一种新的谐波时频分解方法——K-S分解

滕召胜, 王永, 李建闽, 姚文轩, 唐求*

湖南大学电气与信息工程学院, 长沙 410082

* E-mail: tangqiu@hnu.edu.cn

收稿日期: 2018-03-25; 接受日期: 2018-09-19; 网络版发表日期: 2019-01-03

国家自然科学基金(批准号: 51377049, 51277058)和国家重点研发计划专项(编号: 2016YFF0203402)资助项目

摘要 为实现较高的时频能量聚集, 实现谐波时频参数准确辨识, 提出一种新的谐波时频分解方法——K-S分解, 依据FFT→Kaiser窗→IFFT思路, 推导K-S分解算法; K-S分解获得的二维复数时频矩阵的列向量表征被测信号某一采样时刻的幅值相位随频率变化的分布, 行向量表征被测信号某一频率的幅值相位随时间变化的分布, 据此获得被测信号的幅值、频谱、时间及相位特征信息, 实现信号的自适应时频分析; 复杂电网信号的谐波时频辨识仿真实验验证了K-S分解的可行性与自适应能力。

关键词 K-S分解, 谐波, 时频分析, Kaiser窗, 复数时频矩阵

1 引言

随着大量的非线性、冲击性负荷投入使用, 电网中的谐波污染越来越严重, 增加了电网的不稳定因素, 给工业生产和社会生活造成了严重影响^[1]。谐波时频特征参数的准确分析是研究电网谐波问题的重要内容, 是谐波潮流计算、谐波电能计量、谐波补偿与抑制、谐波状态估计的最关键依据^[2], 对确保电网安全、经济运行具有重要意义。以谐波电能计量为例, 只有准确获得谐波频谱和各次谐波幅值、相位、起止时刻、持续时间等时频参数, 才能实现各次谐波电能的准确计量。

目前谐波分析的主要方法有快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)^[3,4]、短时傅里叶变换^[5]、小波变换^[6,7]、神经网络^[8]等。FFT只能了解信号的全局特

性, 不能反映信号频率随时间的变化规律, 不具有时频局部性, 无法全面描述电网谐波的局部时变特征。短时傅里叶变换虽然在一定程度上克服了FFT不具有局部分析能力的缺陷, 可获得某一时段的频率信息和某一频率点的信号幅值信息, 但其窗函数固定, 无法自适应调节信号分析的时域、频域分辨率。小波变换是具有多分辨率特性的时频局部化分析方法, 其缺点是不同尺度的小波函数在频域中存在相互干扰。神经网络需要进行网络训练, 且需要大量先验信息, 算法复杂度高, 无法满足谐波实时分析需要。S变换是由小波变换和短时傅里叶变换结合发展起来的一种新型时频分析方法^[9,10], 以FFT→Gaussian窗→IFFT为算法思路建立时频分析变换, 克服了短时傅里叶变换窗口高度和宽度固定的缺陷, 计算复杂度低于小波变换和神经网络, 大大提高了谐波时频分析精度和实用性。但S

引用格式: 滕召胜, 王永, 李建闽, 等. 一种新的谐波时频分解方法——K-S分解. 中国科学: 技术科学, 2019, 49: 234–242

Teng Z S, Wang Y, Li J M, et al. A new method of harmonic time-frequency decomposition: The K-S decomposition (in Chinese). Sci Sin Tech, 2019, 49: 234–242, doi: 10.1360/N092017-00246

变换其Gaussian窗形状调节因子无统一标准, 且自适应调节能力较差, 对复杂畸变谐波信号难以实现较高的时频能量聚集, 不能满足电网谐波时频特征参数的高精度准确分析要求。

为实现较高的时频能量聚集, 实现谐波时频参数准确辨识的问题, 在S变换基础上, 本文建立基于频率自适应调节机制的优化Kaiser窗函数, 提出并构建基于自适应Kaiser窗的K-S分解, 通过K-S分解矩阵获得被测信号的幅值、频谱、时间及相位特征信息, 实现复杂电网谐波信号的时频特征参数辨识。

