

• 方法研究 •

# 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

俞立平<sup>1</sup> 刘 骏<sup>2\*</sup>

- (1. 浙江工商大学管理工程与电子商务学院, 浙江 杭州 310018;  
2. 贵州财经大学管理科学学院, 贵州 贵阳 550025)

**〔摘 要〕** 针对主成分分析和因子分析广泛应用于科技评价, 但是对评价方法选用缺乏检验问题。本文建立了主成分分析与因子分析评价方法适用性的检验框架与检验体系, 从评价前检验、评价中检验、评价后检验 3 个角度进行检验。评价前检验包括 KMO 检验、Bartlett 检验、正态分布检验; 评价中检验主要是评价指标信息损失检验; 评价后检验主要包括主成分或公共因子的解释力检验、代表性检验、指标单调性检验和权重合理性检验。并以 JCR 2015 经济学期刊为例进行了实证分析, 研究认为, 采用主成分分析和因子分析评价必须进行方法适用性检验; 因子分析在信息损失较大时不适用于科技评价; 主成分分析并不适合评价对象较多的情况。

**〔关键词〕** 主成分分析; 因子分析; 方法检验; 科技评价; 学术期刊

DOI: 10.3969/j.issn.1008-0821.2018.06.011

〔中图分类号〕 G302 〔文献标识码〕 A 〔文章编号〕 1008-0821 (2018) 06-0073-07

# Are Principal Component Analysis and Factor Analysis Suitable for Scientific and Technological Evaluation?

## ——Taking Academic Journals as an Example

Yu Liping<sup>1</sup> Liu Jun<sup>2\*</sup>

- (1. School of Management and E-business, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China;  
2. Management Science School, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang 550025, China)

**〔Abstract〕** Principal component analysis and factor analysis were widely used in science and technology evaluation, however, the selection of evaluation methods was lack of inspection. In this paper, the test framework and test system for the applicability of principal component analysis and factor analysis were established. It had three perspectives: pre evaluation, test in evaluation, and post evaluation test. The pre test includes KMO test, Bartlett test and normal distribution test; Test in evaluation included information loss test of evaluation index; The post test includes the explanatory power test, the representativeness test, the index monotonicity test and the weight rationality test. This paper suggested that the method suitability test should be carried out by principal component analysis and factor analysis; Factor analysis was not generally applicable to science and technology evaluation; Principal component analysis was not suitable for the evaluation with more objects.

**〔Key words〕** principal component analysis; factor analysis; method test; science and technology evaluation; academic Journal

主成分分析与因子分析是两种性质相近的多属性评价方法, 由于两种方法均具有降维和不需要主观赋权的特点, 在科技评价中得到了广泛的应用, 但是对于评价方法的适用性, 目前学术界基本采用 KMO 检验与 Bartlett 检验, 这

收稿日期: 2018-03-21

基金项目: 教育部人文社会科学研究规划基金项目“协同创新深度的影响机制与对策研究”(项目编号: 17YJA630125)。

作者简介: 俞立平 (1967-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 研究方向: 技术经济、科技评价领域。

通讯作者: 刘骏 (1983-), 男, 副教授, 博士, 研究方向: 管理科学、数字鸿沟领域。

也是这两种方法自带的检验方法,很少有从其他角度对这两种方法的适用性进行思考的研究。对这个问题进行深入研究不仅能够从理论上丰富多属性评价理论,对于科技评价实践也具有重要意义,可以减少评价方法的误用,从技术层面保证评价的公平公正。

在科技评价中,主成分分析得到了广泛的应用。在宏观研究层面,谭开明等(2013)<sup>[1]</sup>构建了西部地区创新能力评价指标体系,运用主成分分析方法对西部地区各省、区创新能力进行综合评价。杨武等(2014)<sup>[2]</sup>以创新周期为理论依据,利用主成分分析方法,构建了中国科技创新景气指数。史晓燕等(2009)<sup>[3]</sup>利用主成分分析法对包括陕西在内的全国内地30个省、市、自治区科技竞争力进行排序,分析陕西在科技发展水平方面与全国整体水平及与其它发达省市的差距。徐顽强等(2016)<sup>[4]</sup>根据波特钻石模型从科技资源市场需求外部环境和政府行为两个维度构建科技服务业集聚化发展分析框架。

在微观主成分分析科技评价领域,李敬锁等(2015)<sup>[5]</sup>采用主成分分析对国家科技支撑计划农业领域项目绩效的影响因素进行分析评价。吴岩(2013)<sup>[6]</sup>基于主成分分析法对科技型中小企业技术创新能力的影响因素进行评价与分析。韩晓明等(2015)<sup>[7]</sup>结合主成分分析和熵值法,以省部共建的高校为研究对象,构建了高校科技创新能力评价指标体系。辛督强(2012)<sup>[8]</sup>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,认为主成分分析法不仅可以解决期刊综合评价中指标的相关性和权重选取问题,还可以有效消除自引过高导致的影响力评价失真问题。何先刚等(2014)<sup>[9]</sup>按照分层分类分级思想,给出了网络电子期刊的综合评价指标体系,提出了基于主成分分析的网络电子期刊模糊综合评价方法。

