

A Generalized-Regularized Orthogonal Matching Pursuit Algorithm for Power Quality Signal Reconstruction

Binghui Han¹, Hui Jiang¹, Xingsheng Sun¹, Jianchun Peng²

¹College of Optoelectronic Engineering, Shenzhen University, Shenzhen Guangdong

²College of Mechatronics and Control Engineering, Shenzhen University, Shenzhen Guangdong

Email: 414281485@qq.com

Received: Mar. 7th, 2019; accepted: Mar. 22nd, 2019; published: Mar. 29th, 2019

Abstract

A generalized-regularized orthogonal matching pursuit (GROMP) algorithm is proposed based on compressed sensing theory, and it is used for power quality signal reconstruction. Firstly, the GROMP algorithm selects atoms based on the generalized orthogonal matching pursuit algorithm to form the original support set. Then, the regularization method is added to select atoms from original support set to form the final support set. At last, the least square method is employed to update the residual and reconstruct the original signal. The proposed GROMP algorithm not only compensates for the low accuracy of the generalized orthogonal matching pursuit algorithm, but also overcomes the disadvantages of the poor stability and large computational complexity of the regularized orthogonal matching pursuit algorithm. The simulation results of transient and steady-state power quality signal reconstruction show that the newly proposed GROMP algorithm has good adaptability to a variety of measurement matrices. Compared with the traditional generalized orthogonal matching pursuit algorithm and the regularized orthogonal matching pursuit algorithm, the new GROMP algorithm has high reconstruction accuracy for various power quality signals and good stability under small compression ratio.

Keywords

Compressed Sensing, Power Quality, Signal Reconstruction, Orthogonal Matching Pursuit Algorithm

电能质量信号重构的广义 - 正则化正交匹配追踪算法

韩炳辉¹, 江 辉¹, 孙兴盛¹, 彭建春²

¹深圳大学光电工程学院, 广东 深圳

²深圳大学机电与控制工程学院, 广东 深圳

Email: 414281485@qq.com

收稿日期: 2019年3月7日; 录用日期: 2019年3月22日; 发布日期: 2019年3月29日

摘要

提出了一种基于压缩感知理论的广义 - 正则化正交匹配追踪(GROMP)算法、并用于电能质量信号重构。这种GROMP算法先基于广义正交匹配追踪算法选择原子并形成原始支撑集,再增加正则化方法对原始支撑集进行二次挑选形成最终支撑集,然后借助最小二乘法更新残差、重构出原信号。它既弥补了广义正交匹配追踪算法精度较低的不足,又克服了正则化正交匹配追踪算法稳定性差和计算量大的缺点。对暂态和稳态电能质量信号重构的仿真结果表明,新的GROMP算法对多种测量矩阵的适应度好。与传统的广义正交匹配追踪算法和正则化正交匹配追踪算法相比,这种新的GROMP算法不仅对各种电能质量信号重构的精度高,而且在压缩比较小时稳定性好。

关键词

压缩感知, 电能质量, 信号重构, 正交匹配追踪算法

Copyright © 2019 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着大型电器的普及, 电力负荷的增加, 电能扰动及暂时中断的问题越来越严重, 如何提高电能质量一直是电力研究的热点问题, 一系列信号处理理论也被广泛应用于电能质量信号的检测分析中[1] [2], 如 FFT、小波变换和 Hilbert-Huang 变换等。然而无论上述的哪种方法, 其基础离不开奈奎斯特抽样准则, 即采样频率必须大于两倍的信号最高频率。当电能质量信号中的暂态扰动类型复杂、变化迅速时, 采用 Nyquist 采样定理获取高速采样信号会产生海量的采样信号数据; 较高采样速率也导致硬件实现成本昂贵。为了降低存储和传输成本, 很多学者提出了针对含扰动的电能质量信号的压缩和解压缩方法, 如自适应霍夫曼编码、LZ 系列编码、算术编码、压缩编码等[3], 但是这些压缩方法都是在奈奎斯特抽样准则的基础上先进行高速采样, 然后再做压缩处理, 不仅浪费资源, 而且由于需要分配采样空间而占用大量存储, 并且还有可能在传输中丢失某些数据导致抗干扰性很差。D. L. Donoho 等科学家提出的压缩感知方法[4] 在保证恢复精度下能减少采样数据, 提高运算速度, 近几年在电能质量信号分析与检测领域中得到了应用[5]。

压缩感知的核心是构建重构算法, 目前重构算法可分为: 1) 通过不断选择最优解逐步逼近的贪婪算法: 如正交匹配追踪算法[6], 压缩采样匹配追踪算法[7]、分段正交匹配追踪算法[8]、稀疏度自适应匹配追踪算法[9]等。2) 通过将 10 范数的优化问题转化成求解 11 范数凸优化问题的算法: 如 BP 算法, 阈值迭代算法等[5]。3) 通过分组测试重建的组合算法: 链式追踪算法[10]。

文献[5]详细介绍了含扰动的电能质量信号压缩采样的可行性以及重构算法在电能检测领域的运用。文献[11]给出了谐波信号在 DFT 基下稀疏的证明, 文献[12]证明了在频谱泄露的情况下含扰动的电能质

