

# 基于遗传算法优化的 BP 神经网络的材料疲劳寿命预测

闫楚良,郝云霄,刘克格

(北京飞机强度研究所,北京 100083)

**摘要:**针对传统的材料疲劳寿命计算方法(概率统计法)误差较大的问题,在对材料疲劳寿命数据进行分类的基础上,采用基于遗传算法优化的 BP 神经网络方法,建立了应力集中系数、应力均值、应力幅值和材料的中值寿命之间的关系模型,针对具有有限寿命的数据进行寿命预测。实例验证结果表明,利用本文方法获得的预测结果与试验数据的相对误差均在 5% 以下,优于传统算法的预测精度,可以作为获取材料疲劳寿命数据的一种更为有效的手段。

**关键词:**材料疲劳寿命;BP 神经网络;遗传算法;疲劳寿命预测

**中图分类号:**O346.2; V215.5 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5497(2014)06-1710-06

**DOI:**10.13229/j.cnki.jdxbgxb201406027

## Fatigue life prediction of materials based on BP neural networks optimized by genetic algorithm

YAN Chu-liang, HAO Yun-xiao, LIU Ke-ge

(Beijing Aircraft Strength Institute, Beijing 100083, China)

**Abstract:** The error of traditional fatigue life algorithms of materials is big. To overcome this problem, a model of the relationship among stress concentration factor ( $K_t$ ), stress average ( $S_m$ ), stress amplitude ( $S_a$ ) and median life ( $N_{50}$ ) was built using BP neural network combined with genetic algorithm. This model is based on the classification of fatigue life data of materials, and it can be used to predict fatigue life of materials with finite life data. Experiment results show that, using this model the relative prediction error is below 5%, in another word, the prediction accuracy of this model is higher than that of the traditional prediction algorithms. So this model can be applied to prediction the fatigue life of materials.

**Key words:** fatigue life of materials; BP neural networks; genetic algorithm; fatigue life prediction

### 0 引言

材料的 P-S-N 曲线是结构件进行寿命分析和疲劳可靠性设计的重要依据<sup>[1-5]</sup>。获得 P-S-N

曲线的常规方法主要是基于传统的概率统计方法,近年来一些学者对此方法进行了相关的研究和改进,如建立广义 S-N 曲面<sup>[6]</sup>、采用加权最小二乘法估计<sup>[7]</sup>、使用 Monte Carlo 方法修正<sup>[8]</sup>等。

收稿日期:2014-07-01.

基金项目:国家自然科学基金项目(50135010).

作者简介:闫楚良(1947-),男,研究员,博士生导师.研究方向:飞机结构寿命与可靠性. E-mail:yancl@sina.cn

通信作者:郝云霄(1983-),女,博士.研究方向:飞机结构寿命与可靠性. E-mail:haoyunxiao\_123@163.com

随着模拟仿真技术的发展,人工神经网络等技术被引入这方面研究中<sup>[9-11]</sup>,其中BP神经网络是目前应用最为广泛的一种误差逆传播神经网络<sup>[12]</sup>,可以为材料疲劳寿命估计提供一种新的方法。但该网络的初始权值和阈值是随机获取的,容易导致网络训练陷入局部最优以及延长收敛时间,通常采用遗传算法(GA)对其进行优化<sup>[13-16]</sup>。

本文采用BP神经网络方法预测材料的疲劳寿命,并引入遗传算法对其进行优化,建立预测模型;利用一个算例对此模型进行训练和检验。通过比较网络的训练效果,选择适当的网络参数,并将预测值与使用传统方法得到的计算值进行对比来验证此模型预测材料疲劳寿命的优势。

