

基于主成分的BP神经网络期刊评价

——以人文社科期刊为例

韩 雷¹, 邱均平²

(1. 浙江理工大学 经济管理学院, 浙江 杭州 310018;

2. 杭州电子科技大学 中国科教评价研究院, 浙江 杭州 310018)

摘要:【目的/意义】期刊评价的方法繁多且复杂,无法分辨其中的好坏,对于方法的效果也是难以锚定,使得期刊评价存在一定的模糊性和不确定性。【方法/过程】本文在主成分分析方法的基础上,提出了一种新的期刊评价方法——主成分-BP神经网络法,以《中国学术期刊影响因子年报(人文社会科学)》(2021年)的585种综合性人文社科期刊作为评价对象,将评价结果同权威期刊评价结果进行对比,再对评价方法进行分析。【结果/结论】研究表明:主成分-BP神经网络方法同部分传统方法相比结果更加精准;主成分-BP神经网络方法对评价对象要求较高;为其他领域期刊评价以及评价方法提供一定的借鉴思路。【创新/局限】本文仅以人文社科期刊为例,范围有一定的局限性,今后应进一步扩大研究主体范围并尝试将这种方法用于其它领域的评价。

关键词:主成分分析;BP神经网络;评价指标;人文社科;期刊评价

中图分类号:G237.5 **DOI:**10.13833/j.issn.1007-7634.2022.10.014

1 引言

习近平总书记曾指出高品质的学术期刊就是要坚守初心、引领创新,展示高水平研究成果,支持优秀学术人才成长,促进中外学术交流。如何分辨一个期刊是高水平的期刊,期刊评价则是必不可少的环节。作为一项长久存在且需要不断发展的重要事业,对于期刊主体来说,期刊评价能够为不同期刊的竞争提供一定的规范;从期刊所载的学术论文来看,能够间接地为学术论文质量评价提供些许参考;从期刊所载论文撰写者来考虑,学术期刊的评价会直接影响到学术资源分配的结果,对于学界人员的科研动力有着极大的促进作用^[1]。因此无论是期刊本身所处的环境、期刊论文的质量还是期刊相关者的利益,同期刊的评价结果都有着很强的联系,直接或间接地影响到自身。人文社科期刊所载论文目的之一是为了传播哲学社会科学知识和信息,通过关注对于社会热点现实问题,为推进社会进步、人类文明,提供优秀的学术资源,人文学科经典论文也是综合性人文社科刊物的学术基石^[2],对于人文社科期刊的评价也是对于人文社科期刊所载论文的检验,质量高的人文社科期刊所载的论文对于传播中国文化、中国故事有着巨大的帮助,可促使其他国家更好地了解中国,弘扬中国精神,凝聚中国力量,能够为构建更具有中国特色的哲学社会科学体系提供一定的帮助^[3]。

目前对于期刊评价的方法一般是单指标评价、多指标综

合评价和组合评价。由于单指标存在一定的局限性,因此大多数期刊评价采取多指标综合评价。而对于多指标评价其核心就是如何确定指标的权重。权重的确定方法一般采用定量、定性或定量定性相结合的方法。定量的方法由于单纯地依靠数据本身,从而更具有客观性,常见的方法包括:因子分析、熵权法、独立性权系数法、变异系数法、粗糙集法、CRITIC法和主成分分析法等。本文提出一种基于主成分分析的BP神经网络方法对人文社科期刊进行评价,既是对既定期刊评价方法的改进,也是对人文社科期刊评价的创新。

2 文献综述

主成分分析在科技评价领域应用较广,该方法能够在消除指标间内在关系的同时,避免主观赋权的问题,因此该方法在多领域的评价问题中得到了广泛应用^[4],包括学术期刊质量评价、科研产出评价、学术影响力评价研究等。在学术期刊评价领域,李跃艳^[5]为了建立科学合理的期刊评价指标体系和期刊评价模型采用主成分分析方法,确定期刊评价的维度,建立了新的期刊评价模型进行实证分析。俞立平^[6]针对主成分分析广泛应用于科技评价,但对评价方法选用缺乏检验问题,建立了主成分分析方法适用性的检验框架与检验体系,从评价前、评价中、评价后3个角度进行检验。陈国福^[7]为了研究期刊评价方法,分析期刊评价指标间的分离程

