

# 机械振动信号分块自适应压缩感知算法\*

王 强,张培林,王怀光,陈彦龙

(军械工程学院车辆与电气工程系 石家庄 050003)

**摘要:**为提高振动信号分块压缩感知过程中的信号重构效果,提出了机械振动信号的自适应分块压缩感知算法。首先将信号分割,构造信号矩阵,并利用 K-SVD 构造与信号矩阵相适应的冗余字典;然后根据不同信号块在冗余字典下匹配追踪系数的衰减速度,定义不同信号块的复杂度权值;最后以复杂度权值为依据,制定自适应的压缩感知采样策略,在保证振动信号的整体采样率不变的同时,自适应分配不同信号块的观测数目。将该算法应用于机械振动信号压缩感知,与传统压缩感知算法以及其他自适应压缩感知算法相比,信号重构的精度得到提高。

**关键词:**机械振动信号;分块压缩感知;复杂度;采样策略

**中图分类号:** TN911 TH393.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## Adaptive blocked compressed sensing algorithm for the machinery vibration signal

Wang Qiang, Zhang Peilin, Wang Huaiguang, Chen Yanlong

(Department of Vehicle and Electrical Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

**Abstract:** In order to improve the reconstruction effect of the vibration signal in the process of blocked compressed sensing, an adaptive compressed sensing algorithm is proposed. Firstly, the signal is transformed into matrix by devising the signal into blocks, and the redundant diction is constructed by K-SVD adaptively. Secondly, the complexity weight is defined by the attenuation rate, which comes from the sparse coefficients under the redundant dictionary. At last, based on the complexity weight, the observation number of different signal blocks is allotted adaptively in the guarantee of the same total sampling rate. While this algorithm is applied in the compressed sensing of machinery vibration signal, the reconstruction precision is higher than other compressed sensing algorithms.

**Keywords:** machinery vibration signal; blocked compressed sensing; complexity weight; sampling strategy

## 1 引 言

机械振动信号中包含了机械设备的海量状态信息,因此被广泛应用于机械设备运行状态监测与故障诊断<sup>[1-2]</sup>。在基于传统奈奎斯特采样定理的信号采样模式下<sup>[3-4]</sup>,要获取故障频率信息<sup>[5]</sup>,采样频率至少大于故障频率的两倍,因此采集的信息数据量大,存储空间大,信号传输困难。压缩感知<sup>[6]</sup>是一种突破传统采样定理的信号感知理论,在压缩感知理论框架下,信号的采集与压缩过程合并,通过有限的采样个数,尽可能多地保留信号特性,数据存储空间降低,信号传输数据量降低,因此基于压缩感知的信号采集理论得到广泛的关注,并在雷达探

测<sup>[7]</sup>、压缩成像<sup>[8-9]</sup>、数据通信<sup>[10]</sup>等领域得到应用。

机械振动信号的压缩感知理论研究仍处于不断发展阶段。文献[11]设计实现了振动信号压缩感知算法,应用于机械设备时变信号,取得了良好的压缩降噪效果;文献[12]针对回转支承实现了振动信号的压缩感知,有效降低了振动数据的存储压力;文献[13]基于提升小波,设计了机械振动信号自适应压缩感知,提高了信号压缩效果与重构效果。但是现有机械振动信号压缩感知方法在信号长度较大或者机械设备连续监测时,其算法压缩观测过程复杂度呈现平方形式增加,并且由于采用固定的正交稀疏字典作为稀疏变换域,压缩感知算法的适应性较差,信号重构效果有待进一步提高。在压缩感知其他应用领域,文献[14]设计了语音信号的帧内、帧间

自适应压缩感知算法,有效改善语音信号的重构效果;文献[15]从图像块的纹理信息入手,自适应分配采样数目,改善了图像的重构质量,等等。但是上述自适应的压缩感知方法充分利用了应用对象的特点,直接应用在机械振动信号压缩感知时,信号重构效果并不理想。

本文借鉴语音信号分帧、图像分块的思想,结合机械振动的特点,提出机械振动信号自适应分块压缩感知算法。通过信号分块的方式,有效减少测量矩阵的元素个数,降低大长度机械振动信号压缩感知难度;利用K-奇异值分解(K-singular value decomposition, K-SVD)<sup>[16]</sup>算法实现分块信号自适应冗余字典构造;根据不同信号块稀疏向量的衰减特性,自适应分配观测数目。实验证明,本文提出的机械振动信号的分块自适应压缩感知能够有效提高信号重构效果。

## 2 分块压缩感知理论模型

在机械振动信号长度较大或者在机械设备连续监测过程中,要实现机械振动信号的实时监测,就需要对信号进行分块处理。机械振动信号的分块压缩感知流程如下:首先对原始机械振动信号按照分割长度进行分块,然后对每一块信号进行稀疏分解,获得稀疏字典,进而对不同信号块进行压缩观测,从而完成分块压缩感知。压缩观测信号<sup>[17]</sup>进行存储并传输后,对信号进行分块重构,并按照信号分割时确定的分割长度进行原始信号整体重构。

