

文章编号: 1000-582X(2011)12-054-07

动态时间规整算法在局部放电模式识别中的应用

汪可^{1,2}, 杨丽君¹, 廖瑞金¹, 邓小聘², 周天春¹

(1. 重庆大学 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400044;

2. 国网电力科学研究院, 湖北 武汉 430074)

摘要: 采用试品升、降压过程中的视在放电量-施加电压序列作为特征量, 并引入动态时间规整(DTW)算法进行局部放电模式识别以区分不同的缺陷类型。算法在训练阶段首先对训练样本和测试样本进行矢量量化(VQ), 以码本码字代替原始矢量实现数据压缩, 再以训练样本的码字构造 DTW 参考模板。在测试阶段, 计算测试样本与每类放电参考模板的平均 DTW 距离, 并利用快速匹配(FM)算法加快 DTW 运算过程, 最后应用最近邻识别准则得到识别结果。对 5 类放电的 200 个样本的测试结果表明, DTW 算法具有识别率高和易拓展的优点, 并且 FM 算法能够节省 56% 计算量和提高 DTW 算法的识别率。

关键词: 局部放电; 模式识别; 动态时间规整; 矢量量化; 快速匹配; 最近邻准则

中图分类号: TM835

文献标志码: A

Application of dynamic time warping algorithm to partial discharge pattern recognition

WANG Ke^{1,2}, YANG Li-jun¹, LIAO Rui-jin¹, DENG Xiao-pin², ZHOU Tian-chun¹

(1. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology,

Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China; 2. State Grid Electric Power Research

Institute, Wuhan 430074, Hubei, P. R. China)

Abstract: This study uses the data sequences of apparent charge versus applied voltage ($\Delta Q-U$) in the process of stepping-up/down the voltage as the characteristic features of partial discharge (PD). Based on Dynamic time warping (DTW) algorithm, a method is introduced to realize PD pattern recognition for insulation defect models. In the training process of DTW classifier, the train and test samples are processed by vector quantization (VQ). Moreover, the original vectors are substituted by the codeword to realize data reduction, and the DTW reference templates of various PD types are constructed by the corresponding train samples. In the testing process, the average DTW distances between test samples and each reference templates are calculated based on the accumulated distances. Recognition results are obtained by the recognition rule of nearest neighbor. The new algorithm is also supported by Fast Match (FM) technique to speed up the DTW matching process. The recognition results from five PD sources and 200 samples demonstrate the high classification rates and easy expansion of the proposed DTW algorithm. FM algorithm can save 56 percent computational time and improve the classification rates.

收稿日期: 2011-07-15

基金项目: 国家重点基础研究发展计划资助项目(973 项目)(2009CB724505-1); 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室自主研究资助项目(2007DA10512708103)

作者简介: 汪可(1987-), 男, 重庆大学博士研究生, 从事电气设备绝缘在线监测与故障诊断研究,
(E-mail) cqwangke@cqu.edu.cn.

Key words: partial discharge; pattern recognition; dynamic time warping; vector quantization; fast match; nearest neighbor rule

电力变压器等电气设备在长期运行中会因出现的各种绝缘缺陷而产生局部放电,局部放电的累积效应使绝缘不断劣化从而导致设备故障,而不同类型缺陷产生的局部放电具有不同的特征,因此通过对局部放电进行模式识别区分不同的缺陷类型,为电气设备绝缘状态的在线监测与诊断提供依据。

局部放电模式识别通常包括特征提取和数据分类两个部分。基于时间和相位分布的局部放电二维和三维图谱可以提取多种特征参量,包括统计特征^[1]、分形特征^[2]、小波特征^[3]、混沌特征^[4]、矩特征^[5]、波形特征^[6]等,但上述特征量均需要进行复杂的数学计算和处理,文献[7]提出了一种更为简单的将 $\Delta Q-U$ 在放电量-施加电压序列作为局部放电特征量, $\Delta Q-U$ 特征序列具有操作简单、抗干扰能力强以及不需要复杂精密的测量设备等优点,便于现场应用。分类器的设计是模式识别的另一个重要内容。近年来,人工智能技术被广泛用于识别不同局部放电类型,其中神经网络(Neural Network, NN)因其固有的模式分类和噪声抑制能力受到了较多的关注^[8-10]。但神经网络存在一定的缺陷,包括需要大量训练样本、易于陷入局部极小以及训练周期较长等。文献[11]引入遗传算法对神经网络的权值进行优化,使网络的学习性能得到了一定的改善,但在实际应用中神经网络仍然存在很多需要凭经验确定的因素,比如如何选择网络节点数、初始权值和学习步长的确定、网络过学习与欠学习等问题。以往局部放电模式识别中广泛采用的是基于误差反向传播(Back Propagation, BP)算法的三层前馈神经网络,网络的学习需要大量的数据样本,并且输入特征向量的维数越高,学习效率越低,网络设计越复杂,应用于现场难度较大。

