

# 电能质量扰动检测与识别方法研究综述

汪飞, 全晓庆, 任林涛

(上海市电站自动化技术重点实验室(上海大学机电工程与自动化学院), 上海市 宝山区 200444)

## Review of Power Quality Disturbance Detection and Identification Methods

WANG Fei, QUAN Xiaoqing, REN Lintao

(Shanghai Key Lab of Power Station Automation Technology (School of Mechatronics Engineering and Automation, Shanghai University), Baoshan District, Shanghai 200444, China)

**ABSTRACT:** In recent years, the power-electronization of power system is ever-increasing, leading to more and more frequently power quality disturbances, where the caused power quality problems can further pose a serious threat to the safety, economy and efficient operation of electricity users. Therefore, the detection and identification of power quality disturbances is of great significance. It can identify the grid disturbances timely and provide effective information for preventing power quality problems. Considering there are various existing methods different from each other, either on algorithms and application features, this paper intends to start with the addressing of disturbance characteristics of typical power quality problems, and to give an overview on the existing methods of disturbance detection, feature selection, and problem identification. The remained issues were analyzed, and further research directions were suggested.

**KEY WORDS:** power quality; disturbance detection; feature extraction; feature selection; problem identification

**摘要:** 近年来, 电力系统电力电子化日益严峻, 电能质量扰动问题也日益突出, 而其引发的供电质量问题进一步对电力用户的安全、经济和高效运行带来严重威胁。因此, 电能质量扰动的检测和识别研究具有重要意义, 它可以及时发现供电中存在的扰动隐患, 并能够为预防电能质量引发的问题提供有效信息。鉴于该领域的现存研究众多, 方法及应用特点各异, 该文从常见电能质量问题的扰动特征阐述出发, 重点围绕扰动检测、特征选择和问题识别进行现有方法的总结和归纳, 分析该技术领域现存问题, 给出未来研究方向的建议。

**关键词:** 电能质量; 扰动检测; 特征提取; 特征选择; 问题识别

基金项目: 国家自然科学基金项目(51977126)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (51977126).

## 0 引言

随着交流电网的诞生和发展<sup>[1]</sup>, “电能质量”这一问题逐渐被人类熟知, 且被持续关注。国际电气与电子工程师协会(Institute of Electrical and Electronics Engineers, IEEE)标准化协调委员会给出了电能质量(power quality, PQ)术语及定义: 合格的电能质量是指给敏感设备提供的电力和设置的接地系统均是适合该设备正常工作的<sup>[2]</sup>。

电能质量与交流电网的发展密切相关。由于工业炼钢电弧炉、电气化铁路、电力电子设备等大功率、非线性、不平衡负载的大量使用, 对电网造成了一定程度的污染, 引起谐波、间谐波、三相不平衡、电压波动和闪变、电压跌落和短时中断等一系列电能质量问题<sup>[1-2]</sup>。21 世纪初至今, 电网逐渐转向大电网和以清洁能源为主的微电网相结合的智能电网, 电源结构发生变化; 可控半导体用电设备等非线性负荷和对电能质量敏感的精密电子设备数量依然保持上升趋势, 分布式发电系统如微电网中的电能质量<sup>[3]</sup>、间歇式电源并网对电能质量产生的影响<sup>[4]</sup>、大电网与微网结合的供电可靠性<sup>[5]</sup>等新问题相继出现并持续得到科研界的广泛关注。

电能质量的好坏则直接影响各行各业的安全、经济、高效运作。比如, 电压波动和闪变会使照明设备闪烁, 刺激人们的大脑和眼睛且会引起疲劳不适, 长期会导致视力出现问题; 三相不平衡中负序分量的存在会引起电路中保护装置的误动作, 严重时会对电网的安全运行构成威胁; 当电压在超过 12 周期的时间段内低于 60%, 计算机将无法正常工作, 并且存在数据丢失的风险; 谐波和间谐波不仅

能引起电网的谐振，增加网络损耗，还会对通信线路产生干扰，影响信号传输的质量。据美国电力科学研究院估计，美国每年因电能质量问题造成的损失约高达 260 亿美元<sup>[6]</sup>。

关于电能质量研究内容主要分为电能质量扰动检测与识别<sup>[7]</sup>、电能质量监测与分析诊断系统<sup>[8]</sup>、电能质量治理<sup>[9]</sup>、电能质量综合评估<sup>[10]</sup>、电力扰动数据关联性分析与数据挖掘<sup>[11]</sup>等。其中，电能质量扰动检测与识别是电能质量研究工作的前提和基础。其技术框架如图 1 所示，检测即通过信号处理等数学方法得到包含电能质量扰动信号特征的信息，是扰动信号特征提取的准备过程；特征选择是从检测所得结果中计算原始特征集并利用优化技术提取选择出有效的特征子集；识别则是将人工智能技术应用到有效特征子集中，是对电信号中的扰动事件自动识别的过程。电能质量扰动检测与识别不仅可以为电能质量治理提供扰动事件的类型和特征，还可以为电能质量分析与故障定位提供有价值可参考的信息，同时也可以为电力扰动数据关联性分析及数据挖掘等提供判断依据。

近年，受新能源渗透、电动汽车充电桩、轨道交通电气化及电力系统电力电子化等影响，电网正面临着更高的电能质量风险<sup>[12]</sup>；另一方面，人工智能技术的应用崛起和微型处理器计算能力的飞速发展，使得电能质量扰动在线检测识别技术朝着数字化、信息化、智能化方向不断迈进<sup>[13]</sup>。因此，新的应用形势下所引发的电能质量问题可以得到更加深入、细致、全面的研究与应对。目前，国内外关于电能质量扰动检测与识别的研究主要有两类，一类对电能质量扰动仅进行检测，这类研究主要用于电能质量扰动捕捉，可有效地发现扰动过程并对其特征进行快速分析；另一类则是检测与识别相结合，该类研究不仅要正确检测出扰动过程及特征，还需将扰动过程具体确定到扰动事件类型上，对电能质量治理、扰动事件责任追究起到决策辅助作用。这些研究持续开展但方法及其应用特点各异，缺少全面总结相关研究的综述工作。



图 1 电能质量扰动检测与识别技术框架

Fig. 1 Framework of PQ detection and identification

本文结合近年的研究文献，从原理、类型、特点及适用范围、实际工程应用等方面对现有方法做较为全面的介绍和对比分析，最后针对现有研究方法的特点，给出未来研究方向的建议。

## 1 电能质量扰动分类与特征

由于电能质量扰动的多变性和随机性，目前还未形成一个统一的电能质量标准定义。IEEE 结合电力系统中的电磁兼容现象，依据频率、时间、幅值定义了典型的 7 大类电能质量问题<sup>[14]</sup>，为便于后续讨论，本节参考 IEEE 标准并结合以往的电能质量相关研究，给出常见的稳态和暂态类电能质量扰动，重点对其特征指标进行阐述。其中常见暂态电能质量扰动波形如图 2 示例，分述如 1.1 节。

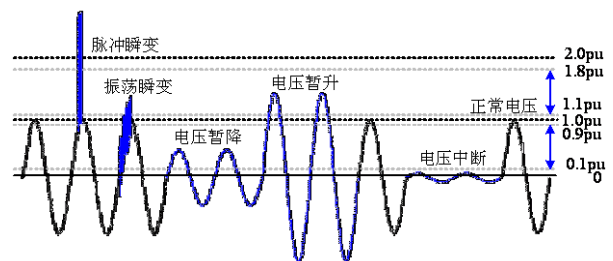


图 2 常见暂态电能质量扰动波形示意图

Fig. 2 Diagram of common transient PQ disturbances

### 1.1 暂态电能质量扰动

#### 1.1.1 脉冲瞬变

脉冲瞬变指电压或电流或两者，在稳态情况下突然以非电源频率发生单极性的变化<sup>[14]</sup>。通常以上升或下降时间为描述特征，因此又可将脉冲瞬变细分为纳秒、微秒和毫秒 3 个级别。纳秒级脉冲瞬变持续时间一般小于 50ns，微秒级脉冲瞬变持续时间一般为 50ns~1ms，毫秒级脉冲瞬变持续时间一般大于 1ms。引起脉冲瞬变最主要的原因是闪电。

#### 1.1.2 振荡瞬变

振荡瞬变指电压或电流或两者，在稳态情况下突然以非电源频率发生双极性的变化<sup>[14]</sup>。其中频率低于 5kHz，持续时间为 0.3~50ms，电压幅值为 0~4pu 范围的一般称为低频振荡瞬变；频率处于 5~500kHz，持续时间约 20μs，电压幅值 0~8pu 范围的一般称为中频振荡瞬变；频率处于 0.5~5MHz，持续时间约为 5μs，电压幅值为 0~4pu 范围的一般称为高频振荡瞬变。通常以持续时间、振荡频率和电压幅值为描述特征。引起振荡瞬变的主要原因是接地故障或负荷/开关切换瞬态等。

### 1.1.3 电压暂降

电压暂降指电压幅值在 0.1~0.9pu 范围, 持续时间为 0.5T~1min 的电能质量扰动现象, 其中 T 为基频周期。通常以剩余电压或暂降深度和持续时间为描述特征。IEEE 标准定义的暂降深度是剩余电压占额定参考电压的百分比<sup>[14]</sup>。而国际电工委员会(International Electrotechnical Commission, IEC)关于暂降深度的定义则为: 额定参考电压与剩余电压的差值占额定参考电压的百分比<sup>[15]</sup>。二者关于同一概念有不同的解释, 但本质上都是对暂降的幅度进行描述。电压暂降通常与系统短路故障有关, 但也会因启动或投切重载引起。

### 1.1.4 电压暂升

电压暂升指电压幅值在 1.1~1.8pu 范围, 持续时间为 0.5T~1min 的电能质量扰动现象。通常以电压幅值和持续时间为描述特征。电压暂升通常与系统短路故障恢复有关, 但也会与停止或切除重载、电容器组的投切等有关。

### 1.1.5 电压中断

电压中断指电压幅值低于 0.1pu, 持续时间为 0.5T~1min 的电能质量扰动现象。通常以电压幅值和持续时间为描述特征。IEEE 中将电压中断按持续时间的不同分为暂时(0.5T~3s)和短时(3s~1min)中断。电压中断通常是由电力系统故障、设备故障等造成。

