

银行对中小微企业的信贷策略模型

摘要

从数量上看，中小微企业是我国市场当中的绝对主体，其在我国的社会经济建设、发展中发挥着至关重要的作用^[1]。在我国，目前中小微企业面临着融资难、融资贵、融资周期长的问题，这对于企业自身的发展和我国市场经济的进一步深化十分不利。同时，受利率市场化的影响，越来越多的商业银行开始重点发展其中小微企业的信贷业务来提高自身的竞争力。因此，研究商业银行对中小微企业的风险评估从而给出针对具体企业的信贷策略对我国市场经济的发展有重大意义。

本文基于某商业银行特定的放贷要求，对 123 家有信贷经历的中小微企业进行风险量化和信贷策略设定，对 302 家没有信贷经历的中小微企业进行信誉等级预测，从而给出针对这些企业的信贷策略。因实际经营中，企业面临着不同的外部风险，突发因素的影响可能对中小微企业的经营带来冲击。于是我们以新冠疫情的冲击为例，来探究疫情对不同行业分类下 302 家没有信贷经历企业的影响，从而给出调整后的信贷策略。

针对问题一，我们根据附件 1 中的相关发票信息和企业的信誉评级，对数据进行分析 and 预处理得到需要的增值税额、流水额等信息，然后采用 *woe* 证据权重的方法，计算出各类自变量的 *woe* 值来代替原值进行计算。下一步即建立计算违约概率的 *Logistic* 回归模型，并且利用 *Python* 求解出逻辑回归方程里的各项系数，代入企业的相关数据即可得到相应企业的违约概率。之后建立信贷策略规划模型，首先对附件 3 的数据拟合得到银行贷款年利率与客户流失率之间的函数关系，再根据求解目标和约束条件建立非线性规划，利用 *Matlab* 对非线性规划的模型进行求解得到每个企业的 θ_i 与 α_i 值，即贷款金额占总金额的比例和对应的贷款年利率，进而给出银行对该 123 家企业的信贷策略。

针对问题二，我们利用问题一中得到的计算违约概率的 *Logistic* 回归模型，将附件 2 中 302 家企业的相应数据预处理后代入逻辑回归方程，计算出相应的违约概率，利用违约概率对该 302 家无信贷记录的中小微企业进行信誉评级。之后沿用问题一的方法，根据信贷总额为 1 亿元、贷款年利率以及额度限定的约束条件进行非线性规划模型的建立和求解，从而得到针对该 302 家企业的特定的信贷策略。

针对问题三，我们对不同行业 and 不同类型的企业分别进行了研究。根据《国民经济行业分类》白皮书将附件 2 中的 302 家中小微企业分成农林牧渔业、建筑业、制造业、房地产业、住宿和餐饮业等各种类型。然后以新冠疫情的突发为例，结合国家统计局发布的我国第一季度和第二季度各行业 GDP 增长比率，根据 GDP 的变化程度衡量行业受冲击的程度，重新计算各个行业中企业受到影响后各项自变量的 *woe* 值，再利用问题一、二的逻辑回归模型 and 非线性规划模型求解，得到该 302 家企业面临突发性因素时的信贷调整策略。

关键词： *woe* *Logistic* 回归模型 非线性规划模型 风险评估 遗传算法
中小微企业信贷

1. 问题重述

一. 引言

1. 背景知识

在新时代社会环境下，我国金融体系逐步实现开放性发展，银行业市场竞争压力日益增大。受利率市场化的影响，大中型企业改变原有的贷款融资方式，逐步向潜力巨大的股票市场转移，中小微企业贷款业务成为商业银行的一块“大蛋糕”。

信贷，是银行的主要业务种类。通过信贷业务的建设，既能解决社会对资金的需求难题，又能为银行带来盈利，实则是一种双赢。尤其是中小微企业的信贷业务，对于中小微企业、银行自身以及社会的整体经济发展来说，均是积极、有利的。因此对于银行来说，应当积极地建设好中小微企业的信贷业务。

在我国，中小微企业融资存在融资难、融资贵、融资周期长等问题。这一方面是因为受到一些国有大型企业的排挤，另一方面是因为中小微企业往往不被银行重视。目前商业银行信贷是中小微企业融资的主要资金来源，但是商业银行信贷由于中小微企业存在信息不对称、抵质押担保不足、融资需求“短、频、急、快”、违约率高等问题，对中小微企业提供的信贷支持较少。

2. 问题产生

在实际中，银行对中小企业的信贷提供的政策是有特定标准的。由于中小微企业的规模相对小，而且缺乏抵押资产，所以银行通常会优先向实力强、供求关系稳定的企业提供贷款，并且会对信誉高、信贷风险相对小的企业给予一定幅度的利率优惠。

在具体的信贷策略设计过程中，银行会首先根据中小微企业的实力、信誉评估对其贷款面临的风险，然后依据评估所得到的信贷风险等因素来确定是否给该企业贷款以及贷款的额度、利率和期限等。因而需要研究商业银行如何根据相应的信贷政策，对需要贷款的企业进行风险评估和实力权衡，从而给予其特定的信贷策略。

3. 研究意义

中小微企业难融资对于其发展十分不利，一方面会妨碍其自身扩大发展规模，另一方面又会严重制约我国整个市场经济的进一步发展。中小微企业对于促进市场主体繁荣和国家税收总量的增长有着重要的作用，我国的银行建设好自身针对中小微企业的信贷业务，为中小微企业提供资金保障，助力中小微企业的成长与发展，才能更好地促进我国整体社会经济的建设、发展。因此研究商业银行对中小微企业的信贷策略对我国市场经济的发展有重大意义。

二. 要解决的问题

某银行对要贷款的企业提供的放贷额度为10~100万元；年利率为4%~15%；贷款期限均为一年。现在该银行需对中小微企业进行信贷策略设计，主要包括以下问题：

(1) 附件 1 提供了 123 家有信贷记录企业的相关数据，根据这些数据对这 123 家企业的信贷风险进行量化分析，然后给出该银行在年度信贷总额固定时对这些企业的信贷策略。

(2) 附件 2 提供了 302 家无信贷记录企业的相关数据，根据问题 1 所研究的结论，给出该银行在年度信贷总额为 1 亿元时对这些企业的信贷策略。

(3) 企业的生产经营和经济效益可能会受到突发因素影响，而且突发因素会对不同行业、不同类型的企业影响不同。综合考虑附件 2 中各企业的信贷风险和可能的突发因素，比如新冠病毒对各企业的影响，给出该银行在年度信贷总额为 1 亿元时候的信贷调整策略。

2. 问题分析

2.1 问题一的分析

问题一是根据 123 家有信贷记录企业的相关财务信息和信誉评级情况，对企业信贷风险进行量化分析。从已知银行的信誉评级信息、企业的违约情况和其销项进项发票的数据出发，对这些中小微企业信贷风险的影响因素进行机理分析。通过分析已有数据，得到企业利润、流水等财务指标，有效发票比例、上下游企业数量及交易额、企业运营的供求稳定性、信誉评级、违约情况等非财务指标。

根据已有企业的违约情况和影响企业信贷风险的因素，我们能够建立二者的 *Logistic* 回归模型，并求出这 123 家中小微企业的违约概率。由于企业违约概率与信贷风险具有近似一致性，我们可以将企业违约概率作为信贷风险的量化分析指标。

为了得到商业银行对企业的信贷策略，我们根据计算评估的信贷风险，结合从题目中获取得到的约束条件进行非线性规划。商业银行的目的是盈利，所以从银行的利益最大化角度出发，认为银行进行信贷业务的最终目标是发放的贷款在一年后收获的收益最大化，即针对每个企业发放的贷款的收益之和的最大化。由于每个企业的违约概率和贷款概率都在一定范围无法得到确定的数据，因此我们将通过计算商业银行预期收益期望的最大化，确定对这些企业的信贷策略。在非线性规划过程中，约束条件为贷款金额总和固定、每个企业贷款利率的上下限、贷款额度的上下限。

2.2 问题二的分析

问题二是在问题一的基础上，根据对问题一的分析过程来研究对 302 家无信贷记录中小微企业的信贷策略，给出该银行在年度信贷总额为 1 亿元时对这些企业是否提供贷款，以及贷款的额度、利率等具体的方案。由于这 302 家企业属于初次信贷，没有贷款经历，所以银行对这些企业的风险评估就不能参考之前的数据和信息来进行。

问题一给出了 123 家企业的信誉评级，我们根据已有的企业的违约情况和影响企业信贷风险的因素，建立了 *Logistic* 回归模型，得到了企业的各项财务指标和非财务指标与其违约情况的相关性。于是我们可以利用问题一的研究方法，根据第一问得到的回归方程，首先来预测这 302 家企业的信誉等级，同样地分为 A、B、C、D 四个等级，然后对于预测信誉等级为 D 的企业不予发放贷款，对 A、B、

C 等级的中小微企业提供信贷业务。

针对评级为 A、B、C 的中小微企业，结合题目的约束条件，银行年度信贷总额为 1 亿元并且要求银行发放贷款一年后收益最大化，这实际上是信贷额度配给问题。我们可以根据不同企业的实力、信誉等级和风险评估，参照问题一的信贷策略决策模型给出相对应的贷款策略。

2.3 问题三的分析

在问题三中，我们考虑新冠病毒疫情对不同类型企业的冲击给企业的风险评估带来的影响。根据相关的资料，本次疫情受到冲击最大的是第三产业。第三产业的脆弱性使得该产业中的各个中小微企业在面临突发事件时容易发生不可逆转的危机，特别是像旅游业、交通运输业、餐饮服务业等行业中的中小微企业，疫情导致他们的线下经营惨淡，而与之相关的上游企业的原材料供应不足和下游企业的订单取消等问题容易给他们在银行贷款时的风险评估带来不利的影响。

我们对附件 2 当中的 302 家无信贷记录的中小微企业进行行业分类，分成租赁和商业服务业、文体娱乐业、制造业、建筑业、交通运输业等一些门类。易得疫情对于不同行业的冲击影响是不同的，我们根据国家统计局资料得到新冠疫情对各个行业的影响程度，从而根据影响程度的大小分配权重作为突发因素的影响因子。在这里我们重点考虑的是突发因素即新冠疫情对中小微企业上下游企业交易额和交易次数的冲击，所以我们将影响因子加入到上下游企业交易次数和企业数量的 *woe* 值的计算中，然后根据前面的 *Logistic* 回归模型再来对这 302 家企业重新进行信誉等级的评定和违约风险的评估。

结合前两问的研究过程和结论，银行在一年后贷款收益期望最大的条件下，对这 302 家中小微企业配给 1 亿元的贷款额度，然后针对其不同的风险等级和信誉等级给予提供贷款的企业一定的利率优惠，从而得到调整后的信贷策略。

3. 问题假设

1. 假设所有的发票都是真实发票，企业没有做假账行为。
2. 假设企业没有增值税视同销售、未开票销售、进项税额转出等行为，所有的交易都是入账开具增值税发票的。
3. 因为企业的交易频率很高，所以假定所有的交易都是连续的。
4. 假设银行对企业进行风险评估时所有的信息都是来源于企业的发票信息，不包括外部信息。
5. 假设企业受到单一的突发因素，不会受到多个突发因素的叠加。

4. 符号说明

符号	含义	单位
C_i	第 i 家企业的信贷风险（违约状况）	
T_i	第 i 家企业的增值税额	元
L_i	第 i 家企业的流水	元

R_i	第 i 家企业的有效发票占比	
Un_i	第 i 家企业的上游企业数量	家
Dn_i	第 i 家企业的下游企业数量	家
Ut_i	第 i 家企业与某一上游企业交易次数的最大值	次
Dt_i	第 i 家企业与某一下游企业交易次数的最大值	次
WT_i	T_i 的 woe 值	
WL_i	L_i 的 woe 值	
WR_i	R_i 的 woe 值	
WUn_i	Un_i 的 woe 值	
WDn_i	Dn_i 的 woe 值	
WUt_i	Ut_i 的 woe 值	
WDt_i	Dt_i 的 woe 值	
EW	银行对企业贷款一年总收益的期望	元
EW_i	银行对第 i 个企业贷款一年收益的期望	元
α_i	银行对第 i 个企业贷款的年利率	
$P_i(\alpha_i)$	第 i 个企业在贷款年利率为 α_i 时的流失率	
C_i	第 i 家企业的信贷风险（违约状况）	
θ_i	第 i 家企业的贷款占银行总贷款金额的比率	
M	银行对所有企业发放贷款的总额	元

5. 模型建立与求解

5.1 问题一的模型

5.1.1 信贷风险影响因素分析

企业的实力、信誉等因素会影响商业银行对其信贷风险的评估。我们将中小微企业进行信贷的影响因子划分为财务指标和非财务指标两个方面，并分析给出的数据，如企业类型、企业进项销项发票的数量、频率和交易额、信誉评级、违约情况等，获得了影响企业信贷风险的因素（图 1）。

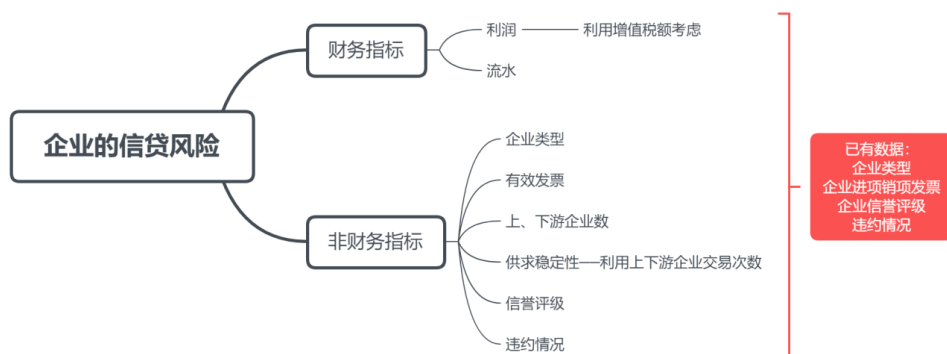


图 1 影响企业信贷风险的因素

由财务管理^[2]的背景知识，我们可知：

(1) **企业利润**，即企业收入减费用，大致与其缴纳增值税额成正比，即销项税额减进项税额。企业利润越高，对贷款的偿还能力越强，信贷风险相应较低。

(2) **企业流水**，即企业进项发票金额和销项发票金额之和，代表了企业资金的流动状况。可以大致认为，企业流水越大，代表其资金的周转能力强，对贷款的偿还能力也更强。但是，企业流水越大，也可能是由于企业负债较大，所以流水对信贷风险的影响，还应在模型中和企业利润进行具体考虑。

(3) **有效发票数**，即企业所有发票数减去作废发票数。作废发票为因故取消交易产生的，因此一定程度上可以用有效发票的比例衡量企业交易的可靠性。

(4) **上下游企业**，即企业购买和销售的对象。上游企业的数量影响企业经营的稳定性和选择权。上游企业数量较多，可以理解为企业原材料供应商较多，上游企业产生问题后对该企业影响较小。另外，上游企业的数量越多，企业对原材料的选择权也更大，谈判能力也更强，所以能以更低的成本获得原材料，提高企业利润，降低企业信贷风险。下游企业的数量与销售方直接相关，下游企业数量越多，企业产品销路更广，也可能会影响企业的信贷风险。

(5) **供求稳定性**，可以用企业和某一上游企业的最大交易次数以及和某一下游企业的最大交易次数来衡量。企业和某一上游或下游企业交易越频繁，代表其经营和交易活动越稳定，信贷风险也会较小。

