

陈湘州,陶李红.基于MLP神经网络的中小企业供应链金融信用风险评估[J].湖南科技大学学报(自然科学版),2021,36(4):91-99. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2021.04.013

CHEN X Z, TAO L H. Credit Risk Assessment of SME Supply Chain Finance Based on MLP Neural Network [J]. Journal of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2021, 36 (4): 91-99. doi: 10.13582/j.cnki.1672-9102.2021.04.013

基于MLP神经网络的中小企业供应链金融信用风险评估

陈湘州*,陶李红

(湖南科技大学商学院,湖南湘潭411201)

摘要:供应链金融是中小企业解决融资困境的良好途径,但流程复杂以及信息不对称大幅增加了金融机构识别和防范信用风险的难度,阻碍了供应链金融的发展.因此,构建科学有效的信用风险评估模型具有重要的理论意义和现实价值.MLP作为神经网络的典型代表,计算迅速,容错性能强,在处理分类问题上具有良好的表现.以2014年—2019年深交所中小企板制造业中符合要求的中小企业为样本,通过全方位初选评估指标,利用相关性分析对指标进行进一步筛选,得到中小企业供应链金融信用风险评估指标体系,接着基于MLP神经网络构建了中小企业供应链金融信用风险评估模型.结果表明:所建立模型的准确率高、稳定性强,是中小企业供应链金融信用风险评估的理想模型.

关键词:供应链金融;信用风险;MLP神经网络;中小企业

中图分类号:F832.4 文献标志码:A 文章编号:1672-9102(2021)04-0091-09

Credit Risk Assessment of SME Supply Chain Finance Based on MLP Neural Network

CHEN Xiangzhou, TAO Lihong

(School of Business, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

Abstract: Supply Chain Finance is a fine way to solve the financing dilemma of SMEs, but the complexity of the process and the asymmetry of information dramatically increase the difficulty of financial institutions in identifying and preventing credit risks, which hinders the development of Supply Chain Finance. Therefore, constructing a scientific and effective credit risk assessment model is of important theoretical significance and practical value. As a typical representative of neural networks, MLP has quick calculations, strong fault-tolerance, and good performance in processing classification problems. Taking the qualified SMEs in the SME board manufacturing industry of Shenzhen Stock Exchange from 2014 to 2019 as samples, through comprehensive primary selection of evaluating indicators, the correlation analysis was used to further screen the indicators, and the credit risk assessment index system of SME Supply Chain Finance was obtained. Then based on MLP neural network, the credit risk assessment model of SME Supply Chain Finance was constructed. The results show that the model has high accuracy and strong stability, and which is an ideal model for credit risk assessment of SME Supply Chain Finance.

收稿日期:2021-02-02

基金项目:湘教通(2016)276号湖南省普通高校“十三五”专业综合改革试点项目资助(45);湖南省教育厅教改项目资助(1077)

*通信作者,E-mail:xzhou605@sohu.com

Keywords: supply chain finance; credit risk; MLP neural network; small and medium-sized enterprise

供应链金融作为企业供应链和金融服务的结合,是促进金融更好地服务实体经济的重要举措之一。作为传统信贷模式的一次革新,供应链金融极大地影响了中小企业信贷的可行性以及获利能力,是解决中小企业融资难、成本高的良好路径。然而,信用风险的存在给供应链金融的发展带来一定的冲击,其过程的复杂性以及信息不对称使得金融机构的识别和防范信用风险增加了难度。因此,构建科学有效的中小企业供应链金融信用风险评估模型成为关注的热点问题。

信用风险指的是金融机构因企业在贷款合同到期时拒绝履行还款义务而遭受经济损失的风险。作为供应链金融风险管理的关键,信用风险评估模型吸引了众多学者的关注。目前,已有的关于供应链金融信用风险评估模型的文献研究可概括为2类。

