

基于 BP 网络远程无线电力变压器故障诊断系统

熊 树, 俞阿龙

(淮阴师范学院物理与电子电气工程系, 江苏 淮安 223001)

摘要: 针对电力变压器故障的特点, 运用 BP 神经网络技术对传统的电力变压器故障诊断方法加以完善, 以 TMS320VC5402 DSP 为硬件核心, 设计了高速实时电力变压器故障诊断模块, 同时利用 Zigbee 网络实现了电力变压器故障远距离无线诊断。通过电力变压器故障诊断实例, 比较了 BP 神经网络法和传统的改良三比值法在诊断电力变压器故障类型方面的性能。比较实例表明, 基于 BP 网络远程无线电力变压器故障诊断方法能有效地对电力变压器单故障和多故障样本进行分类诊断, 提高了诊断准确率, 同时还可以进行远距离无线诊断, 从而节省了成本。

关键词: 电力变压器; 故障诊断; 无线; BP 网络

Power transformer long distance wireless fault diagnosis system based on BPNN

XIONG Shu, YU A-long

(Department of Physics and Electronic Electrical Engineering, Huaiyin Normal University, Huaian 223001, China)

Abstract: According to characteristic of actual power transformer fault diagnosis, traditional power transformer fault diagnosis method is improved by using BPNN technique. The high-speed real-time fault diagnosis module of power transformer is designed based on TMS320VC5402 DSP and long distance wireless fault diagnosis is realized by Zigbee. The performance of BP network approach and refined three ratios are compared in terms of diagnosing fault types for power transformers via practical instance of power transformer fault diagnosis. The results of numerical examples show that power transformer long distance wireless fault diagnosis algorithm based on BPNN has good classifying capability of both single-fault and multiple-fault samples as well as high accuracy of fault diagnosis. At the same time, it can also carry on long-distance wireless diagnosis, thereby saving costs.

Key words: power transformer; fault diagnosis; wireless; BPNN

中图分类号: TM41 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)23-0207-05

0 引言

电力变压器能否可靠运行是电力工业和其他工业生产正常运行的基础。利用电力变压器绝缘油中溶解气体分析(DGA)方法, 检测其内部早期故障, 已成为变压器绝缘监督的重要手段。DGA 故障类别目前一般沿用 IEC 三比值法及相关改良比值法等经典方法加以判别, 但是由于三比值法的故障分类本身存在模糊性, 每一组编码与故障类型之间也具有模糊性, 三比值法未能包括和反映变压器内部故障的所有形态^[1]。针对这一问题, 本文提出了一种基于 BP 网络的电力变压器故障远程无线诊断系统。

基金项目: 淮阴师范学院青年优秀人才支持计划项目(07QNZC005); 淮安市 2008 年度科技支撑计划(工业)资助项目(HAG08035)

1 基于 BPNN 的电力变压器故障诊断方法

基于 BPNN 的电力变压器故障诊断学习模型如图 1 所示^[2-3]。

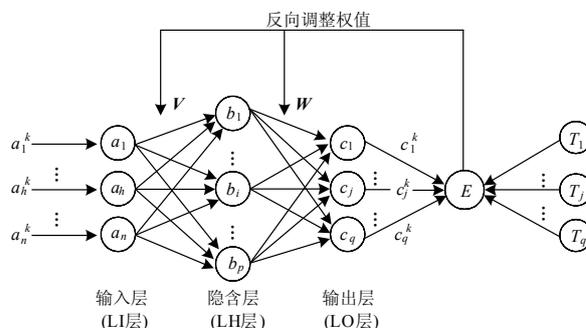


图 1 基于 BPNN 的电力变压器故障诊断学习模型

Fig.1 Learning model of power transformer fault diagnosis system based on BPNN

结合图 1 的故障诊断学习模型, 令输入层神经元数为 n , $I=\{a_1, \dots, a_n\}$ 为输入层故障诊断特征向量; 隐含层神经元数为 p , 即 $H=\{b_1, \dots, b_p\}$; $O=\{c_1, \dots, c_q\}$ 为输出层故障诊断向量; $\{T_1, \dots, T_j, \dots, T_q\}$ 为教师信号, $K=(1, 2, \dots, m)$ 为给定的样本数; $V=V_{n \times p}$ 与 $W=W_{p \times q}$ 为各层之间连接权值矩阵。这样, $(A_k, T_k)(k=1, 2, \dots, m)$ 构成任一个输入输出模式对。此外, 令 θ_i 和 r_j 分别为隐含层 (LI 层) 单元和输出层 (LO 层) 单元的阈值。

