

DOI: 10.7667/PSPC150596

# 基于稀疏盲分离的电能质量谐波分析方法

余发军<sup>1, 2</sup>, 周凤星<sup>2</sup>

(1. 中原工学院信息商务学院, 河南 郑州 451191; 2. 武汉科技大学信息科学与工程学院, 湖北 武汉 430081)

**摘要:** 为准确检测和分离电力系统中日益严重的谐波污染, 提出基于稀疏盲分离的谐波分析方法。首先利用延迟采样构建两路观测信号, 建立电能质量谐波盲源分离的数学模型。然后对两路观测信号进行短时傅里叶变换, 采用基于点密度的弧灭圆聚类方法, 对频域散点图上样本点进行聚类以估计混合矩阵。最后通过求解最小 L1 范数方法分离各次谐波分量。对仿真信号和实际地铁电力信号的测试结果表明, 所提方法能准确分离各次谐波的同时, 在计算效率和分离含有量低的高次谐波方面优势明显。

**关键词:** 电能质量; 谐波分析; 稀疏盲分离; L1 范数; 短时傅里叶变换

## Power quality harmonic analysis method based on sparse blind source separation

YU Fajun<sup>1, 2</sup>, ZHOU Fengxing<sup>2</sup>

(1. College of Information and Business, Zhongyuan University of Technology, Zhengzhou 451191, China; 2. College of Information Science and Engineer, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

**Abstract:** For the accurate detection and separation of increasingly serious harmonic pollution in power system, a harmonic analysis method based on sparse blind source separation is proposed. Firstly, two channel observed signals are sampled from power network with different delay time, and a mathematical model of power quality harmonic blind separation is established. Then, the short-time Fourier transform of the observed signals is made, and the points in frequency scatter diagram are clustered by the method of point density based arc circle clustering to estimate the mixing matrix. Finally, the different frequency harmonics are separated by solving L1 norm minimized problem. The test results of simulation signal and real signal of metro power system show that, the proposed method can accurately separate harmonics with an obvious advantage in computation efficiency and separation of high-order harmonics of low amount.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61174106).

**Key words:** power quality; harmonic analysis; sparse blind source separation; L1 norm; short-time Fourier transform

## 0 引言

随着电网系统扩大和大量电力电子设备及非线性负荷的接入, 大量谐波混入电力系统不可避免。根据 IEC 相关标准及我国国家标准, 谐波包含工频整数倍的频谱分量和介于各次谐波之间的分量, 即频率为工频非整数倍的间谐波(Inter-harmonic)分量。这些谐波的混入使得电网的电能质量变差, 表现为<sup>[1]</sup>: 生产、传输、利用等环节效率降低; 使电气设备过热、绝缘材料老化、电容器易烧毁、电力电子设备误动作等危害。因此, 对电网中谐波的精

确检测和分析对提高电能质量尤为重要。

谐波分析目的是估计出谐波分量的次数、含量、含有率、持续时间和总谐波畸变率等参数, 进而分离或抑制各分量以提高电能质量。对电网谐波分析常用的非参数化方法有: FFT 方法<sup>[2-3]</sup>、小波变换方法<sup>[4-6]</sup>、独立分量分析方法<sup>[7]</sup>及经验模态分解方法<sup>[8-9]</sup>等。FFT 是最常用的谐波分析方法, 但其存在精度不够、频谱泄漏和不能分析非平稳信号等问题; 小波变换方法具有良好时频分析性能, 但其受小波基和分解尺度影响较大, 且易受噪声干扰; 独立分量分析方法具有快速分析分量特点, 但其要求分量互相统计独立, 并要求分量数与观测数相等; 经验模态分解结合有源滤波器能有效检测谐波分量, 但具有频率混叠效应和不能分解不连续信号的劣势。另

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(61174106); 河南省高等学校重点科研项目(15B510017)

一类参数化的谐波检测方法<sup>[10]</sup>如: 普罗尼(Prony)算法, 卡尔曼滤波器、AR 模型、多重信号分类(MUSIC)等, 这类方法具有一定的自适应性, 但仍然对参数具有依赖性, 存在局部寻优和收敛速度慢的风险。

