

DOI:10.12158/j.2096-3203.2019.04.003

# 基于 PSO-SVM 的直流配电网电能质量扰动辨识

吴建章<sup>1</sup>, 沙浩源<sup>1</sup>, 张宸宇<sup>2</sup>, 叶昱媛<sup>1</sup>, 余昌佳<sup>1</sup>, 郑建勇<sup>1</sup>

(1. 东南大学电气工程学院, 江苏 南京 210096;

2. 国网江苏省电力有限公司电力科学研究院, 江苏 南京 211103)

**摘要:**直流配电网是未来配电系统发展趋势,为更好地针对性治理改善直流电能质量问题,推动直流配用电技术的发展,需要提出一种适用于直流电能质量扰动特征的辨识方法。文中剖析了直流配电网中4类电能质量问题的形成机理和扰动特征,并针对各类问题的特点提出了5种特征指标,以此作为辨识直流电能质量问题的特征要素。采用  $k$ -means 聚类分析的方法对所提特征集的类内聚集性和类间分离性进行了验证。最后利用 PSO-SVM 分类器实现了直流电能质量事件的准确辨识,仿真算例验证了所提方法的准确性与有效性。

**关键词:**直流配电网;电能质量; $k$ -means 聚类评估;粒子群优化;支持向量机

中图分类号:TM714

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2019)04-0018-08

## 0 引言

近年来,随着电力电子科学的迅猛发展,源储荷直流特征愈加显著,直流配用电技术逐渐受到关注。研究表明,直流配电系统在输电性能、降低线损、新能源消纳等方面优势明显<sup>[1]</sup>,是未来配电系统发展的新趋势。直流配电网多源多变换的特性导致其电能质量问题呈现新特点,加之敏感负荷比重的增加对电网电能质量提出了更高的要求,所以在规划建设之初就应当高度重视直流配电网的电能质量问题<sup>[2-4]</sup>。对直流配电网电能质量进行监测是发现电能质量问题重要手段,在此基础上需对具体扰动进行有效辨识,确定扰动类型,才能采取针对性措施综合治理电能质量问题。因此,如何从电能质量扰动监测数据中自动提取有效特征并准确分类,是直流配电网电能质量监测分析系统需要解决的关键问题。

直流配用电技术因不存在相位、频率、无功等问题,深受船舶、航空、楼宇等领域的欢迎<sup>[5-6]</sup>,但尚未被应用于大规模直流配电工程<sup>[7]</sup>。在本世纪初,我国以及欧盟、美国、日本等国纷纷启动了对直流配用电技术的研究,并开展了一系列示范工程<sup>[8]</sup>。受限于其短暂的发展历程,现有关于直流配电网的研究多数集中在拓扑结构、故障保护、运行控制等方面<sup>[9-11]</sup>,针对电能质量问题的分析相对匮乏。目前,已有少数学者分析了电压偏差<sup>[12]</sup>、电压纹波<sup>[13]</sup>、电压波动<sup>[14]</sup>等典型直流电能质量现象的发

生机理及治理手段,并参照交流系统标准建立了直流电能质量评估标准<sup>[15]</sup>,但鲜有针对具体直流电能质量扰动辨识方法的研究。考虑到交直流电能质量问题的差异性,现有的交流电能质量辨识方法无法适用于直流系统,因而有必要设计一种符合直流电能质量扰动特征的辨识方法。

针对直流配电网中的电能质量问题,文中首先基于直流配电网的组成架构分析了电压偏差、电压波动、电压纹波以及电压暂降4类典型直流电能质量问题的形成机理。从图形特征、时频域分析、统计原理等方面提取了5种扰动特征指标,引入  $k$ -means 聚类算法并配合轮廓系数对所提特征的合理性进行了验证。最后利用粒子群 (particle swarm optimization, PSO) 参数优化的支持向量机 (support vector machine, SVM) 多分类模型对直流电能质量扰动事件进行辨识。

## 1 直流电能质量问题分析

直流配电网电能质量扰动主要来源于两方面,一方面是并网点处交流侧传变而来的扰动,另一方面是由配电网内部网络拓扑、控制策略以及源储荷特性造成的扰动<sup>[9]</sup>。直流配电网存在的典型电能质量扰动包括直流电压偏差、电压波动、电压纹波及电压暂降,是直流配电网规划运营时关注的重点。

### 1.1 直流电能质量问题数学描述

#### 1.1.1 直流电压偏差

直流电压偏差包括高于或低于额定电压两种状态,当偏差值超过允许值时,则称之为过电压和欠电压,一般常用电压偏差值与  $U_N$  的百分比  $\Delta U\%$  来衡量直流电压偏差的大小。

收稿日期:2019-01-17;修回日期:2019-03-13

基金项目:国家电网有限公司总部科技项目(5219991800-0C)

在直流配电网中,电流流经配电系统内阻时会产生压降,造成线路固有的电压偏差。不同于交流系统压降,直流压降  $\Delta U$  仅与配电系统内阻  $R_s$  有关:

$$\Delta U = \frac{PR_s}{U_N} \quad (1)$$

式中: $P$  为直配电网内传输的有功功率。在此基础上,当直流配电网内分布式电源(distributed generation, DG)、负荷工作状态或是网络架构、控制方式发生变化时,都会引起配电系统内潮流分布改变,进而导致母线电压  $U$  偏移。同时,由于 DG 输出功率的随机性,会使电压偏差超出规定标准,造成较为严重的电能质量问题。电压偏差通常随时间变化缓慢,低压配电系统母线电压偏差允许值一般小于  $10\%U_N$ 。直流配电网电压偏差波形如图 1 所示。

