

# 基于ESG表现和金融化的企业违约风险预警分析

谈海鑫, 周雪梅, 谢昌财

贵州大学经济学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2024年1月5日; 录用日期: 2024年1月25日; 发布日期: 2024年4月8日

## 摘要

文章基于2022年被首次特殊处理的40家我国A股上市公司及其对应的107家未被特殊处理的A股上市公司样本数据, 利用因子分析对11个财务指标提取5个公因子, 并基于ESG视角构造金融化指标, 运用Logistic模型对企业违约概率进行实证检验。研究发现: 1) 企业的ESG表现与违约风险呈显著负相关关系; 2) 企业的金融化程度在一定情况下与违约风险呈显著正相关关系, 尤其是反映企业在当年来自金融渠道的收益与营业总收入之比的流量指标在大多数情况下与违约风险呈显著正相关关系。3) 利用聚类分析对预测因子进行聚类后, 只会对模型预测效果产生轻微影响, 但是对其进行聚类后, 不仅方便企业对自身财务和ESG进行控制和优化, 也方便投资者对投资对象违约风险的评估。这些结论为投资者在选择投资对象、企业在资产配置和战略选择以及管理当局在信息披露管理等方面提供了启示。

## 关键词

ESG表现, 企业金融化, 违约风险

# An Analysis of Enterprise Default Risk Warning Based on ESG Performance and Financialization

Haixin Tan, Xuemei Zhou, Changcai Xie

School of Economics, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: Jan. 5<sup>th</sup>, 2024; accepted: Jan. 25<sup>th</sup>, 2024; published: Apr. 8<sup>th</sup>, 2024

## Abstract

The article is based on the sample data of 40 A-share listed companies in China that were first

文章引用: 谈海鑫, 周雪梅, 谢昌财. 基于 ESG 表现和金融化的企业违约风险预警分析[J]. 运筹与模糊学, 2024, 14(2): 71-82. DOI: 10.12677/orf.2024.142113

specially treated in 2022 and their corresponding 107 A-share listed companies that were not specially treated. Factor analysis is used to extract 5 common factors from 11 financial indicators, and financialization indicators are constructed from the ESG perspective. Logistic models are used to empirically test the default probability of enterprises. Research has found that: 1) There is a significant negative correlation between the ESG performance of enterprises and default risk; 2) The degree of financialization of enterprises is significantly positively correlated with default risk under certain circumstances, especially the flow indicator that reflects the ratio of profits from financial channels to total operating income of enterprises in the current year is significantly positively correlated with default risk in most cases. 3) After clustering the predictive factors using clustering analysis, it will only have a slight impact on the model's prediction performance. However, clustering it not only facilitates the enterprise to control and optimize its own financial and ESG, but also facilitates investors to evaluate the default risk of investment objects. These conclusions provide insights for investors in selecting investment targets, enterprises in asset allocation and strategic choices, and management authorities in information disclosure management.

## Keywords

ESG Performance, Enterprise Financialization, Default Risk

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

在当今的商业环境中，企业金融化和 ESG (环境、社会和治理)表现已成为越来越受关注的话题。企业金融化是指企业所面临的金融活动和金融市场的程度。同时，ESG 表现关注企业在环境、社会和治理方面的绩效和做法。尽管企业金融化和 ESG 是两个独立的概念，但它们对企业违约风险有着重要影响。

近年来，越来越多的研究表明，企业金融化和 ESG 表现对企业违约的概率产生了直接影响。企业金融化程度高的企业通常面临更高的违约风险。这是因为这些企业更依赖于外部融资，而金融市场的稳定性和资金供应的压力可能使它们更容易陷入困境。与此同时，ESG 表现在企业违约方面也发挥着重要的作用。企业在环境、社会和治理方面的表现直接影响着其声誉和可持续发展。缺乏对环境保护、社会责任和良好治理原则的关注，可能导致负面的公众反应和法律诉讼，进而影响企业的信誉和市场地位。这些因素会增加企业违约的风险，并可能加剧金融机构对其信贷和融资的限制。因此，在当今全球商业环境中，企业金融化和 ESG 表现成为影响企业违约的重要因素。企业需要认识到这些因素的重要性，并积极关注和管理金融化程度和 ESG 绩效。

本文将探讨企业金融化和 ESG 表现对企业违约的影响，并提供一些企业可以采取的策略和措施来管理这些风险和提升绩效。通过深入分析和综合观点，我们将了解企业金融化和 ESG 如何在日益复杂的商业环境中影响企业的信誉、信用和可持续性，以及为企业追求成功和稳健发展提供的关键指导。

本文可能存在的创新点如下：第一，将企业金融化与 ESG 表现作为影响因素同时纳入违约风险预警模型中。并证明了同时将金融化和 ESG 表现纳入模型后的预测精准度比单独将金融化或 ESG 表现时的模型的预测精度更高，回归模型的拟合度更好。第二，本文将 K-means 聚类分析方法运用到影响因素上，对影响因素进行了聚类，使连续型数值数据改变为离散型分类数据。虽然模型的预测精度有所下降，但是会方便对企业违约风险问题的改善。

