

基于决策树的上市公司风险分类与预测

张晋敏¹, 李旭芳^{1,2}, 樊弟军¹

¹上海工程技术大学管理学院, 上海

²上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2021年12月24日; 录用日期: 2022年1月20日; 发布日期: 2022年1月27日

摘要

上市公司财务造假、违规担保等违规犯罪行为屡见不鲜, 对上市公司合理的分类评级对维持金融市场秩序具有重要意义。本研究构建了一套指标类型为基础性和触发性的风险分类评级指标体系, 使用触发性指标应用决策树算法对收集到的上市公司进行风险分类, 使用基础性指标构建决策树模型用于风险预测, 并且针对错分代价的不平衡等问题, 对分类为正常上市公司的样本使用成本敏感决策树进行二次分类。结果表明, 用于分类的模型准确率达到100%, 用于预测的模型训练集准确率为92.7%, 测试集准确率为80%, 成本敏感决策树的二次分类, 将有风险上市公司分类准确率提升至100%, 整体准确率由91.7%提高到96.7%。

关键词

决策树, 风险分类, 不平衡数据, 指标体系, 成本敏感决策树

Risk Classification and Forecast of Listed Companies Based on Decision Tree

Jinmin Zhang¹, Xufang Li^{1,2}, Dijun Fan¹

¹School of Management, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai

²Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Dec. 24th, 2021; accepted: Jan. 20th, 2022; published: Jan. 27th, 2022

Abstract

Financial fraud, illegal guarantee and other illegal crimes of listed companies are common, and a reasonable classification and rating of listed companies is of great significance to maintaining the order of financial market. In this study, a set of risk classification and rating index system with ba-

sic and trigger indicators is constructed. The trigger indicators are used to classify the risks of the listed companies by decision tree algorithm, and the classification accuracy of training set and test set is 100%. Then, the decision tree model is built by using basic indicators for prediction. In order to improve the prediction accuracy, the relationship between the model and the sector where listed companies are located is discussed. In view of the imbalance of misclassification cost, the samples classified as normal listed companies are classified twice by using cost-sensitive decision tree. The results show that the accuracy of the model training set used for prediction is 92.7%, the accuracy of the test set is 80%, the segmentation of listed companies can improve the accuracy of the model, and the secondary classification of cost-sensitive decision tree can improve the classification accuracy of risky listed companies to 100% and the overall accuracy from 91.7% to 96.7%.

Keywords

Decision Tree, Risk Classification, Unbalanced Data, Index System, Cost-Sensitive Decision Tree

Copyright © 2022 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

近年来, 金融业务数据化趋势显著, 对金融市场秩序维护造成了极大的挑战。上市公司风险的分类与预测, 可以推进市场分类监管、精准监管、科技监管, 推动公司有效控制风险, 保护投资者合法权益, 实现上市公司的高质量发展。

现有关于我国上市公司风险分类与评级主要集中在上市公司的信用风险[1]。当前应用于信用风险研究的模型主要集中在机器学习的分类算法, 除了常规机器学习的方法之外, 还有机器学习算法的改进、算法与算法之间的结合等。Guo Y.等学者[2]使用 BP 神经网络对信用风险评估模型进行了研究, 结果显示与 Logistic 算法相比, BP 神经网络效果更佳。Zhou 等学者[3]使用最近子空间算法、SVM 和最近邻方法对美国信用卡数据集进行分类, 显示最近子空间算法在信用风险评估上更有效。Luo J.等学者[4]提出一种无监督二次曲面支持向量机(QSSVM)用于风险评估。Tian Z.等学者[5]使用梯度提升决策树对信用风险进行了评估。陈云等学者[6]在 SVM 的基础上提出一种混合集成策略 RSA-SVM, 在 UCI 机器学习数据库中的信用数据集上将 RSA-SVM 与一些常见的信用风险评估模型进行了对比, 显示了 RSA-SVM 具有更高的预测准确率。孙晓琳等学者[7]使用混合 logit 模型对房地产公司的信用风险进行了较高的识别与预测。申晴等学者[8]提出了一种新的银行信用风险识别方法 SVM-KNN 组合模型。马威[9]使用决策树算法对小额贷款公司的信用风险进行研究并提出相应的管理建议。赵静娴等学者[10]使用神经网络与决策树相结合的算法对信用风险进行了评估与分类。