假设信号分块后,信号长度为 $n$ , $x_i$ 表示第 $i$ 块信号,压缩观测后信号为 $y_i$ ,则分块压缩感知可以表示为:

$$y_i = \Phi_i x_i = \Phi_i \Psi s_i = \Theta_i s_i \quad (1)$$

式中: $y_i$ 为观测信号, $\Psi$ 为信号变换域, $\Phi_i$ 为压缩观测测量矩阵, $\Theta_i$ 为感知因子, $s_i$ 为稀疏系数向量,若稀疏系数中非零稀疏为 $K$ ,则称信号为 $K$ 稀疏信号。

假设压缩观测信号 $y_i$ 长度为 $m$ ,由于 $m < n$ ,从 $y_i$ 中重构原始信号 $x_i$ 为病态问题,但由于 $s_i$ 为 $K$ 稀疏信号,这就为 $y_i$ 重构 $s_i$ 提供了可能。信号重构数学模型可以表述为:

$$s_i' = \arg \min \|s_i\|_{l_0} \quad \text{s. t.} \quad \Theta_i s_i = y_i \quad (2)$$

上述模型为NP难问题,为简化求解过程,Donoho D. L.等人<sup>[18]</sup>将 $l_0$ 范数转化为 $l_1$ 范数,从而将非凸优化问题转化为凸优化问题,并利用线性规划重构了原始信号在变换域的稀疏信号 $s'$ ,最后通过 $\Psi$ 可以重构原始信号。

要保证原始机械振动信号能够得到精确重构,测量矩阵设计必须满足有限等距性质(restricted isometry property, RIP)<sup>[19]</sup>,分块压缩感知测量矩阵可以表示为:

$$\Phi = \begin{pmatrix} \Phi_1 & & & \\ & \Phi_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \Phi_i \end{pmatrix} \quad (3)$$

式中: $\Phi_i$ 为不同信号块对应的测量矩阵,可以看出,通过分块的方式,测量矩阵中零元素大大增加,因此测量矩阵的构造难度明显降低,Candes E. J.等人<sup>[20]</sup>证明,元素独立同分布于高斯随机分布的高斯随机矩阵,在观测次数满足 $m \geq 0(K \times \lg(n/K))$ 时, $\Phi_i$ 能够以很高的概率满足RIP性质。

机械振动信号时域复杂,分块后不同信号块结构差异明显,因此机械振动信号在分块压缩感知过程中主要存在以下问题。

1) 机械振动信号分块压缩感知过程中,稀疏字典的设计很难满足不同信号块稀疏分解的需要,不能保证信号的整体重构效果。

2) 不同信号块的结构特性不同,因此对压缩感知过程中测量矩阵的维度需求不同, $\Phi_i$ 的维度设计很难与信号块的结构特性相适应。

针对机械振动信号在分块压缩感知过程中存在的问题,本文提出了自适应的分块压缩感知算法。

## 3 自适应分块压缩感知算法

### 3.1 自适应冗余字典

信号在稀疏字典下的稀疏效果是其可压缩性的表现形式,也是信号压缩感知的基础和前提,机械振动信号由于噪声、机械装置结构等因素的影响,导致时域结构复杂,难以找到合适的稀疏字典实现信号的有效稀疏分解。针对这一问题,本文提出采用自适应的字典设计方式,生成与信号相适应的自适应冗余字典,冗余字典设计采用了K-SVD算法,K-SVD通过学习训练,生成与原始信号相适应的冗余字典,K-SVD学习训练过程可以表述为:

$$\|X - \Psi S\|_F^2 = \|X - \sum_{j=1}^K \Psi_j s_j^j\|_F^2 = \|(X - \sum_{j \neq i} \Psi_j s_j^j) - \Psi_i s_i^i\|_F^2 = \|E_i - \Psi_i s_i^i\|_F^2 \quad (4)$$

式中: $X$ 为训练样本矩阵,训练样本由原始信号构成,每个样本的长度为信号块分割长度, $\Psi_j$ 为 $\Psi$ 的第 $j$ 列, $S$ 为稀疏向量构成的矩阵, $s^j$ 表示 $S$ 的第 $j$ 行,反映了训练字典 $\Psi_j$ 分量在各个训练样本稀疏分解过程中稀疏系数的大小, $\Psi_i$ 为待训练字典原子,在K-SVD训练过程中,字典原子的训练逐个进行,由于 $s_i$ 通常包含了零元素,为保证稀疏度,要进行去零收缩。定义 $\omega_i, \Omega_i$ 如下:

$$\omega_i = \{k | s^i(k) \neq 0\} \quad (5)$$

$\Omega_i$  在  $(\omega_i(j), j)$  处为 1, 其他位置为 0, 则去零收缩过程为:

$$\mathbf{E}_R^i = \mathbf{E}_i \Omega_i \quad (6)$$

训练字典原子的训练更新结果通过奇异值分解赋值, 对  $\mathbf{E}_R^i$  进行奇异值分解:

$$[\mathbf{S}, \mathbf{V}, \mathbf{D}^T] = \text{svd}(\mathbf{E}_R^i) \quad (7)$$

