

小波消噪和改进神经网络相融合的模拟电路故障诊断

为了提高电路故障诊断的正确率,提出一种小波消噪和改进神经网络相融合的模拟电路故障诊断模型。首先采用小波分析电路状态信息进行消噪并提取电路特征,然后采用遗传算法优化神经网络建立电路故障诊断模型,最后采用仿真实验测试其性能。实验结果表明,相对于其他电路故障诊断模型,该模型不仅提高了电路故障诊断的正确率,而且加快了故障诊断的速度,具有更高的实际应用价值。

须 磊/江苏科技大学张家港校区电气与信息工程学院



须 磊/实验师

随着超大规模集成电路的发展,模拟电路越来越复杂,模拟电路故障发生概率日益增加,一旦模拟电路系统发生故障,就会给人们正常的工作、生活带来不利影响,更甚者带来人身和财产损失,因此,提高模拟电路的故障诊断正确率显得越来越重要,具有十分重要的实际意义^[1]。

近几十年来,模拟电路故障问题引起了人们的广泛关注,而其本质上可以看作一种模式多分类问题,因此特征提取、分类器选择以及设计是必不可少的研究内容^[2]。特征提取是指从模拟电路状态信息中提取有利于区别电路故障的特征,它是模拟电路故障诊断的第一步,如果提取的特征好,那么对后续模拟电路故障诊断就有利;否则对模拟电路故障诊断会产生不利影响。与当前模拟电路特征提取方法相比,传统方法难以准确反映模拟电路自身的复杂性,同时模拟电路因受到外界各种因素的影响,具有非线性变化特点^[3]。为此,如小波分析、Volterra级数等非常适合于模拟电路故障特征提取^[4],尤其Volterra级数能够

捕捉电路信号非线性的变化,应用最为广泛^[5]。但是在模拟电路状态信息的采集过程中,难免包含一些噪声,为了获得更加理想的特征,在提取特征之前需要对模拟电路状态信息进行去噪处理^[6]。当前模拟电路故障诊断的分类器有许多方法,近些年由于非线性理论不断的发展,神经网络在模拟电路故障诊断的应用最为广泛,主要是由于其非线性拟合能力好^[7-8],然而在模拟电路故障诊断应用中,神经网络的性能与函数直接相关,如果选择不当,就会出现“过拟合”等缺陷,影响其在故障诊断中的应用^[9]。正交基函数是一种新型的函数,其克服了其他函数的缺陷,为模拟电路故障诊断提供了一种新的工具^[10]。但是正交基函数神经网络性能对于参数的选择比较敏感,因此确定适合参数是影响正交基函数神经网络应用范围的关键,当前主要采用梯度下降法来优化参数,因它对初始点很敏感^[11]。

遗传算法是一种模拟进化规律的寻优算法,具有寻优速度快、效率高等优点,可以用于正交基函数神经网络的参数寻优^[12]。为了提高电路故障诊断的正确率,提出一种小波消噪和遗传算法优化神经网络的模拟电路故障诊断模型(WA-GA-NN),并采用仿真实验验证了模型的有效性与准确性。

电路故障信号的消噪及特征提取

1. 小波消噪

在许多信号处理算法中,小波变换

关键词/Keywords

模拟电路故障诊断 ·
小波去噪 ·
遗传算法 ·
神经网络 ·

是一种多分辨率分解功能的算法,其可以对信号的时域和频域变化特征进行描述,提取其中有用的信号,而且自适应能力相当强,噪声信息消除比较干净,因此本文选择小波变换对采集的模拟电路原始信号进行消噪处理,有助于提取更优的模拟电路信号特征。若 $\Psi(t) \in L^2(R)$,将 $\Psi(t)$ 傅里叶变换为 $\hat{\Psi}(\omega)$,当 $\hat{\Psi}(\omega)$ 满足如下允许条件时

$$C_{\Psi} = \int_R \frac{|\hat{\Psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (1)$$

其中, $\Psi(t)$ 为母小波^[13]。

将小波母函数 $\Psi(t)$ 进行伸缩和平移,得到

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a, b \in R, a \neq 0 \quad (2)$$

式中, $\Psi_{a,b}(t)$ 为小波序列; a 和 b 分别为伸缩因子和平移因子。

设采集原始含噪的模拟电路故障诊断信号为 $s(t)$,其表达式为

$$s(t) = x(t) + n(t) \quad (3)$$

式中, $x(t)$ 为有用的模拟电路信号; $n(t)$ 为噪声信号。

首先对原始含噪的模拟电路故障诊断信号 $s(t)$ 进行采样,得到多个信号 $s(n)$,其中 $n = 0, 1, 2, \dots, N-1$,那以小波变换可以表示为

$$W_{2^j} s(k) = \frac{1}{2^j} \sum_{n=0}^{N-1} s(n) \Psi^*(2^{-j}n - k) \quad j, k \in Z \quad (4)$$

