

自适应 GA 优化 WNN 的模拟电路软故障诊断方法 *

谢 春¹, 宋国明¹, 姜书艳², 王厚军²

(1. 成都电子机械高等专科学校 计算机工程系, 成都 610031; 2. 电子科技大学 自动化工程学院, 成都 610054)

摘 要: 在小波神经网络(WNN)的模拟电路故障诊断系统中,普遍采用的梯度下降算法在训练时易使网络陷入局部最优,而网络结构的冗余也会造成训练收敛方向偏离全局最优点,降低推广能力和增加误诊率。用自适应遗传算法优化 WNN,以克服上述缺陷。采用该方法可简化小波神经网络的结构和优化参数,在滤波器电路的软故障识别中获得满意的效果。与常规的 WNN 故障诊断方法相比,有效地提高了故障诊断的效率和正确率。

关键词: 模拟电路; 故障诊断; 自适应遗传算法; 优化; 小波神经网络

中图分类号: TP183; TN707 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)01-0075-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.01.020

Adaptive genetic algorithm optimized WNN approach for analog circuit soft fault diagnosis

XIE Chun¹, SONG Guo-ming¹, JIANG Shu-yan², WANG Hou-jun²

(1. Dept. of Computer Engineering, Chengdu Electromechanical College, Chengdu 610031, China; 2. School of Automation Engineering, University of Electronic Science & Technology of China, Chengdu 610054, China)

Abstract: In analog circuit fault diagnosis system using wavelet neural networks (WNN), the prevalent algorithm, gradient descent algorithm, is prone to make WNN converge to the local minimum in training phase. Additionally, the structure redundancy of network may lead to training convergence direction deviating from globally optimal point so that the network generalizability will be degraded and diagnosis inaccuracy increased. This paper proposed the adaptive genetic algorithm for optimizing WNN to avoid the limitation above. This approach could achieve simplified structure and optimized parameters for WNN, which obtained satisfactory effects in soft fault identification for filter circuit. The presented method gained better diagnosis efficiency and accuracy in comparison with conventional WNN approach.

Key words: analog circuits; fault diagnosis; adaptive genetic algorithm; optimization; wavelet neural network

0 引言

模拟电路的测试与故障诊断伴随于模拟电路的设计、生产和维护各个过程中。自 20 世纪 60 年代至今,模拟电路故障诊断一直是研究者感兴趣的热门领域,各国电路理论工作者对模拟电路的测试和故障诊断理论与方法展开了大量的研究工作。由于神经网络具有较强的学习和推理能力,以及在处理非线性映射和容错方面的优点,使其成为模拟电路故障诊断一种有效的智能诊断方法^[1~4]。但当其用于模拟电路故障诊断时,若网络的结构和参数选择不当,存在收敛速度慢、易于陷入局部极小的缺陷,从而降低故障的诊断效率。利用小波函数所具有的时频局部性和多分辨性等特点,取代多层 BP 网络中的 Sigmoid 函数作为激活函数,具有较强的逼近与容错能力,可在一定程度上提高网络的收敛速度和降低误诊率^[5~7]。然而,小波神经网络的收敛性和推广能力也是评价故障诊断系统性能的重要因素。一般而言,神经网络的收敛问题取决于学习算法的选择和参数的初始化,初始值选择得好,收敛速度快;如果选择得不

好,则收敛速度慢、训练时间长,甚至会无法收敛。网络的推广能力则取决于样本的质量和网络结构两方面。样本质量方面,如果构造的样本不能均匀分布在求解域中,那么在样本空间没有覆盖到的区域网络的推广能力自然较差;另一方面,如果网络的结构有冗余,再加上训练样本难以避免包含误差,那么这些误差就会影响到网络训练时的收敛方向,从而造成全局最优点的偏离并导致推广能力的降低。因此,模拟电路故障诊断中对小波神经网络结构和参数的优化很有必要。

