153

# 基于分层匹配追踪算法的电能质量复合扰动 参数辨识方法

崔志强,王 宁,贾清泉

(燕山大学 电气工程学院 电力电子节能与传动控制河北省重点实验室,河北 秦皇岛 066004)

摘要:针对电能质量中的复合扰动信号分析问题,提出一种粒子群优化(PSO)和匹配追踪(MP)算法相结合的分层搜索的原子分解方法。首先应用 MP 算法提取基波分量,对于去除基波分量的残差信号,利用快速傅 里叶变换找寻能量最大的频率成分,采用 PSO 算法粗搜索出最佳匹配粒子,然后以最佳匹配粒子为中心,在 一定范围内重新离散化,生成小规模原子库,再应用 MP 算法有针对性地进行细搜索,最终得到最佳匹配原 子,提取出电能质量复合扰动特征参数。仿真结果表明,该方法能克服 MP 算法匹配时间长、计算量大及 PSO 优化 MP 算法残差积累过大、容易陷入局部最优、匹配参数不准确等缺点,且具有一定的抗噪性和实时性。 关键词:电能质量;原子分解;复合扰动;分层匹配追踪;粒子群优化算法;参数辨识

中图分类号 TM 761 文献标识

文献标识码,A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2017.03.025

### 0 引言

随着非线性负荷的增加和电力电子设备的广泛 使用<sup>[1]</sup>,电能质量问题日益突出,并受到电力部门和 用户的高度关注。改善电能质量对电网的安全经济 运行、保障工业生产的正常进行及节能减排等方面均 具有重要意义。

针对电能质量扰动检测和分析的问题,目前国内 外学者提出很多研究方法,主要有傅里叶变换[2]、小 波变换<sup>[3]</sup>、S变换<sup>[4]</sup>、Prony算法<sup>[5]</sup>、希尔伯特-黄变换<sup>[6]</sup> 以及原子分解[7-11]等。傅里叶变换是分析、处理平稳 信号最为常用的方法之一,但傅里叶变换只有频域分 析能力,不适用于分析非平稳信号,也不能捕捉信号 的时域特征:小波变换是对信号的频率和时间进行 局域变换,其能从信号中提取有效的信息,但小波函 数的选取对变换结果影响很大,故而自适应能力不 强,且物理意义不明确:S变换有较好的时频特性,但 其性能易受采样频带与采样率的影响,抗噪性较 差:Prony 算法能够得到解析的信号分解形式,但不 能反映不连续的信号;希尔伯特-黄变换可以准确描 述信号中不同频率的特征,但分析的准确性易受经 验模态分解导致的断点效应的影响,也不能用于分 析不连续的信号。文献[7-8]提出了采用原子分解法 的电能质量检测方法,运用匹配追踪(MP)算法寻找 最佳匹配原子的方法提取扰动信号\_MP 算法计算精

收稿日期:2016-01-03;修回日期:2016-12-30

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51477147);河北省教 育厅资助科研项目(QN2015124);燕山大学青年教师自主研 究计划课题(1B14027)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51477147), the Foundation of Hebei Province Department of Education(QN2015124) and the Independent Research Program of Young Teachers in Yanshan University(1B14027) 度较高,但匹配时间长、计算量大、分析的实时性较差。文献[9-11]提出应用粒子群优化(PSO)优化 MP 算法来搜索最大内积,直接将搜索出的最佳匹配粒子 作为最佳匹配参数,该方法针对单一扰动或同一类型 扰动检测效果较好,但是由于 PSO 算法寻找内积过 程具有随机性,且容易陷入局部最优,造成残差积累 过大,故其在不同类型、不同起止时刻的复合扰动检 测中效果并不理想。

针对上述应用原子分解法检测电能质量存在的 问题,本文提出 PSO 与 MP 算法相结合的分层搜索算 法,即先用 PSO 算法粗搜索出最佳匹配粒子,但不直 接以其作为最佳匹配参数,而是以搜索出的各个最佳 匹配粒子为中心,在一定范围内对其重新离散化,生成 小规模原子库,再应用 MP 算法对各个参数进行针对 性的细搜索得到最佳匹配参数,如此完成一次参数的 提取。仿真结果表明,将 PSO 与 MP 算法相结合的分 层搜索算法能够将电能质量复合扰动特征参数依次 提取出来,实现在复合扰动下的参数辨识。

# 1 原子稀疏分解

#### 1.1 衰减正弦量原子库

为了克服传统方法的不足,从而自适应地分解信号,近年来原子分解算法<sup>[12]</sup>在信号处理领域成为研究热点,该方法源于 Mallat 和 Zhang 提出的信号在过完备原子库上分解的思想。原子库必须是过完备的、高度冗余的,即原子库中原子的个数远大于空间的维数,以保证任意信号都可以按照自身特点自适应地展开为一组数量远小于空间维数的最佳原子的线性组合,最终分解结果变得非常稀疏,此过程称为原子稀疏分解。将原子稀疏分解应用于电能质量扰动参数提取的过程中,有两大核心问题,即原子库类型