目前, 我国对于上市公司的风险识别研究较少。经过上述文献的启发, 将上市公司的信用风险分类方法应用于上市公司的风险识别。决策树(Decision Tree)作为机器学习中的一种经典算法, 主要用于分类和预测[11]。决策树算法可以处理标称型属性、数值型属性和缺失值, 新增的剪枝技术可以解决模型的过拟合问题, 并且不局限于二分类, 多分类依然适用, 适用范围广, 原理简单易懂, 已广泛应用于诸如故障诊断[12]、图像识别[13]、临床研究[14]、土地利用[15]和信息提取[16]等方面, 并取得了很好的效果。因此, 文中引入决策树算法对上市公司风险进行识别。

2. 模型理论

2.1. 决策树

决策树是一类常用的机器学习算法，与其他分类算法不同的是，它是基于树结构来进行决策的。树是一种非线性的数据结构，包括根结点、父结点、子结点和边，有助于对分类问题进行决策。构造决策树的常用算法包括 ID3、C4.5 和 CART 等[17]。ID3 是利用信息增益进行决策树的划分特征选择，C4.5 是在 ID3 的基础上将信息增益改进为信息增益率进行划分特征，CART 是使用“基尼系数”(Gini index)进行划分特征。决策树生成步骤一般分为特征选择、决策树生成和剪枝。

信息熵是决策树算法用到的重要概念，是一种度量数据集不确定性的常用指标。值越大，数据集的不确定性越大。假设数据集 C 中有 k 类，第 i 类样本所占比例为 $p_i (i=1,2,\dots,k)$ ，则 C 的信息熵为：

$$Ent(C) = -\sum_{i=1}^k p_i \log_2 p_i \quad (1)$$

条件熵 $Ent(C,a)$ 为在已知特征 a 条件下数据集 C 的不确定性，假设数据集 C 中特征 a 有 V 个取值 $\{a^1, a^2, \dots, a^v\}$ ，使用特征 a 对数据集 C 进行划分，产生的 V 个分支结点，其中第 V 个分支结点包含了 C 中特征 a 上取值为 a^v 样本，记为 C^v 。

$$Ent(C,a) = \sum_{v=1}^V \frac{|C^v|}{|C|} Ent(C^v) \quad (2)$$

信息增益为对数据集 C 用特征 a 进行划分后，数据集 C 的条件熵与数据集 C 的信息熵的差值。

$$Gain(C,a) = Ent(C) - Ent(C,a) \quad (3)$$

信息增益率为了避免每个分支结点仅包含一个样本导致决策树不具有泛化能力，定义为：

$$Gain_ratio(C,a) = \frac{Gain(C,a)}{IV(a)} \quad (4)$$

其中， $IV(a) = -\sum_{k=1}^V \frac{|C^k|}{|C|} \log_2 \left(\frac{|C^k|}{|C|} \right)$ 为属性 a 的固有值。

2.2. 成本敏感决策树

不平衡数据是指一类样本比另一类样本数据量大的多，并且在现实生活中，小样本数据通常更具有价值。普通的分类模型倾向于大样本的分类准确率，会忽略小样本的分类准确率来提高整体的准确率。成本敏感决策树[18]就是针对不平衡数据分类提出的算法，成本敏感决策树中使用成本矩阵(见表 1)表示分类器的误分类成本。

