

LN股份债券违约风险研究

朱顺泉, 林冬仪

广州华商学院数字金融学院, 广东 广州

收稿日期: 2025年5月28日; 录用日期: 2025年6月13日; 发布日期: 2025年7月21日

摘要

本研究以我国首例国企可转债违约LN股份债券违约事件为切入点, 运用机器学习方法构建企业债券违约预警模型。在初步选取财务指标的基础上, 采用机器学习随机森林模型, 自动选取财务指标特征、可转债市场特征与宏观经济变量等多维度特征的重要性, 构建风险评分体系, 训练与预测影响企业违约最具预测力的变量, 捕捉风险波动趋势并提前预警, 提高信用风险识别能力。

关键词

债券违约, LN股份, 机器学习, 随机森林

Research on Bond Default Risk of LN Co., Ltd.

Shunquan Zhu, Dongyi Lin

School of Digital Finance, Guangzhou Huashang College, Guangzhou Guangdong

Received: May 28th, 2025; accepted: Jun. 13th, 2025; published: Jul. 21st, 2025

Abstract

This study takes the bond default event of LN Co., Ltd., the first state-owned enterprise convertible bond default in China, as the entry point, and uses machine learning methods to construct an early warning model for corporate bond defaults. On the basis of preliminary selection of financial indicators, a machine learning random forest model is adopted to automatically select the importance of multi-dimensional features such as financial indicator features, convertible bond market features, and macroeconomic variables, construct a risk scoring system, train and predict the variables with the most predictive power for corporate defaults, capture the trend of risk fluctuations, and provide early warnings, so as to improve the ability to identify credit risks.

Keywords

Bond Default, LN Co., Ltd., Machine Learning, Random Forest

Copyright © 2025 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

随着国内债券市场的不断扩展, 违约事件逐渐常态化, 曾经被视为“刚兑”象征的信用保护机制也不再稳固, 债券投资人面临的风险日益加剧。在这一背景下, 如何有效识别与评估信用风险, 成为债券市场参与者的核心任务。

作为兼具股权与债权特性的融资工具, 可转债在近年来获得了广泛应用。然而, 随着市场环境变化和企业经营压力上升, 可转债的违约事件逐渐也增多, 尤其在流动性紧张、转股受限等情形下, 其风险暴露更加突出。可转债投资人在享受股性带来的潜在收益同时, 也必须直面债性所带来的信用违约风险。

在这一风险演化过程中, 全国首例国企可转债违约事件尤为引人关注。尽管具有一定的政策背书与资源优势, 但部分国企因债务负担重、偿债能力弱, 亦暴露出明显的信用风险隐患。因此, 对国有企业发行的可转债开展违约风险研究, 具有重要的现实意义。

LN 股份作为一家发行可转债的地方国企, 近年来受多方面因素影响, 面临较大偿债压力, 违约风险值得关注。研究其可转债的违约风险, 有助于识别国有企业信用风险暴露的关键机制, 提升市场风险防控能力, 具有重要的理论价值和实践意义。

2. 理论分析

目前, 债券违约风险是金融市场中普遍存在且广受关注的问题。早在 20 世纪, 国际学术界就对债券违约风险展开了系统研究, 并逐渐发展出一系列理论模型与实证方法, 用于预测和管理信用风险。国内的相关研究起步较晚, 但随着金融市场开放和违约事件增多, 研究深度和广度都在快速提升。

2.1. 信用风险模型的理论发展

债券违约风险的研究始于信用风险模型的构建。Merton (1974)提出的基于公司资产价值的模型 Merton 模型, 首次将期权定价理论应用于企业债务违约分析, 奠定了理论基础[1]。随后, Altman (1977)基于财务指标开发了 Z 计分模型, 通过多变量分析预测企业违约, 为风险管理提供了实用工具[2]。国内研究早期侧重于基础特征分析, 如杨东梅(2017)从行业视角系统性度量债券违约风险, 为特定行业的风险预测提供了理论框架[3]。这些研究为后续债券违约风险的深入研究提供了重要的理论和实践基础, 推动了信用风险评估方法的不断发展。

2.2. 宏观经济波动与违约风险的关联

经济周期对债券违约风险的影响是国内外研究的重要方向。Giesecke (2011)指出经济下行会显著推高信用风险, GDP 增长率是关键领先指标[4]。国内学者进一步验证了这一关系, 张庆宏(2020)发现经济下行周期中企业盈利与偿债能力下降, 导致违约率上升, 尤其在低资质国企中更为突出[5]。孙林等(2022)补充指出, 宏观经济波动还会通过市场预期传导, 加剧信用风险[6]。此外, 郭滢(2020)强调政策变化对混改企业融资成本的影响, 增加了违约的不确定性[7]。这些研究成果为债券违约风险的管理和预测提供了有力支持。

2.3. 企业财务与内部治理因素

企业财务状况和内部治理是违约风险的核心驱动因素。Douglas 等(2016)提出未来现金流稳定性直接

影响债务风险[8]，国内研究进一步细化了财务指标，胡蝶(2018)利用随机森林模型分析了中国债券市场的违约风险因素，发现企业盈利能力、现金流状况和偿债能力是违约的核心指标[9]。刘律康等(2021)进一步结合企业财务报表与市场交易数据，提出了一套以动态财务比率为核心的违约风险预测模型，为市场提供了更精准的预警工具[10]。罗小伟(2020)则指出，债务结构不合理和流动性压力是国企及混改企业违约的内生诱因[11]。财务指标共同揭示了影响企业违约的关键因素。

