

# Research on Credit Risk Evaluation of Big Data Enterprises Based on Fuzzy DEA

Jie Ren<sup>1,\*</sup> HongMei Zhang<sup>2</sup>

<sup>1</sup> School of Guiyang big data Finance, Guizhou University of Finance and Economics

<sup>2</sup> School of Big Data Application and Economics, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang Guizhou 550025, China

\*519855084@qq.com

## ABSTRACT

The development of big data enterprises in China is still in its infancy, and there is a big gap between China and foreign countries in terms of technology and credit risk evaluation. In this context, based on the research of big data enterprises, this paper uses principal component analysis and correlation analysis to screen the credit risk evaluation indicators of big data enterprises, and uses fuzzy DEA method to evaluate the credit risk of big data enterprises. Finally, empirical analysis is carried out to evaluate the credit risk of big data enterprises.

**Keywords:** Fuzzy DEA, big data enterprise, credit risk

## 基于模糊 DEA 的大数据企业信用风险评价研究

任杰<sup>1,\*</sup> 张红梅<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 贵州财经大学贵阳大数据金融学院

<sup>2</sup> 贵州财经大学大数据应用与经济学院, 花溪, 贵阳, 贵州, 550025, 中国

\*519855084@qq.com

## 摘要

我国大数据企业的发展仍处于初级阶段,无论是在技术方面还是在信用风险评价方面都与国外有较大的差距。在这样的背景下,本文以大数据企业为研究基础,采用主成分分析法和相关分析法筛选了大数据企业信用风险评价指标,并运用模糊 DEA 法对大数据企业进行信用风险评估,最后进行实证分析,对大数据企业的信用风险进行评价。

**关键字:** 模糊 DEA, 大数据企业, 信用风险

## 1. 引言

如今大数据技术被更多的提及与应用,2016年3月17日,《中华人民共和国国民经济和社会发展第十三个五年规划纲要》发布,明确提出了“实施国家大数据战略”,从而加快大数据技术的开发与

应用。贵阳作为国家大数据中心之一,在大数据发展方面具有得天独厚的优势,这也造就了大数据企业的蓬勃发展,但是大数据企业的发展面临着很多问题,例如大数据企业的界定众说纷纭,没有统一的定义。在我国大数据发展处于起步阶段的背景下,大数据企业的定义不应该狭隘,因此本文认为能够利用大数据进行变现或依赖大数据技术发展的企业

为大数据企业。信用风险评价问题同样不可忽视，由于我国金融市场体系尚未完全建立，因此信用评级问题一直是学者们热点研究的问题，而我国大数据企业的发展时间相对较短，国内鲜有学者针对大数据企业进行信用风险评估。因此需要建立大数据企业信用风险评价体系对大数据企业的信用风险进行相对合理的评估，帮助银行等其他金融机构尽可能规避信贷风险，帮助大数据企业管理信用风险，提升信用评级。

如今，中国正处在优化经济结构、转变发展方式的攻关期，大数据作为新技术，应该被充分开发与应用，大数据企业的发展应该得到金融机构的金融支持，这样才能促进大数据产业的发展，从而更快帮助实现中国经济结构转型。这就必然涉及到对大数据企业的信用风险评估，因此本文重点研究大数据企业的信用风险评价就显得十分重要。本文旨在帮助金融机构对大数据企业进行信用评级以及帮助大数据企业进行信用风险管理。

## 2. 文献回顾

国外学者在评价信用风险时有多种不同的分析方法。Lopez (2000) [1]认为评估信用风险时，定性分析是非常重要的，同样学者 Wang (2020) [2]指出在评估信用风险时，软信息有助于预测信用风险并发挥重要作用。Li (2007) [3]提出了一种基于改进的模糊神经网络，在评价信用风险时比传统神经网络时更加准确。Xin (2017) [4]认为在评估信用风险时，风险因素的指标设计是难点，需要重点研究。Chiclana (2018) [5]指出语言评估是决策问题中的一种常见做法并提出了一种基于 TIOWA 算子的直接融合不平衡语言信息的模糊方法用于信用风险评估。Singh (2020) [6]通过模糊 DEA 法的 CCR 模型对印度造纸厂的效率进行评估，结果表明引入模糊概念后相对传统方法更贴近现实。Fonseca (2020) [7]采用模糊神经网络方法对商业银行进行信用风险评估。

