

CPN神经网络在模拟电路故障诊断中的应用研究^{*}

关成彬 李启元 杨露菁
(海军工程大学电子工程学院 武汉 430033)

摘 要 提高模拟电路的故障诊断速度对于装备保障具有重大意义,采用 CPN 神经网络对模拟电路进行故障诊断,运用 Matlab神经网络工具箱对其进行建模、网络训练和故障识别,结果表明采用 CPN 神经网络可以大大提高故障定位的准确率。

关键词 CPN 神经网络;模拟电路;故障诊断
中图分类号 TP206

Research on Application of CPN Neural Network to Fault Diagnosis of Analog Circuits

Guan Chengbin Li Qiyuan Yang Lujing

(College of Electronic Engineering, Naval Univ. of Engineering, Wuhan 430033)

Abstract Improving velocity of fault diagnosis for the analog circuits is important for the equipment maintenance. CPN neural network is applied to diagnose the faults of analog circuits. Matlab neural network toolbox is used to model it, train the network and diagnose faults. The results indicate that CPN neural network can efficiently improve the accuracy of the fault diagnoses.

Key words CPN neural network; analog circuit; fault diagnosis
Class Number TP206

1 引言

电子设备的维修是军事装备维修工作中的一个重要环节,高效、快速地判断出故障所在是军事装备维修的关键。一般电子设备的故障诊断分为数字电路的故障诊断和模拟电路的故障诊断^[1]。模拟电路故障诊断的方法有线路切割法、专家系统和人工神经网络等,其中人工神经网络系统因具有较强的在线学习、非线性映射、联想记忆等特点^[2],成为目前处理故障诊断问题的一个重要的研究方法^[3~4]。用 CPN神经网络对模拟电路故障建模,结果表明,该方法能准确判定模拟电路中的故障模式,具有训练速度快、诊断率高等优点。

2 CPN神经网络

1)工作原理

从网络的拓扑结构来看,CPN是一个三层的神经网络,网络分为输入层、竞争层和输出层。竞争层执行的是组织映射算法,其权值矢量的调整规则为:

$$W_h(\text{new})=W_h(\text{old})+\alpha[x-W_h(\text{old})]$$

式中: W_h 为连接获胜神经元 h 与输入层各节点的权值矢量, α 为学习速度系数, $0\leq\alpha\leq 1$, x 为输入矢量。

输出层执行的是外星 (Outstar)算法,其权值矢量的调整规则为:

$$V_h(\text{new})=V_h(\text{old})+\beta Z_h[y-V_h(\text{old})]$$

式中: V_h 为连接获胜神经元 h 与输出层各神经元的权值矢量,神经元 h 的输出 $Z_h=1$, y 是实际问题中输入矢量 x 所对应的期望输出矢量, β 为学习速度系数, $0\leq\beta\leq 1$ 。

