

案例正文：

大数据助力中小商业银行个人信贷风险管理¹

0 引言

2018年2月28日下午，四川倍信通科技有限公司大数据研究中心主任办公室，方伟手握2017年度山东省某城市商业银行（以下简称A银行）的不良贷款率分析报告，眉头紧蹙。作为与A银行深度合作的管理咨询公司，他脑海中反复回放着前不久与A银行信贷部陈副行长面谈的情形。

“前几年个人信贷不良率就一直有上升的趋势，没想到今年居然快到15%了！”陈行长拍着桌子难以掩饰地激动。

“陈行长，我看问题几乎都是出在线上个人消费贷款的风险控制上，”方伟说道。

“是啊，原以为借助互联网的东风能够提高部门业绩，没想到是自己给自己挖坑，把自己给埋了！”陈行长悔不当初的摇着头感叹道。

“但是，陈行长，产品创新还是很有必要的，要不然中小银行哪有出路？问题不是出在产品创新上，而是现有的风险评估与控制体系早已无法适应目前的金融市场环境了。所以，产品创新只是其中的一只腿，要想迈开步子往前走，少不得另一条腿——有效的风险评估与控制体系的配合啊！”方伟说道。

“哎，说的容易，做起来可难呐！中小银行人手本来就不够，哪里还能去全方位地监视风险？再说了，就算人手不是问题，技术呢？技术向来是我们的软肋，专家容易请，系统哪那么容易建？”陈行长摆着头无奈地说道。

“陈行长，我想我们可以利用大数据技术尝试去解决这个问题。”方伟建议性地提道。

“太好了！我就等着你这句话，办法不都是人想出来的嘛！有什么需要尽管提，有什么困难我们一起克服！”陈行长大喜过望。

1 危机四伏的个人信贷业务环境

这次摆在方伟面前的是一个他并没有十足把握胜任的项目，但却是一个不得

1. 本案例由西南财经大学工商管理学院罗晓萌、徐亮、杨光婷，建设银行四川省分行李玲，山东省城市商业银行合作联盟寇少敏撰写，作者拥有著作权中的署名权、修改权、改编权。

2. 本案例授权中国管理案例共享中心使用，中国管理案例共享中心享有复制权、修改权、发表权、发行权、信息网络传播权、改编权、汇编权和翻译权。

3. 由于企业保密的要求，在本案例中对有关名称、数据等做了必要的掩饰性处理。

4. 本案例只供课堂讨论之用，并无意暗示或说明某种管理行为是否有效。

不去推行的任务。结合 A 银行的实际情况，思量良久之后，方伟将项目目标定位于针对线上个人消费贷款业务进行的授信决策支持系统研发。他抽调大数据研究中心的骨干人员成立课题项目组，包括业务分析师刘金、架构师王明、数据工程师夏梦和齐磊、优化工程师赵新和汪鹏，并紧锣密鼓地召开了项目组内部会议。

会议上，方伟首先发言：“现阶段为了顺应新时代经济发展阶段的转向，各中小商业银行都提出了金融服务提质增效、优化结构的‘大零售’战略转型。有转型就一定有风险。随着中小商业银行在理财、贷款、支付等多个领域进行产品创新，虽然借助互联网‘传播效应’短期内获得了大量零售客户，但是‘非面对面’的业务开展方式使得零售业务风险更加复杂，传统的客户身份识别方式、信用风险评估方法都已无法满足新形势下的风险防控需求，因此导致了不良率的大幅上升。在 2018 年商业银行最新披露的年报数据上，全国很多省份的商业银行不良率都呈现上升趋势。”

方伟顿了一顿继续说道，“尤其是在个人信贷业务模块，虽然我国整体经济保持平稳，但是大家都清楚在建立个人信用制度的道路上却是困难重重。由于目前整体市场环境还不成熟，风控体制也不健全，基于传统的个人信贷风险控制手段推出的消费信贷往往有两个入门级的条件：一是消费者有一定的经济基础，而且有稳定的收入来源；二是消费者未来预期收入较高。然而，在没有理想的技术手段帮助的情况下，对于中小商业银行而言，全面的收集和掌握客户的收支、工作等情况是很困难的，即使按照入门级条件进行筛选，由于对客户的还款意愿不了解，面临没有客户违约样本或客户违约样本小的情况，银行在预授信过程中无法知道违约客户的用户特征，也难以避免风险，我想这也是近几年个人消费信贷逾期率不断攀升的原因吧。”

