

文章编号: 2095-2163(2022)07-0185-07

中图分类号: TE341

文献标志码: A

带通滤波电路故障的 BP 网络诊断方法与仿真设计

王 恒, 唐孝国, 郭俊亮

(铜仁职业技术学院 信息工程学院, 贵州 铜仁 554300)

摘要: 本文在传统诊断技术理论基础上, 将 BP 神经网络方法应用到模拟电路故障诊断的故障诊断中, 分析了带通滤波电路故障的 BP 网络及人工神经网络的故障诊断方法; 利用 PSPice 仿真软件和 MATLAB 仿真软件对电路进行了故障诊断, 对几种常见模拟电路的故障机理作了初步研究, 给出了实验结果。

关键词: 带通滤波电路; 故障诊断方法; BP 网络

Diagnosis method and simulation design for band-pass filter circuit fault based on BP network

WANG Heng, TANG Xiaoguo, GUO Junliang

(School of Information Engineering, Tongren Polytechnic College, Tongren Guizhou 554300, China)

【Abstract】 In this paper, based on the theory of traditional diagnosis technology, the BP neural network method is applied to the fault diagnosis of analog circuit fault diagnosis, and the fault diagnosis methods of BP network and artificial neural network with filter circuit fault are analyzed. Using PSPice simulation software and MATLAB simulation software, the circuit fault diagnosis is carried out. The fault mechanism of several common analog circuits is preliminarily studied. At last, the experimental results are given.

【Key words】 band-pass filter circuit; fault diagnosis method; BP network

0 引言

随着各种智能化诊断方法的出现, 模拟电路的故障诊断技术也得到了很大的发展。神经网络作为智能信息处理工具, 已成为科学研究中最活跃和应用最广的学科之一。由于其可以克服小样本、高维数以及时变性等困难的优势, 因此得到迅速的发展和广泛应用^[1-3]。目前神经网络主要用于线性或非线性模型的建模与仿真, 而对于复杂网络研究还不够深入。与传统的故障诊断方法相比, 人工神经网络不需要建立对象的精确数学模型, 具有并行处理、联想记忆、自组织、自学习和较强的强非线性映射能力, 同时又有很高的容错性能, 能够对输入数据进行自动分类。由于神经网络可以克服小波变换存在“维数灾”问题, 因此在故障诊断中具有巨大的潜力和应用前景, 在实践中越来越受到重视。目前, 模糊神经网络技术为故障诊断开辟了新的研发方向, 模糊神经网络在本质上是双重模拟人脑的结构和思维功能, 其可以充分利用各自的模糊理论和神经网络

的优势, 弥补其不足。此外, 小波分析和神经网络的结合也是一个研究非常活跃的领域。传统的信号处理方法由于具有非平稳性、非线性和不确定性等特性, 难以取得良好的效果, 而神经网络可以以更高的效率和精度解决这些问题^[4-5]。另外, 由于神经网络是由大量神经元构成的网络模型, 因而能对复杂问题进行快速而准确地识别和判断, 从而使之更易于推广到其他领域。因此, 许多学者开始重视模拟电路故障诊断, 并取得了许多成果。归纳起来, 诊断方法大致分为 6 大类: 故障字典法、故障参数识别法、验证法故障诊断、逼近法、人工智能法、神经网络法^[6-8]。

本文根据现有的研究成果, 分析总结各种故障诊断方法的基本原理, 运用基于 BP 神经网络的故障诊断方法, 设计带通滤波电路的故障诊断方法, 使用 MATLAB 软件进行仿真, 使之能够有效诊断电路的故障。

1 BP 网络模拟电路故障诊断方法概述

应用 BP 神经网络进行模拟电路故障诊断的方

基金项目: 铜仁市科学技术局基础科学研究项目(铜市科研(2020)118号)。

作者简介: 王 恒(1985-), 男, 硕士, 讲师, 主要研究方向: 智能计算与混合系统、人工智能、故障诊断研究等。

通讯作者: 王 恒 Email: 254782072@qq.com

收稿日期: 2022-03-20

法一般是:在一定的测试激励下,将电路常见的各种故障状态及正常状态所对应的参数通过 PSpice 求出,进行数据预处理后作为 BP 网络的输入样本,对网络进行训练,然后在相同的激励下,检测电路实际输出,作为待诊断样本集提供给 BP 网络,网络输出即为对应的故障模式^[9-10]。

