

电压暂降源自适应 S 变换辨识模型

付 华, 于 田

(辽宁工程技术大学电气与控制工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

摘要:电压暂降源的准确识别对改善电能质量具有重要意义。提出了一种基于自适应 S 变换和多级支持向量机的电压暂降源辨识方法,针对 S 变换时频分辨率有限的缺点,采用自适应窗宽调整因子动态调整 S 变换的窗函数宽度,满足不同暂降信号对时间与频率分辨率的不同需求。将自适应 S 变换用于暂降信号的分析,构建 S 变换模矩阵,将暂降信号分解到不同的时频子空间。提取 6 种特征构造多级支持向量机分类器,采用粒子群优化算法寻找最优参数,最后通过多级支持向量机实现电压暂降源的识别。仿真实验证明,该方法分类过程简单,识别准确率高。

关键词:电压暂降; 自适应 S 变换; 支持向量机; 辨识

DOI: 10.12067/ATEEE1807071 **文章编号:** 1003-3076(2019)11-0017-07 **中图分类号:** TM712

1 引言

近年来,随着大量的电力电子设备和冲击性负荷接入电网,暂态电能质量问题日益突出。电压暂降是最常见的一种暂态电能质量问题^[1-3],线路短路故障、感应电机启动和变压器投运是引起电压暂降的基本原因。不同暂降源会导致暂降持续时间和暂降幅值存在差异^[4],用户受到的影响也不尽相同,相应的补偿策略也有所区别,因此,对电压暂降源的快速、准确识别是分析、补偿和抑制电压暂降问题的重要前提^[5,6]。

电压暂降源辨识的方法有很多,包括 Hilbert-Huang 变换^[7]、小波变换^[8,9]、经验模态分解^[10]和 S 变换(ST)^[11,12]等。Hilbert-Huang 变换结合小波包能量谱能够有效分析电压暂降的特征量,进而进行电压暂降源识别,但是其易受噪声影响,且计算量大。文献[9]提出小波熵和概率神经网络结合的方法,辨识过程较繁琐,且需要大量的数据做支撑。S 变换具有良好的时频分析和特征提取性,结果比小波变换更直观^[13,14],但随着窗宽因子的确定,S 变换在特定频率下的分辨率也随之确定。文献[12]采用 S 变换和矩阵模板相似度对暂降源进行分类,但是在噪声水平下与标准模版之间的相似度差异较

小,容易受噪声干扰;文献[15]对 S 变换窗函数加以改进,取得了较好的效果,但可变因子的确定需要大量实验的支撑。

本文采用自适应 S 变换(AST)结合多级支持向量机(M-SVM)的方法实现电压暂降源识别,通过改进的自适应 S 变换动态调整窗宽因子对 3 类电压暂降信号进行分析,提取电压暂降信号的自适应 S 变换能谱熵、奇异熵和基频曲线的非矩形系数、标准差 4 类特征,将其量化输入 M-SVM,实现对电压暂降源的识别。

2 配电网电压暂降源分析

电压暂降是指供电电压快速下降至额定电压的 90%~10%,典型持续时间为 0.5~30 个工频周期,然后又恢复到正常值附近的电能质量问题^[16,17]。引起电压暂降的本质是系统中突然吸出一个大电流,从而引起公共连接点(PCC)电压暂降。线路短路故障、感应电机启动及变压器投运是引起电压暂降的 3 种典型因素,其中短路故障是主要原因。

(1) 变压器投运引起的电压暂降

由于铁心饱和特性,大容量变压器投运时,会在送电端产生数倍于额定电流的激磁涌流,进而导致电压暂降。变压器投运时的三相初始相角始终互差

收稿日期: 2018-07-25
基金项目: 国家自然科学基金项目(71371091)、辽宁省重点实验室项目(LJZS003)
作者简介: 付 华(1962-),女,辽宁籍,教授,博士(后),研究方向为电力系统故障诊断;
于 田(1993-),男,辽宁籍,硕士研究生,研究方向为电力系统故障诊断。

