

# 基于 BP 神经网络与聚类分析的 数学创新能力研究

杜绍洪<sup>1</sup>, 李文烁<sup>1,2</sup>, 郑江溢<sup>1,2</sup>, 谭远顺<sup>1</sup>

(1. 重庆交通大学数学与统计学院, 重庆 400074)

(2. 重庆交通大学经济与管理学院, 重庆 400074)

[摘要] 通过研究和分析给出提高研究生数学学习能力的针对性建议,以改善目前研究生数学学习能力跟不上科研水平的现状. 该研究通过 BP 神经网络得出能够全面衡量数学学习能力的客观指标,得出数学学习能力的评价得分,并利用 SPSS 软件进行影响因素与该指标的相关性检验,以得出显著影响研究生数学学习能力的因素. 最后,根据调查对象的不同特征将研究生个体进行聚类,对每一类个体提升数学学习能力给出针对性建议.

[关键词] BP 神经网络,相关性分析,聚类分析,研究生,数学学习能力

[中图分类号] G640 [文献标志码] A [文章编号] 1001-4616(2019)02-0023-07

## Research of Mathematics Learning Ability for Graduate Students Based on BP Neural Network and Cluster Analysis

Du Shaohong<sup>1</sup>, Li Wenshuo<sup>1,2</sup>, Zhen Jiangyi<sup>1,2</sup>, Tan Yuanshun<sup>1</sup>

(1. School of Mathematics and Statistics, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

(2. School of Economics and Management, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

**Abstract:** The purpose of this paper is to give some pertinent suggestions for improving postgraduates' mathematical ability through research and analysis to improve the current situation that graduate students' mathematics learning ability cannot reach the level of scientific research. This study obtains objective indicators that can comprehensively measure mathematics learning ability through BP neural network to get the math learning ability evaluation score, and uses SPSS software to test the correlation between influencing factors and the indicators, so as to get the factors that significantly affect postgraduates' mathematics learning ability. Finally, according to the different characteristics of the respondents, the graduate students are clustered, and specific suggestions are given for each type of individuals to improve their mathematics learning ability.

**Key words:** BP neural network, correlation analysis, cluster analysis, graduate students, mathematics learning ability

在众多行业中,数学都发挥着不可或缺的作用. 而大多数研究生作为未来各个行业的顶尖人才,在研究阶段往往都不看重数学,对数学知识和数学计算都是浅尝辄止,对一些影响深远、应用价值大的数学思想和数学方法极少涉猎,导致数学基础理论知识不够,缺乏分析问题和解决问题的能力,不能逐步深入并解决问题<sup>[1]</sup>. 虽然国内高等院校也越来越重视研究生数学思维能力和创新能力的培养,但效果还不明显. 数学学习能力也往往成为高科技创新的必然要求,许多具有高学位的科技人员面对涉及较深的数学知识的科技创新时,却显得力不从心. 因此,本文针对如何提高研究生数学学习能力这一问题展开一系列研究.

首先,通过数据收集和有效信息的筛选初步确定了数学学习能力的影响因素,并根据 BP 神经网络制定了能够衡量数学学习能力这一抽象名词的具体标准,根据这一标准,将数学学习能力与各影响因素之间进行相关性分析以筛选出具有显著相关性的影响因素,最终以这些因素为聚类变量将研究个体进行聚类、对每一类个体提出针对性建议.

收稿日期:2018-03-17.

基金项目:国家自然科学基金(11801047)、重庆市高校创新团队项目(CXTDX201601022)、重庆市自然科学基金(CSTC2018jcyjAX0490).

