

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2312163

基于加窗随机解调架构的电网超谐波信号检测方法^{*}

唐 求,陈张青,梁 林,滕召胜,计志勇
(湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082)

摘 要:针对电网超谐波检测采样压力大、数据处理困难等问题,提出一种基于加窗随机解调架构的超谐波信号检测方法。该方法首先利用模拟信息转换技术结合加窗思想,在采样端对超谐波信号进行加窗压缩采样,得到压缩采样后的数据;随后,在重构端采用逐级二分思想,将残差的一阶微分作为收敛阈值,改进稀疏度自适应匹配追踪(SAMP)算法,实现对采样数据的快速重构。大量的仿真实验和测试结果表明,方法可以在减少 90% 数据量的情况下实现超谐波信号的频率幅值精确检测,其中频率幅值检测的相对误差 $\leq 2\%$,频率检测误差 ≤ 3 Hz,为更准确测量超谐波提供了新思路。

关键词:超谐波;随机解调;压缩采样;改进重构算法

中图分类号: TM933.4 TH89 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 470.40

Detection method of power grid supraharmmonic signals based on windowed random demodulation architecture

Tang Qiu, Chen Zhangqing, Liang Lin, Teng Zhaosheng, Ji Zhiyong
(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: Aiming at the difficulty of power grid supraharmmonic sampling and data processing, this paper proposes a supraharmmonic signal detection method based on the windowed stochastic demodulation architecture. Firstly, the method utilizes analog information conversion technology combined with the idea of adding windows to obtain the compressed sampled data, which is realized by compressing and sampling the supraharmmonic signal at the sampling end. Subsequently, the step-by-step bisection method is adopted to reconstruct the sampled data quickly, which is realized by setting the first-order differentiation of the residuals as the convergence threshold to improve the sparsity adaptive matching tracking (SAMP) algorithm. Simulation and test results show that the method can detect the frequency amplitude of supraharmmonic signals accurately with only 10% of the data. The frequency amplitude detection error is less than 2%, and the frequency detection error is less than 3 Hz. The method provides a new way for the supraharmmonic measurement.

Keywords: supraharmonics; random demodulation; the analog information conversion technique; improved reconstruction algorithm

0 引 言

近年来,新能源技术蓬勃发展,越来越多的电力电子设备投入运行^[1],换流器注入电网的谐波向着高频化方向延伸^[2],这导致了一个新的电能质量扰动问题——超谐波,即在 2~150 kHz 频率范围内的准稳态波形畸变。精确量化 2~150 kHz 超谐波的发射情况是超谐波问题研究的一个重要前提。2015 年修订颁布的 IEC 61000-4-30 标准提出了 3 种针对 2~150 kHz 超谐波的测量方法^[3]。

1) 无间隙谱线聚类方法,该方法在 IEC 61000-4-7 标准的基础上将频率范围扩展至 150 kHz 以内,可以获取被测信号中各频段的信息,但需要大量采样点和复杂的计算设备才能实现。2) 32 等时距测量方法,在 10 个基本周期(200 ms)内以 0.5 ms 为间隔采集数据,然后进行离散傅里叶变换(discrete Fourier transform, DFT)并取平均值。该方法的优点是计算速度快,但由于只采样了 8% 的数据样本,频率分辨率较低。3) 基于频谱分析的宽频信息检测方法,通过一系列特定的窄带滤波器对被测信号进行处理,可以获得精确的检测结果,但受限于

硬件设计的复杂性。这 3 种方法在实际测量中都存在缺陷,无法很好地解决频率分辨率和数据量之间的矛盾。因此,近年来国内外学者广泛研究了超谐波的发生机理、影响因素和测量方法^[4-6]。超谐波信号具有高频和宽频谱的特点,因此在检测过程中,高速模/数转换器和大量数据给采样和传输带来了巨大压力。为此,压缩感知 (compressing sensing, CS) 测量成为超谐波检测领域的研究热点。

CS 在压缩成像系统、生物传感、模拟/信息转换、信道编码和图像超分辨率重建等领域都具有广阔的应用前景^[7-10]。近年来,超谐波领域的学者开始关注并应用 CS 方法。在 IEC 61000-4-30 推荐的 32 等时距测量方法的基础上,文献[11]提出一种基于压缩感知正交匹配追踪的超谐波测量算法 (CS-orthogonal matching pursuit, CS-OMP),利用超谐波信号的数学特性构建了 CS 模型,对原有方法得到的频谱进行了细化,从而获得了超分辨率的特性。文献[12]在文献[11]的基础上改进了 CS 重构算法,相较于其他类似算法,在信号稀疏度未知的情况下具有更好的重构效果。为了减小重构矩阵过大所带来的运算压力,文献[13-14]采用了分块压缩感知方法。然而,以上所述的超谐波 CS 检测方法研究都是基于离散信号处理的背景,仍然需要较高的采样率,并未充分体现 CS 理论在降频采样方面的优势。

CS 理论本质上是一种采样理论,其应用的前提是设计合适的硬件采样系统。模拟信息转换器^[14] (analog-to-information converter, AIC) 是一种旨在实现 CS 的硬件架构,在应用时需要根据信号特征选择合适的硬件架构,例如随机采样器^[16]、随机滤波器^[17]、随机解调器^[18]、调制带宽转换器^[19]等。其中,随机采样通过一个随机采样位置序列对信号进行非均匀采样,但其采样过程不稳定,精度较差,不易于硬件实现。随机滤波架构以托普利兹矩阵作为观测矩阵,计算效率较高,但随机采样过程易受时钟影响,精度较低。调制带宽转换器适用于多频带稀疏信号,但其结构较为复杂,硬件成本较高。随机解调 (random demodulation, RD) 架构主要针对多谐波稀疏信号模型构建,与电网超谐波的模型和特性匹配度高。

