

牵引供电系统异常扰动在线识别与评估算法

余家萌, 胡海涛, 陶海东

(西南交通大学 电气工程学院, 四川 成都 611756)

摘要:牵引供电系统中的异常电气扰动产生的暂态/稳态的过电压、过电流具有特征相近、频率分开范围大、捕捉困难等特点,造成扰动事件的类型判定与扰动的关键模态、参数辨识困难。因此,提出一种基于奇异谱分析和 Hilbert 变换的扰动特征提取算法,实现了对不同异常扰动类型的在线快速识别;改进了总体最小二乘求解的旋转不变技术参数估计(TLS-ESPRIT)算法以精确获取扰动的关键模态参数,并根据各扰动的特征及扰动的关键模态参数定义了扰动严重程度评估指标;利用上述算法对仿真数据和现场实测数据进行验证,结果表明所提算法可以有效、快速地识别牵引供电系统异常扰动类型并对其严重程度进行评估。

关键词:牵引供电系统;异常扰动识别;奇异谱分析;Hilbert 变换;TLS-ESPRIT 算法;严重程度评估

中图分类号:TM922

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202212021

0 引言

近年来,随着大量交直交的新型电力机车和动车组(以下统称动车组)投入运行,交直型机车带来的低次谐波电流含量高、功率因数低等问题得到了改善。但是,新型动车组牵引变流器的开关频率更高,响应速度更快,控制拓扑更复杂,特征谐波宽频化;加之动车组运行速度更快、功率更大、频繁过电分相等,导致因机车与牵引供电网(后文简称车网)系统参数不匹配带来的各类异常电气扰动事件频繁发生。例如:2011—2016年间,江苏徐州枢纽所低频振荡月平均次数高达50次,平均最低波动电压达7 412.8 V,严重影响了铁路的正常运行^[1];2011年5—9月,沈阳铁路局管内沈山线大虎山、双羊店等牵引变电所,由于交直交型动车组自身产生的高次(27次)谐波与经过牵引供电系统线路引起的谐波谐振过电压导致电容器熔丝熔断^[2];2011年初,京沪高铁先导段上CRH380AL动车组由于47~55次谐波电流放大,造成车顶避雷器烧损^[3]。这些异常电气扰动事件不仅损毁供变电设备带来了巨大的经济损失,还严重威胁了电气化铁路的安全运行。因此,如何对牵引供电系统中潜在的异常电气扰动事件进行精确分类、参数识别、危害评估具有重要的理论价值和现实需求。

目前,扰动识别可以通过数据驱动的方式进行分类,一般包含2个步骤:首先采用傅里叶变换^[4-5]、

小波变换^[6]、S域变换^[7]、希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)^[8]等时频域变换方法提取电压信号的时频域特征,然后运用支持向量机^[8]、决策树^[4]、神经网络^[9]等方法根据提取的特征对扰动进行分类。其中,HHT方法既吸取了小波变换的多分辨率的优势,又不依赖于已知的先验函数基,更适合处理非平稳、非线性信号^[10]。决策树结构简单且容易构建,不依赖训练就能获得较好的分类准确率。

尽管上述基于数据驱动的电压检测方法在电力系统的扰动识别中表现良好,但是这些方法应用于牵引供电系统的异常电气现象识别时还存在以下问题:①扰动频率的范围宽,从几赫兹到几千赫兹,针对频率较低的扰动,需要足够的样本时间长度以保留其周期特性,针对扰动频率较高的振荡,则需要更高的采样频率以保留完整的扰动信息^[11],现有方法在处理宽频带扰动信息时存在不足;②扰动现象的类型多样化,主要包括低频振荡、高次谐波谐振等。这些异常电气现象与以往电能质量扰动现象在产生机理上有着显著的区别,分类任务的计算规模增大,分类难度大幅增加。因此,传统电力系统中的扰动识别不能直接用于牵引供电系统。

综上所述,为了在线识别我国牵引供电系统中存在的异常电气现象,本文采用改进的基于总体最小二乘求解的旋转不变技术参数估计(total least squares-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques, TLS-ESPRIT)算法与 Hilbert 变换相结合提取扰动的时频特征,选取8个有效特征量辨识5种异常扰动;提出一种改进的TLS-ESPRIT算法解决信号阶数难以确定导致的扰动模态计算不准确问题;提出扰动严重程度的量化评估指标,基于指标判断是否存在扰动放大风险,并给出幅值、频率、衰减系数等重要扰动参数信息。

收稿日期:2022-08-18;修回日期:2022-09-27

在线出版日期:2022-12-26

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52107127);四川省自然科学基金资助项目(2022NSFSC0436)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(52107127) and the Natural Science Foundation of Sichuan Province(2022NSFSC0436)

1 牵引供电系统异常扰动概述

机车负荷的非线性、运行车况的多变性、过分相结构的独特性以及动车组与牵引供电网之间频繁的功率交换导致牵引供电系统的异常电气现象频繁发生^[11]。其中常见的牵引供电系统异常扰动类型见图1,各牵引供电系统异常扰动的典型时域电压波形见附录A图A1,图中电压均为标幺值。

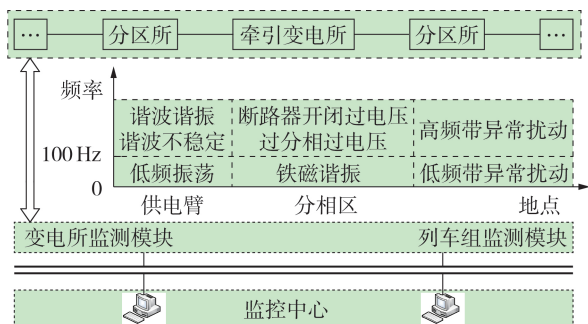


图1 常见的牵引供电系统异常扰动类型

Fig.1 Common types of abnormal disturbances in traction power supply system

1.1 低频带扰动(0~100 Hz)

1.1.1 低频振荡

当同一供电区间下升弓整备的电力机车数量达到一定数量后,牵引网电压和电流幅值将会出现低频率的功率波动现象,网压与网流出现按振荡频率正负交替变化的相位差。当机车处于控制闭锁(不控整流)与控制投入(正常整流)2种状态不断切换的过程时,将发生更严重且不规律的低频振荡,网压与网流的相位差发生相位跳变^[12]。该类低频振荡的频率一般在0.6~7 Hz,振荡持续时间可达10 s以上,网压有效值的波动量可达10 kV。

1.1.2 过分相铁磁谐振

机车车顶电压互感器大多为电磁式电压互感器,当机车进入中性区时,中性线的对地电容与机车电压互感器的非线性电感构成LC谐振回路,接触网中性区两侧供电臂与中性区接触网形成电容耦合,向LC谐振回路提供能量^[13]。系统发生谐振的条件由整个系统参数匹配决定,振荡频率一般为工频的分数(1/5~1/3)次谐波,持续时间一般大于0.2 s,谐振时网压峰值可达60 kV^[5]。

1.2 高频带扰动(100 Hz以上)

1.2.1 谐波谐振与谐波不稳定

谐波谐振是牵引网分布电容与等效电感(包含变压器漏电感和电力系统电感)的并联谐振,通过谐波电流的激发,导致牵引网出现过电压事故。当发生谐波谐振时,牵引网与机车的频域阻抗在高频域交点处的相位裕度不足,系统中某些谐波分量持续放大将导致系统失稳,发生谐波不稳定^[3]。谐振频