120°,因此三相的暂降总是不平衡的。线圈的铜损导致暂降的恢复过程缓慢,电压暂降程度与投运时刻、铁心中的剩磁以及网络阻尼有关。

(2) 线路短路故障引起的电压暂降

线路短路故障是引起电压暂降的主要原因,雷电大风、雨雪等天气因素以及绝缘损坏、树枝搭接线路、动物等均会造成短路故障。具体故障类型可分为单相、两相、两相接地和三相短路。其中三相短路引起的暂降是对称的,其他则产生非对称的暂降,电压暂降程度受到故障类型、故障点位置和故障阻抗的影响。

(3) 大型感应电机启动引起的电压暂降

感应电机启动时,定子产生很大的启动电流,一般是正常工作电流的2~8倍,系统阻抗分压增加,从而引起电压暂降。电压暂降程度与感应电机的容量、上级变压器容量、启动方式及负荷因素有关。

3 电压暂降信号自适应S变换特征提取

3.1 电压暂降信号S变换分析

对电压暂降信号进行S变换是提取电压暂降信号特征的前提和基础,其高斯窗函数宽度随频率调节以满足信号不同频率成分对窗函数的不同要求。电压暂降的时域信号 $h(t)$ 的一维连续S变换 $S(\tau, f)$ 定义为:

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

$$\omega(\tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-t^2/(2\sigma^2)} \quad (2)$$

式中, $\omega(\tau, f)$ 为高斯窗函数; σ 为窗宽因子, $\sigma = 1/|f|$, 通过调整窗宽因子满足不同电压暂降信号对窗宽的要求。

设 $p(t, f) = h(t) e^{-j2\pi ft}$, 通过卷积定理及傅里叶反变换可得到S变换的傅里叶表达形式(时域内变量 τ , 在频域用 α 表示):

$$\begin{aligned} S(\tau, f) &= \int_{-\infty}^{\infty} P(\alpha, f) W(\alpha, f) e^{j2\pi\alpha\tau} d\alpha \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} H(\alpha + f) e^{-2\pi^2\alpha^2/f^2} e^{j2\pi\alpha\tau} d\alpha \end{aligned} \quad (3)$$

因此,对电压暂降信号 $h(t)$ 的S变换可以通过快速傅立叶变换来实现快速运算。

3.2 自适应S变换

S变换中的窗宽因子 σ 确定后,针对单一频率的时频分辨率也随之确定,因此,仅采用值为 $1/|f|$ 的 σ 值,不能满足对所有类型暂降信号的分析

要求。

文献[15]提出广义S变换(GST),将窗宽因子修正为 $1/(\lambda|f|)$,发现当 $\lambda < 1$ 时可以提高频率分辨率但损失时间分辨率,当 $\lambda > 1$ 时降低频率分辨率,但时间分辨率得到提升。通过统计分析,并兼顾时间和频率分辨率,取 $\lambda = 1/\sqrt{3}$,但忽略了高频部分频率分辨率的需求。因此,在分析电压暂降信号时应根据信号中所含谐波成分动态调整窗宽,以提高频率分辨率与谐波部分抗噪声干扰能力。为了动态调节窗宽,提出自适应窗宽调整因子 λ_s ,其自适应调整过程如下:

(1) 分析电压暂降信号S变换过程中的FFT结果。

(2) 确定暂降信号经FFT变换后主要成分所在最高频率 f_{\max} :

$$f_{\max} = \max f_{FFT(h(t))} \quad (4)$$

(3) 由基频频率 f_0 和主要成分所在最高频率 f_{\max} 确定自适应窗宽调整因子 λ_s :

$$\lambda_s = \sqrt{f_0/f_{\max}} \quad (5)$$

新方法进一步优化了窗宽调整因子,得到自适应S变换,由于针对原始信号的FFT运算为S变换的运算过程之一,因此并未增加S变换的运算量。

由于电压暂降信号的谐波部分能量较小,因此引入含有7次、9次、11次谐波的含谐波暂降信号用于分析,采用分析信号进行处理后的各个频率对应幅值表现其谐波成分,结果如图1所示。引入的分析信号为:

$$\begin{aligned} h(t) &= \sin\omega_0 t - [u(t - 0.1) - u(t - 0.5)] \cdot \\ &\quad (0.4\sin\omega_0 t + 0.35\sin 7\omega_0 t + \\ &\quad 0.1\sin 9\omega_0 t + 0.1\sin 11\omega_0 t) \end{aligned} \quad (6)$$