## 1 传统计算方法简介

由于构件在各种工况下受到随机循环载荷的作用,所以构件的疲劳寿命实际上是由循环应力幅值  $S_a$  和循环应力均值  $S_m$  共同控制的。循环最大应力  $S_{max}$  与疲劳寿命  $N$  的关系可用三参数 S-N 曲线方程表示为:

$$(S_{max} - S_0)^m N = C \quad (1)$$

式中:三参数  $S_0$ 、 $m$ 、 $C$  与材料、集合形状和应力比有关。其中  $S_0$  为“理论疲劳极限”,即当  $N \rightarrow \infty$  时的应力。

在给定应力均值  $S_m^*$  时:

$$S_{max} = S_m^* + S_a \quad (2)$$

将式(2)代入式(1)得:

$$S_a = \left(\frac{C}{N}\right)^{\frac{1}{m}} + S_0 - S_m^* \quad (3)$$

引入等寿命曲线方程,本文采用对于塑性材料较为适用的 Gerber 方程:

$$S_a = \sigma_{-1} \left(1 - \frac{S_m^2}{\sigma_b^2}\right) \quad (4)$$

式中:  $\sigma_b$  为抗拉强度;  $\sigma_{-1}$  为对称循环疲劳强度。

将式(3)和  $S_m = S_m^*$  代入式(4)得:

$$\sigma_{-1} = \frac{\left(\frac{C}{N}\right)^{\frac{1}{m}} + S_0 - S_m^*}{1 - S_m^{*2}/\sigma_b^2} \quad (5)$$

将式(5)代入式(4),可得 Gerber 型广义 S-N 曲面方程为:

$$N = \frac{C}{\left[\frac{(\sigma_b^2 - S_m^{*2})S_a + (\sigma_b^2 - S_m^2)S_m^*}{\sigma_b^2 - S_m^2} - S_0\right]^m} \quad (6)$$

式中:  $\sigma_b$ 、 $S_m^*$  为已知量;待定常数  $S_0$ 、 $m$ 、 $C$  根据式(1)对材料疲劳寿命的试验数据统计处理求得。

对于航空领域常用材料 LC4 高强度铝合金板材,根据疲劳寿命试验数据<sup>[17]</sup>,求得其在不同应力集中系数  $K_t$  和给定应力均值  $S_m^*$  下的 Gerber 型广义 S-N 曲面方程。从数据中随机抽取 5 组样本,利用求得的 S-N 曲面方程进行计算,并对比计算值与试验值,如表 1 所示。从表中可以看出,第 2 个样本和第 4 个样本的相对误差很大,均超过 10%。这是由于经验公式本身以及概率统计处理过程都带有一定的不确定性,导致数据结果与真实值之间存在一定的偏差。

表 1 LC4 高强度铝合金板材的部分寿命试验值与计算值比较

Table 1 Comparison between the partial experimental data and computed data of fatigue life about LC4

样本	试验数据				$N = \frac{C}{\left[\frac{(\sigma_b^2 - S_m^{*2})S_a + (\sigma_b^2 - S_m^2)S_m^*}{\sigma_b^2 - S_m^2} - S_0\right]^m}$			计算值 $N_{50}/10^3$ 次	相对误差 /%
	$K_t$	$S_m/\text{MPa}$	$S_a/\text{MPa}$	$N_{50}/10^3$ 次	$S_0$	$m$	$C$		
1	1	140	145	57.5300	188.74	1.7078	$1.438147 \times 10^8$	58.6750	-1.99
2	2	70	110	46.4200	105	1.5577	$3.381331 \times 10^7$	40.5793	-12.58
3	4	70	40	75.3000	238.48	1.8390	$6.727861 \times 10^7$	76.3622	1.41
4	1	0	160	112.0000	86.98	1.7355	$1.765275 \times 10^7$	93.3649	-16.63
5	2	210	80	50.0000	70.23	1.3717	$4.595799 \times 10^7$	47.8138	-4.37

## 2 神经网络预测模型

### 2.1 基于疲劳寿命特征的模型

通常将材料的寿命分为长、中、短三个寿命区,中、长寿命区的分界线一般为  $10^7$  次,若寿命

超过  $10^7$  次,可视为无限寿命,反之则视为有限寿命。无限寿命可不进行数值预测,有限寿命利用神经网络进行预测。设计两种 BP 神经网络模型分别实现分类和数值预测的功能。构件的寿命与多种因素有关,其中材料本身的性质、应力集中系

