

# 基于 GA 特征选择和 BP 神经网络的模拟电路故障检测

李元, 司明明, 张成

(沈阳化工大学, 沈阳 110142)

**摘要:** 针对模拟电路故障检测中存在测试节点数较多的问题, 提出遗传算法与 BP 神经网络相结合的方法; 利用遗传算法的全局、并行寻优能力对模拟电路的系统特征进行优化选择, 从而减少 BP 神经网络输入层节点数; 用 MATLAB 软件对仿真实例数据进行编程实验, 直接使用 BP 神经网络, 检测率为 66.7%, 采用遗传算法与 BP 神经网络结合的方法, 检测率可为 100%; 结果表明, 相对于传统的 BP 神经网络方法, 该方法提高了模拟电路故障检测的平均正确率。

**关键词:** BP 神经网络; 模拟电路; 故障检测; 遗传算法

## Analog Circuit Fault Detection Based on BP Neural Network and GA Feature Selection

Li Yuan, Si Mingming, Zhang Cheng

(Shenyang University of Chemical Technology, Shenyang 110142, China)

**Abstract:** For analog circuit fault detection in the presence of the considerable number of test nodes problems, put forward the genetic algorithm method combined with BP neural network. Using a global, a parallel genetic algorithm optimization of analog circuit system characteristics of the optimal selection, thereby reducing BP neural network input layer nodes. An example of the simulation data with the MATLAB software programming experiment, The direct use of BP neural network, the detection rate is 66.7%. By using the method of genetic algorithm and BP neural networks, the detection rate is 100%. Results show that, compared with the traditional BP neural network method, this method improves the average accuracy of analog circuit fault detection.

**Keywords:** BP neural network; analog circuit; fault detection; genetic algorithm

## 0 引言

随着超大规模集成电路的发展, 模拟电路越来越复杂, 电路中出现的故障情况越来越多。在电路故障发生后能将故障及时检测出来, 以便进行检修、调试等, 从而减小损失, 是目前研究的热点<sup>[1]</sup>。由此可知, 模拟电路故障检测显得尤为重要。由于模拟电路普遍存在的非线性及软故障等难以诊断的特性, 使得它的故障诊断与相对完善的数字电路诊断相比有很大差距, 在一定程度上成为制约集成电路测试的瓶颈<sup>[2]</sup>。

模拟电路故障诊断本质上是一个模式识别问题, 是将电路测量点采集到的特征信号映射到故障类, 特征信号与故障类之间存在一种非线性映射关系<sup>[3]</sup>。传统模拟电路故障诊断方法有故障字典方法<sup>[4-5]</sup>、参数辨识法<sup>[6]</sup>、网络撕裂法<sup>[7]</sup>、K 故障诊断法等<sup>[8-9]</sup>。这些传统故障诊断方法均存在各自的不足, 且模拟电路故障与故障因素之间呈高度的非线性关系。传统故障诊断方法均是基于线性关系建立的模型, 很难满足模拟电路故障诊断实际要求。

近年来, 基于神经网络技术的现代模拟电路故障诊断方法已成为新的研究热点, 神经网络的泛化能力和非线性映射能

力, 使之能够适用于解决模拟电路故障诊断中的容差和非线性问题<sup>[10]</sup>。目前神经网络模型种类很多, 其中 BP 神经网络 (Back Propagation Neural Network) 由于具有良好的模式分类能力, 尤其适用于故障诊断领域, 因而是目前故障诊断领域中用的较多也较为有效的一种神经网络<sup>[11]</sup>。

为了提高基于 BP 神经网络的模拟电路故障检测的准确性, 提出一种由遗传算法 (genetic algorithm, GA) 和 BP 神经网络相结合的模拟电路故障检测方法<sup>[12-14]</sup>, 并以 CTSV (continuous time state variable filter) 滤波器电路为例对该方法进行仿真实验。

## 1 GA 特征选择

### 1.1 遗传算法简介

遗传算法于 1975 年由美国 Michigan 大学的 John Holland 教授首先提出, 因其操作类似于自然界的优胜劣汰机制而得名<sup>[13]</sup>。遗传算法是模拟生物进化过程的一种寻优算法。它把问题的一定数量的可能解进行编码作为初始种群, 按照遗传学进行选择、交叉和变异, 根据个体的适应度大小及一定的概率选择个体, 逐代产生越来越好的解<sup>[15]</sup>。它的流程图见图 1。

