

基于多域特征提取和自适应神经-模糊推理系统的 电能质量扰动识别

张明, 李开成, 胡益胜

(华中科技大学电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430074)

摘要: 基于多域特征提取 (multi-domain feature extraction) 和自适应神经-模糊推理系统 (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference system, ANFIS) 提出了电能质量扰动类型识别的一种新方法。基于波形包络阈值线对扰动进行检测; 在时域、频域和小波域进行多域特征提取, 选取扰动信号的基波均方根 (RMS) 幅值、总谐波畸变率、次谐波幅值和小波包能量熵共同组成输入特征矢量; 通过自适应神经-模糊推理系统对电能质量扰动类型进行识别。仿真结果表明, 该方法与 BP 神经网络和最小二乘支持向量机相比平均识别准确率高, 对特征不规则的待检电能质量扰动信号具有良好的柔性和适应性。

关键词: 电能质量; 多域特征提取; 自适应神经-模糊推理系统; BP 神经网络; 最小二乘支持向量机

Power quality disturbances recognition based on multi-domain feature extraction and ANFIS

ZHANG Ming, LI Kai-cheng, HU Yi-sheng

(College of Electrical and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Based on multi-domain feature extraction and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), a new method for the identification of power quality disturbances is proposed. First, the waveform envelope threshold is used to detect power quality disturbances and then the feature vectors are extracted in multi-domain including time-domain, frequency-domain and wavelet-domain, and fundamental component RMS amplitude, total harmonic distortion (THD), subharmonic amplitude and wavelet energy entropy of disturbance signal are selected to constitute input feature vector. The ANFIS is used in the identification of power quality disturbance types. Simulation results confirm the aptness and the capability of the proposed system in irregular power quality disturbance signal recognition and indicate that the ANFIS classifier is more accurate compared with back-propagation artificial neural networks (BP-ANN) and least square support vector machines (LS-SVM).

This work is supported by National Natural Science Foundation of China(No.51077058).

Key words: power quality disturbance; multi-domain feature extraction; adaptive neuro-fuzzy inference system(ANFIS); back-propagation artificial neural networks (BP-ANN); least square support vector machines (LS-SVM)

中图分类号: TM71 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)24-0006-08

0 引言

近年来,随着电力系统容量不断扩大,各种分布式发电单元逐步接入电网,同时各种非线性负载和冲击性负载的使用不断增加,造成公用电网电能质量日益恶化,而且各种电子设备对电压扰动敏感性有增无减。对电能质量 (Power Quality, PQ) 治理的前提条件是准确检测电能质量扰动并识别其类别。

PQ扰动检测与识别主要分为两步:第一步是检测是否有扰动发生,第二步是扰动类型识别,其中

又由两小步组成:扰动特征量的提取和扰动分类。许多算法可用于扰动特征量的提取,其中小波变换被证明是最成功的一种PQ扰动检测算法^[1-2],但是有些情况下小波算法对扰动检测和分类会导致失效,且容易受噪声影响。其他算法如时域变换^[3]、离散傅里叶变换 (DFT)^[4]、S变换^[5]、希尔伯特-黄变换^[6]等方法单独使用时对扰动检测和分类的有效性还有待于提高。扰动分类的模式识别方法主要有:人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN)^[7-8],专家系统 (Expert System)^[9],模糊逻辑 (Fuzzy Logic)^[10],支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)^[11]等等。

众所周知,PQ扰动类型较多。由于每次处理的

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51077058)

数据长度为10个周期^[12] (50 Hz系统, 0.02 s), 则依据IEEE Std 1159 -2009^[13], 本文检测与识别的PQ单相扰动类型为: 骤降 (sag), 中断 (interruption), 骤升 (swell), 脉冲暂态 (impulsive transient), 振荡暂态 (oscillatory transient), 谐波 (harmonic), 陷波 (notching) 和闪变 (flicker), 典型的PQ扰动仿真波形如图1所示 (图中 n 为采样点数)。

