

基于 UTADIS 决策技术的公司信用水平 恶化风险辨析

杨瑞成, 李 融, 郭荣荣, 赵文静

(内蒙古财经大学金融学院, 内蒙古自治区 呼和浩特 010050)

摘要: 借助于 UTADIS 决策技术在分类方面的优势, 以央企上市公司为样本, 从盈利能力、偿债能力和营运能力三个方面选取财务指标, 对公司是否存在信用水平恶化风险进行辨析。实证结果表明, UTADIS 方法可有效识别公司是否存在信用水平恶化风险; 通过进一步分析各财务指标的边际效用值, 发现利润率、投入资本回报率、销售净利率、总资产报酬率、流动资产周转率和应收账款周转率等在信用水平恶化风险识别中占比较大; 尤其是利润率与投入资本回报率, 它们的边际效用最大值之和接近 40%, 使其成为辨析一个公司信用水平是否存在恶化风险的关键指标。

关键词: UTADIS 方法; 信用水平; 恶化风险; 上市公司; 财务指标

中图分类号: F830.59 文献标识码: A 文章编号: 1000-5781(2021)02-0190-12

doi: 10.13383/j.cnki.jse.2021.02.004

Identifying the deteriorated risk of corporation credit level with UTADIS method

Yang Ruicheng, Li Rong, Guo Rongrong, Zhao Wenjing

(School of Finance, Inner Mongolia University of Finance and Economics, Hohhot 010050, China)

Abstract: UTADIS approach is employed to identify whether a listed company's credit level has a deteriorated risk or not. Listed government-owned corporations(GOC) are selected as the research samples, and the corresponding financial indices are chosen from three aspects: profitability, debt repayment ability and operational ability. Empirical analysis shows that the UTADIS model can identify the credit deterioration risk effectively. Furthermore, the marginal index utility results indicate that the following indices such as the profit margin, return rate of investment capital, net sales rate, return of total assets, current asset turnover, and accounts receivable turnover rate have bigger weights than other financial indexes in identification ability. Especially, the profit margin and return rate of investment capital whose maximal margin utility value amounts account for nearly 40%, become the two crucial indices.

Key words: UTADIS model; credit level; deterioration risk; listed company; financial index

1 引 言

上市公司在我国的生产与经济发展中起着重要的作用, 其信用风险一直是监管层关注的重点, 它不仅

收稿日期: 2018-08-03; 修订日期: 2019-05-16.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71761029); 内蒙古自然科学基金资助项目(2017MS717); 内蒙古自治区高等学校创新团队发展计划支持(NMGIT1405)

影响投资者收益与公司的持续发展,也会影响到整个证券市场的稳定和发展.然而,公司信用水平恶化是直接导致其产生信用风险的根源,如何正确辨析公司是否存在信用水平恶化风险至关重要;同时,上市公司特别处理与否是其信用水平是否恶化的一个典型标志,且央企上市公司在证券市场中的财务信息较为完整.鉴于此,本文以央企上市公司特别处理与否作为判定其信用水平是否存在恶化风险的标准;同时,由于 UTADIS(Utilites Additives Discriminantes)决策技术具有良好的分类效果,可以有效判别上市公司是否被特别处理(ST),即是否存在信用水平恶化风险.因此,本文运用 UTADIS 模型辨析央企上市公司是否被特别处理(ST),以此来判别公司是否存在信用水平恶化风险.

公司信用水平是否恶化的判定主要采用定性与定量分析相结合的方法,通过构建数学模型、利用财务指标对公司的信用水平做出正确评价.经典的信用水平判别方法主要有 KMV方法^[1,2], Logistic 回归方法^[3,4]及信用评分模型法^[5,6,7].其中 Logistic 回归方法由于简单实用而被广泛应用: Ohlson^[8]通过预测公司破产或者违约概率,认为 Logistic 回归方法效果较为显著; Comelli^[9]在货币危机背景下预测公司的信用风险,认为 Logistic 回归方法预测效果较好;蒲林霞^[10]运用 Logistic 回归方法得出判别上市公司特别处理与否的几个重要财务指标.虽然 Logistic 回归方法由于其简单易行被广泛应用于上市公司信用风险研究,但其预测能力依然没有达到理想的效果,其风险识别的准确性有待于进一步提升.另一方面,由于公司信用水平恶化风险辨析本质上是一个分类问题,一些学者利用 UTADIS 技术的分类优势进行判别,如 Jacquet^[11]利用方法建立累积效用方程,运用总效用值的大小达到对公司的信用水平进行分类的目的, Doumpos^[12]将该方法与线性回归、Logistic 回归方法进行了比较,认为 UTADIS 技术能够更有效的预测公司的财务危机.近几年,该技术被应用到多个领域的分类决策问题中,如公司风险评估、授信问题、资本投资与投资组合选择等.国内也有少量学者引入该模型对一些项目分类进行决策,如李俊周^[13]等运用这一方法对电能质量综合评估进行了分析.但是直接运用 UTADIS 模型对公司信用水平恶化风险进行辨析的成果依然较少,模型的有效性也需进一步探讨,这也正是本文所研究的关键所在.

为有效识别上市公司信用水平是否存在恶化风险,本文借助于 UTADIS 决策技术在分类方面的优势,以 44 家央企上市公司为样本,从盈利能力、偿债能力和营运能力三个方面选取 13 个财务指标,以公司特别处理与否刻画其是否存在信用水平恶化风险,运用 UTADIS 方法对该风险加以辨析,探讨 UTADIS 模型的有效性;并利用各指标的边际效用值,对体现公司信用水平恶化的财务指标做进一步分析,找出在信用水平恶化风险识别中起较大作用的财务指标.

2 UTADIS方法与信用水平恶化风险辨析流程

UTADIS 决策技术利用公司的财务数据,实现对公司信用水平是否存在恶化风险的判别.与传统信用风险识别模型不同,该模型是一种基于效用函数的多准则分类方法,通过建立总效用函数、比较总效用值与效用阈值的大小,达到辨析上市公司信用水平是否存在恶化风险的目的.