国内学者在企业或银行的信用风险评估的研究成果较为丰富，李光金 (1996) [8]针对模糊 DEA 法的 BCC 模型的展开讨论，拓宽了 DEA 法的使用范围。郭清娥 (2014) [9]用对最小交叉效率值等方法进行模糊化处理来代替专家打分，有效地减少了主观性。陈毅俊 (2014) [10]采用模糊 DEA 法对科技型中小企业进行风险评估，引入了 R&D 投入强度指标。谈晓勇 (2014) [11]构建了一种基于对抗型交叉评价的模糊综合评价方法，使客观数据与主观因素并存的多属性决策更加可靠。周贤勇 (2017) [12]对创业板上市企业进行了信用风险评价并加大了对创新能力的考核。杨秀琼 (2020) [13]利用模糊 DEA 法对上市商业银行财务绩效进行评估。

通过对国内外文献回顾发现传统的定量分析已经不能满足信用风险评价，定性指标成为了不可或缺的部分。而对定性指标进行定量化处理有很多不

同的方法和思路，研究较为丰富，模糊概念也被越来越多的引入，拓宽了传统方法的研究范围。但鲜有学者针对大数据企业进行信用风险评估，本文充分考虑了大数据企业的经营管理能力、研发投入能力以及成长能力等定性和定量指标，对定量指标通过主成分分析法进行筛选进而构建信用风险评价体系，最后采用模糊 DEA 法的 SE 模型对各决策单元进行求解得出平均效率值并给出排名。

## 3. 大数据企业信用风险评估研究

本节主要分为两个部分：模糊 DEA 模型的建立与实证分析。

### 3.1. 模糊 DEA 模型的建立

模糊 DEA 模型将模糊集的概念引入到 DEA 法中，其核心就是把定性的指标利用隶属函数定量化，进一步弥补 DEA 模型无法引入定性指标分析的不足。设有  $m$  个决策单元  $DMU_r$  ( $r=1,2,\dots,m$ )，对于不同的决策单元都有  $i$  个输入和  $o$  个输出。以  $DMU_r$  决策单元为例，其输入变量为  $X^-=(x_{r1}^-,x_{r2}^-, \dots, x_{ri}^-)^T > 0$ ，输出变量为  $Y^-=(y_{r1}^-,y_{r2}^-, \dots, y_{ro}^-)^T > 0$ ，其中， $x_{ri}^-$  表示第  $r$  个决策单元的  $i$  种输入， $y_{ro}^-$  表示第  $r$  个决策单元的  $o$  种输出。以第  $r_0$  个决策单元  $DMU_{r_0}$  为例，其输入与输出向量分别为  $X_{r_0}^-$  与  $Y_{r_0}^-$ ，分别记  $DMU_{r_0}$  为  $DMU_0$ ， $X_{r_0}^-$  为  $X_0^-$ ， $Y_{r_0}^-$  为  $Y_0^-$ ，其模糊 DEA 的 SE 模型：

$$\begin{aligned} & \min \theta \\ & s.t. \begin{cases} \sum_{r=1, r \neq r_0}^m \eta_r X_r^- + S^- = \theta X_0^- \\ \sum_{r=1, r \neq r_0}^m \eta_r Y_r^- - S^+ = \theta Y_0^- \\ \eta_r \geq 0, r=1, 2, \dots, m \\ S^- \geq 0, S^+ \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \tag{1}$$

其中， $\theta$  为相对决策的综合效率值， $S^-$  为输入的松弛变量， $S^+$  为输出的松弛变量， $\eta_r$  为常数向量。把模型 (1) 的最优解分别记为  $\theta^*$ 、 $\alpha^*$ 、 $S^{*-}$ 、 $S^{*+}$ ，结论如下：若  $\theta^*=1$  且  $S^{*-}=0$ ， $S^{*+}=0$ ，则  $DMU_0$  为 DEA 有效；若  $\theta^*=1$  且  $S^{*-} \neq 0$  或  $S^{*+} \neq 0$ ，则  $DMU_0$  为若 DEA 有效；若  $\theta^* < 1$ ，则  $DMU_0$  为非 DEA 有效。与传统 DEA 模型不同的是模型 (1) 既允许相对决策综合效率值  $\theta$  可以大于 1，也可以输入和输出定性向量。在模型求解方面，将任意的模糊数  $f^-$  取其  $\alpha$  截集从而转化为一个用实数表示的区间数  $f_\alpha = [f_\alpha^L, f_\alpha^R]$ ，在不同的置信水平  $\alpha$  ( $\alpha \in [0,1]$ ) 下，分别求出极大与极小规划值。在模型 (1) 的基础上，极小值规划写为：

