

企业财务危机预警模型构建——以永安林业为例

苏晨

杭州电子科技大学会计学院, 中国·浙江 杭州 310018

摘要: 论文对 341 家公司 25 个财务指标和非财务指标进行正态性检验, 在此基础上通过主成分分析选出预警指标、建立二元 logistic 回归模型, 最终得到 Z 值 $= -0.663 * F1 - 0.299 * F4 + 0.928F5 + 0.255F7 - 1.237$, 最重要的 11 个指标为每股净资产、每股未分配利润、每股收益、股权集中指标、股东大会出席股份比例、高管持股比例、股权质押比例、董事会会议次数、金融负债比率、财务杠杆和综合杠杆。以林业公司为例进行了检验, 其中 F1 主要代表的盈利能力和 F2 主要代表的公司治理能力和 F3 主要代表的偿债能力, 对林业公司的预警正确率贡献更大。而 F4 反映的企业风险情况似乎在 ST 公司与非 ST 公司中影响不显著。

关键词: 财务预警; 主成分分析; 林业

Construction of Enterprise Financial Crisis Early Warning Model — Taking Yong'an Forestry as an Example

Chen Su

Hangzhou Dianzi University School of Accounting, Hangzhou, Zhejiang, 310018, China

Abstract: This paper conducts normality tests on 25 financial and non-financial indicators of 341 companies. Based on this, warning indicators are selected through principal component analysis, and a binary logistic regression model is established. The final Z -value is $-0.663 * F1 - 0.299 * F4 + 0.928F5 + 0.255F7 - 1.237$. The most important 11 indicators are net asset value per share, undistributed profit per share, earnings per share, equity concentration indicator, proportion of shares attended at shareholders' meetings, proportion of executive shares, equity pledge ratio, number of board meetings, financial liability ratio, financial leverage, and comprehensive leverage. Taking forestry companies as an example for testing, F1 mainly represents profitability, F2 mainly represents corporate governance ability, and F3 mainly represents debt paying ability, which contribute more to the accuracy of forestry companies' early warning. The enterprise risk situation reflected by F4 seems to have no significant impact on ST companies and non ST companies.

Keywords: financial warning; principal component analysis; forestry

1 绪论

1.1 选题背景

随着中国经济由高速增长阶段转向高质量发展阶段, 新时代的机遇和挑战, 对社会主义市场经济下企业的风险管理提出了新要求。尤其在新冠肺炎疫情冲击下, 市场的不稳定因素增加, 加大了企业的经营风险。

然而在快速发展的过程中, 长期积累的矛盾和问题也日渐凸显。主要表现在: 自主创新能力薄弱, 产业布局不尽合理, 节能减排任务艰巨, 产能规模盲目扩张, 部分行业产能过剩等方面。

因此, 企业为了维持自身的可持续发展, 更多将目光转向风险的识别、规避和应对方面。财务危机预警就是其中一个着眼于预测识别危机的重要研究领域。构建科学有效的财务预警模型, 则有助于监督企业的财务运行情况, 使得企业能够提前发现危机。而对财务危机形成原因的分析, 则有助于企业对症下药, 针对薄弱方面采取措施, 以免危机进一

步恶化。

1.2 选题意义

由于历史遗留原因, 中国大型林业企业国企为主, 虽有部分进行改制, 但多为国有控股。这些企业由于没有建立有效的现代财务管理制度, 当市场剧烈变动时, 可能面临更大的经营风险。

而通过对林业财务预警模型的研究, 能够起到减少企业财务困难出现的频次。对整体行业起到产业调整, 引领公司治理的作用。

2 文献综述

2.1 国内外研究概述

2.1.1 国外研究概况

国外在财务预警领域的研究经历了从单变量预警模型到多变量预警模型的发展过程, 并在 20 世纪 80 年代后逐渐引入了逻辑回归、人工神经网络等算法原理, 构建了多种基于人工智能技术算法的预警模型。

