

基于 MIV 和 BRBP 神经网络的电路板红外诊断方法

崔昊杨,许永鹏,杨俊杰,曾俊冬,唐忠
(上海电力学院电子与信息工程学院,上海 200090)

摘要:针对 BP 神经网络对于海量数据训练及多维数据训练收敛困难的问题,在使用增加动力项、自适应学习速率等方法的基础上,引入均值影响度算法(MIV)构造了贝叶斯正则化反向传播(BRBP)神经网络,以此提高电子线路板红外故障诊断算法的效率。利用红外测温方式,获取了不同室温及运行状态下电路板中 21 个元器件温度数据。将此 21 个参数作为故障诊断模型的初始输入变量,经过 MIV 算法简约为 12 个参数输入至 BRBP 神经网络,进行故障评估和诊断。结果表明:相对于传统的 BRBP 神经网络,本文设计的基于 MIV 和 BRBP 神经网络模型诊断方法极大简化了数据训练的数据量并解决了数据收敛的困难,因此效率更高,用时更省。

关键词:红外测温;MIV;BRBP 神经网络;故障诊断

中图分类号:TN219;TN215 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2014.04.007

Infrared diagnosis of circuit board fault based on MIV and BRBP neural networks

CUI Hao-yang, XU Yong-peng, YANG Jun-jie, ZENG Jun-dong, TANG Zhong

(School of Electronic and Information Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: The training algorithm for BP network is hard to converge when the input data is large and has high dimension. Aiming at this problem, a novel fault diagnosis method based on MIV and BRBP neural networks by infrared temperature measuring is put forward. Sample data about 21 variables of circuit board under different room temperature and operating conditions are measured, and these 21 parameters are used as the initial input variables of fault diagnosis model. After MIV optimization, the reduced 12 variables will be input into BRBP neural networks to predict faults and classify the circuit board running conditions. Experiments show that the proposed neural networks model is more efficiently and more rapidly compared with the traditional BRBP neural network. The neural network model presented in the paper can effectively diagnose the circuit board faults.

Key words: infrared temperature measuring; MIV; BRBP neural networks; fault diagnosis

1 引言

随着电路板上元器件密度的不断增大,集成化程度日益提高,电路板的结构日益复杂^[1]。常规的接触式电路板故障检测不仅耗时长,难度大且需要检测人员具备较强的专业技能。由于电路板发生故障时,其中的元器件往往会发生温升的变化,而且温度与器件的故障率也有重要联系,如图 1 所示^[2]。因此,具有非接触特性的红外测温故障诊断得到广泛关注。但传统的红外诊断法往往依靠人工分析数

据,很容易受到人为因素影响,且对数据分析能力要求较高,工作量大^[3]。为解决上述问题,需要采用能够排除人为因素干扰、有效进行信息处理的智能故障诊断技术。

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 61107081, 61202369);上海市教育委员会科研创新项目(No. 10YZ158, 12ZZ176)资助。

作者简介:崔昊杨(1978-),副教授,博士,主要研究工作是电力设备状态检测和半导体光电器件等。E-mail: cuihy@shiep.edu.cn

收稿日期:2013-09-02; **修订日期:**2013-09-25

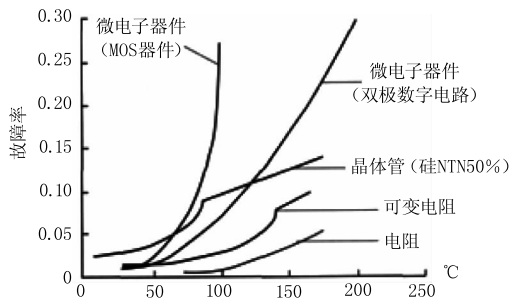


图1 元器件故障率与温度的关系曲线

BP 神经网络算法具有良好的非线性映射能力、泛化能力、容错能力^[4-5],可以有效解决红外电路故障中的容差和非线性问题,但 BP 网络算法对于大量及高维度数据训练收敛困难,将导致诊断结果精度不够高,故障诊断效率较低。