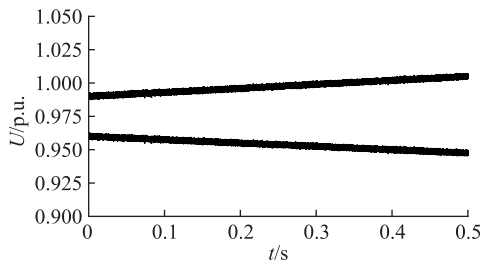


图 1 电压偏差

Fig.1 Voltage deviation

### 1.1.2 直流电压波动

直流电压波动是一种无规律且不包含频率固定成分的快速电压连续变动,其幅值通常不超过  $\pm 10\%U_N$ 。直流配电网中存在大量接入端,引入直流母线动态电容方程可以对各接入侧的功率交换进行解耦:

$$Cdu_c/dt = i_{st} + i_{DG} - i_{ac} - i_{ld} \quad (2)$$

式中: $C$  为直流母线电容; $u_c$  为母线电容电压,即直流母线电压; $i_{st}, i_{DG}, i_{ac}, i_{ld}$  分别为储能、DG 注入的电流以及交流电网、负荷流出的电流。由式(2)可知,储能、DG、负荷等接入设备的功率变化以及交流侧电网的功率波动都会导致直流母线上输入、输出有功功率不平衡,是直流母线出现电压波动的根本原因<sup>[12]</sup>。典型的直流母线电压波动如图 2 所示。

### 1.1.3 直流电压纹波

电压纹波是直流配电网中的另一种常见电能质量问题。纹波指直流量中叠加的交流分量,通常将直流母线电压纹按工频以及工频的 2、3、 $\dots$ 、 $n$  倍分为 1 次、2 次、 $\dots$ 、 $n$  次纹波,其波形可以描述为:

$$U = U_N + U_1 \cos(\omega_1 t + \varphi_1) + \dots + U_n \cos(\omega_n t + \varphi_n) \quad (3)$$

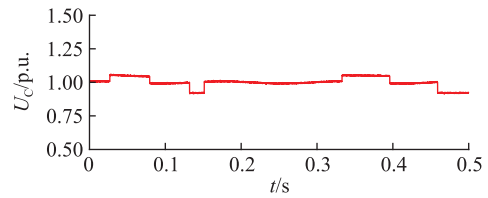


图 2 电压波动

Fig.2 Voltage fluctuation

式中: $U_n, \omega_n, \varphi_n$  分别为  $n$  次纹波的幅值、频率和相位。

电压纹波的成因有许多。配电网中交流负荷的不对称运行会导致直流母线出现 2 次纹波,交流电网中的  $n$  次谐波经变流器传变也会在直流侧注入  $n \pm 1$  次纹波,变流器依据开关函数特性会在直流侧产生基波频带低频纹波以及频率为载波倍频的高频纹波<sup>[16]</sup>。多源纹波汇入直流母线时会相互叠加,某些特定叠加情况会使电能质量问题更加严重。由于电压纹波通常随纹波注入源运行状态的改变而改变,所以不存在固定大小和持续时间,但其包含明显的交流分量。鉴于整数次纹波对直流电能质量问题影响较大,文中仅考虑整数次纹波状况。直流侧电压纹波波形如图 3 所示。

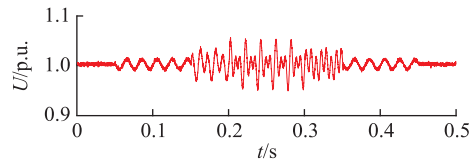


图 3 电压纹波

Fig.3 Voltage ripple

### 1.1.4 直流电压暂降

作为直流配电系统中典型的电能质量问题,直流电压暂降具体可以分为以下 2 种情况。

(1) 线路故障暂降。当输配电线路中的电流值骤然升高时,会在线路阻抗上生成大幅电压降落,而引起电流异常升高的原因通常是线路的短路故障,导致直流母线出现电压跌落<sup>[17]</sup>。故障发生的同时,线路保护装置立即动作,使电压恢复正常。因此,线路故障引起的电压暂降一般呈下凹矩形形状,且最低幅值通常会低于  $0.7 \text{ p.u.}$ ,但由于直流保护装置的快速响应特性,暂降持续时间会远小于交流电网。直流配电网发生非金属性短路故障时的暂降波形如图 4 所示。