科技评价中因子分析的应用也比较广泛。顾雪松等(2010)<sup>[10]</sup>从科技投入、科技产出、科技对经济与社会影响3个方面选取指标,利用因子分析构建了科技综合评价指标体系。李子伦(2014)<sup>[11]</sup>建立了包括资源利用效率水平、人力资本积累水平以及科技创新能力的产业结构指标体系,基于因子分析对金砖国家产业结构升级水平进行测度。董晔璐(2015)<sup>[12]</sup>运用因子分析法评价了全国31个省市的高校科技创新能力。黄斌等(2013)<sup>[13]</sup>运用因子分析方法测度了江苏省13个地级市的科技服务业竞争力。翁媛媛等(2009)<sup>[14]</sup>采用因子分析法对上海市的科技创新环境进行了评价与分析。郑丽霞(2014)<sup>[15]</sup>以2014年汤森路透社JCR中SCI收录的20种期刊数据为样本,选取8个指标采用因子分析法进行综合评价。柴玉婷等(2016)<sup>[16]</sup>选取2015版中国科技期刊引证报告(扩刊版)中的14个文献计量指标,利用因子分析法对42所师范大学理科学报进行评价。何莉等(2014)<sup>[17]</sup>运用因子分析法,采用11个文献计量指标,评价了安徽省高校自然科学学报。

关于主成分分析在评价中的适用性研究,Edward(1992)<sup>[18]</sup>认为主成分或因子分析的前提条件是评价指标数据必须服从正态分布。俞立平等(2009)<sup>[19]</sup>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。楼文高等(2010)<sup>[20]</sup>认为采用主成分分析进行评价,评价对象数量越多,效果越好。

关于因子分析在评价中的适用性研究,MacCallum等(1999)<sup>[21]</sup>探讨了不同变量公共方差和不同样本大小情况下,因子载荷的精确程度问题,提出在大样本下应用因子分析较好。Fabrigar等(1999)<sup>[22]</sup>认为每个公共因子至少应包含4个或是更多的指标才能确保因子能被有效识别。傅德印(2007)<sup>[23]</sup>提出建立因子分析适用性以及提取公共因子数目多少的检验方法。俞立平等(2014)<sup>[24]</sup>根据因子分析隐含的假设是评价指标必须服从正态分布的原理,认为在期刊评价指标普遍呈幂律分布的情况下,最好将评价指标取对数后再进行评价,否则会扩大系统误差。

从目前的研究现状看,无论是主成分分析还是因子分析,在科技评价中应用均比较广泛,既涉及到宏观与微观层面的评价,也涉及到采用这两种方法进行降维,然后进行探索性分析。关于主成分分析与因子分析的适用性检验,除了这两种方法自身提出的检验方法外,学术界还提出数据分布、评价对象数量、指标数量、指标单调性等方面,但是在实证研究中,很少有学者注意到这些问题。此外,关于主成分分析与因子分析评价的适用性检验方法,总体上还不够系统,在理论上需要进一步深化。本文首先建立主成分分析与因子分析的适用性检验框架,然后进行理论分析,并以JCR 2015经济学期刊评价为例,进一步分析讨论主成分分析与因子分析的适用性检验相关问题。

## 1 主成分分析与因子分析的适用性检验分析

### 1.1 主成分分析与因子分析检验框架

主成分分析与因子分析的检验框架如图1所示,通过这个检验框架,可以全面检验主成分分析与因子分析两种方法在科技评价中的适用性。根据评价过程,分为评价前检验、评价中检验与评价后检验3个部分。评价前检验包括主成分分析与因子分析自带的KMO与Bartlett检验,此外还增加了指标数据分布检验。评价中分析主要指主成分分析与因子分析本质上都是降维技术,那么必然存在着信息损失,从而影响评价结果,所以要评估信息损失的大小。评价后检验包括主成分(因子)解释力检验、即每个主成分(因子)的含义是否明确;代表性检验,即每个主成分(因子)涉及相关指标数量多少,以及是否具有代表性;指标单调性检验,即是主成分分析和因子分析的评价结果与评价指标是否正相关;权重合理性检验就是指每个主成分(因子)涉及的指标权重之和是否合理,体现评价目

