

# 基于熵值法—C&RT算法的财务困境预警

刘澄(博士生导师) 武鹏 王荣

(北京科技大学东凌经济管理学院 北京 100083)

**【摘要】**客观准确地评价企业财务状况对于财务信息使用者而言具有重要意义。本文以EBITDA利息覆盖率作为财务困境代理变量,将企业财务状况分为正常、危险、困境三种状态,进而根据企业连续两年历史财务状况是否发生变化,将企业分为稳定与不稳定两大类。最后分别为两类企业构建基于C&RT算法的财务困境预警模型,预测公司是否会发生财务困境,并提出相应的控制和处理财务困境的途径。实证结果表明分类建立财务预警模型,一方面能够捕捉各类财务状况企业的风险特征,另一方面可以针对不同风险特征提出相应的风险控制方案,提高企业财务管理工作效率。

**【关键词】**EBITDA利息覆盖率 信息熵 C&RT决策树 财务困境

在竞争日益激烈的市场经济中,财务困境问题普遍的存在于现代企业中。财务困境的发生会对企业及其债权人、股权人等各利益相关方造成巨大的经济损失。研究如何监控风险,防范财务困境的发生对于企业及其各利益相关方来说具有重要的现实意义。

## 一、财务困境相关文献综述

对财务困境的理论界定,国内外学者有不同的观点,基本可归结为两类:一类是将财务困境定义为特定事件的发生,如因破产、债务违约、拖欠优先股股利以及以规避违约为目的而进行债务重组等(Beaver等,1966;Edward I. Altman,1968;Brown等,1992);另一类观点认为财务困境是介于稳健经营和破产之间的连续的动态的过程(Stephen等,2002;Purnanandam等,2008)。

在与财务困境问题相关的实证研究中,国内外学者通常利用可测度的代理变量识别财务困境的发生。代理变量的选择取决于研究者对财产困境的界定。国外学者通常从出现偿债困难的角度定义财务困境,选取的代理变量有经营现金流量与财务费用比、利息保障倍数等。国内财务困境的相关研究使用最普遍的代理变量是ST标志,吴星泽(2011)对国内研究选择ST为代理变量这一惯行的做法提出了质疑,认为有些研究把财务危机概念的内涵界定为企业不能偿还到期本息,而在选择样本时把ST公司作为发生财务危机的公司。这显然违反了同一律的要求。按照计量经济学的标准,ST是公司陷入财务危机的一个糟糕的代理变量。

通过借鉴国内外学者的研究,本文认为公司陷入财务困境是一个动态演化的过程,并将资金管理技术性失败作为企业开始陷入财务困境的标志。本文选用更能反映公司短期内履行偿付义务能力的代理变量——EBITDA利息覆盖率。在建模方法的选择上,本文利用决策树算法建立财务困境预警

模型,以期为企业及其利益相关方提供一种有效的便于理解的风险监控工具。

## 二、研究方法

**1. 熵值法。**熵是“不确定性”的最佳测度,既可以通过计算熵值来判断一个指标的随机性及无序程度,也可以用熵值来判断某个指标的离散程度。指标的离散程度越大,该指标对综合评价的影响越大。

在建立评价指标体系的问题中,设有m个评价指标,n个评价对象,可获得多个对象对于多个指标的数据,从而形成评价矩阵A。

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & \cdots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & \cdots & a_{2m} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & \cdots & a_{3m} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{n1} & a_{n2} & a_{n3} & \cdots & a_{nm} \end{bmatrix}$$

首先对评价矩阵进行标准化处理,本文采用极差变换法,公式为:

$$a'_{ij} = \frac{a_{ij} - \min_{1 \leq i \leq n} a_{ij}}{\max_{1 \leq i \leq n} a_{ij} - \min_{1 \leq i \leq n} a_{ij}} \quad (1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m) \quad (1)$$

$$a'_{ij} = \frac{\max_{1 \leq i \leq n} a_{ij} - a_{ij}}{\max_{1 \leq i \leq n} a_{ij} - \min_{1 \leq i \leq n} a_{ij}} \quad (1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m) \quad (2)$$

经过极值变换之后,标准化指标满足 $0 \leq a'_{ij} \leq 1$ ,并且正、逆向指标均化为正向指标,最优值为1,最劣值为0。标准化之后得到一个新的矩阵A',根据A'可以计算第j个指标的信息熵。第j个指标的熵值H<sub>j</sub>为:

$$H_j = -K \left( \sum_{i=1}^n P_{ij} \ln P_{ij} \right), \quad (1, 2, 3, \dots, m) \quad (3)$$