利用  $\mathbf{S}$  的第 1 列元素对训练字典原子进行赋值, 即完成了一个原子的训练过程, 在 K-SVD 训练过程中, 字典原子的训练逐个进行, 每个字典原子的训练重复上述过程, 直至整个字典训练完毕。

### 3.2 自适应采样策略

信号分块后, 机械振动信号的压缩感知过程分块进行, 通常情况下, 不同信号块的压缩采样率与目标采样率保持一致, 这样整个信号的压缩采样率即为目标采样率。但是不同信号块结构特征不一致, 在相同的采样率下, 不同信号块的压缩采样效果必然不同。对于结构复杂的信号块, 信号块中包含的信息较多, 需要的采样数目多, 在目标采样率下, 压缩感知效果低于平均水平, 对于结构简单的信号块, 信号块中包含的信息少, 在目标采样率下的压缩感知效果稍高于平均水平, 但是对于这部分信号块, 采样数目通常在较低值时即可达到良好的压缩观测效果, 因此对于这部分信号而言, 采样过程中的有效采样率较低。为此本文从分块后信号结构特征的角度出发, 以信号在自适应冗余字典下的稀疏效果为依据, 构造信号块的复杂度权值, 自适应分配采样数目, 在保证目标采样率的前提下, 提高采样过程的有效采样率, 从而改善压缩感知效果。

由于采用了 K-SVD 算法, 自适应冗余字典中包含了与原始信号块结构特性相关的原子信息, 因此对于结构特性好的信号块, 其在冗余字典下的稀疏效果好。正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法是一种比较常用的稀疏分解算法, 在迭代过程中, OMP 算法克服了匹配追踪算法原子被重复选择的问题, 保证了稀疏分解过程能够在有限的迭代次数内完成。OMP 在稀疏分解过程中通过信号残差与冗余字典中原子内积的最大值确定下一个用于稀疏分解的字典原子, 并将该原子添加进入用于稀疏表示的字典原子集合。对于结构特性好的信号块, OMP 稀疏分解过程将会在少数的迭代次数后迅速收敛, 残差信号也将迅速趋近于零, 利用 OMP 算法的这一特点, 本文以稀疏分解系数的衰减速度衡量不同信号块的结构特性。

OMP 算法通过残差控制迭代过程, 迭代终止条件为容许误差  $\varepsilon$ :

$$\varepsilon = k \times n \times \sqrt{\frac{(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})^2}{N \times n}} \quad (8)$$

式中:  $\mathbf{x}$  为原始信号,  $\bar{\mathbf{x}}$  为信号均值,  $k$  为容许系数, 其大小决定了信号残差的大小,  $n$  为分块后信号长度,  $N$  为分块信号的个数。

根据不同信号块的稀疏分解系数向量  $s_i$ , 定义不同信号块的衰减速度为  $v_i$ :

$$v_i = \begin{cases} \frac{\sum_{j=1}^K G_j(s'_i)}{K \times \max(|s'_i|)}, & K > 1 \\ s'_i - \min(\mathbf{S}), & K = 1 \end{cases} \quad (9)$$

$$G_j(s'_i) = \frac{s'_{i,j+1} - s'_{i,j-1}}{2} \quad (10)$$

式中:  $K$  为信号块的稀疏度, 即非零元素的个数,  $s'_i$  为  $s_i$  按照系数由小到大排列后去除零元素的向量。当存在信号块的稀疏度为 1 时,  $\min(\mathbf{S})$  为所有信号块中稀疏系数中的最小值, 保证了衰减速度不会取到极限值 1, 因此  $v_i \in (0, 1)$ 。由于衰减速度与信号结构复杂度呈负相关, 衰减速度越大, 信号的结构特性越好, 复杂度越低, 因此定义复杂度权值  $w_i$  为:

$$w_i = 1 - v_i \quad (11)$$

复杂度权值取值范围与衰减速度相同,  $w_i \in (0, 1)$ , 与信号结构复杂度呈正相关, 即复杂度权值越大, 信号块的结构越复杂。

根据复杂度权值, 自适应的压缩感知采样策略如下:

$$r_i = \begin{cases} r_{\min}, & w_i < t_1 \\ \frac{w_i}{N_{\text{mid}}} \times N_{\text{mid}} \times r_{\text{mid}}, & t_1 < w_i < t_2 \\ \sum_{i=1}^K w_i \\ r_{\max}, & t_2 < w_i \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $r_i$  为第  $i$  信号块的采样率,  $t_1, t_2$  为设定的复杂度阈值,  $N_{\text{mid}}$  表示复杂度权值适中的信号块个数, 可以看出, 在自适应采样策略下, 当信号块复杂度权值过低时, 通过最低采样率  $r_{\min}$  保证压缩感知效果, 当复杂度过高时, 通过  $r_{\max}$  控制采样率, 当复杂度适中时, 采样率随复杂度自适应进行调整。采用了自适应的压缩感知采样策略后, 信号的整体采样率为:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^N r_i}{N} = \frac{r_{\min} \times N_{\min} + r_{\text{mid}} \times N_{\text{mid}} + r_{\max} \times N_{\max}}{N} \quad (13)$$

