

# 基于分布式传感网络的在线智能用电谐波源定位\*

刘佑达, 王 雪, 崔粟晋, 刘晏池

(清华大学精密仪器系 精密测试技术及仪器国家重点实验室 北京 100084)

**摘要:**用电侧谐波源对用电电能质量的影响日益增大,在大规模智能用电网下谐波源辨识与定位问题对提高电能质量有重要作用。智能用电网络采用智能电表组成的分布式智能用电信息测量网络实现对大规模用电网络测量。谐波故障源定位可通过分布式网络化测量方法提高在线辨识精度。提出了基于相关信息树的分布式用电谐波源递归定位方法,提高了定位精度。对用电网络进行建模分析,在公共连接点的辨识采用独立分量分析方法提取故障源的信号,通过分布式测量节点的相关信息树确定多通道信号间的网络拓扑结构。搭建了面向智能用电的分布式测量网络平台,验证了提出的谐波源定位方法。实验结果表明提出的方法可实现全网络下的谐波源定位,并具有较好的实时性。

**关键词:**智能用电测量网络;谐波故障源定位;独立分量分析;分布式网络化测量

中图分类号: TM935 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 470.4017

## Online distributed harmonic source identification in smart demand side sensing networks

Liu Youda, Wang Xue, Cui Sujin, Liu Yanchi

(Department of Precision Instrument, State Key Laboratory of Precision Measurement Technology and Instrument, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** Harmonic injections on the demand side are a growing threaten to the power quality in the power utilization grid. Harmonic identification is important to improve power quality in large scale power utilization grid. The smart electrical information network can measure the electrical information in the network with distributed smart meters. This distributed measuring network can improve the harmonic identification accuracy. This paper proposed a distributed harmonic identification method using the Chow-Liu information tree. The harmonic currents at the Point of Common coupling (PCC) are extracted by independent component analysis. The Chow-Liu information tree offers the topological structure of the signals and recovers the magnitude and location of the harmonic sources. A practical testbed for networked measurement is built to verify the proposed harmonic source identification method. Experimental results show that the proposed method can identify the harmonic sources in a high accuracy under networked sensing environment with acceptable real-time performance.

**Keywords:** smart residential power network; harmonic source identification; independent component analysis (ICA); distributed network sensing

## 1 引 言

随着智能电网的发展,越来越多的非线性负载及分布式发电对供电电能质量产生污染,用电侧对电网的影响日益凸显。为保证用电侧的电能质量和安全性,智能用电网络采用高级计量体系(advanced metering

infrastructure, AMI),基于智能电表组成的智能用电信息传感网络对用电侧的大范围负载变化进行测量与监控<sup>[1]</sup>。智能用电网络通过传感网络,实现分布式的电能参数测量,提高了测量系统的鲁棒性和可扩展性,但也引入了网络通信延迟、传输丢包等可靠性问题,对在线电能监测产生影响。

谐波是影响用电侧电能质量的重要原因之一。谐波

电流注入的辨识与定位是用电侧谐波治理和责任划分的关键依据。谐波源辨识问题最早由 Heydt G. T. [2] 提出。谐波源定位方法可归为两类:一类为基于等效电路模型的定位法 [3-4], Mazin H. E. 等人 [3] 提出基于负载电压和电流的谐波冲击参数对谐波源进行辨识; Lie W. N. 等人 [4] 则采用有功无功功率比检测谐波变化, 并实现谐波辨识。该类方法原理简单, 但定位结果误差大。另一类为基于谐波状态估计的定位法 [5-8], Gursogy E 等人 [9] 采用复独立分量分析分离谐波注入源; Farhoodnea M 等人 [10] 采用快捷独立分量分析 (fast independent component analysis, FastICA) 分离电网中的谐波源波形信号。此外人工智能方法如人工神经网络 [11]、模糊逻辑 [12] 和群智能方法 [13] 也用于谐波源定位。

谐波状态估计能有效地进行谐波源电流的估计, 但其前提是量测量和谐波阻抗矩阵尽可能可观。当谐波阻抗矩阵未知时, 采用独立分量分析 (independent component analysis, ICA) 能实现谐波源的分离, 但未能解决电力谐波中的谐波电流次序及幅值的不确定性问题, 即尚未能实现谐波源定位。因此, 针对在负载特性改变、电网拓扑或参数改变、量测数据不足以及噪声干扰的情况下, 现有定位算法准确率大大下降的现状, 本文拟采用改进稀疏表示及独立分量算法, 分别实现了基于谐波阻抗已知或未知条件下的多谐波源定位。实际中采用传感网络, 通过分布式协同测量, 可以在采集信息不满足或数据可靠性不高的情况下, 实现在线数据分析。

