



# Research on Blended Teaching Evaluation Model of College English Based on Entropy Method and BP Neural Network

Yutong Yang

Department of College English, Zhejiang Yuexiu University, Shaoxing, China

Email: 610146651@qq.com

**How to cite this paper:** Yang, Y.T. (2024) Research on Blended Teaching Evaluation Model of College English Based on Entropy Method and BP Neural Network. *Open Access Library Journal*, **11**: e11670. <https://doi.org/10.4236/oalib.1111670>

**Received:** May 9, 2024

**Accepted:** June 24, 2024

**Published:** June 27, 2024

Copyright © 2024 by author(s) and Open Access Library Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## Abstract

With the advent of Educational Informatization 2.0, the teaching mode of education combined with information technology has been widely adopted in college English teaching and learning nationwide. In response to reforms in educational informatization, a comprehensive evaluation model with a combination of 5G, big data, information mining, and neural networks came into existence. Currently, research on blended teaching evaluation based on AHP approach has been made with relatively desirable results. Yet, since AHP approach has its limitations in the subjective evaluation process, this article aims to assess the learning effectiveness through subjective and objective angles based on AHP and Entropy method, thus calculating the weighted values of each index scientifically and appropriately. Finally, the BP neural network is adopted to train the input data until the error value can be minimized to the expected results. The simulation results show that this evaluation model can be objectively, accurately and efficiently used to assess the learning effectiveness of college English blended teaching.

## Subject Areas

Pedagogy

## Keywords

Entropy Method, BP Neural Network, Blended Teaching, College English, Learning Effectiveness Evaluation

## 1. Introduction

随着教育信息化发展水平的不断提高,基于互联网 + 和移动 APP 的英语学习模式成为主流。目前,各地高校大学英语课程实施了线上线下混合式教学

(blended teaching)模式。这种教学模式将教学过程大致分为了课前、课中和课后三个阶段。在以学生为中心的理念指引下,混合式教学模式充分发挥了学生的主观能动性,并以培养学生批判性思维、自主学习能力和专业知识技能为宗旨。目前我校的大学英语以分层教学为主,针对 A 班,主要采用 2+2 混合式教学;而 BC 班主要采用线上线下结合的混合式教学模式。本文主要针对 BC 班学习对象进行研究。我校已有线上教学的混改平台,上传了慕课、单元导学、单元学习课件等自学材料。课前,学生根据单元导学和慕课对整个单元的学习内容有一个总体的了解,并完成预习和课前自学的任务。课中教师通过驱动和促成来帮助学生分析和调整最终输出任务的难点和细节。课后学生创造性地完成输出项目。在整个闭环的教学模式下,学生的学习效果评价显得尤为重要。根据文秋芳教授提出的 POA 教学法,评价的主体应该是全面的、多维度的。因此,教师评价和学生互评被应用于整个混合式教学过程始终。目前,大多数研究都是从宏观来探究混合式教学效果的评价指标。本文将以某个单元学习效果为依据,并结合层次分析法和熵值法确认各评价指标的权重,最后利用 BP 神经网络对输入数据进行训练,并将最终输出结果与真实值进行误差对比。从而通过仿真实验得到能够用于评价大学英语混合式教学效果的模型。

## 2. 理论基础

### 2.1. 基于层次分析和熵值法的权重确定

#### 2.1.1. 利用层次分析法建立指标体系

层次分析法,简称 AHP (Analytic Hierarchy Process),其原理是将与决策有关的因素分解成目标层、准则层、方案层等若干层次,通过对各因素的计算和比较,得出不同因素的权重,为决策者选择最优方案提供参考依据。[1] 基于学生中心论理念,突出其评价中心地位,围绕着学生的学习效果,从大学英语某一单元的混合式教学效果出发,构建如下评价指标体系。具体见表 1。