对每个模式对 $(A^k, T^k)(k=1, 2, \dots, m)$ 按图 2 所示的学习流程框图进行学习, 其中 $A^k = \{a_1^k, \dots, a_n^k\}$, $T^k = \{T_1^k, \dots, T_j^k, \dots, T_q^k\}$ 。

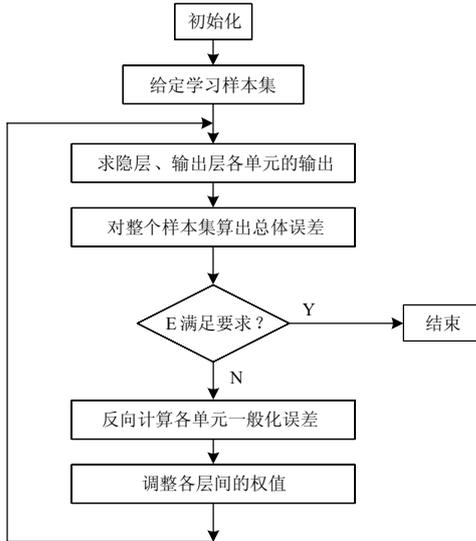


图 2 基于 BPNN 的故障诊断学习流程图
Fig.2 Flow of fault diagnosis learning

将输入模式 A^k 送到 LI 层, LI 层单元的激活值 a_h 通过连接权矩阵 V 送到 LH 层, 产生 LH 层新的净输入 $netb_i$, 进而产生 LH 层单元的输出值 b_i ,

$$netb_i = \sum_{h=1}^n v_{hi} a_h + \theta_i \quad (1)$$

$$b_i = f(netb_i) \quad (2)$$

式中: $i=1, 2, \dots, p$; f 为 S 型函数。

计算 LO 层单元的输出值:

$$c_j = f\left(\sum_{i=1}^p \omega_{ij} b_i + r_j\right) \quad (3)$$

式中, $j=1, 2, \dots, q$ 。

计算输出 LO 层单元的一般化误差:

$$d_j = c_j(1-c_j)(T_j^k - c_j) \quad (4)$$

式中: $j=1, 2, \dots, q$; $k=1, 2, \dots, m$ (m 为总的样本数); T_j^k 为 LO 层单元 j 的希望输出, 是教师信号。

计算输出 LH 层单元的一般化误差:

$$e_i = b_i(1-b_i) \sum_{j=1}^q \omega_{ij} d_j \quad (5)$$

式中, $i=1, 2, \dots, p$; 上式相当于将 LO 层单元的误差反向传播到 LH 层。

调整 LO 层单元到 LH 层单元的连接权和阈值:

$$\Delta \omega_{ij} = \eta b_i d_j, \quad \Delta r_j = \eta d_j \quad (6)$$

式中: $i=1, 2, \dots, p$; $j=1, 2, \dots, q$; η 为学习率 ($0 < \eta < 1$)。

调整 LH 层单元到 LI 层单元的连接权和阈值:

$$\Delta v_{hi} = \eta a_h e_i, \quad \Delta \theta_i = \eta e_i \quad (7)$$

式中: $h=1, 2, \dots, n$; $i=1, 2, \dots, q$ 。

重复上述步骤, 直至总体误差平方和

$$\frac{1}{2} \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^p (T_j^k - c_j)^2$$

