

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.201495

基于二维离散余弦 S 变换的电能质量扰动类型识别

程志友^{1,2}, 杨猛²

(1. 教育部电能质量工程研究中心(安徽大学), 安徽 合肥 230601;

2. 安徽大学电子信息工程学院, 安徽 合肥 230601)

摘要: 为获得可靠的高质量电能, 提高电能质量扰动(Power Quality Disturbances, PQD)类型识别准确率, 提出了一种基于二维离散余弦 S 变换(2D-DCST)的 PQD 类型识别方法。首先在数学模型的基础上, 生成包括 7 种复合扰动在内的 17 类不同的电能质量事件。然后将一维的 PQD 信号转换成行列相等的二维信号, 利用 2D-DCST 方法从二维信号中得到其振幅矩阵, 对振幅矩阵提取基于统计、能量和图像的特征。再使用第二代非支配排序遗传算法(NSGA-II)将提取的大量特征降维成少量有用的特征组。最后对所选特征使用支持向量机(SVM)分类器, 构建一个分类准确率高、特征数目少的类型识别模型。实验结果表明, 该方法能够准确高效地识别 17 类电能质量事件, 并且有较好的抗噪性。同时对复合扰动也有较高的识别准确率, 为电能质量扰动类型识别问题提供了新的方法。

关键词: 电能质量; 扰动类型识别; 二维离散余弦 S 变换; 非支配排序遗传算法 II; 支持向量机

Power quality disturbance type identification based on a two-dimensional discrete cosine S-transform

CHENG Zhiyou^{1,2}, YANG Meng²

(1. Power Quality Engineering Research Center (Anhui University), Ministry of Education, Hefei 230601, China;

2. School of Electronics and Information Engineering, Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: To obtain reliable high-quality power and improve the accuracy of Power Quality Disturbance (PQD) type identification, a new PQD type based on a Two-Dimensional Discrete Cosine S-Transform (2D-DCST) is proposed. First, based on mathematical models, 17 kinds of power quality events including 7 kinds of complex disturbances are generated. Then, one-dimensional PQD signals are upgraded into two-dimensional signals with equal rows and columns. An amplitude matrix is obtained from the two-dimensional signals using the 2D-DCST method. The statistics, energy and image features of the amplitude matrix are first extracted, and then reduced into a small number of useful feature groups using the Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm-II (NSGA-II). Finally, a Support Vector Machine (SVM) classifier is used to construct a type identification model with high identification accuracy and few features. Experimental results show that the method can identify 17 kinds of power quality events accurately and efficiently and also exhibits a good noiseproof feature. At the same time, the method also has a high identification accuracy for complex disturbances. This provides a new method for power quality disturbance type identification.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 61672032) and Anhui Science and Technology Major Project (No. 18030901018).

Key words: power quality; disturbance type identification; two-dimensional discrete cosine S transform; non-dominated sorting genetic algorithm-II; support vector machine

0 引言

在现代电网中获得可靠的高质量电能已成为供

应商和消费者最重要的目标之一^[1]。可再生能源的整合, 电力电子转换器的使用增加, 大型工业负荷的调整切换, 都会导致电能质量扰动(Power Quality Disturbances, PQD)^[2]。因此, 对 PQD 类型识别, 以实现电网中生产者和消费者的健康工作环境是当前研究的主题^[3]。

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(61672032); 安徽省科技重大专项资助(18030901018)

PQD 的类型识别是电能质量分析和控制的关键^[4],一般要经过特征提取、特征选择和识别三个主要步骤^[5]。在特征提取阶段,使用一维或二维信号处理方法从信号中提取所需的特征。一维信号处理方法被广泛用于提取代表电能质量扰动的特征,如短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)^[6]、小波变换(Wavelet Transform, WT)^[7]和 S 变换(S-Transform, ST)^[8]等。但一维方法存在着各种各样的问题,如衡量时频分辨率困难、计算量较大、母函数选择困难等问题。基于二维的信号处理方法通常优于一维方法,具有直观检查 PQD 的优势,能够获取更多与一维变换相关的特征组,并呈现独特的特征^[9]。在特征提取阶段,二维处理方法的复杂度也远远低于一维变换。有研究通过将一维 PQD 信号转换成二维信号,再对二维信号应用二维信号处理算法得到相关特征,再根据特征进行分类的方法^[10-12]。文献[10]用二维里斯变换产生振幅、频率和相位矩阵,提取矩阵相关特征进行分类。文献[11]利用小波变换得到二维灰度图 PQD 数据的水平、垂直和对角细节系数,再根据波形的大小和持续时间进行分类。文献[12]使用二维离散小波变换将转换成二维的 PQD 数据,通过近似、水平、垂直和对角线将该矩阵分成 4 个子带。通过决策树分类器,利用提取的特征对不同扰动类型进行分类。特征选择阶段用于从特征提取期间创建的特征中消除不必要的特征,并建立更加简单高精度的模型。特征选择的方法有很多如遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[5]、粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)^[13]、第二代非支配排序遗传算法(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II, NSGA-II)^[8]和蚁群优化(Ant Colony Optimization, ACO)^[2]等。在识别阶段,有一些机器学习方法和人工智能方法,如 K 近邻(K-Nearest Neighbour, KNN)^[14]、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[8]、人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)^[14]和决策树(Decision Trees, DT)^[2]等。

