

基于主成分分析和Logistic回归的财务风险预警研究

张秀琼

贵州大学经济学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2024年9月14日; 录用日期: 2024年10月15日; 发布日期: 2024年11月28日

摘要

本文选取了沪深A股市场中的100家上市公司为样本, 选取了包括20个财务预警指标和2个非财务预警指标。通过主成分分析将20个财务预警指标提取7个主成分因子, 并将7个主成分因子和2个非财务预警指标作为自变量, 企业类型为因变量利用python进行二元logistic回归建模和实证性检验, 取得了比较理想的预测结果, 且模型优劣评价的AUC值超过0.85, KS值达到0.67, 证实了模型的预测结果具有较高的可靠性, 表明该模型能够为企业经营者及时发现财务风险隐患, 调整经营策略提供一定的实用价值。

关键词

财务风险预警, 主成分分析, Logistic回归模型

Research on Early Warning of Financial Risk Based on Principal Component Analysis and Logistic Regression

Xiuqiong Zhang

School of Economics, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: Sep. 14th, 2024; accepted: Oct. 15th, 2024; published: Nov. 28th, 2024

Abstract

In this paper, 100 listed companies in Shanghai and Shenzhen A-share market are selected as

samples, including 20 financial early warning indicators and 2 non-financial early warning indicators. The 20 financial warning indicators were extracted from 7 principal component factors through principal component analysis, and the 7 principal component factors and 2 non-financial warning indicators were used as independent variables, and the type of enterprise was used as the dependent variable to carry out binary logistic regression modeling and empirical testing using python, and the prediction results were satisfactory, and the AUC value of the model's merit evaluation exceeded 0.85, and the KS value reached 0.67, which confirms the high reliability of the model's prediction results, indicating that the model can provide certain practical value for business operators to discover financial risks in time and adjust business strategies.

Keywords

Financial Risk Early Warning, Principal Component Analysis, Logistic Regression Models

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在当今全球化和高度竞争的经济环境中,企业面临着日益复杂和多样化的财务风险挑战。这些挑战不仅限于单一的市场环境变化,还涉及到宏观经济波动、资本市场变动以及全球贸易条件的变化。随着经济全球化的加深和市场的高度互联互通,企业的财务健康已经不再仅仅取决于其内部运营和市场策略,而同样受到宏观经济环境的影响。当前,国际经济发展呈现出一种既有挑战也有机遇的复杂局面。全球主要经济体的增长放缓,贸易摩擦的升温,以及紧张局势的加剧,无不对企业的财务稳定性提出了新的考验。在这种背景下,对企业财务风险进行预警和管理显得尤为重要。

因此,本文通过将主成分分析和 logistic 模型联合运用构建一个企业财务预警模型,并将选取的样本企业相关财务数据带入模型,以此验证模型的准确性。通过深入研究财务风险预警的方法,以期为企业管理人员预测财务风险提供参考,及时发现财务隐患并制定整改措施,促进其稳健发展和长期竞争优势的确立。

2. 文献综述

企业财务风险预警作为财务管理中至关重要的一环,吸引了国内外学者的广泛关注和深入研究。在国外研究方面,Fitzpatrick(1932年)用一元判别法对企业破产进行预测,研究得出了负债权益比率和净资产收益率这两个具有极强的财务风险预警能力的指标[1]。Ohlson(1980年)开创 logistic 回归建立企业财务风险预警模型的研究先河,利用 logistic 回归建立多变量的财务风险预警模型,其预测准确率高达 96.12%,其良好的预测效果使 logistic 在财务风险预警研究方面得到广泛应用[2]。Beckmann(2006年)对 logistic 回归建模进一步完善,并将其运用于样本企业对其财务风险进行预测,研究结果表明经过完善后的模型预测准确率有显著提升[3]。