2.4. 机器学习与大数据技术的应用

随着技术进步，机器学习成为违约风险评估的重要工具。国外学者如 Hamori 等(2018)应用深度学习方法分析债券信用风险，显著提高了风险预测的精度[12]，Abhijeet (2019)提出了一种基于随机森林的银行信用风险评估方法，并构建了一个用于预测贷款违约风险的客户信用预警模型[13]。Shrivastava 等(2020)研究了利用随机森林算法对印度公司破产风险进行预警的可行性，并指出该模型能够评估对破产可能性影响较大的关键特征，从而揭示破产形成与相关特征指标之间的关系[14]。机器学习在变量选择和集群信用风险建模中的应用也备受关注。Bosker 等(2024)基于机器学习的变量选择在集群信用风险建模中的应用，强调了变量选择在集群信用建模中的重要性[15]。国内研究同步跟进，姜富伟等(2024)探索深度学习在信用风险中的应用，并指出特征选择与模型解释性的挑战[16]。

债券违约风险是金融市场的重要研究课题，其研究始于信用风险模型的构建，如 Merton 模型和 Altman Z 计分模型等。经济周期对债券违约风险影响显著，经济下行会推高信用风险，国内学者也验证了这一关系，并指出宏观经济波动还会通过市场预期传导加剧信用风险。企业财务状况和内部管理是违约风险的核心驱动因素，国内外学者分别从不同角度进行了研究。随着技术进步，机器学习成为违约风险评估的重要工具，如深度学习、随机森林等被广泛应用。

3. 债务违约预警模型的构建

3.1. 样本选取和数据来源

本文选取于 2024 年首次发生违约的上市环保行业企业 LN 股份作为违约主体，筛选出违约事件发生前六年每个季度的财务数据，也就是 2018 年第 2 季度至 2024 年第 3 季度，总共 24 个样本。对于建模所使用的数据使用了 TimeSeriesSplit 进行交叉验证，不需要再单独划分训练集和测试集。相应的样本数据来源于多个渠道，包括 Wind 数据库、企业预警通、东方财富网等。

3.2. 构建指标体系

基于上文对于债券违约风险因素的分析，本文初步选取以下变量作为特征指标，涵盖财务指标、可转债市场特征、宏观经济三个方面，构建出模型的特征指标体系。其中财务指标包括盈利能力指标、偿债能力指标、营运能力指标、发展能力指标和现金流量指标，见表 1，然后使用机器学习模型自动选取重要的特征指标。

Table 1. Characteristic index table
表 1. 特征指标表

维度	指标符号	定义
盈利能力指标	X1	净资产收益率
	X2	总资产报酬率
	X3	销售毛利率

续表

偿债能力指标	X4	销售净利率
	X5	流动比率
	X6	速动比率
	X7	现金流量比率
	X8	资产负债率
	X9	权益系数
	X10	产权比率
营运能力指标	X11	总资产周转率
	X12	存货周转率
	X13	应收账款周转率
发展能力指标	X14	营业总收入同比增长率
	X15	归属净利润同比增长率
现金流量指标	X16	销售净现金流/营业总收入
	X17	经营净现金流/营业总收入
可转债市场特征指标	X18	纯债价值
	X19	转股价值
	X20	剩余份额
	X21	收盘价
	X22	可转债溢价率
宏观经济指标	X23	GDP 增长率
	X24	通货膨胀率
	X25	利率

3.3. 样本描述性统计

本文先对样本总体进行描述性统计，结果见表 2。

Table 2. Descriptive statistics of characteristic indicators
表 2. 特征指标描述性统计

符号	指标	均值	标准差	最大值	最小值
X1	净资产收益率	-3.1878	13.0253	19.1639	-40.3347
X2	总资产报酬率	0.2721	3.2528	8.0848	-8.5755
X3	销售毛利率	14.3548	10.2952	29.0600	-14.3766
X4	销售净利率	-12.2052	21.7693	10.2479	-59.9803
X5	流动比率	0.9810	0.1071	1.1738	0.7641
X6	速动比率	0.8335	0.2042	1.0738	0.4603
X7	现金流量比率	-0.0194	0.0380	0.0984	-0.0965