(2) 动态电压暂降。接入微源后的直流配电网等效电路的线性二阶常微分方程可以描述为:

$$u_{DG} = LC \frac{d^2 u_c}{dt^2} + RC \frac{du_c}{dt} + u_c \quad (4)$$

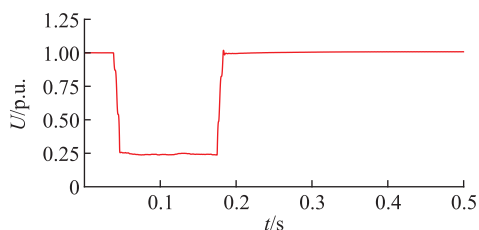


图4 线路故障暂降

Fig.4 Line fault voltage sag

式中： $u_{DG}$ 为DG输出电压大小； $C$ 为直流侧等效电容； $u_c$ 为等效电容电压； $R, L$ 分别为接入点等效电阻、电感。设状态变量  $u_c(0_+) = U_N$ 即可解得其零输入响应为：

$$u_c(t) = \frac{U_N}{p_2 - p_1} (p_2 e^{p_1 t} - p_1 e^{p_2 t}) \quad (5)$$

式中： $p_1, p_2$ 为方程特征根。微源切除或大规模交流负荷投入通常是该类扰动的成因，动态电压暂降波形如图5所示。

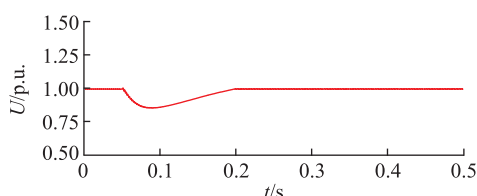


图5 动态电压暂降

Fig.5 Dynamic voltage sag

综上所述，不同于线路故障引起的暂降，动态暂降主要由2个指数函数组成，存在明显的衰减和恢复时间，且电压跌落程度更小，一般介于0.8~0.9 p.u.之间。因而有必要将其与线路故障暂降进行区分，提高辨识准确性。

## 1.2 辨识特征提取

基于对4种直流电能质量问题的影响成因、典型波形的描述，文中分别从图形特征、频域特征、统计特征的角度提取直流电能质量问题的特征，为直流电能质量问题主成因辨识提供依据，特征指标如下。

### 1.2.1 最低幅值

最低幅值描述了各扰动的波形特征，表达式为：

$$F_1 = \min U(k) \quad (6)$$

式中： $k$ 为信号采样点编号。如图4和图5所示，两类电压暂降的最低幅值均低于0.9 p.u.，与其他电能质量问题存在较大差别，且线路故障引起的暂降程度更深，幅值通常低于0.7 p.u.，与动态暂降区别明显，因此该特征值能够较好地地区分出两类暂降扰动。

### 1.2.2 小波系数模极大值数目

小波变换是捕捉波形突变点最有效最直接的

信号处理方法<sup>[18]</sup>。对于存在明显阶梯状突变的电压波动问题，利用单位时间内小波系数的极大值个数可以有效区分其与另外4种电能质量扰动。文中选取3次B样条函数的导函数作为小波基，其带通以及低通滤波器的脉冲响应系数如下： $h_0 = h_1 = 0.125, h_{-1} = h_2 = 0.375; g_0 = 2, g_1 = -2$ ，取4阶小波细节分量。3种存在明显波形变化的扰动小波变换结果如图6所示。

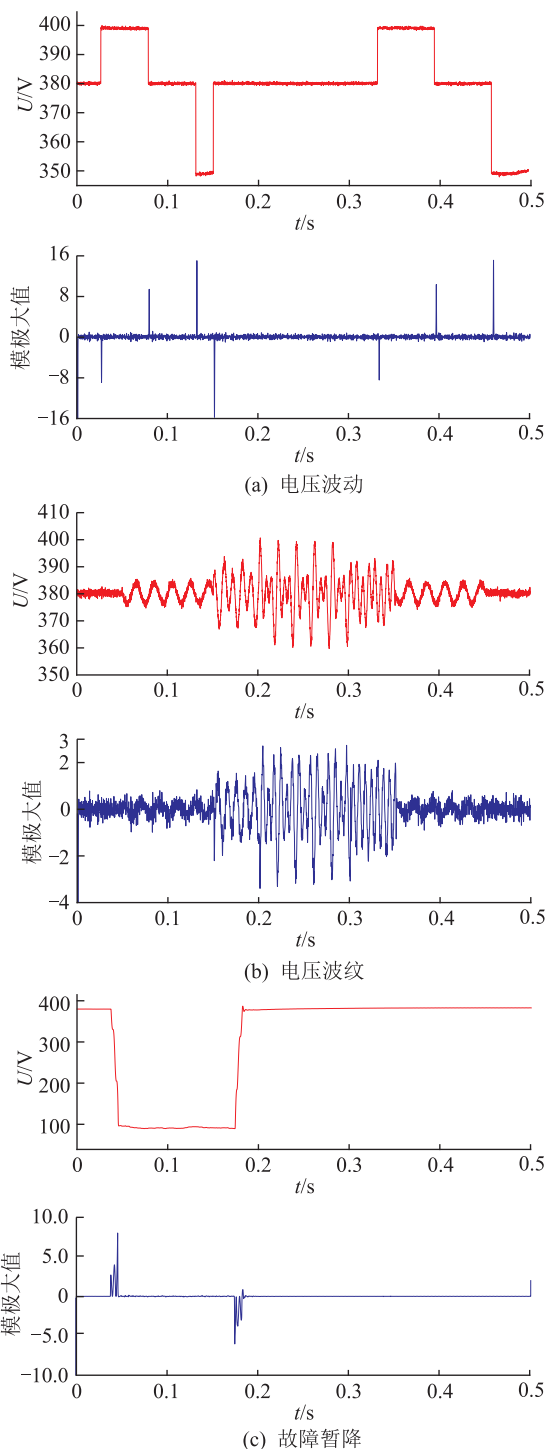


图6 小波变换结果

Fig.6 Wavelet transform results

统计小波变换后的模极大值大小,特征值  $F_2$  为模极大值中大于阈值 5 的模极大值数目。由图中可以看出,电压波动小波变换结果中  $F_2$  的大小明显大于其他类型扰动。