**Table 1.** Evaluation indexes of college English blended teaching effectiveness

**表 1.** 大学英语混合式教学效果评价指标

目标层	一级指标层	二级指标层
大学英语混合式教学效果	课前(A1)	慕课视频内容理解度(B1)
		混改平台自学材料观看时长(B2)
		课前自测练习完成度(B3)
		自主学习时间达标程度(B4)
	课中(A2)	解决问题能力(B11)
		批评性提问回答正确率(B12)
		交流合作配合度(B13)
		课堂主动参与度(B14)
	课后(A3)	完成课后作业质量(B21)
		学生互评完成度(B22)
		基于教师反馈的课后反思完成度(B23)
		整个单元输出任务完成情况(B24)

本文将基于层次分析法并根据专家意见数据分析一级指标层,建立两两判断矩阵,并采用九分制标度法,对一级指标层进行反复研究并计算其权重值。

根据专家的打分和层次分析法的计算,可以得到一级指标层各项的权重值。根据表 2,可以看出一级指标层权重最大的是课前自学环节(0.62),其次是课中师生互动环节(0.24),最后是课后学生反思环节(0.14)。为使权重值真实有效,需要对一级指标层进行一致性检验。首先,计算出判断矩阵最大特征值  $\lambda_{\max}$ ,一致性指标  $CI$ ,然后根据公式:

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1}$$

$n$  为矩阵的维度,则根据矩阵维度为 3,可以对应一致性指标列表得出  $RI$  值为 0.52,最后根据公式  $CR = CI/RI$ ,得出一级指标的  $CR$  值为 0.0176,远远小于 0.1,说明判断矩阵构造性很好。

### 2.1.2. 利用熵值法计算权重

为了更加客观的计算评价指标的权重并进行重要性的科学合理排序,本文将层次分析法与熵值法相结合,利用熵值法对二级指标进行权重确定,降低主观因素。熵值法根据指标的离散化程度确定指标的权重,若指标的离散化程度越大,它对综合评价的影响越大,其权重越大;若指标的离散化程度越小,它对综合评价的影响越小,其权重越小。[2]本文选取了大学英语第一单元整个教学流程作为混合式教学效果评价对象,从 B 班选取了 25 名学生的学习记录和测试成绩并通过问卷调查打分的方式获得了二级指标的原始数据。但由于不同指标单位不同,无法进行同级比较,因此,需将所有指标进行无量纲化处理。本文主要采用极值法将原始数据进行转化,为使数据处理有意义,所有数据无量纲化后将全部平移一个最小单位值。具体计算公式如下:

$$X_{ij} = \frac{X_{ij} - m_j}{M_j - m_j}$$

其中,  $M_j$  为  $X_{ij}$  最大值,  $m$  为  $X_{ij}$  最小值。处理后的数据将按照熵值法的具体步骤进行指标权重的计算,并结合各指标权重得出每位学生的综合评价得分。本文选取了来自于 B 班的 25 名学生大学英语混合式教学的学习记录、测试成绩以及问卷打分成绩作为样本。二级指标层共 9 个评价指标,  $X_{ij}$  表示第  $i$  名学生的第  $j$  个评价指标值( $i = 1, 2, 3, \dots, n$ ,  $j = 1, 2, 3, \dots, m$ )。具体计算步骤见如下公式[3]:

- 1) 计算出第  $j$  个指标下,第  $i$  名学生的特征比重。

**Table 2.** Weighted values and CR value of criteria indexes

**表 2.** 一级指标层权重和 CR 值

一级指标层	课前(A1)	课中(A2)	课后(A3)
权重值	0.62	0.24	0.14
CR 值	0.0176		

$$p_{ij} = \frac{x'_{ij}}{\sum_{i=1}^n x_{ij}}$$

2) 计算熵值。

$$e_j = -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln(p_{ij}), 0 \leq e_j \leq 1$$