“虽然央行的征信系统能够提供一定的支撑信息，但其本身也存在诸多漏洞。”夏梦接着说道，“我国征信系统本身启动就比较晚，更新也较慢，周期更是达到一个月以上，导致信用逾期记录显示不及时。而且有些客户在个人征信系统中缺乏最基本的个人信息，比如工作单位、家庭住址等等。让银行不能全面掌握客户的信用情况，容易在判断个人信贷申请时犯下主观错误，不仅增加了个人信贷业务的风险，也导致银行不能对资金的使用进行有效的监管，更没有办法对借款人的个人信用变更进行有效的监督。”

“而且个人违约成本也很低。主要还是缺少完备的法律及配套体系作为支撑，而且在我国大部分的纠纷案中，对违约人的处罚都没有很明晰的规定。这也是源于个人贷款金额一般都较小，法院往往不受理其业务，即使银行要变现抵押物也是困难重重，难以确保第二还款源的稳定性，”王明接过话。

“作为利率背负者的个人消费信贷用户只能被动接受当下的利率，面对弹性

缺失的利率环境，个人从主观上也很容易拒绝还款，这就很难把个人信贷风险控制在此较低的水平！”刘金发表了自己的观点。

“更雪上加霜的是，我国贷款审批效率还比较低，许多贷款环节要依靠人工来完成，时限自然就会较长，业务往往会被积压，有些贷款从上交材料到审批完成甚至要半个月到一个月的时间，这无疑加剧了贷款的不确定性。以二手房交易为例，审批效率的低下可能会使卖家终止交易，客户损失定金，对银行的信任度下降，造成银行客户群体流失。所以啊，要想在当今金融市场中占有一席之地，就必须提高业务的审批效率，启用大数据等技术手段进行自动化审批，这样才能保证工作有效进行，”赵新提出了自己的观点。

“虽然银行要面临诸如信用风险、操作风险、市场风险、法律风险、利率风险等不确定性，但实际上银行在预授信时主要考虑的风险还是信用风险，也就是违约风险，这是导致银行资本遭受损失的主要原因，也是最让他们头痛的风险。由于债务人或交易对手违约或信用评级、履约能力降低，不能按照借款合同来偿还银行贷款的本息，很容易就导致银行贷款本金遭受损失了嘛！”方伟突然提高语调：“不过，和对公贷款客户相比，个人贷款客户拥有着原始信息不可修改、交易流水数据粘度高等特点，是数据挖掘的理想研究对象。因此，凭借在个人征信体系建设中起到关键性作用的数据挖掘技术和数据本身的广度，我认为是完全可以充分地降低个人信贷风险的！”

2 迫在眉睫的客户信用风险评估

经过半个月深入 A 银行的调研与走访，项目组完成了初期的资料与数据收集工作，明确了业务需求，并就 A 银行存在的风险问题进行了评估。

在项目小组内部工作会议上，方伟总结道，“近年来 A 银行对信用风险管理的重视程度大大加强，遵循银行业监管机构要求，在信贷政策制定、信用风险评估、授权审批、信贷责任等方面投入了大量工作，但由于起步较晚，在风险管理方面与国有商业银行、股份制商业银行相比依然有较大差距，目前面临的问题也比较多。下面请大家依次发表自己的观点吧。”

“我先来抛砖引玉吧，”夏梦带头发言，“长期以来，A 银行出于政策和经济目标考虑，信贷额度集中向资产优良的大中型对公客户倾斜，导致其面向零售客户的信用风险控制力度明显不足。近几年为了响应国家“普惠金融”政策的号召，他们才逐步发力零售客户，面对‘互联网+’时代的大量零售客户，传统的信用风险评估方法已无法满足新时期业务发展的需求。由于信用风险评估管理体系建设过程复杂，他们普遍采用咨询项目、外包建设等方式引入。而目前业界主流信用风险评估解决方案仍为基于‘规则引擎’的‘评分卡’模式，其中评分规则多为依靠

专家经验部署或业界基础规则，最终得出的客户信用评级缺乏客观性。”