收稿日期:2022-06-27

基金项目:国家社会科学基金重大项目“基于大数据的科教评价信息云平台构建和智能服务研究”(19ZDA348)。

作者简介:韩雷(1979-),女,黑龙江哈尔滨人,博士,主要从事科学评价、信息计量、大数据挖掘、金融计量研究;邱均平(1947-),男,湖南涟源人,资深教授,博士生导师,主要从事信息计量与科教评价研究。

度及其结构关系,通过主成分分析筛选指标,构建了评价指标体系。辛督强^[8]采用主成分分析法对13种力学类中文期刊进行分析和排名,为力学期刊评价指标的选取和综合质量的提高提供定量参考。在科研产出评价中,潘香岑^[9]为深化图书馆对高校科研统计的支持服务,采用主成分分析法分析了我国农业高校2009-2018年的科研总体发文,明晰各高校间的科研总体水平、指标间的交互作用及响应规律。邓理^[10]等人运用PCA方法和SFA模型构建综合分析模型,采用主成分分析方法归纳出了影响高校科研效率的多重因素。在学术影响力方面,王菲菲^[11]等人将传统计量指标和替代计量指标结合,采用主成分分析和天际线的方法构建指标体系和评价模型,通过指标赋权对高校科研人员学术影响力作出综合评价。程慧平^[12]运用熵权TOPSIS与主成分分析方法进行了综合指标学术影响力评价。陈慧敏^[13]也采用主成分分析方法对中国区域学术论文影响力作出了评价。

尽管主成分分析方法在科技评价领域中应用已经相当成熟,但是也有学者提出主成分分析方法是否真的适用于科技评价?主成分分析方法具有哪些缺点?俞立平就指出采用主成分分析进行科技评价存在信息损失,而信息损失会严重影响评价结果的排序,会导致评价方法选取不当而产生不公平,因此主成分分析方法不适合评价对象较多的情况。袁晓文^[14]在主成分分析的基础上,对其进行优化与改进,提出完全信息多重主成分分析评价方法,用来进行辅助专家赋权和克服自然权重问题。赵陆亮^[15]则结合主成分与DEA分析以克服单纯采用主成分分析的不足。俞立平^[16]认为采用主成分分析进行学术期刊评价,必须增加主成分分析回归系数为正这一条件。楼文高^[17]指出在采用主成分分析进行评价工作时,评价对象数量越多,效果越好。

神经网络是在现代心理学、神经学、生物学、计算机技术等各个学科基础上产生的,它是在模拟人类大脑神经组织工作原理基础上发展起来的。并且该方法已经在环境、医学、金融等领域的问题诊断及预测中有了成功且成熟的应

用,也逐渐有研究者将BP神经网络方法带入到学术评价、绩效评价等领域进行应用探索,以期获取更加科学有效的研究成果,推动学科发展。其中,有蔡艳萍等^[18]运用BP神经网络对上市银行进行绩效评价,并对其构建的评价模型进行验证。俞立平^[19]运用BP神经网络对多种评价方法进行权重的计算,提出可以通过神经网络的结果对评价方法进行选择。万昊^[20]等人为了找到更适合的量化模型来模拟专家组群体的复杂评审决策,借助BP人工神经网络模型和贝叶斯正则化修正项来模拟项目评审专家组,实现了有效辅助同行评议决策。陈文凯^[21]借助BP神经网络,构建了一个动态评价馆藏核心期刊的模型,为馆藏核心期刊的评价建立起一个科学、实用、有效的评价体系。

从现有的研究来看,主成分分析方法在期刊评价中仍然存在一些问题,例如存在信息的缺失导致评价结果的不公;当评价对象过多时会产生不准的情况;对于评价结果难以检验的问题等等,因此本文将主成分分析方法同BP神经网络相结合对期刊进行评价,结合权威期刊评价结果、新模型的评价结果和单纯的主成分分析方法结果相比较,以此来检验主成分分析方法的改进效果,以期为主成分分析方法在期刊评价领域的改进提供借鉴。