式中:  $N_{\max}, N_{\min}$  分别为复杂度权值较大、较小的信号块个数。

### 3.3 本文算法设计流程

本文机械振动信号分块自适应压缩感知算法流程如 1 所示, 对于待压缩感知的机械振动信号, 首先根据分割长度进行信号块的分割, 并利用 K-SVD 生成自适

应稀疏字典  $\Psi$ , 然后利用自适应冗余字典与 OMP 算法的特性, 计算不同信号块的复杂度权值, 并以此为依据, 确定不同信号块测量矩阵的维度, 即不同信号块的

采样数目, 对压缩观测后的信号进行存储、传输后, 利用重构算法重构出原始机械振动信号, 完成整个压缩感知过程。

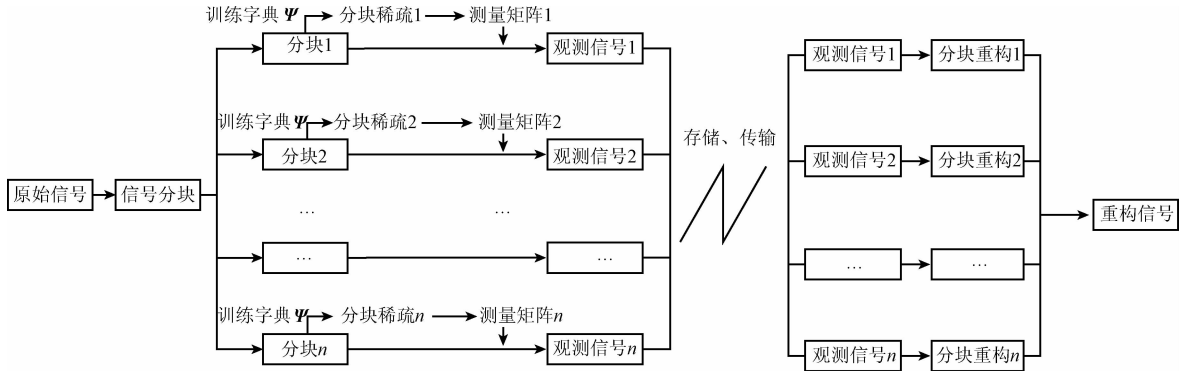


图1 本文压缩感知流程  
Fig. 1 The flow chart of adaptive compressed sensing

测量矩阵的构造采用高斯随机矩阵, 信号重构采用了 Donoho D. L. 提出方法, 通过将  $l_0$  范数转化为  $l_1$  范数, 重构问题转化为凸优化问题, 然后通过线性规划求得最优解。

信号重构的效果通过峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR) 确定, PSNR 的定义为:

$$\sigma_e = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N [x'(j) - x(j)]^2} \quad (15)$$

$$PSNR = 10 \lg \left( \frac{x_{\max}^2}{\sigma_e^2} \right) \quad (16)$$

式中:  $\sigma_e$  表示均方根误差,  $x'$  为重构信号,  $N$  为信号总长度。

## 4 实验与分析

### 4.1 实测信号与稀疏分解性能分析

实验信号通过齿轮箱传动实验箱获得, 试验箱采用二级传动机构, 振动信号通过加速度传感器采集, 两级传动传动比分别为 2:1、91:18。输入转速为 1 491 r/min, 设置齿轮箱分别工作在正常状态、中间轴齿根断裂、中间轴齿面磨损、输出轴齿根断裂、输出轴齿面磨损 5 种状态, 采样频率为 6 400 Hz, 采样时间为 1 s, 采样后信号如图 2 所示。

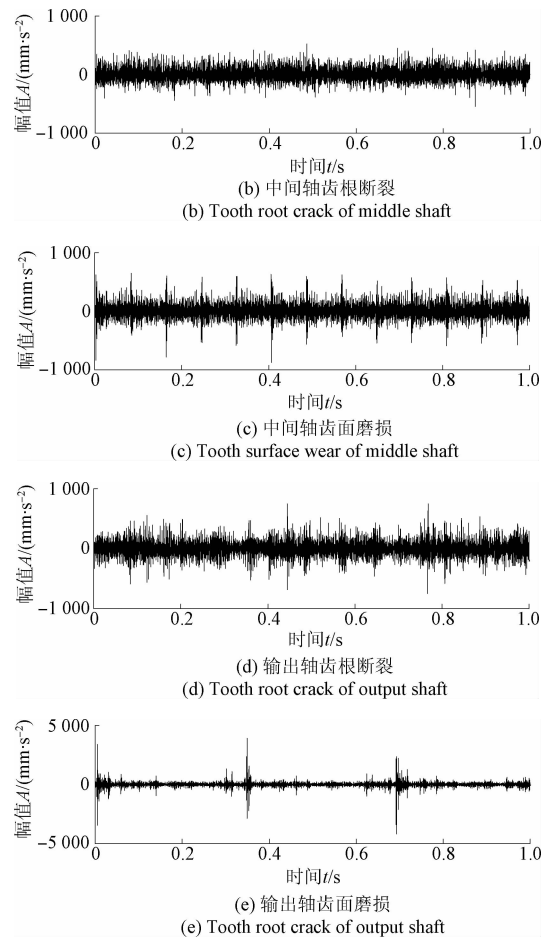
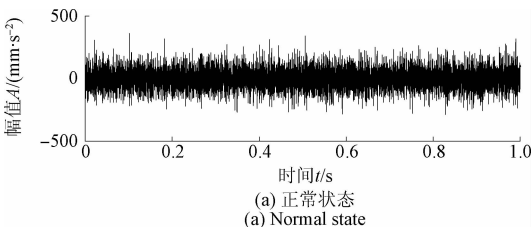


