

# 成果导向的教学评价方法探索

石程 赵明华 黑新宏

苗启广

西安理工大学计算机科学与工程学院 西安电子科技大学计算机科学与技术学院  
西安 710048 西安 710071

**摘要** 本文基于BP神经网络,建立了成果导向的教学评价模型,根据过程性教学数据,构建了教学过程数据与目标达成度之间的映射关系,根据目标达成度对教学效果进行动态评估,准确把握教学薄弱环节,对课程持续改进具有重要的指导意义。

**关键词** 教学评价, BP神经网络, 课程目标达成度

## Exploration of Outcome based Teaching Evaluation Methods

Shi Cheng Zhao Minghua Hei Xinhong

Miao Qiguang

School of Computer Science and Engineering  
Xi'an University of Technology,  
Shannxi 710048, China;  
c\_shi@caut.edu.cnSchool of Computer Science and Technology  
Xidian University  
Shannxi 710071, China

**Abstract**—This paper proposes an outcome-oriented teaching evaluation model based on BP neural networks. By utilizing process-oriented teaching data, the model establishes a mapping relationship between teaching process data and the achievement of learning objectives. It dynamically evaluates the teaching effectiveness based on the attainment of learning objectives, accurately identifies weak points in the teaching process, and provides important guidance for continuous improvement of the course.

**Key words**—Teaching evaluation, BP neural network, Attainment of course objectives.

## 1 引言

教学评价是教学质量重要部分,教学评价的目的是为了发现教学过程中的问题,是持续改进的源动力<sup>[1-3]</sup>。随着各种线上教学资源出现,产生了大量的过程性教学数据,因此新工科背景下的教学评价体系侧重于对课程教学的过程性考核,更关注于激发学生的自主学习能力,这种教学评价改革与OBE教育理念(Outcome Based Education, 基于学习产生的教育模式)<sup>[4]</sup>是相契合的。

OBE教育理念是一种以成果导向的先进的教育方式,教学的目的更关注教育投入的回报和实际产生的现实需要,是一种逆向思维的教育理念<sup>[5-6]</sup>。但是如何建立教学过程与目标产出之间的联系,根据教学过程合理评价产出,并依据评价反馈调整教学过程,是值得进一步深思的。

\*基金资助:西安理工大学教育教学改革项目(xjy2243);全国高等学校计算机教育研究会教育教学研究项目(CERACU2022R26);全国高等院校计算机基础教育研究会“计算机基础教育教学研究项目”(2023-AFCEC-440)。

## 2 目前教学评价体系存在的问题

对教学效果的准确评估可以帮助检验教师的教学手段和教学效果,并根据教学评价进一步反馈调节教学过程,提升教学质量,因此教学评价是教学过程的重要环节之一。目前教学评价体系主要存在以下两个问题:

### (1) 教学过程与教学目标脱离

目前教学评价大多基于学生在教学活动中几个方面考核的线性加权,比如:学生总评成绩=卷面成绩×40%+MOOC成绩×20%+实验成绩×30%+课堂表现×10%<sup>[7]</sup>,权重的获得是通过教师经验得到的,基本是设定固定的权重值,并且权重在多轮教学中几乎不变,权重的设定缺乏时效性,无法根据课程目标和教学效果自适应调整各个评价指标之间的权重系数;同时,尽管现有评价体系更强调过程性考核,但是考核结果是否符合课程达成度目标并未所知,无法准确建立课程考核与课程达成度目标之间的映射关系。

### (2) 评价体系与持续改进脱离

课程教学是一个不断调整反思的过程,而教学评

价指标是教学活动的指挥棒，根据教学评价及时对教学过程优化，持续改进教学方法，这与OBE教育理念是相符合的。但是现有评价体系更关注于“教”的结果，缺乏对学生“学”的结果以及学生个体差异的关注，评价结果难以对教学过程准确评估，没有准确反应学生在课程学习中的薄弱环节，无法精准把握持续改进的方向。

针对以上两个问题，本文基于OBE教育理念，结合BP神经网络，建立成果导向的评价模型，评价模型可以根据学生状态动态调整，评价结果能够真实反应学生“学”的效果，根据评价结果快速准确了解学生学习的薄弱环节，对教学过程的持续改进提供方向。

### 3 BP神经网络模型

教学评价可以被认为是一种多目标优化问题，教学过程中产生的可量化教学数据和课程目标大程度之间是一种非线性的映射关系，现有大多数文献所采用的线性映射模型仅仅是对教学数据的直观统计分析，缺乏对学生达成该课程目标的评价。本文以成果为导向，依据教学过程产生的教学数据以及专家知识，建立基于BP神经网络的教學评价模型，以准确评估课程教学对学生实践和创新能力的达成效果。