近年来, 稀疏分解理论<sup>[11]</sup>在信号分解、图像压缩和去噪、数学建模等方面表现出强大功能, 已成为处理非平稳信号有力工具。在电力系统中, 用电端大量非线性负荷随机性的切入, 会导致电力信号具有一定的非平稳性, 这种非平稳性表现为: 混入的谐波分量数、各谐波频率、相位、幅度及其他暂态分量发生起止时间等参数的未知性。目前已有许多文献利用稀疏分解理论对电能质量进行分析, 如文献[12]利用原子分解来识别分类电能质量中各种暂态信号, 文献[13]提出基于分类技术的稀疏表示方法对电能质量扰动源进行识别。这些方法成功应用的前提是事先构造原子库以匹配扰动源。本文利用电网系统所含各谐波在频域的稀疏性, 应用信号稀疏分解理论对电力数据进行盲源分离, 分离出各次谐波的同时, 在计算效率和分离含有量低的高次谐波方面具有明显的优势, 为电能质量谐波分析提供了一种有效方法。

## 1 构建模型

盲源分离(BSS)是指源信号和混合情况均未知情况下, 通过一组观测信号恢复或分离出源信号的过程。稀疏盲分离是指利用源信号在某域(如时域、频域、小波域或字典域等)的稀疏性进行盲源分离的技术。电力系统中, 监测端采集的电力信号作为观测信号, 所含各分量谐波作为待分离的源信号。现假设采集的电力信号为

$$s(t) = \sum_{i=1}^P A_i \cos(\omega_i t + \phi_i) \quad (1)$$

其中,  $A_i$ 、 $\omega_i$  和  $\phi_i$  分别表示第  $i$  个谐波分量的幅值、频率和相位,  $i=1$  为基波分量。由于谐波分量数的未知性和各谐波出现的随机性, 仅凭一路观测信号难以实现盲源分离<sup>[14]</sup>。为此, 通过采样延迟重新构建两路观测信号<sup>[15-16]</sup>

$$x_1(t) = \frac{s(t+l) + s(t-l)}{2} = \sum_{i=1}^P A_i \cos(\omega_i t + \phi_i) \cos(\omega_i l) \quad (2)$$

$$x_2(t) = \frac{s(t+m) + s(t-m)}{2} = \sum_{i=1}^P A_i \cos(\omega_i t + \phi_i) \cos(\omega_i m) \quad (3)$$

其中,  $l$  和  $m$  表示延迟时间。将两路观测信号写成矩阵形式得

$$\begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\omega_1 l) & \cdots & \cos(\omega_p l) \\ \cos(\omega_1 m) & \cdots & \cos(\omega_p m) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_1 \cos(\omega_1 t + \phi_1) \\ \vdots \\ A_p \cos(\omega_p t + \phi_p) \end{bmatrix} \quad (4)$$

令: 观测信号  $\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix}$ 、源信号  $\mathbf{S} =$

$$\begin{bmatrix} A_1 \cos(\omega_1 t + \phi_1) \\ \vdots \\ A_p \cos(\omega_p t + \phi_p) \end{bmatrix}, \text{混合矩阵 } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \cos(\omega_1 l) & \cdots & \cos(\omega_p l) \\ \cos(\omega_1 m) & \cdots & \cos(\omega_p m) \end{bmatrix},$$

则

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S} \quad (5)$$

式(5)为构建的电能质量谐波盲分离数学模型, 显然, 若能从观测信号  $\mathbf{X}$  恢复出源信号  $\mathbf{S}$ , 就可以准确获取各次谐波的参数。

## 2 估计混合矩阵

由于源信号数的未知性, 所以式(5)盲源分离模型可能为欠定类型, 基于正定或超定的盲源分离方法(如 ICA 等方法)不能解决它。基于稀疏表示的盲源分离方法常用于欠定类型<sup>[17]</sup>。各次谐波在时域并不符合稀疏性条件, 而在频域符合稀疏性条件, 采用短时傅里叶变换方法进行时频转换。信号  $x(t)$  短时傅里叶变换定义为

$$F_x(\omega, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)w(t-\tau)e^{-j\omega t} dt \quad (6)$$

