

文章编号: 1006-4710(2012)03-0352-04

基于粒子群优化 SVM 的电能质量复合扰动分类的研究

胡坤, 余健明

(西安理工大学 自动化与信息工程学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 针对暂态电能质量复合扰动的问题, 提出了基于希尔伯特-黄变换和粒子群优化多分类支持向量机的暂态电能质量复合扰动检测分类的方法。利用希尔伯特-黄变换提取分类所需的特征向量作为训练数据输入粒子群参数优化的支持向量机, 实现了对多种复合的暂态电能质量扰动问题分类。从仿真结果可以看出, 该方法可以对常见的复合暂态电能质量扰动信号进行检测和分类, 且结果精确。

关键词: 暂态电能质量复合扰动; 分类; 希尔伯特-黄变换; 支持向量机; 粒子群优化算法

中图分类号: TM712

文献标志码: A

A Research about Classification of Power Quality Multi-Disturbances Based on PSO-SVM

HU Kun, YU Jianming

(Faculty of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: Detection method based on Hilbert-Huang transformation and PSO-SVM is in the aim of power quality multi-disturbances, suggested to make the classification and recognition of the disturbances of power quality in this paper. Hilbert-Huang transform is used to extract the significant feature vectors needed for classification which can be used as trained data input into the PSO-SVM so as to achieve the classification of multi-compound instant power quality disturbance problem. It can be seen from the simulation results that this method can be used to detect and classify the common compound instant power quality disturb signals with the accurate results.

Key words: multi-disturbances; classification; HHT; SVM; PSO

随着对环境保护意识的逐渐增强, 人们更加认识到电能是一种环保、高效、低碳的能源形式。国内对电能的需求逐年增加, 因此我国的电力系统结构也在迅猛地变化, 比如高速铁路的一些非线性、冲击性负荷的迅速增长以及构建智能电网过程中电力电子设备的广泛应用等。因而电压、电流以及波形较以前发生相应地变化, 导致了电能质量下降。而有质量问题的电力供应会造成用电设备不能正常工作, 因而经济损失非常大^[1-2]。

本研究针对常见的多种类复合扰动暂态电能质量问题, 提出了基于希尔伯特-黄变换和优化支持向量机相结合的方法, 进行了复合扰动检测和类型识

别的研究, 得到了较准确的扰动特征检测和类型分类识别准确率, 从而对工程技术人员预防和处理暂态电能质量问题提供了依据。

1 暂态电能质量复合扰动

近年来国际上对电能质量的重视程度越来越高, 尤其是暂态电能质量复合扰动的问题在电网电能质量的实时检测研究就显得尤为重要与突出^[3]。

在实际的电力系统中, 电能质量扰动往往是复合扰动和多种单一扰动可能同时存在^[4]。依据 IEEE 电能质量标准, 考虑多种电能质量扰动复合存在的可能, 文献[5]提出了电力系统中主要有以下 9

收稿日期: 2012-11-22

作者简介: 胡坤(1985-), 男, 陕西西安人, 硕士生, 研究方向为电能质量分析与控制。E-mail: hukunsworld@163.com。

余健明(1956-), 男, 广东台山人, 教授, 研究方向为电力系统优化与运行。E-mail: jianmingyu@xaut.edu.cn。

种复合扰动类型,即:谐波和暂降,谐波和暂升,谐波和脉冲,闪变和暂降,闪变和暂升,闪变和脉冲,谐波、闪变和暂降,谐波、闪变和暂升,谐波、闪变和脉冲,这些扰动类型也是本论文研究的对象。

2 基于 HHT 的扰动特征提取

希尔伯特-黄变换(HHT)方法的最大特点是通过 EMD 对非线性、非平稳数据进行线性和平稳化处理,能够比较准确地检测出突变、非平稳扰动信号的时间、频率和幅值信息^[6-7]。

