

## 基于动态独立分量分析算法的谐波检测

汪 斌, 王 年, 蒋云志, 程志友, 鲍文霞

(安徽大学教育部电能质量工程研究中心, 安徽 合肥 230039)

**摘要:** 介绍了一种基于峭度的非高斯极大的动态独立分量分析算法, 并将其引入到谐波检测中。该算法在非高斯极大 ICA 算法的基础上, 利用动态的递推关系公式计算得到当前的峭度值, 并将峭度的非高斯极大作为独立性判据, 从而实现谐波信号的盲分离。为了更好地逼近真实信号, 对分离后的信号进行幅值修正, 最终完成谐波的检测。仿真实验结果表明了该算法的正确性和可行性。

**关键词:** 电力系统; 谐波检测; 动态独立分量分析; 非高斯极大; 峭度

### Harmonic detection based on dynamic independent component analysis

WANG Bin, WANG Nian, JIANG Yun-zhi, CHENG Zhi-you, BAO Wen-xia

(Power Quality Engineering Research Center, Ministry of Education, Anhui University, Hefei 230039, China)

**Abstract:** This paper presents a dynamic independent component analysis algorithm, which is based on kurtosis maximization of non-gaussianity, and introduces it into the harmonic detection. Based on maximization of non-gaussianity ICA algorithm, the algorithm uses the dynamic recurrence relation formula to get the current value of the kurtosis and takes the kurtosis maximization of non-gaussianity as an independence criterion to achieve the blind separation of harmonic signal. In order to approximate the real signal better, the paper amends the amplitude value of the separated signal and finally achieves the harmonic detection. Simulation results show that this algorithm is correct and feasible.

**Key words:** power system; harmonic detection; dynamic ICA; maximization of non-gaussianity; kurtosis

中图分类号: TM71 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2011)02-0040-05

## 0 引言

近年来, 随着电力电子器件与非线性负载的广泛应用, 使得电力系统中的谐波污染越来越严重。由于谐波对电力系统和用电设备运行的安全性、稳定性、可靠性和经济性造成了很大的影响, 因此电力系统中谐波分量的快速、准确检测对电力供电质量的维护就显得尤为重要。

目前, 谐波检测方法有快速傅里叶变换 (FFT)<sup>[1-4]</sup>、奇异值分解 (SVD)<sup>[5]</sup>、多信号分类 (Multiple Signal Classification, MUSIC)<sup>[6-7]</sup>和独立分量分析<sup>[8-9]</sup>方法等。其中快速傅里叶变换虽然是传统的电力系统谐波检测技术, 但是在进行谐波检测

时主要存在频谱泄漏和栅栏效应等问题, 这将使信号参数的分析 (幅值、频率和相位) 不准确, 因而无法满足电力谐波检测要求。此外, 奇异值分解 (SVD)、MUSIC 方法都可以应用于分析电力系统的谐波, 这几种方法分析结果较为精确, 但是存在着计算量大, 实时性差的缺点。

独立分量分析方法 (Independent Component Analysis, ICA) 是近年来兴起的一种非常有效的盲源分离技术。ICA 处理的对象为一组相互统计独立的信号源经线性组合而产生的混合信号, 其目的是为了能从混合信号中提取出各个独立的信号分量。ICA 方法的优势在于能够充分利用信号的高阶统计信息, 进而挖掘或恢复隐含在多通道数据中的独立分量成份, 而这些独立分量成份往往具有非常重要的物理意义。因此, ICA 方法能够获得一些传统信号处理方法难以获得的效果。虽然 ICA 方法的优势已被大家认可, 但从近年来的研究发展看, 目前所采用的 ICA 算法大部分是批处理优化算法和静

