基于 PSO-RBF 神经网络的模拟电路诊断 *

宋丽伟[1]，彭敏放[1]，田成来[1]，沈美娥[2]
（1. 湖南大学 电气与信息工程学院，长沙 410082；2. 北京信息科技大学，北京 100101）

摘　要：为了提高径向基神经网络（radial basis funtion neural network，RBFNN）进行模拟电路故障诊断的速度与准确性，提出了一种基于粒子群算法（particle swarm optimization，PSO）优化 RBFNN 的故障诊断方法。该方法利用 PSO 优化 RBFNN 的结构参数，克服了神经网络中模型结构和参数难以设置的缺点，避免了参数选择的盲目性；同时对模拟电路的响应信号采用小波包分解，提取有效故障特征。仿真结果表明，方法具有更高的诊断精度和更快的收敛速度，能有效地实施模拟电路的故障定位。

关键词：模拟电路；故障诊断；径向基神经网络；粒子群算法；小波包分解
中图分类号：TP391　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1001-3695（2012）01-0072-03
doi：10.3969/j.issn.1001-3695.2012.01.019

Analog circuit diagnosis based on particle swarm optimization radial basis function network

SONG Li-wei[1]，PENG Min-fang[1]，TIAN Cheng-lai[1]，SHEN Mei-e[2]
（1. *College of Electrical & Information Engineering*，*Hunan University*，*Changsha* 410082，*China*；2. *Beijing University of Information Science & Technology*，*Beijing* 100101，*China*）

Abstract：In order to improve the speed and accuracy of analog circuit fault diagnosis using radial basis funtion neural network（RBFNN），this paper proposed a new fault diagnosis method based on RBFNN optimized by particle swarm optimization（PSO）. Trained RBFNN by the PSO algorithm which overcame the shortcomings that structure and parameters of neural network were hard to be set. Preprocessed the response signals of analog circuit by wavelet packet transform as the fault feature. The simulation result shows that this method which has higher diagnostic accuracy and faster convergence speed is effective for fault location.

Key words：analog circuit；fault diagnosis；radial basis function network；particle swarm optimization；wavelet packet

0　引言

模拟电路故障诊断自 20 世纪 60 年代开始研究以来，已取得了不少成就，研究者们提出了许多故障诊断方法，如故障字典法、元件参数辨识法、故障验证法等。但由于故障现象的多样性、元件参数的离散性和非线性等原因，给其诊断带来了很大的困难。

从本质上讲，模拟电路故障诊断是一个分类问题，而神经网络所具有的分类能力、学习和推理能力、较强的鲁棒性和自适应能力，能够有效解决传统模式识别方法难以解决的由于非线性和容差等引起的问题，为故障诊断提供了一个优良的解决方案[1~7]。径向基神经网络作为一种前馈式神经网络，在函数逼近能力、分类能力和学习速度等方面均优于 BP 网络，被广泛应用于故障检测和诊断等领域，成为继 BP 神经网络后的又一研究热点[1~8]。但网络的泛化能力有待改进，且模型参数和结构难以设置，严重影响了故障诊断的速度与准确率。PSO 算法是近年来发展的一种新的基于群体智能的优化算法，该算法通过个体之间的协作搜索空间中的最优解，其概念更简单、参数更少、更容易实现。用 PSO 算法来训练神经网络，可以快速收敛寻得最优解，提高神经网络的学习能力和诊断效率[9~15]。文献[11]用粒子群优化神经网络，并应用于模拟电路故障诊断中，充分发挥了粒子群算法的全局寻优能力和局部快速收敛优势，但是在特征提取方面，直接将输出响应输入到神经网络，增加了网络的训练规模和训练时间。小波包变换[16~19]是一种有效的特征提取方法，文献[16]采用小波包提取电路故障特征，再用支持向量机进行分类；文献[17]提出模糊最优小波包，在一定程度上缩减了诊断规模。

本文在前人应用小波包分解和神经网络进行模拟电路故障诊断的研究积累上，提出了采用 PSO 优化 RBF 神经网络的模拟电路诊断方法，首先利用小波包分解对电路故障信号进行预处理，得到故障特征向量，然后用 PSO 优化 RBF 神经网络参数，最后将训练好的 RBF 神经网络模型用于故障种类的模式识别。文中结合电路实例，通过模拟电路的仿真实验证明了该方法的有效性。

收稿日期：2011-06-25；**修回日期**：2011-07-29　　**基金项目**：国家自然科学基金资助项目（60973032，60673084）；湖南省自然科学基金重点资助项目（10JJ2045）

作者简介：宋丽伟（1985-），女，山东聊城人，硕士研究生，主要研究方向为电路测试与诊断（slw_851111@163.com）；彭敏放（1964-），女，湖南湘乡人，教授，博导，主要研究方向为电路测试与诊断、电气设备状态监测、智能信息处理、电磁场理论及其应用等；田成来（1985-），男，湖北荆门人，硕士研究生，主要研究方向为电路测试与诊断；沈美娥（1966-），女，江苏人，副教授，硕士，主要研究方向为软件工程.