2 S变换局限性分析

S变换是Stockwell等人^[11]提出的一种可逆的时频分析方法, 信号 $x(t)$ 的连续S变换 $S(\tau, f)$ 定义为

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) w(\tau - t, f) e^{-j2\pi ft} dt, \quad (1)$$

式中, τ 为时移因子; f 为频率; $w(t, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2 f^2}{2}}$ 为Gaussian窗函数。

令 $\tau = mT_s$, $f = k/NT_s$, 则 $x(nT_s)$ 的一维离散S变换为^[12,13]

$$\begin{cases} S\left(mT_s, \frac{k}{NT_s}\right) = \sum_{r=0}^{N-1} X\left[\frac{r+k}{NT_s}\right] G(r, k) e^{j\frac{2\pi mr}{N}}, & k \neq 0, \\ S(mT_s, 0) = \frac{1}{N} \sum_{r=0}^{N-1} x\left(\frac{r}{NT_s}\right), & k = 0, \end{cases} \quad (2)$$

式中, N 为采样点数; k, m, n 取值分别为 $0, 1, 2, \dots, N-1$; T_s 为采样时间间隔; $X(\cdot)$ 为信号 $x(nT_s)$ 的离散傅里叶变换; $G(r, k)$ 为高斯窗的傅里叶频谱, 且

$$\begin{cases} X\left(\frac{k}{NT_s}\right) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(nT_s) e^{-j2\pi kn/N}, \\ G(r, k) = e^{-\frac{2\pi^2 r^2}{k^2}}. \end{cases} \quad (3)$$

S变换利用Gaussian窗函数作为变换核函数, 其局限性在于: (1) Gaussian窗形状调节因子无统一标准, 对复杂谐波信号无法实现较高的时频能量聚集; (2) Gaussian窗主瓣较宽, 对于高频信号频率分辨率较低; (3) 对于高频段的时间高分辨率和低频段的频率高分辨率的分析需求, 其灵活性不够; (4) S变换不满足能

量归一化条件, 随着频率增加, 对时频分布能量产生愈发明显的加权效应, 因此不能很好地描述实际信号在时频平面的分布特征。

3 K-S分解

借鉴S变换思路, 对核函数进行突破, 建立自适应优化Kaiser窗作为变换核函数, 增强窗函数自适应调节能力, 依据FFT→Kaiser窗→IFFT思路, 构建K-S分解, 提高变换的时频能量聚集性。

3.1 自适应优化Kaiser窗

Kaiser窗可定义一组可调的窗函数, 其主瓣能量和旁瓣能量的比例近乎最大, 且可自由选择主瓣宽度和旁瓣高度之间的比重, 其时域离散表达式为^[14]

$$k(n) = \frac{I_0\left[\beta \sqrt{1 - \left(1 - \frac{2n}{N-1}\right)^2}\right]}{I_0(\beta)}, \quad (4)$$

式中, $I_0(\beta)$ 为第一类修正零阶Bessel函数, 其幂级数展开式为

$$I_0(\beta) = 1 + \sum_{m=1}^{\infty} \left[\frac{(\beta/2)^m}{m!} \right]^2, \quad (5)$$

式中, β 为形状参数, 用以调节主瓣宽度和旁瓣电平。

Kaiser窗频域表达式为^[15]

$$K(\omega) = \frac{N}{I_0(\beta)} \frac{\sinh\left(\sqrt{\beta^2 - (N\omega/2)^2}\right)}{\sqrt{\beta^2 - (N\omega/2)^2}}. \quad (6)$$

图1给出了 $\beta=[0, 8, 20, 35]$ 时, 长度为100的Kaiser窗时域和频域示意图。

由图1可见, 当 β 为0时, Kaiser窗退化为矩形窗。Kaiser窗旁瓣渐进衰减速度和主瓣宽度随着 β 的增大而增加, 时域窗口宽度, 旁瓣峰值随 β 的增大而减小。当 β 为0时, Kaiser窗频域主瓣窄, 具有较高的频率分辨率; 当 β 为35时, 其旁瓣峰值电平和衰减速度分别为 -284.9 dB和 19.8 dB/oct, 时域窗口窄, 可实现较高的时域分辨率。

