

DOI: 10.7667/PSPC172215

基于HHT和特征离散化的电压暂降扰动源分类特征提取

崔灿¹, 肖先勇², 吴奎华¹, 刘凯², 汪颖², 徐方维²

(1. 国网山东省电力公司经济技术研究院, 山东 济南 250021; 2. 四川大学电气信息学院, 四川 成都 610065)

摘要: 特征提取是分类问题最关键的环节之一, 针对电压暂降扰动源分类中分类特征提取问题进行研究。首先基于希尔伯特-黄变换(HHT)和类别-属性关联程度最大化(CAIM)离散化方法提出了三种分类特征提取方案, 然后分别在决策树(DT)、概率神经网络(PNN)和支持向量机(SVM)上进行了验证。仿真结果表明, 基于HHT的特征提取方法可提取有效的电压暂降扰动源分类特征。而且特征的离散化处理可以在不降低分类精度的前提下, 有效压缩训练样本集。同时增强分类算法的鲁棒性, 对实现电压暂降扰动源的快速、准确识别具有重要的意义。

关键词: 电压暂降扰动源分类; HHT; CAIM离散算法; 三种分类特征提取方案; 分类器

Feature extraction in classification of voltage sag sources based on HHT and feature discretization

CUI Can¹, XIAO Xianyong², WU Kuihua¹, LIU Kai², WANG Ying², XU Fangwei²

(1. Economic and Technology Research Institute, State Grid Shandong Electric Power Company, Jinan 250021, China;
2. College of Electrical Engineering and Information, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: Feature extraction is one of the most critical steps of the classification system. This paper makes a deep research on the feature extraction of classification of voltage sag sources. Firstly, three feature extraction schemes are proposed based on Hilbert-Huang Transform (HHT) and CAIM feature discretization method, and then the three feature extraction schemes are tested on three classifiers, which are Decision Tree (DT), Probability Neural Network (PNN) and Support Vector Machine (SVM). Simulation results show that effective classification feature vector can be extracted by means of HHT-based feature extraction method, and discretization of feature vector could compress sample set effectively without reducing classification accuracy. Meanwhile, such process also enhances the robustness of the classification algorithm. All of them are important to realize accurate and fast recognition of voltage sag sources.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51477105).

Key words: classification of voltage sag sources; HHT; CAIM discretization algorithm; three feature extraction schemes; classifier

0 引言

电压暂降(Voltage Sag)是现代电力系统中最常见的暂态电能质量事件, 是指供电电压有效值下降到额定电压的10%~90%, 持续时间为0.5个周波到1 min的短时电压波动现象^[1]。短路故障, 变压器激磁和感应电机启动是最常见的三种电压暂降扰动源。随着电力系统中敏感负荷的增加, 电压暂降的危害也越来越严重^[2]。扰动源消除是电压暂降治理的重要内容, 而且需根据不同类型的电压暂降扰动源制定相应的解决方案^[3]。因此, 电压暂降扰动源

的快速、准确识别具有重要的意义。

电压暂降扰动源分类是从大量暂降波形中识别扰动源模式的过程。目前, 大多数分类方法包含3个步骤: 1) 特征提取; 2) 分类器的设计和训练; 3) 用训练好的分类器对未知样本进行分类。国内外学者对电压暂降的分类问题进行了大量的研究, 它们分别基于有效值^[4-5]、短时傅里叶变换^[6]、小波变换^[3,7]、S变换^[8-9]、希尔伯特-黄变换^[10]等对扰动波形进行分析, 并结合距离分类器^[4]、人工神经网络^[7,10-11]、支持向量机^[5,9]、专家系统^[8]、模糊分类法^[12]等分类方法实现扰动的分类, 取得了较好的效果。在这些研究中, 扰动波形经信号处理后提取的特征通常直接作为分类器的输入, 这些特征大多为

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(51477105)

数值特征。考虑到离散特征具有占用空间少、处理效率高、分类结果更加稳定等优点,而且一些分类算法和特征选择算法只适合处理离散特征,因此,有必要对基于特征离散化的分类特征提取问题进行深入的研究。

本文基于 HHT 和 CAIM 离散化方法对电压暂降扰动源分类中分类特征的提取进行了深入研究。在提取了有效初始特征集的基础上,对特征集进行离散化,并基于此提出了分类特征提取的三种方案,最后在三种分类器上对三种特征提取方案的有效性进行了验证,仿真结果表明,特征的离散化可以在不降低分类精度的前提下,有效压缩训练样本集,减轻分类算法的时空消耗,同时增强分类算法的鲁棒性,对实现电压暂降扰动源的快速、准确识别具有重要的意义。