2.1 理论模型构建

记 a 为每一组评估对象,利用 UTADIS 方法判别该评估对象是否存在信用水平恶化风险的步骤如下:

步骤 1 计算节点值.记评估对象 a 的每个评价指标为 f_j , f_j^{\min} 与 f_j^{\max} 分别表示所有评估公司的该指标的最小值与最大值, $j = 1, 2, \dots, m$; 记 $F_j = [f_j^{\min}, f_j^{\max}]$ 为每个评价指标的数据区间,将 F_j 分成 $l_j - 1$ 段相等的区间,每个节点的评价指标为

$$f_j^i = f_j^{\min} + \frac{i-1}{l_j-1}(f_j^{\max} - f_j^{\min}), \quad (1)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, l_j$, $f_j^1 = f_j^{\min}$, $f_j^{l_j} = f_j^{\max}$;

步骤 2 估计每个节点的边际效用值.假定对于每一个评估对象 a 的每一个评价指标 $f_j(a)$ 都有 $f_j(a) \in [f_j^i, f_j^{i+1}]$, 则评估对象 a 的评价指标 f_j 的边际效用(即某一评估公司财务数据 a 的评价指标 f_j

的边际效用 $u_j(f_j(a))$ 通过线性插值公式估计,即

$$u_j(f_j(a)) = u_j(f_j^i) + (u_j(f_j^{i+1}) - u_j(f_j^i))(f_j(a) - f_j^i) / (f_j^{i+1} - f_j^i), \quad (2)$$

且满足边际效用的单调性,即

$$u_j(f_j^{i+1}) - u_j(f_j^i) \geq 0, \quad \forall i. \quad (3)$$

作如下不等式变形

$$\begin{cases} \omega_{ji} = u_j(f_j^{i+1}) - u_j(x_j^i) \geq 0, \quad \forall i, j \\ u_j(f_j^{\min}) = 0 \\ u_j(f_j^i) = \sum_{k=1}^{i-1} \omega_{jk}. \end{cases} \quad (4)$$

通过式(3)和式(4)的转换,式(2)可以写成

$$u_j(f_j(a)) = \sum_{k=1}^{i-1} \omega_{jk} + \omega_{ji}(f_j(a) - f_j^i) / (f_j^{i+1} - f_j^i); \quad (5)$$

步骤3 计算总效用值. 每个评估对象 a 的总效用 $U(a)$ 的计算公式为

$$U(a) = \sum_{j=1}^m u_j(f_j(a)), \quad (6)$$

记区分不同类别的效用阈值为 t_k (其中 $t_1 > t_2 > \dots > t_q$),若 $t_k \leq U(a) < t_{k-1}$,则评估对象 a 属于 C_k 类, $k = 2, 3, \dots, q$,即

$$\begin{cases} U(a) \geq t_1 \Rightarrow a \in C_1 \\ \vdots \\ t_k \leq U(a) < t_{k-1} \Rightarrow a \in C_k \\ \vdots \\ U(a) < t_{q-1} \Rightarrow a \in C_q; \end{cases} \quad (7)$$

步骤4 构建效用估计误差值. 在运用总效用估计每个评估对象 a 的所属类别时,会出现高估误差或者低估误差,用 $\sigma^+(a)$ 表示高估误差,用 $\sigma^-(a)$ 表示低估误差. 如果出现高估误差,评估对象 a 就会被划分到一个比原来高一个等级的类别里,如评估对象 a 属于 C_2 类被错划为 C_1 类;如果出现低估误差,评估对象 a 就会被划分到一个比原来低一个等级的类别里,如评估对象属于 C_1 类被错划为 C_2 类.

把误差因素考虑进去,式(7)转换为

$$\sum_{j=1}^m u_j(f_j(a)) - t_1 + \sigma^+(a) \geq 0, \quad \forall a \in C_1, \quad (8)$$

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^m u_j(f_j(a)) - t_{k-1} - \sigma^-(a) \leq -\delta, \quad \forall a \in C_k, \quad k = 2, 3, \dots, q-1 \\ \sum_{j=1}^m u_j(f_j(a)) - t_k + \sigma^+(a) \geq 0, \quad \forall a \in C_k, \quad k = 2, 3, \dots, q-1, \end{cases} \quad (9)$$

$$\sum_{j=1}^m u_j(x_j(a)) - t_{q-1} - \sigma^-(a) \leq -\delta, \quad \forall a \in C_q, \quad (10)$$

其中 δ 是一个非常小的正数以区分不等式的严格性.

目的是使得估计的边际效用值 $u_j (f_j(a))$ 和效用阈值 t_k 满足约束条件式(8)~式(10), 并且使得所有误差总和最小. 记所有误差总和为

$$Err = \sum_{a \in C_1} \sigma^+(a) + \dots + \sum_{a \in C_k} (\sigma^+(a) + \sigma^-(a)) + \dots + \sum_{a \in C_q} \sigma^-(a). \tag{11}$$

于是, 问题转换为使得误差总和最小, 即

$$\text{Min Err}, \tag{12}$$

且满足式(8)~式(10)及约束条件

$$\sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^{l_j-1} \omega_{ji} = 1, \tag{13}$$

$$t_{k-1} - t_k \geq \beta, \quad k = 2, 3, \dots, q, \tag{14}$$

$$\omega_{ji} \geq 0, \quad \sigma^+(a) \geq 0, \quad \sigma^-(a) \geq 0. \tag{15}$$

其中 $\beta > 0$ 为区分两个相邻类别严格偏好关系的门限值, 且式(13)用以表示效用的归一化处理.

2.2 辨析流程

运用 UTADIS 决策技术对上市公司是否存在信用水平恶化风险的辨析流程共分三步, 如图 1 所示.

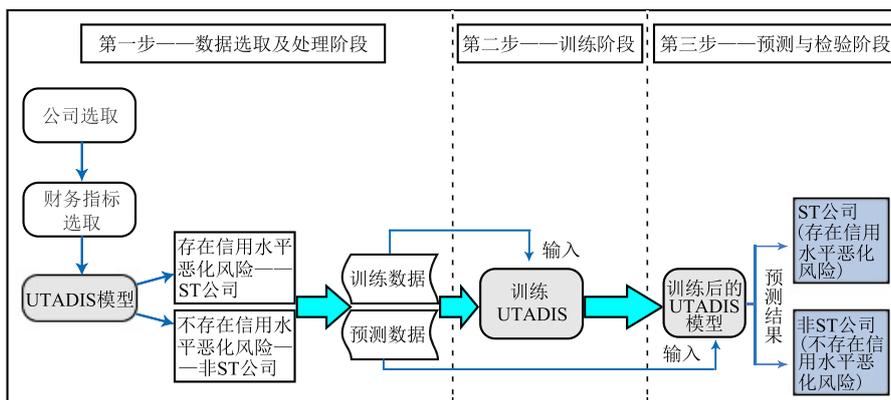


图 1 公司信用水平恶化风险辨析流程图

Fig. 1 Process of the analysis of the risk of deterioration of the company's credit level

从图 1 可以看出, 运用 UTADIS 模型辨析上市公司是否存在信用水平恶化风险主要包含三个步骤:

步骤 1 数据选取及处理阶段. 选取 44 家上市公司, 包含 ST 公司(即存在信用水平恶化风险的公司)和非 ST 公司(即不存在信用水平恶化风险的公司)的季度财务数据为研究样本, 将这些季度财务数据分成训练样本数据和预测样本数据;

步骤 2 用 UTADIS 方法和线性规划方法对训练数据进行训练计算, 根据计算结果给出公司是否存在信用水平恶化风险的判定;

步骤 3 用训练好的 UTADIS 模型对待预测上市公司(即预测和检验样本)是否存在信用水平恶化风险进行预测和检验, 分析 UTADIS 模型的辨析效果.