3) 差异性系数计算。

$$g_j = 1 - e_j$$

4) 确定评价指标的权重  $W_j$ , 计算每位同学的综合得分。

$$W_j = \frac{g_j}{\sum_{i=1}^m g_j}, j = 1, 2, 3, \dots, m$$

通过公式的计算将最终的结果汇总在表 3 中。从表中, 我们可以看出在二级指标层中, 课前学习环节的各项指标的权重值是最高的, 其次是课中的师生互动阶段。在课前学习活动中, 学生的自主学习时间达成度权重值为 0.06922, 占比最高。说明大多数的学生都能完成课前慕课视频和自学材料的提前预习; 在课中阶段, 学生的解决问题能力的权重值最高, 其次是交流合作配合度, 不难看出, 在教师有针对性的促成机制下, 学生能够通过已有认知体系中的知识和过往经验来解决学习英语过程中遇到的问题。

## 2.2. BP 神经网络

BP 神经网络是由一个输入层、一个或者多个隐藏层和一个输出层构成的, 利用误差反向传播算法对网络进行训练, 包括信息的正向传播和误差的反向传播。[4]正向传播主要是指输入信号由输入层通过激活函数的作用向前

**Table 3.** Weighted values and the rank of alternatives indexes

**表 3.** 二级指标层综合权重值及排序

A	权重值	CR 值	B	熵值法 - 权重值	层次 - 熵值法 - 权重值	排序
A1	0.62		B1	0.106	0.06587	3
			B2	0.091	0.05621	4
			B3	0.111	0.06869	2
			B4	0.112	0.06922	1
A2	0.24	0.0176	B11	0.070	0.01682	5
			B12	0.057	0.01363	8
			B13	0.069	0.01666	6
			B14	0.049	0.01168	9
A3	0.14		B21	0.117	0.01643	7
			B22	0.070	0.00985	11
			B23	0.078	0.01095	10
			B24	0.070	0.00976	12

传播到隐含层，隐含层结点经过激活函数再把信息传播到输出层的神经元结点。逆向传播是指通过计算输出层神经元节点输出值与期望值的误差。误差信号沿着原来的路径返回，通过修改各层的权值和阈值使误差达到最小。[5] 本文选取了 20 名学生的数据作为训练集，剩余 5 名学生的数据作为预测数据。输入层设为 2 层，而中间隐藏层的选取，本文采用了多篇论文中用到的计算公式  $a = \sqrt{m+n} + b$ ，其中  $a$  表示隐藏层的节点数， $m$  为输入节点数， $n$  为输出节点数， $b$  为 [1, 10] 的区间数。[6] 根据层次 - 熵值法计算得到的二级指标权重可以计算出 25 名学生的综合得分。如表 4。

### 3. BP神经网络训练及仿真测试

本文采用了 Matlab 软件进行神经网络训练和仿真模拟，将二级指标对应的学生原始数据作为 BP 神经网络的输入信号，将表 4 所得的学生综合得分作为 BP 神经网络输出。第 1~20 组数据用于 BP 神经网络的学习训练，第 21~25 组数据用于 BP 神经网络的测试检验。将目标误差精度设为 0.00001，BP 算法最大迭代次数设定为 1000。并通过反复训练，得出隐藏层为 5 时，训练效果最好。因此，将 BP 神经网络的隐藏层设为 5，如图 1 所示：