Itakura提出的DTW算法是一种柔性的模式匹配算法,能够对存在全局或局部扩展、压缩或变形的模式进行匹配,从而解决动态模式的相似度和分类问题^[12]。DTW算法早期被广泛应用于语音信号识别中,解决了发音长短不一的模板匹配问题。近年来,DTW算法因其概念简单、鲁棒性强已成功应用于数据挖掘、签名认证、动态手势识别、超声图像处理以及脑电图信号分类等领域^[13-17]。为了克服神经网络在实际应用中的困难,引入DTW算法对不同局部放电模式进行识别。通过对采集的 $\Delta Q-U$

特征曲线进行矢量量化,并以训练样本的码字向量构造参考模板,通过快速匹配过程后,对5类放电的测试样本进行了识别,取得了较理想的识别效果。

1 DTW 算法用于局部放电模式识别的原理

基于DTW算法的局部放电模式识别系统框图如图1所示。局部放电 $\Delta Q-U$ 迟滞曲线的特征维数较高,试验中采集的样本也较多,因此引入矢量量化方法对 $\Delta Q-U$ 数据进行压缩,以量化后的码本码字代替原始特征矢量并进行快速匹配后再与参考模板进行DTW匹配,以提高识别速度。

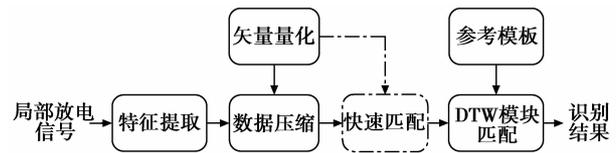


图1 基于DTW的局部放电模式识别系统

1.1 矢量量化

矢量量化是一种高效的数据压缩技术,具有高压比及解码简单等优点。VQ将每个连续的 $\Delta Q-U$ 序列映射为一个离散的码本索引 j^* ,设训练样本矢量集为 $\mathbf{X}=[x_1, x_2, \dots, x_M]$,其中 $x_i=[x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}]^T, 1 \leq i \leq M$,产生的码本为 $\mathbf{C}=[c_1, c_2, \dots, c_N]$,码字 $c_j=[c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jk}]^T, 1 \leq j \leq N$ 。若采用距离 $d(x_i, c_j)$ 表示特征矢量 $x_i \in \mathbf{R}^k$ 和码字 $c_j \in \mathbf{R}^k$ 之间的失真度,则码字索引 j^* 由式(1)确定

$$j^* = \operatorname{argmin}(d(x_i, c_j)). \quad (1)$$

经过矢量编码后,则以调用索引 j^* 对应的码本码字代替原始样本矢量 x_i ,减小了计算负担。VQ的主要问题就是要设计一个合适的码本,码本设计就是要将训练样本矢量 \mathbf{X} 分为 N 个子集 $\mathbf{R}_j (j=1, 2, \dots, N)$ 的一种最佳聚类方法,而每个子集 \mathbf{R}_j 的质心矢量 c_j 作为码字。

假设用式(2)表征训练矢量 x_i 和码字 c_j 之间的失真度,即

$$d(x_i, c_j) = \sum_{l=1}^k (x_{il} - c_{jl})^2. \quad (2)$$

则码本设计问题可用以下数学式表达

$$\min f(\mathbf{W}, \mathbf{X}, \mathbf{C}) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N w_{ij} d(x_i, c_j), \quad (3)$$

$$\text{s. t. } \sum_{j=1}^N \omega_{ij} = 1, i = 1, 2, \dots, M. \quad (4)$$

式中 \mathbf{W} 为 $M \times N$ 矩阵, 其元素满足

$$f(\omega) = \begin{cases} 1, & \mathbf{x}_i \in \mathbf{R}_j; \\ 0, & \mathbf{x}_i \notin \mathbf{R}_j. \end{cases} \quad (5)$$