3 实证分析

基于央企上市公司的财务数据相对稳定和完整的特性, 选取 44 家央企上市公司作为研究对象; 同时, 为保证有足够数量的处在 ST 状态的季度财务数据样本, 选取 2015 与 2016 年的季度财务数据进行分析(因为

在这两个年度中 ST 公司季度财务数据样本数量相对较多), 数据来自 Wind 数据库. 在这 44 家央企上市公司中, 33 家为非 ST 公司, 11 家为 ST 公司. 这里, ST 公司与非 ST 公司的配比为 1:3, 是在借鉴国内外实证研究的基础上^[14,15], 经过多次试验优选得出, 该配比对于本文辨析公司信用水平恶化风险较为有效. 需要注意的是, 这里的某 ST 公司并不是指该公司在 2015 年~2016 年所有季度都处于 ST 状态, 可能只是在部分季度处于 ST 状态. 在所研究的所有季度财务数据样本中, 共含有 278 个非 ST 公司季度财务数据与 74 个 ST 公司季度财务数据. ST 公司季度财务数据表示公司在该季度存在信用水平恶化风险状态, 非 ST 公司季度财务数据表示在该季度信用水平正常, 即无信用水平恶化风险发生.

本文将这些季度财务数据样本分为两部分——训练样本集和预测样本集, F_1, F_2, \dots, F_{29} 29 家公司, 共 232 个季度财务数据(包含 176 个非 ST 公司季度财务数据与 56 个 ST 季度财务数据). 预测样本集中包括 15 家公司(记为 Y_1, Y_2, \dots, Y_{15}), 共 120 个季度财务数据(包含 102 个非 ST 公司季度财务数据与 18 个 ST 公司季度财务数据).

根据 2.2 节的见图 1, 利用所选取财务指标的季度财务数据, 对各公司在每一季度“ST 与否”(即是否存在信用水平恶化风险)进行辨析. 为使选取的财务指标能够充分反映上市公司的各种情况, 本文根据可比性、可操作性及数据可获得性等原则, 经过反复试验, 最终从盈利能力、偿债能力和营运能力三个方面确定了如下指标^[16](见表1)进入研究.

表 1 财务指标及其计算公式
Table 1 Financial Indices and measurements

指标类型	符号	指标名称	公式
盈利能力	X_1	总资产报酬率	(利润总额+财务费用)/资产总值
	X_2	投入资本回报率	(净利润+财务费用)/(资产总计-流动负债+应付票据额+短期借款+一年内到期的长期负债)
	X_3	销售净利率	净收益/主营业务收入
	X_4	营业利润/营业总收入	营业利润/营业总收入
	X_5	营业总成本/营业总收入	营业总成本/营业总收入
	X_6	资产减值损失/营业总收入	资产减值损失/营业总收入
偿债能力	X_7	流动比率	流动资产/流动负债
	X_8	速动比率	速动资产/流动负债
	X_9	现金比率	经营现金流量/流动负债
营运能力	X_{10}	存货周转率	销售收入/存货
	X_{11}	应收账款周转率	营业成本/应收账款总额
	X_{12}	流动资产周转率	营业收入/流动资产总额
	X_{13}	总资产周转率	营业收入/总资产

3.1 UTADIS 模型训练结果分析

在季度财务数据的训练样本集中, 包含 C_1 类公司 22 个, C_2 类公司 7 个, 其中 C_1 表示公司的季度财务数据处于非 ST 状态, 用 C_2 表示公司的季度财务数据处于 ST 状态. 采用如下判别标准: 若某一公司季度财务数据的总效用值(计算方法见式(6))大于效用阈值, 则该季度数据被判别为 C_1 类, 否则为 C_2 类.

根据上述判别标准, 在判断过程中会出现正判(判断正确)和误判(判断错误)两种情况:

1) 正判情况. 正判情况包含如下两种情形: 若公司季度财务数据的真实类别为 C_1 , 其总效用值大于效用阈值, 则它的估计类别为 C_1 ; 若公司季度财务数据的真实类别为 C_2 , 其总效用值小于效用阈值, 则它的估计类别为 C_2 .

2) 误判情况. 误判情况中包含如下两种情形: 若公司季度财务数据的真实类别为 C_1 , 其总效用值小于效用阈值, 则它的估计类别为 C_2 , 即非 ST 公司被误判为 ST 公司, 发生低估错误; 若公司季度财务数据的真实类别为 C_2 , 其总效用值大于效用阈值, 则它的估计类别为 C_1 , 即 ST 公司被误判为非 ST 公司, 发生高估错误. 需要注意的是, 当非 ST 公司被误判为 ST 公司(发生低估错误)时, 会给该公司带来不良的声誉, 甚至会造成一定程度的损失; 当 ST 公司被误判为非 ST 公司(发生高估错误)时, 会掩盖该 ST 公司的真实信用状况,

人为地提高了 ST 公司的信用水平, 可能给投资者带来损失.

运用 UTADIS 决策技术, 利用软件 MATLAB(2012b) 编程计算得到了各训练数据样本的总效用值及效用阈值 $t_1 = 0.5828$, 判定结果如表 2 所示(表 2 中 T 表示公司真实类别, E 表示公司估计类别):

表 2 训练数据分类结果(2015)
Table 2 Classified results for training data (2015)

