

基于字典学习和稀疏编码的振动信号去噪技术*

郭亮¹, 姚磊², 高宏力¹, 黄海凤¹, 张筱辰¹

(1. 西南交通大学机械工程学院 成都, 610031)

(2. 中国空气动力研究与发展中心吸气式高超声速研究中心 绵阳, 621000)

摘要 针对现有机振动信号去噪算法需要一定先验知识的问题,提出了一种基于字典学习和稀疏编码的自适应去噪滤波方法。根据信号的本质特性,应用在线字典学习方法对原始数据进行学习和训练,寻求数据驱动的最优字典空间。引入正交匹配追踪算法,确定原始信号在最优字典空间上的稀疏表示。基于稀疏编码和优化字典,重构原始信号,实现信号去噪。仿真和试验结果表明,相对于现有去噪方法,基于字典学习和稀疏编码的方法自适应能力强,去噪效果好。

关键词 字典学习; 稀疏编码; 自适应滤波; 振动信号
中图分类号 TH17; TP206

引言

机械振动信号分析是有效识别机器的运转状态、判别机器的性能和故障的关键技术。机械设备具有结构复杂性、工况多样性和故障多变性等特点,导致其振动信号呈现非平稳特性,且实际工况下的振动信号往往被各种噪声污染,振动信号与噪声信号相互调制和叠加,导致信号分离和去噪难度大,难以准确进行故障诊断和状态识别^[1]。

多年来,国内外学者对机械故障振动信号去噪技术取得大量研究成果。文献[2]通过对小波变换降噪性能的研究,提出了利用梳状小波对旋转机械振动信号的降噪方法,该方法与线性平均法进行了比较,得到了很好的结果。为了弥补经典小波变换自适应能力差的问题,文献[3]利用提升小波提取轴承故障的脉冲特性,与传统线性小波相比,提升小波对脉冲信号的保持和抗噪能力较强。文献[4]针对旋转机械的噪声污染问题,采用形态开-闭和闭-开组合运算的滤波方法对染噪的振动信号进行处理,无须考虑振动信号的频谱特性。传统的基于傅里叶变换的高通、低通和带通滤波器适用于对平稳信号的分析,但不能反映非平稳信号局部区域的频率特性和对应的时域关系^[5]。小波变换通过伸缩和平移运算,实现对信号的多尺度细化分析,在动态信号去噪、机械故障特征提取等方面表现出明显优势^[6]。小波阈值滤波方法虽然实现简单,但是选取缺乏依

据,且小波基函数的选择依赖于先验知识,自适应能力不强^[7]。字典学习和稀疏编码是目前机器学习界的研究热点,在图像去噪和语音信号处理领域取得了突破性进展,目前在振动信号处理方面鲜见报道^[8-11]。

笔者提出了一种基于字典学习和稀疏编码的自适应去噪滤波方法(dictionary learning and sparse coding adaptive filter, 简称 DLSCF)。利用期望目标函数代替经验目标函数,运用在线字典学习的方法构建信号的本质特性字典,使其具有目标数据驱动性,对特定的振动数据去噪具有自适应能力。以旋转机械振动仿真信号和轴承振动信号为例,与现有去噪方法进行了比较。试验结果表明,该方法去噪能力强,具有较高的推广应用价值。

1 自适应滤波器

字典学习和稀疏编码近年来在信号处理和机器学习界引起了极大关注,尤其是文献[12]给出了压缩感知的详细数学推导后,这个领域取得了一系列突破性的进展。压缩感知的思想是对采集信号进行自适应非线性投影,根据相应的重构算法由测量值重构出原始信号。根据这一思想,信号的非线性投影需要构建一个自适应字典空间。字典分为两种:一种是隐性字典,由算法表示,而不是矩阵结构;另一种是通过机器学习的方法从样本中学习获取字典,这种字典表现为一种显性矩阵,能够表征原始数

* 国家自然科学基金资助项目(51275426)
收稿日期:2014-04-18;修回日期:2014-06-06

据所包含的本质属性。基于字典学习和稀疏编码的自适应去噪技术数学表达式为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{D}} = \min_x \|\mathbf{x}\|_0 & \text{s. t. } \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{x}\|_2 \leq \gamma \\ \hat{\mathbf{s}} = \hat{\mathbf{D}}\hat{\mathbf{x}} \end{cases} \quad (1)$$

