

# 高校教学工作水平评估的人工神经网络模型

The model of artificial neural network for evaluation of college teaching conditions

秦荪涛 (河海大学商学院、浙江财经学院信息系 310012)

**摘要:**本文引用人工神经网络理论中的优化后的 BP 网对所建立学校教学工作水平评估体系进行建模,并使用 MATLAB6.X 工具包进行具体设计,旨在得到可操作的评估模型,为高校教育管理决策提供科学依据。

**关键词:**人工神经网络 评估 高等学校 教学水平评估

## 1 引言

高等学校的主要职能是为国家社会培养高级科技技术人才,教师的教学工作是实现这一职能的中心环节,教学工作水平高低,对所培养的人才水平影响极大,因此学校教学工作水平评估成为高校管理的一个重要内容。但是学校教学工作水平评估是一个比较复杂的过程,因为它是一个多因素、多变量、模糊的非线性过程,以前教学工作水平评估都是由教育管理部门、教师同行及学生联合进行,这在一定程度上能反映出教学工作水平,但是还是不够准确、不够全面、不够系统,容易出现主观性,导致人际关系网盛行,从而与评估初衷相悖。因此,只有建立科学的学校教学工作水平评估方法,才能真实的反映学校教学工作水平,从而调动广大教师的教学积极性,推进学校教学工作进程。

本文将引用人工神经网络理论对学校教学工作水平进行评估,并根据办学指导思想、师资队伍、教学条件与利用、教学建设与改革、教学管理、学风、教学效果等指标,作为评价学校教学工作水平的依据,并依此建立模型加以探讨。

## 2 教学工作水平评估指标体系

现行的教学工作水平评估采用专家打分、加权评分的方法,由专家分别对教学工作水平的各项指标进行打分,然后根据事先限定的权数进行综合评价,确定教学工作水平。在现行的方法中,有以下不足:

(1) 专家的水平高低对教学工作水平的评估由于受学历、专业、经验的限制,可能对同一个问题的评价产生不同的结果,其综合评价出来的结果具有较大的主观随意性。

(2) 人为因素过多将导致评价结果不公平,为了提高评估成绩可能会使学校对专家进行公关,使得那些不善搞人际关系只注重教学工作的评估成绩失衡,甚至专家的心情都有

可能影响综合成绩。

(3) 评估工作量多面广,由于工作量大,耗时、耗力,使得评估费用提高,加之专家的水平不能整齐划一,从而影响评价结果的客观性和准确性。

近年来,人工神经网络的应用逐步渗入到各行各业,由于人工神经网络可以模仿人神经的模糊判断和学习能力,它具有非常强大的自组织、自学习和容错能力,当人工神经网络模型训练出来以后,只要待评估的对象处于网络模型范围之内,就可以用它来进行综合评价,使许多复杂的难以直接用数学公式描述的综合评价问题得到迎刃而解。

根据教育部高等教育司颁发的《普通高等学校本科教学工作水平评估方案(试行)》,关于本科教学工作水平评估指标体系分八项一级指标,十八项二级指标:

### (1) 办学指导思想

- ① 学校定位;
- ② 办学思想。

### (2) 师资队伍

- ① 队伍结构;
- ② 主讲教师;
- ③ 师生比。

### (3) 教学条件与利用

- ① 教学基础设施;
- ② 教学经费。

### (4) 教学建设与改革

- ① 专业;
- ② 课程;
- ③ 实践教学。

### (5) 教学管理

- ① 管理队伍;

## ② 质量控制。

## (6) 学风

## ① 教师风范;

## ② 学习风气。

## (7) 教学效果

## ① 基本理论与基本技能;

## ② 毕业论文与毕业设计;

## ③ 思想道德修养;

## ④ 体育;

## ⑤ 社会声誉。

## (8) 特色项目

通过对这些指标的分析可以看出:

① 教学工作水平的评估可以看作是一类基于一系列独立变量基础上的分类问题;

② 教学工作水平的好坏与评估输入指标是非线性的;

③ 评估指标可能是高度相关的;

④ 许多指标并不是呈正态分布的。

对于这类问题的解决,传统的分类方法可能就有些力不从心了。作为研究复杂性问题的一个有力的工具——神经网络技术近年来在模式识别与分类、识别滤波、预测、决策、规划、调度、自动控制等方面已经展示了其非凡的优越性。

### 3 运用人工神经网络对教学工作水平进行评价

人工神经网络是对生物神经网络系统的模拟,其信息处理功能是由网络单元的输入输出特性(激活特性),网络的拓扑结构(神经元的连接方式)所决定的,它求解方式与传统方法不尽相同,它是经过训练来求解问题的,它把同一系列的输入例子和理性的输出作为训练的“样本”,根据一定的算法对网络进行足够的训练,使得人工神经网络能够学会包含“解”中的基本原理,当训练完成后,该模型就可以用来求解类似的问题。

