

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.10.019

压缩感知在电能质量扰动信号去噪中的应用

刘通¹ 马程远¹ 沈松²

(1. 上海理工大学光电信息与计算机工程学院 上海 200093; 2. 北京东方振动和噪声技术研究所 北京 100085)

摘要:针对电能质量信号去噪中阈值去噪存在信号失真,去噪效果不理想,阈值选取影响重构质量的问题,提出了一种基于压缩感知理论(compressed sensing, CS)的电能质量信号去噪新方法。CS去噪将扰动信号映射到低维空间,利用电能质量信号具有稀疏性可以重构,噪声信号不具备稀疏性不可重构的特点,应用正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit algorithm, OMP)重构算法重构电能质量信号达到去噪目的。实验表明,CS电能质量信号去噪法优于传统的基于小波去噪的阈值去噪法,且信号不失真,具有扰动信号采集与压缩的同时完成去噪和易于实现的特点,为电能质量信号去噪提供了一种新的方法。

关键词:压缩感知;电能质量;扰动信号;去噪;OMP 算法**中图分类号:** TM712; TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510

Application of compressed sensing in power quality disturbance signals denoising

Liu Tong¹ Ma Chengyuan¹ Shen Song²(1. School of Optical-Electrical Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;
2. China Orient Institute of Noise & Vibration, Beijing 100085, China)

Abstract: Aiming at the problem of signal distortion, non-ideal denoising, and poor reconfiguration in the denoising method for power quality signal based on wavelet threshold, an improved denoising method for power quality signal based on the theory of compressed sensing(CS) is presented. CS denoising method mapsthe signal into a low-dimensional space firstly. Considering the characteristicthat the power quality signal can be represented sparsely and reconstructed while noise signal can't berepresented sparsely. Then the original signal can be reconstructed with orthogonal matching pursuit algorithm (OMP), and the purpose of denoising is finally achieved. The simulation shows that the CS denoising method is superior to the traditional threshold denoising method based on wavelet denoising, and signal is not distortion. And the proposed method is easy to realize since it completes denoising at the same time of signal collection and compress, and provides a new method for the power quality signal denoising.

Keywords: compressed sensing; power quality; disturbance signal; denoising; OMP algorithm

0 引言

随着社会的进步,敏感设备的使用对电能质量的治理提出了越来越高的要求,而电能质量的治理需要准确的电能质量的检测与分析,电能质量的分析实际就是对电力系统的各种信号进行分析处理^[1]。但是在实际应用中,由于敏感电力电子设备的应用,外界电磁干扰等因

素,检测到的电能质量信号总是不可避免的包含噪声,噪声的存在对电能质量信号分析造成很大干扰,所以析信号之前的去噪是非常有必要的。目前,小波阈值去噪在小波去噪方法中应用最为广泛^[2],但是由于小波阈值的选取会影响去噪的效果^[3],而且去噪后存在边缘扭曲现象,使其应用受到了一定限制。

压缩感知理论(compressed sensing, CS)是Donoho等人^[4,5]和Candes^[6]在2006年提出的与传统奈奎斯特采样

定理不同的欠采样理论。它指出,只要信号具有稀疏性,或者在某种变换基下具有稀疏性,可以用一个与变换基不相关的观测矩阵将信号投影到低维空间上,然后通过求解最优化问题的方法高概率的重构信号^[7]。缩感知过程可以同时完成电能质量信号的采集与压缩,因此将压缩感知应用于电能质量扰动信号分析引起了国内外学者浓厚的研究兴趣,文献[8-9]将CS理论分别应用于暂态与稳态电能质量扰动信号的压缩重构中,文献[10]将CS理论应用与谐波检测中,此外,还有很多国内外学者对CS理论在电能质量中的应用做出了贡献^[11-12]。针对阈值去噪中存在阈值选取影响重构质量与去噪后信号失真等问题,提出将CS理论应用于电能质量信号去噪新方法。