其中,  $w(t)$  为窗函数。对式(4)等号两边进行短时傅里叶变换得

$$\begin{bmatrix} F_{x_1}(\omega, \tau) \\ F_{x_2}(\omega, \tau) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\omega_1 l) & \cdots & \cos(\omega_p l) \\ \cos(\omega_1 m) & \cdots & \cos(\omega_p m) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_{s_1}(\omega, \tau) \\ \vdots \\ F_{s_p}(\omega, \tau) \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中:  $F_{x_1}(\omega, \tau)$ 、 $F_{x_2}(\omega, \tau)$  和  $F_{s_1}(\omega, \tau), \dots, F_{s_p}(\omega, \tau)$  分别表示两路观测信号和各源信号的短时傅里叶变换值。

对两路观测信号进行短时傅里叶变换, 得到两个二维复矩阵, 其行对应频率值, 列对应采样时间段, 矩阵元素对应频谱幅值。抽取这两个复矩阵中相同列对应的频谱幅值, 组成短时频谱散点图。由于源信号为谐波, 故在散点图上只有频率为  $\omega_1$ 、 $\omega_2$ 、 $\dots$ 、 $\omega_p$  处有非零值, 而其余频率处为零或接近零, 即: 在某个频率点处只有一个源信号的频谱幅值占优, 其余源信号的频谱幅值为零或接近零。现假设  $\omega = \omega_i$  处第  $i$  个谐波分量的频率幅值占优, 则(7)式可化为或近似为

$$\begin{bmatrix} F_{x_1}(\omega, \tau) \\ F_{x_2}(\omega, \tau) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\omega l) \\ \cos(\omega m) \end{bmatrix} F_{s_i}(\omega, \tau) \quad (8)$$

$$\Rightarrow \frac{F_{x_1}(\omega, \tau)}{\cos(\omega l)} = \frac{F_{x_2}(\omega, \tau)}{\cos(\omega m)} = F_{s_i}(\omega, \tau) \quad (9)$$

从式(9)可看出, 每个源信号的短时频谱幅值对应散点图上一条直线, 直线的方向对应混合矩阵  $\mathbf{A}$  的列向量, 若对散点图上样本点进行聚类估计出各直线方向, 就能估计出混合矩阵  $\mathbf{A}$ 。

K-means 聚类方法<sup>[18]</sup>常用于估计混合矩阵, 但由于谐波的频率高度稀疏, 且短时傅里叶变换导致的零点附近值较多, 所以用 K-means 聚类容易导致聚类中心点偏离真实的谐波频谱幅值, 以致错误聚类。为克服上述问题, 采用基于密度的弧灭圆均值聚类方法<sup>[19]</sup>估计混合矩阵  $\mathbf{A}$ , 其聚类的具体步骤如下。

步骤 1: 归一化  $F_{x_1}(\omega, \tau)$ 、 $F_{x_2}(\omega, \tau)$ ; 归一化的公式为

$$\mathbf{x} = \mathbf{x} / \|\mathbf{x}\| \quad (10)$$

其中:  $\mathbf{x}$  表示待归一化频谱幅值向量;  $\|\mathbf{x}\|$  为  $\mathbf{x}$  的欧几里德范数。

步骤 2: 设置搜索次数  $j=0$ , 搜索半径步长为  $\Delta R$ , 点数阈值  $N_T$ ;

步骤 3: 令  $j:=j+1$ , 计算第  $j$  次搜索的递增扇形区域  $S_j$  中样本点数  $N_j$ ; 其中

$$S_j = \frac{1}{4} \pi \Delta R^2 (2j-1) \quad (11)$$

步骤 4: 判断  $N_j < N_T$  是否成立, 若成立, 弧灭前  $j$  次搜索所有的样本点, 将散点图中剩余样本点投射到单位圆的上半部, 并用 K-means 聚类方法计算出各聚类中心点坐标, 若不成立, 返回步骤 3。

