

# Harmonic Interference Error Correction Method Based on BP Neural Network for Dielectric Loss Angle Measurement

Minghui Ren, Jian Ju

Dispatching Center of Baoji Supply Bureau, Baoji  
Email: ahui724@163.com

Received: Apr. 10<sup>th</sup>, 2013; revised: May 6<sup>th</sup>, 2013; accepted: May 19<sup>th</sup>, 2013

Copyright © 2013 Minghui Ren, Jian Ju. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

**Abstract:** The measurement precision of dielectric loss angle is a key factor of the performance of on-line monitoring system of metal-oxide arresters. The causes of data error of on-line insulating monitoring system for MOA are introduced in the paper. Questions about harmonic interference in on-line monitoring insulation system of MOA are stated. For the effect of harmonic interference in on-line monitoring insulation system, a harmonic interference error correction method based on BP neural network is presented for modifying dielectric loss angle. This method is used to identify the nonlinear relation between 3rd, 5th harmonic and dielectric loss angle modified value  $\Delta\delta$  through BP network. Finally the adjusting dielectric loss angle model based on BP network is gained. The dielectric loss angle modified value  $\Delta\delta$ , which can be got from the adjusting model, is used to modify the measured value of dielectric loss angle. The results from tests and simulation show that the two methods above-mentioned have a good result on eliminating harmonic interference error.

**Keywords:** Metal-Oxide Arresters; Dielectric Loss Angle; BP Neural Network

## 基于 BP 网络的谐波干扰误差修正方法 在介质损耗角测量中的应用研究

任明辉, 巨 健

宝鸡供电局电力调度控制中心, 宝鸡  
Email: ahui724@163.com

收稿日期: 2013 年 4 月 10 日; 修回日期: 2013 年 5 月 6 日; 录用日期: 2013 年 5 月 19 日

**摘 要:** 介质损耗角计算精度是影响氧化锌避雷器绝缘在线监测系统性能的关键因素, 本文针对谐波对氧化锌避雷器绝缘在线监测系统介质损耗角计算精度的影响, 提出了一种基于 BP 网络的谐波干扰误差修正方法, 即用 BP 网络来辨识电力系统中的三次、五次谐波含量与介质损耗角误差修正值  $\Delta\delta$  之间的非线性关系, 构建基于 BP 网络的介质损耗角修正模型, 并通过该修正模型得出介质损耗角修正值  $\Delta\delta$ , 来对在线监测系统介质损耗角测量值进行修正, 仿真研究和实验室试验结果表明, 该方法对于抑制谐波干扰误差具有良好的效果。

**关键词:** 氧化锌避雷器; 介质损耗角; BP 神经网络

### 1. 引言

电力系统中存在着各种非线性元件, 这些非线性元件的存在将引入较大的三次谐波以及其它的高次

谐波分量<sup>[1]</sup>。另外, 设备负载经常变换, 产生各种噪声, 这些都会使传感器输出的信号包含各种各样的成份: 工频(50Hz)信号, 各高次谐波、白噪声、瞬间脉

冲及其它类型的干扰。而介质损耗角非常小，很容易被淹没掉，给监测带来难度，极大的降低了介质损耗角监测的稳定性和精度。

谐波电压在电网中是不可避免的，当系统电压含有谐波分量时，势必会对测量系统带来很大的误差。本文针对谐波对氧化锌避雷器绝缘在线监测系统测量介质损耗角的影响，进行了大量的试验研究，记录了各种复杂的工况下电网电压中三次、五次谐波的不同含量对该在线监测系统测量的介质损耗角的修正值。针对试验记录的大量样本数据，研究开发基于 BP 网络的谐波干扰误差修正模型，该修正模型可以对各种复杂的工况下测得的介质损耗角进行修正，从而达到消除谐波干扰对介质损耗角测量影响的目的。

## 2. 实验数据获取

为了研究谐波含量对氧化锌避雷器绝缘在线监测系统介质损耗角测量的影响，本文进行试验研究，记录不同工况下，系统电网的谐波含量(三次、五次谐波影响最大，其他高次谐波含量很少，可以忽略)及其对应的介质损耗角的测量值。计算出介质损耗角和真实值的差值  $\Delta\delta$  (即修正值)，以三、五次谐波含量及其对应的介质损耗角修正值  $\Delta\delta$  构成一组三维的样本数据，来研究谐波对介质损耗角的干扰。

