

DOI: 10.19552/j.cnki.issn1672-0601.2020.10.001

基于反馈机制卷积神经网络的 我国大学学科评价算法

王宪莲¹, 安凤平^{2,3}

- (1. 淮阴师范学院 学科办, 江苏 淮安 223300;
2. 淮阴师范学院 物理与电子电气工程学院, 江苏 淮安 223300;
3. 北京理工大学 信息与电子学院, 北京 100081)

摘要: 学科的发展关系着高校的声誉和影响力。然而,目前的学科诸类评价却并未形成较为系统的评价方法。在此背景下,对我国大学的学科水平评价问题进行系统研究,首先引入以评价为目的的深度卷积神经网络,并加入视觉注意机制,进而提出了深度卷积神经网络中的反馈优化问题,并探寻基于贪心法的反馈优化问题求解及其应用。在探索反馈优化问题的求解方法中,提出了基于贪心策略的两种反馈优化求解算法,并在深度卷积神经网络中提出了一套新的反馈调节机制,进而提出了基于反馈机制卷积神经网络的我国大学学科评价方法。最后,利用该方法对江苏省高校相应工科学科进行评价,结果表明,文章所提方法不仅评价结果符合实际,而且还能对相应学科提供反馈性建议。

关键词: 学科水平评价; 评价指标体系; 卷积神经网络; 反馈机制; 贪心策略; 深度学习

中图分类号: G473 **文献标识码:** A **文章编码:** 1672-0601(2020)10-0001-07

Discipline Evaluation Algorithm of Chinese Universities Based on Feedback Mechanism Convolutional Neural Network

WANG Xianlian¹, AN Fengping^{2,3}

- (1. Discipline Office, Huaiyin Normal University, Huai'an 223300, China;
2. School of Physics and Electronic Electrical Engineering, Huaiyin Normal University, Huai'an 223300, China;
3. School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: The development of disciplines is related to the reputation and influence of universities. However, the current evaluation of various disciplines has not formed a more systematic evaluation method. Under this background, to conduct a systematic study on the subject-level evaluation of Chinese universities, firstly, a deep convolutional neural network for evaluation is introduced; and the visual attention mechanism is added; and then the feedback optimization problems in the deep convolutional neural network are proposed. In exploring the solution method of feedback optimization problems, two feedback optimization algorithm based on greedy strategy are proposed. In the deep convolutional network, a new set of feedback adjustment mechanism is proposed, and then a university subject evaluation method based on the feedback mechanism convolutional neural network is proposed. Finally, the method is used to evaluate the corresponding engineering science disciplines of Jiangsu universities. The results show that the evaluation results by the method proposed in this paper are not only in line with reality, but also provide feedback suggestions for corresponding disciplines.

Keywords: subject level evaluation; evaluation index system; convolutional neural network; feedback mechanism; greedy

收稿日期: 2020-07-02

基金项目: 国家自然科学基金项目: 二维经验模式分解若干问题及在图像处理中应用(61701188); 江苏省教育信息化领导小组项目: 基于微信公众号的移动混合式教学模式设计及应用研究(20172209); 基于优慕课平台与知识图谱的慕课课程设计及研究(20172210); 基于互动理论的深度学习教学模式创新路径研究(29WXL00)。

作者简介: 王宪莲(1984—),女,硕士,讲师。主要研究方向: 从事学科发展、课程体系改革方面的科研和教学工作。

安凤平(1985—),博士,副教授。主要研究方向: 电信技术、图像处理。

strategy; deep learning

0 引言

学科作为大学的基本组成单元,它在大学中起着越来越重要的作用。各国政府在不断更新国家发展战略,并通过对各个学科与国家发展目标之间及学科相互之间的相关性进行评估来实现对应的发展目标^[1-3]。2011 年教育部发布了《国家教育事业第十二个五年规划》。学科水平高低是反映高等学校办学质量的重要标志,学科水平的高低会对学科作用的发挥起到极为重要的作用。因此,必须充分关注学科水平评价工作的开展。就目前来看,处于科学评价第三层级的学科评价并未跟上形势发展需要,不仅缺乏相应的系统研究,而且相关评价与实际需求存在较严重的不匹配性^[4-6]。当前学科评价主要有:评价体系的系统性和全面性有待进一步优化。因此,现有的评价方法适应性较弱,无法适应各类层次高校的学科评价^[7-9]。

为此,本文以学科水平为研究对象,通过总结国内外最新研究成果,构建得到较为全面、系统的评价指标体系。在评价方法上,首先引入以评价为目的的深度卷积神经网络,并加入视觉注意机制,进而提出了深度卷积神经网络中的反馈优化问题,并探寻基于贪心法的反馈优化问题求解及其应用。在探索反馈优化问题的求解方法中,提出了基于贪心策略的两种反馈优化求解算法,并在深度卷积神经网络中提出了一套新的反馈调节机制,本文称之为反馈调节机制的卷积神经网络(Feedback Convolutional Neural Network, FCNN)。最后利用该算法对某大学学科进行评价和总结。