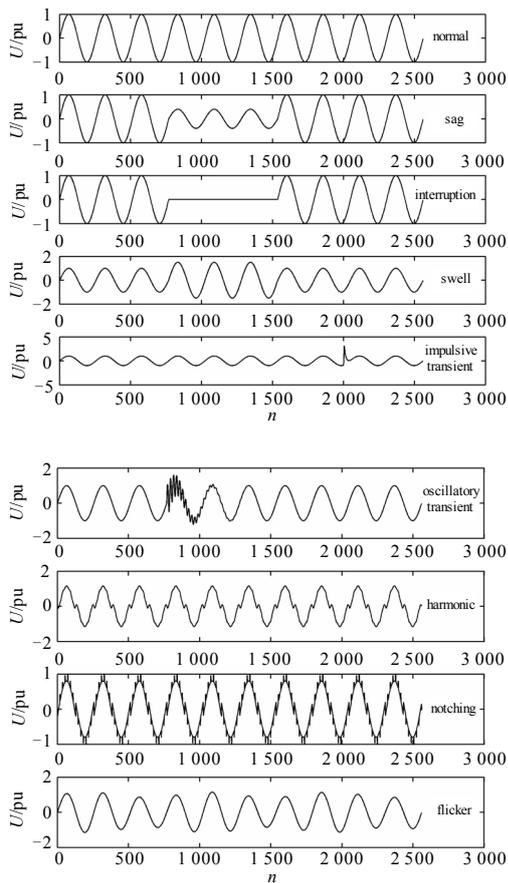


图1 典型的电能质量仿真波形

Fig.1 Power quality simulation waveforms

实际电力系统中, 各个PQ扰动本身有很大的不规则性, 且存在多个扰动同时发生或连续发生的现象。特征提取对分类有着重要的影响, 如何有效提取PQ扰动所包含的信息成为PQ扰动分类问题的关键步骤, 单一在时域或频域或小波域提取特征矢量时, 往往在需要识别的PQ扰动类型增多时不可避免地会出现重叠 (overlapping) 现象, 影响识别的精度。PQ扰动主要呈现了信号基波幅值变化幅度, 扰动持续时间及频谱构成等特征变化^[13], 时域和频域的特征矢量对提高识别精度作用很大^[1,14], 而且各种扰动具有丰富的频率成分, 不同的状态下某些频段的能量和熵会发生变化, 因此可以将不同频段的能

量和熵作为分类器的特征矢量^[15]。而小波变换是一种多尺度的信号分析方法, 具有良好的时频局部化特性, 可以用于PQ扰动的频率能量和熵特征提取。因此本文提出了一种新的PQ扰动特征量提取方案和分类方法: 首先基于波形包络阈值线对扰动进行检测, 如有扰动发生, 则送入下一阶段继续处理; 接着在时域、频域和小波域进行多域特征提取, 选取扰动信号的基波均方根 (RMS) 幅值、总谐波畸变率 (Total Harmonic Distortion, THD)、次谐波 (Subharmonic) 幅值和小波包能量熵共同组成输入特征矢量; 最后通过自适应神经-模糊推理系统 (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, ANFIS) 对PQ扰动类型进行识别。该方法结合了人工神经网络, 模糊逻辑两者的优势^[16], PQ扰动识别流程图如图2所示。系统对于那些特征不规则的待检PQ扰动信号具有良好的柔性和适应性, 仿真实验表明了算法的有效性。

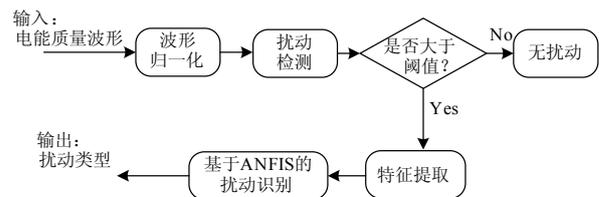


图2 电能质量扰动识别流程图

Fig.2 Flowchart of power quality disturbances recognition

1 PQ扰动检测和识别

1.1 扰动信号检测

本文采用设置波形包络阈值线的方法进行扰动检测, 如图3所示, 正常情况下, 电压波形处在上下两条波形包络阈值线之间, 一旦发生扰动, 电压波形就会突破波形包络阈值线, 说明可能有扰动发生。本文将输入电压波形每10个周期为一组进行检测, 如果有扰动发生, 则送入下一模块进行扰动类型的识别; 否则不处理, 继续下一组扰动的检测。这种方法有很好的实时性, 考虑噪声干扰, 确定波形包络线的阈值为0.01 pu, 此阈值可根据现场情况进行设置^[13]。

1.2 扰动信号特征量

参考IEEE Std 1159根据幅值变化和频率变化区分各种类型PQ扰动信号的方法 (扰动持续时间这个指标本文未用, 对于持续时间超过10个周期的扰动仅打时间标签), 选取基波均方根幅值, 总谐波畸变率、次谐波幅值和小波包能量熵作为PQ扰动的特征量。

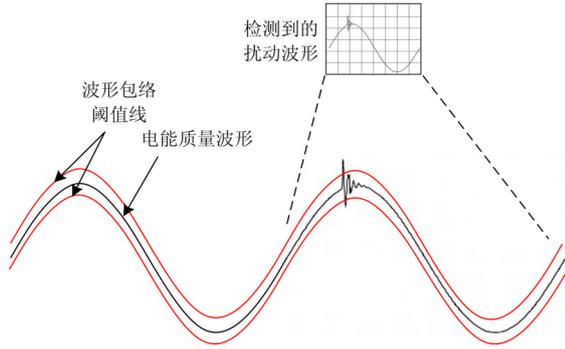


图3 基于波形包络阈值线的扰动检测示意图

Fig.3 Disturbances detecting using waveform envelope threshold

(1) 基波RMS幅值。骤降，中断，骤升三种扰动主要区别就在于基波RMS幅值^[13]，计算公式如式(1)。

$$V_n = \sqrt{2} \text{abs}(V^n[1]) / N \quad (1)$$

式中： V_n 为基波RMS幅值； N 是一个数据窗（1个周期）内的采样点数； n 为周期序号，本文中 $n=1,2,\dots,10$ ； $\text{abs}(\cdot)$ 表示求模； $V^n[k]$ 表示第 n 个周期采样信号的傅里叶变换，即

$$V^n[k] = \sum_{i=0}^{N-1} v[i + (n-1)N] e^{-j(2\pi ki)/N} \quad (2)$$

式中， $v[i]$ 是输入的采样信号。

由于基波RMS幅值每1个周期计算一次，当基波频率发生变化时，采用FFT计算时不可避免地会出现较大误差，影响识别精度。这时采用改进的加Hanning窗与插值FFT算法（2个计算周期）^[17]，实验结果证明该算法基波RMS幅值的计算精度高于0.3%，满足识别精度要求。