$$\begin{aligned} & \min \theta \\ & s.t. \begin{cases} \sum_{r=1, r \neq r_0}^m \eta_r X_{r\alpha}^L + \eta_{r_0} X_{0\alpha}^R + S^- = \theta X_{0\alpha}^R \\ \sum_{r=1, r \neq r_0}^m \eta_r Y_{r\alpha}^R + \eta_{r_0} Y_{0\alpha}^L + S^- = \theta Y_{0\alpha}^L \\ \eta_r \geq 0, r = 1, 2, \dots, m \\ S^- \geq 0, S^+ \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

同理可得极大值规划:

$$\begin{aligned} & \min \theta \\ & s.t. \begin{cases} \sum_{r=1, r \neq r_0}^m \eta_r X_{r\alpha}^R + \eta_{r_0} X_{0\alpha}^L + S^- = \theta X_{0\alpha}^L \\ \sum_{r=1, r \neq r_0}^m \eta_r Y_{r\alpha}^L + \eta_{r_0} Y_{0\alpha}^R + S^- = \theta Y_{0\alpha}^R \\ \eta_r \geq 0, r = 1, 2, \dots, m \\ S^- \geq 0, S^+ \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

其中,  $X_{r\alpha}^L$  和  $X_{0\alpha}^R$  为去除决策单元  $DMU_0$  的输入极小值和极大值,  $Y_{0\alpha}^L$  为去除决策单元  $DMU_0$  的输出极小值。由模型 (2) 和 (3) 可得在置信水平  $\alpha$  下, 决策单元  $DMU_0$  的极小效率值  $(\theta^*)_{\alpha}^L$  和极大效率值  $(\theta^*)_{\alpha}^R$ , 因此  $DMU_0$  的区间效率值为  $[(\theta^*)_{\alpha}^L, (\theta^*)_{\alpha}^R]$ 。在置信水平  $\alpha$  ( $\alpha \in [0, 1]$ ) 内平均取  $e$  个点, 利用式 (4) 进行计算得出  $\theta_{average}$ , 此时将  $\theta_{average}$  称为平均置信有效性。

$$\theta_{average} = \frac{\sum_{j=1}^e \alpha_j ((\theta^*)_{\alpha_j}^L + (\theta^*)_{\alpha_j}^R)}{2 \sum_{j=1}^e \alpha_j} \quad (4)$$

$e$  的取值越大越好, 这样就越逼近真实的均值。 $\alpha$  通常在  $[0, 1]$  均匀的取  $0.1, 0.2, \dots, 1.0$ , 通过式 (4) 计算出  $\theta^-$ , 需要注意的是  $\theta^-$  并不是真正的  $\theta_{average}$ 。

### 3.2. 实证分析

#### 3.2.1. 数据选取

考虑数据的可得性, 本文依据东方财富网概念板块的大数据概念选取了 32 家大数据企业。所选定量指标数据来自国泰安数据库 2019 年沪深两市 A 股上市公司的财务指标数据。

#### 3.2.2. 定量与定性指标的选取

表 3 相关性矩阵

	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	X <sub>6</sub>	X <sub>7</sub>	X <sub>8</sub>	X <sub>9</sub>	X <sub>10</sub>
X <sub>1</sub>	1.000	0.956	-0.058	0.089	-0.148	-0.104	0.078	0.041	-0.442	-0.307

信用风险评价体系的构建需要遵循科学性、合理性、适用性、全面性等, 对评价对象应该细致全面的了解, 要筛选出符合评价对象的指标。指标间要能体现出相互完善、不重叠的特点, 要能全面的衡量企业的信用风险。最后, 必须保证数据的真实性。在遵循构建信用风险评价体系的条件下, 初步选取 10 个定量指标, 如表 1 所示。

#### 3.2.2.1 定量指标

在遵循构建信用风险评价体系的条件下, 初步选取 10 个定量指标, 如表 1 所示。

表 1 初选定量指标

一级指标	二级指标
偿债能力	流动比率 (X <sub>1</sub> )
	速动比率 (X <sub>2</sub> )
发展能力	净利润增长率 (X <sub>3</sub> )
	每股净资产增长率 (X <sub>4</sub> )
	总资产增长率 (X <sub>5</sub> )
盈利能力	营业成本率 (X <sub>6</sub> )
	销售费用率 (X <sub>7</sub> )
	净资产收益率 (X <sub>8</sub> )
经营能力	营运资金 (资本) 周转率 (X <sub>9</sub> )
	流动资产周转率 (X <sub>10</sub> )

