

改进BP神经网络在木构古建筑中的寿命预测

路 杨,李鹏珊,翟盼盼

(河南大学 计算机与信息工程学院,河南 开封 475000)

摘 要:标准的BP神经网络存在训练速度慢、容易陷入极小点、泛化能力低的特点。文中用附加动量项和改进学习速率相结合的方法对标准的BP神经网络进行了改进,并将其应用在木构古建筑的寿命预测中。仿真结果表明,和标准的BP神经网络相比,改进后的BP神经网络提高了泛化能力,能较准确地拟合训练值,避免了在确定计算参数过程中所产生的计算误差。

关键词:BP神经网络;木构古建筑;泛化能力;寿命预测

中图分类号:TP39

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)05-0207-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.05.051

Prediction of Wooden Ancient Building Life by Improved BP Neural Network

LU Yang, LI Peng-shan, ZHAI Pan-pan

(School of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng 475000, China)

Abstract: Standard BP neural network has characteristics of slow training speed, falling into the minimal point easily and low generalization ability. In this paper, the standard BP neural network has been improved with additional momentum term and improved learning rate, and applied into the forecasts for the life-span of wooden ancient buildings. Simulation results show that the generalization ability of the improved BP neural network has improved compared with the standard BP neural network, the improved BP neural network can be more accurately fit for the training value, and avoid the calculation error in the process of determining the calculation parameters.

Key words: BP neural network; wooden historic architecture; generalization capability; life prediction

0 引 言

科学地预测木构古建筑的使用寿命,对重大木结构的管理具有重要的意义。由于木构古建筑的影响因素众多,使用寿命的影响过程是错综复杂的,难以用准确的数学表达式来描述,提出具体的预测模型是很困难的,因此,采用数值计算就有了一定的局限性^[1]。

BP神经网络模型具有自学习、容错性强、计算简单、并行处理速度快等优点,在理论上可以任意逼近任何非线性映射^[2]。木构古建筑的寿命预测是个受多方面因素影响且各因素影响程度不明确的非线性问题,采用BP神经网络来实现是十分有价值的。但是对于高度非线性问题,BP算法常常会使搜索陷入到局部极小,而不是全局最小,所以难免会带来一定的误差。为了提高算法的性能,研究者在遗传优化BP^[3-4]、粒子群优化BP^[5]、模拟退火算法优化BP^[6]等方面做了

很多研究,但这些算法都以时间复杂度以及空间复杂度的增加为代价。此外,还有附加动量法^[7]、自适应学习速率法^[8-9]等。在此基础上,文中结合标准算法的原理,针对其缺陷,运用附加动量项与改进学习速率相结合来改进标准BP神经网络,并验证了改进算法的可行性。

1 BP神经网络简介

目前,BP神经网络应用广泛。典型的BP神经网络结构模型见图1,它由输入层、输出层及隐含层组成,每层由多个神经元组成。标准BP算法包括信号前向传播和误差反向传播。计算实际输出时的方向从输入到输出,而权值和阈值的修正的方向从输出到输入。神经网络学习训练的过程中权值不断进行调整,直到神经网络输出误差减小到可接受的程度为止^[10]。

收稿日期:2013-06-15

修回日期:2013-09-27

网络出版时间:2014-02-11

基金项目:国家青年基金(61203094);河南省科技攻关计划项目(122102210052)

作者简介:路 杨(1972-),女,博士,副教授,研究方向为模式识别、数据挖掘;李鹏珊(1988-),女,硕士研究生,研究方向为模式识别、数据挖掘。

网络出版地址:<http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140211.1617.046.html>

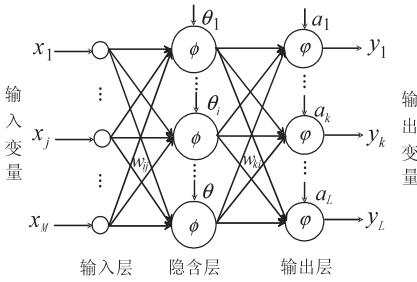


图 1 BP 神经网络结构

图 1 中:输入层中第 j 个输入的节点为 $x_j, j=1, \dots, M$;隐含层中第 i 个节点到输入层中第 j 个节点之间的权值为 w_{ij} ,第 i 个节点的阈值为 θ_i ;输出层中第 k 个节点到隐含层中第 i 个节点之间的权值为 $w_{ki}, i=1, \dots, q$,第 k 个节点的阈值为 $a_k, k=1, \dots, L$; $\phi(x)$ 、 $\varphi(x)$ 表示激励函数;输出层中第 k 个输出的节点为 y_k 。