**基金项目:** 安徽省科技攻关计划重大科技专项项目 (08010202034); 安徽省高校青年教师资助项目 (2008jq1023); 安徽省教育厅自然科学研究重点项目 (KJ2010A007)

态 ICA 模型的组合, 这样每次运算都需要用到全部的样本数据, 因此就会存在着计算量大的缺点。本文将动态独立分量分析算法<sup>[7]</sup>引入到谐波检测中, 并对其进行了仿真实验, 仿真结果表明该算法具有较好的收敛性能, 并且对幅值和频率的检测精度较高。

## 1 基于峭度极大的动态独立分量分析算法

### 1.1 独立分量分析原理<sup>[10-15]</sup>

ICA 是一种新的盲源分离技术, 其定义为: 在源信号未知的情况下, 将多个观测信号在统计独立原则基础上通过优化算法分解为若干独立分量, 从而获得对源信号的估计。ICA 算法可描述为:  $n$  个观测信号  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ , 由  $m$  个未知源信号  $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_m]^T$  线性组合而成 ( $n \geq m$ ), 混合矩阵  $\mathbf{A}$  是一个  $n \times m$  维矩阵, 即:

$$\mathbf{x} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{s} \quad (1)$$

ICA 任务就是在混合矩阵  $\mathbf{A}$  和源信号  $\mathbf{s}$  未知的条件下, 通过迭代学习的方式去寻找一个最佳分离矩阵  $\mathbf{W}$ , 使得:

$$\mathbf{y} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{x} \quad (2)$$

从而可得  $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T$  就是源信号  $\mathbf{s}$  的估计值。

### 1.2 峭度的动态递推关系

观测信号在进行动态独立分量分析算法提取之前, 先要进行信号预处理。信号预处理包括中心化和白化两部分。中心化就是减去平均值使观测信号  $\mathbf{x}$  成为均值为 0 的变量, 从而使  $\mathbf{y}$  也成为均值为 0 的变量, 达到简化计算的效果。而白化是将  $\mathbf{x}$  进行线性变换使其成为具有单位方差且各分量互不相关的向量, 它是通过 PCA 网络实现的, 白化的目的是为了去除各观测信号间的相关性。接下来就是对白化后的信号进行独立分量提取, 峭度作为一种度量随机变量独立性的常用方法, 其定义为:

$$kurt(q) = E\{q^4\} - 3 \quad (3)$$

其中:  $q$  为一个均值为 0, 方差为 1 的随机变量。

由统计分析理论可知, 对于有限长观测信号  $q(0), q(1), \dots, q(t-1)$  来说, 其峭度估计公式可表示为:

$$kurt_{t-1}(q) \approx \frac{1}{t} \sum_{i=0}^{t-1} q^4(i) - 3 \quad (4)$$

由式 (4) 可得当前时刻  $t$  的峭度估计值为:

$$kurt_t(q) \approx \frac{1}{t+1} \sum_{i=0}^t q^4(i) - 3 \quad (5)$$

由式 (4) 和式 (5) 可得两者之间的递推关系式 (6)。

$$kurt_t(q) = \frac{t}{t+1} kurt_{t-1}(q) + \frac{q^4(t)}{t+1} - \frac{3}{t+1} \quad (6)$$

式 (6) 即为峭度的动态递推关系式, 它结合前一次的峭度估计值  $kurt_{t-1}(q)$  和当前的数据样本  $q(t)$ , 递推得到当前时刻的峭度值  $kurt_t(q)$ 。

### 1.3 基于峭度极大的动态独立分量算法

基于峭度极大的动态独立分量分析思想是来源于统计分析的中心极限定理。中心极限定理告诉我们, 准确度量随机变量的非高斯性是基于峭度极大理论的动态独立分量分析的关键。

通常, 高斯随机变量的峭度为零, 而对于非高斯分布的随机变量来说, 非高斯性越强, 其峭度的绝对值也就越大。因此我们可以通过峭度对 ICA 分离后结果的非高斯性进行计算并使分离矩阵  $\mathbf{W}$  尽可能达到极大值, 此时所得到的分离矩阵  $\mathbf{W}$  即为我们需要的最佳盲源分离矩阵。