其中:  $K = [\ln(m)]^{-1}$ ,  $P_{ij} = a'_{ij} / \sum_{i=1}^n a'_{ij}$ ,  $(1, 2, 3, \dots, m)$ , 假定当 $a'_{ij} = 0$ ,  $P_{ij} = 0$ 时,  $P_{ij} \ln P_{ij} = 0$ 。

第j个指标的变异系数  $G_j = 1 - H_j$ 。指标值的变异系数

越大,对综合评价产生的影响就越大。

2. C&RT 决策树理论。决策树学习是以实例为基础的归纳学习算法,能够从一组无次序、无规则的事例中推理出决策树表示形式的分类规则,可以对未知数据进行分类或预测、数据挖掘并发现新知识。

依据节点分裂属性选择方式的不同,决策树被分为ID3、C4.5、C&RT 三种算法。本文选用 C&RT 算法,它选择具有最小 Gini 系数值的属性作为测试属性,当 Gini 值越小,划分效果也就越好。

假设 S 是用来划分的样本集合,选择的划分方法必须使 S 的子集比它本身更“纯”,可以用一个不纯函数 x 来评估各种划分方法的好坏。如果用 x(t) 表示任意叶节点 t 的不纯度,那么 x(t) 可以表示为:

$$x(t) = x[p(c_1|t), p(c_2|t), Kp(c_i|t)] \quad (4)$$

其中,  $p(c_i|t)$  表示类  $c_i$  在数据集 t 中的概率。

根据这个定义,分枝方案 S 的好坏可以用不纯度的减小量  $\Delta x^s(t)$  来定义。如果测试 S 将样本集合 t 分为 n 个子集  $t_1, t_2, \dots, t_n$ , 那么分枝好坏度可以定义为:

$$\Delta x^s(t) = x(t) - \sum_{i=1}^n p(t_i) x(t_i) \quad (5)$$

如果用 Gini 指标,那么函数的定义为:

$$x(p(c_1|t), p(c_2|t), \dots, p(c_k|t)) = 1 - \sum_{i=1}^k (p(c_i|t))^2 \quad (6)$$

这时,在测试 S 下 Gini(s) 可以用不纯度的减小量  $\Delta x^s(t)$  表示为:

$$Gini(s) = 1 - \sum_{i=1}^k (p(c_i|t))^2 - \sum_{i=1}^n p(t_i) \sum_{j=1}^k p(c_j|t_i) (1 - p(c_j|t_i)) \quad (7)$$

如果某个测试 S 使 Gini(s) 最大,那么表示在测试下不纯度的减小量最大,则 S 就是最优的分枝方案。

### 三、基于 C&RT 决策树的财务困境预警模型构建

1. 考虑 EBITDA 指标的财务状况评价体系。EBITDA 利息覆盖率是衡量企业支付负债利息能力的指标,计算公式如下:

$$EBITDA \text{ 利息覆盖率} = \frac{EBITDA}{\text{利息费用}} \quad (8)$$

EBITDA 是最接近于现金的会计利润,是更为有效的利息偿付保障。由于我国的利润表不单独列示利息费用,外部分析人员可将利润表中的财务费用视同利息费用,因此本文在计算公司 EBITDA 时用财务费用替代利息费用。

本文将企业的财务状况分为正常、危险和困境三个阶段。具体来说,EBITDA 利息覆盖率大于 4.5 视为正常,小于 4.5 视为危险,若连续两年小于 4.5 则认定为陷入财务困境。将财务状况危险定义为某单一年度出现 EBITDA 利息覆盖率低于 4.5。

本文结合企业 T-3 年和 T-2 年的财务状况预测 T 年的

财务状况。三年内,在企业生产经营中,所有可能出现的财务状况如表 1 所示:

表 1 各年度财务状况

当前状态	T 年财务状况	T-3	T-2	T-1	组别
稳定	正常	+	+	+	非困境
		-	-	+	
	危险	+	+	-	非正常
		-	-	-	
不稳定	正常	-	+	+	脱险成功
		+	-	+	
	危险	-	+	-	脱险失败
		+	-	-	

注:“+”表示 EBITDA 利息覆盖率大于 4.5;“-”表示 EBITDA 利息覆盖率小于 4.5;T-2 年为当前年度。

T 年财务状况由 T-1 年财务信息获得,因此 T 年财务状况可以通过 T-1 年的 EBITDA 利息覆盖率判别,分为正常与危险两类。观察 T-3 与 T-2 两年的财务状况,根据这两年内财务状况是否发生变化,将表中八种情况分为“稳定”和“不稳定”两组。根据 T-1 年财务状况,“稳定”组企业最终可以分为非困境企业和非正常企业;对于“不稳定”组的企业可分为脱险失败企业和脱险成功企业。最后分别对“稳定”与“不稳定”组样本建立预警模型。