BP神经网络是由Rumelhart和McClelland提出的一种多层反馈神经网络，传统的BP神经网络模型包括输入层、隐层以及输出层，三层BP神经网络模型结构如图1所示。BP神经网络具有优越的多维函数映射

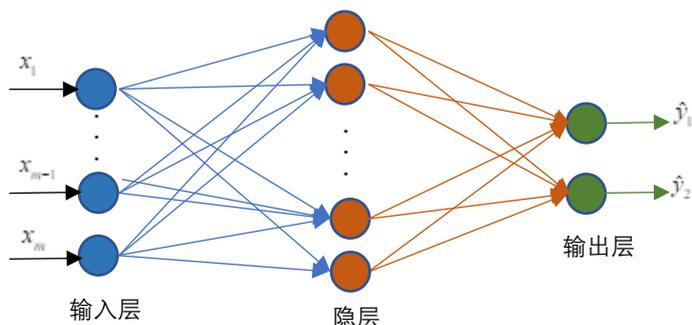


图1 BP神经网络结构示意图

能力，可以根据设定的目标进行自适应网络权重学习，更适用于学习教学数据与教学目标之间的复杂非线性映射关系，以对教学过程进行准确评估。

BP神经网络的训练包括前向计算和反向传播过程。首先将数据输入到BP神经网络中，并根据非线性的前向计算过程得到网络的输出。假设输入层包含  $m$  个结点，隐层包含  $k$  个结点，输出层包含  $n$  个结点，三层BP前向计算过程如公式(1)所示。

$$\begin{cases} h_k = f(\sum_{i=1}^m w_i x_i + b_i) \\ \hat{y}_p = f(\sum_{j=1}^k w_j h_j + b_j) \end{cases} \quad (1)$$

其中  $w_i$  和  $w_j$  分别表示“输入-隐层”的权重和“隐层-输出层”的权重， $h_k$  表示隐层结点的数值， $\hat{y}_p$  表示预测输出， $f$  表示非线性映射函数。给定输入向量  $x = \{x_1, \dots, x_i, \dots, x_m\}$ ，根据公式(1)前向计算，即可得到预测的输出向量  $\hat{y} = \{\hat{y}_1, \dots, \hat{y}_p, \dots, \hat{y}_n\}$ 。

根据公式(1)得到的输出向量  $\hat{y}$  和期望输出向量  $y$  计算误差，进行反向传播过程，根据误差对网络权重进行求导，更新网络权重，权重的更新方法则为输出误差减少的方向。网络权重更新公式如式(2)所示。

$$\begin{cases} w_i = w_i - \alpha \frac{\partial E}{\partial w_i}, b_i = b_i - \alpha \frac{\partial E}{\partial b_i} \\ w_j = w_j - \alpha \frac{\partial E}{\partial w_j}, b_j = b_j - \alpha \frac{\partial E}{\partial b_j} \end{cases} \quad (2)$$

其中  $E$  表示误差函数，衡量预测集合  $\hat{y}$  和期望集合  $y$  的误差， $\partial$  表示求导运算。

迭代循环公式(1)和公式(2)，直到网络输出与期望输出的误差接近于0，网络训练过程收敛，得到训练好的网络模型。

在对教学效果进行评价时，BP神经网络模型构建与优化过程需要确定三个部分：输入集合  $x$ ，期望输出集合  $y$  以及误差函数  $E$ 。合理设定这三个部分才能构建更具有普适性的教学评价模型。下一章分别对每个部分的设定方法进行描述。

## 4 基于BP神经网络的教学评价模型

### 4.1 全维度多元化教学样本集合构建

输入集合的构建依赖于教学过程中产生的可量化评价数据。教学过程会产生大量的教学数据，但是并不是每一个数据都是有效的，不合理的教学数据会对评价模型训练的可靠性产生负面影响，所以在构建BP神经网络的输入集合时，一方面需要选择合理的可量化指标；另一方面，需要对教学数据进行数据清洗，去除具有较大偏差的异常数据。

#### (1) 可量化指标选择

可量化指标的选择需要贯穿整个教学过程，以对教学过程进行全维度的评价。以线上/线下混合式教学为例，从纵向来看，可量化指标包括教学前、教学中、教学后的评价，具有多层次特性；从横向来看，可量

