

基于财务和非财务信息的债券违约预警模型研究

——来自机器学习方法的经验证据

吴世农 陈智瑜

【摘要】债券市场安全涉及国家的金融安全,近年来因我国债券违约频发而备受关注。基于我国债券市场特征、财务困境和制度经济学理论,引入财务信息和非财务信息变量并使用传统统计方法和机器学习方法可构建一批债券违约预警模型。研究发现:第一,对比传统统计方法构建的债券违约预警模型,基于机器学习构建的债券违约预警模型具有更高的预测准确度。第二,在使用财务信息变量的基础上引入非财务信息变量,债券违约预警模型的预测准确度大幅提高,表明非财务信息为预警模型提供了有效的增量信息。具体来说:(1)作为债券市场重要的“看门人”,审计和评级机构都能提供债券违约的预警信息,但违约前一年审计意见提供的预警信息的重要性高于信用评级提供的预警信息;(2)发债企业的所有制、上市状况及其所属地区的经济与社会环境如社会资本和营商环境对于债券违约预警具有重要作用;(3)货币政策信息对于债券违约预警也具有重要作用;(4)预警模型帮助投资者大幅降低“踩雷”的概率,极大提高了债券投资的安全性。

【关键词】债券违约预警;机器学习;看门人;地区经济;营商环境;信息含量

【作者简介】吴世农,厦门大学管理学院教授,博士生导师,经济学博士;陈智瑜,厦门大学管理学院博士研究生(福建 厦门 361005)。

【原文出处】《厦门大学学报》:哲学社会科学版,2023.6.108~121

【基金项目】国家自然科学基金重大项目“中国制度和文化背景下公司财务政策的理论与实践研究”(71790601)。

一、引言

我国债券市场经历了多年的快速发展,于2019年超过日本成为仅次于美国的全球第二大债券市场。截至2021年末,中国债券市场存量已达到130万亿元人民币,约占全年GDP的114%,其重要性不言而喻。一方面,债券市场的快速发展丰富了我国的多层次金融体系,降低了企业对间接融资的过度依赖并缓解了实体企业“融资难”“融资贵”的问题,起到服务实体经济的重要作用。另一方面,2014年债券市场打破“刚兑”以来,债券发行人无法按期兑付本息的违约事件时常发生,这增加了金融市场的整体风险,无疑对监管层如何平衡好债券市场“防风险”与“促发展”的关系提出了更高的要求,也对债券投资

者如何预警和规避债券投资风险提出了新的挑战。

近年来,人工智能技术蓬勃发展,其对于金融行业的分析、决策和预测起到了越来越重要的作用。国际上,著名评级机构穆迪为适应新兴科技的变化,于2007年单独设立穆迪分析(Moody's Analytics)为客户提供人工智能决策方案,同时将机器学习方法视为改进现有信用风险模型的新机会。对于我国的金融风险,国务院于2017年印发的《新一代人工智能发展规划》指出应抢抓人工智能发展的重大战略机遇,建立金融风险智能预警与防控系统。^①如何科学有效地运用人工智能技术来预警我国债券市场的违约风险,是一个具有现实意义的重要问题。

本文在现有财务困境预警研究的基础上,应用

传统统计分析模型和现代机器学习方法,以2014—2021年我国债券市场上首次发生实质性债券违约公司为研究样本,综合公司的财务信息和非财务信息,探讨构建适合我国债券市场的债券违约预警模型。基于传统统计的预警模型包括线性判别模型(LDA)、逻辑斯蒂模型(Logistic);基于机器学习的预警模型则包括支持向量机模型(SVM)、人工神经网络模型(ANN)以及随机森林模型(Random Forest)和极端梯度提升模型(XGBoost)。为此,本文将重点研究和比较传统统计预警模型与机器学习预警模型的预测准确度,并探讨在使用财务信息变量的基础上,引入非财务信息变量能否改善预警模型的预测准确度。

本文所构建的债券违约预警模型使用公司的成长性、经营效率、流动性、偿债能力、盈利能力、创现能力、负债水平以及代理成本和资产规模这9个维度的财务信息作为预警变量,同时还选用与这些变量对应的原始会计数据作为预警变量。债券违约预警模型使用的非财务信息变量包括微观和宏观两方面:一是衡量公司的上市状况、产权性质、股权结构、审计信息、评级信息的内外部治理变量;二是衡量地区的经济增长、营商环境、社会资本、金融资源的区域经济与社会环境变量,以及衡量货币政策宽松程度的宏观变量。

研究表明:一是基于机器学习方法构建的债券违约预警模型的准确度高于基于传统统计方法构建的债券违约预警模型;二是相较于仅使用财务信息变量,在引入财务信息变量的基础上加入非财务信息变量可大幅提高债券违约预警模型的准确度;三是作为债券市场的“看门人”,外部审计意见和信用评级结果都能为预警模型提供重要的预警信息,但违约前一年外部审计意见提供的预警信息的重要性高于信用评级结果提供的预警信息;四是发债企业的所有制、上市状况及所属地区的经济与社会环境信息如区域GDP增长率、营商环境和社会资本,以及宏观的货币政策信息具有重要的预警信息;五是预警模型虽无法帮助投资者完全避免投资于违约债券,但能有效帮助投资者把“踩雷”的概率降低

80%以上,极大地提高了债券投资的安全性。

本文研究的主要边际贡献有:第一,本文进一步丰富了债券违约和财务困境预测的相关研究。已有的财务困境或债务危机预测研究主要使用财务信息相关的指标进行预警分析。^②本文在使用财务信息变量的基础上,基于制度经济学理论,考虑了正式制度因素和非正式制度因素的影响,选取了包括公司内外部治理、公司所属地区经济与社会环境因素以及宏观的货币政策等非财务信息变量,从而大幅提高了债券违约预警模型的预警准确度。第二,本文拓展了机器学习方法在债券违约预警中的应用。近年来,应用机器学习开展经济、金融与会计研究已成为一个新的发展趋势。^③对于债券违约预测的问题,以往研究多集中于应用统计计量方法分析债券违约的影响因素(因果性)或相关因素(相关性)^④,而应用机器学习方法预警债券违约的研究较少,且样本量较小。本文在扩大样本量的基础上,构建了基于传统统计方法和机器学习方法的债券违约预警模型,一方面拓展了机器学习方法在债券违约预警研究中的应用,另一方面验证了机器学习预警模型较传统统计预警模型具有更高的预测准确度。第三,本文还着重探讨债券市场外部监督、区域的经济与社会环境以及宏观的货币政策等非财务信息变量在债券违约预警中的重要性,为完善相关政策提供科学依据,具有重要的应用价值。研究发现:审计和评级信息均可为债券违约预测提供重要预警信息,但违约前一年外部审计意见提供的预警信息的重要性要高于信用评级结果提供的预警信息;发债企业的所有制、上市状况及所属地区的经济与社会环境如地区经济增长率、营商环境和社会资本,以及宏观的货币政策信息对债券违约预警均具有重要作用。