公司	2015 年一季度			2015 年二季度			2015 年三季度			2015 年四季度		
	T	总效用值	E									
F_1	C_1	0.5848	C_1	C_1	0.5845	C_1	C_1	0.5828	C_1	C_1	0.5859	C_1
F_2	C_1	0.5858	C_1	C_1	0.5872	C_1	C_1	0.5859	C_1	C_1	0.5856	C_1
F_3	C_1	0.6391	C_1	C_1	0.6403	C_1	C_1	0.6404	C_1	C_1	0.6292	C_1
F_4	C_1	0.5867	C_1	C_1	0.5854	C_1	C_1	0.5854	C_1	C_1	0.5858	C_1
F_5	C_1	0.5857	C_1	C_1	0.5861	C_1	C_1	0.5868	C_1	C_1	0.5880	C_1
F_6	C_1	0.6103	C_1	C_1	0.6096	C_1	C_1	0.6115	C_1	C_1	0.6096	C_1
F_7	C_1	0.5863	C_1	C_1	0.5867	C_1	C_1	0.5924	C_1	C_1	0.5869	C_1
F_8	C_1	0.5907	C_1	C_1	0.5915	C_1	C_1	0.5899	C_1	C_1	0.5887	C_1
F_9	C_1	0.5859	C_1	C_1	0.5952	C_1	C_1	0.5937	C_1	C_1	0.5988	C_1
F_{10}	C_1	0.5859	C_1	C_1	0.5952	C_1	C_1	0.5937	C_1	C_1	0.5988	C_1
F_{11}	C_1	0.6215	C_1	C_1	0.6195	C_1	C_1	0.6201	C_1	C_1	0.6152	C_1
F_{12}	C_1	0.5981	C_1	C_1	0.5925	C_1	C_1	0.5900	C_1	C_1	0.5853	C_1
F_{13}	C_1	0.5995	C_1	C_1	0.5992	C_1	C_1	0.5998	C_1	C_1	0.6011	C_1
F_{14}	C_1	0.5923	C_1	C_1	0.5881	C_1	C_1	0.5858	C_1	C_1	0.5892	C_1
F_{15}	C_1	0.6058	C_1	C_1	0.6052	C_1	C_1	0.6008	C_1	C_1	0.6026	C_1
F_{16}	C_1	0.5890	C_1	C_1	0.5892	C_1	C_1	0.5886	C_1	C_1	0.5881	C_1
F_{17}	C_1	0.6053	C_1	C_1	0.6054	C_1	C_1	0.6065	C_1	C_1	0.6052	C_1
F_{18}	C_1	0.5879	C_1	C_1	0.5881	C_1	C_1	0.5857	C_1	C_1	0.5858	C_1
F_{19}	C_1	0.5953	C_1	C_1	0.5936	C_1	C_1	0.5907	C_1	C_1	0.6129	C_1
F_{20}	C_1	0.5828	C_1	C_1	0.5847	C_1	C_1	0.5887	C_1	C_1	0.6560	C_1
F_{21}	C_1	0.6045	C_1	C_1	0.6062	C_1	C_1	0.6052	C_1	C_1	0.6596	C_1
F_{22}	C_1	0.5843	C_1	C_1	0.5845	C_1	C_1	0.5843	C_1	C_1	0.5868	C_1
F_{23}	C_2	0.5769	C_2	C_2	0.5784	C_2	C_2	0.5785	C_2	C_2	0.5174	C_2
F_{24}	C_2	0.5599	C_2	C_2	0.5590	C_2	C_2	0.5551	C_2	C_2	0.5438	C_2
F_{25}	C_2	0.5817	C_2	C_2	0.5584	C_2	C_2	0.5395	C_2	C_2	0.5873	C_2
F_{26}	C_2	0.5826	C_2	C_2	0.5765	C_2	C_2	0.5685	C_2	C_2	0.5459	C_2
F_{27}	C_2	0.5827	C_2	C_2	0.5816	C_2	C_2	0.5800	C_2	C_2	0.5789	C_2
F_{28}	C_2	0.5817	C_2	C_2	0.5814	C_2	C_2	0.5797	C_2	C_2	0.5803	C_2
F_{29}	C_2	0.5791	C_2	C_2	0.5787	C_2	C_2	0.5786	C_2	C_2	0.5816	C_2

表 3 训练数据分类结果(2016)
Table 3 Classified results for training data (2016)

公司	2016 年一季度			2016 年二季度			2016 年三季度			2016 年四季度		
	T	总效用值	E									
F_1	C_1	0.5869	C_1	C_1	0.5831	C_1	C_1	0.5855	C_1	C_1	0.5866	C_1
F_2	C_1	0.5855	C_1	C_1	0.5854	C_1	C_1	0.5846	C_1	C_1	0.5831	C_1
F_3	C_1	0.6301	C_1	C_1	0.6392	C_1	C_1	0.6403	C_1	C_1	0.6254	C_1
F_4	C_1	0.5856	C_1	C_1	0.5860	C_1	C_1	0.5865	C_1	C_1	0.5869	C_1
F_5	C_1	0.5875	C_1	C_1	0.5896	C_1	C_1	0.5890	C_1	C_1	0.5887	C_1
F_6	C_1	0.6056	C_1	C_1	0.6050	C_1	C_1	0.6045	C_1	C_1	0.5938	C_1
F_7	C_1	0.5840	C_1	C_1	0.5852	C_1	C_1	0.5840	C_1	C_1	0.5854	C_1
F_8	C_1	0.5897	C_1	C_1	0.5872	C_1	C_1	0.5875	C_1	C_1	0.5876	C_1
F_9	C_1	0.5903	C_1	C_1	0.5983	C_1	C_1	0.5995	C_1	C_1	0.5884	C_1
F_{10}	C_1	0.5866	C_1	C_1	0.5870	C_1	C_1	0.5883	C_1	C_1	0.5882	C_1
F_{11}	C_1	0.6150	C_1	C_1	0.6161	C_1	C_1	0.6169	C_1	C_1	0.6068	C_1
F_{12}	C_1	0.5867	C_1	C_1	0.5846	C_1	C_1	0.5828	C_1	C_1	0.5831	C_1

续表 3

Table 3 Continues

公司	2016 年一季度			2016 年二季度			2016 年三季度			2016 年四季度		
	T	总效用值	E									
F_{13}	C_1	0.599 3	C_1	C_1	0.600 9	C_1	C_1	0.600 9	C_1	C_1	0.598 5	C_1
F_{14}	C_1	0.588 1	C_1	C_1	0.588 5	C_1	C_1	0.591 0	C_1	C_1	0.600 6	C_1
F_{15}	C_1	0.599 2	C_1	C_1	0.603 0	C_1	C_1	0.600 6	C_1	C_1	0.597 1	C_1
F_{16}	C_1	0.589 1	C_1	C_1	0.588 9	C_1	C_1	0.588 3	C_1	C_1	0.587 7	C_1
F_{17}	C_1	0.607 0	C_1	C_1	0.606 6	C_1	C_1	0.606 7	C_1	C_1	0.600 4	C_1
F_{18}	C_1	0.585 9	C_1	C_1	0.585 7	C_1	C_1	0.587 3	C_1	C_1	0.595 2	C_1
F_{19}	C_1	0.594 3	C_1	C_1	0.596 5	C_1	C_1	0.598 2	C_1	C_1	0.598 4	C_1
F_{20}	C_1	0.588 4	C_1	C_1	0.595 3	C_1	C_1	0.604 4	C_1	C_1	0.613 2	C_1
F_{21}	C_1	0.605 3	C_1	C_1	0.603 5	C_1	C_1	0.603 6	C_1	C_1	0.595 6	C_1
F_{22}	C_1	0.588 1	C_1	C_1	0.584 9	C_1	C_1	0.588 3	C_1	C_1	0.593 3	C_1
F_{23}	C_2	0.577 2	C_2	C_2	0.568 6	C_2	C_2	0.565 2	C_2	C_2	0.577 4	C_2
F_{24}	C_2	0.580 4	C_2	C_2	0.576 4	C_2	C_2	0.579 1	C_2	C_2	0.580 2	C_2
F_{25}	C_2	0.544 2	C_2	C_2	0.540 1	C_2	C_2	0.543 2	C_2	C_2	0.582 7	C_2
F_{26}	C_2	0.559 6	C_2	C_2	0.558 4	C_2	C_2	0.559 6	C_2	C_2	0.570 1	C_2
F_{27}	C_2	0.578 0	C_2	C_2	0.577 7	C_2	C_2	0.577 8	C_2	C_2	0.582 7	C_2
F_{28}	C_2	0.582 4	C_2	C_2	0.579 2	C_2	C_2	0.581 6	C_2	C_2	0.582 6	C_2
F_{29}	C_2	0.582 2	C_2	C_2	0.580 3	C_2	C_2	0.582 7	C_2	C_2	0.582 8	C_2