在获得降维的亚采样信号后,需要使用重构算法将其精确恢复成原始信号。贪婪算法因其高效和易实现的特点而被广泛应用。正交匹配追踪算法 (orthogonal matching pursuit, OMP)^[20]能够快速的重构出原始信号,但需要预知信号的稀疏度,不利于工程实现。稀疏度自适应匹配追踪 (sparsity adaptive matching pursuit, SAMP) 算法可以在未知信号稀疏度的情况下较为准确地进行信号重构^[21-22],但其稀疏度迭代模型缺少回拉和加速机制,只能以固定步长线性逼近最佳稀疏度,这使得在信号稀疏度较大时需要多次迭代,导致信号重构的实时性变差,

并且容易受到频谱泄露和噪声干扰的影响,容易出现过估计或欠估计现象。

为此,本文提出一种基于加窗随机解调架构的电网超谐波检测方法。首先,采用随机解调架构对超谐波信号进行低速采样,获得压缩采样数据,同时利用窗函数对该结构进行改进,以降低频谱泄露的影响;在重构端提出基于二分法改进的自适应稀疏度 (binary search based SAMP, BSAMP) 算法,加快稀疏度收敛,通过调整两次迭代间的残差范数值差的绝对值调整迭代阈值,解决稀疏度过估计问题,提高重构速度和精度。

1 基于加窗随机解调的超谐波信号检测

超谐波信号由于其高频和宽频谱的特点,传统基于 Nyquist 采样原理的谐波信号检测方法无法有效应对。压缩感知技术被引入到超谐波信号检测中,以减少数据传输量。然而,该技术仍需要高采样频率来获取原始数据,在压缩过程中采样端仍面临数据处理带来的巨大压力。随机解调架构是针对多谐波信号的 CS 硬件架构,具有结构简单、易于实现的优点,可以缓解超谐波信号检测过程中采样端的数据压力。但在频谱分辨率不足的情况下,会导致原始信号在变换域内不再严格稀疏。而加窗操作可以在频谱分析过程中对信号进行局部加权,从而增强信号在变换域内的稀疏性。因此,本文在应用随机解调架构实现超谐波信号亚采样的同时引入加窗操作,提出了一种基于加窗随机解调的超谐波检测方法,流程如图 1 所示。

首先,在采样端利用 RD 架构将压缩和采样过程合二为一,实现超谐波信号的亚采样。输入的超谐波信号 $x(t)$ 利用 RD 架构进行混叠,通过对伪随机序列进行窗函数加权,实现对信号的加窗,经滤波,低速采样,得到离散采样数据。

进而通过数学推导构造加窗后信号的感知矩阵,满足压缩感知理论对于感知矩阵的要求,可以参考经典的重构算法进行信号恢复。

最后,在重构端,为加速重构,采用二分法改进经典的自适应稀疏度算法重构得到加窗修正后的原始信号,对其进行谱线插值得到最终的检测结果。

1.1 基于 RD 架构的加窗采样

RD 架构针对多谐波稀疏信号,在模拟端通过硬件实现压缩采样,实现 RD 主要分 4 步。

1) 信号混叠。利用伪随机信号频谱平坦且分布广泛的特点,将时域超谐波信号 $x(t)$ 和一个高频的伪随机序列 $p(t)$ 相乘进行频谱拓展,拓展后的信号 $x_1(t)$ 为:

$$x_1(t) = x(t)p(t) \quad (1)$$

式中:伪随机序列 $p(t)$ 通常由 +1 或 -1 构成。

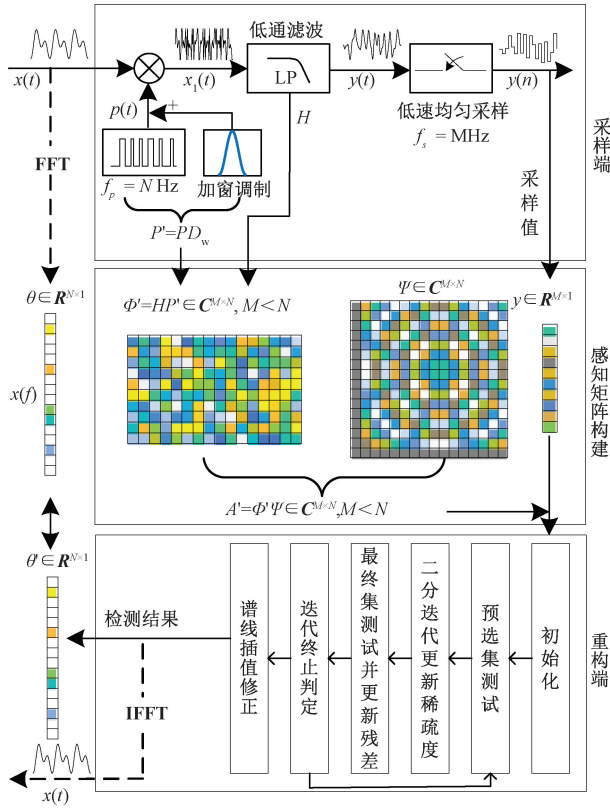


图1 基于加窗随机解调的超谐波检测方法

Fig.1 Supraharmonic detection method based on add-window stochastic demodulation

2) 信号滤波。对混叠后的信号进行低通滤波,降低信号带宽。滤波后的信号 $y(t)$ 可表示为信号 $x_1(t)$ 与低通滤波器单位脉冲响应 $h(t)$ 的卷积。

$$y(t) = x_1(t) * h(t) = [x(t)p(t)] * h(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau)p(\tau)h(t-\tau)d\tau \quad (2)$$

3) 低速均匀采样。利用 ADC 实现时域信号离散化,以 T_s 为采样间隔均匀采样,则式(2)可改写为:

$$y(m) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau)p(\tau)h(mT_s - \tau)d\tau \quad (3)$$

式中: $y(m)$ 为压缩采样序列。若信号 $x(t)$ 在某变换字典具有稀疏性,则展开为:

$$x(t) = \sum_{n=0}^{N-1} \theta_n \varphi_n(t) \quad (4)$$

式中: $\varphi_n(t)$ 为基函数; θ_n 为变换系数。将式(4)代入式(3)可得:

$$y(m) = \sum_{n=0}^{N-1} \theta_n \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi_n(\tau)p(\tau)h(mT_s - \tau)d\tau \quad (5)$$