二、文献回顾与理论分析

公司的财务困境和债务危机预警是金融与财务研究中的经典问题之一,自20世纪30年代开始研究,直至60年代取得具有应用价值的研究成果。回顾其研究历程,经历了从单一变量预警向多变量预警发展,从财务预警变量向财务和非财务预警变量发展,

从统计的线性判定模型向非线性判定模型发展,从传统的统计预警模型向机器学习的预警模型发展。

(一)财务困境的预测方法和债券违约预警模型的构建

企业债务违约之前常常表现出财务状况恶化的先兆特征,包括流动性不足,高负债甚至资不抵债,盈利能力低下甚至亏损,经营活动难于创造净现金,无法再融资,最终导致债务违约。20世纪60年代,Beaver采用单个财务变量分析和比较来预测公司的财务困境,Altman则运用多元线性判别分析方法构建出多个财务变量的Z-Score模型,该模型通过分析判定点位置判断公司是否陷入财务困境,改变了过去仅使用单变量方法进行财务困境预测。^⑤Ohlson使用逻辑斯蒂模型判断公司财务状况,该模型较判别分析模型约束条件更少,适合大样本预测且结果更准确直观。^⑥国内学者也分别采用了线性判别分析模型和逻辑斯蒂模型开展我国公司的财务困境预测研究。^⑦

近期,学术界开始尝试运用机器学习方法开展金融与财务预测研究。相较于传统统计分析模型,机器学习模型使用非参数估计,模型的形式更加灵活,拟合能力更好。为提高预测准确度,机器学习模型能在偏差和方差间做出权衡,有着更好的样本外预测能力。学者们基于机器学习方法构建出财务困境和债务危机的预测模型,并使用比较方法证明了这些模型预测能力的有效性。^⑧但是,这些财务困境预警模型所使用的主要是与财务信息相关的变量,对于非财务信息的预警作用的研究甚少。

(二)产权性质、上市状况与股权结构

对于不同产权性质的企业,其债券违约的风险具有明显的区别。在融资方面,国有企业存在一定的软预算约束和隐性信用,相较于非国有企业具有更多的融资优势。银行更倾向于发放给国有企业更多贷款,且贷款的期限也更长;国有企业在股权融资上也拥有更多政策优惠。在债务偿还方面,国有企业存在一定的政府隐性担保,当企业无能力偿还债务时更可能得到政府的支持和帮助。^⑨因此,表现在

债券的价格上,国有企业发行的债券利差明显低于非国有企业,即投资者认为国有企业的债务违约概率更低。我国债券市场包括了大量上市及非上市企业,上市公司通常有更为完善的公司治理架构以及更多的融资渠道。^⑩

不同于英美等国的分散股权结构,我国公司的股权结构较为集中。在法律与制度不够完善的情况下,大股东侵犯中小投资者利益时有发生。大股东利用其控制力转移公司的现金或其他资产,这些掏空行为将严重损害公司的业绩及价值。研究发现,我国大股东持股比率与掏空行为呈现先上升后下降的关系,股权制衡度提高有利于抑制大股东掏空活动。^⑪此外,经理人与投资者之间存在代理成本,经理人出于个人利益增加在职消费和进行低效投资等,也将侵害股东以及债权人的利益。^⑫可见,发债企业合理的股权结构和良好的公司治理机制可保障企业持续健康稳步发展,抑制其债券违约发生的概率。

(三)信用评级与外部审计

评级机构作为债券市场的重要“看门人”,评级信息有助于缓解公司与投资者之间信息不对称问题。我国的信用评级行业起步较晚,信用评级的等级普遍较高,以及“发行人付费”的评级模式可能存在一定的利益冲突和独立性问题^⑬,导致投资者对我国信用评级有效性和及时性提出了诸多质疑。但是,也有部分研究证明了我国的信用评级结果仍具重要的信息含量。刘星和杨羚璇指出,在声誉机制的作用下,评级机构会根据公司真实的信息做出相应评级调整,这为信用评级结果的有效性提供了经验证据。对于债券市场,王雄元和张春强发现信用评级越高的企业其发行债券的成本更低。^⑭

审计机构是债券市场的另一个重要“看门人”。经理人与投资者之间存在代理问题,因此有必要采取外部监督来约束经理人的不当行为,例如通过外部独立审计核查公司财务信息的准确性。外部审计作为独立的保证提高了财务报表的可信度,缓解了企业内部人与外部投资者间的信息不对称。对于公司的债务融资,非标准审计意见会增加公司的债务融

资成本,减少债务发行规模,同时投资者会要求更多保护自身的条款。Chen等、Hopwood等发现了审计意见可以作为提高公司破产预测准确性的重要信号。^⑤

(四)地区的经济与社会环境

公司的经营与财务状况与经济发展有高度的相关性。公司收入增长与经济增长呈正相关,经济转差公司股价下跌将导致杠杆率被动上升,直接增加了公司的违约风险。就债券市场而言,经济状况转差可能引起系统性的违约风险,公司债券价格所包含的违约风险溢价将大幅上升。^⑥以美国过去150年的债券违约为样本,Giesecke等发现债券违约在时间上表现出“群聚特征”,GDP增长率是预测债券群聚性违约的重要指标。^⑦国内学者研究发现,我国企业的盈利能力也与经济增长显著相关,而非国有企业的这一相关性更高。^⑧

此外,地区良好的社会环境有助于缓解公司代理问题,优化资源配置以及提高生产效率,进而降低该地区企业的违约破产风险。具体来说,营商环境是区域内影响市场主体活动的综合外部环境,对于降低市场上的制度性成本,提高市场主体获取生产要素的公平性,促进生产要素以市场化方式配置具有重要作用。优化营商环境有助于打破垄断并减少企业寻租行为,让企业能将更多资源投入生产和创新活动,最终提升了企业的经营活力。^⑨社会资本度量的是一个地区的信任、公民参与和社会规范。地区更高的社会资本能够抑制经理人的利己主义和机会主义行为,对公司的创新和财务绩效有显著的促进作用。^⑩地区充分的银行竞争有助于企业更公平地获取金融资源^⑪,进而有助于降低企业的外部融资约束和违约风险。