1　基于小波包变换的特征提取

1.1　小波包分解技术

在模拟电路故障诊断中,故障特征提取和选择是一项关键技术。目前,基于小波包分解的方法得到了广泛应用。小波包变换(wavelet packet transform,WPT)是小波变换的推广,它在多分辨率分析的基础上,为信号提供了一种更为精细的分析方法,能将频带进行多层次划分,对多分辨分析没有细分的高频部分进一步分解,并能够根据被分析信号的特征自适应地选择相应频带,使之与信号频谱相匹配,从而提高时频分辨率[16~19]。

尺度函数 $\varphi(t)$ 和小波函数 $\psi(t)$ 间的二尺度关系为

$$\begin{cases} \omega_{2n}(t) = \sum_{k\in Z} h_k \omega_n(2t-k) \\ \omega_{2n+1}(t) = \sum_{k\in Z} g_k \omega_n(2t-k) \end{cases} \quad n \in Z \tag{1}$$

式中,$\omega_0(t)=\varphi(t)$,$\omega_1(t)=\psi(t)$;h_k、g_k 为正交共轭滤波器系数;$\varphi(t)$ 为尺度函数,$\psi(t)$ 为小波函数。

以一个三层小波包分解为例进行说明,其小波包分解树如图 1 所示。图 1 中 S 表示原始信号,A 表示低频,D 表示高频,末尾的序号数表示小波包分解的层数(即尺度数),则分解具有如下关系:

$$S = AAA3 + DAA3 + ADA3 + DDA3 + AAD3 + DAD3 + ADD3 + DDD3 \tag{2}$$

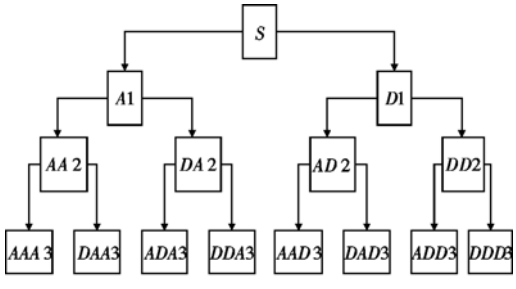

图1　三层小波包分解示意图

1.2　小波包能量特征提取

小波包分解可以将信号分解在全频带上,得到其在不同频带上的能量,作为故障诊断的重要信息。对电路输出信号进行小波包分解,提取从低频到高频的所有频率信号特征,并对小波包分解系数进行重构,得到各频带信号的能量[16]。定义如下:

$$E_{ki} = \int |s_{ki}(t)|^2 \mathrm{d}t = \sum_{m=1}^{n} |\omega_{im}|^2 \tag{3}$$

式中,k 为小波包的分解层数,i 为分解的频带数,ω_{im} 取重构信号 s_{ki} 在数据中第 m 个离散点的幅值。

故障时,各频带内信号能量会产生变化,因此以能量为指标构造特征向量为

$$T = [E_{k0}, E_{k1}, E_{k2}, \cdots, E_{ki}] \tag{4}$$

当 T 中数值较大,不便于数据分析时,则需要对特征向量进行归一化处理。令总能量为 $E = \sqrt{\sum_{i=0}^{l} |E_{ki}|^2}$,则归一化后的向量[16]为

$$T' = [\frac{E_{k0}}{E}, \frac{E_{k1}}{E}, \frac{E_{k2}}{E}, \cdots, \frac{E_{ki}}{E}] \tag{5}$$

选择适当的小波包分解层数对故障特征提取至关重要。若分解层数过少,则得到的能量不能有效地反映故障特征;若分解层数过多,则会导致冗余特征的增加,从而影响诊断精度和诊断效率。为简单起见,本文小波包分解的层数设置为 3。