式中: $m \in [0, M-1]$, M 为采样点数 ($M \ll N$)。若令:

$$A_{m,n} = \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi_n(\tau)p(\tau)h(mT_s - \tau)d\tau \quad (6)$$

则式(5)可简化为:

$$y(m) = \sum_{n=0}^{N-1} \theta_n A_{m,n} = \mathbf{A}\boldsymbol{\theta} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{M \times N}$, $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N]^T \in \mathbb{R}^{N \times 1}$, $y(m) \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 。由图1可知, RD 架构严格符合 CS 理论的采样模型要求,实现了信号的压缩采样。

4) 构造感知矩阵 $\mathbf{A}$ 。由式(6)可知,感知矩阵 $\mathbf{A}$ 与伪随机序列、滤波器的冲击响应以及变换基密切相关。分别对 $h(t)$ 、 $p(t)$ 、 $\varphi_n(t)$ 进行离散化:

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} h(C-1) & \dots & h(0) & 0 & \dots \\ h(2C-1) & \dots & \dots & h(0) & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ h(MC-1) & \dots & \dots & \dots & h(0) \end{pmatrix} \quad (8)$$

$$\mathbf{P} = \begin{pmatrix} p(0) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & p(1) & & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & p(N-1) \end{pmatrix} \quad (9)$$

$$\boldsymbol{\Psi} = \begin{pmatrix} \varphi_1(0) & \varphi_2(0) & \dots & \varphi_{N-1}(0) \\ \varphi_1(1) & \varphi_2(1) & \dots & \varphi_{N-1}(1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_1(N-1) & \varphi_2(N-1) & \dots & \varphi_{N-1}(N-1) \end{pmatrix} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 为 $h(t)$ 离散化所得矩阵与低速采样离散化矩阵的乘积; $C = N/M$ (通常取整数) 表示伪随机序列跳变频率与采样频率的比值,其越大代表压缩率越高。 $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 为伪随机序列离散化矩阵。 $\boldsymbol{\Psi} \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 为变换基的离散化矩阵,当选择快速傅里叶变换 (FFT) 基时 $\varphi_n(k) = e^{j2\pi nk/N}$ 。因此可得观测矩阵为:

$$\boldsymbol{\Phi} = \mathbf{H}\mathbf{P} \quad (11)$$

常规的感知矩阵为:

$$\mathbf{A} = \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Psi} = \mathbf{H}\mathbf{P}\boldsymbol{\Psi} \quad (12)$$

式(12)用于信号重构,而式(11)用于得到信号观测值。

为实现加窗采样,进一步分析式(11)可知, RD 采样架构的观测矩阵主要与伪随机序列和低通滤波器有关。 $\mathbf{m}$ 序列是一种可以预先确定、具有近似随机统计特性的伪随机序列,选择 $\mathbf{m}$ 序列作为窗函数的载体,将对超谐波信号施加的窗函数预先施加在 $\mathbf{m}$ 序列上,可以快速实现超谐波的加窗压缩采样。

构造一个 $N \times 1$ 的窗函数向量 $\mathbf{w}$:

$$\mathbf{w} = [w_0, w_1, \dots, w_{N-2}, w_{N-1}]^T \quad (13)$$

式中: N 为窗长。加窗后信号的压缩感知过程为:

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\Phi}\mathbf{x}' = \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{w} \circ \mathbf{x}) = \boldsymbol{\Phi}'\mathbf{x} = \mathbf{A}'\boldsymbol{\theta}' \quad (14)$$

式中: $\boldsymbol{\Phi}'$ 和 $\mathbf{A}'$ 分别为加窗 RD 对应的观测矩阵和感知矩阵; $\mathbf{x}'$ 为加窗后的信号; “ $\circ$ ” 表示哈达玛乘积; $\boldsymbol{\theta}'$ 为加窗信号的稀疏频谱。根据哈达玛乘积的性质有:

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{w} \circ \mathbf{x}) = \mathbf{H}\mathbf{P}\mathbf{D}_w\mathbf{x} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{D}_w \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 是以 w 为对角元素的对角矩阵。令 $\mathbf{P}' = \mathbf{P}\mathbf{D}_w$ 则有:

$$\mathbf{P}' = \begin{pmatrix} w(0)p(0) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & w(1)p(1) & & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & w(N-1)p(N-1) \end{pmatrix} \quad (16)$$

可见,改进的加窗 RD 压缩采样模型可通过对伪随机序列对应的 $\mathbf{P}$ 矩阵按照窗函数进行加权实现。

1.2 基于二分法改进的快速 SAMP 重构算法

在传统的 SAMP 算法中,存在线性逼近和迭代模型缺乏回拉机制等问题,导致信号重构的实时性变差。而二分法具有高效的时间复杂度和稳定的查找效果,适用于有序数据的快速搜索。因此本文引入二分理论,提出了 BSAMP 算法。该算法通过减小最佳稀疏度的搜索次数,加快了算法的收敛速度。

传统的 SAMP 方法采用线性逼近来确定最佳稀疏度,每次迭代都以确定的步长 L 增加稀疏度(图 2(a))。迭代过程可以看作是在一个长度为 M 的线段上逐步逼近目标点 K 。但是,迭代步长 L 没有固定值,通常保守地设置为 1。如果目标点 K 较大,则需要多次迭代,这将消耗大量的重构时间,时间复杂度为 $O(M)$ 。如果将步长设置大于 1,则可能导致稀疏度估计错误。例如,当最佳稀疏度 $K=22$,步长 L 设置为 3 时,经过 8 次迭代后的稀疏度为 24,显然发生了过估计的情况。

相比之下,二分法逼近可以以 $O(\log_2 M)$ 的时间复杂度逼近最佳稀疏度。其过程如图 2(b) 所示。预设起点为线段的中点 b_1 ,每次迭代都选择区间的中点来切割有效区间,直到区间的中点落在目标点 K 上,从而减少了迭代次数。这里的 b_n 表示每次迭代的区间中点, n 为迭代次数。引入二分法后,BSAMP 算法能够更快地收敛于最佳稀疏度。

