

# 基于遗传算法的 BP 神经网络在高职教学质量评估中的应用

## Application of BP Neural Network in Teaching Quality Evaluation of Vocational Colleges Based on Genetic Algorithm

余文利 (衢州职业技术学院 信息与电子工程系 浙江 衢州 324000)

**摘要:** 提出一种新的高职院校教学质量评估方法。通过把神经网络和遗传算法有机结合起来,既克服了传统 BP 网络训练时间长、易陷入局部极值的缺点,又利用遗传算法提高了网络全局收敛的效率。该模型运用 MATLAB 进行了实证研究,实验结果表明,基于遗传算法的 BP 神经网络系统对高职院校教学质量评估有着良好的应用前景。

**关键字:** 遗传算法 反向传播神经网络 教学质量评估

高职院校的教学质量问题一直是社会关注的热点,随着我国高职教育的飞速发展,高职院校教育质量评估体系的建设和完善已经迫在眉睫。

目前所能见到的教学质量评估体系很多是根据普通高校的标准建立的,在用于高职院校教学质量评估时存在以下一些问题<sup>[1]</sup>:①评估指标体系的设置不尽合理,不能体现高职院校教学的特点;②评估体系中往往含有许多非定量的因素,体系输入输出之间存在复杂的非线性关系,难以建立一个合理的、科学的数学模型;③采用的教学质量评估方法,如绝对评估法、相对评估法、评等法、评语法、写实法和综合评分法等方法或者过于主观,或者通过简单的数学运算(如加减乘除)来评价教学效果,忽视了各评价指标和教学效果之间的非线性关系,其结果难以反映教学质量状况,也难以被人们接受;④用传统的方法评价某些指标的结果很难做出精确的评价并且计算复杂,求解繁琐,这些算法也缺乏自学习能力。

BP 神经网络又称为“误差反向传播神经网络”(Error Back Propagation),为高职院校教学质量评估提供了一种新颖的技术,可以有效的克服传统教学质量评价方法的不足。该文针对高职院校教学特点,重新设计了评估指标体系,并在此基础上提出了基于遗传算法的神经网络对高职院校进行教学质量评估的一种方法,并在我院的教学质量评估中实施应用,取得了

预期的效果。

## 1 基于遗传算法的 BP 神经网络

### 1.1 遗传算法

遗传算法是模拟生物在自然环境中的遗传和进化过程而形成的一种自适应全局优化搜索算法。主要包括选择、交叉和变异等操作,具有简单通用、鲁棒性强、适用于并行处理的优点<sup>[2]</sup>。

通过把神经网络和遗传算法有机地结合起来,既利用神经网络较强的学习能力,又结合遗传算法全局搜索的特点。该文在 BP 神经网络模型的基础上,引入遗传算法,提出融入遗传算法的神经网络评估模型,是对 BP 神经网络的进一步优化应用。其基本思路是:在 BP 算法训练网络出现收敛速度缓慢时启用遗传算法优化网络的运行参数,把优化结果作为 BP 算法的初始值再用 BP 算法训练网络,这样交替运行 BP 算法和遗传算法,直到达到问题要求的精度。

### 1.2 遗传算法 BP 神经网络系统模型

BP (Back Propagation) 网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,是目前应用最广泛的神经网络模型之一。BP 网络的学习规则是使用最速下降法,通过反向传播来不断调整网络权值,使网络误差平方和最小。如图 1 所示,首先选取有代表性的教学质量评价指标,作为输入信息送入一个具有由输入层、中

间层(隐层)和输出层构成的三层网络进行训练。利用遗传算法根据训练目标函数对网络权值进行迭代学习,找到最佳权值,网络成为稳定的模式评估器,即可输出评估结果。

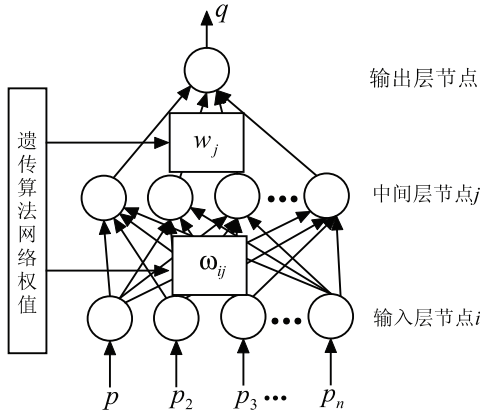


图 1 基于遗传算法的 BP 神经网络训练模型

模型的输入节点数目为  $n$  (教学质量评价指标), 中间层节点数目为  $n$ , 输出层节点数目为 1, 即教学质量评估值。输入层节点将信息直接传递给中间层节点, 故输入层节点输出与输入相等; 中间层节点的输出信息作为输出层节点的输入信息, 输出层只有一个节点, 接收中间层节点的输入并输出教学质量的评估结果。