本文第 2 节将主要阐述反馈调节机制的深度学习模型,第 3 节系统阐述本文提出的贪心法求解反馈优化问题,第 4 节将本文提出的具有反馈机制的深度神经网络模型应用到学科评价当中,并对某大学进行实例分析。最后对全文进行总结和讨论。

1 卷积神经网络反馈调节机制的数学建模

1.1 人类视觉与反馈调节

本文考虑在卷积神经网络中加入反馈连接模

型,使得卷积神经网络更加人类化,从而获得更好的应用效果。

通过目标驱动的反馈调控,人类对目标物的检测和识别的精度尤其是在复杂场景中得到了显著提升,这种机制使得视觉系统在处理视觉信息时产生了对神经元响应的选择性,减少了噪声和不相关视觉模式的干扰^[10]。最新研究表明^[11,12],以分类评价为目的的卷积神经网络能够得到更好的效果。

鉴于上述思想,本文以如图 1(a)(b)所示结构表示本文的反馈问题。学科类别对应为本文目标神经元,记为 P 。本文把所有通路抽象为一条连接通路(Connecting Pathway, CP)。

反馈建模问题抽象定义:假设 $P = \{\text{所有数据解读到 } F \text{ 的 CPs}\}$, $T = \{\text{所有分类评价数据到 } F \text{ 的 CPs}\}$, $B = \{\text{所有非评价数据到 } F \text{ 的 CPs}\}$,寻找满足 R 规则,使得 $P = T \cup B$ 且 $T \cap B = \Phi$ 。

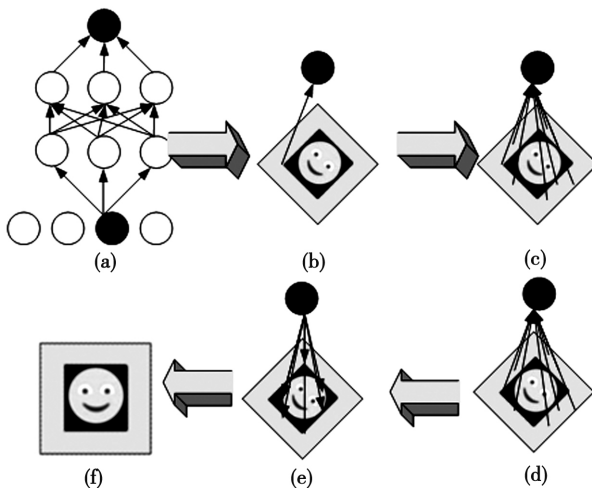


图 1 反馈机制的建模定义

1.2 反馈调节机制的数学建模

(1) 深度神经网络的新阐述

假定 x 由 C 个通道构成,长宽用 S 和 T 表示,也即 $x \in R^{S \times T \times C}$,而其输出假设为 y ,并且由 C' 个通道构成,长宽分别为 S' 和 T' ,也即 $y \in R^{S' \times T' \times C'}$,在此基础上本文可以分别公式化描述卷积层、ReLU 层和 Max 层。

卷积层由 C' 个卷积核组成,卷积核 $k \in R^{K \times K \times C}$,卷积层的操作如下:

$$y_{c'} = \sum_{c=1}^c k_{c'c} * x_c, \forall c' \quad (1)$$

对于 ReLU 层对应的输入输出函数关系如下:

$$y = \max(0, x) \quad (2)$$

Max 作用在每个信号 (i, j) 的邻域 N 上, 具体为:

$$y_{i,j,c} = \max_{u,p \in N} x_{i+u, j+p, c}, \forall i, j, c \quad (3)$$

(2) 反馈机制原理

图 2(a) 为 CNN, 图 2(b) 为添加开关型反馈神经元, 图 2(c) 为目标神经元与反馈神经元构建反馈连接。基本的工作方式有: 自底向上进行信息传输和自顶向下进行信息传输。

本文通过调整开关量状态获得最大目标输出。具体为:

$$\begin{aligned} \max_Z T &= f(I, Z) - \lambda \|Z\| \\ s. t. z_{ijc}^l &\in \{0, 1\}, \forall i, j, c, l \\ type(l) &= ReLU \text{ or } Max \end{aligned} \quad (4)$$