步骤 5: 计算各聚类中心点到零点的斜率, 这些斜率值对应混合矩阵  $\mathbf{A}$  中各列向量的方向。

### 3 分离谐波

线性混合模型的式(5)可表示为式(12)。

$$\mathbf{X}(t) = \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^p \mathbf{a}^i s_i(t) \quad (12)$$

其中:  $\mathbf{a}^i$  为混合矩阵  $\mathbf{A}$  的第  $i$  个列向量;  $s_i(t)$  为第  $i$  个源信号。式(12)说明: 在时刻  $t$  处, 观测向量  $\mathbf{X}(t)$  可表示成向量组  $\mathbf{a}^1, \mathbf{a}^2, \dots, \mathbf{a}^p$  的线性组合, 其组合系数为  $s_1(t), s_2(t), \dots, s_p(t)$ 。

混合矩阵  $\mathbf{A}$  确定后, 当谐波分量数大于 2 时,

向量组  $\mathbf{a}^1, \mathbf{a}^2, \dots, \mathbf{a}^p$  线性表示向量  $\mathbf{X}(t)$  有无数种途径, 即  $s_1(t), s_2(t), \dots, s_p(t)$  有无穷组解。在这无穷组解中, 用稀疏性衡量解的优劣时, 分离谐波可表示成如下优化问题:

$$\min_{s_i(t)} \sum_{i=1}^p \|s_i(t)\|_0 \quad \text{s.t. } \mathbf{A}\mathbf{S}(t) = \mathbf{X}(t) \quad (13)$$

其中,  $\|s_i(t)\|_0$  表示  $s_i(t)$  中非零元素个数, 即  $l_0$  范数解, 此解为最稀疏解, 但其为 NP 难解问题不易解决。为此, 求式(13)的  $l_1$  范数解, 可表示成:

$$\min_{s_i(t)} \sum_{i=1}^p |s_i(t)| \quad \text{s.t. } \mathbf{A}\mathbf{S}(t) = \mathbf{X}(t) \quad (14)$$

即“最短路径法”<sup>[18]</sup>, 由文献[18]知, 源信号可表示为

$$\begin{cases} s_r(t) = \mathbf{W}_r \mathbf{X}(t) \\ s_i(t) = 0, \text{ for } i \neq m, n \end{cases} \quad (15)$$

式(15)中:  $m, n$  为混合矩阵  $\mathbf{A}$  中与观测向量  $\mathbf{X}(t)$  相角差绝对值最小的两个列向量序号, 且满足  $\text{angle}(\mathbf{a}^m) < \text{angle}(\mathbf{X}(t)) < \text{angle}(\mathbf{a}^n)$  ( $\text{angle}(\bullet)$  表示求相角),  $\mathbf{W}_r = [\mathbf{a}^m \ \mathbf{a}^n]^{-1}$ ,  $s_r(t)$  表示求出的第  $m$  个和第  $n$  个源信号值组成的向量。

## 4 实验分析

### 4.1 仿真实验

设仿真信号包含基波、3 次谐波和 7.5 次间谐波, 即

$$s(t) = s_1(t) + s_2(t) + s_3(t)$$

$$s_1(t) = \sqrt{2} \cos(2\pi f_c t + \pi/6)$$

$$s_2(t) = 0.1\sqrt{2} \cos(6\pi f_c t + \pi/12)$$

$$s_3(t) = 0.05\sqrt{2} \cos(15\pi f_c t + \pi/7)$$

其中: 基波频率  $f_c = 50$  Hz; 采样时间  $t = [0, 0.3]$  s; 采样频率  $f_s = 1000$  Hz。分别令延迟时间常数  $l = 0$  s 和  $m = \pi/19$  s, 按式(2)、式(3)构建的两路观测信号时域波形如图 1 所示。

取 128 点的 Hanning 窗, 重叠点数为 32 点对两路观测信号进行短时傅里叶变换, 得到的频域散点图的连线如图 2 所示, 可以看出有 3 条直线, 与源信号数相同。