通讯联系人:谭远顺,博士,教授,研究方向:应用数学. E-mail:tanys625@163.com

1 收集数据以初步确定影响因素

本文针对影响研究生数学学习能力因素进行了调查,采用了文献调查法、问卷调查法和焦点访谈法相结合的形式进行数据收集.在文献调查的基础上列出访谈大纲,并以访谈小组的形式邀请了不同专业的研究生及研究生导师,对有关数学学习能力的内外在因素问题进行了深入探讨.其中:内部因素包括性别和兴趣,外部因素包括学习对象、外部环境、教师因素和督导因素,学习对象又细分为课题的难易程度、创新程度以及研究意义,外部学习环境细分为教学配套设施、学习氛围以及数学对行业的帮助,教师因素细分为师资水平、导学关系和考评体系.以此为基础编制了调查问卷.本研究发放正式问卷 1 100 份,有效回收 1 025 份,有效问卷回收率为 93.18%,具有统计意义.样本分布情况如表 1.

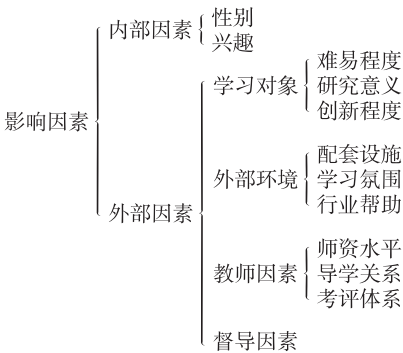


图 1 研究生数学学习能力影响因素

Fig. 1 Influencing factors of graduate students' mathematics learning ability

表 1 样本分布情况统计表( $n=1\ 025$ )  
Table 1 The statistical table for sample distribution( $n=1\ 025$ )

| 类别   | 项目   | 数量    | 百分比   | 类别   | 项目   | 数量    | 百分比   |
|------|------|-------|-------|------|------|-------|-------|
| 性别   | 男    | 569   | 45.5% | 学习氛围 | 良好   | 527   | 42.4% |
|      | 女    | 681   | 54.5% |      | 一般   | 723   | 57.8% |
| 兴趣   | 高    | 551   | 44.1% | 行业帮助 | 极大   | 310   | 24.8% |
|      | 低    | 699   | 55.9% |      | 较大   | 321   | 25.7% |
| 难易程度 | 难    | 669   | 53.5% |      | 一般   | 359   | 28.7% |
|      | 易    | 581   | 46.5% |      | 较小   | 210   | 16.8% |
| 研究意义 | 重大   | 434   | 34.7% |      | 极小   | 50    | 4.0%  |
|      | 一般   | 816   | 65.3% | 师资水平 | 较高   | 916   | 73.3% |
| 创新程度 | 高    | 681   | 54.5% |      | 一般   | 334   | 26.7% |
|      | 低    | 569   | 45.5% | 导学关系 | 十分融洽 | 235   | 18.8% |
| 配套设施 | 完善   | 1 066 | 85.3% |      | 还算融洽 | 644   | 51.5% |
|      | 不完善  | 184   | 14.7% |      | 一般   | 297   | 23.8% |
| 督导   | 及时准确 | 956   | 76.5% |      | 极不融洽 | 74    | 5.9%  |
|      | 有待提高 | 294   | 23.5% | 考评体系 | 完善   | 1 015 | 81.2% |
|      |      |       |       |      | 不完善  | 235   | 18.8% |

2 根据 BP 神经网络确定数学学习能力衡量指标

神经网络在模式识别、分析、控制、预测等方面有广泛的应用.将 BP 神经网络应用于研究生数学学习能力评价体系,能够定量解决指标的权重问题,同时避免了人为的主观因素,保证评价结果的可靠性.综合评价研究生的数学学习能力,有助于导师提高学生的学习能力.

2.1 BP 神经网络

BP(Back-Propagation)神经网络也被称为误差反向传播神经网络,它是人工神经网络中应用最广的一种神经网络,也是由非线性变换单元组成的前馈网络.

BP 神经网络是一种多层前传网络,具有输入层、隐含层和输出层,层与层之间采用全连接方式,而同一层单元之间不存在相互连接.由于隐藏层节点的预测误差无法直接计算,因此,反向传播算法直接利用输出节点的预测误差反向估计上一层隐藏节点的预测误差,即从后往前逐层从输出层把误差反向传播到输入层,从而实现对链接权重的调整,这也是反向传播算法名称的由来.