5.1.2 数据的预处理

(1) 发票数据的处理

根据企业进项发票和销项发票提供的交易金额、纳税额、购方单位代号、销方单位代号、发票状态等信息，我们通过 *Excel* 计算，得到了增值税额、流水额、整体有效发票数、有效发票金额、有效发票占比、累计上游企业数、累计下游企业数、累计上游企业交易额、累计下游企业交易额等数据（见支撑材料“(1)analysis.xlsx”）

利用 *Python* 对上下游企业的相关数据进行统计处理，我们得到了各个企业和其上游各企业的交易次数、各个企业和其下游各企业的交易次数，以及交易次数的总和与方差（见支撑材料“up_situation.xlsx”、“down_situation.xlsx”）。同时，我们求得了各个企业和其上游某一企业的交易次数的最大值、各个企业和其下游某一企业的交易次数的最小值（见支撑材料“up_max.xlsx”、“down_max.xlsx”）。

(2) woe 值替代原值计算

因为各类自变量的量级不同，而且不同企业自变量取值的方差较大，如果采用原始数据进行分析，结果会误差较大；如果对数据进行归一化处理，可能会导致数据本身的有效信息大量丧失。

因此我们采用证据权重（*weight of evidence*，简称 *woe*）的计算方法^[3]，按照 *Logistic* 回归模型里因变量的定义，将 A、B、C、D 类企业分配权重进行加权统计，分成“好企业”和“坏企业”两类。在对这两类企业的划分上，我们将 A、B、C、D 四类企业按照信誉等级权重对各类的数量进行加权处理。按照银行对企业的信誉评级，不妨将 A、B、C 类企业的权重设为 1、0.7、0.4，并按照权重对企业数量进行加权，得到“好企业”的数量。由于 D 类客户银行原则上不予放贷，故直接将 D 类企业作为“坏企业”来计算。

$$woe = \ln \frac{\text{好企业占该分类中好企业总体的 比值}}{\text{坏企业占该分类中坏企业总体的 比值}} \quad (1)$$

通过 woe 值的计算公式可以看出, woe 值反映的是在每个分类下, 信贷风险较大的企业与较小的企业的占比的差异, 所以可以认为 woe 值能够大致反映自变量的变化对违约率的影响。而且, 由于 woe 计算公式与 *Logistic* 回归模型里的目标表示量的变换形式基本一致, 故可以用自变量的 woe 值代替原有的变量值。^[4]

在每个自变量层级划分上, 我们考虑了以下因素。首先, 层级划分要大致符合各类数据的整体分布, 由此计算的 woe 值才具有一定的代表性。其次, 层级划分要符合对数函数的特点, 如某一类中“好企业”或“坏企业”的数量不能为 0, 否则由 woe 函数的定义, 显然无法求得 woe 值。另外, 从 woe 值使用的动因出发, 层级划分要尽量避免过于极端的现象, 即在能体现数字基本特征时要尽量缩小极端化数据对函数拟合带来的偏离。

通过 *Excel* 计算, 得到下表各个自变量的 woe 值。

表 1 增值税额变量 woe 值计算表

增值税额	A	B	C	D	好企业	坏企业	woe
$[100000, +\infty)$	2	4	1	3	5.2	3	-0.47957
$[0, 100000)$	2	2	2	5	4.2	5	-1.20397
$[-100000, 0)$	1	8	9	12	10.2	12	-1.19214
$(-\infty, -100000)$	24	24	22	4	49.6	4	1.488077

表 2 流水变量 woe 值计算表

流水	A	B	C	D	好企业	坏企业	woe
$[10000000, +\infty)$	21	27	18	2	47.1	2	2.129506
$[1000000, 10000000)$	6	9	13	8	17.5	8	-0.24686
$(0, 1000000)$	0	2	3	14	2.6	14	-2.71317

表 3 有效发票占比 woe 值计算表

有效发票占比	A	B	C	D	好企业	坏企业	woe
$[0.95, 1]$	7	7	11	8	16.3	8	-0.3179

$[0.9, 0.95)$	14	22	14	3	35	3	1.427116
$[0.8, 0.9)$	6	7	6	5	13.3	5	-0.05129
$(0, 0.8)$	0	2	3	8	2.6	8	-2.15355

表 4 上游企业数量 woe 值计算表

上游企业数量	A	B	C	D	好企业	坏企业	woe
$[100, +\infty)$	16	21	15	2	36.7	2	1.88001
$(0, 100)$	11	17	19	22	30.5	22	-0.70294

表 5 下游企业数量 woe 值计算表

下游企业数量	A	B	C	D	好企业	坏企业	woe
$[100, +\infty)$	15	9	9	3	24.9	3	1.086636
$(0, 100)$	12	29	25	21	42.3	21	-0.32935

表 6 上游企业最大交易次数 woe 值计算表

上游企业最大交易次数	A	B	C	D	好企业	坏企业	woe
$[300, +\infty)$	9	7	4	1	15.5	1	0.19
$[40, 300)$	12	22	16	6	33.8	6	-0.82
$(0, 40)$	6	9	14	17	17.9	147	-2.50

表 7 下游企业最大交易次数 woe 值计算表

下游企业最大交易次数	A	B	C	D	好企业	坏企业	woe
$[300, +\infty)$	6	6	6	1	12.6	1	-0.01
$[40, 300)$	19	24	17	3	42.6	3	0.11
$(0, 40)$	2	8	11	20	12	20	-3.06

5.1.3 信贷风险回归模型的建立

C_i 为第 i 家企业的信贷风险（违约状况）、 T_i 为第 i 家企业的增值税额、 L_i 为第 i 家企业的流水、 R_i 为第 i 家企业的有效发票占比、 Un_i 为第 i 家企业的上游企业数量、 Dn_i 为第 i 家企业的下游企业数量、 Ut_i 为第 i 家企业与某一上游企业交易次数的最大值、 Dt_i 为第 i 家企业与某一下游企业交易次数的最大值。 WT_i 、 WL_i 、 WR_i 、 WUn_i 、 WDn_i 、 WUt_i 、 WDt_i 分别为它们的 woe 值。由 woe 值的计算结果，可以得出如下函数：

$$WT_i = \begin{cases} 1.49, & -\infty < T_i < -10^5 \\ -1.19, & -10^5 \leq T_i < 0 \\ -1.20, & 0 \leq T_i < 10^5 \\ -1.49, & 10^5 \leq T_i < +\infty \end{cases} \quad (2)$$

$$WL_i = \begin{cases} -2.71, & 0 < L_i < 10^6 \\ -0.25, & 10^6 \leq L_i < 10^7 \\ 2.13, & L_i \geq 10^7 \end{cases} \quad (3)$$

$$WR_i = \begin{cases} -2.15, & 0 < R_i < 0.8 \\ -0.05, & 0.8 \leq R_i < 0.9 \\ 1.43, & 0.9 \leq R_i < 0.95 \\ -0.32, & 0.95 \leq R_i \leq 1 \end{cases} \quad (4)$$

$$WUn_i = \begin{cases} -0.70, & Un_i < 100 \\ 1.88, & Un_i \geq 100 \end{cases} \quad (5)$$

$$WDn_i = \begin{cases} -0.33, & Dn_i < 100 \\ 1.09, & Dn_i \geq 100 \end{cases} \quad (6)$$

$$WUt_i = \begin{cases} -2.50, & 0 < Ut_i < 40 \\ -0.82, & 40 \leq Ut_i < 300 \\ 0.19, & Ut_i \geq 300 \end{cases} \quad (7)$$

$$WDt_i = \begin{cases} -3.06, & 0 < Dt_i < 40 \\ 0.11, & 40 \leq Dt_i < 300 \\ -0.01, & Dt_i \geq 300 \end{cases} \quad (8)$$

用每个类别的 woe 值替代原数值，建立 $\ln \frac{C_i}{1-C_i}$ 违约概率的 *Logistic* 回归模型方程即：

$$\ln \frac{C_i}{1-C_i} = a_1 + a_2 WT_i + a_3 WL_i + a_4 WR_i + a_5 WUn_i + a_6 WDn_i + a_7 WUt_i + a_8 WDt_i \quad (9)$$

令 $y = \ln \frac{C_i}{1-C_i}$ ，则 $C_i = \frac{e^z}{1+e^z}$ ，此式即表示对企业信贷风险的量化评估。

5.1.4 信贷风险回归模型的求解

运用 *Python* 的 *sklearn* 包中的 *Logistic Regression* 函数求解 *Logistic* 回归模型，得到如下结果：

$$\begin{aligned} a_1 &= 1.32432946 \\ a_2 &= 0.12585362 \\ a_3 &= -1.28194236 \\ a_4 &= -1.50610296 \\ a_5 &= -0.5643591 \\ a_6 &= -0.38651209 \\ a_7 &= -0.05615254 \\ a_8 &= -1.25602919 \end{aligned}$$

即

$$\begin{aligned} &\ln \frac{C_i}{1-C_i} \\ &= 1.32432946 + 0.12585362 WT_i - 1.28194236 WL_i \\ &\quad - 1.50610296 WR_i - 0.5643591 WUn_i - 0.38651209 WDn_i - 0.05615254 WUt_i \\ &\quad - 1.25602919 WDt_i \end{aligned}$$

由回归模型计算出 123 家企业的守约概率和违约概率（表 8）。（完整表格见附录和支撑材料“(1)123 家企业的信贷风险.xlsx”中）

表 8 123 家企业的信贷风险（部分）

企业代号	守约概率	违约概率	企业代号	守约概率	违约概率
E1	0.9483049	0.0516951	E63	0.9225979	0.0774021
E2	0.9721687	0.0278313	E64	0.850584	0.149416
E3	0.9424626	0.0575374	E65	0.9340137	0.0659863
E4	0.9257481	0.0742519	E66	0.9249059	0.0750941
E5	0.9191336	0.0808664	E67	0.9284383	0.0715617

逻辑回归模型的评分 *score* 为 0.8617886178861789，可以认为，该回归在自变量较多、数据较大时，拟合程度较好。

从回归模型结果中可以看出，企业流水额、有效发票占比、与某一下游企业交易次数的最大值对企业的信贷风险影响较大。可以认为，企业流水额越高，周转能力越强，有效发票占比越高，企业交易的可靠性越强，与下游某一企业交易次数越多，企业产品输出的稳定性越强，这些因素对企业的信贷风险影响较大。这种判断显然符合实际，故从实际意义上，此模型是可靠的。

5.1.5 信贷策略规划模型的建立

(1) 客户流失率的拟合

由附件 3 中客户流失率的数据可知，客户流失率由贷款年利率和信誉等级决定。为方便非线性规划模型的建立，我们先将客户流失率进行拟合，得出不同信誉等级下客户流失率关于贷款年利率的函数。

$$P_i(\alpha_i) = \begin{cases} 640.9444\alpha_i^3 - 258.5705\alpha_i^2 + 37.9695\alpha_i - 1.1215, & \text{企业}i\text{为}A\text{类企业} \\ 552.8291\alpha_i^3 - 225.0505\alpha_i^2 + 33.9947\alpha_i - 1.0165, & \text{企业}i\text{为}B\text{类企业} \\ 504.7170\alpha_i^3 - 207.3859\alpha_i^2 + 32.1569\alpha_i - 0.9735, & \text{企业}i\text{为}C\text{类企业} \end{cases} \quad (10)$$

图 2 为原客户流失率和拟合得到的客户流失率 $P_i(\alpha_i)$ 的图像（横轴代表原客户流失率，纵轴代表拟合得到的客户流失率。），其中三个函数的相关系数 R^2 分别为 0.9545、0.9621、0.9671，可见拟合效果较好。

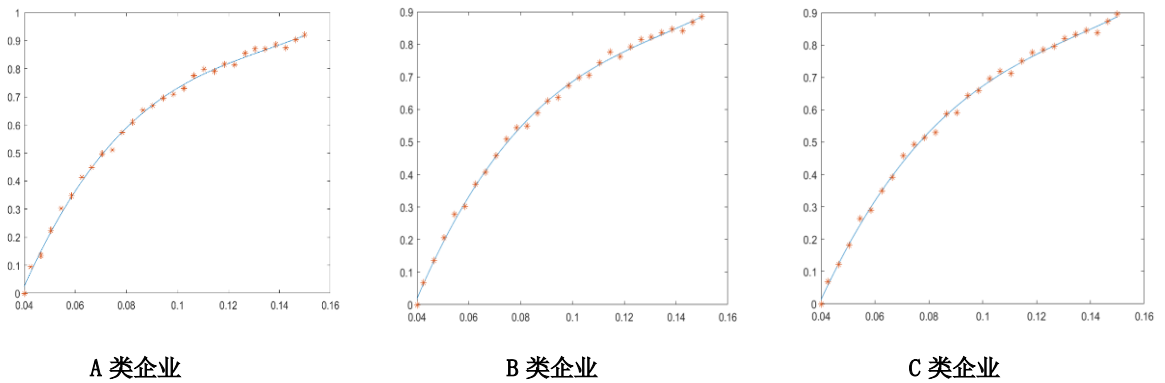


图 2 客户流失率的拟合效果图

(2) 信贷策略的非线性规划模型的建立

根据问题一的分析，银行的信贷策略要依据其利益最大化的原则制定，即对每个企业发放的贷款的收益之和最大化。由于每个企业的是否违约和是否贷款都有一定概率，我们将通过计算银行总收益的期望，并通过期望最大化的目标确定对这些企业的信贷策略。

• 目标函数的建立

设 M 为银行对所有企业发放贷款的总额，则 $E \frac{W}{M}$ 为银行对企业贷款一年总收益的期望， $E_i \frac{W}{M}$ 为银行对第 i 个企业贷款一年收益率的期望， α_i 为银行对第 i 个企业贷款的年利率 $P_i(\alpha_i)$ 为第 i 个企业在贷款年利率为 α_i 时的流失率， C_i 为第 i 家企业的信贷风险（违约状况）， θ_i 为第 i 家企业的贷款占银行总贷款金额的比率。

由于银行对信誉评级为 D 的企业在原则上不放贷，将用示性函数 $\varphi_E(i)$ 来表示，其中 E 为 A.B.C 类企业的集合，当 $i \in E$ 时， $\varphi_E(i) = 1$ ，当 $i \notin E$ 时， $\varphi_E(i) = 0$ 。

$$\text{即 } \varphi_E(i) = \begin{cases} 1, & i \text{ 为 } A.B.C \text{ 类企业} \\ 0, & i \text{ 为 } D \text{ 类企业} \end{cases}, E \text{ 为 } A.B.C \text{ 类企业的集合} \quad (11)$$

由利息的计算方法和概率论知识^[5]，第 i 个企业贷款收益的期望为：

发放给该企业的贷款利率 \times 该企业贷款的概率 \times 该企业履约的概率 \times 发放给该企业贷款金额

其中，该企业贷款的概率为 $1 - \text{客户流失率}$ ，即 $1 - P_i(\alpha_i)$ ，该企业履约的概率为 $1 - \text{信贷风险（违约概率）}$ ，即 $1 - C_i$ 。

通过上述分析，建立目标函数为：

$$\max E \frac{W}{M} = \max \sum_{i=1}^{123} E_i \frac{W}{M} = \max \sum_{i=1}^{123} \varphi_E(i) \cdot \alpha_i \cdot (1 - P_i(\alpha_i)) \cdot (1 - C_i) \cdot \theta_i \quad (12)$$

