

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209785

基于多路信号联合去噪的 Prony 谐波检测法*

宋朝霞 李开成 贺才郡 董宇飞 范伟欣
(华中科技大学电气与电子工程学院 武汉 430074)

摘要: 针对传统 Prony 算法易受噪声干扰且同一区域内多路电能质量信号存在相关性的特点,文中提出了一种基于多路信号联合去噪的 Prony 谐波检测算法,实现在较强噪声条件下的谐波准确检测。首先,采用中心频率法和轨迹相似度法改进多元变分模态分解(MVMD)算法;其次,利用改进的 MVMD 算法联合分解相关联的多路信号,提取出主导模态分量并重组为适宜 Prony 分析的稳定信号;最后,对稳定信号进行 Prony 分析得到初步的谐波参数,通过阈值筛选和人工鱼群全局寻优,得到准确的谐波检测参数。仿真实验表明,改进的 MVMD 去噪算法的输出信噪比为 37.3,高于 VMD 去噪法(33.2)和小波去噪法(32.8),去噪效果更优;文中算法谐波检测结果的误差总体小于传统 Prony 算法,具有谐波检测准确度高、同时计算多路信号的特点。

关键词: Prony 算法;MVMD 算法;多路信号;谐波检测

中图分类号: TM933 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

Prony harmonic detection method based on multi-channel signal joint denoising

Song Zhaoxia Li Kaicheng He Caijun Dong Yufei Fan Weixin

(School of Electrical and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Aiming at the characteristics that the traditional Prony algorithm is easily interfered by noise and there is correlation between multiple power quality signals in the same area, in this paper, the Prony harmonic detection algorithm based on multi-channel signal joint denoising is proposed to achieve the accurate detection of harmonics under strong noise conditions. Firstly, the central frequency method and trajectory similarity method are used to improve the multivariate variational mode decomposition algorithm. Then, the improved MVMD algorithm is used to jointly decompose the associated multi-channel signals, extract the dominant mode components, and reorganize them into stable signals suitable for Prony harmonic analysis. Finally, Prony analysis is performed on the stable signals to obtain preliminary harmonic parameters, and the threshold screening and artificial fish swarm global optimization are carried out to obtain the accurate harmonic detection parameters. Simulation experiments show that the output signal-noise ratio of the improved MVMD denoising algorithm is 37.3, which is higher than VMD denoising method (33.2) and wavelet denoising method (32.8), and the denoising effect is better; The error of the harmonic detection result of the algorithm in this paper is generally less than that of the traditional Prony algorithm. It possesses the characteristics of high harmonic detection accuracy and simultaneous calculation of multi-channel signals.

Keywords: Prony algorithm; MVMD algorithm; multi-channel signal; harmonic detection

0 引言

随着现代科学技术的迅速发展,电力能源的需求日益增加。与此同时,电能作为一种特殊商品,对其质量有特殊的要求,而随着新能源大量并网和电子元件等非线性设备的广泛使用,电网中谐波污染愈加严重,谐波问题亟待解

决^[1]。电力网络中包含复杂的电能质量信息,准确提取谐波信号是谐波治理的前提。但电能质量信号在采集、传输等过程中,不可避免的会被随机噪声污染,影响谐波分析的准确性。因此,研究高效、准确的谐波检测去噪算法具有重要的意义。

目前,国内外学者已经研究出了诸多行之有效的谐波

收稿日期:2022-04-28

* 基金项目:国家自然科学基金(52077089)项目资助

检测方法。传统的傅里叶变换法是现今应用最广泛的方法,主要有离散傅里叶变换(DFT)^[2]及其快速算法(FFT),但是它们对间谐波的分析存在频谱泄漏的问题。此外还有小波变换算法^[3]、基于神经网络的谐波检测法^[4]、瞬时无功谐波检测法^[5]、全相位谱分析法^[6]、Prony 谐波检测法^[7]以及由以上方法改进的算法。其中,Prony 谐波检测法通过求解两组齐次线性方程组和一个线性多项式即可一次性估计出待测信号的幅值、频率、衰减因子和初相位^[8-9],具有分辨率高的优点。但是该方法对噪声较为敏感,导致检测分析的结果包含一定的虚假分量,影响谐波分析的准确性,因此,通常采用去噪算法预处理待分析的信号。

近年来,针对信号的去噪算法,有很多创新和改进。传统的 EMD 算法自适应性强^[10],但是存在模态混叠的问题。EEMD 算法将白噪声加入到所需分解的信号中补充缺失的尺度,从而解决模态混叠问题^[11]。Dragomiretskiy 等^[12]在 2014 年提出了 VMD 算法,将信号的分解引入变分框架中,自适应地将信号分解成一组固有模态分量。但是 EMD、EEMD 和 VMD 不适用于同时处理多路信号,且忽视了多路信号之间可能存在的关联性。对此,Rehman 等^[13]于 2019 年提出了多元变分模态分解(multivariate variational mode decomposition, MVMD)算法, MVMD 是一种多路信号联合分解的算法,在去噪过程中可以对相关联的多路信号进行协同辨识。