的,是否具有管理意义。

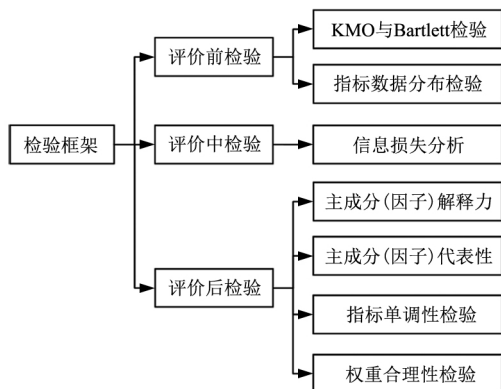


图1 检验框架

## 1.2 主成分分析与因子分析的评价前检验

### 1.2.1 KMO 检验与 Bartlett 检验

这是主成分分析与因子分析检验的第一步,也是所有实证研究均比较重视的检验,KMO 检验重点检验指标之间的相关度,以决定是否能够进行主成分或因子分析,这两种方法的检验结果相同。关于 KMO 检验的大小问题,目前并没有严格的说法,大致大于 0.5 就可以,当然越大越好,KMO 越大,意味着评价指标之间的相关度越高。从评价的角度,KMO 越小,意味着评价时数据的信息损失会越大,所以本文认为,无论是主成分还是因子分析评价,KMO 检验值不宜低于 0.8,当然,从数据探索的角度,这个要求可以低一些,大于 0.5 即可。

### 1.2.2 指标数据分布检验

#### 1) 主成分分析原理与指标数据分布

设有  $n$  个评价对象,每个评价对象有  $p$  个指标; $X_1, X_2, \dots, X_p$  为标准化后的评价指标,评价矩阵为:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} = (X_1, X_2, \dots, X_p) \quad (1)$$

用数据矩阵  $X$  的  $p$  个指标向量作线形组合:

$$\begin{cases} F_1 = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \cdots + a_{1p}X_p \\ F_2 = a_{21}X_1 + a_{22}X_2 + \cdots + a_{2p}X_p \\ \cdots \\ F_p = a_{p1}X_1 + a_{p2}X_2 + \cdots + a_{pp}X_p \end{cases} \quad (2)$$

公式 (2) 要求:

$$a_{1i}^2 + a_{2i}^2 + \cdots + a_{pi}^2 = 1 \quad (3)$$

并且系数  $a_{ij}$  具备以下特点:

第一,  $F_i$  与  $F_j$  ( $i \neq j, i, j = 1, \dots, p$ ) 不相关;

第二,  $F_1$  是  $X_1, X_2, \dots, X_p$  的一切线性组合中方差最大的,  $F_2$  是与  $F_1$  不相关的  $X_1, X_2, \dots, X_p$  的一切线性组合中方差最大的,  $\dots, F_p$  是与  $F_1, F_2, \dots, F_{p-1}$  都不相关的  $X_1,$

$X_2, \dots, X_p$  的一切线性组合中方差最大的。

综合变量  $F_1, F_2, \dots, F_p$  也称为原始变量的第一, 第二,  $\dots$ , 第  $p$  主成分,  $F_1$  的方差在总方差中占比最大, 其余主成分  $F_2, F_3, \dots, F_p$  的方差逐渐减小。在评价中往往挑选特征根大于 1 的少数几个主成分进行评价, 同时达到降维的目的。

根据主成分分析的原理, 主成分分析不需要对评价指标数据的先验分布有任何假设。

#### 2) 因子分析的原理与指标数据分布

设  $m$  个可能存在相关关系的评价指标  $X_1, X_2, \dots, X_p$  含有  $m$  个独立的公共因子  $F_1, F_2, \dots, F_m$  ( $p \geq m$ ), 这些公共因子之间互不相关。每个评价指标  $X_i$  含有独特因子  $U_i$  ( $i = 1, \dots, p$ ),  $U_i$  之间互不相关, 且  $U_i$  与  $F_j$  ( $j = 1, \dots, m$ ) 也互不相关。每个  $X_i$  可由  $P$  个公共因子和自身对应的独特因子  $U_i$  线性表出:

$$\begin{cases} X_1 = a_{11}F_1 + a_{12}F_2 + \cdots + a_{1m}F_m + c_1U_1 \\ X_2 = a_{21}F_1 + a_{22}F_2 + \cdots + a_{2m}F_m + c_2U_2 \\ \cdots \\ X_p = a_{p1}F_1 + a_{p2}F_2 + \cdots + a_{pm}F_m + c_pU_p \end{cases} \quad (4)$$

公式 (4) 中的  $F_1, F_2, \dots, F_m$  为公共因子, 代表反映某一方面信息的不可观测的潜在变量;  $a_{ij}$  为因子载荷系数, 是第  $i$  个指标在第  $j$  个因子上载荷, 表示重要性;  $U_i$  为特殊因子, 是各个指标自身包含的独特信息。

采用因子分析评价的关键是找出公共因子, 并且解释每个公共因子的实际含义, 以便对实际问题进行分析。为得增强公共因子的解释效应, 往往要对因子载荷矩阵进行正交旋转或斜交旋转。公共因子用到的算法包括主因子法、加权最小二乘法、不加权最小二乘法、重心法等等。

从因子分析的原理看, 采用因子分析需要用到回归分析, 那么回归分析的前提之一数据必需服从正态分布因子分析也必需具备, 所以因子分析要进行评价指标的正态分布检验。

### 1.3 主成分分析与因子分析的评价中检验

评价中检验主要是主成分分析与因子分析对原始评价指标的信息损失检验, 由于主成分分析与因子分析均进行降维, 因此难免有信息损失。对于主成分分析而言, 其信息损失主要表现在只选取有限的几个主成分进行评价, 即特征根大于 1 的主成分, 舍弃的主成分就是损失的信息, 其信息损失可以用 1 减去累计方差贡献率来衡量。由于指标信息损失的存在, 必然会影响评价结果的排序, 这难免会得不到评价对象的认可, 尤其是信息损失使得其排序下降时。