本文提出了一种基于 MIV 和 BRBP 神经网络的电路板红外故障诊断方法,利用红外测温方式,获取了不同室温及运行状态下电路板中各元器件温度数据。将大量参数作为故障诊断模型的初始输入变量,经过 MIV 算法简约后,输入至 BRBP 神经网络,进行故障评估和诊断。使故障诊断效率得到明显提高,用时明显减少并具有可推广性。

2 故障诊断模型理论

2.1 神经网络模型

2.1.1 传统 BP 神经网络模型

前向反馈(back propagation, BP)神经网络通常是指基于误差反向传播的多层前向神经网络,最早由 Rumelhart^[6]在 1986 年研究并设计出来。据统计有近 90% 的神经网络应用是基于 BP 神经网络算法^[7-8]。BP 神经网络结构如图 2 所示。

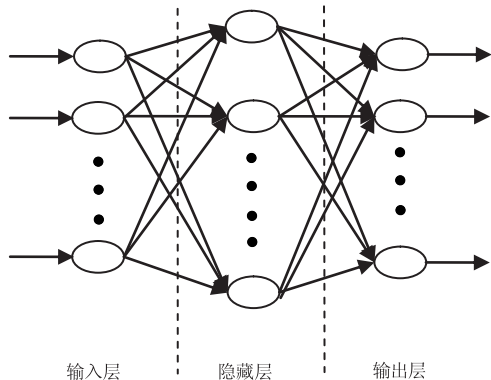


图2 BP 神经网络结构图

2.1.2 贝叶斯正则化(BR)算法

为了进一步提高 BP 神经网络的分类准确性及泛化能力,MacKay^[9]提出了贝叶斯正则化算法,即用贝叶斯方法来得到神经网络最优的正则化系数,对性能函数进行修正并确定隐藏层神经元数,一般而言,神经网络的性能函数为:

$$F(w) = \alpha E_w + \beta E_d \tag{1}$$

$$E_w = m^{-1} \sum_{j=1}^m w_j^2 \tag{2}$$

$$E_d = \frac{1}{n} \sum_{p=1}^n (t_p - \alpha_p)^2 \tag{3}$$

其中, w 为网络的权值向量; E_w 为网络所有权值的均方误差, m 为网络中权值的总数; w_j 为网络中权值; E_d 为网络响应的均方误差; n 为训练样本总数; t_p 为第 p 组训练的期望输出值; α_p 为第 p 组训练的实际输出值; α 和 β 为正规化系数,其大小影响网络的训练效果。在贝叶斯分析的框架下,可推导出:

$$\alpha = \frac{\gamma}{2E_w}, \beta = \frac{(n - \gamma)}{2E_d} \tag{4}$$

其中, $\gamma = N - 2\alpha \text{tr}(H)^{-1}$,表示有效参数的数目,反映网络的实际规模; H 是 $F(w)$ 的黑塞(Hessian)矩阵^[10]。对于黑塞矩阵 H ,Foresee F D^[11]采用 Levenberg-Marquardt 算法训练网络时,很容易通过 Gauss-Newton 法逼近。在训练过程中可根据有效参数 γ , A 和 W 的取值来判断网络是否收敛并确定隐含层神经元的个数。对于给定的隐含层神经元数(假定为 P),经过若干步迭代后,这三个有效参数处于恒值或变化较小,则说明网络训练收敛,可以停止训练;然后选定一个较小的 P 开始训练并逐步增加 P 的大小,直到从某个 P 开始有效参数 γ , A 和 W 基本保持不变,那么这个 P 就可以作为最终的隐含层神经元数。

2.2 基于均值影响度(MIV)算法的优化模型

虽然 BRBP 神经网络在增加动量项的 BP 神经网络、基于自适应学习速率方法的基础上,对故障诊断的效率有了较显著的提高,但是对于大量及高维度数据训练收敛难题,依旧没有进行很好的解决,导致诊断结果精度不够高,故障诊断效率可以进一步的提高。