标准 BP 算法是一种梯度下降算法,采用 Widrow-Hoff 学习规则,其权重和阈值的变化方向是按照运算处理函数下降最快的方向——梯度的负方向<sup>[2]</sup>.各更新值计算公式如下:

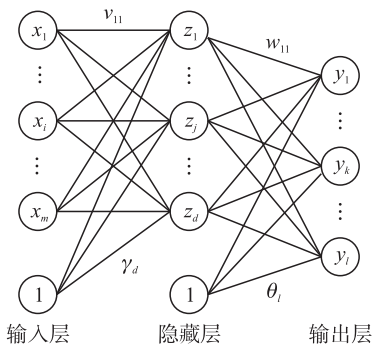


图 2 BP 神经网络

Fig. 2 BP neural network

$$\begin{aligned}\Delta\omega_{jk} &= -\eta(\hat{y}_{hk} - y_{hk})\hat{y}_{hk}(1-\hat{y}_{hk})z_j = \eta(y_{hk} - \hat{y}_{hk})\hat{y}_{hk}(1-\hat{y}_{hk})z_j, \\ \Delta\theta_k &= -\eta \frac{\partial E_h}{\partial \theta_k} = \frac{\partial E_h}{\partial \hat{y}_{hk}} \frac{\partial \hat{y}_{hk}}{\partial \beta_k} \frac{\partial \beta_k}{\partial \omega_{jk}} = -\eta(\hat{y}_{hk} - y_{hk})\hat{y}_{hk}(1-\hat{y}_{hk}) = \eta\delta_k, \\ \Delta v_{ij} &= -\eta \sum_{k=1}^l -\delta_k \omega_{jk} z_j (1-z_j) x_i = \eta \sum_{k=1}^l \delta_k \omega_{jk} z_j (1-z_j) x_i, \\ \Delta r_j &= -\eta \frac{\partial E_h}{\partial z_j} \frac{\partial z_j}{\partial \alpha_j} \frac{\partial \alpha_j}{\partial r_j} = \eta \varphi_j.\end{aligned}$$

## 2.2 基于 BP 神经网络的研究生数学学习能力评价模型

### 2.2.1 BP 网络设计

BP 网络设计包括输入层、输出层、隐含层节点数以及各层间的传输函数等几个主要方面。

#### (1) 输入层节点数

输入层节点数的数量与评价指标的个数相对应,基于大量研究调查结果确定评价指标为:考试成绩,数学建模能力,科研能力,论文写作能力,竞赛水平. 根据分析确定的研究生数学学习能力评价指标为 5 个( $x_1-x_5$ ),故将这 5 个评价指标作为输入节点  $n=5$ .

#### (2) 输出层节点数

我们将最终的评价结果作为网络的输出,所以输出节点数  $m=1$ .

#### (3) 隐含层节点数

基于 Hecht-Nielsen 证明的 Kolmogorov 定理<sup>[3]</sup>,在合理的结构和恰当的权值条件下,3 层的 BP 神经网络可以逼近任意的连续函数,因此,我们这里为了计算简便,选择三层 BP 网络。

隐含层节点数的确定目前还没有最佳的理论方法,这是一个较复杂的问题,节点数过少会导致容错性差,过多会增加网络训练时间,降低泛化能力,故通常由设计者的经验和多次的实验来确定最佳的隐含节点数. 这里经过经验分析,我们选择隐含节点数  $s=3$ .

### 2.2.2 BP 网络学习算法

#### (1) 输入:

数据集  $D$ ; 学习率:  $\eta, \eta \in [0, 1]$ ; 停止条件: 误差率指定阈值  $\varepsilon$ , 最大迭代次数为  $T^*$ ;