率范围较宽,谐振频率一般大于550 Hz,谐振持续时间通常为几秒至几十秒不等,单一频率高次谐波电压有效值在几千伏以上,这些高次谐波电压叠加在基波电压上可使网压有效值高达37 kV^[14]。

1.2.2 断路器开闭过电压

机车在进、出电分相前后需断开、闭合主断路器,在牵引网和动车组车顶高压电气系统中引起电磁暂态,产生操作过电压^[15]。开闭断路器时振荡由LC谐振回路产生,振荡频率一般大于1400 Hz;电压峰值受变电所电压相位影响,当相位约为90°或270°时,峰值最高,但通常不超过50 kV;网压振荡持续时间一般不超过0.2 s^[5],属于高频振荡瞬变。

1.2.3 过分相过电压

机车在经过电分相瞬间会引起车网系统的电路结构变化,产生较严重的操作过电压^[15],其波形在低频域和高频域中的某几个小区间内谐波分量较明显,区间内谐波电压平均值超过基波电压的5%,持续时间一般为0.04~0.1 s。进分相、出分相过电压的峰值都与电路结构发生变化时变电所电压的相位有关,其网压峰值可达60 kV^[5]。

2 牵引供电系统异常扰动识别算法

基于数据驱动的正常扰动识别的技术框架如图2所示。图中:信号预处理包括信号的降噪和信号分解,是扰动识别的前提;特征提取通过信号处理等数学方法得到包含异常扰动特征的信息,是扰动识别的基础;问题识别是根据分类算法对牵引供电系统中的扰动事件自动识别的过程。不同算法的性能对比如附录A表A1、A2所示^[16]。

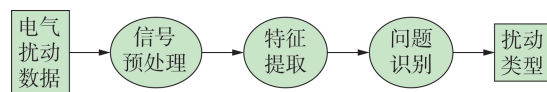


图2 异常扰动识别技术框架

Fig.2 Framework of abnormal disturbance identification

2.1 信号预处理与时频特征提取

奇异谱分析(singular spectrum analysis, SSA)主要用于信号的自适应分解,将多分量复杂信号分解成一组在时频分布上较为简单、规则的单分量,而Hilbert变换能够提取各单分量的瞬时幅值、瞬时相位等时频特征^[10]。

SSA算法包括嵌套、奇异值分解、定阶分组、对角平均化^[17]。对于含 N 个采样数据点的序列 $x(N)$,通过嵌套构造 $L \times M$ 维Hankel矩阵 H ,如式(1)所示。

$$H = \begin{bmatrix} x(1) & x(2) & \cdots & x(M) \\ x(2) & x(3) & \cdots & x(M+1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(L) & x(L+1) & \cdots & x(N) \end{bmatrix} \quad (1)$$

对矩阵 $\mathbf{H}$ 进行奇异值分解, 即有:

$$\mathbf{H} = \sum_{i=1}^L \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T \quad (2)$$

式中: $\sigma_1 - \sigma_L$ 为 $\mathbf{H}$ 的奇异值, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_L > 0$; $\mathbf{u}_i$ 和 $\mathbf{v}_i$ 分别为矩阵 $\mathbf{H}$ 的左、右奇异向量。根据 Frobenius 范数意义下矩阵最佳逼近定理可知, 较大的奇异值反映信号的主要信息, 较小的奇异值主要反映噪声干扰。假设选取第 $2m-1$ 和第 $2m$ ($2m \leq L$) 个主元进行重构得到低秩矩阵 $\hat{\mathbf{H}}$, 对 $\hat{\mathbf{H}}$ 进行对角平均化处理后可以进一步重构得到对应的时间序列 $\hat{y}_m(t)$, 提取出原信号中周期项、趋势项、噪声等。对重构信号 $\hat{y}_m(t)$ 进行 Hilbert 变换:

$$H(\hat{y}_m(t)) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\hat{y}_m(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (3)$$

计算可得各重构信号的瞬时幅值 $l_m(t)$ 和瞬时相位 $\phi_m(t)$ 为:

$$\begin{cases} l_m(t) = |\hat{y}_m(t) + jH(\hat{y}_m(t))| \\ \phi_m(t) = \arctan(H(\hat{y}_m(t))/\hat{y}_m(t)) \end{cases} \quad (4)$$

瞬时频率 $f_m(t)$ 为:

$$f_m(t) = \frac{1}{2\pi} \omega_m(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\phi_m(t)}{dt} \quad (5)$$

综上所述, SSA 算法将时间序列投影到正交向量空间, 使得特征变量互不相关以减小模态混叠, 通过选取不同的特征变量计算其对应的重构信号可以分离出信号中的各种分量。而 Hilbert 变换能够反映各重构信号瞬时幅值、相位随时间的变化规律。

2.2 信号预处理与时频特征提取

由第 1 节可知牵引供电系统中异常扰动频率范围宽, 为了减少高、低频带扰动间的干扰, 更准确快速地识别低频带扰动, 在采用 SSA 算法前, 利用低通滤波器滤除 100 Hz 以上的高频带谐波, 得到仅含有低频信息的电压波形。在此基础上, 对含有低频信息的电压波形和含有全频段信息的原始电压波形分别设置不同的时间窗长和采样频率。其中, 考虑到暂态扰动一般在 10 个周期数以内, 因此高频带扰动辨识的时间窗长设为 0.5 s, 采样频率设为 4 kHz, 以保证完整的暂态过程波形特征。同时, 考虑到低频振荡的频率最低可达 0.6 Hz, 因此低频带扰动的辨识时间窗长设为 2 s, 采样频率设为 1 kHz, 以保留完整的振荡周期特性。将前文讨论的扰动特征提取与决策树相结合, 提出一种牵引供电系统异常扰动识别方法, 其流程图如图 3 所示。

图 3 中, 滤波器的作用是筛选出含低频信息的电压信号, 避免高次谐波对分析结果的干扰。本文采用的滤波器为零相位数字滤波器, 能有效避免信号差分数字滤波器的相移和波形畸变的问题。以同时含有高频和低频扰动的网压波形为例, 经过处理后的电压信号如附录 A 图 A2 所示, 图中电压均为标

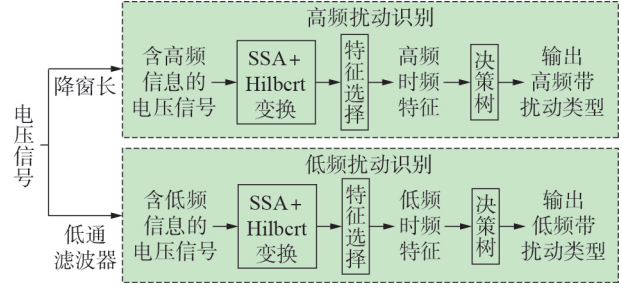


图 3 牵引供电系统异常扰动识别方法流程图

Fig.3 Flowchart of identification method of abnormal disturbance for traction power supply system

么值。由图可知, 低通滤波后的电压幅频特性与原始电压幅频特性中 0~100 Hz 之间的幅频特性一致, 有助于更快速方便地提取低频带扰动时频特征。对于含有高频信息和工频信息的原电压波形, 设置较短的窗长既能保证检测完整的高频带扰动波形特征, 又能避免低频信息的干扰。

