)$$

$$\text{其中, } \varphi_\lambda(x^n) = \arccos\left(\frac{\lambda}{8} \left(\frac{|x^n|}{3}\right)^{-\frac{3}{2}}\right)。$$

综上,本文提出的信号稀疏重构多正则化模型求解策略执行流程如图6所示。

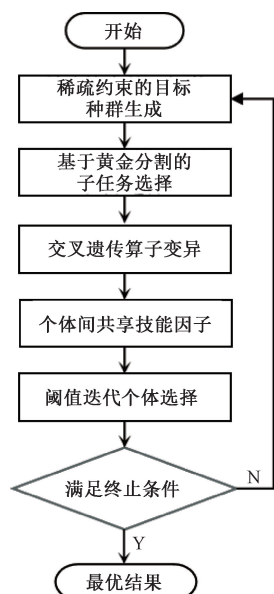


图6 稀疏重构多正则化模型求解策略执行流程

Fig. 6 Flowchart of the execution of the sparse reconstruction multi-regularization model solving strategy

3 仿真分析

滚动轴承在运转过程中,内圈与外圈做相对运动,滚

动体在自转的同时又围绕轴承中心公转,三者分别受到不同的脉冲接触应力。因此,轴承常见的失效形式主要包括局部点蚀、疲劳剥落、裂纹和断裂和磨损^[17]。轴承发生损伤时,机械会产生特定失效形式对应的故障特征频率。轴承内圈损伤时,当轴承的周期性振动信号以轴旋转频率进行频率调制时,振动频率为 $nzf_i + f_r$ ($n=1,2,\dots$)^[18],其中 f_i 表示内圈滚道的回转频率, $f_i = N/60$, f_r 表示轴的回转频率。外圈损伤时,由于载荷位置与损伤区域的相对位置是一定的,所以此时不存在频率调制,振动频率表示为 nzf_0 ($n=1,2,\dots$),其中 f_0 表示内圈滚道的回转频率。

通过式(17)构建滚动轴承内圈点蚀故障仿真模型^[19],仿真信号由瞬态冲击信号和高斯白噪声两部分组成。式中的 A_i 是添加任意常数 C_A 、周期为 $1/Q$ 的振幅调制, τ_i 是第 i 次冲击时周期 T 的时滞, $S(t)$ 是两个相邻冲击之间具有平均脉冲周期 T 的衰减阻尼振荡, $n(t)$ 是具有零均值的高斯白噪声, A_0 是负载下轴承的调制信号振幅, B 是系统的共振阻尼系数, f_n 是系统的固有频率。

$$\begin{cases} (t) = \sum_{i=1}^M A_i s(t - iT - \tau_i) + n(t) \\ A_i = A_0 \cos(2\pi Q t + \varphi_A) + C_A \\ s(t) = e^{-Bt} \sin(2\pi f_n t + \varphi_w) \end{cases} \quad (17)$$

设置仿真信号参数如下:振幅信号调制 $A_0 = 5$,采样频率 $f_s = 12$ kHz,固有频率 $f_n = 3$ kHz;旋转频率 $f_r = 28$ Hz,定义 $f_r = 1/Q$,即 $Q = 1/28$;内圈振动频率 $f_i = 79$ Hz, $\tau_i = 0.01$, $\varphi_w = \varphi_A = 0$,信号的数据长度为 10 240。

从图7和8的原始信号时域波形和时频谱图中可以看出,轴承故障诊断所需的振动特征频率淹没在噪声信号中无法提取;观察图9的原始信号包络谱图,发现若干个振幅相似的特征频率,冲击特征受到噪声的干扰无法识别。

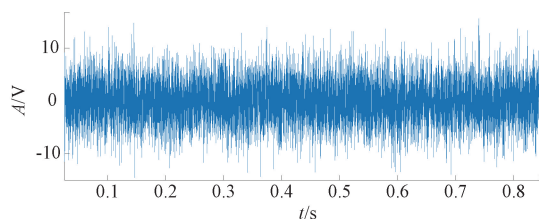


图7 原始信号时域图

Fig. 7 Time-domain diagram of the original signal

图10和11是仿真信号经过本文算法降噪后的时域和时频谱图,观察图10可以看到经过降噪之后的波形形状、特征频率和冲击特征清晰可见,观察图11可以发现周期性的高频冲击特征明显;观察图12的降噪重构信号包络谱图,发现包络谱图不仅毛刺较少,而且故障特征频