• 约束条件的确定

由题意，该银行对发放贷款企业的贷款额度为 10~100 万元，贷款的年利率为 4%~15%，即 $4\% < \alpha_i < 15\%$ ， $10^5 \leq \varphi_E(i) \cdot \theta_i \cdot M \leq 10^6$ 。因为银行对信誉评级为 D 的企业在原则上不放贷，D 类企业一共有 24 家，故银行只对其他 99 家企业发放贷款，每家企业发放额度为 10~100 万元，故银行发放贷款总额为 990~9900 万元，即 $9.9 \times 10^6 \leq M \leq 9.9 \times 10^7$ 。

可建立约束条件如下：

$$\text{subject to } \begin{cases} \sum_{i=1}^{123} \varphi_E(i) \cdot \theta_i \leq 1 \\ 4\% < \alpha_i < 15\% \\ 10^5 \leq \varphi_E(i) \cdot \theta_i \cdot M \leq 10^6 \\ 9.9 \times 10^6 \leq M \leq 9.9 \times 10^7 \end{cases} \quad (13)$$

其中，通过 (13) 式的后两式可以确定 $\varphi_E(i) \cdot \theta_i$ 的范围，即 $\frac{1}{990} \leq \varphi_E(i) \cdot \theta_i \leq \frac{10}{99}$ 。

故约束条件优化为：

$$\text{subject to } \begin{cases} \sum_{i=1}^{123} \varphi_E(i) \cdot \theta_i \leq 100 \\ 4\% < \alpha_i < 15\% \\ \frac{1}{990} \leq \varphi_E(i) \cdot \theta_i \cdot M \leq \frac{10}{99} \end{cases} \quad (14)$$

5. 1. 6 信贷策略非线性规划模型的求解

因自变量数量较多，采用常规非线性约束规划算法难以迭代到最优解或超过迭代限制，故而考虑使用遗传算法。遗传算法可直接对结构对象进行操作，不存在求导和函数连续性的限定；具有内在的隐并行性和更好的全局寻优能力；遗传算法的本质是随机性搜索，难以确保得到全局最优解，故本题中的信贷策略是基于遗传算法得到的近似最优解。

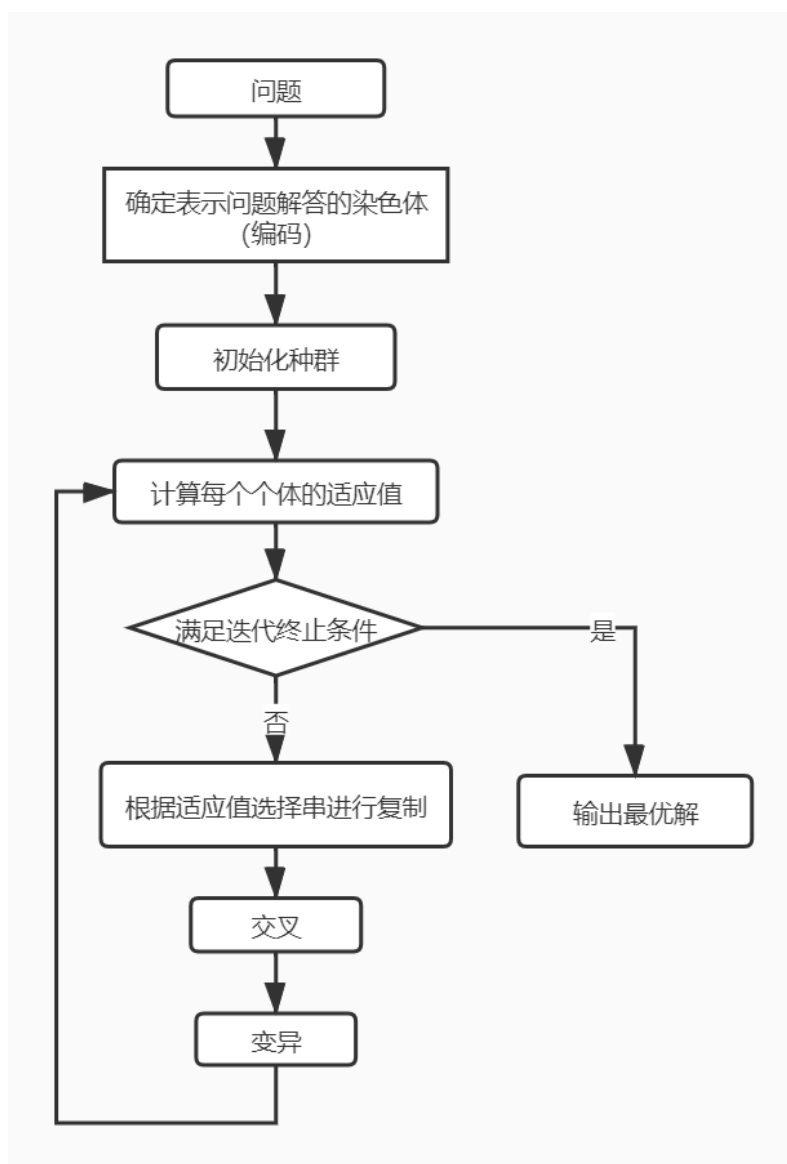


图 3 遗传算法流程图

受归一化处理的启发，在使用遗传算法进行求解前，首先对非线性约束规划进行变形，通过对 θ_i 进行缩放，使得自变量取值范围尽量小，以提升模型的收敛速度和精度。利用 *Python* 基于遗传算法对非线性约束规划进行求解，可求得每个企业的 θ_i 与 α_i 值，即贷款金额占总金额的比例和年利率（表 9）。（完整表格见附录和支撑材料“(1)123 家企业的信贷策略.xlsx”中）

表 9 问题一中 123 家企业的信贷策略（部分）

（不考虑信誉等级为 D 的企业）

企业代号	年利率	贷款金额占 总金额的比例	企业代号	年利率	贷款金额占 总金额的比例
E1	0.0400	0.1010%	E53	0.0431	0.0998%
E2	0.0400	0.1010%	E54	0.1500	0.1003%

E3	0.1344	0.0912%	E55	0.0400	0.0986%
E4	0.0400	0.0961%	E56	0.1500	0.0918%
E5	0.0625	0.1010%	E57	0.0400	0.1010%

从信贷策略的结果中可以大致看出，信誉等级越高、违约风险越低的企业，给予贷款的比例也越高，这也是符合基本常识和逻辑的。因此，该模型从实际角度考虑是可靠的。

5.2 问题二的模型建立与求解

5.2.1 数据的预处理

类似问题一的数据预处理方式，我们通过 *Excel* 计算得到了增值税额、流水额、整体有效发票数、有效发票金额、有效发票占比、累计上游企业数、累计下游企业数、累计上游企业交易额、累计下游企业交易额等数据（见支撑材料“(2)analysis.xlsx”）。

利用 *Python* 对上下游企业进行统计处理，我们得到了各个企业和其上游各企业的交易次数、各个企业和其下游各企业的交易次数，以及交易次数的总和与方差（见支撑材料“(2)up_situation.xlsx”和“(2)down_situation.xlsx”）。同时，我们求得了各个企业和其上游某一企业的交易次数的最大值、各个企业和其下游某一企业的交易次数的最小值（见支撑材料“(2)up_max.xlsx”、“(2)down_max.xlsx”）。

5.2.2 信贷风险的量化分析

由符号记号部分， C_i 为第 i 家企业的信贷风险（违约状况）、 T_i 为第 i 家企业的增值税额、 L_i 为第 i 家企业的流水、 R_i 为第 i 家企业的有效发票占比、 Un_i 为第 i 家企业的上游企业数量、 Dn_i 为第 i 家企业的下游企业数量、 Ut_i 为第 i 家企业与某一上游企业交易次数的最大值、 Dt_i 为第 i 家企业与某一下游企业交易次数的最大值。 WT_i 、 WL_i 、 WR_i 、 WUn_i 、 WDn_i 、 WUt_i 、 WDt_i 分别为它们的 *woe* 值。

在问题一中，我们建立了上述各类 *woe* 值与违约概率的 *Logistic* 回归模型。在第二问中，我们利用第一问的研究方法，根据第一问得到的回归方程，对这 302 家企业的信誉等级进行预测。

根据企业各项自变量的取值，对应到问题一中的表 1 至表 7，可以得到各变量的 *woe* 值。将 *woe* 值带入问题一的 *Logistic* 回归模型，即得到各个企业的违约概率和守约概率（表 9）。（完整表格见附录和支撑材料“(2)302 家企业的信贷风险.xlsx”中）

表 10 302 家企业的信贷风险（部分）

企业代号	守约概率	违约概率	企业代号	守约概率	违约概率
E124	0.93033	0.06967	E275	0.754518	0.245482
E125	0.93033	0.06967	E276	0.928951	0.071049
E126	0.91628	0.08372	E277	0.930467	0.069533
E127	0.958742	0.041258	E278	0.930467	0.069533
E128	0.959568	0.040432	E279	0.874062	0.125938

5.2.3 信誉等级的划分

分别考察问题一中的 123 家企业和问题二中 302 家企业违约概率的数字特征。问题一中的 123 家企业违约概率的数学期望为 0.219522、方差为 0.051305，问题二中 302 家企业违约概率的数学期望为 0.192131、方差为 0.042505，可以发现，二者的数学期望与方差基本相似。再对这两部分企业违约概率的频率分布直方图（图 4）进行观察，发现除低违约概率部分有较大差异，其余部分的分布基本相似。因此，用问题一中 123 家企业的信誉等级和违约概率的关系，对问题二中 302 家企业进行信誉等级的划分，具备一定可行性。

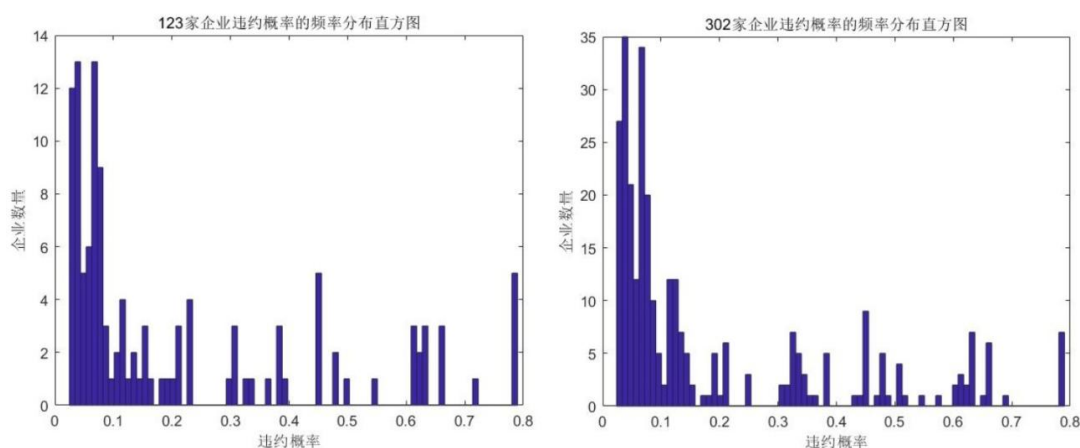


图 4 123 家企业与 302 家企业违约概率的频率分布直方图

分别作出问题一中 A、B、C、D 类企业的违约概率的频率分布直方图（图 5），通过观察数据的分布，我们利用数理统计的相关思想，选取具有代表性范围数量的企业。在这里将各类企业违约概率按照 80% 进行划分，发现这样既能保证各类之间有明确的划分，还能保留每类数据的基本特性。据此制定各类企业的划分标准（表 11）。

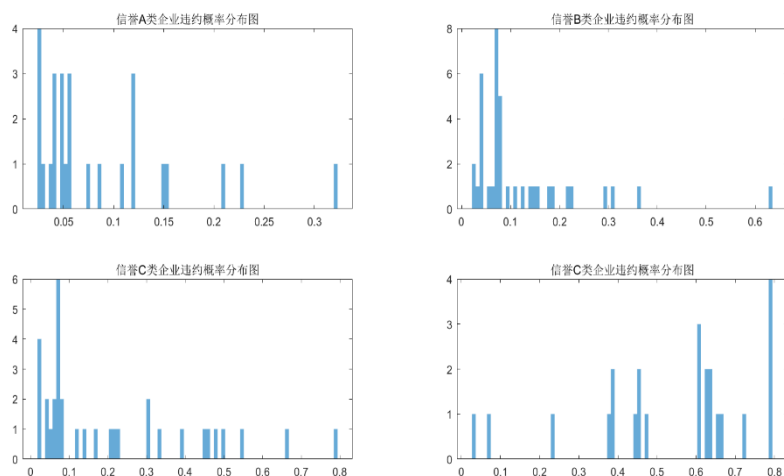


图 5 A、B、C、D 类企业违约概率频率分布直方图

表 11 A、B、C、D 类企业违约概率区间分布

违约概率	类型
(0, 0.119351666249094)	A 类
[0.119351666249094, 0.182226485664227)	B 类
[0.182226485664227, 0.447633577388364)	C 类
[0.447633577388364, 1)	D 类

根据此分类标准, 可将问题二中的 302 家企业进行信誉评级的划分 (见附录“302 家企业的信誉等级”)。

5.2.4 信贷策略非线性规划模型的建立

针对这 302 家企业, 结合题目的约束条件, 决定信贷策略, 实际上是信贷额度配给问题。类似问题一, 我们还是将依据银行一年收益期望的最大化的原则来确定这些企业的贷款策略。

• 目标函数的建立

由符号约定部分, 设 EW 为银行对企业贷款一年总收益的期望, EW_i 为银行对第 i 个企业贷款一年收益的期望, α_i 为银行对第 i 个企业贷款的年利率, $P_i(\alpha_i)$ 为第 i 个企业在贷款年利率为 α_i 时的流失率, C_i 为第 i 家企业的信贷风险 (违约状况), θ_i 为第 i 家企业的贷款占银行总贷款金额的比率。

同第一问, 由于银行对信誉评级为 D 的企业在原则上不放贷, 将用示性函数 $\varphi_E(i)$ 来表示, 其中 E 为 A.B.C 类企业的集合, 当 $i \in E$ 时, $\varphi_E(i) = 1$, 当 $i \notin E$ 时, $\varphi_E(i) = 0$ 。

$$\text{即 } \varphi_E(i) = \begin{cases} 1, & i \text{ 为 A.B.C 类企业} \\ 0, & i \text{ 为 D 类企业} \end{cases}, E \text{ 为 A.B.C 类企业的集合} \quad (11)$$

第 i 个企业贷款收益的期望为: 发放给该企业的贷款利率 \times 该企业贷款的概率 \times 该企业履约的概率 \times 发放给该企业贷款金额。其中, 该企业贷款的概率为 $1 - \text{客户流失率}$, 即 $1 - P_i(\alpha_i)$, 该企业履约的概率为 $1 - \text{信贷风险 (违约概率)}$, 即 $1 - C_i$ 。

通过上述分析, 建立目标函数为:

$$\max EW = \max \sum_{i=124}^{425} EW_i = \max \sum_{i=124}^{425} \varphi_E(i) \cdot \alpha_i \cdot (1 - P_i(\alpha_i)) \cdot (1 - C_i) \cdot \theta_i \quad (12)$$

• 约束条件的确定

不同于第一问, 本问题中已给出年度信贷总额, 故本问题中可直接考虑发放给每个企业的信贷金额。由符号约定部分, 设 X_i 为发放给第 i 家企业的贷款额。由题目中的约束, 该银行对发放贷款企业的贷款额度为 10~100 万元, 即 $10^5 \leq \varphi_E(i) \cdot X_i \leq 10^6$, 贷款的年利率为 4%~15%, 即 $4\% < \alpha_i < 15\%$, 银行年度贷款总额为 1 亿元, 即 $\sum_{i=124}^{425} \varphi_E(i) \cdot X_i \leq 100$ 。