Table 1. Cost matrix
表 1. 成本矩阵

	预测值(1)	预测值(0)
真实值(1)	0	C_{FP}
真实值(0)	C_{FN}	0

假设 1 代表正(小)样本数据，0 代表负(大)样本数据。一般情况下， $|C_{FP}| \geq |C_{FN}|$ 。

成本敏感决策树是通过最小化错误分类成本来选择分裂属性，成本函数 C 为式(5)。 \bar{C} 表示每个样本的平均成本，用于评估模型的综合性能。

$$C = C_{FP} \cdot FP + C_{FN} \cdot FN \quad (5)$$

$$\begin{cases} C_{FP} \cdot FP = C_P \\ C_{FN} \cdot FN = C_N \end{cases} \quad (6)$$

$$\bar{C} = \frac{C}{P + N} \quad (7)$$

样本 X 中包含 S_i 个属性 ($i=1,2,3,\dots,n$), 每个属性有 j 个不同的值 A_{ij} ($j=1,2,3,\dots,m$), 在 S_i 处的误分类成本为:

$$C_i = \sum_{j=1}^m p(j)C(j) \quad (8)$$

其中, $p(j)$ 表示分支 j 的比例, $C(j)$ 表示分支 j 的成本。对于非叶子结点 j , 它的成本是所有叶子结点成本的加权和。对于叶子结点 j 的成本 $C(j)$ 如下式(9)。

$$C(j) = P \left(\frac{P}{node_j} \right) \cdot C_p + P \left(\frac{N}{node_j} \right) \cdot C_N \quad (9)$$

其中, $P \left(\frac{P}{node_j} \right) = \frac{P}{T_i}$ 表示正样本在 $node_j$ 处比例, T_i 表示在 $node_j$ 处样本总数目; $P \left(\frac{N}{node_j} \right) = \frac{N}{T_i}$ 表示负样本在 $node_j$ 处比例; C_p 是在叶子结点 $node_j$ 处正样本的成本; C_N 是在叶子结点 $node_j$ 处负样本的成本。如果 $C_p \geq C_N$, 则叶子节点为正, 否则为负。

3. 上市公司风险指标体系构建

本研究根据《深圳证券交易所上市公司风险分类管理办法》(简称《分类办法》), 从基础性指标和触发性指标两方面构建上市公司风险指标体系。其中, 审计意见、退市状况、财务造假、资金占用、违规披露、操纵股价、违规担保、失信执行人、内幕交易、股份质押比 10 个指标为触发性指标, 剩下的 12 个指标为基础性指标。根据熵权法得到各二级指标的权重, 具体指标体系如表 2 所示。

Table 2. Risk rating index system

表 2. 风险评级指标体系

指标类型	一级指标	二级指标	指标说明	权重
基础型指标	盈利能力 x_1	净资产收益率 x_{11}	净利润/平均股东权益	0.671
		销售净利率 x_{12}	净利润/销售收入	0.329
		净资产增长率 x_{21}	(期末净资产 - 期初净资产)/期初净资产	0.399
	成长能力 x_2	主营业务收入增长率 x_{22}	主营业务收入增长率 = (本期主营业务收入 - 上期主营业务收入)/上期主营业务收入	0.457
		总资产增长率 x_{23}	总资产增长率 = 本年总资产增长额/年初资产总额	0.143
	营运能力 x_3	总资产周转率 x_{32}	营业收入/平均资产总额	1.000
偿债能力 x_4	流动比率 x_{41}	流动资产/流动负债	0.450	
	速动比率 x_{42}	企业速动资产/流动负债	0.549	
股权明细 x_5	H 指数 x_{51}	衡量股权集中程度	0.076	
	Z 指数 x_{52}	第一大股东持股比例/第二大股东持股比例	0.844	
	CRI 指数 x_{53}	第一大股东实际控制的持股比例	0.079	
发展前景 x_6	股价趋势 x_{61}	股票词汇, 股票市场价格运动方向	/	

Continued

触发性指标	公司违法记录 y_1	财务造假 y_{11}	未按照“会计准则”做账	1.000
		违规披露 y_{12}	虚假或隐瞒重要事实的报告	1.000
		资金占用 y_{13}	企业资金分布及存在形态	1.000
		操纵股票 y_{14}	非法盈利行为, 控制未来股票价格走势	1.000
		违规担保 y_{15}	违反规定提供的担保	1.000
		股份质押比 y_{16}	不得超过 60%	1.000
高管违法记录 y_2	内幕交易 y_{21}	内幕人员根据内幕消息买卖证券等	1.000	
	失信执行人 y_{22}	具有履行能力而不履行法律规定义务	1.000	
审计意见 y_3	/	是否符合鉴定标准而发表的意见	/	
退市状态 y_4	/	主动性退市和被动性退市	/	