数据记录采用 MOA 绝缘在线监测系统平台的数据分析记录程序进行数据记录。通过记录的各个时段的数据，即谐波含量和介质损耗角修正值  $\Delta\delta$  之间的关系，进行试验研究，记录了 1228 组样本数据。

## 3. BP 神经网络

人脑的工作方式与现在的计算机是不同的，人脑是由大量的基本单元(称之为神经元)经过复杂的相互连接而成的一种高度复杂的、非线性的、并行处理的信息处理系统，对有些问题的处理速度要比现代计算机高得多<sup>[2]</sup>。因此，将人脑的工作方式和计算机的处理能力相结合，产生了人工神经网络<sup>[3-8]</sup>。

BP 算法是对网络连接权校正的一种训练方法，它利用实际输出与期望输出之差对网络的各层连接权由后向前逐层反向传播进行校正。由于误差反向传播算法英文写作 Error Back-Propagation Training，故把采用这种算法进行误差校正的多层前馈网络称为

BP 网络<sup>[9]</sup>。一个典型的 BP 网络包括三层：输入层、隐含层和输出层。BP 网络按有导师学习方式进行训练，当一对输入输出模式提供给网络后，其神经元的激励函数值将从输入层经隐含层向输出层传播，在输出层的各神经元输出对应于输入模式的网络响应，按照减少期望输出与实际输出误差的原则，从输出层经隐含层，最后回到输入层逐层修正各连接权。

## 4. 基于 BP 网络的谐波干扰误差修正模型

系统地设计一个神经网络一般包括一下内容：人工神经网络结构设计，包括网络类型、隐层层数、隐层单元数等；人工神经网络训练算法设计，包括训练算法、初始权值的选取、训练样本等。

### 4.1. BP 网络结构设计

#### 4.1.1. 输入输出变量的选取

影响介质损耗角测量的因素很多，本文选取其中的主要因素是谐波干扰，主要研究三次、五次谐波对介质损耗角的影响。实验室记录了电网不同谐波含量下，介质损耗角的变化量。获取了大量三次、五次谐波含量及其对应的介质损耗角校正值的样本数据。该网络建立的输入输出关系为：三次、五次谐波含量——介质损耗角校正值  $\Delta\delta$ 。这是一个两输入，单输出的网络。

#### 4.1.2. 学习样本的选择

选取前文提到的在实验室经过大量试验，记录的三次、五次谐波含量和介质损耗角校正值  $\Delta\delta$  之间关系的样本数据。由于数据过多，难免有坏点的干扰，所以对其进行模糊聚类处理，从中挑选出一部分作为训练数据。

将物理或抽象对象的集合分组成为类似的对象组成的多个类的过程被称为聚类。由聚类所生成的簇是一组数据对象的集合，这些对象与同一个簇中的对象彼此相似，与其他簇中的对象相异<sup>[10]</sup>。在许多应用中，可以将一个簇中的数据对象作为一个整体来对待。模糊聚类主要有两类<sup>[11]</sup>：模糊 C 均值聚类和模糊减法聚类。本文采用模糊减法聚类法<sup>[12,13]</sup>，将 1228 组数据样本进行模糊聚类，并根据聚类结果选取其中的 470 组数据作为神经网络的学习样本集。另外选取 20 组测试样本数据(表 1)。

