

# 基于BP神经网络的教学质量 评估系统研究

苏义鑫, 魏毅然

(武汉理工大学自动化学院, 湖北 武汉 430070)

**摘要:** 根据高校教学质量评估指标, 给出了利用BP神经网络算法建立BP三层网络结构教学质量评估系统的数学模型, 并在matlab下通过编程验证了将该模型用于高校各评价指标以确定教学质量的评价结果。

**关键词:** 评估指标; BP神经网络; 训练样本; matlab仿真

## 0 引言

提高教学质量, 培养社会需要的高素质人才是高等学校教育的根本任务。对教师教学质量进行科学、公正、客观的综合评价, 是促进教学质量提高, 了解教学情况的科学有效且符合教育规律的方法之一。通过评价, 一方面, 老师可从评价结果寻找自身的薄弱环节, 对症下药, 不断解剖自我, 充实自我, 从而达到充分调动广大教师积极投身教学改革, 努力提高教学质量的目的; 另一方面, 评价也为学校管理者了解教师队伍素质提供了依据, 便于做出相应的管理对策。为保证高校教学管理工作规范化, 提高教育质量, 对教师教学质量进行科学评价是非常重要的。教学评价就现有的研究状况来看, 主要集中在两个方面, 一是对教学质量评价体系中的内容研究, 二是如何评定教学质量等级的方法研究。

由于影响教学质量的因素很多, 而且各因素影响的程度也不同, 故其评价结果难以用恰当的数学解析表达式来表示, 它属于复杂的非线性分类问题。一般情况下, 传统的分类方法不能很好地解决这些问题, 而人工神经网络作为一种新技术, 以其非线性映射、学习分类和实时优化等基本特性为模式识别和非线性分类等研究开辟了新的途径。因此, 本文以学校教学质量评估体系为研究对象, 将人工神经网络的理论引入到高校教

学质量评估系统之中。

## 1 教学质量评估指标

表1所列是某高校的教学质量评估指标。教学质量评估的等级一般可分为5类, 分别为<0.6、0.6~0.7、0.7~0.8、0.8~0.9和>0.9 (分别对应于1、2、3、4和5), 即 (001)、(010)、(011)、(100)和 (101)。

表1 教学质量评估指标表

一级指标	二级指标	一级指标	二级指标
教学态度	备课认真(x1)	教学内容	内容恰当(x10)
	作业批改(x2)		重点突出(x11)
	内容完整(x3)		方法灵活(x12)
	清晰表达(x4)	教学方法	注重启发(x13)
讲授能力	理论联系实际(x5)		注重学生互动(x14)
	教学辅导手段(x6)	教学育人	为人师表(x15)
	重难点问题(x7)		严格要求(x16)
	语言和板书(x8)	教学效果	学生知识掌握(x17)
	调动学生积极性(x9)		学生能力提升(x18)

神经网络应用中的样本是神经网络训练的必要条件, 样本的好坏直接影响着训练结果。根据教学质量评估指标, 可在学生中做出调查报告, 然后将得到的数据进行平均, 从而得到训练样本, 表2所列是经过预处理后的训练样本, 其中前十个数据可作为训练数据, 后两个数据作为验证数据, 从而对经过训练生成的神经网络模型的预测结果进行验证。期望输出指标可采用督导组