1 数据的离散化与 CAIM 算法

1.1 连续属性的离散化

数据的属性可以分为连续属性和离散属性,连续属性表示被描述对象的某种可测性质,其值取自某个连续的区间。连续属性的离散化就是将连续属性值转换成数目有限的小区间,其中每个小区间对应一个离散的符号量。

离散化算法按照是否考虑类别信息可以分为两类:非监督离散化和监督离散化。典型非监督离散化算法有等宽度、等频度离散化和基于聚类的离散化等。非监督离散化设计简单、易于实现,但通常很难获得较好的离散化效果。监督离散化在离散化过程中考虑了类别属性信息,并结合一些分类算法,因此离散化效果往往优于非监督离散化^[13]。

任何离散化过程都可能导致信息的丢失。对于分类而言,一个好的离散化算法就是在尽可能减小信息丢失的同时,去除与分类目标不相关的信息和冗余信息,实现压缩样本集的同时提高分类算法精度的目的。

1.2 CAIM 离散化算法^[14]

Lukasz A Kurgan 和 Krzysztof J. Cios 提出的基于类别-属性关联程度最大化(Class-Attribute Interdependency Maximization, CAIM)准则的连续属性离散化算法,是一种监督离散化算法。CAIM 准则同时考虑了类别和属性值之间的相关性以及离散区间的数量,离散化效果较好且离散区间的个数无需用户事先设定。下面对 CAIM 离散化算法进行简单介绍。

设一数据集 Ω , 包含 M 个样本 $X_i (i=1, 2, \dots,$

$M)$, 分属 N 个类别 $C_j (j=1, 2, \dots, N)$ 。A 为数据集的某一连续属性,存在某一离散化方案 D 将连续属性 A 的值域离散化为 n 个区间。

$$D: \{[d_0, d_1], (d_1, d_2], \dots, (d_{n-1}, d_n]\}$$

其中: $\{d_0, d_1, d_2, \dots, d_{n-1}, d_n\}$ 为断点集合; d_0 为连续属性 A 的最小值; d_n 为最大值。连续属性 A 的每个取值均可以被划分到 n 个区间的某一个。类别变量 C 和属性 A 的离散区间可构成二维量子矩阵,如表 1 所示。其中, q_{ir} 表示类别为 C_i 且取值在区间 $(d_{r-1}, d_r]$ 内的样本个数, M_{+r} 为区间 $(d_{r-1}, d_r]$ 中样本的总数, M_{i+} 表示类别为 C_i 的样本的总数。

表 1 二维量子矩阵

Table 1 Two-dimensional quanta matrix

类别	离散区间					总和
	$[d_0, d_1]$...	$(d_{r-1}, d_r]$...	$(d_{n-1}, d_n]$	
C_1	q_{11}	...	q_{1r}	...	q_{1n}	M_{1+}
\vdots	\vdots	...	\vdots	...	\vdots	\vdots
C_i	q_{i1}	...	q_{ir}	...	q_{in}	M_{i+}
\vdots	\vdots	...	\vdots	...	\vdots	\vdots
C_N	q_{N1}	...	q_{Nr}	...	q_{Nn}	M_{N+}
总和	M_{+1}	...	M_{+r}	...	M_{+n}	M

对于一个给定的量子矩阵, CAIM 算法的判别准则为

$$\text{CAIM}(C, D|A) = \frac{\sum_{r=1}^n \max_r^2}{n} \quad (1)$$

式中: n 为该种离散化方案下区间的总数; \max_r 为当 i 变化时 q_{ir} 的最大值。如果 $\max_r = q_{hr} (1 \leq h \leq N)$, 则称类 C_h 为区间 $(d_{r-1}, d_r]$ 中的主导类, 主导类中包含的样本越多, CAIM 的值越大, 类别与离散区间的关联程度越大。

2 分类特征的提取

2.1 基于集合经验模态分解(EEMD)的 HHT

HHT 是一种自适应时频分析方法, 非常适合非线性、非平稳信号的分析^[15]。基于 EEMD 的 HHT 由两部分组成: 集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)和希尔伯特变换(Hilbert Transform, HT)。

2.1.1 EEMD 方法

EEMD 是一种噪声辅助分析的自适应分解方法, 可有效避免经验模态分解(EMD)中的模态混叠现象^[15]。EEMD 通过多次添加高斯白噪声的 EMD 分解求均值的方式将原始信号分解为一组固有模态

函数(Intrinsic Mode Functions, IMFs), 具体过程参照文献[16-17], 信号 $X(t)$ 的 EEMD 的数学表达式如式(2)所示。

$$X(t) = \sum_{i=1}^n c_i + r \quad (2)$$

即把原始信号 $X(t)$ 分解为 n 个 IMFs 分量和一个残余分量 r 。三种暂降类型的原始波形和前 5 个 IMFs 分别如图 1(a)、图 1(b)、图 1(c)所示, 其中, C1 类为系统故障引起的电压暂降, C2 类为变压器激磁引起的电压暂降, C3 类为电机启动引起的电压暂降。