(2) 总谐波畸变率（THD）。发生扰动时往往频率会有较大变化，而新增的频率分量往往是由扰动引起的，则可用总谐波畸变率的变化作为频率特征^[13]。计算公式如式(3)。

$$THD_n = \sqrt{\sum_{k=2}^{\text{int}(N/2)} \{ \text{abs}(V^n[k]) \}^2} / V^n[1] \quad (3)$$

式中： THD_n 为总谐波畸变率； $\text{int}(\cdot)$ 表示取整。

(3) 次谐波幅值。低于工频的间谐波称为次谐波。闪变主要发生频率为0.5~35 Hz，幅值变化范围为0.95~1.05 pu^[18]，其新增的频率分量集中在次谐波频段。IEC standard 61000-4-7定义了间谐波组幅值的计算方法^[19]，为了识别闪变扰动，本文借鉴其思想，求次谐波组幅值 G_{subg} 如式(4)（次谐波组定义示意图如图4所示，10个计算周期）。

$$G_{\text{subg}}^2 = \sum_{i=1}^9 C_i^2 \quad (4)$$

式中： C_i 是DFT输出的各频率分量的RMS幅值（频率分辨率5 Hz）； G_{subg} 是次谐波幅值。

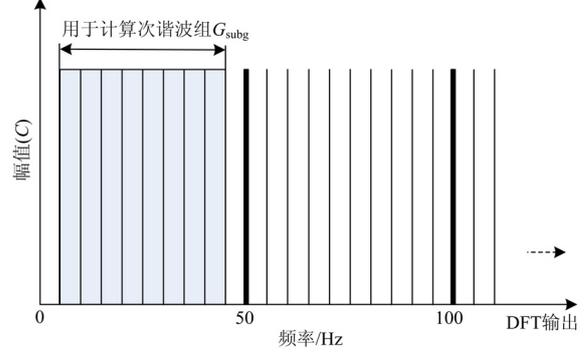


图4 次谐波组定义示意图

Fig.4 Illustration of the definition of subharmonic group

(4) 小波包能量熵（wavelet energy entropy）。假设 $\psi(t) \in L^2(\mathbb{R})$ ，并且是满足约束条件 $\int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)| < \infty$ 和 $\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0$ 的一个基本小波。设 $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$ 在子空间 Ω_m^j 中的系数为 $\{c_k^{m,j} : k \in Z\}$ ，其中

$$c_k^{m,j} = \int_{\mathbb{R}} f(t) 2^{j/2} \overline{\psi(2^j t - k)} dt \quad (5)$$

式中： j 和 k 为整数，分别代表尺度和伸缩参数； m 为分解层数。小波包分解算法为：由 $\{c_k^{m,j} : k \in Z\}$ 求在子空间 Ω_{2m}^{j-1} 和 Ω_{2m+1}^{j-1} 中 $\{c_k^{2m,j-1}, c_k^{2m+1,j-1} : k \in Z\}$ ，即

$$\begin{cases} c_k^{2m,j-1} = \sum_{l \in Z} \bar{h}_{l-2k} c_l^{m,j} \\ c_k^{2m+1,j-1} = \sum_{l \in Z} \bar{g}_{l-2k} c_l^{m,j} \end{cases} \quad (6)$$

式中： $\{h_k\}_{k \in Z} \in l^2(\mathbb{Z})$ 可看成低通滤波器系数； $\{g_k\}_{k \in Z} \in l^2(\mathbb{Z})$ 可看成高通滤波器系数。

本文选用db4小波对PQ扰动信号进行一维离散小波包的3层分解，小波包分解树（3层）及频率分布如图5所示。定义的小波能量熵如下^[15]：

设 $E_{nk} = |c_n(t)|^2$ 为信号在第 n （ $n=1,2,\dots,8$ ）节点 t （ $t \in N$ ）时刻的小波能谱， N 为信号采样点数， $c_n(t)$ 为信号在第 n 节点 t 时刻的单支重构一维小波高频系数， $E_n = \sum_t |c_n(t)|^2$ 表示信号在第 n 节点 k 个采样点的信号能量。设相对小波能量： $p_{nt} = E_{nt} / E_n$ 则可定义沿尺度分布的小波能量熵为