本文参考了国外的实证研究结果并结合我国财务管理实际,从盈利能力、偿债能力、成长能力、经营能力、资本结构及现金流量相关指标六个方面构建考察制造业上市公司财务状况指标体系。

作为研究中的初始变量,具体指标包括每股收益、资产净利率、净资产收益率、销售毛利率、销售费用率、净利润/营业总收入、营业利润/营业总收入、流动比率、速动比率、现金流动负债比、资产负债率、营业收入增长率、营业利润增长率、净利润增长率、净资产增长率、总资产增长率、存货周转率、流动资产周转率、应收账款周转率、固定资产周转率、经营现金流量/负债合计、销售现金比率、经营净现金流量/负债合计、产权比率、流动资产/总资产以及带息债务/全部投入资本,共计 26 个指标。

2. 基于 C&RT 决策树的财务困境预警模型。分别对“稳定”组与“不稳定”组样本建立预警模型。利用本文所建立的公司财务状况判别模型,根据公司当前财务运行状况预测未来财务状况。具体预测过程如下:①获取目标公司 T-2 与 T-3 两年相关财务数据。②判别目标公司当前财务运行状况。判别规则:如果 T-2 年与 T-3 年 EBITDA 利息覆盖率均大于 4.5 或者均小于 4.5,那么目标公司当前财务运行状况稳定;否则目标公司当前财务运行状况不稳定。③选择公司财务状况判别模型。选择规则:如果目标公司当前财务运行状况稳定,那么选择“稳定”组决策树模型,否则选择“不稳定”组决策树模型。④将目标公司财务数据导入相应的决策树模型,预测目标公司未来财务运行状况。⑤运行相应决策树模型并生成

预测结果。“稳定”组判别模型生成两组结果：非正常企业或者正常企业，“不稳定”组判别模型生成两组结果：脱险失败企业或者脱险成功企业。

四、实证研究

1. 样本描述。本文选择在2007年12月31日前沪深两市上市且年度营业收入在2 000万元以上的中型及大型制造业上市公司作为研究样本。对于“不稳定”组，选取68家公司作为财务危险样本，并为之配对68家脱险失败企业。对于“稳定”组，采用同样的方式选取样本。分别抽取满足上述条件的非困境企业与非正常企业各109家，共计218家企业。两组各自随机抽取样本容量的70%作为训练集，30%作为测试集。分别令2012年至2009年为T、T-1、T-2及T-3。

本文所用数据取自锐思数据库，实证分析使用的统计软件有SPSS 17.0及Clementine 12.0。

2. 实证过程。指标体系的合理性很大程度上决定了财务困境预警模型的稳定性和有效性。指标体系的建立要兼顾效率和效果。首先，通过Mann-Whitney检验甄别出各组企业间差异最显著的指标，提高指标体系中指标区分不同组别企业的能力。在5%的显著性水平上，经过检验剔除P值小于0.05的指标。其次，计算方差膨胀因子，剔除具有共线性的冗余指标，即计算结果大于10的指标。最后，通过熵值法分析各指标对评价结果的影响力，保留对所研究的问题相对重要的指标，剔除不重要的指标，提高指标体系的解释力。经过上述步骤对指标体系进行优化，最终确定的各组指标如表2所示。

表2 指标体系

	不稳定组	稳定组
盈利能力	每股收益	资产净利率 销售毛利率
	净资产收益率	
	资产净利率	
	销售毛利率	
	营业利润/营业总收入	
偿债能力	资产负债率	流动比率 资产负债率
成长能力	营业利润增长率	总资产增长率
	净资产增长率	营业收入增长率
		净资产增长率
		固定资产周转率
现金流量相关	经营净现金流量/负债合计	—
资本结构	带息债务/全部投入资本	带息债务/全部投入资本
		固定资产比率
		流动资产/总资产

决策树初步建立之后，根据代价复杂度原则剪枝，最终得到的决策树见图1。图中，根节点分裂属性为营业利润增长率。在前两年财务状况不稳定且营业利润增长率小于65.8%的企业中，有72.73%的企业脱险失败。当营业利润增长率大于65.8%时，脱险失败的企业仅占32.08%。说明在短期内，财务状况不稳定处于危险状态的企业是否能成功脱险，恢复利息偿付能力很大程度上取决于企业的经营情况。总体来看，“不稳定”组样本决策树将97家训练集样本归为风险特征各不相同的7类。总结决策树生成的所有规则可以得到，对于财务状况不稳定处于危险状态的企业，通过提高营业利润增长率、降低资产负债率、提高净资产收益率可以增加企业脱险成功的概率，以此避免企业因连续两年EBITDA利息覆盖率低于4.5而陷入财务困境。

