

遗传神经网络在模拟电路故障诊断中的应用

罗刚¹, 陈小云², 陈郁²

(1.成都电子机械高等专科学校 教务处, 成都 610031; 2.长春光学精密机械与物理研究所 长春, 130033)

摘要:对模拟电路的故障诊断, 本文采用一种将遗传算法和 BP 神经网络结合的智能诊断方法-GA-BP 算法, 实现了模拟电路的故障诊断。该方法采用遗传算法优化神经网络的权值和阈值, 代替了原来 BP 网络随机设定的初始权值和阈值, 然后再用改进 BP 算法进行训练。通过仿真结果比较分析, 经过遗传算法优化过的神经网络的训练步数大大减少, 克服了传统 BP 算法的收敛速度慢, 容易陷入局部极小值的缺点。

关键词:神经网络; 遗传算法; 模拟电路故障诊断

中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 1672 - 9870 (2009) 03 - 0490 - 04

Genetic Algorithm(GA) Optimized Neural Networks for Analog Circuit Fault Diagnosis

LUO Gang¹, CHEN Xiaoyun², CHEN Yu²

(1.Chengdu Elecyromechanical College Academic Administration Chengdu 610031;

2.Changchun Institute of optics fine mechanics and physics chinese academy of sciences ,Changchun 130033)

Abstract: An intelligent diagnosis method based on integrate genetic algorithm (GA) and BP Neural Networks is adopted in this paper to diagnose the malfunction of the analog circuit. The original weights and biases set by the traditional BP NN are took place by the optimized data set by GA, and then the network is trained by advanced BP algorithm. After comparing simulation results, we can find that the train epochs of GA optimized BP NN decreased a lot. Many disadvantages of traditional BP NN such as low convergence speed, easy to fall into the local minimum points are overcome by using GA-BP.

Key words: neural networks; genetic algorithm; analog circuit fault diagnosis

模拟电路故障诊断自 1970 年代开始, 逐渐形成了比较系统的理论, 成为继网络分析和网络综合之后, 网络理论的第三大分支^[1,2]。模拟电路故障诊断理论和方法自研究以来, 取得了不少成就, 提出了很多故障诊断方法, 如故障字典法、故障参数识别法、K 故障诊断法等。但由于模拟电路中的输入激励和输出响应都是连续量, 难以进行简单的量化, 而且电路元件存在容差, 会导致电路工作特性偏移, 增加了模拟电路故障诊断的难度。近年来人工神经网络 (Artificial Neural Network) 在这一领域取得了一定成果。

神经网络在进行故障诊断时多采用 BP 网络, BP 算法的优点是寻优具有精确性, 但同时存在一

些缺点, 最主要的是易陷入局部极小、收敛速度慢和引起振荡效应等。由于遗传算法具有很强的宏观搜索能力, 且能以较大的概率找到全局最优解, 所以用它来完成前期的搜索能较好的克服 BP 算法的缺点。本文将二者结合起来, 形成一种混合训练算法 - GA-BP 算法, 达到优化网络的目的。

1 BP 神经网络

BP 神经网络由于具有良好的模式分类和非线性逼近能力, 尤其适用于故障诊断领域。它也是目前应用最为广泛的一种神经网络模型, 具有思路清晰、结构严谨、可操作性强等优点。

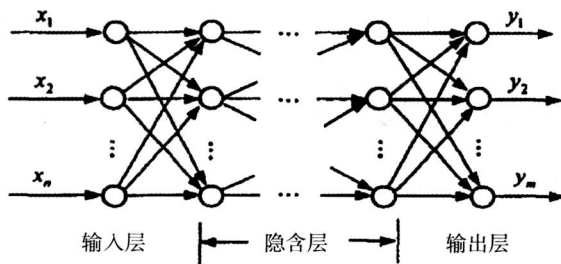


图1 BP网络结构

Fig.1 The construction of BP network

BP神经网络的结构如图1所示,它由一个输入层,一个输出层和一个或多个隐含层构成。信息从输入层开始在各层之间单向传播,依次经过各隐含层,最后到达输出层。它的输入数据为 n 个,输出数据为 m 个,所以该网络可视为从 n 维输入空间到 m 维输出空间的非线性映射。

网络的推理信息包含在各网络层之间的连接权值中。这些权值的作用就是将输入向量映射到输出向量。网络中的每一个节点只能从左边层的节点接受输入,且只能将它的输出送到右边层的节点。网络中的每一个节点都进行如下两种运算:

$$\text{net}_{kj} = \sum \omega_{ij} x_{ki} \quad (1)$$

$$y_{kj} = f(\text{net}_{kj} + c_j) = 1/[1 + \exp(-(\text{net}_{kj} + c_j))] \quad (2)$$