根据 Hilbert 变换求得各重构信号的瞬时幅值和瞬时频率以及各种单一异常扰动在时频分布的特性。本文经过大量的样本数据分析, 设计提取如下 8 个特征来对不同类型异常扰动进行识别。

1) F_1 : $\hat{y}_1$ 瞬时幅值最小值, 表示工频瞬时幅值的最小值, 具体如式(6)所示。当 $F_1 < 0.95$ p.u. 时, 认为发生了电压暂降或过分相过电压。

$$F_1 = \min(l_1(t)) \quad (6)$$

2) F_2 : $\hat{y}_1$ 瞬时幅值均值, 表示工频瞬时幅值的均值, 此特征主要用于区分电压暂降 ($F_2 < 1$ p.u.) 和电压暂升 ($F_2 \geq 1$ p.u.), 具体如式(7)所示。

$$F_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} l_1(t) \quad (7)$$

3) F_3 : $\hat{y}_2$ 瞬时频率加权平均值, 具体如式(8)所示。该指标用于描述扰动主导模式瞬时幅值较大时的频率, 以判断是否发生铁磁谐振。当 $F_3 < 45$ Hz 时, 认为发生铁磁谐振。

$$F_3 = \left(\sum_{i=1}^N l_2(t) f_2(t) \right) / \sum_{i=1}^N l_2(t) \quad (8)$$

4) F_4 : $\hat{y}_2$ 瞬时幅值峰值, 表示扰动主导模式瞬时幅值的最大值, 具体如式(9)所示。当 $F_4 < 0.02$ p.u. 时, 认为未发生异常扰动。

$$F_4 = \max(l_2(t)) \quad (9)$$

5) F_5 : $\hat{y}_2$ 瞬时幅值波形指标, 表示扰动主导模式瞬时幅值的有效值与平均值之比, 如式(10)所示。一般而言, 瞬时幅值较稳定的波形指标比瞬时幅值衰减的波形指标小。该特征主要用于区分谐波谐振 ($F_5 < 1.2$) 和高频瞬态振荡 ($F_5 \geq 1.2$)。

$$F_5 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} l_2^2(t)} / \left(\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} l_2(t) \right) \quad (10)$$

6) $F_6: \hat{y}_2$ 瞬时幅值脉冲指标, 表示扰动主导模式瞬时幅值的峰值与平均值之比, 如式(11)所示。一般而言, 扰动持续时间较长且幅值较稳定的瞬时幅值脉冲指标比扰动持续时间较短且幅值变化较大的瞬时幅值脉冲指标小。该特征主要用于将规律的低频振荡与不规律的低频振荡、电压暂降、电压暂升区分开。当 $F_6 < 2.5$ 时, 认为发生规律的低频振荡而非不规律的低频振荡、电压暂降、电压暂升。

$$F_6 = \max(l_2(t)) / \left(\frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} l_2(t) \right) \quad (11)$$

7) $F_7: \hat{y}_3$ 瞬时幅值脉冲指标, 表示扰动次主导模式瞬时幅值的峰值与平均值之比, 如式(12)所示。该指标主要用于将不规律的低频振荡 ($F_7 < 3.9$) 与电压暂降、电压暂升 ($F_7 \geq 3.9$) 区分开。

$$F_7 = \max(l_3(t)) / \left(\frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} l_3(t) \right) \quad (12)$$

8) $F_8: \hat{y}_2 - \hat{y}_3$ 瞬时频率加权平均值的最大值, 用于描述各扰动频率的最大值, 具体如式(13)所示。一般而言, 电压暂降分解出的扰动分量都在 50 Hz 附近, 而过分相过电压分解出的扰动分量不仅有低频带的扰动, 还有高频带的扰动。 F_8 主要用于区分电压暂降 ($F_8 < 100$ Hz) 和过分相过电压 ($F_8 \geq 100$ Hz)。

$$\begin{cases} F_8 = \max(\bar{f}_2, \bar{f}_3, \bar{f}_4, \bar{f}_5) \\ \bar{f}_i = \left(\sum_{t=1}^N l_i(t) f_i(t) \right) / \left(\sum_{t=1}^N l_i(t) \right) \end{cases} \quad (13)$$

式中: $i=2, 3, 4, 5$; $\bar{f}_i$ 为 $\hat{y}_i$ 的瞬时频率 $f_i(t)$ 加权平均值, 权重为 $\hat{y}_i$ 的瞬时幅值 $l_i(t)$ 。

使用 if-then 的逻辑块对上述特征向量集进行规则处理构成决策分类树, 其结构如附录 A 图 A3 所示。

2.3 异常扰动识别仿真结果分析

将仿真模拟所得数据量足够且类型完备的异常扰动的网压波形作为样本集, 样本集中包含不同的扰动幅值与扰动时刻坐标, 其中每种类型均包含 100 组的样本数据以确保识别算法的泛化能力。运用本文的识别算法对 5 种异常扰动进行类型识别, 混淆矩阵如附录 A 表 A3 所示, 表中数值表示样本数据被识别为样本数据的实际归属类型的数目, 可以反映误差的来源。由表中数据计算可得, 本文提出的牵引网异常扰动辨识方法的准确率在 98% 以上。由表 A3 可知, 本文所提识别方法将少数高频瞬态振荡、网压暂降、网压暂升错误地识别为正常信号, 原因是这些样本局部时域特征不明显, 可以考虑减少采样窗长以提高检测的准确度; 少数谐波谐振错误地被识别为高频瞬态振荡, 原因是这些谐波谐振样本中的高次谐波衰减速度较快; 同时, 少数过分相过电压错误地被识别为网压暂降, 原因是这些样本在 5 个重构信号内的时域特征相似, 可以考虑在保证实时性的同时多提取几个重构信号。

3 牵引供电系统异常扰动严重程度评估

基于数据驱动的牵引供电系统异常扰动识别算法可能会存在误报的问题, 而且不同的扰动幅值、频率、衰减系数对电网的危害不同, 因此有必要对识别出的扰动进行严重程度评估, 既能实现异常扰动监测预警, 也能实现扰动模式的全面解析。

3.1 基于改进 TLS-ESPRIT 算法的扰动模式计算

TLS-ESPRIT 算法检测异常扰动模式时具有较高的估计精度。然而, 该方法存在难以确定信号子空间的阶数导致模式参数计算不准确的问题。因此, 本节提出一种改进定阶算法。

一般而言, 对于采样时刻 n , 牵引供电系统中含有扰动信号的牵引网电压信号 $x(n)$ 可以表示为:

$$x(n) = \sum_{k=1}^K a_k e^{j\phi_k} e^{j(-\alpha_k + j2\pi f_k) n T_s} + v(n) \quad (14)$$

式中: K 为复正弦分量的个数, 大小为信号中实正弦分量个数的 2 倍; $k=1$ 时表示基波分量, $k=2, 3, \dots, K$ 时表示 k 次谐波分量; a_k 、 α_k 、 f_k 、 ϕ_k 分别为对应分量的幅值、衰减系数、频率和相位; T_s 为采样时间间隔; $v(n)$ 为均值为 0、方差为 σ^2 的高斯白噪声。