在国内研究方面,财务风险预警的研究始于借鉴国外的理论研究成果基础上构建适用于中国企业的财务风险预警模型,周首华等(1996)增加现金流方面指标成功弥补 Z 计分模型的缺陷,并建立了企业财务风险预测的 F 分数模型,对 62 家样本企业进行财务风险预测,得出比较理想的预测效果[4]。李月英(2010)利用多元回归分析法构建了适用于我国农业上市公司的财务风险预警模型,研究发现,当把风险预

警的阈值设置为 1.5 时,该模型表现出最佳的预测能力[5]。盛小琪(2016)通过对比 Z 分数模型、F 分数模型和 logistic 回归模型的预测效果,发现 logistic 回归模型的预测效果最佳[6]。田坤等(2019)结合主成分分析和 logistic 回归构建适用于房地产上市企业的财务风险预警模型[7]。贺平等(2021)基于 Logistic 回归构建风险预测模型,对我国股票市场风险进行预测,取得良好预测效果[8]。陈欣欣和郭洪涛(2022)将因子分析与 logistic 回归联合运用于我国农业上市公司,取得了高达 95.5%的预测结果[9]。

回顾国内外关于企业财务风险预警的研究,发现当前关于企业财务预警研究的方法相当多样化,其中以 logistic 回归为基础的建模研究应用最为广泛,与其他研究方法相比存在较大优势。一元判别法割裂企业各财务分析指标之间的内在联系,在实践中存在较大局限性,故其预测准确率较差;Z 计分模型和 F 分数模型分别未考虑现金流量状况和发展能力状况的相关指标对企业财务风险的影响;而主成分分析与 logistic 回归相结合则充分考虑企业各财务指标之间的内在联系,较为全面地囊括了影响企业财务风险的因素,能有效弥补以上三种研究方法的缺陷,且现有文献研究发现该方法在预测精确度上最高,充分验证了该研究方法的科学性。故本文选择将主成分分析与 logistic 回归相结合的方法进行企业财务风险预警模型的构建。

3. 研究样本和预警指标选取

3.1. 样本选取和数据来源

本文选取的研究对象为沪深 A 股上市企业,原因如下:(1) 沪深 A 股上市企业是我国证券市场主体,所需的相关财务数据相对容易获取且质量较高;(2) 沪深 A 股涵盖不同行业和规模的企业,能够提供广泛样本以反映整体市场的特征和变化,使得研究结果具有较高的市场代表性和普适性,有助于更好地理解 and 预测整体市场的财务风险。通过剔除相关财务数据缺失严重和存在异常值的企业,本文选取了沪深 A 股 2023 年被 ST 或*ST 且 2021 年和 2022 年均未被*ST 的 41 家 ST 或*ST 企业和 59 家非 ST 企业共 100 家企业作为研究样本。由于被 ST 或*ST 的处理的企业依据大多来自前一年的财务数据出现各种情况异常,若采用被 ST 或*ST 企业前一年相关财务数据进行财务风险预测,会使得构建的模型预测准确率虚高,故为规避该风险,本文选取了被 ST 或*ST 的前两年即 2021 年的样本企业相关数据开展后续研究。文中涉及相关数据主要从 CSMAR 数据库、东方财富和同花顺财经等网站获取,并用 python 对取得的数据进行处理分析。

3.2. 财务风险预警指标选取

在参考大量已有研究文献的基础上,遵循财务风险预警指标的选取原则,选取了 20 个财务数据指标和 2 个非财务数据的指标构建财务风险预警指标体系,较为全面地考虑了对企业财务风险影响的各种因素,为提高财务风险预警模型的预测准确性打下良好基础。该指标体系的财务预警指标可分为偿债能力、营运能力、盈利能力、发展能力和现金流能力五个方面,非财务预警指标主要选取了审计和内控两个方面,具体指标设定见表 1。

