

基于组合预测的民营企业信用风险评价研究

邱宇¹，邢天才^{1,2}

(1. 东北财经大学 金融学院, 辽宁 大连 116025;
2. 东北财经大学 青岛金融研究院, 山东 青岛 266105)

摘要：民营企业是社会主义市场经济的重要主体。普惠金融政策的实施对于民营企业发展有推动作用。因此，基于数字普惠金融视角，科学审慎地评价民营企业信用风险具有重要的现实意义。本文选取于2023年在新三板上市的4 035家民营企业的财务数据，结合中国民营企业融资难、融资贵的现状，引入数字普惠金融指数构建民营企业信用风险评价指标体系，并基于LOG-SVM组合预测对民营企业信用风险进行评价。研究发现，数字普惠金融能够有效降低民营企业信用风险，数字普惠金融指数越高，则民营企业信用风险越低。在引入数字普惠金融指数后，LOG-SVM组合预测相较于单一的Logistic回归模型和SVM，本文构建的LOG-SVM组合预测展现出更优越的预测效果。本文的研究结论对于推动民营企业信用风险评价实践和加速数字普惠金融服务创新具有重要现实意义，为数字普惠金融的实施和优化提供了理论参考和方法指导。

关键词：民营企业；信用风险评价；数字普惠金融；LOG-SVM组合预测

中图分类号：F276.5；F273.1 **文献标识码：**A **文章编号：**1000-176X(2025)07-0055-14

一、问题的提出

随着中国经济的快速发展，作为推动社会主义市场经济发展的重要主体，民营经济已经成为推动高质量发展、建设现代化经济体系的关键力量。2007年以来，民营经济贡献了60%以上的总投资、吸纳了80%以上的就业^[1]，对于推动经济又好又快发展和满足人民群众对美好生活的需要发挥着重要作用。然而，民营经济的发展也面临着众多约束，尤其是融资约束^[2]。近年来，民营银行的不良贷款率急剧上升，这进一步加剧了融资困境。中国民营企业面临融资难、融资贵问题的一个重要原因在于，信息不对称引发的民营企业信用风险评价存在偏差。要进一步激发民营企业活力，实现中国经济高质量发展，其关键点在于对民营企业信用风险进行科学、客观的评价。党的二十届三中全会审议通过的《中共中央关于进一步全面深化改革、推进中国式现代化的决定》指出：“完善民营企业融资支持政策制度，破解融资难、融资贵问题。”“加快建立民营企业信用状况综合评价体系，健全民营中小企业增信制度。”由此可见，科学审慎地评价民营企业信用风险具有重要的现实意义。然而，数字普惠金融在缓解企业融资约束的同时，也可能引发资源配置效率差异和区域性信贷供求不匹配的问题。因此，数字普惠金融发展水平成为影响民营企

收稿日期：2025-04-06

作者简介：邱宇（1994-），男，辽宁大连人，博士研究生，主要从事资本市场研究。E-mail: qiuyudalian@163.com
邢天才（1961-），男，山东平度人，教授，博士，博士生导师，主要从事资本市场理论与应用研究。E-mail: xingtiancai@126.com

业信用风险的关键因素之一。因此,本文基于数字普惠金融视角对民营企业信用风险进行评价,不仅有助于推动民营经济发展、完善数字普惠金融运行机制,还对建设中国特色经济体制和实现高质量发展具有深远意义。

二、文献综述

在民营企业信用风险方面,现有研究主要聚焦于两个方面:第一,针对上市公司信用风险的研究主要侧重于盈利能力、偿债能力等企业财务指标^[3]。第二,针对小微企业信用风险的研究则侧重于“软信息”和非财务因素,如互联网金融、供应链关系等^[4-5]。民营企业,尤其是在新三板上市的民营企业,兼具一定规模和半规范化特征,既缺乏上市公司信息披露的透明度,又比小微企业更具组织复杂性,这就使得传统信用风险评价体系在评价民营企业信用风险时出现失灵现象,表现为传统企业信用风险评价体系缺乏适用性的问题。具体而言,相比于抵押担保模式的信贷交易,民营企业更倾向于信用贷款,然而目前大多数金融机构针对民营企业的信用风险评价体系还不够完善。现有关于企业信用风险评价体系的研究多从盈利能力、偿债能力、营运能力、成长能力等企业财务指标方面展开^[6],蒋晓妍等^[7]、段胜^[8]则综合考虑了金融市场约束对企业信用风险的影响。苏蕙和郭炜^[9]发现,地区数字普惠金融发展水平、宏观经济政策等非财务因素对民营企业信用风险的影响也不容忽视。蒋辉^[10]考虑政策环境等非财务因素,构建了在非对称信息环境中的企业信用风险评价体系。程砚秋和迟国泰^[11]发现,民营企业信用风险评价与企业法人或实际负责人的信用情况密切相关,企业负责人的居住状况、本地居住时间、汽车和不动产的总价值等因素与企业的信贷违约行为存在显著负相关关系。由此可见,影响民营企业信用风险的因素错综复杂,而民营企业经营周期短、抗风险能力弱等特性,使其信用风险更易受宏观经济波动和政策影响。因此,关于非财务因素对民营企业信用风险的影响还有进一步探究的空间。

在数字普惠金融方面,现有研究大多注重分析数字普惠金融对企业融资服务和成长发展的推动作用,即普惠金融政策的有效性^[12-14]。郭峰等^[15]发现,数字普惠金融具有地区性收敛趋势、地域集中性和空间异质性。包钧等^[16]分析了数字普惠金融与企业融资约束之间的关系,并研究了数字普惠金融对国有企业和非国有企业影响的差异。解维敏等^[17]、李羚锐和黄先军^[18]、曹裕等^[19]发现,数字普惠金融能有效降低中小企业债务融资成本并缓解外部融资约束,从而提高金融资源配置效率和全要素生产率,对民营企业发展具有显著推动作用。然而,现有研究对于数字普惠金融背景下的民营企业信用风险评价还缺乏深入的探讨。民营企业长期面临的融资难、融资贵问题,其本质上是金融排斥的体现。数字普惠金融的核心目标是减少金融排斥,提高中小微企业的金融服务可得性。因此,本文基于数字普惠金融视角评价民营企业信用风险,能够将政策导向与民营企业信用风险评价相结合,探索如何在风险可控的前提下扩大金融服务的覆盖范围,助力民营企业高质量发展。