小波神经网络的优化包括结构和参数,结构主要是指隐层节点数目的优化,参数主要包括小波函数的尺度参数、位移参数和网络权值。虽然小波神经网络的隐层节点的确定有小波框架作为理论指导,但由于框架的冗余性不能保证所确定的隐层节点数目使小波神经网络的结构最优。而随机的参数初始化方法可能会因为参数选择不当,使网络的训练难以收敛。基于生物进化理论的遗传算法是一种全局优化算法,本文采用自适应遗传算法训练小波神经网络,优化网络的结构和参数,避免了传统 BP 算法的缺陷。实验结果表明,本文方法可较大地改善小波神经网络的故障诊断性能。

收稿日期: 2011-05-08; 修回日期: 2011-06-20 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60971036); 国防基础科研资助项目(A1420061264)

作者简介: 谢春(1980-),女,四川成都人,讲师,硕士,主要研究方向为计算机测试技术、神经网络等;宋国明(1972-),女,重庆人,副教授,博士,主要研究方向为模拟电路的测试与故障诊断、智能信息处理、模式识别等(guoming905@yahoo.com.cn);姜书艳(1969-),女,黑龙江人,副教授,主要研究方向为集成电路及片上系统的测试与故障诊断;王厚军(1961-),男,北京人,教授,博导,博士,主要研究方向为信号信息处理、电子测试、故障诊断等。

1 小波神经网络

小波神经网络的结构如图 1 所示,该网络隐含层的激励函数为小波函数,为三层前馈神经网络。网络的输入层有 M 个节点,隐含层有 H 个节点,输出层有 N 个节点^[5]。设输入输出的样本总数为 P 组,则第 p 个输入向量为 $x^p = [x_1^p, x_2^p, \dots, x_M^p]$,输出向量为 $y^p = [y_1^p, y_2^p, \dots, y_N^p]$; W_{hm}^1, W_{nh}^2 ($m = 1, 2, \dots, M; h = 1, 2, \dots, H; n = 1, 2, \dots, N$) 分别是输入层到隐层、隐层到输出层的连接权值; a_i, b_i ($i = 1, \dots, h$) 分别为小波函数的尺度和平移参数。

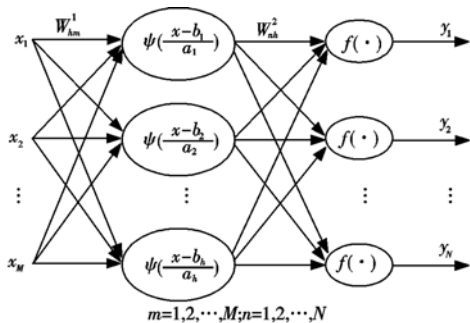


图1 故障诊断的小波神经网络结构

选择满足容许条件的 Morlet 小波函数 $\psi(x) = \cos(1.75x) \exp(-0.5x^2)$, 则小波神经网络隐层第 h 个小波元为

$$\psi_h(x) = \psi\left(\frac{x - b_h}{a_h}\right) \quad (1)$$

对于输入样本 x^p , 隐层第 h 个节点的输出为

$$\psi_h(x^p) = \psi\left(\frac{u^p - b_h}{a_h}\right), \quad u^p = \sum_{m=1}^M w_{hm}^1 x_m^p \quad (2)$$

输出层第 n 个节点的输出为

$$y_n^p = f(v^p), \quad v^p = \sum_{h=1}^H w_{nh}^2 \psi_h(x^p) \quad (3)$$

$f(\cdot)$ 为小波神经网络输出层的传输函数,通常取 Sigmoid 函数 $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ 或线性函数。