### 1.2 基于遗传算法的特征选择

#### 1.2.1 特征选择

特征选择是从一组数量为  $D$  的原始特征中选出数量为  $d$  ( $D > d$ ) 的一组最优特征<sup>[16-17]</sup>。特征选择是一个组合优化问题, 因此可以使用解决优化问题的方法来解决。对于复杂特征集的选择, 遗传算法以其全局隐含并行性, 易跳出局部极值而

收稿日期:2014-03-20; 修回日期:2014-04-28。

基金项目:国家自然科学基金重点项目(61034006); 国家自然科学基金基本项目(61174119)。

作者简介:李元(1964-), 女, 辽宁沈阳人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事过程控制故障检测与诊断方向的研究。

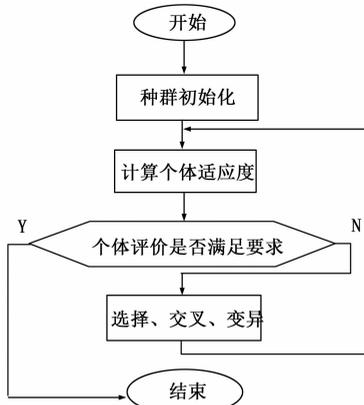


图 1 遗传算法流程图

成为特征选择较优的搜索算法<sup>[18]</sup>。

### 1.2.2 遗传个体表示

用遗传算法进行特征选择，一般采用二进制编码<sup>[19]</sup>。一个二进制基因位表示所选特征子集中的一个特征，这样，每一个遗传个体就表示一个可能的特征子集。若原始特征有 7 个，则个体的长度为 7。当染色体中的某个基因为“1”时，表示该基因对应的特征项已被选用，反之为“0”时，表示该特征项未被选用<sup>[20-21]</sup>。如：一个形如 0100001 的个体表示第 2 个、第 7 个特征项被选用。这样就以这两个特征项组合作为个体，进入个体适应度的计算<sup>[22]</sup>。

### 1.2.3 初始种群的选择

遗传算法总是从问题可能解集中的一个种群开始的，种群由若干个遗传个体组成，每个个体就是一个可能解<sup>[20]</sup>。这里采用随机方法生成初始种群，每个个体的每一位基因按等概率在 {0, 1} 中选择，个体的大小据实际而定。

### 1.2.4 适应度函数的构造

本文以模拟电路各故障状态下的各个节点电压作为系统特征，它们的集总欧氏距离作为适应度函数，即优化的目标函数<sup>[12]</sup>。集总欧氏距离按下式计算。

$$J = \sqrt{\sum_{i=1}^M (Y_i - \bar{Y})^T (Y_i - \bar{Y})}$$

式中， $Y_i$  为某激励下各种故障状态的响应； $\bar{Y}$  为其平均值。

## 2 BP 神经网络

### 2.1 BP 神经网络简介

BP 神经网络是一种多层前馈神经网络，由输入层、隐层和输出层组成<sup>[23]</sup>。层与层之间采用全互连方式，同一层之间不存在相互连接，隐层可以有一层或多层。3 层 BP 神经网络的结构模型如图 2 所示。

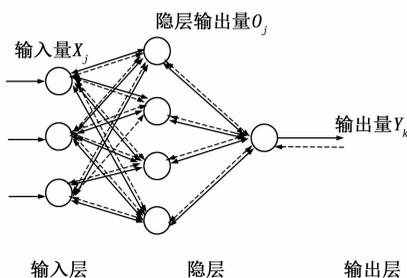


图 2 3 层 BP 神经网络的结构模型

层与层之间有两种信号在流通：一种是工作信号（实线），它是施加输入信号后向前传播直到在输出端产生实际输出的信号，是输入和权值的函数。另一种是误差信号（虚线），网络实际输出与期望输出间的差值即为误差，它由输出端开始逐层向后传播。

BP 神经网络的学习过程由前向计算过程和误差反向传播过程组成<sup>[23]</sup>。在前向计算过程中，输入量从输入层经隐层逐层计算，并传向输出层，每层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。