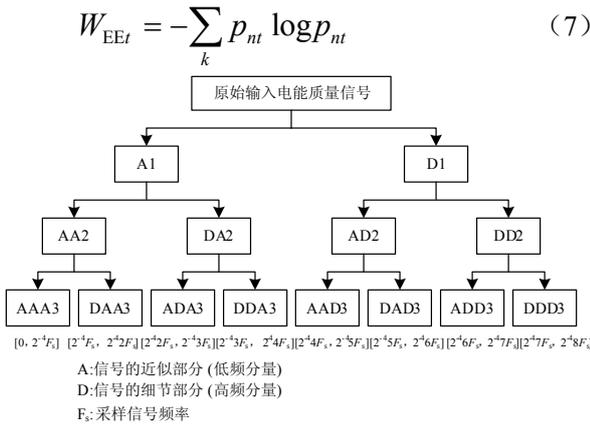


图5 小波包分解树 (3层) 及频率分布

Fig.5 Wavelet packet decomposition tree (3 levels) and frequency distribution

图6为图1中各类典型PQ扰动在各节点下的小波能量熵变化分布图, 从图中可以看出, 部分图形很相似, 其差别不大, 实际运用中, 本文采用了一种改进方法, 将扰动各节点小波能量熵与正常信号对应节点作商, 放大差距, 这样就可以很清晰地看出不同扰动类型在各节点上小波能量熵统计量的不同, 如图7所示, 并以此作为特征矢量。

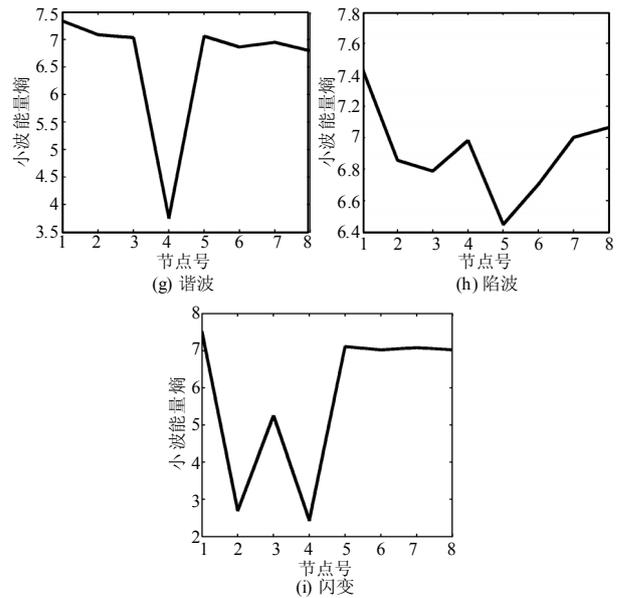
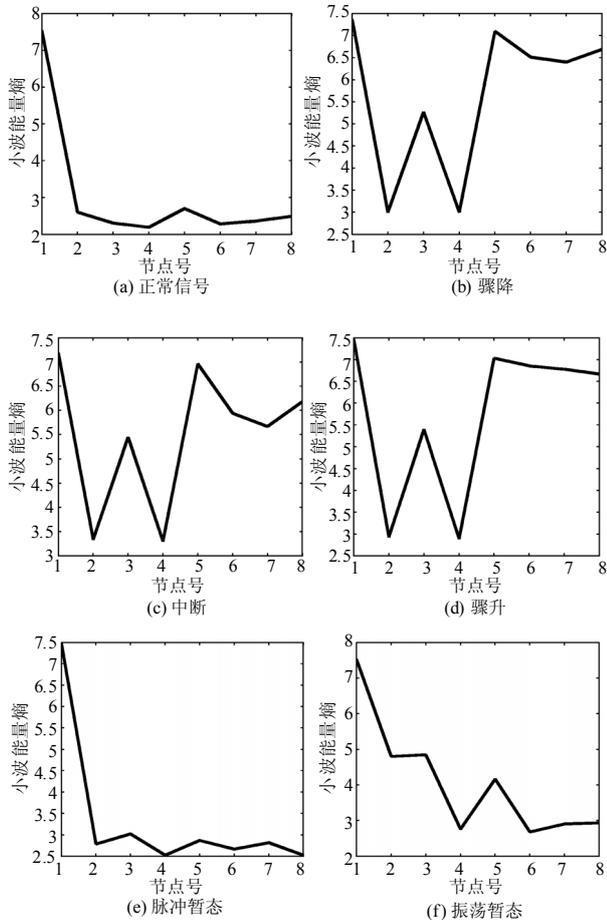


图6 各类PQ扰动的小波能量熵变化分布曲线

Fig.6 Variation distribution curves of wavelet energy entropy of different PQ disturbances

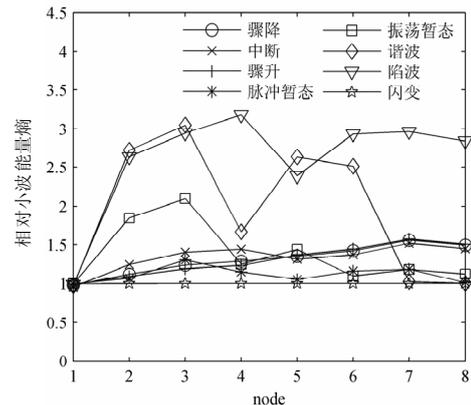


图7 各类PQ扰动的相对小波能量熵变化分布曲线

Fig.7 Variation distribution curves of relative wavelet energy entropy of different PQ disturbances