在模拟电路故障诊断中,输入向量为待诊电路的故障特征向量,输出向量为对不同故障模式的编码。

2 自适应遗传算法

遗传算法是一种基于自然选择和群体遗传机理的全局优化算法,它借鉴达尔文进化论的“自然选择,适者生存”的物种进化规律,应用于所求解优化问题的目标空间内进行有导向的随机搜索。它采用选择、交叉、变异三种遗传算子,按照自然选择的机理对求解问题的参数编码进行操作,逐代优选个体,直到满足要求的收敛指标,即问题的解。遗传算法作为一种随机优化算法,具有不需梯度信息、可并行处理等优点,它在复杂、多极点、非线性及不可微的空间具有很强的全局搜索能力,且能以较大的概率寻到全局最优解。

遗传算法的参数决定其最终的性能,其中交叉概率 p_c 、变异概率 p_m 对遗传算法的收敛速度至为关键。常规的遗传算法因采用固定的 p_c 和 p_m , 当其取值太大或太小时都不利于算法的收敛。由于用适应度来衡量算法的收敛状况,因此 p_c 和 p_m 的取值应在算法运行过程中随着适应度值的变化而自适应地变化。本文采用自适应交叉概率和变异概率^[8,9], 计算公式如下:

$$p_c = \begin{cases} (f_{\max} - f_c)/(f_{\max} - f_{\text{avg}}) & f_c \geq f_{\text{avg}} \\ 1 & f_c < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (4)$$

$$p_m = \begin{cases} 0.5 \times (f_{\max} - f_m)/(f_{\max} - f_{\text{avg}}) & f_m \geq f_{\text{avg}} \\ (f_{\text{avg}} - f_m)/(f_{\text{avg}} - f_{\min}) & f_m < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (5)$$

其中: $f_{\max}$ 为当前种群中适应度值的最大值; $f_{\min}$ 为当前种群中适应度值的最小值; f_{avg} 为当前种群适应度值的平均值; f_c 为交叉前两个父代个体中适应度值较大者; f_m 为要变异的个体的适应度值。

当群体中个体的适应度值趋于一致或趋于局部最优时,使 p_c 和 p_m 增大,而当群体适应度值比较分散时,使 p_c 和 p_m 减小。同时,对于适应度值高于群体平均适应度值的个体,对应于较低的 p_c 和 p_m , 使该个体得以保护进入下一代; 而低于平均适应度值的个体,相对于较高的 p_c 和 p_m , 使该个体被淘汰掉。因此,自适应的 p_c 和 p_m 能够提供相对于某个解的最佳 p_c 和 p_m 。交叉概率和变异率自适应变化的遗传算法在保持群体多样性的同时,也保证算法的收敛性。

3 GA 优化的小波神经网络

小波神经网络的优化包括结构的优化和参数的优化。好的网络结构不仅能够圆满地解决问题,同时不存在冗余的节点。根据故障诊断的小波神经网络模型,结构的优化体现在隐含层小波元的数目优化,网络需优化的参数为网络权值、小波基元的尺度参数和平移参数。本文用自适应遗传算法对小波神经网络的结构和参数同时进行优化。

3.1 优化参数及编码

将小波神经网络的隐含层小波元个数、隐含层的输入/输出连接权值、小波函数的尺度参数和平移参数作为决策参数。对于第 i 个隐含小波基元,用 $s(i) \in [0, 1]$ 表示第 i 个小波元的有无来确定网络的结构,当 $s(i) \geq 0.5$ 时可以认为此小波元存在,反之亦然; $W_1^1(i), W_2^1(i), \dots, W_M^1(i)$ 为对应的隐含层输入连接权值; $W_1^2(i), W_2^2(i), \dots, W_N^2(i)$ 为相应的输出连接权值; $a(i), b(i)$ 分别为尺度参数和平移参数。本文采用实数编码的方法以体现优化问题的自然描述。对于输入层节点数为 M , 隐含层最大节点数为 H , 输出层节点数为 N 的小波神经网络,优化参数的编码方式如图 2 所示。

...	$s(i)$	$W_1^1(i)$	...	$W_M^1(i)$	$W_1^2(i)$	...	$W_N^2(i)$	$a(i)$	$b(i)$	...
-----	--------	------------	-----	------------	------------	-----	------------	--------	--------	-----