为创建一个简单、高效的扰动识别模型,本文提出了一种基于二维离散余弦 S 变换(Two-Dimensional Discrete Cosine S-Transform, 2D-DCST)的电能质量扰动类型识别系统。该方法将一维 PQD 信号转换成二维图像矩阵。通过应用 2D-DCST 方法,生成振幅矩阵,提取振幅矩阵的相关特征,再使用多目标优化算法 NSGA-II 生成特征中最相关的特征组,最后采用机器学习 SVM 分类器进行类型识别。通过仿真实验和分析,验证了本文所提方法的准确性和有效性。

1 二维离散余弦 S 变换

1.1 离散余弦变换

离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)具有一般正交变换的性质,同时其变换阵的基向量近似于 Toeplitz 矩阵的特征向量,可以很好地描述人类语音信号和图像信号的相关特征^[15]。一维 N 点信号 $f(x)$ 的离散余弦变换正反变换定义为

$$F(u) = g(u) \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \cos \frac{(2x+1)u\pi}{2N} \quad (1)$$

$$f(x) = \sum_{u=0}^{N-1} g(u) F(u) \cos \frac{(2x+1)u\pi}{2N} \quad (2)$$

式中: $F(u)$ 为 DCT 变换后的系数; $f(x)$ 为原始信号; N 为原始信号的点数; u 为广义频率变量; $g(u)$ 可以认为是一个补偿系数(式(3)),使 DCT 变换矩阵为正交矩阵。

$$g(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, & u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & u = 1, 2, \dots, N-1 \end{cases} \quad (3)$$

1.2 离散正交 S 变换

离散正交 S 变换(Discrete Orthonormal S-Transform, DOST)是完全冗余 ST 的精简版本^[16]。ST 冗余地在高频和低频带存储数据量相同,而 DOST 在低频处采样间隔小,数据多;在高频处采样间隔大,数据少^[17]。DOST 通过构造 T 个正交基向量,将时频域划分为 T 个区域,并使用一些参数来表示这些区域^[18]。第 k 个 DOST 基向量可定义为

$$D[k]_{[\nu, \beta, \tau]} = \frac{1}{\sqrt{\beta}} \sum_{f=\nu-\beta/2}^{\nu+\beta/2-1} \exp(-i2\pi \frac{k}{T} f) \cdot \exp(i2\pi \frac{\tau}{\beta} f) \exp(-i\pi\tau) \quad (4)$$

式中: $k = 0, \dots, T-1$; β 、 τ 、 ν 分别代表带宽、时间、频带中心。对式(1)求和可以得到

$$D[k]_{[\nu, \beta, \tau]} = ie^{-i\pi\tau} \frac{e^{-i2\alpha(\nu-\beta/2-1/2)} - e^{-i2\alpha(\nu+\beta/2-1/2)}}{2\sqrt{\beta} \sin \alpha} \quad (5)$$

式中, $\alpha = \pi(k/T - \tau/\beta)$ 表示时域窗口的中心。当 $\alpha = 0$ 时, $D[k]_{[\alpha=0]} = -\sqrt{\beta}ie^{-i\pi\tau}$ 。

DOST 算法基向量正频率部分计算规则如下(p 为带宽指数变量):

1) $p = 0$ 时, $\nu = 0$, $\beta = 1$, $\tau = 0$, $D[k]_{[\nu, \beta, \tau]} = 1$ (只有一个基向量);

2) $p = 1$ 时, $\nu = 1$, $\beta = 1$, $\tau = 0$, $D[k]_{[\nu, \beta, \tau]} =$

$\exp(-2\pi ik/T)$ (只有一个基向量);

3) $p=2,3,\dots,\log_2 T-1$ 时, $v=2^{p-1}+2^{p-2}$, $\beta=2^{p-1}$, $\tau=0,\dots,\beta-1$;

$$D[k]_{[v,\beta,\tau]} = ie^{-i\pi\tau} \frac{e^{-i2\alpha(v-\beta/2-1/2)} - e^{-i2\alpha(v+\beta/2-1/2)}}{2\sqrt{\beta} \sin \alpha} \quad (6)$$

每个频带 2^{p-1} 个基向量。

证明 DOST 的基向量彼此正交, 公式为

$$\frac{1}{T} \int_0^T D[k]_{[v,\beta,\tau]} D^*[k]_{[v,\beta,\tau]} dk = \delta_{v'v} \delta_{\beta'\beta} \delta_{\tau'\tau} \quad (7)$$

式中, $\delta_{x'y} = \begin{cases} 1, & x=y \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$ (克罗内克函数)。

对 DOST 计算公式更换求和次序, 可得

$$S[k]_{[v,\beta,\tau]} = \langle D[k]_{[v,\beta,\tau]}, h[k] \rangle = \frac{1}{\sqrt{\beta}} \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{f=v-\beta/2}^{v+\beta/2-1} \exp(-i2\pi \frac{k}{T} f) \cdot \exp(i2\pi \frac{\tau}{\beta} f) \exp(-i\pi\tau) h[k] \quad (8)$$