#### (2) 初始化链接权重: $T=0, v_{ij}^{(T)}, r_j^{(T)}, \omega_{jk}^{(T)}, \theta_k^{(T)}$ ;

#### (3) 依次输入样本 $(x_h, y_h)$ , 计算期望预测值 $\hat{y}_k$ ;

#### (4) 更新链接权重:

$$\begin{aligned}v_{ij}^{(T+1)} &= v_{ij}^{(T)} + \Delta v_{ij}^{(T)} \\ r_j^{(T+1)} &= r_j^{(T)} + \Delta r_j^{(T)} \\ \omega_{jk}^{(T+1)} &= \omega_{jk}^{(T)} + \Delta \omega_{jk}^{(T)} \\ \theta_k^{(T+1)} &= \theta_k^{(T)} + \Delta \theta_k^{(T)}\end{aligned}$$

#### (5) $T=T+1$ , 判断是否满足停止条件. 若模型误差小于指定阈值或最大迭代次数大于阈值, 则停止迭代, 否则返回步骤 3.

#### (6) 输出: $v_{ij}^{(T)}, r_j^{(T)}, \omega_{jk}^{(T)}, \theta_k^{(T)}$ , 其中输出层第 $k$ 个神经元的输出值为

$$\hat{y}_k = f\left(\sum_{j=1}^d \omega_{jk} z_j + \theta_k\right).$$

### 2.2.3 BP 网络模型的应用

基于上述分析我们选用 MATLAB7.0 来建立 3 层 BP 神经网络,输入神经元 5 个,隐藏层神经元 3 个,输出神经元 1 个. 将 5 个评价指标:考试成绩,数学建模能力,科研能力,论文写作能力,竞赛水平作为输入时首先需要对输入数据(训练样本)进行归一化处理(MATLAB 用 premnmx 函数),由于输入层只进行数据传送,故采用线性函数作为传递函数,而隐含层中神经元采用 S 型函数<sup>[4]</sup>,同时测试取学习率为 0.6,收敛误差阈值为 0.001. 最后要用 postmnmx 函数对评价结果进行反归一化处理得到评价得分如表 2.

表 2 研究生数学学习能力评价得分  
Table 2 Evaluation score for graduate students' mathematics learning ability

| 数学学习能力评价得分   |     |     | 数学理论成绩 |    |   |
|--------------|-----|-----|--------|----|---|
|              |     |     | 差      | 一般 | 好 |
| 建模竞赛<br>参与情况 | 参加过 | 获奖  | 3      | 6  | 9 |
|              |     | 未获奖 | 2      | 5  | 8 |
|              | 未参加 | 1   | 4      | 7  |   |

这里训练样本选择人数为 200 人即可达到满足拟合,同时使用 MATLAB 中的 trainlm 函数进行训练. 其次,用 100 人来预测测试模型,将预测结果与专家评估结果对比观察预测精度,最终表明基于 BP 神经网络的研究生数学学习能力评价模型是合理有效的.

3 筛选数学学习能力的显著影响因素

由焦点访谈、专家座谈等定性调查方法收集到的研究生数学学习能力的影响因素偏向主观,只能作为初步的范围划定. 根据 BP 神经网络确定衡量标准后,本文以量化的形式来研究这些因素与数学学习能力之间的相关程度,从而筛选出具有显著相关性的因素,过滤掉弱相关的因素,以保证研究的准确性. 即以上述 BP 神经网络得到的数学学习能力评价得分为标准,来研究数学学习能力与兴趣、学习氛围、考评体系、教师授课等内外部影响因素与数学学习能力之间的相关程度. 本研究采用 SPSS 22.0 进行 Spearman 相关性分析.

3.1 相关性检验原理

两随机变量  $X$  和  $Y$  之间的 Spearman 相关系数记作  $r$ ,其计算式<sup>[5]</sup>为

$$r=1-\left(6\sum_{i=1}^nD_i^2\right)/\left[n(n^2-1)\right],$$

式中,

$$\sum_{i=1}^nD_i^2=\sum_{i=1}^n(U_i-V_i)^2,$$

式中, $X$  表示数学学习能力评价得分, $Y$  表示 9 个显著影响因素, $U_i,V_i$  分别表示对变量  $X$  和  $Y$  排序后的秩, $n$  表示样本容量.