(五)货币政策

从资金链的角度看,由于企业使用股东出资的权益资本和债权人出资的债务资本去投资,形成了总资产投入经营,因此企业经营活动的目标是为股东和债权人赚取真金白银的利润和利息,并将股东和债权人的本金(折旧与摊销)以现金的形式逐期回收。所以,当企业经营活动创造的净现金难以覆盖

利润、利息、折旧和摊销,换言之,经营净现金小于净利润加利息加折旧与摊销的总和,其就难以维持“简单再生产”,更难以扩张与发展。为此,企业只能不断增加负债或增资扩股。如此几年,就将陷入债务困境或庞氏融资。由于企业的经营净现金创造能力与企业竞争力密切相关,每当经济波动或下行,一些缺乏竞争力的企业陷入经营和财务困境。政府增加货币的流动性,可一定程度缓解这些企业的资金紧张状况或暂时摆脱财务困境;政府收紧货币的流动性,则将加剧这些企业的资金紧张状况从而陷入债务危机。^⑫

三、相关研究变量与描述性统计

(一)样本与变量选取

本文以我国2014-2021年首次发生债券违约的公司作为违约样本^⑬,以相同期间内有存续的公司债、企业债或中期票据且未发生债券违约的公司作为非违约样本,共同构成本文的主检验样本。由于发行债券的城投公司具有“地方政府隐性担保”,本文剔除了城投类型的公司,以及财务数据缺失的公司。本文的主检验按照滚动预测法划分训练集和测试集,具体的做法是:首先选取2014-2018年的样本组合作为模型的训练集,对应选取2019年的样本组合作为模型的测试集;接着选取2014-2019年的样本组合作为模型的训练集,选取2020年的样本组合作为模型的测试集;以此类推。

一个公司发生财务危机是个动态演化过程,典型特征是其财务状况越来越差,通常经历财务绩效下降、财务状况恶化、财务困境和破产危机四个阶段。具体来说,一是成长性下降,表现为收入、利润、经营净现金三大增长率下降;二是经营效率下降,表现为资产和资本周转速度下降;三是盈利能力下降,表现为销售利润率、资产利润率、资本利润率等下降;四是资产流动性下降,表现为现金持有、流动比率、速动比率等下降;五是负债水平提高,特别是表现为有息负债率上升;六是现金创造能力下降,表现为销售获现率、资产创现率等下降;七是偿债能力下降,表现为利息保障倍数、留存收益比例等下降;八

是代理成本上升,表现为经营费用率上升、大股东掏空增加等;九是企业规模,表现为资产或收入的规模的差异,特别是中小企业债务违约和破产概率较高。

综合以上分析并参考财务困境理论和代理理论,我们选取了成长性、经营效率、流动性、偿债能力、盈利能力、获现能力、负债水平、资产规模和与财务信息密切相关的代理成本这9个维度的财务信息变量,同时选择了与之对应的原始会计数据指标。关于非财务信息变量,我们选取了产权性质、是否上

市、股权结构这些公司内部治理变量以及审计与评级信息这些公司外部治理变量。此外,我们还选取了衡量货币政策、经济增长、营商环境、社会资本和金融资源的区域经济与社会环境变量和宏观政策变量。

公司层面的财务信息变量、治理变量的数据来自Wind和同花顺iFinD;宏观变量和区域经济与社会环境变量的数据来自CNRDS、中经网、国家统计局、《中国民政统计年鉴》和张三保等的研究^③。具体的财务比率变量的定义及符号见表1。

表1 变量名称及定义

变量类别	维度	预警变量名称	变量符号	变量定义
财务信息变量	成长性	营业收入增长率	G_Revenue	(本年营业收入-上年营业收入)/上年营业收入
		息税前利润增长率	G_EBIT	(本年息税前利润-上年息税前利润)/上年息税前利润
		经营性净现金流增长率	G_NCF	(本年经营性净现金流-上年经营性净现金流)/上年经营性净现金流
		资产增长率	G_Asset	(本年总资产-上年总资产)/上年总资产
经营效率		资产周转率	AssetTurnover	营业收入/总资产
		存货周转天数	InvTurnover	存货/营业成本
		应收账款周转天数	RecTurnover	应收账款/营业收入
流动性		现金持有比例	Cash	现金及现金等价物/总资产
		速动比率	QuickRatio	(流动资产-存货)/流动负债
		流动比率	CurrentRatio	流动资产/流动负债
财务信息变量	偿债能力	利息保障倍数	Coverage	息税前利润/财务费用
		固定资产占资产比	PPE	固定资产/总资产
		留存收益占资产比	Retained	留存收益/总资产
	盈利能力	毛利率	GrossMargin	(营业收入-营业成本)/营业收入
现金创造能力		息税前利润率	EBIT	息税前利润/总资产
		销售获现率	SaleCash	销售商品、提供劳务收到的现金/营业收入
		资产创现率	NCF	经营净现金流量/总资产
负债水平		自由现金流与营业收入比	FCF	(经营净现金流量-购建固定资产、无形资产和其他长期资产支付的现金)/营业收入
		有息负债率	Debt	有息负债/总资产
		资产规模	Size	公司资产规模取对数
代理成本		经营费用率	Operexp	(销售费用+管理费用)/营业收入
		大股东掏空	Tunnel	其他应收款/总资产
		上市状况	Listed	公司为上市公司取1,否则取0
公司的内外部治理变量	产权性质	国有性质	SOE	产权性质为国有企业取1,否则取0
		央企性质	CentralSOE	产权性质为中央国有企业取1,否则取0
	股权结构	大股东持股	Ownership	第一大股东持股比率
		股权制衡度	Balance	第二至第五大股东持股比率总和/第一大股东持股比率
评级信息	评级结果	Rating	公司的主体评级:AAA取19,AA+取18,AA取17,AA-取16,……CCC取3,CC取2,C取1	
审计信息	审计意见	AuditOpinion	公司的审计意见:标准无保留意见取4,带强调事项段的无保留意见取3,保留意见取2,无法表示意见取1	
宏观和区域的经济社会环境变量	货币政策	M2增长率	M2Growth	货币M2年度增长率
		M2/GDP	M2GDP	货币M2数量/全国GDP
	区域经济社会环境	经济增长	GDPGrowth	省份GDP年度增长率
		营商环境	DB	省份营商环境指数
社会资本	SC_index	省份社会资本指数		
金融资源	银行数量	Bank	公司周围10公里范围内银行的数量取对数	