### 2.2 BP 算法

BP 神经网络在其学习训练的过程中，采用的是 BP 算法<sup>[24]</sup>。BP 算法的基本思想是：学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成。正向传播时输入样本从输入层传入，经各隐层逐层处理后，传向输出层。若输出层的实际输出与期望输出不符，则转入误差的反向传播阶段<sup>[25]</sup>。误差反向传播是将输出误差以某种形式通过隐层向输入层逐层反传，并将误差分摊给各层的所有单元，从而获得各层单元的误差信号，此误差信号即作为修正各单元权值的依据。这种信号正向传播与误差反向传播的各层权值调整过程，是周而复始地进行的。权值不断调整的过程，也就是网络的学习训练过程。此过程一直进行到网络输出的误差减少到可以接受的程度，或进行到预先设定的学习次数为止。

### 2.3 神经网络的结构设计

神经网络的结构设计，就是确定隐层个数与各层神经元数的过程<sup>[26]</sup>。通常由模拟电路的复杂程度、故障状态的多少、训练样本的多少等因素决定。输入层神经元数可由测试节点数确定。输出层神经元数可由故障状态的个数确定。对于隐层的多少和隐层神经元数的确定较复杂，一般可通过如下经验公式大致确定：

$$n_h = \sqrt{n_i + n_o} + l$$

其中： $n_i$  为输入层节点数； $n_o$  为输出层节点数； $n_h$  为隐层节点数； $l$  为 1~10 之间的常数。

## 3 模拟电路故障检测仿真分析

为了验证文中提出方法的有效性，对 CTSV (continuous time state variable filter) 滤波器，利用 Proteus 软件进行仿真分析，如图 3 所示。 $R_1 = R_2 = R_3 = R_4 = R_5 = 10k$ ， $R_6 = 3k$ ， $R_7 = 7k$ ， $C_1 = C_2 = 20n$ ，元件容差 5%。输入交流电压  $V_1 = 6V$ 。考虑以  $R_1$ 、 $R_4$ 、 $R_6$ 、 $R_7$  各正偏和负偏 50% 的电路故障，连同无故障模式共 9 种状态。

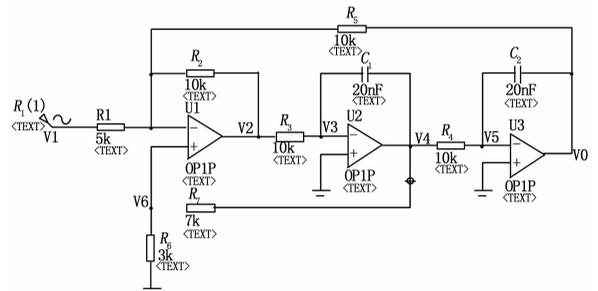


图 3 CTSV 滤波器

其中以图 3 中  $V_1$ 、 $V_2$ 、 $V_3$ 、 $V_4$ 、 $V_5$ 、 $V_6$  和  $V_0$  为电压测量点，分别测量电路在正常状态和各种故障状态时的特征信号（电压有效值），测得的数据如表 1 所示。

由 BP 神经网络进行故障检测时，故障状态编码如表 2 所示。检测结果如表 3 所示。

表 1 电压测量点各状态下的值

故障状态	故障类型	V <sub>1</sub> /(V)	V <sub>2</sub> /(V)	V <sub>3</sub> /(V)	V <sub>4</sub> /(V)	V <sub>5</sub> /(V)	V <sub>6</sub> /(V)	VO(V)
正常	F0	4.24	0.01	0	0.27	0	0.08	4.25
R <sub>1</sub> ↑ 50%	F1	4.24	0.03	0	0.55	0	0.16	8.49
R <sub>1</sub> ↓ 50%	F2	4.24	0.01	0	0.18	0	0.05	2.84
R <sub>4</sub> ↑ 50%	F3	4.24	0	0	0.14	0	0.04	4.25
R <sub>4</sub> ↓ 50%	F4	4.24	0.02	0	0.41	0	0.12	4.25
R <sub>6</sub> ↑ 50%	F5	4.24	0.01	0	0.27	0	0.04	4.25
R <sub>6</sub> ↓ 50%	F6	4.24	0.01	0	0.27	0	0.11	4.25
R <sub>7</sub> ↑ 50%	F7	4.24	0.01	0	0.27	0	0.13	4.24
R <sub>7</sub> ↓ 50%	F8	4.24	0.01	0	0.27	0	0.06	4.25

