

# 基于优化BP神经网络算法的网络质量评价

申健<sup>1</sup>, 夏靖波<sup>1</sup>, 孙昱<sup>1</sup>, 王芳<sup>2</sup>, 王霖<sup>3</sup>

(1. 空军工程大学信息与导航学院, 陕西西安, 710077; 2. 空军大连通信士官学校, 辽宁大连, 116000;  
3. 空军工程大学理学院, 陕西西安, 710051)

**摘要** 针对现有的BP神经网络算法,提出了在变步长BP神经网络算法基础上的优化方案,并将其应用于网络质量评价当中。在优化方案中,对步长的上升和下降阶段分别采用不同策略进行优化。理论分析表明:优化后的算法能够克服传统算法权值收敛过慢,和变步长算法误差收敛中的震荡问题。仿真表明,优化后的算法会使神经网络的学习误差和网络质量分类的总体误差明显下降并大幅提高评价的准确性。优化算法较传统算法相比误差收敛过程更加稳定,且学习误差下降达9.64%,网络质量分类的总体误差下降达23.1%;优化算法的验证准确率在传统算法的基础上提高了19.65%,在变步长算法的基础上提高了9.88%。由此可见,优化算法在BP神经网络的预测精度方面起到了大幅度提高的作用。

**关键词** BP神经网络;权值变化速率;网络质量评价

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2013.02.018

**中图分类号** TP391.97 **文献标识码** A **文章编号** 1009-3516(2013)02-0081-05

## Network Quality Evaluation Research Based on An Optimized BP Neural Network Algorithm

SHEN Jian<sup>1</sup>, XIA Jing-bo<sup>1</sup>, SUN Yu<sup>1</sup>, WANG Fang<sup>2</sup>, WANG Lin<sup>3</sup>

(1. Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China; 2. Air Force Communications school for Warrant Officers, Dalian 116000, China; 3. Science College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

**Abstract:** As for the existing neural network algorithm, a new kind of optimized BP neural network algorithm is put forward and applied to network quality evaluation. In the optimization scheme, the stages of rise and fall are optimized by adopting different strategies. The theoretical analysis shows that the use of the optimized algorithm can overcome the previous shortcomings of slow weight convergence and shaking problem in error convergence. The experiments show that the use of the optimized algorithm will decrease the learning error of neural network and the quality classification error obviously, and simultaneously improve the accuracy of the evaluation significantly. The error of the optimized algorithm is more stable than that of the traditional algorithm during the process of convergence. As the result, the learning error falls by 9.64% and the decline of quality classification error is 23.1%. Compared with the traditional and step size variable algorithm, the use of the optimized algorithm raises the checking accuracy rate separately by 19.65% and 9.88%. It's obvious that the optimized algorithm is effective in raising the prediction accuracy of the BP neural network by a large margin.

**Key words:** BP neural network; weight varying rate; network quality evaluation

收稿日期: 2012-10-10

基金项目: 陕西省自然科学基金资助项目(2012JZ8005)

作者简介: 申健(1988-), 男, 辽宁鞍山人, 硕士生, 主要从事网络质量评估研究. E-mail: 819074565@qq.com

对于网络评价问题来说,常有许多定性因素穿插交融在复杂的评价问题之中,要求人们凭借经验、知识和智慧参与判断决策。在以往的决策评价过程中,在人的参与下,难免会受主观上的随意性、思维上的不定性以及认识上的模糊性等不利的主观因素影响。BP神经网络技术能够利用其已有评价结果,根据所给新方案的特征对方案直接做出评价,不但可以减少人为不确定因素,提高评价结果的准确性,还可以大大减轻评价者的负担<sup>[1]</sup>。从网络评价的角度来看,神经网络通过对已有评价结果的学习,可获得隐含其中的人的经验、知识以及对各目标重要性的看法等直觉思维,一旦用于评价,网络便可再现这些经验、知识与直觉思维,对复杂问题做出合理的判断,由此既体现了人的主观判断,又大大减少了评价过程中不利的人为因素的影响。因此,神经网络是多属性综合评价的一条有效途径。

现有的文献对BP神经网络进行了部分改进,文献[2]中提出了变步长方法解决权值收敛慢的问题。为解决同一问题,文献[3]中提出了附加动量法和动态调整学习率的方法。文献[4]中提出了解决网络易陷入局部极小值的方法。文献[5]中提出了改进传递函数、设计复合误差函数、分层动态调节不同学习速率等方法提高网络学习速率和抗干扰能力。