图2 小波神经网络参数的编码

3.2 适应度函数

由于遗传算法只能朝着使适应度数值增大的方向进化,而小波神经网络的特点是其输出值与期望值之间的误差能量值越小越好。因此,适应度函数构造为目标函数的倒数形式:

$$f(i) = 1/E(i) \quad (6)$$

$$E(i) = \frac{1}{2P} \sum_{p=1}^P \sum_{n=1}^N (y_n^p - \hat{y}_n^p)^2 \quad (7)$$

其中: y_n^p 为第 p 组样本在第 n 个输出节点的实际输出; $\hat{y}_n^p$ 为该节点的期望输出。

3.3 进化与遗传运算

执行进化是种群逐代更新的过程,通过执行选择算子完成。选择操作采用最佳个体保存与适应度比例相结合的方法,对当前群体中的染色体,首先采用最佳个体保存策略,即将种群中适应度最高的个体不参与交叉和变异操作而直接复制到下一代。对经过最佳个体保存策略选择后的当代群体再采用适应度比例方法,个体 i 被选中的概率为

$$p_i = f_i / \sum_{i=1}^M f_i \quad (8)$$

其中: M 为种群的大小, f_i 为个体适应度。

由于个体的编码采用实数编码方法,因此交叉采用线性组合方式。变异操作则采用非均匀变异方法,设父代 $x=(x_1,x_2,\cdots,x_k,\cdots,x_n)$ 的元素 x_k 被选中进行变异,则变异后子代的染色体基因为 $x=(x_1,x_2,\cdots,x'_k,\cdots,x_n)$,其中 x'_k 的值可从下列两式中选取:

$$x'_k=x_k+r(x_k^U-x_k)(1-\frac{t}{T})^b$$

(9)

$$x'_k=x_k+r(x_k-x_k^L)(1-\frac{t}{T})^b$$

(10)

其中: r 是区间 $[0,1]$ 上的随机数, T 是最大的遗传代数, b 是确定非均匀程度的参数; x_k^U 、 x_k^L 分别为 x_k 的上界和下界。

3.4 遗传算法优化小波神经网络的训练步骤

a)以实数编码方式随机产生初始化种群,群体中的每个个体表示一种小波神经网络结构及该结构对应的连接参数。设置最大迭代次数 T 。

b)提供输入的训练样本,计算种群中每个个体对应的小波神经网络的误差函数,并得到相应的适应度值。

c)判断新一代种群的适应度值是否满足优化目标 $f>\frac{1}{E_{goal_err}}$,其中 E_{goal_err} 为网络的目标误差能量值。若找到满意的个体则转步骤 f),否则转至步骤 d)。

d)对适应度进行排序,按照最佳个体保存策略结合比例选择的方法选择复制到下一代的个体。

e)计算自适应的交叉、变异概率,对当前一代的种群执行交叉、变异操作,得到下一代种群。判断迭代次数是否达到最大值 T ,若是则转步骤 f),否则转步骤 b)。

f)对最终群体中的最优个体对应参数解码,得到优化的小波神经网络的结构及相应参数。

4 诊断实例

本文以双二次高通滤波器电路为例,利用前述遗传算法优化的小波神经网络对其进行测试和故障诊断,以验证所提方法的有效性。电路如图 3 所示,各元件的标称值为 $R_1=R_2=R_3=6200\ \Omega$, $R_4=1600\ \Omega$, $R_5=R_6=5100\ \Omega$, $R_7=R_8=R_9=R_{10}=1000\ \Omega$, $C_1=C_2=5\ \text{nF}$ 。以下实验在 OrCAD 10.5 和 MATLAB 7 的软件环境下完成。

