

基于 BP 神经网络的中小微企业的信贷决策研究

关美盛, 刘君*

广州城建职业学院 信息工程学院, 广东 广州 510925

DOI:10.61369/ASDS.2026030009

摘要: 为了解决中小微企业缺乏抵押资产和信用记录以及它们面临信贷融资困难问题, 和针对传统信贷风险评估方法对多维交易行为非线性关系方面的不足, 本文提出一种基于 BP 神经网络的小微企业信贷违约预测模型。该模型由数据预处理模块和神经网络构成, 并且融合企业基础信息与进销项发票行为特征, 通过实际企业数据训练 BP 神经网络模型, 自动学习高维特征之间的复杂映射关系, 实现了对企业违约风险的准确预测和信贷策略的智能制定。实验结果表明, BP 神经网络模型在违约预测方面具有较高的准确率和 AUC 值, 为银行信贷决策提供了有效支持。

关键词: BP 神经网络; 信贷风险策略; 中小微企业; 机器学习; 智能风控

Research on Credit Decision of Small, Medium and Micro Enterprises Based on BP Neural Network

Guan Meisheng, Liu Jun*

School of Management Science and Engineering, Guangzhou City Construction College, Guangzhou, Guangdong 510925

Abstract: To solve the problems of small and medium-sized enterprises' lack of mortgage assets and credit records, as well as the difficulties they face in credit financing, and in view of the shortcomings of traditional credit risk assessment methods in the nonlinear relationship of multidimensional transaction behavior, this paper proposes a credit default prediction model for small and micro enterprises based on BP neural network. The model is composed of data preprocessing module and neural network, and integrates the basic information of enterprises and the behavior characteristics of purchase and sales invoices. Through the actual enterprise data training BP neural network model, it can automatically learn the complex mapping relationship between high-dimensional features, and realize the accurate prediction of enterprise default risk and the intelligent formulation of credit strategy. The experimental results show that the BP neural network model has high accuracy and AUC value in default prediction, which provides effective support for bank credit decision-making.

Keywords: BP neural network; credit risk strategy; small, medium and micro enterprises; machine learning; intelligent risk control

引言

随着数字经济和人工智能技术的快速发展, 人工智能已成为金融风险控制领域的重要技术手段。中小微企业在促进经济增长和扩大就业方面发挥着重要作用, 但受限于信息不完备、经营规模较小和抗风险能力较弱等因素, 其信贷违约风险相对较高, 给金融机构信贷决策带来较大挑战。因此, 在信息不对称条件下实现对小微企业信贷风险的准确预测, 对保障中小微企业健康发展和金融体系稳定运行具有重要意义^[1]。目前, 小微企业信贷风险评估主要依赖专家经验或传统线性统计模型, 难以有效刻画企业经营行为与违约风险之间的复杂非线性关系。随着企业交易数据和税务发票数据的不断积累, 基于深度学习的信贷风险预测方法逐渐受到关注^[2]。其中, BP 神经网络因具备较强的非线性建模能力, 在信贷风险预测中具有良好的应用潜力。基于此, 本文构建了一种融合企业基础信息与进销项发票行为特征的 BP 神经网络信贷风险预测模型, 并通过实验验证了模型的有效性, 为小微企业信贷风险评估提供了一种可行的应用方案。

基金项目: 大数据下基于神经网络模型的商业银行对小微企业信贷决策研究 (2023XKZY12); 2026 年广州城建职业学院校级科研项目 (2026XKZY18)。

作者简介: 关美盛, 广州城建职业学院信息工程学院, 硕士研究生, 研究方向为基于深度学习的图像处理。

通讯作者: 刘君, 广州城建职业学院信息工程学院, 教授, 研究方向为基础数学群与图方向。

一、BP神经网络预测模型设计

本文构建了一种基于BP神经网络的中小微企业信贷违约预测模型，模型结构如图1所示，主要包括数据预处理和BP神经网络两部分。BP神经网络由输入层、隐藏层和输出层组成，用于对企业特征信息进行学习并输出信贷违约预测结果。相比传统线性模型，该方法能够有效刻画多维特征之间的非线性关系，更适用于挖掘进销项发票行为特征与企业违约风险之间的潜在关联，从而提升信贷风险预测的准确性^[3]。