Heisenberg测不准原理表明, 信号时宽和带宽是一对矛盾的物理量^[16,17], 即不可能同时得到最优的时间

图1 (网络版彩图)不同 β 下Kaiser窗时频特性. (a) Kaiser窗时域特性; (b) Kaiser窗幅频特性

分辨率和频率分辨率. 在实际时频分析中, 如何根据被测信号的性质, 权衡时频分辨率的关系、使二者达到平衡、满足两者分析要求至关重要. 对于电网复杂谐波信号, 低频段一般伴有电压骤升、骤降等干扰, 因此采用时域窗口窄、频域窗口宽的高时间分辨率窗函数, 有利于对谐波扰动信号起止、突变时刻的准确定位; 而高频段常伴有闪变、暂态震荡等干扰, 宜采用时域窗口宽、频域窗口窄的高频率分辨率窗函数, 适合对高次谐波信号(频率、幅值、相位)的准确提取.

为此, 定义自适应优化Kaiser窗的形状参数为

$$\beta = \frac{\alpha}{f}, \quad (7)$$

式中, α 为常数; f 为被测信号频率. 由式(1)可知, Kaiser窗的时域和频域宽度随频率变化而变化, 其频域宽度与频率成反比, 时域宽度随频率的增加而变大, 可以实现窗口时频宽度随信号频率的自动调节.

针对采样频率 $f_s=8$ kHz、采样点数 $N=1024$, $\alpha=10000$ 的电网离散采样信号, 分析对比了相同调节机制下Kaiser窗和Gaussian窗的频率特性, 图2为Kaiser窗和Gaussian窗幅频特性的仿真实验结果. 由图2可见:

(1) 通过Kaiser窗调节因子 β 可实现窗函数特性随频率的自适应调节;

(2) 对于电网信号, 在低频段(如 $f<500$ Hz), 信号变化相对缓慢, 与Gaussian窗相比, Kaiser窗旁瓣衰减速率快, 旁瓣电平低, 更有利于消除各次谐波的混叠和频谱泄漏、闪变扰动, 适合对谐波扰动信号起止、突变时刻的准确定位;

(3) 随着频率升高, Kaiser窗和Gaussian窗频域窗口宽度逐渐增加, 频率增加后(如 $f>1000$ Hz), 高次谐波在很小的时域范围内出现幅值、频率的较大变化,

此时, 与Gaussian窗相比, Kaiser窗主瓣较窄, 时域窗口较宽, 频率分辨率较高, 更适合对高次谐波信号(频率、幅值、相位)的准确提取.

以上表明: 对于电网谐波信号分析, 相较于Gaussian窗, Kaiser窗的时频适应性更强, 自适应调节效果更明显, 在各频段的实用性均优于Gaussian窗.

3.2 K-S分解模型

信号 $x(t)$ 的连续K-S分解 $KS(\tau, f)$ 定义为

$$KS(\tau, t) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) k\left(\frac{\alpha(\tau-t)}{f}\right) e^{-i2\pi ft} dt, \quad (8)$$

式中, $k(\cdot)$ 为Kaiser窗函数; τ, t 为时移因子; f 为频率. 式(1)为卷积方程, 利用卷积定理, 将时域卷积运算转化为频域乘积运算, 式(1)可通过快速傅里叶变换(FFT)实现, 且每个点的运算次数与FFT相同.

令长度为 N 的连续采样离散采样信号

$$X = [x_1 \dots x_n \dots x_N]. \quad (9)$$

采样信号 X 的傅里叶频谱表示为

$$Y = [y_1 \dots y_n \dots y_N], \quad (10)$$

式中, y_n 满足

$$y_n = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^N x_i e^{-j\frac{2\pi ni}{N}}. \quad (11)$$

将频谱平移首尾相连构建频谱矩阵 $\mathbf{H}_{M \times N}$:

$$\mathbf{H}_{M \times N} = \begin{bmatrix} y_2 & y_3 & \cdots & y_N & y_1 \\ y_3 & y_4 & \cdots & y_1 & y_2 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ y_M & y_{M+1} & \cdots & y_{M-2} & y_{M-1} \\ y_{M+1} & y_{M+2} & \cdots & y_{M-2} & y_M \end{bmatrix}. \quad (12)$$

