

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.05.012

回溯自适应匹配追踪电能质量信号重构方法*

沈跃¹ 丁灵卫¹ 吴翊轩² 刘国海¹ 刘慧¹

(1. 江苏大学电气信息工程学院 镇江 212013; 2. 南瑞集团公司国网电力科学研究院 南京 211106)

摘要:为改善电能质量暂态信号重构性能,提出了基于压缩感知理论的回溯自适应匹配追踪的电能质量信号重构方法,对电能质量信号进行处理。在自适应匹配追踪的基础上改变一个回溯步骤,初选出满足条件的候选集,然后在终选步骤中利用回溯功能,剔除系数相对较小的原子,所以该方法能够灵活地删除一些被在初选时被错误选择的原子,有着更好的稀疏信号重构和逼近性能。另外该方法无需先验信号的稀疏度,具有稀疏度自适应能力。仿真实验结果表明,10种电能质量信号的压缩重构精度都在97.63%以上,能量恢复系数要高于99.57%,信噪比高于31.42dB,均方误差百分比在2.31%之内,都能达到很好的性能指标。

关键词:电能质量;压缩感知;匹配追踪;自适应;回溯算法

中图分类号: TM712; TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Power quality signal reconstruction of backtracking-based self-adaptive matching pursuit method

Shen Yue¹ Ding Lingwei¹ Wu Hongxuan² Liu Guohai¹ Liu Hui¹

(1. School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China;

2. National Electricity Science Research Institute, NARI, Nanjing 211106, China)

Abstract: In order to improve the reconstruction performance of power quality transient and steady signal, a reconstruction method of power quality signal adopting backtracking-based self-adaptive matching pursuit algorithm is presented to conduct the power quality signals on the basis of compressive sensing theory. By adapting a simple backtracking step to SAMP method, the first step of the proposed method is to select the candidate set that meets the conditions, then by using backtracking function in final selection step, some atoms whose coefficients are relatively small, so the proposed method can flexibly remove some atoms that are chosen wrongly at the previous processing and provide the better sparse signal reconstruction and approximation performance. Furthermore, this method does not require verify signal sparsity first and possess sparsity adaptive ability. The simulation experiment results show that the reconstruction accuracy of the signal is more than 97.63%. The reconstruction result can achieve very good performance; energy recovery coefficient is higher than 99.39%, signal-to-noise ratio is within 1.64% and mean squared error is within 1.64%.

Keywords: power quality; compressive sensing; reconstruction algorithm; self-adaption; backtracking-based algorithm

1 引言

随着现代科技水平的快速发展,国家对清洁能源的需求正在逐步扩大。传统能源如石油、煤炭、天然气等都

是一次不可再生能源^[1]。面对气候变化、资源短缺、结构调整等因素,国家十二五计划把大力发展水电、核电和其他可再生能源发电作为重要任务,电能能源体系中发挥着越来越重要的作用。

现代电力系统中,复杂的电能使用情况和一些电力

收稿日期:2016-11 Received Date: 2016-11

* 基金项目:国家自然科学基金(61301138)、江苏省自然科学基金(BK20130501)、江苏省博士后科研项目(1401053C)、江苏大学高层次人才启动基金(10JDG136)资助项目

系统故障,导致了各种的电能质量问题,所以对电力系统中电能质量的监控必不可少。在对电能质量分析中,电能数据的采样和压缩已经成为关键的技术之一。在传统的处理方法中,电能质量的采样都是基于奈奎斯特采样定理,特别是暂态电能质量扰动信号,由于其变化迅速,发生的随机性大,对其的信号采样需满足 Nyquist 采样定理而使得采样频率要求较高,最后导致采样后的电能质量信号的数据量巨大。在处理这些巨量的电能质量信号数据的步骤中,必须依赖信号的压缩编码理论^[2]和复杂算法来达到对信号的存储和传输的要求。然而,这并不是理想的信号最优处理的办法。对此,研究新的电能质量信号采样、压缩与重构方法,能对信号边采样边压缩数据,并能进行精确重构原始电能质量信号,具有重要的理论意义和广阔的应用前景。

具有稀疏特性信号的压缩感知理论 (compressed sensing, CS) 由 Donoho^[3] 于 2006 年提出。该理论在信号不受损失主要信息的情况下,将信号的传统采样和数据压缩步骤合二为一,对信号的高度不完备测量,就能够以高的概率准确重构原始信号。此理论一经提出就在信息论、医疗成像、光学/雷达成像、无线传感网络、模式识别、生物传感、地质勘探、超谱图像处理、图像超分辨率重建等领域受到极大关注^[4]。