研究发现,噪声信号不稀疏同时在稀疏基下也不具有稀疏性,而电能质量信号虽在时域并不稀疏但是在稀疏基下是稀疏的。因此本文首先把原始信号映射到低维空间,然后根据噪声不具有稀疏性的特性,应用正交匹配追踪(OMP)算法重构信号的同时完成去噪,这种方法有效地避免了阈值的选取。本文去噪方法与传统阈值去噪方法做出了对比,实验结果显示,本文提出的去噪方法去噪效果明显,信噪比优于传统阈值去噪法,而且不存在边缘失真现象。

1 CS 理论

CS理论充分利用了信号的稀疏性与可压缩性,信号的稀疏性,可以理解为信号在时域或者存在一个变换域使得信号中只有少数的非0元素,剩下的绝大多数元素为0或者很小。该理论表明通过采集少量的信号值就可以实现信号的精确重构。CS理论主要有3部分:稀疏变换、随机投影与信号重构^[11-14]。

1) 稀疏变换

对于一维离散信号 $\mathbf{X} = [x_1 \ x_2 \cdots \ x_n]^T \in R^N$, 可以用一组标准正交基 $\psi = [\psi_i]_{i=1}^N$ 线性表示, 其中 ψ_i 为 N 维列向量, 即:

$$\mathbf{X} = \psi \mathbf{S}, \text{即 } \mathbf{X} = \sum_{i=1}^N x_i \Psi_i \quad (1)$$

显然, \mathbf{X} 和 \mathbf{S} 是信号是不同域的等价表示, 当 \mathbf{S} 中的非零元素个数 $K \ll N$, 则 \mathbf{X} 为 K 稀疏的。

2) 随机投影

稀疏表示后, 需要设计测量矩阵, 测量矩阵一般采用高斯随机矩阵、随机伯努利矩阵等具有一致分布的随机矩阵, 但这类矩阵设计复杂度高, 硬件实现困难, 难以适用于实际工程。本文设计测量矩阵 $\phi \in R^{M \times N}$, 其中 ϕ 要满足与稀疏基不相干, 其目的就是对 N 维稀疏信号测量之后获得 M 维的测量信号 \mathbf{y} , 即:

$$\mathbf{y} = \phi \mathbf{X} = \phi \psi \mathbf{S} = \mathbf{A}^{CS} \mathbf{S} \quad (2)$$

3) 信号重构

重构就是从测量向量 \mathbf{y} 中恢复原始电能质量扰动信号 \mathbf{x} , 也就是需要求解欠定方程(2)。但是问题2)是一个NP-hard问题, 文献[3]指出问题2)可转化为最小 l_0 范数问题:

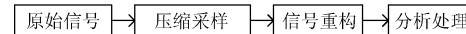
$$\min \|S\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{Y} = \mathbf{A}^{CS} \quad (3)$$

但是问题3)是一个非线性规划问题, 文献[4]将非凸优化问题3)转化为最小范数凸优化问题:

$$\min \|\phi \mathbf{X}\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{Y} = \mathbf{A}^{CS} \quad (4)$$

现有的信号的重构算法都是基于式(3)和(4)形成的, 重构算法就是把采集到的观测值利用测量矩阵 ϕ 和稀疏基 ψ 来恢复原始信号 \mathbf{X} , 这是一个解压缩的过程, 其与传统信号采样解压缩过程不同, 如图1所示。

传统采样过程



压缩感知过程

图1 数据采样框图

Fig. 1 Block diagram of data sampling

目前已经形成了很多种重构算法, 基本可以分为3类:1)贪婪追踪算法:这类方法是通过每次迭代时选择一个局部最优解来逐步逼近原始信号, 这些算法包括MP算法、OMP算法等;2)凸松弛法:这类方法通过将非凸问题转化为凸问题求解找到信号的逼近, 如BP算法等;3)组合算法:这类方法要求信号的采样支持通过分组测试快速重建, 如傅里叶采样、链式追踪等。