式中 i, j —正在进行计算的网路层; k —左边的网路层; ω_{ij} —网络节点之间的连接权值; net_{kj} —节点的输入总和; y_{kj} —节点的输出; c_j —节点内部的阈值。

网络中的连接权值 ω_{ij} 和阈值 c_j 要通过学习得到。他们的迭代方程为

$$\omega_{ij}(k+1) = \omega_{ij}(k) + \mu \delta_{kj} x_{ki} \quad (3)$$

$$c_j(k+1) = c_j(k) + \mu \delta_{kj} \quad (4)$$

其中,对于隐含层

$$\delta_{kj} = (y_{kj} - c_j) f'(\text{net}_{kj} + c_j) (1 - f(\text{net}_{kj} + c_j));$$

对于输出层

$$\delta_{kj} = f'(\text{net}_{kj} + c_j) (1 - f(\text{net}_{kj} + c_j)) \sum \delta_{kj} \omega_{ij}$$

对某一训练样本,用上面的算法,通过误差反向传播调整各连接权值和阈值。反复输入所有训练样本,重复以上过程直到连接权值和阈值不再改变,输出误差限制在范围之内。

2 遗传算法优化 BP 网络

BP网络采用梯度下降的搜索算法,所以存在以下缺点(1)收敛速度比较慢(2)存在局部能量极小值(3)网络隐含层神经元数目的选取和连接权初值的选取,往往靠经验。

遗传算法的迅速兴起为解决上述问题提供了方案。遗传算法(Genetic Algorithm)是一种基于自然选择和自然遗传的全局优化算法,采用从自然选择机理中抽象出来的选择、交叉、和变异三种遗传算子对参数编码字符串进行操作。由于操作是针对多个可行解构成的群体进行,故在其世代更替中可以并行的对参数空间的不同区域进行搜索,并使搜索朝更有可能找到全局最优的方向进行,该算法在寻优的过程中只使用适应度函数,不要求目标函数的可微性。所以可以把遗传算法和BP网络相结合,以充分利用两者的长处^[3,4]。

遗传算法与神经网络结合有三种方式:网络权值和阈值的优化、网络结构的优化、学习规则的优化。本文采用的是权值和阈值的优化。

设有三层BP网络, I_i 为输入层中第 i 个结点的输出; H_i 为隐含层中第 i 个结点的输出; O_i 为输出层中第 i 个结点的输出; WIH_{ij} 为输入层中第 i 个结点与隐含层第 j 个结点的连接权值; WHO_{ji} 为隐含层中第 j 个结点与输出层第 i 个结点的连接权值; bI_i 为输入层第 i 个节点的阈值; bH_i 为隐含层第 i 个节点的阈值; bO_i 为输出层第 i 个节点的阈值。遗传算法优化BP网络的步骤如下:

- 1.初始化种群 P ,包括交叉规模、交叉概率 P_c 、突变概率 P_m 以及对任一 WIH_{ij} 和 WHO_{ji} 初始化;
- 2.计算每一个个体评价函数,并将其排序;可按下式概率值选择网络个体:

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^N f_i} \quad (5)$$

其中 f_i 为个体 i 的适配值,可用误差平方和 E 来衡量,即:

$$f_i = \frac{1}{E_i} \quad (6)$$

$$E_i = \frac{1}{2p} \sum_{k=1}^p \sum_{s=1}^m (O_{si}^k - T_s^k)^2 \quad (7)$$

其中 $i=1, \dots, N$ 为染色体数; $s=1, \dots, m$ 为输出层节点数; $k=1, \dots, p$ 为学习样本数; T_s^k 为期望输出向量; O_{si}^k 为网络实际输出向量。

- 3.以概率 P_c 对个体 G_i 和 G_{i+1} 交叉操作产生新个体 G'_i 和 G_{i+1}' ,没有进行交叉操作的个体进行直接复制;

- 4.利用概率 P_m 突变产生 G_j 的新个体 G'_j ;

- 5.将新个体插入到种群 P 中,并计算新个体的评价函数;

- 6.达到所要求的性能指标后,则转,否则转

3, 继续进行遗传操作;