数以及应力水平是主要影响因素,因此以应力集中系数  $k_t$ 、应力均值  $S_m$ 、应力幅值  $S_a$  作为输入变量来描述材料的中值寿命  $N_{50}$ 。

### 2.2 BP 神经网络模型

BP 神经网络是一种单向传播的多层前向网络,包括输入层、隐含层和输出层,采用的算法是误差反向传播算法,即 BP 算法<sup>[9]</sup>。该算法依次计算隐含层输出  $H_j = g(\sum_{i=1}^n \tau_{ij} - a_j)$  和输出层的输出  $f_k = \sum_{j=1}^l H_j \tau_{jk} - b_k$ ,根据输出值和真实值的误差  $e = y_k - f_k$  更新网络的权值和阈值为:

$$\begin{cases} \tau_{ij} = \tau_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x_i \sum_{k=1}^m \tau_{jk} e_k \\ \tau_{jk} = \tau_{jk} + \eta H_j e_k \\ a_j = a_j + \eta H_j (1 - H_j) \sum_{k=1}^m \tau_{jk} e_k \\ b_k = b_k + e_k \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $j = 1, 2, \dots, l$ , 其中  $l$  为隐含层节点数;  $k = 1, 2, \dots, m$ , 其中  $m$  为输出层节点数;  $n$  为输入层节点数;  $g$  为隐含层和输出层神经元之间的传递函数;  $\tau_{ij}$  和  $a_j$  分别为隐含层的权值和阈值;  $\tau_{jk}$  和  $b_k$  分别为输出层的权值和阈值;  $\eta$  为网络学习速率。

选取模型的输入层均为  $k_t$ 、 $S_m$ 、 $S_a$  三个单元,分类网络输出层为有限寿命所属的 I 类和无限寿命所属的 II 类两个节点单元;预测网络的输出层为  $\log N_{50}$  一个节点单元;隐含层节点数  $l$  根据公式  $l = \sqrt{n + m} + a (a \in [1, 10])$  可得范围为  $[3, 12]$ , 本文取值 8; 学习速率  $\eta$  取 0.2, 隐含层和输出层神经元之间的传递函数采用 Sigmoid 函数  $g(x) = 1/(1 + e^{-x})$ , 其结构图如图 1 和图 2 所示。

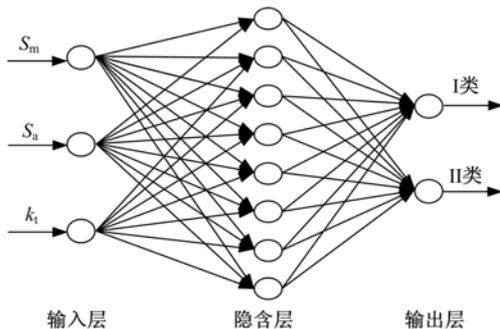


图 1 分类功能的 BP 神经网络结构图

Fig. 1 BP neural network with classification

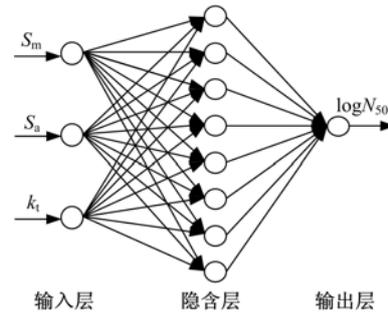


图 2 预测功能的 BP 神经网络结构图

Fig. 2 BP neural network with prediction

### 2.3 预测网络模型的遗传算法优化

GA 算法的基本思想是用个体代表网络的初始权值和阈值,用个体值初始化的 BP 神经网络交叉、变异操作寻找最优个体,即最优的 BP 神经网络权值和阈值。本文通过在 MATLAB 软件中编程实现 GA 算法,主要包括以下步骤:

(1) 使用浮点数编码方式实现种群初始化。个体编码长度为网络所有权值个数  $(n \times m + l \times m)$  和阈值个数  $(l + m)$  之和。

(2) 把 BP 网络的预测输出值和真实值之间的误差平方和作为个体适应度,计算表达式为:  $F = c \sum_{i=1}^m (y_i - f(x_i))^2$ , 式中  $m$  为网络输出层节点数;  $y_i$  为真实值;  $f(x_i)$  为预测值;  $c$  为惩罚参数。

(3) 选择操作采用最优保存策略,每一代群体中的最优个体直接进入下一代,余下个体采用轮盘赌法选择,每个个体被选择到下一代参加遗传操作的概率为  $p_i = f_i / \sum_{j=1}^N f_j$ , 式中  $f_i = k / F_i$ ,  $F_i$  为个体  $i$  的适应度值,  $k$  表示染色体的次序。

(4) 交叉操作采用实数交叉法,第  $k$  个染色体  $a_k$  和第  $l$  个染色体  $a_l$  在  $j$  位的交叉操作方法如下:

$$\begin{aligned} a_{kj} &= a_{lj} (1 - b) + a_{kj} b \\ a_{lj} &= a_{kj} (1 - b) + a_{lj} b \end{aligned} \quad (8)$$

式中:  $b$  是  $[0, 1]$  间的随机数。

(5) 变异操作方法如下:

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max}) \times f(g), & r > 0.5 \\ a_{ij} + (a_{\min} - a_{ij}) \times f(g), & r \leq 0.5 \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $a_{\max}$  为  $a_{ij}$  的上界;  $a_{\min}$  为  $a_{ij}$  的下界;  $f(g) = r_2 (1 - g/G_{\max})^2$ ,  $r_2$  为一个随机数;  $g$  为当前迭代次数;  $G_{\max}$  是最大进化次数;  $r$  为  $[0, 1]$  间的随机数。