本课题组^[5-7]在基于压缩感知理论上对电能质量的分析领域取得了一些进展。因正则化自适应匹配追踪算法^[5]对部分信号如暂态振荡和电压脉冲等突发扰动的重构性能不够理想^[5],现提出新的回溯自适应匹配追踪 (backtracking based adaptive orthogonal matching pursuit, BAOMP) 重构方法。本文研究重点是电能质量信号的重构方法,包括测量矩阵和稀疏基的选取。本文算法无需预知电能质量信号的稀疏度,具有对电能质量信号稀疏度自适应的能力,避免了预估误差,并能够对电能质量信号精确地重构。通过一系列的仿真实验,电能质量信号的压缩感知重构都达到了较好的效果。

2 压缩感知理论基础与设计方

2.1 压缩感知理论基础

信号 $f \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ 是电能质量原始信号,在稀疏基 Ψ 下稀疏为向量 x , 即 $f = \Psi x$ ($\Psi \in \mathbf{R}^{N \times N}$)。设计一个与稀疏基 Ψ 不相关的观测矩阵 $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$ ($M \ll N$), 对信号 f 执行一个压缩观测:

$$y = \Phi f = \Phi \Psi x = \tilde{\Psi} x \quad (1)$$

(其中 $\tilde{\Psi} = \Phi \Psi$ 称为感知矩阵) 就可得到 M 个线性观测 $y \in \mathbf{R}^M$, 这些少量的线性投影中却包含了重构信号 f 所需的足够信号。压缩感知理论框架如图 1 所示。

信号 f 的重构可以转化为求解稀疏向量 x , 对其乘

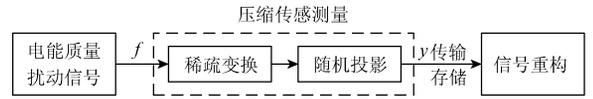


图 1 CS 采样模型

Fig. 1 CS sampling model

以稀疏基 Ψ , 最终可以重构出信号 f 。当 $M \geq K \log(N/K)$ 时, 其中 K 为信号的稀疏度, 感知矩阵 $\tilde{\Psi}$ 大概率满足等距约束条件 (restricted isometry property, RIP)^[6-8], 则信号 x 可以由测量值 y 通过求解 l_0 范数的最优非凸优化问题精确重构^[9]。

$$\hat{x} = \arg \min \|x\|_0 \quad \text{s. t.} \quad y = \tilde{\Phi} x \quad (2)$$

求得稀疏向量 x 后, 利用公式 $f = \Psi x$ 精确重构出原始信号 f 。

2.2 设计方案

压缩感知理论体系框架主要包括了信号的稀疏表示、测量矩阵的选取和重构算法, 其中重构算法是核心内容。

1) 信号稀疏基

稀疏对象为电能质量信号, 稀疏基有小波变换基 (DWT)、离散余弦变换基 (DCT)、快速傅里叶变换基 (FFT)^[10] 和冗余字典^[11]。因在频域上具有方便的稀疏性和简易性而选用傅里叶变换基。

2) 测量矩阵的选取

测量矩阵不仅要有良好的稀疏性, 简单的形式, 而且要与稀疏基具有不相关性。本文采用高斯矩阵作为信号的测量矩阵。高斯测量矩阵 $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 中的每一个元素都独立地服从均值为 0, 方差为 $1/\sqrt{M}$ 的高斯分布, $\Phi_{i,j} \sim \Pi(0, \frac{1}{\sqrt{M}})$, $i \in (1, M)$, $j \in (1, N)$ 。高斯分布的矩阵随机性很强, 且与绝大数稀疏变换基不相关^[7], 且满足 RIP 条件^[9]。

3) 信号的算法重构

重构算法主要分为 3 类: 凸优化 (松弛) 算法、统计优化类算法和匹配追踪类算法。匹配追踪类算法因其计算量小和精度满足基本要求成为目前最实用且应用最广泛的一类重构算法。此类算法由最开始的匹配追踪 (matching pursuit, MP) 算法^[12] 慢慢改进发展为正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法^[13]、正则化自适应匹配追踪 (regularized adaptive matching pursuit, RAMP)^[4]、正则化正交匹配追踪 (regularized orthogonal matching pursuit, ROMP) 算法^[14] 等等。

本文在传统压缩感知理论重构方法的基础上, 依据一种适用于电能质量数据分析与处理的回溯自适应匹配追踪方法开展研究。该方法是由 Honglin 等人^[15] 于 2011 年提出的。回溯自适应匹配追踪算法 (BAOMP) 无需预

估信号的稀疏度,对不同信号的稀疏度具有自适应能力,对感知矩阵原子的筛选性能更优,重构性能也更佳。本文将此方法运用于电能质量信号的恢复重构中,为电能质量信号的分析与处理开辟了新的思路。

3 基于 BAOMP 的电能质量信号重构算法

3.1 具体算法步骤

BAOMP 算法的核心思想就是在算法迭代过程中,初选一些原子,然后利用回溯思想把错误的原子剔除,最终筛选出与信号余量最为匹配的原子。本文电能质量数据重构采用 BAOMP 算法的详细步骤如下:

1) 采用基于 MATLAB 平台的数据处理与仿真,由 MATLAB 生成最常见的 10 种电能质量信号样本,包括正常电压、谐波、电压尖峰、缺口、闪变、暂升、暂降、中断、暂态振荡和电压脉冲。

2) 根据稀疏性要求确定傅里叶变换基为稀疏变换基 Ψ , $\Psi \in R^{N \times N}$ 。

3) 将电能质量信号 f 稀疏表示 $f = \Psi x$, $f \in R^{N \times 1}$ 和 $x \in R^{N \times 1}$ 。

4) 选用高斯随机矩阵作为测量矩阵 Φ , $\Phi \in R^{M \times N} (M \ll N)$ 。

5) 测量矩阵 Φ 与稀疏变换基 Ψ 相乘得到感知矩阵 $\tilde{\Psi} = \Phi \Psi$, 由步骤 1) ~ 4) 可得到电能质量信号 f 的测量值 $y = \Phi f = \Phi \Psi x = \tilde{\Psi} x$ 。

6) 进入重构环节,运用 BAOMP 方法进行参数预设,初始解 $x^0 = \emptyset$, 初始残差 $r^0 = y$, 支撑集 $\Lambda^0 = \emptyset$, 候选集 $C^0 = \emptyset$, 删除集 $\Gamma^0 = \emptyset$, 自适应原子常数 $\mu_1 = 0.4$ 、 $\mu_2 = 0.6$, 终止迭代阈值 ε 和最大迭代次数 n_{max} 。

7) 在感知矩阵中进行原子的初步筛选: 将满足条件 $|\langle r^{n-1}, \varphi_{C^n} \rangle| \geq \mu_1 \cdot \max_{j \in \Omega} |\langle r^{n-1}, \varphi_j \rangle|$ ($\Omega = [1, 2, 3, \dots, N]$, $|C^n| \leq M - |\Lambda|$) 的原子筛选出来并放入候选集 C^n 。

8) 计算 $x_{\Lambda \cup C^n}^n = \tilde{\Psi}_{\Lambda \cup C^n}^+ \cdot y$, 并挑选满足 $|x_{\Lambda \cup C^n}^n| < \mu_2 \cdot \max |x_{C^n}^n|$ 的原子放入删除集 Γ^n 。

9) 相关原子挑选完毕,更新下列变量,支撑集 $\Lambda = \{\Lambda \cap C^n\} \setminus \Gamma^n$, 系数 $x_{\Lambda}^n = \tilde{\Psi}_{\Lambda}^+ \cdot y$, 残差 $r^n = y - \tilde{\Psi}_{\Lambda} x_{\Lambda}^n$ 。

10) 判断迭代条件,如果 $\|r\|_2 \geq \varepsilon$ 或者 $n \leq n_{max}$, 则令 $n = n + 1$, 转步骤 7) 继续进行迭代运算; 否则停止迭代,输出 $x_{\Lambda}^n = \tilde{\Psi}_{\Lambda}^+ \cdot y$ 。

11) 计算 $f = \Psi x_{\Lambda}^n$, 并返回重构结果,从而还原出电能信号。

3.2 BAOMP 优点

如图 2 所示,和大多数 OMP 算法一样,BAOMP 的第一步是选出满足初步筛选条件的候选集,自适应常

数 μ_1 的存在决定了每次选取多少个原子。在终止步骤中,删除一些近似系数小于候选集中相应条目最大幅值的原子,自适应常数 μ_2 控制每次迭代中删除的原子个数。正是利用了回溯的功能,去除了一些相对较小系数的原子,而这些原子是在前面的迭代过程中被错选的。如果错误原子一旦被选择,则会始终存在算法的其余过程,而后续过程中积累的误差,会对最终计算结果造成较大偏差。基于回溯思想的应用,算法具有两次检查所选原子的可靠性。在每次迭代后,所选择的原子将变得越来越少,从而加快收敛,提高了算法的计算速度。算法也不需要预估计信号的稀疏度,带来了自适应能力,能够在算法的计算成本和重构性能之间找到很好的平衡。

