

# 基于LMBP算法的在线学习评价模式研究\*

□ 卢宇 陈锦莹 谢静 陈宏敏 范新民

## 【摘要】

针对如何有效实现在线学习评价的问题,提出一种采用改进的LMBP算法设计的在线评价模型,给出了评价指标各项要素的定义,构建了评价的方案,并将改进的LMBP算法运用到实际在线学习评价中。结果表明:设计的评价模型能够有效实现对各种类型的在线学习人群学习状态的动态评价。

【关键词】 LMBP算法;在线学习;评价;神经元节点

【中图分类号】 G40-057

【文献标识码】 A

【文章编号】 1009-458x(2016)03-0028-05

DOI:10.13541/j.cnki.chinade.20160331.008

## 一、引言

计算机技术的发展和网络技术的进步,大力推动了在线学习的发展<sup>[1]</sup>。近年来,随着慕课等教育方式的进一步活跃,越来越多的学习者通过网络在线学习的方式获取知识<sup>[2]</sup>。然而,如何提高网络教学质量则成了一个非常重要的问题呈现在管理者面前。采用普通教育的评价方式来对网络教育效果加以评价,其效果不佳。分析其原因,主要在于所使用的在线学习评价策略不符合在线学习的特点。因此,如何正确解读在线学习评价的复杂性,探求合理的在线学习评价模式,对于推进网络教育的持续发展具有重要的意义<sup>[3]</sup>。

在线学习评价不仅可以更加公正、全面、客观地评价学生学习质量,而且可以更好地组织学习资源,及时有效地个性化指导学生,起到提高在线学习质量与促进学生在线学习、在线学习活动开展等作用。多年来,研究者先后提出了多种评价方法。早期的评价方式(如传统评价法和专家评价法等)都带有一定的主观性,而且不能及时给出反馈,不利于形成最优化的评价结果;20世纪70年代初,美国运筹学家匹茨堡大学教授萨蒂提出了层次分析法(AHP),张阳等利用该方法实现了在线学习评价模型的设计<sup>[4]</sup>;2008年,郑晓薇和陈瑛考虑到评价等级差异中过渡的模糊

性,分别提出模糊综合评价方法,提高了评价结果的可信度<sup>[5][6]</sup>;2011年,Jared Keengwe和Jung-Jin Kang利用活动理论的三角模型作为在线学习交流的评价方法<sup>[7]</sup>;Xu Lei和Claus Pahl使用分析模型与一个应用于商务网站的网站分析方法相结合的方式作为在线学习的评价方法<sup>[8]</sup>。然而,要对不同学科和不同类型学习人群的学习状态进行动态评价,一直没有一种较好的解决方案。

人工神经网络理论在处理非线性模式识别方面已表现出了很好的特性。将人工神经网络运用到学习评价中,能够有效地避免获得权值过程中的人为因素。2003年,周学军和刘颖琦首次将BP算法引入教育评估当中。此后,高兴培、乔维德、彭三城和李绍中等分别围绕着如何应用BP算法实现评价展开研究,提出了各自的设计方案<sup>[9][10][11][12]</sup>。然而,BP算法由于自身存在局部极小的问题、算法的收敛速度比较慢等因素,影响了其在评价中实际应用效果<sup>[13][14]</sup>。结合LMBP的特点,设计基于LMBP算法的在线学习平台评价模型,成为一个值得研究的方向。

## 二、LMBP算法的理论基础

### 1. 基本BP算法原理

BP神经网络是一种包括输入层、隐含层和输出

\* 基金项目:本文系福建省重点科技项目“分布式太阳能中央热水系统测控平台的研制”(项目编号:2012H0021)和福建省教育厅重点项目“太阳能热水系统示范项目监测管理数据中心平台的研制”(项目编号:JA12064)的阶段性成果。



层的三层结构（如图1所示）。对于已知的M个输入样本，通过训练BP网络，用网络的实际输出与目标输出之间的误差来修改网络的权值，使网络的实际输出与目标输出尽可能地接近。