将式(8)中 $h[k]$ 的傅里叶变换记做 $H[f]$, 上式可简化为

$$S[k]_{[v,\beta,\tau]} = \frac{1}{\sqrt{\beta}} \sum_{f=v-\beta/2}^{v+\beta/2-1} \exp(-i\pi\tau) \exp(i2\pi \frac{\tau}{\beta} f) \cdot \left[\sum_{k=0}^{N-1} \exp(-i2\pi \frac{k}{T} f) h[k] \right] = \frac{1}{\sqrt{\beta}} \sum_{f=v-\beta/2}^{v+\beta/2-1} \exp(-i\pi\tau) \exp(i2\pi \frac{\tau}{\beta} f) H[f] \quad (9)$$

式(9)可表示为一个稀疏矩阵和信号的傅里叶系数矩阵的内积。为实现信号的 DOST, 需要相同信号长度的正交基向量, 通过傅里叶变换在该时频区域上对频率的积分可得到正交基向量。

DOST 与 DFT 的关系为

$$DOST = \left(\sum_{i=1}^k D_i \right) DFT \quad (10)$$

1.3 二维离散余弦 S 变换

离散余弦 S 变换(Discrete Cosine S-Transform, DCST)是由 DCT 替换 DOST 变换中的 DFT 得到, 实现减少数据处理时间、处理量和节约内存空间的应用目的。理论上 DCST 为实数变换, 没有负频率概念, 不包含 DOST 的共轭对称部分, 相比较 DOST, 可发现 DCST 的时频谱节约了 DOST, 时频谱的负频率部分的一半数据。在计算量增长时 DCST 相对于 DOST 能大幅节约计算成本。

由式(10)得到 DCST 与 DCT 的关系为

$$DCST = \left(\sum_{i=1}^k DCT_n^{-1} \right) DCT \quad (11)$$

DCST 算法的具体实现过程如下:

1) 对 $y(k)$ 求其 DCT, 得到频谱矩阵 $Y(f)$;

2) 引入变量 p 、 v 、 β 和 τ , 根据式(6)计算其值;

3) 将上一步求得的变量值代入式(5), 求出各 DCST 基函数;

4) 利用步骤 1) 得到的频谱矩阵 $Y(f)$, 经过离散余弦逆变换后与步骤 3) 中得到的 DCST 基函数相乘, 从而求出 DCST 系数矩阵;

5) 结合式(9)得到 DCST 变换的 T 点系数矩阵 $S[k]_{[v,\beta,\tau]}$ 。

2D-DCST 运用类似于二维傅里叶变换的思想, 将一维变换依次应用到二维数据的两个维度来获取二维的离散余弦 S 变换。虽然频率偏移了 $1/2$ 导致二维离散余弦 S 变换不可分^[19], 但对本文的应用研究并没有影响。

2D-DCST 通过对行、列矩阵分别应用 DCST 变换得到二维信号的 2D-DCST 计算结果。 $N=32$ 的 2D-DCST 的振幅矩阵如图 1 所示。不同形状的红蓝点表示不同的矩形块区域。在 $N=32$ 的 2D-DCST 变换结果中, 共形成 36 个子块。

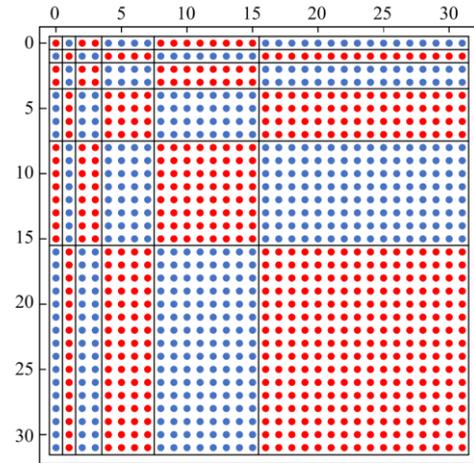


图 1 2D-DCST 的振幅矩阵($N=32$)

Fig. 1 Amplitude matrix of the 2D-DCST ($N=32$)

2 基于 2D-DCST 的 PQD 类型识别方法

本文提出了一种基于二维信号处理的 PQD 类型识别方法, 其流程如图 2 所示。首先根据数学模型在 Matlab 中生成 17 类 PQD 数据; 然后应用一种时域信号的二维映射方法将一维 PQD 信号转化成二维灰度信号; 对二维灰度信号使用 2D-DCST 方法得到二维信号的振幅矩阵; 从振幅矩阵中提取基于统计、能量和图像的特征, 生成相关的特征矩阵; 再对大量特征使用 NSGA-II 方法进行特征选择, 降维得到少量相关的特征组; 最后使用 SVM 分类器

