

# 稀疏度拟合的自适应机械振动信号压缩感知<sup>\*</sup>

杨正理, 史文, 陈海霞

(三江学院机械与电气工程学院 南京, 210012)

**摘要** 针对利用机械振动信号进行设备故障诊断和状态监测过程中, 存在采样数据量多、存储容量大、传输带宽高和信号重构精度低等问题, 提出一种稀疏度拟合的自适应机械振动信号压缩感知方法。首先, 对机械振动信号进行多尺度小波包变换, 再将小波包系数按一定阈值进行置零处理并求取其稀疏度; 然后, 采用迭代方法求取各稀疏度下满足重构信号精度条件的最低采样率, 并对信号的稀疏度和采样率采用最小二乘法进行拟合, 消除信号测量误差, 求取最佳信号采样率; 最后, 采用 K-奇异值分解算法构造与各信号块相适应的过完备字典, 并利用正交匹配追踪算法实现信号重构。实验证明, 与传统压缩算法相比较, 该算法的信号压缩率和重构精度均得到较大提高。

**关键词** 机械振动信号; 自适应压缩感知; 小波包变换; 稀疏度拟合; 过完备字典

**中图分类号** TH17; TP272

## 引言

机械振动信号中蕴含了设备运行的丰富信息, 所以常用于对设备进行故障诊断和状态监测<sup>[1]</sup>。然而机械振动信号为动态复杂非平稳信号, 具有较高频率。为了对机械振动信号实现不失真还原, 根据传统的奈奎斯特采样定理, 必须以不小于两倍振动信号带宽的频率进行全采样, 这必然会产生海量数据, 为信号的存储、传输和重构带来很多困难<sup>[2]</sup>。

压缩感知(compressed sensing, 简称 CS)理论为解决这一问题提供了良好解决方案<sup>[3-4]</sup>, 并在机械振动信号处理领域成为诸多学者研究的热点, 且取得了很大的研究成果。文献[5]基于字典学习对轴承故障时的机械振动信号特征进行提取, 解决了故障信号中的冲击成分微弱容易被噪声覆盖的问题, 满足了轴承实时故障监测需求。文献[6]基于 K-奇异值分解(K-singular value decomposition, 简称 K-SVD)构造过完备字典实现振动信号精确重构方法, 提高了信号的压缩率和重构性能。文献[7]提出了一种基于 K-SVD 改进算法的字典更新方法, 算法每次奇异分解后同时对多列字典原子进行更新, 减少了迭代次数, 在保证信号重构质量的前提下有效缩短了字典训练的时间消耗。文献[8]提出了基于稀疏编码判别轴承故障的诊断方法, 通过引入

Fisher 准则, 在频域对故障信号进行处理, 提高了故障诊断的准确率。文献[9]提出基于提升小波的自适应 CS 方法, 利用小波系数的稀疏度对提升小波的滤波器和分解尺度进行选取, 优化了提升小波参数, 提高了机械振动信号的重构速度。

然而, 目前对机械振动信号的 CS 仍存在一些不足: ①CS 的采样率确定没有和信号的重构精度形成有效的闭环效果, 无法实现对信号重构精度进行预控制, 从而可能丢失一些重要信息; ②时域下的机械振动信号表现复杂, 当分段对其进行 CS 时, 由于各分段信号信息特征差异较大, 传统的稀疏字典无法满足不同信号段的稀疏要求, 从而使重构后的信号整体效果无法保证; ③传统的稀疏变换方法, 如离散傅立叶变换、离散小波变换(discrete wavelet transformation, 简称 DWT)、曲波变换、离散余弦变换(discrete cosine transform, 简称 DCT)等, 信号处理过程不够精细, 稀疏度不够高, 且容易丢失原始信号的特征信息, 影响了信号的重构效果和压缩率。

针对上述问题, 笔者提出了一种稀疏度拟合的自适应机械振动信号 CS 方法。首先, 对机械振动信号进行多尺度小波包变换, 由于信号的高、低频部分被同步分解, 既保留了更多原始信号特征, 也使信号的稀疏度和信号重构精度得到提高; 然后, 采用自适应方法确定信号采样率, 使各信号段的重构精度满足实用要求, 并在此基础上尽可能降低信号的采