的选取和如何自适应地寻找最佳匹配原子。

原子库中的原子可以针对待分析信号的特点进 行构造,以提高信号分解的效果并减小计算量,这种 针对某种类型信号而专门构造的原子库称为相关原 子库<sup>[13]</sup>。正常情况下电力系统信号为标准正弦信号, 而电能质量扰动信号大部分可以看作是在正弦信号 的基础上发生的变化,具有衰减正弦量的形式。又因 为电能质量扰动信号在时域上可能是不连续的,所以 在构造电能质量相关原子库时还应考虑扰动的起止 时间。通常情况下,电能质量扰动信号的衰减正弦量 模型如下:

 $g(t) = A\cos(2\pi ft + \phi)e^{-\rho(t-t_s)}[u(t-t_s) - u(t-t_e)]$  (1) 其中, $\gamma = [f, \phi, \rho, t_s, t_e]$ 为参数组,f为频率, $\phi$ 为相位,  $\rho$ 为衰减系数, $t_s$ 和 $t_e$ 分别为衰减正弦量的起始和终 止时间;A为衰减正弦量的幅值,也是使 ||g(t)|| = 1的 系数,可由原子与待分析信号或残差信号做内积求得; u(t)为单位阶跃函数。

原子库中的原子须经过合理的离散化以生成有限的原子,参数取值范围和离散化一般可以用文献 [14]所提出的方法来进行。

**a.** 频率f的范围和离散化。

频率f的取值范围为 $[0, f_s]$ ,离散化如下:

$$f = \frac{1}{N} w f_{s} \quad w \in [0, N-1] \in \mathbb{Z}$$
<sup>(2)</sup>

其中,N为采样点数;f。为采样频率。

**b.** 相 $\phi$  的范围和离散化。

相位 $\phi$ 的取值范围为 $[0,2\pi]$ ,离散化如下:

$$\phi = \frac{2\pi}{N} q \quad q \in [0, N-1] \in \mathbb{Z}$$
(3)

**c.** 衰减系数 $\rho$ 的范围和离散化。

衰减系数 $\rho$ 的范围为[ $-f_s, f_s$ ],离散化如下:

$$\rho = \frac{1}{N} r f_{s} \quad r \in [-N, N] \in \mathbb{Z}$$
(4)

**d.** 起始时间 $t_s$ 和终止时间 $t_e$ 的范围和离散化。

起始点  $n_s$ 和终止点  $n_e$ 的离散化范围为  $0 \le n_s \le n_e \le N-1$ ,离散化对应关系如下:

$$t_{\rm s} = \frac{n_{\rm s}}{f_{\rm s}} \tag{5}$$

$$t_{\rm e} = \frac{n_{\rm e}}{f_{\rm s}} \tag{6}$$

### 1.2 MP 算法

原子分解过程通常采用 MP 算法<sup>[12]</sup>,其是一种 贪婪的迭代算法。设 x 为原始信号, $g_y$  为过完备原子 库中的原子, $\Gamma$  为参数组  $\gamma$  的取值集合, $\gamma \in \Gamma$ 。算法 搜索过程就是寻找每次迭代过程中与原信号或当前 残差信号具有最大内积的原子  $g_{ym}$ (第 m 次迭代的原 子),满足;

$$|\langle x, g_{\gamma m} \rangle| = \max_{\gamma \in \Gamma} |\langle x, g_{\gamma} \rangle|$$
(7)

每迭代一次,便从原始信号中抽取出此次迭代过 程中的最佳匹配原子 gym,得到残差信号 R<sup>m</sup><sub>f</sub>,并将此 残差信号作为当前待分解信号,原始信号作为初始待 分解信号,即 R<sup>e</sup><sub>f</sub>=f,迭代关系式为:

$$R_{\rm f}^{\rm m} = R_{\rm f}^{\rm m-1} - \langle R_{\rm f}^{\rm m-1}, g_{\gamma m} \rangle g_{\gamma m} \tag{8}$$

由于
$$R_{f}^{m}$$
与 $g_{ym}$ 正交,所以有:

$$||R_{f}^{m-1}||^{2} = |\langle R_{f}^{m-1}, g_{\gamma m} \rangle|^{2} + ||R_{f}^{m}||^{2}$$
(9)

经过 n 次迭代后,忽略残差信号 R<sup>m</sup><sub>f</sub>,原始信号 f 可近似表示为 n 个原子的线性展开。

$$x \approx \sum_{m=1}^{n} \langle R_{\rm f}^{m-1}, g_{\gamma m} \rangle g_{\gamma m}$$
(10)

通常情况下,用相对于信号长度而言很少的原子 就可以表示出信号的主要成分。

MP 算法是一种全局搜索算法,即每次迭代计算时,对原子库中的所有原子进行搜索,得到此次迭代 中与待分解信号结构最为相近的原子。这样的计算 量是十分巨大的,又由于所采用的衰减正弦量原子参 数较多,进一步增加了原子分解过程的计算量。