误差逆传播神经网络,又称 BP(Back Propagation) 网模型。由于它在各种神经网络模型中,具有良好的自学习、自联想功能,故本文将以 BP 算法来构造神经网络模型,典型的 BP 网是三层前馈阶层网络:输入层、隐含层和输出层。其拓扑结构如图 1 所示。

BP 网的学习过程可以分成四个步骤:输入模式有输入层经中间层向输出层的“模式顺传播”过程;网络的希望输出与网络实际输出之差的误差信号,由输出层经过中间层向

入层逐层修正连接权的“误差逆传播”过程;由“模式顺传播”与“误差逆传播”的反复交替进行的网络“记忆训练”过程;网络趋向收敛即网络的全局误差趋向极小值的“学习收敛”过程。即“模式顺传播”→“误差逆传播”→“记忆训练”→“学习收敛”。

为了使模型具有理论价值又有可操作性,根据实际情况我们进行了如下处理:

#### 3.1 输入节点的选择

前面我们已经对本科教学工作水平评估指标体系进行了识别,将这十八个指标作为模型的输入节点,在进行输入节点输入时,可以将本科教学工作水平评估的每一个指标定量化。

#### 3.2 隐含层节点的选择

网络隐含层的层数及隐含层的单元数的选取没有理论上的指导,而是根据经验确定。隐层单元数的选择在神经网络的应用中一直是一个复杂的问题,事实上,人工神经网络的应用往往转化为如何确定网络的结构参数和求取各个连接权值。隐层单元数过少可能训练不出网络或者网络不够“强壮”,不能识别以前没有看见过的样本,容错性差;但隐层单元数过多,又会使学习时间过长,误差也不一定最佳,因此存在一个如何确定合适的隐层单元数的问题。在具体设计时,比较实际的做法是通过对不同神经元数进行训练对比,然后适当地加上一点余量。

隐含节点数的确定可以考虑以下几个经验公式:

$p = \sqrt{n \cdot q}$  这里  $n$  为输入层个数,  $q$  为输出层个数,  $p$  为隐含层个数;

或  $p = \sqrt{n+q} + a$  其中  $a$  为 1~10 之间的常数;

或  $p = \log_2 n$

在本文中我们综合这些经验公式得到隐含层的个数为 9。

#### 3.3 输出节点的选择

输出节点的选择对应于评估结果,期望输出为: A 级 [1000] 表示优秀; B 级 [0100] 表示良好; C 级 [0010] 表示合格; D 级 [0001] 表示不合格。

#### 3.4 神经网络模型的建立

根据以上分析得出,本文要建立的神经网络模型配置为:  $18 \times 9 \times 4$  (即上面拓扑模型中  $n=18, p=9, q=4$ )。如图 2 配置。

#### 3.5 神经网络的学习算法

先确定输入样本指标评估模式对  $(a_1^k, a_2^k, \dots, a_9^k)$  ( $k$

$=1, 2, \dots, m$ ), 对应的输入模式的希望输出为  $(y_1^k, y_2^k, y_3^k, y_4^k)$ ,  $\omega_{ij}, v_{jt}$  分别为输入层至中间层以及中间层至输出层的

再对输出层和中间层的连接权和阈值进行修正:

$$v_{jt}(N+1) = v_{jt}(N) + \alpha d_t^k b_j \quad \gamma_t(N+1) = \gamma_t(N) + \alpha d_t^k$$

$$w_{ij}(N+1) = w_{ij}(N) + \beta e_j^k a_i^k \quad \theta_j(N+1) = \theta_j(N) + \beta e_j^k$$