因子分析的信息损失包括两部分, 第一部分是每个原始指标的特殊因子, 因子分析将每个原始指标信息用公共因子与特殊因子两部分进行衡量, 在具体评价时只采用公共因子进行评价, 而特殊因子信息被省略了, 这部分信息损失就是 1 减去共同度。第二部分就是舍弃的特征根小于

1 的公共因子,与主成分分析类似,其信息损失就是 1 减去特征根大于 1 的公共因子的累计方差贡献率。

根据以上分析,因子分析信息损失大于主成分分析,从评价的角度,主成分分析更合适。

#### 1.4 主成分分析与因子分析的评价后检验

##### 1.4.1 主成分与公共因子的解释力检验

主成分或公共因子的解释能力,就是每个主成分或公共因子是否具有明确的含义。从主成分分析与因子分析的原理看,因子分析由于进行了矩阵旋转,因此公共因子的内涵往往比较明显,而主成分分析采用的原始指标矩阵,其解释力相对弱一些。在科技评价中,采用有限的公共因子或主成分进行评价,在赋权时如果经济含义不明显,解释力较差,这是不利于评价的,所以从这个角度分析,采用因子分析更好一些。

##### 1.4.2 主成分与公共因子的代表性检验

所谓代表性就是主成分或公共因子涉及的指标数量,以及其是否具有代表性。Fabrigar 等 (1999)<sup>[22]</sup>认为每个公共因子至少应包含 4 个或是更多的指标才能确保因子能被有效识别,但并没有给出严格的证明。但是如果主成分或公共因子涉及的指标太少,比如 1 个,那也说明代表性不够,所以主成分或公共因子涉及的指标数量最好为 3 个以上,最低不能低于 2 个。

##### 1.4.3 评价指标的单调性检验

所谓单调性检验,就是检验主成分分析和因子分析的评价得分与评价指标之间是否正相关,当然前提条件是所有的评价指标必须都是正向指标,事先要进行标准化处理。但是由于评价指标之间往往相关,存在多重共线性,因此难以采用传统的回归分析法进行评价指标的单调性检验。但是可以采用岭回归来降低多重共线性的影响,如果绝大多数指标的回归系数为正,说明单调性较好。

##### 1.4.4 主成分分析与因子分析的权重合理性检验

无论是主成分分析还是因子分析,在评价中是不需要权重的,其实默认的是等权重。在评价中往往选取特征根大于 1 的前几个主成分或公共因子进行评价,基于方差贡献率进行加权汇总。那么这些主成分或公共因子是否真的重要呢?能否真正为管理服务?方差贡献率能否体现权重呢?所有这些还需要进行人工专家判断,这就是权重合理性检验的本质所在。俞立平等 (2009)<sup>[25]</sup>提出模拟权重的概念,就是将评价结果作为因变量,评价指标作为自变量进行回归,将回归系数标准化后就是模拟权重。这样将每个主成分或公共因子涉及的指标模拟权重相加,就得到了主成分或公共因子的模拟权重,进而进行进一步的分析判断。

因子分析对公共因子经济含义的解释能力往往较好,而主成分分析对主成分所代表的经济含义的解释能力相对较低,所以从权重解释力的角度,因子分析评价更容易进行权重合理性检验,而主成分分析相对弱一些。

#### 1.5 主成分分析与因子分析检验对比

表 1 主成分分析与因子分析检验对照

评价过程	检验内容	主成分分析	因子分析
评价前 检验	KMO 与 Bartlett 检验	需要	需要
	指标数据分布检验	不需要 正态分布	要求 正态分布
评价中 检验	信息损失检验	较小	较大
评价后 检验	主成分(因子)解释力	一般	较好
	涉及指标数量	相当	相当
	单调性检验	较好	较好
	权重合理性	一般	较好

#### 2 研究数据

为了对比主成分分析与因子分析的检验,本文以 JCR 2015 经济学期刊为例进行研究。JCR 2015 经济学期刊共有 333 种,2015 版 JCR 公布的评价指标共有 11 个,包括:总被引频次、影响因子、他引影响因子、5 年影响因子、即年指标、特征因子分值、论文影响分值、标准化特征因子、被引半衰期、引用半衰期、影响因子百分位。由于存在数据缺失,需要进行清洗,经处理后还有 278 种期刊。另外被引半衰期和引用半衰期是反向指标,在标准化时必须进行正向处理。

#### 3 实证结果

##### 3.1 评价前检验

###### 3.1.1 KMO 检验与 Bartlett 检验

主成分分析与因子分析在评价前均必须进行 KMO 检验和 Bartlett 检验,而且两者的检验结果相同。经检验,KMO 值为 0.839,远远大于 0.5 的底线水平;Bartlett 检验值为 7 933.244,相伴概率为 0.000,通过了统计检验,所以从 KMO 检验和 Bartlett 检验角度,JCR 2015 经济学期刊评价可以采用主成分分析或因子分析。