量信号仍保有稀疏性,并提出了针对频谱泄露的改进算法。文献[13]提出了一种广义正交匹配追踪的算法(Generalized Orthogonal Matching Pursuit-Recursive, GOMP),相较一般的重构算法减少了算法的复杂度,但对稀疏度 K 值较大的信号重构精度不足。Needell D 等人提出了一种正则化正交匹配追踪算法(Regularized Orthogonal Matching Pursuit-Recursive, ROMP) [14],该算法提高了重构精度,但也增加了计算量。本文提出了一种广义-正则化正交匹配追踪算法,用于解决以往算法在处理某些稀疏度 K 值较大的含扰动的电能质量信号时,存在重构精度不足及算法计算量大的问题。

2. 压缩采样和信号重构

2.1. 压缩采样和信号重构的原理

本压缩感知包括压缩采样和信号重构两部分。压缩采样是将信号在稀疏基上投影得到观测信号,重构即由观测信号重构信号。

信号的稀疏表示是应用压缩感知理论的先决条件。如果信号本身是稀疏的或在某种变换域下是稀疏的或可压缩的,则可以利用一种与变换域不相关的测量矩阵,将非稀疏信号转化为稀疏的观测信号,实现压缩采样。

当一个长度为 N 信号 $x(n)$ 中只有少数个非零值,我们就认为该信号是稀疏的,其中非零值个数 $K(K \ll N)$ 被称为信号的稀疏度。然而含复杂扰动的电能质量信号一般是非稀疏的,需要经过在一组基($\Psi^T = [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_m]$)上变换后方可转化成稀疏信号,压缩感知的基本模型可以描述为:

$$y = \Phi x = \Phi \Psi \alpha = \Theta \alpha \quad (1)$$

其中 $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$ ($K \ll M \ll N$) 为压缩感知测量矩阵, $\alpha \in \mathbf{R}^N$ 是 K 稀疏的, $y \in \mathbf{R}^M$ 为 x 在 Φ 上的线性投影,即压缩采样的观测信号。重构即为通过求得式(1)中的稀疏向量 α , 来还原原始信号 x 。但是由于观测信号 y 的维度 M 远小于待重构信号 x 的维度 N , 所以式(1)是一个欠定方程组,无法直接求解。但如果在传感矩阵 Θ 满足 RIP 准则(其中一种等价情况为测量矩阵 Φ 与稀疏基 Ψ 不相关)的前提下,则求解过程可以转化为一个求 l_0 范数的 NP 难问题:

$$\min \|\Psi^T x\|_0 \quad \text{s.t. } y = \Theta \alpha = \Phi \Psi \alpha \quad (2)$$

最终用 M 个投影求解 K 稀疏的离散信号 α , 进而根据 $x = \Psi \alpha$, 恢复原始信号 x 。

2.2. 稀疏基和测量矩阵的选择

稀疏基的选择旨在提高信号的非线性函数逼近能力,从最早的正余弦变换基到最新的字典学习先后有不下几十种稀疏基被提出[15]。从 RIP 准则可知,稀疏基的优劣主要体现在是否能与大量测量矩阵形成不相关。在电能检测领域,小波基与快速傅里叶变换基的使用次数最多并且较为成熟,且快速傅里叶(FFT)变换基的形式简单,速度较快。

压缩感知中有三种测量矩阵比较常用:高斯矩阵,伯努利矩阵以及稀疏随机矩阵[15]。

高斯矩阵:构造 $M \times N$ 大小的矩阵 A 并且使其中的元素服从均值为 0 方差为 $1/M$ 的高斯分布,即:

$$A_{i,j} \sim N\left(0, \frac{1}{M}\right).$$

伯努利矩阵:构造 $M \times N$ 大小的矩阵 A 并使之每个元素满足伯努利分布,即: $A_{i,j} = \begin{cases} +\sqrt{\frac{3}{M}} & P = \frac{1}{6} \\ 0 & P = \frac{2}{3} \\ -\sqrt{\frac{3}{M}} & P = \frac{1}{6} \end{cases}$

稀疏随机矩阵：构造一个 $M \times N$ 的全零矩阵，并在每一列上取 d 个位置置 1， d 一般取 4, 8, 10 或 16。

可以说测量矩阵和重构算法是相辅相成的，算法的适应性可以判断测量矩阵的优劣，同样矩阵的适应度也可以反映算法的好坏。

3. 广义 - 正则化正交匹配追踪算法

3.1. 广义正交匹配与正则化正交匹配追踪算法

为了增加稀疏基对各种特征信号的稀疏表达能力，一般构建稀疏基(亦称为字典)的原则是希望构建一种完备或者过完备字典(亦称作冗余字典)，如此一来，构建冗余字典的基可能并不线性相关，使用字典表示信号的线性组合系数也就不会唯一。匹配追踪的目标是选择信号在字典中最优的 M 个展开项，算法的基本思想是从字典矩阵 Ψ 中，选择一个与观测信号 \mathbf{y} 最匹配的原子，构建一个稀疏逼近，并求出信号残差，然后根据相关性原则继续选择与信号残差最匹配的原子，反复迭代，信号 \mathbf{y} 可以由这些原子的线性组合，再加上最后的残差值来表示。很显然，如果残差值在可以忽略的范围内，则信号 \mathbf{y} 就是这些原子的线性组合。

GOMP 算法首先给定初始残差(如可将观测信号 \mathbf{y} 视为初始残差)，然后每次选取传感矩阵 Θ 中与残差内积最大的 S 个原子作为支撑集，并通过最小二乘法更新残差。选取原子时每次只选择与残差相关最大的 $S(S < K)$ 个。