在电能质量分析中,往往要同时检测三相电压、三相电流等多路信号,而同一区域的信号之间往往存在相同的频率分量,即具有一定的关联性。因此可以将 MVMD 算法应用于电能质量分析中,对具有相同频率分量的多路信号,可以基于同一频率尺度进行分解,将其分解为具有相同数量的固有模态分量,避免引入虚假频率模态,实现多路信号联合去噪,提高去噪效果,从而提高检测精度。

针对以上问题,文中提出了一种基于多路信号联合去噪的 Prony 谐波检测法,用于在较强噪声背景下对相关联的多路信号进行谐波和间谐波的检测。该方法首先改进了 MVMD 算法,采用中心频率法和轨迹相似度法来确定 MVMD 算法的重要参数以及重构信号,保证了去噪的可靠性。采用 Prony 谐波分析法对去噪后的信号进行谐波分析,得到一系列频率分量的参数,谐波分析的分量中也包含某些虚假分量。对此,采用初步阈值筛选和改进 AFSA 寻优算法选取并剔除虚假分量,最终准确提取出谐波特征信息。仿真实验证明,该算法相较于传统 Prony 算法,去噪效果更好,具有自适应性,能够自动筛选出真实的谐波和间谐波参数,提高了检测精度。

1 改进 MVMD 的去噪方法

MVMD 是将变分模态分解算法从一维扩展到多维,从单路信号推广到多路信号,同时处理多路信号数据,且保证了多路信号分解时频率分量的一致性。MVMD 以相同的

频率尺度自适应的将多路信号分解为具有相同数量的固有模态分量。MVMD 算法以变分问题为框架,构造一个求变分模型最优解的问题,在这个过程中,各路信号的 IMF 分量同时迭代更新其中心频率和带宽,从而自适应的得到 K 个窄带 IMF 分量。

1.1 MVMD 基本原理

对于多元信号 $\mathbf{x}(t)=[x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]$ (M 为信号个数), MVMD 可将其分解为预定义的 K 个调制振荡模态集合 $\{U_k(t) \mid k=1, 2, \dots, K\}$, 即:

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{k=1}^K U_k(t) \quad (1)$$

式中: $U_k(t)=[u_1(t), u_2(t), \dots, u_M(t)]$ 。

对于分解得到的振荡模态 $U_k(t)$, 要求其各带宽之和最小,且可以准确的重构原信号。 $U_k(t)$ 的带宽取其解析矢量梯度函数的 L_2 范数来估计,对各 $U_k(t)$ 进行希尔伯特变换,得到对应的解析矢量,并将解析矢量所有信道的单边频谱以中心频率 ω_k 平移调制到与它相应的基频带上,并取矩阵的 Frobenius 范数,对空间进行拓扑,将单路变为多路,来估计多元调制振荡信号的带宽。则 MVMD 的变分约束模型可表示为:

$$\begin{cases} \min_{\{u_{k,m}\}, \{\omega_k\}} = \left\{ \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \|\partial_t [e^{-j\omega_k t} u_{k,m}(t)]\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_{k,m}(t) = x_m(t), m = 1, 2, \dots, M \end{cases} \quad (2)$$

式中: ∂_t 表示函数对时间求偏导。 $u_{k,m}(t)$ 为信道 m 中模式 k 对应的解析信号, ω_k 为中心频率。

为了解决上述约束问题,引入惩罚因子 α 和拉格朗日乘子 λ , 得到对应的拉格朗日增广函数:

$$\begin{aligned} L(\{u_{k,m}(t)\}, \{\omega_k\}, \lambda_m) = & \alpha \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \|\partial_t [e^{j\omega_k t} u_{k,m}(t)]\|_2^2 + \\ & \sum_{m=1}^M \|x_m(t) - \sum_{k=1}^K u_{k,m}(t)\|_2^2 + \\ & \sum_{m=1}^M \langle \lambda_m(t), x_m(t) - \sum_{k=1}^K u_{k,m}(t) \rangle \end{aligned} \quad (3)$$

为求解转变后为非约束性的变分问题,采用交替方向乘子算法迭代以更新 $u_{k,m}^{n+1}, \omega_k^{n+1}, \lambda_m^{n+1}$, 可得到变分模型的最优解,模式更新为:

$$\hat{u}_{k,m}^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{x}_m(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_{i,m}(\omega) + \frac{\hat{\lambda}_m(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (4)$$

