

A Case Study of Credit Risk Analysis and Modeling for SMEs

In an Internet Finance Setting

By

Zhang Qi

A Dissertation Presented in Partial Fulfillment
Of the Requirements for the Degree
Doctor of Business Administration

Approved March 2016 by the
Graduate Supervisory Committee:

Ker-Wei Pei, Co-Chair

Bin Gu, Co-Chair

Haitao Cui

ARIZONA STATE UNIVERSITY

May 2016

基于产业的互联网金融小微企业风控模式案例研究

作者：张琪

全球金融工商管理博士
学位论文

研究生管理委员会
于 2016 年 3 月批准：

贝克伟，联席主席
顾彬，联席主席
崔海涛

亚利桑那州立大学

二零一六年五月

ABSTRACT

In the last two years, China's booming of Internet Finance Platform made significant impacts on three dimensions. Compared with the conventional market, Internet Finance is asserted to open a revolutionary pathway of lending where by small and mid-sized companies may overcome the financing dilemma on credit accessibility and high cost. In other words, Internet Finance is hyped to be able to reduce information asymmetry, enhance allocation efficiency of resources, and promote product and process innovations for the financial institutions. However, the core essence of Internet Finance rests on risk assessment and control – a fundamental element applies to all forms of financing. Most current practice of internet finance on risk assessment and control remains unchanged from the mindset of traditional banking practices for small and medium sized firms. Hence, the same problems persisted and may only become even worse under the internet finance platform if no innovations take place.

In this thesis, the author proposed and tested a credit risk assessment model using data analytics techniques through an in-depth cases study with actual transaction data. Specifically, based on the 30,000 observations collected from actual transactional data from small and medium size firms of China's home furnishing industry. The preliminary results are promising in spite of the limitations. The thesis concludes with the findings of relevance to improve the current practices and suggests areas of future research.

摘要

近两年来，互联网金融平台蓬勃发展，对金融、产业和社会的变革意义巨大：解决了中小企业融资难成本高的问题，服务实体经济，提高融资效率，使投融资双方信息更加对称，也推动了金融体制不断创新和变革。然而，互联网金融本质仍然是金融，风险控制尤为重要，目前互联网金融风控模式比较单一，主要照搬银行或小贷公司，面对大部分都是规模小、经营不稳定、信用等级较低的小微企业客户融资，普遍存在借款成本高、坏账率居高不下等问题，由此，互联网金融风控模式需要更多创新。

我们发现互联网金融风控模式正逐步与大数据、产业结合，论文以家居行业小微企业家居经销商为研究对象，透过个案研究，基于家居商场掌握的经销商数据、经销商征信等数据，建立了具备家居行业特色的信用评级模型，提出了一套针对家居行业的互联网金融风控模式。论文风控模型建立的过程可以说是一个可行性的分析，为更多基于产业的互联网金融平台风控提供理论研究和实践论证，也能更好的支持产融结合，更好的服务实体经济。

目录

	页码
表格列表.....	vii
图表列表.....	viii
章节	
一、绪论.....	1
1.1 问题提出.....	1
1.1.1 互联网金融蓬勃发展，对产业、金融和社会意义重大.....	1
1.1.2 互联网金融本质是金融，风控至关重要.....	4
1.1.3 互联网金融借款成本高，坏账居高不下.....	5
1.1.4 当前互联网金融风控模式单一，控制力弱.....	8
1.2 相关文献综述.....	10
1.2.1 集群融资特征与模式.....	10
1.2.2 中小企业融资风控技术.....	14
1.2.3 信用风险度量与评级模型理论.....	17
1.3 论文结构与主要贡献.....	24
1.3.1 论文结构.....	24
1.3.2 主要贡献.....	24
二、互联网金融风控模式的发展趋势.....	27
2.1 互联网金融风控与产业结合趋势.....	27

章节	页码
2.2 互联网大数据风控趋势.....	28
三、基于产业的家居商经销商风控模式	31
3.1 家居行业互联网金融业务模式	31
3.1.1 家居行业特征.....	31
3.1.2 家居行业互联网金融模式	33
3.2 家居经销商特征及风险点	34
3.3 基于产业的家居经销商风控模式.....	38
3.3.1 家居行业风控模式介绍.....	38
3.3.2 家居行业风控模式 6 大特色.....	39
四、家居商户信用评级与授信策略.....	47
4.1 数据资源采集与整理.....	50
4.1.1 数据来源及可用性分析	50
4.1.2 数据预处理	52
4.1.3 数据表整合	53
4.2 信用风险指标备选变量库构建.....	54
4.2.1 搭建信用风险指标备选变量库的原因.....	54
4.2.2 信用风险指标备选变量的生成	55
4.2.3 信用风险指标备选变量的梳理结果.....	57
4.3 指标大类区分和核心风险指标的确定.....	57

章节	页码
4.4 核心风险指标的权重计算	60
4.4.1 AHP 方法简介	61
4.4.2 建立层次结构模型.....	61
4.4.3 构建成对比较矩阵.....	63
4.4.4 对比矩阵结果输出	64
4.4.5 对比矩阵一致性调整	67
4.5 信用评分模型的输出	68
4.6 授信策略构建	71
4.6.1 授信策略整体流程设计.....	71
4.6.2 风险审查规则	73
4.6.3 风险矩阵输出	74
4.6.4 授信额度策略制定	77
4.6.5 小结.....	79
五、家居商户授信与风控初步实践.....	80
5.1 网贷平台上线与授信实践落地	80
5.1.1 网贷平台的上线进程	80
5.1.2 商户贷授信实践的落地.....	83
5.2 商户贷申请进件的总体分布	87
5.2.1 每周新增贷款申请情况.....	87

章节	页码
5.2.2 贷款申请的期限和区域分布情况.....	88
5.2.3 贷款申请的审批通过情况.....	90
5.2.4 预授信评分等级与综合评分等级的关联情况	90
5.2.5 最终上线标的风险等级分布情况.....	92
5.2.6 逾期与拖欠情况	92
5.3 商户贷申请进件的典型案例	92
5.3.1 良好资质商户	93
5.3.2 一般资质商户	93
5.3.3 资质较差商户	94
5.3.4 案例小结	95
5.4 当前遇到的瓶颈与挑战.....	96
六、研究结论与展望.....	98
6.1 研究结论	98
6.2 研究展望.....	99
参考文献.....	100

表格列表

表格	页码
1-1: 典型平台的借款成本及构成	6
3-1: 商场商户经营类型分布情况	34
3-2: 商户月均实售金额分位数统计结果	35
3-3: 家居经销商借款场景	41
3-4 重大风险及风控预案	44
4-1 商户信用评级内部数据资源	52
4-2 合同表中的观测错位情况示例	53
4-3 预授信评分模型风险指标权重	69
4-4 审批评分模型风险指标权重	70
5-1 申请进件商户预授信等级与最终授信等级分布情况	91
5-2 预授信等级与最终授信等级的滚动率分析	91
5-3 商户基本信息与审核结论示例 A	93
5-4 商户基本信息与审核结论示例 B	94
5-5 商户基本信息与审核结论示例 C	95

图表列表

图表	页码
1-1: 2011-2015 P2P 平台发展数量	1
1-2: 2011-2015 年 P2P 累计成交量	2
1-3: 部分 P2P 平台公开发布的坏账率	8
3-1: 家居流通业务流程图	32
3-2: 红星美凯龙家居商场系统数据	32
3-3: 家居行业互联网金融模式	33
3-4: 家居商户月均销售数据	36
3-5: 家居商户申请贷款分布情况	37
3-6: 家居行业特色的全周期风控模式	39
4-1 传统自动化贷款审批系统部署体系	48
4-3 业务专家风险核心指标投票过程示例	59
4-4 预授信模型和审批模型入选核心风险指标	60
4-5 层次分析法 (AHP) 一般流程	61
4-6 风险变量成对比较过程示例	64
4-7 对比矩阵输出示例	67
4-8 家居商场贷款自动化审批系统总体框架	73
4-9 风险规则处理流程	74
4-10 策略输出整体流程	75

4-11 预授信评分与审批评分交叉矩阵.....	76
4-12 最终风险决策输出矩阵 1.....	77
5-1 互联网金融平台项目整体上线进程.....	81
5-2 家金所平台数据来源渠道.....	81
5-3 家金所小贷风控体系的构建目标.....	82
5-4 融资方申请贷款页面样例.....	83
5-5 投资方理财标的选择样例.....	83
5-6 预授信环节落地审批流程示意图.....	85
5-7 正式审批环节审批流程示意图.....	86
5-8 授信审批策略输出结果示意图.....	87
5-9 每周新增贷款申请情况.....	88
5-10 全部申请进件贷款期限分布情况.....	89
5-11 全部申请进件贷款区域分布情况.....	89
5-12 每周新增商户贷款进件审批通过率情况.....	90
5-13 全部融资上线标的综合风险等级分布情况.....	92

一、绪论

1.1 问题提出

1.1.1 互联网金融蓬勃发展，对产业、金融和社会意义重大

1. 国内互联网金融蓬勃发展

从 2011 年开始，我国的 P2P 借贷市场开始爆发，平台数量和年度总交易额均以每年 4-5 倍的速度递增，据网贷之家数据显示，截止到 2015 年 12 月底，全国正在运营的 p2p 平台数量高达 4329 家，历史累计成交量超 9823.04 亿元。

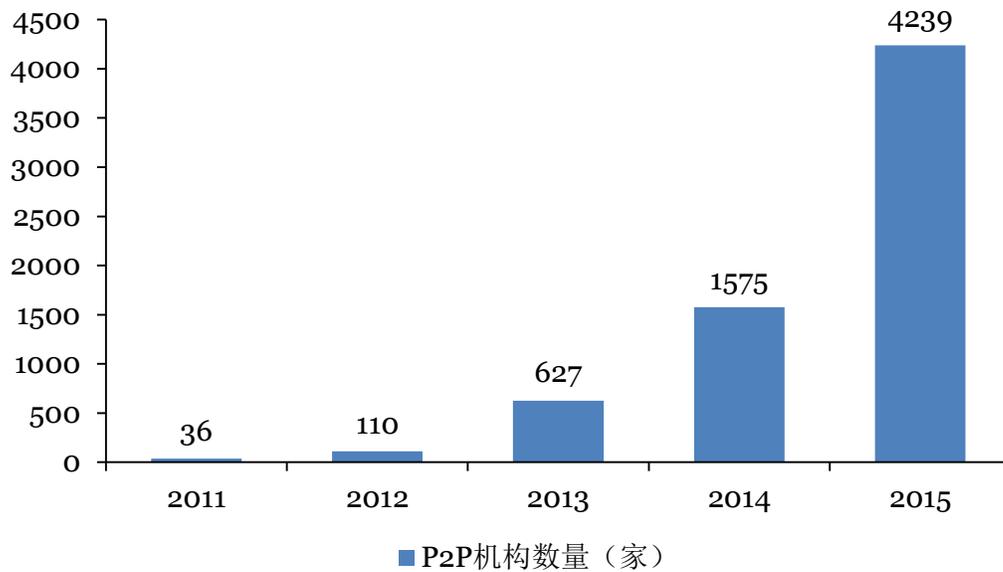


图 1-1：2011-2015 P2P 平台发展数量

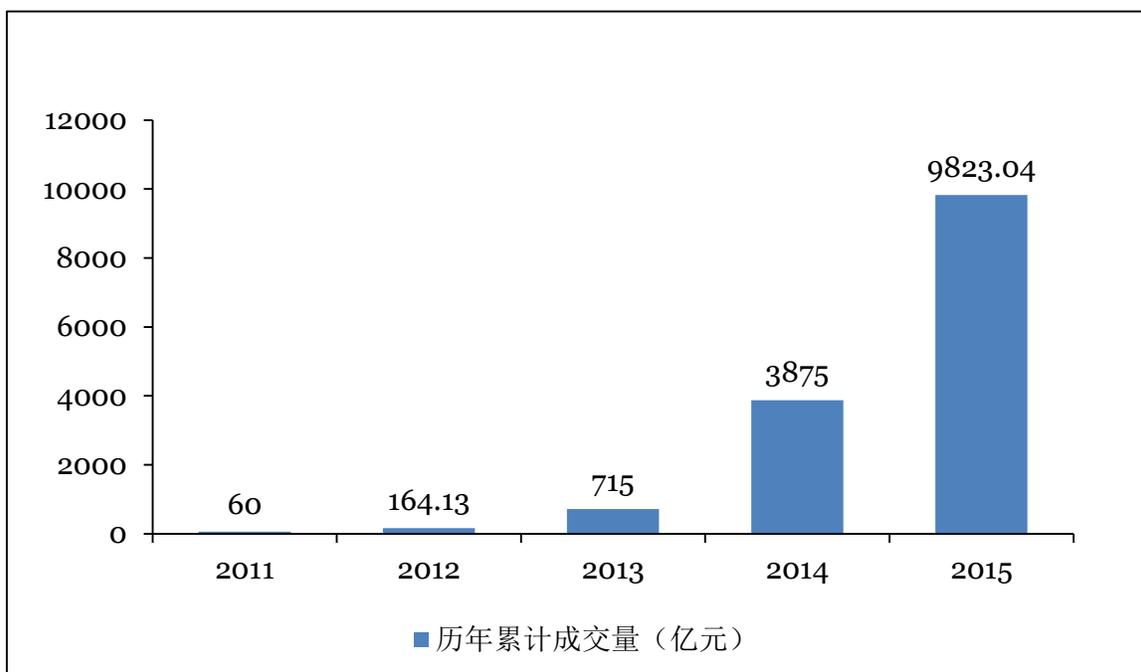


图 1-2: 2011-2015 年 P2P 累计成交量

2. 互联网发展意义重大

互联网金融行业的爆发对当前中国金融、产业和社会的发展具有重大意义:

(一) 解决了中小微企业借款难的问题, 弥补传统金融服务的不足

互联网金融的市场定位主要在“小微”层面, 具有“海量交易笔数, 小微单笔金额”的特征, 这种小额、快捷、便利的特征, 具有普惠金融的特点和促进包容性增长的功能, 在小微金融领域具有突出的优势, 一定程度上填补了传统金融覆盖面的空白。因此, 互联网金融和传统金融相互促进、共同发展, 既有竞争又有合作, 两者都是我国多层次金融体系的有机组成部分。

(二) 回归金融本质, 服务实体经济

互联网金融能够使金融回归金融的本质, 就是使金融服务实体经济这一点更加体现。互联网金融的崛起, 代表了金融创新从资产证券化、金融衍生品的产品工具创新 (也可以称

之为风险防范、风险管理和利用)，到金融平台的创新的转变，使得金融真正服务于实体经济，是资金提供者直接对接资金需求者。从风险防范、风险管理和利用到资金融通，这是金融的本质回归，或者叫回归金融的原点。

（三）有助于降低成本，提升资金配置效率和金融服务质量

互联网金融利用电子商务、第三方支付、社交网络形成的庞大的数据库和数据挖掘技术，显著降低了交易成本。互联网金融企业不需要设立众多分支机构、雇佣大量人员，大幅降低了经营成本。互联网金融提供了有别于传统银行和证券市场的新融资渠道，以及全天候、全方位、一站式的金融服务，提升了资金配置效率和服务质量。

（四）有利于发挥民间资本作用，引导民间金融走向规范化

我国民间借贷资本数额庞大，长期以来缺乏高效、合理的投资方式和渠道，游离于正规金融监管体系之外，客观上需要阳光化、规范化运作。通过规范发展 P2P 网贷、众筹融资等，引导民间资本投资于国家鼓励的领域和项目，遏制高利贷，盘活民间资金存量，使民间资本更好地服务实体经济。众筹股权融资也体现了多层次资本市场的客观要求。

（五）能够真正实现金融民主化，能够倒逼中国金融垄断改革

中国的金融监管，特别是金融国有的垄断体制靠其自身的革命和自我改革是不可能完成的。而互联网金融能够打破中国的金融垄断，自下而上推进金融改革，实现金融民主化，这一点具有革命性。

（六）能够真正实现我国的金融体制改革

在中国支付清算市场，作为唯一卡组织的银联既是“运动员”——市场参与者，又是“裁判员”——规则制定者，如此多重身份让人们难以认清并处理银联与支付清算市场其它参与者

的关系，市场的其它成员也难以与银联建立平等互利的正常商业关系，这不利于一个充分开放、充分自由竞争的支付清算市场的形成。包括人民币国际化都推进的非常慢，但是余额宝、第三方支付等互联网金融的崛起，能够有效推动利率市场化，推动中国的人民币国际化等金融体制的一系列改革。

1.1.2 互联网金融本质是金融，风控至关重要

与传统金融相比，互联网金融在模式、理念等方面都有了很大的创新和突破，甚至超越了现有的金融监管法律、法规体系。不管怎样界定互联网金融，只要涉及金融，都必须遵循金融行业的基本规律和内在要求。作为互联网金融重要模式之一的 P2P 网络借贷行业，其本质依然是金融。而作为金融的核心，风险防控是 P2P 网贷最重要的课题。

据银率网 P2P 研究中心数据，2016 年 2 月，全国新增 P2P 问题平台 71 家，全国问题平台数量累计已达到 1314 家。2015 年全国问题 P2P 平台数量为 896 家，而 2014 年数量为 275 家，2013 年数量为 76 家，2015 年问题平台数量已远超前两年总和。

对比过去两年 P2P 问题平台的情况会发现，因道德问题而跑路的平台数量在下降，因资产质量下滑而导致的流动性、提现困难正在成为问题平台的主要诱因。这背后折射出来的其实是风控技术和资金流向问题。

专业风控是 P2P 网贷平台的核心竞争力，不仅能够彰显网贷平台的综合实力，促进平台良好发展，而且还有易于保障 P2P 网贷平台安全，降低投资者安全顾虑。在“跑路”热潮不断和网贷龙头企业持续投资加码的夹击下，增强自身专业风控已是网贷平台突破束缚及保障平台安全的必要之举。网贷平台的跑路及倒闭大都缺失相应的专业风控体系，此类网贷平台风控体系不完善甚至没有专业的风控体系，以致平台提现困难、资金逾期、坏账等，

最终无路可走。对于一家 P2P 企业来说，是否有能力做好借款客户的风险管控，把违约率控制在一个较低的水平至关重要。尤其是当业务发展到一定规模时，能否快速高效地在线筛选出高质量的借款标的，将成为平台的核心竞争力。

1.1.3 互联网金融借款成本高，坏账居高不下

1. 互联网金融服务于中小企业，风险大、借款成本高

P2P 平台目前较大比例业务是没有任何担保或信用贷款性质，这种平台的风险相对比较高，违约率也比较大。商务部数据显示，我国企业每年因信用缺失导致的直接和间接经济损失高达 6000 亿元。虽然国家级信用信息平台已经在酝酿建立，但具体信息尚不对公众公开。征信成本过高是影响民间借贷可持续发展一重要因素。

虽然许多 P2P 平台都有设立保证金，但是这方面的规定也比较模糊。网络借贷的不规范性导致诚信缺失现象频发，淘金贷、优易贷、安泰卓越、众贷网、城乡贷等早一批上线的网贷公司的倒下严重行业的发展。

互联网金融能降低交易成本，从而降低融资成本，实现“普惠”，这是不少互联网金融圈内人士所宣扬的。然而，目前有统计显示，有些 P2P 借款人成本甚至还超过小贷公司和民间融资的利率。西南财经大学经济与管理研究院院长甘犁在《中国家庭金融调查》报告中指出，全国民间借贷利率为 23.5%，其中城镇民间借贷利率为 18.9%，农村为 25.7%。根据《2014 年中国网络借贷行业年报》披露，2014 年近半数 P2P 平台实际融资成本在 20% 以上，高于线下小贷公司和民间借贷的平均利率。融资者资信不透明使 P2P 网贷融资的担保费、平台费等非息费用较高，大幅推高了 P2P 融资者的实际融资成本。

以下是 3 个典型 P2P 平台的借款成本及构成：

表 1-1: 典型平台的借款成本及构成

平台名称	借款金额/期限	借款利率	服务费/担保费	总成本
宜信	10 万元/24 个月	11%	0.284%服务费/月	年化成本 17%
人人贷	10 万元/24 个月	11%	期初服务费 1500 元, 300 元管理费/月	年化成本 19%
陆金所	10 万元/24 个月	8.61%	1.75%担保费	年化成本 19.2%

1) 宜信

以宜人贷为例,根据不同的借款期限,设置不同的借款利率。12 个月期,年利率为 10%, 18 个月期为 10.5%, 24 个月为 11%, 36 个月为 12%, 以此类推。这只是给投资者的利率,也是借款人的利息。但是,借款人还必须承担平台费。借款成功后,借款人每月还款时需支付借款金额的 0.33%~0.235%的服务费。

我们以借款 10 万为例,借款 24 个月,平台给投资人的利率为 11%。若没有服务费,借款人每月偿还本息 4660.78,累计支付利息 11858.81。加上 0.284%的服务费(284 元),借款人每月实际偿还 4944.78。累计支付成本为 18674.72 元,折合年化成本为 17%。

2) 人人贷

人人贷的收费有两块:1、期初服务费。根据信用等级 AA、A、B、C、D、E、HR 七个等级,服务费率从 0%、1%、1.5%、2%、2.5%、3%、5%。2、每月还款额中,还需要收取借款本金 0.3%的借款管理费。

我们以借款 10 万为例,借款 24 个月,平台给投资人的利率为 11%。若没有其他费用,借款人每月偿还本息 4660.78,累计支付利息 11858.81。若用户信用等级为 B,需要支付期初服务费 1500 元;每月需要支付借款管理费 300 元。

因此,借款人的综合借款成为为 19%。

3) 陆金所

首先，陆金所给投资者和借款人的利率都是一样的，就是同期央行基准借款利率上浮40%，年化借款利率8.61%。但是，平台借款人要承担高额的担保费。根据不同资信情况，借款人的担保费率大致在每月0.5%-1.75%之间波动。

假设借款本金10万元，借款利率年化8.61%，还款期数24个月，还款方式为按月等额本息，每月还款本息金额约为4550.6元。若担保费率为1.75%（1750元），则借款人每月应付总金额为6300.6元。通过等额本息法计算，借款人实际的综合成本高达年化43.34%。

即使按照最低的担保费率计算（0.5%），借款人的时间实际综合成本也高达19.2%。

总结：如果按照8.61%-18%的借款年利率，加上行业平均1.3%~1.5%的个人信用借款担保费率，个人借款实际年化成本超过24%。根据中央财经大学民泰金融研究所日前发布的《中国中小微企业金融服务发展报告（2014）》显示，提取的全国100家小贷公司样本，样本的小贷公司绝大部分借款利率在10%~25%（含）之间。也就是说，P2P平台的借款成本已经超过小贷公司。

2. 互联网金融坏账率居高不下

融360与中国人民大学国际学院金融风险实验室在第二期网贷评级报告中指出，P2P网贷行业整体坏账率在上升，部分平台的坏账率已经上升到20%以上，平均坏账率应当在10%—20%之间。就连被认作‘最安全平台’的陆金所董事长计葵生也曾在公开场合“自曝”该平台的坏账率年化约为5%-6%

部分P2P平台公开发布的坏账率

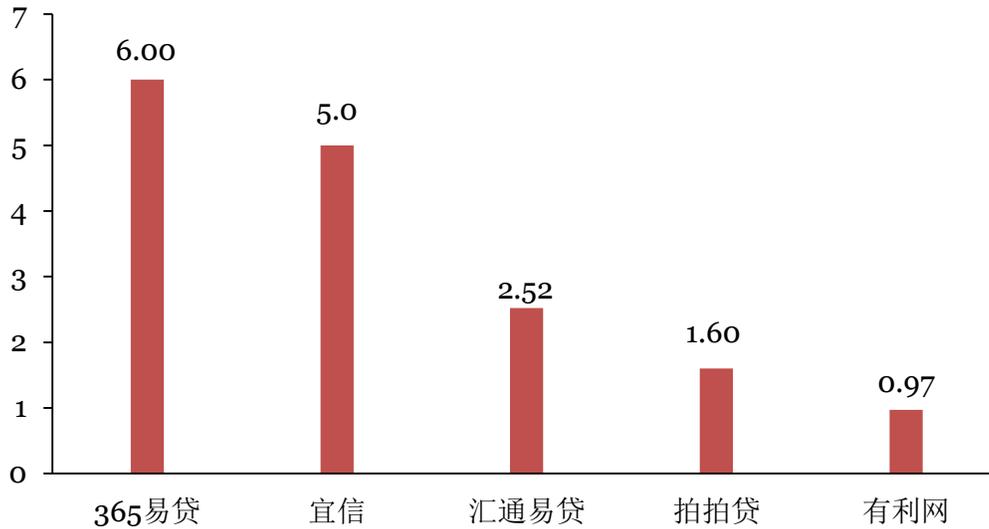


图 1-3: 部分 P2P 平台公开发布的坏账率

坏账率高通常有以下两个原因:

1) 虽然几乎所有的 P2P 平台都采用线下对借款人进行审核, 但因为 P2P 借贷平台服务的对象大多是银行服务所不能覆盖到的群体, 而且借款利率也比银行高出不少, 这些先天性的因素, 无形中增加 P2P 平台的坏账风险。

2) 平台之间的信息共享是 P2P 行业当前面临的重大难题。简单来说, 借款人在不同平台同时借款, 而 P2P 平台之间没有信息共享, 这就从很大程度上增加了坏账的风险。

1.1.4 中小企业风险大, 当前互联网金融风控模式亟需改善

1. 照搬银行风控/小贷风控

中小企业本身风险大, 中小企业与金融中介机构之间信息不对称程度高, 因此银行对于小微企业融资一直非常谨慎, 过去几年不少银行在中小企业风控上也进行了创新和实践,

例如民生银行、泰隆银行、包商银行、台州银行，其中应用比较广泛的信贷技术如泰隆银行“三品、三表、三三制”、包商银行“现金流调查方法”。

但即便如此，根据银监会数据，截至 2014 年末，国内银行业金融机构平均不良贷款率达到 1.64%，商业银行平均不良贷款率达到 1.29%，均高于 2013 年水平，其中中小企业贷款不良率达到 7-8%。因此，即便完全采用银行风控技术，但由于缺乏对借款人还款信息的控制，P2P 坏账比例只能更高。所以说，P2P 平台的风控模式不能照搬银行。

2. 目前 P2P 风控模式无重大突破，对中小企业实际情况缺乏预判和贷后控制

P2P 风控模式在英美都是纯线上模式，贷前、贷中、贷后及相关过程中的一切尽调、审核等都在线上完成，但这种模式得以成功的前提是拥有一套完善的征信体系作为社会基础。但是国内不论是社会信用环境还是民间征信体系的建设都与英美天差地别，因而 P2P 被引入中国之后，为了适应国内市场，便由原始的纯线上模式演变为线上线下相结合的模式。由于线上+线下模式的特殊性，导致国内 P2P 行业难以效仿西方国家以数据分析来建立风险模型，而是开发出了线上融资、线下风控的风控方式。

当前国内的 P2P 行业风险控制主要在贷前及贷后两个阶段上强化。

1) 贷前：信用审核

贷前的信用审核主要依靠线下完成，需要线下的风控人员或信贷员进行实地走访，对借款人的实际生活、经营环境进行调查，清晰掌握其收入、负债等资产情况，以此预测借款人的还款意愿及还款能力。P2P 虽然基于互联网，但就目前来看，贷前尽调上使用的方法与传统的小贷公司无异。这种模式在中国不完善的征信环境中得以发展成熟，尽调数据也具备一定参考价值。但其劣势也显而易见，一是增加了 P2P 平台的人力和财力成本；二是

对借款人的评估和预判往往依赖于风控人员的主观判断，因此从某种意义上来说，该借款项目风险是否把控得当与工作人员的经验多少有一定关系。

近期有一些创新的信审手段，但方法论并未公开、使用效果仍需要后期检验。如拍拍贷除要求借款人提供身份证、户口本、结婚证、学历证明等信息外，还将借款人的网络社区、朋友圈、网络活跃度等指标纳入信审体系，综合评估借款人的信用程度，并以此拟定借款利率。

2) 贷后：担保增信

对于 P2P 平台而言，一方面由于自身技术能力有限；另一方面则受限于严重的信息壁垒，因此在批复放款之后，难以监控借款人的真实经营状况及借款款项的具体流向，导致项目不良率居高不下。为了最大程度地降低风险，99%的 P2P 平台都会强化贷后风险管理手段，亦即在最后阶段引入担保机构进行风险共担。担保机构会承诺对该笔借款项目进行全额本息担保，一旦极端风险事件爆发，将由担保机构对投资人进行本息偿付，随后再进行逾期、坏账项目的追偿及催收等后续工作。

1.2 相关文献综述

本论文主要以家居行业为例研究互联网金融小微企业风控模式如何创新，因此，文献综述主要涉及集群融资、中小企业融资风控技术、信用风险度量与模型等三个方面，依托这些理论并结合实践去指导互联网金融小微企业风控模式的创新。

1.2.1 集群融资特征与模式

早在 19 世纪 90 年代，马歇尔就注意到中小企业集聚引起规模经济问题。此后，一些经济学家，如韦伯、迈克尔·波特等人从区位与聚集的角度对产业集群内中小企业集聚所

形成的聚集优势进行了探讨。古赞歌（2006）认为所谓中小企业集群，是同一产业或相关产业在空间上的集聚，并对区域发展具有推动力的企业群。郭席四（2006）发现多个企业在局部空间上聚集在一起，也会产生规模经济，即空间上的外部规模经济。

1. 中小企业集群特点及融资优势

仇保兴（1999）发现在产业集群中，与地缘、亲缘相联系的人文纽带可以加强客户和供应商之间的信任，从而使得中间产品的交易能够顺利完成，交易的稳定性和非契约性、贷款的赊欠甚至互相拆借资金等现象都很普遍。此外，他认为当地政府应当加强集群融资网络建设，建立政府与银行共担风险的担保制度，以改善对中小企业的金融服务。魏守华，刘光海和邵东涛（2002）中小企业由于地理接近性和产业专业化的特性，在间接融资方面具有不同于一般单个游离中小企业的点即能够增加银企之间信息对称性，减少交易成本，提高银行收益降低信贷风险。并且论证银行与中小企业的在重复的动态博弈中能建立起合作关系，进而可以发展中小企业信用贷款，解决中小企业贷款过程中抵押担保不足的重大难题。张炳申和马建会（2003）认为中小企业集群融资具有独特的优势：1）企业集群所形成的独特产业环境增大了企业的守信用度。2）企业集群所结成的网络使企业逃废债务的可能性。3）企业集群降低了银行的交易成本。4）企业集群降低了金融机构的融资风险。庄永强，王元月和葛燕燕（2004）认为信任机制是产业集群内信用机制形成的根基，并根植于集群的社会网络之中，能大大降低银行的信贷风险；产业集群内声誉机制的有效实现，减少了中小企业的机会主义行为，增强了银行对中小企业信贷的信心，增加中小企业信贷的可获得性。

古赞歌和卜庆军（2006）认为集群融资能有效缓解融资中的信息不对称问题，解决中小企业的融资担保问题，降低金融机构对中小企业融资的交易成本和风险。张淑焕和陈志莲（2006）认为集群企业建立起来的价值链和供应链衍生出信誉链，以中小企业信誉链为基础形成的融资链能有效增加银企之间的信息对称性，减少了中小企业与金融机构之间直接讨价还价的成本，可获得规模效应和乘数效应。楼喻和程璐（2006）以绍兴轻纺产业集群为例，对集群企业与银行的关系型融资互动关系进行了实证分析，得出集群确实能够带来融资环境的优化及银行与群内中小企业长期动态重复博弈机制带来了集群独特的融资效率，改善了群内融资环境。

刘峰（2007）在对中小企业融资研究过程中发现集群融资除了信息优势、成本优势和风险优势外还具有发展优势。当中小企业集群形成以后，企业的同质性必会引发企业间的竞争，企业在竞争过程中也会相互模仿、学习，提升整个集群的竞争力。企业在这一过程中获利，银行因为给予集群企业贷款而获得收益，选择继续放贷，在群内双重乘数效应的作用下，集群内的投资也相应放大，区域经济快速增长，银行获得的收益继续增加，银企双赢。魏剑锋（2008）认为产业集群能有效拓展金融机构信息收集渠道，同时专业化的生产方式有利于金融机构对中小企业经营风险的预测：**1.**可以低成本地辨识企业在产业链中的位置和经营状况；**2.**可以有效地预测企业的预期利润前景。

2. 中小企业集群融资模式

学者们大多把注意力集中到集群融资带来的优势上，认为集群企业解决了信息、成本、风险等问题，信用声誉等机制的共同作用下，集群企业便能顺利获得银行贷款。部分学者认为，集群企业有其独特性，因此有必要探索与之相匹配的融资模式。

庄永强等（2004）认为集群中小企业融资需发展关系型借贷。赵祥（2005）指出随着企业集群规模的扩大和市场交易的扩展，企业集群的融资机制突破了非正式融资安排的局限，向基于正式制度的融资方式转变。洪金镖（2005）提出依托群内行业公会成立中小企业互助担保机构并与商业担保机构联合为群内中小企业担保的模式。古赞歌等（2006）认为需加快发展集群内中小民营金融机构。李渝萍（2007）认为可以建立集群创新发展基金，疏导民间资金，拓宽中小企业集群内直接融资的渠道。高连和（2007）开创式地将集群内源优势与外源优势相结合，提出准外源性融资性质的集群财务公司代理担保制的关系型融资模式，群内财务公司与金融机构相比，具有产融企结合、系统自组织和内部金融市场等竞争优势。彭佳等（2008）提出银行、中小企业以及连结中小企业与银行的金融服务机构三者相互关联、协作的融资模式——“鸟巢模式”。何杨英（2008）提出“产业集群框架融资”，首次提出将集群以一个整体的形式进行融资。王晓杰（2008）认为可以建立一个群内互助担保协会，群内企业可以在担保协会的担保下向银行间接融资，或是以资产债券化的形式向其他企业借款。黄真真（2008）认为群内社区银行的发展有助于群内企业融资。李日新（2009）从关系嵌入角度提出建立以互助担保公司为中心的外源性融资模式。罗正英（2010）认为建立根植于中小企业集群的内生性的合作金融机构能够充分发挥中小企业集群的内生优势。张卫国，冉晖（2010）提出将团体贷款引入集群融资中，并且认为企业集群的网络优势能够成功化解团体贷款的应用困境。

产业集群是近几年区域经济研究热点，但主要还是研究集群发展对群内企业以及区域经济的提升作用，融资问题向来不是产业集群研究的重点内容。关于中小企业集群融资，

国外相关研究匮乏，主要以国内研究为主。企业集群融资比单个企业融资在信息、交易成本等方面具有明显优势，但是要充分利用集群优势则需要相应的融资模式与之呼应。

1.2.2 中小企业融资风控技术

1. 关系型信贷技术

(一) 关系型贷款的理论综述

BerlinandMester 按贷款方式将商业银行贷款划分为以下两种类型：市场交易型贷款和关系型贷款。他们认为市场交易型贷款多为一次性的交易行为，信贷需求不会反复发生，比如抵押贷款、车辆贷款。而关系型贷款则以银行对借款人保持密切监督、银企重新谈判以及双方隐含的长期合约为基础特征，比如承诺贷款和额度贷款。而学者 BergerandUdell 将商业银行贷款按贷款技术的不同分为四种：财务报表型贷款、信用评分型贷款、资产抵押型贷款以及关系型贷款。他们认为前三种通常是市场交易型贷款，银行的信贷决策依据的是在贷款发生时公开获得且相对客观的硬信息，如财务比率、信用得分或抵押比率。而关系型贷款的决策主要依靠的是不易公开获得且难以量化传递的软信息，如企业所有者能力和品质。

(二)关于关系型贷款在解决中小企业融资难的作用研究

我国学者张捷提出因信息不对称所导致的中小企业融资困难，其本质是金融交易中的市场失效。关系型借贷实际上正是银行和企业为克服这种市场失效而共同构建的一种制度安排。国外学者则主要从关系型贷款能降低交易成本的角度来说明这种安排可以缓解中小企业融资难的问题：①关系型贷款使借贷双方注重长期合作关系的维持，企业受到来自关系贷款者长期的约束，更注重自身长远的可持续发展，从而不会贸然向高风险投机项目投

资，银行的借贷风险得到相应减少。②关系型贷款可以实现银行贷款的跨期平滑，即银行可以将短期内不盈利的出资行为在长期内实现盈利。从国内外学者的研究可以看出：关系型贷款对解决中小企业融资难有着巨大的作用。

2. 交易型信贷技术

（一）信用评级的小企业信贷技术

20 世纪 60 年代左右，信用评级最早用于消费类信贷审批过程中，直到 20 世纪 80 年代，信用评级才逐步推广至中小企业信贷决策领域，诸如美国富国银行、爱尔兰银行等一些大银行较早将信用评级信贷技术应用于中小企业信贷审批决策中。小企业信用评级信贷技术强调通过各种信用评分区分信贷申请企业，并进一步进行贷后管理，其实质思想是将小企业信贷作为零售业务，以资产池的形式进行管理，不再过多强调单笔小企业信贷的风险-收益，而是从整个资产池的角度确定信贷决策和策略，这就改变了以往将小企业信贷作为公司金融的做法。从这种角度看，基于信用评分的信贷技术更适合于具有大量小企业信贷的银行。

就信用评级模型构建的技术而言，可以将信用评级模型分为统计型信用评级、经验型信用评级以及混合型信用评级。统计型信用评级模型主要是基于 logit、probit、神经网络等统计技术估计模型参数，构建信用评级模型，这种方法的好处在于比较客观，但是对于数据数量和质量有较大要求。经验型信用评级模型主要依据实际工作中的经验，选择主要参数，并对不同参数赋予权重和系数。这种方法建模较简便，但是主观性较强，而且多在数据不足的情况下使用。混合型信用评级主要是基于现有部分数据，并依据实际经验构建小企业信用评级模型。从建立小企业信用评级模型所使用的数据来源看，信用评级可以

分为通用化评分模型和定制化评分模型，建立评分模型的数据来源主要包括征信局数据、行业共享数据、金融机构自有数据等。通用化模型主要是利用征信局数据或者行业共享数据等公共信息建立的评分系统，它的开发与使用不针对单一的信用产品，因而能够全面预测借款者未来的信用表现。定制化模型是以征信局数据和金融机构内部数据等信息为基础建立的模型，根据机构自身需要量身定做，反映贷款机构自有客户群独特的行为模式。

信用评分具有较大的作用，但是也要充分认识到其存在的不足和局限：第一，一些评分模型并不透明，决策时也难以做出清晰合理的解释；第二，部分小企业信用评分模型能够很好地利用定量信息，但不能对定性信息进行处理，比如管理质量、技术水平和市场地位等都不便于进行定量分析，而只能通过专家判断；第三，信用评分的哲学方法是经验主义，通过考察过去与现在的关系，推导现在与未来的关系，这种方法本身可能存在一定问题；第四，信用评分只是评审的工具，它并不能预测贷款的损失，也不能提高信贷申请通过率，更不能单独作为接受或者拒绝信贷申请的唯一标准，归根到底它只是信贷评审的工具，如何有效、合理地应用还取决于信贷人员自身的素质和水平。

（二）基于信用评分的小企业信贷技术国际实践

20 世纪 90 年代初，美国银行业开始引入小企业信用评分模型，并逐步得到推广。根据美国小企业协会的调查表明，47%的银行不同程度上使用小企业信用评分模型进行信贷管理，有 6%的银行计划未来实施小企业信用评分模型。而对于没有使用小企业信用评分模型的银行来说，中小银行主要理由是信贷规模小以及实施成本问题，而大银行则是由于客户的抵制以及对模型本身的忧虑。而对于实施小企业信用评分的信贷额度方面，小于 25 万美元的信贷申请通常会使用信用评分，而 25 万美元以上的信贷额度则较少使用信用

评分模型。就信用评分模型自身而言，50%以上的银行将小企业主的个人信用评分作为小企业信用评分的重要参数，仅使用小企业经营情况进行评分的银行比较少。调查显示，70%的银行的小企业信用评分模型是从外部购买的，11%的银行需要外部模型作为内部模型的补充，而仅有11%的银行自主开发了小企业信用评分模型。就小企业信用评分模型使用情况而言，小企业信用评分是信贷决策的重要工具和参考，但不是唯一的工具。调查显示，在信贷决策过程中，银行考虑的重要因素主要为企业的现金流、担保以及信用评分。除了用于信贷决策，信用评分还可以用于产品营销以及风险定价，数据显示，信贷管理和风险定价是小企业信用评分的最重要功能。富国银行是美国第五大银行，也是美国应用信用评分成功发展小企业信贷业务的最佳案例。1990年后，该银行开始自主开发小企业信用评分卡，利用信用评分技术来开发小企业信贷模型，在企业信息和业主信息之间建立联系，但是，与消费者贷款模型相比，小企业信用评分需要依靠更丰富的数据资源和针对更精细的客户群来建立模型。1995年该银行直接向年销售额小于200万美元的小企业发放最高额度为10万美元的程序简化的无抵押循环贷款。利用信用评分技术，富国银行完成了数百万笔小企业贷款业务。富国银行已在美国小企业信贷业务中排名第一，十多年的发展中，富国银行小企业贷款业务盈利飞速增长，坏账率也一直低于最初的预想。

1.2.3 信用风险度量与评级模型理论

从金融行业风险控制的实践角度看，信贷资产的信用风险测度和评价，是金融机构风险管理中面临的主要任务。作为实施全球金融监管的协调组织，根据国际清算银行下辖的巴塞尔委员会给出的分类标准，金融机构面临的风险主要可分为信用风险、市场风险和操作风险三大类。其中又以信用风险为主，约占金融机构全部风险的60%。

基于风险测度和信用评价在金融实践中的重要性，国内外学者对该领域进行了大量的研究，从初期估计信贷资产风险损失的 VAR 方法，到中期根据授信对象及规模的不同开发的各类信用评分方法，再到当前较为前沿但尚处于商用化前期研究中的支持向量机 SVM 和 BP 神经网络方法，经历了一系列变化和发展过程。以下将对各种代表性的理论进行简要的评述。

1. 信用风险估计的 VAR 方法

1993 年 7 月 G30 国成员发表了一个关于金融衍生工具的报告，首次提出用/风险价值 (Value at risk System)来评估市场风险。经过国际金融机构的实践，VAR 技术在市场风险的测度和控制上取得了很大的成功。

VAR 按字面解释就是在险价值，指在一定概率水平下，某一金融资产或证券组合价值在未来特定时期内的最大可能损失。用公式表示为：

$$\text{Prob} [V > E (V) - \text{VaR}] > A$$

其中 Prob 表示资产价值损失小于可能损失上限的概率 A(即给定的置信水平)，随机变量 V 表示某一金融资产在一定持有期末价值，E (V)是期望。于是 VaR 表示给定置信水平 A 下的在险价值，即可能的损失上限。

从 VAR 的定义可知，资产期末价值的概率分布或者损失分布是计算 VAR 的关键。在模拟损失分布时，常见的方法主要有三种：

第一，损失分布函数估计法。即从经验出发，假设损失服从某种分布函数。这样只需要计算出损失这一随机变量的期望和标准差即可。信用风险管理领域里，信贷组合损失的期望就是债权组合的预期损失，而标准差则是债权组合的非预期损失。组合的预期损失由

单一债权的预期损失得到，而非预期损失则由单一债权的非预期损失和两两债权的违约相关率计算出；单一债权的预期损失和非预期损失由单一债权的违约概率、违约风险暴露和违约损失率计算出来。

第二，**Monte Carlo** 模拟法。从单一债权的违约概率，违约风险暴露、违约损失率以及两两债权的资产收益相关率出发，大量模拟单一债权的违约事件，计算每次模拟出损失量，模拟出损失分布函数。

第三，**Credit risk+**模拟法。把债权按风险因子不同进行分类，直接从每类单一债权的违约概率，违约风险暴露、违约损失率计算出既定损失的概率，再模拟出损失分布函数。

总体而言，信用评价领域的 **VAR** 方法，主要关注的是信贷资产在某种分布情况下，在某个置信区间内可能遭受的最大损失。其评价风险的依据主要是在险价值(**Value at Risk**)，因此是一种典型的关于可能风险损失的测度方法。

2. **FICO** 个人信用评价方法

与风险测度相关联，风险评级方法在同一时期也经历了一系列的发展过程。信用评价模型在个人风险评价领域的应用方面，美国是最早的实践者。美国既是信用卡的发源地，也是个人信用评估体系最发达的国家之一。其个人信用评分系统，主要由费埃哲公司（**Fair Isaac Company**）推出，**FICO** 评分系统也由此得名。作为个人信用评估的事实标准，**FICO** 评分系统在美国得到了广泛地使用。一般而言，美国人生活中谈到的你的得分，通常指的就是目前的 **FICO** 评分。

FICO 评分主要利用逻辑回归模型（**Logistic Model**），根据可识别的风险因素，通过对违约人群的历史特征进行拟合而得出。典型的的风险因素大类主要有五个方面，包括：客

户的信用偿还历史、信用账户数、使用信用的年限、正在使用的信用类型、新开立的信用账户。这五类因素有不同的权重，每类因素中又会包括若干子项。根据不同历史时期，人群违约特征的不同，各因素的重要性程度会随着模型的拟合而不断更新。一个典型的风险因素权重分布如下所示：

- 信用偿还历史：35%
- 信用账户数：30%
- 使用信用的年限：15%
- 正在使用的信用类型：10%
- 新开立的信用账户：10%

通过对模型拟合得出的评分进行线性校准（Calibration），FICO 会将评分系统得出的信用分数范围控制在 300- 850 分之间。分数越高，说明客户的信用风险越小。但是评分并不成为决定一个客户好坏的最终因素。贷款方通常会将分数作为参考，来进行贷款决策。每个贷款方都会有自己的贷款策略和标准，并且每种产品都会有自己的风险水平，从而决定了可以接受的信用分数水平。一般地说，如果借款人的信用评分达到 680 分以上，贷款方就可以认为借款人的信用卓著，可以毫不迟疑地同意发放贷款。如果借款人的信用评分低于 620 分，贷款方或者要求借款人增加担保，或者干脆寻找各种理由拒绝贷款。如果借款人的信用评分介于 620- 680 分之间，贷款方就要作进一步的调查核实，采用其它的信用分析工具，作个案处理。

FICO 评分主要用于贷款方快速、客观的度量客户的信用风险，缩短授信过程。由于效率极高，因此在美国的应用十分广泛。人们能够根据得分，更快地获得信用贷款，甚至

有些贷款,可以直接通过网络申请,几秒钟就可以获得批准,缩短了交易时间,提高了交易效率,降低了交易成本。信用评分系统的使用,还帮助信贷方做出了不受个人偏见影响的量化决策,保证了评分的客观公正性。

经过多年的实践和不断深入的理论与实证研究, **FICO** 评分系统已经成为了美国个人信用评分事实上的标准,加之美国完善的个人信用法律环境和反馈及时的文化环境,使美国的个人信用制度得以不断地建立和完善。

3. 中小企业信用评价方法

伴随着信贷资产风险测度,以及个人信用评级方法的不断完善,中小企业信用评级方法也处于不断地发展和完善过程中。从总体的发展趋势来看,中小企业信用评级的发展趋势是越来越重视数理统计方法的运用。在指标体系的发掘和统计方法论的完善方面,研究视角发生了一系列的变化。

早期的信用评级过程中,碍于统计技术的发展,以简单的打分法为基础。其中 **Z** 评分模型 (**ZETA**) 被广泛用于企业信用评级。在经过一系列的发展后, **Z** 打分模型引入我国,并有学者对其进行了相应的改进与应用。通过与企业会计准则结合,并建立财务预警模型,改造后的 **Z** 评分模型能够在一定程度上对中国企业进行财务预警和风险评估,但效果并不如在西方国家一样显著。

Z 评分方法之后,鉴于模糊综合评价法 **FCE** 和层次分析方法 **AHP** 在因素分析中的良好效果,国内外学者在信用研究领域广泛采用了此类方法进行企业信用评级。**FCE** 方法方面,国外学者运用模糊综合评价模型,构建了相应的指标体系来研究企业的财政状况对于企业信用的影响;实证结果表明,模糊综合评价法不仅能够科学地反映中小企业的信用状

况和其面临的风险水平，而且能够有效地对于不同企业的信用状况进行区分。**AHP** 方法方面，实证研究发现，获利能力和偿债能力对于企业信用等级的影响比经营绩效和发展能力对其影响更加显著，运用 **AHP** 方法进行信用等级可以很好地区分不同企业的风险水平；中国学者曾成功运用 **AHP** 方法确定了企业各项指标在整个评价体系中各自的权重，并据此确定企业的整体信用等级。