均值影响度算法(Mean Impact Value, MIV)能够反应神经网络中权重矩阵的变化情况,是神经网络中评价变量相关性的最好指标之一^[12]。因此,本文提出运用均值影响度算法对输入参数进行简约化处理,再输入 BRBP 神经网络进行诊断。

在 BRBP 神经网络训练终止后,将训练样本 D 中每一自变量特征在其原值的基础上分别加(减) 15% (或自定义变化值)构成新的两个训练样本 D_1 和 D_2 。将 D_1 和 D_2 分别作为仿真样本,利用已建成的神经网络进行仿真,得到两个仿真结果 S_1 和 S_2 ,

求出 S_1 和 S_2 的差值,即为变动该自变量后对输出产生的影响变化值(Impact Value, IV)。然后将 IV 按训练样本的总个数进行平均,得出该自变量的 MIV 值。最后根据 MIV 绝对值的大小为各个自变量排序,得到各自变量对网络输出影响相对重要性的位次表,从而判断出输入特征对于网络结果的影响程度,即实现了输入变量的筛选。

3 实验及诊断结果

3.1 测温实验

实验以台式电脑主板的元器件为对象,通过红外测温方式,分别在环境温度为 25℃,26℃,27℃,28℃的情况下,对不同运行状态进行测温实验,获取温度数据。红外测温仪为 ITVR6816 型,距离系数比为 150 : 1,测温精度为 ±0.1℃。

为了准确判断故障类型,实验中选取 21 个测温点(5 个电路板点、9 个电容点、3 个芯片点、4 个散热片点),各测温点具体位置如图 3 所示。另外,环境温度 t_s ,主板平均温度 t_b ,共 23 项变量,进行了 2 个月的温度监测,共获得 960 组数据。分为四类,即有光照条件下电路板散热轻度故障、有光照条件下电路板散热中度故障、暗环境条件下电路板散热轻度故障、暗环境下电路板散热中度故障。

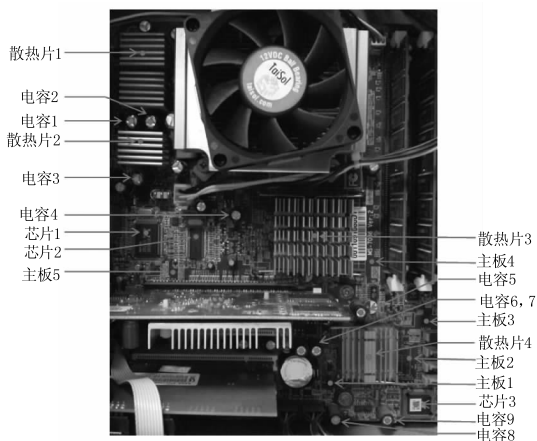


图3 主板上的测温点图

3.2 基于 MIV 算法的简约化结果

采用如前所述的 MIV 算法,利用 Matlab 对测量到的温度数据进行运算,得到 21 个测温点的 MIV 值,如表 1 所示。由 MIV 算法的理论可知,当 MIV 绝对值越大时,该测温点对结果的判断影响越大,本文取 MIV 绝对值大于 2 的测温点,而小于 2 的测温点,对实验影响较小,将其排除。可将 21 个参量简约化至 12 个输入参量,即 1,2,4,⋯,21,共 12 个测温点,可进行下一步测试。

表 1 MIV 数值表

| | | | | | | | |
|----|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 名称 | MIV_1 | MIV_2 | MIV_3 | MIV_4 | MIV_5 | MIV_6 | MIV_7 |
| 数值 | -2.11 | -2.92 | 0.05 | 3.06 | -2.14 | 5.65 | -3.78 |
| 名称 | MIV_8 | MIV_9 | MIV_10 | MIV_11 | MIV_12 | MIV_13 | MIV_14 |
| 数值 | -2.30 | 2.14 | -1.48 | 3.96 | 3.95 | -1.22 | 1.93 |
| 名称 | MIV_15 | MIV_16 | MIV_17 | MIV_18 | MIV_19 | MIV_20 | MIV_21 |
| 数值 | -0.477 | -0.31 | -1.50 | 0.86 | 0.43 | 3.71 | 4.70 |