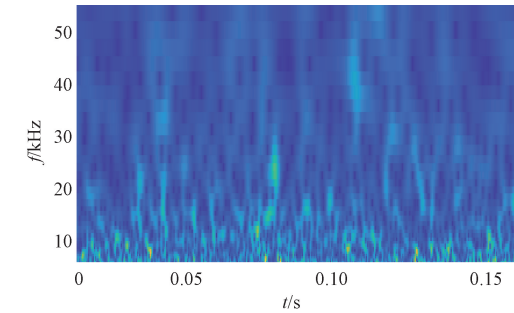


图 8 原始信号时频谱图

Fig. 8 Spectrogram at original signal

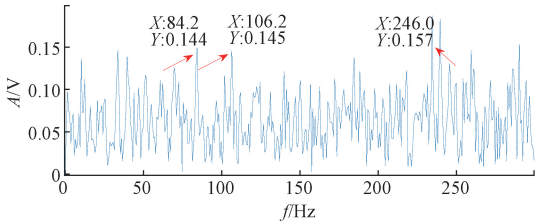


图 9 原始信号包络谱图

Fig. 9 Envelope spectrum of the original signal

率 79 Hz 和其倍频 168、237 Hz 明确显示。证明本算法降噪效果良好。

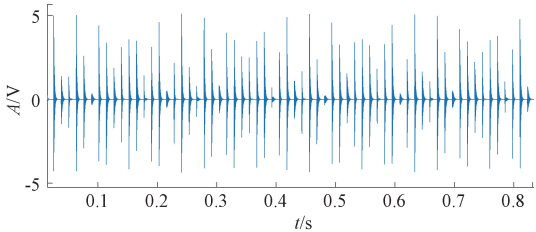


图 10 降噪重构信号时域图

Fig. 10 Noise reduction reconstructed signal time domain map

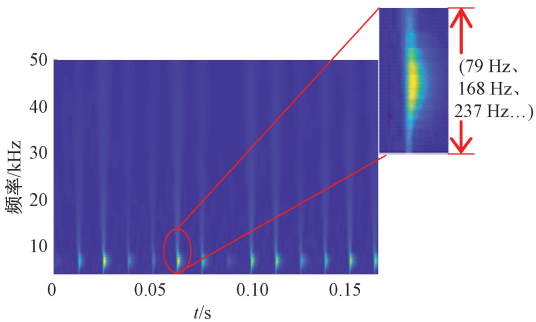


图 11 降噪重构信号时频谱图

Fig. 11 Spectrogram when reconstructing the signal with noise reduction

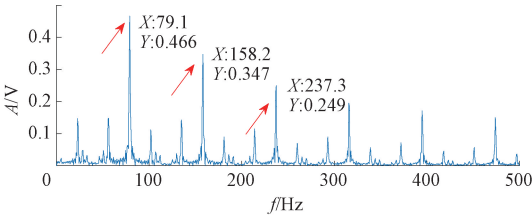


图 12 降噪重构信号包络谱图

Fig. 12 Noise reduction reconstruction of signal envelope spectra

4 实验验证

为验证本文所提出信号降噪方法的可行性,使用实验室自采轴承振动信号数据验证本文方法,图 13 为试验平台,试验平台包括 1 492 W 电机,扭矩传感器及编码器,功率测试计和电子控制设备,轴承型号为德国 FLURO ER10K 宽内圈球轴承。使用 3 个通道(正上方、左侧、右侧)加速度传感器,以 5 kHz 的采样频率采集轴承振动信号,传感器安装位置如图 13 所示。采样持续时间 10 s,转速 2 580 r/min,选取轴承内圈故障、外圈故障 2 种工况的振动信号进行降噪试验分析,具体缺陷位置如图 14 所示;在原始振动信号中加入信噪比为-2 dB 的高斯白噪声,时域波形如图 15 所示。已知轴承内圈理论故障频率 BPFI=160 Hz,轴承外圈理论故障频率 BPFO=106 Hz。