伴随着计算机处理能力的增强，以及数据规模的不断扩张，也开始有学者将前沿的数理方法引入中小企业的信用评级之中。典型的有 **BP** 神经网络方法和 **SVM** 支持向量机方法。**BP** 神经网络法方面，有学者利用因子分析法建立了信用评价的财务指标体系，并在指标体系的基础上构建了单隐层结构的 **BP** 神经网络，实证结果发现各中小企业之间的信用评价存在较大的异质性，**BP** 神经网络在进行中小企业信用评价方面具有一定的可操作性。**SVM** 支持向量机法方面，从理论角度而言该方法在解决小样本、非线性及高维模式识别中存在特定的优势，并能够推广到函数拟合等其他机器学习问题中。有研究发现，该方法基于非结构模型给出的违约距离，在信用评级实践中具有重要的应用价值。

总体而言，自 **Z** 方法起，由于良好的量化性和可视性，信用评分方法在信贷资产的评级中得到了越来越广泛的应用。在 **Z** 方法之后，在信用违约样本缺失的无监督学习环境下，**FCE** 和 **AHP** 方法的应用较为广泛；而有违约样本积累的情况下，逻辑回归模型仍是中小企业信用评分模型的应用主流。在 **BP** 神经网络和 **SVM** 支持向量机方面，虽然两者能较好地解决特征识别中可能出现的线性空间不可分问题，但由于对数据规模和数据质量要求极高，且模型输出难以解释，因此在企业信用评价的应用领域尚不成熟。

4. 基于信用评分模型的我国商业银行客户违约概率研究

出于金融机构在巴塞尔协议 II 合规进程中，IRB 高级计量法对信贷资产信用评级的需要，我国主要商业银行自 2006 年起开始大规模引入各类信贷资产的评级模型，对客户的违约概率进行估算。

借鉴国际通行的 FICO 评分经验，国内商业银行对于以信用卡、贷款、小企业贷款等零售类信贷资产，在风险指标梳理完成之后，主要也是通过逻辑回归模型(Logistic Model)来进行评分模拟。

Logistic 回归模型是一种二分类的多元回归方法，是计算违约概率的传统工具。在回归模型中，用应变变量 y 对已有的客户样本进行 0-1 分类： $y=0$ 表示客户没有违约， $y=1$ 表示客户违约。然后假设根据业务经验和产品特点，选择一组风险指标作为解释变量。用 P ($y_i=1|x_i$) 表示客户违约概率，对 P 做 logit 变换（对 $P/(1-P)$ 取自然对数）后，以解释变量 x_i 建立线性回归方程，通过最大似然估计，来估算各风险指标的重要性程度。

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \sum b_i x_i$$

在通过回归模型获得一系列风险参数 b_i 的估计值后，即可通过该值计算客户的风险评分。与其他建模方法相比，逻辑回归模型主要具有以下优势：第一，目标变量和解释变量之间有线性关系，得到的结果易于解释；第二，模型同时适用于连续性和类别性的自变量；第三，模型的历史较长，技术比较成熟，比较容易实施。

国内金融机构利用该方法，对“个人客户违约概率”进行了研究。从结果来看，模型整体的预测准确率超过 85%，对违约客户的灵敏度为 83%，衡量模型区分能力的 KS 和 ROC 值分别为 0.62 和 0.81，都达到了很好的标准。

总体而言，通过国内商业银行在信用评分模型领域的实践可以看到，基于 Logistic 回归方法构建的申请评分模型预测准确率较高，整体表现较好。当前，各大金融机构正在积极完善和积累内外部数据，创造各种条件构建更加精准化合智能化的高效评级体系，以不断增强自身的风险管理能力。

1.3 论文结构与主要贡献

1.3.1 论文结构

本文在提出问题并进行大量理论研究后，进行了充分的市场调研、样本案例分析。

第二章互联网金融风控模式的发展趋势提出了风控模式与产业、大数据结合的趋势，这是互联网金融风控模式创新的基础。

第三章以家居行业经销商作为研究对象，探索家居经销商风险点及风控规律，建立家居行业的特色风控模式，同时，提出家居行业商户融资的风控体系，包括预授信、尽职调查、授信审批、贷后预警、催收机制等。

第四章在家居行业风控模式中，重点研究贷中审批阶段的两个模型：预授信模型和审批模型，提出家居产业特色的信用评级模型。

第五章通过对家居商户贷的近 5 个月风控实践，积累了一定的数据，案例与经验，并对预授信模型和审批模型进行验证。

第六章结论与展望，对互联网金融风控模式的创新意义和创新点进行了提炼，并提出未来需要进一步研究的方向。

1.3.2 主要贡献

本论文贡献主要有八个方面：

第一，通过对互联网金融趋势分析，指出了互联网金融风控模式发展趋势是与大数据和产业结合。

第二，通过大量真实的经营数据分析将家居经销商经营特征、风险特征展示清晰，这是家居行业信息共享的开端，是对整个家居行业的重大突破。

第三，建立行业级风控模式。针对商户无抵押信用贷款，以商户经营数据和个人信用数据为基础，建立大批量、快审批的家居行业特色风控模式，主要包括：

1. 建立风险控制场景
2. 预授信：借款人信用预判，通过业务信用对借款人进行预授信
3. 信审模式：“交易型+关系型”混合式风控模型
4. 信用评级模型：业务信用+金融信用交叉，两张评分卡矩阵式运用
5. 贷后预警：业务指标预警+贷后监测表

第四，成为家居行业标杆。以家居商场作为中介平台开展互联网金融本身是行业先例，因此，该风控模式必将成为家居行业风控标杆。

第五，提高融资效率，降低融资成本。基于产业的融资客户本身信息对称，通过大数据筛选出优质借款人，效率提高、信用评级高，融资成本能够大幅下降。

第六，信息共享，投融资双方信息对称。家居商场作为中介平台，掌握经销商大量数据，在互联网金融平台上的信息披露可以更加准确和全面，为投资人提供更多信息用于投资判断，保障投资人权益。

第七，对基于产业的互联网金融风控具有借鉴意义。该风控模型适用于商圈、平台、零售等具备集群特征的企业，均可以通过自身掌握的大量数据和线下业务掌控力，对融资客户实现预授信、信用审核、贷后预警、催收等信贷手段。

第八，更好服务商户，服务实体经济。家居经销商属于小微企业，常规金融渠道融资难、融资贵，而家居商场对家居经销商的服务主要集中在租赁服务、品牌服务、营销服务、消费者服务等业务经营方面，通过开展互联网金融并建立家居特色的风控模式，能够更多元的为家居经销商提供效率高、成本低的融资服务，更好的服务实体经济。

二、互联网金融风控模式的发展趋势

2.1 互联网金融风控与产业结合趋势

在互联网金融飞速发展的今天，垂直化纵深化已是新的趋势，其中供应链金融由于其业务可追溯，数据积累真实，风险较低，一下子成为各方的新宠。原有互联网金融的 **P2B** 业务，由于小微企业可用数据少，数据采集及验证难度高，风控手段不多，故信用贷的违约率一直较高，小微企业的信用甄别一直还是悬而未决的难题。而在供应链体系中，小微企业依托于核心企业生存发展，其业务模式注定要与大企业绑定，并且由于供应链业务的要求，还会有不断有新的交易订单产生，这些特点决定了其风险是可以甄别和定量分析的。

P2P 与供应链金融的结合能够突破现有以抵质押和担保为主的风控手段，真正实现基于信用和数据的融资，同时做到风险可控可追踪，而且可以基于行业及核心企业对融资客户进行批量开发，通过对接社会资本进行直接融资，对提高效率和降低成本都有帮助。

P2P 走向垂直细分是大方向，原因在于专业化的分工以及传统金融机构信贷覆盖率不足。**P2P** 平台实行产融结合即是将线上投资人的理财资金投向需要资金周转的实体小微企业，以帮助这些小微企业满足自身业务拓展的需求。这些企业有着良好的实体经营，有发展前景的项目，同时有借款需求以促进自己的高速发展。平台引导投资者的金融资本流向这些有投资价值的企业，推动产业发展，同时带给投资者更高的回报。**P2P** 平台的产融模式开启了更为多元化的融资渠道，体现准确的方向性和目标性，实现了投资人的富余资金与实体小微企业的融资需求的结合。意在扶植对接优势产业资源，积极促进了互联网与各

产业融合创新，同时更有效的调动了社会资源，对于重点产业领域中的中小企业发展意义深远是"互联网+"时代实体产业与金融相结合的标志。

因此，产融结合模式的 P2P 网贷与传统 P2P 点对点的信用借贷模式相比，产融结合的模式，在实现了资金准确流向的同时，也为资金安全加了一道保险，安全保障更实际，而且更有力度。借款端严格控制在有实体经营的企业，这样，企业的财报可以审查、资金用途可以跟踪、企业经营情况可以监控，企业的盈利能力可以考察评估，对于投资者来说，平台这些监管措施大大降低了投资者面临的风险。

2.2 互联网大数据风控趋势

目前被行业所热议的大数据风控是一个可以探索的方向，可以帮助很多平台解决现有 O2O 模式成本过高的难题。大数据风控系统之所以成为可能，是因为每个人在网上留下的数据痕迹，通过大数据的分析和预测技术，就可以智能化判断一个人的信用风险。通过风控模型的梳理和分析，就能得出有关贷款行为的需求、申请什么类型贷款、申请金额、逾期及违约可能性等结论，这构成了对个人用户进行信用风险评估。

大数据风控是一个需要不断完善优化的过程，从来就没有标准的解决方案。据悉，目前，大数据风控最有条件的仍然是阿里、腾讯、京东。阿里推出了面向社会的信用服务体系芝麻信用，除了接入阿里的电商数据和蚂蚁金服的互联网金融数据外，还与外部的公共机构、商业机构达成广泛的合作。腾讯掌握着基于微信的社交信息数据，也即将推出自己的大数据征信。京东则掌握了大量的消费类数据，这一点与阿里的电商数据类似。阿里对淘宝商户进行信用贷款，京东腾讯也都有给自己商户的贷款渠道，基于他们自身强大的数据库资源，能够从中分析出借款人自身的信用额度，大大降低了坏账风险和审核成本。

（一）小贷：

1、阿里系：阿里小贷的创新实践始于 2010 年 6 月，后随着阿里小微金服剥离阿里巴巴并改名“蚂蚁金服”，阿里小贷也脱胎换骨，成为如今的“蚂蚁微贷”。据中申网了解，蚂蚁微贷将重点对象锁定在小微企业，以 100 万元以下的贷款业务为主体。形成了“310”贷款模式，即用户 3 分钟申请、1 秒放款、0 人工干预。蚂蚁微贷多数产品支持以日计息，随借随还，以符合小微企业资金需求短平快的特点。截至 2014 年底，蚂蚁微贷已经累计投放贷款超过 2500 亿元，蚂蚁微贷为超过 100 万的小微企业、网商个人创业者提供了信贷服务。

2、京东系：2014 年 10 月 30 日，在“第十届北京国际金融博览会”上，京东金融推出商家贷款产品“京小贷”，而旗下京保贝、京东白条、京东小金库、网银钱包、众筹平台“凑份子”等五大业务创新产品亦同时亮相。据中申网了解，“京小贷”贷款利率和贷款额度将根据商家经营行为，包括销售额、消费评价、商品丰富度等多项指标确定，单笔商家贷款上限为 200 万，年化贷款利率在 14%~24%之间，支持最长 12 个月的贷款期限。

（二）消费金融

1、阿里系：2015 年 1 月，蚂蚁微贷联合淘宝、天猫共同推出一项名为“花呗”的网购服务，用户在淘宝天猫上购物时可以先“赊账”，实现“这月买、下月还”的网购体验。随着芝麻信用的接入，芝麻分数达到一定级别，就可以领用“花呗”和开通“好期货”。2015 年 4 月中旬上线的“借呗”，3 秒钟完成放贷，用户最高可获得 5 万元的消费贷款，借出的钱直接从支付宝余额转出。从产品出身来看，“花呗”与“借呗”同属蚂蚁金服生态圈内部，这可以进一步完善蚂蚁金服的“存、贷、汇”三大板块。

2、京东系：2014年2月13日，京东金融正式公测互联网消费金融业务“京东白条”，该业务的主要内容是消费者在京东购物便可申请最高1.5万元的个人贷款支付，在购物时可以选择最长30天延期付款，或者3至24个月分期付款两种不同方式。如果选择前者，用户不需要支付任何利息，而后者则按照每期0.5%利率来计算。2014年9月底，第二款“白条”产品“校园白条”正式亮相。京东金融正式进军校园金融。

一个P2P平台想要长足发展，就必须注入真正的互联网基因，在风控手段上进行革新，P2P平台的风控要发挥互联网技术和思维所带来的高效、基于大数据的风险识别和定价能力，进而消化为适合自己平台的一套风控体系，这样才能走得长远。

三、基于产业的家居商经销商风控模式

3.1 家居行业互联网金融业务模式

3.1.1 家居行业特征

1. 家居商场在家居流通渠道中处于主导地位

1) 家居商场掌握行业话语权：家居单一品牌影响力不够、流量不足，必须依靠平台聚合起来集中展示、体验，因此出现了家居商场、建材超市、建材批发市场、网上商城等平台。其中家居商场发展最快，2014年家居商场销售超过6000亿，占整个家居零售行业48%，家居商场在家居流通渠道中处于主导地位。

2) 工厂品牌影响力弱：目前我国家具生产企业约3万多家，其中小规模企业占到80%以上，存在大量手工作坊式家具生产企业，集中度低，生产效率低下，缺乏品牌效应。全国超过10亿销售规模的家具工厂不超过10个，大品牌主要集中在沙发、床垫等能够规模化的品类；90%以上的中高端家具品牌都是走家居商场零售。

3) 家居经销商处于弱势地位：全国家居经销商20万左右，相比于家居工厂，信息渠道狭窄、行业资源缺乏，一线城市经销商多为代理广东、浙江、北京家具，地方级市场多代理四川家具。

4) 消费者更认可渠道品牌：消费者对家居品牌陌生，只能通过知名的家居商场找到高质量、注重环保的产品，在实际价格谈判中消费者也处于弱势。

2. 家居商场是家居信息流、资金流、商品流的集聚地

在消费者购买家居的全过程中，参与方主要是工厂、商户、家居商场、设计师、装修公司、消费者，所有的信息流、产品流、资金流都会经过家居商场，如图所示。

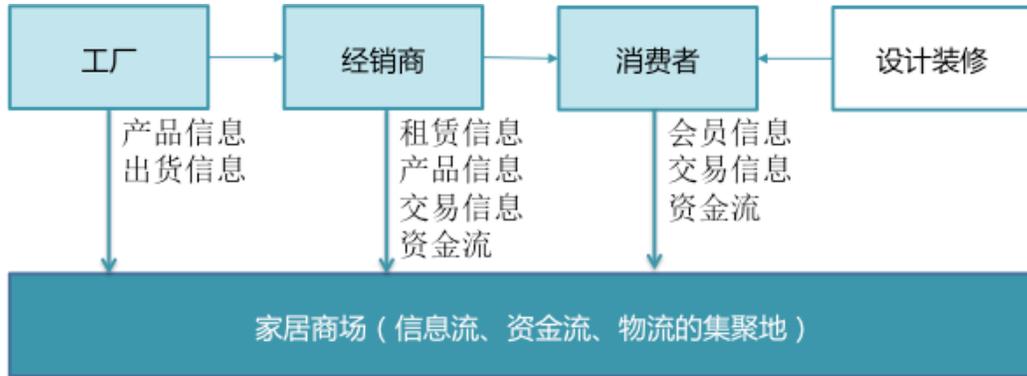


图 3-1：家居流通业务流程图

3. 当前家居商场模式已经转型为“租赁+零售”模式

当前家居商场已经或者正在摆脱简单的物业出租方的角色，例如红星美凯龙，与家居经销商的关系已经转变为“租赁+零售”的双重关系模式，既出租展位，也通过 SAP 系统掌握商品、信息和资金的流转，目前红星美凯龙的数据包括 1.8 个品牌、4.9 万个经销商、每年 100 万个客户等。

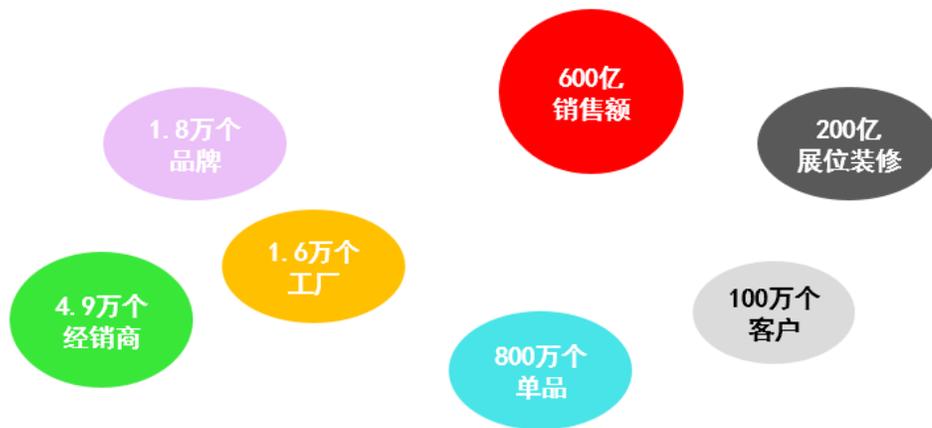


图 3-2：红星美凯龙家居商场系统数据

因此，如第二章所述，在家居行业，掌握了产业链主导权、集聚资源优势、并已经完成信息化、数据化、互联网化的家居商场才真正具备了开展互联网金融业务的前提条件。

3.1.2 家居行业互联网金融模式

首先，家居商场开展互联网金融可以先成立互联网金融平台公司，为借款人与出借人提供金融信息中介服务。家居商场掌握所有经销商经营数据，并通过业务往来的流水、质保金、样品、租赁展位等违约成本形成约束力。

其次，在金融服务开展成熟后，可以成立小贷公司和消费金融公司，通过自有资金+部分杠杆资金为借款人提供融资。

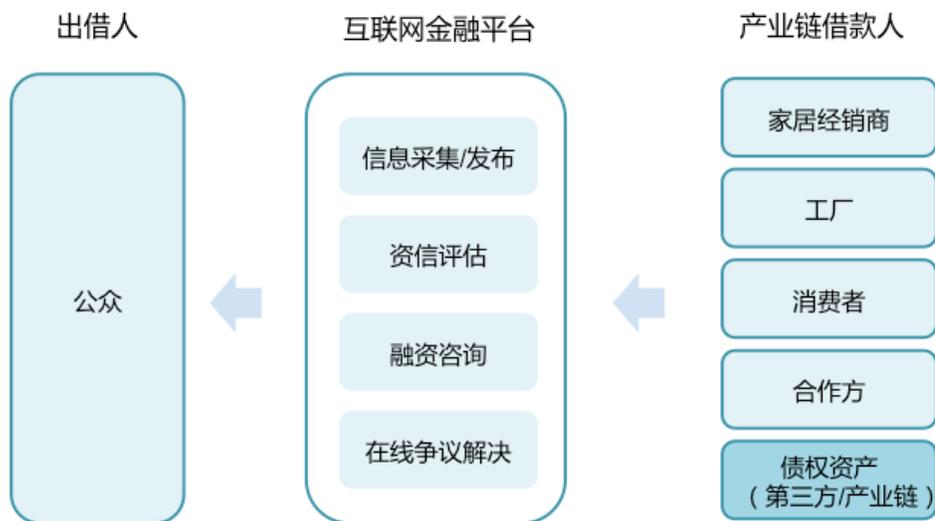


图 3-3：家居行业互联网金融模式

本论文重点对借款人为家居经销商的风控模式进行研究，投资人是普通大众，中间服务平台为家居商场，为家居经销商提供金融服务。

3.2 家居经销商特征及风险点

从行业自身属性来看，商场内经营家居商铺的家居经销商往往拥有一定的共性。通过对红星美凯龙全国商场中的 122 家商场，近 3 万家商户进行的统计分析，我们发现总体而言，商场家居商户总体而言呈现出以下几个方面的特征。

第一，商户身份多属于自然人与企业双重身份，整体而言个体工商户较多，纯企业方式运作的家居商户较少。

表 3-1: 商场商户经营类型分布情况

商户类型	频数	百分比
个人	26485	88.95
公司	3289	11.05

根据数据统计结果来看，作为高端品牌家居商场，红星美凯龙商场商户中，以个人形式运营的商户占比近 89%，只有约 11%的商户是以公司的形式运营。从中可以看出，当前家居市场中的商户仍然以个体经营为主。从资金需求的角度而言，由于大多数商户并未在真正意义按企业方式运营，无法提供真正意义上的财务报表，因此对其进行的授信本质上仍是个人性质贷款。同时，由于商户经营者个人的收入又全部来自于家居商户经营收入，因此授信时必须对其经营情况密切关注。

第二，商户两级分化较为明显。部分商户收入较高，但也存在大量商户收入较低，流水不稳定的情况。

表 3-2: 商户月均实售金额分位数统计结果

商户数	均值	10% 百分点	25% 百分点	50% 百分点	75% 百分点	90% 百分点
29774	123,324	0	628	23,377	100,846	287,388

从上表我们可以发现，通过对 ERP 系统的流水数据分析，从近 3 万家商户的经营流水分位数统计结果来看，所有商户的月均销售额平均值为 12.3 万元，从整个家居行业来看属于较高水平；但另一方面，50%分位点处的中位数水平却仅为 2.3 万元，亦即 50%的家居商户月均销售额在 2.3 万元以下，相比平均水平差距较大。

与此同时，受到经济周期及季节因素的影响，商户的销售情况也并不稳定，通过对全部商户的月均销售额进行分析，我们得到了如下结果：

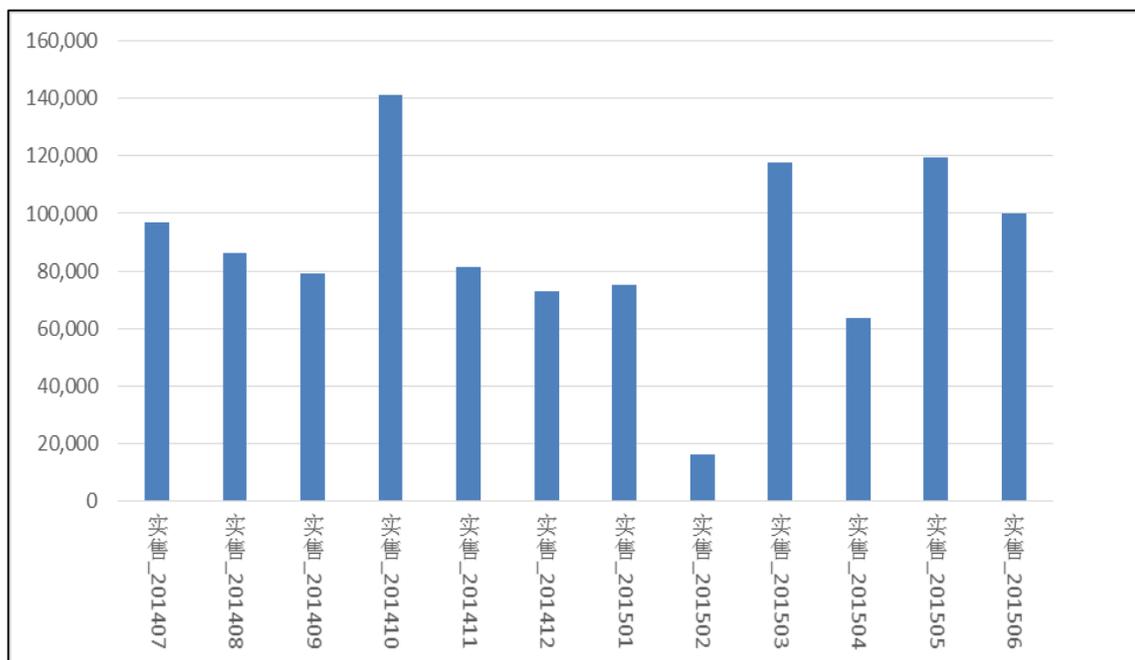


图 3-4：家居商户月均销售数据

从上图可以看到，家居商户的经营情况受季节性因素的影响也非常明显，高收入月份和低收入月份的销售额可以相差 10 倍以上。考虑到月均收入水平和收入稳定性水平两方面因素，我们认为商户由于收入低，现金流紧张等原因，需要资金周转的问题应该普遍存在。