## 2. 文献综述

### 2.1. 企业违约风险影响因素的相关研究

国内外学者在研究企业债务违约风险影响因素时，主要分为外部环境和企业内部因素两个方面。外部环境方面包括经济周期、经济政策不确定性和宏观经济环境等。周宏等(2011)研究发现金融危机的爆发对企业债券的信用风险影响显著[1]。陈佳音(2019)的研究认为宏观经济情况是企业违约风险的重要影响因素[2]。郭吉涛等(2021)认为，数字经济的发展不仅可以提高企业的经营效率、降低债务违约风险，还能通过“聚光灯”效应充分发挥声誉的违约惩戒功能，从而降低信用风险[3]。

企业内部因素方面包括企业财务状况、全要素生产率等财务信息，以及企业声誉、企业战略等非财务信息。Beaver 等(1966)最早通过企业的运营能力、现金流量等财务指标，使用定量分析方法预测企业违约风险[4]。Opler 等(1999)指出，企业的现金持有量与企业违约风险呈负相关关系[5]。Chiang (2015)研究发现企业违约风险会随着机构投资者和经理层持股的增加而降低[6]。在实际情况中，当前企业违约风险很大程度上由非财务问题引发，因此一些学者逐渐将非财务因素与企业违约风险联系起来进行研究。耿得科等(2011)是国内首批将企业声誉纳入违约风险研究框架的学者，发现声誉水平并非总是能够降低违约概率，尤其在债务期限较长时，企业声誉和违约风险更趋近同向变动[7]。潘泽清(2018)通过将债务违约企业与正常企业样本一对一配对，确定了销售净利率、总资产增长率、资产负债率、流动负债比率等四项企业债务违约风险预警指标[8]。而王化成等(2019)从企业战略角度出发，研究发现企业的战略定位与行业常规模式偏离程度与企业违约风险之间存在显著的正相关关系[9]。张建伟(2022)的研究表明，企业全要素生产率的提升显著降低了违约风险，同时融资成本在影响过程中发挥着重要的传导效应[10]。

### 2.2. ESG 表现对企业违约风险影响的研究

在利益相关者理论的支持下，目前国内外绝大多数学者普遍认为，优秀的环境、社会和公司治理(ESG)表现能够有效缓解企业的违约风险。该理论主张任何一家公司的发展都依赖于各个利益相关者的投入或参与，企业的目标是追求利益相关者的整体利益。因此，在运营过程中，企业不仅要为股东追求经济利益，还要承担对环境和社会的责任。积极进行 ESG 实践被视为企业履行这一责任的一种方式，通过为利益相关者带来积极影响，从而提高社会对企业的估值。从长远来看，这种做法不仅为企业带来效益，还有助于降低发生债务违约的可能性。比如 Shih 等(2021)的研究发现，公司的环境绩效与违约风险之间存在显著的负相关关系，尤其是在高污染企业中，这种负相关性表现得更加显著[11]。同年，Atif 和 Ali (2021)的研究结果证实，ESG 披露水平较高的企业更不容易发生违约事件[12]。此外，国内学者张琳等(2021)利用华证 ESG 评级率先构建加入 ESG 指标的 Logistic，证明了加入 ESG 预测因素可以有效提高模型预测的准确性[13]。张晓娟(2022)的研究认为 ESG 得分较高的企业有助于实现可持续发展，降低潜在的违约风险[14]。刘学娟等(2023)使用 417 家 A 股上市企业数，发现企业的 ESG 表现与违约风险之间存在负相关关系[15]。

### 2.3. 企业金融化对企业违约风险影响研究

关于金融化对企业违约风险影响的研究较少，且没有得到一致的结论。例如 Baud 等(2012)发现美国主要零售企业在金融市场获得的投资收益弥补了主营业务利润的下滑，反而改善了企业的经营业绩[16]。邓路等(2020)研究认为企业增加金融投资有助于减小代理成本，对企业的违约风险起到有效的缓冲作用，证明了金融投资对企业风险的正面效应。但是大部分学者还是基于金融化会加强企业违约风险这一研究视角来展开论证[17]。Davis G 等(2015)认为企业为获取短期收益而进行的金融化行为会造成企业主营业

务能力的下降。黄贤环等(2018)实证研究发现,整体来看,实体企业增加对金融资产的投资会提高其遭受财务危机的可能性[18]。于建玲等(2021)同样发现金融投资对企业财务风险的加剧作用,但是经济政策不确定性的提高有助于缓解这一风险效应[19]。赵芮等(2021)认为金融化对企业风险产生“扩大效应”,并发现风险承担能力和融资约束在两者之间的异质性[20]。张军等(2021)研究发现金融化会加剧企业经营风险和行业整体的经营风险[21]。徐隽翊等(2020)、许志勇等(2020)认为金融化对企业风险承担具有抑制作用,也可以理解为加剧了企业违约风险[22][23]。