ROMP 则是在选取原子时每次选取与残差最相关的 K 列，再通过正则化的能量筛选出传感矩阵 Θ 中满足要求的列作为支撑集，再通过最小二乘更新残差。虽然选取 K 列提高了精度，但同时增加了算法的复杂度与运行时间。

3.2. 广义 - 正则化正交匹配追踪算法

含扰动的电能质量信号有着种类多样，扰动时间短等特点，因此在检测时要求重构精度高，检测速度快。GOMP 算法是选取相关系数向量中最大值对应的索引值 S 个，降低了算法的复杂度的同时舍弃了精度。ROMP 算法则是选取相关系数向量中 K 个最大值对应的索引值，并且还在原子正则化的过程中对其进行二次选择，适用于 K 值较大的含扰动的电能质量信号，重构精度较高，但存在算法稳定性差、计算量大的问题。本文利用 GOMP 的结构简单速度快的优点，结合 ROMP 算法精度高的特点，提出一种在 GOMP 基础上利用正则化原理挑选原子的广义-正则化正交匹配追踪算法(GROMP)。

正则化的过程是一种二次选择的过程，即在第一次选择 S 个最大值(作为原子)作为原始支撑集，再从这些值内选择各列向量与残差内积绝对值的最大值大于最小值两倍且能量最大的一组作为最终支撑集。这一过程的优点在于：算法至多经过 S 次迭代便能得到一个原子数小于 $2S$ 的最终支撑集。当此支撑集用于准确重构电能质量信号时，对于未被选进支撑集的原子，二次挑选的过程保证了它们的能量一定远小于被选入支撑集原子的能量，进而提高了电能质量信号重构的稳定性，同时也可以保证 K 值较大的复杂电能质量信号的重构精度，与 ROMP 算法相比，第一次选择的原子数目减少，所以算法速度提高。详细步骤如下：

1) 初始化：测量矩阵 Φ ，稀疏基 Ψ ，初始残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$ (\mathbf{y} 为观测信号)，循环次数 k ，传感矩阵 Θ ，索引集合 A_k 存储第 k 次循环中传感矩阵 Θ 被选择的列序号， $A_0 = \emptyset$ ， C_k 表示第 k 次循环中依照索引 A_k 从 Θ 中选取的列集合。

2) 相关性选择：计算相关性 $\mathbf{u} = \left| \Theta^T \mathbf{r}_{k-1} \right|$ ，从中选取最大的 S 个值，对应矩阵 Θ 的列序号构成原始支撑集 J 。

3) 正则化选择: 按照正则化原理在 J 中选择最终支撑集 J_0 , 即 $\forall i, j \in J_0$ 满足 $|\mathbf{u}(i)| \leq 2|\mathbf{u}(j)|$ 且能量 $\sum |\mathbf{u}|^2$ 最大。

4) 合并选择: 令 $A_k = A_{k-1} \cup J_0$ 来更新存储列序号的集合, 对于所有 $j \in J_0$, $C_k = C_{k-1} \cap \Theta_j$ 来更新选择的列集合(其中 Θ_j 表示 Θ 的 j 列)。

5) 更新残差: 利用 $\mathbf{y} = C_k \boldsymbol{\theta}_k$, 通过最小二乘法得到初步估计 $\boldsymbol{\theta}_k = (C_k^T C_k)^{-1} C_k^T \mathbf{y}$, 并以此更新残差 $\mathbf{r}_k = \mathbf{y} - A_k \boldsymbol{\theta}_k$ 。

6) $k = k + 1$ 若 $\mathbf{r}_k = 0$ 则跳出循环, 否则返回步骤 2)。

7) 最终的 $\boldsymbol{\theta}$ 即为所求的 $\boldsymbol{\alpha}$ 。

4. 能质量信号重构的仿真与分析

采用上面新提出的广义 - 正则化正交匹配追踪(GROMP)算法对电能质量信号进行重构分析。分析过程中, $x(i)$ 和 F 分别表示电能质量的原信号和重构结果信号, 稀疏基使用稀疏随机矩阵, \mathbf{y} 为电能质量原信号通过压缩采样后得到的观测信号。仿真分析的第一部分用谐波信号测试本文所提算法对三种常规矩阵的适应度。第二部分分别对三种稳态信号, 四种暂态信号与一种含复杂扰动的电能质量信号进行重构仿真与误差分析。第三部分给出本文所提算法与 GOMP、ROMP 三种算法的运行时间对比。信号的采样频率为 3200 Hz, 基波频率 $f = 50$ Hz, 信号长度 $N = 640$ (10 个周波)。分别使用均方误差 MSE , 信噪比 SNR 与能量恢复系数 ERP 作为指标, 三种指标计算公式如下:

$$MSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N [x(i) - F(i)]^2}{\sum_{i=1}^N x^2(i)}} \quad (3)$$

$$SNR = 10 \log \left(\frac{\sum_{i=1}^N x^2(i)}{\sum_{i=1}^N [x(i) - F(i)]^2} \right) \quad (4)$$