### 1.2.3 直流畸变系数

参考总谐波畸变率 (total harmonics distortion, THD), 定义直流畸变系数为:

$$F_3 = \left( \sqrt{\sum_{n=1}^{10} U_n^2} / U_{DC} \right) \times 100\% \quad (7)$$

式中:  $n$  为纹波次数;  $U_n$  为  $n$  次纹波幅值;  $U_{DC}$  为直流分量幅值。考虑直流母线由于各种原因存在电压纹波时, 10 次以内低频纹波含量较其他电能质量事件均差异明显, 引入快速傅里叶变换 (fast fourier transform, FFT) 进行特征提取, 特征值  $F_3$  较大的两类事件的 FFT 分析结果如图 7 所示。

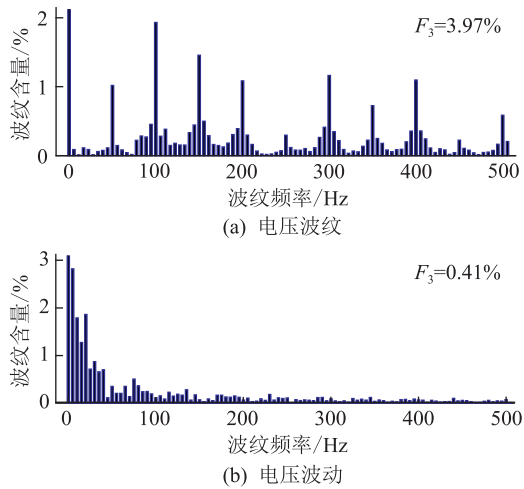


图 7 FFT 分析结果

Fig.7 Analysis results of FFT

图中可清晰看出电压纹波中交流成分的频率、幅值以及畸变系数, 当直流母线电压存在纹波时, 其直流畸变系数约为其他扰动的 10 倍以上。

### 1.2.4 波形标准差

标准差通常被用来描述反映一个数据集的离散程度, 刻画了各个波形的统计量特征, 因此可以将其运用于扰动特征提取, 其计算式为:

$$F_4 = \sqrt{\frac{1}{K-1} \sum_{k=0}^K (U(k) - \bar{U})^2} \quad (8)$$

式中:  $K$  为采样总数;  $\bar{U}$  为母线电压均值。对于不同的电能质量事件, 其波形偏离均值的程度各不相同, 波形标准差也相差较大。由于电压偏差随时间变化缓慢, 因此该特征量能够较好地描述电压偏差问题, 同时为其余指标提供辅助支持。

### 1.2.5 波形峭度

统计值特征波形峭度的计算式为:

$$F_5 = \frac{1}{(K-1)F_4^4} \sum_{k=0}^K (U(k) - \bar{U})^4 \quad (9)$$

该特征量刻画了波形随机变量分布的陡缓特性, 同样作为上述指标的辅助判别依据。

### 1.3 特征合理性分析

聚类分析能有效揭示特征集之间的内在结构, 是验证所提特征集合理性的重要手段。因此, 文中以  $k$ -means 聚类分析方法对上述扰动特征进行合理性分析, 并引入轮廓系数 (silhouette coefficient, SC) 来描述特征集间的类内相似性和类间差异性。

$k$ -means 聚类算法依据不同特征向量  $\mathbf{x}$  间的欧氏距离大小, 将特征向量聚集到  $k$  个类簇中, 类簇  $C_i$  的质心  $\boldsymbol{\mu}_i$  可以用该类簇均值向量来表示:

$$\boldsymbol{\mu}_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{\mathbf{x} \in C_i} \mathbf{x} \quad (10)$$

定义平方误差  $E$  作为算法的收敛函数:

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{\mathbf{x} \in C_i} \|\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i\|_2^2 \quad (11)$$

类内聚集度常被用来表征同类样本间的相似程度, 类间分离度则可以度量不同样本间的相异程度。合理的特征集应在类内聚集度较小的同时具备较大的类间分离度, 以确保其在高维特征空间中具有良好的可区分性, 避免不同样本间发生交叠而导致分类识别率降低。聚类评估指标 SC 同时结合了特征集的类内聚集度与类间分离度, 能够对特征集的可区分性进行有效验证<sup>[19]</sup>, 其计算式为:

$$S(\mathbf{i}) = \frac{n(\mathbf{i}) - m(\mathbf{i})}{\max\{m(\mathbf{i}), n(\mathbf{i})\}} \quad (12)$$

式中:  $m(\mathbf{i})$  为特征向量  $\mathbf{i}$  到类内其他向量的平均距离;  $n(\mathbf{i})$  为向量  $\mathbf{i}$  到类间各向量的平均距离。SC 值越接近 1, 意味着特征集的内聚性和分离性越出色, 其可区分性也就越强。