2 基于压缩感知的电能质量信号去噪

2.1 去噪原理

假设原始电能质量信号与噪声信号分别为 \mathbf{x} 与 \mathbf{w} , 则需要去噪的信号可以表示为 $\mathbf{X} = \mathbf{x} + \mathbf{w}$, 通过观测矩阵 ϕ 观测降维后可得到:

$$\mathbf{y} = \phi \mathbf{X} = \phi(\mathbf{x} + \mathbf{w}) \quad (5)$$

原始信号与噪声信号在稀疏基下可表示为:

$$\mathbf{x} = \psi S_x, \mathbf{w} = \psi S_w \quad (6)$$

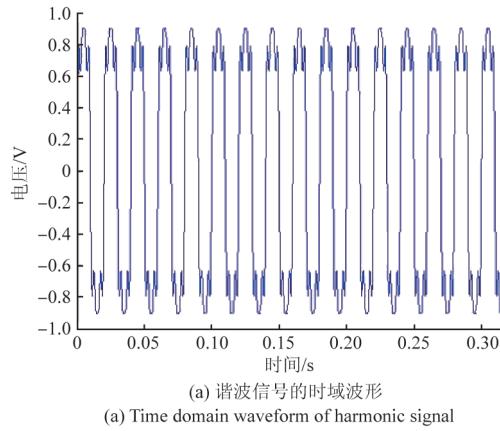
由式(5)和(6)可以得到:

$$\mathbf{y} = \phi \psi (S_x + S_w) \quad (7)$$

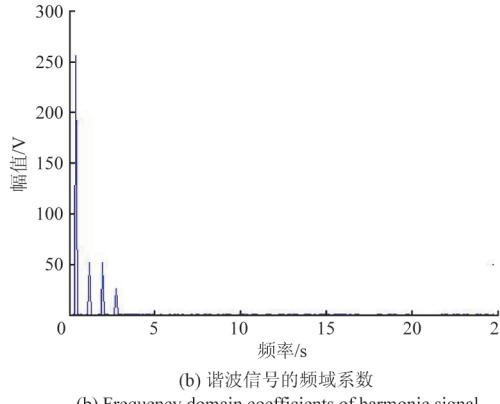
式中: S_x 与 S_w 分别为电能质量信号与噪声信号的稀疏系数。由式(7)可以看到观测值 \mathbf{y} 中既包含了原始信号的信息也包含了噪声信号的信息, 但是可以利用噪声信号不具有稀疏性的特性在信号重构的过程中将其舍弃, 现验证电

能质量信号的稀疏特性与噪声信号的非稀疏特性。

电能质量信号的稀疏性是应用 CS 理论于电能质量扰动信号分类识别的基础,一般的电能质量信号通过傅里叶变换、小波变换、离散余弦变换,即可达到稀疏性的效果。通过对比较,傅里叶变换对电压暂升、电压暂降、电压谐波、电压闪变信号的效果最好,所以本文选择傅里叶变换。本文谐波信号为例,图 2(a)为谐波信号,图 2(b)为谐波信号在傅里叶基下频域相应的系数。由图 2 可以看到谐波信号虽然在时域并不稀疏,但是在频域的系数绝大部分都为 0,这也就意味着谐波信号可被稀疏表示,即其具有稀疏性。



(a) 谐波信号的时域波形
(a) Time domain waveform of harmonic signal



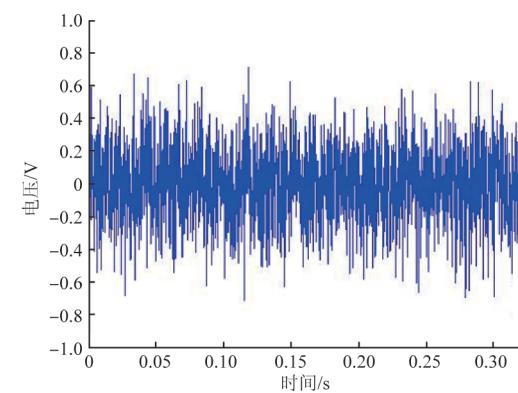
(b) 谐波信号的频域系数
(b) Frequency domain coefficients of harmonic signal