可建立约束条件如下:

$$\text{subject to } \begin{cases} \sum_{i=124}^{425} \varphi_E(i) \cdot X_i \leq 10^8 \\ 4\% < \alpha_i < 15\% \\ 10^5 \leq \varphi_E(i) \cdot X_i \leq 10^6 \end{cases} \quad (13)$$

5.2.5 信贷策略非线性规划模型的求解

与第一问类似，因自变量数量较多，采用常规非线性约束规划算法难以迭代到最优解或超过迭代限制，故而考虑使用遗传算法。遗传算法的本质是随机性搜索，难以确保得到全局最优解，故本题中的信贷策略是基于遗传算法得到的近似最优解。

利用 *Python* 并基于遗传算法对非线性约束规划进行求解，可求得每个企业的 X_i 与 α_i 值，即贷款金额和年利率（表 10）。（完整表格见附录和支撑材料“(2)302 家企业的信贷策略.xlsx”中）

表 12 302 家企业的信贷策略（部分）
（不考虑信誉等级为 D 的企业）

企业代号	年利率	贷款额度	企业代号	年利率	贷款额度
E124	0.0401	819576.1521	E253	0.0625	100000
E125	0.0402	100000.0006	E254	0.1500	821875.5
E126	0.1500	100000.0006	E255	0.0400	822889.4
E127	0.1500	99999.99869	E256	0.1498	821475.9
E128	0.1500	100000.0006	E257	0.0406	100000

5.3 问题三的模型建立与求解

5.3.1 新冠病毒疫情对各行业的影响

本题将综合考察信贷风险和可能的突发因素（例如：新冠病毒疫情）对各企业的影响，由于各种突发因素对不同类企业影响都不尽相同，考虑多种突发因素将大大增加问题分析与求解的难度。而且，由于各种突发因素对不同企业的影响作用途径大致相同，只是受影响的行业以及受影响程度不同，并无本质区别。故本文将重点考虑新冠病毒疫情对各类企业的影响，针对其他突发因素，只需对本模型进行推广，即可得到结果。

对于旅游行业来说，在遭受突发事件冲击的时候，景区景点全部关闭、旅行社退团退款现象普遍，整个旅游行业几乎陷入“停摆”状态。由此关联到诸如酒店餐饮业、住宿和批发零售业的业务也几乎无法展开，从而导致这些行业中的相关企业的经营业绩将受到严重负面冲击，现金流也可能面临危机。

而针对文体娱乐业来说，疫情的蔓延直接影响了相关影视业上游的制作端，而线下的影院、KTV 等也都无法正常营业，短期内其业绩必然会发生断崖式的下跌。

对于交通运输业而言，受疫情影响，“封城”城市数量持续增加，外加返乡或外出旅游人数大幅度减少，给交通运输业带来了显著的冲击。从各个领域来看，水路、公路、铁路、闷行的旅客发送量都大幅下滑。

和房地产开发投资增速表现类似，疫情要避免人员大规模流动和聚集，工厂复工延迟，企业停工减产，基建和房地产投资基本停滞，短期给建筑业造成了一定的经济损失。

制造业受到的影响和建筑业一样，但值得警惕的是与出口相关的制造业受到的负面冲击较大。

另一方面，像医疗健康业和医药业随着此次疫情的扩展将会受到更多的资本关注，处于该行业的这些企业将得到很好的发展契机，长期来看疫情给行业的跳跃式增长奠定了客户基础，有望持续保持快速增长态势。

此外，还有电子商务业和科技行业的企业也将迎来新的增长机遇。线上生活在此次疫情中成了新常态，电子商务无疑会成为火爆的发展行业。而相关的科技行业也会受到直接利好，特别是与在线互联网相关的企业，将成为重点发展和扶持的企业。^[6]

5.3.2 数据的预处理

(1) 企业的行业划分

企业的生产经营状况受到企业类型、经营范围的影响，针对附件 2 中的 302 个企业，根据 2017-10-1 开始实施的“国民经济行业分类国家标准^[7]”对企业进行分类（见支撑材料“企业分类.xlsx”）。

(2) 各企业交易数据的处理

由国家统计局公布的数据^[8]，可以得到 2020 年一、二季度国内生产总值(GDP)初步核算结果和各类产业的 GDP（表 13）。2020 年初，我国出现新冠病毒疫情，前两季度正为疫情较严重时期，因此经济受疫情影响程度可使用该数据衡量。

表 13 2020 年第一、二季度各类行业生产总值统计数据

产业	第一季度	第二季度	两季度平均
农林牧渔业	-2.80%	1.10%	-0.85%
制造业	-10.20%	-2.50%	-6.35%
建筑业	-17.50%	-1.90%	-9.70%
批发和零售业	-18%	-8.10%	-12.95%
交通运输、仓储和邮政业	-14%	-5.60%	-9.80%
住宿和餐饮业	-35.50%	-26.80%	-31.15%
房地产业	-6.10%	-0.90%	-3.50%
信息传输、软件和信息技术服务业	13.20%	14.50%	13.85%
租赁和商务服务业	-9.40%	-8.70%	-9.05%
其他服务业	-1.80%	-1.40%	-1.60%

针对表中未出现的行业，如个体经营、医疗医药、电子商务等行业，我们通

过查阅各类文献和调查报告^[9]，对这些企业受疫情影响的情况进行了大致估计。

由经济学的概念，一年时间可视为短期。在短期内，企业进入和退出市场难度较大，故市场内企业数量较稳定，对应于本题，可以认为每个企业的上下游企业数量是不变的。^[10]而企业的有效发票比例作为比值，更多与企业交易的稳定性相关，受疫情影响也较小，为方便处理，本题中认为企业的有效发票占比与疫情前基本一致。

但是由于疫情原因，企业的经营额会受到不同程度的影响，在本题中即为增值税额、流水额、与上下游企业最大交易次数，我们将用各类产业生产总值比上年同期增长这一指标，对企业疫情后的经营额进行加权处理（见支撑材料“(3)analysis.xlsx”）。

(3) woe 值替代原值计算

根据问题一中的分析和处理方法，我们运用疫情影响后的数据计算每个变量的 woe 值如下表。

表 14 受疫情影响的增值税额变量 woe 值计算表

增值税额	A	B	C	D	好企业	坏企业	woe
$[100000, +\infty)$	19	1	9	1	23.3	1	2.12
$[0, 100000)$	6	2	2	7	8.2	7	-0.87
$[-100000, 0)$	13	4	20	28	23.8	28	-1.19
$(-\infty, -100000)$	141	21	19	9	163.3	9	1.87

表 15 受疫情影响的流水额变量 woe 值计算表

流水	A	B	C	D	好企业	坏企业	woe
$[6000000, +\infty)$	149	20	11	1	167.4	1	4.09
$[1000000, 6000000)$	0	0	8	1	3.2	1	0.13
$(0, 1000000)$	0	0	5	25	2	25	-3.56

表 16 受疫情影响的有效发票占比变量 woe 值计算表

有效发票占比	A	B	C	D	好企业	坏企业	woe
--------	---	---	---	---	-----	-----	-----

$[0.95, 1]$	37	13	6	18	48.5	18	-0.04
$[0.9, 0.95)$	93	5	8	2	99.7	2	2.88
$[0.8, 0.9)$	49	9	28	8	66.5	8	1.09
$(0, 0.8)$	0	1	8	17	3.9	17	-2.50

表 17 受疫情影响的上游企业数量变量 woe 值计算表

上游企业数量	A	B	C	D	好企业	坏企业	woe
$[100, +\infty)$	136	5	18	1	146.7	1	3.96
$(0, 100)$	43	23	32	44	71.9	44	-0.54

表 18 受疫情影响的下游企业数量变量 woe 值计算表

下游企业数量	A	B	C	D	好企业	坏企业	woe
$[100, +\infty)$	71	7	3	2	77.1	2	2.62
$(0, 100)$	108	21	47	43	141.5	43	0.16

表 19 受疫情影响的上游企业交易次数变量 woe 值计算表

上游企业交易次数	A	B	C	D	好企业	坏企业	woe
$[75, +\infty)$	120	11	12	1	132.5	1	3.86
$[20, 75)$	50	10	12	16	61.8	16	0.32
$(0, 20)$	9	7	26	28	24.3	28	-1.17

表 20 受疫情影响的下游企业交易次数变量 woe 值计算表

下游企业交易次数	A	B	C	D	好企业	坏企业	woe
----------	---	---	---	---	-----	-----	-----

$[65, +\infty)$	127	16	6	1	140.6	1	3.92
$[20, 65)$	47	7	21	9	60.3	9	0.87
$(0, 20)$	5	5	23	35	17.7	35	-1.71

5.3.3 风险模型的建立与求解

由符号记号部分可知, C_i 为第 i 家企业的信贷风险 (违约状况)、 T_i 为第 i 家企业的增值税额、 L_i 为第 i 家企业的流水、 R_i 为第 i 家企业的有效发票占比、 Un_i 为第 i 家企业的上游企业数量、 Dn_i 为第 i 家企业的下游企业数量、 Ut_i 为第 i 家企业与某一上游企业交易次数的最大值、 Dt_i 为第 i 家企业与某一下游企业交易次数的最大值。 WT_i 、 WL_i 、 WR_i 、 WUn_i 、 WDn_i 、 WUt_i 、 WDt_i 分别为它们的 woe 值。由 woe 值的计算结果, 可以得出如下函数:

$$WT_i = \begin{cases} 1.87, & -\infty < T_i < -10^5 \\ -1.19, & -10^5 \leq T_i < 0 \\ -0.87, & 0 \leq T_i < 10^5 \\ 2.12, & 10^5 \leq T_i < +\infty \end{cases} \quad (2)$$

$$WL_i = \begin{cases} -3.56, & 0 < L_i < 10^6 \\ 0.13, & 10^6 \leq L_i < 6 \times 10^6 \\ 4.09, & L_i \geq 6 \times 10^6 \end{cases} \quad (3)$$

$$WR_i = \begin{cases} -2.50, & 0 < R_i < 0.8 \\ 1.09, & 0.8 \leq R_i < 0.9 \\ 2.88, & 0.9 \leq R_i < 0.95 \\ -0.04, & 0.95 \leq R_i \leq 1 \end{cases} \quad (4)$$

$$WUn_i = \begin{cases} -0.54, & Un_i < 100 \\ 3.96, & Un_i \geq 100 \end{cases} \quad (5)$$

$$WDn_i = \begin{cases} 0.16, & Dn_i < 100 \\ 2.62, & Dn_i \geq 100 \end{cases} \quad (6)$$

$$WUt_i = \begin{cases} -1.17, & 0 < Ut_i < 20 \\ 0.32, & 20 \leq Ut_i < 75 \\ 3.86, & Ut_i \geq 75 \end{cases} \quad (7)$$

$$WDt_i = \begin{cases} -1.71, & 0 < Dt_i < 20 \\ 0.87, & 20 \leq Dt_i < 65 \\ 3.92, & Dt_i \geq 65 \end{cases} \quad (8)$$

使用每个 woe 的分类值替代原有数值, 将自变量的 woe 分类值带入问题一

$\ln \frac{C_i}{1-C_i}$ 的违约概率的 *Logistic* 回归模型即：

$$\begin{aligned} & \ln \frac{C_i}{1-C_i} \\ &= 1.32432946 + 0.12585362 WT_i - 1.28194236 WL_i \\ & \quad - 1.50610296 WR_i - 0.5643591 WUn_i - 0.38651209 WDn_i - 0.05615254 WUt_i \\ & \quad - 1.25602919 WDt_i \end{aligned} \quad (9)$$

得到 302 家企业的信贷风险（表 21）。（完整表格见附录和支撑材料“(3)突发因素下 302 家企业的信贷风险.xlsx”中）

表 21 在突发因素下 302 家企业的信贷风险（部分）

企业代号	守约概率	违约概率	企业代号	守约概率	违约概率
E124	0.938359	0.061641	E275	0.589354	0.410646
E125	0.938359	0.061641	E276	0.87763	0.12237
E126	0.924522	0.075478	E277	0.93214	0.06786
E127	0.961724	0.038276	E278	0.866157	0.133843
E128	0.961724	0.038276	E279	0.862072	0.137928

5.3.4 信贷策略模型的建立与求解

由于信贷策略的确定，仍与前两问的思路一致，故可以沿用问题二中信贷策略的非线性规划模型，但是加上突发事件的影响后，需要使用调整后的信贷风险。

• 目标函数的建立

由符号约定部分，设 EW 为银行对企业贷款一年总收益的期望， EW_i 为银行对第 i 个企业贷款一年收益的期望， α_i 为银行对第 i 个企业贷款的年利率 $P_i(\alpha_i)$ 为第 i 个企业在贷款年利率为 α_i 时的流失率， C_i 为第 i 家企业的信贷风险（违约状况）， θ_i 为第 i 家企业的贷款占银行总贷款金额的比率。

同第二问，设 $\varphi_E(i) = \begin{cases} 1, & i \text{ 为 } A.B.C \text{ 类企业} \\ 0, & i \text{ 为 } D \text{ 类企业} \end{cases}$ ， E 为 $A.B.C$ 类企业的集合 (11)

第 i 个企业贷款收益的期望为：发放给该企业的贷款利率 \times 该企业贷款的概率 \times 该企业履约的概率 \times 发放给该企业贷款金额。其中，该企业贷款的概率为 $1 - \text{客户流失率}$ ，即 $1 - P_i(\alpha_i)$ ，该企业履约的概率为 $1 - \text{信贷风险（违约概率）}$ ，即 $1 - C_i$ 。其中，不同于前两问，此处的信贷风险（违约概率）是增加了突发因素对企业影响后的概率，由问题三的第一个回归模型已得出。

通过上述分析，建立目标函数为：

$$\max EW = \max \sum_{i=124}^{425} EW_i = \max \sum_{i=124}^{425} \varphi_E(i) \cdot \alpha_i \cdot (1 - P_i(\alpha_i)) \cdot (1 - C_i) \cdot X_i \quad (12)$$

• 约束条件的确定

由符号约定部分，设 X_i 为发放给第 i 家企业的贷款额。由题目中的约束，该银行对发放贷款企业的贷款额度为 10~100 万元，即 $10^5 \leq \varphi_E(i) \cdot X_i \leq 10^6$ ，

贷款的年利率为 4%~15%，即 $4\% < \alpha_i < 15\%$ ，银行年度贷款总额为 1 亿元，即 $\sum_{i=124}^{425} \varphi_E(i) \cdot X_i \leq 10^8$ 。

可建立约束条件如下：

$$\text{subject to } \begin{cases} \sum_{i=124}^{425} \varphi_E(i) \cdot X_i \leq 10^8 \\ 4\% < \alpha_i < 15\% \\ 10^5 \leq \varphi_E(i) \cdot X_i \leq 10^6 \end{cases} \quad (13)$$

• 信贷策略模型的求解

与前两问类似，使用遗传算法进行求解。但是遗传算法的本质是随机性搜索，难以确保得到全局最优解，故本题中的信贷策略是基于遗传算法得到的近似最优解。

基于遗传算法，使用 *Python* 对模型进行求解，即可求得每个企业的贷款金额和年利率（表 22）。（完整表格见附录和支撑材料 “(3)突发因素下 302 家企业的信贷策略 *xlsx*”中）