在企业信用风险评价方面,现有研究主要采用信贷水平综合评价和企业违约状态的分类判别法。在信用风险评价模型不断发展的过程中,机器学习方法的应用具有开创性意义。Odom和Sharda^[20]将神经网络模型引入银行信贷数据分析领域,为企业信用风险的量化评价提供了新视角。Vapnik^[21]提出了支持向量机(Support Vector Machine, SVM)方法,该方法在处理高维数据和非线性可分问题上具有一定优势。梁翰^[22]、Jones等^[23]采用了Logistic回归模型对企业信用风险进行评价。上述方法虽具有较强的解释性,但在评价民营企业面临的复杂风险特征时仍存在预测精度不足的问题。近年来,机器学习方法的应用显著提升了企业信用风险评价的预测精度。夏晗^[24]构建了模糊积分支持向量机回归集成的信用风险评价模型,发现该模型用于小微企业信用风险评价时具有较高的预测精度和效率。李健和张金林^[25]采用随机森林算法,识别了企业融资过程中信用风险的主要影响因素,并据此建立了供应链金融预警模型。匡海波等^[26]构建了能够

识别企业信用风险因素并全面反映中小企业信用风险程度的评价模型且能够覆盖全链条违约风险。沈隆等^[27]采用Cos-K-Means模型聚类 and 算法遴选评价指标体系, 实现了对上市公司违约风险的高精度预测。因此, 利用大数据机器对民营企业信用风险进行评价, 能够有效弥补现有民营企业信用风险评价体系的不足, 完善对民营企业信用风险评价的方法论基础。

本文的边际贡献体现在以下三个方面。第一, 本文将研究主体聚焦于在新三板上市的民营企业, 结合民营企业信贷的短周期、少抵押、高信息不对称的特征, 引入数字普惠金融指数这一非财务指标, 与财务指标形成互补, 构建适用于民营企业的多维度信用风险评价体系, 以弥补传统信用风险评价模型过度依赖企业财务指标的单一维度问题。第二, 针对民营企业数据高维、非线性的特征, 通过指标筛选和机器学习方法对比, 本文将Logistic回归模型与SVM相结合, 构建了LOG-SVM (Logistic Regression-Support Vector Machine) 组合预测, 并证明LOG-SVM组合预测是一种性能和泛化效果均较为理想的民营企业信用风险评价方法, 扩展了信用风险评价体系研究方法的应用范围和实践场域。第三, 本文考察了数字普惠金融对民营企业信用风险评价的影响, 实证分析了普惠金融政策与民营企业信用风险之间的关系, 将数字普惠金融指数引入民营企业信用风险评价, 对匹配金融服务需求和推动民营经济发展具有一定现实意义。

三、研究设计

(一) 变量定义

依据证券交易的相关规定, 若企业连续两个财年净利润为负, 其交易可能被暂停, 信用评级也可能被下调。因此, 本文将因财务问题被特别标注为ST的企业作为违约案例的研究对象。具体而言, 若企业连续两个财年净利润为负, 即被视为高信用风险企业。在模型构建中, 被解释变量为企业信用风险水平的二元分类变量。其中, 高信用风险企业取值为1, 低信用风险企业取值为0。

(二) 模型设计

1. Alasso 方法

为优化模型性能并实现指标降维, 本文对特征变量进行指标筛选。自适应Lasso (Adaptive Lasso, Alasso) 方法通过将惩罚项定义为系数绝对值的加权平均, 从而实现对模型的优化, 并且其能够兼顾估计量的渐近正态性与有效性。因此, 本文采用Alasso方法进行指标筛选和民营企业信用风险评价体系优化。

2. Logistic 回归模型

本文采用Logistic回归模型分析各变量与民营企业信用风险之间的关系。被解释变量 y 是二元分类变量, 其中, $y=1$ 表示发生违约, 则企业被判定为违约企业; $y=0$ 表示未发生违约, 则企业被判定为非违约企业, 影响被解释变量 y 的解释变量为 $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_m)$, 本文构建Logistic回归模型如下:

$$\ln\left(\frac{\rho}{1-\rho}\right) = \frac{\exp(\theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_m x_m)}{1 + \exp(\theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_m x_m)} \quad (1)$$

其中, ρ 是企业违约发生的概率, θ 是回归系数。将区间 $[-\infty, +\infty]$ 投射到区间 $[0, 1]$, Logistic函数整体呈现S型变化趋势。Logistic回归模型属于非线性模型, 在参数估计过程中, 不适宜采用最小二乘法。因此, 本文采用极大似然估计法确定回归模型中的参数值, 这种方法能够有效地处理非线性模型中的参数估计问题。本文设定参数估计模型如下:

$$\ln(\theta; x) = \sum_{i=1}^m \left\{ y_i - \ln[1 + \exp(\theta_{0i} + \theta_{1i} x_{1i} + \theta_{2i} x_{2i} + \dots + \theta_{mi} x_{mi})] \right\} \quad (2)$$

对式(2)两端求导数,可得到回归方程组的待求参数 θ_i 。

3.SVM

假设 n 为样本总数, x_i 为第 i 个样本输入, y_i 是实际输出值,对于训练集 $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$,定义模型 $f(x)$ 是关于训练集的平均损失经验风险。结构风险最小化(SRM)旨在增强模型泛化性能,它在经验风险的基础上引入了对模型复杂性的惩罚。惩罚项可表示为 R_{sm} 。至此,结构风险最小策略转换最优化问题,如式(3)所示:

$$\min R_{sm}(f) = \min \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L[y_i f(x_i)] + \lambda J(f) \quad (3)$$

其中,损失函数 $L(\cdot)$ 是评价模型拟合训练数据理想程度的指标,其值越大,表明模型对训练数据的拟合效果越不理想。惩罚函数 $J(\cdot)$ 是用于评价模型复杂程度的指标,其值越大,意味着模型结构越复杂。系数 λ 是用于评价模型拟合效果和复杂性的指标。