由于各类PQ扰动基波RMS幅值变化范围为0~8 pu^[13], 为便于后续ANFIS识别, 本文将基波RMS幅值作为两个相同的特征矢量, 1个用于识别幅值为0~1 pu的扰动, 另1个用于识别幅值为1~8 pu的扰动。综上所述, ANFIS输入特征矢量为 (共有12个): 基波RMS幅值 (2个)、总谐波畸变率 (1个)、次谐波幅值 (1个) 和小波包能量熵 (8个)。

1.3 基于ANFIS的扰动识别

ANFIS基于sugeno模糊模型, 采用类似于神经网络的结构, 用反向传播 (Back Propagation, BP) 算法调整模糊推理系统的隶属度函数参数, 并能自动产生模糊规则, 以解决模糊推理系统设计中隶属度函数确定的随意性和模糊规则提取困难的问题。本文结合人工神经网络, 模糊逻辑两者的优势, 设

设计了适合PQ扰动识别的ANFIS，如图8所示。图中 $\{C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6, C_7, C_8\}$ 分别代表骤降、中断、

骤升、脉冲暂态、振荡暂态、谐波、陷波和闪变 8种扰动。

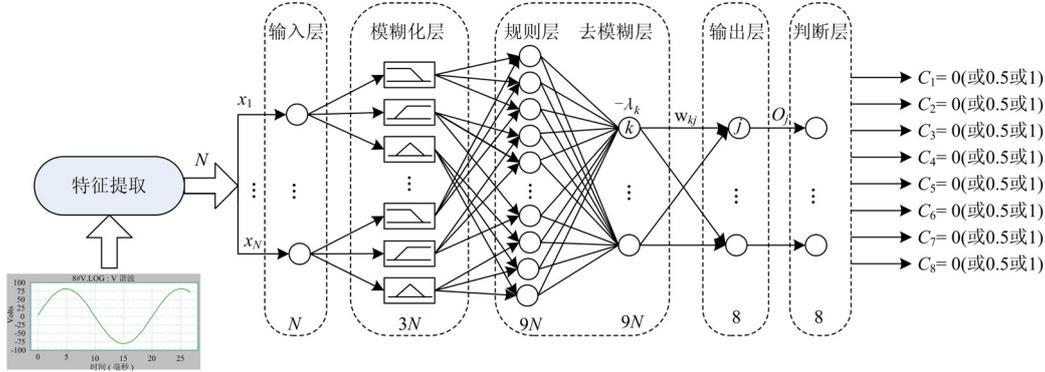


图8 ANFIS分类器结构

Fig.8 Structure of the ANFIS classifier

图8所示ANFIS分类器结构分为6层，其主要结构为BP-ANN：

(1) 输入层

该层有 $N(N=12)$ 个结点直接与输入特征向量 x 连接，将输入值 $x=[x_1, x_2, \dots, x_{12}]$ 传送到下一层。

(2) 模糊化层

对每个输入变量均定义有 3 个模糊集合，则此层内共有 $3N$ 个结点，分为 N 组，每组 3 个结点。第 $i(i=1,2, \dots, N)$ 组的 3 个结点输入都是 x_i ，其输出分别是各输入量属于输出值模糊集合的隶属度函数 $\mu_i^j(x_i)$ ， $\mu_i^j(x_i)$ 代表 x_i 的第 $j(j=1,2,3)$ 个模糊集合。为了简化模糊化过程，采用参数化的三角形隶属函数。

$$\mu(x) = \text{trimf}(a, b, c) = \begin{cases} (x-a)/(b-a) & a \leq x \leq b \\ (x-c)/(b-c) & b \leq x \leq c \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

在通常模糊专家系统中，参数 $\{a, b, c\}$ 完全由统计和专家经验确定^[10]，因此识别精度很大程度取决于参数 $\{a, b, c\}$ 的设置。这里为了加快训练时收敛速度，参数 $\{a_k, b_k, c_k\}(k=1,2, \dots, 3N)$ 的初始值可依据统计和专家经验初步确定^[13]，再由ANFIS在训练中根据教师数据自动调整隶属函数的参数，使得系统经过训练后的输出符合期望，实现系统的学习功能。对于输入 x_1, x_2 训练好的输入成员函数如图9所示。

(3) 规则层

其每个结点代表一条模糊规则，作用是计算出每条规则的使用度，即： $\lambda_k = \mu_1^j(x_1)\mu_2^j(x_2)\dots\mu_N^j(x_N)$ ， $k=1,2, \dots, 9N, j=1,2,3$ 。