(二)描述性统计

本文违约样本的时间区间为2014-2021年,其中,2018-2020年违约样本个数较多,违约样本占比约为2%左右;而在其他年份,违约样本较少,违约样本占比均不足1%。本文列示了t-1期(提前1年)违约预测的各变量的描述性统计^⑤。从中可知,样本中包括125个违约债券样本和11 072个非违约债券样本,非违约样本与违约样本比率接近90:1,该样本属于极不平衡样本。从财务信息变量看,非违约公司的成长性、经营效率、流动性、偿债能力、盈利能力、获现能力整体上高于违约公司,而负债水平显著低于违约公司,二者间的财务状况存在明显差异。从治理变量看,非违约公司是上市公司,国有企业的比例高于违约公司对应的比例;非违约公司有更高的主体评级和更好的审计意见。从宏观和区域的经济社会环境变量,非违约公司所在地经济增长更快,营商环境更好,社会资本更高,周边有更多的银行分支机构。

四、债券违约预警模型构建及其效能评估方法

(一)构建预警模型的方法

1.传统统计模型

本文选用了两种常用的传统统计模型构建债券违约预警模型,具体介绍如下:

(1)逻辑斯蒂模型(Logistic)

逻辑斯蒂模型可以用于二分类或多分类问题的预测研究,它是一个非线性的模型,其基本函数形式为: $\log\left(\frac{g(x)}{1-g(x)}\right)=x\beta$,通过最大似然估计方法(MLE),求得模型的具体参数。^⑥

(2)线性判别模型(LDA)

线性判别模型的基本思想是将给定的数据集投影到一条直线上,使相同类别样本的投影点尽可能靠近,而不同类别样本的投影点尽可能分离,通过寻找并确定最优判定点,来对新的预测样本进行有效分类。^⑦

2.机器学习模型

本文还选用了四种常用的机器学习模型构建债券违约预警模型,具体介绍如下:

(1)支持向量机模型(SVM)

支持向量机模型的基本思想是将低维数据映射到高维空间中,并在这个高维空间内构建一个超平面,使得数据变得线性可分。^⑧支持向量机模型的决策边界的超平面表示如下: $w^T\phi(x)+b=0$,其中 $\phi: x\rightarrow H$ 为映射函数。 $\phi(x)$ 是把样本映射到高维空间后的特征向量,对应的参数的维数也变成高维参数。它通常使用软间隔方法使间隔最大。

(2)人工神经网络模型(ANN)

人工神经网络模型是基于感知机构建而成,又被称为多层感知机模型。感知机的运行类似于神经元细胞,在信号超过一定阈值时才能被激活。多层感知机包括输入层、隐藏层、输出层。模型中各层相互联结的神经元共同处理输入数据,既能处理线性逻辑也能处理非线性逻辑。^⑨

(3)随机森林模型(RF)

随机森林模型的方法是通过自助法选取样本,在训练过程中随机选取部分变量训练模型,该方法能够有效降低决策树之间的相关性,减少预测的方差进而提高模型的精确度。^⑩模型训练时首先使用Bootstrap抽样方法构建出B个随机训练集,并利用最小化基尼系数方法训练其对应的B棵决策树。接着在构建树的拆分节点时,从m个影响因素中随机抽取q个(不放回抽样,默认值为m/3),并从q这个影响因素中寻找拆分节点。最后对b个随机的训练集进行训练,投票结果最多的节点为最终节点。

(4)极端梯度提升模型(XGBoost)

极端梯度提升模型是基于提升法(Boosting)构建的机器学习模型^⑪。提升法模型区别于随机森林模型降低决策树间相关性的原理,它通过迭代计算强化基学习器对错分类观测值的分类能力以提高模型整体的预测能力。极端梯度提升模型是梯度提升模型的改进版,其基学习器为CART回归树。由于模型引入了稀疏矩阵,其运行速度较梯度提升模型大幅提高。

(二)样本不平衡的处理方法

对于不平衡的样本,预测模型训练时可能倾向

将少数类样本预测成多数类样本,导致预测性能下降。本文的非违约样本与违约样本观测值数量的比率接近90:1,样本的非平衡度较高。因此,我们在预警模型训练前对训练样本进行了平衡化处理。本文使用常用的采样方法SMOTE通过K近邻法合成新的少数类样本进而使训练样本达到类别平衡状态^⑧,预警模型在样本平衡化处理后进行训练。

(三)预警模型的参数选取方法

对于机器学习预警模型的参数选取,本文通过在训练集中进行5折交叉验证确定模型最优超参数。在较有限的训练样本中,交叉验证能避免仅使用单一验证集得到有偏且不够稳健的模型。我国债券市场上发生违约时间较晚,可用于训练的违约样本相对有限,因此本文选用5折交叉验证确定模型最优超参数。具体地,5折交叉验证的做法是将训练集的样本随机分成5份,每次训练模型时选取其中1份样本作为验证集,其余4份样本作为训练集。通过交叉验证评估结果可以确定机器学习模型的最优超参数。

支持向量机的惩罚系数C越大,代表对错分类容忍度越低,模型拟合能力上升但泛化能力变弱。神经网络的复杂程度与层数和节点数有关,过于复杂的结构可能降低模型的泛化能力。随机森林模型和极端梯度提升模型都是基于决策树的集成学习模型,通常情况下增加树的个数会提高模型的拟合能力,树的个数增加到一定数量模型性能表现得较为稳定;树的深度增加会提高模型拟合能力,但深度过高易造成过拟合。通过网格寻优和交叉验证确定最优超参数,支持向量机模型使用“线性核”,各期模型确定最优惩罚系数C;人工神经网络模型无须过于复杂,仅需两层神经网络,使用随机梯度下降方式;随机森林模型和极端梯度提升模型使用500棵树性能稳定,各期模型确定最优树的最大深度值。

(四)预警模型的效能评估方法

债券违约预警问题是一个分类问题,本文选取了常用的分类模型评价指标来评估本文预警模型的

效能。本文首先定义了以下变量:将正确预测的违约样本个数记为TP;将错误预测的违约样本个数记为FN;将正确预测的非违约样本个数记为TN;将错误预测的非违约样本个数记为FP。