(1) 信号前向传播。

隐含层第 i 个输入的节点 net_i :

$$\text{net}_i = \sum_{j=1}^M w_{ij} x_j + \theta_i \quad (1)$$

隐含层第 i 个输出的节点 y_i :

$$y_i = \phi(\text{net}_i) = \phi\left(\sum_{j=1}^M w_{ij} x_j + \theta_i\right) \quad (2)$$

输出层第 k 个输入的节点 net_k :

$$\text{net}_k = \sum_{i=1}^q w_{ki} y_i + a_k = \sum_{i=1}^q w_{ki} \phi\left(\sum_{j=1}^M w_{ij} x_j + \theta_i\right) \quad (3)$$

输出层第 k 个输出的节点 y_k :

$$y_k = \varphi(\text{net}_k) = \varphi\left(\sum_{i=1}^q w_{ki} \phi\left(\sum_{j=1}^M w_{ij} x_j + \theta_i\right) + a_k\right) \quad (4)$$

(2) 误差反向传播。

首先从输出层开始,计算各层神经元的输出误差,然后按照误差梯度下降法对各层的权值和阈值进行调整,直到修改后神经网络的输出接近期望输出为止。

对于样本 p 的二次型误差准则函数:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L (T_k - y_k)^2 \quad (5)$$

对于训练样本 p 的总误差准则函数:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^L (T_k^p - y_k^p)^2 \quad (6)$$

按照误差梯度下降法的原则,逐次对输出层权值与阈值的修正量、隐含层权值与阈值的修正量进行修正。输出层 Δw_{ki} 为权值修正量, Δa_k 为阈值修正量。隐含层中 Δw_{ij} 为权值修正量, $\Delta \theta_i$ 为阈值修正量。

$$\Delta w_{ki} = \eta \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^L (T_k^p - y_k^p) \cdot \varphi'(\text{net}_k) \cdot y_i \quad (7)$$

$$\Delta a_k = \eta \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^L (T_k^p - y_k^p) \cdot \varphi'(\text{net}_k) \quad (8)$$

$$\Delta w_{ij} = \eta \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^L (T_k^p - y_k^p) \cdot \varphi'(\text{net}_k) \cdot w_{ki} \cdot \phi'(\text{net}_i) \cdot x_j \quad (9)$$

$$\Delta \theta_i = \eta \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^L (T_k^p - y_k^p) \cdot \varphi'(\text{net}_k) \cdot w_{ki} \cdot \phi'(\text{net}_i) \quad (10)$$

2 BP 网络算法的改进

BP 算法的实质是一种以网络误差平方和为目标函数,按梯度法求目标函数达到最小值的算法^[11]。标准 BP 算法存在着不足,其主要问题是可能出现局部极小值和收敛速度慢^[12]。文中从以下两个方面改进了标准 BP 算法。

(1) 附加动量法。

根据反向传播法,增加一项正比于前一项权值或阈值的变化量的值于变化的每一个权值或阈值上,这样会产生新的权值或阈值的变化。附加动量因子的权值和阈值的调节公式为:

$$\begin{cases} \Delta w_{ij}(k+1) = (1 - mc) \eta \delta_i p_j + mc \Delta w_{ij}(k) \\ \Delta \theta_i(k+1) = (1 - mc) \eta \delta_i + mc \Delta \theta_i(k) \end{cases} \quad (11)$$

其中, Δw_{ij} 为权值的修正量; k 为训练次数; $\Delta \theta_i$ 为阈值修正量; 动量因子 mc 取 0.95 左右。

在训练程序时,依据附加动量法原则,为使网络不进入较大的误差曲面,必须附加判断条件,这样才能使用正确的修正权值公式。附加动量法的判断条件为:

$$mc = \begin{cases} 0, E(k) > E(k-1) * 1.04 \\ 0.95, E(k) < E(k-1) \\ mc, \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