3.2 相关性检验结果与分析

3.2.1 内部影响因素研究

表 3 为研究生数学学习能力与内部影响因素的相关性和差异性统计表. 通过相关性检验可知,性别和兴趣与数学学习能力显著相关( $P<0.01$ ). 通过差异性检验可知,2 个变量与数学学习能力显著的差异性( $P<0.05$ )<sup>[6]</sup>.

性别. 性别的差异与数学学习能力的好坏并没有表现出显著的相关性( $P>0.01$ ),且与数学学习能力影响的差异性并不显著( $P>0.05$ ).

兴趣. 兴趣与数学学习能力有非常显著的相关性( $P<0.01$ ),且与数学学习能力影响的差异性极其显著( $P<0.05$ ). 其中,对数学学习越有兴趣的人,数学学习能力越强,呈正相关趋势. 这一现象也符合我们一贯的思维,越有兴趣则投入在这里面的时间和精力也就越多,数学思维能力则越强.

3.2.2 外部影响因素研究

表 4 为研究生数学学习能力与外部影响因素的相关性和差异性统计表. 通过相关性检验可知,学习对象中课题难度和创新程度、外部环境中的学习氛围和行业帮助、教师因素中所有变量以及督导工作对数学学习能力均有显著的相关性( $P<0.01$ ),以及显著的差异性( $P<0.05$ ). 其余变量的相关性和差异性并不显著.

学习对象. 学习对象中课题难度和创新程度对

表 3 研究生数学学习能力与其内部因素的相关性和差异性统计表

Table 3 The statistical table of relevance and diversity between graduate students' mathematics learning ability and internal factors

| 项目 | 相关性 $P$ | 差异性 Sig. |
|----|---------|----------|
| 性别 | 0.283   | 0.161    |
| 兴趣 | 0.007   | 0.000    |

表 4 研究生数学学习能力与其外部因素的相关性和差异性统计表

Table 4 The statistical table of relevance and diversity between graduate students' mathematics learning ability and external factors

|      | 项目     | 相关性 <i>P</i> | 差异性 <i>Sig.</i> |
|------|--------|--------------|-----------------|
| 学习对象 | 课题难易程度 | 0.010        | 0.015           |
|      | 研究意义   | 0.131        | 0.253           |
|      | 创新程度   | 0.009        | 0.020           |
| 外部环境 | 学习氛围   | 0.003        | 0.084           |
|      | 教学配套设施 | 0.878        | 0.680           |
|      | 行业帮助   | 0.000        | 0.005           |
| 教师因素 | 师资水平   | 0.010        | 0.014           |
|      | 导学关系   | 0.009        | 0.012           |
|      | 考评体系   | 0.007        | 0.013           |
| 督导因素 | 督导工作   | 0.005        | 0.006           |



数学学习能力有非常显著的相关性( $P<0.01$ ),且对数学学习能力影响的差异性极其显著( $P<0.05$ ),而研究意义的相关性和差异性并不显著. 其中,数学学习能力越高的人,其课题的难度和创新程度则越高,这也恰恰说明了数学学习能力强的人,其解决困难问题的能力也越强. 而研究意义则是课题的选择性问题,与数学学习能力并无多大关系.

外部环境. 外部环境中的学习氛围和行业帮助对数学学习能力有非常显著的相关性( $P<0.01$ ),且对数学学习能力影响的差异性极其显著( $P<0.05$ ),而教学设施的相关性和差异性并不显著. 其中,数学的学习和学校的学习氛围有很大关系,学习氛围越浓烈则学习数学的热情也会高涨;而如果将来从事的行业越需要数学,需求者则会更加热情地学习数学.

教师因素. 教师因素中所有变量与数学学习能力均有非常显著的相关性( $P<0.01$ ),且对数学学习能力影响的差异性极其显著( $P<0.05$ ). 其中,老师的水平越高、越关心学生,则学生学习的积极性则会越高;而考评体系越是严格,学生为了过关则会更加努力地学习,其与数学学习能力也是呈正相关的关系.

