

基于组合神经网络的教师评价模型研究*

刘彩红^{1,2}, 唐万梅¹

(1. 重庆师范大学 数学与计算机科学学院, 重庆 400047;
2. 西安工业大学 北方信息工程学院 计算机信息与技术系, 西安 710025)

摘要 本文提出的基于组合神经网络的教师评价模型,可以弥补以往基于神经网络的教师评价模型的不足,不但可以给出教师的综合得分或所属类别,还可以给出教师在每个方面的得分。所使用的组合神经网络,由多个结构相同的BP神经网络组成,用构建的组合神经网络和传统BP神经网络分别进行实验。仿真实验表明,该模型相对误差较小,可以满足评价需求。

关键词 组合神经网络;BP神经网络;教师评价

中图分类号:TP183

文献标识码:A

文章编号:1672-6693(2008)04-0043-04

目前针对教师评价的方法有很多,比较客观的有量表记分法、模糊评价法、综合评价法以及图形诊断方法等,然而这些方法中或者分值分派过程主观性较大,或者权重不合理,从而使得评价结果存在偏差。由于能力因素本身具有明显的复杂性和模糊性,且存在主观动机与客观效果之间的不一致性,以及我国传统文化中的管理讲人情、重人伦所带来的管理中的不确定性因素,所以很难找到一种易于普及且客观的评估方法。客观评价方法的缺失造成教师教学积极性的降低,引起教学质量的下降^[1]。人工神经网络以其自有的模拟人的思维、非线性变换和自组织自学习等功能,较充分地克服了上述缺陷,能很好地实现教师综合评价,给教师评价提供了一种新的思路和方法。

但以往基于人工神经网络的教师综合评价模型,仍存在一些不足。假设对教师的评价,笔者考察 M 个大的方面,每个方面由若干指标组成,假设共有 N 个指标。以往的基于神经网络的模型^[2-3],都是把 N 个指标作为输入,最后输出教师的综合得分或是所属的类别(优、良、合格、不合格等)。这样的评价模型是可以满足评价的需求,但是对教师个人而言,除了希望给出综合得分或所属类别之外,还想通过评价知道自己哪个方面较好,哪个方面不足,从而及时调整,扬长补短,使自己得到进步和提高,最终可达到提高学校的教育教学质量的目的。本文提出的

基于组合神经网络的教师评价模型,可以解决此问题。该评价模型不但可以给出教师的综合得分或所属类别,还可以给出教师在每个方面的得分,使教师可以详细地了解自己在教学过程中的优缺点。

1 教师评估的实例分析

本文所使用的教师评价的原始数据来自于新疆铁路高级技术学校和乌鲁木齐铁路运输学校这两所中等职业学校,共73个教师的数据。数据由新疆铁路高级技术学校的专家、教师和学生参与,由评价小组组织,对全校教师进行评价,经过教务科有关评价小组成员整理而得。教师考核指标体系的建立因学校的不同而有差异,本文采用的综合评价指标体系结构如图1。由于篇幅问题,这里给出标准化后的部分数据(见表1)。

2 组合神经网络

组合神经网络模型是指针对一个复杂系统中的相同或相似目的建立的,由多个网络组成的模型。模型中,每个网络分别解决对象的某一方面的问题,或将一个方面的问题分成若干部分,分别由不同的网络专门解决。通过协调网络间的任务分工,可使单个网络的训练速度大幅度提高,同时相互弥补各自的不足,使得组合起来的网络集合具有很好的建模能力^[4-7]。

* 收稿日期 2007-10-29 修回日期 2008-05-10

资助项目 重庆市教委项目(No. KJ060818 ,No. KJ060804)

作者简介 刘彩红(1980-),女,助教,硕士研究生,研究方向为人工神经网络及其应用,通讯作者 唐万梅, E-mail: tqtwm@163.com.

表 1 标准化后的部分数据

| 编号 | 思想政治素质 | 专业素质 | 教学内容 | 教学方法 | 讲授能力 | 课堂教学组织能力 | 教书育人 |
|----|-----------|----------|----------|----------|------|----------|------|
| 1 | 0.505 43 | 0.655 17 | 0 | 0.866 67 | 0.2 | 0.357 89 | 0.7 |
| 2 | 0.081 522 | 0.568 97 | 1 | 1 | 0.64 | 0.264 66 | 0.6 |
| 3 | 0.239 13 | 0.620 69 | 1 | 1 | 1 | 0.527 82 | 0.8 |
| 4 | 0.75 | 0.706 9 | 1 | 0.933 33 | 0.72 | 0.667 67 | 0.9 |
| 5 | 0.016 304 | 0.568 97 | 1 | 1 | 0.96 | 0.269 17 | 0.9 |
| 6 | 0.809 78 | 0.655 17 | 1 | 1 | 0.52 | 0.451 13 | 0.7 |
| 7 | 0.782 61 | 0.672 41 | 1 | 0.866 67 | 0.6 | 0.610 53 | 0.7 |
| 8 | 0.440 22 | 0.603 45 | 0.916 67 | 0.866 67 | 0.64 | 0.616 54 | 0.9 |
| 9 | 0.869 57 | 0.689 66 | 1 | 1 | 0.68 | 0.866 17 | 0.9 |
| 10 | 0.972 83 | 0.844 83 | 1 | 1 | 0.68 | 0.911 28 | 0.8 |