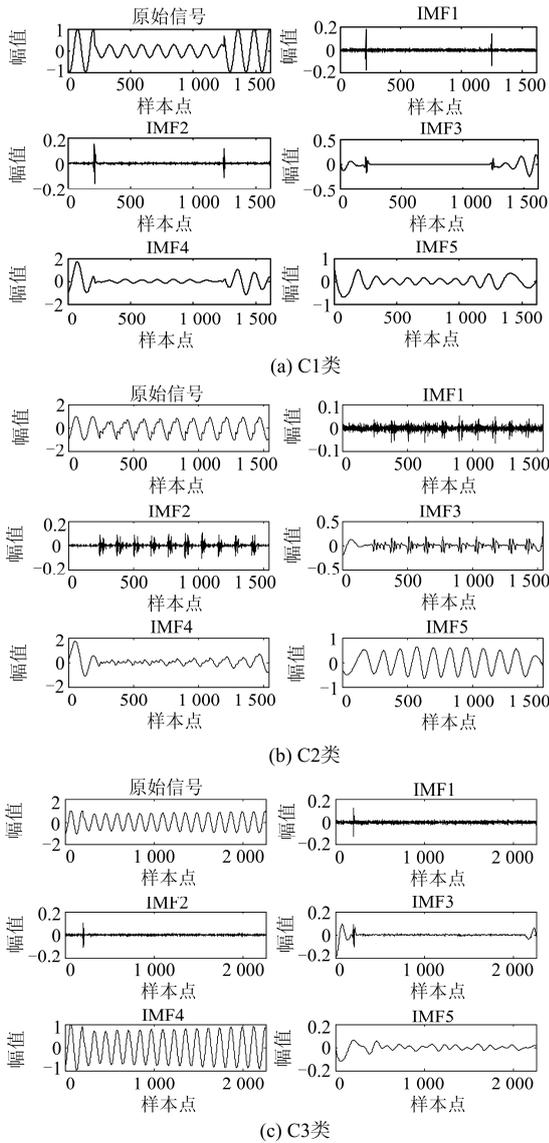


图 1 三种暂降类型的原始波形和固有模态函数

Fig. 1 Waveforms and IMFs of three types of voltage sags

2.1.2 Hilbert 边际谱

在 EEMD 的基础上, 对每一个 IMF 分量进行

Hilbert 变换后, 可得原始信号的瞬时频率和瞬时幅值, 进而得到 Hilbert 时频谱。Hilbert 边际谱(Marginal Spectrum)是 Hilbert 时频谱对时间的积分如式(3)所示。

$$h(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} H(\omega, t) \quad (3)$$

Hilbert 边际谱反映了每个频率点上的累积幅值分布, 可以较为准确地反映信号的实际频率成分^[17-18]。不同暂降源引起的电压暂降的 Hilbert 边际谱如图 2 所示。可见, 三类暂降边际谱在频率成分和幅值上均有较大不同, 可以较好地地区分三类暂降。

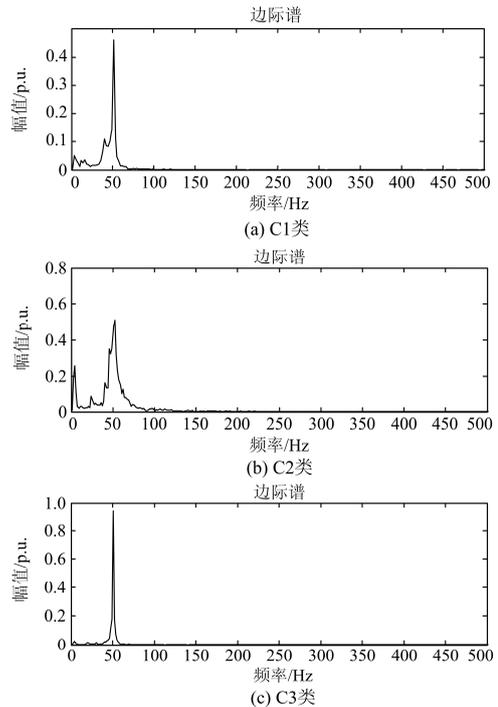


图 2 三种暂降类型的希尔伯特边际谱

Fig. 2 Hilbert marginal spectrum of three types of voltage sags

2.2 电压暂降扰动源分类特征提取

基于 HHT 方法得到的 IMFs 分量和边际谱曲线均是时间或频率的函数, 不易直接用于识别。为了得到分类器的输入特征, 还需进行特征提取^[20]。本文基于 HHT 方法提取的 6 维初始特征如下所示。