7.以 GA 遗传出的优化初值作为初始权值和阈值,用 BP 算法训练网络,直到指定精度 ε_{BP0}

3 诊断实例

为了便于分析对比,选用图 2 中二阶压控电压源带通滤波器电路来验证新故障诊断方法。电路中各个电阻值容差取 5%,电容容差取 10%。

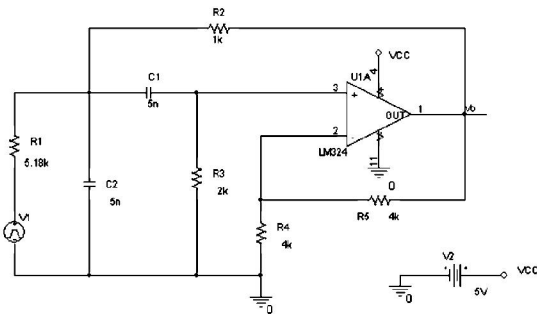


图 2 二阶压控电压源带通滤波器

Fig.2 Second-order voltage control voltage source band-pass filter

对此电路进行灵敏度分析,发现依次是 R3, C2, R2, C1 对中心频率的影响最大,其他元件的影响很小或没有影响。现只研究电路单一成份故障,即当此四个成份中的任一个成份值高于或低于其标称值的 50%。这里设定 8 个软故障,4 个硬故障。将故障字典建在神经网络之中,选用二进制编码设立输出端。表 1 中列出了 12 种电路故障模式,加上正常的电路状态,共 13 种电路状态,见表 1。

表 1 设定的电路故障模式

Tab.1 Mode of circuit fault

序号	故障模式	故障类	二进制输出编码
1	R2 高	软故障	0000
2	R2 低	软故障	0001
3	R3 高	软故障	0010
4	R3 低	软故障	0011
5	C1 高	软故障	0100
6	C1 低	软故障	0101
7	C2 高	软故障	0110
8	C2 低	软故障	0111
9	C1 开路	硬故障	1000
10	C1 短路	硬故障	1001
11	C2 开路	硬故障	1010
12	C2 短路	硬故障	1011
13	正常	正常	1111

电路的输入激励信号设计为幅度为 5V,宽度为 10μs,周期为 40μs 的单脉冲信号。在 OrCAD/PSpice9.1 上对测试电路做输入激励两个周期的瞬态特性分析,取输出点电压的瞬态响应作为训练网络

的输入数据,这里一个周期取 20 个时间点,两个周期共取 40 个时间点,即网络的输入向量为 40 维。考虑到电路中元件容差的影响,对每种电路状态做 40 次 Monte Carlo 仿真,得到电路状态原始数据。

用主成分分析法 (PCA) 对原始数据进行特征提取。使用主成分分析是为了对输入神经网络的数据进行降维,从而简化神经网络的结构。对于一个特定的目的,存在 N 个用于训练神经网络的候选特征,PCA 选择出其中 M 个特征,其中 $M \ll N$ 这 M 个特征中包含了原来 N 个特征中最主要的分类信息。经过 PCA 特征提取后,网络输入数据的维数降低为 9 维。

对特征提取后的数据进行归一化。通过归一化可以避免个别维数据大范围的波动而淹没其他维的信息,从而导致神经网络识别困难。归一化可以显著减少神经网络的训练时间同时提高神经网络输出的正确率。

设计神经网络。设计 BP 网络的结构为三层,即一个输入层,一个隐含层和一个输出层。由于经过特征提取后,输入数据的维数降低为 9 维,所以输入层节点数为 9;故障模式的二进制编码为 4 位二进制数,所以输出层用 4 个节点来表示故障模式;隐含层节点数一般取为输入层的两倍到三倍^[5]。通过仿真结果比较,隐含层节点数设定为 18。即 BP 网络的结构为 9-18-4 结构。网络的传递函数 $f(x)$ 取 sigmoid 函数:

$$f(x)=\frac{1}{1+e^{-x}} \tag{8}$$

在每种故障的 40 组数据中,取 30 组作为训练样本,其余 10 组作为测试样本。在 MATLAB 上将训练样本用来训练网络,仿真结果如图 3 所示。

图 3 是标准 BP 算法的仿真结果。这里在 MATLAB 上设定最大训练次数为 2000 次,目标误差为 0.01,学习速率为 0.1;隐含层传递函数采用 tansig()函数,输出层传递函数采用 logsig()函数,训练函数采用 traingd()函数,即标准 BP 训练函数。从图中可以看到经过了 2000 次训练,误差没有达到要求,网络没有收敛。

再采用 GA-BP 算法进行仿真。在 GA 编码中,采用实数进行编码,初始种群取 60,遗传代数设计为 100 代;BP 网络的训练函数采用 trainlm()函数,即用 L-M 算法训练网络。L-M 算法详见参考文献 [6]。图 4 是 GA-BP 的仿真结果。

从图 4 可以看到,经过 GA 优化后的 BP 网络,仅经过 30 次训练后网络误差就达到了要求。通过比较可以看出,GA-BP 算法要比传统 BP 算法的收敛速度快得多。