2　基于 PSO-RBF 神经网络的模拟电路故障诊断模型

模拟电路的故障诊断问题实质上是分类问题,应用小波包和 PSO-RBFNN 电路诊断的基本思想是:首先给待诊断电路(CUT)施加激励,获取电路的故障信息;然后采用小波包技术对电路的故障状态和无故障状态的输出响应进行特征提取,并作归一化处理;再使用粒子群优化算法得到 RBFNN 的最优参数,并对模型进行训练;最后利用训练好的网络模型进行模拟电路故障定位。其诊断的结构框图如图 2 所示。

2.1　RBF 神经网络

RBF 神经网络是一种三层前馈网络,由输入层、隐层和输出层组成,其结构如图 3 所示[2,3]。

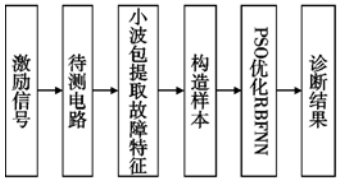

图2　故障诊断方法流程

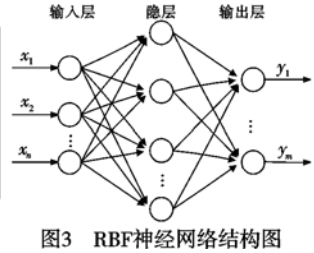

图3　RBF神经网络结构图

RBF 神经网络具有如下非线性映射关系:

$$Y = f(X) = \omega_0 + \sum_{i=1}^{k} \omega_i \varphi_i(X) \tag{6}$$

$$\varphi_i(X) = \exp\left(-\frac{\|X - z_i\|}{2\delta_i^2}\right) \tag{7}$$

其中,$X=[x_1, x_2, \cdots, x_n]^{\mathrm{T}}$ 是网络的输入样本;$Y=[y_1, y_2, \cdots, y_m]^{\mathrm{T}}$ 是网络的输出向量;$\varphi_i(\cdot)$ 是第 i 个隐层基函数;k 是隐层基函数的中心个数;z_i 是第 i 个隐层高斯函数的中心;δ_i 是第 i 个基函数的宽度;ω_i 是连接隐层和输出层的权值。

2.2　粒子群优化算法

粒子群优化算法的思想来源于人工生命和演化计算理论,通过模拟鸟群寻找栖息地的行为搜寻各个粒子的优解,并利用这些优解使整个粒子群达到最优。PSO 是基于群体智能理论的优化算法,每个粒子代表解空间的一个候选解,解的优劣程度由适应度函数决定[9~15]。

假设在 N 维空间中,粒子总数为 n,第 i 个粒子在 N 维空间的位置和速度分别表示为 $x_i=(x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{iN})$,$v_i=(v_{i1}, v_{i2}, \cdots, v_{iN})$,各个粒子记忆当前的最优粒子,然后在解空间中搜索。第 i 个粒子经历过的最好位置叫做个体极值点,用 $p$best 表示其位置;在群体中所有粒子经历过的最好位置叫做全局极值点,用 $g$best 表示其位置[9]。在找到两个极值后,粒子根据式(8)(9)来更新自己的位置和速度。

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^{k} + c_1 \mathrm{rand}_1 (p\mathrm{best}_{id}^{k} - x_{id}^{k}) + c_2 \mathrm{rand}_2 (g\mathrm{best}_{id}^{k} - x_{id}^{k}) \tag{8}$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^{k} + v_{id}^{k+1} \tag{9}$$

式中,c_1 和 c_2 为学习因子,一般取 $c_1=c_2=2$;rand_1 和 rand_2 为(0,1)间的随机数值;ω 为惯性权重,维护全局和局部搜索能力的平衡[9~11]。

2.3　PSO 优化 RBF 神经网络策略

RBF 网络的模型结构和参数影响网络的泛化能力和故障

诊断的准确率。构成 RBF 神经网络需要确定的参数有基函数中心、宽度及连接权值。PSO 优化 RBF 神经网络主要有两个方面:通过训练网络优化隐含层到输出层之间的权重;优化网络的拓扑结构,如基函数中心向量、宽度等。

利用 PSO 优化 RBF 神经网络的过程如下[9,10]:

a)采集训练样本;

b)构建并初始化 RBF 拓扑结构;

c)初始化粒子群的种群和最大迭代次数;

d)对每个粒子进行适应度评价,如果好于该粒子当前的最好位置的适应度,则更新 *p*best,如果所有粒子的最好位置的适应度好于当前全局最好位置的适应度,则更新 *g*best;

e)调整粒子的速度和位置;

f)重复步骤 d)e),直到达到要求的迭代次数为止;

g)将群体所经历最好位置解码后得到 RBF 神经网络的最优结构参数;

h)输入训练样本对网络进行学习;

i)停止运算。

3　实例分析

为了验证所提方法的有效性,以中心频率为 25 kHz 的带通滤波器[17]作为诊断实例,电路如图 4 所示。图中电阻和电容的容差分别为 ±5% 和 ±10%,被诊断的元器件是 C_1、C_2、R_2 和 R_3。