整个算法流程如图 3 所示。

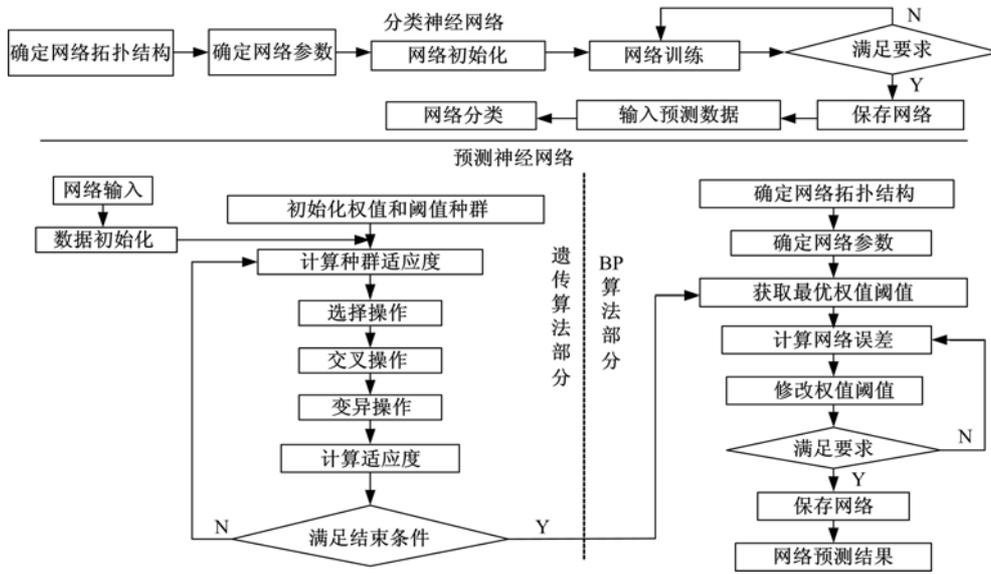


图 3 算法流程图

Fig. 3 Flow diagram of BP neural network with genetic algorithm

### 3 实例及对比

选用 LC4 高强度铝合金板材的疲劳寿命试验数据作为神经网络的样本<sup>[17]</sup>。样本共有 78 对数据,其中 66 对属于 I 类(有限寿命),12 对属于 II 类(无限寿命)。进行分类时,II 类的样本较少,会导致神经网络的泛化性降低,因此利用插值法将 II 类数据扩展为 36 对。从中随机抽取 I 类数据中的 34 对、II 类数据中的 24 对作为训练样本,余下数据作为测试样本。

由于  $k_t$ 、 $S_m$ 、 $S_a$  和  $N_{50}$  的数值分布范围较广且较分散,为保证网络在训练过程中收敛,避免因为输入输出数据数量级差别较大而造成网络预测误差较大。在训练之前,首先对其进行归一化处理,使输入和输出变量的值处于  $[-1, 1]$  之间。训练结束后,再将数据进行反归一化,还原成实际值。数据归一化方法采用最大最小法。函数形式如下:

$$x_k = (x_k - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) \quad (10)$$

式中:  $x_{\min}$  为数据序列中的最小值;  $x_{\max}$  为数据序列中的最大值。

分类结果如图 4 所示,从图中可以看出,分类结果完全正确。

从 I 类的 66 对样本中随机抽取 61 对数据作为训练样本,5 对数据作为检测样本。遗传算法部分影响网络性能的参数为种群规模、交叉概率和变异概率,根据相关研究<sup>[13-15]</sup>,这三者的经验取

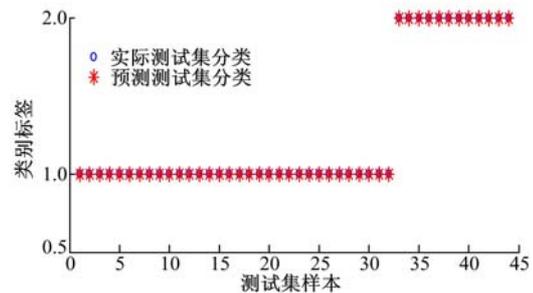


图 4 测试样本的实际分类和预测分类比较

Fig. 4 Predicted classification and true classification about test data

值范围分别为 20~160、0.25~1.0、0.005~0.1,随着参数取值的变化,网络性能的变化与所研究的具体对象有关。本文使用预测值与实际值的均方误差和(MSE)作为衡量网络性能最常用的参考指标,MSE 越小,表示网络预测性能越好。结合寿命预测实例,研究了在上述取值范围内,遗传算法进化次数为 100 时,三个参数对网络训练性能的影响,其结果如图 5 所示。

由图 5 可知,随着种群规模的增大,MSE 逐渐缓慢减小。种群规模越小,遗传算法的运算速度越高,但是种群的多样性降低,容易引起遗传算法早熟,出现假收敛,但种群规模较大时,又会使运算效率降低。随着交叉概率的增大,MSE 逐渐减小,在 0.3~0.5 范围内,MSE 趋于平缓,而后又逐渐增大。这是由于交叉概率越大,群体中产生的新模式越多,但已形成的优良模式也越容易