续表

X8	资产负债率	75.2197	5.0228	86.4268	69.9671
X9	权益系数	4.2622	1.1885	7.3675	3.3297
X10	产权比率	3.2622	1.1885	6.3675	2.3297
X11	总资产周转率	0.1713	0.1624	0.6476	0.0160
X12	存货周转率	0.4073	0.3882	1.5436	0.0434
X13	应收账款周转率	1.1658	1.0030	3.8027	0.0908
X14	营业总收入同比增长率	-3.5166	60.2011	197.4542	-72.4863
X15	归属净利润同比增长率	-262.8310	715.5113	229.8111	-3311.9177
X16	销售净现金流/营业总收入	-27.3008	39.2611	15.9554	-148.5133
X17	经营净现金流/营业总收入	158.8217	111.0201	592.3500	58.0000
X18	纯债价值(元)	95.0784	5.8667	104.5041	81.2362
X19	转股价值(元)	80.7440	18.7000	113.9942	46.3918
X20	剩余份额(亿元)	6.5788	0.0291	6.6	6.4549
X21	收盘价(元)	105.2268	12.0964	129.0500	75.9020
X22	可转债溢价率	35.1316	24.3972	97.4405	3.8817
X23	GDP 增长率	5.1667	4.0857	18.7000	-6.9000
X24	通货膨胀率	1.6083	1.3449	4.5000	-0.3000
X25	利率	2.7252	0.4163	3.5210	2.0160

数据来源：Wind 数据库。

从表 2 中的财务指标来看，净资产收益率、销售毛利率、销售净利率、营业总收入同比增长率、归属净利润同比增长率、销售净现金流/营业总收入、经营净现金流/营业总收入，这七项财务指标波动较大，最大值与最小值的差距显著。结合其均值分析，可以推测这些指标的表现直接影响了 LN 股份的信用风险程度，导致债券违约的发生。

从表 2 可转债市场特征指标看，剩余份额与公司偿债能力相关指标具较强可比性。LN 股份剩余份额均值为 6.5788 亿元，长期接近发行规模 6.6 亿元，反映其债务压力始终较大且缺乏缓释。结合均值 0.9810 的流动比率与均值 0.8335 的速动比率，显示公司短期偿债能力偏弱，流动资产中变现能力强的资产占比较低。现金流量比率为-0.0194，经营现金流无法覆盖短期债务，存在举新债还旧债的风险。与此同时，资产负债率均值为 75.22%，接近高风险临界值，财务杠杆水平偏高，偿债压力突出。可转债溢价率在违约前夕降至 3.88%，表明市场信心大幅下滑，转股意愿明显减弱，企业通过股权融资纾困的路径受阻。整体而言，尽管剩余份额波动不大，但其长期高位叠加流动性差、现金流紧张和市场信心不足，突显公司在债务结构中的脆弱性。

此外，LN 股份可转债收盘价波动范围为 75.90 至 129.05 元，均值 105.23 元，表面稳定，但背后潜藏风险信号。尽管股价维持相对平稳，其对应的转股价值远低于转股价的 68.57%，且在违约前约 98%的可转债未完成转股，市场对未来股价反弹缺乏信心，削弱了转股缓解债务的可行性。经营效率方面，总资产周转率均值仅为 0.1713，最低为 0.016，反映主营业务变现能力极低；同时，营业总收入与归属净利润同比增长率均值分别为-3.5166 与-262.831，盈利能力严重下滑。上述财务与市场指标交叉验证，表明

公司基本面持续恶化，市场信心急剧下滑，最终形成“无法转股－融资受阻－违约爆发”的风险链条。LN 股份收盘价与溢价率联动特征显著，结合资产效率与盈利指标，可揭示其违约风险的实质演变路径。

从表 2 中的宏观经济来看，通货膨胀率和利率的波动不大，GDP 增长率的波动性较大，表明经济活动存在显著的不稳定性，根据样本具体数据，GDP 增长率出现负数在疫情时期，在后疫情时代增长率回升与复工复产和刺激消费等有关。

3.4. 样本预处理

为了加强随机森林模型对于数据的训练能力，本文主要通过处理日期、构建滞后特征、滚动统计特征和数据清洗来对样本的各特征数据进行预处理。

本文首先从 csv 文件加载数据，设置 Date 列为时间索引，并将其转换为日期时间类型。通过 create_lag_features 函数，为数据创建了滞后特征。针对资产负债率 X8，滞后期设置为 1，即每个时刻数据与前一时点数据的关系，以捕获其短期影响；对于可转债溢价率 X22 和利率 X25，滞后期设置为 3，以更好捕获中长期趋势，为模型提供了时间序列的历史信息。模型通过综合资产负债率 X8、可转债溢价率 X22、利率 X25 三项指标生成一个加权风险评分作为目标变量，见式(1)。

$$\text{Risk_Score} = 0.4 \times X8 + 0.3 \times X22 + 0.3 \times X25 \quad (1)$$

较高的负债率往往是企业面临财务危机的早期信号；可转债溢价率与市场信心密切相关，可作为风险预警指标；利率波动可能对企业的融资成本及偿债能力产生重大影响。将风险评分的权重设计为 40% 资产负债率、30% 可转债溢价率、30% 利率，体现了企业运营、市场溢价和宏观经济等多重影响因素，更符合债券市场实际情况。

本文还为各特征引入了滚动统计特征。针对 X8，使用窗口大小为 2 的滚动均值和滚动标准差，表示使用过去 2 个时刻的数据来计算这些统计量，以增强其短期敏感度；针对 X22，使用窗口大小为 3 的滚动均值，以平滑其数据波动；针对 X25，使用窗口大小为 3 的滚动标准差，以捕获其波动性特征。滚动窗口特征有助于捕捉数据的时间趋势和波动性。通过 dropna 删除了包含缺失值的行，以确保数据完整。

