

# 基于改进的 BP-Adaboost 算法的机械结构可靠性分析

罗棚

(重庆交通大学机电与车辆工程学院 重庆 400041)

**摘要:** 由于目前机械产品结构越来越复杂, 很难用具体的函数来表达其功能函数。人工神经网络可以用来逼近其功能函数, 但是存在易收敛到局部最优解、速度慢和精度低等问题。本文将改进的 Adaboost 算法与思维进化算法优化的 BP 神经网络模型相结合, 提出一种基于改进的 BP-Adaboost 算法模型的机械结构可靠度计算方法。通过算例分析, 所提方法计算结构可靠度的精度比传统的 BP-Adaboost 算法模型更高, 且更接近于蒙特卡洛模拟计算的结果。

**关键词:** 机械结构; BP-Adaboost 算法; 思维进化算法; 可靠性

DOI:10.19475/j.cnki.issn1674-957x.2019.15.020

## 0 引言

机械结构可靠性分析对于机械产品在运行中的安全性问题以及机械产品的结构设计是否达到安全可靠、经济耐用等要求, 有着十分重要的指导作用。

近年来, 国内外学者将一次二阶矩法(FOSM)、二次二阶矩法(SORM)、蒙特卡洛法(MC)、响应面法(RSM)、代理模型法等方法应用到机械结构可靠性分析中。其中一次二阶矩法、二次二阶矩法等方法, 对一些复杂的机械结构以及功能函数为隐式, 但计算较为麻烦, 且精度达不到要求。蒙特卡洛法虽然能够在这种情况下得到精确解, 但由于需要大量的抽样, 耗费大量的时间, 且效率低下。针对上述方法的缺陷, 响应面法、神经网络、Kriging 等方法被提出。文献[1]采用响应面对装载机动臂结构进行可靠性研究, 能够在选择合适的功能函数的条件下, 较好的模拟其真实的曲面, 其失效概率的精度能达到一定的要求, 但是对于复杂的机械结构的可靠性计算中, 响应面能否准确的逼近其真实的情况得不到保证, 并且当随机变量较多时, 将会用大量的时间进行计算。人工神经网络能够有效解决隐式功能函数问题, 能够大量减少实际数值计算或实验的次数, 但是传统的人工神经网络有容易收敛到局部最优解、速度慢以及预测精度低等缺陷。文献[2]引入 Adaboost 算法对 BP 神经网络进行改进, 并结合一次二阶矩法应用于板桩结构的可靠性分析。虽然对 BP 神经网络所存在的缺陷有一定的改善, 但是效果不是很明显。

为此本文基于改进 BP-Adaboost 算法结合一次二阶矩法建立可靠性分析模型。通过引入思维进化算法(Mind Evolutionary Algorithm, MEA) 对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行优化, 既解决传统方法存在的缺陷, 同时也有效地解决了隐式功能函数可靠度求解问题。与传统的 BP-Adaboost 算法以及蒙特卡洛法进行比较, 达到了较好的效率和精度要求。

## 1 BP-Adaboost 算法

### 1.1 Adaboost 算法

Adaboost 算法是 Boosting 算法家族中代表算法且应用广泛。Adaboost 算法的思想是通过调整样本权重和弱分类器权值, 从训练中筛选出权重系数最小的弱分类器组合成一个最终的强分类器。<sup>[3]</sup>Adaboost 算法在样本训练集使用过程中, 主要是在整个训练集上维护一个分布权值向量  $D_i(i)$ , 运用弱分类算法得到  $t$  个不同的弱的基分类器, 即

$h_1, h_2, \dots, h_t$ , 然后计算其误差率  $\varepsilon_i$ , 并将得到的误差率  $\varepsilon_i$  去调整分布权值向量  $D_i(i)$ , 对错误分类的样本赋予更大的权值, 正确分类的样本赋予更小的权值。每次调整分布权值后用相同的弱分类算法产生新的基分类器, 直至样本训练集被正确分类。最后, 运用加权的方法将这些弱分类器进行联合, 得到最终的强分类器。

### 1.2 基于 BP-Adaboost 算法的可靠性分析模型

基于 BP-Adaboost 算法的可靠性分析模型的基本思想是通过样本数据构造多个 BP 神经网络, 将每一个 BP 神经网络看作一个弱分类器, 根据 Adaboost 算法将这些弱分类器集成成一个强分类器, 得到预测结果。然后用强分类器的预测结果来逼近结构的功能函数。最后采用一次二阶矩法进行可靠度的求解。BP-Adaboost 神经网络可靠性分析模型计算过程如下:

①利用数值模拟或实验, 生成基本的随机变量以及结构响应数据  $\{x_i, g(x_i)\} (i=1, 2, \dots, n)$  构成用于 BP 神经网络训练的样本空间。

②数据选择和网络初始化。从训练样本空间中随机选择  $m$  组训练数据, 初始化训练数据的权值分布, 即每个训练样本最开始被赋予相同的权值  $\omega_i = 1/m (i=1, 2, \dots, m)$ , 这样训练样本集初始化权值分布  $D_1(i)$ :

$$D_1(i) = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m) = \left(\frac{1}{m}, \frac{1}{m}, \dots, \frac{1}{m}\right) \quad (1)$$

根据样本输入输出维数确定 BP 神经网络结构, 并对 BP 神经网络的权值和阈值进行初始化设置。

③训练样本数据预处理和弱分类器的个数选择。首先将训练样本的数据进行归一化处理, 然后设定训练次数即弱分类器的个数  $T$ , 并初始化训练次数  $t=0$ 。

④寻找弱分类器。在训练样本的权值分布下, 训练 BP 神经网络作为第  $t$  个弱分类器  $h_t(x)$ , 并得出预测序列  $h(t)$ , 计算预测误差率  $\varepsilon_t$ , 即预测序列  $h(t)$  的预测误差之和  $\varepsilon_t$ , 并将预测误差超过 0.1 的测试样本作为应该加强学习的样本, 然后计算下一个弱分类器的训练样本分布权值  $D_{t+1}(i)$ 。

$$\varepsilon_t = \sum_i D_t(i), i=1, 2, \dots, m (|err| > 0.1) \quad (2)$$

$$D_{t+1}(i) = \begin{cases} kD_t(i), & |err| > 0.1 \\ D_t(i), & |err| \leq 0.1 \end{cases} \quad (3)$$

式中  $k$  为分布权值调整系数, 一般取 1.1,  $err = y_i - h_t(x_i)$

为训练数据预测误差  $y_i$  为期望预测输出  $h_i(x_i)$  为网络预测输出。

⑤计算  $h_i(x)$  的权值分配系数。根据预测误差率  $\varepsilon_i$  计算权重  $a_i$ , 公式如下:

$$a_i = \frac{1}{2} \ln \frac{1 - \varepsilon_i}{\varepsilon_i} \quad (4)$$

⑥训练数据权重调整。根据权重  $a_i$  更新训练数据样本的权值分布:

$$D_{i+1}(j) = D_i(j) \exp(-a_i y_j h_i(x_j)), i=1, 2, \dots, m \quad (5)$$

⑦判断是否达到训练次数。若  $t < T$ , 则返回步骤④循环, 否则进行下一步。

⑧集成强分类器函数。训练  $t$  次后得到  $T$  个弱分类器函数  $h_i(x) (i=1, 2, \dots, t)$  对  $T$  个弱分类器的权重  $a_i$  进行归一化处理。

$$a_i = a_i / \sum_{i=1}^t a_i \quad (6)$$

由  $T$  个弱分类器函数  $h_i(x)$  组合得到强分类器函数为:

$$y(x) = \sum_{i=1}^t a_i h_i(x) \quad (7)$$

⑨采用一次二阶矩求解可靠度。将结构功能函数  $g(x)$  用强分类器函数  $y(x)$  替代, 进行可靠度求解。

## 2 基于 MPE 的 BP-Adaboost 算法模型

思维进化算法是模拟人类思维活动中存在的趋同和异化现象, 通过迭代进行优化的学习方法。相比于遗传算法, 思维进化算法具有搜索全局寻优的能力, 可有效提高神经网络的收敛速度和精度, 可有效避免遗传算法中交叉与变异算子的双重性等优点, 利用思维进化算法对 BP 神经网络进行优化主要是通过思维进化算法对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行优化。首先, 根据 BP 神经网络的拓扑结构, 将解空间映射到编码空间, 每个编码对应问题的一个解。然后, 选取训练数据的均方误差的倒数作为各个个体与种群的得分函数, 经过不断的趋同, 异化, 迭代, 最后解析最优个体, 得到 BP 神经网络的初始权值和阈值, 进而训练 BP 神经网络。