## 2.4. 文献述评

国内外对企业违约风险分析已经较为成熟,但他们基本上都只是在常规财务数据的基础上考虑另外一个其他因素进行研究分析,例如在常规财务数据的基础上只将企业金融化指标纳入考虑或者只将 ESG 表现纳入考虑,很少有学者同时将企业金融化指标和 ESG 表现纳入考虑。并且上述单独考虑企业金融化指标或者 ESG 表现的研究模型对企业违约风险的拟合和预测效果都不够好。本文将 ESG 表现和企业金融化指标同时纳入考虑,并将指标进行聚类后再进行实证分析,以求在便利个人投资者和企业的同时,提高模型的拟合精度。

## 3. 模型、变量与数据

### 3.1. 指标选择和模型设计

#### 3.1.1. 指标选择

本文指标选择主要分三个部分,分别是财务指标,ESG 表现和企业金融化指标。财务指标部分,本文学习归纳目前相关研究(刘学娟等,2023[15]),从企业盈利能力和投资价值等五个维度入手,统计出被频繁使用的十三个指标,并根据其他学者的相关研究,在指标处理前期就剔除掉了存货周转率和应收账款周转率等数个财务指标,最终留下了 11 个指标,如表 1 所示。ESG 表现是从环境、社会责任和公司治理三个维度来衡量企业的可持续发展能力,能在一定程度上反映企业的违约风险管理情况。而企业金融化程度指标,本文则主要参考了方元等人[24]在 2023 年发表的《企业金融化增加了债务违约风险吗?——来自中国上市企业的证据》一文中对于企业金融化程度指标的构建方法,共构建了两个指标,一个是存量指标,用 Fin1 表示,其计算方法为金融资产(包括交易性金融资产、衍生金融资产、买入返售金融资产、可供出售金融资产、持有至到期投资、长期债权投资、投资性房地产)与总资产之比;另一个是流量指标,用 Fin2 表示,其计算方法是企业在当年来自金融渠道的收益(非经营性净收益与对联营合营企业的投资收益、营业外收入之差)与营业总收入之比。

为了确保初期筛选出来的 11 个财务指标的合理性,依次对指标进行了 K-S 正态性检验、独立样本 T 检验或者非参数 Mann-Whitney U 检验。在 5%的置信区间内,除资产负债率外,另外 10 个财务指标、Fin1、Fin2 和 ESG 表现的 K-S 正态性检验的渐进显著性均小于 0.05,不服从正态分布,因此进行非参数 Mann-Whitney U 检验。检验结果显示,10 个财务指标、Fin2 和 ESG 表现在违约样本和正常样本上均存在显著差异,可以用来鉴别企业违约风险。再对服从正态分布的资产负债率进行独立样本 T 检验,结果显示资产负债率在违约样本和正常样本上存在显著差异,可以用来鉴别企业违约风险。

#### 3.1.2. 财务指标因子分析

因子分析具有在保留原有指标大部分信息的同时解决多重共线性问题的特点。本研究对包含 11 个财务指标的数据进行了因子分析,研究结果表明 KMO 统计量为 0.706,处于 0.7~0.8 的范围内,表明各变量包含信息的重叠度相对较高,适合通过提取公因子来优化模型指标;球形 Bartlett 检验的 P 值为 0.000,

拒绝原假设,说明指标之间存在显著相关性,进一步验证了进行因子分析的合理性。因此,本研究选择使用因子分析法对财务指标进行降维是合适的。按照特征值大于 0.5 的标准,研究提取了 5 个公因子,累积方差贡献率达到 90.126%,说明能够很好地解释原有指标信息,结果如表 2 所示。

**Table 1.** Financial indicators and calculation methods

**表 1.** 财务指标及计算方法

一级指标	二级指标	简称	指标计算
盈利能力	资产净利率	ROAE	净利润/资产平均总额
	总资产报酬率	ROA	(利润总额 + 利息支出)/资产平均总额
	销售净利率	NPFR	净利润/销售收入
	息税前利润率	EBIT	息税前利润/营业总收入
投资价值	每股收益	EPS	净利润/公司流通股数
	每股净资产	NAPS	净资产/公司流通股数
发展能力	净利润增长率	NPFG	当期净利润/基期净利润
	总资产增长率	TAG	本期资产增加额/本期资产期初额
偿债能力	资产负债率	DBA	负债合计/资产合计
营运能力	流动资产周转率	CUR	营业收入/流动资产
	总资产周转率	TAR	营业收入/平均资产总额