下面对初选 10 个定量指标因子分析, 本文运用 SPSS Statistics 24 软件进行因子分析和相关检验。

#### (1) KMO 和巴特利特检验

表 2 KMO 和巴特利特检验

KMO 取样适切性量数		0.515
巴特利特球形度检验	近似卡方	161.159
	自由度	45
	显著性	0.000

由表 2 可知, KMO 的度量为 0.515 大于其标准值 0.5, 所以可以对其进行因子分析。

#### (2) 指标间的相关性分析

由表 3.3 可知, X<sub>1</sub> 与 X<sub>2</sub> 的相关性很高, 为 0.956; X<sub>9</sub> 与 X<sub>10</sub> 的相关性较高, 为 0.522。去除哪个指标目前还无法判断, 因此需要进一步根据因子载荷矩阵判断。

X <sub>2</sub>	0.956	1.000	-0.129	0.009	-0.198	-0.139	0.051	0.011	-0.373	-0.347
X <sub>3</sub>	-0.058	-0.129	1.000	0.251	0.259	-0.006	0.282	0.009	0.125	0.270
X <sub>4</sub>	0.089	0.009	0.251	1.000	0.458	0.199	0.016	0.504	-0.326	0.095
X <sub>5</sub>	-0.148	-0.198	0.259	0.458	1.000	0.057	0.132	0.463	0.226	0.425
X <sub>6</sub>	-0.104	-0.139	-0.006	0.199	0.057	1.000	-0.667	0.285	0.184	0.175
X <sub>7</sub>	0.078	0.051	0.282	0.016	0.132	-0.667	1.000	-0.412	-0.129	0.066
X <sub>8</sub>	0.041	0.011	0.009	0.504	0.463	0.285	-0.412	1.000	0.005	-0.007
X <sub>9</sub>	-0.442	-0.373	0.125	-0.326	0.226	0.184	-0.129	0.005	1.000	0.522
X <sub>10</sub>	-0.307	-0.347	0.270	0.095	0.425	0.175	0.066	-0.007	0.522	1.000

(3) 总方差解释

表 4 总方差解释表

成分	初始特征值			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%
1	2.806	28.063	28.063	2.024	20.240	20.240
2	2.112	21.120	49.182	2.019	20.186	40.426
3	1.837	18.371	67.554	1.938	19.383	59.809
4	1.061	10.610	78.164	1.836	18.355	78.164
5	0.831	8.308	86.472			
6	0.585	5.853	92.325			
7	0.318	3.179	95.504			
8	0.250	2.502	98.006			
9	0.166	1.662	99.668			
10	0.033	0.332	100.000			

由表 4，前 4 个因子的解释程度为 78.164%，基本上能够解释 10 个指标所涵盖的内容。

(4) 碎石图

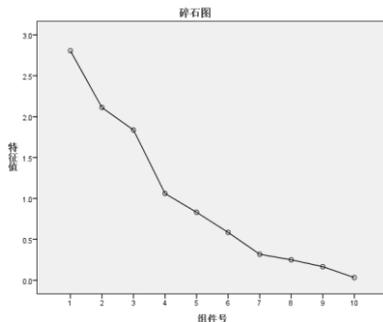


图 1 碎石图

碎石图由图 1 所示，前 4 个因子的特征值均大于 1，但剩余的 6 个因子均小于 1 故应去除。

(5) 成分矩阵与旋转后的成分矩阵

表 5 旋转后的成分矩阵表

	1	2	3	4
流动比率 (X <sub>1</sub> )	0.042	0.973	-0.050	-0.174
速动比率 (X <sub>2</sub> )	-0.051	0.967	-0.026	-0.183
净利润增长率 (X <sub>3</sub> )	0.342	0.016	-0.351	0.478
每股净资产增长率 (X <sub>4</sub> )	0.898	0.039	0.004	-0.093
总资产增长率 (X <sub>5</sub> )	0.697	-0.114	-0.071	0.459
营业成本率 (X <sub>6</sub> )	0.153	-0.041	0.812	0.181
销售费用率 (X <sub>7</sub> )	0.018	0.044	-0.934	0.100
净资产收益率 (X <sub>8</sub> )	0.709	0.033	0.468	-0.039
营运资金周转率 (X <sub>9</sub> )	-0.266	-0.286	0.234	0.769
流动资产周转率 (X <sub>10</sub> )	0.117	-0.186	0.009	0.830

