基于希尔伯特-小波变换与神经网络的风电接入配电网电能质量检测与辨识方法研究

周　飘[1,2]，刘桂英[1]，粟时平[1]，欧阳琦[1]

（1. 长沙理工大学电气工程与信息工程学院，湖南 长沙 410114；
2. 国网湖南省电力有限公司新化县供电分公司，湖南 新化 417600）

摘要：提出了一种希尔伯特变换、小波变换与神经网络相结合的风电接入配电网电能质量检测与辨识方法。该方法利用希尔伯特变换对低频电能质量扰动敏感、小波变换对高频电能质量扰动和短时电能质量扰动敏感及消噪能力强、神经网络模式识别能力强等特性，通过合理的小波变换消噪、希尔伯特变换的时间幅值特性和时间频率特性以及离散小波变换的细节系数、尺度系数和模极大值的计算，可以检测出各个电能质量扰动的实时值、幅值、频率和起止时间；通过合适的神经网络，辨识出各个电能质量扰动的具体类型。该方法具有通用性强、检测信息全面、检测准确度高和辨识准确性高等优点，仿真结果验证了其有效性和可行性。

关键词：电能质量；希尔伯特变换；小波变换；神经网络；风电；配电网

Research on detection and identification method of power quality for distribution network connected with wind generator based on of hilbert-wavelet transform and neural network

ZHOU Piao[1,2], LIU Guiying[1], SU Shiping[1], OUYANG Qi

（1. School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China; 2.State Grid Hunan Electric Power Co., Ltd., Xinhua County Power Supply Branch, Xin hua 417600, China）

Abstract: A new method of power quality detection and identification of the distribution network connected with wind generators based on Hilbert transform, wavelet transform and neural network is proposed. The Hilbert transform whose characteristics is sensitive to low-frequency power quality disturbances and wavelet transform which is sensitive to high-frequency power quality disturbances and short-term power quality disturbances and having strong noise elimination ability and neural network which has strong pattern recognition ability are used in the proposed method. The the reasonable wavelet transform is used to do noise elimination and Hilbert transform is used to product time amplitude characteristics and time frequency characteristics and the calculation of discrete wavelet transform is used to product detail coefficients, scale coefficients and modulus maxima. The real-time value, amplitude, frequency and start stop time of each power quality disturbances can be detected through the proposed method. Through the appropriate neural network, the specific types of power quality disturbances can be identified. The proposed method has the advantages of strong universality, comprehensive detection information, high detection accuracy, high identification accuracy and so on. The simulation results verify the effectiveness and feasibility of the proposed method.

Key words: power quality; Hilbert transform; wavelet transform; neural network;wind generator;distribution network

0 引言

随着绿色能源的大力发展，配电网接入的风力发电机组（Wind Generator，WG）不断增多，配电网络的结构也变得复杂化[1]。风电接入配电网（Distribution Network Connected with Wind Generator，DNCWG）产生突出的电能质量扰动主要有无功不平衡、三相不平衡、谐波污染、电压波动、短时电压变动（电压暂降、电压暂升和电压短时中断）和电磁暂态（振荡、冲击）等。由于风力发电机的随机性、间歇性、波动性、快变性以及DNCWG自身结构的复杂化，使得配电网的电能质量的特征复杂化，也使DNCWG的电能质量问题更为突出[2]。