3 研究数据

本文基于以《中国学术期刊影响因子年报(人文社会科学)》(2021年)中的626种综合性人文社科期刊指标进行研究,包含CSSCI扩展版期刊,去除掉不存在数据,共保留有效期刊585种期刊,其中公布的指标包括影响因子、可被引文献量、可被引文献比、基金论文比、平均引文数、引用半衰期、被引半衰期、引用期刊数、被引期刊数、他引总引比、web即年下载率、总下载量、量效指数。在进行筛选时,文章参考了学者对于期刊影响力和不同指标的关系研究以及各指标所代表的含义,其中可被引文献比是根据可被引文献量计算得

表1 相关性矩阵
Table 1 Correlation matrix

	复合 影响因子	5年 影响因子	即年指标	可被引 文献量	基金 论文比	平均 引文数	引用 半衰期	被引 半衰期	被引 期刊数	web即年 下载率	总下载量
复合影响因子	1	.971	.766	-.154	.395	.644	.205	.080	.690	.809	.591
5年影响因子	.971	1	.676	-.141	.330	.657	.258	.139	.699	.740	.619
即年指标	.766	.676	1	-.132	.349	.481	.126	.013	.532	.886	.433
可被引文献量	-.154	-.141	-.132	1	-.213	-.323	-.198	-.238	.264	-.109	.454
基金论文比	.395	.330	.349	-.213	1	.288	-.037	-.075	.257	.365	.112
平均引文数	.644	.657	.481	-.323	.288	1	.633	.518	.523	.498	.374
引用半衰期	.205	.258	.126	-.198	-.037	.633	1	.655	.335	.143	.269
被引半衰期	.080	.139	.013	-.238	-.075	.518	.655	1	.232	.009	.176
被引期刊数	.690	.699	.532	.264	.257	.523	.335	.232	1	.604	.912
web即年下载率	.809	.740	.886	-.109	.365	.498	.143	.009	.604	1	.541
总下载量	.591	.619	.433	.454	.112	.374	.269	.176	.912	.541	1

到,是指某期刊在指定时间范围内发表的可被引文献量与载文量之比;量效指数(JMI)是某刊影响因子与该刊影响因子对应的发文章量的比值,意义是平均每篇文献对该刊影响因子的贡献值,二者的信息有重复之处,不宜选取;引用期刊数不能说明期刊影响力与学术质量,也不宜选取;他引总引比由于相差较小,且存在大量的数值重复,因此进行剔除。最终选取了复合影响因子、5年影响因子、即年指标、可被引文献量、基金论文比、平均引文数、引用半衰期、被引半衰期、被引期刊数、web即年下载率、总下载量这十一个指标作为衡量期刊学术质量和影响力的影响因素,采用主成分分析法和BP人工神经网络进行学习,得到各指标的权重,并进行后续分析。

4 实证研究结果

4.1 主成分分析

通过对585种期刊数据进行传统期刊影响力评价指标相关性检验,如表1所示,发现有些指标与其他大部分指标的相关性较低,如被引半衰期、引用半衰期等,相关性较弱,但大部分指标间存在强相关,所以这里仍然将与其他指标相关性较弱的指标保留。

如表2,由于部分指标间相关性较低,所以最终得到的KMO值为0.767,相对较小。Bartlett检验的sig值为0.000,说明指标间具有显著性。结合以上两点,表明该指标尚可进行主成分分析。

表2 KMO与Bartlett检验

Table 2 KMO and Bartlett test

KMO 取样适切性量数。	.775
近似卡方	6833.454
巴特利特球形度	
检验	自由度 55
显著性	0.000

因子分析中指标提取的数值,是由方差来衡量的,代表指标中多少比例的信息被提取。由表3中各指标的提取程度可以看到,大多数指标的提取比例都是较高的,大部分都在0.8左右,只有基金论文比低于0.6,说明各个指标的信息损失量相对较低,整体而言指标的提取效果较好。

根据表4的总方差解释来看,共提取了3个主成分,累积

贡献率为80.759%。根据结果来看,提取出的主成分总体贡献度较高,表明3个主成分能够较好地反映初始变量的信息。最终计算结果包含的成分较多,原因之一是11个初始指标之间的相关性较低,导致指标间共性不高,需要增加主成分数量来提高方差解释率。通过公因子提取以及累积贡献率来看,提取3个主成分的结果是较为合理的。