###### 3.1.2 指标数据分布检验

主成分分析不需要评价指标服从正态分布,因子分析需要评价指标服从正态分布。从正态分布检验结果看,全部 11 个指标均不服从正态分布,如表 2 所示。Price (1965)<sup>[26]</sup>最早发现引文网络的入度和出度均服从幂律分布特征,并指出幂指数介于 2.5~3.0 之间。Redner (1998)<sup>[27]</sup>也发现了引文网络的幂律分布规律,并指出出度幂指数为 3.0。Seglen (1992)<sup>[28]</sup>发现引文指标数据呈典型的偏态分布,并不服从正态分布。由于 JCR 2015 数据库中,经济学期刊数量位居前三,对于期刊数量较少的学科而言,服从正态分布的机率更小。所以从数据分布看,JCR2015 经济学期刊评价并不适合采用因子分析。

表 2 正态分布检验

指 标	偏度 S	峰度 K	Jarque-Bera	相伴概率
总被引频次	4. 838	32. 281	11 015. 770	0. 000
影响因子	2. 030	8. 554	548. 207	0. 000
他引影响因子	2. 226	9. 662	743. 683	0. 000
5 年影响因子	2. 657	13. 802	1 678. 800	0. 000
即年指标	7. 099	81. 259	73 276. 760	0. 000
特征因子	5. 410	43. 631	20 478. 590	0. 000
论文影响分值	3. 704	19. 520	3 797. 015	0. 000
标准特征因子	5. 410	43. 628	20 475. 630	0. 000
被引半率期	0. 858	2. 593	36. 062	0. 000
引用半率期	1. 710	5. 556	211. 158	0. 000
影响因子百分位	-0. 059	1. 834	15. 913	0. 000

3. 2 评价中检验

3. 2. 1 主成分分析评价的信息损失分析

采用主成分分析进行评价共提取特征根大于 1 的两个主成分,如表 3 所示,第一主成分方差贡献率为 58. 39%,第二主成分的方差贡献率为 15. 93%,累计方差贡献率为 74. 32%,信息损失为 25. 68%,应该说,这个比例还是比较高的,用主成分分析进行评价要慎重。

表 3 主成分提取

主成分	特征根	方差贡献率	累计方差贡献率
1	6. 423	58. 394	58. 394
2	1. 752	15. 927	74. 321
3	0. 932	8. 469	82. 790
4	0. 686	6. 233	89. 022
5	0. 581	5. 283	94. 305
6	0. 371	3. 370	97. 675
7	0. 115	1. 048	98. 723
8	0. 079	0. 719	99. 442
9	0. 051	0. 462	99. 905
10	0. 010	0. 095	100. 000
11	3. 014E-08	2. 740E-07	100. 000

3. 2. 2 因子分析评价的信息损失度分析

因子分析的信息损失包括两部分,一是提取公共因子造成的信息损失;二是原始指标的特殊因子信息损失。因子分析同样提取特征根大于 1 的两个公共因子,如表 4 所示,第一公共因子的方差贡献率为 56. 96%,第二公共因子的方差贡献率为 17. 37%,累计方差贡献率为 74. 32%,因子分析第一部分的信息损失为 25. 68%,和主成分分析的信息损失一致。

因子分析评价的第二个信息损失是每个原始指标提取

表 4 公共因子提取

主成分	特 征 根			旋转方差贡献率		
	特征根	方差贡献率	累计贡献率	特征根	方差贡献率	累计贡献率
1	6. 423	58. 394	58. 394	6. 265	56. 956	56. 956
2	1. 752	15. 927	74. 321	1. 910	17. 365	74. 321
3	0. 932	8. 469	82. 790			
4	0. 686	6. 233	89. 022			
5	0. 581	5. 283	94. 305			
6	0. 371	3. 370	97. 675			
7	0. 115	1. 048	98. 723			
8	0. 079	0. 719	99. 442			
9	0. 051	0. 462	99. 905			
10	0. 010	0. 095	100. 000			
11	3. 014E-08	2. 740E-07	100. 000			

公共因子后的特殊因子信息,如表 5 所示,每个指标的信息损失可以用 1 减去共同度表示,不同指标的信息损失程度是不一样的,影响因子、他引影响因子的信息损失要小一些,只有 9%左右,但是即年指标的信息损失很大,为 58%。

表 5 特殊因子信息损失

评价指标	共同度	特殊因子信息
总被引频次	0. 822	0. 178
影响因子	0. 910	0. 090
他引影响因子	0. 908	0. 092
5 年影响因子	0. 882	0. 118
即年指标	0. 420	0. 580
特征因子	0. 842	0. 158
论文影响分值	0. 789	0. 211
标准特征因子	0. 842	0. 158
被引半率期	0. 506	0. 494
引用半率期	0. 586	0. 414
影响因子百分位	0. 668	0. 332