在给定训练矢量集 \mathbf{X} , 待设计码本 \mathbf{C} , 矢量维数 k 以及失真测度情况下, 最优矢量量化器(即总体平均失真最小)需要满足最邻近条件和质心条件这 2 个必要条件。应用 LBG-VQ 算法^[18] 设计需要的码本, 根据采集所得的 5 类局部放电训练样本实现码本的编译, 文献[19]详细介绍了 LBG 算法的具体实现步骤, 这里不予详述。

1.2 DTW 算法

DTW 算法将时间归整和间距测量计算结合起来, 对两个样本进行非线性规整, 对其相似之处进行匹配, 以得到两个样本之间的最短距离, 并在此基础上实现不同模式的分类。

设参考模板特征矢量为 $\mathbf{R} = [R(1), R(2), \dots, R(i), \dots, R(N_R)]$, 测试样本特征矢量为 $\mathbf{T} = [T(1), T(2), \dots, T(j), \dots, T(N_T)]$, 其中 N_R 和 N_T 分别代表参考模板和测试样本的特征维数。DTW 算法就是要寻找出一条最优规整路径 $W = \{\omega(1), \omega(2), \dots, \omega(p), \dots, \omega(P)\}$ (通常称 W 为规整函数), 其中 $\omega(p) = [i(p), j(p)]$ 为匹配点。规整函数 W 应使测试样本矢量和参考模板矢量之间的距离 D 最小, 即

$$D = \min_W \sum_{k=1}^K d[(\omega(p))]. \quad (6)$$

式中: $d[(\omega(p))] = d(T(i(p)), R(j(p)))$ 描述了测试样本矢量的第 $i(p)$ 个特征量与参考模板矢量的第 $j(p)$ 个特征量之间的距离度量, 通常采用平方测度来表征, 如式(7)。

$$d[(\omega(p))] = (T(i(p)) - R(j(p)))^2. \quad (7)$$

若以 $\mathbf{x}_{trm}^r = [x_{trm1}^r, x_{trm2}^r, \dots, x_{trmk}^r]^T$ 表示第 r 类放电的第 m 个训练样本, 以 $\mathbf{x}_{ten1}^r = [x_{ten1}^r, x_{ten2}^r, \dots, x_{tenk}^r]^T$ 表示第 r 类放电的第 n 个测试样本, 因此 R 和 T 的特征维数 $N_R = N_T = k$, 而 $R(i)$ 和 $T(j)$ 则代表的是 \mathbf{x}_{trm}^r 和 \mathbf{x}_{tenj}^r 矩阵的元素 x_{trm}^r 和 x_{tenj}^r 。

动态时间规整路径描述如图 2 所示。经典的求解规整函数(1,1)的方法是在平行四边形区域内(如图 2)寻找从点(1,1)到点(N_T, N_R)最小距离路径的过程, 斜率约束在 0.5~2 的范围内^[20-21]。式(7)中的距离 D 是两个轮廓点之间差别的函数, 它的求解属于动态规划(Dynamic Programming, DP)的问

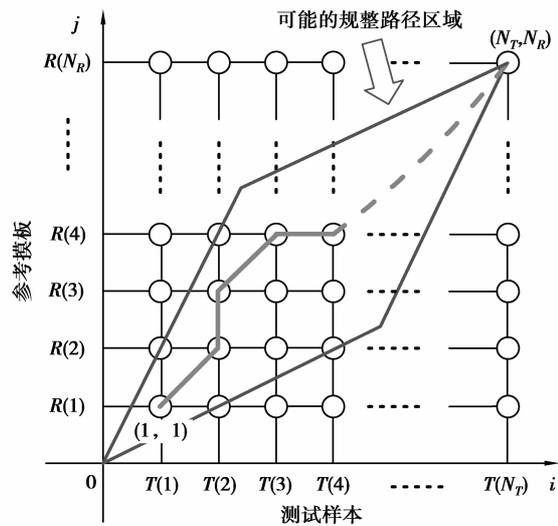


图 2 动态时间规整路径

题。假设从网格点(1,1)到(i, j)之间的最优路径与网格点(i, j)之后的路径不相关, 则可以用递归方法来找到网格内的最优路径。设 $D_{Acc}(i, j)$ 表示从网格点(1,1)到(i, j)之间的最小累计距离, 可以用如式(8)的递归等式表示