由遗传算法 (GA) 特征选择后其最优遗传个体为 0101011。

表 2 各故障状态编码

故障类型	状态编码
F0	0 0 0 0 0 0 0
F1	1 0 0 0 0 0 0
F2	0 1 0 0 0 0 0
F3	0 0 1 0 0 0 0
F4	0 0 0 1 0 0 0
F5	0 0 0 0 1 0 0
F6	0 0 0 0 0 1 0
F7	0 0 0 0 0 0 1
F8	1 1 1 1 1 1 1

表 3 各故障状态 BP 神经网络检测结果

F0	-0.0001	-0.0000	0.0000	-0.0001	0.0000	-0.0000	0.0001
F1	0.9999	-0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0001
F2	-0.0001	0.3539	0.3370	0.0120	0.3370	-0.0398	0.0001
F3	0.0000	0.3366	0.3244	-0.0062	0.3244	0.0208	-0.0000
F4	-0.0001	0.0121	-0.0063	0.9998	-0.0063	0.0007	0.0001
F5	-0.0000	0.3367	0.3244	-0.0063	0.3244	0.0208	0.0000
F6	-0.0001	-0.0394	0.0206	0.0006	0.0206	0.9975	0.0001
F7	-0.0001	0.0001	-0.0000	-0.0001	-0.0000	-0.0000	1.0001
F8	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

即 V<sub>2</sub>、V<sub>4</sub>、V<sub>6</sub> 及 V<sub>o</sub> 为所选特征。只需考虑这 4 个电压值对电路故障检测的结果即可。此时, 再使用 BP 神经网络进行电路的故障检测。其故障编码及检测结果如表 4 所示。

表 4 由 GA 特征选择后的 BP 神经网络故障编码及检测结果

故障类型	故障编码	检测结果			
F0	0 0 0 0	-0.0025	-0.0005	-0.0015	0.0000
F1	1 0 0 0	0.9769	0.0060	-0.0018	0.0000
F2	0 1 0 0	0.0110	1.0049	0.0097	0.0000
F3	0 0 1 0	0.0161	-0.0094	0.9950	-0.0000
F4	0 0 0 1	0.0022	0.0004	0.0013	1.0000
F5	1 0 0 1	0.9798	0.0069	0.0000	1.0000
F6	1 0 1 0	0.9914	-0.0046	0.9916	-0.0000
F7	1 0 1 1	0.9937	-0.0019	0.9942	1.0001
F8	1 1 0 0	0.9840	1.0084	0.0046	-0.0000

由表 2、表 3 可知直接利用 BP 神经网络进行模拟电路故障检测, 故障类型为 F2、F3、F5 的故障不能有效区分, 即图 3 中 R<sub>1</sub> 50%、R<sub>4</sub> 50%、R<sub>6</sub> 50% 的故障不能进行有效区分, 其

检测率为 66.7%。由表 4 可知, 经由遗传算法 (GA) 特征选择后的 BP 神经网络故障检测, 图 3 中的 R<sub>1</sub>、R<sub>4</sub>、R<sub>6</sub>、R<sub>7</sub> 各正偏和负偏 50% 的电路故障均能进行有效区分, 其检测率能够达到理想状态 100%。由此可知, 遗传算法特征选择对模拟电路故障检测具有较好的效果。

### 4 结论

提出了一种基于遗传算法特征选择的 BP 神经网络的模拟电路故障检测方法, 该方法对 BP 神经网络的输入层节点数具有一定的简化作用, 从而提高检测效率。从仿真实例来看, 对提高神经网络在模拟电路故障检测中的应用具有良好的改善效果。