式中: $\hat{u}_{k,m}^{n+1}(\omega)$ 、 $\hat{x}_m(\omega)$ 、 $\hat{u}_{i,m}(\omega)$ 和 $\hat{\lambda}_m(\omega)$ 分别为各变量傅里叶变换后的变量, n 为迭代次数。模态的中心频率更新为:

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\sum_m \int_0^{\infty} \omega |\hat{u}_{k,m}(\omega)|^2 d\omega}{\sum_m \int_0^{\infty} |\hat{u}_{k,m}(\omega)|^2 d\omega} \quad (5)$$

由此可得到 K 个 IMF 窄带宽分量,保证了所有信号在分解频率上的一致性,使各信号的分解更加稳定。

1.2 重构信号 IMF 选取

用来重构信号的 IMF 分量需最大程度的保持原始信号的信息,文中引入轨迹相似度算法来选择重构的 IMF 信号。相似度是两个物体之间相似程度的度量值,一般用距离来表征,所以也可以将轨迹间的距离视为轨迹间相似度的表征^[14]。设 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 和 $\mathbf{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 分别为两条曲线的采样点集合,采样点数需一致(即 $m = n$),且两条曲线的采样点需一一对应,即 x_i 对应 y_i (其中 $i = 1, 2, \dots, m$),对应采样点之间的距离为:

$$S_i = S(x_i, y_i) = \|x_i - y_i\| \quad (6)$$

轨迹间的距离表达式为:

$$S_e(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \sum_{i=1}^m S_i \quad (7)$$

轨迹间的距离 $S_e(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 越小,两曲线的轨迹相似度越高,选取与原信号轨迹相似度高的 IMF 分量进行信号重构,从而保证选择出来的分量模态为主导模态。

2 Prony 谐波检测法及结果寻优

Prony 算法是由法国数学家提出的一种高分辨率的综合性算法,在谐波检测中应用广泛。其一般表达式为常系数线性差分方程齐次解的形式,假设信号是由线性差分模型产生的,可将非线性问题自适应的转化为线性问题,并构造线性差分方程,与传统的时频分析方法相比具有计算步骤简单、计算量少的优点。

2.1 Prony 算法基本原理

Prony 算法用 p 个具有任意幅值、相位、频率和衰减因子的指数项函数的线性组合来拟合等间隔采样数据,形成了指数型非线性逼近的算法^[15],其一般表达式为:

$$\hat{x}(n) = \sum_{k=1}^p b_k z_k^n \quad (8)$$

$$b_k = A_k \exp(j\theta_k) \quad (9)$$

$$z_k = \exp[(\alpha_k + j2\pi f_k)\Delta t] \quad (10)$$

式中: $\hat{x}(n)$ 为实测量数据 $x(n)$ ($n = 0, 1, \dots, N-1$, N 为采样点数)的近似拟合, A_k 、 f_k 、 θ_k 、 α_k 分别为振幅、振荡频率、初相位和衰减因子, p 为模型的阶数, Δt 为时间间隔。由欧拉公式可得:

$$\hat{x}(n) = \sum_{k=1}^p A_k e^{(\alpha_k n \Delta t)} \cos(2\pi f_k n \Delta t + \theta_k) \quad (11)$$

为求 A_k 、 f_k 、 θ_k 、 α_k 参数,构造误差函数如式(12)所示,并使其最小:

$$\epsilon = \sum_{n=0}^{N-1} |x(n) - \hat{x}(n)|^2 \quad (12)$$

对这一过程求解实质上是求解非线性方程组。假设信号是线性差分模型产生的,则式(8)是差分方程(13)的齐次解,其特征多项式如式(14)所示。

$$\hat{x}(n) = - \sum_{k=1}^p a_k \hat{x}(n-k), p \leq n \leq N-1 \quad (13)$$

$$\varphi(z) = z^p + a_1 z^{p-1} + a_2 z^{p-2} + \dots + a_{p-1} z + a_p \quad (14)$$

真实测量数据 $x(n)$ 和拟合数据 $\hat{x}(n)$ 的误差为 $e(n)$,再结合式(13)可得信号 $x(n)$ 为:

$$x(n) = - \sum_{k=1}^p a_k x(n-k) + \sum_{k=0}^p a_k e(n-k) \quad (15)$$

将 $x(n)$ 作为误差激励的一个 p 阶自回归模型产生的输出,求解该方程的正则方程即可求得 a_k ,再将其代入特征多项式中,即可求得极值点 z_k ,然后再将 z_k 值代入式(8)、(16)中,可求出 b_k 。

$$\begin{bmatrix} z_1^0 & z_2^0 & \dots & z_p^0 \\ z_1 & z_2 & \dots & z_p \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_1^{N-1} & z_2^{N-1} & \dots & z_p^{N-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{x}(0) \\ \hat{x}(1) \\ \vdots \\ \hat{x}(N-1) \end{bmatrix} \quad (16)$$