单变量预警模型: 最早由 Fitzpatrick (1932) 提出, 通过单一财务指标对破产与非破产企业进行预测。

多变量预警模型: Altman (1968) 采用 fisher 判别分析法构建了 Z 值模型, 随后 Altman、Haldeman、Narayanan (1977) 对 Z 值模型进行了改良, 提出了 ZETA 模型。

条件概率分析模型: 主要包括 Logistic 模型和 Probit 模型。

Probit 模型: Deakin (1980) 建立了 Probit 多元概率比模型, 通过极大似然函数训练最优化过程确定企业破产概率。

Logistic 模型: Ohlson (2003) 建立了 Logistic 多元逻辑模型, 通过线性解释 $\ln(P/(1-P))$ 得出概率 p , 以判断企业破产的可能性。

人工神经网络模型: R.Sharda 和 Odom M.D. (1990) 率先在财务预警领域中使用人工神经网络模型。后续学者如 MinSungHwan 和 HanIngoo (2005) 运用遗传算法优化支持向量机模型, Alfaro 和 Garcia (2008) 使用集成学习算法 Adaboost 进行财务危机预测。

2.1.2 中国研究概况

中国在财务预警领域的研究起步较晚, 但充分结合了中国实际国情和国外研究方法, 形成了独特的理论成果和模型构建方法。

单变量财务预警模型: 学者陈静基于 Beaver 的研究, 建立了单变量判定模型, 发现流动比率和资产负债率在短期预测内准确率最高。

多变量预警模型: 陈静对国外多变量预警模型进行了研究分析, 并建立了中国上市企业样本的多变量预警模型。周首华、杨济华 (1996) 对 Altman 的 Z 模型进行了修正, 引入了现金流量, 构建了 F 分数模型。

其他多变量模型:

主成分分析法: 张爱民 (2001) 以主成分分析法构建了主成分分析预警模型。

贝叶斯分析法: 殷尹等 (2004) 利用贝叶斯分析法对企业经营状况进行预测。叶焕倬等 (2013) 提出了基于 SABNM 的财务预警与诊断模型。

多元逐步分析法: 梁飞媛 (2005) 采用多元逐步判别分析法对现金流指标进行了筛选, 建立了 Fisher 模型。

逻辑回归模型: 姜秀华、孙铮 (2001) 建立了 Logistic 回归模型, 预测上年度准确率在 80% 以上。顾晓安等 (2018) 将盈余管理变量引入 Logistic 财务预警模型, 提高了预警准确率。

神经网络模型: 冯征 (2007) 改进了原始神经网络预警模型, 提高了预测结果。梁明江、庄宇 (2012) 用支持向量机作为基分类器的集成学习方法进行财务危机预测。倪志伟等 (2014) 提出了“流形学习多核 SVM”混合算法财务预警模型。肖毅等 (2020) 基于 TEI@I 理论框架构建了融合卷积神经网络和长短期记忆网络的财务风险预警动态建

模方法。黄虹等 (2020) 提出了 KPCA-WLSSVM 组合财务危机预警模型。

Cox 回归模型: 李鸿禧、宋宇以中小企业为研究对象, 利用共线性检验和时间相依 Cox 回归构建动态财务预警模型, 证明了时间相依 Cox 模型的优越性质。

2.2 文献评述

通过对国内外财务预警领域文献的梳理, 可以看出该领域的发展不断与其他学科的内容方法互相交叉融合, 并伴随着具体应用场景的不同而产生出各种发展程度、复杂程度不一的财务预警模型。

国外研究: 国外学者研究时间较长, 对财务预警的理论性分析较为翔实, 提出的几种预警判定方法至今仍在学界广为使用。

中国研究: 中国学者充分结合了中国实际国情和国外研究方法, 积极适应、探索中国的资本市场发展情况, 形成了独特的理论成果和模型构建方法。

然而, 目前国内外众多学者使用的构建财务预警模型方法层出不穷, 并未得出一个统一不变的有效结论。因此, 对特定行业、特定背景的研究样本的具体财务预警方法设计, 依然有待学者的继续研究。