表3 因子方差

Table 3 Variance of factors

	初始	提取
复合影响因子	1.000	.909
5年影响因子	1.000	.845
即年指标	1.000	.760
可被引文献量	1.000	.870
基金论文比	1.000	.429
平均引文数	1.000	.825
引用半衰期	1.000	.804
被引半衰期	1.000	.794
被引期刊数	1.000	.889
web即年下载率	1.000	.825
总下载	1.000	.935

表5 指标成分矩阵

Table 5 Index component matrix

	成分		
	1	2	3
复合影响因子	.926	-.145	-.175
5年影响因子	.911	-.082	-.094
即年指标	.798	-.220	-.274
可被引文献量	-.094	-.543	.752
基金论文比	.410	-.152	-.488
平均引文数	.763	.488	-.065
引用半衰期	.419	.742	.280
被引半衰期	.280	.801	.273
被引期刊数	.832	-.147	.418
web即年下载率	.848	-.245	-.214
总下载量	.730	-.248	.583

表5为因子载荷矩阵,为各因子在各变量上的解释,即

表4 总方差解释表

Table 4 Total variance interpretation table

成分	初始特征值			提取载荷平方和			旋转载荷平方和		
	总计	方差百分比	累积 %	总计	方差百分比	累积 %	总计	方差百分比	累积 %
1	5.281	48.006	48.006	5.281	48.006	48.006	4.479	40.721	40.721
2	1.966	17.871	65.878	1.966	17.871	65.878	2.429	22.078	62.799
3	1.637	14.881	80.759	1.637	14.881	80.759	1.976	17.960	80.759

为提取出来的各个主成分对各个变量的影响程度,可将各变量表示为:

复合影响因子=0.926F1-0.145F2-0.175F3
5年影响因子=0.911F1-0.082F2-0.094F3
即年指标=0.798F1-0.22F2-0.274F3
可被引文献量=-0.094F1-0.543F2+0.752F3
基金论文比=0.41F1-0.152F2-0.488F3
平均引文数=0.763F1+0.488F2-0.065F3
引用半衰期=0.419F1+0.742F2+0.28F3
被引半衰期=0.28F1+0.801F2-0.273F3
被引期刊数=0.832F1+0.147F2+0.418F3
web即年下载率=0.848F1+0.245F2-0.214F3
总下载量=0.730F1-0.248F2+0.583F3

表6 主成分得分表

Table 6 Principal component score table

	成分		
	1	2	3
复合影响因子	.922	.178	.165
5年影响因子	.860	.251	.206
即年指标	.868	.035	.074
可被引文献量	-.247	-.297	.849
基金论文比	.595	-.116	-.248
平均引文数	.574	.703	-.042
引用半衰期	.068	.892	.059
被引半衰期	-.067	.889	-.009
被引期刊数	.602	.311	.656
web即年下载率	.894	.050	.150
总下载量	.471	.230	.812

根据主成分得分系数矩阵,可以将公因子表达为各变量的线性形式,将各变量按照顺序表示为 ZX1、ZX2、ZX3……ZX11,如ZX1为复合影响因子,ZX2为5年影响因子,ZX11为总下载量,各公因子的得分表达式如下:

F1=0.922ZX1+0.860ZX2+0.868ZX3-0.247ZX4+0.595ZX5+0.574ZX6+0.068ZX7-0.067ZX8+0.602ZX9+0.894ZX10+

0.471ZX11

F2=0.178ZX1+0.251ZX2+0.035ZX3-0.297ZX4-0.116ZX5+0.703ZX6+0.892ZX7+0.889ZX8+0.311ZX9+0.05ZX10+0.23ZX11

F3=0.165ZX1+0.206ZX2+0.074ZX3+0.849ZX4-0.248ZX5-0.042ZX6+0.059ZX7-0.009ZX8+0.656ZX9+0.150ZX10+0.812ZX11

最终计算评价得分的公式为:

$$F = \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} F1 + \frac{\lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} F2 + \frac{\lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} F3$$

在主成分分析中,各主成分对应的权重为其方差贡献率占据累计贡献率的比值,即 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 分别表示主成分1到主成分3的旋转平方和载入的方差贡献率,根据总方差解释表(表4)中的结果,可知 $\lambda_1=5.281$, $\lambda_2=1.966$, $\lambda_3=1.637$ 。最终得到期刊评价的得分模型:

F=5.281F1+1.966F2+1.637F3

4.2 基于主成分的人工神经网络分析

选择585种社科类期刊的11种指标数据作为输入数据,以上一节中主成分分析的评价结果值作为输出数据。其中,我们对585种期刊数据随机选取80%作为训练集,剩余作为测试集。为加快求得最优解的速度,便于模型运算,预先对指标数据运用min-max法进行调整。

正向指标数据计算公式为:

$$Y_{ij} = \frac{X_{ij} - \min(X_{ij})}{\max(X_{ij}) - \min(X_{ij})}$$

负向指标数据计算公式为:

$$Y_{ij} = \frac{\max(X_{ij}) - X_{ij}}{\max(X_{ij}) - \min(X_{ij})}$$

由于本文将11种指标数据作为输入,主成分分析评价结果作为输出,得到BP神经网络模型的输入层和输出层中的单元数。在本文中,输入层单元数为11,输出层的单元数为

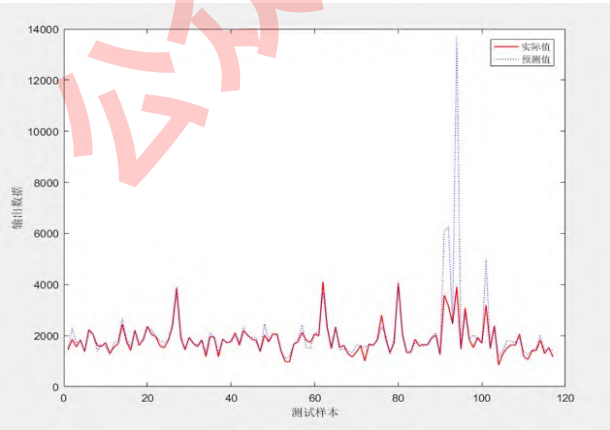


图1 样本拟合结果

Figure 1 Sample fitting results

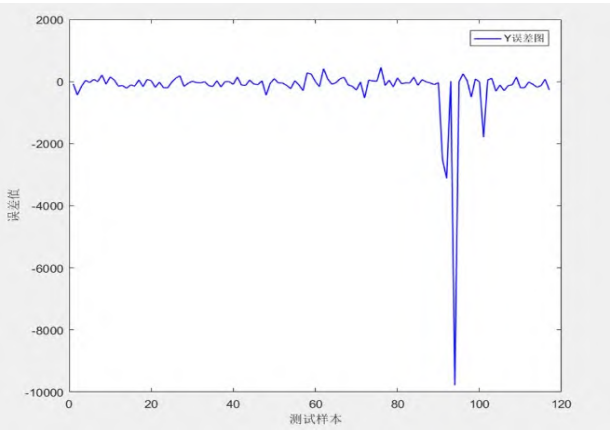


图2 样本误差图

Figure 2 Sample error diagram

1. 单隐层可以满足本文研究需要,所以在设计BP网络时,考虑一个隐层的网络模型。经过测试评估,终确定隐层处理单元数为 $2 \times 11 + 1 = 23$ 。选择采用双极性Sigmoid函数(tansig函数)表示输入神经元与隐神经元之间的关系,用线性函数(purelin)表示隐神经元与输出神经元之间的关系。另外,训练算法选用具有动量和自适应学习比的梯度下降方法(trainingdx)。根据以上BP网络模型的设计,借助MATLAB中提供的神经网络工具箱,进行BP神经网络模型的构建与分析。将训练步数设置为2000次,选择均方误差作为性能度量,最终经过2000次运行后停止训练,权重取值由训练到1986步时确定,此时的均方误差为0.000123,训练集的拟合度为0.99163,拟合程度很高。接着将训练得到的BP神经网络模型用于测试集。

图1是全部测试样本的实际值与输出预测值之间的拟合情况,其中实线为测试样本的实际输出值,虚线为模型输出预测值,可见除去个别样本,整体而言拟合程度良好。图2是模型对测试样本输出的样本误差,可见,实际值与输出值之间除个别样本外,其余样本的误差差别值较小,吻合度较高,总体而言该网络模型表现出良好的性能,即所得模型可以用于指标权重的计算。根据以上的模型得到了基于主成分的人工神经网络方法的各个新权重指标,如表7所示。