3.5. 构建模型

首先，进行数据分割。使用 TimeSeriesSplit 进行时间序列交叉验证，确保数据切分符合时间顺序，防止未来数据泄露。在每一轮交叉验证中，运用 RandomForestRegressor 训练随机森林回归模型并进行预测，计算 MAE 和 MSE，以衡量模型的预测准确性和稳定性。完成交叉验证后，使用全部数据训练最终的回归模型。结果见表 3。

Table 3. Model evaluation

表 3. 模型评估

指标	符号	数值
平均绝对误差	MAE	6.073987010000007
均方误差	MSE	60.36775731905215

数据来源：Python 输出。

MAE (Mean Absolute Error) 表示平均预测值与真实值之间的平均绝对误差。MAE 越小，模型的预测误差越低，预测结果越好。如果 MAE 为 0，表示模型的预测完全准确。预测的债券违约概率范围是[0, 100]，从表 3 可知 MAE 约为 6.07，则意味着模型的预测误差较小，大约是 6.07%。

MSE (Mean Squared Error)的计算方式是误差的平方, 对具有大误差的预测结果会有较高的惩罚。从表 3 可见该模型的 MSE 约为 60.37, MSE 对大误差更敏感, 因此它通常较大, 反映了模型在某些预测中的较大误差。特别是在高风险债券的预测中, 较大的 MSE 可能表示模型未能及时发现潜在的违约风险。

3.6. 变量重要性分析

下面将实际值与预测值进行对比, 直观地展示了模型预测的效果, 结果见图 1。

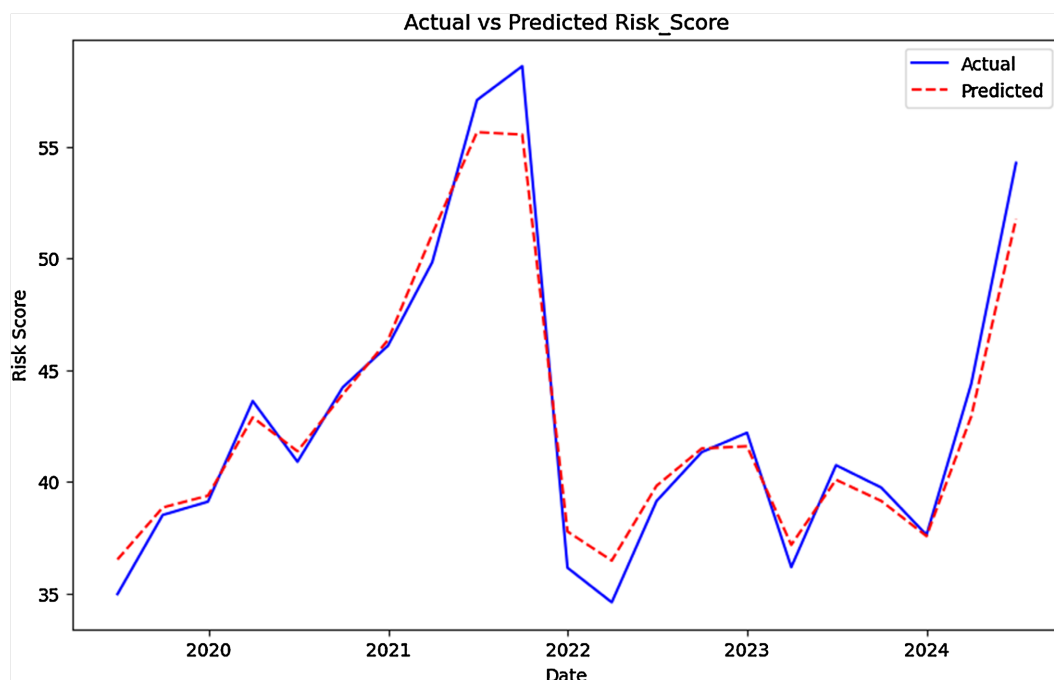


Figure 1. Comparison of actual values and predicted values

图 1. 实际值与预测值对比

图 1 中的实际值(蓝色线)和预测值(红色虚线)显示了类似的趋势, 表明模型能够捕捉到数据的总体波动趋势。但在一些时段, 尤其是波动较大的区域, 比如 2021 年中预测值和实际值之间仍然有明显的差距。特别是在拐点处, 预测值的波动幅度似乎低于实际值, 说明模型在处理急剧波动时可能存在一定的滞后或响应不足。而在一些平稳的区域, 模型的预测表现较好, 实际值和预测值接近。这可能表明, 模型在预测相对平稳的数据时表现更好, 但在波动较大的数据上, 预测的精确度有所下降。

其次, 本文使用 quarter 时间特征作为额外的时间标识特征, 在时间序列模型中有助于模型捕获趋势和周期, 使用 Permutation Importance 衡量时间序列模型的特征贡献度。打印出模型训练后每个特征的“重要性”, 并进行了排序, 结果见表 4。

