

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2021.05.013

基于优化稀疏编码学习的机械 设备电子故障检测研究*

吴响容

(浙江经济职业技术学院 物流与供应链管理学院, 浙江 杭州 310018)

摘要:针对现有机械设备电子故障检测方法非线性逼近性能差的问题,提出了基于优化稀疏编码学习的检测算法研究。采用了稀疏表达的方式来识别机械设备电子故障信号,提高了检测算法全局寻优的能力,避免陷入局部最优解;通过提升过完备字典模型内部原子结构与故障信号的匹配度的方式,获取了精度更高的稀疏解;促使稀疏逼近后重构信号的周期性与原始信号保持一致,并引入了特征自学习方案;最后采用分段的方式提取了各段信号的稀疏表征,改善了对原始故障信号的控制与检测性能。研究结果表明:提出检测算法在信号故障特征提取方面与原始信号周期性峰值匹配度更高,重构信号的控制误差较低,在稀疏度值超过 100 时的时间消耗相对于现有检测方法具有更明显的优势。

关键词:优化稀疏编码;松弛算法;稀疏解;自学习;机械设备电子故障检测

中图分类号:TH113;TP277

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2021)05-0605-06

Mechanical and electronic fault detection based on optimized sparse

WU Xiang-rong

(Logistics and Supply Chain Management School, Zhejiang Technical Institute of Economics, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Aiming at the problem of poor nonlinear approximation performance of existing mechanical equipment electronic fault signal detection methods, a detection algorithm based on optimal sparse coding learning was proposed. The sparse expression was used to identify the electronic fault signal of mechanical equipment, which improved the global optimization ability of the detection algorithm and avoided getting into the local optimal solution. The sparse solution with higher accuracy was obtained by improving the matching degree between the atomic structure and fault signal in the over-complete dictionary model. The periodicity of the reconstructed signal after sparse approximation was consistent with the original signal, the feature self-learning scheme was introduced. Finally the sparse representation of each segment of the signal was extracted in a segmented way, and the control and detection performance of the original fault signal was improved. The results show that the proposed detection algorithm has a higher matching degree with the original signal periodic peak in signal fault feature extraction, a lower control error in reconstructed signal, and a better time consumption when the sparsity value exceeds 100 than the existing methods.

Key words: optimized sparse coding; relaxation algorithm; sparse solution; self-learning; mechanical equipment electronic fault detection

0 引 言

工业 4.0 时代已经到来,机械设备朝着高强度、精密化、复杂化、集成化和自动化的方向发展^[1,2],这对连续、高速运转中机械设备的可靠性也提出了更高的要求^[3,4]。

通过采集和分析振动信号的特征,对机械设备实施在线监测与故障预警,可以有效地避免机械设备电子故障,减少设备停机带来的巨大损失,并保护现场操作人员的安全。机械设备运转中如果电子控制部分发生故障,会直接导致振动参数与设备的运行状态发生改变^[5],因此,基于振动信号监控设备相关参数

收稿日期:2020-08-14

基金项目:浙江省基础公益研究计划资助项目(LGG19F020009)

作者简介:吴响容(1978-),女,湖南涟源人,硕士,主要从事机械设备计算机控制方面的研究。E-mail:18979826@qq.com

变化是实现在线故障诊断的有效方法之一。汇总当前机械设备电子故障在线监测与诊断方案,主要有时域信号分析方法^[6]、频域信号分析方法^[7]及时频域特征相结合的诊断方法^[8]。其中,时域信号分析通过判断时域信号时间序列与波形的变化,确定出峭度值、偏度值等具体指标的改变;频域信号分析方法侧重于对故障信号的频谱分析,从原始信号中分离出异常的频率成分;时频域联合分析方案,即是结合上述两种分析方法的优点,利用傅里叶变化或小波变换将原始故障信号时域和频域上的特征拆分成基本信号的加权形式^[9,10],以识别出原始故障信号中是否存在异常。