| 编号 | 教案评估 | 作业评估 | 工作量 | 教学效果 | 成绩评估 | 教育科研 |
|----|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 1 | 0.574 71 | 0.666 67 | 0.975 61 | 0.909 09 | 0.630 67 | 0.555 56 |
| 2 | 0 | 0 | 1 | 0.345 45 | 0.492 44 | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 0.943 09 | 0.945 45 | 0.457 88 | 0 |
| 4 | 0.143 68 | 0.666 67 | 1 | 0.672 73 | 0.259 18 | 0.555 56 |
| 5 | 0.287 36 | 1 | 0.861 79 | 0.781 82 | 0.734 34 | 0 |
| 6 | 0.465 52 | 0.333 33 | 0.926 83 | 0.981 82 | 0.215 98 | 0.555 56 |
| 7 | 0.617 82 | 0.333 33 | 0.951 22 | 0.527 27 | 0.233 26 | 0 |
| 8 | 0.580 46 | 0.666 67 | 0.788 62 | 0.8 | 0.647 95 | 0 |
| 9 | 0.704 02 | 0.666 67 | 0.967 48 | 0.8 | 0.285 1 | 0.555 56 |
| 10 | 0.867 82 | 0.666 67 | 0.983 74 | 0.854 55 | 0.319 65 | 0.555 56 |

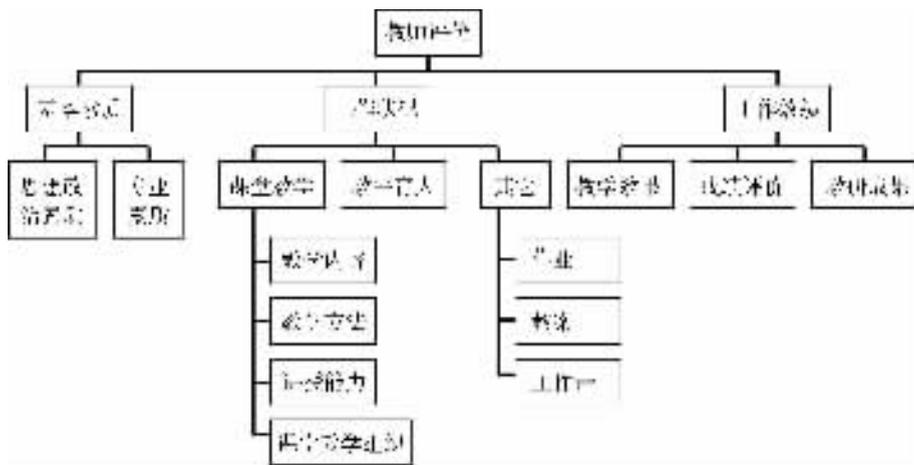


图 1 教师综合评价指标体系结构图

在以往基于神经网络的教师评价模型中,输入向量为教师的全部评价指标。对应本文的实例输入向量为:思想政治素质、专业素质、课堂教学等 13 个指标。本文采用的组合神经网络模型如图 2 所示,由 4 个子 BP 神经网络组成,每个子网都采用 3 层网络结构。其中子网 1 的输入向量为基本素质的 2 个指标,得到输出 1 为教师基本素质得分。子网 2 的输入向量为工作状况的 8 个指标,得到输出 2 为教师工作状况得分。子网 3 的输入向量为工作绩效的

3 个指标,得到输出 3 为教师工作绩效得分。再用基本素质得分、工作状况得分和工作绩效得分作为输入,经过子网 4 得到教师最后的综合得分。

如果某一方面的指标较多时,就会使整个组合神经网络的结构略显庞大。实际中,样本的指标大多有相关性,可以在数据预处理阶段对这个方面的指标做主成分分析^[8],使原来的多个指标综合为具有代表性的为数较少的几个主成分。训练网络时,用得到的主成分作为网络的输入,减少了网络的输