从表 2 和表 3 中可以看出, 公司 F_1 到 F_{22} 的真实类别为 C_1 , 共 176 个判定结果; F_{23} 到 F_{29} 这 7 家公司的真实类别为 C_2 , 共 56 个判定结果. 总体来看, 不存在 C_1 类被误判为 C_2 类与 C_2 类被误判为 C_1 类的情况, 即总体辨析正确率为 100%, 表明该模型的训练效果较好.

3.2 UTADIS 模型预测的结果分析

运用 3.1 节中训练好的 UTADIS 模型, 对预测样本集“是否存在信用风险水平恶化风险”进行预测, 效用阈值依然为 $t_1 = 0.582 8$, 并根据预测结果检验该模型的辨析效果, 得到了如下预测样本分类结果, 如表 4 和表 5 中所示(表 3 中 T 表示公司真实类别, E 表示公司估计类别).

表 4 预测样本分类结果(2015)

Table 4 Classified results for forecasting data (2015)

公司	2015 年一季度			2015 年二季度			2015 年三季度			2015 年四季度		
	T	总效用值	E									
Y_1	C_1	0.595 8	C_1	C_1	0.589 5	C_1	C_1	0.588 0	C_1	C_1	0.585 7	C_1
Y_2	C_1	0.587 6	C_1	C_1	0.690 1	C_1	C_1	0.586 4	C_1	C_1	0.588 9	C_1
Y_3	C_1	0.585 8	C_1	C_1	0.585 1	C_1	C_1	0.586 0	C_1	C_1	0.585 1	C_1
Y_4	C_1	0.590 6	C_1	C_1	0.582 5	C_2	C_1	0.580 4	C_2	C_1	0.582 3	C_2
Y_5	C_1	0.587 3	C_1	C_1	0.585 4	C_1	C_1	0.584 5	C_1	C_1	0.587 2	C_1
Y_6	C_1	0.587 9	C_1	C_1	0.587 7	C_1	C_1	0.588 6	C_1	C_1	0.588 1	C_1
Y_7	C_1	0.584 2	C_1	C_1	0.584 4	C_1	C_1	0.583 8	C_1	C_1	0.583 6	C_1
Y_8	C_1	0.581 6	C_2	C_1	0.581 7	C_2	C_1	0.582 3	C_2	C_1	0.585 0	C_1
Y_9	C_1	0.592 6	C_1	C_1	0.583 5	C_1	C_1	0.585 7	C_1	C_1	0.592 7	C_1
Y_{10}	C_1	0.589 5	C_1	C_1	0.587 2	C_1	C_1	0.588 1	C_1	C_1	0.586 4	C_1
Y_{11}	C_1	0.592 8	C_1	C_1	0.593 5	C_1	C_1	0.592 5	C_1	C_1	0.593 2	C_1
Y_{12}	C_1	0.573 8	C_2	C_1	0.583 5	C_1	C_1	0.570 3	C_2	C_1	0.584 0	C_1
Y_{13}	C_1	0.586 2	C_1	C_1	0.586 0	C_1	C_1	0.584 0	C_1	C_1	0.562 9	C_1
Y_{14}	C_1	0.580 1	C_2	C_2	0.573 6	C_2	C_2	0.570 6	C_2	C_2	0.566 2	C_2
Y_{15}	C_1	0.586 1	C_1									

注: 灰色底纹标记表示出现错判的情况

表 5 预测样本分类结果(2016)
Table 5 Classified results for forecasting data (2016)

公司	2016 年一季度			2016 年二季度			2016 年三季度			2016 年四季度		
	T	总效用值	E									
Y ₁	C ₁	0.585 9	C ₁	C ₁	0.587 1	C ₁	C ₁	0.586 0	C ₁	C ₁	0.590 0	C ₁
Y ₂	C ₁	0.589 4	C ₁	C ₁	0.585 9	C ₁	C ₁	0.588 3	C ₁	C ₁	0.590 0	C ₁
Y ₃	C ₁	0.584 8	C ₁	C ₁	0.586 4	C ₁	C ₁	0.583 9	C ₁	C ₁	0.584 6	C ₁
Y ₄	C ₁	0.583 0	C ₁	C ₁	0.581 9	C ₂	C ₁	0.583 0	C ₁	C ₁	0.586 5	C ₁
Y ₅	C ₁	0.581 6	C ₂	C ₁	0.585 8	C ₁	C ₁	0.584 3	C ₁	C ₁	0.585 1	C ₁
Y ₆	C ₁	0.588 3	C ₁	C ₁	0.589 2	C ₁	C ₁	0.588 1	C ₁	C ₁	0.583 4	C ₁
Y ₇	C ₁	0.584 1	C ₁	C ₁	0.585 0	C ₁	C ₁	0.586 1	C ₁	C ₁	0.586 9	C ₁
Y ₈	C ₁	0.583 6	C ₁	C ₁	0.591 2	C ₁	C ₁	0.591 1	C ₁	C ₁	0.590 0	C ₁
Y ₉	C ₁	0.595 1	C ₁	C ₁	0.590 6	C ₁	C ₁	0.589 3	C ₁	C ₁	0.595 1	C ₁
Y ₁₀	C ₁	0.581 1	C ₂	C ₁	0.587 4	C ₁	C ₁	0.582 8	C ₁	C ₁	0.583 7	C ₁
Y ₁₁	C ₁	0.594 0	C ₁	C ₁	0.592 2	C ₁	C ₁	0.582 7	C ₁	C ₁	0.592 5	C ₁
Y ₁₂	C ₂	0.572 0	C ₂	C ₂	0.583 3	C ₁	C ₂	0.578 8	C ₂	C ₂	0.551 0	C ₂
Y ₁₃	C ₂	0.581 0	C ₂	C ₂	0.578 5	C ₂	C ₂	0.570 1	C ₂	C ₂	0.582 2	C ₂
Y ₁₄	C ₂	0.569 2	C ₂	C ₂	0.572 3	C ₂	C ₂	0.575 1	C ₂	C ₂	0.578 1	C ₂
Y ₁₅	C ₁	0.566 4	C ₂	C ₂	0.566 4	C ₂	C ₂	0.572 8	C ₂	C ₂	0.586 6	C ₁