王明接过话：“调研过程中发现最大的问题就是数据样本不足，特别是违约样本不足，我想这是 A 银行的体量和数据运营机制决定的吧。一方面，零售业务规模有限，业务开展周期较短，积累的业务数据量不足，导致了样本数据特别是违约样本数量不足，对以‘大数据量’训练为基础的深度学习技术提出了挑战。另一方面，A 银行缺少系统性数据维护和管理机制，数据架构不完善，存在数据瓶颈制约，这些问题导致其部分数据项存在缺失，对后续数据积累和使用造成影响。”

“我也来补充一点，”齐磊说道，“A 银行的专业人才储备也明显不足。信用风险管理需要大量的专业人员参与数据的收集、整理、模型建立、运用、结果输出、验证等工作，而目前 A 银行的人员设置太过精简，无法涵盖经济学、数学、金融学以及统计学等多个学科人才，短期内难以完成风险评价体系人才的梯队建设，我想我们需要做的工作还很多啊！”

“正是由于存在上述种种限制与难题，才能显示出我们工作的价值所在。想要管控个人信贷方面的风险，我们的核心任务就是帮助他们从以往的‘经验决策’迈向科学的‘数据决策’，传统方法中有效的地方我们要借鉴，无效的地方我们要改进，电脑和人脑要有机结合起来，才能最大程度上发挥大数据的作用！”方伟总结道，同时他向项目组下达了正式任务之一——整理现有的评分的缺点及提出初步的改进方案顶层架构，由架构师完成。

3 大数据化实现的“短板”

接下来的半个月，项目组成员基于收集到的资料与数据，采用定性分析方法完成了信用风险评估指标筛选，并同步完成了基础平台、数据平台的设计与搭建。在进行下一步工作之前，他们照例举行了内部沟通会议。

“A 银行个人客户信用风险评估大部分依赖于行内专家法规则，对外部数据源的使用也主要使用交叉比对验证方法辅助人工评测，尚未形成能全面刻画零售客户特征的指标体系。因此，我和王明、夏梦着重梳理了个人客户信用风险评估的内外部指标，”刘金率先汇报道。

“我们利用的数据主要有三类：第一类是银行内部数据，包括客户在银行办理业务产生的各类操作行为、流程所留存的所有数据信息；第二类是外部公开数据，包括司法诉讼类信息、税务信息、行政处罚类及负面名单信息；第三类是同行数据，包括征信及央行征信、银监风险预警以及如来源于国有商业银行、第三方风险管理服务提供商和外部信用评估机构的其他同行信息，”王明补充道。

“方主任，基础平台与数据平台我们也已经搭建完毕。目前，我们如果要考

考虑采用系统针对每一个客户预授信的话，就需要从违约样本中提取违约标签来对每个客户进行违约概率的预测，但是目前面临的最大难点就像上次王明提到的一样——缺乏违约样本数据，真是巧妇难为无米之炊啊！”齐磊紧锁着眉头说道。

“这个问题我也一直在思考，我想我们应该换个相反的思路，没有违约样本，就从正常消费者着手，通过识别与正常消费者显著不同的消费者，从中提取违约标签，大家看能不能行得通？”方伟发话了。这个问题是银行个人风险评估中始终绕不开的难题，无论是以前还是现在，正是由于缺少违约样本，导致银行无法直接识别高风险顾客，从而无法有效规避风险。方伟一直苦苦思索着其中的对策，终于他找到了一个有效解决这个问题的办法。

“这个主意妙！解决了违约样本问题，我们就可以从中提取违约标签来进行违约概率的预测，从而进一步得出每个客户的贷款额度，实现对申请用户的实时预授信！”赵新掩饰不住兴奋的神情激动地说道。

大家都兴奋地鼓起掌来，违约样本的问题解决了，接下来就是商讨模型的具体设计问题了。

“我认为并不能完全抛弃以往的专家评分规则，毕竟这些规则经受了这么多年的实践检验，效果还是有的，”齐磊说道。

“我赞同齐磊的观点，专家评分能在一定程度上弥补数据分析中存在的明显错误，比如按照识别与正常消费者显著不同的消费者的思路来进行的话，极个别的高收入用户很容易被划为异常离群点，但他们明显不属于高违约风险人群，类似这样的低级错误通过专家评分规则的审查后是完全可以避免的，”赵新赞同地说道。