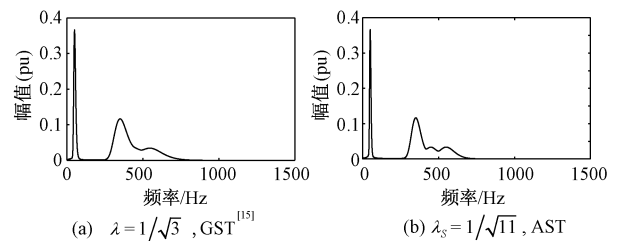


图1 改进S变换分析能力比较

Fig.1 Comparison of harmonic analysis results of improved ST with different λ value

由图1可知,当含有高次谐波时,AST具有更好的频率分辨率,曲线具有较明显的尖峰,能量频域分布集中,提高了谐波分析能力,可以更好地分析含谐

波的电压暂降信号。

设 $h[kT]$ ($k = 0, 1, 2, \dots, N-1$) 是对连续电压暂降信号 $h(t)$ 进行采样得到的离散时间序列, 采样间隔为 T , 总采样点数为 N , 令 $f \rightarrow n/(NT)$, $\tau \rightarrow iT$, $i = 0, 1, \dots, N-1$, 则离散形式的自适应 S 变换为:

$$\begin{cases} S\left[iT, \frac{n}{NT}\right] = \sum_{m=0}^{N-1} H\left[\frac{m+n}{NT}\right] e^{-\frac{2\pi^2 m^2}{\lambda_s^2 n^2}} e^{-\frac{j2\pi mi}{N}} & n \neq 0 \\ S[iT, 0] = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} h\left(\frac{m}{NT}\right) & n = 0 \end{cases} \quad (7)$$

暂降信号经离散 S 变换得到一个复矩阵, 对矩阵元素求模后得到 S 模矩阵, 模矩阵的行向量表示暂降信号在某频率处的时域分布, 列向量则表示暂降信号某时刻的幅频特性。

3.3 暂降信号的自适应 S 变换特征提取

针对自适应 S 变换处理后得到的 S 模矩阵进行分析, 获取描述信号时频特性的分类特征, 并将特征向量输入支持向量机进行分类辨识, 算法流程如图 2 所示。

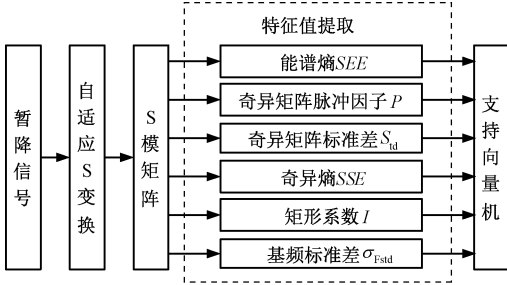


图 2 基于自适应 S 变换的特征向量提取流程

Fig.2 Flow chart of adaptive S-transform features extraction

考虑信号的畸变主要体现在幅值与频率变化, 而基频幅值变化与不同频率对应幅值变化能够有效表现各类暂降信号的特征, 因此, 本文主要分析暂降信号基频幅值与不同频率对应幅值变化情况。