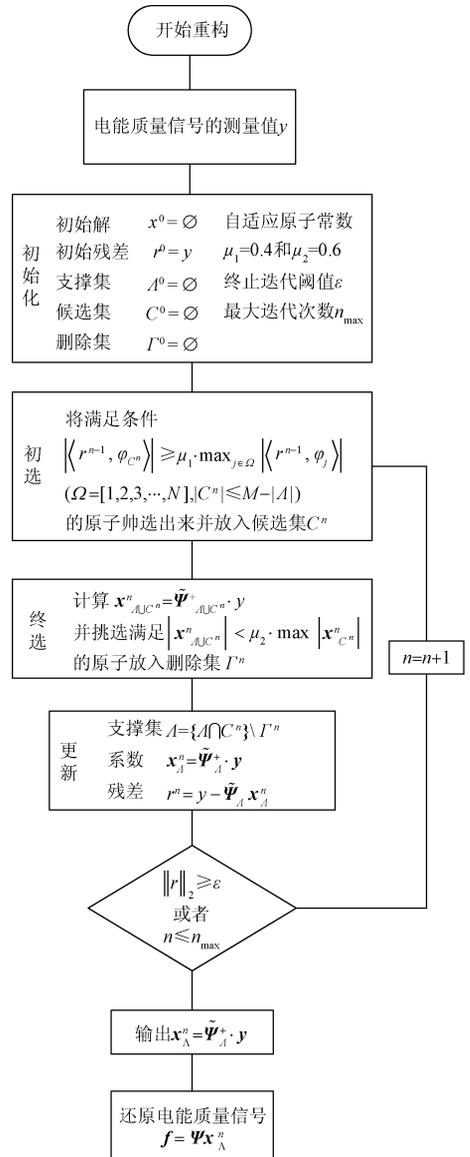


图 2 BAOMP 算法步骤流程

Fig. 2 Flow chart of BAOMP algorithm

4 实验仿真结果与分析

针对上文提到的 10 种电能质量信号,本文采用 MATLAB 平台编出了压缩测量和重构算法的程序,完成了对电能质量信号的压缩与重构。电能质量信号的采样率取为 1 600 Hz,基波频率为 50 Hz,信号采样长度为 320 点,观测维数 $M = 32$ 。

4.1 重构波形

如图 3 ~ 13 所示,分别给出了它们的原始波形、重构波形及重构误差。

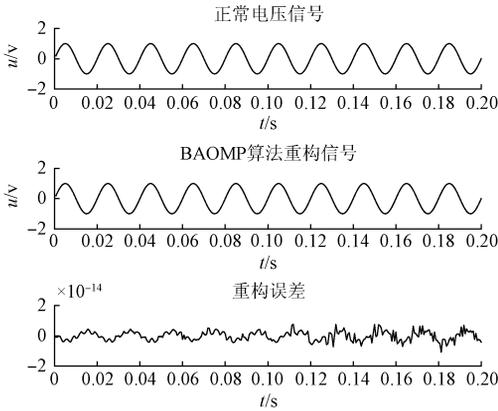


图 3 正常电压信号 BAOMP 重构波形及重构误差
Fig. 3 BAOMP reconstruction waveform and reconstruction error of the normal voltage signal

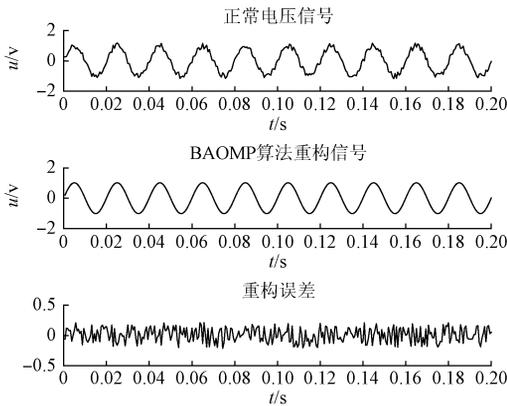


图 4 带方差为 0.2 白噪声的正常电压信号 BAOMP 重构波形及重构误差
Fig. 4 BAOMP reconstruction waveform and reconstruction error of the normal voltage signal with 0.2 variance of white noise

由以上重构恢复图可知,BAOMP 算法能够以很小的绝对误差重构原始电能质量信号。为了能够详细地分析本文所采用的 BAOMP 对电能质量信号的重构性能指

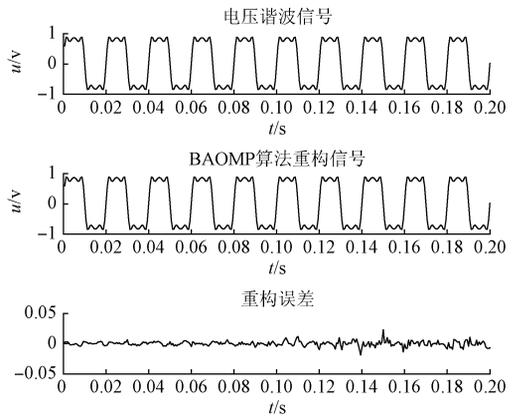


图 5 电压谐波信号 BAOMP 重构波形及重构误差
Fig. 5 BAOMP reconstruction waveform and reconstruction error of the voltage harmonic signal