本文模型效能比较最重要的指标为受试者工作特征曲线(ROC)下面积,简称AUC(Area Under ROC)。ROC曲线的纵轴为真阳率($TPR = \frac{TP}{TP+FN}$),横轴为假阳率($FPR = \frac{FP}{FP+TN}$)。在相同的假阳率下,真阳率更高意味着模型的曲线更偏左上方,模型的预测准确度更高。AUC的值介于0—1之间,AUC的数值越大,代表模型的预测性能越好。AUC的数值不受模型阈值的设定影响,适合评估非平衡样本的预测结果^⑨,因此本文将AUC选作模型效能比较的首要评估指标。

此外,本文还选取了两个具有直观经济含义的评价指标。其中一个指标为召回率($Recall = \frac{TP}{TP+FN}$),即被识别出来的真实违约样本占有所有违约样本的比率;另一个指标为精确率($Precision = \frac{TP}{TP+FP}$),即被识别出来的真实违约样本占有所有被预测为违约样本的比率。Recall和Precision两者之间存在此消彼长的关系,它们的取值确定与模型的判断阈值有关。在相同阈值条件下Recall越高说明模型的预测效能更好。对于债券违约预警问题,识别出真实违约公司的重要性大于识别出未发生违约公司,本文选取违约概率前30%对应的概率作为模型的判断阈值。由于违约样本占总样本的比例极低,模型在将真实违约样本识别出来的同时也会将大量非违约样本判断为可能违约样本,这导致所对应的Precision取值较低。

五、债券违约预警模型的预测结果与分析

(一)基于财务信息的预测

在这一部分,我们仅使用财务信息变量作为输入变量比较各模型的预测性能。本文选取的财务信息变量从不同维度的视角刻画了公司的基本财务状况,这些变量的维度包括成长性、经营效率、流动性、

偿债能力、盈利能力、获现能力、负债水平、公司大小和代理成本。根据变量的形式,财务信息变量可分为比率形式(文中简称“比率变量”)和原始会计数据形式(文中简称“原始变量”)。比率变量是相关原始会计指标的运算结果,其经济含义清晰且消除了原始指标绝对值大小不一的问题,有助于预警模型区分公司财务状况;但比率变量在组合过程中会丢失部分原始会计数据所包含的信息,可能降低模型准确性。因此,本文分别使用了比率变量和原始变量这两种形式的变量进行债券违约预测和预警效能的比较分析。

表2的Panel A、B、C分别列示了t-1期(提前1年)、t-2期(提前2年)和t-3期(提前3年)各预警模型的预测结果。在t-1期,当预警模型使用比率变量时,预测性能最好的机器学习模型RF的AUC为0.8606,较预测性能最好的传统统计模型LDA高出了0.051,该模型识别出了超85%的真实违约样本(Recall=0.8662);模型的Precision为0.0447,远高于违

约样本占总样本约0.01的比例。当预警模型使用原始变量时,机器学习模型XGBoost较预测性能最好的传统统计模型Logistic的AUC提升了0.0465。对于t-2、t-3期,预测性能最好的机器学习模型较预测性能最好的传统统计模型的AUC均有所提升。综上,当仅使用财务信息变量作为输入变量时,不论变量是比率形式或原始会计数据形式,传统统计模型和机器学习模型都具有良好的预测性能。但两类模型相比较,机器学习模型较传统统计模型的预测准确度更高。

(二)基于财务信息和非财务信息的预测

以上部分我们仅使用财务信息变量作为预警模型的输入变量。但公司是否发生债券违约,不仅预先反映在其经营财务状况逐步恶化,即财务指标逐步向负面方向演变,可能还受到其他宏观因素或区域的经济与社会因素等的影响。因此,本文的预警模型在使用财务信息变量的基础上,进一步加入了相关的非财务信息变量。本文的非财务信息变量包

表2 基于财务信息的债券违约预警模型的效能评价

Panel A t-1期违约预测						
模型	比率变量			原始变量		
	(1) AUC	(2) Recall	(3) Precision	(4) AUC	(5) Recall	(6) Precision
Logistic	0.7876	0.6951	0.0375	0.8441	0.8482	0.0438
LDA	0.8096	0.7603	0.0401	0.8411	0.8147	0.0415
SVM	0.8002	0.7897	0.0422	0.8606	0.8621	0.0446
ANN	0.8335	0.7799	0.0494	0.7930	0.7856	0.0422
RF	0.8606	0.8662	0.0447	0.8516	0.8466	0.0435
XGBoost	0.8596	0.8229	0.0417	0.8906	0.8621	0.0446
Panel B t-2期违约预测						
模型	AUC	Recall	Precision	AUC	Recall	Precision
Logistic	0.6611	0.5752	0.0364	0.7370	0.6874	0.0402
LDA	0.7295	0.6610	0.0375	0.6524	0.5391	0.0323
BHSVM	0.7031	0.6743	0.0382	0.7331	0.6939	0.0390
ANN	0.6930	0.5553	0.0324	0.7203	0.6423	0.0367
RF	0.7409	0.6199	0.0367	0.7235	0.5791	0.0345
XGBoost	0.7507	0.6185	0.0346	0.7445	0.7046	0.0390
Panel C t-3期违约预测						
模型	AUC	Recall	Precision	AUC	Recall	Precision
Logistic	0.6441	0.4325	0.0273	0.6771	0.5873	0.0364
LDA	0.6762	0.5476	0.0356	0.6102	0.5119	0.0308
SVM	0.6623	0.5635	0.0350	0.6920	0.5952	0.0351
ANN	0.6423	0.5714	0.0350	0.7173	0.6587	0.0386
RF	0.6783	0.5317	0.0329	0.7054	0.5873	0.0365
XGBoost	0.6875	0.5516	0.0350	0.7197	0.5952	0.0371

括公司内部治理因素,例如企业所有制、上市状况、大股东持股比例、股权制衡度等;也包括公司外部监督治理因素,例如信用评级结果、外部审计意见;还包括宏观和区域的经济与社会环境因素,例如M2增长率、地区GDP增长率、营商环境、社会资本等。

表3列示了预警模型各期的预测结果。在t-1期,当预警模型使用比率变量和非财务变量时,机器学习模型RF较预测性能最好的传统统计模型LDA的AUC高出了0.0184;当预警模型使用原始变量和非财务变量时,机器学习模型XGBoost比预测性能最好的传统统计模型LDA的AUC提升了0.0318。在t-2、t-3期,预测性能最好的机器学习模型较预测性能最好的传统统计模型的AUC整体上有提高。本文还计算了各预警模型同时使用财务信息和非财务信息变量较仅使用财务信息变量准确度AUC的提升值 Δ AUC。经比较可以得出,各预警模型在加入非财务信息变量后其预测准确度整体上有不同程度的提