大量的研究成果揭示了单一的电能质量检测与辨识方法具有一定的局限性，不能很好地满足DNCWG的电能质量检测和辨识需求，例如，单一的短时傅里叶变换[3-4]（Short-Time Fourier Transform，STFT）窗长参数选择困难、自适应性较差，频谱泄露和栅栏效应现象频繁出现；单一的小波变换[5-8]相对于STFT，其自适应性得到了较大的发展，但小波基函数选择困难，并且在分解层数较大时会造成一定的信号失真；单一的希尔伯特变换[9-11]（Hilbert Transform，HT）依赖于经验模态分解，跳过了基函数的择取，适用于非平稳性、非线性信号的处理，但HT在处理低频振荡信号时会产生端点效应及模态混叠的现象，并且单一的HT方法不适用高频信号的检测，单一的S转换[12]也强调低频信号，而牺牲高频信号。如果将HT或S转换应用在DNCWG电能质量问题的研究中，难以准确分析振荡与脉冲的情形，导致算法失效或检测失败。利用多种信号检测方法相结合是DNCWG电能质量检测与辨识的一种可行的有效方法。鉴于此，本文深入研究希尔伯特变换、小波变换与神经网络相结合的DNCWG电能质量检测与辨识方法，该方法的基本思想是：首先利用希尔伯特小波变换对非平稳信号中的畸变分量敏感的特性，对DNCWG中的电磁暂态及电压变动信号进行检测；其次将其他信号直接调用HT处理，使HT避开了无用检测，加快了检测流程，节省了计算资源与时间；然后利用神经网络快速、精准完成电能质量扰动类型的辨识，可以充分利用小波变换[13-15]的抗噪能力强、对畸变信息十分敏感的特性，以及发挥高频信号检测的优势、HT的低频信号检测优势、神经网络智能性的优势和模式识别的优势，实现电能质量扰动精准、快速检测和辨识。

1 希尔伯特-小波变换的基本原理

1.1 希尔伯特变换的基本原理

设某实数域随机信号为$x(t)$，其HT表达式为

$$y(t)=H[x(t)]=\frac{1}{\pi}\int_{-\infty}^{+\infty}\frac{x(\tau)}{t-\tau}\mathrm{d}\tau \tag{1}$$

式（1）的逆变换为

$$x(t)=H^{-1}[y(t)]=-\frac{1}{\pi}\int_{-\infty}^{+\infty}\frac{y(\tau)}{t-\tau}\mathrm{d}\tau \tag{2}$$

将式（1）和式（2）写成卷积的形式为

$$\begin{cases}y(t)=\dfrac{1}{\pi t}*x(t)\\ x(t)=-\dfrac{1}{\pi t}*y(t)\end{cases} \tag{3}$$

利用$x(t)$和$y(t)$构造一个复数域函数$z(t)$为

$$z(t)=x(t)+\mathrm{j}y(t)=x(t)+\mathrm{j}H\left[x(t)\right] \tag{4}$$

记$z(t)=A[x(t)]$，则有

$$A[x(t)]=x(t)+\mathrm{j}H[x(t)]=a(t)\mathrm{e}^{\mathrm{j}\theta(t)} \tag{5}$$

其中

$$a(t)=\sqrt{x^2(t)+y^2(t)}=\sqrt{x^2(t)+H^2[x(t)]} \tag{6}$$

$$\theta(t)=\arctan\frac{y(t)}{x(t)}=\arctan\frac{H[x(t)]}{x(t)} \tag{7}$$

式中，$a(t)$、$\theta(t)$分别为随机信号函数$x(t)$经HT后的瞬时幅值大小、瞬时相位大小。

而频率可通过相位角度求导得到，即其瞬时频率为

$$\omega(t)=\frac{\mathrm{d}\theta(t)}{\mathrm{d}t}=\frac{H'[x(t)]x(t)-H[x(t)]x'(t)}{x^2(t)+H^2\left[x(t)\right]} \tag{8}$$

借助式（3）～式（8）即可完成对信号$x(t)$的HT瞬时幅值、瞬时相位和瞬时频率的计算。

1.2 小波变换的基本原理

（1）连续小波变换

某信号$f(t)$的连续小波变换（Continuous Wavelet Transform，CWT）为

$$W_f(a,b)=\left\langle f,\psi_{a,b}\right\rangle=|a|^{-\frac{1}{2}}\int_R f(t)\overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)}\mathrm{d}t \quad (9)$$

式（9）的逆变换为

$$f(t)=\frac{1}{C_\psi}\int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty}\frac{1}{a^2}W_f(a,b)\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)\mathrm{d}a\,\mathrm{d}b \quad (10)$$

式中，$\psi(t)$为小波函数，$\psi(t)\in L^2(R)$，经傅里叶变换后的函数为$\hat{\psi}(\varpi)$，$\hat{\psi}(\varpi)$满足条件

$$C_\psi=\int_R\frac{|\hat{\psi}(\varpi)|}{|\omega|}\mathrm{d}\omega<\infty \quad (11)$$

设

$$\psi_{a,b}(t)=\frac{1}{\sqrt{|a|}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)\quad a,b\in R;a\neq 0 \quad (12)$$