小波变换的递归实现方法为

$$\begin{cases} xf(j+1, k) = xf(j, k)h(j, k) \\ Wf(j+1, k) = xf(j, k)g(j, k) \end{cases} \quad (5)$$

式中, $xf(0, k)$ 为真实信号; $xf(j, k)$ 为尺度系数; $Wf(j, k)$ 为小波系数; h 和 g 分别为尺度函数和对应的低通和高通滤波器。

那么原模拟电路故障诊断信号的小波重构表达式为

$$xf(j-1, k) = xf(j, k)h_0(j, k) + Wf(j, k)g_0(j, k) \quad (6)$$

式中, h_0 和 g_0 分别对应于重构的低通和高通滤波器。

2. 提取模拟电路故障诊断信号的特征

经过小波变换对原始含噪的模拟电路故障诊断信号进行预处理后,就可以较好地消噪,得到

有用的电路信号,然后采用Volterra法提取Volterra级数序列的能量值,具体计算公式为

$$\begin{cases} E_1 = \sum_m |h_1(m)|^2 \\ E_2 = \sum_{m_1, m_2} |h_2(m_1, m_2)|^2 \\ E_3 = \sum_{m_1, m_2, m_3} |h_3(m_1, m_2, m_3)|^2 \\ E_4 = \sum_{m_1, m_2, m_3, m_4} |h_4(m_1, m_2, m_3, m_4)|^2 \end{cases} \quad (7)$$

当模拟电路发生故障时,状态信息的Volterra级数序列就会发生相应的变化,即 $E_1 \sim E_4$ 的值发生相应的改变,而且 $E_1 \sim E_4$ 的改变状态与模拟电路故障的实际变化状态一致,这样就可以选择1~4阶全带Volterra级数序列的能量值 $E_1 \sim E_4$ 作为待模拟电路的故障诊断和识别特征向量。

建立模拟电路故障分类器

1. 正交基函数的神经网络

令 $x = \cos \theta$,则 $\theta = \arccos x$,定义函数为 x 的 n 次正交多项式,设 $T_n = \cos(n \arccos x)$,那么 T_n 为Chebyshev多项式,它是在区间 $[-1, 1]$ 上关于权函数的 n 次正交多项式。根据正交基函数可以递推如下公式

$$\begin{cases} T_0(x) = 1 \\ T_1(x) = x \\ T_{n+1}(x) = 2xT_n(x) - T_{n-1}(x) \end{cases} \quad (8)$$

模拟电路为一个非线性动态系统,即 $y(k) = H[y(k-1), \dots, y(k-m)]$, $H(\cdot)$ 是未知非线性函数,基于正交基函数的神经网络结构如图1所示^[14]。

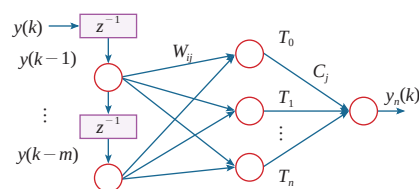


图1 神经网络的结构

图1中,隐含层神经元的激励函数为一组正交基函数,形成神经网络模型的输入层可以表示为

$$x_i = y(k-i) \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (9)$$

那么正交基函数的隐含层输入和网络输出分

别可以表示为

$$\text{net}_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i \quad j=1, 2, \dots, n \quad (10)$$

$$y_n(k) = \sum_{j=1}^n c_j T_j \quad (11)$$

式中, ω_{ij} 、 c_j 分别为神经网络的参数。

神经网络的工作原理是通过将输出值 $y_n(k)$ 反馈至输入,对相应的其他输入数据作一步改变,从而实现 $y_n(k+1)$ 的分类,这样不断执行,使神经网络的结构达到最优,并使期望值和输出值之间的误差最小化。

对基于正交基函数神经网络的工作过程进行分析,由此可知其参数 ω_{ij} 、 c_j 对神经网络的分类性能至关重要,为此本文采用遗传算法对神经网络的参数 ω_{ij} 、 c_j 进行搜索,找到最优的 ω_{ij} 、 c_j ,建立最优的模拟电路故障分类器。