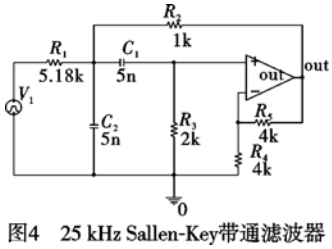

图4　25 kHz Sallen-Key带通滤波器

所设置的故障类型如表 1 所示。表中,↑表示相应故障模式对应的容差区间设置为[正常容差,50%],↓表示相应故障模式对应的容差区间设置为[−50%,正常容差]。

表 1　故障类型表

故障类	标称值	故障值
C_1↑/nF	5	[5.5,7.5]
C_1↓/nF	5	[2.5,4.5]
C_2↑/nF	5	[5.5,7.5]
C_2↓/nF	5	[2.5,4.5]
R_2↑/kΩ	1	[1.05,1.5]
R_2↓/kΩ	1	[0.5,0.95]
R_3↑/kΩ	2	[2.1,3]
R_3↓/kΩ	2	[1,1.9]

对电路施加一个幅度为 5 V、持续时间为 10 μs 的脉冲电压,将输出电压信号进行采样后经三层小波包分解,提取从低频到高频的所有频率信号特征,并对小波包分解系数进行重构,构造具有八个频带能量的特征向量,对其归一化。使用 PSpice 对电路的不同故障情况进行 Monte Carlo 分析,得到 360 次数据作为样本,取其中 270 次作为训练样本,另 90 组作为测试样本。部分数据样本如表 2 所示。

文献[15]采用遗传算法对 RBF 神经网络进行优化设计,但其只对隐层节点进行了优选。图 5 是分别采用传统 RBF、GA-RBF 和本文使用的基于 PSO-RBF 的方法,在给定进化次数的情况下,优化误差随进化次数变化的曲线。从图 5 中可以看出,用 PSO 算法优化寻得参数的 RBF 网络具有更高的精度,优于其他两种方法。

表 2　部分数据样本

故障模式	E_{30}	E_{31}	E_{32}	E_{33}	E_{34}	E_{35}	E_{36}	E_{37}
正常	0.964 0	0.007 8	0.003 8	0.244 7	0.001 8	0.092 9	0.045 4	0.001 0
C_1↑	0.938 9	0.154 3	0.077 2	0.279 5	0.022 3	0.089 5	0.043 3	0.012 8
C_2↓	0.920 8	0.296 8	0.099 4	0.221 3	0.025 2	0.004 7	0.036 2	0.057 1
R_2↑	0.997 0	0.018 7	0.000 2	0.073 6	0.000 6	0.014 8	0.000 1	0.000 9
R_3↓	0.998 2	0.043 1	0.000 1	0.040 0	0.001 9	0.007 4	0.000 4	0.002 5

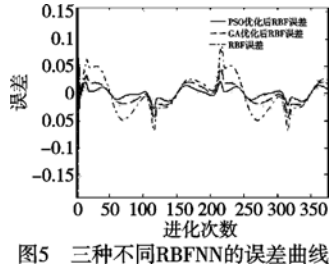

图5　三种不同RBFNN的误差曲线

为检验基于 PSO 优化的 RBF 神经网络的快速学习能力,分别用遗传算法优化后的 RBF 网络与 PSO 优化后的 RBF 网络进行故障诊断,设定训练精度为 0.001,对训练样本的学习过程分别如图 6、7 所示。

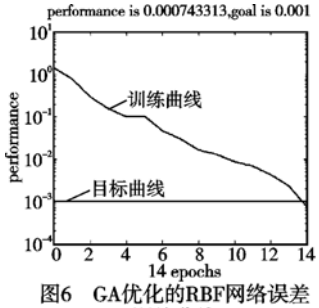

图6　GA优化的RBF网络误差训练曲线

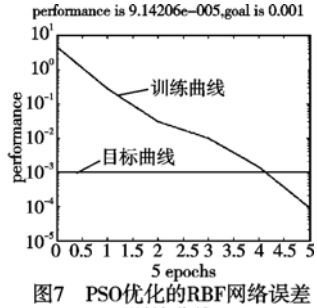

图7　PSO优化的RBF网络误差训练曲线

通过仿真,利用本文方法对测试样本的诊断准确率为 96.87%,对包含训练样本在内的所有样本的诊断准确率为 97.12%。文献[19]采用同样的滤波器电路作为诊断实例,其采用小波包提取特征和 RBFNN 进行故障识别,测试模式的平均正确率只有 95%。可见本文所提方法高于传统 RBF 方法诊断结果,这是因为采用粒子群算法提高了搜寻 RBF 神经网络最优参数的效率,同时也解决了 RBF 弱适应能力的问题,提高了其性能。