**Table 2.** Explanation of total variance

**表 2.** 总方差解释表

因子编号	旋转前方差解释率			旋转后方差解释率		
	特征根	方差解释率%	累积%	特征根	方差解释率%	累积%
1	5.37	48.819	48.819	3.201	29.1	29.1
2	1.741	15.825	64.643	2.521	22.92	52.02
3	1.308	11.888	76.531	2.005	18.225	70.245
4	0.865	7.862	84.394	1.123	10.213	80.457
5	0.631	5.733	90.126	1.064	9.669	90.126

表 3 为旋转后因子载荷系数表格,如表 3 所示,根据各因子的构成权重信息,因子 1 等五个因子分别可以看作是盈利能力、投资价值、营运能力、发展能力和偿债能力。

**Table 3.** Load matrix after rotation

**表 3.** 旋转后的载荷矩阵

名称	旋转后因子载荷系数表格				
	因子 1	因子 2	因子 3	因子 4	因子 5
EPS	0.307	0.746	0.262	0.234	-0.15
NAPS	0.111	0.848	0.037	0.003	-0.248
ROAE	0.68	0.54	0.208	0.29	-0.152

续表

ROA	0.791	0.407	0.138	0.245	-0.164
NPFR	0.962	0.137	0.099	0.06	-0.049
EBIT	0.964	0.142	0.077	0.072	-0.015
NPFG	0.204	0.175	0.044	0.947	-0.002
TAG	0.258	0.788	0.23	0.128	0.075
CUR	0.139	0.143	0.951	0.031	0.067
TAR	0.1	0.202	0.942	0.045	0.043
DBA	-0.121	-0.19	0.102	-0.009	0.957

### 3.1.3. 模型设计

在对企业违约风险进行评估时,只需要将企业简单分为违约( $Y=1$ )和不违约( $Y=0$ )两种情况,因此可以采用二分类算法来构建预警模型。Logistic 回归作为一种处理二分类问题的常用方法,对样本数据的要求较小,且具有较高的预测精度和较强的可解释性,有着出色的经济学意义。综上,本文采用 Logistic 回归来计算企业违约概率,通过最大似然估计得到模型参数,构建企业违约风险预警模型。

$$\text{Logit}(P_i) = \alpha_0 + \sum_{j=1}^5 \alpha_j F_{ji} + \alpha_6 \text{Fin1}_i + \alpha_7 \text{Fin2}_i + \alpha_8 \text{ESG}_i$$

其中,  $P_i$  表示企业  $i$  的违约概率,  $\text{ESG}_i$  表示企业  $i$  的 ESG 得分,  $F_{ji}$  ( $j=1,2,\dots,5$ ) 分别表示企业  $i$  的 5 个财务公因子。 $P_i$  的取值范围在 0 到 1 之间,以 0.5 为决策阈值,预测概率大于 0.5 视为违约。模型样本有违约企业( $Y_i=1$ )和正常企业( $Y_i=0$ )两类。

## 3.2. 样本选取和数据来源

### 3.2.1. 样本数据选取

借鉴已有研究,本文以被特殊处理的上市公司为违约企业,选取 2022 年所有被首次标记为 ST 和\*ST 的 A 股上市公司构成违约样本组,剔除存续期不足两年的企业后,得到 40 个违约样本。为了保证实证结果的稳健性,借鉴先前学者的方法,大约按照 1:2.5 的比例从 2020 年全部 A 股上市公司中随机匹配出 107 家正常企业作为对照组。匹配原则如下: 1) 从未被特别处理; 2) 行业一致,采用同花顺的行业分类; 3) 同行业公司总资产相近。由于企业在第  $t$  年被特殊处理的依据是其  $t-1$  年的财务报告,即该企业在  $t-1$  年就已经出现了财务异常,因此本文决定参照石晓军等(2006) [25]的研究,使用  $t-2$  年的指标数据来构建预测模型。本文的财务数据信息和企业金融化数据信息均来源于锐思数据库。

### 3.2.2. ESG 数据选取

对于 ESG 数据的选取,本文是基于数据质量和可信度、全面性和广度、数据更新和时效性、与国内市场相关性等方面来考虑的。上海华证指数信息服务有限公司提供的 ESG 评级数据(以下简称华证 ESG)是由专业的研究机构提供,经过严格的数据采集、验证和整理,按照下表 4 的评级标准对企业进行 ESG 评级。数据的质量和可信度较高。华证 ESG 数据覆盖多个行业和企业,覆盖了广泛的环境、社会和公司治理方面的数据指标。这种全面性和广度可以帮助更好地理解企业的可持续发展状况。华证 ESG 数据提供定期更新,能反映企业在 ESG 方面的最新表现。决定本文选取华证 ESG 数据最关键的因素还是其与国内市场的相关性。华证 ESG 数据是在国内市场环境下研究和整理的,与国内市场的实际情况和监管要求更为相关,选择华证 ESG 数据可以更好地对我国 A 股市场上市企业提供预警作用。