但复杂机械设备在连续、高负荷状态下会产生海量的故障源数据,样本中还包含大量噪声和冗余^[11,12],导致现有故障数据处理方法的效率不断降低,存储成本持续攀升,丢失一部分细节特征。

针对机械设备原始振动信号具有一定稀疏性和循环性的特点^[13,14],本文提出一种基于稀疏编码学习的机械设备电子故障检测方法;通过对信号分段输入学习字典的优化和改进,并与分段误差阈值做正交匹配,准确获取原始故障信号的峭度值等特征,进而实现对机械设备电子模块故障信号的重构与检测。

1 稀疏编码学习算法及优化

无监督学习的机械设备电子故障诊断方式依赖于大量的参数调整^[15],以提升诊断模型故障识别的适用性和准确性。如果能找出机械故障信号最稀疏的表达方式,可以有效克服故障数据冗余干扰,准确刻画出电子机械信号的内在表征。

从数学分析的角度而言,信号的稀疏编码过程是一个非线性逼近的过程^[16]。笔者通过引入松弛算法,从全局改进的视角对稀疏编码学习的过程进行优化;基于凸松弛变量全局追踪,解决全局范围内的故障信号稀疏求解和重构问题。

可感知的机械设备电子振动故障信号集合 S 可以用字典矩阵表示:

$$S = \mathbf{A} \cdot \{\boldsymbol{\omega}\} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (1)$$

式中: \mathbf{A} —实数空间范围内的矩阵,满足 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{M \times N}$; $\{\boldsymbol{\omega}\}$ —集合 S 的稀疏权重矩阵, $\{\boldsymbol{\omega}\} = \{\boldsymbol{\omega}_1, \boldsymbol{\omega}_2, \boldsymbol{\omega}_3, \dots, \boldsymbol{\omega}_n\}^T$; n —集合中元素的总数量; $\boldsymbol{\varepsilon}$ —系统噪声和环境噪声项。

集合 $\{\boldsymbol{\omega}\}$ 中包含无穷多个解,但只有少数的稀疏解能够用于重构原始故障信号,稀疏求解的问题可以表示为:

$$\begin{cases} \arg \min \|\boldsymbol{\omega}\|_n \\ \|\boldsymbol{\omega}\|_n = \left[\sum_{i=1}^n |\boldsymbol{\omega}_i|^n \right]^{1/n} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\|\boldsymbol{\omega}\|_n$ —权重向量的高阶范数。

稀疏逼近的过程可描述为:

$$\hat{\boldsymbol{\omega}} = \eta(\boldsymbol{\omega}, \tau) = \arg \min \|\mathbf{A} \cdot \boldsymbol{\omega} - \mathbf{s}\|_n^2 + \tau \cdot \|\boldsymbol{\omega}\|_0 \quad (3)$$

式中: $\hat{\boldsymbol{\omega}}$ —在该约束条件限制下字典矩阵 \mathbf{A} 存在稀疏解; η —高阶范数的约束条件函数; τ —Lagrange 乘子; $\|\boldsymbol{\omega}\|_0$ —权重向量的零解范数。

k 的取值范围为 $(0, 1]$,在新的约束区间内如果能获得稀疏解,那么算法的收敛效率会得到本质上的改善,新的约束条件转化为:

$$\min \|\mathbf{s}\|_1 \leq \zeta \quad (4)$$

式中: $\|\mathbf{s}\|_1$ —代表故障信号集合中元素的一阶范数; ζ —误差因子, $\zeta \leq 0.1$ 。

凸松弛变量的约束条件为:

$$\arg \min \zeta \|\mathbf{s}\|_n^2 + \tau \cdot \|\tau \cdot \mathbf{s}\|_0 \quad (5)$$

式中: τ —松弛变量系数。

此处定义以凸松弛变量为基础的最小约束函数 $g(\mathbf{s})$:

$$g(\mathbf{s}) = \arg \min \zeta \|\mathbf{s}\|_n^2 + \frac{\tau}{2} \cdot \|\tau \cdot \mathbf{s}\|_2^2 \quad (6)$$