3.3 诊断结果与讨论

采用如前所述的 BRBP 神经网络算法,利用 matlab 对 MIV 算法简约后的输入参数进行运算,与未经 MIV 简约化的 BRBP 神经网络诊断结果进行对比。其中第 I 类为在有光照条件下电路板散热轻度故障,第 II 类为在光照条件下电路板散热中度故障,第 III 类为在暗环境条件下电路板散热轻度故障,第 IV 类为在暗环境下电路板散热中度故障。如下所示:

(1)采用增加动量项的 BP 神经网络、基于自适应学习速率的 BP 神经网络,将全部实验数据进行输入,分类结果分别如图 4 和图 5 所示。

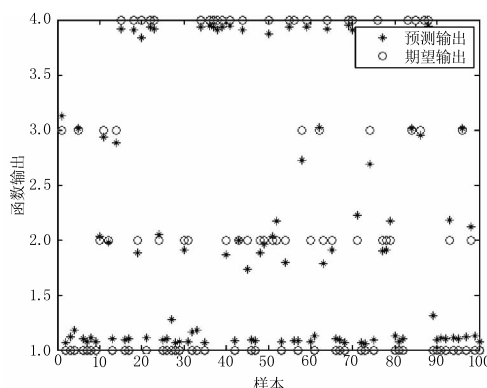


图4 增加动量项的 BP 神经网络结果

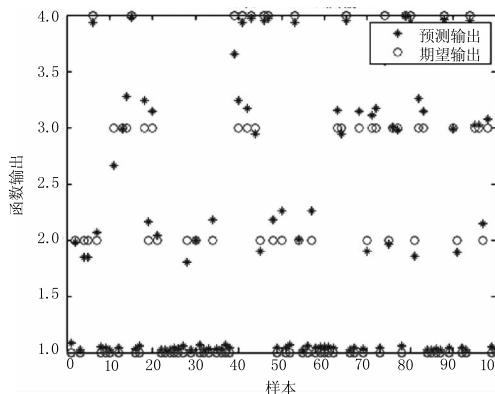


图5 基于自适应学习速率的 BP 神经网络结果

(2)采用 BRBP 神经网络,将全部实验数据作为输入,分类结果如图 6 所示,期望输出与预测输出的绝对误差如图 7 所示。

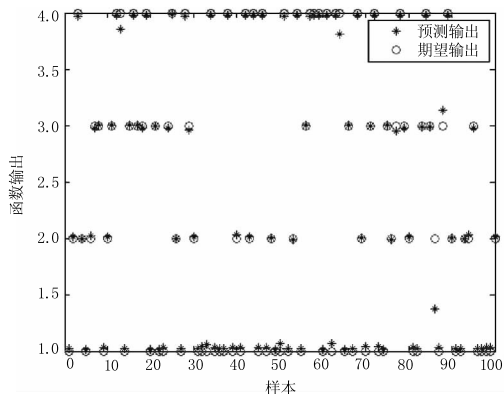


图6 BRBP神经网络结果

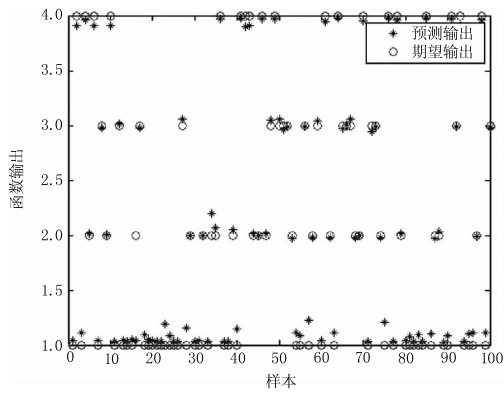


图8 MIV优化后的BRBP神经网络结果

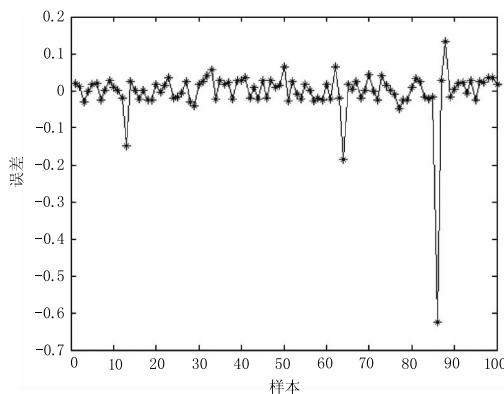


图7 BRBP神经网络绝对误差

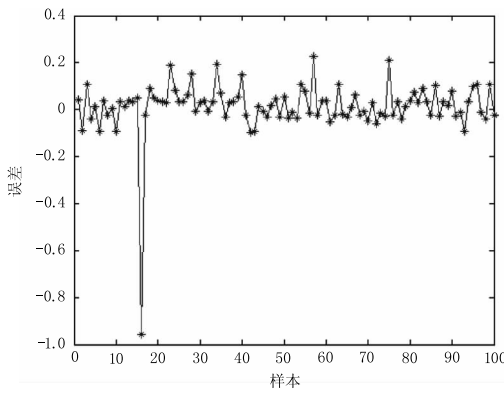


图9 MIV优化后的BRBP神经网络绝对误差

(3)采用BRBP神经网络,将MIV简约化后12个测温点的温度数据作为输入,分类结果如图8所示,期望输出与预测输出的绝对误差如图9所示。

由于实验数据共有960组,无法详细展示,所以仅随机挑选部分神经网络故障诊断实验数据列出,如表2所示。

表2 部分神经网络故障诊断实验数据表

| 实验条件 | | 神经网络模型输入 | | | | | | 输出 |
|------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|-----|-------------------------|------|
| 故障类型 | $t_s/^\circ\text{C}$ | $t_b/^\circ\text{C}$ | $t_1/^\circ\text{C}$ | $t_2/^\circ\text{C}$ | $t_4/^\circ\text{C}$ | ... | $t_{21}/^\circ\text{C}$ | 故障类型 |