**Table 4.** ESG rating of Huazheng  
**表 4.** 华证 ESG 评级

ESG 评级	ESG 得分	ESG 尾部风险	ESG 水平
AAA	95~100		
AA	90~95	低风险	领先水平
A	85~90		
BBB	80~85		
BB	75~80		
B	70~75	关注	平均水平
CCC	65~70		
CC	60~65	警告	落后水平
C	0~60		

资料来源：上海华证指数信息服务有限公司。

## 4. 实证结果与分析

### 4.1. 描述性统计分析

本文对得到的 147 个样本进行了描述性统计，统计结果如下表 5。通过表 5 我们发现，衡量企业金融化程度的 Fin2 指标，违约组的平均值为 0.437；正常组的平均值为 0.110，即正常企业的金融化程度明显低于违约企业。同时，Fin2 非参数检验的 Z 值为-3.386，置信水平为 1%，说明违约企业和正常企业在金融化程度方面存在显著差异。对于衡量企业可持续发展能力的 ESG 表现，违约组的平均值为 66.738，对应评级 CCC；正常组的平均值为 72.351，对应评级 B，即正常企业的 ESG 表现普遍优于违约企业。另外，ESG 指标非参数检验的 Z 值为-4.457，置信水平为 1%，说明违约企业和正常企业在 ESG 表现方面存在显著差异。最后比较各财务指标数据发现，违约企业有着更差的财务状况。综上发现，违约企业不仅面临着财务困境，而且有着较差的 ESG 表现和较高的金融化程度。

**Table 5.** Descriptive statistics and Mann Whitney U-test results or T-test results  
**表 5.** 描述性统计和 Mann-Whitney U 检验结果或 T 检验结果

指标	分组	最小值	最大值	平均值	标准差	Z 值或 t 值	P 值
Fin1	正常	0.000	0.768	0.075	0.111	-0.951	0.342
	违约	0.000	0.498	0.077	0.129		
Fin2	正常	0.000	2.122	0.110	0.285	-3.386	0.001**
	违约	0.001	4.062	0.437	0.822		
ESG	正常	48.330	84.180	72.351	6.340	-4.457	0.000**
	违约	53.810	83.510	66.738	6.963		
EPS	正常	-2.210	12.500	0.493	1.476	-5.619	0.000**
	违约	-3.430	1.335	-0.615	1.068		
NAPS	正常	0.077	24.725	5.165	3.780	-3.425	0.001**
	违约	0.047	9.450	3.155	2.427		

续表

ROAE	正常	-31.211	78.047	5.161	12.683	-5.454	0.000**
	违约	-68.544	28.502	-8.332	17.274		
ROA	正常	-36.978	46.435	2.652	11.096	-5.789	0.000**
	违约	-119.332	19.110	-13.648	23.967		
NPFR	正常	-424.394	55.003	-1.319	52.025	-5.179	0.000**
	违约	-502.058	39.351	-49.781	101.676		
EBIT	正常	-432.678	67.587	1.784	54.017	-4.366	0.000**
	违约	-473.028	44.865	-41.801	96.230		
NPFG	正常	-4261.341	1582.988	-185.547	767.866	-2.546	0.011*
	违约	-9945.860	317.786	-867.883	2066.063		
TAG	正常	-37.285	207.461	17.052	37.122	-5.676	0.000**
	违约	-56.152	61.334	-11.297	22.663		
CUR	正常	0.065	3.855	1.099	0.721	-2.664	0.008**
	违约	0.134	2.271	0.812	0.500		
TAR	正常	0.045	3.310	0.650	0.554	-3.005	0.003**
	违约	0.071	1.179	0.402	0.259		
DBA	正常	6.014	97.465	41.742	20.511	-4.650	0.000**
	违约	4.216	99.007	59.569	21.148		

注：\*、\*\*分别表示在 5%和 1%水平上显著。

## 4.2. 结果分析

### 4.2.1. 基准回归对比分析

为进一步明确 ESG 表现和企业金融化与企业违约风险之间的相关关系，检验 ESG 指标和金融化指标对违约风险的预警作用。本文进行样本内检验的实证研究，使用 Logistic 逐步回归方法对预测效果不显著的指标予以剔除，得到模型的最优预测指标集，包括因子 1、因子 3、因子 5，再探究将 ESG 因素和企业金融化融入企业违约风险预警模型中的可行性。本文使用 SPSSAU 进行实证。首先利用因子 1、因子 3 和因子 5 对全部样本进行样本内回归和预测，得到第一次全样本的预测结果如下表 7；接着依次将 ESG 指标和金融化指标纳入模型，同样会得到第二次和第三次全样本的预测结果如表 8 和表 9；最后，对因子 1、因子 3、因子 5、和 ESG 表现进行聚类，使用方差分析去探索各个类别的差异特征，得到 5 类群体，他们在研究项上的特征具有明显的差异性，具体差异性可通过平均值进行对比，聚类标准如下表 6。将连续型数值数据转换为离散型分类数据后再进行一次 Logistic 回归，再得到第 5 次全样本的预测结果如表 10。

