

摘要

信誉贷款是银行对企业的常规型举措，贷款的数额和贷款年利率也是信誉贷款策略的常见内容，它是给予企业信誉贷款决策等内容的桥梁。SVM 和 Logistic 回归作为常用的金融模型算法，凭借良好的性质在信誉贷款预测理论中具有十分重要的意义，同时在实际应用中也是十分广泛的。

本文首先总结信誉贷款年利率对企业信誉贷款流失的关系，并利用年利率和流失量进行了收益折中的选择，并且总结了其之间的关系。其次，通过从银行获取的信贷数据，在采取以往的 SVM 模型支持向量机的基础上，运用 Logistic 回归算法评估企业的信用评级，依照模糊综合评价模型和大数据用户画像的方式，参考以往信贷客流的数据分析，精准地对企业的借贷数额和利率进行分析，随后对其还贷能力进行信誉评级。最后，在考虑突发因素的情况下结合前面算法，给予信贷策略一定的调整，以数据动态再分配法将信誉贷款的数额进行调整，使贷款数额符合银行信誉贷款额度的限定区间。

关键词：SVM Logistic 回归 信誉评级 用户画像

Abstract

Credit loan is a conventional measure of the bank to the enterprise, the amount of loan and loan annual interest rate is also the common content of credit loan strategy, it is to give the enterprise credit loan decision and other content of the bridge. SVM and Logistic regression, as commonly used financial model algorithms, play a very important role in the theory of credit loan prediction by virtue of their good properties, and are also very extensive in practical application.

This paper first summarizes the relationship between loan annual interest rate and the loss of credit loan customers, and uses the annual interest rate and the loss of income compromise choice, and summarizes the relationship between them. Secondly, through the data to obtain credit from Banks, taking the previous SVM model based on support vector machine (SVM), use of Logistic regression algorithm evaluation of enterprise credit rating, according to the fuzzy comprehensive evaluation model and a picture of the big data users, refer to the credit of the passenger flow data analysis, accurate analysis of enterprise loan amount and interest rate, Then its ability to repay the credit rating. Finally, considering the unexpected factors, combined with the algorithm, the credit strategy is adjusted to some extent, and the amount of credit loans is adjusted by the data dynamic redistribution method, so that the amount of credit loans in line with the limited range of bank credit loans.

Key words: SVM ; Logistic regression ; credit rating ; user profile

目录

第1章绪论.....	1
1.1 课题背景.....	1
1.2 国内外研究现状.....	1
1.3 研究的目的是和意义.....	2
1.4 本文基本内容.....	3
第2章 信贷决策模型建立与求解.....	5
2.1 信誉贷款年利率.....	5
2.1.1 基于年利率与客户流失率的融熵计算.....	5
2.1.2 基于融熵的年利率分析.....	5
2.2 信誉贷款额度.....	7
2.2.1 基于Logistic 回归算法的信贷因子计算.....	7
2.2.2 基于SVM 模型的企业信誉评级.....	9
2.2.3 基于信誉贷款评级与贷款份额系数的贷款额度计算.....	11
2.3 信誉贷款决策.....	13
第3章 数值实验.....	15
3.1 数据来源.....	15
3.2 融熵计算和年利率选择.....	15
3.3 SVM 和Logistic 回归模型建立.....	20
3.4 模型对额度计算.....	26
3.5 信誉贷款决策总结.....	28
第4章 结论.....	33
参考文献.....	35
附录1.....	37
附录2.....	39
附录3.....	42
附录4.....	45
附录5.....	47
附录6.....	49
附录7.....	51
致谢.....	57

第1章 绪论

1.1 课题背景

由于中小微企业的生产规模相对较小,缺少足以抵押信誉的抵押资产,因此银行通常依据企业的贷款政策、交易票据信息的数额规模和上下游企业影响力等信息,向这类中小微企业提供贷款,并对信誉高、信誉贷款风险小的企业给予相应的额度和年利率的调整。本文需研究银行对中小微企业的信誉贷款策略,从而给银行提出针对中小微企业的信誉贷款决策,使得银行收益最大化。

由于中微型企业活力足以支撑银行信誉贷款营收和其发展所需的资金相对匮乏,其着重成为了银行信誉贷款的目标。基于企业的信誉级别和交易票据信息,对企业采取不同的信誉贷款额度和年利率,对信誉高、票据信息完善的企业,在企业偿还能力的风险评估下,依据信誉贷款的风险因素来确定放贷的额度与年利率等策略。中国经济正从快速发展型向高质量发展转型,中微型企业在轻资产运作的情况下,得到迅速发展,利用其丰富的流动资产进行融资信誉贷款是对企业放贷银行是双赢的局面。

现今,大部分银行信誉贷款决策仅基于企业经营状况、企业信誉等情况来对企业信誉贷款的价值进行分析从而给予一定的信誉贷款方案,由于没有考虑到突发因素的情况,往往会因为一些无法预知的情况而无法做出相应的反应,而这一点便是本文应当深层探讨的问题。

因此,我们迫切需要建立一个对中小微企业的信誉贷款策略,在应对突发因素的情况下,为银行创收。银行的放贷额度以万元为单位,其年利率将会在4%到15%区间中,贷款的年限为一年,将会作为银行放贷决策的依据,建立相应的数学模型来支持放贷的决策。

1.2 国内外研究现状

Logistic 回归模型下的企业信贷违规研究是有效的。经过市场不断的总结与实践得到总结^[3], AhelegbeyDF 和 GiudiciP (2019) 使用 Logisitic 模型,预测 P2P 借贷企业违约情况,将模型与最终得出的单一信誉评分比对,发现预测效果相比 KMV^[17]更加精准^[18]。能够在经济体制改革与发展的情况下,用于解决传统企业信誉贷款违约模型的违约率计算因素的问题。早在构建商业银行信用风险的指标时期,于立勇、詹捷辉(2004)运用 Logistic 回归模型预测了银行的违规情况^[19]。姜明辉(2007)将 Logistic 回归模型和 RBF 神经网络方法的预测模型进行了组合^[20]。在此背景下,宋燕(2019)在前者的研究了 Logistic 回归和 Probit 回归的信用评估^[21]。

SVM 模型对预测方面是占优的。Chen(2012)解构了一个预测模型,预测承包商季度财务,最终预测成效比实际结果提前了一年。模型由自组织特征映射优化

和模糊与超矩形复合神经网络组成的。在以上背景下, Horta 和 Camanho(2013) 架构以 SVM 所建成的模型, 用于提前一年来预测承包商财务状况, 做出财务危机的预测分析。这项架构研究将 SVM 模型与 LR 模型进行了结构性分析, 该架构 SVM 模型使用了来自中国承包商处收集的数据, 数据描绘了葡萄牙从 2008 年到 2010 年承包商的财务状况分析。结果表明, SVM 模型优于 LR 模型模型。Heo 和 Yang(2014)发现了一个使用自适应增强的模型, 以预测韩国承包商。应使其能提前一年发现有破产的可能性。2009 年到 2020 年, 沪深 300 指数成分贷为研究对象, 使用通联数据平台的量化接口获得选贷与择时的原始数据。使用处理好的原始数据计算沪深 300 指数成分贷中有效信誉贷款的对数年收益率数据和特定的指标数据, 然后对主成分降维后的多因子选贷数据应用回归法进行选贷, 选择出每年的待择时信誉贷款池用于之后的择时策略; 构建择时策略之前, 先使用主成分分析法构建用于择时的情绪特征因子, 之后将所构建的情绪特征因子带入经过网格搜索交叉验证参数寻优后的 SVM 模型, 从 2009 年到 2020 年每五年为一个周期对每年的选贷进行择时策略的训练, 每五年里前四年的数据作为择时模型的训练集, 第五年的数据为择时模型的测试集并在测试集数据上进行策略交易信号的预测, 然后对择时模型结果进行评价, 最后进行择时策略的模拟回测^[9]。

1.3 研究的目的是和意义

我国信用体系的评估研究起步相对于其他国家来说较晚, 自二十世纪八十年代, 我国沿海江浙沪等地区的发达城市才开始兴起信用卡的业务。在接近而二十一世纪初, 上海领先开办了个人信用的联合征信试点, 实体经济上的中微型企业的信用评估的时间或将更晚^[16]。

由于中微型企业活力足以支撑银行信誉贷款营收和其发展所需的资金相对匮乏, 其着重成为了银行信誉贷款的目标。基于企业的信誉级别和交易票据信息, 对企业采取不同的信誉贷款措施, 对信誉高、票据信息完善的企业基于优惠的利率, 在对企业偿还能力的风险评估下, 依据信誉贷款的风险因素来确定放贷的策略。中国经济正从快速发展型向高质量发展转型, 中微型企业在轻资产运作的情况下, 得到迅速发展, 利用其丰富的流动资产进行融资信誉贷款是对企业对放贷银行是双赢的局面。

目前, 我国的信用评估体系仍缺乏一定的科学性和完整性, 信用评估的制度架构建设方面也存在种种挑战。本课题研究的目地在于设计一个足够鲁棒性的模型算法应用于此场景, 在给予一定数据的情况下, 经过模型算法的运算, 给予输入者一个合理有效且逻辑清晰的信誉贷款策略, 并且能够尽可能降低收贷风险, 从而最终达到放贷方的具体收益。本课题研究的意义在于给予放贷银行一个放贷策略的设想, 算法模型同时也会考虑到不同突发因素所属造成的影响, 间接的改

变银行放贷的策略，从而对拓宽放贷策略的思维方式具有一定参考意义。

1.4 本文基本内容

本文最终输出的是对申请信誉贷款企业的贷款额度和贷款年利率。分析信誉贷款策略下,申请信誉贷款企业中银行给予的信誉贷款利率与企业客户流失率之间的关系,选定复合银行收益最大化的信誉贷款利率进行相应的放贷具体数额。运用 Logistic 回归算法,对原有信誉贷款企业数据进行回归得出信誉贷款评分的机制,对申请贷款的未贷款企业进行评估信用评级。通过从银行中获取的信誉贷款数据,在采取 SVM 模型支持向量机,计算出信誉贷款策略在不同信誉评级下放贷的份额,依照模糊综合评价模型核大数据用户画像的方式,在参考以往信誉贷款客流的数据分析上,精准地对企业的借贷数额和利率进行分析,随后评估其还贷能力,以数据动态再分配法在考虑到突发因素的情况下,结合算法,最终给予一定的信誉贷款策略的金额,从而最终总结出给予相应企业的信誉贷款策略。