观察表 5 并结合表 3，发现成分 1 对 X<sub>4</sub>、X<sub>5</sub>、X<sub>8</sub> 的影响最大，但由于 X<sub>4</sub>、X<sub>5</sub>、X<sub>8</sub> 相关性较高，因此保留一个，因为 X<sub>4</sub> 的载荷大于 X<sub>5</sub> 与 X<sub>8</sub>，故保留 X<sub>4</sub>；成分 2、成分 3、成分 4 利用同样的方法进行筛选，最终筛选的指标为流动比率 (X<sub>1</sub>)、净利润增长率 (X<sub>3</sub>)、每股净资产增长率 (X<sub>4</sub>)、营业成本率 (X<sub>6</sub>)、营业成本率 (X<sub>7</sub>)、流动资产周转率 (X<sub>10</sub>)。

3.2.2.2 定性指标

定性指标选取三个，分别为企业经营管理水平、企业研发投入水平以及企业可持续发展能力。企业经营管理水平主要用来评估企业素质的强弱，这其中包括企业的组织能力、企业的生产与销售能力、管理者的素质等等，企业研发投入水平主要用来评估大数据企业的研发新产品或新技术的能力以及投资收益水平，由于大部分大数据企业处在不成熟的成长阶段，所以其研发投入水平不可或缺；企业可

持续发展能力主要评估大数据企业未来的发展能力或发展潜力，这涉及到对大数据企业的盈利能力、竞争力、对抗风险等能力的综合评估，大数据企业稳定成长关系到大数据产业未来的前景，所以对大数据企业来说至关重要。

针对定性数据，根据专家对各大数据企业的评价从而转化为三角模糊数。三角模糊数形式为  $T^-(t-t_l, t, t+t_r)$ ，其中  $t$  对应评价由高到低、由强到弱为  $\{0.9, 0.7, 0.5, 0.3, 0.1\}$ ，取  $t_l=t_r=0.1$ ，具体见表 6。

表 6 评价转化为三角模糊数

评价	三角模糊数
高、强	(0.8,0.9,1.0)
较高、较强	(0.6,0.7,0.8)
一般	(0.4,0.5,0.6)
较低、较弱	(0.2,0.3,0.4)
低、弱	(0.0,0.1,0.2)

基于此，选取 32 家大数据企业并得出所对应的评价与三角模糊数，由于篇幅所限故省略。

### 3.2.2.3 大数据企业信用风险评价指标体系

最终确定 6 个定量指标和 3 个定性指标，根据已有文献的研究成果，本文构建大数据企业信用风险评价指标体系，如表 7 所示。

表 7 大数据企业信用风险评价指标体系

输入指标	指标计算公式	输出指标	指标计算公式
X <sub>1</sub>	流动资产/流动负债	X <sub>3</sub>	(净利润本年本期金额-净利润上年同期金额)/(ABS 净利润上年同期金额)
X <sub>6</sub>	营业成本/营业收入	X <sub>4</sub>	(所有者权益合计本期值/实收资本本期值-所有者权益合计上年同期值/实收资本上年同期值)/(ABS 所有者权益合计上年同期值/实收资本上年同期值)
X <sub>7</sub>	销售费用/营业收入	X <sub>10</sub>	(营业收入)/TTM/流动资产平均占用额
企业经营管理水平	定性指标 (用于衡量企业经营管理能力)	企业可持续发展力	定性指标 (用于衡量企业盈利能力、竞争力和对抗风险能力等)
企业研发投资水平	定性指标 (用于衡量企业研发能力以及投资能力)		

### 3.2.3. 模型求解

表 8 样本的定性指标处理

通过模型 (3) 求解，从而得出相应的相对效率值。在求解前，置信水平  $\alpha$  在  $[0,1]$  均匀的取  $0, 0.1, \dots, 1.0$ ，在不同的置信水平下，各决策单元的三角模糊数  $[t_L, t, t_R]$  将转化为区间模糊数