本文面向分布式电能参数测量网络, 基于分布式传感网络的定位问题, 对用电网络拓扑下结构下的谐波进行建模, 采用基于信息树的独立分量分析方法实现对谐波故障源的辨识与定位。实验结果表明本文提出的方法能提高谐波故障源的辨识与定位精度, 满足实际电能测量实时性和鲁棒性需求。

## 2 智能用电分布式传感网络

用电侧的电能参数计量一直以来都是重要的研究内容。从早期抄表式发展到远程自动抄表系统 (automated meter reading system, AMR), 引入传感网络进行大范围电能参数测量。智能用电网络依托高级测量体系 (advanced metering infrastructure, AMI) 对用电网络的电能参数进行测量 [1]。分布式智能电表测量各支路多类电能参数, 通过无线传感网络进行双向通信, 将测量的电能信息籍中继、转发、泛洪等方式汇总; 多节点分布式协同计算可以提高网络的测量精度, 对复杂电能特征进行提取和分析; 在电能量测数据管理系统挖掘电网信息, 并做出控制决策 [14]。这种交互测量增强了用电网络的智能程度, 实现了微网的自愈性, 可以提高用电网络的安全性、可靠性和鲁棒性, 增

强了需求侧与供电方的互动 [6]。

在大规模传感网络下, 电能参数测量出现新的问题。网络化测量下对于谐波等电能参数的分析需要多个测量节点协同共享测量数据, 而在通信过程中测量信号难以同步。基于异步测量数据, 传统的谐波阻抗测量等方法无法获得精确的解。同时在传感器网络中不同测量节点的测量可靠性不同, 通信延时的差异, 传感网络的结构都会影响在线电能质量分析精度, 因此在实际测量过程中需要对网络化谐波测量方法进行优化。以下将针对分布式网络谐波源定位问题进行建模, 提出对应的分布式测量算法并进行验证。

## 3 分布式稀疏故障源定位建模

用电网络包括供电方与用电方, 均连接到输电线上实现电能的共享。用电网络结构包括树形、星形、链形等, 但仅有每个公共连接点 (point of common coupling, PCC) 上连接的负载相互之间影响所有支路的谐波电流与电压。

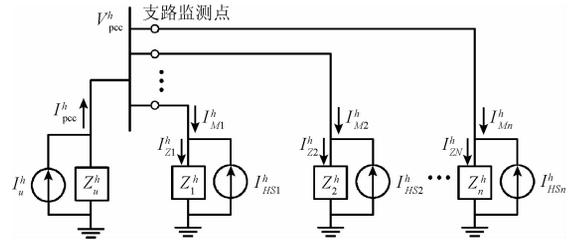


图1 PCC点基于诺顿公式的负载模型

Fig. 1 Load structure at PCC based on Norton equivalent formula

考虑同一 PCC 上供电方和用电负载, 则用电网络中 PCC 处的谐波电流可表示为:

$$\mathbf{X}^h = \mathbf{A}\mathbf{S}^h \quad (1)$$

$$\mathbf{X}^h = [V_{pcc}^h, I_{M1}^h, \dots, I_{Mn}^h]^T \quad (2)$$

$$\mathbf{S}^h = [I_u^h, I_{HS1}^h, \dots, I_{HSn}^h]^T \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{X}$  为测量得到的谐波电流与电压,  $\mathbf{S}$  为实际负载或分布式能源注入的谐波电流, 负载支路数为  $n$ 。根据 Norton 等效电路 PCC 处负载模型如图 1 所示。对应矩阵参数为 [5]:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} J_0 & J_0 & J_0 & J_0 & J_0 \\ \frac{J_1}{J_1 + Z_1^h} & -\frac{J_1}{J_1 + Z_1^h} & \frac{J_1}{J_1 + Z_1^h} & \frac{J_1}{J_1 + Z_1^h} & \frac{J_1}{J_1 + Z_1^h} \\ \frac{J_2}{J_2 + Z_2^h} & \frac{J_2}{J_2 + Z_2^h} & -\frac{J_2}{J_2 + Z_2^h} & \frac{J_2}{J_2 + Z_2^h} & \frac{J_2}{J_2 + Z_2^h} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{J_n}{J_n + Z_n^h} & \frac{J_n}{J_n + Z_n^h} & \frac{J_n}{J_n + Z_n^h} & \frac{J_n}{J_n + Z_n^h} & -\frac{J_n}{J_n + Z_n^h} \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} \text{式中: } J_0 &= Z_u^h // Z_1^h // Z_2^h // Z_3^h // \cdots // Z_n^h, \\ J_1 &= Z_u^h // Z_2^h // Z_3^h // Z_4^h // \cdots // Z_n^h, \\ J_2 &= Z_u^h // Z_1^h // Z_3^h // Z_4^h // \cdots // Z_n^h, \cdots, \\ J_n &= Z_u^h // Z_1^h // Z_2^h // Z_3^h // \cdots // Z_{n-1}^h. \end{aligned}$$

因此 PCC 处谐波源定位问题维度从  $n^2$  降低到  $n$ 。对于传统的阻抗定位法,可基于多通道同步测量数据直接计算出负载的阻抗。在传感网络中多传感节点同步测量精度不够高,协同计算得到的阻抗不准确,因此谐波注入量的估计值误差会增大。若将阻抗作为估计参数,则问题可转化为如下形式:

$$\hat{S}^h = Y^h = \mathbf{W}\mathbf{X}^h \quad (4)$$

式中:  $\hat{S}^h = Y^h$  表示估计的故障源信号。 $\mathbf{W}$  是混叠矩阵,应为  $\mathbf{A}^{-1}$ 。故障源定位转化为盲源信号分离中对混叠矩阵的估计问题,且  $\mathbf{W}$  应具有如下形式:

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} (1 - \sum_{i=1}^n J_i)/J_0 & 1 & \cdots & 1 \\ J_1/J_0 & -1 & \cdots & 0 \\ J_n/J_0 & 0 & \cdots & -1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

在实际用电网络中,谐波电流和电压包括快变信号和慢变信号 2 种分量。慢变信号受温度、湿度、用户用电习惯、峰值电压等影响,各个测量通道之间具有相关性,无法通过盲源分离进行辨识。快变信号部分对应各个测量节点对应支路的负载变化过程,因此不同测量节点之间不相关。要使用盲源信号分离方法对谐波源进行辨识与定位,则需要通过滤波去除慢变信号<sup>[9]</sup>。针对这种情况采用移动平均滤波得到信号的慢变部分  $\mathbf{S}_{\text{slow}} = \mathbf{S}\mathbf{M}$ ,其中  $\mathbf{M}$  为移动平均矩阵。则快变信号分量可表示为:

$$\mathbf{S}_{\text{fast}} = \mathbf{S}(\mathbf{I} - \mathbf{M}) \quad (6)$$

则该传感网络的故障源定位问题可转化为:

$$\hat{\mathbf{S}}_{\text{fast}} = \mathbf{Y}_{\text{fast}} = \mathbf{W}\mathbf{X}(\mathbf{I} - \mathbf{M}) = \mathbf{W}\mathbf{X}_{\text{fast}} \quad (7)$$

可见对于混叠矩阵  $\mathbf{W}$  的估计不受平均滤波的影响。

实际用电网络中并不是所有负载均为谐波故障源,则谐波故障源  $\mathbf{S}$  中部分谐波电流为零。对于盲源信号分离,测量信号通道数应大于故障源数。所有量测节点相互之间等价,所以直接使用盲源信号分离方法,即可分离出谐波源。扩展到整个用电网络,即将每个 PCC 点提取的谐波源融合即可实现在整个网络范围内对故障源的定位。

## 4 基于盲源信号分离的故障源定位方法

用电传感网络下的故障源定位问题核心在于通过盲源信号分离方法提取故障源信号。经典的盲源分离方法如 ICA 已经在相关领域获得广泛的应用,对建模精度依赖较低,适用于传感网络中异步测量的情况<sup>[15]</sup>。