<sup>\*</sup> 江苏省高校自然科学研究面上资助项目(17KJB470011)  
收稿日期: 2018-08-12; 修回日期: 2018-12-17

样率;最后,采用 K-SVD 算法构建包含信号特征的过完备字典,使各信号块的稀疏度和重构精度进一步得到提高。

## 1 CS 理论模型

### 1.1 信号 CS 原理

当机械振动信号较长或者连续测量时,需要对信号进行分段处理,设某一信号段为  $x$ , 对其进行 CS 处理主要包括信号采集、信号传输和信号重构 3 部分,处理过程如图 1 所示。

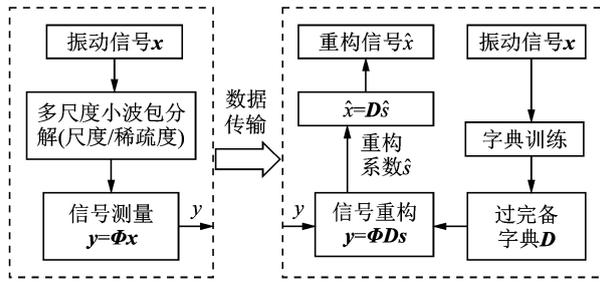


图1 信号 CS 与重构过程

Fig. 1 Signal CS and reconstruction process

根据 CS 理论,设有限长一维信号  $x \in \mathbf{R}^N$  在某一变換域是稀疏的,则信号  $x$  在该变換域下的稀疏表示为

$$x = \Psi s \quad (1)$$

其中:  $\Psi \in \mathbf{R}^{N \times N}$  为正交基矩阵;  $s \in \mathbf{R}^{N \times 1}$  为稀疏变換向量。

对信号  $x$  进行稀疏表示后,再对其进行  $M$  次线性观测得到观测向量  $y \in \mathbf{R}^{M \times 1}$ , 即

$$y = \Phi x = \Phi \Psi s \quad (2)$$

其中:  $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$  为一个与  $\Psi$  不相关的测量矩阵,且  $M \ll N$ ; 由于  $s$  是  $k$  稀疏且  $k < M \ll N$ , 可由式(2)求解  $s$ , 即求解如下的最优化问题

$$\min \|s\|_0 \quad \text{s. t.} \quad y = \Phi x = \Phi \Psi s \quad (3)$$

其中:  $\|s\|_0$  为  $s$  的  $l_0$  范数, 即  $s$  中的非零个数。

求解式(3)常用的方法为正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, 简称 OMP)算法, 求得  $s$  后代入式(1)可重构出信号  $x$ 。由观测向量  $y$  重构出信号  $s$  须具备 2 个条件, 一是信号  $s$  是稀疏的; 二是观测矩阵  $\Phi$  必须满足有限等距(restricted isometry property, 简称 RIP)性质<sup>[10]</sup>, 即对任意常数  $c$  满足

$$(1 - \delta) \|c\|_2^2 \leq \|\Phi c\|_2^2 \leq (1 + \delta) \|c\|_2^2 \quad (4)$$

其中:  $\delta \in [0, 1]$  为等距系数。

然而,有些信号在正交变換基  $\Psi$  下不够稀疏, 因此可以根据信号的具体特征构建过完备字典  $D$ , 用以对信号  $x$  进行稀疏表示。根据 CS 理论, 如果存在一个变換  $D$ , 对任意  $k$  稀疏信号  $x$ , 使  $x = Ds$ ,  $s \in \sum_k, \sum_k = \{s: \|s\|_0 \leq k\}$ , 则式(3)可写成

$$\min \|s\|_0 \quad \text{s. t.} \quad y = \Phi x = \Phi D s = \theta s \quad (5)$$

其中:  $\theta = \Phi D$  为感知矩阵。

通过训练样本得到的过完备字典  $D$  一般为非正交基, 但由于测量矩阵  $\Phi$  为高斯随机矩阵, 得到的感知矩阵  $\theta$  也是随机的, 必然满足 RIP 性质。