其中: $\|\cdot\|_0$ 为零范数, 指序列中非零系数的个数; \mathbf{x} 为编码向量; \mathbf{x} 为通过最小化 $\|\mathbf{x}\|_0$ 求得的 \mathbf{x} 最稀疏解; \mathbf{D} 为数据驱动的字典空间, 由优化算法学习得到; γ 为跟噪声水平有关的误差控制参数; \mathbf{y} 为输入信号, 也是含噪信号; \mathbf{s} 为输入信号 \mathbf{y} 的重构信号。

1.1 稀疏编码模型

输入信号 $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ 可以抽象为

$$\mathbf{y} = \mathbf{D}\mathbf{x} + \boldsymbol{\varepsilon} = \sum_{i=1}^k \mathbf{d}_i x_i + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2)$$

其中: $\mathbf{D} \in \mathbf{R}^{n \times k}$ 为字典, 它的列向量为基向量原子 \mathbf{d}_i ; $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为高斯白噪声; 信号 \mathbf{y} 可以近似地表示为 $\mathbf{y} \approx \mathbf{D}\mathbf{x}$, 且满足 $\|\mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{x}\|_p \leq \gamma$, 这里 p 取值为 2; $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_k]^T$ 为信号 \mathbf{y} 在字典 \mathbf{D} 上的表示系数。

如何找到非零元素最少的表示系数是信号稀疏编码中最根本的问题。信号稀疏编码的实现可以表示为

$$\min_x \|\mathbf{x}\|_0 \quad \text{s. t. } \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{x}\|_2 \leq \gamma \quad (3)$$

上述问题是一个非确定性多项式难 (non-deterministic polynomial hard, 简称 NP hard) 问题, 只能采用一些近似算法求解。匹配追踪算法是一种将信号在字典库上进行稀疏分解的算法。当字典库很大的时候找出最佳吻合解, 其中大部分原子信号的系数都为 0, 只有少部分的系数不为 0。正交匹配追踪算法对分解的每一步所选择的全部原子进行正交化处理, 这使得在精度要求相同的情况下, 正交匹配追踪算法的收敛速度更快^[13]。

1.2 字典学习

字典是由函数组成的超完备冗余框架, 字典中的元素被称为原子, 是信号的基本组成部分。从满足独立同分布 (independent and identically distributed, 简称 IID) 的样本空间 $\mathbf{Y} = \{y_i\}_{i=1}^N$ 中选择训练样本集合训练一个合适字典的问题可以看作是一个最大似然估计问题^[14]

$$\mathbf{D} \max_D \langle \lg p(\mathbf{Y} | \mathbf{D}) \rangle_Y \quad (4)$$

其中: $\langle \cdot \rangle_Y$ 为示所有观测值的平均值。

$\mathbf{Y} = \{y_i\}_{i=1}^N$ 满足独立同分布, 则似然函数 $\lg p(\mathbf{Y} | \mathbf{D})$ 可以表示为

$$P(\mathbf{Y} | \mathbf{D}) = \prod_{i=1}^N P(y_i | \mathbf{D}) \quad (5)$$

对于每个样本的似然函数可以公式化为

$$P(y_i | \mathbf{D}) = \int P(y_i, \mathbf{x} | \mathbf{D}) d\mathbf{x} = \int P(y_i | \mathbf{x}, \mathbf{D}) P(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad (6)$$

针对式(6)的求解问题, 可以直接使用梯度下降法优化求解。还可以从 K-means 聚类算法出发, 运用 K-奇异值分解的优化求解方法。目前的字典学习算法在每次迭代求解过程中, 都要求载入所有的训练样本, 因此它们不能有效解决大数据量问题和动态数据问题。利用期望目标函数代替原始的经验目标函数, 可以得到一个新的字典更新问题

$$\min_D E_x \left[\frac{1}{2} \|\mathbf{y}_i - \mathbf{D}\hat{\mathbf{x}}\|_2^2 + \lambda \|\hat{\mathbf{x}}\|_1 \right] \quad (7)$$

其中: \mathbf{x} 为稀疏编码阶段得到的稀疏系数。

笔者采用基于随机近似的在线算法在每一次的迭代求解中, 通过概率分布选取一个训练样本。字典更新的目标函数为

$$\min_D \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{y}_i - \mathbf{D}\hat{\mathbf{x}}_i\|_2^2 + \lambda \|\hat{\mathbf{x}}_i\|_1 \right) \quad (8)$$