# 2 PSO 算法

### 2.1 基本 PSO 算法

PSO 算法<sup>[15]</sup>是一种基于集群智能的随机优化算法,其基本思想是种群中的个体会通过共享信息来寻找到最优解。假设在一个 D 维的搜索空间中,有一个粒子数目为  $N_m$ 的种群。每个粒子都可以表示为 D 维空间中的一点,第 *i* 个粒子的位置用  $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, X_{i3}, \dots, X_{i0})$ 来表示,其速度用  $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, V_{i3}, \dots, V_{i0})$ 来表示。粒子的适应度值会随着粒子在空间中的行进而发生相应的变化,在所有的行进过程中,第 *i* 个粒子适应度值最好的位置用  $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, P_{i3}, \dots, P_{i0})$ 来表示,整个种群中当前所有粒子适应度值最好的位置用  $P_g = (P_{g1}, P_{g2}, P_{g3}, \dots, P_{g0})$ 来表示。PSO 算法中的每个粒子的位置  $x_{id}$  和速度  $v_{id}$  根据如下方程进行更新。

$$x_{id}^{n+1} = x_{id}^{n} + v_{id}^{n+1} \tag{11}$$

$$v_{id}^{n+1} = \omega v_{id}^{n} + C_1 r_1 (P_{id}^n - x_{id}^n) + C_2 r_2 (P_{ed}^n - x_{id}^n)$$
(12)

其中, $\omega$ 为惯性因子,决定着粒子对当前速度继承的 大小; $C_1$ 为认知因子, $C_2$ 为社会因子, $C_1$ 和 $C_2$ 均为正 常数,统称学习因子; $r_1$ 和 $r_2$ 为在[0,1]区间内均匀 分布的随机数;n为当前迭代次数。粒子的速度被限 制在一个最大速度 $v_{max} = (v_{max}^1, v_{max}^2, \cdots, v_{max}^0)$ 的范 围内。

### 2.2 PSO 优化 MP 算法

PSO 优化 MP 算法,即把衰减正弦量原子库生成 函数的参数组作为一组待寻优粒子,搜索是在参数空 间中进行,将待分析信号或分解过程中产生的残差信 号与原子的内积值作为适应度函数来评价粒子,目 标是找到与当前残差信号内积值最大的粒子,当最终 残差能量小于某一阈值或达到迭代次数设定值时结 束循环迭代,得到最佳匹配参数。用 PSO 优化 MP 算 法能使搜索算法很快收敛到全局最优(或次优)解。 整个分解过程是一个迭代过程,要搜索出多个粒子对 待分解信号进行逼近。

基本 PSO 算法是针对连续空间的,不需要对搜 索空间离散化,因此用 PSO 优化 MP 算法搜索最大 内积可以大大减小原子分解的计算量。现有研究表 明,当待分析电能质量扰动信号为单一扰动或同一类 型复合扰动时,采用 PSO 优化 MP 算法可取得很好的 分析效果。但是当待分析的电能质量扰动信号由不 同类型、不同起止时刻的复合扰动组成时,虽然采用 PSO 优化 MP 算法能够自适应地从扰动信号中提取 扰动分量,但如果仍以 PSO 算法搜索到的最佳匹配 粒子作为最佳匹配参数,由于 PSO 算法每次搜索到 的匹配参数都是随机值,且容易陷入局部最优,会导 致残差积累过大,对后面扰动参数的提取造成很大 影响,越往后搜索,得到的匹配参数就越不准确,不 能反映实际的扰动。

# 3 分层 MP 算法

### 3.1 FFT 频谱预分析

在电能质量扰动信号中,谐波、间谐波、衰减振 荡等扰动的频率变化范围非常广,如果直接应用衰 减正弦量原子库进行提取,计算量是十分巨大的。又 因为电能质量扰动信号中所含扰动分量的数量是有 限的,且扰动分量的频率分布是离散的,所以为进一 步缩小频率的搜索范围,可采用 FFT 对扰动信号做 频谱分析确定最佳原子的频率范围,最终得到的扰 动分量的频率分布可信性较高16]。由于扰动分量在 整个时域上可能是不连续的,所以 FFT 计算出的各 扰动分量幅值的大小并不能反映实际扰动的幅值, 但是能反映各扰动分量能量的大小,而复合扰动参数 提取过程也是按照各扰动分量能量大小依次提取 的。故可以在每次应用 PSO 算法粗提取扰动参数 前,采用 FFT 计算去除基波分量的初始残差信号或 每次提取完扰动参数后得到的当前残差信号的频 谱,找寻频谱图上幅值最大的极值点所对应的频率 fm,再以fm为中心作为 PSO 算法待寻优粒子中第一 维粒子 f 的搜索范围,这样在减小计算量的同时也可 使 PSO 算法更快趋向收敛。

## 3.2 算法流程

结合上述的 FFT 频谱分析方法,采用分层 MP 算法提取电能质量复合扰动参数的算法流程如图 1 所示,复合扰动参数提取的步骤如下。

(1) 搜索基波最佳匹配原子。基波分量在扰动



图 1 分层 MP 算法流程 Fig.1 Flowchart of hierarchical MP algorithm

信号中能量比重最大,且只有频率和相位2个参数需要匹配,参照文献[14]提出的基波幅值修正方法,采用 MP 算法提取基波分量及参数,并计算去除基波分量后的初始残差能量 E<sub>1</sub>。