### 1.2 信号 CS 与重构评价指标

文中采用压缩比(compression ratio, 简称 CR)作为评价机械振动信号 CS 的压缩效果评价指标, 用  $n_1$  和  $n_2$  分别为机械振动信号压缩前、后的数据量, 其计算公式为

$$CR = (n_1 - n_2) / n_1 \quad (6)$$

峰值信噪比(peak signal to noise ratio, 简称 PSNR)表示信号可能的最大功率和影响其精度的背景噪声功率之间的比值, 单位为分贝(dB)。文中采用 PSNR 作为机械振动信号重构精度的评价指标

$$PSNR = 10 \lg \frac{\sigma_{\max}^2}{\sigma_e^2} \quad (7)$$

其中:  $\sigma_e^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\hat{g}_i - g_i]^2$ ;  $g, \hat{g}$  分别为重构前、后的信号数据;  $g_{\max}$  为信号序列中的最大值;  $N$  为信号的长度。

## 2 基于小波包的信号稀疏变換

### 2.1 稀疏变換方法选择

传统的 DCT 和 DWT 变換重点关注的是信号低频部分, 忽略了仍具有丰富信息的高频部分, 采用这些方法进行稀疏变換时, 会丢失部分原始信号的信息特征, 且信号处理不够精细, 变換后的稀疏度较低, 从而导致信号重构精度下降。采用小波包对信号进行稀疏变換时, 信号的低频部分和高频部分被同步分解, 信号处理更加精细, 保留了更多原始信号的特征信息, 也使信号的稀疏度和重构精度进一步提高。

对同一信号来说, 在其稀疏域的稀疏度越高, 信号 CS 时的压缩率就越高<sup>[11]</sup>, 变換过程也应尽可能

保留原始信号的特征,所以笔者选择小波包对信号进行稀疏变换。还需说明的是,在采用小波包对信号进行稀疏变换时,还需要根据原始信号的特征,进一步对小波基的类型进行选择。只有选择合适的小波基,才能获得最佳的稀疏效果<sup>[12]</sup>。文中通过实验方法确定选择 DB4 小波基函数。

### 2.2 小波包分解尺度选择

对机械振动信号采用小波包进行稀疏变换,是为了使信号在频域表现出更高的稀疏度。信号在频域的稀疏度还与小波包分解的尺度有关,但并非分解尺度越多,稀疏度越高。所以在实际应用中,应该选择合适的分解尺度。

通过一个实例来分析信号分解尺度和稀疏度之间的关系,并根据分析结果选择合理的小波包分解尺度。选择美国西储大学轴承数据库中的 OR007 @6 号振动信号为测试样本,该信号表示在轴承外圈 6 点方向、0.007"深度处发生了故障,故障负载为 0,分别由位于电机驱动端和风扇端的加速度传感器采样得到,信号采样频率为 12 kHz。任意截取长度为 512 个采样点的数据,采用 DB4 小波基对信号进行多尺度小波包分解,对各尺度下小波包系数绝对值不大于阈值  $T$  的系数进行置零,置零后的小波包系数中为零的个数与所有系数的百分比定义为稀疏度  $k$ ,统计结果如表 1。

表 1 不同分解尺度下的稀疏度

Tab.1 The sparsity at different decomposition scales

分解尺度	1	2	3	4	5	6
阈值 $T=6$	72.58	82.10	91.22	91.71	91.26	90.33
阈值 $T=16$	75.79	91.63	95.27	95.83	95.64	95.28

从表 1 中数据看出,在不同阈值下,随着分解尺度的增加,小波包系数的稀疏度呈上升趋势;但达到一定分解尺度后,稀疏度开始下降。根据表 1 的数据和分析结果,文中的小波包分解尺度选择为 4。

## 3 稀疏度拟合的自适应 CS

### 3.1 不同采样率下信号重构精度

利用机械振动信号进行故障诊断和状态监测,必须保证重构后的信号具有较高精度。当采用 PSNR 作为信号重构评价指标时,一般要求振动信号的重构精度 PSNR 不小于 45 dB,否则难以保证重构信号的完整性。对同一机械振动信号来说,如