进行 PQD 信号的类型识别。

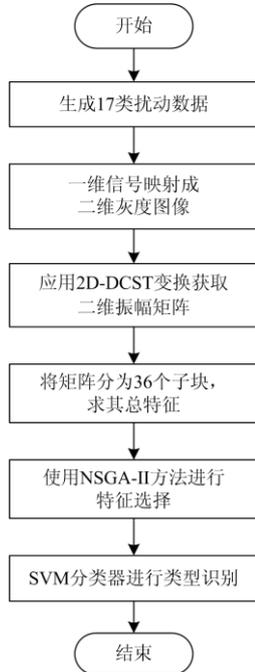


图2 扰动类型识别方法流程图

Fig. 2 Flow chart of disturbance type identification method

2.1 电能质量扰动数据集

由于真实电能质量扰动发生的时间、位置不确定性,因此文献中大多采用扰动模拟信号进行仿真实验^[20]。表1列出本文考虑的10种单一PQD类型,复合PQD类型由单一的PQD复合而成。每种类型的干扰用一个带参数的方程描述,所产生的扰动符合IEEE-1159标准中定义的相应干扰。在Matlab中利用模型参数随机产生电能质量扰动数据,使得在所提出方法的训练和测试过程中可以用于表示实际的电能质量事件。

2.2 一维信号的二维映射

根据扰动信号的周期性对其等长截取后分别映射成列向量进行重组,将由1024个数据点组成的一维信号转换成一个 32×32 的二维图像信号。对一维信号进行二维映射能使较长的一维扰动信号以较小尺度的二维矩阵展现,有效减少信号的尺度,使得扰动特征的分布更为聚集。

将二维重构信号映射至离散灰度空间 $G = \{g | 0 \leq g \leq 255, g \in Z\}$,由于归一化后的扰动信号采样值主要在 $[-2, 2]$,在对一维信号进行二维映射前需要对原始数据限值处理至 $[-2, 2]$ 。一维离散信号 $h(n)$ 映射至二维灰度 $g(i, j)$ 的过程为

$$H(i, j) = \begin{cases} 2, & H(i, j) > 2 \\ H(i, j), & -2 \leq H(i, j) \leq 2 \\ -2, & H(i, j) < -2 \end{cases} \quad (12)$$

$$g(i, j) = [255(H(i, j) + 2) / 4] = [63.75H(i, j) + 127.5] \quad (13)$$

式中: $H(i, j)$ 表示二维映射矩阵初始值; $g(i, j)$ 表示灰度化图形中第 i 行第 j 列的像素点灰度值。表2为标准正弦、暂降、暂降+振荡、谐波+暂降+振荡等四种PQD事件的一维、二维信号图像。

2.3 2D-DCST方法提取特征

对转换成二维后的扰动信号应用2D-DCST方法获得振幅图像,在视觉上显示出不同的特征。表2为几种代表性的电能质量扰动信号由2D-DCST得到的振幅矩阵。用机器能理解的数字数据特征表达这些视觉上可感知的差异是识别电能质量扰动过程中的重要一步^[10]。

通过对各信号的振幅矩阵提取基于统计的特性,如算术平均数、调和平均数、标准差、偏度、峰度,基于能量的特征,如能量、熵、对数能量熵,以及基于二维信号处理的特征,如同质性^[19]。表3给出这些特征的公式。

如2.2节所示,对一个 32×32 的二维图像信号运用2D-DCST变换,得到的振幅矩阵共分为36块。各子块表示如图3所示。其中子块大小为 1×1 的子块有4个,非 1×1 的子块有32个。对非 1×1 的子块分别求上述9种特征共288个特征值,同时将4个 1×1 的子块值作为特征共4个特征值,得到一组特征表示为 F ,共292个特征。其中 F 为

$$F = \{B1, B2, B7, B8; Mean3, \dots, Hg3; Mean4, \dots, Hg4; Mean5, \dots, Hg5; Mean6, \dots, Hg6; Mean9, \dots, Hg9; Mean10, \dots, Hg10; \dots; Mean34, \dots, Hg34; Mean35, \dots, Hg35; Mean36, \dots, Hg36\} \quad (14)$$

2.4 NSGA-II特征选择与SVM类型识别

NSGA-II是在NSGA基础上改进而来的,克服了NSGA中需要人为指定共享参数的缺陷,并且将其作为种群中个体间的比较标准,可以使得准Pareto域中的个体能均匀地扩展到整个Pareto域,保证了种群的多样性^[21]。NSGA-II是目前最流行的多目标遗传算法之一。

基于2D-DCST方法获得振幅矩阵提取统计、能量和二维信号处理的特征矩阵后,使用多目标遗传算法NSGA-II进行降维,确定最适合的特征组。NSGA-II方法通过使用两个适应度函数选择出特征数目最少、分类准确率最高的最佳结果。NSGA-II参数设置:种群数量为250,迭代次数为150,目标函数数量为2,决策变量个数为292。表4给出选定的最佳特征子集的矩阵块编号、特征编号、特征类型,即最优特征组由17块矩阵的31个特征组成。