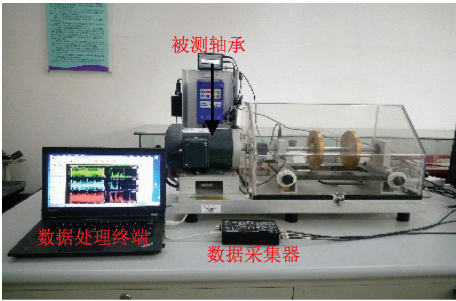


图 13 轴承实验平台

Fig. 13 Bearing test platform

由图 15 所示的内、外圈原始振动信号时域图中可以看到,由局部缺陷引起的周期性脉冲清晰可见,其特征振幅为固定值;图 16 所示的加噪时域信号由于噪声的干扰,无法准确辨别周期性的故障脉冲成分,难以通过时域波形进行故障类型的分类。观察图 17 所示的加噪信号包络谱,发现若干峰值相近的频段,说明加噪后的故障冲击特征已被噪声淹没,需对信号进行降噪处理。

内、外圈两种故障类型共采集轴承振动数据样本 1 400 个,每种故障类型各采集样本 700 个,单个样本的采样点数 8 192。将两类故障样本划分为训练集、测试集



图 14 内圈、外圈、滚珠缺陷位置

Fig. 14 Inner ring, outer ring, ball defect location

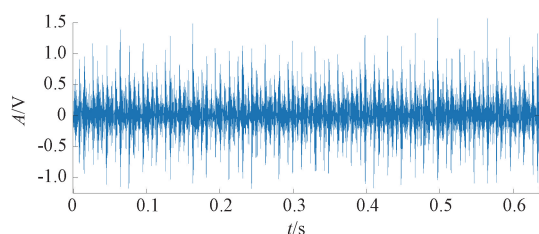
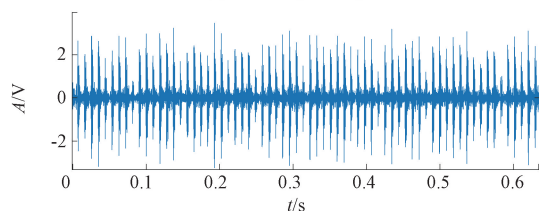
(a) 内圈原始信号
(a) Inner ring raw signal(b) 外圈原始信号
(b) Outer ring raw signal

图 15 内、外圈原始信号时域波形图

Fig. 15 Inner ring, outer ring, ball defect location

和验证集,划分比例 7 : 2 : 1。则每种故障类型训练集结构为 490×8 192,测试集结构为 140×8 192,验证集结构为 70×8 192。

信号稀疏表示之后的重构信号经过 STFT 变换之后的时频谱如图 18 和 19 所示。

4.1 试验结果分析

在测试集样本上,通过本文所述算法对内、外圈振动信号进行降噪处理并提取振动冲击特征,降噪时域信号时域波形和时频谱如图 20 和 21 所示。通过与图 15 的原始时域信号对比可以得出,本文算法在噪声背景下完整地恢复了信号的周期性冲击特征。观察图 20 的内、外圈降噪时频谱图可以发现周期性的故障特征频率基频及其倍频。观察图 22 的内圈信号包络谱,在 160 Hz 频率处可以看到明显的峰值,与内圈理论故障频率 BPFI = 160 Hz 一致;在图 22 的外圈信号包络谱中,不仅可以观察到在外圈理论故障频率 BPFI = 106 Hz 处有明显冲击特征,且还有 213.7、318.1 及 425.3 Hz 的倍频成分。综