## 2 基于 PSO 优化的 SVM 分类器设计

### 2.1 多分类 SVM 算法

SVM 是一种基于统计学原理的机器学习算法, 融合了结构风险最小化原则和 VC 维 (vapnik-cherwonkis dimension) 理论, 具有优秀的小样本数据学习能力<sup>[20]</sup>, 适合处理直流电能质量扰动辨识这类高维度、非线性问题。

对于线性可分问题, 设  $n$  个样本集为  $\{(\mathbf{x}_i, y_i) \mid i=1, 2, \dots, n\}$ ,  $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^n$  表示样本,  $y_i \in \{-1, 1\}$  为样本标签, 依据最优分类超平面  $w\mathbf{x} + b = 0$  实现 2 种样本集的分类, 即如图 9 所示。因此分类问题转化为最优超平面的优化问题:

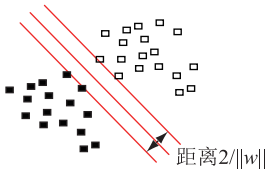
$$\begin{cases} \min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{s.t. } y_i(w\mathbf{x}_i + b) \geq 1 \end{cases} \quad (13)$$


图8 最优超平面

Fig.8 Optimal hyper-plane for classification

在多数情况下,样本集通常线性不可分,因此根据结构风险最小化原则,优化目标函数及约束条件可以描述为:

$$\begin{cases} \min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s.t. } y_i(w\mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i \end{cases} \quad (14)$$

式中: $C$ 为惩罚因子; $\xi$ 为松弛变量。引入 Lagrange 乘子  $\alpha_i$  将式(14)改写为:

$$\begin{cases} \max L = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad 0 \leq \alpha_i \leq C \end{cases} \quad (15)$$

依据径向基核函数  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2 / \sigma^2)$ , 将样本集数据由低维空间映射至高维空间,最终的优化目标函数可以整合为:

$$\max L = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (16)$$

由最小输出编码方法可知,在解决  $K_0$  类分类问题时需要数目为  $N_m = \lceil \log_2 K_0 \rceil$  ( $\lceil n \rceil$  表示大于等于  $n$  的最小整数) 的标准 SVM 分类器<sup>[21]</sup>, 依据输出结果编码间汉明距离大小可确定测试样本的类别。

## 2.2 PSO-SVM 分类模型

文中采用粒子群优化算法对核参数  $\sigma$  和惩罚因子  $C$  进行优化,以提高 SVM 的泛化性能。

在 PSO 算法中,对于  $D$  维解空间内规模为  $N$  的粒子群  $X$ , 设其中第  $i$  个粒子的位置和飞行速度分别为  $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]$  和  $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]$ 。寻优过程中,每个粒子结合当前时刻自身速度、自身最优位置以及群体最优位置,更新其下一时刻的位置和速度,以  $p_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}]$  和  $p_g = [p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}]$  分别记录第  $i$  个粒子以及整个种群所到达的最优位置。PSO 算法的迭代格式为:

$$\begin{cases} v_{id}^{k+1} = \omega^k v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + \\ \quad c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k) \\ x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^k \end{cases} \quad (17)$$

式中: $k$  为迭代次数; $d$  为当前解的维度; $c_1^k, c_2^k$  为  $k$  次迭代时的学习因子; $r_1, r_2$  是介于 0 和 1 间的随机数; $\omega^k$  为  $k$  次迭代时的惯性权重。文中采用线性递减的惯性权重和异步变化的学习因子,进一步提高 PSO 的全局搜索能力。引入交叉验证(cross validation, CV)的思想<sup>[22]</sup>, 将  $s$  折交叉验证所得的平均分类准确率设为 PSO 的适应度函数:

$$F_c = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \left( \frac{l_T^i}{l^i} \times 100\% \right) \quad (18)$$

式中: $l^i$  为第  $i$  个验证集的样本个数; $l_T^i$  为该验证集的正确分类个数。PSO 优化流程如图 9 所示。

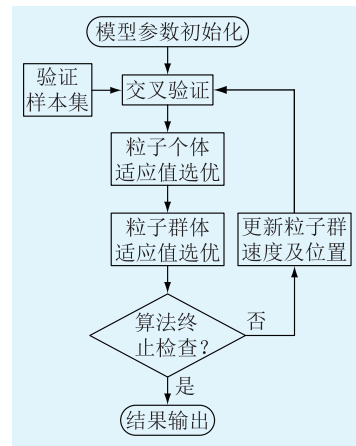


图9 PSO 流程

Fig.9 Flow chart of PSO

## 3 算例分析

在 Matlab/Simulink 中搭建对称单极辐射型直流配电网仿真模型<sup>[1]</sup>, 其结构如图 10 所示, 系统参数如表 1 所示, 数据采样频率 6.4 kHz, 时长 0.5 s。

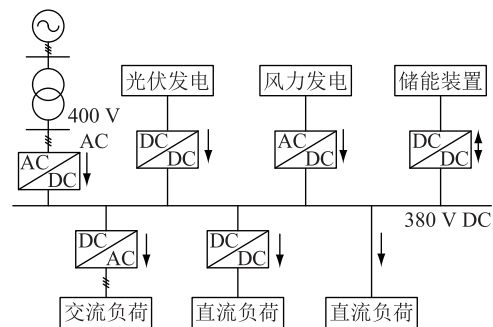


图10 直流配电网结构

Fig.10 Structure of DC distribution network

依据上文所述机理对电压偏差、电压波动、电压纹波、故障暂降以及动态暂降 5 种电能质量问题进行仿真, 获得了共 150 组电能质量扰动数据样本, 每种扰动各 30 条。数据处理框图如图 11 所示, 表 2 给出了每种电能质量事件的 2 组典型特征向量。