收稿日期: 2009-02-20

表2 数据预处理后的训练样本

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
x1	0.51	0.69	0.65	0.67	0.69	0.55	0.69	0.55	0.99	0.71	0.97	0.52
x2	0.53	0.52	0.53	0.96	0.31	0.53	0.96	0.89	0.98	0.51	0.93	0.91
x3	0.71	0.96	0.98	0.71	0.52	0.69	0.69	0.51	0.71	0.69	0.92	0.53
x4	0.73	0.73	0.69	0.67	0.31	0.63	0.73	0.69	0.73	0.68	0.67	0.30
x5	0.52	0.96	0.97	0.51	0.53	0.49	0.51	0.34	0.95	0.49	0.93	0.31
x6	0.98	0.97	0.97	0.98	0.33	0.51	0.71	0.32	0.75	0.72	0.91	0.33
x7	0.71	0.72	0.68	0.69	0.51	0.52	0.51	0.51	0.69	0.53	0.69	0.49
x8	0.52	0.69	0.93	0.72	0.69	0.48	0.68	0.48	0.71	0.67	0.76	0.48
x9	0.96	0.95	0.98	0.95	0.53	0.51	0.72	0.53	0.91	0.65	0.96	0.32
x10	0.71	0.98	0.95	0.68	0.48	0.69	0.72	0.69	0.92	0.75	0.95	0.51
x11	0.76	0.68	0.69	0.72	0.69	0.71	0.66	0.69	0.69	0.53	0.69	0.29
x12	0.96	0.93	0.99	0.89	0.91	0.49	0.50	0.56	0.89	0.47	0.93	0.33
x13	0.91	0.97	0.91	0.92	0.31	0.33	0.71	0.31	0.71	0.71	0.71	0.31
x14	0.72	0.69	0.68	0.69	0.53	0.72	0.65	0.51	0.71	0.67	0.69	0.51
x15	0.71	0.71	0.88	0.71	0.69	0.68	0.55	0.75	0.72	0.65	0.41	0.31
x16	0.70	0.02	0.65	0.68	0.55	0.71	0.69	0.65	0.75	0.73	0.69	0.28
x17	0.93	0.70	0.89	0.73	0.67	0.65	0.67	0.71	0.71	0.75	0.68	0.27
x18	0.71	0.95	0.97	0.97	0.30	0.32	0.63	0.68	0.89	0.71	0.71	0.31

表3 期望输出表

样本	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
期望输出	0.71	0.76	0.91	0.72	0.46	0.57	0.69	0.51	0.86	0.64	0.83	0.52
类别	3	3	5	3	1	1	2	1	4	2	4	1
表示	011	011	101	011	001	001	010	001	100	010	100	001

对该课堂的评价结果,表3所列为期望输出。

## 2 BP神经网络简介

典型的BP神经网络是一个由输入层、隐含层和输出层构成的三层前馈神经网络。BP网络的学习过程由信息的正向传播和误差的反向传播组成。当给定网络一组输入模式时,BP网络将依次对这组输入模式按如下方式学习:

首先,把输入模式从输入层传输到隐含层单元,经隐含层单元逐层处理后,产生一个输入模式传送到输出层,这一过程称为正向传播;

然后,将输出结果和期待值进行比较,如果没有达到预期,则转变为误差的反向传播 (Error Back Propagation),并将误差沿原路返回,再通过修改各层神经元的连接权值,使误差信号变小。

上面这种正向传播和反向传播相互交替的过程看成一个“记忆训练”的过程。系统不断地循环这两个过程并重复学习,一直到输出值和期待

值的误差减小到规定范围内,系统便停止学习。此时将新样本输入到已经训练好的网络,就可以得到相应的输出值。基于BP神经网络的教学质量评价系统结构如图1所示。

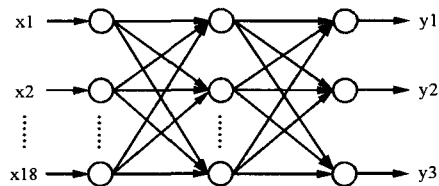


图1 BP神经网络结构图

## 3 BP神经网络在教学质量评估中的应用

### 3.1 模型的确定

网络模型结构的选择是一项十分重要的工作。选择得好,可以减少网络训练次数,提高网络学习精度。网络结构主要包括连接方式、网络层和各层的节点数 (也就是确定输入层、隐含层、输出层神经元的个数)。教学质量评估问题

可以看作是输入 (教学质量评价指标) 到输出 (对教师教学质量最终评价的结果) 的非线性映射。根据Kolmogorov定理, 本系统采用3层BP网络结构作为状态分类器, 即输入层、隐含层和输出层。

输入层神经元的确定, 根据笔者所选取的高校教学质量评估指标, 一共有18个二级指标, 可将这18个指标作为模型的输入神经元, 所以, 此系统的输入层神经元的个数为18。

确定输出层神经元时, 由于本教学质量评估的等级分为5类, (001)、(010)、(011)、(100)和(101), 所以输出层神经元的个数为3。

对于隐含层神经元的确定, 根据前人的经验用于分类的BP网络, 可以参照公式:  $n = \sqrt{n_i + n_o} + a$  来设计, 其中  $n$  为隐含层神经元个数,  $n_i$  为输入层神经元个数,  $n_o$  为输出层神经元个数,  $a$  为1~10之间的常数。根据相关经验以及测试情况, 本设计可将隐含层神经元个数定为17。