表 1 电能质量扰动模型
Table 1 Power quality disturbance models

信号类型	信号模型	参数
C1 标准	$u(t) = A \sin(\omega t)$	$\omega = 2\pi f$
C2 暂降	$u(t) = A(1 - \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2))) \sin(\omega t)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.9; T \leq (t_2 - t_1) \leq (N-1)T$
C3 暂升	$u(t) = A(1 + \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2))) \sin(\omega t)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.8; T \leq (t_2 - t_1) \leq (N-1)T$
C4 中断	$u(t) = A(1 - \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2))) \sin(\omega t)$	$0.9 \leq \alpha \leq 1; T \leq (t_2 - t_1) \leq (N-1)T$
C5 闪变	$u(t) = A(1 + \alpha \sin(\beta \omega t)) \sin(\omega t)$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.2; 0.1 \leq \beta \leq 0.4$
C6 振荡	$u(t) = A(\sin(\omega t) + \alpha e^{-(t-t_1)/\tau} \sin(\omega_s(t-t_1))(u(t-t_1) - u(t-t_2)))$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.8; 0.5T \leq (t_2 - t_1) \leq 3T;$ $8 \text{ ms} \leq \tau \leq 40 \text{ ms}; 300 \text{ Hz} \leq f_s \leq 1200 \text{ Hz}$
C7 脉冲	$u(t) = A(\sin(\omega t) + k(u(t-t_1) - u(t-t_2)))$	$k = 0 \sim 2; 1 \text{ ms} \leq (t_2 - t_1) \leq 3 \text{ ms}$
C8 谐波	$u(t) = A(\alpha_1 \sin(\omega t) + \alpha_3 \sin(3\omega t) + \alpha_5 \sin(5\omega t) + \alpha_7 \sin(7\omega t))$	$0.05 \leq \alpha_3, \alpha_5, \alpha_7 \leq 0.15; \sum \alpha_i^2 = 1$
C9 缺痕	$u(t) = A(\sin(\omega t) - \text{sign}(\sin(\omega_d t)) \cdot \sum_{n=1}^k (u(t - (t_1 + 0.002n)) - u(t - (t_2 + 0.002n))))$	$0.01T \leq (t_2 - t_1) \leq 0.05T; 0 \leq t_1 \leq 0.5;$ $0 \leq t_2 \leq 0.5; 0.1 \leq k \leq 0.4$
C10 尖峰	$u(t) = A(\sin(\omega t) + \text{sign}(\sin(\omega_d t)) \cdot \sum_{n=1}^k (u(t - (t_1 + 0.002n)) - u(t - (t_2 + 0.002n))))$	$0.01T \leq (t_2 - t_1) \leq 0.05T; 0 \leq t_1 \leq 0.5;$ $0 \leq t_2 \leq 0.5; 0.1 \leq k \leq 0.4$

表 2 几种电能质量事件一维、二维和振幅图像样本表示

Table 2 One-dimensional, two-dimensional, and amplitude image sample representation of several power quality events