根据 2.1 节的分析, 选取前 b ($b \leq L$) 个主元构成信号子空间 $V_s = [v_1, v_2, \dots, v_b]$, 令 V_{s1} 为 V_s 去掉最后一行后的结果, V_{s2} 为 V_s 去掉第 1 行后的结果, 则存在可逆变换 Ψ , 使得 $V_{s2} = V_{s1} \Psi$ 、 $\Phi = T \Psi T^{-1}$ (T 为可逆变换矩阵)。利用总体最小二乘法求解方程式可得 Ψ_{TLS} , 根据 Ψ_{TLS} 的特征值 λ_k 即可得频率估计值 $\hat{f}_k$ 和衰减系数估计值 $\hat{\alpha}_k$ 为:

$$\begin{cases} \hat{f}_k = \text{angle}(\lambda_k) / (2\pi T_s) \\ \hat{\alpha}_k = -\ln |\lambda_k| / T_s \end{cases} \quad (15)$$

式中: $\text{angle}(\cdot)$ 表示取复数 $(\cdot)$ 的相位。

利用求取的 λ_k , 令 $\zeta_k = [1, \lambda_k, \lambda_k^2, \dots, \lambda_k^{N-1}]^T$, 构造 $\lambda = [\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_b]$ 、 $X = [x(0), x(1), \dots, x(N-1)]^T$ 、 $s_k = a_k e^{j\phi_k}$ 、 $S = [s_1, s_2, \dots, s_b]^T$, 可得方程 $\lambda S = X$ 。由最小二乘法解得 $S = (\lambda^H \lambda)^{-1} \lambda^H X$ (λ^H 为 λ 的共轭转置矩阵), 则可得幅值估计值 $\hat{A}_k$ 和相位估计值 $\hat{\phi}_k$ 为:

$$\begin{cases} \hat{A}_k = 2a_k = 2|s_k| \\ \hat{\phi}_k = \text{angle}(s_k) \end{cases} \quad (16)$$

综上所述, TLS-ESPRIT 算法通过对给定信号的信、噪空间分解求取信号参数, 信号阶数的确定将直接影响参数估计的精度。信号阶数定阶的方法常用归一化累加法^[18]和奇异值相对变化率法^[19-20], 2 种方法各有优劣。其中, 归一化累加法根据归一化后的奇异值的累加值是否足够接近 1 来判断信号阶数, 归一化奇异值 d_i 定义为:

$$d_i = \sigma_i^2 / \sum_{k=1}^N \sigma_k^2 \quad (17)$$

奇异值相对变化率法根据相邻奇异值存在明显的突变来判断信号阶数。相对变化率 δ_i 定义为:

$$\delta_i = |(\sigma_{i+1} - \sigma_i) / \sigma_i| \quad (18)$$

归一化累加法容易引入噪声,导致算法所得阶数比信号实际阶数高,出现过拟合的情况,且定阶阈值需要人为设定;而奇异值相对变化率法可能忽略幅值较小的分量,导致算法所得阶数比信号实际阶数低,出现过欠拟合的情况^[21]。因此,本文结合上述定阶方法,提出一种改进的奇异值定阶方法,其流程图如图4所示,图中: D_p 为归一化奇异值的累加值; ε_d 、 ε_η 分别为累加值、相对变化率的定阶阈值。该改进定阶算法既能尽可能地保留信号的有效信息,又能减小噪声干扰。

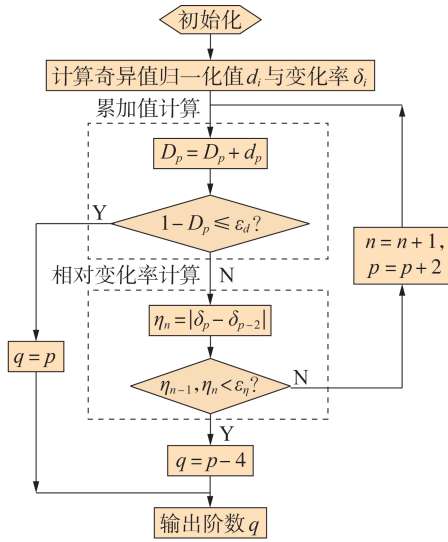


图4 改进定阶算法流程图

Fig.4 Flowchart of improved order-determining algorithm

为了验证所提改进定阶算法在模态计算中的有效性,构造含高斯白噪声的信号数学模型如下:

$$x(t) = \cos(2\pi \times 50t) + 0.2e^{-0.03t} \cos(2\pi \times 51t) + 0.1e^{0.03t} \cos(2\pi \times 251t) \quad (19)$$

在不同信噪比(signal to noise ratio, SNR)下采用3种定阶方法计算信号拟合精度(accuracy of fitting, AOF)的结果见图5。信号拟合精度指标定义如下:

$$a_{\text{AOF}} = 20 \lg(\|x\| / \|x - \hat{x}\|) \quad (20)$$

式中: $\hat{x}$ 为拟合信号; x 为原始信号; a_{AOF} 为信号拟合精度,单位为dB,其值越大,估计信号的拟合度就越高,一般情况下, $a_{\text{AOF}} > 10$ dB即可满足拟合精度要求。

由图5可见:在高SNR(SNR大于30 dB)的情况下,3种算法 a_{AOF} 的值均大于10 dB,且定阶准确;然而随着SNR的降低,归一化累加法由于定阶阶数过高,引入大量虚假模态,导致 a_{AOF} 急剧减小;相对变化率法虽然在SNR较低时也能保持较好的拟合精度,但出现了欠拟合的情况,未能检测出幅值较小的谐波分量;本文提出的改进定阶算法不仅拟合精

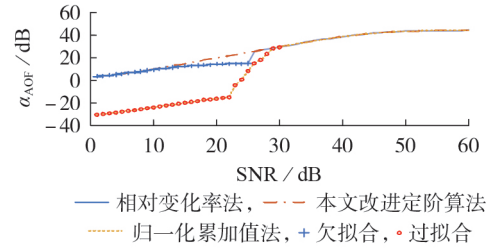


图5 拟合精度随SNR的变化曲线

Fig.5 Curves of AOF changing with SNR

度高,且抗噪性也优于其他算法。

由于归一化累加法在低SNR时误差很大,下面将仅针对奇异值相对变化率法和本文提出的定阶算法所识别参数的绝对误差进行对比,结果如图6所示,图中幅值绝对误差为标么值。可以看出,当SNR较低时,本文所提改进定阶方法的绝对误差小于相对变化率法,各参数的识别精度更高。由上述对比可得,本文所提改进定阶算法在抗噪性和参数估计精度上具有一定的优越性。

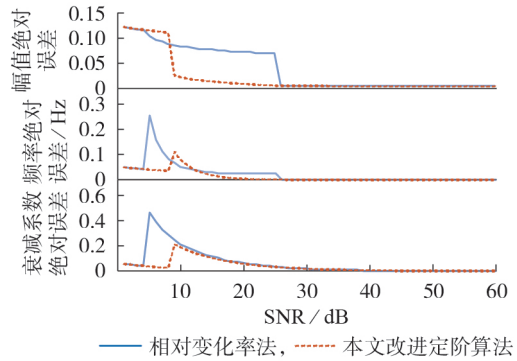


图6 不同方法的谐波幅值、频率、衰减系数相对误差

Fig.6 Relative error of harmonic amplitude, frequency and attenuation coefficient of different methods

3.2 异常扰动严重程度评估

为了对异常扰动的严重程度进行评估,设计以下5个评估指标。

1)异常扰动电压幅值含量指标。设基波幅值为各谐波电压的基准值,计算得到的拟合信号 $u(t)$ 为:

$$u(t) = \cos(\omega_1 t + \phi_1) + \sum_{k=2}^K \frac{\hat{A}_k}{\hat{A}_1} e^{-\hat{\alpha}_k t} \cos(2\pi \hat{f}_k t + \hat{\phi}_k) \quad (21)$$