式中，$\psi_{a,b}(t)$为一个小波序列；a、b分别为伸缩、平移因子。

（2）离散小波变换

离散小波变换（Discrete Wavelet Transform，DWT）主要对式（12）中的a与b进行如下离散化处理

$$a=a_0^j,b=ka_0^jb_0\quad j,k\in Z \quad (13)$$

式（12）经过离散化处理之后，可表示为

$$\psi_{a,b}(t)=\frac{1}{\sqrt{|a|}}\psi\left(\frac{t-ka_0^jb_0}{a_0}\right)=a_0^{-\frac{j}{2}}\psi\left(a_0^jt-kb_0\right) \quad (14)$$

DWT可表示为

$$W_f(j,k)=a_0^{-\frac{j}{2}}\int_R a_0^{-\frac{j}{2}}f(t)\overline{\psi\left(a_0^{-j}t-kb_0\right)}\mathrm{d}t \quad (15)$$

DWT的逆变换为

$$f(t)=W_f\sum\sum W_f(j,k)\psi_{j,k} \quad (16)$$

为了使计算尽可能简单，取a_0=2，b_0=1，此时b=$2^{-j}k$，a=2^{-j}，记离散尺度函数为

$$\varphi_{j,k}(x)=2^{-\frac{j}{2}}\varphi\left(2^{-j}x-k\right) \quad (17)$$

离散小波函数为

$$\psi_{j,k}(x)=2^{-\frac{j}{2}}\psi\left(2^{-j}x-k\right) \quad (18)$$

同时令信号离散化，记f=P_0f，则信号在第j级下的DWT分解计算式为

$$P_{j-1}f=P_jf+Q_jf=\sum_k c_k^j\varphi_{jk}+\sum_k d_k^j\psi_{jk} \quad (19)$$

式中，$c_k^j=\sum_{n=0}^{p-1}h(n)c_{2k+n}^{j-1}$，$d_k^j=\sum_{n=0}^{p-1}l(n)c_{2k+n}^{j-1}\left(j=1,2,\cdots,L,\right.$ $\left.k=0,1,\cdots,N/2^j-1\right)$；$h(n)$为高通系数；$l(n)$为低通系数；$N$为信号总长度。

（3）DWT的Mallat快速计算

在DWT中，应尽可能地提高计算速度，避免冗余信息的产生，Mallat提出了一种快速DWT算法，被称为Mallat算法。图1给出了某信号$x(n)$的Mallat算法分解示意图。

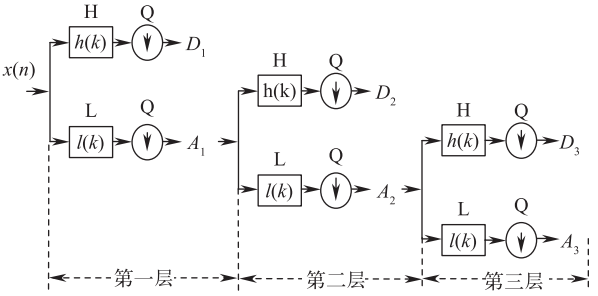

图 1 Mallat 算法三层分解示意图

Fig. 1 Schematic diagram of three-layer decomposition of Mallat algorithm

图1中，L、H分别对应构建的正交的低通、高通滤波器；Q为降2倍频采样滤波器。当信号$x(n)$输入到L、H中进行变换之后，再由Q进行采样，在第j层得到近似系数为

$$a_{j+1}(n)=\sum_k l(k-2n)a_j(k) \quad (20)$$

细节系数为

$$d_{j+1}(n)=\sum_k h(k-2n)a_j(k) \quad (21)$$

由L、H可求出小波基函数的尺度系数为

$$\varphi(n)=\sqrt{2}\sum_k l(k)\varphi(2n-k) \quad (22)$$

小波系数为

$$\psi(n)=\sqrt{2}\sum_k h(k)\varphi(2n-k) \quad (23)$$

1.3 希尔伯特-小波变换的实现形式

将HT结合WT的方法（HT-WT）主要是利用HT的分离非平稳性随机信号中频率分量的能力和利用DWT构建滤波器的能力，这里需要对

HT的数学表达形式进行改造，利用指数单位移动量$e^{j\omega_1 t}$乘以所处理的信号函数$x(t)$进行频率移动，其中ω_1是频谱中频率移动的距离，实部表示频率移动后的信号$s_{\omega_1}(t)$，表达式为

$$s_{\omega_1}(t)=\mathrm{Re}\left((x(t)+\mathrm{j}H[x(t)])\mathrm{e}^{\mathrm{j}\omega_1 t}\right) \tag{24}$$

