

基于AHP和GWO-ELM的大学英语教学质量评价

揣琼

(四川工业科技学院, 四川罗江 618500)

摘要 为提高大学英语教学质量评价精度,从模型的初始状态输入参数权重以及隐含层所在的偏置系数对于极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)模型关于性能方面的积极影响,将GWO-ELM算法应用于大学英语教学质量评价。首先,构建了一套基于教师素质、教学态度、教学方法、教学效果和教学内容的英语教学质量评价指标体系;其次,将评价指标数据和大学英语教学质量类型(差、中、良和优秀)分别作为ELM模型的输入向量和输出向量,从而建立了基于GWO-ELM模型大学英语教学质量评价方法,经过实验论证,本文提出方法与经典的KNN模型、GA-ELM模型等对比,其提高了英语教学质量评价精度最高,为英语教学质量评价提供了新的方法。

关键词 层次分析法;灰狼优化算法;极限学习机;大学英语;教学质量

中图分类号 G472.5

文献标识码 A

Evaluation of College English Teaching Quality Based on AHP and GWO-ELM

ChuaiQiong

(Sichuan Institute of Technology, Luojiang, Sichuan, 618500, China)

Abstract In order to improve the evaluation accuracy of college English teaching quality, input parameter weights from the initial state of the model and the bias coefficients of the hidden layers have positive effects on the performance of the Extreme Learning Machine (ELM) model. The evaluation method of college English teaching quality based on GWO-ELM. Construct a multi-index system of English teaching quality evaluation index system from five aspects: teacher quality, teaching attitude, teaching content, teaching method and teaching effect. The evaluation index data and the types of college English teaching quality (poor, medium, good and excellent) are used as the input vector and output vector of the ELM model to establish a college English teaching quality evaluation method based on the GWO-ELM model. After experimental demonstration, the method proposed in this paper is compared with the classic KNN model and GA-ELM model, which improves the accuracy of the evaluation of English teaching quality is the highest, which provides a new method for the evaluation of English teaching quality.

Keywords analytic hierarchy process; gray wolf optimization algorithm; extreme learning machine; college English; teaching quality

社会经济的飞速发展,带动了市场全球化的新路径,而英语属于目前应用人群最多的语言被广泛应用,而东西方文化的差距以及思维习惯的区别^[1],影响了中国英语教学的效果,因此,从改善英语教学方式方法,提升学习额外兴趣度,减小东西方英语水平

的差距,是进行英文教学水平评价工作的核心要义。近几年,常用的英语教学质量评价的方法包括调查问卷法、专家库综合评定法以及模糊定性评价法等^[2-4]。其中操作最为简单为问卷调查法,弊端在于调查结果受主观影响较大,如问卷的设计质量、调查范围等,

收稿日期:2021-4-9

基金项目:四川工业科技学院课题研究项目(编号:cjkjg-19015)。

作者简介:揣琼(1983—),女,满族,河南三门峡人,硕士,讲师,研究方向:语料库应用等。

专家库判定方法主要依赖于专家的选择, 权威性较强的专家效果好, 反之效果差。模糊定性评判法效率高, 样本数量可以不固定, 该方法属于定性评价与定量评价相结合方法, 评价结果受定性和定量算法的权值参数设置的影响较大。

为提高大学英语教学质量评价精度, 从模型的初始状态输入参数权重以及隐含层所在的偏置系数对于极限学习机 (Extreme Learning Machine, ELM) 模型关于性能方面的积极影响, 提出一种基于灰狼优化

算法(Grey Wolf Optimization Algorithm, GWO)改进 ELM 的大学英语教学质量评价方法。

1 大学英语教学质量评价指标体系

优质的教学水平评价方法可以有效的提升教学质量, 本文在对文献[5]深入研究的基础上, 从教师主客观的角度结合教师的综合素质、工作态度、设置的教学内容, 采取的教学手段以及获得最终效果等方面提出了量化的评价体系, 具体如图 1 所示:

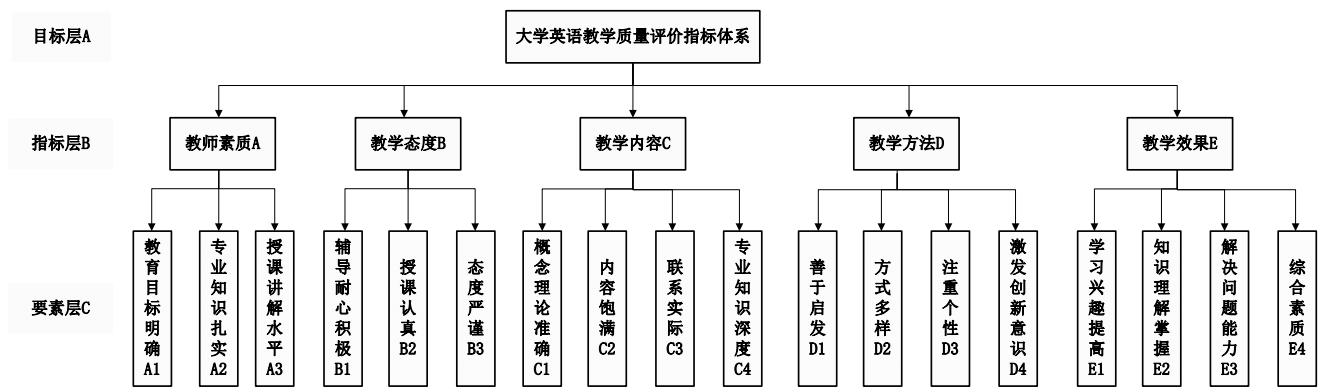


图 1 英语教学质量主客观评价指标体系

2 极限学习机

ELM 定义的数据模型, 提出的前提为设置了 N 个训练样本 $(x_i, t_i)(i=1, 2, \dots, N)$, 同时, 建立了包含 M 个节点的隐藏层, 并使用 x_i 和 t_i 代表模型的输入权值矩阵以及输出目标结果矩阵, 具体的模型如公式 (1) 所示:

$$\sum_{j=1}^M \beta_j g(w_j \cdot x_i + b_j) = o_i, \quad i=1,2,K,N \quad (1)$$

在公式 (1) 中, 使用 β_j 表征隐藏层到输入层的连接权重值, 设置激活模型函数为 $g(x)$, 公式的中的输入层权重参数值和隐藏层的阈值分别使用 w_j 和 b_j 指代, 最终的模型输出结果为 b_j 。如果存在参数 β_j 、 w_j 和 b_j 使得对于全部训练样本 (x_i, t_i) 达到无穷接近零误差, 则各个参数满足公式 (2)

$$\sum_{j=1}^M \beta_j g(w_j \cdot x_i + b_j) = t_i, \quad i=1,2,K,N \quad (2)$$

式 (2) 矩阵形式为:

$$H\beta=T \quad (3)$$

式 (3) 中, $\beta=[\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_M]^T$; $T=[t_1, t_2, \dots, t_N]^T$; H 为隐含层输出矩阵。

通常对于实际训练过程中的 ELM 模型而言, 其设置的隐藏层的结果数量是比训练样本的总数值 N 小的, 同时, 要求在训练过程中采用随机函数生成 w_j 和 b_j 进而得到最终输出权重 β 的最小二乘解为公式 (4) 所示

$$\beta^*=H^+T \quad (4)$$

式 (4) 中, H^+ 为矩阵 H 的 Moore-Penrose 广义逆阵。

3 基于 AHP 和 GWO-ELM 的大学英语教学质量评价

3.1 GWO 算法

GWO 算法中^[7], 灰狼个体被划分为 α 、 β 、 δ 和 ω 等 4 个群体, 算法主要三种行为: 包围、捕猎和攻击。

3.1.1 包围

首先, 灰狼包围猎物, 包围的数学模型如公式 (5) 和公式 (6) 所示:

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (5)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (6)$$

式 (5) 和式 (6) 中, t 为当前迭代次数; \vec{D} 为狼群和猎物之间的距离; $\vec{A} = 2a \cdot \vec{r}_1 - a$, $\vec{C} = 2 \cdot \vec{r}_2$; \vec{X} 为当前狼群所在位置; \vec{X}_p 为猎物所在位置; $a \in [2, 0]$; r_1 、 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机向量。