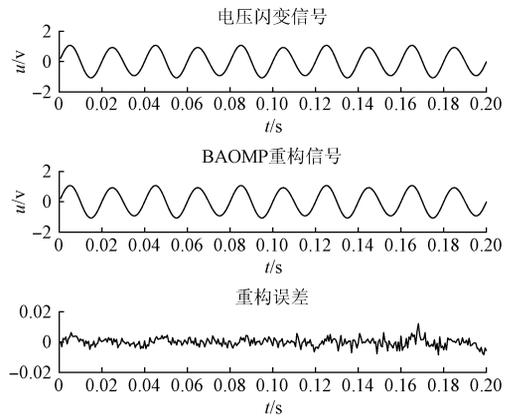


图 6 电压闪变信号 BAOMP 重构波形及重构误差
Fig. 6 BAOMP reconstruction waveform and reconstruction error of the voltage flicker signal

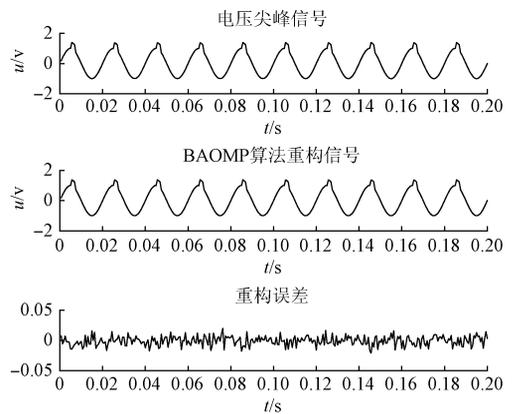


图 7 电压尖峰信号 BAOMP 重构波形及重构误差
Fig. 7 BAOMP reconstruction waveform and reconstruction error of the voltage spike signal

标,利用以下公式中的能量恢复系数(ERP)、重构信噪比

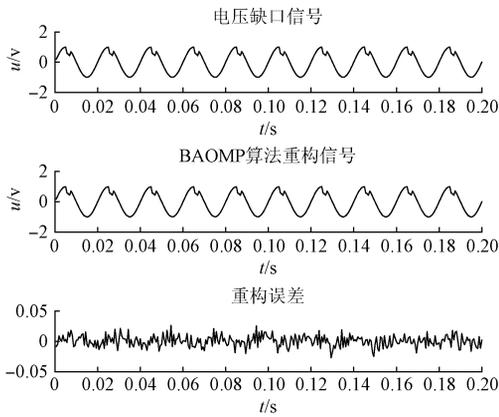


图8 电压缺口信号 BAOMP 重构波形及重构误差
Fig. 8 BAOMP reconstruction waveform and reconstruction error of the voltage notch signal

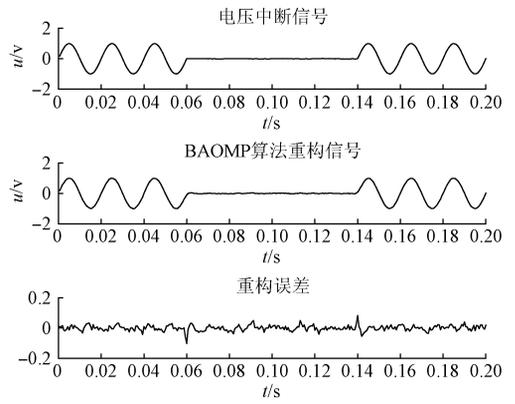


图11 电压中断信号 BAOMP 重构波形及重构误差
Fig. 11 BAOMP reconstruction waveform and reconstruction error of the voltage interruption signal

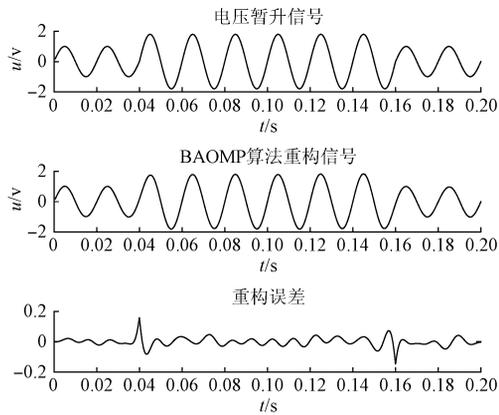


图9 电压暂升信号 BAOMP 重构波形及重构误差
Fig. 9 BAOMP reconstruction waveform and reconstruction error of the voltage swell signal

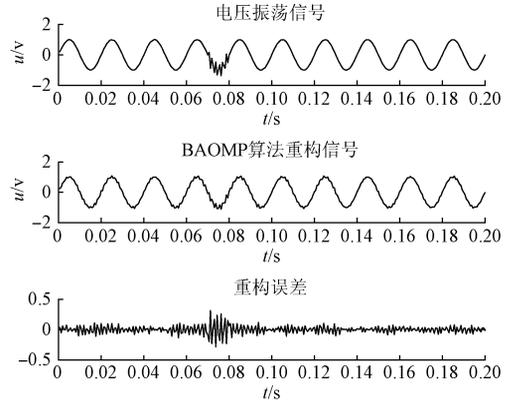


图12 电压振荡信号 BAOMP 重构波形及重构误差
Fig. 12 BAOMP reconstruction waveform and reconstruction error of the voltage oscillation signal