由于文章篇幅的原因这里只以电压暂降与暂态谐波复合扰动信号为例介绍 HHT 方法在电能质量复合扰动检测中的应用。仿真中设定基频信号($f=50\text{ Hz}$)电压幅值为 1(标么值),信号时间长度 0.5 s,在 0.1~0.4 s 加入 3 次谐波扰动信号,其幅值为 0.2 倍的额定值,在 0.2~0.3 s 之间发生电压暂降,暂降幅值为 0.4 倍额定值,暂降后幅值为原来的 0.6 倍额定值。电压暂降与暂态谐波复合扰动信号波形如图 1 所示。

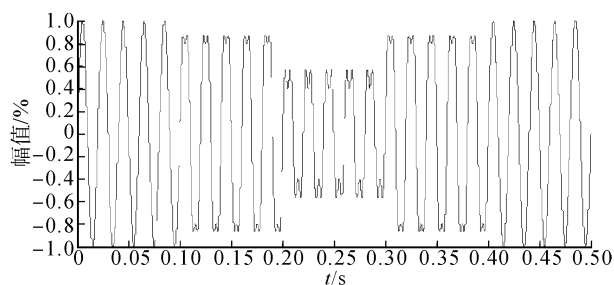


图1 谐波 & 暂降电能质量扰动信号
Fig.1 Harmonics & sag disturbance signal

对扰动信号 $s(t)$ 进行 EMD 分解,对分解出的 IMF_1 进行 Hilbert 变换可以得到一个时间-频率-幅值的三维信号。图 2 为从三维信号中提取的时-频特性曲线,图 2 体现了 $s(t)$ 信号在发生时间内瞬时频率的变化,笔者从图 2 可以看出该复合扰动信号中含有基频信号($f=50\text{ Hz}$),另外还含有 3 次谐波($f=150\text{ Hz}$);0.1 s、0.2 s、0.3 s 和 0.4 s 分别为瞬时频率突变的时刻,由这些频率突变的时刻可以确定这两类暂态扰动问题发生时间点;图 3 为从三维信号中提取的时-幅特性曲线,可以看出在 0.1~0.4 s 发生三次谐波的幅值为 0.2 倍额定值。

其他幅频信息还可以由 IMF_2 进行 Hilbert 变化分析得出,在此不再赘述。经过验证,HHT 可以检测出大部分复合扰动信号的频率和幅值。

本研究利用希尔伯特-黄变换检测常见的九种电能质量复合扰动,产生相应的时频、时幅曲线,并把每个复合扰动信号用相应的五种特征量表示为:

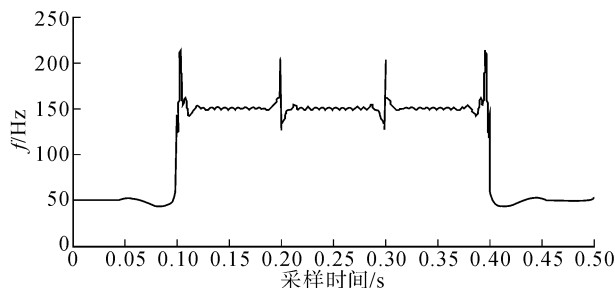


图2 时-频特性曲线
Fig.2 Time-frequency characteristic curve

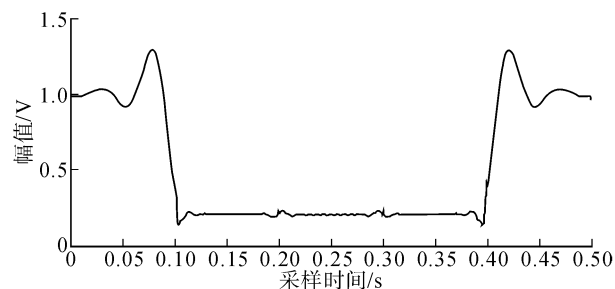


图3 时-幅特性曲线
Fig.3 Time-amplitude characteristics curve

- Y1:时间-瞬时频率包络线平均值;
- Y2:时间-瞬时频率包络线标准差;
- Y3:时间-瞬时幅值包络线平均值;
- Y4:时间-瞬时幅值包络线标准差;
- Y5:幅值因数。