图 2 (网络版彩图)Kaiser窗与Gaussian窗的性能比较. (a) Kaiser窗频率自适应调节幅频特性; (b) Gaussian窗频率自适应调节幅频特性; (c) $f=50$ Hz的窗函数幅频特性对比; (d) $f=1500$ Hz的窗函数幅频特性对比

构建不同频率下Kaiser窗函数, 记为Kaiser窗函数矩阵, 矩阵各行对应各频率下Kaiser窗函数:

$$k_{M \times N} = \begin{bmatrix} k(f_1, t_1) & \cdots & k(f_1, t_n) & \cdots & k(f_1, t_N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ k(f_m, t_1) & \cdots & k(f_m, t_n) & \cdots & k(f_m, t_N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ k(f_M, t_1) & \cdots & k(f_M, t_n) & \cdots & k(f_M, t_N) \end{bmatrix}, \quad (13)$$

式中,

$$k(f_m, t_n) = \frac{I_0 \left[\frac{\alpha}{f_m} \sqrt{1 - \left(1 - \frac{2n}{N-1} \right)^2} \right]}{I_0 \left(\frac{\alpha}{f_m} \right)}. \quad (14)$$

令Kaiser窗矩阵 $\mathbf{k}_{(M \times N)}$ 的傅里叶频谱为 $\mathbf{K}_{(M \times N)}$, 其中,

$$K(f_m, \omega_n) = \frac{N}{I_0(\alpha/f_m)} \cdot \frac{\sinh \left(\sqrt{(\alpha/f_m)^2 - (N\omega/2)^2} \right)}{\sqrt{(\alpha/f_m)^2 - (N\omega/2)^2}}. \quad (15)$$

将Kaiser矩阵与信号频谱矩阵对应元素相乘, 得:

$$\mathbf{P}_{(M, N)} = \mathbf{H}_{(M, N)} \circ \mathbf{K}_{(M, N)} \quad (16)$$

对矩阵 $\mathbf{P}_{(M, N)}$ 各行做傅里叶反变换, 得到离散K-S分解

结果矩阵 $\mathbf{KS}_{(M, N)}$:

$$\mathbf{KS}_{M \times N} = \begin{bmatrix} ks(f_1, t_1) & \cdots & ks(f_1, t_n) & \cdots & ks(f_1, t_N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ ks(f_m, t_1) & \cdots & ks(f_m, t_n) & \cdots & ks(f_m, t_N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ ks(f_M, t_1) & \cdots & ks(f_M, t_n) & \cdots & ks(f_M, t_N) \end{bmatrix}, \quad (17)$$

式中,

$$ks(m, n) = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^N P(m, i) e^{j \frac{2\pi i n}{N}}. \quad (18)$$

$\mathbf{KS}_{(M, N)}$ 矩阵的行对应采样时刻, 列对应频率, 矩阵元素为相应频率信号不同时刻的幅值和相角.

由于K-S分解是复数变换, K-S矩阵是复数矩阵, 可表示为

$$\mathbf{KS}_{M \times N} = \mathbf{A}_{M \times N} e^{j\varphi_{M \times N}}, \quad (19)$$

式中, $\mathbf{A}_{M \times N}$ 为K-S矩阵的幅值矩阵, 即K-S模矩阵; $\varphi_{M \times N}$ 为K-S矩阵的相位矩阵. $\mathbf{A}_{M \times N}$ 和 $\varphi_{M \times N}$ 的行向量分别表示信号某一采样时刻的幅值和相位随频率变化的分布, 它们的列向量分别表示信号某一频率处的幅值和相位随时间变化的分布. 因此, 通过K-S分解不仅可以获得某一时刻的频率信息, 还可获得在某一频率上