第2章 信贷决策模型建立与求解

2.1 信誉贷款年利率

年利率专有名词是指以每一年的存款利率，所谓的利率即利息率是指一定期限内给予利息额度与存款本金或是信誉贷款本金的数值比率。当经济处于增长发展阶段之时，银行给予的投资机会增益，对可以应用于贷款资金的需求增强，其相对应的利率将会上升；反之，原理同义。

银行给予申请信誉贷款的企业方案包含了贷款的额度和贷款的年利率，为此迫切需要分别解决贷款额度的配给与年利率的选择，由于年利率每逐步提高会流失企业的贷款选择，增加银行对单企业利率营收的同时也会增加企业能否按时偿还贷款的风险，因此对给予不同企业的年利率需要慎之又慎，且要有理有据。本节将计算信誉贷款决策中的年利率计算，年利率的选取与申请信誉贷款企业的流失情况息息相关，在基于风险与收益的评估下引入本节内容。

2.1.1 基于年利率与客户流失率的融熵计算

随着银行逐年对已信誉贷款企业的贷款年利率存有调控，因而可以轻松统计出逐年向银行申请信誉贷款企业所贷款的贷款年利率和企业客户流失率的关系。不难得出，随着银行给予贷款的贷款年利率的增加，企业或因资金周转和经济期望上的调控而选择放弃贷款，因此客户会逐渐流失^[4]。为体现这个流失的程度，不难总结出对应企业的客户流失率。在年利率日益变化的今日，我们迫切需要得到年利率与客户流失的关系^[3]。

定义 2.1 在当前年中，银行对信誉贷款企业给予年利率后，在涵盖流失客户后结合年利率的相关收益，以未流失客户的贷款年利率收益定义为融熵。

在得到银行统计后的当年申请信誉贷款企业的贷款年利率与客户流失率之间的数据后，可以得知企业的客户流失率的概率存于0%到100%之间，因而非流失的客户即为(1-客户流失率)，随后在客户未流失的情况下，可以得到非流失客户加乘贷款年利率即为银行的最终收益，因此给予以下，计算融熵的 CMP 公式：

$$C = M(1 - P) \quad (2-1)$$

(2-1) 公式中，C 代表融熵，M 代表银行信誉贷款年利率，P 代表当前企业在当年银行信誉贷款年利率的流失情况百分比，最终得到融熵。

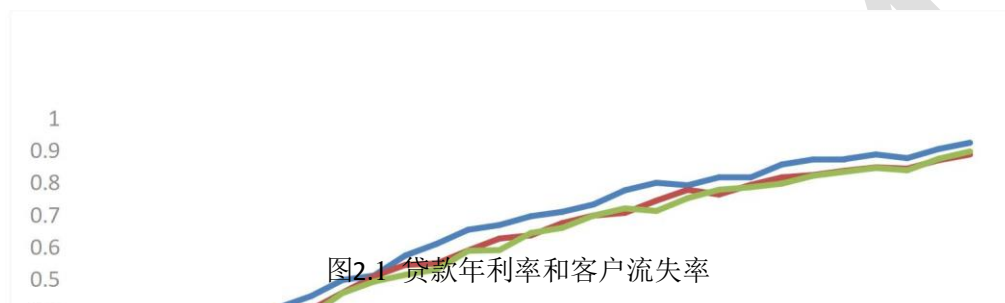
在银行所收集的企业经营获利数据的情况下，展开对中微型企业的信誉贷款风险评估策略。

2.1.2 基于融熵的年利率分析

本节需要获取银行所提供的贷款年利率和客户流失率数据，银行对已信誉贷

款企业的信誉进行了分级（A 级最高，D 级最低）。考虑到信誉评级 D 企业的还款能力，将不会对其再给予信誉贷款的业务，仅在其偿还完所有滞留帐单后，才给予一定的提升信誉评级的可能性。

因此，略过信誉评级 D 的企业，暂且通过绘图先来表述一下数据的大致的分布和可能存在的情况，数据来源于全国大学生数学建模国赛 C 题“中小微企业的信贷决策”一题附件三数据：



如图中所述的贷款年利率与客户流失率之间的折线图，我们可以清晰看出每提升一定的贷款年利率总会造成客户的流失，在银行能获取单企业的年利率收益提升情况下也会因企业客户的流失而受到一定制约。由此，我们需要协同数据，在尽可能保留客户不流失的情况下给予一定高度的年利率来保证银行的收益，而不同的信誉评级的经营状况流失情况不尽相同。

在得到了融熵后，我们需要进行一定的分析，给予中心思想：不同信誉贷款评级的企业，在年利率的变化下的流失情况是独立且无关的，因此需要对各个不同信誉评级的企业进行分类讨论。为保证银行足够的收益，因而需要考虑相应信誉贷款评级企业的 CMP 公式计算后的融熵数据。由于选择的年利率逐渐变化后，由于各个企业偿还的贷款额度会随年利率增加而增加，会使得公司所承担的风险逐步攀升，在此考虑下将选取最值中年利率低的选择。在选定最值融熵年利率的情况下，考虑到需要对不同企业的不同经营状况采取梯级措施，以此来调节承担

风险的利益最大化^[7]。因而需要选取随后的年利率套餐，由于最值融熵的选取，我们迫切需要选取随后与之相近的次级贷款年利率融熵，且年利率低于当前最值融熵的年利率，如此选取的目的是降低公司所承担的贷款偿还风险，以此来增加银行收益的最大可能性，增加其收款的稳定性^{[6][8]}。

此中心思想过于宽泛，简而言之便是以稳定企业营收的情况下，在尽量提高银行放贷收益的同时取风险最低的年利率策略，后续实例将会有具体表述。

2.2 信誉贷款额度

在上节计算完银行对企业的信誉贷款年利率的选择情况下，随后本文将详细表述 Logistic 回归模型评估企业的信贷因子，用于评估企业的经营状况，随后使用 SVM 模型对企业的信誉评估，在得到企业信誉评估的情况下，将企业进行分类讨论。银行对企业信誉贷款额度则需要一定的参考标准，其标准则将会影响到银行对企业的贷款额度的计算，因而企业的信誉贷款额度，所述如下。

2.2.1 基于 Logistic 回归算法的信贷因子计算

Logistic 回归即 Logistic 回归分析,以广义线性规划分析模型为代表常用于数据挖掘、疾病诊断预测、经济预测等需要预测场景上。计算 Logistic 回归公式中的自变量既可以是数值连续的，同样也可以是分种类的。通过 Logistic 回归计算分析可以得到自变量的权重，从而可以大致了解因素关系。同时根据该权值可以根据因素事件的可能性。

其中 Logistic 回归模型本质是一种线性回归的预测模型，其中的核心是将研究因变量和多个自变量的关系，我们可以以此来总结各个企业的经营状况，从而在数据中挖掘特性。银行在搜集信誉贷款的中微小型企业时，能够获取大量的企业经营数据，用于计量企业的经营状况。例如企业的进项发票信息和销项发票信息等。

Logistic 回归模型由常用的普世线性回归模型发展而来，经典线性回归向量表达通常会伴随着最小二乘法的轨迹方法，得到的回归参数通常符合正态分布。对于信用数据的分析来说，因变量为类概率的正态分布显然并非合理之策，信用数据分析实质上更符合二进制分类的特点。其用于解决二进制分类问题的具体概念公式为：

$$p = \frac{1}{1 + \exp[-(a_0 + a_x)]} \quad (2-2)$$

(2-2) 公式中的 a 为自变量因数、 a_0 代表了当前选定自变量因数的截距， p 代表当前自变量因数在 Logistic 模型回归后因子的结果。

信用数据的自变量通常有多个，因而需要对其线性组合，再由多个独立的信

用数据为例，其综合公式经过推导则会变成：

$$p = \frac{\exp\left(a_0 + \sum_{j=1}^k x_{ij}a_j\right)}{\left(1 + \exp\left(a_0 + \sum_{j=1}^k x_{ij}a_j\right)\right)} \quad (2-3)$$

(2-3) 公式中的 a 为自变量因数， x 代表不同自变量编号和序列的因素变量因素，最终得出的 p 为 Logistic 回归信贷因子，后续会将其应用于对企业的信誉评估，而其信誉评估后的结果将会影响到银行对企业信誉贷款额度的考量。

在此时需要使用 Logistic 回归来计算相关企业的信贷因子，其相关因素的选择是影响到企业信誉预测的重中之重。考虑到后续将以信贷因子传入 SVM 模型中计量企业的信誉评级。因而在选取 Logistic 回归的相关因素，则是需要以影响企业还款情况为标准。而企业还款的因素则主要是体现在企业经营状况上。

为得各个公司的盈利情况，本节以企业的资产转化率、占比、回扣率和蓝票率的为蓝本数据。选取了如下四个具有代表性的评价指标：资产转化率，净利润占比，回扣率，蓝票率^[9]。

资产转化率意为以企业自身资产为基数计算其本年四季度的营收与之的比值，用于反映企业投入与产出转化的能力，也体现了企业的发展战略；净利润占比意为企业自身净利润与综合所有公司净利润和的比值，用于反映向银行申请信誉贷款的企业在所有申请贷款企业中的相对情况，同时体现企业的经营差距；回扣率意为企业开销项发票时出现正负比重，发票值取反即由于企业的品控与办公问题，用于反映企业的经营状况；蓝票率意为在销项进项发票总数中开具购买方的发票占比情况，体现了企业经营时发票周期统计后的出票效率，反映企业的经营效率等情况。