督导因素. 督导工作与数学学习能力有非常显著的相关性( $P<0.01$ ),且对数学学习能力影响的差异性极其显著( $P<0.05$ ). 其中,教师的督导工作做得越及时,学生自然也会及时地跟上学习的进度.

3.2.3 相关性分析的结论

本研究采用了问卷调查法和小组座谈法相结合的方式,探讨了研究生数学学习能力与影响因素. 形成如下结论:(1)数学学习能力的内部因素和外部因素均对其产生显著影响,其中:内部因素包括兴趣,外部因素包括学习对象中课题难度和创新程度、外部环境中的学习氛围和行业帮助、教师因素中所有变量以及督导工作;(2)其中兴趣和行业帮助这两个因素与数学学习的相关性最大.

4 以显著性影响因素为变量进行聚类

依据研究个体的理论、实践能力,通过 BP 神经网络将数学学习能力分为 9 个层次,使主观抽象的指标标准化,从而使个体间更具差异性. 通过相关性分析发现与数学学习能力评价得分显著相关的因素有:兴趣、导学关系、行业帮助、课题难度、创新程度、师资水平、督导因素、考评体系、学习氛围. 将这些与数学学习能力之间具有显著相关性和差异性的因素与数学学习能力评价得分一并选作聚类变量,使各类之间具有显著差异,从而明确聚类分析的意义. 以下采用聚类分析的方法将不同的研究个体进行分类,并根据每一类的特点分别对其研究生提出提高数学学习能力的针对性建议.

4.1 相关性分析确定聚类因素

根据表 5 可得,在初步确定的影响因素中,只有性别、课题研究意义以及教学配套设施对于数学学习能力的影响不大,因此将剩下的 9 个与数学学习能力显著相关的因素与因变量数学学习能力评价得分选入聚类分析的分类变量.

表 5 影响因素相关性汇总表  
Table 5 Summary of relevance on influencing factors

| 项目  | 兴趣    | 师资水平  | 创新程度  | 研究意义  | 教学配套设施 | 学习氛围  | 性别    | 导学关系  | 考评体系  | 督导工作  | 课题难易程度 | 行业帮助  |
|-----|-------|-------|-------|-------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|-------|
| P 值 | 0.007 | 0.010 | 0.009 | 0.131 | 0.878  | 0.003 | 0.283 | 0.009 | 0.007 | 0.005 | 0.010  | 0.000 |

4.2 组内平方和法确定聚类数目 K

组内平方和表示每个水平或组的样本数据及其均值的误差平方和,反应每个样本观测值的离散情况,又称为误差平方和. 本研究使用 R 语言求得各组的组内平方和.

$$S_E = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^{n_i} (x_{ij} - \bar{x}_i)^2,$$

式中, $x_{ij}$ 为组内随机变量, $\bar{x}_i$ 为样本均值, $n$ 表示样本容量.

将以上选定的 10 个因素进行聚类,计算不同聚类数目对应的组内平方和,见图 3. 组内平方和在聚类数目为 5 之后,基本不再变化,所以本研究计聚类数目  $k$  为 5.

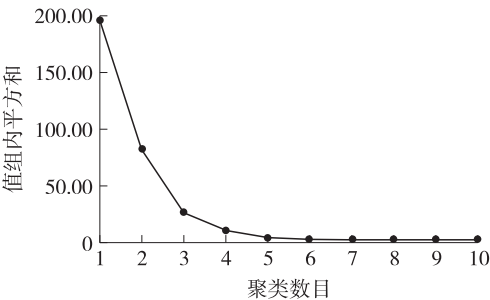


图 3 不同聚类数目下的组内平方和  
Fig. 3 The sum of squares in group with different number of clusters

4.3 根据距离最近原则进行 K-均值聚类

由于样本容量较大( $n>1000$ ),分类变量较多,所以采用 K-均值聚类,并用 SPSS 软件操作.