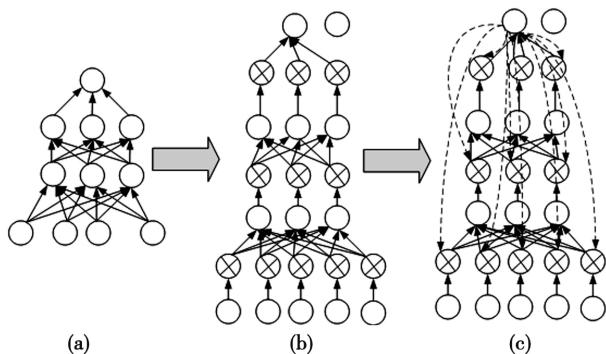


图 2 本文构建的卷积神经网络反馈连接示意图

2 反馈优化问题贪心法求解

2.1 优化问题中目标函数的线性近似

在一组数据 I_0 附近通过对 $T_s(I)$ 进行泰勒展开^[13-15], 得到的结果如下式:

$$T_s(I) \approx T_s(I_0) + T'_s(I_0)(I - I_0) \quad (5)$$

本文添加 ReLU 层到反馈层后面, 设为 $T_s^*(I, Z)$, $T_s^*(I, Z)$ 可被任一个反馈层表达成线性函数形式, 具体为:

$$T_s^*(I, Z) = \sum_{ijc} \alpha_{ijc}^l z_{ijc}^l x_{ijc}^l \quad (6)$$

式中 x_{ijc}^l 是反馈层 l 的通道 c 的 (i, j) 的输入, z_{ijc}^l 代表相应位置的反馈神经元, α_{ijc}^l 表示为贡

献系数 (Contribution Weight, CW)。神经元贡献系数的流程如图 3 所示。通过图 3 可知, 在线性神经网络中, 假设目标神经元 T 与中间层某个神经元 x_{ijc}^l 存在两条通路, 本文通过图 3 得到 α_{ijc}^l , T 与 x_{ijc}^l 之间抽象成一条权重 α_{ijc}^l 的连接通路。

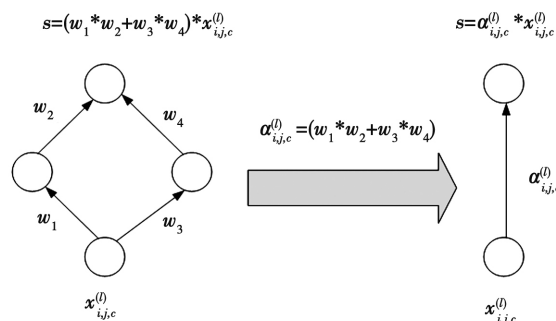


图 3 神经元贡献系数推导流程图

为了简化, 本文不对 Z 作正则化要求, 该优化问题调整为:

$$\begin{aligned} \max_Z T_s^*(I, Z) \\ s. t. z_{ijc}^l &\in \{0, 1\}, \forall l, i, j, c, type(l) = ReLU \end{aligned} \quad (7)$$

公式 (7) 没有常数项, 因为 $T_s^*(I, Z)$ 中的 x_{ijc}^l 是 ReLU 神经元的输出。常数项被计算到 x_{ijc}^l 中了。

2.2 反馈优化问题的贪心法求解

两种不同的贪心求解算法: 反馈恢复算法 (Feedback Recovery Algorithm, FR) 和反馈选择性算法 (Feedback Selective Algorithm, FS)。为了便于标注, 本文将公式 (7) 的目标函数简写为 T 。

2.2.1 反馈恢复算法

本文提出一种自上而下的逐层优化的方法更新每一层的反馈神经元 Z , 以便获得最大化的目标函数 T 。对于特定的某个反馈层 l 输入 x_{ijc}^l 给出某类模式, 而 α_{ijc}^l 则表达了该视觉模式对目标神经元的贡献大小。因此, 本文可以以一种自上而下的顺序保留正向贡献的 x_{ijc}^l , 同时剔除负项贡献值的 x_{ijc}^l , 从而最大化目标神经元 T 。具体地, 在某一层, 本文依据 α_{ijc}^l 的符号更新开关量 z_{ijc}^l 的状态, 关闭贡献为负的神元。下面给出该算法的数学证明过程。

$$(1) l = N$$

本文通过第 N 个反馈层将 T 展开,也即:

$$T = \sum_k \alpha_k^{(N)} z_k^{(N)} x_k^{(N)} \quad (8)$$

式中 $x_k^{(N)}$ 是第 N 个 ReLU 层是输出神经元,故 $x_k^{(N)} \geq 0$ 。

由 $z_k^{(N)} \in \{0, 1\}$ 可得:

$$\alpha_k^{(N)} z_k^{(N)} x_k^{(N)} \leq \alpha_k^{(N)} \delta(\alpha_k^{(N)}) x_k^{(N)} \quad (9)$$

$$\text{令 } z_k^{(N)} \rightarrow z_k^{(N)} \delta(\alpha_k^{(N)}) \text{ , } \alpha_k^{(N)} = \alpha_k^{(N)} * z_k^{(N)} \geq$$