达到足够小时为止。

2 基于 BPNN 的故障诊断模块

2.1 BPNN 模块设计

BPNN 故障诊断模块是以 BP 神经网络理论和改良三比值法为理论依据。BPNN 模块选用 H_2 、 CH_4 、 C_2H_4 、 C_2H_6 、 C_2H_2 五种特征气体作为输入, 同时, 采用高温过热 (HH)、中低温过热 (LH)、高能量放电 (HD)、低能量放电 (LD) 作为 BP 网络输出的电力变压器故障类型。这样, BP 网络相应的输入、输出层神经元个数也就确定为 5 输入 4 输出, 即:

a_1 、 a_2 、 a_3 、 a_4 、 a_5 分别对应 H_2 、 CH_4 、 C_2H_4 、 C_2H_6 、 C_2H_2 五种特征气体的组分含量, c_1 、 c_2 、 c_3 、 c_4 分别对应高温过热 (HH)、中低温过热 (LH)、高能量放电 (HD)、低能量放电 (LD) 四种故障类型。从采集的特征气体样本中选取了 20 组具有代表性的原始样本数据对所构建的 BP 神经网络进行训练。本模块中 BP 网络的设计和训练按照图 3 所示流程进行^[4-6]。

2.2 BPNN 的训练及测试

本文使用自适应修改学习率算法训练网络, 下面是网络训练程序中部分参数的设定:

```
net.performfcn='sse';
net.trainparam.goal=0.0001;
net.trainparam.show=20;
net.trainparam.epochs=5000;
net.trainparam.mc=0.90;
```

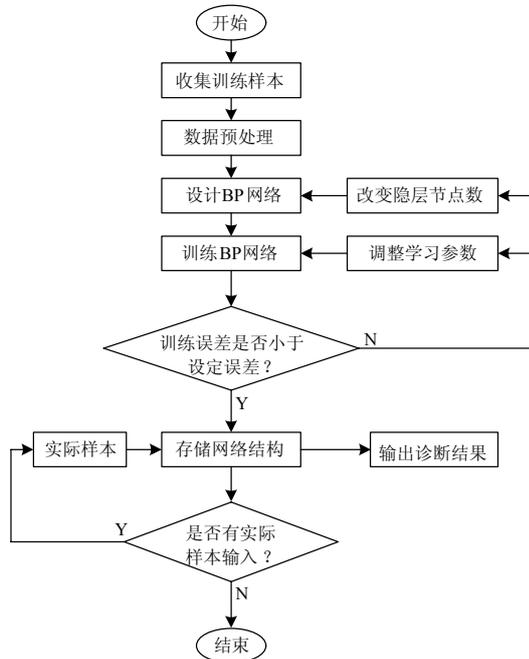


图 3 BP 网络的设计和训练

Fig.3 Network design and training

BP 网络隐层节点数经过反复试验调整定为 12, 因此 BP 网络结构为 5-12-4, 隐层和输出层神经元的激活函数为 `logsig` 型。网络训练程序运行结果如下:

```
>>TRAINEDX, Epoch 0/5000, SSE 20.44/0.0001,
Gradient 11.0541/1e-006
TRAINEDX, Epoch 20/5000, SSE 13.6466/0.0001,
Gradient 2.79446/1e-006
TRAINEDX, Epoch 40/5000, SSE 10.6477/0.0001,
Gradient 1.97005/1e-006
TRAINEDX, Epoch 60/5000, SSE 7.27493/0.0001,
Gradient 1.04761/1e-006
TRAINEDX, Epoch 80/5000, SSE 4.18044/0.0001,
Gradient 0.635043/1e-006
TRAINEDX, Epoch 100/5000, SSE 1.87765/0.0001,
Gradient 0.256502/1e-006
TRAINEDX, Epoch 120/5000, SSE 0.819675/0.0001,
Gradient 0.117468/1e-006
TRAINEDX, Epoch 140/5000, SSE 0.223121/0.0001,
Gradient 0.0441645/1e-006
TRAINEDX, Epoch 160/5000, SSE 0.045299/0.0001,
Gradient 0.0109533/1e-006
TRAINEDX, Epoch 180/5000, SSE 0.0114165/0.0001,
Gradient 0.00309552/1e-006
TRAINEDX, Epoch 200/5000, SSE 0.0035477/0.0001,
Gradient 0.00103924/1e-006
TRAINEDX, Epoch 220/5000, SSE 0.00118506/0.0001,
```

```
Gradient 0.000368113/1e-006
```

```
TRAINEDX, Epoch 240/5000, SSE 0.000403683/0.0001,
```

```
Gradient 0.000131514/1e-006
```

```
TRAINEDX, Epoch 260/5000, SSE 0.000139235/0.0001,
```

```
Gradient 4.72026e-005/1e-006
```

```
TRAINEDX, Epoch 267/5000, SSE 9.62181e-005/0.0001,
```

```
Gradient 3.30294e-005/1e-006
```

```
TRAINEDX, Performance goal met.
```