根据上述思想, 本文将峭度的绝对值作为目标函数, 用梯度下降法对独立分量依次进行提取。为此, 我们可令  $\mathbf{q} = \mathbf{w}^T \mathbf{z}$  为待提取的独立分量, 由此可得目标函数及其梯度分别为式 (7)、(8) 所示, 并由式 (7)、(8) 可得基于非高斯极大的 ICA 算法如式 (9) 所示。

$$O(\mathbf{w}) = |kurt(q)| = |kurt(\mathbf{w}^T \mathbf{z})| = |E\{(\mathbf{w}^T \mathbf{z})^4\} - 3| \quad (7)$$

$$\frac{\partial O}{\partial \mathbf{w}} = 4 \text{sign}\{kurt(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\} \cdot E\{(\mathbf{w}^T \mathbf{z})^3 \mathbf{z}\} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{w} &= \mathbf{w} + \mu \frac{\partial O}{\partial \mathbf{w}} = \\ &= \mathbf{w} + \mu \cdot \text{sign}\{kurt(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\} \cdot E\{(\mathbf{w}^T \mathbf{z})^3 \mathbf{z}\} = \\ &= \mathbf{w} + \mu \cdot \text{sign}\{kurt(q)\} \cdot E\{(\mathbf{w}^T \mathbf{z})^3 \mathbf{z}\} \end{aligned} \quad (9)$$

其中:  $\mu$  是梯度算法的学习步长, 通常可以取一个随机的小正数;  $\mathbf{w}$  为分离矩阵  $\mathbf{W}$  某一行;  $\text{sign}$  为符号函数, 用来提取输出的峭度符号。

由式 (9) 可知, 基于非高斯极大的 ICA 算法是采用批处理方式实现的 ICA 算法, 该算法在每次迭代过程中需要用到全部的样本数据, 因此该算法是一种静态的处理方法。然而静态的处理方法却存在一个缺点, 就是当观测数据不能满足静态 ICA 模型的基本条件时, 运用该处理方法就得不到一个较理想的收敛的分离矩阵向量, 从而使得检测结果存在一定的误差。针对此种情况, 引入动态独立分量

就显得尤为重要。动态独立分量分析算法的特点是利用单次输入样本进行分离矩阵的估计和更新，因此动态独立分量分析算法具有一定的自适应能力。

为了得到动态独立分量分析算法，本文将式(6)代入式(9)，得到：

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_i &= \mathbf{w}_i + \mu \frac{\partial O}{\partial \mathbf{w}} = \\ \mathbf{w}_i + \mu \cdot \text{sign}\{kurt_i(q)\} \cdot E\{(\mathbf{w}_i^T \mathbf{z})^3 \mathbf{z}\} &= \\ \mathbf{w}_i + \mu \cdot \text{sign}\left\{\frac{t}{t+1} kurt_{i-1}(q) + \frac{q^4(t)}{t+1} - \frac{3}{t+1}\right\} \cdot E\{(\mathbf{w}_i^T \mathbf{z})^3 \mathbf{z}\} & \end{aligned} \quad (10)$$

由式(10)不难看出，只需移去式中的均值运算就可以得到基于单次样本的分离矩阵估计算法，也就是说，将 $(\mathbf{w}^T \mathbf{z})^3 \mathbf{z}$ 代替 $E\{(\mathbf{w}^T \mathbf{z})^3 \mathbf{z}\}$ 即可。由此可得基于峭度极大的动态ICA算法如式(11)。