4. 实证分析

4.1. 数据来源

样本是从深圳证券交易所选取了 35 个违规犯罪的公司, 这些都是存在财务造假、违规担保、资金占用、操纵股价等违法犯罪影响恶劣的典型案列, 又从不同板块选取 30 个无记录违规犯罪的公司。本研究选取的 65 家企业涵盖了食品、纺织、家具、电子、化学、金属、设备、医药、生物制品等多种行业, 具备全面性, 也可保证模型的通用性。根据《分类办法》上的原则, 将 65 家上市公司进行设置标签。高风险类(3)、次高风险类(2)、关注类(1)、正常类(0), 样本集见附录。

4.2. 上市公司风险分类模型结果分析

上市公司风险分类根据触发性指标建立模型, 将数据集分为训练集和测试集, 训练集为编号 1~55 的上市公司, 测试集为编号 56~65 的上市公司, 根据测试集的准确率来反映模型的性能。通过决策树算法得出训练集结果如图 1 所示:

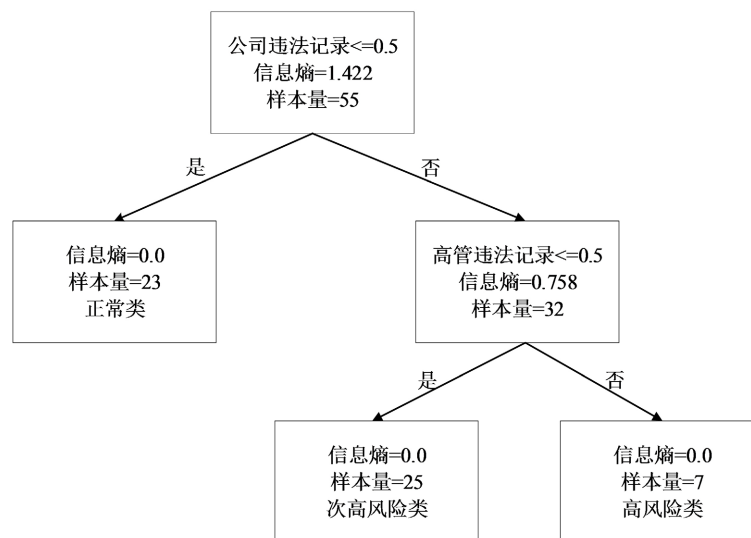


Figure 1. Decision tree of training set
图 1. 训练集的决策树

测试集的模型预测结果如表 3 所示:

Table 3. Model prediction result
表 3. 模型预测结果

公司编号	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65
真实值	0	0	0	0	0	2	2	0	0	3
预测值	0	0	0	0	0	2	2	0	0	3

由以上结果可知,无论是训练集还是测试集,模型准确率都达到 100%。说明决策树算法作为上市公司风险分类模型可以准确的将其上市公司进行风险划分。而在现实生活中,不仅需要对于已经违法犯罪的公司进行分类处罚,对于潜在的违法犯罪公司也应予以警告,及时制止,防止对社会经济造成更大的危害。因此,本研究采用基础性指标进行决策树分类风险预测,以期对上市公司的风险预测有一定的参考。