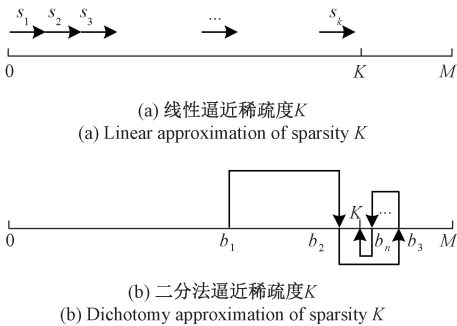


图 2 最佳稀疏度逼近示意图

Fig. 2 Schematic diagram of optimal sparsity approximation

为了引入二分法逼近稀疏度,需要解决传统 SAMP 算法在迭代过程中无法有效回退越过最佳稀疏度 K 的问

题。传统 SAMP 算法主要通过控制残差 r_k 的 ℓ_2 范数来进行迭代更新步长。本文使用了残差范数的一阶微分来判断是否越过最佳稀疏度 K ,并据此更新二分法中的区间。使用 SAMP 算法重构一个稀疏度为 K ,叠加 40 dB 噪声的超谐波信号,得到重构时残差范数的变化趋势如图 3(a) 所示。可以观察到,在接近信号最佳稀疏度 K 的附近,残差范数会出现明显的拐点。对残差范数的一阶微分进行计算,结果如图 3(b) 所示。

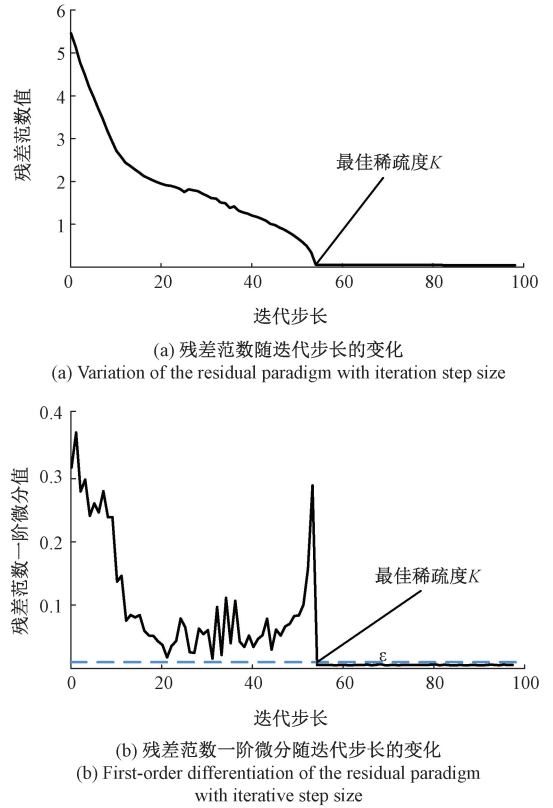


图 3 残差范数随迭代步长的变化趋势

Fig. 3 Trend of residual parametrization with iteration steps

当迭代步长等于最佳稀疏度 K 时,一阶微分的值变化更显著。由此设置一个阈值 ε 作为 BSAMP 算法的区间更新判据。当残差二范数的一阶微分 $\Delta r_k \leq \varepsilon$ 时更新区间右端点;当 $\Delta r_k > \varepsilon$ 时更新区间左端点。通过不断更新区间,直至收敛到最佳稀疏度。阈值 ε 的选择取决于信号的噪声水平。同时,BSAMP 算法需给定一个包含信号稀疏 K 的迭代区间 $[L, R]$ 以保证算法的收敛性。

2 仿真实验与算法性能测试

为评估本文所提方法对于超谐波的检测性能,通过仿真实验分别对采样端和重构端进行测试。本文选择了某风力发电并网系统作为仿真对象,并从并网连接点获取了开关频率及其倍频处的超谐波电流数据,其主要成

分如表 1 所示^[23]。该机组通过控制 SVPWM 控制逆变器,调节 IGBT 开关频率为 10 kHz,以实现风电机组并网。

表 1 特征次超谐波分量

Table 1 Characteristic second supraharmonics component			
开关频率	频率 f_{sh}/kHz	幅值 A_{sh}/A	相位 $\phi_{sh}/(^{\circ})$
1 倍频	9. 90	14. 620	74. 20
	10. 10	14. 490	38. 70
2 倍频	19. 95	4. 710	206. 90
	20. 05	4. 510	85. 10
3 倍频	29. 90	0. 900	76. 30
	30. 10	0. 830	190. 90
4 倍频	39. 95	1. 230	191. 20
	40. 05	1. 200	66. 80
5 倍频	49. 90	0. 420	79. 30
	50. 10	0. 400	190. 70
6 倍频	59. 95	0. 850	203. 10
	60. 05	0. 840	78. 90

表 2 不同超谐波检测方法结果对比

Table 2 Comparison of the results of different supraharmonics detection methods													
频率 /kHz	设定值	9. 90	10. 10	19. 950	20. 05	29. 90	30. 10	39. 95	40. 05	49. 90	50. 10	59. 95	60. 05
	CS-OMP	9. 80	10. 20	19. 80	20. 20	29. 80	30. 20	39. 80	40. 20	49. 80	50. 20	59. 80	60. 20
	FFT	9. 90	10. 10	19. 95	20. 05	29. 90	30. 10	39. 95	40. 05	49. 90	50. 10	59. 95	60. 05
	加窗 RD+OMP	9. 90	10. 10	19. 95	20. 05	29. 90	30. 10	39. 95	40. 05	49. 90	50. 10	59. 95	60. 05
幅值 /V	设定值	14. 620	14. 490	4. 710	4. 510	0. 900	0. 830	1. 230	1. 200	0. 420	0. 400	0. 850	0. 840
	CS-OMP	10. 598	6. 828	4. 374	0. 935	0. 187	0. 901	1. 042	0. 417	0. 118	0. 346	0. 507	0. 520
	FFT	14. 620	14. 491	4. 710	4. 511	0. 900	0. 830	1. 231	1. 201	0. 420	0. 401	0. 850	0. 840
	加窗 RD+OMP	14. 621	14. 488	4. 708	4. 511	0. 899	0. 830	1. 228	1. 198	0. 418	0. 401	0. 847	0. 840