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_i &= \mathbf{w}_i + \mu \frac{\partial O}{\partial \mathbf{w}} = \\ \mathbf{w}_i + \mu \cdot \text{sign}\{kurt_i(q)\} \cdot (\mathbf{w}_i^T \mathbf{z})^3 \mathbf{z} &= \\ \mathbf{w}_i + \mu \cdot \text{sign}\left\{\frac{t}{t+1} kurt_{i-1}(q) + \frac{q^4(t)}{t+1} - \frac{3}{t+1}\right\} \cdot (\mathbf{w}_i^T \mathbf{z})^3 \mathbf{z} & \end{aligned} \quad (11)$$

为了满足分离矩阵 $\mathbf{W}$ 对行向量的基本要求，可以对 $\mathbf{w}$ 进行归一化，这样也保证了输出的独立分量 $q$ 具有单位方差。其中归一化公式如下式(12)。

$$\mathbf{w} = \mathbf{w} / \|\mathbf{w}\| \quad (12)$$

若要提取其他的独立分量，可采用上述方法重复进行，只须保证在提取新的独立分量过程中，分离矩阵 $\mathbf{W}$ 中的行向量 $\mathbf{w}_i$ 与已求出所有分离矩阵行向量正交即可。图1为动态独立分量分析算法结构框图。

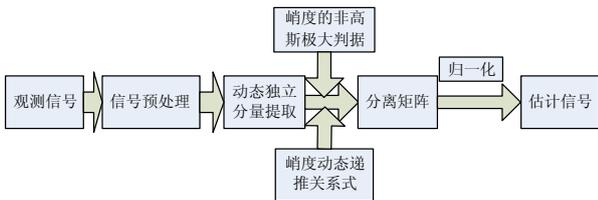


图1 动态独立分量分析算法框图

Fig.1 Scheme of the dynamic ICA algorithm

## 2 动态独立分量分析算法在谐波检测中的应用

谐波是一个周期电气量的正弦波分量，其频率为基波频率的整数倍。所谓谐波次数 $h$ 就是谐波频率与基波频率的比值( $h = f_h / f_1$ )。谐波本质上来说就是一种干扰量，它被认为是电网的一大公害。

在电力系统中，正弦电压通常可表示为：

$$U(t) = \sqrt{2}u \sin(\omega t + \theta) \quad (11)$$

当在线性无源元件上施加正弦电压时，由于电压和电流成比例关系，所以流过无源元件的电流仍为同频率的正弦波。但在非线性电路上施加正弦电压时，此时电流就变为非正弦波，即出现了谐波畸变。

对于观测电压 $x(t)$ ，通常可以认为由基波信号 $s(t)$ 和谐波干扰信号 $s_h(t)$ 组成，即

$$x(t) = s(t) + s_h(t) = s(t) + m_h \sin(h\omega_f t + \theta_h) \quad (12)$$

其中： $\omega_f$ 为基波角频率； $m_h$ 为 $h$ 次谐波幅值； $\theta_h$ 为 $h$ 次谐波的初相角。

所谓谐波的检测，就是如何从 $x(t)$ 中检测出 $s_h(t)$ ，而对于谐波频率( $h\omega_f / 2\pi$ )的检测，可以用简单的谱分析就能完成，但若在没有谐波参考源的情况下想准确地检测谐波的幅值和相位，问题就变得很复杂，而动态独立分量分析算法的引入给谐波的幅值和相位的估计提供了一个新的思路。

由于在动态独立分量分析算法模型中要求观测通道数 $n$ 不少于独立源的个数 $m$ ，而动态独立分量分析算法的谐波检测中只能取一路观测通道，所以不能直接运用动态独立分量分析算法进行谐波检测。因此至少需要构造 $n-1$ 路虚拟观测信号 $x_2, x_3, x_4, \dots, x_n$ ，这样即可扩充 $n-1$ 个方程。

$$\begin{cases} x_2 = a_{21}s_1 + a_{22}s_2 + \dots + a_{2n}s_n \\ x_3 = a_{31}s_1 + a_{32}s_2 + \dots + a_{3n}s_n \\ x_4 = a_{41}s_1 + a_{42}s_2 + \dots + a_{4n}s_n \\ \vdots \\ x_n = a_{n1}s_1 + a_{n2}s_2 + \dots + a_{nn}s_n \end{cases} \quad (13)$$