表7 BP人工神经网络得出的指标权重

Table 7 Index weights obtained by BP artificial neural network

指标	权重
复合影响因子	0.135423331
5年影响因子	0.000656688
即年指标	0.078679454
可被引文献量	0.047423556
基金论文比	0.087329792
平均引文数	0.000111071
引用半衰期	0.003512223
被引半衰期	0.304789524
被引期刊数	0.220679448
web即年下载率	0.033754059
总下载量	0.087640853

4.3 研究结果对比

将主成分-BP人工神经网络方法得到的权重同期刊的指标进行计算,得到了期刊的评价结果。为了验证评价结果的准确性和不同之处,引入了中国学术期刊影响因子年报(人文社会科学)中的期刊影响力指数(CI)的排名结果。期刊影响力指数(CI)是统计某个年度内出版的某些源文献引证期刊的次数,可以在统计学意义上反映期刊在该统计年度产生的影响力,主要采用期刊的总被引频次(TC)和影响因子(IF,评价对象为期刊在统计年之前两年发表的文献)、即年指标(评价对象为期刊在统计年发表的文献)等指标构成,

在学界具有较大的影响力和认可度。尽管两种期刊评价的方法所采用的指标不同,但是对二者的结果进行比较能够看出二者的相同之处和差异。由于数据过多在这里将两种评价结果前30位期刊展示,如表8所示。

从前30位期刊的整体来看,主成分-BP人工神经网络分析方法得到的结果同期刊影响力指数(CI)的期刊排名结果差异较大,除了排名第一的仍然是中国社会科学这一期刊外,其他期刊的排名都有些许变化,但是可以发现尽管期刊的排名有些变化,但是变动的幅度不大,以前几位期刊来看,《西南民族大学》在主成分-BP人工神经网络分析的结果中排名第二,在期刊影响力指数(CI)的结果排在了第14位;《社会科学战线》在主成分-BP人工神经网络分析的结果中排名第三,在期刊影响力指数(CI)的结果排在了第12位;《江西社会科学》在主成分-BP人工神经网络分析的结果中排名第四,在期刊影响力指数(CI)的结果排在了第27位,《南京社会科学》在主成分-BP人工神经网络分析的结果中排名第五,在期刊影响力指数(CI)的结果排在了第6位。其次从期刊的分布来看,主成分-BP人工神经网络分析方法得到的结果同期刊影响力指数(CI)的期刊排名结果差异不大,以期刊影响力指数(CI)为标准,对前30位期刊通过主成分-BP人工神经网络分析得到的结果中只有9位期刊不在其列,分别是《北京师范大学学报(社会科学版)》《学术研究》《广西社会科学》《湖北社会科学》《东岳论丛》《贵州社会科学》《东北师大学报(哲学社会科学版)》《社会科学家》和《福建论坛(人文社会科学版)》。

两种期刊评价方法的结果不同是理所当然的,这其中有指标选取不同、权重大小不一等各种原因,但是对于期刊评价方法来说,有一点是毋庸置疑的,即质量高的期刊在采用合理的评价方法时总会获得较高的评价。而在本章中,采用期刊影响力指数(CI)这一指标就是为了验证主成分-BP人工神经网络方法在一定程度上的精准性。从验证的结果来看,无论是整体还是分布的角度,主成分-BP人工神经网络方法在采用了新的模型以及更多指标后,能够较为合理地反映期刊的影响力,具备一定的创新性。

5 研究结论

5.1 主成分-BP人工神经网络方法同部分传统方法相比结果更加精准

主成分-BP人工神经网络方法是首先通过数据的相关性检验和KMO与Bartlett检验证明该数据可以适用于主成分分析方法,再通过降维,从评价指标中提取少数公共因子,得到总方差解释表和指标成分矩阵,最终得到了主成分得分表,根据主成分得分表计算出各个指标所占的权重,再根据BP人工神经网络对某种多属性评价方法的公共因子和评价结果进行训练学习,从而得到该评价方法的因子权重。相较于传统的主成分分析方法,主成分-BP人工神经网络方法具

表8 不同期刊评价结果前30位对比
Table 8 Comparison of the top 30 evaluation results of different journals