| III | 26 | 39 | 40.1 | 39.5 | 34.6 | ... | 42.4 | 3 |
| II | 27 | 41 | 42.3 | 41.2 | 37.2 | ... | 45.2 | 2 |
| IV | 28 | 43 | 44.4 | 41.6 | 44.3 | ... | 48.8 | 4 |
| I | 25 | 37 | 38.2 | 37.7 | 35.5 | ... | 41.8 | 1 |
| I | 27 | 39 | 41.4 | 40.2 | 41.6 | ... | 43.3 | 1 |
| IV | 27 | 43 | 45.7 | 43.1 | 40.0 | ... | 47.1 | 4 |
| III | 27 | 41 | 42.9 | 40.6 | 38.4 | ... | 45.5 | 3 |
| II | 28 | 42 | 42.2 | 42.6 | 38.5 | ... | 47.9 | 2 |

通过以上四组实验可得到,实验对比表3,可以清晰地展现出四种实验条件下,神经网络模型的准确度,平均每组测试数据的绝对误差、诊断时间、方差情况如下所示。

由四组实验结果图、表2部分神经网络故障诊断实验数据表和表3四组实验对比表可知:增加动量项的BP神经网络和基于自适应学习速率的BP神经网络,

虽然可以满足日常电路板故障诊断准确率的要求,但是训练速度过慢,误差偏大,在实验的输出数据方差接近0.100的情况下,诊断时间都已经到达了10.0s以上,效率较低。BRBP神经网络,在实验的输出数据方差小于0.015的情况下,未经MIV预处理的需要2.8s完成,而经过MIV预处理的1.2s就可以完成,效率得到显著提高,使网络模型得到优化。

表3 四组实验对比表

| 实验条件 | 神经网络模型输入量 | 准确度 | 平均每组测试数据绝对误差 | 诊断时间 | 方差 |
|--------------------|--------------|-----|--------------|---------|---------|
| 增加动量项的 BP 神经网络 | 全部数据(21 项) | 97% | 0.14949 | 约 14.7s | 0.11650 |
| 基于自适应学习速率的 BP 神经网络 | 全部数据(21 项) | 95% | 0.08989 | 约 11.3s | 0.12700 |
| BRBP 神经网络 | 全部数据(21 项) | 99% | 0.03132 | 约 2.8s | 0.00530 |
| | MIV 数据(12 项) | 99% | 0.06139 | 约 1.2s | 0.01380 |