1) 最高频 IMF 分量最大值

EEMD 的各 IMF 分量的局部特征时间尺度按分解的顺序逐次增大, 高频 IMF 分量可以从幅度和频率上敏感地反映信号的信息。暂降幅值越深, 高频 IMF 分量检测到的突变点处的幅值越大。因此, 按照式(4)提取最高频 IMF 分量的最大值为特征 F_1 。

$$F_1 : M_{\text{IMF}_1} = \max(\text{IMF}_1) \quad (4)$$

2) 固有模态函数 IMF₄ 的过零点间隔分布

对比图 1(a)、图 1(b)、图 1(c)发现, 三类暂降 IMF₄

分量的模态有较大不同。本文对固有模态函数 IMF_4 的过零点间隔进行计算^[21], 三种暂降的 IMF_4 分量的过零点间隔分布情况如图 3 所示。

可见, 同等长度下 C2 类暂降的 IMF_4 分量的过零点数目最多, 说明其 IMF_4 分量频率较 C1 和 C3 类高, 且过零点间隔大小不一。因此, 按照式(5)提取了刻画 IMF_4 模态差异的特征 F_2 。

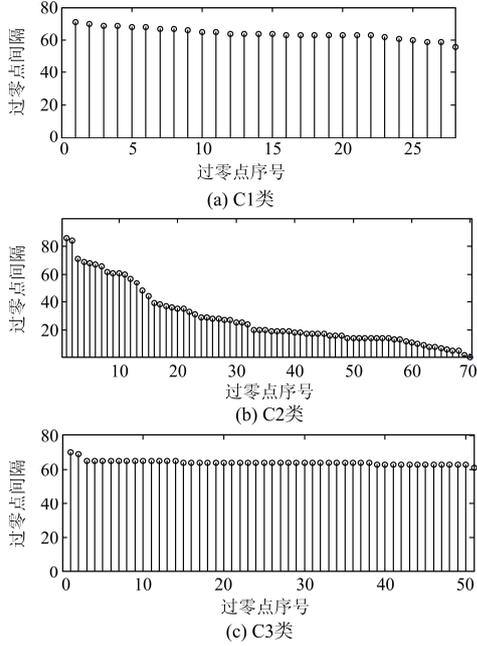


图 3 3 种暂降类型的 IMF_4 分量过零点间隔分布

Fig. 3 Interval distributions of IMF_4 component's zero-crossing of three types of voltage sags

$$F_2 : H = -\sum_{i=1}^m p_i \ln(p_i) \quad (5)$$

式中: 过零点间隔取值区间分为 m 段, m 取值为 5; p_i 则表示取值落在第 i 段中的概率。

3) 边际谱统计特征

对边际谱曲线按照式(6)提取标准差(Standard Deviation)、偏度(Skewness)和峭度(Kurtosis)3 个统计特征, 其中, 标准差 σ_{std} 反映了数据分布的离散程度, 偏度 $\sigma_{skewness}$ 是描述变量取值分布对称性的统计量, 而峭度 $\sigma_{kurtosis}$ 则刻画了取值分布形态的陡缓程度。

$$\begin{cases} F_3 : \sigma_{std} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \\ F_4 : \sigma_{skewness} = \frac{1}{(N-1)\sigma_{std}^3} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3 \\ F_5 : \sigma_{kurtosis} = \frac{1}{(N-1)\sigma_{std}^4} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4 \end{cases} \quad (6)$$

式中: x_i 为边际谱曲线中某频率点处的幅值; \bar{x} 为均值, 起止频率点分别选取为 1 Hz 和 500 Hz。

4) 频域能量矩

为了尽可能增大不同类型暂降间的差异性, 采用类似小波能量矩^[22]的方式定义了刻画边际谱幅值随频率变化的分布情况的特征 F_6 , 如式(7)所示。

$$F_6 : E = \sum_{k=1}^M (k \cdot \Delta f) |H(k \cdot \Delta f)|^2 \quad (7)$$

式中: Δf 表示频域中的频率间隔; $H(f)$ 为边际谱幅值。从式中可以看出, 该特征不仅考虑了边际谱中幅值的大小, 还考虑了边际谱幅值随频率参数的分布情况。当频率越高, 幅值越大时, 该特征的值越大, 反之亦然。因此, 特征 F_6 突出了对高频分量的刻画, 并减小了边际谱中边界效应的影响。

2.3 电压暂降扰动特征的离散化

经过上述特征提取后构造 6 维初始特征向量为

$$\mathbf{F} = [F_1, F_2, F_3, F_4, F_5, F_6]$$

\mathbf{F} 的每一维特征取值均为数值。采用 CAIM 方法对上述 6 维数值特征进行离散化处理。以特征 F_6 为例, 三类暂降类型的初始特征和离散后特征的散点图如图 4 所示。