## 1.2 稳态电能质量扰动

### 1.2.1 三相不平衡

三相不平衡指三相电压或电流的幅值不相等或相位差不是 120°。一般以不平衡度描述其特征, 定义为三相系统的负序对称分量幅值占正序对称分量幅值的百分比<sup>[14]</sup>。实际系统中, 电压不平衡度因电网供电质量要求一般不超过 3%, 但电流不平衡度则因各种原因导致的三相用电负荷不均衡而出现不同幅度的三相不平衡。

### 1.2.2 谐波

谐波是一个周期电气量的正弦波分量, 其频率为基波频率的整数倍。当谐波分量与基波分量结合时, 就会产生波形畸变。一般用总谐波失真率(total harmonic distortion, THD)来表示信号中谐波的特征。为了更真实表达谐波电流的实际特征, IEEE 定义了“总需求失真(total demand distortion, TDD)”特征量, 为谐波电流占最大负载电流的比值。谐波电流主要由电力电子设备使用时向电网注入, 继而在电网传输线阻抗上产生了谐波压降, 进一步导致

电压畸变。

### 1.2.3 电压波动

电压波动是指电压波形包络的一系列随机电压波动, 幅值在 0.95~1.05pu 范围内变化。用电压幅值和波动频度来表述其特征。定义电压变动值中相邻两个极值的变化称为一次电压波动, 把单位时间内电压波动的次数称为电压波动频度。轧钢机、绞车的频繁启动和焊机的间歇通电等, 会引起规律性的周期电压波动; 电弧炉等波动性负荷则会引起供电点出现连续、随机、无规律的电压波动<sup>[14]</sup>。

## 2 电能质量扰动检测方法

扰动检测是利用一系列信号处理等数学方法对扰动信号做出分析, 以便于后续的扰动特征提取和电能质量扰动识别工作的展开。电能质量的检测方法有很多, 本节就目前常用的几种方法从基本原理、方法特点和应用现状方面进行归纳与分析。

### 2.1 基于短时傅里叶变换的分析方法

该方法是在傅里叶变换的基础上增加了一个沿时间轴滑动的短时窗函数, 将非平稳信号看作是一系列短时平稳信号在时间上的延伸, 可分析电能质量扰动信号的局部特征, 在一定程度上克服了傅里叶变换(Fourier transform, FT)只能分析平稳信号整体情况的缺点<sup>[16-17]</sup>。短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)是典型的线性时频域局部分析方法, 既可得到扰动信号某时刻信号中所包含的频谱信息, 也可以得到某一特定频率的时域幅值信息, 与 FT 相比利于单一的暂升、暂降等暂态幅值类扰动的检测。短时傅里叶变换的连续和离散形式一般表示如下:

1) 连续短时傅里叶变换。

给定一个时间宽度很短并沿时间轴滑动的窗函数  $g(u)$ , 那么信号  $x(u)$  的连续短时傅里叶变换可表示为

$$S_F(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(u)g^*(u-t)e^{-2j\pi fu} du \quad (1)$$

从式(1)可以看出,  $S_F(t, f)$  是关于时间和频率的二元函数, 对于某一时间  $t_0$ ,  $S_F(t_0, f)$  可看作是该时刻对应的频谱, 即“局部频谱”; 对于某一频率  $f_0$ ,  $S_F(t, f_0)$  为该特定频率的时域幅值。

2) 离散短时傅里叶变换。

为方便实际应用, 常需要对连续变换进行离散处理。对于采样频率  $f_s$ , 采样时间间隔  $\Delta t=1/f_s$ , 以

该频率在时频面等间隔点 $[m\Delta t, n/(N\Delta t)]$ 处采样,  $N$ 为信号的总采样点数,  $m, n=0,1,2,\dots,N-1$ 。 $x(k)$ 为信号  $x(t)$ 的离散形式, 则短时傅里叶变换的离散形式可表示如下:

$$S_F(t, f) \Big|_{t=m\Delta t, f=\frac{n}{N\Delta t}} = S_F(m, n) = \sum_{k=0}^{N-1} x(k\Delta t) g^*(k\Delta t - m\Delta t) e^{-j2\pi n k / N} \quad (2)$$

离散短时傅里叶变换所得的结果是时频二维联合复数矩阵, 其中行向量是对应采样时刻的频谱, 列向量是对应各采样频率频谱的时间分布。对其求模可得频谱幅值矩阵  $A(m, n)$ , 如式(3)所示。

$$A(m, n) = |S_F(m, n)| \quad (3)$$

该方法用于电能质量扰动检测时, 通常从离散短时傅里叶变换所得的二维频谱幅值矩阵  $A(m, n)$ 中直接或利用数学方法间接提取特征序列, 如基频幅值序列、频谱峰值序列、幅值标准差序列等, 并以特征曲线的形式直观呈现出来, 方便扰动特征量的表征和提取。文献[16]利用 STFT 提取出频谱峰值、基频幅值、高频幅值等 4 个特征序列, 自定义 6 个特征量并建立分类决策树, 成功实现多种单一与复合扰动的高精度识别。文献[17]引入谱峭度的概念, 将基于 STFT 的工频处的谱峭度作为区分低频暂态扰动和其它扰动的特征依据, 利用 Binary-SVM 多标签分类原理对 34 种单一和混合电能质量扰动进行识别分类, 除了中断和暂降因时域特征相似识别准确率略低于其它扰动外, 整体分类精度高。

但是, 该类方法由于窗函数的形状和大小固定, 即无论是对于信号的平稳时段还是突变时段的时间分辨率和频率分辨率都是一定的, 不具备自适应能力, 相对而言, 更适合平稳信号的分析。

## 2.2 基于小波变换的分析方法

小波变换(wavelet transform, WT)在 STFT 局部分析的基础上, 引入尺度和平移因子, 使窗函数随尺度而自适应改变, 具有良好的时频局部分析能力和多分辨率分析特点, 适合分析突变信号的暂态特征, 在电能质量暂态扰动识别和检测<sup>[18]</sup>、电能质量扰动数据压缩与信号重构<sup>[19]</sup>、信号降噪<sup>[20]</sup>等研究领域得到广泛的应用。

信号  $x(t)$ 的小波变换过程可表示如下:

$$W_f(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{a,b}^*(t) dt = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (4)$$

式中:  $\psi_{a,b}(t)$ 为小波函数;  $a$ 为尺度因子, 决定小波函数的频域中心和带宽;  $b$ 为平移因子, 与  $a$ 一起决定小波函数的时域中心。改变  $a$ 和  $b$ , 从而改变窗函数的大小, 以此分析信号的低频和高频部分。该类分析方法将扰动信号分解到不同的尺度空间, 不同频段的信号特征由各层分解所得系数表征, 对系数进行能量计算和数理统计分析可得到不同扰动之间的区别。

小波变换的小波基是可变不唯一的, 可根据实际需求选择或构造合适的小波基函数。选择合适的小波基函数是小波分析的关键, 不同的小波基函数对同一信号进行小波分析所得的结果可能不同, Daubechies 系列小波因良好的紧支撑性、正交性和灵活性被认为是目前最适合 PQ 扰动分析的小波基函数<sup>[21]</sup>。此外, 小波分析受 Heisenberg 测不准原理制约, 无法同时具备高时间分辨率和高频率分辨率, 且对噪声等高频暂态信号很敏感<sup>[22]</sup>, 因此为提高检测精度, 在分析电能质量扰动信号时应做好消噪预处理。

### 1) Mallat 算法。

Mallat 算法是实现 WT 的常用快速算法, 其在小波分析中的作用与快速傅里叶变换在经典傅里叶分析中的地位类似。该算法利用正交的尺度函数和小波函数将信号在不同尺度空间下进行层次分解, 其过程相当于利用同一组高通滤波器和低通滤波器对低频段信号逐层分解, 得到信号的低频系数和各尺度下的高频系数, 从而实现对信号的多分辨率分析。

Mallat 算法分解过程可表示如下:

$$C_{j+1}(n) = \sum_{k=0}^{K-1} C_j(2n-k) h_0(k) \quad (5)$$

$$D_{j+1}(n) = \sum_{k=0}^{K-1} C_j(2n-k) h_1(k) \quad (6)$$

式中:  $h_0(k)$ 、 $h_1(k)$ 分别为低通、高通滤波器;  $K$ 为滤波器的长度。由式(5)、(6)可以看出, 信号分别由尺度空间和各个小波空间上的投影共同表示, 其中  $C_j$ 是小波变换的低频系数, 代表信号的整体轮廓, 包含基波和一些低频信号, 保留了整个信号的波形特征, 通过对该近似信号运用能量算子算法易检测出幅值类信息;  $D_j$ 是小波变换的高频系数, 代表信号的细节, 包含了高频信号和信号奇异点, 反映了信号的局部特征, 往往通过小波变换高频系数的模

极大值对暂态电能质量扰动的起止时刻进行精准定位。图3为Mallat算法的分解过程的示意图。

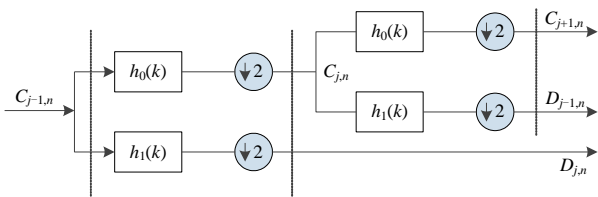


图3 Mallat算法分解示意图

Fig. 3 Diagram of Mallat algorithm decomposition

Mallat算法对电压暂降、暂升等低频暂态扰动的检测效果不佳，且传统方法存在一定的计算量，难以满足实时性检测的需求<sup>[23]</sup>。为此，文献[18]采用可调 $Q$ 小波变换(tunable  $Q$ -factor wavelet transform, TQWT)，引入调节因子 $Q$ 和冗余度 $r$ 设计用于提取基频分量的滤波器，准确地从畸变扰动信号中提取基频分量，该方法灵活性较强、所设计的滤波器分解精度高、计算量小、实时性好，可用于单一与混合电能质量扰动的在线检测。文献[24]将复小波提升算法应用于暂态电能质量扰动的检测中，该方法不依赖频域内的FT而是通过分割、预测和更新3个基本环节完成与Mallat算法相同的效果，算法简单更易实现，且对于典型的暂态电能质量扰动，复小波提升算法较Mallat算法的计算量更小，运行时间更短，实时性更好且检测精度高。