$$ERP = \frac{\sum_{i=1}^N F^2(i)}{\sum_{i=1}^N x^2(i)} \quad (5)$$

本文所用含扰动的电能质量信号模型如下: (表 1)。

Table 1. Seven kinds of power quality signals
表 1. 七种电能质量信号

信号名称	信号表达式
谐波信号	$x(t) = \sin(2\pi ft) + 0.5 * \sin(6\pi ft)$
间谐波信号	$x(t) = \sin(2\pi ft) + 0.5 * \sin(7\pi ft) + 0.3 * \sin(9\pi ft)$
电压波动信号	$x(t) = \sin(2\pi ft) + 0.05 * \sin(2.8\pi ft) + 0.05 * \sin(2.8\pi ft)$
短时电压凹陷	$x(t) = \begin{cases} \sin(2\pi ft) & t \in [0, 0.08] \cup [0.16, 0.2] \\ 0.8 * \sin(2\pi ft) & t \in [0.08, 0.16] \end{cases}$
短时电压凸起	$x(t) = \begin{cases} \sin(2\pi ft) & t \in [0, 0.08] \cup [0.16, 0.2] \\ 1.2 * \sin(2\pi ft) & t \in [0.08, 0.16] \end{cases}$
短时电压中断	$x(t) = \begin{cases} \sin(2\pi ft) & t \in [0, 0.08] \cup [0.16, 0.2] \\ 0.05 * \sin(2\pi ft) & t \in [0.08, 0.16] \end{cases}$
短时谐波信号	$x(t) = \begin{cases} \sin(2\pi ft) & t \in [0, 0.08] \cup [0.16, 0.2] \\ \sin(2\pi ft) + 0.2 * \sin(6\pi ft) & t \in [0.08, 0.16] \end{cases}$

4.1. 测量矩阵的适应度仿真

对表 1 的谐波信号分别利用 1.3 节中三种测量矩阵的进行重构，并使用公式(3)计算均方误差 MSE ，结果分别如图 1 和图 2 所示。

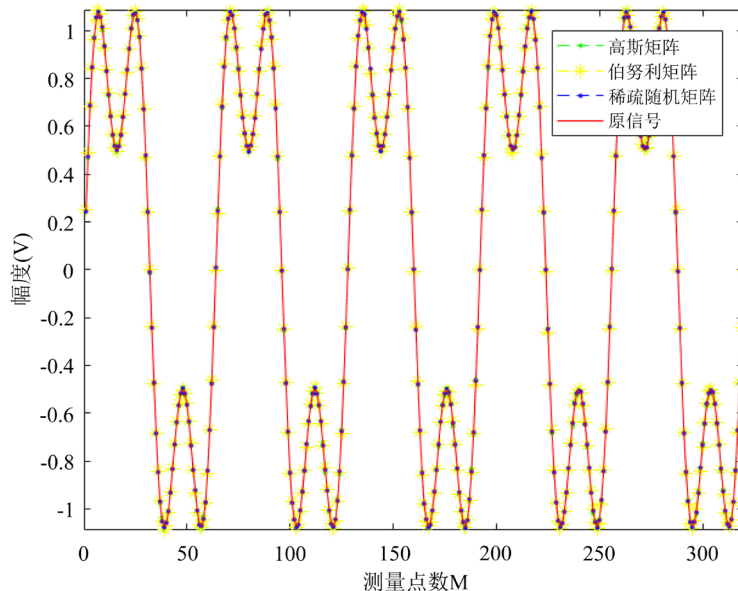


Figure 1. Reconstruction of harmonic signal based on three measurement matrices
图 1. 三种测量矩阵下谐波信号重构

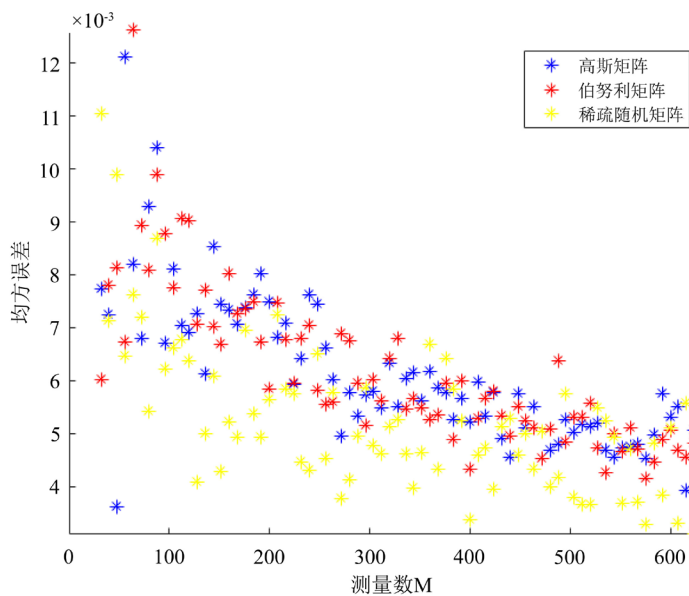


Figure 2. Matrix error comparison of harmonic signal based on three measurement matrices
图 2. 三种测量矩阵下谐波均方误差对比

从图 1、图 2 可以看出：谐波信号在测量数 M 取 32 至 640 的范围内，对信号重构的均方误差均在 0.01 以下，具有非常优秀的恢复性能。在 M 为 128 时，高斯矩阵的误差为 0.01，伯努利矩阵的误差为 0.0075，稀疏随机矩阵的误差为 0.0053，可见算法对稀疏随机矩阵的适应性最好。

4.2. 电能质量信号重构与误差分析

4.2.1. 稳态信号重构误差分析

在 $M = 128$ 的情况下对表 1 中谐波与间谐波(均值为 0 的高斯白噪声)两种稳态信号进行重构仿真, 结果如图 3。图 4 给出了本文提出的算法与 GOMP, ROMP 关于谐波重构的均方误差 MSE , 信噪比 SNR 与能量恢复系数 ERP 的对比, 图 5 给出这三种算法间谐波进行重构后的三种性能指标的对比, 结果如下:

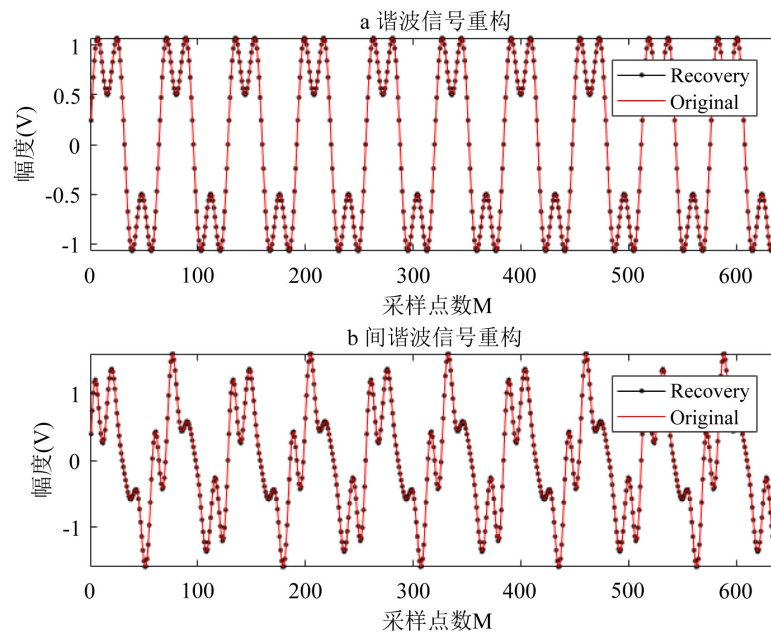


Figure 3. Reconstruction of two steady state signals

图 3. 两种稳态信号重构

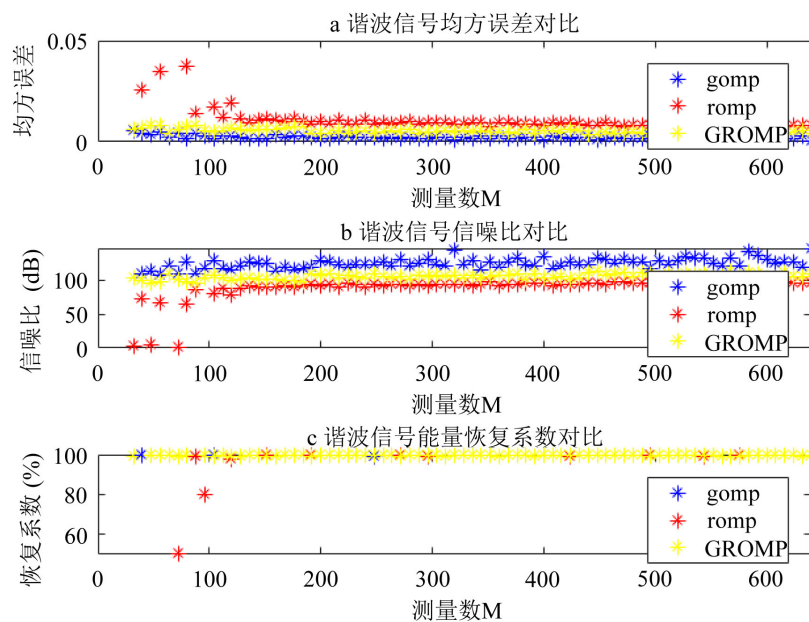


Figure 4. Three performance index comparison of harmonic signals

图 4. 谐波信号的三种性能指标对比

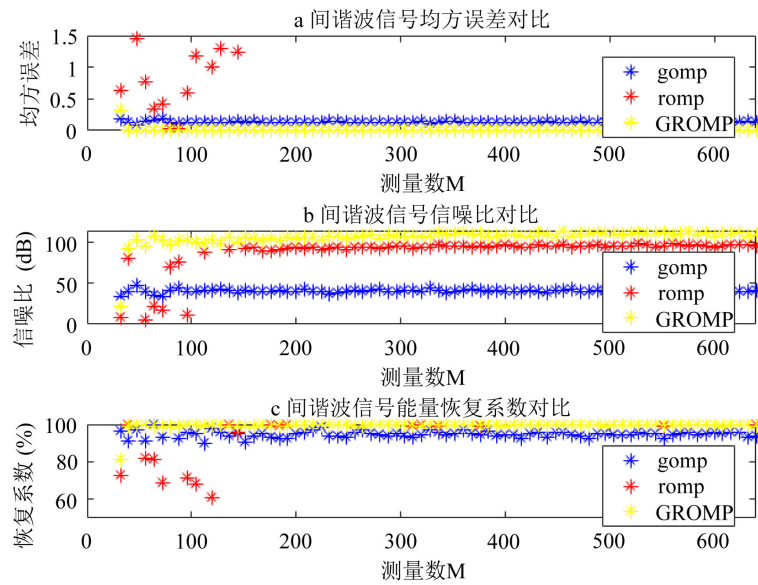


Figure 5. Three performance index comparison of inter-harmonic signals
图 5. 间谐波信号的三种性能指标对比