0 那么

$$T \leq T_N = \sum_k \alpha_k^{(N)} x_k^{(N)} \quad (10)$$

在此 $\alpha_k^{(N-1)}$ 依赖 $\alpha_k^{(N)}$ 。故当 $\alpha_k^{(N)}$ 被调整后, $\alpha_k^{(N-1)}$ 也会被更新为 $\hat{\alpha}_k^{(N-1)}$ 故有:

$$T_N = \sum_k \hat{\alpha}_k^{(N-1)} z_k^{(N-1)} x_k^{(N-1)} \quad (11)$$

而后 本文利用上述方法对 $z_k^{(N-1)}$ 和 $\hat{\alpha}_k^{(N-1)}$ 进行更新 从而得到 T_{N-1} 于是可得:

$$T_N \leq T_{N-1} \quad (12)$$

(2) 假设 $T_{l+1} \leq T_l$ 。

固定 $z_k^{(N)} z_k^{(N-1)} \dots z_k^{(l+1)}$ 则

$$T_l = \sum_k \alpha_k^{(l)} x_k^{(l)} \quad (13)$$

$x_k^{(l)}$ 可以通过 $x_k^{(l-1)}$ 与卷积层权重 $\omega_k^{(l-1)}$ 共同表示:

$$x_k^{(l)} = \text{ReLU}(\sum_k \omega_k^{(l-1)} z_k^{(l-1)} x_k^{(l-1)}) \quad (14)$$

若 $\omega_k^{(l-1)} z_k^{(l-1)} x_k^{(l-1)} < 0$ 则 T_l 相当于多一个0项,它可以被忽略。因此,本文只需注重当 $\sum_k \omega_k^{(l-1)} z_k^{(l-1)} x_k^{(l-1)} \geq 0$ 时的情况 那么:

$$x_k^{(l)} = \sum_k \omega_k^{(l-1)} z_k^{(l-1)} x_k^{(l-1)} \quad (15)$$

因此,

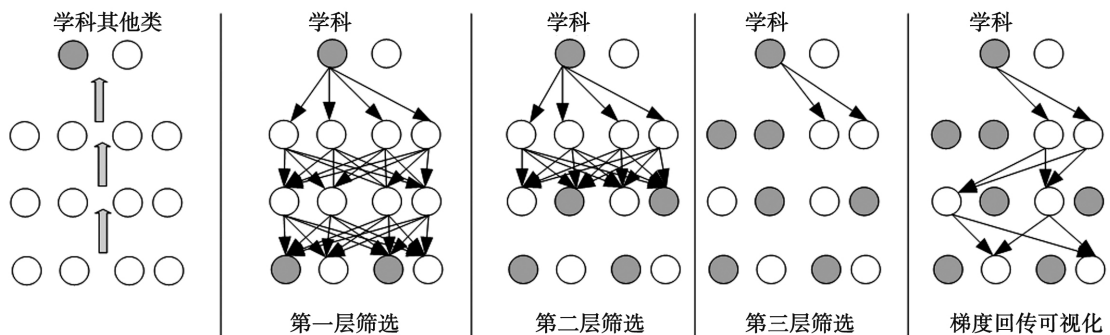


图4 FS 算法示意图

$$S_l = \sum_k \alpha_k^{(l)} \sum_k \omega_k^{(l-1)} z_k^{(l-1)} x_k^{(l-1)} \quad (16)$$

由于 $\alpha_k^{(l)} \geq 0$ 所以有:

$$S_l = \sum_k (\sum_k \alpha_k^{(l)} \omega_k^{(l-1)}) z_k^{(l-1)} x_k^{(l-1)} \quad (17)$$

在 S_l 基础上更新第 $l-1$ 个反馈层的控制门状态,于是有:

$$\alpha_k^{(l-1)} = \frac{\partial S_l}{\partial x_k^{(l-1)}} (\sum_k \alpha_k^{(l)} \omega_k^{(l-1)}) z_k^{(l-1)} \quad (18)$$