论文拟选取近年较为广泛使用的模型构建方法——逻辑回归结合主成分分析法, 以数据为样本, 构建一个基于主成分分析——逻辑回归原理的财务预警模型, 并验证其预测合理性。最后根据模型所得出的预测准确率和结论, 就模型优化的空间以及被预测的企业财务情况呈现的经营现状给出建议。

3 模型构建与实证分析

3.1 研究设计

论文将被 ST (或 *ST) 的企业视为陷入财务危机的企业。

论文研究对象为 2020 年主板所有的 ST 公司以及每家 ST 对应 3 家行业和规模相似的样本公司, 总样本 376 家公司, 其中 ST 公司 94 家, 非 ST 公司 282 家。相关财务数据和非财务数据都通过 CSMAR 数据库获取, 部分缺失数据手工从财务报告中补充。论文研究指标共有 25 个, 其中财务指标共 19 个。偿债能力: 流动比率、现金比率、资产负债率金融负债比率、权益乘数、固定支出偿付倍数。营运能力: 应收账款周转率 A、总资产周转率 A。盈利能力: 总资产净利润率 ROA、投入资本回报率 (ROIC)、营业利润率。发展能力: 所有者权益增长率 A、财务杠杆、综合杠杆现金流能力: 营业收入现金净含量。股票市场指标: 每股收益、每股净资产、每股未分配利润、每股经营活动产生的现金流量和净额等非财务指标共 6 个。反舞弊管理: 关联交易金额、股东大会出席股份比例。公司治理指标: 股权集中指标、高管持股比例、董事会会议次数。企业特征: 股权质押比例。对所有研究样本的 2017 年财务数据和非财务数据进行主成

分分析得到因子，并进行回归得出财务预警模型。

论文使用 SPSS 软件进行实证分析，首先进行标准化得到 Z-score 值。后续样本检验和因子分析和回归均通过标准化值。由于 376 家样本公司中部分公司在 2017 年并未上市，因此最终样本公司为 341 家。

3.2 样本检验

对所有数据进行单样本 K-S 检验，对于渐近显著性大于 0.05 的指标后续适用独立样本 T 检验，显著性小于 0.05 的指标后续适用 U 检验。论文的研究数据中，股权集中指标适用独立样本 T 检验，其余指标均使用 U 检验，最后所有数据均通过相关检验，即不需要删除。

3.3 因子分析

所有对所有数据进行因子分析，结果如下：KMO 和巴特利特检验：KMO 值为 0.623，结果大于 0.05 表示所提供的

成分得分系数矩阵从中可以得到各个成分详细的计算公式。

成分 1=0.052 流动比率 +0.049 现金比率 +0.038 资产负债率 +0.034 金融负债比率 +0.003 权益乘数 -0.035 固定支出偿付倍数 +0.017 应收账款周转率 A+0.004 总资产周转率 A-0.021 总资产净利率 ROA-0.05 投入资本回报率（ROIC）-0.005 营业利润率 -0.116 所有者权益增长率 A+0.04 财务杠杆 +0.021 综合杠杆 -0.09 营业收入现金净流量 +0.298 每股收益 +0.42 每股净资产 +0.398 每股未分配利润 +0.03 每股经营活动产生的现金流量净额 +0.099 关联交易金额 +0.031 股东大会出席股份比例 -0.033 股权集中指标 -0.087 高管持股比例 +0.002 董事会会议次数 -0.075 股权质押比例。