从以上的仿真结果来看,对于三次谐波信号在压缩比 $M/N = 0.2$ 时,GOMP 均方误差 MSE 为 0.0029, ROMP 为 0.0117, GROMP 为 0.004, GOMP 信噪比 SNR 为 119.26 dB, ROMP 为 90.04 dB, GROMP 为 102.42 dB,GOMP 能量恢复系数 ERP 为 99.69%,ROMP 为 91.16%,GROMP 为 99.77%。综合来看 GROMP 的三项指标均优于 ROMP, 与 GOMP 十分接近。对于稀疏度 K 值较大的间谐波信号, GROMP 的误差, 信噪比, 能量恢复系数均明显优于 GOMP, 略优于 ROMP。以 $M/N = 0.2$ 时的均方误差 MSE 为例, GOMP 为 0.1374, ROMP 为 0.0104, GROMP 仅为 0.0051。随着高次谐波的加入, 稀疏度 K 值显著增大, GOMP 在精度上的劣势越来越明显。在压缩比 $M/N = 0.2$ 时, 我们对含有 1、3、5、7、11 次谐波的信号进行了仿真,GOMP 的误差 MSE 将达到 0.32 而 GROMP 的均方误差 MSE 仅为 0.04。压缩比 M/N 较小时,ROMP 稳定性很差, 不适合提高数据的压缩程度。综上, 对于稀疏性较差的含扰动的电能质量信号, GROMP 不仅能提高压缩程度来减少数据存储, 还能保证良好的精度。

表 2 给出了 GROMP 算法对 3 类稳态电能质量信号在 $M/N = 0.2$ 时的误差, 信噪比和能量恢复系数的仿真数据, 从结果上看, 对大部分稳态电能质量信号, GROMP 均有良好的重构精度。

Table 2. Performance index of three kinds steady state power quality signals

表 2. 三种稳态电能质量信号的指标

	MSE	$ERP/\%$	SNR/dB
谐波信号	0.0070	99.7824%	99.2756
间歇波信号	0.0065	99.7772%	100.6244
电压波动信号	0.0074	99.5593%	97.9958

4.2.2. 暂态信号重构仿真与误差分析

本文选择电压凸起信号进行分析, 图 6 给出了 $M = 128$ 时信号重构结果。三种算法的均方误差, 信噪比与能量恢复系数比较结果如图 7 所示。

从仿真结果来看, 对于电压凸起信号, 在 $M/N = 0.2$ 时 GOMP 均方误差 MSE 为 0.0342, ROMP 为 0.0418, GROMP 为 0.0215, 对于信噪比 SNR , GOMP 为 67.76 dB, ROMP 为 80.53 dB, GROMP 为 80.51

dB, GOMP 的能量恢复系数 ERP 为 99.34%, ROMP 为 99.22%, GROMP 为 99.34%。GROMP 的性能指标均优于 GOMP, 而在压缩比较小时稳定性强于 ROMP, 可以说有很好的重构效果。