升。综上,使用财务变量和非财务变量作为输入变量,传统统计模型和机器学习模型也都具有良好的预测性能。但是,机器学习模型较传统统计模型的预测准确度更高;加入非财务变量后预警模型的违约预测能力整体进一步提升,表明非财务信息变量能够为预警模型提供增量预警信息。

构建债券违约预警模型的目标是对可能发生违约的公司及时有效地进行预警。本文计算出了预警模型在不同违约概率范围内对违约公司的识别率(catch rate)。参考预警模型对违约公司的识别率,投资者可以借助预警模型构建出更安全的债券投资组合。以基于原始变量和非财务变量的XGBoost模型为例,当投资者仅投资于发生违约概率最低的70%的公司,在t-1期预警模型可以帮助投资者筛除掉93%的违约公司,在t-2期预警模型可以帮助投资者筛除掉85%的违约公司,在t-3期预警模型可以帮助投资者筛除掉82%的违约公司。对于风险偏好较低

表3 基于财务信息和非财务信息的债券违约预警模型的效能评价

Panel A t-1期违约预测								
模型	比率变量+非财务变量				原始变量+非财务变量			
	(1) AUC	(2) Recall	(3) Precision	(4) Δ AUC	(5) AUC	(6) Recall	(7) Precision	(8) Δ AUC
Logistic	0.8817	0.8578	0.0431	0.0941	0.8356	0.8204	0.0422	-0.0085
LDA	0.9082	0.9134	0.0463	0.0986	0.8957	0.8899	0.0462	0.0546
SVM	0.8945	0.8801	0.0455	0.0943	0.8819	0.8621	0.0446	0.0213
ANN	0.8710	0.8760	0.0458	0.0375	0.8710	0.8662	0.0494	0.0780
RF	0.9266	0.9289	0.0479	0.0660	0.9022	0.8719	0.0460	0.0506
XGBoost	0.9165	0.9093	0.0462	0.0569	0.9275	0.9289	0.0477	0.0369
Panel B t-2期违约预测								
模型	AUC	Recall	Precision	Δ AUC	AUC	Recall	Precision	Δ AUC
Logistic	0.8030	0.6992	0.0390	0.1419	0.7347	0.6874	0.0402	-0.0023
LDA	0.8563	0.8662	0.0477	0.1268	0.7993	0.7328	0.0424	0.1469
SVM	0.8509	0.8518	0.0483	0.1478	0.8033	0.7778	0.0459	0.0702
ANN	0.8349	0.7764	0.0440	0.1419	0.7795	0.7248	0.0417	0.0592
RF	0.8733	0.8846	0.0499	0.1324	0.8345	0.8543	0.0491	0.1110
XGBoost	0.8632	0.8330	0.0475	0.1125	0.8462	0.8529	0.0470	0.1017
Panel C t-3期违约预测								
模型	AUC	Recall	Precision	Δ AUC	AUC	Recall	Precision	Δ AUC
Logistic	0.8026	0.7341	0.0421	0.1585	0.6768	0.5873	0.0364	-0.0003
LDA	0.8269	0.8016	0.0477	0.1507	0.7758	0.6984	0.0427	0.1656
SVM	0.8261	0.8095	0.0484	0.1638	0.7515	0.7024	0.0421	0.0595
ANN	0.7667	0.6032	0.0714	0.1244	0.7634	0.7183	0.0428	0.0461
RF	0.8262	0.8452	0.0499	0.1479	0.8366	0.8373	0.0500	0.1312
XGBoost	0.8117	0.7897	0.0463	0.1242	0.8375	0.8214	0.0477	0.1178

的债券投资者,预警模型虽无法帮助投资者完全避免“踩雷”(投资于违约债券),但能够帮助投资者把“踩雷”的概率降低80%以上,极大提升了债券投资的安全性。

(三)稳健性检验

在主检验的基础上,我们还增加了两个稳健性检验。在第一个稳健性检验中,本文放宽了违约样本的定义范围,将未发生实质性违约但投资者协商同意债券展期的公司纳入违约样本。投资者同意公司进行债券展期可能是因为这些公司原本具有偿还能力但遇到突发事件冲击导致公司的流动性突然下降,但从长期来看它们仍具有恢复偿债能力的可能性。在第二个稳健性检验中,本文将样本按7:3随机划分出训练集和测试集。将样本随机划分打乱了时间上的先后顺序,避免了测试集违约样本的时间区间过于集中,进一步排除预测结果可能是受到某些单一事件影响的可能性。稳健性检验一、二的结果与主检验的结果相一致。

(四)机器学习预警模型中预警变量的重要性及影响分析

为进一步了解机器学习违约预警模型的工作原理,我们对预测性能较好的预警模型RF和XGBoost进行了变量重要性排序。机器学习模型RF和XGBoost是基于决策树构建的集成学习模型,通过计算决策树平均节点不纯度下降大小可得到模型各变量的重要性。本文还结合了偏依赖图方法分析机器学习模型RF和XGBoost在 $t-1$ 期输入变量与违约风险之间的关系。

我们重点探讨了模型RF和XGBoost的重要性排名前20的财务变量和非财务变量。

首先,对于财务比率变量,有息负债率在违约前3期都是相对重要的变量。公司资本结构与财务困境理论指出,提高负债可以起到抵税作用,但负债过高会增加公司违约破产的风险。^⑧公司代理成本相关的变量大股东掏空在违约前3期是相对重要的变量。我国公司的股权结构相对集中,对中小投资者利益保护仍有待完善,大股东为实现自身利益最大

化而掏空公司的行为时有发生,这严重损害了公司价值,并增加了公司违约破产的风险。^⑨此外,衡量公司偿债能力的变量利息保障倍数在RF模型中也是相对重要变量。结合偏依赖图方法,我们得到有息负债率越高,大股东掏空越严重、利息保障倍数越低的公司其发生债券违约的风险越高。

其次,对于治理变量,国有性质在违约前3期其重要性都处于前3位。在中国情景下,国有企业享有政府的隐性担保和隐性信用,具有更多融资优势,在债务偿还方面能得到更多的政府支持。^⑩上市状况也是相对重要的变量,上市公司通常公司治理架构更完善并有更多的融资渠道。审计意见在违约前3期都是重要变量,特别是在 $t-1$ 期最为重要。作为一种外部监督机制,审计机构较好地发挥其在债券市场上“看门人”的作用。评级结果在违约前3期都较为重要,但在 $t-1$ 期其重要性低于审计意见。虽然评级机构在债券违约预警方面的有效性常受诟病,但在一定程度上也发挥了其在债券市场上“看门人”的重要作用。结合偏依赖图方法,我们得到国有性质、公司上市、审计意见更好及信用评级较高的公司其债券违约风险更低。