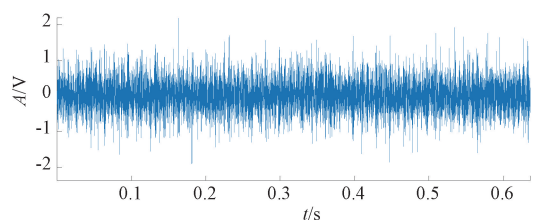
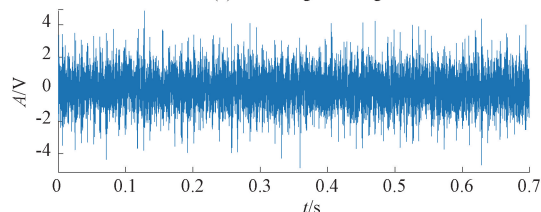
(a) 内圈加噪信号
(a) Inner ring noise signal(b) 外圈加噪信号
(b) Outer ring noise signal

图 16 内、外圈加噪信号时域波形图

Fig. 16 Time domain waveforms of inner and outer ring noise signals

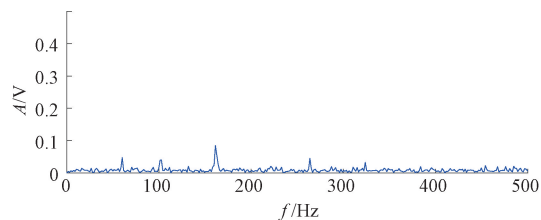
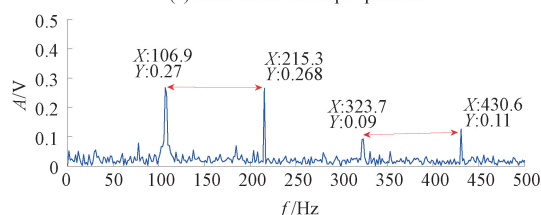
(a) 内圈包络谱
(a) Inner circle envelope spectrum(b) 外圈包络谱
(b) Outer circle envelope spectrum

图 17 内、外圈加噪包络谱图

Fig. 17 Spectra of inner and outer ring plus noise envelopes

上,本文所述算法有效抑制了背景噪声的影响,并成功提取故障引起的冲击特征频率。

4.2 对比实验

在上述试验的基础上,对比本文所提方法与参考文献中几种改进降噪算法的效果。选用信噪比(SNR)和均方根误差(RMSE)作为降噪效果的评价指标,计算公式如式(18)和(19)所示。

$$\text{SNR} = 10 \lg \left[\frac{\sum_{i=1}^n x^2(i)}{\sum_{i=1}^n (x(i) - \hat{x}(i))^2} \right] \quad (18)$$

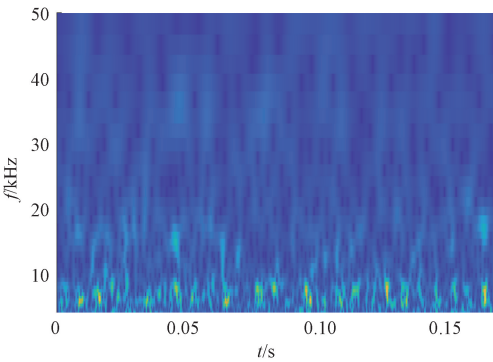


图 18 内圈含噪时频谱图

Fig. 18 Spectrogram of inner ring with noise

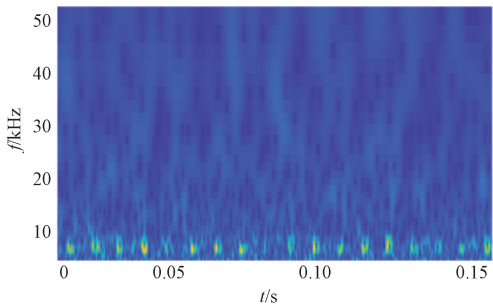


图 19 外圈含噪时频谱图

Fig. 19 Spectrogram with noise in the outer ring

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x(i) - \hat{x}(i))^2} \quad (19)$$