注: 灰色底纹标记表示出现错判的情况

为清晰起见, 在表 4 和表 5 中把出现错判的情况用灰色底纹加以标记. 从表 4 和表 5 中可以看出:

1) 2015 年的季度财务数据共 60 个, 其中真实类别为 C₁ 类的季度财务数据有 57 个, 真实类别为 C₂ 类的季度财务数据有 3 个; 有 12 个数据分类出现误判错误, 均把 C₁ 类公司错判为 C₂ 类公司, 发生低估错误出现低估错误的比率是 21%; 没有出现高估错误. 总体来说, 运用 UTADIS 技术对 2015 年上市公司信用水平恶化风险判别的准确率为 80%.

2) 2016 年的季度财务数据共 60 个. 真实类别为 C₁ 类的季度财务数据有 45 个, 其中 4 个被错判为 C₂ 类, 正判的比率为 91%, 误判(即发生低估错误)比率为 9%. 真实类别为 C₂ 类的季度财务数据有 15 个, 其中 2 个被误判为 C₁ 类, 正判的比率为 87%, 误判(即发生高估错误)的比率为 13%.

总体来说, 在预测样本中, 真实类别为 C₁ 类的季度财务数据被误判为 C₂ 类(即发生低估错误)的比率为 15.7%; 真实类别为 C₂ 类的季度财务数据被误判 C₁ 类(即发生高估错误)的比率为 11%.

3.3 稳健性检验

为验证 UTADIS 决策技术辨析公司信用水平恶化风险的稳定性, 本节进一步做如下讨论: 1) 改变研究方法, 利用 Logistic 模型对上述样本做辨识, 并与运用 UTADIS 技术所得结论做比较以验证 UTADIS 的辨识效果; 2) 改变 UTADIS 辨识的研究样本: 选取中医药行业的样本对其信用水平恶化风险分析, 以验证 UTADIS 辨识效果的稳定性.

3.3.1 与 Logistic 回归方法对比分析

根据所选取的样本数据和财务指标, 以各个财务指标为自变量, 季度财务数据类别为因变量, 进行 Logistic 回归. 最终总资产报酬率、投入资本回报率、销售净利率、营业总成本/营业总收入、资产减值损失/营业总收入和应收账款周转率六项通过显著性检验, 得到的回归模型为

$$P = (1 + \exp(-42.173 - 0.759X_1 + 0.681X_2 - 0.221X_3 - 0.361X_5 + 0.130X_6 - 0.136X_{11}))^{-1} \quad (16)$$

经计算可得, 运用 Logistic 回归方法辨析公司是否存在信用水平恶化风险的准确率为 75%. 对比两种方法, 对上市公司信用水平是否存在恶化风险的辨析准确率汇总情况如表 4 所示.

从表 6, 运用 UTADIS 方法辨析上市公司信用水平是否存在恶化风险的准确率达到 85%, 而运用 Logistic 回归方法辨析的准确率为 75%. UTADIS 决策技术对非 ST 季度财务数据的正判率(准确

率)为 84.3%, 略高于 Logistic 回归方法; 而对 ST 季度财务数据, UTADIS 决策技术正判率为 89%, 远高于 Logistic 回归方法 44.44% 的准确率. 无论是总体准确率还是单独对比, UTADIS 决策技术的正判比率均比 Logistic 回归方法高. 通过以上两种方法的结果对比分析得出, UTADIS 模型更适合辨析公司信用水平恶化风险.

表 6 两种方法的判别准确率比较
Table 6 Comparison of accuracy rate between two methods

	UTADIS 方法		Logistic 回归方法	
	正判率	误判率	正判率	误判率
非 ST 公司	84.30 %	15.70 %	80.39 %	19.61 %
ST 公司	89.00 %	11.00 %	44.44 %	55.56 %
总体准确率	85.00 %		75.00 %	

3.3.2 基于中医药行业的信用水平恶化风险分析

为进一步说明利用 UTADIS 决策技术对上市公司信用水平是否存在恶化风险辨识的稳定性, 采用更换样本的方式对 UTADIS 模型的稳健性加以验证. 选取上证和深证的中医药上市公司, 类似对央企上市公司信用水平是否存在恶化风险的辨识过程(见 3.1 节~3.2 节), 以 2001 年~2016 年上证和深证的中医药上市公司为对象, 选取了 48 个财务样本数据, 其中 ST 状态的财务样本数据 12 个, 非 ST 状态的财务样本数据 36 个. 训练样本和检验样本按照 1:1 比例分配, 经计算效用阈值为 0.349 589, 训练与预测结果汇总见表 7.

表 7 运用 UTADIS 方法的识别结果汇总(中医药上市公司)
Table 5 Classified results with UTADIS method for Chinese traditional medicine listed industry

	真实类别	总样本量	错误识别数量	高估误差率	低估误差率	总误差率
训练样本	C_1	18	0	0	0	0
	C_2	6	0			
预测样本(检验)	C_1	18	2	16.666 7%	11.111 1%	12.500 0%
	C_2	6	1			

表 7 显示训练过程中没有出现错误的分类, 欺诈信息辨识正确率为 100%; 运用训练好的模型对预测样本进行欺诈信息辨识并加以检验, 得到高估误差率和低估误差率分别是 11.111 1% 和 16.666 7%, 总的错误率为 12.5%, 辨识正确率高达 87.5%. 由此可知, UTADIS 决策技术在辨析公司信用水平恶化风险上具有较强的稳定性.

3.4 引发公司信用水平恶化风险主要财务指标的边际效用分析

公司在经营过程中发生信用水平恶化风险, 会在具体的财务指标上得到反映, 于是, 本节在 3.2 节的基础上, 进一步分析每一财务指标对辨析公司信用水平是否存在恶化风险的边际效用, 根据式(5), 图 2~图 7 绘出了每一财务指标(标准化数据)的边际效用图.