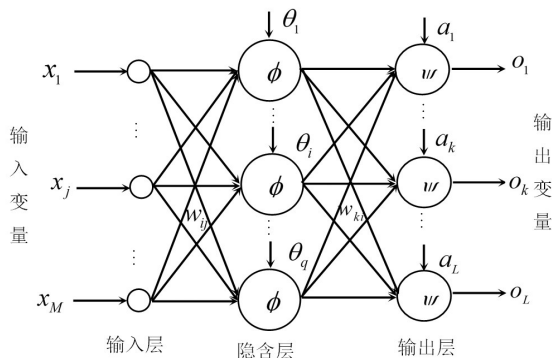


图1 BP网络结构图

## 2. LMBP算法

针对BP算法存在的学习效率低、收敛速度慢和容易陷入局部极小值的状态等不足，LMBP算法采用数值优化法来训练网络，如式1、式2所示：

$$f(X^{(k+1)}) = \min f(X^{(k)} + \eta^{(k)} S(X^{(k)})) \quad (1)$$

$$X^{(k+1)} = X^{(k)} + \eta^{(k)} S(X^{(k)}) \quad (2)$$

其中， $X^{(k)}$ 为网络所有的权值和偏置值组成的向量， $S(X^{(k)})$ 为由 $X$ 的各个分量组成的向量空间中的搜索方向， $\eta^{(k)}$ 为在 $S(X^{(k)})$ 的方向上使 $f(X^{(k+1)})$ 达到极小的步长。

搜索方向的表述如式3所示：

$$S(X^{(k)}) = -(H^{(k)} + \lambda^{(k)} I)^{-1} \nabla f(X^{(k)}) \quad (3)$$

令 $\eta^{(k)} = 1$ ，则

$$X^{(k+1)} = X^{(k)} + S(X^{(k)}) \quad (4)$$

## 3. LMBP算法选择理由

在标准的BP算法中，由于每输入一个样本后均需要调整权值，导致算法收敛较慢。在BP算法的基础上派生出诸多改进算法，如ABPM、LMBP、HBP等。本文选用LMBP算法，因为该算法应用高斯牛顿法，极大地提高了网络学习的收敛效率。相对于标准BP算法引入动量项，并进行等步长改进的ABMP算法或者引入过度函数变量的HBP算法而言，LMBP在收敛速度、学习速度以及局部收敛发生的可能性等方面都有较大的优势。

## 三、基于LMBP算法的在线学习评价模型

利用LMBP算法构建符合在线学习评价特点的学习评价模型，最重要的目标在于改进并实现符合在线学习评价特征的评价模型各要素的设计工作，通过对LMBP算法的分析和在线学习评价指标的分析，设计在线学习评价模型各要素。

### 1. 在线学习评价模型设计

由于在线学习的特殊性，在线学习评价不仅要评价学习者的学习结果，还需要分析学习者的学习过程。因此，在线学习评价将更注重形成性评价<sup>[15]</sup>。在线学习评价模型的设计将从在线学习行为系统入手进行分析与设计。首先，从在线学习过程的主体出发，主体在学习过程中学习方法、学习情绪、学习动机、学习态度等都会直接或间接地影响在线学习评价。因此，考虑学习者在学习过程中的学习方法和学习态度等诸方面，本文设计的评价模型中，采用学习态度、交流协作和学习过程这三个一级指标评价学习者的在线学习过程。由于在线学习评价不仅注重形成性评价，而且注重结果性评价，那么，学习者的学习效果也是重要的评价指标之一。其次，从在线学习过程的客体出发，学习资源是较好地评价在线学习的指标之一。可以通过对学习资源的评价（例如资源的浏览、上传与下载等都可以作为一个具体的指标）来评价在线学习者的学习情况。因此，在本模型的设计中，将增加资源利用评价指标。其二级指标可细分为上传资源、下载资源和浏览资源三个指标。基于上述考虑并借鉴现有的在线评价模型的设计思路，本文建立如表1所示的在线学习评价模型。