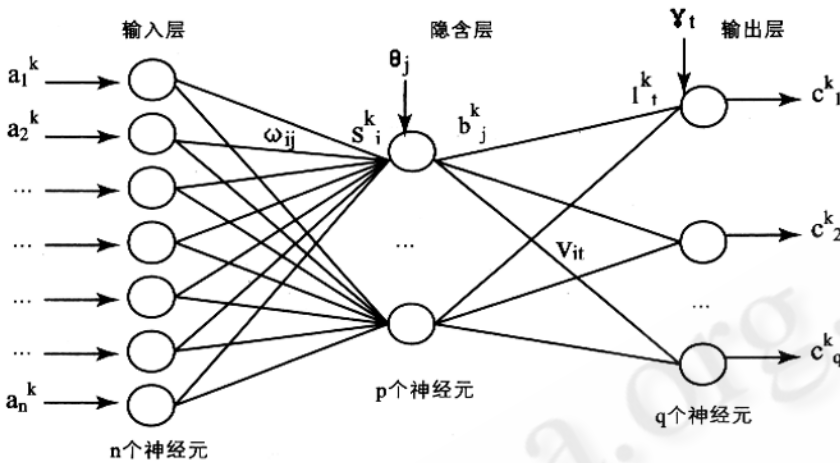


图 1 BP 网模型拓扑结构图

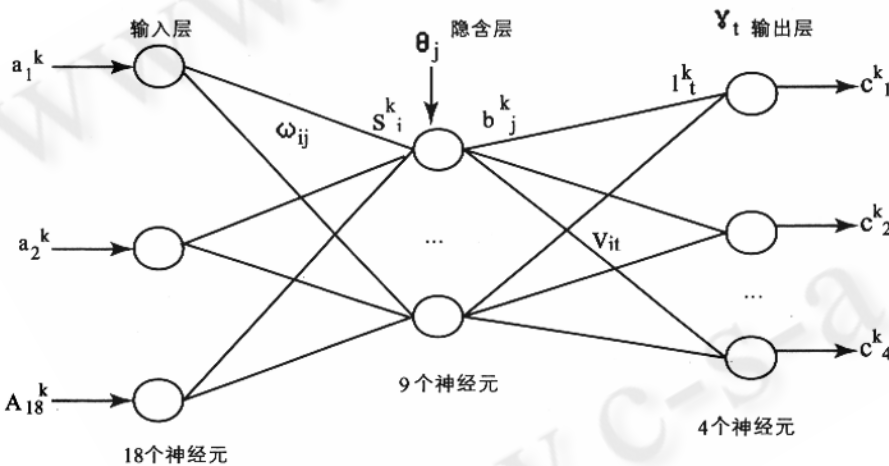


图 2 本文人工神经网络模型拓扑结构图

连接权, 其中  $i=1\sim 18, j=1\sim 9, t=1\sim 4$  (以下无特殊说明,  $i, j, t$  的取值均以此范围), 我们这里选择 0.1 为它们的初始值, 网络相应函数为

$$b_j = f(s_j) = \frac{1}{1 + e^{-s_j}} = \frac{1}{1 + e^{-\sum_{i=1}^n w_{ij} a_i + \theta_j}}$$

$$c_t = f(l_t) = \frac{1}{1 + e^{-l_t}} = \frac{1}{1 + e^{-\sum_{j=1}^p v_{jt} b_j + \gamma_t}}$$

这里需要说明的是  $\theta_j, \gamma_t$  分别为中间层和输出层的阈值。同时然后按标准输出  $(y_1^k, y_2^k, y_3^k, y_4^k)$  我们设:

$$d_t^k = (y_t^k - c_t^k) f'(l_t) \text{ 和 } e_j^k = \left[ \sum_{t=1}^q v_{jt} d_t^k \right] f'(s_j)$$

这里  $\alpha, \beta$  均取  $0\sim 1$  之间的一个值, 在本例中, 我们设  $\alpha=0.4, \beta=0.4$ , 这个算法是一个迭代的过程, 每一轮将各个连接权  $\omega_{ij}, v_{jt}$ , 以及阈值  $\theta_j, \gamma_t$  调整一遍, 这样一轮一轮地迭代下去, 一直得到期望的输出值  $(y_1^k, y_2^k, y_3^k, y_4^k)$  与计算所得的输出值  $(c_1^k, c_2^k, c_3^k, c_4^k)$  的误差  $E_k = \sum_{t=1}^q (y_t^k - c_t^k)^2 / 2$  (其中在本例中  $q=4$ ) 小于某一个允许值, 比如  $(\leq 0.05)$ , 或者迭代次数小于一个值, 比如 20000 次, 如果超出 20000 次还得不到收敛, 则调整初始连接权和阈值, 这样一直等到得到一个收敛评价模型, 于是训练结束, 评价模型由此建立。

### 4 应用实例

在实际应用中, 标准 BP 算法由于采用了定步长的梯度下降法以及极小化网络误差函数, 如果指标太多, 它有很多局限性: 如学习收敛速度太慢, 不能保证收敛到全局最小点等等。在具体编程时尚需对其进行改良。

我们在这里使用的是 MATLAB6.X 的神经网络工具箱中的快速算法, 通过比较发现常见的 BP 训练

算法中梯度下降法和带动量因子的梯度下降法收敛速度较慢, 鉴于 MATLAB6.X 中增加了一些其他的快速算法, 如: 变学习率 BP 算法、弹性 BP 算法、尺度变梯度算法、类 Newton 算法以及 OSS 算法等, 经过分析我们采用弹性 BP (Rprop) 训练算法 (trainrp)。

弹性 BP 训练法可以消除计算连接权以及阈值时由偏导数的值带来的负效应。只有导数的正负方向可以影响连接权值变化的方向, 如果连续两次迭代中, 误差函数对连接权值的导数的正负号符号相同, 那么每次更新的连接权值和