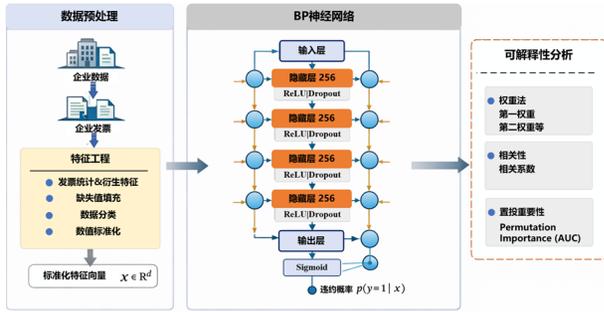


图1：整体架构图

（一）数据预处理和特征选择模块设计

为提升后续模型的预测性能，本文设计了数据预处理与特征选择模块，对原始中小微企业信贷记录数据进行系统化处理。该模块主要包括数据清洗、数据标准化、特征选择及冗余特征过滤等步骤^[4]，通过提取与违约风险高度相关的特征子集，为模型训练提供高质量输入。相关特征子集的构建不仅有助于降低预测误差，还能够提高模型的收敛速度和稳定性。

经过数据标准化^[5]与特征选择处理，最终筛选出15个关键特征，分别为： X_1 表示企业信用评级， X_2 表示进项总金额， X_3 表示销进比， X_4 表示销项负数发票比例， X_5 表示销项总金额， X_6 表示销项发票总数， X_7 表示总交易笔数， X_8 表示现金流， X_9 表示进项有效发票比例， X_{10} 表示进项发票总数， X_{11} 表示销项平均金额， X_{12} 表示行业类别， X_{13} 表示进项平均金额， X_{14} 表示销项有效发票比例， X_{15} 表示利润率。上述特征能够从交易规模、发票结构及经营能力等多个维度刻画企业特征，从而显著提升模型的预测准确性。在此基础上，进一步构造现金流、利润率和销进比等衍生特征，以增强模型对企业经营状况和偿债能力的综合表征能力。

（二）信贷额度BP神经网络预测模型

本文构建的信贷违约预测模型采用多层全连接BP神经网络结构^[6]，整体由输入层、隐藏层和输出层组成，其网络结构如图1所示。输入层用于接收经特征工程与标准化处理后的企业特征向量，设单个企业样本的特征维度为 d ，则输入层包含 d 个神经元。

为刻画企业多维特征之间潜在的非线性关系，模型设置四层隐藏层，神经元数量依次为256、128、64和32，整体呈逐层压缩的金字塔式结构。该结构能够在前层实现对高维特征的充分组合与非线性映射，在后层完成特征降维与抽象表达，从而在保证模型表达能力的前提下有效控制参数规模，降低中小样本条件下的过拟合风险。隐藏层均采用ReLU激活函数^[7]，并在训练过程中引

入Dropout机制，以增强模型的泛化能力。

隐藏层的前向传播过程可表示为：

$$h^{(l)} = f(W^{(l)}h^{(l-1)} + b^{(l)}) \quad (1)$$

其中， $W^{(l)}$ 和 $h^{(l)}$ 分别表示第 l 层的权重矩阵和偏置向量， $f(\cdot)$ 为ReLU激活函数。输出层采用单神经元结构，并使用Sigmoid激活函数将模型输出映射至 $[0,1]$ 区间，用于表示企业发生信贷违约的预测概率^[8]，越接近1时，表明企业违约风险越高。