3. 3 评价后检验

3. 3. 1 主成分分析与因子分析的解释力与代表性检验

1) 主成分分析的解释力与代表性检验

主成分载荷矩阵如表 6 所示。第一主成分载荷较大的指标包括总被引频次、影响因子、他引影响因子、5 年影响因子、特征因子、论文影响分值、标准特征因子、影响因子百分位,代表了期刊影响力指标;第二主成分载荷较大的指标包括即年指标、被引半衰期、引用半衰期,代表了期刊时效性指标。第一主成分涉及 8 个指标,第二主成分涉及 3 个指标,总体上主成分分析的代表性较好。

表 6 主成分载荷矩阵

评价指标	第一主成分	第二主成分
总被引频次	0.829	-0.366
影响因子	0.939	0.168
他引影响因子	0.946	0.116
5 年影响因子	0.931	0.125
即年指标	0.417	0.496
特征因子	0.860	-0.320
论文影响分值	0.887	-0.049
标准特征因子	0.860	-0.320
被引半率期	-0.101	0.704
引用半率期	0.225	0.732
影响因子百分位	0.769	0.277

## 2) 因子分析的解釋力与代表性检验

因子旋转矩阵如表 7 所示, 其结果与主成分分析类似, 虽然从理论上讲, 因子分析的解釋能力要大于主成分分析, 但本例中, 两者均具有较好的解釋力。

表 7 因子旋转矩阵

评价指标	公共因子 1	公共因子 2
总被引频次	0.883	-0.207
影响因子	0.892	0.338
他引影响因子	0.908	0.288
5 年影响因子	0.892	0.294
即年指标	0.319	0.564
特征因子	0.904	-0.156
论文影响分值	0.881	0.115
标准特征因子	0.904	-0.156
被引半率期	-0.229	0.673
引用半率期	0.087	0.761
影响因子百分位	0.705	0.414

从公共因子涉及指标数量看, 第一公共因子同样涉及 8 个指标, 第二公共因子涉及 3 个指标, 代表性也较好。

### 3.3.2 主成分分析与因子分析的单调性检验

首先将主成分分析的评价结果作为因变量, 两个主成分作为自变量进行岭回归, 然后将因子分析的评价结果作为因变量, 两个公共因子作为自变量进行岭回归, 结果如表 8 所示。

从岭回归结果看, 无论是主成分分析还是因子分析, 所有的回归系数均为正数, 回归拟合优度  $R^2$  均较高, 所以单调性检验结果良好。

### 3.3.3 主成分分析与因子分析的权重合理性检验

由于主成分分析与因子分析两种评价方法中, 第一主成分与第一公共因子的含义一致, 第二主成分与第二公共因子的含义也一致, 主成分分析中, 第一主成分方差贡献

表 8 单调性检验

评价指标	主成分回归	因子回归
总被引频次	0.085	0.087
影响因子	0.148	0.140
他引影响因子	0.158	0.183
5 年影响因子	0.172	0.131
即年指标	0.123	0.118
特征因子	0.040	0.092
论文影响分值	0.096	0.126
标准特征因子	0.047	0.091
被引半率期	0.096	0.016
引用半率期	0.181	0.101
影响因子百分位	0.159	0.121
$R^2$	0.948	0.954

率大于第二主成分的方差贡献率, 因子分析中, 第一公共因子的方差贡献率也大于第二公共因子的方差贡献率, 因此无法从主成分或公共因子方差贡献率 (权重) 角度比较两种方法。

但是可以从模拟权重角度进行主成分分析与因子分析的比较, 单调性检验中采用岭回归得到的回归系数, 本质上就说明了不同指标的重要性, 将其标准化处理后就是权重。将主成分或公共因子涉及的指标权重相加, 就得到了各个主成分或公共因子的模拟权重, 然后就可以进行对比分析。

从主成分分析与因子分析模拟权重的比较看, 主成分分析期刊影响力指标的模拟权重为 0.697, 时效性指标的模拟权重为 0.307; 因子分析期刊影响力指标的模拟权重 0.805, 时效性指标的权重为 0.195。考虑到在经济学期刊评价中, 影响力毕竟是比较重要的, 因此采用因子分析更为合理, 当然, 也可以根据评价目的来进行选择。

### 3.4 主成分分析与因子分析检验结果比较

根据实证研究的全部检验过程, 结果总结如表 10 所示。主成分分析评价通过了 KMO 检验和 Bartlett 检验, 不需要评价指标服从正态分布, 主成分的含义清晰, 指标单调性检验较好, 但是信息损失高达 25.68%, 权重合理性也一般, 因此并不适合采用该方法对经济学期刊进行评价。因子分析通过了 KMO 检验和 Bartlett 检验, 公共因子含义清晰, 指标单调性较好, 但是评价指标均不服从正态分布, 除了公共因子信息损失较大外, 每个指标中也存在特殊因子损失, 因此不适合采用该方法对经济学期刊进行评价。