BP 网络训练误差曲线如图 4 所示。

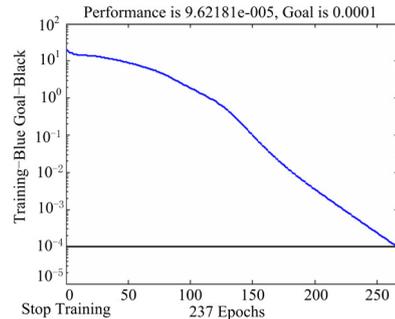


图 4 BP 网络训练误差曲线

Fig.4 Curve of BP network training error

可见, 当训练步数达到 267 步时, 网络停止训练, 此时 SSE 为 $9.62181e-005$, 小于误差精度要求 0.0001。再输入指令 `sim(net, p)` 仿真该网络, 查看学习结果如下:

```
ans =
Columns 1 through 5
0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0008 0.0003 0.0004 0.0001 0.0004
0.0001 0.0003 0.0001 0.0002 0.0021
0.9998 0.9997 0.9998 0.9999 0.9981
Columns 6 through 10
0.0014 0.0000 0.0012 0.0000 0.0022
0.0001 0.0001 0.0000 0.0011 0.0001
0.9988 0.9999 0.9970 0.9994 0.9993
0.0000 0.0011 0.0016 0.0004 0.0000
Columns 11 through 15
0.0000 0.0000 0.0000 0.0033 0.0001
1.0000 1.0000 1.0000 0.9967 0.9986
0.0003 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
0.0001 0.0002 0.0003 0.0000 0.0003
Columns 16 through 20
0.9981 1.0000 1.0000 1.0000 0.9961
0.0032 0.0000 0.0000 0.0000 0.0011
0.0000 0.0000 0.0001 0.0000 0.0027
0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
```

可以看出网络具有非常好的学习性能, 网络输

出与目标输出的误差已经达到了预先的要求。输入函数 `postreg`，分析训练结果如图 5 所示。从图 5 中可以清楚地看出 BPNN 的输出结果和希望的目标结果之间几乎完全重合，再一次证明设计的 BP 网络性能良好。

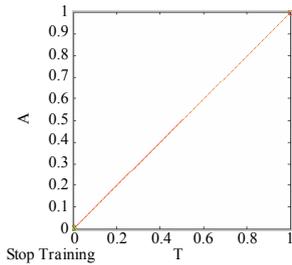


图 5 网络输出和目标输出的拟合图

Fig.5 Network output and target output of the fitting chart

随机地从实际检测到的电力变压器故障案例中选取 9 组样本对网络进行测试，其中一组测试结果如下：BPNN 输入样本 H2: 56, CH4: 99.9, C2H4: 248.8, C2H6: 51.4, C2H2: 2.3 (单位: $\mu\text{L/L}$)，实际故障为高温过热。