当函数 $g(\mathbf{s})$ 满足值最小化的条件,对故障信号集合 S 进行筛选,直到函数能够得到最优解,避免在局部范围内收敛过快。

对于单步序列过完备字典而言,故障信号集合 S 中的样本序列 X_{nL} 表示为:

$$X_{nL} = \{x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-L)\} \quad (7)$$

式中: L —机械设备电子故障的窗口长度; $x(n-i)$ —第 $n-i$ 个目标样本。

窗口长度为 L 的样本序列 X_{nL} 可以用于表示目标向量,即为相对于故障信号集合的过完备字典。利用字典进行稀疏求解,能够根据机械设备故障信号的特征值变化,判断机械设备电子故障类别及严重程度。

2 机械电子故障特征的稀疏求解

若过完备字典内部原子结构与原始故障信号的内部结构相关且匹配程度越高,得到的最终信号求解稀疏性越强。样本序列 X_{nL} 冗余字典的基函数选择,将会影响到原始信号的稀疏表征,基函数的结构趋近于原始信号的内部结构,或通过稀疏逼近得到过完备字典的非线性表达,才能进一步得到稀疏的解,准确地描述出平稳信号的视频特征。

集合 $H = \{h_m\}_{m \in n}$ 是希尔伯特空间内一组规范的正交基解集合, m 为正交解基的数量, 原始机械设备电子故障信号中的任一组信号 s_j 可以分解为:

$$s_j = \sum_{m=1}^m \langle s, h_m \rangle h_m \quad (8)$$

式中: h_m — 规范的正交基解集合。

选定与正交基解集合元素数量相对应的 m 个基函数, 采用非线性逼近的方式将信号 s_j 投影到基函数上, 得到的信号函数投影 \hat{s}_j :

$$\hat{s}_j = \sum_{m=0}^{m-1} \langle s, h_m \rangle h_m \cdot \eta \quad (9)$$

式中: \hat{s}_j — 信号函数投影; η — 高阶范数的约束条件函数。

稀疏逼近中正交基函数投影的逼近误差函数 δ 可以表示:

$$\begin{cases} \delta(s_j) = \|s - s_m\|^2 \\ \lim \delta(s_j) \rightarrow 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中: δ — 逼近误差函数; s_m — 正交基解对应的信号分量。

当基函数的数量持续增加时, 逼近项 $\langle s, h_m \rangle$ 快速衰减在 H 空间内形成正交投影。非线性逼近正交投影的向量数量做横向的优化和调整, 并通过在区间 $(0, 1]$ 的范围内迭代寻优, 缩小高阶范数的取值。非线性逼近在广义的空间范围内选择和确定基函数集合, 能够获得更好逼近效果。为得到信号的稀疏表达, 笔者用替代范数 η_k 替代了 η_n , 并降低了稀疏逼近和求解的难度, 当 k 的值为 1 时可基于追踪法确定出最终的逼近效果; k 值在 $(0, 1)$ 之间时, 此时的稀疏求解优化问题转化为一种非凸问题, 在每次迭代过程中凸松弛变量与冗余字典中残余信号做内积, 利用冗余字典重新构建一个逼近过程, 同时匹配合适的跟踪算法。引入松弛变量的跟踪算法首先将向量投影到 H 空间, 计算与稀疏逼近相关的残余向量 ξ , 正交投影后的故障信号稀疏求解过程表示为:

$$\|s_j\|^2 = |\langle s, \hat{h}_j \rangle|^2 + \|\xi\|^2 \quad (11)$$

式中: ξ — 逼近过程中的残余向量。

基于正交匹配方法稀疏求解方法, 目的是通过在 $(0, 1)$ 值域范围内的稀疏求解, 找到最优的稀疏向量解 \hat{h}_j , 稀疏求解的过程如下:

$$\|\tau \cdot s_j\|^2 = |\langle s, \hat{h}_m \rangle|^2 + \|\tau \cdot \xi\|^2 \quad (12)$$