参数 A_k 、 f_k 、 θ_k 、 α_k ($k = 1, 2, \dots, p$) 计算公式为:

$$\begin{cases} A_k = |b_k| \\ f_k = \frac{\arctan[\operatorname{Im}(z_k)/\operatorname{Re}(z_k)]}{2\pi\Delta t} \\ \theta_k = \arctan\left[\frac{\operatorname{Im}(b_k)}{\operatorname{Re}(b_k)}\right] \\ \alpha_k = \frac{\ln|z_k|}{\Delta t} \end{cases} \quad (17)$$

Prony 算法具有诸多优点,但是也具有对噪声敏感和模型阶数选取困难等缺陷,文章通过采用改进的 MVMD 去噪算法预处理待分析的多路信号,解决了对噪声敏感的问题。模型阶数 p 的选取尤为重要,过小会导致信号近似拟合不足,过大会导致模型阶数偏高,大大增加了计算量,从而降低算法的性能,有学者对大量实验结果进行研究发现,理想的模型阶数 p 与采样点数 N 关系紧密,一般取值为 $p = 0.35 \sim 0.45 N$,可以在此范围内选择模型阶数值^[16]。

2.2 Prony 分量的初步阈值筛选

在 Prony 实际分析中,为了提高算法的精度,选择模型阶数 p 时会适当偏高,此时分析结果中不可避免的会出现原信号中不存在的、表征噪声的虚假分量^[17],对检测信号的辨别和提取产生影响。针对虚假分量具有的幅值低、衰减迅速的特点,文中采用幅值、频率和衰减因子阈值筛选结合 AFSA 全局寻优的算法,筛选掉虚假分量的同时优化了 Prony 分析结果的准确度。

衰减因子 α 反映的是信号分量的衰减快慢, α 越大衰减越快,据此,选择 α 在采样过程中变化不超过 50% 的信号分量,如式(18)所示。

$$0.5 < e^{\alpha N \Delta t} < 1.5 \quad (18)$$

幅值范围选定在 0~1.2 倍最大幅值区间。采样频率在选取时会依据最高频率进行选取, Prony 分析结果中含有大量频率分量,可设定频率范围为 0 到 $0.2f_c$ (f_c 为采样

频率)。

通过幅值、频率和衰减因子阈值筛选出来的信号分量作为 AFSA 寻优的初始值,通过初始阈值筛选和寻优算法结合,最终可以得到较为准确的信号分量信息。

2.3 AFSA 算法基本原理及其改进

李晓磊通过对鱼类种群智能行为的观察和研究,于 2002 年提出了人工鱼群算法 (artificial fish swarm algorithm, AFSA),其本质是模仿鱼群群体生活的社会行为而构造的随机搜索寻优算法。AFSA 寻优算法具有全局收敛性好、多参数并行寻优、结构精简等优势。Prony 分析结果中有若干分量的幅值、频率、相位,这些参数均需优化,可将人工鱼单位设置多个寻优参数实现并行寻优。

人工鱼群算法构造的底层个体为人工鱼 (artificial fish, AF),每条人工鱼封装了待优化变量以及一系列行为参数,向环境食物浓度(目标函数值)高的区域进行活动,逐渐由次优位置到区域最优位置,最终找到全局最优位置,实现全局快速寻优。鱼群活动行为主要有:觅食行为、聚群行为、追尾行为和随机行为^[18-19]。AFSA 算法主要模块设计如下:

1) AF 的初始化。设定规模大小适中的种群数量 N , 并设定各人工鱼个体初始状态 $\mathbf{X}_i = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ (其中 $i = 1, 2, \dots, N; x_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 为待优化变量), 初始状态的参数在设定范围内随机选取,使其均匀分布在解空间中。人工鱼移动的步长 Step 需根据各寻优变量逐个设定,幅值、频率和相位寻优的移动尺度不同,选择同一个 Step 会导致数值小的幅值参数无法收敛,数值大的频率参数收敛速度慢。

2) 目标函数设定。人工鱼当前所在环境的食物浓度以目标函数值 $Y = f(x)$ 来衡量。目标函数值设为人工鱼当前状态参数还原的向量与目标向量的欧几里得范数的倒数,从而与食物浓度大小变化同趋势。即:

$$Y_i = 1 / \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left[x(n) - \sum_{i=1}^L A_i \sin(2\pi f_i t_n + \theta_i) \right]^2} \quad (19)$$