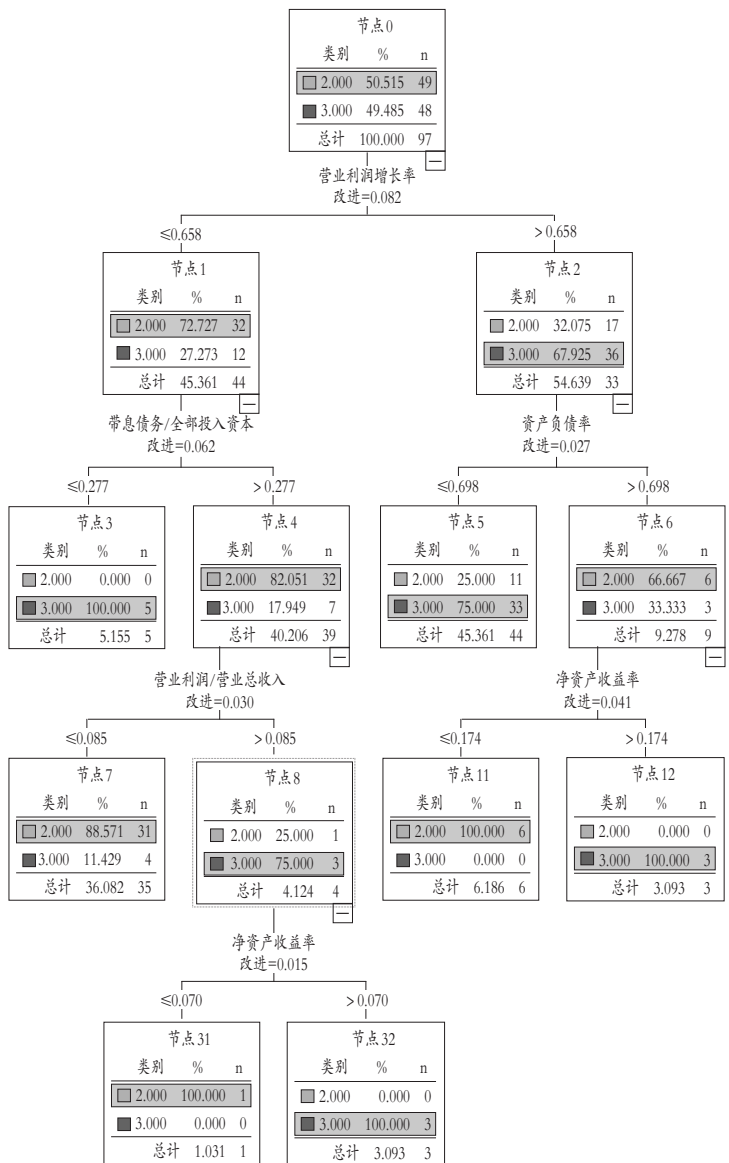


图1 不稳定组决策树

用同样的方式为“稳定”组建立预警模型，得到决策树如图2所示。在“稳定”组决策树中，根节点分裂属性为资产净利率。当资产净利率小于2.146%时，88.24%的企业陷入财务困境或危险状况。其中只有少数企业因为负债较少，带息债务/全部投入资本小于20.97%而状况正



常。当资产净利率大于2.146%时,92%的企业财务状况正常,但也有少数企业因为流动资产在总资产的占比大于87.29%而出现财务困境。对于稳定组的企业,财务正常企业与财务困境企业之前财务状况差异比较大,因此决策树生成的判别规则简单。总体来说,资产净利率小,带息债务/全部投入资本大的企业陷入财务困境的风险较大。而资产净利率大,流动资产对总资产占相对较小的企业,一般财务状况表现正常。