其中 $s_n = m_n \sin(n\omega_n t + \theta_n)$ ，为了方便估计，我们可以将 $s_n$ 作如下变化：

$$\begin{aligned} s_n &= m_n \sin(n\omega_n t + \theta_n) = \\ m_n \sin(n\omega_n t) \cos(\theta_n) + m_n \cos(n\omega_n t) \sin(\theta_n) &= \\ A_n \sin(n\omega_n t) + B_n \cos(n\omega_n t) &= S_{n1} + S_{n2} \end{aligned} \quad (14)$$

式中： $\theta_n = \arctan(B_n / A_n)$ ， $m_n = \sqrt{A_n^2 + B_n^2}$ ，这样就转化为对 $S_{n1}$ 和 $S_{n2}$ 的估计，继而估计出谐波信号。

## 3 仿真分析

仿真分析输入的信号为50 Hz方波信号，如图2所示。针对此方波信号，以检测3次谐波和5次

谐波为目的, 通过非高斯性极大 ICA 算法和动态独立分量分析算法这两种算法的仿真分析比较, 验证了本文算法的可行性和正确性。

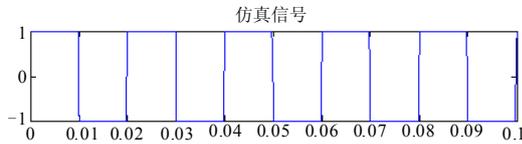


图 2 方波信号

Fig.2 Square-wave signal

本文所采用的动态独立分量分析算法, 是在以峭度的非高斯极大作为独立性判据的 ICA 算法基础上, 通过前一时刻的峭度值递推得到当前时刻的峭度值, 从而实现谐波信号检测。通过两种算法的仿真分析比较, 得到结果如图 3 和图 4 所示, 其中图 3 是对图 2 的方波信号利用非高斯性极大 ICA 算法分离得到的谐波信号; 图 4 是经动态独立分量分析算法分离得到的谐波信号。

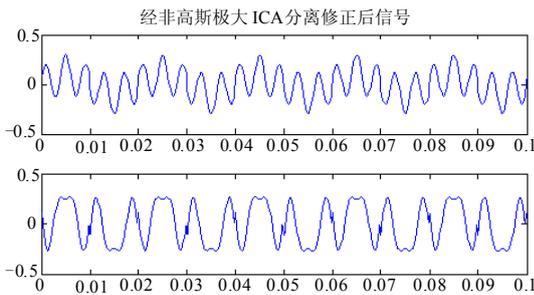


图 3 基于非高斯性极大 ICA 算法分离后各信号图

Fig.3 Source separation based on the independent component analysis algorithm by maximization of non-gaussianity

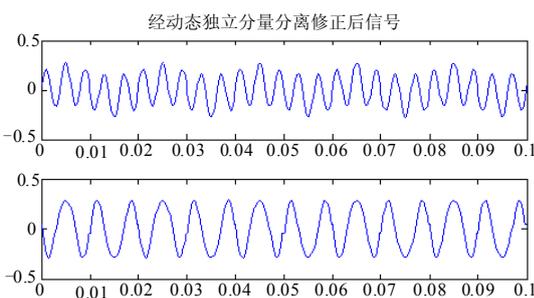


图 4 动态独立分量分析算法分离后各信号图

Fig.4 Source separation based on dynamic ICA

为了检验算法的准确性, 本文还对分离所得信号做了基于 FFT 的幅频特性分析, 仿真分析结果如表 1 所示。

从仿真分析结果可以看出, 动态独立分量分析算法能较准确地分离出谐波信号, 只是通过该算法所分离出的 5 次谐波信号发生了少许畸变(如图 4), 这是由于方波本身属于一个畸变非常大的信号, 而