表 1 配电系统参数

Table 1 Distribution system parameters

参数名称	取值	参数名称	取值
直流母线电压/V	380	主网二次侧线电压/V	400
支撑电容/ $\mu\text{F}$	3 200	滤波电感/mH	3.5
整流器开关频率/kHz	8	配电线路等效电阻/ $\Omega$	0.25
配电线路等效电容/ $\mu\text{F}$	15	配电线路等效电感/mH	5

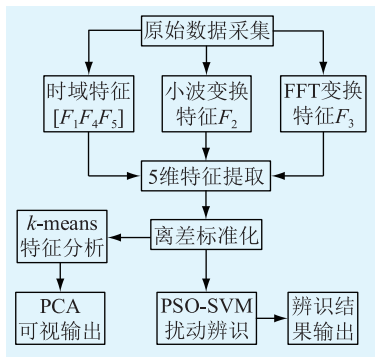


图 11 数据处理

Fig.11 Flow chart of data processing

表 2 特征向量

Table 2 Feature vector

扰动类型	特征指标大小				
	$F_1$	$F_2$	$F_3$	$F_4$	$F_5$
电压偏差	0.865 7	0	0.014 2	0.000 5	0.142 0
电压波动	0.956 1	0	0.020 4	0.000 7	0.135 1
电压纹波	0.805 9	0.714 2	0.138 3	0.010 4	0.58 1
线路故障暂降	0.796 0	0.857 1	0.110 5	0.013 8	0.677 2
动态电压暂降	0.853 2	0.142 8	0.937 3	0.003 2	0.820 4
故障暂降	0.860 2	0	0.781 9	0.002 7	0.994 4
电压波动	0.226 5	0.142 8	0.125 5	0.953 5	0.461 0
电压偏差	0.362 4	0.285 7	0.108 0	0.913 0	0.379 7
电压纹波	0.775 6	0	0.148 6	0.041 1	0.29 56
动态电压暂降	0.724 8	0	0.110 3	0.075 4	0.354 4

### 3.1 k-means 特征分析

对其中 100 条样本数据(每种扰动各 20 条)进行 k-means 聚类分析。图 12 为轮廓系数变化趋势,可知当类簇数目为 5 时,轮廓系数最接近于 1,表明特征集在多维特征空间内能够有效描述 5 种直流电能质量扰动的特征。结合主成分分析(principal component analysis, PCA)法在二维平面上对聚类后的结果实现了可视化输出,如图 13 所示,可以明显看出,各类簇之间存在较好的簇内相关性和簇间离散性。

### 3.2 PSO-SVM 扰动辨识

选取其中 125 组数据作为分类器的训练样本与测试样本,样本具体分配情况如表 3 所示。

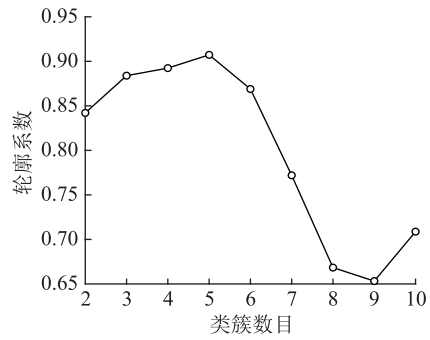


图 12 轮廓系数变化趋势

Fig.12 Trend of silhouette coefficient

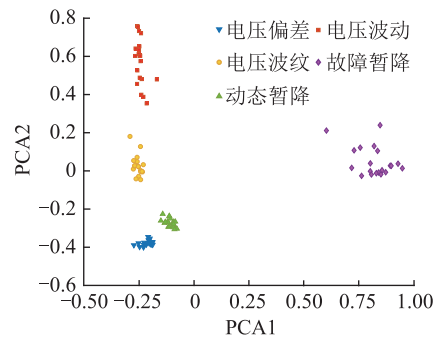


图 13 PCA 聚类结果输出

Fig.13 Clustering result output based on PCA

表 3 各类样本统计

Table 3 Various sample statistics

扰动类型	训练样本	测试样本
电压偏差	20	6
电压波形	24	6
电压纹波	24	6
线路故障暂降	12	6
动态电压暂降	15	6
总计	95	30

PSO-SVM 的具体模型参数为:粒子群规模为 10;PSO 的最大迭代次数为 100;分类模型参数  $C$  和  $\sigma$  的优化搜索区间分别定为  $[0.1, 100]$  和  $[0.1, 10]$ ;  $\omega_i = 0.85, \omega_f = 0.15; c_{i1} = 2.5, c_{21} = 0.5, c_{i1} = 0.5, c_{21} = 2.5$ ; CV 折数为 5。优化所得的 SVM 模型最优参数为  $C = 81.736, \sigma^2 = 0.832$ 。将测试样本输入参数优化后的分类模型,测试结果如图 14 所示。