近年来，经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT)<sup>[22]</sup>方法也应用于电能质量检测领域，该方法根据信号的FFT频谱自适应划分频带，并对各频带构造一系列经验尺度和经验小波滤波器，从而分离出各个频带上的扰动成分，克服了WT频带固定的缺陷。对于一些复杂的电能质量扰动信号，EWT存在频带划分错误的现象，从而影响扰动分量的分离精度，文献[25]将动态测度算法用于FFT频谱以确定信号的特征频点，弥补了传统EWT基于localmax方法获取特征频点时的缺陷，进一步提高了电能质量扰动信号尤其是复杂扰动的分离精度，并将分离出的各分量进行希尔伯特变换(Hilbert transform, HT)，从而检测扰动信号参数。

## 2) 小波包变换。

小波包变换(wavelet packet transform, WPT)是在WT的基础上进一步发展而来，针对WT在信号高频段分辨率较差的缺点，对小波变换所得的高频部分同样利用一组高通和低通滤波器进行信号分解，整个过程形如完全二叉树结构。三层小波包分

解如图4所示。

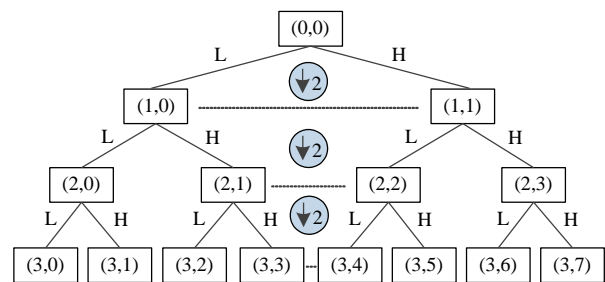


图4 三层小波包分解示意图

Fig. 4 Diagram of three-layer wavelet packet decomposition

信号 $a_j$ 的小波包分解过程如式(7)、(8)所示。

$$a_{2j}(n) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^{K-1} a_j(2n-k)h_1(k) \quad (7)$$

$$a_{2j+1}(n) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^{K-1} a_j(2n-k)h_0(k) \quad (8)$$

式中 $h_0(k)$ 、 $h_1(k)$ 分别为低通、高通滤波器； $K$ 为滤波器的长度。

与WT相比，WPT将信号的频段均分，对信号的分析更精细全面。文献[26]对不同类型的电能质量扰动进行 $j$ 层小波包分解，将最终分解层系数组成矩阵 $\mathbf{A}$ ，对 $\mathbf{A}$ 进行奇异值分解并构建 $2^j$ 维由奇异值组成的向量 $\mathbf{T}_d$ ，以相同的方法计算正常信号的小波包系数奇异值向量 $\mathbf{T}_p$ ，将 $\mathbf{T}_d/\mathbf{T}_p$ 作为7种单一电能质量扰动的特征向量，进行不同扰动类型的识别。该方法将待检测扰动信号与正常信号的小波包分解系数奇异值作比值，不仅放大了各类电能质量扰动的本征区别，也有效地消除了噪声的干扰，抗噪性强，检测精度高。

文献[27]提出一种基于WPT的新方法，首先基于不同小波基函数与不同分解层数时的小波包变换系数能量来选择最佳小波基函数与最佳分解层数，然后对选用最佳参数进行WPT所得的小波包系数进行不同节点、不同尺度间的相关性分析，该方法对于电能质量扰动定位的研究，尺度间相关系数比尺度内相关系数具有更高的检测定位精度。因此，WPT较WT的时频分辨率和检测精度有所提高，但计算量也随之增大，算法运行时间变长，实时性降低。

整体而言，基于WT系列的改进方法的分辨率具备自适应性，适合分析非线性、非平稳、暂态电能质量扰动；但其对高频噪声敏感，且结果易受小波基和分解层数的影响，算法过程较复杂，底层实

时性应用不强。

### 2.3 基于 S 变换的分析方法

S 变换(Stockwell transform, ST)在 STFT 和 WT 的基础上引入高斯窗函数, 是一种新的时频分析方法。传统 ST 可由小波变换推导而来, 具体推导过程可参考文献[28]。信号  $x(t)$  的 S 变换过程可表示如下:

$$S_T(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)g(\tau-t, f)e^{-i2\pi ft} dt = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{f^2(\tau-t)^2}{2}} e^{-i2\pi ft} dt \quad (9)$$

式中  $g(\tau-t, f)$  为高斯窗函数, 且参数  $\tau$  控制其在时域中的位置。该类方法对信号的检测变换结果类似于 STFT。它继承小波基函数伸缩和平移的特点, 引入的高斯窗函数的宽度和高度随频率改变, 克服了 STFT 不具备频率自适应的局限性; 同时其时频分辨率的自适应依赖于频率而非尺度, 比 WT 具有更好的时频分辨率, 检测精度更高。但 ST 依然受 Heisenberg 测不准原理制约, 对脉冲瞬变或振荡瞬变等高频扰动检测效果欠佳, 且难以满足混合电能质量扰动的检测与识别。由于自适应时频分辨率并不对应扰动的最佳分辨率, ST 对扰动信号时频分析仍具有一定的检测误差<sup>[28]</sup>, 尤其是当存在两种频率相近的扰动时易出现频率重叠情况, 因此一系列基于 ST 的改进方法被提出。

广义 S 变换(generalized S-transform, GST)与改进 S 变换(modified S-transform, MST)的出现引入了窗宽因子使时频分辨率可调节, 对电能质量扰动的时频分析更具有灵活性和针对性。文献[28]基于 GST 引入高斯窗幅度拉伸因子和频率尺度拉伸因子, 对单一和混合扰动信号进行时频分析, 结果表明利用该方法所提取的扰动特征精度更高。针对传统 S 变换检测结果在扰动起止时刻变化缓慢而不利于扰动精准定位的缺点, 文献[29]中采用双高斯窗函数代替传统的高斯窗函数, 并自适应选择双高斯窗函数参数来调节窗宽, 提高了检测结果的精度。由于窗宽因子的确定需先对信号进行频谱分析, GST 算法复杂度较传统 ST 有所增加。

ST 和 GST 对所有频率点进行采样, 时间复杂度和空间复杂度高, 计算冗余量大<sup>[29]</sup>, 不适宜在底层硬件平台上实现。因此, 部分研究者提出快速 S 变换(fast S-transform, FST)并应用到电能质量扰动检测与识别领域。快速 S 变换引入由广义 S 域经傅

里叶变换得到的  $\alpha$  域, 巧妙地将 ST 转化为快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)与频域窗函数乘积后再进行快速傅里叶反变换(inverse fast Fourier transform, IFFT)的过程, 降低了计算的复杂度, 同时保留了扰动信号的主要时频特征。出于篇幅的限制, 离散 FST 的实现步骤可参考文献[28]。文献[30]在 FST 基础上提出了改进多分辨率快速 S 变换方法(multi-resolution fast S-transform, MFST), 通过对现有常见暂态和稳态类扰动的频谱特征分析, 选取基频和部分高频频谱与频域窗函数乘积后再进行 IFFT, 其中基频和高频窗函数的窗宽因子分别是 0.1 和 5, 不仅降低了传统 ST 方法的计算量, 对信号分析和特征表现也更具针对性, 实验证明该方法对低信噪比环境下的单一和混合电能质量扰动也有很好的检测效果。文献[31]利用包络极值算法确定信号的主特征频率点, 对信号的各个主特征频率点构造与之对应的高斯窗函数进行 FST 分析。该方法的实时性和准确性已在 ADC+DSP+ARM 架构的底层硬件上得到验证, 其中 ADC 模块负责高精度同步采样, DSP 用于检测方法的执行, ARM 负责系统管理。与文献[30]中的 MFST 方法相比, 该方法在高频段分析得更详细, 更适合高频振荡和谐波类扰动的检测。

整体而言, 基于 ST 的一系列改进方法具有较高的时间分辨率和频率分辨率, 适合分析非线性、非平稳、暂态电能质量扰动, 且 FST 的计算量小, 对于实际信号所含扰动频率成分可自适应分析, 适合底层硬件的实时检测和分析。

### 2.4 基于希尔伯特黄变换的分析方法

希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)是近年来新兴的一种适用于非平稳、非线性信号的时频分析方法, 主要由经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)和 Hilbert 变换两部分组成<sup>[32-33]</sup>。EMD 从扰动信号局部极大值和极小值组成的上包络和下包络线中提取出多个固有模态函数(intrinsic mode function, IMF), 并对提取出的多个 IMF 分别进行 Hilbert 变换, 构造解析函数并计算得到扰动信号的瞬时幅值、瞬时相位或频率等信息。信号  $x(t)$  的复解析函数  $z(t)$  可表示如下:

$$z(t) = x(t) + j\hat{x}(t) = a(t)e^{j\theta(t)} \quad (10)$$

式中  $\hat{x}(t)$  为  $x(t)$  的 Hilbert 变换,  $a(t)$  为瞬时幅值,  $\theta(t)$  为瞬时相位。具体求解过程可参考文献[34]中的详

细步骤,在此不再赘述。基于 HHT 的电能质量分析方法不仅所得检测结果清晰直观,且适宜所有常见类型的电能质量扰动的基本分析。

EMD 方法的 IMF 提取是基于信号局部特征时间尺度的时频分析过程,对暂态振荡类电能质量扰动易存在端点效应和模态混叠的问题<sup>[32-34]</sup>。文献[32]对于扰动发生于零点的电压中断检测失效问题,采用“大波”上面叠加“小波”的方法,即在原始信号上叠加一个谐波信号的方法增加局部极值点来进行检测,而对于振荡瞬变扰动信号在 EMD 时产生的模态混叠问题,利用叠加已知高频强信号来进行振荡瞬变的幅值估计。文献[35]提出一种基于集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)和多标签学习的电能质量复杂扰动分类方法,对待检测信号重复添加不同的白噪声并进行 EMD 分解,对多次求得的第  $i$  个 IMF 进行集合平均作为最终的 IMF,虽然过程较 EMD 复杂,但一定程度解决了端点效应和模态混叠问题,更适合于非平稳、非线性信号的处理。文献[36]在 HHT 基础上改进并提出一种新的信号分析方法,即降采样经验模态分解(reduced-sample empirical mode decomposition, RSEMD),将高相关的基波信号作为第一固有模态函数,并只从前 3 个固有模态函数的 HT 矩阵中提取两种有效的特征量。与基于 EEMD 的 Hilbert 变换方法相比,该方法同样能够有效避免模态混叠问题,并具有检测时间更短、计算量减小、鲁棒性更强的优点。类似地,文献[37]将局部均值分解算法(local mean decomposition, LMD)<sup>[38]</sup>与 HT 方法结合,提出一种基于改进 LMD 的电能质量扰动检测方法,该方法将复杂信号分解得到的  $k$  个乘积函数进行 HT 后再提取瞬时频率函数,以改善传统 LMD 方法因瞬时频率函数极值的限制而导致扰动时间定位不准确的缺陷;同时由于 LMD 较 EMD 迭代次数大幅减少,因此该方法的检测结果受端点效应影响小。但其本质同 HHT 类似,都是依据固有包络特征进行信号自适应分解,模态混叠问题依然存在。