$$D_{Acc}(i, j) = d(T(i), R(j)) + \min_{(q_i, q_j)} [D_{Acc}(q_i, q_j)]. \quad (8)$$

式中: $(q_i, q_j) \in$ 从网格点(q_i, q_j)到(i, j)之间存在一条路径的所有网格点集合。由式(8)可知, 网格点(i, j)的最小累积距离不仅包含特征值 $T(i)$ 和 $R(j)$ 的局部距离 $d(T(i), R(j))$, 还包含该网格点以前的最小累积距离。

为了使规整函数更具有实际意义, 在规整函数和路径的选取上需要添加一些限制条件, 否则得出的最优路径很可能使两个根本不同的模式之间的相似性很大。文中对规整函数 W 进行了如下限制

1) 规整函数必须为单调函数, 即

$$i(p) \geq i(p-1) \text{ 且 } j(p) \geq j(p-1).$$

2) 规整函数在路径范围的两个端点必须匹配, 即

$$i(1) = j(1) = 1, i(P) = N_T, j(P) = N_R.$$

3) 规整函数不能跳过任一点, 即

$$i(p) - i(p-1) \leq 1 \text{ 且 } j(p) - j(p-1) \leq 1.$$

由第(1)和第(3)个限制条件可知, 对于任意的网格点 $c(p) = (i, j)$, 可以到达该网格点的前一个网格点只可能是 $(i, j-1)$, $(i-1, j)$ 和 $(i-1, j-1)$, 因此在选择前续网格点时只需要考虑这 3 个点即可。最优规整路径的具体搜索过程详见文献[20]。根据

式(8)可以计算得到的测试样本矢量与参考模板矢量之间的等效 DTW 距离为

$$D^* = D_{\text{Acc}}(N_T, N_R). \quad (9)$$

采用多个训练样本的 $\Delta Q-U$ 序列对应的码本码字作为 DTW 的参考模板用于对不同放电类型的识别。因此,在计算测试样本与参考模板中每个训练样本的 DTW 距离后,采用测试样本与某一类放电的所有训练样本的平均距离 D_{ave} 作为其与该类放电参考模板的最终距离。

1.3 最近邻识别准则

局部放电模式识别的最后一步是选择与参考模板最匹配的放电类型作为识别结果。实现这一匹配过程的方法很多,应用较多的是 k 近邻和最近邻判别准则。在通过 DTW 算法计算得到测试样本与参考模板之间的平均距离 D_{ave} 后,采用最近邻准则进行放电模式匹配,具体的数学描述如下:给定 S 类放电的参考模板 $R^i, i=1, 2, \dots, S$ 以及测试样本与每个参考模板的平均距离 D^i , 识别结果为

$$i^* = \operatorname{argmin}_i [D^i]. \quad (10)$$

1.4 快速匹配

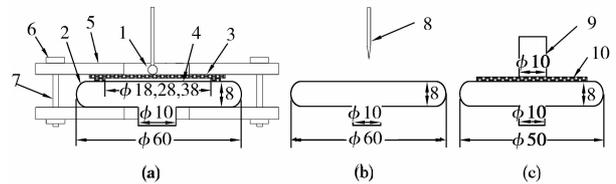
快速匹配算法的思想是计算码本码字在样本中出现的频率,将训练样本与测试样本的标准频率矩阵进行匹配。假设有 S 类放电样本,若码本的尺寸为 M ,对第 r 类($r=1, 2, \dots, S$)放电训练样本,码字出现的标准频率矩阵为 $f_{\text{str}}^r = [f_{\text{str}1}^r, f_{\text{str}2}^r, \dots, f_{\text{str}M}^r]$,其中 $f_{\text{str}i}^r$ 表示第 i 个码字在第 r 类训练样本中出现的标准频率,通过计算码本 C 中的每一个码字 c_j 在 V_{str}^r 中出现的次数,再除以训练样本个数 L 得到。对于任一测试样本 x_e ,经过矢量量化后生成一个码字索引 t ,在第 r 类样本的标准频率矩阵 f_{str}^r 中寻找出码字索引 t 对应位置的训练样本标准码字频率 $f_{\text{str}t}^r$,并作为与该类放电模式的匹配得分。对每个测试样本,本文选择与其匹配得分最高的两类放电的参考模板用于 DTW 距离计算,提高了运算效率。对于 S 类放电类型,经过快速匹配后理论上计算量可以减少 $[(1-2/S) \times 100]\%$, FM 算法在文献[22]中有详细说明并用于对电能扰动的分类。