4. 主成分分析

4.1. 主成分分析的适用性检验

为判断本文选取数据是否适合进行主成分分析,利用 python 对数据进行了 KMO 和巴特利特球形度检验。一般情况下,KMO 值 > 0.5 ,意味着数据通过主成分分析的变量相关性检验;巴特利特的 P 值显著(通常小于 0.05),则表明该数据的相关性支持进行主成分分析。由表 2 可知,本文数据检验的 KMO 值

为 0.730，巴特利特检验的 P 值为 0.000，两个检验都取得了比较理想的效果，说明本数据各变量之间存在较高的相关性足以支持主成分分析的有效应用。

Table 1. Early warning index
表 1. 预警指标

指标类别		指标代码	指标名称	指标释义
偿债能力指标		A1	流动比率	流动资产/流动负债
		A2	速动比率	速动资产/流动负债
		A3	资产负债率	现金及现金等价物/流动负债
		A4	权益乘数	负债总额/资产总额
		A5	产权比率	总资产/股东权益总额
营运能力指标		A6	存货周转率	营业成本/存货平均占用额
		A7	流动资产周转率	营业收入/流动资产平均占用额
		A8	总资产周转率	营业收入/总资产平均占用额
		A9	固定资产周转率	营业收入/固定资产平均占用额
财务预警指标		A10	资产报酬率	(利润总额+财务费用)/平均资产总额
		A11	总资产净利润率	净利润/总资产平均余额
	盈利能力指标	A12	投资收益	本期投资收益/(长期股权投资本期期末值 - 持有至到期投资本期期末值 + 交易性金融资产本期期末值 + 可供出售金融资产本期期末值 + 衍生金融资产本期期末值)
		A13	流动资产净利润率	净利润/流动资产平均余额
		A14	固定资产净利润率	净利润/固定资产平均余额
	发展能力指标	A15	资本保值增值率	年末所有者权益总额/年初所有者权益总额
		A16	资本累积率	所有者权益年增长额/年初所有者权益总额
		A17	总资产增长率	总资产年增长额/年初资产总额
		A18	每股净资产增长率	每股净资产年增长额/年初每股净资产额
	现金流能力指标	A19	营业收入含金量	经营活动产生的现金流量净额/营业总收入
		A20	全部现金回收率	经营活动的现金流量净额/资产总额
非财务预警指标	审计层面	B1	审计意见类型	虚拟变量，持保留意见为 1，否则为 0
	内控层面	B2	内控是否存在缺陷	虚拟变量，存在缺陷为 1，否则为 0

Table 2. KMO and Bartlett sphericity tests
表 2. KMO 和巴特利特球形度检验

检验		结果
KMO 取样适切性量数		0.730
上次读取的卡方		2426.075
巴特利特球形度检验	自由度	190
	显著性	0.000

4.2. 提取主成分

主成分的提取主要是依据特征值和累积贡献率来确定的，一般情况下，主成分的特征值均超过 1，累积贡献率达到 80%以上，才能称之为有效降维，能够较好地解释所有变量的绝大部分信息。运用 python 对 100 家样本企业的财务指标数据进行主成分分析，计算出的特征值和累积贡献率如表 3 所示，由表可以看出前 7 个主成分的特征值均大于 1，且累积贡献率达到 83.844%，主成分分析的结果比较理想，说明前 7 个主成分能够代替 20 个财务预警指标数据，对其进行总体概括。此外，展示特征根的变化趋势碎石图如图 1 所示，由图可以较为清晰地看出在横坐标为 7 的时候由陡峭变得相对平稳，意味着提取的主成分分析个数为 7 较为合适。故本文将选取前 7 个主成分进行后续研究。