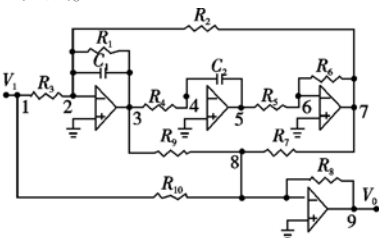


图3 双二次高通滤波器电路

实验中,设电阻、电容的正常容差分别为标称值的 5% 和 10%,在此范围内变化,电路为正常状态。对元件 R_1 、 R_2 、 C_1 和 C_2 发生单软故障时进行研究,故障模型为每个元件的参数值偏离标称值的 $\pm 50\%$,加上电路的正常状态,共有九种故障模式。

用 OrCAD/PSpice 10.5 软件对被测电路进行建模及仿真,对每种状态进行多次的 Monte Carlo 分析。实验中电路某时刻只设置一个元件故障,其余元件参数在容差范围内变化,而正常状态时所有元件参数在各自的容差范围内变化。采用脉

宽为 $10\ \mu\text{s}$ 幅值为 $5\ \text{V}$ 的单脉冲信号作为激励信号,输入节点 V_i ,并测试输出节点 V_0 在不同故障模式下的响应信号。对电路各故障模式和正常模式的脉冲响应输出信号在 $0\sim 0.5\ \text{ms}$ 进行均匀采样,获得 2001 个数据,用 db1 小波对所获得的数据进行五层正交分解,提取响应信号在高频段和低频段的能量,构成六维的故障特征向量^[10]。表 1 所示为九种故障模式的一组故障特征向量及对应的故障编码。

表 1 双二次高通滤波器的一组故障特征向量及对应的故障模式

故障号	故障类型	故障特征						故障编码
		E_1	E_2	E_3	E_4	E_5	E_6	
F0	正常	781.97	77.35	18.31	4.57	1.12	0.29	00000000
F1	$R_1-50\%$	474.66	68.30	16.20	4.17	1.02	0.26	00000001
F2	$R_1+50\%$	1202.40	90.20	20.71	5.25	1.28	0.32	00000010
F3	$R_2-50\%$	563.40	71.93	17.02	4.59	1.11	0.28	00000100
F4	$R_2+50\%$	1054.80	75.77	17.75	4.61	1.13	0.29	00001000
F5	$C_1-50\%$	494.15	66.54	17.15	4.52	1.13	0.29	00010000
F6	$C_1+50\%$	947.97	78.90	18.17	4.74	1.17	0.30	00100000
F7	$C_2-50\%$	1189.00	104.61	24.52	6.06	1.52	0.38	01000000
F8	$C_2+50\%$	660.93	71.04	16.62	4.36	1.06	0.27	10000000

对电路的正常状态和每种故障状态分别进行 100 次 Monte Carlo 仿真,测量其脉冲响应,提取每次响应的故障特征构造特征样本集。将电路的每种状态特征样本分成两部分,其中每种状态的 50 个样本用于训练遗传小波神经网络,另外 50 个样本用于网络的诊断测试。

根据训练样本的输入向量和输出向量的维数,确定小波神经网络的输入层和输出层的节点分别为 6 个和 8 个。设置最大隐含层节点数的初值为 15,用 Morlet 小波函数作为隐含层的小波基元、Sigmoid 函数作为输出层的传输函数建立小波神经网络的初始模型。设置网络的训练目标为小波神经网络输出的平均误差能量,取值为 0.001。

按图 2 所示的编码方式对需优化的小波神经网络参数以实数编码方式进行编码,选择初始种群规模为 50,最大遗传代数为 150。将每种故障模式的 50 个训练样本、9 种模式共 450 个训练样本作为网络的输入,按照第 3 章所述的方法及训练步骤对小波神经网络的参数进行全局搜索优化,经 86 步迭代达到训练目标。遗传算法从初始最大隐层节点数为 15 的小波神经网络中优选出最佳的隐含层节点数为 10,同时也得到相应的小波神经网络参数和结构最优值。