果要求重构信号的 PSNR 越高,则需要较高采样率。但采样率越高时,信号的压缩率会越低<sup>[13]</sup>。

通过实例来分析信号的重构精度与采样率之间的关系,并根据分析结果为自适应采样率的选择提供理论基础。仍采用文中 2.2 节所述的测试样本,采用不同的采样率对信号进行 CS,并选择对应的独立同分布高斯随机矩阵为观测矩阵,采用 OMP 算法对信号进行重构。不同采样率下的信号重构 PSNR 值如表 2 所示。

表 2 不同采样率时信号重构精度

Tab.2 The signal reconstruction accuracy at different sampling rates

采样率/%	30	50	70	80	90
PSNR/dB	30.3	36.5	44.1	45.2	48.4

由表 2 可以看出,当采样率接近 80%时,信号的重构精度才能满足实用要求,这主要是因为测试信号的奇异度较高。更多实验结果证明,在重构精度一定的前提下,信号越平稳,采样率越低。

### 3.2 精确自适应采样率选择

根据上述分析,基于信号的重构精度为不同信号选择精确采样率的步骤如下(如图 2 所示):

- 1) 对信号进行 4 尺度小波包分解;
- 2) 对第 4 尺度下的高频小波包系数中绝对值不大于阈值  $T$  的系数进行置零处理,并求取该尺度下的小波包系数稀疏度  $k$ ;

3) 设置信号初始采样率  $f=20\%$ ,步长  $1\%$ ,终值  $100\%$ ,然后进行迭代计算:在每个采样率下对信号进行 CS 并进行重构,计算信号重构精度 PSNR 值,当 PSNR 不大于 45 dB 时,迭代继续;当 PSNR 大于或等于 45 dB 时,所对应的采样率为精确自适应采样率值,记录该值后迭代结束。

### 3.3 信号自适应采样率优化

对机械振动信号采用上述方法进行分段处理,当完成  $m$  段信号的稀疏变换后,可以得到一组稀疏度-采样率的数据对集合  $\{k_i, f_i\}, i=1,2,\dots,m$ 。由于各种测量误差的存在,一些数据对会表现为离散的点。根据信号的惯性特征,这些离散的点往往是由测量误差产生的。为了消除测量误差,采用最小二乘法对这些数据对进行拟合,即在  $m$  次线性函数簇  $P=\{p_1, p_1, \dots, p_m\}$  中找到最佳函数  $h(k, C)$ ,使其平方误差和满足

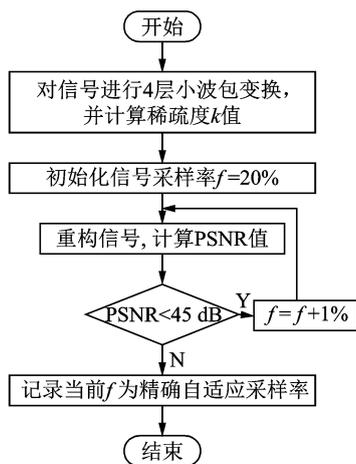


图2 自适应压缩采样流程

Fig. 2 The flow chart of adaptive compressed sampling

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^m [h(k_i, C) - f_i]^2 = \min_{h(k_i, C) \in P} \sum_{i=2}^m [h(k_i, C) - f_i]^2 \\ h(k, C) = \sum_{i=1}^m C_i p_i(k) \end{cases} \quad (8)$$

实际应用中,在程序的初始化部分对  $m$  段振动信号进行稀疏变换,并对  $m$  段信号的稀疏度-采样率数据进行最小二乘拟合,得到一个确定性函数。程序运行时,当有新数据对加入时,直接调用该确定性函数对采样率进行优化。并将新数据对加入到数据对序列中,再次进行最小二乘拟合并得到新的确定性函数,当有更新的数据对加入时,再次调用新的确定性函数对采样率进行优化,依次类推。