4.3. 上市公司风险预测模型结果分析

对基础性指标使用决策树模型,训练集为编号 1~55 的上市公司,测试集为编号 56~65 的上市公司,模型结果如图 2 所示。

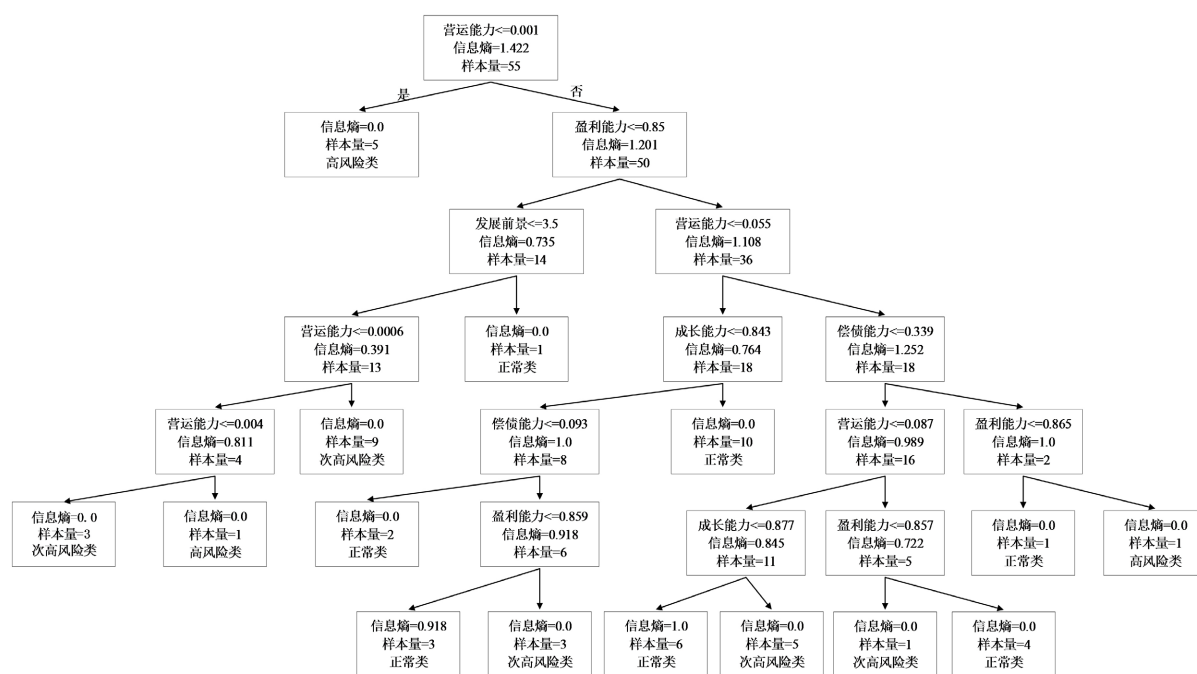


Figure 2. Basic index decision tree model

图 2. 基础性指标决策树模型

测试集的模型预测结果如表 4 所示:

Table 4. Test set model prediction results
表 4. 测试集模型预测结果

公司编号	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65
真实值	0	0	0	0	0	2	2	0	0	3
预测值	0	2	0	0	3	2	2	0	0	3

由以上结果可知, 训练集准确率为 92.7%, 测试集准确率为 80%, 模型预测效果良好。但是, 有风险的上市公司错分代价较大, 对经济社会可能产生较大的恶劣影响。因此, 需要对预测模型进行优化。

4.4. 上市公司风险预测模型优化

根据预测模型的分类结果, 其中有风险公司被预测为正常公司的样本如表 5 所示。利用分类结果为正常公司的样本用成本敏感决策树进行二次分类。

Table 5. Listed companies at risk that have been wrongly classified
表 5. 被误分的有风险上市公司

公司	编号
科融环境(300152)	20
万达信息(300168)	22
奥瑞德(600666)	3

本文错误预测一个有风险的上市公司比错误预测一个正常公司付出的代价要大; 正确预测一个有风险的上市公司比正确预测一个正常公司所产生的收益要多。如表 6 所示为上市公司的价值矩阵。

Table 6. Value matrix
表 6. 价值矩阵

	预测值(2)	预测值(0)
真实值(2)	I_1	I_2
真实值(0)	I_3	I_4

表中(2)代表次高风险上市公司, 为小样本数据; (0)代表正常上市公司, 为大样本数据。假设对于上市公司预测风险正确的价值为正, 即 $I_1, I_4 > 0$; 对于上市公司预测风险错误的价值为负, 即 $I_2, I_3 > 0$ 。并且, 有风险上市公司预测正确的价值比无风险公司预测正确的价值大的多, 即 $I_1 \gg I_4$ 。根据价值矩阵, 可得次高风险的上市公司预测为正常公司的代价为 $C_1 = I_2 - I_1$, 正常上市公司预测为次高风险的上市公司代价为 $C_2 = I_3 - I_4$, 其中 $|C_1| \gg |C_2|$, 可得上市公司成本矩阵如表 7 所示。