图 2 谐波信号的时域波形与频域系数

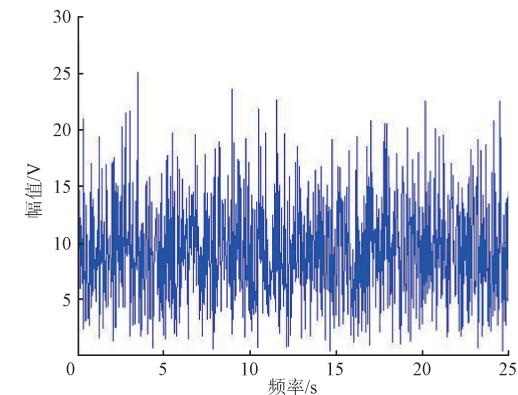
Fig. 2 Time domain waveform and frequency domain coefficient of harmonic signal

而高斯白噪声以及其在傅里叶基下频域系数如图 3 所示,图 3(a)为噪声信号,图 3(b)为噪声信号的频域稀疏系数。由图 3 可以看出高斯白噪声本身不具有稀疏性,并且频域系数绝大部分也不为 0,表明其在频域也没有稀疏性。

由图 2 与 3 的分析可知,式(7)中的 S_x 为稀疏的, S_w 并不是稀疏的。由文献[15]指出的信号重构条件可知, x 可被重构,而 w 很难被重构,这样噪声信号就会在重构过程中被舍弃,从而可达到去噪的效果。



(a) 噪声信号的时域波形
(a) Time domain waveform of noise signal



(b) 噪声信号的频域系数
(b) Frequency domain coefficients of noise signal

图 3 噪声信号的时域波形与频域系数

Fig. 3 Time domain waveform and frequency domain coefficient of noise signal

2.2 去噪过程

本文去噪算法的具体流程如图 4 所示,该过程充分利用了 CS 的原理以及其不能恢复非稀疏信号,即噪声信号的特性。本文在稀疏变换中选取的稀疏基为傅里叶稀疏基,因为该稀疏基对本文信号的效果最好。随机降维过程中的观测矩阵选取的是高斯矩阵,因为其与任何具有稀疏性的信号都不相关,充分满足压缩感知理论要求的测量矩阵与稀疏基不相关。重构算法的选取影响着重构质量,本文选取的是 OMP 算法。

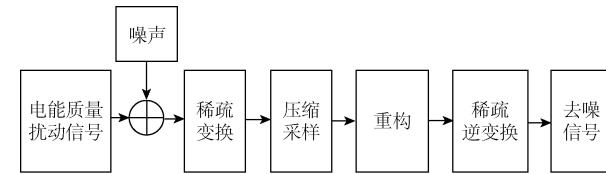


图 4 去噪算法流程

Fig. 4 Flow chart of denoising algorithm

2.3 去噪效果评价指标

本文以信噪比(signal to noise ratio, SNR),作为评价

电能质量去噪效果的性能指标,去噪前信号的信噪比为:

$$SNR = 10\lg \left(\sum_1^N (x_i)^2 / \sum_1^N (w_i)^2 \right) \quad (8)$$

去噪后信号的信噪比为:

$$SNR = 10\lg \left(\sum_1^N (x_i)^2 / \sum_1^N (\bar{x}_i - x_i)^2 \right) \quad (9)$$

式中: x 为原始电能质量信号, w 为噪声信号, \bar{x} 为去噪后电能质量信号。

3 仿真结果与分析

本文利用 MATLAB 生成电压质量扰动信号样本,电压基波频率为 50 Hz,采样时长为 0.32 s,采样频率为 6 400 Hz。本文选取的是电压暂降、电压暂升、谐波信号以及电压波动 4 种扰动信号,以这 4 种信号为例利用压缩感知去噪方法与极大极小阈值去噪方法进行去噪,并对去噪效果做出对比分析。