BPNN 输出结果:

ans =
 0.0000
 0.0000
 0.0001
 0.9997

可见：故障代码为 0001，对应故障类型为高温过热，这与实际故障一致。

图 6 所示为 BP 网络对训练误差测试记录。由此可见该 BP 网络的结构和各参数的选取都较为合理，并且网络性能良好。

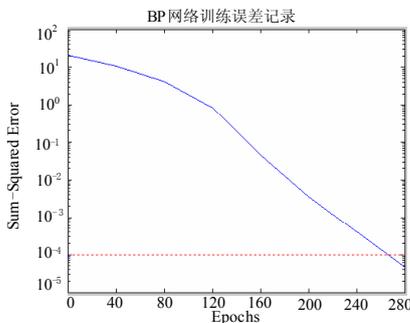


图 6 BP 网络训练误差测试记录

Fig.6 Records of BP network training error test

3 无线故障诊断系统硬件设计

故障信息采集、诊断系统硬件总体设计框图如图 7 所示^[7-8]。

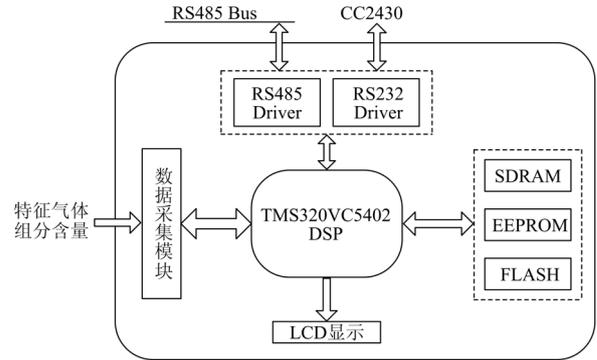


图 7 总体设计框图

Fig.7 System structure

该故障诊断系统与上位监控机之间的数据传输是通过无线方式传输，具体方式如图 8^[9]。



图 8 故障诊断监控结构图

Fig.8 Monitoring fault diagnosis chart

4 实验结果分析

为比较 BPNN 法和改良三比值法两者的故障诊断准确率，特取 10 组非训练集中的样本对基于 BPNN 的电力变压器故障诊断系统进行测试，测试结果如表 1 所示。(注：O1、O2、O3、O4 代表 BPNN 输出层神经元的输出，“?”代表改良三比值法无法判断的故障类型，“#”代表故障判断错误。)

从表 1 可以看出：测试样本的 BPNN 法输出代码对应的故障类型与电力变压器的实际故障类型相一致，说明网络的识别性能良好。而 10 组测试样本的改良三比值法代码也符合改良三比值的判别规则，说明程序运行正常。但是，对比两种方法的诊断结果可以发现：BPNN 故障诊断方法的准确率要优于传统的改良三比值法，而且它还可以识别出改良三比值法“无法判定”的故障类型。例如，第 10 组样本的比值编码为 000，这是改良三比值法无法判断的，而 BP 网络却可以给出准确的故障类型。

5 结论

基于 BPNN 的变压器故障诊断方法具有良好的模式识别能力，能够快速、有效、准确地进行变压器故障诊断，并可以通过 BP 网络自身的自学习功能来提高整个系统的故障诊断能力。本文的 BP 网络结构及网络参数选取比较合理，训练误差小于 0.000 1，并且能够准确识别非训练集中样本的故障类型。

表1 BPNN法和改良三比值法实验结果对比

Tab.1 Experimental result of BPNN method and refined three-ratio method

样本序号	O ₁	O ₂	O ₃	O ₄	BPNN 输出代码	改良三比值代码	实际故障类型
1	0.0000	0.0000	0.0003	0.9996	0001 (高温过热)	022 (高温过热)	高温过热
2	0.0000	0.0001	0.0000	1.0000	0001 (高温过热)	022 (高温过热)	高温过热
3	0.0000	0.0000	0.0001	0.9997	0001 (高温过热)	022 (高温过热)	高温过热
4	0.0002	0.0000	1.0000	0.0000	0010 (中低温过热)	021 (低温过热)	中低温过热
5	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1000 (低能放电)	210 (低能放电)	低能放电
6	0.0000	1.0000	0.0000	0.0004	0100 (高能放电)	102 (电弧放电)	高能放电
7	0.0001	0.9999	0.0000	0.0001	0100 (高能放电)	102 (电弧放电)	高能放电
8	1.0000	0.0000	0.0001	0.0000	1000 (低能放电)	011 (低温过热)	低能放电
9	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0100 (高能放电)	102 (电弧放电)	高能放电
10	0.0022	0.0001	0.9993	0.0000	0010 (中低温过热)	000 (?)	低温过热