一类是基于传统统计方法搭建供应链金融信用风险评估模型,其主要使用 Logistic 回归方法。如熊熊等^[1]通过使用主成分分析选取显著指标后,运用 Logistic 回归方法构建了供应链金融下的企业信用风险评估模型,该模型突破了以往评估过分依赖专家个人经验的局限,将定性和定量指标纳入评估模型中,是供应链金融下企业信用风险评估模型研究的一大里程碑;Bozorgi 等^[2]运用优先级 Logistic 模型,全面评估了供应链金融下中小企业的信用风险;余得生等^[3]采用向后逐步 Logistic 方法构建信用风险评估模型,结果表明模型的准确率为 81%,适用于供应链金融下的电子制造行业企业信用风险评估;付玮琼^[4]在分析不同农业企业供应链金融模式的基础上,利用 Logistic 回归构建了信用风险评估模型,为农业企业金融业务实践提供决策借鉴。总体而言,这类模型的准确率普遍偏低,评估能力欠佳,且该类方法是用数据去适应已确定的模型,导致模型对样本数量的要求较高,在样本不足的情况下容易出现模型欠拟合。

另一类是在传统机器学习方法下,搭建供应链金融下的企业信用风险评估模型。如王琪^[5]运用决策树(DT)搭建了信用风险评估模型,对解决中小企业融资难以及供应链金融失衡具有重要意义;Lang Zhang 等^[6]基于 SVM 建立了信用风险评估模型,证明了模型具有良好的泛化能力;徐勇戈等^[7]基于信用风险理论,构建了房地产企业供应链金融信用风险评估的 Lasso-SVM 模型,实证表明该模型识别房地产企业违约风险表现良好;You Zhu 等^[8]运用集成机器学习法构建了供应链金融信用风险评估模型,发现该模型在处理小样本时具有良好的表现;戴昕琦^[9]结合 SMOTE 算法和随机森林模型,构建了信用风险评估的 C-SMOTE-RF 模型,实证得出该模型的准确率为 91.53%,且对比发现该模型的准确率明显高于 Logistic 模型;Liu 等^[10]提出一个集成 SNM 模型来解决供应链金融下的信用风险评估,并基于模糊聚类和主成分分析提出了一种新的噪声滤波方案,提高了模型评估的准确率^[10]。

相比传统统计方法,机器学习的使用大幅提升了模型的评估能力,且打破了传统统计模型只能应付线性问题的局限。然而传统机器学习方法下,模型对数据的异常值敏感,评估能力容易受到类别数目不平衡的影响,导致模型欠稳定。综上所述,传统统计方法和传统机器学习方法下搭建的中小企业供应链金融信用风险评估模型存在准确率不高或模型欠稳定的局限。

作为人工智能领域的重要分支,神经网络能够处理繁杂的非线性问题。部分学者开始尝试运用神经网络评估供应链金融下的企业信用风险,如匡海波等^[11]运用逐步神经网络挑选风险指标,建立了显著区分风险因子的企业供应链金融信用风险评估指标体系;Sang^[12]将 BP 神经网络运用于企业供应链金融信用风险评估,为降低银行利润受损率提供了理论支持。神经网络的运用有效地改进了统计方法和传统机器学习方法下模型准确率不高或稳定性不强的局限,但大多文献所建指标体系欠全面,且较少文献将神经网络模型与传统机器学习模型进行对比。针对以上问题,通过多维度指标初选以及基于相关性分析的进一步筛选创建了中小企业供应链金融信用风险评估指标体系,在此基础上运用 MLP 神经网络方法构建了中小企业供应链金融信用风险评估模型,并通过与 3 种主流的传统机器学习方法对比验证模型的优越性,结果表明:构建的模型稳定性强、准确率高且优于传统机器学习方法,是中小企业供应链金融信用风险评估的理想模型。