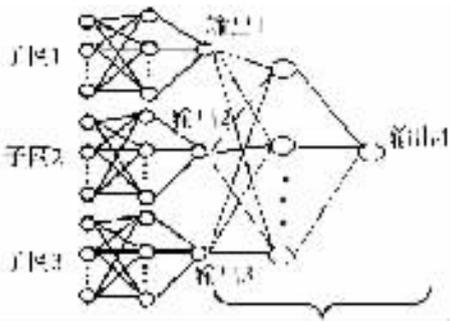


图 2 组合神经网络模型图

入节点,从而精简了网络的结构。进一步说明为:假设第 I 个方面对应的指标较多有 K 个,可以对这 K 个指标运用主成分分析,分析后得到 L ($L < K$) 个主成分,则第 I 个方面对应的子网的输入节点数就为 L 个。减少了子网的输入节点数,也就使整个网络的结构得到了精简。

3 仿真实验

仿真实验是从 73 个数据样本中选取 48 个作为

训练样本训练各子 BP 网络,25 个作为测试数据。为了消除量纲和数量级不同带来的影响,对原始数据进行了标准化,并且标准化的数据在训练时也可相应加快训练的速度,表 1 给出了标准化后的部分数据。构建的各子网络的具体结构如表 2 所示。训练时,输入层到隐层的传递函数采用 tansig 函数,隐层到输出层采用 purelin 函数,为了使网络有较好的泛化能力,训练函数采用的是 trainbr 函数。仿真结果如表 3 所示(表中的数据已经过反标准化处理,即已还原为原量纲值)。

表 2 各神经网络连接参数的数目

| 神经网络 | 输入层 节点 | 隐含层 节点 | 输出层 节点 |
|------------|-----------|-----------|-----------|
| 以往 BP 神经网络 | 13 | 14 | 1 |
| 子网络 1 | 2 | 3 | 1 |
| 子网络 2 | 8 | 10 | 1 |
| 子网络 3 | 3 | 4 | 1 |
| 子网络 4 | 3 | 5 | 1 |

表 3 基于组合神经网络的教师评价模型仿真结果的相对误差表

| 编号 | 基本素质 | | | 工作状况 | | | 工作绩效 | | | 综合评价 | | |
|----|-----------|------|------------|------------|-------|------------|------------|-------|------------|-----------|-------|------------|
| | 输出值 | 期望值 | 相对误差 /% | 输出值 | 期望值 | 相对误差 /% | 输出值 | 期望值 | 相对误差 /% | 输出值 | 期望值 | 相对误差 /% |
| 1 | 79.662 88 | 79.7 | -0.046 6 | 79.614 527 | 79.31 | 0.384 0 | 80.526 192 | 80.48 | 0.057 4 | 78.244 97 | 78.44 | -0.248 6 |
| 2 | 76.926 81 | 77 | -0.095 1 | 87.786 684 | 87.82 | -0.037 9 | 69.776 736 | 69.6 | 0.253 9 | 81.590 29 | 81.43 | 0.192 7 |
| 3 | 96.246 9 | 96.3 | -0.055 1 | 93.132 516 | 93.55 | -0.446 3 | 72.093 984 | 72.16 | -0.091 5 | 87.593 53 | 88.18 | -0.659 5 |
| 4 | 56.430 74 | 56.4 | 0.054 5 | 86.221 804 | 86.28 | -0.067 5 | 68.796 912 | 68.64 | 0.228 6 | 78.626 09 | 78.28 | 0.442 1 |
| 5 | 97.889 38 | 98 | -0.112 9 | 93.261 24 | 93.07 | 0.205 5 | 83.386 992 | 83.52 | -0.159 3 | 90.747 1 | 90.79 | -0.041 8 |
| 6 | 61.746 44 | 61.4 | 0.564 2 | 92.430 844 | 92.92 | -0.526 4 | 77.304 216 | 77.28 | 0.031 3 | 86.660 18 | 86.07 | 0.685 7 |
| 7 | 93.904 69 | 93.9 | 0.005 0 | 86.151 132 | 86.1 | 0.059 4 | 62.692 68 | 62.8 | -0.170 9 | 81.124 61 | 80.91 | 0.271 4 |
| 8 | 88.897 64 | 88.8 | 0.110 0 | 82.206 12 | 81.85 | 0.435 1 | 64.484 256 | 64.36 | 0.193 1 | 79.478 85 | 79.37 | 0.137 1 |
| 9 | 62.676 62 | 62.3 | 0.604 5 | 86.135 988 | 86.05 | 0.099 9 | 63.808 392 | 63.68 | 0.201 6 | 78.514 93 | 78.39 | 0.165 8 |
| 10 | 91.927 01 | 91.9 | 0.029 4 | 94.230 456 | 94.06 | 0.181 2 | 67.867 152 | 68 | -0.195 4 | 84.913 98 | 84.63 | 0.335 5 |