**Table 1. Result comparison of simulation date and measured date**  
**表 1. 仿真试验结果与实测数据比较**

序号	3 次谐波含量	5 次谐波含量	$\Delta\delta$ (rad)		误差 (rad)
			实测值	预测值	
1	0.013330	0.013299	0.005041	0.005676	0.000635
2	0.014501	0.016337	0.007728	0.007209	-0.000519
3	0.016379	0.022791	0.011915	0.011745	-0.000170
4	0.018491	0.019354	0.008269	0.010645	0.002376
5	0.021033	0.019970	0.014706	0.012069	-0.002637
6	0.024453	0.020048	0.013293	0.013302	0.000009
7	0.026312	0.023658	0.013223	0.016254	0.003031
8	0.027380	0.022451	0.016398	0.015639	-0.000759
9	0.029941	0.022117	0.012316	0.015972	0.003656
10	0.033992	0.017724	0.014915	0.014054	-0.000861
11	0.035631	0.022107	0.014392	0.016845	0.002453
12	0.037601	0.027479	0.022905	0.021561	-0.001344
13	0.040021	0.020010	0.016851	0.015882	-0.000969
14	0.042243	0.018058	0.016223	0.014902	-0.001321
15	0.043752	0.025873	0.019834	0.020575	0.000741
16	0.044930	0.022220	0.016188	0.017678	0.001490
17	0.047461	0.028164	0.024806	0.023016	-0.001790
18	0.050737	0.027487	0.022311	0.022560	0.000249
19	0.054125	0.026604	0.020026	0.021962	0.001936
20	0.055874	0.020395	0.014653	0.017032	0.002379

### 4.1.3. 训练网络的结构优化

神经网络结构的优化主要依赖于反复上机调试，优化的内容包括：隐层节点数，学习率，动量因子和允许误差。

#### 1) 隐层节点的设计

隐层节点是从样本中提取数据的内在规律，每个节点有若干个权值，而每个权值是增强网络映射能力的一个参数。隐层节点数量太少，网络从样本中获取信息的能力就差，不足以概括和体现训练集中的样本规律；隐层节点数太多，有可能把样本中非规律的内容，也学会记住，出现“过度吻合”问题，反而降低泛化能力，且节点数太多会增加网络的训练时间。确定隐层节点数的常用方法是采用试凑法，常用的经验公式为：

$$m = \sqrt{n+l} + \alpha \quad (1)$$

其中， $m$  为隐节点数， $n$  为输入层节点数， $l$  为输出层节点数， $\alpha$  为 1~10 之间的常数。

#### 2) 学习率，动量因子，允许误差的确定

允许误差是对神经网络训练精度的要求，一般根据问题的复杂程度和具体要求而定。学习率  $\eta$  反映里学习的速度快慢，一般取 0.1~0.9 之间，学习率太小会使学习速度很慢，而学习率太大，会使学习速度太大，而引起震荡。动量因子  $\sigma$  决定上次学习的权值变化对本次权值更新的影响程度，取值一般在 0~1 之间。这两个系数也要经过反复尝试，最终决定最佳值。在固定网络其他参数的情况下，通过选择不同的学习率和动量因子来比较各自对应得误差大小，最后确定误差最小者所对应的为最佳值。

本文将设计一个两输入单输出的三层 BP 神经网络，两输入为三次、五次谐波含量，单输出为介质损耗角校正。经过多次的实验数据比较，最终确定隐层节点数取  $m = 10$ ，学习速率取  $\eta = 0.1$ 。

## 4.2. BP 网络程序设计

```
%BP predict
close all
clear
echo on
clc
%NEWFF——生产一个新的前向神经网络
%TRAIN——对 BP 神经网络进行训练
%SIM——对 BP 网络进行仿真
Pause %敲任意键开始
%定义训练样本
p=[]; % p 为输入矢量
t=[]; % t 为目标矢量
threshold=[0 1;0 1]; %threshold 定义输入矢量的范围
%newff——创建一个新的前向神经网络
%tansig——S 型的正切函数
%purelin——纯线性函数
%trainlm——Levenberg-Marguardt BP 训练函数
net=newff(threshold,[10,1],{'tansig','purelin'},'trainlm')
%设置训练参数
%训练次数为 1500，训练目标为 0.000007，学习速率为 0.1
```

```
net.trainParam.epochs=1500;
net.trainParam.goal=0.0000074;
LP.lr=0.1;
net=train(net,p,t); %定义验证样本
p_test=[]; %验证样本的输入矢量
t_test=[]; %验证样本的目标矢量
y=sim(net,p_test); %对 BP 网络进行仿真
error=y-t_test; %计算仿真误差
```