(1) 特征 1: 能量谱特征

对电压暂降信号进行 AST 得到信号的 S 模矩阵 $S[\tau, f]$, 设 E_1, E_2, \dots, E_n 分别为各个频率谱下的能量, 信号总能量 E 等于各个频率分量下的能量和, 设 $P_k = E_k/E$, $k = 1, 2, \dots, n$, 则 $\sum_{k=1}^n P_k = 1$, 于是定义自适应 S 变换能谱熵 SEE 为:

$$SEE = - \sum_{k=1}^n P_k \ln P_k \quad (8)$$

(2) 特征 2: 奇异值特征

对 S 模矩阵进行奇异值分解:

$$S = U \Lambda V^T \quad (9)$$

式中, $U_{m \times m}$ 和 $V_{n \times n}$ 为两个正交矩阵; Λ 为对角线矩阵, 其主对角线元素 λ_i ($i = 1, 2, \dots, r$) 均为正数, 且按降序排列。这些元素构成 S 模矩阵的奇异值。为了定量描述暂降信号在时频空间中能量分布的不确定性, 选用奇异值矩阵的脉冲因子、标准差和熵作为描述电压暂降的特征量。

1) 奇异矩阵脉冲因子 P

$$P = \frac{\lambda_1}{\frac{1}{r} \sum_{i=1}^r \lambda_i} \quad (10)$$

2) 奇异矩阵标准差 S_{id}

$$S_{id} = \sqrt{\frac{1}{r} \sum_{i=1}^r \left(\lambda_i - \frac{\sum_{i=1}^r \lambda_i}{r} \right)^2} \quad (11)$$

3) 奇异熵 SSE

$$SSE = - \sum_{i=1}^r \left(\frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^r \lambda_i} \cdot \ln \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^r \lambda_i} \right) \quad (12)$$

(3) 特征 3: 基频非矩形系数特征 I

用 S 模矩阵的幅值平方和均值来定位扰动发生的时间和持续时间, 提取模矩阵中暂降发生前 1 周波和结束后 1 周波的基频幅值曲线 $u(k)$, 则基频波形非矩形系数定义为:

$$I = \frac{\sum_{k=k_1}^{k_2} [1 - u(k)]}{(1 - u_{sag})(k_2 - k_1)} \quad (13)$$

式中, k 为信号采样点, $k = 1, 2, \dots, N$, N 为总采样数; k_1, k_2 为暂降起止时刻对应的采样点; u_{sag} 为基频暂降程度, $u_{sag} = \min u(k)$ 。显然, 系数 I 越接近于 1, 在暂降持续时间内, 基频波形越接近矩形。

(4) 特征 4: 基频对应幅值曲线标准差 σ_{Fstd}

$$\sigma_{Fstd} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [u(k) - \bar{u}]^2} \quad (14)$$

式中, \bar{u} 为 $u(k)$ ($k = 1, 2, \dots, N$) 的平均值。

4 基于 M-SVM 的电压暂降源辨识模型

支持向量机 (SVM) 是针对二分类问题的, 在电压暂降源识别的应用中, 需要将其扩展到多分类问题^[18], 因此需要构造 SVM1 和 SVM2 两个分类器实现 3 类暂降源的逐级识别。本文采用“一对多”的方法构建 M-SVM 分类器, 算法流程如图 3 所示。

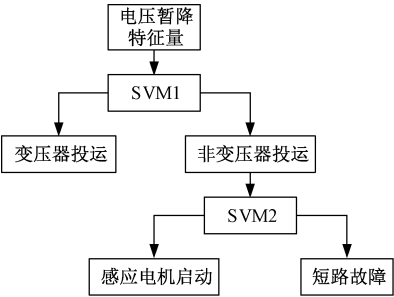


图3 M-SVM 识别流程

Fig.3 Process of M-SVM recognition

SVM 通过构造一个最优分类面,将分类问题转化为约束优化问题的求取,按上述方法提取的电压暂降特征量样本集合为 $(X_i, y_i), i = 1, 2, \dots, l$, 其中 X_i 为样本的特征向量, l 为样本容量, $y_i \in \{-1, +1\}$, 在识别过程中,每类暂降源对应一个标识符,对于每一层决策节点 p ,当属于此类暂降源时决策值记为 $y_{pi} = +1$, 否则记为 $y_{pi} = -1$, 则约束优化问题可描述为:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{w}, b} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s.t.} \\ y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (15)$$