## 1 网络评价质量指标体系

网络性能就是指一系列对于网络管理者、网络运营者有意义的参数进行测量、计算所得到的结果。国际上IETF和ITU-T制定了相应的网络性能指标,但是没有建立宏观的评价模型<sup>[6-7]</sup>。网络运行质量则是为了实现信息传送的通信保障目的,构成通信网络的各要素和相关策略之间必须协同工作,以满足规定需求和潜在需求能力的特征和特性的总和<sup>[8]</sup>。

根据网络质量的定义,网络质量可以从网络管理功能模型和网络地域2个维度进行理解。从网络管理功能看,网络运行质量应该包括网络性能、网络安全、网络维护(从故障管理演化得到)等方面内容。网络运行质量统计指标体系通过以上3大方面的10个具体指标对网络进行考评,便可得出整个网络的综合质量评价<sup>[9]</sup>,见图1。

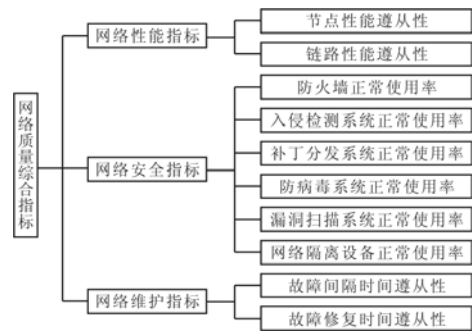


图1 网络质量评估指标体系

Fig.1 The system of network quality evaluation

## 2 BP神经网络技术

### 2.1 BP算法原理

BP学习算法的基本原理是梯度下降法,它的中心思想是调整权值使网络总误差最小,也就是采用梯度搜索技术,使网络的实际输出值与期望输出值的误差均方最小。网络学习过程是一种误差边向后传播边修正权系数的过程。

BP网络有以下优点:①只要有足够多的隐含层和隐含节点,BP网络可以逼近任意的非线性映射关系;②BP网络的学习算法属于全局逼近的方法,因而它具有较好的泛化能力。

因此,采用BP神经网络算法,可以很好地对网络进行评价。

### 2.2 BP算法推导

在训练网络的学习阶段,设有 $N$ 个训练样本,先假定用其中的一个样本 $p$ 的输入输出模式对 $\{x^p\}$ 和 $\{t^p\}$ 对网络进行训练,隐含层的第 $i$ 个神经元在样本 $p$ 作用下的输入为 $net_i^p = \sum_{j=1}^M \omega_{ij} x_j^p - b_i$ ,其中 $x_j^p$ 为输入节点 $j$ 在样本 $p$ 作用时的输入; $\omega_{ij}$ 为输入层神经元 $j$ 与隐含层神经元 $i$ 之间的连接权值; $b_i$ 为隐含层神经元 $i$ 的阈值; $M$ 为输入层的节点数。

学习过程按使误差函数 $E$ 减小最快的方向调整加权系数,输出层和隐含层的任意神经元在所有样本作用时的加权系数增量公式为 $W(k+1) = W(k) + \eta \delta \cdot x$ 。计算完新的加权值后,代入下一样本,当全部样本代入完毕后,再重复迭代上述样本,以实现系统均方误差下降,达到学习的目的。

### 2.3 BP算法中的不足

传统BP算法也存在一些不足,例如学习算法的收敛速度比较慢,易陷入局部极小值,网络隐含层的层数以及隐含层神经元数的选取尚无理论指导<sup>[2,10]</sup>。其中,学习算法收敛速度慢这一缺点尤其突出。

针对学习算法的收敛速度慢的这一缺陷,已有的改进方法主要有以下 3 种:①引入惯性项;②引入动量项;③变步长法<sup>[1]</sup>。

经仿真发现前 2 种方法在收敛过程中效果一般,并没有明显的提高收敛速率,第 3 种变步长方法在收敛过程中效果较明显,收敛速率得到提高,经过相同次数的迭代,系统的总体均方误差明显减小。虽然变步长的方法效果较明显,但是对于大容量样本,变化复杂的网络评估体系,收敛速率仍不够快,总体均方误差仍旧过大,且误差收敛不够稳定,不能满足网络评价的需求。因此,需要在原有变步长算法基础上进行优化。

### 3 优化 BP 神经网络算法

#### 3.1 对步长的下降过程进行优化

在网络训练的过程中,将样本全部带入网络进行训练,在训练过程中,通过传递函数不断对隐含层的权值调整。之后再将这些样本重新带入网络训练,多次重复,使权值能更加逼近期望值。