4 结 语

本文对基于 MIV 和 BRBP 神经网络的电路板红外故障诊断方法进行研究。利用红外测温方式,在不同室温及运行状态下,将电路板的四种故障状态进行了准确分类。实验表明,对随机抽取的 100 组数据进行故障判断,采用经 MIV 预处理的 BRBP 神经网络的诊断准确率高达 99%,仅需要 1.2 s 处理时间,相对于未经 MIV 预处理的 BRBP 神经网络效率更高,用时更省,能够有效诊断电路板故障并可推广至模拟电路故障诊断领域、各种电气设备故障诊断领域等,因此具有重要的参考意义。

参考文献:

- [1] LUO Yunlin, ZHANG Xiang. Aircraft electronic board fault detection based on infrared thermal imaging and integrated SVM [J]. Measurement & Control Technology, 2012, 31(12): 41-48. (in Chinese)
罗云林,章翔.基于红外热成像与集成 SVM 的航空器电子板卡故障检测[J].测控技术,2012,31(12):41-48.
- [2] LI Guohong. Electronic equipment thermal design power of the analysis and application [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2009(8): 31-36. (in Chinese)
李国宏.电力电子设备热设计的分析及应用[J].电源技术,2009(8):31-36.
- [3] WANG Menghui, CHUNG Yukuo, Wen-tsay Sung. Using thermal image matter element to design a circuit board fault diagnosis system [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(5): 6164-6169.
- [4] LI Yibo, QI Wangxu. Novel recognition algorithm for IR mobile target [J]. Laser & Infrared, 2013, 43(3): 324-328. (in Chinese)
李一波,齐万旭.一种新的红外机动目标识别算法[J].激光与红外,2013,43(3):324-328.
- [5] Jadin, MohdShawal. Recent progress in diagnosing the reliability of electrical equipment. infrared physics and technology [J]. Infrared Physics & Technology, 2012, 55(4): 236-245.
- [6] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representation by back propagation errors [J]. Nature, 1986, 19(11): 832-836.
- [7] QIU Chenlin, CHENG Li. Study on plasma acoustic wave diagnosis of laser shock processing based on wavelet packet and neural networks [J]. Laser & Infrared, 2012, 42(10): 1107-1110. (in Chinese)
邱辰霖,程礼.基于小波包和神经网络激光冲击强化诊断研究 [J]. 激光与红外, 2012, 42(10): 1107-1110.
- [8] JIANG Lihui, ZHANG Chunqing, XIONG Xinglong, et al. Study on type recognition of low-level wind shear based on radar image simulation [J]. Laser & Infrared, 2013, 3(43): 334-338. (in Chinese)
蒋立辉,张春庆,熊兴隆,等.基于仿真雷达图像的低空风切变类型识别研究 [J]. 激光与红外, 2013, 3(43): 334-338.
- [9] MacKay D J C. Bayesian interpolation [J]. Neural Computation, 1992, 4(3): 415-447.
- [10] Foresee F D, Hagan M T. Gauss-newton approximation to bayesian learning [C]. Houston: Proceedings of the 1997 International Joint Conference on Neural Networks, 1997, 3: 1930-1935.
- [11] WEI Ying, LI Rui, YANG Jinzhu, et al. An algorithm for segmentation of lung ROI by mean-shift clustering combined with multi-scale HESSIAN matrix dot filtering [J]. Journal of Central South University, 2012(12): 19: 3500-3509.
- [12] SUN Haibin, LIU Xiliang, WANG Hongbin, et al. Weight analysis of blasting effective factors based on MIV method [J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2012, 41(6): 993-998. (in Chinese)
孙文彬,刘希亮,王洪斌,等.基于 MIV 的抛掷爆破影响因子权重分析 [J]. 中国矿业大学学报, 2012, 41(6): 993-998.