Table 7. Cost matrix
表 7. 成本矩阵

	预测值(2)	预测值(0)
真实值(2)	0	C_1
真实值(0)	C_2	0

本研究使用软件 Weka 进行训练本研究提到的成本敏感决策树 [8], 具体设置的参数为 confidenceFactor 为 0.25, minNumObj 为 1, subtreeRaising 选 Ture, Unpruned 选 Ture, 其他为默认设置。在测试更多选项中添加了成本敏感价值矩阵, 通过大量重复的试验, 当 $C_1 = 5$, $C_2 = 100000$ 时, 总成本以及平均成本都是最小的。模型运行结果如图 3 所示和表 8 所示。

Table 8. Forecast result of cost-sensitive decision tree
表 8. 成本敏感决策树预测结果

样本	预测值(2)	预测值(0)	总计
真实值(2)	3	0	3
真实值(0)	1	29	30

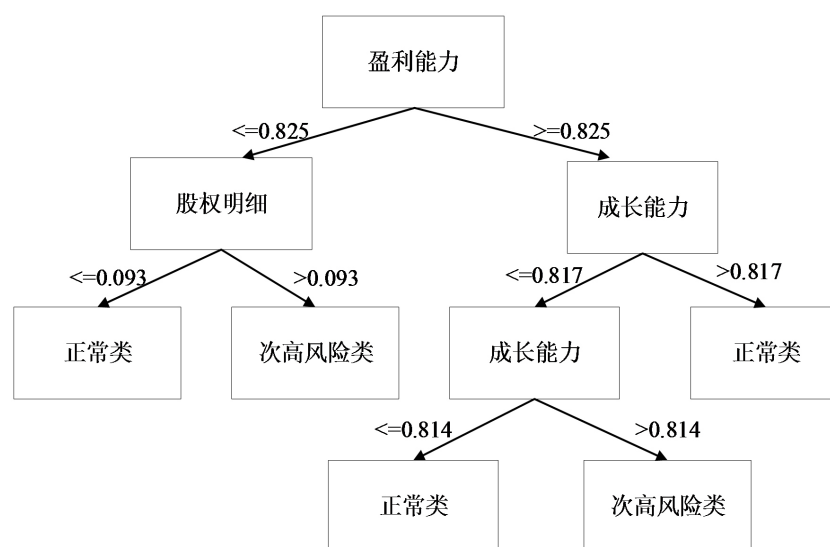


Figure 3. Cost sensitive decision tree
图 3. 成本敏感决策树

结果显示，成本敏感决策树的二次分类使有风险的上市公司全部分类正确，整体准确率也由 91.7% 提高到 96.7%。

5. 结论与建议

本文针对上市公司违法违规行为，根据《分类办法》构建了上市公司风险分类指标体系，将触发性指标利用决策树构建了上市公司风险分类模型，结果表明无论训练集还是测试集分类准确率达到 100%。为了预测上市公司的风险等级，本文将基础性指标利用决策树构建了上市公司风险预测模型，得出预测准确度为 80%。最后，针对错分有风险上市公司代价更大问题，应用成本敏感决策树对分类正常的上市公司进行了二次分类。结果表明，成本敏感决策树对于代价不平衡问题具有很好的适应性，将决策树与成本敏感决策树结合处理上市公司风险分类，既可以保证准确率，也可以保证错分代价最小。本文的创新之处在于：在上市公司风险分类评级指标体系还不成熟的情况下，创造性地从基础性指标和触发性指标上建立了评价指标体系；建立的模型不仅可以对已有违法犯罪的上市公司进行分类评级，而且将模型应用到普通公司，预测其风险状况，以便及时采取措施。