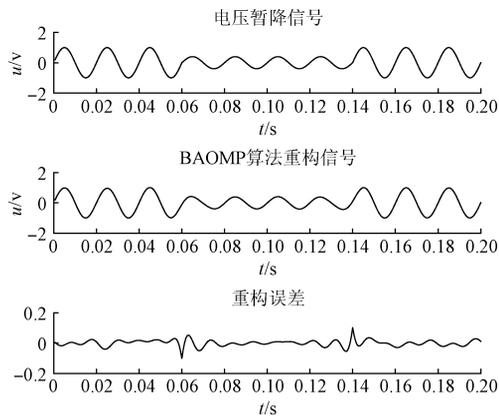


图10 电压暂降信号 BAOMP 重构波形及重构误差
Fig. 10 BAOMP reconstruction waveform and reconstruction error of the voltage sag signal

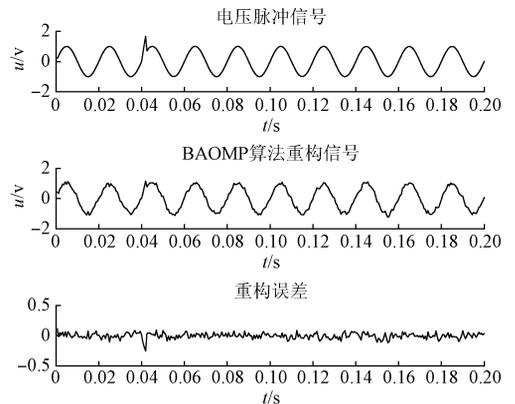


图13 电压脉冲信号 BAOMP 重构波形及重构误差
Fig. 13 BAOMP reconstruction waveform and reconstruction error of the voltage pulses signal

文采用方法进行的重构效果进行评价。

1) 能量恢复系数

(SNR)以及均方误差(MSE)百分比3项性能指标,对本

$$ERP(\%) = \left\{ \sum_{i=1}^N [\hat{f}(i)] / \sum_{i=1}^N [f(i)]^2 \times 100\% \right\} \quad (3)$$

式中： $f(i)$ 和 $\hat{f}(i)$ 分别指原始信号和在压缩采样后重构的信号，下同。

2) 重构信噪比

$$SNR = 10 \lg \left[\sum_{i=1}^N |f(i)|^2 / \sum_{i=1}^N |f(i) - \hat{f}(i)|^2 \right] \quad (4)$$

3) 均方误差百分比

$$MSE(\%) =$$

$$\left\{ \sqrt{\sum_{i=1}^N |f(i) - \hat{f}(i)|^2} / \sqrt{\sum_{i=1}^N |f(i)|^2} \times 100\% \right\} \quad (5)$$

如表 1 所示，得到的各类性能评价指标值都是进行 20 次仿真实验后计算得到的平均值，由表中各项数据能够看出，BAOMP 算法不仅对电压脉冲、振荡有良好的重构效果，而且对其余电能质量信号的重构拥有不错的重构效果。根据表 1 中的性能指标表明，本文方法能够良好地重构以上 10 种电能质量信号，所有的信号能量恢复系数均在 99.57% 以上，能够保留原始信号的绝大部分能量，重构信噪比均超过了 31.42 dB，除谐波信号外，其余信号的均方误差百分比都要小于 1.58%，满足电能质量信号分析的要求。

表 1 10 类电能质量信号性能指标

Table 1 Performance specification of ten kinds of power quality signals

信号	ERP/%	SNR/dB	MSE/%
正常电压	100.00	40.13	0.07
谐波	99.89	58.21	2.31
电压闪变	99.82	36.41	1.08
电压尖峰	99.70	38.95	1.01
电压缺口	99.78	37.46	1.24
电压暂升	99.91	43.51	0.22
电压暂降	99.91	46.98	0.15
电压中断	99.79	34.86	0.91
暂态振荡	99.68	41.29	1.54
电压脉冲	99.57	31.42	1.58

4.2 算法重构性能对比

为了能够说明 BAOMP 算法在电能质量信号重构上的优势，选了同类算法中的 OMP、ROMP、SAMP、RAMP 和 BAOMP 算法进行多方面的对照分析。表 2 所示为以电压暂降信号的重构为例，在相同实验仿真条件下，对计算得到 5 种不同算法的能量恢复系数、重构信噪比以及均方误差百分比的数据进行对比。

从表 2 的数据可以看出 BAOMP 算法在电能质量信号重构上的性质是优于其余 4 种算法的。推根溯源，BAOMP 算法是一种改进型算法，它有效结合了 ROMP 和

表 2 各算法电压暂降重构性能对比

Table 2 Reconstruction performance comparison of the voltage sag signal in each algorithm