资产转化率顾名思义，在企业经营规模统计下，一年四季度的收入与之规模的资产比即投入产出比的转化情况，由此可以得到当前企业在投入与产出决策上对经营上的影响^[21]；随后，统计净利润占比可以得到企业的收益潜力，即当前企业本在年度的运营成果效益的统计，其对应的净利润是衡量该企业在运营效益情况的指标之一，能有效的体现出企业的经营状况^[22]；同时，在获取企业经营状况下，企业经营的销售也同为重要，蓝票率与回扣率统计企业经营销售的效率及企业经营物的品质，从而同样会影响到企业经营状况^[23]。

公式如下所示：

$$M_i = \frac{Ab_i}{Ac_i} \quad (2-4)$$

(2-4) 公式中, M_i 代表第 i 个企业的资产转化率, Ab_i 代表第 i 个企业的销项金额净增加, Ac_i 代表第 i 个企业的进项金额净增加。

$$N_i = \frac{Db_i}{Dc_i} \quad (2-5)$$

(2-5) 公式中, N_i 代表第 i 个企业的净利润占比, Db_i 代表第 i 个企业的自身净利润, Dc_i 代表第 i 个企业的净利润总和。

$$R_i = \frac{Gb_i}{Hb_i} \quad (2-6)$$

(2-6) 公式中, R_i 代表第 i 个企业的回扣率, Gb_i 代表第 i 个企业的销项金额负数次数, Hb_i 代表第 i 个企业的销项金额的总次数。

$$P_i = \frac{Pb_i}{Pc_i} \quad (2-7)$$

(2-7) 本公式中, P_i 代表第 i 个企业的蓝票率, Pb_i 代表第 i 个企业的出现蓝票次数, Pc_i 代表第 i 个企业的发票总数。

在银行得到申请信誉贷款企业一年中的四个季度的进项与销项数据下, 可以有效地统计出各个企业的以上四大指标, 使用 Logistic 回归可以有效地将银行评估及企业的经营状况的预测数据进行统计, 其构建了信贷早期的预测模型, 能够及时发掘潜在的违规客户, 对预警模型的预警效果良好, 因而可以用以优化 SVM 模型的参数^[25]。

2.2.2 基于 SVM 模型的企业信誉评级

SVM 即支持向量机, SVM 可以通过数据训练寻找到与不同分类中多维平面关系密切的大量支持向量, 增加其分割的准度和提高训练模型的次数, 经过图像观察和最终数据的整理, 由此可以得到具有较好分准率的当前最优情况的点, 最终将其应用在对企业的信誉评估上^{[10][11]}。

SVM 的具体方法分为两步^[16], 第一步, 切割样本距离获得多维平面与实验样本的最小距离; 第二步, 将问题转化为求解最值的问题。以此获得了 SVM 模型回归后的模型, 公式如下:

$$\tau = \min \{ \phi_i, \alpha_i \mid i = 1, 2, 3, \dots, N \} \quad (2-8)$$

$$\alpha_0 - \hat{\alpha}_0 = \Delta(\omega / \|\omega\|) \quad (2-9)$$

$$\Delta = |\omega^T \alpha + \beta| / \|\omega\| \quad (2-10)$$

$$\theta = \pm 1 \quad (2-11)$$

公式中， τ 为多维平面的间隔， α_i 空间中点的位置坐标， φ 为多维平面， $\Delta(\psi, \alpha_i)$ 为空间中的道多维平面的距离，想要去掉绝对值，令 $\theta=\pm 1$ ，从而使得间隔恒为正。经过公式计算可以得出导入数据中最优的情况点，各个点分别为分割训练集和测试机、训练组数和平均绝对误差，该点在模型的最下方，由于平均绝对误差足够小，能够使得模型训练得到相对最有情况。中微小型企业信用评价指标集 $\{M_i, N_i, R_i, P_i\}$ ，因为各个指标对被评价对象的评价结果贡献度不一定是相同的，所以采用层次分析法和信息熵确定指标权重。由所获得的数据可知评估对象指标值越大，中微小型企业信用度越高，可信赖程度越高，对于银行投资风险就越小。将采用隶属度函数实现模糊化，确定下定评语集。

SVM 是按照机器学习中的监督学习的方式对数据进行二分类的一种人工智能方法。在人工智能领域上来说，他对小体积样本的数据集进行二分类的效果比较好。其能够有效解构样本数据的分类问题，其抗噪能力比较强，并且能够有效的解决非线性问题^[14]。

在银行能够获取的各个公司经营状况明细的数据情况下，我们能够使用**SVM**，以此获得了**SVM**模型拟合后的数据，该数据定义为信誉评级因子。可以依据其中的信誉评级因子，以模糊向量为基准，计算各分部层级的分布(A, B, C, D)。通过模糊综合评价模型，将信誉评级因子以用户画像的方式表达^[2]，提取各企业的信誉评级。根据模糊综合评价法中的最大隶属度原则，可求出中小微企业的其他年度信用评估情况，依照原已信誉贷款的企业信誉评级分布情况架构模糊向量。可以依据其中的信誉评级因子，以模糊向量为基准，计算各分部层级的分布个数。

SVM模型评估第一步中，切割样本距离获得多维平面与实验样本的最小距离，先以实际模型将需要两组数据。第一组数据是目前银行年前对企业给予贷款后，今年得到其经营状况的数据和银行给予企业本年的信誉贷款评级；第二组数据是目前向银行申请信誉贷款企业的本年经营状况的数据，经过 Logistic 回归模

型的处理，得到第一组数据的四大指标（即资产转化率、净利润占比、回扣率、蓝票率）和银行对其信誉评级等级，并得到第二组数据的四大指标。以 SVM 评估模型的第一步切个样本得到四大指标因素的多维平面^[24]。将第一组样本数据传入 SVM 模型后，定为训练集将模型训练，以此获得模型拟合后的数据。

SVM 模型评估第二步，在 SVM 模型回归后构图，得到多维平面上的点，选取极值点为其最优的三维点，第一维为分割训练集测试集、第二维为训练组数、第三维是平均绝对误差，在保证平均误差的情况下，能够使模型训练得到相对最优的情况，SVM 模型已经在第一组数据传入后训练完成，随后将第二组样本数据传入

模型可以得到第二组样本数据各个企业相对应的拟合数据，其为本节信誉评级因子，可以依据其中的信誉评级因子，以模糊向量为基准计算各个分布层级的分布^[25]，确定评语集为信誉贷款评级 A~D 级，由上可知评估对象的指标越大，其对应的企业的信用评估度越高，可信赖程度越高，则对于银行投资的风险越小。信用评价指标在 SVM 模型训练和测试后，可以确定评语集 $N=\{A, B, C,$

D $\}$ 。

A=企业信誉评级为 A 级，由于其出色的企业经营规划，使得其目前经营状况优异，贷款能够及时偿还，信誉度高，为保证银行的收益将给予大量贷款，并给予适当提高贷款年利率，提高银行放贷收益量；

B=企业信誉评级为 B 级，由于其相较出色的企业经营规划，使得其目前经营状况相对稳定，贷款能够及时偿还，信誉度较高，为保证银行的收益将给予一定贷款，并给予适中贷款年利率，以此降低企业的经济压力，提高银行放贷收益的稳定性，并得到一定的银行放贷收益；

C=企业信誉评级为 C 级，由于其相较不稳定的企业经营规划，使得其目前经营周转出现些许并小危机，贷款大部分情况能够及时偿还，信誉度处于一定的考察时期，为保证银行象征性的经济支持，银行将给予一定小额度贷款，并给予适当降低贷款年利率，为提高企业的周转度的同时也为提高银行发放贷款对象的多样性，同时扩大银行收支稳定性并达到动态支持微小型企业的思想；

D=企业信用评级为 D 级，由于其十分不稳定的企业经营规划，使得其目前经营周转出现大量危机，贷款大部分情况不能够及时偿还，信誉度处于最低的情况，为保证银行的贷款额度的侧重点与企业经营的激励，暂对此类企业不进行放贷额度的措施；

银行将会偏向于评级高的企业，以用户画像的思想去评估企业的信誉，能够有效地将企业分为不同的受众，并对后续模型对企业信誉贷款额梯级额度计算提供标准。随后，模型对企业的信誉贷款额度计算如下所示。

2.2.3 基于信誉贷款评级与贷款份额系数的贷款额度计算

不妨假设，本次银行对当前申请信贷企业的贷款额度为 1 亿，贷款额度单位

为万，年利率为 4%到 15%，其中，其相对应的额度已于 2.1 章节所体现。再由 2.2 章节中对企业画像所得的信誉评级体系，我们同样采用层级计算系数，成为贷款份额的分配方式，进行再分配。

在结合计算净利润占比占比公式之后，我们将再引入贷款份额基数数和实际信贷份额系数公式，并且对带宽分配的贷款额度公式进行修改。其相关公式具体如下：

$$V_i = \frac{Fb_i}{\sum_{j=1}^n Fb_j} \quad (2-12)$$

(2-12) 公式中， V_i 代表第 i 个企业的净利润占比的占比， Fb_i 代表第 i 个企业的净利润占比。

以此公式来计算当前企业规模与经营状况在所申请的企业中的体量，用于参考企业相对经营状况而所设立。

并引入以下公式用于应用贷款份额相关系数，以此计算贷款分配的额度：

$$S = \frac{SU}{\sum_{i=1}^n U_i} \quad (2-13)$$

(2-13) 公式中， S 代表企业的贷款份额地基数， SU 代表银行本年度对所有企业放贷的总金额额度， U_i 代表第 i 个企业的贷款份额系数。

以此公式来计算当前所给予放贷企业额度中的份额总数，经过累计计算企业给予的所有额度总量后，可以将银行本年度的贷款额度进行相除，可以得到单位贷款份额地基数，用于计算给予不同企业贷款份额企业的贷款额度。

$$V_i = \frac{SU}{\sum_{i=1}^n U_i \times i} \quad (2-14)$$

(2-14) 公式中， SU 代表银行本年度对所有企业放贷的总金额额度， V_i 代表第 i 个企业的贷款份额占比， U_i 代表第 i 个企业的贷款份额系数。

以此公式来计算贷款份额占比，经过累计计算企业给予的不同贷款份额系数，可以得到相对应企业中其贷款份额的占比。

$$U_{vi} = \frac{V_i + U_i}{2} \quad (2-15)$$

(2-15) 公式中, U_{vi} 代表第 i 个企业的实际贷款份额系数, V_i 代表第 i 个企业的贷款份额占比, U_i 代表第 i 个企业的贷款份额占比。

