

风险预警模型在 SPSS 中的处理结果

一、危机预警模型指标选取

在财务危机预警模型的构建过程中，本文依据 Wind 行业分类标准，选取信息技术行业的 40 家上市企业在 2019 年至 2023 年的财务数据作为研究样本。这些企业包括了信息技术行业的代表性企业，涵盖了不同规模和业务特点的企业，有极少数样本企业的个别财务指标数值有缺失，本文对这些缺失数值采用同组均值进行填补。

二、指标筛选处理

2.1 指标显著性检验

在进行指标的显著性检验时，本文采用了统计学上常用的独立样本 t 检验法，用于检验单个指标对财务危机的预测能力是否显著。检验结果如表 1。

表 1 指标显著性检验结果

Table 1 Indicator significance test results

财务指标	显著概率	财务指标	显著概率
总资产净利率	0.000	营业利润增长率	0.674
存货周转率	0.902	销售净利率	0.000
总资产周转率	0.122	总资产增长率	0.000
财务指标	显著概率	财务指标	显著概率
流动比率	0.165	销售毛利率	0.006
速动比率	0.135	销售现金比率	0.011
资产负债率	0.013	应收账款周转率	0.013
成本费用利润率	0.000	资产经营现金回报率	0.000

从表 1 可看出，在本文选取的 14 个基础财务指标中，总资产净利率、资产负债率、成本费用利润率、销售净利率、总资产增长率、销售毛利率、销售现金比率、应收账款周转率以及资产经营现金回报率 9 个指标在 95%置信水平上显著概率小于 0.05，通过了显著性检验，在此基础上进行进一步指标分析。

2.2 指标多重共线性检测

使用 SPSS 统计软件对已通过指标显著性检验的 9 个指标继续进行多重共线性检验，若指标之间可能存在多重共线性，需要进一步检测并剔除多余指标，本文仅展示部分 SPSS 输出结果，共线性统计量结果如表 2 所示。

表 2 共线性统计结果

Table 2 Covariance statistics results	
财务指标	VIF 值
总资产净利率	10.661
资产负债率	3.013
成本费用利润率	27.963
销售净利率	32.186
总资产增长率	3.754
销售毛利率	1.880
销售现金比率	15.869
应收账款周转率	1.337
资产经营现金回报率	5.379

当 VIF 值大于 10 时，普遍认为指标间一定存在多重共线性，当 VIF 值大于 5 时，一般认为指标间有可能存在多重共线性，各指标 VIF 值可知，表中直接通过共线性检测的指标已经标粗，因此需要进行共线性诊断进行确认，并根据诊断进行多余指标剔除，剔除多余变量后的共线性诊断结果如表 3 所示。

表 3 剔除多余指标后的多重共线性检测结果

Table 3 Multiple covariance test results after removing redundant indicators	
财务指标	VIF 值
资产负债率	1.435
成本费用利润率	1.655
总资产增长率	1.586
销售毛利率	1.064
应收账款周转率	1.253
资产经营现金回报率	1.435

由表 3 结果可知，剔除存在多重共线性的指标后，剩下的资产负债率、成本费用利润率、总资产增长率、销售毛利率、应收账款周转率、资产经营现金回报率 5 个解释变量的 VIF 值均小于 5，这些解释变量之间的多重共线性得到消除，可以利用已经剔除存在共线性指标的剩余指标继续进一步构建模型。

三、危机预警模型构建

3.1 模型判别系数结果

以先前选取的样本企业数据为基础，将 5 个财务指标作为解释变量，利用 SPSS 统计分析软件，采用多元判别分析法来构建 F 分数模型，经过对两个对照组进行处理后，输出得到的典则判别函数系数如下表 4。

表 4 模型函数系数
Table 4 Model function coefficients

指标	函数系数
资产负债率（X ₁ ）	-0.014
总资产增长率（X ₂ ）	0.041
销售毛利率（X ₃ ）	0.004
应收账款周转率（X ₄ ）	0.146
全部资产现金回收率（X ₅ ）	0.074
（常量）	0.193

为便于表示，在此将资产负债率、总资产增长率、销售毛利率、应收账款周转率、资产经营现金回报率指标分别记录为 X₁、X₂、X₃、X₄、X₅。

3.2 预警模型的建立

由表 4 得到 F 分数模型的线性判别式为：

$$F = 0.193 - 0.014X_1 + 0.041X_2 + 0.004X_3 + 0.146X_4 + 0.074X_5$$

公式中，X₁表示资产负债率，X₂为总资产增长率，X₃是销售毛利率，X₄是应收账款周转率，X₅是资产经营现金回报率。

根据多元判别函数临界值的计算方法，两组对照组之间的 F 值均值分别为：ST 组 F 值均值为-1.19446，非 ST 组 F 值均值为 1.168622，ST 组均值小于非 ST 组均值，两组总均值为-0.01292，即该函数的临界值为-0.01292。也就是说当企

业识别的 F 值大于-0.01292 时，说明该企业属于非 ST 组，当企业的 F 值小于-0.0025 时，说明该企业属于 ST 组，根据该模型的判别原理，当所识别的企业输出的 F 值越小，说明该模型识别出的该企业的财务危机预警程度越高。

3.2 模型有效性验证

将样本企业 202x 年财报数据数据代入模型进行识别判定。在这个过程中，模型展现出了极高的识别判定能力。特别值得注意的是，在 ST 组（即存在退市风险警示的上市企业）的判定中，模型达到了 90%的正确率。这意味着，在面临退市风险的众多企业中，模型能够准确地识别出其中的九成，为投资者提供了有力的风险预警。在非 ST 组（即不存在退市风险警示的上市企业）的判定中，模型更是达到了 100%的正确率。这说明，模型不仅能够有效地识别出存在风险的企业，更能够准确无误地判定出那些经营状况稳健、不存在退市风险的企业。综合以上两方面的表现，可以认为这个模型具有稳定性与可靠性。

将检验样本扩大，将信息技术行业内目前已经被标示为风险的 35 家 ST 企业的 2022x-1 年报数据，和行业内与样本企业各类条件相类似的 200 家上市非 ST 企业的 202x-1 年财报数据数据，分别代入模型进行财务危机的预警识别和危机值判定，其中，Wind 数据库行业分类内，信息技术行业企业数量为 1086 家，将该行业企业进行依次编号，利用 Excel 的随机函数进行随机数取值，达到随机抽取检验样本企业数据的目的，保证判别结果的客观性。

得出结果为 ST 企业判定正确率达 77%，非 ST 企业判定正确率达 88%，综合正确率为 82.5%，可以认为模型具有可靠性。

对于原始所选的 20 家样本 ST 企业与 20 家样本非 ST 企业，将 2023 年年报数据代入模型进确率达 70%，正确率达 85%，综合正确率为 77.5%，可以认为模型的稳定性较好。