4　结束语

本文基于粒子群优化算法和 RBF 神经网络并结合小波包分解,提出了一种基于 PSO-RBF 神经网络与小波包分解的模拟电路故障诊断方法。利用小波包提取有效的故障特征向量,减少了训练网络的规模;针对 RBF 神经网络模型结构和参数难以设置的缺点,结合 PSO 算法寻优能力和收敛能力较强的优点,采用 PSO 算法优化 RBF 网络,提高了网络的泛化能力和学习能力。仿真结果表明,本文所提的采用粒子群算法优化 RBF 神经网络的模拟电路故障诊断方法是有效的,该方法加快了网络的收敛速度和分类速度,提高了故障诊断的精度和故障定位的准确性。

参考文献:

[1]　朱大奇,于盛林. 电子电路故障诊断的神经网络数据融合算法[J]. 东南大学学报:自然科学版,2001,31(2):87-90.

(下转第 111 页)

云计算企业时,可以从自身和云计算企业联系密切之处出发,以期能灵活地评估企业云计算能力。此外,还有一些问题需要笔者进一步研究:a)利用 AHP、模糊综合评价法、灰色系统等定量研究方法评价企业的云计算能力;b)本模型中,衡量云计算能力的五种关键能力不可避免地带有一定重复和交叉指标,之后需要进行深入的分析,尽可能减小重复因素对评估结果的影响;c)云计算领域的研究目前还处于起步阶段,云计算在国内外应用的成熟案例还很少,这给文献研究和数据收集带来了一定的困难,以致本文评价指标体系的构建带有一定的主观性。随着云计算领域的不断发展,在后续研究之中将提高指标体系的客观性。

参考文献:

[1] HEWITT C. ORGs for scalable, robust, privacy-friendly client cloud computing[J]. Internet Computing, 2008, 12(5): 96-99.

[2] WANG Li-zhe, TAO Jie, KUNZE M, *et al*. Scientific cloud computing [C]//Proc of the 10th IEEE International Conference on High Performance Computing and Communications. 2008: 825-830.

[3] BUYYA R, YEO C S, VENUGOPA S, Market-oriented cloud computing: vision, hype, and reality for delivering IT services as computing utilities[C]//Proc of the 10th IEEE International Conference on High Performance Computing and Communications. 2008: 5-13.

[4] ARMBRUST M, FOX A, GRIFFITH R. A view of cloud computing [J]. Communications of the ACM, 2010, 53(4): 50-58.

[5] YOUSEFF L, BUTRICO M, DA SILVA D. Toward a unified ontology of cloud computing [C]//Proc of Grid Computing Environments Workshop. 2008: 42-51.

[6] LENK A, KLEMS M, NIMIS J, *et al*. What's inside the cloud? An architectural map of the cloud landscape[C]//Proc of ICSE Workshop on Software Engineering Challenges of Cloud Computing. 2009: 23-31.

[7] 邓景毅,叶世绮,郑欣. 软件成熟度模型(CMM)发展综述[J]. 计算机应用研究,2002,19(7):6-9.

[8] 万江平,孔学东,杨建梅. 集成能力成熟度模型(CMMI)的研究[J]. 计算机应用研究,2001,18(10):10-13.

[9] 陈南南. 能力成熟度模型集成的研究与应用[D]. 厦门:厦门大学, 2006.

[10] 钱钢,达庆利. 基于 SSE-CMM 模型的信息系统安全工程管理[J]. 东南大学学报:自然科学版,2002,32(1):32-36.

[11] 万江平,杨建梅,万军. 软件人员能力成熟度模型及其评估框架[J]. 计算机应用研究,2001,18(1):16-18.

[12] 王鹏. 云计算的关键技术和应用实例[M]. 北京:人民邮电出版社, 2009.

[13] 李振,周国华,林晶晶. 物流企业能力成熟度模型研究[J]. 科技管理研究,2007(4): 96-97.