3.1.2 捕猎

狼群包围猎物之后, 将捕猎猎物。如果 α 、 β 、 δ 三个狼群群体分别对应的是全局最优解、全局第二解和全局第三解, 则 α 、 β 、 δ 三个狼群群体重新定位的数学模型为:

$$\vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1 \cdot \vec{X}_\alpha - \vec{X}| \quad (7)$$

$$\vec{D}_\beta = |\vec{C}_2 \cdot \vec{X}_\beta - \vec{X}| \quad (8)$$

$$\vec{D}_\delta = |\vec{C}_3 \cdot \vec{X}_\delta - \vec{X}| \quad (9)$$

式 (7) ~ 式 (9) 中, \vec{D}_α 、 \vec{D}_β 和 \vec{D}_δ 为 α 、 β 、 δ 与当前解 \vec{x} 的近似距离; \vec{C}_1 、 \vec{C}_2 、 \vec{C}_3 为随机向量; \vec{X}_α 、 \vec{X}_β 、 \vec{X}_δ 为 α 、 β 、 δ 的位置。当前解 \vec{X} 和更新解 $\vec{X}(t+1)$ 为:

$$\vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 \cdot (\vec{D}_\alpha) \quad (10)$$

$$\vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A}_2 \cdot (\vec{D}_\beta) \quad (11)$$

$$\vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A}_3 \cdot (\vec{D}_\delta) \quad (12)$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (13)$$

式 (10) ~ 式 (13) 中, \vec{A}_1 、 \vec{A}_2 、 \vec{A}_3 为随机向量。

3.1.3 攻击

在 GWO 算法中, 通过调节参数 a 实现攻击捕获猎物。当 $|A| \leq 1$ 时, 狼群将集中攻击猎物 (X^* , Y^*); 当 $|A| > 1$ 时, 将远离猎物, 寻找新的猎物目标。

3.2 目标函数

在 ELM 模型实际训练过程中随机产生了输入层的权重值以及隐藏层的偏置结果, 带来的问题之一为模型的稳定性不足, 计算精度不高, 基于此, 本文采用了 GWO 对 ELM 的问题进行改进, 针对大学英语教学质量评价属于模式识别中的多分类问题^[8-10], 选择错误率作为大学英语教学质量评价的目标函数:

$$\begin{aligned} \min \text{fit} &= 100 \times \left(1 - \frac{M_r}{M_T}\right) \\ \text{s.t.} &\begin{cases} -1 \leq w_j \leq 1 \\ -1 \leq b_j \leq 1 \end{cases}, j=1, 2, \dots, M \end{aligned} \quad (14)$$

式 (15) 中, M_r 和 M_T 分别为大学英语教学质量评价结果正确的样本数和总样本数。

3.2 算法流程

首先, 运用层次分析法和专家打分法分别确定各评价指标的得分以及大学英语教学质量类型 (差、中、良和优秀), 将大学英语教学质量评价转化成为模式识别中的多分类问题; 其次, 将大学英语教学质量评价各评价指标得分数据和大学英语教学质量类型分别作为 ELM 的输入向量和输出向量, 建立大学英语教学质量评价 ELM 模型; 最后, 运用 GWO 优化 ELM 模型的输入层权值和隐含层偏置, 建立 GWO-ELM 的大学英语教学质量评价模型。基于 GWO-ELM 的大学英语教学质量评价算法流程可描述为:

1) 读取大学英语教学质量评价的各个评价指标数据和大学英语教学质量类型 (差、中、良和优秀), 对训练的数据集进行分类, 并在此基础上完成归一化处理:

$$x' = a + \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \times (b - a) \quad (15)$$

式 (15) 中, x' 为归一化之后的数据; a 、 b 为归一化之后的最小值和最大值; x 、 x_{\max} 和 x_{\min} 分别原始数据、原始数据中的最大值和最小值, 文中取 $a=-1$, $b=1$ 。

2) GWO 算法初始化: 设定灰狼种群数量 N 、最大迭代次数 $Maxgen$ 和参数维度 D 、并初始化灰狼种群位置 $X=(X_1, X_2, \dots, X_N)$ 和灰狼个体的位置 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 其中 $i \in \{1, 2, 3, \dots, N\}$;

3) 计算灰狼个体的适应度值 f_i 并排序, 适应度值排名前三的灰狼个体的位置分别为 X_α 、 X_β 和 X_δ 。

4) 根据式 (10) 计算 ω 与 α 、 β 、 δ 之间的近似距离, 并根据式 (11) 和式 (12) 更新 α 、 β 、 δ 的位置以及猎物的所在位置;

5) 更新 GWO 算法的参数 a 、 A 和 C ;