2. 遗传算法优化神经网络的参数

遗传算法是一种借鉴生物界自然遗传和选择的随机搜索算法,可以从问题解空间的多个点搜索最优解,具有内在并行性、全局搜索能力强等优点。首先将神经网络的参数 ω_{ij} 、 c_j 选择问题转化成为一个带约束的优化问题,并将参数 ω_{ij} 、 c_j 编码为一组向量(即个体),然后通过模拟生物界自然遗传和选择过程找到最优参数 ω_{ij} 、 c_j ,从而获得最优的神经网络分类模型。遗传算法优化神经网络的工作步骤如下:

1) 对神经网络的参数 ω_{ij} 、 c_j 选择问题进行编码,使其与遗传算法的个体之间建立联系,本文采用二进制编码方式对神经网络的参数 ω_{ij} 、 c_j 进行编码。

2) 采用随机方式产生初始种群以及每一个个体与神经网络的参数 ω_{ij} 、 c_j 。

3) 由于神经网络的参数 ω_{ij} 、 c_j 选择目标就是使故障诊断误差最小,因此选择模拟电路故障识别率最小的作为遗传算法的个体适应度函数,具体构建方式如下

$$F_{\min} = \frac{1}{2} \sum_k^m [y_n(k) - u_k]^2 \quad (12)$$

式中, $y_n(k)$ 为神经网络的输出值; u_k 为实际模拟电路故障类别。

4) 采用轮盘赌式选择法使较优个体直接进入下一代,这样就可以降低找到局部最优解的概率。

5) 采用多点交叉操作方式产生部分新的个体,保证种群的多样性。

6) 采用传统的互变方式进行变异操作,即“1”变为“0”,或者“0”变为“1”,产生一些新的个体。

7) 本文设置算法的寻优终止条件为达到最大进化代数,根据最优个体得到神经网络的最优 ω_{ij} 、 c_j ,建立模拟电路故障分类器。

WA-GA-NN的电路故障诊断模型

建立WA-GA-NN电路故障诊断模型的步骤如下:

1) 建立正交基函数的神经网络学习样本集,采集电路正常和各种故障状态下的一些输出数据,采用小波变化对原始模拟电路信息进行消噪处理,并提取有用的特征信号,构建作为神经网络的分类器训练和测试样本集。

2) 将训练样本集输入到神经网络并进行训练,采用遗传算法优化神经网络参数 ω_{ij} 、 c_j ,建立模拟电路故障分类和识别器。

3) 将测试样本集输入到所建立的模拟电路故障分类器中并进行分类,输出分类结果。

综上所述,基于WA-GA-NN的模拟电路故障诊断模型的工作原理如图2所示。

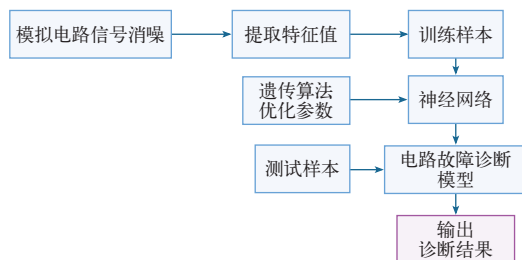


图2 模拟电路故障诊断模型的工作原理

仿真实验

1. 仿真环境

为了对WA-GA-NN的模拟电路故障诊断性能进行测试,选择Matlab 2012仿真工具箱进行仿真实验,模拟电路的故障集设定如下:

$R_1 \geq (11, 13)$; $R_1 \leq (7, 9)$; $R_5 \geq (11, 13)$; $R_5 \leq (7, 9)$;
 R_6 设定为非线性电阻, 其电压电流关系为 $i = 0.001(u + 25u^2)$, 测试电路如图3所示。

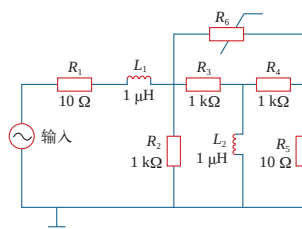


图3 测试电路

为了使仿真结果更具说服力, 选择没有消噪的遗传算法优化神经网络 (GA-NN) 与小波去噪和梯度下降法优化神经网络 (WA-NN) 进行模拟电路对比实验, 采用故障诊断正确率和诊断速度对故障诊断性能进行对比与分析。

假设采集到的模拟电路故障特征向量为 $[x_1, x_2, \dots, x_n]$, 将其归一化到 $[0, 1]$ 区间, 表达式为

$$\hat{x} = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (13)$$

式中, $x_{\max}$ 为最大值, $x_{\min}$ 为最小值。

2. 结果与分析

(1) 故障诊断正确率对比

所有模型的模拟电路故障仿真结果如图4所示。从图4可以得到如下结论:

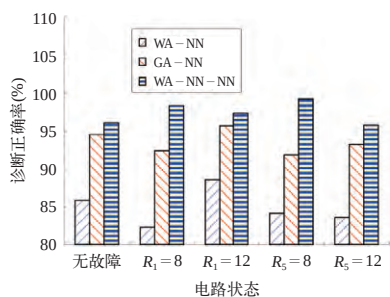


图4 不同模型的模拟电路故障诊断正确率对比

1) 相对于GA-NN, WA-GA-NN由于采用小波分析对电路信号进行了去噪处理, 提取更优的模拟电路故障诊断特征, 建立了更优的模拟电路故障诊断模型, 提高了电路故障诊断的正确率, 可以更好地反映模拟电路状态变化特点。

2) 相对于WA-NN, WA-GA-NN的模拟电路故障诊断性能更优, 这主要是由于WA-GA-

NN采用遗传算法对神经网络参数进行了优化, 克服了梯度下降法确定神经网络参数的缺陷, 找到了最适合的 w_{ij} 、 c_j , 构建了更优的电路故障分类器, 因此获得了更加理想的模拟电路故障诊断效果。

(2) 故障诊断速度对比

所有模型的平均诊断时间如图5所示。从图5可以看出, 对于各种类型的模拟电路状态, WA-GA-NN的模拟电路故障诊断时间要远少于对比模型, 故障诊断速度得以加快, 可以满足电路故障在线诊断的应用需求, 具有更广泛的应用前景。