在利用SVM进行样本分类时,样本空间的线性可分性至关重要。对于具体的实际问题,无法事先知道特征的映射情况,因而也无法确定哪种核函数是合适的。如果核函数选取不当,则会造成样本空间分类的不恰当,从而导致SVM的预测精度下降。因此,本文选取多项式核函数Poly、Sigmoid核函数和径向核函数RBF三种核函数,并以总分类精确率作为评价结果,选出最适合本文研究的核函数。多项式核函数Poly、Sigmoid核函数和径向核函数RBF分别如式(4)、式(5)和式(6)所示:

$$H(x \cdot x_i) = [\alpha(x \cdot x_i) + b]^d \quad (4)$$

$$H(x \cdot x_i) = \tanh[\alpha(x \cdot x_i) + b] \quad (5)$$

$$H(x \cdot x_i) = \exp\left(-\frac{|x - x_i|^2}{\mu^2}\right) \quad (6)$$

SVM作为一种监督式统计学习技术,基于VC维理论及结构风险最小化(SRM)原则,属于机器学习领域的一种方法。它主要应用于分类与回归任务,尤其在处理小规模、非线性和高维数据模式的识别任务中具有显著的优势。SVM的优势主要体现在两个方面。其一,由于SVM策略着眼于结构风险最小化,能够求解一个凸面规划问题,这不仅赋予了其出色的泛化性能,还使其能够找到全局最优解。其二,SVM通过核技巧将原始空间中的非线性样本映射到更高维度的空间,并在该空间内构建线性分类器,有效处理了非线性问题。Logistic回归模型虽然在鲁棒性和解释性方面表现优异,但在分类准确度上存在一定不足。此外,Logistic回归模型和SVM都适用于非线性关系的拟合。因此,本文选择将Logistic回归模型与SVM相结合的方法,构建民营企业信用风险的LOG-SVM组合预测,旨在融合Logistic回归模型和SVM的优势,在保证模型预测精度的同时也兼顾稳定性。

(三) 数据来源与预处理

1.数据来源

本文数据主要来源于Wind金融数据库,民营企业信用风险指标包括企业基本信息、股本结构、财务报表、行情数据、估值指标、企业行为与事件、行业和产业链数据、企业治理数据和企业舆情数据等。本文参考既有文献,并综合考量了企业的注册资本、经营能力、盈利能力、偿债能力和成长能力等关键财务指标,构建民营企业信用风险评价指标体系。此外,本文指标体系还涵盖了区域宏观经济状况、企业员工构成等非财务指标。

本文的数字普惠金融指数来源于北京大学数字金融研究中心发布的数字普惠金融指数第三期(2011—2020年),样本覆盖了东部、中部、西部和东北地区,并依次从“超大城市—代表性地

级市—贫困县”的城市层级，结合人口分布密度层级，以及重点纳入脱贫攻坚期的国家级贫困县和乡村振兴重点县进行抽样。

2. 数据预处理

为解决数据缺失值、量纲不一致和样本分布不均等问题，本文对原始数据进行预处理。具体步骤为：

首先，为处理缺失值，本文采取变量缺失比率筛选和KNN插补法，对不同缺失程度的原始数据进行处理。第一步，基于各变量的数据缺失比率，剔除缺失率在50%以上的变量和遗漏行数超过20%的企业样本。第二步，使用KNN插补法对缺失数据进行填补，最终保留4 029条完整的企业样本数据。其中，违约企业样本有1 032家，非违约企业样本有2 997家。

其次，为消除量纲影响，本文通过WOE（Weight of Evidence，WOE）方法分析各变量对目标变量的正负影响，用于判断指标的影响方向，以便后续利用极差标准化方法进行标准化处理。

最后，由于被标记为ST的企业样本量相对较少，为保证信用风险水平判别分类的样本量平衡，本文利用欠采样方法将所有标记为违约企业的样本量纳入模型数据集，并从非违约企业数据中抽取同样的样本量进行建模，最终保留2 064家企业的1：1风险平衡样本量。该数据集按7：3的比例分配数据集，随机抽取70%的样本量（包含722家违约企业与722家非违约企业）构建建模集，剩余30%的样本量（包含310家违约企业和310家非违约企业）作为检验集，用于评价模型预测精度。

（四）LOG-SVM组合预测精度评估

对企业信用风险判别模型的评估，主要是判断预测模型对风险的区分能力，表现在其能否有效区分企业是否违约，本文使用KS值、ROC曲线和AUC值评价模型对风险的区分能力和模型预测精度。模型区分能力越强，损失就越小。但是，模型区分能力的强弱并不能代表模型预测精度。在实际应用中，相较于将非违约企业误判为违约企业的第一类错误，判别的预测精确度更加关注将违约企业误判为非违约企业的第二类错误^[26]。①模型预测精度和模型的第二类错误率的计算模型分别如式（7）和式（8）所示：

$$Acc = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) \quad (7)$$

$$FPR = FP / (FP + TN) \quad (8)$$

其中，Acc为模型预测精度，FPR为第二类错误率。当样本实际属于正常履约企业且系统准确判定其未违约企业时，则定义为真阳性（True Positive，TP）；若样本实质具备还款能力但模型误判为违约企业，则定义为假阴性（False Negative，FN）；对于已发生违约的企业且模型精准识别其违约，则定义为真阴性（True Negative，TN）；若模型未能有效识别违约企业将其错误归类为非违约企业时，则定义为假阳性（False Positive，FP）。可以看出，定义为假阳性的第二类错误的成本更高，其会给银行等信贷金融机构带来更多的损失。因此，在企业信用风险组合预测过程中，应在保证准确率的情况下，尽可能降低第二类错误率，即在模型总体准确率相同的情况下，本文更倾向接受第二类错误率相对更低的模型。

四、实证结果与分析

（一）民营企业信用风险评价指标体系筛选

本文在企业信用风险评价指标体系筛选过程中，同时纳入财务健康、经营能力、盈利能力、研发状况和企业所在地经济状况等高维度指标，可能存在信用评价指标变量间存在高度相关性问题的，或者存在与企业信用评价关联性较弱的冗余数据问题，这会直接影响参数估计的有效性。因

① 若企业信用风险判别模型的第二类错误率更低，则认为该模型有更好的预测精度。

此，有必要对评价指标进行冗余判别和筛选，以提升模型预测精度和泛化能力。现行指标筛选方法主要有两种：经典指标选择方法和正则化回归方法。其中，经典指标选择方法以基于信息准则的逐步回归法为代表，采用前向、后向、双向搜索策略实现指标筛选；而正则化回归方法通过将惩罚函数嵌入损失函数对系数进行压缩，在参数估计过程中同步实现指标降维。为最大程度避免指标筛选过程中评价信息的损失，本文采用ALasso方法作为筛选指标的手段，旨在解决最小二乘法在指标选择和参数估计的局限性，特别是当指标间存在多重共线性时。Lasso通过在残差平方和最小化的基础上加入对回归系数绝对值之和的约束，实现了指标选择和系数压缩。这种方法通过调整惩罚参数将不重要的变量系数压缩至零，从而实现指标的自动选择。在统计建模中，该方法突破原有范式限制，通过构建系数绝对值的加权正则化约束，在Lasso方法基础上实现迭代升级。具体而言，该技术通过赋予各系数差异化权重的方式，对基础模型的惩罚函数进行参数重构，形成具有指标选择自适应特性的新型估计方法。Alasso作为Lasso的改进版本，进一步优化了这一过程，以期实现模型性能最优化，同时尽量减少所包含的指标数量。