隐含层的传递函数为:

$$I_{out} = 1 / (1 + \exp(-I)) \quad (1)$$

式中  $I_{out}$  为隐含层的输出值,即:

$$I = x\omega_1 + b_1 \quad (2)$$

权值的调整公式为:

$$\omega_1(k) = \omega_1(k-1) + \eta \text{d}\omega_1 \quad (3)$$

式中  $\text{d}\omega_1$  为权值变化率。即:

$$\text{d}\omega_1 = \exp(I) x e \omega_2 \quad (4)$$

$e$  为输出值与期望值间的误差:

$$e = y - y_n \quad (5)$$

$\omega_1(k)$  的初始值为随机数,其距最终期望权值  $\omega'_1$  有一定距离,学习初期步长较小,由于步长成指数幂变化,  $\omega_1$  向  $\omega'_1$  迅速收敛,当首次出现  $\text{d}\omega_1(k) \text{d}\omega_1(k-1) < 0$  时,即权值出现反向变化时,  $\omega_1(k)$  已非常接近  $\omega'_1$ ,并持续稳定逼近  $\omega'_1$ ,此时  $\omega_1(k)$  变化较小,同理  $\omega_2$  变化较小。由式(2)可知,隐含层输出  $I$  平稳。由于学习参数来自同一网络系统,输入值总体呈稳定,而随着前期的快速迭代,误差  $e$  大为减小,由式(4)可知,  $\text{d}\omega_1$  也快速下降。若此时将步长成指数幂下降,由式(3)可知,  $\omega_1(k)$  向  $\omega'_1$  收敛过程将异常缓慢,经过相同次数迭代, BP 网络学习的精度将大打折扣,而且,在收敛过程中,权值  $\omega_1$  会不断出现过调的现象,即  $\omega_1(k)$  会出现在  $\omega'_1$  左右反复震荡的情况,误差  $e$  也随之震荡,使学习系统不稳定。而若将此时步长保持不变,权值  $\omega_1(k)$  向

$\omega'_1$  收敛在保证稳定收敛的同时,也保证了较原方法更快的收敛速度,且收敛过程平稳。即经过相同的迭代次数,优化方法的误差  $e$  更小,学习效果更好。

#### 3.2 对步长的上升过程进行优化

另外,由于权值的理论值  $\omega'$  未知,步长的初始值较小,若任何系统,步长都一直按照一固定值的指数函数增长,则步长变化率有可能会太大,即当步长停止增长时,权值  $\omega$  距离理论值  $\omega'$  仍较远;步长变化率可能会太小,即收敛速率仍不够快,收敛速率有提高的空间却没有充分利用的情况。因此,步长的变化率的选取应针对具体的系统具体分析。即步长上升的变化率大于 1,且其具体值随着系统的不同而不同。

### 4 仿真验证

#### 4.1 优化算法描述

基于上述分析,采用变步长的优化算法程序的具体实现步骤流程图,见图 2。

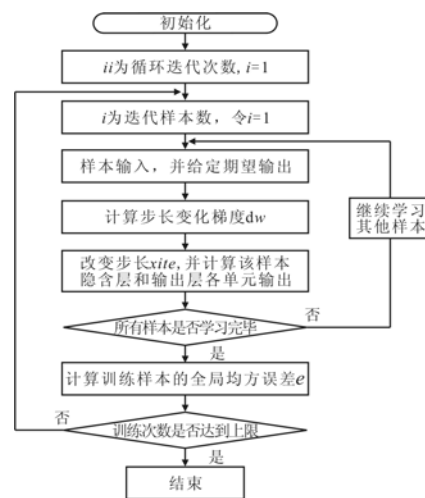


图 2 算法流程图

Fig. 2 The flow chat of the algorithm

根据网络状态的不同,把网络质量分为优、良、中、差 4 个等级<sup>[9]</sup>,并用 1、2、3、4 这 4 个状态值分别代替。由图 1 可知,输入层含有 10 个节点,将隐含层节点数设为 11,网络的输出状态分 4 类,将输出节点数设为 4。

采集 4 类不同状态的网络参数,各 500 组,每组数据包含图 2 中的 10 个参数及该网络的质量分类等级。在 2 000 组数据中随机选择 1 500 组进行学习,另外 500 组对学习后的神经网络进行验证。步长初始值设为 0.001,1 500 组样本循环迭代学习次数为 10 次,经多次试验比较,将步长变化率设为 1.5。