(1)距离最近原则. 逐一计算每个数据点到  $k$  个初始聚类中心的距离,把数据按照距离最近原则归入相应类别. 欧氏距离的计算公式<sup>[5]</sup>为:

$$EUCLID = \sqrt{\sum_{i=1}^k (x_i - y_i)^2}.$$

(2)重新归类. 根据距离最近原则将样本点归类后,对每类中所有样本点求均值,作为新的聚类中心,并代替原来的聚类中心,如此重复直至更新后的聚类中心与原来的聚类中心基本吻合.

(3)最终聚类输出结果. 进行 50 次迭代及重新归类后,最终聚类结果如下.

表 6 最终聚类中心  
Table 6 The final cluster center

|            | 聚类   |      |      |      |      |
|------------|------|------|------|------|------|
|            | 1    | 2    | 3    | 4    | 5    |
| 数学学习能力评价得分 | 7    | 8    | 1    | 4    | 1    |
| 兴趣         | 高    | 高    | 低    | 低    | 低    |
| 导学关系       | 十分融洽 | 还算融洽 | 一般   | 一般   | 还算融洽 |
| 行业帮助       | 一般   | 极大   | 较小   | 较大   | 极大   |
| 课题难易程度     | 易    | 难    | 易    | 难    | 难    |
| 课题创新程度     | 低    | 高    | 低    | 低    | 高    |
| 督导因素       | 准确及时 | 准确及时 | 准确及时 | 有待改进 | 有待改进 |
| 学习氛围       | 良好   | 良好   | 一般   | 良好   | 一般   |
| 师资水平       | 较高   | 一般   | 较高   | 较高   | 较高   |
| 考评体系       | 不完善  | 完善   | 完善   | 完善   | 完善   |

4.4 聚类结果分析及相关建议

针对提高研究生数学学习能力的问题,本文结合每个研究生对数学学习能力的影响因素的评价得分,采用聚类分析的方法将研究生分为 5 类,最后根据每一类的特点分别对其研究生提出提高数学学习能力的具体建议. 结果如下:

第一类:一般产业的理论知识型. 这种类型的人才数学理论知识水平处于上游,但是实践意识较

差. 但由于其数学对于未来行业发展的帮助并不是很大,所以其研究课题的难度、创新程度都比较低. 这无益于提升其实践能力,对于这一类型的人才,应着手于创造应用实践的机会、鼓励其将学到的理论知识应用于实践,例如加入相关实践课程等. 该研究显示,对于这类人才,考评体系的不健全也是限制其数学学习能力的一个因素,重新设置理论与实践成绩在考评体系中的权重构成也不失为一种提高数学实践能力的方式.

第二类:高端产业的全能知识型. 这一类型的人才所处的行业对数学学习能力的要求处于最高水平,并且所研究课题的难易程度和创新程度都较高,这类研究人才多从事高端产业研究. 也正是行业所需,使其具备了较为全面的数学学习能力,理论成绩可圈可点,实践意识优于其他. 但由于这类研究人才的知识需求较高,师资水平的要求也同步上升,因此,对于这一类来说,最重要的就是配备实力雄厚的教师团队,以提高其数学科研能力.

第三类:文学产业的其他知识型. 这类个体数学理论成绩以及应用实践能力都处于最低水平,数学对其日后的行业发展也并没有很大的作用. 这类个体大多是从从事人文研究或者文学发展,其擅长的领域不在数学,固然兴趣也不大,提高数学学习能力也显得不那么必要,但这并不是其摒弃数学学习的理由,很多名企都倾向招纳数学好的人才,例如华为企业每年都会举行一些比赛,而数学基础好的并善于应用数学知识解决实际问题的人总能脱颖而出得到青睐. 因此,对于这类人才而言,培养数学学习兴趣是最易实现的方式.