通过下式更新 $z_k^{(l-1)} \rightarrow z_k^{(l-1)}$:

$$z_k^{(l-1)} = \delta(\frac{\partial S_l}{\partial x_k^{(l-1)}}) \quad (19)$$

通过下式更新 $\alpha_k^{(l-1)} \rightarrow \alpha_k^{(l-1)}$:

$$\begin{aligned} \alpha_k^{(l-1)} &= (\sum_k \alpha_k^{(l)} \omega_k^{(l-1)}) * \delta(\sum_k \alpha_k^{(l)} \omega_k^{(l-1)}) \\ &= \frac{\partial S_l}{\partial x_k^{(l-1)}} * \delta(\frac{\partial S_l}{\partial x_k^{(l-1)}}) \\ &= (\sum_k \alpha_k^{(l)} \omega_k^{(l-1)}) * z_k^{(l-1)} \\ &\geq (\sum_k \alpha_k^{(l)} \omega_k^{(l-1)}) * z_k^{(l-1)} \end{aligned} \quad (20)$$

由于 $\alpha_k^{(l-1)} \geq 0$ $x_k^{(l-1)} \geq 0$ 故有:

$$\begin{aligned} S_{l-1} &= \sum_k \alpha_k^{(l-1)} x_k^{(l-1)} \\ &\geq \sum_k (\sum_k \alpha_k^{(l)} \omega_k^{(l-1)}) z_k^{(l-1)} x_k^{(l-1)} = S_l \end{aligned} \quad (21)$$

也即

$$S_l \leq S_{l-1} \quad (22)$$

综上,第一次迭代完成后,于是有:

$$S_N \leq S_1 \quad (23)$$

2.2.2 反馈选择性算法

通过层层调整 $x_{ijc}^{(l)}$ 的方式去优化目标函数 T 。

FS 算法过程如图4所示。

下面给出 FS 算法的收敛性证明。这种情况下, 本文需要证明 $T_1 \leq T_N$ 。那么首先需要证明 $T \leq T_1$ 和 $T_1 \leq T_2$, 然后在假设 $T_{l-1} \leq T_l$ 的前提下证明 $T_l \leq T_{l+1}$ 即可。

(1) $l=1$

本文通过第 1 个反馈层将 T 展开, 也即:

$$T = \sum_k \alpha_k^{(1)} z_k^{(1)} x_k^{(1)} \quad (24)$$

式中 $x_k^{(1)}$ 是第 1 个 ReLU 层是某个输出神经元, 故 $x_k^{(1)} \geq 0$ 。

由 $z_k^{(1)} \in \{0, 1\}$ 可得:

$$\alpha_k^{(1)} z_k^{(1)} x_k^{(1)} \leq \alpha_k^{(1)} \delta(\alpha_k^{(1)}) x_k^{(1)} \quad (25)$$

令 $z_k^{(1)} \rightarrow z_k^{(1)} = \delta(\alpha_k^{(1)})$, 则

$$x_k^{(1)} = x_k^{(1)} * \delta(\alpha_k^{(1)}) \geq 0$$

$$T \leq T_1 = \sum_k \alpha_k^{(1)} x_k^{(1)} \quad (26)$$

这里更新完第 1 个反馈层的所有 $z_k^{(1)}$ 之后, T_1 可以用第 2 个反馈层表达得到。在此, $x_k^{(2)}$ 依赖 $\alpha_k^{(1)}$ 。故当 $\alpha_k^{(1)}$ 被调整后, $\alpha_k^{(2)}$ 也会被更新为 $\hat{\alpha}_k^{(2)}$, 故有:

$$T_1 = \sum_k \alpha_k^{(2)} z_k^{(2)} \hat{x}_k^{(2)} \quad (27)$$

而后, 本文利用上述方法对 $z_k^{(2)}$ 和 $\hat{x}_k^{(2)}$ 进行更新, 从而得到 T_2 , 于是可得:

$$T_1 \leq T_2 \quad (28)$$

(2) 假设 $T_{l-1} \leq T_l$ 。

固定 $z_k^{(2)}, z_k^{(3)}, \dots, z_k^{(l-1)}$, 则

$$T_l = \sum_k \alpha_k^{(l)} x_k^{(l)} \quad (29)$$

S_l 也可以通过 $x_k^{(l+1)}$ 表示, 故有:

$$T_l = \sum_k \alpha_k^{(l+1)} \hat{x}_k^{(l+1)} z_k^{(l+1)} \quad (30)$$

其中,

$$\hat{x}_k^{(l+1)} = \text{ReLU}(\sum_k \omega_{k'}^{(l)} z_{k'}^{(l)} x_{k'}^{(l)}) \geq 0 \quad (31)$$

若 $\omega_{k'}^{(l-1)} z_{k'}^{(l-1)} x_{k'}^{(l-1)} < 0$, 则 T_l 相当于多一个 0 项, 它可以被忽略。因此, 本文只需注重当 $\sum_k \omega_{k'}^{(l-1)} z_{k'}^{(l-1)} x_{k'}^{(l-1)} \geq 0$ 时的情况, 那么:

$$x_k^{(l)} = \sum_{k'} \omega_{k'}^{(l-1)} z_{k'}^{(l-1)} x_{k'}^{(l-1)} \quad (32)$$