式中: $x(n)$ 为目标向量, A_i, f_i, θ_i 为当前状态参数下 L 个分量的幅值、频率和相位值。

3) 执行 AF 的行为。对每个 AF 个体状态及目标函数值进行评价,从而选择觅食、群聚、追尾和随机行为。觅食和追尾算法中共性的一点是,选择 \mathbf{X}_j 视野内的新状态 \mathbf{X}_j , 若对应的 Y_j 优于 Y_i , 则按照式(20)方式向新状态 \mathbf{X}_j 移动一步。

$$\mathbf{X}_i^{n+1} = \mathbf{X}_i^n + \frac{\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_i^n}{\|\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_i^n\|} \cdot \text{Step} \cdot \text{Rand}() \quad (20)$$

聚群行为的新状态选择当前视野内所有伙伴的中心位置 \mathbf{X}_c , 若对应的 Y_c 优于 Y_i , 则向新状态 \mathbf{X}_c 移动一步。

3 多路信号联合去噪的 Prony 谐波检测过程

文章中所提出的多路信号联合去噪的 Prony 谐波检测

算法,流程如图 1 所示。

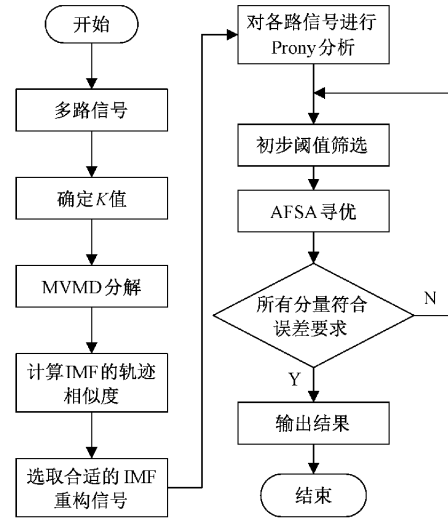


图 1 谐波检测流程

详细过程描述如下:

1) 输入多路信号的所有采样数据,以中心频率法确定 MVMD 的分解模态数 K 值;

2) 进行 MVMD 联合分解,各路信号均被分解为 K 个本征模态分量,计算各路 IMF 分量与原信号的轨迹相似度,选取满足条件的 IMF 重构信号,剩余 IMF 视为噪声信号,予以剔除;

3) 对去噪后的各路信号进行 Prony 分析,得到一系列分量的幅值、频率、相位;

4) 对 Prony 分析的结果进行初步阈值筛选,再采用 AFSA 算法进行全局最优状态寻优,寻优结果若不达标,则再次进行初步阈值筛选和 AFSA 寻优,最多循环两次,最终输出谐波检测结果。

4 仿真实验及结果

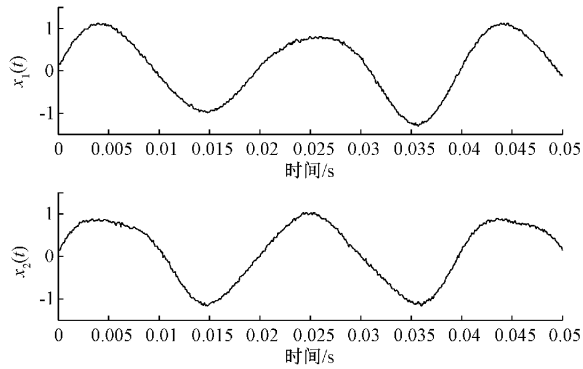
为了验证文中所提出的多路信号联合去噪的谐波检测法的有效性,对双路输入信号进行仿真验证分析:

$$x_1(t) = \sin(2\pi \cdot 50t) + 0.2\sin(2\pi \cdot 75t) + 0.1\sin(2\pi \cdot 100t + \pi/3) + n_1(t) \quad (21)$$

$$x_2(t) = \sin(2\pi \cdot 50t) + 0.1\sin(2\pi \cdot 100t + \pi/3) + 0.1\sin(2\pi \cdot 125t + \pi/6) + n_2(t) \quad (22)$$

式中: $n_1(t)$ 和 $n_2(t)$ 是信噪比为 30 dB 的高斯白噪声,采样信号 f_s 均为 10 kHz,采样点数 N 均为 500。输入信号的波形如图 2 所示。

MVMD 在处理信号之前要预先设定模态分解的个数 K ,模态数的选取影响着分解结果的好坏。若 K 值过大,则会导致过分解,产生混淆分析结果的虚假分量,同时出现中心频率相重叠的情况,干扰了信号的分析。若 K 值过小,则会导致欠分解,分解不够彻底,原信号中的 IMF 分量未被分解彻底,出现模态混叠的现象,采用中心频率法取

图 2 多路信号 $x(t)$

$K=6$, 则各路信号分解的 IMF 数目为 6, 通过试凑法取惩罚因子 $\alpha=3\ 000$, 其他参数取默认值, 对两路染噪信号进行 MVMD 联合分解。分解后的各路 IMF 如图 3 所示。