信号的幅值信息。

3.3 K-S分解算法的时频分析性能

信号瞬时频率不仅表征了信号谱峰在时间-频率域上的位置及其随时间变化的情况, 同时也是信号能量集中性的体现。瞬时频率估计的准确与否是反映算法时频分析性能好坏的一个重要指标。为检验K-S分解算法的瞬时频率估计性能, 采用如下测试信号:

$$s_0(t) = \sin(300\pi t + 50\pi \cos(2\pi t)) + n(t), \quad (20)$$

式中, $0 \leq t \leq 1$ s; 信号的采样周期为 $T_s = 1/512$ 且仅存在于给定时间区间内; $n(t)$ 为加性高斯白噪声, 变化范围为 0~15 dB, 步长为 1 dB。

分别采用短时傅里叶变换(STFT)、S变换(ST)和K-S分解3种时频分析方法对信号 s_0 的瞬时频率进行估计, 同时对比不同算法的瞬时频率估计均方误差来比较各个算法的频率估计性能。瞬时频率估计均方误差具体定义式如下:

$$E \left\{ \frac{1}{N} \sum_0^{N-1} \left| f(n) - f'(n) \right|^2 \right\}, \quad (21)$$

式中, $f(n)$ 为瞬时频率真值; $f'(n)$ 为计算所得瞬时频率估计值。

由于噪声具有统计特性, 不失一般性, 在进行瞬时频率估计时, 每种时频分析方法在每个信噪比值点均测试1000次, 而后求取其均值作为该条件下的瞬时频率估计均方误差值。采用不同时频分析方法的瞬时频率估计均方误差随噪声强度变化曲线具体如图3所示。

参见图3, 在白噪声影响下, 随着信噪比增加, 3种时频分析算法的瞬时频率估计均方误差均呈现减小的趋势。当信噪比小于9 dB时, 虽然3种时频分析算法的

图3 不同时频分析方法瞬时频率估计均方误差

瞬时频率均方误差均存在较大波动, 但采用K-S分解所得瞬时频率估计均方误差明显要小于采用STFT和ST的情况。当信噪比大于9 dB时, K-S分解所得瞬时频率估计均方误差变化趋势已经趋于平坦, 而STFT和ST所得瞬时频率估计均方误差仍存在一定波动。由上述分析可知, 采用K-S分解所得的瞬时频率估计均方误差比STFT, ST都要小, 在3种时频分析算法中的瞬时频率估计性能最优。

3.4 基于K-S分解谐波分析算法流程

K-S分解结果反映了信号的时频特征, 可用图形直观地表示, 便于电网谐波的幅值、相角以及起止、突变时刻的准确分析。

基于离散K-S分解谐波分析流程如图4所示。

具体步骤如下: (1) 计算 $x(n)$ 的 N 点FFT, 得到 $Y(n)$; (2) 对频率点 m , 计算自适应优化Kaiser窗傅里叶变换 $K(f_m, \omega_n)$; (3) 对频率点 m , 平移 $Y(n)$ 到 $Y(n+m)$; (4) 计算 $Y(m+n)K(f_m, \omega_n)$ 及其FFT反变换, 得到频率点 f_m 对应的K-S分解谱 $ks(f_m, t_n)$; (5) 重复步骤(3)和(4), 直到计算出所有频率采样点对应的K-S分解谱, 得到K-S分解矩阵; (6) 由K-S复数矩阵分离K-S幅值矩阵 $\mathbf{A}_{M \times N}$ 和相位矩阵 $\mathbf{\Phi}_{M \times N}$, 分离公式为

$$\mathbf{A}_{M \times N} = \sqrt{\text{Re}(\mathbf{KS}_{M \times N})^2 + \text{Im}(\mathbf{KS}_{M \times N})^2}, \quad (22)$$

$$\mathbf{\Phi}_{M \times N} = \tan^{-1} \left(\frac{\text{Im}(\mathbf{KS}_{M \times N})}{\text{Re}(\mathbf{KS}_{M \times N})} \right). \quad (23)$$

由 $\mathbf{A}_{M \times N}$ 和 $\mathbf{\Phi}_{M \times N}$ 得到基波幅值向量、谐波幅值向量、频率特性向量和谐波相位向量等特征向量, 进而求

图4 基于K-S分解的谐波时频分析算法流程

取谐波信号的幅值、频谱、时间及相位等时频特性参数.