(4) 去模糊层

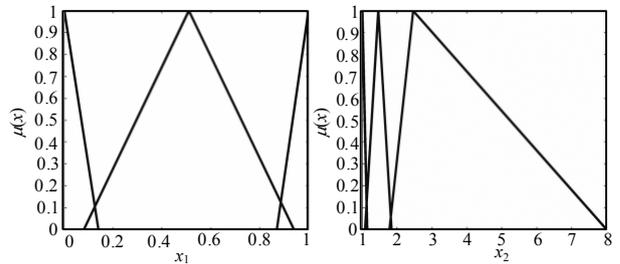


图9 训练好的输入成员函数

Fig.9 Trained input membership functions

该层的作用实现归一化计算，即

$$\bar{\lambda}_k = \frac{\lambda_k}{\sum_{i=1}^{9N} \lambda_i} \quad (9)$$

(5) 输出层

它实现的是清晰化计算，按式(10)计算ANFIS的输出：

$$O_j = \sum_{k=1}^{9N} w_{kj} \bar{\lambda}_k \quad (10)$$

式中： O_j 代表本层第 j 个单元输出； w_{kj} 是前层到本层的权值，下标 k 代表前层第 k 个单元，下标 j 代表本层第 j 个单元，如图8所示。权值 w_{kj} 对收敛有影响，可用较小的随机数作为权值初始值，为了减少初始值试算次数，本文采用人工方法对每条规则作出评估，采用“等权重法”（分值分别为0, 0.25, 0.5, 0.75, 1）确定权值初始值，这样系统的原始输出就具有了实际意义。

(6) 判断层

根据式(10)输出，再由式(11)准则：

$$\begin{aligned} \text{确定(1)} & \quad 0.75 \leq O_j < 1 \\ \text{大概确定(0.5)} & \quad 0.5 \leq O_j < 0.75 \\ \text{不确定(0)} & \quad 0 \leq O_j < 0.5 \end{aligned} \quad (11)$$

输出识别PQ扰动的类型 $\{C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6, C_7, C_8\}$ 中的1个或多个,以及确定性。

2 仿真分析

为了得到具有普遍意义的PQ扰动数据以用于训练和测试ANFIS分类器的性能,采用电能质量扰动信号代数模型^[20]和图10中的模型产生正常电压和几种PQ扰动数据,其中图10中电力仿真系统基本参数为:电源的额定电压为10kV,系统阻抗为 $j16\Omega$,变压器变比为10/0.4kV, $\Delta-Y$ 连接,负载1阻抗为 $100+j25.5\Omega$,负载2阻抗为 $20+j2.5\Omega$,而负载3为整流器,或大型负载,或电动机,或短路故障(单相或三相),其参数及电容器组输出无功在合理范围内选取。

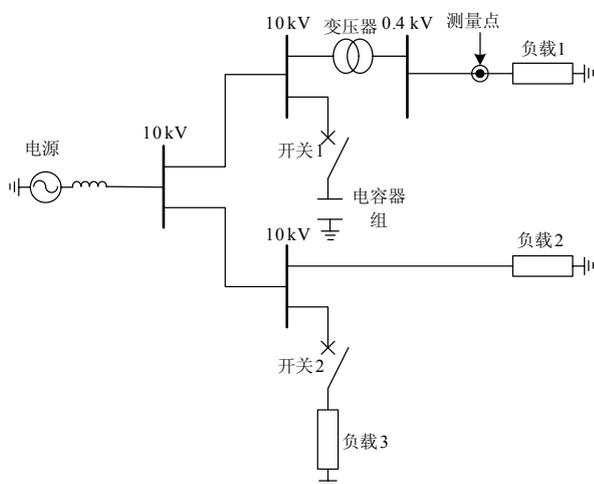


图10 电力仿真系统单线图

Fig.10 Single diagram of a power network configuration

每种电能质量扰动各生成了100个样本,同时加40dB的白噪声,其中50个用于训练ANFIS,另外的50个用于测试系统的分类性能。所有的扰动信号都以相同的采样率256点/周期采样,总共采样10个周期。该采样率可以用于检测高达6.4kHz频率的分量。为了避免混叠,瞬时振荡的最高频率上限设定为5kHz。为了生成不同的扰动样本,不同扰动类型的一些特征参数可以随机改变。如扰动的开始时间、幅度、间隔、振荡频率和阻尼比等都采用随机函数生成。既然实际电力系统中没有那一类扰动具有固定的特征,因此信号的随机生成可以更加充分地证明特征提取和扰动分类的可靠性。

实验包含两部分工作,第一部分工作是训练ANFIS,第二部分工作是向ANFIS输入PQ扰动数据,产生分类结果。为了评估ANFIS的性能,我们同BP-ANN和LS-SVM分类器进行了比较。

首先,用样本数据对网络进行训练,神经元的响应函数为Sigmoid函数,网络参数如表1所示,图11中的学习均方差与迭代次数的关系(收敛曲线)表明两系统的神经网络满足收敛精度要求。

表1 ANFIS和BP-ANN的模型参数表

Tab.1 Model parameters of ANFIS and BP-ANN

网络参数	ANFIS	BP-ANN
神经网络模型学习算法	三层前向神经网络	BP算法
输入层节点	36	12
隐层节点	108	36
输出层节点	8	8
学习步长	0.2	0.2
动量因子	0.7	0.7
训练误差	0.01	0.01