表 22 在突发因素下 302 家企业的信贷策略（部分）

企业代号	年利率	贷款额度	企业代号	年利率	贷款额度
E124	0.1449	100000	E253	0.0621	852306.8
E125	0.0400	100000	E254	0.0400	100584.1
E126	0.0400	100264.794	E255	0.0401	100246.8
E127	0.0876	853491.156	E256	0.0401	100769.9
E128	0.0457	100000	E257	0.0400	100000

6. 模型的评价与推广

6.1 模型的评价

本文主要运用的是 *woe* 值代替原值进行 *Logistic* 回归来预测中小微企业的信贷违约概率，然后利用非线性规划约束方法解决前两问的企业信贷策略问题，然后在问题三中，我们采用了遗传算法解决多个因变量的近似最优解，得到在突发事件下 302 家中小微企业的信贷策略。

woe (*Weight of evidence*) 的优点在于处理异常值和业务解释性。当数据中存在离群点时，可以把其分箱离散化处理，提高变量的抗干扰能力。因为各类自变量的量级不同，而且不同企业自变量取值的方差较大，如果采用原始数据进行分析，结果会误差较大；如果对数据进行归一化处理，可能会导致数据本身的有效信息大量丧失。

Logistic 回归模型的优点在于其线性形式保证了概率值在有意义的区间内取值，而且其因变量是一个二分类变量，由变量为 0 和 1 的概率来预测某个事件是否发生，与本题中对企业信誉等级评估时判断企业贷款违约与否的二分类问题很好的符合了。

遗传算法借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机搜索算法，可以直接对结构对象进行操作，具有内在的隐并行性和更好的全局寻优能力。采用概率化的寻优方法，自适应地调整搜索方向，无须确定的规则。因此在问题三中利用遗传算法来计算对企业的信贷策略更加方便和准确。

6.2 模型的改进方向

数据的预处理可以更加精确，根据发票信息获取例如毛利率、毛利润等其他企业的相关信息。

woe 值的计算和运用可以参考相应年份的国家信贷政策给予各个自变量一定的权重，从而更加符合实际情况。

对问题二中 302 家企业信誉等级的预测方法可以选取更加精确的回归预测模型。

新冠疫情对各个行业的影响程度的量化可以进行准确大范围的调查后采取更长时期的全面衡量方法，例如各行业利润率、失业率等指标的变化值来更精确地衡量。

7. 参考文献

- [1]杨伟歧. 商业银行中小企业信贷策略研究[D]. 山东大学, 2011.
- [2]罗斯, 韦斯特菲尔德, 乔丹, 等. 公司理财精要: 第二版[M]. 人民邮电出版社, 2003.
- [3]Eric P. Smith, Ilya Lipkovich, Keying Ye. Weight-of-Evidence (WOE): Quantitative Estimation of Probability of Impairment for Individual and Multiple Lines of Evidence. 2002, 8(7):1585-1596.
- [4]王梦佳. 基于 Logistic 回归模型的 P2P 网贷平台借款人信用风险评估[D]. 北京外国语大学, 2015.
- [5]孟生旺, 袁卫. 利息理论及其应用[M]. 中国人民大学出版社, 2001.
- [6]何诚颖, 闻岳春, 常雅丽, 耿晓旭. 新冠病毒肺炎疫情对中国经济影响的测度分析[J]. 数量经济技术经济研究, 2020, 37(05): 3-22.
- [7]<http://www.stats.gov.cn/tjsj/tjbz/hyflbz/201905/P020190716349644060705.pdf>
- [8]http://www.gov.cn/xinwen/2020-04/18/content_5503803.htm
- [8]http://www.gov.cn/xinwen/2020-07/17/content_5527673.htm
- [9]黄庆华, 周志波, 周密. 新冠肺炎疫情对我国中小企业的影响及应对策略[J]. 西南大学学报(社会科学版), 2020, 46(03): 56-68+201-202.
- [10] [美]曼昆. 经济学原理[M]. 北京: 北京大学出版社, 2006.

附录:

支撑材料列表:

表格: (1) *analysis.xlsx*

(1)*up_situation.xlsx*

(1)*down_situation.xlsx*

(1)*up_max.xlsx*

(1)*down_max.xlsx*

(1)123 家企业的信贷风险.xlsx

(1) 123 家企业的信贷策略.xlsx

(2)*analysis.xlsx*

(2)*up_situation.xlsx*

(2)*down_situation.xlsx*

(2)*up_max.xlsx*

(2)*down_max.xlsx*

(2)302 家企业的信贷风险.xlsx

(2) 302 家企业的信贷策略.xlsx

(3)*analysis.xlsx*

企业分类.xlsx

(3)突发因素下 302 家企业的信贷风险.xlsx

(3)突发因素下 302 家企业的信贷策略.xlsx

源代码:

Python

test1.py: 对数据进行预处理

test2.py: 将数据按照信誉评级分组计数, 以便下一步计算 woe

logistics1.py: 训练逻辑回归模型并预测问题一二三中涉及的违约概率

matlab

test1.m: 运用遗传算法进行非线性约束规划的求解

P.m: 贷款年利率与客户流失率的分类拟合函数文件

fun2.m: 问题一的约束条件

fun22.m: 问题二三的约束条件

f.m: 问题一的目标函数/适应度函数

ff.m: 问题二的目标函数/适应度函数

fff.m: 问题三的目标函数/适应度函数

1. 程序:

#python 数据分析

```

import numpy as np
import pandas as pd

sheet1 = pd.read_excel('data1.xlsx', sheet_name='进项发票信息')#第一问，第二
问仅在此修改
sheet2 = pd.read_excel('data1.xlsx', sheet_name='销项发票信息')

grouped_sheet1 = sheet1.groupby('企业代号')
grouped_sheet2 = sheet2.groupby('企业代号')

amounts1 = grouped_sheet1['金额'].agg(np.sum) # 进项每个企业的金额，
amounts2 = grouped_sheet2['金额'].agg(np.sum) # 销项每个企业的金额，

sheet1_valid = sheet1[sheet1['发票状态'] != '作废发票'] # 进项有效表
grouped_sheet1_valid = sheet1_valid.groupby('企业代号') # 进项有效分组

sheet2_valid = sheet2[sheet2['发票状态'] != '作废发票'] # 销项有效表
grouped_sheet2_valid = sheet2_valid.groupby('企业代号') # 销项有效分组

valid_num1 = grouped_sheet1_valid['发票状态'].count() # 进项有效发票的数量
amounts1_valid = grouped_sheet1_valid['金额'].agg(np.sum) # 进项有效发票的
金额 累计上游企业交易额
# pre1 = amounts1_valid / amounts1 # 进项有效发票金额占比

valid_num2 = grouped_sheet2_valid['发票状态'].count() # 销项有效发票的数量
amounts2_valid = grouped_sheet2_valid['金额'].agg(np.sum) # 销项有效发票的
金额 累计下游企业交易额
# pre2 = amounts2_valid / amounts2 # 销项有效发票金额占比

valid_num = valid_num1 + valid_num2 # 整体有效发票数
amounts_valid = amounts1_valid + amounts2_valid # 整体有效发票金额
pre = (amounts1_valid + amounts2_valid) / (amounts1 + amounts2) # 整体有效
发票金额占比

upStream = grouped_sheet1_valid['销方单位代号'].nunique() # 上游企业数
downStream = grouped_sheet2_valid['购方单位代号'].nunique() # 下游企业数
output_tax = grouped_sheet1_valid['税额'].agg(np.sum) # 销项税

```

```

input_tax = grouped_sheet2_valid['税额'].agg(np.sum) # 进项税
tax_difference = output_tax - input_tax # 税额差: 销项税-进项税

df = pd.DataFrame(list(zip(tax_difference, valid_num, amounts_valid, pre,
upStream, amounts1_valid, downStream, amounts2_valid)),
index=amounts1.index, columns=['税额差', '整体有效发票数', '有效发票金额',
有效发票占比', '累计上游企业数', '累计上游企业交易额', '累计下游企业数', '累
计下游企业交易额'])
df.to_excel(' (2)analysis.xlsx')

#上游企业稳定性分析, 每个企业交易次数, 金额, 每次金额的无偏标准差
up_grouped_sheet1 = sheet1_valid.groupby(['企业代号', '销方单位代号'])
up_situation = up_grouped_sheet1['金额'].agg(['count', 'sum', 'var'])
up_situation.to_excel(' (2)up_situation.xlsx')

#下游企业稳定性分析, 每个企业交易次数, 金额, 每次金额的无偏标准差
down_grouped_sheet2 = sheet2_valid.groupby(['企业代号', '购方单位代号'])
down_situation = down_grouped_sheet2['金额'].agg(['count', 'sum', 'var'])
down_situation.to_excel(' (2)down_situation.xlsx')

#上游企业稳定性分析, 每个企业交易次数 max
up_ = pd.read_excel(' (2)up_situation.xlsx')
up_=up_.fillna(axis=0,method='ffill')#缺失值填充
up_grouped=up_.groupby('企业代号')
up_max=up_grouped['count'].max()#找最大值
up_merge = pd.merge(up_max, up_, on=['企业代号', 'count'], how='left')#与原表合
并找对应的销方单位代号
up_merge.to_excel(' (2)up_max.xlsx')

#下游企业稳定性分析, 每个企业交易次数 max
down_ = pd.read_excel(' (2)down_situation.xlsx')
down_=down_.fillna(axis=0,method='ffill')#缺失值填充
down_grouped=down_.groupby('企业代号')
down_max=down_grouped['count'].max()#找最大值
down_merge=pd.merge(down_max, down_, on=['企业代号', 'count'], how='left')#与原
表合并找对应的销方单位代号
down_merge.to_excel(' (2)down_max.xlsx')

```

```

#Python 逻辑回归预测信贷风险（部分）
import pandas as pd
import numpy as np

sheet = pd.read_excel('dataset1.xlsx')
sheet = sheet.values # 把 DataFrame 转为 array
sheet2=pd.read_excel('database2.xlsx')
sheet2 = sheet2.values
X_2 = sheet2.tolist()

# 划分 x, y
X = sheet[:, 0:7]
y = sheet[:, 7]
X = X.tolist()
y = y.tolist()

##对数据进行归一化处理
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
mm = MinMaxScaler()
X = mm.fit_transform(X)
X_2 = mm.fit_transform(X_2)
##调用逻辑回归模型
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
bc = LogisticRegression(intercept_scaling=True)
bc.fit(X, y)
##用训练好的模型对（2）进行预测
y_proba_2 = bc.predict_proba(X_2)
print(y_proba_2)
df2 = pd.DataFrame(y_proba_2 columns=[' 履约概率', ' 违约概率'])
df2.to_excel('302 家企业的违约概率.xlsx')

%matlab 对信誉等级 ABC 的年利率和流失率进行拟合
function [p] = P(credit,t)
a=[0.0400000000000000;0.0425000000000000;0.0465000000000000;0.0505000000000000;
0.0545000000000000;0.0585000000000000;0.0625000000000000;0.0665000000000000;
0.0705000000000000;0.0745000000000000;0.0785000000000000;0.0825000000000000;
0.0865000000000000;0.0905000000000000;0.0945000000000000;0.0985000000000000;
0.1025000000000000;0.1065000000000000;0.1105000000000000;0.1145000000000000]

```

```

000;0.1185000000000000;0.1225000000000000;0.1265000000000000;0.1305000000000000
;0.1345000000000000;0.1385000000000000;0.1425000000000000;0.1465000000000000;0.
1500000000000000];
A_churn=[0;0.0945741262057566;0.135727183124787;0.224603353581977;0.3020381
01589586;0.347315668091994;0.413471769977340;0.447890972584750;0.4976344534
35344;0.511096611982035;0.573393086968699;0.609492114638487;0.6529447736382
75;0.667541842695405;0.694779920760969;0.708302023264193;0.731275401311664;
0.775091404985868;0.798227367649763;0.790527266424128;0.815196986470174;0.8
14421028872806;0.854811096860206;0.870317343278494;0.871428085424653;0.8859
25945175939;0.874434681686885;0.902725908629956;0.922060686952494];
B_churn=[0;0.0667995833242854;0.135052059550382;0.206580080013208;0.2768122
93245122;0.302883401074081;0.370215852076908;0.406296668196528;0.4582952949
50834;0.508718691669863;0.544408836888372;0.548493957592387;0.5887656960817
34;0.625764575898251;0.635605146297822;0.673527424120319;0.696925430878578;
0.705315992511251;0.742936326266810;0.776400728768043;0.762022595008955;0.7
91503697130700;0.814998932530095;0.822297861495150;0.835301602280488;0.8457
47745401636;0.842070843722875;0.868159535589987;0.885864918999995];
C_churn=[0;0.0687253064883727;0.122099028926699;0.181252146310439;0.2633028
63236199;0.290189098264871;0.349715590094521;0.390771682776531;0.4572380697
77737;0.492660433100353;0.513660238519387;0.530248705629980;0.5877624081681
40;0.590097044735418;0.642993655597024;0.658839415753347;0.696870573132124;
0.719103552394064;0.711101236611520;0.750627656132640;0.776816043228816;0.7
84480512059831;0.795566274140749;0.820051433645947;0.832288421505973;0.8440
89875386012;0.836974325775867;0.872558957311371;0.895164738662031];

P1=polyfit(a,A_churn,3);
P2=polyfit(a,B_churn,3);
P3=polyfit(a,C_churn,3);
Pa=@(t)P1(1)*t^3+P1(2)*t^2+P1(3)*t+P1(4);
Pb=@(t)P2(1)*t^3+P2(2)*t^2+P2(3)*t+P2(4);
Pc=@(t)P3(1)*t^3+P3(2)*t^2+P3(3)*t+P3(4);
if t>0.04&t<=0.15
    if(credit==3)
        p=Pa(t);
    elseif(credit==2)
        p=Pb(t);
    elseif(credit==1)
        p=Pc(t);

```

```

else
    p=1;
end
elseif t<=0.04
    p=0;
elseif t>0.15
    p=1;
end
end
end

%matlab 用遗传算法求解信贷策略的非线性约束优化问题（部分）
options=optimset('MaxFunEvals',2000,'TolFun',1e-1,'Hessian','on','GradObj',
'on','LargeScale','on');
[X,fval] = ga(@ff ,514,[],[],[],[],zeros(1,514),[],@fun22,options)

```

123 家企业的信贷风险

企业代号	守约概率	违约概率	企业代号	守约概率	违约概率
E1	0.9483049	0.0516951	E63	0.9225979	0.0774021
E2	0.9721687	0.0278313	E64	0.850584	0.149416
E3	0.9424626	0.0575374	E65	0.9340137	0.0659863
E4	0.9257481	0.0742519	E66	0.9249059	0.0750941
E5	0.9191336	0.0808664	E67	0.9284383	0.0715617
E6	0.9734267	0.0265733	E68	0.6969617	0.3030383
E7	0.9435953	0.0564047	E69	0.7847108	0.2152892
E8	0.9734267	0.0265733	E70	0.9303299	0.0696701
E9	0.9424626	0.0575374	E71	0.9752049	0.0247951
E10	0.9613727	0.0386273	E72	0.7946433	0.2053567
E11	0.9175526	0.0824474	E73	0.9284383	0.0715617
E12	0.9605821	0.0394179	E74	0.8898655	0.1101345
E13	0.9734267	0.0265733	E75	0.9248734	0.0751266
E14	0.9734267	0.0265733	E76	0.7869963	0.2130037
E15	0.9273276	0.0726724	E77	0.7733441	0.2266559
E16	0.8814597	0.1185403	E78	0.9304674	0.0695326
E17	0.8484186	0.1515814	E79	0.6899004	0.3100996
E18	0.9613727	0.0386273	E80	0.6673172	0.3326828
E19	0.9752049	0.0247951	E81	0.9129364	0.0870636
E20	0.9327023	0.0672977	E82	0.7711496	0.2288504
E21	0.9715925	0.0284075	E83	0.9196096	0.0803904