4 电网谐波时频分析仿真实验研究

为检验本文研究方法的准确性, 进行了大量的仿真实验. 仿真时采样频率为10.24 kHz, 采样点数为1024. 在MATLAB中根据文献[18,19]分别给出稳定谐波、时变谐波和谐波闪变混合信号.

稳定谐波信号:

$$s_1(t) = m_0 \sin(2\pi f_0 t) + m_1 \sin(14\pi f_0 t + 0.2\pi) + m_2 \sin(30\pi f_0 t + 0.1\pi), \quad (24)$$

式中, f_0 为50 Hz, $m_0=1$ p.u., $m_1=0.2$ p.u., $m_2=0.1$ p.u.

时变谐波信号:

$$s_2(t) = m_0(t) \sin(2\pi f_0 t) + m_1(t) \sin(14\pi f_0 t + 0.2\pi) + m_2(t) \sin(30\pi f_0 t) + m_3(t) \sin(98\pi f_0 t + \pi), \quad (25)$$

式中, $m_0(t)$, $m_1(t)$, $m_2(t)$ 和 $m_3(t)$ 分别为

$$m_0(t) = \begin{cases} 0.7, & 0.000 \leq t < 0.045 \text{ s}, \\ 1.0, & 0.045 \leq t < 0.070 \text{ s}, \\ 0.8, & 0.070 \leq t < 0.100 \text{ s}, \end{cases} \quad (26)$$

$$m_1(t) = \begin{cases} 0.0, & 0.000 \leq t < 0.005 \text{ s}, \\ 0.8, & 0.005 \leq t < 0.094 \text{ s}, \\ 0.0, & 0.094 \leq t < 0.100 \text{ s}, \end{cases} \quad (27)$$

$$m_2(t) = \begin{cases} 0.0, & 0.000 \leq t < 0.020 \text{ s}, \\ 1.0, & 0.020 \leq t < 0.078 \text{ s}, \\ 0.0, & 0.078 \leq t < 0.100 \text{ s}, \end{cases} \quad (28)$$

$$m_3(t) = \begin{cases} 0, & 0.000 \leq t < 0.044 \text{ s}, \\ 3t, & 0.044 \leq t < 0.100 \text{ s}. \end{cases} \quad (29)$$

谐波闪变混合信号:

$$s_3(t) = \sin(2\pi f_0 t) v_1(t) + m_1(t) \sin(14\pi f_0 t + \pi) + m_2(t) \sin(30\pi f_0 t) + m_3(t) \sin(98\pi f_0 t + 1.2\pi), \quad (30)$$

式中, $m_1(t)$, $m_2(t)$, $m_3(t)$ 定义同上; $v_1(t)$ 为闪变调幅信号,

可表示为^[20]

$$v_1(t) = \left(1 + \sum_{i=1}^r e_i \cos(\omega_i t + \varphi_i) \right). \quad (31)$$

鉴于闪变包络频率为8.8 Hz时的波动电压造成的闪变作用最显著^[21], 本文采用 $r=1$, $\varphi_1=0$, ω_1 为 17.6π 的单频率调制正弦波闪变与谐波混合信号为例进行仿真实验研究.

表1为K-S分解原理算法分别对稳定信号、时变谐波信号、谐波闪变混合复杂信号的辨识结果. 其中稳定谐波信号包含基波和7, 15次谐波, 幅值、频率保持不变. 其时频能量分布图(图中的横坐标为时间, 纵坐标为归一化频率)显示辨识结果近似为3条直线, 能量聚集度高, 基波幅值曲线为常数.

时变谐波信号包含基波和7, 15, 49次谐波. 基波、7和15次谐波幅值在采样阶段发生波动. 49次谐波幅值为一次函数, 其随时间增大, 其时频能量逐渐增强. K-S分解算法能清楚地区分基波、各次谐波信号, 消除了各次谐波间的相互影响, 并能准确定位基波幅值突变和谐波发生的起止时刻, 为信号区间选择提供了依据.