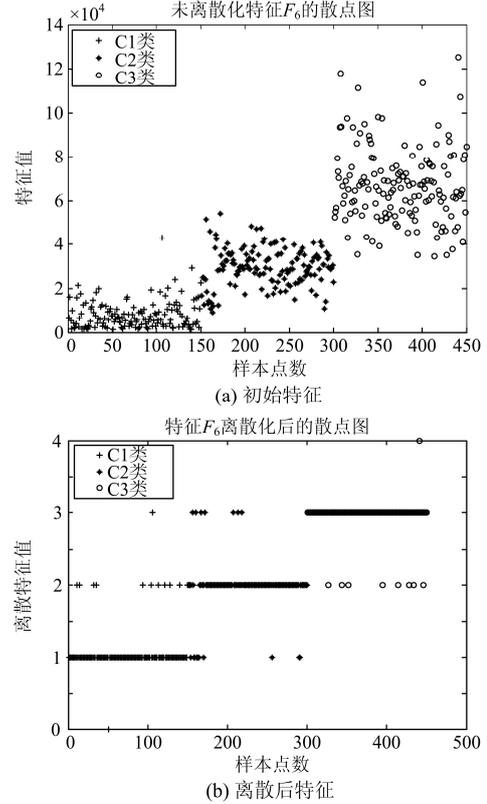


图 4 特征 F_6 离散化前后的散点图

Fig. 4 Scatter plots of fore-and after-discretized F_6

从图 4 中可以看出, 经 CAIM 算法离散化后的特征值域由原来大量的数值变为少数的离散化值, 而且由于离散化过程中考虑了类别信息, 因此, 离散特征基本保持了初始特征的分类能力。

2.4 电压暂降扰动分类特征提取方案

由于离散化后可能会出现多个特征值和类别属性均相同的样本, 对该类样本的处理方法也会对后续分类造成影响。因此, 本文提出了包括初始特征在内的三种特征提取方案。

方案一: 以 6 维初始特征直接作为分类器的输入;

方案二: 对初始连续特征进行离散化处理, 且对离散化后的重复特征均予以保留, 以此作为分类器的输入;

方案三: 对初始连续特征进行离散化处理, 并将离散化后的重复样本归并为一个样本, 作为分类器的输入。

3 仿真实验

3.1 仿真实验设计

图 5 所示为本文提出的电压暂降扰动源分类流程图。首先, 采用 Matlab/Simulink/SimPowerSystem 模块库搭建仿真模型产生暂降波形, 采样频率 6.4 kHz, 每周波采样 128 点。以短路故障、空载变压器励磁和感应电机起动引起的三类电压暂降为分类目标, 生成各类暂降样本 150 个, 共 450 组数据。按照上节所述的三种特征提取方案分别得到初始特征和两种离散特征作为分类器的输入。

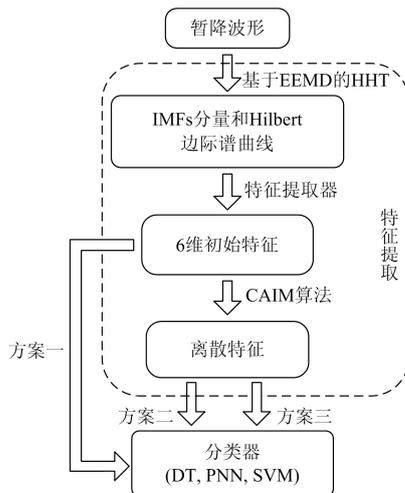


图 5 电压暂降扰动源分类流程图

Fig. 5 Flow chart of classification of voltage sag source

为了验证离散化特征的有效性, 并且避免特定分类器带来的影响, 本文选用了三种常用分类器,

分别是 DT、PNN 和 SVM。其中, PNN 和 SVM 既可以处理连续数据又可以处理离散数据, 而部分 DT 算法只适合处理离散数据, 在这种情况下, 特征的离散化则是必要的。为了对特征离散前后进行对比, 本文选择了可以同时处理连续数据和离散数据的决策树算法。每种分类器下进行 10 次实验, 取 10 次实验的平均结果作为最终分类结果。

3.2 仿真结果分析

表 2—表 4 分别给出了方案一、方案二、方案三在三种分类器和不同噪声水平下的分类结果, 其中, 噪声水平以信噪比(Signal-Noise Ratio, SNR)方式给出, 计算公式为

$$SNR(dB) = 10 \times \lg\left(\frac{P_s}{P_n}\right) \quad (8)$$

式中: P_s 是信号的有效功率; P_n 是噪声的功率; 信噪比以 dB 为单位。信噪比越小, 噪声越大。表 5 给出了三种特征提取方案所得样本集数量和训练时间等基本信息。