BP神经网络的传输函数通常采用S形函数 (logsig) 或者双曲正切S形传输函数 (tansig), 本文中的输入层采用双曲正切S形传输函数来训练, 而隐含层则采用S形函数来训练。

至于训练方法, BP神经网络提供了多种训练和学习方法, 笔者针对此种分类情况, 采用的是Levenberg-Marquardt算法的变梯度反向传播算法 (trainlm)。

### 3.2 MATLAB仿真结果

根据本文的模型, 笔者编程如下:

```
p = [0.51 0.53 0.71 0.73 0.52 0.98 0.71 0.52 0.96
0.71 0.76 0.96 0.91 0.72 0.71 0.70 0.93 0.71;
0.69 0.52 0.96 0.73 0.96 0.97 0.72 0.69 0.95 0.98
0.68 0.93 0.97 0.69 0.71 0.02 0.70 0.95;
0.65 0.53 0.98 0.69 0.97 0.97 0.68 0.93 0.98 0.95
0.69 0.99 0.91 0.68 0.88 0.65 0.89 0.97;
0.67 0.96 0.71 0.67 0.51 0.98 0.69 0.72 0.95 0.68
0.72 0.89 0.92 0.69 0.71 0.68 0.73 0.97;
0.69 0.31 0.52 0.31 0.53 0.33 0.51 0.69 0.53 0.48
0.69 0.91 0.31 0.53 0.69 0.55 0.67 0.30;
0.55 0.53 0.69 0.63 0.49 0.51 0.52 0.48 0.51 0.69
0.71 0.49 0.33 0.72 0.68 0.71 0.65 0.32;
0.69 0.96 0.69 0.73 0.51 0.71 0.51 0.68 0.72 0.72
```

```
0.66 0.50 0.71 0.65 0.55 0.69 0.67 0.63;
0.55 0.89 0.51 0.69 0.34 0.32 0.51 0.48 0.53 0.69
0.69 0.56 0.31 0.51 0.75 0.65 0.71 0.68;
0.99 0.98 0.71 0.73 0.95 0.75 0.69 0.71 0.91 0.92
0.69 0.89 0.71 0.71 0.72 0.75 0.71 0.89;
0.71 0.51 0.69 0.68 0.49 0.72 0.53 0.67 0.65 0.75
0.53 0.47 0.71 0.67 0.65 0.73 0.75 0.71]';
t = [0 1 1; 0 1 1; 1 0 1; 0 1 1; 0 0 1; 0 0 1; 0 1 0; 0 0 1; 1 0
0; 0 1 0]';
net = newff (minmax (p), [17, 3], {'tansig',
'logsig'}, 'trainlm');
net.trainParam.epochs=50;
net.trainParam.goal=0.001;
net=train (net, p, t);
y=sim (net, p)
```

按照上述程序, 再利用MATLAB对其进行仿真, 即可得到图2所示的网络建立过程误差曲线, 从图2可以看出, 神经网络经过11步迭代即可达到精度要求, 而且训练时间很短。

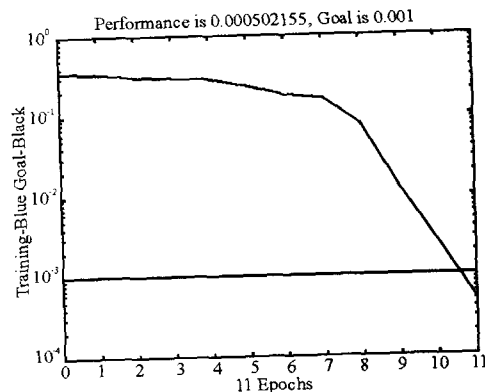


图2 神经网络的误差曲线

通过仿真所得出本系统的运行结果为:

```
y =
Columns 1 through 8
0.0003 0.0018 0.9876 0.0157 0.0069
0.0085 0.0031 0.0060
1.0000 0.9884 0.0500 0.9998 0.0245
0.0233 0.9858 0.0379
0.9919 1.0000 0.9924 0.9794 0.9604
0.9633 0.0366 0.9626
Columns 9 through 10
0.9849 0.0014
0.0193 0.9713
```

(下转第79页)