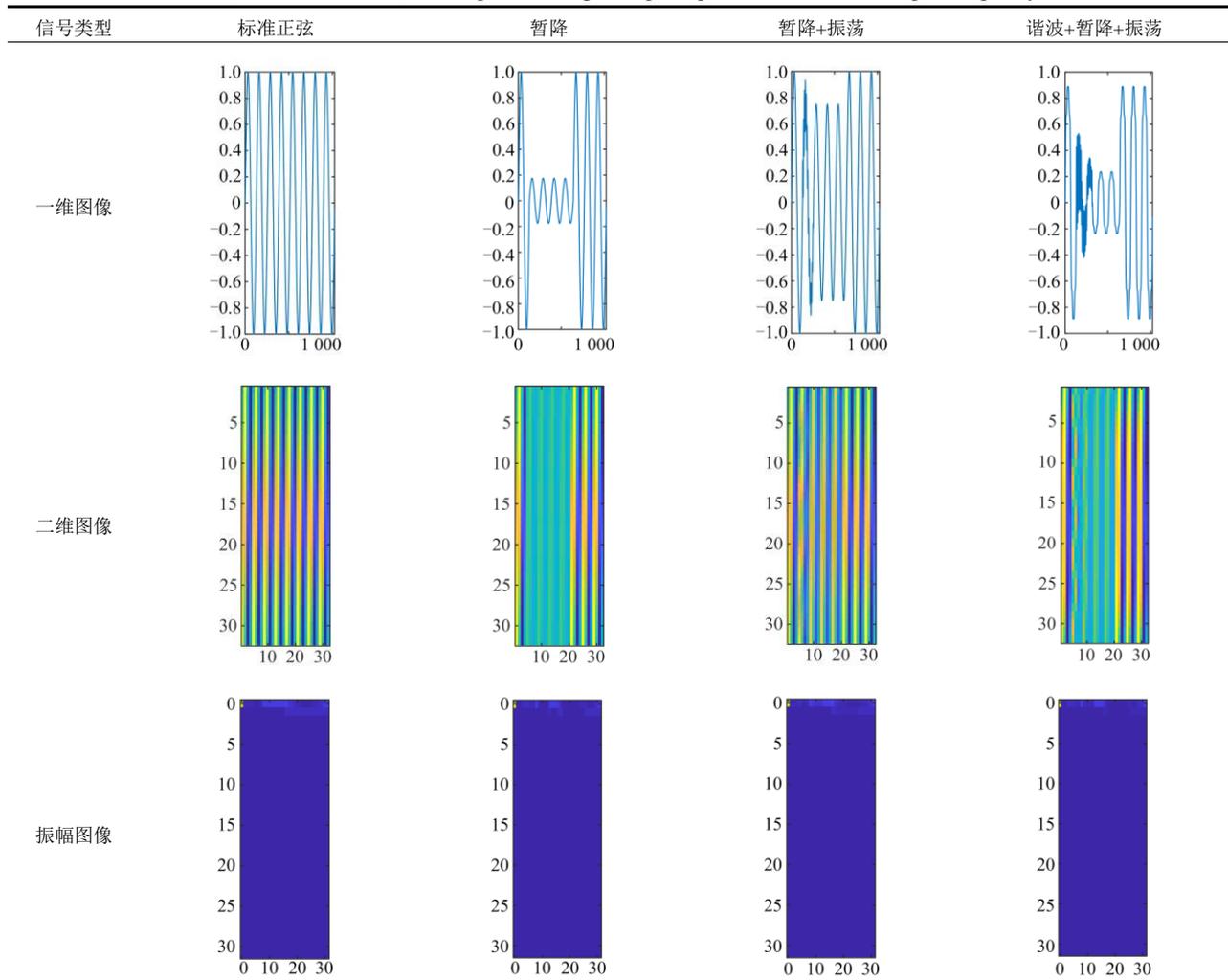


表 3 DCST 图像特征提取方程

Table 3 Equations for feature extraction from DCST images

特征名称	特征方程
算术平均数	$Mean = \frac{1}{mn} \sum_x \sum_y S(x, y, v_x, v_y) $
调和平均数	$Hmean = \frac{mn}{\sum_x \sum_y \frac{1}{ S(x, y, v_x, v_y) }}$
标准差	$Std = \frac{1}{mn} \sum_x \sum_y \sqrt{(S(x, y, v_x, v_y) - Mean)^2}$
偏度	$Sk = \frac{1}{mn} \sum_x \sum_y \left(\frac{ S(x, y, v_x, v_y) - Mean}{Std} \right)^3$
峰度	$Ku = \frac{1}{mn} \sum_x \sum_y \left(\frac{ S(x, y, v_x, v_y) - Mean}{Std} \right)^4$
能量	$Eng = \sum_x \sum_y (S(x, y, v_x, v_y))^2$
熵	$Ent = - \sum_x \sum_y S(x, y, v_x, v_y) \log S(x, y, v_x, v_y) $
对数能量熵	$Lent = - \sum_x \sum_y \log (S(x, y, v_x, v_y))^2$
同质性	$Hg = \sum_x \sum_y \frac{ S(x, y, v_x, v_y) }{1 + x - y }$

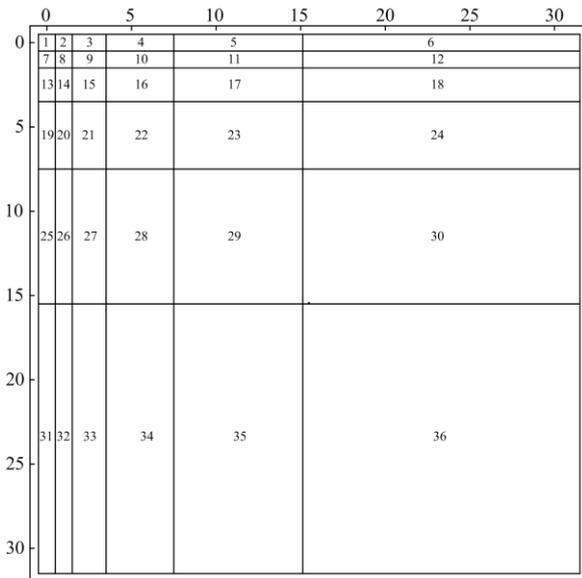


图 3 2D-DCST 的矩形块状结构

Fig. 3 Rectangular block structure from 2D-DCST

SVM 是一个强大的数据挖掘工具,用于数据分类问题^[22]。经过特征选择阶段, SVM 分类器使用具有自动核尺度的线性核和多类一对一的方式进行训练^[23]。SVM 参数设置: SVM 类型为 C-SVC, 核函数设置类型为线性核, C-SVC 参数为 8。

表 4 NSGA-II 选定的区块编号、特征编号、特征类型

Table 4 Selected block number, features number and

feature types with NSGA-II

矩阵块编号	特征编号	选定特征类型
3	6	调和平均数
4	14,16	算术平均数, 标准差
5	24,27	调和平均数, 峰度
6	36	峰度
9	41	算术平均数
10	50	算术平均数
11	59,67	算术平均数, 同质性
12	68,72	算术平均数, 峰度
13	77	算术平均数
15	95,98	算术平均数, 偏度
16	105,112	调和平均数, 同质性
17	113,117	算术平均数, 峰度
19	135,137,138	偏度, 熵, 对数能量熵
20	145,146	能量, 熵

3 实验分析

本文在 Matlab 环境下基于随机参数共产生 5 种等级数据集, 分别对应 0 dB、20 dB、30 dB、40 dB 和 50 dB 高斯噪声的扰动信号。每种等级数据集有 17 类电能质量扰动数据, 除标准正弦信号外包含 9 种单一扰动和 7 种复合扰动, 其中 C1 为标准正弦信号, C2 为电压暂降, C3 为电压暂升, C4 为电压中断, C5 为电压闪变, C6 为电压振荡, C7 为脉冲瞬态, C8 为谐波, C9 为缺口信号, C10 为尖峰信号, C11 为谐波+暂降+振荡, C12 为谐波+暂升+振荡, C13 为谐波+振荡, C14 为谐波+暂升, C15 为暂降+振荡, C16 为暂升+振荡, C17 为谐波+振荡。将上述 5 种等级数据集分为训练集和测试集各 100 组, 每组含有 17 类电能质量扰动数据, 即每组 1 700 个电能质量扰动数据。每个电能质量信号由 8 个周期性信号组成, 每个周期由 128 个点组成, 共 1 024 个数据点。