HHT 对信号处理及分析有着独特的优势。逐次迭代所得的 IMF 使 HHT 的分辨率相比 STFT 具有自适应性;与 WT 相比, HHT 无需考虑基函数和分解层数的选取问题,且不受 Heisenberg 测不准原理的制约,在时域和频域上可同时具备高分辨率;与 ST 相比,其更适合高频扰动信号的检测和特征提

取。整体而言,基于 HHT 的一系列改进算法简单、计算量不大、运行时间短、时频分辨率自适应性强、检测精度高,对含噪的稳态和暂态类扰动同样适用,是目前较适合电能质量非平稳非线性类扰动信号分析的现代方法。

## 2.5 基于奇异值分解的分析方法

近年来,奇异值分解(singular value decomposition, SVD)在降噪和特征提取等暂态信号分析领域逐步得到广泛应用<sup>[39]</sup>。SVD 将信号线性分解到一对正交矩阵上,本质上将信号等效为一系列分量的线性叠加,各分量由奇异值与列向量组成。信号矩阵  $Q$  的  $p$  个分量线性叠加形式可表示如下:

$$Q = \sigma_1 u_1 v_1^T + \sigma_2 u_2 v_2^T + \dots + \sigma_p u_p v_p^T \quad (11)$$

式中:  $\sigma_i$  为第  $i$  个奇异值;  $u_i$  和  $v_i$  分别为正交矩阵  $U$  和  $V$  的第  $i$  个列向量。具体线性分解及阈值选择过程可参考文献[40]。

基于 SVD 的电能质量扰动检测结果主要是奇异值和重构信号分量。由于信号的突变点附近存在明显的奇异值, SVD 特别适合暂态扰动信号的起止时刻定位。文献[16]利用传统 SVD 所得的第 3 层信号分量的突变点检测扰动开始与终止时刻,但当噪声含量较高时,该方法对于发生在过零点及其附近的电能质量扰动检测失效。为此,文献[40]基于传统 SVD 提出一种改进的扰动检测方法,对绝对差分信号构造 Hankel 矩阵并做 SVD,定义第一层分量的平方为信号  $P(k)$ ,估计自适应阈值对  $P(k)$  做量化处理,取峰值处对应的的时间作为扰动的起止时间。该方法运算量低且抗噪性强,在一定程度上改善了过零点的扰动检测失效,但对于过零点且突变幅度较小的电压暂降暂升扰动仍存在检测失效问题,有待进一步的深入研究。

文献[41]提出一种基于自适应阈值和滑动奇异值分解的电能质量通用检测方法,过程如图 5 所示。首先对待检测信号做半周期绝对差值运算,计算出定义的自适应检测阈值并与差值信号比较对扰动信号进行初步判断,然后对检测到的异常扰动差值信号加窗进行滑动奇异值分解,得到滑动窗奇异信号  $F$ ,利用形态学滤波滤除奇异信号  $F$  的背景噪声得到信号  $F'$ ,最后利用定义的算子在  $F'$  极大值前半周期内搜索突变点进而确定扰动起止时刻。该方法仅有一个可调参数即滑动窗宽度,计算量小且抗噪性强,在信噪比为 15dB 的环境下也能完成定位检

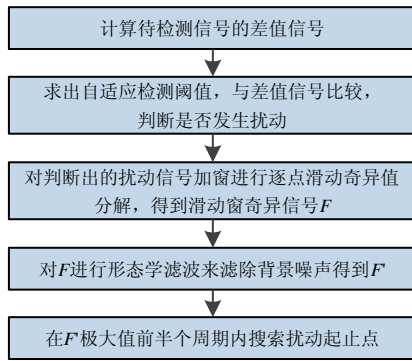


图 5 基于自适应阈值和奇异值分解的电能质量检测算法  
Fig. 5 A detection approach of power quality disturbances based on adaptive threshold and singular value decomposition

测，且对混合电能质量扰动同样适用。

综上所述，SVD 方法不需要设定任何基函数和调节参数，比 STFT、WT 和 ST 类方法的求解过程更简单，对暂态扰动定位也更具优势。但这种时域分析方法的结果缺少信号的频域特征，在电能质量扰动信号检测领域常与其它类算法相结合使用。

## 2.6 基于卡尔曼滤波器的分析方法

卡尔曼滤波器(Kalman filter, KF)是一种基于状态空间估计的信号处理方法，而电能质量扰动可看作是信号在状态空间的一系列变化，KF 方法可以很好的反映这种变化。KF 将扰动信号分解为常数分量和波动分量，从而对幅值、相位和频率进行精准估计。在数学上，对于给定的观测数据，KF 方法可主要由一组状态方程和量测方程描述：

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{A}(n-1)\mathbf{x}(n-1) + \mathbf{w}(n) \quad (12)$$

$$\mathbf{z}(n) = \mathbf{C}(n)\mathbf{x}(n-1) + \mathbf{v}(n) \quad (13)$$

式中： $\mathbf{x}(n)$ 、 $\mathbf{z}(n)$ 分别为状态向量和量测向量； $\mathbf{A}(n-1)$ 为状态转移矩阵； $\mathbf{C}(n)$ 为观测转移矩阵； $\mathbf{w}(n)$ 为状态噪声； $\mathbf{v}(n)$ 为观测噪声。

传统 KF 对非平稳非线性信号的突变跟踪存在一定地延迟，不能准确定位暂态扰动的起止时刻。为了更精准拟合实际中的非线性信号，扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)和无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)相继被提出<sup>[42-43]</sup>。EKF 一般将非线性信号作一阶泰勒展开并忽略高阶项，把非线性信号局部线性化；UKF 利用采样和无迹变换近似非线性分布，计算量大但估计精度高于 EKF。两种方法较传统 KF 在收敛速度和估计精度方面均有所提升。

文献[42]针对现有方法对脉冲瞬变、振荡瞬变

及高次谐波等电能质量扰动的参数估计结果不理想的问题，提出一种改进的强跟踪 UKF 算法，通过在 sigma 点集中引入渐消因子，减小了无损变换的次数，降低了计算量，且在收敛速度和对幅值、频率、相位等参数的估计精度上表现更优。文献[43]提出一种基于卡尔曼滤波器的电力系统时域电能质量状态估计方法，该方法通过图形处理单元采用并行处理技术实现，在保证检测精度的前提下大大减少了执行时间。整体而言，基于 KF 的一系列改进方法对电能质量扰动所得检测结果清晰直观，频率、幅值、相位和扰动时间等参数的估计较传统 KF 更精确，适合分析稳态、非稳态信号。

基于上述电能质量扰动检测的 6 类主要检测过程及其结果输出，归纳其检测示意图如图 6 所示。同时，分析各类检测方法的类型、性能、适用范围和实际工程应用性，总结如表 1 所示。需要指出的是，每种信号处理方法都有各自的优点和不足，且电能质量扰动随机多变，采用单一的信号处理方法存在对某类或某几类扰动的检测失效问题，难以满足电能质量在线分析对速度和精度的要求，提出一套完善的电能质量扰动通用在线检测方法意义重大，因此多种信号处理方法间取长补短的结合和基于改进算法的二次改进是目前电能质量扰动检测领域主要的研究趋势。

## 3 扰动特征提取及选择

电能质量扰动特征量顾名思义即是表征信号的低频、中频或高频扰动本征特性的值，其准确度离不开 2 节讨论的扰动检测算法选择和信号处理。常用的典型特征量一般从电能质量扰动定义的角度出发，对检测环节的变换结果利用数理统计方法提取出与信号波形特点相关的最大值、极值、方差、标准差、有效值、平均值等<sup>[16]</sup>；为提高扰动事件识别的精确度，近些年不少研究者也将差分熵、模糊信息熵、偏度、谱峭度、奇异值、变换系数衍生值等新增为信号扰动特征<sup>[17,26]</sup>。例如文献[17]从 STFT 方法所得的幅频矩阵里提取出频率幅值标准差曲线、基频幅值曲线和频率谱峭度曲线，并自定义了八个特征量  $F_1 \sim F_8$ ，分别为基频幅值曲线最大值及最小值、基频频段幅值标准差局部极大值指标、工频处的谱峭度、闪变指标、高频频段幅值标准差局部极大值指标、谐波分量指标和暂态脉冲分量指标，构成特征向量，不同扰动的特征向量不同，据



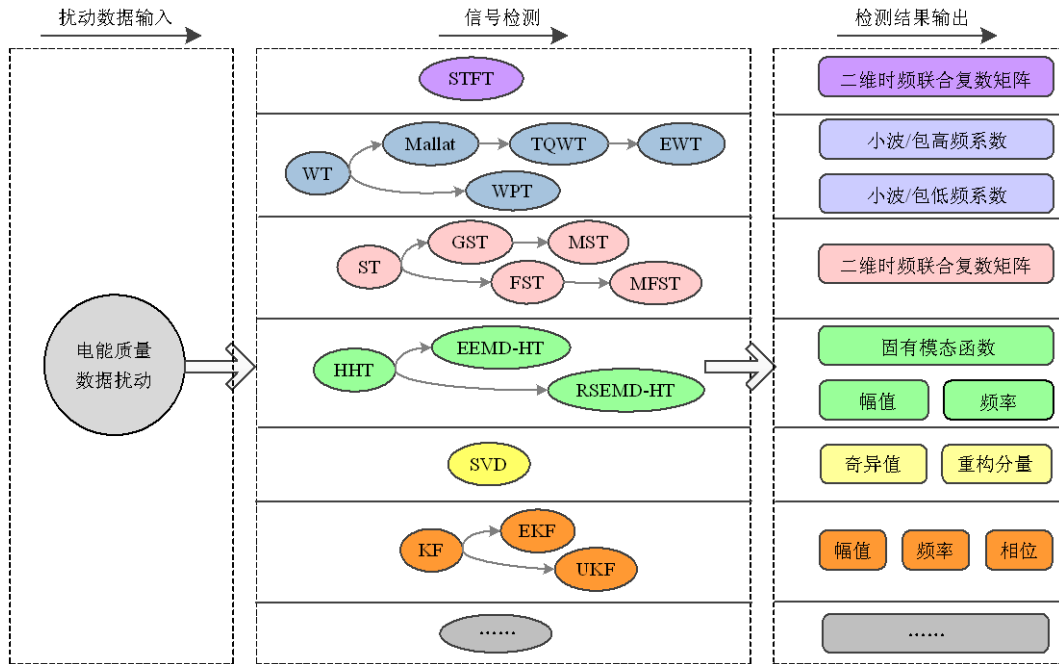


图 6 电能质量扰动检测示意图

Fig. 6 Diagram of power quality disturbance detection

表 1 电能质量扰动主要检测方法性能分析对比

Table 1 Performance analysis of main detection methods for power quality disturbances