宽度与旋转角 $\theta$ 的变化关系,从图3可以更具体的看出液晶光子晶体的可调性能。从图中可知,在 $\theta$ 从 $0^\circ$ 变化到 $90^\circ$ 的过程中,第一带隙的下沿基本保持不变,而上沿变化则较大。也就是说,归一化频率在0.25附近的光,在 $\theta=0^\circ$ 时可以通过该液晶光子晶体,而当 $\theta=90^\circ$ 时便不能通过了。也就是说,通过调节旋转角的角度,就可以改变其带隙结构,进而控制通过滤波器的光,也就实现了光滤波器的可调谐性。

#### 4 结束语

本文利用平面波法分析了二维液晶光子晶体的带隙结构,以及带隙结构随旋转角的改变关系,从而为制作可调谐光滤波器提供了理论依据。希望这些理论研究可以得到实验上的佐证,从而对滤波器的设计有所启迪。

#### 参考文献

- [1] G. Binnig, H. Rohrer, Ch. Gerber, et al. Surface studies by scanning tunneling microscopy [J]. Phys. Rev. Lett., 1982, 49(1): 57~61.
- [2] G. Binnig, C. F. Quate, Ch. Gerber. Atomic force microscope[J]. Phys. Rev. Lett., 1986, 56(9): 930~933.
- [3] 张友俊,姬波,王向前,李英.光子晶体及其应用[J].红

外与激光技术,2004,33(3):320~322.

- [4] 张友俊,杨庆祥,李英.光子晶体的发展和应用[J].上海大学学报,2004,10(3):283~288.
- [5] Mekis A, Chen J C, Kurland I, et al. High transmission through sharp bends in photonic crystal waveguides. Phys. Rev. Lett., 1996, 77: 3787.
- [6] Kosaka H, Kawashima T, Tomita A, et al. Superprism phenomena in photonic crystals. Phys. Rev. B, 1998, 58: R10096.
- [7] Brown E R, Parker C D, Yabnolovitch E. Radiation properties of a planar antenna on a photonic crystal substrate. J. Opt. Soc. Am., 1993, 10: 404.
- [8] Bullock D L, Shin C C, Margulies R S. Photonic band structure investigation of two-dimensional Bragg reflector mirrors for semiconductor laser mode control. J. Opt. Soc. Am., 1993, 10: 399.
- [9] Katsumi Yoshino, Ryotaro Ozaki, Jun Matsumoto, Masayoshi Ojima, Shinji Hiwatashi, Yuko Matsuhisa, and Masanori Ozaki. Properties of liquids and liquid crystals in nano-scale space [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2006, 13 (3): 678~686.
- [10] G. Alagappan, X. W. Sun, Ming Bin Yu, P. Shum, and Daniel den Engelsen. Tunable dispersion properties of liquid crystal infiltrated into a two-dimensional photonic crystal [J]. IEEE Journal of Quantum Electronics, 2006, 42(4): 404~409.

(上接第76页)

0.0239 0.0296

对照表3可知,该网络组的状态分类可以有效而且准确地识别该教学质量评估的情况,其结果如下:

p\_test = [0.97 0.93 0.92 0.67 0.93 0.91 0.69 0.76  
0.96 0.95 0.69 0.93 0.71 0.69 0.41 0.69 0.68 0.71;

0.52 0.91 0.53 0.30 0.31 0.33 0.49 0.48 0.32  
0.51 0.29 0.33 0.31 0.51 0.31 0.28 0.27 0.31];

z=sim(net, p\_test)

而测试结果为:

z = 0.9903 0.0034

0.0338 0.0328

0.0404 0.9809

由此可见,本仿真结果与实际情况相符合,说明本文设计的教学质量评估分类器是合理的,可以投入实际使用。

#### 4 结束语

本文介绍了基于BP神经网络的高校教学质量评估系统的基本特点,并对BP网络模型的构建以及训练进行了研究,从而确定了教学质量评估模型的BP网络结构、学习参数和学习算法。通过在matlab下的仿真结果显示,该模型能够准确地根据各评价指标来确定教学质量。

#### 参考文献

- [1] 周开利,康耀红.神经网络模型及MATLAB仿真程序设计[M].北京:清华大学出版社,2004.
- [2] 许建钱.高等学校教育鉴定与水平评估[M].北京:中国科技技术出版社,1992.
- [3] 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[J].高等工程教育研究,2007,(5):78~81.