### 4.1 基于 FastICA 故障源定位方法

FastICA 已经应用于电力谐波故障源的辨识与定位问题<sup>[9]</sup>。基于第 3 节中式(4)对应的盲源分离模型,可用 FastICA 算法对混叠矩阵  $\mathbf{W}$  进行估计。FastICA 根据最小信息熵原理,采用拟牛顿法训练,能快速获得故障源对应谐波分量,从而实现故障源信号提取。

同时,FastICA 也存在问题:1) ICA 无法获得故障源幅值,因此也就无法确定故障源注入的谐波电流大小,这对故障源的判定是必需信息;2) 无法获得各通道的顺序信息,即无法对应到具体的测量支路,也就无法进行定位。这两个问题可通过增加外部约束来解决。

### 4.2 分布式测量信号的相关树分析

考虑不同阶次谐波具有相同的矩阵,基于不同传感节点的测量信号相关性对  $\mathbf{W}$  给定约束。对于用电传感网络的多通道信号,本文采用 Chow-Liu 树结构描述了信号之间的相关性。Chow-Liu 树是概率论中用不同信号间联合概率密度分布来描述信号间关系的重要方法,广泛应用于贝叶斯网络、数据稀疏表达等领域<sup>[16]</sup>。本文中利用 Chow-Liu 树对不同测量节点间的互信息进行分析。

每次迭代计算采用故障源信号的之间信息熵作为量度构建树:

$$\mathbf{D}(P\|P') = - \sum_{i,j \in T} I(y_i, y_j) + \sum_{i \in T} H(y_i) - H(\mathbf{Y}) \quad (8)$$

式中:  $\mathbf{D}(\cdot)$  表示不同树结构的距离,描述为信号的信息熵;  $I(\cdot)$  表示互信息熵;  $H(\cdot)$  表示信息熵。对于给定的  $\mathbf{Y}$ , 树结构  $T$  会影响  $\mathbf{D}(\cdot)$ 。当分布式测量节点之间不相关时,该 Chow-Liu 树的值将达到最大值。因此盲源分离问题转化为对  $\mathbf{D}(\cdot)$  的最大化。Chow-Liu 树构建的过程遵循相关信息最接近的相连,因此可以在迭代过程中限制  $\mathbf{W}$  的秩,确定对故障源的估计顺序。当故障源的顺序确定时,即可将 ICA 白化后的信号恢复原有的幅值,即可计算出谐波源的谐波幅值。

### 4.3 基于相关信息树的独立分量分析算法

增加了 Chow-Liu 树对估计信号的约束后,可以实现对故障源的实际赋值进行恢复。此时传感网络的故障源定位问题可描述为<sup>[17]</sup>:

$$\begin{aligned} \min J(\mathbf{X}_{\text{fast}}, \mathbf{W}, T) + \lambda_C J^C(\mathbf{X}_{\text{fast}}, \mathbf{W}, T) \\ \text{subject to: } \mathbf{W}\mathbf{W}^T = \mathbf{I} \end{aligned} \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{X}_{\text{fast}}$  为滤波后得到的各量测节点的快变信号分量,  $\mathbf{W}$  为待估计的混叠矩阵,  $T$  为各量测节点组成的 Chow-Liu 树。最小化的目标函数为  $J(\mathbf{X}_{\text{fast}}, \mathbf{W}, T) = I(y_1, y_2, \cdots, y_m) - \sum_{(u,v) \in T} I(y_u, y_v)$ ;  $J^C(\mathbf{X}_{\text{fast}}, \mathbf{W}, T) = - \frac{1}{2} \sum_{(u,v) \in T} \log[1 - \text{cor}^2(y_u, y_v)]$ 。

目标函数  $J(\cdot)$  是将各通道的互信息熵与 Chow-Liu

树下的互信息进行比较,当估计的  $\mathbf{Y}$  各通道信号不相关时该目标函数取最大值。将式(4)带入可得:

$$J(\mathbf{X}_{\text{fast}}, \mathbf{W}, T) = \sum_{i=1}^n H(y_i) - H(\mathbf{X}) - \log |\mathbf{W}| - \sum_{(u,v) \in T} I(y_u, y_v) \quad (10)$$

式中:  $H(\mathbf{X})$  为常数,  $\log |\mathbf{W}|$  仅与  $J_0$  有关,因此影响目标函数的关键还在于 Chow-Liu 树的互信息。因此每次迭代时均需更新相关信息树。引入  $J^c(\cdot)$  作为信号的协方差的量度,为了提高收敛速度。对应系数  $\lambda_c$  根据经验给出。