对于不同公司来说, 公司在某个季度是否存在信用水平恶化风险是各财务指标对其合力的影响, 通过总效用集中体现(见式(5)~式(6)). 如果一个公司某几项财务指标在某个季度的数值偏高(或偏低), 特别是对最大边际效用值较大的指标来说, 将极大地提高(或拉低)该公司在这一季度的总效用值, 对该季度是否存在信用水平恶化风险的辨析起着举足轻重的作用. 但需要说明的是, 一个公司在某个季度存在信用水平恶化风险, 并不一定是所有指标都存在恶化趋势, 可能会出现某一个或几个指标呈“向好”趋势. 从图 2~图 7 可以看出 X_4 (利润率)、 X_2 (投入资本回报率)、 X_3 (销售净利率)、 X_1 (总资产报酬率)、 X_{12} (流动资产周转率)与 X_{11} (应收账款周转率)6 个指标的最大边际效用值权重总和约占总体的 75%, 其最大边际效用值分别高达 23.947 9%, 15.515 6%, 10.869 3%, 8.813 0%, 8.163 7%, 7.598 9%; 而其它指标的最大边际效用值相对较小. 这六个财务指标值的大小, 很大程度上决定了一个公司在某个季度总效用值的大小, 进而成为了辨析该公司在该季度的信用水平是否存在恶化风险的主要依据. 特别地, 财务指标 X_4 (利润

率)与 X_2 (投入资本回报率)的最大边际效用值之和接近 40%, 这两个财务指标值的高与低, 将大大扩大或降低其边际效用及其总效用值, 它们在辨析一个公司信用水平是否存在恶化风险上起着关键作用.

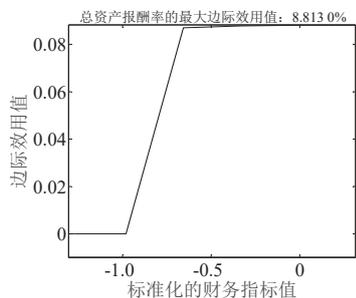


图 2 指标 X_1 的边际效用

Fig. 2 Marginal utility of index X_1

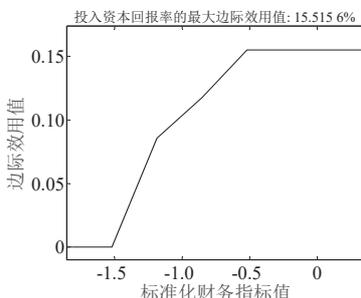


图 3 指标 X_2 的边际效用

Fig. 3 Marginal utility of index X_2

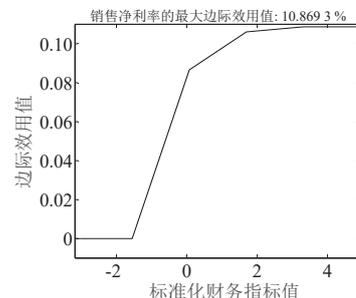


图 4 指标 X_3 的边际效用

Fig. 4 Marginal utility of index X_3

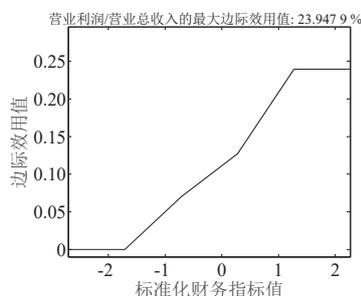


图 5 指标 X_4 的边际效用

Fig. 5 Marginal utility of index X_4

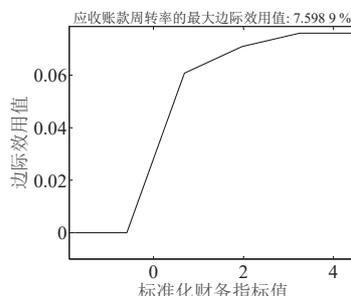


图 6 指标 X_{11} 的边际效用

Fig. 6 Marginal utility of index X_{11}

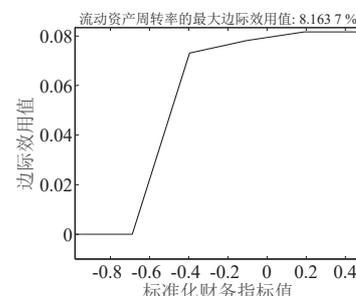


图 7 指标 X_{12} 的边际效用

Fig. 7 Marginal utility of index X_{12}

为更清楚地说明边际效用在财务指标权重确定的合理性, 下面以最大边际效用值超过 10% 的财务指标 X_4 (利润率)与 X_2 (投入资本回报率)为例做进一步阐释. 下面给出 X_4 与 X_2 在 2016 年各预测公司(Y_1, Y_2, \dots, Y_{15})的季度财务数据对比图, 分别如图 8 与图 9 所示:

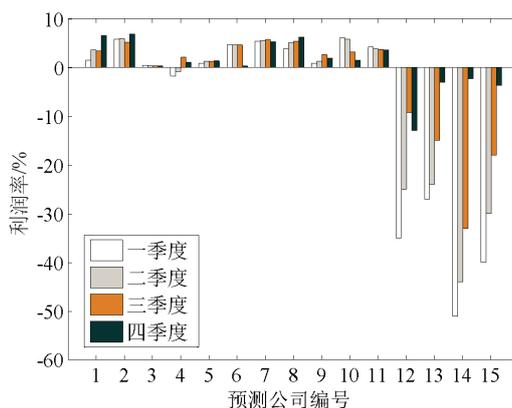


图 8 财务指标 X_4 的季度财务数据对比图

Fig. 8 Comparison of quarterly data on financial index X_4

从边际效用与总效用的角度来看(其关系见式(5)和式(6)), 某一公司在某个季度的利润率与投入资本回报率如果偏低, 而其它公司在同一季度的利润率与投入资本回报率相对较高, 由于利润率 X_4 与投入资本回报率 X_2 的最大边际效用值占比很大(分别为 23.947 9% 与 15.515 6%), 根据式(5)和式(6)的计算方法将会得出该公司在该季度的总效用值很小, 从而该季度将会被判定为存在信用水平恶化风险. 同时, 由图 8 与图 9 可以看出, 公司处于非 ST 状态、即无信用水平恶化风险的情况下, 各季度的财务指标 X_4 与 X_2 的指标值相

对较大(一般为正值);相反,公司处于 ST 状态、即存在信用水平恶化风险的情况下,各季度的财务指标 X_4 与 X_2 的值普遍很低(一般为负值).