[14] 刘腾飞. 基于互联网能力成熟度模型的中美互联网治理研究[D]. 北京:北京邮电大学, 2009.

[15] 齐二石,王谦,金卓君,等. ERP 实施能力测度模型设计与研究[J]. 工业工程,2004,7(1):1-5.

[16] 王文. 湖北省移动商务成熟度评价研究[D]. 武汉:华中科技大学, 2009.

[17] 王晓亚. ISMS 信息安全管理体系成熟度的应用研究[D]. 重庆:重庆大学, 2008.

[18] 乔振义. WT 公司信息系统风险管理的研究[D]. 北京:对外经济贸易大学, 2007.

[19] 屈智敏. 企业信息服务的质量评估[J]. 情报杂志,2001,20(12): 17-18.

[20] 华瑶,俞明传. 基于模糊层次分析法的企业信息服务能力综合评价[J]. 情报科学,2009,27(9): 1390-1393.

[21] 高新才,李阳. 中国农村金融成熟度测量与研究[J]. 南京师大学报:社会科学版,2009(1): 64-69.

[22] 孙建光,陈燕,马永刚. 可适应性企业级整体 IT 成熟度模型及其评价[J]. 计算机应用研究, 2008,25(10): 3002-3005.

[23] CREESE S, HOPKINS P, PEARSON S, *et al*. Data protection-aware design for cloud services[C]//Lecture Notes in Computer Science, vol 5931. 2009: 119-130.

(上接第 74 页)

[2] BERNARD M. Applying radial basis functions[J]. IEEE Signals Processing Magazine, 1996, 13(2): 50-65.

[3] 王承,谢永乐. 基于径向基函数神经网络的模拟/混合电路故障诊断[J]. 电路与系统学报,2007,12(2):66-68.

[4] DENG Ying, HE Yi-gang, SUN Yi-chuang. Fault diagnosis of analog circuits with tolerences using artificial neural networks[C]//Proc of IEEE Asia-Pacific Conference on Circuits and Systems. 2000: 292-295.

[5] CHEN S, WU Y, LUCK B L. Combined genetic algorithm optimization and regularized orthogonal least squares learning for radial basis function network[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, 10(5): 1239-1243.

[6] CATELANI M, FORT A. Soft fault detection and isolation in analog circuits: some results and a comparison between a fuzzy approach and radial basis function networks[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Msasurement, 2002, 51(2): 196-202.

[7] 彭敏放,沈美娥,贺建飚,等. 容差电路软故障检测与定位[J]. 电工技术学报,2009,24(3):222-228.

[8] MARK J L O. Regularization in the selection of radial basis function centers[J]. Neural Computation, 1995, 7(3): 606-623.

[9] 崔海青,刘希玉. 基于粒子群算法的 RBF 网络参数优化算法[J]. 计算机技术与发展,2009,19(12):117-119.

[10] 左磊,侯立刚,张旺,等. 基于粒子群—支持向量机的模拟电路故障诊断[J]. 系统工程与电子技术,2010,32(7):1553-1556.

[11] 操建华. 基于粒子群优化径向基神经网络在模拟电路故障诊断中的应用[J]. 制造业自动化,2010,32(8):92-94.

[12] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]// Proc of IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE Press, 1995: 1942-1948.

[13] CLERC M, KENNEDY J. The particle swarm: explosion, stability, and convergence in a multidimensional comple space[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58-73.

[14] Van den BERG F, ENGELBRECHT A P. Cooperative learning in neural networks using particle swarm optimizers[J]. South African Computer, 2001, 26(6): 84-90.

[15] 李红利,张晓彤,兰立柱,等. 基于遗传算法的 RBF 神经网络的优化设计方法[J]. 计算机仿真,2003,20(11):67-69.

[16] 李晓华,姚舜才. 基于小波包和支持向量机的故障诊断方法研究[J]. 电子测试,2010(4):31-34.

[17] 王佩丽,彭敏放,杨易旻,等. 应用模糊最优小波包和 LS-SVM 的模拟电路诊断[J]. 仪器仪表学报,2010,31(6):1282-1288.

[18] HE Yi-gang, TAN Yang-hong, SUN Yi-chuang. Wavelet neural network approach for fault diagnosis of analogue circuit[J]. IEEE Proceedings of Circuit Devices and Systems, 2004, 151(4): 379-384.

[19] 林美琴,陈艳峰. 基于小波包分析与 RBF 神经网络的模拟电路故障诊断[J]. 科学技术与工程,2010,10(8):1996-1998.