因此,CPN是一个异构网,执行自组织映射的层称 Kohonen层,执行外星算法的层为 Grossberg层。网络结构图如图 1所示。

^{*} 收稿日期: 2007年 9月 5日,修回日期: 2007年 10月 19日

作者简介: 关成彬,女,助教,硕士,研究方向: 模式识别与智能系统。

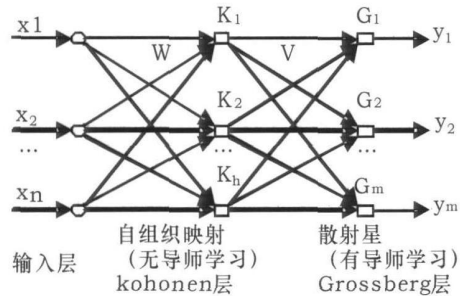


图 1 CPN网络结构图

2)功能分析

对于一个输入向量 x CPN首先确定它属于哪一类,然后以用户要求的形式对其进行表示。面临的问题较复杂时,需要将输入分成更多的类,可以适当增加 Kohonen层神经元的个数。连接权值的初始化也非常重要,它不仅会影响到训练的速度,还会直接影响网络的精度。为了使网络具备更好的性能, Kohonen层的权值应更好地代表每一类的共同特征,可以用每一类的平均值作为相应权值向量的训练目标。 Kohonen层执行无导师的学习,以完成对样本集中所含分类信息的提取; Grossberg层则主要用来实现类表示。两层的有机结合,就构成一个映射系统。它的训练过程就是将输入向量与相应的输出向量对应起来,这些向量可以是二值的,也可以是连续的。一旦网络完成了训练,对一个给定的输入就可以给出一个相应的输出。

3 仿真实验及结果分析

以图 2电路为例,在文献 [5]中作者已经利用 PSPICE对该电路进行了故障仿真,共产生 5类故障状态,每组状态对应一组 3×1 的样本向量,分别为三个测试点的测量电压即为 $out1$ 、 $out2$ 和 $out3$ 。通过分析可知,这三个测试点的电压完全可以表征对应的故障,这里选用 5组故障状态用于仿真,即正常、 R_2 开路、 R_3 短路、 R_4 开路和 R_5 开路,如表 1所示。

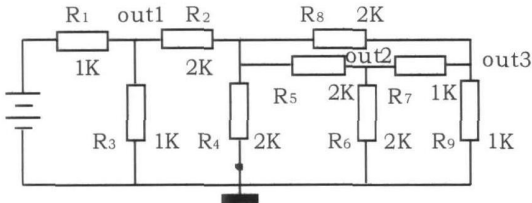


图 2 仿真实用电路图

1)CPN网络训练

由表 1可知,输入信号为 3个测试点的电压信号,则输入层含有 3个神经元。 Kohonen竞争层的神经元个数为 5个,考虑到故障状态共有 5种,则 Grossberg层有 5个神经元。由于 CPN神经网络是

有导师训练,输出层按系统的要求给出指定的期望输出,具体输出要求如表 2所示。根据表 1的输入训练样本集,每种状态取出前两组数据和表 2的期望输出,对 CPN神经网络进行训练,利用 Matlab进行算法仿真,通过训练使网络的实际输出更加接近期望输出。

表 1 不同故障状态下的测量结果

故障状态 (状态号)	三个电压测试点 的电压信号 (V)		
	$out3$	$out1$	$out2$
正常 (0)	0.4667	0.1330	0.2000
	0.4507	0.1366	0.1867
	0.4500	0.1282	0.2110
R_2 OC (1)	1.0000	0.2857	0.4286
	0.9982	0.2060	0.4175
	1.0000	0.2204	0.4053
R_3 SC (2)	0.6190	0.0952	0.2381
	0.6260	0.0943	0.2810
	0.6098	0.0938	0.2060
R_4 OC (3)	0.3810	0.4760	0.1429
	0.3774	0.4633	0.1378
	0.3985	0.4826	0.1436
R_5 OC (4)	0.4762	0.0952	0.1905
	0.4604	0.0879	0.1833
	0.4778	0.0979	0.1997

注:表中 SC表示短路, OC表示开路

表 2 各种状态下的期望输出

故障状态	期望输出				
	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5
正常	1	0	0	0	0
R_2 OC	0	1	0	0	0
R_3 SC	0	0	1	0	0
R_4 OC	0	0	0	1	0
R_5 OC	0	0	0	0	1

2)CPN网络故障诊断能力分析

从表 1中取出正常状态最后一组数据,观察其输出,当训练步长为 2时,输出的结果为 0.9976、0.0345、0.0032、0.2034、0.1023,其中 0.9976接近于 1,剩下的数据接近于 0,根据输出结果对照表 2可以判定该输入为正常状态下的数据,这于实际情况一致,当步长增加到 20时,输出结果为 1、0、0、0、0与期望输出完全一致。