“好！那我们的整体思路就是通过结合大数据手段与专家评分系统，实现大数据与专家评分规则的优势互补，对银行关键业务环节进行‘数据化’、‘智能化’评估，以期降低线上个人消费贷款不良率风险，”方伟总结道，同时他向项目组下达了正式任务之二——确定在缺少样本情况下违约概率计算的具体模型，由数据工程师完成，以及正式任务之三——根据银行总体放贷额度及预期利润率，建立预授信额度模型并给出初步的授信方案，由优化工程师完成。

4 从“经验决策”迈向“数据决策”

经过一个月的技术攻坚，初步的模型设计方案已经成型。方伟邀请 A 银行陈副行长与相关后台技术人员来到大数据研究中心，就相关成果方案进行汇报与沟通。

会上，齐磊向大家进行了汇报：“我们综合专家评分系统和基于数据驱动的决策支持系统的优点，提出了基于专家评分的数据决策模型。首先由专家评分系

统及数据驱动评分系统综合计算风险得分,然后基于综合风险得分,关联有监督与无监督机器学习算法获取违约概率,最后基于违约概率,以利润最大化为导向计算授信额度。”说罢,齐磊指着大屏幕上的一幅图,继续解释道:“模型原理流程图请见图 1 所示,客户数据经由……”

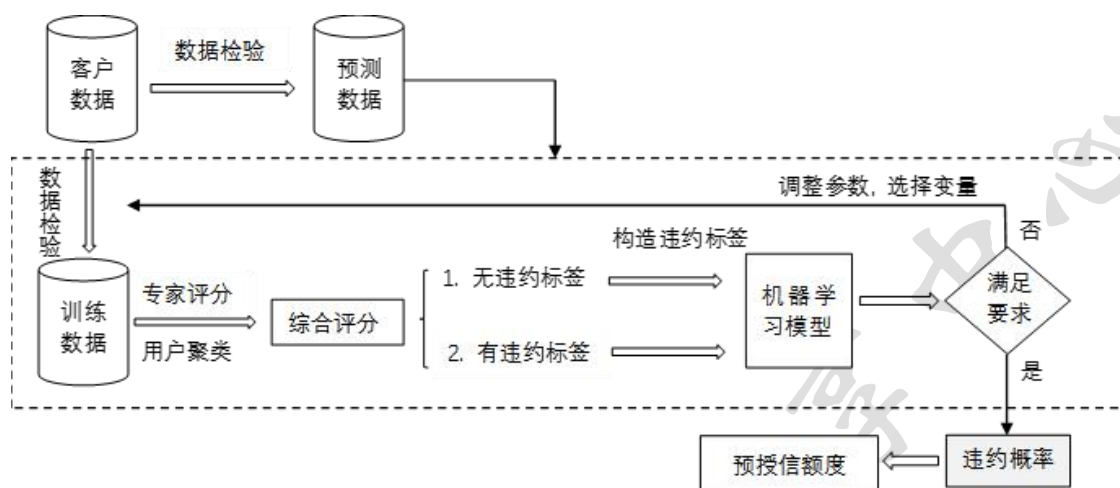


图 1 数据决策预授信风险控制模型原理流程图

“模型的建设包含综合风险评分、违约概率确定及授信额度确定三个关键步骤，”介绍完模型设计的原理，齐磊继续介绍模型的具体构造。

4.1 综合风险评分

“在有违约客户数据的前提下,可以直接开展机器学习获取违约概率。然而目前由于违约客户样本数据的缺乏,需要构造违约标签。实践表明,大部分申请客户具有较低的违约概率,我们的解决方法是识别与大多数申请者不同的用户来进行网贷违约风险控制。因此模型构造了综合风险评分方法,用于进一步构造违约标签。模型从专家知识和数据驱动的角度出发,综合专家评分和用户聚类的方式计算客户的风险评分,如图 2 所示。”