原始的 4 种扰动信号与叠加噪声之后的信号图 5、6 所示,其中噪声为 10 dB 的高斯噪声。由图 6 可以看出,

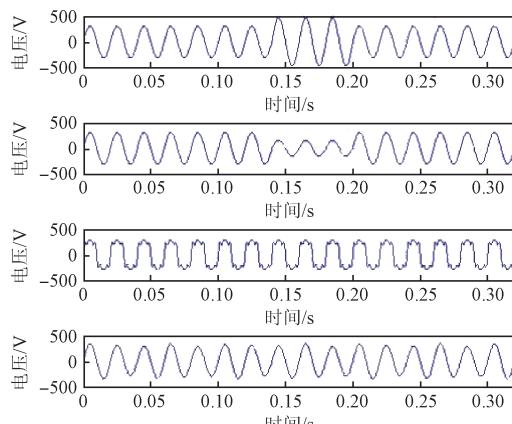


图 5 电能质量原始信号

Fig. 5 Original signal of power quality

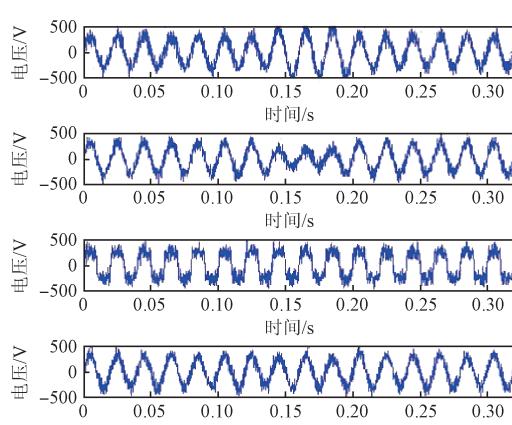


图 6 电能质量含噪信号

Fig. 6 Noise signal of power quality

信号叠加噪声之后幅值发生明显变化,如果不对信号进行去噪处理,肯定会对信号的检测与分析的准确率产生很大影响。按照本文上述方法,处理结果如下。

4 种信号去噪后的效果如图 7~10 所示,其中图 7(a)~图 10(a) 为极大极小阈值去噪效果,图 7(b)~图 10(b) 为压缩感知去噪效果,其中压缩感知去噪中压缩比选择为 40%。可以看出,极大极小阈值去噪存在着边缘扭曲现象,在波形幅值最大处会出现失真,而本文的方