设企业 i 的输入特征向量为 X_i ，其信贷违约预测模型^[8]可表示为：

$$y = f_{BP}(X_i) \quad (2)$$

其中， f_{BP} 表示BP神经网络。

（三）利率定价BP神经网络模型设计

利率定价网络兼顾模型复杂度与预测精度^[9]。设企业 i 的利率预测值为 Q_i ，模型表示为：

$$Q_i = g_{BP}(Y_i) \quad (3)$$

其中， g_{BP} 为利率预测BP神经网络映射函数， Y_i 为企业特征向量。

（四）模型训练细节设计

实验采用2020年全国数学建模竞赛的公开数据集，并且将其按训练集与测试集8:2的划分方式。模型训练过程中采用Adam优化算法，初始学习率设为0.001，并通过早停策略防止过拟合。考虑样本类别不平衡问题，本文采用带权重的二元交叉熵损失函数进行模型训练。模型参数通过Adam优化算法进行更新，初始学习率设置为0.001，并引入学习率衰减与早停机制以防止过拟合^[10]。

二、实证分析

（一）数据来源与样本构成

鉴于目前公开可获取的信贷数据较为有限，本文选取2020年全国大学生数学建模竞赛公开数据集作为研究数据来源。该数据集涵盖全国范围内123家具有信贷记录的企业发票数据、302家无信贷记录的初创企业发票数据，以及银行贷款年利率与客户流失率之间的相关信息。本文以123家具有信贷记录企业的基础信息表及其进销项发票数据为研究对象，基于企业唯一标识进行多表关联，构建企业级样本数据集，并依据历史信贷记录对企业违约情况进行标注，从而形成信贷违约的二分类预测问题。

（二）样本基本分布特征分析

1. 企业违约情况分布

从企业的违约情况分布图（图2）可以看出，非违约企业约占78%，违约企业约占22%，样本整体呈现出一定程度的类别不平衡特征。该分布特性与实际信贷业务中违约样本占比较低的客观情况一致，同时也对模型的风险识别能力提出了更高要求。

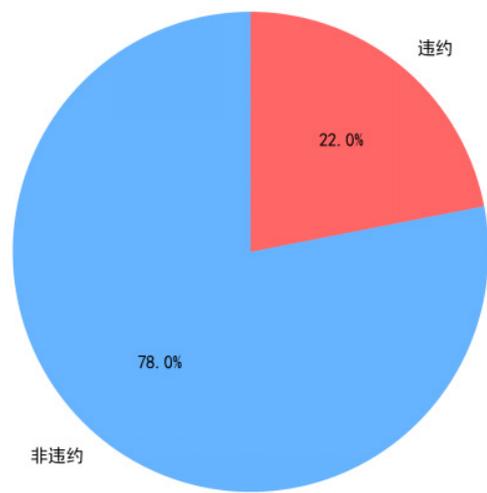


图2: 企业的违约情况分布图

2. 企业信用评级分布

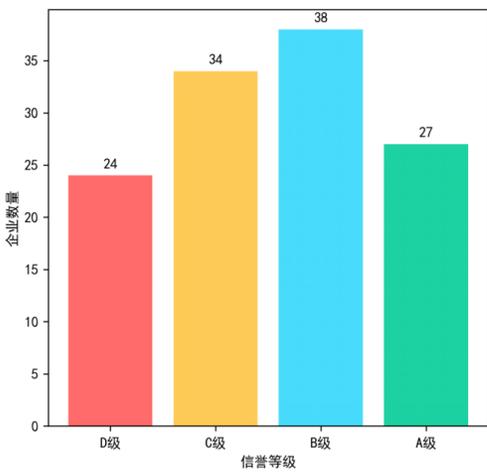


图3: 企业信用评级分布图

从企业信用评级分布情况（图3）可以看出，B级和C级企业数量占比较高，A级企业数量相对较少，D级企业处于中等水平。这表明样本中多数企业信用状况处于中等区间，具有较为明显的风险分层特征，有利于模型学习不同信用等级下的违约差异。