## 3 算例分析

### 3.1 样本数据的选择

本算例为如图 1 所示的发动机连杆。其基本的随机变量包括尺寸相关、材料相关及载荷相关, 参考文献[5]。

### 3.2 模型建立

从样本数据中随机抽取足够的训练样本对改进的 BP-Adaboost 算法模型进行训练, 并选取 100 组作为测试样本。本文中改进的 BP-Adaboost 算法模型有 17 个输入, 1 个输出, 则设置 BP 神经网络的结构为 17-10-1, 即输入层有 17 个神经元, 隐含层有 10 个神经元, 输出层有一个神经元。

在思维进化算法优化 BP 神经网络的过程中, 思维进化算法中的种群大小设置为 200, 优胜子种群个数设置为

5, 临时子种群个数设置为 5, 迭代次数设置为 100。

改进的 BP-Adaboost 算法模型中, 采用 10 个 BP 神经网络作为弱分类器构成一个强分类器。

## 3.3 结果分析

利用选取的预测样本数据对改进后的 BP-Adaboost 算法模型、传统的 BP-Adaboost 算法模型以及 BP 神经网络模型预测误差进行对比, 如图 2 所示。从图中明显可以看出本文所提方法预测误差较小。由此可以看出改进的 BP-Adaboost 模型相对于传统的 BP-Adaboost 模型以及 BP 神经网络模型, 能够更加精确的逼近结构功能函数。

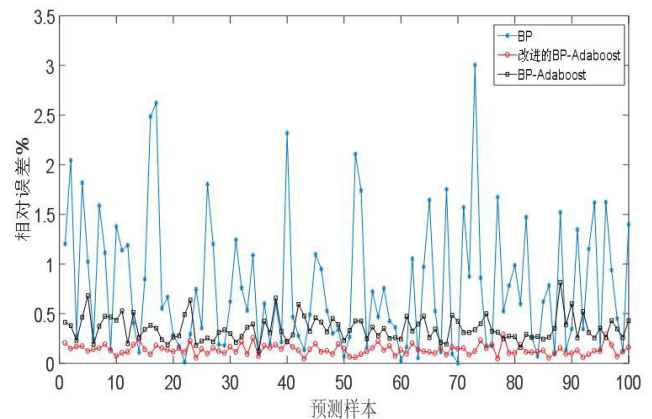


图 2 三种算法模型的预测误差

根据上述建立的模型计算结构可靠度, 并利用蒙特卡洛进行抽样模拟, 作为精确解, 与本文所提方法进行比较。计算结果如表 1 所示, 本文方法在精度上与蒙特卡洛方法更为接近, 相对误差为 2.14%, 验证了此方法的可行性、高效性。

表 1 算例可靠度计算结果

方法	R(可靠度)	相对误差%
蒙特卡洛	0.9874	
BP	0.9284	5.97
BP-Adaboost	0.9432	4.48
本文方法	0.9663	2.14

## 4 结论

①提出了一种基于改进的 BP-Adaboost 算法结构可靠性分析模型。

②采用改进前后的 BP-Adaboost 算法模型逼近结构功能函数, 并结合一次二阶矩对结构可靠度进行求解, 并将计算结果与蒙特卡洛法进行对比。结果表明, 采用所提方法能准确计算出机械结构的可靠度, 其结果更接近于蒙特卡洛法, 且在达到相同精度的条件下, 效率更高。

## 参考文献:

- [1] 万一品, 贾洁, 宋绪丁, 等. 基于响应面法的装载机动臂结构可靠性研究[J]. 机械设计, 2017(06): 11-15.
- [2] 姜逢源, 董胜, 张鑫. 基于改进神经网络的板桩结构可靠性分析[J]. 海洋湖沼通报, 2018(2).
- [3] 熊婧, 高岩, 王雅瑜. 基于 Adaboost 算法的软件缺陷预测模型[J]. Computer Science, 2016, 43(7): 186-190.
- [4] Zhu J, Arbor A, Hastie T. Multi-class AdaBoost[J]. Statistics & Its Interface, 2006, 2(3): 349-360.
- [5] 胡启国, 刘廷, 秦锋, 等. 基于随机有限元法的连杆动态可靠性分析[J]. 机械设计与制造, 2016(11).



图 1 发动机连杆三维模型图