以此公式可以计算企业实际贷款份额系数, 经过计算各个企业的净利润占比与贷款份额的算数平均数, 可以得到银行给予各个企业中的实际贷款份额系数。

$$X_i = U_{vi} \times S \quad (2-16)$$

(2-16) 公式中, U_{vi} 代表第 i 个企业的实际贷款份额系数, S 代表贷款份额系数, X_i 代表银行对第 i 个企业的贷款分配额度。

此公式经过乘积, 最终可以获得本次信誉贷款模型中对信誉贷款额度的计算, 其具体的使用方法将会在第 3 章的算例数据讲述。

2.3 信誉贷款决策

首先, 应用 2.1 中的相关模型, 2.1.1 节计算融熵后, 分析融熵对年利率选择的影响, 以 2.1.2 节所表述的中心思想为银行对信誉评级不同的企业给予一定的信誉贷款年利率的选择区间。

随后, 应用 2.2 中的相关模型, 以 2.2.1 节的 Logistic 回归算法来计算企业经营状况所影响到的信贷因子, 再应用 2.2.2 节中的 SVM 算法以评估申请信誉贷款企业的信誉状况, 将企业分为 A、B、C、D 四个级别, 最后以 2.2.3 的模型对不同信誉企业的贷款额度进行了计算, 最终可以算出本文对各个企业在评估下得到的贷款额度。

综合后, 可以在本章 2.2 节中得到银行给予的信誉贷款年利率的决策, 2.3 节中得到银行给予具体企业的信誉贷款额度, 两者结合将得到本文为银行提供对企业的信誉贷款决策。

第3章 数值实验

3.1 数据来源

本次算例以全国大学生数学建模国赛 C 题“中小微企业的信贷决策”一题数据为算例参考数据，本文已获取以下三组附件数据：

(1) 附件一：123 家有信誉贷款记录企业的相关数据。

此文件内存有企业代号、企业名称、信誉评级、是否违约以及近一年的进项发票信息和销项发票信息的具体数据。

信誉评级具体指银行对已信誉贷款企业的信誉进行评价分级^[7]，具体评分等级的内容叙述如下：

①信誉评级 A 企业经营状况优秀，能够按时还贷，暂且无违约；

②信誉评级 B 企业经营状况良好，可能存在逾期还贷的可能，极小概率可能存有违约；

③信誉评级 C 企业经营状况一般，存在少量逾期还贷的情况，可能存有违约情况；

④信誉评级 D 企业经营状况较差，存在大量逾期还贷的情况，基本存在违约情况；

其中，此 123 家企业为本次课题算例中银行已经给予信誉贷款后的目标群体，用于对接下来信誉贷款企业的参考。

(2) 附件二：302 家无信誉贷款记录企业的相关数据。

此文件内存有企业代号、企业名称以及近一年的进项发票信息和销项发票信息的具体数据。

其中，此 302 家企业为本次课题算例中银行给予信誉贷款的目标群体。

(3) 附件三：银行贷款年利率与客户流失率关系的统计数据，统计了贷款年利率下不同信誉评级的客户流失率之间的关系。

在银行所收集的企业经营获利数据的情况下，展开对中微型企业的信誉贷款风险评估策略。

3.2 融熵计算和年利率选择

2.1.1 基于年利率与客户流失率的融熵计算的 (2-1) 公式，能够生成不同贷款年利率情况下，不同信誉评级情况下因不同客户流失率所产生的融熵。本文采用 python3 的 pandas 模块进行数据处理，详见附录 1。

信誉等级为 D 的企业，信誉度极低，由于其经营不善导致资金周转能力差，导致经常逾期还贷，且存在违约的情况，计量其贷款偿还风险较大，因此暂且不将其纳入贷款考虑范围之内。

附件三的银行贷款年利率与客户流失率数据进行分析，可以得知客户流失率

的概率存于 0%到 100%之间,因而非流失的客户即为(1-客户流失率),随后在客户未流失的情况下,可以得到非流失客户加乘贷款年利率即为银行的最终收益。

对读入的附件三中, 银行给予不同信誉评级企业的贷款年利率与企业的客户流失率关系的进行统计, 统计数据运用 (2-1) 公式, 生成了在银行所收集的企业经营获利数据的情况下不同贷款年利率下不同信誉评级企业的融熵, 从而获得了贷款年利率与融熵的关系, 如下图所述:

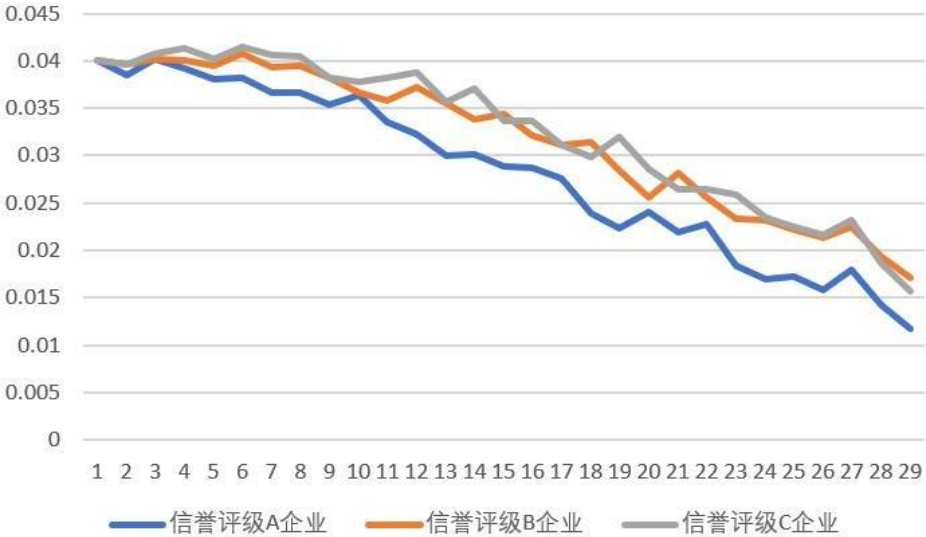


图 3.1 未流失客户年利率融熵表

在得到银行统计给予的贷款年利率与客户流失率之间的数据后, 不妨做以下假设:

- (1) 中小微型企业的流水与还贷能力成正相关;
 - (2) 中小微型企业的信用与还贷能力成正相关;
 - (3) 销项的负数发票大多是公司经营折扣销售的情况;
 - (4) 企业经营中的作废发票不会算入企业的流水, 并且不具备参考价值;
- 在此假设上, 我们经过代码 A 获得的数据可以得到以下结论:

- (1) 信誉评级与客户流失率正相关;
- (2) 融熵与贷款年利率负相关;
- (3) 贷款年利率与企业偿还能力的风险正相关。

在得到所计算的融熵后, 将融熵以信誉评级为筛选条件进行降序, 可以得到以下下表:

表3.1 以CMP 公式计算出的融熵

年利率	A 级流失率	A 级融熵	B 级流失率	B 级融熵	C 级流失率	C 级融熵
0.04	0	0.04	0	0.04	0	0.04
0.0425	0.09457	0.0384806	0.0668	0.039661018	0.06873	0.039579174
0.0465	0.13573	0.040188686	0.13505	0.040220079	0.1221	0.040822395
0.0505	0.2246	0.039157531	0.20658	0.040067706	0.18125	0.041346767
0.0545	0.30204	0.038038923	0.27681	0.03941373	0.2633	0.040149994
0.0585	0.34732	0.038182033	0.30288	0.040781321	0.29019	0.041523938
0.0625	0.41347	0.036658014	0.37022	0.039361509	0.34972	0.040642776
0.0665	0.44789	0.03671525	0.4063	0.039481272	0.39077	0.040513683
0.0705	0.49763	0.035416771	0.4583	0.038190182	0.45724	0.038264716
0.0745	0.5111	0.036423302	0.50872	0.036600457	0.49266	0.037796798
0.0785	0.57339	0.033488643	0.54441	0.035763906	0.51366	0.038177671
0.0825	0.60949	0.032216901	0.54849	0.037249248	0.53025	0.038754482
0.0865	0.65294	0.030020277	0.58877	0.035571767	0.58776	0.035658552
0.0905	0.66754	0.030087463	0.62576	0.033868306	0.5901	0.037096217
0.0945	0.69478	0.028843297	0.63561	0.034435314	0.64299	0.0337371
0.0985	0.7083	0.028732251	0.67353	0.032157549	0.65884	0.033604318
0.1025	0.73128	0.027544271	0.69693	0.031065143	0.69687	0.031070766
0.1065	0.77509	0.023952765	0.70532	0.031383847	0.7191	0.029915472
0.1105	0.79823	0.022295876	0.74294	0.028405536	0.7111	0.031923313
0.1145	0.79053	0.023984628	0.7764	0.025602117	0.75063	0.028553133
0.1185	0.8152	0.021899157	0.76202	0.028200322	0.77682	0.026447299
0.1225	0.81442	0.022733424	0.7915	0.025540797	0.78448	0.026401137
0.1265	0.85481	0.018366396	0.815	0.023402635	0.79557	0.025860866
0.1305	0.87032	0.016923587	0.8223	0.023190129	0.82005	0.023483288
0.1345	0.87143	0.017292923	0.8353	0.022151934	0.83229	0.022557207
0.1385	0.88593	0.015799257	0.84575	0.021363937	0.84409	0.021593552
0.1425	0.87443	0.017893058	0.84207	0.022504905	0.83697	0.023231159
0.1465	0.90273	0.014250654	0.86816	0.019314628	0.87256	0.018670113
0.15	0.92206	0.011690897	0.88586	0.017120262	0.89516	0.015725289