用 GA 优化的小波神经网络对 450 个测试样本进行故障诊断,网络的故障识别结果如表 2 所示。

表 2 GA-WNN 的故障诊断结果

比较项	F0	F1	F2	F3	F4	F5	F5	F7	F8
正确诊断数	50	50	50	49	49	48	50	50	49
正确率/%	100	100	100	98	98	96	100	100	98
平均正确率/%	98.89								

为了与传统的神经网络及小波网络故障诊断方法进行比较,分别按优化前的结构建立 6-15-8 的三层 BP 网络和小波神经网络,在实验中以相同的样本集分别进行训练。三层 BP 网络的隐层和输出层分别用 tansig 和 logsig 函数作为传输函数,采用动量项的梯度下降算法,针对同样的 450 个训练样本对其进行训练,需训练 7 342 步才能达到 0.005 的目标误差。小波神经网络的隐层小波基元函数和输出层传输函数仍为 Morlet 小波函数和 Sigmoid 函数,其网络结构与 GA-WNN 优化初始时的结构相同,采用梯度下降算法训练小波神经网络,训练时设定的目标误差为 0.002,当训练至 257 步时满足目标误

差。用训练好的 BP 网络和小波神经网络对同样的 450 个测试样本进行测试,平均故障诊断正确率分别为 92.67%、97.5%。本文方法与 BP 神经网络和未经结构优化的小波神经网络的故障诊断性能对比如表 3 所示。

表 3 本文方法与 BP 网络、标准 WNN 的故障诊断性能比较

诊断方法	网络结构	训练目标	网络收敛步数	诊断正确率/%
BP 网络	6-15-8	0.005	7342	92.67
WNN	6-15-8	0.002	257	97.5
GA-WNN	6-10-8	0.001	86	98.89

从表 3 可知,在模拟电路故障诊断中,如果网络的结构相同,小波神经网络比 BP 网络在训练中更易于收敛且可达到更高的故障诊断精度。这是由于小波函数具有的时频局部性和多分辨性,使网络具有更强的逼近与容错能力,从而有效地提高了网络的收敛速度和降低误诊率。而用遗传算法优化小波神经网络,使故障诊断网络所用的隐层节点更少、结构更精简,而且训练的迭代次数比梯度下降算法更少,能够稳定地收敛于训练目标,具有更好的推广能力和更高的故障识别精度。通过对双二次电路的故障诊断结果证明,自适应遗传算法优化的小波神经网络在诊断效率和正确率方面具有更好的性能。

5 结 束 语

自适应遗传算法优化的小波神经网络,克服了梯度下降算法局部寻优的缺陷,通过优化隐层节点数和网络参数,使小波神经网络的结构得到简化,网络参数的数目大大减少。在模拟电路故障诊断中网络具有稳定的收敛性能和更好的推广能力,故障诊断精度和效率方面性能更优。仿真实验证明,自适应的 GA-WNN 在模拟电路故障诊断中可对故障进行准确的分类,取得满意的诊断效果,具有一定的实用价值。

(上接第 59 页)

传统的物流配送中心选址算法一般只能求得唯一的最优解,而且对选址模型中的目标函数的可微性和凸性有严格要求,只能解决一些特殊的物流配送中心选址问题。同时,与单纯应用多目标的方法解决物流配送中心的选址决策问题相比较,本文算法较好地兼顾了选址决策过程中各方的利益诉求,更好地适应实际决策过程的需求。从这个角度看,本文算法具有传统的求解方法所不具备的明显优势。

4 结 束 语

本文提出利用层次遗传算法来解决双层规划的物流配送中心选址问题。为了能真实体现决策各方的利益诉求对最终决策方案的影响,在进化迭代求解的过程中,下层群体中的个体与上层群体中的对应个体进行博弈,通过采用非合作的博弈策略达到决策方与客户双方利益的最大化,并通过测试算例证明了算法的有效性。由于算法本身的鲁棒性,对于解决大规模物流配送网络中的设施选址决策问题具有较大的实用价值,如针对不同的物流配送网络的选址决策,只需修改上下层的决策目标函数,直接应用本文所述算法就能满足实际选址决策的需要。今后如能进一步提高算法的计算效率以及在迭代求解中体现动态非对称博弈的思想,则算法能更好地满足实际决策的要求。总之,本文的物流配送中心选址策略能够有效地辅助决策物流系统分析和设计中关于配送中心的选址决策问题,对优化物流系统结构、提高物流系统运作效率具有积极意义。