图2 实测信号  
Fig. 2 The measured signal

利用原始振动信号构造信号矩阵, 信号分割长度采用经验值 64, 以原始信号为训练样本, 利用 K-SVD 构造



冗余字典,自适应采样阶段,根据经验将  $r_{\min}$  设定为 0.2,  $r_{\max}$  设定为 0.9,  $r_{\text{mid}}$  根据目标采样率以及  $t_1$ 、 $t_2$  的大小决定,为尽可能保证信号块的采样率根据复杂度权值自适应变化,  $t_1$ 、 $t_2$  分别设定为 0.01、0.99。

机械振动信号在冗余字典下的稀疏分解是自适应采样策略的基础,因此稀疏分解效果很大程度上决定了不同信号块采样数目的分配结果,从而直接影响到原始信号的整体压缩感知效果。本文 OMP 通过容许误差控制稀疏分解迭代过程,稀疏分解效果的变化与容许系数的变化相关联。图 3 所示为不同状态信号的压缩感知重构效果随容许系数  $k$  的变化趋势,实验过程中采样率设定为 0.5。

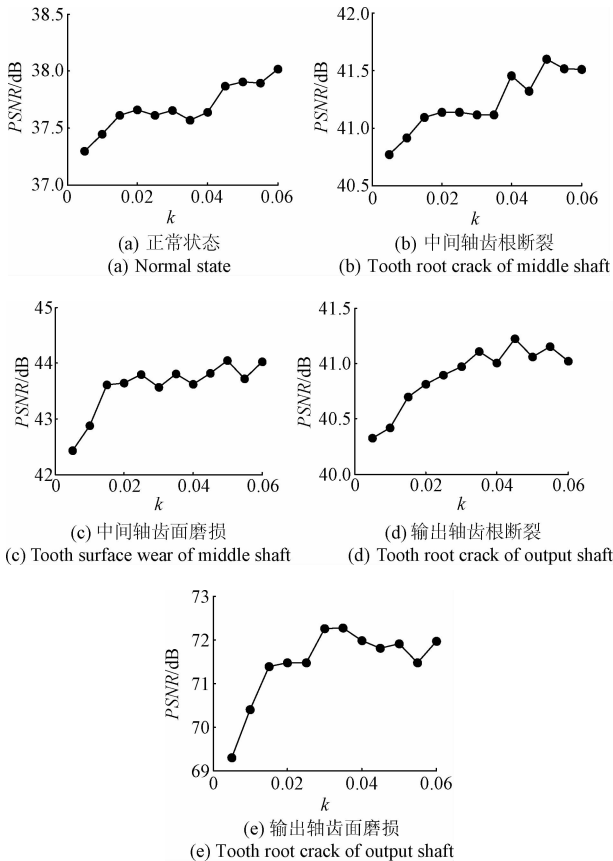


图 3 容许系数与重构效果的关系

Fig. 3 The relation between the tolerance coefficient and reconstruction effect

从图 3 中可以看出,不同状态的重构 PSNR 随  $k$  大体呈现出上升趋势,即容许误差越大,本文算法的重构效果越好。OMP 根据冗余字典中字典原子与原始信号的内积大小,逐个确定用于稀疏表示的字典原子,直至满足稀疏度或误差需求,这就导致先确定下字典原子对原始信号的贡献度高,与后确定的字典原子相比,更能够表征原始信号的特性与信息量,特别在稀疏度要求低、残