1 MLP神经网络模型

神经网络(ANN)是一种模仿人类中枢神经系统,由大量相互连接的神经元组成的模型,通过算法调整神经元之间的连接关系实现信息处理.作为神经网络的典型代表,MLP神经网络(又称多层感知机)包括一个输入层、一个或多个隐藏层以及一个输出层,各层之间通过带有非线性激活函数的神经元全连接,每个连接都赋有不同的权值,使得各层神经元的输入为前一层神经元输出值的加权和,即

$$y_i^l = f\left(\sum_{j=1}^n y_j^{l-1} w_{ji}^{l-1} + b_i^l\right).$$

式中: y_i^l 为第 l 层第 i 个神经元的输出; f 为第 l 层的激活函数; n 为第 $l-1$ 层神经元的个数; y_j^{l-1} 为第 $l-1$ 层第 j 个神经元的输出; w_{ji}^{l-1} 为第 $l-1$ 层第 j 个神经元和第 i 个神经元的连接权值; b_i^l 为第 l 层第 i 个神经元的偏差.

MLP神经网络用于信用风险评估的步骤如下:

步骤1:样本被随机分为训练集和测试集.

步骤2:训练集的样本特征 x 通过输入层进入网络,输出传递到隐藏层,隐藏层的输入为上一层输出

的加权求和,即 $A = \sum_{i=1}^n w_i x + b_i$,输入值 A 由隐藏层激活函数 f 进行处理并传递给输出层,输出层的输入为

$$B = \sum_{j=1}^n w_j f(A) + b_j,$$

由输出层的激活函数S型函数进行处理,将最终结果映射在(0,1)区间.与此同时,网络通过比较输出值与实际值,不断计算输出值误差,且利用算法不断更新网络参数 w, b ,直至损失达到最小,停止训练并得到最终模型.设置模型阈值为0.5,最终结果低于阈值,企业被评估为高信用风险;反之,企业被评估为低信用风险,训练集训练完毕.

步骤3:将测试集样本输入模型,通过比较模型输出值和实际值得出模型的评估能力.

2 基于MLP神经网络的中小企业供应链金融信用风险评估

2.1 中小企业供应链金融信用风险评估指标体系

2.1.1 指标初选

在梳理总结大量文献的基础上,结合供应链金融的特点,选取指标用于评估中小企业供应链金融信用风险,主要从4个方面进行考虑.

1) 中小企业自身状况

中小企业作为供应链金融的直接获益方,其自身状况是供应链金融信用风险的基础,主要包括3个方面.

首先,企业基本情况.企业基本情况反映了企业当前阶段的实力和潜力,如企业规模、企业所处的生命周期、内部控制质量、会计信息披露质量、企业创新能力等.企业的基本情况表现越好,其违约可能性越低,金融机构面临的信用风险就会越小.结合相关文献和补充,企业规模使用总资产的对数表示^[13];企业所处的生命周期以营业收入增长率所处的区间定性表示:小于5%(衰退期)赋值为0,大于10%(成长期)赋值为1,处于5%~10%(成熟期)赋值为2;内部控制质量通过查看企业内部控制评价报告是否存在缺陷进行赋值,假设内部控制存在缺陷,赋值为0,反之赋值为1^[14];会计信息披露质量根据公司会计信息披露质量考评结果的等级赋值,分别赋值为4(优秀)、3(合格)、2(良好)、1(不合格)^[15];企业创新能力表示为研发支出占营业收入的比例^[16].

其次,企业财务状况.一般来说,企业偿还贷款的可能性很大程度上取决于企业的财务状况.财务业绩越好,按时偿还债务的可能性就越大,信用风险也就越低.具体表现为企业的盈利、偿债、营运、发展以及获取现金的能力.利润是企业偿还债务、维持日常经营、资本扩张所需资金的关键来源.利润越充足,信用风险

越低;企业偿债水平越强,信用风险越低;企业管理资产的效率越高,资产周转越快,信用风险越低;企业上升的潜力越大,还款越有可能,信用风险越低;获取现金的本领越强,企业信用风险越低.参考朱珊珊^[17]的研究,以净资产收益率、总资产净利率、营业净利率、基本每股收益反映企业的盈利能力;用流动比率、速动比率、现金比率、资产负债率反映企业的偿债能力;用总资产周转率反映企业的营运能力;用营业收入现金含量、营业收入现金净含量反映企业的现金能力;用总资产增长率、净利润增长率反映企业的发展能力^[17].