峭度对信号数据中的野值和随机大样本比较敏感, 从而使其存在稳定度较差的缺点, 同时缺乏先验知识, 从而最终导致所分离出的 5 次谐波信号发生了少许畸变。由表 1 可知动态独立分量分析算法分离后的幅值、频率相对于非高斯极大 ICA 算法来说误差更小, 而由图 3 可知经非高斯极大 ICA 算法所分离出的信号却发生了较大的畸变。由此可见, 动态独立分量分析算法在分离结果的准确性方面比原有的非高斯极大 ICA 算法效果好。此外, 由于非高斯极大 ICA 算法是采用批处理的方法, 该算法每次迭代运算都需要整个样本的数据, 而动态独立分量分析算法只需要通过前一时刻的峭度值和当前时刻的数据就可以递推得到当前时刻的峭度值, 这说明动态独立分量分析算法在实时性方面是优于非高斯极大 ICA 算法的。

表 1 仿真信号检测值

Tab.1 Simulation of signal amplitude and frequency detection values

算法	谐波	频率/Hz	幅值/V
非高斯极大 ICA 算法	3 次谐波	150.000 0	0.320 0
	5 次谐波	250.000 0	0.180 0
动态独立分量分析算法	3 次谐波	150.000 0	0.332 1
	5 次谐波	250.000 0	0.198 0

为了进一步验证本文算法在实际应用中的可行性, 同样以 50 Hz 方波信号作为仿真输入信号, 通过检测 3、5、7 次谐波, 仿真结果如图 5 所示, 同时对分离后的信号也做了 FFT 幅频特性分析, 检测值如表 2 所示。

表 2 仿真信号检测值

Tab.2 Simulation of signal amplitude and frequency detection values

算法	谐波	频率/Hz	幅值/V
动态独立分量分析算法	3 次谐波	150.000 0	0.329 6
	5 次谐波	250.000 0	0.192 0
	7 次谐波	350.000 0	0.132 8

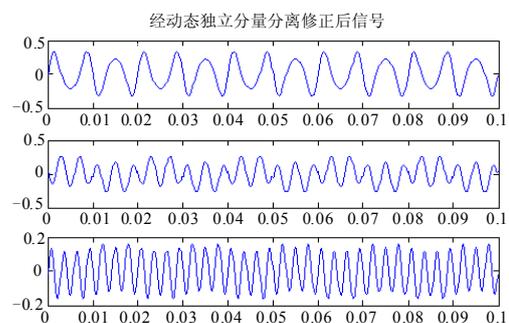


图 5 3、5、7 次谐波分离信号

Fig.5 Separation of 3,5,7-harmonic signals

由图 5 可知, 动态独立分量分析算法能较准确地从混合信号中分离出 3、5、7 次谐波信号, 但是相对于图 4 来说, 分离效果还是要略差一点, 这是由于分离出 3 路谐波信号相对于分离出 2 路谐波信号而言, 随机矩阵的维数发生变化, 由原来的  $3 \times 3$  变成了  $4 \times 4$ , 从而使得随机矩阵在迭代运算过程中增加了复杂度, 从而导致分离结果出现一些误差。以上仿真都是在 CPU 主频为 2.99 GHz, 内存为 1G 的计算机上实现的。因此, 不难发现, 动态独立分量分析算法比非高斯极大 ICA 算法更适合对谐波信号进行检测。

#### 4 结论

本文将动态独立分量分析算法引入到了谐波分析问题中。由于谐波分析中的观测源只有一路, 故需构建虚拟观测量, 以满足算法运算条件。通过仿真表明该算法可以较准确地检测出观测信号中的谐波信号, 同时对检测出的谐波信号通过 FFT 分析可以得到准确的谐波幅值和频率。因此可以看出, 该算法对谐波信号进行检测是切实可行的。但是应当指出的是, 由于缺乏一些先验知识以及迭代过程中随机矩阵的不确定性, 使得检测结果难免还是存在一些误差, 这是下一步需要研究的关键问题。