根据以上结论提出以下政策建议：第一、对于已经通报违法犯罪的上市公司，深圳证券交易所可以直接根据决策树模型将其风险分类，以做出相应的处分；对于潜在违法犯罪的上市公司，深圳证券交易所可以使用成本敏感决策树进行分类，以预测有风险的上市公司。第二、为了减少上市公司违法违规，应该建立上市公司诚信档案，限制失信公司及高管行为，并加大行政和刑事处罚力度，增加违法犯罪的成本。

基金项目

上海市哲学社科基金“上海社会化养老模式创新研究”(2019BGL020);
中国博士后科学基金面上资助基金“最低工资标准确定及调整机制研究”(2019M651540)。

参考文献

- [1] Zhou, L., Tam, K.P. and Fujita, H. (2016) Predicting the Listing Status of Chinese Listed Companies with Multi-Class Classification Models. *Information Sciences*, **328**, 222-236. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2015.08.036>
- [2] Guo, Y. (2020) Credit Risk Assessment of P2P Lending Platform towards Big Data Based on BP Neural Network. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, **71**, Article ID: 102730. <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2019.102730>
- [3] Zhou, X., Jiang, W. and Shi, Y. (2010) Credit Risk Evaluation by Using Nearest Subspace Method. *Procedia Computer Science*, **1**, 2449-2455. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2010.04.276>
- [4] Luo, J., Yan, X. and Tian, Y. (2020) Unsupervised Quadratic Surface Support Vector Machine with Application to Credit Risk Assessment. *European Journal of Operational Research*, **280**, 1008-1017. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.08.010>
- [5] Tian, Z., Xiao, J., Feng, H., et al. (2020) Credit Risk Assessment Based on Gradient Boosting Decision Tree. *Procedia Computer Science*, **174**, 150-160. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.06.070>
- [6] 陈云, 石松, 潘彦, 等. 基于 SVM 混合集成的信用风险评估模型[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(4): 115-120.
- [7] 孙晓琳, 秦学志, 周颖颖. 基于混合 Logit 模型的房地产公司信用风险预测研究[J]. 现代管理科学, 2010(2): 20-22.
- [8] 申晴, 张连增. 一种新的银行信用风险识别方法: SVM-KNN 组合模型[J]. 金融监管研究, 2020(7): 23-37.
- [9] 马威. 基于决策树技术的小额贷款公司信用风险预警研究[J]. 财会通讯, 2019(26): 106-109.
- [10] 赵静娴, 杜子平. 基于神经网络和决策树相结合的信用风险评估模型研究[J]. 北京理工大学学报(社会科学版), 2009, 11(1): 76-79.
- [11] 赵文隆, 龚俊, 马俊辉, 等. 基于决策树算法的复合包装膜袋材质鉴别[J]. 包装工程, 2020, 41(21): 93-102.
- [12] 徐立娟, 吴春华, 王元章, 等. 基于决策树的光伏组件故障诊断方法研究[J]. 电工电能新技术, 2017, 36(6): 83-88.
- [13] 牛宵. 决策树分类模型的住宅建筑物图斑识别[J]. 测绘科学, 2021(3): 163-168.
- [14] 张红军, 闫士举. 基于双侧乳腺图像“共用”阈值分割的乳腺癌近期发病预测[J]. 中国医学物理学杂志, 2017, 34(8): 820-824.
- [15] 姚博, 张怀清, 刘洋, 等. 面向对象 CART 决策树方法的湿地遥感分类[J]. 林业科学研究, 2019, 32(5): 91-98.
- [16] 马立川, 彭佳怡, 裴庆祺, 等. 高效的决策树隐私分类服务协议[J]. 通信学报, 2021, 42(8): 80-89.
- [17] 姜如霞, 黄水源, 段文影, 等. C4.5 算法的研究及改进[J]. 南昌大学学报(理科版), 2019, 43(1): 90-96.
- [18] 邹鹏, 莫佳卉, 江亦华, 等. 基于代价敏感决策树的客户价值细分(英文) [J]. 管理科学, 2011, 24(2): 20-29.