表 5 为基于本文方法的扰动类型识别结果, 包括 5 种等级数据集。可以看出, 该方法在无噪声情况下对 17 种电能质量事件有较好的识别准确率, 达到 99.82%。即使信噪比为 20 dB, 平均识别准确率也有 94% 以上, 体现该方法有较好的抗噪性。同时在 20 dB 噪声下对于复杂扰动 C11-C17 的识别准确率有 96.71%, 准确率较高, 体现了本方法具有更好的特征区分度。

基于 DCST 算法是在 DOST 算法的基础上使用 DCT 替换 DOST 中的 DFT, 在实验分析中, 对本文的 2D-DCST 算法和文献[9]中提到的 2D-DOST 算法进行时间和准确率上进行的对比实验。表 6 给出两

表 5 不同噪声下本文方法类型识别准确率

Table 5 Type identification accuracy of this proposed method in different noises environments

扰动类型	类型识别准确率/%				
	0 dB	20 dB	30 dB	40 dB	50 dB
C1	100	98	100	100	100
C2	100	97	100	99	99
C3	100	93	100	100	100
C4	100	100	100	100	100
C5	100	91	94	98	100
C6	100	90	94	98	99
C7	100	99	100	100	100
C8	100	89	100	96	100
C9	100	87	97	100	100
C10	100	88	95	100	99
C11	100	90	90	91	92
C12	100	97	96	100	98
C13	100	98	100	100	100
C14	100	100	100	100	100
C15	99	100	100	100	100
C16	98	99	100	100	100
C17	100	93	100	100	100
单一扰动	100	93.20	98.00	99.10	99.70
复合扰动	99.57	96.71	98.00	98.71	98.57
平均	99.82	94.64	97.76	98.94	99.24

表 6 2D-DCST 与 2D-DOST 算法效率对比

Table 6 Comparison of 2D-DCST and 2D-DOST algorithm efficiency

信号分解方法	数据处理时间/s	算法提取特征数目/个
2D-DCST	99.75	292
2D-DOST	147.26	657

种算法在同一实验环境下将 1 700 条一维扰动数据处理成扰动分类所需的特征矩阵的时间对比, 以及两种算法得到的扰动特征数目的对比。由结果可看出, 2D-DCST 相较 2D-DOST 在数据处理时间上有一定优势, 由于 DCST 为实数变换, 不包含 DOST 的共轭对称部分, 所以具有提高数据处理效率, 减少时间消耗的优点。对比两算法得到的扰动特征数目, 2D-DCST 的 292 个特征远小于 2D-DOST 生成的 657 个特征数目, 在使用 NSGA-II 和 SVM 分类器时会减少大量的运行时间, 节约较多的内存空间。在实际应用中有较大意义。

表 7 给出两种算法在 5 种等级的数据集上的识别准确率的对比分析, 可以看出 2D-DCST 算法识别准确率整体上略优于 2D-DOST 算法, 在 0dB 环境下 2D-DCST 算法的识别准确率为 99.82%, 相对优化效果最明显。体现 2D-DCST 算法在运行效率优于 2D-DOST 的同时, 识别准确度上也不逊色于该算法, 验证了本文方法的优越性。

表 7 2D-DCST 与 2D-DOST 算法不同噪声下类型识别准确率对比

Table 7 Comparison of type identification accuracy between 2D-DCST and 2D-DOST algorithms under different noises environments

信号分解方法	特征优化方法	分类器	类型识别准确率/%				
			0 dB	20 dB	30 dB	40 dB	50 dB
2D-DCST	NSGA-II	SVM	99.82	94.64	97.76	98.94	99.24
2D-DOST	NSGA-II	SVM	99.53	94.11	97.41	98.79	99.14

4 结论

由于 PQD 为一维信号, 所以基于一维信号处理的研究仍是当今的主导, 但基于二维对电能质量扰动进行分析也是有效的处理方法。其提供了从 PQD 中提取所需特征的能力, 具有简单的模型构建优势。本文使用 2D-DCST 方法提取特征, 并用 NSGA-II+SVM 方法将特征转化为相关性更强的特征子集, 提取的特征在识别 17 种 PQD 中取得很好的效果。通过仿真, 对不同噪声水平和多个电能质量事件进行分析, 同时与 2D-DOST 算法进行比较。结果表明, 2D-DCST+NSGA-II+SVM 方法具有识别精度优、识别效率高、抗噪性强的优点。本文方法使用了二维层面的信号处理方法, 将电能质量扰动类型识别问题从一维引入二维去解决, 为电能质量扰动类型识别提供了新的选择。