E22	0.8814597	0.1185403	E84	0.7926346	0.2073654
E23	0.9449873	0.0550127	E85	0.8177735	0.1822265
E24	0.9587418	0.0412582	E86	0.3377736	0.6622264
E25	0.9728758	0.0271242	E87	0.5015828	0.4984172
E26	0.9605821	0.0394179	E88	0.8806483	0.1193517
E27	0.9521452	0.0478548	E89	0.7733441	0.2266559
E28	0.9304674	0.0695326	E90	0.6124	0.3876
E29	0.8650249	0.1349751	E91	0.6775543	0.3224457
E30	0.9605821	0.0394179	E92	0.6969617	0.3030383
E31	0.9449873	0.0550127	E93	0.704317	0.295683
E32	0.9595678	0.0404322	E94	0.5523664	0.4476336
E33	0.9289509	0.0710491	E95	0.771955	0.228045
E34	0.9587418	0.0412582	E96	0.5242599	0.4757401
E35	0.965065	0.034935	E97	0.3647242	0.6352758
E36	0.9728758	0.0271242	E98	0.8124891	0.1875109
E37	0.958547	0.041453	E99	0.3429226	0.6570774
E38	0.9257481	0.0742519	E100	0.3647242	0.6352758
E39	0.9327023	0.0672977	E101	0.2100213	0.7899787
E40	0.8332256	0.1667744	E102	0.6189305	0.3810695
E41	0.9587418	0.0412582	E103	0.5523664	0.4476336
E42	0.890622	0.109378	E104	0.5452027	0.4547973
E43	0.877746	0.122254	E105	0.4579978	0.5420022
E44	0.9175526	0.0824474	E106	0.6382595	0.3617405
E45	0.9210788	0.0789212	E107	0.3914243	0.6085757
E46	0.9734267	0.0265733	E108	0.372997	0.627003
E47	0.9728758	0.0271242	E109	0.2100213	0.7899787
E48	0.9605821	0.0394179	E110	0.2100213	0.7899787
E49	0.9515832	0.0484168	E111	0.6124	0.3876
E50	0.8814597	0.1185403	E112	0.3377736	0.6622264
E51	0.9071438	0.0928562	E113	0.5242599	0.4757401
E52	0.9289509	0.0710491	E114	0.5453187	0.4546813
E53	0.9382619	0.0617381	E115	0.2100213	0.7899787
E54	0.9506025	0.0493975	E116	0.5452027	0.4547973
E55	0.9289509	0.0710491	E117	0.2100213	0.7899787
E56	0.9605821	0.0394179	E118	0.2812468	0.7187532
E57	0.9304674	0.0695326	E119	0.372997	0.627003
E58	0.8438578	0.1561422	E120	0.3647242	0.6352758
E59	0.9532683	0.0467317	E121	0.6106255	0.3893745
E60	0.8556209	0.1443791	E122	0.3915358	0.6084642
E61	0.8635614	0.1364386	E123	0.3914243	0.6085757
E62	0.9289509	0.0710491			

302 家企业的信贷风险

企业代号	守约概率	违约概率	企业代号	守约概率	违约概率
E124	0.93033	0.06967	E275	0.754518	0.245482
E125	0.93033	0.06967	E276	0.928951	0.071049
E126	0.91628	0.08372	E277	0.930467	0.069533
E127	0.958742	0.041258	E278	0.930467	0.069533
E128	0.959568	0.040432	E279	0.874062	0.125938
E129	0.950603	0.049397	E280	0.910829	0.089171
E130	0.959568	0.040432	E281	0.927524	0.072476
E131	0.973427	0.026573	E282	0.958547	0.041453
E132	0.961373	0.038627	E283	0.921079	0.078921
E133	0.928951	0.071049	E284	0.972876	0.027124
E134	0.972876	0.027124	E285	0.928951	0.071049
E135	0.93033	0.06967	E286	0.877746	0.122254
E136	0.866027	0.133973	E287	0.877746	0.122254
E137	0.928951	0.071049	E288	0.928951	0.071049
E138	0.907144	0.092856	E289	0.952145	0.047855
E139	0.951104	0.048896	E290	0.950603	0.049397
E140	0.93033	0.06967	E291	0.965081	0.034919
E141	0.944987	0.055013	E292	0.859377	0.140623
E142	0.929656	0.070344	E293	0.890576	0.109424
E143	0.919134	0.080866	E294	0.928951	0.071049
E144	0.958742	0.041258	E295	0.788291	0.211709
E145	0.971593	0.028407	E296	0.928951	0.071049
E146	0.933167	0.066833	E297	0.930467	0.069533
E147	0.946073	0.053927	E298	0.951104	0.048896
E148	0.910829	0.089171	E299	0.975205	0.024795
E149	0.957332	0.042668	E300	0.960582	0.039418
E150	0.972876	0.027124	E301	0.972876	0.027124
E151	0.960582	0.039418	E302	0.788291	0.211709
E152	0.919134	0.080866	E303	0.964654	0.035346
E153	0.747965	0.252035	E304	0.949587	0.050413
E154	0.948305	0.051695	E305	0.926601	0.073399
E155	0.869067	0.130933	E306	0.874054	0.125946
E156	0.928951	0.071049	E307	0.664693	0.335307
E157	0.963426	0.036574	E308	0.85314	0.14686
E158	0.960582	0.039418	E309	0.788291	0.211709
E159	0.874054	0.125946	E310	0.973427	0.026573
E160	0.927184	0.072816	E311	0.912527	0.087473
E161	0.926601	0.073399	E312	0.975205	0.024795
E162	0.951583	0.048417	E313	0.932702	0.067298

E163	0.927184	0.072816	E314	0.961373	0.038627
E164	0.93033	0.06967	E315	0.90306	0.09694
E165	0.972876	0.027124	E316	0.960582	0.039418
E166	0.872552	0.127448	E317	0.656832	0.343168
E167	0.97571	0.02429	E318	0.88146	0.11854
E168	0.871448	0.128552	E319	0.951681	0.048319
E169	0.973427	0.026573	E320	0.869067	0.130933
E170	0.960582	0.039418	E321	0.85314	0.14686
E171	0.971593	0.028407	E322	0.963426	0.036574
E172	0.869067	0.130933	E323	0.664693	0.335307
E173	0.946073	0.053927	E324	0.939472	0.060528
E174	0.961373	0.038627	E325	0.910835	0.089165
E175	0.973427	0.026573	E326	0.932702	0.067298
E176	0.949345	0.050655	E327	0.932702	0.067298
E177	0.954755	0.045245	E328	0.679243	0.320757
E178	0.958566	0.041434	E329	0.879056	0.120944
E179	0.928951	0.071049	E330	0.948897	0.051103
E180	0.946073	0.053927	E331	0.492816	0.507184
E181	0.947261	0.052739	E332	0.917553	0.082447
E182	0.921079	0.078921	E333	0.928438	0.071562
E183	0.958742	0.041258	E334	0.930467	0.069533
E184	0.921079	0.078921	E335	0.880648	0.119352
E185	0.904147	0.095853	E336	0.524143	0.475857
E186	0.917553	0.082447	E337	0.877746	0.122254
E187	0.619703	0.380297	E338	0.677554	0.322446
E188	0.949587	0.050413	E339	0.492816	0.507184
E189	0.961373	0.038627	E340	0.5212	0.4788
E190	0.877746	0.122254	E341	0.669845	0.330155
E191	0.925725	0.074275	E342	0.529944	0.470056
E192	0.671555	0.328445	E343	0.88982	0.11018
E193	0.971593	0.028407	E344	0.492816	0.507184
E194	0.974557	0.025443	E345	0.656832	0.343168
E195	0.942463	0.057537	E346	0.854986	0.145014
E196	0.972876	0.027124	E347	0.492816	0.507184
E197	0.972169	0.027831	E348	0.84444	0.15556
E198	0.965065	0.034935	E349	0.524143	0.475857
E199	0.859377	0.140623	E350	0.692038	0.307962
E200	0.965065	0.034935	E351	0.552366	0.447634
E201	0.975996	0.024004	E352	0.674559	0.325441
E202	0.917553	0.082447	E353	0.684514	0.315486
E203	0.960582	0.039418	E354	0.889866	0.110134
E204	0.951583	0.048417	E355	0.428807	0.571193
E205	0.932702	0.067298	E356	0.794567	0.205433
E206	0.973427	0.026573	E357	0.88982	0.11018

E207	0.919134	0.080866	E358	0.812489	0.187511
E208	0.941334	0.058666	E359	0.88982	0.11018
E209	0.951583	0.048417	E360	0.552366	0.447634
E210	0.958742	0.041258	E361	0.677554	0.322446
E211	0.921079	0.078921	E362	0.696962	0.303038
E212	0.91355	0.08645	E363	0.337774	0.662226
E213	0.972876	0.027124	E364	0.669845	0.330155
E214	0.950603	0.049397	E365	0.5212	0.4788
E215	0.930467	0.069533	E366	0.524143	0.475857
E216	0.93033	0.06967	E367	0.812489	0.187511
E217	0.619703	0.380297	E368	0.337774	0.662226
E218	0.788291	0.211709	E369	0.876913	0.123087
E219	0.938059	0.061941	E370	0.88982	0.11018
E220	0.972169	0.027831	E371	0.552366	0.447634
E221	0.946073	0.053927	E372	0.924873	0.075127
E222	0.93033	0.06967	E373	0.784694	0.215306
E223	0.963928	0.036072	E374	0.552366	0.447634
E224	0.963928	0.036072	E375	0.638259	0.361741
E225	0.972169	0.027831	E376	0.210021	0.789979
E226	0.924262	0.075738	E377	0.345662	0.654338
E227	0.965081	0.034919	E378	0.566321	0.433679
E228	0.950603	0.049397	E379	0.561021	0.438979
E229	0.958742	0.041258	E380	0.812489	0.187511
E230	0.877746	0.122254	E381	0.928929	0.071071
E231	0.960582	0.039418	E382	0.364724	0.635276
E232	0.922598	0.077402	E383	0.812489	0.187511
E233	0.921079	0.078921	E384	0.552482	0.447518
E234	0.830275	0.169725	E385	0.210021	0.789979
E235	0.944987	0.055013	E386	0.664693	0.335307
E236	0.747965	0.252035	E387	0.808042	0.191958
E237	0.928951	0.071049	E388	0.817774	0.182226
E238	0.972169	0.027831	E389	0.668434	0.331566
E239	0.88146	0.11854	E390	0.364724	0.635276
E240	0.619703	0.380297	E391	0.644912	0.355088
E241	0.957332	0.042668	E392	0.652902	0.347098
E242	0.619703	0.380297	E393	0.864508	0.135492
E243	0.921079	0.078921	E394	0.481558	0.518442
E244	0.93033	0.06967	E395	0.310321	0.689679
E245	0.88146	0.11854	E396	0.337878	0.662122
E246	0.972876	0.027124	E397	0.552482	0.447518
E247	0.960582	0.039418	E398	0.668434	0.331566
E248	0.950603	0.049397	E399	0.391424	0.608576
E249	0.925748	0.074252	E400	0.545203	0.454797
E250	0.950603	0.049397	E401	0.210021	0.789979

E251	0.950603	0.049397	E402	0.399809	0.600191
E252	0.960582	0.039418	E403	0.88982	0.11018
E253	0.861351	0.138649	E404	0.337878	0.662122
E254	0.932702	0.067298	E405	0.364724	0.635276
E255	0.958742	0.041258	E406	0.337774	0.662226
E256	0.904147	0.095853	E407	0.337774	0.662226
E257	0.930467	0.069533	E408	0.391424	0.608576
E258	0.972876	0.027124	E409	0.391424	0.608576
E259	0.910829	0.089171	E410	0.372888	0.627112
E260	0.972876	0.027124	E411	0.210021	0.789979
E261	0.950603	0.049397	E412	0.553884	0.446116
E262	0.907144	0.092856	E413	0.399809	0.600191
E263	0.928951	0.071049	E414	0.210021	0.789979
E264	0.619703	0.380297	E415	0.457998	0.542002
E265	0.928951	0.071049	E416	0.210099	0.789901
E266	0.927328	0.072672	E417	0.372997	0.627003
E267	0.88146	0.11854	E418	0.545203	0.454797
E268	0.865025	0.134975	E419	0.788235	0.211765
E269	0.88146	0.11854	E420	0.515852	0.484148
E270	0.88146	0.11854	E421	0.364724	0.635276
E271	0.843858	0.156142	E422	0.364724	0.635276
E272	0.960582	0.039418	E423	0.364833	0.635167
E273	0.944987	0.055013	E424	0.364833	0.635167
E274	0.671555	0.328445	E425	0.215978	0.784022

302 家企业的信誉等级

企业代号	违约概率	信誉等级	企业代号	违约概率	信誉等级
E124	0.06967	A	E275	0.245482	C
E125	0.06967	A	E276	0.071049	A
E126	0.08372	A	E277	0.069533	A
E127	0.041258	A	E278	0.069533	A
E128	0.040432	A	E279	0.125938	B
E129	0.049397	A	E280	0.089171	A
E130	0.040432	A	E281	0.072476	A
E131	0.026573	A	E282	0.041453	A
E132	0.038627	A	E283	0.078921	A
E133	0.071049	A	E284	0.027124	A
E134	0.027124	A	E285	0.071049	A
E135	0.06967	A	E286	0.122254	B

E136	0.133973	B	E287	0.122254	B
E137	0.071049	A	E288	0.071049	A
E138	0.092856	A	E289	0.047855	A
E139	0.048896	A	E290	0.049397	A
E140	0.06967	A	E291	0.034919	A
E141	0.055013	A	E292	0.140623	B
E142	0.070344	A	E293	0.109424	A
E143	0.080866	A	E294	0.071049	A
E144	0.041258	A	E295	0.211709	C
E145	0.028407	A	E296	0.071049	A
E146	0.066833	A	E297	0.069533	A
E147	0.053927	A	E298	0.048896	A
E148	0.089171	A	E299	0.024795	A
E149	0.042668	A	E300	0.039418	A
E150	0.027124	A	E301	0.027124	A
E151	0.039418	A	E302	0.211709	C
E152	0.080866	A	E303	0.035346	A
E153	0.252035	C	E304	0.050413	A
E154	0.051695	A	E305	0.073399	A
E155	0.130933	B	E306	0.125946	B
E156	0.071049	A	E307	0.335307	C
E157	0.036574	A	E308	0.14686	B
E158	0.039418	A	E309	0.211709	C
E159	0.125946	B	E310	0.026573	A
E160	0.072816	A	E311	0.087473	A
E161	0.073399	A	E312	0.024795	A
E162	0.048417	A	E313	0.067298	A
E163	0.072816	A	E314	0.038627	A
E164	0.06967	A	E315	0.09694	A
E165	0.027124	A	E316	0.039418	A
E166	0.127448	B	E317	0.343168	C
E167	0.02429	A	E318	0.11854	A
E168	0.128552	B	E319	0.048319	A
E169	0.026573	A	E320	0.130933	B
E170	0.039418	A	E321	0.14686	B
E171	0.028407	A	E322	0.036574	A
E172	0.130933	B	E323	0.335307	C
E173	0.053927	A	E324	0.060528	A
E174	0.038627	A	E325	0.089165	A
E175	0.026573	A	E326	0.067298	A
E176	0.050655	A	E327	0.067298	A
E177	0.045245	A	E328	0.320757	C
E178	0.041434	A	E329	0.120944	B
E179	0.071049	A	E330	0.051103	A