最后,企业信用历史.作为经济活动的主体,良好的信用会给企业带来好的声誉,这对企业经营以及融资都具有积极的影响.企业信用历史可以侧面反映出企业未来的还款意愿.历史履约情况越好,信用风险越低.文章以企业是否存在因履约纠纷而被起诉来定性衡量企业信用历史,存在因履约纠纷而被起诉的企业赋值为0,否则赋值为1.

2) 核心企业状况

不同于传统融资的新型融资模式,供应链金融是利用供应链上核心企业的名誉、地位、经济实力等为中小企业融资提供保证,从而帮助供应链上的中小企业从金融机构获得贷款.因此,核心企业在供应链金融中扮演着重要的角色,对中小企业供应链金融信用风险的影响不容小觑,具体表现为核心企业的信用状况以及自身实力.一方面,核心企业作为供应链的中心,其信用风险可以影响至整条供应链.企业信用历史可侧面反映出信用风险,历史履约情况越好,信用风险越低.李光荣^[18]的研究表明核心企业信用风险会对中小企业供应链金融信用风险产生显著影响,而信用等级与信用风险显著相关.因此,用核心企业信用等级以及核心企业是否存在因履约纠纷而被起诉来定性衡量核心企业信用风险.核心企业信用评级为AA级以下的被定义为高信用风险,赋值为0,反之则被定义为低信用风险,赋值为1;核心企业报告期间及以前存在因履约纠纷而被起诉的赋值为0,否则赋值为1.另一方面,核心企业实力体现了企业是否具有为供应链融资提供担保的能力,尤其表现为盈利能力与偿债能力.保障越有力,信用风险越低.参考徐宏峰,朱玥^[19]的研究,以资产报酬率、净资产收益率、营业净利率代表盈利能力;以流动比率、速动比率、现金比率、资产负债率代表偿债能力.

3) 融资资产状况

根据实际业务操作和主体的不同,供应链金融主要可分为3种模式,分别为应收账款模式、预付账款模式以及存货质押模式^[20],3种模式都是以供应链上的资产为质押物进行融资,因此,融资资产的变现决定了违约时金融机构遭受的损失.资产变现越困难,违约情况下金融机构承受的损失越大,信用风险越高.参考付玮琼^[4]的研究,以应收账款周转率、存货周转率、流动资产周转率体现融资资产状态^[4].

4) 行业状况

供应链所处行业极大地影响企业以及供应链的发展,主要体现在行业竞争程度和行业发展潜力2个方面.一方面,行业竞争程度影响企业的发展,尤其针对中小企业.核心企业往往依靠其在行业中的领先地位和良好商誉在激烈的行业竞争中立足,而中小企业规模小,资金实力不足,很难得到市场的青睐甚至存在被踢出局的风险.企业盈利受到影响,偿还债务得不到保障,信用风险增大.同时,竞争也会影响供应链关系的稳定,竞争越激烈,供应链关系越不稳定.企业间的配合越弱,供应链效益越差,信用风险越高.另一方面是行业发展潜力的影响.企业的发展极大程度受制于所处行业的宏观局势和景气程度,行业越景气,企业盈利越多,偿债能力越强,信用风险越低.将深圳A股该行业内的公司总数由小到大划分为4个区间来定性衡量行业竞争程度,分别赋值为4,3,2,1,以行业营业收入增长率、行业可持续增长率衡量行业发展前景.