因此,

$$S_l = \sum_k \alpha_k^{(l+1)} \hat{x}_k^{(l+1)} z_k^{(l+1)}$$

$$\begin{aligned} &\leq \sum_k \alpha_k^{(l+1)} \delta(\alpha_k^{(l+1)}) \hat{x}_k^{(l+1)} \\ &= \sum_k \alpha_k^{(l+1)} x_k^{(l+1)} = S_{l+1} \end{aligned} \quad (33)$$

也即 $S_l \leq S_{l+1}$ 。

通过下式更新 $\hat{x}_k^{(l+1)} \rightarrow x_k^{(l+1)}$ 和 $z_k^{(l+1)} \rightarrow z_k^{(l+1)}$:

$$\begin{aligned} x_k^{(l+1)} &= \hat{x}_k^{(l+1)} * \delta(\alpha_k^{(l+1)}) \\ z_k^{(l+1)} &= \delta(\alpha_k^{(l+1)}) \end{aligned} \quad (34)$$

可得:

$$S_l \leq S_N \quad (35)$$

3 大学学科水平评价指标体系构建

3.1 构建指标体系的基本原则

为了所构建的大学学科水平评价指标体系更加贴合实际、更便于数据获取, 必须遵循以下原则:

(1) 系统性原则

要综合考虑学科的组成和内外影响因素, 对输入、过程和输出等环节及环境作用等进行综合评价, 以系统评价学科的综合水平。

(2) 层次性原则

在把握学科发展规律的基础上选择代表性、接受度高、兼顾不同学科特点的标志性指标, 同时, 考虑不同层次学校的差异性, 选择一些能够反映差异性特征的指标。

(3) 可对比原则

学科水平评价实质上是一种比较性评价, 即通过比较来判断优劣, 评价一所高校的学科建设水平。因此需确保评价指标既可以在时间范围内进行纵向对比, 也可以在空间范围内进行横向对比。

(4) 可量化原则

对于学科水平评价而言, 要更加强调评价指标的量化, 以营造公平、竞争、开放的高校学科水平评价环境, 从而为高校下一步学科建设提供依据。

(5) 简洁性原则

尽可能选择能反映学科建设水平的基础性指标, 指标体系不应过于复杂。

3.2 指标体系构建过程

本文构建的指标来源依据主要有: (1) 从国

内外众多学科排行榜的评价指标中选取合适的高校学科评价指标;(2) 从国内外重要的学科文献资料中选取合适的学科评价指标;(3) 通过对不

同经济发展城市的高校调研访谈获得可行性评价指标。构建的指标体系包括 48 个指标,具体指标详见表 1。

表 1 高校学科水平评价指标体系

指标类型	具体指标	单位	指标类型	具体指标	单位
地域环境 指标	地域经济发展水平	亿元	科研水平 指标	研究成果总被引频次	次
	政府经费投入	万元		论文篇均被引频次	次
	企事业单位委托经费投入	万元		科学家论著成果总数	篇
	地域产业结构分布格局	等级		高被引论文数	篇
	地域产业发展政策与学科关联度	等级		创新性研究成果总数	个
	社会捐助等自筹经费总量	万元		科技成果转化率	%
	地域人才资源总量	等级		省部级以上奖项	个
	地域人才资源分布	人		专利及专著	个
	地域对学科的支持力度	等级		发表 SCI 论文数	篇
	学科投入占 GDP 比重	%		学生培养条件	等级
学科环境 指标	国内领先科研机构与平台	家	教学水平 指标	国外教师	人
	国际领先科研机构与平台	家		留学生	人
	生均财政经费	元		博士学位教师比例	比
	年均研发经费	万元		生师比	比
	信息化建设水准	等级		研究生比例	%
	大学文化氛围	等级		师生流动性	等级
	学科文化传统	等级		学科研究方向	个
	学科背景与概况	等级		学科发展目标与战略愿景	等级
	学科国有资产总量	万元		学科管理模式	等级
	大学对学科的支持力度	等级		人才培养与运作机制	等级
社会应用 指标	毕业生就业率	%	管理水平 指标	知识管理水平	等级
	新生入学成绩	等级		支持学科共同体成长和发展	等级
	学科社会声誉	等级		特色与优势学科	等级
	同行评议	等级		学科组织运行效率	等级

3.3 指标标准设定

指标体系中定性指标,可通过下面方法获得相应数据:(1) 选择确定学科水平的总分值,然后根据指标对学科的影响分别确定不同指标的分值;(2) 先对定性和定量的每一个指标赋分值,再根据对应的实际评分结合指标权重加权递推计算得到学科水平的综合评价分值。相较而言,前种方式较为简便,后者则计算过程相对复杂。