表 2 方案一的分类准确率

Table 2 Classification accuracy of the scheme 1

噪声水平	DT	PNN	SVM	平均准确率
无噪声	99.37%	99.43%	100%	99.60%
30 dB	99.20%	99.13%	100%	99.44%
20 dB	98.47%	95.20%	99.75%	97.81%

表 3 方案二的分类准确率

Table 3 Classification accuracy of the scheme 2

噪声水平	DT	PNN	SVM	平均准确率
无噪声	99.15%	99.60%	100%	99.58%
30 dB	99.08%	99.27%	100%	99.45%
20 dB	98.58%	98.93%	100%	99.17%

表 4 方案三的分类准确率

Table 4 Classification accuracy of the scheme 3

噪声水平	DT	PNN	SVM	平均准确率
无噪声	97.83%	98.92%	100%	98.92%
30 dB	97.67%	98.18%	100%	98.61%
20 dB	97.46%	96.92%	99.60%	98.00%

表 5 样本集基本信息

Table 5 Basic information of the sample sets

基本参数	方案一	方案二	方案三
训练样本数量	300	300	57
测试样本数量	150	150	150
SVM 训练时间	30.34 ms	26.14 ms	18.16 ms
训练集大小	18 382 字节	628 字节	445 字节

方案一在三种噪声水平下平均 98.95%的准确率证明了基于 HHT 的特征提取方法的有效性。对比表 2 和表 3 说明, 基于 CAIM 的特征离散化方法可以在不降低分类准确率的前提下实现特征的约简。表 5 中表明, 方案一和方案二的训练样本数虽然相同, 但是训练样本所占用的空间大小和 SVM 的训练时间上方案二均比方案一少。而表 2 和表 4 则说明方案三会导致一定程度的分类准确率的降低。

通过对比表 3 和表 4 发现, 方案二在三种分类器上的准确率均高于方案三, 说明保留重复样本虽然增加了分类器输入特征的冗余, 但可有效提升分类器的性能。方案三通过对样本集的筛选, 使得训练样本的数量由方案二的 300 组减少到方案三的 57 组(减少了 81%), SVM 的训练时间减少了 7.98 ms, 如表 5 所示, 且由于保留了大部分的有效训练样本, 分类的准确率可始终保持在 98%以上。因此, 从减少分类算法时空消耗的角度, 方案三更具优越性。

此外, 随着噪声水平的增加, 三种特征提取方案的分类准确率均有所降低, 但是降低程度却有很大的不同。基于离散化特征的方案二和方案三的平均准确率基本保持稳定, 而基于原始特征的方案一在 20 dB 噪声下分类准确率降低较多, 说明特征的离散化在一定程度上可以减少噪声的影响, 提高整个分类算法的鲁棒性。

3.3 实测数据仿真验证

图 6 为某实测电压暂降波形及其 EEMD 分解结果。可见, 该暂降过程中伴有严重的波形畸变。用本文方法提取的特征值如表 6, 对比图 4 发现, 因伴随高频分量使初始特征 F_6 变大, 逐渐逼近 C2 类, 离散化后的特征 F_6 为 1, 更符合实际。将初始特征和离散特征分别作为 SVM 分类器的输入进行类别判定, 三种方案的判定结果均为 C1 类。

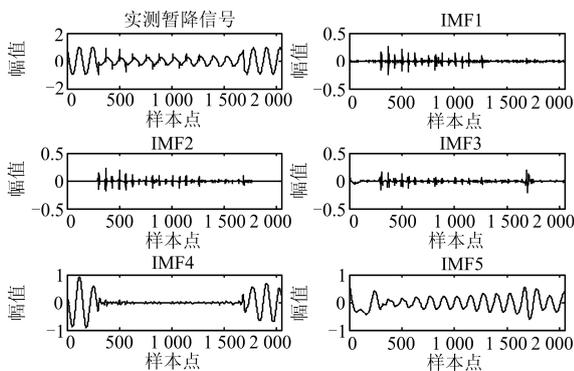


图 6 实测暂降波形及其 EEMD 分解

Fig. 6 Measured voltage sag and its EEMD results

表 6 实测暂降的特征值

特征	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6
初始特征	0.268	1.730	0.006	13.238	197	1.93e+4
离散特征	2	3	2	2	3	1

为进一步验证本文方法, 采用来自于三种不同环境的 116 组实测电压暂降数据进行验证。因电机启动引起的暂降很难达到监测装置的触发阈值, 116 组实测电压暂降均由系统故障和变压器激磁引起, 如表 7 所示。

表 7 116 组实测数据组成

类别	数量
C1	94
C2	22

用 HHT 法提取 6 维初始特征后, 用仿真数据训练所得断点集合对初始特征离散化, 仍以 F_6 为例, 初始特征和离散特征散点图如图 7(a)和图 7(b)。