样的数据重构后得到的检测精度与全采样 FFT 算法相比略有降低,这是由于加窗和重构过程引入了误差,但数据量减少了 90%。这表明基于加窗 RD 采样的数据可以有效用于超谐波检测。

2.2 BSAMP 算法重构性能分析

为了对超谐波信号的重构精度进行量化评价,选择均方误差(mean squared error, MSE)、压缩比(compressed ratio, CR)以及重构信噪比(signal to noise ratio, SNR)作为性能评价指标。

MSE 反应重构信号与原信号的相对均方误差:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{x}_i - x_i)^2$$

(17)

CR 表示压缩测量点数 M 与原信号长度 N 的比值,可表示为:

2.1 加窗 RD 采样仿真实验

本文使用加窗 RD 采样架构流程在 MATLAB R2022b 中进行仿真模拟,并选择经典的 OMP 算法对采样值进行重构,从而获得超谐波的测量参数。将结果与全采样 FFT 算法以及文献[11]提出的 CS-OMP 算法进行比较。仿真实验中,采样频率 f_s 设为 300 kHz。为了准确辨识超谐波信号的频率,频率分辨率至少为 50 Hz,对应的采样时间窗长度为 20 ms。因此,设置全采样 FFT 的采样点数为 6 000;CS-OMP 取 32 组 0.5 ms 时间窗数据,有效采样点数为 4 800;加窗 RD 采样设置压缩比 CR 为 10%,使用汉宁窗作为窗函数,并通过降采样模拟低速采样过程,采样率降至 30 kHz,因此采样点数为 600,滤波器截止频率 f_c 设为 20 kHz。比较检测结果如表 2 所示。

CS-OMP 方法在 IEC61000-4-30 标准中的 32 等时距测量方法的基础上引入插值因子构建 CS 模型,将 2 kHz 的频率分辨率提升到 200 Hz,但仍然难以分辨非 200 Hz 整数倍的频率成分,并且存在较大的幅值误差;全采样 FFT 方法由于不存在频谱泄露,得到的频谱与真实频谱一致,但数据量过大,计算复杂度较高;基于加窗 RD 采

$$CR = \frac{M}{N} \times 100\%$$

(18)

重构 SNR 是反映超谐波重构质量的指标,值越大效果越好,定义为:

$$SNR = 10\lg\left(\frac{\|\hat{\mathbf{x}}\|_2^2}{\|\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}\|_2^2}\right)$$

(19)

为了比较 BSAMP 算法与经典的 OMP^[24] 算法、匹压缩采样匹配追踪(compressive sampling matching pursuit, CoSaMP)^[25]、SAMP 算法在不同场景下重构性能,本文进行了一系列仿真实验。实验设置 m 序列跳变频率 $f_p=300$ kHz,采样点数 $N=6\,000$,超谐波信号叠加信噪比为 60 dB 的白噪声。由于 OMP 和 CoSaMP 算法需要预知稀疏度,设置稀疏度 $K=24$;BSAMP 算法的稀疏度搜索区间设置为 $[L, R]=[2, 100]$,阈值 $\varepsilon=0.006$ 。

首先,以2%的步长控制 CR 从5%增加到15%,得到不同 CR 下重构结果的 SNR,如图4所示(取10次重构结果的平均值)。

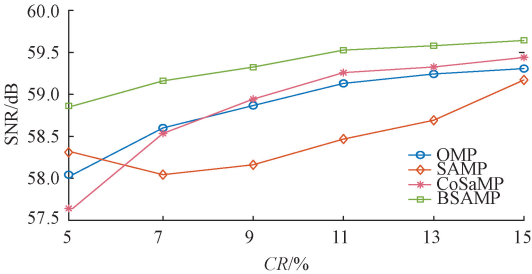


图4 不同压缩比情况下4种算法的重构信噪比
Fig. 4 Reconstructed signal-to-noise ratio of four algorithms with different compression ratios

随着 CR 的减小,信号重构信噪比整体呈下降趋势。SAMP 算法受噪声影响最大,其内部迭代终止收敛阈值难以确定,导致重构精度较差;BSAMP 算法在 CR 较大时重构效果优于 OMP 算法,与 CoSaMP 算法精度接近,但 CoSaMP 算法需要先验信息,适用性较差;而 BSAMP 算法采用二分法进行迭代,不受 SAMP 算法内部的迭代收敛阈值影响,因此具有最高的精度。

然后本文在保持实验条件不变的情况下进行了不同压缩比下4种算法的平均重构时间测试,结果如图5所示。

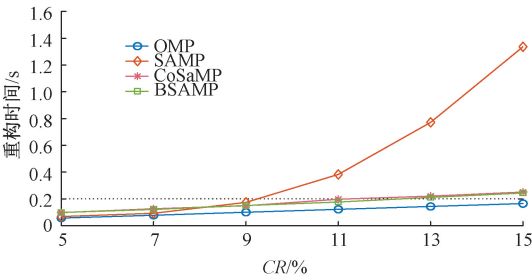


图5 不同压缩比情况下4种算法的重构时间
Fig. 5 Reconstruction time of four algorithms with different compression ratios

由图5可知,随着 CR 的增大,4种算法的重构时间呈增大趋势。其中,SAMP 算法线性搜寻最佳稀疏度,计算量较大,在 $CR > 9\%$ 时,重构时间呈指数级增长;OMP 算法和 CoSaMP 算法预知稀疏度,其支撑集大小确定,无需搜索迭代,因此重构耗时较短;BSAMP 算法采用二分法逼近最佳稀疏度,收敛更快,耗时也较短。在 $CR = 15\%$ 时,BSAMP 算法的重构时间小于0.3 s,较 SAMP 算法低83%,具有较高的计算效率。