1) 输入层节点  $p_i, i = \{1, 2, \dots, n\}$ , 即  $n$  个教学质量评估指标。

2) 中间层节点。

$$\text{输入为: } I_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ij} p_i \quad (1)$$

输出为:

$$O_j = 1 / \{1 + [(\sum_{i=0}^{n-1} \omega_{ij} p_i)^{-1} - 1]^2\} = 1 / [1 + (I_j^{-1} - 1)^2] \quad (2)$$

其中:  $\omega_{ij}$  为输入层节点  $i$  到中间层节点  $j$  的权重;  $p_i$  表示样本的第  $i$  个因子, 即第  $i$  个教学质量评价指标。

3) 输出层节点。输出层只有一个节点, 输入为中间层节点的输出:

$$q = 1 / \{1 + [(\sum_{j=0}^{n-1} w_j O_j)^{-1} - 1]^2\} \quad (3)$$

其中:  $q$  为样本的实际输出值, 也就是计算所得出的教学质量评估值;  $w_j$  为中间层节点  $j$  到输出层节点的连接权重。

### 1.3 遗传算法

1) 编码方式

常用的遗传编码方式有实数编码 (real - number encoding) 和二进制编码 (binary encoding)。实数编码精度高, 便于大空间搜索; 二进制编码符合高等生物染色体为双倍体的重要生物特性, 有长期记忆作用, 便于实行各种遗传操作<sup>[3,4]</sup>。为了方便遗传操作, 对权系数采用二进制编码。

2) 训练目标函数

定义  $P$  个样本训练网络实际输出与样本评估值的误差平方和的均值为训练目标函数:

$$E = (1/p) \sum_{p=1}^p [\bar{q} - q]^2 = (1/p) \sum_{p=1}^p E_j \quad (4)$$

其中:  $p$  为训练样本模式总对数;  $q$  为样本的网络实际输出值;  $\bar{q}$  为样本的网络样本期望值。把被辨识对象 (高职院校教学质量评估模型) 的实际输出  $q$  作为反馈信号, 将其与神经网络的样本期望值进行比较, 使  $E < \epsilon$ 。其中  $\epsilon$  为一个很小的数。如果不满足要求, 则不断调整权系数以达到相应要求。

3) BP 神经网络评估系统权重调整模型

网络学习的目的是通过调整网络中的连接权重使  $E$  最小。应用梯度下降法, 连接权重的调整量为:

$$\begin{cases} \Delta \omega_{ij} = -\eta (\partial E / \partial v_{ij}) \\ \Delta w_j = -\eta (\partial E / \partial v_j) \end{cases} \quad (5)$$

其中:  $\eta$  为学习效率,  $0 < \eta < 1$ 。则输入层节点与中间层节点的连接权重调整量为:

$$\Delta \omega_{ij} = x_i w_j O_j^2 [1 - \sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i] \delta_j \quad (6)$$

其中:  $\delta_j = 2q^2 [1 - \sum_{j=1}^j w_j O_j] [\bar{q} - q]^2$ 。中间层节点与输出层节点的连接权重调整量为:

$$\Delta w_j = q^2 O_j [1 - \sum_{j=1}^j w_j O_j] [\bar{q} - q]^2 \quad (7)$$

权重调整公式为:

$$\omega_{ij}(t+1) = \omega_{ij}(t) + \Delta \omega_{ij}(t) + \alpha \omega_{ij}(t) \quad (8)$$

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \Delta w_j(t) + \alpha w_j(t) \quad (9)$$

其中:  $\alpha$  为动量系数, 且  $0 < \alpha < 1$ 。

应用上述模型, 根据通常神经网络的迭代算法可确定网络的连接权重值, 使实际输出与样本值误差减小。

4) 优选神经网络的连接权重优化问题描述

$$\min(E) = f(w_1, w_2, \dots, w_n)$$

其中:  $E$  为网络训练的总误差;  $(w_1, w_2, \dots, w_n)$  为统一编号后的连接权重 (包括输入层节点与中间层节点

的连接权重  $w_{ij}$ 、中间层节点与输出层节点的连接权重  $w_j$ );  $N$  为连接权重总个数。约束条件为  $a_i \leq w_i \leq b_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ )。其中  $b_i$  和  $a_i$  分别为变量  $w_i$  变化的上界和下界。