常用 BP 神经网络包括输入层、隐含层和输出层。其中,输入层没有神经元,只有信息输入;隐含层和输出层都可以相应地更改传入的数据。隐含层可以通过多次实验或经验公式得到,隐含层中每个神经元都有一个权值,其反映了神经元之间的联系程度,输入层和输出层的数量取决于输入向量和输出向量的尺寸^[11-13]。

采用 BP 神经网络进行故障诊断,需先建立故障字典,这一步需要设计电路的故障特征,对可能出现的故障进行归类,从而生成故障集,生成故障集能够消除故障诊断过程中大量的冗余信息和不精确信息。使 BP 神经网络能够对故障字典进行记忆,然后根据 BP 神经网络的模糊性和记忆性,获取测量数据集,按比例和随机方式收集数据,形成训练集和测试集。接下来对数据样本集进行预处理,因为很多样本数据是参差不齐的,直接训练会降低神经网络学习的效率。然后对电路状态进行记忆和推断,即输入新的状态参量时对电路状态进行推断,训练后将测试样本数据输入网络,获得预测结果。将预测结果与实际输出结果进行比较,验证网络性能是否满足设计要求,如果不能满足要求,则需要对网络的参数进行调整,甚至可能对网络结构进行调整,以便再次培训和学习,从而获得最合适的网络参数和网络结构。

2 带通滤波电路的 BP 网络故障诊断方法设计

2.1 带通滤波电路仿真设计

本文设计选用 Sallen-Key 带通滤波电路为主电路进行分析,电路具体参数为: $R_1 = 1 \text{ k}\Omega$ 、 $R_2 = 3 \text{ k}\Omega$ 、 $R_3 = 2 \text{ k}\Omega$ 、 $R_4 = 4 \text{ k}\Omega$ 、 $R_5 = 4 \text{ k}\Omega$ 、 $C_1 = 5 \text{ nF}$ 、 $C_2 = 5 \text{ nF}$,激励信号为 5 V 的交流信号。使用的仿真软件为 OrCAD/PSPice,在 OrCAD 中绘制电路(如图 1)。对电路进行交流分析(AC Sweep),考虑到元件中存在容差值,设定电阻的容差为 10%、电容的容差为 5%、激励信号为 5 V、起始频率为 1 kHz、终止频率为 1 MHz 的交流扫频信号。电路幅频响应波形如图 2 所示。

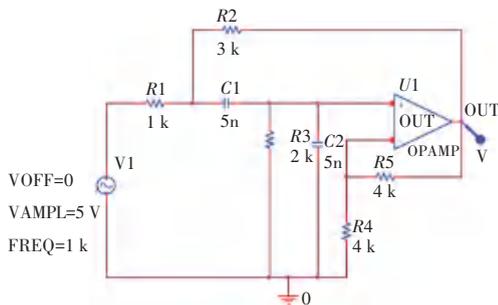


图 1 Sallen-Key 带通滤波电路

Fig. 1 Sallen-Key band pass filter circuit

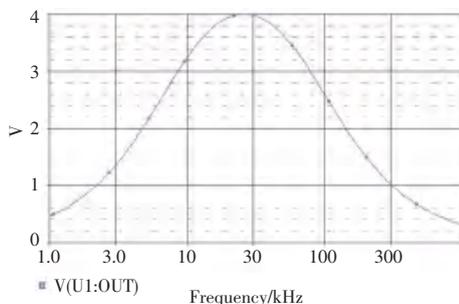


图 2 Sallen-Key 带通滤波电路幅频响应波形图

Fig. 2 Sallen-Key band-pass filter circuit amplitude-frequency response waveform diagram

2.2 带通滤波电路灵敏度分析及故障测试点选取

利用 PSPice 的灵敏度分析仪对电路进行灵敏度分析,选用带通滤波电路的输出电压 $V(\text{OUT})$ 作为电路性能参数,根据电路元件的相对灵敏度,选择电路测试点。在 PSPice 软件中,可以利用 MATLAB 语言编程,计算出各种不同情况下的电路系统参数,对所得到的组件的相对灵敏度的分析结果如图 3 所示。