最后,为比较复杂环境下算法的鲁棒性,设置 $CR = 10\%$,并将超谐波信号的 SNR 从25 dB 增加到50 dB,步

长为5 dB。由于 SAMP 在噪声较大时重构失败,故未给出仿真结果,不同噪声水平下3种重构算法的均方误差如图6所示。

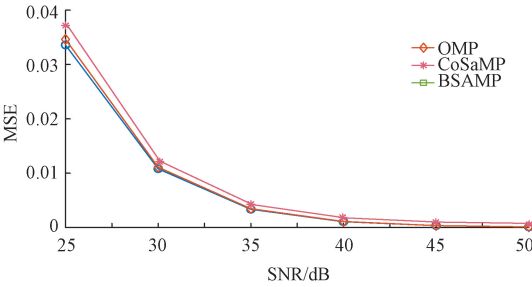


图6 不同噪声水平下3种算法的重构均方误差
Fig. 6 Reconstruction mean square error of three algorithms with different noise levels

由图6可知,在噪声水平较高时,OMP 和 CoSaMP 算法利用信号的稀疏度作为先验知识进行重构,而 BSAMP 算法需要经过迭代搜寻来确定最佳稀疏度,损失了计算精度,从而导致重构误差略高,但与其他两种算法重构误差相比在可接收范围之内。当 $SNR \geq 40$ dB 时,BSAMP 算法的重构 $MSE \leq 0.002$,满足参数估计精度要求。由此可见,BSAMP 算法相比 SAMP 算法在高噪声水平下依然能够成功重构,具有较好的噪声鲁棒性。

2.3 基于加窗 RD 的超谐波信号检测实验

由表1可知,系统的超谐波分布在特征频率及其整数倍附近。然而在实际工况下,开关频率很难精确控制在设定值,基波频率也存在波动,导致超谐波并不一定是基波频率的整数倍。为了测试本文提出的加窗 RD 超谐波检测方法的整体性能,在表1信号参数的基础上设置了特征频率偏差1~10 Hz,而其他参数保持不变。然后,对进行加窗 RD 采样后的信号进行 BSAMP 重构和插值处理,从而获得超谐波参数的检测结果。为更好的进行比较,提高全采样 FFT 方法的频率分辨率为5 Hz,即取200 ms 的数据进行全采样 FFT 运算,CS-OMP 方法由于频谱泄露严重不列出结果。误差对比结果如表3所示,其中幅值检测结果用相对误差表示,相位误差和频率检测结果用绝对误差表示。

由表3可知,当开关频率存在偏差时,全采样 FFT 算法由于栅栏效应,真实的频率成分难以落在谱线上,对超谐波参数估计造成较大误差。而基于加窗 RD 的测量方法在幅值检测方面的相对误差 $\leq 2\%$,频率检测误差 ≤ 3 Hz,相位检测误差 $\leq 4^\circ$ 。表明本文所提方法通过实现加窗采样和插值重构,成功抑制了栅栏效应,在处理开关频率偏差时具有较高的准确性和可靠性,相较于全采样 FFT 有更好的超谐波参数估计结果。

表 3 频率波动下不同超谐波检测方法误差对比

Table 3 Comparison of errors of different supraharmonic detection methods under frequency fluctuations

特征 频率 /kHz	本文方法			全采样 FFT		
	幅值/ %	频率/ Hz	相位/ (°)	幅值/ %	频率/ Hz	相位/ (°)
9.895	0.07	0.08	-0.19	0.21	0.00	0.40
10.103	0.14	0.10	-0.34	24.32	2.00	-5.30
19.940	0.98	0.68	-2.91	0.92	0.00	0.58
20.042	0.05	2.99	-3.48	24.35	-2.00	72.01
29.889	0.47	0.30	-0.01	6.96	-1.00	36.40
30.092	0.33	0.06	-0.06	24.55	8.00	-72.36
39.955	0.45	0.18	1.60	0.82	0.00	36.05
40.054	1.14	0.72	-2.09	6.43	1.00	25.06
49.895	0.93	0.28	1.22	4.08	0.70	79.21
50.102	0.41	0.19	0.57	29.45	2.20	-61.18
59.946	0.41	0.53	-0.41	17.33	3.30	85.67
60.060	0.01	0.22	-0.89	0.47	0.50	17.81

3 硬件实现与测试实验

为了验证本文所提出的检测方法在实际应用中的有效性,构建基于 ZYNQ7010 的超谐波 RD 压缩感知测量装置,其整体设计架构如图 7 所示。仿真生成的超谐波信号通过 Arb Express 软件转换成 .tfw 格式的数据,然后导入信号发生器并输出相应的信号。压缩采样模块主要由基于 RD 的硬件电路与基于 ZYNQ7010 的管理单元两部分构成。管理单元 ZYNQ7010 的 PL 部分通过并行时序来同步控制低速均匀采样与 m 序列生成,m 序列经调制电路调幅为±1 V,并通过 AD835 乘法器实现超谐波信号的混频;后由 LTC1164 实现低通滤波,降低后续的采样带宽;滤波后的信号经 AD7606 低速均匀采样,得到低维观测向量,即实现超谐波的 RD 压缩采样。最后,管理单元的 PS 部分通过串口通信将压缩采样数据传输给信号处理模块,并在 PC 端使用 BSAMP 算法来检测超谐波参数。