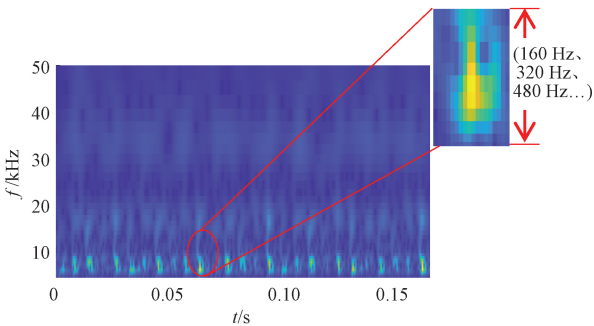
其中, $x(i)$ 表示原始信号, $\hat{x}(i)$ 表示降噪后的信号, n 为信号长度。参考的对比算法包括 ICEEMDAN-SVD 联合降噪方法^[20]、去噪稀疏自编码器 (SAE)^[21]、深度神经网络融合时频空间滤波降噪算法 TF-DNN^[22]。表 1 为本文方法与上述降噪算法分别对添加 -2 dB 高斯白噪声的试验信号降噪后的 SNR 和 RMSE 值, 可以发现: 本文方法可以获得更高的 SNR 和更低的 RMSE, 即实现了最高的信号还原度。

表 1 对比试验结果

Table 1 Comparative test results

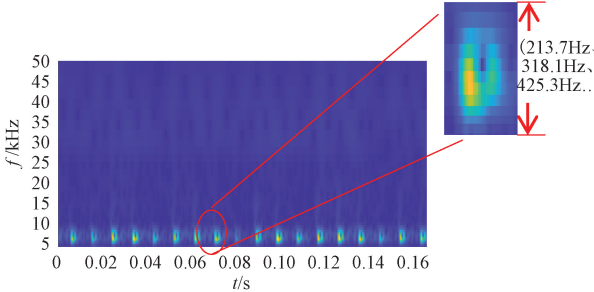
故障类型		SVD	SAE	TF-DNN	本文方法
外圈	SNR	5.097	3.101	7.952	13.215
	RMSE	0.357	0.234	0.348	0.056
内圈	SNR	4.256	3.832	7.243	11.326
	RMSE	0.298	0.225	0.329	0.063

以 5 dB 为步长, 在 -10~10 dB 的范围内改变输入噪声的信噪比, 分别叠加在原始信号之上, 计算通过上述几种算法降噪处理后信号的 SNR, 结果如图 23 所示。观察可知, 本文方法对含噪振动信号的噪声抑制效果良好。