Table 3. Table of total variance interpretation
表 3. 总方差解释表

成分	初始特征值			提取载荷平方和			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%	总计	方差百分比	累积%
1	7.550	37.749	37.749	7.550	37.749	37.749	5.764	28.820	28.820
2	2.248	11.240	48.988	2.248	11.240	48.988	2.909	14.545	43.364
3	2.029	10.143	59.131	2.029	10.143	59.131	2.496	12.481	55.845
4	1.590	7.948	67.080	1.590	7.948	67.080	1.997	9.987	65.833
5	1.252	6.261	73.340	1.252	6.261	73.340	1.301	6.505	72.337
6	1.099	5.493	78.833	1.099	5.493	78.833	1.156	5.779	78.116
7	1.002	5.010	83.844	1.002	5.010	83.844	1.146	5.728	83.844
8	0.931	4.657	88.500						
9	0.677	3.384	91.885						
10	0.548	2.739	94.624						
11	0.373	1.863	96.486						
12	0.271	1.355	97.841						
13	0.173	0.863	98.705						
14	0.111	0.556	99.261						
15	0.076	0.379	99.640						
16	0.055	0.274	99.914						
17	0.014	0.068	99.982						
18	0.004	0.018	100.000						
19	3.984E-6	1.992E-15	100.000						
20	-9.467E-17	-4.733E-16	100.000						

4.3. 主成分解释

利用最大方差正交旋转法对因子载荷矩阵进行转换，能够更为准确地解释各主成分因子的经济含义，主成分因子载荷越大，对相应指标的解释能力越强。旋转后的载荷矩阵如表 4 所示。