化指标包括线上学习（视频时长、单元测验等）和线下学习（出勤率，有效互动情况、课程实验、课程考试成绩等），具有多视角特性，如图 2 所示。

根据确定的可量化指标，对每一个学生构建指标向量  $x_s = [x_1^s, \dots, x_i^s, \dots, x_m^s]^T$ ， $x_i^s$  表示第  $s$  个学生的第  $i$  个可量化指标项的得分。所有学生指标向量的集合构成全维度可量化教学样本集合  $x$ ，作为 BP 神经网络的输入。将数据输入到 BP 神经网络之前，需要对每一项指标所包含的所有学生数据规范化。

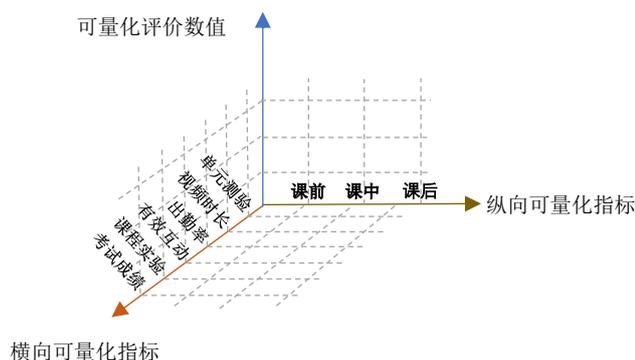


图 2 全维度可量化数值指标

## (2) 数据清洗

数据清洗的目的是为了剔除异常教学数据，提高 BP 神经网络训练的可靠性。对 (1) 节构建的每一项指标所包含的所有数据进行方差统计，对于远离方差的学生样本进行剔除，保证 BP 神经网络能够挖掘有效的教学过程中的数据。

## 4.2 基于专家知识的评价目标设定

成果导向的评价体系期望能够准确评价学生应用课程所学知识进行实践和创新的能力，是面向产出的评价体系，因此在 BP 神经网络模型中，通过专家打分

形式确定每一个学生的期望输出向量  $y^s$ 。为了充分了解该课程教学内容和教学模式对课程目标的完成情况，评价时间段建议可以放宽后课程结束后 2 年，不限于在课程结束后立刻进行。

评价目标的设定充分考虑 OBE 教育理念，以学习成果为导向，充分考虑学生根据课程的学习学会了什么，对自我的提升有多少，因此根据课程目标建立评价目标集合，也就是 BP 神经网络的输出结点个数与设定的课程目标个数相同，这样可以根据教学数据掌握学生在每一项课程目标上的完成情况。

专家库的建立：专家库具有更为宽泛的含义，既包括各个层次的专家（例如有经验高层次教师团队，企业人员、督导），也包括学生本人对该课程效果的评价，专家库里专家对每一项课程目标达成度打分，并对专家设置打分置信度，根据专家打分，专家置信度以及课程目标赋值进行加权得到学生在该目标的最终达成度，如公式 (3) 所示：

$$y_j^s = E_j \times \sum_{k=1}^{PNO} (P_k \times O_k) \quad (3)$$

其中  $y_j^s$  第  $s$  个学生的第  $j$  个课程目标上的达成度得分， $E_j$  表示第  $j$  个课程目标赋值， $O_k$  表示第  $k$  个专家打分， $P_k$  表示第  $k$  个专家的置信度， $\sum_{k=1}^{PNO} P_k = 1$ ， $PNO$  表示专家人数。根据公式 (3) 得到每一个学生的期望输出向量  $y^s = [y_1^s, \dots, y_j^s, \dots, y_n^s]^T$ 。所有学生期望输出向量的集合构成期望输出集合  $y$ 。

## 4.3 误差函数构建

将 3.1 节构建的样本集合  $x$  输入到 BP 神经网络模型中，前向计算得到预测集合  $\hat{y}$ ，并根据 3.2 节构建的期望输出集合  $y$ ，按照公式 (4) 建立误差函数  $E$ 。