图 3 Sallen-Key 带通滤波电路相对灵敏度分析图

Fig. 3 Sallen-Key band-pass filter circuit relative sensitivity analysis diagram

通过相对灵敏度测试结果可知, R_2 、 R_3 、 C_1 、 C_2 的相对灵敏度较大,因此测试点的选取应靠近这几个元件。根据所需数据的复杂性,并综合考虑计算和时间因素,选择 1、2、OUT 3 个测试点,作为故障数据的提取点(见图 4)。

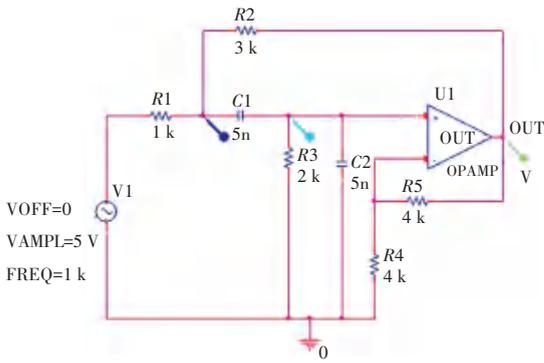


图 4 测试点选取

Fig. 4 Test point selection

2.3 带通滤波电路的故障类型

根据图 3 中的灵敏度分析, 当 R_2 、 R_3 、 C_1 和 C_2 发生改变时, 能够对电路输出产生比较明显的影响。考虑软故障情况下 R_2 、 R_3 、 C_1 和 C_2 各组件状态, 设置其高于或低于标称值 50% 时为故障状态, 用“↑”表示偏大, 用“↓”表示偏小。从而可以得到 9 种状态类型, 分别是: 无故障、 $R_2 \uparrow 50\%$ 、 $R_2 \downarrow 50\%$ 、 $R_3 \uparrow 50\%$ 、 $R_3 \downarrow 50\%$ 、 $C_1 \uparrow 50\%$ 、 $C_1 \downarrow 50\%$ 、 $C_2 \uparrow 50\%$ 、 $C_2 \downarrow 50\%$ 。通过设置故障类型输出值来区分网络识别结果, 故障分类见表 1。

表 1 故障类型
Tab. 1 Fault type

| 序号 | 故障类型 | 输出 |
|----|-----------------------|----|
| 1 | 无故障 | 0 |
| 2 | $R_2 \uparrow 50\%$ | 1 |
| 3 | $R_2 \downarrow 50\%$ | 2 |
| 4 | $R_3 \uparrow 50\%$ | 3 |
| 5 | $R_3 \downarrow 50\%$ | 4 |
| 6 | $C_1 \uparrow 50\%$ | 5 |
| 7 | $C_1 \downarrow 50\%$ | 6 |
| 8 | $C_2 \uparrow 50\%$ | 7 |
| 9 | $C_2 \downarrow 50\%$ | 8 |

2.4 原始数据采集及归一化处理

本文采用多测试点、多信息特征量的模拟电路

故障诊断方法, 即通过多个测试点提取不同频率信号下的电压值做为原始训练数据。运用 OrCAD 进行电路仿真, 在软件绘制中如图 4 所示电路, 输入为 5 V、1 kHz、1 MHz 的交流扫频信号, 进行交流分析 (AC Sweep), 输出频响曲线如图 5 所示。3 条曲线分别为 OUT、1、2 点的输出频响曲线, 褐色曲线“□”表示 OUT 的输出频响曲线, 绿色曲线“◇”表示 1 点的输出频响曲线, 红色曲线“▽”表示 2 点的输出频响曲线。