通过对比模型的预测准确率、AUC 值两个标准来检验金融化指标和 ESG 指标是否有利于提高预测精度。AUC 值是 ROC 曲线下与坐标轴围成的面积，取值在 0.5 到 1.0 之间，越接近 1.0 表示预测效果越好。

从表 7 到表 8，可以发现将 ESG 指标纳入模型后，模型的预测准确率从 78.23%提高到 80.95%，AUC 值也从 0.801 提高到 0.831，说明在模型中加入了 ESG 表现这个新指标来衡量企业的可持续发展能力，实证结果显示，该指标在模型预测中发挥了重要作用，具有较高的区分违约企业和正常企业的能力，是评



**Table 6.** Clustering criteria and classification interval table  
**表 6.** 聚类标准及分类区间表

变量	均值与标准差	
	Cluster_1	Cluster_2
因子 1	-604.61 ± 282.39	-8.39 ± 82.98
因子 3	-151.43 ± 80.63	3.59 ± 22.29
因子 5	67.62 ± 15.86	26.92 ± 13.05
ESG	62.04 ± 4.78	74.34 ± 3.92

**Table 7.** Within sample regression results  
**表 7.** 样本内回归结果

变量	不加入 Fin 和 ESG 指标的模型 I							AUC
	系数	Z 值	P 值	预测值		准确率		
常数	-3.088	-5.461	0.00**	0	1			
因子 1	0.006	2.38	0.017**	真实值	0	100	7	93.46%
因子 3	-0.033	-1.972	0.049*		1	25	15	37.50%
因子 5	0.045	2.391	0.017**		合计			78.23%

注：\*、\*\*分别表示在 5%和 1%水平上显著。

**Table 8.** Within sample regression results  
**表 8.** 样本内回归结果

变量	加入 ESG 指标的模型 I							AUC
	系数	Z 值	P 值	预测值		准确率		
常数	3.413	1.449	0.147	0	1			
因子 1	0.008	1.43	0.153	真实值	0	99	8	92.52%
因子 3	-0.039	-1.661	0.097		1	20	20	50.00%
因子 5	0.041	3.606	0.00**		合计			80.95%
ESG	-0.09	-2.752	0.006**					

注：\*、\*\*分别表示在 5%和 1%水平上显著。

估企业信用风险时需要重点关注的因素。并且 ESG 指标的系数为负，说明 ESG 表现越好的企业有较低的违约风险。本文将此归因于企业可持续发展能力的提高、投资者的偏爱以及政府的支持。ESG 表现反映了企业在环境、社会和公司治理责任方面的投入和实践，较高的 ESG 得分一定程度上表明企业自身拥有较强的可持续发展能力，相对 ESG 得分较低的企业来说有更可观的发展前景，并且随着社会各界对 ESG 因素的关注度不断提升，ESG 得分高的企业更容易得到外界投资者的青睐和政府的支持，有更好的发展机会。

再从表 7 到表 9，可以发现企业金融化指标的加入，虽然对于模型的总体预测准确率没有产生有效的提高，但金融化指标的加入，降低了模型将违约企业误判为正常企业的概率，并且提高了 AUC 值。但是 Fin2 的 p 值为 0.018 (<0.05)，表明金融化也会企业的违约风险产生显著影响，并且 Fin2 的系数为正，表明企业的金融化程度越高则违约风险越高。正如其他学者所说，当前企业金融化现象，是微观经济活

动“脱实向虚”的表现。对大部分企业而言，增加金融资产投资而导致的实物资产投资不足有可能会引起利润下滑，进而会放大金融资产价格波动的影响，从而提高企业所承担的风险，增加企业的违约风险。

**Table 9.** Within sample regression results

**表 9.** 样本内回归结果

变量	加入 ESG 和金融化指标的模型 I							
	系数	Z 值	P 值	预测值		准确率	AUC	
常数	2.445	0.94	0.347	0	1			
因子 1	0.031	2.657	0.008**	真实值	0	98	9	91.59%
因子 3	-0.116	-2.726	0.006**		1	19	21	52.50%
因子 5	0.061	4.185	0.00**					
ESG	-0.088	-2.494	0.013*	合计				0.854
Fin1	2.64	1.371	0.17					80.95%
Fin2	2.231	2.356	0.018*					

注：\*、\*\*分别表示在 5%和 1%水平上显著。

**Table 10.** Within sample regression results

**表 10.** 样本内回归结果

变量	将公因子和 ESG 指标聚类后的模型 I							
	系数	Z 值	P 值	预测值		准确率	AUC	
常数	-1.904	-1.258	0.208	0	1			
因子 1	0.662	0.594	0.552	真实值	0	99	8	92.52%
因子 3	-0.576	-0.563	0.574		1	20	20	50.00%
因子 5	0.859	3.427	0.001**					
ESG	-0.69	-3.137	0.002**	合计				0.837
Fin1	2.968	1.572	0.116					80.95%
Fin2	0.953	1.357	0.175					