## 4 机械振动信号过完备字典设计

机械振动信号的稀疏性是实现信号 CS 与重构的前提。时域下的机械振动信号是非稀疏的,因而需要采用稀疏字典进行变换。常用的稀疏字典有两种类型:固定字典和学习字典。固定字典由数学变换得到,如傅里叶字典、DCT 字典、DWT 字典等。固定字典结构良好,计算速度快,但固定字典对原始信号的依赖性较强,自适应较差,不能良好的表现原始信号特征;学习型字典基于原始信号样本,通过机器学习方法构建出非正交过完备字典,因其能够良好表现原始信号特征,压缩率高,重构性能优越受到广泛关注,常用的方法有最优方向法和 K-SVD 法<sup>[14]</sup>。众多研究表明,K-SVD 方法在字典学习过程中对信号特征的描述效果更

好<sup>[15]</sup>,应用更为广泛。

K-SVD 算法与 K-均值聚类算法关系密切,是 K-均值聚类算法的高度泛化<sup>[16]</sup>。字典学习主要包括 3 个步骤:①字典初始化。可以选择固定字典(如过完备 DWT 字典)或随机选择  $K$  个信号样本得到初始化字典  $D$ ,文中采用第 2 种方法。②稀疏编码。在初始化字典  $D$  的基础上,采用 OMP 算法查找信号在字典  $D$  上的最优系数矩阵。③字典更新。更新字典  $D$  中的原子,并根据迭代次数或最小误差要求,使字典  $D$  达到最优。应用步骤如下。

1) 选取机械振动信号样本,并确定训练过完备字典的 5 个重要参数:原子数量  $K$ 、原子维数  $n$ 、待分解信号进行线性稀疏表示时所需要的最大原子数量  $L$ 、K-SVD 算法的迭代次数  $J$  和样本信号集合  $S$  的原子个数  $N$ 。

2) 对选取的机械振动信号样本按照原子维数  $n$  大小进行划分,并随机选择  $K$  个原子对字典  $D$  进行初始化,再选择  $N$  个原子构成机械振动信号样本集合  $S$ ,并保证所有原子均具有 2-范数。

3) 在选取的机械振动信号样本中采用 OMP 算法进行迭代,求取字典  $D$  的稀疏系数矩阵  $X$ 。

4) 对稀疏系数矩阵  $X$  进行固定,利用 K-SVD 算法对字典  $D$  中的原子依次进行更新,使其逼近误差最小。

5) 重复步骤 3 和 4,直到满足最小误差要求或达到预设的迭代次数,得到最优过完备字典  $D$  和最优稀疏系数矩阵  $X$ 。

## 5 实验结果及分析

### 5.1 过完备字典重构性能分析

仍以文中 2.2 节的测试样本信号为例。由于信号的周期性和字典训练的需要,将该测试样本 0~121 991 采样点扩展至 0~609 955,其中 0~563 200 采样点用以训练过完备字典,采样点 563 200 后的 46 755 个采样点为 CS 测试信号,采用 OMP 算法对信号进行重构计算。为了使实验结果更有针对性,在进行本节实验时不采用自适应采样率,而是取固定采样率 80% 进行实验。

采用 K-SVD 算法完成机械振动信号过完备字典训练过程就是合理选取文中第 4 节中所述的 5 个重要参数值。如何对这些参数进行合理选取,还没有统一的标准。下面分别通过实验方法测试当某一

个参数发生变化时过完备字典对信号的稀疏度,进而对信号重构精度的影响进行分析,获得选取这些参数的实验方法。

**实验 1** 分别取  $K = 600, L = 14, J = 10, N = 1\ 100$ ,当原子维数  $n$  从  $100 \sim 500$  变化时,信号的重构精度曲线如图 3 所示。

图 3 中的 3 条曲线分别表示在 K-VSD 过完备字典、DWT 过完备字典和 DWT 正交基 3 种稀疏方式下的信号重构精度曲线。可以看出,相同  $n$  值下,K-VSD 过完备字典具有较好的稀疏性能,其信号重构精度较高,DWT 过完备字典次之,DWT 正交基最低,这一结果比较明显地反应了 3 种稀疏变换方式下信号的稀疏度与信号重构精度有关。另外,当  $n = 300$  时,3 种稀疏方式下的重构精度均较高,且长度为 300 的采样点能够反映振动信号的周期性变化,所以后面的几项实验中的  $n$  均取 300。