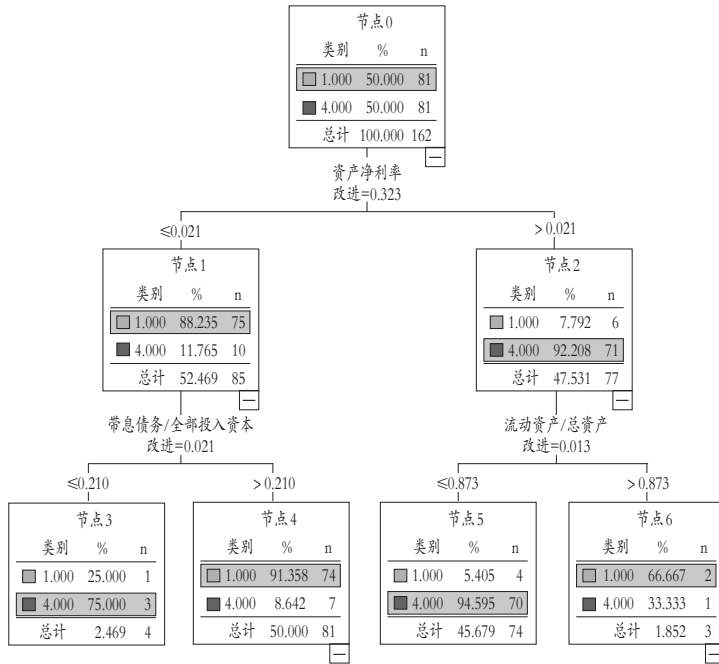


图2 稳定组决策树

用T-2年数据建立决策树财务困境预警模型,决策树训练好之后用测试集测试模型准确率,“稳定”组与“不稳定”组财务困境预警模型预测准确率测试结果如表3所示。

表3 稳定组与不稳定组财务困境预警模型预测准确率

组别	训练集			测试集		
	预测值		预测准确率	预测值		预测准确率
观测值	非困境	非正常		非困境	非正常	
稳定组	非困境	73	92%	26	2	90.91%
	非正常	5		3	25	
	合计	162		56		
不稳定组	训练集		预测准确率	测试集		预测准确率
	预测值			预测值		
	观测值	脱险成功		脱险失败	脱险成功	
脱险成功	44	4	84.5%	17	3	84.6%
脱险失败	11	38		3	16	
合计	97			39		

比较分析两组样本的财务困境预警模型。稳定组样本建立的决策树,相较于不稳定组,分支和层数都较小。因此稳定组样本财务预警模型更稳定,预测能力更好。这一结论与实际情况相符。较之于前两年状况稳定的企业,预测不稳定组企业未来财务状况的难度更大。如表3所示,稳定组样本预警模型的训练集与测试集预测准确率都达到了90%

以上,而非稳定组样本预警模型的训练集与测试集预测准确率均不到85%。

综上所述,财务状况不稳定的企业为了短期内改善企业财务状况避免陷入困境,应更加关注企业日常经营的效率,提高营业利润。而对于状况稳定的企业,包括财务困境和财务正常的企业,从长远来看,不论是为了维持当前正常状况或是脱离困境都应该更加关注资产利用效率。合理的资本结构和资产结构对于两组企业来说,都有重要的意义。

## 五、结论

本文在借鉴国内外已有研究成果的基础上,根据我国制造业上市公司的现状,从连续的动态的过程及资金管理技术性失败角度用EBITDA利息覆盖率界定财务困境。通过根据企业历史财务状况,将企业分组为财务状况稳定组与财务状况不稳定组,并应用C&RT决策树分别为两组样本构建财务困境预警模型。

实证结果表明分不同情况建立财务预警模型,一方面能够捕捉不同财务状况企业的不同风险特征,另一方面可以有的放矢的采取更为精准的风险控制方案。在本文研究中,使用T-2年企业财务数据构建两组财务困境预警模型,得到的模型中,稳定组样本的预测准确较高,而不稳定组样本的预测准确度较低。验证了对财务状况不稳定企业未来财务状况发展做预测风险较大,应区别于财务状况稳定的企业,不同情况采取不同解决方式。

## 主要参考文献

1. Beaver William H.. Financial ratio as predictors of failure. Journal of accounting research, 1966; 71
2. Edward I. Altman. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. The Journal of Finance, 1968; 23
3. Brown David T., Christopher M. James, Robert M. Mooradian. The information content of distressed restructurings involving public and private debt claims. Journal of Financial Economics, 1992; 33
4. Stephen A. Ross, Westerfield Jaffe. Corporate Finance. New York: McGraw-Hill Companies, 2002
5. Purnanandam, Amiyatosh. Financial distress and corporate risk management: Theory and evidence. Journal of Financial Economics, 2008; 3
6. Julio Pindado, Luis Rodrigues, Chabela de la Torre. Estimating financial distress likelihood. Journal of Business Research, 2008; 61
7. 吴星泽. 财务危机预警研究: 存在问题与框架重构. 会计研究, 2011; 2