6) 判断算法停止条件: 若达到最大迭代次数 $Maxgen$, 则输出 ELM 模型的最优值输入层权值和隐含层偏置, 否则返回步骤 3);

7) 将最优值输入层权值和隐含层偏置代入 ELM 模型进行大学英语教学质量评价, 算法流程如图 2 所示。

4 实证分析

4.1 数据来源

为验证 GWO-ELM 模型进行大学英语教学质量评价效果, 共收集 3000 组数据, 数据来源于四川某高校教学改革项目《大学英语教学模式研究》。为了避免数据差异化过大和提高计算速度, 运用公式 (16) 预处理原始数据^[11-12]:

$$r_{ij} = \frac{U_{ij}}{\max\{U_{ij}\}}, \quad i = 1, 2, \dots, p; j = 1, 2, \dots, m \quad (16)$$

式(16)中, U_{ij} 为第 i 个一级指标和第 j 个二级指标的指标数据; r_{ij} 为无量纲化之后的指标数据。

4.2 结果分析

为验证 GWO-ELM 进行大学英语教学质量评价的有效性和可靠性, 将其与经典的 KNN 模型、GA-ELM 模型等对比^[13-14], 参数设置如表 1 所示。根据 Kolmogorov 定理^[15], ELM 隐含层神经元个数 $N_2 = 2N_1 + 1$, 由于大学英语教学质量评价指标为 18 个, 则 ELM 隐含层神经元个数设定为 37 个。首先, 将大学英语教学质量评价各评价指标得分数据和大学英语教学质量类型分别作为 ELM 的输入向量和 ELM 的输出向量, 形成对大学英语教学质量的 ELM 评价模型, 在此基础上, 运用 GWO 优化选择 ELM 模型的隐含层偏置和输入层权值, 建立 GWO-ELM 的大学英语教学质量评价模型。

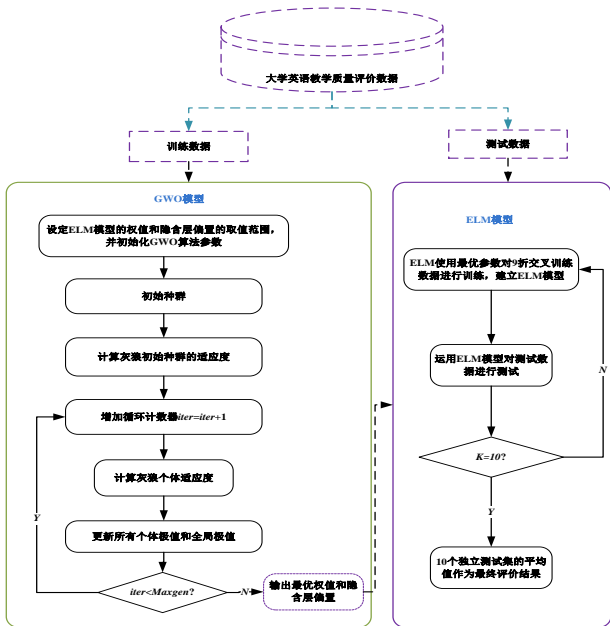


图 2 算法流程图

表 1 不同算法参数

算法	参数
GWO	最大迭代次数 $Maxgen=200$ 、种群规模 $N=10$
差分进化算法(differential evolution algorithm, DE)	最大迭代次数 $Maxgen=200$ 、种群规模 $N=10$ 、尺度因子 $F=0.5$ 、交叉率 $CR=0.8$
粒子群算法 (particle swarm optimization algorithm, PSO)	最大迭代次数 $Maxgen=200$ 、种群规模 $N=10$ 、学习因子 $c_1=c_2=2$ 、惯性权重 $w=0.2$
遗传算法 (genetic algorithm, GA)	最大迭代次数 $Maxgen=200$ 、种群规模 $N=10$ 、交叉概率 $P_c=0.8$ 、变异概率 $P_m=0.1$
ELM	隐含层神经元个数 $N_2=37$