算法名称	ERP/%	SNR/dB	MSE/%
OMP	95.92	37.09	0.38
ROMP	97.53	39.73	0.27
SAMP	98.05	41.82	0.24
RAMP	99.90	46.94	0.16
BAOMP	99.91	46.98	0.15

SAMP 算法各自的优点，在每次迭代过程中不仅自适应地选取原子，而且能够回溯地剔除先前错选的原子，最终获得优于 ROMP 和 SAMP 算法的重构效果。

进一步分析在采用不同采样测量数下电能质量信号的重构性能，依旧以电压暂降信号为例，图 14 ~ 16 给出了在不同的重构算法情况下的重构率、重构信噪比以及均方误差随测量数 M 变化的曲线，图中每个数值也是经过 20 次实验得到的平均值。由图 14 ~ 16 可知，这 5 种

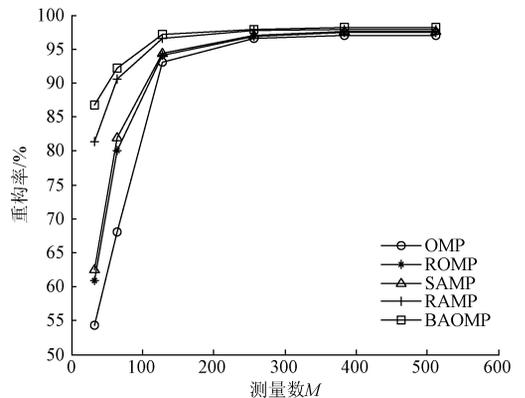


图 14 电压暂降在不同算法下重构率随测量数变化曲线

Fig. 14 The changing curves with measurements of reconstructed rate of voltage sag signal under different algorithms

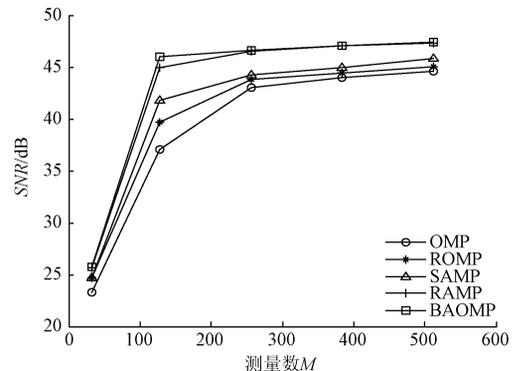


图 15 电压暂降在不同算法下信噪比随测量数变化曲线

Fig. 15 The changing curves with measurements of SNR of voltage sag signal under different algorithms

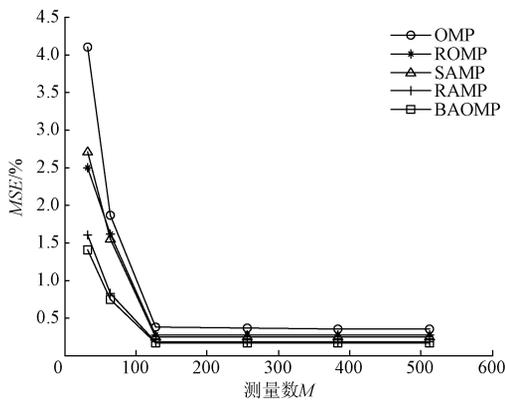


图 16 电压暂降在不同算法下均方误差随测量数变化曲线

Fig. 16 The changing curves with measurements of MSE of voltage sag signal under different algorithms

不同重构算法的重构率和信噪比值都随测量数 M 的增大而增大,均方误差随着 M 的增大而减小。3 种性能指标在测量数 M 在 0 ~ 200 变化幅度较大,对重构效果影响较大,当测量数 M 超过 200 之后,3 种性能指标的曲线趋于平缓,再提高测量数对重构效果的提升影响较小。另外,BAOMP 算法在较小的测量数的情况下要优于其他算法,能获得可观的重构效果。在相同的测量数下,此算法有着更高的重构信噪比以及更低的均方误差值。

5 结 论

本文将回溯自适应匹配追踪算法应用在电能质量信号的压缩感知重构上,并对该方法的具体实施步骤做了详细地描述。针对 10 种不同的电能质量信号进行了仿真实验,对压缩采样后的信号均使用 BAOMP 算法,都得到了精确重构,并在此基础上分析了重新好的能量恢复系数、重构信噪比、均方误差百分比 3 项指标。结果表明,这些电能质量重构信号的精度都在 97.63% 以上,能量恢复系数要高于 99.57%,重构信噪比高于 31.42 dB,均方误差百分比在 2.31% 之内,暂态扰动的重构效果有一定的提升,其他重构效果也要优于同类算法。在电能质量信号的处理中,压缩感知能有效减少信号的采样长度,而且采取的是压缩和采样并行的高效方法,降低了数据的存储要求,推动了电能质量的分析与检测识别领域的发展。目前压缩感知下电能信号的高精度重构还有赖于有效的稀疏基、更加适合电能质量扰动信号特点的观测矩阵和更优化的重构算法,还有待进一步研究。

参考文献

[1] 林海雪. 现代电能质量技术的概况和展望[J]. 供用电, 2014(2): 16-20.
LIN H X. General situation and expectation of modern

power quality technology [J]. Distribution and Utilization, 2014(2): 16-20.