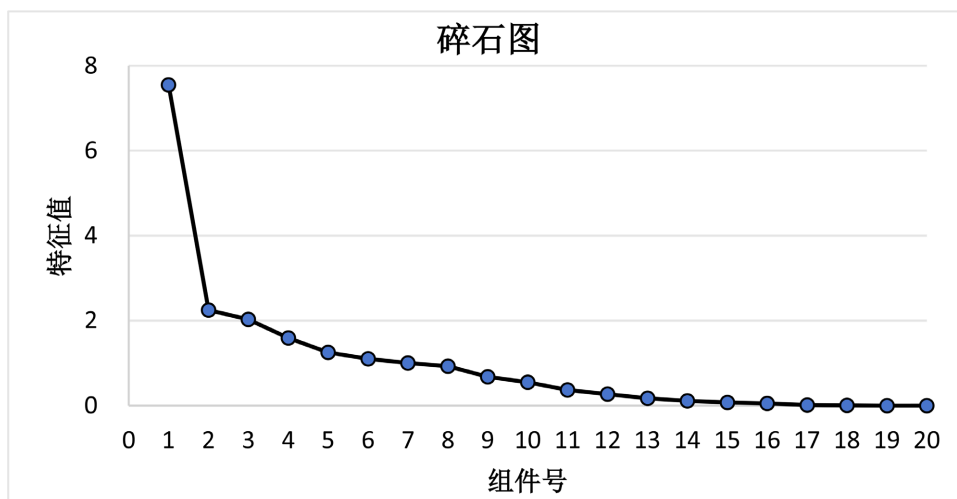


Figure 1. Gravel map

图 1. 碎石图

Table 4. The component matrix after the rotation

表 4. 旋转后的成分矩阵

	成分						
	F ₁	F ₂	F ₃	F ₄	F ₅	F ₆	F ₇
A10	0.939	-0.025	0.135	0.021	-0.034	0.115	0.171
A11	0.938	-0.048	0.155	0.016	-0.023	0.102	0.175
A13	0.862	-0.170	0.134	-0.018	0.030	0.075	0.196
A17	0.791	-0.106	0.115	0.143	-0.140	-0.340	0.001
A16	0.764	-0.490	0.168	0.064	-0.106	-0.178	-0.158
A15	0.764	-0.490	0.168	0.064	-0.106	-0.178	-0.158
A14	0.762	0.079	0.142	0.079	0.032	0.225	-0.012
A18	0.743	-0.515	0.114	0.045	-0.056	-0.129	-0.098
A4	-0.139	0.944	-0.140	-0.026	-0.027	-0.047	-0.022
A5	-0.139	0.944	-0.140	-0.026	-0.027	-0.047	-0.022
A1	0.227	-0.127	0.945	-0.046	0.013	0.005	0.065
A2	0.208	-0.125	0.937	-0.058	0.020	0.013	0.094
A3	-0.335	0.504	-0.632	-0.021	0.052	-0.016	-0.138
A8	0.097	-0.082	0.007	0.959	0.048	-0.031	-0.044
A7	0.059	0.009	-0.119	0.932	-0.066	-0.022	0.076
A19	-0.221	0.123	0.069	-0.134	0.712	-0.055	-0.233
A6	0.051	-0.152	-0.157	0.018	0.686	-0.010	0.327
A9	0.027	0.014	0.177	0.380	0.503	-0.060	-0.303
A12	0.046	-0.049	0.025	-0.047	-0.085	0.930	-0.045
A20	0.134	0.011	0.218	0.012	-0.055	-0.054	0.832

由上表可知，F₁与A10、A11、A13对应的载荷较高，且这三个指标均属于盈利能力指标，故F₁为反映企业盈利能力的因子；F₂与A3、A4、A5对应的载荷较高，且这三个指标均属于偿债能力指标，故F₂为反映企业偿债能力的因子；F₃与A1、A1对应的载荷较高，且这两个指标为偿债能力指标，故F₃同样为反映企业偿债能力的因子；F₄与A7、A8指标对应的载荷较高，且这两个指标均属于营运能力指标，故F₄为反映企业营运能力的因子；F₅与A6、A9、A19指标对应的载荷较高，且A6和A9属于营运能力指标，A19为现金流能力指标，故F₅为反映企业营运能力和现金流能力的因子；F₆与A12对应的载荷较高，且该指标为盈利能力指标，故F₆为解释企业盈利能力的因子；F₇与A20对应的载荷较高，且A20属于现金流能力指标，故F₇为反映企业现金流能力的因子。

根据表5可列出各个主成分因子表达式，将样本企业的财务指标数据带入便可求得每一家样本企业的七个主成分因子的具体得分。主成分因子表达式如下：

$$\begin{aligned} F_1 = & -0.059A1 - 0.063A2 + 0.056A3 + 0.094A4 + 0.094A5 + 0.041A6 - 0.035A7 - 0.036A8 + 0.022A9 \\ & + 0.213A10 + 0.209A11 + 0.017A12 + 0.181A13 + 0.194A14 + 0.116A15 + 0.116A16 + 0.156A17 \\ & + 0.115A18 + 0.024A19 - 0.044A20 \end{aligned}$$

同理，可得出F₂、F₃、F₄、F₅、F₆、F₇的主成分因子表达式。

Table 5. The component score coefficient matrix
表 5. 成分得分系数矩阵

	成分						
	F ₁	F ₂	F ₃	F ₄	F ₅	F ₆	F ₇
A1	-0.059	0.083	0.456	0.015	-0.011	-0.008	-0.039
A2	-0.063	0.078	0.450	0.010	-0.004	-0.003	-0.011
A3	0.056	0.124	-0.229	-0.024	0.038	-0.018	-0.073
A4	0.094	0.412	0.062	0.004	-0.029	-0.072	-0.055
A5	0.094	0.412	0.062	0.004	-0.029	-0.072	-0.055
A6	0.041	-0.106	-0.172	-0.023	0.580	0.011	0.367
A7	-0.035	0.013	-0.020	0.484	-0.076	0.035	0.102
A8	-0.036	-0.002	0.039	0.493	0.005	0.040	-0.010
A9	0.022	0.059	0.122	0.177	0.361	0.001	-0.258
A10	0.213	0.106	-0.048	-0.023	0.049	0.107	0.084
A11	0.209	0.098	-0.041	-0.026	0.057	0.096	0.088
A12	0.017	-0.041	-0.006	0.033	-0.031	0.819	-0.092
A13	0.181	0.028	-0.065	-0.046	0.096	0.074	0.125
A14	0.194	0.143	0.005	0.019	0.079	0.212	-0.082
A15	0.116	-0.100	-0.028	-0.024	-0.054	-0.126	-0.177
A16	0.116	-0.100	-0.028	-0.024	-0.054	-0.126	-0.177
A17	0.156	0.075	-0.018	0.018	-0.077	-0.283	-0.040
A18	0.115	-0.126	-0.068	-0.033	-0.007	-0.084	-0.113
A19	0.024	0.051	0.059	-0.089	0.540	-0.028	-0.176
A20	-0.044	0.001	0.027	0.034	0.002	-0.088	0.742