### 4.3. 仿真研究

下面是设计好的 BP 网络的训练结果，如图 1。

图 1 中给出了相应的误差变化曲线，可见，当训练至 50 步时，误差收敛于  $10^{-5}$  以下，网络性能达标。且收敛幅度比较大，训练速度快，可以实现零误差逼近，完全可以达到介质损耗角修正系统的要求。

### 4.4. 最终误差修正模型

从试验记录数据可以得出系统的谐波含量基本在一个范围之内，即三次谐波含量从 0.011381 到 0.058793；五次谐波含量从 0.009303 到 0.028987。以三次、五次谐波在这个范围内为网络输入值，通过 BP 网络给出介质损耗角的预测修正值  $\Delta\delta$ 。从而可以得出一个介质损耗角的修正模型，如图 2 所示。

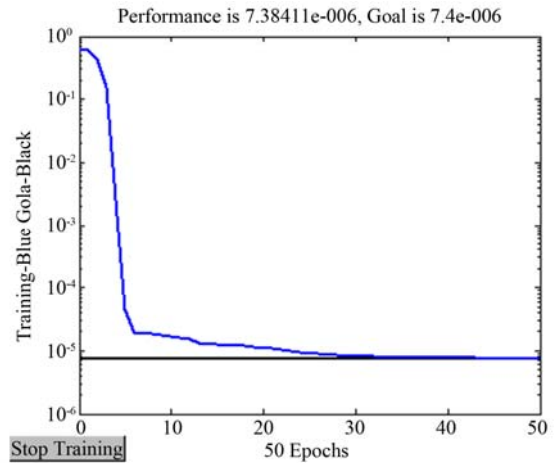
由上图可以得出，只要三、五次谐波含量在这个范围之内，给出一组三、五次谐波含量，就可以通过 BP 网络修正模型得出相应的介质损耗角修正值  $\Delta\delta$ ，从而可以对氧化锌避雷器绝缘在线监测系统测量的介质损耗角进行修正。

用测试数据对训练好的 BP 网络修正模型进行仿真实验，仿真结果如表 1 所示。

由表 1 中的数据我们可以看出，基于 BP 网络的介质损耗角修正模型，得出的介质损耗角修正值与实测值误差较小，说明该介质损耗角修正模型能够达到实用要求，具有实际应用价值。

## 5. 基于 BP 网络的介质损耗角修正系统

基于 BP 网络的谐波干扰修正模型，可以实现给定一组三次、五次谐波的含量，就可通过该修正模型给出对应的介质损耗角的修正值  $\Delta\delta$ ，对绝缘在线监测系统测量的介质损耗角进行修正，从而使测量得到的



Performance is 7.38411e-006, Goal is 7.4e-006  
 TRAINLM, Epoch 0/1500, MSE 0.60503/7.4e-006, Gradient 445.588/1e-010;  
 TRAINLM, Epoch 25/1500, MSE 9.21439e-006/7.4e-006, Gradient 0.245812/1e-010;  
 .....  
 TRAINLM, Epoch 50/1500, MSE 7.38411e-006/7.4e-006, Gradient 0.219571/1e-010;  
 TRAINLM, Performance goal met.

Figure 1. BP network convergence curve  
 图 1. BP 网络的收敛曲线

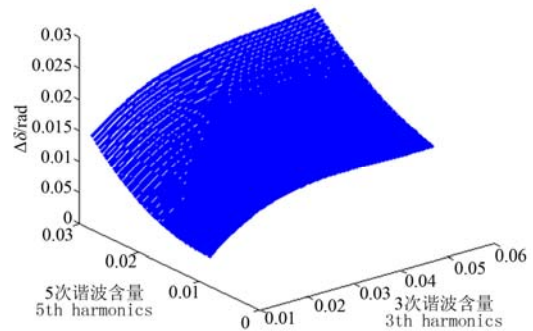


Figure 2. BP network fitting surfaces  
 图 2. BP 网络拟合曲面

介质损耗角  $\delta$  更加接近真实值，消除了谐波对介质损耗角测量的影响。整个修正系统框图如图 3 所示。

由图 3 可以看出，氧化锌避雷器绝缘在线监测系统采集到电压、电流信号送入计算机进行数据处理，通过软件算法计算出电压、电流信号的相位差，从而可以计算出介质损耗角  $\delta'$ 。同时，电压、电流信号进入基于 BP 网络的介质损耗角修正系统，通过 FFT 算法计算出系统电压信号中的基波，三次、五次谐波含量，进而通过 BP 网络修正模型得出介质损耗角修正值  $\Delta\delta$ 。最终介质损耗角的真实值应为  $\delta = \delta' + \Delta\delta$ 。修正后的介质损耗角已经可以看作是真实的介质损耗角了，这样使氧化锌避雷器绝缘在线监测系统的测量数据更加准确，提高了绝缘在线监测系统的测量精度。