其他成分计算方式相同。若 Zscore 对某一成分的值大于 0.5，说明该指标对某一成分具有较大的影响。旋转后的成分矩阵如图 1 所示。

	成分1	成分2	成分3	成分4	成分5	成分6	成分7	成分8	成分9
Z score (流动比率)	0.013	0.012	0.94	0.035	-0.063	-0.03	-0.042	-0.032	-0.05
Z score (现金比率)	-0.002	0.007	0.929	0.006	-0.012	0.02	-0.009	0.011	-0.025
Z score (资产负债率)	-0.04	-0.261	-0.579	-0.218	0.281	-0.126	0.048	0.363	0.078
Z score (金融负债比率)	-0.071	-0.206	-0.159	-0.135	0.616	-0.111	0.14	0.078	-0.27
Z score (权益乘数)	-0.076	-0.074	-0.144	0.018	0.014	-0.253	0.004	0.748	-0.036
Z score (固定支出偿付倍数)	0.025	0.174	-0.066	-0.002	-0.136	-0.032	-0.055	-0.266	-0.338
Z score (应收账款周转率A)	-0.018	-0.051	-0.021	-0.06	-0.073	-0.091	0.147	-0.288	0.54
Z score (总资产周转率A)	0.043	0.1	-0.104	-0.016	-0.049	0.041	-0.113	0.104	0.764
Z score (总资产净利率ROA)	0.283	0.792	0.036	0.234	-0.026	0.044	-0.102	-0.308	0
Z score (投入资本回报率（ROIC）)	0.227	0.892	-0.018	0.138	0.002	0.039	-0.053	-0.176	0.058
Z score (营业利润率)	0.1	0.459	0.102	-0.098	0.047	-0.25	-0.096	-0.386	-0.306
Z score (所有者权益增长率A)	-0.015	0.746	0.086	0.048	-0.031	0.081	0.098	0.353	-0.028
Z score (财务杠杆)	-0.042	-0.007	-0.052	-0.101	0.078	-0.012	0.916	0.057	-0.023
Z score (综合杠杆)	-0.091	-0.048	-0.019	-0.109	-0.015	0.006	0.928	-0.021	0.058
Z score (营业收入现金净含量)	-0.011	0.025	0.045	0.062	-0.022	0.949	-0.005	-0.073	0.019
Z score (每股收益)	0.801	0.392	-0.051	0.149	-0.057	0.04	-0.102	-0.139	0.004
Z score (每股净资产)	0.911	0.022	0.015	0.095	-0.038	0.112	-0.027	0.03	-0.027
Z score (每股未分配利润)	0.904	0.126	0.026	0.128	-0.077	0.07	-0.05	-0.046	0.037
Z score (每股经营活动产生的现金流量净额)	0.249	0.048	-0.004	0.082	-0.119	0.869	-0.007	-0.113	-0.025
Z score (关联交易金额)	0.182	0.089	-0.418	-0.207	0.606	-0.051	0.042	0.242	-0.101
Z score (股东大会出席股份比例)	0.254	0.064	0.014	0.815	0.054	0.03	-0.127	0.021	-0.078
Z score (股权集中指标)	0.152	0.141	0.028	0.851	0.083	0.093	-0.121	0.12	-0.033
Z score (高管持股比例)	-0.024	0.086	0.11	0.597	-0.264	0.042	-0.003	-0.107	0.045
Z score (董事会会议次数)	-0.049	0.046	0.01	-0.099	0.734	0.013	-0.033	0.056	0.086
Z score (股权质押比例)	-0.154	0.005	0.018	0.288	0.739	-0.075	0	-0.181	0.041

图 1 旋转后的成分矩阵

3.4 回归分析

最后进行二元 logistic 回归，得到预测表，如图 2 所示。

	实测	预测		
		STPT		正确百分比
		0	1	
步骤 1	STPT	0 233 14		94.3
		1 69 25		26.6
	总体百分比			75.7
步骤 2	STPT	0 230 17		93.1
		1 63 31		33
	总体百分比			76.5
步骤 3	STPT	0 229 18		92.7
		1 62 32		34
	总体百分比			76.5
步骤 4	STPT	0 229 18		92.7
		1 59 35		37.2
	总体百分比			77.4

图 2 预测结果和准确率

可以看到最后一个步骤即步骤四中显示，该模型通过对 341 家公司 2017 年的数据预测未来不会 ST 公司有 247 家，未来会 ST 公司有 94 家，其中模型预测不会 ST 的 247 家公司中有 229 家没有 ST，准确率为 92.7%（229/247），模型预测会 ST 的 94 家公司中有 35 家公司 ST 了，准确率为 37.2%（35/94）。总体而言，该模型的准确率为 77.4%（264/341）。