式中, \mathbf{w} 为权重向量; b 为最优超平面偏移; C 为惩罚系数; ξ_i 为松弛变量。

引入拉格朗日优化方法,将优化问题转化为它的对偶形式,即

$$\begin{cases} \min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j - \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ \text{s.t.} \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \quad i = 1, 2, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \quad (16)$$

求解此凸二次寻优问题,假设 α_i^* 为最优解,分类阈值 $b^* = y_j - \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i^* (x_i x_j)$, 进而构造出最优分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i^* K(x_i, x) + b^*) \quad (17)$$

核函数选择具有较好实践效果的径向基函数,即 $K(x_i, x) = \exp(-\|x_i - x\|^2 / \gamma^2)$ 。其中电压暂降源的识别准确率会受到参数 C 和 γ 值的影响。

5 仿真实验

5.1 试验模型

本文参照文献[9]利用 PSCAD 搭建的电压暂降仿真系统如图 4 所示。其中基波频率为 50Hz,采样频率为 4kHz,即每周波采样 80 点,生成不含噪声的 3 类电压暂降信号,暂降幅值、持续时间和暂降起止时刻等在相应范围内随机变化,得到三类电压暂降仿真波形如图 5~图 7 所示。

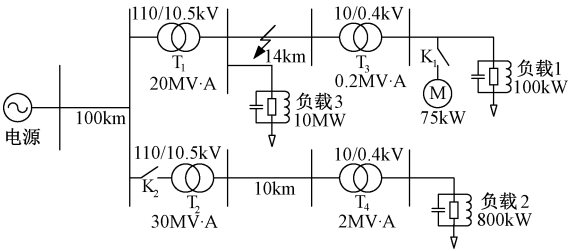


图4 电压暂降仿真系统

Fig.4 Voltage sag simulation system

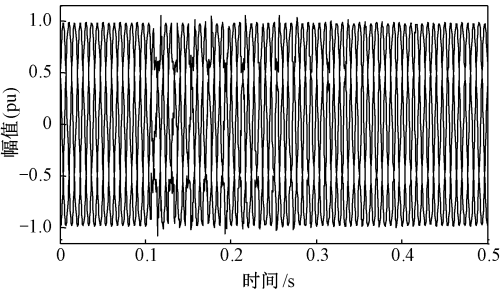


图5 变压器投运引起的电压暂降

Fig.5 Voltage sag due to transformer energization

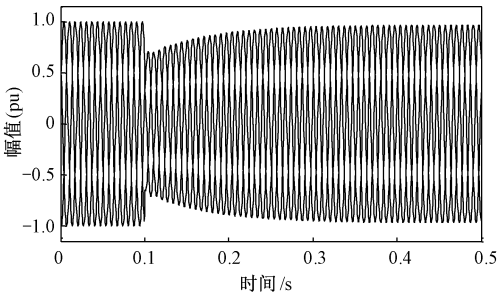


图6 感应电机启动引起的电压暂降

Fig.6 Voltage sag due to startup of induction motor

5.2 暂降信号的 AST 特征提取

对 3 类电压暂降信号进行 AST,结果如图 8~图 10 所示。图(a)为自适应 S 变换处理后得到的各个频率对应的最大幅值曲线,图(b)为 S 模矩阵中基频对应幅值曲线。由频率对应最大幅值曲线可知,

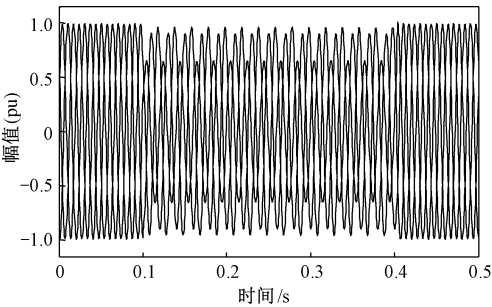


图 7 短路故障引起的电压暂降

Fig.7 Voltage sag due to short circuit fault

变压器投运时,信号除基频位置外,存在明显的谐波尖峰,主要分布于 2~8 倍频处,而其他暂降信号高频部分曲线平直。由基频对应幅值曲线可知,发生短路故障时,基频幅值曲线有明显畸变,感应电机启动和变压器投运引起的电压暂降恢复过程缓慢。