当使用$e^{j\omega_1 t}$将涵盖正频率和负频率在内的单位为ω_1的$x(t)$频谱进行移动时，会在时域上产生一个新的冗余频率分量为

$$R\left[\cos(\omega_0 t)\mathrm{e}^{\mathrm{j}\omega_1 t}\right](\omega)=\int_{-\infty}^{+\infty}\left(\frac{\mathrm{e}^{\mathrm{j}(\omega_0+\omega_1)t}+\mathrm{e}^{\mathrm{j}(\omega_0-\omega_1)t}}{2}\right)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega t}\,\mathrm{d}t \tag{25}$$

式（24）可写成

$$s_{\omega_1}(t)=\mathrm{Re}\left[(\cos\omega_0 t+\mathrm{j}\sin\omega_0 t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_1 t}\right]=\cos\left((\omega_0+\omega_1)t\right) \tag{26}$$

同时将DWT的细节系数和尺度系数分别构成以下滤波器

$$\begin{cases} d_{j+1}[n]=\sum\limits_{m=-\infty}^{+\infty}a_j[n]g[2n-m] \\ a_{j+1}[n]=\sum\limits_{m=-\infty}^{+\infty}a_j[n]h[2n-m] \end{cases} \tag{27}$$

式中，$g[n]$、$h[n]$分别表示小波滤波器系数和定值滤波器系数。

希尔伯特-小波变换的结合，为DNCWG电能质量扰动的检测提供理论依据。

2 基于神经网络的电能质量扰动辨识原理

通过神经网络和希尔伯特-小波变换相结合辨识来实现DNCWG电能质量扰动检测与辨识。神经网络采用径向基函数（Radial Basis Function，RBF）神经网络。RBF神经网络是一种三层式前向型网络，其网络结构示意图如图2所示。RBF网络训练样本的步骤一般为：输入层将采集到的样本映射到隐含层，通过径向基函数进行数据处理，然后将处理后的样本信息进行线性加权并求和输出网络，权值可调。由此可以看出，样本从输入层传输到隐含层是非线性关系，而从隐含层到输出层是线性关系，这种特殊的映射关系使得RBF神经网络能够快速达到收敛状态，并实现唯一最佳逼近效果，表现出了较好的实时性。

取网络输入向量为$\boldsymbol{x}$,$\boldsymbol{x}=[x_1, x_2,\cdots,x_i,\cdots,x_n]$，径向基函数为高斯基函数，则隐含层第$j$个单元的输出为

$$h_j=\exp\left(-\frac{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{c}_j\|^2}{2\boldsymbol{b}_j^{\,2}}\right),j=1,...,m \tag{28}$$

式中，$\boldsymbol{c}_j$为第j个隐含层神经元的中心向量，$\boldsymbol{c}_j=[c_{j1}, c_{j2},\cdots,c_{ji},\cdots,c_{jn}]$；$\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{c}_j\|$为欧氏距离；$\boldsymbol{b}$为高斯基函数的宽度向量，$\boldsymbol{b}=[b_1, b_2,\cdots,b_m]$，$m$为隐含层的节点数量。

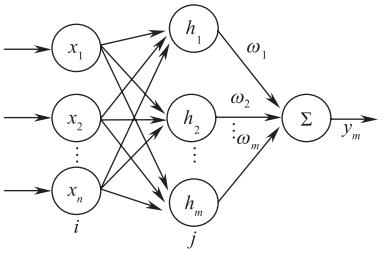

图 2 RBF 神经网络结构示意图

Fig. 2 Structure diagram of RBF neural network

RBF神经网络的输出为

$$y_m(k)=\sum_{j=1}^{m}\omega_j h_j(t),j=1,2,...,m \tag{29}$$

式中，$\boldsymbol{\omega}$为输出层权值向量，$\boldsymbol{\omega}=[\omega_1,\omega_2,\cdots,\omega_m]$。