### 2. 输入层节点数定义

输入层节点数定义主要根据在线学习评价指标体系来确定，将学习指标中的学习态度、资源利用、交流协作、学习过程和学习效果作为一级指标，每个一级指标下合计有3到6个二级指标，而每个二级指标下又有相应的三级指标。

按照各在线学习系统的特点，可以适度调整模型的输入指标，即改变评价系统的输入层节点数。

### 3. 输出层节点数定义

对于在线学习评价结果而言，主要目标是完成评价结果的输出。因此，可以明确输出层的节点数为1。

表1 评价指标体系表

一级指标	二级指标	三级指标
学习态度	登录在线学习系统的次数	登录系统时间<t <sub>1</sub> 的次数
		登录系统时间>t <sub>1</sub> 的次数
	在线学习的总时间	每周在线学习总时间 每次在线学习时间>t <sub>1</sub> 的时间总和
	作业完成比率	作业完成总比率
		作业正确完成的比率
及时上交作业次数	截止日期之前上交作业的次数	
资源利用	上传资源	上传资源次数
		上传资源下载量
	下载资源	下载资源次数
		下载资源种类
在线学习平台内资源浏览次数	在线学习平台内资源浏览次数	
交流协作	答疑提问	答疑次数
		向老师提问次数
	在线讨论	每周参与在线讨论次数
		发表言论次数 每周参与讨论的总时间
学习过程	学习计划制定的合理性	学习计划制定的合理性
	阶段性学习记录的内容与学习目标的符合程度	阶段性学习记录的内容与学习目标的符合程度
	阶段性作业完成质量	阶段性作业完成质量
	阶段性作品	阶段性作品
	自我评价	自我评价
	教师评价	教师评价
	同伴评价	同伴评价
学习效果	作业成绩	平时作业成绩
		阶段性作业成绩
	上交作品成绩	上交作品成绩
	期末考试成绩	期末考试成绩

4. 隐含层节点数设计

隐含层节点数定义应该考虑到输入、输出层各节点的影响并加以调整。综合在线学习特点，按照评价系统的实际应用，对隐含层影响的定义如式5所示：

$$n_1 = \sqrt{n+m} + a \tag{5}$$

其中，m为输出层节点数，n为输入层节点数，n<sub>1</sub>为隐含层节点数，a为介于1和10之间的一个常数的方法。同时，借鉴 Vellido A. 提出的可变隐含层节点数的方案<sup>[16]</sup>，使a在1和10之间调整，使模型达到输出稳定（即模型达到要求）确定节点数值的方法。

5. 激活函数设计

激活函数是一个LMBP网络神经元及网络的核心。根据评价设计的特点，在线学习评价模型的激活函数应使同一个神经网络既能够处理大的信号，也能够处理小的信号。因此，将函数定义如式6所示：

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{6}$$

四、实验与分析

学位英语考前辅导培训课程是福建省中小学教师远程培训平台中的一门面向全省中小学教师开展培训的网络课程。本文以2013年学位英语考前辅导培训课数据为样本，将其置入基于MATLAB平台设计的在线学习评价模型做实验分析。

1. 数据的收集及预处理

样本培训时间为2012年10月10日至2013年3月31日，培训人数为817人。该培训采取的考核指标主要有四个：基本学时数、论坛发帖次数、完成作业情况和期末机考成绩，即输入层节点数为4。具体评价考核指标如表2所示。

表2 学位英语考前辅导培训课程的评价指标体系表

一级指标	二级指标	
	初始权重	指标名称
学习态度	0.4	整个培训过程中主动参与的学时数
学习过程	0.2	论坛发帖次数
	0.1	作业完成情况
学习效果	0.3	期末机考成绩

从后台数据库挖掘学生主动参与学习的学时数、作业信息和发帖情况等信息，获得了评价指标体系的部分数据（如表3所示）。

表3 部分学生学习评价指标及期望输出数据表

用户名	主动参与学时数	作业完成情况	发帖次数	期末机考成绩	人工评价成绩(输出值)
120100XW8069	123	合格	60	66	86
120100XW8070	72	合格	42	67	61
120100XW8071	36	合格	40	60	52
120100XW8072	0	不合格	0	23	0
120100XW8073	37	不合格	13	60	38
.....	.....	.....	.....	.....	.....