其中: $\hat{\mathbf{x}}_i$ 为上一个迭代过程在字典 \mathbf{D}_{i-1} 上稀疏编码得到的稀疏系数。

1.3 基于字典学习和稀疏编码的自适应滤波器设计

基于式(1)和字典学习与稀疏编码算法, 可以将 DLSCF 自适应去噪问题写成一般形式

$$\hat{\mathbf{X}}, \hat{\mathbf{S}}, \hat{\mathbf{D}} = \|\mathbf{Y} - \mathbf{S}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{Y} - \mathbf{D}\mathbf{X}\|_2^2 + \sum \mu_i \|x_i\|_0 \quad (9)$$

其中: 字典 $\hat{\mathbf{D}}$ 由式(8)学习得到; \mathbf{X} 为由式(3)得到的稀疏系数解。

通过重构 $\hat{\mathbf{S}} = \hat{\mathbf{D}}\hat{\mathbf{X}}$ 出原始信号。如图 1 所示, 整个滤波过程可以分解为: a. 信号分割: 将原始信号进

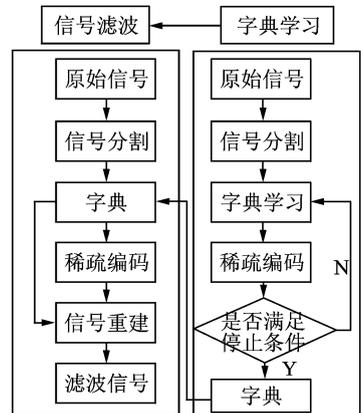


图 1 基于字典学习和稀疏编码的去噪算法

Fig. 1 De-noising algorithm based on dictionary learning and sparse coding

行分段处理,得到样本空间 $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$;
 b. 学习字典:通过训练样本集合 $\mathbf{Y} \in R^N$ 和在线字典学习算法学习字典 $\hat{\mathbf{D}}$; c. 稀疏编码:获取测试数据在字典空间 $\hat{\mathbf{D}}$ 上通过正交匹配追踪求得的稀疏系数向量 $\hat{\mathbf{X}}$; d. 信号重构:根据稀疏系数 $\hat{\mathbf{X}}$ 和字典 $\hat{\mathbf{D}}$,通过 $\hat{\mathbf{S}} = \hat{\mathbf{D}}\hat{\mathbf{X}}$ 算得重构信号,即为去噪后的信号。

2 仿真试验

选用一个合成的机械振动仿真信号作为参考数据集,验证提出的方法对振动信号的去噪效果。仿真信号的数学表达式为

$$h(t) = e^{-10t} \sin(2\pi f_1 t) \quad (10)$$

$$s(t) = \sum_k A_k h(t - kT - \tau_k) + \nu_t \quad (11)$$

其中: T 为冲击信号的周期; τ_k 为冲击信号的相位; A_k 为信号的幅值; $\nu(t)$ 为零均值白噪声; $h(t)$ 为冲击响应函数,用来表示旋转机械的局部故障特征信号; $\sin(2\pi f_1 t)$ 为载波信号。

将表 1 中的参数带入式(11)中,得到图 2 所示的波形。根据图 1 所示的算法流程,考虑到振动信号的大数据量和动态性,采用在线字典学习算法学习字典,正交匹配追踪算法进行稀疏编码。参数设置如表 2 所示。

由字典学习和稀疏编码优化得到字典如图 3 所示。每一行波形代表长度为 80 的基向量,它是原始信号的基本组成单元,10 个基向量组成了 10×80 的字典。可以看出,学习字典分解了混合信号的噪声部分和原始信号部分 $h(t)$ 。第 1,2,3,5,8,10 行波形为拟合出的衰减信号,第 4,6,7,9 行为随机噪声信号。设稀疏系数阈值为 2,即由字典中的两个基向量重构原始信号。重构信号如图 4(a)所示,图 4(b)为小波去噪后的信号。比较图 4(a)和 4(b)可知,采用 DLSCF 算法降噪效果更佳。