这里提出的五种特征量可以按照笔者所提出方式将电能质量复合扰动分类的,如图 4 所示。

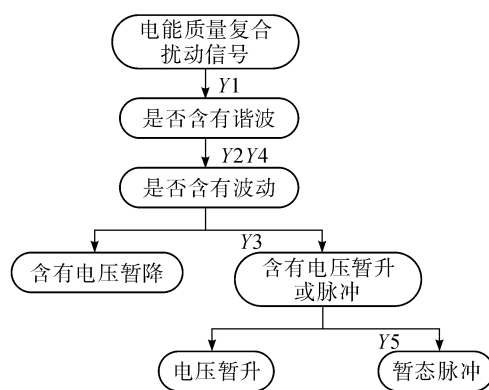


图4 多分类 SVM 分层原理图
Fig.4 Hierarchical multiclass SVM schematic

随机生成一个未知类型的暂态电能质量复合扰动的信号,首先判断该信号扰动区间内 IMF_1 的时间频率包络线的平均值 Y1,如果不含谐波信号则 Y1 的数值应该在基波($f=50\text{ Hz}$)附近;否则该信号就含有暂态谐波。而 Y2 和 Y4 是描述信号是否有频率和幅值的大幅度变化,通过这两组特征量可以判断出该信号是否含有电压波动扰动。再通过判断 Y3 与额定幅值的比较就可以判断该信号是含有电压幅

值下降的电压暂降还是电压幅值上升的电压暂升和暂态脉冲。最后,通过幅值因数 $Y5$ 可以判断含有的是电压暂升还是电磁脉冲。由此可以根据分层的结构对复杂的扰动分类一步步的完成特征量的识别,也就是原始信号类型的识别。

3 基于支持向量机的模式识别

3.1 支持向量机分类原理

暂态电能质量复合扰动分类是一种复杂的多分类问题,属于非线性不可分的情况。而支持向量机(SVM)可以把此类问题构造最优超平面并转化为优化问题,进而求得优化问题的唯一解^[8]。SVM 由训练样本集和核函数完全描述,本论文采用了最常用的核函数,高斯核函数(RBF),即:

$$K(x, x_i) = \exp[1 - (x - x_i)^2 / \sigma^2] \quad (1)$$

由(1)式可以看出,RBF 核含有高斯核函数参数 σ ,除此外还含有误差惩罚参数 C 。支持向量机的参数选择会对其分类效果产生很大的影响。误差惩罚参数 C 是在结构风险和训练样本误差之间做出折衷,误差惩罚参数 C 的取值与可容忍的误差相关。高斯核参数 σ 直接影响 SVM 的性能。当 σ 很小时,训练误差很小,但 SVM 的推广能力极差,随着 σ 的逐渐增大,支持向量数减少,训练误差增大,SVM 的推广能力增强。

文献[9]采用了高斯核函数的支持向量机对一些简单的暂态电能质量复合扰动进行分类,但是支持向量机的参数改变对整个分类的精确度影响很大,文献[9]只是对两个参数进行了有限的尝试。没有得到最优参数下的支持向量机模型,本研究对支持向量机参数的优化选择进行了进一步的研究。

3.2 支持向量机参数优化

对于一个基于 RBF 核函数的 SVM,其性能是由参数(C, σ)共同决定的,选取 C 和 σ 值不同就会得到不同的 SVM 模型。常用的参数寻优方法为粒子群优化算法。

在粒子群算法中,粒子群由许多个粒子构成,其中每一个粒子的位置代表优化问题在高维空间中的可能解。SVM 优化问题中每一个粒子包含 σ 和 C 值,根据它的位置得出一个适应值(在分类问题中为分类精确度),并且每个粒子还有一个速度来决定方向和距离。PSO 算法的每个粒子迭代公式为:

$$v_i^{k+1} = \omega v_i^k + c_1 r_1 (p_i^k - x_i^k) + c_2 r_2 (p_g^k - x_i^k) \quad (2)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1}, i = 1, 2, \dots \quad (3)$$