式中: τ — 松弛变量系数。

当 m 的值趋近于无穷大, $\|\tau \cdot s_j\|^2$ 在全局范围内快速地收敛至 0, 匹配跟踪能够获得更好的效果, 即使当机械设备电子故障的样本数量不断增加, 或空间

步长 L 增加时, 稀疏求解依旧能得到精确的逼近结果。

3 基于优化稀疏编码的机械设备电子故障特征提取

稀疏逼近的过程是一个完整的迭代寻优过程, 经过优化后稀疏编码学习, 使用全局范围内的空间逼近和稀疏表征求解, 稀疏编码和求解后的稀疏表征基函数仅与故障信号的原子结构接近; 经过稀疏编码处理后的原始信号被分为 p 段, 每一段信号 s_p 至少保证具有一个周期性的信号冲击成分, 对于初始化的基函数 ψ_p 而言, 基于优化稀疏编码学习方法即分段稀疏求解。

笔者采用初始基函数与稀疏编码系数交替稀疏求解的方式, 循环提取处理后信号中所包含的微弱故障信息特征, 当信号趋于稳定后, 重复出现的故障信号周期性特征更容易被捕获。

以正弦波信号为例, 基于优化稀疏编码的电子故障特征自学习过程如图 1 所示。

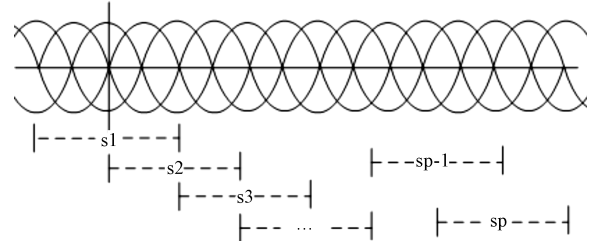


图 1 基于优化稀疏编码的电子故障特征自学习过程

稀疏分解后原始信号被划分成了 p 段, 每段信号 s_i 都至少包含一个冲击项, 笔者利用 Lagrange 算子求解出每段信号中的基函数系数, 再经过特征自学习后, 得到一组与稀疏表示相匹配基函数。信号中的每段成分无需事先预知。

由于每段信号中的冲击成分循环出现, 都能够被稀疏编码算法学习到, 利用基函数计算得出每组原始信号的稀疏成分, 得到特定特征条件原始信号的稀疏表达, 每段信号潜在的任一个特征分量 ζ_i 表示为:

$$\zeta_i = a_i \cdot s_i \quad (13)$$

式中: a_i — 第 i 段故障信号所对应的基函数特征分量; ζ_i — 与基函数及其稀疏稀疏相关的傅里叶变换函数。

获得每段原始信号的故障特征向量后, p 段原始信号的重构过程为:

$$s_{\text{prec}} = \sum_{i=1}^p \zeta_i \quad (14)$$

经过自学习后每段原始信号的基函数都能够捕获特定的信号特征分量, 最优潜在分量的选择方法考虑

从分量的特征差异之间选取,或从对应基函数之间的差异选取。为进一步改善优化稀疏编码学习方法的适用性,此处引入稀疏组矩阵向量概念,以更精确地提取机械设备电子故障特征。

与实数空间范围内的系数矩阵 A 相对应,笔者将故障信号集合 S 中的序列项写成 $M \times N$ 阶矩阵的形式,并按照类别标签排列成字典,即:

$$X_{M \times N} = [x_{1,1}, x_{1,2}, \dots, x_{1,N_1}, x_{2,1}, x_{2,2}, \dots, x_{2,N_2} \dots x_{M,1}, x_{M,2}, \dots, x_{M,nM}] \quad (15)$$