网络逼近的性能指标为

$$J(k)=\frac{1}{2}(y(k)-y_m(k))^2 \tag{30}$$

按照梯度下降法对ω、b、c迭代寻优得

$$\begin{cases} \Delta\omega_j(k)=-\eta\left(\dfrac{\partial J(k)}{\partial\omega_j}\right)=\eta(y(k)-y_m(k))h_j \\ \Delta b_j(k)=-\eta\left(\dfrac{\partial J(k)}{\partial b_j}\right)=\eta(y(k)-y_m(k))\omega_j h_j\dfrac{\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{c}_j\|^2}{b_j^{\,3}} \\ \Delta c_{ji}(k)=-\eta\left(\dfrac{\partial J(k)}{\partial c_{ji}}\right)=\eta(y(k)-y_m(k))\omega_j h_j\left(\dfrac{x-c_j}{\boldsymbol{b}_j^{\,2}}\right) \end{cases} \tag{31}$$

通过式（32）更新权值ω，b、c同理可得

$$\omega_j(k)=\omega_j(k-1)+\Delta\omega_j(k)+\alpha(\omega_j(k-1)-\omega_j(k-2)) \tag{32}$$

式中，η为学习速率，$\eta\in(0,1)$；α为动量系数，$\alpha\in(0,1)$。

3 DNCWG电能质量扰动检测与辨识实现过程

基于希尔伯特-小波变换和神经网络的DNCWG电能质量扰动检测与辨识实现过程如下：

1）对DNCWG含噪随机扰动的电压和电流信号进行采样。

2）利用小波变换对电压变动信号进行消噪。

3）对消噪信号进行HT，得到每个信号的时间幅值特性曲线和时间频率特性曲线。

4）对时间幅值特性曲线和时间频率特性曲线进行分析，检测出谐波的幅值、频率及谐波发生的起止时刻。

5）利用DWT的Mallat快速算法计算得到各消噪信号的细节系数、尺度系数和模极大值。

6）对消噪信号的DWT的细节系数、尺度系数进行分析，检测出电磁暂态、短时电压变动和高频谐波的实时值。

7）对消噪信号的DWT的模极大值进行分析，检测出电磁暂态、短时电压变动和快速变换谐波发生的起止时刻。

8）消噪信号的DWT的细节系数、尺度系数、模极大值、HT的每个信号的时间幅值特性曲线和时间频率特性曲线输入到神经网络。

9）神经网络通过给定的规则辨识出电能质量扰动的类型。

10）输出并分析结果。

结合希尔伯特变换、小波变换和神经网络的DNCWG电能质量扰动检测与辨识流程图如图3所示。

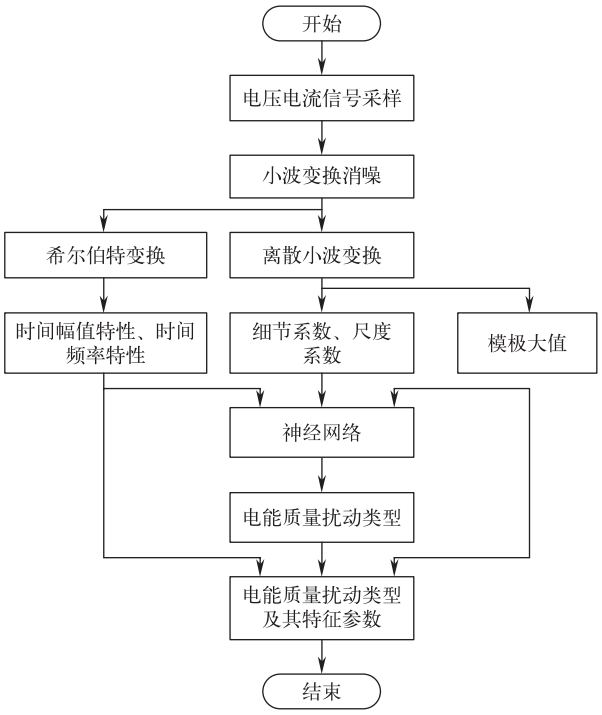

图3 算法流程图

Fig. 3 Flowchart of algorithm

4 仿真分析

4.1 DNCWG电源的扰动信号产生

利用计算机仿真软件搭建了DNCWG的仿真模型，简化图如图4所示。图4中，E_1、E_2表示给网内系统提供电能的的外部供电电源；区域1、区域2表示电力用户；E_1和E_2为系统电源，系统电源含有基波电压为有效值220 V、频率为50 Hz的正弦波；WG和E_1、E_2中的电压均加入大小为15 dB的高斯白噪声；WG中的电压加入有效值为80 V的3次谐波，谐波发生时间均在0.15～0.35 ms之间；电压暂态扰动起始时刻均为0.35 ms，其中短时电压幅值变动终止时刻均为0.55 ms，电压暂降135 V（有效值），暂降时电压变化比约为38.64%，电压暂升120 V（有效值），暂升时电压变化比约为150.55%，电压暂降、电压暂升时频率均保持50 Hz工频不变。

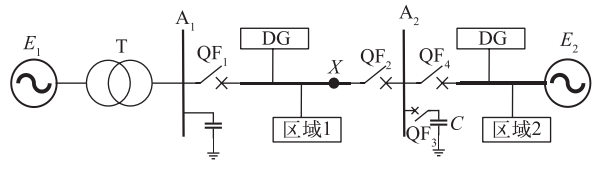

图4 DNCWG 简化模型

Fig. 4 DNCWG simplified model

4.2 DNCWG的运行方式及其扰动信号产生

仿真过程中，DNCWG的运行方式及其扰动信号产生方式如下：

1）在区域1处模拟DNCWG发生短路故障，产生电压幅值变动信号（电压暂升、暂降、中断）。

2）在区域2处增加一个可控电流源，模拟雷击现象，产生暂态脉冲信号。

3）闭合QF_3，接地电容器组C通过母线A_2接入DNCWG，产生暂态振荡信号。

4）改变电力用户和WG的运行状态，产生噪声信号；调控接入的非线性负载，产生谐波电压。

4.3 仿真结果及分析

信号检测与辨识在采取dB6小波对含噪信号进行5级软阈值消噪和小波变换。所有信号的时间长度都设定在0.8 ms内。图5为DNCWG中QF_1、QF_2和QF_4投入后，在WG投入、WG退出、区域2短路、区域2雷击和QF_3合闸后的A_1处电压的原始信号波形，根据原始数学模型的设定，依次发生的电能质量扰动是谐波、电压暂降、电压暂升、电压中断、暂态振荡及暂态脉冲。