$[(1-\frac{\alpha}{2})t_L + \frac{\alpha}{2}t_R, \frac{\alpha}{2}t_L + (1-\frac{\alpha}{2})t_R]$ 。本文利用软件 Matlab 进行求解。

### 3.2.4. 实证结果

由于篇幅受限仅列出  $\alpha=0.5$  和  $\alpha=1.0$  的置信水平下的结果，如表 8 所示。对表 8 的结果进行整理，就大数据企业的平均效率值进行信用评级，如表 8 所示。由表 8 可知，有 15 个决策单元的平均效率值大于 1，有 17 个决策单元的平均效率值小于 1，这说明 32 个决策单元的有效性相对均衡，信用评级结果比较合理。

### 3.3. 结论

首先，分析平均效率值大于 1 的大数据企业，发现 DMU<sub>3</sub> 与 DMU<sub>17</sub> 相比只有企业研发投入水平和产出水平有差异，尤其是 DMU<sub>17</sub> 的企业研发投入水平远高于 DMU<sub>3</sub>，其产出水平远大于 DMU<sub>3</sub>，这说明企业研发投入水平对大数据企业的影响很大，但由于 DMU<sub>3</sub> 投入较少却实现了较多的产出，因此排在 DMU<sub>17</sub> 之前，但从企业的可持续发展力的角度看，DMU<sub>3</sub> 远不及 DMU<sub>17</sub>。特别的，如 DMU<sub>29</sub>、DMU<sub>25</sub>、DMU<sub>31</sub> 其净利润增长率或每股净资产增长率为负，但仍然为有效决策单元，这是因为其流动资产周转率较高，能在一定程度上弥补这两个方面的不足。

其次，分析平均效率值小于 1 的大数据企业，究其原因一是因为营业成本流程或销售费用率很高，二是因为净利润增长率或每股净资产增长率较低。例如排名靠后的 DMU<sub>28</sub>、DMU<sub>22</sub>、DMU<sub>21</sub>，这些决策单元不仅流动资产周转率较低，净利润增长率和每股净资产增长率也较低，其投入很多，产出却很少，因此需要降低营业成本率或销售费用率提升盈利能力来提升排名。

最后，大数据企业要想提升产出要注意提升企业研发投入水平，通过实证结果表明，在其他条件大致相等的情况下，较高的企业研发投入水平能提升净利润增长率或每股净资产增长率。对于排名靠后的大数据企业，需要降低营业成本来提升盈利能力才能实现更长久的发展。排名只是现阶段对企业的信用风险评估，在实际中还应该具体问题具体分析，也就是说如果银行可以在对现阶段内排名靠前但盈利能力较差的企业便提供短期贷款，而对盈利能力强、可持续发展力强的企业可以提供中长期贷款。

决策单元	$\alpha=0.5$	$\alpha=1.0$	$\theta^-$	排序	决策单元	$\alpha=0.5$	$\alpha=1.0$	$\theta^-$	排序
DMU <sub>1</sub>	(1.039,1.694)	(1.262,1.262)	1.323	10	DMU <sub>17</sub>	(2.170,2.170)	(2.170,2.170)	2.170	4
DMU <sub>2</sub>	(1.085,1.273)	(1.212,1.212)	1.195	12	DMU <sub>18</sub>	(1.683,1.713)	(1.696,1.696)	1.697	6
DMU <sub>3</sub>	(1.140,3.947)	(2.333,2.333)	2.626	3	DMU <sub>19</sub>	(0.852,0.863)	(0.857,0.857)	0.857	19
DMU <sub>4</sub>	(0.745,0.818)	(0.794,0.794)	0.787	21	DMU <sub>20</sub>	(6.758,6.758)	(6.758,6.758)	6.759	1
DMU <sub>5</sub>	(1.070,1.206)	(1.135,1.135)	1.135	14	DMU <sub>21</sub>	(0.293,0.383)	(0.348,0.348)	0.343	32
DMU <sub>6</sub>	(0.598,0.598)	(0.598,0.598)	0.598	24	DMU <sub>22</sub>	(0.348,0.386)	(0.370,0.370)	0.369	31
DMU <sub>7</sub>	(2.098,2.098)	(2.098,2.098)	2.098	5	DMU <sub>23</sub>	(0.535,0.562)	(0.549,0.549)	0.549	26
DMU <sub>8</sub>	(1.351,1.395)	(1.374,1.374)	1.372	9	DMU <sub>24</sub>	(0.738,0.804)	(0.788,0.788)	0.778	22
DMU <sub>9</sub>	(0.522,0.526)	(0.524,0.524)	0.524	28	DMU <sub>25</sub>	(1.163,1.163)	(1.163,1.163)	1.163	13
DMU <sub>10</sub>	(0.419,0.445)	(0.432,0.432)	0.432	29	DMU <sub>26</sub>	(0.699,0.764)	(0.754,0.754)	0.741	23
DMU <sub>11</sub>	(0.793, 0.860)	(0.842,0.842)	0.833	20	DMU <sub>27</sub>	(0.576,0.576)	(0.576,0.576)	0.576	25
DMU <sub>12</sub>	(1.584,1.598)	(1.594,1.594)	1.592	8	DMU <sub>28</sub>	(0.367,0.416)	(0.393,0.393)	0.392	30
DMU <sub>13</sub>	(0.842,0.878)	(0.861,0.861)	0.860	18	DMU <sub>29</sub>	(1.648,1.648)	(1.648,1.648)	1.648	7
DMU <sub>14</sub>	(0.886,1.006)	(0.981,0.981)	0.962	16	DMU <sub>30</sub>	(1.262,1.262)	(1.262,1.262)	1.262	11
DMU <sub>15</sub>	(2.603,3.975)	(3.181,3.181)	3.249	2	DMU <sub>31</sub>	(0.982,1.017)	(1.001,1.001)	1.000	15
DMU <sub>16</sub>	(0.893,0.966)	(0.949,0.949)	0.938	17	DMU <sub>32</sub>	(0.494,0.566)	(0.545,0.545)	0.537	27