第三，商户所需融资金额普遍不高，多为小额、短期等资金周转类需求，且借款用途通常并不清晰。

自红星的金融授信业务开始蓄客以来，已经累计收到了 210 余家商户提交的申请。整体的贷款申请额度如下图所示：

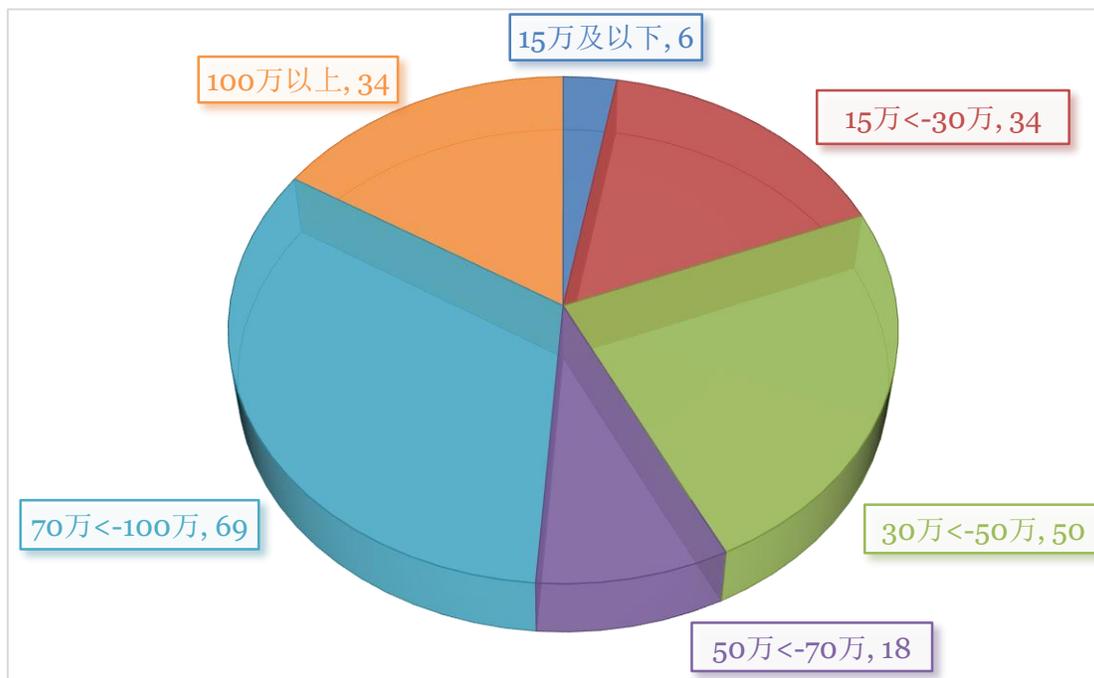


图 3-5：家居商户申请贷款分布情况

从上图可以看到，大部分商户的贷款申请集中在 30-50 万和 70-100 万两个区间内，占比接近 56%。申请 15-30 万之间和 100 万以上的商户也较多，约为 32%左右；申请金额在 15 万以下及 50-70 万的客户相对较少，约为全部案例的 12%。

由此可见，家居商户的借款需求普遍高于个人贷款，普遍集中在 100 万内。小额、分散的特征较为明显，在合适的条件下可以通过依赖概率分布的自动化审批系统帮助信贷人员进行风险特征识别和授信辅助决策。

最后，从借款形式来说。根据对商户的走访调查，我们也发现大多数经营商户普遍缺乏资产抵押物。与固定收入为主的工薪阶层不同，一般而言家居商户都有各种形式的负债，能够用的抵押物也大多已经抵押给，周转上再需要资金则只能走信用借款的渠道。加之其本身贷款数额较小，通常无法从银行获取足够的贷款。

总体而言，规模小、现金缺、额度低、无抵押是有融资需求家居商户的普遍特征。基于上述原因，从资金融通的角度来看，商场为商户提供相应的资金支持，不仅存在很大的市场潜力，同时也能够帮助商户渡过资金难关，有利于家居商场整体的平稳发展。

3.3 基于产业的家居经销商风控模式

3.3.1 家居行业风控模式介绍

建立以家居行业特色的全周期风控模式，包括以下 6 个主要环节：

1) 建立家居行业数据库，内部以商户数据为主，外部数据包括人行征信报告、反欺诈数据、黑名单等；

2) 预授信，以家居商场掌握的经销商数据为基础，通过大数据建立贷前阶段的信用评级模型，并给出预授信额度；

3) 商场尽职调查，商场总经理在日常工作中对每一个经销商的人品信誉、经营情况、经营能力、借款用途等非常了解，因此，商总的评价可以成为风控审核中的重要内容；

4) 信贷审批，建立信用评分卡和规则模型，60%以上由系统自动审批；

5) 贷后预警，以系统数据库中商户的日常经营指标作为主动预警指标，并建立贷后预警系统自动监测；

6) 催收，以商场客户经理和总经理为主，熟悉经销商、容易联系经销商、掌握经销商租赁资源。

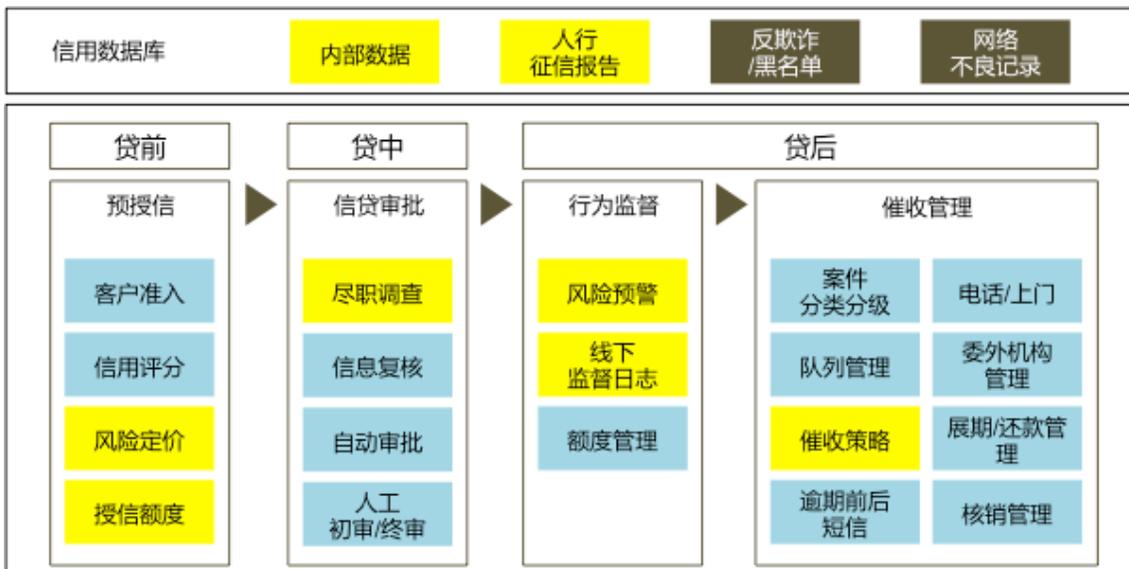


图 3-6：家居行业特色的全周期风控模式

3.3.2 家居行业风控模式 6 大特色

特色一：通过大数据预判借款人信用，挑选出最优质的人群

对于中小企业，银行业正在尝试预授信，例如中国建设银行：“信用贷”的子产品“善融贷”，重点服务于存量优质结算客户，以客户持续有效的结算量、日均金融资产为依据，创新采用“预授信”方式，对潜在信贷客户初步给予客户预授信额度。

以上预授信建立在存量借贷客户上，适合于已经具备借款客户的金融机构。然而对于大量互联网金融平台，借款人都是新客，主要来源于小贷公司或者直接市场开发，在对借款人基本不了解的情况下无法实现预授信，所有的进件都会进入到贷中审核环节，因此贷中审核压力巨大。对于这个问题，很多互联网金融公司的做法是在正式审批前增加大量筛选岗位或者录入岗位进行处理，如宜信、你我贷等，但造成人员规模庞大。

因此，通过大数据并建立预授信模型找到优质客户才是未来发展趋势。家居商场在与家居经销商日常业务交易过程中，积累了天然的业务信用数据，可以通过这些数据提前判

断经销商的信用等级（高风险、中风险、低风险三类），风险越低会获得更低的借款利率；另外，可以通过流水、租金、毛利率、信用等级等指标为每一个经销商确定一个比较准确的预授信额度，详细叙述参见第四章。

特色二：风控场景确定，借款用途明确可追踪

一直以来，从客户调查、信贷授权审批到放贷后的管理，银行业走的是一条专业化道路：凭银行对客户了解，依赖信贷专业经验和人才。随着中小微企业融资客户群体不断扩大，信贷服务的难度在增加，信息不对称，线下调查成本高，准确性还不高，导致小微企业风险难把握。

相比于银行，家居商场具备更明确的业务场景和保障措施，能够准确把握客户的情况和需求，加大客户违约风险，防范风险。具体的业务场景如下：

1) 业务场所固定：借款商户都在家居商场内租赁固定的展位。

2) 日常业务往来：定期缴纳租金、水电煤、物业费等，与工厂一起参与商场的联合营销或活动营销，因此，商场会对每一个经销商的信用非常了解。

3) 交易流水和保证金：一般情况下，商场返还给经销商的账期是 7 个工作日，因此商场会掌握每个经销商和每个品牌的经营情况；每个经销商每年必须向商场缴纳 2-10 万元不等的质量保证金，用于保障消费者购物出现的质量投诉等问题。

4) 展位内展示的货品：对于非定制家具/成品家具，货品可以折扣处理，可以作为第二还款来源，货品出门必须要开具出门证明。

5) 借款用途明确：家居经销商借款场景明确，主要是以下 4 种：

表 3-3: 家居经销商借款场景

借款用途	风险掌控力	风险评价
支付租金	借款用于缴纳租金，租赁合同、资金监督、受托支付都比较容易掌控	风险小
展位装修	借款用途用于老展位重新装修，由于展位本身在已经开业的商场内，受到楼层管理人员的日常监督，资金用途容易辨认、装修进度可以监控	风险小
新开展位	借款用途用于新开展位的装修与铺货，通常发生在已经开业的商场或正在筹备开业的新商场，资金用途容易辨认、装修进度可以监控，风险小	风险小
经营周转	借款用途用于进货、日常经营，通常发生在工厂打折出货、活动出货等情况，需要工厂配合，风险中等	风险中等

特色三：“交易型+关系型”混合风控方式

如文献综述中所述，理论和实践表明“交易型融资”模式是一种较好地解决微型企业“融资难、融资贵”的有效模式，但“交易型融资”模式的构建必须有以下前提：**(1)**具有计量准确的信用风险评分模型，而模型的构建一般需要数据的积累，特别是“坏”样本客户，这需要时间，最好是经过一个经济发展周期；**(2)**科技信息平台的建设，具有完善的数据库系统和数据集市；**(3)**信贷工厂建设，具有“标准化、流程化、专业化、集约化”的经营平台；**(4)**服务渠道科技化，具备远程视频技术可以实现远程核身、面签及线上化服务；**(5)**征信环境改进，外部数据来源可靠。只有具备这些条件，银行才能将“软”信息处理成“硬”信息，并转换成“概率风险控制”机制。在相关技术准备建设过程中，可以实行一种“关系型+交易型”的混合过渡模式，而这种模式的基础也与我国小微企业集群式的分布生态相适应。

目前，互联网金融平台缺乏业务场景，没有经验、没有“坏”数据积累，风控方式停留在“关系型”方式，需要人工专项尽职调查，无法实现“交易型”，原因在于融资人群随机分布、融资特征不稳定。

家居商场的互联网金融风控模式，具备特定的业务场景，拥有大量业务交易数据，这些数据可以成为建立信用评分模型的基础，也是判断还款能力的依据，属于“交易型”；同时，商场总经理熟知借款人的信誉、品行、财力情况，可以在贷款审核前期判断人品信用，属于“关系型”。对于无抵押信用贷款，通常考量借款人两个条件是否具备，第一是人品信誉，第二是还款能力，因此从分工角度考虑，商场总经理与信用评分模型恰好扮演了最适合自身能力的“关系型”与“交易型”角色。

综上，我们认为目前这个阶段，家居商圈最适合运用“交易型+关系型”的风控方式，这也是对集群融资理论的最好实证。

特色四：基于家居商场内部数据的预授信评分卡与基于央行征信报告的审批准评分卡通过矩阵交叉方式运用

依托央行征信报告设计信用评分卡，是银行风控的普遍做法，一些 P2P 公司如宜信也已经在做相应信用评级模型。美国 FICO 评分模型是国内银行和金融机构借鉴最多，也是运用最广的，家居商圈互联网金融在信贷审批中也会使用类似的审批准评分卡，但最大的区别在于：除了审批准评分卡（5 级），还会和预授信评分卡（3 级）结合使用，形成一个 3*5 矩阵，最终获得一个具备业务信用和金融信用双重特征的信用评级，共 5 级，包括 AAA、AA、A、B、C。

特色五：贷后检查实现“系统化+场景化”

贷后台账对接 SAP 系统、全国法院被执行查询网、安融系统等第三方征信系统，实现贷后台账和贷后检查系统化，系统每月调用借款人借款金额、期限、借款用途等借款情况和商户展位数量、面积、租金缴纳、租赁合同起诉时间、客户投诉等经营信息生成《贷后情况跟踪表》，对租金延期缴纳、撤场、诉讼、新增民间借贷、统一收银缺口等重大风险进行提示。1) 如系统跟踪表提示上述重大风险，系统将跟踪表推送家居商场总经理，由贷后负责人根据风险情形启动、商场总经理执行对应的风控预案；2) 如系统没有提示上述重大风险，系统将推送跟踪表给家居商场客户经理，由客户经理对结算账户变更、资金使用与借款用途不符、货品销售额环比、有无提出撤场要求、家庭不和睦/有异常情况、借款人从事高危行业、借款人有高风险投资行为、影响借款人还款的其他风险等情况进行商场贷后跟踪并提交系统，如有变动或异常情况，系统提示重大风险，由贷后负责人根据风险推动、商场总经理执行对应的风控预案；3) 如出现风控预案以外的风险，风控负责人召集风控会议进行讨论并形成风控预案，贷后负责人协助商场总经理执行风控方案。

风控预案执行之后，预案执行到位或者风控会议确定风险排除，继续日常贷后检查工作；风险无法排除但没有触碰相关合同违约条款，贷后管理部及商场加强对借款人的跟踪频率，对异常指标进行重点检查或采取其他密切关注手段；风险无法排除且触碰相关合同违约条款，贷后负责人和商场总经理推动提前还款，借款人配合提前还款，贷后检查流程结束；借款人不配合提前还款，商场总经理与贷后负责人沟通，贷后负责人启动违约后风控手段：1) 统一收银扣款 2) 延长统一收银账期，始终保持大于借款金额的收银 3) 派专人到店铺监督统一收银 4) 限制商铺经营或者调整展位 5) 对借款人在家居商场内其所

有的货物等予以留置、折价变卖处置等措施。重大风险及其可以采取的风控预案总结如下：

表 3-4 重大风险及风控预案

风险等级	重大风险	违约后手段
1	租金 延期缴纳	(1) 统一收银扣款； (2) 派专人到店铺监督统一收银； (3) 限制商铺经营或者调整展位； (4) 对借款人在红星美凯龙或其关联公司经营管理的商场内其所有的货物等予以留置、折价变卖处置等措施；
	提出撤场	(1) 统一收银扣款； (2) 对借款人在红星美凯龙或其关联公司经营管理的商场内其所有的货物等予以留置、折价变卖处置等措施；
2	诉讼	(1) 统一收银扣款； (2) 派专人到店铺监督统一收银； (3) 对借款人在红星美凯龙或其关联公司经营管理的商场内其所有的货物等予以留置、折价变卖处置等措施；
	统一收银缺口	(1) 统一收银延长账期，始终保持大于借款金额的收银； (2) 统一收银扣款；
	新增民间借贷	(1) 统一收银延长账期，始终保持大于借款金额的收银； (2) 统一收银扣款； (3) 派专人到店铺监督统一收银；

从表格中看出违约后风控手段中对统一收银的把控是最重要的手段，由此可见，统一收银作为风控抓手的重要性。签署合同阶段，相关合同条款约定在借款期间的统一收银要求，借款人保证每月的统一收银大于等于借款金额；贷后检查阶段，统一收银是否有缺口作为重大风险提示的一个指标，如有统一收银缺口则启动相应的风控预案；违约后催收阶

段，家金所系统将会对接商场的 OMS 系统，如借款人出现逾期还款或者其他违行为时，由商场扣除或者冻结借款人的统一收银。对借款人在借款期间的统一收银要求以及监控是做好贷后工作的关键，紧抓好统一收银这个把手，在整个风控手段中是至关重要以及需好好加以运用的。

特色六：贷后催收充分利用商场资源，建立以线下商场为核心的催收平台

1) 正常催收：还款日前 5 天系统向借款人、商场客户经理推送催收短信，客户经理接收催收短信后督促和关注借款人充值情况。客户经理和商场总经理可在系统查询到其负责贷后跟进的借款人基本借款情况、充值还款情况，以及根据每月的情况跟踪表，商场可掌握最全面、最及时的借款人信息，客户经理和商场总经理能够利用商场资源有效联系到借款人，极大地提高催收工作的效率。

2) 逾期催收：如借款人在还款日当天 18:00 未充值进入红星美凯龙家金所平台账户为逾期，系统向借款人和客户经理推送逾期短信，客户经理接收逾期催收短信后与借款人沟通，了解逾期原因并提醒借款人还款。借款人未能按期还款的同时，贷后经理账户平台显示该借款人逾期信息，贷后经理与借款人、客户经理沟通逾期违约责任并进行催款。借款人有意愿还款则按照逾期还款规定还款；客户经理与借款人沟通后无还款意愿，向商场总经理以及贷后管理人汇报借款人还款意愿等情况。贷后负责人根据实际情况启动相应的违约后风控手段（同贷后检查中风控手段），商场总经理执行。执行违约后风控手段后，借款人仍不配合还款，贷后负责人启动委外催收流程。总而言之，整个贷后催收过程，贷后管理部与家居商场信息通畅，互相调用优势资源，互相配合完成贷后催收工作。

综上，家居商场的风险风控措施与产业紧密结合，形成了独具特色有行程有效的全周期风控模式，主要体现在五个方面：1) 通过大数据预判借款人信用 2) 风控场景确定，借款用途明确可追踪 3) “交易型+关系型”混合风控方式 4) 预授信评分卡与审批评分卡矩阵交叉方式运用 5) 贷后检查实现“系统化+场景化” 6) 贷后催收充分利用商场资源，建立以线下商场为核心的催收平台，所有这些风控措施可以通过原有的业务平台一并完成。

四、家居商户信用评级与授信策略

经过最近 10 年的发展，中国以银行业为代表的传统金融行业，在个人及小微企业的信贷领域，对信用评级模型的开发与运用已经较为成熟。

常见的做法是，首先基于卡方检验 (Chi-square Test) 的决策树 (Decision Tree) 方法，解决后续模型回归过程中可能遭遇的“线性不可分”问题。亦即，假设存在有抵押和无抵押两种贷款产品，实际情况中有抵押产品期限越长违约概率越低，无抵押产品期限越长违约概率越高。这种情况下，通过计算机拟合回归模型的方法，将无法区分“期限”这个变量，越长风险越高还是越短风险越高。要解决该问题，需要人为手工通过决策树方法，将产品分成“有抵押”和“无抵押”两组，分别拟合回归模型，就可避免这一问题的发生。

其次，在通过决策树方法解决了后续回归过程中可能遭遇的线性不可分问题后，即可参照通行的 FICO 评分方法，运用逻辑回归分析 (Logistic Model) 构建信用评分卡。在完成多张评分卡的构建后，平行部署覆盖每一条产品线。由此，使得每一个借款客户都会得到一个信用评分，从而帮助金融机构实现差异化的授信策略。典型的流程如下图所示：

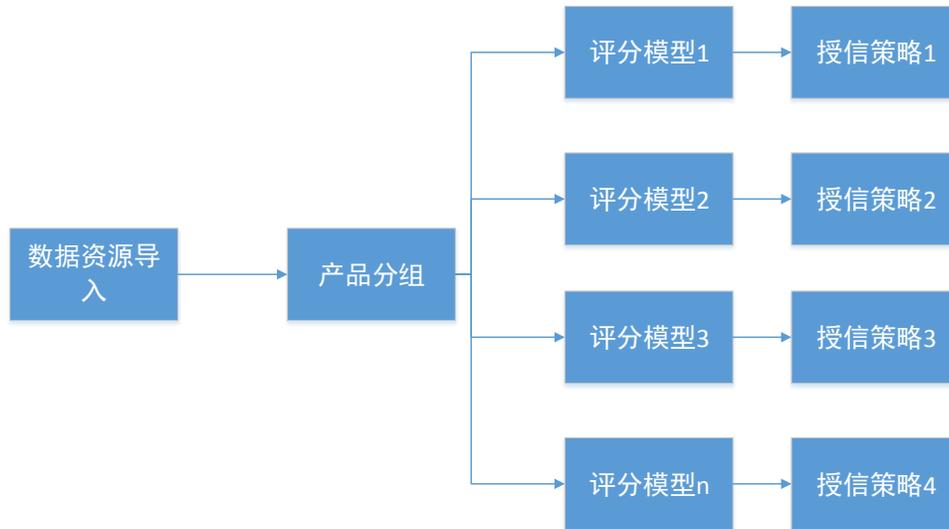


图 4-1 传统自动化贷款审批系统部署体系

然而，对于试图以 O2O 模式结合线下与线上资源，进军互联网金融领域的家居商场而言，如果也想参照传统金融机构同样的方法，现阶段构建合适的自动化贷款审批技术，会遇到以下 3 方面的困难。

第一，未建立衡量商户风险的指标体系库。银行在做自动化的贷款审批之前，通常会基于自身的数据资源，准备一个包含数百项指标的风险变量库。当构建信用评分模型时，通过逐步回归（stepwise regression）的方法，让模型挑选哪些变量最为重要，从而保留在最终的信用评分卡中。而对于家居商场而言，由于所有的潜在贷款对象都是家居商品销售业主，其既不能提供相应的财务报表信息，仅凭业主个人的特征信息又不足以完成对其信用风险的评估，因此需要商场以不同于金融业的角度，重新梳理评价商户信用风险的指标体系库。

第二，不能同步查询商户的银行流水及征信信息。银行在收到商户的借款需求之后，可以通过内部接口直接查询贷款对象的银行流水和征信信息，因此只需要借款人提供简单的

借款申请表并告知金融产品的额度上限即可。但对于家居商场而言，现阶段所有的征信信息和银行流水都需要客户自己提供。这种情况下客户准备资料的时间成本很高，若不能让其了解大致的贷款额度和利率范围，客户的借款积极性就会受到严重影响，不利于金融业务市场推广工作的开展。

第三，缺乏已发生历史违约数据的特征样本。传统信用评分卡所基于的逻辑回归模型，本质上是对历史上曾经出现过的违约案例的再现。通过二元回归的统计方法，对各项风险指标在信用评估方面进行重要性程度的识别和计算。但对于业务开展初期的家居商场而言，由于没有任何历史违约数据，也就无法通过回归模型来对可能导致违约风险的风险指标特征进行重要性评估。因此在业务开展初期，需要以一种类似于机器学习中无监督学习（unsupervised learning）的方法，来临时替代通行的有监督学习（supervised learning）的方法，以实现客户的分类。

基于以上现实问题的存在，当家居商场开展类似的授信业务，并要求项目能够实际落地操作的情况下，就必须探索适合自身的独立做法。

从构建基于大数据平台的商户信用自动化评级体系的目标出发，从无到有，完成授信策略框架整体搭建，大致需要经历以下 5 个阶段。

- 第一，对原始数据资源的汇总与预处理。
- 第二，信用风险指标备选变量库的构建。
- 第三，指标大类区分和核心风险指标变量的确定。
- 第四，核心风险指标的重要性程度（权重）计算。
- 第五，信用评分模型搭建与授信策略的输出。

4.1 数据资源采集与整理

4.1.1 数据来源及可用性分析

为商户构建信用评级模型，实现贷款自动化审批的前提是拥有充分的数据资源储备。从家金所当前的发展现状来看，可用的数据资源主要来源于两个部分：一是家居商场的内部经营数据，二是商户实际控制人对应的外部征信、外部经营等数据。

商场内部数据方面，平台主要根据商场的日常经营行为、租金缴纳行为以及合同签订信息等，通过全国联网上线的底层数据库系统采集得到，主要包括：

1) 与商户签约的租赁合同信息。合同信息是商户数据采集的主要来源部分，记录了包括商户名称、经营品牌、合同开始与结束日期、租金付款方式、签约合同面积、平均租金单价等一系列合同要素。可以很好的反应家居商户的基本情况。