其中, $E(k)$ 为第 k 步误差平方和。

(2) 改进学习速率。

在 BP 网络学习速率的优化模型中,采用学习速率渐小法,即让其随着学习次数的增加而递减。该模型可转换为:

$$\eta(k) = e^{-\lambda} \eta(k-1) \quad (13)$$

其中, $0.0001 \leq \lambda \leq 0.001$,从公式可以看出,学习速率在网络训练过程中按一定的比例系数减小。但在实际应用中,如果在权值更新时,网络误差减小了,这时再减小学习速率,权值修改的速度慢从而会影响网络收敛速度,这说明该算法不能很好地适应这一情况。如果增大学习率,使网络能够以较大幅度修改权值,网络训练效果就会更好一些。改进后 BP 神经网络学习速率的优化模型为:

$$\eta(k) = \begin{cases} 1.05 \eta(k-1), E(k) < E(k-1) \\ e^{-\lambda} \eta(k-1), E(k) \geq E(k-1) \end{cases} \quad (14)$$

其中, $0.0001 \leq \lambda \leq 0.001$, $E(k)$ 为第 k 步误差平方和。此算法表明:如果网络误差处于下降趋势明

显时,则说明此时的学习速率可以按一定比例增大。

附加动量法有可能滑过局部极小值,改进学习速率可以有效地缩短神经网络的训练时间。因此,文中运用这两种方法相结合来训练 BP 神经网络。

3 BP 神经网络模型的设计

3.1 确定 BP 神经网络的参数

BP 神经网络的结构参数一般从网络的层数、传递函数以及各层神经元的个数等方面进行考虑。根据多层神经网络映射存在定理^[13],理论上证明一个任意的连续函数都能与一个 3 层神经网络建立映射关系。因此,文中选用 3 层 BP 神经网络结构。

在文中影响木构古建筑寿命的因素有荷载因素、环境因素、结构材料因素等,由于影响因素众多,找出最重要的影响因子为虫蛀面积率、腐朽深度、应力水平。因此将这 3 个因素作为网络输入层节点。根据木构建筑的寿命进行评价预测,因此一个节点的输出层就可满足要求。采用对数 S 形函数 $f_2(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ 为隐层神经元的传递函数,线性函数 $f_1(x) = x$ 为输出层神经元的传递函数。

Robet-Nielson 证明了具有 1 个隐含层的 3 层 BP 网络模型可有效地逼近任意连续函数^[14]。BP 网络中,为提高计算精度,增加隐含层的层数会增加训练网络权值的时间,而获得隐含层中神经元个数能有效提高误差精度,这样网络训练的效果更容易观测和调整。

为了简化模型,提高运算速度,选择含有 1 个隐含层的 3 层网络模型,采用“试错法”确定隐含层神经元数。当隐含层神经元数小于 8 时,网络易陷入局部极小,难以达到所要求的精度,当隐含层神经元数为 8~12 时,训练次数明显减少,这时增加隐含层的神经元个数不会对训练次数造成太大影响。因此,隐含层中神经元的个数最佳值取值范围为 8~12。针对木构古建筑的寿命预测是个非线性关系较为复杂的问题,文中建立了一个含有 3 个输入神经元节点、10 个隐含神经元节点和 1 个输出神经元节点的 BP 网络结构。

3.2 训练 BP 神经网络

确定网络结构参数后,要对网络的训练样本进行训练以确定网络神经元之间的阈值与权值。训练样本由输入矢量和目标矢量两方面组成。由于样本数值差距很大并且各分量的物理单位不相同,因此,在神经网络训练之前,一般情况下要对样本进行归一化训练。在神经网络训练过程中,将实际输出与目标输出不断的比较,按照误差和比较的结果,用改进的 BP 算法调节神经网络的权值与阈值,直到神经网络的输出接近期望输出为止^[15]。

4 仿真实验

某历史木构古建筑,其木构古建筑结构的实际检测表明各构件明显存在开裂、腐朽和虫蛀等现象,通过对影响寿命的因素进行系统的定性分析,并结合已有的资料,从而确定输入样本如表 1 所示。运用可靠度理论,给出实效的极限状态方程,功能函数的均值方差。通过编程计算,给出的剩余寿命预测的结果为样本的输出数据。