5) 初始种群的产生

关于初始种群大小的选取,根据研究认为<sup>[4]</sup>,所求问题的非线性越大, $P$  越大。该文  $P = 30$ ,初始种群由随机产生的  $P$  个串构成。

6) 适合度的计算

群体适合度函数的计算一直是遗传算法应用的一个瓶颈问题<sup>[4]</sup>。由于个体的选择概率与适合度成正比,适合度函数的定义方法对遗传算法具有极大的影响。适合度函数与目标函数之间存在严密的映射关系,因此采用如下的适合度计算方法:

$$f_i = \begin{cases} C - E & E < C \\ 0 & E \geq C \end{cases} \quad (10)$$

其中  $E$  为训练目标函数;  $C$  为当前代中所有  $E$  中的最大值。

7) 遗传操作产生新群体

遗传操作主要包括复制、交叉和变异。复制操作的目的是为了提高算法的全局收敛性和效率。其主要思想是串的复制概率  $Pr$  正比于其适合度,即适合度大的个体将以较大的概率复制到下一代中。交叉操作的作用组合出新的个体,在串空间进行有效的搜索,避免有效基因缺失。只有在发生了有效基因缺失的情况下突变操作的作用才较为明显。为了兼顾全局收敛的高效性又避免造成有效基因缺失所导致的早熟收敛的发生,在遗传操作参数的选择上采用以下策略:

$$Pr = \begin{cases} 2(f_i/C)^2 & f_i/C \in [0, 0.5] \\ [1 - 2(1 - f_i/C)^2] & f_i/C \in [0.5, 1] \end{cases} \quad (11)$$

其中  $C$  为定义适合度时选取的参数,  $f_i$  为适合度。式 (11) 使复制概率随适合度变化呈明显趋势变化,即适合度大的个体将以更大的概率遗传到下一代,适合度较小的个体将以更小的概率遗传到下一代。研究表明<sup>[3]</sup>,交叉概率  $Pc$  通常取  $[0.65, 0.9]$  较合适,而变异概率  $Pm$  通常为  $[0.001, 0.1]$  较合适。

1.4 遗传算法训练的 BP 神经网络算法步骤

1) 选定训练样本数据,随机产生网络输入层和中间层、中间层和输出层的连接权重  $\omega_{ij}$ 、 $w_j$ 。

2) 按照式 (1) ~ (3) 计算样本的实际输出  $q$ 。

3) 按照式 (4) 计算样本实际输出值与期望值误差平方和的价值函数  $E$ 。

4) 若  $E \leq \varepsilon$  满足误差要求,训练结束,转至步骤 11); 否则,进入步骤 5)。

5) 按照式 (6) (7) 计算输入层和中间层、中间层和输出层的权重调整值。

6) 按照式 (8) (9) 重新计算新的连接权重  $\omega_{ij}$ 、 $w_j$ 。

7) 根据新的权重和样本数据,按照式 (1) ~ (4) 重新计算样本的实际输出  $q$  网络的平均误差  $E$ 。

8) 若  $E \leq \varepsilon$  满足误差要求,训练结束,转到步骤 11); 否则进入步骤 9)。

9) 设定种群大小  $n$ 、权重变化范围、交叉概率  $Pc$  以及变异概率  $Pm$ ,根据式 (10) (11) 确定复制概率  $Pr$ 。

10) 复制、交叉、变异,进行遗传算法计算。根据遗传算法产生的网络权重作为神经网络模型下一次训练的初始权重值,转步骤 5)。

11) 训练结束,输出满足训练精度的权重  $\omega_{ij}$ 、 $w_j$ 。

12) 根据确定的权重值  $\omega_{ij}$ 、 $w_j$ ,输入待评估的实验数据,输出评估结果。

固定已完成训练任务的神经网络权值,该网络模型便构成了一个模式评估器。

2 高职院校教学质量评估

2.1 建立教学质量评价指标体系

进行教学质量评估,首先必须确定一套科学的教学质量评估指标体系。在对浙江省内的金华职业技术学院、宁波职业技术学院、杭州职业技术学院、温州职业技术学院及我院等高职院校部分师生访谈的基础上,结合国内高职教学质量评估研究理论与实践的总结,该文建立了如表 1 所示的高职院校教学质量评估指标体系。该指标体系决定了教学质量评估模型的网络结构。