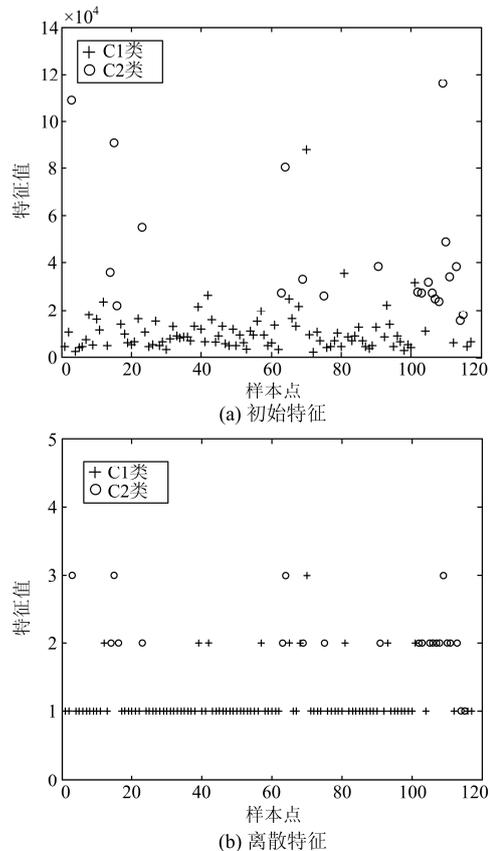


图 7 初始特征和离散特征 F_6 的散点图

Fig. 7 Scatter plots of initial and discretized feature F_6

用 SVM 分类器分类的准确率如表 8。表中给出了各类别的汇总, 如 94/0/0 表示 C1 类暂降分类结果为: 94 组为 C1 类, 0 组为 C2 类, 0 组为 C3 类。

表 8 实测数据的分类结果

Table 8 Classification results using measured data

类别	方案一	方案二	方案三
C1	94/0/0	94/0/0	92/2/0
C2	2/16/4	0/19/3	1/17/4
平均准确率/%	94.83	97.41	93.97

由表 8 可见, 方案二准确率最高, 与仿真结果一致。3 种方案的准确率均高于 90%, 说明基于 HHT 和特征离散化的电压暂降扰动源分类特征提取方法实用、可行。

4 结论与展望

本文主要研究了电压暂降扰动源分类中的分类特征的提取问题, 基于 HHT 和 CAIM 离散化算法提出了分类特征提取的三种方案, 并通过三种分类器分别进行了验证和对比。仿真分析结果表明基于 HHT 方法可以提取有效的暂降扰动源分类特征, 而特征离散化可以在不降低分类器分类精度的前提下, 有效压缩训练样本集, 减轻分类算法的时空消耗, 同时可增强分类算法的抗噪能力, 对实现电压暂降扰动源的快速、准确识别具有重要的意义。

本文仅是以电压暂降扰动源分类为目标进行了研究, 实际上, 该方法不仅限于电压暂降扰动源的分类。未来将继续对特征提取进行研究, 考虑在离散化特征的基础上进行特征选择, 提升特征质量的同时进一步约简特征, 以实现扰动的快速、准确识别。

参考文献

- [1] IEEE-SA Standards Board. IEEE Standard 1159TM-2009—IEEE recommended practice for monitoring electric power quality[S]. New York: Transmission and Distribution Committee of the IEEE Power and Energy Society, 2009.
- [2] 唐轶, 陈嘉, 樊新梅, 等. 基于扰动有功电流方向的电压暂降源定位方法[J]. 电工技术学报, 2015, 30(23): 102-109.
TANG Yi, CHEN Jia, FAN Xinmei, et al. A method for detecting voltage sag sources based on disturbance active current direction[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(23): 102-109.
- [3] 王克星, 宋政湘, 陈德桂, 等. 基于小波变换的配电网电压暂降的干扰源识别[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(6): 29-34.
WANG Kexing, SONG Zhengxiang, CHEN Degui, et al. Interference source identification of voltage sag in distribution system based on wavelet transform[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(6): 29-34.
- [4] 肖先勇, 崔灿, 汪洋, 等. 电压暂降分类特征可比性、相关性及马氏距离分类法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(6): 1299-1305.
XIAO Xianyong, CUI Can, WANG Yang, et al. Comparability and relevance of voltage sag classifying feature and classification method based on mahalanobis distance[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(6): 1299-1305.
- [5] AXELBERG P G, GU I Y, BOLLEN M H. Support vector machine for classification of voltage disturbances[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2007, 22(3): 1297-1303.
- [6] 赵凤展, 杨仁刚. 基于短时傅里叶变换的电压暂降扰动检测[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(10): 28-34.
ZHAO Fengzhan, YANG Rengang. Voltage sag disturbance detection based on short time Fourier transform[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(10): 28-34.
- [7] 吴兆刚, 李堂兵, 姚建刚, 等. 基于小波和改进神经树的电能质量扰动分类[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(24): 86-92.
WU Zhaogang, LI Tangbing, YAO Jiangang, et al. Power quality disturbance classification based on a wavelet and improved neural tree[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(24): 86-92.
- [8] 杨洪耕, 刘守亮, 肖先勇. 基于 S 变换的电压凹陷分类专家系统[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(1): 98-104.
YANG Honggeng, LIU Shouliang, XIAO Xianyong. S-transform-based expert system for classification of voltage dips[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(1): 98-104.
- [9] 陈丽, 王硕, 孔维功. 基于改进 S 变换的复合电压暂降源识别特征分析[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(4): 27-33.
CHEN Li, WANG Shuo, KONG Weigong. Method to identify composite voltage sag disturbance sources based on generalized S-transform[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(4): 27-33.
- [10] MANJULA M, MISHRA S, SARMA A. Empirical mode decomposition with Hilbert transform for classification of voltage sag causes using probabilistic neural network[J]. Electrical Power and Energy System, 2013, 44(1): 597-603.
- [11] 李夏林, 刘雅娟, 朱武. 基于配电网的复合电压暂降