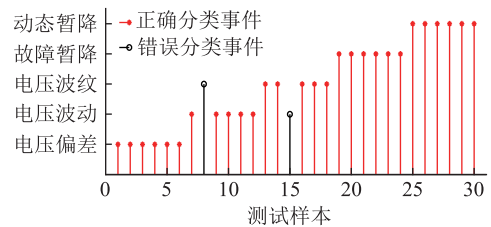


图 14 测试样本分类结果

Fig.14 test sample classification result

从图中的测试结果可以看出,30个测试样本中有28个被正确分类,仅有1组电压波动和1组电压纹波被错误分类。在训练样本较少的情况下,分类模型的准确率达到93.3%。

为了比较上述方法的分类效果,文中以全部150组样本数据(训练样本105,测试样本45)分别对BP神经网络(back propagation, BP)、多分类SVM以及文中方法进行了对比测试,表4为测试结果。

表4 多组模型对比结果

分类模型	准确率/%	训练时间/s	测试时间/s
文中方法	95.56	20.3	5.4
多分类SVM	88.89	11.7	5.2
BP神经网络	86.67	18.6	5.5

从表中结果可以看出,BP神经网络算法的分类准确率更低,比SVM更加依赖于训练样本的数量。这是因为基于经验风险最小的神经网络算法在样本数量一定的情况下无法使期望风险达到最小。而基于结构风险最小原则的SVM弥补了前者易于落入局部极值的不足,因而准确率更高,故SVM更适合于小样本条件下的扰动分类。

将文中方法与多分类SVM进行比较则可发现,文中方法具有最高的分类准确率,体现出了PSO的参数优化效果,但在训练时间上却略逊于多分类SVM,这是由于引入参数优化后延长了模型训练计算时间,而模型训练通常是在离线状态下完成的,故并不影响训练后模型的实时测试时间。

#### 4 结语

文中分析了几类典型的直流配电网电能质量问题,提出了一种适用于直流电能质量扰动的辨识方法,便于实现直流电能质量问题的治理改善,有助于更好地开展直流配用电技术的相关研究。

基于对直流配电网内电能质量问题形成机理及波形特征的研究,文中结合小波变换和FFT变换等特征检测方法,提出了5种适用于直流扰动辨识的特征指标。采用k-means聚类算法并配合轮廓系数,对所提取特征集的类内聚集性和类间分离性进行了验证。通过PSO参数优化的SVM分类模型对各类扰动进行辨识。最后利用仿真数据对所提方法进行验证,算例结果证明,文中方法克服了传统辨识方法对训练样本数量的依赖以及易于落入局部极值的缺点,能够有效辨识直流配电网中的电能质量事件。

#### 参考文献:

- [1] 熊雄,季宇,李蕊,等. 直流配用电系统关键技术及应用示范综述[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(23): 6802-6813,7115.  
XIONG Xiong,JI Yu,LI Rui, et al. Summary of key technologies and application demonstration of DC power distribution system [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(23): 6802-6813,7115.
- [2] KAKIGANO H,MIURA Y,ISE T. Low-voltage bipolar-type DC microgrid for super high quality distribution[J]. IEEE transactions on Power Electronics,2010,25(12):3066-3075.
- [3] 于立杰,董沛毅. 多端柔性直流配电网运行策略优化研究[J]. 智慧电力,2018,46(9):72-78.  
YU Lijie,DONG Peiyi. Operation strategy optimization of multi-terminal flexible DC distribution network [J]. Smart Power, 2018,46(9):72-78.
- [4] 屈梦然,庞成宇,王泉,等. 基于博弈论与理想灰关联投影法的电能质量综合评估[J]. 智慧电力,2018,46(6):55-60.  
QU Mengran,PANG Chengyu,WANG Quan, et al. Integrated evaluation of power quality based on game theory and ideal grey relational projection method [J]. Smart Power, 2018, 46(6): 55-60.
- [5] KONDRATIEV I,DOUGAL R. Synergetic control strategies for shipboard DC power distribution systems[C]//American Control Conference. New York, USA: American Automatic Control Council (AACC),2007:4744-4749.
- [6] Darnell Group Market Reports. DC building power: economic factors, application drivers, architecture/technology, standards and regulatory developments[R]. 2010.
- [7] 陈鹏伟,肖湘宁,陶顺. 直流微网电能质量问题探讨[J]. 电力系统自动化,2016,40(10):148-158.  
CHEN Pengwei,XIAO Xiangning,TAO Shun. Discussion on power quality of DC microgrid[J]. Automation of Electric Power System,2016,40(10):148-158.
- [8] 宋强,赵彪,刘文华,等. 智能直流配电网研究综述[J]. 中国电机工程学报,2013,33(25):9-19.  
SONG Qiang,ZHAO Biao,LIU Wenhua, et al. Summary of research on intelligent DC distribution network[J]. Proceedings of the CSEE,2013,33(25):9-19.
- [9] 杜翼,江道灼,尹瑞,等. 直流配电网拓扑结构及控制策略[J]. 电力自动化设备,2015,35(1):139-145.  
DU Yi,JIANG Daozhuo,YIN Rui, et al. Topology structure and control strategy of DC distribution network [J]. Electric Power Automation Equipment,2015,35(1):139-145.
- [10] JOVCIC D,WU B. Fast fault current interruption on high-power DC networks [C] // IEEE Power and Energy Society General Meeting,2010:1-6.
- [11] 季一润,袁志昌,赵剑锋,等. 一种适用于柔性直流配电网的电压控制策略[J]. 中国电机工程学报,2016,36(2):335-341.  
JI Yirun,YUAN Zhichang,ZHAO Jianfeng, et al. A voltage control strategy for flexible DC distribution network [J]. Pro-