本文采用Alasso方法筛选指标。最终确立信用评价指标体系，主要包含非财务指标，即宏观经济指标（数字普惠金融指数）；财务指标，主要包括营运能力、成长能力、偿债能力、盈利能力和现金流充足能力（包含14个核心指标）的信用评价指标体系，其中，指标方向若为“+”，表明该指标能够降低企业信用风险，反之，则表明该指标提高了企业信用风险。本文信用评价指标体系如表1所示。

表1 信用评价指标体系

目标层	准则层	指标层	指标编号	指标方向
非财务指标	宏观经济指标	数字普惠金融指数	X_001	+
财务指标	营运能力	营业周期（天）	X_007	—
		营运资本周转率	X_008	+
		存货周转率	X_009	+
		应收账款周转率	X_010	+
		总资产周转率	X_013	+
	成长能力	营业收入同比增长率	X_015	+
	偿债能力	速动比率	X_019	+
		流动权益负债比率	X_020	—
		资本固定化比率	X_021	—
		资产负债率	X_024	—
		已获利息倍数	X_026	+
	盈利能力	总资产报酬率（ROA）	X_028	+
		成本费用利润率	X_029	+
	现金流充足能力	收入现金比率	X_031	+

由表1可知，本文通过Alasso方法筛选后，得到的指标体系共包含15个指标，其中，企业的非财务指标为数字普惠金融指数。指标体系以财务指标为主，其中营运能力和的偿债能力占主导地位。

为检验变量之间是否存在多重共线性问题，本文对信用评价指标进行多重共线性检验。多重共线性检验的方法包括容忍度法、方差膨胀因子法（VIF）、特征值和方差比法、条件指数法等。本文采用方差膨胀因子法（VIF）检验变量的多重共线性。多重共线性检验结果如表2所示。

由表2可知，在15个指标中，VIF最大值为1.660，表明各变量之间并不存在显著的多重共线性问题，这同时也从反面论证了利用Alasso方法筛选指标可以在一定程度上解决多重共线性

问题。

表2 多重共线性检验结果

解释变量	VIF	解释变量	VIF
X_001	1.306	X_020	1.633
X_007	1.584	X_021	1.401
X_008	1.421	X_024	1.480
X_009	1.265	X_026	1.499
X_010	1.642	X_028	1.382
X_013	1.593	X_029	1.453
X_015	1.374	X_031	1.660
X_019	1.484		

(二) 基于数字普惠金融指数的民营企业分布

本文按照不同数字普惠金融指数区间的企业样本分布情况，将2 064个企业样本划分为七个组别，分别统计不同数字普惠金融指数区间内对应的低信用风险企业和高信用风险企业数量。基于数字普惠金融指数的民营企业分布情况如表3所示。由表3可知，在数字普惠金融指数更高的区间内，低信用风险企业更多，而在数字普惠金融指数更低的区间内，高信用风险企业更多。

表3 基于数字普惠金融指数的民营企业分布情况

组别	数字普惠金融指数区间	企业数量(家)	低信用风险企业(家)	高信用风险企业(家)
1	152.0—236.8	300	127	173
2	236.9—249.2	300	140	160
3	249.3—260.1	300	147	153
4	260.2—267.4	300	156	144
5	267.5—269.9	300	160	140
6	267.0—275.5	300	163	137
7	275.6—285.4	264	151	113

为直观地展示数字普惠金融指数与信用风险民营企业分布的趋势关系，本文将原始表格数据转换为比率形式，构建数字普惠金融指数区间与企业信用风险水平变化趋势图，如图1所示。

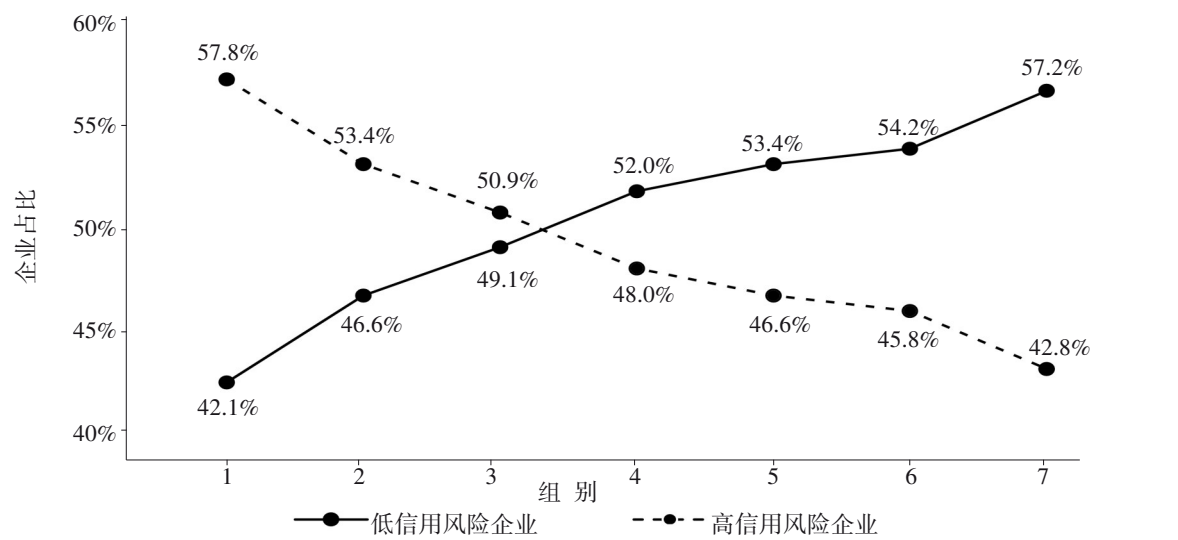


图1 数字普惠金融指数区间与企业信用风险水平变化趋势图

由图1可知，随着数字普惠金融指数的提高，低信用风险企业呈现持续增长的趋势。其中，数字普惠金融指数最小值区间和最大值区间两端变化幅度较大。因此，由表1和图1可知，数字普惠金融指数越高，相应的民营企业信用风险水平越低。

（三）民营企业信用风险评价实证研究

1.基于 Logistic 回归模型的民营企业信用评价

为研究筛选后各指标对民营企业信用风险的影响，本文采用 Logistic 回归模型分析各指标的影响方向和作用大小。本文在构建判别模型之前已经对变量进行选择，所以选择全变量进入的方式构建 Logistic 回归模型。Logistic 回归结果如表4所示。