（三）信用风险关系与基于企业信贷额度策略模型的量化分析

1. 信用评级与客户流失率关系分析

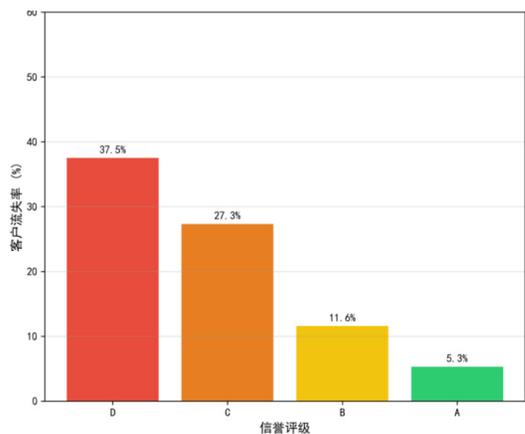


图4: 不同信用评级企业的客户流失率分布图

从不同信用评级企业的客户流失率分布情况（图4）可以看出，随着信用评级由D级逐步提升至A级，客户流失率呈现出明显下降趋势。其中，D级企业客户流失率最高，而A级企业最低。该结果表明，信用等级较高的企业通常具有更稳定的客户结构和经营能力，从侧面反映了其较低的信用风险水平。

2. 信用评级与贷款定价关系分析

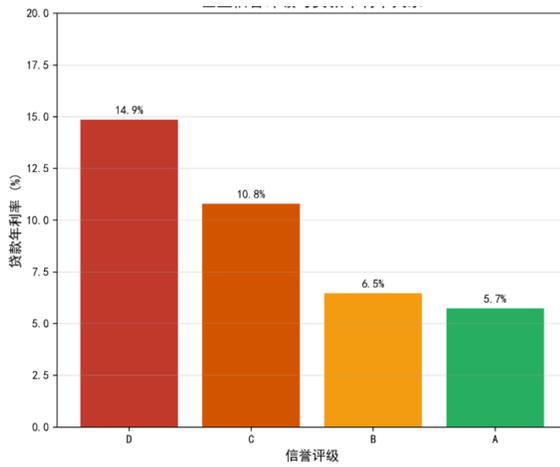


图5: 不同信用评级企业对应的贷款年利率分布图

如不同信用评级企业对应的贷款年利率分布图所示（图5），信用评级越低，贷款年利率整体越高；信用评级越高，贷款年利率相对较低。该现象符合商业银行基于风险水平实施差异化定价的基本原则，说明样本数据在信贷定价维度上具有较强的现实合理性。

3. 信贷预测和策略建分析

表1: 中小微企业信贷策略建议表

企业类型	评级	利率	额度	企业
其他类企业	C	0.05	89,367	E56
服务业、建筑业和交通运输业	B	0.0492	228,530	E21
其他类企业	A	0.05	99,096	E31
服务业、建筑业和交通运输业	B	0.0492	228,273	E93
服务业、建筑业和交通运输业	A	0.0452	651,531	E22
其他类企业	C	0.1	22	E68
服务业、建筑业和交通运输业	D	0.1	64	E115
其他类企业	B	0.05	99,354	E45
服务业、建筑业和交通运输业	D	0.1	57	E120
其他类企业	B	0.05	98,595	E79
其他类企业	B	0.05	99,445	E57
医药类、科学研究、技术服务和地质勘查业与水利、环境和公共设施管理业企业	B	0.0505	218,044	E76
其他类企业	A	0.05	98,700	E89
服务业、建筑业和交通运输业	C	0.0532	144,651	E104
服务业、建筑业和交通运输业	A	0.0452	650,059	E24

根据企业信贷策略建议表（表1）的分析结果可见，对于实际

违约风险较高的D级企业（如E115、E120、E113），模型给出的信贷策略具有高度一致性，具体表现为：利率设定较高（0.10或0.12），授信额度极低（57至64），并辅以“加强监控”的风险控制措施。上述策略安排与高风险企业的信用特征相契合，表明模型在风险识别与策略匹配方面具有一定的合理性与稳定性。