令搜索半径步长  $\Delta R = 0.02$ , 点数阈值  $N_T = 5$ , 用基于点密度的弧灭圆均值聚类方法估计混合矩阵  $\mathbf{A}$ 。经过 4 次搜索后, 所围扇形递增区域内样本点数为 4, 将前 3 次搜索的所有样本点弧灭掉, 并投射散点图中剩余样本点到单位圆的上半部。在单位

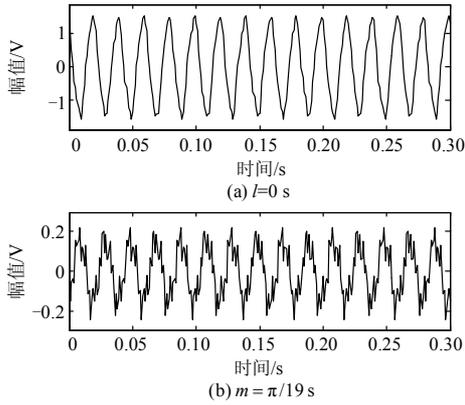


图 1 构建的两路观测信号

Fig. 1 Two channel constructed signals

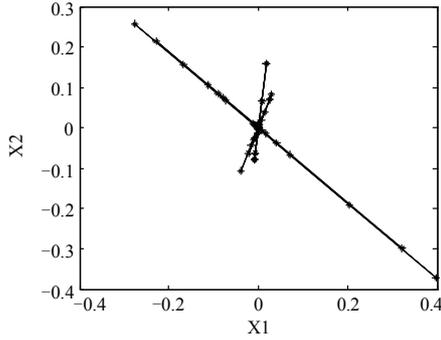


图 2 两路观测信号的频域散点图

Fig. 2 Spectrum value scatter diagram of two channel signals

圆上用均值聚类方法得到 3 个中心点坐标为  $(-0.9941, 0.1082)$ ,  $(0.9521, 0.3058)$  和  $(0.7073, 0.7069)$ 。由此可得混合矩阵的估计值为

$$\hat{A} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0.1082 & 0.3058 & 0.7069 \\ -0.9941 & 0.9521 & 0.7073 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -0.1088 & 0.3212 & 0.9994 \end{bmatrix}$$

利用式(15)求解源信号  $S(t)$ , 得到三个源信号波形及对应的频谱如图 3 所示。由此看出, 基波及各次谐波被准确分离。

为了对比, 采用文献[12]的基于原子分解方法 (Atomic Decomposition Method, ADM) 分离仿真信号中各次谐波。构造原子库  $g_\gamma = K_\gamma \cos(\omega t + \varphi)$ , 其中  $\gamma = [\omega, \varphi]$ 、 $\omega = 2\pi j / N$ 、 $j \in [1, N]$ 、 $\varphi = 2\pi p / N$ 、 $p \in [0, N-1]$ ,  $N$  为仿真信号的长度,  $K_\gamma$  满足  $\|g_\gamma\| = 1$ 。用匹配追踪算法(MP)对仿真信号进行分解, 前 3 次分解的分量及残余信号的波形和频谱如图 4 所示。可以看出, 基波和 3 次谐波被成功分离, 而 7.5 次间谐波未被成功分离, 且残余信号中仍含