对于谐波、闪变混合的复杂信号, K-S分解原理算法辨识结果表明, 闪变能量主要聚集在基波频率处, 基波处频带加宽, 但不影响各次谐波的时频分析, 通过时频三维分布图和时域幅值曲线可得到基波幅波动包络曲线.

表1所示仿真实验结果表明, K-S分解算法直观、有效地表达了各次谐波的时频特征. 对于区段稳定的谐波信号, 其频率特性曲线可分别准确得到幅值、相位、频率等特征参数. 对于谐波幅值突变信号, 时域特性曲线可分别表明相应时域幅值的变化过程. 显然, K-S分解原理算法具有从复杂畸变信号中准确提取谐波时频特征参数的能力.

相较于Gaussian窗函数, 优化Kaiser窗函数频率自适应调节能力强. 采用表1的时变谐波信号, 其S变换与K-S分解的分析结果对比如图5所示.

由图5可见, 利用K-S分解进行谐波时频参数辨识, 其幅值矩阵时频能量聚集性较高, 谐波轮廓线清晰, 利于各次谐波频率、幅值、相位和起止、突变时刻的求取. 显然, 基于Kaiser窗的K-S分解大大改善了S变换结果曲线模糊、频谱混叠现象的缺点, 在不增加计算量的情况下提高了时频参数辨识的准确性.

表 1 基于K-S分解的谐波时频分析仿真结果

信号类型	稳定谐波信号	时变谐波信号	谐波闪变混合信号
原始信号
时频三维分布
时频能量分布
基波幅值曲线

图 5 (网络版彩图)K-S分解与S变换的谐波分析对比. (a) S变换时频能量分布; (b) K-S分解时频能量分布

设含有两个频率相近高次谐波的信号模型为

$$s_1(t) = m_0 \sin(2\pi f_1 t) + m_1 \sin(2\pi f_{47} t + 0.2\pi) + m_2 \sin(2\pi f_{49} t + 0.1\pi), \quad (32)$$

式中, f_1 为50 Hz; $f_{47}=47f_1$; $f_{49}=49f_1$; $m_0=1$ p.u.; $m_1=0.3$ p.u.; $m_2=0.3$ p.u.; 采样频率为8 kHz; 采样点数为1024. 该信号的K-S分解和S变换的结果对比如图6所示.

从图6可见, 若信号中存在47和49次谐波, 由于

图 6 (网络版彩图)K-S分解与S变换的临近谐波分析对比. (a) S变换时频能量分布图; (b) K-S分解时频能量分布图

Gaussian窗函数频宽超过100 Hz, S变换的时频分析结果会出现伪48次谐波, K-S分解由于能量聚集性很好, 在高频段频率分辨率高, 能够很好地区分出47和49次谐波所在的位置.

5 结语

本文提出了一种基于K-S分解的电网复杂谐波时

频分析方法, 以FFT→Kaiser窗→IFFT为算法思路, 实现了随频率变化的窗函数宽度、高度的自适应调节, 确保了谐波时频分析的能量聚集性和频率自适应调节能力. 由K-S复数矩阵时频三维分布、时频能量分布、幅值时域曲线获得基波和各次谐波信号的幅值、频谱、时间及相位特征信息, 分析过程特征量意义清晰, 实现了对复杂电网谐波时频参数辨识. 仿真实验验证了K-S分解的可行性与自适应分析能力.