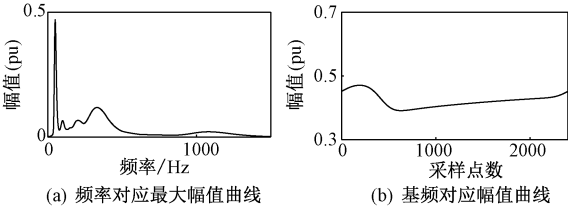


图 8 变压器投运引起的暂降 AST 分析结果

Fig.8 Analysis results of voltage sag due to transform energization based on AST

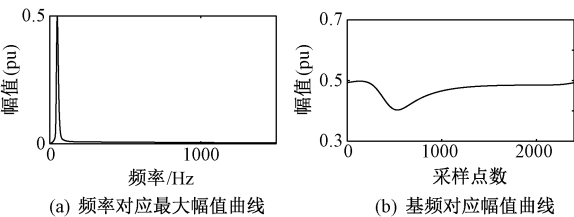


图 9 感应电机启动引起的暂降 AST 分析结果

Fig.9 Analysis results of voltage sag due to startup of induction motor based on AST

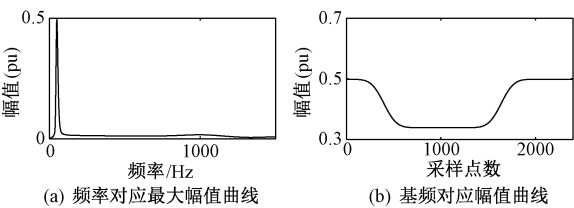


图 10 短路故障引起的暂降 AST 分析结果

Fig.10 Analysis results of voltage sag due to short circuit fault based on AST

根据上述特征提取方法,通过改变故障类型、故障阻抗、变压器容量、电机容量、负载等参数计算得到电压暂降特征量均值,如表 1 所示。

表 1 电压暂降特征量数据

Tab.1 Features data of voltage sag						
暂降源	SEE	P	S_{ld}	SSE	I	σ_{Fstd}
变压器	2.232	121.1	8.043	1.069	0.4531	0.3553
电机	2.075	125.8	25.17	1.361	0.3939	0.2908
短路	2.182	108.8	20.95	1.083	0.7662	0.4279

5.3 电压暂降源识别结果

对于 3 类电压暂降源,通过改变模型中模块的参数,分别获取 3 类电压暂降各 150 组数据,共 450 组样本数据,各取 100 组作为 SVM 的训练数据,余下的 150 组作为测试数据。将训练数据中的 6 维特征向量输入到 SVM 中,寻找最优分类面,构造分类模型。由于电压暂降源的识别准确率会受到参数 C 和 γ 值的影响,本文分别利用网格搜索法(GS)、遗传算法(GA)和粒子群算法(PSO)对 C 和 γ 寻优,通过对训练样本进行单次训练及参数寻优,寻优结果及训练正确率如表 2 所示。由表 2 可见 PSO 优化 SVM 更适合本文的电压暂降源识别。

表 2 GS、GA 和 PSO 寻优结果

Tab.2 Results of optimization with GS、GA and PSO					
参数寻优	SVM1 最优参数		SVM2 最优参数		训练正确率 (%)
	C_1	γ_1	C_2	γ_2	
GS	1.0000	0.1895	0.3299	0.5743	98
GA	6.2889	1.2471	1.3362	0.5048	97.33
PSO	1.9644	0.1000	1.2903	0.3212	99.33

将 150 组测试样本的特征向量输入到训练好的 M-SVM 模型中进行逐级判别,得出辨识结果,将其与小波熵结合 SVM 辨识模型判别结果进行对比,结果如表 3 所示。从表 3 可以看出,AST 结合 M-SVM 的电压暂降源识别方法具有更高的识别准确率,能有效和准确地识别出电压暂降源。