E180	0.053927	A	E331	0.507184	D
E181	0.052739	A	E332	0.082447	A
E182	0.078921	A	E333	0.071562	A
E183	0.041258	A	E334	0.069533	A
E184	0.078921	A	E335	0.119352	A
E185	0.095853	A	E336	0.475857	D
E186	0.082447	A	E337	0.122254	B
E187	0.380297	C	E338	0.322446	C
E188	0.050413	A	E339	0.507184	D
E189	0.038627	A	E340	0.4788	D
E190	0.122254	B	E341	0.330155	C
E191	0.074275	A	E342	0.470056	D
E192	0.328445	C	E343	0.11018	A
E193	0.028407	A	E344	0.507184	D
E194	0.025443	A	E345	0.343168	C
E195	0.057537	A	E346	0.145014	B
E196	0.027124	A	E347	0.507184	D
E197	0.027831	A	E348	0.15556	B
E198	0.034935	A	E349	0.475857	D
E199	0.140623	B	E350	0.307962	C
E200	0.034935	A	E351	0.447634	C
E201	0.024004	A	E352	0.325441	C
E202	0.082447	A	E353	0.315486	C
E203	0.039418	A	E354	0.110134	A
E204	0.048417	A	E355	0.571193	D
E205	0.067298	A	E356	0.205433	C
E206	0.026573	A	E357	0.11018	A
E207	0.080866	A	E358	0.187511	C
E208	0.058666	A	E359	0.11018	A
E209	0.048417	A	E360	0.447634	C
E210	0.041258	A	E361	0.322446	C
E211	0.078921	A	E362	0.303038	C
E212	0.08645	A	E363	0.662226	D
E213	0.027124	A	E364	0.330155	C
E214	0.049397	A	E365	0.4788	D
E215	0.069533	A	E366	0.475857	D
E216	0.06967	A	E367	0.187511	C
E217	0.380297	C	E368	0.662226	D
E218	0.211709	C	E369	0.123087	B
E219	0.061941	A	E370	0.11018	A
E220	0.027831	A	E371	0.447634	C
E221	0.053927	A	E372	0.075127	A
E222	0.06967	A	E373	0.215306	C
E223	0.036072	A	E374	0.447634	C

E224	0.036072	A	E375	0.361741	C
E225	0.027831	A	E376	0.789979	D
E226	0.075738	A	E377	0.654338	D
E227	0.034919	A	E378	0.433679	C
E228	0.049397	A	E379	0.438979	C
E229	0.041258	A	E380	0.187511	C
E230	0.122254	B	E381	0.071071	A
E231	0.039418	A	E382	0.635276	D
E232	0.077402	A	E383	0.187511	C
E233	0.078921	A	E384	0.447518	C
E234	0.169725	B	E385	0.789979	D
E235	0.055013	A	E386	0.335307	C
E236	0.252035	C	E387	0.191958	C
E237	0.071049	A	E388	0.182226	B
E238	0.027831	A	E389	0.331566	C
E239	0.11854	A	E390	0.635276	D
E240	0.380297	C	E391	0.355088	C
E241	0.042668	A	E392	0.347098	C
E242	0.380297	C	E393	0.135492	B
E243	0.078921	A	E394	0.518442	D
E244	0.06967	A	E395	0.689679	D
E245	0.11854	A	E396	0.662122	D
E246	0.027124	A	E397	0.447518	C
E247	0.039418	A	E398	0.331566	C
E248	0.049397	A	E399	0.608576	D
E249	0.074252	A	E400	0.454797	D
E250	0.049397	A	E401	0.789979	D
E251	0.049397	A	E402	0.600191	D
E252	0.039418	A	E403	0.11018	A
E253	0.138649	B	E404	0.662122	D
E254	0.067298	A	E405	0.635276	D
E255	0.041258	A	E406	0.662226	D
E256	0.095853	A	E407	0.662226	D
E257	0.069533	A	E408	0.608576	D
E258	0.027124	A	E409	0.608576	D
E259	0.089171	A	E410	0.627112	D
E260	0.027124	A	E411	0.789979	D
E261	0.049397	A	E412	0.446116	C
E262	0.092856	A	E413	0.600191	D
E263	0.071049	A	E414	0.789979	D
E264	0.380297	C	E415	0.542002	D
E265	0.071049	A	E416	0.789901	D
E266	0.072672	A	E417	0.627003	D
E267	0.11854	A	E418	0.454797	D

E268	0.134975	B	E419	0.211765	C
E269	0.11854	A	E420	0.484148	D
E270	0.11854	A	E421	0.635276	D
E271	0.156142	B	E422	0.635276	D
E272	0.039418	A	E423	0.635167	D
E273	0.055013	A	E424	0.635167	D
E274	0.328445	C	E425	0.784022	D

302 家企业的信贷策略

企业代号	年利率	贷款额度	企业代号	年利率	贷款额度
E124	0.0401	819576.1521	E253	0.0625	100000
E125	0.0402	100000.0006	E254	0.1500	821875.5
E126	0.1500	100000.0006	E255	0.0400	822889.4
E127	0.1500	99999.99869	E256	0.1498	821475.9
E128	0.1500	100000.0006	E257	0.0406	100000
E129	0.0400	819139.6121	E258	0.1500	100000
E130	0.0401	820293.7665	E259	0.1501	100000
E131	0.0420	100000.0006	E260	0.0626	822589.2
E132	0.1499	100000.0006	E261	0.1500	100000
E133	0.1500	100000.0006	E262	0.1403	819962.9
E134	0.1500	100000.0006	E263	0.1464	822138.1
E135	0.1500	100000.0006	E264	0.1500	100000
E136	0.0517	626392.2679	E265	0.1501	821897.7
E137	0.0625	100000.0006	E266	0.1500	821804
E138	0.1500	821170.9237	E267	0.0463	823234.2
E139	0.0402	823546.6321	E268	0.0400	100000
E140	0.0400	822243.6802	E269	0.1500	820100.1
E141	0.1500	100000.0006	E270	0.0400	95117.19
E142	0.0400	100000.0006	E271	0.1500	100000
E143	0.0625	100000.0006	E272	0.1501	818992.4
E144	0.1500	821708.9402	E273	0.1500	100000
E145	0.1500	197876.487	E274	0.0448	822483.1
E146	0.1500	95117.18815	E275	0.0401	449072.6
E147	0.0848	100000.0006	E276	0.1500	821999
E148	0.1500	100000.0006	E277	0.0400	822550
E149	0.1500	100000.0006	E278	0.1500	100000
E150	0.0400	819378.0164	E279	0.0401	100000
E151	0.1500	100000.0006	E280	0.1500	820846.4
E152	0.1500	821154.9436	E281	0.1500	100000

E153	0.0404	811190.4829	E282	0.1500	100000
E154	0.1500	100000.0006	E283	0.1500	822597.2
E155	0.0404	100618.1008	E284	0.0400	100000
E156	0.1500	821842.8165	E285	0.0400	100000
E157	0.0400	100000.0006	E286	0.1500	100000
E158	0.0400	100000.0006	E287	0.1500	100000
E159	0.0554	99999.99869	E288	0.1500	100000
E160	0.0488	100000.0006	E289	0.0425	100000
E161	0.0400	100000.0006	E290	0.0402	100000
E162	0.1500	100000.0006	E291	0.1500	100000
E163	0.1500	100000.0006	E292	0.1500	100000
E164	0.0400	744632.8985	E293	0.0625	802102.6
E165	0.1500	815588.9876	E294	0.1500	820244
E166	0.1500	820425.0249	E295	0.0401	100000
E167	0.0401	822131.9242	E296	0.0400	820690.9
E168	0.1500	100187.6063	E297	0.1500	100000
E169	0.1500	821966.4393	E298	0.1500	100000
E170	0.1500	816988.8883	E299	0.1500	819178.9
E171	0.0401	98779.29685	E300	0.0400	100000
E172	0.0401	100000.0006	E301	0.0400	100000
E173	0.0416	100000.0006	E302	0.1500	100000
E174	0.1500	819297.7676	E303	0.1500	100000
E175	0.0427	100000.0006	E304	0.0400	95117.19
E176	0.1500	821943.9188	E305	0.1500	822083.6
E177	0.1500	100000.0006	E306	0.1500	819479.5
E178	0.0399	821264.033	E307	0.1500	820997.6
E179	0.0400	822236.8175	E308	0.1102	100000
E180	0.0400	100000.0006	E309	0.0401	822632.9
E181	0.0400	100000.0006	E310	0.0400	90234.38
E182	0.0403	822410.9704	E311	0.0902	320294.2
E183	0.0404	97558.59244	E312	0.0433	100000
E184	0.1500	816954.93	E313	0.0400	243541
E185	0.1500	100000.0006	E314	0.0400	100000
E186	0.1500	100736.565	E315	0.0400	818852.8
E187	0.1500	99999.99869	E316	0.1500	100000
E188	0.1499	100000.0006	E317	0.0442	816435.1
E189	0.0473	820719.102	E318	0.0400	820101.1
E190	0.0626	99999.99869	E319	0.1500	100000
E191	0.1500	821024.9856	E320	0.0401	818588.5
E192	0.0625	821607.1597	E321	0.1500	100919.8
E193	0.0400	100000.0006	E322	0.0400	100000
E194	0.0414	99999.99869	E323	0.1500	100793.3
E195	0.1500	100000.0006	E324	0.1500	818993.9
E196	0.1500	100000.0006	E325	0.1500	100000

E197	0. 0449	820252. 1153	E326	0. 0405	821612. 9
E198	0. 1500	100000. 0006	E327	0. 0445	820527
E199	0. 0625	100096. 1131	E328	0. 1500	100000
E200	0. 1500	100000. 0006	E329	0. 1501	100000
E201	0. 1500	100000. 0006	E330	0. 0400	100000
E202	0. 0400	820666. 1298	E332	0. 0400	100000
E203	0. 0400	100000. 0006	E333	0. 0625	100000
E204	0. 0400	100000. 0006	E334	0. 0400	822821. 7
E205	0. 1500	100000. 0006	E335	0. 1500	100000
E206	0. 1500	100327. 0811	E337	0. 0403	822329
E207	0. 0625	99999. 99869	E338	0. 0625	100000
E208	0. 0401	100000. 0006	E341	0. 0625	820681. 3
E209	0. 1500	97558. 5944	E343	0. 1500	819207. 3
E210	0. 1500	821075. 1469	E345	0. 0400	822058. 6
E211	0. 1500	100000. 0006	E346	0. 1501	100000
E212	0. 0625	821048. 2678	E348	0. 0400	100000
E213	0. 1416	822322. 4573	E350	0. 1461	100000
E214	0. 0400	100000. 0006	E351	0. 1500	822537
E215	0. 0402	100000. 0006	E352	0. 1500	821000. 5
E216	0. 0400	100000. 0006	E353	0. 0400	100000
E217	0. 1500	819860. 3093	E354	0. 1500	100000
E218	0. 0402	819350. 5154	E356	0. 0420	820214. 3
E219	0. 0402	822776. 0052	E357	0. 1500	100000
E220	0. 0400	100000. 0006	E358	0. 0625	100578. 9
E221	0. 0625	821199. 5249	E359	0. 0400	100000
E222	0. 1500	818705. 1818	E360	0. 1500	100000
E223	0. 0408	822561. 8272	E361	0. 1500	100000
E224	0. 0625	821623. 1792	E362	0. 0432	100000
E225	0. 1500	100000. 0006	E364	0. 0400	100000
E226	0. 0626	820386. 0946	E367	0. 0625	822433. 7
E227	0. 0996	99999. 99869	E369	0. 0452	823811. 7
E228	0. 0401	100000. 0006	E370	0. 0400	100000
E229	0. 0400	360951. 1982	E371	0. 0400	100000
E230	0. 0721	820809. 3621	E372	0. 0625	100000
E231	0. 0401	100720. 9188	E373	0. 1500	100000
E232	0. 0625	99999. 99869	E374	0. 1501	100000
E233	0. 1500	100000. 0006	E375	0. 1500	501958. 2
E234	0. 1500	207521. 4964	E378	0. 0403	822500. 8
E235	0. 0400	100000. 0006	E379	0. 0402	100000
E236	0. 0401	283717. 8338	E380	0. 1501	100115. 5
E237	0. 1500	821129. 2607	E381	0. 0631	100000
E238	0. 0412	821834. 901	E383	0. 1250	819293. 6
E239	0. 0401	821799. 229	E384	0. 0478	822432. 8
E240	0. 1500	100000. 0006	E386	0. 0407	100000

E241	0.0400	100000.0006	E387	0.1500	818959.7
E242	0.1500	100000.0006	E388	0.1500	100000
E243	0.0400	821731.2855	E389	0.0400	819172.8
E244	0.0400	100000.0006	E391	0.0400	90234.37
E245	0.0413	100000.0006	E392	0.1500	821965.4
E246	0.0400	100000.0006	E393	0.1501	823183
E247	0.1072	100000.0006	E397	0.0478	819081.4
E248	0.0400	100000.0006	E398	0.1500	100000
E249	0.1500	818910.7784	E403	0.0419	821712.6
E250	0.0402	821303.8937	E412	0.1500	822021
E251	0.1500	823176.1652	E419	0.0478	100000
E252	0.0414	820294.0499			

在突发因素下 302 家企业的信贷风险

企业代号	守约概率	违约概率	企业代号	守约概率	违约概率
E124	0.938359	0.061641	E275	0.589354	0.410646
E125	0.938359	0.061641	E276	0.87763	0.12237
E126	0.924522	0.075478	E277	0.93214	0.06786
E127	0.961724	0.038276	E278	0.866157	0.133843
E128	0.961724	0.038276	E279	0.862072	0.137928
E129	0.957276	0.042724	E280	0.910101	0.089899
E130	0.961724	0.038276	E281	0.916596	0.083404
E131	0.94572	0.05428	E282	0.954612	0.045388
E132	0.961724	0.038276	E283	0.83401	0.16599
E133	0.87763	0.12237	E284	0.973671	0.026329
E134	0.973671	0.026329	E285	0.873322	0.126678
E135	0.87763	0.12237	E286	0.796782	0.203218
E136	0.863198	0.136802	E287	0.796782	0.203218
E137	0.87763	0.12237	E288	0.873322	0.126678
E138	0.902791	0.097209	E289	0.947706	0.052294
E139	0.952869	0.047131	E290	0.95563	0.04437
E140	0.938359	0.061641	E291	0.964035	0.035965
E141	0.942295	0.057705	E292	0.858464	0.141536
E142	0.93214	0.06786	E293	0.812451	0.187549
E143	0.917319	0.082681	E294	0.87763	0.12237
E144	0.961724	0.038276	E295	0.87763	0.12237
E145	0.973671	0.026329	E296	0.938359	0.061641
E146	0.937807	0.062193	E297	0.93214	0.06786
E147	0.942295	0.057705	E298	0.954612	0.045388
E148	0.913283	0.086717	E299	0.973427	0.026573
E149	0.960243	0.039757	E300	0.922104	0.077896