### 参考文献:

- [1] 何尔利, 翟正军. 基于退火 BP 神经网络的模拟电路故障诊断方法 [J]. 计算机测量与控制, 2010, 18 (1): 67-70.
- [2] 林海军, 张礼勇, 等. 基于退火遗传混合算法的模拟电路诊断激励优化 [J]. 电测与仪表, 2009, 46 (12): 17-19.
- [3] 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.
- [4] 雍正正. 模拟电路故障诊断: 模糊故障字典法 [J]. 数据采集与处理, 1998, 13 (3): 210-213.
- [5] 胡 梅, 王 红, 杨士元, 等. 模拟电路软故障诊断测试节点优选的仿真研究 [J]. 系统仿真学报, 2009, 21 (12): 3837-3841.
- [6] Abderrahman A, Cerny E, Kaminska B. Optimization-based multi-frequency test generation for analog circuits [J]. Journal of Electronic Testing Theory and Applications, 1996, 1 (9): 59-73.
- [7] 杨士元, 胡 梅, 王 红. 模拟电路软故障诊断的研究 [J]. 微电子学与计算机, 2008, 25 (1): 1-8.
- [8] 杨嘉伟, 杨士元, 童诗白. 非线性电阻网络的支路故障诊断 [J]. 清华大学学报 (自然科学版), 1991, 31 (1): 69-76.
- [9] Bandler J W, Salama A E. Fault Diagnosis of Analogue Circuits [J]. ProcIEEE, 1985, 73 (8): 1279-1325.
- [10] 谢 涛, 李焕庆, 李 珩, 等. 神经网络结合信息融合的模拟电路故障诊断 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2010, 22 (4): 60-63.
- [11] Aminian M, Aminian F. Neural-network based analog-circuit fault diagnosis using wavelet transform as preprocessor [J]. IEEE Trans. on CAS-II, 2000, 47 (2): 151-156.
- [12] 龚茜茹, 李巧君. 遗传神经网络在模拟电路故障诊断中的应用 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20 (11): 2926-2928.
- [13] 周 丹, 赵高攀. 基于遗传算法的动态目标特征选择方法研究 [J]. 沈阳理工大学学报, 2010, 29 (2): 53-56.
- [14] 崔金魁, 支现方. 一种基于自适应遗传算法的 BP 网络的应用 [J]. 信息技术, 2007, (12): 161-163.

C++ 程序中的 main 函数, 在主函数中载调用 Tcl\_Main 函数。Tcl\_Main 函数是由 TCL 语言提供的 C 库函数, 它有以下几个功能<sup>[8]</sup>:

- 1) 调用 Tcl\_CreateInterp 函数, 生成一个新的 TCL 解释器, 并返回指向这个解释器的指针。
- 2) 调用 Tcl\_AppInit 函数, 完成应用程序特定的初始化, 例如创建新的命令。
- 3) 调用 Tcl\_Init 函数, 作应用的初始化工作, 如注册自己的 TCL 扩展命令, 生成自己需要的数据对象等。
- 4) 执行 Tcl\_EvalFile 读入脚本或进入交互状态。

C++ 中调用 TCL 脚本的典型结构如下:

```
include <stdio.h>
include <tcl.h>
int Tcl_AppInit(Tcl_Interp * interp);
main(int argc, char * argv[])
{
    Tcl_Main(argc, argv, Tcl_AppInit);
    exit(0);
}
int Tcl_AppInit(Tcl_Interp * interp)
{
    if (Tcl_Init(interp) == (TCL_ERROR))
    {
        return TCL_ERROR;
    }
    if (Tcl_EvalFile(interp, "test.tcl") == TCL_ERROR)
    {
        return TCL_ERROR;
    }
}
```

#### 4.2 测试验证

边界扫描测试系统测试平台硬件基于 USB 总线, 包括 PC 机、USB 驱动接口、边界扫描测试总线控制器 8990、可测试存取口 JTAG 总线和支持 IEEEStd1149. 1 标准的边界扫描测试板。软件基于 Windows XP 系统, 采用 Visual Studio 2008 中的面向对象技术 Visual C++。

为了在 C++ 中能够调用 TCL 脚本, 要在应用程序中添加 TCL 头文件和库文件, 并设置相应的头文件和库文件路径。

##### 1) Cluster 正常测试:

(上接第 2741 页)