表4列（5）是变量在模型中的P值，可以看出，除X_031通过了10%水平下的显著性检验外，其余变量均至少通过了5%水平下的显著性检验，对于民营企业信用风险评价的结果显著。此外，在卡方分布的5%显著性水平下，列（3）中，Wald统计量检验的回归系数均超过了临界值3.841，因而拒绝原假设。这一结果表明，所有变量均通过了显著性检验。其中，数字普惠金融指数（X_001）的回归系数为0.237，表明数字普惠金融的发展降低了企业信用风险，进一步证实了数字普惠金融可以显著降低民营企业信用风险。

表4 Logistic 回归结果

变 量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	回归系数	标准误	Wald统计量	自由度	P值	期望
X_001	0.237	0.168	5.793	1	0.023	1.671
X_007	-0.274	0.129	6.183	1	0.014	0.783
X_008	0.406	0.210	9.301	1	0.007	0.048
X_009	0.474	0.169	6.207	1	0.025	2.663
X_010	0.404	0.217	9.401	1	0.015	2.001
X_013	0.549	0.190	4.568	1	0.043	2.653
X_015	0.349	0.190	4.138	1	0.027	1.956
X_019	0.760	0.249	11.348	1	0.002	2.017
X_020	-0.124	0.253	4.224	1	0.027	0.443
X_021	-0.425	0.412	8.093	1	0.043	0.653
X_024	-0.604	0.341	14.315	1	0.010	0.477
X_026	0.417	0.349	9.210	1	0.004	2.021
X_028	0.397	0.168	6.093	1	0.023	2.671
X_029	0.204	0.253	6.524	1	0.027	2.643
X_031	0.411	0.200	9.207	1	0.069	0.051
常数项	0.294	0.186	5.033	1	0.002	1.744

如前文所述，本文的违约企业数据和非违约企业数据数量之比为1：1，所以将模型的分类阈值设为0.500，即识别概率大于0.500则判定为违约企业，小于0.50判定为非违约企业。本文构建 Logistic 判别模型分类结果的混淆矩阵。^①由结果可知，本文 Logistic 回归模型的总准确率为80.81%，因而具有良好的风险判别能力。其中，模型的第一类错误率为13.87%，第二类错误率为24.52%。

2.基于机器学习方法的民营企业信用评价

Logistic 回归在处理具有线性关系的数据时表现较好，而影响民营企业信用风险的因素较为复杂。由于机器学习方法在处理非线性数据时具有较强的解释能力，且机器学习方法可以对数据

^① Logistic 判别模型分类结果的混淆矩阵未在正文中列出，留存备索。

进行稳健的二元分类，满足本文关于民营企业信用风险的分类判别问题，从而提高预测准确性。本文结合 Logistic 回归模型和 SVM 各自的优势，构建 LOG-SVM 组合预测，充分发挥组合预测在不同应用场景中的适应性和稳定性优势。本文分别采用 SVM 和神经网络 ANN 模型对民营企业信用评价效果进行检验。

核函数的确定是企业信用风险评价的关键，在使用 SVM 进行样本分类的过程中，首先要确保样本能在特征空间内实现线性区分，这使得特征空间的质量成为影响 SVM 预测准确率的关键因素。面对特定的实际问题，我们通常难以预知特征映射的具体状况，因而难以确定哪种核函数最为适宜。基于此，本文选取了多项式核函数 Poly、Sigmoid 核函数和径向核函数 RBF 三种常用的核函数进行检验，并通过比较总准确率选择最适合 SVM 样本数据的核函数，从而保证数据映射到合适的样本空间。本文核函数的模型准确率检验结果如表 5 所示。

由表 5 可知，在默认参数下 SVM 的核函数为 RBF 时，对应的 SVM 总分类准确率最高，为 73.69%。因此，本文选取 RBF 为 SVM 的核函数，对训练样本集分类实证分析。

表 5 核函数的模型准确率检验结果

核函数	默认参数	总分类准确率
Poly	$C=1.0, \mu=1/14, b=0$	63.73%
Sigmoid	$C=1.0, \mu=1/14, b=0, d=3.0$	69.88%
RBF	$C=1.0, \mu=1/14$	73.69%

本文使用初始模型将数据集中企业是否违约作为被解释变量，其余变量作为解释变量，核函数选择 RBF，使用 SVM 构建训练样本集。

由 SVM 训练集分类的混淆矩阵结果^①显示，基于 RBF 的 SVM 具有较强的判别精确性和泛化能力。主要表现为：一方面，SVM 总准确率为 76.94%，具有良好的判别能力。模型的第一类错误率为 24.84%，第二类错误率为 21.29%。因此，SVM 对违约企业的预测效果要优于对非违约企业的预测效果。另一方面，本文基于交叉验证（Cross-Validation，CV）SVM 的泛化能力，兼顾评价效率和预测准确率，通过网格搜索与 5 折分层交叉验证优化超参数。结果表明，最优超参数组合为 $C=1.0, \gamma=0.010$ ，其交叉验证准确率均值达 80.26%，标准差仅为 3.82%，高于其他组合，且在 1% 水平下显著。这表明基于 RBF 的 SVM 具有较强的泛化能力，可用于更大范围企业样本的信用评价分析。

神经网络 ANN 模型通过模拟生物神经元的信息处理机制，构建多层非线性映射结构，在企业信用风险评价中展现出独特的建模优势。其核心算法原理为：输入层接收多维信用指标，经隐藏层激活函数实现特征非线性变换，最终由输出层生成信用风险评价或违约概率预测值。相较于传统模型，神经网络 ANN 模型在企业信用风险评价中具有复杂模式识别和动态适应的优势。一方面，通过多层感知机（MLP）结构自动提取高阶交互特征，有效捕捉企业信用风险的隐性传导非线性风险组合路径。另一方面，基于反向传播（Backpropagation）的权重更新机制，使模型能持续适应信用风险因子的时变特性。

本文比较了 SVM 和神经网络 ANN 模型^②两种机器学习模型对企业信用风险的判别准确率。结果显示，神经网络 ANN 模型的判别准确率 77.42%，略高于 SVM 的 76.94%，但 SVM 对高信用风险企业的判别准确率达到 78.71%，高于神经网络 ANN 模型的预测准确率 75.81%，如前文所述，对于企业信用风险评价往往更关注对高信用风险企业的判别准确率。鉴于此，本文选用 SVM 进行后续的组合预测判别检验。