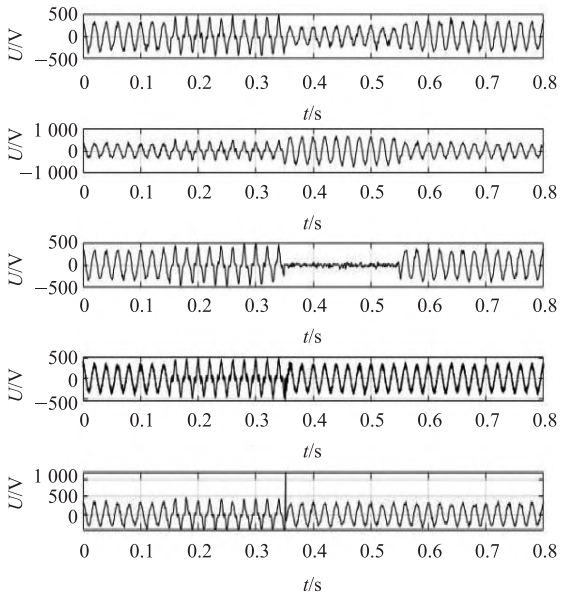

图 5　原始信号波形

Fig. 5 Waveforms of original signal

对图5中的电压信号1～信号3进行小波消噪和小波变换后的波形如图6所示。

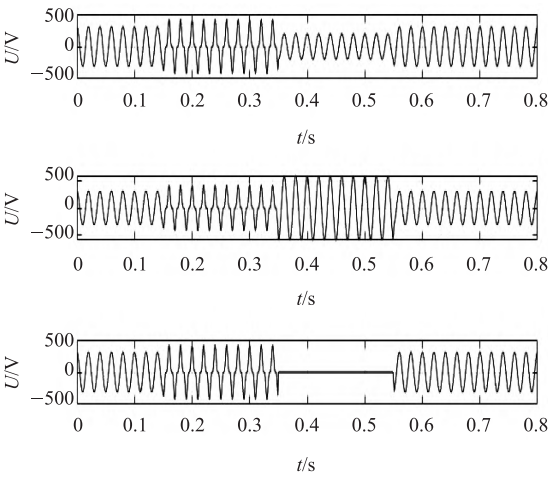

图 6　消噪后波形

Fig. 6 Waveforms of denoising

图7～图10为信号1、信号2的HT的幅值特征和频率特征曲线。由图7～图10可以看出，信号1在0.15～0.35 s出现了3倍频的谐波扰动，其谐波幅值约为114 V，有效值约为80.62 V；在0.35～0.55 s出现了电压暂降，其暂降后幅值约为190 V，有效值约为134.37 V，与预设参数相符；信号2在0.15～0.35 s出现了相同3倍频的谐波扰动，其谐波幅值与信号1检测到的基本一致，在0.35～0.55 s出现了电压暂升，其暂升后幅值约为491 V，有效值约为346.54 V，与预设参数相符。

神经网络可根据信号1、信号2的希尔伯特的幅值特征和频率特征以及信号1、信号2的小波变换的实时值、畸变时刻等信息，进一步确定各个扰动的谐波、电压暂降、电压暂升、暂态振荡信号和暂态脉冲等类型，从而进一步实现信号1、信号2所含电能质量扰动的辨识。