通过数据库获得学习评价指标数据，需要进行一定的处理，转换成数值码的形式。如主动参与学时数和论坛发帖次数需将最大值作为分母，将每个人的指标值转换为百分制形式；作业完成情况采用合格和不合格进行判断，实际计算学生的综合成绩时，需要将这两个值转化为两个阈值，便于后期的模型训练。

此外，还要进行数据的清理工作，去除一些不适合进行评价的数据，比如有些学生在整个培训过程中都没有参加，各项学习数据在系统中的记录均为0，这样的数据就需要将其剔除。经过数据的预处理之后的部分数据如表4所示。



表4 评价指标数据预处理后的部分数据

用户名	主动参与学时成绩	作业完成成绩	发帖成绩	期末机考成绩
120100XW8069	95.34	100	73.17	66
120100XW8070	55.81	100	58.33	67
120100XW8071	27.90	100	55.55	60
120100XW8073	28.68	50	18.05	60
.....	.....	.....	.....	.....

## 2. 数据的归一化处理

考虑到神经网络训练时间和激活函数特征等因素,对转换和清理后的数据进一步展开归一化处理。

数据归一化是将输入的原始数据映射到[0,1]或者[-1,1]的区间,或是更小的区间内。对于样本数据,本文采用线性转换算法进行归一化处理(如式7所示):

$$y = \frac{x - \min}{\max - \min} \quad (7)$$

其中,  $\min$  为变量  $x$  中的最小值,  $\max$  为变量  $x$  中的最大值,  $y$  为归一化处理后的值。通过归一化处理的部分数据如表5所示。

表5 归一化处理后的部分数据

用户名	主动参与学时成绩	作业完成成绩	发帖成绩	期末机考成绩
120100XW8069	0.9493	1	0.7050	0.5584
120100XW8070	0.5190	1	0.5418	0.5714
120100XW8071	0.2153	1	0.5112	0.4805
120100XW8073	0.2238	0.5	0.0989	0.4805
.....	.....	.....	.....	...

对于预期输出结果,由于原先为百分制的评价,直接采用除以100后的结果实现归一化。

## 3. 训练数据和测试数据的确定

将经过预处理和归一化处理的814份样本数据分为两部分,分别用于训练网络及模型测试。

## 4. 在线学习评价模型实验

完成了在线学习评价模型的网络结构设计、参数设置和激活函数后,对获取的在线学习评价模型展开实验。

通过隐含层神经元数目的变化,训练结果也各不相同。根据隐含层神经元定义公式(5)。本测试样例的  $m=1$ ,  $n=4$ ,  $1 \leq a \leq 10$ , 经计算  $n_a$  的值介于3到13之间。3-13个隐含层神经元数目的训练步数和误差分布情况结果如图2所示。