以上文第二章 2.1.2 所表述的中心思想，由上表的融熵所进行相应逻辑分析：

① 经过融熵的计算，可以得到相应信誉评级 A 级企业中融熵最高时的数据，在此时融熵数据为 0.040188686，当前融熵的年利率为 4.065%，所对应的套餐的 A 级客户流失率为 0.13573。在此数据下，考虑到上章节所述，逐步提高年利率的同时，客户流失率不断增加后造成的融熵比此时的 0.040188686 更低，因而此时银行逐步提高年利率后其收益反而逐步降低，追求效益的银行注定不会再提高年利率，因而向降低年利率看齐，随着年利率降低，发现次级融熵为 0.04，在此时银行的收益相对于 4.065% 时，相对低一级，但其收益并没有大量流失，且能保证营收的风险抉择度，因此选取该融熵所对应的年利率 4%，其对应的客户流失率为 0。由于次级融熵所选定的年利率已是最低年利率，因此本次融熵数据选取年利率的结论如下：

通过对比信誉评级 A 的企业的数据，如果选取最值的融熵（其对应的年利率为 4.65%），由于利率越大，所需要承担的风险越大，并且最终获得的融熵低于最值。因此，高于年利率 4.65% 的信誉贷款方式将不会作为信誉贷款的决策方式。发现 4.25% 的年利率的融熵甚至低于 4% 的融熵，并且还需要承担更多的还贷风险。由此，最终在信誉贷款决策上采取两个措施，即 4.65% 年利率来信誉贷款于发展相较好的信誉评级 A 企业，4% 年利率来信誉贷款发展相较薄弱的信誉评级 A 企业，可以达到评估企业偿还能力的风险评估。

② 经过融熵的计算，可以得到相应信誉评级 B 级企业中融熵最高时的数据，在此时融熵数据为 0.040781321，当前融熵的年利率为 5.850%，所对应的套餐的 B 级客户流失率为 0.30288。在此数据下，考虑到上章节所述，逐步提高年利率的同时，客户流失率不断增加后造成的融熵比此时的 0.040781321 更低，因而此时银行逐步提高年利率后其收益反而逐步降低，追求效益的银行注定不会再提高年利率，因而向降低年利率看齐，随着年利率降低，发现次级融熵为 0.040067706，在此时银行的收益相对于 5.850% 时，相对低一级，但其收益并没有大量流失，且能保证营收的风险抉择度，因此选取该融熵所对应的年利率 5.050%，其对应的客户流失率为 0.20658。同理思路，再次级融熵为 0.04，此时银行的收益相对于前两者较低一级，且收益没有大量流失，且能保证风险抉择度，因此选取该融熵所对应的年利率 4%，其对应的客户流失率为 0。因此本次融熵数据选取年利率的结论如下：

信誉评级 B 的企业计算后的数据中，选取最值的融熵，其年利率为 5.85%，同样由于利率越大，所需要承担的风险越大，并且最终获得的融熵低于最值，因此，高于年利率 4.65% 的信誉贷款方式将不会作为信誉贷款的决策方式。同样在利率过高的情况下需要承担更大的风险，因此将再取用 4% 和 5.05% 来作为银行信誉贷款上的措施。

③ 经过融熵的计算，可以得到相应信誉评级 C 级企业中融熵最高时的数据，在此时融熵数据为 0.041523938，当前融熵的年利率为 5.850%，所对应的套餐的 C 级客户流失率为 0.29019。在此数据下，考虑到上章节所述，逐步提高年利率的同时，客户流失率不断增加后造成的融熵比此时的 0.041523938 更低，因而此时银行逐步提高年利率后其收益反而逐步降低，追求效益的银行注定不会再提高年利率，因而向降低年利率看齐，随着年利率降低，发现次级融熵为 0.041346767，在此时银行的收益相对于 5.850% 时，相对低一级，但其收益并没有大量流失，且能保证营收的风险抉择度，因此选取该融熵所对应的年利率 5.050%，其对应的客户流失率为 0.18125。同理思路，再次级融熵为 0.040822395，此时银行的收益相对于前两者较低一级，且收益没有大量流失，且能保证风险抉择度，因此选取该融熵所对应的年利率 4.650%，其对应的客户流失率为 0.1221。因此本次融熵数据选取年利率的结论如下：

信誉评级 C 的企业计算后的数据中，在事先可知，信誉评级 C 的企业由于不可抗力因素和主观因素，导致偿还能力风险极高，在选取最值的融熵，其年利率为 5.85%，利率的风险过大，其最终获得的收益将会不如次级的年利率风险评估的情况，因而将再选取 4% 和 5.05% 年利率来作为银行信誉贷款上的措施。

④ 信誉等级为 D 的企业，信誉度较低，贷款偿还风险较大，暂且不将其纳入贷款考虑范围之内^[5]，因此当前信誉评级下的年利率融熵思路将不展示考虑。以上内容总结表如下：

表3.2 信誉评级的企业经营决策

信誉评级	A 级年利率	A 级融熵	B 级年利率	B 级融熵	C 级年利率	C 级融熵
套餐一	4.000%	4.000%	4.000%	4.000%	4.650%	4.082%
套餐二	4.065%	4.019%	5.050%	4.007%	5.050%	4.135%
套餐三			5.850%	4.078%	5.850%	4.152%

表 3.3 不同套餐对应的客户流失率

信誉评级	A 级客户流失率	B 级客户流失率	C 级客户流失率
套餐一	0%	0%	12.209%
套餐二	13.572%	20.658%	18.125%
套餐三		30.288%	29.018%

经本节，可以得到本年度中本次不同信誉评级企业所属的信誉贷款套餐，随

后我们将进行计算当前未信誉贷款企业的信誉评级期望和给予其相应贷款额度的分析计算。

3.3 SVM 和 Logistic 回归模型建立

先将得到附件表中进项发票信息和销项发票信息进行了代数和处理，具体表述为进项发票与销项发票信息的计算为附件表中进项正负数值的作和计算，不作公式赘述。可以得到关于相应公司的流水信息，从而引得接下来对企业发展规模的营收评估，进而影响对企业还贷能力的风险评估。得到附录一处理之后的数据后，我们将其导入到名为“附录 1 的数据.csv”本地文件，文件中总结了数百家企业近年来的数百万数据，计算得出各个企业本年度的进项发票和销项发票的总体数据，用于总结出各个企业的盈利状况，详见附录 2。

为得各个公司的盈利情况，资产转化率、占比、回扣率和蓝票率的数据。选取了如下四个具有代表性的评价指标：资产转化率，净利润占比，回扣率，蓝票率^[9]，其所对应的公式在 2.2.1 章节的 (2-5)、(2-6)、(2-7)、(2-8)，用于作为 Logistic 回归模型中的评估信誉因子参数，详见附录 3。

将计算相应企业中的评价指标资产转化率，净利润占比，回扣率，蓝票率，并将其导入到名为“附录 C 的数据.csv”本地文件，文件中所述了前年已给予信誉贷款企业的四大指标资产转化率、占比、回扣率和蓝票率的数据计算结果，用于传入 Logistic 回归模型计算信誉因子，再用于对 SVM 模型的训练。

随后，采用 SVM 和 Logistic 回归算法结合而建立的模型对企业信誉等级进行评估。将机器学习和 Logistic 回归结合，构成 SVM 和 Logistic 回归组合模型，从而克服单独使 SVM 模型和 Logistic 回归模型的缺点，发挥二者的优势，建立一个信誉等级评估模型^[2]。

在银行能够获取的各个公司经营状况明细的数据情况下，我们能够使用 SVM，以此获得了 SVM 模型拟合后的数据，该数据定义为信誉评级因子。可以依据其中的信誉评级因子，以模糊向量为基准，计算各分部层级的分布 ($\mu_a, \mu_b, \mu_c, \mu_d$)。通过模糊综合评价模型，将信誉评级因子以用户画像的方式表达^[2]，提取各企业的信誉评级。根据模糊综合评价法中的最大隶属度原则，可求出中小微企业的其他年度信用评估情况，依照原已信誉贷款的企业信誉评级分布情况架构模糊向量。可以依据其中的信誉评级因子，以模糊向量为基准，计算各分部层级的分布个数。

在上述所计算的四个评价指标数据传入 Logistic 回归模型 (2-3) 公式后，以 python3 的 pandas 模块传入 Logistic 回归模型计算的数据，运用 (2-8)、(2-9)、(2-10)、(2-11) 公式，我们获得了 SVM 模型回归后的模型，详见附录 4，模型用三维图绘画如图所示：

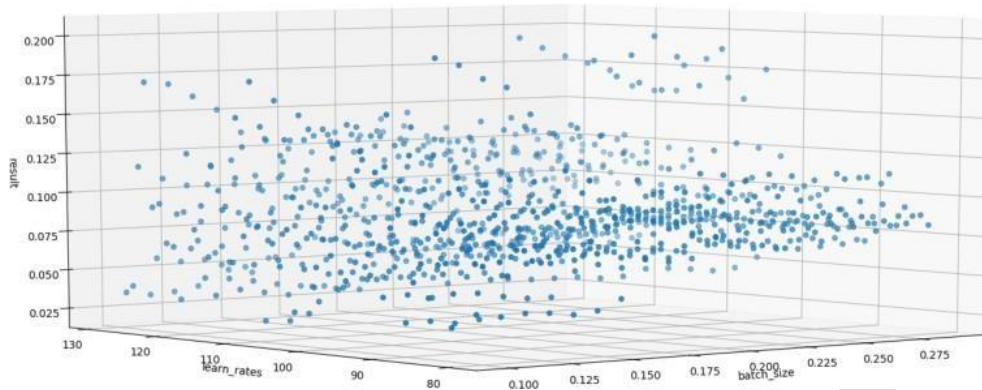


图 3.3 SVM 模型回归后的模型

在该模型的基础上，代码中输出了本次实例中，最优情况的点是：（0.11，109，0.025304377497216084），各个点分别为分割训练集测试集、训练组数和平均绝对误差，该最优点在模型的最下方，由于平均绝对误差足够小，能够使模型训练到相对最优的情况。

建立中微型企业信用评价指标集 $\{M_i, N_i, R_i, P_i\}$ ，因为各个指标对被评价对象的评价结果贡献度不一定是相同的，所以我们采用层次分析法和信息熵确定指标权重。由上可知评估对象指标值越大，中微型企业信用度越高，可信赖程度越高，对于银行投资风险就越小。