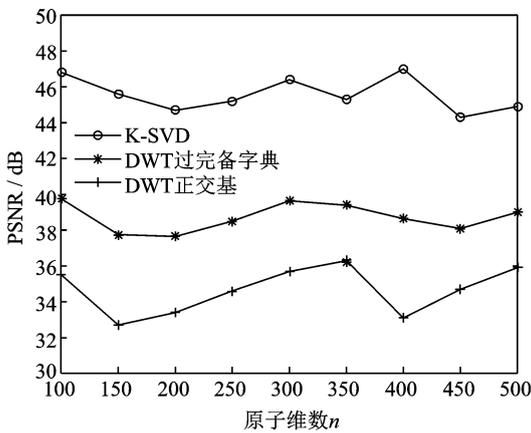


图 3 不同  $n$  值下信号重构精度

Fig. 3 The signal reconstruction accuracy under different  $n$  values

**实验 2** 分别取  $n = 300, L = 14, J = 10, N = 1\ 100$ ,当字典的原子数量  $K$  从  $500 \sim 800$  变化时,信号的重构精度曲线如图 4 所示。

显然,由于  $n$  值固定,观察矩阵  $\Phi$  不变,则 DWT 正交基下信号的重构精度不变。所以,图中只给出了  $K$  变化时,在 K-VSD 过完备字典、DWT 过完备字典 2 种稀疏方式下的信号重构精度曲线。可以看出,当  $K = 650$  时,信号重构精度较高。

**实验 3** 分别取  $n = 300, K = 650, L = 14, J = 10$ ,当样本信号集合  $S$  的原子个数  $N$  从  $750 \sim 1\ 100$  变化时,信号的重构精度曲线如图 5 所示。可以看出, $N = 850$  时信号的重构精度较好。

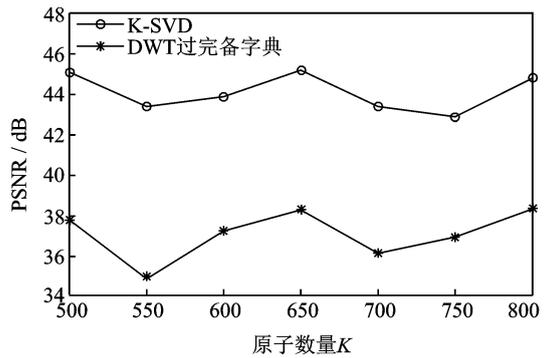


图 4 不同  $K$  值下信号重构精度

Fig. 4 The signal reconstruction accuracy under different  $K$  values

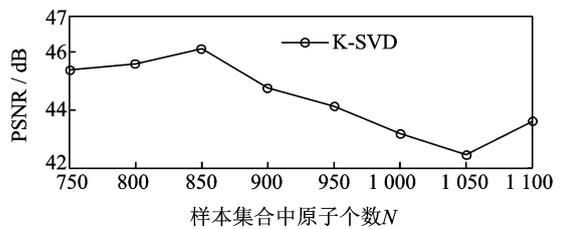


图 5 不同  $N$  值下信号重构精度

Fig. 5 The signal reconstruction accuracy under different  $N$  values

**实验 4** 分别取  $n = 300, K = 650, N = 850, J = 10$ ,待分解信号进行线性稀疏表示时所需要的最大原子数量  $L$  从  $2 \sim 20$  变化时,信号的重构精度曲线如图 6 所示。可以发现,当  $L \geq 10$  后信号的重构精度变得相对比较稳定,从而算法中的  $L$  取值不应小于 10。

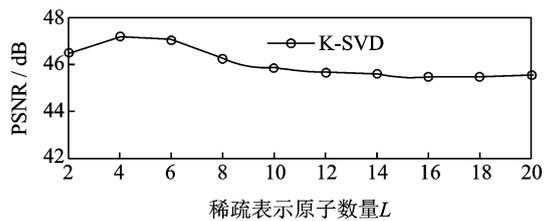
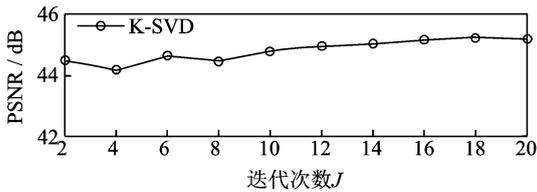