附录

编号	公司	划分依据	等级
1	辅仁药业(600781)	审计意见为保留, 公司存在违法记录	2
2	康美药业(600518)	审计意见为无法表示意见, 公司存在违法记录	2
3	奥瑞德(600666)	公司存在违法记录	2
4	惠而浦(600983)	审计意见为无法表示意见, 公司存在违法记录	2
5	康尼机电(603111)	公司存在违法记录	2
6	香溢融通(600830)	公司存在违法记录	2
7	长园集团(600525)	公司存在违法记录	2
8	巴士股份(002188)	公司存在违法记录	2
9	皇台酒业(000995)	公司存在违法记录	2
10	康得新(002450)	审计意见为保留, 公司存在违法记录, 高管也存在违法记录	3
11	林州重机(002535)	审计意见为保留, 公司存在违法记录	2
12	仁智股份(002629)	公司存在违法记录	2
13	恺英网络(002517)	公司存在违法记录	2
14	宁波东力(002164)	公司存在违法记录	2
15	延安必康(002411)	公司存在违法记录	2
16	阜子岛(002069)	审计意见为保留, 公司存在违法记录	2
17	长城动漫(000835)	审计意见为无法表示意见, 公司存在违法记录	2
18	博腾股份(300363)	公司存在违法记录	2
19	金刚玻璃(300093)	公司存在违法记录	2
20	科融环境(300152)	审计意见为保留, 公司存在违法记录	2
21	雅本化学(300261)	公司存在违法记录	2
22	万达信息(300168)	公司存在违法记录	2
23	健康元(600380)	公司存在违法记录, 高管也存在违法记录	3
24	*ST 凯瑞(002072)	审计意见为保留, 公司存在违法记录	2
25	远大控股(000626)	公司存在违法记录	2
26	财通证券(601108)	公司存在违法记录	2
27	ST 柏龙(002776)	审计意见为保留, 公司存在违法记录	2
28	登海种业 002041	无违规犯罪记录	0
29	众兴菌业 002772	无违规犯罪记录	0
30	山西焦煤 000983	无违规犯罪记录	0
31	上海能源 600508	无违规犯罪记录	0
32	天康生物 002100	无违规犯罪记录	0

Continued

33	佳隆股份 002495	无违规犯罪记录	0
34	丹化科技 600844	无违规犯罪记录	0
35	中山公用 000685	无违规犯罪记录	0
36	浙商中拓 000906	无违规犯罪记录	0
37	城发环境 000885	无违规犯罪记录	0
38	中原高速 600020	无违规犯罪记录	0
39	首旅酒店 600258	无违规犯罪记录	0
40	西安饮食 000721	无违规犯罪记录	0
41	凯迪生态(000939)	退市	3
42	斯太尔(000760)	退市	3
43	千山药机(300216)	退市	3
44	富控互动(600634)	停牌	3
45	易见股份(600093)	停牌	3
46	特瑞德(300001)	无违规犯罪记录	0
47	爱尔眼科(300015)	无违规犯罪记录	0
48	机器人(300024)	无违规犯罪记录	0
49	宝利沥青(300135)	无违规犯罪记录	0
50	科泰电源(300153)	无违规犯罪记录	0
51	和顺电气(300141)	无违规犯罪记录	0
52	汤臣倍健(300146)	无违规犯罪记录	0
53	天瑞仪器(300165)	无违规犯罪记录	0
54	昌红科技(300151)	无违规犯罪记录	0
55	华中数控(300161)	无违规犯罪记录	0
56	金龙机电(300032)	无违规犯罪记录	0
57	天龙光电(300029)	无违规犯罪记录	0
58	红日药业(300026)	无违规犯罪记录	0
59	银江股份(300020)	无违规犯罪记录	0
60	北陆药业(300016)	无违规犯罪记录	0
61	索菱股份(002766)	审计意见为保留, 公司存在违法记录	2
62	新纶科技(002341)	公司存在违法记录	2
63	百洋股份(002696)	无违规犯罪记录	0
64	露天煤业(002128)	无违规犯罪记录	0
65	东方金钰(600086)	审计意见为保留, 公司存在违法记录, 高管也存在违法记录	3