为了定量评价两种不同去噪算法的效果,提出用信噪比和均方根误差进行评估。未加入噪声的原始信号作为标准信号 $\hat{x}(i)$,则降噪后的估计信号 $x(i)$ 的信噪比(signal noise ratio,简称 SNR 定义为)

$$R_{SN} = 10 \lg \left[\frac{\sum_{i=1}^n x^2(i)}{\sum_{i=1}^n (x(i) - \hat{x}(i))^2} \right] \quad (12)$$

表 1 仿真信号的各参数值

参数	数值
调制频率	300
冲击信号周期	100
相位	0

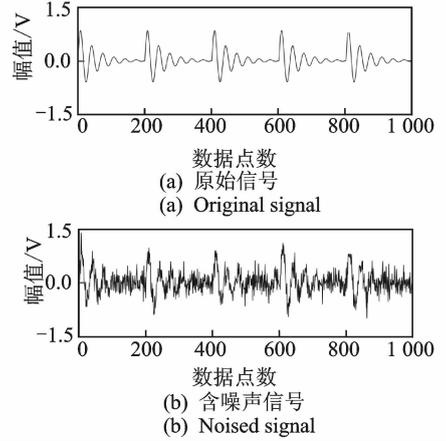


图 2 原始信号和加入噪声后的信号

Fig. 2 Original signal and noised signal

表 2 字典学习和稀疏编码滤波器的各参数值

Tab. 2 Parameters of dictionary learning and sparse coding

参数	数值
分割尺寸	80
重叠尺寸	2
训练实例	30
稀疏系数阈值	2
字典更新迭代次数	500

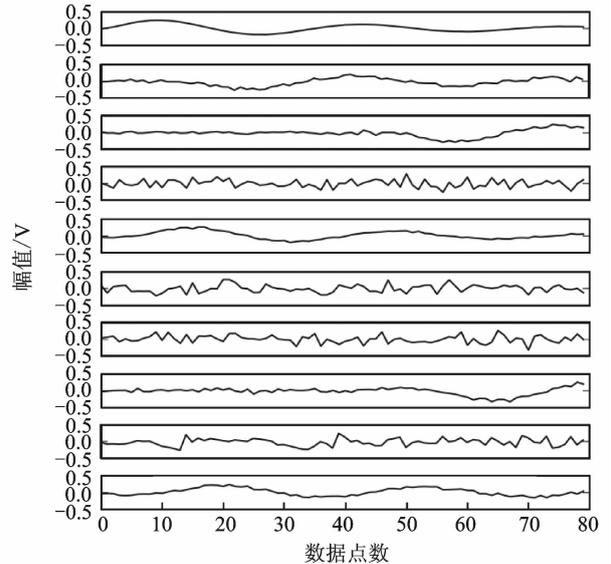


图 3 学习字典

Fig. 3 Learned dictionary

将未加入噪声信号的原始信号与降噪信号之间的均方根误差(root mean square error,简称 RMSE)定义为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x(i) - \hat{x}(i))^2} \quad (13)$$

其中: n 为离散采样信号的长度。

估计信号的信噪比越高,原始信号与估计信号的均方根误差越小,则估计信号就越接近于原始信号,降噪效果越好。

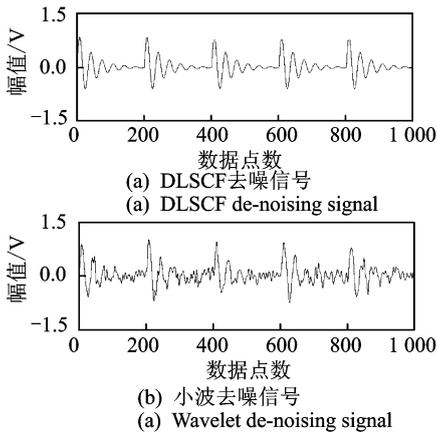


图 4 DLSCF 去噪和小波去噪

Fig. 4 DLSCF de-noising and wavelet de-noising

由表 3 和图 4 比较可知,DLSCF 去噪算法在去噪能力上明显优于传统的小波去噪法。

表 3 两种去噪方法的信噪比和均方根误差比较

Tab. 3 SNR and RMSE of two filters

去噪方法	SNR	RMSE
小波去噪法	7.189	0.205
DLSCF 去噪法	9.898	0.077

3 轴承振动数据滤波试验

为验证提出方法在实际机械振动信号上的去噪能力,设计了应用 CWRU 轴承数据中心的轴承故障振动数据作为测试集的试验。测试系统如图 5 所示,左端为三相电机,右端为测力仪,用于确定系统的负载大小,中间通过力矩传感器连接。笔者所用数据为安装在电机驱动端的振动传感器采集的轴承外圈故障和内圈故障振动信号。轴承型号为 SKF6205-2RS,缺陷故障最大直径为 0.35mm,电机转速为 1 797r/min,采样频率为 12kHz。