式中: x_i —第 i 类数据所对应的字典。

同理,可以得到每一类字典所对应的系数 a_i :

$$A_{M \times N} = [a_{1,1}, a_{1,2}, \dots, a_{1,N_1}, a_{2,1}, a_{2,2}, \dots, a_{2,N_2} \dots a_{M,1}, a_{M,2}, \dots, a_{M,nM}] \quad (16)$$

在给定一个新样本序列类别 r 的前提下,利用分段特征稀疏表达求出矩阵是向量系数 a :

$$a = [0, \dots, 0, a_r, 0, \dots, 0, a_{rk}, \dots, a_{rN}, \dots, 0, \dots, 0] \quad (17)$$

系数向量是输出信号映射到稀疏域范围内的稀疏表示,在特征提取中拥有更强的辨识度,提取出对应结构的小波稀疏特征 S_{SSW} :

$$S_{SSW} = [\|x_1\|_1, \|x_2\|_2, \dots, \|x_N\|_N] \quad (18)$$

经过稀疏处理后的原始故障信号,仍存在干扰成分时频域混叠的现象,再通过自学习过程,就能够捕获到周期性的微弱故障特征。

4 实验与结果分析

4.1 实验平台构建与实验测试流程

在实验测试环节,笔者搭建了机械设备电子故障模拟实验平台;机械设备电子故障检测对象为电控车辆 DCT 变速箱齿轮组,振动信号采集系统基于 PXI 硬件平台和 MATLAB 软件平台构建。

仿真实验平台构成如图 2 所示。

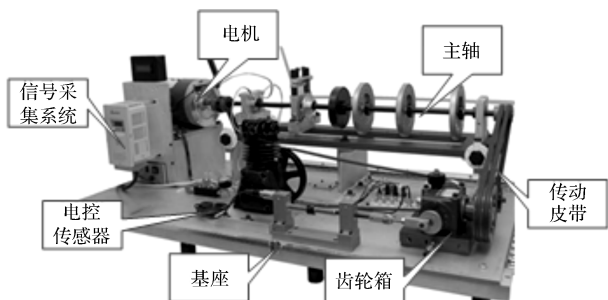


图 2 仿真实验平台构成

待测试 DCT 齿轮组相关参数,及实验平台的相关参数设定如表 1 所示。

表 1 相关实验平台参数设定

参数	设定值
DCT 齿轮组型号	DQ381
电控设备齿轮数量	10
实验平台主轴转数	1 000 r/min
系统最大采样频率	10 000 Hz
理论特征频率范围	500 Hz ~ 1 500 Hz
皮带轮最大接触角度	120°

实验平台的主轴带动待检测的 DCT 齿轮旋转,电控传感器采集故障设备的振动信号,并上传到信号采集系统。

基于稀疏编码学习的机械设备电子故障检测方案通过构建过完备字典的方式,保持字典原子的长度、行列维度与待处理原始信号一致,对信号采集器获得的原始电子故障信号做稀疏表示和稀疏逼近。

机械设备电子故障的诊断过程如图 3 所示。

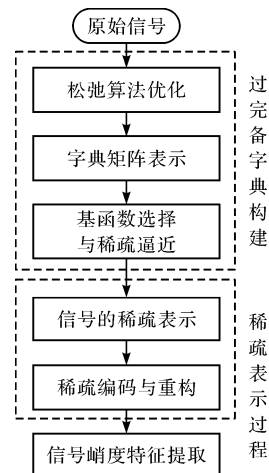


图 3 机械设备电子故障的诊断过程

图 3 中,在每个信号周期中,稀疏字典内部包含的基函数和原子结构都可以代表一个特定的信号冲击;且信号冲击的位置和特征能够转化为与之相对应的故障信号的频率、峭度等量化特征;

同时,相比而言,经过稀疏编码学习算法处理后的故障信号更容易识别和比对,信号重构的效果与原始信号趋于一致。

4.2 实验结果与分析

为验证文中提出的优化稀疏编码学习算法,在原始机械设备电子故障信号预测步长为 30 s、60 s、90 s、120 s、150 s、180 s 及 210 s 等条件下,笔者对机械设备电子故障特征提取的效果进行了观测,观测提取到的信号峭度值的变化情况。