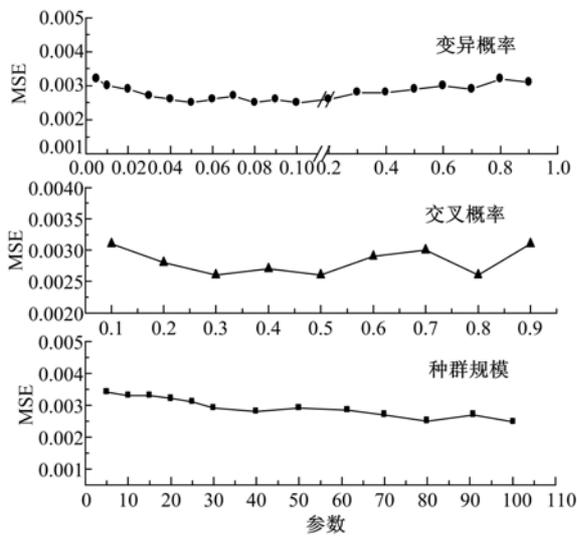


图 5 遗传算法参数对网络性能的影响

Fig. 5 Influence of parameter in genetic algorithm to network property

遭到破坏,使搜索的随机性太大;而太小则会使发现优良新个体的速度太慢,导致搜索阻滞。变异概率的变化对 MSE 的影响与交叉概率相似,取值太大使遗传算法在整个搜索空间内跳跃幅度增大,成为随机搜索;太小则使其在特别区域进行局部搜索,引起遗传算法早熟,对于本文的模型,取值为 0.05~0.1 时 MSE 较小且变化平稳。当上述三个参数取值分别为 85、0.45、0.06 时,训练样本预测值与真实值的相对误差如图 6 所示。

从图 6 中可以看出,预测值和真实值的相对误差均在 5% 以内,训练效果较为理想。

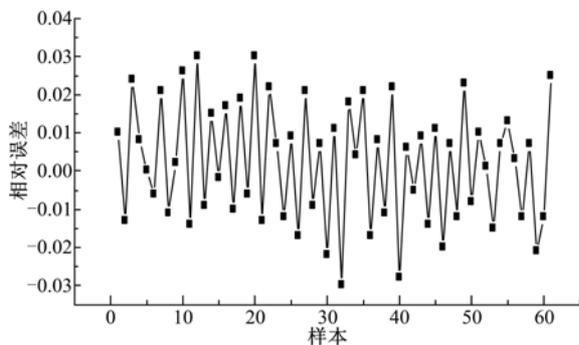


图 6 训练样本预测值与真实值的相对误差

Fig. 6 Relative error between the prediction and true value of training data

利用测试样本对训练好的网络进行验证。预测值、利用传统方法得到的计算值以及它们与试验结果的误差均列于表 2 中。比较预测值和计算值的相对误差可以看出,5 个样本预测值的相对

误差绝对值均在 5% 以内;第 1、3、5 个样本计算值的相对误差绝对值在 5% 以内,而第 2 个和第 4 个样本的计算值却超过 10%,偏离较大;除第 1 个样本预测值的相对误差略大于计算值外,其他几个样本的相对误差都小于计算值。从整体数据对比可以看出,预测值要优于计算值,预测效果比较理想。

表 2 神经网络预测结果

Table 2 Prediction of neural network

样本数	真实值 /10 <sup>3</sup> 次	计算值 /10 <sup>3</sup> 次	预测值 /10 <sup>3</sup> 次	计算值相对误差/%	预测值相对误差/%
1	57.5300	58.6750	56.3021	1.99	2.13
2	46.4200	40.5793	46.8524	-12.58	4.32
3	75.3000	76.3622	74.4506	1.41	-1.12
4	112.0000	93.3649	106.7980	-16.63	-4.64
5	50.0000	47.8138	47.9112	-4.37	-4.18

## 4 结 论

针对传统的材料疲劳寿命计算方法与实际值之间误差较大的问题,建立了基于遗传算法优化的 BP 神经网络的寿命预测模型。实例预测结果表明:

(1) 利用该模型预测的材料疲劳寿命与真实值的相对误差绝对值均在 5% 以内,预测精度较高,满足使用要求。

(2) 与利用广义 S-N 曲面方程的传统计算方法相比,预测误差相对较小,整体上更为接近真实值,可以作为获取材料的疲劳寿命数据的一种更为有效的手段。

### 参考文献:

- [1] 高镇同,熊峻江. 疲劳可靠性[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2000.
- [2] 闫楚良,刘克格. 飞机结构经济寿命设计与可靠性评定[M]. 北京:航空工业出版社,2010.
- [3] Yan Chu-liang, Liu Ke-ge. Fatigue scatter factor of whole life and reliability of aircraft structure service life[J]. Advanced Materials Research, 2008,44-46: 739-744.
- [4] Yan Chu-liang, Liu Ke-ge. Theory of active reliability-based design for predetermined life of structures [J]. Advanced Materials Research, 2008, 44-46: 745-750.
- [5] Yan Chu-liang, Liu Ke-ge. Theory of economic life prediction and reliability assessment of aircraft

- structures [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2011, 24: 164-170.
- [6] 闫楚良, 高镇同. 疲劳性能广义 S-N 曲面[J]. 机械工程学报, 1999, 34(1): 103-105.  
Yan Chu-liang, Gao Zhen-tong. Generalized S-N curved surface of fatigue character [J]. Journal of Mechanical Engineering, 1999, 34(1): 103-105 (In Chinese).
- [7] 李宏双, 吕震宙. 估计疲劳寿命三参数 P-S-N 曲线的新方法[J]. 机械强度, 2007, 29(2): 300-304.  
Li Hong-shuang, Lyu Zhen-zhou. New method for estimating fatigue life three-parameter P-S-N curves [J]. Journal Mechanical Strength, 2007, 29(2): 300-304.
- [8] 赵永翔 杨冰. 不完善概率疲劳 S-N 曲线的 Monte Carlo 修正[J]. 机械工程学报, 2011, 47(12): 170-174.  
Zhao Yong-xiang, Yang Bing. Monte carlo modification of imperfect probabilistic fatigue S-N curves [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(12): 170-174.
- [9] 孟广伟, 沙丽蓉, 李锋, 等. 基于径向基函数神经网络响应面法的装载机动臂疲劳可靠性[J]. 吉林大学学报:工学版, 2009, 39(6): 1516-1520.  
Meng Guang-wei, Sha Li-rong, Li Feng, et al. Fatigue reliability analysis of loader boom based on RBF-NN response surface method [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2009, 39(6): 1516-1520.
- [10] Rodney D Averett, Mary L Realf. Comparative post fatigue residual property predictions of reinforced and unreinforced poly (ethylene terephthalate) fibers using artificial neural networks [J]. Composites Part A: Applied Science and Manufacturing, 2010, 41(3): 331-344.
- [11] 刘仁云, 于繁华, 刘军. 基于小波神经网络的简支梁桥损伤识别[J]. 吉林大学学报:工学版, 2009, 39(2): 413-416.  
Liu Ren-yun, Yu Fan-hua, Liu Jun. Damage detection for simply supported based on wavelet neural network [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2009, 39(2): 413-416.
- [12] 马锐. 神经网络原理[M]. 北京:机械工业出版社, 2010.
- [13] 瞿宜锋, 李鸿雁, 刘寒冰, 等. 用遗传算法优化神经网络初始权重的方法[J]. 吉林大学学报:工学版, 2003, 33(2): 45-50.  
Qu Yi-feng, Li Hong-yan, Liu Han-bing, et al. Method for optimizing initial weights of ANNs by GAs [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2003, 33(2): 45-50.
- [14] Zhou Nan, Zhang Ji-xiong. Genetic algorithm coupled with the neural network for fatigue properties of welding joints predicting [J]. Journal of Computers, 2012, 7(8): 1887-1894.
- [15] 李敏强, 寇纪淦. 遗传算法的基本理论与应用[M]. 北京:科学技术出版社, 2003.
- [16] 李英, 李元春. 基于神经网络和遗传算法的采油控制系统[J]. 吉林大学学报:工学版, 2006, 36(1): 83-86.  
Li Ying, Li Yuan-chun. Oil pumping control system based on neural network and genetic algorithm [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2006, 36(1): 83-86.
- [17] 高镇同. 疲劳性能试验设计和数据处理[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 1999.