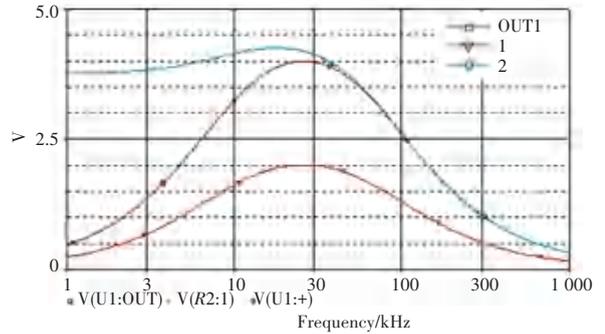


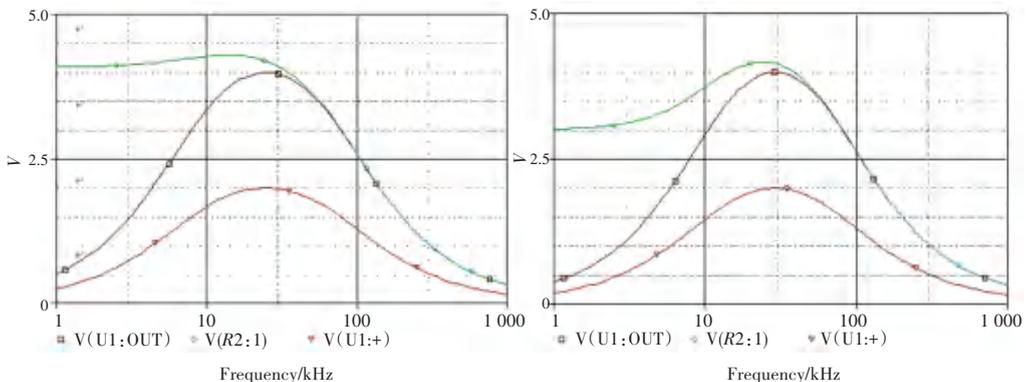
图 5 输出频响曲线

Fig. 5 Output frequency response curve

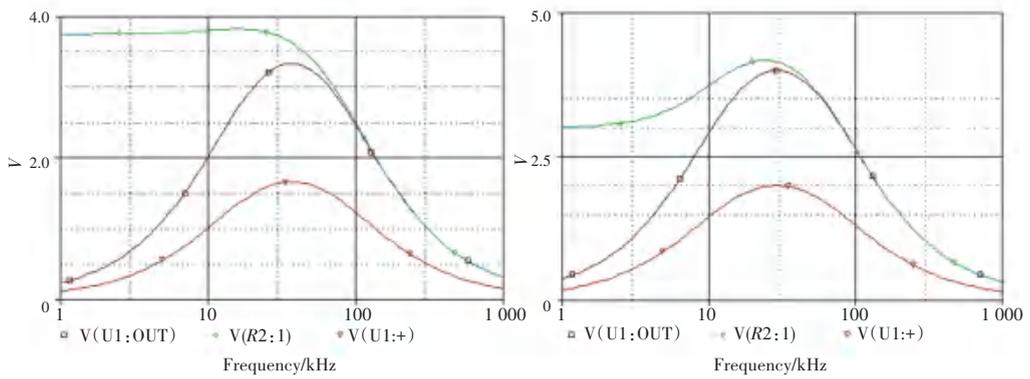
根据其它 8 种故障状态, 直接修改相应元件的数值, 重复进行交流分析, 得到图 6 中 (a)、(b)、(c)、(d) 的输出频响曲线。

通过仿真波形可以看到, 当元件发生故障时, 3 条波形变化最大的区域在 3 kHz~30 kHz 的范围内, 3 个测试点的电压对每种状态的情况具有代表性。因此, 为了尽可能少截取到对训练无用的数据, 选择在 3 kHz~30 kHz 频率中截取训练数据。

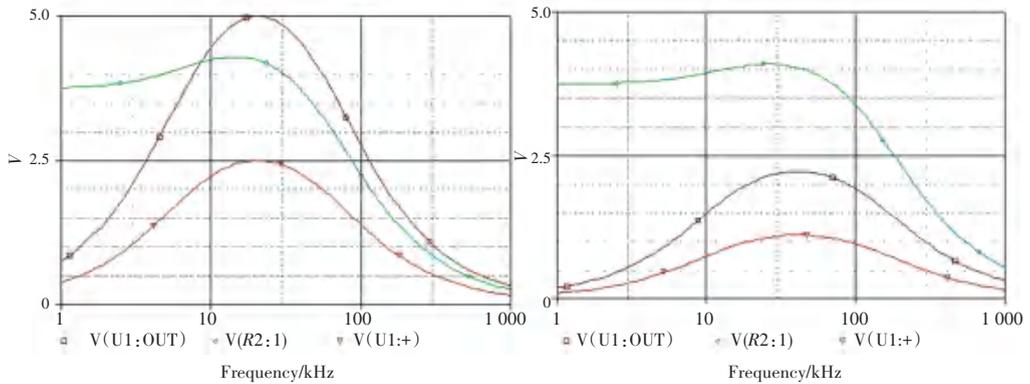
仿真分析时, 将交流分析的起始频率和终止频率分别设定为 3 kHz 和 30 kHz, 对以上 9 种状态各自进行 20 次蒙特卡洛实验, 每次蒙特卡洛分析得到 3 个输出点各 20 条曲线, 如图 7 所示。