表 1 评价目标设定中的打分表示例

专家	专家置信度	学生 1			学生 2		
		课程目标 1 赋值: 0.3	课程目标 2 赋值: 0.4	课程目标 3 赋值: 0.3	课程目标 1 赋值: 0.3	课程目标 2 赋值: 0.4	课程目标 3 赋值: 0.3
专家 1	0.4	90	80	90	80	96	85
专家 2	0.3	80	70	85	75	90	88
专家 3	0.3	95	85	88	80	93	92
达成度 (根据公式 (4) 计算)		26.55	31.4	26.37	23.55	27.99	26.49
		满分 30 完成度 88.5%	满分 40 完成度 78.5%	满分 30 完成度 87.9%	满分 30 完成度 78.5%	满分 40 完成度 69.9%	满分 30 完成度 88.3%

$$E = \|y - \hat{y}\|_2^2 \quad (4)$$

根据误差函数  $E$ ，利用公式(2)反向调节 BP 神经网络权重，训练 BP 神经网络模型。

#### 4.4 评价模型

根据公式(3)得到的每个学生课程目标的达成度，学生评价总分可以根据学生考核成绩、目标达成度和课程目标赋值加权得到，如公式(5)所示。

$$Score_s = \frac{1}{2}(F_s + \sum_{j=1}^c y_j^s \times E_j) \quad (5)$$

其中  $F_s$  表示学生的考核成绩， $Score_s$  表示第  $s$  个学生的评价得分。

本文提出的成果导向的评价模型，可以输出学生在每一个课程目标上的达成度和总体评价得分。通过分析学生在每一个课程目标上的达成度，找出学生学习的薄弱环节，反向对课程设计、教学过程以及课程目标设定进行反思，达到持续改进的目的。同时，随着课程重复开展，产生更多的教学数据，可以对评价模型调整和优化，样本数量的增加可以进一步增强评价模型的可靠性。

对于训练好的模型，在该课程后续开设中，根据教学过程中产生的教学数据直接前向计算即可得到课程目标达成度和学生评价，无需再次进行专家评价过程，或者仅利用少量学生数据再次进行专家评价，根据学生状态对 BP 神经网络进行微调，评价模型具有动态自适应特性。

### 5 实践效果

在实施过程中，本文以人工智能导论课程的教学评价为例，对评价模型进行合理性验证。我们选择了 90 个学生的教学数据，其中 50 个学生数据用于训练评价模型，另外 40 个学生数据用于验证评价模型合理性，并邀请了 10 名专家对学生的课程目标达成度打分。

首先定义评价指标向量包括 5 项：单元测验(MOOC 统计)、课下教学视频观看时长(MOOC 统计)、出勤

率、课程实验得分、以及课程互动(通过学生报告，互相评分方式得到)；课程目标包括知识目标达成度以及能力目标达成度。

利用 50 名学生教学数据和目标达成度训练评价模型后，将另外 40 名学生的教学数据输入到训练好的评价模型中，得到预测的目标达成度，并根据公式(5)得到这些学生的最终评价得分。邀请专家对这 40 名学生的最终评价得分进行合理性分析，38 名同学的最终评价得分与课程目标达成度相符合，仅有 2 名同学的最终评价得分与课程目标达成度存在一定偏差。因此，该评价体系能够对学生“学”的结果进行更准确的评价。

### 6 结束语

本文通过 BP 神经网络模型，提出成果导向的教学评价模型，建立教学过程与教学成果之间的映射关系，同时对课程目标达成度和学生总体表现进行评价，并能够根据教学过程的推进动态调整评价模型。根据提出评价模型得到的课程目标达成度，对课程教学、课程设计、课程考核等方面的优缺点进行分析，进一步根据评价对教学过程持续改进。

### 参考文献

- [1] 王晓东, 吴英杰, 林伟, 等. 课程教学评价方法的探索与实践[J]. 计算机教育, 2008, 14: 107-109.
- [2] 张自立, 姚振伟, 金庆勇. 课程思政背景下软件工程概论考核评价体系研究[J]. 计算机技术与教育学报, 2021, 9(2): 107-110.
- [3] 雷菁. 浅析高职院校计算机专业基础课程教学质量评价[J]. 计算机技术与教育学报, 2022, 10(3): 85-89.
- [4] 陆鑫. OBE 工程教育模式下课程教学设计研究[J]. 计算机教育, 2017, 10: 135-139.
- [5] 姜大伟, 刘立敏, 孙才英. 基于 OBE 理念的课程目标达成评价方法[J]. 黑龙江教育: 高教研究与评估, 2018(10): 3.
- [6] 朱永梅, 王黎辉, 唐文献. 基于 OBE 理念的实践课程目标达成度评价研究——以《机械设计综合训练》课程为例[J]. 教育教学论坛, 2019(16): 3.
- [7] 孙娜. “以学生为中心”的线上线下混合教学“金课”建设的实践探索——以《计算机程序设计 VC++》课程为例[J]. 电脑知识与技术, 2022, 18(12): 145-147.