由表 4 可见, X22、X19、X21、X7 是模型最重要的特征, 分别占有 30.97%、21.07%、4.35%、1.72% 的重要性。这表明可转债溢价率、转股价值、收盘价及现金流量比率在 LN 股份债券违约预测中起到了关键作用, 尤其是与市场表现和流动性相关的指标贡献显著。滞后特征 X25_lag_3 和 X25_lag_2 也表现出一定的重要性, 这表明历史数据对模型仍具有一定影响, 反映出时间序列中滞后效应的存在。滚动特征 X22_rolling_mean_3 和 X25_rolling_std_3 的特征重要性较低, 分别为 0.21% 和 0.15%, 说明当前数据集在捕获平滑趋势或短期波动方面的依赖度较小。尤其是更长窗口的滚动统计特征 X8_rolling_mean_2 和 X8_rolling_std_2 的重要性接近于 0, 进一步印证了这一点。

Table 4. Variable features of importance**表 4.** 变量特征重要性

Feature	Importance
X22	0.309701
X19	0.210679
X21	0.043480
Feature	Importance
X7	0.017153
X6	0.003510
X25_lag_3	0.003033
X25_lag_2	0.002680
X22_rolling_mean_3	0.002084
X22_lag_1	0.002017
X5	0.002002
X8_rolling_std_2	0.001932
X25	0.001863
X3	0.001627
X16	0.001546
X9	0.001531
quarter	0.001521
X25_rolling_std_3	0.001468
X22_lag_3	0.001278
X8_lag_1	0.001264
X1	0.001235
X20	0.001194
X2	0.001133
X4	0.001099
Feature	Importance
X12	0.001087
X15	0.001065
X25_lag_1	0.001005
X17	0.000962
X22_lag_2	0.000959
X13	0.000857
X23	0.000787
X11	0.000727
X14	0.000708
X8	0.000691

续表

X8_rolling_mean_2	0.000583
X10	0.000453
X24	0.000441
X18	0.000294

数据来源：Python 输出。

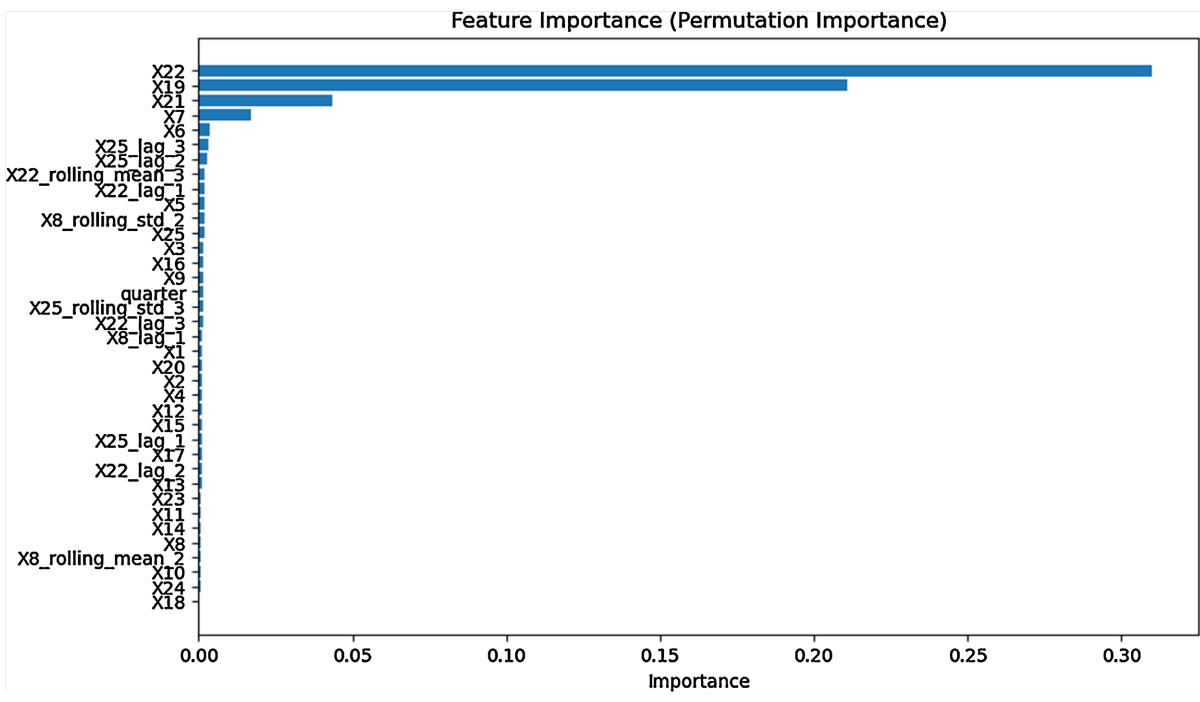


Figure 2. Variable features of importance
图 2. 变量特征重要性

图 2 更加直观显示哪些特征对模型的预测影响最大。

从图 2 中的模型数据结果来看，可转债溢价率 X22、转股价值 X19、收盘价 X21 及现金流量比率 X7 是对 LN 股份债券违约影响最大的四个因素，重要性分别达到 30.97%、21.07%、4.35%、1.72%。这表明企业的市场表现、转股价值及现金流动性是违约风险的核心影响因素。具体而言，可转债溢价率和转股价值直接反映了市场对公司未来增长预期和转股吸引力，而收盘价则体现了公司股票的市场表现，间接影响企业的融资能力。现金流量比率则反映了企业短期偿债能力，与企业的流动性管理密切相关。这四个指标的显著作用表明，市场因素及资金流动性对 LN 股份的违约风险起到了关键性影响。