2.1.2 基于相关性分析的指标进一步筛选

相关性分析是一种用于考察2个因素之间的相关程度,根据相关性分析结果删除高度相关的2个指标中的1个,从而规避建模过程中可能出现的多重共线性问题的方法.本研究信用风险评估指标初选中含有较多存在一定相关性的连续型财务指标,因此,运用SPSS26对指标进行筛选,得到各指标间的皮尔逊相关性系数结果如表1所示.

表1 相关性分析结果

	净资产收益率	总资产净利润率	营业净利率	每股收益
净资产收益率	1	0.974**	0.752**	0.815**
总资产净利润率	0.974**	1	0.760**	0.803**
营业净利率	0.752**	0.760**	1	0.527**
每股收益	0.815**	0.803**	0.527**	1
	流动比率	速动比率	现金比率	资产负债率
流动比率	1	0.957**	0.566**	-0.690**
速动比率	0.957**	1	0.714**	-0.729**
现金比率	0.566**	0.714**	1	-0.505**
资产负债率	-0.690**	-0.729**	-0.505**	1
	应收账款周转率	存货周转率	流动资产周转率	总资产周转率
应收账款周转率	1	0.070	0.295**	0.371**
存货周转率	0.070	1	0.452**	0.370**
流动资产周转率	0.295**	0.452**	1	0.832**
总资产周转率	0.371**	0.370**	0.832**	1

注:**为在0.01级别(双尾),相关性显著

一般而言,当衡量2个变量间的相关关系时,皮尔逊相关系数值可分为3个区间,分别为小于0.5(低度相关)、0.5~0.8(中度相关)以及大于0.8(高度相关)。剔除相关性分析中高度相关的指标,即总资产净利润率、每股收益、速动比率和流动资产周转率,在此基础上,构建如表2所示的中小企业供应链金融信用风险评估指标体系。

表2 中小企业供应链金融信用风险评估指标体系

一级指标	二级指标	三级指标
中小企业状况	基本情况	企业规模(X_1)
		所处生命周期(D_1)
		内部控制质量(D_2)
	盈利能力	会计信息披露质量(D_3)
		企业创新能力(X_2)
	偿债能力	净资产收益率(X_3)
		营业净利率(X_4)
	营运能力	流动比率(X_5)
		现金比率(X_6)
	现金能力	资产负债率(X_7)
		总资产周转率(X_8)
	发展能力	营业收入现金含量(X_9)
营业收入现金净含量(X_{10})		
信用历史	总资产增长率(X_{11})	
	净利润增长率(X_{12})	
信用状况	履约历史(D_4)	
	信用评级(D_5)	
核心企业状况	自身实力	履约历史(D_6)
		资产报酬率(X_{13})
		净资产收益率(X_{14})
		营业净利率(X_{15})
		流动比率(X_{16})
		现金比率(X_{17})
融资资产状况	资产周转能力	资产负债率(X_{18})
		应收账款周转率(X_{19})
行业状况	行业竞争	存货周转率(X_{20})
		行业竞争程度(D_7)
行业状况	行业发展潜力	行业营业收入增长率(X_{21})
		行业可持续增长率(X_{22})

2.2 样本采集与数据来源

制造业的组织结构特征明显,供应链上中下游企业分工明确,发展成熟,是供应链金融发展的蓬勃领域.选取制造业中的中小企业作为研究对象.参考郑昱等^[21]的研究,文章制造业中的中小企业从深圳证券交易所中小企业板中选取.供应链金融在我国起步较晚,2014年之前的相关数据收集起来比较困难,因此,选取2014年—2019年的数据进行实证研究.样本筛选过程如下:剔除中小企业板制造业企业财务数据不全或异常的样本;查阅中小企业板制造业企业的年报,以年报中披露的前五大供应商或客户中沪、深主板上市企业为核心企业,剔除核心企业为非上市或无法查询核心企业的样本;剔除核心企业目前不存在信用评级的样本;最终得到249条符合要求的样本.