表 1 高职院校教学质量评价指标体系

一级指标	二级指标	对应输入	一级指标	二级指标	对应输入
教学态度	备课严谨,教案完整	$x_7$	教学内容	实训教学内容比例是否得当	$x_{10}$
	作业批改,辅导学生	$x_2$		概念是否准确、清晰,重点突出	$x_{11}$
讲授能力	内容系统性	$x_3$	教学方法	因此施教、方法灵活	$x_{12}$
	复杂问题表达清晰	$x_4$		注重启发、注重能力	$x_{13}$
	理论联系实际情况	$x_5$	注重与学生交流、互动	$x_{14}$	
	启发式、讨论式、辅助教学手段	$x_6$	教书育人	教书育人,为人师表	$x_{15}$
	重点、难点处理	$x_7$		学生要求是否严格、公正	$x_{16}$
	语言、板书	$x_8$		教学效果	学生对知识点的掌握是否全面
	调动学生积极性	$x_9$	学生动手能力提升		$x_{18}$

### 2.2 输入指标的归一化处理

由于二级指标输入是由采用百分制由学生打分获得,因此各个分量数值的数量级有很大的差异。如果不作任何变换而直接应用原始数据,可能由于原始数据值的绝对值过大,落在神经元的有效处理区间之外,从而导致所谓的“饱和现象”。即使各原始数据的绝对值不算太大,也有可能因为某分量过大,而造成对网络的影响远大于其他分量的结果,从而使其他分量丧失了对网络的调控能力。因此,需要对神经网络的输入样本进行归一化处理。该文采用最大最小值法进行归一化处理,因为该方法对数据的处理是一种线性变换,能够较好地保留其原始的意义,不会造成信息丢失。

对于输入该文采用的归一化公式如下:

$$X = \frac{I - I_{\min}}{I_{\max} - I_{\min}} \quad (12)$$

其中,X为归一化处理后的神经网络输入值,I为未经处理的神经网络输入值,I<sub>max</sub>为神经网络输入量最大值,I<sub>min</sub>为神经网络输入量最小值。

### 2.3 样本库的准备

在人工神经网络中,样本是神经网络训练的必备条件,样本选取的好坏,直接影响到神经网络的训练结果。因此,该文在总结、分析的基础上,根据教学质量评价指标制定高职院校教学调查表,让我院的学生对授课教师的各项指标进行选择评分。根据公式(12)对收集的样本数据进行标准化处理。将这些数据转化为[0, 1]之间的数据。处理后的样本数据如表2所示。

表2 数据预处理后的训练样本集

序号 输入	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
x <sub>1</sub>	0.51	0.69	0.65	0.67	0.69	0.55	0.69	0.55	0.99	0.71	0.97	0.51	0.52	0.71
x <sub>2</sub>	0.53	0.52	0.53	0.96	0.31	0.53	0.96	0.89	0.98	0.51	0.93	0.53	0.91	0.51
x <sub>3</sub>	0.71	0.96	0.98	0.71	0.52	0.69	0.69	0.51	0.71	0.69	0.92	0.67	0.53	0.67
x <sub>4</sub>	0.73	0.73	0.69	0.67	0.31	0.49	0.73	0.69	0.73	0.68	0.67	0.69	0.30	0.66
x <sub>5</sub>	0.52	0.96	0.97	0.51	0.53	0.49	0.51	0.34	0.95	0.49	0.93	0.48	0.31	0.53
x <sub>6</sub>	0.98	0.97	0.97	0.98	0.33	0.51	0.71	0.32	0.75	0.72	0.91	0.67	0.33	0.54
x <sub>7</sub>	0.71	0.72	0.68	0.69	0.51	0.52	0.51	0.51	0.69	0.53	0.69	0.75	0.49	0.71
x <sub>8</sub>	0.52	0.69	0.93	0.72	0.69	0.48	0.68	0.48	0.71	0.67	0.76	0.71	0.48	0.49
x <sub>9</sub>	0.96	0.95	0.98	0.95	0.53	0.51	0.72	0.53	0.91	0.65	0.96	0.53	0.32	0.51
x <sub>10</sub>	0.71	0.98	0.95	0.68	0.48	0.69	0.72	0.69	0.92	0.75	0.95	0.65	0.51	0.67
x <sub>11</sub>	0.76	0.68	0.69	0.72	0.69	0.71	0.66	0.69	0.69	0.53	0.69	0.69	0.29	0.72
x <sub>12</sub>	0.96	0.93	0.99	0.89	0.91	0.49	0.50	0.56	0.89	0.47	0.93	0.51	0.33	0.49
x <sub>13</sub>	0.91	0.97	0.91	0.92	0.31	0.33	0.71	0.31	0.71	0.71	0.71	0.71	0.31	0.71
x <sub>14</sub>	0.72	0.69	0.68	0.69	0.53	0.72	0.65	0.51	0.71	0.67	0.69	0.73	0.51	0.51
x <sub>15</sub>	0.71	0.71	0.88	0.71	0.69	0.68	0.55	0.75	0.72	0.65	0.41	0.71	0.31	0.69
x <sub>16</sub>	0.70	0.02	0.65	0.68	0.55	0.71	0.69	0.65	0.75	0.73	0.69	0.49	0.28	0.69
x <sub>17</sub>	0.93	0.70	0.89	0.73	0.67	0.65	0.67	0.71	0.71	0.75	0.68	0.72	0.27	0.72
x <sub>18</sub>	0.71	0.95	0.71	0.97	0.30	0.32	0.63	0.68	0.89	0.71	0.71	0.69	0.31	0.68