可得到最终 Z 值计算公式，Z=-0.663*F1-0.299*F4+0.928F5+0.255F7-1.237。通过计算可以得到 341 家公司的 Z 值，对其进行 OLS 和 Logistic 回归。结果表明，公司在 2020 年是否被 ST 与 Z 值显著正相关，即 Z 值越大，未来公司被 ST 的概率越大（如表 1 所示）。

表 1 最小二乘法回归和二元线性回归显著性结果

	(1)	(2)
VARIABLES	OLS	Logistic
Zpoint	0.1522*** (8.29)	0.9999*** (6.90)
Constant	0.4640*** (14.63)	-0.0004 (-0.00)
Observations	341	341

注: ***p < 0.01, **p < 0.05, *p < 0.1。

继续通过 Z 值以及 SPSS 得出的概率, 根据通过模型预测有 94 家 ST 公司, 可以得到 Z 值的临界值为 -0.51, 即 Z 值低于 -0.51 模型预测公司未来不会被 ST, Z 值高于 -0.51, 模型预测公司会被 ST。从结果来看, 当 Z 值低于 -1.5 时, ST 公司数量显著变少, 而 Z 值高于 -1.5 时, ST 公司数量显著变多。这说明 Z 值越低说明该公司财务危机概率越低, 越高说明财务危机概率越高。

基于旋转后的成分矩阵对成分 1、成分 4、成分 5、成分 7 进一步分析:

对成分 1 影响最大的三个指标为每股净资产、每股未分配利润、每股收益, 主要体现公司的盈利能力状况。

对成分 4 影响最大的三个指标为股权集中指标、股东大会出席股份比例、高管持股比例, 主要体现公司股权集中度。

对成分 5 影响最大的三个指标为股权质押比例、董事会会议次数、金融负债比率, 主要体现公司的治理情况和偿债能力。

对成分 7 影响最大的三个指标为财务杠杆和综合杠杆, 主要体现公司的风险水平。

根据 SPSS 模型可得, 对于公司未来是否被 ST 最重要的 11 个指标为每股净资产、每股未分配利润、每股收益, 股权集中指标、股东大会出席股份比例、高管持股比例, 股权质押比例、董事会会议次数、金融负债比率, 财务杠杆、综合杠杆。未来被 ST 公司以及相似的未被 ST 公司在上述指标一定有显著差异。

4 案例验证

4.1 整体对比

由于 $Z \text{ 值} = -0.663 * F1 - 0.299 * F4 + 0.928 F5 + 0.255 F7 - 1.237$, 且大于 -0.51 被模型预测为未来会 ST, 因此健康的公司 Z 值要越低越好。进一步细分, 由于 F1 和 F2 系数为负, 要使 Z 值低, 所以 F1 和 F2 要越大越好, 对 F1 影响最大的三个指标每股净资产、每股未分配利润、每股收益要越大越好, 对 F4 影响最大的三个指标股权集中指标、股东大会出席股份比例、高管持股比例要越大越好。由于 F5 和 F7 的系数为正, 要使 Z 值低, 所以 F5 和 F7 要越小越好, 对 F5 影响最大的三个指标股权质押比例、董事会会议次数、金融负债

比率越小越好, 对 F7 影响最大的两个指标财务杠杆、综合杠杆越小越好。

从 341 家公司中挑出一组公司, 即 2020 年被 ST 的公司以及与之相似的 2020 年非 ST 的样本公司。论文 ST 公司选择 000663 永安林业, 对照公司选择 603709 中源家居、603326 我乐家居、002853 皮阿诺。

从表格中可知, 2020 年, 永安林业被 ST 了, 而对照公司则未被 ST。SPSS 模型基于 2017 年财务危机预警模型进行预测, 预测永安林业被 ST 的概率为 37.40%, 而中源家居为 4.97%, 我乐家居为 10.47%, 皮亚诺为 3.17%。