4 基于反馈机制卷积神经网络的大学学科水平评价及实例分析

4.1 基于反馈机制卷积神经网络的大学学科水平评价算法

— 6 —

基于本文的第 1、第 2 和第 3 部分分析的基础上,本节将构建基于反馈机制卷积神经网络的大学学科水平评价。首先本文构建了大学学科水平评价指标体系,而后提出了深度卷积神经中的反馈优化问题,并探寻基于贪心法的反馈优化问题求解及其应用。再给出了基于贪心策略的两种反馈优化求解算法,并在深度卷积网络中提出了一套新的反馈调节机制,最后提出了基于反馈机制卷积神经网络的大学学科水平评价方法。所提出的评价方法的基本思路如图 5 所示。

基于反馈机制卷积神经网络的大学学科水平评价算法的基本步骤如下:

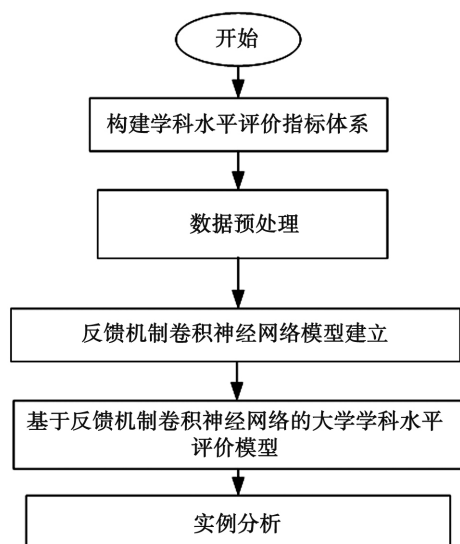


图 5 基于反馈机制卷积神经网络的
大学学科水平评价算法

(1) 首先通过本文第 3 部分建立学科水平评价指标体系。

(2) 收集数据,并对相关数据进行归一化或标准化等预处理。

(3) 为了更好地解决深度学习模型的反馈问题,本文将反馈连接的作用机制赋予深度卷积神经网络,使其具有巨大的潜力和灵活性,克服了当前深度神经网络面临的反馈连接问题。

(4) 为了提升深度学习模型反馈机制的性能,提出了基于贪心策略的两种反馈优化求解算法。

(5) 将步骤(3)的方法与步骤(4)相结合提出一种新的大学学科水平评价算法——基于反馈机制卷积神经网络的大学学科水平评价算法,利用该算法对某大学学科水平实例进行分析。

4.2 实例分析

(1) 数据来源及模型训练说明

为了验证本文所提方法,选取了广东省内四所高校工学学科为例进行了实证研究,数据来源于广东省 2016 年优势学科申报材料、相关学校学科数据、国家和广东省年度统计年鉴、国内外文献、国内外有影响力的大学及学科排行榜等。共选择 30 个学科的数据进行模型训练,所有训练数据均是标准数据,已经提前被专业人士进行预处理。其中采用 60% 数据作为训练数据,40% 数据

作为测试数据,最后再进行交叉验证的方法对未知学科进行识别。

利用该方法对未知的标杆学科 1 个(水利工程)、比较学科 4 个(控制科学与工程、电子信息工程、测绘科学与工程管理科学与工程)进行识别。得到分类评价结果。

(2) 结果分析

学科水利工程与学科测绘科学与工程水平最为接近,综合来看,测绘科学与工程发展潜力较大,两者虽然在水平上有一定差距,但发展的思路和态势基本一致,甚至在部分指标上可以实现互补。导致各个学科存在水平差异主要体现在研究、教学和国际化指标方面。

5 结语

本文提出了构建高校学科水平评价指标体系路径,该体系综合考虑了学科校外对学科水平的影响,使得学科水平的评价更为准确。同时提出了基于反馈机制卷积神经网络的我国大学学科评价算法,本文在以学科水平评价为任务的深度卷积神经网络中给出了反馈调节机制的问题定义。再从反馈的角度出发重新解释了卷积神经网络的构成,指出了卷积神经网络前馈过程中存在刺激驱动的神经元筛选机制以及它存在的问题,构建整个反馈机制的数学模型,明确了反馈优化问题,提出了基于反馈机制卷积神经网络的我国大学学科评价算法。实例分析表明:本文所提方法不仅评价结果可靠,而且可以为学科发展提供相应的建议与对策。

参考文献

- [1] 张伟,徐广宇,缪楠.世界一流学科建设的内涵、潜力与对策——基于 ESI 学科评价数据的分析[J]. 现代教育管理,2016(6): 32-36.
- [2] 黄漫熙.一流学科评价体系建构中的多元主体参与路径研究[D]. 广西大学,2019.
- [3] 曹志峰,汪霞.世界一流大学重点学科评价模式的比较分析[J]. 江苏高教,2018(1): 13-18.
- [4] 姜华,刘苗苗,刘盛博.基于 ESI 数据库的我国“985 工程”高校一流学科评价研究[J]. 现代教育管理,2017(8): 24-29.