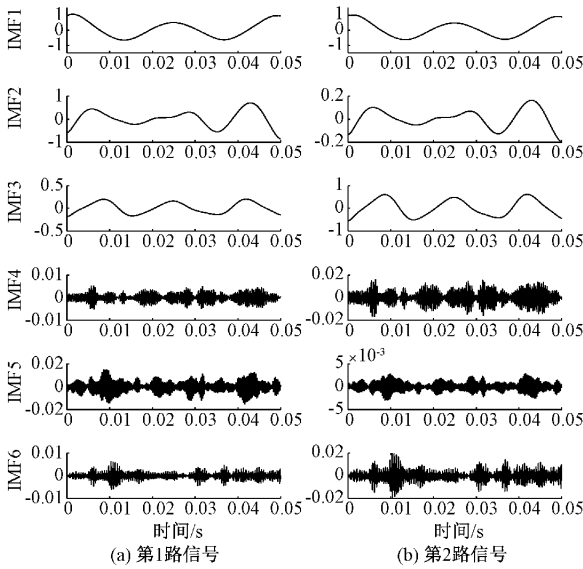


图 3 信号的 MVMD 分解结果

上述计算得到两路信号的 IMF 分量, 且分解在同一维度, 根据轨迹相似度公式计算出各 IMF 分量与其输入信号的轨迹相似度, 如表 1 所示。

表 1 各路 IMF 的轨迹相似度

模态分量	第 1 路信号	第 2 路信号
IMF1	186.7	182.1
IMF2	274.4	227.4
IMF3	276.3	263.9
IMF4	328.2	321.6
IMF5	328.3	321.6
IMF6	328.3	321.5

由表 1 可知, 第 1 路信号前 3 个本征模态分量与染噪信号的欧式距离较小, 轨迹相似度较大, IMF4、IMF5、IMF6 与染噪信号的欧式距离几乎一致且都较大, 轨迹相

似度较小, 因此第 1 路信号选择 IMF1、IMF2 和 IMF3 重构信号。同理, 第 2 路信号选择 IMF1、IMF2 和 IMF3 重构信号。去噪后的两路信号如图 4 所示, 图 2 中由于加入白噪声而产生的毛刺通过去噪算法已消除, 达到了去噪的效果。

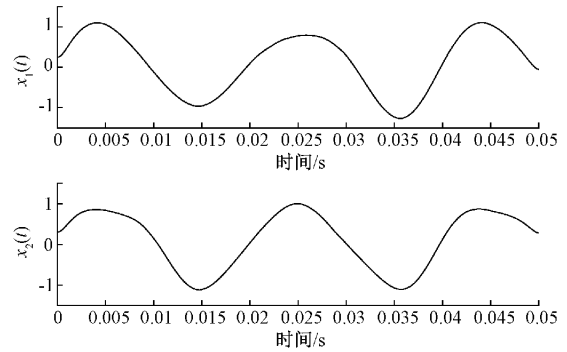


图 4 两路信号去噪后的波形

为了说明改进的 MVMD 去噪算法的有效性, 将其与 VMD 去噪法和传统小波去噪法进行对比, 取第一路信号作为对比目标, 选择输出信噪比 (SNR)、均方根误差 (RMSE) 两个性能参数来量化去噪效果, 比较结果如表 2 所示。

表 2 去噪效果对比

去噪方法	SNR	RMSE
MVMD 去噪	37.3	1.002×10^{-2}
VMD 去噪	33.2	1.601×10^{-2}
小波去噪	32.8	2.003×10^{-2}

观察比较结果, 发现由于 MVMD 以相同的频率尺度自适应的分解相关联的多路信号, 分析过程更趋于稳定, 使得去噪效果优于 VMD 单路去噪算法, 同时优于传统的小波去噪法。

对去噪后的信号进行 Prony 分析, 并且根据 2.2 小节的阈值选取方法进行初步筛选, 提取各频率分量, 分析结果如表 3 所示。

表 3 阈值筛选后的 Prony 分析结果

第 1 路信号			第 2 路信号		
f/Hz	A/V	$\theta/(\circ)$	f/Hz	A/V	$\theta/(\circ)$
49.93	0.985	0.04	50.05	0.994	0.04
74.45	0.212	-0.04	100.12	0.088	59.22
99.46	0.107	58.33	125.25	0.087	28.71
289.41	0.042	180.37	209.45	0.095	132.30
298.55	0.040	26.72	215.64	0.010	180.45
407.08	0.040	116.50	267.67	0.011	-62.52