阈值增加由 `delt_inc` 决定; 如果误差函数对权值的导数的正负号与前一次不相同, 那么每次更新的连接权值和阈值减少由 `delt_dec` 决定, 如果导数为零, 则连接权值和阈值不变, 但是如果连接权值震荡, 连接权值的变化就会减少, 如果连接权值在连续几次迭代中变化方向一致, 连接权值的变化就会加快。Trainrp 函数的参数有: `epochs`, `show`, `goal`,

`time`, `delt_dec`, `delt_inc`, `delta0`, `deltamax` 等。show 为训练过程的显示频率, `epochs` 为最大迭代次数, `goal` 为学习目标, `min_grad` 为最小梯度值, 如果迭代次数大于 `epochs` 或误差函数小于 `goal` 或梯度值小于 `min_grad`, 都会引起迭代终止, `delta0` 为初始步长, `deltamax` 为最大步长。

专家评价数据见表 1, 学习结果见表 2。

表 1 专家评估数据

序号	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7	a8	a9	a10	a11	a12	a13	a14	a15	a16	a17	a18	得分
1	0.7	1	1	0.7	1	0.7	0.7	1	1	0.7	1	0.7	0.7	1	0.7	1	1	1	0.861
2	0.5	0.7	0.5	0.7	0.5	0.5	0.7	0.7	0.5	0.7	0.7	0.5	0.7	0.5	0.7	0.7	0.7	0.5	0.604
3	0.5	0.5	0.3	0.5	0.3	0.3	0.5	0.3	0.5	0.3	0.3	0.3	0.5	0.2	0.3	0.5	0.3	0.5	0.321
4	0.8	0.5	0.3	0.5	0.3	0.3	0.7	0.5	0.7	0.7	0.5	0.3	0.5	0.7	0.7	0.7	0.3	0.3	0.487
5	0.5	0.5	0.5	0.7	0.7	0.5	1	0.7	1	0.7	0.7	1	1	0.7	0.7	0.7	0.7	1	0.787
6	0.5	0.5	0.5	0.7	0.7	0.5	1	0.7	0.7	0.7	1	1	0.7	0.7	1	0.7	0.7	0.4	0.750
7	1	0.7	1	1	1	1	1	0.7	1	1	0.7	1	1	0.7	0.7	1	1	0.7	0.875
8	0.7	0.7	0.5	0.7	0.7	0.5	0.5	0.5	0.7	0.7	0.5	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.5	0.7	0.645
9	0.7	0.7	0.5	0.5	0.6	0.7	0.7	0.8	0.8	0.7	0.6	0.8	0.7	0.7	1	0.8	0.8	0.8	0.791
10	0.7	0.7	0.7	0.7	0.5	1	0.7	1	0.7	0.7	1	1	0.7	0.7	1	0.7	0.7	0.5	0.817

表 2 学习结果

项目代号	训练结果	期望输出	相对误差
1	0.8612	0.861	0.023223
2	0.6019	0.604	-0.3489
3	0.3181	0.321	-0.91166
4	0.4783	0.487	-1.81894
5	0.7761	0.787	-1.40446
6	0.7512	0.75	0.159744
7	0.8746	0.875	-0.04574

本例中只是筛选了一些结果, 由于样本选择比较少, 有一定的误差, 如果训练的次数足够多, 还是能保证其与期望输出结果的精度。

## 5 结束语

高校教学工作水平的评估是一项非常重要的工作, 在这个扩大高校教育规模的大环境下, 它的推行将直接关系到如何保证高校教育教学质量。这是一项非常繁复的劳动, 但是

目前现行的综合评价方法却有着无法避免的不足。事实上, 目前研究基于统计判别方法的模型很多, 如回归分析法、多元判别分析法、logit 法、probit 法、近邻法、分类树法等, 而误差逆传播神经网络 (BP 网) 在解决类似学校教学工作水平评估等诸如此类的问题中显示出非凡的卓越, 加上 MATLAB 这个强有力的工具包, 可以很方便地实现那些输入输出的非线性映射。以上研究结果表明, 人工神经网络方法用于高校教学工作水平评估是完全有效和合理的。

## 参考文献

- 1 胡守仁, 《神经网络应用技术》, 国防科技出版社, 1993。
- 2 Neural Network toolbox user's guide . the Mathworks. Inc. 2000.
- 3 程卫国《Matlab5.3 应用指南》, 人民邮电出版社。
- 4 楼顺天、施阳, 《基于 Matlab 的系统分析与设计——神经网络》, 西安电子科技大学出版社, 第二版, 1999。
- 5 从爽, 《面向 Matlab 工具箱的神经网络理论与应用》, 中国科学技术大学出版社, 1998。