2) 商户在 ERP 系统中的日常经营信息。日常经营信息主要包括商户的日常经营流水和日常租金缴纳情况。该批数据由于实时反应了商户的经营行为，因此是数据资源中最有价值的重要组成部分。

3) 商户所在商场的基础特征信息。商场信息部分主要包括商场所在城市等级（一线城市或二线城市）、商场经营性质（自营或委管）以及与商场经营属性（综合店或建材店）等字段，主要用于反应商户经营的外部环境特征。

4) 商场日常搜集的商户被投诉情况信息。由于个性化程度强，单品价值高，家居商户不可避免地会遭遇客户投诉的情况。该部分信息主要采集商户被客户投诉的次数及严重程度，用于评估商户信誉及经营稳定性。

5) 商户经营品牌及与商场合作关系的信息。该部分数据主要反应商户经营的家居品牌是一线品牌还是二、三线品牌，同时还记录了该品牌与商场的合作程度（如是否战略合作伙伴等），以评估商户与商场联系的紧密程度。

商户实际控制人的外部征信、外部经营数据方面，现阶段主要由提出借款申请的商户自行提供，主要包括以下几个方面：

1) 法定代表人银行流水信息。由于各大商场的集中收银情况存在一定差异，除了 ERP 系统中反应的经营流水信息外，还需要与商户法定代表人提供的银行经营流水情况予以相互验证。

2) 法定代表人个人及企业的征信报告。中国人民银行的征信报告采集了个人及企业在过去 5 年时间内，所发生过的贷款申请、贷款逾期及当前负债等信息，是用于反应商户历史信用情况的重要依据。

3) 从上游生产厂商处采购货品的进货证明。为了避免商户利用刷单等情况进行数据造假，还需要采集商户在上游厂商进货的基础数据，以确保商户经营数据与采购数据在逻辑上的一致性。

从当前的数据现状来看，经过近 3 年的发展，商场已经积累了相当规模的商户历史数据信息。尽管在业务开展初期，尚缺乏作为因变量的违约坏样本(Bad Sample)信息，但是从数据可用性上看，作为自变量的一系列商户特征信息及行为信息已经准备得较为充分，具备了建立相应的评级模型对商户进行风险识别的基础。

在利用商场内部的商户经营数据构建基于内部数据的预授信评分卡和基于外部数据的审批评分卡之前，我们首先需要将商户在数据库中的底层数据予以抽出，以判断哪些指标

适用于汇总商户信用风险的指标。

考虑到数据存储效率和数据库体系设计及可扩展性的需要，商用级的企业数据表资源通常会散落在数据库的不同位置。因此，相应数据表资源主要在 IT 部门的协助下并抽取获得。在对家居商场的内部数据资源进行相应梳理后，我们发现可利用的表资源主要如下表所示：

表 4-1 商户信用评级内部数据资源

No	数据表名	变量数	记录数	主键	层次划分
1	销售数据	15	40,209	商户代码	每个商户号对应一条记录
2	商场特性	20	102	商场名称	每个商场一条特征信息
3	合同特性	40	97,772	商户代码、合同号、商场名称	商户→合同→展位，一条记录
4	权责净额	5	938,099	商场名称、合同号	每个合同号每月有一条应缴租金信息
5	投诉情况	9	4,164	商户代码	每一次投诉对应一条记录
6	展位等级	11	43,793	展位代码	每个展位对应一条记录
7	BP 基础信息	19	54,344	商户代码	每个商户号对应一条记录
8	品牌等级	5	108,890	合同号	每个合同号对应一条记录

4.1.2 数据预处理

在对数据做进一步的分析之前，还需要对数据资源进行初步的清洗。原因在于数据经由人员录入、系统部署、字段抽取等过程中，不可避免地会存在少量错误的情形发生。因此，数据库中的底层数据通也并不是完全无瑕疵的，部分商户的记录可能存在输入异常、存储异常等情况。如果不加筛选和清洗，直接放入数据分析系统进行模型分析，结果可能会导

致授信模型产生较为严重的偏差。因此对于原始数据资源的抽取和使用，必须在分析之前，首先通过数据预处理排除无意义的错误数据。

通常会通过缺失率分析，变量分布等方法来发现数据异常。找出问题点后，评估其占比的大小，若占比不高则可以删除异常记录，确保样本数据整体的准确性。

经过对 IT 提取的数据表资源进行系统的分析，在数据清洗过程中，发现了 236 条数据存在数据错位的情况。由于其占比不到 0.3%，在删除异常记录后对样本整体并未构成明显影响。从总体上看，商场数据资源的质量整体较好，完全满足构建信用评级模型的条件。发现的异常数据错位情况，示例如下表所示：

表 4-2 合同表中的观测错位情况示例

合同编号	付款方式	展位代码	展位分类
261250000033	90	A8115 标准展位	A0180070
261250000098	90	B8052 标准展位	A0280770
261250000244	A8167	综合馆 F1 楼 A8165	A8166
261250000161	90	B8076 标准展位	A0280590
261250000282	E8023	E8021	E8022
261250000217	A0480280	D8095	D8096 标准展位
261250000299	A0380550	C8005	C8006 标准展位
261250000071	90	A8050 标准展位	A0180570

4.1.3 数据表整合

最后，在完成数据的采集、预处理及初步的数据评估工作后，就需要将来自不同表的数据资源整合在一起，以便后期进行二次开发，整理出更加有解释能力的变量，为信用评分模型的构建服务。

将上述表资源以“合同表”为中心，互相链接后，即可将商户每一个合同对应的的商场信息、销售信息、租金信息、投诉情况等数据存储在同行中。由此合并得到一个独立的分析用主数据集。据此，即形成了专门的为评分模型构建服务的特征数据集。

4.2 信用风险指标备选变量库构建

对于商户信用等级评定而言，风险指标备选变量库的构建是首要任务。而在完成商场内部数据和客户外部数据的采集工作以后，所有可得原始数据资源的底层字段就已准备就绪。在原始数据资源整理完之后，就可以着手风险指标库的体系构建。通常而言，指标库中信用风险备选变量越丰富，对商户的信用图谱刻画就越全面准确。

4.2.1 搭建信用风险指标备选变量库的原因

之所以在构建评级模型之前要搭建信用风险指标备选变量库，主要有两方面原因：

第一，信用评分模型的本质是对一组风险指标匹配重要性程度，然后以该组指标取值的根据对应的重要性程度计算加权得分，以此来衡量客户信用风险的高低。由于通常进入最终评分模型的指标通常不会超过 15 项，因此对这一组指标需要进行精细的挑选。备用的风险变量库越大，能够覆盖的风险角度就越全面，挑选风险指标的余地也会更大。

第二，从未来可扩展性的角度来看，当评分模型由初期的专家调研型评分模型，向数据驱动型的评分模型过渡的过程中，挑选风险指标的主体也会由人工选择向机器选择过渡。在常见的逐步回归过程中，模型会根据统计显著性，通过反复迭代的过程，从所有的备选变量中选出特征识别能力最靠前的一组变量。为确保未来评分模型由人工驱动向数据驱动的可扩展性，在初次构建模型时，考虑汇总的变量越多，未来在数据驱动型过程中，模型迭代选择的空间也会越大，系统的可扩展性也越好。

基于上述两方面原因，通过对底层数据衍生出的风险变量整理，需要全面梳理出用于预授信模型和信用审批模型两方面的风险指标备选变量。

4.2.2 信用风险指标备选变量的生成

尽管商场内部运营和商户自行提供的外部征信、经营信息能够给平台提供出丰富的数据信息，但是从实践经验上来看，原始数据资源中的简单变量，通常并不能直接用来反映商户的信用风险。原因在于，单一原始变量反映的信息通常都过于琐碎和零散。原始数据本身通常并不能直接用于商户的信用风险刻画，而需要对其进行相应的整理汇总，创建并形成多维度的信用风险指标备选变量。

一个简单的例子是商户的交易明显信息，原始数据资源中可能有一个字段储存了商户每一笔交易的发生时间和发生金额。然而，成千上万的单笔交易记录，只反映了商户在各个时点上的交易行为，却并不能直接用来描绘商户在一段时期内的经营业绩。这种情况下，就需要对逐笔的商户逐笔的交易记录进行汇总，根据业务需求，生成1周、1个月、1个季度、半年甚至一年的商户成交金额。基于这些衍生的数据信息，我们才能从短、中、长期各个角度，来考察商户的经营业绩是否稳定，发展趋势是否良好。

那么，如何决定到底需要生成何种容量和结构的风险指标备选变量呢。一般而言，风险指标备选变量的生成数量，主要取决于原始数据资源提供的信息。

实践中一个简单的原则是，在创建信用风险指标备选变量的阶段，通常需要使用“穷举”的方法。首先在数据预处理阶段，梳理出所有可获得的原始数据资源；其次，对原始数据资源中的每一个原始变量都进行逐一考察，通过单一原始变量或者变量与变量之间的组合，将所有“可能有用”并“可以生成”的风险指标变量，全部计算并保留下来。

以征信查询次数为例，征信报告的原始数据中，可能只有每一次征信查询的类型和日期，这就是原始数据变量，如下图所示：

查询记录			
编号	查询日期	查询者	查询原因
1	2012.01.11	*****	信用卡审批
2	2011.12.28	*****	贷款审批
3	2011.12.23	*****	贷款审批
4	2011.12.23	*****	贷款审批
5	2011.05.18	*****	贷后管理
6	2011.05.03	*****	贷款审批
7	2011.05.03	*****	贷款审批

图 4-2 人民银行征信查询原始数据

而作为风险指标备选变量，要考察商户是否处于极度“资金饥渴”状态，就需要计算商户在不同时间段内的征信查询次数。于是，利用上述征信查询日期和征信查询类型的原始数据，我们就要生成一系列的风险备选变量：包括 1 个月、2 个月、3 个月、6 个月、12 个月的总征信查询次数；1 个月、2 个月、3 个月、6 个月、12 个月的融资类征信查询次数；1 个月、2 个月、3 个月、6 个月、12 个月的个人征信查询次数等共计 15 项变量。

类似上述流程，需要对所有原始数据中的变量字段进行逐一探讨并衍伸出一系列风险变量，经过逐一筛选后对所有可能对刻画商户信用风险有帮助的变量全部予以保留，这样才能最大程度地榨取原始数据资源所蕴含的全部信息。

基于以上原因，当原始数据资源很丰富时，衍生出来的信用风险备选变量数量可能非常多。实践经验表明，备选变量在 100 个-500 个之间都是较为普遍的现象。而指标库中信用风险备选变量的数据维度越丰富，未来对商户的信用图谱刻画就能够越为全面准确。

4.2.3 信用风险指标备选变量的梳理结果

在本次风险指标备选变量的梳理过程中，用于预授信模型的内部数据方面，我们最终梳理得出的风险指标共有 88 项，包括且不限于以下指标：

- 商户合同面积
- 商户经营月份数
- 商户租金贡献度
- 商户合同收缴率
- 过去 90 天的坪效
- 过去 180 天的售租比

用于正式审批模型的外部数据方面，以征信数据为代表，我们最终梳理得出的风险指标共有 67 项，包括且不限于以下指标：

- 最近 6 个月融资类审批查询次数
- 信用卡当前额度使用率
- 个人未销户信用卡账户数
- 个人房贷余额
- 最近 24 个月逾期次数
- 最近 24 个月最高逾期期数

4.3 指标大类区分和核心风险指标的确定

风险变量预备库建立完成以后，百余项风险指标备选变量就已准备完成。为确定最终入选评级模型的核心指标，还需要进行第二轮的筛选。在模型驱动的评分卡构建框架中，

一种典型的做法是通过逐步回归（stepwise regression）的方法，由计算机模型来挑选备选变量中哪一些具有最强的风险区分能力，从而保留在最终的信用评分模型中。

然而，由于在业务开展初期缺乏历史数据中的违约坏样本(Bad Sample)，因此我们无法用上述有监督学习的模型算法来进行核心风险指标的确定，迫切需要一种近似且有效的方法予以代替。

从既往的实践经验上看，在模型驱动的评分卡构建过程中，对应 300-600 项风险备选变量的情况下，在将变量共线性（入选变量与变量之间存在较强相关性）考虑在内的情况，有监督学习类机器学习模型最终筛选保留下来的核心风险指标变量大致在 10 项-15 项的范围内。

作为一种替代性方案，要同样确定最终 10-15 项的核心风险指标变量，这一变量筛选过程可以在对风险变量大类进行区分的基础上，通过人工介入选择的方式来完成。具体而言，就是将上一阶段中生成的一系列风险指标备选变量分成数个大类，然后通过问卷的形式，由家居商场经营情况非常精通的业务专家，以及对小额贷款风险管理非常精通的金融专家，共同探讨投票决定。

分类	规则	问卷1	问卷2	问卷3	问卷N
商户特征	品牌等级			√	√	
	合同面积	√			√	
	展位等级		√			
	客户受控程度			√		
	平均租金单价	√	√			
	付款方式	√		√		√
	商户展位数	√	√			
	商户已经营月份数	√	√			√
	商户距合同截止月份数					
	商户类型				√	√

图 4-3 业务专家风险核心指标投票过程示例

这种方案的另一个优点是，在保留信用评分模型相同拟合形式和输出框架的基础上，该方法所基于的模块具有很强的通用性和可扩展性。未来，当业务数据积累超过一定时期（通常为 12 个月）以后，能够迭代为由模型驱动型方法构建的信用评分模型，从而以最低的成本和更高的效率实现策略引擎系统的平稳升级。

在通过专家问卷的方法对核心风险指标备选变量进行筛选后，对于基于内部数据的预授信评分模型和基于外部数据的审批准评分模型，我们分别得到了 4 大类共计 13 项的入选核心风险指标，如下所示：

1. 预售信模型入选核心风险指标：

风险大类	风险指标
外部环境	经营性质
	城市等级
	商场综合排名
商户特征	品牌等级
	合同面积
	展位等级
	商户展位数
营运情况	过去12个月商户客诉总次数
	过去12个月租金拖欠次数
	过去6个月租金贡献度
销售情况	过去90天销售额在所在商场排名
	过去180天的售租比
	过去6个月的交易环比增长率

2. 审批模型入选核心风险指标：

分类	规则
征信历史	最早信用卡、贷款距今月份数
	最近6个月融资审批查询次数
	个人住房贷款余额
	信用卡近6个月平均额度使用率
逾期情况	最近24个月逾期总次数
	最近24个月最高逾期期数
	最近一次逾期距离当前的月份数
申请人信息	年龄
	性别
	教育程度
	婚姻状况
贷款产品	贷款期限
	还款方式

图 4-4 预授信模型和审批模型入选核心风险指标

4.4 核心风险指标的权重计算

在选定最终入选的风险核心指标变量以后，接下来就是通过计算不同指标的重要性程度（权重），来完成信用评分模型的搭建。在本次分析中，考虑到有监督学习的机器方法由于缺少坏样本而无法实现，我们考虑选取 AHP 方法（层次分析法）来实现一种类似于无监督学习的权重估计方法。选取该方法的主要原因如下：第一，该方法基于业务专家的评选和度量，利用成对比较方法估算不同风险指标的重要性程度，能够很好地反应商场在日常经营过程中传递出的商户判断经验；第二，该方法最终将结合量表的方法呈现不同风险指标的权重，输出结果的形式与逻辑回归模型非常接近，具有较强的通用性和可替代性，同时不影响其他模块的运作。因此，本研究拟采用 AHP 层次分析法，来确定每一项入选的核心风险指标的变量权重。

4.4.1 AHP 方法简介

层次分析法(The Analytic Hierarchy Process)简称 AHP，在 20 世纪 70 年代中期由美国运筹学家托马斯·塞蒂(T.L.Saaty)正式提出。它是一种定性和定量相结合的、系统化、层次化的分析方法。信用评分模型中，该方法通常被用于在缺乏回归模型坏样本(Bad sample)的情况下，替代通行的有监督学习模型，结合业务专家的投票意见，获得近似的客户等级划分效果。

典型的层次分析法主要包括以下几个步骤：

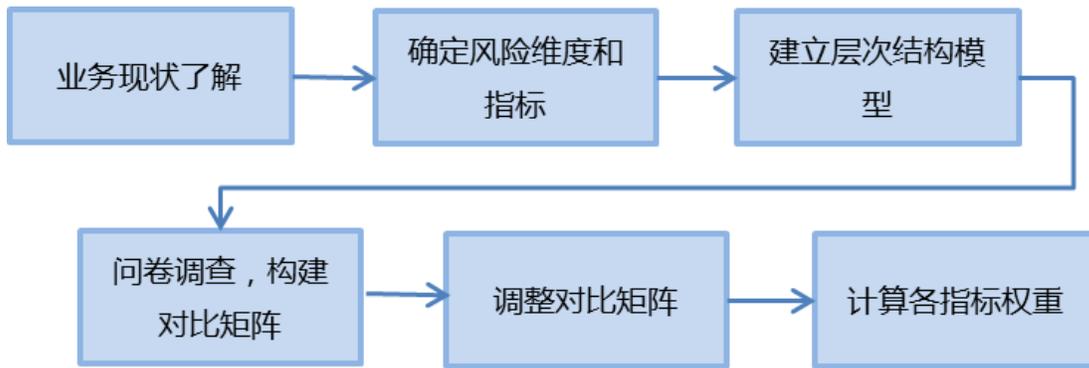


图 4-5 层次分析法 (AHP) 一般流程

在开发 AHP 模型之前，首先需要对商场的业务现状和发展目标有详细深入的了解。尤其是要求商场业务专家和风险管理专家，结合 IT 系统中梳理得出的一系列风险指标，确定最终入选 AHP 模型的核心风险指标变量。而这部分工作，我们已经在上一阶段通过专家投票的方法予以准备就绪。

4.4.2 建立层次结构模型

确定了核心风险指标变量之后，要计算各核心风险指标的权重，需要构建层次结构模型以确定 AHP 方法的分析层次。例如，第一层为评分卡风险维度大类，第二层为各指标大类下的具体风险指标等。其目的在于将对分析目标构成影响的因素拆解成不同层面，以便于

后续的专家问卷比较。

一般而言，在深入分析实际问题的基础上，将有关的风险因素按照不同属性，自上而下地分解成若干层次。同一层的风险因素从属于上一层的风险因素，同时又受到下一层风险因素的影响。最上层为目标层，通常只有 1 个因素，最下层通常为方案或对象层，中间可以有一个或几个层次，通常为准则或指标层。

在本次研究过程中，在完成针对业务现状的深入调研后，我们已经结合业务专家和金融专家的意见，确定了 AHP 方法的层次分析结构。具体而言，对于预授信评分模型和审批评分模型，我们分别确定了第一层次 4 大类，第二层次 13 小类的最终风险指标维度。

预授信评分模型的大类划分如下：

- 外部环境
- 商户基本特征
- 商户运营情况
- 商户销售情况

审批评分模型的大类划分如下：

- 征信历史
- 逾期情况
- 申请人基本特征
- 贷款产品属性

在第一层次风险变量大类和第二层次风险指标之间的层次结构确定后，我们就可以用后续的成对比较方法，来估算每一项风险指标的重要性程度，为后续的建模工作服务。

4.4.3 构建成对比较矩阵

针对已确定指标体系结构的层次结构模型,可以以业务专家和信审专家调研的方式,通过构建风险变量的成对比较问卷,以量表的方式获取不同风险指标相互之间的重要性权重差异,具体方法如下。

从层次结构模型的第 2 层开始,对从属于(或影响)上一层每个因素的同层诸因素,用成对比较法和 1—9 比较尺度构造成对比较阵,直到最下层。

比较第 i 个元素与第 j 个元素相对上一层某个因素的重要性时,使用数量化的相对权重 a_{ij} 来描述。假设共有 n 个元素参与比较,则称为成对比较矩阵。

成对比较矩阵中 a_{ij} 的取值可参考 Satty 的提议,按下述标度进行赋值。 a_{ij} 在 1-9 及其倒数中间取值。

- $a_{ij} = 1$, 元素 i 与元素 j 对上一层次因素的重要性相同
- $a_{ij} = 3$, 元素 i 比元素 j 略重要
- $a_{ij} = 5$, 元素 i 比元素 j 重要
- $a_{ij} = 7$, 元素 i 比元素 j 重要得多
- $a_{ij} = 9$, 元素 i 比元素 j 的极其重要
- $a_{ij} = 2n$, $n=1, 2, 3, 4$, 元素 i 与 j 的重要性介于 $a_{ij} = 2n - 1$ 与 $a_{ij} = 2n + 1$ 间
- $a_{ij} = 1/n$, $n=1, 2, \dots, 9$, 当且仅当 $a_{ji} = n$

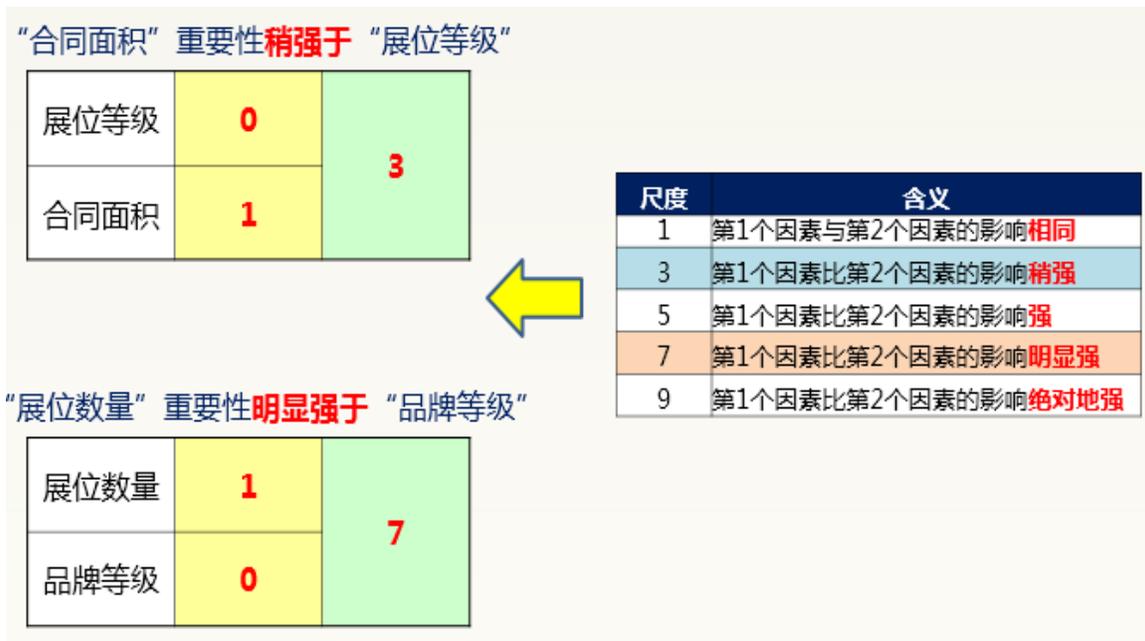


图 4-6 风险变量成对比较过程示例

4.4.4 对比矩阵结果输出

在形成各风险因素之间成对比较矩阵后，需进行层次单排序及一致性检验，以确定最终定性模型的指标大类及指标间的权重结果。

层次单排序就是指根据成对比较矩阵，计算对于上一层某因素而言，本层次与之有联系因素的重要性程度。

在乘对比较矩阵 B 中，若 $B_{ij} \cdot B_{jk} = B_{ik}$ ， $i, j=1, 2, \dots, n$ ，则 B 为一致阵。

若成对比较矩阵为一致阵，则自然会取对应于最大特征根的归一化特征向量 $(w_1, w_2, w_3, \dots, w_{n-1}, w_n)$ ， $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ 。 w_i 表示下层第 i 个因素对上层某因素影响程度的权值。

若成对比较矩阵不是一致阵，Saaty 等建议用其最大特征根对应的归一化特征向量作为权向量。

对于权值的计算可以归结为，求解矩阵 B 的最大特征根 λ_{\max} 和对应的特征向量，即对

成对比较矩阵 B ，计算满足 $BW = \lambda_{\max}W$ 的特征根和特征向量。式中， λ_{\max} 为 B 的最大特征根； W 为对应 B_{ij} 的归一化特征向量； W 的分量 W_i 即是相应风险因素单排序的权值，这样确定的权向量的方法称为特征根法。

需要注意的是，由于特征值 λ 连续的依赖于 B_{ij} ，则 λ 比 n 大的越多，成对比较矩阵 B 的输出结果越有可能产生的较严重的逻辑不一致性。典型问题如：因素 1 比因素 2 重要，因素 2 比因素 3 重要，因素 3 比因素 1 重要。为避免成对比较矩阵逻辑不一致导致的判断误差，对于 AHP 方法的直接输出结果，我们还需要对对比矩阵进行一致性调整。