注：\*、\*\*分别表示在 5%和 1%水平上显著。

对比表 9 和表 10，虽然对影响因素进行聚类后其显著性有所降低，AUC 值也略降了一点，但是总体的预测准确率却没有发生变化，说明本文对财务公因子和 ESG 表现进行聚类后不会对预测准确率产生太大影响，但是对其进行聚类后，极大方便了企业自身审视在财务和 ESG 表现方面的风险等级，也极大地方便了投资者对目标对象违约风险的预测。

#### 4.2.2. 稳健性检验

1) 本文在实证时选取的模型是 Logistic 模型进行的回归分析，为了保证上述研究结论不受回归模型的影响，本文将采用 Tobit 模型进行稳健性检验，其检验结果如下表 11 所示。可以发现企业金融化和 ESG 表现还是会对企业违约风险产生显著影响。

2) 为进一步证明 ESG 表现和企业金融化程度对预警企业违约风险的作用，本文还将原有的 11 个财务指标进行全部替换。具体来讲，使用每股未分配利润、投入资本回报率、销售毛利率和营业利润与营

业总收入之比来反映企业的盈利能力和投资价值；使用流动比率、速动比率和产权比率来反映企业的偿债能力；使用营业利润增长率和净资产增长率来反映企业的成长能力；使用固定资产周转率来反映企业的营运能力。其余 ESG 指标和金融化指标不变。对替换后的 10 个财务指标进行因子分析，同样得到 5 个公因子。使用 Logistic 回归，剔除掉因子 2 和因子 4，刚好同样是保留了因子 1、因子 3 和因子 5，其 P 值分别为 0.001、0.002 和 0.002。再按照之前的步骤，将 ESG 指标和金融化指标纳入模型，发现模型的预测准确率由 76.87%到 80.27%再到 81.63%。表明 ESG 表现和企业金融化确实能够提高模型的预测准确度，且 ESG 表现与企业违约风险呈负相关关系，而金融化程度与企业违约风险呈正相关关系。

**Table 11.** Within sample regression results

**表 11.** 样本内回归结果

变量	考虑 ESG 和金融化指标的模型 II		
	系数	Z 值	P 值
常数	0.888	2.461	0.014
因子 1	0.004	2.69	0.007**
因子 3	-0.013	-2.848	0.004**
因子 5	0.008	4.902	0.00**
ESG	-0.013	-2.828	0.005**
Fin1	0.372	1.307	0.191
Fin2	0.252	2.473	0.013*

注：\*、\*\*分别表示在 5%和 1%水平上显著。

## 5. 结论与启示

### 5.1. 研究结论

本文分析了企业 ESG 表现和金融化程度与违约风险之间的关系，目的是激励企业调整内部资产结构，开展并保持与环境、社会、企业的良性互动，实现可持续发展。主要研究结论如下：

1) 企业的 ESG 表现与违约风险呈显著负相关关系。在实际情况中，较高的 ESG 得分一定程度上表明企业自身拥有较强的可持续发展能力，相对 ESG 得分较低的企业来说有更可观的发展前景，投资者也更偏好于投资具有长期发展前景，以及对环境、社会和公司治理责任性强的企业。

2) 企业的金融化程度在一定情况下与违约风险呈显著正相关关系，尤其是反映企业在当年来自金融渠道的收益与营业总收入之比的流量指标 Fin2 在大多数情况下与违约风险呈显著正相关关系。在现实生活中，非金融企业的对金融资产的投资增加将导致对实体资产投资的减少，进而会影响企业的盈利减少，最终增加企业违约风险。

3) 对企业违约预警时，可以利用聚类分析对预测因子进行聚类，虽然在模型预测效果上会有轻微下滑，但是对其进行聚类后，不仅方便企业对自身财务和 ESG 进行控制和优化，也方便投资者对投资对象违约风险的评估。

### 5.2. 研究启示

基于上述结论，本文现对投资者、企业和监管部门提出以下建议。

1) 投资者在选择投资对象时，除了关注企业的财务数据和财务指标外，还应该关注企业的金融化程

度和 ESG 表现, 充分发挥其企业违约风险预警当中的中重要作用。

2) 企业在发展过程中, 要摒弃投机性目的的金融资产投资, 加大对实物资产的投资占比, 追求长远发展前景。同时, 企业还应该积极承担自身在环境、社会和公司治理方面的责任, 将可持续发展深植于企业的发展战略中。