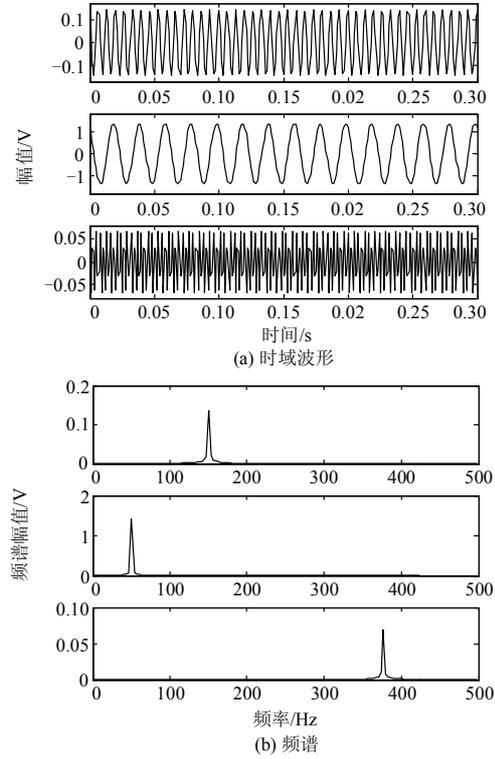


图 3 仿真信号本文方法分离结果

Fig. 3 Separation result of simulated signal by the proposed method

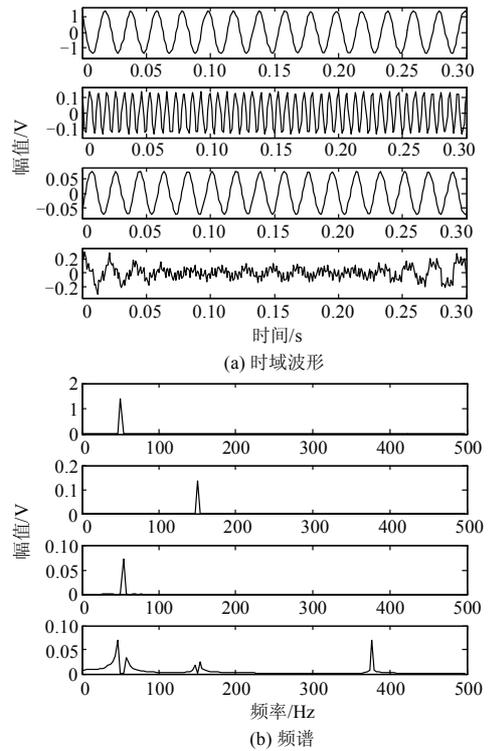


图 4 仿真信号 ADM 方法分离结果

Fig. 4 Separation result of simulated signal by the Atomic Decomposition Method

少量基波和 3 次谐波。这主要由于，在第 3 次 MP 算法时，7.5 次间谐波含有率很低(占第 2 次 MP 的残余信号比重小)导致的。

比较本文方法和 ADM 的运行时间。7.0.0 版本 Matlab 运行在 CPU 主频为 3.6 GHz、内存为 4 GB 的 PC 机,两种方法的运行时间如表 1 所示。由此看出,本文方法比 ADM 计算效率优势明显。

#### 4.2 实例实验

城市轨道交通供配电系统是产生谐波污染的重要来源,将本文方法应用到某市轨道交通 1 号线供配电系统中。城市电网 110 kV 高压电送至地铁两个主变压器降至 35 kV 中压电,中压电再送至各站的牵引变电所和降压变电所,牵引所先降压再整流至 1.5 kV 直流电牵引机车,降压所则降压至 0.4 kV 的低电压供给站内用电设备。电力监测系统(SCADA)采集不同点的电信号,负责对整个供电系统进行遥控制和调度。本实验测试数据来源于 SCADA 系统的录波数据,选取 35 kV 母线上采集点处 A 相电压信号,考察机车最忙时段的 18 时情况。为了便于观察,图 5 只显示了其 0.2 s 的波形。