(2) 初始化 PSO 优化算法参数。设定种群规模  $N_{\rm m}$ 和进化次数 M;设定惯性因子  $\omega = 0.8$ ,以及学习 因子  $C_1$ 、 $C_2$ 的值, 令  $C_1 = C_2 = 2$ 。

(3) 以原子的索引  $\gamma = [f, \phi, \rho, t_s, t_e]$ 为待寻优粒 子,即维数 D = 5。其中第一维粒子 f 的搜索范围由 上述 FFT 分析得到,并在每次应用 PSO 算法粗搜索 前更新,其他维粒子的取值范围与衰减正弦量原子 库参数组取值范围一致。粒子的位置和速度在编码 时采用实数编码方式,将第 i 个粒子的位置和速度 表示为 5 维向量  $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}, x_{i5}), \mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, v_{i4}, v_{i5}),$ 设置  $x_{ij}, v_{ij} (i = 1, 2, \dots, N_m; j = 1, 2, \dots, 5)$ 为取 值区间随机值,以每次分解过程中产生的残差分量与 原子内积值 $\langle R_i^n, g_m \rangle$ 作为适应度函数来评价粒子。

(4) 采用 PSO 算法进行迭代计算, 粗搜索得到 一组扰动的最佳匹配粒子[*f*<sub>best</sub>, *φ*<sub>best</sub>, *t*<sub>see</sub>, *t*<sub>ees</sub>]。将 得到的最佳匹配粒子在衰减正弦量原子库中所对应 的参数组离散化点数取整后得到[*f*<sub>best</sub>, *φ*'<sub>best</sub>, *t*'<sub>see</sub>, *t*'<sub>ees</sub>], 重新离散化过程分以下 2 种情况考虑。

**a.** 若 $\rho'_{\text{best}} = 0$ ,则不再进行衰减系数的离散化和 MP,其他参数重新离散化范围分别为[ $f'_{\text{best}} - w_1, f'_{\text{best}} + w_1$ ]、[ $\phi'_{\text{best}} - 2\pi p_1/N, \phi'_{\text{best}} + 2\pi p_1/N$ ]、[ $t'_{\text{sust}} - n_{\text{sl}}/f_{\text{s}}, t'_{\text{sust}} + n_{\text{sl}}/f_{\text{s}}$ ]、[ $t'_{\text{eust}} - n_{\text{el}}/f_{\text{s}}, t'_{\text{sust}} + n_{\text{sl}}/f_{\text{s}}$ ]、

**b.** 若 $\rho'_{\text{best}} \neq 0$ ,则所有参数都需要离散化,为了 更好地得到衰减振荡特征,扩大终止时间离散化范围, 各参数重新离散化范围分别为[ $f'_{\text{best}}-w_2, f'_{\text{best}}+w_2$ ]、  $\begin{bmatrix} \phi_{\text{best}} - 2 \pi p_2 / N, \phi_{\text{best}}' + 2 \pi p_2 / N \end{bmatrix} \left[ \rho'_{\text{best}} - r f_s / N, \rho'_{\text{best}} + r f_s / N \right] \left[ t'_{s_{\text{best}}} - n_{s2} / f_s, t'_{s_{\text{lest}}} + n_{s2} / f_s \right] \left[ t'_{e_{\text{best}}} - n_{e2} / f_s, (N-1) \div f_s \right]_{\circ}$ 

其中,w<sub>1</sub>、p<sub>1</sub>、n<sub>s1</sub>、n<sub>e1</sub>和 w<sub>2</sub>、p<sub>2</sub>、r、n<sub>2</sub>、n<sub>e2</sub>均为正常数,与采样频率和采样点数有关,可根据实际系统仿真统计得到,用其来确定情况 a 和情况 b 中各参数 重新离散化的范围。

根据情况 a 或 b 离散化生成小规模原子库,再 应用 MP 算法对各个参数有针对性地进行细搜索, 提取出此次迭代过程中的最佳匹配原子,得到一组扰 动的最佳匹配参数。

(5) 在初始残差信号或上一次残差信号的基础 上减去已经提取的最佳匹配原子得到的当前残差信 号,并计算残差剩余能量 *E*<sub>n</sub>。再对当前残差信号重复 循环步骤(2)—(4),直到达到最大设定次数或残差 剩余能量 *E*<sub>n</sub>小于初始残差能量 *E*<sub>1</sub>的某一阈值 *ε*% 时,结束循环,依次得到各种扰动的最佳匹配参数。

# 4 算例仿真与分析

#### 4.1 算例仿真

常见的电能质量单一扰动有电压暂降、电压暂升、 电压中断、电压振荡、脉冲暂态、电压谐波和间谐波 等。本文提出的分层 MP 算法在单一电能质量或同 一类型电能质量扰动参数提取中有较好的分析效 果,这里不再赘述。实际电力系统中,电能质量扰动 往往是复合扰动,多种单一扰动可能同时存在。本文 参照文献[17]提出的电能质量扰动的各种组合,设 置不同扰动类型、不同起止时刻的复合扰动进行仿 真,并与 PSO 优化 MP 算法作对比,验证本文所提算 法的有效性。