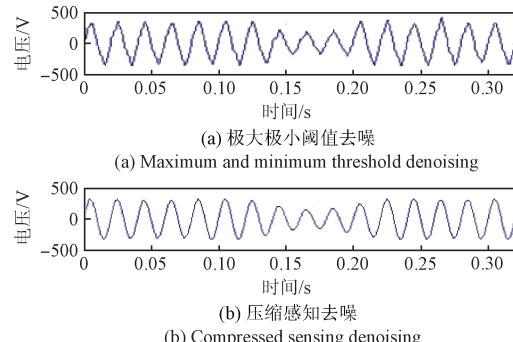


图 7 电压暂降信号去噪效果对比

Fig. 7 Comparison of voltage sag signals denoising results

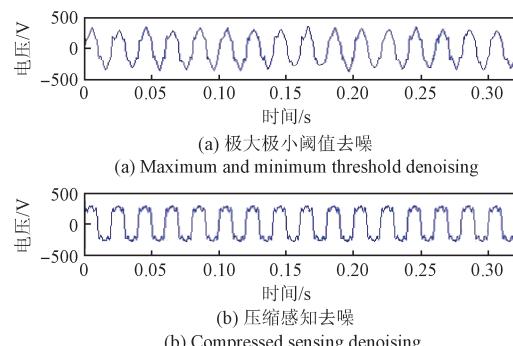


图 8 电压谐波信号去噪效果对比

Fig. 8 Comparison of harmonic signals denoising results

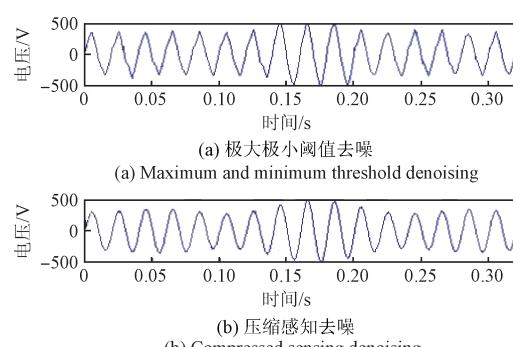


图 9 电压暂升信号去噪效果对比

Fig. 9 Comparison of voltage swell signals denoising results

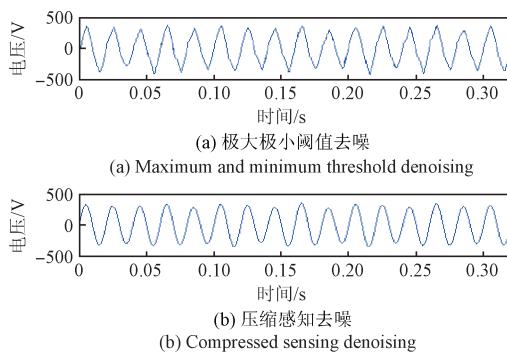


图 10 电压闪变信号去噪效果对比

Fig. 10 Comparison of voltage flicker signals denoising results

法去噪得到的信号要光滑的多。特别是谐波信号去噪中,本文方法去噪效果最为明显,而极大极小值阈值去噪失真现象非常严重。

表 1 为在夹杂 10 dB 高斯噪声的情况下,4 种电能质量扰动信号在两种去噪方法去噪后信号的 SNR。由表 1 可以看到,基于压缩感知的信号去噪信噪比都优于阈值去噪,而且对于谐波信号改善最为明显。

表 1 去噪后电能质量信号信噪比

Table 1 SNR of power quality signal after denoising

信号类型	极大极小阈值去噪	压缩感知去噪
电压暂升	18.511 1	19.611 4
电压暂降	18.786 6	19.122 3
电压谐波	13.646 8	25.999 8
电压闪变	18.234 1	21.328 2

本文还分析了观测矩阵维数 M 的选取对去噪信噪比的影响,图 11 所示为以谐波信号为例对其叠加 10 dB 噪声之后在不同测量值下的去噪结果。由图 11 可以看

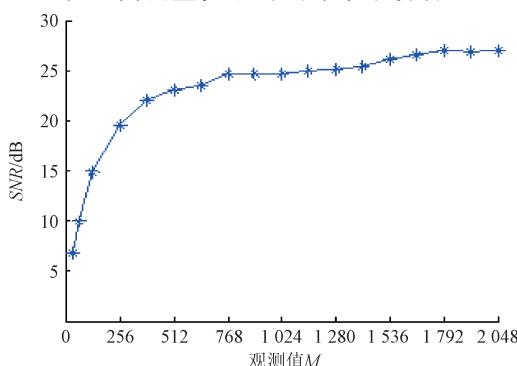


图 11 SNR 与测样数关系曲线

Fig. 11 Curve of rilationship of SNR and observation number

出,去噪效果会随着 M 值的增大而改善,但是当 M 值大于 768 之后,即压缩比为 37.5%,SNR 的上升并不明显,而随着 M 的增大,算法复杂度会提升,压缩比也会下降,所以压缩比可选取为 35% ~ 40%。

4 结 论

本文介绍了 CS 理论并将其应用于电能质量扰动信号去噪中,利用压缩感知的原理并根据电能质量信号的噪声信号不具有稀疏性的特性,对电能质量扰动信号进行了去噪仿真实验。并通过与传统阈值去噪方法进行了对比分析,仿真结果显示本文去噪方法效果理想,信噪比优于传统阈值去噪方法,而且避免了阈值选取问题,同时还解决了阈值去噪中信号失真问题。本文还研究了基于压缩感知的去噪效果与测量数之间的关系,得出压缩比在 35% 左右可以达到更优的去噪效果。本文方法是在信号采集压缩过程中完成去噪,易于实现,为电能质量信号去噪提供了一种新的方法。