## 4 结论与讨论

### 4.1 采用主成分分析与因子分析进行科技评价必须方法适用性检验

本文建立了主成分分析与因子分析评价方法适用性的

表 9 主成分分析与因子分析模拟权重比较

一级指标	评价指标	主成分分析 模拟权重	因子分析 模拟权重	主成分分析 权重合计	因子分析 权重合计
期刊影响力	总被引频次	0.065	0.072	0.693	0.805
	影响因子	0.113	0.116		
	他引影响因子	0.121	0.152		
	5 年影响因子	0.132	0.109		
	特征因子	0.031	0.076		
	论文影响分值	0.074	0.104		
	标准特征因子	0.036	0.075		
	影响因子百分位	0.122	0.100		
期刊时效性	被引半率期	0.074	0.013	0.307	0.195
	引用半率期	0.139	0.084		
	即年指标	0.094	0.098		

表 10 主成分分析与因子分析检验对照

评价过程	检验内容	主成分分析	因子分析
评价前检验	KMO 与 Bartlett 检验	通过	通过
	指标数据分布检验	不需要正态分布 通过	不服从正态分布 不通过
评价中检验	信息损失检验	主成分信息损失 25.68% 慎重选用	①公共因子信息损失 25.68% ②特殊因子信息损失较大 不适合
评价后检验	主成分（因子）解释力	较好	较好
	涉及指标数量	3 个，通过	3 个，通过
	单调性检验	系数全部为正，通过	系数全部为正，通过
	权重合理性	一般	较好
最终结论	综合检验	不适合评价	不适合评价

检验框架与检验体系，从评价前检验、评价中检验、评价后检验 3 个角度进行检验。评价前检验包括 KMO 检验与 Bartlett 检验，对于因子分析，还需要进行评价指标的正态分布检验，如果有数个指标不服从正态分布，就不能选用因子分析。评价中检验主要是信息损失检验，由于指标信息损失对评价结果影响较大，要求累计方差贡献率不宜低于 85%；对于因子分析，由于还存在指标特殊因子信息损失，累计方差贡献率应该更高一些。评价后检验主要包括主成分或公共因子的解释力检验、涉及指标数量检验（不宜低于 2 个）、指标单调性检验和权重合理性检验。

4.2 因子分析在信息损失较大时一般不适用于科技评价

由于因子分析的信息损失往往较大，既包括遗弃特征根小于 1 的公共因子信息损失，还包括遗弃指标特殊因子的信息损失，因此在检验中，如果累计方差贡献率低于 90%就要慎重选用。在实际评价中，累计方法贡献率达到 90%的情况并不多。此外，因子分析还需要评价指标服从正态分布，这也是一个比较重要的硬性条件，至少在学术

期刊评价中，评价指标服从正态分布的情况比较罕见，所以在科技评价中因子分析要慎重选用。

4.3 主成分分析并不适合评价对象较多的情况

由于主成分分析也存在信息损失，这在评价对象较多，区分度较低的情况下，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的不公平。当评价对象较少时，即使存在信息损失，但是由于区分度较大，对评价结果排序的影响也不大，所以主成分分析适合较少评价对象的科技评价。

参 考 文 献

[1] 谭开明, 魏世红. 基于主成分分析的西部地区创新能力评价研究 [J]. 西安财经学院学报, 2013, ( 1 ): 73-77.

[2] 杨武, 解时宇, 宋盼. 基于主成分分析的中国科技创新景气指数研究 [J]. 中国科技论坛, 2014, ( 12 ): 18-22.

[3] 史晓燕, 张优智. 基于主成分分析法的科技进步测评实证研究 [J]. 科技进步与对策, 2009, ( 22 ): 147-151.

[4] 徐顽强, 孙正翠, 周丽娟. 基于主成分分析法的科技服务业集聚化发展影响因子研究 [J]. 科技进步与对策, 2016, ( 1 ): 59-63.

( 下转第 137 页)