从表 2 来看，LN 股份的净资产收益率 X1 均值为-3.19%，销售净利率均值更是低至-12.21%，说明公司整体盈利能力较差，长期处于亏损状态，这显著增加了违约风险。此外，销售净利率 X4 的标准差高达 21.77%，作为盈利能力指标波动较大，进一步表明企业经营不稳定，使违约风险更难预测并呈持续恶化趋势。

从财务指标来看，LN 股份的资产负债率 X8 均值高达 75.22%，并在 2024 年三季度达到了 85.08%。高负债率意味着公司财务杠杆较高，债务压力巨大。且公司近年来业务收入下滑明显，2023 年营业收入同比下降 17.08%，归母净利润亏损 10.96 亿元。这些数据进一步验证了模型的结论：盈利能力下降、负

债率上升会导致企业现金流紧张，从而增加违约可能性。

从可转债市场特征指标来看，LN 股份的可转债收盘价 X21 均值为 105.23 元，可转债溢价率 X22 均值为 35.13%。但违约发生前，可转债溢价率波动剧烈，最低仅为 3.88%，说明市场对 LN 股份的信心严重不足。在违约事件发生时，即 2024 年 8 月，LN 股份股票价格跌至转股价格的 68.57%，导致大量债券未能转股，最终使得债务无法通过股权转换缓解，触发违约。

从宏观经济指标来看，GDP 增长率 X23 均值为 5.17%，但波动性较大，最低值甚至为-6.90%。这表明宏观经济环境的不确定性对企业的经营稳定性存在一定影响。在经济下行周期，企业现金流压力加剧，而 LN 股份的主要业务涉及 EPC、PPP 等项目，资金回笼周期长，受经济和政策变化的影响较大，进一步加剧了流动性危机。

4. LN 股份违约案例分析

4.1. LN 股份基本情况

岭南生态文旅股份有限公司成立于 1998 年，并于 2014 年成功上市(股票代码：SZ.002717)。经过二十余年的发展，公司围绕“生态 + 文旅”战略，依托园林、市政、水务、设计及文化旅游五大子集团协同运作，打造了涵盖投资、规划、建设与运营的一站式服务体系，业务范围涉及规划设计、市政及园林工程、水利与水环境治理、文旅投资运营、文化科技以及展览策展六大领域。

Table 5. Shareholding situation of the top ten circulating shareholders of LN Shares
表 5. LN 股份前十流通股东持股情况

股东名称	股东性质	持股比例	报告期末持有的普通股数量
中山华盈产业投资合伙企业(有限合伙)	投资公司	5.26%	84,260,000
尹洪卫	个人	4.56%	73,012,243
香港中央结算有限公司	其它	0.94%	15,016,078
中山火炬华盈投资有限公司	投资公司	0.92%	14,738,375
章美华	个人	0.63%	10,017,635
卢艳	个人	0.40%	6,366,500
郑敏佳	个人	0.36%	5,798,000
李萍	个人	0.23%	3,740,000
李江	个人	0.21%	3,411,274
王兴永	个人	0.21%	3,358,471

数据来源：东方财富网。

在 2022 年中山火炬区高技术产业开发区管委会成为 LN 股份实际控制人，LN 股份由此成为国资控股的上市公司。由表 5 可见，中山华盈产业投资合伙企业(有限合伙)和中山火炬华盈投资有限公司为关联方，其合计持股比例将达到 6.18%，对公司控制权形成一定影响。

由表 6 可见，LN 股份的核心业务涵盖生态环境建设与修复、水务治理施工以及文旅产业三大板块。根据公司 2024 年三季报数据，公司实现营收 8.05 亿元，同比下降 51.02%；净利润亏损 2.77 亿元，同比减少 32.68%。同时，公司有息债务规模达到 41.84 亿元，资产负债率高达 85.08%。

Table 6. Proportion of business revenue of LN Shares
表 6. LN 股份业务收入比重

项目	2019 年	2020 年	2021 年	2022 年	2023 年
生态环境建设与修复业务	47.34%	57.11%	49.11%	48.76%	55.17%
水务水环境治理业务	39.64%	38.77%	42.98%	47.78%	40.92%
文化旅游业务	13.01%	4.11%	7.92%	3.46%	3.91%

数据来源：东方财富网。

4.2. LN 股份可转债违约事件回顾

1. LN 股份可转债发行情况

LN 股份于 2018 年 8 月 14 日发行了 660 万张可转换公司债券，债券代码“128044”，每张面值 100 元，总发行规模为 6.6 亿元，期限 6 年。根据募集说明书，该债券采用年度付息方式，每年支付一次利息，并在到期时偿还本金及最后一年的利息。“岭南转债”最后交易日为 2024 年 8 月 9 日，最后转股日为 2024 年 8 月 14 日。