Table 4. Students' total scores

表 4. 学生综合得分

评价指标	1	2	3	4	5	...	21	22	23	24	25
B1	1.0001	0.333433	0.833433	0.0001	0.333433	...	0.833433	0.0001	0.2501	0.7501	1.0001
B2	1.0001	0.482859	0.827686	0.138031	0.62079	...	0.793203	0.0001	0.238031	0.675962	0.827686
B3	1.0001	0.285814	0.428671	0.0001	0.285814	...	0.642957	0.071529	0.357243	0.428671	0.857243
B4	1.0001	0.272827	0.636464	0.091009	0.091009	...	0.454645	0.091009	0.363736	0.454645	0.818282
B11	0.666767	0.666767	1.0001	0.666767	0.666767	...	1.0001	0.0001	0.666767	0.666767	1.0001
B12	0.857243	0.857243	0.785814	0.0001	0.428671	...	0.571529	0.5001	0.5001	0.571529	1.0001
B13	0.666767	1.0001	0.833433	0.0001	0.333433	...	0.833433	0.5001	0.583433	0.666767	1.0001
B14	0.666767	0.666767	0.8001	0.0001	0.666767	...	0.8001	0.533433	0.666767	0.666767	1.0001
B21	1.0001	1.0001	1.0001	0.0001	0.5001	...	0.5001	0.0001	0.5001	0.5001	1.0001
B22	0.6001	1.0001	0.8001	0.0001	0.2001	...	0.8001	0.5001	0.5001	0.5001	1.0001
B23	0.833433	0.833433	0.833433	0.0001	0.333433	...	0.666767	0.166767	0.333433	0.5001	1.0001
B24	1.0001	1.0001	1.0001	0.0001	0.666767	...	1.0001	0.333433	0.333433	0.666767	1.0001
综合得分	0.054659	0.038531	0.047814	0.004119	0.023659	...	0.043079	0.010453	0.025204	0.034708	0.057418

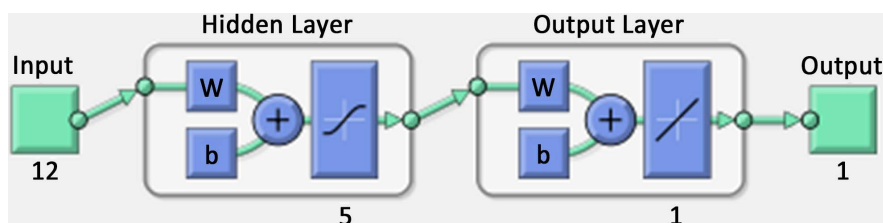


Figure 1. BP neural network structure

图 1. BP 神经网络结构

由于输入层原始数据量级不同，需要对训练样本进行数据归一化处理，将数据标准化到 0~1 之间。输入层到隐藏层使用 ‘tansig’ 函数，隐藏层到输出层使用的激活函数为 ‘purelin’。Matlab 代码编写如下：

```

inputnum=2;
hiddennum=5;
outputnum=1;
[inputn,inputps]=mapminmax(input_train);
[outputn,outputps]=mapminmax(output_train);
net=newff(inputn,outputn,hiddennum,{'tansig','purelin'},'trainlm');
W1= net. iw{1, 1};
B1 = net.b{1};
W2 = net.lw{2,1};
B2 = net. b{2};
net.trainParam.epochs=1000;
net.trainParam.lr=0.01;
net.trainParam.goal=0.00001;
net=train(net,inputn,outputn);
inputn_test=mapminmax('apply',input_test,inputps);
an=sim(net,inputn_test);
test_simu=mapminmax('reverse',an,outputps);
error=test_simu-output_test;
figure(1)
plot(output_test,'bo-')
hold on
plot(test_simu,'r*-')
hold on
plot(error,'square','MarkerFaceColor','b')
legend('期望值','预测值','误差')
xlabel('数据组数')
ylabel('值')
[c,l]=size(output_test);
MAE1=sum(abs(error))/l;
MSE1=error*error'/l;
RMSE1=MSE1^(1/2);

```

通过仿真训练，Matlab 工具在训练 8 次之后即达到目标误差的要求，网络模型的训练结束，训练路径见图 2。图中 BEST 虚线说明 BP 网络训练到第六代的时候 BP 训练结果最为理想。

通过 regression 分析，得到了如下图 3 的线性回归拟合图。蓝线代表训练回归系数，绿线代表校验回归系数，红线代表测试回归系数，而黑线代表整体的回归系数。回归系数 R 值越接近 1，表明 BP 神经网络搭建的模型效果越好，预测精度越高。根据图 3 显示的结果，不难看出各类数值回归系数均