表 7 每个聚类中的案例个数

Table 7 The number of established cases in each cluster

|    |   |       |
|----|---|-------|
| 聚类 | 1 | 181   |
|    | 2 | 286   |
|    | 3 | 160   |
|    | 4 | 335   |
|    | 5 | 63    |
| 有效 |   | 1 025 |
| 缺失 |   | 0     |

第四类:中端产业的理论知识型.这类研究生的数学理论知识水平处于中上游,但是对数学的兴趣不高,且其导师的督导工作有待改进,这样的结果来源于其自律性很高且学习氛围很好.对于这一类型的研究生,学校应多开展数学实践方面的活动及提高数学素养方面的活动以培养数学学习兴趣,如开展讲座、数学趣味运动会等;除此之外,导学关系也是限制这类研究生数学学习能力提高的因素,使得导师与研究生之间多多交流发现问题,并对其难度较大的课题予以指导.

第五类:高端产业的其他知识型.这种类型的行业对数学的需求很高.针对这一类型的研究生,学校同样应多开展数学实践方面的活动及提高数学素养方面的讲座,培养兴趣,提高数学学习的氛围;其次导师的督导工作应加强,导师应针对性地为该类研究生规划课题,先易后难,逐步培养其数学素养,并鼓励其在实践中获取应用数学的乐趣.

#### [参考文献]

- [1] 周长城,任传波,高松,等.创新数学思维与研究生创新能力培养研究[J].高等工程教育研究,2008,S2.
- [2] 蔡锦锦.基于BP神经网络的高校课堂教学质量评价系统的研究与实现[D].杭州:浙江工业大学,2009.
- [3] 冯必波.BP神经网络在教学质量评价体系中的应用[J].计算机与数字工程,2010,38(4):97-99.
- [4] 郑永,陈艳.基于BP神经网络的高校教师教学质量评价模型[J].重庆理工大学学报(自然科学),2015,29(1):85-90.
- [5] 冯岩松.SPSS 22.0 统计分析应用教程[M].北京:清华大学出版社,2015.
- [6] 王文文,郭宁,王杨.硕士研究生导学关系现状及影响因素研究[J].研究生教育研究,2018(6):76-82.

[责任编辑:陆炳新]

(上接第22页)

- [7] SUN R,ZENG W. Secure and robust image hashing via compressive sensing[J]. Multimedia tools and applications,2014,70:1651-1665.
- [8] OUYANG J,COATRIENX G,SHU H. Robust hashing for image authentication using quaternion discrete Fourier transform and log-polar transform[J]. Digital signal processing,2015,41:98-109.
- [9] HAN M,YANG X,JIANG G E. An extreme learning machine based on cellular automata of edge detection for remote sensing images[J]. Neurocomputing,2016,198:27-34.
- [10] 周立国,冯学智,肖鹏峰,等.一种频域高分辨率遥感图像线状特征检测方法[J].测绘学报,2011,40(3):312-317.
- [11] GU J,PAN Y,WANG H. Research on the improvement of image edge detection algorithm based on artificial neural network[J]. Optik-international journal for light and electron optics,2015,126(21):2974-2978.
- [12] HELMY A K,EL-TAWHEEL G S. Image segmentation scheme based on SOM-PCNN in frequency domain[J]. Applied soft computing,2016,40:405-415.
- [13] YANG Z,DONG M,GUO Y,et al. A new method of micro-calcifications detection in digitized mammograms based on improved simplified PCNN[J]. Neurocomputing,2016,218:79-90.
- [14] ALA R. A new automatic parameter setting method of a simplified PCNN for image segmentation[J]. IEEE transactions on neural networks,2011,22(6):880-892.
- [15] LIU S,HE D,LIANG X. An improved hybrid model for automatic salient region detection[J]. IEEE signal processing letters,2012,19(4):207-210.
- [16] 邵晓鹏,钟宸,王杨,等.一种简化PCNN模型在彩色图像边缘检测上的应用[J].西安电子科技大学学报(自然科学版),2012,39(6):1-9.
- [17] PORTNOY I,MELENDEZ K,PINZON H,et al. An improved weighted recursive PCA algorithm for adaptive fault detection[J]. Control engineering practice,2016,50:69-83.
- [18] DELCHAMBRE L. Weighted principal component analysis;a weighted covariance eigendecomposition approach[J]. Monthly notices of the royal astronomical society,2014,446(4):3545-3555.

[责任编辑:陆炳新]