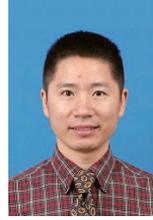
- [2] BARANIUK R. A lecture on compressive sensing [J]. IEEE Signal Processing Magazing, 2007, 24 (4): 118-121.
- [3] DONOHO D. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [4] 焦李成, 杨淑媛, 刘芳, 等. 压缩感知回顾与展望 [J]. 电子学报, 2011, 39(7): 1651-1662.
JIAO L CH, YANG SH Y, LIU F, et al. Development and prospect of compressive sensing [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(7): 1651-1662.
- [5] 刘国海, 吴翔轩, 沈跃. 正则化自适应匹配追踪电能质量数据重构方法 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(8): 1838-1844.
LIU G H, WU H X, SHEN Y. Novel reconstruction method of power quality data based on regularized adaptive matching pursuit algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(8): 1838-1844.
- [6] 沈跃, 张瀚文, 刘国海. 基于判别字典学习的电能质量扰动识别方法 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(10): 2167-2173.
SHEN Y, ZHANG H W, LIU G H. Power quality disturbance identification method based on discriminative dictionary learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(10): 2167-2173.
- [7] 沈跃, 刘国海, 刘慧. 随机降维映射稀疏表示的电能质量扰动多分类研究 [J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(6): 1371-1376.
SHEN Y, LIU G H, LIU H. Study on classification method of power quality disturbances based on random dimensionality reduction projection and sparse representation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(6): 1371-1376.
- [8] 孙斌, 金心宇. 压缩感知在无线传感器网络目标跟踪中的应用 [J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(5): 463-468.
SUN B, JIN X Y. Applications of compressive sensing in target tracking of wireless sensor networks [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation. 2014, 28(5): 463-468.
- [9] 王学伟, 王琳, 苗桂君. 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. 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.

- [10] 芮国胜,王林,田文飏. 一种基于基追踪压缩感知信号重构的改进算法[J]. 电子测量技术, 2010, 24(4): 38-41.
BING G SH, WANG L, TIAN W B. Improved algorithm based basis pursuit for compressive sensing reconstruction[J]. Electronic Measurement Technology, 2010, 24(4): 38-41.
- [11] CANDES E J, ELDAR Y C, NEEDLELLD, et al. Compressed sensing with coherent and redundant dictionaries[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2011, 31(1): 59-73.
- [12] 王宁,李林川,贾清泉. 应用原子分解的电能质量扰动信号分类方法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(4): 51-58.
WANG N, LING L C, JIA Q Q. Classification of power quality disturbance signals using atomic decomposition method[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(4): 51-58.
- [13] CAI T T, WANG L. Orthogonal matching pursuit for sparse signal recovery with noise[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2011, 57(7): 4680-4688.
- [14] 刘亚新,赵瑞珍,胡绍海,等. 用于压缩感知信号重建的正则化自适应匹配追踪算法[J]. 电子与信息学报, 2012, 32(11): 2713-2717.
LIU Y X, ZHAO R ZH, HU SH H, et al. Regularized adaptive matching pursuit algorithm for signal reconstruction based on compressive sensing[J]. Journal

of Electronics & Information Technology, 2012, 32(11): 2713-2717.

- [15] HONGLIN H, ANAMITRA M. Backtracking-based matching pursuit method for sparse signal reconstruction[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2011, 18(7): 391-394.

作者简介



Shen Yue received B. Sc. from Jiangsu University of Science and Technology in 2001, M. Sc. and Ph. D. both from Jiangsu University in 2004 and 2012, respectively. Now he is an associate professor and M. Sc. supervisor in School of Electrical and Information, Jiangsu University. His main research interests include power quality analysis, agricultural automation and embedded system.



Ding Lingwei received B. Sc. from Jiangsu University in 2015. He is currently a M. Sc. candidate in Jiangsu University. His main research interest includes power quality analysis.

沈跃, 2001 年于江苏理工大学获得学士学位, 分别于 2004 年和 2012 年于江苏大学获得硕士学位和博士学位, 现为江苏大学副教授, 主要研究方向为电能质量检测与分析、农业信息化与自动化、嵌入式系统等。

E-mail: shen@ujs.edu.cn

丁灵卫, 2015 年于江苏大学获得学士学位, 现为江苏大学硕士研究生, 主要研究方向为电能质量治理。

E-mail: dlwcvn78@outlook.com