#### 参考文献

- [1] Thomas Grandke. Interpolation algorithms for discrete Fourier transform of weighted signals[J]. IEEE Trans on IM, 1983, 32(2): 350-355.
- [2] XI Jiang-tao. A new algorithm for improving the accuracy of periodic signal analysis [J]. IEEE Trans on IM, 1996, 45(4): 827-830.
- [3] 郑恩让, 杨润贤, 高森. 关于电力系统 FFT 谐波检测存在问题的研究[J]. 继电器, 2006, 34(18): 52-57. ZHENG En-rang, YANG Run-xian, GAO Sen. Study on problems about detecting harmonic based on FFT in power system[J]. Relay, 2006, 34(18): 52-57.
- [4] Ferrero A. High accuracy Fourier analysis based on synchronous sampling techniques[J]. IEEE Trans on IM, 1992, 41 (6) :780-785.
- [5] Lobos T, Kozina T, Koglin H J. Power system harmonics estimation using linear least squares method and SVD[J]. IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution, 2001, 148 (6) : 567-572.
- [6] 田伟, 王洪希, 白晶. 基于互高阶谱 MUSIC 法的间谐波检测[J]. 继电器, 2007, 35(22): 49-52. TIAN Wei, WANG Hong-xi, BAI Jing. Inter-harmonics parameter estimation on crosshigh-spectrum based on MUSIC method[J]. Relay, 2007, 35(22): 49-52.
- [7] 李诚诚, 汪芳宗. 基于信号子空间跟踪算法的非整数次谐波检测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(19): 97-100. LI Cheng-cheng, WANG Fang-zong. Principal component analysis subspace tracking algorithm for non-integer harmonics detection[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(19): 97-100.
- [8] Hyvärinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, 10 (3): 626-634.
- [9] 甘武, 孙云莲. 基于独立分量分析的工频通信中的谐波干扰消除[J]. 继电器, 2005, 33(10): 17-20. GAN Wu, SUN Yun-lian. Harmonic elimination of two-way frequency automatic communication system based on independent component analysis[J]. Relay, 2005, 33(10): 17-20.
- [10] 林春方, 郭立. 动态独立分量分析算法及其应用研究[J]. 核电子学与探测技术, 2006, 26(6): 726-730. LIN Chun-fang, GUO Li. Study on dynamic independent component analysis and its application[J]. Nuclear Electronics & Detection Technology, 2006, 26(6): 726-730.
- [11] Hyvärinen A. Independent component analysis: algorithms and applications[J]. Neural Networks, 2000, 13: 411-430.
- [12] Lee T W. Independent component analysis-theory and application [M]. Boston: Kluwer Academic, 1998.
- [13] 季宇, 孙云莲, 李晶. 基于独立分量分析的谐波检测[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37 (8) :14-18. JI Yu, SUN Yun-lian, LI Jing. Harmonic detection based on independent component analysis[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37 (8) : 14-18.
- [14] BAI Er-wei, LI Qing-yu. Blind source separation/channel equalization of nonlinear channels with binary inputs[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2005, 53(7): 2315-2323.
- [15] Hiroko Kato Solvang, Yuichi Nagahara, Shoko Araki. Frequency-domain pearson distribution approach for independent component analysis (FD-Pearson-ICA) in blind source separation[J]. IEEE Trans on Audio, Speech and Language Processing, 2009, 17(4): 639-649.

收稿日期: 2009-08-10; 修回日期: 2009-10-12

作者简介:

汪斌 (1985-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电能质量; E-mail: wb4525@sina.com

王年 (1966-), 男, 教授, 研究方向为电能质量, 计算机视觉, 模式识别及应用;

蒋云志 (1987-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电能质量。