- 35.
- [6] 宋韬, 张琦, 陈丽秋. 数据挖掘及其在税务系统中的应用 [J]. 计算机工程, 1997, (S1): 92-94.
- [7] 石冰, 郑燕峰. 信息检索中的数据挖掘技术 [J]. 情报学报, 1999, (S1): 108-111.
- [8] 朱丽萍, 林淑英. 数据挖掘在生产经营中的应用与实践 [J]. 企业管理, 2016, (12): 288-289.
- [9] 邱均平. 信息计量学 [M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2007: 44-45.
- [10] Chen Chaomei. CiteSpace II: Detecting and Visualizing Emerging Trends and Transient Patterns in Scientific Literature [J]. Journal of the American Society for Information Science and Technology, 2006, 57 (3): 359-377.
- [11] Chen CC. Using Data Mining Technology to Provide a Recommendation Service in the Digital Library [J]. Electronic Library, 2007, 25 (6): 711-724.
- [12] Zeng L. Business Intelligence in Enterprise Computing Environment [J]. Information Technology & Management, 2012, 13 (4): 297-310.
- [13] Liu B. Distributed Data Mining for E-Business [J]. Information Technology & Management, 2011, 12 (2): 67-79.
- [14] Borner K, Chen C, Boyack K. Visualizing Knowledge Domains [J]. Annual Review of Information Science and Technology, 2003, 37: 179-255.
- [15] Chen C. Visualizing Scientific Paradigms: An Introduction [J]. Journal of the American Society for Information Science and Technology, 2003, 54 (5): 392-399.
- [16] Dahmani D. Improving the Performance of Data Mining by Using Big Data in Cloud Environment [J]. Journal of Information & Knowledge Management, 2016, 15 (4): 12-19.
- [17] Gilbert C. XML Data Mining: Models, Methods, and Applications [J]. Australian Library Journal, 2013, 62 (3): 252-253.
- [18] Schumaker RP. Sports Knowledge Management and Data Mining [J]. Annual Review of Information Science and Technology, 2010, 44 (3): 115-157.
- [19] Ohno-Machado L. Mining Electronic Health Record Data: Finding the Gold Nuggets [J]. Journal of the American Medical Informatics Association, 2015, 22 (5): 937-937.
- [20] Dias-Correia. Text and Data Mining: Searching for Buried Treasures [J]. Serials Review, 2014, 40 (3): 210-216.
- [21] 栾春娟, 侯海燕, 王贤文. 国际科技政策研究热点与前沿的可视化分析 [J]. 科学学研究, 2009, 27 (2): 240-243.
- (责任编辑: 孙国雷)
- \*\*\*\*\*
- (上接第79页)
- [5] 李敬锁, 赵芝俊. 国家科技支撑计划农业领域项目绩效的影响因素分析 [J]. 科技管理研究, 2015, (20): 28-31.
- [6] 吴岩. 基于主成分分析法的科技型中小企业技术创新能力的影响因素研究 [J]. 科技管理研究, 2013, (14): 108-112.
- [7] 韩晓明, 王金国, 石照耀. 基于主成分分析和熵值法的高校科技创新能力评价 [J]. 河海大学学报: 哲学社会科学版, 2015, (2): 83-88.
- [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, (2): 224-227.
- [9] 何先刚, 马跃, 鲜思东. 基于主成分分析的网络电子期刊模糊综合评价 [J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2014, (6): 861-865.
- [10] 顾雪松, 迟国泰, 程鹤. 基于聚类-因子分析的科技评价指标体系构建 [J]. 科学学研究, 2010, (4): 508-516.
- [11] 李子伦. 产业结构升级含义及指数构建研究——基于因子分析法的国际比较 [J]. 当代经济科学, 2014, (1): 89-98.
- [12] 董晔璐. 基于因子分析的我国高校科技创新能力评价 [J]. 科学管理研究, 2015, (6): 32-34.
- [13] 黄斌, 汪长柳, 马丽. 基于因子分析的江苏省科技服务业竞争力综合评价 [J]. 科技管理研究, 2013, (22): 59-62.
- [14] 翁媛媛, 高汝熹. 科技创新环境的评价指标体系研究——基于上海市创新环境的因子分析 [J]. 中国科技论坛, 2009, (2): 31-35.
- [15] 郑丽霞. 因子分析在SCI期刊综合评价中的应用 [J]. 农业图书情报学刊, 2016, (7): 53-56.
- [16] 柴玉婷, 温学兵. 师范大学理科学报学术影响力评价研究 [J]. 渤海大学学报: 自然科学版, 2016, (1): 24-29, 34.
- [17] 何莉, 董梅生, 丁吉海, 等. 安徽省高校自然科学学报学术影响力综合评价分析——基于因子分析法 [J]. 中国科技期刊研究, 2014, (3): 427-431.
- [18] Edward Jackson J. A User's Guide To Principal Components [M]. New York: A Wiley Inter Science Publication, 1992.
- [19] 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, (9): 84-87.
- [20] 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.
- [21] MacCallum R C, Widaman K F, Zhang S, Hong S. Sample Size in Factor Analysis [J]. Psychological Methods, 1999, 4 (1): 84-99.
- [22] Fabrigar L R, Wegener D T, MacCallum R C, Strahan E J. Evaluating the Use of Exploratory Factor Analysis in Psychological Research [J]. Psychological Methods, 1999, 4 (3): 272-299.
- [23] 傅德印. 因子分析统计检验体系的探讨 [J]. 统计研究, 2007, (6): 86-90.
- [24] 俞立平, 刘爱军. 主成分分析与因子分析在期刊评价中的改进研究 [J]. 情报杂志, 2014, (12): 94-98.
- [25] 俞立平, 潘云涛, 武夷山. 科技评价中不同客观评价方法权重的比较研究 [J]. 科技管理研究, 2009, (7): 148-150.
- [26] Price D J S. Networks of Scientific Papers [J]. Science, 1965, 149 (368): 510-515.
- [27] Redner S. How Popular is your Paper an Empirical Study of the Citation Distribution [J]. Eur Phys. J. B 4, 1998: 131-134.
- [28] Seglen P O. The Skewness of Science [J]. Journal of the American Society for Information Science, 1992, 43 (9): 628-638.
- (责任编辑: 郭沫含)