表 1 输入样本数据

| 构件编号 | 虫蛀面积率 | 腐朽深度/mm | 应力水平 |
|------|-------|---------|------|
| 1 | 0 | 1 | 0.07 |
| 2 | 0 | 0 | 0.01 |
| 3 | 0.005 | 1 | 0.04 |
| 4 | 0 | 0 | 0.18 |
| 5 | 0 | 1.5 | 0.25 |
| 6 | 0.012 | 0 | 0.31 |
| 7 | 0.02 | 2 | 0.16 |
| 8 | 0.01 | 1 | 0.24 |
| 9 | 0.13 | 1 | 0.34 |
| 10 | 0.008 | 0.5 | 0.07 |
| 11 | 0 | 0 | 0.08 |
| 12 | 0 | 2.5 | 0.02 |
| 13 | 0 | 0 | 0.09 |
| 14 | 0 | 0.6 | 0.05 |
| 15 | 0.005 | 1.5 | 0.15 |
| 16 | 0.01 | 0.5 | 0.26 |
| 17 | 0.13 | 0.5 | 0.3 |
| 18 | 0.005 | 0 | 0.18 |
| 19 | 0 | 0 | 0.26 |
| 20 | 0.005 | 0 | 0.3 |

首先,用标准的 BP 网络模型和改进后的 BP 网络模型分别对样本进行了训练,然后选取 10 个测试样本对训练的结果进行了测试,标准 BP 误差图和改进后 BP 误差对比图如图 2 所示。

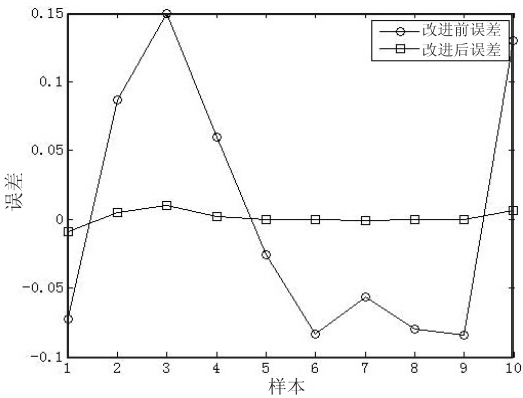


图 2 BP 网络误差对比图

其中横坐标表示预测的样本,纵坐标表示样本对应的误差。从图 2 可以看出,和改进前 BP 网络预测误差相比,改进后的 BP 网络的预测误差相对较小,并且

在允许误差的范围之内。

标准的 BP 网络模型和改进后的 BP 网络模型的预测输出如图 3 所示。

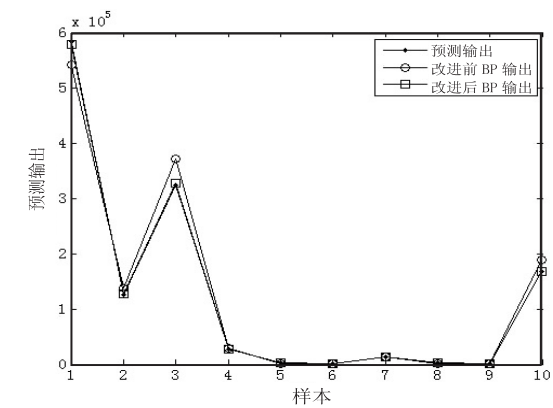


图 3 BP 网络预测输出对比图

其中横坐标表示预测的样本,纵坐标表示样本对应的预测输出。从图 3 可看出,改进后的 BP 输出结果与预测输出结果基本上能吻合,说明改进后的 BP 神经网络模型比传统的 BP 神经网络的预测效果较好。

从表 2 可以看出,和 BP 算法相比,采用改进后的 BP 算法的预测精度要高,预测值更接近于期望输出,且相对误差较小。

表 2 实验结果数据分析

| 预测 样本 | 期望输 出/年 | BP 算法 | | 改进 BP 算法 | |
|----------|------------|---------|----------|----------|----------|
| | | 预测/年 | 相对误差 | 预测/年 | 相对误差 |
| 1 | 584 205 | 563 040 | -0.073 2 | 583 770 | -0.006 6 |
| 2 | 126 021 | 139 600 | 0.087 7 | 126 690 | 0.005 3 |
| 3 | 323 379 | 37 189 | 0.15 | 326 610 | 0.01 |
| 4 | 26 866 | 27 656 | 0.062 3 | 26 809 | -0.002 1 |
| 5 | 1 762 | 1 608.6 | -0.028 6 | 1 761.7 | -0.002 6 |
| 6 | 273 | 289 | -0.072 4 | 273.9 | 0.002 8 |
| 7 | 13 269 | 12 727 | -0.040 9 | 13 255 | -0.001 1 |
| 8 | 1 846 | 1 723 | -0.082 7 | 1 845 | -0.000 5 |
| 9 | 531 | 507 | -0.085 1 | 530.8 | -0.000 2 |
| 10 | 167 254 | 191 340 | 0.137 0 | 168 430 | 0.007 |