	主成分-BP	期刊影响力指数CI
1	《中国社会科学》	《中国社会科学》
2	《西南民族大学学报(人文社科版)》	《学术月刊》
3	《社会科学战线》	《中国人民大学学报》
4	《江西社会科学》	《开放时代》
5	《南京社会科学》	《武汉大学学报(哲学社会科学版)》
6	《社会科学》	《南京社会科学》
7	《山东社会科学》	《新疆师范大学学报(哲学社会科学版)》
8	《中州学刊》	《中国农业大学学报(社会科学版)》
9	《北京大学学报(哲学社会科学版)》	《探索与争鸣》
10	《学术月刊》	《社会科学》
11	《北京师范大学学报(社会科学版)》	《北京大学学报(哲学社会科学版)》
12	《学术研究》	《社会科学战线》
13	《求索》	《浙江社会科学》
14	《华中师范大学学报(人文社会科学版)》	《西南民族大学学报(人文社科版)》
15	《中国人民大学学报》	《华中师范大学学报(人文社会科学版)》
16	《浙江社会科学》	《中国地质大学学报(社会科学版)》
17	《学习与探索》	《社会科学研究》
18	《广西社会科学》	《吉林大学社会科学学报》
19	《新疆师范大学学报(哲学社会科学版)》	《求索》
20	《探索与争鸣》	《河海大学学报(哲学社会科学版)》
21	《湖北社会科学》	《中州学刊》
22	《东岳论丛》	《山东大学学报(哲学社会科学版)》
23	《江苏社会科学》	《西安交通大学学报(社会科学版)》
24	《贵州社会科学》	《江苏社会科学》
25	《学术论坛》	《山东社会科学》
26	《东北师大学报(哲学社会科学版)》	《甘肃社会科学》
27	《社会科学家》	《江西社会科学》
28	《武汉大学学报(哲学社会科学版)》	《学习与探索》
29	《甘肃社会科学》	《学术论坛》
30	《福建论坛(人文社会科学版)》	《北京工业大学学报(社会科学版)》

有较好的稳定性,得到的权重是可信的,且对于主成分的一些缺点在一定程度上进行了修正,该方法对于多属性评价方法较为适用,具有良好的应用前景。

5.2 主成分-BP 人工神经网络方法对评价对象要求较高

在研究过程中,笔者发现该方法对于样本量小、指标少的数据存在一些问题,尤其是在对公共因子和评价结果进行训练时,倘若样本量过少会导致预测的结果与主成分分析的结果差异较大,因此在进行研究时,样本数量要求最好在百种期刊以上,否则可能会影响到评价结果或出现难以评价的情况。本文对人文社科的585种期刊进行研究,样本量适中,指标合适,因此得出的结果较好,若进行其他学科的研究必须对于样本量进行测定。且该方法的使用前提是数据必须符合主成分分析方法的要求,例如相关性的要求和KMO与Bartlett的要求必须通过,如果数据不满足,可能无法采用

该方法进行评价。

5.3 为其他领域期刊评价以及评价方法提供一定的借鉴思路

期刊的评价方法和某一领域期刊的评价体系往往都以定性、定量和定性定量相结合的方式展开,运用的方法也比较传统,例如专家会议赋权法、调查法、层次分析法和主成分分析法等,而在人文社科领域,期刊的评价往往以定性为主,定量的方法较少。本文以主成分分析方法为基础对人文社科期刊进行指标权重的计算,通过大量样本进行训练,计算出精准的指标权重和期刊评价结果,这是对人文社科期刊评价的新补充。不仅如此,在能够保证数据适用的情况下,该方法同样也可以运用到其他领域进行期刊评价,为其他评价方法提供评价结果优化,诸如因子分析法、TOPSIS法等,针对不同评价方法的缺陷进一步修正。