分析图2可知,隐含层神经元数目为10时系统可以以最小的训练次数达到最小的网络误差。因此,

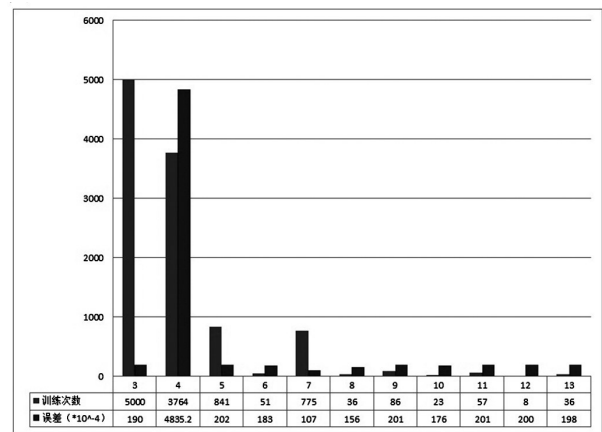


图2 隐含层神经元数目对应训练次数和误差图

优选隐含层神经元数目10作为构建最终评价模型的参数。

## 5. 测试与结果分析

为了能够验证模型的可用性,构造3个非理性评价数据加入预留的测试数据并投入训练后的在线学习评价模型加以测试,测试结果如图3所示。

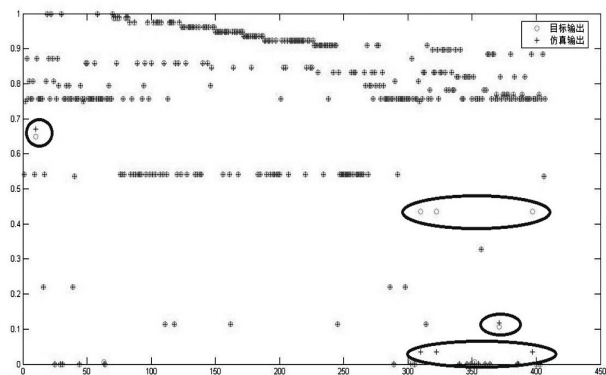


图3 隐含层神经元数目为10的神经网络输出与目标输出对比图

对测试结果图分析可知,参与测试的410个数据(含407测试数据及3个构造的非理性数据)存在5个游离点。这5个游离点的对比如表6所示。

表6 游离点的目标输出值与模型输出值对照表

游离点编号	1	2	3	4	5
人工评判值(目标输出)	0.65	0.45	0.45	0.1	0.46
模型输出值	0.68	0.03	0.03	0.12	0.04

将原始输入数据做进一步分析发现,存在较大偏差值的游离点2、3和5正是人为构造的测试数据,对于游离点1和4,误差范围均小于5%,属于可接受范围。

## 五、结束语

本文设计了一种基于LMBP算法的在线学习评价模型,采用福建省中小学教师远程培训平台学位英语考前辅导培训课程作为实验数据,实验证明训练后的LMBP网络模型具有很好的目标逼近函数。通过训练模型能够适用于不同的使用环境,成为良好的评价工具,能够用训练好的在线学习评价模型对在线学习者进行合理的评价。

LMBP算法提供了牛顿法的速度和保证收敛的梯度下降法之间的一个折中,其迭代次数减少,但其每次迭代的计算量大<sup>[17]</sup>,它虽不用计算Hessian矩阵,但是包含了Jacobian矩阵的计算,存在大矩阵求逆运算的缺点。因此,若是在实验过程中设置较大的网络偏置值与权值,此算法具有一定的局限性。曾有学者针对LMBP算法求逆运算的缺点,提出了一种矩阵分解的优化算法,利用分治法做了算法的进一步优化,并进行理论上的时间复杂度分析与验证<sup>[18]</sup>。因此,下一步的研究将对本文设计的LMBP算法模型进一步优化以达到最优效果。

#### [参考文献]

- [1] 罗洁. 信息技术带动学习变革[J]. 中国电化教育, 2014, (1): 15-34.
- [2] 李志民. “慕课”的兴起应引起中国大学的觉醒[J]. 中国高等教育, 2014, (7): 30-33.
- [3] 陈玉馄, 代蕊华, 杨晓江等. 高等教育质量保障体系概论[M]. 北京: 北京师范大学出版社, 2004.
- [4] 张阳, 王东, 杨贯中. 基于模糊AHP理论的网络学习评价模型研究[J]. 湖南师范大学自然科学学报, 2007, 30(2): 71-75.
- [5] 郑晓薇, 于海波. 基于熵的网络学习模糊综合评价方法[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(23): 6149-6151.
- [6] 陈瑛, 余小华. 基于模糊理论网络学习评价系统的设计与实现[J]. 四川轻化工学院学报, 2010, (6): 673-678.
- [7] Jared Keengwe, Jung-Jin Kang. A triangular prism model: Using
- [8] Xu Lei, Claus Pahl. An evaluation technique for content interaction in web-based teaching and learning environments [DB/OL]. The 3rd IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies.
- [9] 高兴培. 模糊神经网络在远程教育评估中的应用初探[J]. 中国远程教育, 2005, (7): 68-70.
- [10] 乔维德. 基于BP神经网络的现代远程教育教学质量评价模型的构建[J]. 中国远程教育, 2006, (7): 69-71.
- [11] 彭三城. 基于网格的高等教育评估系统研究[J]. 计算机应用研究, 2007, (6): 34-37.
- [12] 李绍中. 基于智能计算的在线学习评价模型研究与系统设计[D]. 广州: 中山大学, 2011: 36.
- [13] 陆琼瑜, 童学锋. BP算法改进的研究[J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(3): 648-650.
- [14][17] 吕俊, 张兴华. 几种快速BP算法的比较研究[J]. 现代电子技术, 2003, 26(24): 96-99.
- [15] 元帅. 在线学习行为分析评价及其应用研究[D]. 华中师范大学, 2011.
- [16] Vellido A., Lisboa P.J.G, Vaughan J.. Neural networks in business a survey of applications(1992-1998)[J]. Expert Systems with Applications, 1999, 17(1): 51-70.
- [18] 赵旭峰. LMBP神经网络算法改进及其应用[D]. 中国科学技术大学, 2013.