表 3 测试识别结果

测试方法	识别准确率 (%)			平均准确率 (%)
	变压器投运	感应电机启动	短路故障	
AST 结合 M-SVM	96.67	96.67	100	97.78
小波熵结合 SVM	94	95.33	98	95.78

为了检测不同噪声情况下的电压暂降源的识别准确性,采用 Matlab 为暂降信号叠加信噪比分别为 40dB、30dB、20dB 的高斯白噪声,得到每类暂降信号 50 组用于检测分类器识别准确率,分类结果如表 4 所示。由表 4 可知,基于自适应 S 变换的特征构建方法对不同噪声环境下的电压暂降信号均有较高的识别准确率,具有较好的抗噪声干扰能力。

表 4 不同信噪比下的识别准确率

Tab.4 Identification accuracy under different signal-to-noise ratios

信噪比	测试 样本数	识别 正确数	识别 准确率 (%)	平均 准确率 (%)
无噪声	50	49	98	93.5
40dB	50	47	94	
30dB	50	47	94	
20dB	50	44	88	

6 结论

结合自适应 S 变换和 M-SVM 提出了一种电压暂降源识别方法,仿真实验结果表明:

- (1)利用自适应窗宽调整因子动态调整 S 变换窗口宽度,能够满足不同暂降信号的时频分辨率要求。
- (2)通过自适应 S 变换模矩阵提取相应的特征量构造 M-SVM 分类器,分别利用 GS、GA 及 PSO 进行参数寻优,选取最优参数。最后通过 M-SVM 实现了对电压暂降源的分类,识别准确率较高,具有较好的抗噪声能力。

参考文献 (References):

[1] 周林, 吴红春, 孟婧, 等 (Zhou Lin, Wu Hongchun Meng Jing, et al.). 电压暂降分析方法研究 (Study of the voltage sag analysis methods) [J]. 高电压技术 (High Voltage Engineering), 2008, 34 (5): 1010-1016.

[2] 李晨懿, 杨家莉, 徐永海, 等 (Li Chenyi, Yang Jiali, Xu Yonghai, et al.). 模糊综合评价在电压暂降源识别中的应用 (Application of comprehensive fuzzy evaluation method on recognition of voltage sag disturbance sources) [J]. 电网技术 (Power System Technology), 2017, 41 (3): 1022-1028.

[3] 张旭彬, 张逸, 张孔林, 等 (Zhang Xubin, Zhang Yi, Zhang Konglin, et al.). 基于过程免疫时间的半导体企业电压暂降经济损失预评估方法 (Economic losses pre-evaluation of semiconductor enterprise due to voltage

sags based on process immunity time) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2018, 37 (6): 43-49.

[4] Thakur P, Singh A K, Bansal R C. Novel way for classification and type detection of voltage sag [J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2013, 7 (4): 398-404.

[5] 闵伟, 周志宇, 周振华 (Min Wei, Zhou Zhiyu, Zhou Zhenhua). 改进型 Sage-Husa 卡尔曼滤波器在电压暂降检测中的应用 (Application of improved Sage-Husa Kalman filter in voltage sag detection) [J]. 电网技术 (Power System Technology), 2013, 37 (1): 230-234.

[6] 袁帅, 陈阿莲, 潘羿威, 等 (Yuan Shuai, Chen Alian, Pan Yiwei, et al.). 一种单相无隔离变压器 UPQC 的控制策略研究 (Control strategy for single-phase transformer-less UPQC system) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2018, 37 (6): 10-17.

[7] 祁博, 邹金慧, 范玉刚, 等 (Qi Bo, Zou Jinhui, Fan Yugang, et al.). 基于 Hilbert-Huang 变换和小波包能量谱的电压暂降源识别 (Identification of voltage sags source based on Hilbert-Huang transform and wavelet packet energy spectrum) [J]. 中国电力 (Electric Power), 2013, 46 (8): 112-117.