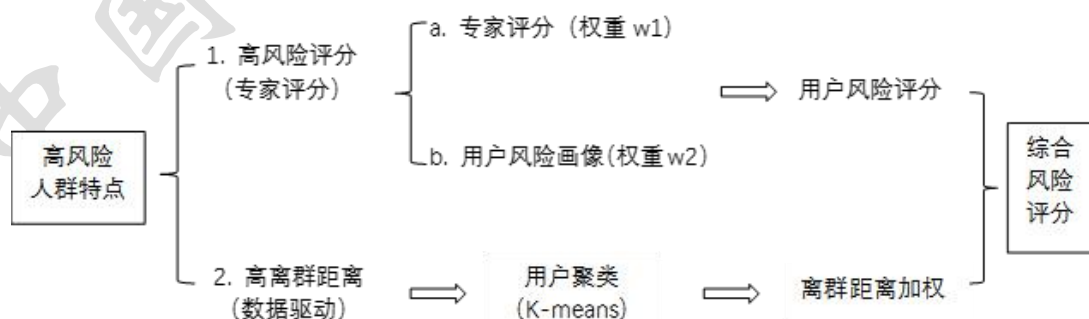


图 2 综合风险评分示意图

“首先,利用专家评分与用户画像评分建立高风险评分系统,通过两种评分的加

权,得出最终用户风险评分。然后,采用聚类分析建立数据驱动评分系统;最后,将数据驱动评分系统中获得的用户的离群距离作为总体权重,乘以专家风险评分,得到最终的综合风险得分。”

“专家评分我们比较熟悉,主要根据银行‘评分指标’来进行打分,每一位客户各项指标得分加总得到最终评分。但是对于你这里提到的用户风险画像不太熟悉,能具体解释一下吗?”陈副行长提问。

“好的,陈行长。这里的用户风险画像是我们从银行客户指标中构建了还款能力和消费欲望两个维度来进行刻画,其中还款能力的检测第一是看薪水时长是否小于三个月,第二是看月工资数额是否低于所在区域的最低工资水平,第三是看年消费额度是否是年工资的1.5倍。一般较低的薪酬和较窄的月工资范围往往意味着客户工作不稳定,流动性较大,这一类人群具有较高的违约风险,而过高的年消费在年工资的占比意味着用户的消费欲望比较强烈,具有较高的负债率,因此存在一定的违约风险。对于同时具有低还款能力和高消费欲望的客户,其风险画像评分为0,否则为1。”

“一般来说,得到用户风险评分就足够了,为什么还需要建立数据驱动评分系统,能解释一下吗?”一位技术人员提问。

“好的,我来具体解释一下。大家都知道,综合风险得分体现的专家对于影响因子的判断,具有一定的权威,但是得分和违约概率并非是线性影响关系,例如较高的年龄未必意味着违约概率越大。因此,需要对专家评分进行调整,所以我提出了数据驱动评分系统。那么,什么是数据驱动评分系统呢?”齐磊继续解释道,“在这里我们利用无量纲化和归一化后的数据进行聚类分析,采用 K-Means 聚类方法,把用户分为若干类,每一类都有一个聚类中心,每一个用户都属于某一类,并计算用户的离群距离,若某个用户离聚类中心越远,则表示该用户的离群距离越大。在数据驱动评分系统中,高离群距离往往意味着该用户与大众群体差异较大,这个用户可能是一个异常的离群点。”

4.2 违约概率的确定

“在缺少违约样本的情况下,违约客户的识别主要依赖于综合风险评分。我们通过综合风险评分,把样本贴上伪标签,从而把无监督模型和有监督模型联系起来。结合数据特征和目标,我们的模型主要基于聚类假设建立标签数据与违约概率的关系,通过迭代的方式,邻居的标签信息在网络中不断扩散,使得最终的结果为邻居的标签信息与原始标签信息的综合。当后期积累了一些违约标签和非违约标签之后,可以验证模型的正确性,从而挑选出重要的违约影响因子和调整参数优化模型。具体流程如图3所示,”齐磊指着屏幕介绍道。