图 6 不同  $L$  值下信号重构精度

Fig. 6 The signal reconstruction accuracy under different  $L$  values

**实验 5** 分别取  $n = 300, K = 650, N = 850, L = 10$ ,K-SVD 算法的迭代次数  $J$  从  $2 \sim 20$  变化时,信号的重构精度曲线如图 7 所示。容易看出,当算法的迭代次数超过 10 次后,信号的重构精度变得相对比较稳定,所以算法的迭代次数取值不应小于 10 次。

图7 不同  $J$  值下信号重构精度Fig. 7 The signal reconstruction accuracy under different  $J$  values

## 5.2 本算法性能比较

为了验证笔者提出的算法性能,对信号采用小波包自适应稀疏变换,取信号重构精度为 45 dB,在 K-VSD 过完备字典、DWT 过完备字典和 DWT 正交基 3 种不同稀疏方式下,对 10 种不同类型机械振动信号进行 CS,经多次实验,得到信号压缩率 CR 的平均值计算结果如表 3 所示。从表中数据可以看出,笔者所述算法的信号压缩率显然最高。

表 3 不同类型信号的压缩率

Tab. 3 The Compression Ratio of different types signals

信号类别	DWT 正交基	DWT 过完备字典	K-SVD 过完备字典
Normal	0.519	0.603	0.726
B007	0.486	0.585	0.693
B0014	0.479	0.588	0.674
B0021	0.512	0.594	0.651
OR007@6	0.529	0.623	0.731
OR014@6	0.536	0.626	0.714
OR021@6	0.524	0.611	0.720
IR007	0.482	0.570	0.695
IR014	0.487	0.561	0.683
IR021	0.492	0.573	0.704

## 6 结束语

通过稀疏度拟合的自适应 CS 方法,完成对机械振动信号的 CS 与重构,主要解决了 3 个方面问题:①采用小波包对机械振动信号进行稀疏变换,对仍蕴含丰富信息的高频信号进行分解,使机械振动信号在频域的稀疏度更高,提高了信号的压缩率和重构精度;②采用稀疏度拟合的自适应 CS,在保证信号重构精度的前提下,具有最低采样率;最小二乘法拟合的采样率优化消除了信号测量过程中可能出

现的误差,使信号重构精度进一步提高;③根据机械振动信号特征,基于 K-SVD 算法训练过完备字典对机械振动信号进行稀疏表示,进一步提高了信号的压缩率和重构精度。但针对机械振动信号,采用 K-SVD 算法训练过完备字典时对参数的选取研究甚少,还没有统一标准的方法可以借鉴。因此笔者通过实验方法对这一部分内容进行了重点研究,对 K-SVD 算法的参数进行了合理选取,使其更适合用于对机械振动信号进行处理。

## 参 考 文 献

- [1] 祝小彦,王永杰,张钰淇,等. 基于自适应最优 Morlet 小波的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2018,38(5):1021-1029.  
ZHU Xiaoyan, WANG Yongjie, ZHANG Yuqi, et al. Method of incipient fault diagnosis of bearing based on adaptive optimal morlet wavelet[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(5): 1021-1029. (in Chinese)
- [2] 曹愈远,张建,李艳军,等. 基于模糊粗糙集和 SVM 的航空发动机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(1):169-173.  
CAO Yuyuan, ZHANG Jian, LI Yanjun, et al. Aero-engine fault diagnosis based on fuzzy rough set and SVM [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(1): 169-173. (in Chinese)
- [3] 温广瑞,栾日维,任延晖,等. 相空间稀疏化的信号 CS 与重构方法[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(2): 228-234.  
WEN Guangrui, LUAN Riwei, REN Yanhui, et al. Compressed sensing and reconstruction method based on sparsity in phase space[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(2): 228-234. (in Chinese)
- [4] DU Z H, CHEN X F, ZHANG H, et al. Feature identification with compressive measurements for machine fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(5): 977-987.
- [5] 余发军,周凤星,严保康. 基于字典学习的轴承早期故障稀疏特征提取[J]. 振动与冲击, 2016, 35(6): 181-186.  
YU Fajun, ZHOU Fengxing, YAN Baokang. Bearing initial fault feature extraction via sparse representation based on dictionary learning[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(6): 181-186. (in Chinese)