再次,对于区域的经济与社会环境变量,地区的经济增长在违约前3期都相对重要。公司的经营和财务状况与经济增长有高度的相关性。营商环境在违约预警中也相对重要,特别是在 $t-2$ 和 $t-3$ 期。良好的营商环境作为重要的非正式制度有助于打破垄断,降低市场中的制度性成本,提高资源配置的效率,增强企业的活力并降低不确定性对企业造成的负面影响。^⑪社会资本在部分时期也相对重要。较高的地区社会资本不仅有助于抑制经理人的利己主义和机会主义行为,还提升了企业的创新和财务绩效。^⑫结合偏依赖图方法,我们发现总体上公司所在地区经济增长越快、营商环境和社会资本越好,公司对应的债券违约风险越低。

最后,宏观的货币政策变量在违约前3期也都相对重要。货币政策的宽紧程度会对公司的债券融资规模、成本及违约风险产生重要影响。特别是在重

大突发事件情况下,宽松的货币政策有助于降低企业融资成本并及时补充公司所需的流动性资金,减少了公司短期内出现债券违约的可能性。结合偏依赖图方法,我们得到当货币政策更趋于宽松时,公司对应的债券违约风险也更低。

六、研究结论与启示

作为全球第二大债券市场,我国债券市场的风险事关国家金融安全。近年来债券违约风险日益上升引起了社会各界的关注。研究如何及时有效地预测债券违约风险,具有重要的理论价值和应用价值。本文基于我国债券市场的特征,根据财务困境和制度经济学的相关理论,应用传统统计方法和机器学习方法,在使用财务信息变量基础上引入非财务信息变量,构建出了一批可以量化,准确性较高、可及时有效预测债券违约的预警模型。研究发现:第一,基于机器学习构建的债券违约预警模型其准确度高于传统统计方法构建的预警模型;第二,在仅使用财务信息变量的基础上,引入非财务信息变量后债券违约预警模型的准确度整体大幅提升,可见非财务信息在债券违约预警中具有重要的信息含量。具体而言:(1)作为债券市场的两大“看门人”,发债企业的外部审计意见和信用评级结果均可提供债券违约的预警信息,违约前一年外部审计意见提供的预警信息的重要性要高于信用评级结果提供的预警信息;(2)发债企业所有制、上市状况及所属地区的经济与社会环境信息如区域GDP增长率、营商环境和社会资本对于债券违约预警具有重要作用;(3)货币政策信息对于债券违约预警也具有十分重要的作用;(4)预警模型有助于投资者最大限度地降低投资于违约债券的可能性,提升了债券投资者构建的投资组合的安全性。

为促进我国债券市场更加健康持续稳步地发展,作者提出以下建议:首先,发债企业的财务状况仍是决定其债券是否违约重要的基础性因素,因此发债企业应合理控制其负债水平并关注债务结构,防止激进扩张的过度投资引起过度负债,同时还应致力于提高自身竞争力以及提升盈利能力和现金创

造能力,并完善公司治理,自觉履行信息披露责任和保护投资者利益。其次,评级机构与审计机构应更加自觉且有效地发挥其“看门人”的监督治理作用,秉承客观公正诚信专业的职业操守,而不应与发债企业串谋发布虚假评级或审计报告,起到有效缓解外部利益相关者与公司内部人之间的信息不对称,帮助企业防范债务危机和协助投资者降低债券投资的风险的重要作用。再次,从地区外部环境的角度看,非正式制度包括营商环境和社会资本与该地区企业的违约风险负相关,因此各地方政府应致力于持续优化营商环境,并不断加强社会资本的建设。最后,从宏观货币政策的角度看,建议应保持适度宽松且相对稳定的货币政策,维持货币政策的连续性、稳定性和可预期性,更好地帮助企业降低融资成本,缓解流动性困难。

注释:

①《新一代人工智能发展规划》, https://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm, 2017-07-20。

②Altman, E. I., "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy", *The Journal of Finance*, 1968, 23(4), pp. 589-609; Traczynski, J., "Firm default prediction: a bayesian model-averaging approach", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2017, 52(3), pp. 1211-1245; 吴世农、卢贤义:《我国上市公司财务困境的预测模型研究》,《经济研究》2001年第6期。

③Kleinberg J., Ludwig, J., Mullainathan S. and Obermeyer, Z., "Prediction policy problems", *American Economic Review*, 2015, 105(5), pp. 491-95; Bao, Y., Ke, B., Li, B., Yu J. and Zhang J., "Detecting accounting fraud in publicly traded US firms using a machine learning approach", *Journal of Accounting Research*, 2020, 58(1), pp. 199-235.

④Giasecke K., Longstaff, F. A., Schaefer S. and Strebulaev, I., "Corporate bond default risk: a 150-year perspective", *Journal of Financial Economics*, 2011, 102(2), pp. 233-250; 罗朝阳、李雪松:《金融周期、全要素生产率与债券违约》,《经济管理》2020年第2期。

⑤Beaver, W. H., "Financial ratios as predictors of failure",

Journal of Accounting Research, 1966, 4, pp. 71-111; Altman, E. I., "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy", The Journal of Finance, 1968, 23(4), pp. 589-609.

⑥Ohlson, J. A., "Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy", Journal of Accounting Research, 1980, 18, pp. 109-131.

⑦吴世农、黄世忠:《企业破产的分析指标和预测模型》,《中国经济问题》1987年第6期;吴世农、卢贤义:《我国上市公司财务困境的预测模型研究》,《经济研究》2001年第6期。

⑧Barboza, F., Kimura, H. and Altman, E., "Machine learning models and bankruptcy prediction", Expert Systems with Applications, 2017, 83, pp. 405-417.

⑨江伟、李斌:《制度环境、国有产权与银行差别贷款》,《金融研究》2006年第11期;祝继高、陆正飞:《产权性质、股权再融资与资源配置效率》,《金融研究》2011年第1期;韩鹏飞、胡奕明:《政府隐性担保一定能降低债券的融资成本吗?——关于国有企业和地方融资平台债券的实证研究》,《金融研究》2015年第3期。

⑩Burton, B., Helliar, C. and Power, D., "The role of corporate governance in the IPO process: a note", Corporate Governance: An International Review, 2004, 12(3), pp. 353-360.