检测方法	类型	窗口大小	时频分辨率	计算复杂度	检测精度	鲁棒性	适用范围	实际工程应用
STFT	时频分析	固定	低	大	一般	差	稳态类 PQ 扰动	离线分析为主
WT	时频分析	可变	略高	略大	略高	一般	暂态类 PQ 扰动	离线分析为主
ST	时频分析	可调节	高	略大	高	略好	稳态暂态均可	可在线计算
HHT	时频分析	—	高	略小	高	好	稳态暂态均可	可在线计算
SVD	时域分析	—	—	小	高	略好	暂态类 PQ 扰动	可在线计算
KF	时域分析	—	—	小	高	好	稳态暂态均可	可在线计算

此实现扰动事件的区分和辨识。

特征提取及选择是扰动识别中的关键环节，提取和选择的特征类型将直接影响后一环节扰动识别的速度和精度。对于特征提取，目前尚没有统一明确的选取标准和评价准则，因此不同研究者提取的特征也不尽相同。但其基本要求是特征向量集能区分出所有扰动事件，在满足基本要求的前提下可利用一系列全局优化算法对特征向量集做进一步优化选择<sup>[44-45]</sup>。对于特征选择，其结果主要受优化算法的影响，不同的优化方法选择出的特征类型可能存在一定的差异。目前应用较多的优化学习算法主要有：基于群体的遗传算法(genetic algorithm, GA)<sup>[44]</sup>、粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)<sup>[45]</sup>算法、蚁群优化(ant colony optimization, ACO)<sup>[46]</sup>算法和基于决策树的随机森林(random forest, RF)<sup>[47]</sup>等方法。特征提取及选择整个过程大致如图 7 所示。

为了获得较低的特征维数和更好的识别分类

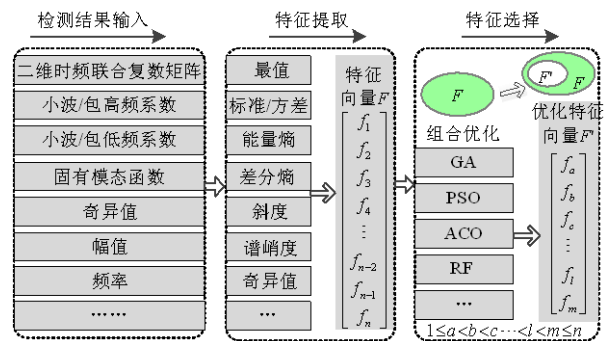


图 7 扰动特征提取及选择示意图

Fig. 7 Diagram of disturbance feature extraction and selection

效果，文献[47]提出基于 RF 的 Wrapper 式特征选择算法，将原始 64 维的扰动特征集降低到 30 维，优化选择后的特征散点图具有很高的区分度，且实验结果表明对后一环节扰动识别的速度和精度影响显著，较未进行特征选择时有明显的提升。文献[44]利用改进 GA 进行特征组合优化和筛选，提出基于欧氏距离的适应度函数评价特征子集的自适应度，

在满足收敛条件情况下输出最优个体，将其作为特征组合的最优选择结果。仿真结果表明，采用组合优化后的特征向量较原始特征向量在后续识别环节的训练时间和分类时间更短，识别准确率更高。文献[45]基于 PSO 和极限学习机进行电能质量扰动分类，其中 PSO 算法不仅对 DWT 提取的原始特征

集优化选择出最佳子集，也对极限学习机的模型结构参数进行优化，提高了分类器的识别精度。文献[46]提出一种基于混合 ACO 的模糊 C 均值 PQ 分类决策树，利用混合 ACO 优化聚类中心以提高分类效率和精度。本文将基于群体的 GA、PSO 和 ACO 优化方法性能对比总结如表 2 所示。

表 2 基于群体的优化方法性能分析

Table 2 Performance analysis of optimization method based on population

优化方法	起源	适应性	算法复杂度	计算时间	扩展性	鲁棒性	收敛性	适用问题	实时性
GA	自然选择过程	略好	略小	略短	低	一般	慢	特征参数优化	一般
PSO	鸟群觅食行为	强	小	短	高	高	快	特征参数优化	好
ACO	蚁群觅食行为	好	大	略长	略高	高	略慢	特征参数优化	好

综上所述，选取合适的优化方法确定有效特征组合是很有必要的。特征的优化选择可以降低计算量、提高识别速度和精度，避免由于冗余特征或无效特征对后续识别工作产生分类器结构复杂、训练时间长及识别准确率低等不利影响。

### 4 电能质量扰动识别方法

扰动识别是利用前述提取的特征量，采用模糊逻辑、神经网络、支持向量机或多标签等方法对扰动事件进行识别，即将前述提取选择的待识别的电能质量扰动特征集作为扰动分类器的输入，从而输出扰动类型或标签，如图 8 所示。该环节不仅实现了扰动事件的自动识别，同时也提高了扰动事件的识别速度，是电能质量评估和改善的前提。当下流行的电能质量扰动识别方法主要有两种：基于经验规则的电能质量扰动识别方法和基于机器学习的电能质量扰动识别方法<sup>[48]</sup>。下文选取近年来研究相对成熟的几类方法进行介绍。

#### 4.1 基于经验规则的电能质量扰动识别方法

随着科学发展和社会进步，传统的精确逻辑难以解决实际复杂系统的时变性、非线性及干扰性强等问题，模糊逻辑由此应运而生。“模糊”一词的含义在于该类方法是在人类的经验基础上建立起来的。近年来，模糊逻辑(fuzzy logic, FL)广泛应用于电能质量扰动识别中，不少研究学者还将其与专家系统、神经网络、决策树和向量机等结合起来构造一系列的模糊分类器进行扰动特征学习与分类，大量仿真和实验证明该类方法具有较高的识别准确率和很好的识别效果<sup>[49-50]</sup>。基于模糊逻辑的电能质量扰动分类器设计，需要各类扰动充足的数据样本进行结构辨识，使模拟的实际情况更加真实，保证分类结果的可靠性。结构辨识即确定分类器的输入变量种类、论域空间的模糊划分和确定模糊逻辑分类规则，其一般步骤可总结如下：

1) 确定输入量及论域。输入量即在信号分析处理等一系列数学方法变换结果基础上提取的特征值，往往能够反映扰动信号的本质特征或类别信息，比如：基频幅值、基频幅值标准差、谐波含量、扰动频率、扰动时间等；论域即为所有待分类信号全部样本的特征量的分布范围，可对该分布范围的最小值向下取整和最大值向上取整处理。

2) 确定隶属函数。该步骤是对输入论域空间的模糊划分。对于电能质量类扰动，可以采用模糊聚类算法如模糊 c 均值法、等分区间法或最大树法等，对论域空间进行模糊划分。隶属函数值为隶属度——反映输入特征值对该类信号的隶属程度。隶属函数的数量与输出量即信号类别数一致，信号类别可以是单一电能质量扰动，也可以是混合电能质

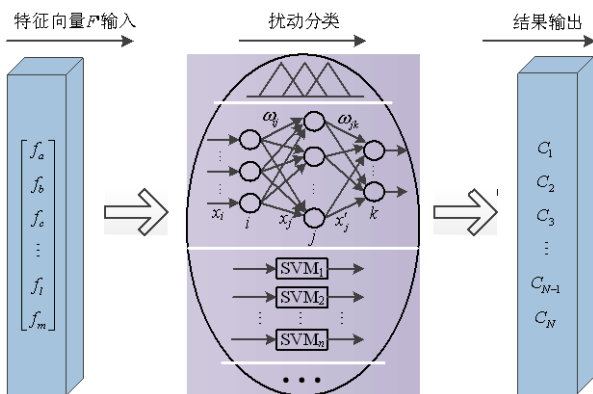


图 8 电能质量扰动识别示意图

Fig. 8 Diagram of power quality disturbance identification

量扰动。常用的隶属函数有梯形函数、三角函数和高斯函数等。为实现隶属函数对论域空间的覆盖和延伸,具体的函数形状参数还需结合信号样本的特征值计算确定。

3) 确定模糊逻辑分类规则。模糊逻辑分类规则即利用 **if-then, and, or, else** 等关联词连接的语句确定输出分类结果,其建立主要依据输入的特征值与信号类别之间的对应关系。有些扰动仅需一个特征值就能识别出来,如单一的电压暂降、电压中断和电压暂升扰动可以仅凭基频幅值分量这一个特征值区分开来;而大部分的电能质量扰动只利用一个特征值是无法分类出来的,这就需要多个特征值来共同确定。同样地,模糊逻辑分类规则的数量与总的输出类别数一致。

4) 利用扰动信号测试样本进行分类验证。依据前3个步骤搭建基本的模糊逻辑分类器,为验证分类器的合理性和准确性,可利用已知信号类别的样本进行信号扰动分类测试。若分类测试结果不理想,还可以利用一系列的优化算法调整参数,进一步完善模糊逻辑分类器的性能<sup>[49-52]</sup>。

文献[49-50]利用基于决策树的模糊 *c* 均值聚类法对电能质量扰动分类。模糊 *c* 均值聚类法将部分特征值中的两个组合或其中一个与时间形成一次模糊散点聚类图,利于重叠特征的划分。文献[49]中,从 *S* 变换所得幅值矩阵中提取出  $F_1$ - $F_8$  8个特征量,通过规则决策树对模糊 *c* 均值聚类初始化,对特征聚类图分解直到能明显区分出扰动类别。通过对100个数据样本测试,验证了该方法在噪声环境下也有高达99%的分类正确率。但是文献中只考虑了单一电能质量扰动的分类,缺少实际适用性。对于特征重叠的混合电能质量扰动,模糊决策树(**fuzzy decision tree, FDT**)<sup>[49]</sup>具有最优分类的特点,利用模糊隶属函数对判别准则进行边缘模糊化,以达到下一步分类最优的效果。文献[51-52]利用三角隶属度函数模糊判断准则并建立 **FDT** 进行电能质量扰动识别,结果表明无论是单一电能质量扰动还是特征重叠的混合电能质量, **FDT** 方法均具有很高的识别率。