其中, v_i^{k+1}, x_i^{k+1} 表示第 i 个粒子在第 $k+1$ 代时的飞行速度和位置; p_i^k, p_g^k 表示第 i 个粒子和种群到第 k 代为止所找到的最优位置; ω 为惯性系数; c_1, c_2 为

社会学习系数和认知系数,分别表示相信经验和周围个体的程度。

4 仿真分析

在分类过程中九种扰动类型由数据的标识符 S1 ~ S9 确定,每个扰动样本数据由提取出的特征量组代替,训练时输入样本标识符和特征量组。

考虑到实际电网扰动信号的特点,训练信号设计存在 40 dB、30 dB、20 dB 信噪比的白噪声和无噪声。根据文献[11]的结论,支持向量机的训练精度和训练时间都与样本的容量大小成正比关系,经过分析比较,认为每种类型选取 80 个扰动信号作为训练样本既能保证训练的精度,又能保证较为合理的训练时间。所以由九种电能质量扰动模型随机产生 1 170 个仿真扰动信号,其中 720 个作为训练样本,450 个作为测试样本(其中每种扰动各 130 个,80 个作为训练样本,50 个作为测试样本),通过 HHT 算法得到包含以上九种暂态电能质量扰动问题的特征量组的数据,将其作为建立支持向量机的训练和测试数据。

4.1 未优化参数的支持向量机分类结果分析

不对多分类支持向量机的参数进行优化,经过研究笔者用每种扰动 80 组特征量作为训练数据输入支持向量机,再用每种 50 组的特征量作为测试数据对建立的支持向量机模型的分类准确度进行检测。参数设置为 $\sigma = 2$,分别讨论 C 取不同值时支持向量机对九种暂态电能质量复合扰动的精度。具体的分类精确度与 C 值的关系如图 5 所示。

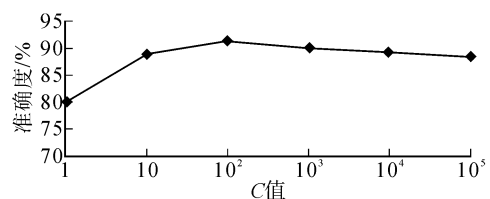


图5 不同 C 值 SVM 的分类结果

Fig. 5 The SVM classification results with different C

选定准确度较高情况下的 C 值($C = 100$),讨论 σ 值变化与分类精确度的关系,结果见图 6。

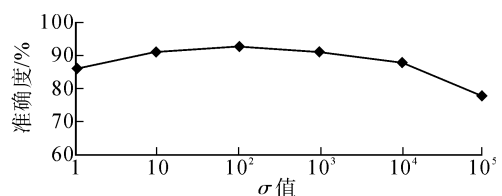


图6 不同 σ 值 SVM 的分类结果

Fig. 6 The SVM classification results with different σ

从图 5 和图 6 可以看出,如果支持向量机惩罚参数 C 和 σ 逐渐增大,其分类准确度的变化趋势是

先变大,达到最大值后逐渐变小。因而笔者认为没有进行参数优化的支持向量机,只能通过参数的经验选择来调整支持向量机的准确度,却无法精确地找到最优的支持向量机模型参数。

4.2 粒子群优化参数支持向量机分类结果分析

利用粒子群智能优化算法对支持向量机的参数进行优化。先对粒子群进行参数初始化,设置 $c_1 = 2$, $c_2 = 2$, 种群粒子数为 100, 种群迭代数为 50 代。同样,惩罚参数 C 的范围为 $[1, 1\ 024]$, σ 的范围为 $[1, 1\ 024]$ 。图 7 是粒子群优化算法寻优的适应度曲线,随着粒子群种群的迭代分类准确度逐步提高,当进化代数在 22 代左右时达到较高的适应度(分类准确度)。