观察分析结果发现, 对去噪后的信号进行 Prony 谐波分析, 只存在高频虚假分量, 不存在低频虚假分量, 基波、谐

波(100 Hz)和间谐波(75 Hz、125 Hz)均被准确识别出来,且幅值相位也较为接近真实值。高频虚假分量频率高且幅值低,据此后期可以剔除。

采用 AFSA 算法对以上提取的频率分量进行寻优,人工鱼群设定为 50 只人工鱼,各分量的幅值、频率和相位的寻优步长 Step 均定制化设置,幅值步长取 $0.025A_i$ (A_i 为各分量幅值),频率步长设取 0.33 Hz,相位步长设为 1° 。迭代次数均取 600 次,取目标函数的倒数即人工鱼当前状态参数还原的向量与目标向量的欧几里得范数作为算法适应度,AFSA 寻优收敛过程如图 5 所示。

由寻优收敛过程可知,第 1 路信号的算法适应度(优化值)由最初的 0.303 5 优化至 0.115,第 2 路信号的算法适应度由最初的 0.069 优化至 0.062 8,由于第 2 路信号初步筛选后的数据已经非常接近原信号,优化空间相对较小。根据优化的结果可以发现,经过初步筛选和 AFSA 寻优后的结果与原信号误差大大减小,得到了较为精确的谐波分析结果,将采用本文方法得到的最终谐波分析结果与传统的 Prony 谐波检测结果进行对比,如表 4 所示。

传统 Prony 谐波检测结果中 2 000 Hz 以内的谐波分量有 32 条,取前 9 条谐波分量与本文方法检测结果进行数据对比可以发现,传统 Prony 算法分析结果中包含大量虚假分量,200 Hz 以上的高频虚假分量无法自动剔除,必须

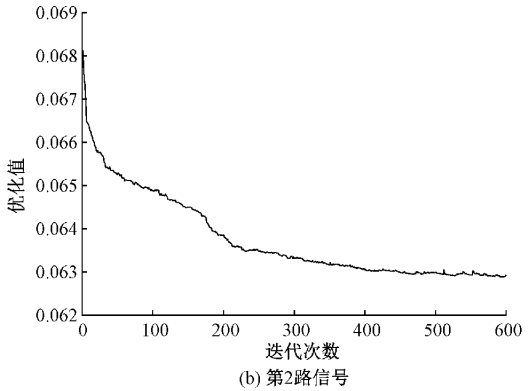
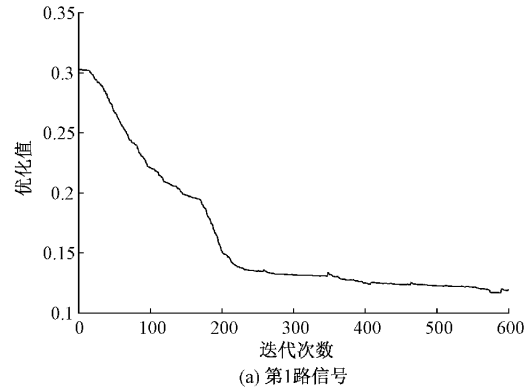


图 5 AFSA 寻优收敛过程

表 4 谐波检测结果对比

通道	设定值/ (Hz/V/(°))	谐波检测分量/(Hz/V/(°))	
		文中方法	传统 Prony 算法
1	50/1/0	50.03/0.988/0.06	50.21/0.965/0.06
	75/0.2/0	75.46/0.211/0.05	75.67/0.215/0.12
	100/0.1/60	100.22/0.110/59.33	101.27/0.109/62.11
	—	—	230.10/0.042/27.82
	—	—	286.13/0.050/166.67
	—	—	310.49/0.048/40.83
	—	—	367.86/0.027/158.55
	—	—	411.79/0.046/125.63
	—	—	452.09/0.014/-87.76
2	50/1/0	49.99/0.997/0.04	50.12/0.995/0.15
	100/0.1/60	99.93/0.088/60.13	99.78/0.085/62.36
	125/0.1/30	125.06/0.103/29.22	128.70/0.113/32.54
	—	—	205.79/0.097/100.84
	—	—	226.73/0.015/159.10
	—	—	258.57/0.019/-73.22
	—	—	313.86/0.009/135.17
	—	—	360.71/0.016/87.00
	—	—	421.07/0.007/176.52

经过人工筛选,而文中方法所得的 3 条分量则是通过程序自动挑选得出,使得挑选真实频率能够自动化进行。

取传统 Prony 谐波检测结果的前 3 条谐波分量与文中谐波检测结果进行误差对比,如表 5 所示,根据误差结果

对比可以看出,文中方法对信号参数的辨识误差总体小于传统 Prony 算法辨识结果,其辨识结果更加准确,逼近原始值,实现了多通道谐波的准确检测。

表 5 相对误差对比

通道	频率相对		幅值相对		相位相对	
	误差/%		误差/%		误差/%	
	文中方法	Prony 算法	文中方法	Prony 算法	文中方法	Prony 算法
1	0.06	0.42	-1.2	-3.5	-	-
	0.61	0.89	5.5	7.5	-	-
	0.22	1.27	10	9	-1.12	3.52
2	-0.02	0.24	-0.3	-0.5	-	-
	-0.07	-0.22	-12	-15	0.22	3.93
	0.048	2.96	3	13	-2.6	8.47