- [6] 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):97-105.  
GUO Junfeng,SHI Bin,WEI Xingchun,et al. A method of reconstruction of compressed measuring for mechanical vibration signals based on K-SVD dictionary-training algorithm sparse representation[J]. Journal of Mechanical Engineering,2018,54(7):97-105. (in Chinese)
- [7] 王强,张培林,王怀光,等.基于稀疏分解的振动信号数据压缩算法[J].仪器仪表学报,2016,37(11):2497-2505.  
WANG Qiang,ZHANG Peilin,WANG Huaiguang,et al. Data compression algorithm of vibration signal based on sparse decomposition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2016,37(11):2497-2505. (in Chinese)
- [8] 王鹏飞,王新晴,曹蕾,等.基于判别稀疏编码的轴承故障诊断方法[J].仪表技术与传感器,2016(8):77-80.  
WANG Pengfei,WANG Xinqing,CAO Lei,et al. Bearing fault diagnosis method based on discriminative sparse coding[J]. Instrument Technique and Sensor,2016(8):77-80. (in Chinese)
- [9] 王怀光,张培林,吴定海,等.基于提升小波的机械振动信号自适应压缩感知[J].中南大学学报(自然科学版),2016,47(3):772-776.  
WANG Huaiguang,ZHANG Peilin,WU Dinghai,et al. Adaptive compressed sensing of machinery vibration based on lifting wavelet transform[J]. Journal of Central South University (Science and Technology),2016,47(3):772-776. (in Chinese)
- [10] WU Z B,XU J P. Possibility distribution-based approach for MAGDM with hesitant fuzzy linguistic information [J]. IEEE Transactions on Cybernetics,2016,46(3):694-705.
- [11] EGEL A,PATTELLI L,MAZZAMUTO G,et al. CELES: CUDA-accelerated simulation of electromagnetic scattering by large ensembles of spheres[J]. Journal of Quantitative Spectroscopy & Radiative Transfer,2017,199:103-110.
- [12] 吴建宁,徐海东,王珏.基于过完备字典稀疏表示的多通道脑电信号压缩感知联合重构[J].电子与信息学报,2016,38(7):1666-1673.  
WU Jianning,XU Haidong,WANG Jue. A new joint reconstruction algorithm of compressed sensing for multichannel EEG signals based on over complete dictionary approach[J]. Journal of Electronics & Information Technology,2016,38(7):1666-1673. (in Chinese)
- [13] JIANG Y,XU Z S,GAO M. Methods for ranking intuitionistic multiplicative numbers by distance measures in decision making[J]. Computers & Industrial Engineering,2015,88(C):100-109.
- [14] LEI Y G,JIA F,LIN J,et al. An intelligent fault diagnosis method using unsupervised feature learning towards mechanical big data[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2016,63(5):3137-3147.
- [15] 崔兴梅,吴键,徐云鹏.基于改进m序列的压缩采样观测矩阵设计[J].振动、测试与诊断,2017,37(6):1163-1168.  
CUI Xingmei,WU Jian,XU Yunpeng. Design of compressed sampling observation matrix based on improved m sequence[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis,2017,37(6):1163-1168. (in Chinese)
- [16] HUANG J W,ZHANG L Q,JIANG Z Y,et al. Heterogeneous parallel computing accelerated iterative subpixel digital image correlation [J]. Science China Technological Sciences,2018,61(1):74-85.



**第一作者简介:**杨正理,男,1971年10月生,副教授。主要研究方向为复杂系统与计算智能。曾发表《采用差分滤波算法改进最大投影差值故障选线》(《电力系统保护与控制》2018年第46卷第4期)等论文。

E-mail:zhengli-yang@163.com