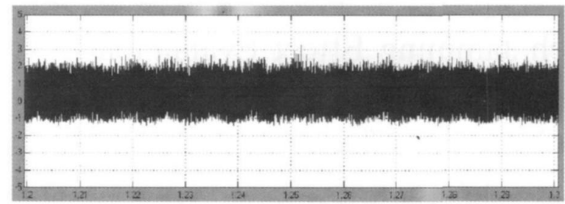
4 结语

通过以上分析和仿真实验可知, CPN是将无导师训练算法与有导师训练算法结合在一起,用无导师训练解决隐藏层的理想输出未知问题,用有导

(下转第 93页)

图 4 中上半部分表示的为二进制码元经过 M SK 调制后的波形,图中截取的为 10个码元的长度,而仿真采用的载波频率远大于码元速率,因此不能清楚地看出单个码元经过 M SK 调制后的三角波形;下半部分表示的是系统接收端收到的由信号和大气噪声叠加成的波形,可以清楚地看到幅度较大的脉冲噪声,此时信噪比为 8dB。

经过多次比较验证,最终选择了组合巴克码作为扩时码,即先以 11位巴克码作为重复序列,同时又将它作为调制序列,得到长度为 121位的组合巴克码。再将 121位组合巴克码作为重复序列,将 11位巴克码作为调制序列,重复调制一次得到最终的组合巴克码 (长度为 1331)。系统接收端解扩时的波形如图 5所示。



注:横坐标表示时间,单位为秒;纵坐标表示幅度

图 5 解扩时的波形图

将解扩时的波形与不采用扩时技术时解调前的波形下半部进行比较,明显可以看到原先突出的脉冲噪声部分不见了。这是因为扩时在时域上

将脉冲展宽了,且扩时码序列越长,脉冲峰值下降得越多。

4 结语

扩时技术对甚低频通信中的大气噪声具有一定的抑制作用,采用扩时技术和不用扩时技术时比较,系统对脉冲噪声抑制性能可得到提高,且扩时原理简单,实现时可以采用 FFT 和 IFFT,设计方便,易于硬件实现,并且不会降低系统的信息传输速率,具有一定的实用意义。

参 考 文 献

[1]张文娟,王永斌,付天晖. 甚低频 低频通信中大气噪声仿真研究 [J]. 舰船电子工程, 2006, 26(6): 124~125
[2]沃特. 甚低频无线电工程 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1973. 334~342
[3]梁高权. 甚低频波和超低频波的辐射与传播 [M]. 武汉海军工程大学: 海军工程大学电子工程学院, 2002: 308~309
[4]韩恩权,刘翠海,温东. VLF/LF大气噪声模拟 [J]. 情报指挥控制系统与仿真技术, 2004, 26(2): 70~71
[5]陈洪,张深,张尔扬. 一种提高直接序列扩频系统抗脉冲干扰性能的新方法 [J]. 通信对抗, 2005, 26(4): 9~10

(上接第 6 页)

师训练解决输出层按系统的要求给出指定的输出结果的问题。这一网络汲取了无导师网络分类灵活、算法简练的优点,又采纳了有导师型网络分类精细、准确的长处,使两种不同类型的网络有机地结合起来,大大提高了故障定位的准确率,CPN 在模拟电路故障诊断领域中必将得到广泛应用。

参 考 文 献

[1]余高达,赵璐生. 军事装备学 [M]. 北京:国防大学出版

社, 2000

[2]朱太奇,史慧. 人工神经网络原理及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2006
[3]刘利强,李春明. 基于 CPLD 和 BP算法的模拟电路故障诊断 [J]. 现代电子技术, 2007, 20(6): 172~174
[4]王永庆. 人工智能原理与方法 [M]. 西安:西安交通大学出版社, 2003
[5]胡慧,徐晓辉. 基于神经网络的模拟电路故障诊断 [J]. 河北工业大学学报, 2006, 36(1): 5~59