综上所述,基于 **FL** 的识别分类方法降低了复杂系统建模和分析的难度,且隶属度有助于处理受噪声影响的不确定性和模糊特征性,对混合 **PQ** 扰动分类精度高;由于其论域空间需提前模糊划分,对新的电能质量扰动适用性不强。

## 4.2 基于机器学习的电能质量扰动识别方法

### 4.2.1 基于神经网络的电能质量扰动分类器

神经网络通过模拟人类大脑的结构和自我训练学习能力,可以解决非线性问题如关联、预测和模式识别等,具有很好的鲁棒性、容错性和自适应能力<sup>[53-58]</sup>,已经广泛应用于电能质量扰动尤其是非线性暂态扰动事件的分类识别中。

基于神经网络的电能质量扰动识别主要有网络自我学习和扰动识别分类两个过程。网络自我学习是通过大量样本数据的训练来优化网络的结构和参数,使输入与输出之间形成映射关系的过程。训练样本集包括网络的输入量和输出量,即各类扰动样本数据的特征值和扰动类别;扰动识别分类则是将待分类的电能质量扰动数据的特征量输入到神经网络中,从而得到对扰动事件分类识别的结果。神经网络的一般结构包括输入层、隐含层和输出层。每一层都由数量不等的神经元构成,各层神经元之间的互连构成了整个神经网络。用于电能质量扰动分类的神经网络的各层神经元数量具体与扰动样本有关。

原始神经网络模型“感知器”中存在的线性不可分问题,直到上世纪80年代误差反向传播(**back propagation, BP**)算法提出后才得以解决<sup>[53]</sup>。经典 **BP** 神经网络因采用全局 **Sigmoid** 函数而存在学习速度慢、实时性不高、易陷入局部极值的缺陷,因此径向基函数(**radial basis function, RBF**)神经网络<sup>[54]</sup>、概率神经网络(**probabilistic neural network, PNN**)<sup>[55]</sup>及极限学习机(**extreme learning machine, ELM**)<sup>[56]</sup>等被相继提出。**RBF** 神经网络和 **PNN** 均采用径向基作为激励函数,唯一不同的是, **PNN** 的输出层融合了概率密度函数估计和贝叶斯最小风险准则,更适合电能质量扰动识别分类问题的研究;基于单层前馈神经网络(**single-layer feedforward neural network, SLFNN**)的 **ELM** 所需训练的网络参数少,学习速度更快。随着硬件计算能力的不断提升,学术界掀起了深度学习的热潮,基于深度学习的卷积神经网络(**convolutional neural network, CNN**)<sup>[57]</sup>、深度置信网络(**deep belief network, DBN**)<sup>[58]</sup>和稀疏自动编码器(**sparse auto-encoder, SAE**)<sup>[59]</sup>等因学习速度快、泛化能力强的优点在近年来也受到电能质量研究者的关注和青睐。

文献[54]采用 **FFT** 和基于高斯 **RBF** 神经网络的分类器对产生谐波扰动的负载进行识别,通过15

种不同负载产生的谐波扰动数据对 RBF 神经网络分类器进行训练和测试, 分类精度很高, 但是对 RBF 神经网络的参数优化过程较简单。文献[55]利用形态模式谱(morphological pattern spectrum, MPS)和 PNN 对 7 种单一电能质量扰动识别, 平均识别准确率高, 仅有少数幅度在 0.1pu 附近的电压暂降事件被误分类为电压中断事件。文献[56]在 ELM 基础上提出一种加权双向 ELM, 仿真结果表明, 该方法比基本 ELM 的分类效果更佳。文献[57]将一维电能质量扰动数据映射成二维灰度图, 并通过 CNN 对二维扰动数据灰度图进行学习和自适应特征提取, 在强噪声下同样取得不错的分类结果。文献[58]利用 DBN 对电能质量扰动无监督学习, 并结合 BP 算法对整个网络进行有监督微调优化处理, 缩短了迭代次数且提升了分类正确率。文献[59]利用单层和三层 SAE 对过电压扰动数据进行学习和特征提取, 并通过输出层实现扰动自动分类, 整体分类精度达到 94% 以上。

整体而言, 基于神经网络的电能质量扰动分类方法在实时应用中的分类精度高, 适用性强; 但学习速度、鲁棒性和分类精度易受网络结构、权值自适应算法和噪声含量的影响, 不适合特征向量维数高的扰动问题分类。

#### 4.2.2 基于支持向量机的电能质量扰动分类器

由于传统 BP 神经网络存在学习速度慢、易陷入局部极值的缺陷, 支持向量机(support vector machine, SVM)<sup>[60]</sup>自上世纪 90 年代起得到迅速发展和完善。SVM 基于统计学习理论的思想, 已广泛应用于信号处理、时间序列预测和多分类问题等领域, 是机器学习的基本方法之一。它通过引入的内积核函数, 将输入空间中线性不可分的问题通过非线性映射关系投影到高维空间, 变成线性可分问题。其分类思想主要是求取一个超平面作为分类决策面, 使正反两类样本之间的分类间隔最大化, 从而实现原样本的两分类<sup>[60]</sup>。位于分类决策面两侧的样本点又称为支持向量。

标准 SVM 只能解决两分类问题, 而电能质量扰动属于多分类问题, 因此该基本方法是不适用的, 需将多分类问题转化成多个二分类问题来考虑。目前基于 SVM 解决多分类问题的常用算法为一对一算法和一对多算法。一对一算法每次只选择其中的两类样本构造两分类 SVM, 当待分类的标签数量变大时, 需构造的 SVM 数量也会随之增大,

分类速度慢, 推广误差无界; 一对多算法共需构造  $N$  个两分类 SVM, 文献[17]利用多标签分类问题中的基于数据集分解的一对多分类法, 将具有  $q$  个标签的原数据集分解成  $q$  个单标签数据集, 第  $i$  个单标签数据集用于构造第  $i$  个 SVM,  $q$  个 SVM 分类器的结果共同构成最后的分类结果, 该类方法样本训练数目多且精度低。

为了减小计算量, 降低问题求解复杂度, 最小二乘支持向量机(least square SVM, LSSVM)<sup>[26]</sup>和直接支持向量机(direct SVM, DSVM)<sup>[61]</sup>等一系列改进方法相继被提出。LSSVM 将标准 SVM 优化指标中的松弛因子改为平方项, 变不等式约束为等式约束, 将二次规划问题转化为最小二乘法求解线性方程组问题, 缩短了求解时间。文献[26]采用多级 LSSVM, 对 7 种电能质量扰动搭建 6 个串联级的 LSSVM, 仿真结果表明, 该方法在训练样本较少的情况下依然能达到高的问题识别率。DSVM 在 LSSVM 的基础上, 将分类决策面的偏置项的平方新增到目标函数中, 使目标函数为严格凸函数, 保证结果为全局最优解, 并改变核函数的类型实现对线性可分与不可分问题的求解, 简化了求解过程, 提高了学习和分类速度。文献[61]利用决策分类树的思想, 设计由 10 个 DSVM 构成的二叉树结构的电能质量分类器对 11 种电能质量扰动进行识别分类, 并与 LSSVM 做出对比, 结果表明在惩罚因子、核函数宽度、训练样本数量和测试样本数量相等的前提下, DSVM 分类总时间短且分类准确率更高, 具有更强的泛化能力。与传统 BP 神经网络方法相比, SVM 有严格的数学理论而不依赖经验, 学习能力强, 对高维特征分类问题更有优势; 但解决复杂电能质量扰动问题时的空间复杂度较高。

基于以上分析, 将电能质量扰动识别的主要几类方法的类型、性能及适用范围、实际工程应用性总结如表 3 所示。

## 5 结论

本文从电能质量扰动的定义、检测、特征选择和识别的角度对相关研究进行总结和论述, 重点介绍了时域和时频域分析方法中的几类常用的检测方法、常用的特征优化选择方法及基于经验规则和基于机器学习的电能质量扰动识别方法, 并对这些方法的性能进行总结和比较, 同时将近十年的部分研究案例总结于表 4。通过对电能质量扰动检测、

表3 电能质量扰动主要识别方法性能分析

Table 3 Performance analysis of main identification methods of power quality disturbances

分类方法	类型	鲁棒性	学习能力	计算复杂度	分类精度	泛化能力	适用范围	实际工程应用
FDT	经验规则类	略高	一般	略小	略高	差	单一、混合 PQ 扰动	离/在线均可
NN	机器学习类	略高	强	略大	高	略强	单一、混合 PQ 扰动	离/在线均可
SVM		高	强	大	高	强	单一、混合 PQ 扰动	离线分类为主

表4 近十年电能质量检测或识别部分研究案例总结

Table 4 Summary of some research cases of power quality detection or identification in recent ten years

年份	参考文献	检测+优化+识别方法	检测精度	识别准确率	研究方式	数据来源
2011	[46]	FT&ST+混合 ACO+FDT	—	95.86%	MATLAB 离线仿真	仿真生成
2015	[45]	WT+PSO+ELM	—	94.4%	MATLAB 离线仿真	仿真生成
2019	[47]	TQWT+RF+RF	—	98.13%	MATLAB 离线仿真	仿真生成
2016	[31]	FST+无+无	97.41%	—	ADC+DSP+ARM 在线试验	实时数据
2017	[44]	WT+GA+SVM	—	94.64%	MATLAB 离线仿真	仿真生成
2019	[36]	RSHHT+无+SLFNN	—	92.1%	Xilinx+MATLAB 在线试验	实时数据
2018	[57]	DFT+无+DBN	—	94.8%	离线仿真	仿真生成
2015	[28]	GST+无+FL&NN	—	99%	离线仿真	仿真生成
2020	[25]	IEWT+无+无	98.2%	—	离线分析	某电站实测数据

特征选择和识别方法的全面调研和深入分析,总结该领域的进一步研究方向:

1) 目前关于电能质量扰动检测与识别的文献中,部分采用在扰动数学模型基础上添加白噪声的方法或搭建仿真来模拟电能质量扰动,将其作为数据样本训练并测试扰动识别系统。而实际大电网是一个复杂的动态系统,发生的扰动干扰类型具有随机性和多变性,这种实验数据与输配电网在线扰动数据是存在较大差异的,实验所得的结果不能代表所研究方法真实的检测和识别能力。因此,可以注重电能质量扰动在线检测与识别的实时性研究。

2) 电能质量扰动检测与识别的研究中,特征量的选取是至关重要的。对于同一种检测和扰动分类方法,选取不同的特征量会得到不同的分类结果;选择的特征量不合适,还可能降低电能质量扰动识别系统的识别率。对于实际电网环境中存在的混合电能质量扰动中特征交叉混叠情况,如何在减小特征维数的前提下选择出一组充分代表各类电能质量扰动信号的特征量是一个值得持续研究的问题。

3) 不同位置的电能质量监测装置收集的电能质量扰动数据与扰动发生的原因存在内在联系,可以基于数据挖掘、深度学习等大数据手段分析数据特征,并挖掘这种关联性,从而对电力系统中的电能质量扰动预测、溯源和故障定位等研究起到作用。

4) 综合电能质量扰动检测与识别算法的通用

化研究,以及算法的专用集成电路化实现,将有利于应用于终端监测、数据安全、电力物联、边缘计算等智能电网技术的发展。

## 参考文献

- [1] 周孝信,陈树勇,鲁宗相. 电网和电网技术发展的回顾与展望——试论三代电网[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(22): 2-11.  
ZHOU Xiaoxin, CHEN Shuyong, LU Zongxiang. Review and prospect for power system development and related technologies: a concept of three-generation power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(22): 2-11(in Chinese).
- [2] IEEE. IEEE 100-2000 The authoritative dictionary of IEEE standards terms[Z]. 7th ed. Washington: IEEE Press, 2000.
- [3] 廖建权,周念成,王强钢,等. 直流配电网电能质量指标定义及关联性分析[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(23): 6847-6860.  
LIAO Jianquan, ZHOU Niancheng, WANG Qianggang, et al. Definition and correlation analysis of power quality index of DC distribution network[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(23): 6847-6860(in Chinese).
- [4] 邓文丽,戴朝华,陈维荣. 轨道交通能源互联网背景下光伏在交/直流牵引供电系统中的应用及关键问题分析[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(19): 5692-5702.  
DENG Wenli, DAI Chaohua, CHEN Weirong. Application of PV generation in AC/DC traction power supply system and the key problem analysis under the background of rail transit energy internet[J]. Proceedings of the CSEE, 2019,

- 39(19): 5692-5702 (in Chinese).
- [5] 文云峰, 杨伟峰, 汪荣华, 等. 构建 100% 可再生能源电力系统述评与展望[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(6): 1843-1855.  
WEN Yunfeng, YANG Weifeng, WANG Ronghua, et al. Review and prospect of toward 100% renewable energy power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(6): 1843-1855 (in Chinese).
- [6] MCGRANAGHAN M, ROETTGER B. Economic evaluation of power quality[J]. IEEE Power Engineering Review, 2002, 22(2): 8-12.
- [7] 黄南天, 赵文广, 蔡国伟, 等. 计及物联网数据传输速率约束的 LightGBM 电能质量扰动高效识别[J]. 中国电机工程学报, <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.200374>.  
HUANG Nantian, ZHAO Wenguang, CAI Guowei, et al. Efficient recognition of power quality disturbance of LightGBM considering data transmission rate constraints of IoT[J]. Proceedings of the CSEE, <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.200374>(in Chinese).
- [8] 肖先勇, 胡誉蓉, 王杨, 等. 基于非同步电能质量监测系统的谐波状态估计[J]. 中国电机工程学报. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.201072>.  
XIAO Xianyong, ZHU Yurong, WANG Yang, et al. Harmonic state estimation based on asynchronous power quality monitoring system[J]. Proceedings of the CSEE, <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.201072>(in Chinese).
- [9] 吴红飞, 朱建鑫, 陈君雨, 等. 面向高峰均功率比低频脉冲负载三相交流供电系统的电能综合补偿器[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(13): 4310-4318.  
WU Hongfei, ZHU Jianxin, CHEN Junyu, et al. A comprehensive compensator for three-phase AC power system with high peak-to-average ratio low frequency pulsed load[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(13): 4310-4318 (in Chinese).
- [10] LIU Wenzhao, TARASIUK T, GORNIK M, et al. Power quality assessment in shipboard microgrids under unbalanced and harmonic AC bus voltage[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2018, 55(1): 765-775.
- [11] ZHONG Qing, YAO Wenlin, LIN Linxue, et al. Data analysis and applications of the power quality monitoring [C]//2018 International Conference on Power System Technology (POWERCON). Guangzhou: IEEE, 2018: 4035-4039.
- [12] HADJIDEMETRIOU L, KYRIAKIDES E, BLAABJERG F. A robust synchronization to enhance the power quality of renewable energy systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(8): 4858-4868.
- [13] 王德文, 周青. 一种电力设备状态监测大数据的分布式联机分析处理方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(19): 5111-5121.  
WANG Dewen, ZHOU Qing. A method of distributed on-line analytical processing of status monitoring big data of electric power equipment[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(19): 5111-5121(in Chinese).
- [14] IEEE Power & Energy Society. IEEE Std 1159TM-2019 IEEE recommended practice for monitoring electric power quality[S]. Washington: IEEE, 2019.
- [15] International Electrotechnical Commission. IEC 61000-4-30 Electromagnetic compatibility(EMC)-Part 4-30: testing and measurement techniques—power quality measurement methods[S]. Washington: IEEE, 2003.
- [16] 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 power 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(in Chinese).
- [17] 黄建明, 瞿合祚, 李晓明. 基于短时傅里叶变换及其谱峭度的电能质量混合扰动分类[J]. 电网技术, 2016, 40(10): 3184-3191.  
HUANG Jianming, QU Hezuo, LI Xiaoming. Classification for hybrid power quality disturbance based on STFT and its spectral kurtosis[J]. Power System Technology, 2016, 40(10): 3184-3191(in Chinese).
- [18] THIRUMALA K, PRASAD M S, JAIN T, et al. Tunable-Q wavelet transform and dual multiclass SVM for online automatic detection of power quality disturbances[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 9(4): 3018-3028.
- [19] HE Shunfan, TIAN Wei, ZHANG Junmin, et al. A high efficient approach for power disturbance waveform compression in the view of Heisenberg uncertainty[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 15(5): 2580-2591.
- [20] GU Shenli, ZHOU Xifeng, GUO Qiangang. Denoising of power quality disturbance signal based on ant colony optimization wavelet threshold estimation[C]//2019 IEEE 3rd Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC). Chengdu: IEEE, 2019: 760-764.
- [21] AVDAKOVIC S, NUHANOVIC A, KUSLJUGIC M, et al. Wavelet transform applications in power system dynamics[J]. Electric Power Systems Research, 2012, 83(1): 237-245.
- [22] GILLES J. Empirical wavelet transform[J]. IEEE

- Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [23] GU Y H, BOLLEN M H J. Time-frequency and time-scale domain analysis of voltage disturbances[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2000, 15(4): 1279-1284.
- [24] 李涛, 夏浪, 张宇, 等. 基于提升复小波的暂态电能质量扰动的检测与定位[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(25): 66-72.  
LI Tao, XIA Lang, ZHANG Yu, et al. Detection and localization of power quality transient disturbances based on lifting complex wavelet[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(25): 66-72(in Chinese).
- [25] 吴建章, 梅飞, 潘益, 等. 基于改进经验小波变换的电能质量扰动检测新方法[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(6): 142-148.  
WU Jianzhang, MEI Fei, PAN Yi, et al. Novel detection method of power quality disturbance based on IEWT[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(6): 142-148(in Chinese).
- [26] 李天云, 陈昌雷, 周博, 等. 奇异值分解和最小二乘支持向量机在电能质量扰动识别中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(34): 124-128.  
LI Tianyun, CHEN Changlei, ZHOU Bo, et al. Application of SVD and LS-SVM in power quality disturbances classification[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(34): 124-128(in Chinese).
- [27] BHUIYAN S, KHAN J, MURPHY G. Wavelet packet decomposition for power quality monitoring in smart grid[C]//2016 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting. Portland: IEEE, 2016: 1-8.
- [28] 尹柏强, 何怡刚, 朱彦卿. 一种广义 S 变换及模糊 SOM 网络的电能质量多扰动检测和识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(4): 866-872.  
YIN Baiqiang, HE Yigang, ZHU Yanqing. Detection and classification of power quality multi-disturbances based on generalized S-transform and fuzzy SOM neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(4): 866-872(in Chinese).
- [29] 刘军, 黄纯, 江亚群, 等. 电能质量扰动分析中广义 S 变换算法的改进与实现[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(3): 35-41.  
LIU Jun, HUANG Chun, JIANG Yaqun, et al. Improved generalized S-transform algorithm for power quality disturbances analysis and its implementation[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2017, 29(3): 35-41(in Chinese).
- [30] 黄南天, 张卫辉, 蔡国伟, 等. 采用改进多分辨率快速 S 变换的电能质量扰动识别[J]. 电网技术, 2015, 39(5): 1412-1418.  
HUANG Nantian, ZHANG Weihui, CAI Guowei, et al. Power quality disturbances classification with improved multiresolution fast S-transform[J]. Power System Technology, 2015, 39(5): 1412-1418(in Chinese).
- [31] 吴禹, 唐求, 滕召胜, 等. 基于改进 S 变换的电能质量扰动信号特征提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(10): 2682-2689.  
WU Yu, TANG Qiu, TENG Zhaosheng, et al. Feature extraction method of power quality disturbance signals based on modified S-transform[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(10): 2682-2689(in Chinese).
- [32] 李天云, 赵妍, 李楠, 等. 基于 HHT 的电能质量检测新方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(17): 52-56.  
LI Tianyun, ZHAO Yan, LI Nan, et al. A new method for power quality detection based on HHT[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(17): 52-56(in Chinese).
- [33] HUANG N E, SHEN Zheng, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of The Royal Society A Mathematical Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [34] 田振果, 傅成华, 吴浩, 等. 基于 HHT 的电能质量扰动定位与分类[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(16): 36-42.  
TIAN Zhenguo, FU Chenghua, WU Hao, et al. Power quality disturbance for location and classification based on HHT[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(16): 36-42(in Chinese).
- [35] LIU Zhigang, CUI Yan, LI Wenhui. A classification method for complex power quality disturbances using EEMD and rank wavelet SVM[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(4): 1678-1685.
- [36] SAHANI M, DASH P K. FPGA-Based online power quality disturbances monitoring using reduced-sample HHT and class-specific weighted RVFLN[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(8): 4614-4623.
- [37] 宋海军, 黄传金, 刘宏超, 等. 基于改进 LMD 的电能质量扰动检测新方法[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(10): 1700-1708.  
SONG Haijun, HUANG Chuanjin, LIU Hongchao, et al. A new power quality disturbance detection method based on the improved LMD[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(10): 1700-1708(in Chinese).
- [38] SMITH J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. Journal of The Royal Society Interface, 2005, 2(5): 443-454.
- [39] WANG Wei, LIU Zengli, CHEN Lin, et al. Harmonic detection of power system based on SVD and EMD [C]//2013 Ninth International Conference on