仿真信号基波频率为 50 Hz,采样频率为 3200 Hz, 采样点数为 1024 点。为了验证算法的抗噪性,本文 的仿真算例均已添加 30 dB 的高斯白噪声。

设定 PSO 算法的种群规模为  $N_{\rm m}$ =200,进化次 数为 M=300。各参数离散化范围设定常数取值如下: $w_1$ =3, $p_1$ =30, $n_{\rm sl}$ =10, $n_{\rm el}$ =10; $w_2$ =3, $p_2$ =30,r=5, $n_{\rm s2}$ =10, $n_{\rm e2}$ =10。设定阈值  $\varepsilon$ %=5%。

算例1:设含电压暂降+电压中断+5次谐波+3次 谐波的电能质量复合扰动信号如下。

$$\begin{aligned} x(t) &= \cos(100 \pi t) + A_1 \cos(100 \pi t + \pi/2) + \\ A_2 \cos(100 \pi t + \pi) + A_3 \cos(500 \pi t) + \\ A_4 \cos(300 \pi t + \pi/4) \end{aligned} \tag{13}$$
$$A_1 &= \begin{cases} 0.12 & 0.12 \text{ s} \leqslant t \leqslant 0.1578 \text{ s} \\ 0 & \ddagger \& \end{cases}$$
$$A_2 &= \begin{cases} 0.975 & 0.03125 \text{ s} \leqslant t \leqslant 0.12 \text{ s} \\ 0 & \ddagger \& \end{cases}$$

$$A_{3} = \begin{cases} 0.25 & 0 \le t \le 0.32 \le \\ 0 & \pm t t t \\ 0 & \pm t t \\ 0 & \pm t t \end{cases}$$
$$A_{4} = \begin{cases} 0.3 & 0.125 \le t \le 0.24 \\ 0 & \pm t t \\ 0 & \pm t t \\ 0 & t t \\ 0 & t t \\ 0 & t \\$$

采用分层 MP 算法得到算例 1 的分解信号的匹 配参数如表 1 所示,由表 1 可以看出各个最佳匹配参 数与设定值极为接近。仿真信号及采用分层 MP 算 法得到的分解信号如图 2 所示。图中,由上至下依 次为原始信号 x<sub>0</sub>、提取的基波分量 x<sub>1</sub>、提取的电压中 断信号 x<sub>2</sub>、提取的 5 次谐波 x<sub>3</sub>、提取的 3 次谐波 x<sub>4</sub>、 提取的电压暂降信号 x<sub>5</sub>、最终残差信号 x<sub>r</sub>。

表 1 分层 MP 算法搜索得到算例 1 的匹配参数 Table 1 Matching parameters identified by hierarchical MP algorithm for Example 1

分解信号	$f/\mathrm{Hz}$	$\phi$ /rad	ρ	$A \neq V$	$t_{\rm s}/{\rm s}$	$t_{\rm e}/{ m s}$
基波分量	50	0	_	1.0003	—	—
电压中断信号	50	3.1606	0	0.9799	0.0313	0.1197
5次谐波	250	0.0061	0	0.2483	0	0.3196
3次谐波	150	0.7788	0	0.2982	0.1253	0.2400
电压暂降信号	50	1.6007	0	0.1212	0.1197	0.1578



图 2 算例 1 原始信号及分解信号 Fig.2 Original signal and decomposed signals for Example 1

采用 PSO 优化 MP 算法寻找最佳匹配粒子,当 达到种群最大进化次数时适应度函数收敛,搜索到 的分解信号的最佳匹配粒子每次都是随机值,表 2 给 出了其中的一组值。由表 2 可以看出,对于电压中断 信号和 5 次谐波,各匹配参数精度较高;而 3 次谐波 相位偏差为 12.3%,电压暂降信号频率偏差为 2.4%, 幅值偏差为 8.1%,相位偏差达到了 34.0%,得到的 匹配参数不准确。这是由于 PSO 算法每次搜索得到 最佳匹配粒子都不是准确值,与设定值有一定偏差, 所以越往后搜索最佳匹配原子, 残差的积累量就越 大,造成3次谐波和电压暂降信号的匹配参数出现 较大的偏差,得到的匹配参数并不能反映实际扰动, 故 PSO 优化 MP 算法的准确性较差。

表 2 PSO 优化 MP 算法搜索得到的算例 1 匹配参数 Table 2 Matching parameters identified by PSO-MP algorithm for Example 1

分解信号	$f/\mathrm{Hz}$	$\phi$ /rad	ρ	$A / \mathrm{V}$	$t_{\rm s}/{\rm s}$	$t_{\rm e}/{\rm s}$
基波分量	50	0	_	1.0003	—	—
电压中断信号	49.9890	3.1508	0	0.9791	0.0312	0.1196
5次谐波	250.0123	0.0061	0	0.2557	0	0.3196
3次谐波	150.1023	0.6887	0	0.2931	0.1284	0.2425
电压暂降信号	48.7987	1.0358	0	0.1103	0.1126	0.1563