参考文献:

[1] LITOVSKI V, ANDERJEVIC M, ZWOLINSKI M. Analogue electronic circuit diagnosis based on ANN[J]. *Microelectronics and Reliability*,2006,46(8):1382-1391.

[2] LI Ting-jun, JIANG Zhong-shan, ZHAO Xiu-li, *et al.* Fault diagnosis of analog circuit based on multi-layer neural networks[C]//Proc of the 8th International Conference on Electronic Measurement and Instruments, 2007:331-334.

[3] LIU Mei-rong, LI Yun. Research on fault diagnosis approach of analog circuit based on neural network[C]//Proc of International Workshop on Education Technology and Training & Geoscience and Remote Sensing, 2008:785-788.

[4] YIN Shi-rong. Application of BP neural network in analog circuits diagnosis [C]//Proc of International Conference on Computer Application and System Modeling, 2010: 40-43.

[5] SONG Guo-ming, WANG Hou-jun, LIU Hong, *et al.* Fault diagnosis of analog circuits based on wavelet neural network[C]//Proc of International Symposium on Distributed Computing and Applications to Business, Engineering and Science, 2006:803-807.

[6] 王承, 陈光祹, 谢永乐. 基于小波—神经网络的模拟电路 IDDT 故障诊断[J]. *仪器仪表学报*,2005,26(11):1106-1108.

[7] 谭阳红,何怡刚. 模拟电路故障诊断的小波方法[J]. *电工技术学报*,2005,20(8):89-93.

[8] 杨凡, 赵建民. 一种改进的自适应遗传算法在指纹图像分割中的应用[J]. *计算机科学*, 2004,31(11):230-232.

[9] 刘才强, 时晨, 于伦正. 遗传算法在故障诊断中的应用研究[J]. *微电子学与计算机*, 2008, 25(2):97-99.

[10] 邓堰, 陈果. 转子故障信号的小波能量特征自动提取[J]. *应用科学学报*, 2007,25(5):510-515.

参考文献:

[1] BYRKA J,AARDAL K. An optimal bifactor approximation algorithm for the metric uncapacitated facility location problem [J]. *SIAM Journal on Computing*,2010,39(6):2212-2231.

[2] SVIRIDENKO M. An improved approximation algorithm for the metric uncapacitated facility location problem [C]//Proc of the 9th International Conference on Integer Programming and Combinatorial Optimization, Berlin; Springer,2006:240-257.

[3] FELLOWSA M R,FERNAU H. Facility location problems:a parameterized view[J]. *Discrete Applied Mathematics*,2011,159(11):1118-1130.

[4] 孙会军,高自友. 供应链分销系统双层优化模型[J]. *管理科学学报*,2003,6(3):66-70.

[5] TOHYAMA H,IDA K,MATSUEDA J. A genetic algorithm for the uncapacitated facility location problem [J]. *Electronics and Communications in Japan*,2011,94(5):47-54.

[6] WANG Yu-ping,JIAO Yong-chang,LI Hong. An evolutionary algorithm for solving nonlinear bilevel programming based on a new constraint-handling scheme[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part C:Applications and Reviews*,2005,35(2):221-232.

[7] ANDREANI R,CASTRO S L C,CHELA J L, *et al.* An inexact-restoration method for nonlinear bilevel programming problems [J]. *Computational Optimization and Applications*,2009,43(3):307-328.

[8] 管小俊,王喜富,王翠华,等. 基于竞争的物流中心选址双层规划模型及算法研究[J]. *武汉理工大学学报:交通科学与工程版*, 2009,33(5):956-959.