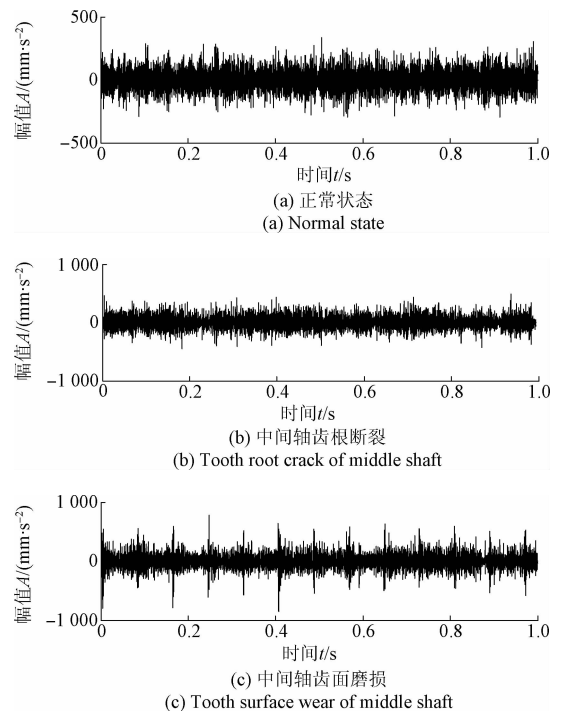
差精度要求高的情况下,大部分用于稀疏表示的字典对信号的特性表示不具有代表性,此时本文复杂度权值不能够很好地表示信号块结构特性的复杂程度,而随着  $k$  的增加,容许误差增大,稀疏分解系数向量对原始信号的信息贡献度增加,自适应分配策略的压缩感知效果明显增强,但同时,  $k$  的取值要保证任意信号块都能够在冗余字典下得到有效的稀疏表示,当  $k$  过大时,可能存在部分信号块的稀疏度为 0,此时复杂度权值不再具有意义,因此要保证信号稀疏分解效果的前提下,尽可能增大  $k$  的取值,不同状态信号  $k$  的取值如表 1 所示。

表 1 不同状态信号  $k$  取值

Table 1 The value of  $k$  in different states

正常状态	中间轴 齿根断裂	中间轴 齿面磨损	输出轴 齿根断裂	输出轴 齿面磨损
$k$	0.093	0.085	0.081	0.064

根据表 1 中参数  $k$  的设置方式,对 5 种状态下齿轮箱的振动信号进行重构,设定整体目标采样率为 0.5,则信号的重构效果如 4 所示。由图 4 可以看出,与原始信号相比,重构信号能够有效保留振动信号中的有效信息,特别是对于故障信号,如中间轴齿面磨损信号以及输出轴齿面磨损信号,经过 0.5 的压缩采样后,重构信号仍然较好地保留了原始信号的周期性冲击,故障信号的强度以及发生时刻均得到较好的重现。



(c) Tooth surface wear of middle shaft

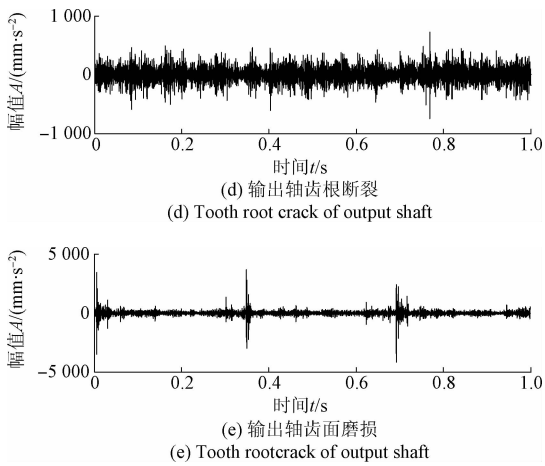


图4 重构信号

Fig.4 The reconstructed signal

### 4.2 压缩感知效果对比

为进一步验证本文机械振动分块自适应压缩感知算法的有效性,与其他压缩感知算法进行分块压缩感知对比实验,对比算法包括 1) 原始压缩感知算法<sup>[21]</sup>,稀疏字典利用最常见的 DCT 变换产生;2) 文献[22]中提出的基于能量分配采样率的自适应压缩感知算法,稀疏字典采用 K-SVD 冗余字典,根据不同信号块的能量自适应分配采样率;3) 未采用自适应采样策略的压缩感知算法,稀疏字典仍然采用 K-SVD 冗余字典;4) 本文算法。实验过程中比较不同状态信号在不同采样率下,各种压缩感知算法的重构效果,实验结果如表 2 所示,表中  $r$  为信号整体目标采样率,  $\Delta PSNR_1$  表示本文算法与未采用自适应压缩采样策略算法的  $PSNR$  差值,  $\Delta PSNR_2$  表示基于能量的自适应压缩感知算法与未采用自适应压缩采样策略算法的  $PSNR$  差值,负值表示  $PSNR$  降低,正值  $PSNR$  提升。

从表 2 中可以看出,对于同一种信号,其重构效果随着压缩比的提高而不断提高,并且对于不同信号,其重构效果也存在明显差异,但是可以发现,对于以上任意一种信号,在相同压缩观测条件下,传统压缩感知算法的重构效果明显低于其他 3 种算法,表明通过 K-SVD 训练冗余字典,有效提升了字典的质量,改善了压缩感知效果。对比算法 4 与 3,可以看出不同状态信号下算法 4 的压缩感知效果好于算法 3,表明本文自适应采样策略能够实现合理分配采样数目的目的,重构信号的  $PSNR$  得到有效提升。相比于算法 2 可以看出,对于部分信号,算法 2 的采样策略并不能有效改善信号的压缩感知效果,而本文算法的适应性更强,效果更明显。结合算法 2 与 4,可以发现,自适应采样策略对不同信号的效果不同,表现在  $\Delta PSNR$  上,磨损信号 > 断裂信号 > 正常信号,结合信号的时域特点可以发现,相比于正常信号,故障信号的结构