我们将采用隶属度函数实现模糊化，确定评语集 $N=\{A, B, C, D\}=\{\text{高, 较高, 一般, 低}\}$

A=企业信誉评级为 A 级，由于其出色的企业经营规划，使得其目前经营状况优异，贷款能够及时偿还，信誉度高，为保证银行的收益将给予大量贷款，并给予适当提高贷款年利率，提高银行放贷收益量；

B=企业信誉评级为 B 级，由于其相较出色的企业经营规划，使得其目前经营状况相对稳定，贷款能够及时偿还，信誉度较高，为保证银行的收益将给予一定贷款，并给予适中贷款年利率，以此降低企业的经济压力，提高银行放贷收益的稳定性，并得到一定的银行放贷收益；

C=企业信誉评级为 C 级，由于其相较不稳定的企业经营规划，使得其目前经营周转出现些许并小危机，贷款大部分情况能够及时偿还，信誉度处于一定的考察时期，为保证银行象征性的经济支持，银行将给予一定小额度贷款，并给予适当降低贷款年利率，为提高企业的周转度的同时也为提高银行发放贷款对象的多样性，同时扩大银行收支稳定性并达到动态支持微小型企业的思想；

D=企业信用评级为 D 级，由于其十分不稳定的企业经营规划，使得其目前经营周转出现大量危机，贷款大部分情况不能够及时偿还，信誉度处于最低的情况，为保证银行的贷款额度的侧重点与企业经营的激励，暂对此类企业不进行放贷额

度的措施；

我们结合 SVM 与 Logistic 回归模型获得了模型拟合后的数据，保存到本地文件“附录 C 信誉评级预测.xlsx”。该数据我们定义为信誉评级因子。通过模糊综合评价模型，我们将信誉评级因子以用户画像的方式，提取各企业的信誉评级，详见附录 5。

根据模糊综合评价法中的最大隶属度原则，可求出中小微企业的其他年度信用评估情况。依照附录一中的企业信誉评级分布情况架构模糊向量：

$$\varepsilon = (27/123 \ 38/123 \ 34/123 \ 24/123)$$

由本地文件“附录 C 信誉评级预测.xlsx”，可以依据其中的信誉评级因子，以模糊向量为基准，计算各分部层级的分布个数。本表以信誉评级因子进行归一化、降序，可以依次获得企业的评级情况，为了更直观体现，我们将附上其相应的企业代号、附上定义的企业信誉评级、附上原先本有的资产转化率和净利润占比等数据，并且以企业信誉评级为根本，将数据分为四个表格，每个表格以其信誉评级为名称。

接下来，我们将同样模型所述。对企业放贷的套餐同样以“数据准备”目录下的内容所属为准。

随后，用户画像最早于 1998 年由交互之父 Alan Cooper 提出，表明了用户画像即是基于用户真实数据的虚拟代表。用户画像是给予真实的用户数据的基础上，用来勾勒出用户的特征，描述用户的各种兴趣需求的重要方式，能够细致全面刻画出用户的状况全貌，从而向用户提供精准的个性化服务提供了保证。因此而言，用户画像即是将各个用户分析并打出相应的标签，以目标群体的方式进行分类，其标签具有主要的特征：

- (1) 语义化，使人快速理解标签的含义；
- (2) 短文化，每个标签仅表示一种含义且与各个标签独立；
- (3) 动态化，用户特性群体随同样因素由相近的动态修正调整。

用户画像又称为用户角色，是作为勾画目标用户、联系其用户诉求和设计方向的有效工具。附件一中统计了目前银行已经信誉贷款企业的相应数据，用以分析其相应状况，并且得到了其到现今经营和还贷情况下银行评定的信誉评级，在此已有模型的设立，可以将申请信誉贷款的资金流转等信息来预测各个企业的信誉评级，以此作为信誉贷款的凭据之一，信誉评级会影响银行是否对企业进行贷款和贷款年利率套餐的选择^{[11][12]}。上文已经将附件二的相关企业进行了信誉评级的估值，在归一化信誉评价因子后以等价比例进行分割，得出各个企业的信誉评级预测结果。由于 D 级信誉评级企业不会被银行作为信誉贷款的对象，因而将其统计排除在外，经过统计后，信誉评级结果如下表：

表 3.4 附件二企业经模型处理后的结果

信誉评级	A 级企业	B 级企业	C 级企业
数量	66	93	84

如此便是以已获得银行对已信贷企业的信誉评级标准下，应用模型，预测当前附件二中向银行的申请信誉贷款企业的信誉评级。用于后续对其采取相应的信誉贷款和年利率选择的凭据。

基于 SVM 模型的方法拟合银行附件 2 中的信誉评级后，将会使用模型计算信誉评级的预测，并且存于本地文件“附录 C 信誉评级预测.xlsx”。

其信誉评级的预测的 302 家信贷企业数据如下所示：

表3.5 信誉评级 A 企业预测结果

企业代号	评级	企业代号	评级	企业代号	评级	企业代号	评级
E419	A	E256	A	E224	A	E233	A
E398	A	E281	A	E421	A	E148	A
E417	A	E355	A	E315	A	E173	A
E390	A	E202	A	E264	A	E415	A
E217	A	E320	A	E187	A	E247	A
E349	A	E243	A	E191	A	E220	A
E356	A	E181	A	E188	A	E341	A
E382	A	E147	A	E154	A	E280	A
E373	A	E206	A	E325	A	E262	A
E249	A	E357	A	E155	A	E416	A
E273	A	E185	A	E180	A	E338	A
E330	A	E348	A	E410	A	E412	A
E389	A	E186	A	E332	A	E278	A
E182	A	E346	A	E366	A	E293	A
E283	A	E304	A	E136	A	E207	A
E312	A	E170	A	E242	A		
E292	A	E277	A	E234	A		

表3.6 信誉评级B企业预测结果

企业代号	评级	企业代号	评级	企业代号	评级	企业代号	评级	企业代号	评级
E327	B	E336	B	E142	B	E211	B	E196	B
E375	B	E420	B	E143	B	E197	B	E392	B
E226	B	E225	B	E268	B	E150	B	E423	B
E205	B	E184	B	E159	B	E418	B	E260	B
E369	B	E387	B	E169	B	E305	B	E307	B
E326	B	E195	B	E297	B	E351	B	E339	B
E167	B	E138	B	E200	B	E145	B	E172	B
E231	B	E229	B	E313	B	E239	B	E299	B
E252	B	E388	B	E364	B	E215	B	E409	B
E319	B	E152	B	E258	B	E213	B	E403	B
E352	B	E175	B	E178	B	E391	B	E158	B
E168	B	E254	B	E183	B	E370	B	E359	B
E284	B	E422	B	E241	B	E365	B	E246	B
E235	B	E289	B	E266	B	E303	B	E174	B
E227	B	E189	B	E334	B	E345	B	E203	B
E333	B	E151	B	E310	B	E354	B	E201	B
E130	B	E221	B	E337	B	E216	B	E331	B
E400	B	E302	B	E300	B	E393	B		
E210	B	E301	B	E171	B	E287	B		

表3.7 信誉评级C企业预测结果

企业代号	评级	企业代号	评级	企业代号	评级	企业代号	评级	企业代号	评级
E240	C	E134	C	E132	C	E399	C	E179	C
E261	C	E342	C	E314	C	E128	C	E267	C
E131	C	E212	C	E350	C	E176	C	E139	C
E294	C	E238	C	E223	C	E414	C	E344	C
E376	C	E125	C	E194	C	E230	C	E232	C
E193	C	E257	C	E324	C	E285	C	E309	C
E274	C	E177	C	E255	C	E251	C	E272	C

E322	C	E371	C	E164	C	E250	C	E308	C
E384	C	E408	C	E328	C	E291	C	E253	C
E137	C	E329	C	E343	C	E265	C	E259	C
E248	C	E347	C	E321	C	E214	C	E279	C
E298	C	E141	C	E413	C	E144	C	E374	C
E146	C	E163	C	E316	C	E360	C	E396	C
E372	C	E162	C	E362	C	E378	C	E311	C
E318	C	E335	C	E367	C	E269	C	E306	C
E290	C	E165	C	E149	C	E363	C	E198	C
E208	C	E295	C	E124	C	E244	C		

表3.8 信誉评级D 企业预测结果

企业代号	评级	企业代号	评级	企业代号	评级	企业代号	评级	企业代号	评级
E383	D	E161	D	E394	D	E377	D	E263	D
E361	D	E296	D	E192	D	E407	D	E209	D
E424	D	E282	D	E160	D	E411	D	E271	D
E157	D	E406	D	E397	D	E218	D	E228	D
E135	D	E222	D	E199	D	E381	D	E156	D
E245	D	E140	D	E317	D	E153	D	E395	D
E288	D	E340	D	E276	D	E358	D	E323	D
E237	D	E386	D	E236	D	E127	D	E368	D
E270	D	E275	D	E190	D	E405	D	E166	D
E133	D	E219	D	E404	D	E425	D	E385	D
E353	D	E380	D	E402	D	E126	D		
E204	D	E379	D	E129	D	E401	D		

由于训练集的企业上年度贷款后逾期对其信誉造成了严重的后果，使得其的信誉评级被银行标为 D 级，因而，在企业评价预测中预测为 D 级的企业，预测其有信誉贷款的失信行为，为避免银行产生贷款逾期坏账与企业失信双输局面，则为信誉评级 D 级的企业暂不作为银行信誉贷款目标企业。

经过 Logistic 回归对申请信誉贷款企业经营状况的评估，以 SVM 模型对企业进行信誉评级后，在对企业信用评估的基础上需要对给予企业的额度进行计算，如下节所述。

3.4 模型对额度计算

在本节，将会考虑到在突发因素的情况下对申请信誉贷款企业贷款份额的调整。以疫情突发因素为例，将企业分成三类，由突发因素的影响呈正相关、无关和负相关三类，我们引入相关计算系数，成为计算贷款份额的分配方式。企业的具体影响相关情况如下表所述：