参考文献

- [1] 赵翔, 李著信, 萧德云. 故障诊断技术的研究现状与发展趋势[J]. 机床与液压, 2002 (4): 3-6.
- [2] PATI Y C, KRISHNAPRASAD P S. Analysis and synthesis of feed forward and neural networks using discrete affine wavelet[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1993, 4 (1): 73-75.
- [3] 徐玉珍. 基于模糊神经网络的变压器故障智能诊断系统[D]. 福州: 福州大学, 2000.
- [4] 孙才新, 陈伟根, 李俭, 等. 电气设备油中气体在线监测与故障诊断技术[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [5] ZHANG Q, BENVENISTE A. Wavelet networks[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1992, 3 (6): 889-898.
- [6] SU Q, MI C, LAI L L, et al. A fuzzy dissolved gas analysis method for the diagnosis of multiple incipient faults in a transformer[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2000, 15 (2): 593-598.
- [7] 钱政, 高文胜, 尚勇, 等. 用可靠性数据分析及 BP 网络诊断变压器故障[J]. 高电压技术, 1999, 25 (1):

- 13-15.
- [8] ZHANG Ge-xiang, JIN Wei-dong, HU Lai-zhao. Application of generalized adaptive wavelet neural network based on resemblance coefficient to signal recognition[C]. //Proceedings of 2004 IEEE International Symposium on Intelligent Control. Taipei(China), Piscataway(USA): 2004: 443-447.
- [9] Ze Zhao, Li Cui, EasiMed. A remote health care solution[C]. // Proceeding of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference. Shanghai(China): 2005: 2145-2148.

收稿日期: 2010-01-29; 修回日期: 2010-05-11

作者简介:

熊树(1980-), 男, 工学硕士, 讲师, 主要从事计算机控制、电力电子与电力传动等方面的研究; E-mail: xiongshuok@163.com

俞阿龙(1963-), 男, 工学博士, 教授, 主要从事测量仪器及仪表等领域的研究。

(上接第 206 页 continued from page 206)

- [6] 李文. 基于 ZigBee 和 GPRS 的远程监控系统设计[J]. 低压电器, 2009 (12): 37-39.
LI Wen. Design of remote monitoring and control system based on ZigBee and GPRS [J]. Low Voltage Apparatus, 2009 (12): 37-39.
- [7] MC1321x datasheet [EB/OL]. http://www.freescale.com/files/rf_if/doc/data_sheet/MC1321x.pdf?pspll=1
- [8] 曲广强, 李丹, 常国权. GPRS 无线通信模块 MC351 及其外围电路设计 [J]. 东北电力大学学报, 2006 (4): 79-82.
QU Guang-qiang, LI Dan, CHANG Guo-quan. GPRS module MC351 and its peripheral circuit design [J]. Journal of Northeast Dianli University, 2006 (4): 79-82.
- [9] 韩华峰, 杜克明, 孙忠富, 等. 基于 ZigBee 网络的温室环境远程监控系统设计与应用 [J]. 农业工程学报, 2009 (7): 158-163.
HAN Hua-feng, DU Ke-ming, SUN Zhong-fu, et al. Design and application of ZigBee based

telemonitoring system for greenhouse environment data acquisition [J]. Transactions of the CSAE, 2009 (7): 158-163.

- [10] 吕治安. ZigBee 网络原理与应用开发 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2008.
Lü Zhi-an. ZigBee network principle and application development [M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2008.

收稿日期: 2010-02-11

作者简介:

杨增汪(1972-), 男, 硕士, 讲师, 主要研究方向为嵌入式系统、计算机仿真技术应用开发; E-mail: yangzw72@126.com

王宜怀(1962-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为嵌入式系统应用;

戴新宇(1965-), 男, 学士, 高级实验师, 主要从事电子电器设备维护与开发工作。