参考余得生等^[3]的研究,将《企业绩效评价标准值》中带息负债率较低值和中小企业带息负债率进行比较来定义信用风险.当中小企业带息负债率高于《企业绩效评价标准值》中的较低值,企业被定义为高风险企业,赋值为0;反之,则定义为低风险企业,赋值为1^[3].

所有数据来源于国泰安数据库、企业官网,部分缺失数据手动补齐于巨潮资讯网.

2.3 MLP神经网络模型构建

运用TensorFlow实现MLP神经网络模型的构建与运行.

2.3.1 数据归一化

为消除量纲不同对模型的影响,首先对所有指标按 $X^* = \frac{X - X(\text{mean})}{X(\text{standard})}$ 进行归一化处理.

2.3.2 确定训练样本和测试样本

数据集共249个样本,抽取其中的219个样本作为训练集,余下30个样本作为测试集,样本的分布情况如图1所示.

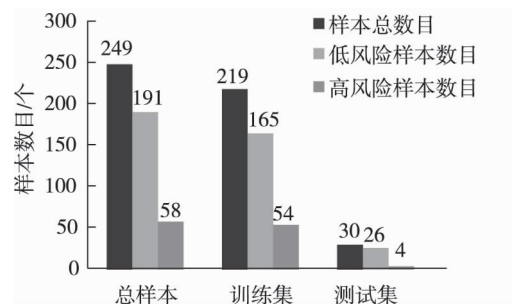


图1 样本分布情况

2.3.3 模型设计

1) 网络结构设计

一般而言,神经网络模型的预测精度和网络结构的层数呈正相关关系,但在实际操作过程中,模型预测精度也会受到样本容量的影响,因此,最优的隐藏层层数往往不是越多越好,而是根据实际情况及建模需要选择最优隐藏层层数.

网络各层次节点数的设置也各不相同.输入层的节点数取决于模型自变量的个数,根据中小企业供应链金融信用风险评估指标体系,设置输入层节点数为29.因变量输出“0”代表高信用风险企业,“1”代表低信用风险企业,因此,输出层节点为1.隐藏层节点数的设置一般没有明确的标准和公式.

2) 激活函数设计

激活函数作为神经网络模型中不可或缺的组成部分,在处理复杂的非线性问题上发挥着重要作用.没有激活函数,神经网络模型的输出只是输入的线性表达.常见的激活函数有 Sigmoid 函数 $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ 、

Tanh 函数 $f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$ 以及 Relu 函数 $f(x) = \max(0, x)$. 各个函数的特点不同, Sigmoid 函数为连续的单调递增函数,函数求导简便且导数非零,值域为(0,1). Tanh 函数对称中心为原点,其值域为(-1,1). 因此, Sigmoid 函数和 Tanh 函数更适用于处理概率问题. Relu 函数为非线性函数,函数简单,计算速度快,与 Sigmoid 函数和 Tanh 函数相比, Relu 函数解决了权值太小从而优化太慢的问题,且网络在无监督训练下表现良好,更利于深层网络的训练,但 Relu 函数只能用于隐藏层激活函数. 中小企业供应链金融信用风险评估实际为二分类问题,输出值区间为(0,1). 因此,设置隐藏层激活函数为 Relu 函数,输出层激活函数设置为 Sigmoid 函数.

3)其他参数设计

网络训练学习率为 0.001,训练次数为 100 次.运用 Adam 梯度方法优化权值和偏置,直至实现损失最小.由于神经网络最优隐藏层层数以及神经元个数没有统一的标准,主要依靠经验以及调试获得最优网络结构.通过对比 5 个不同结构的 MLP 神经网络模型的准确率(表 3),选择准确率最高的即隐藏层层数为 2,隐藏层神经元个数分别为 100 和 50 的模型作为中小企业供应链金融信用风险评估模型.模型网络结构如图 2 所示.