表3.9 企业与突发因素的相关性统计

编号	熵	编号	熵	编号	熵	编号	熵	编号	熵	编号	熵
E124	无	E227	无	E325	无	E178	负	E277	无	E369	无
E125	无	E229	负	E326	无	E179	无	E279	无	E370	无
E128	无	E230	无	E327	无	E180	无	E280	无	E371	无
E130	无	E231	无	E328	无	E182	无	E281	负	E372	无
E131	无	E232	无	E329	无	E183	正	E283	无	E373	无
E132	无	E233	负	E330	正	E184	负	E284	无	E374	无
E134	无	E234	无	E331	无	E185	无	E285	无	E375	无
E136	无	E235	无	E332	正	E186	负	E287	负	E376	负
E137	正	E238	无	E333	无	E187	无	E289	正	E378	正
E138	无	E239	无	E334	无	E188	无	E290	无	E382	正
E139	无	E240	无	E335	无	E189	无	E291	无	E384	无
E141	正	E241	无	E336	正	E191	负	E294	无	E387	正
E142	正	E242	无	E337	无	E193	无	E295	无	E388	正
E143	无	E243	无	E338	正	E194	无	E297	无	E389	负
E144	负	E244	无	E339	无	E195	正	E298	无	E390	正
E145	负	E246	无	E341	负	E196	无	E299	无	E391	无
E146	负	E247	无	E342	无	E197	正	E300	正	E392	无
E147	负	E248	无	E343	无	E198	正	E301	无	E393	无
E149	负	E250	无	E344	无	E200	无	E302	无	E396	无
E150	正	E251	正	E345	无	E201	正	E303	无	E398	正
E151	负	E252	无	E346	无	E202	无	E304	负	E399	无
E152	正	E253	无	E347	无	E203	正	E305	负	E400	无
E154	负	E254	无	E348	正	E205	无	E306	无	E403	无
E155	无	E255	无	E349	负	E207	无	E307	无	E408	无
E158	负	E257	无	E350	无	E208	无	E308	负	E409	无
E159	无	E258	负	E351	无	E210	正	E309	无	E410	无

E162	无	E259	无	E352	负	E211	无	E310	无	E412	负
E163	正	E260	无	E354	无	E212	无	E311	无	E413	无
E164	无	E261	正	E355	负	E213	无	E312	无	E414	正
E165	无	E262	无	E356	负	E214	无	E313	正	E415	无
E167	负	E264	无	E357	无	E215	正	E314	无	E416	无
E168	负	E265	无	E359	无	E216	正	E315	无	E418	无
E169	负	E266	无	E360	无	E217	无	E316	无	E419	无
E171	无	E267	无	E362	正	E220	无	E318	无	E420	正
E172	正	E268	无	E363	无	E221	无	E319	无	E421	无
E174	无	E269	无	E364	无	E223	无	E320	正	E422	负
E175	正	E272	无	E365	无	E224	无	E321	无	E423	无
E176	无	E273	无	E366	无	E225	无	E322	负		
E177	无	E274	负	E367	正	E226	正	E324	负		

随后，经过以上突发因素分析，将企业分成的三类，我们引入相关计算系数，成为计算贷款份额的分配方式。我们同样采用层级计算系数，成为贷款份额的分配方式，进行再分配。经过计算，并引入的贷款份额系数，具体数值如下所示：

表3.10 信誉评级 A 企业贷款份额相关系数

信誉评级 A 企业贷款份额系数	正相关	无关	负相关
资产转化率大于均值	10	6	4
资产转化率小于均值但大于 1	6	4	2
资产转化率小于 1	4	2	1

表3.11 信誉评级 B 企业贷款份额相关系数

信誉评级 B 企业贷款份额系数	正相关	无关	负相关
资产转化率大于均值	6	4	2
资产转化率小于均值但大于 1	4	2	1
资产转化率小于 1	2	1	0

表3.12 信誉评级 C 企业贷款份额相关系数

信誉评级 C 企业贷款份额系数	正相关	无关	负相关
资产转化率大于均值	6	4	2
资产转化率小于均值但大于 1	4	2	1
资产转化率小于 1	2	1	0

最终经过 2.2.3 节 (2-12)、(2-13)、(2-14)、(2-15)、(2-16) 导入到本地“附录代码 F 的数据.xlsx”中。经过配给后的份额相关系数代入公式，我们可以获得银行对各个企业贷款额度的数据，但由于计算的方式中，净利润占比占比的差距过大，导致有一些企业的贷款额度不在 10 万-100 万区间中，因此，我们经过数据动态再分配算法，将企业的贷款额度控制在了 10 万-100 万区间中，详见附录 6。

由此可以得到各个公司收到信誉贷款的额度。

3.5 信誉贷款决策总结

由上节可以获得将以新型冠状病毒爆发为例的突发情况下，银行对各个企业贷款额度的数据，并经过数据动态再分配算法，将企业的贷款额度控制在了 10 万 100 万区间中。由此得到了每个信誉贷款企业能够信誉贷款额度，并且保存到了本地，以疫情为例，详见附录 7。

由代码 D 的运算，可以得出企业的信誉评级，再由代码 G 运算，可以由上所述，结合其中计算出的每个企业的资产转化率来给予每个申请信誉贷款公司的套餐年利率。具体参考利率如下所述。

表3.13 对算例的信誉贷款年利率总结

	$MA_i > 1$	$MA_i < 1$	$MB_i > \text{mean}(MB)$	$MB_i > 1$	$MB_i < 1$	$MC_i > \text{mean}(MC)$	$MC_i > 1$	$MC_i < 1$
年 利 率	4.65%	4%	5.85%	5.05%	4%	5.85%	5.05%	4.65%

其中，表中 M 代表资产转化率，A、B、C 分别表示 A 级信誉评级企业、B 级信誉评级企业、C 级信誉评级企业，i 为当前信誉评级企业的编号， $\text{mean}(MB)$ 表示对 B 级信誉评级企业的资产转化率进行算术平均计算， $\text{mean}(MC)$ 同理。

年利率的文字表述为：信誉评估为 A 的企业，在资产转化率大于 1、小于 1

时，分别采取 4.65%、4%年利率的贷款策略；信誉评估为 B 的企业，在资产转化率大于均值、大于 1、小于 1 时，分别采取 5.85%、5.05%、4%年利率的贷款策略；信誉评估为 C 的企业，在资产转化率大于均、大于 1、小于 1 时，分别采取 5.85%、5.05%、4.65%年利率的贷款策略。

给定的信誉评级企业贷款份额相关系数，再结合计算净利润占比占比公式之后，将再引入贷款份额基数数和实际信誉贷款份额系数公式^[5]，并且对贷款分配的贷款额度公式进行修改。最终获得将以突发情况下，银行对各个企业贷款额度的数据，并经过数据动态再分配算法，将企业的贷款额度控制在银行信誉贷款策略放贷量限定的区间中。由此得到了最终我们所需要的信誉贷款策略。

本次算例中其详细配给年利率如下：

表 3.14 对算例贷款年利率总结

编号	利率	编号	利率	编号	利率	编号	利率	编号	利率
1	4.65%	60	4%	127	4%	183	5.05%	233	5.05%
			%						
4	5.05%	61	5.05%	128	5.85%	184	4.65%	235	5.05%
6	5.05%	62	4.65%	129	4%	185	4%	236	5.85%
			%						
7	5.05%	64	4%	130	5.05%	186	4.65%	238	4.65%
			%						
8	5.05%	65	4.65%	131	4.65%	187	5.05%	239	5.05%
10	5.05%	69	5.05%	132	4.65%	189	5.05%	240	4.65%
12	5.05%	70	5.05%	133	5.05%	190	5.05%	241	5.05%
13	4.65%	71	4.65%	134	5.05%	191	5.05%	242	5.05%
14	5.05%	72	4.65%	135	5.05%	192	5.05%	243	5.05%
15	5.05%	73	4%	136	4.65%	194	4.65%	245	5.05%
			%						
17	5.05%	77	4.65%	137	5.05%	195	4.65%	246	5.05%
18	5.05%	78	5.05%	138	4%	196	4.65%	247	4.65%
19	5.05%	79	4%	141	4.65%	197	5.05%	248	5.05%
			%						
20	5.05%	81	5.05%	142	5.05%	198	5.05%	250	4.65%
21	5.05%	82	5.05%	143	5.05%	202	5.05%	251	5.05%
22	5.05%	83	5.05%	144	4.65%	203	5.05%	252	5.85%
23	5.05%	86	5.05%	145	5.05%	204	4%	258	5.05%
			%						
24	4.65%	87	5.05%	148	4.65%	205	5.05%	263	5.05%
25	4.65%	88	4.65%	149	5.05%	206	5.05%	264	4.65%

26	5.05%	89	4 %	150	5.05%	207	5.05%	265	5.05%
----	-------	----	--------	-----	-------	-----	-------	-----	-------

112CU84

27	5.05%	90	5.05%	153	5.05%	208	5.05%	266	4.65%
28	5.05%	91	4.65%	154	5.05%	209	4%	267	4.65%
31	5.05%	92	5.05%	155	5.05%	210	5.05%	268	5.05%
34	4%	96	5.05%	156	5.05%	211	5.05%	269	5.05%
35	4.65%	97	4.65%	159	4.65%	212	5.05%	272	4%
38	5.05%	101	4.65%	160	5.05%	213	5.05%	274	5.05%
39	5.05%	103	4.65%	161	5.05%	214	5.05%	275	4.65%
40	5.05%	106	5.05%	163	5.05%	215	5.05%	276	4.65%
41	5.05%	108	5.05%	165	5.05%	217	5.05%	279	4.65%
44	5.05%	109	5.85%	166	5.05%	218	4%	284	5.85%
45	5.05%	110	5.05%	168	4.65%	219	5.05%	285	5.85%
46	4%	111	5.05%	169	4%	220	5.05%	286	5.05%
47	5.05%	114	5.85%	170	5.05%	221	4.65%	288	5.05%
48	5.05%	115	5.05%	171	5.05%	222	5.05%	289	5.05%
49	4.65%	117	4%	173	5.05%	223	5.05%	290	5.05%
50	5.05%	119	4.65%	174	5.05%	224	5.05%	291	4.65%
52	5.05%	120	5.05%	176	5.05%	225	4.65%	292	5.05%
53	4.65%	122	4.65%	177	5.05%	226	5.05%	293	5.05%
55	5.05%	123	4%	178	4.65%	227	5.05%	294	5.85%
56	4%	124	5.05%	179	5.85%	230	4.65%	297	5.05%
58	5.05%	125	4%	181	4.65%	231	4%		
59	5.05%	126	5.05%	182	4.65%	232	5.05%		