参 考 文 献

- [1] 居滋培,凌奕枫,董大伟,等. 在暂态电能质量检测中的小波性能比较[J]. 上海理工大学学报, 2008, 30(6):608-612.
- JU Z P, LIN Y F, DONG D W, et al. Performaunce comparison of wavlet functions in the detection of transient power quality [J]. Journal of University of Shanghai for Science and Technology, 2008, 30 (6): 608-612.
- [2] 韩刚,张建文,褚鑫. 基于 EEMD 自适应阈值去噪的电能质量扰动检测与定位研究[J]. 电测与仪表, 2014(2):45-49.
- HAN G, ZHANG J W, CHU X. Research on denosing of power quality disturbance detection and location based on EEMD adaptive thresholding[J]. Electrical Measurement &Instrumentation, 2014 (2):45-49.
- [3] 邬春明,谢妮娜. 改进的小波阈值在电能质量信号去噪中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48 (3): 114-116.
- WU CH M, XIE N N. Application of improved wavelet threshold in power quality signal denoising[J]. Computer Engineering and Applications, 2012,48(3):114-116.
- [4] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52 (4): 1289-1306.
- [5] DONOHO D, TSAIG Y. Extensions of compressed sensing[J]. Signal Processing, 2006,86(3):33-548.
- [6] CANDES E J. Compressive sampling[C]. Proceedings of the International Congress of Mathematics, 2006,18(3):

- 1433-1452.
- [7] 石光明, 刘丹华, 高大化, 等. 压缩感知理论及其研究进展[J]. 电子学报, 2009, 37(5):1070-1081.
SHI G M, LIU D H, GAO D H, et al. Advances in theory and application of compressed sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(5):1070-1081.
- [8] 王学伟, 王琳, 苗桂君, 等. 暂态和短时电能质量扰动信号压缩采样与重构方法[J]. 电网技术, 2012, 36(3):191-196.
WANG X W, WANG L, MIAO G J, et al. An approach for compressive sampling and reconstruction of transient and short-time power quality disturbance signals[J]. Power System Technology, 2012, 36(3):191-196.
- [9] 曹英丽, 杜文, 许童羽, 等. 稳态电能质量数据压缩传感方法研究[J]. 沈阳农业大学学报, 2013, 44(3):365-368.
CAO Y L, DU W, XU T Y, et al. Steady power quality data compressive sensing[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2013, 44(3):365-368.
- [10] 于代楠, 张敬傑, 代芳琳. 压缩传感在电能质量扰动信号分析中的应用[J]. 吉林大学学报: 信息科学版, 2014, 32(6):618-623.
YU D N, ZHANG J J, DAI F L. Application of power quality disturbance signal based on compressed sensing[J]. Journal of Jilin University: Information Science Edition, 2014, 32(6):618-623.
- [11] 史洪印, 赵欣悦. 基于CS的SAR旋转微动目标检测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(6):1342-1349.
SHI H Y, ZHAO X Y. Study on the rotational micro-motion target detection based on compressive Sensing for SAR system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(6):1342-1349.
- [12] 龚辉. 基于压缩信道感知的超宽带混合信道估计[J]. 电子测量技术, 2015, 38(8):135-139.
GONG H. CS-based channel estimation methods for UWB hybrid channel [J]. Electronic Measurement Technology, 2015, 38(8):135-139.
- [13] 胡文强, 齐向阳. 基于分布式压缩感知的双通道SAR GMTI[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(7):17-22.
HU W Q, QI X Y. Dual channel SAR GMTI based on distributed compressive sensing[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(7):17-22.
- [14] MANIKANDAN M S, SAMANTARAY S R, KAMWA I. Detection and classification of power quality disturbances using sparse signal decomposition on hybrid dictionaries[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(1):27-38.
- [15] CANDES E J, TAO T. Near optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(12):5406-5425.

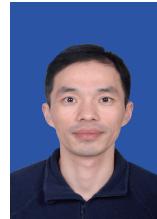
作者简介



刘通, 2015年于上海理工大学获得学士学位, 现为上海理工大学硕士研究生, 主要研究方向为智能测量技术与系统、机器人控制。

E-mail: liutong@coinv.com

Liu Tong received B. Sc. from University of Shanghai for Science and Technology in 2015. Now he is M. Sc. candidate in USST. His main research interest includes intelligent measurement technology and system, and robot control.



沈松(通讯作者), 2001年于清华大学获得博士学位, 现为北京东方振动和噪声技术研究所副所长, 主要研究方向复杂结构动力学。

E-mail: shens@coinv.com

Shen Song (Corresponding author) received Ph. D. from Tsinghua University in 2001. Now he is vice director of COINV. His main research interest includes complex structural dynamics.