永安林业基于财务危机模型计算的 Z 值为 -0.51, 中源家居为 -2.95, 我乐家居为 -2.15, 皮亚诺为 -3.42, 其中永安林业的 Z 值处于临界值 -0.51 附近, 而其余公司都显著低于临界值。

4.2 成分因子对比

对 F1 进行分析, 可以得到永安林业的每股净资产虽然在同业中较高, 但其每股未分配利润以及每股收益都显著大幅低于对照公司, 导致永安林业的 F1 小于对照公司。对股权比例 F2 进行分析, 可以得出永安林业股权集中度指标偏低, 高管持股比例大幅低于同业。对 F3 进行分析, 可以得到永安林业的股权质押比例和金融负债比率显著高于对照公司, 而董事会议次数则差距不大。过高的股权质押比例和金融负债比率使得永安林业 F3 显著高于同业。对企业风险水平 F4 进行分析, 可以看出永安林业的财务杠杆和综合杠杆和同业公司相差不大。

综上所述, 永安林业 F1 由于每股未分配利润、每股收益显著偏低使得数值较小, F2 由于高管持股比例和集中度过低, 数值较小, F3 由于股权质押比例使得数值偏大, F4 财务杠杆和综合杠杆中影响不大, 最终导致 Z 值偏高, 在预警模型临界值 -0.51 附近, 被模型预测未来会被特别处理, 而在 2020 也实际被特别处理了。

5 结论与启示

5.1 结论

对 341 家公司 25 个财务指标和非财务指标进行 SPSS 检验、因子分析、二元 logistic 回归, 最终得到 $Z \text{ 值} = -0.663 * F1 - 0.299 * F4 + 0.928 F5 + 0.255 F7 - 1.237$, 最重要的 11 个指标为每股净资产、每股未分配利润、每股收益、股权集中指标、股东大会出席股份比例、高管持股比例、股权质押比例、董事会会议次数、金融负债比率、财务杠杆和综合杠杆。对一组具体公司进行验证, 结果证明 ST 公司在以上方面确实与正常样本公司有较大区别。

5.2 启示

在林业公司中, F1 主要代表的盈利能力和 F2 主要代表的公司治理能力和 F3 主要代表的偿债能力, 对模型的预警正确率贡献更大。而 F4 反映的企业风险情况似乎在 ST

公司与非 ST 公司中影响不显著。

对于林业企业投资者来说,应当更加关注前三项预警指标而做出决策。对于企业管理者来说,应当通过努力管理好盈利能力、公司治理能力和偿债能力来为公司创造价值。

参考文献:

- [1] Fitzpatrick P J. A Comparison of the Ratios of Successful Industrial Enterprises with those of Failed Companies[J]. *Análise Molecular Do Gene Wwox*,1932:598-605.
- [2] Altman E I. FINANCIAL RATIOS, DISCRIMINANT ANALYSIS AND THE PREDICTION OF CORPORATE BANKRUPTCY[J]. *Journal of Finance*,1968,23(4):589-609.
- [3] 陈静.上市公司财务恶化预测的实证分析[J].*会计研究*,1999(4): 32-39.
- [4] 周首华,杨济华,王平.论财务危机的预警分析——F分数模式[J].*会计研究*,1996(8):8-11.
- [5] 肖毅,熊凯伦,张希.基于TEI@I方法论的企业财务风险预警模型研究[J].*管理评论*,2020,32(7):226-235.
- [6] 黄虹,徐庆根,张奕倩,等.基于KPCA降维的Weight-LSSVM财务危机预警模型[J].*统计与决策*,2020,36(20):180-184.
- [7] 李鸿禧,宋宇.基于时间相依Cox回归的动态财务预警模型及实证[J].*运筹与管理*,2020,29(8):177-185.

作者简介: 苏晨(1999-),男,中国浙江温州人,在读硕士,从事资本市场与公司治理研究。