为了便于比较,表3给出了采用分层 MP 算法每 一步 PSO 算法粗搜索得到的算例1的最佳匹配粒 子。对比表2中采用 PSO 优化 MP 算法得到的匹配 参数,可以看出对于电压中断信号和5次谐波,参数 匹配值差别不大;但是对于3次谐波和电压暂降,分 层 MP 算法中 PSO 算法搜索得到的匹配参数精度明 显好于直接应用 PSO 优化 MP 算法得到的匹配粒 子。这是因为每一步参数重新离散化过程都包含设定 值在内,是过完备的。再应用 MP 算法细搜索最大内 积,可以保证每次应用 PSO 算法粗搜索前得到上一次 扰动的最佳匹配原子,可以大幅减小得到的残差积累 量,所以扰动参数的提取也更为精确。

表 3 算例 1 中 PSO 算法粗搜索得到的最佳匹配粒子 Table 3 Matching parameters identified by PSO rough search for Example 1

分解信号	$f/\mathrm{Hz}$	$\phi$ /rad	ρ	A / V	$t_{\rm s}/{\rm s}$	$t_{\rm e}/{\rm s}$
电压中断信号	50.0262	3.1606	0	0.9782	0.0311	0.1196
5次谐波	250.0051	0.0079	0	0.2513	0	0.3196
3次谐波	149.9298	0.8708	0	0.2997	0.1253	0.2398
电压暂降信号	49.6747	1.7459	0	0.1179	0.1210	0.1580

算例 2:设含电压暂升+7.1 次间谐波+衰减振荡 的电能质量复合扰动信号如下。

$$x(t) = \cos(100 \pi t) + A_5 \cos(100 \pi t + \pi/3) + A_6 \cos(710 \pi t + \pi/4) + A_7 \cos(500 \pi t + \pi) e^{-25(t-0.16)}$$
(14)  

$$A_5 = \begin{cases} 0.25 & 0.12 \text{ s} \leq t \leq 0.24 \text{ s} \\ 0 & \pm t t \\ 0 & \pm t$$

米用分层 MP 算法得到算例 2 的分解信号的匹 配参数如表 4 所示,由表 4 可以看出各个最佳匹配参 数与设定值极为接近。算例 2 的仿真信号及采用分 层 MP 算法得到的分解信号如图 3 所示。图中,由上 至下依次为原始信号 x<sub>0</sub>、提取的基波分量 x<sub>1</sub>、提取的 电压暂升信号 x<sub>6</sub>、提取的 7.1 次间谐波 x<sub>7</sub>、提取的衰 减振荡信号 x<sub>8</sub>、最终残差信号 x<sub>r</sub>。

表 4 分层 MP 算法搜索得到算例 2 的匹配参数 Table 4 Matching parameters identified by hierarchical MP algorithm for Example 2

分解信号	$f/\mathrm{Hz}$	$\phi$ /rad	ρ	$A / \mathrm{V}$	$t_{\rm s}/{\rm s}$	$t_{\rm e}/{ m s}$
基波分量	50	0	_	1.0003	—	—
电压暂升信号	50	1.0548	0	0.2519	0.0403	0.2800
7.1 次间谐波	355	0.7911	0	0.1283	0.1196	0.2398
衰减振荡信号	250	3.1523	25	0.1993	0.1600	0.3147



Fig.3 Original signal and decomposed signals for Example 2

每次寻找最佳匹配粒子,当达到种群最大进化次数时,PSO优化 MP 算法达到收敛,表5 给出了其中的一组分解信号的最佳匹配参数。可以看出用 PSO优化 MP 算法搜索得到的电压暂升信号和 7.1 次间谐波匹配参数与设定值误差不大;而衰减振荡信号的相位偏差为 39.0%,终止时间偏差为 23.2%,幅值偏差达到了 31.6%。这是因为对于衰减振荡信号越往后衰减特征越不明显,且 PSO 算法在搜索终止时间时陷入了局部最优,无法正确搜索到最大内积值,影响到其他参数的匹配,计算出的幅值也不正确,得到的匹配参数不能反映实际的衰减振荡。

表 5 PSO 优化 MP 算法搜索得到算例 2 的匹配参数 Table 5 Matching parameters identified by PSO-MP algorithm for Example 2

分解信号	$f/\mathrm{Hz}$	$\phi$ /rad	ρ	$A / \mathrm{V}$	$t_{\rm s}/{\rm s}$	$t_{\rm e}/{\rm s}$
基波分量	50	0	—	1.0003	—	—
电压暂升信号	49.9997	1.0524	0	0.2502	0.0387	0.2797
7.1 次间谐波	354.9528	0.8052	0.0060	0.1265	0.1197	0.2397
衰减振荡信号	251.4731	1.9150	26.5923	0.2632	0.1608	0.2458

为了便于比较,表6给出了采用分层 MP 算法每

一步 PSO 算法粗搜索得到的算例 2 的最佳匹配粒子。对比表 5、表 6 中的参数匹配值可以看出,对于电压暂升信号和 7.1 次间谐波,直接应用 PSO 优化 MP 算法得到的匹配粒子和分层 MP 算法每次 PSO 算法 粗搜索出的匹配粒子精度相差不大;但是对于衰减 振荡信号,直接应用 PSO 优化 MP 算法搜索终止时间 时 PSO 算法陷入了局部最优。通过参数重新离散 化,扩大终止时间的搜索范围,再应用 MP 算法进行 细搜索,这样可有效避免搜索衰减振荡信号时 PSO 算法在终止时间陷入局部最优,得到的其他参数的 匹配精度也较高。