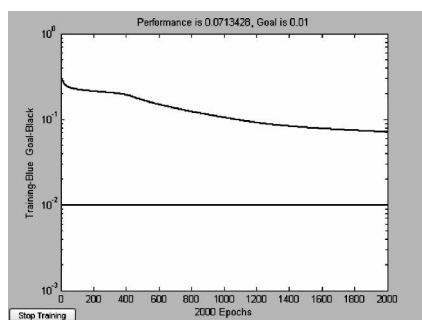


图3 标准 BP 算法仿真结果

Fig.3 simulation result of traditional BP algorithm

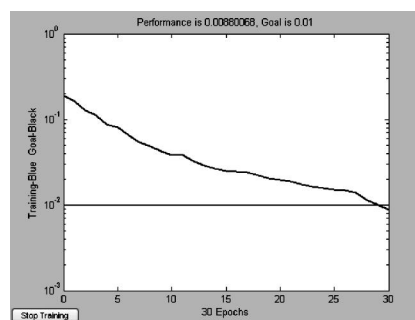


图4 GA-BP 训练结果

Fig.4 Training result of GA-BP

将测试数据输入 GA-BP 训练好的网络中,故障诊断的正确率达到 98.8%。具体各故障模式的正确率见表 2。

表2 各故障模式诊断结果

Tab.2 Diagnosis results of each fault mode

序号	故障模式	故障类	诊断正确率
1	R2 高	软故障	100%
2	R2 低	软故障	100%
3	R3 高	软故障	97.5%
4	R3 低	软故障	100%
5	C1 高	软故障	100%
6	C1 低	软故障	100%
7	C2 高	软故障	100%
8	C2 低	软故障	92.5%
9	C1 开路	硬故障	100%
10	C1 短路	硬故障	100%
11	C2 开路	硬故障	100%
12	C2 短路	硬故障	100%
13	正常	正常	100%

4 结论

GA-BP 算法能同时对解空间内的许多点进行遗传选优,在找到优化点后,再由 BP 算法按负梯度方向进行搜索,既能避免 BP 算法陷入局部最小点、

收敛速度慢的问题,又能克服 GA 以类似穷举的形式寻找最优解而引起的搜索时间长、速度慢的缺点。通过实例分析,验证了 GA-BP 的模拟电路故障诊断方法具有收敛速度快、结果正确的优点,是一种快速、可靠的方法。

参考文献

- [1] 杨士元.模拟系统的故障诊断与可靠性设计[M].北京:清华大学出版社,1993.
- [2] 黄洁,何怡刚.模拟电路故障诊断的发展现状与展望[J].微电子学,2004,34(1):21-25.
- [3] 韩力群.人工神经网络教程[M].北京:北京邮电大学出版社,2007.
- [4] 质芸,何怡刚,徐卫林.大规模模拟电路软故障诊断快速诊断法[J].福建工程学院学报,2004,2(2):157-160.
- [5] 罗晓峰,王友仁.基于信息融合的神经网络模拟电路故障诊断研究[J].计算机测量与控制,2006,14(2):146-148.
- [6] 蓝会立,张认成,郑育军.改进的 BP 神经网络在故障诊断中的应用[J].仪器仪表用户,2007(1):51-53.
- [7] 张丽杰,陈抗生.基于遗传算法优化的模糊神经网络在智能楼宇火灾探测中的应用[J].长春理工大学学报,2008,31(2):108-111.

(上接第465页)

如图5所示为 silent 序列与 mother-daughter(M&D)序列第一帧原始图像与优化前和优化后算法编码主观效果的比较(图像为实际大小的 80%)。

从实验结果可以看出,相对于 JM 参考模型中的全搜索算法,本算法在峰值信噪比降低不超过 0.03dB,码率增加不足 1%的情况下,平均节约了约 22.67%的编码时间,同时编码后的图像主观质量基本没有变化。

参考文献

- [1] 马小虎,张明敏,严华明.多媒体数据压缩标准及实现

- [M].北京:清华大学出版社,1996:329-414.
- [2] 毕厚杰.新一代视频压缩编码标准-H.264/AVC[M].人民邮电出版社,2005.
- [3] 贾克斌,谢晶.一种基于自相关性的 H.264/AVC 高效帧内预测算法[J].电子学报,2006(1):152-155.
- [4] 戴声奎,喻莉.基于视频时空相关性的帧内预测模式抉择[J].通信学报,2005,26(11):43-48.
- [5] Sullivan G J, Wiegand T. Rate-distortion Optimization for Video Compression[J].IEEE Signal Processing Magazine, 1998, 15: 74-90.
- [6] 倪伟,郭宝龙.一种适用于 H.264/AVC 的自适应空域帧内预测算法[J].计算机学报,2005,28(11):1853-1860.