(a) 内圈降噪时频谱图

(a) Spectrogram with inner-circle noise reduction

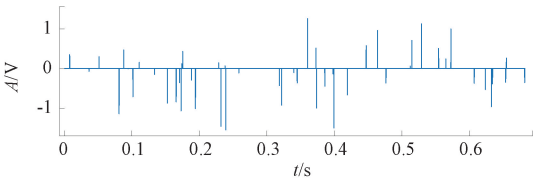


(b) 外圈降噪时频谱图

(b) Spectrogram with outer ring noise reduction

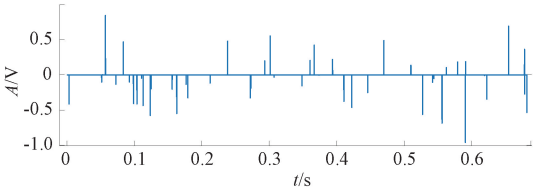
图 20 内、外圈降噪时频谱图

Fig. 20 Spectrograms with inner and outer ring noise reduction



(a) 内圈降噪信号

(a) Inner ring noise reduction signal

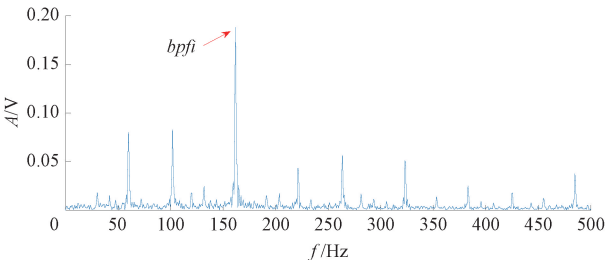


(b) 外圈降噪信号

(b) Outer ring noise reduction signal

图 21 内、外圈重构时域信号

Fig. 21 Inner and outer ring noise reconstructed time domain signals



(a) 内圈包络谱

(a) Inner circle envelope spectrum

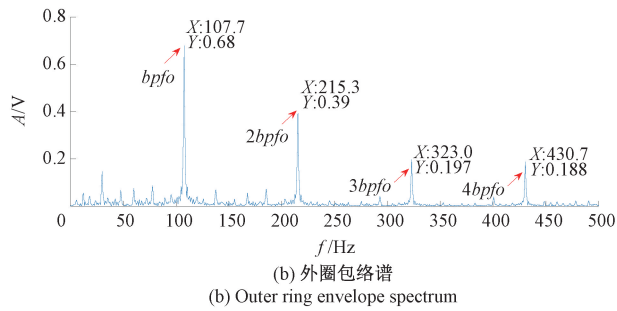


图 22 降噪信号内、外圈包络谱图

Fig. 22 Envelope spectra of the inner and outer rings of the noise reduction signal

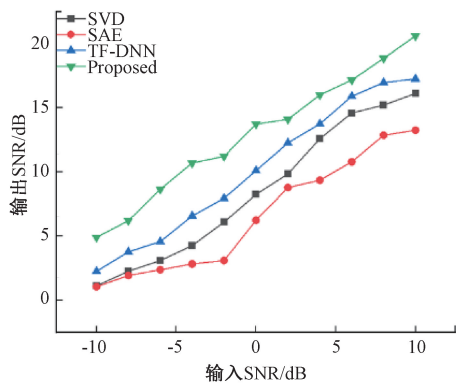


图 23 降噪效果对比

Fig. 23 noise reduction effect comparison chart

5 结 论

针对复杂工况下轴承振动信号特征提取困难的问题,本文充分考虑冲击特征具有稀疏性而背景噪声具有随机性的特点,从强噪声背景下的时域振动信号中发掘低维子空间中的异常冲击特征,提出一种在稀疏性约束条件下的多因子进化稀疏重构降噪方法。通过将复杂的多正则化模型求解问题分解为多个子优化范式的方法,为解决此类问题提供了新的思路。分别通过仿真试验和轴承试验台验证了本方法的有效性,成功提取到了强噪声下的局部故障周期瞬态脉冲,为进一步的故障诊断提供了先验依据。

未来将继续深入智能优化算法在求解凸优化问题中的理论研究,并进一步探究将多目标多因子进化算法应用于高维度信号稀疏重建的思路。

参考文献

[1] LI S, CAI M, HAN M, et al. Noise reduction based on CEEMDAN-ICA and cross-spectral analysis for leak location in water-supply pipelines [J]. IEEE Sensors

Journal, 2022, 22(13): 13030-13042.

[2] TANG J, WU J, HU B, et al. An intelligent diagnosis method using fault feature regions for untrained compound faults of rolling bearings [J]. Measurement, 2022, 204: 112100.

[3] ZHANG M, JIANG Z, FENG K. Research on variational mode decomposition in rolling bearings fault diagnosis of the multistage centrifugal pump[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 93: 460-493.

[4] CAI J, XIAO Y. Bearing fault diagnosis method based on the generalized S transform time-frequency spectrum denoised by singular value decomposition[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2019, 233(7): 2467-2477.

[5] YUAN H D, CHEN J, DONG G M. Machinery fault diagnosis based on time-frequency images and label consistent K-SVD [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2018, 232(7): 1317-1330.

[6] 殷逸冰,文振华. 基于模态分量优化重构和稀疏表达的静电信号联合降噪方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(2): 196-204.

YIN Y B, WEN ZH H. Joint noise reduction method for electrostatic signals based on optimal reconstruction of modal components and sparse representation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(2): 196-204.

[7] 王伟,马萍,王聪. 基于 Laplace 小波字典的轴承故障特征提取研究 [J]. 电子测量技术, 2023, 46 (2): 136-145.

WANG W, MA P, WANG C, et al. Research on bearing fault feature extraction based on Laplace wavelet dictionary [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(2): 136-145.