5. 建立 Logistic 财务危机预警模型

5.1. 财务指标 Logistic 模型构建

本文回归分析中的被解释变量为二分类变量(ST 或*ST 企业和非 ST 企业), 故应采用二元 logistic 回归模型进行分析, 将主成分分析得出的 7 个主成分因子以及无法进行主成分分析的 2 个非财务预警指标作为自变量, 因变量为企业类型 Y, Y 为虚拟变量, 在构建回归模型时, 假定 Y = 1 时, 表示企业类型为 ST 或*ST 企业, 当 Y = 0 时, 表示为该企业类型非 ST 企业。运用 python 对自变量与因变量进行二元 logistic 回归建模, 根据回归结果便可得 logistic 回归方程。具体系数见表 6。

各自变量所对应的财务风险预警模型如下:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = -0.346 - 2.083F_1 + 0.847F_2 + 0.737F_3 + 0.281F_4 + 0.289F_5 + 0.223F_6 - 0.524F_7 + 0.044B_1 + 0.129B_2$$

Table 6. Variables in equation
表 6. 方程中的变量

常数项	F ₁	F ₂	F ₃	F ₄	F ₅	F ₆	F ₇	B ₁	B ₂
-0.346	-2.083	0.847	0.737	0.281	0.289	0.223	-0.524	0.044	0.129

5.2. 模型预测

通常情况下将 P = 0.5 作为企业是否发生财务风险的判别点。当 P < 0.5 时, 认为企业具有较小可能发生财务风险, 视为正常经营的企业, 即非 ST 企业; 当 P > 0.5 时, 认为企业具有相对较大发生财务风险的可能性, 视为非正常经营的企业, 即 ST 或*ST 企业。运用 python 进行二元 logistic 回归得出的 80 家建模样本的预测结果如表 7 所示。

Table 7. The results of the forecast
表 7. 建模样本预测结果

实测			预测		准确率
			企业类型		
			非 ST 公司	ST 或*ST 公司	
步骤 1	企业类型	非 ST 公司	41	6	87.23%
		ST 或*ST 公司	10	23	69.70%
	总体准确率				78.47%

由上表可知, 47 家非 ST 企业中, 41 家被预测正确, 有 3 家被误判为 ST 或*ST 企业, 对于非 ST 企业的预测正确率达到 87.23%; 33 家 ST 或*ST 企业中, 23 家被正确预测, 10 家企业被误判为非 ST 企业, 其正确率达到 69.70%, 总体的预测正确率为 78.47%, 相比两种类型企业预测的准确性, 虽然对 ST 企业的预测准确率低于非 ST 企业, 但总体上达到了一个相对理想的预测效果, 该模型具有一定的实用价值。

为再次验证模型的预测效果, 本文通过 python 随机抽取的 20 家检验样本带入模型进行预测, 预测结果如表 8 所示。

Table 8. Test the sample prediction results
表 8. 检验样本预测结果

实测			预测		准确率
			企业类型		
			非 ST 公司	ST 或*ST 公司	
步骤 1	企业类型	非 ST 公司	9	3	81.82%
		ST 或*ST 公司	1	7	87.5%
	总体准确率				84.66%