- [15] 史东峰, 屈梁生. 遗传算法在故障特征选择中的应用研究 [J]. 振动测试与诊断, 2000, 20 (3): 171-176.
- [16] Tahereh Pourhabibi, Maryam Bahobj Imani, Saman Haratizadeh. Feature selection on Persian Fonts: A Comparative Analysis on GAA, GESA and GA [J]. Procedia Computer Science, 2011, (3): 1249-1255.
- [17] 刘素华, 侯惠芳, 李小霞. 基于遗传算法和模拟退火算法的特征选择方法 [J]. 计算机工程, 2005, 31 (16): 157-159.
- [18] Snehamoy Chatterjee, Ashis Bhattacharjee. Genetic algorithms for feature selection of image analysis-based quality monitoring model: An application to an iron mine [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2011, (24): 786-795.
- [19] 余有明, 刘玉树, 阎光伟. 遗传算法的编码理论与应用 [J]. 计算机工程与应用, 2006, 42 (3): 86-89.
- [20] 赵 云, 刘惟一. 基于遗传算法的特征选择方法 [J]. 计算机工

编译 DEMO 板第二条扫描链, 然后测试任务栏选择“Cluster 测试”, 读入 Cluster 的描述文件和响应文件, 然后进行 Cluster 测试, Cluster 功能正常。结果如图 5 所示:

##### 2) Cluster 故障测试:

编译 DEMO 板第二条扫描链, 然后测试任务栏选择“Cluster 测试”, 读入 Cluster 的描述文件和响应文件, 打开开关 F4, 然后进行 Cluster 测试。F4 开关是将 U9 的第 2 管脚接地, 故障表现形式为 U7 的第 23 管脚固定为 1。Cluster 测试发现故障, 进行故障诊断, 得到故障的准确位置。

以上测试结果表明, Cluster 测试功能正常, 通过对测试值和期望值的对比分析, 能够准确地将故障定位到器件的引脚上。采用 TCL 语言编写测试脚本与传统的 C 编写的测试脚本相比, TCL 语言不需要编译, 解释器会一条条的执行, 使测试效率提高。

## 5 结语

在边界扫描测试系统中引入 TCL 脚本, 可以很方便地扩展测试用例使得测试系统更加完善。随着边界扫描测试系统的不断发展, 测试任务越来越多, 需要提高测试效率来保证系统的稳定性和可靠性。相信 TCL 语言凭着其高效、简明、移植性好的优势必将在边界扫描技术领域有着广阔的发展前景。

#### 参考文献:

- [1] Test Technology Technical Committee of the IEEE Computer Society. IEEE Std 1149. 1-1990 [S]. 1990.
- [2] 陈光禹. 可测性设计技术 [M]. 北京: 电子工业出版社, 1997.
- [3] 董 兵, 王 宁. 基于边界扫描的非完全 BS 电路板测试诊断技术 [J]. 半导体技术, 2005, 30 (12): 38-41.
- [4] 黄 新. 基于边界扫描的网络化测试技术研究 [D]. 广西: 桂林电子科技大学, 2010.
- [5] John k. Ousterhout Ken Jones 著. Tcl/Tk 入门经典 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2010.
- [6] 魏 玄, 申 敏. 基于 TCL 脚本语言的 AT 指令自动化测试技术的研究 [J]. 重庆邮电大学学报, 20 (5): 517-520.
- [7] 李志报, 袁 亮. 基于 Tcl/Tk 语言的自动化测试平台的实现 [J]. 测控技术与仪器仪表, 2013, 39 (1): 59-61.
- [8] 崔 凯. Tcl/Tk 编程权威指南 [M]. 北京: 中国电力出版社, 2002.
- [9] 程与应用, 2004, (15): 52-54.
- [21] Rubiyah Yusof, Marzuki Khalid, Anis Sa-lwa. M. khairuddin. Application of kernel-genetic algorithm as nonlinear feature selection in tropical wood species recognition system [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, (93): 68-77.
- [22] 毛罕平, 徐贵力, 李萍萍. 基于遗传算法的蔬菜缺素叶片图像特征选择研究 [J]. 江苏大学学报 (自然科学版), 2003, 24 (2): 1-5.
- [23] 张文鸽, 吴泽宁, 洪海波. BP 神经网络的改进及其应用 [J]. 河南科学, 2003, 21 (2): 202-206.
- [24] 周磊磊, 张文广, 何 甦, 等. 模拟电路故障诊断技术研究 [J]. 海军航空工程学院学报. 2006, 21 (1): 127-130.
- [25] 樊振宇. BP 神经网络模型与学习算法 [J]. 软件导刊, 2011, 10 (7): 66-68.
- [26] 尹念东. BP 神经网络的应用设计 [J]. 信息技术, 2003, 27 (6): 18-20.