特性得到增强,特别是磨损信号,通过增加周期性的冲击,一定程度上使得信号的结构更加明显,因此在采用自适应的采样过程中,信号块与信号块之间的区分度更加明显,采样数目的分配方式更加合理,压缩感知重构的效果也明显提高。

表 2 压缩感知效果对比

Table 2 Comparison of compressed sensing (dB)

	$r$	算法				$\Delta PSNR_1$	$\Delta PSNR_2$
		1	2	3	4		
正常状态	0.3	29.90	32.13	32.72	33.03	0.32	-0.59
	0.5	34.10	37.54	38.15	38.34	0.20	-0.61
	0.7	41.00	46.04	46.08	47.11	1.03	-0.04
平均	0.5	35.00	38.57	38.98	39.49	0.51	-0.41
中间轴 齿根 断裂	0.3	31.82	34.83	34.09	35.87	1.77	0.73
	0.5	37.32	41.23	41.20	41.68	0.48	0.03
	0.7	44.64	50.72	51.55	51.69	0.14	-0.82
平均	0.5	37.93	42.26	42.28	43.08	0.80	-0.02
中间轴 齿面 磨损	0.3	33.69	36.27	35.86	37.45	1.59	0.41
	0.5	38.57	43.48	41.13	44.13	3.00	2.35
	0.7	44.89	51.98	48.81	53.59	4.77	3.17
平均	0.5	39.05	43.91	41.93	45.05	3.12	1.98
输出轴 齿根 断裂	0.3	35.38	36.46	35.78	37.43	1.64	0.68
	0.5	39.75	41.22	40.29	42.89	2.60	0.94
	0.7	45.79	47.72	47.70	50.78	3.09	0.02
平均	0.5	40.30	41.80	41.26	43.70	2.44	0.55
输出轴 齿面 磨损	0.3	57.44	65.81	59.92	66.41	6.49	5.88
	0.5	62.25	67.42	63.51	72.27	8.75	3.91
	0.7	68.05	72.60	70.34	79.19	8.85	2.27
平均	0.5	62.58	68.61	64.59	72.62	8.03	4.02

综上所述,本文机械振动分块自适应压缩感知算法能够有效改善机械振动信号分块压缩感知过程中的信号重构效果,并且对于结构特性明显的故障信号,  $PSNR$  提升效果更为明显。

### 5 结 论

针对机械振动信号分块压缩感知过程中存在的冗余字典、自适应采样策略设计困难问题,提出了机械振动信号分块自适应压缩感知算法。利用 K-SVD 算法的训练能力,生成与复杂机械振动信号相适应的冗余字典,克服了现有固定字典重构效果差的问题。通过构造信号块复杂度权值,衡量不同信号的结构特性,以复杂度权值为依据,提出与之相适应的采样率分配策略,保证不同信号块