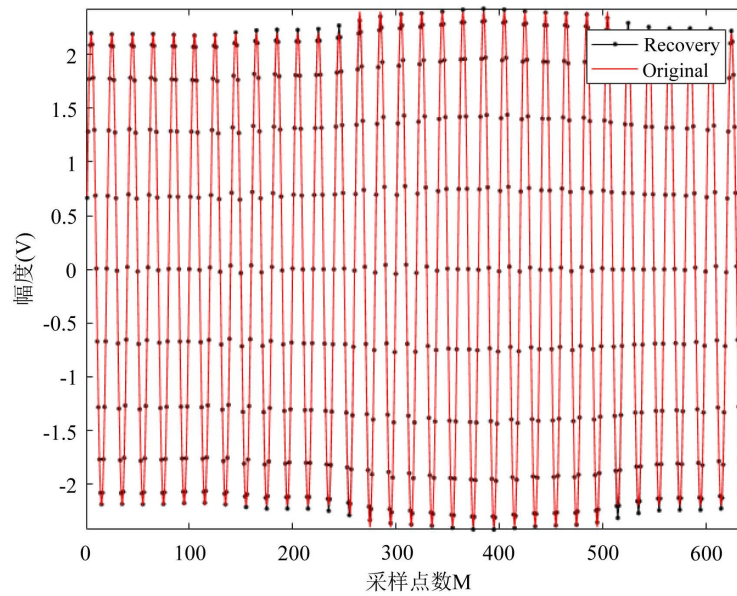


Figure 6. Reconstruction of voltage bump signal

图 6. 电压凸起信号重构

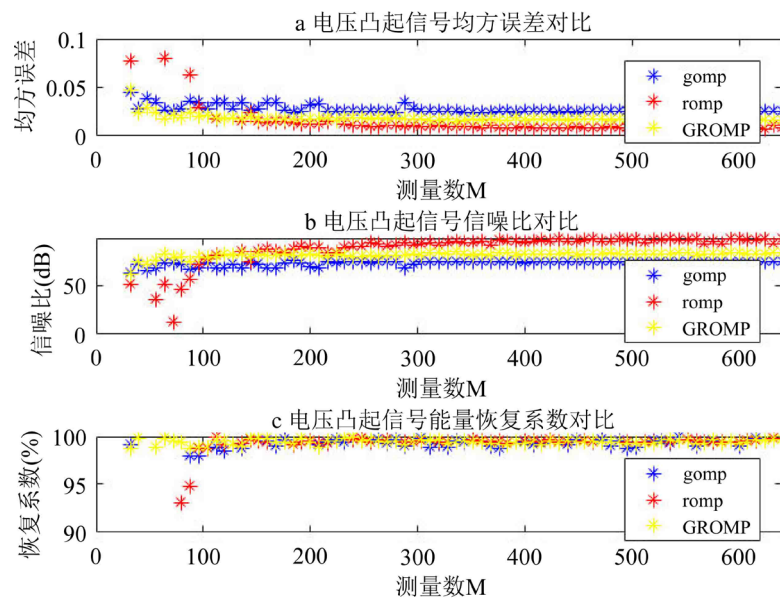


Figure 7. Three performance index comparison of voltage bump signal

图 7. 电压凸起信号三种性能指标对比

表 3 给出了 4 类暂态信号在 $M = 128$ 时的误差, 信噪比和能量恢复系数的数据。从表 3 可以看出本文的算法对各种暂态信号也能保证一定的重构精度。

4.2.3. 复杂信号重构与误差分析

本节构建谐波与电压凹陷的复杂信号, 如下式所示:

$$x(t) = \begin{cases} \sin(2\pi ft) + 0.5\sin(6\pi ft) & t \in [0, 0.12] \cup [0.2, 0.3] \\ 0.7 * [\sin(2\pi ft) + 0.5\sin(6\pi ft)] & t \in [0.12, 0.2] \end{cases}$$

Table 3. Performance index of four kinds transient power quality signals

表 3. 四种暂态电能质量信号的性能指标

	MSE	ERP/%	SNR/dB
短时电压凹陷	0.0250	99.6096%	73.7620
短时电压凸起	0.0186	99.4402%	80.3983
短时电压中断	0.1794	96.0795%	34.3379
短时谐波信号	0.0217	99.5430%	76.5893

其中区间的单位为秒，图 8 给出重构结果，图 9 给出三种算法均方误差信噪比与能量恢复系数的对比结果。 $M = 128$ 时，GOMP, ROMP, GROMP 均方误差 MSE 分别为 0.07, 0.09 与 0.05, 信噪比 SNR 分别为 50.09 dB, 48.16 dB 与 61.90 dB, 能量恢复系数 ERP 分别为 98.25%, 98.42% 与 99.24%。由仿真结果可以看出本文提出的 GROMP 算法在压缩比较低时三项指标均为最优，且稳定性很好，可以说对复杂信号有着非常良好的重构效果，更适合于含复杂扰动的电能质量信号的分析。

4.3. 三种算法的用时比较

分别用 ROMP, GOMP, GROMP 对短时电压凹陷进行重构，运行 100 次的平均时耗分别为 0.0218 s, 0.0247 s 与 0.0177 s, 从结果来看 GROMP 明显优于其他两种算法。对其他电能质量信号重构进行仿真，也得到了同样的结果。出现这种结果的原因是由于 GOMP 每次取样不足，导致完整还原信号所需的重构循环次数较多，计算量大而导致耗时严重，而 ROMP 又由于取样过多导致耗时也比较大，GROMP 兼两者之所长，将耗时缩短了很多。