从上表可以看出，对 20 家检验样本的非 ST 企业的预测准确率为 81.82%，ST 企业的预测准确率达到 87.5%，总体的预测准确率达到 84.66%，对检验样本的预测取得理想效果。为进一步检测模型的预测能力，使模型的预测结果更具说服力。运用 python 分别计算出了模型的 AUC 值和 KS 值，用以评估该模型的拟合能力和预测效果。AUC 是衡量模型分类性能的重要指标，可有效帮助判断模型的优劣，一般情况下，AUC 值能、达到 0.75 以上以及可以接受，若能达到 0.85 以上，表示模型的训练效果较为理想，计算得出建模样本的 AUC 值为 0.93，检验样本的 AUC 值为 0.89，均超过 0.85，说明模型的预测结果可信度较高。KS 值是通过将预测值和实际观测值的累积分布函数进行比较得出，可以有效地衡量模型的准确性和稳定性，一般来说，KS 值大于 0.2 便可以认为模型有效，本模型通过 python 计算得出的 KS 值为 0.67 远高于合格值 0.2，说明该模型预测能力较强，预测结果稳定。

6. 结论

财务风险预警不仅仅是对企业财务状况进行监控和分析，更是提前识别并应对潜在风险的关键机制，因此，本文主要研究如何构建一个具有良好预测效果的企业财务风险预警模型。为尽可能全面地囊括对企业财务风险可能产生影响的因素，建立了包括 20 个财务指标和 2 个非财务指标的指标体系，并对 20 的财务指标数据进行主成分分析，选取出 7 个主成分因子作为自变量对 20 个财务指标进行替代，2 个无法进行主成分分析的非财务指标单独作为自变量与 7 个主成分因子一起构成自变量，以企业类型为因变量利用 python 进行二元 logistic 回归分析，从而构建企业财务风险预警的模型，本文将选取 100 家样本数据利用 python 随机抽取划分为 80 家建模样本和 20 家检验样本，该模型对建模样本的预测准确率为 78.47%，检验样本的预测准确率为 84.66%，均取得了相对理想的预测结果，为进一步验证模型的预测能力，利用 python 计算模型的 AUC 值和 KS 值充分验证了模型预测结果的可靠性，该模型所表现出的较高的准确性和预测能力，具有一定的现实意义和参考价值。

参考文献

[1] Weaver, J.E. and Fitzpatrick, T.J. (1932) Ecology and Relative Importance of the Dominants of Tall-Grass Prairie. *Botanical Gazette*, **93**, 113-150. <https://doi.org/10.1086/334244>

[2] Ohlson, J.A. (1980) Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, **18**, 109-131. <https://doi.org/10.2307/2490395>

[3] Beckmann, D., Menkhoff, L. and Sawischlewski, K. (2006) Robust Lessons about Practical Early Warning Systems. *Journal of Policy Modeling*, **28**, 163-193. <https://doi.org/10.1016/j.jpolmod.2005.10.002>

[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] 李月英. 我国农业上市公司财务危机预警研究[D]: [硕士学位论文]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2010.

[6] 盛小琪. 我国农业上市公司财务危机预警方法优化研究[D]: [硕士学位论文]. 上海: 上海工程技术大学, 2017.

[7] 田坤, 陈文熙. 房地产退市风险企业财务预警研究: 基于主成分分析与 logistic 模型对比[J]. 沈阳建筑大学学报

(社会科学版), 2019(4): 376-381.

- [8] 贺平, 兰伟, 丁月. 我国股票市场可以预测吗?——基于组合 LASSO-logistic 方法的视角[J]. 统计研究, 2021, 38(5): 82-96.
- [9] 陈欣欣, 郭洪涛. 因子分析和 Logistic 回归在农业上市公司财务预警中的联合运用[J]. 数理统计与管理, 2022, 41(1): 11-24.