表 6 算例 2 中 PSO 算法粗搜索得到的最佳匹配粒子 Table 6 Matching parameters identified by PSO rough search for Example 2

分解信号	f/Hz	$\phi$ /rad	ρ	A / V	$t_{\rm s}/{\rm s}$	$t_{\rm e}/{ m s}$
电压暂升信号	50.0044	1.0332	0	0.2477	0.1199	0.2397
7.1 次间谐波	355.0707	0.7252	0	0.1284	0.3969	0.2803
衰减振荡信号	249.8693	3.2995	23.7505	0.2133	0.1597	0.2864

# 4.2 算法计算量比较

158

信号稀疏分解过程很大程度上依赖于计算机的 软件和硬件配置,即使是同一台计算机,因为内存剩 余量的不同,计算时间也会有很大差别,因此比较不 同算法的计算时间意义不大,但是可以通过对比不同 算法在提取扰动参数过程中的内积计算次数比较算 法的计算量。

以算例1中提取3次谐波的内积计算次数为 例,分别比较算法的计算量。当直接用 MP 算法时, 按照参数离散化方法,频率、相位各生成1024个参 数,衰减系数生成(2×1024)+1个参数,起始时间和 终止时间共生成「(1+1023)×1024)]/2 个参数,原 子库中将包含 10244/2+10245 个原子,在进行一次 扰动参数提取时要遍历整个原子库,相应的内积计算 次数也是10244/2+10245次,计算量相当大;当直 接用 PSO 优化 MP 算法时,根据种群规模和进化次 数,其内积计算次数为200×300=6×10<sup>4</sup>次;当用分 层 MP 算法时,由于 PSO 算法粗搜索出的衰减系数对 应点数取整后为 0, 重新离散化时按第 3.2 节情况 a 进行,不再进行衰减系数的离散化,MP算法在小规 模原子库中搜索,内积计算次数为(200×300)+(6× 60×20×20)=2.04×105次。可见分层 MP 算法计算 量远小于 MP 算法, 而且只比 PSO 优化 MP 算法多了 1.44×10<sup>5</sup>次,计算精度却得到大幅提高。

# 5 结论

仿真算例表明,本文提出的基于分层 MP 算法的 原子分解方法能够提取复合扰动中的扰动参数,并 得到扰动的解析化表达,实现参数的辨识,且具有抗 噪性。通过与传统 MP 算法及 PSO 优化 MP 算法的 对比表明,该搜索算法能够克服直接应用 MP 算法匹配时间长、计算量大的不足,同时也克服了 PSO 优化 MP 算法残差积累过大、容易陷入局部最优、匹配参数不准确的不足,验证了该搜索算法的有效性和正确性。

#### 参考文献:

- [1] 吕广强,赵剑锋,程明,等. 配电网动态电能质量问题及其解决方案[J]. 高电压技术,2007,31(1):53-56.
  LÜ Guangqiang,ZHAO Jianfeng,CHENG Ming,et al. Dynamic quality of power supply and its solution for distribution system[J].
  High Voltage Engineering,2007,31(1):53-56.
- [2] 徐永海,赵燕. 基于短时傅里叶变换的电能质量扰动识别与采用 奇异值分解的扰动时间定位[J]. 电网技术,2011,35(8):174-180.
   XU Yonghai,ZHAO Yan. Identification of quality disturbance based on short-term Fourier transform and disturbance time orientation by singular value decomposition[J]. Power System Technology, 2011,35(8):174-180.
- [3] 秦英林,田立军,常学飞. 基于小波变换能量分布和神经网络的 电能质量扰动分类[J]. 电力自动化设备,2009,29(7):64-67. QIN Yinglin,TIAN Lijun,CHANG Xuefei. Classification of power quality disturbance based on wavelet energy distribution and neural network[J]. Electric Power Automation Equipment,2009,29 (7):64-67.
- [4] 徐志超,杨玲君,李晓明. 基于聚类改进 S 与直接支持向量机的 电能质量扰动识别[J]. 电力自动化设备,2015,35(7):50-58. XU Zhichao,YANG Lingjun,LI Xiaoming. Power quality disturbance identification based on clustering-modified S-transform and direct support vector machine [J]. Electric Power Automation Equipment,2015,35(7):50-58.
- [5] 王家林,夏立,吴正国,等. 采用改进 Prony 算法的电力系统故障 暂态信号分析[J]. 电力自动化设备,2012,32(7):89-98.
  WANG Jialin,XIA Li,WU Zhengguo, et al. Analysis of power system transient signal based on improved Prony algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment,2012,32(7):89-98.
- [6] 刘志刚,李文帆,孙婉璐. Hilbert-Huang 变换及其在电力系统中 的应用[J]. 电力自动化设备,2012,32(4):109-116. LIU Zhigang,LI Wenfan,SUN Wanlu. Hilbert-Huang transform and its applications in power system[J]. Electric Power Automation Equipment,2012,32(4):109-116.
- [7] 贾清泉,于连富,董海艳,等.应用原子分解的电能质量扰动信号特征提取方法[J].电力系统自动化,2009,33(24):61-64.
   JIA Qingquan,YU Lianfu,DONG Haiyan,et al. Power quality disturbance features extraction based on atomic decomposition[J].
   Automation of Electric Power Systems,2009,33(24):61-64.
- [8] 贾清泉,姚蕊,王宁,等.一种应用原子分解和加窗频移算法分析 频率相近谐波/间谐波的方法[J].中国电机工程学报,2014,34 (27):4605-4612.