表 3 模型预测准确率

隐藏层层数	一层	一层	二层	二层	三层
神经元个数	25	50	100, 25	100, 50	100, 50, 50
预测准确率/%	83.33	86.70	86.70	93.33	90.00

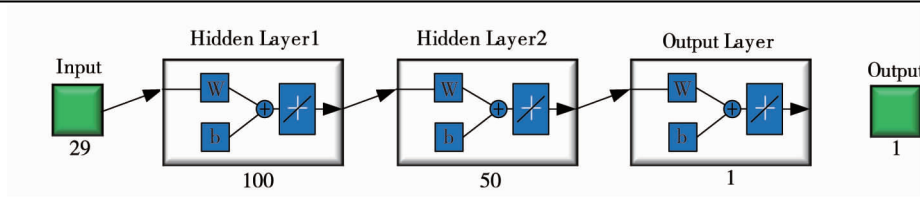


图 2 MLP 神经网络模型结构

2.3.4 模型结果及检验

1)实验结果及稳定性检验

模型经过 100 次迭代,得到的结果如表 4 所示.由表 4 可以看出:训练集中高信用风险样本为 54 条、低信用风险样本为 165 条,模型评估 100%准确;测试集中 4 条高信用风险样本全部评估准确,26 条低信用风险样本中 24 条评估准确,模型准确率为 93.33%.

表 4 MLP 神经网络模型预测准确率

样本	实测	预测		准确率/%
		0	1	
训练集(219 个)	0	54	0	100.00
	1	0	165	
测试集(30 个)	0	4	0	93.33
	1	2	24	

对比 30 个测试集样本模型评估风险与实际风险对模型评估能力进行检验,结果如表 5 所示.由表 5 可以看出:模型评估表现良好,能够为金融机构开展供应链金融服务提供有效、准确的分析判断依据.

表 5 模型评估风险和实际风险对比

企业编号	预测风险	实际风险	准确性	企业编号	预测风险	实际风险	准确性
1	低	低	*	16	低	低	*
2	低	低	*	17	低	低	*
3	低	低	*	18	低	低	*
4	高	高	*	19	高	高	*
5	低	低	*	20	低	低	*
6	低	低	*	21	低	低	*
7	低	低	*	22	高	高	*
8	高	高	*	23	高	低	*
9	低	低	*	24	低	低	*
10	低	低	*	25	低	低	*
11	低	低	*	26	低	低	*
12	低	低	*	27	低	低	*
13	低	低	*	28	低	低	*
14	低	低	*	29	高	低	*
15	低	低	*	30	低	低	*

注:* 为预测准确

另外,为了验证模型的稳定性,通过改变训练集样本数目的方式来进行验证.将训练集样本数目从219个减少至200个,多余的19个加入测试集.实验结果如表6所示.由表6可以看出:训练集的准确率为100%,相比之前训练集的准确率100%没有变化;测试集的准确率为91.84%,与之前测试集的准确率93.33%相差不大,模型表现稳定.

表6 模型稳定性检验结果

样本	实测	预测		准确率/%
		0	1	
训练集(200个)	0	52	0	100.00
	1	0	148	
测试集(49个)	0	4	2	91.84
	1	2	41	

2) 模型优越性对比分析

为了进一步检验模型的优越性,将MLP神经网络模型与目前传统机器学习方法下构建的3个主流评估模型包括决策树(CART)、邻近算法(KNN)、支持向量机(SVM)进行对比.与上文MLP神经网络模型训练一致,训练集样本数目为219个,剩余30个作为测试集.利用工具Scikit-learn进行实验,结果如表7所示.由表7可以看出:不论是训练集还是测试集,MLP神经网络模型的准确率都优于其他主流模型.进一步分析可得:决策树(CART)容易忽视输入指标间的相关关系,影响了模型的预测精度;邻近算法(KNN)在数据集样本不平衡的情况下分类存在较大偏差,预测精度不高;而MLP神经网络模型的学习能力强,对噪声数据鲁棒性和容错性能强,模型准确率高,是理想的中小企业供应链金融信用风险评估模型.