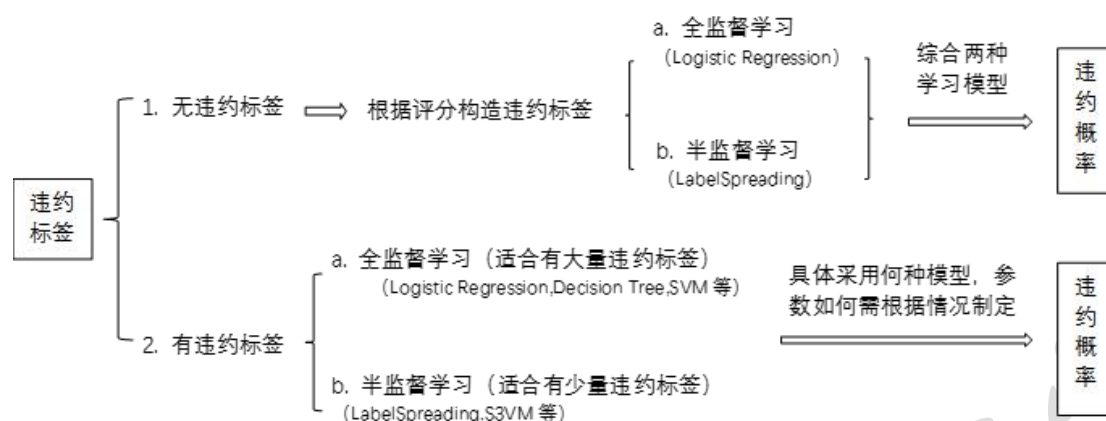


图3 违约概率确定流程图

4.3 预授信额度确定

“在给定客户违约概率测度之后，利用该概率测度指导预授信额度的划分，分散违约风险，从而使得总体风险可控。在具体实施中也往往采用如 10 倍工资的工资倍数作为预授信额度。对此，我们提出基于违约概率测度的预授信额度分配模型，从而优化客户的预授信额度，使得总体的期望损失最小。具体方法如下……”齐磊详细阐述着团队的方案。

5 项目汇报会-大数据完美助力

“我们选取 A 银行企业代发客户的 28000 条样本数据作为训练集数据并进行预处理，包括以下字段，”方伟指着大屏幕上说道。

表1 作为个人信贷用户的筛选指标

字段类别	名称	说明
代发企业 评级	企业属性及规模	
	所属行业	
	账户年日均余额	
	是否在我行有授信额度	
	授信额度	
	授信企业还款情况(如果有授信)	
	抵质押情况(如果有授信)	
用户基本	年龄	

属性	性别	
	婚姻状况	
	学历	
个人资产 状况及信 用	账龄	
	客户资产年日均（理财，贵金属，活期，定期，基金，保险等）	
	本行以往借贷情况	
	本行以往借贷还款状态	
个人收入 及消费特 征	代发薪时长	
	月工资范围	
	过去 12 月内线上线下消费总额(微信,支付宝,京东)	
加减分数 项	工资卡当前余额	
	有贷款的客户是否在我行有按揭贷款	
	信用卡(公务卡)是否有逾期	
	是否持有大额存单产品	
	是否持有大额存单产品	
	资产变化趋势（两年间）	
	消费变化趋势（两年间）	
	工资变化趋势（两年间）	

“我们首先删除了没有数据的字段，具体包括企业属性及规模、抵质押情况以及学历，然而实践表明该字段对于客户贷款授信具有指导作用，因此在数据允许的情况下，我们建议应补充相关字段的信息。其次，模型中删除了常量数据，具体包括授信额度、授信企业还款情况以及是否在我行有授信额度，这是由于常量数据对于是否违约不具有区分效果，因此在训练模型的时候做了删除处理。”

“在对于预授信档次划分的标准上，根据该预授信模型，在训练模型的默认

参数下，得到的归一化后的风险评分的分布，”方伟指着大屏幕上继续说道。

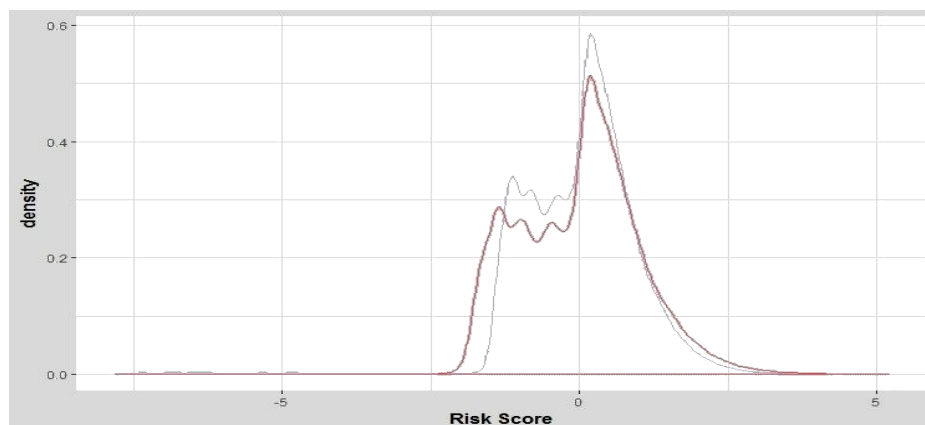


图4 综合风险评分示意图

“其中红色粗线代表 A 银行的现有风险评分，蓝色细线代表违约概率调整后的综合风险评分。很明显，违约概率调整后的综合风险评分分布相对更加集中，这是因为在有了一定的违约样本之后，模型对贷款人群的违约风险刻画更加深刻，从而对原有评分起到纠偏作用，”方伟解释道。