5 结 论

针对传统 Prony 算法易受噪声干扰的问题,提出了一种改进的 MVMD 算法用来预处理待分析的信号,通过中心频率法和轨迹相似度法改进 MVMD 算法以确定算法核心参数,改进的 MVMD 去噪算法可以对多路信号在同一频率尺度下进行联合分解,且保证各路信号分解层数一致,避免引入虚假频率模态,实现多路信号联合去噪,提高去噪效果。鉴于 Prony 算法在较高模型下的分析结果包含部分虚假分量,提出了初步阈值筛选结合人工鱼群全局寻优的方法,剔除了虚假分量并优化了谐波检测结果。仿真结果表明,本文方法相较于传统 Prony 算法,具有更高的抗噪性及算法自适应性。

本文算法虽然对 Prony 算法的计算过程进行了优化,但是其计算速度较慢,特别是全局寻优的过程。下一步的研究方向是改进程序结构,加快算法计算速度,提高算法的实时性。

参考文献

- [1] 龚静. 可调阈值函数和能量阈值优化的电能质量扰动小波去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(5): 137-145.
- [2] 张慧, 孟克其劳, 张占强, 等. 基于 CEEMDAN 和 HHT 的谐波检测方法[J]. 电子测量技术, 2020, 43(6): 83-87.
- [3] 谢丽娟, 路锋, 王旭, 等. 一种用于信号去噪的小波阈值去噪算法[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(4): 32-36.
- [4] 官元九, 周佳禾. 神经网络结合直接数字合成技术的电力系统谐波测量方法[J]. 仪表技术与传感器, 2020, (2): 96-100.
- [5] 戴毅, 常鲜戎, 董正华. 改进 I_p - I_q 法在 D-STATCOM 电流检测的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2014, 26(7): 64-69.

- [6] 蔡星月, 高云鹏, 李云峰, 等. 基于自适应 TLS-ESPRIT 和改进全相位多密集谱谐波检测[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(12): 199-207.
- [7] 郭成, 尹轲, 张艳萍, 等. 一种基于综合 DFT 和 Prony 算法的谐波与间谐波分析方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(17): 1-9.
- [8] 张煜林, 陈红卫. 基于 CEEMD-WPT 和 Prony 算法的谐波间谐波参数辨识[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(12): 115-121.
- [9] 赵庆生, 王宇, 郭贺宏, 等. 扩展 Prony 算法在电力系统非整次谐波检测中的应用研究[J]. 电测与仪表, 2016, 53(7): 57-60, 73.
- [10] 刘美容, 刘津涛, 何怡刚. 基于 EMD 复合多尺度熵的模拟电路故障诊断方法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(4): 51-56.
- [11] 朱宁辉, 白晓民, 董伟杰. 基于 EEMD 的谐波检测方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(7): 92-98, 14.
- [12] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [13] REHMAN N, HANIA A. Multivariate variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signals Processing, 2019, 67(23): 6039-6052.
- [14] 郭岩, 罗珞珈, 汪洋, 等. 一种基于 DTW 改进的轨迹相似度算法[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(9): 66-71.
- [15] 李传江, 费敏锐, 胡裕生, 等. 基于谐波小波和 Prony 算法的转子不平衡信号提取[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(11): 2516-2522.
- [16] 杨玉坤, 杨明玉. Prony 算法在谐波、间谐波参数辨识中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2012, 24(3): 121-126.
- [17] 杜伟静, 赵峰, 高锋阳. 基于 EEMD-RobustICA 和 Prony 算法的谐波和间谐波检测方法[J]. 计算机科学, 2018, 45(11): 564-568.
- [18] 张朝炜, 柳云祥, 朱永利. 基于改进人工鱼群算法的大规模多目标机组组合优化[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(8): 100-108.
- [19] 于振中, 李强, 樊启高. 智能仿生算法在移动机器人路径规划优化中的应用综述[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(11): 3210-3219.

作者简介

宋朝霞, 硕士研究生, 主要研究方向为电能质量分析与信号去噪研究等。

E-mail: m202071625@hust.edu.cn

李开成(通信作者), 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事电磁测量及仪器、电子式互感器、电能质量分析与控制等方面的教学和研究。

E-mail: likaicheng@hust.edu.cn