致谢

本研究得到 2017 年贵州财经大学校基金研究项目《科技金融支持贵州精准扶贫的路径与对策研究》(2017XYB07) 及 2020 年贵州省社科联理论创新项目《数字普惠金融对乡村振兴的影响研究》(GZLCLH-2020-064) 的大力资助。

参考文献

[1] Jose A. Lopez, Marc R. Saldenberg. Evaluating credit risk models[J]. Journal of Banking and Finance, 2000, 24(1).

[2] Wang, Jiang, Zhao, Ding. Mining Semantic Soft Factors for Credit Risk Evaluation in Peer-to-Peer Lending[J]. Journal of Management Information Systems, 2020, 37(1).

[3] Xiang Li, Guang-ying Liu, Jian-xun Qi. Fuzzy neural and chaotic searching hybrid algorithm and its application in electric customers's credit risk evaluation[J]. Journal of Central South University of Technology, 2007, 14(1).

[4] Xin Song, Li Li, Lei Xiao. Review of Research on Credit Risk Management for Rural Credit Cooperatives[J]. Journal of Risk Analysis and Crisis Response, 2017, 7(1).

[5] Francisco Chiclana, Francisco Mata, Luis G. Pérez, Enrique Herrera - Viedma. Type - 1 OWA Unbalanced Fuzzy Linguistic Aggregation Methodology: Application to Eurobonds Credit

Risk Evaluation[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2018, 33(5).

[6] Singh, Pant. Efficiency assessment of Indian paper mills through fuzzy DEA[J]. Materials and Manufacturing Processes, 2020, 35(6).

[7] Diego Paganoti Fonseca, Peter Fernandes Wanke, Henrique Luiz Correa. A two-stage fuzzy neural approach for credit risk assessment in a Brazilian credit card company[J]. Applied Soft Computing Journal, 2020, 92.

[8] 李光金, 刘永清. 具有三角模糊数要素的 DEA 模型[J]. 系统工程学报, 1996(04): 42-49.

[9] 郭清娥, 王雪青, 位珍. 基于 DEA 交叉评价的模糊综合评价模型及其应用[J]. 控制与决策, 2012, 27(04): 575-578+583.

[10] 陈毅俊. 基于模糊 DEA 法的科技型中小企业信用评价体系研究[D]. 贵州财经大学, 2014.

[11] 谈晓勇, 龚科. 改进交叉评价 DEA 在模糊综合评价中的应用[J]. 数学的实践与认识, 2014, 44(19): 107-113.

[12] 周贤勇. 基于模糊 DEA 的创业板上市企业信用评价体系研究[D]. 江西财经大学, 2017.

[13] 杨秀琼. 基于模糊 DEA 的上市商业银行财务绩效评价体系研究[J]. 财会通讯, 2020(14): 100-103.