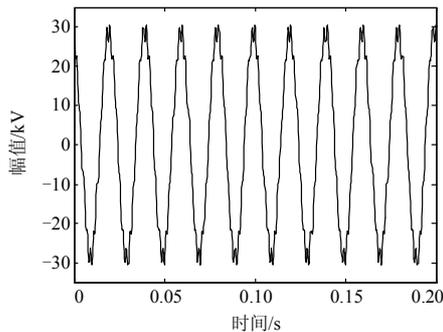


图 5 实测地铁电力信号

Fig. 5 The measured metro power signal

利用本文方法对 35 kV 母线 A 相电压 18 时 1 秒时间段的监测信号进行处理。首先取延迟时间常数  $l=0\text{ s}$  和  $m=0.0137\text{ s}$  构建两路观测信号,选 Hanning 窗宽为 256 点、重叠点数为 64 点对两路观测信号进行短时傅里叶变换,然后令搜索半径步长  $\Delta R=0.03$ ,点数阈值  $N_T=4$ ,利用基于点密度的弧灭圆均值聚类方法估计混合矩阵,最后利用式(15)分离各次谐波源。分离各次谐波及其频谱分析如图 6 所示,可以看出监测信号主要包含基波成分、11 次谐波和 13 次谐波,其余各次谐波含量很低,这是由于整流机组采用 12 脉波整流电路所致。计算 11 次谐波和 13 次谐波的含有率(HRU)分别为 7.21%和 1.67%,总电压谐波畸变率(THD<sub>U</sub>)为 7.41%。根据国标 GB/T 14549-93 规定:电网相电压奇次谐波含有率和总电压谐波畸变率上限分别为 2.4%和 3.0%。

所以总谐波畸变率和 11 次谐波含有率超标。

利用基于原子分解方法对该段监测信号进行处理,结果表明只能分离出基波分量和 11 次谐波分量,而 13 次谐波分量并不能在第三次分解中得到,这里不再显示其波形。比较本文方法和基于原子分解方法的运行时间(见表 1)可知,前者运算效率明显较高。

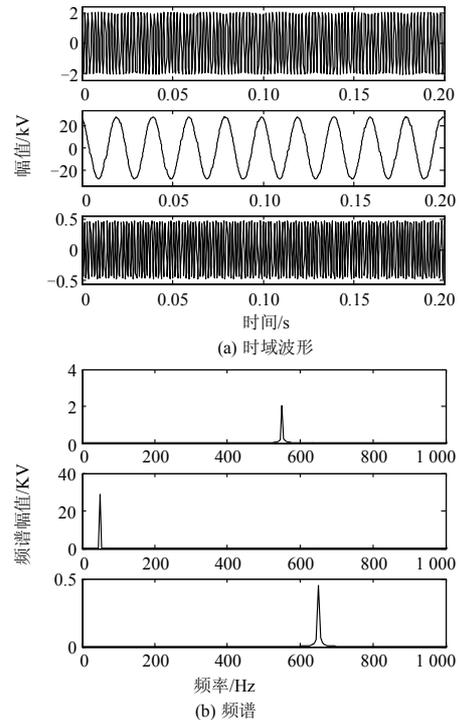


图 6 地铁实测电力信号本文方法的分离结果

Fig. 6 Separation result of the measured metro power signal by the proposed method

表 1 两种算法的运行时间比较(秒)

Table 1 Run time comparison between two methods (second)

算法	仿真信号	实测电力信号
本文方法	4.761	20.473
ADM 方法	15.188	78.398

## 5 结论

分析谐波污染问题对整个电力系统至关重要。本文提出基于稀疏盲分离的谐波分析方法,充分利用了谐波在频域的稀疏性,准确分离出各次谐波,可以为后续的谐波滤除和补偿提供一种依据。与现有基于原子分解方法对比可知,所提方法在计算效率和分离含有率较低高次谐波具有明显优势。