### 2.4 仿真过程和结果

MATLAB 中的神经网络工具箱 (Neural Network) 包含了神经网络各种算法程序的实现,面向 MATLAB 的 BP 神经网络的实现一般有四个步骤:一是网络的初始化,二是网络的创建,三是网络的仿真,四是网络的训练。为了检验上述 GA 神经网络训练模型的性能,读入训练数据和教师数据(表2的前10组数据),根据1.2提出的神经网络模型结构生成对应的网络模型,设定网络训练的误差精度为ε=0.001。设置神经网络的运行参数为:学习效率0.9、动量系数0.9,设置遗传算法的运行参数为:权重变化范围0.5<sup>[3]</sup>、交叉概率0.75<sup>[3]</sup>、变异概率0.005。具体仿真过程如下<sup>[5]</sup>:

```

fid = fopen('train_data.txt'); (打开训练数据)
P = fscanf(fid, '%g', [18, 10]); (读入训练数据)
% P = mydata
T = fscanf(fid, '%g', [1, 10]); (读入教师数据)
(生成训练网络)
net = newff([0,1],[7,1], {'tansig', 'tansig'}, 'traingdm');
net.trainParam.show = 50;
.....
net.trainParam.goal = 0.001; (设定误差精度)
.....
(生成测试网络)
fidt = fopen('test_data.txt'); (打开验证数据文件)
while( feof(fidt) )
Q = fscanf(fidt, '%g', [18, 4]); (读入验证数据)
B = sim(net, Q); (输出计算结果)
End
    
```

网络训练后的评估结果与专家评估结果如表3所示,4个测试集(表2的后四组数据)仿真评估结果与专家评估结果如表4所示。从表3和表4可以看出,不仅全部训练样本与专家评估结果非常相近,而且4个测试集仿真评估的结果也与专家评估结果非常接近。

表3 基于遗传算法的神经网络训练结果  
与实际评估结果比较

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
专家评估	0.710	0.760	0.910	0.720	0.460	0.570	0.690	0.510	0.860	0.640
网络评估	0.711	0.753	0.923	0.730	0.458	0.571	0.681	0.488	0.859	0.641

(下转第 135 页)

表 4 测试集测试结果与实际评估结果比较表

序号	11	12	13	14
专家评估	0.830	0.650	0.520	0.610
网络测试	0.811	0.661	0.531	0.611

实验数据表明,基于遗传算法的 BP 神经网络的高职院校教学质量评估模型训练和预测的精度完全在可接受的范围内,是一个合理的、可行的预测模型。

### 3 结束语

该文对传统 BP 神经网络进行了改进,将传统 BP 神经网络的网络连接权系数采用遗传算法进行训练优化。其基本思路是在 BP 算法训练神经网络出现收敛速度缓慢时启用遗传算法优化网络的运行参数,把优化的结果作为 BP 算法的初始值再用 BP 算法训练网络。这样交替运行 BP 算法和遗传算法,直到达到问题要求的精度。实验采用了我院多组样本数据进行测

试,建立了一个基于遗传算法的 BP 神经网络模型。通过对神经网络连接权值的优化,亦即初始种群的代代遗传进化,实现了对教师教学质量的评估。

### 参考文献

- 1 汪旭晖,黄飞华. 基于 BP 神经网络的教学质量评价模型及应用. 高等工程教育研究,2007:78.
- 2 WHITLY D. Genetic algorithms and neural networks. Mississauga: Wiley, 1995: 203 - 216.
- 3 张文修,梁怡. 遗传算法的数学基础. 西安:西安交通大学出版社,2000.
- 4 黄席樾,马笑潇. 基于方向基元集描述的指纹方向图求取算法. 重庆大学学报(自然科学版), 2000, 23(5):57 - 61.
- 5 周开利,康耀红. 神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计. 北京:清华大学出版社, 2005.