为保证计算的稳定性和可靠性, 独立运行每种算

法 10 次,不同算法寻优曲线如图 3 所示, 10 结果的平均准确率如表 2 所示。

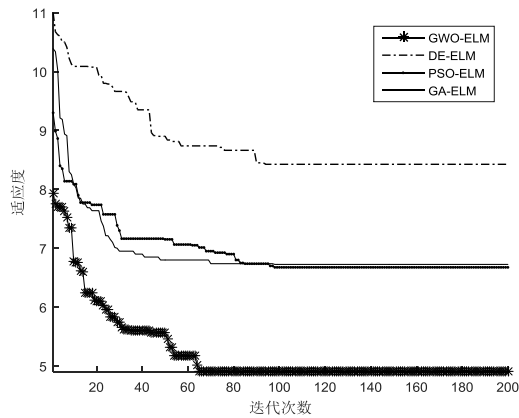


图 3 寻优曲线对比图

表 2 不同方法分类正确率

模型	正确率 (%)
K 最近邻(k-Nearest Neighbor, KNN)	73.13
ELM	80.24
DE-ELM	82.85
GA-ELM	87.84
PSO-ELM	88.86
GWO-ELM	95.65

由图 3 可知,与 GWO-ELM、PSO-ELM、GA-ELM 和 DE-ELM 相比较, GWO-ELM 具有更快的收敛速度和更低的适应度,从而说明 GWO 优化 ELM 进行大学英语教学质量评价具有更高的评价精度。由表 2 可知,本文 GWO-ELM 进行大学英语教学质量评价的正确率最高,正确率高达 95.65%,优于 KNN 的 73.13%、ELM 的 80.24%、DE-ELM 的 82.85%、GA-ELM 的 87.84%和 PSO-ELM 的 88.86%,从而证明 GWO-ELM 的有效性和可靠性,该方法可以在相关领域进行推广应用。

5 结论

为提高大学英语教学质量评价的精度,提出一种基于 AHP 和 GWO-ELM 的大学英语教学质量评价方法。研究结果表明,与经典的 KNN 模型、GA-ELM

模型等对比,本文提出的 GWO-ELM 模型的英语教学质量评价精度最高,为英语教学质量评价提供了新的手段和方法。然而,影响大学英语教学质量的影响因素很多,本文只研究了较少部分的影响因素,在今后的研究中将引入更多的评价因子,改善模型的精度和适用范围。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 郭向勇,傅国强.以模糊数学方法构建多媒体教学质量综合评价体系[J].电化教育研究,2007(3):76-80.
- [2] 付海艳,符谋松,张诚一.粗糙集理论在高校教学质量评价分析中的应用[J].计算机工程与应用,2007,43(36):214-216.
- [3] 徐薇薇.高校教师教学质量评价体系的研究与实践[J].高等教育研究,2011,4(1):159-161.
- [4] 王冬,陈立明,曾志嵘,等.模糊综合评判法在教师课堂教学质量评价中的应用[J].西北医学教育,2004,12(1):40-42.
- [5] 张居设.基于 GA 优化 RBF 神经网络的英语教学质量评价[J].计算机系统应用,2020,29(3):171-176.
- [6] 刘学艺,李平,郜传厚.极限学习机的快速留一交叉验证算法[J].上海交通大学学报,2011(8):49-54.
- [7] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey Wolf Optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69(3):46-61.
- [8] 傅翠霞,罗亦泳.基于高斯过程机器学习算法的高校课堂教学质量评价模型[J].东华理工大学学报:社会科学版,2018, 37(4):394-397.
- [9] 马星,王楠.基于大数据的高校教学质量评价体系构建[J].清华大学教育研究,2018,39(2):38-43.
- [10] 许志刚.模糊综合评价法在高校数学实验教学质量评价中的应用[J].实验室研究与探索,2009,28(7):110-112.
- [11] 李加军,张楚珊,陈春丽.基于模糊综合评价法的 MOOC 教学质量评价研究[J].当代继续教育,2016,34(2):50-54.
- [12] 翁宇.基于模糊综合评判的教学质量评价方法[J].信息系统工程,2011(1):92-93.
- [13] 马君,曹莉萍.基于模糊层次分析与模糊综合评价的课堂教学质量评价体系研究——以西北民族大学为例[J].中央民族大学学报(自然科学版),2016,25(4):34-40.
- [14] 樊振宇,戴小鹏,张香芽.基于模糊综合评价的教学质量评价模型研究[J].教育教学论坛,2016(45):146-147.
- [15] 牟波.基于熵权模糊综合评价的微课教学质量定量评价研究——以现代教育技术课程微课为例[J].西部素质教育,2017, 3(18):144-146.