式中: ω_1 为基波角频率。

为了反映异常扰动的幅度,根据式(21)计算可得异常扰动电压谐波幅值含量指标为:

$$A_i = \sqrt{\sum_{k=2}^K \left(\frac{\hat{A}_k}{\hat{A}_1} \right)^2} \quad (22)$$

2)异常扰动电压衰减系数指标。根据式(21)可得扰动电压主导模式的衰减系数为 α_2 ,该评估指标反映扰动的变化趋势,当 $\alpha_2 > 0$ 时扰动电压幅值递减,当 $\alpha_2 < 0$ 时扰动电压幅值递增。

3)异常扰动持续时间指标。持续时间 Δt 取扰动电压主导模式瞬时幅值达到规定阈值(此处取0.02 p.u.)所持续的时间,可通过对重构信号进行Hilbert变换获得主导模式的瞬时幅值。由于牵引供电系统的异常扰动持续时间差异较大,还需对各类型扰动的持续时间 t_r 进行统一化处理,如式(23)所示。

$$t_r = \Delta t / c \quad (23)$$

对于断路器开闭过电压、过分相过电压等暂态扰动, c 取0.005;对于低频振荡、谐波谐振等持续时间较长的准稳态扰动, c 取1;对于铁磁谐振等持续时间较短的准稳态扰动, c 取0.05。

4)功率振荡指标。根据式(4)对低频带电压和电流进行Hilbert变换得到瞬时相位 $\phi_u(t)$ 、 $\phi_i(t)$,则电压、电流瞬时相位差 $\phi_{u-i}(t) = \phi_u(t) - \phi_i(t)$,对其计算标准差 σ_ϕ 反映功率振荡情况,如式(24)所示。

$$\sigma_\phi = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\phi_{u-i}(i) - \bar{\phi}_{u-i})^2} \quad (24)$$

5)扰动振荡频率指标。振荡频率指标应考虑系统谐振频率,设 f 为振荡频率, f_0 为系统谐振频率, f_d 为描述振荡频率与系统谐振频率接近程度的系数,则振荡频率评估指标使用以下模型描述:

$$f_d = \begin{cases} f/f_0 & f \in [0, f_0] \\ (2f_0 - f)/f_0 & f \in [f_0, 2f_0] \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (25)$$

为了得到直观的评价结果,对这5个评估指标的范围进行等级划分,各指标评分 s_i 划分等级如附录A表A4所示。根据对比标度对各层评估指标的相对重要性用数字表示,构成的判断矩阵如附录A表A5、A6所示,表A5中的评估指标适合评估低频振荡,表A6中的评估指标适合评估谐波谐振、高频瞬态振荡、过分相过电压,但由于过分相过程中电路结构变换频繁,可以不考虑 f_d 指标并按照表中的判断矩阵重新计算其他指标权重。表中重要性的对比标度表示一个指标比另一个指标的相对重要程度,一般取1~9及其倒数,其值越大其相对重要程度越大。计算判断矩阵的最大特征值,其对应特征向量为 $\xi = (x_1, x_2, \dots, x_c)$ (C 为特征向量维数),归一化处理后的 x_i 即各因素的权重 w_i 。则各指标的扰动严重程度 S 为:

$$S = \sum_{i=1}^c s_i w_i \quad (26)$$

通过进行多组试验仿真,将异常扰动严重程度分成5个等级,其相对应的 S 分值如表1所示。

表1 异常扰动严重程度等级

Table 1 Severity levels of abnormal disturbance

严重程度	S	严重程度	S
安全	[0, 1.5)	高度严重	[3, 4)
轻微严重	[1.5, 2)	极端严重	[4, 5]
较为严重	[2, 3)		

4 实际测试数据的案例分析

4.1 实测案例1

实测数据来自江苏省某牵引变电所27.5 kV侧,监测期间,在90~508 s持续发生低频振荡现象,监测期间所记录的网压、网流波形见附录A图A4。本文算法识别结果见附录A图A5,监测数据中的大部分低频振荡现象被准确辨识,处理该时长700 s的数据耗时32 s。

根据异常扰动的严重程度评估对识别的低频振荡进行评估,结果见附录A图A6。分别截取8~10、146~148、432~434、460~462、426~428 s 5个不同严重程度时段的低频振荡,各数据窗的参数辨识与严重程度评估结果见附录A表A7。由表可知:8~10 s时段内识别出的振荡其衰减系数为正,该振荡为正阻尼模态,随着时间的推移该振荡幅值趋于0,电网处于安全状态;146~148和432~434 s时段内存在负阻尼模态的低频振荡,振荡严重程度较高;而460~462、426~428 s时段内存在负阻尼模态的低频振荡,且其振荡幅值高、功率波动大,振荡严重程度非常高。

4.2 实测案例2

实测数据来自安徽省某枢纽型牵引变电所27.5 kV侧,监测期间,在12 s后持续发生谐波谐振现象,记录的网压、网流波形如附录A图A7所示。谐波谐振辨识结果如图7所示。由图可见:监测数据中大部分谐波谐振被准确辨识,共计1个谐波谐振样本被误判为高频振荡瞬变,此时网压中高次谐波衰减,谐波谐振特征不明显。处理该时长为40 s的数据耗时7 s。

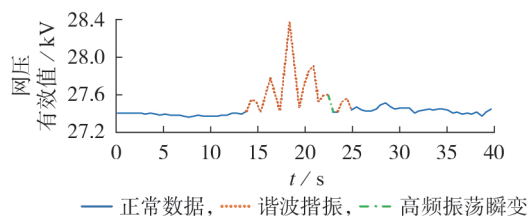


图7 谐波谐振辨识结果

Fig.7 Results of harmonic resonance identification

根据异常扰动严重程度评估,谐波谐振的严重程度见附录A图A8。分别截取13~13.5、21~21.5、14.5~15、15.5~16、17.5~18 s这5个不同严重程度时段的谐波谐振,各数据窗的参数辨识与严重程度评估结果如附录A表A8所示。由表可知,13~13.5、21~21.5、14.5~15 s时段内识别出的谐波谐振其衰减系数为正,即该谐波为正阻尼模态,随着时间的推移该谐波幅度趋于0,谐波谐振严重程度较低,而15.5~16、17.5~18 s这2个时段内的谐波谐振的衰减系数为负,随着时间的推移该谐波的幅值逐渐增加,谐波不稳定风险增加,谐波谐振严重程度更高。

4.3 实测案例3

数据来自 MATLAB / Simulink 仿真模型,仿真模型参考文献[22]中的参数和结构对过分相电磁暂态过程进行分析,仿真步长为 10^{-5} s。图8展示了仿真所记录的网压波形,在0.06 s时列车进分相产生进分相过电压,随后发生了铁磁谐振,在0.78 s时列车出分相产生出分相过电压。