表2：企业违约情况预测表

企业代号	真实违约情况	预测违约情况	预测违约概率	预测准确性	信誉评级	建议措施
E56	非违约	非违约	10.63%	正确	C	正常跟踪
E21	非违约	非违约	0.64%	正确	B	正常跟踪
E31	非违约	非违约	0.90%	正确	A	正常跟踪
E93	非违约	非违约	0.75%	正确	B	正常跟踪
E22	非违约	非违约	0.53%	正确	A	正常跟踪
E68	非违约	违约	99.98%	错误	C	加强监控
E115	违约	违约	96.80%	正确	D	加强监控
E45	违约	非违约	0.65%	错误	B	正常跟踪
E120	违约	违约	97.11%	正确	D	加强监控
E79	非违约	非违约	1.40%	正确	B	正常跟踪
E57	非违约	非违约	0.55%	正确	B	正常跟踪
E76	非违约	非违约	0.89%	正确	B	正常跟踪
E89	非违约	非违约	1.30%	正确	A	正常跟踪
E104	非违约	非违约	3.57%	正确	C	正常跟踪
E24	非违约	非违约	0.75%	正确	A	正常跟踪
E15	非违约	非违约	0.58%	正确	A	正常跟踪
E40	非违约	非违约	1.73%	正确	C	正常跟踪
E88	非违约	非违约	0.88%	正确	A	正常跟踪
E100	违约	非违约	32.24%	错误	D	正常跟踪
E2	非违约	非违约	1.91%	正确	A	正常跟踪
E3	非违约	非违约	0.33%	正确	C	正常跟踪
E64	非违约	非违约	0.70%	正确	A	正常跟踪
E113	违约	违约	97.22%	正确	D	加强监控
E65	非违约	非违约	0.85%	正确	B	正常跟踪
E94	非违约	非违约	0.70%	正确	C	正常跟踪

从企业违约情况预测表（表2）的数据可以看出，本研究构建的违约预测模型整体表现较好。在所选取的25家样本企业中，模型正确预测违约与非违约情况的企业共计21家，总体预测准确率达到了84%。

表3：中小微企业利率预测表

企业代号	2020年及以后利率	2019年及以前利率	差
E120	0.12	0.0585	0.0615
E40	0.0545	0.0545	0
E56	0.0545	0.0545	0
E65	0.0505	0.0505	0
E76	0.0505	0.0505	0
E79	0.0505	0.0505	0
E104	0.0545	0.0545	0
E21	0.0505	0.0505	0
E113	0.12	0.0585	0.0615
E68	0.12	0.0545	0.0655
E31	0.0465	0.0465	0
E89	0.0465	0.0465	0

E15	0.0465	0.0465	0
E93	0.0505	0.0505	0
E22	0.0465	0.0465	0
E3	0.0545	0.0545	0
E88	0.0465	0.0465	0
E64	0.0465	0.0465	0
E100	0.076862719	0.0585	0.0184
E94	0.0545	0.0545	0