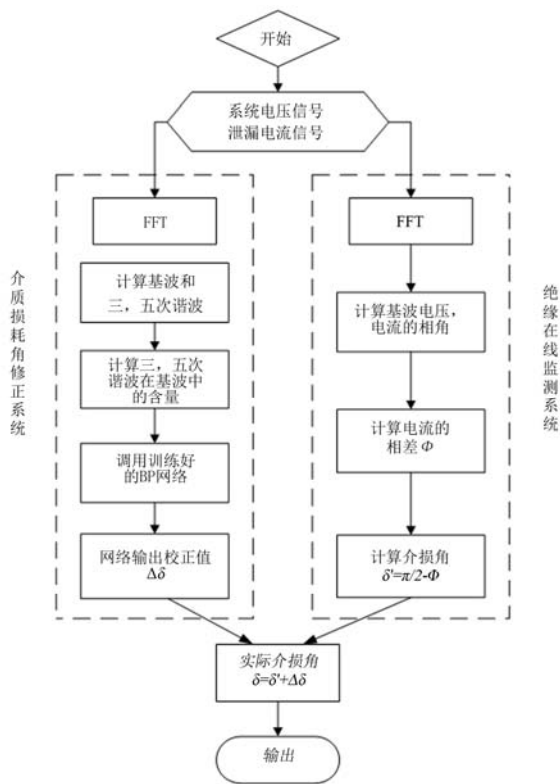


Figure 3. Adjusting dielectric loss angle system diagram based on BP network  
图 3. 基于 BP 网络的介质损耗角修正系统框图

## 6. 结论

本文通过试验研究谐波含量和介质损耗角测量误差值之间的关系，用 BP 神经网络对试验数据进行训练，建立了基于 BP 网络的介质损耗角的修正模型。从而研究开发基于 BP 网络的谐波干扰误差修正系

统。该系统可以自动分析三次，五次谐波含有量并得出相应的介质损耗角修正值  $\Delta\delta$ ，来对测量得到的介质损耗角进行修正，提高了介质损耗角的测量精度，为绝缘在线监测系统测量电容型设备介质损耗角提供了科学准确的测量方法。

## 参考文献 (References)

- [1] 唐炬, 李剑, 苟海丰. 一种在线监测绝缘介质损耗的方法[J]. 重庆大学学报, 2001, 24(5): 111-115.
- [2] 阎平凡, 张长水. 神经网络与模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [3] A. Hoffmann. A methodological and computational analysis. Paradigms of Artificial Intelligence, Singapore: Springer, 1998.
- [4] 张乃尧, 阎平凡. 神经网络与模糊控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 1980.
- [5] 张立明. 人工神经网络的模型及应用[M]. 上海: 复旦大学出版社, 1994.
- [6] 袁曾任. 神经网络及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1990.
- [7] M. T. Hagan, H. B. Demuth and M. Beale. Neural Network Design. Stamford: Thomson Learning, 1996.
- [8] B. Widrow. Neural Networks Application in Industry. Business and Science, Communication of the ACM, 1994, 37: 93-105.
- [9] 袁曾任. 人工神经网络及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 第三版, 1999.
- [10] J. W. Han. 范明, 孟小峰译. 数据挖掘: 概念与技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 2001.
- [11] 楼顺天, 胡昌华, 张伟. 基于 MATLAB 的系统分析与设计——模糊系统[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2001.
- [12] S. Chiu. Fuzzy model identification based on cluster estimation. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 1994, 2(3): 267-278.
- [13] R. Y. Ronald, P. F. Dimitar. Essentials of fuzzy modeling and control. New York: John Wiley & Sons Inc., 1994.