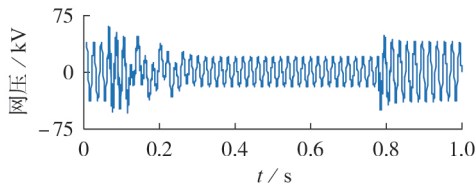


图8 网压仿真波形

Fig.8 Simulative waveform of network voltage

本文算法识别结果如附录A图A9所示,监测数据中的各异常扰动均被准确辨识。各扰动的参数辨识与严重程度评估结果如附录A表A9所示。由表可知:虽然暂态振荡的衰减系数都为正,但由于其瞬时扰动幅值很大且持续时间相对较长造成了严重的影响,其中,在0~0.1 s时段内发生了极端的高频瞬态振荡,在0~0.4 s时段内发了极端的铁磁谐振。

综上所述,本文所提识别算法在辨识准确度以及处理时效性上均具有良好的性能。根据所提评估指标能从各扰动特点、变化趋势等方面评估其严重程度,判断是否存在谐波不稳定、低频振荡风险,并提供幅值、频率、衰减系数等重要信息,为抑制扰动以及全面分析扰动起参考作用。

5 结论

本文从电压波形数据出发,提出一种基于SSA和Hilbert变换的牵引供电系统异常扰动在线识别算法;并通过改进TLS-ESPRIT算法计算扰动模态,提出一种基于层次分析法的扰动评估算法。本文主要结论如下:

1)所提出的异常扰动识别算法能检测低频振荡、铁磁谐振、谐波谐振、高频振荡瞬变、过分相过电压共5种异常扰动类型,实验结果表明该算法对每种扰动均具有较高的识别准确度,综合辨识准确度高达98%,并具有良好的实时性;

2)改进的TLS-ESPRIT算法在计算扰动模态时具有较高精度和抗噪性,实测和仿真数据分析结果表明,所提出的扰动严重程度评估方法有效可行,为快速分析和避免异常扰动事件恶化,保障牵引供电系统的安全稳定运行提供理论参考。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 赵朝蓬. 徐州铁路枢纽接触网电压低频振荡分析及对策研究[J]. 电力科学与技术学报, 2016, 31(2): 89-96.
ZHAO Chaopeng. Low-frequency voltage oscillation and mitigation of catenary system in Xuzhou railway hub[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2016, 31(2): 89-96.
- [2] 陈忠革, 周福林, 李鑫, 等. 高次谐波放大及其抑制措施[J]. 电气化铁道, 2012, 23(6): 35-37.
- [3] 陶海东, 胡海涛, 朱晓娟, 等. 车网耦合下的牵引供电系统谐振不稳定机理分析[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(8): 2315-2324, 14.
TAO Haidong, HU Haitao, ZHU Xiaojuan, et al. Mechanism on resonance instability of traction power supply system considering interaction between trains and networks[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(8): 2315-2324, 14.
- [4] 陈华丰, 张葛祥. 基于决策树和支持向量机的电能质量扰动识别[J]. 电网技术, 2013, 37(5): 1272-1278.
CHEN Huafeng, ZHANG Gexiang. Power quality disturbance identification using decision tree and support vector machine[J]. Power System Technology, 2013, 37(5): 1272-1278.
- [5] 贾君宜. 川藏铁路车网电气匹配问题及监测算法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2021.
JIA Junyi. Study on locomotive-grid electrical matching problem of Sichuan-Tibet railway and its monitoring algorithm[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2021.
- [6] 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): 142-151.
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): 142-151.
- [7] 伊慧娟, 高云鹏, 朱彦卿, 等. 基于自适应不完全S变换与LOO-KELM算法的复合电能质量扰动识别[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(1): 199-205.
YI Huijuan, GAO Yunpeng, ZHU Yanqing, et al. Recognition of composite power quality disturbance based on improved incomplete S transform and LOO-KELM algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(1): 199-205.
- [8] WANG Yan, LI Qunzhan, ZHOU Fulin, et al. A new method with Hilbert transform and slip-SVD-based noise-suppression algorithm for noisy power quality monitoring[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(4): 987-1001.
- [9] 王继东, 张迪. 基于侧输出融合卷积神经网络的电能质量扰动分类方法[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(11): 107-112, 126.
WANG Jidong, ZHANG Di. Power quality disturbance classification method based on side-output fusion convolutional neural network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(11): 107-112, 126.
- [10] 杨秋玉, 阮江军, 黄道春, 等. 基于改进Hilbert-Huang变换和支持向量机的高压断路器触头超程状态识别[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(1): 198-204.
YANG Qiuyu, RUAN Jiangjun, HUANG Daochun, et al. Over-travel detection of electrical contact for high-voltage circuit breaker based on improved HHT and SVM[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(1): 198-204.
- [11] 周福林, 刘飞帆, 杨瑞轩, 等. 电气化铁路车网电气耦合异常辨识[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(23): 7937-7950.
ZHOU Fulin, LIU Feifan, YANG Ruixuan, et al. Identification of abnormal phenomenon of vehicle-network coupling in electrified railway[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(23): 7937-7950.

- [12] HU Haitao, ZHOU Yi, LI Xin, et al. Low-frequency oscillation in electric railway depot: a comprehensive review[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(1): 295-314.
- [13] 张强, 郭旭刚. 高速铁路牵引供电系统车网匹配供电品质综合监控系统研究[J]. 电气化铁道, 2020, 31(2): 1-3, 20. ZHANG Qiang, GUO Xugang. Research on integrated monitoring system for EMU-TPSS matching power supply quality for high speed railway[J]. Electric Railway, 2020, 31(2): 1-3, 20.
- [14] 宋可荐, 吴命利, 杨少兵, 等. 我国电气化铁路高次谐波谐振问题研究综述[J]. 铁道学报, 2021, 43(1): 64-76. SONG Kejian, WU Mingli, YANG Shaobing, et al. Review of high-order harmonic resonances of electric railways in China [J]. Journal of the China Railway Society, 2021, 43(1): 64-76.
- [15] 苑丰彪, 何朝保, 李静源, 等. 动车组高压系统过电压及其抑制技术研究[J]. 铁道机车与动车, 2021(1): 8-11, 41. YUAN Fengbiao, HE Zhaobao, LI Jingyuan, et al. Study on overvoltage and its suppression technology for the high-voltage system of MU[J]. Railway Locomotive and Motor Car, 2021(1): 8-11, 41.
- [16] 汪飞, 全晓庆, 任林涛. 电能质量扰动检测与识别方法研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(12): 4104-4121. WANG Fei, QUAN Xiaoping, REN Lintao. Review of power quality disturbance detection and identification methods[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(12): 4104-4121.
- [17] 魏玉森, 张志利, 李洪光, 等. 一种基于多层迭代奇异谱分析的信号分解方法[J]. 系统仿真学报, 2021, 33(8): 1818-1824. WEI Yumiao, ZHANG Zhili, LI Hongguang, et al. A signal decomposition method based on multi-layer iteration structured singular spectrum analysis[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(8): 1818-1824.
- [18] CHEN Jian, JIN Tao, MOHAMED M A, et al. An adaptive TLS-ESPRIT algorithm based on an S-G filter for analysis of low frequency oscillation in wide area measurement systems [J]. IEEE Access, 2019, 7: 47644-47654.
- [19] 张宇辉, 段伟润, 李天云. 抑制局部放电信号中周期性窄带干扰的子空间重构方法[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(7): 178-183. DUAN Weirun, ZHANG Yurun, LI Tianyun. Subspace reconstruction to suppress periodic narrowband noises of partial discharge signals[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(7): 178-183.
- [20] 杜林, 李欣, 司马文霞, 等. S变换模矩阵和最小二乘SVM在雷电及操作过电压识别中的应用[J]. 电力自动化设备, 2012, 32(8): 35-40. DU Lin, LI Xin, SIMA Wenxia, et al. Application of S-transform modular matrix and LS-SVM in identification of lightning and switching overvoltages[J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 32(8): 35-40.
- [21] 雷科. 牵引供电系统宽频带振荡识别与软件开发[D]. 成都: 西南交通大学, 2021. LEI Ke. Broadband oscillation identification of traction power supply system and analysis software development [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2021.
- [22] 姜晓锋, 何正友, 胡海涛, 等. 高速铁路过分相电磁暂态过程分析[J]. 铁道学报, 2013, 35(12): 30-36. JIANG Xiaofeng, HE Zhengyou, HU Haitao, et al. Analysis on electromagnetic transient process of electric multiple unit passing neutral section devices[J]. Journal of the China Railway Society, 2013, 35(12): 30-36.