的采样数目与其结构特性相适应。通过对比实验,验证了本文算法能够有效提高机械振动信号分块压缩感知的重构精度。

## 参考文献

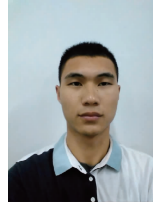
- [1] 焦卫东, 蒋永华, 施继忠, 等. 一种旋转机械系统耦合故障诊断的新方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(7): 1449-1456.  
JIAO W D, JIANG Y H, SHI J ZH, et al. New approach for diagnosis on coupled faults of rotating machine system[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(7): 1449-1456.
- [2] 林近山, 陈前. 基于非平稳时间序列双标度指数特征的齿轮箱故障诊断[J]. 机械工程学报, 2012, 48(13): 108-114.  
LIN J SH, CHEN Q. Fault diagnosis of gearboxes based on the double-scaling-exponent characteristic of nonstationary time series [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(13): 108-114.
- [3] 刘群, 黄松岭, 赵伟, 等. 海底管道缺陷漏磁检测器数据采集系统研发[J]. 中国测试, 2015, 41(1): 89-92.  
LIU Q, HUANG S L, ZHAO W, et al. Design of data acquisition system for submarine pipeline flux leakage detector[J]. China Measurement & Test, 2015, 41(1): 89-92.
- [4] 王佳顺, 陆小龙, 赵世平. 基于 C8051F020 的高精度电传感器信号采集模块[J]. 电子测量技术, 2015, 38(3): 104-106.  
WANG J SH, LU X L, ZHAO SH P. High precision inductive sensor signal acquisition module based on C8051F020 [J]. Electronic Measurement Technology, 2015, 38(3): 104-106.
- [5] 石明江, 罗仁泽, 付元华, 等. 小波能量特征提取的旋转机械故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(8): 1114-1120.  
SHI M J, LUO R Z, FU Y H, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on wavelet and energy feature extraction [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(8): 1114-1120.
- [6] CANDES E J, TAO T. Decoding by linear programming[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2005, 51(12): 4203-4215.
- [7] HERMAN M, STROHMER T. High-resolution radar via compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(6): 2275-2284.
- [8] 严奉霞, 王泽龙, 朱炬波, 等. 压缩感知理论与光学压缩成像系统[J]. 国防科技大学学报, 2014, 36(2): 140-147.  
TANG F X, WANG Z L, ZHU J B, et al. Compressive sensing theory and optical compressive imaging systems[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2014, 36(2): 140-147.
- [9] 王琦, 张荣华, 王金海, 等. 基于压缩感知的 ECT/CT 双模融合系统成像方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(6): 1338-1346.  
WANG Q, ZHENG R H, WANG J H, et al. Image reconstruction method based on compressive sensing for ECT/CT dual modality fusion system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(6): 1338-1346.
- [10] PAREDES J L, ARCE G R, WANG Z M. Ultra-wideband compressed sensing: Channel estimation [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(3): 383-395.
- [11] 郭亮, 高宏力, 黄海凤, 等. 基于压缩感知理论的时变信号压缩技术[J]. 西南交通大学学报, 2015, 50(3): 511-516.  
GUO L, GAO H L, HUANG H F, et al. Time-varying signal compression technology based on compressed sensing [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2015, 50(3): 511-516.
- [12] 佟路, 王华, 洪荣晶. 基于压缩感知的回转支承振动监测信号采集方法[J]. 南京工业大学学报, 2015, 37(5): 48-52.  
TONG L, WANG H, HONG R J. Slewing bearing vibration signal acquisition based on compressed sensing [J]. Journal of Nanjing Tech University, 2015, 37(5): 48-52.
- [13] 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): 771-776.  
WANG H G, ZHANG P L, WU D H, 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): 771-776.
- [14] 郭海燕, 王天荆, 杨振. DCT 域语音信号自适应压缩感知[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(6): 1262-1268.  
GUO H Y, WANG T J, YANG ZH. Adaptive speech compressed sensing in the DCT domain [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(6): 1262-1268.
- [15] 王蓉芳, 焦李成, 刘芳, 等. 利用纹理信息的图像分块自适应压缩感知[J]. 电子学报, 2013, 41(8): 1506-1514.  
WANG R F, JIAO L CH, LIU F, et al. Block-based

- adaptive compressed sensing of imagine using texture information[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, 41(8): 1506-1514.
- [16] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A M. The K-SVD: An algorithm for designing of overcomplete dictionaries for sparse representations [ J ]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 54 ( 11 ): 4311-4322.
- [17] 王康, 叶伟, 劳国超, 等. 一种基于压缩感知的宽带 SAR 信号侦查方法[J]. *国外电子测量技术*, 2014, 33(4): 40-43.  
WANG K, YE W, LAO G CH, et al. Reconnaissance method to wideband SAR signals based on compressed sensing [ J ]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2014, 33(4): 40-43.
- [18] DONOHO D L. Compressed sensing [ J ]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52 ( 4 ): 1289-1306.
- [19] CANDES E J. The restricted isometry property and its implication for compressed sensing[J]. *Comptes Rendus Mathematique*, 2008, 346(9-10): 589-592.
- [20] CANDES E J, ROMBERG J K, TAO T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from high incomplete frequency information [ J ]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52 ( 2 ): 489-509.
- [21] 刘畅, 伍星, 毛剑琳, 等. 压缩感知在滚动轴承振动信号降噪中的应用 [ J ]. *机械科学与技术*, 2016, 35(2): 192-195.  
LIU CH, WU X, MAO J L, et al. Application of compressed sensing in rolling bearing signal denoising[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2016, 35(2): 192-195.

- [22] 毛静, 尹鹏亮, 马琦, 等. 自适应压缩感知的语音压缩重构算法研究[J]. *测控技术与仪器仪表*, 2015, 21(2): 72-74.

MAO J, YIN P L, MA Q, et al. Research on algorithm speech compression and recovery based on adaptive compressed sensing [ J ]. *Measurement Control Technology and Instruments*, 2015, 21(2): 72-74.

## 作者简介



王强, 2015 年于军械工程学院获得学士学位, 现为军械工程学院在读硕士生, 主要研究方向为机械状态监测与数据压缩。

E-mail: 15231126568@163.com

**Wang Qiang** received his B. Sc. degree in 2015 from Ordnance Engineering College.

Now, his is a master student degree candidate in Ordnance Engineering College. His main research interest includes machine condition monitoring and data compression.



张培林(通讯作者), 分别在 2003 年和 2009 年于南京理工大学获得硕士学位和博士学位, 现为军械工程学院博士生导师、博士生导师, 主要研究方向为机械状态监测与故障诊断。

E-mail: ZPL1955@163.com

**Zhang Peilin** (Corresponding author) received his M. Sc. degree in 2003 and Ph. D. degree in 2009 both from Nanjing University of Science and Technology. Now, he is a professor and Ph. D., supervisor in Ordnance Engineering College. His main research interest includes machine condition monitoring and fault diagnosis.