#### 4.4 分布式测量网络故障源定位算法

在传感网络中实现在线谐波源定位,可分为两步:1) 基于分布式谐波采集实现 PCC 下的谐波源辨识,获得不同故障源信号;2) 基于各个 PCC 点得到的故障源信号,获得整个用电网络中的故障源分布。第一步采用的分布式故障源辨识算法如下:

算法1 分布式测量网络谐波辨识算法

输入:各节点测量信号  $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{n \times L}$ ,  $n$  为 PCC 处测量节点数,  $L$  为单次分析信号长度,内容如式(2)所示。

输出:PCC 处各通道谐波量估计值  $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^{n \times L}$ , 数据结构如式(3)所示;混叠矩阵  $\mathbf{W} \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 。

步骤1:基于各个测量节点的采集信号构建 Chow-Lee 树;

步骤2:将输入信号  $\mathbf{X}$  进行滤波,获得快变分量  $\mathbf{X}_{\text{fast}}$  中心化与白化;

步骤3:对  $\mathbf{X}_{\text{fast}}$  进行主分量分析,得到故障源个数  $m$ ,  $m$  应小于  $n$ ;

步骤4:将主分量带入式(10)得到目标函数估计值;

步骤5:基于最大似然估计方法计算迭代分量,更新  $\mathbf{W}$  和 Chow-Liu 树,如不收敛则返回第4步;

步骤6:输出  $\mathbf{Y}$  和  $\mathbf{W}$ 。

由算法1可以获得每个 PCC 处故障源的谐波注入量。该算法估计得到的谐波电流注入量指明在该 PCC 的某一条支路上,但无法定位是否是该支路的负载还是更下一级的电路如变压器等。因此需要在该算法的基础上融合更多电网测量信息对故障源进行定位。该定位问题为传感网络中的拓扑匹配问题,可采用相关算法实现。定位算法步骤如下:

算法2 分布式测量网络谐波故障源定位算法

输入:PCC 处各通道谐波量估计值  $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^{n \times L}$ , 数据结构如式(3)所示,  $L$  为单次分析信号长度。

输出:  $T$  故障源位置。

步骤1:将多个 PCC 辨识数据压缩上传,仅保留各个辨识出的谐波源的数量与特征值;

步骤2:对多个 PCC 辨识结果进行相关匹配;

步骤3:基于匹配结果构建用电网络的拓扑结构,数

据结构表示为邻接矩阵;

步骤4:确定故障源在整个用电网络中的具体位置;

步骤5:输出多故障源定位结果。

该方法不仅可对故障源进行定位,同时也对整个用电网络的拓扑结构进行了测量。在实际过程中,用电网络的结构通常不会有太大变化,因此算法2可以依据先验的用电网络拓扑结构进行分析,从而提高测量效率。该分布式定位算法至少需要3层网络实现:第1层分簇测量电能参数,第2层通过分布式融合方法对各自 PCC 故障源进行辨识,第3层实施对故障源定位。

## 5 实验结果与分析

针对智能用电网络下的多谐波故障源定位进行实验验证,搭建了分布式电能参量测量平台。用电侧电力结构如图2所示。供电侧为 220 V/50 Hz。接入负载包括线性负载与非线性负载。线性负载多为无源性器件,不会引入谐波。非线性负载如可调速电机、大功率旋转机械会对用电网络引入较大谐波电流分量,作为实验中的谐波源。