作者简介:



余家萌

余家萌(1999—),女,硕士研究生,主要研究方向为牵引供电系统稳定性分析(E-mail: y892725472@163.com);

胡海涛(1987—),男,教授,博士生导师,博士,主要研究方向为牵引供电系统稳定性与供电品质(E-mail: hht@swjtu.edu.cn);

陶海东(1993—),男,助理研究员,博士,主要研究方向为牵引供电系统稳定性与阻抗测量(E-mail: thd@swjtu.edu.cn)。

(编辑 任思思)

Online identification and evaluation algorithm of abnormal disturbance of traction power supply system

YU Jiameng, HU Haitao, TAO Haidong

(School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China)

Abstract: The transient / steady-state overvoltage and overcurrent generated by abnormal electrical disturbances in the traction power supply system have the characteristics of similar features, large frequency separation range, and difficulty in capturing. These characteristics make it difficult to determine the type of disturbance events and identify the key modes and parameters of the disturbance. Therefore, a feature extraction algorithm based on singular spectrum analysis and Hilbert transform is proposed, which realizes the online rapid identification of different abnormal disturbance types. Then the total least squares-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques (TLS-ESPRIT) algorithm is improved to accurately evaluate the disturbance modal parameters. According to the characteristics of each disturbance and the key modal parameters of the disturbance, the evaluation index of disturbance severity is defined. The above algorithms are used to identify the simulated data and the measured data. The results show that the proposed algorithms can effectively and quickly identify the type of abnormal disturbance in traction power supply system and further evaluate its severity.

Key words: traction power supply system; abnormal disturbance identification; singular spectrum analysis; Hilbert transform; TLS-ESPRIT algorithm; severity evaluation

附录 A

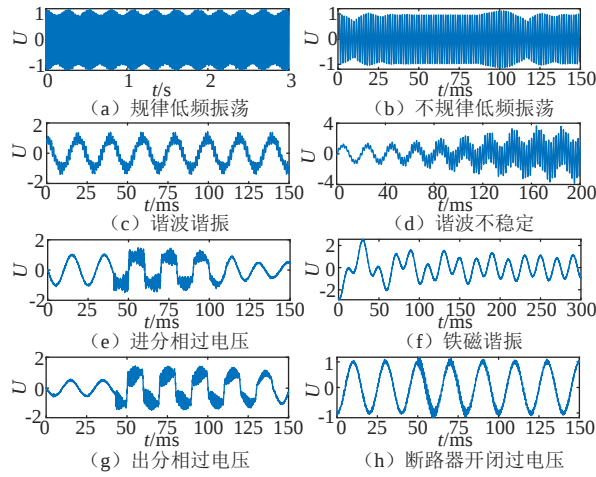


图 A1 牵引供电系统异常扰动典型时域波形

Fig.A1 Typical time domain waveform of abnormal disturbance in traction power supply system

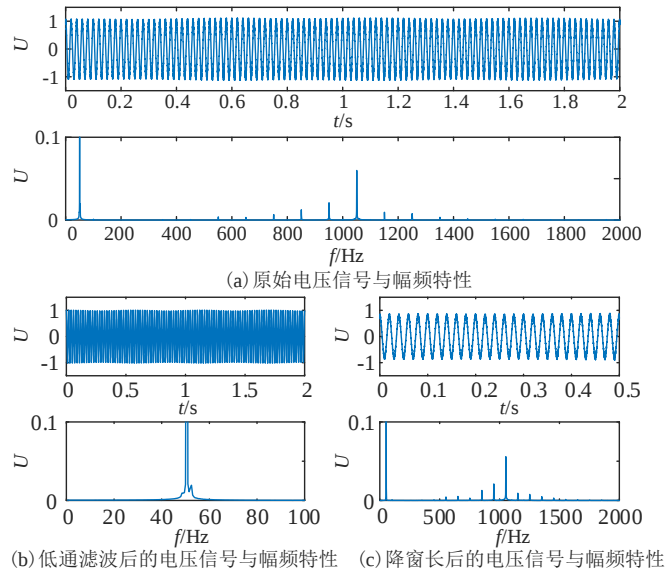
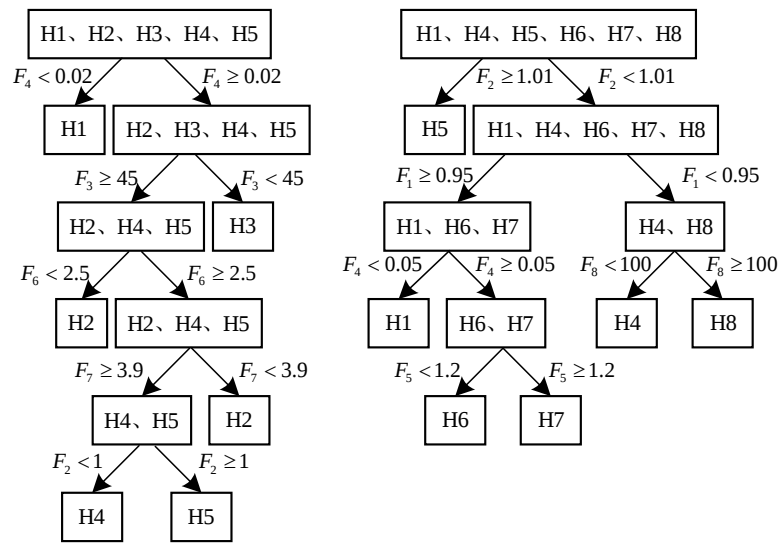


图 A2 电压信号处理结果

Fig.A2 Results of voltage signal processing



(a) 低频带异常扰动检测 (b) 高频带异常扰动检测
H1 为正常电压, H2—H8 分别为低频振荡、铁磁谐振、网压暂降、网压暂升、谐波谐振、高频瞬态振荡、过分相过电压