不同步长条件下峭度值的变化情况如图 4 所示(模拟机械设备电子振动故障信号,被设定为正弦波信号)。

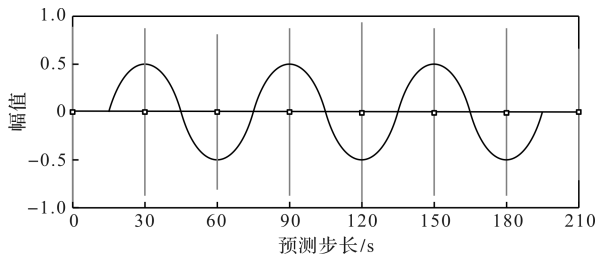


图 4 不同步长条件下峭度值的变化情况

图 4 中曲线变化显示:各步长时间节点峭度值变化无明显的波动变化,且变化的周期性与原始信号趋于一致。

在相同的数值模拟条件下,传统基于时域信号、频域信号、和时频结合信号处理算法下的峭度值变化的对比情况,如图(5~7)所示。

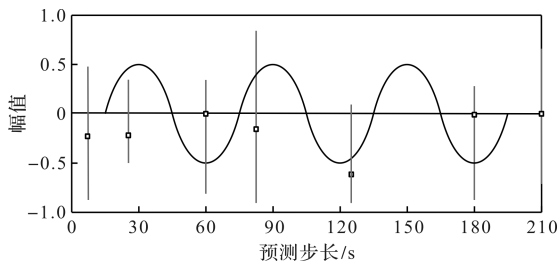


图 5 时域信号模式下峭度值变化情况

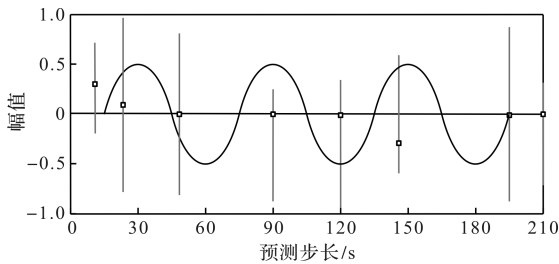


图 6 频域信号模式下峭度值变化情况

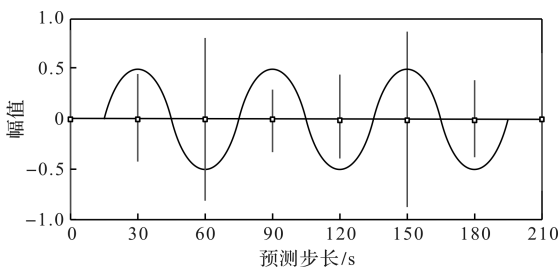


图 7 时频结合模式下峭度值变化情况

关于原始信号的峭度值特征提取问题,传统的基于时域信号、频域信号和时频结合等处理算法,其主要表现为:不同步长之间的波动性较大,且与原始信号周期性峰值不匹配;导致峭度值特征提取与原始信号周期性波动出现差异的原因是信号中的峭度值等特征,被噪声等干扰因素掩盖,无法被准确地采集提取,进而导致原始故障信号的峭度值出现偏差;

而将时频域叠加后,原始信号的峭度值周期性有所改善,但信号的幅值变化依旧不稳定;并随着步长的变化而出现了无规则的波动,在信号峭度特征提取过程中会丢失一部细节信息。

另外,从降噪处理后原始信号峭度值均方根值误差变化的视角,也能够验证出机械设备电子故障检测算法的稳定性。

均方根误差值可用 μ_{RMSE} 表示为:

$$\mu_{RMSE} = \frac{\|s_i - A \cdot \tau\|}{\sqrt{L}} \quad (15)$$

式中: L —故障信号的长度。

在训练时长为 30 min 的条件下,笔者统计测试结果,得到了检测算法的均方根值误差对比情况,如表 2 所示。

表 2 检测算法的均方根值误差对比

步长/s	机械设备电子故障检测模型均方根			
	优化稀疏编码	时域信号分析	频域信号分析	时频混合
30	0.116 5	0.165 8	0.168 4	0.178 5
60	0.125 4	0.196 8	0.186 5	0.178 5
90	0.126 6	0.205 6	0.211 5	0.215 4
120	0.135 4	0.215 2	0.236 5	0.236 5
150	0.136 6	0.218 5	0.245 8	0.225 8
180	0.139 8	0.225 4	0.298 7	0.269 7
210	0.142 5	0.256 4	0.299 8	0.275 1

表 2 的统计测试结果显示:在相同的步长条件下,笔者提出算法的均方根值更小,表明在稀疏编码处理后信号的稳定性得到改善;在海量故障数据环境下,在稀疏编码处理后有利于维持故障数据的低成本存储和低时间耗用成本。

在原始机械设备电子故障信号的重构方面,经过松弛算法优化后的稀疏逼近过程,无论是在时间耗用还是在重构误差控制方面,相对于传统稀疏编码学习方案都有一定程度的改善。实验验证过程中,笔者将信号采集系统的稀疏度值设定为 0~140,观测到了稀疏逼近过程中时间耗用情况的实验结果。

重构信号的时间耗用情况如图 8 所示。

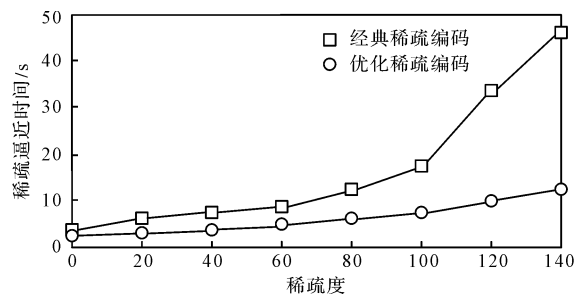


图 8 重构信号的时间耗用情况

原始信号重构误差控制情况如图 9 所示。

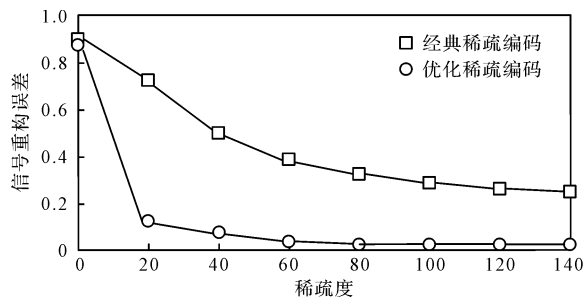


图 9 原始信号重构误差控制情况

重构信号的时间耗用情况的分析结果表明:在稀疏度值较低的情况下,经典稀疏编码学习方法的时间耗用维持在较低的水平;当稀疏度值超过 100 时,稀疏逼近所耗时的时长明显增加,这主要由于经典稀疏编码学习方法无法实现在全局范围内的快速迭代和收敛;而经过松弛变量优化后,可以基于凸松弛变量全局追踪,减少迭代步数。

而在原始机械电子设备故障信号的重构误差控制方面,分析结果表明:在稀疏度为 20 的条件下,经过优化的稀疏编码学习方法开始快速收敛,当稀疏度为 80 时信号重构误差趋近于零。

由此可见,重构信号误差的控制效果明显优于经典稀疏编码学习方法。

5 结束语

机械电子设备故障的在线监测,对于预防机械电子设备偶发性停机具有重要的预警价值,基于时频域信号采集与分析的方案中,存在噪声的抑制效果差、信号的冗余度高的特点,导致无法准确提取出原始信号中的故障特征;而经典稀疏编码方法存在全局收敛速度慢、信号重构后与原始信号的偏差过大的特点,影响了最终信号重构的效果。