- ceedings of the CSEE, 2016, 36(2):335-341.
- [12] 韩民晓,陈宇,王皓界. 直流配电系统电压偏差限值的研究[J]. 大功率变流技术, 2016(3):1-5.  
HAN Minxiao, CHEN Yu, WANG Haojie, et al. Research on the limitation value of voltage deviation for DC distribution system[J]. High Power Converter Technology, 2016(3):1-5.
- [13] 杨苓,罗安,陈燕东,等. 直流微电网双向储能变换器的两带通滤波器二次纹波电流抑制与均分控制方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(6):1613-1624.  
YANG Ling, LUO An, CHEN Yandong, et al. The second harmonic current suppressed by two band-pass filters and current sharing control method of bi-directional energy storage converters in DC micro-grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(6):1613-1624.
- [14] 王成山,李微,王议锋,等. 直流微电网母线电压波动分类及抑制方法综述[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(1):84-98.  
WANG Chengshan, LI Wei, WANG Yifeng, et al. A survey of classification and suppression methods for DC voltage grid bus voltage fluctuation[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(1):84-98.
- [15] 张碧涵,尹忠东,赵海森. 低压直流供电系统的电能质量综合评估[J]. 电力建设, 2016, 37(5):125-131.  
ZHANG Bihan, YIN Zhongdong, ZHAO Haisen. Comprehensive evaluation of power quality in low voltage DC power supply system[J]. Electric Power Construction, 2016, 37(5):125-131.
- [16] 焦晋荣,贾清泉,王宁,等. 柔性直流配电网纹波形成机理与叠加特性[J]. 电网技术, 2017, 41(6):1726-1733.  
JIAO Jinrong, JIA Qingquan, WANG Ning, et al. Ripple formation mechanism and superposition characteristics of flexible DC distribution network[J]. Power System Technology, 2017, 41(6):1726-1733.
- [17] 张宸宇,史明明,范忠,等. 电压暂降事件分类及短路类型识别研究[J]. 电力工程技术, 2018, 37(2):102-107.  
ZHANG Chenyu, SHI Mingming, FAN Zhong, et al. Research on voltage sag event classification and short circuit type identification[J]. Electric Power Engineering Technology, 2018, 37(2):102-107.
- [18] 张宸宇,邓凯,史明明,等. 基于小波变换的直流主动配电网电压波动源辨识[J]. 电力工程技术, 2017, 36(4):21-24.  
ZHANG Chenyu, DENG Kai, SHI Mingming, et al. Identification of voltage fluctuation sources in dc active distribution network based on wavelet transform[J]. Electric Power Engineering Technology, 2017, 36(4):21-24.
- [19] 朱连江,马炳先,赵学泉. 基于轮廓系数的聚类有效性分析[J]. 计算机应用, 2010(S2):139-141.  
ZHU Lianjiang, MA Bingxian, ZHAO Xuequan. Clustering effectiveness analysis based on contour coefficients[J]. Journal of Computer Applications, 2010(S2):139-141.
- [20] VAPNIK V N. An overview of statistical learning theory[J]. IEEE Transactions on Neural Network, 1999, 10(5):988-999.
- [21] KLAUTAU A, JEVITIC N. On nearest-neighbor error-correcting output codes with application to all-pairs multiclass support vector machines[J]. Journal of Machine Learning Research, 2003(4):1-15.
- [22] HSU C W, LIN C J. A comparison of methods for multiclass support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2):415-425.

作者简介:



吴建章

吴建章(1996),男,硕士在读,研究方向为电能质量数据分析(E-mail:220182734@seu.edu.cn);

沙浩源(1990),男,博士在读,研究方向为电能质量数据分析;

张宸宇(1989),男,博士,工程师,从事谐波抑制与无功补偿相关工作。

## Identification of power quality disturbance in DC distribution network based on PSO-SVM

WU Jianzhang<sup>1</sup>, SHA Haoyuan<sup>1</sup>, ZHANG Chenyu<sup>2</sup>, YE Yuyuan<sup>1</sup>, SHE Changjia<sup>1</sup>, ZHENG Jianyong<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Research Institute, Nanjing 211103, China)

**Abstract:** DC distribution network is the development trend of power distribution system in the future, in order to achieve the targeted improvement of DC power quality problems and promote the in-depth development of DC power distribution technology, it is necessary to propose an identification method suitable for DC power quality disturbance characteristics. In this paper, the formation mechanism and disturbance characteristics of four types of power quality problems in DC distribution network are deeply analyzed, and five characteristic indicators are proposed for the characteristics of various problems, which are used as the characteristic elements to identify DC power quality problems. The intra-class aggregation and inter-class separation of the proposed feature set were proved by k-means cluster analysis. Finally, the PSO-SVM classifier is used to accurately identify the DC power quality problem. Simulation examples verify the accuracy and effectiveness of the proposed method.

**Keywords:** DC distribution; power quality; k-means cluster evaluation; PSO; SVM

(编辑 方晶)