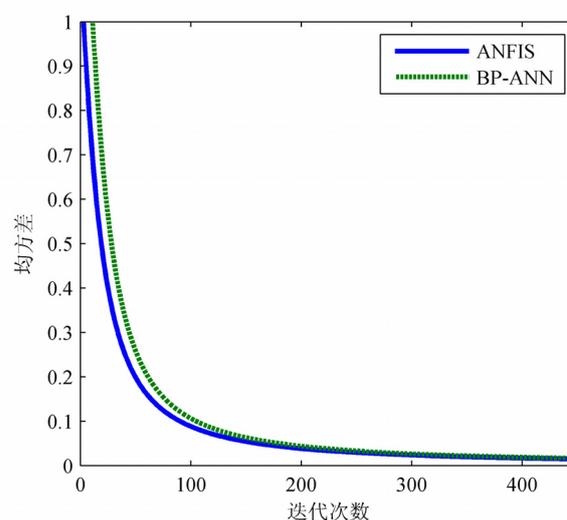


图11 ANFIS和BP-ANN分类器训练收敛曲线

Fig.11 Training convergence curve of ANFIS and BP-ANN classifiers

将训练好ANFIS和BP-ANN用测试数据集进行了验证,为了评估提出方法的性能,我们又同文献[21]的分类方法进行了比较,该文献采用db6(本文改为db4)小波包分解3层的节点信号的相对奇异值作为8个特征矢量,分类器为LS-SVM。分类结果如表2所示。

表2 分类结果比较(db4小波)

Tab.2 Comparison of classification results (db4 wavelet)

	ANFIS	BP-ANN	LS-SVM
训练样本/个	450	450	450
训练时间/s	183.425 6	87.843 9	14.185 4
测试样本/个	400	400	400
测试时间/s	2.374 8	2.032 5	1.961 3
平均识别准确率/%	96	90	84

从表2的分类结果可以看出, ANFIS, BP-ANN和LS-SVM三种分类器的训练时间和测试时间依次减少, 主要是因为这三种分类器内部结构的复杂性不一样, 但相对于目前计算机的运行速度, 不会影响分类器的实现。但从平均识别准确率来看, ANFIS分类准确率高出BP-ANN的6%, 远高于LS-SVM的84% (文献[21]报道的分类准确率为99%, 但不包含闪变扰动), 这是因为闪变扰动的主要特征在小波包的第一节点, 很容易与正常电压和其他几种PQ扰动混淆, 造成误判。本文提取的特征矢量虽然相对于文献[21]的特征矢量维数增加4个, 但包含了各类PQ扰动的时域、频域和小波域的多域特征, 从而提高了平均识别准确率。

最后, 为了评估算法辨识同时发生两种扰动的能力, 为此生成了一些包含同时发生两种扰动, 长度为50个周期的样本, 采样率为256点/周期采样, 同时加40 dB的白噪声, 仿真系统的界面如图12所示, 图中展示了算法能辨识出同时发生的两种扰动, 分析结果为谐波 $C_6=1$, 骤降 $C_1=1$, 说明这两种扰动同时存在。

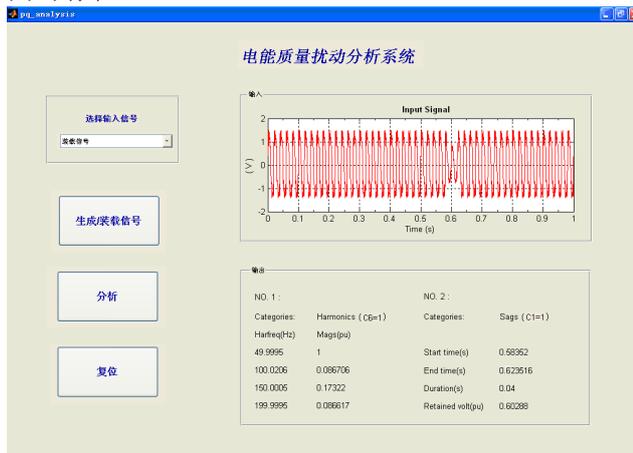


图12 仿真系统界面

Fig.12 Implemented interface

3 结论

(1) 设计了适合PQ扰动识别的ANFIS, 选取基波RMS幅值、总谐波畸变、次谐波幅值和小波包能量熵多域特征作为PQ扰动特征矢量, 识别8种典型PQ扰动信号, 既能识别一种扰动, 又能同时识别多种扰动, 并能给出其发生的确定性大小。

(2) 与BP-ANN和LS-SVM分类器相比, ANFIS虽然训练速度较慢, 内部结构较复杂, 但平均识别准确率高于两者, 为电能质量的分类提供了一种新的有效工具。

(3) 下一步将针对 ANFIS 内部结构较复杂问题, 采用规则消减策略有望简化 ANFIS 内部结构, 在保证分类精度的前提下, 减少训练时间和测试时间。

参考文献

[1] 陈祥训. 采用小波技术的几种电能质量扰动的测量与分类方法[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22 (10): 1-6.
CHEN Xiang-xun. Wavelet-based measurement and classification on power quality disturbance[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22 (10): 1-6.