衡量矩阵一致性程度通常用到的是一致性指标 CI (Consistency Index)。

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1}$$

其中，最大特征根 λ_{\max} 的计算方法如下：

- 1) 将对比矩阵每一列归一化

$$b_{ij} = \frac{B_{ij}}{\sum_{k=1}^n B_{kj}}$$

- 2) 对按列归一化的成对比较矩阵，再按行求和

$$w_i = \sum_{k=1}^n b_{kj}$$

- 3) 将向量归一化

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{j=1}^n w_j}$$

- 4) 计算最大特征根

$$\lambda_{\max} = \sum_{i=1}^n \frac{(B\bar{w})_i}{nw_i}$$

5) 计算一致性比例 CR

在得到矩阵的最大特征根 λ_{\max} 以后，即可以求得一致性指标 CI 的值。显然当成对比较矩阵具有完全一致性时， $CI=0$ 。 $\lambda_{\max}-n$ 越大，则 CI 越大，矩阵的一致性也就越差。

为了检验成对比较矩阵是否具有满意的一致性，需要将 CI 与平均一致性指标 RI (Random Index) 进行比较。对于不同维度矩阵，Saaty 给出了 RI 的值，如下表所示：

N	1	2	3	4	5	6	7	8	9
RI	0	0	0.58	0.9	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45

参照表中的 RI 值，以及之前计算得到的 CI 值，可以构造并计算一致性比例 CR， $CR=CI/RI$ 。当 $CR<0.1$ 时，我们认为成对比较矩阵的一致性是可以接受的，否则就需要对成对比较矩阵作一致性调整。

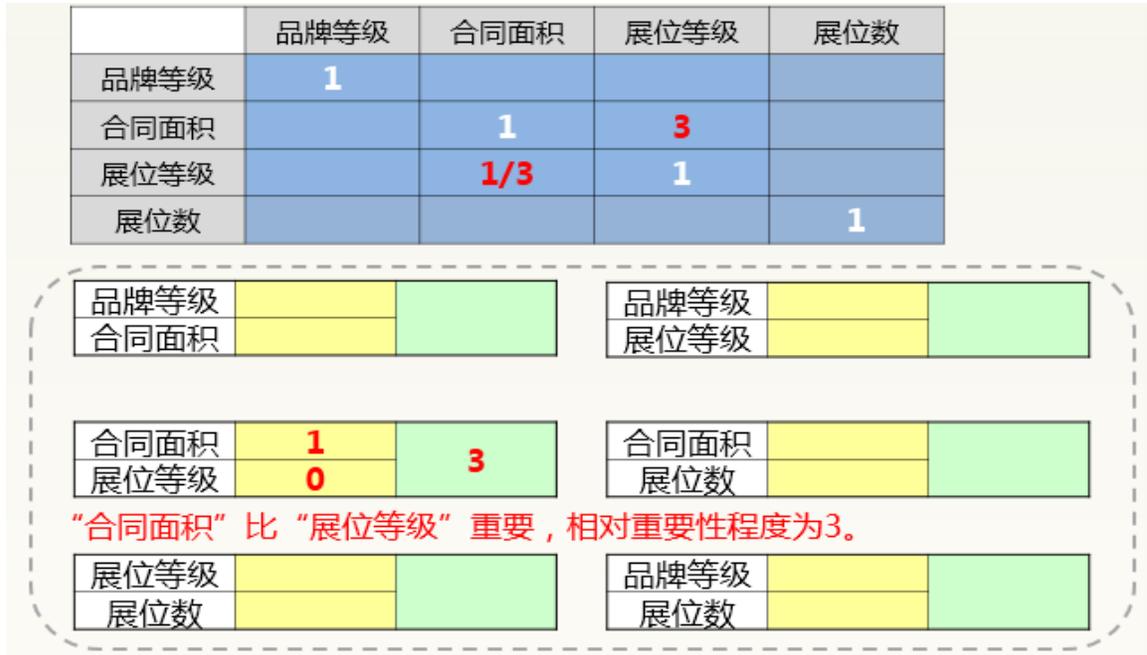


图 4-7 对比矩阵输出示例

4.4.5 对比矩阵一致性调整

对比矩阵是否具有满意的一致性层次分析法的一个重要前提。由于专家在构造对比矩阵的过程中很难保证这一前提的满足，而问卷的往复修改耗时长、效率低，因此在本次评分卡的开发过程中，采用对专家构造的原始对比矩阵进行人工修改和调整的方法，来得到一致性较好的对比矩阵。

当一个矩阵的 CR(Consistency Ratio)参数小于 0.1 时，这个矩阵的一致性被认为是可以接受的。如果矩阵的 CR 参数大于或者等于 0.1，就需利用和积法对原始矩阵进行修改和调整。‘和积法’利用了一致性矩阵的以下性质：对比矩阵为一一致性矩阵的充分必要条件为诱导矩阵 C 的每个元素都为 1。因此，其具体算法如下所示：

- 根据对比矩阵 $A_{(n)}$ 的 CR 参数来决定是否需要对其进行修正；
- 如果 $CR < 0.1$ ，则不需进行修正；如果 $CR \geq 0.1$ ，则需要和积法来进行修正；

- 利用对比矩阵 $A_{(n)}$ 的归一化向量和特征向量求出对应的诱导矩阵 C ;
- 根据一致性矩阵的性质和诱导矩阵 C 来修改对比矩阵 $A_{(n)}$:
- 如果矩阵 C 中的某个元素大于 1, 则认为对比矩阵 $A_{(n)}$ 中的相对应的元素较大, 应该适当的减小对应元素的值:

(1)如果 $a(i, j) > 1$, 则: $a(i, j) = a(i, j) - 1$, $a(j, i) = 1/a(i, j)$

(2)如果 $a(i, j) \leq 1$, 则: $a(j, i) = a(j, i) + 1$, $a(i, j) = 1/a(j, i)$

- 如果矩阵 C 中的某个元素小于 1, 则认为对比矩阵 $A_{(n)}$ 中的相对应的元素较小, 应该适当的增大对应元素的值:

(1)如果 $a(i, j) \geq 1$, 则: $a(i, j) = a(i, j) + 1$, $a(j, i) = 1/a(i, j)$

(2)如果 $a(i, j) < 1$, 则: $a(j, i) = a(j, i) - 1$, $a(i, j) = 1/a(j, i)$

- 通过上述调整得到 $A_{(n+1)}$;
- 检查修改后的对比矩阵 $A_{(n+1)}$ 的 CR 参数, 如通过则结束循环, 得到最终的对比矩阵; 如不能通过, 则重复以上步骤, 直至修改过的对比矩阵的 CR 参数小于 0.1, 从而得到最终的对比矩阵。

最后, 当我们获得了成对比较矩阵的归一化特征向量, 并且对其进行调整, 通过了一致性检验之后, 调整后的矩阵归一化特征向量, 即为各个风险指标所对应的风险权重。

4.5 信用评分模型的输出

对于预授信评分模型和审批评分模型, 根据业务专家的访谈, 共计回收 28 份基于 AHP 层次分析法的风险变量成对比较问卷。通过上文所述的成对比较矩阵构建和一致性调整方

法，对调整后的矩阵计算归一化特征向量，即可得到各风险大类和核心风险指标对应的风险权重。

我们根据问卷结果汇总，并使用前文所述的一致性调整方法对矩阵进行调整后，分别得出了风险大类的重要性权重，以及每一个风险大类中，各风险指标之间的重要性权重。两者相乘后，即得到了最终每一个风险指标的权重。

基于商场内部数据的预授信评分模型的风险权重如下表所示：

表 4-3 预授信评分模型风险指标权重

风险维度	风险指标	维度权重	指标权重	最终权重
外部环境	经营性质	6.5%	19.5%	1.3%
	城市等级	6.5%	15.6%	1.0%
	商场综合排名	6.5%	64.9%	4.2%
商户特征	品牌等级	17.8%	16.4%	2.9%
	合同面积	17.8%	14.8%	2.6%
	展位等级	17.8%	34.3%	6.1%
	商户展位数	17.8%	34.5%	6.1%
营运情况	客诉总次数	19.9%	18.0%	3.6%
	租金拖欠次数	19.9%	70.1%	13.9%
	租金贡献度	19.9%	11.9%	2.4%
销售情况	销售额在商场的排名	55.9%	17.2%	9.6%
	售租比	55.9%	46.8%	26.2%
	交易环比增长率	55.9%	35.9%	20.1%

基于客户外部人行征信数据的审批评分模型，各风险指标的重要性权重如下表所示：

表 4-4 审批评分模型风险指标权重

风险维度	风险指标	维度权重	指标权重	最终权重
征信历史	最早征信距今月数	25.2%	8.3%	2.1%
	融资类审批查询次数	25.2%	42.2%	10.6%
	住房贷款余额	25.2%	25.7%	6.5%
	信用卡平均额度使用率	25.2%	23.7%	6.0%
逾期情况	逾期总次数	55.3%	49.7%	27.5%
	最高逾期期数	55.3%	35.0%	19.3%
	最近一次逾期距今月份数	55.3%	15.4%	8.5%
申请信息	年龄	11.7%	20.6%	2.4%
	性别	11.7%	13.1%	1.5%
	教育程度	11.7%	19.1%	2.2%
	婚姻状况	11.7%	47.2%	5.5%
贷款产品	贷款期限	7.9%	56.3%	4.4%
	还款方式	7.9%	43.8%	3.4%

在得出上述评分模型的重要权重以后，我们同样可以按照类似上文中 Satty 提出的，基于重要性程度表述的量表标记法，对客户的每一项风险指标赋予相应的得分。

计算逻辑为：

- 指标 1 得分=指标风险权重*指标取值得分*100
- 客户总得分=指标 1 得分+指标 2 得分+.....+指标 12 得分+指标 13 得分。

例如，如上表所示，“教育程度”这项指标的权重为 2.2%，该指标的取值分三类，分别是“本科及以上”、“大专”、“大专以下”。则按照 Satty 提出的重要性程度方法，三种取值给出的得分依次为 10 分、5 分和 1 分。

于是有如下结果，若客户学历会大专以上，则其该指标得分项为 $2.2\% \times 10 \times 100 = 22$ 分。

与之相类似，若该客户学历为大专或大专以下，该指标得分则为 11 分和 2 分。加总每一个客户所有指标的得分，即可获得该客户的最终信用评分。

4.6 授信策略构建

4.6.1 授信策略整体流程设计

结合家居商场的现实情况，为确保商户贷款产品自动化审批能够真正落地实施，同时也为了在审批完成后能有相应的贷后管理措施对资金予以保障，在已经构建完成的评分模型基础上，还需要有覆盖面更广，更加切实可行的授信策略整体方案，来保障从放款到收款的整体程设计。

与传统商业银行不同，家居商场在开展授信的自动化辅助审批业务时，需要解决以下几个方面的问题：

第一，利用家居商场对商户的理解，充分挖掘商户在经营过程中呈现给商场的数据优势，而不单纯依靠传统金融业提供的外部数据。否则，在与银行为代表的传统金融体系竞争过程中，就无法形成自身的核心优势。

第二，不能等客户正式贷款申请进件后，再对其进行信用评估。最好在客户尚未申请，但已表达出意向时，就能对可能的授信额度和利率给出一个大致的估计，并予以反馈。这种情况下由于双方信息对称，客户更容易接受从而愿意准备资料递交正式的贷款申请。

基于以上原因，对于传统银行业现行的自动化贷款审批流程，家居商场在借鉴参考的情况下，也需要进行相应的调整和改造，以适应自身的实际情况。

变更后的自动化审批授信流程，整体框架的设计思路如下所示：

- 同时构建基于商场内部自有数据的预授信评分模型，和基于客户外部征信及流水

数据的审批评分模型 2 张评分卡。

- 客户无需预先准备任何资料，只要向商场表达贷款意向，即可根据商场内部数据构建的预授信模型，获取正常情况下该商户可能获得的贷款最高额度以及大体的利率区间，以提高商户的贷款意愿，减少商户贷款申请的不确定性。
- 若客户在预授信阶段中认为该条件可以接受，向商场提交包括外部征信和银行流水在内的外部数据。则商场将根据其提供的外部数据，通过审批评分模型对其信用风险进行评价。
- 考虑到传统的评分模型能够纳入的指标变量有限（通常低于 15 项），在评分模型之外，再建立相应风险策略审查规则，对模型未覆盖到的风险点予以补充。
- 对基于商场内部数据和外部数据的 2 个独立的评分模型，以及与评分模型形成相应补充作用的风险策略规则进行交叉融合，以获取最终的商户信用风险等级。
- 基于最终信用风险等级，确定贷款的准入策略、额度策略和风险定价策略。

总的授信策略流程如下图所示：

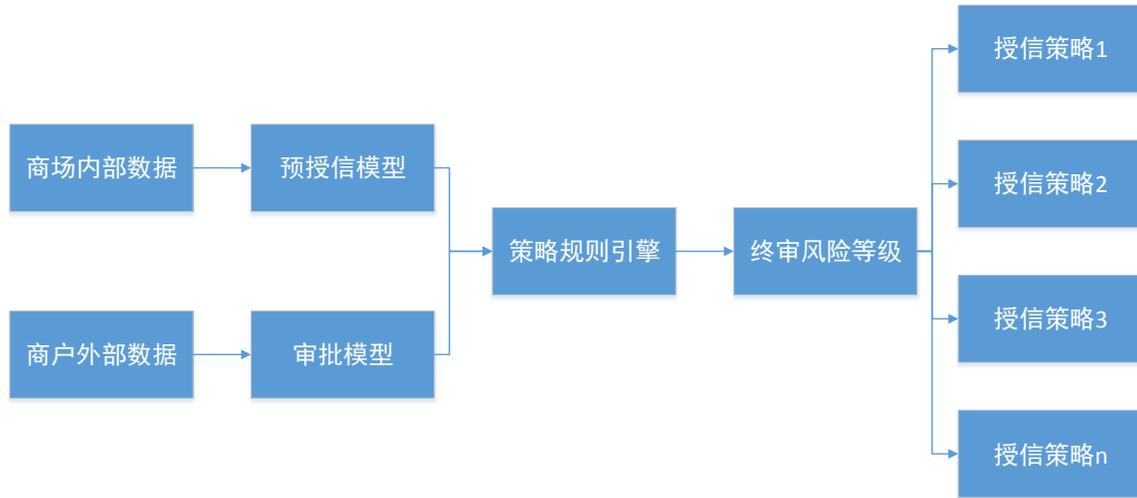


图 4-8 家居商场贷款自动化审批系统总体框架

4.6.2 风险审查规则

在评价商户的信用风险时，在信用评分模型之外，还需要用到风险审查规则。原因在于：评分模型尽管从统计的角度定量刻画了申请进件的信用风险，但其并不覆盖所有的风险指标。而在日常的业务中，根据经验判断的某些风险规则对于识别风险特征同样具有重大的作用。需要根据业务经验对其进行梳理，对评分模型形成有力的补充。

风险审查规则按照控制力度可分为以下三类：

- 禁止性规则，用于识别不满足政策制度准入要求的申请进件，触发此类规则申请进件对应的风险等级为极高风险，一般给予自动拒绝处理。
- 限制性规则，用于申请进件的一般风险点审查，触发此类规则的申请进件对于的风险等级高风险，一般建议审批人员拒绝或予以降级处理。
- 提示性规则，用于仅作为向审查审批人员进行风险提示，风险等级为中风险，一般建议审批人员审慎关注。

如果同一申请命中了多条风险审查规则，基于风险审慎考虑，一般建议采取孰严的原则。

风险规则的设置维度涵盖了申请客户的基本面情况、征信审查、产品条款、经营类型、资料完备性等各个方面的检查。其处理流程如下图所示：



图 4-9 风险规则处理流程

如上图所示，策略决策模块将首先进行客群、产品和审批环节等确认，然后据此调用事先定义好的客群、产品和审批环节所适用的禁止性规则、限制性规则和风险提示性规则，逐一进行检查，并逐一登记触发的风险规则。为保证决策信息的全面性，即使贷款进件首先触发了禁止性规则，策略决策模块的风险规则检查流程也不跳出，而是继续完成其后全部规则检查。

4.6.3 风险矩阵输出

当完成了自动化风险审批系统的三大组件：预授信模型评分、审批评分模型以及风险审查规则之后，决策引擎的整体部署就奠定了良好的基础。接下来的工作就是，如何对三大模块的输出结果进行相互融合，对贷款商户给出恰当的风险评级，并完成具有可操作性的授信策略输出。

与金融机构的简单依靠信用评分模型+排除准则的方法有所不同，结合家居商场自身的实际情况，本研究尝试的方法为：首先在业务前端通过预授信模型给出客户预估的风险等级；到了正式审批阶段后，融合基于商户经营数据的预授信模型，以及基于法定代表人历

史征信数据的审批准分模型，首先得到基于信用评分的风险等级。之后，再与商场梳理得一系列代表商户预警信息的风险规则组合，通过决策矩阵的方式，从而得出商户最终的综合风险等级。

具体形式如下图所示：

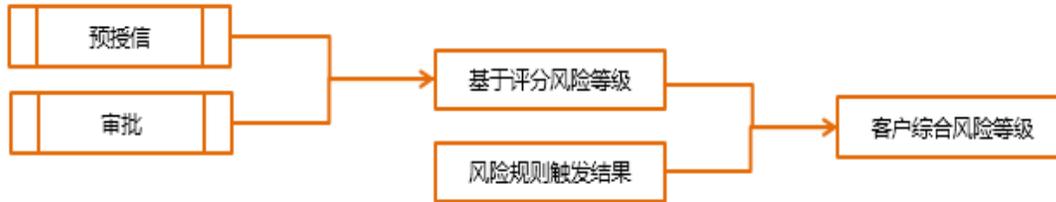


图 4-10 策略输出整体流程

从上图可以看到，策略融合的第一步，就是构造预授信评分模型与审批模型的风险矩阵。考虑到预授信评分的整体分布较为集中，商户相对区分程度不如审批（PBOC）评分明显。因此，将预授信评分划为低风险、中风险和高风险 3 个等级，审批准分划分为 1、2、3、4、5 共 5 个档位。按照相互交叉，总体对称，偏重征信的方式，给出分为 ABCDE 共计 5 个风险等级的基于信用评分的风险等级，如下图所示。

评分分级		预授信评分		
		高风险档	中风险档	低风险档
审批评分 (Ascore)	5档	E1	E2	D1
	4档	E3	D2	C1
	3档	D3	C2	C3
	2档	C4	B1	B2
	1档	B3	A1	A2

图 4-11 预授信评分与审批评分交叉矩阵

在得到了两张评分卡交叉后的评分风险等级以后，还需要考虑 26 项评分卡变量未能覆盖，但也有可能对商户信用造成影响的其他风险规则。

如前所述，风险审查规则依照风险程度的不同，被分为了禁止性、限制性和提示性 3 类。从严重性程度上来看，除禁止性规则外，限制性规则代表客户存在较高的风险因素，因此将对其风险评定产生直接的降级效果；相比之下，提示性规则只是提示商户可能存在一定的异常情况，因此只会产生较为轻微的降级效果。

在上一矩阵中得到的信用评分风险等级，与风险审查规则交叉融合之后，其输出的商户最终信用评级结果共分为 AAA、AA、A、B、C、H（禁入）六个风险等级，交叉融合过程如下图所示。

风险分级		风险规则触发结果			
		禁止性	限制性	提示性	无命中
评分风险 分组	E	H1	C1	C2	C3
	D	H2	C4	B1	B2
	C	H3	B3	A1	A2
	B	H4	B4	A3	AA1
	A	H5	A4	AA2	AAA1

图 4-12 最终风险决策输出矩阵 1

如上图所示，在实现预授信评分卡、审批评分卡和风险审查规则的融合后，就得到了贷款申请商户的最终风险等级，分为：AAA 级、AA 级、A 级、B 级、C 级和 H 级（禁入级）共 6 个风险等级。

对各细分群体，我们运用历史坏账率等指标衡量信用风险水平。利用混合决策矩阵的方法，在根据 3 个风险维度决定进件申请的最终综合风险等级后，即可基于该结果，给出相应的准入和授信方案建议。

4.6.4 授信额度策略制定

完成商场商户的信用风险评定工作以后，就可以为商户的额度授信策略打下坚实的基础。受商场的实际情况所限，商户作为小微商户，其借款的本质还是个人经营性贷款。因此，评估贷款的主要依据还是以家庭为单位的个体情况，因此在申请客户提供相应信息项以后，通常的额度估算依据主要有以下几个方面：

- 申请金额，反映了申请人的借贷资金需求。
- 每月可还款金额，由申请人填写，由初审人员核实。

- 商户营业收入，由商场系统拉取，商户通过证明资料补充。
- 法人家庭负债，主要通过借款人及配偶的征信情况反映。

建议的最高授信额度公式，主要依据借款人的营业收入和家庭负债，计算公式如下所示：

建议额度=MIN(贷款期限×(MIN(营业收入，售租比*月租金)×风险偏好系数×风险等级折扣系数/12-月度负债)， 额度上限)

其中：

- 营业收入：依据商户最近 6 个月在商场集中收银系统的交易明细计算得到，商户可提供银行流水以补充自己的收入信息。
- 售租比：决策引擎系统中的售租比参数基于商场的统计数据中位数计算得到，设定为 5 的固定值，未来还将按不同家居品类进行进一步的细分。
- 月租金：依据商户最近 6 个月在商场的应缴租金计算得到。
- 风险偏好系数：根据市场战略以及经济环境变化而调整，结合业界的实践经验，考虑到覆盖 80%以上的商户融资需求，风险偏好稀疏设定为 3 的固定值。
- 风险等级折扣系数依据商户的最终授信等级决定，取值区间为 0.5 至 0.8。
- 家庭负债：主要根据中国人民银行的征信报告计算。负债=家庭信用卡最近 6 个月平均透支额度*0.1+家庭贷款最近 6 个月平均应还金额+可查得的客户家庭其他民间负债余额/12。

在根据商户的实际信用情况，根据相应的最终授信等级，给出各等级的风险折扣系数以后，即可完成额度授信工作。

4.6.5 小结

在完成整体风险矩阵的部署以及商户授信额度的策略制定后，“准入”和“额度”两方面的授信输出就已经得以实现。再配合平台根据自身资金成本和商户信用评级制定的利率“定价”策略在决策引擎软件上的部署，基于大数据平台的自动化信用审批平台整体授信策略就得以落地实施。

授信策略部署完成后，对于商场内任意一个前来申请贷款的商户，将都能在非常短的时间内，对基于其内、外部信息的信用风险进行自动评价。给出“准入”、“额度”、“利率”三方面的关键授信建议。信审人员可以根据提示，基于其日常的经营情况结合风险等级的折扣信息，给出独立、客观的授信建议。

对于审批系统而言，模型最直接的效果是能够通过特征识别，将客户依据其信用风险分为 AAA、AA、A、B、C 和禁入共 6 个风险等级。对于信用风险越高的客户给出更为严格的风险折扣系数，对商场基于经营流水计算的授信额度，为贷款风险暴露提供保护措施。

同时，相互独立的 2 张评分卡和策略规则组合结构，还使得整体的授信风险策略具有较强的可扩展性。当实现初期的业务开展，积累了 1 年以上的数据以后，就可以利用基于有监督学习的数据驱动模型（如决策树、Logistic 模型等），来对现有组件中的预授信模型和审批模型进行调整和优化，提供授信策略的整体精度，从而为贷款审批人员提供更为准确可靠的决策参考依据，为未来贷款自动化审批打下良好基础。

五、家居商户授信与风控初步实践

5.1 网贷平台上线与授信实践落地

5.1.1 网贷平台的上线进程

在构筑商户贷产品授信策略风控体系的同时，整个互联网金融平台的搭建工作也在同步推进过程之中。

在明确了总的发展目标以后，家金所互联网金融平台的整体搭建项目于 2015 年 6 月初正式开始实施。6 月和 7 月阶段，业务筹备、项目组搭建、需求调研、金融产品设计等一系列筹备和蓝图工作顺利完成。9 月和 10 月阶段，包括系统平台定制、生产环境部署、数据接口开发、授信策略制定等技术细节工作也一一落地。

到 2015 年 10 月 8 日，包括系统、引擎、策略、平台在内的项目整体都已准备就绪，按原计划实现了自身的进程目标。至此为止，整个互联网金融网贷平台的第一阶段工作基本已如期实现。10 月 8 日以后，红星美凯龙互联网金融家金所平台开始正式接受商场商户的贷款申请，这也意味着前文所述的整体风控策略正式开始实施运行，项目的推进进程如下图所示：