[8] Costa F B, Driesen J. Assessment of voltage sag indices based on scaling and wavelet coefficient energy analysis [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2012, 28 (1): 336-346.

[9] 贾勇, 何正友, 赵静 (Jia Yong, He Zhengyou, Zhao Jing). 基于小波熵和概率神经网络的配电网电压暂降源识别方法 (A method to identify voltage sag sources in distribution network based on wavelet entropy and probability neural network) [J]. 电网技术 (Power System Technology), 2009, 33 (16): 63-69.

[10] Manjula M, Sarma A V R S, Mishra S. Detection and classification of voltage sag causes based on empirical mode decomposition [A]. 2011 Annual IEEE India Conference [C]. 2012. 1-5.

[11] Venkatesh C, Sarma D V S S S, Sydulu M. Classification of voltage sag, swell and harmonics using S-transform based modular neural network [A]. International Conference on Harmonics and Quality of Power [C]. 2010. 1-7.

[12] 李康瑞, 杨洪耕 (Li Kangrui, Yang Honggeng). 基于 S 变换标准模板相似度的电压暂降分类 (S-transform based classification for voltage dips according to standard template similarity) [J]. 电工技术学报 (Transactions of China Electrotechnical Society), 2010, 25 (12):

139-146.

[13] Eghtedarpour N, Farjah E, Khayatian A. Effective voltage flicker calculation based on multiresolution S-transform [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2012, 27 (2): 521-530.

[14] He S, Li K, Zhang M. A real-time power quality disturbances classification using hybrid method based on S-transform and dynamics [J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2013, 62 (9): 2465-2475.

[15] 易吉良, 彭建春 (Yi Jiliang, Peng Jianchun). 基于广义 S 变换的短时电能质量扰动信号分类 (Classification of short-time power quality disturbance signals based on generalized S-transform) [J]. 电网技术 (Power System Technology), 2009, 33 (5): 22-27

[16] 陈宏钟, 黄俊辉, 谈健, 等 (Chen Hongzhong, Huang Junhui, Tan Jian, et al.). 电压暂降指标理论计算方法 (Theoretical calculate method of voltage dip index) [J]. 电力系统及其自动化学报 (Proceedings of the CSU-EPSSA), 2016, 28 (3): 93-98.

[17] 徐永海, 兰巧倩, 孔祥雨, 等 (Xu Yonghai, Lan Qiaoqian, Kong Xiangyu, et al.). 电压暂降特征值统计分析 及暂降传播特性 (Statistical analysis of voltage sag characteristics and research on sag propagation property) [J]. 电工技术学报 (Transactions of China Electrotechnical Society), 2016, 31 (11): 165-175.

[18] 戴远航, 陈磊, 张玮灵, 等 (Dai Yuanhang, Chen Lei, Zhang Weiling, et al.). 基于多支持向量机综合的电力系统暂态稳定评估 (Power system transient stability assessment based on multi-support vector machines) [J]. 中国电机工程学报 (Proceedings of the CSEE), 2016, 36 (5): 1173-1180.

Identification model of voltage sag based on adaptive S-transform

FU Hua, YU Tian

(Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: Identification of voltage sag is of great significance for improving power quality. Based on adaptive S-transform and multi-level support vector machine, a method to identify voltage sag is proposed. The adaptive S-transform has better time-frequency resolution for voltage sag than traditional S-transform, the value of window width factor is adaptively changed with the requirement of time and frequency resolution for voltage sag. Through applying adaptive S-transform to voltage sag signals a S-matrix is constructed, then this voltage signal are decomposed into different time-frequency characteristic subspaces. Four features are extracted from the S-matrix and the new classifier based on multi-level support vector machine is constructed, then the particle swarm optimization is used for selecting optimal parameters of support vector machine. Finally the muti-level support vector machine is applied for i-identification of voltage sag signal. The simulation experiments show that the simple method has high classification accuracy.

Key words: voltage sag; adaptive S-transform; support vector machine; identification