### 4.2 算法性能比较分析

#### 4.2.1 3种算法学习误差比较

Matlab 仿真软件对传统、变步长、及本文优化后的 BP 神经网络算法进行仿真,系统学习误差随学习迭代次数的变化见图 3~图 5。

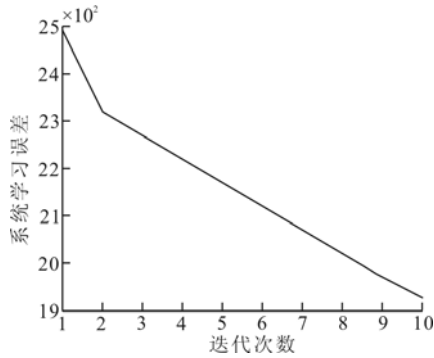


图3 传统 BP 算法

Fig. 3 Traditional BP algorithm

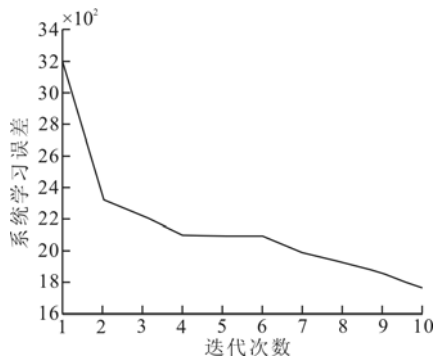


图4 变步长 BP 算法

Fig. 4 BP algorithm on variable step

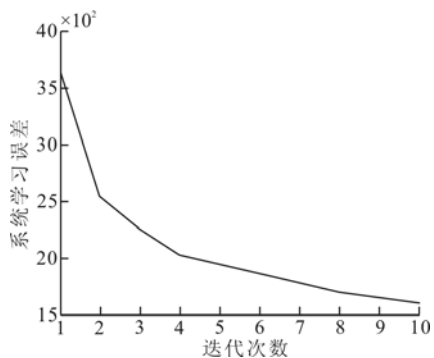


图5 优化变步长 BP 算法

Fig. 5 Optimized BP algorithm

由图 3~5 可见,传统算法收敛速度慢,且系统学习误差大;变步长算法收敛速度有所提高,学习误差也有所减小,但是迭代过程中收敛不平稳,误差曲线有明显波动,说明权值  $w$  在期望值左右出现了震荡,整体系统不稳定;优化后的算法收敛速度快,收敛过程平稳。

对每种算法进行 100 次计算,比较最后系统的学习误差,见图 6。

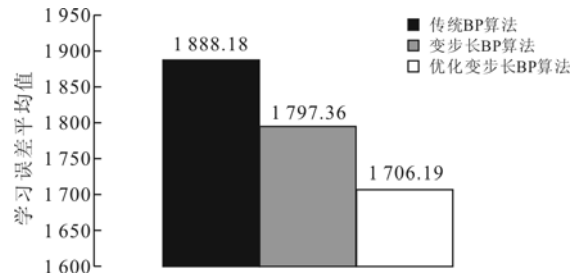


图6 3种算法学习误差比较

Fig. 6 Compare of three algorithms on learning error

由图 6 可见,优化算法的学习误差最小,在传统算法和原算法的基础上有了明显的下降。

#### 4.2.2 3种算法分类误差比较

将作为验证的 500 组数据带入系统,对系统进行检验,每种算法进行 100 次验证,验证误差见图 7、8。

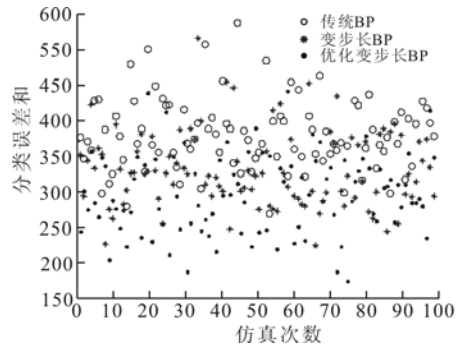


图7 3种算法验证分类误差和

Fig. 7 Test of of three algorithms error of classifying

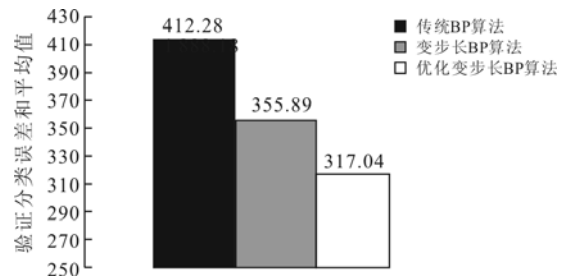


图8 3种算法验证分类误差和均值比较

Fig. 8 Compare of three algorithms on mean value of classifying error

由图 7、8 可见,传统方法的验证分类误差最大,在图 7 中的平均分布最高;现有的变步长算法在原有基础上缩小了误差,在图 7 中的平均分布有所下降;而本文所选用的优化算法的验证分类误差最小,平均分布最低。可见,应用了优化方案后,在验证分类误差方面,算法的性能得到了改进明显。