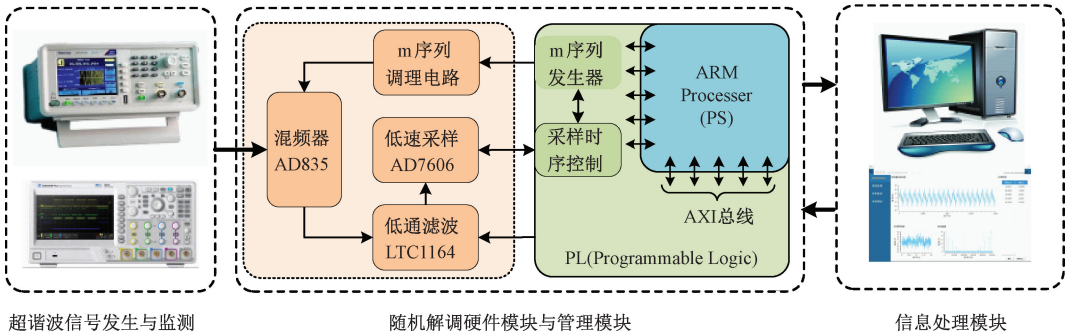


图 7 超谐波 RD 压缩感知测量实验系统的整体结构

Fig. 7 The overall structure of the experimental system for supraharmonics RD compression perception measurement

实验现场如图 8 所示,相关参数设置为 m 序列跳变频率 $f_p=500\text{ kHz}$, $CR=4\%$,滤波器截止频率 $f_c=5\text{ kHz}$,低速均匀采样频率 $f_s=20\text{ kHz}$,采样点数 $N=4\text{ 000}$ (200 ms 时间窗)。

经过系统的实际采集和重构,该实验系统成功地获取了包含 10、15 和 20 kHz 频率成分的等幅值超谐波信号。相应的稀疏向量(信号频谱)和时域波形如图 9 所示。通过对比分析,重构的信号与原始信号非常接近,重构 SNR 达到了 29.14 dB。这一结果验证了 RD 架构在超谐波检测领域具有一定的应用价值。

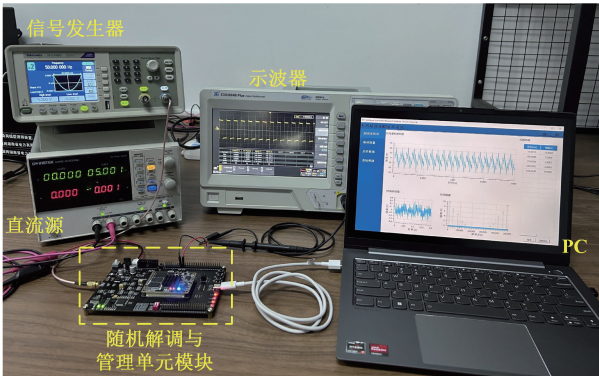


图 8 超谐波 RD 压缩感知测量实验现场

Fig. 8 Experimental site of supraharmonic RD compression perception measurement

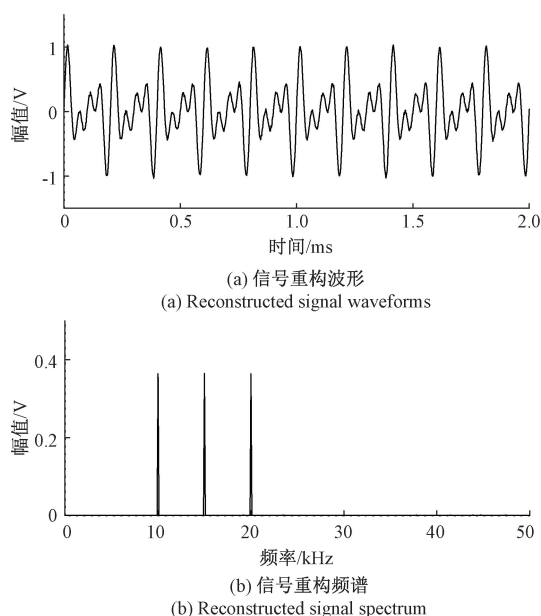


图9 信号重构波形及频谱

Fig. 9 Signal reconstruction waveform and spectrum

4 结 论

本文旨在解决电网超谐波检测中采样压力大和数据处理困难等问题,通过应用压缩感知 RD 架构来实现超谐波检测。本文在模拟端成功地实现了压缩采样,并提出了一种新型的观测矩阵构造方法,即使用 m 序列作为信号加窗和调制的载体,以降低超谐波信号在 DFT 基下的频谱泄露,并提高超谐波参数估计的准确性。在重构端,针对实际工程应用中 SAMP 算法重构速度慢和抗噪性差的问题,本文提出了一种快速重构算法 BSAMP。该算法通过二分法加快稀疏度搜索过程,提高了在稀疏度未知情况下的重构速度。最后,本文设计了基于 RD 的超谐波压缩感知测量系统,并成功通过压缩采样检测出多个超谐波分量,证明了该系统在工程应用中具有良好的价值。下一步的研究将主要关注随机解调架构中滤波器设计偏差和硬件系统固有误差的参数校正问题。计划通过 DAC 实现对 m 序列的加权,进一步实现对信号的加窗采样分析,以提高参数估计的精度。

参考文献

- [1] 潘勇,李琼林,刘书铭,等. 一种超高次谐波测量方法研究[J]. 电力电容器与无功补偿, 2020, 41(4): 138-144.
- PAN Y, LI Q L, LIU SH M, et al. Study on measurement method for ultrahigh order harmonics[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2020, 41(4): 138-144.
- [2] 唐松浩,肖湘宁,陶顺. 非故意发射超高次谐波发生

机理及影响因素分析[J]. 电力电容器与无功补偿, 2021, 42(2): 103-109.

TANG S H, XIAO X N, TAO SH. Analysis of the mechanism and influencing factors of unintentional emission of ultra-high harmonics [J]. Power Capacitor and Reactive Power Compensation, 2021, 42(2): 103-109.