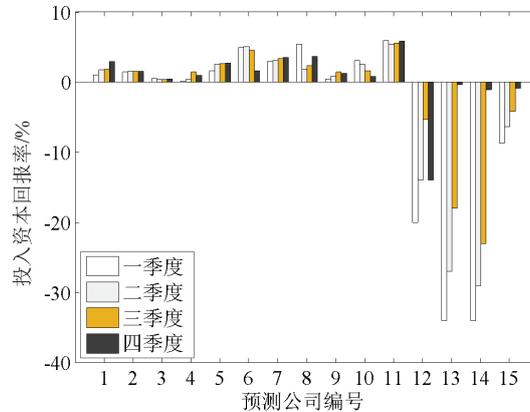


图9 财务指标 X_2 的季度财务数据对比图

Fig. 9 Comparison of quarterly data on financial index X_2

一般来说,公司在某个季度的利润率(见图8)与投入资本回报率越小(通常为负值,见图9),该季度被认定为存在信用水平恶化风险的可能性越大,由此看出,在辨析各公司在哪些季度存在信用水平恶化风险上,由最大边际效用值确定出的主要财务指标较为合理.

4 结束语

公司信用水平恶化影响整个经济市场的稳定,而上市公司是否被 ST 是判别公司是否存在信用水平恶化风险的重要标志.本文以央企上市公司为例,运用具有良好分类性能的 UTADIS 决策技术,从盈利能力、偿债能力和营运能力三方面分析得出了判别上市公司信用水平是否恶化的六个主要财务指标:利润率、投入资本回报率、销售净利率、总资产报酬率、流动资产周转率、流动资产周转率、应收账款周转率;其中,利润率与投入资本回报率由于其具有较高的最大边际效用值而成为关键指标.相较于 Logistic 回归方法,UTADIS 方法更适合我国上市公司信用水平恶化风险辨析,本研究目前只是运用 UTADIS 模型对公司是否存在信用水平恶化风险进行了简单分类并加以判别,由于 UTADIS 决策技术具有多类别辨析的优势,其理论和方法也相对成熟,只是计算过程更加复杂,可以运用该技术对公司信用水平恶化风险的不同严重程度做进一步细分,这也是以后需进一步探讨的方向.

参考文献:

- [1] Chen Y, Chu G. Estimation of default risk based on KMV model: An empirical study for Chinese real estate companies. *Journal of Financial Risk Management*, 2014, 3(2): 40–49.
- [2] 张大斌,周志刚,刘雯,等.上市公司信用风险测度的不确定性 DE-KMV 模型. *系统工程学报*, 2015, 30(2): 165–173.
Zhang D B, Zhou Z G, Liu W, et al. Uncertainty De-KMV model to measure credit risk of listed companies. *Journal of Systems Engineering*, 2015, 30(2): 165–173. (in Chinese)
- [3] Chen S, Goo Y J, Shen Z D. A hybrid approach of stepwise regression, logistic regression, support vector machine, and decision tree for forecasting fraudulent financial statements. *The Scientific World Journal*, 2014(S): 1–9.
- [4] Comelli F. Comparing the performance of logit and probit early warning systems for currency crises in emerging market economies. *Journal of Banking and Financial Economics*, 2016, 2(6): 5–22.
- [5] Sevim C, Oztekin A, Bali O, et al. Developing an early warning system to predict currency crises. *European Journal of Operational Research*, 2014, 237(3): 1095–1104.

- [6] 肖斌卿, 杨 旸, 余 哲, 等. 小微企业信用评级模型及比较研究. 系统工程学报, 2016, 31(6): 798–807.
Xiao B Q, Yang Y, Yu Z, et al. Comparative study of credit rating models for small and micro enterprises. *Journal of Systems Engineering*, 2016, 31(6): 798–807. (in Chinese)
- [7] 孟 斌, 迟国泰. 基于违约状态判别的小企业债信评级. 系统工程学报, 2018, 33(4): 565–576.
Meng B, Chi G T. Debt rating of small enterprise based on default identification. *Journal of Systems Engineering*, 2018, 33(4): 565–576. (in Chinese)
- [8] Ohlson J A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Accounting Research*, 1980, 9(15): 109–131.
- [9] Sanfeliu C B, García F G, Molina V G. et al. Credit risk analysis: Reflections on the use of the logit model. *Journal of Applied Finance and Banking*, 2012, 2(6): 1–13.
- [10] 蒲林霞. 上市公司财务预警机制指标选择的实证研究: 基于 ST 与非 ST 企业的 GLM 与二元 Logit 模型分析. 财会通讯, 2011(24): 97–99.
Pu L X. Empirical research of the financial indicator for listed corporation prediction. *Communication of Finance and Accounting*, 2011(24): 97–99. (in Chinese)
- [11] Jacquet L. An application of the UTA discriminant model for the evaluation of R&D projects. *Advances in Multicriteria Analysis*, 1995(5): 203–211.
- [12] Doumpos M, Zopounidis C. Business failure prediction: A comparison of classification methods. *Operational Research*, 2002, 2(3): 303.
- [13] 李俊周, 武 莹. 基于 UTADIS 方法的电能质量综合评估研究. 华中师范大学学报(自然科学版), 2015, 49(1): 60–65.
Li J Z, W Y. Power quality comprehensive evaluation based on UTADIS method. *Journal of Central China Normal University (Nature Science Edition)*, 2015, 49(1): 60–65. (in Chinese)
- [14] 石晓军. Logistic 违约率模型最优样本配比与分界点的模拟分析. 数理统计与管理, 2006, 25(6): 675–682.
Shi X J. Optimal sample pairing and critical value of logistic default risk modeling: The China case. *Application of Statistics and Management*, 2006, 25(6): 675–682. (in Chinese)
- [15] Zavgren C. Assessing the vulnerable to failure of American industrial firms: A logistic analysis. *Journal of Business Finance and Accounting*, 1985(12): 19–45.
- [16] 李 建, 宋丽平, 张晓杰. 指标选取对聚类分析的影响: 以第三产业上市公司财务状况为例. 财会月刊, 2016(12): 84–87.
Li J, Song L P, Zhang X J. The influence of indicator selection on cluster analysis: Taking the financial status of listed companies in the third industry as an example. *Finance and Accounting Monthly*, 2016(12): 84–87. (in Chinese)

作者简介:

杨瑞成(1970—), 男, 山东潍坊人, 博士, 教授, 研究方向: 金融风险管理, Email: yang-ruicheng@163.com;
李 融(1993—), 男, 内蒙古乌兰察布人, 硕士生, 研究方向: 金融风险管理, Email: 2294819319@qq.com;
郭荣荣(1991—), 女, 内蒙古呼伦贝尔人, 硕士生, 研究方向: 金融风险管理, Email: 1021500603@qq.com;
赵文静(1995—), 女, 内蒙古赤峰人, 硕士生, 研究方向: 金融风险管理, Email: 1444721544@qq.com.