#### 4.2.3 3种算法准确率比较

统计不同算法在验证过程中的正确率见表 1。

表1 3种算法验证准确率比较

Tab.1 Compare of three algorithms accuracy %

	BP 传统	BP 变步长	BP 优化
优	58.78	55.20	69.18
良	78.18	84.62	100.00
中	32.37	70.94	82.14
差	75.00	72.66	71.60
平均值	61.08	70.85	80.73

由表1可见,在验证过程中,优化算法的验证准确率在传统算法的基础上提高了19.65%,在变步长算法的基础上提高了9.88%。优化方法使BP神经网络算法的预测精度大幅度提高。

## 5 结语

本文在原有BP神经网络算法的基础上,对变步长BP神经网络算法进行了优化,使之更好地应用于网络质量的评价。在理论上分析了优化方法的可行性,并通过试验比较分析了3种方法的评价结果。通过结果可知,经过优化后的算法较优化前和传统算法,在学习误差和验证分类误差上都有明显改善,误差收敛的过程稳定,而且,优化后的算法在最后的验证过程中,对网络评价的准确率在原算法基础上有了大幅度提高。

### 参考文献(References):

- [1] 李国勇. 智能预测控制及其MATLAB实现[M]. 2版. 北京:电子工业出版社,2010.  
LI Guoyong. Intelligent prognosis and control with MATLAB realization[M]. 2nd ed. Beijing:Publishing house of electronics industry,2010. (in Chinese)
- [2] 卓先德. 网络安全评估的仿真与应用研究[J]. 计算机仿真,2010,28(6):177-180.  
ZHOU Xiande. Application and simulation research on computer network security[J]. Computer simulation,2010,28(6):177-180. (in Chinese)
- [3] 周昌鸿,张运陶. 一种改进BP神经网络算法的编程及应用[J]. 西华师范大学学报:自然科学版,2009,30(3):321-326.  
ZHOU Changhong, ZHANG Yuntao. Programme of an improved BP neural network and its application [J]. Journal of China west normal university:natural sciences,2009,30(3):321-326. (in Chinese)
- [4] 王越,曹长修. BP网络局部极小产生的原因分析及避免[J]. 计算机工程,2002,6(28):35-37.  
WANG Yue, CAO Changxiu. Analysis of local minimization for BP algorithm and its avoidance methods [J]. Computer engineering,2002,28(6):35-37. (in Chinese)
- [5] 张国翊,胡铮. 改进BP神经网络模型及其稳定性分析[J]. 中南大学学报:自然科学版,2001,42(1):115-124.  
ZHANG Guoyi, HU Zheng. Improved BP neural network model and its stability analysis[J]. Journal of central south university: science and technology, 2001,42(1):115-124. (in Chinese)
- [6] Y. 1541. Network performance objectives for IP-based services[S].
- [7] RFC4148. IP performance metrics (IPPM) metrics registry[S].
- [8] 罗赞骞,夏靖波,智英健,等. 统计IP网络质量的模糊评估方法[J]. 计算机科学,2010,37(8):77-103.  
LUO Yunqian, XIA Jingbo, ZHI Yingjian, et al. Statistic IP network quality's fuzzy evaluation method [J]. Computer science,2010,37(8):77-103. (in Chinese)
- [9] 罗赞骞,夏靖波,智英健,等. 采用策略的IP网络运行质量评估方法实现[J]. 小型微型计算机系统,2011,32(1):112-116.  
LUO Yunqian, XIA Jingbo, ZHI Yingjian, et al. Realization of IP network running quality evaluation method using policy[J]. Journal of Chinese computer systems, 2011,32(1):112-116. (in Chinese)
- [10] 陈斌,万江文,吴银锋,等. 神经网络和证据理论融合的管道泄漏诊断方法[J]. 北京邮电大学学报,2009,32(1):9-13.  
CHEN Bin, WAN Jiangwen, WU Yinfeng, et al. A pipeline leakage diagnosis for fusing neural network and evidence theory[J]. Journal of Beijing university of posts and telecommunications,2009,32(1):9-13. (in Chinese)

(编辑:徐楠楠)