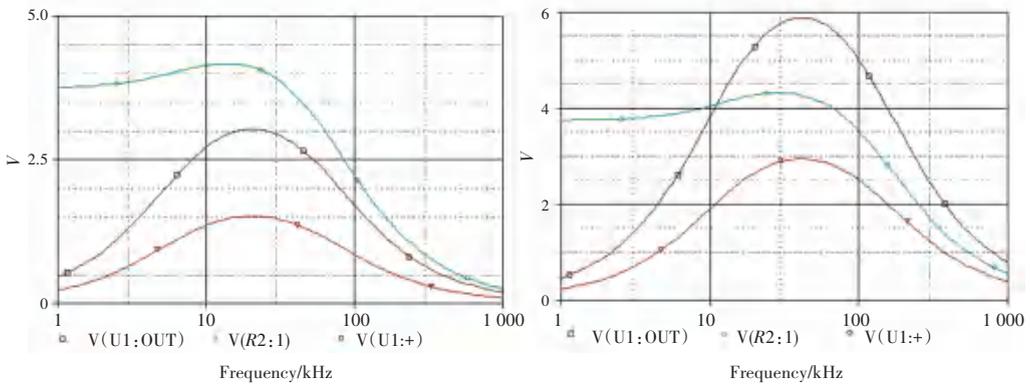
(a) R_2 故障时的输出频响曲线



(b) R3故障时的输出频响曲线



(c) C1故障时的输出频响曲线



(d) C2故障时的输出频响曲线图

图6 R2、R3、C1、C2故障时的输出频响曲线

Fig. 6 The output frequency response curve when R2、R3、C1、C2 fails

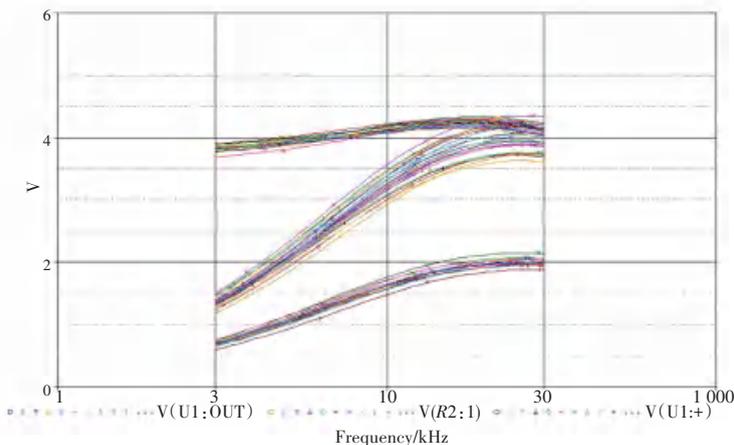


图7 电路无故障时蒙特卡洛分析仿真图

Fig. 7 Monte Carlo analysis simulation diagram without circuit failure

设定每单位采样点数为 40, 则从每条输出频响曲线上能提取 41 个不同频点对应电压值, 每种状态下提取 20 组 3×41 维的数据序列, 9 种状态下共能

获得 9×20 组 123 维的原始数据样本, 将其作为训练样本集。节选其中每种情况下各两组 3 kHz 和 30 kHz 频率下的输出电压值, 见表 2。

表 2 原始训练数据节选

Tab. 2 Examples of the original training data

| 故障模式 | 3 kHz | | | 30 kHz | | | 输出数值 |
|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------|
| | OUT | 1 | 2 | OUT | 1 | 2 | |
| 无故障 | 1.348 879 | 3.823 834 | 0.674 441 | 3.982 416 | 4.120 148 | 1.991 212 | 0 |
| | 1.241 145 | 3.849 852 | 0.645 17 | 3.728 595 | 4.032 86 | 1.938 192 | 0 |
| R2 ↑ 50% | 1.457 406 | 4.131 489 | 0.728 704 | 3.972 602 | 4.109 995 | 1.986 305 | 1 |
| | 1.338 245 | 4.151 042 | 0.695 644 | 3.732 218 | 4.036 779 | 1.940 076 | 1 |
| R2 ↓ 50% | 1.099 15 | 3.115 897 | 0.549 576 | 3.998 901 | 4.137 203 | 1.999 455 | 2 |
| | 1.016 624 | 3.153 422 | 0.528 46 | 3.705 781 | 4.008 184 | 1.926 333 | 2 |
| R3 ↑ 50% | 1.931 582 | 3.924 114 | 0.965 793 | 4.201 003 | 4.266 193 | 2.100 506 | 3 |
| | 1.781 394 | 3.934 714 | 0.926 002 | 3.949 091 | 4.183 87 | 2.052 81 | 3 |
| R3 ↓ 50% | 0.695 917 | 3.756 975 | 0.347 959 | 3.292 78 | 3.727 469 | 1.646 393 | 4 |
| | 0.639 349 | 3.794 982 | 0.332 345 | 3.050 203 | 3.642 376 | 1.585 552 | 4 |
| C1 ↑ 50% | 2.097 924 | 3.873 318 | 1.048 964 | 4.850 483 | 4.022 229 | 2.425 246 | 5 |
| | 1.929 427 | 3.882 968 | 1.002 951 | 4.507 151 | 3.899 994 | 2.342 899 | 5 |
| C1 ↓ 50% | 0.550 777 | 3.777 498 | 0.275 389 | 2.185 709 | 4.090 416 | 1.092 857 | 6 |