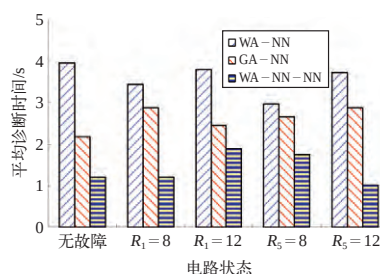


图5 不同模型的模拟电路故障诊断速度对比

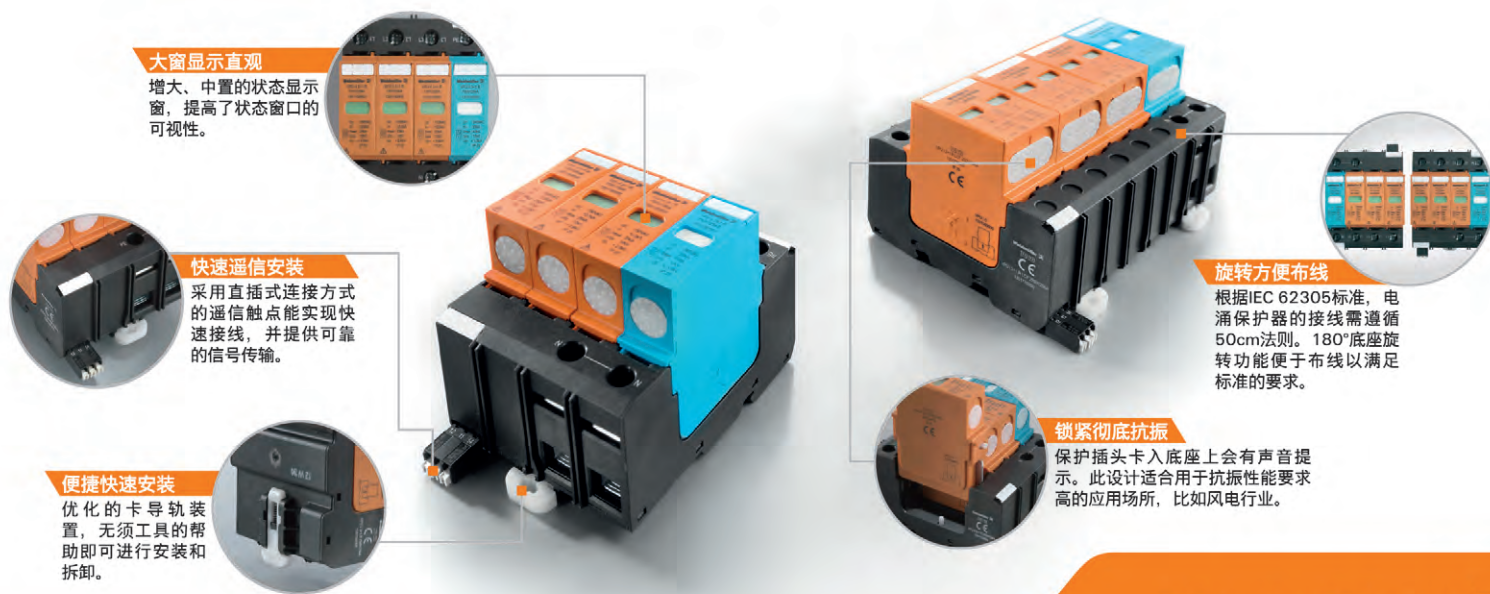
结束语

为了提高电路故障的诊断效果, 提出一种小波消噪和遗传算法优化神经网络的模拟电路故障诊断模型。仿真实验表明, 相比于其他模拟电路故障诊断模型, 本文模型获得了更高的模拟电路故障诊断正确率, 并且加快了模拟电路故障诊断速度, 在模拟电路故障诊断中具有广泛的应用前景。下一步就是寻找更优的特征提取和参数寻优方法, 获得更加理想的模拟电路故障诊断结果。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 彭敏放, 何怡刚, 王耀南. 模拟电路的融合智能故障诊断 [J]. 中国电机工程学报, 2006, 26 (3): 19-24.
- [3] 王承, 叶韵, 梁海浪, 等. 基于多频测试和神经网络的模拟电路故障诊断 [J]. 计算机工程与应用, 2013, 49 (5): 1-3.
- [4] Wang Tianhai, Thomas J Brazil. Volterra mapping

- based behavioral modeling of nonlinear circuits and systems for high frequencies [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2012, 51 (5) : 1433-1440.
- [5] Yuan Lifan, He Yigang, Sun Yichuang, et al. A new neural-network-based fault diagnosis approach for analog circuits by using kurtosis and entropy as a preprocessor [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59 (3) : 586-595.
- [6] 张超杰, 贺国, 梁述海. 小波变换与主元分析相结合的模拟电路检测方法 [J]. 哈尔滨工程大学学报, 2010, 31 (5) : 570-575.
- [7] 刘美容, 何怡刚, 方葛丰, 等. 遗传小波神经网络在模拟电路故障诊断中的应用 [J]. 湖南大学学报, 2009, 36 (3) : 40-44.
- [8] 胡清, 王荣杰, 詹宜巨. 基于支持向量机的电力电子电路故障诊断技术 [J]. 中国电机工程学报, 2008, 28 (12) : 107-111.
- [9] 穆朝絮, 张瑞民, 孙长银. 基于粒子群优化的非线性系统支持向量机预测控制方法 [J]. 中国电机工程学报, 2010, 27 (2) : 164-168.
- [10] 杨奎河, 单甘霖, 赵玲玲. 支持向量机在故障诊断中的应用 [J]. 计算机科学, 2007, 34 (1) : 289-291.
- [11] 金瑜, 陈光福, 刘红. 基于小波神经网络的模拟电路故障诊断 [J]. 仪器仪表学报, 2007, 28 (9) : 1600-1604.
- [12] 刘本德, 胡昌华, 蔡艳宁. 基于聚类和NN多分类的容差模拟电路故障诊断 [J]. 系统仿真学报, 2009, 21 (20) : 6479-6482.
- [13] 郝华宁, 刘阳. 基于遗传神经网络的股价格短期预测 [J]. 西安石油大学学报: 自然科学版, 2010, 12 (2) : 102-107.
- [14] 王宏伟, 于双和. 基于Chebyshev正交函数神经网络的混沌系统鲁棒自适应同步 [J]. 控制理论与应用, 2009 (10) : 1100-1104.
- (收稿日期: 2015-02-10) EA



大窗显示直观
增大、中置的状态显示窗, 提高了状态窗口的可视性。

快速通信安装
采用直插式连接方式的通信触点能实现快速接线, 并提供可靠的信号传输。

便捷快速安装
优化的卡导轨装置, 无须工具的帮助即可进行安装和拆卸。

旋转方便布线
根据IEC 62305标准, 电涌保护器的接线需遵循50cm法则。180°底座旋转功能便于布线以满足标准的要求。

锁紧彻底抗振
保护插头卡入底座上会有声音提示。此设计适合于抗振性能要求高的应用场所, 比如风电行业。

Weidmüller 

魏德米勒VPU系列电涌保护器 — 低压供电系统的升级版电涌保护卫士

魏德米勒VPU系列电涌保护器用于低压供电系统, 符合2012年IEC/EN 61643-11国际标准, 为您提供持久、安全、前瞻性的雷电和浪涌保护解决方案, 并简化维修。

魏德米勒电联接(上海)有限公司
电话: 86 21-22195006 网址: www.weidmuller.com.cn