按以往基于神经网络的教师评价模型,构建的网络结构如表 2 所示。训练时所选参数同组合神经网络,仿真结果如表 4 所示。

由表 3 和表 4 可以看出,基于 BP 神经网络的教师评价模型仿真结果的相对误差较小一些,但两者模型的最大相对误差都不超过 1%,所以本文提出的评价模型完全可以满足教师评价的精度要求。同时对每位教师而言,通过原模型的评价结果,可以得到的只是他的综合评价得分,而通过本文提出的模型进行评价可以得知,教师的基本素质得分、工作状况得分、工作绩效得分和综合评价得分。一个适合

的评价模型,首先对教师而言,不仅对他有一个准确的评价和在全校教师这个整体中的一个定位,而且对自己在各个方面的情况有了一个详细而全面的了解,知道自己的优点在哪,不足又在哪,对自己以后工作的改进有一个很好的指导作用;再者对学校而言,对教师的准确评价,可以调动教师的积极性,提高教师的工作效率,从而提高学校的教育教学质量。

4 结论

本文提出的基于组合神经网络的教师评价模

表4 基于BP神经网络的教师评价模型仿真
结果的相对误差表

| 编号 | 综合评价 | | |
|----|-----------|-------|----------|
| | 输出值 | 期望值 | 相对误差/% |
| 1 | 78.490 71 | 78.44 | 0.064 7 |
| 2 | 81.323 31 | 81.43 | -0.135 1 |
| 3 | 88.064 96 | 88.18 | -0.124 8 |
| 4 | 78.365 06 | 78.28 | 0.108 7 |
| 5 | 90.707 | 90.79 | -0.085 9 |
| 6 | 86.015 05 | 86.07 | -0.063 8 |
| 7 | 80.823 68 | 80.91 | -0.100 5 |
| 8 | 79.325 41 | 79.37 | -0.056 2 |
| 9 | 78.329 33 | 78.39 | -0.071 0 |
| 10 | 84.810 56 | 84.63 | 0.213 3 |

型,可以弥补以往基于神经网络的教师评价模型的不足,不但可以给出教师的综合得分或所属类别,还可以给出教师在每个方面的得分。对教师而言,通过该评价模型可以更详细地了解到自己在各个方面的情况,从而及时调整,扬长补短,使自己得到进步和提高,最终可达到提高学校的教育教学质量的目的。另外,该模型也适合其他的评价问题。

参考文献:

- [1] 张敏. 综合评价方法与高等教育资源利用效率[J]. 求索, 2006, 11: 115-03.
- [2] 陈力捷. 基于神经网络的教学质量评估模型[J]. 职业教育研究, 2005, 7: 150-151.
- [3] 张金梅, 于世芬, 谢克明. 神经网络在教学质量评价体系中的应用[J]. 太原理工大学学报, 2005, 3(1): 37-39.
- [4] 冯宗磊, 杨福源, 任亮, 等. 发动机的组合神经网络建模[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2005, 45(11): 1522-1525.
- [5] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与Matlab7实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [6] 刘彩红. 一种优化BP神经网络训练样本的方法[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版), 2007, 24(3): 51-53.
- [7] 贺一. 基于禁忌搜索的前向神经网络在函数逼近中的应用[J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2004, 29(3): 361-365.
- [8] 陈小前, 罗世彬, 王振国, 等. BP神经网络应用中的前后处理过程研究[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(1): 65-70.

A Study of Teachers Evaluation Model Based on Combination Neural Network

LIU Cai-hong^{1, 2}, TANG Wan-mei¹

(1. College of Mathematics and Computer Science, Chongqing Normal University, Chongqing 400047;

2. Dept. of Computer Information and Technology, North Institute of Information Engineer, Xi'an Technological University, Xi'an 710025, China)

Abstract: In this paper, teachers evaluation model based on the combination of neural network is presented. This model may make up for the past model based on neural networks inadequate. And this model not only gives the teacher's score or category, but also gives teacher's score in every aspect. Then several feedforward neural networks are assembled into an ensembled neural network. Each of these feedforward neural networks is same in structure and trained by using the BP learning algorithm. The combination neural network has been compared with the conventional BP neural network on their performance. The results of experiments indicate: the relative error is smaller, so the model is validated.

Key words: combination neural network; BP neural network; teachers evaluation

(责任编辑 游中胜)