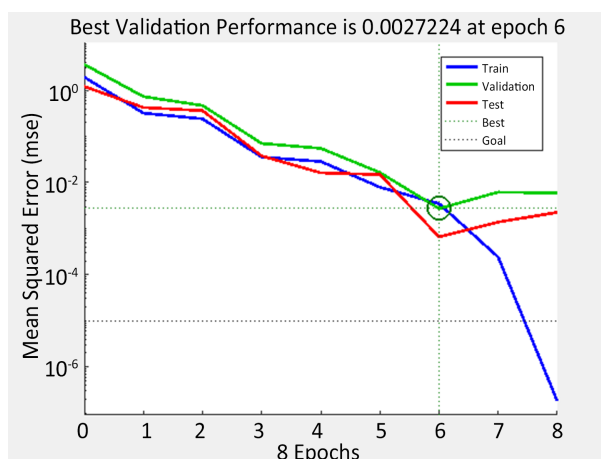


Figure 2. BP neural network training curve

图 2. BP 神经网络训练曲线

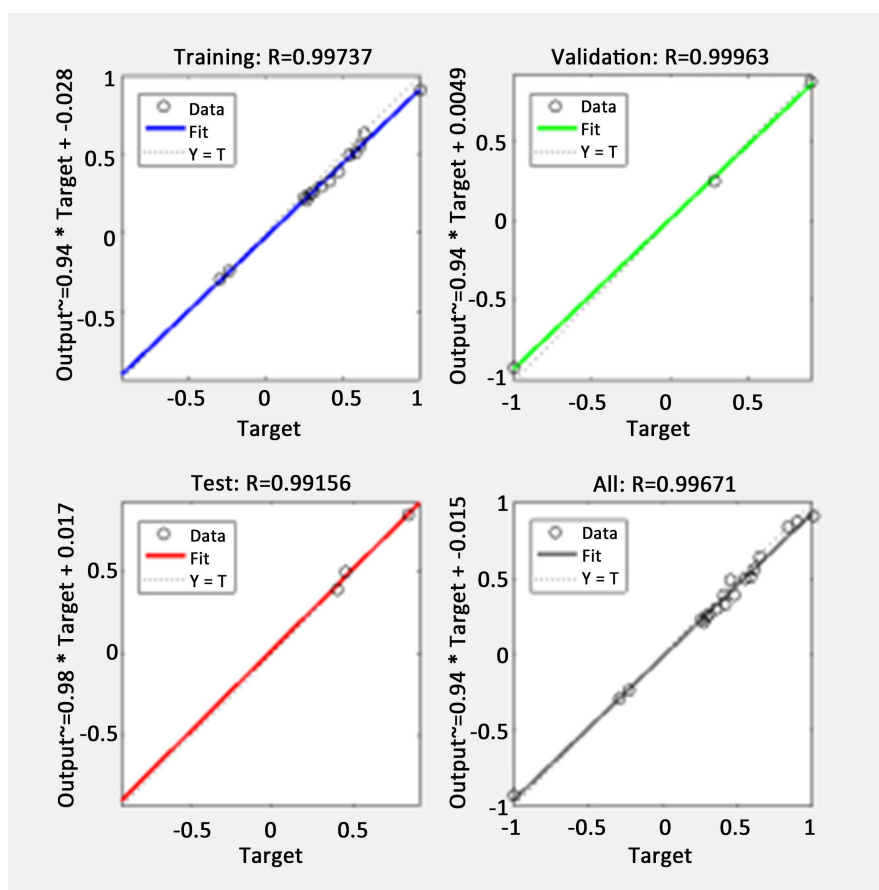


Figure 3. Fit plot of training and testing data

图 3. 训练样本和测试样本拟合图

非常接近于 1，说明基于层次分析法和熵值法并结合 BP 神经网络构建的大学英语混合式教学效果评价模型整体效果很好。

借助 Matlab 工具得到的预测值，与实际值相比较，得到对比结果见表 5。根据测试数据的真实值与预测值的误差对比可以看出，测试样本的最大误差

为-0.0106, 比较好的满足了高校混合式英语教学效果评价的需要。综上所述, 基于 EM-BP 神经网络构建的大学英语混合式教学效果评价模型准确度高、评价结果更客观公正且智能化程度显著, 为大学英语混合式教学效果的综合评价提供了一种行之有效的新思路和方法, 对各地高校的英语教学改革、提升课堂教学质量具有积极的指导作用。

**Table 5.** True values and expected values comparison

**表 5.** 测试样本真实值与预测值的结果对比

序号	真实值	预测值	误差
S21	0.0431	0.0417	-0.0013
S22	0.0105	0.0129	0.0025
S23	0.0252	0.0146	-0.0106
S24	0.0347	0.0293	-0.0054
S25	0.0574	0.0551	-0.0023

#### 4. 结论

跨学科研究是目前教育教学改革与研究的一个重要发展趋势。混合式教学模式本就是一种新的网络教学模式, 需要结合创新的评价工具对其教学效果进行定性和定量的综合分析。本文结合层次分析法和熵值法计算教学评价指标权重值, 从而使整个评价结果更科学、客观、准确。并利用权重值计算学生的综合表现得分, 结合 BP 神经网络进行训练和仿真模拟, 最终构建了用于评价大学英语混合式教学效果的模型。根据各项评价指标的权重值和测试结果对比, 得到以下结论:

1) 首先, 通过层次分析方法可以从宏观上对大学英语混合式教学的课前、课中和课后各环节进行正确合理的分析。其次, 通过熵值法能够从更加客观、科学和微观层面对反映学生学习效果的各项评价指标进行研究, 得出各项指标与大学生混合式学习效果评价结果的关联度, 从而可以弱化一些权重值不高或不重要的评价指标, 简化了大学英语混合式教学效果评价模型的结构, 并提高了评价的效率。

2) 通过各项指标的权重值可以计算得出每个学生的综合评价得分, 并采用 BP 神经网络对学生混合式教学各项学习记录成绩与综合评价结果之间的非线性关系进行了映射, 从而建立了更精准的大学英语混合式教学效果评价模型。

3) 本文创新地采用了层次分析法和熵值法进行综合权重值研究, 并结合 BP 神经网络建立了评价模型且评价效果很好。在本文的二级指标层中, 对学生解决问题能力指标的数据收集是通过学生问卷调查实现的, 之后的研究将结合灰色模糊综合评价的方式来实现更加科学、精准的分析与评价。

#### Conflicts of Interest

The author declares no conflicts of interest.

---

## References

- [1] 许学敏. 层次分析法在太阳镜产品质量评价中的应用[J]. 中国标准化, 2019(2): 158-159.
- [2] 张妍, 王海玥, 焦琳致. 基于层次分析法和熵值法的分类延迟退休问题研究[J]. 辽宁师范大学学报(自然科学版), 2020, 43(3): 304-309.
- [3] 陈玮莹. 江西电网 Z 供电分公司综合绩效评价研究[D]: [硕士学位论文]. 上海: 华东理工大学, 2019.
- [4] 钟静. 锡林浩特露天开采煤矿区占地信息自动提取方法研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 中国地质大学(北京), 2016.
- [5] 朱庆生, 周冬冬, 黄伟. BP 神经网络样本数据预处理应用研究[J]. 世界科技研究与发展, 2012, 34(4): 624-626.
- [6] 石莉, 陈诚, 邵艺. 基于 BP 神经网络的大学生实践教学效果评价研究[J]. 扬州大学学报(高教研究版), 2020, 24(2): 112-118.