① SVM 训练集分类结果的混淆矩阵未在正文中列出，留存备案。

② 神经网络 ANN 模型训练集分类结果的混淆矩阵未在正文中列出，留存备案。

3. 基于LOG-SVM组合预测的民营企业信用风险评价

本文采用LOG-SVM组合预测进行民营企业信用风险评价。LOG-SVM组合预测的优势在于以下三个方面。其一, LOG-SVM组合预测提升了企业信用评价预测准确率, 也提升了判别的可解释性。Logistic回归模型具有较好的稳定性与模型可解释性, 但预测精准度相对有限。SVM虽然存在理论解释性较弱的问题, 但在对高信用风险企业判别过程中表现出显著的间隔最大化优势, 其总分类准确率存在很大提升空间。其二, LOG-SVM组合预测兼顾线性和非线性的回归判别结果, 提升判别准确率的同时, 使判别结果更加稳健, 可适应于不同类型企业信用风险评价。其三, LOG-SVM组合预测降低了对指标完整性的依赖程度。企业信用风险的构成因素往往是多维相互作用的, 很难构建一整套完整的评价指标体系应用于企业信用判别, LOG-SVM组合预测能够充分刻画企业信用风险评价指标间的线性和非线性关系, 并利用隐藏层表征潜在因素, 抵消了指标完整性不足对判别结果影响。

本文选择并行式模型集成方案作为方法论基础, 这一技术路线通过构建多元预测结果的线性加权整合机制, 能有效实现系统优化。在参数优化过程中, 首先需要确定各子模型的贡献度参数, 现有研究通常采用普通最小二乘准则 (OLS), 其目标函数设定为最小化预测误差平方和。具体而言, 设 f_{1t} 和 f_{2t} 分别为Logistic回归模型和SVM在训练集上的输出结果, 其中, t 表示第 t 个样本, $t=1, 2, \dots, n$ (n 为样本总量); f_t 表示线性组合预测的预测结果, LOG-SVM组合预测中Logistic回归模型和SVM的权重系数分别为0.719和0.281。本文LOG-SVM组合预测模型如式(9)所示:

$$f_t = 0.719f_{1t} + 0.281f_{2t} \quad (9)$$

基于概率融合策略, 本文将Logistic回归模型的预测概率分布与SVM的决策函数输出值进行集成整合。依据样本分布特征, 本文设定决策阈值为0.500, 通过贝叶斯决策原理构建分类规则: 当判别概率大于或等于0.500时, 判定为违约企业样本; 反之为非违约企业样本。该分类机制下, 训练集样本的判别结果呈现典型双峰分布特征。

本文计算了LOG-SVM组合预测的样本集分类预测结果^①, 结果显示, LOG-SVM组合预测的整体预测准确率达到80.81%, 较单一模型提升约两个百分点。其整体误判率为19.19%, 低于两种单一模型的平均误判率(约22.82%), 呈现双向改善趋势。具体表现为, 准确判别低信用风险企业的能力提升了3.06%, 准确判别高信用风险企业的能力提升了4.20%。这表明LOG-SVM组合预测在企业信用风险识别方面具有更好的预测精度。

4. 信用风险评价模型结果对比

本文采用受试者工作特征(ROC)曲线与Kolmogorov-Smirnov(KS统计量)作为核心评价指标对企业信用风险评价模型进行比较分析。ROC曲线的构建基于阈值遍历法, 通过计算不同临界值下的真阳性率 $TPR=TP/(TP+FN)$ 和假阳性率 $FPR=FP/(FP+TN)$ 生成特征曲线, 其曲线围成的面积(AUC)可量化为模型的风险判别能力: 当 $AUC=1$ 时, 模型具有完美的风险判别能力(理论状态); 当 $0.500 < AUC < 1$ 时, 模型判别能力优于随机猜测; 当 $AUC=0.500$ 时, 模型没有风险判别能力; 而当 $AUC < 0.500$ 时, 模型风险判别能力低于随机基准。KS值通过度量非违约企业与违约企业分布的累积差异, 评价模型的企业信用风险判别能力, 当KS值超过0.200时, 则模型具备有效的风险判别能力。

本文基于Alasso方法筛选民营企业信用风险指标体系, 分别采用Logistic回归模型、SVM和LOG-SVM组合预测, 对民营企业信用风险进行评价, 并选取准确率、第二类错误率、ROC曲线, 及其对应的AUC值、K-S值对三者的预测结果进行比较, 以此比较不同模型在加入数字普惠金融

^① LOG-SVM组合预测的样本集分类预测结果未在正文中列出, 留存备索。

指数前后的预测结果。模型评价结果对比如表6所示。

由表6可知，在引入数字普惠金融指数作为非财务指标变量后，不同模型的预测准确率有显著提升，同时第二类错误率显著降低。加入数字普惠金融指数前，Logistic回归模型、SVM和LOG-SVM组合预测的准确率分别为76.55%、75.75%和78.96%；加入数字普惠金融指数后，三个模型的准确率分别为80.81%、76.94%和80.81%。第二类错误率分别降低了4.26%、1.19%和1.85%。表明加入数字普惠金融指数后，LOG-SVM组合预测对民营企业信用风险评价的准确度更高。对于Logistic回归模型和SVM的单一模型，虽然其在特定情况下表现出色，但二者的预测能力往往受限于模型本身的假设和特性。相比之下，LOG-SVM组合预测通过结合Logistic回归模型和SVM的优点，能够在多个指标上实现更高的预测精度。具体来说，加入数字普惠金融指数后LOG-SVM组合预测不仅在准确率上有所提升，而且在第二类错误率、AUC值和K-S值等关键指标上也有明显提升，且均为不同模型下的最优评价价值。这表明LOG-SVM组合预测在民营企业信用风险评价时，不仅提升了预测精度，还增强了模型的泛化性和稳健性，这对于金融机构在风险管理和决策过程中具有重要的实际意义。随着机器学习方法和统计学研究方法的不断进步，未来的企业信用风险评价模型有望在准确性和泛化性上实现更大的突破。

表6 模型评价结果对比

指 标	准确率		第二类错误率		AUC	K-S值
	引入前	引入后	引入前	引入后	引入后	引入后
数字普惠金融指数						
Logistic 回归模型	76.55%	80.81%	23.22%	19.19%	0.689	0.5438
SVM	75.75%	76.94%	24.17%	23.06%	0.729	0.4277
LOG-SVM组合预测	78.96%	80.81%	21.69%	19.19%	0.750	0.6166

此外，本文还分别刻画了Logistic回归模型、SVM和LOG-SVM组合预测在加入数字普惠金融指数后对民营企业信用风险评价的ROC曲线图，^①其中，ROC围成的面积为AUC值，可衡量模型预测准确性。结果表明，LOG-SVM组合预测的AUC值高于单一模型，再次验证了LOG-SVM组合预测对民营企业信用风险评价的性能更好。