3) 监管部门则应该统一或选择一个权威 ESG 评分体系, 并将 ESG 指标纳入企业信用风险评价体系, 加强企业发债审核。还要严格企业的信息披露制度, 要求企业严格披露金融化资产持有量、金融投资收益总额和 ESG 评分, 保护投资者的财产安全。

## 参考文献

- [1] 周宏, 徐兆铭, 彭丽华, 等. 宏观经济不确定性对中国企业债券信用风险的影响——基于 2007-2009 年月度面板数据[J]. 会计研究, 2011(12): 41-45, 97.
- [2] 陈佳音. 上市企业债券违约的影响因素[J]. 中国经贸导刊(中), 2019(23): 63-64.
- [3] 郭吉涛, 朱义欣. 数字经济影响企业信用风险的效应及路径[J]. 深圳大学学报(人文社会科学版), 2021, 38(6): 69-80.
- [4] Beaver, W.H. (1966) Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- [5] Opler, T., Pinkowitz, L., Stulz, R. and Williamson, R. (1999) The Determinants and Implications of Corporate Cash Holdings. *Journal of Financial Economics*, 52, 3-46. [https://doi.org/10.1016/S0304-405X\(99\)00003-3](https://doi.org/10.1016/S0304-405X(99)00003-3)
- [6] Chiang, S.M., Chung, H. and Huang, C.M. (2015) A Note on Board Characteristics, Ownership Structure and Default Risk in Taiwan. *Accounting & Finance*, 55, 57-74. <https://doi.org/10.1111/acfi.12045>
- [7] 耿得科, 张旭昆. 公司声誉、财务信息与债务违约风险估计[J]. 经济与管理研究, 2011(5): 94-101.
- [8] 潘泽清. 企业债务违约风险 Logistic 回归预警模型[J]. 上海经济研究, 2018(8): 73-83.
- [9] 王化成, 侯毅然, 刘欢. 战略定位差异、业绩期望差距与企业违约风险[J]. 南开管理评论, 2019(4): 4-19.
- [10] 张建伟. 全要素生产率、融资成本与企业违约风险[J]. 技术经济与管理研究, 2022(6): 64-69.
- [11] Shih, Y.C., Wang, Y., Zhong, R. and Ma, Y.M. (2021) Corporate Environmental Responsibility and Default Risk: Evidence from China. *Pacific-Basin Finance Journal*, 68, Article ID: 101596. <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2021.101596>
- [12] Atif, M. and Ali, S. (2021) Environmental, Social and Governance Disclosure and Default Risk. *Business Strategy and the Environment*, 30, 3937-3959. <https://doi.org/10.1002/bse.2850>
- [13] 张琳, 潘佳英. 融入 ESG 因素的企业债券信用风险预警研究[J]. 金融理论探索, 2021(4): 51-65.
- [14] 张晓娟. ESG 因子对信用债违约风险的预警作用研究[D]: [硕士学位论文]. 长春: 吉林大学, 2022.
- [15] 刘学娟, 常如月, 张静怡, 等. 考虑 ESG 表现的企业违约风险预警研究[J]. 金融理论与实践, 2023(4): 45-57.
- [16] Baud, C. and Durand, C. (2012) Financialization, Globalization and the Making of Profits by Leading Retailers. *Socio-Economic Review*, 10, 241-266. <https://doi.org/10.1093/ser/mwr016>
- [17] 邓路, 刘欢, 侯毅然. 金融资产配置与违约风险: 蓄水池效应, 还是逐利效应? [J]. 金融研究, 2020(7): 172-189.
- [18] 黄贤环, 王瑶, 王少华. 谁更过度金融化: 业绩上升企业还是业绩下滑企业? [J]. 上海财经大学学报, 2019, 21(1): 80-94, 138.
- [19] 于建玲, 佟孟华, 朱泽君. 企业金融化对财务风险的影响——基于经济政策不确定性的调节效应研究[J]. 国际金融研究, 2021(10): 88-96.
- [20] 赵芮, 曹廷贵. 实体企业金融化与企业风险: 对冲效应抑或扩大效应[J]. 当代财经, 2021(6): 64-77.
- [21] 张军, 周亚虹, 于晓宇. 企业金融化的同伴效应与实体部门经营风险[J]. 财贸经济, 2021, 42(8): 67-80.
- [22] 徐隽翊, 周越, 陈升萌. 金融化与企业风险承担[J]. 湖南大学学报(社会科学版), 2020, 34(6): 73-82.
- [23] 许志勇, 胡伟, 邓青, 等. 企业金融化、市场化进程与风险承担[J]. 中国软科学, 2020(10): 165-174.
- [24] 方元, 陈经伟, 宋英男. 企业金融化增加了债务违约风险吗?——来自中国上市企业的证据[J]. 中国注册会计师, 2023(3): 50-56.
- [25] 石晓军, 任若恩, 肖远文. 边界 Logistic 违约率模型 Bayes 分析及实证研究[J]. 中国管理科学, 2006(4): 25-29.