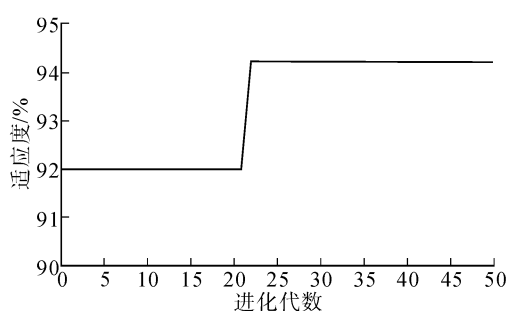


图 7 粒子群优化算法的适应度曲线

Fig. 7 The fitness curve of PSO

优化后可以得出暂态电能质量复合扰动分类的结果,如表 1 所示。

表 1 粒子群算法优化的支持向量机
对暂态电能质量分类的结果

Tab. 1 The results of transient power quality
classification on PSO-SVM

最优 参数	$C = 114.740\ 7, \sigma = 48.032\ 2$ $Accuracy = 94.222\ 2\%$								
分类	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9
准确率/%	100	99	81	98	100	100	94	92	87

表 1 表示分类的正确识别的准确度,以及暂态电能质量扰动分类 SVM 模型参数和总准确精度。经过参数的优化得出最优参数 $C = 114.740\ 7, \sigma = 48.032\ 2$, 优化后的分类准确率为 94.222 2%。

由于粒子群优化算法对支持向量机参数的优化是连续的,所以能得到较为准确的参数优化结果。分类精度比较好。

5 结 论

1) 将粒子群优化支持向量机引入到暂态电能质量复合扰动分类问题中,利用 HHT 对复合扰动信号进行特征量组的提取,产生测试样本和训练样本,根据特征值实现了对暂态电能质量复合扰动的识别。仿真结果证明了该方案的健壮性和准确性,证

明了 HHT 具有良好的信号特性检测和支持向量机优秀的分类能力;

2) 在 SVM 模型参数优化方法上,比较了未经参数优化和粒子群优化算法。因为粒子群优化算法具有参数可连续的优化能力,其分类结果也有力地证明了经粒子群算法参数优化后的支持向量机模型具有较高的分类准确度。

本研究用于实际的电能质量监测分析,进一步的工作为将其应用在实际的环境中测试该方案的分类性能。

参考文献:

- [1] Bollen M H J. Understanding power quality problems: voltage sags and interruptions [M]. New York: IEEE Press, 2000.
- [2] 肖湘宁. 电能质量分析与控制[M]. 北京: 中国电力出版社, 2004.
- [3] 康伟. 电能质量检测方法及应用研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2008, 12.
Kang Wei. Research power quality detection method and applied [D]. Baoding: North China Electric Power University, 2008, 12.
- [4] 占 勇, 程浩忠. 电能质量复合扰动分类识别[J]. 电力自动化设备, 2009, 3(29): 93-96.
Zhan Yong, Cheng Haozhong. Power quality load disturbance classification and recognition[J]. Electric Power Automation Equipment, 2009, 3(29): 93-96.
- [5] 周维维, 管春, 卢伟国. 多标签分类法在电能质量复合扰动分类中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2011, 2(4): 45-50.
Zhou Luowei, Guan Chun, Lu Weiguo. The classification of power quality disturbance in the application of multi-label classification[J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2011, 2(4): 45-50.
- [6] Huang N E, Long S R. A new view of nonlinear water waves [J]. The Hilbert spectrum, 1999, 5(31): 417-457.
- [7] 黄永平. Hilbert-Huang 变换及其若干改进研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2007.
Huang Yongping. Hilbert-Huang transform and its several improvements research [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2007.
- [8] 宋晓芳, 陈劲操. 基于支持向量机的动态电能质量扰动分类方法[J]. 电力自动化设备, 2006, (4): 39-42.
Song Xiaofang, Chen Jincao. Classification method based on support vector machine dynamic power quality disturbance [J]. Electric Power Automation Equipment, 2006, (4): 39-42.
- [9] 高华锋. 暂态电能质量复合扰动检测的研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2011, 3.
Gao Huafeng. Detection research of transient power quality composite disturbance [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2011, 3.

(责任编辑 李虹燕)