五、研究结论与政策建议

（一）研究结论

民营企业的健康和快速发展对经济发展至关重要。普惠金融政策的深化实施，也对民营企业信用风险管理提出了新的要求。本文基于数字普惠金融视角，聚焦于如何提升民营企业信用风险评价的科学性与有效性，不仅深化了对数字普惠金融影响民营企业信用风险评价的理解，同时为提升民营企业信用风险评价精确度、优化普惠金融政策与服务效能提供了切实可行的理论支撑与实践路径。

本文将数字普惠金融指数纳入评价体系，构建了民营企业信用风险评价指标体系。为解决民营企业经营风险决定因素的高维性与非线性问题，本文提出了LOG-SVM组合预测，并检验了LOG-SVM组合预测的应用价值。研究发现，数字普惠金融发展能够有效降低民营企业信用风险。普惠金融政策不仅有助于缓解融资约束，还能通过优化金融生态环境降低企业信用风险，激发企业市场活力。研究还发现，传统的偿债能力与营运能力指标依然是信用评估的核心决定因素。然而，将数字普惠金融指数纳入评价指标体系，能够更准确地刻画民营企业在当前金融政策环境下的风险特征，显著提升企业信用风险评价模型的预测能力——Logistic回归模型、SVM和LOG-SVM组合预测的准确率分别有不同程度的提升。本文还验证了LOG-SVM组合预测的优势，相较

① 三种模型ROC曲线图未在正文中列出，留存备索。

于单一的 Logistic 回归模型和 SVM, 本文构建的 LOG-SVM 组合预测展现出更优越的预测效果。这验证了组合预测在处理高维、非线性信用风险数据方面的有效性与稳健性。

(二) 政策建议

数字普惠金融的发展能够有效推动民营企业信用体系的构建, 提升区域内民营企业的风险承担能力。虽然中国高度重视数字普惠金融的发展实施, 但民营企业融资难、融资贵的问题仍然严峻。造成这种现象的主要原因在于, 现行民营企业信用风险评价体系存在针对性弱、维度不全面等问题, 同时又面临着普惠“门槛”、信息不对称、风险监管不全面等挑战, 因而普惠金融政策在具体落实中可能存在效率不高、区域不平衡等困境。如何量化民营企业信用风险各个影响因素间的关系, 构建适合民营企业经营特征的信用风险评价体系, 对有效缓解民营企业的融资约束和金融排斥, 发挥金融机构在民营经济体系中的“造血”功能, 具有十分重要意义。基于此, 本文提出以下政策建议:

一是发挥数据要素作用, 发挥新技术、新科技在民营企业信用风险评价方面的作用, 构建开放共享的民营企业信用风险评价体系。目前, 民营企业信用风险评价中存在的主要问题之一是信息不对称, 这降低了民营企业的融资效率。因此, 要以政府为主导, 整合政府、企业和社会的数据要素, 规范数据的采集和使用, 确保数据的准确性和一致性, 为金融机构对民营企业信用风险评价提供更全面、更准确的数据支持, 如整合税务、海关、市场监管等部门的政务数据, 以及企业的管理数据、交易流水、供应链数据等, 形成多维信用档案, 解决信息碎片化问题。同时, 推广 5G、人工智能和大数据技术在金融服务领域的应用, 探索高维、不确定数据环境下民营企业信用风险评价方法, 充分发挥数据要素和技术在民营企业信用风险评价中的独特价值。构建标准化、高适应性且具有开放性的民营企业信用风险评价体系, 确保评价体系的科学性、准确性和全面性。

二是以民营经济为侧重点, 加强区域数字普惠金融体系建设。依托数字普惠金融发展, 引导金融资源向民营企业倾斜, 助力民营企业降低信用风险。民营企业在社会主义市场经济中具有其独特性, 企业之间的各项指标水平千差万别, 既有小微企业的灵活性与抵抗风险能力, 也有中型企业的规模化经营需求, 更有大型民企的产业链整合特征。因此, 政府应加大对数字普惠金融发展的政策支持力度, 通过财政补贴、设立专项发展基金等手段, 鼓励金融机构因地制宜地向民营企业提供更多的数字普惠金融服务, 以缓解民营企业的融资困难程度, 降低企业信用风险, 如通过大数据分析精准定位民营企业融资需求, 利用区块链技术优化信贷流程, 减少中间环节成本, 提升融资效率。同时, 完善数字普惠金融基础设施建设, 重点提升偏远地区网络覆盖与数字终端可得性, 缩小城乡间数字金融服务鸿沟, 推广金融机构线上金融服务平台, 让民营企业能够更便捷地获得金融服务。根据区域数字普惠金融指数的差异, 制定和实施有针对性的普惠金融政策, 确保政策的有效性和可持续性, 助力不同地区民营企业实现高质量发展。

三是推进数字普惠金融与民营企业信用风险评价的协同发展, 发挥数字普惠金融在信用风险评价方面的作用。政府部门、金融机构和民营企业之间应建立数字普惠金融与信用风险评价的联动机制, 通过制度性安排明确各方数据共享责任, 避免信息不对称导致的评价偏差, 如相关部门可定期召开联席会议, 共享信用信息, 共同制定企业信用风险防控策略, 推动数字普惠金融服务与民营企业信用评价指标的动态衔接。政府可以通过政策引导, 促进金融机构将数字普惠金融发展与民营企业信用风险评价相结合, 在提供数字普惠金融服务的同时, 采用科学的评价模型准确识别和控制信用风险, 并随着数字普惠金融发展水平的不断提高, 动态调整民营企业的信用评级和授信额度。此外, 建立健全普惠金融政策和民营企业信用风险评价体系的监测和评价机制, 定期对政策实施效果进行跟踪和评价, 重点关注政策覆盖广度、风险防控精度与企业满意度等核心指标。根据评价结果及时调整和完善相关政策, 确保普惠金融政策能够有效降低民营企业信用风

险, 促进民营企业健康和快速发展。

参考文献:

- [1] 梅冬州, 温兴春, 吴娱. 财政扩张、信用违约和民营企业融资困境[J]. 经济研究, 2021, 56(3): 116-131.
- [2] 罗党论, 甄丽明. 民营控制、政治关系与企业融资约束——基于中国民营上市公司的经验证据[J]. 金融研究, 2008(12): 164-178.
- [3] 迟国泰, 章彤, 张志鹏. 基于非平衡数据处理的上市公司ST预警混合模型[J]. 管理评论, 2020, 32(3): 3-20.
- [4] 龚玲玲, 迟国泰, 杜永强. 小企业信用评价体系构建方法——基于显著性判别原理[J]. 技术经济, 2014, 33(5): 97-101.
- [5] 熊熊, 郭翠, 张维, 等. 中小企业贷款利率定价的计算实验方法[J]. 系统工程理论与实践, 2009, 29(12): 9-14.
- [6] 迟国泰, 潘明道, 齐菲. 一个基于小样本的银行信用风险评级模型的设计及应用[J]. 数量经济技术经济研究, 2014, 31(6): 102-116.
- [7] 蒋晓妍, 刘爽, 占晓杰, 等. 民营企业融资困境的解决机制研究——以新常态下民营银行的发展为背景[J]. 经济问题, 2019(7): 54-61.
- [8] 段胜. 关于民营企业融资难融资贵问题的思考——基于四川省民营企业的调查分析[J]. 西南金融, 2019(3): 3-11.
- [9] 苏蕙, 郭炜. 银行小微企业信贷风险评价指标优化[J]. 财会月刊, 2020(1): 27-32.
- [10] 蒋辉. 非对称信息下小微企业信用评价指标体系的构建[J]. 财会月刊, 2017(14): 51-55.
- [11] 程砚秋, 迟国泰. 企业负责人背景特征与信贷违约行为间关系的实证研究——基于大连地区小企业的信贷数据[J]. 技术经济, 2015, 34(3): 97-104.
- [12] 谢绚丽, 沈艳, 张皓星, 等. 数字金融能促进创业吗? ——来自中国的证据[J]. 经济学(季刊), 2018, 17(4): 1557-1580.
- [13] 梁榜, 张建华. 数字普惠金融发展能激励创新吗? ——来自中国城市和中小企业的证据[J]. 当代经济科学, 2019, 41(5): 74-86.
- [14] 喻平, 豆俊霞. 数字普惠金融、企业异质性与中小微企业创新[J]. 当代经济管理, 2020, 42(12): 79-87.
- [15] 郭峰, 王靖一, 王芳, 等. 测度中国数字普惠金融发展: 指数编制与空间特征[J]. 经济学(季刊), 2020, 19(4): 1401-1418.
- [16] 包钧, 谢霏, 许霞红. 中国普惠金融发展与企业融资约束[J]. 上海金融, 2018(7): 34-39.
- [17] 解维敏, 吴浩, 冯彦杰. 数字金融是否缓解了民营企业融资约束?[J]. 系统工程理论与实践, 2021, 41(12): 3129-3146.
- [18] 李羚锐, 黄先军. 数字普惠金融对企业信用风险的影响研究[J]. 金融理论与实践, 2022(12): 43-53.
- [19] 曹裕, 杨方杰, 刘凡璠. 资源配置视角下数字普惠金融对区域创新创业的影响研究[J]. 湖南大学学报(社会科学版), 2023, 37(6): 36-43.
- [20] ODOM M D, SHARDA R. A neural network model for bankruptcy prediction[R]. 1990 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks, 1990.
- [21] VAPNIK V N. An overview of statistical learning theory[J]. IEEE transactions on neural networks, 1999, 10(5): 988-999.
- [22] 梁翰. M市工商银行小微企业信贷风险识别及防范策略研究[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2019: 1.
- [23] JONES S, JOHNSTONE D, WILSON R. An empirical evaluation of the performance of binary classifiers in the prediction of credit ratings changes[J]. Journal of banking & finance, 2015(7): 72-85.
- [24] 夏晗. 基于支持向量机回归集成的小微企业信用风险度评估模型研究[J]. 征信, 2019, 37(4): 21-27.
- [25] 李健, 张金林. 供应链金融的信用风险识别及预警模型研究[J]. 经济管理, 2019, 41(8): 178-196.
- [26] 匡海波, 杜浩, 丰吴月. 供应链金融下中小企业信用风险指标体系构建[J]. 科研管理, 2020, 41(4): 209-219.
- [27] 沈隆, 周颖, 赵轩铎. 基于余弦相似度的企业违约预测模型及实证[J]. 系统工程理论与实践, 2022, 42(7): 1826-1842.

Research on Credit Risk Evaluation of Private Enterprises Based on Combination Forecasting

QIU Yu¹, XING Tiancai^{1, 2}

(1. School of Finance, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025, China;

2. Qingdao Institute of Finance, Dongbei University of Finance and Economics, Qingdao 266105, China)

Summary: As an indispensable component of the socialist market economy, the high-quality development of private enterprises universally face severe challenges of “financing difficulties and high financing costs”, with one underlying cause being the underdeveloped credit risk evaluation system for them. Therefore, scientifically constructing and refining the credit risk evaluation system for private enterprises is intrinsically linked to and mutually reinforcing with advancing the deepening of inclusive finance.

This study, from the perspective of inclusive finance, selects 4 035 private enterprises listed on the National Equities Exchange and Quotations (NEEQ, or “New Third Board”) in 2023 as the research sample. Addressing the acute financing constraints confronting China’s private enterprises, this study innovatively introduces the digital inclusive finance index as a key variable and constructs a multi-dimensional evaluation index system to characterize private enterprises’ credit risk. Utilizing the adaptive Lasso method for variable selection, this study comprehensively evaluates and predicts credit risk through logistic regression, support vector machine (SVM), and LOG-SVM combination forecasting that integrates the strengths of both. The article finds that: First, financial indicators reflecting solvency constitute the most fundamental and explanatory elements in the credit evaluation system for private enterprises. Second, a significant negative correlation exists between regional inclusive finance levels and local private enterprises’ credit risk, demonstrating that healthy regional inclusive finance effectively mitigates their credit risk exposure. Third, Incorporating the digital inclusive finance index enhances the explanatory power and prediction accuracy of the logistic, SVM, and LOG-SVM combination forecasting. Fourth, the LOG-SVM combination forecasting exhibits superior prediction accuracy and stability compared to standalone logistic or SVM models.

Based on these findings, this article proposes the following policy implications. First, it is necessary to leverage data as a key factor of production to establish a comprehensive, standardized, dynamically updated, and openly accessible credit information platform and risk evaluation system for private enterprises. Second, it is necessary to strengthen the development and optimization of regional inclusive finance service systems, fully utilizing the technological advantages of digital inclusive finance in service accessibility, cost control, and risk management. This will guide more financial resources to flow precisely and efficiently to private enterprises, thereby lowering their financing barriers and costs. Third, through institutional design and policy coordination, we can ensure that the benefits of inclusive finance development are more effectively translated into tangible improvements in credit risk evaluation capabilities and corporate financing environments. This will ultimately maximize the value of inclusive finance in optimizing credit risk management.

Key words: private enterprise; credit risk evaluation; digital inclusive finance; LOG-SVM combination forecasting

(责任编辑: 李明齐)

[DOI]10.19654/j.cnki.cjwtyj.2025.07.005

[引用格式]邱宇,邢天才. 基于组合预测的民营企业信用风险评价研究[J]. 财经问题研究, 2025(7):55-68.