参考文献

- [1] THIRUMALA K, PAL S, JAIN T, et al. A classification method for multiple power quality disturbances using EWT based adaptive filtering and multiclass SVM[J]. *Neurocomputing*, 2019, 334: 265-274.
- [2] ZHAO Wenjing, SHANG Liqun, SUN Jinfan. Power quality disturbance classification based on time-frequency domain multi-feature and decision tree[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2019, 4(4): 337-342. DOI: 10.1186/s41601-019-0139-z.
- [3] WANG Min, ZHOU Hongjing, YANG Shuyuan, et al. Robust compressive features based power quality events classification with analog-digital mixing network (ADMN)[J]. *Neurocomputing*, 2016, 171: 685-692.
- [4] IRANMAI S A, LAXMI A J. Data mining for classification of power quality problems using WEKA and the effect of attributes on classification accuracy[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2018, 3(3): 303-314. DOI: 10.1186/s41601-018-0103-3.
- [5] DE YONG D, BHOWMIK S, MAGNAGO F. An effective power quality classifier using wavelet transform and support vector machines[J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(15-16): 6075-6081.
- [6] 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.
- [7] 任子晖, 刘昊岳, 徐进霞. 基于小波变换和改进 Prony 方法的电能质量扰动分析[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(9): 122-128.
REN Zihui, LIU Haoyue, XU Jinxia. Power quality disturbance analysis based on wavelet transform and improved Prony method[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(9): 122-128.
- [8] KUMAR R, SINGH B, SHAHANI D T, et al. Recognition of power-quality disturbances using S-transform-based ANN classifier and rule-based decision tree[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2015, 51(2): 1249-1258.
- [9] KARASU S, SARAÇ Z. Investigation of power quality disturbances by using 2D discrete orthonormal S-transform, machine learning and multi-objective evolutionary algorithms[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019, 44: 1060-1072.
- [10] KARASU S, SARAÇ Z. Classification of power quality disturbances by 2D-Riesz transform, multi-objective grey wolf optimizer and machine learning methods[J]. Digital Signal Processing, 2020, 101.
- [11] SHAREEF H, MOHAMED A, IBRAHIM A. An image processing based method for power quality event identification[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2013, 46: 184-197.
- [12] KRISHNA B V, KALIAPERUMAL B. Image pattern recognition technique for the classification of multiple power quality disturbances[J]. Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences, 2013, 21(3): 656-678.
- [13] 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.
- [14] JAMALI S, FARSA A R, GHAFFARZADEH N. Identification of optimal features for fast and accurate classification of power quality disturbances[J]. Measurement, 2018, 116: 565-574.
- [15] 刘安定, 肖先勇, 邓武军. 基于离散余弦变换和小波变换的电能质量扰动信号检测方法[J]. 电网技术, 2005, 29(10): 70-74.
LIU Anding, XIAO Xianyong, DENG Wujun. Detection and analysis of power quality disturbance signal based on discrete cosine transform and wavelet transform[J]. Power System Technology, 2005, 29(10): 70-74.
- [16] YILDIRIM Ö, BALOĞLU U B. Texture classification system based on 2D-DOST feature extraction method and LS-SVM classifier[J]. Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 2017, 21(2): 350-356.
- [17] SHEN Y, HUSSAIN F, LIU H, et al. Power quality disturbances classification based on curvelet transform[J]. International Journal of Computers and Applications, 2018, 40(4): 192-201.
- [18] 王宇, 赵庆生, 郭贺宏, 等. 离散正交 S 变换在电能质量扰动检测中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(17): 93-97.
WANG Yu, ZHAO Qingsheng, GUO Hehong, et al. Application of discrete orthonormal S-transform in detection of power quality disturbances[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(17): 93-97.
- [19] LADAN J, VRSCAY E R. The discrete orthonormal Stockwell transform and variations, with applications to image compression[C] // International Conference Image Analysis and Recognition, June 1-3, 2013, Berlin, Germany: 235-244.
- [20] 杨剑锋, 姜爽, 石戈戈. 基于分段改进 S 变换的复合电能质量扰动识别[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(9): 70-77.
YANG Jianfeng, JIANG Shuang, SHI Gege. Classification of composite power quality disturbances based on piecewise-modified S transform[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(9): 70-77.
- [21] 张晓英, 张艺, 王琨, 等. 基于改进 NSGA-II 算法的含分布式电源配电网无功优化[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(1): 55-64.
ZHANG Xiaoying, ZHANG Yi, WANG Kun, et al. Reactive power optimization of distribution network with distributed generations based on improved NSGA-II algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(1): 55-64.
- [22] 张静, 褚晓红, 黄学安, 等. 一种基于加权马尔科夫链修正的 SVM 光伏出力预测模型[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(19): 63-68.
ZHANG Jing, CHU Xiaohong, HUANG Xue'an, et al. A model for photovoltaic output prediction based on SVM modified by weighted Markov chain[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(19): 63-68.
- [23] HOU K, SHAO G, WANG H, et al. Research on practical power system stability analysis algorithm based on modified SVM[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(2): 119-125. DOI: 10.1186/s41601-018-0086-0.

收稿日期: 2020-12-03; 修回日期: 2021-02-25

作者简介:

程志友(1972—), 男, 博士, 教授, 硕士研究生导师, 研究方向为电能质量分析、电力负荷预测; E-mail: czy@ahu.edu.cn

杨猛(1998—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电能质量扰动识别. E-mail: yangm998866@163.com

(编辑 姜新丽)