参考文献

- 1 庞浩, 李东霞, 俎云霄, 等. 应用FFT进行电力系统谐波分析的改进算法. *中国电机工程学报*, 2003, 23: 50–54
- 2 Teng Z, Gao Y, Yao W, et al. Measurement of power system harmonic based on adaptive Kaiser self-convolution window. *IET Gener Transm Distrib*, 2016, 10: 390–398
- 3 Goh Z P, Radzi M A M, Thien Y V, et al. Hybrid FFT-ADALINE algorithm with fast estimation of harmonics in power system. *IET Signal Process*, 2016, 10: 855–864
- 4 Wen H, Zhang J, Meng Z, et al. Harmonic estimation using symmetrical interpolation FFT based on triangular self-convolution window. *IEEE Trans Ind Inf*, 2015, 11: 16–26
- 5 Ingale R. Harmonic analysis using FFT and STFT. *Int J Signal Image Process*, 2014, 7: 345–362
- 6 汪祥莉, 王斌, 王文波, 等. 混沌干扰中基于同步挤压小波变换的谐波信号提取方法. *物理学报*, 2015, 64: 11–20
- 7 Liu Z, Geng X, Xie Z, et al. The multi-core parallel algorithms of wavelet/wavelet packet transforms and their applications in power system harmonic analysis and data compression. *Int Trans Electr Energ Syst*, 2016, 25: 2800–2818
- 8 Garanayak P, Panda G. Fast and accurate measurement of harmonic parameters employing hybrid adaptive linear neural network and filtered-x least mean square algorithm. *IET Gener Transm Distrib*, 2016, 10: 421–436
- 9 唐求, 滕召胜, 高云鹏, 等. 基于S变换的平方检测法测量电压闪变. *中国电机工程学报*, 2012, 32: 60–67
- 10 Brown R A, Lauzon M L, Frayne R. A general description of linear time-frequency transforms and formulation of a fast, invertible transform that samples the continuous S-transform spectrum nonredundantly. *IEEE Trans Signal Process*, 2010, 58: 281–290
- 11 Stockwell R G, Mansinha L, Lowe R P. Localization of the complex spectrum: The S transform. *IEEE Trans Signal Process*, 1996, 44: 998–1001
- 12 Chilukuri M V, Dash P K. Multiresolution S-transform-based fuzzy recognition system for power quality events. *IEEE Trans Power Deliver*, 2004, 19: 323–330
- 13 Krishnanand K R, Dash P K. A new real-time fast discrete S-transform for cross-differential protection of shunt-compensated power systems. *IEEE Trans Power Deliver*, 2013, 28: 402–410
- 14 Duda K. DFT interpolation algorithm for Kaiser-Bessel and Dolph-Chebyshev windows. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2011, 60: 784–790
- 15 高云鹏, 滕召胜, 卿柏元. 基于Kaiser窗双谱线插值FFT的谐波分析方法. *仪器仪表学报*, 2010, 21: 287–292
- 16 陈长征, 赵新光, 周勃, 等. 风电机组叶片裂纹故障特征提取方法. *中国电机工程学报*, 2013, 33: 112–117
- 17 Korn P. Some uncertainty principles for time-frequency transforms of the Cohen class. *IEEE Trans Signal Process*, 2005, 53: 523–527
- 18 Jain S K, Singh S N. Fast harmonic estimation of stationary and time-varying signals using EA-AWNN. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2013, 62: 335–343
- 19 陈亦文, 邱公伟, 魏勇, 等. 基于小波包分解的时变谐波分析. *仪器仪表学报*, 2005, 26: 457–459
- 20 舒泓, 王毅. 基于数学形态滤波和Hilbert变换的电压闪变测量. *中国电机工程学报*, 2008, 28: 111–114
- 21 Eghtedarpour N, Farjah E, Khayatani A. Effective voltage flicker calculation based on multiresolution S-Transform. *IEEE Trans Power Deliver*, 2012, 27: 521–530

A new method of harmonic time-frequency decomposition: The K-S decomposition

TENG ZhaoSheng, WANG Yong, LI JianMin, YAO WenXuan & TANG Qiu

College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China

S transform and its improved algorithms are limited by the Gaussian window, which cannot realize high time-frequency energy concentration and exact identification of harmonic time-frequency parameters. A significant improvement has done in this paper: K-S decomposition is built based on the idea of FFT + Kaiser window + IFFT. The Each column vector of the two-dimensional time-frequency complex matrix obtained by K-S decomposition represents the frequency of the signal and each row is instantaneous magnitude in each selected frequency in time domain. Thus the parameter of amplitude, spectrum, time and phase can be achieved and adaptive time-frequency analysis is realized. The simulation experiments of the complex power system harmonic verify the feasibility and adaptive ability of K-S decomposition.

K-S decomposition, harmonic, time-frequency analysis, Kaiser window, complex time-frequency matrix

doi: [10.1360/N092017-00246](https://doi.org/10.1360/N092017-00246)