对仿真信号和实测地铁电力信号的处理可知,所提方法在构建两路观测信号时需选择恰当的延迟时间,通过反复试验得出一般规则是:一路延迟时

间为零(即原始采样信号作为一路观测信号), 另一路延迟时间的选取应避免频域散点图上各条直线重叠(即各直线夹角尽量大)。

## 参考文献

- [1] 王葵. 电网谐波数据的检测与分析研究[D]. 济南: 山东大学, 2008: 2-6.  
WANG Kui. Study on detection and analysis of power harmonic data[D]. Jinan: Shandong University, 2008: 2-6.
- [2] 彭祥华, 周群, 曹晓燕. 一种高精度的电网谐波/间谐波检测的组合优化算法[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(1): 95-101.  
PENG Xianghua, ZHOU Qun, CAO Xiaoyan. A high precision combinational optimization algorithm of power grid harmonic/inter-harmonic signal detection[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(1): 95-101.
- [3] 房国志, 杨才山, 杨超. 基于Meyer小波和FFT的电网间谐波检测[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(12): 91-101.  
FANG Guozhi, YANG Caishan, YANG Chao. Detection of inter-harmonic in power system based on Meyer wavelet and FFT[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(12): 91-101.
- [4] SUDIPTA N, PAMPA S, SWAPAN K G. A wavelet based novel method for the detection of harmonic sources in power systems[J]. Electrical Power and Energy Systems, 2012, 40: 54-61.
- [5] JULIO B, RAN'ION D. A new method for measurement of harmonic groups in power system using wavelet analysis in the IEC standard framework[J]. Electric Power Systems Research, 2012, 13(6): 200-208.
- [6] 陈欢, 何怡刚, 肖建平, 等. 基于CWT和DWT相结合的谐波检测[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(20): 71-75.  
CHEN Huan, HE Yigang, XIAO Jianping, et al. Harmonics detection based on a combination of continuous wavelet transform and discrete wavelet transform[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(20): 71-75.
- [7] 王继, 王年, 王炼, 等. 基于改进Fast-ICA的电能质量谐波检测[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(18): 126-130.  
WANG Ji, WANG Nian, WANG Lian, et al. Harmonic detection of power quality based on improved Fast-ICA[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(18): 126-130.
- [8] 杨晓萍, 刘普森, 钟彦儒. 基于经验模式分解的有源滤波器谐波检测[J]. 电工技术学报, 2009, 24(5): 203-208.  
YANG Xiaoping, LIU Pusen, ZHONG Yanru. Harmonic detection of active power filter based on empirical mode decomposition[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(5): 203-208.
- [9] 田振果, 傅成华, 吴浩, 等. 基于HHT的电能质量扰动定位与分类[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(16): 36-42.  
TIAN Zhengguo, FU Chenghua, WU Hao, et al. Power quality disturbance for location and classification based on HHT[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(16): 36-42.
- [10] SACHIN K, JAIN S, SINGH N. Harmonics estimation in emerging power system: key issues and challenges[J]. Electric Power Systems Research, 2011, 81(9): 1754-1766.
- [11] MALLAT S, ZHANG Z. Matching pursuits with time frequency dictionaries[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397-3415.
- [12] 王宁, 李林川, 贾清泉, 等. 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 Ning, LI Linchuan, JIA Qingquan, et al. Classification of power quality disturbance signals using atomic decomposition method[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(4): 51-58.
- [13] SOUMI C, AMITAVA C, SWAPAN K G. A sparse representation based approach for recognition of power system transients[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2014, 30: 137-144.
- [14] MOHAMED D, PASCAL S, ANDRE' G. Analysis of two-sensors forward BSS structure with post-filters in the presence of coherent and incoherent noise[J]. Speech Communication, 2013, 55: 975-987.
- [15] 王法松. 盲源分离的扩展模型和算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013: 65-75.  
WANG Fasong. Research on extended models and algorithms for blind source separation[D]. Xi'an: Xidian University, 2013: 65-75.
- [16] WANG Fasong, ZHANG Linrang. Harmonic retrieval by period blind source extraction method: model and algorithm[J]. Digital Signal Processing, 2012(22): 569-585.
- [17] LI Yuanqing, AMARI S I, CICHOCKI A, et al. Underdetermined blind source separation based on sparse representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(2): 423-437.
- [18] BOFILL P, ZIBULEVSKY M. Underdetermined blind source separation using sparse representations[J]. Signal Processing, 2001(81): 2353-2362.
- [19] YANG Weijie, REN Mingrong, ZHANG Yating. Research on sparse component analysis and its application[C] // The 2010 International Conference on Image Analysis and Signal Processing, 2010, 4, ID: N-0594.

收稿日期: 2015-04-12; 修回日期: 2015-11-13

作者简介:

余发军(1981-), 男, 通信作者, 博士, 讲师, 主要研究方向为电能质量分析与控制; E-mail: 524663102@qq.com

周凤星(1952-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为信号分析与电能质量控制。E-mail: blackghostpeter@163.com

(编辑 姜新丽)