本次算例中其详细配给额度表如下：

表3.15 对算例贷款额度总结

编号	评级	额度	编号	评级	额度	编号	评级	额度	编号	评级	额度	编号	评级	额度
1	C	13	59	B	90	125	A	93	179	B	32	230	B	4
4	C	356	60	B	34	126	C	36	181	B	65	231	A	3
6	B	86	61	A	364	127	C	6	182	C	14	232	A	6
7	C	149	62	A	307	128	B	30	183	B	7	233	A	5
8	C	212	64	A	9	129	C	8	184	C	6	235	B	3
10	C	181	65	B	49	130	B	78	185	C	10	236	C	4

12	A	8	69	C	160	131	C	42	186	B	17	238	C	6
13	C	61	70	C	119	132	A	75	187	C	13	239	C	1
14	B	199	71	B	79	133	C	13	189	B	14	240	B	4
15	C	284	72	B	69	134	B	121	190	C	7	241	B	4
17	C	183	73	B	184	135	C	20	191	A	35	242	A	4
18	B	110	77	B	20	136	B	10	192	C	13	243	C	3
19	B	132	78	A	339	137	C	11	194	C	15	245	B	2
20	C	146	79	B	55	138	A	31	195	B	14	246	B	5
21	B	10	81	B	115	141	C	3	196	A	7	247	C	2
22	C	12	82	A	88	142	B	57	197	C	9	248	C	2
23	A	153	83	A	186	143	C	25	198	C	2	250	C	2
24	A	197	86	B	109	144	B	45	202	B	5	251	B	2
25	C	153	87	B	62	145	C	44	203	B	17	252	C	1
26	B	71	88	C	117	148	C	14	204	C	9	258	A	2
27	B	211	89	B	28	149	A	50	205	C	17	263	B	2
28	B	259	90	C	43	150	C	18	206	A	21	264	B	2
31	A	17	91	B	154	153	A	21	207	B	11	265	A	2
34	B	38	92	B	57	154	A	8	208	A	55	266	A	3
35	B	84	96	A	96	155	C	9	209	B	13	267	B	3
38	C	5	97	B	29	156	A	18	210	B	5	268	B	2
39	C	85	101	B	57	159	A	17	211	C	3	269	B	1
40	C	75	103	B	12	160	B	12	212	B	6	274	A	2
41	C	42	106	C	75	161	C	22	213	B	25	275	C	1
44	B	203	108	C	20	163	B	2	214	A	26	276	B	2
45	B	90	109	A	75	165	B	32	215	B	2	279	B	2
46	A	151	110	A	134	166	C	18	217	A	7	284	C	1
47	B	135	111	B	59	168	A	18	218	C	4	286	A	1
48	B	77	114	C	62	169	A	1	219	C	4	288	A	1
49	A	3	115	B	1	170	C	28	220	C	1	290	C	1
50	B	35	117	B	73	171	C	4	221	B	4	294	B	1
52	C	121	119	A	105	173	B	8	223	C	2	297	A	1
53	C	41	120	C	32	174	C	16	224	A	6			
55	C	37	122	B	57	176	B	9	225	A	13			
56	A	42	123	A	36	177	B	26	226	C	2			

58	A	16	124	C	11	178	B	14	227	B	2
----	---	----	-----	---	----	-----	---	----	-----	---	---

112Cu84

第4章 结论

本文的银行信誉贷款策略采用了数据预处理、SVM、Logistic 回归、模糊综合评价模型、大数据用户画像、数据动态再分配法所结合成的模型，其极具备了 SVM 和 Logistic 回归的大量优点，具体优点如下：

数据大体上都不完整、不一致，无法直接进行数据挖掘，因此为提高数据挖掘质量，提高了对数据剖析的效率。

简化了通常分类和回归等问题，其计算的复杂性仅仅只会取决于 SVM 模型中的参数数目，而非样本空间的维数，避免了“维数灾难”导致的空间复杂度过高的问题。

SVM 决定了最终的结果，对异常值不敏感，这不但可以帮助抓住关键样本、剔除大量冗余样本，而且具有更好的代码鲁棒性。

可以利用已知有效算法发现目标函数的全局最小值，有很优秀的泛化能力，可以适用于连续性和类别性自变量，更容易使用和解释。

简洁实用的策略方法，对数字手段处理模糊的评价对象，能蕴藏信息呈现模糊性的资料做出比较科学合理贴近实际的量化标准。

将企业每个信息抽象成标签，利用标签将用户具体化从而为用户提供有针对性的服务。提高决策效率，更准确的焦距于客户。

最终呈现的数据能有效地将特定数值控制在一定区间内，并且不会改变其数据可视轨迹，达到数据可视、美观且符合特定数据和达到特定限定条件等情况。

在已知银行已放贷企业的经营情况和信誉评级的情况下训练 SVM-L 核模型后，我们经过融熵可以得到不同信誉评级下企业的放贷年利率策略，且在已知申请信誉贷款企业的经营状况发票具体数据的情况下，模拟后可以得到当前申请信誉贷款企业的信誉评级预测和在突发因素情况下基于的信誉贷款额度，两者相结合可以得到当前对中微小型企业的信誉贷款策略，而当前论文的模型可以在不同因素不断变化的时代，我们可以以此为跳板，随机应变，其最终的变化逻辑万变不离其宗。

本文的支持向量机模型还可以应用于价值策略分析，机器学习，模式识别，计算机视觉，工业工程，航空应用等各个领域。模糊综合评价法在一些价值评估，竞争力分析，效益，规划等方面有广泛应用。本文模型在其他领域的信用评估问题中只需改变参数设置，预测效果好，应用广泛。

参考文献

- [1] 王慎敏.随机森林模型在选贷策略中的应用[J].科技经济导刊, 2020, 28(33): 188-190.
- [2] 李敬明, 阮素梅, 刘奎户. 基于改进模糊综合评价法的小微企业金融风险分析模型研究[J]. 运筹与管理, 2015, 1(6): 24.
- [3] 王淑燕, 曹正凤, 陈铭芷. 随机森林在量化选贷中的应用研究[J]. 运筹与管理, 2016, 25(3): 163-168+177.
- [4] 迈平. 中小企业融资的破与解[J]. 现代企业文化, 2016, 1(11): 49-51.
- [5] 柳胜胜. 浅析利率市场化对小型城市商业银行利率管理工作的影响[J]. 中国集体经济, 2017, 1(16): 72-73.
- [6] 钱学洪. 利率市场化改革中的中小银行经营绩效和利率风险管理研究[D]. 大连: 东北财经大学, 2016.
- [7] 李维, 徐诗华. 利率市场化对我国商业银行利率风险管理的影响[J]. 知识经济, 2014, 1(24): 65.
- [8] 邓艾兵. 信用风险管理须回归本源[J]. 中国金融, 2018, 1(4): 66.
- [9] Hyunchul Choi, Hyojoo Son, Changwan Kim. Predicting financial distress of contractors in the construction industry using ensemble learning[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 110(15): 1-10.
- [10] Francisco Climent, Alexandre Momparlet, Pedro Carmona. Anticipating bank distress in the Euro-zone: An Extreme Gradient Boosting approach[J]. Journal of Business Research, 2018, 11(15): 10.
- [11] 赵胜民, 刘笑天. 引入投资者偏好的多因子模型——基于前景理论视角的分析[J]. 中国经济问题, 2019, 1(2): 106-121.
- [12] 莫易娴, 周乐敏. 大数据时代中国信誉贷款市场有效性研究[J]. 上海立信会计金融学院学报, 2020, 1(1): 60-72.
- [13] 丁晓蔚. 金融大数据情报分析: 以量化投资为例[J]. 江苏社会科学, 2020, 1(3): 121-128.
- [14] 赵子铭. 基于支持向量机模型的价值投资策略分析[J]. 时代金融, 2020, 1(22): 68-72.
- [15] Elham Ahmadi, Milad Jasemi. New efficient hybrid candlestick technical analysis model for stock market timing on the basis of the Support Vector Machine and Heuristic Algorithms of Imperialist Competition and Genetic[J]. Expert Systems With Applications, 2017, 10(23): 10.
- [16] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 30-37.
- [17] Ahelegbey D F, Giudici P, Hadji-Misheva B. Factorial Newword Models To Improve P2P Credit Risk Management[J]. MPRA Paper, 2019, 3(6): 7.
- [18] 王姝怡. 基于Logistic 回归的绿色信贷信用风险评估研究[D]. 安徽: 安徽大学, 2021.
- [19] 于立勇, 詹捷辉. 基于Logistic 回归分析的违规率概率预测研究[J]. 财经研究, 2004, 1(9):

15-21.

- [20] 姜明辉.商业银行个人信用评估组合预测方法[D].吉林: 吉林大学.2006.12.
- [21] 宋燕.基于Logistic回归和Probit回归的个人信用评估研究[D].桂林: 广西师范大学, 2019.
- [21] 曾岚.高等学校无形资产产业化转化与收益管理[J].财经论坛, 2019, 1(7): 75-77.
- [22] 吴艳红.企业净利润与经营现金净流量的分析[J].中国中小企业, 2021, 1(11):123-124. [23] 魏彦睿.数学统计和企业销售分析[J].营销界, 2021, 1(3):31-33.
- [24] 郭天添.基于SVM的企业信用评估研究[D].镇江: 江苏科技大学, 2020.
- [25] 姜雯.基于改进粒子群算法的SVM参数优化及应用[D].镇江: 江苏科技大学, 2021.