2 局部放电试验及数据预处理

2.1 典型的局部放电缺陷模型

针对油浸式电力变压器绝缘结构的特点,参照 CIGRE Method II 电极系统结构尺寸,设计了 5 类典型的局部放电缺陷模型:绝缘内部缺陷放电(P_1)、油中电晕放电(P_2)、油中沿面放电(P_3)、空气电晕放电(P_4)和空气沿面放电(P_5)。图 3(a)为 P_1 类放电的模型,采用绝缘薄膜在板电极表面支撑环氧板形

成厚度为 0.15 mm,直径分别为 18, 28 和 38 mm 的气隙,并将整个模型浸入绝缘油以防止试验中气隙外部发生放电。图 3(b)为 P_2 和 P_4 类放电的模型:模拟 P_2 类放电时,针尖到板电极距离 d 分别为 30, 35 和 40 mm;模拟 P_4 类放电时,针尖到板电极距离 d 分别为 20, 25 和 30 mm,并将电极系统浸入绝缘油中,同时在针、板电极间放置一片厚度为 1 mm 的环氧板。图 3(c)是为 P_2 和 P_4 类放电的模型,采用厚度为 1 mm,直径分别为 35, 40, 45 mm 的环氧板,若模型浸入绝缘油中是模拟 P_3 类放电,而暴露在空气中则模拟 P_5 类放电。采用脉冲电流法测量各类缺陷模型的局部放电信号,试验装置及接线图在文献[1]里有详细描述。



1. 球电极; 2. 圆板电极; 3、10. 环氧板; 4. 气隙;
5. 有机玻璃板; 6. 绝缘螺帽; 7. 绝缘螺栓;
8. 针电极; 9. 圆柱电极

图 3 局部放电人工缺陷模型

2.2 试验流程及 $\Delta Q-U$ 特征

采用逐步升压法采集局部放电 $\Delta Q-U$ 迟滞曲线,设定步长 1 kV,从 1 kV 升高电压至 15 kV 然后再降至 1 kV,在每个电压下保持 5 min 后,记录该电压值 U ,并利用 Wavepro7100 数字示波器保存 500 个工频周期的局部放电信号以统计最大放电量 ΔQ ,每次升、降压操作之间间隔 10 min。按照上述试验步骤,每次试验可以得到横纵坐标分别为试验电压 U 和最大放电量 ΔQ 的 $\Delta Q-U$ 迟滞曲线,图 4 为试验得到 5 类放电的 $\Delta Q-U$ 曲线。

2.3 试验数据预处理

为了对分类器进行训练,首先需要对记录 $\Delta Q-U$ 曲线进行预处理。将每条 $\Delta Q-U$ 曲线上对应于各个试验电压的放电量以数据序列的形式存储,作为一个放电样本 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}]^T$ 。试验中从 1 kV 开始以步长 1 kV 升压至 15 kV 后,再以同样步长降低电压至 1 kV,因此 $k=29$ 。对每类放电模型设计了 3 种缺陷尺寸,每类放电采集了 60 组样本(即对应 60 条 $\Delta Q-U$ 迟滞曲线),不同尺寸的缺陷模型各 20 个样本。设置用于分类器训练的训练样本和分类效果测试的测试样本分别如表 1 和表 2 所示。设 5 类放电的训练样本矩阵为 $X_r^r (r=1, 2, \dots, 5)$,测试样本矩阵为 X_e^r ,维数分别为 29×20 和 29×40 。