[8] SUN Y, YU J. Adaptive adjacent signal difference lasso for bearing fault detection [J]. Measurement, 2022, 190: 110652.

[9] SONG Z, HUANG W, LIAO Y, et al. Sparse representation based on generalized smooth logarithm regularization for bearing fault diagnosis [J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(10): 105003.

[10] 范文茹, 么雪飞. 基于改进 L1/2 正则化的电阻抗层析成像[J]. 电子测量技术, 2022, 45(7): 56-61.

FAN W R, ME X F. Electrical impedance tomography imaging based on improved L1/2 regularization [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45 (7): 56-61.

- [11] GUPTA A, ONG Y S, FENG L. Multifactorial evolution: Toward evolutionary multitasking[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2015, 20(3): 343-357.
- [12] QING L. New approach for multidimensional prognostic of stochastic time series based on sparse-based fractional Levy quaternion extended Kalman filter[J]. Structural Health Monitoring, 2023, 22(4): 2427-2455.
- [13] 张龙, 赵丽娟, 杨锦雯, 等. 动力学小波字典驱动的轴承故障个性化稀疏诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(7): 213-222.
ZHANG L, ZHAO L J, YANG J W, et al. Dynamic wavelet dictionary driven bearing fault personalization sparse diagnosis [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 36(7): 213-222.
- [14] ADAM M, ASSIMAKIS N, FARINA A. Golden section, Fibonacci sequence and the time invariant Kalman and Lainiotis filters [J]. Applied Mathematics and Computation, 2015: 250817-250831.
- [15] SIGALOTTI G D L, MEJIAS A. The golden ratio in special relativity[J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2006, 30(3): 521-524.
- [16] THIERRY C, ABDELJALIL A, ZAHRAN H. Iterative descent group hard thresholding algorithms for block sparsity[J]. Signal Processing, 2023, 212: 109182.
- [17] YANG L, YAN C, HAN C, et al. Mechanical response of a triply periodic minimal surface cellular structures manufactured by selective laser melting[J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2018, 148: 149-157.
- [18] SUN Y, CAO Y, XIE G, et al. Sound based fault diagnosis for RPMs based on multi-scale fractional permutation entropy and two-scale algorithm[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(11): 11184-11192.
- [19] LIU T, CHEN J, DONG G, et al. The fault detection and diagnosis in rolling element bearings using frequency band entropy [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical

Engineering Science, 2013, 227(1): 87-99.

- [20] LI C, PENG T, ZHU Y, et al. Noise reduction method of shearer's cutting sound signal under strong background noise[J]. Measurement and Control, 2022, 55(7-8): 783-794.
- [21] MENG L, DING S, XUE Y. Research on denoising sparse autoencoder[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2017, 8: 1719-1729.
- [22] WANG L, CAVALLARO A. Deep learning assisted time-frequency processing for speech enhancement on drones[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, 2020, 5(6): 871-881.

作者简介



李志星 (通信作者), 2008 年于河北工程大学获得学士学位, 2011 年于内蒙古科技大学获得硕士学位, 2018 年于北京科技大学获得博士学位, 现为北京建筑大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为信号处理和机电装备故障大数据分析 with 智能诊断。

E-mail: onyxlx@126.com

Li Zhixing (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hebei University of Engineering in 2008, M. Sc. degree from Inner Mongolia University in 2011 and Ph. D. degree from University of Science and Technology Beijing in 2018 respectively. Now he is an associate professor in Beijing University of Civil Engineering and Architecture. His main research interests include signal processing and electromechanical equipment failure big data analysis and intelligent diagnosis.



李天昊, 2020 年于北京物资学院获得学士学位, 现为北京建筑大学研究生, 主要研究方向为机电装备故障诊断与在线监测。
E-mail: 1148621400@qq.com

Li Tianhao received his B. Sc. degree from Beijing Wuzi University in 2020. Now he is a M. Sc. candidate at Beijing University of Civil Engineering and Architecture. His main research interest includes electromechanical equipment fault diagnosis and online monitoring.