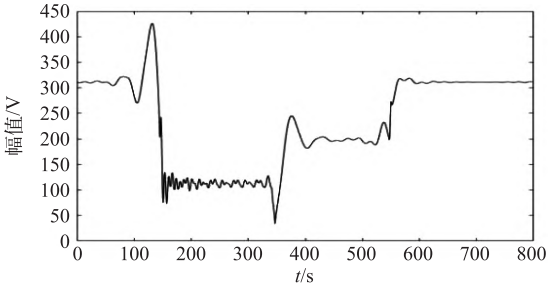

图 7　信号 1 的幅值特征曲线

Fig. 7 Amplitude characteristic curve of signal 1

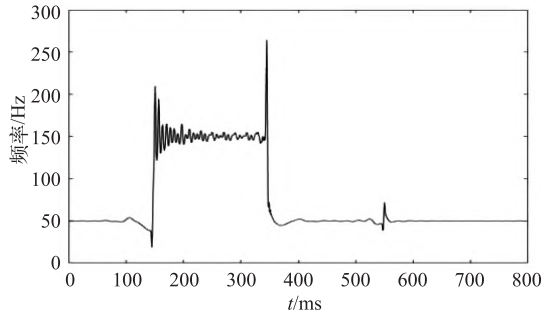

图 8　信号 1 的频率特征曲线

Fig. 8 Frequency characteristic curve of signal 1

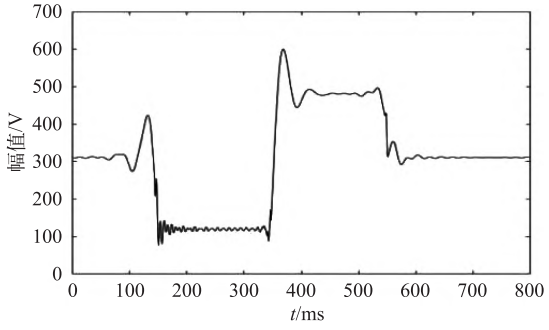

图 9　信号 2 的幅值特征曲线

Fig. 9 Amplitude characteristic curve of signal 2

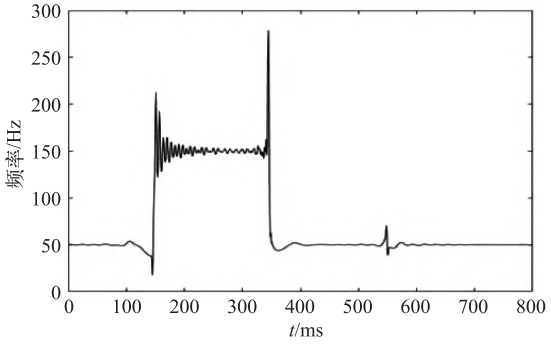

图 10　信号 2 的频率特征曲线

Fig. 10 Frequency characteristic curve of signal 2

5　结束语

本文提出了一种结合希尔伯特-小波变换和神经网络的DNCWG电能质量扰动的检测与辨识新方法，通过理论和仿真分析得出以下结论。

1）小波变换具有抗噪能力强的特点和对非平稳信号中的畸变分量敏感的特性，能够有效地消除噪声干扰，有效地检测谐波、短时电压变动和电磁暂态发生的实时值、起止时刻。

2）HT得到特性明显的幅值特征曲线和频率特征曲线，能够有效地分辨低频和高频扰动。

3）神经网络具有智能模式识别特征，可以更精准判别各种扰动类型，实现电能质量扰动高准确率识别。

4）希尔伯特-小波变换与神经网络相结合，可以充分发挥希尔伯特、小波变换与神经网络的优势，抑制了劣势，实现了电能质量扰动类型的精准、快速检测和辨识。

参考文献

[1] 张爱祥，宋士瞻，王传勇，等．计及电能质量治理设备和不同主体利益的DNCWG规划[J]．电力电容器与无功补偿，2019，40(2)：113-118，153．

[2] 曲广龙，杨洪耕，李兰芳．DNCWG电能质量实时监测系统设计与实现[J]．电力系统自动化，2015，39(10)：117-123．

[3] 陈正颖，王黎明，怡勇．基于短时傅里叶变换的直流电晕无线电干扰激发电流计算[J]．高电压技术，2019，45(6)：1866-1872．

[4] 黄建明，李晓明．结合短时傅里叶变换和谱峭度的电力系统谐波检测方法[J]．电力系统保护与控制，2017，45(7)：43-50．