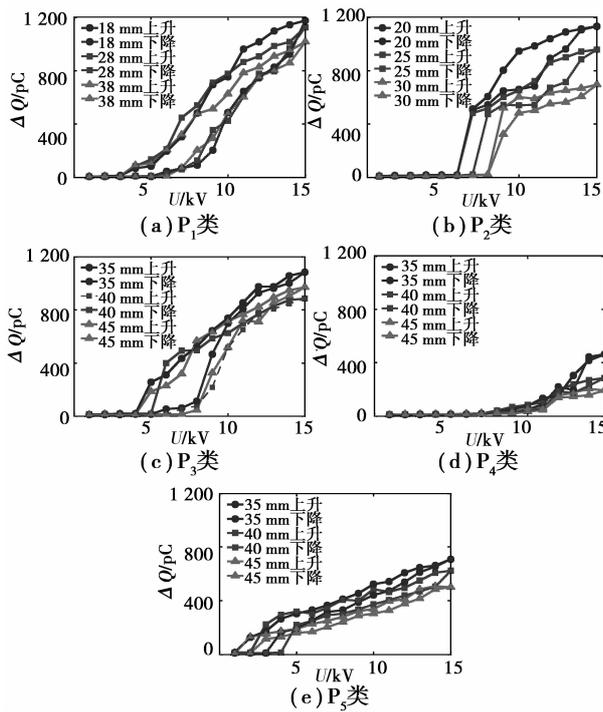


图 4 5 类放电模型的 $\Delta Q-U$ 迟滞曲线

表 1 分类器训练样本

放电类型	缺陷尺寸 /mm	样本个数
P_1	0.38	20
P_2	20	20
P_3	40	20
P_4	30	20
P_5	40	20

表 2 分类器测试样本

放电类型	缺陷尺寸 /mm	样本个数
P_1	0.18	20
	0.28	20
P_2	25	20
	30	20
P_3	35	20
	45	20
P_4	35	20
	40	20
P_5	35	20
	45	20

3 放电类型识别结果及分析

3.1 分类器训练及识别流程

采用 DTW 算法识别不同类型局部放电分为训练阶段和测试阶段。首先制作每类放电的参考模板,利用 LBG 算法对训练样本进行编码得到码本 C,并对训练样本和测试样本分配码本索引,同时采用训练样本对应的码本码字构造参考模板。计算训练样本的标准码字频率,通过快速匹配算法选出与测试样本匹配得分最高的两类放电的参考模板用于 DTW 距离计算。最后计算测试样本与每类参考模板的平均 DTW 距离,利用最近邻识别准则选择与测试样本最匹配的参考模板序号作为识别结果。整个识别流程如图 5 所示。

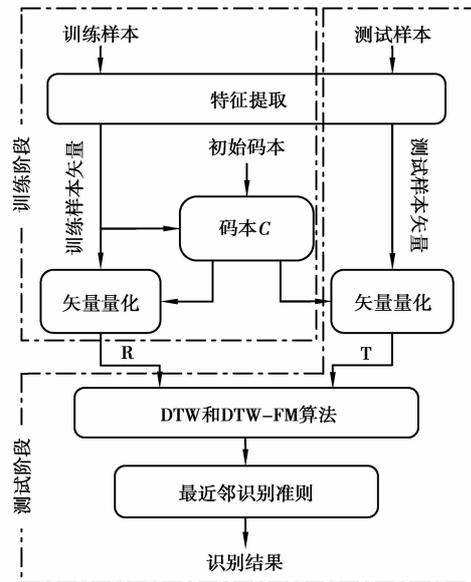


图 5 局部放电模式识别流程图

3.2 识别结果及分析

在对局部放电进行模式识别时,码本 C 的尺寸大小对识别结果有着很大的影响。通过反复测试,发现小的码本尺寸对应的识别效果较差,大的码本尺寸则存在计算负担较重的问题,而随着码本尺寸的增大,识别率逐渐增加,并且当码本尺寸大于 64 后,识别率已接近饱和,因此选择 64 作为码本尺寸,既满足识别精度要求,又没有太大的计算负担。