针对机械电子设备原始振动信号具有一定稀疏性和循环性的特点,在经典稀疏编码学习的基础上,笔者提出了一种基于稀疏编码学习的机械电子设备故障检测方法;通过对信号分段输入学习字典的优化和改进,并与分段误差阈值做正交匹配,准确获取了原始故障信号的峭度值等特征,进而实现了对机械电子设备电子模块故障信号的重构与检测。

实验及研究结果表明,该检测方法提高了稀疏逼

近和稀疏求解效率和信号重构的效果;同时,笔者采用的原始信号故障特征自学习方式,提高了信号的平稳性特征,改善了因信号周期性不一致而带来的重构信号控制误差偏大的问题。

参考文献 (References):

- [1] 夏端武,薛小凤. 智能制造技术在工业自动化中的应用研究[J]. 机械设计与制造, 2018, 56(2): 206-209.
- [2] FADIJI T, BERRY T M, COETZEE C J, et al. Mechanical design and performance testing of corrugated paperboard packaging for the postharvest handling of horticultural produce [J]. *Biosystems Engineering*, 2018, 171(7): 220-244.
- [3] ZHANG K, XU Q, ZHU Z, et al. 3D mechanical design and stress analysis of 20 t common-coil dipole magnet for Sp-pc[J]. *IEEE Transactions on Applied Superconductivity*, 2018, 28(3): 1-5.
- [4] BOYS A J, WALSH M C. Introducing engineering design and materials science at an earlier age through ceramic cold casting [J]. *Journal of Chemical Education*, 2019, 96(1): 104-109.
- [5] 孙曙光,纪学玲,杜太行,等. 机械振动下交流接触器电寿命预测失效特征量提取[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(3): 114-125.
- [6] 阴亚芳,郭秋平,段作梁,等. 水下无线光信号的时域展宽特性分析[J]. 半导体光电, 2018, 39(4): 127-130, 134.
- [7] 王建斌,钟文琪. 气固流化床压力脉动信号的频域熵分析[J]. 工程热物理学报, 2018, 39(1): 119-126.
- [8] 王志永,杜伟涛,王习文,等. 基于振动信号频域分析法的铣齿机故障诊断[J]. 制造技术与机床, 2018, 68(3): 114-121.
- [9] 李 瑞,谷立臣,赵鹏军,等. 应用 EEMD 和小波包分解的压力脉动信号时域特征提取方法[J]. 现代制造工程, 2018, 41(7): 7-12, 17.
- [10] 李 庆,薄 华. 色彩感知中的脑电信号多域特征选择算法研究[J]. 信号处理, 2018, 34(8): 991-997.
- [11] 李 洋,冯 早,黄国勇,等. 基于广义 Fisher-互信息的管道堵塞故障特征选择方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(11): 1-8.
- [12] 张媛媛,原思聪,郭田奇. 基于 Lasso 与 RFE 特征消除的 RVM 旋转机械故障预测[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(8): 149-153.
- [13] 于岩君,叶庆卫,陆志华,等. 振动信号包络线的稀疏重构最优算法研究与应用[J]. 振动与冲击, 2018, 37(7): 179-185.
- [14] 郭俊锋,石 斌,魏兴春,等. 基于 K-SVD 字典学习算法的稀疏表示振动信号压缩测量重构方法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(7): 97-106.
- [15] 张 赛,芮 挺,任桐炜,等. 基于监督学习深度自编码器的图像重构[J]. 计算机科学, 2018, 45(11): 274-278, 304.
- [16] 李 云,孙书利,郝 钢. 基于 Gauss-Hermite 逼近的非线性加权观测融合无迹 Kalman 滤波器[J]. 自动化学报, 2019, 45(3): 593-603.

[编辑:杨骏泽]

本文引用格式:

吴响容. 基于优化稀疏编码学习的机械电子设备故障检测研究[J]. 机电工程, 2021, 38(5): 605-610.

WU Xiang-rong. Mechanical and electronic fault detection based on optimized sparse[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2021, 38(5): 605-610.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>