| | 0.506 842 | 3.815 897 | 0.263 466 | 2.073 515 | 4.073 613 | 1.077 851 | 6 |
| C2 ↑ 50% | 1.303 937 | 3.851 855 | 0.651 97 | 2.944 869 | 3.907 219 | 1.472 437 | 7 |
| | 1.203 055 | 3.874 365 | 0.625 37 | 2.781 365 | 3.853 563 | 1.445 805 | 7 |
| C2 ↓ 50% | 1.381 534 | 3.790 095 | 0.690 768 | 5.774 314 | 4.322 506 | 2.887 163 | 8 |
| | 1.268 887 | 3.820 941 | 0.659 591 | 5.310 023 | 4.167 626 | 2.760 247 | 8 |

2.5 BP 神经网络故障诊断网络结构设计

设计 BP 网络时, 主要利用 MATLAB 神经网络工具箱完成网络的构建。

(1) 确定网络的结构。输入输出层节点的数量由输入输出训练样本的数量确定, 每个采集的样本集包含 123 个数据集和 1 个输出集。

(2) 隐含层设计。一般情况下, 单个隐含层满足大多数应用场景。虽然多层隐含层可以进一步减少误差, 但其使网络变得复杂, 增加了训练时间。为了减小误码率和计算量, 可采用多个隐含层同时进行数据融合处理。

通过反复试验确定了 123-10-1 的网络结构; 为了使神经网络能适应复杂系统, 可将其分为 3 层结构: 输入层、隐含层及输出层。其中前两层为简单模型, 后一层为精确模型。

3 带通滤波电路故障诊断 MATLAB 仿真

3.1 BP 神经网络 MATLAB 仿真设计

在进行 BP 网络设计时, 采用 MATLAB 神经网络

工具箱对网络进行构造和初始化。在此基础上, 为了验证该方法的有效性, 原始数据中有 180 套数据, 其中 150 套是随机抽取的训练集, 30 套是测试集。通过仿真得到了 BP 网络训练的训练效果。以下为 MATLAB 程序设计的主要部分:

(1) 导入数据。180 组输入数据集 y 和输出数据集 x 分别放在 61.mat 和 6.mat 文件中, 首先导入数据集 x 和 y。

```
load 61.mat
```

```
load 6.mat
```

(2) 产生 1~180 的随机数排列的数组。用以随机提取测试集和故障集。

```
k = rand(1, 180);
```

```
[m, n] = sort(k);
```

(3) 定义数据。定义输入集为 input, 输出集为 group。

```
input = y;
```

```
group = x;
```

(4) 提取 150 组为训练集, 提取 30 组为测试集。

```
input_train = input(n(1:150), :);
output_train = group(n(1:150), :);
input_test = input(n(151:end), :);
output_test = group(n(151:end), :);
(5)数据的归一化预处理。
```

```
[inputn, inputps] = mapminmax(input_train, 0, 1);
```

```
inputn_test = mapminmax('apply', input_test, inputps);
```

```
[t_train, ps_output] = mapminmax(output_train, 0, 1);
```

(6)初始化网络结构。

```
net = newff(inputn, t_train, 10);
```

```
net.trainParam.epochs = 2000; 迭代次数
```

```
net.trainParam.lr = 0.01; 学习速率
```

```
net.trainParam.goal = 1e-4; 训练目标
```