JIA Qingquan, YAO Rui, WANG Ning, et al. An approach to detect harmonics/inter-harmonics with closing frequencies using atomic decomposition and windowed frequency shifting algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(27):4605-4612.

[9] 吴靓,王俊锋,徐高,等. 基于 PSO 改进原子分解法的电压扰动 检测方法[J]. 中国农村水利水电,2014,1(6):146-149.
WU Jing, WANG Junfeng, XU Gao, et al. A novel voltage disturbance detection method using atomic decomposition algorithm improved based on PSO[J]. China Rural Water and Hydropower, 2014,1(6):146-149.

- [10] 张英杰,龚庆武,李勋,等. 基于 PSO 的原子分解法在间谐波分 析中的应用[J]. 电力系统保护与控制,2013,41(15):41-48. ZHANG Yingjie, GONG Qingwu, LI Xun, et al. Application of atomic decomposition based on PSO in inter-harmonics analysis [J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(15): 41-48.
- [11] 曲正伟,郝婉茹,王宁. 原子分解快速算法在电能质量扰动分析 中的应用[J]. 电力自动化设备,2015,35(10):145-150. OU Zhengwei, HAO Wanru, WANG Ning. Application of atomic rapid decomposition algorithm in power quality disturbance analysis[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(10): 145-150.
- [12] MALLAT S G, ZHANG Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993,41(12):3397-3415.
- [13] LOVISOLO L, SILVA E A B D, RODRIGUES M A M, et al. Efficient coherent adaptive representation of monitored electric signals in power systems using damped sinusoids[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(10); 3831-3846.
- [14] 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 CESS, 2011, 31(4):51-58.
- [15] 任建文,魏俊姣,谷雨峰. 基于多目标粒子群优化算法的连锁跳 闸预防控制[J]. 电力自动化设备,2016,36(7):53-59. REN Jianwen, WEI Junjiao, GU Yufeng. Preventive control based on multi-objective particle swarm optimization algorithm for cas-

cading trips[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36 (7):53-59.

- [16] 陈雷,郑德忠,赵兴涛,等. 基于匹配追踪稀疏分解的电能质量 扰动检测[J]. 仪器仪表学报,2015,36(11):2401-2410. CHEN Lei, ZHENG Dezhong, ZHAO Xingtao, et al. Power quality disturbance detection based on matching pursuit sparse decomposition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36  $(11) \cdot 2401 - 2410.$
- [17] 周雒维, 管春, 卢伟国. 多标签分类法在电能质量复合扰动分类 中的应用[J]. 中国电机工程学报,2011,31(4):45-50. ZHOU Luowei, GUAN Chun, LU Weiguo. Application of multilabel classification method to categorization of multiple power quality disturbances[J]. Proceedings of the CESS, 2011, 31(4): 45-50.

#### 作者简介:



崔志强(1989-),男,河北廊坊人,硕士 研究生,主要研究方向为电能质量检测与分 析(E-mail:czq187135@163.com);

王 宁(1981-),男,河北石家庄人,讲 师,博士,通信作者,主要研究方向为电能质量 分析、虚拟仪器在电力系统中的应用(E-mail: wnbull@sina.com):

贾清泉(1970-),男,吉林白山人,教 授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电能质量分析、新 能源电力系统等。

# Parameter identification based on hierarchical matching pursuit algorithm for complex power quality disturbance

# CUI Zhiqiang, WANG Ning, JIA Oingquan

(Key Laboratory of Power Electronics for Energy Conservation and Motor Drive of Hebei Province, School of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: An atomic decomposition method based on the hierarchical matching pursuit algorithm combining PSO(Particle Swarm Optimization) and MP(Matching Pursuit) is proposed for analyzing the complex power quality disturbance. MP algorithm is applied to extract the fundamental frequency component and FFT is then used to search the frequency component with the maximum energy. PSO algorithm is applied to extract the best matching particle from the residual signals and re-discretization around the particle within a certain range is then used to generate a small-scale atom library with the particle as its center. MP algorithm is applied again to purposely search the best matching atom for extracting the characteristic parameters of power quality disturbance. Simulative results show that, with a certain anti-noise capability and real-time performance, the proposed method avoids the defects of MP algorithm, such as long matching time and great computation load, as well as the defects of PSO-MP algorithm, such as excessive residual accumulation, easy local optimum and inaccurate matching parameter.

**Key words**: power quality; atomic decomposition; complex disturbances; hierarchical matching pursuit; particle swarm optimization algorithm; parameter identification

159