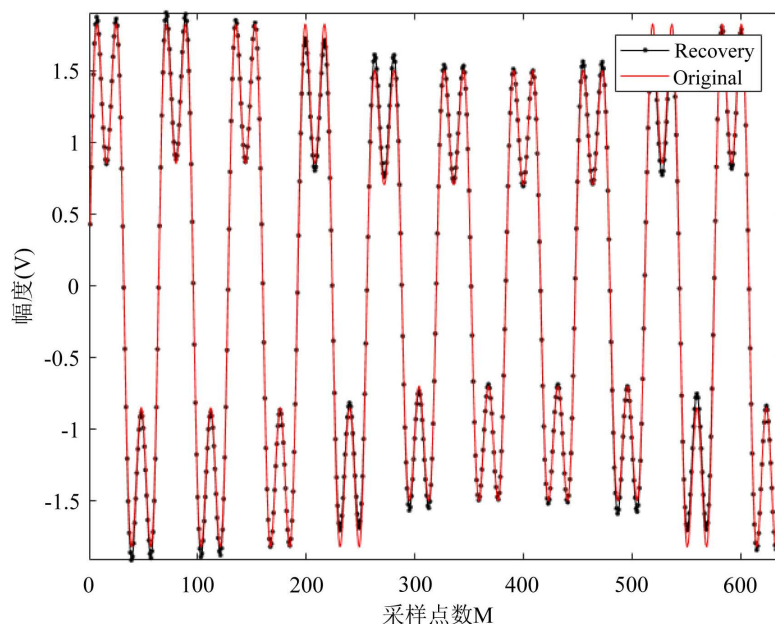


Figure 8. Reconstruction of mixed signal

图 8. 复杂信号重构

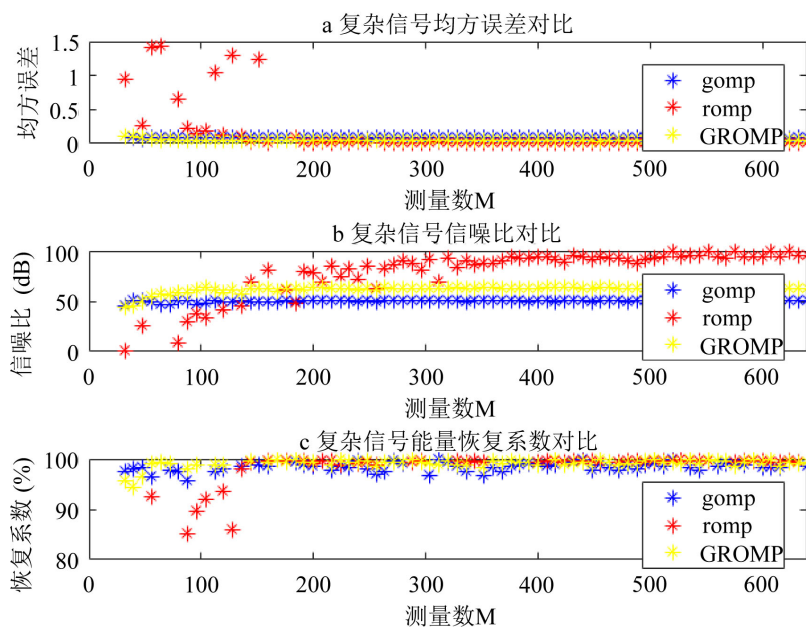


Figure 9. Three performance index comparison of mixed signal

图 9. 复杂信号三种性能指标对比

5. 结论

本文提出了一种基于改进的正交匹配追踪算法的电能质量信号重构方法。在保留 GOMP 算法结构精简的基础上, 利用正则化原理对原子进行的二次挑选, 克服了 GOMP 精度低的缺点, 提高了重构精度。实验结果表明, 本文提出的算法对三种常见的测量矩阵都具有良好的适配程度, 并且在节省存储空间的同时缩短了算法的运行时间。本文的算法在处理稀疏度 K 较大的含扰动的电能质量信号上, 能保持良好的精度, 并且在压缩比很小时能够保持很好的稳定性, 较宜于对各种复杂的含扰动的电能质量信号进行分析重构。较好的满足了处理电能质量信号的高精度低时耗的要求, 能够适应电能质量信号的复杂性与多变性。

致 谢

感谢广东省自然科学基金项目 2016A030313041 和深圳市基础研究项目 JCYJ20170302153607971 的支持。

参考文献

- [1] Khan, I., Xu, Y.L., Kar, S. and Sun, H.B. (2017) Electrical and Compressive Sensing-Based Optimal Reactive Power Control of a Multi-Area Power System. *IEEE Access*, **5**, 23576-23588. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2752178>
- [2] 李天云, 赵妍, 李楠, 冯国, 高宏慧. 基于 HHT 的电能质量检测新方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(17): 52-56.
- [3] Gerek, N. and Ece, D.G. (2004) 2-D Analysis and Compression of Power Quality Event Data. *IEEE Transactions on Power Delivery*, **19**, 791-798. <https://doi.org/10.1109/TPWRD.2003.823197>
- [4] Donoho, D.L. (2006) Compressed Sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, **52**, 1289-1306. <https://doi.org/10.1109/TIT.2006.871582>
- [5] 陈雷, 郑德忠, 廖文喆. 基于压缩感知的含扰动电能质量信号压缩重构方法[J]. 电工技术学报, 2016, 31(8): 163-171.

- [6] Tropp, J.A. and Gilbert, A.C. (2007) Signal Recovery From Random Measurements Via Orthogonal Matching Pursuit. *IEEE Transactions on Information Theory*, **53**, 1-17.
- [7] Needell, D. and Tropp, J.A. (2009) CoSaMP: Iterative Signal Recovery from Incomplete and Inaccurate Samples. *Applied and Computation Harmonic Analysis*, **26**, 301-321. <https://doi.org/10.1016/j.acha.2008.07.002>
- [8] Donoho, D.L., Tsaig, Y. and Drori, S.J.L. (2012) Sparse Solution of Under-Determined Linear Equations by Stage Wise Orthogonal Matching Pursuit. *IEEE Transactions on Information Theory*, **58**, 1094-1121. <https://doi.org/10.1109/TIT.2011.2173241>
- [9] Do, T.T., Gan, L., Nguyen, N. and Tran, T.D. (2008) Sparsity Adaptive Matching Pursuit Algorithm for Practical Compressed Sensing. *Signals, Systems, and Computers*, **10**, 581-587.
- [10] Gilbert, A.C., Strauss, M.J. and Tropp, J.A. (2006) Algorithmic Linear Dimension Reduction in the l_1 Norm for Sparse Vectors. <https://arxiv.org/pdf/cs/0608079.pdf>
- [11] 杨挺, 徐明玉, 袁博. 基于压缩感知的微网谐波分析方法[J]. 天津大学学报, 2016, 49(5): 480-484.
- [12] 刘嫣, 汤伟, 刘宝泉. 基于压缩感知的电能质量扰动数据稀疏[J]. 电工技术学报, 2019, 33(15): 3461-3470.
- [13] Wang, J., Kwon, S. and Shim, B. (2012) Generalized Orthogonal Matching Pursuit. *IEEE Transactions on Signal Processing*, **60**, 6202-6216. <https://doi.org/10.1109/TSP.2012.2218810>
- [14] Needell, D. and Vershynin, R. (2010) Signal Recovery from Incomplete and Inaccurate Measurements via Regularized Orthogonal Matching Pursuit. *Selected Topics in Signal Processing*, **4**, 310-316. <https://doi.org/10.1109/JSTSP.2010.2042412>
- [15] 李树涛, 魏丹. 压缩传综述[J]. 自动化学报, 2009, 35(11): 1369-1377.

知网检索的两种方式:

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>
下拉列表框选择: [ISSN], 输入期刊 ISSN: 2161-8763, 即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>
左侧“国际文献总库”进入, 输入文章标题, 即可查询

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>
期刊邮箱: sg@hanspub.org