图 5-1 互联网金融平台项目整体上线进程

从风控策略数据来源看，家居商场大数据、人行征信数据、反欺诈/黑名单数据和第三方机构提供的不良记录数据，构成了整个风控信息输入源重要组成部分。其中，家居商圈大数据主要包括合作方数据、工厂数据库、商户数据库、消费者数据库，分别来自于发展系统、招商系统、营运系统、销售会员系统，如下图所示。

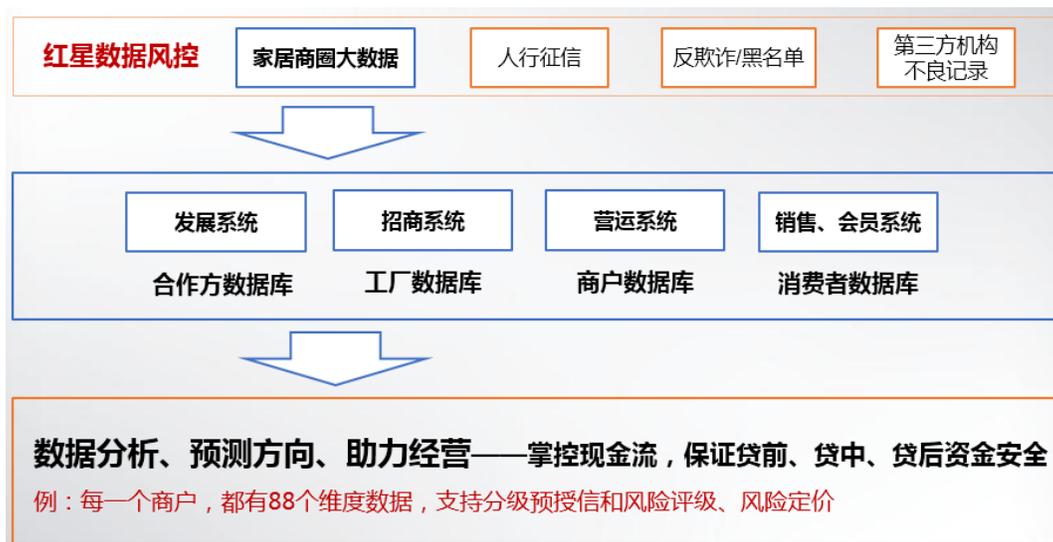


图 5-2 家居商圈大数据数据来源图

在多渠道、多维度来源丰富的数据资源支持，天然风控场景，多重信用评估以及混合风控模式的支持下，红星美凯龙家金所体系构造了充分具备合理性、有效性、接地气、有抓手的小贷风控体系。不断强化自身服务能力，积极为家居经营主业提供切实有效的风控支持和融资辅助。

从资金流转的实现形式来看，基于中国国内相对严格的金融监管要求，家金所在第一轮商户贷产品的设计中，主要构筑了一个以撮合融资方和投资方为目标的 P2P 平台。平台利用自身的经营场景，在提供融资方资质把控和风险审核的基础上，在网络平台上接受融资方提出的融资申请。审核通过后将合适的标的发布在理财平台上，供投资方挑选。项目满标后，募集成功的资金即可转入融资方账户，从而实现社会盈余资金的融通。



图 5-3 家金所风控体系的构建目标

由于家居商场自身的把控力较强，所有商户都是具体存在和现实可控的，因此整体信用风险的控制，在授信策略的基础上，还具有现实经营场景予以支撑，风险整体可控性较强。对于融资方和投资方而言，所有操作都可以在家金所的线上平台完成，资金的流转效率达到了较高水平，融资申请和投资标的选择的示例页面如下图所示。



图 5-4 融资方申请贷款页面样例

项目名称	年化利率	标的金额	期限	进度	
家金宝2号ZZ1602190002	6.25%	50,000.00元	1 个月	100%	已满额
家金宝2号ZZ1602190001	6.25%	100,000.00元	1 个月	100%	已满额
家金宝2号ZX1602190002	6.25%	100,000.00元	2 个月	100%	已满额
家金宝2号ZX1602190001	6.25%	100,000.00元	2 个月	100%	已满额

图 5-5 投资方理财标的选择样例

5.1.2 商户贷授信实践的落地

在实现了项目平台的搭建后，授信策略的实施也就具有了相应的落地基础。

如前文第四章所述，家金所平台对家居商场商户的信贷审核，构筑了系统性的授信策略体系。当商户正式向平台提出融资申请后，具体而言，会经历“预授信审批”和“正式审批”共两轮审批环节。

在预授信环节，为了提升客户体验呢，整个授信策略过程将不查询商户的实际控制人征

信信息，仅依靠商户在商场内的实际经营数据，提示商户一个可参考的授信额度和授信利率。设计这个环节的主要目的是为了贷款产品营销，具体预授信审批流程如图 5-6 所示。

对于家居商场的商户而言，预授信流程在提交简单资料后，几乎是实时完成的。贷款商户在得到了自己的预授信审核结果（包括准入、额度和利率）之后，可自行决定是否提交补充信息，进行贷款的正式审批。进入正式审批环节之后，集成了评分模型和业务策略的商户贷正式审批流程，主要设计如图 5-7 所示。

当经历正式审批环节之后，决策引擎系统通过商场内部和商户控制人外部两方面的信息，就已经完成了商户信用风险和贷款资质的判断，在给出综合风险等级的同时，也会同时给出建议的准入结果、额度建议和风险定价。终审人员根据收到的系统反馈信息，即可结合自身的判断，给出最终的贷款审批建议。

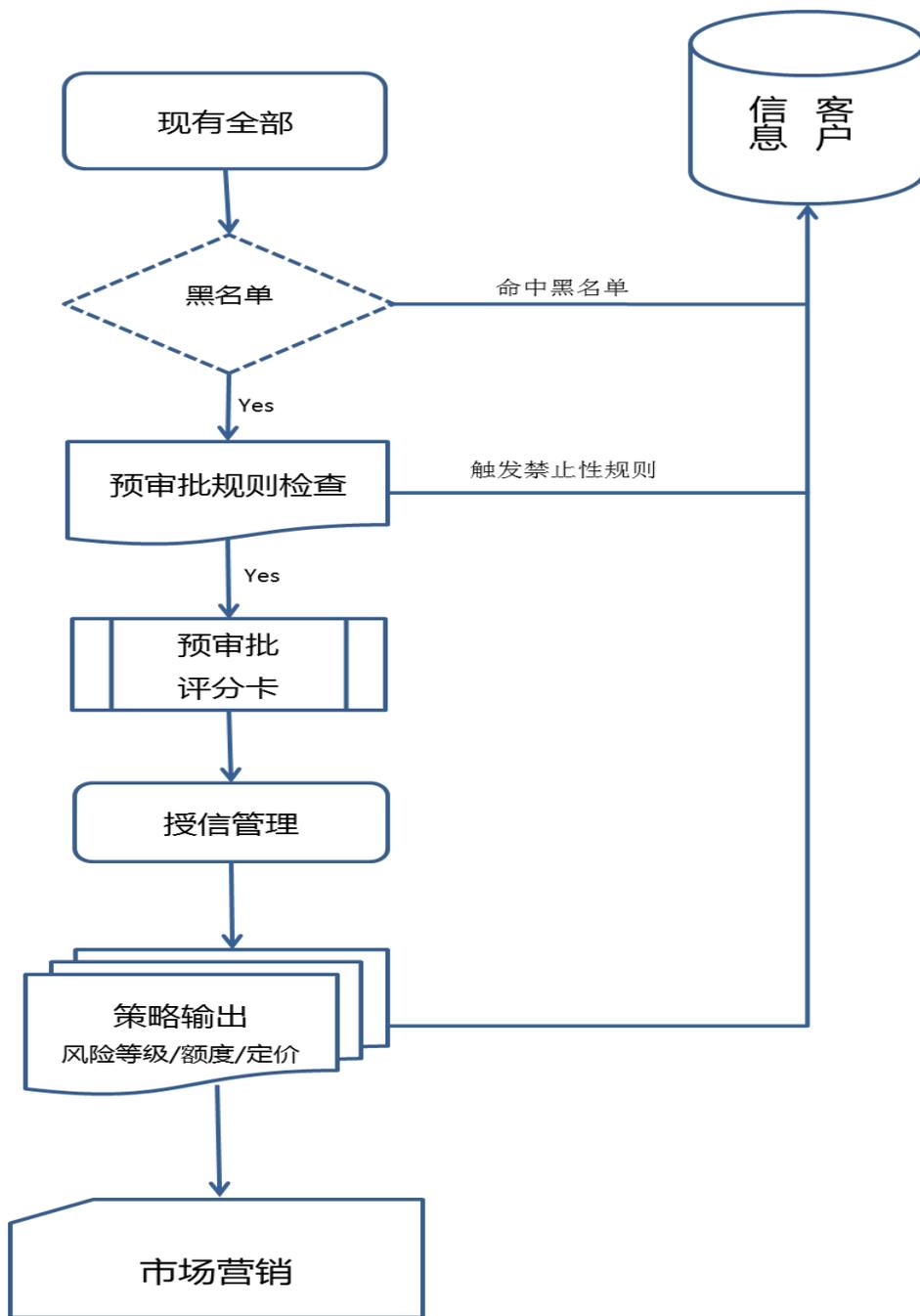


图 5-6 预授信环节落地审批流程示意图

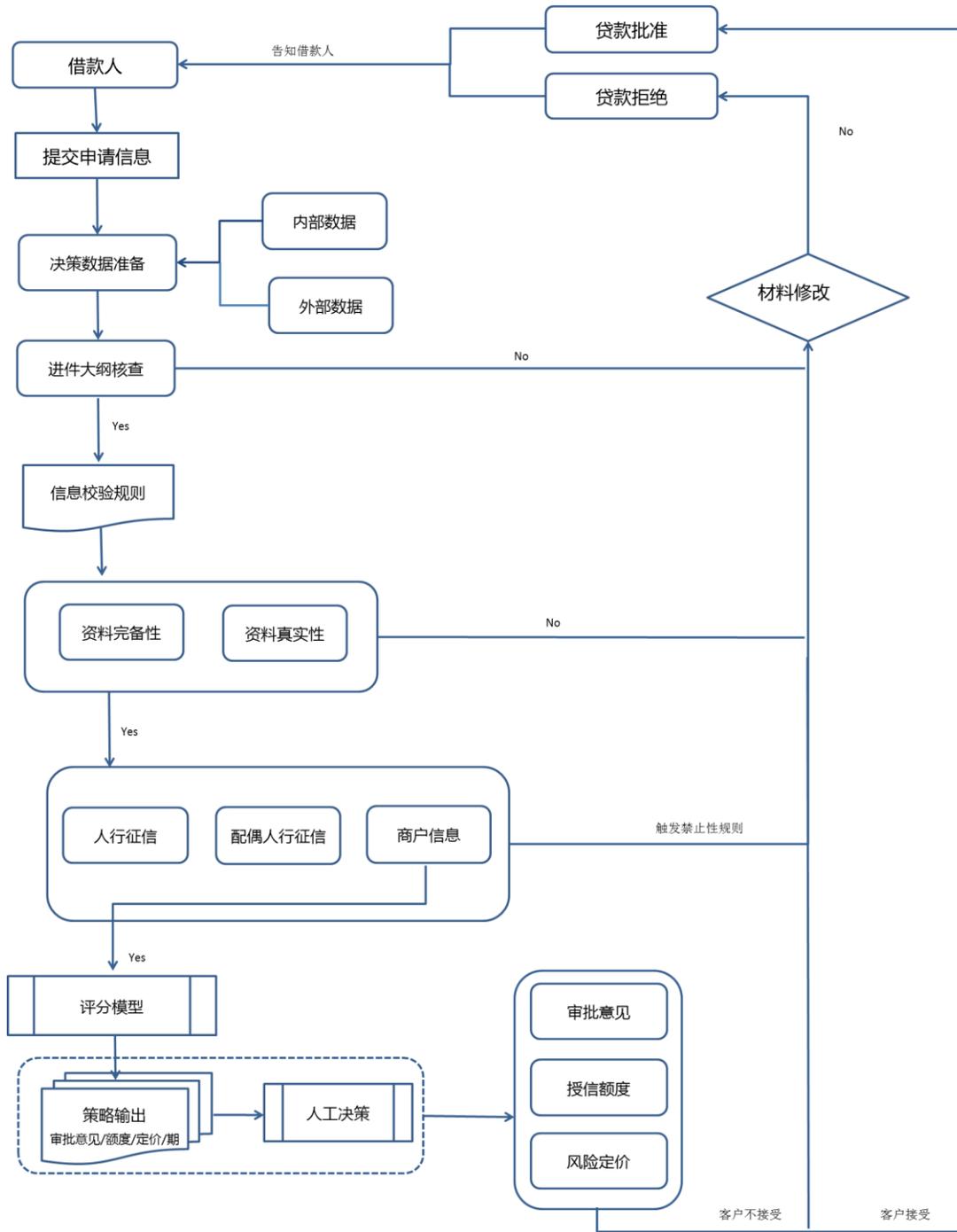


图 5-7 正式审批环节审批流程示意图

最终的正式审批环节输出结果，如下图所示。

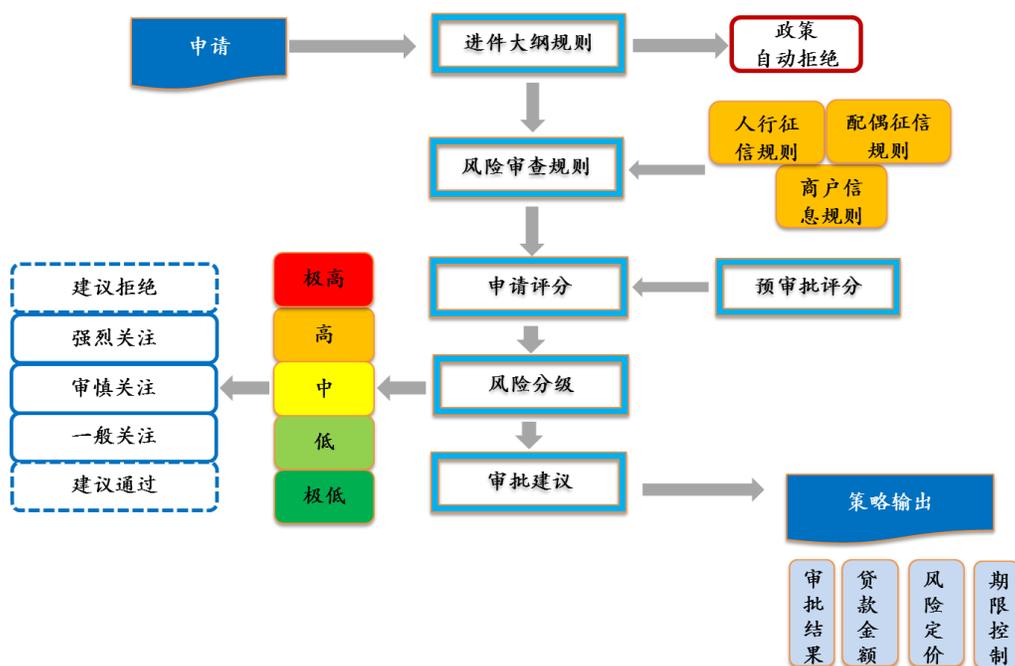


图 5-8 授信审批策略输出结果示意图

5.2 商户贷申请进件的总体分布

5.2.1 每周新增贷款申请情况

项目上线至本文写作时为止，家金所互联网金融平台已接受新增贷款申请 210 笔，合计发放贷款总金额 6029 万元。其中，在项目上线初期，贷款申请商户只有在试点商场推荐的情况下，才能获取参加资格，因此周次申请笔数和申请金额都相对较低，试运营前 3 周期间，日均贷款申请笔数和申请金额分别为 3.5 笔和 298 万元。

伴随着项目试点商场范围的逐渐扩大，以及家金所网贷平台在商场商户中的传播效应日益提升，2 个月以后，整体的贷款申请数量有较为明显的提升。日均申请进件和申请笔数在 2016 年 1 月份达到了日均 1.8 笔和 177.65 万元。

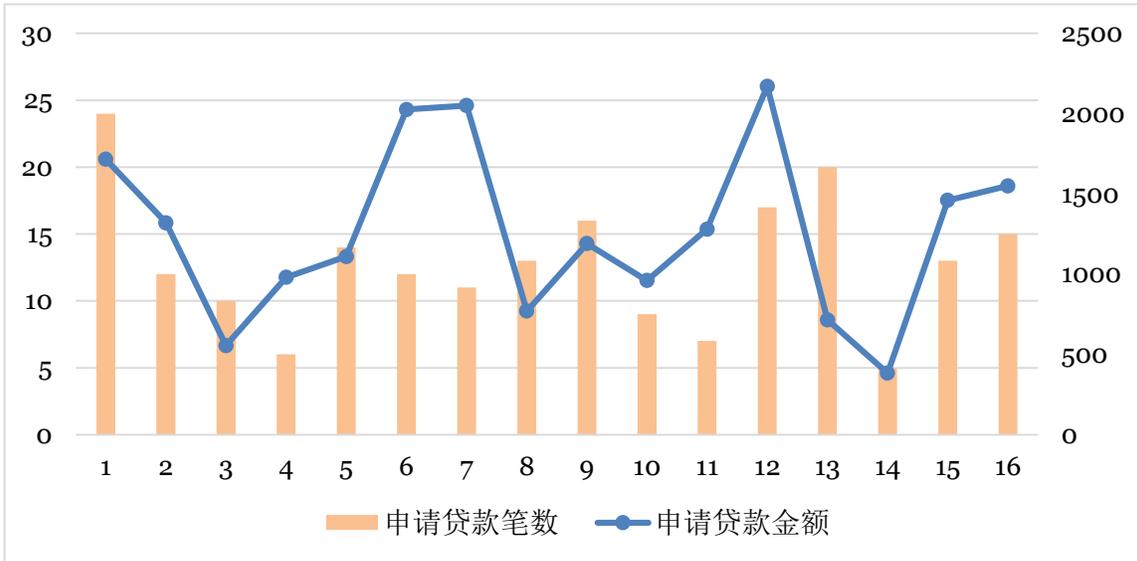


图 5-9 每周新增贷款申请情况

5.2.2 贷款申请的期限和区域分布情况

从贷款申请的期限分布情况来看，由于平台产品设计中，6个月及以下期限的产品设计为先息后本的还款方式，而超过6个月的贷款产品从风险控制的角度考虑，则设计为要求等本等息还款的方式，因此大部分贷款的申请期限集中在3个月和6个月；1-2个月短期经营性贷款的申请情况也存在，但相对占比较少；申请12个月分期还款产品的商户占比也不高，贷款申请笔数占总申请笔数的比例约为11%。

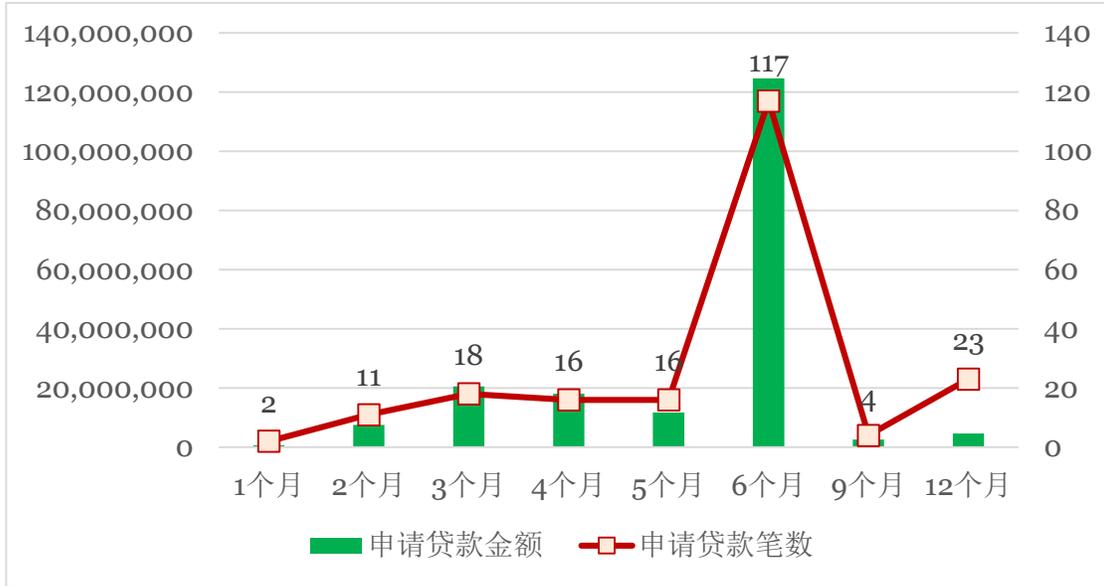


图 5-10 全部申请进件贷款期限分布情况

从区域分布的情况来看，当前由于试点商场范围划定的原因，所有贷款进件都来自于北京、上海、江苏、山西、河南、山东 6 个省份。其中，江苏省的累计贷款申请金额最高，为 4120 万元；山西省的累计贷款申请金额最低，为 1470 万元。

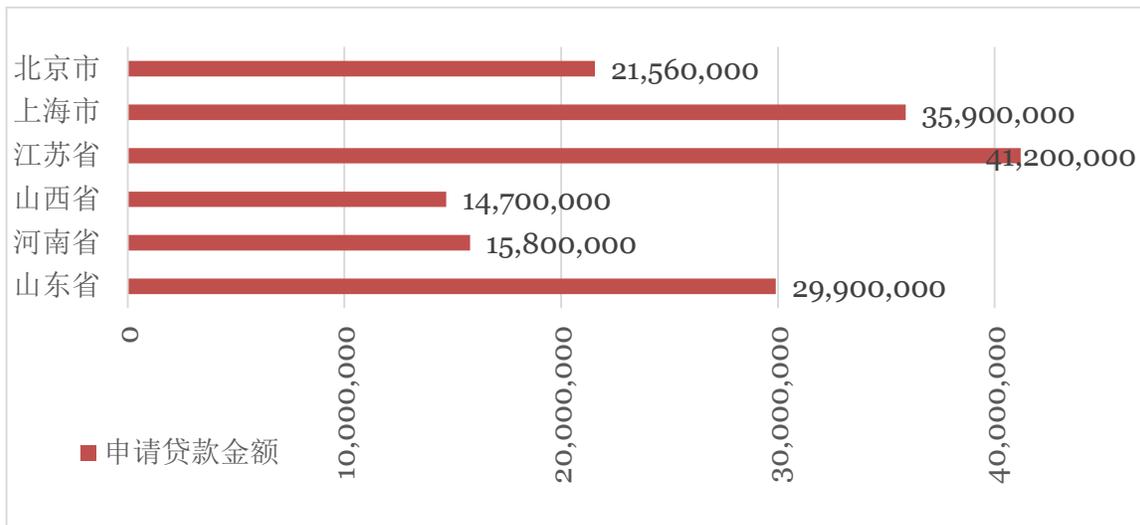


图 5-11 全部申请进件贷款区域分布情况

5.2.3 贷款申请的审批通过情况

从审批通过率的情况来看，项目开展初期处于风险偏好控制的原因，审批通过率相对较低，而在接下来的时间内，随着业务开展的逐渐顺畅，审批通过率有一路走高的趋势。需要注意的是，下图中最后 2 周通过率偏低是由于制图时最近 2 周部分贷款申请进件尚未进入审批阶段所致，并不存在其他特殊的异常情况。