2. LN 股份债券“岭南转债”违约历程

自 2024 年 5 月起，LN 股份结合自身经营状况及资金情况，在相关公告中多次提示“岭南转债”可能面临兑付风险。截至 2024 年 7 月 29 日，该债券剩余本金为 6.45 亿元，未转股比例高达 97.77%，公司股票收盘价仅为当前转股价格(1.40 元/股)的 68.57%。

2024 年 8 月 15 日，公司正式发布公告称，截至 8 月 13 日，“岭南转债”剩余本金为 4.89 亿元，因公司现有货币资金不足，无法按期兑付本息。此外，截至 2024 年一季度末，公司货币资金余额约 2.5 亿元，应收账款达 23.45 亿元，由于地方财政紧张，回款进度受阻，同时银行账户被冻结 1.64 亿元，进一步加剧了流动性压力。

3. LN 股份可转债违约后续处理

中山市人才创新创业生态园服务有限公司于 2024 年 8 月 14 日出手收购部分“岭南转债”至余额 4.56 亿，公司股价也自此开启一路狂飙，不过整体风险仍未实质性缓和。企业预警通数据显示，公司已有超 2.5 亿元债务逾期，涉及农业银行、东莞银行东莞分行等多家金融机构。此外，截至 2023 年 12 月底，公司票据逾期金额超过 1.21 亿元。

在 2025 年首次岭南转债持有人会议上，相关偿债方案包括分期支付，并按年化 4.75% 的利率计息，自可转债逾期次日开始计算。然而，最新公告中未对此方案作进一步说明。

2025 年 1 月 16 日，LN 股份发布公告，宣布将以“岭南转债”剩余债券本金(4,563,663 张*100 元/张)为基数，采取分期偿还的方式，并计划在两年半内完成全部偿付，其中第一期偿付将于 1 月 31 日前完成，偿付比例为 10%。不过公司同时表示，正在采取多项措施筹措资金，但资金兑付仍存在不确定性。

4.3. 随机森林违约预测模型在 LN 股份案例中的应用

本研究采用随机森林时间序列回归模型对 LN 股份的债券违约风险进行了预测，并分析了各变量对违约的影响程度。随机森林算法通过集成多个决策树，能够有效捕捉财务数据的非线性关系，并在高维数据环境下保持较好的预测性能。本文基于 LN 股份 2018 年第 2 季度至 2024 年第 3 季度的财务数据、可转债市场特征指标和宏观经济因素，构建了违约预警模型，并进行了特征重要性分析，以识别关键影响因素。

在建模过程中，研究首先对数据进行了样本预处理，包括缺失值处理、数据标准化、创建滞后特征

以及滚动统计特征。随后，使用 TimeSeriesSplit 进行交叉验证。在模型训练阶段，采用随机森林回归算法对 LN 股份的债券违约进行预测，并评估其表现。

从表 3 来看，MAE 为 6.07，MSE 为 60.37，说明模型在预测 LN 股份债券违约风险方面具有较好的准确性。MAE 表示预测值与实际值之间的平均绝对误差，其较低的数值表明模型的整体误差较小。然而，MSE 较高，表明模型在某些极端情况(如市场剧烈波动时期)的预测效果存在一定偏差。特别是在违约发生前的 2024 年初，模型的预测误差较大，说明其对市场剧烈波动的响应能力有限。

从图 1 可以看出，模型成功捕获了风险评分的主要波动趋势。模型的预测表现较好，实际值和预测值接近。模型较好地捕捉到了 LN 股份债券违约前的趋势变化，但在市场波动剧烈的阶段，即 2024 年初，预测值相较实际值存在一定偏差。这可能与 LN 股份股票价格的剧烈波动、市场情绪影响以及短期现金流变化有关。特别是在违约前夕，市场信号波动加剧，如可转债溢价率、收盘价，而模型对这些因素的响应较为滞后，导致预测精度下降。

为了进一步理解模型预测违约风险的核心驱动因素，研究分析了特征变量的重要性排序(表 4)，并绘制了特征重要性分布图(图 2)。主要结果筛选如表 7 所示。下表 7 各变量特征重要性是机器学习模型自动筛选出来的。

Table 7. Variable characteristic importance main results
表 7. 变量特征重要性主要结果

变量	特征名称	重要性
X22	可转债溢价率	30.97%
X19	转股价值	21.07%
X21	收盘价	4.35%
X7	现金流量比率	1.72%

数据来源：Python 输出。

由表 7 可得，LN 股份债券违约最具预测力的特征包括可转债溢价率、转股价值、收盘价及现金流量比率。

这表明市场因素和资金流动性对 LN 股份的违约风险具有核心影响。其中，可转债溢价率和转股价值直接反映了市场对公司未来增长预期和转股吸引力，显著影响投资者信心。收盘价作为公司股票的市场表现，间接影响企业的融资能力。而现金流量比率则反映了企业的短期偿债能力，表明企业在资金流转方面的稳定性对其信用风险同样不可忽视。

此外，LN 股份的净资产收益率 X1 均值为-3.19%，销售净利率均值更是低至-12.21%，进一步说明公司整体盈利能力较差，长期处于亏损状态，从而显著增加了违约风险。销售净利率 X4 的标准差高达 21.77%，显示其波动较大，进一步突出了企业经营不稳定性，这也是导致违约风险难以预测并持续恶化的关键因素。