⑪李增泉、孙铮、王志伟:《“掏空”与所有权安排——来自我国上市公司大股东资金占用的经验证据》,《会计研究》2004年第12期。

⑫Jensen, M. C., "Agency costs of free cash flow, corporate finance, and takeovers", The American Economic Review, 1986, 76(2), pp. 323-329.

⑬吴育辉、翟玲玲、张润楠等:《“投资人付费”vs.“发行人付费”:谁的信用评级质量更高?》,《金融研究》2020年第1期。

⑭刘星、杨羚璇:《信用评级变动能反映企业真实财务信息吗?——基于财务重述的视角》,《金融研究》2022年第2期;王雄元、张春强:《声誉机制、信用评级与中期票据融资成本》,《金融研究》2013年第8期。

⑮Chen, P. F., He, S., Ma, Z. and Stice, D., "The information role of audit opinions in debt contracting", Journal of Accounting and Economics, 2016, 61(1), pp. 121-144; Hopwood, W., McKeown, J. and Mutchler, J., "A test of the incremental explanatory power of opinions qualified for consistency and uncertainty", The Accounting Review, 1989, 64(1), pp. 28-48.

⑯Chen, H., "Macroeconomic conditions and the puzzles of credit spreads and capital structure", The Journal of Finance, 2010, 65(6), pp. 2171-2212.

⑰Giesecke K., Longstaff, F. A., Schaefer S. and Strebulaev, I., "Corporate bond default risk: a 150-year perspective", Journal of Financial Economics, 2011, 102(2), pp. 233-250.

⑱侯青川、靳庆鲁、陈明端:《经济发展、政府偏袒与公司发展——基于政府代理问题与公司代理问题的分析》,《经济研究》2015年第1期。

⑲夏后学、谭清美、白俊红:《营商环境、企业寻租与市场创新——来自中国企业营商环境调查的经验证据》,《经济研究》2019年第4期。

⑳Hoi, C. K. S., Wu Q. and Zhang H., "Does social capital mitigate agency problems? Evidence from Chief Executive Officer (CEO) compensation", Journal of Financial Economics, 2019, 133(2), pp. 498-519;吴世农、陈韞妍、王建勇等:《反腐倡廉、社会资本与公司违规——基于我国反腐建设的一个准自然实验》,《厦门大学学报(哲学社会科学版)》2021年第4期。

㉑李志生、金陵、孔东民:《分支机构空间分布、银行竞争与企业债务决策》,《经济研究》2020年第10期。

㉒吴世农、陈韞妍、吴育辉等:《企业融资模式、金融市场安全性及其变动特征》,《中国工业经济》2021年第8期。

㉓我国债券市场第一只违约债券“11超日债”的违约时间为2014年3月。

㉔张三保、康璧成、张志学:《中国省份营商环境评价:指标体系与量化分析》,《经济管理》2020年第4期。

㉕由于文章篇幅限制,该表未列示在正文中。

㉖Ohlson, J. A., "Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy", Journal of Accounting Research, 1980, 18, pp. 109-131;吴世农、卢贤义:《我国上市公司财务困境的预测模型研究》,《经济研究》2001年第6期。

㉗Altman, E. I., "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy", The Journal of Finance, 1968, 23(4), pp. 589-609;吴世农、黄世忠:《企业破产的分析指标和预测模型》,《中国经济问题》1987年第6期。

㉘Cortes, C. and Vapnik, V., "Support-vector networks", Machine Learning, 1995, 20(3), pp. 273-297.

㉙Hill, T., Marquez, L., O'Connor M. and Remus, W., "Artificial neural network models for forecasting and decision making", International Journal of Forecasting, 1994, 10(1), pp. 5-15.

⑳ Breiman, L., "Random forests", *Machine Learning*, 2001, 45, pp. 5–32.

㉑ Chen, T. and Guestrin, C., "XGBoost: a scalable tree boosting system", *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*, 2016, pp. 785–794.

㉒ Chawla, N. V., Bowyer, K. W., Hall L. O. and Kegelmeyer, W. P., "SMOTE: synthetic minority over-sampling technique", *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2002, 16, pp. 321–357.

㉓ Fawcett, T., "An introduction to ROC analysis", *Pattern Recognition Letters*, 2006, 27(8), pp. 861–874.

㉔ Altman, E. I., "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy", *The Journal of Finance*, 1968, 23(4), pp. 589–609.

㉕ Jiang, G., Lee C. M. C and Yue, H., "Tunneling through intercorporate loans: the China experience", *Journal of Financial Economics*, 2010, 98(1), pp. 1–20.

㉖ Lin, J. Y. and Tan, G., "Policy burdens, accountability, and the soft budget constraint", *American Economic Review*, 1999, 89(2), pp. 426–431.

㉗ 夏后学、谭清美、白俊红:《营商环境、企业寻租与市场创新——来自中国企业营商环境调查的经验证据》,《经济研究》2019年第4期。

㉘ 吴超鹏、金溪:《社会资本、企业创新与会计绩效》,《会计研究》2020年第4期;吴世农、陈韞妍、王建勇等:《反腐倡廉、社会资本与公司违规——基于我国反腐建设的一个准自然实验》,《厦门大学学报(哲学社会科学版)》2021年第4期。

Bond Default Early Warning Models Based on Financial and Non-financial Information: Empirical Evidence from Machine Learning Methods

Wu Shinong Chen Zhiyu

Abstract: The security of bond markets is highly relative to the security of national financial system. Recently, China's bond markets have attracted a lot of attention because of frequent bond defaults. Based on the characteristics of China's bond markets, financial distress theory and institutional economics, we construct a number of warning models to predict bond defaults, which are based on traditional statistical methods and machine learning methods with financial and non-financial variables. The research finds that, firstly, compared with the traditional statistical methods, the bond default warning models based on machine learning can get higher prediction accuracy. Secondly, compared with only using financial variables, combining the non-financial variables can help improve the prediction accuracy of the warning models significantly, which indicates that non-financial variables provide effective incremental information in bond default warning. Specifically, (1) as two important "gatekeepers" in the bond markets, auditing and rating agencies both can provide early warning information about bond defaults, but audit opinions provide more important warning information than credit ratings one year before bond defaults occur; (2) the ownership, listing status and the economic and social environment, such as social capital and business environment, play an important role in bond default warning; (3) the monetary policy also plays an important role in bond default warning; (4) the warning models help reduce the probability of investing in default bonds, greatly improving the safety of bond investments.

Key words: warning bond defaults, machine learning, gatekeeper, regional economy, business environment; information content