- 源分类与识别新方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(2): 131-139.
- LI Xialin, LIU Yajuan, ZHU Wu. A new method to classify and identify composite voltage sag sources in distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(2): 131-139.
- [12] 刘晓胜, 刘博, 徐殿国. 基于类别语言值的电能质量信号模糊分类[J]. 电工技术学报, 2015, 30(12): 392-399.
- LIU Xiaosheng, LIU Bo, XU Dianguo. Fuzzy classification of power quality signals based on pattern linguistic values[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(12): 392-399.
- [13] 刘艳, 顾雪平, 李军. 用于暂态稳定评估的人工神经网络输入特征离散化方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(15): 56-61.
- LIU Yan, GU Xueping, LI Jun. Discretization in artificial neural networks used for transient stability assessment[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(15): 56-61.
- [14] KURGAN L A, CIOS K J. CAIM discretization algorithm[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2004, 16(2): 145-153.
- [15] WU Zhaohua, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [16] 张杨, 刘志刚. EEMD 在电能质量扰动检测中的应用[J]. 电力自动化设备, 2011, 31(12): 86-91.
- ZHANG Yang, LIU Zhigang. Application of EEMD in power quality disturbance detection[J]. Electric Power Automation Equipment, 2011, 31(12): 86-91.
- [17] 王贺, 胡志坚, 张翌晖, 等. 基于聚类经验模态分解和最小二乘支持向量机的短期风速组合预测[J]. 电工技术学报, 2014, 29(4): 237-245.
- WANG He, HU Zhijian, ZHANG Yihui, et al. A hybrid model for short-term wind speed forecasting based on ensemble empirical mode decomposition and least squares support vector machines[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(4): 237-245.
- [18] 李天云, 赵妍, 季小慧, 等. HHT 方法在电力系统故障信号分析中的应用[J]. 电工技术学报, 2005, 20(6): 87-91.
- LI Tianyun, ZHAO Yan, JI Xiaohui, et al. Application of HHT method for analysis of fault signal in electric power system[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2005, 20(6): 87-91.
- [19] 田振果, 傅成华, 吴浩, 等. 基于 HHT 的电能质量扰动定位和分类[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.
- [20] SHUKLA S, MISHRA B. Power quality event classification under noisy conditions using EMD-based de-noising techniques[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014, 10(2): 1044-1054.
- [21] 杨亦春, 张文慧, 程翔, 等. 声引信目标信号过零率分布研究[J]. 南京理工大学学报, 2000, 24(3): 249-252.
- YANG Yichun, ZHANG Wenhui, CHENG Xiang, et al. A study on distribution of zero-pass ratio of acoustic fuze target signal[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2000, 24(3): 249-252.
- [22] 林圣, 何正友, 罗国敏. 基于小波能量矩的输电线路暂态信号分类识别方法[J]. 电网技术, 2008, 32(20): 30-34.
- LIN Sheng, HE Zhengyou, LUO Guomin. A wavelet energy moment based classification and recognition method of transient signal in power transmission lines[J]. Power System Technology, 2008, 32(20): 30-34.

收稿日期: 2017-12-22

作者简介:

崔 灿(1992—), 女, 硕士研究生, 研究方向为电能质量与智能供配电网; E-mail: solo528@163.com

肖先勇(1968—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 长期从事电能质量和智能供配电网等的教学和研究。E-mail: xiaoxianyong@163.com

(编辑 周金梅)