图 A3 决策分类树

Fig.A3 Decision classification tree

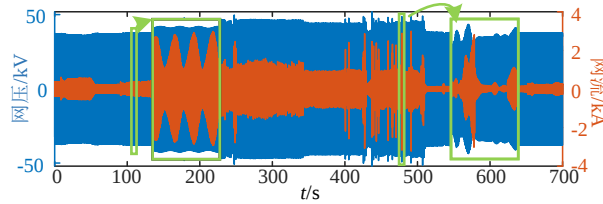


图 A4 含低频振荡的网压、网流波形

Fig.A4 Waveform of network voltage and current with low-frequency oscillation

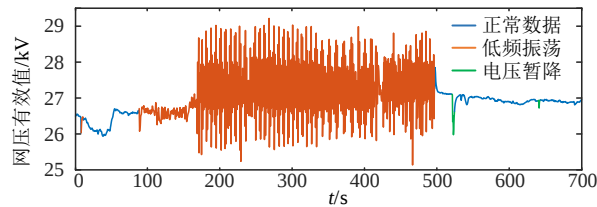


图 A5 低频振荡辨识结果

Fig.A5 Results of low frequency oscillation identification

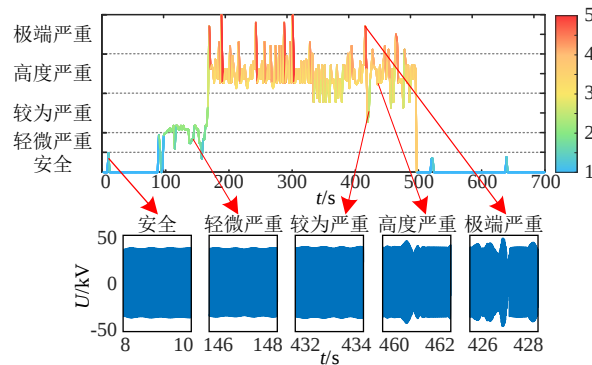


图 A6 低频振荡严重程度评估

Fig.A6 Severity assessment of low frequency oscillations

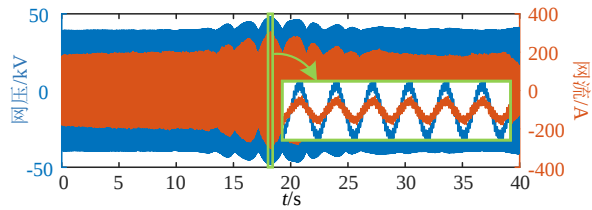


图 A7 含谐波谐振的网压、网流波形

Fig.A7 Waveform of network voltage and current with harmonic resonance

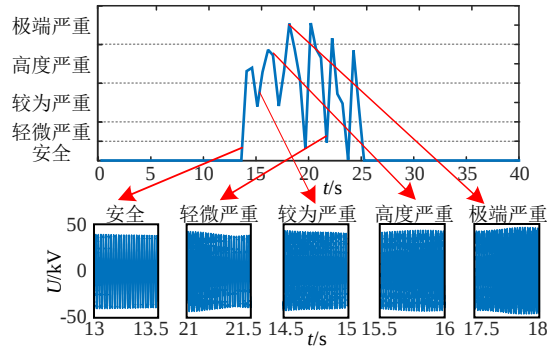


图 A8 谐波谐振严重程度评估

Fig.A8 Severity assessment of harmonic resonance

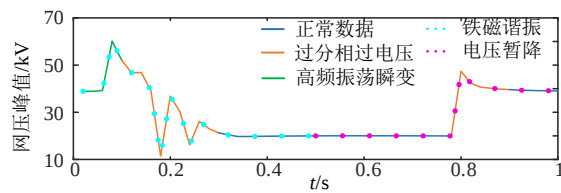


图 A9 扰动辨识结果

Fig.A9 Results of disturbance identification

表 A1 扰动特征提取方法性能对比

Table A1 Performance comparison of perturbation feature extraction methods

特征提取方法	计算复杂度	检测精度	适用范围	实际应用范围
短时傅里叶变换	大	一般	稳态扰动	离线分析为主
小波变换	略大	略高	暂态扰动	离线分析为主
S 变换	略大	高	稳态、暂态扰动均可	可在线计算
Hilbert 变换 (本文使用)	略小	高	稳态、暂态扰动均可	可在线计算
SSA (本文使用)	小	高	稳态、暂态扰动均可	可在线计算

表 A2 扰动识别方法性能对比

Table A2 Performance comparison of disturbance identification methods

扰动识别方法	计算复杂度	识别精度	学习能力	实际应用范围
决策树 (本文使用)	小	略高	一般	离线、在线分析均可
神经网络	略大	高	强	离线、在线分析均可
支持向量机	大	高	强	离线分析为主

表 A3 混淆矩阵
Table A3 Confusion matrix

实际类	识别类							
	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8
H1	100	0	0	0	0	0	0	0
H2	0	98	0	2	0	0	0	0
H3	0	0	100	0	0	0	0	0
H4	5	0	0	95	0	0	0	0
H5	3	0	0	0	97	0	0	0
H6	0	0	0	0	0	98	2	0
H7	2	0	0	0	0	0	98	0
H8	0	0	0	2	0	0	0	98

表 A4 异常扰动信号评估指标评分等级
Table A4 Ratings of evaluation indicators for abnormal disturbance signals

A_1 /%	$-\alpha_2$	t_r /s	σ_θ / (°)	f_d /%	s_i
<2	<0	<4	0~15	<50	1
2~5	0~0.3	4~12	15~25	50~65	2
5~10	0.3~0.6	12~16	25~45	65~80	3
10~15	0.6~0.9	16~20	45~90	80~95	4
>15	>0.9	>20	90~180	>95	5

表 A5 评估低频振荡的指标判断矩阵与权重
Table A5 Judgment matrix and weight for evaluating low-frequency oscillation

	A_1	$-\alpha_2$	t_r	σ_θ	权重 w_i
A_1	1	5	6	2	0.4957
$-\alpha_2$	1/5	1	2	1/5	0.0939
t_r	1/6	1/2	1	1/6	0.0607
σ_θ	1/2	5	6	1	0.3497

表 A6 评估其他扰动的指标判断矩阵与权重
Table A6 Judgment matrix and weight for evaluating other disturbances

	A_1	$-\alpha_2$	t_r	f_d	权重 w_i
A_1	1	5	6	2	0.5409
$-\alpha_2$	1/5	1	3	1/4	0.2298
t_r	1/6	1/3	1	1/5	0.1535
f_d	1/2	4	5	1	0.0758

表 A7 案例 1 中各数据窗的辨识结果
Table A7 Identification results of each data window in Case 1

数据窗/s	A_1 /%	α_2	Δt /s	σ_θ / (°)	严重程度
8~10	3	0.11	1.9	14	安全
146~148	3.4	-0.12	50	14	轻微严重
432~434	4	-0.24	215	36	较为严重
460~462	5.8	-0.08	234	50	高度严重
426~428	16	-0.17	211	82	极端严重

表 A8 案例 2 中各数据窗的评估结果

Table A8 Evaluation results of each data window in Case 2

数据窗	$A_1 / \%$	α_2	t_r / s	$f_d / \%$	严重程度
13~13.5s	1.6	2.21	1.5	100	安全
21~21.5s	1	3.814	9.3	100	轻微严重
14.5~15s	6.2	1.455	3	100	较为严重
15.5~16s	14.9	-1	4	100	高度严重
17.5~18s	23.9	-1.288	6	100	极端严重

表 A9 案例 3 中各数据窗的辨识结果

Table A9 Evaluation results of each data window in Case 3

数据窗	$A_1 / \%$	α_2	t_r / s	严重程度
高频瞬态振荡	0~0.1s	16.2	26.14	0.039 极端严重
	0.1~0.2s	9.97	5.18	0.1 较为严重
过分相过电压	0.3~0.4s	4.83	0.4061	0.2 较为严重
	0.8~0.9s	12.69	24.2	0.1 非常严重
铁磁谐振	0~0.4s	38.98	0.314	0.37 极端严重