表 3 给出了广泛应用三层 BPNN 和 DTW 算法对测试样本的识别结果。BPNN 的输入为 $\Delta Q-U$ 迟滞曲线上的 29 个数据点,输出层 5 个节点,表征 5 种放电类型,样本属于某一类放电,则该节点输出为 1,否则输出为 0。网络的其他参数设置参照文献

[23]。由表 3 可知,采用的 DTW 算法较传统的神经网络分类器具有更好的识别效果,DTW 算法对测试样本的总识别率达到 92%,表明不同缺陷类型的局部放电具有相互区别的 $\Delta Q-U$ 特征,同时也说明了 DTW 算法能够在局部放电模式识别中取得较好的识别效果。并且,DTW 算法较 BPNN 具有一个较大的优势是:当出现新的放电类型样本时,在码本已知的条件下,只需要添加一个新放电类型的参考模板,而不需要像 BPNN 分类器那样重新调整网络结构并对整个网络进行训练,具有较好的拓展性。

表 3 测试样本的模式识别结果 %

放电类型	BPNN	DTW 算法	DTW-FM 算法
P_1	92.5	92.5	95
P_2	92.5	95	95
P_3	90	90	92.5
P_4	90	92.5	92.5
P_5	90	90	90
总识别率	91	92	93

另外,从表 3 中可以看出利用 FM 算法加速 DTW 运算过程后得到的识别结果比 DTW 算法更理想。并且,采用 FM 对局部放电测试样本进行匹配后,可以大幅度提高 DTW 运算速度,DTW 算法对 5 类放电 200 组测试样本进行识别的运算时间为 56.280 s,而 DTW-FM 算法则仅需要 24.752 s,节省了 56%(理论上为 60%)的计算量,较 DTW 算法具有明显的优势。

4 结 论

1)将电压上升和下降过程中的 $\Delta Q-U$ 序列作为特征参量,并引入动态时间规整算法并将电压上升和下降过程中的 $\Delta Q-U$ 序列作为特征量来对局部放电类型进行识别,对 5 类测试样本的总识别率达到了 92%,表明不同类型的局部放电具有相互区别的 $\Delta Q-U$ 特征,同时也说明了该方法在局部放电模式识别应用中的有效性。

2)与传统的 BPNN 分类器相比,DTW 算法具有识别效果更理想和容易拓展等优点。当出现新的放电类型样本时,在矢量量化码本已知的情况下,DTW 算法只需要添加一个新的参考模板,而不需要像神经网络那样重新对分类器进行训练。

3)利用快速匹配算法来提高 DTW 匹配运算的效率,选择与测试样本匹配得分最高的两类放电的参考模板用于 DTW 距离计算,结果表明 DTW-FM 算法减少了 56%的计算量,并且较 DTW 算法具有更好的识别效果。

参考文献:

- [1] 杨丽君,孙才新,廖瑞金,等. 油纸绝缘老化状态判别的局部放电特征量[J]. 电力系统自动化,2007,31(10):55-60.
YANG LI-JUN, SUN CAI-XIN, LIAO RUI-JIN, et al. Partial discharge features applied in aging condition discrimination of oil-paper insulation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(10): 55-60.
- [2] 高凯,谈克雄,李福祺,等. 基于散点集分形特征的局部放电模式识别研究[J]. 中国电机工程学报,2002,22(5):22-26.
GAO KAI, TAN KE-XIONG, LI FU-QI, et al. Pattern recognition of partial discharge based on fractal features of the scatter set[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(5): 22-26.
- [3] 谈文刚,陈祥训,郑健超. 采用小波分析与神经网络技术的局部放电统计识别方法[J]. 中国电机工程学报,2002,22(9):1-5.
DAN WEN-GANG, CHEN XIANG-XUN, ZHENG JIAN-CHAO. Classification of partial discharge distribution patterns using wavelet transform and neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(9): 1-5.
- [4] LIM Y S, KIM S H, KO J H, et al. Identification of chaotic characteristics in partial discharge[C]//Proceedings of the 13th International Conference on Dielectric Liquids, April 20-25, 1999. Nara, Japan. [S. l.]: IEEE Press, 1999, 13:556-559.
- [5] 张晓虹,张亮,乐波,等. 基于局部放电的矩特征分析大电机主绝缘的老化[J]. 中国电机工程学报,2002,22(5):94-98.
ZHANG XIAO-HONG, ZHANG LIANG, YUE BO, et al. Analysis on aging condition of stator winding insulation of generator based on the moment characteristics of partial discharge[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(5): 94-98.
- [6] 王国利,郝艳捧,李彦明. 油中典型局部放电模型放电波形特征参数的提取[J]. 电网技术,2001,25(10):34-38.
WANG GUO-LI, HAO YAN-PENG, LI YAN-MING. Pulse current parameter evaluation of typical partial discharge models in oil[J]. Power System Technology, 2001, 25(10): 34-38.