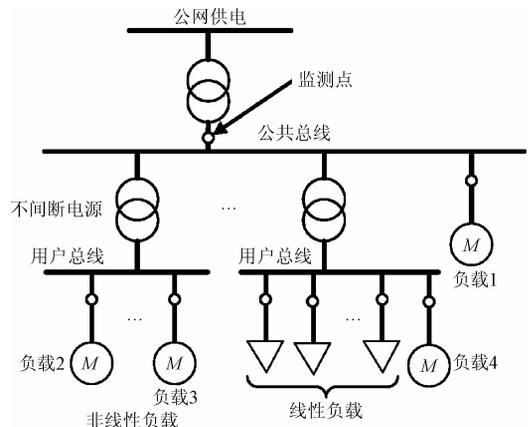


图2 用电侧负荷模型

Fig. 2 The experiment for harmonic currents identification

智能用电网络结构如图3所示。电能参数测量节点采用 ADE7754 芯片,采样频率为 14 kHz。电能特征分析计算在 ARM 上实现,遵循标准 DL/T 645 - 2007<sup>[18]</sup>。传感网络通信采用 IEEE 802.15.4 协议,通信芯片为 CC2430,组网为树状结构。用电传感网络包括 100 个传感节点,包括 84 个终端电能参数测量节点,13 个路由节点和 1 个网关。路由节点既负责测量数据的转发,也对谐波故障源进行辨识与定位,并将结果上传。每个故障源的谐波分量分别独立的用电能质量分析仪 Fluke 435 测量,与本文提出的分布式网络化测量方法的结果比对。

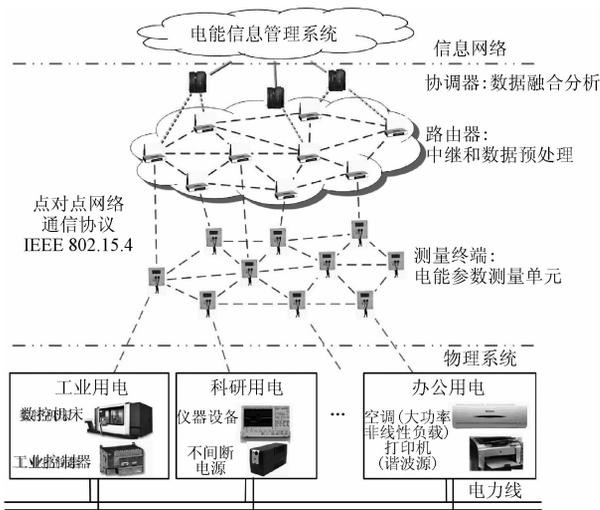


图3 分布式智能用电传感网络结构

Fig.3 The structure of distributed smart electrical sensing network testbed

### 5.1 公共耦合点谐波源辨识精度分析

引入4个已经标定的谐波源如图2中所示,谐波源处于3个不同的PCC上。通过FastICA与本文提出的辨识方法进行辨识,将辨识结果与原始信号进行比对如图4所示。待辨识的谐波包括3、5、7、9、11、13次谐波电流。图4中显示的是3次谐波。每次辨识数据长度为180。该PCC包括的测量节点有11个,辨识出的谐波源共4个。

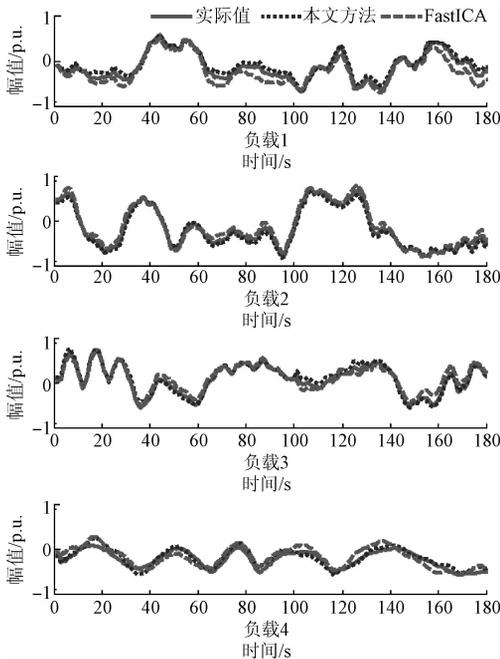


图4 多谐波源辨识结果

Fig.4 The result of harmonic currents identification on 4 harmonic sources

图4中可见分布式谐波源辨识方法可辨识出谐波电流源,变化趋势与幅值基本与原信号相当。将不同阶次谐波辨识结果相对误差进行比较,如图5所示。本文提出的分布式辨识方法对3次谐波的平均相对误差为1.25%,最大相对误差为4.16%。谐波阶次越高,相对误差也越大。这是因为通常高次谐波的幅值较小,而测量噪声不变。在这种情况下噪声引入的误差对于辨识结果的影响会增大,表现为相对误差的增大。但即便在高次谐波如13次谐波的辨识过程,最大相对误差 $\leq 13%$ ,满足实际的测量需求。误差来源包括测量噪声、量化噪声以及估计过程对非线性负载的误识别。