4.4. LN 股份违约原因分析

首先，岭南转债违约的根本原因在于施工企业普遍面临的回款难题。公司主要依赖 EPC 模式和 PPP 模式运营，尤其是 PPP 项目回款周期较长，且项目对手方以地方政府和国有企业为主，导致资金回流缓慢，加剧了资金压力。

其次，违约与生态环境建设行业的周期性波动及市场供需变化密切相关。受政府投资缩减影响，公

司在优化业务订单结构和调整战略布局方面未能取得预期成效, 新签订单规模低于预期。同时, 工程项目结算周期延长、应收账款回款滞后, 进一步加剧资金紧张状况, 影响在建项目施工进度。此外, 公司仍需维持日常运营开支, 使得资产负债率持续处于高位, 盈利能力和偿债能力不断下降, 流动性压力随之加剧。

5. 政策建议与风险管理

本研究发现, LN 股份债券违约主要源于盈利能力下滑、高负债与现金流管理不善, 同时可转债溢价率与收盘价等市场信号在违约前夕明显波动, 具备重要的预警价值。为防范类似风险, 政府、企业与投资者需协同应对。

政府层面, 应强化信息披露, 聚焦企业短期偿债能力与现金流状况, 建立“高风险债券企业名单”并推动市场化违约处置机制; 同时, 运用机器学习技术构建智能化预警系统, 提升监管的精准性与前瞻性。企业层面, 应优化债务结构、控制杠杆水平, 强化现金流管理、加快资金回笼, 并通过 IR 机制与债权人保持良好沟通, 提前制定应对方案, 降低违约扩散风险。投资者层面, 应关注企业财务指标与市场信号变化, 提高信用风险识别能力, 采取分散投资策略, 优先配置财务稳健、信用评级较高的债券资产, 以提升投资安全性。

基金项目

本研究为广东省重点建设学科科研能力提升项目(项目编号 2024ZDJS113)、广州华商学院应用型示范专业 - 金融科技专业建设项目 HS2024SFZY08、广州华商学院金融科技专业核心课程教研室建设项目 HS2024ZLGC43 等阶段性成果。

参考文献

- [1] Merton, R.C. (1974) On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates. *The Journal of Finance*, **29**, 449-470. <https://doi.org/10.2307/2978814>
- [2] Altman, E.I., Haldeman, R.G. and Narayanan, P. (1977) ZETATM Analysis a New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations. *Journal of Banking & Finance*, **1**, 29-54. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(77\)90017-6](https://doi.org/10.1016/0378-4266(77)90017-6)
- [3] 杨东梅. 行业视角下公司债券违约风险度量研究[D]: [硕士学位论文]. 合肥: 中国科学技术大学, 2017.
- [4] Giesecke, K. (2011) Credit Risk Modeling and Valuation: An Introduction. *Annual Review of Financial Economics*, **3**, 1-25.
- [5] 张庆宏. 基于随机森林算法的我国信用债券违约预测评估[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京大学, 2020.
- [6] 孙林, 孙健. 上市公司债券违约的影响因素分析——基于企业财务杠杆和多元化经营的研究[J]. 上海金融, 2022(11): 2-11.
- [7] 郭滢. 企业债券违约预警研究[D]: [硕士学位论文]. 南昌: 华东交通大学, 2020.
- [8] Douglas, A.V.S., Huang, A.G. and Vetzal, K.R. (2016) Cash Flow Volatility and Corporate Bond Yield Spreads. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, **46**, 417-458. <https://doi.org/10.1007/s11156-014-0474-0>
- [9] 胡蝶. 基于随机森林的债券违约分析[J]. 当代经济, 2018, 35(3): 28-30.
- [10] 刘律康, 班越, 赵振, 等. 我国非金融企业信用债违约先兆分析与建模探究[J]. 债券市场导报, 2021(4): 37-43.
- [11] 罗小伟, 梁晨. 我国企业债券违约的特征趋势、融资特点及风险处置机制研究[J]. 金融发展研究, 2020(4): 44-53.
- [12] Hamori, S., Kawai, M., Kume, T., Murakami, Y. and Watanabe, C. (2018) Ensemble Learning or Deep Learning? Application to Default Risk Analysis. *Journal of Risk and Financial Management*, **11**, Article 12. <https://doi.org/10.3390/jrfm11010012>
- [13] Abhijeet, G.R. and Siddhaling, U. (2019) *Advances in Science, Technology & Innovation*. Springer International Publishing, 79-84.
- [14] Shrivastava, A., Kumar, N., Kumar, K. and Gupta, S. (2020) Corporate Distress Prediction Using Random Forest and

-
- Tree Net for India. *Journal of Management and Science*, **10**, 1-11. <https://doi.org/10.26524/jms.2020.1>
- [15] Bosker, J., Gürtler, M. and Zöllner, M. (2025) Machine Learning-Based Variable Selection for Clustered Credit Risk Modeling. *Journal of Business Economics*, **95**, 617-652. <https://doi.org/10.1007/s11573-024-01213-8>
- [16] 姜富伟, 柴百霖, 林奕皓. 深度学习与企业债券信用风险[J]. 计量经济学报, 2024, 4(6): 1531-1556.