(下转 41 页)

可从以下两个方面着力:一是鼓励现有教师“走出去”通过网络自学、提升学历、跟岗访学、企业锻炼、培训交流、出国走访等多种方式了解行业发展动态和前沿技术,明确企业真实需求,及时更新已有知识及技能体系,尽最大努力确保所教即所需;二是“引进来”社会力量,扩大政策支持力度,提升兼职教师比例,通过行业协会、校企合作等方式搭建平台,持续吸引旅游精英、专家智库及知名校友参与到文旅融合人才培养中,同时提升教师福利待遇,增强教师行业对优秀人才的吸引力。

4 结语

随着文旅融合的深入开展,旅游行业涌现出了许多新理念、新思维、新业态、新模式、新岗位,消费者对旅游的期望也越来越高,文化品位和旅游体验的层次不断提升,需要更多的有文化、有创意、能规划、会设计、懂管理的高端精英人才,这对旅游类专业人才的培养提出了更高的要求。内蒙古高职院校只有积极主动地提升服务产业的能力,持续对接行业发展动态,才能为区域经济高质量发展,打造祖国北疆亮丽风景线提供源源不断

的人才支撑。

参考文献

- [1]李明. 文旅融合背景下行业人才需求与培养体系构建[J]. 科学大众(科学教育) 2019(10): 159+94.
- [2]万雯. 文旅融合背景下高职旅游管理专业人才培养模式研究[J]. 旅游纵览(下半月) 2019(12): 205-206.
- [3]崔英方. 文旅融合背景下旅游管理专业人才培养模式创新研究[J]. 科教文汇(上旬刊) 2019(12): 111-112+116.
- [4]曹炳政. 文旅融合背景下高职旅游类人才培养模式创新研究[J]. 北京经济管理职业学院学报, 2019, 34(03): 50-54.
- [5]伍静. 文旅融合背景下导游专业人才培养改革初探[J]. 科技视界 2019(34): 220-221.
- [6]王东红. 基于供给侧视角的高职旅游人才培养模式探析[J]. 职业技术 2019, 18(08): 21-24.
- [7]陈梦宇, 申倩. 文旅融合背景下高职酒店管理专业课程教学改革探讨[J]. 轻纺工业与技术 2020, 49(01): 171-172.

(编辑 刘茗沅)

(上接 7 页)

- [5]马陆亭. 一流学科建设的逻辑思考[J]. 高等工程教育研究, 2017(1): 62-68.
- [6]雷环, 钟周, 乔伟峰. “双一流”建设背景下中美研究型大学“学科”发展模式比较研究[J]. 清华大学教育研究, 2018, 39(6): 66-73.
- [7]叶兰. 国外大学图书馆科研评价服务研究[J]. 大学图书馆学报, 2019, 37(1): 105-114.
- [8]汤贝贝. 大学学科排名指标体系比较研究[D]. 河北师范大学, 2019.
- [9]朱冰莹, 董维春. 学科评价省思: 场域特性, 价值趋向与制度构建——兼议一流学科建设评价[J]. 科技进步与对策, 2019, 36(8): 146-151.
- [10]KRÜGER N, JANSSEN P, KALKAN S, et al. Deep hierarchies in the primate visual cortex: what can we learn for computer vision? [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2013, 35(8): 1847-71.
- [11] Matthew D. Zeiler, Rob Fergus. Visualizing and

- understanding convolutional networks [J]. s. n., 2014, 8689: 818-833.
- [12] Zhou B, Khosla A, Lapedriza A, et al. Object detectors emerge in deep scene cnns [J]. arXiv preprint arXiv: 1412.6856, 2014.
- [13] Simonyan K, Vedaldi A, Zisserman A. Deep inside convolutional networks: Visualising image classification models and saliency maps [J]. arXiv preprint arXiv: 1312.6034, 2013.
- [14] Figurnov M, Ibraimova A, Vetrov D P, et al. Perforatedcnns: Acceleration through elimination of redundant convolutions [C]. Advances in Neural Information Processing Systems. 2016: 947-955.
- [15] Grégoire Montavon, Sebastian Lapuschkin, Alexander Binder, et al. Explaining nonlinear classification decisions with deep taylor decomposition [J]. Pattern Recognit, 2017, 65: 211-222.

(编辑 姜伟志)