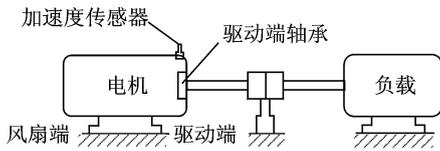


图 5 丝杠故障诊断系统结构图

Fig. 5 Structure of the screw fault diagnosis system

分别对外圈故障数据和内圈故障数据进行小波和 DLSCF 去噪处理。在 DLSCF 去噪过程中,将原始信号分成 80 个数据点为一个数据段的数据块,外圈故障数据和内圈故障数据分别被分为了 236×80 和 269×80 的数据块,即为样本个数。生成的字典大小为 10×80 。原始信号重构去噪后信号如图 6(a)和图 7(a)所示。原始信号与去噪后信号对比可知,去噪后信号波形更光滑。

为进一步验证提出方法的去噪效果,对比去噪

前、后信号的快速傅里叶变换(fast Fourier transformation,简称 FFT)如图 6 和图 7(b)和(c)所示。可以看出,信号去噪后的频率成分更为集中。计算去噪前后的时域特征量值如表 4 所示。可见,去噪前的均值比值为 2.85,峰值因子比值为 1.07,峭度指标比值为 1.26。去噪后相应的比值分别变为 3.25, 1.24,1.58。这说明去噪后通过这几项指标进行故

表 4 去噪前后时域特征值比较

Tab. 4 Time domain features before and after filtering

指标	均值	峰值因子	峭度指标
内圈去噪前	0.60	2.07	4.26
内圈去噪后	0.13	2.08	4.48
外圈去噪前	0.21	2.22	5.39
外圈去噪后	0.04	1.67	7.08

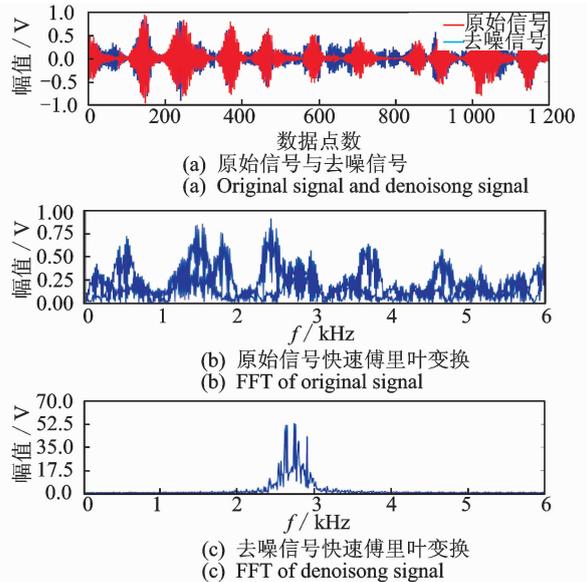


图 6 轴承外圈故障状态信号

Fig. 6 The bearing fault signal of outer race

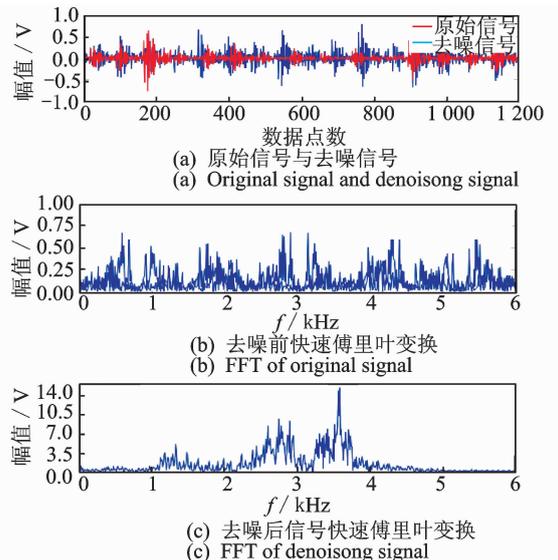


图 7 轴承内圈故障状态信号

Fig. 7 The bearing fault signal of inner race

障区分更加容易。数据分析可知,滤波前的轴承故障识别准确率为86.2%,滤波后的轴承故障识别准确率为95.3%,通过选取小波分解系数作为特征向量,多类线性回归模型 Softmax Regression 作为分类器,DLSDF 去噪算法可以有效提高轴承的故障识别准确率。