表7 模型准确率对比

模型	训练集			测试集		
	正确数	误判数	准确率/%	正确数	误判数	准确率/%
MLP	219	0	100.00	28	2	93.33
CART	185	31	84.47	28	2	93.33
KNN	204	15	93.15	19	11	63.33
SVM	217	2	99.09	27	3	90.00

3 结论

1) 运用MLP神经网络构建信用风险评估模型,能够有效地评估供应链金融下中小企业的信用风险.

2) 将MLP神经网络模型与决策树(CART)、邻近算法(KNN)、支持向量机(SVM)进行了实验对比,得出在信用风险评估这一任务上,MLP神经网络模型的准确率更高.

参考文献:

- [1] 熊熊,马佳,赵文杰,等.供应链金融模式下的信用风险评价[J].南开管理评论,2009,12(4):92-98.
- [2] Bozorgi-Amiri A, Asvadi S. A prioritization model for locating relief logistic centers using analytic hierarchy process with interval comparison matrix[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 86:173-181.
- [3] 余得生,李星.供应链金融模式下的中小企业信用风险评估——以电子制造业为例[J].征信,2019,37(10):72-77.
- [4] 付玮琼.供应链金融视角下中小农业企业信用风险预警及防范研究[J].贵州社会科学,2020(4):158-168.
- [5] 王琪.基于决策树的供应链金融模式信用风险评估[J].新金融,2010(4):38-41.
- [6] Zhang L, Hu H, Zhang D. A credit risk assessment model based on SVM for small and medium enterprises in supply chain finance[J]. Financial Innovation, 2015, 1(1):1-21.
- [7] 徐勇戈,李冉.供应链金融视角下的房地产企业信用风险[J].财会月刊,2018(8):164-169.

- [8] Zhu Y, Zhou L, Xie C, et al. Forecasting SMEs' credit risk in supply chain finance with an enhanced hybrid ensemble machine learning approach[J]. *International Journal of Production Economics*, 2019, 211:22-33.
- [9] 戴昕琦. 商业银行信用风险评估模型研究——基于线上供应链金融的实证[J]. *软科学*, 2018, 32(5):139-144.
- [10] Liu Y, Huang L. Supply chain finance credit risk assessment using support vector machine-based ensemble improved with noise elimination[J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2020, 16(1):15501477209.
- [11] 匡海波, 杜浩, 丰昊月. 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.
- [12] Sang B. Application of genetic algorithm and BP neural network in supply chain finance under information sharing[J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2020, 384:113870.
- [13] 郭檬楠, 吴秋生. 国家审计全覆盖、国资委职能转变与国有企业资产保值增值[J]. *审计研究*, 2018(6):25-32.
- [14] 蒋先玲, 张庆波. 线上供应链金融信用风险评估实证研究——基于 C-SMOTE-RF 模型[J]. *广西大学学报(哲学社会科学版)*, 2018, 40(1):69-74.
- [15] 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.
- [16] 朱益宏, 周翔, 张全成. 私营企业家政治关联: 催化了投机行为还是技术创新? [J]. *科研管理*, 2016, 37(4):77-84.
- [17] 朱珊珊. 基于公司战略的旅游行业上市公司财务分析——以众信旅游为例[J]. *财会月刊*, 2020(s1):128-131.
- [18] 李光荣. 农业供应链金融信用风险致因研究: 系统框架与实证分析——来自黄河中上游五省区的 780 份调查数据[J]. *财经理论与实践*, 2020, 41(3):17-24.
- [19] 徐宏峰, 朱玥. 供应链金融信用风险灰色层次法评价研究[J]. *会计之友*, 2018(7):31-34.
- [20] 于海静, 康灿华. 基于供应链金融视角的中小企业融资机制研究[J]. *南开经济研究*, 2017(4):141-152.
- [21] 郑昱, 张凯夕. 供应链金融风险研究——基于中小企业融资视角[J]. *金融发展研究*, 2020(10):45-51.