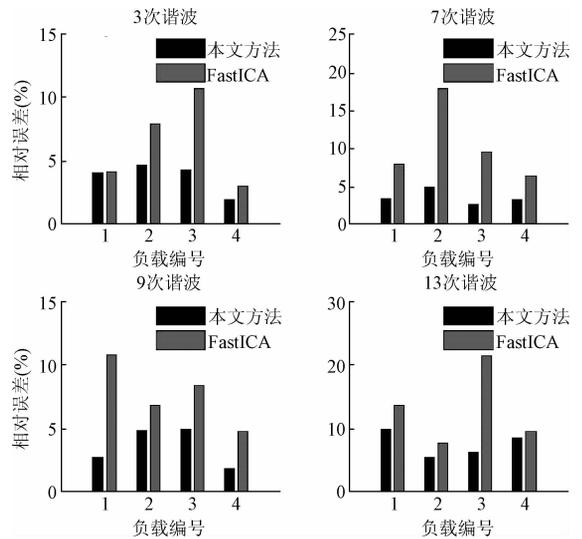


图5 分布式谐波源辨识方法误差

Fig.5 Relative errors of distributed harmonic currents identification algorithm

### 5.2 分布式网络谐波源定位精度分析

基于不同PCC点对谐波故障源的辨识结果,对整个网络的谐波故障源进行定位。基于第4节的算法2,对4个谐波故障源进行定位。定位结果与实际该通道的测量信号之间的相关性如表1所示。相关性越高则说明定位结果越准确。如表1所示,所有定位结果与本通道信号相关性均超过0.84,说明在整个传感网络下进行分布式故障源定位较准确。负载1的定位精度最高,负载4最低,这与辨识精度的顺序基本相同,说明辨识精度会影响定位的精度。同时随着谐波阶次的增加,定位的负载信号与本通道的信号相关性降低,可能是因为高次谐波幅值降低,信噪比变小,导致相关系数下降。在当前网络规模下,实现了对多谐波故障源的定位。

表1 分布式故障源定位精度分析

Table 1 Analysis of distributed harmonic source identification accuracy

谐波阶次	负载1	负载2	负载3	负载4
3	0.99	0.98	0.98	0.96
5	0.99	0.95	0.96	0.94
7	0.99	0.95	0.88	0.90
9	0.95	0.84	0.89	0.90
11	0.94	0.96	0.95	0.87

### 5.3 谐波源定位实时性分析

针对分布式故障源定位方法的实时性进行分析。分布式故障源定位方法分为 PCC 辨识算法 1 与定位算法 2, 分别部署在不同的节点上, 因此要实现在线网络化故障定位, 需要满足实时性要求。该算法的运算耗时如表 2 所示。ARM 芯片的计算主频为 32 MHz/1 Mps, 结果取运行 100 次的平均值。

表2 不同故障源定位方法实时性比较

Table 2 Comparison of Real - Time Performance of various identification algorithm

网络规模	分布式辨识算法 1	网络定位算法 2	定位总时间 (ms)
20	12.3	30.3	42.6
40	25.4	78.4	103.8
60	44.8	101.3	146.1
80	67.2	131.1	198.3
100	89.4	147.6	237.0

由运算结果可见, 本文提出的分布式故障源定位算法在 100 ms 量级, 而且随着网络规模的增大, 算法的计算耗时增加越来越慢, 这在大规模传感网络中会有更好的性能。考虑辨识与定位需要几秒至几十秒的谐波测量参数进行分析, 该算法完全满足传感网络中嵌入式环境的在线定位需求。

## 6 结 论

面向智能用电的故障源定位问题, 基于无线传感器网络, 采用分布式稀疏测量数据对谐波源进行建模和分析, 采用 ICA 方法提取故障源的信号, 用分布式测量节点的相关树确定多通道信号间的网络拓扑结构, 实现了稀疏测量数据下的定位。本文搭建了智能用电测量网络平台对谐波故障源定位方法进行了验证。实验结果表明本文提出的方法可实现全网络下的谐波源定位, 并具有较好的实时性。