收稿日期: 2015-02-15

定稿日期: 2015-09-04

作者简介: 卢宇, 副教授, 福建师范大学物理与能源学院(350117)。

陈锦莹, 硕士研究生, 福建师范大学软件学院(350117)。

谢静; 陈宏敏。福建师范大学教育学院(350117)。

范新民, 福建师范大学网络与继续教育学院(350117)。

责任编辑 日新

students, competing commitments as a Master's student and as an in-service teacher, getting lost in massive information online, and insufficient motivation without on-site supervision of teachers. Using action research, a study was conducted to experiment with personalized learning support based on smart information push with the aim of enhancing the learning outcomes of these Master's programs in the Central China Normal University. Specifically, educational resources are pushed to students when needs are identified. A case study of the course Literature reading and essay writing was done on the cloud-based integrated e-learning platform to verify the feasibility and effectiveness of this support model. Findings from the study show that the model can improve students' academic performance effectively, stimulate their interest in learning and facilitate teachers' supervision, leading to optimization of learning experience. Findings also indicate that information push needs to be time-phased with modularized content and in diverse manners.

**Keywords:** smart information push; personalized learning support; empirical study; educational technology

## Towards an online learning evaluation model based on LMBP algorithm

Yu Lu, Jinying Chen, Jing Xie, Hongmin Chen, and Xinmin Fan

This study aims to ensure effective online learning evaluation by designing an evaluation model based on the improved LMBP algorithm, defining its evaluation indexes and proposing an evaluation scheme. The improved LMBP algorithm was used to evaluate the online learning of a training course on the Distance Training Platform for Primary and Secondary School Teachers in Fujian Province, China. Findings from the study show that the proposed model can make dynamic evaluations of the performances of different types of online learners.

**Keywords:** LMBP algorithm; online learning; evaluation; neuron node

## A cluster analysis of MOOC interaction patterns

Hongtao Sun, Qiuji Li, and Qinhua Zheng

Cluster analysis is a common technique for learning analytics and data mining, aiming to classify a set of objects in such a way that objects of a group share more similarities to each other than to those of other groups. Cluster analysis can be used to categorize patterns of online learning behaviors and performance levels, which in turn can inform further inquiries. This paper reviews typical cluster analysis literature in online learning, highlighting procedures and main findings. Built on previous studies, it focuses on selection of cluster variables in distance education research as well as verification of their validity. A case study approach is adopted to analyze interaction patterns in Chinese MOOCs. Findings indicate that the majority of Chinese MOOCs involved low-level interaction and that teachers failed to play an active role in tutoring and moderating interaction. Teachers' active engagement may enhance interaction, but it is found that teachers' participation alone did not result in increase in overall interaction. Teachers' design and moderation of course interaction is needed to increase overall interaction.

**Keywords:** clustering; MOOC; learning analytics; interaction analysis

(英文目录、摘要译者：肖俊洪)