4 结束语

本方法可以有效去除信号的噪声分量,有效分离噪声和信号波形。去噪后得出的波形是根据原始数据所携带的本质特性所决定,滤波算法具有自适应能力。提出的滤波算法对于机械振动信号的滤波效果明显,可以有效地用于振动信号的预处理。

参 考 文 献

- [1] 何正嘉,袁静,訾艳阳,等. 机械故障诊断内积变换原理与验证[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(2): 175-185.
He Zhengjia, Yuan Jing, Zi Yanyang, et al. The principle of converting mechanical fault diagnosis plot and verification [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32 (2): 175-185. (in Chinese)
- [2] 徐敏强,王日新. 基于梳状小波的旋转机械振动信号降噪方法的研究[J]. 振动工程学报, 2002, 15(1): 90-92.
Xu Minqiang, Wang Rixin. Study on rotating machinery vibration signal noise reduction method based on-wavelet[J]. Journal of Vibration Engineering, 2002, 15(1): 90-92. (in Chinese)
- [3] 李兵,张培林,刘东升,等. 基于形态提升小波变换的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(1): 36-40.
Li Bing, Zhang Peilin, Liu Dongsheng, et al. Fault feature extraction based on morphological lifting wavelet transform [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31 (1): 36-40. (in Chinese)
- [4] 张文斌,杨辰龙,周晓军. 形态滤波方法在振动信号降噪中的应用[J]. 浙江大学学报:工学版, 2009, 43(11): 2096-2099.
Zhang Wenbin, Yang Chenlong, Zhou Xiaojun. Morphological filtering method in vibration signal de-noising[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2009, 43 (11): 2096-2099. (in Chinese)
- [5] 丁康,朱文英,杨志坚,等. FFT+ FT 离散频谱校正法参数估计精度[J]. 机械工程学报, 2010, 46(7): 68-73.
Ding Kang, Zhu Wenyong, Yang Zhijian, et al. Parameter estimation accuracy of FFT and FT discrete spectrum correction method [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46 (7): 68-73. (in Chinese)
- [6] Wang Yanxue, He Zhengjia, Zi Yanyang. Enhancement of signal denoising and multiple fault signatures detecting in rotating machinery using dual-tree complex wavelet transform [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(1): 119-137.
- [7] 程承,潘泉,王申龙,等. 基于压缩感知理论的MEMS陀螺仪信号降噪研究[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(4): 769-773.
Cheng Cheng, Pan Quan, Wang Shenlong, et al. Study on MEMS gyroscopes signal de-noising based on compressed sensing theory [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33 (4): 769-773. (in Chinese)
- [8] Lewicki M S, Olshausen B A. Probabilistic framework for the adaptation and comparison of image codes[J]. Journal of the Optical Society of America A, 1999, 16(7): 1587-1601.
- [9] Olshausen B A. Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images[J]. Nature, 1996, 381(6583): 607-609.
- [10] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. Signal Processing, IEEE Transactions on, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [11] Mairal J, Bach F, Ponce J, et al. Online dictionary learning for sparse coding [C] // Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning. New York: [s. n.], 2009: 689-696.
- [12] Candes E J, Tao T. Near-optimal signal recovery from random projections: universal encoding strategies[J]. Information Theory, IEEE Transactions on, 2006, 52(12): 5406-5425.
- [13] Donoho D L, Tsai Y, Drori I, et al. Sparse solution of underdetermined systems of linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit [J]. Information Theory, IEEE Transactions on, 2012, 58(2): 1094-1121.
- [14] Lewicki M S, Sejnowski T J. Learning overcomplete representations [J]. Neural Computation, 2000, 12(2): 337-365.



第一作者简介:郭亮,男,1988年4月生,博士研究生。主要研究方向为信号处理、故障诊断、机器学习。曾发表《数控机床主轴系统性能退化评估方法》(《振动、测试与诊断》2013年第4期)等论文。

E-mail: paper2210@163.com