E150	0.94572	0.05428	E301	0.973671	0.026329
E151	0.922104	0.077896	E302	0.87763	0.12237
E152	0.917319	0.082681	E303	0.921418	0.078582
E153	0.749753	0.250247	E304	0.941776	0.058224
E154	0.941776	0.058224	E305	0.936033	0.063967
E155	0.858464	0.141536	E306	0.877383	0.122617
E156	0.873322	0.126678	E307	0.873322	0.126678
E157	0.965784	0.034216	E308	0.908332	0.091668
E158	0.961724	0.038276	E309	0.812567	0.187433
E159	0.877383	0.122617	E310	0.94572	0.05428
E160	0.938359	0.061641	E311	0.94572	0.05428
E161	0.871471	0.128529	E312	0.973427	0.026573
E162	0.957276	0.042724	E313	0.866157	0.133843
E163	0.938359	0.061641	E314	0.922104	0.077896
E164	0.938359	0.061641	E315	0.899267	0.100733
E165	0.973671	0.026329	E316	0.960243	0.039757
E166	0.891126	0.108874	E317	0.873322	0.126678
E167	0.973427	0.026573	E318	0.796782	0.203218
E168	0.863198	0.136802	E319	0.903548	0.096452
E169	0.973671	0.026329	E320	0.740767	0.259233
E170	0.961724	0.038276	E321	0.852018	0.147982
E171	0.973671	0.026329	E322	0.964454	0.035546
E172	0.863198	0.136802	E323	0.873322	0.126678
E173	0.942295	0.057705	E324	0.934014	0.065986
E174	0.961724	0.038276	E325	0.901953	0.098047
E175	0.973671	0.026329	E326	0.866157	0.133843
E176	0.957276	0.042724	E327	0.93214	0.06786
E177	0.956885	0.043115	E328	0.803105	0.196895
E178	0.916645	0.083355	E329	0.757222	0.242778
E179	0.938359	0.061641	E330	0.948306	0.051694
E180	0.884969	0.115031	E331	0.748284	0.251716
E181	0.941776	0.058224	E332	0.917319	0.082681
E182	0.917319	0.082681	E333	0.961724	0.038276
E183	0.961724	0.038276	E334	0.93214	0.06786
E184	0.917319	0.082681	E335	0.934597	0.065403
E185	0.89775	0.10225	E336	0.499829	0.500171
E186	0.917319	0.082681	E337	0.794075	0.205925
E187	0.597755	0.402245	E338	0.866157	0.133843
E188	0.941776	0.058224	E339	0.633338	0.366662
E189	0.961724	0.038276	E340	0.703266	0.296734
E190	0.891126	0.108874	E341	0.664581	0.335419
E191	0.916596	0.083404	E342	0.796782	0.203218
E192	0.794075	0.205925	E343	0.886568	0.113432
E193	0.972639	0.027361	E344	0.470776	0.529224

E194	0.973427	0.026573	E345	0.78024	0.21976
E195	0.942295	0.057705	E346	0.708731	0.291269
E196	0.973671	0.026329	E347	0.470776	0.529224
E197	0.973671	0.026329	E348	0.837788	0.162212
E198	0.964454	0.035546	E349	0.595408	0.404592
E199	0.856431	0.143569	E350	0.714947	0.285053
E200	0.922104	0.077896	E351	0.42084	0.57916
E201	0.975571	0.024429	E352	0.640279	0.359721
E202	0.914272	0.085728	E353	0.703366	0.296634
E203	0.960243	0.039757	E354	0.887016	0.112984
E204	0.957276	0.042724	E355	0.549974	0.450026
E205	0.93214	0.06786	E356	0.77534	0.22466
E206	0.973671	0.026329	E357	0.786427	0.213573
E207	0.917319	0.082681	E358	0.825642	0.174358
E208	0.883218	0.116782	E359	0.786427	0.213573
E209	0.913464	0.086536	E360	0.690492	0.309508
E210	0.961724	0.038276	E361	0.802742	0.197258
E211	0.914272	0.085728	E362	0.786427	0.213573
E212	0.924522	0.075478	E363	0.334178	0.665822
E213	0.973671	0.026329	E364	0.769201	0.230799
E214	0.910289	0.089711	E365	0.549662	0.450338
E215	0.93214	0.06786	E366	0.499829	0.500171
E216	0.938359	0.061641	E367	0.825642	0.174358
E217	0.597755	0.402245	E368	0.334178	0.665822
E218	0.87763	0.12237	E369	0.876147	0.123853
E219	0.888386	0.111614	E370	0.786427	0.213573
E220	0.973671	0.026329	E371	0.578265	0.421735
E221	0.884969	0.115031	E372	0.924059	0.075941
E222	0.938359	0.061641	E373	0.757851	0.242149
E223	0.961373	0.038627	E374	0.574203	0.425797
E224	0.961373	0.038627	E375	0.638367	0.361633
E225	0.973671	0.026329	E376	0.212873	0.787127
E226	0.913524	0.086476	E377	0.212873	0.787127
E227	0.96538	0.03462	E378	0.699812	0.300188
E228	0.913464	0.086536	E379	0.694035	0.305965
E229	0.961724	0.038276	E380	0.825642	0.174358
E230	0.892729	0.107271	E381	0.838124	0.161876
E231	0.961724	0.038276	E382	0.350002	0.649998
E232	0.839409	0.160591	E383	0.718433	0.281567
E233	0.917319	0.082681	E384	0.571226	0.428774
E234	0.884969	0.115031	E385	0.212873	0.787127
E235	0.880884	0.119116	E386	0.682149	0.317851
E236	0.749753	0.250247	E387	0.664892	0.335108
E237	0.87763	0.12237	E388	0.833578	0.166422

E238	0.973671	0.026329	E389	0.466981	0.533019
E239	0.796782	0.203218	E390	0.346227	0.653773
E240	0.597755	0.402245	E391	0.664973	0.335027
E241	0.960243	0.039757	E392	0.677364	0.322636
E242	0.597755	0.402245	E393	0.873182	0.126818
E243	0.917319	0.082681	E394	0.464654	0.535346
E244	0.938359	0.061641	E395	0.420937	0.579063
E245	0.892729	0.107271	E396	0.30299	0.69701
E246	0.973671	0.026329	E397	0.417877	0.582123
E247	0.961724	0.038276	E398	0.471124	0.528876
E248	0.913464	0.086536	E399	0.42084	0.57916
E249	0.938359	0.061641	E400	0.545319	0.454681
E250	0.95563	0.04437	E401	0.210099	0.789901
E251	0.957276	0.042724	E402	0.42084	0.57916
E252	0.961724	0.038276	E403	0.786427	0.213573
E253	0.877572	0.122428	E404	0.208087	0.791913
E254	0.93214	0.06786	E405	0.346227	0.653773
E255	0.961724	0.038276	E406	0.210099	0.789901
E256	0.807908	0.192092	E407	0.330488	0.669512
E257	0.866157	0.133843	E408	0.42084	0.57916
E258	0.973671	0.026329	E409	0.42084	0.57916
E259	0.943655	0.056345	E410	0.346227	0.653773
E260	0.973671	0.026329	E411	0.210099	0.789901
E261	0.957276	0.042724	E412	0.54944	0.45056
E262	0.899267	0.100733	E413	0.42084	0.57916
E263	0.936033	0.063967	E414	0.210099	0.789901
E264	0.597755	0.402245	E415	0.438032	0.561968
E265	0.87763	0.12237	E416	0.208087	0.791913
E266	0.93214	0.06786	E417	0.343478	0.656522
E267	0.796782	0.203218	E418	0.545319	0.454681
E268	0.856431	0.143569	E419	0.757851	0.242149
E269	0.892729	0.107271	E420	0.464268	0.535732
E270	0.896456	0.103544	E421	0.346227	0.653773
E271	0.847846	0.152154	E422	0.346227	0.653773
E272	0.919217	0.080783	E423	0.343478	0.656522
E273	0.884969	0.115031	E424	0.343478	0.656522
E274	0.794075	0.205925	E425	0.208087	0.791913

在突发因素下 302 家企业的信贷策略

企业代号	年利率	贷款额度	企业代号	年利率	贷款额度
E124	0.1449	100000	E253	0.0621	852306.8

E125	0.0400	100000	E254	0.0400	100584.1
E126	0.0400	100264.794	E255	0.0401	100246.8
E127	0.0876	853491.156	E256	0.0401	100769.9
E128	0.0457	100000	E257	0.0400	100000
E129	0.0400	854270.121	E258	0.0400	855055.4
E130	0.0400	100000	E259	0.0400	100000
E131	0.1500	854771.892	E260	0.0625	853305.6
E132	0.0400	100375.509	E261	0.0401	100000
E133	0.0400	100000.002	E262	0.0400	854464
E134	0.1500	100000	E263	0.0400	101817.3
E135	0.1500	854161.725	E264	0.0400	101047.6
E136	0.0626	853781.411	E265	0.1500	100283
E137	0.0400	299496.449	E266	0.0400	100633.7
E138	0.0400	99999.9926	E267	0.0400	100000
E139	0.1500	100619.889	E268	0.1501	100000
E140	0.0400	101068.712	E269	0.0401	100000
E141	0.1500	100000	E270	0.0625	851903.7
E142	0.0400	100000	E271	0.0400	99999.99
E143	0.1500	100000	E272	0.1500	100000
E144	0.0401	854289.111	E273	0.0400	100000
E145	0.0400	770734.787	E274	0.0625	100391.2
E146	0.0400	854785.244	E275	0.1502	854642.7
E147	0.0400	853698.558	E276	0.1500	853707.5
E148	0.1500	853037.623	E277	0.0546	854393.1
E149	0.0400	100102.073	E278	0.0625	854158.5
E150	0.1500	854030.953	E279	0.0625	100000
E151	0.1038	100000	E280	0.1500	854848.2
E152	0.0400	100000	E281	0.0400	775147.5
E153	0.1500	100000	E282	0.0400	851343.2
E154	0.0400	850931.253	E283	0.0400	100000
E155	0.0400	100000	E284	0.1500	100656.2
E156	0.1500	854795.774	E285	0.0848	197086.4
E157	0.1133	100000	E286	0.0400	100000
E158	0.1500	854330.849	E287	0.1500	100000
E159	0.1500	100000	E288	0.1500	100000
E160	0.0401	852128.142	E289	0.0400	100284.5
E161	0.0626	852661.314	E290	0.0401	853741.4
E162	0.0407	100000	E291	0.1500	100000
E163	0.1500	100000	E292	0.1500	853613.3
E164	0.0400	100000	E293	0.0556	100000
E165	0.1500	100355.84	E294	0.0401	100000
E166	0.0401	854232.199	E295	0.0400	853447.8
E167	0.1500	100605.732	E296	0.0401	100000
E168	0.0400	855154.377	E297	0.0400	100000

E169	0.0400	855261.146	E298	0.1500	853339.4
E170	0.1501	100000.002	E299	0.0400	100000
E171	0.0400	100000	E300	0.0401	100000
E172	0.1500	100000	E301	0.1500	855310.9
E173	0.0400	853855.004	E302	0.0400	100000
E174	0.1500	99999.9926	E303	0.0400	100000
E175	0.0625	854668.217	E304	0.0400	100000
E176	0.0401	855809.483	E305	0.1344	854618.6
E177	0.1500	853863.855	E306	0.0401	90234.37
E178	0.0401	852254.45	E307	0.0400	100000
E179	0.0400	100000	E308	0.0400	100000
E180	0.1500	854960.359	E309	0.1500	852491.5
E181	0.0401	100000	E310	0.0400	100000
E182	0.1500	855010.274	E311	0.0400	100000
E183	0.0400	101158.864	E312	0.0400	101241.3
E184	0.1500	100000	E313	0.1500	853248.2
E185	0.0400	100000	E314	0.0400	100000
E186	0.0400	100000	E315	0.0402	854116.1
E187	0.1500	852860.429	E316	0.1500	100000
E188	0.0401	100000	E317	0.1501	853854.9
E189	0.1239	852335.165	E318	0.0402	101089
E190	0.1500	853319.678	E319	0.0400	100000
E191	0.0400	853015.085	E320	0.0400	227295.2
E192	0.0400	100675.619	E321	0.0401	806764.9
E193	0.0400	853539.288	E322	0.1501	854606.8
E194	0.0400	854234.149	E323	0.1202	855509.9
E195	0.0400	852222.031	E324	0.1500	100000
E196	0.0625	100798.993	E325	0.0400	851216.6
E197	0.1500	100000	E326	0.0400	100000
E198	0.0400	100000	E327	0.0530	100000
E199	0.0400	100504.703	E328	0.0402	848475.6
E200	0.0400	100000	E329	0.1500	100000
E201	0.0400	100000	E330	0.0625	854896.3
E202	0.1500	853376.2	E331	0.0400	100000
E203	0.1500	100000	E332	0.1500	100000
E204	0.1500	100000	E333	0.1500	853308.9
E205	0.0400	853365.922	E334	0.0400	854129.8
E206	0.1500	100000	E335	0.0401	100000
E207	0.0626	100000	E337	0.1500	854369.8
E208	0.0400	854664.118	E338	0.1500	100000
E209	0.0400	854310.383	E339	0.0400	100000
E210	0.0400	101129.657	E340	0.1500	100000
E211	0.1500	100000	E341	0.0415	98779.3
E212	0.0400	855916.684	E342	0.0400	101170.5

E213	0.0400	100000	E343	0.1500	100000
E214	0.0625	100000	E345	0.1501	98779.3
E215	0.1500	101057.983	E346	0.0401	100000
E216	0.1500	854079.896	E348	0.1500	99999.99
E217	0.0626	100000	E349	0.0625	855082.4
E218	0.0400	100000	E350	0.1500	100000
E219	0.1500	99999.9926	E352	0.0437	854395.3
E220	0.0400	100000	E353	0.0849	854942.8
E221	0.0400	852485.047	E354	0.0471	850125.6
E222	0.0400	100000	E356	0.0401	100000
E223	0.1501	853621.761	E357	0.0437	852678
E224	0.0400	100000	E358	0.1500	854972
E225	0.0400	100000	E359	0.1500	853872.2
E226	0.1500	100000	E360	0.0400	100626.6
E227	0.1500	100461.191	E361	0.0400	853969.3
E228	0.1500	100000	E362	0.1198	855261.7
E229	0.0400	100000	E364	0.0541	854809.1
E230	0.0400	100000	E367	0.0400	263553.1
E231	0.1501	297809.308	E369	0.1500	100000
E232	0.0400	853580.639	E370	0.0400	855459
E233	0.1361	100118.166	E371	0.1501	100034.4
E234	0.1500	100453.435	E372	0.0400	854426
E235	0.1500	99999.9926	E373	0.1500	854660.5
E236	0.1501	851826.165	E374	0.1500	100880.4
E237	0.1500	100000	E375	0.1500	100000
E238	0.1500	855330.561	E378	0.0400	100700.5
E239	0.0400	854384.93	E379	0.0400	100000
E240	0.0680	100162.423	E380	0.1500	100000
E241	0.0400	852472.342	E381	0.1500	855272.4
E242	0.0400	100000	E383	0.0400	852535.2
E243	0.0401	100578.612	E384	0.0625	100000
E244	0.0416	100370.741	E386	0.0401	853047.9
E245	0.0400	100000	E387	0.1170	100554.2
E246	0.0401	852353.229	E388	0.1500	100000
E247	0.1500	813374.87	E391	0.0400	851719.7
E248	0.1501	100301.898	E392	0.0400	100000
E249	0.1500	100000	E393	0.0400	100000
E250	0.0400	100000	E403	0.0400	100736.1
E251	0.1500	100000	E419	0.1500	854772.4
E252	0.1500	100000			