[5] 喻敏，王斌，王文波，等．基于同步挤压小波变换的电力系统时变谐波检测[J]．电工技术学报，2017，32(S1)：50-57．

[6] 田卫华，庞新富，孟祥斌，等．基于离散小波变换和小波神经网络的电能质量扰动检测与分类方法[J]．电气应用，2016，35(23)：51-56．

[7] 曹玲芝，李振杰．基于*dq*变换与小波多分辨率分析的电力系统暂态复合扰动信号检测方法[J]．电力系统保护与控制，2016，44(21)：138-143．

[8] 钱国超，赵仲勇，邹德旭，等．基于连续小波变换的变压器绕组变形故障类型检测[J]．高电压技术，2017，43(6)：2016-2023．

[9] 邢小平，和敬涵，张大海，等．基于Hilbert变换的新型基波负序电流检测方法[J]．电气应用，2017，36(13)：61-65．

[10] 唐西胜，孙玉树，齐智平．基于HT的风电功率波

动及其对电力系统低频振荡的影响分析[J]．电网技术，2015，39(8)：2115-2121．

[11] 晓华，谢志文，詹清华．基于S变换的电能质量扰动异常数据识别[J]．电气应用，2014，33(11)：78-79，84．

[12] 高静，李鹏，徐绍军，等．基于小波变换和HT的光伏并网谐振检测方法[J]．电力科学与技术学报，2017，32(4)：31-37．

[13] ANTONI J．The spectral kurtosis：a useful tool for characterizing non-stationary signals[J]．Mechanical Systems and Signal Processing，2006(20)：282-308．

[14] 管敏渊，楼平，金国亮，等．基于希尔伯特-黄变换的GIS超声波检测异常信号诊断[J]．高压电器，2019，55(6)：23-30．

[15] 陶维青，鲍晓菲，余南华，等．电能质量扰动信号的小波折中阈值消噪[J]．电气应用，2013，32(13)：48-52．

作者简介

周飘（1998—），女，硕士研究生，从事电能质量检测、无功补偿等研究。

刘桂英（1964—），女，硕士，副教授，硕士研究生导师，从事电力系统运行与控制、电能质量等研究。

粟时平（1963—），男，博士，教授，硕士研究生导师，从事电力系统运行与控制、电能质量、新能源发电并网等研究。

欧阳琦（1995—），男，硕士研究生，从事电能质量、电力系统继电保护等研究。

（收稿日期：2022-11-17）