参考文献

- 1 王春磊.交互式学术评价与人文社科学术期刊的发展之路[J].出版广角,2021(16):15-17.
- 2 王泽龙.人文社科综合期刊评价与自我定位[J].首都师范大学学报(社会科学版),2020(6):11-13.
- 3 郭君平,荆林波.中国人文社科期刊评价的变迁、问题及优化路径[J].情报杂志,2016,35(1):68-73,150.
- 4 迟国泰,曹婷婷,张昆.基于相关-主成分分析的人的全面发展评价指标体系构建[J].系统工程理论与实践,2012,32(1):111-119.
- 5 李跃艳,熊回香,李晓敏.基于主成分分析法的期刊评价模型构建[J].情报杂志,2019,38(7):199-207.
- 6 俞立平,刘骏.主成分分析与因子分析法适合科技评价吗?——以学术期刊评价为例[J].现代情报,2018,38(6):73-79,137.
- 7 陈国福,王亮,熊国经,等.基于主成分和集对分析法的期刊评价方法研究[J].情报杂志,2017,36(3):196-201.
- 8 辛督强.基于主成分分析的13种力学类中文期刊综合评价[J].中国科技期刊研究,2012,23(2):224-227.
- 9 潘香岑,刘凤侠.高校科研产出指标交互特征与分析评价——以我国17所农业高校为例[J].图书馆工作与研究,2019(9):16-21.
- 10 邓理,岳振兴,浦徐进.高校科研效率影响因素分析——基于PCA方法和SFA模型[J].中国高校科技,2019(3):37-41.
- 11 王菲菲,刘家好,贾晨冉.基于替代计量学的高校科研人员的学术影响力综合评价研究[J].科研管理,2019,40(4):264-276.
- 12 程慧平.基于主成分分析与熵权TOPSIS方法的期刊学术影响力研究[J].情报科学,2015,33(12):77-82.
- 13 陈慧敏.中国区域学术论文影响力评价分析[J].福州大学学报(哲学社会科学版),2012,26(3):38-43.
- 14 袁晓文,俞立平.一种辅助专家赋权与克服自然权重学术评价方法——完全信息多重主成分分析法[J].情报理论与实践,2021,44(10):57-64.
- 15 赵陆亮,马赞甫.中国互联网企业运营效率测评与影响因素[J].统计学报,2020,1(6):1-12.
- 16 俞立平,潘云涛,武夷山.学术期刊评价中主成分分析法应用悖论研究[J].情报理论与实践,2009,32(9):84-87.
- 17 楼文高,吴雷鸣.科技期刊质量综合评价的主成分分析法及其改进[J].统计教育,2010(5):57-62.
- 18 蔡艳萍,孙夏.基于BP神经网络的上市商业银行绩效评价体系[J].系统工程,2016,34(12):24-30.
- 19 俞立平.基于神经网络的非线性学术评价指标模拟权重研究——以因子分析评价为例[J].现代情报,2021,41(4):133-145.
- 20 万昊,谭宗颖,张福俊,等.项目验收的同行评议辅助决策评价方法研究——基于贝叶斯正则化修正的BP人工神经网络模型[J].情报杂志,2017,36(11):192-199.
- 21 陈文凯.基于人工神经网络的馆藏核心期刊评价模型研究[J].中国卫生统计,2006(4):343-344,346.

(责任编辑:毛秀梅)

Evaluation of BP Artificial Neural Network Journals Based on Principal Components

——Take Humanities and Social Science Journals as an Example

HAN lei¹, QIU Jun-ping²

(1.School of Economics and Management, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China;

2.Chinese Academy of Science and Education Evaluation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: [Purpose/significance] There are many and complex methods for journal evaluation, and it is impossible to distinguish between good and bad, and it is difficult to anchor the results of the methods, which makes journal evaluation ambiguous and inaccurate. [Method/process] In this paper, based on the principal component analysis method, a new journal evaluation method, the principal component-BP artificial neural network method, is proposed to evaluate 585 comprehensive humanities and social science journals in the Annual Report on Impact Factor of Chinese Academic Journals (Humanities and Social Sciences) (2021), and the evaluation results are compared with authoritative journal The evaluation results are compared with those of authoritative journals, and then the evaluation method is analyzed. [Result/conclusion] The research results show that: the principal component-BP artificial neural network method is more accurate than some traditional methods; the principal component-BP artificial neural network method has higher requirements for evaluation objects; meanwhile, To provide some ideas for other fields of journal evaluation as well as evaluation methods. [Innovation/limitation] This paper only takes humanities and social science journals as an example, and the scope is limited. In the future, we should further expand the scope of research subjects and try to apply this method to evaluation in other fields.

Keywords: principal component analysis; BP artificial neural network; evaluation index; humanities and social sciences; journal evaluation