- [7] SALAMA M M A, BARTNIKAS R. Determination of neural-network topology for partial discharge pattern recognition [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, 13(2): 446-456.
- [8] SAHOO N C, SALAMA M M A, BARTNIKAS R. Trends in partial discharge pattern classification: a survey [J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2005, 12(2): 248-264.
- [9] KARTHIKEYAN B, GOPAL S, VIMALA M. Conception of complex probabilistic neural network system for classification of partial discharge patterns using multifarious inputs [J]. *Expert System with Application*, 2005, 29(4): 953-963.
- [10] 满玉岩, 高文胜, 高凯, 等. 发电机局部放电的统计特征识别[J]. *电工技术学报*, 2006, 21(4): 41-45.
MAN YU-YAN, GAO WEN-SHENG, GAO KAI, et al. Statistical recognition of discharge patterns in power generator [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2006, 21(4): 41-45.
- [11] LING S H, LEUNG H F, LAM H K, et al. A novel genetic-algorithm-based neural network for short-term load forecasting [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2003, 50(4): 793-799.
- [12] 周东华, 叶银忠. 现代故障诊断与容错控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [13] LIU JING-WEI, CHENG QIAN-SHENG, ZHENG ZHONG-GUO, et al. A DTW-based probability model for speaker feature analysis and data mining [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2002, 23(11): 1271-1276.
- [14] INAN G, MAJID M. A different approach to off-line handwritten signature verification using the optimal dynamic time warping algorithm [J]. *Digital Signal Processing*, 2008, 18(6): 940-950.
- [15] MING H K, GEOFF W, SVETHA V, et al. Using dynamic time warping for online temporal fusion in multisensor systems [J]. *Information Fusion*, 2008, 9(3): 370-388.
- [16] BRENNER A R, ECK K, ENGELHARD G, et al. Phase aberration correction using dynamic time warping [C]// *Proceedings of IEEE Ultrasonics Symposium*, Nov 7-10, 1995. Seattle, WA, USA. [S. l.]: IEEE Press, 1995, 2: 1361-1365.
- [17] WANPRACHA A C, YA-JU F, RAJESH C. On the time series k-nearest neighbor classification of abnormal brain activity [J]. *IEEE Transactions on Systems*, 2007, 37(6): 1005-1016.
- [18] LINDE Y, BUZO R, GRAY R M. An algorithm for vector quantizer design [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1980, 28(1): 84-95.
- [19] 胡宏梅. 若干矢量量化码书设计算法研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2007.
- [20] RABINER L, LEVINSON S. Isolated and connected word recognition-theory and selected application [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1981, 29(5): 621-659.
- [21] 何强, 何英. MATLAB 扩展编程[D]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [22] ABDEL-GALIL T K, EL-SAADANY E F, YOUSSEF A M, et al. On-line disturbance recognition utilizing vector quantization based fast match [C]// *Proceedings of IEEE Power Engineering Society Summer Meeting*, July 25, 2002. Chicago, IL, USA. [S. l.]: IEEE Press, 2002, 2: 1027-1032.
- [23] 毛颖科, 关志成, 王黎明, 等. 基于 BP 人工神经网络的绝缘子泄漏电流预测 [J]. *中国电机工程学报*, 2007, 27(27): 7-12.
MAO YIN-KE, GUAN ZHI-CHENG, WANG LI-MING, et al. Prediction of leakage current of outdoor insulators based on BP artificial neural network [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2007, 27(27): 7-12.

(编辑 张小强)