[2] Gaouda A M, Salaam M M A, Sultan M R, et al. Power quality detection and classification using wavelet-multiresolution signal decomposition[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1999, 14 (4): 1469-1476.

[3] 刘昊, 唐轶, 冯宇, 等. 基于时域变换特性分析的电能质量扰动分类方法[J]. 电工技术学报, 2008, 23 (11): 159-165.
LIU Hao, TANG Yi, FENG Yu, et al. Power quality disturbance classification method based on time domain transform characteristic analysis[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2008, 23 (11): 159-165.

[4] Heydt G T, Fjeld P S, Liu C C, et al. Applications of the window FFT to electric power quality assessment[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1999, 14(3): 1411-1416.

[5] 占勇, 程浩忠, 丁屹峰, 等. 基于S变换的电能质量扰动支持向量机分类识别[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25 (4): 51-56.
ZHAN Yong, CHENG Hao-zhong, DING Yi-feng, et al. S-transform-based classification of power quality disturbance signals by support vector machines[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25 (4): 51-56.

[6] 李天云, 赵妍, 李楠, 等. 基于HHT的电能质量检测新方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25 (17): 52-56.
LI Tian-yun, ZHAO Yan, LI Nan, et al. A method for power quality detection based on HHT[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25 (17): 52-56.

[7] Santoso S, Powers E J, Grady WM, et al. Power quality disturbance waveform recognition using wavelet-based neural classifier part 1: theoretical foundation[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2000, 15 (1): 222-228.

[8] Santoso S, Powers E J, Grady WM, et al. Power quality disturbance waveform recognition using wavelet based

- neural classifier part 2: application[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2000, 15 (1) : 229-235.
- [9] Emmanouil S, Bollen Math H J, Gu Irene Y H. Expert system for classification and analysis of power system events[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2002, 17(2) : 423-428.
- [10] Dash P K, Mishra K S, Salama M M A, et al. Classification of power system disturbances using a fuzzy expert system and a Fourier linear combiner[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2000, 15 (2) : 472-477.
- [11] 张全明, 刘会金. 最小二乘支持向量机在电能质量扰动分类中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(1): 106-110.
ZHANG Quan-ming, LIU Hui-jin. Application of LS-SVM in classification of power quality disturbances[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28 (1): 106-110.
- [12] International Electrotechnical Commission, IEC Standard 61000-4-30. Electromagnetic compatibility (EMC), part 4-30: testing and measurement techniques-power quality measurement methods[S]. First edition, 2003.
- [13] IEEE Power & Energy Society, IEEE Std. 1159. IEEE recommended practice for monitoring electric power quality[S]. 2009.
- [14] Santoso S, Grady W M, Powers E J, et al. Characterization of distribution power quality events with fourier and wavelet transforms[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2000, 15 (1) : 247-254.
- [15] 何正友, 陈小勤. 基于多尺度能量统计和小波能量熵测度的电力暂态信号识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26 (10) : 33-39.
HE Zheng-you, CHEN Xiao-qin. A study of electric power system transient signals identification method based on multi-scales energy statistic and wavelet energy entropy[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26 (10) : 33-39.
- [16] Jang R J S. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference systems[J]. IEEE Trans on Syst, Man, Cybern, 1993, 23 (3) : 665-685.
- [17] 祁才君, 陈隆道, 王小海. 应用插值 FFT 算法精确估计电网谐波参数[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2003, 37 (1) : 112-116.
QI Cai-jun, CHEN Long-dao, WANG Xiao-hai. High-accuracy estimation of electrical harmonic parameters by using the interpolated FFT algorithm[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2003, 37 (1) : 112-116.
- [18] International Electrotechnical Commission, IEC Standard 61000-4-15. Electromagnetic compatibility (EMC), part 4: testing and measurement techniques, section 15: flickermeter-functional and design specifications[S]. 2003.
- [19] International Electrotechnical Commission, IEC Standard 61000-4-7. Electromagnetic compatibility (EMC), part 4: testing and measurement techniques Section 7: general guide on harmonics and interharmonics measurements and instrumentation for power supply systems and equipment connected thereto[S]. 2002.
- [20] Abdel-Galil T K, Kamel M, Youssef A M, et al. Power quality disturbance classification using the inductive inference approach[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2004, 19 (4) : 1812-1818.
- [21] 李天云, 陈昌雷, 周博, 等. 奇异值分解和最小二乘支持向量机在电能质量扰动识别中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28 (34) : 124-128.
LI Tian-yun, CHEN Chang-lei, ZHOU Bo, et al. Application of SVD and LS-SVM in power quality disturbances classification[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28 (34) : 124-128.

收稿日期: 2009-12-17; 修回日期: 2010-04-02

作者简介:

张明(1970-), 男, 博士研究生, 研究方向为电能质量分析, 信号处理技术在电力系统中的应用; E-mail: zmcock@yahoo.com.cn

李开成(1962-), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电磁测量、光纤电流电压互感器、电能质量分析等;

胡益胜(1970-), 男, 博士研究生, 研究方向为改善电能质量应用的研究。