5 结束语

通过建立 BP 神经网络来实现对非线性较强的木构古建筑的寿命预测,仿真实验表明:改进的 BP 神经网络的木构古建筑的寿命预测是行之有效的。改进

BP 算法与传统 BP 算法预测精度要高,相对误差较小,提高了 BP 神经网络的泛化能力。

参考文献:

[1] 王雪亮. 历史建筑木结构基于可靠度理论的剩余寿命评估方法研究[D]. 武汉:武汉理工大学,2008.

[2] 刘斯凤,邢 锋. 多因素作用下混凝土寿命的 BP 神经网络预测[J]. 材料导报,2008,22(7):85-87.

[3] 穆阿华,周绍磊,刘青志,等. 利用遗传算法改进 BP 学习算法[J]. 计算机仿真,2005,22(2):150-151.

[4] 王智平,刘在德,高成秀,等. 遗传算法在 BP 网络权值学习中的应用[J]. 甘肃工业大学学报,2001,27(2):20-22.

[5] 高海兵,高 亮,周 驰,等. 基于粒子群优化的神经网络训练算法研究[J]. 电子学报,2004,32(9):1572-1574.

[6] 覃方君,李 安,田蔚风,等. 模拟退火优化 BP 神经网络在航向控制系统中的应用[J]. 海军工程大学学报,2005,17(2):100-103.

[7] Wang Wei, Yu Bo. Text categorization based on combination of modified back propagation neural network and latent semantic analysis[J]. Neural Computing and Applications, 2009, 18(8):875-881.

[8] Anastasiadis A D, Magoulas G D, Vrahatis M N. A new learning rates adaptation strategy for the resilient propagation algorithm[C]//Proc of European Symposium on Artificial Neural Networks. [s. l.]:[s. n.], 2004:1-6.

[9] 杨甲沛. 基于自适应学习速率的改进型 BP 算法研究[D]. 天津:天津大学,2008.

[10] 李志俊,程家兴,金 奎,等. 基于样本期望训练数的 BP 神经网络改进研究[J]. 计算机技术与发展,2009,19(5):103-106.

[11] 阎平凡,张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京:清华大学出版社,2000.

[12] Weymacr N, Martens J P. A fast and robust learning algorithm for feed forward neural networks[J]. Neural Networks, 1991, 4(3):361-369.

[13] 李向京,胡云昌. 基于遗传算法-神经网络混合训练技术的结构近似可靠性分析方法[J]. 土木工程学报,2000,33(5):40-45.

[14] 施 彦,韩力群,廉小亲. 神经网络设计方法与实例分析[M]. 北京:北京邮电大学出版社,2009.

[15] 栗 洪,程 进. 神经网络技术在预应力混凝土桥梁可靠度分析中的应用[J]. 结构工程师,2009,25(2):71-76.

(上接第 206 页)

社,2001.

[9] 张晓翊,孟德欣,余翠兰. 基于 K-means 算法的学生试卷成绩分析[J]. 宁波大学学报(理工版),2010,23(4):67-70.

[10] 张 莉. 数据挖掘技术在高校学生成绩分析中应用的研究[D]. 北京:中国石油大学,2009.

[11] 阎瑞霞,刘金良,姚炳学. 基于粗糙集理论的教师综合评价[J]. 宜宾学院学报,2006(12):32-35.

[12] 李卓君. 一种改进的 K-means 算法[J]. 科技创业月刊,2012(1):134-135.

[13] 魏志浩. 高等学校教师教学水平综合评价研究[D]. 保定:华北电力大学,2012.

改进BP神经网络在木构古建筑中的寿命预测

作者：[路杨](#)，[李鹏珊](#)，[翟盼盼](#)，[LU Yang](#)，[LI Peng-shan](#)，[ZHAI Pan-pan](#)

作者单位：[河南大学 计算机与信息工程学院, 河南 开封, 475000](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2014(5)

本文链接：http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201405051.aspx