(7)网络训练。

```
net = train(net, inputn, t_train);
```

(8)预测输出。将测试集连接到经过训练的网络得出诊断数据,并让数据进行反归一化处理。

```
bpoutput = sim(net, inputn_test);
```

```
BPoutput = mapminmax('reverse', bpoutput, ps_output);
```

3.2 实验数据与结果分析

运行程序后,诊断结果准确率如图8所示。其中,预测类别是BP网络诊断结果,输出类别是实际故障类型。经多次重复运行程序,诊断结果准确率均在90%以上,说明本文设计的BP网络诊断故障成功率较高,可以有效的进行故障诊断。实验结果表明,神经网络对故障诊断具有一定的效果,预测和输出类别完全相同,误差的减少如图9所示。

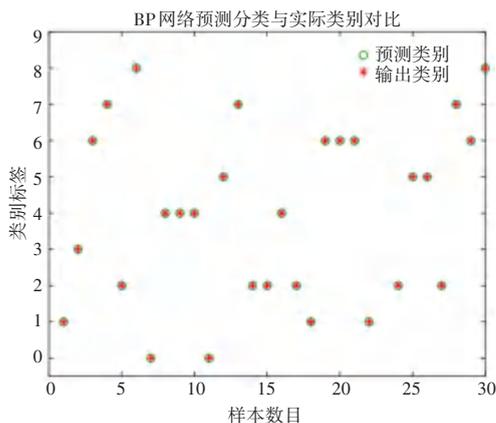


图8 预测与实际结果对比图

Fig. 8 Comparison between prediction and actual results

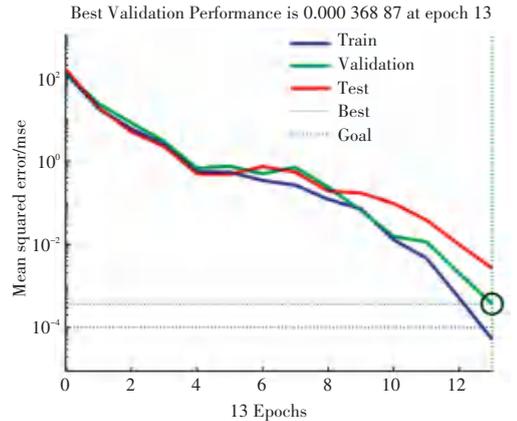


图9 BP网络结构仿真误差曲线图

Fig. 9 BP network simulation error curve

通过仿真结果及过程可以看出,本文设计的BP网络结构模型能快速训练将误差缩小到目标值,预测结果准确率高。说明BP网络的收敛速度较快,故障的定位准确率较高,确实是故障诊断中一种较优越的选择方案。

4 结束语

本文基于神经网络原理,通过对带滤波电路的故障诊断方法设计,分析了模拟电路故障诊断的方法。在故障提取中,采用多测试点、多信息特征的方法,使故障集数据更具有代表性,并对网络进行更好的训练。利用MATLAB软件建立了BP神经网络的故障诊断模型,并对BP网络进行了训练,得到了仿真结果。利用该诊断模型对一个实际的模拟电路进行故障诊断。仿真结果表明,BP神经网络能够较快地达到目标误差,具有较高的诊断识别率,从而证明神经网络在模拟电路故障诊断中具有良好的应用效果。

参考文献

- [1] LIANG Hao, ZHU Yiman, ZHANG Dongyang, et al. Analog Circuit Fault Diagnosis Based on Support Vector Machine Classifier and Fuzzy Feature Selection [J]. Electronics, 2021, 10 (12). 1496.
- [2] 郝春燕,魏海坤,张侃健,等. 基于神经网络的模拟电路故障诊断方法[J]. 工业控制计算机, 2018, 31(6): 63-65.
- [3] 黄亮,郭勇. 二阶带通滤波器电阻软故障模糊诊断算法[J]. 南京理工大学学报, 2014, 38(3): 349-354, 360.
- [4] ZHANG T, LI T. A novel approach of analog circuit fault diagnosis utilizing RFT noise estimation [J]. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 2019, 98(3): 517-526.
- [5] 常晓丽. 基于Matlab的BP神经网络设计[J]. 机械工程与自动化, 2006(4): 36-37.

(下转第201页)