## 参考文献

- [1] WU J, WANG X, SUN X, et al. Pure harmonics extracting from time-varying power signal based on improved empirical mode decomposition [J]. Measurement, 2014, 49 (1) :216-225.
- [2] HEYDT G T. Identification of harmonic sources by a state estimation technique [J]. IEEE Transactions on Power Delivery 1989, 4(1) 569-576.
- [3] MAZIN H E, XU W, HUANG B. Determining the harmonic impacts of multiple harmonic-producing loads[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2011, 26(2) : 1187-1195.
- [4] LIE W N, LIN G S. A feature-based classification technique for blind image step analysis [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2005, 7(6) : 1007-1020.
- [5] UNSAR O, SALOR O, CADIRCI I, et al. Identification of harmonic current contributions of iron and steel plants based on time-synchronized field measurements-Part I: At PCC [J]. IEEE Transactions on Industry Applications 2014, 50(6) :4336-4347.
- [6] WANG X, WANG S, MA J J, et al. An improved co-evolutionary particle swarm optimization for wireless sensor networks with dynamic deployment [J]. Sensors, 2007, 7(1) :354-370.
- [7] WANG X, WANG S. Collaborative signal processing for target tracking in distributed wireless sensor networks [J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2007, 67(5) :501-515.
- [8] 高培生, 吴为麟, 林震宇. 基于 ARM 和 DSP 的实时谐波源定位仪的研制 [J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(11) : 2067-2071.  
GAO P SH, WU W L, LIN ZH Y. Development of real-time harmonic source detector based on ARM and DSP [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(11) : 2067-2071.
- [9] GURSOY E, NIEBUR D. Harmonic load identification using complex independent component analysis [J]. IEEE Transactions on Power Delivery 2009, 24 (1) : 285-292.
- [10] FARHOODNEA M, MOHAMED A, SHAREEF H, et al. Localization of multiple harmonic sources in non-radial power distribution systems [J]. International Review of Electrical Engineering, 2012, 7 (2) : 4134-4145.
- [11] JAIN S K, SINGH S N. Low-order dominant harmonic estimation using adaptive wavelet neural network [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(1) : 428-435.

- [12] FERRERO A, PRIOLI M, SALICONE S. Fuzzy metrology-sound approach to the identification of sources injecting periodic disturbances in electric networks[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(9): 3007-3017.
- [13] SAXENA D, BHAUMIK S, SINGH S N. Identification of multiple harmonic sources in power system using optimally placed voltage measurement devices[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(5): 2483-2492.
- [14] 刘佑达, 王雪, 刘晏池. 面向智能用电网络自适应脉冲耦合同步的谐波测量[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(7): 1459-1465.  
LIU Y D, WANG X, LIU Y CH. Pulse-coupled oscillator based self-adaptive synchronous measurement for harmonic metering in smart power utilization network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(7): 1459-1465.
- [15] HYVARINEN A, OJA E. Independent component analysis: Algorithms and applications [J]. Neural Networks, 2000, 13(4): 411-430.
- [16] HUANG K ZH, KING I, LYU M R. Constructing a large node Chow-Liu tree based on frequent itemsets [C]. Proceedings of the 9th International Conference on Neural Information Processing (ICONIP02), 2002:498-502.
- [17] BACH F R, JORDAN M I. Tree-dependent component

analysis[C]. Proceedings of the Eighteenth conference on Uncertainty in artificial intelligence, 2002;36-44.

- [18] DL/T 645-2007, Multifunction energy meter communication protocol [S]. 2007.

### 作者简介



刘佑达, 2011年于清华大学获得学士学位, 现为清华大学精密仪器系博士研究生, 主要研究方向为智能用电信息网络同步测量。

E-mail: liu-yd11@mails.tsinghua.edu.cn

**Liu Youda** received his B. Sc. degree from Tsinghua University. Now he is a Ph. D. supervisor in Tsinghua University in 2011. His main research interests include signal and information processing, wireless sensor networks and Cyber-physical systems.



王雪(通讯作者), 1994年于华中理工大学获博士学位, 现为清华大学精密仪器系教授, 博士生导师, 主要研究方向为精密测试与传感技术和物联网测量技术。

E-mail: wangxue@mail.tsinghua.edu.cn

**Wang Xue** (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Huazhong University of Science and Technology in 1994. Now he is a professor and supervisor for Ph. D. student in Department of Precision Instrument, Tsinghua University. His main research interests are precision measurement and sensor technology in internet of things.