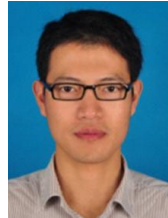
- Computational Intelligence and Security. Leshan: IEEE, 2013: 185-189.
- [40] 王燕, 李群湛, 周福林. 一种暂态电能质量扰动检测的新方法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(24): 7121-7132.  
WANG Yan, LI Qunzhan, ZHOU Fulin. A novel algorithm for transient power quality disturbances detection[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(24): 721-7132(in Chinese).
- [41] 杨晓梅, 罗月婉, 肖先勇, 等. 基于自适应阈值和奇异值分解的电能质量扰动检测新方法[J]. 电网技术, 2018, 42(7): 2286-2294.  
YANG Xiaomei, LUO Yuewan, XIAO Xianyong, et al. A new detection approach of power quality disturbances based on adaptive threshold and singular value decomposition[J]. Power System Technology, 2018, 42(7): 2286-2294(in Chinese).
- [42] 牛胜锁, 王康乐, 梁志瑞. 基于改进强跟踪无迹卡尔曼滤波的电力系统同步相量估计方法[J]. 电网技术, 2019, 43(9): 3218-3225.  
NIU Shengsuo, WANG Kangle, LIANG Zhirui. Synchronous phasor estimation method for power system based on modified strong tracking unscented Kalman filter [J]. Power System Technology, 2019, 43(9): 3218-3225(in Chinese).
- [43] CISNEROS-MAGAÑA R, MEDINA A, DINAVAH V, et al. Time-domain power quality state estimation based on Kalman filter using parallel computing on graphics processing units[J]. IEEE Access, 2018, 6: 21152-21163.
- [44] 瞿合祚, 刘恒, 李晓明, 等. 一种电能质量多扰动分类中特征组合优化方法[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(3): 146-152.  
QU Hezuo, LIU Heng, LI Xiaoming, et al. Feature combination optimization for multi-disturbance classification of power quality[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(3): 146-152(in Chinese).
- [45] AHILA R, SADASIVAM V, MANIMALA K. An integrated PSO for parameter determination and feature selection of ELM and its application in classification of power system disturbances[J]. Applied Soft Computing, 2015, 32: 23-37.
- [46] BISWAL B, DASH P K, MISHRA S. A hybrid ant colony optimization technique for power signal pattern classification[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(5): 6368-6375.
- [47] 杨晓梅, 郭林明, 肖先勇, 等. 基于可调品质因子小波变换和随机森林特征选择算法的电能质量复合扰动分类[J]. 电网技术, 2020, 44(8): 3014-3020.  
YANG Xiaomei, GUO Linming, XIAO Xianyong, et al. Classification of multiple power quality disturbances based on TQWT and random forest feature selection algorithm[J]. Power System Technology, 2020, 44(8): 3014-3020(in Chinese).
- [48] KHOKHAR S, ZIN A A B M, MOKHTAR A S B, et al. A comprehensive overview on signal processing and artificial intelligence techniques applications in classification of power quality disturbances[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2015, 51: 1650-1663.
- [49] MAHELA O P, SHAIK A G. Recognition of power quality disturbances using S-transform and fuzzy C-means clustering[C]//2016 International Conference on Cogeneration, Small Power Plants and District Energy (ICUE). Bangkok: IEEE, 2016: 1-6.
- [50] MAHELA O P, SHARMA U K, MANGLANI T. Recognition of power quality disturbances using discrete wavelet transform and fuzzy C-means clustering[C]//2018 IEEE 8th Power India International Conference(PIICON). Kurukshetra: IEEE, 2018: 1-6.
- [51] CHAKRAVORTI T, DASH P K. Morphology based fuzzy approach for detection & classification of simultaneous power quality disturbances[C]//2016 IEEE Annual India Conference(INDICON). Bangalore: IEEE, 2016: 1-6.
- [52] DAS D, CHAKRAVORTI T, DASH P K. Hilbert Huang transform with fuzzy rules for feature selection and classification of power quality disturbances[C]//2017 4th IEEE Uttar Pradesh Section International Conference on Electrical, Computer and Electronics(UPCON). Mathura: IEEE, 2017: 439-445.
- [53] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. Nature, 1986, 323(6088): 533-536.
- [54] MUBAROK A F, OCTAVIRA T, SUDIHARTO I, et al. Identification of harmonic loads using fast Fourier transform and radial basis Function Neural Network[C]//2017 International Electronics Symposium on Engineering Technology and Applications(IES-ETA). Surabaya: IEEE, 2017: 198-202.
- [55] CHEN Z M, LI M S, JI T Y, et al. Power quality disturbance identification using morphological pattern spectrum and probabilistic neural network[C]//2015 IEEE Power & Energy Society General Meeting. Denver: IEEE, 2015: 1-5.
- [56] SAHANI M, DASH P K. Automatic power quality events recognition based on Hilbert Huang transform and weighted bidirectional extreme learning machine[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(9): 3849-3858.
- [57] 瞿合祚, 李晓明, 陈陈, 等. 基于卷积神经网络的电能质量扰动分类[J]. 武汉大学学报: 工学版, 2018, 51(6): 534-539.



- QU Hezuo, LI Xiaoming, CHEN Chen, et al. Classification of power quality disturbances using convolutional neural network[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2018, 51(6): 534-539(in Chinese).
- [58] 陈伟, 何家欢, 裴喜平. 深度信念网络在电能质量复合扰动识别中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(9): 75-82.
- CHEN Wei, HE Jiahuan, PEI Xiping. Application of deep belief network in power quality compound disturbance identification[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2018, 30(9): 75-82(in Chinese).
- [59] CHEN Kunjin, HU Jun, HE Jinliang. A framework for automatically extracting overvoltage features based on sparse autoencoder[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(2): 594-604.
- [60] 戴远航, 陈磊, 张玮灵, 等. 基于多支持向量机综合的电力系统暂态稳定评估[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(5): 1173-1180.
- DAI Yuanhang, CHEN Lei, ZHANG Weiling, et al. Power system transient stability assessment based on multi-support vector machines[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(5): 1173-1180(in Chinese).
- [61] 徐志超, 杨玲君, 李晓明. 基于聚类改进 S 变换与直接

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, 73.

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, 73(in Chinese).



汪飞

在线出版日期: 2020-11-19。

收稿日期: 2020-07-15。

作者简介:

汪飞(1981), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为新能源发电与微电网技术, f.wang@shu.edu.cn;

全晓庆(1997), 女, 硕士研究生, 研究方向为电能质量分析诊断, 935350904@qq.com;

任林涛(1991), 男, 博士研究生, 研究方向为电能质量综合治理技术, R11121572@163.com。

(责任编辑 邱丽萍)

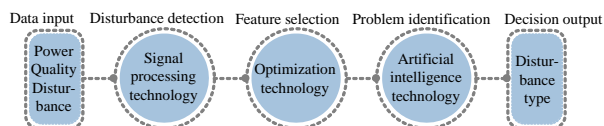
# Review of Power Quality Disturbance Detection and Identification Methods

WANG Fei, QUAN Xiaoqing, REN Lintao  
(Shanghai University)

**KEY WORDS:** power quality; disturbance detection; feature extraction; feature selection; problem identification

In recent years, the power-electronization of power system is ever-increasing, leading to more and more frequently power quality disturbances, where the caused power quality problems can further pose a serious threat to the safety, economy and efficient operation of electricity users. Therefore, a series of researches on power quality, such as monitoring, analysis, control and evaluation, have been carried out constantly.

Power quality disturbance detection and identification is of great significance. It can not only provide the types and characteristics of disturbance events for power quality control, but also provide valuable reference information for power quality analysis, diagnosis and fault location, and provide judgment basis for power disturbance data correlation analysis and data mining. The technical framework is shown in Fig. 1, which mainly includes disturbance detection, feature selection and problem identification.



**Fig. 1 Framework of PQ detection and identification**

The commonly used power quality disturbance detection methods mainly include detection method based on short-time Fourier transform, detection method based on wavelet transform, detection method based on Stockwell transform (ST), detection method based on Hilbert Huang transform (HHT), detection method based on singular value decomposition and detection method based on Kalman filter. The performance of the six methods is summarized in Table 1. Among them, ST and HHT have excellent performance, which are more suitable for power quality disturbance detection.

The commonly used feature optimization selection methods include genetic algorithm, particle swarm optimization algorithm and ant colony algorithm. The classification methods include fuzzy logic classification based on empirical rule and neural network and support vector machine based on machine learning. Their performance and characteristics are also summarized in this paper. Due to the space limitation, tables can't be given here. Finally, four directions of future research in the field are given. This paper provides a reference for the research and development of this field.

**Table 1 Performance analysis of main detection methods for power quality disturbances**

Detection methods	Type	Window size	Time frequency resolution	Computational complexity	Accuracy	Robustness	Scope of application	Industrial application
STFT	Time frequency domain	Fixed	Low	Big	Commonly	bad	Steady state signals	Mainly offline analysis
WT	Time frequency domain	Changeable	Marginally high	Marginally big	Marginally high	Commonly	Transient signals	Mainly offline analysis
ST	Time frequency domain	Adjustable	High	Marginally big	High	Marginally good	Steady state or transient signals	Can be calculated online
HHT	Time frequency domain	—	High	Marginally small	High	Good	Steady state or transient signals	Can be calculated online
SVD	Time domain	—	—	Small	High	Marginally good	Transient signals	Can be calculated online
KF	Time domain	—	—	Small	High	Good	Steady state or transient signals	Can be calculated online