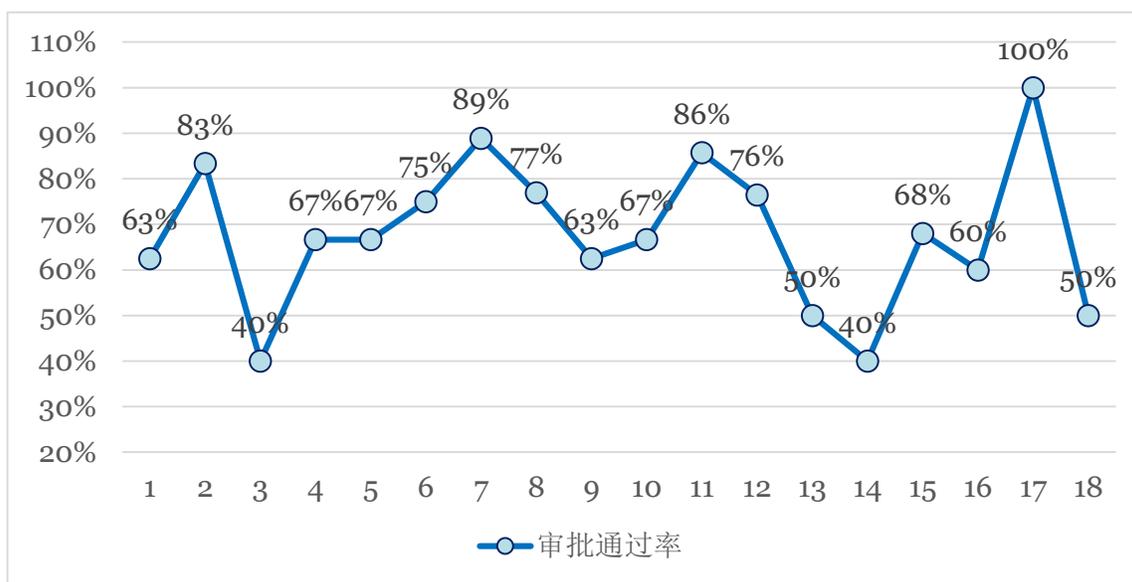


图 5-12 每周新增商户贷款进件审批通过率情况

5.2.4 预授信评分等级与综合评分等级的关联情况

由于预授信评分和审批准分的主要依据，分别是基于内部数据的商户经营信息，和基于外部数据的商户征信信息。而作为最终审批依据的综合评分等级，又是在综合预授信评分、审批准分以及风险审查规则的基础上综合得到的。自然地我们想知道，如果预授信评级很高，商户的商场经营情况非常良好，是不是一般而言系统给出的最终综合风险评分也会很高。

之所以这个问题值得引起关注，原因在于整个预授信环节是前置于商户材料递交流程

的。如果实践表明，预授信评级高，经营状况好的商户，综合评分等级也都很高，两者具有很强的相关性，就能从另一个侧面说明，经营情况和商户征信情况存在一定的正相关性，经营情况良好的商户通常个人征信也比较良好。

这种情况下，我们就有可能做到对于额度较小的贷款，撇开流程复杂的征信查询和材料递交过程，而是在第一时间内基于商场内部数据直接给予商户小额快速授信，从而进一步开发出更具特色、更富竞争力的金融产品。为此，我们对全部进件商户的授信等级和最终综合授信等级数据进行了交叉分析，如下表所示。

表 5-1 申请进件商户预授信等级与最终授信等级分布情况

	AAA	AA	A	B	C	H	合计
A	7	13	47	10	2	1	80
B	2	8	38	35	15	1	99
C	0	0	2	0	1	0	3

表 5-2 预授信等级与最终授信等级的滚动率分析

	AAA	AA	A	B	C	H	合计
A	8.8%	16.1%	58.8%	12.5%	2.5%	1.3%	100.0%
B	2.0%	8.0%	38.4%	35.4%	15.2%	1.0%	100.0%
C	0.0%	0.0%	66.7%	0.0%	33.3%	0.0%	100.0%

从上述结果可以看到，预授信等级在 A 级（低风险）的客户，67%的情况下综合授信等级会在 AAA、AA 或者 A 级，10%的情况下会在 B 级，亦即此类商户最终通过审批能够获得授信的概率达到 77%。考虑到预授信等级为 A 的商户本身仅占总商户数的 39%，配合商场经理尽职调查，对于此类商户，后续可以考虑开发出更具竞争力的快速贷款产品。

5.2.5 最终上线标的风险等级分布情况

总当前最终审批通过，已经顺利实现上线融资的标的情况来看。AAA、AA、A、B、C这5级综合风险分类中，贷款申请主要集中在A级和B级。其中A级的上线笔数占总上线笔数的比例为54%；B级的上线笔数占总上线笔数的比例为27%。

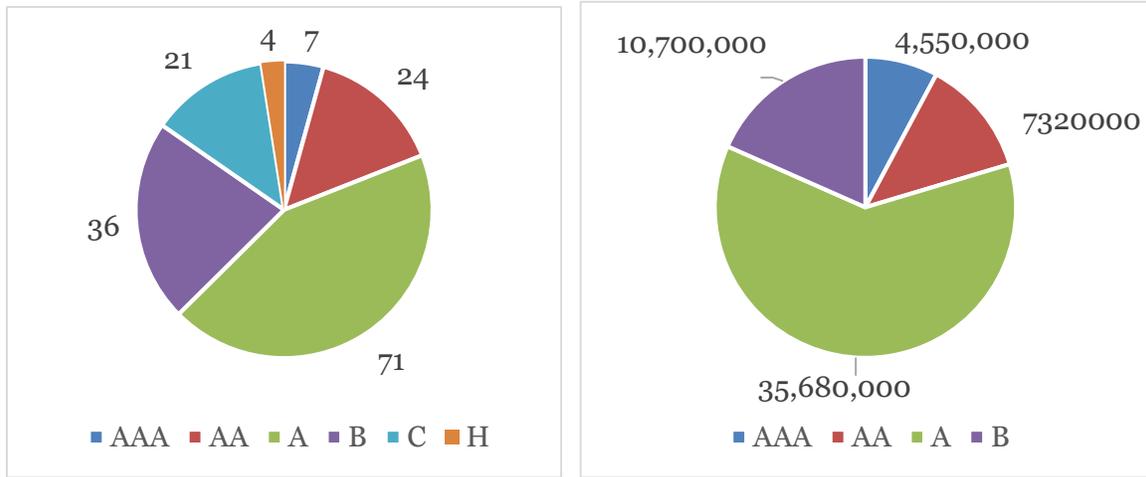


图 5-13 全部融资上线标的综合风险等级分布情况

5.2.6 逾期与拖欠情况

逾期和拖欠情况方面，目前平台贷款尚无逾期拖欠的情况发生。需要注意的是，由于项目新近上线，未出现逾期的原因也可能是由于坏样本表现期尚未完全达到所致。

5.3 商户贷申请进件的典型案例

以上分析了平台上线至今，所有商户贷申请案例的总体特征分布情况。在预先部署的决策引擎审批系统的辅助下，基于风控人员在项目运行初期对商户进件的严格筛选，结合家居商场对线下商户实际控制力相对较强的实际情况，平台上线4个月的时间内，共计发放了贷款138笔，平均贷款金额为42.2万元，平均贷款期限为4.5个月，目前尚未出现一起贷款拖欠导致逾期的案例。总体而言，当前互联网金融平台的运行趋势较为良好。

另一方面，在商户授信的实际运营过程中，我们也不断搜集和整理有价值的案例信息，期望从中找出有益的经验，帮助我们进一步改善平台的运营效率，提升风险识别的准确性和风险催收的有效性。

在下文中，我们将分别以良好资质、一般资质和较差资质的商户为例，以表格的形式对实践中遇到的三个典型案例进行描述，并对从中得到的经验进行分析总结。

5.3.1 良好资质商户

风控审核实践案例中，呈现的第一个资质较为良好的商户案例为郭某，其日常经营情况和个人征信情况都较为良好，其基本信息和各环节审核情况参见下表。

表 5-3 商户基本信息与审核结论示例 A

实际控制人	郭某
商户基本情况	济南商场经营 2 个品牌的特色家具，开业至今 3 年时间，月均销售金额 55 万元，月均缴纳租金 6 万元。
贷款申请情况	申请信用贷款 100 万，期限 6 个月，用于新开分店及店铺装修
预授信等级	该客户资质优秀，预授信评分为 806 分（A 级、低风险），系统给出的预授信额度为 133 万元
征信情况	该客户征信良好，只在银行有一张 1 万元的信用卡，无历史逾期情况
征信评分等级	审批（征信）评分 880 分，为 1 挡（风险最低档）
风险审查规则	该客户未触发任何其他风险审查规则
综合授信评级	系统综合上述信息，给出的综合授信评级为 AAA 级
审批结论	批准贷款，分期还款的方式发放 100 万信用贷，年化利率 11.5%

5.3.2 一般资质商户

风控审核实践中，经营和征信都非常良好的商户数量通常不多，一般大多数商户或多或少会在经营情况和征信信息中存在某些瑕疵。可能是销售额与租金比例不匹配，可能是

逾期拖欠次数较多，也可能负债较高、征信查询次数偏多。以下为常见资质的商户案例，其基本信息和各环节审核情况参见下表。

表 5-4 商户基本信息与审核结论示例 B

实际控制人	陈某
商户基本情况	在上海真北等多个商场经营品牌实木家具，开业 10 年，有 12 家店铺，月均缴纳租金 20 万元，系统可观测月均销售额 40 万
贷款申请情况	申请信用贷款 300 万，期限 12 个月，用于经营周转
预授信等级	该客户店铺较多，但与之匹配的流水异常，预授信评分为 558 分（B 级、中风险），系统给出的预授信额度为 196 万元
征信情况	该客户 2 年内有 1 次逾期情况，逾期天数在 30 天以内；月均信用卡负债 26 万，其他贷款月均还款额 3.5 万；最近 6 个月内有 9 次贷款申请记录，显示近期资金饥渴
征信评分等级	审批（征信）评分 503 分，为 4 挡（中高风险）
风险审查规则	该客户未触发任何其他风险审查规则
综合授信评级	系统综合上述信息，给出的综合授信评级为 A 级
审批结论	批准贷款，由于该客户负债过高，授信额度为 50 万，年化利率 12.15%

5.3.3 资质较差商户

风控审核实践中，也存在部分商户经过系统审批后，给出的综合信用评级非常低，无法通过贷款审批的情况。通常而言，这样的商户常出现于日常经营情况一般或偏差，而征信中存在重大瑕疵的情形下。以下为一例资质较差的商户案例，其基本信息和各环节审核情况参见下表。

表 5-5 商户基本信息与审核结论示例 C

实际控制人	王某
商户基本情况	在苏州商场经营品牌木门，开业 3 年，有 1 家店铺，月均缴纳租金 3 万元，系统可观测月均销售额 23 万
贷款申请情况	申请信用贷款 100 万，期限 12 个月，用于经营周转
预授信等级	该客户预授信评分为 575 分（B 级、中风险），系统给出的预授信额度为 46 万元，低于其递交的贷款申请金额
征信情况	该客户 2 年内有 8 次逾期情况，3 个月内有 1 次逾期情况；月均信用卡负债 9 万元，月均其他贷款应还款额 18 万元，个体负债较高
征信评分等级	审批（征信）评分 398 分，为 5 挡（高风险）
风险审查规则	该客户 6 个月平均信用卡额度使用率 96%，1 个月内有 4 次贷款申请记录，显示资金非常饥渴
综合授信评级	系统综合上述信息，给出的综合授信评级为 C 级
审批结论	在当前的风险政策下，拒绝给该客户发放贷款，若未来风险偏好放宽，此类客户的贷款年化利率将达到 19.5%

5.3.4 案例小结

从项目运行初期过来申请贷款的商户总体情况来看，需要商场提供融资支持的，主要还是集中在一般资质商户。相比较而言，优质商户由于本身现金流较为充沛，且易于从传统的银行渠道获得贷款，因此从家居商场申请信用贷款的意愿并不强烈；而对于资质较差商户而言，由于其主要控制人通常征信报告存在较为严重的瑕疵，鉴于准备贷款申请材料需要付出一定的时间成本，商户自身也觉得申请核准的机会不大，因此真正提交贷款申请的也并不多见。

另一方面，当我们观察所有商场商户的征信情况发现，个体经营者通常在信贷融资方面，比日常生活中的工薪阶层固定受薪者，有更高的风险偏好。一般而言，将传统的适合

于工薪受薪阶层的信用评级模型拿来评价商户经营者，将由于负债偏高和存在一定逾期次数等原因，导致对商户整体的信用评级偏低，贷款通过率大幅下降。因此，对适合于个体工商户的信用评价体系，还有待进一步的实践和分析。

5.4 当前遇到的瓶颈与挑战

红星美凯龙构建的家金所互联网金融平台项目，从上线运营至本文写作，经历了 4 个月的实践过程。为适应家居商户独特的融资申请应用场景，我们在搭建风控授信体系的过程中花费了非常大的心血，开发了包括预授信评分模型、审批评分模型以及自动化的准入、额度、利率的系统辅助决策体系。但从另一个方面而言，在初期的摸索实践过程中，我们也碰到了一系列的难题与挑战，整个模式的发展也遇到了一定的瓶颈。总体而言，主要包括以下几个方面。

第一，审批流程仍然过长。尽管家金所平台已经搭建了体系完善的自动化风控体系，但从实践的情况来看，当前商户从开始准备贷款申请材料，到贷款审批正式通过，仍然需要 5 个工作日甚至更多的时间。主要原因有 2 个方面，一是商户提供的部分关键表单和证照复印件，需要从全国各地商场快递至上海总部，路途遥远；二商户的资料准备目前仍以线下手工表单填写为主，同时由于缺乏人行征信查询接口，每一笔申请都涉及到数据的系统录入问题，需要大量的人力辅助。两方面因素叠加，导致了整个申请和审批流程花费时间仍然过长，客户体验相比申请银行贷款没有明显的提升。

第二，产品设计仍欠灵活。目前，在业务开展初期，平台提供的产品仍然以 3、6、12 个月的短期借款为主。尽管风险相对较小，但相比一次授信 3-5 年，随借随还按日计息的特别灵活的循环授信而言，还是存在一定的差距。在金融产品竞相发展的今天，大量循环

授信类贷款产品积极抢占小额信贷市场，其对授信对象的掌控能力，某种程度上是比不过家居商场对商户的掌控能力的。因此从长期发展的角度来看，未来循环信贷类贷款产品的推出，随着金融信贷领域竞争的日益激烈，将是必然的发展趋势。配合此类金融产品的设计，我们的风控体系也需要有进一步的调整与更新。

第三，催收体系尚需完善。由于初期风险偏好严格，加之业务开展时间不长，因此目前家金所平台尚未出现逾期拖欠的情况。但作为小额贷款的发放平台，如何应对未来出现的逾期不良客户，仍是绕不过去的话题。目前，家金所平台在应对处于不同逾期阶段客户的策略方面，还需要进一步的摸索和研究。从业界经验来看，纯信用类小贷在逾期 60 天以内，还有通过自身力量催讨回来的可能。而对于逾期超过 60 天以上的贷款，通常需要将催收活动外包予以解决，催收成本可能达到整体拖欠金额的 40%-60%。因此，尽早制定合适的催收方案，完善自身催收策略体系，制定在各种局面下的具体应对措施，也是未来迫切需要解决的问题。

总而言之，从项目开发到整体上线运行的实践情况来看，互联网金融平台在开展初期达到了预期的目标，尤其是整个风控体系的搭建和实施，不仅顺利落地发挥作用，同时也获得了非常良好的效果。未来，伴随着整个风控策略中各个组件的快速迭代，整个体系的不断完善，平台的运行效率势必将取得进一步的提升，并为我们提供更多可供比较和可以借鉴的丰富经验。

六、研究结论与展望

6.1 研究结论

本论文通过对互联网金融现状与发展趋势的梳理、相关理论的梳理、3万个家居行业经销商行为特征与数据分析，并结合笔者在红星美凯龙家金所开展互联网金融期间的亲身实践，提出了适合家居行业以及基于商圈、平台、零售等流通行业的小微企业融资服务风控模式。

该风控模式的总结在于：

第一， 互联网金融风控模式创新意义

1. 定量数据展示家居行业经销商的经营特征与风险特征
2. 建立行业级风控模式
3. 对基于产业的互联网金融风控具有借鉴意义
4. 提高融资效率，降低融资成本
5. 信息共享，投融资双方信息对称
6. 更好服务商户，服务实体经济

第二， 家居行业互联网金融风控模式的创新之处

1. 建立家居行业数据库，内外部数据结合
2. 建立预授信模型，包括预授信信用评级和预授信额度
3. 商场尽职调查，商场金融服务部与商场总经理尽职调查
4. 建立“交易型+关系型”混合风控模型
5. 贷后检查实现“系统化+场景化”

6. 贷后催收充分利用商场资源，建立以线下商场为核心的催收平台

第三，家居行业信用评级与授信策略的创新之处

1. 通过大数据建立预授信模型，预判借款人信用与额度
2. 设计家居经销商信用评分卡，预授信评分卡与审批评分卡的矩阵式交叉运用
3. 设计策略规则，包括进件大纲策略、信息校验策略、央行征信策略、商户特征策略
4. 设计授信额度策略，通过流水与租金两类数据给出授信额度

6.2 研究展望

第一，风控模型如何在风险防控与市场放量中取得平衡。风控模型能够控得住是前提，但不能过于严苛，还要满足覆盖面，如果把低信用等级经销商纳入进来，配套的风控模型如何调整、增信手段和追偿措施有哪些。

第二，家居业务场景其他环节的风控模式研究。家居行业除经销商外，还有两个很重要的群体：上游品牌工厂和下游消费者，这两个群体的风控模型又是一个新的课题，与家居经销商有很大区别，包括企业规模、经营模式、借款用途等等。

未来，我们设想将家居行业的信贷分成专业化和标准化两种，前者主要针对品牌工厂及一些复杂程度高的中小企业融资，后者主要针对家居经销商等小微企业和个人消费者的信贷，需要利用互联网和大数据技术，客户在线申请贷款、平台在线审批和发放。标准化信贷排除了人为干扰，对数学建模要求较高，要求历史数据的积累和对异常数据的鉴别。

参考文献

- Altman, E. I., Saunders, A. 1997. Credit Risk Measurement: Developments over the Last 20 Years. *Journal of Banking & Finance*, 21(11):1721-1742
- Zhang, G. P., Hu, M. Y., Patuwo, B. E., Indro, D. C. 1999. Artificial Neural Networks in Bankruptcy Prediction: General Framework and Cross-validation Analysis. *European Journal of Operational Research*, 116(1):16-32
- Allen Berger, Scott Frame, Nathan Miller. 2005. Credit Scoring and the Availability, Price, and Risk of Small Business Credit. *The Journal of Money, Credit and Banking*, Vol 137, No121
- Shi, Y., Peng, Y., Xu, W., Tang, X. 2002. Data Mining via Multiple Criteria Linear Programming: Applications in Credit Card Portfolio Management. *International Journal of Information Technology and Decision Making*, 1(1):131-151
- Platt, H. D., Platt, M. B. 1991. A Note on the Use of Industry-relative Ratios in Bankruptcy Prediction. *Journal of Banking & Finance*, 15(6):1183-1194
- Lawrence, E. L., Smith, S., Rhoades, M. 1992. An Analysis of Default Risk in Mobile Home Credit. *Journal of Banking & Finance*, 16(2):299-312
- Coats, P. K., Fant, L. F. 1993. Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool. *Financial Management*, 22(3):142-155
- Berger AN, Udall GF. 2002. Small Business Credit availability and Relationship Lending: The importance of organizational Structure. *Economic Journal*, 112-447
- Bharath S, Shumway T. 2008. Forecasting default with the Merton distance to default model. *Review of Financial Studies*, 20: 1339 - 1369.
- Galindo, Tamayo. 2001. Credit risk assessment using statistical and machine learning: basic methodology and risk modeling applications. *Computational Economics*, Vol115
- Keith Cuthbertson & Dirk Nitzsche. 2001. *Financial Engineering: Derivatives and Risk Management*. John Wiley & Sons, Ltd. New York, 366~ 406
- Michel Crouhy, Dan Galai & Robert Mark. 2001. *Risk Management*. McGraw - Hill Companies, Inc. Hightstown, 215~ 364
- 新浪财经.央行：互联网金融弥补传统金融不足 有助降低成本.2014年04月29日
- 中国人民银行.中国金融稳定报告（2014）.2014年04月29日

- 郑志元. 中小企业信贷风险管理新模式.2012年6月28日
- 银行界网.浅谈中小企业信贷风险管理存在的问题及对策.2013年11月08日
<http://www.tbankw.com/lwj/125920.html>
- 中国新闻网.P2P跑路不断 方以涵:大数据技术是P2P风控趋势.2014年8月6日
<http://www.chinanews.com/fortune/2014/08-06/6462566.shtml>
- 中研网讯.P2P网贷行业面临洗牌 大数据风控或成趋势.2015年2月9日
<http://www.chinairn.com/news/20150209/152455108.shtml>
- 陈忠阳、郭三野、刘吕科(2009).我国有银行小企业信贷模式与风险管理研究——基于银行问卷调查的分析.金融研究,第5期,169-185
- 邓超(2010).国内外小企业信用评分研究动态.国际金融研究,2010年第10期,84-91
- 郭君华(2004).产业集群与我国中小企业融资.经济师,10:160-160
- 楼瑜、程璐(2006).集群企业与银行的关系型融资的实证分析.上海金融,8:66-69
- 宋华、于亢亢(2008).集群和非集群环境下小微企业外部融资的差异研究.经济管理,18:14-21
- 魏守华、刘光海、邵东涛(2002).产业集群内小微企业间接融资特点及策略研究.财经研究,28(9):53-609
- 庄永强、王元月、葛燕燕(2004).产业集群模式的中小企业债务融资探讨.乡镇经济,5:16-18
- 杨汉波(2005).商业银行经济资本配置研究.硕士论文,暨南大学
- 赵中华、刘梅(2008).商业银行信用风险的VaR度量分析.商场现代化,2008年第5期
- 姜琳(2006).美国FICO评分系统述评.商业研究,2006年第20期
- 王颖、聂广礼、石勇(2012).基于信用评分模型的我国商业银行客户违约概率研究.管理评论,2012年第24期
- 陈彩霞、石春、程明雄(2015).基于FICO信用评分模型的电商小贷信用评价分析研究.现代商业,2015年第5期
- 潘意志(2012).阿里小贷的内涵、优势及存在的问题探析.金融发展研究,2012年第3期

- 刘广应(2010). 基于 VaR 的信用风险定价.南京审计学院学报,2010 年第 7 期
- 陈忠阳、郭三野、刘吕科(2009).“我国银行小企业信贷模式与风险管理研究—基于银行问卷调研的分析”.金融研究, 2009 年第 5 期
- 邓超、胡威、唐莹(2010).“国内外小企业信用评分研究动态”.国际金融研究, 2010 年第 10 期
- 王春峰,万海晖,张维(1999).基于神经网络技术的商业银行信用风险评估.系统工程理论与实践, 1999 年第 9 期
- 张维,李玉霜,王春峰(2000).递归分类树在信用风险分析中的应用.系统工程理论与实践, 2000 年第 3 期
- 方洪全,曾勇(2004).联机分析挖掘 OLAM 方法在银行信用风险评估中的应用.中国软科学, 2004 年第 10 期
- 徐佳娜,西宝(2004).基于 AHP-ANN 模型的商业银行信用风险评估.哈尔滨理工大学学报, 2004 年第 9 期
- 艾洪德,蔡志刚(2001).个人信用制度:借鉴与完善.金融研究, 2001 年第 3 期
- 杜淼淼(2008).美国个人信用评分系统及其启示.南方金融,2008 年第 8 期
- 程昆、储昭东、米运生(2009).商业银行信贷组合信用风险 VaR 估计技术研究.上海经济研究,2009 年第 2 期
- 徐旭初、颜廷峰(2012).中小企业信用评级:一个文献综述.学理论,2012 年第 8 期
- 胡延杰,庞娟娟(2006).Z 值模型对中国上市公司的适用性研究.云南财贸学院学报:社会科学版,2006 年 12 期
- 康书生,鲍静海,史娜,李纯杰(2007).中小企业信用评级模型的构建.河北大学学报:哲学社会科学版,2007 年第 4 期
- 王卫东(2006).AHP 在我国上市公司信用评估中的应用.重庆工商大学学报:自然科学版,2006 年第 2 期
- 赵家敏,黄英婷(2006).基于层次分析法的小企业信用评级.黑龙江社会科学, 2006 年第 6 期
- 戴毅,霍佳震,张倩(2008).基于模糊层次综合方法的企业内部风险评价.同济大学学报:自然科学版 2008 年第 6 期

杨淑娥, 黄礼(2005).基于 BP 神经网络的上市公司财务预警模型.系统工程理论与实践, 2005 年第 1 期.

陈勇(2011).关系型银行贷款理论及在我国的应用研究.时代金融.2011 年第 2 期, 总第 436 期

沈沛龙, 周浩(2010).基于支持向量机理论的中小企业信用风险预测研究.国际金融研究, 2010 年第 8 期

财新周刊 (2015) .“e-ICBC 是怎么回事”, 访问日期 2015 年 9 月 28 日,
http://www.zhouzhike.com/html/2015/topnews_0927/3508.html

武继源 (2014) .“小微企业“信用贷”创新研究”. 时代金融, 2014 第 1 期, 总第 540 期