“根据综合风险评分的分布，我们把客户分为 24 档。档次越高，则客户的违约风险越低，如第 1 档代表综合风险评分低于客户总体 1%分位数。其具体对照关系见表 2 所示，”方伟指着大屏幕介绍道。

表2 授信额度档次与风险评分对照表

1 档	2 档	3 档	4 档	5 档	6 档	7 档	8 档	9 档	10 档	11 档	12 档
$\leq 1\%$	(1%,5 %]	(5%,6 %]	(6%,10 %]	(10%,1 5%]	(15%,2 0%]	(20%,2 5%]	(25%,3 0%]	(30%,3 5%]	(35%,4 0%]	(40%,4 5%]	(45%,5 0%]
13 档	14 档	15 档	16 档	17 档	18 档	19 档	20 档	21 档	22 档	23 档	24 档
(50%,5 5%]	(55%,6 0%]	(60%,6 5%]	(65%,7 0%]	(70%,7 5%]	(75%,8 0%]	(80%,8 5%]	(85%,9 0%]	(90%,9 5%]	(95%,9 6%]	(96%,9 9%]	>99%

“针对预授信档次额度的划分，根据 A 银行基于工资的授信额度计算方法及行内整体放贷规模确定预授信额度，在授信档次基础上制定了类似的授信额度准则，表 3 分别给出了不同拒贷率下的授信额度，”方伟继续介绍道。

表3 各档次授信额度

档次	建议额度	档次	建议额度	档次	建议额度
1 档	拒绝	9 档	15 倍工资	17 档	23 倍工资

2 档	12 倍工资、 5%拒贷率下拒绝	10 档	16 倍工资	18 档	24 倍工资
3 档	12 倍工资	11 档	17 倍工资	19 档	25 倍工资
4 档	12.5 倍工资	12 档	18 倍工资	20 档	26 倍工资
5 档	13 倍工资	13 档	19 倍工资	21 档	27 倍工资
6 档	13.5 倍工资	14 档	20 倍工资	22 档	28 倍工资
7 档	14 倍工资	15 档	21 倍工资	23 档	29 倍工资
8 档	14.5 倍工资	16 档	22 倍工资	24 档	30 倍工资

“对于选取拒贷客户的选取和授信额度的确定，主要分为以下三步：第一步，对客户违约概率进行从高到低排序；第二步，选取拒贷客户，主要有两种方式，第一种是选择拒贷概率，如拒绝概率为 0.7471，则违约概率大于 0.7471 的客户被拒绝；第二种是选择拒贷人数，如拒绝前违约概率最高的的前 4 名客户；第三步，确定贷款额度，”方伟向大家详细解释起来。

“根据上述的授信额度准则，可测算了不同贷款参数下的资金分配情况，假设客户的响应率为 10%，即只有 5%的客户选择接受信贷，根据 24 档次，对应相应的额度工资，按照实际放贷规模/预计客户占比=预期总体放贷规模，如 500 万/0.1=5000 万。最后，基于预授信模型得出的预授信人次的测算见表 4，”方伟指的大屏幕说道。

表 4 预授信人次的预算

	额度	总资金=3千万 拒绝率=5%	总资金=5千万 拒绝率=5%	总资金=1亿 拒绝率=5%	总资金=3千万 拒绝率=1%	总资金=1亿 拒绝率=1%	总资金=3千万 拒绝率=5%	总资金=5千万 拒绝率=5%	总资金=1亿 拒绝率=5%
1 档	拒贷	353	353	353	705	706	3529	3529	3529
2 档	不贷	63300	57769	40808	62948	40455	60124	54593	37632