- [3] CLC/TR 50627. Study report on electromagnetic interference between electrical equipment systems in the frequency range below 150 kHz[S]. CENELEC, 2015.
- [4] 陶顺,要海江,刘云博,等. 单相 APFC 型充电器超高次谐波产生机理分析[J]. 电工电能新技术, 2020, 39(12): 35-43.
- TAO SH, YAO H J, LIU Y B, et al. Analysis of ultra-high harmonic generation mechanism of single-phase APFC-type charger [J]. New Technology of Electric Power, 2020, 39(12): 35-43.
- [5] 容斌,黄珏,吴民. 配电网的超高次谐波源建模研究[J]. 机电信息, 2022(6): 1-4.
- RONG B, HUANG J, WU M. Modeling of ultra-high harmonic sources in distribution networks [J]. Electromechanical Information, 2022(6): 1-4.
- [6] MENDES THAIS M, FERREIRA DANTON D, SILVA LEANDRO R M, et al. Supraharmonic estimation by polyphase DFT filter bank[J]. Computers and Electrical Engineering, 2021, 92(1): 107202.
- [7] 李树涛,魏丹. 压缩传感综述[J]. 自动化学报, 2009, 35(11): 1369-1377.
- LI SH T, WEI D. A review of compressed sensing[J]. Journal of Automation, 2009, 35(11): 1369-1377.
- [8] 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): 1651-62.
- JIAO L CH, YANG SH Y, LIU F, et al. Compressed sensing review and outlook [J]. Electronics Letters, 2011, 39(7): 1651-1662.
- [9] 李帅永,毛维培,程振华,等. 基于 VMD 和 K-SVD 字典学习的供水管道泄漏振动信号压缩感知方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(3): 49-60.
- LI SH Y, MAO W P, CHENG ZH H, et al. A compressive sensing method for water pipe leakage vibration signal based on VMD and K-SVD dictionary learning[J]. Journal of Instrumentation, 2020, 41(3): 49-60.
- [10] 池博浩,江浩,钱慧,等. 用于心电信号的能量最大化模拟信息转换系统[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 213-220.
- CHI B H, JIANG H, QIAN H, et al. Energy-maximizing analog information conversion system for ECG signals[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(3): 213-220.

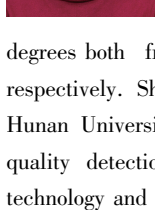
- [11] 庄双勇, 赵伟, 黄松岭. 基于压缩感知 OMP 的超谐波测量新算法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(6): 73-81.
ZHUANG SH Y, ZHAO W, HUANG S L. A new algorithm for supraharmic measurement based on compressed sensing OMP [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(6): 73-81.
- [12] 刘建锋, 励晨阳, 余光正, 等. 基于压缩感知的稀疏度自适应超高次谐波检测算法[J]. 电测与仪表, 2021, 58(11): 142-149.
LIU J F, LI CH Y, YU G ZH, et al. Sparsity adaptive ultra-high harmonic detection algorithm based on compressed sensing [J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2021, 58(11): 142-149.
- [13] 张雅雯. 基于分块压缩感知理论的超谐波检测方法研究[D]. 北京: 中国矿业大学, 2021.
ZHANG Y W. Research on supraharmic detection method based on chunked compression perception theory [D]. Beijing: China University of Mining and Technology, 2021.
- [14] MONIKA R, SAMIAPPAN D, KUMAR R. Adaptive block compressed sensing-a technological analysis and survey on challenges, innovation directions and applications [J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(11): 1-18.
- [15] SHU S, YUE S, LI J S, et al. Design and implementation of low power analog-to-information conversion for environmental information perception [J]. Multi-disciplinary Digital Publishing Institute, 2017, 10(6): 753.
- [16] YANG W Y, ZHAO Y J, YU Z J, et al. Design of random equivalent sampling control module based on FPGA [C]. IEEE International Conference on Electronic Measurement & Instruments, 2019, 14: 1027-1132.
- [17] WANG S Y, DANG L J, CHEN B D, et al. Random Fourier filters under maximum correntropy criterion [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 2018, 65(10): 3390-3403.
- [18] 李雪松. 模拟信息转换器原理与算法实现 [D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
LI X S. Principles and algorithm implementation of analog information converter [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2020.
- [19] LIU S J, LIU L. An FFT-based high SNR MWC back-end architecture with analog low-pass filter compensation [J]. Chinese Journal of Electronics, 2020, 29(3): 563-573.
- [20] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Trans on Information Theory, 2017, 53(12): 4655-4666.
- [21] 朱延万, 赵拥军, 孙兵. 一种改进的稀疏度自适应匹配追踪算法 [J]. 信号处理, 2012, 28(1): 80-86.
ZHU Y W, ZHAO Y J, SUN B. A modified sparsity adaptive matching pursuit algorithm [J]. Signal Processing, 2012, 28(1): 80-86.
- [22] DO T T, LU G, NGUYEN N, et al. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing [C]. Proceedings of the 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers. IEEE, 2008: 581-587.
- [23] 杨挺, 杨风霞, 叶芷杉, 等. 基于动态采样压缩感知的超谐波监测方法 [J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(16): 6278-6288.
YANG T, YANG F X, YE ZH SH, et al. A supraharmic monitoring method based on dynamic sampling compression sensing [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2023, 43(16): 6278-6288.
- [24] TROPP J, GILBERT A. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [25] NEEDE L L, DEAN N A, VERSHYN I N, et al. Uniform uncertainty principle and signal recovery via regularized orthogonal matching pursuit [J]. Foundations of Computational Mathematics, 2009, DOI: 10.1007/s10208-008-9031-3.

作者简介



唐求, 分别在 1995 年和 2010 年于湖南大学获得硕士学位和博士学位, 现为湖南大学教授、博士生导师, 主要研究方向为电能质量检测, 广域同步相量测量技术与应用。

E-mail: tangqiu@hnu.edu.cn



Tang Qiu received her M. Sc. and Ph. D. degrees both from Hunan University in 1995 and 2010, respectively. She is currently a professor and a Ph. D. advisor at Hunan University. Her main research interests include power quality detection and wide area synchrophasor measurement technology and its application.



计志勇(通信作者), 分别在 2020 年和 2023 年于湖南大学获得学士学位和硕士学位, 主要研究方向为智能检测与电能质量分析。

E-mail: jzy782608@163.com

Ji Zhiyong (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degree both from Hunan University in 2020 and 2023. His main research interests include intelligent detection and power quality analysis.