根据中小微企业利率预测数据（表3）显示，2020年前后，多数企业的利率水平基本保持稳定，未出现显著波动，反映出该时期内企业利率具有较强的平稳性特征。

（四）神经网络模型训练与性能分析

1.ROC 曲线分析

ROC 曲线如图6所示，其 AUC 值为0.81，显著高于随机分类水平（AUC=0.5），说明 BP 神经网络模型对违约企业与非违约企业具有较好的区分能力。

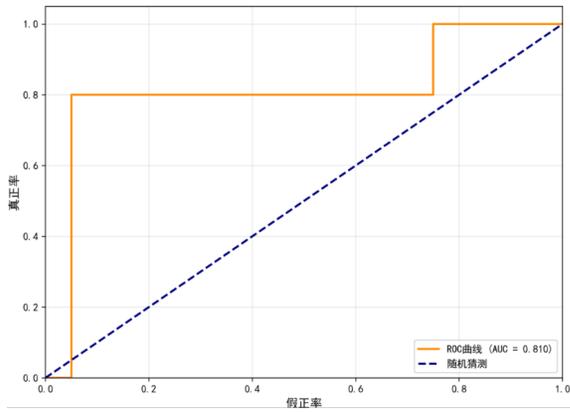


图6: BP神经网络模型 ROC 曲线布局

2. 违约概率分布分析

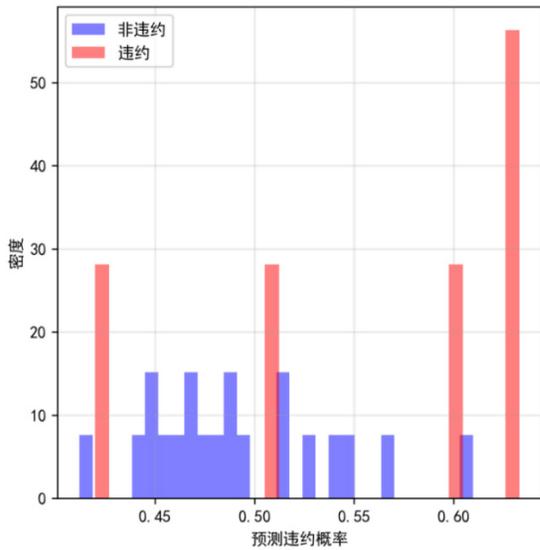


图7: 违约企业与非违约企业预测违约概率图

图7展示了违约企业与非违约企业预测违约概率的分布情况。

可以看出，两类企业在预测概率上呈现出较为明显的区分特征，违约企业整体预测概率较高，非违约企业预测概率较低。该结果表明，模型不仅能够实现违约风险的二分类判断，还具备一定的风险排序能力，可为信贷审批与风险分层管理提供支持。

3. 特征重要性排序结果

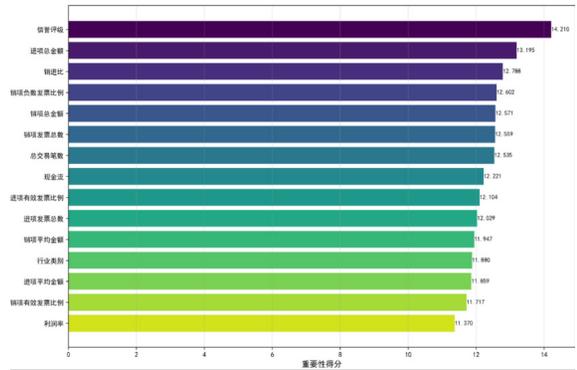


图8: 重要性排名图

为进一步分析 BP 神经网络模型的决策依据，本文基于输入层权重对特征重要性进行测算，并选取重要性排名前 15 的特征进行展示，如图8所示。结果显示，信用评级、进项总金额、销进比、销项负数发票比例及销项总金额等特征在模型中具有较高重要性。

三、总结

本文提出了一种基于 BP 神经网络的小微企业信贷风险预测模型，通过融合企业基础信息与进项项发票行为特征，实现了对企业违约风险的有效识别。实验结果验证了模型的预测性能和稳定性。未来研究可进一步引入时间序列特征和深度结构，以提升模型对企业动态风险的刻画能力。

参考文献

- [1] 郭冰莹. 中小企业的信贷风险量化分析及信贷决策研究 [J]. 中小企业管理与科技, 2025, (02): 82-85+90.
- [2] 马明远. 基于回归模型的中小企业的信贷决策研究 [J]. 微型电脑应用, 2024, 40(08): 228-231+239.
- [3] 方洋洋, 李紫莹, 张立, 等. 基于熵权 TOPSIS 法的中小企业信贷决策研究 [J]. 北方经贸, 2024, (05): 101-104.
- [4] 朱军. 基于横向联邦学习的小微企业信贷决策模型研究 [J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(02): 97-99.
- [5] 许妙遥, 宫召华. 中小企业的多目标信贷决策研究 [J]. 中阿科技论坛 (中英文), 2023, (05): 81-86.
- [6] 罗郁青. 基于熵权 TOPSIS 法与非线性规划的中小企业信贷决策研究 [J]. 中小企业管理与科技, 2023, (09): 67-69.
- [7] 杨超. 基于中小企业的信贷决策分析 [J]. 老字号品牌营销, 2023, (08): 151-153.
- [8] 宫召华, 邵翔. 评价信息不完全背景下银行对中小企业的信贷决策分析 [J]. 黑龙江科学, 2023, 14(01): 35-40.
- [9] 李嘉祺, 李云霞, 董祥旭. 突发事件背景下的中小企业金融信贷决策模型优化研究 [J]. 甘肃金融, 2022, (12): 42-48+22.
- [10] 刘炜, 曲孝海, 高欢. 基于指标合成的中小企业信贷决策 [J]. 湖南文理学院学报 (自然科学版), 2022, 34(04): 14-18+37.