3 档	12	427	852	2209	427	2209	427	852	2209
4 档	12.5	398	782	2080	398	2080	398	782	2080
5 档	13	395	758	1966	395	1966	395	758	1966
6 档	13.5	365	747	1864	365	1864	365	747	1864
7 档	14	341	655	1779	341	1779	341	655	1779
8 档	14.5	352	655	1748	352	1748	352	655	1748
9 档	15	327	622	1620	327	1620	327	622	1620
10 档	16	320	593	1481	320	1481	320	593	1481
11 档	17	315	541	1380	315	1380	315	541	1380
12 档	18	305	547	1275	305	1275	305	547	1275
13 档	19	297	509	1202	297	1202	297	509	1202
14 档	20	288	502	1130	288	1130	288	502	1130
15 档	21	288	489	1068	288	1068	288	489	1068
16 档	22	284	479	1036	284	1036	284	479	1036
17 档	23	281	480	1003	281	1003	281	480	1003
18 档	24	280	467	973	280	973	280	467	973
19 档	25	279	468	956	279	956	279	468	956
20 档	26	278	465	941	278	941	278	465	941
21 档	27	277	464	935	277	935	277	464	935
22 档	28	277	461	928	277	928	277	461	928
23 档	29	273	460	924	273	924	273	460	924
24 档	30	273	455	914	273	914	273	455	914

“基于 A 银行的数据，通过模型系统的推出和应用，我们将得出的授信结果与被拒客户的征信和工资水平进行核对，均符合实际。因此，可以证明该系统有

效地实现了对消费信贷风险的控制，达到了降低违约率目的。此外，相较于传统工作机制，该系统应用上线后，将极大减少了前台柜员贷款信息审核、征信报告审查、额度计算的时间，提高银行放贷效率且大大减少银行成本。对于客户而言，在提交贷款申请后可秒级返回评估结果，为客户节省了宝贵时间，提高了业务体验，能发挥增强客户满意度和粘性的作用，”方伟信心满满地介绍着。

“同时，我们将结果与 A 银行目前的风险评估结果进行对比发现，模型综合风险评分与 A 银行评分具有较高一致性，其差异主要表现为对于高风险人群的判别，综合风险评分识别了某些 A 银行评分识别不了的高风险客户，”方伟补充道。

6 尾声

“目前，该模型在样本标签方面，使用样本聚类下的离群距离调整专家评分，可以在一定程度上纠正专家评分带来的偏误，但是离群距离不能完全反映客户的违约风险，因此生成的违约样本标签与真实情况存在一定偏差，从而导致预测的违约概率不能真实反映风险。随着违约样本的不断累积，该问题会在一定程度上得到解决，或者可通过引入外部数据的方式来进一步纠正结果偏差。其次，在预授信额度计算模型中，由于客户的响应率无法明确得知，只能采用测算的方式预估，随着模型的上线和数据累积，可对客户的响应率进行较为精准的估计……”方伟继续介绍着系统建设完成后的预期设想。

汇报完成后，方伟从陈副行长的脸上他读出了自己期待已久的结果，他终于长舒一口气。

（案例正文字数：9454）

启发思考题

为了帮助学生进一步理解案例并启发学生思考，以下问题可以作为课前思考题布置给学生。通过回答下述问题，学生能够更清晰地了解中小商业银行在个人信贷风险管理方面的现状与瓶颈，基于此，能够更快速地识别出其运营过程中所面临的突出问题，并进一步思考解决该问题的可能方法，最后通过归纳法总结出广大中小商业银行在个人信贷风险管理方面所面临困境及解决方案的共性之处。

为了便于课堂讨论，教师可以在课前将学生分组，并根据授课重点挑选 2-3 个启发思考题，提前 1-2 周布置给学生，要求学生针对给出的思考题在组内进行多次讨论，并将成果制成 PPT 演示文稿，课堂上教师可以随机抽取 2-3 个小组进行演示，其他小组可以进行提问与补充。剩下的思考题可以作为在课堂上进行讨

论的材料，并要求学生课后对思考题答案进行进一步整理与完善，以小组为单位形成书面报告并提交。

1. 请进一步查阅有关中小商业银行风险管理方面的资料，并结合案例思考，目前中小商业银行在个人信贷风险评估方面存在哪些突出问题？传统的专家评分系统有哪些不足？

2. 针对线上个人消费贷款新业务，评价中小商业银行在进行风险评估过程中可能存在的问题。并结合案例回答，项目组是如何从专家评分系统过渡到基于大数据的决策支持系统的？

3. 案例中的项目团队在开发风险评估系统的过程中遇到了什么关键难题，他们是如何解决的？

4. 线上个人消费贷款预授信系统开发出来之后，预授信额度如何确定，以及该系统在实际中应该如何运用？